

## The Effects of Empathy Regulation Strategies on Negative Emotions in Place Recommender Systems

Hae-Ryung Lee\*, 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 empirically analyzed the impact of conversational agents applying empathy regulation strategies (congruent, divergent) on user experience when recognizing negative emotional states (anger, sadness) in place recommendation contexts. Negative emotions impair users' judgment and decision-making, highlighting the need for empathetic responses. Yet little research exists on strategy effectiveness. A 2 (anger/sadness) × 2 (congruent/divergent) within-subject experiment was conducted with 44 participants using location recommendation scenarios. Results showed the 'sadness × congruent' condition achieved the highest trust ratings, with congruent strategy showing marginally significant advantage in recommendation acceptance for sadness states. Additionally, 'anger × congruent' strategy received higher evaluations, contrary to the change-oriented behavioral characteristics of anger. Through these findings, this study confirmed that acceptance-centered empathy strategies are generally more effective in emotion-based recommender systems, providing theoretical contributions by applying emotion regulation theory to AI-human interaction and offering guidelines for emotion-based recommender system design.

▶ **Key words:** Conversational Agent, Emotion-based Recommendation System, Empathy Regulation Strategy, Negative Emotion, User Experience

### [요 약]

본 연구는 대화형 에이전트가 사용자의 부정적 감정 상태(분노, 슬픔)를 인식하고 이에 적합한 공감 조절 전략(동조, 반전)을 적용하여 장소를 추천하는 상황에서 사용자 경험(신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향)에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 부정적 감정 상태의 사용자는 인지적 편향이 심화해 의사 결정 과정에서 취약성을 드러내므로 공감적 대응이 중요하나, 실제로 어떤 전략이 어떤 감정 상태에서 더 효과적인지에 대한 실증 연구는 부족하다. 2(분노/슬픔) × 2(동조/반전)의 within-subject 실험을 설계하여 44명의 참여자를 대상으로 장소 추천 시나리오를 활용한 실험을 수행하였으며, 대응표본 t검정 및 2×2 반복측정 분산분석을 실시하였다. 분석 결과, '슬픔×동조' 전략 조건에서 신뢰도가 가장 높게 나타났으며, 슬픔 상태에서 동조 전략이 추천 수용도에서 유의한 차이를 보였다. 또한 분노의 변화 지향적 행동 특성과 반대로 '분노×동조' 전략이 높은 평가를 받았다. 이를 통해 감정 기반 추천 시스템에서 수용 중심의 공감 전략이 전반적으로 더 효과적임을 확인하였다. 본 연구는 감정 조절 이론을 대화형 에이전트 상호작용 맥락에 적용한 이론적 기여와 함께 감정 기반 추천 시스템 설계 지침을 제시한다.

▶ **주제어:** 대화형 에이전트, 감정 기반 추천 시스템, 공감 조절 전략, 부정적 감정, 사용자 경험

- First Author: Hae-Ryung Lee, Corresponding Author: Chang-Hoon Oh
- \*Hae-Ryung Lee (leehr810@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. 07. 17, Revised: 2025. 07. 27, Accepted: 2025. 08. 06.

## I. Introduction

대화형 에이전트(Conversational Agent)는 사용자와 자연어로 상호작용을 하는 인공지능 기술로, 단순한 정보 제공 도구를 넘어[1], 사용자의 상태와 맥락을 인식하고 정서적으로 반응하는 방향으로 발전하고 있다[2]. 이러한 정서적 상호작용은 감정이 인간의 판단과 선택에 직접적인 영향을 미친다는 점에서 중요하다. 감정은 주의를 어디에 기울일지, 어떤 정보를 신뢰할지, 그리고 어떤 행동을 선택할지에 영향을 미침으로써 의사결정 전 과정에 관여하는 핵심 인지 요인으로 작용한다[3]. 이러한 특성은 사용자의 의사결정을 지원하는 추천 시스템의 설계에서도 중요한 고려 요소가 된다[4]. 실제로 사용자의 감정 상태를 반영한 추천은 사용자 경험의 유용성과 수용성을 높이는 데 기여하는 것으로 보고되고 있다[5].

감정 기반 추천 시스템에 관한 기존 연구는 주로 감정 인식 기술의 정교화에 집중했으나[6][7], 감정 인식 이후 에이전트가 어떠한 방식으로 반응해야 하는지에 대한 논의, 특히 정서적 상호작용의 질을 높일 수 있는 효과적인 공감 조절 전략에 대한 분석은 상대적으로 부족하다. 감정 기반 추천 시스템에서 대화형 에이전트의 공감 능력은 사용자 요구와 선호를 반영하는 데 효과적이지만[8], 확실적인 공감 조절 전략을 적용할 때 감정적 기대와의 불일치로 인해 오히려 부정적 경험을 초래할 수 있다[9]. 이에 따라 사용자의 감정 상태에 유연하게 대응할 수 있는 맞춤형 공감 전략의 필요성이 제기되지만, 이를 다룬 체계적인 연구는 여전히 부족한 상황이다.

특히 부정적 감정 상태의 사용자는 인지적 편향으로 인해 판단력이 저하되고[10], 새로운 정보나 제안에 소극적으로 반응함으로써 의사 결정 과정에서 취약성을 드러내는 경향이 있다[11]. 이러한 상황에서는 단순한 정보 제공만으로는 사용자의 불안이나 불만을 완화하기 어렵기 때문에, 정서적 지지와 공감적 대응의 중요성이 더 커진다. 대화형 에이전트의 부적절한 반응은 사용자의 감정적 취약성을 심화시키고 시스템에 대한 신뢰 역시 저하할 수 있다[12]. 따라서 부정적 감정 상태에 적합한 차별화된 공감 조절 전략에 대한 체계적인 탐색이 필요하다.

분노와 슬픔은 모두 부정적 감정이지만 서로 다른 대응을 요구한다. 감정의 인지 평가 이론(Cognitive Appraisal Theory of Emotion)에 따르면 각 감정은 통제감, 책임 귀인, 행동 경향성 등의 인지적 평가 차원을 통해 구분되며 고유한 특성을 보인다[10]. 분노와 슬픔은 이러한 평가 차원에서 뚜렷한 차이를 보이며, 이는 감정 유

형별 차별화된 전략이 필요함을 시사한다. 분노는 높은 통제감과 외부 요인에 대한 책임 귀인을 동반하며, 문제 해결이나 변화 지향적 행동을 유발한다. 반면 슬픔은 낮은 통제감과 자기 및 상황 귀인을 특징으로 하며, 수용적 태도나 위로 추구 행동을 유발한다[13][14]. 이처럼 감정 유형에 따라 요구되는 정서적 개입 방식이 다르므로, 대화형 에이전트가 적용하는 공감 조절 전략 또한 감정 유형에 따라 차별화될 필요가 있다.

Zaki(2020)의 외적 대인 감정 조절 이론(Interpersonal Emotion Regulation)에 따르면, 공감은 반드시 상대방의 감정과 일치하는 방향으로 반응하는 것만을 의미하지 않으며, 감정 일치 전략과 감정 비일치 전략 모두를 포함할 수 있다[15]. 핵심은 상대방의 정서적 목표에 대한 상호작용을 효과적으로 조율하는 데 있으며, 이는 공감적 반응이 단순한 정서 전이에 그치지 않고, 전략적 조절 행위로 기능함을 시사한다. 본 연구는 이러한 관점을 대화형 에이전트의 공감 조절로 확장하여, 감정 일치 전략을 ‘동조 전략’, 감정 비일치 전략을 ‘반전 전략’으로 개념화한다. 슬픔의 위로 추구 특성에는 동조 전략이, 분노의 변화 지향적 특성에는 반전 전략이 더 적합할 것으로 예상되나, 실제로 어떤 전략이 어떤 감정 상태에서 더 유효한지는 충분히 검증되지 않았다.

이러한 공감 조절 전략의 효과를 관찰할 수 있는 실험 맥락으로, 본 연구는 장소 추천 시나리오를 설정하였다. 환경심리학 연구에 따르면 물리적 환경은 개인의 감정 상태에 영향을 미칠 뿐 아니라, 감정 상태에 따라 특정 장소에 대한 선호나 회피가 발생한다는 점에서[16], 추천 시스템 내 감정-행동 연계를 탐색하기에 적절한 맥락이다. 예를 들어, 조용하고 개방감 있는 공간은 정서적 안정을 유도하는 반면, 혼잡하고 폐쇄적인 공간은 불안이나 분노를 증폭시킬 수 있다[17]. 이처럼 물리적 환경은 감정 상태에 민감하게 반응하는 선택 요소로, 감정 기반 추천 시스템에서 공감 조절 전략의 효과를 실험적으로 관찰할 수 있는 유의미한 조건을 제공한다.

본 연구는 대화형 에이전트가 사용자의 부정적 감정 상태(분노, 슬픔)를 인식하고, 이에 적합한 공감 조절 전략(동조, 반전)을 적용하여 장소를 추천하는 시나리오를 구성하였다. 감정 상태와 공감 조절 전략의 조합이 사용자 경험(신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향)에 미치는 영향을 분석하고자 하며, 이를 위해 2(감정 상태: 분노/슬픔) × 2(공감 전략: 동조/반전)의 within-subject 실험 설계를 적용하였다. 본 연구는 부정적 감정 상태에서의 상호작용 효과를 실증적으로 규명함으로써, 감정 기반 추천 시스템 중에

서도 취약한 감정 상태에 특화된 공감 조절 전략 설계를 위한 이론적 근거와 실무적 함의를 제시하고자 한다.

## II. Related Works

### 1. Emotion-based Recommendation and User Interaction

감성 컴퓨팅의 발전은 추천 시스템이 사용자의 감정을 활용할 수 있는 기술적 토대를 제공하였으며, 이는 감정 기반 추천 시스템(Affective Recommender Systems)의 개발로 이어졌다[7]. 감정 기반 추천 시스템은 사용자의 실시간 감정 상태를 탐지하고, 이를 추천 알고리즘에 반영하여 개인화된 서비스를 제공하는 시스템을 의미한다. 이러한 발전은 추천 시스템이 단순한 정보 제공 도구를 넘어, 사용자의 상태와 맥락을 인식하고 정서적으로 반응하는 방향으로 진화하게 하였다[2]. 최근에는 감성형 대화형 에이전트가 등장하면서[18], 공감 능력을 바탕으로 한 개인화된 추천 서비스가 가능해지고 있다[19]. 실제로 감정 기반 추천 시스템은 음악, 영화, 상담 등 다양한 분야에서 상용화되고 있다[20].

감정은 의사 결정 과정에 중요한 역할을 하며[3], 추천 시스템의 핵심 목적이 사용자 의사결정 지원임을 고려할 때, 감정은 반드시 고려되어야 할 요소이다[4]. Gonzalez 등(2007)은 추천 시스템이 사용자의 감정 상태를 인식하고 이에 따라 추천 결과를 조정할 때, 사용자가 더 명확하고 신중한 결정을 내릴 수 있다고 주장하였다[21]. 실제로 사용자의 감정 상태를 고려하는 것은 추천 시스템의 유용성과 수용성을 크게 향상시킨다[5].

그러나 감정 기반 추천 시스템에 대한 기존 연구는 주로 사용자 감정 인식의 정확도 향상이나 감정 분류 알고리즘 개발에 집중되어 있다[6][7]. 감정 인식 이후 에이전트가 어떠한 방식으로 반응해야 하는지에 대한 논의, 특히 정서적 상호작용의 질을 높일 수 있는 효과적인 공감 조절 전략에 대한 분석은 상대적으로 부족하다. 감정 기반 추천 시스템에서 대화형 에이전트의 공감 능력은 사용자 요구와 선호를 반영하는 데 효과적이며[8], 대화형 에이전트가 인간의 공감 특성을 학습하고 반영할수록 효과적인 공감적 상호작용을 구현할 수 있다[22]. 이러한 연구 동향은 감정 기반 추천 시스템에서 기술적 감정 인식을 넘어선 정서적 상호작용의 중요성을 시사한다. 본 연구는 이러한 연구 공백을 해결하기 위해 정서적 상호작용에서 효과적인 공감 조절 전략이 사용자 경험에 미치는 영향을 실증적으로 탐구한다.

### 2. Empathy Strategies for Negative Emotions

공감은 타인의 감정에 단순히 반응하는 것을 넘어, 그 감정을 조절하고자 하는 목표 지향적 행동이다[15]. 공감 조절 전략은 감정 조절 이론과 밀접하게 연관되어 있으며, 감정의 특성이나 상황적 맥락에 따라 차별화 되어야 한다[9][23][24]. 특히 감정 기반 추천 시스템에서 부정적 감정의 특성을 고려하는 것은 매우 중요하다. 부정적 감정은 긍정적 감정에 비해 인지적 편향을 심화시키고 판단력을 저하해, 사용자가 합리적이고 주체적인 결정을 내리기 어렵게 만든다[10][11]. 이러한 상황에서는 단순한 정보 제공만으로는 사용자의 불안이나 불만을 완화 해소하기 어렵기 때문에, 정서적 지지와 공감적 대응의 중요성이 더 커진다. 부정적 감정 상태의 사용자는 대화형 에이전트의 공감적 대응에 더욱 민감하게 반응한다[12]. 사용자가 좌절이나 슬픔을 겪고 있을 때는 정서적 지지와 감정 회복에 대한 심리적 요구가 커지며, 공감 조절 전략이 적절하지 않으면 오히려 감정 악화나 기술 거부로 이어질 수 있다[25].

부정적 감정 중에서도 분노와 슬픔은 감정의 인지 평가 이론(Cognitive Appraisal Theory of Emotion) 관점에서 뚜렷한 차이를 보인다[10]. 분노는 높은 통제감과 외부 귀인을 동반하며, 문제 해결이나 변화 지향적 행동을 특징으로 하지만, 슬픔은 낮은 통제감과 상황 귀인, 수용·위로 추구 행동을 유발한다[13][14]. 이러한 통제감 수준과 행동 경향성의 차이는, 동일한 부정적 감정이라 하더라도 사용자가 요구하는 정서적 개입 방식이 상이함을 시사한다. 따라서 추천 시스템에서 획일적인 공감 조절 전략을 적용할 경우, 감정 상태와 전략 간의 불일치로 인해 오히려 부정적인 사용자 경험을 초래할 수 있다[9].

Zaki(2020)의 외적 대인 감정 조절 이론(Interpersonal Emotion Regulation)은 공감이 반드시 상대의 감정과 정서적으로 일치할 필요는 없으며, 감정 일치 전략과 감정 비일치 전략 모두를 포함할 수 있음을 제시한다. 감정 일치 전략은 사용자의 현재 감정 상태에 동조하는 방식이며, 감정 비일치 전략은 사용자의 감정과 다른 정서적 방향을 유도하는 방식이다. 두 전략은 모두 상대방의 정서적 목표에 맞춰 효과적인 상호작용을 위해 조정되는 방식이며, 상황과 목표에 따라 유연하게 적용될 수 있다[15]. 공감 조절 전략을 활용한 정서적 상호작용은 사용자의 심리적 안정과 시스템에 대한 신뢰 형성에 긍정적으로 기여할 수 있다[9].

본 연구는 Zaki(2020)의 이론을 바탕으로 감정 일치/비일치 전략을 대화형 에이전트의 공감 조절 관점에서 재해석하고, 이를 감정 기반 추천 시스템에 적용하고자 한다. 특히, 감정 유형에 따른 차별화된 공감 조절 전략의 효과

를 실증적으로 검증함으로써, 더 적응적이고 공감적인 상호작용 설계 가능성을 탐색하고자 한다.

### 3. Emotional States and Space Choice

감정은 인지적·정서적 경험뿐만 아니라 개인의 물리적 환경 선택에도 큰 영향을 미친다. 환경심리학의 대표적 이론인 Mehrabian-Russell의 PAD(Pleasure-Arousal-Dominance) 모델에 따르면, 감정과 물리적 환경은 상호작용을 하며, 환경 자극이 유발한 감정 반응은 환경에 대한 접근 혹은 회피 행동으로 이어진다[16]. 이처럼 물리적 환경은 감정 상태와 직접적 영향을 미치는 요소이다. 조용하고 개방감 있는 공간은 정서적 안정을 유도하는 반면, 혼잡하고 폐쇄적인 공간은 불안이나 분노를 증폭시킬 수 있다[17]. 또한 자연환경은 긍정적 연상을 유도하는 경향이 강하지만, 도시 환경은 긍정적·부정적 연상을 모두 유발할 수 있다는 연구 결과는 물리적 환경 자체가 감정 유도 효과를 지닌다는 점을 시사한다[26]. 정서적 반응은 환경 자극에 대한 연상 패턴에서 비롯되며, 환경 자극에 직면했을 때 활성화되는 정서적 반응은 장소에 대한 선호로 이어진다[27].

상황 선택(Situation Selection) 전략은 개인의 정서적 목표에 맞춰 물리적 환경에 대한 접근이나 회피를 통해 감정을 조절하는 방법이다. 선행 연구에 따르면, 이는 효과적이고 보편적으로 사용되는 감정 조절 전략으로 알려져 있다[9]. 특히 부정적 감정 상태일 때는 심리적 안정을 줄 수 있는 장소를 더욱 적극적으로 선택하려는 경향이 나타나며, 선호하는 장소는 부정적 감정 상태에서부터 회복을 유도할 수 있는 강력한 감정 조절 장치이다[17].

이처럼 물리적 환경은 감정 상태에 민감하게 반응하는 선택 요소이다. 이러한 특성을 바탕으로, 본 연구는 장소 추천 상황을 통해 감정 기반 추천 시스템에서 공감 조절 전략의 효과를 비교·관찰한다.

### III. Proposed Hypotheses

본 연구의 목적은 사용자의 감정 상태(분노/슬픔)와 대화형 에이전트의 공감 조절 전략(동조/반전)의 조합이 추천 대화 경험에 미치는 영향을 검증하는 것이다. 구체적으로, 장소 추천 맥락에서 어떤 전략이 어떤 감정 상태에 더 효과적인지 실증적으로 비교 분석하는 데 있다.

분노 상태: 반전 전략이 동조 전략보다 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향에서 더 높은 효과를 보일 것이다.

H1-1: 분노 상태에서 반전 전략이 동조 전략보다 에이전트에 대한 신뢰도가 높을 것이다.

H1-2: 분노 상태에서 반전 전략이 동조 전략보다 추천 수용도가 높을 것이다.

H1-3: 분노 상태에서 반전 전략이 동조 전략보다 행동 의향이 높을 것이다.

슬픔 상태: 동조 전략이 반전 전략보다 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향에서 더 높은 효과를 보일 것이다.

H2-1: 슬픔 상태에서 동조 전략이 반전 전략보다 에이전트에 대한 신뢰도가 높을 것이다.

H2-2: 슬픔 상태에서 동조 전략이 반전 전략보다 추천 수용도가 높을 것이다.

H2-3: 슬픔 상태에서 동조 전략이 반전 전략보다 행동 의향이 높을 것이다.

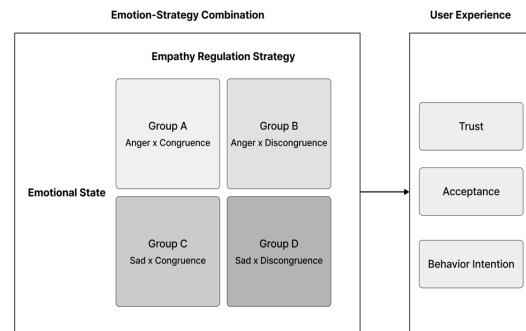


Fig. 1. Study Model

## IV. Study Methods

### 1. Formative Study

본 실험에 앞서 감정 상태가 장소 선택에 미치는 영향을 탐색하기 위한 예비 조사를 실시하였다. 예비 조사는 대면 또는 화상 인터뷰 방식으로 진행되었으며, 2025년 4월 8일부터 14일까지 7일간 수행되었다. 참여자는 챗봇 사용 경험이 있는 20~30대 대한민국 거주 성인 남녀 8명(남성 3명, 여성 5명, 평균 연령 25.4세)으로 구성되었다. 인터뷰는 개별적으로 진행되었으며, 평균 소요 시간은 30분이었다. 인터뷰는 두 가지 파트로 구성되었다. 첫 번째 파트는

감정에 따른 공간 선택 경험에 관한 질문으로, 두 번째 파트는 감정 상태(분노/슬픔)에 따라 제시되는 공감 조절 전략(동조/반전)에 대한 수용도에 관한 질문으로 구성되었다. 인터뷰는 두 가지 목적으로 구성되었다. 첫째, 물리적 환경과 감정의 연결성을 탐색하고, 둘째, 감정 상태별 공감 조절 전략의 효과를 사전 검증하기 위함이었다.

주제 분석 결과, 세 가지 핵심 주제가 도출되었다. 첫 번째 핵심 주제는 "감정은 단순한 배경 요인이 아니라 장소 선택 행동을 유도하는 주요 동기로 작용함"이었으며, 이는 선행 연구 결과와도 일치하였다[17]. 두 번째 핵심 주제는 "부정적 감정 상태에서 공간을 감정 회복 수단으로 활용함"이었으며, 참여자 8명 중 7명이 이러한 경험을 보고하였다. 세 번째 핵심 주제는 "감정적 이해와 행동 유도력을 서로 다른 차원으로 인식함"이었다. 참여자들은 공감 조절 전략의 효과를 두 가지 측면으로 구분하여 평가했다. 감정적 이해 측면에서는 8명 중 6명이 동조 전략을 선호했으며, 지친 마음을 어루만져주는 느낌을 받는다고 응답했다. 반면 행동 유도력 측면에서는 8명 중 5명이 반전 전략을 선호했으며, 추천 장소에 실제로 가보고 싶은 마음이 든다고 보고했다. 또한 감정 상태에 따른 전략 선호도에서도 차이가 나타났다. 슬픔 상태에서는 동조 전략에 대한 기대가 높았고, 분노 상태에서는 반전 전략에 대한 기대가 높게 나타났다. 이러한 선호도 차이는 분노의 변화 지향적 특성과 슬픔의 위로 추구 특성이 반영된 것으로 해석된다.

이러한 예비 조사 결과는 이론적 배경과 부합하며 본 연구의 가설 설정에 중요한 근거를 제공했다. 감정별로 구분된 선호도의 차이를 통해 분노 상태에서는 반전 전략이, 슬픔 상태에서는 동조 전략이 효과적일 것이라는 가설을 설정하였다. 본 연구는 2x2 실험 설계를 통해 감정 상태(분노/슬픔)와 공감 조절 전략(동조/반전)의 조합이 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향에 미치는 차별적 효과를 실증적으로 검증하고자 한다.

## 2. Experimental Design

### 2.1 Emotional Induction Scenario Design

감정 유도 시나리오는 참여자가 실제 감정 상태에 이입할 수 있도록, 개인적이며 일상적인 맥락을 바탕으로 구성되었다. 분노 시나리오는 열심히 준비한 프로젝트의 성과가 직장 상사에게 가로채이고, 그에 대한 정당한 인정을 받지 못하는 상황을 통해 분노를 유도하였다. 슬픔 시나리오는 오랜 시간 함께한 반려견과의 이별 이후, 추억이 깃든 장난감을 우연히 발견하며 슬픔을 느끼는 장면으로 구성되었다.



슬픔 감정 기반 시나리오

친구와의 약속이 있는 휴일 오후,  
당신은 외출 준비를 하다 인형 하나를 발견합니다.  
반려견 초코가 가장 좋아했던 장난감이었습니다.

반려견 초코가 세상을 떠난 지는 벌써 세 달이 지났습니다.  
당신은 장난감을 보자마자 초코가 장난감을 가지고  
놀던 모습이 떠오르며 가슴이 먹먹해졌습니다.  
마음은 점점 더 가라앉았고, 슬픈 마음은 점점 더 커졌습니다.

당신은 손에 들린 장난감을 내려놓고 친구에게 문자를 보냈습니다.  
친구는 걱정스러운 말투로 어디라도 가보자고 제안을 하며,  
감정 기반 장소 추천 챗봇 '누모스(NUMOS)'를 추천했습니다.

Fig. 2. Sad emotion Induction Scenario

### 2.2 Experimental Procedure

실험은 감정 유도, 감정 몰입, 챗봇과의 상호작용의 3단계로 구성되었다. 각 단계에서 참여자는 감정 유도 시나리오를 통해 특정 감정에 몰입한 후, 가상의 장소 추천 챗봇 "누모스(NUMOS)"와의 대화 시나리오를 경험하였다. 추천 장소의 범위는 일상에서 쉽게 접근할 수 있는 카페, 음식점, 공원, 문화시설, 운동시설 등으로 제한하여 실생활에서의 효과성을 탐색하고자 하였다.

본 연구는 Zaki(2020)의 이론을 바탕으로 장소 추천 맥락에서 공감 조절 전략을 다음과 같이 정의한다:

- 동조 전략: 에이전트가 사용자의 현재 감정 상태와 일치하는 환경을 추천하는 전략
- 반전 전략: 에이전트가 사용자의 현재 감정 상태와 대비되는 환경을 추천하는 전략

추천된 장소는 장소의 분위기가 느껴지는 서정적인 설명과 함께 장소 정보 및 이미지가 제공되었다. 모든 조건에서 챗봇의 기본 공감 수준, 대화 구조, 인터페이스 디자인은 동일하게 유지하였다. 챗봇은 사용자의 감정을 인정하고 공감하는 반응을 보인 후 선택된 공감 조절 전략에 따라 차별화된 메시지와 3가지 장소를 제공하였다. 오직 공감 조절 전략에 따른 챗봇의 공감적 반응과 장소 유형만이 조작 변수로 설정되어, 실험의 내적 타당도를 확보하였다.

### 2.3 Stimuli Development

실험 처치물은 가상의 장소 추천 챗봇 '누모스(NUMOS)'의 대화형 인터페이스를 이미지 시나리오로 구성하였다. 참여자는 챗봇을 직접 조작하지 않고 대화 기록 이미지를 읽고 판단하는 방식으로 실험에 참여하였다. 공감 조절 전략은 챗봇이 자율적으로 제공하지 않고 사용자가 선택하도록 설계하였다. 챗봇은 "지금 너에겐, 어떤 장소가 어울릴까?"라는 질문과 함께 "감정을 그대로 받아주는 장소 / 감정을 확실하게 전환해주는 장소" 두 가지 옵션을 제시하였다.

동조 전략과 반전 전략은 챗봇의 공감적 반응과 추천 장소에서 명확히 구분되었다. 슬픔 상태에서 동조 전략은 "슬픈 감정을 억지로 떨쳐내기보다는, 그 감정을 있는 그대로 받아주는 게 더 필요하기도 해"라는 메시지와 함께 조용한 카페, 노을이 보이는 한강 전망대, 수목원 등을 추천하였다. 반면 반전 전략은 "조금은 다른 공기 속에서 마음을 가볍게 환기해 보는 건 좋은 선택으로 느껴져"라는 메시지와 함께 소품샵, 야외 마켓, 활기찬 테라스 카페 등을 추천하였다.

분노 상태에서 동조 전략은 "분노한 감정을 억지로 바꾸기보다는 받아들이고 천천히 정리하는 건 좋은 선택이야"라는 메시지와 함께 재즈바, 책방, 야경이 보이는 공원 등을 추천하였다. 반면 반전 전략은 "화가 날 땐 계속 이런 기분을 안고 있는 것보다 완전히 다른 분위기에서 털어 버리는 게 낫지"라는 메시지와 함께 칵테일 바, 펍 볼링장, 액션 영화 감상 등을 추천하였다.

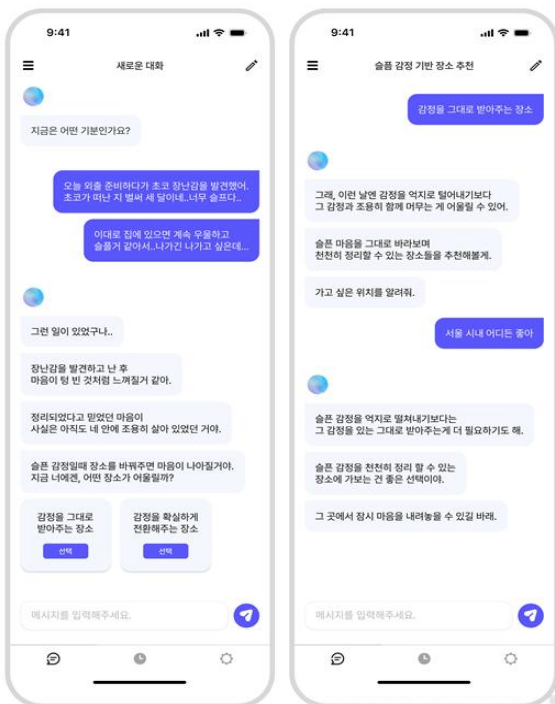


Fig. 3. NUMOS Chatbot Interface



Fig. 4. Location Recommendation Cards

### 2.4 Experimental Structure and Conditions

본 연구는 2(감정 상태: 분노/슬픔) × 2(공감 조절 전략: 동조/반전)의 within-subject 실험 설계를 적용하였다. 모든 참여자는 4가지 조건 A(분노×동조), B(분노×반전), C(슬픔×동조), D(슬픔×반전)를 모두 경험하였다. 각 조건은 감정 유도 시나리오(분노: 직장 내 성과 가로채기, 슬픔: 반려견과의 이별)와 챗봇의 공감 조절 전략에 따라 차별화되었다. 순서 효과를 통제하기 위해 complete counterbalancing을 적용하여 참여자들을 4개 그룹으로 무작위 배치하였다.

### 2.5 Procedure

본 실험은 2025년 5월 11일부터 15일까지 5일간 온라인 설문 플랫폼을 활용한 비대면 방식으로 진행되었다. 참여자당 총 실험 시간은 약 20분이었으며, 조건별 소요 시간은 약 5분이었다.

실험은 실험 안내 및 동의서 획득, 인구통계학적 정보 수집, 4개 조건 순차 진행, 사후 설문 순으로 진행되었다. 각 조건에서 참여자는 감정 유도 시나리오를 읽고 해당 감정 상태에 몰입한 후, 챗봇 대화 이미지를 확인하고 종속 변수 측정을 위한 설문에 응답하였다. 조건 간에는 충분한 휴식 시간을 제공하여 이월 효과를 최소화하였다. 모든 조건 완료 후, 감정 기반 장소 추천 챗봇의 공감 조절 전략 사용에 대한 개인적 의견을 자유 응답 형식으로 작성하도록 하였다.

### 2.6 Measures

본 연구는 감정 상태와 공감 전략의 조합이 장소 추천 대화 경험에 미치는 영향을 평가하기 위해, Table 1과 같이 세 가지 측정 변수를 설정하였다. 각 변수는 4개 문항으로 구성되었으며, 선행 연구 문항들을 감정 기반 장소 추천 환경에 맞게 수정하여 7점 Likert 척도(1점 = 전혀

그렇지 않다, 7점 = 매우 그렇다)를 기준으로 응답하도록 구성하였다.

Table 1. Operational Definition of a Variable

Variable	Definition
Trust	The extent to which the agent is perceived to understand the user
Acceptance	The extent to which the user can psychologically accept the agent's recommendation
Behavior Intention	The extent to which the user feels motivated to visit the place recommended by the agent

신뢰도는 Schmidmaier 등[28]의 PETS를 기반으로 기술 공감 인식을 측정하였고, 수용도는 Concannon 등[29]의 ESHCC를 활용하여 AI 에이전트와의 공감적 상호작용을 평가하였다. 행동 의향은 Sundar 등[30]과 Komiak & Benbasat[31]의 추천 시스템 연구를 기반으로 측정하였다. 구체적인 측정 문항은 Table 2에 제시되어 있다.

Table 2. Measurement of Variables

Variable	Measurement
Trust	이 대화형 에이전트는 나의 감정 상태를 고려하고 있다고 느껴졌다.
	이 대화형 에이전트는 나에게 관심을 보이며 적절하게 반응했다.
	이 대화형 에이전트는 내게 적절한 답변을 공감적으로 제공했다.
	이 대화형 에이전트는 감정 상태에 맞는 신뢰할 수 있는 정보를 제공했다.
Acceptance	이 대화형 에이전트의 추천은 내 마음에 들었다.
	이 대화형 에이전트의 제안은 기분 좋게 느껴졌다.
	이 대화형 에이전트의 추천 내용은 나의 감정 상황에 논리적으로 납득 가능했다.
	이 대화형 에이전트의 제안은 수용할 만한 수준이었다.
Behavior Intention	이 대화형 에이전트가 제안한 맞춤형 정보는 내 방문 계획을 구체화하는 데 도움이 되었다.
	내가 장소 유형을 직접 선택할 수 있는 점이 방문 계획 수립에 긍정적으로 작용했다.
	이 대화형 에이전트가 제공한 추천 장소와 감성적 설명은 추천 장소를 실제로 방문하고 싶다는 마음을 확고히 해주었다.
	나는 이 대화형 에이전트가 추천한 장소를 방문할 의향이 있다.

2.7 Participants

참여자는 대화형 챗봇 사용 경험이 있는 대한민국 거주 성인으로 구성되었다. 총 50명이 응답하였으며, 데이터 정제 과정에서 비정형 응답 6명을 제외하고 최종 44명의 데이터를 분석하였다(남성 23명, 여성 21명, 평균 연령 28.6세). AI 챗봇 사용 빈도는 '거의 매일'이 가장 높았으며, AI

기술 이해도는 중간 수준이 56.8%로 나타났다.

V. Result

1. Reliability and Validity Analysis

본 연구에서는 설문 문항의 신뢰성을 검증하기 위해 Cronbach's  $\alpha$  계수를 활용한 신뢰도 분석을 수행하였다. 네 가지 자극 조건(감정  $\times$  공감 조절 전략 조합)에 따라 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향 각각의 종속 변수에 대해 독립적으로 분석을 실시하였다. 분석 결과, 모든 자극 조건에서 Cronbach's  $\alpha$  값이 0.85 이상으로 나타나 내부 일관성이 높은 것으로 확인되었다. 자극 조건별 신뢰도 분석 결과는 Table 3에 제시되어 있다.

Table 3. Reliability and Validity

No.	Condition	Cronbach's $\alpha$		
		T	A	BI
A	Anger x Congruence	.95	.95	.87
B	Anger x Discongruence	.93	.94	.92
C	Sad x Congruence	.85	.91	.92
D	Sad x Discongruence	.93	.96	.92

T: Trust, A: Acceptance BI: Behavior Intention

2. Condition Differences

2.1 Descriptive Statistics

조건별 평균값 분석 결과, C(슬픔 $\times$ 동조) 조건이 세 종속 변수 모두에서 가장 높은 값을 보였다(신뢰도 5.43, 추천 수용도 5.25, 행동 의향 5.06). 반면 B(분노 $\times$ 반전) 조건이 대부분의 변수에서 가장 낮은 평가를 받았다. 조건별 평균 값은 Table 4에 제시되어 있다.

Table 4. Mean Scores by Experimental Conditions

No.	Trust	Acceptance	Behavior Intention
A	4.96	4.92	4.94
B	4.92	4.68	4.66
C	5.43	5.25	5.06
D	5.22	4.85	4.80

2.2 Hypothesis Testing

연구 가설을 검증하기 위해 4개 실험 조건 간 차이를 대응표본 t검정으로 분석하였다. 분노 상태에서 동조 전략(A)과 반전 전략(B) 간 비교 결과, 신뢰도(t = 0.23, p = .82), 추천 수용도(t = 0.81, p = .42), 행동 의향(t = 0.98, p = .33) 등 모든 종속변수에서 통계적으로 유의한 차이가

나타나지 않았다. 따라서 H1-1, H1-2, H1-3은 모두 기각되었다. 슬픔 상태에서 동조 전략(C)과 반전 전략(D) 간 비교 결과, 추천 수용도에서만 경계선상 유의성이 확인되었다( $t = 1.77, p = .08$ ). 신뢰도( $t = 1.62, p = .11$ )와 행동 의향( $t = 1.29, p = .20$ )에서는 유의한 차이가 나타나지 않았다. 따라서 H2-1과 H2-3은 기각되었으며, H2-2는 부분적으로 지지가 되었다.

가설 검증을 위한 주요 비교(A-B, C-D) 외에 추가로 확인된 유의한 차이는 다음과 같다. 신뢰도에서 분노×동조(A)와 슬픔×동조(C) 간 유의한 차이가 나타났다( $t = -2.02, p = .05$ ). 분노×반전(B)과 슬픔×동조(C) 간 비교에서는 신뢰도( $t = -2.38, p = .02$ )와 추천 수용도( $t = -2.64, p = .01$ ) 모두에서 통계적으로 유의한 차이가 확인되었다. 이는 슬픔 상태에서 동조 전략이 분노 상태의 어떤 전략보다도 일관되게 더 긍정적인 사용자 반응을 끌어냈음을 보여준다. 전체 분석 결과는 Table 5에 제시하였다.

Table 5. Result of Paired-sample T-tests

Variable	Condition	Mean	SD	t	p
Trust	A-B	0.18	5.29	0.23	0.82
	A-C	-1.86	6.11	-2.02	.05**
	A-D	-1.05	6.86	-1.01	0.32
	B-C	-2.05	5.71	-2.38	.02**
	B-D	-1.23	6.58	-1.24	0.22
	C-D	0.82	3.36	1.62	0.11
Acceptance	A-B	0.93	7.66	0.81	0.42
	A-C	-1.34	7.20	-1.24	0.22
	A-D	0.27	7.62	0.24	0.81
	B-C	-2.27	5.72	-2.64	.01**
	B-D	-0.66	6.10	-0.72	0.48
	C-D	1.61	6.04	1.77	.08*
Behavior Intention	A-B	1.14	7.72	0.98	0.33
	A-C	-0.46	6.61	-0.46	0.65
	A-D	0.57	7.03	0.54	0.59
	B-C	-1.59	6.77	-1.56	0.13
	B-D	-0.57	6.97	-0.54	0.59
	C-D	1.02	5.24	1.29	0.20

A: Anger x Congruence B: Anger x Discongruence  
 C: Sad x Congruence, D: Sad x Discongruence  
 \*\*:  $p < .01$ , \*:  $p < .05$

2.3 Overall Pattern Analysis

조건 간 비교를 넘어 감정과 전략의 전반적 효과를 파악하기 위해 2(감정 상태: 분노/슬픔) × 2(추천 전략: 동조/반전) 반복측정 분산분석을 실시하였다. 이는 대응표본 t 검정에서 발견된 결과가 전체 구조에서 어떤 패턴을 보이는지 확인하기 위함이다.

분석 결과, 감정 상태의 주 효과는 신뢰도에서만 통계적으로 유의하게 나타났다( $F(1,129) = 4.19, p < .05$ ). 슬픔

상태( $M = 5.33$ )가 분노 상태( $M = 4.94$ )보다 높은 신뢰도를 보였다. 이는 추천 전략과 무관하게 감정 상태 자체가 사용자의 신뢰도 평가에 독립적인 영향을 미칠 수 있음을 의미한다. 추천 수용도( $F(1,129) = 1.33, p = .25$ )와 행동 의향( $F(1,129) = 0.32, p = .58$ )에서는 감정 상태 간 유의한 차이가 나타나지 않았다.

추천 전략의 주 효과는 모든 종속변수에서 통계적으로 유의하지 않았다(신뢰도:  $F(1,129) = 0.44, p = .51$ ; 추천 수용도:  $F(1,129) = 2.16, p = .15$ ; 행동 의향:  $F(1,129) = 1.44, p = .23$ ).

감정 상태와 추천 전략 간 상호작용 효과는 모든 종속변수에서 통계적으로 유의하지 않았다(신뢰도:  $F(1,129) = 0.30, p = .59$ ; 추천 수용도:  $F(1,129) = 0.68, p = .41$ ; 행동 의향:  $F(1,129) = 0.49, p = .49$ ). 이는 t검정에서 확인된 부분적 차이가 전체적인 상호작용으로는 나타나지 않았음을 의미한다. 전체 분석 결과는 Table 6에 제시하였다.

Table 6. Results of 2×2 Repeated Measures ANOVA

Source	Variable	F	p	$\eta^2$
Emotion	Trust	4.19	.04*	.032
	Acceptance	1.33	.25	.01
	Behavior Intention	0.32	.58	.00
Strategy	Trust	0.44	.51	.00
	Acceptance	2.16	.15	.02
	Behavior Intention	1.44	.23	.01
Emotion X Strategy	Trust	0.30	.59	.00
	Acceptance	0.68	.41	.01
	Behavior Intention	0.49	.49	.00

\*\* :  $p < .01$ , \* :  $p < .05$

2.4 Correlations Analysis

네 가지 자극 조건별로 종속 변수 간 상관관계를 분석하기 위해 Pearson 상관분석을 실시하였다. 분석에 앞서 정규성 검정을 수행한 결과, 모든 변수의 왜도는 절댓값 3 미만, 첨도는 절댓값 8 이하로 나타나 정규성을 충족하는 것으로 확인되었다.

분석 결과, 모든 자극 조건에서 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향 간에 유의미한 정적 상관관계( $p < .01$ )가 나타났다. 조건별로는 다음과 같은 상관 구조가 확인되었다. A(분노×동조)와 B(분노×반전)에서는 수용도-행동 의향 간의 상관( $r = .87, p < .01$ ) 동일하게 가장 높았다. C(슬픔×동조)에서는 신뢰도-수용도( $r = .70, p < .01$ ), 수용도-행동 의향( $r = .79, p < .01$ ) 간의 정적 상관이 확인되었다. D(슬픔×반전)에서는 수용도-행동 의향 간의 상관( $r = .89, p < .01$ ) 네 가지 조건 중 가장 높은 값을 나타냈다. 수용도와 행동 의향 간의 상관관계가 모든 조건에서 일관

되게 높은 수준으로 나타난 점은 세 변수 간의 구조적 연결성을 시사한다. 분석 결과는 Table 7에 제시되어 있다.

Table 7. Correlation Analysis Results by Experimental Conditions

		A			B			C			D		
		T	A	BI	T	A	BI	T	A	BI	T	A	BI
A	T	-											
	A	.87**	-										
	BI	.76**	.87**	-									
B	T				-								
	A				.77**	-							
	BI				.75**	.87**	-						
C	T							-					
	A							.70**	-				
	BI							.66**	.79**	-			
D	T										-		
	A										.76**	-	
	BI										.65**	.89**	-

A: Anger x Congruence, B: Anger x Discongruence  
 C: Sad x Congruence, D: Sad x Discongruence  
 T: Trust, A: Acceptance, BI: Behavior Intention  
 \*\*: p < .01, \*: p < .05

## VI. Discussion and Conclusion

본 연구는 사용자의 감정 상태와 대화형 에이전트의 공감 조절 전략이 장소 추천 대화 경험에 미치는 영향을 실증적으로 분석하여 다음과 같은 주요 발견 사항을 도출하였다.

첫째, 부정적 감정 상태에서 동조 전략이 전반적으로 우수한 효과를 보였다. 특히 '슬픔×동조' 전략 조건에서 가장 높은 신뢰도가 확인되었고, 전체 패턴 분석에서도 슬픔 상태가 분노 상태보다 추천 전략과 무관하게 높은 신뢰도를 보여(M = 5.33 vs. M = 4.94, F(1,129) = 4.19, p < .05) 감정 상태 자체가 신뢰 형성에 독립적인 영향을 미침을 확인하였다. 이는 슬픔 상태에서 감정을 수용받는 방식이 신뢰 형성에 특히 긍정적으로 작용함을 시사한다. 이는 위로 중심의 공감 반응이 정서적 신뢰를 촉진한다는 Zaid(2021)의 연구 결과와 일치한다[32]. 참여자 응답에서도 "슬플 때 더욱 나의 감정에 잘 공감해주는 느낌을 받았

다"(P22), "감정을 수용하며 누그러뜨릴 수 있는 추천이 좋았다"(P27) 등 감정 수용의 효과성이 확인되었다.

둘째, 신뢰-수용-행동 의향 간의 연쇄적 관계가 실증되었다. 모든 조건에서 추천 수용도와 행동 의향 간 높은 상관관계가 나타났으며, 이는 Kolomaznik 등(2024)의 공감적 AI 반응이 사용자 신뢰, 몰입, 행동 수용에 긍정적인 영향을 미친다는 연구 결과와 일치한다[33].

셋째, 분노 상태에서는 기존 가설과 달리 동조 전략이 반전 전략보다 모든 종속변수에서 더 높은 평균값을 보였으나, 통계적으로 유의한 차이는 확인되지 않았다(신뢰도: t = 0.23, p = .82; 추천 수용도: t = 0.81, p = .42; 행동 의향: t = 0.98, p = .33). 이는 슬픔 상태에서 나타나는 동조 전략의 명확한 우위와는 대조적인 결과이며, 분노 상태에서는 공감 조절 전략 간 차이가 통계적으로 확인되지 않았음을 의미한다. 이러한 결과는 분노가 다른 감정에 비해 조절하기 어려운 특성을 가진다는 Pop 등(2025)의 연구 결과와 일치하며[34], 분노 감정의 복잡성과 개인차가 공감 조절 전략의 효과를 불일치하게 만드는 주요 요인으로 작용했을 가능성을 시사한다.

넷째, 사용자의 선호 전략과 실제 효과 간의 간극이 발견되었다. '슬픔×동조' 전략을 선호한 응답은 12건으로 가장 많았으나, '분노×반전' 전략이 9건으로 두 번째로 많은 선호를 받았다. 분노×반전 전략을 선호한 참여자들은 "분노는 내 의지와 무관하게 생기는 감정이라 빨리 전환하고 싶었다"(P31)고 응답했으나, 동시에 "감정을 전환하는 방식은 공감받는 느낌이 부족했다"(P22)는 한계도 지적하여 전략 선호와 실제 행동 유도 간의 차이를 확인하였다.

이러한 선호도와 실제 효과 간의 불일치는 단순한 선호도만으로는 사용자의 실제 행동 변화를 예측하기 어려움을 시사한다. 사용자가 감정 해소를 기대하더라도 에이전트 메시지의 맥락적 적절성과 추천의 설득력이 부족하면 의도한 효과를 얻을 수 없으며, 감정 기반 추천 시스템에서는 에이전트의 공감적 특성이 감정별 개입 전략보다 더 핵심적인 요인이 될 수 있음을 시사한다.

본 연구는 감정 조절 이론을 대화형 에이전트 상호작용 맥락에 적용하여 부정적 감정 상태에서의 공감 조절 전략 효과를 실증하였다. 특히 분노의 변화 지향적 특성에도 불구하고 동조 전략이 더 효과적이라는 발견은 기존 감정 인지 평가 이론과 상반되는 결과로, 대화형 에이전트 맥락에서는 감정별 맞춤 전략보다 공감적 수용이 더 핵심적임을 입증한다.

실무적으로는 부정적 감정 상태의 취약성을 고려한 정서적 지지 중심의 공감 전략이 효과적임을 확인하였다. 구

체적으로 본 연구는 부정적 감정 상태의 사용자가 정서적 지지 중심의 공감 전략을 통해 에이전트에 대한 신뢰를 형성하고, 이러한 신뢰가 추천 수용도를 매개하여 행동 변화로 이어지는 매커니즘을 규명하였다. 특히 장소 추천이라는 일상적 맥락에서 감정 상태와 행동 의향 간의 연관성을 명확히 확인하였다.

## VII. Limitation and Future Works

본 연구는 다음과 같은 한계를 가진다. 첫째, 통계적 검정력의 제약이다. 본 실험의 참여자는 44명으로 표본의 크기가 상대적으로 작아 감정과 전략 간 효과를 더욱 정밀하게 분석하는 데 통계적 제약이 있었다. 또한 모든 참여자가 4개 조건을 순차적으로 경험하는 within-subject 실험 설계의 특성상, 참여자는 첫 번째 조건 경험 후 에이전트의 공감 조절 전략 차이를 인지하게 되며 후속 조건에서는 전략 간 차별성을 효과적으로 느끼지 못하거나 의식적으로 평가를 조정하는 학습효과가 발생했을 가능성이 높다.

둘째, 상호작용이 어려운 실험 환경이다. 시나리오 텍스트와 챗봇 대화 이미지 기반의 간접적 실험 방식은 실제 챗봇 사용 상황에서 나타나는 몰입감이나 실시간 반응 경험을 충분히 반영하지 못하였다. 감정 상태에 따른 공감 조절 전략 표현이 일부 참여자에게는 분명하게 구분되지 않았을 가능성이 있어 전략 간 차별성이 희석되었을 수 있다. 셋째, 통제되지 않은 변인의 영향이다. 추천된 장소 자체에 대한 개인의 선호도가 사용자 반응에 영향을 미쳤을 가능성이 존재한다. 정성 응답에서도 공간 자체의 호감도가 수용도와 행동 의향에 영향을 주었다는 언급이 있어, 감정이나 전략 외의 통제되지 않은 요인이 작용하였을 수 있다. 넷째, 측정 방법의 한계이다. 신뢰도, 추천 수용도, 행동 의향 등 모든 종속변수가 자기 보고식 설문으로 측정되어 응답자의 주관적 해석 차이가 결과에 영향을 미쳤을 가능성이 있다.

이러한 한계점을 바탕으로 향후 다음과 같은 연구가 우선으로 필요하다. 첫째, 통계적 검정력 제약 해결을 위해 각 참여자가 단일 조건만을 경험하는 between-subject 설계를 적용하여 학습효과와 피로 효과를 최소화하고, 충분한 표본 크기를 확보하여 에이전트의 공감 조절 전략 간 차별적 효과를 정밀하게 분석할 수 있는 실험 설계가 필요하다. 둘째, 실험 환경의 몰입감을 보완하기 위해 실제 챗봇과의 상호작용이 가능한 실험 환경을 구축하여 전략의 효과를 정밀하게 검증할 필요가 있다. 실제 챗봇과의 상호

작용을 통해 감정 전환에 대한 인지적 기대와 실제 정서적 반응 간의 불일치 현상을 규명하는 심화 연구가 필요하다. 셋째, 통제되지 않은 변인의 영향을 최소화하기 위해 개인의 선호도를 사전에 측정하여 통제 변인으로 활용하는 연구 설계가 필요하다. 또한 에이전트의 공감 조절 전략 표현뿐만 아니라 추천 결과 묘사 방식까지 고려하는 다층적 설계 연구를 통해 에이전트의 공감 조절 전략 효과를 객관적으로 평가할 수 있는 연구 설계가 필요하다. 넷째, 측정 방법의 한계를 극복하기 위해 챗봇과의 상호작용 시 측정 가능한 표정 변화, 시선 추적 등 생리적 데이터 측정 방법을 병행하여 공감 조절 전략의 효과를 다각적으로 평가할 수 있는 방법론에 대한 연구가 필요하다. 이를 통해 감정별 조절 전략에 대한 선호도와 실제 반응 간의 간극을 줄이고 실질적인 효과 검증이 가능할 것이다.

이러한 연구는 감정의 방향성을 단순히 바꾸려는 접근보다는 감정 상태의 맥락을 충분히 이해하고 이를 정서적으로 반영하는 전략적 설계를 통해 감정 기반 추천 시스템이 개인 맞춤형 추천 시스템으로 발전하는 데 실증적 기여를 할 것이다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by research grant from Yonsei University in 2025.

## REFERENCES

- [1] DeepAI, "Conversational Agent Definition - DeepAI," <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/conversational-agent>, 2019.
- [2] Pelau, C., Dabija, D.C., and Ene, I., "What makes an AI device human-like? The role of interaction quality, empathy and perceived psychological anthropomorphic characteristics in the acceptance of artificial intelligence in the service industry," *Computers in Human Behavior*, Vol. 122, p. 06855, May 2021. DOI: 10.1016/j.chb.2021.106855
- [3] Lerner, J.S., Li, Y., Valdesolo, P., and Kassam, K.S., "Emotion and Decision Making," *Annual Review of Psychology*, Vol. 66, pp. 799-823, January 2015. DOI: 10.1146/annurev-psych-010213-115043
- [4] Zhang, X., Li, Y., Chen, W., and Wang, H., "Towards empathetic conversational recommender systems," *Proceedings of the 18th ACM Conference on Recommender Systems*, 2024. DOI: 10.1145/

- 3640457.3688133
- [5] Polignano, M., "The Influence of User's Emotions in Recommender Systems for Decision Making Processes," *DC@CHIItaly*, pp. 58-66, 2015.
- [6] Zheng, Y., Mobasher, B., and Burke, R.D., "The Role of Emotions in Context-aware Recommendation," *Decisions@RecSys*, Vol. 2013, pp. 21-28, 2013.
- [7] Tkalcic, M., Kosir, A., and Tasic, J., "Affective recommender systems: the role of emotions in recommender systems," *The RecSys 2011 Workshops-Decisions@RecSys 2011 and UCERSTI-2: Human Decision Making in Recommender Systems; User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces-2*, Vol. 811, pp. 9-13, CEUR-WS.org, 2011.
- [8] Rani, M.U., Kumar, A., Singh, P., and Sharma, R., "Advancing Emotional Intelligence in Chatbots through Deep Learnin A Framework for Real-Time Sentiment and Emotion Recognition," *Frontiers in Health Informatics*, Vol. 13, No. 3, pp. 7880-7897, November 2024.
- [9] Jia, K. and Liu, X., "Regulating Empathy: Exploring the Process through Agents and Strategies," *International Journal of Mental Health Promotion*, Vol. 25, No. 12, pp. 1265-1285, December 2023. DOI: 10.32604/ijmhp.2023.043430
- [10] Smith, C.A. and Ellsworth, P.C., "Patterns of cognitive appraisal in emotion," *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 48, No. 4, pp. 813-838, April 1985. DOI: 10.1037/0022-3514.48.4.813
- [11] Gino, F. and Schweitzer, M.E., "Blinded by anger or feeling the love: how emotions influence advice taking," *Journal of Applied Psychology*, Vol. 93, No. 5, p. 1165, 2008. DOI: 10.1037/0021-9010.93.5.1165.
- [12] Hamad, O., Hamdi, A., and Shaban, K., "Asem: Enhancing empathy in chatbot through attention-based sentiment and emotion modeling," *arXiv preprint arXiv:2402.16194*, 2024.
- [13] Bagozzi, R.P., Gopinath, M., and Nyer, P.U., "The role of emotions in marketing," *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 27, No. 2, pp. 184-206, Spring 1999. DOI: 10.1177/0092070399272005
- [14] Lerner, J.S. and Keltner, D., "Beyond valence: Toward a model of emotion-specific influences on judgement and choice," *Cognition & Emotion*, Vol. 14, No. 4, pp. 473-493, July 2000. DOI: 10.1080/026999300402763
- [15] Zaki, J., "Integrating empathy and interpersonal emotion regulation," *Annual Review of Psychology*, Vol. 71, No. 1, pp. 517-540, January 2020. DOI: 10.1146/annurev-psych-010419-050830
- [16] Mehrabian, A. and Russell, J.A., "An approach to environmental psychology," MIT Press, 1974.
- [17] Korpela, K. and Hartig, T., "Restorative qualities of favorite places," *Journal of Environmental Psychology*, Vol. 16, No. 3, pp. 221-233, September 1996. DOI: 10.1016/S0272-4944(96)90018-3
- [18] Hernandez, J., McDuff, D., Tanana, M., Picard, R., and Goodwin, M., "Affective Conversational Agents: Understanding Expectations and Personal Influences," *arXiv preprint arXiv:2310.12459*, October 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2310.12459
- [19] Team, L.E., "Affective Computing and It Important - Lark," [https://www.larksuite.com/en\\_us/topics/ai-glossary/affective-computing-and-it-important](https://www.larksuite.com/en_us/topics/ai-glossary/affective-computing-and-it-important), 2023.
- [20] Ayata, D., Yaslan, Y., and Kamasak, M.E., "Emotion BasedMusic Recommendation System Using Wearable Physiological Sensors," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 64, No. 2, pp. 196-203, May 2018. DOI: 10.1109/TCE.2018.2844736
- [21] Gonzalez, G., López-Sánchez, M., Pagerols, M., and Pous, R., "Embedding emotional context in recommender systems," *2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering Workshop*, pp. 845-852, IEEE, 2007. DOI: 10.1109/ICDEW.2007.4401075
- [22] Roshanaei, M., Rezapour, R., and El-Nasr, M.S., "Talk, Listen, Connect: Navigating Empathy in Human-AI Interactions," *arXiv preprint arXiv:2409.15550*, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2409.15550
- [23] Gross, J.J., "Emotion regulation: Current status and future prospects," *Psychological Inquiry*, Vol. 26, No. 1, pp. 1-26, 2015. DOI: 10.1080/1047840X.2014.940781
- [24] Zaki, J. and Williams, W.C., "Interpersonal emotion regulation," *Emotion*, Vol. 13, No. 5, p. 803, 2013. DOI: 10.1037/a0033839
- [25] Andreychik, M.R., "I like that you feel my pain, but I love that you feel my joy: Empathy for a partner's negative versus positive emotions independently affect relationship quality," *Journal of Social and Personal Relationships*, Vol. 36, No. 3, pp. 834-854, 2019. DOI: 10.1177/0265407517746518
- [26] Hartig, T., Evans, G.W., Jamner, L.D., Davis, D.S., and Gärling, T., "Tracking restoration in natural and urban field settings," *Journal of Environmental Psychology*, Vol. 23, No. 2, pp. 109-123, 2003. DOI: 10.1016/S0272-4944(02)00109-3
- [27] Beute, F., "Powered by nature: the psychological benefits of natural views and daylight," May 2014. DOI: 10.6100/IR780722
- [28] Schmidmaier, M., Fischer, T., Weber, M., and André, E., "Perceived Empathy of Technology Scale (PETS): Measuring Empathy of Systems Toward the User," *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, May 2024. DOI: 10.1145/3613904.3642035
- [29] Concannon, S. and Tomalin, M., "Measuring perceived empathy in dialogue systems," *AI & Society*, Vol. 39, No. 5, pp. 2233-2247, October 2024. DOI: 10.1007/s00146-023-01715-z
- [30] Sundar, S.S., Oeldorf-Hirsch, A., and Xu, Q., "The bandwagon effect of collaborative filtering technology," *CHI'08 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 3453-3458, April 2008. DOI: 10.1145/1358628.1358873

- [31] Komiak, S.Y. and Benbasat, I., "The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents," *MIS Quarterly*, pp. 941-960, December 2006. DOI: 10.2307/25148760
- [32] Zaid, S.M., Hutagalung, F.D., Bin Abd Hamid, H.S., and Taresh, S.M., "Sadness regulation strategies and measurement: A scoping review," *PLOS ONE*, vol. 16, no. 8, e0256088, August 2021. DOI: 10.1371/journal.pone.0256088
- [33] Kolomaznik, M., Chua, A., Kim, J., and Johnson, D., "The role of socio-emotional attributes in enhancing human-AI collaboration," *Frontiers in Psychology*, Vol. 15, p. 1369957, November 2024. DOI: 10.3389/fpsyg.2024.1369957
- [34] Pop, G.V., Nicoară, D.M., Miu, A.C., and Szentágotai-Tătar, A., "Anger and emotion regulation strategies: a meta-analysis," *Scientific Reports*, Vol. 15, No. 1, p. 6931, February 2025. DOI: 10.1038/s41598-025-91646-0

## Authors



Hae-Ryung Lee received the bachelor's degree in Architecture from Kookmin University in 2021. She is a master's student in UX at the Yonsei University Graduate School of Information since 2025.

Her 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.