

# SEM-ANN 통합 분석을 기반으로 소셜 앱에서 인공지능의 지각 속성이 지속적 사용 의도에 미치는 영향에 대한 연구

‘싱예’(星野) 앱을 중심으로

## A Study on the Impact of Artificial Intelligence's Perceived Attributes on Continuous Usage Intention in Social Apps Based on SEM-ANN Integrated Analysis

Focusing on the 'Xingye' app

주 저 자 : 장윤희 (Zhang, Yun Hao) 한양대학교 일반대학원 시각디자인학과 박사과정

공 동 저 자 : 황슈월 (Huang, Shu Yue) 한양대학교 일반대학원 시각디자인학과 박사과정

교 신 저 자 : 정의태 (Jung, Euitay) 한양대학교 ERICA 커뮤니케이션디자인학과 교수  
junget@hanyang.ac.kr

## Abstract

Recent breakthroughs in Artificial intelligence have introduced transformative interaction paradigms in social applications. However, scholarly exploration of how specific AI attributes affect users' continuous usage intention in such contexts remains limited. This study develops an integrated theoretical framework incorporating AI attributes, Attachment theory, User satisfaction and Continuous usage intention. It aims to investigate how these AI-related factors foster emotional engagement and influence user satisfaction and behavioral persistence. Taking the widely-used Chinese social app Xingye as an empirical case, the study conducted a one-month cross-sectional survey with 326 active users. The proposed model was tested using a hybrid methodology combining SEM and ANN. The results reveal that: (1) among AI attributes, perceived animacy significantly enhances users' emotional attachment and loyalty toward AI; (2) emotional attachment and loyalty positively predict both satisfaction and continuous usage intention; and (3) satisfaction plays a significant role in driving continued use. These insights offer practical strategies for social app developers to leverage AI in strengthening emotional user experiences and cultivating long-term loyalty.

## Keyword

Social app(소셜 앱), Perceived Attributes(지각 속성), Continuous use intention(지속 사용 의도), SEM-ANN(구조방정식모형-인공신경망)

## 요약

최근 인공지능 기술의 발전은 소셜 앱에 혁신적인 상호작용 패러다임을 제시하고 있으나, 이러한 맥락에서 인공지능 속성이 사용자들의 지속적 사용 의도에 미치는 영향을 규명한 학술적 논의는 아직 충분히 이루어지지 않았다. 본 연구는 인공지능의 지각 속성, 애착 이론, 만족도, 지속 사용 의도를 통합한 이론적 틀을 바탕으로, 소셜 앱에서 AI 속성이 사용자의 감정적 관여를 어떻게 유도하며, 이로 인해 만족도와 지속 사용 의도에 어떤 영향을 미치는지를 규명하고자 한다. 실증 분석은 중국의 대표적 소셜 앱인 '싱예'를 중심으로, 326명의 활발한 이용자를 대상으로 한 달간 실시한 횡단적 조사를 통해 수행되었으며, 구조방정식모형(SEM)과 인공신경망(ANN)을 결합한 혼합 분석 방법으로 연구 모형을 검증하였다. 연구 결과, 첫째, 인공지능 속성 중 지각 생명성은 사용자들의 감정 애착과 감정 충성에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 둘째, 감정 애착과 감정 충성은 소셜 앱에 대한 만족도와 지속 사용 의도에 긍정적인 영향을 주었다. 셋째, 만족도는 지속 사용 의도에 유의미한 영향을 미쳤다. 이러한 결과는 소셜 앱 개발자들이 AI 기술을 활용해 감정적 사용자 경험을 강화하고, 장기적인 사용자 충성도를 제고하기 위한 전략 수립에 실천적인 시사점을 제공한다.

## 목차

### 1. 서론

- 1-1. 연구 배경과 목적
- 1-2. 연구 범위 및 방법

### 2. 이론적 배경

- 2-1. 인공지능의 속성

- 2-2. 애착 이론의 이해

- 2-3. 만족도와 지속적 사용 의도

### 3. 실증 연구

- 3-1. 연구 모델
- 3-2. 가설 설정
- 3-3. 설문지 구성

### 3-4. 설문조사

## 4. 실증 분석

- 4-1. 인구 통계학적 특성
- 4-2. 신뢰도 및 타당성 분석
- 4-3. 확인적 요인분석
- 4-4. SEM 연구모델의 적합도 검증
- 4-5. 가설 검증

### 4-6. ANN 분석

### 4-7. SEM-ANN 비교 분석

## 5. 결론

## 참고문헌

## 1. 서론

### 1-1.연구의 배경과 목적

디지털 기술의 급속한 발전과 함께, 가상 동반형 소셜 앱은 사람들의 일상적인 교류 및 정서적 소통의 주요 채널로 자리매김하고 있으며, 특히 팬데믹 이후 디지털 기반의 사회적 상호작용은 인간과 기술 간의 관계를 더욱 강화시키고 있다. 한편, 인공지능 기술의 진화와 함께 순환 신경망(RNN) 및 트랜스포머(Transformer) 기반 모델의 자연어처리(NLP) 능력이 인간 언어와 유사한 수준의 텍스트 생성을 가능하게 하면서<sup>1)</sup> Character.AI, TalkieAI, Linky와 같은 AI 기반 소셜 앱의 빠른 발전에 기술적 동력을 제공하고 있다. 시장조사기관 Mordor Intelligence의 보고서에 따르면, 2023년 약 16억 4천만 달러 규모였던 소셜미디어 분야의 AI 응용 시장은 2028년까지 약 56억 6천만 달러로 성장할 것으로 전망되며, 이는 3배 이상의 성장을 의미한다.<sup>2)</sup> 이처럼 생성형 인공지능(Generative AI)이 소셜 앱에 점차 융합되면서, 사용자 행동 양식과 정서적 요구를 급격히 변화시키고 있다. 기존 연구에서는 AI 기술이 단기적으로 사용자 외로움을 완화하고 심리적 웰빙을 향상시킬 수 있다는 점은 입증되었지만,<sup>3)</sup> AI의 구체적 속성이 어떻게 정서적 애착(emotional attachment)을 유도하며, 이 애착이

사용자 만족도 및 지속 사용 행동에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 메커니즘은 아직 명확히 밝혀지지 않았다. 현재 대부분의 연구는 AI 사용 효과에 대한 결과 평가에 집중되어 있으며, 특정 AI 속성이 어떻게 정서적 애착을 유발하고, 그것이 장기적으로 사용자 만족도 및 행동을 어떻게 형성하는지를 다룬 분석은 미흡한 실정이다.

이에 본 연구는 소셜 애플리케이션 내 인공지능 속성(지각 의인화, 지각 생명성, 지각 지능)에 초점을 맞추어, 이러한 속성이 사용자 감정 애착에 미치는 영향을 심층 분석하고, 더 나아가 애착 이론(감정 애착, 감정 충성)이 만족도 및 지속 사용 행동에 미치는 구체적 영향 메커니즘을 규명하고자 한다. 이러한 메커니즘을 명확히 밝히는 것은 이론적으로 인공지능과 정서적 애착 간의 상호작용에 대한 융합적 학제 간 관점을 확장시키는 데 기여할 뿐 아니라, 실무적으로는 소셜 앱 사용자 경험 향상과 장기적 사용자 충성도 강화를 위한 실증적 근거와 전략적 방향성을 제공할 수 있을 것이다.

### 1-2.연구의 범위 및 방법

생성형 인공지능 기술과 다중 모달 상호작용 방식의 발전에 따라, AI 동반형 소셜 애플리케이션은 급속히 확산되고 있으며, 이는 인간 간의 상호작용 및 감정 교류에 있어 중요한 매개로 기능하고 있다. 본 연구는 사용자 데이터를 기반으로 한 분석을 수행하기 위해, 2024년 상반기 다운로드 수와 2025년 1월 월간 활성

1) Yu, Hao, and Yunyun Guo. "Generative artificial intelligence empowers educational reform: current status, issues, and prospects." *Frontiers in Education*. Vol. 8. Frontiers Media SA, 2023.

2) '인공지능(AI) 시장 규모 및 점유율 분석 - 성장 동향과 전망 (2024년 - 2029년)'. (2025.4.25.) <https://www.mordorintelligence.com/zh-CN/industry-report/s/global-artificial-intelligence-market>.

3) Kim, Myungsung, et al. "Therapeutic Potential of Social Chatbots in Alleviating Loneliness and Social Anxiety: Quasi-Experimental Mixed Methods Study." *Journal of Medical Internet Research*, 2025

사용자 수(MAU) 기준에서 1위를 기록한 AI 동반형 애플리케이션 ‘싱예(星野)’를 연구 대상으로 선정하였다.

본 연구는 AI 동반형 애플리케이션인 ‘싱예’의 실제 사용자를 대상으로 설문 조사를 실시하여 사용자 기반 데이터를 수집하였다. 구체적인 연구 방법은 다음과 같다. 첫째, 이론적 고찰과 선행연구 분석을 통해 인공지능의 속성, 애착 이론, 만족도, 지속적 사용 의도에 관한 주요 개념과 구성 요소를 도출하고, 인공지능 속성의 하위 요소 및 관련 변수 간의 개념 정의와 이론적 프레임워크를 정립하였다. 둘째, 기존 연구를 바탕으로 인공지능 속성 요인이 지속적 사용 의도에 미치는 영향을 규명하고자 독립변수와 종속변수를 설정하고, 이를 구조화한 연구 모형을 제안하였다. 아울러 변수 간 관계를 검증하기 위한 연구 가설을 설정하였다. 셋째, 문헌 분석을 바탕으로 설문지를 구성하고 온라인을 통해 데이터를 수집하였으며, SPSS 27.0과 AMOS 27.0 통계 프로그램을 활용하여 수집된 데이터를 정량적으로 분석하였다. 넷째, 크론바흐 알파(Cronbach's  $\alpha$ ) 계수와 확인적 요인 분석(CFA)을 통해 변수의 신뢰도와 타당도를 검증하고 연구 모형의 적합성을 확보하였다. 다섯째, 구조방정식모형과 인공신경망을 결합한 분석을 통해 인공지능 속성 요소와 지속적 사용 의도 간의 영향 관계를 검증하고, 애착 이론 요소가 만족도에 미치는 경로를 정량적으로 분석하였다. 마지막으로, SEM-ANN 혼합 분석을 통해 주요 변수의 상대적 중요도를 비교하고, 연구 결과를 토대로 AI 동반형 소셜 애플리케이션 디자인에 대한 실무적 시사점을 도출함과 동시에 향후 연구의 방향성을 제시하였다.

## 2. 이론적 고찰

### 2-1. 인공지능의 속성

#### 2-1-1. 지각 의인화

지각 의인화(perceived anthropomorphism)은 인간이 비인간 대상(컴퓨터, 로봇 등)에게 인간의 특성, 행동 또는 감정을 부여하려는 심리적 경향을 의미하는 심리학 개념이다(Balakrishnan et al., 2024). 구체적으로, 인간 유사성은 인간 해부학적 특성(입, 눈, 사지 등)을 모방하는 것뿐만 아니라, 제스처, 음성, 성격, 감정 등 비물리적 속성의 투사도 포함된다.<sup>4)</sup>

전형적인 인간 유사성 특징에는 음성 인식 기능(음성 비서)이나 컴퓨터 생성 얼굴/신체 이미지가 있다.<sup>5)</sup>

본 연구에서의 감지된 인간 유사성은 소셜 앱 내 인공지능이 인간 특성을 얼마나 부여받았다고 사용자가 인식하는지를 의미하며, 이는 AI가 감정, 의도 또는 사회적 능력을 지닌다고 여기는 인지를 포함한다. 이는 실제 의식이나 자기 인식을 수반하지 않더라도 사용자가 느끼는 정도를 측정하는 것이다. 선행 연구에 따르면 지각 의인화는 사용자로 하여금 긍정적인 정서 반응과 호의적 태도를 유도하는 중요한 요인으로 작용한다(홍은지, 2017). 일부 연구는 첫인상 모형(first impression model)을 바탕으로, 지각 의인화가 사용자가 인공지능과의 초기 친밀감을 빠르게 형성하는데 기여함을 제시하였다(MLACafaro et al., 2016). 또한, 연구에 따르면 사용자는 지각된 의인화된 지능체를 특정 사회적 역할을 가진 존재로 인식하고 그들과 일종의 대인 관계를 형성하는 경향이 있다고 지적되었다<sup>6)</sup>. Darling(2016)의 연구에서는 사용자가 로봇의 인간 유사성 정도를 평가함으로써 정서적 애착 유대를 형성하고, 애착 기반의 심리적 안정감을 충족시킨다는 결과를 제시하였다. 이러한 선행 연구를 종합해볼 때, 인공지능의 감지된 인간 유사성은 사용자와의 정서적 관계 형성에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 시사한다. 이에 따라 본 연구는 다음과 같은 연구 가설을 제시한다.

H1: 인공지능의 지각된 의인화는 사용자의 감정 애착에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.

H2: 인공지능의 지각된 의인화는 사용자의 감정 충성에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.

### 2-1-2. 지각 생명성

지각 생명성(perceived animacy)은 개인이 무생물

4) Lu, Lu, Ruiying Cai, and Dogan Gursoy. "Developing and validating a service robot integration willingness scale." *International Journal of Hospitality Management*, 2019, p.38

5) Moriuchi, Emi. "An empirical study on anthropomorphism and engagement with disembodied AIs and consumers' re-use behavior." *Psychology & Marketing*, 2021, p.26

6) Von der Pütten, Astrid M., et al. "‘It doesn't matter what you are!’ Explaining social effects of agents and avatars." *Computers in Human Behavior*, 2010, p.1645

또는 인공적 존재에 대해 생명체와 유사한 특성이나 속성을 지각적으로 부여하는 심리적 경향을 의미한다(Balakrishnan et al, 2024). 이 개념은 지각 의인화와는 구별되며, 지각 의인화가 인간의 외형이나 특성을 부여하는 데 중점을 둔다면, 지각 생명성은 자율적 움직임, 목적성 있는 반응 등 생명체 고유의 속성을 포함하되, 반드시 인간의 외형을 필요로 하지는 않는다(Gao, Tao, et al, 2019). 본 연구에서는 감지된 생명성을 사용자가 소셜 앱 내 인공지능(AI)에 대해 지각하는 생명 유사 특성의 수준으로 정의하며, 이는 AI가 독립적으로 사고하거나 자율적으로 반응하는 능력을 가진 존재로 인식되는 정도를 포함한다.

일반적으로 인공지능의 생명성은 외형적 표현이나 행동 양식을 통해 관찰되지만, 소셜 앱과 같이 물리적 실체가 없는 인공지능의 경우, 사용자가 인공지능의 생명성을 인지하는 것은 주로 텍스트 기반 대화 내용과 언어적 특성을 통해 형성된다(Priya et al, 2023). 그러나 생성형 인공지능의 발전으로 인해, AI의 지각 생명성은 음성, 이미지, 영상 등 다양한 멀티모달 표현을 통해 사용자와의 인터페이스 상에서 자유로운 상호작용 형태로 구현될 수 있게 되었다. 이러한 반응이 풍부할수록 사용자는 AI를 생명체 유사한 존재로 인식하게 된다. 지각 생명성이 높은 인공지능은 사용자와 정서적 유대를 형성하고, 감정적 반응을 유도할 수 있는 특성을 지닌다<sup>7)</sup>. 이러한 특성은 애착 형성과 밀접한 관련이 있으며, 실제 사용자 행동 및 태도에 영향을 미치는 중요한 요인으로 작용한다. 이에 본 연구는 다음과 같은 연구 가설을 제시한다.

H3: 인공지능의 지각 생명성은 사용자의 감정 애착에 정(+의)의 유의미한 영향을 미친다.

H4: 인공지능의 지각 생명성은 사용자의 감정 충성에 정(+의)의 유의미한 영향을 미친다.

### 2-1-3. 지각 지능

지각 지능(Perceived intelligence)은 인간 또는 인공지능과 같은 개체가 지적 능력, 문제 해결 능력, 그리고 지능 관련 인지 기능을 보유하고 있다는 것에 대한 사용자의 주관적 평가 또는 인식을 의미하는 인지적 개념이다.<sup>8)</sup> 이 개념은 특히 사용자가 생성형

인공지능 도구의 문제 해결력과 지능 수준을 어떻게 인식하는지를 반영한다. 이는 AI가 교육 환경 내에서 다양한 상황을 이해하고 학습하며, 적응하는 능력에 대한 사용자의 판단을 포함할 수 있다. Balakrishnan 등(2022)의 연구에 따르면, 지각 지능은 챗봇 서비스의 지속적 사용 의도에 유의한 정(+의) 영향을 미치는 것으로 나타났다.

본 연구에서 사용자의 지각 지능은 소셜 앱 내에서 생성형 인공지능과 이루어지는 감정적 상호작용에 영향을 미칠 수 있으며, 이러한 상호작용은 결국 앱에 대한 만족도(satisfaction)와 지속적 사용 의도(continued intention)로 연결될 가능성이 있다. 따라서, 사용자가 인공지능을 더 지능적인 존재로 인식할수록, 해당 AI와의 정서적 유대 및 신뢰 형성이 강화될 수 있다. 이러한 맥락에서 본 연구는 다음과 같은 연구 가설을 제시한다.

H5: 인공지능의 지각 지능은 사용자의 감정 애착에 정(+의)의 유의미한 영향을 미친다.

H6: 인공지능의 지각 지능은 사용자의 감정 충성에 정(+의)의 유의미한 영향을 미친다.

## 2-2. 애착 이론의 이해

애착 이론(Attachment Theory)은 개인이 특정 대상 또는 존재와 형성하는 깊이 있는 정서적 유대를 설명하는 이론으로, 초기에는 유아가 양육자의 존재 여부에 따라 보이는 행동 패턴에서 출발하였다.<sup>9)</sup> 이후 연구는 인간이 특정 인물이나 객체와 맺는 지속적이고 내면화된 감정적 연결에 대한 탐색으로 확장되었으며 최근 연구들은 감정, 애정, 기대감 등 다양한 정서가 인간-AI 간의 관계 형성 과정에 유의미한 영향을 미친다는 점을 보여주고 있으며, 감정 애착(emotional attachment)을 형성한 사용자는 해당 기술의 사용을 중단할 경우, 소중한 정서적 자원을 상실할 수 있다는 심리적 우려를 느낄 수 있으며, 이러한 감정은 기술에 대한 지속 사용 의도를 유발하는 주요 동기로 작용한다.<sup>10)</sup> 감정 애착과 감정 충성 형성 가능성 또한

7) Blut, Markus, et al. 'Understanding anthropomorphism in service provision: a meta-analysis of physical robots, chatbots, and other AI.' *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2021, p635

8) Qiu, Hailian, et al. 'Enhancing hospitality experience with service robots: The mediating role of rapport building.' *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2020, p.249

9) Bowlby, John. 'Attachment and loss'. Random House, 1969.

10) Xie, Tianling, Iryna Pentina, and Tyler Hancock.

제기되고 있다.<sup>11)</sup>

### 2-2-1. 감정 애착

기존 연구에 따르면, 감정 애착(EA, Emotional Attachment)은 단순히 사람 간 관계에서만 형성되는 것이 아니라, 개인과 특정 제품 간의 관계에서도 정서적 유대로 나타날 수 있다(김상원, 2016). 특히 제품에 대한 정서적 애착은 해당 제품 또는 서비스에 대한 만족도에 긍정적인 영향을 미치는 핵심 요인으로 간주된다. 이에 본 연구는, 사용자가 소셜 앱 내 인공지능에 대해 높은 수준의 정서적 애착을 가질수록, 해당 소셜 앱에 대한 만족도 및 지속 사용 의도가 강화될 것으로 예측하며, 다음과 같은 가설을 제시한다.

H7: 사용자의 감정 애착은 만족도에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.

### 2-2-2. 감정 충성

감정 충성(EL, Emotional Loyalty)은 사용자가 운동 애플리케이션 커뮤니티 및 타 사용자와 형성한 정서적 유대의 수준을 의미한다.

Ramanathan et al.(2022)의 소셜 미디어 관련 실증 연구에 따르면, 사용자 제품에 대한 감정 충성은 만족도와 유의미한 정(+의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다<sup>12)</sup>. 이러한 연구 결과를 바탕으로, 본 연구에서는 사용자가 소셜 앱 내 인공지능(AI)에 대해 높은 정서적 충성도를 보일수록, AI와의 상호작용을 통해 형성되는 앱에 대한 만족도도 함께 증가할 것으로 예측하였다. 이러한 만족감은 사용자로 하여금 앱을 지속적으로 사용할 수 있도록 하는 동기를 강화할 수 있다. 이에 따라 다음과 같은 연구 가설을 제시한다.

H8: 사용자의 감정 충성은 만족도에 정(+의 유의

‘Friend, mentor, lover: does chatbot engagement lead to psychological dependence?’ Journal of service Management, 2023, p.809

11) Li, Yi, and Liangru Yu. ‘Factors influencing social media users continued intent to donate.’ Sustainability. 2020 p.879

12) Ramanathan, Usha, et al. ‘A new perspective of e-trust in the era of social media: insights from customer satisfaction data.’ IEEE Transactions on Engineering Management, 2020, p.1419

미한 영향을 미친다.

### 2-3. 만족도와 지속적 사용 의도

만족도(Satisfaction)는 소비자 또는 사용자가 제품이나 서비스를 사용하는 과정에서 얻은 경험이나 결과에 대해 주관적으로 평가하는 심리적 반응으로 정의된다.<sup>13)</sup> 이는 사용자의 제품·서비스 경험에 대한 인식 및 평가에 영향을 미치며, 성과 평가 과정에서 핵심적인 역할을 수행한다.<sup>14)</sup> 모바일 애플리케이션 관련 연구에서 만족도는 종속 변수로 빈번하게 활용되며, 사용자 행동 예측에 있어 주요 변수로 간주된다. 한편, 지속적 사용 의도(Continuous use intention)는 사용자가 특정 제품이나 서비스를 체험한 이후에도 계속해서 이를 사용하고자 하는 행동적 의향을 의미한다. 다수의 실증 연구에 따르면, 사용자 만족도는 이러한 지속 사용 의도에 정(+의 영향을 미친다. 예를 들어, 강태훈 등(2014)은 제품이나 서비스에 대한 만족도가 사용자로 하여금 지속적으로 사용하고자 하는 의도를 유도한다고 분석하였다.<sup>15)</sup> Nascimento et al.(2018)의 연구 역시, 스마트워치 사용에 대한 만족도가 실제 지속 사용 행동으로 이어진다는 결과를 제시하였다. 이러한 선행연구를 바탕으로, 본 연구는 다음과 같은 연구 가설을 제시한다.

H9: 사용자 만족도는 지속적 사용 의도에 정(+의 유의미한 영향을 미친다.

## 3. 실증 연구

### 3-1. 연구 모델

본 연구는 사용자가 소셜 앱에서 인공지능 속성을 어떻게 인식하는지, 그리고 애착 이론이 만족도 및

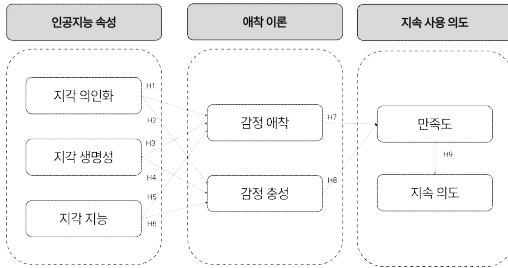
13) Oliver, R. L, Measurement and evaluation of satisfaction processes in retailing settings, Journal of Retailing, 1981, p.28

14) Anderson, E. W., Fornell, C., and Lehmann, D. R, Customer satisfaction, market share, and profitability: Findings from Sweden, Journal of Marketing, 1994, p.53

15) 강태훈, 김형길, 조부연, 현민철, ‘모바일 소셜네트워크 게임에 대한 인지된 가치가 지속적 사용의도에 미치는 영향: 몰입의 매개효과를 중심으로’, 한국산학기술학회, 2014, p.2104

지속적 사용 의도에 어떠한 영향을 미치는지를 탐색하였다. 선행 연구를 바탕으로, 인공지능 속성은 지각 의인화, 지각 생명성, 지각 지능의 세 가지 구성 요소로 정의되었으며, 사용자 애착은 감정 애착과 감정 충성도로 구분되었다.

이와 함께 만족도와 지속적 사용 의도를 포함하여 연구 모형을 구성하였으며, 본 연구에서 제안한 구체적인 모형 구조는 [그림 1]에 제시되어 있다.



[그림 1] 연구 모형

### 3-2. 연구 가설

본 연구는 소셜 앱에서 인공지능 속성이 사용자 지속적 사용 의도에 미치는 영향을 실증적으로 검증하고, 애착 이론 및 만족도 변수 간의 관계를 규명하고자 하였다. 이를 위해 이론적 고찰과 선행연구에 대한 분석을 실시하였으며, 이러한 분석을 기반으로 설정된 가설의 구체적 내용은 [표 1]에 제시되어 있다. 연구 가설 검증을 위해서는 선행연구에서 신뢰성과 타당성이 검증된 측정 항목을 기반으로 하되, 본 연구의 맥락에 적합하도록 일부 문항을 수정 보완하였다(AI-Qaysi, Noor, et al, 2025 ; 이화진, 2014). 모든 측정 항목은 응답자의 동의 수준을 정량화하기 위하여 리커트 7점 척도 (1=전혀 동의하지 않음, 7=매우 동의함)를 적용하였다.

이와 같은 방법론적 접근은 단순한 변수 간의 관계 확인에 그치지 않고, 인공지능 속성이 사용자 만족도와 지속적 사용 의도에 미치는 영향력을 다차원적으로 해석할 수 있도록 하며, 나아가 소셜 앱의 지속가능한 서비스 전략 및 사용자 경험 설계에 중요한 시사점을 제공할 것으로 기대된다.

[표 1] 연구가설 설정

| 번호 | 가설 문항                                         |
|----|-----------------------------------------------|
| H1 | 인공지능의 지각 의인화는 사용자의 감정 애착에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다. |

|    |                                               |
|----|-----------------------------------------------|
| H2 | 인공지능의 지각 의인화는 사용자의 감정 충성에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다. |
| H3 | 인공지능의 지각 생명성은 사용자의 감정 애착에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다. |
| H4 | 인공지능의 지각 생명성은 사용자의 감정 충성에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다. |
| H5 | 인공지능의 지각 지능은 사용자의 감정 애착에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.  |
| H6 | 인공지능의 지각 지능은 사용자의 감정 충성에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.  |
| H7 | 사용자의 감정 애착은 만족도에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.          |
| H8 | 사용자의 감정 충성은 만족도에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.          |
| H9 | 사용자 만족도는 지속적 사용 의도에 정(+)의 유의미한 영향을 미친다.       |

### 3-3. 설문 조사

본 연구는 이론적 분석과 선행 연구를 바탕으로 연구 모형과 가설을 설정한 후, 이에 대한 실증적 검증을 위해 설문 조사를 실시하였다. 조사 대상은 인공지능 기능을 기반으로 한 중국의 소셜 앱 '싱예(星野)'를 실제로 사용한 경험이 있는 사용자이며, 조사는 2025년 5월 20일부터 6월 20일까지 약 30일간 온라인 방식으로 진행되었으며, 설문지는 사오홍슈(小紅書), 애플리케이션 커뮤니티 및 온라인 설문 플랫폼을 통해 배포되었다. 총 350부의 설문지를 배포한 결과, 326부가 유효 응답으로 회수되어 93%의 유효 응답률을 기록하였다. 수집된 데이터는 SPSS 27.0 및 AMOS 27.0 통계 소프트웨어를 사용하여 분석하였다.

## 4. 실증 분석

### 4-1. 인구 통계학적 특성

[표 2] 설문 대상에 대한 통계학적 특징(N=326)

| 구분 |       | 빈도(명) | 비율(%) |
|----|-------|-------|-------|
| 성별 | 남성    | 135   | 41.41 |
|    | 여성    | 191   | 58.58 |
| 연령 | 18-24 | 153   | 46.93 |

|                |          |     |       |
|----------------|----------|-----|-------|
|                | 25-30    | 148 | 45.39 |
|                | 31-35    | 13  | 3.9   |
|                | >35      | 3   | 0.9   |
| 학위             | 대학 졸업 이하 | 28  | 8.5   |
|                | 대학 졸업    | 106 | 32.51 |
|                | 학사 학위    | 125 | 38.34 |
|                | 석사 학위 이상 | 67  | 20.55 |
| 매주<br>사용<br>시간 | 1시간 미만   | 90  | 27.6  |
|                | 1-3시간    | 96  | 29.44 |
|                | 3-6시간    | 115 | 35.27 |
|                | 6시간 이상   | 25  | 7.6   |

설문 응답자 총 326명의 통계 자료[표 2]에 따르면, 여성 응답자 비율은 58.58%(n=191)로 남성 응답자 41.41%(n=135)보다 높게 나타났다. 연령대는 18-24세가 46.93%(n=153)로 가장 큰 비중을 차지했으며, 25-30세가 46.93%(n=148)로 그 뒤를 이었다. 반면, 31-35세는 3.9%(n=13), 35세 이상은 0.9%(n=3)로 연령이 증가할수록 응답자 비율은 점차 감소하였다. 학력 수준에서는 학사 학위 소지자가 전체의 38.34%(n=125)로 가장 많았고, 이어서 전문학사 32.51%(n=106), 석사 이상 20.55%(n=67), 전문학사 미만 8.5%(n=28) 순이었다. 주간 평균 앱 사용 시간에 있어서는 3-6시간 사용자가 35.27%(n=115)로 가장 많았으며, 1-3시간 이용자도 29.44%(n=96)로 비교적 높은 비중을 보였다. 이에 반해, 1시간 미만(27.6%, n=90) 및 6시간 이상 (7.6%, n=25)의 응답자는 상대적으로 적은 비율을 차지하였다.

#### 4-2. 신뢰도 검증과 유효성 분석

본 연구에서는 Cronbach's alpha 값을 활용해 각 변수의 내적 일관성을 평가하였으며 분석 결과에 따르면 설문지의 Cronbach's alpha 계수는 모두 0.7 이상으로 설문지의 설계 및 구성이 과학적이고 합리적인 기준에 부합하여 높은 일관성과 안정성을 보인다는 점이 확인 되었고 이에 따라 본 연구 분석이 적합하다고 판단되었다. 또한, 변수의 타당성을 확인하기 위해 요인분석을 진행하였으며, 그 분석 결과는 [표 3]과 같이 KMO 값은 0.837, Bartlett의 구형성 검정 값은 4111.846,  $p < 0.05$ 로 설문 데이터의 요인분석이 가능한 수준으로 나타났다. 탐색적 요인분석에서 주성분 분석과 Varimax 회전을 사용해 고유 값이 1 이상에 해당하는 요인 7개를 추출하였으며, 이들 요인이 총 분산의 82.8%를

설명하는 것으로 나타나, 요인분석이 통계적으로 적절하다는 것을 확인하였다.

[표 3] 신뢰도 및 타당성 분석 결과

| 요인                 | 변수   | 신뢰도계수( $\alpha$ ) | 요인적재량 | 분산설명력(%) | 고유값   |
|--------------------|------|-------------------|-------|----------|-------|
| 지각<br>의인화<br>(PA)  | PA1  | 0.845             | 0.872 | 12.78    | 2.558 |
|                    | PA2  | 0.831             | 0.851 |          |       |
|                    | PA3  | 0.819             | 0.843 |          |       |
| 지각<br>생명성<br>(PAN) | PAN1 | 0.837             | 0.873 | 12.65    | 2.531 |
|                    | PAN2 | 0.797             | 0.842 |          |       |
|                    | PAN3 | 0.824             | 0.839 |          |       |
| 지각<br>감지<br>(PI)   | PI1  | 0.869             | 0.887 | 12.20    | 2.442 |
|                    | PI2  | 0.865             | 0.879 |          |       |
|                    | PI3  | 0.875             | 0.874 |          |       |
| 감정<br>애타<br>(EA)   | EA1  | 0.843             | 0.867 | 12.17    | 2.435 |
|                    | EA2  | 0.798             | 0.860 |          |       |
|                    | EA3  | 0.848             | 0.843 |          |       |
| 감정<br>충성<br>(EL)   | EL1  | 0.892             | 0.900 | 12.158   | 2.432 |
|                    | EL2  | 0.891             | 0.877 |          |       |
| 만족도<br>(SA)        | SA1  | 0.821             | 0.876 | 12.12    | 2.424 |
|                    | SA2  | 0.827             | 0.858 |          |       |
|                    | SA3  | 0.832             | 0.852 |          |       |
| 지속<br>의도<br>(CI)   | CI1  | 0.869             | 0.894 | 8.659    | 1.732 |
|                    | CI2  | 0.843             | 0.868 |          |       |
|                    | CI3  | 0.887             | 0.834 |          |       |

총설명력: 82.8%, KMO값: 0.837. Bartlett의 구형성 검정  $\chi^2=4111.846(d.f.=p<0.001)$

#### 4-3. 신뢰도 검증과 유효성 분석

본 연구는 실증 분석을 통해 인공지능 속성이 사용자들의 심에 앱 지속 사용 의도에 미치는 영향을 중점적으로 탐구한다. 이를 위해 구조방정식 진행에 앞서 요인을 구성하는 평가 척도의 타당성 여부를 확인하기 위해 확인적 요인분석 (CFA)을 실시하였다. 분석결과, [표 4]의 내용과 같이 각 측정항목의 표준화된 요인 적재량은 0.7 이상으로 확인되었고, 평균 분산 추출(AVE) 수치는 전체적으로 0.5 이상을 기록하였으며, 구성 개념의 신뢰도(CR) 또한 0.7 이상으로 측정되어 수렴 타당성이 충분히 확보된 것으로 나타났다. 이에 따라, 본 연구의 측정 변수들은 구조방정식 모델 분석을 위한 적절한 집중 타당성을 갖추고있다고 판단된다.



[표 4] 확인적 요인분석 결과

| 경로 관계 | Estimate | AVE   | CR    |
|-------|----------|-------|-------|
| PA1   | 0.821    | 0.713 | 0.881 |
| PA2   | 0.848    |       |       |
| PA3   | 0.864    |       |       |
| PAN1  | 0.822    | 0.704 | 0.877 |
| PAN2  | 0.867    |       |       |
| PAN3  | 0.829    |       |       |
| PI1   | 0.876    | 0.769 | 0.909 |
| PI2   | 0.888    |       |       |
| PI3   | 0.868    |       |       |
| EA1   | 0.805    | 0.694 | 0.872 |
| EA2   | 0.887    |       |       |
| EA3   | 0.806    |       |       |
| EL1   | 0.823    | 0.725 | 0.888 |
| EL2   | 0.879    |       |       |
| SA1   | 0.853    | 0.688 | 0.815 |
| SA2   | 0.834    |       |       |
| SA3   | 0.825    |       |       |
| CI1   | 0.870    | 0.767 | 0.908 |
| CI2   | 0.916    |       |       |
| CI3   | 0.840    |       |       |

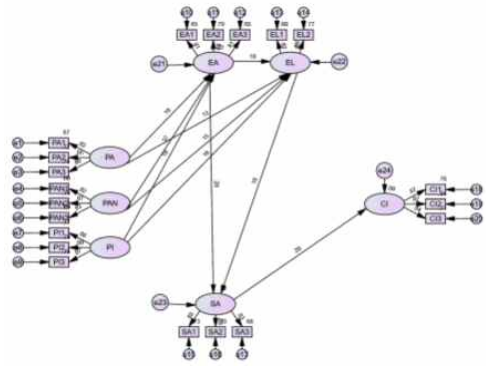
#### 4-4. SEM 모델 적합도 검증

연구 가설의 검증에 앞서 수집된 데이터와 연구모델의 적합도 및 측정의 정밀성을 확보하기 위해 연구 모형의 적합도에 대한 검증을 실시하였다.

[표 5]의 내용과 같이 검증 결과는 CMIN/DF=2.449, RMSEA=0.067, IFI=0.974, TLI=0.969, CFI=0.974으로 나타남에 따라 본 연구에서 제시된 연구모형은 모든 평가 기준을 만족시키며 전반적인 적합성이 확보된 것으로 판단된다.

[표 5] 모델 적합도 검증

| 표준      | 참조 표준             | 측정 결과 |
|---------|-------------------|-------|
| CMIN/DF | 3-5(좋다) 1-3(우수)   | 2.499 |
| RMSEA   | 0.08(좋다) 0.05(우수) | 0.067 |
| IFI     | 0.8(좋다) 0.95(우수)  | 0.974 |
| TLI     | 0.8(좋다) 0.95(우수)  | 0.969 |
| CFI     | 0.8(좋다) 0.95(우수)  | 0.974 |



[그림 2] SEM 분석도

#### 4-5. 가설 검정

[표 6] 가설모형 경로 검증 결과

| 가정 | 경로     | 표준화계수 | S.E.  | C.R.  | P   | 결과 |
|----|--------|-------|-------|-------|-----|----|
| H1 | PA→EA  | 0.189 | 0.054 | 3.235 | **  | 채택 |
| H2 | PA→EL  | 0.131 | 0.061 | 2.069 | *   | 채택 |
| H3 | PAN→EA | 0.372 | 0.062 | 6.055 | *** | 채택 |
| H4 | PAN→EL | 0.148 | 0.071 | 2.158 | *   | 채택 |
| H5 | PI→EA  | 0.178 | 0.052 | 3.105 | **  | 채택 |
| H6 | PI→EL  | 0.162 | 0.059 | 2.587 | *   | 채택 |
| H7 | EA→SA  | 0.281 | 0.059 | 4.325 | *** | 채택 |
| H8 | EL→SA  | 0.176 | 0.057 | 2.694 | **  | 채택 |
| H9 | SA→CI  | 0.293 | 0.079 | 4.772 | *** | 채택 |

Note: \*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*\*\* $p < 0.001$ , ns = not significant.

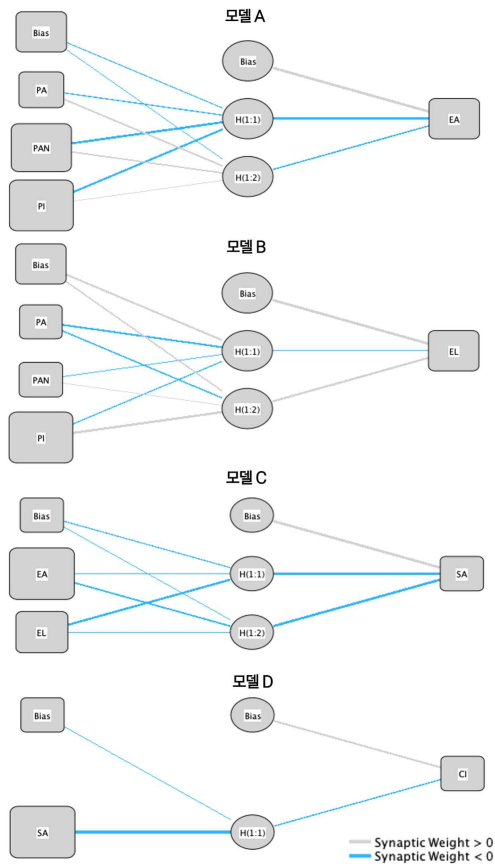
[표 6]에 제시된 구조방정식모형(SEM, Structural Equation Modeling) 분석 결과에 따르면 본 연구는 최대가능도 방법(MLE, Maximum Likelihood Estimation)을 통해 모형을 산출하였으며 총 9개의 가설이 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타났다( $p < 0.05$ ). 모든 경로 계수는 유의수준을 충족하였으며, 모형은 전반적으로 양호한 적합도를 보였을 뿐만 아니라, 높은 설명력과 예측력을 함께 갖춘 것으로 평가된다.

#### 4-6. ANN 분석

구조 방정식 모형은 변수 간 선형적 관계만을 검증할 수 있는 한계를 지니고 있어, 실제 의사결정 과정의 복잡성을 과도하게 단순화할 수 있다. 이러한 한계를 보완하기 위해, 본 연구는 인공지능망(ANN, Artificial Neural Network) 분석을 추가적으로 도입하여 변수 간 비보상적(non-compensatory) 및

비선형적 관계를 반영하고, 모형의 예측 정확도를 제고하고자 하였다.

SEM 분석 결과를 바탕으로[표 5 및 그림 2], SPSS의 다층 퍼셉트론(MLP, Multilayer Perceptron) 알고리즘을 활용하여 신경망 학습을 수행하였으며, 정서적 애착(EA), 정서적 충성도(EL), 만족도(SA), 지속적 사용 의도(CI)의 네 가지 ANN 모형을 구축하였다. 본 연구에서 구체적인 ANN 분석도는 [그림 3]에 제시되어 있다.



[그림 3] ANN 분석도

#### 4-6.1. ANN 모델 테스트

모형의 과적합(overfitting)을 방지하고 예측 신뢰도를 높이기 위해 본 연구는 10겹 교차 검증법(Ten-fold Cross-Validation)을 적용하였다. 이 방법은 전체 데이터 중 90%를 학습용(Training Set), 10%를 검증용(test set)으로 분할하여 반복적으로 테스트를 수행하는 방식이다.

[표 7]. 모델 A, B, C 및 D의 RMSE 값

| 신경망   | 모델 A                   |                           | 모델 B                   |                           |
|-------|------------------------|---------------------------|------------------------|---------------------------|
|       | 입력:PA,PAN,PI           |                           | 입력:PA,PAN,PI           |                           |
|       | 출력:EA                  |                           | 출력:EL                  |                           |
|       | Trainin<br>g<br>(RMSE) | Testin<br>g<br>(RMS<br>E) | Trainin<br>g<br>(RMSE) | Testin<br>g<br>(RMS<br>E) |
| ANN1  | 0.158                  | 0.192                     | 0.162                  | 0.219                     |
| ANN2  | 0.172                  | 0.148                     | 0.140                  | 0.161                     |
| ANN3  | 0.171                  | 0.160                     | 0.139                  | 0.150                     |
| ANN4  | 0.159                  | 0.196                     | 0.166                  | 0.188                     |
| ANN5  | 0.163                  | 0.153                     | 0.135                  | 0.139                     |
| ANN6  | 0.167                  | 0.163                     | 0.136                  | 0.132                     |
| ANN7  | 0.166                  | 0.165                     | 0.141                  | 0.098                     |
| ANN8  | 0.167                  | 0.123                     | 0.138                  | 0.117                     |
| ANN9  | 0.159                  | 0.195                     | 0.137                  | 0.124                     |
| ANN10 | 0.162                  | 0.150                     | 0.146                  | 0.152                     |
| Mean  | 0.164                  | 0.165                     | 0.143                  | 0.148                     |
| SD    | 0.004                  | 0.022                     | 0.010                  | 0.033                     |

| 신경망   | 모델 C                   |                           | 모델 D                   |                           |
|-------|------------------------|---------------------------|------------------------|---------------------------|
|       | 입력:EA, EL              |                           | 입력:SA                  |                           |
|       | 출력:SA                  |                           | 출력:CI                  |                           |
|       | Trainin<br>g<br>(RMSE) | Testin<br>g<br>(RMS<br>E) | Trainin<br>g<br>(RMSE) | Testin<br>g<br>(RMS<br>E) |
| ANN1  | 0.152                  | 0.144                     | 0.154                  | 0.145                     |
| ANN2  | 0.156                  | 0.138                     | 0.150                  | 0.142                     |
| ANN3  | 0.154                  | 0.131                     | 0.150                  | 0.143                     |
| ANN4  | 0.156                  | 0.147                     | 0.147                  | 0.161                     |
| ANN5  | 0.154                  | 0.139                     | 0.151                  | 0.152                     |
| ANN6  | 0.152                  | 0.138                     | 0.151                  | 0.134                     |
| ANN7  | 0.148                  | 0.190                     | 0.148                  | 0.161                     |
| ANN8  | 0.154                  | 0.141                     | 0.152                  | 0.134                     |
| ANN9  | 0.152                  | 0.144                     | 0.151                  | 0.155                     |
| ANN10 | 0.156                  | 0.098                     | 0.150                  | 0.140                     |
| Mean  | 0.153                  | 0.141                     | 0.150                  | 0.147                     |
| SD    | 0.002                  | 0.021                     | 0.001                  | 0.009                     |

분석 결과, ANN 모형 A, B, C, D는 모든 학습 세트와 검증 세트에서의 평균 제공된 오차 (RMSE, Root Mean Square Error)가 0.098에서 0.196

사이의 범위로 나타났으며[표 7], 이는 오차 수준이 비교적 낮아 해당 ANN 모형들이 신뢰할 수 있는 수준의 예측 정확도를 확보하고 있음을 입증한다.

#### 4-6.2. 모델 A, B, C 및 D에 대한 민감도 분석

[표 8]. 모델 A, B, C 및 D에 대한 민감도 분석

| 신경망   | 모델 A<br>(출력:EA) |         |                 | 모델 B<br>(출력:EL) |         |       |
|-------|-----------------|---------|-----------------|-----------------|---------|-------|
|       | PA              | PA<br>N | PI              | PA              | PA<br>N | PI    |
| ANN1  | 0.21            | 0.539   | 0.252           | 0.303           | 0.345   | 0.352 |
| ANN2  | 0.134           | 0.401   | 0.465           | 0.141           | 0.165   | 0.695 |
| ANN3  | 0.382           | 0.29    | 0.328           | 0.508           | 0.142   | 0.35  |
| ANN4  | 0.216           | 0.587   | 0.197           | 0.317           | 0.277   | 0.406 |
| ANN5  | 0.142           | 0.563   | 0.295           | 0.379           | 0.356   | 0.265 |
| ANN6  | 0.374           | 0.4     | 0.226           | 0.275           | 0.375   | 0.35  |
| ANN7  | 0.437           | 0.401   | 0.161           | 0.239           | 0.507   | 0.255 |
| ANN8  | 0.246           | 0.496   | 0.257           | 0.288           | 0.273   | 0.44  |
| ANN9  | 0.282           | 0.467   | 0.251           | 0.373           | 0.303   | 0.325 |
| ANN10 | 0.177           | 0.525   | 0.298           | 0.272           | 0.398   | 0.33  |
| ARI   | 0.26            | 0.466   | 0.273           | 0.309           | 0.314   | 0.376 |
| NRI%  | 56.74           | 95.4    | 57.43           | 73.86           | 75.51   | 85.23 |
| 신경망   | 모델 C<br>(출력:SA) |         | 모델 D<br>(출력:CI) |                 |         |       |
|       | EA              | EL      | SA              |                 |         |       |
| ANN1  | 0.686           | 0.314   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN2  | 0.403           | 0.597   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN3  | 0.654           | 0.346   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN4  | 0.577           | 0.423   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN5  | 0.585           | 0.415   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN6  | 0.671           | 0.329   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN7  | 0.538           | 0.462   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN8  | 0.588           | 0.412   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN9  | 0.588           | 0.412   | 1.000           |                 |         |       |
| ANN10 | 0.648           | 0.352   | 1.000           |                 |         |       |
| ARI   | 0.5938          | 0.4062  | 1.000           |                 |         |       |
| NRI%  | 96.74           | 67.28   | 100             |                 |         |       |

본 연구는 민감도 분석(Sensitivity Analysis)을 통해 외생 변수들이 내생 변수에 미치는 정규화된 상대적 중요도(normalized relative importance)를 기준으로

변수의 영향력을 정량적으로 평가하였다[표 8].

ANN 모형 A에서는 예측 변수 중요도가 PAN(95.4), PI(57.43), PA(56.74) 순으로 나타났다. 모형 B에서는 PI(85.23), PAN(75.51), PA(73.86)가 주요 예측 변수로 분석되었다. 모형 C의 경우, EA(96.74)와 EL(67.28)이 상대적으로 높은 영향력을 가진 변수로 평가되었다. 한편, ANN 모형 D는 단일 신경 뉴런 기반의 구조로 설계되어 모든 입력 변수의 정규화된 중요도가 동일하게 100%로 산출되었다.

#### 4-7. SEM-ANN 비교 분석

두 방법론 간 분석 결과의 일관성을 비교·검증하기 위해 본 연구는 순서 비교법을 추가적으로 적용하였다. 이를 통해 SEM의 경로 계수와 ANN의 표준화된 상대 중요도 간 순위를 비교 분석하였다.

그 결과[표 9], 모형 B, C, D에서는 SEM과 ANN의 분석 결과가 전반적으로 일치하는 양상을 보였으나, 모형 A에서는 두 방법 간 차이가 확인되었으며, 전반적으로 연구모형의 안정성과 신뢰성을 입증하였다. 또한 ANN 분석을 통해 SEM에서는 드러나지 않았던 요인의 상대적 영향력 차이를 파악하고, 이를 토대로 각 요인의 중요도 우선순위를 보다 정교하게 제시하였다. 특히 지각 의인화(PAN) → 감정 애착(EA), 지각 지능(PI) → 감정 충성(EL), 감정 애착(EA) → 만족도(SA), 감정충성(EL) → 만족도(SA), 만족도(SA) → 지속적 사용 의도(CI) 경로는 SEM과 ANN 분석 모두에서 동일하게 핵심 요인으로 확인되었다. 이는 인공지능의 지각 속성이 사용자의 감정적 관계 형성과 충성도에 중요한 영향을 미치며, 이러한 감정적 요인이 만족도를 매개로 하여 지속적 사용 의도를 유의미하게 설명하는 구조적 메커니즘을 보여준다.

이러한 결과는 SEM의 이론적 검증과 ANN의 예측력을 상호 보완적으로 활용할 수 있음을 시사하며, 향후 연구에서 복잡한 사용자 경험과 인공지능 속성 간의 비선형적 관계를 해석하는 데 중요한 함의를 제공한다.

### 5. 결론

본 연구는 소셜 앱에서 인공지능 속성이 사용자 만족도 및 지속적 사용 의도에 미치는 영향을

[표 9] . SEM과 ANN 결과 비교

| SEM Path             | SEM: 경로 계수 | 공지: 정규화된 상대적 중요도 (%) | SEM Ranking | ANN Ranking | Remark |
|----------------------|------------|----------------------|-------------|-------------|--------|
| Model A (Output: EA) |            |                      |             |             |        |
| PA->EA               | 0.189      | 56.74%               | 2           | 3           |        |
| PAN->EA              | 0.372      | 95.4%                | 1           | 1           | Match  |
| PI->EA               | 0.178      | 57.43%               | 3           | 2           |        |
| Model B (Output: EL) |            |                      |             |             |        |
| PA->EL               | 0.131      | 73.86%               | 3           | 3           | Match  |
| PAN->EL              | 0.148      | 75.51%               | 2           | 2           | Match  |
| PI->EL               | 0.281      | 85.23%               | 1           | 1           | Match  |
| Model C (Output: SA) |            |                      |             |             |        |
| EA->SA               | 0.281      | 96.74%               | 1           | 1           | Match  |
| EL->SA               | 0.176      | 67.28%               | 2           | 2           | Match  |
| Model D (Output: CI) |            |                      |             |             |        |
| SA->CI               | 0.293      | 100%                 | 1           | 1           | Match  |

규명하고자 한다. 이를 위해 인공지능의 속성, 애착 이론, 만족도 및 지속적 사용 의도에 관한 이론적 틀과 선행연구를 고찰하였으며, 이를 바탕으로 설문 문항을 구성하고 연구 분석 프레임워크를 설계하였다. 수집된 데이터는 SPSS 27.0과 AMOS 27.0을 활용하여 통계적으로 분석하였고, SEM과 ANN 기법을 병행하여 검증 실시하였다.

분석 결과, 인공지능 속성 중 ‘지각 의인화’, ‘지각 생명성’, ‘지각 지능’은 감정 애착 및 감정 충성에 모두 유의미한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히, 지각 생명성은 감정 애착에 가장 큰 영향을 미쳤으며, 감정 애착과 감정 충성은 만족도에 정(+)의 유의미한 영향을 주는 것으로 분석되었다. 이는 만족도가 지속적 사용 의도에 긍정적 영향을 미친다는 기존 연구 결과와도 일치한다. 이는 싱에 앱 개발자가 생성형 인공지능을 상호작용 체계에 통합하여, 의인화,생동성,지능성이 강화된 AI 캐릭터를 설계할 필요가 있음을 보여준다. 특히 인간의 동작과 감정 표현을 반영하는 캐릭터 기반 인터페이스를 적용함으로써 사용자는 보다 인간과 유사한 감정적 상호작용 경험을 누릴 수 있으며, 이를 통해 싱에 앱에 대한 만족도를 제고하는 효과를 기대할 수 있다. 또한, SEM-ANN 분석 결과를 종합 비교한 결과, 인공지능 속성과 지속적 사용 의도 간의 영향력 구조는 다음과 같다. 지각 생명성은 감정 애착에 대한 기여도가 가장 높았고, 지각 지능은 감정 충성에 가장 크게 작용하였으며, 감정 애착은 만족도에 미치는 영향력이 가장 두드러졌다. 이러한 결과는 소셜 앱에서의 인공지능 속성이 사용자 감정 경험에 결정적인 영향을 미치며, 이는 사용자 만족도와 지속적 사용 의도 형성에 중요한 매개 역할을 한다는 점을 시사한다. 이는 싱에 앱에 AI 관련 기술을 도입하는 과정에서 사용자의 인공지능에 대한 인지 수준을 제고하고, 앱

내 대화 캐릭터와의 감정적 유대감을 강화함으로써 사용자의 지속적 사용 의향이 향상될 것으로 기대된다.

본 연구는 의미 있는 시각을 제시하였으나 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 단면(cross-sectional) 자료를 활용함으로써 시간적 효과를 심층적으로 규명하는 데 제약이 있었다. 향후 연구에서는 종단적 추적 방법을 적용하여 시간적 효과가 연구 결과에 미치는 영향을 보다 종합적으로 파악할 필요가 있다. 둘째, 데이터 수집을 전적으로 설문조사에 의존하였기 때문에 응답 편향의 가능성을 내포한다. 참여자가 실제 인식보다는 기술적 기대에 부합하는 방식으로 응답했을 가능성이 존재한다. 따라서 향후 연구의 신뢰성을 높이기 위해서는 인터뷰나 포커스 그룹과 같은 질적 연구 방법을 병행하고, 양적 결과와 질적 통찰을 삼각 검증을 통해 교차 확인함으로써 보다 다각적으로 연구 결과를 해석할 수 있을 것이다. 셋째, 실증 분석의 범위가 중국의 ‘싱에’ 애플리케이션에 한정되어 국제적 비교 사례가 부족하다는 한계가 있다. 이에 향후 연구에서는 국가별 소셜 애플리케이션 사례를 비교문화적으로 분석하여, 상이한 문화적 맥락에서의 사용자 행동 차이를 탐색함으로써 국제적 소셜 애플리케이션의 발전 양상과 추세를 보다 종합적으로 파악할 필요가 있다. 후속 연구에서는 이러한 요인을 반영하여 연구의 폭과 깊이를 한층 확장할 수 있을 것이다.

## 참고문헌

1. 강태훈, 김형길, 조부연, 현민철, ‘모바일 소셜네트워크 게임에 대한 인지된 가치가 지속적 사용의도에 미치는 영향: 몰입의 매개효과를 중심으로’, 한국산학기술학회, 2014

2. 김상원, 양병화 "브랜드 충성도에 대한 모바일 앱에서의 브랜드 체험과 정서적 유대감의 조절된 매개효과" *한국심리학회지: 소비자·광고*, 2016
3. 이화진. "브랜드 디자인 변화가 소비자의 정서적 반응에 미치는 영향." *국내박사학위논문* 성균관대학교, 2014.
4. 홍은지,조광수,최준호, '스마트홈 대화형 인터페이스의 의인화 효과', *한국HCI학회 논문지*, 2017
5. Al-Qaysi, Noor, et al. "Generative AI and educational sustainability: Examining the role of knowledge management factors and AI attributes using a deep learning-based hybrid SEM-ANN approach." *Computer Standards & Interfaces*, 2025
6. Balakrishnan, Janarthanan, Salma S. Abed, and Paul Jones. "The role of meta-UTAUT factors, perceived anthropomorphism, perceived intelligence, and social self-efficacy in chatbot-based services?." *Technological Forecasting and Social Change*, 2022
7. Blut, Markus, et al. "Understanding anthropomorphism in service provision: a meta-analysis of physical robots, chatbots, and other AI." *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2021
8. Balakrishnan, Janarthanan, and Yogesh K. Dwivedi. "Conversational commerce: entering the next stage of AI-powered digital assistants." *Annals of Operations Research*, 2024
9. Darling, Kate. "Extending legal protection to social robots: The effects of anthropomorphism, empathy, and violent behavior towards robotic objects." *Robot law*. Edward Elgar Publishing, 2016
10. Gao, Tao, et al. "The cognitive architecture of perceived animacy: Intention, attention, and memory." *Cognitive science*, 2019
11. Hong, Eunji, Kwangsu Cho, and Junho Choi. "Effects of anthropomorphic conversational interface for smart home: An experimental study on the voice and chatting interactions." *Journal of the HCI Society of Korea*, 2017
12. Kim, Myungsung, et al. "Therapeutic Potential of Social Chatbots in Alleviating Loneliness and Social Anxiety: Quasi-Experimental Mixed Methods Study." *Journal of Medical Internet Research*, 2025
13. Moriuchi, Emi. "An empirical study on anthropomorphism and engagement with disembodied AIs and consumers' re-use behavior." *Psychology & Marketing*, 2021
14. MLACafaro, Angelo, Hannes Högni Vilhjálmsón, and Timothy Bickmore. "First impressions in human-agent virtual encounters." *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 2016
15. Nascimento, Bruno, Tiago Oliveira, and Carlos Tam. "Wearable technology: What explains continuance intention in smartwatches?." *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2018
16. Priya, Bhanu, and Vivek Sharma. "Exploring users' adoption intentions of intelligent virtual assistants in financial services: An anthropomorphic perspectives and socio-psychological perspectives." *Computers in Human Behavior*, 2023
17. Qiu, Hailian, et al. "Enhancing hospitality experience with service robots: The mediating role of rapport building." *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2020
18. Yu, Hao, and Yunyun Guo. "Generative artificial intelligence empowers educational reform: current status, issues, and prospects." *Frontiers in Education*. Vol. 8. Frontiers Media SA, 2023
19. Xie, Tianling, Iryna Pentina, and Tyler Hancock. "Friend, mentor, lover: does chatbot engagement lead to psychological dependence?." *Journal of service Management*, 2023