

The Impact of Digital Competency Level on the Perception of the Future of Generative AI

Jae-Nam Kim*

*Professor, Dept. of Social Welfare, Kwangju Women's University, Gwangju, Korea

[Abstract]

This study empirically investigates the impact of digital capacity levels on the perception of generative artificial intelligence(AI), while also examining the mediating effects of acceptability and trust regarding personal information provision and utilization. Data from the Korea Communications Commission's 2023 "Intelligent Information Society User Panel Survey" was employed for the analysis. In the research model, digital capacity(comprising six sub-factors) was treated as the independent variable, and generative AI perception(comprising five sub-factors) was designated as the dependent variable; personal information acceptance and reliability functioned as mediators. Structural equation modeling(SEM) revealed that digital capacity has a significant direct effect on AI perception, as well as a significant indirect effect through increased personal information acceptance and trust. These findings suggest that, in addition to technical proficiency, positive psychological factors regarding personal data usage are crucial for fostering acceptance of generative AI. Overall, the study provides both a policy and theoretical foundation for enhancing the acceptance of generative AI and underscores the link between citizens' technology utilization and their trust in information reliability in the digital society.

▶ **Key Words:** Digital Capacity Level, Generative AI, Acceptance and Trust, Policy and Theoretical Foundation, Digital Society

[요 약]

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 인공지능(AI)에 대한 인식에 어떠한 영향을 미치는지를 실증적으로 분석하고, 이 과정에서 개인정보 제공 및 활용에 대한 수용성과 신뢰 평가의 매개 효과를 검증하고자 하였다. 이를 위해 방송통신위원회의 2023년 '지능정보사회 이용자 패널 조사' 데이터를 활용하였다. 연구모형에서는 디지털 역량(6개 하위 요인)을 독립변수로, 생성형 AI 인식(5개 하위 요인)을 종속변수로 설정하였으며, 개인정보 수용성과 신뢰도를 매개변수로 구성하였다. 구조방정식 모형(SEM)을 통해 분석한 결과, 디지털 역량은 생성형 AI 인식에 유의미한 정(+)의 직접효과를 미쳤으며, 개인정보 수용성과 신뢰를 통한 간접효과 또한 통계적으로 유의하게 나타났다. 이는 디지털 기술을 다룰 수 있는 능력뿐만 아니라, 개인정보 활용에 대한 수용성과 신뢰가 생성형 AI 수용을 촉진하는 중요한 심리적 요인임을 시사한다. 본 연구는 생성형 인공지능에 대한 수용성을 제고하기 위한 정책적, 이론적 기반을 제공하며, 디지털 사회에서 시민의 기술 활용력과 정보 신뢰성 간의 연계를 조명한다는 점에서 학술적·실천적 의의를 갖는다.

▶ **주제어:** 디지털 역량 수준, 생성형 AI, 수용성과 신뢰, 정책적·이론적 기반, 디지털 사회

- First Author: Jae-Nam Kim, Corresponding Author: Jae-Nam Kim
*Jae-Nam Kim (jnkim@kwu.ac.kr), Dept. of Social Welfare, Kwangju Women's University
• Received: 2025. 06. 27, Revised: 2025. 07. 25, Accepted: 2025. 08. 04.

I. Introduction

최근 생성형 인공지능(생성형 AI)의 급속한 발전은 정보 기술과 사회 전반에 걸쳐 혁신적인 변화를 유발하고 있다. 생성형 AI는 사용자의 지시에 따라 자연어, 이미지, 영상, 코드 등을 자동으로 생성할 수 있는 기술로, 창의성, 생산성, 자동화 수준을 비약적으로 향상시킨다. 이와 같은 기술의 등장은 정보 생산과 소비 구조를 재편하고 있으며, 나아가 노동시장, 교육, 행정, 의료, 예술 등 사회의 다양한 영역에 구조적 전환을 초래하고 있다[1, 2].

기술의 급속한 진보에도 불구하고, 해당 기술에 대한 시민의 수용성과 인식 수준은 상이하게 나타나고 있으며, 이는 기술의 발전이 실제로 사회에 긍정적 영향을 미치는지를 결정하는 핵심 요인으로 작용한다. 따라서 생성형 AI에 대한 미래 인식, 즉 시민들이 이 기술이 사회와 개인의 삶에 가져올 변화에 대해 어떤 전망을 갖고 있는지를 이해하는 것은 정책 수립과 윤리적 가이드라인 마련에 있어 필수적이다.

디지털 사회에서 핵심적 역할을 수행하는 요인 중 하나는 바로 디지털 역량이다. 이는 단순히 디지털 기기를 조작하는 기술적 능력을 넘어, 정보를 비판적으로 해석하고, 콘텐츠를 창의적으로 생산하며, 디지털 권리를 인식하고, 온라인에서 적극적으로 참여할 수 있는 포괄적 능력을 의미한다[3]. 디지털 역량이 높은 개인일수록 새로운 기술을 두려움보다는 기회로 인식하며, 이에 대한 이해와 수용 태도도 더 긍정적으로 나타날 가능성이 크다.

또한, 생성형 AI에 대한 수용성은 디지털 역량 외에도 개인정보 제공에 대한 태도 및 신뢰 수준에 의해 영향을 받는다. 개인정보 제공에 대한 민감성은 기술 수용 과정에서 결정적인 변수이며, 사용자들이 기술을 얼마나 신뢰하는지에 따라 개인정보를 제공하거나 거부하는 경향이 달라진다[4]. 이와 같은 맥락에서 온라인 환경에서의 신뢰가 정보 공유와 기술 수용에 있어 핵심적 선행 요인임을 실증적으로 밝혔다[5].

즉, 디지털 역량이 높은 개인은 보다 효율적으로 정보 위험을 파악하고, 개인정보 제공 여부를 합리적으로 결정할 수 있으며, 사회적 신뢰가 형성된 환경에서는 기술에 대한 수용성과 인식이 향상될 수 있다. 따라서 디지털 역량, 개인정보 제공 수용성, 신뢰도라는 세 요인은 상호 관련성을 가지며, 생성형 AI 미래 인식에 있어 복합적인 영향을 미칠 것으로 예측된다.

그러나 지금까지의 연구는 이러한 변수 간 관계를 통합적으로 분석한 실증 연구가 부족하며, 특히 생성형 AI라는 최신 기술을 중심으로 한 연구는 거의 전무하다. 이에 따라 본

연구는 대규모 실증 데이터를 활용하여 디지털 역량이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향을 구조적으로 분석하고, 이 과정에서 개인정보 제공·활용 수용성과 신뢰도가 매개 요인으로 작용하는지를 규명하고자 한다. 이는 단지 기술 수용 요인에 대한 이론적 탐색을 넘어, 디지털 사회 전환기에 대응하기 위한 정책적 기반 마련에 기여할 수 있을 것이다.

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 AI에 대한 미래 인식에 어떠한 영향을 미치는지를 실증적으로 분석하고, 이 관계에서 개인정보 제공·활용 수용성과 신뢰도의 매개효과를 검증하는 것이다. 특히 디지털 역량 수준을 기초 활용 능력, 권리보호 인식, 정보해석 능력, 콘텐츠 제작 능력, 디지털 참여, 보안 및 프라이버시 보호의 여섯 가지 하위 영역으로 세분화하여 이들의 세부적 영향력을 분석하고자 한다. 이를 통해 기술 수용의 심리적·사회적 기제를 보다 통합적으로 이해하고, AI 활용과 데이터 거버넌스 정책 수립에 실증적 근거를 제시하는 것이 궁극적인 목적이다.

II. Theoretical Background

1. Digital Competency

디지털 역량은 개인이 디지털 기술 환경에서 정보를 효과적으로 탐색하고, 해석하며, 창의적으로 활용할 수 있는 종합적 능력을 의미한다[6]. 본 연구는 디지털 역량을 다음의 여섯 가지 구성 요소로 구체화하였다. 첫째, 기초 활용 능력은 스마트 기기 및 인터넷을 포함한 기본 디지털 기술을 일상생활에서 사용하는 능력이다. 둘째, 권리 보호 인식 능력은 디지털 공간에서 자신의 권리를 인식하고, 개인정보 및 저작권을 보호하려는 태도이다[7]. 셋째, 정보 해석 능력은 온라인상 다양한 정보를 비판적으로 분석하고 신뢰 여부를 판단하는 능력이다. 넷째, 콘텐츠 제작 능력은 텍스트, 이미지, 영상 등 디지털 콘텐츠를 생산하는 창의적 표현 능력을 말한다. 다섯째, 디지털 참여는 소셜미디어, 온라인 포럼 등에서 사회적 의사표현 및 공동 활동에 참여하는 능력이다. 여섯째, 보안 및 프라이버시 보호 능력은 개인정보를 안전하게 관리하고, 디지털 위협에 대응하는 행동 역량이다.

디지털 역량이 높은 개인일수록 AI 기술의 작동 원리와 사회적 함의를 잘 이해하며, 기술 수용 및 인식에 있어 보다 적극적이고 판단력 있는 태도를 보일 가능성이 크다[8].

디지털 역량은 단순한 정보 기술 활용 능력을 넘어서, 정보 해석, 콘텐츠 생산, 사회적 참여, 프라이버시 보호까지 포함하는 통합적 개념으로 인식되고 있다[7]. 특히 van

Deursen과 van Dijk(2014)은 디지털 능력의 격차가 단순한 접근성 문제가 아닌 활용성과 해석 능력의 차이에서 기인한다고 분석하였다. 이와 같은 역량은 새로운 디지털 기술, 특히 인공지능(AI) 기반 시스템에 대한 적극적인 수용과 긍정적인 인식 형성에 중요한 역할을 한다는 연구 결과가 축적되고 있다.

Litt(2013)는 사용자의 인터넷 기술 활용 능력이 클수록 기술에 대한 이해 수준과 태도에서 긍정적인 경향을 보인다고 분석했으며, 이는 생성형 AI와 같이 복잡한 기술에 대한 인식에서도 마찬가지로 적용될 수 있다.

2. Acceptability of Personal Information Provision and Use

생성형 AI는 대규모의 학습 데이터를 필요로 하며, 이에 따라 개인정보 제공 여부가 사용자 수용성에 결정적인 영향을 미친다.

본 연구에서는 개인정보 수용성을 다음의 다섯 가지 하위요인으로 구분하였다. 첫째, 상업적 편의 수용성은 맞춤형 광고, 추천 시스템 등 상업적 목적을 위한 정보 활용에 대한 수용 태도이다. 둘째, 공공 안전 수용성은 치안 및 재난 대응 등 공공 목적의 정보 사용에 대한 수용성을 의미한다. 셋째, 생활 편의 수용성은 교통, 결제, 자동화 서비스 등 일상생활의 편의를 위한 정보 제공에 대한 긍정적 태도이다. 넷째, 건강 및 복지 수용성은 의료 정보 공유, 건강 모니터링 등 건강과 복지 향상을 위한 개인정보 활용에 대한 수용성이다. 다섯째, 공익 연구 수용성은 학술 연구, 통계 목적의 데이터 활용에 대한 수용 태도를 나타낸다.

개인의 디지털 정보에 대한 수용성은 디지털 역량, 기술 신뢰 수준, 데이터 활용에 대한 윤리 인식 등에 의해 영향을 받는다. 특히 디지털 능력이 높은 사람일수록 목적에 따라 정보 제공 여부를 합리적으로 판단할 수 있으며, 이는 생성형 AI에 대한 미래 인식과도 관련된다[9].

AI 기술의 작동에는 대량의 데이터가 필요하며, 특히 개인 맞춤형 서비스 제공에는 민감한 개인정보의 활용이 필수적이다. 이에 따라 사용자의 정보 제공에 대한 수용성은 AI 기술에 대한 태도와 수용 행동을 예측하는 핵심 요인으로 부각되고 있다.

Acquisti, Brandimarte, & Loewenstein(2015)은 사용자가 자신의 데이터를 제공할지 여부를 결정하는 과정에서 정보의 효용성과 프라이버시 위험 간의 균형을 고려한다고 설명하였다.

Shin(2020)은 개인화된 AI 시스템에 대한 설명 가능성과 공정성 인식이 높을수록 개인정보 제공에 대한 수용성 역시 높아진다고 분석하였다. 즉, 정보 제공에 대한 수용

성은 기술의 투명성 및 신뢰성과 밀접하게 연계되어 있으며, AI 인식에 대한 매개 경로로 기능할 수 있다.

3. Reliability Evaluation

AI 기술에 대한 신뢰(trust)는 기술 수용 및 태도 형성에 핵심적인 변수로 작용한다.

본 연구는 신뢰도를 사회 신뢰도와 대인 신뢰도로 구분하였다. 사회 신뢰도는 정부, 기업, 공공기관 등 기술 운영 주체가 데이터와 시스템을 윤리적이고 책임 있게 다룰 것이라는 믿음을 의미한다. 대인 신뢰도는 전문가, 사용자 커뮤니티, 주변인의 기술 활용에 대한 신뢰를 포함하며, 일상 속 상호작용을 통한 기술 수용과 관련된다.

이러한 신뢰는 기술의 예측 가능성, 설명가능성, 책임성, 윤리성에 대한 기대를 기반으로 형성되며[10], 사용자 행동과 직결된다. 특히 디지털 역량이 높은 개인은 보다 정확하고 현실적인 정보에 기반해 신뢰 여부를 판단하고, 기술을 선택적으로 수용할 수 있다[11].

신뢰는 기술 수용에 있어 지속적으로 가장 중요한 변수 중 하나로 지목되어 왔다[12]. 사용자는 기술의 투명성, 예측 가능성, 설명 가능성, 윤리성에 대한 기대치를 충족하지 못할 경우 기술을 수용하지 않으며, 신뢰가 형성될 때에만 개인정보 제공이나 기술 활용 행동으로 이어진다.

Lankton, McKnight, & Tripp(2015)는 기술에 대한 신뢰 형성에서 기술 자체의 특성과 인간 중심성 간의 균형이 중요하다고 보았고, 특히 AI처럼 자율성이 높은 시스템에서는 신뢰 형성의 기준이 더욱 엄격하다고 분석하였다.

Shin(2020)의 또 다른 연구에서는 사용자가 AI 알고리즘의 결정 과정에 대해 공정하다고 인식할 경우, 신뢰도가 상승하며 기술 수용도 함께 증가한다고 보고하였다. 이 결과는 AI 기술에 대한 신뢰가 단지 감정적인 반응이 아니라, 정보 이해 및 설명력과 같은 인지적 요소에 기반한다는 것을 보여준다.

4. Future Recognition of Productive AI

생성형 AI는 기존의 분석 중심 인공지능과 달리, 텍스트 생성, 이미지 창작, 음성 변환 등 창의적인 결과물을 자동으로 생성하는 능력을 가지고 있으며, 인간 활동의 여러 영역에 걸쳐 빠르게 적용되고 있다[13]. 이에 대한 인식은 단순한 기술 이해를 넘어 미래 사회 변화에 대한 전망을 포함한다.

본 연구는 생성형 AI 인식을 다섯 가지 하위 차원으로 구분하였다. 첫째, 신체와 기술의 융합 인식은 인간의 신체 능력이 기술과 통합되는 미래 가능성에 대한 인식이다. 둘째, 노동 및 직업 변화 인식은 자동화와 AI로 인한 직무

재편, 일자리 변화에 대한 태도를 의미한다. 셋째, 데이터 중심 사회 인식은 데이터가 핵심 권력 요소로 작용하는 미래 사회 구조에 대한 인식을 포함한다. 넷째, 프라이버시 감시 문제 인식은 기술이 감시 및 통제를 강화할 가능성에 대한 우려를 반영한다. 다섯째, 감정 인식 및 맞춤형 인식은 AI가 인간 감정을 이해하고, 이에 맞게 서비스나 콘텐츠를 맞춤 제공할 수 있다는 기대와 그에 따른 사회적 영향에 대한 인식이다. 이러한 인식은 개인의 디지털 능력, 정보 제공 태도, 기술 신뢰와 같은 변수들의 영향을 종합적으로 반영하는 결과로 나타난다[14].

Floridi & Chiriatti(2020)는 GPT-3와 같은 생성형 AI가 인간 언어를 모방하고, 문장을 생성하는 능력이 뛰어나지만, 윤리적 판단 능력이나 맥락 이해는 제한적임을 지적하며, 기술에 대한 비판적 인식이 필요하다고 주장하였다. West & Allen(2018)은 생성형 AI가 노동시장, 교육, 정책, 감정 인식 분야 등 다양한 영역에 구조적 변화를 유발할 것이라고 전망하였다.

이러한 인식은 사용자 개인의 디지털 역량, 정보 제공 태도, 신뢰 수준 등에 따라 크게 달라질 수 있으며, 이에 대한 구조적 관계를 밝히는 연구는 부족한 실정이다.

III. Research Method

1. Research Model

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 AI에 대한 미래 인식에 미치는 영향을 규명하고자 하며, 이 관계에서 개인정보 제공·활용 수용성과 신뢰도 평가가 매개 역할을 수행하는지를 검증하고자 한다. 이를 위해 선행 연구 및 이론

적 배경을 바탕으로 연구모형을 설정하였다. 연구모형은 1개의 독립변수, 2개의 매개변수, 1개의 종속변수로 구성되며, 각 변수는 다음과 같이 하위 요인으로 세분화된다. 먼저, 독립변수인 디지털 역량 수준은 기초 활용 능력, 권리 보호 인식, 정보 해석 능력, 콘텐츠 제작 능력, 디지털 참여, 보안 및 프라이버시 보호 능력의 여섯 가지 하위 구성 요인으로 정의된다. 매개변수 중 첫 번째인 개인정보 제공·활용 수용성은 상업적 편의, 공공 안전, 생활 편의, 건강 및 복지, 공익 연구 수용성의 다섯 가지 하위 요인으로 구성된다. 두 번째 매개변수인 신뢰도 평가는 사회 신뢰도와 대인 신뢰도 두 가지 요인을 포함한다. 종속변수인 생성형 AI에 대한 미래 인식은 신체와 기술의 융합, 노동 및 직업 변화, 데이터 중심 사회, 프라이버시 감시 문제, 감정 인식 및 맞춤형 등 다섯 가지 세부 요인으로 측정된다. 이러한 변수 간의 관계를 바탕으로 설정된 연구모형은 Fig. 1에 제시하였다.

2. Research Hypotheses

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 AI에 대한 미래 인식에 미치는 영향을 중심으로, 그 관계에서 개인정보 제공 및 활용 수용성과 신뢰도 평가가 수행하는 매개효과를 통합적으로 검토하고자 한다. 이를 바탕으로 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

가설 1(H1): 디지털 역량 수준은 생성형 인공지능(AI)에 대한 미래인식에 긍정적인 영향을 미친다. 이 가설은 개인의 디지털 활용 능력이 높을수록 새로운 기술인 생성형 인공지능에 대해 보다 긍정적이고 개방적인 태도를 가질 것이라는 전제에 기반하고 있다.

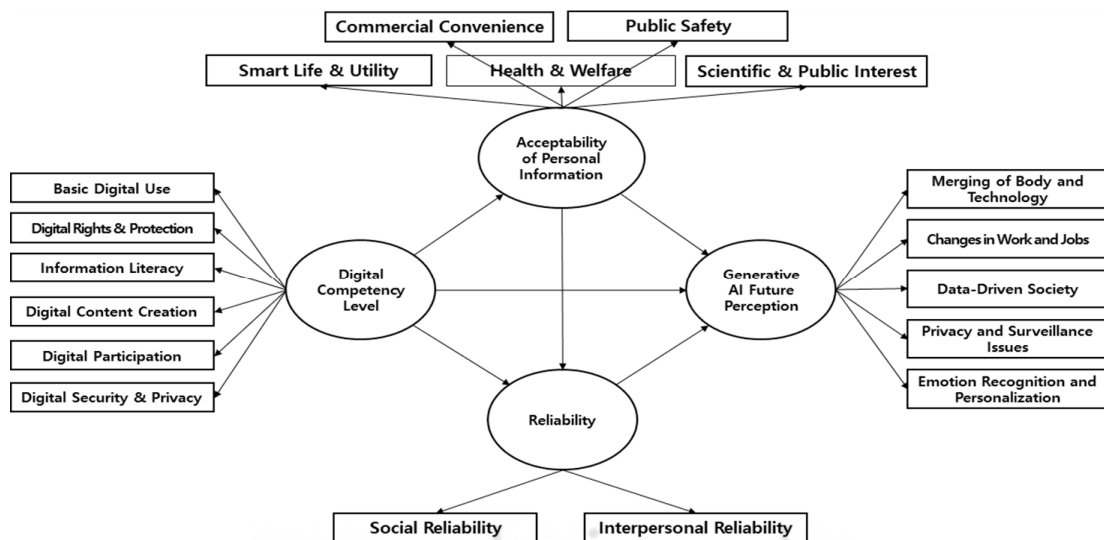


Fig. 1. Conceptual Research Model

가설 2(H2): 개인정보 제공·활용 수용성은 디지털 역량과 생성형 AI 미래인식 간의 관계에서 매개효과를 가진다. 본 가설은 디지털 역량이 높을수록 개인정보 제공 및 활용에 대한 수용성이 높아지며, 이로 인해 생성형 AI에 대한 긍정적 인식이 강화된다는 논리적 경로를 전제한다.

가설 3(H3): 신뢰도 평가는 디지털 역량과 생성형 AI 미래인식 간의 관계에서 매개효과를 가진다. 이 가설은 디지털 역량이 높을수록 사회 및 기술에 대한 전반적인 신뢰 수준이 달라질 수 있으며, 이러한 신뢰도가 생성형 AI에 대한 인식 형성에 영향을 준다고 본다.

가설 4(H4): 개인정보 제공·활용 수용성과 신뢰도 평가는 디지털 역량과 생성형 AI 미래인식 간의 관계에서 이중 매개효과를 가진다. 이 가설은 두 매개변수가 순차적으로 작용하여 간접경로를 형성함을 전제로 한다.

이와 같은 연구가설 설정은 단순한 기술 수용 여부를 넘어, 디지털 사회에서 생성형 인공지능이 수용되기 위해 필요한 조건과 심리적 경로를 실증적으로 탐색하는 데 목적이 있다.

3. Characteristics of Research Subjects and Specimens

본 연구는 2023년 10월에 실시된 「2023년 지능정보사회 이용자 패널조사(2차 연도)」의 데이터를 활용하였다. 해당 조사는 방송통신위원회가 주관하고 정보통신정책연구원 이 수행하였으며, 지능정보사회에서의 국민 디지털 역량과 정보 이용 실태를 종합적으로 파악하고자 설계된 국가 수준의 종단조사이다.

조사대상은 전국 17개 시도에 거주하는 만 15세 이상부터 만 69세 이하의 가구원 중 스마트폰을 보유하고, 하루 1회 이상 인터넷을 이용하는 자로 한정하였다. 주민등록상 생년월일 기준으로는 1952년 10월 2일부터 2007년 10월 1일 사이에 출생한 국민을 포함하였다. 이러한 기준은 디지털 사회에서의 실질적인 정보 활용 경험이 있는 집단을 대상으로 설정한 것이다.

표본은 확률비례계통추출 방식을 적용하여 설계되었다. 먼저 조사구를 확률비례계통추출로 선정하고, 이후 조사구별 계통추출을 통해 가구를 선정한 다음, 선정된 가구 내 적격 가구원을 추출하였다. 최종 표본은 총 2,777가구, 4,581명의 가구원으로 구성되었으며, 조사는 구조화된 설문지를 기반으로 컴퓨터 기반 개인 면접 시스템을 활용한 1:1 가구 방문 면접 방식으로 수행되었다[15]. 이와 같은 조사 방식은 높은 수준의 응답 신뢰도와 자료의 일관성을 확보하는 데 기여하였다.

연구 대상자의 일반적인 특성은 Table 1에 제시하였다. 최종 분석 대상은 총 4,581명으로, 성별은 남성 2,028명(44.3%), 여성 2,553명(55.7%)으로 나타나 여성 응답자의 비율이 다소 높았다. 연령 분포는 10대 237명(5.2%), 20대 838명(18.3%), 30대 945명(20.6%), 40대 851명(18.6%), 50대 922명(20.1%), 60대 775명(16.9%), 70대 13명(0.3%)으로, 주로 30대에서 50대까지의 연령층이 다수를 차지하였다.

지역별로는 수도권(서울 962명, 경기 1,019명, 인천 209명)이 전체의 약 46.6%를 차지하였으며, 그 외에도 전국 17개 시도에서 고르게 응답이 분포되어 있어 지역 대표성이 확보되었다.

이와 같이 본 연구는 성별, 연령, 지역 등 다양한 인구통계학적 특성을 반영한 전국 단위의 대표 표본을 바탕으로 분석을 수행하였으며, 이는 연구 결과의 일반화 가능성과 외적 타당성을 높이는 데 기여한다.

Table 1. General information on research subjects

Division		Persons	%
Gender	Male	2,028	44.3
	Female	2,553	55.7
Age(Years Old)	10s	237	5.2
	20s	838	18.3
	30s	945	20.6
	40s	851	18.6
	50s	922	20.1
	60s	775	16.9
	70s	13	0.3
Region	Seoul	962	21.0
	Busan	342	7.5
	Daegu	261	5.7
	Incheon	209	4.6
	Gwangju	163	3.6
	Daejeon	163	3.6
	Ulsan	126	2.8
	Sejong	66	1.4
	Gyeonggi	1,019	22.2
	Gangwon	77	1.7
	Chungbuk	136	3.0
	Jeonbuk	192	4.2
	Jeonnam	175	3.8
	Gyeongbuk	189	4.1
Gyeongnam	274	6.0	
Jeju	35	0.8	
Total		4,581	100

4. Data Analysis Method

본 연구에서는 디지털 역량 수준이 생성형 AI에 대한 미래 인식에 미치는 영향을 분석하고, 개인정보 제공 및 활용 수용성과 신뢰도 평가의 매개효과를 검증하기 위하여 다양한 통계 분석 기법을 활용하였다. 분석에는 IBM SPSS Statistics 23.0과 AMOS 23.0 프로그램을 사용하였으며, 주요 분석 절차는 다음과 같다.

첫째, 기초 통계분석(기술통계)을 통해 조사 대상자의 일반적 특성(성별, 연령, 지역 등)을 파악하고, 주요 변수의 분포 특성과 정규성 가정을 검토하였다. 이를 위해 각 변수에 대한 평균, 표준편차, 왜도, 첨도 값을 확인하였으며, 이상치와 극단값에 대한 사전 점검도 실시하였다.

둘째, 측정 도구의 일관성과 적합성을 검증하기 위해 신뢰도와 타당도를 검토하였다.

신뢰도 분석에서는 각 하위 요인의 내적 일관성을 확인하기 위해 Cronbach's α 계수를 산출하였으며, 일반적으로 α 값이 .70 이상일 경우 수용 가능한 수준으로 간주하였다.

확인적 요인분석은 AMOS를 활용하여 각 구성 개념의 측정 모형을 검증하였고, 수렴타당성 평가를 위해 평균분산추출값(AVE)과 개념신뢰도(C.R.) 값을 산출하였다(기준: $AVE \geq .50$, $C.R. \geq .70$).

셋째, 연구모형의 주요 가설을 검증하기 위해 구조방정식모형(Structural Equation Modeling, SEM)을 적용하였다. SEM은 독립변수(디지털 역량), 매개변수(개인정보 제공·활용 수용성, 신뢰도 평가), 종속변수(생성형 AI 미래 인식) 간의 직접효과, 간접효과, 총효과를 동시에 분석할 수 있는 다변량 분석 기법이다. 모형의 적합도 평가는 χ^2 , χ^2/df , NFI, IFI, TLI, CFI, RMSEA 등의 지표를 중심으로 해석하였으며, 경로계수는 표준화 추정치 및 유의확률(p-value)을 기준으로 검토하였다.

넷째, 매개효과 검증은 부트스트래핑 기법을 활용하여 실시하였다. 매개경로의 간접효과에 대한 통계적 유의성을 검토하기 위해 2,000회 반복추출을 수행하였으며, 95% 신뢰구간에 '0'이 포함되지 않을 경우 유의한 간접효과로 판단하였다. 이와 더불어 직접효과, 간접효과, 총효과를 병

렬로 제시하여 매개효과의 상대적 영향을 분석하였다.

이와 같은 분석 절차를 통해 본 연구는 이론모형의 타당성을 실증적으로 검토하고, 변수 간 구조적 관계를 명확히 규명함으로써 생성형 인공지능에 대한 사회적 인식과 수용성 향상에 기여할 수 있는 실천적·정책적 함의를 도출하고자 한다.

IV. Research Results and Discussion

1. Descriptive Statistics on Research Variables

구조방정식모형 분석에 앞서, 본 연구에서는 잠재변수에 해당하는 주요 변인들의 정규성 검토 및 기술통계 분석을 실시하였다. 이는 각 변수들이 정규분포 가정을 충족하는지를 확인하여, 확인적 요인분석과 경로분석의 타당성과 신뢰성을 확보하기 위함이다[16, 17].

기술통계 결과는 Table 2에 제시하였다. 각 잠재변수의 평균(M)과 표준편차(SD)는 디지털 역량 수준(5점 척도): 평균 3.11~3.72, 표준편차 0.786~1.014, 개인정보 수용성(5점 척도): 평균 3.29~3.51, 표준편차 0.652~0.691, 신뢰도 평가(7점 척도): 평균 4.69~4.73, 표준편차 0.977~1.003, 생성형 AI 미래 인식(5점 척도): 평균 3.45~3.50, 표준편차 0.569~0.744로 나타났다. 정규성 판단 기준인 왜도(Skewness, SK)와 첨도(Kurtosis, KU) 값은 각각 -0.756~-0.072, -0.433~0.914의 범위에 분포하였다. 일반적으로 왜도의 절대값이 2 미만, 첨도의 절대값이 7 미만인 경우 정규성을 충족한다고 보며[16], 본 연구의 모든 관측변수는 이 기준을 만족하였다. 따라서 본 연

Table 2. Descriptive Statistics of Research Variables(n=4,581)

Latent Variable	Observation Variable	M	S.D.	SK	KU
Digital Competency Level	Basic Digital Use	3.72	.786	-.646	.914
	Digital Rights & Protection	3.16	.843	-.490	-.106
	Information Literacy	3.25	.846	-.653	.389
	Digital Content Creation	3.11	1.014	-.545	-.433
	Digital Participation	3.12	.935	-.554	-.228
	Digital Security & Privacy	3.24	.950	-.578	-.136
Acceptability of Personal Information	Commercial Convenience	3.29	.691	-.657	.687
	Public Safety	3.51	.654	-.347	.407
	Smart Life & Utility	3.32	.652	-.496	.514
	Health & Welfare	3.35	.652	-.549	.804
	Scientific & Public Interest	3.35	.661	-.425	.573
Reliability	Social Reliability	4.73	.977	-.408	-.158
	Interpersonal Reliability	4.69	1.003	-.334	-.292
Generative AI Future Perception	Merging of Body and Technology	3.45	.744	-.756	.491
	Changes in Work and Jobs	3.48	.591	-.398	.722
	Data-Driven Society	3.45	.569	-.072	.510
	Privacy and Surveillance Issues	3.50	.631	-.244	.309
	Emotion Recognition and Personalization	3.45	.704	-.326	.243

구의 자료는 정규분포를 가정하는 구조방정식모형 분석에 적합한 것으로 판단된다.

2. Confirmatory Factor Analysis of the Research Model

본 연구에서는 디지털 역량 수준, 개인정보 수용성, 신뢰도 평가, 생성형 인공지능 인식 등 총 네 개의 잠재변수를 중심으로 측정모형을 구성하였다. 이를 바탕으로 측정도구의 신뢰도와 타당성을 검토하고, 각 변수의 측정항목들이 해당 개념을 얼마나 안정적으로 설명하는지를 분석하여 Table 3에 제시하였다.

우선, 신뢰도 분석 결과, 모든 잠재변수에 대한 Cronbach's α 계수가 .70 이상으로 나타나 내적 일관성이 확보되었으며, 이는 각 하위 요인이 하나의 구성개념을 안정적으로 측정하고 있음을 시사한다. 또한, 수렴타당성 검증을 위한 평균분산추출값(AVE)이 모두 .50 이상, 개념 신뢰도(C.R.) 값도 .70 이상으로 나타나, 측정 도구가 각 구성개념을 충분히 설명할 수 있는 타당성을 갖추고 있음을 확인하였다.

확인적 요인분석(CFA)을 통해 기존 선행 연구에서 사용된 측정척도가 본 연구의 개념을 설명하는 데 적절한지를 검토하였다. 그 결과, 모든 관찰변수의 표준화 요인적재치

(β)는 .503에서 .799 범위로 유의한 수준($p < .001$)을 보였으며, 기준치인 .50 이상을 모두 충족하였다. 또한, 각 문항의 Critical Ratio(C.R.) 값은 1.96 이상으로 나타나 모든 문항이 통계적으로 유의미함을 나타냈다.

요약하면, 본 연구의 측정모형은 총 18개의 관찰변수가 4개의 잠재변수를 안정적으로 설명하고 있으며, 전체적으로 적합한 측정모형으로 평가할 수 있다. 이는 향후 구조방정식모형 분석에 있어서 신뢰성 있고 타당한 기반이 됨을 의미한다.

3. Verification of Fitness of Research Model

본 연구에서는 확인적 요인분석(CFA)을 통해 설정된 측정 모형의 적합도를 평가하였다. 전통적으로 사용되는 χ^2 (카이제곱) 통계량과 자유도(df)의 비율(χ^2/df)은 모형의 절대적합도 지수로 활용되나, 이 값은 표본 수가 많을수록 과도하게 민감하게 반응하는 경향이 있어 실제 적합도를 과소평가할 가능성이 존재한다[18]. 따라서 본 연구에서는 보다 신뢰할 수 있는 평가 기준으로 RMSEA 및 비교적합지수(NFI, IFI, TLI, CFI) 등 표본 크기에 덜 민감한 지수를 중심으로 모형의 적합도를 판단하였다. Table 4에 제시된 바와 같이, 측정 모형의 적합도 지수는 NFI = .930, IFI = .933, TLI = .920, CFI = .933, RMSEA = .069로 나타났

Table 3. Factor Load in the Measurement Model

Latent Variable	Observation Variable	Estimate		S.E.	C.R.	Cronbach's α	AVE	C.R. Value
		B	β					
Digital Competency Level	Basic Digital Use	.604	.620	.013	45.717***	.910	0.689991687	0.894635509
	Digital Rights & Protection	.851	.815	.013	67.281***			
	Information Literacy	.902	.861	.012	73.374***			
	Digital Content Creation	1.018	.811	.015	66.684***			
	Digital Participation	.932	.804	.014	65.867***			
Digital Security & Privacy	1.000	.849						
Acceptability of Personal Information	Commercial Convenience	.912	.657	.021	43.011***	.858	0.740513952	0.888351748
	Public Safety	.851	.648	.020	42.419***			
	Smart Life & Utility	1.077	.822	.020	54.192***			
	Health & Welfare	1.090	.833	.020	54.844***			
Scientific & Public Interest	1.000	.753						
Reliability	Social Reliability	1.089	.917	.062	17.468***	.859	0.759770905	0.827325966
	Interpersonal Reliability	1.000	.821					
Generative AI Future Perception	Merging of Body and Technology	.825	.503	.028	28.975***	.792	0.657192934	0.814789699
	Changes in Work and Jobs	.899	.690	.024	37.461***			
	Data-Driven Society	.999	.799	.024	40.943***			
	Privacy and Surveillance Issues	.992	.715	.026	38.404***			
	Emotion Recognition and Personalization	1.000	.645					

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

Table 4. Research Model Fit

Fitness	CMIN(χ^2)	df	p	RMSEA	NFI	IFI	TLI	CFI
Research Model	2885.700	129	.000	.068	.930	.933	.920	.933
Acceptable Fit				.05 ~ .10	> .90	> .90	> .90	> .90

다. 이러한 지수들은 일반적으로 제시되는 수용 기준(NFI, IFI, TLI, CFI \geq .90; RMSEA \leq .08)을 충족하고 있으며, 특히 RMSEA가 .08 이하로 나타난 점은 모형의 근사적합도가 양호함을 의미한다[19, 20]. 비록 χ^2 의 유의확률(p)이 .05 미만으로 나타났지만, 이는 본 연구의 표본 수가 4,581명으로 다소 많다는 점을 고려할 때 자연스러운 결과로 해석된다. 따라서 χ^2 검정을 제외한 주요 적합도 지수들을 기준으로 볼 때, 본 연구의 측정 모형은 전반적으로 양호한 적합도를 보이는 것으로 판단할 수 있다.

4. Path Coefficient of the Research Model

본 연구에서 설정한 구조모형은 총 6개의 경로로 구성되어 있으며, 6개의 경로 모두 통계적으로 유의미한 것으로 나타나 채택되었다($p < .001$). 구조모형의 경로 분석 결과는 Fig. 2와 Table 5에 제시되어 있으며, 주요 결과는 다음과 같다.

먼저, 디지털 역량 수준이 개인정보 수용성에 미치는 영향은 통계적으로 유의미한 정(+)적 관계로 나타났으며($\beta = .167, p < .001$), 설명력(R^2)은 약 2.8%로 확인되었다. 이는 디지털 기술을 잘 활용할수록 개인정보 제공 및 활용에 대한 수용 태도가 다소 증가하는 경향이 있음을 의미한다. 다음으로, 디지털 역량 수준이 신뢰도 평가에 미치는 영향 역시 유의미한 정(+)적 관계로 나타났으며($\beta = .084, p < .001$), 설명력은 약 4.4%로 확인되었다. 즉, 디지털 활용 능력이 높은 개인일수록 사회 전반과 타인에 대한 신뢰 수준이 다소 높아질 수 있음을 시사한다. 또한, 디지털 역량 수준은 생성형 AI 미래 인식에도 유의미한 정(+)적 영향을 미치는 것으로 분석되었으며($\beta = .124, p < .001$), 설명력은 11.0%로 나타났다. 이는 디지털 기술에 익숙할수록 생성형 AI 기술의 현실화 가능성을 보다 긍정적으로 인식하는 경향이 있음을 보여준다. 개인정보 수용성이 신뢰도 평가에 미치는 영향 또한 유의미한 정(+)적 영향을 보였으며($\beta = .178, p < .001$), 설명력은 4.4%로 확인되었다. 이는 개인정보 제공에 대해 수용적인 태도를 가진 이들이 사회 및 대인 신뢰 수준도 상대적으로 높게 인식함을 시사한다. 개인정보 수용성이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향은

구조모형에서 가장 강한 영향력을 보인 경로 중 하나로, 유의미한 정(+)적 관계를 나타냈다($\beta = .296, p < .001$). 설명력은 11.0%로, 개인정보 제공을 수용하는 태도가 생성형 AI 기술의 미래에 대한 긍정적 인식과 연결되어 있음을 의미한다. 반면, 신뢰도 평가는 생성형 AI 미래 인식에 부(-)적인 영향을 미치는 것으로 나타났으며($\beta = -.090, p < .001$), 설명력은 11.0%로 동일하게 나타났다. 이는 신뢰 수준이 높은 개인일수록 생성형 AI 기술의 미래 현실화에 대해 다소 부정적인 태도를 가질 가능성을 시사한다.

결과적으로, 디지털 역량 수준 \rightarrow 생성형 AI 미래 인식의 직접 경로와 디지털 역량 수준 \rightarrow 개인정보 수용성 \rightarrow 생성형 AI 미래 인식의 간접 경로는 유의미한 긍정적 효과를 보인 반면, 디지털 역량 수준 \rightarrow 신뢰도 평가 \rightarrow 생성형 AI 미래 인식의 간접 경로는 유의미한 부정적 효과를 나타냈다.

한편, 전체적인 경로계수의 크기나 설명력 수준이 일부 경로에서 다소 낮게 나타났지만, 이는 인간의 인식 및 태도 형성과 관련된 사회과학 연구에서 일반적으로 나타나는 현상으로, 관련 요인이 복잡적이고 다차원적임을 반영하는 결과로 해석할 수 있다(Kline, 2016). 그럼에도 불구하고 대부분의 경로가 통계적으로 유의미하게 나타났으며, 생성형 AI 시대를 대비한 시민의 디지털 태도 형성과 관련된 정책 및 교육적 시사점을 제공한다는 점에서 연구의 실천적 의의가 크다고 할 수 있다.

이러한 분석 결과를 종합해 볼 때, 본 연구에서 설정한 가설 중, 가설 1(디지털 역량 수준의 직접 효과)과 가설 2(개인정보 제공·활용 수용성의 매개효과)는 통계적으로 유의미한 정적 영향력을 보여 채택되었다. 한편, 가설 3(신뢰도 평가의 매개효과)은 통계적으로 유의미한 경로로 나타났으나($\beta = -.090, p < .001$), 부정적 방향성을 보여 초기 가설의 예측과는 상반된 결과를 나타냈다. 이는 신뢰도가 높은 개인일수록 생성형 AI 기술의 현실화 가능성에 대해 보다 신중하거나 비판적인 태도를 가질 수 있음을 시사한다.

Table 5. Path Coefficient of the Research Model

	Path	B	S.E.	C.R.	β	SMC
Digital_Compentency_Level	\Rightarrow Acceptability_of_Personal_Information	.103	.010	10.152***	.167	.028
Digital_Compentency_Level	\Rightarrow Reliability	.085	.017	4.992***	.084	.044
Acceptability_of_Personal_Information	\Rightarrow Reliability	.294	.031	9.628***	.178	
Acceptability_of_Personal_Information	\Rightarrow Generative_AI_Future_Perception	.270	.017	15.947***	.296	
Reliability	\Rightarrow Generative_AI_Future_Perception	-.050	.010	-5.241***	-.090	.110
Digital_Compentency_Level	\Rightarrow Generative_AI_Future_Perception	.070	.009	7.391***	.124	

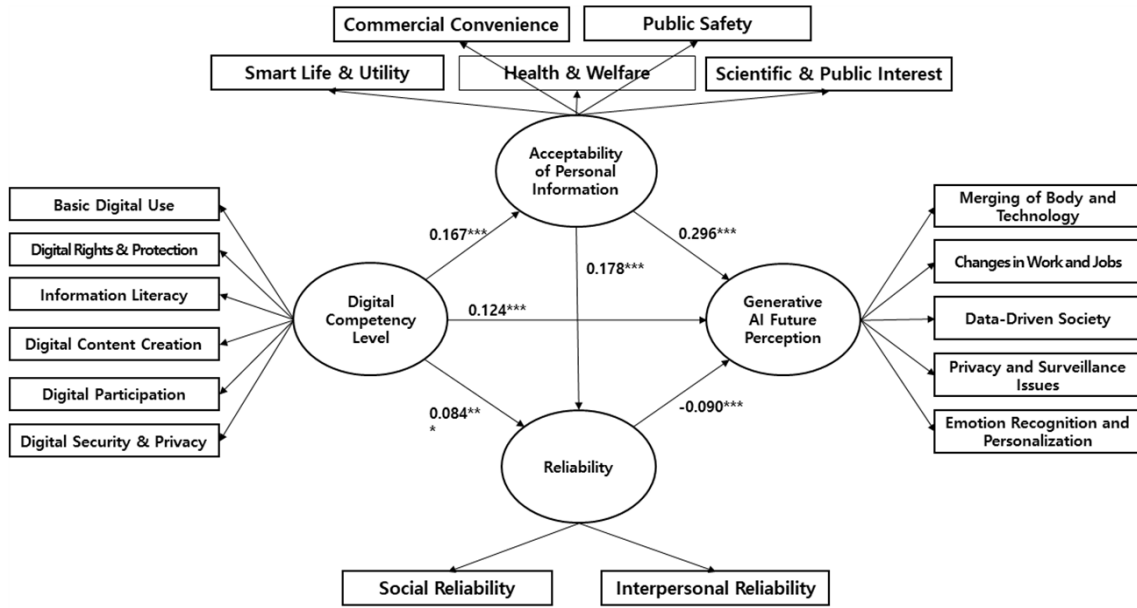


Fig. 2. Path Coefficient of the Research Model

5. Verification of the Mediating Effect of Research Model

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향에서 개인정보 수용성과 신뢰도 평가의 매개 효과를 구조방정식모형을 통해 분석하였다. 이를 위해 각 경로에 대한 총효과, 직접효과, 간접효과를 산출하였으며, 그 결과는 Table 6에 제시하였다.

먼저, 디지털 역량 수준이 개인정보 수용성에 미치는 영향은 총효과=.167, 직접효과=.167, 간접효과는 존재하지 않는 것으로 나타났다. 이는 디지털 기술을 잘 활용하는 개인일수록 개인정보 활용에 대한 수용성이 직접적으로 높아짐을 의미하며, 매개변수의 개입 없이 직접적인 영향이 작용함을 보여준다. 다음으로, 디지털 역량 수준이 신뢰도 평가에 미치는 영향에서는 직접효과=.084, 간접효과=.029 총효과=.113으로 나타났다. 이는 디지털 역량 수준이 개인정보 수용성을 거쳐 신뢰도 평가에 간접적으로도 영향을 미치고 있음을 시사한다. 즉, 디지털 활용 능력이 높을수록 사회 및 타인에 대한 신뢰가 직접적으로는 물론, 개인정보 수용성 증가를 매개로 간접적으로도 강화되는 경향이 있다. 개인정보 수용성이 신뢰도 평가에 미치는 영향은 직접효과=.178만 존재하고 간접효과는 없는 것으로 나타나, 총효과=.178로 확인되었다. 이는 개인정보 제공에 대한 수용성이 신뢰 형성에 있어 독립적인 직접 영향 요인으로 작용하고 있음을 보여준다. 한편, 개인정보 수용성이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향은 직접효과=.296, 간접효과= -.016으로, 결과적으로 총효과=.279로 나타났다. 이는 개인정보 수용성 자체는 생성형 AI 기술의 미래 현실

화에 대한 인식을 높이는 정적 요인으로 작용하지만, 이를 매개로 신뢰도 평가가 개입할 경우 그 영향이 부분적으로 상쇄될 수 있음을 시사한다. 신뢰도 평가는 생성형 AI 미래 인식에 대해 통계적으로 유의미한 부정적 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 직접효과와 총효과 모두 -.090로 확인되었다. 이는 사회 및 타인에 대한 신뢰 수준이 높은 개인일수록 생성형 AI 기술의 확산이나 현실화 가능성에 대해 보다 신중하거나 비판적인 태도를 가질 수 있음을 의미한다. 마지막으로, 디지털 역량 수준이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향은 직접효과=.124, 간접효과=.039를 포함하여 총효과=.163으로 나타났다. 이는 디지털 역량 수준이 개인정보 수용성과 신뢰도 평가라는 매개 경로를 통해 간접적으로도 AI 미래 인식에 영향을 미치고 있음을 보여준다.

변수 간의 구조적인 관계를 보다 정밀하게 파악하기 위하여, 간접효과(매개효과)의 유의성을 추가로 분석하였다. 간접효과에 대한 통계적 유의성은 부트스트래핑(bootstrapping) 기법을 활용하여 검증하였으며, 이는 비정규 분포를 갖는 매개경로에서도 신뢰구간을 정확하게 추정할 수 있는 방법이다[21]. 본 연구에서는 2,000번 이상 리샘플링을 수행하여 간접효과의 신뢰구간을 산출하였고, 이 신뢰구간에 0이 포함되지 않음을 통해 모든 간접효과가 유의미함을 확인하였고 그 결과는 Table 7에 제시하였다.

이러한 결과는 디지털 역량 수준이 생성형 AI 미래 인식에 직접적으로 긍정적인 영향을 미칠 뿐 아니라, 개인정보 수용성과 신뢰도 평가를 매개로 하는 간접 경로 또한 유의미하게 작용함을 시사한다. 특히, 개인정보 수용성을

Table 6. Verification of the Mediating Effect

Latent Variable ⇨ Result Variable			Total Effect	Direct Effect	Indirect Effect
Digital_Competency_Level	⇨	Acceptability_of_Personal_Information	.167***	.167***	
Digital_Competency_Level	⇨	Reliability	.113***	.084***	.030***
Acceptability_of_Personal_Information	⇨	Reliability	.178***	.178***	
Acceptability_of_Personal_Information	⇨	Generative_AI_Future_Perception	.279***	.296***	-.016***
Reliability	⇨	Generative_AI_Future_Perception	-.090***	-.090***	
Digital_Competency_Level	⇨	Generative_AI_Future_Perception	.163***	.124***	.039***

***p<.001

Table 7. 95% Confidence Interval Verification of the Mediating Effect

Latent Variable ⇨ Result Variable			Indirect Effect	95% Confidence Interval
Digital_Competency_Level	⇨	Reliability	.030***	.021 ~.040
Acceptability_of_Personal_Information	⇨	Generative_AI_Future_Perception	-.016***	-.024 ~-.009
Digital_Competency_Level	⇨	Generative_AI_Future_Perception	.039***	.026 ~.054

***p<.001

매개로 하는 경로는 긍정적 영향을, 신뢰도 평가를 매개로 하는 경로는 부정적 영향을 나타내며, 매개경로의 방향성과 성격이 결과적으로 총효과에 차별적인 영향을 미치는 복합적 구조를 보여준다.

전체적으로 유의확률(p-value)을 확인한 결과, 잠재 변수들 간의 총효과, 직접효과 및 간접효과는 모두 $p < .001$ 수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 이는 연구모형이 이론적으로 설정한 경로 구조가 데이터와 잘 부합하고 있음을 의미한다.

편차 교정 신뢰구간(Bias-Corrected 95% CI)을 산출한 결과를 보면, 디지털 역량 수준이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 영향에서 개인정보 수용성의 매개효과는 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 구체적으로, 부트스트랩 95% 신뢰구간은 0.021에서 0.040 사이로, 신뢰구간에 0이 포함되지 않아 매개효과가 존재함을 확인하였다 ($p < .001$). 이는 디지털 기술을 잘 활용하는 개인일수록 개인정보 활용에 대한 수용성이 높아지며, 이러한 수용성이 생성형 AI에 대한 긍정적인 미래 인식을 증진시키는 데 기여함을 의미한다.

다음으로, 디지털 역량 수준과 생성형 AI 미래 인식 간의 관계에서 신뢰도 평가의 매개효과도 통계적으로 유의미하였다. 부트스트랩 95% 신뢰구간은 -0.024에서 -0.009로 나타났으며, 이 또한 0을 포함하지 않아 매개효과의 유의성을 보여주었다($p < .001$). 이 결과는 디지털 역량 수준이 높을수록 사회 및 대인 신뢰가 형성되지만, 신뢰 수준에 따라 생성형 AI에 대한 미래 인식이 다소 비판적일 수 있음을 시사한다.

마지막으로, 디지털 역량 수준이 개인정보 수용성과 신뢰도 평가를 순차적으로 거쳐 생성형 AI 미래 인식에 영향

을 미치는 이중 매개효과 역시 유의하게 나타났다. 부트스트랩 95% 신뢰구간은 0.026에서 0.054로 0을 포함하지 않았으며, 매개효과는 통계적으로 유의미하였다($p < .001$). 이는 디지털 역량이 개인정보에 대한 긍정적 수용을 촉진하고, 이를 바탕으로 신뢰도 평가가 형성되며, 결과적으로 생성형 AI에 대한 미래 인식에까지 긍정적인 영향을 확장시킬 수 있음을 의미한다.

이상의 결과를 종합하면, 가설 2(개인정보 제공·활용 수용성의 매개효과), 가설 3(신뢰도 평가의 매개효과), 가설 4(개인정보 수용성과 신뢰도 평가의 이중 매개효과)가 모두 채택되었다. 이러한 결과는 디지털 역량 수준이 생성형 AI 미래 인식에 미치는 긍정적인 영향이 개인정보 수용성을 매개로 더욱 강화되며, 반대로 신뢰도 평가를 통해서 일부 비판적 인식이 나타나 부정적인 영향이 다소 약화됨을 시사한다.

V. Conclusions

본 연구는 디지털 역량 수준이 생성형 AI에 대한 미래 인식에 미치는 영향을 분석하고, 이 관계에서 개인정보 제공 및 활용 수용성과 신뢰도 평가의 매개효과 및 이중매개효과를 실증적으로 검토하고자 하였다. 구조방정식모형(SEM)을 활용하여 총 4개의 가설을 검증한 결과는 다음과 같다.

첫째, 디지털 역량 수준은 생성형 AI 미래 인식에 유의미한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다(H1 채택). 둘째, 디지털 역량 수준과 생성형 AI 인식 간의 관계에서 개인정보 제공·활용 수용성이 유의한 매개 역할을 수행하는 것으로 나타났다(H2 채택). 셋째, 신뢰도 평가는 통계적으

로 유의한 매개효과를 보였으나, 그 영향은 부(-)의 방향을 나타내어 가설(H3)은 부분적으로만 지지되었다. 넷째, 개인정보 수용성과 신뢰도 평가의 이중 매개효과가 유의하게 나타나, 디지털 역량이 두 변수를 거쳐 생성형 AI 인식에 간접적으로 영향을 미침을 확인하였다(H4 채택). 결론적으로, 구조방정식모형(SEM)을 활용하여 총 4개의 가설을 검토한 결과, 디지털 역량 수준은 생성형 AI에 대한 미래 인식에 직접적이고 긍정적인 영향을 미쳤으며, 개인정보 수용성과 신뢰도가 이를 매개하는 경로도 통계적으로 유의미하게 나타났다. 특히, 개인정보 수용성은 정적인 간접효과를, 신뢰도 평가는 부적 방향의 간접효과를 보여 기술에 대한 신뢰가 반드시 긍정적인 인식으로 이어지지 않음을 시사하였다.

연구 결과는 디지털 능력이 향후 생성형 AI 기술 수용을 결정짓는 핵심 요인임을 확인시켜 주었다. 특히 개인정보 제공 수용성은 기술 수용을 강화하는 긍정적 경로로 작용하였으며, 신뢰도는 오히려 신중하거나 비판적인 인식을 유도하는 변수로 나타났다. 이러한 결과는 기존의 신뢰 중심 기술 수용모형을 재해석할 필요성을 제기한다. 또한 개인정보 수용성과 신뢰도의 이중 매개 경로를 통해, 디지털 역량이 복합적인 방식으로 AI 인식에 영향을 미침을 확인하였다.

본 논문은 다음과 같은 실천적·이론적 시사점을 제시한다. 첫째, 디지털 사회에서 기술 수용성을 제고하기 위해서는 단순한 기술 보급보다 디지털 역량 강화를 위한 체계적인 교육이 선행되어야 한다. 이는 디지털 격차 해소와 시민의 AI 수용성 향상에 중요한 정책적 기반이 된다. 둘째, 개인정보 수용성과 신뢰는 기술 수용의 핵심 매개요인으로 작용하므로, 개인정보 보호 제도의 강화, 투명한 데이터 활용 절차 마련, 그리고 신뢰 기반의 디지털 생태계 조성이 필수적이다. 셋째, 생성형 인공지능에 대한 시민 인식은 기술 자체보다 사회 전반의 가치, 윤리, 제도에 대한 신뢰와 깊이 연관되어 있으며, 이에 따라 사회적 수용성 중심의 접근과 시민 참여 기반의 정책 설계가 필요하다. 넷째, 본 논문이 제시한 통합적 이론모형은 향후 세대·직군·디지털 소외계층 등을 대상으로 하는 비교연구나 종단연구의 이론적 기반으로 활용될 수 있다. 다섯째, AI 시대의 교육은 정보 해석력, 비판적 사고, 윤리적 판단을 포함하는 디지털 시민성 함양에 초점을 맞추어야 하며, 이는 향후 교육과정 및 시민교육 프로그램 설계에 포함시킬 필요성을 강조한다.

본 연구는 횡단적 설계로 인해 인과관계 해석에 한계가 있으며, 자기보고식 설문이라는 응답 편향의 가능성을 안

고 있다. 또한 생성형 AI 인식은 시기에 따라 급변할 수 있는 요소로, 향후 연구에서는 종단적 자료를 활용한 인식 변화 분석, 실제 행동 기반 데이터 활용, 신뢰 구성 개념의 세분화가 필요하다.

AI 기술 수용성을 높이기 위해서는 디지털 취약계층을 포함한 전 국민의 디지털 리터러시 강화와 더불어 개인정보 제공·활용에 대한 사회적 합의 및 제도적 설명책임이 중요하다. 또한 생성형 AI 시스템의 투명성, 공정성, 책임성을 확보할 수 있는 정책 및 윤리적 가이드라인 마련이 요구된다.

이상과 같은 결과는 생성형 AI 사회로의 전환을 준비하는 현시점에서, 디지털 능력 강화와 개인정보 인식, 신뢰의 균형적 관리가 핵심임을 보여주며, 향후 AI 기술 수용 연구 및 정책 수립의 기초자료로서 활용될 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Kwangju Women's University Research Grant(2025 school year)

REFERENCES

- [1] Taddeo, M., & Floridi, L., "How AI can be a force for good", *Science*, 361(6404), pp. 751-752, 2018. <https://doi.org/10.1126/science.aat5991>
- [2] West, S. M., Whittaker, M., & Crawford, K., "Discriminating systems: Gender, race and power in AI", AI Now Institute, 2019.
- [3] Van Deursen, A. J. A. M., Helsper, E. J., & Eynon, R., "Development and validation of the Internet Skills Scale(ISS)", *Information, Communication & Society*, 19(6), pp. 804-823, 2016. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2015.1078834>
- [4] Acquisti, A., Brandimarte, L., & Loewenstein, G., "Privacy and human behavior in the age of information", *Science*, 347(6221), pp. 509-514, 2015. <https://doi.org/10.1126/science.aaa1465>
- [5] Beldad, A., de Jong, M., & Steehouder, M., "How shall I trust the faceless and the intangible? A literature review on the antecedents of online trust", *Computers in Human Behavior*, 26(5), pp. 857-869, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.03.013>
- [6] Van Deursen, A. J. A. M., & van Dijk, J. A. G. M., "The digital divide shifts to differences in usage", *New Media & Society*, 16(3), pp. 507-526, 2014. <https://doi.org/10.1177/1461444813487959>
- [7] Eshet, Y., "Digital literacy: A conceptual framework for survival skills in the digital era", *Journal of Educational Multimedia and*

Hypermedia, 13(1), pp. 93-106, 2004.

- [8] Litt, E., "Measuring users' internet skills: A review of past assessments and a look toward the future", *New Media & Society*, 15(4), pp. 612-630, 2013. <https://doi.org/10.1177/1461444813475424>
- [9] Acquisti, A., Brandimarte, L., & Loewenstein, G., "Privacy and Human Behavior in the Age of Information", *Science*, 347(6221), pp. 509-514, 2015. <https://doi.org/10.1126/science.aaa1465>
- [10] Lankton, N. K., McKnight, D. H., & Tripp, J., "Technology, humanness, and trust: Rethinking trust in technology", *Journal of the Association for Information systems*, 16(10), pp. 880-918, 2015.
- [11] Shin, D., "User Perceptions of Algorithmic Decisions in the Personalized AI System: Perceptual Evaluation of Fairness, Accountability, Transparency, and Explainability", *Journal of Broadcasting & Electronic Media* 64(2):pp. 1-25, 2020. <https://doi.org/10.1080/08838151.2020.1843357>
- [12] Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W., "Trust and TAM in online shopping: An integrated model", *MIS Quarterly*, 27(1), pp. 51-90, 2003. <https://doi.org/10.2307/30036519>
- [13] Floridi, L., & Chiriatti, M., "GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences", *Minds and Machines*, 30(4), pp. 681-694, 2020. <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09548-1>
- [14] West, D. M., & Allen, J. R., "How Artificial Intelligence is Transforming the World", Brookings Institution Report, 2018.
- [15] Korea Communications Commission, Information and Communication Policy Research Institute, 2023 Intelligent Information Society User Panel Survey Results Report, National Approval(Consultation) Statistics Approval No. 164004, 2024.
- [16] Kline, R. B., *Principles and practice of structural equation modeling*(4th ed.), The Guilford Press, 2016.
- [17] West, S. G., Finch, J. F., & Curran, P. J., "Structural Equation Models with Nonnormal Variables: Problems and Remedies", In R. H. Hoyle(Ed.), *Structural Equation Modeling: Concepts, Issues, and Applications*(pp. 56-75). Sage, 1995.
- [18] Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E., *Multivariate data analysis* (7th ed.), Pearson Education, 2010.
- [19] Browne, M. W., & Cudeck, R., Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen & J. S. Long(Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136-162). Sage, 1993. <https://doi.org/10.1177/0049124192021002005>
- [20] Hu, L. T., & Bentler, P. M., Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), pp. 1-55, 2009. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- [21] Preacher, K. J., & Hayes, A. F., Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior Research Methods*, 40(3), pp. 879-891, 2008. <https://doi.org/10.3758/BRM.40.3.879>

Authors



Jae-Nam Kim received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Statistics from Chonnam National University, Korea, in 1984, 1989 and 2006, respectively. Dr. Kim joined the faculty of the Department

of Computer Science at Kwangju Women's University, Kwangju, Korea, in 1992. He is currently a Professor in the Department of Social Welfare at Kwangju Women's University. He is interested in Welfare Information System, Welfare Statistics.