

생성형 AI의 메시지 상호작용성, 정보 정확성, 매력도가 정보 공유의도에 미치는 영향

윤 주 성¹ · 노 기 영^{2*}¹한림대학교 디지털콘텐츠융합스쿨 박사과정²한림대학교 미디어스쿨 교수

Effects of Message Interactivity, Information Accuracy, and Attractiveness on Information Sharing Intention in Generative AI

Ju-Sung Yun¹ · Ghee-Young Noh^{2*}¹PhD program, Department of Digital Contents Convergence School, Hallym University, Chun-Cheon 24252, Korea²Professor, Department of Media School, Hallym University, Chun-Cheon 24252, Korea

[요 약]

본 연구는 생성형 AI의 메시지 상호작용성, 정보 정확성, 매력도가 사용자의 인지된 신뢰성과 감정적 지원에 어떠한 영향을 미치는지, 그리고 이러한 요인들이 최종적으로 정보 공유의도에 어떻게 연결되는지 실증적으로 분석하였다. 정교화 가능성 모델(ELM)과 혁신확산 이론(DIT)의 통합적 접근을 기반으로 구조방정식 모델(SEM)을 사용해 총 1,200명의 응답 데이터를 검증하였다. 분석 결과, 정보의 정확성이 인지된 신뢰성과 감정적 지원 모두에 가장 큰 영향을 미치는 핵심 요인으로 확인되었다. 또한, 메시지 상호작용성은 인지된 신뢰성을 강화하고, 매력도는 감정적 지원을 증대시켜 정보 공유의도를 높이는 데 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다. 본 연구는 생성형 AI를 활용한 사용자 행동과 정보 확산 메커니즘에 대한 이해를 심화하는데 기여할 뿐 아니라, 실무적으로는 생성형 AI 서비스 설계 및 정보 제공 전략 개선에 도움이 되는 시사점을 제공한다.

[Abstract]

This study examines how message interactivity, information accuracy, and attractiveness of generative AI influence user trust and emotional support, ultimately impacting their intention to share information. Using structural equation modeling (SEM) and data from 1,200 respondents, the findings reveal that information accuracy has the most impact, significantly shaping both credibility and emotional support. Message interactivity strengthens perceived trust of information, whereas attractiveness enhances emotional support, with both contributing to increased information-sharing intentions. By integrating the elaboration likelihood model (ELM) and diffusion of innovation theory (DIT), this study offers a robust framework for understanding user behavior in generative AI contexts. The results highlight the value of improved information quality and emotional engagement in enriching user experiences and facilitating effective information dissemination.

색인어 : 생성형 AI, 메시지 상호작용성, 매력도, 정보 신뢰성, 정보의 공유의도**Keyword** : Generative AI, Message Interactivity, Attractiveness, Information Reliability, Information Sharing Intentions<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2025.26.1.123>

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 18 November 2024; Revised 04 December 2024

Accepted 27 December 2024

*Corresponding Author; Ghee-Young Noh

Tel: E-mail: gnoh@hallym.com

1. 서론

디지털 혁신의 가속화와 함께 인공지능(AI; Artificial intelligence)은 현대 사회의 다양한 영역에서 필수적인 역할을 담당하고 있다. 특히, 생성형 AI(Generative AI)는 대규모 언어모델(LLM; Large Language Model)을 기반으로 사용자 요구에 맞춘 텍스트나 이미지, 영상, 코드 등 다양한 콘텐츠를 실시간으로 생성하며, 상호작용과 개인화된 정보 제공을 통해 사용자와 신뢰 관계를 구축하고 있다. 대표적인 예로 ChatGPT, Copilot, CLOVAX 등 다양한 언어모델이 존재하며, 정보 제공의 새로운 패러다임을 제시하고 있다. 이러한 생성형 AI의 등장은 일상생활뿐 아니라 비즈니스 현장에서도 중요한 혁신 수단으로 활용되고 있다. 예를 들어, 과거에는 사용자가 검색 엔진을 통해 직접 정보를 탐색해야 했지만, 생성형 AI는 사용자의 대화 이력과 관심사를 기반으로 맞춤형 정보를 직관적이고 자연스럽게 제공하여 정보 접근성을 크게 개선하였다[1].

그러나, 급격히 발전하는 AI 기술에도 불구하고 생성형 AI는 여전히 사용자 인식과 채택 과정에서 한계에 직면해 있다. 초기 생성형 AI 모델은 부정확한 답변과 최신 정보 부족 등 정보 품질 측면에서 한계를 보였다. 이는 생성형 AI가 학습 데이터에 크게 의존하는 특성상 초기에는 고정된 학습 데이터(Pre-trained data)만으로 질문에 답변하여 학습 데이터의 편향이나 부족, 최신 정보의 업데이트 미흡 등의 문제가 발생했기 때문이다. 이런 문제를 해결하기 위해 실시간 웹 검색 사실 확인 기능이 추가되면서 최신 정보, 다양한 출처에 대한 데이터 접근, 사용자 질의에 대한 신속한 정보 검색 및 확인, 데이터의 반영을 통해 더욱 정확하고 풍부한 정보를 제공할 수 있도록 돕고 있다[2].

OpenAI의 ChatGPT, Microsoft의 Bing AI, Google의 Gemini 등의 생성형 AI는 최신 정보 제공, 출처 투명성 강화, 사용자 피드백 루프 기반 기술적 개선을 통해 생성형 AI의 정보 품질을 혁신하고 있으며, 사용자에게 더 높은 신뢰를 갖게 하는 주요 동력으로 작용하고 있다.

또한, 매력적인 디자인은 단순히 시각적 미학을 넘어 사용자의 인지와 행동에 영향을 미치는 핵심 요소로 작용한다. Apple의 iPhone 디자인 성공 사례는 매력적인 디자인의 대표적 사례로 자주 인용된다. 이는 단순한 기능 이상의 독창적 디자인과 사용자 경험 차별화가 중요한 매력적 속성으로 작용한 결과이다. 결국 매력적인 기능이란 단순한 정보 전달을 넘어 사용자에게 편의성과 새로움을 동시에 제공하는 특성을 의미한다[3],[4]. 이처럼 생성형 AI의 매력적 기능은 정보 제공과 콘텐츠 생성뿐 아니라 상호작용의 유연성과 개인화된 피드백을 강화하는 방식으로 볼 수 있으며, 정보 접근과 수용 방식을 혁신적으로 변화시키고 있다.

이원호와 노기영[5]은 기술적 혁신이 사용자에게 정보를 더 쉽게 공유하려는 욕구를 자극한다고 밝히고 있다. 하지만,

기존 연구들은 주로 생성형 AI의 기능적 특성에 초점을 맞춰 사용자 태도와 행동을 분석하는 데 그쳤으며, 개인화된 서비스가 사용자에게 미치는 심리적·정서적 영향을 심층적으로 탐구한 연구는 부족한 실정이다[6]-[9].



그림 1. 예: (초기) ChatGPT 메인 화면(단순한 입력창만 존재)
Fig. 1. Ex: (Initial) ChatGPT main page(only input box UI exists)

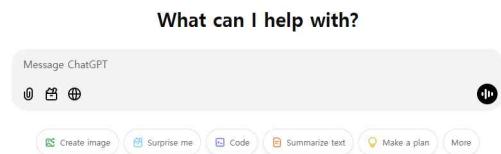


그림 2. 예: (현재) ChatGPT 메인 화면 UI(히스토리, 웹검색, 음성, 그림 그리기 등 추가로 직관적으로 개선됨)
Fig. 2. Ex: (Now) ChatGPT's main page(improved to be more intuitive, with additional features such as history, web search, voice, and drawing)

이러한 배경하에 본 연구는 정교화 가능성 모델(ELM; Elaboration Likelihood Model)을 적용하여, 생성형 AI가 제공하는 정보가 사용자의 인지적·정서적 반응에 미치는 영향을 다각적으로 분석하고자 한다. ELM은 정보 처리 과정을 중심 경로와 주변 경로로 나누어 설명하며, 중심 경로는 정보의 품질과 논리성에 의해 설득이 이루어지지만, 주변 경로는 서비스의 매력, 정보 제공자의 신뢰도, 메시지 전달 방식과 같은 외형적 요소에 의해 영향을 받는다[10]. Chen 등[2]은 AI 챗봇 추천 맥락에서 추천의 신뢰성과 정확성, 공감 표현이 사용자의 신뢰와 태도 형성에 큰 영향을 미친다고 밝혔으며, Sundar와 Kim[3]의 연구에서는 사용자가 AI 기술을 더 신뢰하는 경향이 있음을 실증적으로 제시하였다.

또한, 본 연구는 혁신확산 이론(DIT; Diffusion of Innovations Theory)을 활용하여 생성형 AI의 확산 과정을 설명하고자 한다. DIT는 새로운 기술이 사회적으로 수용되고 확산하는 과정을 설명하며, 생성형 AI가 제공하는 상대적 이점, 높은 호환성, 그리고 관찰 가능성은 기술 확산의 핵심 요소로 작용함을 강조한다[11]. 이를 바탕으로 생성형 AI가 신뢰와 감정적 지원을 통해 정보 공유의도에 미치는 영향을 분석하고자 한다. 따라서 본 연구는 정교화 가능성 모델과 혁신 확산 이론의 통합적 접근을 통해 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 매력도가 인지적 신뢰성과 감정적 지원을 매개로 정보 공유의도에 미치는 영향을 구조방정식 모델로 분석하여 다각적으로 살펴보고자 한다.

II. 이론적 배경

2-1 정교화 가능성 모델 (ELM; Elaboration likelihood model)

정교화 가능성 모델은 사람들이 정보를 처리하고 이에 대한 태도를 형성하거나 변화시키는 과정을 설명하는 이론으로 Petty와 Cacioppo[12]가 처음 제시하였다. ELM에 따르면, 정보 처리 과정은 중심 경로(central route)와 주변 경로(peripheral route)라는 두 가지 경로로 처리된다. 중심 경로는 정보의 품질과 논리성을 중시하며, 수용자는 이를 평가하기 위해 제공된 정보가 얼마나 정확하고 신뢰할 수 있는지 인지적 노력을 기울일 때 작동한다. 즉, 메시지 수신자가 정보를 잘 받아들여려면 인지능력이 높을수록 정보를 철저히 검토하게 되며, 관여도가 높을수록 정보를 신중히 고려하게 된다[12]. 이를 정교화 가능성(EL; Elaboration Likelihood)이라 하며, EL이 높은 수신자는 정보를 주의 깊게 분석한 후, 메시지의 논리가 타당하다고 판단되면 긍정적인 태도를 형성한다[2],[13]. 이 과정에서 사용되는 중심 단서는 수신자가 메시지의 관점을 지지하도록 이끌며, 태도 변화를 유도하는 반면[14], 주변 경로는 정보의 신뢰도나 메시지의 매력과 같은 외형적 요인에 영향을 받는다[10]. 이러한 경로들은 EL 수준과 해석 상황에 따라 중심 경로와 주변 경로가 다양하게 존재할 수 있지만, 보통은 두 경로가 동시에 작동한다. 다만, EL이 높을수록 중심 경로에 더 의존하고, EL이 낮은 경우 주변 경로에 더 의존하는 경향이 있다[13].

이러한 경로 구분은 메시지 전달과 정보수용의 주요 변수를 설명하지만, 현대의 디지털 커뮤니케이션 환경에서 정교화 가능성 모델의 단순 구분만으로는 설명이 충분하지 않을 수 있다. 특히, 생성형 AI와 같은 기술에서는 개인화된 정보 제공 방식과 실시간 상호작용이 이루어지므로 사용자가 정보의 논리성과 신뢰성뿐만 아니라 직관성과 감정적 반응도 함께 고려해야 한다[2],[3].

2-2 생성형 AI의 ELM적 접근: 신뢰성 형성과 사용자 경험 향상 메커니즘

ELM을 기반으로 웹, 모바일 앱, SNS, 이커머스 플랫폼, AI 챗봇 등 다양한 디지털 플랫폼을 분석한 연구들은 중심 경로 요인으로 정보의 품질, 최신성, 정확성, 신뢰성, 상호작용성을 포함한 정보의 유용성과 용이성을 강조했으며, 주변 경로 요인으로는 정보 출처, 정서적 경험, 공감, 추천 방식, 심미성 및 메시지의 호소력 등 외부적 요인에 주목하였다[2],[10],[12],[13],[15],[17].

생성형 AI는 단순한 정보 제공을 넘어 학습된 데이터를 기반으로 다양한 콘텐츠를 생성하고 창의적 작업을 수행할 수 있는 기술로, 사용자 입력에 따라 새로운 결과물이나 예술적 콘텐츠를 만드는 광범위한 응용 가능성을 지닌다[4],[5]. 생

성형 AI에서 제공하는 개인화된 답변은 사용자를 설득 상황에 직면하게 만들며, 이때 정보의 품질이나 정확성과 같은 중심 단서와 AI의 신뢰 및 공감과 같은 주변 단서가 사용자의 행동과 태도 변화에 영향을 미친다[15].

ELM에 따르면 정보 수용자는 정보 처리 시, 정보의 품질과 논리성을 중심 경로로, 메시지의 전달 방식이나 정보의 출처, 매력과 같은 외형적 요소를 주변 경로로 활용해 정보를 수용한다는 관점에서 출발한다. 사용자는 생성형 AI가 제공하는 정보를 아무런 고려 없이 완전히 수용하기보다는 어느 정도 인지능력을 발휘한다고 가정한다[10],[13]. 이런 관점에서 생성형 AI는 메시지 상호작용성과 정보의 정확성을 통해 사용자 신뢰를 강화하고, 맞춤형 응답을 제공함으로써 정보수용 과정을 돕는다. 이러한 개인화된 정보 제공은 단순 데이터 전달을 넘어 사용자와 실시간 상호작용을 통해 의미 있는 정보 경험을 제공하며, 사용자의 인지적 신뢰를 형성하도록 유도한다[2],[12]. 특히, 기존의 정적인 정보 제공 시스템과 달리 실시간 메시지 상호작용은 사용자와 AI 간의 소통을 자연스럽게 만드는 중요한 개념으로 사용자는 마치 인간과 대화하는 것과 같은 수준의 상호작용과 메시지 몰입을 통해 높은 인지적 참여와 설득력을 이끌어낸다[5],[16].

메시지 상호작용성은 사용자가 인터페이스와 소통하며 경험하는 메시지 교환 방식과 관련이 깊은 상호작용 수준을 반영하며, ‘이후의 메시지가 이전 메시지에 따라가거나 의존한다’는 수반적 관점에 기반하여 사용자 몰입을 강화한다.[17]-[19]. 생성형 AI는 사용자와 실시간으로 소통하고 개인화된 정보를 제공하며, 사용자는 생성형 AI가 제공한 메시지를 수용하거나 추가 질문을 통해 더욱 구체적이고 맞춤형 답변을 받을 수 있다. 이는 생성형 AI가 얼마나 신속하고 효율적으로 응답하며, 사용자와 자연스럽게 능동적인 상호작용을 유도하는지를 보여주는 개념으로 정의된다.

특히, 생성형 AI는 실시간으로 정보를 업데이트하고, 사용자의 요구에 맞는 정확한 정보를 제공해 신뢰성을 지속적으로 강화한다. 이는 정보의 정확성이 높을수록 사용자가 생성형 AI와 같은 신기술을 빠르게 채택하고, 사용자 신뢰와 만족도를 형성한다는 기존 연구 결과와 일치하며, 정보의 신뢰성은 사용자가 타인과의 정보 공유 가능성을 증가시킨다[2],[13]. 일례로, AI 챗봇 연구에서도 정확한 정보와 상호작용성이 사용자에게 정보를 신뢰하게 만들어 정보 확산 속도를 증가시킨다는 점이 확인되었으며, 신뢰성 높은 정보는 사용자에게 친구나 가족, 지인 등 여러 사람과 공유할 가치가 있다고 판단하게 만든다[2].

반면, 메시지와 관련된 주변적인 요소인 메시지 출처의 신뢰성, 심미성, 매력 등과 같은 직관성을 중심으로 설득을 유도할 수 있다. 매력적인 디자인은 사용자의 주의를 끌고, 긍정적인 감정을 유발해 정보에 대한 호의적인 태도를 형성하게 함으로써 주변 경로 설득을 강화한다[10].

제품이나 서비스가 가지는 매력도는 시각적 디자인뿐만 아

나라, 제품이나 서비스를 사용하는 사회적 맥락, 유행, 트렌드, 타인의 인식, 개인의 주관적 판단 등을 포함하는 복합적 개념이다. 이 개념은 심미적 매력과 사회적 요소 두 가지 측면을 고려한 다차원적인 개념으로 제품이나 서비스 등의 심미적 아름다움과 스타일리쉬함에 대한 사용자 경험 전반에 미치는 영향을 의미한다. 심미적 매력이 제품이나 서비스가 보기 좋게 디자인되었는지, 사용 목적이 창의성을 달성했는지, 기존의 평범한 작업을 새롭고 흥미로운 방식으로 수행할 수 있도록 돕는지 등을 평가한다면, 사회적 요소는 제품이나 서비스가 얼마나 유행을 잘 따르는지, 스타일리쉬한지, 사용자를 멋지게 보이게 하는지 등 사회적으로 인정받는 스타일을 평가한다. 즉, 생성형 AI라는 특성 자체가 주는 매력이 사용자에게 신뢰감을 주는 요소로 작용한다고 볼 수 있다[20].

예를 들어, 보안과 개인정보 보호가 중요한 영역에서 인터페이스를 디자인할 때, 정교한 시스템을 통해 정확하고 빠르게 정보를 처리한다는 것을 명확히 알리는 디자인은 사용자의 신뢰도를 높일 수 있다[3]. 또한, 웹사이트에서 복잡한 상품을 설명할 때, 단순 텍스트 대신 슬라이드 방식과 이미지와 같은 시각적 요소를 활용한 매력적인 디자인은 사용자의 몰입도를 높이고, 웹사이트에 대한 긍정적인 태도를 유도한다[17]. 이러한 결과는 제품이나 서비스가 제공하는 인터페이스의 기능적 측면이 더욱 생생하고 역동적인 결과를 만들어 사용자에게 효과적으로 전달 할 수 있기 때문이다.

Tractinsky[4]는 인간과 컴퓨터의 상호작용에서 대상의 미적 특성이 지각과 유용성 인식에 중요한 영향을 미치며, 문화적으로도 영향을 받는다는 사실을 발견하였다. 물론 미적 판단은 매우 주관적이지만, 개인과 집단의 인식에 따라 자신과 타인 모두에게 외형적 또는 기능적 매력에 대한 빠른 평가로 달라질 수 있으며, 이는 종종 특정 대상이 특정 시점에 유행하는 정도와 동일시되기도 한다.

이러한 관점에서 생성형 AI는 직관적이고 매력적인 인터페이스와 사용법을 통해 별도의 학습 없이도 사용자와 쉽게 소통할 수 있는 환경을 제공하며, 정보 처리 과정을 원활하게 돕는다. 설득 과정에서 사용자는 단순한 단서나 직관을 통해 정보를 판단하는 주변적 경로를 따를 수 있으며, 긍정적인 감정을 유발하는 메시지는 그 메시지를 더 쉽게 수용하게 만든다[2],[10]. Sundar와 동료들[20]도 제품이나 기술을 평가할 때 매력도(attractiveness)가 핵심 요소로 작용하며, 긍정적 평가에 중요한 영향을 미친다고 설명했으며, 제품이나 서비스의 매력적인 디자인은 단순히 시각적인 아름다움을 넘어 다양한 측면을 고려해야 함을 시사하였다.

생성형 AI 맥락에서 매력도는 제품이나 기술의 심미적 매력과 기능적 효용성이 결합된 속성을 의미하며, 사용자가 제품을 통해 자신을 표현할 수 있는 상징적 의미를 지니는 독창적 특성으로 사용자가 제품을 긍정적으로 평가하는 중요한 요인이다. 즉, 생성형 AI는 사용자의 입력에 따라 새롭고 예측 불가능한 콘텐츠를 생성하는 독창성을 지니며, ChatGPT의 대화형 응답, DALL-E의 이미지 생성, GitHub Copilot의

코드 작성 등 다양한 형태로 나타난다. 이러한 독창성은 사용자 맞춤형 경험을 제공해 몰입과 흥미를 유도한다. 생성형 AI의 매력적 디자인은 시각적 아름다움(AI 제공 창작물 포함), 직관적 사용성, 빠른 응답성을 핵심 요소로 하며, 간단하고 직관적인 인터페이스를 통해 사용자의 인지적 부담 없이 AI와 상호작용할 수 있도록 몰입을 촉진한다. 또한, 하위문화적으로는 K-Pop 팬덤이나 게임 커뮤니티와 같이 특정 사용자 집단의 문화 코드, 취향, 정체성 등을 반영한 콘텐츠를 통해 집단의 소속감을 강화하고, 더 몰입하게 하여 자발적인 정보 공유를 유도한다. 예를 들어, 특정 팬덤을 위한 맞춤형 AI 채팅 서비스는 집단 내에서의 사회적 연결성과 소속감을 높이는 효과가 있다[4],[20].

결국, 생성형 AI의 독창성, 매력적인 디자인, 하위문화적 매력은 사용자 경험을 향상시키고, 긍정적 반응을 이끌어 감정으로 지지받는다고 느끼게 하며, 정보 신뢰와 공유를 유도하는 핵심 요인으로 작용하게 된다.

2-3 인지된 신뢰성과 감정적 지원이 공유의도에 미치는 영향

정보의 인지된 신뢰성, 감정적 지원, 정보 공유의도는 사용자들이 생성형 AI 기술을 수용하고 타인과 공유하는 과정에서 중요한 역할을 한다. 특히, 정보의 인지된 신뢰성은 사용자가 정보의 정확성과 객관성을 인식하는 정도를 나타내며, 신뢰도가 높을수록 정보를 심도 있게 처리하고 공유하려는 경향이 강화된다. Venkatesh와 Davis[21]는 인지된 유용성과 신뢰성이 기술 채택의 핵심 요인임을 강조하며, 객관성과 정확성을 기반으로 한 정보 출처가 사용자 신뢰 형성에 긍정적 영향을 미친다고 설명한다. 온라인 환경에서는 공식 SNS나 유명 인플루언서의 소셜 미디어와 같은 신뢰할 만한 네트워크에서 제공된 정보가 전통적인 미디어보다 더 높은 신뢰를 얻는 경향이 있으며, 이는 정보 제공자에 대한 만족과 신뢰를 통해 구전 의도를 강화한다[15],[22].

Chen 등[2]도 AI 챗봇의 추천 정확성과 인지적·정서적 신뢰성이 높을수록 고객의 추천 채택 의도에 긍정적인 영향을 미친다고 분석했으며, 이는 신뢰할 수 있는 정보가 제공될 때, 사용자가 새로운 기술을 빠르게 수용하고, 사회적으로 확산하려는 경향이 높다는 기존 연구 결과와도 일치한다[11].

감정적 지원도 생성형 AI의 설득 메커니즘과 정보 공유의도에 중요한 역할을 한다. 감정적 지원은 정보 제공 과정에서 개인이 느끼는 정서적 반응과 만족감을 의미하며, 심리적 안정과 긍정적 경험을 형성하도록 돕는다[23]. 이는 사회적 지지의 한 형태로 감정적 지원은 스트레스 상황에서 격려와 위로와 같은 심리적 안정을 통해 불안과 스트레스를 줄이고, 기쁨이나 만족, 행복 등의 긍정적 감정을 증진시켜, 전반적인 삶의 질 향상에 기여한다[24]. 예를 들어, 생성형 AI를 통해 문제 해결을 위한 개인 맞춤형 답변을 제공받은 사용자는 심리적 안정을 느끼고, 사용자 경험을 긍정적으로 변화시킬 수 있다[25]. 이러한 감정적 지원을 통해 사용자는 정보 신뢰성이

강화되고, 타인과의 정보 공유의도가 높아진다[17].

감정적 지원은 정교화 가능성 모델의 주변 경로에서 작용하는 주요 변수로, 정보 제공 시스템의 외형적 특성과 기능적 효용성을 통해 사용자가 긍정적인 감정을 느낄 때, 정보 공유의도를 높이는 데 기여한다[10]. 직관적인 대화형 인터페이스와 개인화된 정보 전달은 사용자가 정보 제공 시스템에 대해 정서적 신뢰를 구축하고, 긍정적인 태도를 형성하도록 도와 정보 공유의도와 행동 변화에 중요한 영향을 미친다[3]. 예를 들어, 매력적인 디자인은 사용자의 주의를 끌고 긍정적인 감정을 유발하여 정보에 대한 호의적인 태도를 형성하게 함으로써 주변 경로 설득을 강화한다[10]. 생성형 AI의 맥락에서는 사용자가 정보의 논리성과 신뢰성뿐만 아니라 직관성과 감정적 반응을 고려할 때, 생성형 AI 자체의 매력도는 사용자 경험에 중요한 역할을 한다고 볼 수 있다.

Li 등[26]은 생성형 AI 모델의 성능 향상을 위해 감정적 자극을 주입하는 EmotionPrompt라는 개념을 제시하였으며, 연구 결과 긍정적인 감정 자극은 AI 모델의 성능 향상에 기여한 것으로 나타났다. 이는 매력적인 디자인과 기능 등의 긍정적인 감정 유발 요소가 설득 과정에서 메시지 수용자의 태도 변화에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

감정적 지원은 사용자 경험을 긍정적으로 변화시킬 뿐만 아니라 정서적 안녕과 만족감을 증진하며, 정보 공유의도를 높이는 중요한 매개변수로 작용한다. 생성형 AI는 직관적이고 매력적인 디자인, 쉬운 사용법, 학습을 통한 개인화된 정보 제공 등을 통해 사용자가 긍정적인 경험을 얻도록 돕고, 이를 바탕으로 공유 동기를 촉진한다는 점이 여러 연구에서 입증되었다[10],[17],[27]. 이러한 특성은 생성형 AI가 단순한 정보 전달을 넘어 사용자와의 감정적 연결을 통해 정보의 신뢰성을 높이고, 공유의도를 강화할 수 있음을 시사한다.

정보 공유의도는 새로운 기술이나 정보를 타인과 나누거나 의견을 교류하며, 필요한 정보를 탐색하는 행동으로 혁신 확산 이론에서 사회적 시스템 내 기술 확산에 핵심적인 역할을 한다[28],[29]. 이는 정보의 전달과 채택 과정에서 발생하는 사회적 상호작용을 설명하는 데 유용하며, 특히 신기술의 사회적 확산에는 상대적 이점(relative advantage)과 호환성(compatibility), 관찰 가능성(observability)이 중요한 요인으로 작용한다[11],[30]. 생성형 AI는 사용자와 상호작용하며 개인화된 콘텐츠를 생성하고, 창의적 작업을 지원함으로써 상대적 이점을 제공하며, 다양한 응용 분야에서 높은 호환성을 보인다. 또한, 실시간 피드백을 통해 기술의 효과를 즉각적으로 확인할 수 있어 관찰 가능성을 높이고, 기술 채택을 촉진한다[11].

혁신 확산 이론에 따르면, 개인이 새로운 정보를 수용하고 공유하는 과정은 혁신 수용 과정(Innovation Adoption Process)을 통해 설명되며, 정보의 공유의도는 설득(Persuasion)과 결정(Decision) 단계에서 이루어진다. 이 두 단계는 정보가 개인의 인식에 어떻게 수용되고, 개인적 태도로 내면화되어 공유의도로 발전하는지 핵심 과정을 보여준다.

소비자는 웹, 블로그, SNS 등 플랫폼의 발전으로 정보의 획득과 공유가 쉬워졌으며, 개인화된 서비스는 삶의 질 향상과 연결되고 있다[31]. 정보 공유는 상호 신뢰와 유익함을 기반으로 이뤄지며, 신뢰와 만족도가 높을수록 정보 제공 의도가 증가한다[32]. 신뢰할 수 있는 정보는 공유를 촉진하고, 정보 제공자를 신뢰할 수 있는 존재로 인식하여 정보 공유의도를 강화한다[33]. 예를 들어, 김태경 외[34]의 연구에서는 SNS 관광 정보 품질의 빈번한 공유가 신규 사용자 유입에 효과적임을 밝혔고, 박선경과 강윤지[35]는 온라인 정보의 유용성과 긍정적 인식이 정보 공유의도를 높인다고 주장하였다.

Chen 등[2]의 연구에서는, AI 챗봇 사용경험이 긍정적인수록 정보의 신뢰성이 증가하고, 이는 추천 채택 의도를 높여 정보 공유를 촉진하는 요인으로 작용한다. 이러한 긍정적 감정은 사용자가 혁신을 수용하고 이를 확산하려는 동기를 강화하며, 정보 공유가 사회적 네트워크에서 혁신확산에 중요한 역할을 한다고 볼 수 있다[11].

이런 관점에서 생성형 AI와 같은 혁신 기술을 통한 개인화된 정보 공유의도는 혁신확산 초기 단계에서 핵심적인 역할을 하며, 정보 공유의도가 높을수록, 혁신이 더 넓은 사회적 시스템으로 확산할 가능성이 커진다. 이는 새로운 기술이나 정보가 사회적으로 확장되는 메커니즘을 이해하는 데 중요한 통찰력을 제공할 수 있다.

본 연구는 정교화 가능성 모델과 혁신확산 이론 관점에서 생성형 AI의 메시지 상호작용성과 정보의 정확성이 인지된 신뢰성을 형성하고, 매력적인 디자인과 기능은 사용자에게 감정적 지원을 제공하며, 이는 정보 공유의도를 높이는 데 기여하는 과정을 탐구한다. 특히, 인지된 신뢰성과 감정적 지원이 사용자의 정보 공유의도를 강화하는 메커니즘을 규명하고자 하였으며, 이를 바탕으로 다음과 같은 연구가설을 설정했다.

- H1: 생성형 AI와의 메시지 상호작용성은 정보의 인지된 신뢰성에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H2: 생성형 AI가 제공하는 정보의 정확성은 정보의 인지된 신뢰성에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H3: 생성형 AI의 매력도는 정보의 인지된 신뢰성에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H4: 생성형 AI와의 메시지 상호작용성은 감정적 지원에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H5: 생성형 AI가 제공하는 정보의 정확성은 감정적 지원에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H6: 생성형 AI의 매력도는 감정적 지원에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H7: 생성형 AI가 제공하는 정보의 인지된 신뢰성은 정보의 공유의도에 정적인 영향을 미칠 것이다.
- H8: 생성형 AI에 대한 감정적 지원은 정보의 공유의도에 정적인 영향을 미칠 것이다.

III. 연구 방법

3-1 연구모형

본 연구는 생성형 AI의 정보 공유의도 맥락에서 정교화 가능성 모델과 혁신확산 이론의 통합적 접근을 통해 생성형 AI의 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 매력도가 인지된 신뢰성과 감정적 지원을 통해 정보 공유의도에 미치는 영향을 파악하기 위해 그림 3과 같이 연구모형을 설정하였다.

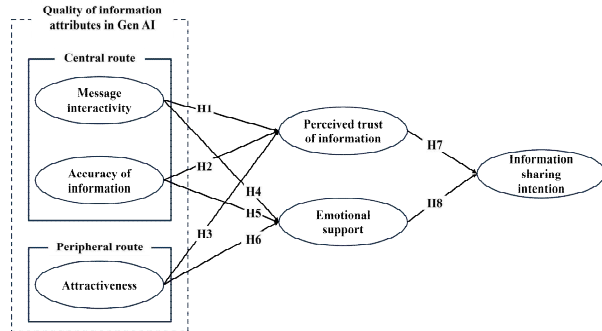


그림 3. 연구모형
Fig. 3. Research model

3-2 표본의 선정 및 자료 수집

본 연구는 설문조사 기관 글로벌리서치를 통해 2024년 7월 중 2주간 온라인 패널을 대상으로 설문조사를 실시하였다. 생성형 AI 사용 경험자를 대상으로 성별, 연령, 지역별 인구 구성을 고려하여 균등하게 할당 표집 하였으며, 만 19세 이상 성인 총 1,200명의 자료를 분석에 활용하였다.

표집 결과 응답자들의 성별은 남성 600명(50%), 여성 600명(50%)으로 균등하였으며 연령은 20대 300명(25%), 30대 300명(25%), 40대 300명(25%), 50대 이상 300명(25%)으로 균등하게 분포되었다. 학력은 중학교 졸업 5명(0.4%), 고등학교 졸업 100명(8.3%), 전문대 재학/졸업 127명(10.6%), 대학교 재학/졸업 825명(68.8%), 대학원 재학/졸업 143명(11.9%)으로 나타났다.

응답자의 편향(bias) 가능성을 최소화하기 위해 설문 시작 전과 본 설문 각 섹션에 명확한 설명과 용어 정의를 제공하여 응답자의 이해를 돕고 정확성을 높였다. 또한, 설문 초반 생성형 AI의 사용 여부를 확인하여 비 경험자 응답 편향을 줄였고, 기술 숙련도에 따른 인식 차이를 보완하기 위해 예시를 제시하였다. 익명성과 개인정보 보호를 강조하여 응답의 신뢰성을 확보하였다.

3-3 변수의 조작적 정의 및 측정

1) 메시지 상호작용성

메시지 상호작용성은 사용자의 질문에 생성형 AI가 얼마나

신속하고 효율적으로 응답하며, 사용자와 자연스럽게 적극적인 소통을 이끌어내는가를 나타내는 개념으로 정의한다. 이원호와 노기영[5], Wu & Wu[36]의 연구에서 사용한 척도 항목을 연구 특성에 맞게 수정하였으며, 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 문항은 '생성형 AI는 내 질문에 신속하고 효율적으로 응답할 수 있는 능력이 있었다.', '생성형 AI는 사용자가 원하는 정보를 쉽게 찾을 수 있게 해준다.', '생성형 AI는 사용자의 요청에 바르게 응답한다.', '생성형 AI는 사용자가 원하는 정보를 즉시 제공한다.'의 4개로 구성되었으며, 신뢰도 α 계수는 0.804로 나타났다.

2) 정보의 정확성

정보의 정확성은 생성형 AI가 사용자의 질문에 대해 신뢰할 수 있는 정교하고 맞춤형 답변을 제공하는 수준을 의미한다. 본 연구는 김승주와 윤지환[15]의 연구 문항을 목적에 맞게 재구성하여 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 측정 문항은 '생성형 AI는 특정 주제에 대한 정확한 정보를 제공한다.', '생성형 AI는 특정 주제에 대한 객관적인 정보를 제공한다.', '생성형 AI는 정확한 데이터 분석 결과를 제공한다.', '생성형 AI는 사실에 기반한 정보를 제공한다.'로 구성된 4개 항목이며, 신뢰도 α 계수는 0.825로 나타났다.

3) 매력도

매력도는 생성형 AI의 심미적 매력, 기능적 효용성, 감정적 반응을 의미하며, Sundar 등[20]이 제시한 문항 중 '생성형 AI는 최신 기술을 사용한다.', '생성형 AI는 눈길을 끈다.', '생성형 AI는 매력적이다.'로 구성된 3개 문항을 연구의 목적에 맞게 수정하여 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 신뢰도 α 계수는 0.733으로 나타났다.

4) 정보의 인지된 신뢰성

정보의 인지된 신뢰성은 생성형 AI가 제공하는 정보가 정확하고 신뢰할 수 있다고 인식하는 정도를 의미한다. 본 연구에서는 김승주와 윤지환[15] 및 김한주[22]가 사용한 척도를 연구의 특성에 맞게 수정하여 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 측정 문항은 '내가 도움이 필요할 때, 나는 생성형 AI가 최선을 다해 도와줄 것이라고 믿는다.', '나는 생성형 AI가 정보 제공에 있어 능숙하고 효과적이라고 생각한다.', '생성형 AI의 정보는 설득력이 있다.', '생성형 AI의 정보는 객관적이다.'의 4개로 구성되었으며, 신뢰도 α 계수는 0.764로 나타났다.

5) 감정적 지원(긍정적 감정반응)

감정적 지원은 생성형 AI의 정보 제공 과정에서 사용자가 느끼는 정서적 반응과 만족감을 의미하며, 본 연구에서는 Watson 등[24]의 정적 정서 및 부적 정서 척도(PANAS; The Positive and Negative Affect Schedule)를 수정 및

재구성하여 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 측정 문항은 '생성형 AI는 나를 즐겁게 한다.', '생성형 AI를 사용할 때 재미를 느낀다.', '생성형 AI는 내 기분을 좋아지게 한다.', '생성형 AI는 내 마음을 편안하게 한다.'와 같이 총 4개로 구성되었고, 신뢰도 α 계수는 0.835로 나타났다.

6) 정보 공유의도(정보의 확산)

정보 공유의도는 혁신확산 초기에 중요한 요소로 생성형 AI와 같은 새로운 기술이나 정보가 수용자에 의해 타인에게 공유되는 과정을 의미한다. 본 연구에서는 Venkatesh와 Davis[21], Rogers[30]의 척도 문항을 수정하여 리커트 5점 척도(1='매우 부정', 5='매우 긍정')로 측정하였다. 측정 문항은 '생성형 AI가 제공하는 정보를 다른 사람들에게 공유하고 싶다.', '생성형 AI의 유용한 정보를 친구나 가족들과 나누고 싶다.', '생성형 AI가 제공하는 정보는 다른 사람들에게 공유할 가치가 있다.', '생성형 AI가 제공하는 정보를 다른 사람들과 공유하는 것은 유익하다고 생각한다.'의 4개이며, 신뢰도 α 계수는 0.866으로 나타났다.

3-4 데이터 분석 방법

본 연구는 SPSS 27.0과 Amos 22.0을 사용하여 데이터 분석을 진행하였다. SPSS 27로 결측값 처리, 이상치 제거, 기초 통계량 산출 등 데이터 정제를 수행하였으며, Amos 22로 구조방정식 모델(SEM)을 통해 변인 간 인과관계를 검증하였다. 분석에 앞서 확인적 요인분석(CFA; Confirmatory factor analysis and reliability of measured variable)을 통해 측정 항목의 수렴 타당성과 신뢰성을 확인한 결과, 모든 요인 적재량이 0.5 이상으로 나타났다. 또한, Cronbach's alpha와 복합 신뢰도(CR; Composite Reliability) 모두 0.7 이상으로 나타났으며, 평균분산추출(AVE; Average Variance Extracted)도 0.5 이상으로 나타나 신뢰성과 집중 타당도를 충족하였다. SEM 분석에서는 CFI(Comparative Fit Index), TLI(Tucker-Lewis Index), RMSEA(Root Mean Square Error of Approximation)와 같은 적합도 지표로 모형의 평가 및 타당성을 확인한 결과, 양호한 수준으로 나타났다. 이후, 경로분석을 통해 연구가설을 검증하였다.

IV. 설문 결과

4-1 타당성 검토

측정 변인들의 타당성 검토를 위해 Amos 22를 통해 확인적 요인분석을 수행하였다. 연구모형에는 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 매력도, 인지된 신뢰성, 감정적 지원, 정보의

공유의도 등 6개의 잠재변수(Latent variable)가 포함되었으며, 이를 측정하기 위해 총 23개의 문항을 사용하였다. 메시지 상호작용성 4문항, 정보의 정확성 4문항, 매력도 3문항, 정보의 인지된 신뢰성 4문항, 감정적 지원 4문항, 정보 공유의도 4문항을 포함하여 잔차를 추가한 총 52개 변수에 최대우도 추정법(maximum likelihood estimate)을 통해 분석을 진행하였다.

구조방정식 모델 적합도 평가는 다양한 지표를 사용해 이루어졌다. 본 연구는 절대적합지수(Absolute fit index)로 χ^2 검정, 표준화된 χ^2 , 잔차평균 자승이중근(SRMR), 적합도 지수(GFI; Goodness of Fit Index)를, 중분적합지수로 IFI(Incremental Fit Index), 터커-루이스 지수(TLI; Tucker-Lewis Index), 비교 적합 지수(CFI; Comparative Fit Index)를 사용하였다. 또한, 모형의 오류와 간명성을 평가하기 위해 근사평균 자승오차(RMSEA; Root Mean Square Error of Approximation)를 제시하였다.

분석 결과, 모형 적합도는 $\chi^2=626.436(df=215, p<.001)$, CMIN/DF=2.914, RMR=.019, SRMR=.028, GFI=.955이었고, 중분적합지수는 IFI=.970, TLI=.964, CFI=.970으로 0.9 이상이면 모형이 적합한 것으로 보기 때문에, 모두 적합 기준을 충족했다. 절대부합지수인 RMSEA=.040으로 연구모형은 매우 양호한 수준임을 확인하였다.

확인적 요인분석 결과, 23개 문항으로 구성된 요인들은 단일차원성을 확보했으며, 잠재 변수를 측정하는 요인 적재량은 모두 .60 이상으로 나타나 집중 타당성이 검증되었다. 또한, 잠재 변수의 신뢰도가 .70 이상으로 측정되어, 관측 지표들의 분산이 잠재 개념을 적합하게 설명하였다(표 1).

판별 타당성 검증은 한 변수가 타 변수와 얼마나 구별되는지 평가하는 방법으로, 잠재 변수의 독립성과 개별적 의미를 보장하기 위해 평균분산추출(AVE) 값과 상관계수를 비교하는 Fornell과 Larcker[37]의 방법을 적용하였다. 잠재 변수 AVE의 제곱근(\sqrt{AVE}) 값이 다른 변수 간 상관계수(R) 값보다 모두 크다는 결과가 나타나 판별 타당성이 확보되었다. 이 분석법은 비제약모델이나 제약모델 간 χ^2 차이를 비교하는 방식보다 더 높은 신뢰도를 제공한다.

분석 결과, 잠재 변수 구성 개념 6개의 AVE 제곱근 값이 다른 변수들과의 상관계수 값보다 모두 크며, 이를 통해 측정 도구의 판별 타당성이 충분히 확보되었음을 확인하였다(표 2).

4-2 구조방정식 모형 검증과 가설 검증 결과

6개 잠재 변수의 단일차원성과 판별 타당성을 확인한 후, 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 정보의 인지된 신뢰성, 감정적 지원, 정보의 공유의도가 어떤 경로를 통해 영향을 미치는지 구조방정식 모델(SEM)을 활용하여 검증하였다.

표 1. 확인적 요인분석 및 측정변수의 신뢰도

Table 1. Confirmatory factor analysis and reliability of the measured variable

Latent variable		S.R.W ^g	S.E. _h	C.R. _i ^l (t)	CR ⁱ (≥0.7)	AVE ^k (≥0.5)	Alpha ^l (≥0.7)
MI ^a	A13_9	.703					
	A13_8	.686	.044	21.18	.869	.623	.804
	A13_7	.740	.045	22.665			
	A13_3	.717	.048	22.055			
Aol ^b	A19_5	.757					
	A19_4	.729	.038	25.028	.874	.634	.825
	A19_1	.751	.036	25.853			
	A19_2	.712	.039	24.39			
Att ^c	A20_5	.719					
	A20_4	.704	.046	20.588	.819	.601	.733
	A20_3	.649	.047	19.265			
PTI ^d	A15_3	.615					
	A15_5	.667	.055	18.83	.831	.553	.764
	A15_8	.693	.057	19.363			
	A15_9	.703	.06	19.571			
ES ^e	A18_10	.757					
	A18_8	.762	.037	26.151	.874	.634	.835
	A18_7	.725	.036	24.77			
	A18_6	.747	.036	25.581			
ISI ^f	A21_6	.790					
	A21_7	.786	.035	28.711	.891	.672	.866
	A21_9	.775	.035	28.241			
	A21_10	.793	.036	29.037			

^aMI: Message Interactivity, ^bAol: Accuracy of Information, ^cAtt: Attractiveness, ^dPTI: Perceived Trust of Information, ^eES: Emotional Support, ^fISI: Information Sharing Intention, ^gS.R.W: Standardized Regression Weights, ^hS.E.: Standard Error, ⁱC.R.: Critical Ratio, ^jCR: Composite Reliability, ^kAVE: Average Variance Extracted, ^lAlpha: Cronbach's Alpha(α)

표 2. 판별 타당도 결과

Table 2. Results for discriminant validity

Composite Reliability	MI ^a	Aol ^b	Att ^c	PTI ^d	ES ^e	ISI ^f
MI	.869	.789				
Aol	.614	.796				
Att	.563	.548	.776			
PTI	.656	.709	.543	.744		
ES	.580	.634	.586	.638	.796	
ISI	.519	.682	.522	.623	.695	.820

^aMI: Message Interactivity, ^bAol: Accuracy of Information, ^cAtt: Attractiveness, ^dPTI: Perceived Trust of Information, ^eES: Emotional Support, ^fISI: Information Sharing Intention, ^gS.R.W: Standardized Regression Weights, ^hS.E.: Standard Error, ⁱC.R.: Critical Ratio, ^jCR: Composite Reliability, ^kAVE: Average Variance Extracted, ^lAlpha: Cronbach's Alpha(α)

최종 구조모형 적합도는 $\chi^2=656.155(df=219, p=.000)$, CMIN/DF=2.996, RMR= 0.020, SRMR=.030, GFI=.953으로 나타났으며, 증분적합지수는 IFI=.968, TLI=.963, CFI=.968로 양호한 수준이었다. RMSEA는 .041로 모델의 전반적인 적합도 수준은 양호한 수준으로 평가되었다.

연구 모델의 가설 검증 결과, 8개의 가설 중 6개의 가설이 채택되고, 2개의 가설이 기각되었다(표 3).

표 3. 연구 모델의 가설 검증 결과

Table 3. Hypothesis verification result of research model

Variables		S.R.W ^a (β)	RW ^b (B)	S.E. ^c	C.R. ^d (t)	p ^e	H.T ^f
H1	MI → PTI	.319	.288	.048	6.017	***	○
H2	Aol → PTI	.632	.501	.043	11.561	***	○
H3	Att → PTI	.049	.044	.042	1.038	.299	×
H4	MI → ES	.022	.027	.063	.431	.667	×
H5	Aol → ES	.590	.629	.056	11.324	***	○
H6	Att → ES	.321	.386	.059	6.524	***	○
H7	PTI → ISI	.312	.429	.071	6.055	***	○
H8	ES → ISI	.581	.594	.054	11.074	***	○

^aS.R.W(β): Standardized Regression Weights, ^bRW: Regression Weights, ^cS.E.: Standard Error, ^dC.R.(t-value): Critical Ratio, H.T: Hypothesis Testing, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

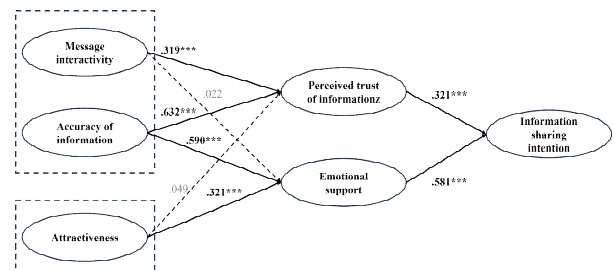


그림 4. 연구모델 분석 결과

Fig. 4. Result of research model analysis

먼저 생성형 AI의 메시지 상호작용성은 정보의 인지된 신뢰성에 유의미한 영향을 미쳐 가설 1은 채택되었다($\beta=.319, t=6.017, p < .001$). 정보의 정확성은 정보의 인지된 신뢰성에 가장 큰 영향을 미쳐 가설 2도 채택되었다($\beta=.632, t=11.561, p < .001$). 반면, 생성형 AI의 매력도가 정보의 인지된 신뢰성에 영향을 미친다는 가설 3은 유의미하지 않아 기각되었다($\beta=.022, t=1.038, p = n.s$). 메시지 상호작용성이 감정적 지원에 영향을 미친다는 가설 4도 유의미하지 않아 기각되었다($\beta=.022, t=.431, p = n.s$). 생성형 AI가 제공하는 정보의 정확성은 감정적 지원에 긍정적 영향을 미쳐 가설 5는 채택되었다($\beta=.590, t=11.324, p < .001$). 생성형 AI의 매력도가 감정적 지원에 영향을 미친다는 가설 6 역시 유의미한 효과가 나타나 채택되었다($\beta=.321, t=6.524, p < .001$).

또한, 정보의 인지된 신뢰성은 정보의 공유의도에 유의미한 영향을 미쳐 가설 7이 채택되었다($\beta=.312, t=6.055, p < .001$). 마지막으로 감정적 지원이 정보의 공유의도에 긍정적 영향을 미친다는 가설 8도 지지되었다($\beta=.581, t=11.04, p < .001$).

V. 결론 및 논의

본 연구는 생성형 AI가 정보 공유의도에 미치는 영향을 분

석하기 위해 정교화 가능성 모델과 혁신 확산 이론의 통합적 관점에서 주요 변인인 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 매력도, 인지된 신뢰성, 감정적 지원이 정보 공유의도에 미치는 영향을 구조방정식 모델(SEM)을 통해 검증하였다. 연구 결과, 메시지 상호작용성과 정보의 정확성은 인지된 신뢰성에 긍정적인 영향을 미쳤으며, 매력도는 감정적 지원을 통해 정보 공유의도를 강화하는 중요한 요인으로 나타났다.

먼저, 메시지 상호작용성은 인지된 신뢰성에 긍정적인 영향을 미쳤다. 생성형 AI와의 상호작용에서 사용자는 개인화된 정보와 실시간 피드백을 통해 신뢰를 형성하며, 이는 정보 공유의도를 높이는 데 기여했다. 특히, 메시지 상호작용성이 높을수록 사용자는 정보의 신뢰성을 더욱 높게 평가했다.

둘째, 정보의 정확성은 인지된 신뢰성을 강화하는 핵심 요인으로 확인되었다. 사용자는 생성형 AI가 제공하는 정보를 신뢰하고, 정확하다고 인식할수록 해당 정보를 공유하려는 의도가 강해졌다. 이는 정보의 질적 향상이 기술 채택과 확산을 촉진한다는 기존 연구를 뒷받침한다[30]. 또한, 정보의 정확성은 감정적 지원을 강화하는 데도 중요한 역할을 했다. 정보의 정확성은 사용자가 제공된 정보를 믿고, 즉각적인 결정을 내릴 수 있도록 돕는 기준이 되며, 이를 통해 사용자는 생성형 AI에 긍정적인 태도를 보이게 된다. 특히, 정보의 정확성은 AI 기반 서비스에서 정보의 출처를 직접 확인하기 어려운 상황에서도 사용자와 감정적 유대감을 형성하고, 시스템에 대한 신뢰를 강화한다는 점에서 중요하다. 이는 정보의 정확성이 사용자 신뢰와 감정적 반응 모두에 중요한 역할을 한다는 기존 연구와 일치한다[2],[16],[35].

셋째, 매력도는 감정적 지원을 통해 정보 공유의도에 긍정적인 영향을 미쳤다. 생성형 AI와의 상호작용에서 느끼는 감정적 유대감과 만족도는 직관적이고 친근한 인터페이스, 편리한 기능과 같은 외형적 매력과 사용 편의성에 의해 강화된다. 이는 생성형 AI가 사용자 맞춤형 피드백을 제공하면서 사용자 요구와 감정에 실제로 반응한다고 느끼게 하여, 자신이 지원받고 있다는 느낌을 강화하고, 긍정적인 인식을 형성하도록 돕는다[10],[16]. 특히, 매력도는 시스템의 외형적 특성과 상호작용성을 통해 감정적 지원을 제공하기 때문에 정보 공유의도 형성에 중요한 변수로 작용했다.

본 연구는 현대의 디지털 커뮤니케이션 환경에서 생성형 AI의 활용 가능성과 확산 과정을 심도 있게 분석했다는 점에서 이론적 시사점을 제공한다. 기존 연구들이 주로 이커머스, SNS, AI 챗봇 등 특정 맥락에서 사용자 반응을 다루었지만, 본 연구는 생성형 AI가 개인화된 정보 제공을 통해 사용자 신뢰와 감정적 지원을 형성하는 과정을 구체적으로 검토했다. 특히, 생성형 AI의 메시지 상호작용성, 정보의 정확성, 매력도가 인지적 신뢰와 감정적 지원에 미치는 경로를 규명하며, 정보의 공유의도를 증가하는 설득 메커니즘을 제시하였다.

생성형 AI의 설득 메커니즘을 정교화 가능성 모델과 혁신 확산 이론의 통합적 접근으로 분석하고, 인간-AI 상호작용을

설명하는 기존 이론을 확장하였다. 생성형 AI의 메시지 상호작용성과 정보의 정확성은 인지된 신뢰성을 형성하며, AI의 매력도는 감정적 지원을 매개로 정보 공유의도를 유도하는 경로를 확인했다. 이를 통해 사용자의 인지된 신뢰성과 감정적 지지가 정보 공유의도에 미치는 중요한 영향을 실증적으로 밝혔다.

실무적으로는, 생성형 AI를 활용하는 기업과 서비스 제공자들이 고객 데이터를 학습하여 맞춤형 서비스를 제공하고, 피드백 시스템을 통해 알고리즘을 지속적으로 개선함으로써 정보 정확도를 높이는 것이 중요하다. 또한, 다양한 콘텐츠 형식을 활용해 사용자가 충분히 평가할 수 있는 정보를 제공하고, 사용자의 정서적 요구를 반영한 공감적 지원을 통해 자발적인 정보 공유를 촉진할 필요가 있다. 이는 서비스 확산과 기술 수용에 긍정적으로 기여할 것으로 기대된다.

생성형 AI는 인간만이 가능했던 창작의 영역에 도전하며, 다양한 산업 분야를 빠르게 변화시킬 잠재력을 가진 기술로 주목받고 있다. 이 기술은 인간 행동과 창의성을 모방하는 알고리즘을 기반으로 학습을 통해 독창적인 콘텐츠와 데이터를 생성하며, 기존 데이터의 단순 가공을 넘어 새로운 결과물을 창출하는 접근 방식을 제공한다. 그러나 이러한 생성형 AI의 정보 처리 메커니즘이 인간의 태도 변화에 미치는 영향에 대한 체계적 연구는 아직 부족하다.

본 연구는 생성형 AI의 정보 공유의도에 초점을 맞췄으나, 다양한 AI 서비스에서 정보수용과 확산 과정을 비교하고, 사용자 경험의 심층적 측면을 다각도로 평가하며 분석하는 추가 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2024년도 한림대학교 교비연구비(HRF-202411-006)에 의하여 연구되었음.

참고문헌

- [1] Y. D. Yun, Y. W. Yang, H. S. Ji, and H. S. Lim, "Development of Smart Senior Classification Model Based on Activity Profile Using Machine Learning Method," *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 8, No. 1, pp. 25-34, January 2017. <https://doi.org/10.15207/JKCS.2017.8.1.025>
- [2] Q. Chen, C. Yin, and Y. Gong, "Would an AI Chatbot Persuade You: An Empirical Answer from the Elaboration Likelihood Model," *Information Technology & People*, December 2023. <https://doi.org/10.1108/ITP-10-2021-0764>
- [3] S. S. Sundar and J. Kim, "Machine Heuristic: When We Trust Computers more than Humans with Our Personal

- Information,” in *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*, Glasgow, UK, 538, May 2019. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300768>
- [4] N. Tractinsky, “Aesthetics and Apparent Usability: Empirically Assessing Cultural and Methodological Issues,” in *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '97)*, Atlanta: GA, pp. 115-122, March 1997. <https://doi.org/10.1145/258549.258626>
- [5] W.-H. Lee and G.-Y. Noh, “The Effects of Interactivity in COVID-19 Information Panel on Behavioral Intention to Prevention: Contingency Mediation Model,” *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 22, No. 1, pp. 105-113, January 2021. <https://doi.org/10.9728/dcs.2021.22.1.105>
- [6] S. Kim, J. Y. Cho, and B. G. Lee, “An Exploratory Study on the Trustworthiness Analysis of Generative AI,” *Journal of Internet Computing and Services*, Vol. 25, No. 1, pp. 79-90, February 2024. <http://dx.doi.org/10.7472/jksii.2024.25.1.79>
- [7] J.-H. Choi, Y.-G. Lee, and H.-J. Lee, “How Do People Trust ‘ChatGPT’ Responses in Certain Situations: Focus on Frequency of Use, Service Utilization, Perceived Information Quality, and Characteristics of Issues,” *Culture and Politics*, Vol. 11, No. 1, pp. 117-154, March 2024. <https://doi.org/10.22539/culpol.2024.11.1.117>
- [8] H.-S. Lee and J.-W. You, “Exploring College Students’ Educational Experiences and Perceptions of Generative AI : The Case of A University,” *Journal of the Korea Contents Association*, Vol. 24, No. 1, pp. 428-437, January 2024. <https://doi.org/10.5392/JKCA.2024.24.01.428>
- [9] H. Kim, “A Study on the Influence of ChatGPT Characteristics on Acceptance Intention: Focusing on the Moderating Effect of Teachers’ Digital Technology,” *Journal of Korea Society of Digital Industry and Information Management*, Vol. 19, No. 2, pp. 135-145, June 2023. <http://dx.doi.org/10.17662/ksdim.2023.19.2.135>
- [10] P. J. Kitchen, G. Kerr, D. E. Schultz, R. McColl, and H. Pals, “The Elaboration Likelihood Model: Review, Critique and Research Agenda,” *European Journal of Marketing*, Vol. 48, No. 11/12, pp. 2033-2050, November 2014. <https://doi.org/10.1108/EJM-12-2011-0776>
- [11] T. W. Valente and G. G. Vega Yon, “Diffusion/Contagion Processes on Social Networks,” *Health Education & Behavior*, Vol. 47, No. 2, pp. 235-248, April 2020. <https://doi.org/10.1177/1090198120901497>
- [12] R. E. Petty and J. T. Cacioppo, *Communication and Persuasion: Central and Peripheral Routes to Attitude Change*, New York, NY: Springer, 1986.
- [13] W.-K. Lee, “An Elaboration Likelihood Model Based Longitudinal Analysis of Attitude Change during the Process of IT Acceptance via Education Program,” *Behaviour & Information Technology*, Vol. 31, No. 12, pp. 1161-1171, 2012. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2010.547219>
- [14] S.-C. Yang, W.-C. Hung, K. Sung, and C.-K. Farn, “Investigating Initial Trust toward e-Tailers from the Elaboration Likelihood Model Perspective,” *Psychology & Marketing*, Vol. 23, No. 5, pp. 429-445, May 2006. <https://doi.org/10.1002/mar.20120>
- [15] S.-J. Kim and J.-H. Yoon, “The Effects of Information Attributes and Reputation of Travel Power blog on Traveller’s Information Acceptance: An Elaboration Likelihood Model,” *Korean Journal of Hospitality and Tourism*, Vol. 25, No. 2, pp. 145-160, April 2016.
- [16] H. K. Ott, M. Vafeiadis, S. Kumble, and T. F. Waddell, “Effect of Message Interactivity on Product Attitudes and Purchase Intentions,” *Journal of Promotion Management*, Vol. 22, No. 1, pp. 89-106, 2016. <https://doi.org/10.1080/10496491.2015.1107011>
- [17] J. Oh and S. S. Sundar, “How Does Interactivity Persuade? An Experimental Test of Interactivity on Cognitive Absorption, Elaboration, and Attitudes,” *Journal of Communication*, Vol. 65, No. 2, pp. 213-236, April 2015. <https://doi.org/10.1111/jcom.12147>
- [18] X. Dou, User Experience of Mobile Interactivity: How Do Mobile Websites Affect Attitudes and Relational Outcomes, Ph.D. Dissertation, The Pennsylvania State University, University Park, PA, August 2013.
- [19] S. S. Sundar, S. Kalyanaraman, and J. Brown, “Explicating Web Site Interactivity: Impression Formation Effects in Political Campaign Sites,” *Communication Research*, Vol. 30, No. 1, pp. 30-59, February 2003. <https://doi.org/10.1177/0093650202239025>
- [20] S. S. Sundar, D. J. Tamul, and M. Wu, “Capturing ‘Cool’: Measures for Assessing Coolness of Technological Products,” *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 72, No. 2, pp. 169-180, February 2014. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2013.09.008>
- [21] V. Venkatesh and F. D. Davis, “A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies,” *Management Science*, Vol. 46, No. 2, pp. 186-204, February 2000. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- [22] H.-J. Kim, “A Study on the Effect of Followers’ Information Quality and Information Trust on Consumers’ Viewing Intention and World-of-Mouth Intention for Movie Official SNS,” *Journal of Practical Research in Advertising and Public Relations*, Vol. 7, No. 4, pp. 43-59, November 2014. <https://doi.org/10.21331/jprapr.2014.7.4.002>

- [23] D. A. Norman, "Introduction to This Special Section on Beauty, Goodness, and Usability," *Human-Computer Interaction*, Vol. 19, No. 4, pp. 311-318, 2004. https://doi.org/10.1207/s15327051hci1904_1
- [24] D. Watson, L. A. Clark, and A. Tellegen, "Development and Validation of Brief Measures of Positive and Negative Affect: The PANAS Scales," *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 54, No. 6, pp. 1063-1070, 1988. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.54.6.1063>
- [25] H.-R. Kim, Y.-S. Kim, S. J. Kim, and I.-K. Lee, "Building Emotional Machines: Recognizing Image Emotions through Deep Neural Networks," *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 20, No. 11, pp. 2980-2992, November 2018. <https://doi.org/10.1109/TMM.2018.2827782>
- [26] C. Li, J. Wang, Y. Zhang, K. Zhu, X. Wang, W. Hou, ... and X. Xie, "The Good, the Bad, and Why: Unveiling Emotions in Generative AI," arXiv:2312.11111v3, June 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.11111>
- [27] M. Srivastava and D. Kaul, "Exploring the Link between Customer Experience-Loyalty-Consumer Spend," *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 31, pp. 277-286, July 2016. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.04.009>
- [28] W. S. Chow and L. S. Chan, "Social Network, Social Trust and Shared Goals in Organizational Knowledge Sharing," *Information & Management*, Vol. 45, No. 7, pp. 458-465, November 2008. <https://doi.org/10.1016/j.im.2008.06.007>
- [29] S.-R. Min and J.-A. Kim, "A Study on Influence Relationship of Technology Acceptance Theory and Information Sharing Intention Integrated with the Positive technology Readiness of Smart Airports," *Journal of Tourism Enhancement*, Vol. 10, No. 2, pp. 47-65, May 2022. <https://doi.org/10.35498/kotes.2022.10.2.47>
- [30] E. M. Rogers, *Diffusion of Innovations*, 5th ed. New York, NY: Free Press, 2003.
- [31] C. Zhang and M.-Y. Um, "Comparative Study into Information Privacy Concerns, Trust, and Intention to Provide Information in the Korean and Chinese Mobile Electronic Commerce," *The e-Business Studies*, Vol. 20, No. 2, pp. 99-116, April 2019. <https://doi.org/10.20462/TeBS.2019.4.20.2.99>
- [32] L. Shang, J. Zhou, and M. Zuo, "Understanding Older Adults' Intention to Share Health Information on Social Media: The Role of Health Belief and Information Processing," *Internet Research*, Vol. 31, No. 1, pp. 100-122, February 2021. <https://doi.org/10.1108/INTR-12-2019-0512>
- [33] H.-J. Kim, "Intention of Information Sharing: Fitness Applications with Smartwatch," *Journal of Consumer Studies*, Vol. 32, No. 6, pp. 101-120, December 2021. <http://dx.doi.org/10.35736/JCS.32.6.5>
- [34] T.-K. Kim, S.-K. Jung, and K.-J. Lee, "The Effect of Social Network Service Tourism Information quality on Information Trust, Information Satisfaction and Knowledge Sharing," *Journal of Hospitality and Tourism Studies*, Vol. 15, No. 4, pp. 1-23, December 2013.
- [35] S. Park and Y. J. Kang, "The Effects of Types of Self-Identity on Quasi-Social Interactions and Information Sharing Intentions with Facebook Opinion Leaders," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 19, No. 6, pp. 225-232, June 2021. <https://doi.org/10.14400/JDC.2021.19.6.225>
- [36] G. Wu and G. Wu, "Conceptualizing and Measuring the Perceived Interactivity of Websites," *Journal of Current Issues & Research in Advertising*, Vol. 28, No. 1, pp. 87-104, 2006. <https://doi.org/10.1080/10641734.2006.10505193>
- [37] C. Fornell and D. F. Larcker, "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error," Vol. 18, No. 1, pp. 39-50, February 1981. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>



윤주성 (Ju-Sung Yun)

2013년 : 한림대학교 (학사)
 2015년 : 한림대학교 대학원
 (석사-인터랙션디자인)

2016년 ~ 2023년: ㈜더존비즈온 주임연구원
 2023년 ~ 현 재: 한림대학교 디지털콘텐츠융합스쿨 박사과정
 ※ 관심분야 : 디지털콘텐츠(Digital Contents),
 인터랙션디자인(Interaction Design),
 멀티모달 AI(Multimodal AI) 등



노기영 (Ghee-Young Noh)

1995년 : 텍사스대학교 대학원
 (석사-방송영상학)
 2000년 : 미시간주립대학교 대학원
 (박사-매스미디어)

2000년 ~ 현 재: 한림대학교 미디어스쿨 교수
 2012년 ~ 현 재: 한림대학교 건강과 뉴미디어 연구소 센터장
 ※ 관심분야 : 인터랙션디자인(Interaction Design),
 헬스커뮤니케이션(Health Communication),
 디지털콘텐츠(Digital Contents) 등