

Structural Relationship Analysis among Digital Competency, AI Perceptions, and Service Utilization for Fostering an Inclusive Intelligent Information Society

Seong-Eun Chu*, Mi Kim*

*Lecturer, Dept. of Artificial Intelligence, Chonnam National University, Gwangju, Korea

[Abstract]

This study utilized data from the "2025 Intelligent Information Society User Panel Survey" to examine the structural causal relationship between individuals' digital competence levels and their utilization of digital services. The analysis revealed that digital competence, the independent variable, had a significant positive direct effect on both digital service utilization (the dependent variable) and AI future perception (a mediating variable). However, its direct effect on generative AI risk perception was not statistically significant. Mediation analysis showed a significant positive indirect effect through the path of "digital competence level → AI future perception → digital service utilization." Conversely, the mediating pathway of "digital competence level → generative AI risk perception → digital service utilization" was not significant. Lastly, a sequential multiple mediation pathway "digital competence level → AI future perception → generative AI risk perception → digital service utilization" demonstrated a significant negative indirect effect. These findings suggest that implementing an inclusive intelligent information society requires not only strengthening basic digital competencies but also adopting structural approaches to foster positive AI future perceptions and manage risk perceptions.

▶ **Key Words:** Digital Competency Levels, AI Future Perceptions, Generative AI Risk Perceptions, Digital Service Utilization

[요 약]

본 연구는 「2025년 지능 정보사회 이용자 패널조사」 데이터를 활용하여 개인의 디지털 역량 수준이 디지털 서비스 활용도에 미치는 구조적 인과관계를 규명하고자 하였다. 분석 결과, 독립변수인 디지털 역량 수준은 종속변수인 디지털 서비스 활용도와 매개변수인 AI 미래 인식에 직접적인 정(+)의 영향을 미쳤으나, 생성형 AI 위험 인식에 미치는 직접 효과는 유의하지 않았다. 매개효과 검증 결과, '디지털 역량 수준→AI 미래 인식→디지털 서비스 활용도'의 매개 경로는 유의미한 정(+)의 간접효과가 나타났다. 반면, '디지털 역량 수준→생성형 AI 위험 인식→디지털 서비스 활용도'의 매개 경로는 유의하지 않았다. 마지막으로 '디지털 역량 수준→AI 미래 인식→생성형 AI 위험 인식→디지털 서비스 활용도'로 이어지는 순차적 다중 매개 경로는 유의미한 부(-)의 간접효과가 확인되었다. 본 연구 결과는 포용적 지능 정보사회 구현을 위해 기초적인 디지털 역량 강화와 더불어, 긍정적인 AI 미래 인식을 형성하고 위험 인식을 통제할 수 있는 구조적 차원의 접근이 필요함을 시사한다.

▶ **주제어:** 디지털 역량 수준, AI 미래 인식, 생성형 AI 위험 인식, 디지털 서비스 활용도

- First Author: Seong-Eun Chu, Corresponding Author: Mi Kim
- *Seong-Eun Chu (sechu@jnu.ac.kr), Dept. of Artificial Intelligence, Chonnam National University
- *Mi Kim (km0398@naver.com), Dept. of Artificial Intelligence, Chonnam National University
- Received: 2026. 08. 05, Revised: 2026. 09. 19, Accepted: 2026. 09. 22.

I. Introduction

오늘날 생성형 인공지능 기술의 범용화는 일상생활, 경제 활동, 사회적 상호작용 체계를 근본적으로 혁신하고 있다. 현대 기술 생태계에서 디지털 플랫폼은 단순한 도구를 넘어 개인이 주체적인 삶을 영위하고 사회적 가치를 창출하기 위한 가장 중요한 핵심 토대로 기능을 다져가고 있다 [1]. 이에 따라 국가적 차원의 디지털 포용 정책과 교육이 여러 가지 방법으로 진행되었으나 초기 디지털 격차에 대한 논의와 관심이 기기의 보유나 일차적인 접근성 위주였다면, 현재의 격차는 개인이 보유한 컴퓨터나 스마트폰 활용 능력을 기반으로 데이터 기반 거래, 자산 관리, 제도적 인증 등 고차원적인 디지털 서비스를 얼마나 능동적이고 선별적으로 소비하는가의 실천적 행동의 문제로 이동하였다[2]. 즉, 디지털 주체가 체감하는 역량 수준이 실제 디지털 서비스 활용도로 전환되는 구조적 인과관계를 규명하는 것은 지능정보사회 정책의 실효성을 담보하기 위한 선결 과제이다. 그러나 디지털 역량의 제고가 실제 기술의 활용과 무조건적인 정(+)의 선형 관계만을 형성하는가에 대해서는 통계학적 관점에서 정밀한 검증이 요구된다. 왜냐하면 인공지능 기술의 고도화는 이용자에게 높은 효용성과 개인화된 맞춤형 편익을 제공한다는 낙관적 수용성을 심어주는 동시에 저작권 및 인간 창의성 위협, 할루시네이션(거짓 정보 생성)에 따른 신뢰성 저하, 악용 및 고용 대체 위험 등 치명적인 역기능을 동반하기 때문이다[3]. 이러한 기술적 양면성은 디지털 주체 내부에서 긍정적인 기대감과 통제하려는 경각심이 동시에 맞부딪히는 이중적인 마음 상태를 형성한다. 기존의 대다수 데이터 기반 연구들은 기술이 편리하면 사람이 이를 받아들인다는 이론을 근거로 기술의 편리함이 이용 의도를 끌어내는 단순한 단방향 경로에 치중하거나, 개인정보 유출을 걱정하면서도 기술을 편리하게 쓰는 상반된 행동 현상 관점에서 위험을 느껴 기술 이용을 거부하고 차단하는 경로만을 독립적으로 다루어 왔다[3, 4].

결과적으로 생성형 AI 기술이 제공하는 편익과 잠재적 위험을 이용자가 동시에 인지하고, 나아가 주체적인 행동 방향을 결정하는 다차원적 인과관계를 하나의 구조적 틀 안에서 실증적으로 검증한 연구는 찾아보기 어렵다. 이러한 학술적 공백을 보완하고 통계 분석의 정확성을 확보하기 위해 본 연구는 개인이 지닌 디지털 역량 수준이 최종 디지털 서비스 활용도에 미치는 직접적인 영향을 확인하고, 이 관계성 내부에서 AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식이라는 서로 다른 두 마음이 어떻게 조화롭게 움직이

는지 구조방정식모형을 통해 밝히고자 한다. 특히 본 모형은 일상적인 컴퓨터나 스마트폰 활용 능력 자체가 기술의 구체적인 부작용을 즉각 식별하진 못한다는 판단하에, 기술의 거시적 패러다임 전환을 예측하는 AI 미래 인식이 선행 구축된 후, 그 파급력만큼 수반되는 위험을 하나씩 차례대로 깊이 간파한다는 순차적 연쇄 매개 경로를 모형 내에 수립하여 분석의 독창성을 확보하였다.

본 연구는 과학적 신뢰성을 위해 「2025년 지능정보사회 이용자 패널조사」의 정제된 성인층 표본(4,065명)을 최종 데이터 분석에 활용하였다. 분석 과정에서는 구조방정식 모형의 적합성을 검토하였으며, 수렴타당성 검증을 위해 평균분산추출값(AVE)과 개념신뢰도(C.R.) 산출 기준을 적용하였고, 판별 타당성 검증을 위해 $AVE > \rho^2$ 기준과 신뢰구간법을 적용하였다[5, 6]. 최종 매개효과는 오차 없는 신뢰구간 추정이 가능한 부트스트래핑 기법을 활용해 검증하였다[7]. 본 연구는 단순 기술 진흥 중심의 기존 틀에서 벗어나, 디지털 주체가 위험을 스스로 통제하도록 유도하는 신뢰 기반의 디지털 생태계 조성을 위한 실질적인 방향성을 제시할 것으로 본다. 이는 향후 인공지능 기반 디지털 포용 사회 구축을 위한 학문적·실천적 기반 확장에 의미 있는 가치를 지닐 것으로 본다.

II. Theoretical Background and Literature Review

1. Multidimensional Components of Digital Competence Level

한국지능정보사회진흥원의 디지털 격차 분류 기준과 조사 지표를 바탕으로 본 연구의 독립변수인 디지털 역량 수준은 이용자의 실천적 주체성과 숙련도를 반영하는 총 6가지의 관측 변수로 범주화하였다.

온라인 간편결제 및 키오스크 이용 등 일상생활의 복지와 편익을 자율적으로 처리하는 생활환경 활용, 피싱이나 저작권 침해 시 법적·제도적 구제 경로를 파악하는 권리보호, 정보의 홍수 속에서 팩트체크 도구를 활용해 허위 사실과 원본 출처를 추적·식별하는 비판적 이해, 미디어의 수동적 소비를 넘어 모바일 앱으로 숏폼 콘텐츠 등을 가공하는 생산과 공유, 시민 참여 및 기부 플랫폼을 매개로 공동체의 사회적 가치를 실현하는 사회참여, 개인정보 설정 및 악성코드 통합 보안 앱을 통해 단말기 내 데이터 흔적을 능동적으로 보호하는 보안 역량이 이에 해당한다.

이러한 하위 차원들의 고도화는 새로운 기술적 인터페

이스를 마주했을 때 개인이 체감하는 진입장벽을 낮추는 직접적인 요인이 된다[8]. 특히, 정보의 속성을 깊이 있게 분석하는 비판적 이해와 보안 위협을 제어하는 보안 역량의 결합은 혁신 기술을 무비판적으로 추종하는 태도를 제어하고, 기술이 가진 장점과 위험 요소를 이성적으로 판단할 수 있는 지식을 형성하는 역할을 한다[9].

본 연구의 독립변수인 '디지털 역량 수준' 잠재변수는 총 24개 문항으로 구성되었으며, 구체적인 하위 영역별 문항 구성은 다음과 같다. '생활 활용'은 6개 문항, '권리보호'는 5개 문항, '비판적 이해'는 4개 문항, '생산과 공유'는 3개 문항, '사회참여'는 3개 문항, 마지막으로 '보안'은 3개 문항으로 구성되었다. 각 하위 영역의 관측변수 값은 해당 영역을 구성하는 세부 문항들의 산술평균을 통해 산출하였다. 모든 문항은 리커트(Likert) 5점 척도로 측정되었으며, 점수가 높을수록 해당 영역의 디지털 역량 수준이 높음을 의미한다.

2. Multilayered Psychological Schemas and Technology Facilitation Pathways of Future AI Perceptions

인공지능(AI) 기술의 보편화는 기술이 가져올 효율성과 거시적 환경 변화에 대하여 디지털 주체 내부에서 다층적인 미래지향적 비전을 유발한다. 첫 번째 매개변수인 AI 미래 인식은 기술 진보에 따른 패러다임 전환을 이용자가 예측 및 수용하는 심리적 기제이며, 3가지 하위 관측 변수를 통해 구체화하였다. 노동 생태계의 교란과 신체·물리적 결합을 예측하는 구조적 환경 전환, 우리 삶의 상시적 행동 궤적이 기록되고 내면의 감정이 데이터화가 되면서 발생하는 사생활 위협을 다루는 프라이버시 위험 인식, 인공지능 시스템의 의사결정 위임과 감정 인지 개인화 가치를 의미하는 알고리즘 의존 및 편익이 하위 구성 요인을 이룬다. 전통적인 기술 수용모델 및 혁신 기술 거시 담론에 의하면, 인공지능은 단순히 통제와 규제의 대상이 아니라 인류의 웰빙과 공익을 견인하는 힘으로 다루어져야 한다. 개인이 보유한 디지털 역량이 고도화될수록 이러한 구조적 환경 전환과 알고리즘 편익이 도출할 미래 가치를 보다 이해하게 된다[10].

본 연구의 매개변수인 'AI미래인식'은 구조적 환경 전환, 프라이버시 위험 인식, 알고리즘 의존 및 편익의 3가지 하위 영역(총 10개 문항)으로 구성된 잠재변수이다. 이 중 '프라이버시 위험 인식'과 '알고리즘 의존'은 AI에 대한 부정적 인식을 나타내므로, 전체 변수의 방향성을 통일하기 위해 부(-)의 문항을 역코딩(Reverse Coding)하여 점

수가 높을수록 AI 미래에 대해 긍정적으로 인식함을 의미하도록 재코딩하였다. 각 하위 영역의 관측변수 값은 해당 영역 구성 문항들의 산술평균을 사용하여 산출하였다.

3. Risk Control Mechanisms of Generative AI Risk Perceptions

AI의 무단 학습 및 인간 고유 창작물 대체를 다루는 저작권 및 인간 창의성 위협, 가짜 뉴스와 할루시네이션에 의한 미디어 왜곡 및 확증 편향 심화를 다루는 정보 편향 및 신뢰성 저하, 그리고 디지털 사기 범죄 악용과 직무 대체 문제를 다루는 악용 및 노동 대체 위험이 이에 속한다. 인간이 위험을 통제하고 제어하는 심리적 기전에 따르면, 특정 기술이 초래할 미래 파급력을 심층적으로 성찰하는 과정에서 위험에 대한 인지적 각성과 경각심이 자연스럽게 작동하게 된다[11].

본 연구의 매개변수인 '생성형 AI 위험 인식' 잠재변수는 총 13개 문항으로 구성되었으며, 구체적인 위험 유형에 따라 3개의 하위 영역(관측변수)으로 구분하였다. '저작권 및 인간 창의성 위협' 영역은 5개 문항, '정보 편향 및 신뢰성 저하' 영역은 5개 문항, '악용 및 노동 대체 위험' 영역은 3개 문항으로 구성되었다. 각 하위 영역의 관측변수 값은 해당 영역을 구성하는 세부 문항들의 산술평균을 통해 산출하였다. 모든 문항은 리커트(Likert) 5점 척도로 측정되었으며, 점수가 높을수록 개인이 지각하는 생성형 AI에 대한 위험 인식 수준이 높음을 의미한다.

4. Integration of Digital Service Utilization and Mediation Pathways

본 연구의 최종 종속변수인 '디지털 서비스 활용도'는 디지털 주체가 가상공간 속 실천을 통해 생성하는 행동 유형별 흔적이자 실제적인 실행 결과물이다. 본 잠재변수는 이용자의 실질적인 기술 소비 깊이에 따라 4가지의 하위 관측변수(총 17개 문항)로 범주화하였다. 구체적인 하위 영역별 문항 구성은 다음과 같다. '미디어 소비 및 정보검색' 영역은 4개 문항, '사회적 상호작용 및 소통' 영역은 5개 문항, '데이터 기반 거래 및 자산관리' 영역은 4개 문항, 마지막으로 '제도적 인증 및 마케팅 수용' 영역은 4개 문항으로 구성되었다. 각 하위 영역의 관측변수 값은 앞서 언급한 변수들과 동일하게 해당 영역을 구성하는 세부 문항들의 산술평균을 통해 산출하였다. 모든 문항은 리커트(Likert) 5점 척도로 측정되었으며, 점수가 높을수록 개인이 실질적으로 디지털 서비스를 활발하고 깊이 있게 활용하고 있음을 의미한다.

디지털 주체는 기술이 제공하는 효용과 편익을 추구하는 동시에, 그 내면에 숨겨진 잠재적 위협으로부터 자신을 보호하려는 고도의 인지적 계산 과정을 수행한다. 이처럼 서로 상충하는 두 가지 심리 기제를 하나의 단일 차원으로 통합하여 분석할 경우, 기술 수용을 이끄는 촉진 경로의 효과와 이를 가로막는 방어 경로의 효과가 모델 내부에서 서로를 상쇄시켜 버리는 통계학적 오류를 범할 위험이 크다. 그러므로 일상 영역에서의 컴퓨터나 스마트폰 활용 역량이 그 자체로 구체적인 위험 요소를 직접 포착해 내지는 못할지라도, 이는 AI 미래 인식이라는 매개 고리를 거쳐 생성형 AI 위험 인식으로 고도화되는 순차적 전이 경로를 형성하게 된다. 이에 더해 두 가지 인식 변수가 기술 활용도를 각각 견인하거나 조절하는 양방향의 다중 매개 및 조절 경로 구조를 설정하는 것이 방법론적 측면에서 훨씬 더 높은 타당성을 확보하게 된다[7]. 궁극적으로 본 연구가 제시하는 분석 프레임워크는 무조건적인 기술 수용 태도에서 벗어나, 위협에 대한 경각심을 일종의 필터로 삼아 스스로 행동을 통제해 나가는 지능정보사회에서 균형 잡힌 주체적 디지털 주체성의 실체를 규명하는 통계적 근거를 제공하게 될 것이다.

III. Research Method

1. Research Model

본 연구는 지능정보사회 구현을 위한 디지털 역량이 디지털 서비스 활용도에 미치는 영향을 규명하고자 하며, 이 관계에서 AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식이 매개 역할을 수행하는지를 검증하고자 한다. 이를 위해 선행 연구 및 이론적 배경을 바탕으로 연구모형을 설정하였다. 연구모형은 1개의 독립변수, 2개의 매개변수, 1개의 종속변수로 구성된다. 이러한 변수 간의 관계를 바탕으로 설정된 연구모형은 Fig. 1에 제시하였다.

본 연구에서 설정한 구조방정식 모형의 인과 경로는 연구자의 주관적 논리에 의존한 것이 아닌, 기술수용모델(TAM), 보호동기이론(PMT), 그리고 위험-편익 계산 프레임워크의 메커니즘에 기반하여 도출되었다[12, 13, 14].

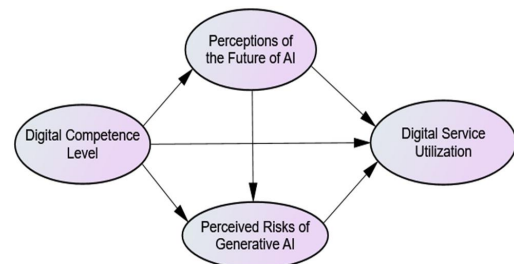


Fig. 1. Conceptual Research Model

2. Research Hypotheses

본 연구는 디지털 능력이 실제 디지털 서비스 이용으로 이어지는 과정을 밝히고자 한다. 구체적으로 기술을 더 잘 쓰게 돕는 촉진 역할과 위험을 조절하는 역할이 어떻게 동시에 작동하는지 확인하고자 중간 경로를 설정하였다. 나아가 미래 변화를 내다보는 눈이 위험을 더 잘 알아차리는 경각심으로 이어지는 순차적인 연결 경로도 추가하였다. 이를 바탕으로 디지털 주체가 기술을 맹신하거나 거부하지 않고 스스로 조율해 나가는 과정을 검증하기 위해 직접 효과에 대한 가설 3개와 간접효과에 대한 가설 3개로 구성된 총 6개의 연구 가설을 수립하였다.

2.1. Direct Effects

가설 1: 디지털 역량은 디지털 서비스 활용도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다. 이 가설은 개인이 보유한 디지털 지식과 능력이 실제 행동(서비스 이용)으로 직결되는 인과관계를 검증한다.

가설 2: 디지털 역량은 AI 미래 인식에 정(+)의 영향을 미칠 것이다. 이 가설은 사용자의 디지털 수준이 미래 기술을 향한 개방성과 낙관적 수용성이라는 심리적 스키마 형성에 미치는 선행 경로를 규명하고자 한다.

가설 3: 디지털 역량은 생성형 AI 위험 인식에 정(+)의 영향을 미칠 것이다. 이 가설은 디지털 역량은 단순히 기술을 무비판적으로 선호하는 성향이 아니라, 기술이 내포한 부작용과 잠재적 위험을 능동적으로 식별해 내는 비판적 안목을 동반한다.

2.2. Mediation Effects

가설 4: 디지털 역량 수준은 AI 미래 인식을 경유하여 디지털 서비스 활용도에 유의미한 구조적 영향을 미칠 것이다. 이 가설은 디지털 역량이 기술의 유용성 기대를 형성하여 적극적인 서비스 활용으로 이어지는 선순환적 촉진 경로를 설명한다.

가설 5: 디지털 역량 수준은 생성형 AI 위험 인식을 경유하여 디지털 서비스 활용도에 유의미한 구조적 영향을 미칠 것이다. 이 가설은 뛰어난 디지털 역량이 기술의 부작용 경계를 발동시켜 최종 행동 단계에서 신중하고 안전하게 서비스를 활용하도록 이끄는 방어적 통제 경로를 설명한다.

가설 6: 디지털 역량 수준은 AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식을 순차적으로 경유하여 디지털 서비스 활용도에 유의미한 다중 매개효과를 미칠 것이다. 이 가설은 디지털 역량이 기술의 거시적 편익 인지를 거쳐 구체적인 윤리·보안적 위험을 정밀하게 가려내는 비판적 지성 경로를 거쳐 최종 활용도로 이어지는 심리적 역동을 규명하고자 설정되었다.

3. Research Participants and Data Collection

본 연구는 방송통신위원회가 주관하고 정보통신정책연구원(KISDI)이 수행한 국가 수준의 조사인 「2025년 지능정보사회 이용자 패널조사(4차 연도)」의 원시 데이터를 활용하였다[15]. 전체 응답자 4,324명 중, 본 연구의 핵심 종속변수인 디지털 서비스 활용도(자산 관리, 금융 거래, 제도적 인증 등)의 성격을 고려하여 데이터 정제 과정을 거쳤다. 즉, 주체적인 경제적 자립성과 법적 책임이 수반되는 영역인 만큼, 아직 경제적으로 독립하지 못한 10대 미성년자(164명)와 타인 대리 이용률이 높은 70대 고령층(95명)을 제외하였다. 결과적으로 지능정보사회에서 독립적이고 능동적인 디지털 경제 활동을 수행하는 20대부터 60대까지의 성인층 4,065명을 최종 분석에 투입하였다. 최종 분석 대상자($N=4,065$)의 일반적인 인구통계학적 특성은 다음과 같다. 성별은 남성 1,756명(43.2%), 여성 2,309명(56.8%)으로 구성되었다. 연령별로는 30대가 1,073명(26.4%)으로 가장 많았고, 이어서 50대 910명(22.4%), 60대 826명(20.3%), 40대 759명(18.7%), 20대 497명(12.2%) 순이었다. 거주 지역별로는 서울 874명, 경기 900명으로 수도권 거주자가 전체 표본의 약 43.6%를 차지하였으며, 전국 17개 시도에 응답자가 고르게 분포하였다. 본 연구는 다차원적인 특성을 반영한 전국 단위의 대표 표본을 바탕으로 실제 데이터 분석을 수행함으로써 연구 결과의 외적 타당성과 일반화 가능성을 확보하였다.

4. Data Analysis Method

본 연구에서 설정된 연구 모형의 적합성을 검증하고, 변수 간의 구조적 관계 및 중간 경로를 확인하기 위해 SPSS 23.0과 AMOS 23.0 프로그램을 활용하여 데이터 분석을

실시하였다. 구체적인 절차는 다음과 같다.

첫째, 대상자의 인구통계학적 배경 파악을 위해 빈도분석을 수행하였으며, 구조방정식 모형 적용의 전제 조건인 단변량 정규성을 확인하고자 주요 변수들의 평균, 표준편차, 왜도, 첨도를 산출하였다. 둘째, 측정 도구의 신뢰도와 타당도를 검증하였다. 문항 간 내적 일관성을 뜻하는 Cronbach's α 계수는 .70 이상을 기준으로 삼았다. 개념 타당성 확보를 위해 확인적 요인분석(CFA)을 수행하였으며, 수렴타당성의 기준으로 개념신뢰도(C.R.) .70 이상, 평균분산추출값(AVE) .50 이상을 적용하고 판별타당성은 Fornell과 Larcker(1981)의 기준과 신뢰구간법으로 검증하였다. 셋째, 디지털 역량 수준이 AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식을 거쳐 최종 디지털 서비스 활용도에 미치는 구조적 인과관계를 검증하고자 구조방정식모형(SEM) 분석을 실시하였다. 넷째, AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식의 순차 연결 경로에 대한 통계적 유의성을 확인하고자 부트스트래핑 기법을 적용하였다. 이를 위해 5,000회의 반복 추출을 수행하였으며, 95% 신뢰구간의 하한값과 상한값 사이에 0이 포함되지 않는 경우 중간 경로의 효과가 유의한 것으로 판정하였다. 아울러 총효과, 직접효과, 간접효과를 분리 제시하여 각 경로의 상대적 영향력을 비교 분석하였다. 이상의 과정을 통해 인과 모형의 적합성을 데이터 기반으로 검증하고, 각 변인 간의 유기적 연계성을 입증하였다. 마지막으로 인공지능 전환기 속에서 이용자들의 AI 이해를 제고하고, 안전하면서도 능동적인 디지털 서비스 생태계를 구축하는 데 필요한 제언과 본 연구의 제한점 및 후속 연구를 제시하였다.

IV. Research Results and Discussion

1. Descriptive Statistics and Normality Testing

구조방정식모형을 활용한 가설 검증에 앞서, 모형 구축에 포함된 주요 잠재 변수들의 관측 문항을 대상으로 기술 통계 분석 및 다변량 정규성 가정을 검토하였다. 이는 데이터의 분포 특성을 파악하고 최적의 모수 추정 방식을 선택하여 분석 결과의 타당성과 통계적 신뢰성을 확보하기 위함이다. 변수별 구체적인 기술통계 수치는 <Table 1>과 같다. 분석 결과, 측정된 주요 잠재 변수의 하위 요인별 평균과 표준편차는 다음과 같이 나타났다.

먼저 독립변수인 디지털 역량의 평균은 3.12~3.86(SD: 0.699~1.008)의 분포를 보였으며, 매개변수인 AI 미래 인식은 평균 3.56~3.67(SD: 0.574~0.643), 생성형 AI 위험

Table 1. Descriptive Statistics of Research Variables(n=4,065)

Latent Variable	Observation Variable	M	S.D.	SK	KU
Digital Competence Level	Daily Life Application	3.86	.699	-.687	1.139
	Protection of Rights	3.23	.850	-.415	-.392
	Critical Understanding	3.29	.858	-.475	-.268
	Production and Sharing	3.16	.995	-.456	-.482
	Social Participation	3.14	.936	-.431	-.467
	Security	3.12	1.008	-.480	-.505
Perceptions of the Future of AI	Structural Environmental Transformation	3.56	.643	-.431	.215
	Privacy Risk Perception	3.61	.574	-.254	.036
	Algorithmic Dependence and Benefits	3.67	.633	-.319	.259
Perceived Risks of Generative AI	Risks to Copyright and Human Creativity	3.69	.578	-.407	.398
	Information Bias and Reduced Reliability	3.74	.589	-.395	.283
	Misuse and Labor Displacement Risks	3.76	.614	-.418	.599
Digital Service Utilization	Media Consumption and Information Search	2.28	.916	.349	-1.095
	Social Interaction and Communication	1.83	.661	.642	-.306
	Data-Driven Transactions and Asset Management	2.08	.774	.404	-.748
	Institutional Authentication and Marketing Acceptance	1.97	.682	.299	-.765

인식은 평균 3.69~3.76(SD: 0.578 ~0.614)으로 산출되었다. 최종 종속변수인 디지털 서비스 활용도의 평균은 1.83~2.28(SD: .661~.916)로 집계되었다. 구조방정식 분석의 전제 조건인 정규성을 검증하고자 각 측정치들의 왜도(Skewness)와 첨도(Kurtosis)를 확인하였다. 본 연구에 투입된 모든 관측변수의 왜도 분포는 -0.687에서 .642사이였으며, 첨도는 -1.095에서 1.139의 범위로 나타났다. 구조방정식 모형에서 정규분포 가정이 성립하기 위한 일반적인 임계치는 왜도의 절대값은 2 미만, 첨도의 절대값은 7 미만으로 확인되었다[5].

2. Reliability and Validity Testing of the Measurement Model

본 연구에서는 디지털 역량 수준, AI 미래인식, 생성형 AI 위험인식, 디지털 서비스 활용도 등 총 4개의 잠재 변수를 구성하는 측정 도구의 신뢰성과 타당성을 검증하기 위해 AMOS를 활용한 확인적 요인분석을 실시하였다. 분석을 통해 도출된 구체적인 신뢰도 점검 결과 및 수렴타당성 지표는 <Table 2>에 제시하였다. 우선, 측정 항목들의 내적 일관성을 평가하기 위해 신뢰도 분석을 수행한 결과, 모든 잠재 변수의 Cronbach's α 계수는 .816에서 .926의 분포를 보여 학술적 수용 기준인 .70을 상회하는 높은 신뢰도를 나타냈다. 이는 구성된 하위 요인들이 각각의 잠재 개념을 일관되고 안정적인 방식으로 측정하고 있음을 뒷받침한 것이다. 나아가 연구 모형의 구성 개념 타당성을 다각적으로 검토하고자 잠재 변수의 개념 신뢰도와 평균 분산 추출값을 산출하였다. 분석 결과, 모든 주요 잠재 변수의 개념 신뢰도(C.R.) 값은 .70을 상회하였으며, 평균분산추출값

(AVE) 역시 판단 기준인 .50이상을 만족하는 것으로 확인되었다. 특히 원시 문항의 역코딩 작업 및 연령대 정제 과정을 거쳐 최종 분석에 투입된 디지털 서비스 활용도의 경우, 개념 신뢰도는 .911, 평균 분산 추출값은 .788로 도출되었다. 이 결과는 수렴타당성 확보를 위한 보수적인 판단 기준(AVE $\geq$.50, C.R. $\geq$.70)을 충족하는 수치이다[16].

또한 잠재 변수 간의 독립성과 차별성을 확인하기 위해 Fornell과 Larcker(1981)의 기준과 상관계수 신뢰구간법을 병행하여 판별타당성을 검증하였다. 첫째, 잠재변수의 평균분산추출(AVE) 값이 변수 간 상관계수(ρ)의 제곱(ρ^2 , 결정계수)보다 커야 한다는 명제(AVE $>$ ρ^2)를 검토하였다[6]. 분석 결과, 변수 간 상관성이 가장 높게 도출된 'AI 미래 인식'과 '생성형 AI 위험 인식'의 상관계수는 $\rho = .575$ 로, 이에 대한 결정계수(ρ^2)는 .331로 산출되었다. 그리고 두 변수의 AVE 값은 각각 .797과 .862로 나타나 결정계수를 크게 상회하므로 Fornell & Larcker 기준을 충족하였다. 둘째, 보다 엄격한 검증을 위해 두 변수 간 상관계수의 95% 신뢰구간에 1.0이 포함되는지, 즉 $[\rho \pm 2 \times \text{S.E.}] \neq 1.0$ 의 조건을 확인하였다. 대표적으로 '디지털 역량 수준'과 'AI 미래 인식' 간의 상관계수는 .234, 표준오차는 .008로 나타나, 계산된 신뢰구간은 .218~.250의 범위를 형성하여 1.0을 포함하지 않았다. 모형 내 모든 잠재 변수 쌍의 신뢰구간에서 역시 1.0이 통계적으로 모두 제외되는 것으로 확인되었다. 결론적으로 두 가지 기준을 모두 충족하여 본 연구모형의 모든 잠재 변수는 판별 타당성을 확보했다고 할 수 있다.

결과적으로 본 연구에서 사용된 모든 측정 도구가 각 구성 개념을 충분한 설명력과 높은 내적 일관성으로 반영하

Table 2. Factor Load in the Measurement Model

Latent Variable	Observation Variable	Estimate		S.E.	C.R.	α	AVE	C.R. Value
		B	β					
Digital Competence Level	Daily Life Application	.445	.569	.011	40.101***	.926	0.752	0.947
	Protection of Rights	.812	.852	.011	75.374***			
	Critical Understanding	.854	.888	.010	82.178***			
	Production and Sharing	.950	.853	.013	75.535***			
	Social Participation	.929	.885	.011	81.651***			
	Security	1.000	.886					
Perceptions of the Future of AI	Structural Environmental Transformation	1.027	.732	.024	42.281***	.816	0.797	0.921
	Privacy Risk Perception	1.092	.871	.024	45.691***			
	Algorithmic Dependence and Benefits	1.000	.723					
Perceived Risks of Generative AI	Risks to Copyright and Human Creativity	.896	.796	.016	55.208***	.867	0.862	0.949
	Information Bias and Reduced Reliability	.979	.854	.017	58.716***			
	Misuse and Labor Displacement Risks	1.000	.837					
Digital Service Utilization	Media Consumption and Information Search	1.299	.771	.024	51.504***	.887	0.788	0.937
	Social Interaction and Communication	.994	.818	.017	57.884***			
	Data-Driven Transactions and Asset Management	1.319	.927	.020	66.200***			
	Institutional Authentication and Marketing Acceptance	1.000	.796					

α : Cronbach's α * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

고 있음이 확인되었다.

마지막으로 선행 연구를 바탕으로 수립된 측정 척도가 본 연구의 표본 데이터에 적합하게 기능하는지 판단하기 위해 요인부하량을 검토하였다. 분석 결과, 디지털역량수준의 생활활용 비표준화 값이 .445로 나타났지만 표준화 값이 .569로 나타나 4개 잠재변수를 설명하는 총 16개 관찰변수의 표준화 요인적재치(β)는 .569에서 .927의 범위를 나타내어 모두 다변량 통계 기준인 .50 이상을 충족하였으며, 통계적 유의성($p < .001$)을 확보하였다. 또한, 각 문항의 통계적 유의성을 검정하는 비표준화 계수의 임계치 검정통계량(C.R.: Critical Ratio) 값 역시 모두 임계치인 1.96을 상회하는 것으로 집계되어 모든 측정 항목이 적합하게 유효함을 확인하였다. 결과적으로 본 단계에서 검증된 신뢰성과 타당성은 향후 변수 간 경로 유의성을 도출하고 가설을 검증하는 구조방정식모형 분석을 수행하는 데 있어 신뢰성 있는 통계적 기반이 형성된 것으로 나타났다.

3. Verification of Fitness of Research Model

본 연구의 최종 분석 표본은 4,065명으로 매우 대규모 집단에 해당하므로, χ^2 검정 결과($p < .05$)에만 의존하기보다는 표본 규모에 따른 편향을 보완할 수 있는 증분적합지수 및 근사오차 평균제곱근(RMSEA)을 종합적으로 고려하여 모형의 적합성을 최종 판정하였다. 구체적인 적합도 평가는 <Table 3>과 같다.

분석 결과, 모형의 부합도를 나타내는 다각적인 비교적합지수들은 NFI = .942, IFI = .944, TLI = .931, CFI = .944로 산출되어 모두 학술적 수용 한계치인 .90을 안정적으로 상회하는 우수한 지표를 나타냈다. 또한, 모형의 일탈 정도를 보여주는 근사 적합지수인 RMSEA 값은 .078로 집계되어 양호한 모형 적합의 경계인 .08 이하의 조건을 충족하였다[17]. 이러한 다원적 적합도 지표의 충족은 설정된 연구 모형이 수집된 실증 데이터를 구조적으로 설명하는데 적절함을 의미한다.

Table 3. Research Model Fit

Fitness	CMIN(x2)	df	p	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
Research Model	2542.762	98	.000	.078	.942	.944	.931	.944
Acceptable Fit				.05 ~.10	>.90	>.90	>.90	>.90

Table 4. Path Coefficient of the Research Model

Path			B	S.E.	C.R.	β	SMC
Digital Competence Level	⇒	Perceptions of the Future of AI	.123	.009	13.235***	.234	.055
Perceptions of the Future of AI	⇒	Perceived Risks of Generative AI	.623	.021	29.227***	.570	.331
Digital Competence Level	⇒	Perceived Risks of Generative AI	.012	.009	1.329	.021	
Perceptions of the Future of AI	⇒	Digital Service Utilization	.169	.035	4.897***	.113	.079
Digital Competence Level	⇒	Digital Service Utilization	.197	.014	14.448***	.249	
Perceived Risks of Generative AI	⇒	Digital Service Utilization	-.087	.031	-2.837**	-.063	

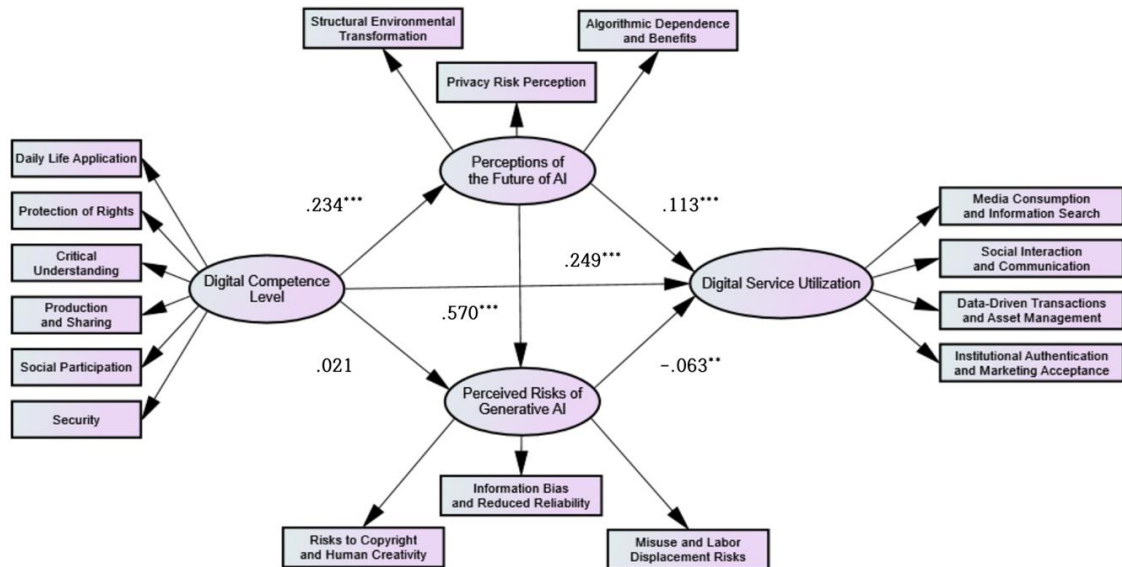
* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$ 

Fig. 2. Path Coefficient of the Research Model

결과적으로, 대규모 표본으로 인해 χ^2 유의확률이 통계적 임계치를 벗어난 한계는 자연스러운 현상으로 해석할 수 있으며, 이외의 핵심 적합도 지수들이 모두 판단 기준을 만족하고 있음을 확인하였다. 따라서 본 연구 모형은 전반적으로 구조적 적합성을 지닌 것으로 판단되며, 잠재변수 간의 경로를 추정하는 다음 단계인 구조모형 분석을 수행하기에 타당한 모형임이 확인되었다.

4. Path Coefficient of the Research Model

본 연구에서 수립한 최종 구조모형은 총 6개의 직접 경로로 구성되어 있으며, 실증 데이터를 바탕으로 분석을 수행한 결과 가설 3의 직접 경로와 가설 5의 간접 경로를 제외한 핵심 경로들이 통계적 유의수준 임계치를 충족하며 유의적인 구조적 관계를 형성하는 것으로 판명되었다. 최종 구조모형의 경로 분석 결과 및 다중상관제곱(SMC) 수치는 Fig. 2와 Table 4에 구체적으로 도출되어 있으며, 전체 경로에 대한 종합적인 해석은 다음과 같다.

첫째, 디지털 역량 수준이 디지털 서비스 활용도에 미치는 직접적인 영향은 통계적으로 유의미한 정(+)의 관계로 나타나 [가설 1]이 채택되었다($\beta = .249$, $p < .001$). 아울러

디지털 서비스 활용도의 총 분산 설명력(다중상관제곱: SMC)은 7.9%로 산출되었다. 이는 이용자가 지닌 일상적인 컴퓨터나 스마트폰 활용 능력이 높아질수록 자산 관리나 전자 인증 등 실제 일상 속의 디지털 서비스를 직접 이용하는 행동이 강해짐을 의미한다.

둘째, 디지털 역량 수준이 AI 미래 인식에 미치는 직접 효과는 통계적으로 매우 유의미한 정(+)의 관계로 나타나 [가설 2]가 채택되었다($\beta = .234$, $p < .001$). 아울러 AI 미래 인식의 분산 설명력은 5.5%로 산출되었다. 이는 디지털 환경에 대한 비판적 이해력과 보안 능력이 뛰어난 이용자일수록, 인공지능이 가져올 거시적인 사회 변화와 알고리즘의 유익함을 긍정적으로 바라보는 마음의 바탕을 다지고 있음을 의미하는 것으로 본다.

셋째, 디지털 역량 수준이 생성형 AI 위험 인식에 미치는 직접적인 영향은 통계적으로 유의하지 않아 [가설 3]은 기각되었다($\beta = .021$). 이는 일상적인 스마트폰-컴퓨터 활용 능력 자체가 생성형 AI의 구체적인 위험을 직접 식별해내는 원인이 아님을 뜻한다. 그러나 디지털 역량 수준이 AI 미래 인식을 먼저 형성하고($\beta = .234$), 이 인식이 다시 생성형 AI 위험 인식을 자극하는($\beta = .570$) 순차적인 연결

경로가 확인되었다. 이 연쇄적 결합 덕분에 생성형 AI 위험 인식은 33.1%라는 높은 분산 설명력을 갖게 되었다. 이러한 결과는 기술 조작 중심의 일반 교육만으로는 생성형 AI의 부작용을 간파하기 어렵다는 점을 의미한다. 따라서 생성형 AI 위험 요소를 자율 제어하기 위해서는 기존 방식과 분리된 생성형 AI 전용 교육 커리큘럼이 정규 제도로 개설되어야 한다는 실질적인 지침을 의미할 수 있다.

결과를 종합하면, 디지털 역량 수준이 서비스 활용도를 직접 높이는 경로([가설 1] 채택)와 AI 미래 인식을 거쳐 활용도로 이어지는 경로([가설 2] 채택)는 이론적 예측과 일치하였다. 반면, 디지털 역량이 생성형 AI 위험 인식을 직접 높이지는 못했으나([가설 3] 기각), 디지털 역량에서 AI 미래 인식을 거쳐 위험 인식으로 연결되는 순차적인 연결 경로가 확인되었다.

5. Verification of the Mediating Effect

본 연구는 독립변수인 디지털 역량 수준이 최종 종속변수인 디지털 서비스 활용도에 도달하는 구조적 인과 관계에서 매개변수인 AI 미래 인식과 생성형 AI 위험 인식이 수행하는 다중 매개효과를 규명하고자 분할 분석을 하였다. 이를 위해 모형 내 설정된 개별 경로의 총효과, 직접효과, 간접효과를 표준화 경로계수를 중심으로 산출하였고 그 결과는 Table 5에 제시하였으며 구체적인 분석 결과와 경로에 대한 해석은 다음과 같다.

첫째, 독립변수인 디지털 역량 수준이 첫 번째 매개변수인 AI 미래 인식에 미치는 영향을 검토한 결과, 총효과 .234($p < .001$)가 매개 경로의 간접 없이 직접효과(.234, $p < .001$)로만 구성되어 있음을 확인하였다. 이는 개인이 지닌 다차원적 디지털 숙련도가 인공지능(AI) 기술 발전이 가져올 거시적인 구조적 환경 전환과 알고리즘적 편익에 대해 개방적이고 낙관적인 태도를 형성하게 만드는 확실한 선행 직결 요인임을 의미한다.

둘째, 디지털 역량 수준이 두 번째 매개변수인 생성형 AI 위험 인식에 미치는 영향의 효과 분할 구조는 매우 독특하고 가치 있는 학술적 의미를 시사한다. 분석 결과, 두

변수 간의 총효과는 .154($p < .001$)로 유의하게 나타났으나 직접효과는 .021로 통계적 유의성이 나타나지 않았으나 간접효과는 .133($p < .001$)으로 유의미하게 나타났다. 직접 경로의 유효성은 사라지고 오직 간접 경로를 통해서만 총효과가 구성되는 이러한 현상은 구조방정식 모형에서 완전 매개 경로가 성립함을 의미한다. 즉, 일반적인 수준의 디지털 역량은 기술의 구체적인 부작용을 즉각 식별해 내지 못하지만, 기술적 통찰을 다루는 AI 미래 인식을 매개로 거쳐 갈 때 비로소 위험에 대한 인식이 더 뚜렷해지는 연쇄적인 인지 매커니즘을 보여준다.

셋째, 최종 종속변수로 귀결되는 디지털 역량 수준이 디지털 서비스 활용도에 미치는 영향의 총체적 인과관계를 추적한 결과, 총효과는 .266($p < .001$), 직접효과는 .249($p < .001$), 그리고 설정된 매개 통로들을 거쳐 생성된 간접효과는 .017($p < .001$)로 산출되었다. 직접적으로 나타나는 효과와 다른 요인을 거쳐 실제 활용으로 이어지는 간접적인 효과 모두 통계적으로 신뢰할 만한 수준을 확보함으로써, 본 연구가 제시한 핵심 모형의 적합성이 확인되었다.

넷째, 매개변수 간 및 종속변수로의 영향 관계를 세부적으로 분석하면, AI 미래 인식이 생성형 AI 위험 인식에 미치는 직접 영향은 총효과와 직접효과 모두 .570($p < .001$)의 결과를 산출되었다. 아울러 AI 미래 인식이 디지털 서비스 활용도에 미치는 영향의 경우, 직접적으로는 활용도를 촉진하지만(.113, $p < .001$), 생성형 AI 위험 인식이라는 필터를 거치게 될 경우 활용도에 유의미한 부(-)의 상쇄 간접효과(-.036, $p < .001$)를 유발하여 최종 총효과가 .077($p < .001$) 수준으로 완만하게 조율되는 독특한 인지적 제어 구조를 선명히 보여주었다. 마지막으로 생성형 AI 위험 인식이 디지털 서비스 활용도에 미치는 영향은 총효과와 직접효과 모두 유의미한 부(-)적 성향(-.063, $p < .001$)으로 나타났다.

이러한 결과를 종합하면, 디지털 소비자가 인공지능 기술의 미래 유용성과 혜택을 높게 평가하더라도, 그 과정에서 동반되는 생성형 AI의 위험 요소를 민감하게 인지할수록 최종적인 디지털 서비스 활용 수준은 감소한다는 것을

Table 5. Verification of the Mediating Effect

Latent Variable ⇨ Result Variable			Total Effect	Direct Effect	Indirect Effect
Digital Competence Level	⇨	Perceptions of the Future of AI	.234***	.234***	.000
Digital Competence Level	⇨	Perceived Risks of Generative AI	.154***	.021	.133***
Digital Competence Level	⇨	Digital Service Utilization	.266***	.249***	.017***
Perceptions of the Future of AI	⇨	Perceived Risks of Generative AI	.570***	.570***	.000
Perceptions of the Future of AI	⇨	Digital Service Utilization	.077***	.113***	-.036***
Perceived Risks of Generative AI	⇨	Digital Service Utilization	-.063***	-.063***	.000

*** $p < .001$

Table 6. 95% Confidence Interval Verification of the Mediating Effect

PATH					Indirect Effect	S.E.	95% Confidence Interval		
Digital Competence Level	⇒	Perceptions of the Future of AI	⇒	Digital Service Utilization	.026***	.004	[.018, .034]		
Digital Competence Level		⇒	Perceived Risks of Generative AI	⇒	Digital Service Utilization	-.001	.001	[-.003, .001]	
Digital Competence LevelI	⇒	Perceptions of the Future of AI	⇒	Perceived Risks of Generative AI	⇒	Digital Service Utilization	-.008**	.001	[-.009, -.006]

** $p < .01$, *** $p < .001$

보여준 것이다. 즉, 생성형 AI 위험 인식을 높게 평가하는 응답자 집단일수록 일반적인 디지털 서비스 활용의 깊이나 빈도가 통계적으로 유의미하게 낮아짐을 의미한다. 따라서 본 연구의 결과는 인공지능 기술의 미래 편익에 대한 기대감과 역기능에 대한 위험 인식이 이용자의 내면에서 상호 상충하며 일반적 디지털 서비스 활용도를 유의미하게 조건화하고 있음을 시사한다.

6. Verification of Indirect Effects

본 연구에서는 독립변수인 디지털역량수준과 종속변수인 디지털서비스활용도의 관계에서 AI미래인식과 생성형 AI위험인식의 매개효과를 검증하기 위해, 5,000회의 부트스트래핑을 실시하여 95% 신뢰구간을 바탕으로 간접효과의 유의성을 검증하였다. 분석 결과는 Table 6에 제시하였고 매개 경로별 구체적인 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, '디지털역량수준 → AI미래인식 → 디지털서비스활용도'의 경로를 검증한 결과, 간접효과 크기는 0.026으로 나타났다. 이에 대한 부트스트랩 95% 신뢰구간의 하한값은 0.018, 상한값은 0.034로 산출되어 신뢰구간 내에 0을 포함하지 않는 것으로 확인되었다. 따라서 디지털역량수준이 AI미래인식을 매개로 하여 디지털서비스활용도를 높이는 간접효과는 통계적으로 유의미하였다[가설 4 채택]. 둘째, '디지털역량수준 → 생성형AI위험인식 → 디지털서비스활용도'의 단독 매개경로를 검증한 결과, 간접효과 크기는 -0.001로 나타났다. 부트스트랩 95% 신뢰구간은 하한값 -0.003에서 상한값 0.001의 범위를 보여 신뢰구간 내에 0이 포함되는 것으로 나타났다. 즉, 생성형AI위험인식을 단독으로 거쳐가는 간접경로는 통계적으로 유의한 영향을 미치지 못하는 것으로 확인되었다[가설 5 기각]. 셋째, '디지털역량수준 → AI미래인식 → 생성형AI위험인식 → 디지털서비스활용도'의 순차적 다중매개경로를 검증한 결과, 간접효과 크기는 -0.008로 나타났다. 부트스트랩 95% 신뢰구간의 하한값은 -0.009, 상한값은 -0.006으로 산출되

어 신뢰구간 내에 0을 포함하지 않는 부(-)의 간접효과가 확인되었다. 결과적으로 디지털역량수준은 AI미래인식과 생성형AI위험인식을 순차적으로 경유하여 디지털서비스활용도에 유의미한 간접적인 영향을 미치고 있음이 입증되었다[가설 6 채택].

V. Conclusion and Discussion

1. Summary and Discussion of Results

본 연구는 『포용적 지능정보사회 구현을 위한 디지털 역량과 AI 인식 및 서비스 활용의 구조적 관계 분석』이라는 연구 주제 하에, 핵심 기저 요인인 개인의 디지털 역량 수준이 최종적인 디지털 서비스 활용도에 미치는 구조적 인과관계를 규명하고자 하였다. 이러한 분석을 통해 도출된 핵심 내용에 대한 논의는 다음과 같다.

첫째, 독립변수인 디지털 역량 수준은 최종 종속변수인 디지털 서비스 활용도에 통계적으로 유의미한 직접적인 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타나 [가설 1]이 채택되었다. 이는 개인이 보유한 실천적 차원의 디지털 이해가 고도화될수록 자산 관리, 금융 거래, 제도적 인증 수용 등 지능정보사회 환경이 요구하는 복합적이고 다층적인 디지털 서비스를 적극적으로 수용하고 이용하는 힘이 강해짐을 의미한다.

둘째, 디지털 역량 수준은 첫 번째 매개변수인 AI 미래 인식에 정(+)의 직접 영향을 미치는 것으로 확인되어 [가설 2]가 채택되었으나, 두 번째 매개변수인 생성형 AI 위험 인식에 미치는 직접 효과는 유의하지 않은 것으로 나타나 [가설 3]은 기각되었다($\beta = .021$, $p = .184$). 이와 더불어 매개변수 간 인과 경로인 AI 미래 인식이 생성형 AI 위험 인식에 미치는 직접 효과는 모형 내에서 높은 정(+)의 인과성을 확인하였다($\beta = .570$, $p < .001$).

셋째, '디지털 역량 수준 → AI 미래 인식 → 디지털 서비스

활용도'의 간접 경로를 검증한 결과, [가설 4]는 통계적으로 유의미하게 채택되었다. 이러한 결과는 이용자의 기술 이해도가 높을수록 인공지능이 가져올 사회적 편익을 더 깊이 통찰하며, 이러한 선순환적 촉진 경로가 일반 디지털 서비스의 지속 가능한 활용을 강력하게 견인하고 있음을 시사한다.

넷째, '디지털 역량 수준→생성형 AI 위험 인식→디지털 서비스 활용도'의 매개 경로를 검증한 결과 [가설 5]는 통계적으로 유의하지 않아 기각되었다. 본 연구에서는 사용자의 뛰어난 디지털 역량이 기술의 부작용을 경계하게 만들어 최종 행동 단계에서 일반 디지털 서비스 활용 수준을 감소시킬 것이라는 단순 방어적 통제 경로를 가정하였다. 그러나 분석 결과 생성형 AI에 대한 위험 인식 단독으로는 디지털 역량이 서비스 활용도로 가는 경로를 유의미하게 저해하지 못하는 것으로 드러났다. 이는 디지털 소비자가 지닌 고차원적 역량이 단순히 위험을 인지하여 행동을 전반적으로 위축시키기보다는, 위험 요소를 상쇄할 수 있는 대처 능력으로 작용할 가능성을 시사하며, 뒤이어 설명할 순차적 다중매개 경로의 정교함을 방어하는 중요한 근거가 된다.

다섯째, '디지털 역량 수준→AI 미래 인식→생성형 AI 위험 인식→디지털 서비스 활용도'의 순차적 다중 매개 경로를 검증한 결과 유의미한 부(-)의 간접효과가 확인되었다. 이러한 결과는 개인이 보유한 디지털 역량이 생성형 AI에 대한 위험 인식으로 직접 연결되기보다는, 기술의 혁신적 가치와 편익을 인지하는 과정(AI 미래 인식)을 거치면서 기술이 내포한 부작용이나 위험 요소를 함께 지각하게 만들음을 보여준다.

2. Limitations and Future Research

본 연구는 생성형 AI 안착기의 국가 승인 패널 데이터를 활용하여 디지털 소비자의 인과 구조를 실증했다는 의의가 있으나, 다음과 같은 한계를 지니며 이는 후속 연구를 통해 보완되어야 한다.

첫째, 본 연구는 패널조사 2025년도 자료만을 활용한 횡단적 연구로서, 시차적 인과추론을 단정하는 데 통계학적 한계가 있다. 모든 변수가 동일한 시점에 측정되었기 때문에 변수 간의 역인과관계나 상호 순환적 영향의 가능성을 완전히 배제하기 어렵다. 예를 들어, 디지털 역량이 서비스 활용도를 견인하는 것이 아니라, 적극적인 서비스 활용 경험이 사후적으로 개인의 디지털 역량을 증진시켰을 가능성도 존재한다. 이러한 횡단적 자료 구조가 지닌 모호성은 본 연구의 주된 제한점이다. 한계를 극복하고 변

수 간의 종단적 인과 메커니즘을 규명하기 위해, 추후 연구에서는 다년도 패널 데이터를 활용한 종단적 연구 설계가 수행되어야 할 것이다.

둘째, 일부 잠재 변수의 제한적인 설명력(R^2)에 유의하여 결과를 해석할 필요가 있다. 실증 분석 결과, '생성형 AI 위험 인식'의 설명력은 33.1%로 우수했으나, 'AI 미래 인식'(5.5%)과 최종 종속변수인 '지속 가능한 디지털 서비스 활용도'(7.9%)의 설명력은 경로의 통계적 유의성($p < .001$)과 별개로 수치 자체가 다소 낮게 나타났다. 이는 대규모 패널 데이터($N=4,065$)가 지닌 높은 이질성 때문이며, 거시적 기술 신뢰나 일상적 활용 행동은 인구통계학적 배경, 이용 환경 등 본 모형 외의 다차원적 외생 변수들이 복합적으로 개입한 결과로 해석된다. 따라서 후속 연구에서는 '연령대별 다집단 분석'을 도입하거나 기술수용통합이론의 '이용 습관' 및 '사회적 영향' 등의 변수를 추가 확장하여 모형의 통합적 설명력을 점진적으로 보완해야 할 것이다.

본 연구는 공인된 패널 데이터를 바탕으로 이용자의 역량이 인식을 거쳐 실제 행동으로 나타나는 과정을 검증하였다. 이러한 분석 결과가 모든 디지털 주체가 기술 소외나 맹신 없이 안전하게 활동하는 건전한 디지털 수용 문화 정착을 위한 실질적인 지침이 되기를 기대한다.

REFERENCES

- [1] Ministry of Science and ICT & National Information Society Agency, "The 2024 Report on the Digital Divide," Seoul: MSIT·NIA, pp. 22-35, 2025.
- [2] H. B. Choi, "The Impact of Digital Literacy on the Acceptance of Innovative Technologies: Focusing on a Step-by-Step Approach to Digital Literacy," *Journal of Digital Economy & Society*, Vol. 1, No. 2, pp. 93-123, 2023. <http://doi.org/10.23388/JDES.2023.1.2.001>
- [3] Yogesh K. Dwivedi et al, "So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy," *International Journal of Information Management*, Vol. 71, No. 102642, pp. 1-63, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- [4] A. Acquisti, L. Brandimarte, and G. Loewenstein, "Privacy and human behavior in the age of information," *Science*, Vol. 347, No. 6221, pp. 509-514, 2015.
- [5] R. B. Kline, *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*, 4th ed., New York: Guilford Press, pp. 245-312, 2016.
- [6] C. Fornell and D. F. Larcker, "Evaluating structural equation

models with unobservable variables and measurement error,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 39-50, 1981. <https://doi.org/10.2307/3151312>

- [7] A. F. Hayes, *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach*, 2nd ed., New York: Guilford Press, pp. 113-180, 2018.
- [8] Y. H. Sung, “A Study on the Effects of Individuals' Socio-demographic Characteristics and Digital Competency on the Intention and Experience of Using Intelligent Information Technology,” *Journal of Digital Economy & Society*, Vol. 1, No. 1, pp. 37-64, 2023. <http://doi.org/10.23388/JDES.2023.1.1.004>
- [9] J. Lee and H. J. Oh, “The Effects of Generative AI's Technological Characteristics and Users' AI Literacy on the Intention to Continuously Use Generative AI: Focusing on the Extended Technology Acceptance Model,” *The Korean Journal of Advertising and Public Relations*, Vol. 26, No. 3, pp. 96-140, 2024. <http://doi.org/10.16914/kjapr.2024.26.3.96>
- [10] M. Taddeo and L. Floridi, “How AI can be a force for good,” *Science*, Vol. 361, No. 6404, pp. 751-752, 2018.
- [11] C. S. Lee et al., “Generative AI Risks and Resilience: How Users Adapt to Hallucination and Privacy Challenges”, *Telematics and Informatics Reports* 19:10022, 2025. <http://doi.org/10.1016/j.teler.2025.100221>
- [12] Davis, F. D., “Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology”, *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, pp. 319-340, 1989. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [13] Dinev, T., & Hart, P., “An extended privacy calculus model for e-commerce transactions”, *Information Systems Research*, Vol. 17, No. 1, pp. 61-80, 2006. <https://www.jstor.org/stable/23015781>
- [14] Rogers, R. W., *Cognitive and physiological processes in fear appeals and attitude change: A revised theory of protection motivation*. In J. Cacioppo & R. Petty (Eds.), *Social Psychophysiology: A Sourcebook*, pp. 153-176, New York, NY: Guilford Press, 1983.
- [15] Korea Communications Commission, Information and Communication Policy Research Institute, 2025 Intelligent Information Society User Panel Survey Results Report, National Approval(Consultation) Statistics Approval No. 164004, 2026.
- [16] Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E., *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson Prentice Hall, 2010.
- [17] Bentler, P. M., *Comparative fit indexes in structural models*. *Psychological Bulletin*, 107(2), pp. 238-246, 1990.

Authors



Seong-Eun Chu received her B.S. and M.S. degrees in Computer Science and Statistics from Chonnam National University, Korea, in 1985 and 2003, respectively, and completed her Ph.D. coursework at the same university

in 2009. Dr. Chu joined Chonnam National University Information Computing Center as a full-time researcher in 2000. She is currently a lecturer in the Department of Artificial Intelligence at Chonnam National University. Her research interests include mobile app development and distributed intelligent systems.



Mi Kim received her B.S. degree in Computer Science from Korea National Open University in 2007, and her M.Ed. degree from the Graduate School of Education at Chonnam National University in 2013.

She completed her Ph.D. coursework in the Department of Software Engineering Interdisciplinary Program at Chonnam National University in 2015. She is currently a lecturer in the Department of Artificial Intelligence at Chonnam National University. Her research interests include IoT application development and AI system development.