

사용자 신뢰와 의인화가 ChatGPT의 지속적인 사용 의도에 미치는 영향

장지영* · 서창교**

〈 목 차 〉	
I. 서론	IV. 연구 결과
II. 이론적 배경	4.1 연구표본의 특성
2.1 생성형 AI의 정의 및 개념	4.2 측정모형의 검증
2.2 신뢰	4.3 구조모형의 검증
2.3 의인화	V. 결 론
2.4 기대 일치 모형	5.1 연구 결과의 요약
III. 연구 방법	5.2 연구의 시사점 및 한계점
3.1 연구 모델	참고문헌
3.2 연구 가설	<Abstract>
3.3 변수의 조작화 및 측정항목	

I. 서론

최근 인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 자율주행차, 가상 비서 및 개인 맞춤 추천과 같이 우리의 일상생활에 기술이 적용되어 필수적인 요소가 되었다(Choudhury and Shamszare, 2023). 그중에서도 생성형 AI를 적용한 챗봇인 ChatGPT는 많은 관심을 받고 있다(Dwivedi et al., 2023). 실제로 ChatGPT는 2022년 11월에 공개되어 5일 만에 100만 명의 사용자를 확보

하고, 베타 버전이 출시된 지 2개월 만에 1억 명의 사용자에게 도달하여 가장 빠르게 성장하는 소비자 애플리케이션으로 기록을 세웠다(Lim et al., 2023). 학계에서도 ChatGPT는 인기 있는 주제로 주목받으며 활발히 연구되어 ChatGPT의 소개, 특징 및 역할과 한계 (Haleem et al., 2022), 온라인 시험(Susnjak, 2022), 공공 보건 분야(Biswas, 2023), 번역 능력(Jiao et al., 2023), 정보수집(Oviedo- Trespalacios et al., 2023), 교육 분야(Tlili et al., 2023), 프로그래밍 학습 분야(Yilmaz & Yilmaz, 2023), 저널리즘

* 주저자, 경북대학교 대학원 경영학부 석사과정, ggi0730@gmail.com

** 교신저자, 경북대학교 경영학부 교수, ck@knu.ac.kr

과 매스 커뮤니케이션 교육(Pavlik, 2023) 등 다양한 분야에서 다루어졌다. 대부분 ChatGPT의 역할과 기능 그리고 우려 사항에 대한 연구들이 주를 이루었고, 이에 비해 ChatGPT의 사용 의도와 관련된 연구는 많지 않았다. Bhattacharjee(2001)은 정보 시스템을 초기 수용했다라도 도중에 사용을 중지하는 경우가 발생할 수 있다고 하였다. 또한, 정보 시스템의 장기적 생존과 궁극적 성공 여부는 초기 수용 여부보다 지속적인 사용 의도에 의해 결정되기에 사용자의 지속적인 사용 의도에 대한 연구의 중요성을 강조하였다. 따라서 ChatGPT의 이용이 급속도로 확산되는 상황을 고려했을 때, 초기 수용을 지나 ChatGPT 사용자의 지속적인 사용 의도 조사가 필요한 시점이라 판단된다.

ChatGPT는 기존에 사용되던 전통적인 챗봇 이랑 비슷한 기술 맥락이기에 관련 연구들을 적용할 수 있다. 그러나, 전통적인 챗봇의 연구를 ChatGPT의 연구에 적용할 시, ChatGPT의 고유 특성에 대한 설명력이 부족할 수 있다. Venkatesh(2022)도 특정 기술의 고유 특성은 궁극적 수용과 기술 사용에 영향을 준다고 하였다. 이에 본 연구는 생성형 AI와 ChatGPT를 대상으로 한 연구들을 바탕으로 신뢰(Trust)와 의인화(Anthropomorphism)를 챗봇과 구분하는 ChatGPT의 고유 특성으로 도출하고, Bhattacharjee(2001)의 기대 일치 모형(Expectation Confirmation Model, ECM)을 이용하여 ChatGPT 사용자의 지속적인 사용 의도를 분석하고자 한다.

본 연구는 총 5개의 장으로 구성되어 있으며, 2장은 생성형 AI의 정의 및 개념과 ChatGPT 특징에 관한 이론적 고찰을 정리하였다. 3장은

연구 모델과 연구 가설을 제시하였다. 4장에서는 가설검증을 위한 표본의 설계와 분석 결과를 정리하였으며, 마지막 5장에서는 연구 결과를 요약하고 시사점과 한계점을 제시하였다.

II. 이론적 배경

2.1 생성형 AI의 정의 및 개념

생성형 AI란 이용자의 특정 요구에 따라 결과를 능동적으로 생성해 내는 AI 기술을 의미한다. 기존의 딥러닝 기반 AI 기술이 단순히 기존 데이터를 기반으로 예측하거나 분류하는 정도였다면, 생성형 AI는 이용자의 요구사항을 해결하기 위해 스스로 데이터를 찾아 학습하며 이를 토대로 결과물을 제시할 수 있다. 또한, 텍스트, 이미지, 음악 등 다양한 영역에서 콘텐츠 생성이 가능하며 또한 생성한 결과물을 기반으로 유사한 내용을 이해하고 분석할 수 있다(양지훈 외 2인, 2023). 생성형 AI는 잠재력을 인정받아 2022년 한 해에 이전 5년 간의 투자 총액 규모와 비슷한 13억 7000만 달러 이상의 벤처 투자 자금을 유치하였다(Lohr et al., 2023).

생성형 AI의 구현 영역 중 가장 인기 있는 분야 중 하나는 챗봇으로 구글의 'Bard' 메타의 'Meta AI'가 있지만 Open AI의 ChatGPT가 가장 널리 사용되고 있다(Aydin & Karaarslan, 2023). ChatGPT는 대량의 데이터에서 특징, 문법, 의미 등 일반적인 언어의 패턴을 사전 학습한다. 이후 미세 조정을 통해 활용 분야의 용어와 문맥에 대한 이해도를 높인다. 이렇게 대규모 데이터에서 사전 학습된 언어의 일반적인

특성을 갖추고 특정 활용 분야에 대해 미세 조정된 높은 언어 이해 및 생성 능력을 지닌 모델인 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)을 기반으로 답변을 생성한다(Gilson et al., 2023; Wu et al., 2023). LLM을 통해 ChatGPT는 높은 언어와 문맥 이해 그리고 생성을 더 정확하게 만들어 인간적인 이미지를 가질 수 있다(Jungherr, 2023; Kasneci et al., 2023).

Venkatesh(2022)는 AI 도구들의 일반적인 문제들로 모델의 블랙박스, 모델 오류, 모델 학습 시간, 그리고 모델 편향을 지적 하였다. 먼저 AI의 블랙박스는 데이터의 입력과 출력은 쉽게 알 수 있지만 AI의 의사 결정 과정에 대해 확인이 어려운 현상(von Eschenbach, 2021), 일반적으로 사용자들은 불투명한 과정에서 나온 결과에 대한 신뢰성에 의문을 가질 수 있다. 모델 오류는 데이터의 불확실성이 높거나 데이터가 부족한 경우 발생한다. AI 모델들은 모델 학습 시간이 충분하지 않을 경우 오류를 만들 가능성이 높아 모델 결과의 신뢰성이 떨어질 수 있다(Venkatesh, 2022). 모델 편향은 제한된 데이터로 학습을 한 모델이 이를 기반으로 편향된 결과를 내는 것을 의미한다(McDuff et al., 2018). 따라서, ChatGPT는 뛰어난 능력에도 불구하고 AI의 일반적인 문제로 인해 ChatGPT의 결과를 사용자가 신뢰할 수 없고 궁극적으로 불신하게 된다면 사용자들의 사용 의도에 부정적 영향을 미칠 수 있다.

전통적인 챗봇은 저장된 지식 베이스를 기반으로 특정 질문에 미리 정해진 답변을 제공하도록 설계되어 있다(Dwivedi, 2023; Panda and Kaur, 2023). 미리 정의된 답변이 없는 경우에

는 답변을 할 수 없으며, 대화에서 이전에 언급되었던 문맥적인 정보를 다시 참조할 수 없는 제약이 있다(Veglis and Maniou, 2019). 실제로 여러 선행 연구에서 ChatGPT의 학습 능력과 언어 생성 능력에 대해 비교하였고 연구자들은 기존 챗봇의 능력과 구분되는 특징으로 ChatGPT의 의인화를 인식하였다. Tlili et al.(2023)는 전통적인 챗봇과 비교할 때 ChatGPT는 더 인간 같은 이해력과 자연스러운 언어를 생성한다고 하였으며, Korzynski et al. (2023) 또한 다른 챗봇과 비교했을 때, ChatGPT가 개방형 질문에 대한 답변 생성 능력이 뛰어나다 하였고 Panda and Kaur(2023)는 도서관에서의 챗봇과 ChatGPT의 활용성에 대해 비교하며 ChatGPT의 인간 수준의 작업 능력에 대해 언급하였다.

본 연구는 ChatGPT의 학습 방식과 답변 생성을 고려하여 ChatGPT에 대한 ‘사용자의 신뢰(이하 신뢰)’와 ChatGPT의 주요 특성인 ‘의인화’를 고유 요인으로 도출하였고 본 요인들을 ECM에 추가하여 ChatGPT 사용자의 지속적인 사용 의도를 분석하고자 한다.

2.2 신뢰(Trust)

인간과 유사한 특성들에 관한 기술이 발전할수록 정보 시스템 연구들은 사용자들의 기술에 대한 신뢰와 그 영향을 조사하고 있다(Goyal et al., 2022). 신뢰는 정보 시스템 사용자의 위험, 걱정, 그리고 불확실성에 대한 인식을 줄여줄 수 있다고 알려져 있다(Nguyen et al., 2021). 이는 사용자가 부정적인 결과가 발생할 가능성을 염두에 두고도 특정 작업을 정확하게 실행

할 수 있는 능력이 있다고 믿는다는 것을 의미한다(Choudhury and Shamszare, 2023). 그 외에도 일반적으로 신뢰는 정보 시스템 선행 연구들에서 사용자의 사용 의도에 영향을 미치는 긍정적인 요인으로 검증되었다. 예를 들어, Mou et al.(2017)은 전자 상거래에서 소비자 신념의 동적 특성의 중요성을 언급하며 초기 및 후기 수용 단계에서 신뢰와 지각된 유용성이 소비자 실제 사용 경험 후 어떻게 변화하는지 조사하였다. 이를 위해 합리적 행동 이론(Theory of Reasoned Action)과 ECM을 통해 신뢰는 여러 요인에게 영향을 주고 궁극적으로 지속적인 사용 의도 조사에서 타당한 요인임을 확인하였다. Hsiao and Chen(2022)은 음식 주문에서 사용되는 챗봇의 의인화, 문제 해결 능력, 그리고 사용자 인터 페이스가 신뢰와 만족을 매개하여 사용자의 지속적인 사용 의도에 미치는 영향을 조사하였다. 연구 결과, 신뢰가 지속적인 사용 의도 조사에서 중요 요인임을 밝혔다, Bedue and Fritzsche(2022)는 확장된 가치 평가 모형(Extended Valence Framework)을 기반으로 각 산업 분야의 의사 결정자인 관리자들을 대상으로 인터뷰하여 신뢰에 영향을 미치는 하위 범주를 찾았고 이들이 신뢰와 사용 의도에 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. Liu and Tao(2022)는 AI 기반 스마트 헬스케어 서비스에서 AI 소비자의 수용 의도를 조사하기 위해 AI 특성에 관련한 3가지 요인인 개인화, 개인정보 손실, 그리고 의인화를 신뢰 요인과 함께 기술 수용 모형에 추가하여 살펴 보았다. 연구 결과 AI 특성 중 신뢰는 소비자 수용 의도를 형성하는 중요 요인이라 밝혔다. 신뢰는 마케팅, 심리학, 정보 시스템 등 다양

한 분야에서 연구되어 왔지만, 복잡한 특성으로 신뢰를 정확히 하나의 개념으로 정의하고 개념화하는 것은 어렵다(Nguyen et al., 2021). 이에 본 연구는 ChatGPT의 선행 연구를 기반으로 신뢰를 사용자가 ChatGPT가 제안하는 것을 시도하는 것으로 정의한다. 따라서 본 논문은 사용자가 AI의 특성으로 인한 ChatGPT에 대한 불확실성과 위험에도 불구하고 결과에 대한 지속적인 사용 의도에서 신뢰가 가지는 영향을 확인한다.

2.3 의인화(Anthropomorphism)

일반적으로 의인화 특징은 사람들의 친밀감과 사회적 유대감을 일으키며 긍정적인 평가와 만족도를 높일 수 있다. 이에 따라 사람들의 긍정적인 태도를 유지하는 데 도움이 되는 것으로 알려져 있다(정동아 등, 2023). 예를 들어, 사물에 의인화된 믿음을 가진 사람들은 의인화된 제품을 더 쉽게 받아들이는 경향이 있다(Hsiao and Chen, 2022). Sheehan et al.(2020)은 챗봇 사용자들이 인간과 상호 작용이 필요하다고 느끼는 경향이 있고 이때 의인화가 기술 수용에 긍정적인 영향을 미치는 것을 밝혔다. Roy and Naidoo(2021)는 인간과 유사한 챗봇의 대화 스타일이 브랜드에 대한 태도와 구매 의도에 영향을 미친다는 것을 입증하였다. 또한, 미래 중심적인 소비자들은 더 유능한 챗봇 대화 스타일을 선호한다고 언급하였다. Han(2021)은 모바일 메신저 챗봇의 의인화가 소비자의 태도 및 챗봇 사용 의도에 미치는 영향을 조사하여 챗봇의 의인화 수준이 사회적 존재와 즐거움에 대한 인식을 높이는 경향이

있다는 것을 확인하였다.

그러나, 의인화 특징은 사용자들에게 항상 긍정적인 영향을 미치지 않는다. Lu et al.(2019)은 서비스업에서 AI를 활용한 로봇에 대하여 소비자들의 의사 결정을 측정하기 위해 기술 수용 이론들을 기반으로 모형을 개발하여 요인들을 검증하였다. 연구 결과, 의인화는 사용 의도에 부정적으로 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. 이는 인간의 외모가 지능과 작업성과 같은 능력과 관련이 있기에 의인화는 소비자 선호도를 증가시킬 수 있지만 오직 비지능적인 기술에 한정되며 AI 같은 인간과 상호작용이 가능한 지능적인 기술에서 인간의 외형은 오히려 인간의 존재감에 위협을 주어 부정적인 영향을 미칠 수 있다고 하였다. 따라서, 인간의 외형을 닮은 AI의 의인화는 사용자의 채택 의도에 부정적인 영향을 미칠 수 있다.

의인화의 정의 또한, 적용 기술 맥락에 따라 구체적인 정의가 설정될 수 있다. 사람들은 AI와 상호작용하는 사회적 상황일 때, 흔히 AI를 의인화하는 경향이 있다(Jacobs et al., 2023). 이때 공통적으로 비인간적인 대상이 인간적인 특성을 가진다는 의미가 있지만 외형, 행동 및 상호작용 능력 등 여러 특징이 의인화의 정의를 결정하는 데 영향을 미칠 수 있다. 이를 바탕으로 본 연구는 의인화를 ChatGPT에게서 기대되는 인간과 유사한 언어 이해와 생성 능력으로 정의하며 ChatGPT처럼 인간의 능력을 의인화한 AI는 사용자에게 불확실성을 줄일 수 있고 수용 의도에 긍정적 영향을 가져올 것이라 기대한다.

2.4 기대 일치 모형(Expectation Confirmation Model, ECM)

기대 일치 이론(Oliver, 1980)은 제품에 대한 만족도를 결정할 때, 제품에 대한 기대와 제품의 성능을 비교함으로써 만족도의 정도가 결정된다고 한다. 예를 들어, 실제 제품 성능이 예상보다 높으면 소비자들은 일반적으로 차이에 대해 긍정적으로 받아들이고 만족한다. 반면에 실제 제품 성능이 예상보다 낮을 경우, 차이에 대해 부정적으로 인지하여 실망하고 불만족을 느낀다. 따라서, 제품의 성능이 제품에 대한 기대를 충족시키는지 혹은 못 하는지에 따라 형성되는 이 만족의 과정은 재구매 의사에 영향을 미친다고 주장하였다.

Bhattacharjee(2001)는 기대 일치 이론에 근거하여 정보 시스템의 지속적인 사용 의도 여부를 설명하는 ECM을 개발하고 실증적으로 입증하는 연구를 진행하였다. 이 연구는 기존의 기대 일치 이론의 ‘기대’ 개념을 서비스 사용 후에 초점을 맞추었다(정지희와 정기한, 2012). ECM은 사용자의 지각된 유용성(Perceived Usefulness), 기대 일치(Confirmation), 그리고 만족(Satisfaction) 세 가지 요인으로 사용자의 지속적인 사용 의도를 설명한다. 지각된 유용성은 기술 수용 모형(Davis et al., 1989)과 다르게 기술 수용 후 유용성을 의미하며 사용자가 시스템 사용으로 기대하는 이익으로 정의된다. 기대 일치는 시스템 사용 전 사용자가 가지는 기대가 실제 시스템 사용 후 경험과의 일치 정도로 정의된다. 만족은 시스템에 대한 사용자의 감정적인 만족과 이전 시스템 사용에 대한 감정으로 정의된다. 그중에서도 기대 일치는 사용

자의 지속적인 사용 의도를 결정하는 동시에 다른 수용 모델과 구분되게 만드는 중요 요인으로 강조된다(이진희 외 2인, 2019; Ambalov, 2018).

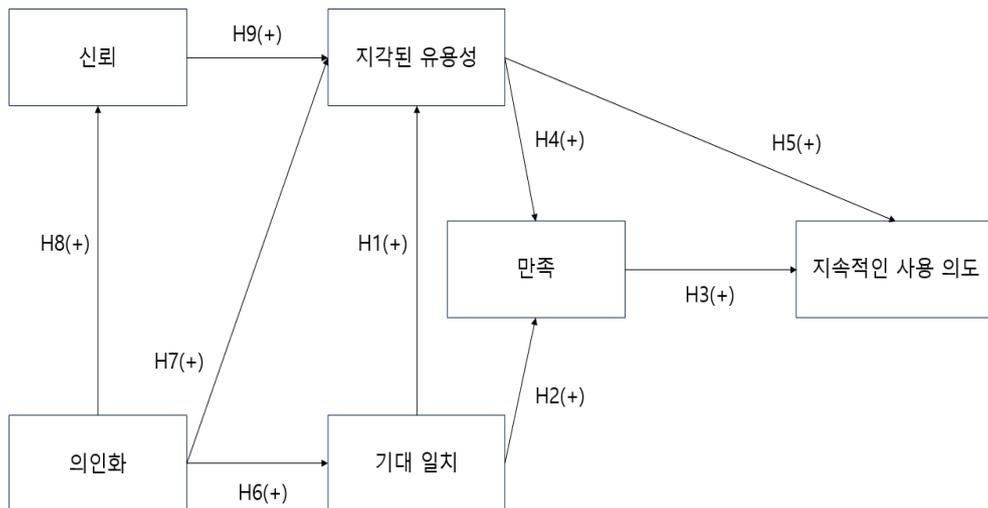
정보 시스템 분야에서 ECM은 사용자의 지속적인 사용의도 분석에 적절한 이론임을 확인하였다. 일례로 온라인 수업(김종원, 김대길, 2020), 모바일 식품구매 서비스(이한진 등, 2020), 전자 잡지(Chen et al., 2018), 전자 정부 시스템(Veeramootoo et al., 2018), 모바일 광고(Lu et al., 2019), 은행 챗봇(Nguyen et al., 2021), AI 모바일 banking 애플리케이션(Lee et al., 2023)과 같은 다양한 맥락에서의 지속적인 사용 의도 조사에서 ECM의 이론적 적합성을 검증하였다. 또한, Ambalov(2018)의 메타 분석에서도 ECM이 정보 시스템 사용자의 만족 및 지속적인 사용 의도 조사에 기술 수용 모형(Technology Acceptance Model), 통합 기술 수용 이론(Unified Theory of Acceptance and Use

of Technology) 등 다른 수용 이론보다 적절한 이론적 기반이라고 주장하였다.

III. 연구 방법

3.1 연구 모델

Bhattacharjee(2001)의 ECM은 외생 변수로 기대 일치, 지각된 유용성이 있고 내생 변수로는 만족과 지속적인 사용 의도가 있다. 기대 일치는 지각된 유용성과 만족에 영향을 주고, 지각된 유용성은 만족과 지속적인 사용 의도에 영향을 주며, 만족은 지속적인 사용 의도에 영향을 준다. 본 연구는 생성형 AI 및 ChatGPT의 주요 특성으로 식별된 신뢰와 의인화를 외생 변수로 추가하여 <그림 1>과 같이 ECM을 확장하여 연구 모델로 설정하였다.



<그림 1> 연구 모델

3.2 연구 가설

기대 일치는 실제 ChatGPT를 사용한 후 경험이 사용 전 기대와 일치하거나 높은 경우를 의미한다. 지각된 유용성은 ChatGPT를 실제 사용 후 지각되는 유용성을 의미한다. 만족은 ChatGPT를 실제 사용 후 사용자가 이에 만족하는 정도를 의미한다. 실제 ChatGPT를 사용한 후 사용자의 평가가 사용 전 기대치를 초과할 경우, 사용자는 ChatGPT 사용에 만족을 느낀다. ChatGPT 사용에 만족감을 느낀 사용자는 지속적으로 ChatGPT를 사용할 의도를 가질 수 있다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안한다.

H1. 기대 일치는 지각된 유용성에 긍정적 영향을 미친다.

H2. 기대 일치는 만족에 긍정적 영향을 미친다.

H3. 만족은 사용자의 지속적인 사용 의도에 긍정적 영향을 미친다.

Davis et al.(1989)는 TAM 모델에서 지각된 유용성과 지각된 용이성이 사용자의 만족과 행동 의도에 영향을 미치는 두 가지 요인이라고 주장했다. 그러나, Bhattacharjee(2001)는 지각된 용이성은 사후 단계에서 태도에 미치는 영향이 감소하거나 유의하지 않은 것으로 확인되는 반면에 사용자의 만족과 지속적인 사용 의도는 주로 기술 사용에 대한 사용자의 지각된 유용성 정도에 일관성 있게 영향을 받는다고 하였다. 이에 ECM을 기반으로 한 다양한 정보 시스템 연구에서(Chen et al., 2018; Lu et al., 2019; Ashfaq et al., 2020; Lee et al., 2023) 지각된 유용성이 만족과 지속적 사용 의도에 영향을 미치는 주요 요인으로 연구되었다. ChatGPT 사용자의 실제 사용 경험이 코딩, 번

역, 요약, 정보 제공 등 다양한 영역에서 도움이 되어 기대와 일치하거나 보다 크게 충족될 때 만족감을 얻어 지속적인 사용으로 이어질 것이라 기대된다. 따라서 아래 두 가설을 제안할 수 있다.

H4. 지각된 유용성은 만족에 긍정적 영향을 미친다.

H5. 지각된 유용성은 사용자의 지속적인 사용 의도에 긍정적 영향을 미친다.

민윤정 외 2인(2020)은 학습용 챗봇의 의인화가 학생들의 학습 성취도에 미치는 영향을 조사하여 의인화가 지각된 유용성에 영향을 미치는 것을 확인하였다. 정영권과 안현철(2023)도 챗봇의 의인화를 통해 사용자는 마치 인간과 대화하는 것으로 느낄 수 있고 의인화 수준이 높을수록 챗봇의 유용성을 확신하여 의인화와 지각된 유용성 간 긍정적 관계를 실증적으로 검증했다. Go and Sundar(2019)은 사람들은 타인과 서로 더 비슷할수록 소통이 증가하고 긍정적인 태도와 행동 의도를 유도할 수 있으므로 사용자가 챗봇이 자신과 유사한 대화가 가능하다고 인지하면 긍정적으로 평가한다고 하였다. Hsiao and Chen(2022)은 사람들은 인간적인 챗봇에 더 매력적으로 느끼며 사용자의 만족도에 긍정적으로 영향을 미치는 것을 확인하였다. Troshani et al.(2021)은 서비스 분야에서 AI 애플리케이션의 의인화가 신뢰에 미치는 영향을 조사하였고 긍정적인 관계를 가지는 것을 확인하였다. Cheng et al.(2022)은 챗봇의 의인화 특성을 소통 지연, 친절함, 그리고 능력으로 나누어 소비자의 신뢰에 미치는 영향을 조사하였다. 챗봇과의 소통이 지연될 때 신뢰가 감소하는 반면에 챗봇과의 소통에서 친절함과

능력을 지각할 때 신뢰가 증가하는 것을 확인하였다. Lee et al.(2023)은 AI의 의인화된 특성은 사용자에게 친근하고 자연스러운 대화 경험을 제공하고 사용자의 요구를 상담원처럼 해결해 줄 수 있어 사용자들은 기대가 충족되었다고 하였다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안할 수 있다.

H6. 의인화는 기대 일치에 긍정적 영향을 미친다.

H7. 의인화는 지각된 유용성에 긍정적 영향을 미친다.

H8. 의인화는 신뢰에 긍정적 영향을 미친다. Mou et al.(2017)은 사용자가 서비스를 신뢰

할 때, 해당 서비스에 대해 불안 정도가 줄고 자신의 문제를 효과적으로 해결할 수 있다고 믿게 된다고 하였다. 따라서 신뢰할 수 있는 서비스는 사용자에게 실질적인 가치와 유용성을 제공한다고 인식된다. Zhou et al.(2018)는 온라인 금융 거래에서 불확실성과 위험을 언급하며 신뢰의 중요성을 강조하였다. 또한, Nguyen et al.(2021)은 신뢰가 위험, 걱정 및 불확실성을 줄일 수 있고 사람들을 전자 상거래 활동에 참여하도록 장려하는 영향이 있는 것을 실증적으로 검증하였다. Bedue and Fritzsche(2022)는 정보 시스템에 대한 경험과 지식이 부족하여 불확실성이 높은 경우 신뢰가 필수적으로 요구

<표 1> 연구 변수의 조작적 정의 및 측정 항목

구분	측정 항목	연구자
의인화	ANT1 ChatGPT와 대화는 자연스럽다고 느낀다.	Lian & Lian(2023)
	ANT2 ChatGPT 사용은 누군가와 함께 있는 느낌을 준다.	Klein & Martinez(2023)
	ANT3 ChatGPT는 인간적인 특징을 보여준다.(대화 스타일, 응답 방식 등)	
	ANT4 ChatGPT의 반응은 기계처럼 느껴지지 않는다.	Lee et al.(2023)
신뢰	TRU1 ChatGPT는 나에게 피해, 조작된 답변 혹은 부정적인 결과를 주지 않을 것이다.	Choudhury & Shamszare (2023)
	TRU2 ChatGPT는 정직하게 행동한다.	
	TRU3 ChatGPT는 개인정보 보호와 보안성을 제공한다.	
	TRU4 ChatGPT는 내 문제를 해결할 수 있는 능력이 있다.	
기대 일치	CON1 ChatGPT를 사용한 경험은 기대한 것보다 좋았다.	Lee et al.(2023)
	CON2 ChatGPT가 제공하는 서비스 수준은 내가 기대한 것보다 좋았다.	
	CON3 ChatGPT가 예상보다 더 많은 기능을 제공한다고 느낀다.	
	CON4 전반적으로, ChatGPT 사용에 대한 기대들은 사용 후와 일치했다.	
만족	SAT1 ChatGPT는 내 기대를 만족했다.	Nguyen et al.(2021)
	SAT2 ChatGPT 사용은 현명한 결정이었다.	
	SAT3 ChatGPT의 도움에 만족한다	
	SAT4 ChatGPT는 효율적으로 내 요구사항들을 충족시켜주었다.	
지각된 유용성	PU1 ChatGPT는 일상생활에서 유용하다.	Ashgaq et al.(2020)
	PU2 ChatGPT는 업무를 빠르게 해주는 면에서 유용하다.	Nguyen et al.(2021)
	PU3 ChatGPT는 생산성을 증가시키는 면에서 유용하다.	
	PU4 ChatGPT는 내가 원하는 정보를 얻는 면에서 유용하다.	
지속적인 사용 의도	CONI1 다른 대안을 선택하는 것보다 ChatGPT를 계속 사용할 생각이 있다.	Dhiman & Jamwal(2023)
	CONI2 앞으로 일상생활에서도 ChatGPT를 계속 사용할 생각이 있다.	Nguyen et al. (2021)
	CONI3 다른 사람들에게 ChatGPT에 대해 긍정적으로 말할 것이다.	
	CONI4 ChatGPT를 지금처럼 정기적으로 사용할 것이다.	

된다고 하였다. 따라서, 다음과 같은 가설을 제안한다.

H9. 신뢰는 지각적인 유용성에 긍정적 영향을 미친다.

3.3 변수의 조작화 및 측정 항목

본 연구에서 제안하는 연구 모델의 검증을 위한 측정 항목은 의인화, 신뢰, 그리고 ECM 관련 선행 연구들을 바탕으로 도출하고 목적에 맞게 수정하였다. 본 연구에서 신뢰는 ‘ChatGPT가 제안하는 것을 신뢰하고 시도하는 정도’로 정의하며, ChatGPT의 데이터 편향성으로 인해 발생하는 오류의 가능성을 인지하는 상황에서 ChatGPT의 결과를 신뢰하는지 알아보기 위해 측정 항목을 구성하고 Venkatesh(2022)가 지적한 모델의 블랙박스, 모델 오류, 모델 학습 시간, 그리고 모델 편향 등의 AI 도구들의 일반적인 문제들을 본 설문항목 전에 설문지에 추가하여 설명하였다. 의인화는 ‘ChatGPT에게서 기대되는 인간과 유사한 언어 이해와 생성 능력 정도’로 정의하였다. 마지막으로 기대 일치는 ‘실제 ChatGPT를 사용한 후 경험이 사용 전 기대와 일치하는 정도’로 정의하며, 만족은 ‘ChatGPT 실제 사용 후 사용자가 만족하는 정도’로 정의하고, 지각된 유용성은 ‘ChatGPT를 실제 사용 후에 지각되는 유용성 정도’로 정의하며, 지속적인 사용 의도는 ‘ChatGPT를 지속적으로 사용하려는 의도의 정도’로 정의하며 측정 항목들은 본 연구에 맞게 수정하였다 (<표 1> 참조).

IV. 연구 결과

4.1 연구표본의 특성

본 연구는 ChatGPT의 지속적인 사용 의도에 영향을 미치는 요인을 살펴보고자 ChatGPT를 사용해 본 경험이 있는 개인을 대상으로 설문 조사를 실시하였다. 설문은 2023년 10월 4일부터 11월 30일까지 약 2달간 온라인 설문지를 통해 이루어졌으며 결측치가 많거나 불성실한 응답 29개를 제외한 193부가 분석 자료로 사용되었다.

표본의 인구통계학적 특성을 살펴보면, 성별은 남성이 99명(51.2%), 여성이 94명(48.7%)으로 나타났고, 연령은 20대가 84명(43.5%)으로 가장 많았고, 30대가 53명(27.5%), 40대가 32명(16.6%), 50대가 21명(10.9%) 60대 이상이 3명(1.5%) 순으로 조사되었으며, 학력은 대학교 재학 및 졸업이 139명(72.0%)으로 가장 많았고, 대학원 이상이 31명(16.1%), 전문대 졸업이 12명(6.2%), 고졸 11명(5.7%) 순으로 조사되었다 (<표 2> 참조).

<표 2> 응답자의 특성

구분	빈도(명)		비율(%)
성별	남성	99	51.3
	여성	94	48.7
연령	20대	84	43.5
	30대	53	27.5
	40대	32	16.6
	50대	21	10.9
	60대 이상	3	1.5
학력	고졸	11	5.7
	전문대 졸업	12	6.2
	대학교 재학 및 졸업	139	72.0
	대학원 이상	31	16.1
계	193		100.0

<표 3>은 설문 응답자들을 대상으로 ChatGPT의 사용 특성에 관련해서 조사한 결과이다. 응답자 중 4명(2.1%)이 2020년에 처음 사용을 시작하였다. 다음으로는 7명(3.6%)이 2021년에 사용을 시작하였고, 2022년에 44명(22.8%), 그리고 138명(71.5%)은 2023년에 ChatGPT를 처음으로 사용한 것으로 응답하였다. 따라서, 응답자 대부분이 2023년에 사용을 시작한 것을 알 수 있다. ChatGPT의 사용 목적은 중복을 허용하여 조사하였다. 조사 결과 주요 목적은 정보 검색/수집으로 125명(64.8%)이었으며, 두 번째로 코딩이 73명(37.8%) 순으로 많았다.

<표 3> 사용 특성

	구분	빈도(명)	비율(%)
사용시작 시기	2019 이전	0	0
	2020	4	2.1
	2021	7	3.6
	2022	44	22.8
	2023	138	71.5
계		193	100
사용목적	정보검색/수집	125	64.8
	코딩 관련	73	37.8
	외국어 관련	27	14.0
	글 쓰기 관련	43	22.3
계		268	

4.2 측정모형의 검증

신뢰성은 다변량 측정 항목 사이의 일관된 정도를 의미하며, 동일한 개념에 대해서 반복적으로 측정하였을 때 나타나는 측정값들의 분산을 의미한다(Hair et al., 2014). 개별항목의 신뢰도 평가는 연구 모델의 각 잠재 변수와 관련된 측정 항목의 개별 요인 값으로 평가하며, 개별항목의 신뢰도를 검증하기 위해서 요인 적재

값(factor loading)은 일반적으로 0.7 이상이 되어야 한다(Hair et al., 2014). Smart PLS 4.0을 이용한 요인 적재값의 분석 결과는 <표 4>와 같다. 개별항목에 대한 요인 적재값은 TRU 4에서 기준치인 0.7에 근사한 0.69가 나왔고 그 외 값들은 기준치인 0.7 이상이었다.

다음으로, 내적 일관성(internal consistency)은 일반적으로 Cronbach's α 값이 0.7 이상일 때 신뢰성이 확보되었다고 판단한다 (Wetzels et al., 2009). 또한, 합성 신뢰도(Composite Reliability, CR) 평가는 Bagozzi and Yi(1988)의 연구에서 제시된 일반적 기준값인 0.7 이상을 바탕으로 신뢰도를 판단할 수 있다. 신뢰성 검증에 사용한 Cronbach's α 값은 0.783에서 0.895의 범위로 나타났고, C.R 값이 0.795에서 0.895의 범위로 모두 제시된 임계치를 상회하는 값들이므로 측정 문항들의 신뢰도가 확보되었다 (<표 5> 참조).

집중타당도는 동일한 잠재 변수를 측정하기 위해 사용된 측정 항목들이 단일차원성(unidimensionality)을 가지는가에 관한 판단을 의미한다. Fornell and Larcker(1981)가 제안한 AVE 값에 의해 평가되며 변수의 AVE 값이 0.5 이상일 때, 집중타당도가 확보된 것으로 판단한다. 본 연구에서 사용된 변수의 AVE 값은 0.609에서 0.760의 범위로 집중타당도를 가지고 있다고 판단할 수 있다 (<표 6> 참조). 판별타당도는 측정 항목이 측정하고자 하는 구성개념 이외에 다른 구성개념을 얼마나 측정하고 있는가에 관한 판단을 나타낸다. 본 연구에서는 판별타당도는 구성개념의 교차요인 적재값(cross-loading)과 Fornell-Larcker 기준치를 통해서 검증하였다. 측정 항목의 요인 적재값이

교차요인 적재값을 상회할 때(Chin, 1998) 그리고 각 잠재 변수의 AVE 값의 제곱근이 구성개념 간의 종과 횡의 상관계수 값보다 큰 값일 때 (Fornell and Larcker, 1981) 판별타당도가 존재하는 것으로 평가된다. 본 연구에서의 측정 항목은 <표 4>와 같이 요인 적재값이 교차요인 적재값 보다 높은 것으로 나타났으며, <표 6>와 같이 잠재 변수의 AVE 값의 제곱근이 모든 구성개념의 상관계수를 상회하므로 판별타당도를 가지고 있다

목적은 <표 4>와 같이 요인 적재값이 교차요인 적재값 보다 높은 것으로 나타났으며, <표 6>와 같이 잠재 변수의 AVE 값의 제곱근이 모든 구성개념의 상관계수를 상회하므로 판별타당도를 가지고 있다

<표 4> 요인 적재값

요인		ANT	TRU	CON	PU	SAT	CONI
의인화	ANT1	0.823	0.384	0.272	0.437	0.338	0.365
	ANT2	0.817	0.490	0.211	0.293	0.265	0.224
	ANT3	0.839	0.431	0.255	0.372	0.333	0.327
	ANT4	0.835	0.513	0.151	0.299	0.274	0.258
신뢰	TRU1	0.467	0.820	0.286	0.328	0.368	0.359
	TRU2	0.530	0.866	0.337	0.410	0.426	0.425
	TRU3	0.415	0.736	0.188	0.328	0.322	0.420
	TRU4	0.277	0.690	0.447	0.502	0.551	0.624
기대 일치	CON1	0.166	0.348	0.864	0.512	0.643	0.461
	CON2	0.222	0.359	0.850	0.532	0.695	0.447
	CON3	0.247	0.371	0.830	0.487	0.560	0.400
	CON4	0.260	0.280	0.878	0.605	0.693	0.477
지각된 유용성	PU1	0.436	0.385	0.425	0.762	0.558	0.574
	PU2	0.225	0.389	0.568	0.862	0.711	0.651
	PU3	0.272	0.330	0.545	0.811	0.615	0.505
	PU4	0.453	0.516	0.543	0.810	0.659	0.607
만족	SAT1	0.402	0.500	0.763	0.65	0.877	0.581
	SAT2	0.297	0.397	0.615	0.692	0.844	0.675
	SAT3	0.267	0.499	0.694	0.685	0.876	0.649
	SAT4	0.311	0.463	0.648	0.715	0.890	0.596
지속적인 사용 의도	CONI1	0.320	0.506	0.438	0.598	0.669	0.864
	CONI2	0.296	0.492	0.420	0.610	0.535	0.850
	CONI3	0.357	0.530	0.444	0.663	0.608	0.830
	CONI4	0.240	0.457	0.532	0.600	0.636	0.878

<표 5> 신뢰성 검증 결과

연구 변수	Cronbach's α	Composite Reliability (rho _a)
의인화	0.848	0.848
신뢰	0.783	0.795
기대 일치	0.856	0.859
지각된 유용성	0.827	0.833
만족	0.895	0.895
지속적인 사용 의도	0.878	0.879

<표 6> 잠재 변수의 상관계수 및 AVE

요인	의인화	신뢰	기대 일치	지각된 유용성	만족	지속적인 사용 의도	AVE
의인화	0.829						0.687
신뢰	0.269	0.835					0.609
기대 일치	0.355	0.536	0.856				0.698
지각된 유용성	0.424	0.643	0.722	0.812			0.660
만족	0.366	0.78	0.718	0.786	0.872		0.760
지속적인 사용 의도	0.547	0.404	0.581	0.502	0.533	0.781	0.732

주) 대각선 값은 잠재 변수의 AVE의 제곱근 값

4.3 구조모형의 검증

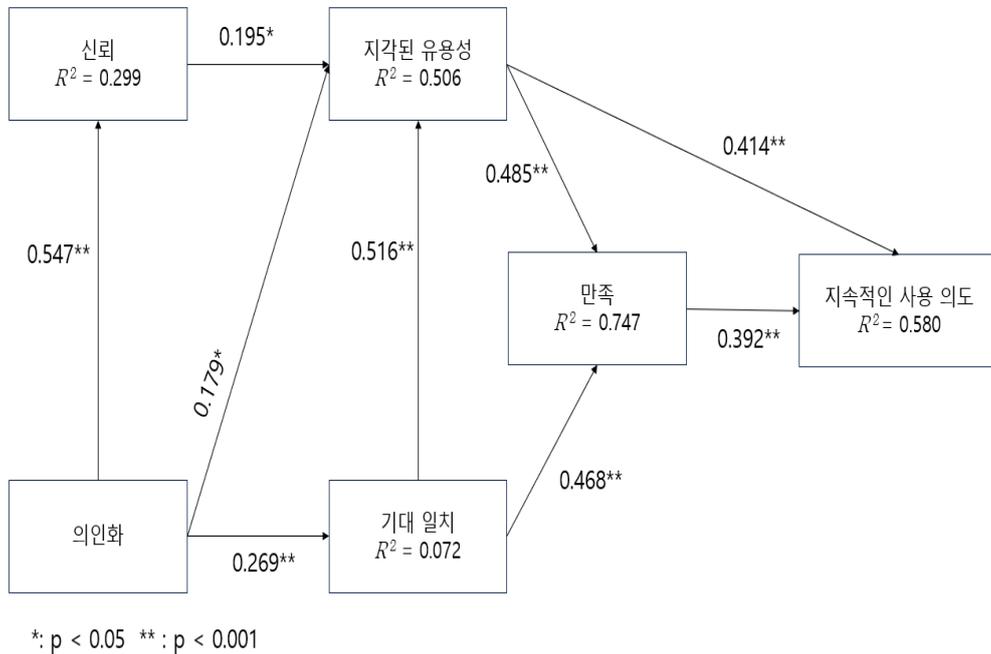
본 연구에서는 Smart PLS 4.0을 이용하여 측정모형의 신뢰성과 타당성을 확인한 후 연구모형에서 제한한 변수들 사이의 관계를 검증하기 위해 구조모형 분석을 실시하였다. 먼저, 다중공선성 유무를 확인하기 위해 분산팽창인수인 VIF 값을 점검하였다. VIF 값은 5 이하일 때, 다중공선성이 발생하지 않는다고 평가할 수 있다(Hair et al., 2014). 따라서, <표 7>에서 각 내생 변수들에 해당하는 외생 변수의 VIF 값의 최댓값은 2.621로 기준값 이하이므로 구조모형에서 변수 간 다중공선성은 발생하지 않았다.

다음으로, 잠재 변수 간의 인과관계를 검증하기 위해 구조방정식 모형을 활용하여 가설 검증을 실시하였다. 구조모형의 전체 적합도

(goodness-of-fit)는 내생 변수 R^2 평균값과 공통성(communality)의 평균값을 곱한 후 이를 제곱근 한 값으로 평가하며, 평가 기준은 0.36 이상이면 높은 수준의 적합도, 0.25 이상 0.36 미만이면 중간 수준의 적합도, 0.10 이상 0.25 미만의 경우 낮은 수준의 적합도를 가진다고 평가한다(Wetzels et al., 2009). 또한, Wetzels et al.(2009)은 AVE 값이 각 지표들이 잠재 변수를 설명하는 정도를 의미하는 지표이므로 공통성과 AVE는 동일한 개념으로 취급할 수 있다고 언급하였다. 따라서 AVE 값을 이용하여 공통성의 평균값을 구할 수 있다. 본 연구의 전체 모형 적합도는 내생 변수의 R^2 평균값이 0.46, 공통성의 평균값은 0.69로 두 값의 곱이 0.32로 나타났으며, 제곱근이 0.56으로 나타나 모형의 적합도가 높은 수준이라 할 수 있다.

<표 7> 다중공선성 분석 결과

내생 변수 외생 변수	신뢰	기대 일치	지각된 유용성	만족	지속적인 사용 의도
의인화	1.000	1.000	1.433		
신뢰			1.589		
기대 일치			1.200	1.705	
지각된 유용성				1.705	2.621
만족					2.621



<그림 2> 연구모델의 경로계수 분석 결과

본 연구에서 설정한 PLS 구조모형은 권고하는 적합도 지표를 만족하고 있으므로 경로분석(path analysis)에 의한 가설검증에 활용할 수 있다 (<그림 2> 참조).

Cohen(1988)이 제시한 기준에 따르면 R^2 은 낮은 수준($0.02 \leq R^2 < 0.13$), 중간 수준($0.13 \leq R^2 < 0.26$), 그리고 높은 수준 ($0.26 \leq R^2$)으로 분류된다. 또한, Falk and Miller(1992)의 기준에 따르면 값이 0.10 이상이면 적절한 설명력을 가진 것으로 본다. 경로계수를 포함한 구조모형 분석 결과 <그림 2>와 같다. 본 연구 모델은 신뢰에 대한 R^2 값은 0.299, 기대 일치는 0.072, 지각된 유용성은 0.506, 만족은 0.747, 그리고 지속적인 사용 의도는 0.580로 나타났다. Cohen(1988)과 Falk and Miller(1992)의 기준을 모두 충족하므로 연구 모델의 각 잠재 변수

들은 모두 유의미한 설명력을 가진다.

경로계수의 유의성을 검증하기 위해 전체 표본을 이용하여 구조모형에 대한 경로계수를 구하고, Smart PLS 4.0에서 제공하는 부트스트랩 방식을 이용하여 경로계수의 t 값을 산출했다. 가설의 채택 여부는 <표 8>과 같이 모든 가설이 채택되었다. 분석 결과를 정리하면 다음과 같다 (<표 8> 참조).

첫째, ChatGPT 경험 전 가졌던 기대 일치가 지각된 유용성에 미치는 영향은 경로계수 0.516($t=9.276$, $p < 0.001$) 그리고 만족에 미치는 영향은 경로계수 0.468($t=8.958$, $p < 0.001$)로 통계적으로 유의미함을 확인하였다. 만족 또한 지속적인 사용 의도에 미치는 영향이 경로계수 0.392($t=5.023$, $p < 0.001$)로 통계적으로 유의미하였다. 마지막으로 지각된 유용성이 만

<표 8> 가설검정 결과 요약

가설	경로	경로계수	t-값	p-값	결과
H1	기대 일치 → 지각된 유용성	0.516	9.276	0.000**	채택
H2	기대 일치 → 만족	0.468	8.958	0.000**	채택
H3	만족 → 지속적인 사용 의도	0.392	5.023	0.000**	채택
H4	지각된 유용성 → 만족	0.485	10.100	0.000**	채택
H5	지각된 유용성 → 지속적인 사용 의도	0.414	5.330	0.000**	채택
H6	의인화 → 기대 일치	0.269	4.066	0.000**	채택
H7	의인화 → 지각된 유용성	0.179	2.721	0.007*	채택
H8	의인화 → 신뢰	0.547	10.051	0.000**	채택
H9	신뢰 → 지각된 유용성	0.195	2.840	0.005*	채택

주) *: p<0.05, **: p<0.001

족에 미치는 영향은 경로계수 0.485 ($t = 10.100$, $p < 0.001$) 그리고 지속적인 사용 의도에 경로 계수 0.414($t = 5.330$, $p < 0.001$)로 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타나 가설 1, 가설 2, 가설 3, 가설 4, 가설 5가 채택되었다. 둘째, 의인화가 기대 일치에 미치는 영향은 경로계수 0.269($t = 4.066$, $p < 0.001$)와 지각된 유용성에는 경로계수 0.179 ($t = 2.721$, $p < 0.05$) 그리고 신뢰 경로계수는 0.547 ($t = 10.051$, $p < 0.001$)로 통계적으로 유의성이 확인되었다. 따라서, 가설 6, 가설 7, 그리고 가설 8도 채택되었다. 마지막으로 신뢰가 지각된 유용성에 미치는 영향은 경로계수 0.195 ($t = 2.840$, $p < 0.05$)로 유의미한 긍정적인 영향을 가지므로 가설 9 또한 채택되었다.

기대 일치(CON), 지각된 유용성(PU)과 만족(SAT)이 신뢰(TRU)와 의인화(ANT)와 지속적인 사용 의도(CONI)에 미치는 세부 경로에 대

한 매개효과를 추가로 분석한 결과는 <표 9>와 같다. 의인화가 기대 일치, 지각된 유용성, 만족을 매개로 지속적인 사용의도에 영향을 미치는 경로는 ANT → CON → PU → CONI, ANT → CON → PU → SAT → CONI, ANT → CON → SAT → CONI, ANT → PU → CONI, ANT → PU → SAT → CONI, ANT → TRU → PU → CONI, ANT → TRU → PU → SAT → CONI으로 총 7개의 경로가 있으며, 이들 경로계수들은 모두 유의하였다. 신뢰가 지속적인 사용의도에 영향을 미치는 경로는 TRU → PU → CONI, TRU → PU → SAT → CONI으로 2개의 경로가 있으며, 이들 경로계수들도 역시 모두 유의하였다. 따라서 모든 경로에서 신뢰와 의인화는 연구모형의 내생변수들을 매개로 하여 지속적인 사용의도에 영향을 주고 있음을 확인하였다.

<표 9> 매개효과 결과 요약

가설 경로	경로계수	t-값	p값	결과
ANT -> CON -> PU	0.139	3.48	0.001*	유의
ANT -> CON -> PU -> CONI	0.058	3.079	0.002*	유의
ANT -> CON -> PU -> SAT	0.067	3.366	0.001*	유의
ANT -> CON -> PU -> SAT -> CONI	0.026	2.583	0.010*	유의
ANT -> CON -> SAT	0.126	3.714	0.000**	유의
ANT -> CON -> SAT -> CONI	0.049	2.818	0.005*	유의
ANT -> PU -> CONI	0.074	2.317	0.021*	유의
ANT -> PU -> SAT	0.087	2.604	0.009*	유의
ANT -> PU -> SAT -> CONI	0.034	2.357	0.018*	유의
ANT -> TRU -> PU	0.107	2.736	0.006*	유의
ANT -> TRU -> PU -> CONI	0.044	2.275	0.023*	유의
ANT -> TRU -> PU -> SAT	0.052	2.458	0.014*	유의
ANT -> TRU -> PU -> SAT -> CONI	0.020	2.208	0.027*	유의
CON -> PU -> CONI	0.214	5.123	0.000**	유의
CON -> PU -> SAT	0.251	7.347	0.000**	유의
CON -> PU -> SAT -> CONI	0.098	3.870	0.000**	유의
CON -> SAT -> CONI	0.183	4.324	0.000**	유의
PU -> SAT -> CONI	0.190	4.498	0.000**	유의
TRU -> PU -> CONI	0.081	2.357	0.018*	유의
TRU -> PU -> SAT	0.095	2.553	0.011*	유의
TRU -> PU -> SAT -> CONI	0.037	2.277	0.023*	유의

주) *: p<0.05, **: p<0.001

V. 결론

5.1 연구 결과의 요약

첫 번째로 ChatGPT에 대한 사용자의 기대 일치와 지각된 유용성과 만족에 유의미하고 긍정적인 영향을 미친다는 것을 확인했다. 즉, 사용자가 ChatGPT를 사용하기 전에 가진 기대가 실제 경험과 일치할 때 그들은 ChatGPT를 더 유용하게 인지하여 만족이 커질 수 있다는 것을 의미한다. 더불어, 지각된 유용성은 사용자의 만족과 함께 ChatGPT를 지속적으로 사용하고자 하는 의도에도 긍정적인 영향을 미친다. 사용자가 ChatGPT를 유용하다고 느낄수록, 서

비스에 대해 더 만족하고 이를 지속해서 사용하려는 의도가 더욱 커질 것이다. 이는 ECM을 다양한 정보 기술 시스템에 적용한 선행 연구들의 결과와 일치한다(Chen et al., 2018; Veeramootoo et al., 2018; Lu et al., 2019; Ashfaq et al., 2020; Lee et al., 2023). 따라서 ChatGPT의 지속적인 사용 의도 연구에서도 Bhattacharjee(2001)의 ECM이 유효한 이론적 틀이 될 수 있음을 확인하였다.

두 번째로 사용자의 신뢰가 ChatGPT에 대한 유용성에 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. 이는 사용자들이 ChatGPT에 대해 신뢰할수록 ChatGPT가 제공하는 정보나 답변이 실제로 더 유용하다고 느낄 가능성이 크다고 평가

할 수 있다. 또한, 신뢰가 낮을수록 사용자들이 ChatGPT가 제공하는 정보에 대해 비판적으로 평가하여 유용성에 대해 낮게 평가할 수 있다고 해석할 수 있다. 이러한 결과는 Mou et al.(2017)의 연구 결과와 일치한다.

마지막으로 의인화는 기대 일치와 지각된 유용성 그리고 신뢰에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 ChatGPT가 사용자의 기대를 충족시키는 의인화 특성을 보여주면서 긍정적인 경험을 제공한다고 해석할 수 있다. 또한, 실제 사람과 유사하게 사용자의 요구를 이해하고 답변할 수 있는 능력은 ChatGPT를 유용하다고 느끼게 할 뿐만 아니라 사용자에게 신뢰감을 주어 지속적인 사용 의도에 영향을 주는 중요 요소라고 판단할 수 있다. 이러한 결과는 의인화 요소의 영향을 연구한 여러 선행 연구의 결과와 일치한다(Go and Sundar, 2019; Hsiao and Chen, 2022; Klein and Martinez, 2023).

5.2 연구의 시사점 및 한계점

본 연구의 이론적인 시사점은 첫 번째로 ChatGPT 사용 의도에 관한 연구가 부족한 실정에서 지속적인 사용 의도를 설명하는 ECM이 좋은 이론적 틀이 될 수 있음을 확인하였다. 기업들은 챗봇을 수용한 이후 적극적으로 도입하여 활용 범위를 넓히고 있다(Ashfaq et al., 2020). 이러한 경향을 비추어 봤을 때, ChatGPT 또한 적극적으로 다양한 범위에서 활용되고 기반 서비스 혹은 유사 서비스들이 출시될 가능성이 크다. 따라서, 향후 연구에서는 다양한 분야에서 ChatGPT 혹은 유사한 생성형

AI에 대한 지속적인 사용 의도에 관한 연구를 예상하며, 본 연구는 이를 위한 선행 연구로 기여할 수 있을 것이다.

두 번째로 신뢰와 의인화 요인이 ChatGPT의 중요 특성임을 확인하였다. ChatGPT에 대한 신뢰는 지각된 유용성에 영향을 주었고, ChatGPT의 의인화 특징이 사용자의 기대 일치와 지각된 유용성 그리고 신뢰에 영향을 주었다. 이들은 직접 혹은 매개를 통해 사용자의 만족과 지속적인 사용 의도에 영향을 주었다. 향후 연구에서는 본 연구 결과를 기반으로 특정 ChatGPT 활용 분야나 사용자 그룹 혹은 세부적인 특성들을 고려하여 의인화와 만족의 영향 차이를 세부적으로 연구할 수 있을 것이고 이는 더욱 실질적이고 효과적인 의의를 가질 수 있을 것이다.

실무적 의의는 첫 번째로 ChatGPT의 주된 사용 목적은 정보 검색/수집 및 코딩이라는 것을 확인하였다. 이는 생성형 AI 챗봇 개발에서 챗봇의 기능과 학습 목표를 설정할 때 방향을 제시할 수 있는 정보가 될 수 있다. 예를 들어 코딩 관련 서비스를 요구하는 사용자가 많다면, 이에 초점을 맞추어 서비스를 최적화시키고 제공하여 사용자 만족과 지속적인 사용 의도를 높이는데 기여할 수 있다. 뿐만 아니라 정보검색이나 프로그래밍을 제대로 할 수 있도록 매우 적합하게 잘 만들어진 프롬프트를 개발하여 제공하는 서비스도 필요하다. 사용자들의 목적에 대한 이해는 효율적인 마케팅 전략 수립에서도 활용될 수 있다. 특정 사용자들의 우선순위를 파악한 후 이를 중점에 둔 전략 수립과 서비스 개발을 통해 사용자들을 만족시킬 때, 경쟁 우위와 긍정적인 관계를 통해 지속적인 사

용을 끌어낼 수 있을 것이다.

두 번째로 생성형 AI 챗봇에 대한 신뢰를 높이기 위해서는 의인화 기능을 개선해야 한다. 사용자들이 AI에 대해 인간과 유사하게 응답하고 이해하는 것을 경험하면, 챗봇에 대한 불안감이 감소하고 신뢰가 높아질 가능성이 커진다. 예를 들어 ChatGPT가 이전 대화의 맥락을 기억하고 이를 바탕으로 답변을 제공할 때, 사용자는 자신의 선호도나 필요에 맞는 대화를 통해 신뢰할 수 있는 상호작용을 느낄 수 있으며 답변에 대한 불안감이 감소하고 챗봇에 대한 신뢰가 증가할 수 있다. 이러한 연구 결과는 ChatGPT와 같은 생성형 AI의 개발에서 사용자들의 불안감 및 신뢰에 대한 고민을 해소하는데 기여할 수 있을 것이다.

마지막으로 사용자의 신뢰를 얻을 수 있는 서비스 제공이 필요하다. 현재 생성형 AI의 주요 쟁점 중 하나는 창작물에 대한 저작권 법적 논쟁이다(Lucchi, 2023). 생성형 AI는 지식재산권을 무시하고 저작자의 동의 없이 무분별하게 창작물들을 학습하여 유사한 콘텐츠들을 생성하고 있다. 또한, AI 특성상 어떤 저작권들을 학습하였는지 특정하기도 어렵다. 그러나, 본 논문에서 ChatGPT의 지속적인 사용 의도에서 신뢰의 영향을 실증적으로 확인하였으므로 생성형 AI에 대하여 단순히 이용을 촉진하기 위해 기능을 강조하고 마케팅하는 기업 입장이 아닌 직접 사용하며 영향을 받는 사용자 입장에서 신뢰할 수 있는 생성형 AI 서비스를 제공하여야 한다.

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째로 ChatGPT의 일반 사용자를 대상으로 무작위 추출을 통해 샘플 데이터를 수집하고 분석

한 결과로 특정 그룹들의 속성을 반영하지 못하였다. 따라서 향후 연구는 특정 그룹 혹은 사용 환경을 지정하여 좀 더 구체화 된 연구로 사용 의도를 살펴볼 필요가 있다. 두 번째로 본 연구에서 사용된 신뢰와 의인화 외에도 다른 요인이 사용자의 의도에 영향을 미칠 수 있다. 예를 들어, 사용자의 이용 목적이나 이전 챗봇 경험은 사용자의 만족도와 지속적인 사용 의도에 영향을 줄 수 있다. 마지막으로 본 연구는 ChatGPT 사용자의 지속적인 사용 의도를 알아보기 위해 특정 시점에서 사용자의 의도를 조사하였다. 향후 연구에서는 종단 연구를 통해 시간 경과에 따른 실제 사용자 행동의 변화를 확인하면 보다 정확한 지속적인 사용 의도를 파악할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 김종원, 김대길 (2020), “기대일치와 인지된 혜택이 대학의 온라인 수업의 만족도와 지속적 사용 의도에 미치는 영향”, *정보시스템연구*, 29(4), 153-169.
- 민윤정, 안재경, 김소영 (2020), “기술수용모형을 적용한 학습용 챗봇 사용의도와 영향요인 간 구조적 관계 분석”, *교육정보미디어연구*, 26(4), 799-825.
- 양지훈, 양성병, 윤상혁 (2023), “생성형 AI 서비스의 성공요인에 대한 탐색적 연구: 텍스트 마이닝과 ChatGPT 를 활용하여”, *경영정보학연구*, 25(2), 125-144.
- 이진희, 정철, 김남조 (2019), “유튜브 관광콘텐츠 특성이 확산, 지각된 유용성, 만족,

- 충성도에 미치는 영향: 기대일치모형 (Expectation-Confirmation Model: ECM)의 적용,” *관광연구*, 34(8), 47-69.
- 이한진, 박영근, 민대환 (2020), “모바일 식품구매 서비스의 지속사용의도에 관한 연구”, *정보시스템연구*, 29(2), 95-110.
- 정동아, 김하연, 이상우 (2023), “가상인간의 의인화에 따른 이용자 호감도에 관한 연구: 사회비교 경험과 자기향상욕구를 중심으로”, *정보시스템연구*, 32(4), 163-188.
- 정영권, 안현철 (2023), “챗봇의 특성이 지속사용의도에 미치는 영향에 관한 연구: 후기수용모델을 중심으로,” *한국컴퓨터정보학회논문지*, 28(6), 169-179.
- 정지희, 정기한 (2012), “스마트폰 사용에 대한 만족과 지속사용의도 및 추천의도에 관한 연구”, *유통경영학회지*, 15(4), 93-104.
- Ambalov, I. A. (2018), “A meta-analysis of IT continuance: An evaluation of the expectation-confirmation model,” *Telematics and Informatics*, 35(6), 1561-1571.
- Ashfaq, M., Yun, J., Yu, S., & Loureiro, S. M. C. (2020), “I, Chatbot: Modeling the determinants of users’ satisfaction and continuance intention of AI-powered service agents,” *Telematics and Informatics*, 54, 101473.
- Aydin, O., & KARAARSLAN, E. (2023), “Is chatgpt leading generative AI? what is beyond expectations?,” *Academic Platform Journal of Engineering and Smart Systems*, 11(3), 118-134.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988), “On the evaluation of structural equation models,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16, 74-94.
- Bedue, P., & Fritzsche, A. (2022), “Can we trust AI? An empirical investigation of trust requirements and guide to successful AI adoption,” *Journal of Enterprise Information Management*, 35(2), 530-549.
- Bhattacharjee, A. (2001). “Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model,” *MIS Quarterly*, 25(3), 351-370.
- Biswas, S. S. (2023), “Role of ChatGPT in public health,” *Annals of Biomedical Engineering*, 51(5), 868-869.
- Chen, S. C., Yen, D. C., & Peng, S. C. (2018). “Assessing the impact of determinants in e-magazines acceptance: An empirical study,” *Computer Standards & Interfaces*, 57, 49-58
- Cheng, X., Zhang, X., Cohen, J., & Mou, J. (2022), “Human vs. AI: Understanding the impact of anthropomorphism on consumer response to chatbots from the perspective of trust and relationship norms,” *Information Processing & Management*, 59(3), 102940.
- Chin, W. W. (1998), “The partial least squares approach to structural equation

- modeling.” *Modern Methods for Business Research*, 295(2), 295-336.
- Choudhury, A., & Shamszare, H. (2023), “Investigating the Impact of user trust on the adoption and use of ChatGPT: Survey analysis,” *Journal of Medical Internet Research*, 25, e47184.
- Cohen J. (1988), *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd Ed), NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989), “User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models,” *Management Science*, 35(8), 982-1003.
- Dhiman, N., & Jamwal, M. (2023), “Tourists’ post-adoption continuance intentions of chatbots: Integrating task - technology fit model and expectation - confirmation theory,” *Foresight*, 25(2), 209-224.
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., ... & Wright, R. (2023). “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*, 71, 102642.
- Falk, R. F., & Miller, N. B. (1992). *A Primer for Soft Modeling*, University of Akron Press.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981), “Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error,” *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- Gilson, A., Safranek, C. W., Huang, T., Socrates, V., Chi, L., Taylor, R. A., & Chartash, D. (2023), “How does ChatGPT perform on the United States medical licensing examination? The implications of large language models for medical education and knowledge assessment,” *JMIR Medical Education*, 9(1), e45312.
- Go, E., & Sundar, S. S. (2019), “Humanizing chatbots: The effects of visual, identity and conversational cues on humanness perceptions,” *Computers in Human Behavior*, 97, 304-316.
- Goyal, S., Venkatesh, V., & Shi, X. (2022), “Role of users’ status quo on continuance intentions,” *Information & Management*, 59(8), 103686.
- Hair Jr, J. F., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014), “Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): An emerging tool in business research,” *European Business Review*, 26(2), 106-121.
- Haleem, A., Javaid, M., & Singh, R. P (2022), “An era of ChatGPT as a significant futuristic support tool: A study on features, abilities, and challenges,” *BenchCouncil Transactions on*

- Benchmarks, Standards and Evaluations*, 2(4), 100089.
- Han, M. C. (2021), "The impact of anthropomorphism on consumers' purchase decision in chatbot commerce," *Journal of Internet Commerce*, 20(1), 46-65.
- Hsiao, K. L., & Chen, C. C. (2022), "What drives continuance intention to use a food-ordering chatbot? An examination of trust and satisfaction," *Library Hi Tech*, 40(4), 929-946.
- Jacobs, O., Pazhoohi, F., & Kingstone, A. (2023), "Brief exposure increases mind perception to ChatGPT and is moderated by the individual propensity to anthropomorphize," *PsyArXiv*, <https://doi.org/10.31234/osf.io/pn29d>
- Jiao, W., Wang, W., Huang, J. T., Wang, X., & Tu, Z. P. (2023), "Is ChatGPT a good translator? Yes with GPT-4 as the engine," *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.08745>
- Jungherr, A. (2023), "Using CHATGPT and Other Large Language Model (LLM) Applications for Academic Paper Assignments," *SocArXiv*, <https://doi.org/10.31235/osf.io/d84q6>
- Kasneci, E., Seßler, K., Kuchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., & Kasneci, G. (2023), "ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education," *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.
- Klein, K., & Martinez, L. F. (2023), "The impact of anthropomorphism on customer satisfaction in chatbot commerce: An experimental study in the food sector," *Electronic Commerce Research*, 23(4), 2789-2825.
- Korzynski, P., Mazurek, G., Altmann, A., Ejdys, J., Kazlauskaitė, R., Paliszkievicz, J., & Ziemba, E. (2023), "Generative artificial intelligence as a new context for management theories: Analysis of ChatGPT," *Central European Management Journal*, 31(1), 3-13.
- Lee, J. C., Tang, Y., & Jiang, S. (2023), "Understanding continuance intention of artificial intelligence (AI)-enabled mobile banking applications: an extension of AI characteristics to an expectation confirmation model," *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), 1-12.
- Lian, L. K., & Lian, S. B. (2023), "Examining anthropomorphism of chatbots and its effect on user satisfaction and user loyalty in the service industry," *Electronic Journal of Business and Management*, 8(1), 1-14.
- Lim, W. M., Gunasekara, A., Pallant, J. L., Pallant, J. I., & Pechenkina, E. (2023). "Generative AI and the future of

- education: Ragnarok or reformation? A paradoxical perspective from management educators,” *The International Journal of Management Education*, 21(2), 100790.
- Liu, K., & Tao, D. (2022), “The roles of trust, personalization, loss of privacy, and anthropomorphism in public acceptance of smart healthcare services,” *Computers in Human Behavior*, 127, 107026.
- Lohr, T., Brook, E., Chase, S., Krishna, S., Shank, M., Edin, P., Frolick, E., (2023), *Generative AI: From Buzz to Business Value*, KPMG, <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/pdf/2023/generative-ai-survey.pdf>.
- Lucchi, N. (2023), “ChatGPT: A case study on copyright challenges for generative artificial intelligence systems,” *European Journal of Risk Regulation*, 1-23.
- Lu, C. C., Wu, L., & Hsiao, W. H. (2019), “Developing customer product loyalty through mobile advertising: Affective and cognitive perspectives,” *International Journal of Information Management*, 47, 101-111.
- Lu, L., Cai, R., & Gursoy, D. (2019), “Developing and validating a service robot integration willingness scale,” *International Journal of Hospitality Management*, 80, 36-51.
- McDuff, D., Cheng, R., & Kapoor, A. (2018), “Identifying bias in AI using simulation,” *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.00471>
- Mou, J., Shin, D. H., & Cohen, J. (2017), “Understanding trust and perceived usefulness in the consumer acceptance of an e-service: a longitudinal investigation,” *Behaviour & Information Technology*, 36(2), 125-139.
- Nguyen, D. M., Chiu, Y. T. H., & Le, H. D. (2021), “Determinants of continuance intention towards banks’ chatbot services in Vietnam: A necessity for sustainable development,” *Sustainability*, 13(14), 7625.
- Oliver, R. L. (1980), “A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions,” *Journal of Marketing Research*, 17(4), 460-469.
- Oviedo-Trespalacios, O., Peden, A. E., Cole-Hunter, T., Costantini, A., Haghani, M., Rod, J. E., & Reniers, G. (2023), “The risks of using ChatGPT to obtain common safety-related information and advice,” *Safety Science*, 167, 106244.
- Panda, S., & Kaur, N. (2023), “Exploring the viability of ChatGPT as an alternative to traditional chatbot systems in library and information centers,” *Library Hi Tech News*, 40(3), 22-25.
- Pavlik, J. V. (2023), “Collaborating with

- ChatGPT: Considering the implications of generative artificial intelligence for journalism and media education,” *Journalism & Mass Communication Educator*, 78(1), 84-93.
- Roy, R., & Naidoo, V. (2021), “Enhancing chatbot effectiveness: The role of anthropomorphic conversational styles and time orientation,” *Journal of Business Research*, 126, 23-34.
- Sheehan, B., Jin, H. S., & Gottlieb, U. (2020), “Customer service chatbots: Anthropomorphism and adoption,” *Journal of Business Research*, 115, 14-24.
- Susnjak, T. (2022), “ChatGPT: The end of online exam integrity?,” *arXiv*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.09292>
- Tlili, A., Shehata, B., Adarkwah, M. A., Bozkurt, A., Hickey, D. T., Huang, R., & Agyemang, B. (2023), “What if the devil is my guardian angel: ChatGPT as a case study of using chatbots in education,” *Smart Learning Environments*, 10(1), 15.
- Troshani, I., Rao Hill, S., Sherman, C., & Arthur, D. (2021), “Do we trust in AI? Role of anthropomorphism and intelligence,” *Journal of Computer Information Systems*, 61(5), 481-491.
- Veeramootoo, N., Nunkoo, R., & Dwivedi, Y. K. (2018), “What determines success of an e-government service? Validation of an integrative model of e-filing continuance usage,” *Government Information Quarterly*, 35(2), 161-174.
- Veglis, A., & Maniou, T. A. (2019), “Chatbots on the rise: A new narrative in journalism,” *Studies in Media and Communication*, 7(1), 1-6.
- Venkatesh, V. (2022), “Adoption and use of AI tools: A research agenda grounded in UTAUT,” *Annals of Operations Research*, 1-12.
- von Eschenbach, W. J. (2021), “Transparency and the black box problem: Why we do not trust AI,” *Philosophy & Technology*, 34(4), 1607-1622.
- Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G., & Van Oppen, C. (2009). “Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration,” *MIS Quarterly*, 33(1), 177-195.
- Wu, T., He, S., Liu, J., Sun, S., Liu, K., Han, Q. L., & Tang, Y. (2023), “A brief overview of ChatGPT: The history, status quo and potential future development,” *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 10(5), 1122-1136.
- Yilmaz, R., & Yilmaz, F. G. K. (2023), “Augmented intelligence in programming learning: Examining student views on the use of ChatGPT for programming learning.” *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*,

1(2), 100005.

Zhou, W., Tsiga, Z., Li, B., Zheng, S., & Jiang, S. (2018), "What influence users'e-finance continuance intention? The moderating role of trust," *Industrial Management & Data Systems*, 118(8), 1647-1670.

장 지 영 (Jang, Ji Yeong)



영남대학교에서 경영학과 학사를 취득하였으며, 경북대학교 대학원에 재학 중이다. 주요 관심 분야는 지능정보시스템, 데이터 마이닝, 인공지능이다.

서 창 교 (Suh, Chang Kyo)



경북대학교에서 경영학과 학사, POSTECH에서 산업공학 석사 및 박사학위를 취득하였으며, 현재 경북대학교 경영학부 교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 SCM, 지능정보시스템, 텍스트 마이닝 등이다.

<Abstract>

The Impact of User Trust and Anthropomorphism on the Continuance Intention to Use ChatGPT

Jang, Ji Yeong · Suh, Chang Kyo

Purpose

The purpose of this study is to empirically investigate the factors that influence users' continuous intention to use ChatGPT based on the Expectation Confirmation Model(ECM). Drawing from the literature, this study identifies anthropomorphism and trust as key characteristics of generative AI and ChatGPT.

Design/methodology/approach

The research model was developed based on ECM and literature research to investigate the impacts of anthropomorphism and trust on continuous intention of using ChatGPT. In order to test the hypothesis, a total of 193 questionnaires were collected and analyzed for the structural equation modeling with SmartPLS 4.0.

Findings

The study's findings show that all proposed hypotheses were supported, suggesting that the ECM is a valid framework for examining continuous intention of using ChatGPT. Moreover, the study stressed the crucial role of anthropomorphism in the model, showing the positive impact on expectation confirmation, perceived usefulness, and trust in ChatGPT. Also, trust positively affects perceived usefulness. These findings provide valuable insights for enhancing user satisfaction and continuous usage intention, serving as a foundation for development strategies for ChatGPT and similar AI-based systems.

Keyword: ChatGPT, Continuance Intention, Expectation Confirmation Model

* 이 논문은 2024년 2월 11일 접수, 2024년 3월 5일 1차 심사, 2024년 3월 12일 게재 확정되었습니다.