

The Effects of Proactive AI Agent Intervention Methods on User Experience in Social Conversation Contexts

Seong-Yeon Kim*, Ju-Hye Ha*, Chang-Hoon Oh**

*Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

**Professor, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

[Abstract]

This study examines how proactive intervention methods by conversational AI agents affect user experience in dyadic home conversations. AI Agent interventions in social contexts create a "proactivity dilemma" by influencing conversational dynamics and relational norms. A 3×2 within-subject experiment (N=30) measured social appropriateness, agency, and pleasantness across conversation types and intervention methods. Consent-based interventions significantly outperformed direct interventions, particularly for agency in opinion conflicts. Mediation analysis validated the pathway: intervention method \rightarrow social appropriateness \rightarrow agency \rightarrow pleasantness. Qualitatively, consent-based interventions represented "knocking" versus direct interventions as "intrusion." This research establishes a proactive AI Agent acceptance model for social contexts with consent-based design as default.

▶ **Key words:** Proactive Conversational AI Agent, Social Context, Consent-based Intervention, User Agency, Human-AI Interaction

[요 약]

본 연구는 가정 내 2인 대화 맥락에서 대화형 AI 에이전트의 선제적 개입 방식이 사용자 경험에 미치는 영향을 실증 규명하였다. 기존 연구가 개인-AI 간 상호작용에 집중한 반면, 사회적 공간에서 AI 에이전트의 개입은 대화 역학과 관계 규범에 영향을 미치는 '선제성 딜레마'를 초래한다. 3(대화 유형: 의사결정/개인적 대화/의견 대립) \times 2(개입 방식: 동의형/직접형) 피험자 내 실험 (N=30)을 통해 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성을 측정하였다. 분석 결과, 동의형 개입이 세 지표 모두에서 유의하게 높은 평가를 받았으며, 특히 의견 대립 상황에서 주도성 격차가 두드러졌다. 매개효과 분석은 '개입 방식 \rightarrow 사회적 적절성 \rightarrow 주도성 \rightarrow 쾌적성'의 완전 매개 경로를 검증하였다. 정성 분석에서 동의형은 '노크'로, 직접형은 '난입'으로 인식되었다. 본 연구는 사회적 맥락의 선제적 AI 에이전트 수용 모델을 제안하며, 동의 기반 개입을 기본으로 하는 맥락 적응형 설계 전략을 제시한다.

▶ **주제어:** 선제적 대화형 AI 에이전트, 사회적 맥락, 동의 기반 개입, 사용자 주도성, 인간-AI 상호작용

- First Author: Seong-Yeon Kim, Corresponding Author: Chang-Hoon Oh
- *Seong-Yeon Kim (sionkim95@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
- *Ju-Hye Ha (juhye0329@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
- **Chang-Hoon Oh (changhoonoh@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
- Received: 2025. 12. 23, Revised: 2026. 01. 06, Accepted: 2026. 01. 20.

I. Introduction

대화형 AI는 사용자 명령에 반응하는 수동적 시스템에서, 맥락을 파악하여 먼저 제안하는 선제적 시스템으로 점차 진화하고 있다[1][2]. 이러한 선제적 AI 에이전트(Proactive AI Agent)는 사용자의 인지 부하를 감소시키고 효율성을 향상시키는 장점을 지니지만, 동시에 사용자 주도권을 위협하고 사회적 규범을 침해할 위험을 내포한다[3]. 특히 가정 내 스마트 스피커는 개인 전유물이 아닌 공유 디바이스이므로, 사용자 경험은 개인-기기 상호작용을 넘어 가족·동거인 등 다자 간 상호작용이 이루어지는 사회적 맥락에서 형성된다[4][5]. 이러한 상황에서 AI 에이전트가 제3자로서 선제적으로 발화하고 개입할 경우, AI를 사회적 존재로 지각하게 되며 과도한 개입은 인간 간 상호작용을 방해하거나 관계적 긴장을 유발할 수 있다[3][6]. Zargham 등은 이를 선제성 딜레마로 개념화하며, 개입 여부뿐 아니라 맥락에 적합한 개입 방식의 중요성을 강조하였다[7].

기존 연구의 상당수는 개인 단위 과업이나 1:1 상호작용에 초점을 맞추고 있어, 일상 대화가 이루어지는 사회적 상황에서 AI 에이전트가 제3자로 개입할 때 사용자가 겪는 심리적·관계적 변화 과정을 충분히 설명하지 못하고 있다. 사회적 맥락에서 AI 수용성을 결정하는 핵심은 개입의 존재 자체가 아니라 ‘어떤 방식으로 개입하는가’라는 상호작용 전략에 있다. Singh는 책임 있는 자율성 관점에서 동의의 중요성을 강조하였으며[8], Oh 등은 에이전트가 사용자 의도를 가정하기보다 질문을 통해 확인할 때 사용자의 통제감과 신뢰가 향상됨을 실증하였다[9]. 그러나 가정이라는 친밀한 관계 맥락에서 이루어지는 2인 대화 상황을 대상으로, 동의 기반 개입과 직접 개입의 효과를 비교·분석한 연구는 거의 이루어지지 않았다. 즉, 선제적 개입이 ‘사회적으로 어느 정도 허용 가능한가’와 ‘사용자가 얼마나 주도권을 유지한다고 느끼는가’ 사이의 균형을 어떻게 형성하는지에 대한 실증적 이해가 부족하다.

본 연구는 가정 내 2인 대화 상황에서 AI 에이전트의 선제적 개입 방식(동의형/직접형)이 사용자 경험에 미치는 영향을 실증적으로 규명하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 개입 방식이 사회적 적절성, 사용자 주도성, 쾌적성에 미치는 영향을 분석하고[10][11], 대화 유형(의사결정, 개인적 대화, 의견 대립)에 따른 조절 효과를 검증한다. 또한 개입 방식이 쾌적성에 영향을 미치는 과정에서 사회적 적절성과 주도성이 수행하는 매개적 역할을 탐색함으로써, 선제적 AI 에이전트의 개입이 부담스러운 간섭으로 인식

되는지, 혹은 도움이 되는 지원으로 수용되는지를 가르는 심리적 메커니즘을 구체화하고자 한다. 본 연구는 사회적 맥락의 2인 대화에서 AI 에이전트가 제3자로 개입할 때 형성되는 사용자 경험을 정량·정성 혼합 방법으로 분석함으로써, 선제적 AI 에이전트 연구를 관계와 규범이 결합된 사회적 상호작용 수준으로 확장한다는 점에서 의의가 있다. 나아가 동의 기반 개입과 직접 개입의 대비를 통해 개입의 사회적 정당성과 사용자 주도성 간의 관계를 규명하고, 대화 유형별 효과 차이를 고려함으로써 사회적 맥락을 고려한 선제적 AI 에이전트 설계 원칙을 제시하기 위한 실증적 근거를 제공하고자 한다.

II. Related Works

1. Proactive AI in Social Contexts

선제적 AI 에이전트(Proactive AI Agent)는 사용자의 명시적 요청 이후에만 반응하는 반응형 시스템과 달리, 사용자의 맥락과 잠재적 목표를 추론하여 적절한 시점에 대화를 개시하거나 행동을 제안·수행하는 시스템을 의미한다. 이러한 특성은 단순히 더 많은 기능을 제공하는 차원을 넘어, 대화의 주도권 배분, 개입의 정당성, 그리고 사용자가 체감하는 침입성을 새롭게 구성하는 상호작용 특성이며[1][2]. 선제적 개입은 인지 부하 감소와 탐색 비용 절감과 같은 효율성을 제공할 수 있으나, 동시에 오개입이나 부적절한 타이밍으로 인해 사용자 주도권을 침해할 위험 역시 내포한다[1][2]. Zargham 등은 이러한 양면성을 선제성 딜레마(Proactivity Dilemma)로 개념화하며, 선제적 AI 설계의 핵심 과제가 “얼마나 잘 작동하는가”가 아니라 “언제, 어떤 방식으로 개입하는 것이 적절한가”에 있음을 지적하였다[7].

이러한 문제는 최근 대화형 AI 기술의 발전과 함께 더욱 현실적인 설계 과제가 되고 있다. 초기 음성비서와 대화형 에이전트는 사용자의 명령에 반응하는 수동적 인터페이스였으나, 대규모 언어모델(LLM)을 기반으로 한 최신 시스템은 사용자 목표를 예측하고, 주도적으로 정보를 제시하거나 행동을 제안하는 능동적 에이전트로 진화하고 있다[12]. Siri, Alexa, Google Assistant와 같은 상용 시스템은 이미 스마트폰과 스마트 스피커를 통해 일상생활에 깊이 통합되어 있으며, 단순 정보 검색을 넘어 일정 관리, 건강 기록, 의사결정 지원 등으로 기능 영역이 확장되고 있다[13]. 이러한 시스템들은 명확화를 위한 질문, 요약이나 추천 제공, 혹은 직접적인 실행과 같은 다양한 형태

의 선제적 개입을 실제 제품 차원에서 구현하고 있다[12]. 따라서 선제적 AI가 사람의 대화와 의사결정 과정에 개입하는 상황은 더 이상 가상적 설정이 아니라, 점차 일상적 상호작용으로 자리 잡고 있다.

그러나 선제적 개입의 성공은 기술적 구현 가능성만으로 보장되지 않는다. Deng 등은 사용자 목표 추정의 불확실성, 개입 타이밍의 오류, 그리고 개입으로 인한 부정적 경험을 선제적 시스템의 핵심 난제로 지적하였으며[14], Kraus 등은 시스템이 주도적으로 개입할수록 사용자가 도움과 방해 사이에서 상충된 평가를 내릴 가능성이 커진다고 보고하였다[15]. 이는 선제적 AI 설계에서 ‘무엇을 제공하는가’보다 ‘어떤 커뮤니케이션 방식으로 제공하는가’가 사용자 수용성과 신뢰 형성에 결정적임을 시사한다.

이러한 문제는 특히 가정 내 스마트 스피커와 같은 공유형 음성 인터페이스 환경에서 더욱 복잡해진다. 이러한 장치는 개인이 전유하는 기기가 아니라 가족이나 동거인이 함께 사용하는 사회적 디바이스로, 그 개입은 개인-기기 간 상호작용을 넘어 사람들 사이의 대화 흐름과 관계 규범에 직접적으로 영향을 미친다[4]. Reicherts 등은 선제적 스마트 스피커의 개입이 어떤 경우에는 ‘유용한 도움’으로, 다른 경우에는 ‘무례한 방해’로 해석되며, 그 판단 기준에 대화의 적합성, 예절, 프라이버시와 같은 사회적 기대가 작용함을 보여주었다[3]. 이는 선제적 개입이 사회적 규범과 사용자 통제감을 존중하는 방식으로 이루어질 때에만 정당한 개입으로 수용될 수 있음을 의미한다[8][9].

본 연구가 주목하는 2인 대화(dyadic conversation) 상황은 이러한 맥락적 민감성이 특히 두드러지는 상호작용 환경이다. 2인 대화에서는 발화 차례, 끼어들기의 정당성, 그리고 관계적 균형이 명확한 규범으로 작동하며, 이 안에서 제3자인 AI 에이전트의 선제적 개입은 단순 정보 제공을 넘어 대화의 흐름과 관계 역학에 직접 개입하는 행위로 인식될 수 있다. Houde 등은 그룹 대화에서 AI가 지배적으로 개입하거나 특정 입장을 과도하게 지지할 경우, 다른 참여자들이 소외감과 통제권 상실을 경험할 수 있음을 보고하였다[6]. Ha 등의 연구 또한 사용자가 에이전트의 페르소나를 커스터마이징할 때 정서적 연결과 신뢰가 강화됨을 확인하였으며, 이는 AI 에이전트가 단순 기능 제공자를 넘어 관계적 상호작용의 상대로 경험될 수 있음을 의미한다[16]. 따라서 사회적 관계가 형성된 대화 맥락에서 선제적 개입은 기술적 성능의 문제가 아니라, 관계적 균형과 규범을 어떻게 다루는가의 문제로 이해될 필요가 있다.

이처럼 2인 대화에서 선제적 AI 개입은 개입의 내용만 큼이나 제시 방식이 중요해진다. 동일한 정보라도 대화 주

제의 민감도, 참여자 간 관계, 프라이버시 우려, 체면 위협 가능성에 따라 긍정적으로 수용되거나 강한 거부감을 유발할 수 있다[3][7]. 이에 본 연구는 동일한 목적의 개입이라도 어떤 커뮤니케이션 전략으로 제시되는가에 주목한다. 구체적으로 통보 후 즉시 수행하는 직접형 개입과 확인 요청 후 수행하는 동의형 개입을 비교함으로써, 선제적 AI 에이전트의 개입 방식이 사회적 정당성과 사용자 주도성, 그리고 전반적 경험을 어떻게 변별적으로 형성하는지 규명하고자 한다.

2. Consent-based Intervention and Agency

자율성을 갖춘 선제적 AI 에이전트가 사용자에게 ‘도움이 되는 존재’로 수용되기 위해서는, 시스템이 사용자 의 사결정의 경계와 권한을 침범하지 않는 정당성이 확보되어야 한다. Singh는 책임 있는 자율성(Responsible Autonomy)의 기반으로 동의를 제시하며, 시스템이 사용자에게 영향을 미치는 행위를 할 때 동의의 메커니즘이 사용자 자율성을 보존하는 핵심 장치임을 논의하였다[8]. 이는 선제적 개입이 단순히 빠른 실행을 넘어, 사회적으로 정당화 가능한 절차를 포함해야 함을 의미한다.

Oh 등은 스마트홈 환경에서 음성비서가 사용자의 의도를 가정하여 바로 실행하기보다 질문 형태로 확인할 때, 사용자 주도권과 통제감이 강화됨을 실증적으로 보여주었다[9]. 질문 기반 개입은 단순한 확인 절차를 넘어, 사회적 예절-존중-선택권 부여의 신호로 작동한다는 점에서 의미가 있다. 본 연구는 이러한 논의를 바탕으로, 동의형 개입을 “확인해 드릴까요?”와 같은 청유형·요청형 발화, 직접형 개입을 “확인해 드릴게요”와 같은 통보형·단정형 발화로 조작적으로 정의하고, 두 방식이 사용자에게 체감되는 통제감과 사회적 적절성에 어떠한 차이를 만들어내는지 비교한다.

그러나 통제권 강화가 항상 긍정적인 결과로 귀결되는 것은 아니다. Ha 등의 연구는 개인화가 정서적 연결과 신뢰를 강화하는 동시에, 사용자에게 추가적인 노력과 절차적 부담을 요구할 수 있음을 지적하였다[16]. 이는 사회적 맥락에서도 동의 절차가 사용자 주도성을 보존하는 장치로 기능하는 한편, 저위험·저부담 상황에서는 불필요한 과정으로 인식될 가능성을 시사한다[15][16]. 즉, 동의형 개입이 항상 바람직한 전략이라고 단정할 수 없으며, 동의형과 직접형 개입이 실제 사용자 경험에서 어떤 차이를 만들어내지는 맥락을 고려한 실증 연구를 통해 검증될 필요가 있다.

3. Acceptability and User Experience

사회적 맥락에서 선제적 개입의 수용성은 대화의 성격과 목적에 따라 크게 달라진다[3][7]. 기존 연구에 따르면, 효율성과 문제 해결이 중요한 의사결정 중심 대화에서는 정보 제공이 도움으로 해석될 가능성이 높은 반면[15], 개인적·정서적 내용을 다루는 사적인 대화에서는 사생활 침해나 감시 우려가 부각되어 개입 자체가 부담으로 인식될 수 있다[3]. 또한 의견 차이가 존재하는 갈등·논쟁 상황에서는 개입이 관계적 권위, 체면, 신뢰와 충돌할 위험이 있으며, 동일한 정보 제공이라도 사회적 긴장을 완충하거나 반대로 증폭시킬 가능성이 있다[3]. 이는 선제적 개입의 수용성이 단순한 기술적 효율성 문제가 아니라, 대화의 목적, 관계 맥락, 정서적 민감성이 결합된 사회적 판단의 문제임을 시사한다.

이러한 논의를 토대로 본 연구는 사회적 적절성(social appropriateness), 주도성(agency), 쾌적성(pleasantness)을 핵심 사용자 경험 지표로 설정한다. 먼저, 사회적 적절성은 선제적 AI 에이전트가 대화 규범을 존중하며 '지금 이 대화에 개입하는 것이 사회적으로 허용되는가'라는 규범적 판단과 연결된다. Reicherts 등은 개입 평가가 기술적 정확성보다 맥락 적합성과 사회적 기대 충족 여부에 의해 크게 좌우됨을 보였다[3]. 이는 선제적 개입이 사회적 상황과 조화를 이루어야 도움으로 해석될 수 있음을 시사한다.

둘째, 주도성은 사용자가 상호작용 과정에서 통제권과 선택권을 유지한다고 느끼는 정도와 관련된다. 책임 있는 자율성 논의에서는 동의가 사용자 자율성을 보존하는 핵심 메커니즘임이 강조되어 왔으며[8], 질문을 통해 의사를 확인하는 개입은 사용자 주도권을 강화하는 방식으로 작동함이 보고되었다[9]. 이는 동일한 목적의 개입이라도 동의형(확인 기반 발화)과 직접형(통보 기반 발화)이 사용자 경험 측면에서 상이한 해석을 불러올 수 있음을 시사한다.

셋째, 쾌적성은 선제적 개입이 유발하는 정서적 평가를 포착한다. 사회적 대화 상황에서의 개입은 인지적 유용성 판단을 넘어, 불쾌감, 어색함, 부담감 혹은 안도감과 같은 즉각적 정서 반응으로 이어질 수 있다[3][7]. Bradley와 Lang의 SAM(Self-Assessment Manikin)은 이러한 정서 반응을 직관적으로 측정하는 도구로 활용되어 왔으며[11], 본 연구에서의 쾌적성 평가의 이론적 토대를 제공한다.

종합하면, 선제적 AI 에이전트는 효율성과 편의를 제공할 잠재력을 지니지만, 사회적 맥락에서는 유용성과 방해성 사이의 긴장이 증폭된다. 사용자는 에이전트의 개입이 사회적으로 적절한지, 자신의 주도권을 존중하는지, 그리

고 정서적으로 편안한지를 동시에 평가한다. 그러나 가정 내 2인 대화라는 일상적·사회적 상호작용 맥락에서, 동의형과 직접형 개입 전략이 이러한 사용자 경험 지표에 어떠한 차별적 영향을 미치는지에 대해서는 체계적 비교 연구가 부족하다. 이에 본 연구는 선제적 AI 에이전트의 개입 방식을 사용자 동의를 요청한 뒤 수행하는 동의형 개입과 시스템이 즉시 수행을 선언하는 직접형 개입으로 구분하여, 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성을 중심으로 그 수용 메커니즘을 실증적으로 규명하고자 한다.

III. Proposed Hypotheses

본 연구는 관련 연구 고찰을 바탕으로, 가정 내 2인 대화 상황에서 선제적 AI 에이전트의 개입 방식(동의형/직접형)이 사용자 경험에 미치는 영향을 검증하고자 다음과 같은 가설을 설정하였다.

1. Intervention Method Effects (H1)

선행연구에 따르면, 사용자 동의를 기반으로 이루어지는 개입 방식은 사용자 자율성과 통제감을 보존함으로써 상호작용의 정당성을 강화한다[8]. 또한 스마트홈 맥락에서, AI 에이전트가 사용자의 의도를 가정하여 즉시 실행하기보다 질문을 통해 확인하며 개입할 때 사용자 주도성과 통제감이 향상됨이 실증적으로 보고되었다[9]. 더 나아가 사회적 상호작용 연구는 이러한 절차적 정당성이 사회적 적절성 인식을 높이며, 긍정적 사용자 경험으로 연결될 가능성이 크다고 지적한다[10].

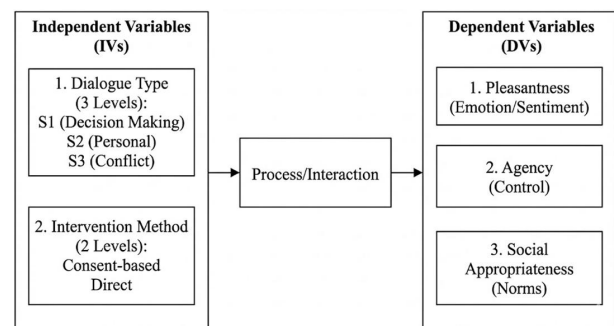


Fig. 1. Study Model

이러한 논의를 종합하면, 동의를 요청하는 개입 방식은 즉시 수행을 통보하는 개입 방식에 비해 보다 긍정적으로 평가될 것으로 예상된다.

H1: 동의형 개입은 직접형 개입에 비해 (a)사회적 적절성, (b)주도성, (c)쾌적성이 더 높을 것이다.

2. Conversation Type Moderation (H2)

선제적 개입이 수용되는 정도는 대화가 지니는 목적과 사회적 성격에 의해 크게 달라질 수 있다. 기존 연구에 따르면, 문제 해결과 효율성이 강조되는 의사결정 중심 대화에서는 정보 제공이 비교적 긍정적으로 해석될 가능성이 높은 반면[15], 개인적·정서적 내용을 포함하는 대화에서는 사생활 침해와 감시 인식이 강화되어 개입 자체가 부담스럽게 받아들여질 수 있다[3][7]. 또한 의견 대립이 존재하는 상황에서는 개입이 관계적 위계, 체면, 신뢰와 맞물리며, 동일한 정보라도 사회적 긴장을 완화하기도 하고 반대로 증폭시키기도 하는 양가적 결과를 초래할 수 있다[3].

이러한 점을 고려할 때, 대화 유형은 개입 방식의 효과를 좌우하는 중요한 맥락 요인으로 작용할 가능성이 크다. 특히 사적인 주제와 정서적 민감성이 수반되는 개인적 대화에서는, 사용자 동의를 전제로 한 개입 방식이 상대적으로 더 긍정적으로 평가될 것으로 예상된다.

H2: 개입 방식(동의형/직접형)과 대화 유형(의사결정, 개인적 대화, 의견 대립)의 상호작용 효과가 나타날 것이며, 특히 개인적 대화 상황에서 동의형 개입의 긍정적 효과가 가장 크게 나타날 것이다.

3. Sequential Mediation Effects (H3)

사회적 상호작용 맥락에서, 특정 개입이 사회적으로 '적절하다'고 인식될 때 해당 상호작용은 규범을 준수한 것으로 평가되며, 이는 사용자 자율성과 통제감이 존중되고 있다는 신호로 작동한다[8][10]. 이러한 주도성 지각은 다시 전반적 경험의 정서적 평가, 즉 쾌적성에 영향을 미칠 가능성이 크다.

따라서 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향은 사회적 적절성과 주도성을 순차적으로 경유하는 간접 경로를 통해 나타날 것으로 예상된다.

H3: 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향은 사회적 적절성과 주도성을 순차적으로 매개할 것이다(개입 방식 → 사회적 적절성 → 주도성 → 쾌적성).

IV. Study Methods

본 연구는 가정 내 2인 대화 상황에서 AI 에이전트가 제 3자로 개입하는 맥락을 설정하고, 선제적 개입 방식(동의형/직접형)이 사용자 경험에 미치는 영향을 규명하기 위해 혼합 방법(mixed methods) 설계를 채택하였다. AI 에이전트의 선제적 개입은 사용자의 명시적 요청 이후에만 반응하는 반응형 시스템과 달리, 사용자 맥락과 잠재적 목표를 바탕으로 적절한 시점에 먼저 행동을 제안한다는 점에서 차별화된대[1][2]. 그러나 이러한 개입은 도움과 침입 사이에서 긴장 관계를 형성할 수 있으며[7], 특히 가정이라는 사회적·관계적 공간에서는 그 효과가 대화의 성격과 개입 방식에 따라 달라질 가능성이 크다. 이에 본 연구는 3개의 대화 유형과 2개의 개입 방식을 결합한 반복측정 실험을 수행하고, 이후 반구조화 인터뷰를 통해 경험적 맥락과 의미를 심층적으로 탐색하였다.

1. Research Design and Conditions

본 연구는 3(대화 유형) × 2(개입 방식) 피험자 내(within-subject) 요인 설계를 적용하였다. 모든 참가자는 세 가지 대화 시나리오를 모두 경험하였으며, 각 시나리오 내에서 두 가지 개입 방식(동의형/직접형)을 모두 경험하도록 하였다. 이러한 피험자 내 설계는 참가자 간 개인차를 통제된 상태에서 개입 방식의 순수 효과를 비교하고, 동시에 대화 유형이 개입 효과를 조절하는지 여부를 확인하기에 적합하다[1][2][7].

독립변인은 개입 방식과 대화 유형이다. 개입 방식은 동의형과 직접형으로 조작되었다. 동의형 개입은 개입 이전에 사용자의 의사를 확인하고 선택권을 부여하는 방식으로, 자율적 시스템의 정당성을 유지하는 장치로서 동의의 중요성을 강조한 논의[8]와 질문 기반 개입이 사용자 주도성을 강화한다는 스마트홈 연구의 결과를 반영하였다[9]. 반면 직접형 개입은 별도의 확인 절차 없이 정보를 제공하거나 행동 수행을 즉시 선언하는 방식으로 설정하였다.

대화 유형은 세 가지로 구성하였다. S1은 영화 선택과 같은 비교적 부담이 낮고 효율적 의사결정이 요구되는 의사결정 대화 상황이며, S2는 건강 관련 대화와 같이 사생활 침해 및 감시 인식이 수반될 수 있는 개인적 대화 상황이다. S3은 식재료 유통기한 논쟁과 같은 의견 대립 맥락으로, 체면과 관계적 권위, 신뢰가 개입될 수 있으며 선제적 개입이 유용성과 침입성 사이의 선제성 딜레마를 유발할 가능성이 높은 상황으로 구성하였다[7].

종속변인은 사회적 맥락에서의 사용자 경험을 포착하기 위해 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성으로 설정하였다. 사회적 적절성은 개입이 해당 대화 흐름과 관계 맥락에 비추어 자연스럽게 정당하다고 인식되는 정도를 의미하며, CASUX의 관련 문항을 연구 맥락에 맞게 조정하여 측정하였다. 주도성은 사용자가 상호작용의 흐름과 결정 과정에서 통제권과 선택권을 유지하고 있다고 느끼는 정도로 정의되며, SAM의 Dominance 차원을 참고하여 구성하였다. 쾌적성은 개입 경험에 대한 정서적 평가를 의미한다. 사회적 대화 상황에서의 개입은 단순한 효용 판단을 넘어 불쾌감, 긴장, 어색함 또는 안도감과 같은 정서적 반응을 동반할 수 있으며 [3][7], 본 연구에서는 SAM(Self-Assessment Manikin)의 Pleasure 차원을 활용하여 이를 측정하였다[11].

Table 1. System Environment

Variable	Definition	Source
Social Appropriateness	The extent to which the AI's intervention is perceived as natural, suitable, and polite within the social context of the dyadic conversation.	CASUX (Proficiency) (5 items)
Agency	The extent to which the user feels they are in control of the interaction and not losing initiative to the AI system.	SAM (Dominance) (1 item)
Pleasantness	The positive emotional response (enjoyment, comfort) and cognitive satisfaction derived from the AI's intervention.	SAM (Pleasure) + CASUX (Sentiment) (1 item + 4 items)

실험 처치물은 선행연구를 바탕으로 각색한 시나리오를 기반으로 한 영상 자극으로 제작하였다. 구체적으로, 가정 내 2인 대화 맥락과 AI 에이전트의 선제적 개입 상황을 반영하는 시나리오를 구성하고, 이를 스토리보드 형태로 시각화하였다. AI 에이전트의 발화는 사전에 작성된 스크립트를 TTS(Text-to-Speech) 기술로 음성화하여 영상에 삽입하였다. 이는 실시간으로 생성되는 AI 발화가 아니라, 실험 통제를 위해 제작된 시뮬레이션 자극으로, 개입 내용과 타이밍을 조건 간에 엄밀히 통제하고 개입 방식(동의형 vs 직접형)의 효과를 순수하게 조작하기 위한 방법론적 선택이다. 영상 내에서는 스마트 스피커 형태의 객체를 제시하여 AI 에이전트의 물리적 존재를 시각적으로 표현하였

으며, 참가자들은 해당 발화가 AI 에이전트로부터 발생한 것으로 가정하고 장면을 평가하도록 안내받았다. 모든 조건에서 동일한 TTS 음성을 사용하여 음색, 속도, 억양 등의 음성 특성이 결과에 영향을 미치지 않도록 통제하였다. 참가자는 PC 또는 태블릿을 통해 각 영상을 시청한 뒤 설문문에 응답하였다.

각 시나리오는 (1) 상황 및 환경 제시, (2) 2인 대화 진행, (3) 잠시의 지연, (4) AI 에이전트 개입의 순서로 구성되었다. 개입 방식 조작은 동일한 맥락과 동일한 개입 목적을 유지한 상태에서, (a) 사용자 동의를 요청한 뒤 수행하는 동의형 개입과 (b) 수행을 즉시 통보하는 직접형 개입으로 발화 구조만을 달리하는 방식으로 구현하였다 [8][9].

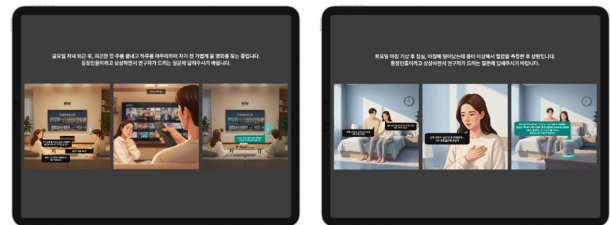


Fig. 2. Example Stimulus for Secnario

2. Participants

본 연구에는 총 30명이 참여하였다. 표집은 스노우볼 샘플링으로 진행하였으며, 참여자 선정 기준은 20-30대 한국인으로 AI 음성 에이전트 사용 경험을 보유한 자로 설정하였다. 참가자의 성별은 여성 21명(70.0%), 남성 9명(30.0%)이었으며, 연령대는 20대 10명(33.3%), 30대 20명(66.7%)으로 나타났다. AI 음성 에이전트 사용 경험 기간은 평균 11.1개월($SD = 10.40$, 범위 1-36개월)이었다.

연구 수행 전, 참가자에게 연구 목적, 절차, 소요 시간, 언제든지 자발적으로 참여를 중단할 수 있는 권리, 인터뷰 음성 녹음 여부 및 익명 처리 방침을 충분히 고지하고 사전 동의를 획득하였다. 특히 건강 관련 대화(S2)와 같은 민감 주제가 포함됨을 사전에 명시하고, 불편 시 언제든지 참여 중단이 가능함을 고지하였다.

3. Measures

본 연구는 선제적 개입이 사회적 상호작용 경험에 미치는 영향을 정밀하게 포착하기 위해 정량 설문과 정성 인터뷰를 결합하였다. 정량 측정은 각 조건(총 6개 영상) 노출 직후 즉시 수행되었으며, 이후 조건 비교와 해석 기제 탐색을 위해 반구조화 인터뷰를 병행하였다. 본 연구의 종속

변인은 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성으로 설정하였다.

먼저 사회적 적절성은 AI 개입이 대화 흐름과 관계 맥락에서 자연스럽게 정당하게 이루어졌다고 인식되는 정도를 의미하며, CASUX의 Proficiency 항목을 연구 맥락에 맞게 조정하여 측정하였다[10]. 해당 변수는 다문항 평균으로 합성 점수를 구성하고 내적 일관성을 보고하였다.

둘째, 주도성은 사용자가 상호작용 과정에서 통제권과 선택권을 유지하고 있다고 느끼는 정도를 의미하며, SAM의 Dominance 차원을 참고한 단일 문항으로 측정하였다[11]. 단일 문항 특성을 고려하여 기술통계와 조건 간 차이 분석을 중심으로 해석하고, 인터뷰 데이터를 통해 의미를 보완하였다.

셋째, 쾌적성은 선제적 개입 경험에 대한 정서적 수용 정도를 나타내며, SAM의 Pleasure 문항과 CASUX Sentiment 항목을 함께 활용하여 측정하였다[11][10]. 분석에서는 SAM 문항을 핵심 지표로 활용하고, Sentiment 점수는 보조 지표로 사용하였다.

각 변수의 구체적 문항 구성은 Table 2에 제시하였다. 정량 설문은 포착하기 어려운 해석 과정(예절 판단, 침입감, 감시 인식, 체면 위협 등)을 보완하기 위해, 반구조화 인터뷰를 통해 조건 비교, 선호 및 거부 이유, 전반적 해석을 추가적으로 탐색하였으며, 인터뷰 질문 구성 또한 Table 2에 함께 제시하였다.

4. Procedure

실험은 조용한 환경(실험실 또는 자택)에서 진행되었으며, 대면 및 비대면(화상) 방식으로 수행되었다. 참여 방식과 관계없이 동일한 영상 자극과 동일한 설문 도구를 적용하여 절차적 일관성을 유지하였다.

연구 절차는 다음과 같다. 먼저 연구 안내 및 동의를 획득하고, 참가자 기본 정보를 수집하여 선정 기준 충족 여부를 확인하였다. 이후 참가자는 총 6개 조건의 영상을 순차적으로 시청하고, 각 조건 노출 직후 Q1-Q11 문항에 응답하였다. 각 시나리오의 두 조건을 모두 경험한 이후에는 반구조화 인터뷰를 통해 조건 비교 및 평가 이유를 탐색하였다. 실험 종료 후 디브리핑을 실시하였다.

순서 효과를 최소화하기 위해 조건 제시 순서를 체계적으로 통제하였다. 시나리오 제시 순서는 참가자 간 균형을 위해 라틴 스퀘어(Latin square)로 설계하였으며, 시나리오 내 개입 방식(동의형/직접형)의 제시 순서는 참가자 간 교차(counterbalancing)를 통해 통제하였다. 이를 통해 참가자별 실험 진행 순서는 통제된 랜덤 구조로 구성되었다.

Table 2. Survey and Interview Items

Construct	Survey Items	Interview Questions
Social Appropriateness	Q3.The AI agent accurately identified what was needed	IQ1.Between the two intervention scenarios (asking permission first vs. direct intervention), which did you perceive as more socially natural or courteous? Please explain your reasoning.
	Q4.I could understand the reason for the intervention	
	Q5.The intervention felt natural to the conversation flow	
	Q6.The AI agent responded appropriately to situational changes	
Agency	Q7.The AI agent demonstrated good understanding of conversational context	IQ2.When comparing the two scenarios, who did you feel controlled the conversational flow?
	Q2.I felt I could proceed as I wanted in this situation	
Pleasantness	Q1.How pleasant was this situation?	IQ3.What specific aspects of each scenario felt comfortable or uncomfortable? Please describe any elements that were bothersome or unexpectedly acceptable
	Q8.The interaction was enjoyable	
	Q9.The conversation became more pleasant	
	Q10.My mood improved	
	Q11.Overall, I felt satisfied	

5. Analysis Strategy

정량 분석은 개입 방식 및 대화 유형에 따른 사용자 경험 차이를 검증하는 데 목적이 있다. 다문항 합성 점수(Proficiency, Sentiment)에 대해서는 Cronbach's α 를 산출하여 신뢰도를 확인한다[17]. 각 종속변수에 대해 3(시나리오) \times 2(개입 방식) 반복측정 분산분석(RM ANOVA)을 수행하여, 개입 방식의 주효과와 대화 유형과의 상호작용 효과를 확인하였다.

매개 경로 분석은 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향을 설명하는 과정에서 사회적 적절성과 주도성이 수행하는 역할을 규명하는 데 목적이 있다. 이를 위해 “개입 방식 \rightarrow 사회적 적절성 \rightarrow 주도성 \rightarrow 쾌적성”의 순차적 매개 모델을 설정하고, 간접효과의 유의성을 검증하였다[18].

정성 분석은 인터뷰 자료를 전사한 뒤 반복적 비교 분석

을 통해 핵심 주제(예절 판단, 침입 인식, 감시 우려, 체면 및 관계 영향 등)를 도출하는 방식으로 진행하였다. 이후 정량 분석에서 확인된 패턴을 정성적 테마 및 대표 인용과 연계하여 해석함으로써, 선제적 개입의 수용·거부가 어떠한 심리·사회적 기제를 통해 형성되는지 통합적으로 설명하고자 하였다.

V. Result

본 장에서는 3×2 피험자 내 설계를 통해 수집된 정량 데이터의 통계 분석 결과와 심층 인터뷰를 통한 정성 분석 결과를 제시한다. 정량 분석에서는 먼저 신뢰도 검증 및 기술 통계를 보고한 뒤, 세 가지 연구 가설에 대한 검증 결과를 순차적으로 제시한다. 이후 정성 분석에서는 동의형과 직접형 개입에 대한 사용자의 경험과 인식을 여섯 가지 주요 테마로 구조화하여 정량 결과의 해석적 근거를 제공한다.

1. Reliability Assessment

본 연구에서 사용한 다문항 척도의 내적 일관성을 평가하기 위해 Cronbach's α 계수를 산출하였다. 사회적 적절성은 CASUX의 Proficiency 하위척도 5문항(Q3~Q7)으로 측정하였으며, 쾌적성(인지)은 CASUX의 Sentiment 하위척도 4문항(Q8~Q11)으로 측정하였다(Table 2). 주도성과 쾌적성(정서)은 각각 SAM 척도의 단일 문항으로 측정하여 신뢰도 분석 대상에서 제외하였다.

분석 결과, 사회적 적절성($\alpha = .934$)과 쾌적성(인지)($\alpha = .962$) 모두 Nunnally[17]이 제시한 기준치(.70)를 충분히 상회하여 우수한 신뢰도를 보였다. 특히 두 척도 모두 .90 이상의 매우 높은 내적 일관성을 나타내, 본 연구에서 사용된 측정 도구가 안정적으로 구성 개념을 측정하고 있음을 확인하였다.

Table 3. Reliability Analysis of Measurement Tools

Variable	Instrument	No. of Items	Cronbach's
Social Appropriateness	CASUX (Proficiency)	5	.934
Pleasantness (Cognitive)	CASUX (Sentiment)	4	.962
Agency	SAM (Dominance)	1	- α
Pleasantness (Affective)	SAM (Pleasure)	1	- α

Not applicable for single-item measures.

2. H1: Intervention Method Effects

가설 1은 동의형 개입이 직접형 개입보다 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성에서 유의하게 높은 점수를 나타낼 것이라고 예측하였다. 이를 검증하기 위해 2(개입 방식) × 3(대화 유형)의 이원 반복측정 분산분석을 실시하였다.

분석 결과, 개입 방식의 주효과는 모든 종속변수에서 통계적으로 유의하게 나타났다. 사회적 적절성에서 동의형(M = 4.21, SD = 0.80)이 직접형(M = 3.86, SD = 0.84)보다 유의하게 높았으며(F(1,29) = 10.83, p = .003, $\eta^2_p = .272$), 주도성 역시 동의형(M = 7.03, SD = 1.77)이 직접형(M = 5.47, SD = 2.21)보다 유의하게 높았다(F(1,29) = 30.98, p < .001, $\eta^2_p = .517$). 쾌적성 차원에서는 정서적 쾌적성(F(1,29) = 11.26, p = .002, $\eta^2_p = .280$)과 인지적 쾌적성(F(1,29) = 13.38, p = .001, $\eta^2_p = .316$) 모두에서 동의형이 직접형보다 유의하게 높은 점수를 보였다.(정서적 쾌적성-SAM, 인지적 쾌적성-CASUX Sentiment)

효과 크기 측면에서 주도성은 $\eta^2_p = .517$ 로 매우 큰 효과를 나타냈으며, 사회적 적절성($\eta^2_p = .272$), 정서적 쾌적성($\eta^2_p = .280$), 인지적 쾌적성($\eta^2_p = .316$) 모두 큰 효과 크기를 보였다. 이는 개입 방식의 차이가 사용자 경험에 실질적으로 매우 강력한 영향을 미친다는 것을 의미한다. 따라서 가설 1은 모든 종속변수에서 지지되었다.

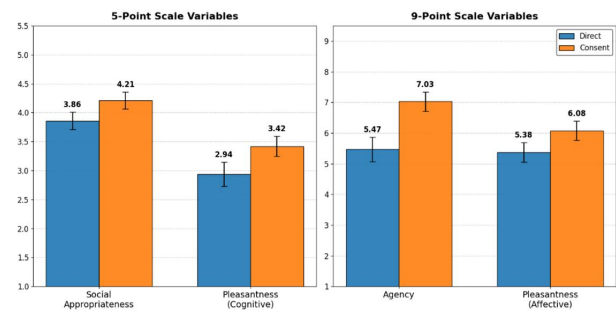


Fig. 3. Mean Scores by Intervention Method

Table 4. Reliability Analysis of Measurement Tools

Dependent Variable	Source	df	F	p	η^2p
Social Appropriateness	Method	1, 29	10.83	.003**	.272
	Situation	2, 58	8.01	<.001**	.216
	Method × Situation	2, 58	2.57	.085	.081
Agency	Method	1, 29	30.98	<.001**	.517
	Situation	2, 58	0.78	.463	.026
	Method × Situation	2, 58	3.03	.056	.095
Pleasantness (Affective)	Method	1, 29	11.26	.002**	.280
	Situation	2, 58	2.15	.126	.069
	Method × Situation	2, 58	1.13	.329	.038
Pleasantness (Cognitive)	Method	1, 29	13.38	.001**	.316
	Situation	2, 58	1.14	.326	.038
	Method × Situation	2, 58	1.54	.223	.050

df = degrees of freedom. η^2p = partial eta squared.
 *: $p < .05$, **: $p < .01$

3. H2: Interaction Effects

가설 2는 개인적 대화(S2: 건강) 상황에서 동의형과 직접형 간 차이가 가장 크게 나타날 것이라고 예측하였다. 그러나 분석 결과, 상호작용 효과는 주도성($F(2,58) = 3.03, p = .056, \eta^2p = .095$)과 사회적 적절성($F(2,58) = 2.57, p = .085, \eta^2p = .081$)에서 유의수준에 근접한 경향성만 확인되었으며, 쾌적성 변수에서는 통계적으로 유의하지 않았다.

다만 효과 크기($\eta^2p \geq .06$)는 두 변수 모두에서 중간 수준으로 나타나, 맥락에 따라 개입 방식의 효과가 달라질 가능성을 시사한다. 이에 따라 조건별 평균 차이를 탐색적으로 비교한 결과, 예상과 달리 개인적 대화(S2)보다 의견 대립 상황(S3: 식재료)에서 동의형과 직접형 간 격차가 가장 크게 나타났다. 주도성의 경우 S3에서 $\Delta = 2.20$ 점(동의형 $M = 7.57$ vs 직접형 $M = 5.37$)으로 가장 큰 차이를 보였고, S2에서는 $\Delta = 1.10$ 점으로 상대적으로 작은 차이를 보였다. 사회적 적절성 역시 S3에서 $\Delta = 0.52$ 로 가장 큰 격차가 관찰되었다.

이러한 평균 패턴은 통계적으로 확정적인 결론을 도출하기에는 충분하지 않다. 정성 분석에서 보고된 “팩트폭행”, “혼나는 느낌”, “체면 손상”과 같은 표현들은 이러한 평균 차이가 참가자 경험에서 어떻게 해석될 수 있는지를 보여주는 사례로 활용되며, 상호작용 효과를 통계적으로 입증하는 근거로 사용되지는 않는다. 따라서 H2는 본 연

구에서 통계적으로 지지되지 않았으며, 의견 대립 맥락에서 개입 방식의 차이가 부각될 수 있다는 점은 후속 연구에서 검증이 필요한 탐색적 가능성으로만 제시한다.

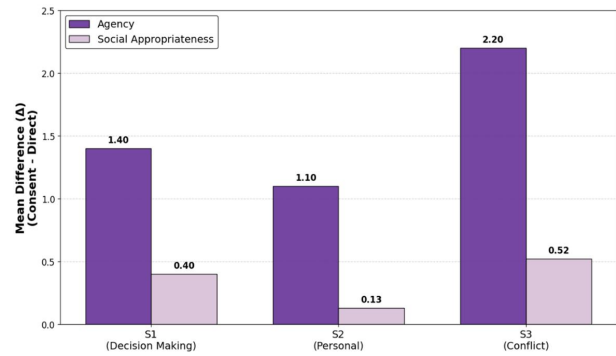


Fig. 4. Mean Differences (Δ) by Method and Context

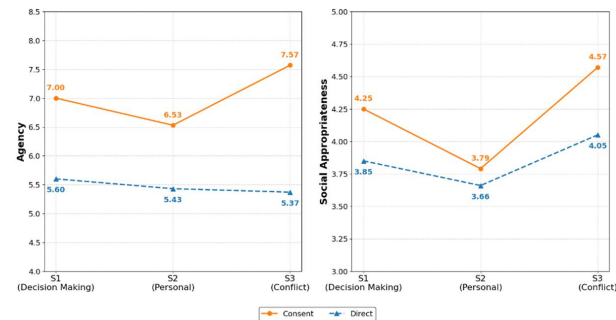


Fig. 5. Interaction Effects by Conversation Context

4. H3: Sequential Mediation

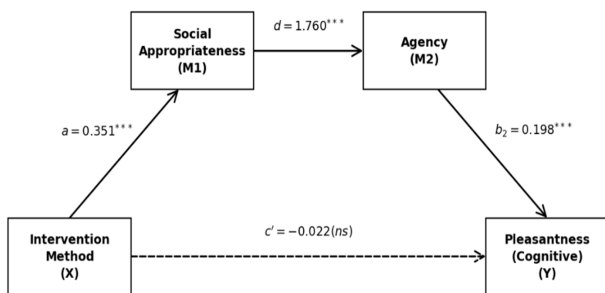
가설 3은 개입 방식이 사회적 적절성을 거쳐 주도성에 영향을 미치고, 최종적으로 쾌적성(인지)으로 이어지는 순차적 매개 경로를 예측하였다. 이를 검증하기 위해 선형 혼합 모델(Linear Mixed Model)을 적용하여 Hayes(2013)의 PROCESS Model 6 구조를 준거로 분석하였다[18].

분석 결과, 모든 경로가 통계적으로 유의하였다. 개입 방식에서 사회적 적절성으로의 경로($a = 0.351, SE = 0.101, t = 3.49, p < .001$), 사회적 적절성에서 주도성으로의 경로($d = 1.760, SE = 0.144, t = 12.20, p < .001$), 주도성에서 쾌적성(인지)으로의 경로($b_2 = 0.198, SE = 0.035, t = 5.69, p < .001$) 모두 통계적으로 유의하였다. 반면, 개입 방식에서 쾌적성(인지)으로의 직접효과는 유의하지 않았다($c' = -0.022, SE = 0.097, t = -0.23, p = .821$).

이는 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향이 사회적 적절성과 주도성을 경유하는 완전 매개(full mediation) 구조임을 나타낸다. 즉, 동의형 개입이 쾌적성을 높이는 이유는 단순히 “물어본다”는 행위 자체 때문이 아니라, 먼저 사회적으로 적절한 개입으로 해석되고, 그 결과 사용자가

통제권을 유지하고 있다고 느끼며, 그 경험이 최종적으로 긍정적 정서로 연결되기 때문이다. 간접효과 추정치는 $a \times d \times b_2 = 0.122$ 로 산출되었다.

계층적 데이터 구조에서 부트스트래핑이 신뢰구간 왜곡을 일으킬 수 있다는 기존 논의를 고려하여[19], 권장 방식인 몬테카를로 시뮬레이션을 수행하였다[20]. 50,000회 반복 결과, 간접효과의 95% 신뢰구간은 [0.047, 0.216]으로 나타났으며 0을 포함하지 않아 통계적으로 유의하였다(평균 = 0.122). 따라서 가설 3은 지지되었다.



***: $p < .001$,
ns: not-supported

Fig. 6. Sequential Mediation Model with Path Coefficients

Table 5. Sequential Mediation Analysis Results

Outcome Variable	Predictor	Path	B	SE	t	p
Social App. (M1)	Method (X)	a	0.351	0.101	3.49	<.001**
Agency (M2)	Social App. (M1)	d	1.760	0.144	12.20	<.001**
Pleasantness (Y)	Agency (M2)	b ₂	0.198	0.035	5.69	<.001**
	Method (X)	c'	-0.022	0.097	-0.23	.821

N: 30(Observations = 180),
B: unstandardized coefficient, SE = standard error
*: $p < .05$, **: $p < .01$

5. Qualitative Findings

심층 인터뷰 전사 자료에서 총 274개 발화 세그먼트를 추출하고, 반복적 비교를 통한 주제 분석을 수행하였다. 초기 개방 코딩 이후 코드북을 정교화하여 전 세그먼트를 중복 코딩하였으며, 세그먼트당 평균 1.70개의 코드가 부여되었다(총 466 코딩 사례). 이후 코드를 여섯 개 상위 테마로 통합하였다. 도출된 테마들은 정량 분석에서 확인된 주효과(H1) 및 매개효과(H3), 그리고 상호작용의 경향성(H2)을 사용자 경험 관점에서 구체화한다.

가장 빈번하게 나타난 테마는 동의·예의·자율성(Theme A)으로, 30명 전 참가자에게서 관찰되었고 174개 세그먼트

에서 확인되었다. 참가자들은 동의형 개입의 "질문/허락/노크"를 단순한 절차가 아니라 "예의바름", "정중함", "사회적 자연스러움"으로 해석했으며, 이는 선택권·거절권을 포함한 자율성 경험으로 연결되었다. 이러한 해석은 사회적 적절성이 높게 평가된 정량 결과(H1)와, 적절성 인식이 긍정적 경험으로 이어지는 매개 구조(H3)를 정성적으로 지지한다.

반대로 직접개입·주도권 침해·흐름 단절(Theme B) 역시 30명 전 참가자(159개 세그먼트)에게서 나타났고, 직접형의 "통보/선조치/화면 전환"은 "갑툭튀", "난입", "불청객"으로 표현되었다. 이는 대화 흐름의 단절과 주도성 저하 경험으로 이어졌고, 동의형과 직접형 간 경험 차이를 설명하는 중요한 대비 구조를 형성하였다. 이러한 결과는 동의형이 전반적으로 우월한 사용자 경험을 제공한다는 정량 분석(H1)과 사회적 적절성 인식이 주도성 지각을 매개로 쾌적성으로 이어지는 H3의 경로를 정성적으로 뒷받침한다.

감시·프라이버시·소름(Theme C)은 28명의 참가자(89개 세그먼트)에게서 나타났으며, 건강(S2)에서는 '민감정보/기록'과 결합되어 "도청", "감시당함", "유출 우려"와 같은 강한 위협으로 해석되는 경향이 있었다. 식재료(S3)상황에서도 "생활 정보가 과도하게 수집되고 판단된다"는 느낌이 반복적으로 보고되었다. 주목할 점은, 동의형 개입의 경우 선택권과 거절 가능성이 명확히 인지될 때 일부 참가자에서 이러한 위협감이 완화되었다는 점이다. 이는 동의형이 단순한 절차적 장치가 아니라, 프라이버시 위협을 조절하는 심리적 안전 장치로 기능할 수 있음을 시사한다.

효율·편리 vs 과정 부담(Theme D)(26명, 82개 세그먼트)은 AI 에이전트의 개입이 '시간·인지부하 절감'으로 가치 있게 평가되는 동시에, '질문에 답해야 하는 일/절차 부담'으로도 해석되는 양가성을 보여주며, 맥락에 따라 직접형이 선호될 수 있음을 시사한다.

권위·팩트폭행·체면(Theme E)(29명, 106개 세그먼트)은 특히 의견 대립(S3)에서 직접형 개입이 "혼나는 느낌", "팩트폭행", "바보 취급"으로 경험되며 체면 손상과 반발을 유발한다는 점을 보여주었다. 다만 상호작용 효과가 통계적으로 유의하지 않았으므로, 이는 조건별 효과를 주장하기보다 의견 대립 맥락에서 개입 방식이 체면·권위 인식과 결합될 수 있음을 시사하는 탐색적 단서로 해석되어야 한다.

마지막으로 AI 역할 프레이밍(Theme F)(25명, 52개 세그먼트)은 참가자들이 AI 에이전트를 도구/OS, 비서·조력자, 사회적 존재, 권위자 등으로 다양하게 규정하며, 이러한 프레이밍이 사회적 적절성과 주도성 판단의 인지적 렌즈로 작동함을 시사한다. 동의형은 주로 "비서/조력자"로, 직

접형은 "권위자"나 "도구"로 인식되는 경향이 확인되었다.

Table 6. Themes from Qualitative Analysis

Theme	Description & Key Findings	Representative Quote
A. Consent & Autonomy	<ul style="list-style-type: none"> - Asking/requesting interpreted as "knocking" and "courtesy," enhancing social appropriateness - Right to refuse and choice availability functioned as control cues, supporting agency and positive experience 	"Because it asked first, 'Shall I pull this up for you?'... it felt polite and courteous in how it intervened." (P02, S1)
B. Intrusion & Interruption	<ul style="list-style-type: none"> - Pre-emptive action/notification experienced as intrusion and conversational flow disruption - Diminished sense of control and agency led to decreased pleasantness 	"Completely unpleasant... even the back button felt unpleasant, and I'd probably just exit entirely." (P12, S1)
C. Surveillance & Privacy	<ul style="list-style-type: none"> - Continuous listening/recording raised surveillance and data leakage concerns, triggering anxiety and rejection - Consent-based methods partially mitigated threat perceptions when refusal rights and controllability were explicit 	"If the information gets passed to insurance companies... this was the most sensitive and unpleasant intervention." (P07, S2)
D. Efficiency vs. Burden	<ul style="list-style-type: none"> - Time and cognitive load reduction constituted advantages, yet consent-based methods were occasionally experienced as "response/procedural burden" - Provided complementary rationale for context-dependent direct intervention preferences 	"Just having it record directly seems better... if it asks permission, I have to engage in conversation one more time." (P16, S2)
E. Face Threat & Authority	<ul style="list-style-type: none"> - In opinion conflict scenarios (S3), direct intervention perceived as "imposing correct answers/being scolded," threatening face and provoking resistance - Explains amplified differential in S3 interaction patterns 	"Direct intervention... feels like being scolded by a teacher, a coercive feeling." (P22, S3)
F. AI Role Framing	<ul style="list-style-type: none"> - AI perceived as secretary/assistant facilitated acceptance; AI perceived as monitor/judge triggered rejection - Such framing operated as cognitive lens influencing appropriateness and agency judgments 	"It remains strictly in an instrumental tool role." (P15, S3)

Not applicable for single-item measures.

6. Summary of Results

본 연구의 정량 및 정성 분석 결과는 다음과 같이 요약된다.

첫째, 동의형 개입은 직접형 개입보다 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성 모든 차원에서 우월하였다(H1 지지). 특히 주도성에서 매우 큰 효과 크기($\eta^2p = .517$)를 나타냈으며, 다른 변수들도 모두 큰 효과 크기를 보여 개입 방식의 차이가 사용자 경험에 실질적으로 강력한 영향을 미침을 확인하였다. 정성 분석에서 이는 동의형의 "예의·정중함" 인식과 "선택권·자율성" 제공으로 설명되었다.

둘째, 개인적 대화보다 의견대립 상황에서 개입 방식 간 차이가 더 크게 나타났으나, 상호작용 효과는 통계적 유의성에 근접하는 수준이었다($F(2,58) = 2.57, p = .085, \eta^2p = .081\sim.095$). 효과 크기는 중간 수준으로, 통계적 유의성은 미약하나 실질적 의미는 존재함을 시사한다. 정성 분석에서 의견대립 상황의 직접형 개입은 "팩트폭행"이나 "체면 손상"으로 해석되어 강한 반발을 유발하였으며, 이는 상호작용의 경향성(H2)을 설명하는 질적 메커니즘으로 이해될 수 있다.

셋째, 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향은 사회적 적절성과 주도성을 순차적으로 경유하는 완전 매개 구조로 확인되었다(H3 지지). 이는 동의형의 효과가 단순한 형식적 절차가 아니라, 적절성 인식 → 통제감 확보 → 긍정적 경험으로 이어지는 심리적 메커니즘을 통해 발현됨을 의미한다.

정성 분석에서 도출된 6개 테마는 이러한 정량적 발견의 사용자 경험적 근거를 제공하며, 특히 프라이버시 우려(Theme C), 효율성과 과정 부담의 양가성(Theme D), AI 역할 프레임의 다양성(Theme F)은 향후 설계 시 고려해야 할 추가적 맥락 요인을 시사한다.

Table 7. Summary of Hypothesis Testing Results

Hypothesis	Description	Result
H1	Main Effect of Method The consent-based method will yield higher scores in social appropriateness, agency, and pleasantness than the direct method.	Supported
H2	Interaction Effect The difference between methods will be largest in the personal conversation context (S2: Health).	Not Supported
H3	Sequential Mediation The effect of the intervention method on cognitive pleasantness will be sequentially mediated by social appropriateness and agency.	Supported

VI. Discussion and Conclusion

본 연구는 가정 내 2인 대화 상황에서 AI 에이전트의 선제적 개입 방식이 사용자 경험에 미치는 영향을 실증적으로 규명하였다. 3×2 피험자 내 실험설계와 심층 인터뷰를 통해 동의형과 직접형 개입의 차이를 분석하였으며, 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성의 순차적 인과 구조를 확인하였다. 본 장에서는 주요 연구 결과를 종합하고, 이론적·실무적 시사점을 논의하며, 연구의 한계와 향후 연구 방향을 제시한다.

1. Synthesis of Findings

본 연구의 가장 핵심 발견은 동의형 개입이 모든 측정 지표에서 직접형 개입보다 우월한 평가를 받았다는 점이다 (H1 지지). 사회적 적절성($F=10.83$, $p=.003$), 주도성 ($F=30.98$, $p<.001$), 쾌적성($F=11.26\sim 13.38$, $p<.01$) 모두에서 유의한 차이가 확인되었으며, 특히 주도성에서 매우 큰 효과 크기($\eta^2p = .517$)가 나타났다. 이는 선제적 AI 에이전트의 수용성이 단순한 기능적 효율성에 의해 결정되는 것이 아니라, 개입이 얼마나 절차적으로 정당하고 사회적으로 자연스럽게 이루어지는지에 크게 의존함을 시사한다.

정성 분석 결과는 이러한 발견을 더욱 구체화한다. 참가자들은 동의형을 "노크", "허락", "예의"로 표현하며 사회적 규범에 부합하는 참여 방식으로 인식한 반면, 직접형은 "갑툭튀", "난입", "주도권 빼앗김"으로 해석되어 대화 흐름을 단절시키는 침입으로 경험되었다. 이는 Singh[8]이 강조한 동의 기반 자율성의 중요성과, Oh 등[9]이 제시한 질문 기반 개입의 효과가 2인 대화라는 사회적 맥락에서도 유효함을 실증적으로 확장하는 결과이다. 특히 중요한 점은, 동의형의 효과가 단순한 정중한 표현이나 말투 때문이 아니라, 사용자가 선택권과 거절권을 명확히 보유하고 있다고 느끼게 만드는 '구조적 장치'에서 비롯된다는 점이다. 이는 선제적 개입이 유용성과 침입성 사이의 긴장[3][7]을 완화하는 핵심 조건임을 의미한다.

가설 2에서는 개인적 대화(S2)에서 개입 방식 간 차이가 가장 크게 나타날 것으로 예상했으나, 상호작용 효과는 통계적으로 유의하지 않았다.(주도성 $p=.056$, 사회적 적절성 $p=.085$). 그러나 평균 차이를 탐색적으로 비교한 결과, 오히려 의견 대립 상황(S3)에서 차이가 가장 크게 나타나는 패턴이 확인되었다(주도성 $\Delta=2.20$, 사회적 적절성 $\Delta=.52$). 이러한 결과는 후속 연구에 대한 새로운 가설의 가능성을 제시한다. 의견 대립 맥락에서 직접형의 단정적 사실 제시는 대화의 '판정자', '권위자'로 기능하며, 틀린

화자의 체면을 위협하는 사회적 사건으로 경험되었다. 참가자들은 이를 "흔나는 느낌", "바보 취급", "편들기"로 표현하며 강한 불쾌감을 보고하였다. 반면 동의형은 정보 수용 여부를 사용자가 결정하게 함으로써 체면 보호의 완충 장치로 작용하였다. 이는 선제성 딜레마[7]가 단순히 프라이버시 민감도뿐 아니라 사회적 역학(권력, 체면, 갈등 중재)과 결합될 때 더욱 증폭됨을 보여준다. 개인적 대화(S2)에서는 개입 방식과 무관하게 '상시 청취' 자체에 대한 감시 우려가 지배적이었으나, 의견 대립(S3)에서는 개입 방식이 사회적 체면·권위 인식과 결합하여 작용한 것으로 해석할 수 있다.

매개 분석 결과, 개입 방식이 쾌적성에 미치는 영향은 사회적 적절성과 주도성을 순차적으로 경유하는 완전 매개로 확인되었다(H3 지지). 개입방식→사회적 적절성($\beta=0.351$, $p<.001$), 사회적 적절성→주도성($\beta=1.760$, $p<.001$), 주도성→쾌적성($\beta=0.198$, $p<.001$) 경로가 모두 유의하였으며, 직접효과는 비유의하였다($\beta=-0.022$, $p=.821$). 이는 동의형 개입이 쾌적성을 높이는 이유가 단순히 "물어봐서"가 아니라, 사용자가 개입을 사회적으로 적절하다고 인식하게 하고, 이것이 상황에 대한 통제감(주도성)을 강화하며, 최종적으로 긍정적 경험(쾌적성)으로 연결되는 심리적 메커니즘을 통해서임을 보여준다. 정성 분석에서도 "예의/정중함(적절성) → 선택권/통제감(주도성) → 편안함/즐거움(쾌적성)"의 서사가 반복적으로 관찰되었다. 이러한 결과는 Reicherts 등[3]이 보고한 사회적 적절성과 경험 평가 간 강한 상관관계를 인과적 기제로 확장해 설명하는 동시에, Singh[8]과 Oh 등[9]의 이론적 제안을 경험적으로 뒷받침한다.

2. Theoretical Contributions

본 연구는 다음과 같은 이론적 기여를 제공한다.

첫째, 기존 선제적 대화형 AI 에이전트 연구가 주로 1:1 상호작용[1][2]또는 과업 효율성 중심으로 논의되어 온 흐름을 넘어, 가정 내 2인 대화에 AI 에이전트가 제3자로 개입하는 상호작용 단위를 실험적으로 제시하였다. 이는 AI 에이전트의 선제성을 "기능 수행의 자동화"가 아닌 "사회적 상호작용의 참여"로 재정의해야 함을 시사한다.

둘째, 선제적 개입 수용의 심리적 메커니즘을 사회적 적절성 → 주도성 → 쾌적성으로 이어지는 순차적 경로로 구조화하였다. 이는 기존 연구에서 제시된 상관관계[3][15]를 넘어, 사회적 규범의 인식이 통제감 판단을 선행적으로 구성하고, 이것이 최종 경험 평가를 결정하는 인과 구조로 작동함을 경험적으로 확인한 것이다.

셋째, 본 연구는 선제성 딜레마기를 프라이버시 민감도에 국한된 문제로 보지 않고, 체면, 권위, 갈등 중재 실패 등 사회적 역학과 결합된 맥락적 문제로 확장하였다. 특히 의견 대립 상황에서 직접형 개입이 부정적 반응을 증폭시킬 수 있음을 보여주며, 맥락 의존적인 AI 에이전트 개입 설계의 이론적 근거를 강화한다.

넷째, 본 연구는 AI 에이전트의 개입을 다루었으나, 유사한 개입이 인간 제3자에 의해 이루어질 경우 사용자 반응이 달라질 가능성 역시 이론적으로 고려할 필요가 있다. Computers Are Social Actors(CASA) 패러다임에 따르면, 사람들은 컴퓨터나 AI 에이전트와의 상호작용에서도 예절, 주도권, 체면과 같은 사회적 규범을 적용하는 경향을 보인다[21]. 이는 본 연구에서 확인된 동의형/직접형 개입의 차이가 사회적 규범 위반 여부에 대한 판단과 밀접하게 연결되어 있음을 해석하는 이론적 근거를 제공한다.

동시에, 인간 제3자와 AI 에이전트의 개입은 사회적 귀속 구조에서 중요한 차이를 가진다. 인간의 경우 발화 의도, 책임, 관계적 맥락이 보다 직접적으로 귀속되며, 완곡한 표현이나 정서적 조율을 통해 체면 위협을 완화할 가능성이 존재한다. 반면 본 연구의 정성 자료에서 보고된 “팩트폭행”, “혼나는 느낌”과 같은 표현은, AI의 단정적 개입이 판정자나 권위자로 해석될 수 있음을 시사한다. 이는 AI 에이전트가 도구인지 사회적 참여자인지에 대한 역할 프레이밍이 불분명할 때 관계적 긴장이 증폭될 수 있음을 보여주는 사례로 해석될 수 있다.

이러한 차이는 알고리즘에 대한 양가적 태도와도 연결된다. 기존 연구는 사람들이 알고리즘 조안을 선호하는 경향(algorithm appreciation)과 동시에, 자동화된 판단에 저항하는 경향(algorithm aversion)을 함께 보인다는 점을 보여주었다[22][23]. 특히 건강과 같이 개인적 민감도가 높은 영역에서는 자동화된 조언이나 기록에 대한 불안과 거부감이 더욱 크게 나타난다[24]. 본 연구의 건강 시나리오(S2)에서 관찰된 감사·기록 우려 역시 이러한 논의와 일관된 양상으로 해석될 수 있다. 다만 본 연구는 인간 제3자 조건을 포함하지 않았으므로, 인간과 AI 개입 간의 차이는 본 결과를 해석하기 위한 이론적 비교 틀로만 제시되며, 이는 향후 연구에서 직접적으로 검증되어야 할 중요한 확장 과제로 남는다.

3. Practical Implications

본 연구는 가정 내 음성비서 및 대화형 에이전트 설계에 다음과 같은 실무적 시사점을 제공한다.

첫째, 다자 간 사회적 대화가 감지되는 상황에서는 동의

형 개입을 기본 전략으로 설정하는 것이 바람직하다. 이는 단순히 개입 속도를 늦추는 기능적 제약이 아니라, 사용자의 거부권과 통제감을 보장하는 사회적 안전장치로 기능한다.

둘째, 갈등·의견 대립 맥락에서는 더욱 신중한 개입이 요구된다. 단정적 사실 제시는 AI 에이전트를 ‘판정자’로 인식하게 만들어 체면 위협을 증폭시킬 수 있으므로, 정보 제공 이전에 개입 여부에 대한 동의를 확보하고, 중립적이며 비판정적인 개입을 기본 원칙으로 고려할 필요가 있다.

셋째, 사용자는 “왜 지금 개입했는지”를 이해할 때 개입을 보다 적절하다고 평가한다. 따라서 개입의 근거와 목적을 간결하게 제시하고, 사용자가 언제든지 개입을 거절하거나 되돌릴 수 있는 선택권을 제공하는 투명한 설계가 필요하다. 이는 본 연구에서 확인된 적절성 → 주도성 → 쾌적성의 순차적 매개 구조와 직접적으로 연결된다. 또한 개인적 대화 상황에서는 상시 청취·기록이 감시로 해석되기 쉽다. 동의형 개입이 이러한 우려를 부분적으로 완화할 수 있으나, 데이터 수집·저장·삭제에 대한 정책을 명료하게 제시하는 설명 가능성과 투명성 장치가 신뢰 형성의 중요한 조건이 된다.

마지막으로, 효율성과 절차 부담 간 균형이 필요하다. 일부 참가자는 동의형 개입을 “절차 증가에 따른 피로”로 인식하였다. 따라서 반복 허용 경험, 시간 압박 여부, 사용자 상태 등에 따라 동의 요구 강도를 조절하는 적응형(interaction-adaptive) 개입 정책이 고려될 수 있다. 이러한 설계 원칙은 선제적 AI 에이전트가 가정이라는 친밀한 공간에서 ‘유용하지만 불청객 같은 존재’가 아니라, 존중과 신뢰를 기반으로 공존하는 동반자적 기술로 자리매김하는 데 기여할 것이다.

4. Limitations and Future Directions

본 연구는 다음의 한계를 가진다.

첫째, 자극 제시 방식의 한계이다. 본 연구는 스토리보드 기반 영상 처치물을 활용하여 개입 방식(동의형 vs 직접형)을 정밀하게 통제하고 비교할 수 있었으나, 이러한 접근은 실제 음성 에이전트와의 상호작용이 지니는 동적·상호반응적 특성을 충분히 반영하지 못한다. 실제 환경에서는 사용자의 중단, 되묻기, 거절 이후의 복구 과정, 음성 인식 오류, 응답 지연, 발화 중첩(turn-taking breakdown) 등이 반복적으로 발생하며, 이러한 요소들은 개입을 더 방해적으로 인식하게 만들거나 반대로 익숙한 상호작용 루틴을 통해 불편을 완화할 가능성도 있다. 따라서 본 연구에서 관찰된 효과의 크기와 방향은 실제 환경에서 달라질 수 있으며, 향후 연구에서는 WOZ(Wizard-of-Oz) 기반 프로토타입이나 실제

동작하는 음성비서를 활용하여, 실시간 대화 흐름 속에서 개입 타이밍·표현·오류가 사용자 경험에 미치는 영향을 검증할 필요가 있다.

둘째, 표본의 한계이다. 참가자는 20-30대 한국 사용자로 제한되어 있어, 본 결과를 다른 연령대나 문화권으로 일반화하는 데 제약이 있다. 사회적 대화 맥락에서의 개입 수용성은 예절 규범, 체면 민감도, 가정 내 관계 구조, 그리고 음성비서 사용 경험에 따라 크게 달라질 수 있다. 예컨대 고령층이나 기술 비숙련자는 동의 절차를 부담으로 느낄 가능성이 있으며, 반대로 권위적 개입을 더 수용적으로 해석할 수도 있다. 따라서 후속 연구에서는 연령, 문화권, 기술 친숙도 등을 포함한 층화 표집 또는 비교 연구를 통해 본 연구에서 제안한 메커니즘의 보편성 및 경계 조건을 체계적으로 검증할 필요가 있다.

셋째, 측정 도구의 한계이다. 주도성과 쾌적성(정서)은 단일 문항으로 측정되어 구성개념을 다면적으로 포착하는 데 제약이 있다. 향후 다항목 척도(예: CASUX, HRI-CUES 등)를 활용한 정교화가 필요하다.

넷째, 행동 지표의 부재이다. 본 연구는 주관적 평가에 초점을 두었으며, 실제 허용·거절 행동, 반복 사용, 장기적 신뢰 형성과 같은 행동적·종단적 지표를 포함하지 못하였다. 실사용 로그 분석이나 장기 필드 스터디를 통해 선제적 개입 전략이 시간에 따라 어떻게 수용·학습·회피되는지를 분석하는 연구가 필요하다.

다섯째, 개입 주체 비교의 한계이다. 본 연구는 AI 에이전트의 선제적 개입만을 다루었으며, 동일한 상황에서 인간 제3자가 개입할 경우 사용자 반응이 어떻게 달라지는지는 실증적으로 검증하지 못하였다. 비록 사람들이 AI에게도 사회적 규범을 적용하는 경향이 있으나[21], 인간 개입은 발화자의 의도와 책임이 보다 명확하게 귀속되고, 완곡한 표현이나 정서적 조율을 통해 체면 위협을 완화할 여지가 크다는 점에서 본질적 차이를 지닌다. 또한 알고리즘 선호와 회피가 공존하는 상황에서[22][23], 본 연구에서 확인된 동의형 개입의 효과가 AI 고유의 현상인지, 제3자 개입 일반에 적용 가능한 원칙인지는 구분되어야 한다. 따라서 후속 연구에서는 인간 제3자와 AI 제3자의 개입을 동일 조건에서 직접 비교하여, 체면 위협, 책임 귀속, 신뢰 형성의 차이를 실증적으로 규명할 필요가 있다.

종합적으로, 향후 연구는 실제 스마트홈 환경에서의 필드 배치, 관계 유형(연인, 가족, 동거인)에 따른 차이 분석, 그리고 사용자의 정서 상태와 개입 전략의 상호작용을 포함하는 확장 연구로 이어질 수 있다. 특히 최근 연구가 제시하듯[25], 사용자의 감정 상태에 따라 개입 전략의 효과

가 달라질 수 있으므로, 동의 여부뿐 아니라 정서적 톤과 공감 방식까지 포함한 다차원적 개입 정책의 실증적 검증이 요구된다.

5. Conclusion

본 연구는 가정 내 2인 대화에서 AI 에이전트의 선제적 개입이 사회적 적절성, 주도성, 쾌적성에 미치는 영향을 실증하였다. 동의형 개입은 '노크'와 같은 사회적 예절로 인식되어 사용자에게 통제감을 부여하고 긍정적 경험을 유도한 반면, 직접형 개입은 효율적일지라도 '침입'이나 '감시'로 간주되어 거부감을 유발하였다. 개입 방식의 효과는 사회적 적절성→주도성→쾌적성의 순차적 기제를 통해 나타났으며, 맥락적으로는 의견 대립 상황에서 직접형 개입의 사회적 비용이 체면 위협으로 증폭되었다.

이러한 결과는 선제적 AI 에이전트가 가정이라는 친밀한 사회적 공간에서 수용되기 위해서는 기능적 유용성을 넘어 절차적 정당성과 사회적 관계의 존중이 필수적임을 시사한다. 향후 AI 에이전트는 사용자의 의도를 선불리 가정하여 앞서나가기보다, 정중하게 질문함으로써 인간의 사회적 공간에 자연스럽게 스며드는 동반자로 진화해야 할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (RS-2025-24803323).

REFERENCES

- [1] Y. Deng, L. Liao, Z. Zheng, G. H. Yang, and T.-S. Chua, "Towards Human-centered Proactive Conversational Agents," Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, pp. 807-818, Washington D.C., USA, July 2024. DOI: 10.1145/3626772.3657843
- [2] L. Liao, G. H. Yang, and C. Shah, "Proactive Conversational Agents," Proceedings of the Sixteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pp. 1244-1247, Singapore, Singapore, February 2023. DOI: 10.1145/3539597.3572724
- [3] L. Reicherts, N. Zargham, M. Bonfert, Y. Rogers, and R. Malaka,

- "May I Interrupt? Diverging Opinions on Proactive Smart Speakers," Proceedings of the 3rd Conference on Conversational User Interfaces, Article No. 34, pp. 1-10, Bilbao, Spain, July 2021. DOI: 10.1145/3469595.3469629
- [4] P. Jarusriboonchai, T. Olsson, and K. Väänänen-Vainio-Mattila, "User experience of proactive audio-based social devices: a wizard-of-oz study," Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia, pp. 98-106, Melbourne, Australia, November 2014. DOI: 10.1145/2677972.2677995
- [5] Q. Zheng, Y. Tang, Y. Liu, W. Liu, and Y. Huang, "UX research on conversational human-AI interaction: A literature review of the ACM digital library," Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Article No. 570, pp. 1-24, New Orleans, USA, April 2022. DOI: 10.1145/3491102.3501855
- [6] S. Houde, K. Brimijoin, M. J. Muller, S. I. Ross, D. A. Silva Moran, G. E. Gonzalez, S. Kunde, M. A. Foreman, and J. D. Weisz, "Controlling AI Agent Participation in Group Conversations: A Human-Centered Approach," Proceedings of the 30th International Conference on Intelligent User Interfaces, pp. 390-408, Cagliari, Italy, March 2025. DOI: 10.1145/3708359.3712089
- [7] N. Zargham, L. Reicherts, M. Bonfert, S. T. Völkel, J. Schöning, Y. Rogers, and R. Malaka, "Understanding Circumstances for Desirable Proactive Behaviour of Voice Assistants: The Proactivity Dilemma," Proceedings of the 4th Conference on Conversational User Interfaces, Article No. 3, pp. 1-14, Glasgow, UK, July 2022. DOI: 10.1145/3543829.3543834
- [8] M. P. Singh, "Consent as a foundation for responsible autonomy," Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 36, No. 11, pp. 12301-12306, Virtual (Vancouver), Canada, June 2022. DOI: 10.1609/aaai.v36i11.21494
- [9] J. Oh, W. Kim, S. Kim, H. Im, and S. Lee, "Better to Ask Than Assume: Proactive Voice Assistants' Communication Strategies That Respect User Agency in a Smart Home Environment," Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Article No. 846, pp. 1-17, Honolulu, HI, USA, May 2024. DOI: 10.1145/3613904.3642193
- [10] L. I. D. Faruk, D. Pal, S. Funilkul, T. Perumal, and P. Mongkolnam, "Introducing CASUX: A Standardized Scale for Measuring the User Experience of Artificial Intelligence Based Conversational Agents," International Journal of Human-Computer Interaction, Vol. 41, No. 9, pp. 5274-5298, January 2025. DOI: 10.1080/10447318.2024.2359206
- [11] M. M. Bradley and P. J. Lang, "Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential," Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, Vol. 25, No. 1, pp. 49-59, March 1994. DOI: 10.1016/0005-7916(94)90063-9
- [12] Y. Deng, W. Lei, L. Liao, F. Cai, W. Chen, S. Wu, W. Lam, H. Chen, and T.-S. Chua, "Proactive Conversational AI: Advances, Opportunities, and Challenges," arXiv preprint arXiv:2501.01686, January 2025. DOI: 10.1145/3715097
- [13] M. Allouch, A. Azaria, and R. Azoulay, "Conversational Agents: Theory and Applications," Sensors, Vol. 21, No. 24, Article 8448, December 2021. DOI: 10.3390/s21248448
- [14] Y. Deng, W. Lei, W. Lam, and T.-S. Chua, "A Survey on Proactive Dialogue Systems: Problems, Methods, and Prospects," Proceedings of the Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI '23), Article No. 738, pp. 6583-6591, August 2023. DOI: 10.24963/ijcai.2023/738
- [15] M. Kraus, N. Wagner, Z. Callejas, and W. Minker, "The Role of Trust in Proactive Conversational Assistants," IEEE Access, Vol. 9, pp. 112821-112836, August 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3103893
- [16] J. Ha, H. Jeon, D. Han, J. Seo, and C. Oh, "CloChat: Understanding How People Customize, Interact, and Experience Personas in Large Language Models," Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '24), Article No. 305, pp. 1-24, Honolulu, HI, USA, May 2024. DOI: 10.1145/3613904.3642472
- [17] J. C. Nunnally, "Psychometric theory—25 years ago and now," Educational Researcher, Vol. 4, No. 10, pp. 7-21, November 1975. DOI: 10.3102/0013189X004010007
- [18] A. F. Hayes, Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach, 2nd ed., New York, NY: Guilford Press, 2017.
- [19] D. P. MacKinnon, C. M. Lockwood, and J. Williams, "Confidence limits for the indirect effect: Distribution of the product and resampling methods," Multivariate Behavioral Research, Vol. 39, No. 1, pp. 99-128, 2004. DOI: 10.1207/s15327906mbr3901_4
- [20] K. J. Preacher and J. P. Selig, "Advantages of Monte Carlo confidence intervals for indirect effects," Communication Methods and Measures, Vol. 6, No. 2, pp. 77-98, 2012. DOI: 10.1080/19312458.2012.679848
- [21] C. Nass and Y. Moon, "Machines and mindlessness: Social responses to computers," Journal of Social Issues, Vol. 56, No. 1, pp. 81-103, 2000. DOI: 10.1111/0022-4537.00153
- [22] J. M. Logg, J. A. Minson, and D. A. Moore, "Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment," Organizational Behavior and Human Decision Processes, Vol. 151, pp. 90-103, 2019. DOI: 10.1016/j.obhdp.2018.12.005
- [23] B. J. Dietvorst, J. P. Simmons, and C. Massey, "Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err," Journal of Experimental Psychology: General, Vol. 144, No. 1, pp. 114-126, 2015. DOI: 10.1037/xge0000033
- [24] C. Longoni, A. Bonezzi, and C. K. Morewedge, "Resistance to medical artificial intelligence," Journal of Consumer Research,

Vol. 46, No. 4, pp. 629–650, 2019. DOI: 10.1093/jcr/ucz013

- [25] H. R. Lee, J. H. Ha, and C. H. Oh, "The Effects of Empathy Regulation Strategies on Negative Emotions in Place Recommender Systems," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 30, No. 8, pp. 41-52, August 2025. DOI: 10.9708/jksci.2025.30.08.041

Authors



Seong-Yeon Kim received the bachelor's degree in Business Administration from Soongsil University in 2021. He is a master's student in UX at the Yonsei University Graduate School of Information since 2025.

His current research interests include Conversational AI, HCI, Interaction Design and User Experience.



Ju-Hye Ha received the bachelor's degree in Design from Seoul National University of Science and Technology in 2020, and the master's degree in UX from the Yonsei University Graduate School of Information in

2024. She is currently a Ph.D. student in UX at the Yonsei University Graduate School of Information since 2024. Her current research interests include HCI, Artificial Intelligence and User Experience.



Chang-Hoon Oh is an assistant professor in the UX track at the Graduate School of Information, Yonsei University. He received a Ph.D. in Human-Computer Interaction from Seoul National University and completed a

postdoctoral fellowship at the Human-Computer Interaction Institute (HCII) at Carnegie Mellon University. His research focuses on Artificial Intelligence, HCI and User Experience.