

# 고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 기반 챗봇에 대한 친숙도가 개인정보 제공의도에 미치는 영향: 프라이버시 계산이론을 중심으로

The Impact of Customer Regulatory Focus and Familiarity with Generative  
AI-based Chatbot on Self-Disclosure Intentions:  
Focusing on Privacy Calculus Theory

박은영 (Eun Young Park) 국민대학교 교양대학1)

## < 국문초록 >

최근 개인정보 공유에 대한 사람들의 우려가 높아지면서 온라인 마케팅을 통해 고객 데이터를 수집하는 것이 점점 어려워지고 있다. 본 연구에서는 생성형 AI 기반 챗봇을 이용하여 고객의 정보 제공의도를 향상시키기 위한 효과적인 요인을 탐색하고자 한다. 보다 구체적으로, 프라이버시 계산이론과 조절초점 이론을 바탕으로 고객의 성향과 생성형 AI 챗봇에 대한 친숙도가 고객의 개인정보 제공의도에 어떻게 영향을 미치는지 살펴보았다. 473명의 참가자를 이용한 실험 결과에 따르면 생성형 AI 기반 챗봇에 대한 친숙도가 낮은 경우, 예방초점 성향의 참가자가 향상초점 성향의 참가자보다 프라이버시 위협을 높게 인식하고 유용성을 더 낮게 지각한 반면, 챗봇에 대한 친숙도가 높은 경우, 예방초점과 향상초점 참가자 간의 프라이버시 위협과 인지된 유용성에는 차이가 나타나지 않았다. 개인정보 제공의도 역시 생성형 AI 기반 챗봇에 대한 친숙도가 낮은 경우, 향상초점 성향의 참가자가 예방초점 성향의 참가자보다 개인정보 제공의도가 더 높게 나타난 반면 챗봇에 대한 친숙도가 높은 경우, 예방초점과 향상초점 참가자 간의 개인정보 제공의도에는 차이가 나타나지 않았다. 이는 개인정보 제공의도에 대한 프라이버시 위협에 의해 매개되었다. 본 연구는 고객의 개인정보 공개를 촉진하기 위해서는 고객의 내재적 성향과 함께 생성형 AI 기반 챗봇에 대한 친숙도를 함께 고려해야 한다는 시사점을 제공하며 더불어 생성형 AI 챗봇에 대한 관련 연구 분야에 기여한다.

주제어: 조절초점, 생성형 AI에 대한 친숙도, 개인정보 제공의도, 프라이버시 계산이론, 지식경영

1) eypark317@kookmin.ac.kr

## 1. 서론

인공지능(AI)을 고객 서비스에 통합하기 위해 챗봇을 사용하는 기업이 점점 늘어나면서 온라인 환경에서 생성형 AI 기반 챗봇의 역할이 중요해지고 있다(Adam et al., 2021; Przegalinska et al., 2019). Business Wire (2022)는 전 세계 챗봇 시장이 2030년까지 229억 달러 규모에 달할 것이라고 예측했으며, Gartner (2019)는 챗봇이 약 25%의 조직에서 주요 고객 서비스 채널이 될 것이라고 보고했다.

챗봇 도입의 목적은 서비스 접점에서 접근성, 편의성을 향상하고 개인화 서비스를 제공할 수 있을 뿐만 아니라 귀중한 고객 경험(예: 온라인 관계)을 제공할 수 있기 때문에 고객 서비스 품질을 향상시키는 데 있다(Thomaz et al., 2020). 더불어 챗봇을 통해 시간과 비용을 절약할 수 있는 기회를 제공하는 동시에(Ling et al., 2021), 기업 서비스의 차별화와 경쟁 우위의 원천이 될 수도 있다(Thomaz et al., 2020).

온라인을 통해 마케팅을 하는 기업에게 고객 데이터를 수집하는 것은 필수적인 일이 되었다. 반면 소비자 입장에서는 온라인에서 개인정보를 관리하고 보호하는 일이 사용자의 일상생활에서 중요한 부분이 되고 있다(Boerman et al., 2021). 이러한 초개인적이고 통제된 정보 공유 환경에서 기업은 어떻게 온라인 마케팅 전략에 필수적인 소비자 데이터를 지속적으로 수집할 수 있을까? 본 연구는 현재 기업과 온라인 사용자 모두에게 관심의 대상인 생성형 AI 챗봇이 고객 정보 수집을 촉진하여 기업이 고객 정보를 수집하는 데 도움을 주는 효율적인 도구로 사용될 수 있음에 주목하고(Thomaz et al., 2020) 고객의 성향에 따른 개인정보 제공의도에 초점을 맞추었다.

최근 온라인상의 개인정보 보호에 대한 관심이 높아지면서 프라이버시 계산 이론이 주목받고 있다. 이 이론은 사용자가 프라이버시 관련 행위의 잠재적 이익과 기대

위험을 계산함으로써 최종 행동을 결정한다는 것을 설명한다. 사용자는 개인정보를 공개하였을 때 일어날 수 있는 위험을 감수할 만한 이익이 있다면 어느 정도의 위험을 포기할 수 있는 선택을 한다는 것이다.

본 연구는 온라인 사용자의 조절초점 성향에 따른 개인정보 제공의도와 프라이버시 위험 및 프라이버시 이익 간의 관계를 살펴보고자 한다. 특히 본 연구는 선행연구에서 살펴보지 않았던 생성형 AI 기반 챗봇에 대한 사용자의 친숙도를 추가하여 변수들 간의 관계를 살펴보았다. 챗봇이 기업의 마케팅 커뮤니케이션 도구로 도입되고 온라인 사용자들이 챗봇과 상호작용하는 경험이 증가하면서 챗봇에 대한 친숙함 또한 증가하고 있다. 친숙도는 소비자들에 의해 축적된 제품 관련 경험이며(Alba & Hutchison, 1987; Mamat et al., 2013), 소비자 전문지식과 관련성이 높다(Alba & Hutchison, 1987). 이는 일반적으로 친숙함의 정도에 따라서 제품을 판단하는 기준과 고객의 의사결정이 달라질 수 있음을 의미한다. 따라서 생성형 AI 챗봇에 대한 고객의 친숙도는 온라인 사용자의 조절초점 성향에 따른 개인정보 제공의도를 조절하는 의미 있는 변수가 될 수 있다.

고객의 조절초점을 다룬 다수의 연구가 다양한 마케팅 영역에서 다루었음에도 불구하고(Kees et al., 2010; Werth & Foerster, 2007; Zou & Chan, 2019), 고객의 조절초점 성향이 생성형 AI 챗봇과의 상호작용 상황에서 개인정보를 제공하려는 의도에 미치는 영향에 대한 생성형 AI 챗봇의 친숙도의 조절효과를 살펴본 연구는 제한적이다. 본 연구는 소비자에게 가장 적합하고 만족스러운 정보를 제공하기 위해 챗봇이 고객의 개인정보를 요청하는 상황에서 친숙도에 따라 어떤 성향 소비자가 더 수용적인 반응을 보이는지 살펴보고자 한다. 더 나아가 생성형 AI 챗봇 기반 광고의 효과성을 극대화시킬 수 있는 조건을 발견하여 개인화된 챗봇 광고에 대한 포괄적인 이해를 제공하고자 한다. 이를 검증하기 위해 먼저

기존 연구를 검토하고 가설을 설정하였으며, 이후 실험 연구로 가설을 검증하고 연구 결과를 바탕으로 이론적, 실무적 마케팅 시사점을 도출하였다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1. 프라이버시 계산이론

프라이버시 계산 이론은 개인의 프라이버시와 관련된 의사결정 과정을 설명하는 이론 중 하나이다. 이 이론에 따르면, 사용자는 프라이버시 관련 행동의 잠재적 이익과 기대 손실을 고려하여 최종 행동을 결정한다(Dinev & Hart 2006; Jiang et al. 2013; Xu et al. 2011). 이 관점을 기반으로 한 많은 연구들이 사용자들의 개인정보 제공 행동을 이해하고 정보 제공을 촉진하는 요인을 밝히기 위해 수행되었다. 이들 연구를 통해 프라이버시 보호 정책, 프라이버시 인증, 규제, 신뢰 등과 같은 요인들이 정보 제공에 따른 위험을 감소시키는 효과를 보였으며, 개인화, 보상 등이 혜택을 증가시키는 역할을 한다는 것이 밝혀졌다. 사용자는 개인정보 공개로부터 얻는 이익이 개인정보 유출의 위험을 상쇄할 만큼 크다고 판단할 경우 프라이버시를 포기할 수 있는 선택을 한다(Culnan & Bics, 2003).

특히 온라인 쇼핑 상황에서 소비자가 민감한 개인정보를 제공할지 여부를 결정할 때, 이익과 위험 사이의 상충 관계를 고려하여 경제적인 관점에서 위험-이익 분석을 수행하게 된다(Li et al., 2010; Smith et al., 2011). 기업으로부터 개인정보를 요구받을 때, 소비자는 얻는 이익과 그에 따른 위험을 평가하는 프라이버시 계산 과정을 거치게 된다. 프라이버시 위험은 개인정보를 제공함으로써 발생하는 부정적인 결과를 의미하며, 개인정보 유출, 악용, 프라이버시 침해 등의 위험이 포함된다. 반면 프라이

버시 이익은 개인정보를 제공함으로써 얻을 수 있는 긍정적인 결과를 의미하며 편리한 쇼핑 경험, 맞춤형 상품 추천, 프로모션 혜택 등이 포함된다. 프라이버시 계산 이론을 적용한 선행 연구들을 살펴보면, 사용자들이 개인정보를 제공함으로써 얻을 수 있는 혜택과 정보 제공으로부터 발생하는 위험을 비교하여 개인 정보 제공 여부를 결정하는 것을 설명한다.

### 2.2. 조절초점(Regulatory Focus)

정보 프라이버시와 관련된 선행연구들은 개인의 성향이 정보에 대한 태도에 영향을 미치는 것으로 나타났다(Pentina et al., 2016; 이애리, 안효영, 2016). 본 연구는 조절초점 이론을 기반으로 하여 온라인 환경에서 챗봇과의 상호작용시 사용자의 내재적 성향을 조절초점 이론에 따라 두 가지로 구분하여 살펴보고자 한다.

조절초점 이론에 따르면, 개인의 조절초점 유형에 따라 목표의 중요성을 인식하고 이를 달성하기 위한 전략이 다르다고 알려져 있다(Higgins, 1998). 향상초점 성향은 희망과 이상을 중시하며 현재 상황을 긍정적으로 개선하고자 하는데 초점을 맞춘다. 반면 예방초점 성향은 책임과 의무를 중요시하며 실수와 손실을 피하려고 한다. 이에 따라 향상초점 성향은 긍정적인 결과를 추구하며 이를 위해 위험을 감수하는 경향이 있고, 예방초점 성향은 부정적인 결과를 피하기 위해 위험을 회피하는 경향이 있다(Crowe & Higgins, 1997; Murali et al., 2007; Ryu et al., 2014).

조절초점이 위험을 포함한 선택에 영향을 미치는 연구들은 다음과 같다. 먼저, 김은진, 박재진(2016)은 해외 직구 행동에 대한 소비자들의 조절초점과 혁신기술수용모델(TAM)을 통해 조사한 결과, 향상초점 성향을 가진 고객들은 예방초점 성향의 고객들보다 해외 직구를 실제로 구매할 가능성이 높음을 확인하였다. 이는 향상초점 성

향의 고객들이 소비의 결과로 얻을 수 있는 이득이 클 경우에는 소비 과정에서 발생할 수 있는 위험을 감수하고 구매를 주저하지 않는 경향이 있다는 것을 지지한다(김은진, 박재진, 2016). 또한, 이애리, 안효영 (2016)은 핀테크 서비스 이용자의 조절초점 성향과 프라이버시 염려의 상호작용이 사용자의 저항에 미치는 영향을 조사한 결과, 이 둘의 상호작용이 사용자의 저항에 유의한 영향을 미친다는 것을 발견했다. 이러한 특성은 금융상품 선택에서도 나타나는데, Zhou and Pham (2004)에 따르면, 향상초점이 활성화되면 주식과 같이 위험이 큰 금융상품에 투자하려는 경향이 있으며, 그 중에서도 잠재적 이득과 손실 위험이 모두 높은 대안을 선호하였다. 또한, 김영두, 하영원(2011)은 소비자가 인식하는 위험을 조절할 때 향상초점을 가진 고객은 수익 가능성이 높은 위험 대안을 선호함을 밝혔다. 이러한 선행 연구를 바탕으로 본 연구는 조절초점 이론을 활용하여 온라인 환경에서 챗봇과의 상호작용을 하는 사용자의 향상초점 성향과 예방초점 성향에 따라 개인정보 제공의도에 미치는 영향을 프라이버시 계산이론으로 설명하고 이를 조절하는 새로운 변수와의 관계를 조사하고자 한다.

### 2.3. 개인정보 제공의도

정보 공개에 관한 연구는 사회 과학에서 가장 오래된 분야 중 하나이다. 정보 공개는 개인적 사실, 감정, 의견, 태도, 판단, 경험 또는 기타 정보(Barak & Gluck-Ofri, 2007; Hassan et al., 2016; Sprecher & Hendrick, 2004) 등의 개인정보를 타인에게 자발적으로 공개하는 것으로 정의할 수 있다(Derlega & Chaikin, 1977; Meeks et al., 1998; Mothersbaugh et al., 2012; Sprecher & Hendrick, 2004). 특히 최근 디지털 경제에서 정보 공개라는 주제는 소비자의 개인정보 제공을 유도하기 위해 효율적인 방법을 모색하고자 노력하는 온라인 마케팅 담당자에게 특히

관심이 높아지고 있다. 일부 선행 연구에서는 사람들간의 상호 작용보다 컴퓨터를 통해 상호 작용할 때 정보 제공에 대한 의도가 더 높은 경우가 있다고 하지만(Bowling, 2005; Ruppel et al., 2017; Walther, 1996), 최근에는 개인 정보 공개로 인한 위험 인식과 개인정보의 가치 상승으로 인해 점점 더 많은 소비자들이 자신의 개인정보 공개를 꺼리고 있는 추세이다.

따라서 소비자 데이터에 크게 의존하는 온라인 마케터에게는 소비자가 개인정보를 제공할 수 있도록 장려하는 가장 효과적인 전략을 탐색하고, 어떤 환경에서 이러한 전략이 가장 효과적일지 이해하는 것이 중요하다. 특히 온라인 기업의 성공적인 성과는 고객분석에서 비롯되기 때문에 온라인 사용자인 고객의 특성이나 성향을 이해하는 것은 기업의 마케팅 담당자에게 중요한 부분이 될 것이다. 소비자의 동기성향과 개인정보 제공의도 간의 관계를 살펴본 선행 연구들은 소비자의 두 가지 성향 즉 향상초점 성향과 예방초점 성향에 따라 개인정보 제공의도 간의 차이가 나타남을 확인하였다(박은영, 2023; 소현정, 광기영, 2021; Choi & Zhou, 2023).

### 2.4. 생성형 AI 챗봇에 대한 친숙도

친숙도(familiarity)는 다양한 사회과학 분야에서 연구되어 왔으며(Mamat et al., 2013), 특히 마케팅 분야에서는 제품이나 서비스에 대한 소비자의 친숙도와 의사결정 과정 간의 관계를 연구해 왔다(Flavián et al., 2006). 일반적으로 친숙도는 사용자가 특정 대상에 대해 지각하고 있는 지식 정도라고 할 수 있다(김기진 등, 2011). 소비자가 친숙하다라고 판단하는 것은 그 대상에 대한 직접적 또는 간접적인 경험이 많다는 것을 의미하고, 그 대상에 대해 잘 알고 있음을 의미한다(Cordell, 1997). 특정 서비스나 기술을 이용한 경험이 있는 사람의 경우 이와 관련된 서비스나 유사한 기술을 기반으로 한 제품들을 사용

할 때 느끼게 되는 친밀감 또한 친숙도를 의미한다(박경원 등, 2017). 사람들이 특정 인터페이스나 소프트웨어에 대한 사용경험 및 숙련도가 늘어나는 등의 사용 친숙도가 높아지면 새로운 기술에 대한 불안도가 적어지며 해당 매체와의 친밀감을 느끼게 된다(정경미, 노미진, 2005).

또한 친숙도는 소비자에게 의해 축적된 제품 관련 경험으로도 정의된다(Alba & Hutchison, 1987; Mamat et al., 2013). 친숙도를 축적된 경험이라는 의미로 접근하면, 친숙도는 소비자 전문지식과 관련성이 높은 개념이다. 일반적으로 친숙도가 높아지면 소비자 전문지식이 높아지게 된다(Alba & Hutchison, 1987). 그리고 친숙도가 높아지게 되면 제품을 판단하는 인지적 노력을 감소시킬 수 있고 제품에 대한 선택이 자동적으로 결정되기도 한다. 더 나아가 친숙도가 높아지면 제품 선택에 가장 중요하고 관련성이 높은 정보와 그렇지 않은 정보를 효과적으로 구분하여 보다 유용하게 제품 선택 결정에 활용할 수 있는 능력이 향상된다(이문성, 2003).

현재의 IT 기술 발전에 따라 소비자들은 기술의 편의성을 누릴 수 있게 된 반면, 종종 기술의 빠른 변화에 적응하지 못하거나, 적응하기 위해 많은 시간과 노력이 필요한 경우가 있다. 때로는 해당 기술의 적응까지 심리적으로 지치거나 화가 날 수도 있다(이성호, 서문교, 2017). 새로운 기술은 소비자에게 편의성을 제공하지만, 해당 기술에 익숙하지 않다면 소비자의 기술 수용도가 낮을 수 있다(이성호, 서문교, 2017). 결국, 기술 집중 제품 및 서비스는 소비자들에게 편의성을 제공하는 한편, 효율성을 높이려는 기술이 오히려 비효율성을 야기하는 역설적인 상황이 발생할 수도 있다(Mick & Fournier, 1998). 이러한 선행 연구들을 토대로 본 연구에서는 챗봇을 이용한 마케팅 상황에서 개인정보 제공의도에 영향을 미칠 수 있는 중요한 변수로 소비자들의 챗봇에 대한 친숙도를 고려하였다.

## 2.5. 친숙도와 개인정보 제공

친숙도는 소비자의 의사결정에 영향을 미친다(Gefen & Straub, 2004). 소비자의 브랜드 구매 상황을 살펴보면, 소비자는 새로운 브랜드의 제품보다는 기존부터 경험하고 사용해오던 친숙한 브랜드를 구매하는 경향이 있다. 이는 친숙한 브랜드가 소비자에게 익숙하고 편하기 때문에 쉽게 구매를 결정한 것이다. 또한 소비자는 친숙한 브랜드가 상대적으로 더 신뢰할 수 있고 품질도 좋을 것이라고 생각하는 경향이 있어서 높은 인지도를 가진 유명 브랜드가 소비자들에게 자주 선택된다(Aaker, 2009). 결과적으로 소비자들은 더 익숙하고 친숙한 자극에 대해 더 긍정적으로 평가하고, 그 자극에 대하여 심리적 거리를 덜 느끼게 된다고 할 수 있다(Mamat et al., 2013).

이러한 소비자의 친숙도가 의사결정에 미치는 영향은 일반 제품과 브랜드와의 관계 뿐 만 아니라 기술 친숙도와 소비자의 반응에도 유사하게 적용된다. Flavián et al. (2006)은 특정 웹사이트에 대한 고객의 친숙도가 높을수록 지각된 위험은 줄어들고, 웹사이트에 대한 호감이 증가하며 선호도 또한 높아진다고 하였다. 또한 모바일 기기에 대한 친숙도가 높은 소비자는 스마트폰의 여러 어플리케이션 서비스를 이용하기 쉽고 편리하다고 인식하였다(박경원 등, 2017). 모바일 소셜 네트워크 서비스를 사용할 때도 새로운 기술에 대한 개인의 친숙도가 높을수록 해당 기술이나 서비스 이용에 대해 긍정적으로 수용하였다(김준희, 하규수, 2012; 박지원, 이형룡, 2020; 유양호, 2022). 이러한 선행 연구들을 바탕으로 생성형 AI 챗봇을 이용한 온라인 쇼핑 환경에서도 챗봇 대한 소비자의 친숙도가 개인정보 제공의도에 영향을 미치는 요인으로 볼 수 있다.

### 3. 연구모델 및 가설수립

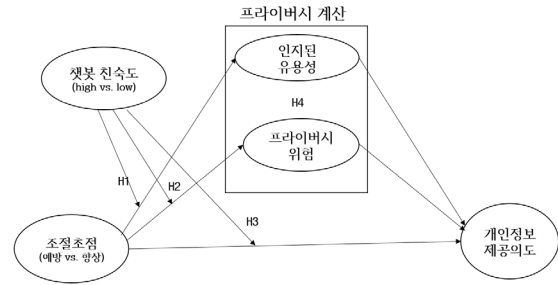
조절초점이론과 프라이버시 계산이론에 따르면, 항상 초점 성향의 고객은 긍정적인 결과를 추구하며 이를 위해 위험을 감수하는 경향이 있으므로(Crowe & Higgins, 1997; Murali et al., 2007; Ryu et al., 2014), 위험보다 이익에 초점을 맞추어 온라인 쇼핑 과정에서 발생할 수 있는 위험을 감수하고 이익을 추구를 위해 개인정보 제공을 제공하고자 할 것이다. 반면 예방초점 성향은 부정적인 결과를 피하기 위해 위험을 회피하는 경향이 있으므로(Crowe & Higgins, 1997; Mural et al., 2007; Ryu et al., 2014), 온라인 쇼핑 과정에서 챗봇이 개인정보 공개를 요구할 경우 발생할 수 있는 위험 요소에 초점을 맞추어 개인정보 제공의도가 낮아질 것이다. 하지만 조절초점과 프라이버시 이론을 기반으로 한 선행연구는 이러한 관계를 여전히 밝혀내지 못했다. 먼저 소현정, 박기영 (2021)의 연구는 항상초점 성향이 프라이버시 이익에 미치는 정의 영향과 함께 예방초점 성향이 프라이버시 위험에 미치는 정의 영향이 모두 기각되었다. 또한 Choi and Zhou (2023)의 연구에서도 조절초점과 개인정보 공개의도 간의 주효과가 유의미하지 않은 것으로 나타났다. 이러한 결과를 기반으로 본 연구는 개인정보 제공 의도에 대한 고객의 조절초점과 프라이버시의 영향을 설명하기 위한 새로운 변수가 존재할 수 있음을 제안하며 조절 변수로서 생성형 AI 챗봇의 친숙도의 역할을 밝혀보려고 한다.

고객의 이전 경험은 행동을 결정하고(Ajzen, 1991), 미래를 예측하는 지식으로 활용된다. 친숙도는 대상에 대한 지식이 쌓이고 개인적 경험이 증가함에 따라 높아진다(Park & Lessig, 1981). 특정 대상에 대한 높은 친숙도는 호감도를 높일 수 있으므로(Zajonc, 1968), 생성형 AI에 대해 친숙한 참가자는 챗봇에 대한 반응에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 생성형 AI 챗봇의 친숙도는 고객의

성향과 상호작용하여 이후 챗봇이 개인정보를 요청하는 상황에서 자신의 정보를 제공하고자 하는 의도에 영향을 미칠 수 있을 것이다. 특히 생성형 AI 챗봇에 대한 친숙도가 낮은 경우, 예방초점 성향의 고객들은 낯선 대상에 대해 부정적인 정보와 태도에 더 민감하게 반응하기 때문에(양윤, 김신혜, 2011; Lee & Aaker, 2004; Shailendra et al., 2007), 개인정보 제공에 대한 프라이버시 위험이 항상초점 성향의 고객에 비해 더 높게 나타날 것이다. 다시 말해 예방초점 성향의 고객들은 개인정보를 제공하였을 때 얻을 수 있는 편리함, 맞춤형 상품 추천 등의 유용성 보다는 개인정보를 제공하여 생길 수 있는 잠재적 위험 즉, 프라이버시 위험에 민감하게 반응하여 개인정보 제공의도가 낮아질 것으로 기대된다. 반면, 생성형 AI 챗봇에 대한 이전 경험과 사전 지식이 높아 친숙도가 높은 경우, 대상에 대한 지각된 위험은 줄어들고, 호감과 선호도가 높아지기 때문에(Flavián et al., 2006), 위험에 민감한 예방초점 성향의 고객들조차 지각된 위험이 낮아질 것이다. 더불어 생성형 AI 챗봇에 대해 이전의 많은 경험을 한 고객은 적극적인 프라이버시 보호 전략을 가지고 있어(한진영 등, 2021) 챗봇에 대한 수용이 높아지므로 고객의 조절초점 성향에 따라 프라이버시 위험에 대한 인식과 개인정보 제공의도에 차이가 나타나지 않을 것으로 기대된다.

고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 인지된 유용성에 미치는 영향을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 낮은 경우 항상초점 성향의 고객은 예방초점 성향의 사람보다 긍정적인 정보와 피드백에 의해 더 동기화되므로(Higgins, 2001), 챗봇이 개인정보를 요청하는 상황에서 프라이버시 위험보다는 이익 중심으로 의사결정하여 인지된 유용성과 개인정보 제공의도가 더 높아질 것이다. 반면 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 높은 경우 대상에 대한 호감과 선호도가 높아지고(Flavián et al., 2006), 새로운 기술에 긍정적으로 수용

하게 되므로(김준희, 하규수, 2012), 고객의 성향과 상관 없이 모두 긍정적으로 유용성을 높이 평가하게 될 것이고 이는 개인정보 제공의도 또한 높일 것으로 기대할 수 있다. 이와 같은 논리를 통해 본 연구는 챗봇의 친숙도는 프라이버시 위험과 인지된 유용성, 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것으로 기대하였다. 따라서 다음과 같은 가설을 설정하였다.



〈그림 1〉 연구모델

H1: 생성형 AI 챗봇의 친숙도는 인지된 유용성에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.

H1a: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 낮을 때, 향상초점 성향의 고객이 예방초점 성향의 고객보다 인지된 유용성이 더 높을 것이다.

H1b: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 높을 때, 조절초점 성향에 따라 인지된 유용성의 차이는 나타나지 않을 것이다.

H2: 생성형 AI 챗봇의 친숙도는 프라이버시 위험에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.

H2a: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 낮을 때, 예방초점 성향의 고객이 향상초점 성향의 고객보다 인지된 프라이버시 위험이 더 높을 것이다.

H2b: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 높을 때, 조절초점 성향에 따라 인지된 프라이버시 위험의 차이는 나타나지 않을 것이다.

H3: 생성형 AI 챗봇의 친숙도는 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.

H3a: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 낮을 때, 향상초점 성향의 고객이 예방초점 성향의 고객보다 개인정보 제공의도가 더 높을 것이다.

H3b: 생성형 AI 챗봇의 친숙도가 높을 때, 조절초점 성향에 따라 개인정보 제공의도의 차이는 나타나지 않을 것이다.

H4: 개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 생성형 AI 챗봇의 친숙도의 영향은 프라이버시 위험과 인지된 유용성에 의해 매개될 것이다.

H4a: 개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 친숙도의 영향은 프라이버시 위험에 의해 매개될 것이다.

H4b: 개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 친숙도의 영향은 인지된 유용성에 의해 매개될 것이다.

## 4. 연구방법

### 4.1. 연구대상 및 자극물

본 연구는 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 챗봇의 친숙도 간의 상호작용 효과를 검증하기 위하여 가상의 자동차 렌탈 예약 상황을 설정하였다. 이는 Pizzi et al., (2023)의 연구에서 사용한 자극물을 본 연구에 맞게 수정한 것이다. 미국의 대부분의 렌터카 회사는 고객의 예약 문의시 생성형 AI 챗봇을 활용하는 서비스를 제공하기 때문에 본 연구의 자극물로 적절하다고 여겨진다. 가설검증을 위하여 2(조절초점 성향: 예방초점 vs. 향상초점) x 2(챗봇의 친숙도: 낮음 vs. 높음) 피험자 간 설계를 시나리오 기법으로 구성하였다. 연구 참가자는 온라인 설문기관인 Amazon의 Mechanical Turk (MTurk)을 이용하여 473명(M<sub>age</sub>=29.92, 여성=38.9%)을 모집하였다. <표 1>에 응답자의 인구통계학적 특성을 요약하였다.

온라인 설문은 총 3단계로 진행되었다. 먼저 1단계에서는 참가자에게 가상의 상황에 대한 시나리오를 제공하고 2단계에서는 생성형 AI 챗봇과의 대화를 스크린샷 이미지로 보여주었다. 마지막으로 주요 측정항목에 응답하도록 하였다. 좀 더 구체적으로 살펴보면, 참가자에게 먼저 항공권 구매 후 확인을 위하여 웹사이트를 방문했을

**〈표 1〉 응답자의 인구통계학적 특성**

구분		빈도	비율(%)
성별	남자	289	61.1
	여자	184	38.9
	합계	473	100
연령분포	20~29세	263	55.6
	30~30세	150	31.7
	40~49세	40	8.5
	50세 이상	20	4.2
	합계	473	100
학력	고등학교 졸업	34	7.2
	대학교 졸업	342	72.4
	대학원이상	96	20.4
	합계	473	100
생성형 AI 챗봇경험여부	네	471	99.58
	아니오	2	0.42
	합계	473	100

때 렌터카 업체를 추천하는 푸시 메시지를 받고 링크를 열어 챗봇에게 자동차 렌탈과 관련된 정보를 챗봇에게 문의하는 가상의 상황임을 알렸다. 이후 2단계에서는 참여자에게 렌터카 회사의 챗봇과의 대화를 스크린샷 형태의 이미지를 보여주었다. 대화 내용은 챗봇이 고객에게 렌터카를 추천하고, 고객의 개인정보를 추가로 제공한다면 더 좋은 옵션을 추천하겠다고 제안하는 것이다. 자세한 실험 절차와 챗봇과의 대화 스크린샷은 <부록>에 정리하였다. 마지막으로 챗봇과의 대화 시나리오를 충분히 살펴본 참가자들은 이후 자동차를 렌탈하기 위해 자신의 개인정보를 제공할 의도와 함께 주요 측정항목에 대해 응답하였다.

#### 4.2. 연구방법 및 측정

본 연구의 주요 변수들을 측정하기 위해서 기존 연구에서 사용된 측정도구들을 본 연구의 상황에 맞게 조정하였다(<표 2> 참고). 모든 항목은 7점 척도로 측정되었고(1=전혀 동의하지 않는다, 7=매우 동의한다) 두개 이

상의 측정항목을 가진 변수는 신뢰도를 확인한 후 평균을 구한 뒤 연구변수의 인덱스로 변환하여 분석에 사용하였다.

자극물을 본 참가자들은 가장 먼저 개인정보 제공의도에 대하여 두 개 항목(“나는 챗봇에게 개인정보를 제공할 것이다.”, “나는 앞으로 챗봇에게 나의 개인정보를 계속 제공할 것 같다”)에 응답하였다(Anderson & Agarwal, 2011)(Cronbach’s alpha=.78). 이후 인지된 유용성과 프라이버시 위험을 각각 측정하였다. 인지된 유용성의 조작적 정의는 해당 서비스 이용이 자신에게 유용한 정도로 정하고 측정을 위해 Krasnova and Veltri (2010)와 Xu, et al. (2009)의 연구에서 사용된 세가지 측정항목을(“해당 서비스 이용이 나에게 가치가 있을 것 같다”, “해당 서비스 이용이 나에게 도움이 될 것 같다”, “해당 서비스 이용이 나에게 이익이 될 것 같다”) 채택하였다(Cronbach’s alpha=.77). 프라이버시 위험은 조작적으로 해당 서비스에 제공한 자신의 개인정보에 대해 예상하는 잠재적인 위험 정도로 정의하고, Li et al. (2011)와 Xu et al. (2011)의 연구로부터 다섯 가지 측정 항목(“개인정보 제공은 위험을 수반한다”, “개인정보 제공은 예상치 못한 문제를 발생시킨다”, “개인정보 제공은 많은 불확실성 요소가 존재한다”, “개인정보 제공으로 손실이 발생할 가능성이 있다”, “개인정보 제공은 안전하지 못할 것 같다”; Cronbach’s alpha=.88)을 선정하였다. 생성형 AI 챗봇에 대한 친숙도는 두 가지 항목(“챗봇에 얼마나 친숙(익숙)한가?”, “챗봇과 상호작용을 얼마나 하는 편인가?”; Cronbach’s alpha=.70)으로 측정하였다(Xie and Keh, 2016). 마지막으로 고객의 조절초점 성향은 6개의 향상초점(Cronbach’s alpha=.72)과 5개의 예방초점(Cronbach’s alpha=.76) 문항으로 이루어진 Haws et al. (2010)의 척도를 사용하였다. 설문은 참가자의 인구통계적 항목을 측정한 후 마무리되었다.



(표 2) 측정항목

연구변수		측정항목	신뢰도	관련 문헌
조절 초점	예방 초점	나는 부모님이 정해 놓은 규칙과 규정을 잘 지킨다. 나는 충분히 주의를 기울이지 않아 문제가 생기곤 한다.® 나는 내가 실수하는 것에 대해 걱정한다. 나는 내 인생에서 어떻게 하면 실패를 하지 않을까 자주 생각한다. 나는 "의무적인 나"(나의 의무, 책임, 직무를 완수하는 것에 도달하기 위해서 주로 노력하는 사람이라고 생각한다.	0.76	Haws et al., (2010)
	향상 초점	나는 나에게 중요한 것을 성취할 수 있는 시점에서 내가 이상적으로 하고 싶은 만큼 잘 해내지는 못하는 편이다.® 나는 내 삶을 성공적인 방향으로 잘 진행시켜왔다고 느낀다. 나는 내가 좋아하는 것을 위한 기회를 발견하면, 바로 신명이 난다. 나는 내가 희망하거나 열망하는 것을 어떻게 달성할 것인지 자주 생각한다. 나는 "이상적인 나"(나의 희망, 바램, 열망을 완성하는 것에 도달하기 위해서 주로 노력하는 사람이라고 생각한다.	0.72	
개인정보 제공의도		나는 챗봇에게 개인정보를 제공할 것이다. 나는 앞으로 챗봇에게 나의 개인정보를 계속 제공할 것 같다	0.78	Anderson and Agarwal (2011)
친숙도		챗봇에 얼마나 친숙(익숙)한가? (1=전혀, 7=매우) 챗봇과 상호작용을 얼마나 하는 편인가?	0.70	Xie and Keh (2016)
프라이버시 위험		개인정보 제공은 위험을 수반한다 개인정보 제공은 예상치 못한 문제를 발생시킨다 개인정보 제공은 많은 불확실성 요소가 존재한다 개인정보 제공으로 손실이 발생할 가능성이 있다 개인정보 제공은 안전하지 못할 것 같다	0.88	Li et al. (2011), Xu et al. (2011)
인지된 유용성		해당 서비스 이용이 나에게 에게 가치가 있을 것 같다 해당 서비스 이용이 나에게 도움이 될 것 같다 해당 서비스 이용이 나에게 이익이 될 것 같다	0.77	Krasnova and Veltri (2010), Xu et al. (2009)

## 5. 분석 및 결과

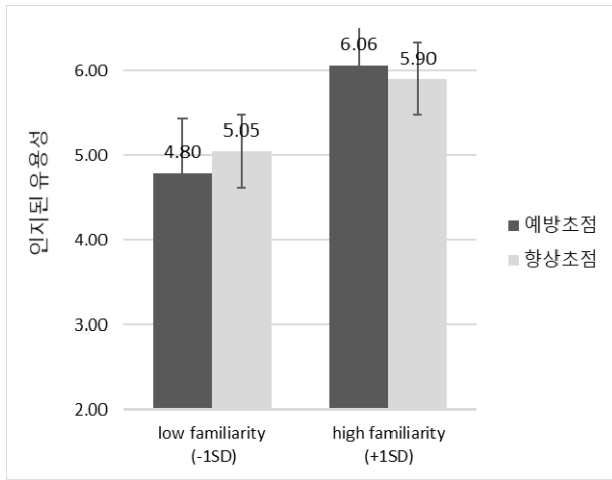
### 5.1. 인지된 유용성과 프라이버시 위험

먼저 가설 1인 인지된 유용성에 대한 고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 기반 챗봇 친숙도 간의 상호작용 효과를 검증하기 위해 Hayes (2018)의 PROCESS MACRO model 1번을 이용하여 분석하였다. 고객의 조절초점 성향은 독립변수, 챗봇의 친숙도는 조절변수, 인지된 유용성을 종속변수로 각각 적용하였고, 모든 변수는 연속변수이다.

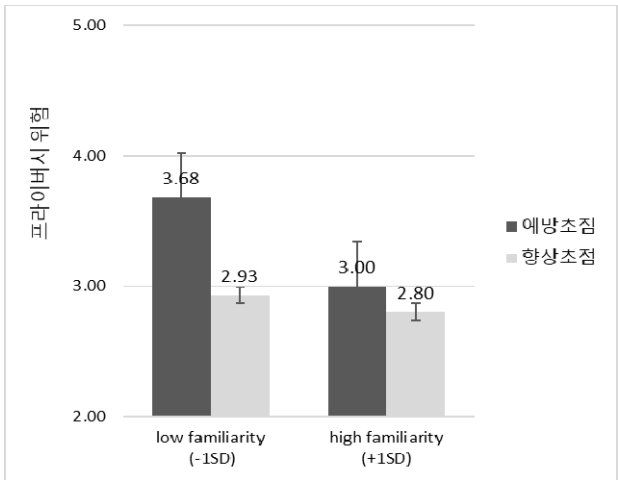
예상했던 바와 같이, 먼저 고객의 인지된 유용성에 대한 조절초점 성향과 챗봇의 친숙도 간의 상호작용 효과가 나타났다( $b=-.143$ ,  $SE=.055$ ,  $t=-2.63$ ,  $p=.01$ ,  $LLCI=-.251$

$ULCI=-.036$ ). spotlight 분석 결과, <그림 2a>와 같이 챗봇의 친숙도가 낮은 경우 예방초점 성향의 소비자 보다 향상초점 성향의 소비자의 인지된 유용성이 더 높게 나타났다( $M_{\text{예방}}=4.80$  vs.  $M_{\text{향상}}=5.05$ ;  $\beta=.17$ ,  $SE=.08$ ,  $t=2.06$ ,  $p=.04$ ,  $LLCI=.008$ ,  $ULCI=.339$ ). 하지만 챗봇의 친숙도 수준이 높은 경우에는 예방초점 성향의 고객과 향상초점 성향의 고객 간의 인지된 유용성의 차이가 나타나지 않았다( $M_{\text{예방}}=6.06$  vs  $M_{\text{향상}}=5.90$ ;  $b=-.11$ ,  $SE=.07$ ,  $t=-1.63$ ,  $p>.10$ ,  $LLCI=-.250$ ,  $ULCI=.023$ ). 이 결과는 가설 1을 지지한다.

가설 2를 검증하기 위해 가설 1의 분석과 동일하게 프라이버시 위험에 대한 고객의 조절초점 성향과 챗봇 친숙도 간의 상호작용을 Hayes (2018)의 PROCESS MACRO model 1번을 이용하여 분석하였다. 그 결과 프라이버시



〈그림 2a〉 인지된 유용성



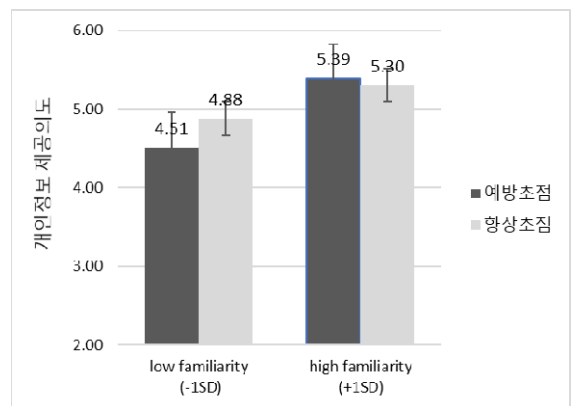
〈그림 2b〉 프라이버시 위험

위험에 대한 조절초점과 챗봇과의 친숙도 간의 상호작용 효과를 발견할 수 있었다( $b=.180$ ,  $SE=.063$ ,  $t=2.86$ ,  $p=.005$ ,  $LLCI=.056$   $ULCI=.303$ ). spotlight 분석 결과, <그림 2b> 과 같이 챗봇의 친숙도가 낮은 경우 예방초점 성향의 고객이 항상초점 성향의 고객 보다 프라이버시 위험이 더 높게 나타났다( $M_{\text{예방}}=3.68$  vs.  $M_{\text{항상}}=2.93$ ;  $\beta=.15$ ,  $SE=.09$ ,  $t=5.01$ ,  $p=.00$ ,  $LLCI=.622$ ,  $ULCI=.272$ ). 하지만 챗봇의 친숙도 수준이 높은 경우에는 예방초점 성향의 고객과 항상초점 성향의 고객 간의 프라이버시 위험의 차이가 나타나지 않았다( $M_{\text{예방}}=3.00$  vs  $M_{\text{항상}}=2.80$ ;  $b=-.12$ ,  $SE=.08$ ,  $t=1.49$ ,  $p>.10$ ,  $LLCI=-.277$ ,  $ULCI=.038$ ). 이 결과는 가설 2를 지지한다.

## 5.2. 개인정보 제공의도

가설 3에서 제안한 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 챗봇의 친숙도간 상호작용 효과를 검증하기 위해 Hayes (2018)의 PROCESS MACRO model 1번을 이용하여 분석하였다. 예상했던 바와 같이, 개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 챗봇의 친숙도 간의 상호작용 효과가 나타났다( $b=-.149$ ,  $SE=.07$ ,

$t=-2.12$ ,  $p=.03$ ,  $LLCI=-.287$   $ULCI=-.011$ ). Spotlight 분석 결과, <그림 3>과 같이 챗봇의 친숙도가 낮은 경우 항상초점 성향의 고객이 예방초점 성향의 고객 보다 개인정보에 대한 제공의도를 더 높게 나타내었다( $M_{\text{예방}}=4.51$  vs.  $M_{\text{항상}}=4.88$ ;  $\beta=.221$ ,  $SE=.099$ ,  $t=2.22$ ,  $p=.027$ ,  $LLCI=.026$ ,  $ULCI=.417$ ). 하지만 챗봇의 친숙도 수준이 높은 경우에는 예방초점과 항상초점 성향의 고객 간의 개인정보 제공의도에는 차이가 나타나지 않았다( $M_{\text{예방}}=5.39$  vs  $M_{\text{항상}}=5.30$ ;  $b=-.051$ ,  $SE=.090$ ,  $t=-.57$ ,  $p>.10$ ,  $LLCI=-.227$ ,  $ULCI=.125$ ). 이는 가설 3을 지지하는 결과이다.



〈그림 3〉 개인정보 제공의도

### 5.3. 매개된 조절효과 검증

프라이버시 위협과 인지된 유용성의 매개효과를 검증하기 위해 Hayes (2013)의 PROCESS macro (Model 8,

5000 bootstrap samples, 95% CI)를 분석에 이용하였다. 독립변수로 고객의 조절초점 성향(연속변수)을, 조절변수로 챗봇의 친숙도 수준(연속변수)을, 매개변수로 프라이버시 위협과 인지된 유용성을, 종속변수로 개인정보

〈표 3〉 매개된 조절효과(PROCESS Model 8)

	프라이버시 위협(M1)						개인정보제공의도(Y)					
	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>p</i>	LLCI	ULCI	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>p</i>	LLCI	ULCI
조절초점(X)	-1.29	0.36	-3.54	0.00	-2.00	-0.57	0.92	0.39	2.33	0.02	0.14	1.70
친숙도(W)	-0.31	0.06	-4.87	0.00	-0.44	-0.19	0.31	0.08	3.96	0.00	0.15	0.46
X x W	0.18	0.06	2.86	0.00	0.06	0.30	-0.14	0.07	-2.06	0.04	-0.27	-0.01
프라이버시위협(M1)							0.20	0.05	4.13	0.00	0.11	0.30
R <sup>2</sup>	0.02											
	인지된 유용성(M2)											
	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>p</i>	LLCI	ULCI						
조절초점(X)	0.82	0.31	2.60	0.01	0.20	1.44						
친숙도(W)	0.59	0.06	10.70	0.00	0.48	0.70						
X x W	-0.14	0.05	-2.63	0.01	-0.25	-0.04						
인지된 유용성(M2)							0.32	0.06	5.61	0.00	0.21	0.43
R <sup>2</sup>	0.01						0.01					
<b>조절초점의 조건부 직접효과</b>												
	프라이버시 위협(M1)						개인정보제공의도(Y)					
친숙도-낮음	-0.48	0.10	-4.92	0.00	-0.67	-0.29	0.29	0.11	2.71	0.01	0.08	0.50
친숙도-높음	-0.12	0.08	-1.47	0.14	-0.28	0.04	0.01	0.09	0.10	0.92	-0.16	0.18
	인지된 유용성(M2)											
친숙도-낮음	0.17	0.08	2.06	0.04	0.01	0.34						
친숙도-높음	-0.11	0.07	-1.63	0.10	-0.25	0.02						
<b>조절초점의 조건부 간접효과</b>												
	프라이버시 위협(M1)						개인정보제공의도(Y)					
친숙도-낮음							-0.10	0.03			-0.16	-0.04
친숙도-높음							-0.02	0.03			-0.08	0.02
	인지된 유용성(M2)						개인정보제공의도 (Y)					
친숙도-낮음							0.06	0.04			-0.02	0.14
친숙도-높음							-0.04	0.02			-0.09	0.00
<b>매개된 조절효과</b>												
							Index	Boot SE	LLCI	ULCI		
프라이버시 위협(M1)							0.037	0.02	0.00	0.08		
인지된 유용성(M2)							-0.04	0.02	-0.08	0.01		

**(표 4) 가설검정 결과**

가설	경로	결과
H1	생성형 AI 챗봇의 친숙도는 인지된 유용성에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.	지지
H2	생성형 AI 챗봇의 친숙도는 프라이버시 위험에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.	지지
H3	생성형 AI 챗봇의 친숙도는 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점의 영향을 조절할 것이다.	지지
H4a	개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 친숙도의 영향은 프라이버시 위험에 의해 매개될 것이다.	지지
H4b	개인정보 제공의도에 대한 조절초점 성향과 친숙도의 영향은 인지된 유용성에 의해 매개될 것이다.	기각

제공의도를 설정하고 매개분석을 실행하였다. <표 3>에서 제시한 바와 같이, 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점 성향의 조건부 직접 효과는 친숙도의 수준이 낮을 때는 유의한(LLCI=.008, ULCI=.50) 반면, 친숙도 수준이 높은 경우에는 유의하지 않은 것으로 나타났다(LLCI=.16, ULCI=.18).

표 3의 조건부 간접효과는 매개 변인인 프라이버시 위험이 조절변인인 친숙도에 따라 조건적 간접효과가 달라지는 것을 보여준다. 친숙도 수준이 낮은 조건의 경우는 간접효과가 유의한 반면(LLCI=.16, ULCI=.04) 친숙도 수준이 높은 조건은 유의하지 않았다(LLCI=.08, ULCI=.02). 결국 개인정보 제공의도에 대한 고객의 조절초점 성향과 챗봇의 친숙도 간의 상호작용은 프라이버시 위험에 의해 매개되었음을 확인하였다( $b=.037$ ,  $SE=.02$ ,  $LLCI=.00$ ,  $ULCI=.08$ ; Zhao et al., 2010). 그러므로 가설 4a가 지지되었다.

마찬가지로 인지된 유용성에 대한 매개효과를 살펴보면, 표 3의 조건부 간접효과는 매개 변인인 인지된 유용성이 조절변인인 친숙도에 따라 조건적 간접효과가 유의하지 않음을 보여주었다. 결국 고객의 조절초점 성향과 친숙도, 개인정보 제공의도와와의 관계에서 챗봇의 친숙도의 매개된 조절효과는 유의하지 않음을 확인하였다( $b=.04$ ,  $SE=.02$ ,  $LLCI=.08$ ,  $ULCI=.01$ ; Zhao et al., 2010). 따라서 가설 4b는 기각되었다. 가설의 검증 결과는 <표 4>에 정리하여 나타내었다.

## 6. 결론

### 6.1. 연구의 요약 및 시사점

본 연구는 고객의 조절초점 성향과 생성형 AI 챗봇에 대한 친숙도가 고객의 개인정보 제공의도에 어떤 영향을 미치는지 살펴보기 위해 조절초점이론과 프라이버시 계산 이론을 기반으로 설명하고 실험을 통해 가설을 검증하였다. 실험 결과, 참가자의 챗봇 친숙도가 낮은 경우, 예방초점 성향의 참가자는 항상초점 성향의 참가자보다 프라이버시 위험을 높게 지각하고 유용성을 더 낮게 지각한 반면, 챗봇의 친숙도가 높은 경우, 예방초점과 항상초점 참가자 간의 프라이버시 위험과 인지된 유용성에는 차이가 나타나지 않았다. 개인정보 제공의도 역시 챗봇의 친숙도가 낮은 경우, 항상초점 성향의 참가자가 예방초점 성향의 참가자보다 개인정보 제공의도가 더 높게 나타난 반면 챗봇의 친숙도가 높은 경우, 예방초점과 항상초점 소비자 간의 개인정보 제공의도에는 차이가 나타나지 않았다. 더 중요한 것은 참가자의 조절초점 성향과 챗봇의 친숙도가 고객의 개인정보 제공의도에 미치는 영향은 프라이버시 위험에 의해 매개되었다는 것이다.

본 연구의 주요 결과와 시사점은 다음과 같다. 첫째, 인간-챗봇의 상호작용 연구 분야가 급속하게 증가하면서 이들의 관계를 고객의 조절초점과 프라이버시 계산이론으로 설명하려는 많은 시도에도 불구하고 명확하지 않은 이전 연구 결과의 한계가 존재하였다(박은영, 2023; 소현

정, 광기영, 2021; Choi and Zhou, 2023). 본 연구는 챗봇의 친숙도를 통해 그 관계를 명확히 밝혔는데 가장 큰 의미가 있다. 다시 말해 고객의 개인정보 제공의도에 대한 조절초점의 영향은 챗봇의 친숙도 수준에 따라 달라진다는 것이다. 특히 챗봇의 친숙도가 낮을 때는 고객의 내재적 성향이 예방초점인 고객이 항상초점 성향의 고객보다 프라이버시 위협에 대한 지각이 높고 유용성에 대한 지각이 낮아 결과적으로 개인정보 제공에 대한 의도가 낮아졌다. 본 연구의 결과는 새로운 기술 수용에 대한 기존 연구에서도 유사한 결과를 찾아볼 수 있다. 즉 기술 친숙도를 수용의도에 중요한 요인으로 밝혀왔다는 점에서 일맥상통한다(박경원 등, 2017; 박지원, 이형룡, 2020; 유양호, 2022; 이문성, 2003). 따라서 본 연구 결과는 향후 생성형 AI 기반 챗봇과 인간과의 상호작용 연구 분야에서 고객의 성향과 반응과의 관계를 살펴보고자 하는 후속 연구자들에게 참조점을 제공한다는 데 의의가 있다. 더불어 본 연구 결과는 생성형 AI 기반 챗봇 커뮤니케이션을 활용하는 실무자에게 챗봇의 친숙도 수준을 높이는 것이 실무적으로 의미가 있음을 제안한다. 새로운 기술을 활용하는 것이 초기에는 어려움이 있지만 빈번한 노출과 다양한 상황에서의 챗봇 경험이 쌓이면 소비자들의 지각된 위협을 줄이고 유용성 인식을 높일 수 있기 때문에, 챗봇을 활용할 때 소비자의 경험과 지식이 쌓일 수 있는 충분한 시간이 필요하다는 시사점이 있다. 즉 챗봇을 이용하여 소비자와 상호작용하는 첫 단계에는 소비자에게 무리하게 개인정보를 요청하는 것보다는 챗봇과의 경험이 친근하고 익숙해질 수 있도록 노력하고 이후 시간과 경험이 축적된다면 챗봇을 이용하여 적극적인 마케팅 커뮤니케이션이 이루어질 수 있고 이는 마케팅 성과로 이어질 수 있을 것으로 기대된다.

둘째, 본 연구는 고객의 조절초점 성향과 챗봇의 친숙도가 고객의 개인정보 제공의도에 미치는 영향은 프라이버시 위협에 의해 매개되었음을 밝혔다. 프라이버시 계

산이론을 기반으로 심리적 메커니즘을 검증해 본 결과, 인지된 유용성이 아닌 프라이버시 위협 지각을 통해 고객의 성향과 챗봇의 친숙도, 개인정보 제공의도 간의 관계가 매개되었다. 특히 챗봇에 대한 친숙도가 낮은 참가자들에게서 그들의 조절초점 성향과 개인정보 제공의도와의 관계에서 프라이버시 위협의 매개효과를 확인하였다. 본 연구 결과는 인간과 상호작용하는 AI 챗봇 연구 분야에서 밝혀진 다양한 메커니즘을 설명할 수 있는 새로운 조건과 상황을 밝혔다는 점에서 이론적 의미를 가진다. 이를 통해 실무자들은 AI 챗봇을 통해 고객들에게 개인정보 요청시, 고객이 무엇을 얻을 수 있고 어떤 혜택을 획득할 수 있는지 어필하기 보다 개인정보 제공에 따른 위협에 대해 자신의 정보가 안전하게 보호되는 것을 강조하는 마케팅 전략을 개발할 수 있을 것이다. 예를 들어, 개인정보 보호 정책을 투명하게 공개하고, 개인정보를 어떤 목적으로 활용하는지 명확하게 설명하거나 개인정보 보호 시스템을 강화하고, 개인정보 유출 사고를 방지하는 등 보안 강화를 위한 지속적 관리가 요구된다. 또한 필요 이상의 개인정보를 수집하지 않고, 수집된 개인정보는 안전하게 보호하는 정책을 통해 고객의 신뢰를 얻는 것이 중요할 것이다.

## 6.2. 연구의 한계 및 향후 연구

본 연구는 이론적이고 실무적인 시사점에도 불구하고 다음과 같은 한계점을 가지고 있다. 첫째, 본 연구는 설문조사를 통해 가설을 검증하였다. 외적 타당성을 높이기 위해 향후 연구에서는 실증 데이터를 사용하여 연구의 결과를 재검증할 필요가 있다.

둘째, 본 연구는 챗봇과의 상호작용 상황에서 사용자의 성향과 챗봇의 친숙도 수준간의 상호작용을 통해 개인정보 제공의도를 살펴보고자 실시한 실험 연구이다. 실험 상황에서 참여자에게 챗봇과의 상호작용 상황을 묘

사한 스크린샷과 시나리오를 제공하였다. 외적 타당성을 높이기 위해서는 스크린샷의 형태보다는 라이브 채팅과 같은 현실적인 자극을 사용하는 것이 요구된다. 향후 연구에서는 챗봇에 대한 보다 다양한 형태의 조작 방법을 개발하여 현실적이고 실무적인 결과를 적용할 수 있는 연구방법을 이용하여 재검증할 필요가 있다.

셋째, 본 연구는 고객의 개인정보 제공의도에 영향을 미치는 개인의 다양한 요인 중 조절초점 성향과 챗봇 친숙도를 중심으로 살펴보았다. 향후 연구에서는 다른 개인적 특성이나 인구통계학적 변수를 이용하여 프라이버시 위협과 인지된 유용성에 미치는 영향을 추가적으로 검증할 필요가 있다.

## <참고문헌>

### [국내 문헌]

1. 김기진, 변광인, 양정미 (2011). 스마트폰 외식관련 어플리케이션의 사용용이성이 이용의도에 미치는 영향에 관한 연구: 친숙도와 유용성의 매개효과를 중심으로. 친숙도와 유용성의 매개효과를 중심으로. **호텔경영학연구**, 20(6), 61-81.
2. 김영두, 하영원 (2011). 조절초점과 기대수익: 위험 정보 구성이 금융투자상품의 선택에 미치는 영향. **소비자학연구**, 22(4), 103-134.
3. 김은진, 박재진 (2016). 조절초점 이론과 TAM 모델의 결합을 통한 해외직구 소비자 행동 연구. **사회과학연구**, 27(4), 47-66.
4. 김준희, 하규수 (2012). 기업 모바일 소셜네트워크서비스 특성요인이 사용자 만족과 지속적 사용의도에 미치는 영향에 관한 연구. **디지털융복합연구**, 10(8), 135-148.
5. 박경원, 김창수, 안현숙 (2017). 모바일 커머스 품질이 고객만족과 재구매의도에 미치는 영향. **한국정보기술학회논문지**, 15(7), 149-162.
6. 박은영 (2023). 챗봇의 의인화와 이용자의 성향이 개인정보 제공의도에 미치는 영향. **고객만족경영연구**, 25(2), 1-21.
7. 박지원, 이형룡 (2020). 패스트푸드점 고객의 키오스크 사용이 수용의도와 지속사용의도에 미치는 영향: UTAUT2 모형의 적용 및 친숙도의 조절효과를 중심으로. **관광학연구**, 44(2), 207-228.
8. 소현정, 광기영 (2021). 모바일 헬스 앱 사용의 도 동기요인: 조절초점성향과 프라이버시계산이론을 중심으로. **지식경영연구**, 22(2), 33-53.
9. 양윤, 김신혜 (2011). 메시지 툴, 조절초점, 지각된 위험이 광고메시지 태도와 구매의도에 미치는 영향. **광고학연구**, 22(1), 257-276.
10. 유양호 (2022). 호텔의 언택트 서비스 특성, 수용의도, 관계지속의도 간의 영향관계 연구: 친숙도의 조절효과를 중심으로. **관광레저연구**, 34(7), 169-186.
11. 이문성 (2003). 인터넷 쇼핑몰 친숙도, 특성평가, 상품조회 및 구매의도의 상호관련성에 관한 연구. **신학경영연구**, 16, 99-121.
12. 이성호, 서문교 (2017). 사이버강의의 수용에 영향을 미치는 요인에 대한 연구: 사회적 영향과 기술 친숙도를 중심으로. **경영교육연구**, 32(6), 85-102.
13. 이애리, 안효영 (2016). 핀테크 사용에 대한 정보프라이버시 염려와 이용자 저항에 대한 연구: 조절초점성향과의 상호작용 효과 고찰. **정보보호학회논문지**, 26(1), 209-226.

14. 정경수, 노미진 (2005). 모바일 비즈니스 유형과 비즈니스 특성이 모바일 인터넷 비즈니스 수용에 미치는 영향 분석. **한국경영정보학회 학술대회**, 1096-1103.
15. 한진영, 김형진, 손인수 (2021). 프라이버시에 대한 감정이 프라이버시 보호 행동에 미치는 영향: 카드사 개인정보 유출사건을 중심으로. **인터넷전자상거래연구**, 21(3), 145-161.

### [국외 문헌]

16. Aaker, D. A. (2009). *Managing brand equity: Capitalizing on the value of a brand name*. NY: Simon and Schuster.
17. 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.
18. Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179-211.
19. Alba Joseph, W., & Hutchinson Wesley, J. (1987). Dimensions of Consumer Expertise. *Journal of Consumer Research*, 13(4), 411-454.
20. Anderson, C. L., & Agarwal, R. (2011). The digitization of healthcare: Boundary risks, emotion, and consumer willingness to disclose personal health information. *Information Systems Research*, 22(3), 469-490.
21. Barak, A., & Gluck-Ofri, O. (2007). Degree and reciprocity of self-disclosure in online forums. *CyberPsychology & Behavior*, 10(3), 407-417.
22. Boerman, S. C., Kruijkemeier, S., & Zuiderveen Borgesius, F. J. (2021). Exploring motivations for online privacy protection behavior: Insights from panel data. *Communication Research*, 48(7), 953-977.
23. Bowling, A. (2005). Mode of questionnaire administration can have serious effects on data quality. *Journal of Public Health*, 27(3), 281-291.
24. Choi, S., & Zhou, J. (2023). Inducing consumers' self-disclosure through the fit between Chatbot's interaction styles and regulatory focus. *Journal of Business Research*, 166, 114-127.
25. Cordell, V. V. (1997). Consumer knowledge measures as predictors in product evaluation. *Psychology & Marketing*, 14(3), 241-260.

26. Crowe, E., & Higgins, E. T. (1997). Regulatory focus and strategic inclinations: Promotion and prevention in decision-making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 69(2), 117–132.
27. Culnan, M. J., & Bies, R. J. (2003). Consumer privacy: Balancing economic and justice considerations. *Journal of Social Issues*, 59(2), 323–342.
28. Dinev, T., & Hart, P. (2006). An extended privacy calculus model for e-commerce transactions. *Information Systems Research*, 17(1), 61–80.
29. Flavián, C., Guinalú, M., & Gurrea, R. (2006). The influence of familiarity and usability on loyalty to online journalistic services: The role of user experience. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 13(5), 363–375.
30. Gefen, D., & Straub, D. W. (2004). Consumer trust in B2C e-Commerce and the importance of social presence: Experiments in e-Products and e-Services. *Omega*, 32(6), 407–424.
31. Hassan, M., Mydock III, S., Pervan, S. J., & Kortt, M. (2016). Facebook, self-disclosure, and brand-mediated intimacy: Identifying value creating behaviors. *Journal of Consumer Behaviour*, 15(6), 493–502.
32. Haws, K. L., Dholakia, U. M., & Bearden, W. O. (2010). An assessment of chronic regulatory focus measures. *Journal of Marketing Research*, 47(5), 967–982.
33. Hayes, A. F. (2018). Partial, conditional, and moderated moderated mediation: And Communication Quantification, inference, interpretation. *Monographs*, 85(1), 4–40.
34. Higgins, E. T. (1998). Promotion and prevention: Regulatory focus as a motivational principle. In *Advances in Experimental Social Psychology* (Vol. 30, pp. 1–46). Cambridge, Massachusetts: Academic Press.
35. Jiang, Z., Heng, C. S., & Choi, B. C. (2013). Research note—privacy concerns and privacy-protective behavior in synchronous online social interactions. *Information Systems Research*, 24(3), 579–595.
36. Kees, J., Burton, S., & Tangari, A. H. (2010). The impact of regulatory focus, temporal orientation, and fit on consumer responses to health-related advertising. *Journal of Advertising*, 39(1), 19–34.
37. Krasnova, H., & Veltri, N. F. (2010, January). Privacy calculus on social networking sites: Explorative evidence from Germany and USA. In *2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 1–10). IEEE.
38. Lee, A. Y., & Aaker, J. L. (2004). Bringing the frame into focus: The influence of regulatory fit on processing fluency and persuasion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 86(2), 205–218.
39. Li, H., Sarathy, R., & Xu, H. (2010). Understanding situational online information disclosure as a privacy calculus. *Journal of Computer Information Systems*, 51(1), 62–71.
40. Ling, E. C., Tussyadiah, I., Tuomi, A., Stienmetz, J., & Ioannou, A. (2021). Factors influencing users' adoption and use of conversational agents: A systematic review. *Psychology & Marketing*, 38(7), 1031–1051.
41. Mamat, M., Li, C. C., Ismail, N. N. H. N., Ismail, A., Razak, N. H. S. A., & Haron, M. S. (2013). *Exploring the Role of Familiarity and Customer Involvement in Influencing Customer Service Experience*.
42. Mick, D. G., & Fournier, S. (1998). Paradoxes of technology: Consumer cognizance, emotions, and coping strategies. *Journal of Consumer Research*, 25(2), 123–143.
43. Mourali, M., Böckenholt, U., & Laroche, M. (2007). Compromise and attraction effects under prevention and promotion motivations. *Journal of Consumer Research*, 34(2), 234–247.
44. Park, C. W., & Lessig, V. P. (1981). Familiarity and its impact on consumer decision biases and heuristics. *Journal of Consumer Research*, 8(2), 223–230.
45. Pentina, I., Zhang, L., Bata, H., & Chen, Y. (2016). Exploring privacy paradox in information-sensitive mobile app adoption: A cross-cultural comparison. *Computers in Human Behavior*, 65, 409–419.
46. Pizzi, G., Vannucci, V., Mazzoli, V., & Donvito, R. (2023). I, chatbot! the impact of anthropomorphism and gaze direction on willingness to disclose personal information and behavioral intentions. *Psychology & Marketing*, 40(7), 1372–1387.
47. Przegalinska, A., Ciechanowski, L., Stroz, A., Gloor, P., & Mazurek, G. (2019). In bot we trust: A new methodology of chatbot performance measures. *Business Horizons*, 62(6), 785–797.




48. Ruppel, E. K., Gross, C., Stoll, A., Peck, B. S., Allen, M., & Kim, S. Y. (2017). Reflecting on connecting: Meta-analysis of differences between computer-mediated and face-to-face self-disclosure. *Journal of Computer-Mediated Communication, 22*(1), 18-34.
49. Ryu, G., Suk, K., Yoon, S. O., & Park, J. (2014). The underlying mechanism of self-regulatory focus impact on compromise choice. *Journal of Business Research, 67*(10), 2056-2063.
50. Jain, S. P., Lindsey, C., Agrawal, N., & Maheswaran, D. (2007). For better or for worse? Valenced comparative frames and regulatory focus. *Journal of Consumer Research, 34*(1), 57-65.
51. Smith, H. J., Dinev, T., & Xu, H. (2011). Information privacy research: An interdisciplinary review. *MIS Quarterly, 35*(4), 989-1015.
52. Sprecher, S., & Hendrick, S. S. (2004). Self-disclosure in intimate relationships: Associations with individual and relationship characteristics over time. *Journal of Social and Clinical Psychology, 23*(6), 857-877.
53. Thomaz, F., Salge, C., Karahanna, E., & Hulland, J. (2020). Learning from the Dark Web: leveraging conversational agents in the era of hyper-privacy to enhance marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science, 48*, 43-63.
54. Walther, J. B. (1996). Computer-mediated communication: Impersonal, interpersonal, and hyperpersonal interaction. *Communication Research, 23*(1), 3-43.
55. Werth, L., & Foerster, J. (2007). How regulatory focus influences consumer behavior. *European Journal of Social Psychology, 37*(1), 33-51.
56. Xie, Y., & Keh, H. T. (2016). Taming the blame game: Using promotion programs to counter product-harm crises. *Journal of Advertising, 45*(2), 211-226.
57. Xu, H., Dinev, T., Smith, J., & Hart, P. (2011). Information privacy concerns: Linking individual perceptions with institutional privacy assurances. *Journal of the Association for Information Systems, 12*(12), 1.
58. Xu, H., Luo, X. R., Carroll, J. M., & Rosson, M. B. (2011). The personalization privacy paradox: An exploratory study of decision making process for location-aware marketing. *Decision Support Systems, 51*(1), 42-52.
59. Xu, H., Teo, H. H., Tan, B. C., & Agarwal, R. (2009). The role of push-pull technology in privacy calculus: The case of location-based services. *Journal of Management Information Systems, 26*(3), 135-174.
60. Zajonc, R. B. (1968). Attitudinal effects of mere exposure. *Journal of Personality and Social Psychology, 9*(2, Pt. 2), 1-27.
61. Zhao, X., Lynch Jr, J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research, 37*(2), 197-206.
62. Zhou, R., & Pham, M. T. (2004). Promotion and prevention across mental accounts: When financial products dictate consumers' investment goals. *Journal of Consumer Research, 31*(1), 125-135.
63. Zou, L. W., & Chan, R. Y. (2019). Why and when do consumers perform green behaviors? An examination of regulatory focus and ethical ideology. *Journal of Business Research, 94*, 113-127.

[URL]

64. Business Wire (2022). The worldwide chatbot industry is expected to reach \$22.9 billion by 2030 -ResearchAndMarkets.com, <https://www.businesswire.com/news/home/20220916005448/en/The-Worldwide-Chatbot-Industry-is-Expected-to-Reach-22.9-Billion-by-2030--ResearchAndMarkets.com>.

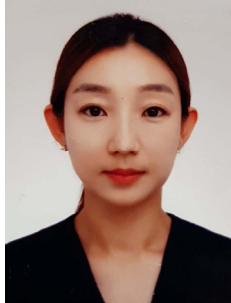
〈부록〉 실험진행 과정 및 자극물

<p>1단계: 시나리오제공</p>	<p>“온라인으로 비행기 표를 구매하는 상황을 상상해 보세요. 항공권 구매 후 일주일이 지나고 당신은 스마트폰으로 웹사이트를 방문하여 예약을 다시 확인합니다. 갑자기 웹사이트의 챗봇이 여행지 근처에 있는 렌터카 업체를 추천하는 푸시 메시지를 보냅니다. 여러분은 푸시 메시지의 링크를 열고 챗봇에게 자동차 렌탈에 대해 문의하게 됩니다.”</p>
<p>2단계: 챗봇과의 대화 스크린샷</p>	 <p>The screenshot shows a chat conversation on a smartphone. The chatbot, named Taylor, starts by asking, "I'm Taylor. May I help you?". The user replies, "I'd like to rent a car for my holiday in Italy". Taylor then says, "Here is our most popular option. Which filter would you like me to apply now?". Below this, Taylor lists several filters: Enterprise, Goldcar, Avis; Minimum total luggage size capacity of large (0-2+) and small bags (0 or 1); Transmission type (automatic/manual); Minimum or maximum price (30-800 euros) per day; Minimum review score (0-10); and Car category (SUV, large / estate, small, premium, medium). Taylor also notes that multiple categories/companies can be selected and filters can be removed. The user replies, "I'm not sure". Taylor then asks for the user's name, e-mail, gender, age, and location of residency to provide a better recommendation.</p>
<p>3단계: 측정</p>	<p>개인정보 제공의도, 친숙도, 프라이버시 위험, 인지된 유용성, 조절초점</p>

---

● 저 자 소 개 ●

---



**박 은 영 (Eun Young Park)**

현재 국민대학교 교양대학 조교수로 재직 중이다. 고려대학교에서 경영학 학사를 취득하고, 동 대학원에서 마케팅 전공으로 석사와 박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 AI 챗봇과 소비자 행동, 온라인 마케팅 커뮤니케이션, sustainable marketing 등이다. 지금까지 International Journal of Advertising, Marketing Letters, Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics, 마케팅연구, 소비자학연구 등 국내외 학술지에 논문을 게재하였다.

〈 Abstract 〉

# The Impact of Customer Regulatory Focus and Familiarity with Generative AI-based Chatbot on Self-Disclosure Intentions: Focusing on Privacy Calculus Theory

Eun Young Park\*

Increasing concerns regarding personal data privacy have complicated the acquisition of customer data through online marketing. This study investigates factors influencing customers' willingness to disclose information via a generative AI-based chatbot. Drawing on privacy calculus theory and regulatory focus theory, we explore how customer regulatory focus and familiarity with the generative AI-based chatbot shape disclosure intentions. Our study, involving 473 participants, reveals that low familiarity with the chatbot leads individuals with a prevention focus to perceive higher privacy risks and lower perceived usefulness compared to those with a promotion focus. However, with high familiarity, these differences diminish. Moreover, individuals with a promotion focus show a greater inclination to disclose information when familiarity with the generative AI-based chatbot is low, whereas this regulatory focus does not significantly impact disclosure intentions when familiarity is high. Perceived privacy risks mediate these relationships, underscoring the importance of understanding familiarity with the generative AI-based chatbot in facilitating personal information disclosure.

Key words: Regulatory focus, Familiarity with Generative AI-based chatbot, Information disclosure, Privacy calculus theory, Knowledge management

---

\* Kookmin University