

휴머노이드 AI의 응답 수준이 소비자 평가에 미치는 연구: AI 유형과 언어 형상화를 중심으로

전 주 언[†]

안양대학교 글로벌경영학과 부교수

생성형 AI에 로봇이 결합된 휴머노이드 AI는 인간의 과업을 도와주는 기술 도구를 넘어 심리적·사회적 교감을 유도하는 새로운 상호작용 주체로 주목받기 시작했다. 동시에 인간처럼 대화가 가능해지면서 휴머노이드 AI가 제공하는 서비스의 범위도 더욱 넓어지기 시작했다. 이러한 추세에 맞춰 소비자들은 휴머노이드 AI의 유형에 따라 대화 수준도 달라질 수 있을 것으로 기대하기 시작했다. 동시에 휴머노이드 AI와 대화하는 과정에서 개인정보 유출에 대한 우려도 높아지기 시작했다. 본 연구는 휴머노이드 AI가 소비자와 소통하는 과정에서 발생하는 언어 형상화가 소비자 평가에 미치는 영향을 검증하고자 한다. 또한 이러한 영향은 소비자가 인식하는 개인정보 민감도에 따라 달라질 것으로 예측하고 있다. 이를 검증하기 위해 2(휴머노이드 AI 유형: 보조자형 vs. 동반자형) X 2(언어 형상화: 턴테이킹 vs. 그라운딩) X 2(개인정보 민감도: 높음 vs. 낮음) 실험설계로 실증 검증을 진행했다. 검증결과 그라운딩 수준에서 소비자들은 긍정적인 평가를 하지만 보조자형 AI의 경우 이 효과가 감소하는 것으로 나타났다. 또한 개인정보 민감도가 높은 소비자는 정서적 교류가 목적인 AI와의 그라운딩 단계를 호의적으로 인식하지 않음을 발견했다. 이상의 결과에 근거해 학술적, 실무적 시사점을 제안했다.

주제어 : 보조자형 AI, 동반자형 AI, 턴테이킹, 그라운딩, 개인정보 민감도

[†]교신저자 : 전주언, 안양대학교 글로벌경영학과 부교수, eric@anyang.ac.kr

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright ©2025, Korean Society for Consumer and Advertising Psychology

서 론

최근 인공지능(AI) 기술은 비약적인 발전을 거듭하며 일상생활 전반에 걸쳐 폭넓게 활용되고 있다. 특히 인간의 외형과 상호작용 방식을 모사하는 휴머노이드 AI(Humanoid AI)는 단순한 기술 도구를 넘어 인간과의 심리적·사회적 교감을 유도하는 새로운 상호작용 주체로 주목받고 있다(Duffy, 2003; Powers & Kiesler, 2006; Nass & Moon, 2000). 이러한 추세에 맞춰 CES 2025에서 NVIDIA의 CEO 젠슨 황(Jensen Huang)은 휴머노이드 AI가 30조 달러 규모의 시장을 형성할 것이라 언급하며, 물리적 AI(physical AI)의 상업적 잠재력을 강조하기도 했다(www.ces.tech). 이러한 상업적 잠재력을 발견할 수 있는 대표적인 산업은 AI 추천 서비스 산업이다. 가령 SK 텔레콤은 에이닷(A.) 서비스를 통해 소비자의 감정을 인식한 후 이에 맞는 제품 및 서비스를 추천하고 있으며, 아마존(Amazon) 역시 소비자의 과거 활동 내역을 분석해 고객화된 제품을 추천하는 서비스를 제공하고 있다(Gomez-Uribe & Hunt, 2015). 이처럼 기술적 진보로 인해 휴머노이드 AI는 소비자 일상 속에서 중요한 역할을 담당하기 시작했다.

휴머노이드 AI는 사용 목적에 따라 다양한 유형으로 구분되지만 크게 기능 중심의 보조자형 AI(assistant-type)와 정서적 상호작용 중심의 동반자형 AI(companion-type)로 구분된다(Go & Sundar, 2019). 두 유형은 개발 목적에 따른 역할 차이가 있을 뿐만 아니라 소비자의 심리적 반응과 상호작용 양상에서도 차이를 보인다(Chattarman, Kwon, Gilbert, & Ross, 2019). 보조자형 AI는 주로 생산성과 효율성 제고를 목적으로 설계되기 때문에 소비자의 명령을 정

확히 수행하는 데 초점을 맞춘다. 예를 들어, 일본 MUFG 은행은 고객 응대를 위해 휴머노이드 로봇 나오(NAO)를 도입해 금융 상품 안내 및 외국어 대응을 자동화하였고, 삼성전자의 가정용 AI 볼리(Ballie)는 집안에서의 다양한 훈련 서비스를 도와주는 도우미 역할을 수행한다고 소개되었다. 반면, 동반자형 AI는 감정 인식과 사회적 유대감을 바탕으로 인간과 정서적 상호작용을 중시한다. 일본의 산업기술종합연구소(AIST)에서 소개한 바 있는 파로(Paro)는 고령층 혹은 중증환자들의 외로움을 완화하고 정서적 지지를 제공해 긍정적인 평가를 받기도 했다. 이처럼 휴머노이드 AI는 기술 중심의 기능을 넘어 정서적 교감과 사회적 연결이 가능한 인간과의 상호작용이 가능해졌다. 하지만 휴머노이드 AI와 관련된 기존 연구들(Araujo, 2018; De Cicco, Silva, & Alparone, 2020; Go & Sundar, 2019)을 살펴보면 소비자 관점에서 기능적 문제해결에 초점을 맞추었을 뿐 동반자형 AI와 같이 정서 중심의 상호작용 방식에는 상대적으로 관심이 부족했다.

본 연구에서는 소비자가 휴머노이드 AI와 소통하는 과정에서 상호작용을 높일 수 있는 중요한 개념으로 언어 형상화(verbal embodiment)에 주목하고자 한다(Bergner, Hildebrand, & Häubl, 2023; Jeon, 2024a). 언어 형상화는 소비자가 AI와 대화하는 과정(conversational process)에서 발견되는 소통 수준으로 휴머노이드 AI의 반응과 대화 맥락의 이해 정도에 따라 구분된다. 이러한 언어 형상화는 크게 턴테이킹(turn-taking)과 그라운딩(grounding)으로 구분된다(Bergner et al., 2023). 턴테이킹은 일방적인 질문-응답 중심의 구조로 소비자의 물음에 AI는 단순히 대답하는 대화 형식이다. 반면, 그라운딩은 휴머노이드 AI가 대화 맥락을 이해

하면서 대화 흐름을 확장하는 고차원적인 대화 형식이다(McInnes & Attwater, 2004; Jeon, 2024a). 이러한 언어 형상화는 소비자가 AI와의 상호작용에서 느끼는 신뢰감, 몰입도 나아가 제품 추천에 대한 수용성에도 영향을 미칠 수 있다.

본 연구는 휴머노이드 AI의 유형에 따라 언어 형상화의 영향력은 달라질 수 있다고 보고 있다. 가령 동반자형 AI는 사회적 상호작용에 초점이 맞추어져 있기 때문에 그라운딩으로 이루어지는 대화 상황에서 소비자들은 보다 몰입하고 해당 AI에 대한 신뢰도 역시 높아질 것으로 보고 있다. 반면에 보조자형 AI는 질문에 따른 정보 전달에 초점을 맞추기 때문에 턴테이킹으로 대화가 이루어질 경우 소비자들은 AI에 보다 몰입하고 신뢰할 수 있을 것으로 예측하고 있다.

또한 본 연구는 휴머노이드 AI를 접하는 소비자들의 개인정보 민감도(privacy concern)에 따라 AI 유형과 언어 형상화의 적합성 효과성도 달라질 것으로 보고 있다. 휴머노이드 AI와 대화를 나눈다는 것은 소비자 개인 정보를 AI에게 어느 정도 공개해야 함을 의미한다. 하지만 소비자가 자신의 정보가 무단으로 활용되거나 유출될 수 있다는 우려를 느낄수록 AI 기술의 활용에 대한 민감도는 더욱 높아지고 적극적인 상호작용이 이루어지는 대화를 부담으로 인식할 수도 있는 것이다(Culnan & Bies, 2003; Dinev & Hart, 2006). 한국소비자연맹에 따르면 AI를 사용하는 국내 소비자들 중 약 72.2%는 개인의 생체정보, 위치 정보, 그리고 사회관계망서비스 정보 공유에 대해 민감하게 느낀다고 밝힌 바 있다(연합뉴스, 2025. 06. 26).

본 연구는 이러한 이론적 기반 위에서 휴머

노이드 AI의 역할 유형, 언어 형상화, 그리고 개인정보 민감도에 따라 소비자가 인식하는 휴머노이드 AI에 대한 신뢰, 인게이지먼트, 그리고 AI가 추천 제품의 구매의도 등에 미치는 영향은 다를 것으로 보고 이를 검증하는 것이 목적이다.

이론적 배경과 가설 설정

휴머노이드 AI 유형: 동반자형 vs. 보조자형

생성형 AI에 로봇이 결합된 물리적 AI라고도 불리는 휴머노이드 AI는 그 목적과 상호작용 방식에 따라 다양하게 분류된다. 그중 소비자 경험을 중심으로 보조자형 AI와 동반자형 AI로 구분이 가능하다. 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저 보조자형 AI는 인간의 주요 과업을 해결하기 위한 유용한 대리인으로 정의된다(Chattaraman et al., 2019; Wirtz & Zeithaml, 2018). 주로 문제 해결, 정보 제공, 그리고 작업 자동화와 같은 기능적 목적을 수행해야 하기 때문에 사회적 교감이나 감정적 연결보다는 빠른 응답성과 정확한 정보 전달에 초점이 맞추어진 효율성과 유용성이 핵심 가치라 볼 수 있다(Lankton, McKnight, & Tripp, 2015; Jeon, 2024c). 초기에 개발되었던 애플 Siri나 구글 어시스턴트(Google Assistant)등이 이에 해당되는데 주로 금융, 교육, 그리고 의료 정보 제공과 관련된 산업에서 활용된다.

반면 동반자형 AI는 일상적인 대화를 하면서 인간과의 정서적 교류를 제공하는 대리인으로 정의된다. 정교한 자연어 처리 기술을 활용해 인간에게 정서적·심리적 지원을 제공한다(Guzman, 2019). 동반자형 AI는 사회적 상

호작용에 중점을 두기 때문에 소비자에게 정서적 안정감과 사회적 지지를 제공하도록 설계된다(Gnewuch, Morana, & Maedche, 2017). 즉 이름, 성격, 감정 표현, 그리고 기억 기능을 동반자형 AI에 탑재해 소비자의 외로움 감소, 스트레스 완화, 그리고 자기효능감을 높이는 데 초점이 맞추어져 있다. 가령 노인 돌봄 로봇, 어린이 학습용 AI 친구, 그리고 정서적 대화가 가능한 소셜 로봇이 이에 해당된다.

마케팅 및 소비자심리 분야에서는 인간의 다양한 의사결정을 지원하는 휴머노이드 AI를 주로 보조자 관점으로 접근했었다. 휴머노이드 AI가 소비자에게 제공하는 제품정보, 고객화된 추천, 배송 및 반납 안내 등은 보조자형 AI의 역할이기 때문이다(Araujo, 2018; De Cicco et al., 2020; Go & Sundar, 2019). 따라서 기존의 휴머노이드 AI는 소비자들과 소통하는 과정에서 시간과 공간의 효용성을 높여준다. 초점이 맞추어져 있었다(Adam, Wessel, & Benlian, 2021; Prentice, Weaven, & Wong, 2020). 하지만 최근 들어 많은 소비자들은 휴머노이드 AI를 정서적 상호작용이 가능한 대상으로도 인식하기 시작했다(Jeon, 2024b). 가령 SKT의 에이닷 프렌즈는 길빛나, 육제이, 그리고 강하루라는 AI 에이전트를 개발해 정서적 교류를 위한 목적으로 사용자와 대화를 나누고 있으며, 카카오의 카나나는 카나라는 AI 에이전트를 개발해 대화 맥락에 근거한 사용자와의 정서적 대화를 제공하고 있다.

본 연구는 휴머노이드 AI의 개발 목적과 그 유형에 따라 소비자들의 평가 방식도 달라진다고 보고 있다. 그리고 소비자와 휴머노이드 AI가 나누는 대화 형식도 소비자 평가에 의미 있는 영향을 미칠 것으로 보고 있다(Pentina, Xie, Hancock, & Bailey, 2023).

소비자-AI 간 언어 형상화: 턴테이킹과 그라운딩

물리적 공간에서 소비자와 휴머노이드 AI 간의 상호작용을 높일 수 있는 다양한 방법 중에 하나로 AI의 의인화는 중요하게 다루어져 왔다. HCI(Human-Computer Interaction) 분야에서는 AI에게 이름, 젠더, 성격(personality), 그리고 말이나 음성과 같은 속성들을 반영시키면 인간과의 상호작용을 높일 수 있다고 검증되어 왔다(Epley, Waytz, & Cacioppo, 2007; Zhao, 2003). 휴머노이드 AI의 의인화가 높을수록 사람들은 해당 휴머노이드 AI에게 신뢰하고 역량도 높게 평가한다는 것이다(Araujo, 2018). 반대로 휴머노이드 AI의 의인화가 낮으면 휴머노이드 AI에 대한 몰입도(engagement)가 낮아질 뿐만 아니라 상호작용 역시 상대적으로 낮아진다고 보고 있다(Nowak & Fox, 2018). 따라서 소비자와 소통해야 하는 휴머노이드 AI는 로봇이라 하더라도 의인화가 일정 수준 이상이 되어야 상호작용을 기대할 수 있다(Fong, Nourbakhsh, & Dautenhahn, 2003; Holzwarth, Janiszewski, & Neumann, 2006).

본 연구에서는 소비자와 휴머노이드 AI 간의 상호작용이 이루어지기 위한 개념으로 언어 형상화에 초점을 맞추고 있다. 언어 형상화는 휴머노이드 AI가 인간과 유사하게 언어를 사용하면서 나누는 대화 수준으로 정의된다(Bergner et al., 2023). 이러한 언어 형상화는 일방적인 질문-응답 중심의 기본 대화로 간주되는 턴테이킹과 상호의존적 대화로 간주되는 그라운딩으로 구분된다. 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저 턴테이킹은 대화 참여자들이 발화 순서를 자연스럽게 조율하는 방식으로, 협력적인 대화의 시작이다(Sacks, Schegloff,

& Jefferson, 1974). 소비자와 대화하는 과정에서 소비자의 질문에 휴머노이드 AI는 적절한 타이밍에 대답하면서 대화가 이어지는 것이 텐 테이킹이다. 텐테이킹은 기존에 수집된 다양한 소비자 자료에 근거해 반응하는 학습된 행동이라 볼 수 있는데, 소비자가 질문하고 이에 대답만 하는 초기 챗봇이 제공했던 FAQ 서비스가 텐테이킹이라 할 수 있다.

반면에 그라운딩은 대화 상대가 서로의 발화를 이해하고, 언어 혹은 비언어적 신호들을 통해 끊임없이 지속되는 대화로 정의된다 (Clark & Brennan, 1991). 그라운딩은 단순히 정보를 주고받는 것을 넘어, 대화의 맥락(context)이 지속적으로 정렬되고 강화되기 때문에 의미 확장까지 가능하다. 이러한 그라운딩은 명확화 요청(clarification request), 발화 재진술(paraphrasing), 그리고 감정적 공감(emotional resonance)으로 구성되는데 소비자가 휴머노이드 AI와 대화하는 과정에서 그라운딩 단계까지 이르면 해당 소비자는 AI를 이해력과 공감 능력을 갖춘 인간과 유사한 존재로 인식하게 된다.

최근 마케팅 및 소비자심리 분야에서는 언어 형상화가 AI에 대한 소비자의 태도 및 행동 의도에 실질적 영향을 미친다고 보고한다. Bergner et al. (2023) 연구에 따르면, 그라운딩의 대화가 이루어지면 AI는 소비자들로부터 긍정적인 호감과 높은 신뢰감을 갖게 된다고 밝히며, 대화의 몰입도 역시 높일 수 있다고 밝힌 바 있다. 또한 해당 소비자들은 AI가 추천하는 제품을 구매하려는 의도가 높아질 뿐만 아니라 해당 제품에 대한 충성도 역시 높아질 수 있다고 제안하기도 했다. 즉 대화의 대상이 인간이 아닌 AI라 하더라도 대화 과정에서 그라운딩 대화가 이루어진다면 소비자들

은 해당 AI와의 대화에 몰입하게 되어 신뢰감이 형성되고 궁극적으로 AI가 추천하는 제품에 대해서도 호의적으로 평가하게 되는 것이다. 이는 소비자와 대화하는 AI는 전략적 커뮤니케이션 수단으로 볼 수 있음을 시사한다.

휴머노이드 AI 유형과 언어 형상화 간의 상호 작용 효과

소비자는 AI와 대화하는 과정에서 그라운딩 대화가 이루어지면, AI에 대한 몰입도가 높아질 뿐만 아니라 해당 AI를 신뢰하고 AI가 추천하는 제품에 대한 구매의도 역시 높아진다. 하지만 설계된 휴머노이드 AI 유형에 따라 그라운딩 대화 효과는 달라진다고 예측할 수 있다. 가령 보조자형 AI의 경우 과업 해결형 대화에 초점을 맞추게 된다. 소비자가 당면한 실질적인 문제를 해결하기 위한 목적으로 대화가 진행되기 때문에 답변 중심의 대화로도 소비자들은 충분히 만족할 수 있을 것이다. 또한 보조자형 AI와의 과도한 대화는 오히려 부정적인 반응으로 이어질 수도 있다. Lankton et al.(2015)은 소비자들이 기능 중심의 AI가 지나치게 인간적인 언어 사용을 한다고 인식하면 오히려 부자연스럽고 불쾌하게 느낄 수도 있다고 주장하기도 했다. 즉, 소비자는 보조자형 AI와 대화하는 과정에서 유용성과 명확성을 기대할 뿐 감정적 상호작용까지는 기대하지 않음을 의미한다. 반면에 동반자형 AI의 경우 정서 교류형 대화에 초점을 맞추기 때문에 그라운딩 대화가 이어진다면 소비자들은 AI를 인간과 유사한 사회적 존재로 인식할 수 있다(Bergner et al., 2023). 즉 동반자형 AI가 감정 공감, 맥락에 기반한 대화 그리고 의미 확장까지 가능한 대화를 제공한다면 소비자는

AI를 단순한 도구가 아닌 상호작용 파트너로 보게 되고 신뢰관계가 형성되는 것이다.

이상의 논의에 근거하면 소비자가 휴머노이드 AI로부터 제품을 추천받는 서비스를 제공받는 상황에서 언어 형상화는 AI 유형과 일치하는 방식으로 설계되어야 함을 시사한다 (Zhou et al., 2018). 가령 보조자형 AI는 기능적 정확성과 간결함을 유지하는 것이 효과적이기 때문에 턴테이킹 대화에서도 소비자들은 AI에 신뢰하고 대화에 어느 정도 몰입할 뿐만 아니라 AI가 추천하는 제품에 대한 구매의도 역시 높아진다고 예상할 수 있다. 반면에 동반자형 AI는 고차원적 언어 기능을 통해 지속적인 상호작용을 유도해야 하기 때문에 소비자 질문에 답하는 수준을 넘어 그라운딩 대화에서 소비자들은 긍정적인 평가를 있다고 예상할 수 있다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안한다.

가설 1: 휴머노이드 AI 유형에 따라 언어 형상화에 따른 소비자 반응(AI 신뢰, 인계이지 먼트, AI 추천 구매의도)은 차이가 있을 것이다. 동반자형 AI의 경우 보조자형 AI에 비해 턴테이킹 대화보다 그라운딩 대화에서 소비자 반응은 더욱 긍정적일 것이다.

개인정보 민감도에 따른 소비자 반응 차이

디지털 환경 속 소비자는 AI와 상호작용하는 과정에서 개인정보 수집, 저장, 분석되는 상황을 마주하게 된다. 이에 따라 소비자가 인식하는 개인정보 민감도는 AI에 대한 태도와 행동에 결정적인 영향을 미칠 수 있다 (Hong & Thong, 2013). 개인정보 민감도는 소비자가 자신의 정보가 무단으로 활용되거나 유출될 수 있다는 우려를 느끼는 정도를 의미

하며, AI 기술의 활용이 고도화될수록 이러한 민감도는 상대적으로 높아질 수 있다 (Dinev & Hart, 2006). 따라서 개인정보 민감도가 높은 소비자의 경우 AI에게 제공하는 개인정보에 대한 우려가 높기 때문에 AI와의 대화 상황에서도 부담을 느낄 수 있을 것이다.

하지만 개인정보에 민감한 소비자라 하더라도 개인정보 제공에 따른 AI 평가에 부정적으로만 형성되는 것은 아니다. 개인정보 제공으로 인한 잠재적 위험(cost)과 기대되는 편의 (benefit)을 인지적으로 비교·평가하는 과정을 거치면 개인정보에 민감하다 하더라도 일부 개인정보를 제공할 수 있다고 보기도 한다 (Culnan & Bies, 2003; Dinev & Hart, 2006). 즉 소비자가 특정 AI 시스템과 상호작용하는 과정에서 개인정보를 제공하는 것에 대한 우려가 있다 하더라도 정보 제공에 준하는 유용한 가치가 충분하다고 판단되면, 개인정보 제공에 대한 저항이 낮아질 수 있는 것이다. 즉 소비자는 AI의 개인화와 편의성이라는 이점을 얻기 위해 어느 정도의 개인정보 제공을 감수할 의사가 형성될 수 있음을 의미한다.

이상의 논의를 종합하면, AI 유형과 언어 형상화가 소비자 반응에 미치는 영향은 소비자의 개인정보 민감도에 따라 달라질 수 있음을 알 수 있다. 개인정보 민감도가 낮은 소비자는 프라이버시 침해 우려가 적기 때문에 지속적 상호작용과 정서적 교감을 제공하는 동반자형 AI나 그라운딩 방식의 대화에서도 긍정적인 반응을 보일 가능성이 높다. 반면, 개인정보 민감도가 높은 소비자는 불필요한 정보 제공을 최소화하고 효율적으로 요청을 처리하는 보조자형 AI나 정보 요구량이 상대적으로 적은 턴테이킹 방식의 대화를 선호할 수 있다. 이러한 맥락에서 개인정보 민감도는 AI

유형과 언어 형상화가 소비자 반응에 미치는 영향을 조절할 것이라 예상된다. 따라서 다음과 같은 가설을 제안한다.

가설 2: 소비자의 개인정보 민감도는 AI 유형과 언어 형상화가 소비자 반응(신뢰도, 인계 이지먼트, 구매의도)에 미치는 영향을 조절한다. 개인정보 민감도가 낮을 경우 동반자형 AI와 그라운딩 대화에서 소비자 반응은 더욱 긍정적일 것이며, 개인정보 민감도가 높을 경우 보조자형 AI와 텐테이킹 방식에서 소비자 반응이 더욱 긍정적일 것이다.

연구방법

실험설계

본 연구에서 제안한 가설을 검증하기 위해 200명을 대상으로 2(휴머노이드 AI 유형: 보조자형 AI vs. 동반자형 AI) X 2(언어 형상화: 텐테이킹 vs. 그라운딩) X 2(개인정보 민감도: 높음 vs. 낮음) 실험설계를 적용하였다. AI 유형과 언어형상화는 자극물을 통해 구분했다. 본 연구에서는 종속변수로는 AI 신뢰, AI 대화 인계이지먼트 그리고 AI 추천제품 구매의도가 선택되었다.

실험자극물 측정변수

가설검증에 앞서 휴머노이드 AI와 언어 형상화 시나리오를 제작하기 위한 사전 작업이 선행되었다. 실험을 위한 휴머노이드 AI 선정의 경우 실제 AI로 조작하면 피험자들이 가지고 있는 이미지가 영향을 미칠 것으로 판단했

다. 따라서 가상의 휴머노이드 AI를 만들어 조작하고자 했다. 본 연구에서는 휴머노이드 AI를 물리적 외형뿐만 아니라 인간과 유사한 사회적, 인지적 상호작용이 가능한 AI 시스템 까지 포함해 제작하고자 했다(Powers & Kiesler, 2006; Nass & Moon, 2000). 또한 휴머노이드 AI 유형을 구분하기 위해 보조자형 AI와 동반자형 AI를 제작했다. 보조자형 AI의 경우 ‘일상 생활에서 당면한 기능적이며 실질적인 문제를 해결해주는 AI’로 정의한 후 ‘알려준다(알림)+Hello’의 합성어인 ‘알로(Allo)’라는 이름으로 제작했다. 또한 ‘소비자에게 필요한 정보를 빠르고 정확하게 전달하고 특정 작업을 효율적으로 지원하기 위한 비서(도우미) 역할을 수행하는 AI입니다’라는 설명문도 함께 만들었다. 동반자형 AI의 경우 ‘사람의 정서적 지지와 상호작용을 담당하는 AI’로 정의한 후 ‘달처럼 조용히 결을 지켜주는 존재’의 의미인 ‘루나(Luna)’라는 이름으로 제작했다. 또한 ‘소비자와 정서적 유대 관계를 형성하고 친밀한 관계를 유지하려는 친구와 같은 역할을 수행하는 AI입니다’라는 설명문을 만들었다. 총 62명의 피험자들을 대상으로 사전조사를 진행했다. 측정문항은 AI 유형을 측정한 문항을 참조했다(표 1. 참조). 분석결과 알로의 경우 동반자형 AI($M=4.65$, $SD=1.340$)가 아닌 보조자형 AI($M=6.28$, $SD=.773$)로 인식하는 것으로 확인되었으며($F(1,60) = 43.472$, $p<.001$), 루나의 경우 보조자형 AI($M=2.95$, $SD=1.667$)가 아닌 동반자형 AI($M=5.28$, $SD=1.069$)로 인식하는 것으로 확인되었다($F(1,60)=33.664$, $p<.001$). 마지막으로 AI 유형 이름에 대한 호감도를 조사했다. 호감도 문항은 ‘나는 OO라는 이름에 호감이 간다.’ ‘OO 이름이 좋다.’ 두 문항으로 측정했다. 조사 결과 알로($M=4.71$, $SD=1.562$)

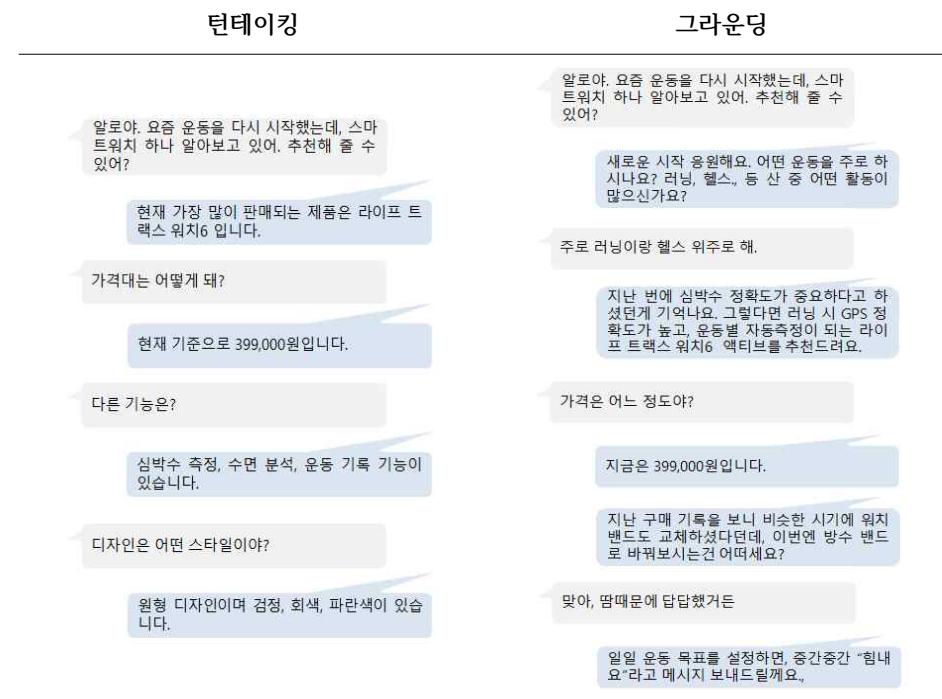


그림 1. 언어 형상화 시나리오

와 루나($M=5.28$, $SD=1.135$)에 대한 AI 이름 호감도는 유의미한 차이가 없었다($F(1, 60)=2.672$, $p=.107$). 이는 실험을 위한 휴머노이드 AI가 적절하게 제작되었음을 의미한다.

다음으로 소비자와 휴머노이드 AI 간의 언어 형상화 시나리오를 제작했다. 소비자가 운동을 위한 스마트워치 구매를 고려하는 상황에서 이를 AI에게 물어보는 시나리오에서 언어 형상화를 조작하고자 했다(그림 1. 참조). 스마트워치의 경우 라이프트랙스 워치6라는 가상의 브랜드를 시나리오에 삽입했다. 60명을 대상으로 사전조사를 진행했다. 측정문항은 언어 형상화를 측정한 문항을 참조했다(표 1. 참조). 그라운딩 시나리오($M=5.92$, $SD=.828$)가 턴테이킹 시나리오($M=5.25$, $SD=1.123$)에 비해 언어 형상화 정도가 더욱 높은 것으로

확인되었다($F(1,60)=7.111$, $p<.05$). 마지막으로 본 연구에서 자료수집을 위한 측정문항은 표 1에 제시되었다.

실험절차

본 실험의 피험자는 실험 자극물로 제시되는 휴머노이드 AI와 소비자가 대화를 나눈 시나리오를 읽고 이해할 수 있는 20세 이상의 성인 남녀로 한정했다. 본 연구는 표본의 대표성과 접근성을 확보하기 위해 전문 마케팅 조사기관에 의뢰하여, 해당 기관의 패널을 대상으로 온라인 실험을 실시하였다. 실험 시작 전, 참가자들에게 연구의 목적, 절차, 그리고 예상 소요 시간에 대해 상세히 안내하였으며, 참여 여부를 자발적으로 결정하도록 하였다.

표 1. 측정문항

측정변수	문항	출처
보조자형 AI	이 AI는 정보를 제공하는 기능적 도구일 것 같다. 이 AI는 단순히 정보를 제공하는 도구처럼 보인다.	Feine et al. (2019)
유형 동반자형 AI	이 AI는 업무를 효율적으로 처리해 주는 기능이 있을 것 같다. 이 AI는 사람의 감정에 공감하기 위한 도구일 것 같다. 이 AI는 사람과의 관계를 맺기 위한 도구일 것 같다. 이 AI는 사람의 정서적 요구에 관심을 보일 것 같다.	Purington (2017)
언어형상화	AI는 사용자의 질문을 이해하고, 그에 적절히 반응해 주었다. AI는 사용자가 말한 의도나 맥락을 고려한 답변을 주었다. AI는 사용자의 감정 상태를 인식하고 반영하려 했다. AI는 이전 대화 내용을 기억하거나 참조했다.	Bergner et al., 2023
개인정보 민감도	나는 내 개인정보가 AI에 의해 수집되는 것이 불편하다. 나는 AI가 나의 행동을 추적하는 것이 불편하다. 나는 AI가 나의 데이터를 어떻게 사용하는지에 대해 걱정된다. 나는 AI가 나의 개인 정보를 보호할 수 있을지에 대해 의문을 가진다.	Culnan & Bies, 2003; Dinev & Hart, 2006
AI 신뢰	사용자는 AI가 믿을 만한 정보를 제공한다고 인식할 것 같다. 사용자는 AI의 판단을 신뢰할 수 것 같다. AI와 사용자의 대화는 신뢰감 있게 느껴졌다.	Jeon(2024a)
AI 인계이지먼트	사용자는 AI와의 대화에 몰입할 것 같다. AI와 대화하는 동안 사용자는 시간 가는 줄 모를 것 같다. 사용자는 AI와의 대화에 집중하고 있을 것 같다.	Jeon(2024c)
AI 추천제품 구매의도	대화 속 사용자는 라이프트렉스 위치 6를 구매할 것 같다. 대화 속 사용자는 AI가 추천한 라이프트렉스 위치 6 구매를 긍정적으로 생각할 것 같다. 대화 속 사용자는 라이프트렉스 위치 6의 제안을 따를 것 같다.	Bergner et al., 2023

또한 참가자는 원활 경우 언제든지 실험 및 설문 응답을 중단할 수 있음을 명확히 고지하였다. 개인정보 보호를 위해 통계법에 따른 비밀 보장 조치를 준수하였으며, 수집된 개인정보는 연구 종료 후 1년이 경과하면 즉시 폐기됨을 안내하였다. 모든 절차에 동의한 참가

자들은 무작위 배정에 따라 네 가지 실험 조건 중 하나에 할당되어 실험에 참여하였다. 피험자들은 개인 스마트기기로 휴머노이드 AI와 대화 시나리오를 보도록 안내했고, 온라인상에서 설문에 참여하도록 안내했다. 자극 물에 노출되기 전 개인정보 민감도에 응답했

으며, 그 후 자극물로 제작된 휴머노이드 AI를 본 후 휴머노이드 AI 유형에 대해 평가하도록 요청했다. 마지막으로 소비자와 휴머노이드 AI 간의 대화 시나리오를 읽은 후 AI 신뢰도, 인게이지먼트, AI 추천제품 구매의도에 응답하도록 요청한 뒤 실험을 마쳤다.

본 실험에 참여해 분석대상이 된 피험자는 총 200명이다. 구체적인 성별 구성은 남성 100명(50.0%), 여성 100명(50.0%)로 확인되었으며, 평균 연령은 32.69세($SD=4.403$)로 확인되었다.

분석 결과

조작점검

가설검증에 앞서 실험자극물이 적절하게 조작되었는지 확인하기 위해 조작점검을 했다. 먼저 AI 유형에 대한 조작점검을 확인했다. 조작점검 결과 AI의 기능적 보조 기능은 보조 자형 AI($M=5.01$, $SD=.924$)가 동반자형 AI($M=4.44$, $SD=1.210$)에 비해 높게 나타났다($F(1, 198)=14.165$, $p<.001$). 또한 AI의 정서적 지지 기능은 동반자형 AI($M=4.98$, $SD=1.398$)가 보조자형 AI($M=3.77$, $SD=1.328$)에 비해 높게 나타났다($F(1, 198)=39.137$, $p<.001$).

다음으로 언어 형상화에 대한 조작점검을 검증했다. 검증결과 그라운딩에 노출된 피험자들($M=5.58$, $SD=.809$)은 턴테이킹에 노출된 피험자들($M=4.90$, $SD=.830$)에 비해 언어 형상을 더욱 높게 인식하는 것으로 확인되었다 ($F(1, 198)=34.391$, $p<.001$). 이상의 결과에 근거하여 제작된 자극물은 적절하게 조작된 것으로 확인되었다. 마지막으로 개인정보 민감도는 평균값(5.11, $SD=1.30$)을 기준으로 구분

했다, 평균값으로 구분한 이유는 본 연구에서 측정한 개인정보 민감도 분포를 확인한 결과 왜도(-0.12)와 첨도(-0.41)가 모두 ± 1 이내로 나타나, 정규분포 가정에 부합했기 때문이다. 따라서 평균값은 데이터의 중심 경향성을 대표한다고 보고 적용했다(Field, 2013).

가설검증

AI유형과 언어 형상화가 소비자 평가에 미치는 영향

본 연구에서 제안한 AI유형과 언어 형상화가 AI신뢰도에 미치는 영향을 검증했다. 검증 결과 AI유형은 AI신뢰도에 주효과를 미치지 않는 것으로 나타났다($F(1)=3.567$, $p=.060$). 반면에 언어 형상화는 AI신뢰도에 주효과를 미치는 것으로 나타났다($F(1)=5.481$, $p=.020$). 다음으로 AI유형과 언어 형상화간의 상호작용을 검증했다. 검증결과 유의미한 상호작용이 나타났다($F(1)=4.504$, $p=.035$). 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 보조자형 AI의 경우 턴테이킹($M=5.33$, $SD=1.056$)과 그라운딩($M=5.32$, $SD=1.241$) 간의 차이가 나타나지 않았다. 반면에 동반자형 AI의 경우 그라운딩($M=5.18$, $SD=1.349$)이 턴테이킹($M=4.63$, $SD=.965$)에 비해 AI신뢰도가 높게 형성되었다.

다음으로 AI유형과 언어 형상화가 인게이지먼트에 미치는 영향을 검증했다. 검증결과 AI 유형은 인게이지먼트에 주효과를 미치지 않는 것으로 나타났다($F(1)=1.605$, $p=.207$). 반면에 언어 형상화는 인게이지먼트에 주효과를 미치는 것으로 나타났다($F(1)=13.144$, $p<.001$). 다음으로 AI유형과 언어 형상화간의 상호작용을 검증했다. 검증결과 유의미한 상호작용이 나타났다($F(1)=6.192$, $p=.014$). 구체적으로 살펴보

표 2. 분산분석

	종속변수	제곱합	자유도	평균제곱	F	유의확률
AI 유형(A)	AI신뢰	3.903	1	3.903	3.567	.060
	인게이지먼트	2.050	1	2.050	1.605	.207
	구매의도	5.189	1	5.189	4.482	.036
언어 형상화(B)	AI신뢰	5.998	1	5.998	5.481	.020
	인게이지먼트	16.786	1	16.786	13.144	.000
	구매의도	29.829	1	29.829	25.767	.000
개인정보 민감도(C)	AI신뢰	.027	1	.027	.025	.876
	인게이지먼트	.792	1	.792	.621	.432
	구매의도	1.934	1	1.934	1.670	.198
A X B	AI신뢰	4.929	1	4.929	4.504	.035
	인게이지먼트	7.907	1	7.907	6.192	.014
	구매의도	19.079	1	19.079	16.480	.000
A X C	AI신뢰	23.232	1	23.232	21.228	.000
	인게이지먼트	27.600	1	27.600	21.612	.000
	구매의도	29.731	1	29.731	25.682	.000
B X C	AI신뢰	18.397	1	18.397	16.811	.000
	인게이지먼트	11.568	1	11.568	9.059	.003
	구매의도	11.625	1	11.625	10.042	.002
A X B X C	AI신뢰	13.711	1	13.711	12.529	.001
	인게이지먼트	13.799	1	13.799	10.806	.001
	구매의도	14.448	1	14.448	12.480	.001

면 다음과 같다. 보조자형 AI의 경우 텐테이킹($M=4.86$, $SD=1.165$)과 그라운딩($M=5.01$, $SD=1.261$) 간의 차이가 나타나지 않았다. 반면에 동반자형 AI의 경우 그라운딩($M=5.04$, $SD=1.313$)이 텐테이킹($M=4.16$, $SD=1.193$)에 비해 인게이지먼트가 높게 형성되었다.

마지막으로 AI유형과 언어 형상화가 AI 추천 구매의도에 미치는 영향을 검증했다. 검증 결과 AI유형($F(1)=4.482$, $p=.036$)과 언어 형상

화($F(1)=25.767$, $p<.001$) 모두 구매의도에 주효과를 미치는 것으로 확인되었다. 다음으로 AI 유형과 언어 형상화간의 상호작용을 검증했다. 검증결과 유의미한 상호작용이 나타났다($F(1)=6.192$, $p=.002$). 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 보조자형 AI의 경우 텐테이킹($M=4.81$, $SD=.944$)과 그라운딩($M=4.95$, $SD=1.146$) 간의 차이가 나타나지 않았다. 반면에 동반자형 AI의 경우 그라운딩($M=5.06$, $SD=1.458$)이 텐테

이킹($M=3.81$, $SD=1.172$)에 비해 구매의도가 높게 형성되었다.

이상의 결과를 살펴보면, 동반자형 AI의 경우 그라운딩 대화가 이루어질 때 신뢰도, 인게이지먼트, 그리고 구매의도가 모두 높게 나타났다. 그러나 보조자형 AI의 경우에는 대화 형식에 따른 유의미한 차이가 발견되지 않았다. 이러한 결과는 다음과 같이 해석이 가능하다. 첫째, 보조자형 AI가 본질적으로 기능성과 효율성을 기반으로 작동하며, 대화 형식이 단순한 정보 전달인지, 혹은 맥락 확장과 의미 확인까지 포함하는 대화인지는 소비자 평가에 의미있는 영향을 주지 않았음을 의미한다. 즉, 보조자형 AI의 이용 목적이 주로 문제 해결이나 정보 획득에 맞춰져 있기 때문에 소비자는 대화의 깊이보다는 제공되는 정보의 정확성, 속도, 그리고 관련성을 더 중요하게 평가했을 가능성이 높다. 둘째, 보조자형 AI의 경우 대화 형식이 변하더라도 소비자가 인지하는 사회적 존재감이나 감정적 유대감의 차이가 상대적으로 적었을 수 있다. 사회적 유대감이 핵심인 동반자형 AI와 달리, 보조자형 AI는 기본적으로 도구적 관계로 인식되기 때문에 대화 형식 변화가 주는 심리적 효과가 제한적이었을 가능성이 있다(Kim & Sundar, 2012; Nass & Moon, 2000).

개인정보 민감도에 따른 차이 검증

본 연구에서 개인정보 민감도의 조절효과를 검증하기 위해 AI유형, 언어 형상화, 그리고 개인정보 민감도가 포함된 삼원상호작용을 분석했고, 평균중심화된 개인정보 민감도를 투입하여 회귀분석을 실시하였다. 먼저 AI 신뢰도에 따른 상호작용을 분석했다. 분석 결과 유의미한 삼원상호작용이 발견되었다

($F(1)=12.529$, $p=.001$). 각각의 상호작용을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 AI 유형과 개인정보 민감도의 상호작용은 유의미한 것으로 나타났다($b=-.638$, $p<.001$). 개인정보 민감도가 높을 경우 보조자형 AI가($M=5.63$ $SD=1.147$) 동반자형 AI($M=4.63$ $SD=1.166$)보다 신뢰도가 높았으며, 개인정보 민감도가 낮을 경우 동반자형 AI($M=5.20$ $SD=1.177$)가 보조자형 AI($M=4.93$, $SD=1.026$)의 신뢰도에 비해 높았다. 다음으로 언어 형상화 수준과 개인정보 민감도의 상호작용도 유의한 것으로 나타났다($b=-.558$, $p<.001$). 구체적으로 살펴보면, 개인정보 민감도가 높을 경우 턴테이킹($M=5.33$ $SD=1.178$)이 그라운딩($M=5.00$ $SD=1.131$)보다 신뢰도가 높았으며, 개인정보 민감도가 낮을 경우 그라운딩($M=5.58$, $SD=1.201$)이 턴테이킹($M=4.61$, $SD=.790$)의 신뢰도 보다 높았으며, 동반자형 AI에서 그라운딩($M=6.23$, $SD=.859$)이 턴테이킹($M=4.42$, $SD=.682$)보다 AI 신뢰가 높게 형성되었다.

다음으로 인게이지먼트에 따른 상호작용을 분석한 결과 유의미한 상호작용이 발견되었다 ($F(1)=10.806$, $p=.001$). 각각의 상호작용을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 AI 유형과 개인정보 민감도의 상호작용은 유의미한 것으로 나타났다($b=-.621$, $p<.001$). 개인정보 민감도가 높을 경우 보조자형 AI가($M=5.32$ $SD=1.254$) 동반자형 AI($M=4.37$, $SD=1.125$)보다 인게이지먼트가 높았으며, 개인정보 민감도가 낮을 경우 동반자형 AI($M=4.85$, $SD=1.475$)가 보조자형 AI($M=4.45$, $SD=.962$)의 인게이지먼트에 비해 높은 것으로 나타났다. 다음으로 언어형상화 수준과 개인정보 민감도의 상호작용도 유의한 것으로 나타났다($b=-.563$, $p<.001$). 구체적으로 살펴보면, 개인정보 민감도가 높을 경우

턴테이킹($M=4.85$, $SD=1.276$)이 그라운딩($M=4.88$, $SD=1.297$)보다 인게이지먼트가 높았으며, 개인정보 민감도가 낮을 경우 그라운딩($M=5.22$, $SD=1.247$)이 턴테이킹($M=4.16$, $SD=1.068$) 인게이지먼트보다 높았으며, 동반자형 AI에서 그라운딩($M=5.99$, $SD=.892$)이 턴테이킹($M=3.99$, $SD=1.223$)보다 인게이지먼트가 높게 형성되었다.

마지막으로 AI 추천 구매의도에 따른 상호

작용을 분석한 결과 유의미한 상호작용이 발견되었다($F(1)=12.480$, $p=.002$). 각각의 상호작용을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 AI 유형과 개인정보 민감도의 상호작용은 유의미한 것으로 나타났다($b=-.546$, $p<.001$). 개인정보 민감도가 높을 경우 보조자형 AI가($M=5.13$, $SD=1.065$) 동반자형 AI($M=4.06$, $SD=1.283$)보다 구매의도가 높았다. 개인정보 민감도가 낮을 경우 동반자형 AI($M=4.83$, $SD=1.533$)가 보

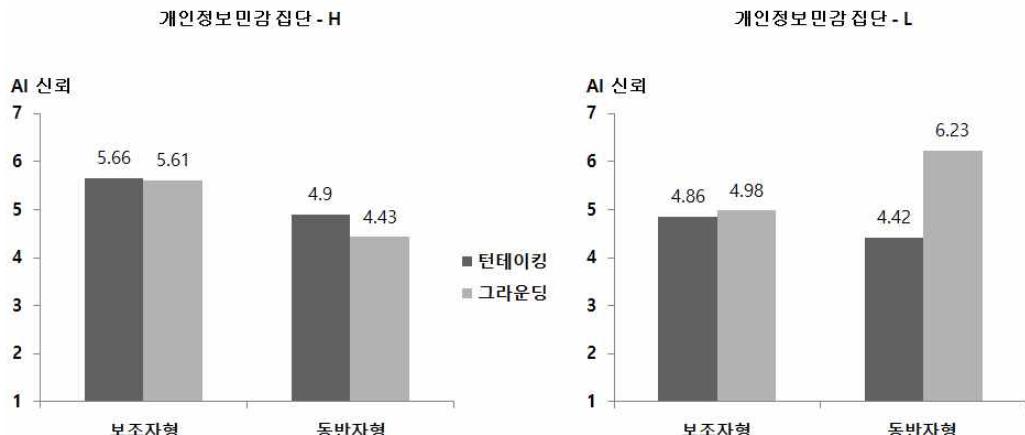


그림 2. AI 신뢰도 차이 검증

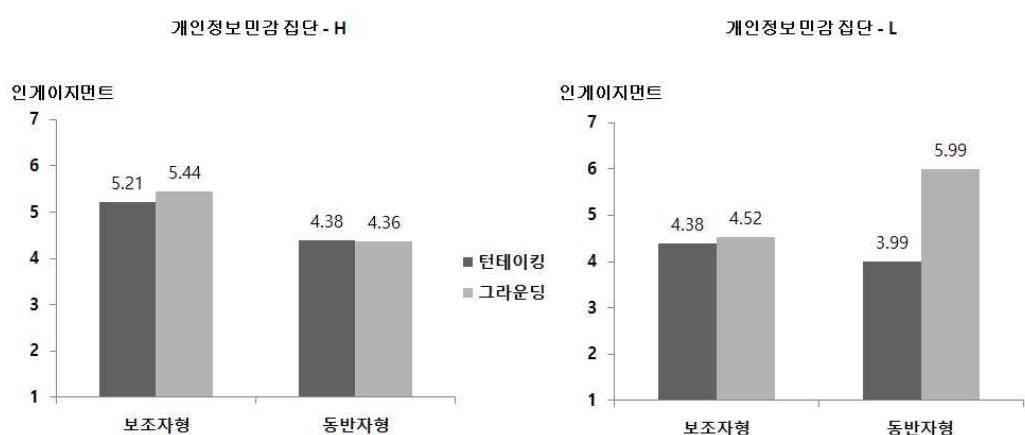


그림 3. AI 인게이지먼트 차이 검증

조자형 AI($M=4.56$, $SD=.940$) 구매의도에 비해 높은 것으로 나타났다. 다음으로 언어 형상화 수준과 개인정보 민감도의 상호작용을 분석한 결과 유의미한 것으로 나타났다($b=-.546$, $p<.001$).

개인정보민감도가 높을 경우에는 그라운딩($M=4.471$, $SD=1.331$)과 턴테이킹($M=4.52$, $SD=1.241$) 구매의도 차이가 줄어들었지만 개인정보 민감도가 낮을 경우 그라운딩($M=5.38$, $SD=1.185$)이 턴테이킹($M=4.10$, $SD=1.063$)에 비해 구매의도가 높았다. 또한 동반자형 AI에서 그라운딩($M=6.22$, $SD=.749$)이 턴테이킹($M=3.79$, $SD=1.065$)보다 구매의도가 높게 형성되었다.

결론 및 논의

연구 요약 및 시사점

본 연구는 인간과 휴머노이드 AI 간의 상호작용에서 AI의 역할 유형, 언어 형상화, 그리

고 소비자의 개인정보 민감도가 소비자 반응에 어떤 영향을 미치는지를 실증적으로 규명하는 것이 목적이었다. 본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 분석 결과 소비자와 휴머노이드 AI 간의 언어 형상화는 소비자 반응에 의미있는 영향을 미쳤다. 특히 동반자형 AI의 경우 그라운딩 대화가 이루어질 때, 턴테이킹 대화에 비해 AI 신뢰도, 인게이지먼트, 구매의도가 모두 높게 형성되는 것으로 밝혀졌다. 반면 보조자형 AI는 대화 방식에 따른 반응 유의미한 차이가 발견되지 않았다. 이는 동반자형 AI가 소비자와의 사회적 교감과 상호작용의 질에 더욱 의존하지만 보조자형 AI는 기능성과 효율성을 중시하여 대화 방식 변화가 소비자 반응에 큰 영향을 주지 않는다는 점을 시사한다. 즉 보조자형 AI는 주로 문제 해결을 위한 정보 획득에 맞춰져 있기 때문에 대화로 이루어지는 상호작용보다는 정보의 정확성, 속도, 그리고 관련성을 더욱 중요하게 평가했을 것으로 볼 수 있다.

둘째, 개인정보 민감도는 AI 유형과 언어

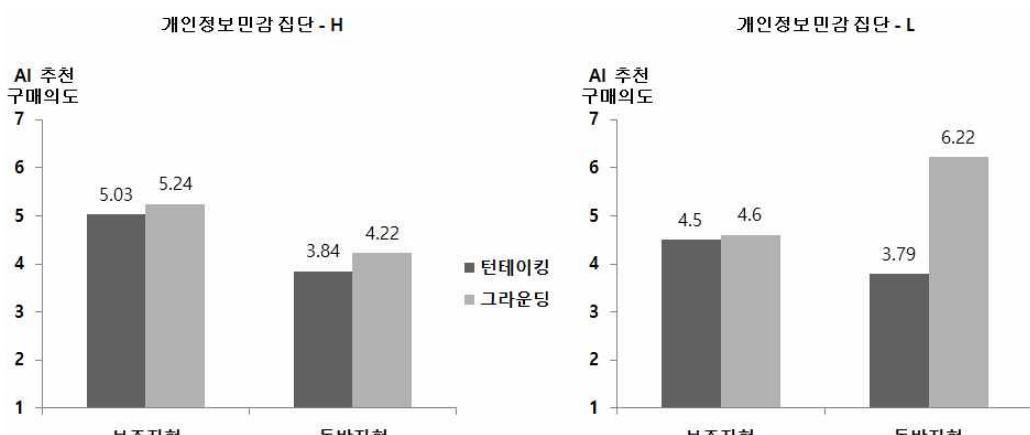


그림 4. AI 추천제품 구매의도 차이 검증

형상화가 소비자 반응에 미치는 영향을 조절하는 것으로 나타났다. 개인정보 민감도가 낮은 소비자는 동반자형 AI와 그라운딩 대화 방식에서 가장 긍정적인 반응을 보였다. 반면 개인정보 민감도가 높은 소비자는 보조자형 AI와 턴테이킹 대화 방식에서 더욱 호의적인 반응을 나타냈다. 이는 개인정보 민감도가 높은 소비자가 장기적이고 맥락 확장형 대화를 요구하는 동반자형 AI나 그라운딩 방식에 대해 프라이버시 침해 가능성을 더 크게 인식할 수 있음을 보여준다. 반대로 개인정보 민감도가 낮은 소비자는 이러한 방식에서 제공되는 풍부한 상호작용과 사회적 존재감을 긍정적으로 평가하는 경향이 있는 것으로 볼 수 있다.

이상의 연구 결과에 근거해 학술적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 기존의 인간-컴퓨터 상호작용(HCI) 및 인간-로봇 상호작용(HRI) 연구가 주로 다루어 온 이원적 요인(AI 유형, 대화 스타일)에 개인정보 민감도라는 심리적 특성을 통합하여 삼원 상호작용의 구조를 제시하였다는 점에서 의미가 있다. 이는 소비자의 심리적 특성과 휴머노이드 AI 설계 요소 간의 상호작용을 동시에 고려한 연구로 AI 기반 마케팅 및 커뮤니케이션 설계에 있어 통합적 접근의 중요성을 부각시킬 수 있음을 시사한다.

둘째, 턴테이킹과 그라운딩이라는 언어 형상화 개념을 실험 설계에 적용함으로써, 대화 방식이 소비자의 AI 평가와 인게이지먼트, 신뢰, 구매의도에 미치는 영향을 분석하였다. 이는 단순한 정보 전달 수준의 챗봇 연구를 넘어, 정서적·사회적 교감의 가능성을 반영하는 언어 상호작용 연구로의 확장 가능성을 의미한다는 점에서 시사점이 있다.

셋째, 소비자의 개인정보 민감도가 높을수

록 기능성과 통제를 중시하며 정서적 개입이 강한 상호작용에는 오히려 저항하려는 동기 때문에 동반자형 AI보다는 보조자형 AI에 더 긍정적 반응을 보이고, 특히 동반자형-그라운딩 조합에서 가장 낮은 평가가 나타날 수 있음을 확인했다. 이는 AI 사용과정에서 프라이버시 계산 이론(privacy calculus theory)의 적용 가능성을 시사한다.

실무적으로는 다음과 같은 시사점을 제시할 수 있다. 첫째, 기업이 휴머노이드 AI를 도입할 때, 단순히 인간형 외형이나 반응성 강화에만 집중할 것이 아니라, AI의 '역할'과 '언어 스타일'이 소비자 특성과 얼마나 정합적으로 작용하는지를 고려해야 한다. 즉 휴머노이드 AI를 설계하는 과정에서 맞춤형 상호작용 설계가 중요함을 보여준다.

둘째, 소비자의 개인정보 민감도를 고려한 AI 커뮤니케이션 전략 수립이 필요하다. 고민감도 소비자에게는 기능 중심의 보조자형 AI와 턴테이킹 기반의 간결한 대화 방식이 더 수용 가능성이 높으며, 정서 중심의 AI 설계는 오히려 부정적 반응을 유도할 수 있다. 따라서 디지털 친화력이 낮은 고령화 소비자들의 경우 언어 형상화를 어느 정도 통제하는 상황에서 문제를 해결할 수 있도록 휴머노이드 AI를 설계한다면 의미가 있을 것으로 예상한다.

셋째, 마케팅 현장에서 AI 기술을 활용한 제품 추천, 상담, 응대 서비스 설계 시 소비자의 심리적 특성을 반영한 인터페이스 개발이 효과적임을 시사한다. 특히 AI가 인간과 같은 '동반자'로 인식되는 상황에서는 소비자가 느끼는 심리적 거리감이나 프라이버시 위협이 중요하게 작용하므로 이에 대한 세심한 설계가 필요하다.

한계점 및 향후 연구 제안

본 연구는 실험 설계와 데이터 수집, 분석을 바탕으로 의미 있는 이론적 기여를 도출하였으나, 다음과 같은 한계점을 지닌다. 첫째, 실험 참여자가 30세 전후로 구성되어 있어 연령과 직업, 문화적 배경에 따른 일반화 가능성에 제한이 있다. 특히 이들은 비교적 디지털 네이티브 세대로 다양한 소셜미디어와 AI 서비스에 익숙하며 개인정보 제공에 따른 위험보다 사용 편의성과 상호작용 경험의 질을 더 중시하는 경향을 보이는 것으로 알려져 있다(Kehr et al., 2015). 이와 같은 특성이, 개인정보 민감도가 실제 소비자 반응에 미치는 영향력을 희석시켰을 가능성도 있다. 실제 AI 기기와의 물리적 상호작용 또는 음성 대화 등 멀티모달 상호작용은 보다 강력한 몰입과 반응을 유도할 수 있으며, 이에 따라 민감도의 효과도 달라질 수 있다. 향후 연구는 실제 휴머노이드 로봇 또는 음성 기반 AI와의 실시간 상호작용을 기반으로 데이터를 수집할 필요가 있다.

둘째, 본 연구는 개인정보 민감도를 단일 차원으로 측정하였으나 실제로는 민감도의 하위 요인(예: 신원정보, 위치정보, 구매기록 등)에 따라 소비자 반응이 다를 수 있다. 향후 연구에서는 다양한 프라이버시 요인을 구분하여 조절변수 또는 군집 변수로 활용함으로써 보다 정교한 모델 검증이 가능할 것이다.

셋째, 본 연구에서 실험 자극물로 제시된 휴머노이드 AI에 대한 한계점이 있다. 피지컬 AI로도 알려진 휴머노이드 AI의 경우 로봇의 외형과 음성들이 함께 반영되어 의인화된 형태로 알려져 있다(Kanda et al., 2004; Duffy, 2003). 본 연구에서는 디지털 환경에서 인간과

유사한 대화 구조와 사회적 단서에 근거해 휴머노이드 AI를 자극물로 제시했다. 하지만 물리적 외형의 한계로 실제 휴머노이드 AI와는 차이가 발생할 수 있다. 향후 언어 형상화에 대한 타당한 검증을 위해서는 외형과 음성이 의인화된 휴머노이드 AI로 연구를 진행한다면 의미가 있을 것이다.

넷째, 휴머노이드 AI 유형과 언어 형상화가 소비자 반응에 미치는 과정에서 AI 신뢰와 인케이지먼트의 매개효과를 검증하지 못 했다. 본 연구에서는 휴머노이드 AI와 언어 형상화 간의 적합성에 초점을 맞추었다. 휴노이드 AI와 대화를 하는 소비자의 반응은 서로 다른 메커니즘을 통해 차이가 발생할 것으로 예상할 수 있다. 본 연구에서는 구체적인 가설로 제안하지 않았지만 AI 신뢰, 인케이지먼트 또는 AI 대화 만족도 등이 매개된 경로를 분석한다면 의미있는 연구가 될 것으로 기대한다.

마지막으로 실험 설계 과정에서 동반자형 AI에 대한 감정적 애착 가능성을 충분히 통제하지 못했다는 한계가 있다. 특히 동반자형 AI는 사회적 교감을 기반으로 지속적이고 몰입적인 상호작용을 제공하기 때문에, 실험 참여자가 AI의 기능적 특성뿐 아니라 감정적 요인에 의해 반응했을 가능성을 배제하기 어렵다. 이는 본 연구에서 관찰된 효과 일부를 설명할 수 있는 잠재적 변수로 작용했을 가능성이 있다. 향후 연구에서는 감정적 애착을 측정 변수로 포함하거나, 실험 설계 단계에서 이를 통제할 수 있는 절차를 마련할 필요가 있다. 이를 통해 AI 유형과 언어 형상화의 효과를 보다 타당하게 검증할 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- Adam, M., Wessel, M., & Benlian, A. (2021). AI-based chatbots in customer service and their effects on user compliance. *Electronic Markets*, 31(2), 427-445.
- Araujo, T. (2018). Living up to the chatbot hype: The influence of anthropomorphic design cues and communicative agency framing on conversational agent and company perceptions. *Computers in Human Behavior*, 85, 183-189.
- Bergner, A. S., Hildebrand, C., & Häubl, G. (2023). Machine talk: How verbal embodiment in conversational AI shapes consumer-brand relationships. *Journal of Consumer Research*, 50(4), 742-764.
<https://doi.org/10.1093/jcr/ucad028>
- Bossens, D. M., & Evers, C. (2022). Trust in language grounding: A new AI challenge for human-robot teams. *arXiv preprint*.
<https://arxiv.org/abs/2209.02066>
- Chattaraman, V., Kwon, W. S., Gilbert, J. E., & Ross, K. (2019). Should AI-Based, conversational digital assistants employ social-or task-oriented interaction style? A task-competency and reciprocity perspective for older adults. *Computers in Human Behavior*, 90, 315-330.
- Clark, H. H., & Brennan, S. E. (1991). Grounding in communication. In L. B. Resnick, J. M. Levine, & S. D. Teasley (Eds.), *Perspectives on socially shared cognition*, 127-149, American Psychological Association.
- Culnan, M. J., & Bies, R. J. (2003). Consumer privacy: Balancing economic and justice considerations. *Journal of social issues*, 59(2), 323-342.
- De Cicco, R., Silva, S. C., & Alparone, F. R. (2020). Millennials' attitude toward chatbots: An experimental study in a social relationship perspective. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 48(11), 1213-1233.
- Dinev, T., & Hart, P. (2006). An extended privacy calculus model for e-commerce transactions. *Information Systems Research*, 17(1), 61-80.
- Duffy, B. R. (2003). Anthropomorphism and the social robot. *Robotics and Autonomous Systems*, 42(3-4), 177-190.
- Epley, N., Waytz, A., & Cacioppo, J. T. (2007). On seeing human: A three-factor theory of anthropomorphism. *Psychological Review*, 114(4), 864.
- Feine, J., Gnewuch, U., Morana, S., & Maedche, A. (2019). A taxonomy of social cues for conversational agents. *International Journal of human-computer studies*, 132, 138-161.
- Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*, Sage.
- Fong, T., Nourbakhsh, I., & Dautenhahn, K. (2003). A survey of socially interactive robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 42(3-4), 143-166.
- Gnewuch, U., Morana, S., & Maedche, A. (2017). Towards designing cooperative and social conversational agents for customer service. In *Proceedings of the International Conference on Information Systems* (ICIS 2017).
<https://aisel.aisnet.org/icis2017/HumanComputerInteraction/Presentations/1>
- 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.
- Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2015). The netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, 6(4), 1-19.
- Guzman, A. L. (2019). Voices in and of the machine: Source orientation toward mobile virtual assistants. *Computers in Human Behavior*, 90, 343-350.
- Holzwarth, M., Janiszewski, C., & Neumann, M. M. (2006). The influence of avatars on online consumer shopping behavior. *Journal of Marketing*, 70(4), 19-36.
- Hong, W., & Thong, J. Y. L. (2013). Internet privacy concerns: An integrated conceptualization and four empirical studies. *MIS Quarterly*, 37(1), 275-298. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2013/37.1.12>
- Jeon, J. E. (2024a). The effect of AI agent gender on trust and grounding. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(1), 692-704.
- Jeon, J. E. (2024b). Impact of brand concept and AI agent gender on brand experiences in virtual spaces. *Global Business & Finance Review*, 29(4), 123-133.
- Jeon, J. E. (2024c). Impact of user experience on user loyalty in generative artificial intelligence: A case study of ChatGPT. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 8(10), 8516.
- Kanda, T., Ishiguro, H., Ono, T., Imai, M., & Mase, K. (2004). Development and evaluation of an interactive humanoid robot "Robovie". *Proceedings of the IEEE*, 92(11), 1839-1850.
- Kehr, F., Wentzel, D., Kowatsch, T., & Fleisch, E. (2015). Rethinking privacy decisions: pre-existing attitudes, pre-existing emotional states, and a situational privacy calculus. *In Proceedings of ECSI 2015*, 1-15.
- Kim, Y., & Sundar, S. S. (2012). Anthropomorphism of computers: Is it mindful or mindless? *Computers in Human Behavior*, 28(1), 241-250.
- Lankton, N. K., McKnight, D. H., & Tripp, J. (2015). Technology, humanness, and trust: Rethinking trust in technology. *Journal of the Association for Information Systems*, 16(10), 880-918.
- McInnes, F., & Attwater, D. (2004). Turn-taking and grounding in spoken telephone number transfers. *Speech Communication*, 43(3), 205-22.
- Nass, C., & Moon, Y. (2000). Machines and mindlessness: Social responses to computers. *Journal of Social Issues*, 56(1), 81-103.
- Nowak, Kristine L. & Jesse Fox (2018). Avatars and computer mediated communication: A review of the definitions, uses, and effects of digital representations. *Review of Communication Research*, 6, 30-53.
- Pentina, I., Xie, T., Hancock, T., & Bailey, A. A. (2023). Consumer-machine relationships in the age of artificial intelligence: Systematic literature review and research directions. *Psychology & Marketing*, 40(1), 1-20.
- Powers, A., & Kiesler, S. (2006). The advisor robot: Tracing people's mental model from a

- robot's physical attributes. *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, 218-225.
- Prentice, C., Weaven, S., & Wong, I. A. (2020). Linking AI quality performance and customer engagement: The moderating effect of AI preference. *International Journal of Hospitality Management*, 90, 102629.
- Purington, A., Taft, J. G., Sannon, S., Bazarova, N. N., & Taylor, S. H. (2017). "Alexa is my new BFF" social roles, user satisfaction, and personification of the Amazon Echo. In *Proceedings of the 2017 CHI conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2853-2859.
- Sacks, H., Schegloff, E. A., & Jefferson, G. (1974). A simplest systematics for the organization of turn-taking for conversation. *Language*, 50(4), 696-735. <https://doi.org/10.2307/412243>
- Wirtz, J., & Zeithaml, V. A. (2018). Technology-mediated service encounters. *Services Marketing: People, Technology, Strategy*, 254-276.
- Zhao, S. (2003). Toward a taxonomy of copresence. *Presence*, 12(5), 445-455.
- Zhou, L., Gao, J., Li, D., & Shum, H. Y. (2020). The design and implementation of xiaoice, an empathetic social chatbot. *Computational Linguistics*, 46(1), 53-93.
- 연합뉴스 (2025. 06. 26). 5명 중 3명, AI 기술 발전 긍정적... 생체정보에 민감.
- CES (2025) Jensen Huang Presents NVIDIA's Latest Innovations.
www.ces.tech/articles/ces-2025-jensen-huang-presents-nvidias-latest-innovations/

원고접수일: 2025. 07. 01.

수정원고접수일: 2025. 08. 12.

최종원고접수일: 2025. 08. 17.

How the Response Level of Humanoid AI Affects Consumer Evaluation: The Roles of AI Type and Verbal Embodiment

Joo Eon Jeon

Department of Global Business Administration, Associate Professor, Anyang University

Humanoid AI, which combines generative AI with a physical robotic form, is emerging not only as a technological tool that assists human tasks but also as a new agent of interaction that facilitates psychological and social engagement. As these AI systems increasingly emulate human-like conversation, the scope of services they provide is also expanding. In line with this trend, consumers have begun to expect the nature and depth of conversation to vary depending on the type of humanoid AI. At the same time, concerns about personal information leakage during interactions with humanoid AI have also intensified. This study investigates how the degree of verbal embodiment exhibited by humanoid AI during communication influences consumer evaluations. Furthermore, it explores whether this effect varies depending on consumers' perceived sensitivity to personal information. To test these relationships, a 2 (Type of Humanoid AI: Assistant-type vs. Companion-type) \times 2 (Verbal Embodiment: Turn-taking vs. Grounding) \times 2 (Privacy Concern: High vs. Low) experimental design was employed. The results show that consumers generally respond more positively under the grounding condition, but this effect diminishes when interacting with assistant-type AI. Additionally, consumers with high personal information sensitivity evaluated grounding with companion-type AI—intended for emotional exchange—less favorably. Based on these findings, the study offers both theoretical and practical implications.

Key words : Assistant-type AI, Companion-type AI, Turn-taking, Grounding, Privacy concern