



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이 정 윤 교수지도
석사학위 청구논문

인구통계학적 · 심리사회적 요인이
생성형 인공지능 상담
이용의도에 미치는 영향

2025

성신여자대학교 대학원
심 리 학 과
박 셋 별

인구통계학적 · 심리사회적 요인이
생성형 인공지능 상담
이용의도에 미치는 영향

이 정 윤 교수지도

이 논문을 석사학위 논문으로 제출함

2025년 5월

성신여자대학교 대학원
심 리 학 과
박 셋 별

인 준 서

박삿별의 석사학위 논문으로 인준함

2025년 7월

심사위원장 서 수 연 (인)

심 사 위 원 김 미 립 (인)

심 사 위 원 이 정 윤 (인)

성신여자대학교 대학원

논문개요

본 연구는 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 인구통계학적·심리사회적 요인을 분석하였다. 생성형 인공지능 챗봇 사용 경험이 있는 19세 이상 성인 남녀 420명을 대상으로, 인구통계조사, 사회적 낙인, 자기 낙인, 자기 은폐, 사회적 지지에 대한 조망, 상담에서의 유용성/위험성 기대, 생성형 인공지능 상담 이용 척도를 실시하였으며, 연구결과는 다음과 같다. 첫째, 심리사회적 변인 중 사회적 낙인, 자기 은폐, 상담에 대한 유용성/위험성 기대가 생성형 인공지능 상담 이용의도와 정적 상관을 보였다. 둘째, 인구통계학적 특성에 따라 이용의도에서 유의한 차이를 보이는지 살펴본 결과, 생성형 인공지능 상담을 이용해 본 경험이 있는 경우에 유의하게 높은 것으로 나타났다. 셋째, 문제영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도는 진로 선택, 대인관계·교우관계 문제, 우울증, 발표 불안 등의 영역에서 상대적으로 높았다. 마지막으로 생성형 인공지능 상담 이용의도에 대한 인구통계학적·심리사회적 요인의 상대적 영향력을 분석한 결과, 자기 은폐가 가장 강력한 예측 요인으로 나타났다. 또한 상담에 대한 유용성 기대, 경제적 수준이 '중' 인 경우, 생성형 인공지능 상담 이용경험 유무가 정적 영향력을 보인 반면, 직업 및 전공이 예체능인 경우는 부적 영향력을 보였다. 본 연구는 최근 생성형 인공지능 기술의 확산과 더불어 상담 영역에서의 활용 가능성을 탐색하고, 사용자의 상담 이용의도를 높이기 위한 심리사회적 기반을 탐색했다는 점에 의의가 있다.

주요어: 생성형 인공지능 상담, 챗봇, 상담 이용의도, 자기 은폐

목 차

I. 서론	1
1. 연구의 목적 및 필요성	1
2. 연구문제	7
II. 이론적 배경	8
1. 생성형 인공지능 상담	8
1) 생성형 인공지능 상담의 개념	8
2) 생성형 인공지능 상담 이용의도	13
2. 인구통계학적 요인과 생성형 인공지능 상담 이용의도	15
1) 성별 및 연령과 생성형 인공지능 상담 이용의도	15
2) 경제적 수준과 생성형 인공지능 상담 이용의도	16
3) 직업 또는 전공과 생성형 인공지능 상담 이용의도	18
4) 생성형 인공지능 상담 이용 경험과 이용의도	18
3. 심리사회적 요인과 생성형 인공지능 상담 이용의도	20
1) 사회적 낙인과 생성형 인공지능 상담 이용의도	20
2) 자기 낙인과 생성형 인공지능 상담 이용의도	22
3) 자기 은폐와 생성형 인공지능 상담 이용의도	24
4) 사회적 지지망에 대한 조망과 생성형 인공지능 상담 이용의도	26
5) 상담에서의 유용성 기대와 생성형 인공지능 상담 이용의도	28
6) 상담에서의 위험성 기대와 생성형 인공지능 상담 이용의도	29

III. 연구방법	31
1. 연구절차 및 대상	31
2. 측정도구	32
1) 인구통계조사 설문지	32
2) 사회적 낙인 척도	33
3) 자기 낙인 척도	33
4) 자기 은폐 척도	34
5) 사회적 지지에 대한 조망 척도	35
6) 상담에서의 유용성과 위험성 기대 척도	36
7) 생성형 인공지능 상담 이용의도 척도	37
3. 분석방법	39
IV. 연구결과	40
1. 연구대상자의 인구통계학적 특성	40
2. 상관관계 및 기술통계	42
3. 인구통계학적 특성에 따른 생성형 인공지능 상담 이용의도	44
4. 문제 영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도	46
5. 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인	48
V. 논의	51

참고문헌

ABSTRACT

부록

표 목 차

<표 1> 연구대상자의 인구통계학적 특성	41
<표 2> 주요 변수 간 상관관계 및 평균과 표준편차	43
<표 3> 인구통계학적 특성에 따른 생성형 인공지능 상담 이용의도 차이	45
<표 4> 문제영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도 응답 분포	47
<표 5> 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인	50

I. 서론

1. 연구의 목적 및 필요성

2024년 보건복지부 산하 국립정신건강센터에서 우리나라 국민 3,000명을 대상으로 실시한 ‘국민 정신건강 지식 및 태도조사’에 따르면, 지난 1년간 우울이나 스트레스, 불면 등 조사에 포함된 15개 정신건강 문제를 경험한 응답자는 총 73.6%로 집계되었다. 이는 2022년의 63.8%와 대비하여 10% 증가한 수치이다. 이러한 심리적 어려움을 겪었던 응답자들을 대상으로 추가로 조사한 결과, 심리치료나 상담센터, 병원 등을 찾아 전문적인 도움을 받았다는 응답자는 27%로 집계되었으며, 이는 2019년 22%, 2021년 25.3%, 2022년 26.9%와 비교하면 매년 지속적으로 조금씩 증가한 것을 알 수 있다.

하지만 이러한 증가추세에도 불구하고 전문적 도움을 받았다고 응답한 사람은 여전히 27% 정도에 그쳐, 정신건강 문제를 경험한 응답자 4명 중 3명(73%)은 여전히 어려움을 겪고도 상담센터나 병원 등을 방문하지 않는다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 2021년 ‘서울시 정신건강 통계’ 조사 결과, 2021년 기준 국가별 정신건강 서비스 이용률은 대한민국이 12.1%로 가장 낮았으며, 캐나다가 46.5%, 미국은 43%로 우리나라는 정신건강 서비스 이용률이 캐나다와 미국의 절반에도 미치지 못하는 것으로 나타났다. 이처럼 개인이 정신건강 서비스가 필요한 상황에서도 정신건강 서비스를 이용하지 않는 현상을 서비스 갭(Service Gap)이라고 한다(Stefl & Prospero, 1985). 이는 개인이 심리적 어려움을 겪고 있는 상황에서 치료에 대한 두려움, 타인의 부정적 평가와 부정적 기대가 심리 서비스

이용의 장벽으로 작용하여, 전문적 도움을 얻을 수 있는 여건이 마련되어 있더라도 이용하지 않는 것을 의미한다(Kushner & Sher, 1991).

여기서 전문적 도움추구란, 개인이 자신의 독특한 기질이나 심리적 요인으로 인해 심리적 어려움을 경험할 때, 이러한 심리적 불편감을 전문가에게 이야기하고 도움을 요청하는 것을 의미한다(박준호, 서영석, 2009; 신연희, 안현의, 2005; 장미경, 2014). 따라서 이러한 전문적 도움추구와 관련하여 오랜 시간 동안 연구자들은 전문 상담이나 심리치료 등에 대한 심리적 거리감을 완화시킬 수 있는 방법을 모색하기 위해 도움추구와 관련된 변인들을 찾아 그 영향력을 분석하려 노력하였다(김주미, 유성경, 2002; 신연희, 안현의, 2005). 그 결과 여러 선행연구에서 전문적 도움이 필요할 경우에 심리 상담이나 치료를 이용할 가능성을 증진시키는 요인을 전문적 도움추구의 접근요인, 이용 가능성을 감소시키는 요인을 전문적 도움추구의 회피요인으로 개념화하였다(Komiya et al., 2000). 관련된 변인들 간에 상반되는 연구결과가 존재하지만, 일반적으로 알려진 내용은 다음과 같다.

먼저 전문적 도움추구에 대한 접근요인으로는 상담이나 치료 중 개인의 고통스러운 감정이나 경험과 같은 사적 정보를 상담자에게 노출함으로써 얼마나 유용할지에 대한 기대를 나타내는 유용성 기대(신연희, 안현의, 2005), 지역사회나 주변인으로부터 얻는 긍정적 자원인 사회적 지지(Miville & Constantine, 2006) 등이 있다. 이러한 접근요인은 전문적 도움추구 행동에 긍정적 영향을 주어 결과적으로 정신건강 서비스의 이용을 높이는 변인으로 고려된다. 반면 전문적 도움추구에 대한 회피요인으로는 개인이 전문적 도움을 구할 때 사회로부터 수용되지 못하고 부정적 인식을 겪게 된다는 사회적 낙인(진경미, 권경인, 2015), 이러한 사회적 낙인이 개인에게 내면화되는 자기 낙인(Cheng et al., 2018), 상담이나 치료 중 개인의 고통스러운 감정이나 경험과 같은 사적 정보를 상담자에게 노출함으로

써 얼마나 위험할지에 대해 인지하는 위험성 기대(신연희, 안현의, 2005), 개인과 관련된 고통스러운 경험이나 부정적 정보를 적극적으로 감추려는 성향인 자기 은폐(Larson et al., 2015) 등이 있다. 이러한 회피요인은 전문적 도움추구 행동에 부정적 영향을 주어 결과적으로 정신건강 서비스의 이용을 감소시키는 변인으로 고려된다.

따라서 이러한 전문적 도움에 대한 회피요인의 영향을 감소시킬 수 있는 대안적인 심리치료 방안으로, 최근 몇 년간 생성형 인공지능 서비스를 이용한 상담이나 심리치료가 많은 각광을 받고 있다(Aktan et al., 2022). 여기서 생성형 인공지능(Generative Artificial Intelligence)이란, 자연어 처리(Natural Language Processing; NLP), 머신 러닝(Machine Learning; ML), 딥러닝(Deep Learning; DL) 등의 기술을 사용하여 인간과 유사한 상호작용을 할 수 있는 대화를 생성하는 인공지능 챗봇(Chatbot)을 말한다(성명철, 동학림, 2024). 이를 바탕으로 인공지능 챗봇은 인간과 대화할 때 질문에 대한 대답과 정보를 제공하며, 인간의 상호작용 패턴을 학습하여 언어를 이해한 뒤 인간과 유사한 자연어를 출력한다. 때문에 자연스럽게 효과적인 상호작용이 가능하며, 대화 안에서 감정적 정보를 전달함으로써 인간적인 특징까지 나타내어 사용자에게 다양한 상호작용 경험을 제공한다(Kuhail, 2024). 또한 기능적 차원에서는 인간의 텍스트나 음성을 분석하고 사용자의 요구를 파악하여 사용자의 행동을 예측하고, 나아가 인간을 모방한다는 특징이 있다(정준화, 2018). 이러한 기술들을 바탕으로 인공지능 챗봇을 사용하여 사용자의 신체적, 정신적 문제에 초점을 맞추고 상담이나 심리치료를 제공하는 등의 역할을 수행할 수 있게 되며(이동훈 외, 2015), 앞으로 기술의 발전에 따라 더욱더 자연스러운 상호작용을 보여줄 것으로 기대된다.

선행연구에 따르면, 생성형 인공지능 챗봇은 이미 정신과 치료영역에서

유익하다는 결과들이 다수 증명되었다. Kuhail(2024)의 연구에 따르면, 인공지능 상담사와 인간 상담사의 치료 기록을 정신건강 전문가들로 하여금 평가하게 한 결과, 인간 상담자가 진행한 치료 기록을 확실하게 구분할 수 없었으며, 평균적으로 인공지능 상담사의 기록을 더 높은 품질로 평가한 것으로 나타났다. 또한 Leung 등(2024)은 인공지능 챗봇을 통한 심리 개입이 사용자의 불안 수준을 낮추고, 주관적 행복감과 긍정적 정서를 유의하게 향상시키는 효과가 있음을 확인하였다. 이렇듯 인공지능 상담 사용자들은 일반적으로 인공지능 상담에서의 상호작용에 대해 높은 만족도를 보였으며, 추후에도 이를 이용하는데 관심이 있다고 보고하였다(Boucher et al., 2021). 이러한 선행연구들은 이미 인공지능 챗봇을 심리치료에 활용하는 연구가 활발하게 이루어지고 있음을 나타낸다.

더 나아가 인공지능 상담이 지니는 장점에 대한 다양한 연구결과들이 눈길을 끌고 있다. 그 중에는 인공지능 상담이 내담자가 겪는 낙인을 줄이는데 도움이 된다고 하였으며(김도연 외, 2020), 타인에게 개인정보를 공개해야 한다는 심리적 부담을 완화하는 효과가 있다고 하였다(Chin et al., 2023). 또한 의료 접근성이 낮은 지역이나 치료 사각지대에 놓인 사람들에게 정신건강 서비스를 비교적 저렴한 가격으로 제공하며, 언제 어디서나 접속할 수 있는 높은 접근성을 제공할 가능성도 제시되고 있다(김지연, 이윤희, 2021).

하지만 이와 달리, 인공지능 기반 정신건강 서비스와 관련해 윤리적·법적 책임 소재와 프라이버시 침해 위험을 지적하는 연구들도 다수 존재한다. 이러한 연구들은 특히 디지털 정신건강 서비스 전반에서 개인정보 보호와 안전성에 대한 합의된 기준 마련이 시급함을 강조하며(Torous et al., 2019), 인공지능이 제공하는 치료 과정에서 발생할 수 있는 윤리적 쟁점과 법적 책임 소재가 명확히 규정되지 않았음을 지적한다(Stahl, 2021). 또한

WHO(2021)는 인공지능 기반 건강서비스가 효과적으로 기능하기 위해서는 엄격한 윤리체계가 필수적이라고 제안하고 있다. 이러한 맥락에서 향후에 인공지능 상담을 활용하는 과정에서 발생할 수 있는 잠재적 위험과 책임 문제는 체계적이고 면밀히 검토되어야 할 것으로 보인다.

이처럼 생성형 인공지능 상담은 효과성에 있어서 여러 면에서 유익하다는 것이 밝혀지고 있고, 인공지능 상담이 지니고 있는 장점으로 인해 앞으로 더 많은 사람들이 보다 손쉽게 이용할 가능성이 점차 증가하고 있다. 이에 기존에 인간 상담자를 대상으로 전문적 도움추구를 할 때 나타나는 접근요인과 회피요인이 생성형 인공지능 상담을 하는 경우에는 어떤 양상으로 나타날지 살펴볼 필요가 있을 것이다.

이에 본 연구에서는 전문적 도움추구와 관련하여 2020년까지 국내외에서 발표된 석사와 박사학위 논문, 학술지에 게재되었던 논문 95편을 대상으로 실시한 메타연구(이안나, 강영신, 2021)에서 다룬 변인들 가운데 큰 효과크기를 나타낸 변인을 우선적으로 살펴보고자 하였다. 앞선 연구에서 접근요인에 대한 평균 효과크기는 유용성 기대($ES_r=.54$, $p<.001$)와 사회적 지지($ES_r=.23$, $p<.001$) 순서로 나타났다. 회피요인의 경우는 자기 낙인($ES_r=-.51$, $p<.001$)에서 가장 큰 효과크기를 나타내었고, 다음으로는 위험성 기대($ES_r=-.44$, $p<.001$)와 사회적 낙인($ES_r=-.36$, $p<.001$), 자기은폐($ES_r=-.24$, $p<.001$)의 순서로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 인간 상담자를 대상으로 전문적 도움추구를 할 때 나타났던 위와 같은 변인들을 중심으로, 이 변인들이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향이 어떠한지 알아보려고 하였다.

정리하면, 본 연구에서는 우리나라 성인들의 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 인구통계학적·심리사회적 변인들을 고찰하고, 생성형 인공지능 상담의도에 영향을 미치는 요인이 무엇인지 알아보려고

하였다. 따라서 본 연구를 통해 앞으로 새로운 방식과 기술을 활용해 잠재적인 내담자들의 정신건강 서비스에 대한 접근성을 높일 수 있는 방안을 모색하고, 향후 생성형 인공지능 상담의 가능성과 활용성을 더욱 구체적으로 논의할 수 있는 기초자료를 제공하고자 한다.

2. 연구문제

앞에서 논의한 연구의 배경과 필요성에 근거하여 본 연구에서 설정한 연구문제는 다음과 같다.

[연구문제 1]

본 연구에서 설정한 심리사회적 변인과 생성형 인공지능 상담 이용의도의 상관관계는 어떠한가?

[연구문제 2]

본 연구에서 설정한 인구통계학적 변인에 따라 생성형 인공지능 상담 이용의도에 차이가 있는가?

[연구문제 3]

우리나라 성인들의 문제영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도는 어떠한가?

[연구문제 4]

본 연구에서 설정한 인구통계학적 변인과 심리사회적 변인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 상대적 영향력은 어떠한가?

II. 이론적 배경

1. 생성형 인공지능 상담

1) 생성형 인공지능 상담의 개념

인공지능(Artificial Intelligence; AI)이란, 기계가 인간의 학습, 추론, 지각 능력과 자연언어의 이해 능력 등과 같은 지능을 컴퓨터 프로그램으로 실현하여 인간의 능력을 모방하는 기술로 정의할 수 있다(김도연 외, 2020). 인공지능이란 용어를 최초로 공식적으로 사용한 사람은 미국의 컴퓨터 과학자 John McCarthy로, 그는 1956년에 기계가 스스로 학습하고 행동하는 시대가 곧 올 것이라고 주장하였다(McCarthy, 1956). 그 이후부터 인공지능은 신기술의 혁신적인 설계와 기술의 발전으로 상담 및 심리치료 분야에서도 고려되기 시작하였으며, 이에 대한 최초의 시도는 1966년에 Joseph Weizenbaum이 개발한 ELIZA 프로그램으로, 이 프로그램은 MIT 인공지능 연구소에서 자연 언어 처리를 활용한 초기 유사 인공지능을 개발하여 상담에 적용한 것이다(Weizenbaum & Freeman, 1976). ELIZA 프로그램은 인본주의 심리학자인 Carl Rogers의 공감적 의사소통을 모방하도록 설계되어 활용되었지만, 초창기에 사용된 인공지능은 사용자가 입력한 내용을 분석해 일정한 패턴에 따라 대답을 출력하는 정형화된 반응만을 보이며 대화를 모방하는 수준에 그쳤다(김도연 외, 2020). 1980년대와 1990년대에 사용하던 규칙기반 인공지능 시스템에서 더 복잡한 대화가 가능한 자연어 이해(Natural Language Understanding) 기술이 개발되고, 이 시기 챗봇은

특정 상담 시나리오를 제공하기 위한 구조화된 데이터를 활용할 수 있게 되었다(이혜인, 2024). 이후 2000년대에 들어서 빅데이터(Big data)와 딥러닝(Deep learning) 기술이 발전하며, 인공지능 챗봇의 성능을 획기적으로 향상시켰다(최연숙, 2025). 나아가 2010년대에 이르러 스마트 폰의 보급으로 모바일 앱을 이용한 심리상담이 발달함으로 인해 챗봇을 사용한 대화형 에이전트가 활용되었고, 그 예로 2017년에 개발된 Woebot은 사전에 구성된 치료 개입 절차에 따라 내담자와 상호작용 하는 방식을 주로 사용하였다(김도연 외, 2020). 하지만 기술적으로는 여전히 사전에 정의된 규칙에서 벗어나지 못하였기 때문에 상담의 다양성에 충분히 대응하지 못한다는 문제점이 있었다(이혜인, 2024). 이후 4차 산업혁명의 시작이라 평가받을 정도로 큰 기술의 진보를 보여준 생성형 인공지능(Generative Artificial Intelligence)이 등장하였고, 이전의 인공지능과는 달리 새로운 콘텐츠를 만들어 내는 데 초점을 두어 기존의 한계점이 많이 극복되었다고 평가받았다(Saif et al., 2024, Wang et al., 2023). 이러한 생성 능력 때문에 생성형 인공지능은 방대한 데이터를 학습하여 이용자들이 원하는 질문에 개인화된 답변을 해주며, 이용자의 요구사항에 대해 상세한 대응을 가능하게 해줌으로써(Cheng et al., 2023) 기존의 규칙기반 인공지능과 개념적으로 구분이 되었다. 또한 기존의 단순히 정해진 답변을 제공하는 것에서 벗어나 이용자의 문맥을 이해하고 감정적 반응을 분석해 적절한 상담을 제공할 수 있는 수준에 이르렀다(안세훈, 정옥란, 2021).

대표적 생성형 인공지능 모델에는 OpenAI의 ChatGPT(신용우, 2023)를 시작으로, Google Deepmind의 Gemini(Mesnard et al., 2024), Anthropic의 Claude(Caruccio, 2024)와 가장 최근인 2025년 1월 25일에 중국에서 공개되어 큰 반향을 일으킨 DeepSeek(Deng et al., 2025)에 이르기까지, 주목할 점은 이러한 모델들이 출시될 때마다 비약적인 기술 발전으로 굉장

히 짧은 시간 동안 상당한 진보를 이루고 있다는 점이다(김현, 2023). 이 과정에서 생성형 인공지능의 대중화와 활용 가능성이 크게 확대되고, 의료(Biswas, 2023; Eggmann et al., 2023)나 언론(Longoni et al., 2022), 교육(차민영, 임희주, 2023), 금융(Krause, 2023) 등 사회 전반의 영역에서 인공지능이 활용되고 있다. 이러한 인공지능의 활용 가능성이 확대됨에 따라, 심리학 분야에서도 상담이나 심리치료의 개입 방안으로서 생성형 인공지능을 활용한 연구들이 발표되고 있다. Hatch 등(2025)의 최근 연구에서는 ChatGPT를 커플 치료에 활용하였는데, 참가자들은 인간 치료자 답변과 ChatGPT의 답변을 식별할 확률이 0에 가까웠고, 심지어 치료 공통 요인에 대한 ChatGPT의 답변이 인간 치료자의 답변보다 더 높은 평가를 받았음을 보여주었다. 이처럼 현재 생성형 인공지능이 매우 일관적이고 맥락에 따라 적절한 언어적 출력을 생성하기 때문에 심리치료를 포함한 다양한 영역에서 활발히 활용되고 있음을 알 수 있다(Haber et al. 2024). 국내에서도 상담을 목적으로 이러한 생성형 인공지능을 사용하는 현상을 찾아볼 수 있는데, YTN 뉴스(2025.02.09)에 따르면 실제로 ChatGPT와 같은 생성형 인공지능을 심리 상담에 적용하는 이용자가 증가하고 있다고 하였다. 이에 대한 긍정적인 이용 후기도 등장하고 있지만, 동시에 근본적인 치료를 위해서는 전문적인 도움이 필요하다는 우려 또한 제기되고 있는 현실이다. 이처럼 아직은 인공지능 상담에 대한 우려가 있는 것이 사실이지만, 인공지능 상담이 점차 우리 사회에 보편화 되어가면서 거부할 수 없는 현상으로 자리 잡고 있음을 알 수 있다. 이러한 현상으로 인해 생성형 인공지능의 역할이 전례 없는 중요성을 띄게 되었으며, 이러한 기술의 출현은 단순한 기술적 진화를 넘어서 사회적, 심리적 의미를 가진 패러다임의 전환으로 볼 수 있다(Tal et al., 2023).

심리학 영역에서 기존의 ‘상담 또는 심리치료’ 패러다임은 주로 치료사

와 내담자 간의 대화가 핵심으로, 심리치료를 ‘대화 치료’로 개념화한 프로이트와 브로이어(Freud & Breuer, 2004)로부터, 현재까지 내담자-치료자간 대화라는 주요 방법에 대한 강조가 일관되게 유지되고 있다(Cuijpers et al., 2019). 이후에 기술의 발전으로 바이오피드백, 뉴로피드백, 가상 현실과 같은 기술도 병행되었지만, 여전히 실무에서는 제한적으로 사용되고 있는 실정이다. 하지만 현재 생성형 인공지능의 경우 점점 더 정교해지는 언어 처리 및 생성 기능으로 심리치료 분야에 국한된 것만이 아니라 사회 전반에 급진적인 영향을 미치고 있다(Haber et al., 2024). 한 예로 이러한 생성형 인공지능을 영국에서는 이미 청소년의 92.2%가 사용하고 있으며, 그중 44.4%는 생성형 인공지능을 실제 대화상대로 인식하고 있다는 조사 결과가 발표되었다(Picton & Clark, 2024). 이러한 영향이 ‘상담’의 전제 조건이었던 기존의 치료사-내담자의 패러다임뿐만 아니라 인공지능-치료자의 패러다임이 추가되어, 심리적 개입에 있어서 생성형 인공지능 챗봇을 상담이나 심리치료에서 사용하는 현상은 앞으로 더 증가할 가능성이 높을 것으로 보인다(Vowels, 2024).

따라서 본 연구에서는 ‘생성형 인공지능 상담’을 다음과 같이 정의하여 사용하고자 한다. 먼저 자연어 처리 기술을 활용하는 생성형 인공지능을 활용하여, 1) 사용자의 정서적·심리적 어려움을 확인하거나, 2) 심리상담 기법(공감, 이해, 인지행동치료, 지지적 상담, 수용 등)에 기초한 조언이나 정보를 제공하며, 3) 향후 개입방향 및 행동전략(문제 해결, 감정 조절, 스트레스 대처) 등을 제안하고 안내하는 상호작용 과정으로 정의하고자 한다. 이는 Haber 등(2024)의 연구에 따라, ‘생성형 인공지능은 사용자로부터 실시간으로 대화를 듣고 언어와 감정을 분석하며, 그에 적절한 공감이나 이해 등의 기술적 반응을 보인다. 또한 사용자의 말에서 인지적 왜곡이나 감정적 갈등을 만드는 패턴 등을 분석하여 치료 개입에 대한 상담 치료사 제

안을 제공할 수 있으며 더 나아가 사용자가 원하는 추가적인 정보 측면까지 제공한다.’를 참고하여 작성하였다. 이렇듯 생성형 인공지능 상담은 현재 여러 인공지능 서비스 중 가장 사용하기 쉽고 생활 속에서 밀접하게 사용할 수 있는 응용 서비스로서(채현주, 2019), 실시간으로 장소와 시간에 구애받지 않고 치료적 대화를 처리하고 분석하며, 통찰력과 정보 제안, 요약 등을 제공한다. 이러한 과정에서 사용자에게 정서적 지원과 스트레스 대처에 도움을 주어 역동성과 즉시성을 통해 새로운 존재감을 보여준다고 할 수 있다.

앞서 말한 현상으로 미루어보아, 앞으로의 인공지능 상담은 비용적인 측면이나 접근성 등에서 기존 인간 치료사가 제공하던 심리치료의 장벽을 해결할 수 있는 잠재력이 있는 동시에, 익명성과 개인정보 보호를 제공함으로써 사용자에게 낙인의 위험이 덜한 대안적 상담방식을 제공한다는 점에서 주목된다(Boucher et al., 2021; Koulouri et al., 2021). 이와 관련된 연구로 호주에서 실시된 Burns 등(2010)에 따르면, 18~25세 청년의 34%가 정신건강 지원을 받기 위해 인터넷을 이용하였으며, 참여자의 94%가 온라인에서 접근한 정보에 대해 ‘다소 만족한다’와 ‘매우 만족한다’로 보고하였다. 이러한 결과는 젊은 연령대에서 인공지능 상담을 활용할 의향이 더 높을 것을 예상할 수 있다. 덧붙여 터키의 성인들을 대상으로 인공지능 심리치료에 대한 태도를 조사한 결과에 따르면, 55%의 응답자가 인간이 제공하는 심리치료보다 인공지능이 제공하는 심리치료를 선호하는 것으로 나타났다(Aktan et al., 2022). 하지만 이에 비해 의대생을 대상으로 인공지능과 의료 챗봇에 대한 태도를 조사한 Moldt 등(2023)의 연구에서는, 대부분의 학생이 의학 분야의 인공지능 사용을 지지하지만 심리치료와 같은 인간 중심 분야에서는 인공지능을 치료의 대체가 아닌 보조적이고 지원적 진단 도구로 보아, 아직까지 정신의학 분야에서의 인공지능 사용에 대한 지지는

낮은 것을 알 수 있다.

이러한 연구들을 토대로 미루어볼 때 생성형 인공지능 챗봇이 앞으로 인간 치료사를 완전히 대체한다기보다는, 치료사를 만나는 것에 대한 낙인이나 불편감을 느꼈던 사람 또는 기존의 정신건강 서비스를 제한적으로 이용할 수 있는 사람도 사용할 수 있다는 점에서 잠재적 내담자의 상담 이용률이 늘어날 수 있다는 점에 중점을 둔다(D' Alfonso, 2020). 나아가 앞으로 생성형 인공지능 상담을 활용하여 정신건강 서비스 이용을 확장시킬 수 있는 대안으로 여길 필요성이 있는 것으로 보인다.

2) 생성형 인공지능 상담 이용의도

생성형 인공지능 상담 이용의도를 정의하기에 앞서 먼저 이용의도를 살펴보면, 이용의도(intention to use)란 사용자가 기술이나 서비스를 사용하기 전의 태도를 말하며, 이용하려는 행동을 선택하는 의사의 범위와 이용이라는 목적 달성을 위한 계획이나 의지로 정의된다(박유영, 2020). 또한 기술 또는 시스템을 지속적으로 사용하거나 타인에게 추천할 의향으로 보기도 하며(이진희 외, 2020), 주로 새로운 기술이나 서비스에 대한 사용자의 태도를 탐색하는 목적으로 사용되었다(유현실, 이태희, 2022).

행동주의 이론(Ajzen et al., 1982)에 따르면 이용자의 행동을 직접적으로 예견하는 것은 ‘행동하려는 의도’이며, 행동에 대한 태도는 이러한 의도에 영향을 미친다(Fredrick & Dossett, 1983). 이는 개인의 행동이 이성적이고 논리적, 체계적 판단 근거 아래, 태도에서 의도로, 의도에서 행동으로 연결된다는 것을 의미한다. 이를 상담 서비스 연구에 적용할 경우, 상담에 대한 태도가 의도에 선행하여 상담 서비스를 이용할지 여부를 결정하고, 그러한 의도가 높은 확률로 행동으로 이어진다고 볼 수 있다(안수정, 서

영석, 2017). 이에 전문적 도움추구 의도는 개인이 심리적 어려움을 겪는 상황에서, 스트레스나 심리적 문제를 줄이기 위해 전문가 또는 전문기관에 조언을 얻어 전문적인 도움을 구하려고 노력하고 계획하는 것을 의미한다 (White et al., 2018).

또한 Ajzen과 Fishbein(1980)의 합리적 행동이론(Theory of Reasoned Action: TRA)에 따르면, 개인의 행동 의도는 그 행동에 대한 태도와 주관적 규범인 주변인의 기대나 사회적 압력에 의해서도 결정된다고 설명한다. 이에 따라, 실제로 생성형 인공지능 상담을 이용하려는 의지는 사용자가 이에 대해 얼마나 긍정적 또는 부정적 태도를 가지고 있는지, 또한 주변인인 가족이나 친구, 동료 등이 이러한 행동을 얼마나 지지하거나 권장하는지에 영향을 받을 수 있을 것으로 보인다. 실제로 디지털 정신건강 개입에 관한 연구(Boucher et al., 2021)에서도 인공지능 챗봇에 대한 신뢰와 기대, 심리적 유용성 등의 태도적 요인과 더불어 사회적 낙인, 주변인의 인식과 같은 주관적 규범 또한 이용의도에 핵심적으로 작용한다는 것을 강조한다. 비슷한 맥락으로 Fang 등(2025)도 인공지능 기반 챗봇에 대한 신뢰와 감정적 유대가 이용의도에 중요한 예측 요인으로 작용한다고 밝혔다. 여기서 특히 신뢰는 이용의도 뿐만 아니라 실제로 이용 행동까지 이어지는데 직접적인 영향을 미친 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 TRA이론과 행동주의 이론의 관점을 바탕으로 생성형 인공지능 상담 이용의도를 개인이 심리적 어려움을 겪을 경우 스트레스나 심리적 문제를 줄이기 위해 생성형 인공지능 챗봇(ChatGPT, Gemini, Claude 등)으로부터 조언이나 전문적 도움을 구하려고 노력하고 계획하는 것으로 정의하였다.

2. 인구통계학적 요인과 생성형 인공지능 상담 이용의도

본 연구에서는 인구통계학적 요인으로 성별, 연령, 경제적 수준, 직업 또는 전공, 생성형 인공지능 상담 이용 경험을 조사하고, 각 변인별로 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향을 살펴보고자 하였다.

1) 성별 및 연령과 생성형 인공지능 상담 이용의도

먼저, 성별에 따른 전문적 도움추구에 대하여 조사한 선행 연구를 검토한 결과, 보건복지부 산하 국립정신건강센터에서 우리나라 국민 3,000명을 대상으로 실시한 ‘국민 정신건강 지식 및 태도조사(2024)’에 따르면, 정신건강 문제로 상담센터 또는 병원을 방문한 응답자는 여성이 29.7%로 남성 24%보다 많아, 여성이 좀 더 전문적 도움추구 행동을 많이 하는 것으로 조사되었다. 이는 남성이 여성에 비해 전문적 도움추구를 덜 한다는 많은 선행연구(Addis & Mahalik, 2003; Bertakis et al., 2000)와 일치한다. 또한 인공지능 상담에 대한 선호도를 조사한 국외 연구결과에서도 여성이 남성보다 인공지능 상담을 받아들일 가능성이 더 높은 것을 확인하였다(Aktan et al., 2022). 이러한 결과는 남성이 일반적인 상담뿐 아니라 인공지능 상담에 대해서도 덜 선호하거나 덜 추구하는 태도를 지니고 있을 가능성을 보여준다. 반면 인공지능에 대한 인식을 조사한 최근 연구에서는, 남성이 인공지능을 응용한 프로그램을 여성보다 더 긍정적으로 보았으며, 이는 기술을 더 신뢰하는 경향이 있기 때문인 것으로 나타났다(Armutat et al., 2024). 따라서 이와 같이 혼재된 연구결과들로 미뤄보아, 성별이 인공지능 상담 이용의도에 어떠한 방향으로 영향을 미치는지 살펴볼 필요가 있다.

또한 연령대를 기준으로 살펴보면, 심리적 어려움으로 인해 상담이나 병

원을 방문한 비율은 20대가 36.4%로 가장 높았고, 60대(21.5%), 50대(22.5%)가 그 뒤를 이었으며, 성별과 연령 전반을 통틀어 15~19세 남자 청소년 집단이 12.9%로 가장 낮게 나타났다(국립정신건강센터, 2024). 다만 이와 같은 결과는 전문적 상담 기관이나 병원을 직접 방문하는 방식을 전제로 한 결과이며, 유현실, 이태희(2022)의 연구에서는 연령이 낮은 집단이 상담에서 비대면 의사소통 방식을 더 선호하는 경향이 확인되었는데, 이는 Morris와 Venkatesh(2000)의 연구에서 젊은 층이 디지털 기술 수용에 대한 장벽이 비교적 낮다고 밝힌 것과 맥락을 같이한다.

따라서 상담 접근 방식이 인공지능 및 컴퓨터·모바일 기기를 활용한 온라인 형태로 바뀔 경우, 매체 사용 친숙도가 높은 연령이 낮은 집단일수록 이러한 대안을 선호할 가능성이 높아질 것으로 예상된다. 따라서 본 연구에서는 연령과 성별에 따라 인공지능 상담의 이용의도에 미치는 영향을 탐색해보고자 하였다.

2) 경제적 수준과 생성형 인공지능 상담 이용의도

최근 국가 차원에서 인구 1인당 정신건강 예산을 배정하여 정신건강 서비스의 접근성을 높이려 시도하였는바, 서울시의 경우 2022년에 인구 1인당 8,544원에서 2023년 15,770원으로 78.1% 증가하여, 정신건강 예산이 큰 폭으로 늘어난 것을 알 수 있다(서울시 정신건강 통계, 2023). 하지만 이러한 노력에도 불구하고, 현실적으로 심리상담 같은 치료는 병원진료와는 다르게 의료보험이 적용되지 않아 개인이 대부분의 치료비를 부담해야 하는 실정이다(한국일보, 2023.06.27). 국립정신건강센터 보고서에 의하면, 우리나라 사람들이 정신건강 문제를 치료할 때 가장 우려하는 점으로 ‘주변의 부정적 시선’ 27.2% 다음으로 ‘상담이나 심리치료 비용에 대한 부담’ 이

21.1%로 집계되어, 여전히 경제적 요인이 치료를 주저하게 만드는 주요 요인으로 나타났다. 같은 맥락으로 Nguyen 등(2024)도 사회·경제적 수준이 낮은 집단일수록 건강과 관련된 삶의 질이 낮아진다고 보고하였는데, 이는 경제적 부담이 심리치료나 상담 접근성을 떨어뜨릴 수 있음을 의미하며, 선행연구에서도 사회경제수준이 높을수록 전문적 도움추구에 대해 긍정적 태도를 보였다(김은아 외, 2018).

한편, 인터넷 기반 혹은 인공지능 상담 서비스는 전통적인 대면 상담 대비 비용이 저렴하거나, 일정 부분 무료로 제공될 가능성이 높아 경제적 장벽을 완화할 수 있다고 알려져 있다(Andersson & Titov, 2014). 또한 Andersson(2018)은 디지털 형태의 심리치료가 임상적으로 효과적일 뿐만 아니라, 비용 대비 효율성(cost-effectiveness) 측면에서도 장점이 있음을 재차 강조하였다. 이러한 조사 결과에서 알 수 있듯이 사람들이 상담이나 심리치료를 이용하는 데 있어 경제적 요인을 고려하는 만큼, 경제적 부담이 상대적으로 덜한 것으로 알려진 인공지능 상담(송용섭, 2020)에서는 경제적인 요인이 어느 정도 영향을 미치는지 알아볼 필요가 있다.

이에 본 연구에서는 개인의 경제적 수준을 측정하기 위해 응답자의 지각된 경제력을 알아보려고 하였다. 지각된 경제력(perceived economic power)이란 개인이 가용할 수 있는 돈에 대한 인식을 말한다(Zhou & Baumeister, 2009). 이는 이용자들이 지출할 때 실제 소득 기준이 아닌 경제력에 대해 지각하는 것만으로도 다양한 상황에 대한 통제나 권한을 상기시켰을 때와 비슷한 상태가 될 수 있다는 선행연구(Dewitte & Siegfried, 2006)를 바탕으로 한 것이다. 이는 객관적 경제 수준보다 개인이 자신의 경제적 지위를 어떻게 평가하는지를 반영한 지각된 경제력이 심리적 요인과 더 직접적으로 연결될 것이라는 선행연구(Carrillo, 2020)를 바탕으로 선정하였다.

3) 직업 또는 전공과 생성형 인공지능 상담 이용의도

Aktan 등(2022)이 수행한 사용자의 직업 또는 전공과 인공지능 상담에 대한 연구에 따르면, 직업이 인공지능이 제공하는 심리치료에 대한 태도와 유의미하게 연관되어 있음을 알 수 있다. 구체적으로 엔지니어링 또는 기술 관련 분야 종사자들은 인공지능 심리치료에 더 긍정적인 태도를 보인 반면, 심리학 관련 직업에 종사하는 사람들은 더 부정적인 태도를 보였다. 또한 우리나라의 상담사들을 대상으로 인공지능 챗봇에 대한 인식을 조사한 결과(장규현, 서영석, 2022), 상담사들은 인공지능 상담의 장점보다는 정확성·윤리성·관계 형성 측면의 한계를 더 크게 인식했다고 보고하였다. 또한 다른 상담사들이 이러한 기술을 수용하기 어려울 것이라고 예측하는 경향도 있어, 전통적 상담 전문가 사이에서는 여전히 인공지능 상담의 활용성에 대한 우려가 있음을 시사한다. 따라서 본 연구에서는 직업 또는 전공 요인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 어떻게 영향을 미치는지 알아보하고자 하였다.

4) 생성형 인공지능 상담 이용 경험과 이용의도

여러 연구들에서 상담 이용경험의 유무는 전문적 도움추구 행동에 영향을 주는 중요한 변인으로 밝혀졌다. 박준호와 서영석(2009)은 대학생을 대상으로 상담 이용 경험이 있는 학생들이 경험이 없는 학생들보다 앞으로 상담 등 정신건강 서비스를 이용하는데 있어서 더 긍정적이라고 밝혔다. 또한 남숙경 외(2012)의 연구에서는 상담 경험이 있는 사람들이 그렇지 않은 사람보다 상담에 대한 긍정적 태도와 필요성뿐만 아니라, 부정적 태도도 높은 것으로 나타났다. 긍정적 태도와 상담에 대한 필요성이 높게 나타났다는 점

에서, 상담이나 심리치료를 경험해봄으로써 자신에게 심리적 문제가 있을 경우 전문적 도움을 받아야 한다는 것을 수용적으로 받아들인다고 해석할 수 있다(유성경, 유정이, 2000). 또한 부정적 태도가 높게 나타난 부분은 이전의 상담과정에서의 부정적 경험들이 영향을 미쳤을 것으로 보인다(남숙경 외, 2012). 이와 비슷하게 Hatcher와 Barends(1996)의 연구에서도 상담 이용 경험이 오히려 부정적 영향을 가져오기도 한다고 하였다. 따라서 기존의 인간 상담자 대상 상담 경험 유무가 전문적 도움추구 행동에 미치는 영향은 일관되지 않은 것으로 보인다. 이에 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 이용의도에 미치는 영향은 어떠한지 살펴볼 필요성이 있다.

또한 기술과 미디어에 많이 노출될수록 인공지능 챗봇 사용과 같은 정신 건강 개입에 대한 기술적 접근 방식에 대해서 개방성을 가질 가능성이 있다는 선행연구(Hoffman et al., 2024)를 바탕으로, 본 연구에서는 ‘생성형 인공지능 챗봇 상담 이용 경험’이 이용의도에 영향을 줄 수 있는 요인으로 보았다.

3. 심리사회적 요인과 생성형 인공지능 상담 이용의도

1) 사회적 낙인과 생성형 인공지능 상담 이용의도

사회적 낙인(public stigma)은 개인이 심리적 어려움이나 정신건강 문제로 인해 전문적 도움을 받을 경우, 그러한 사실을 주변 사람들이 부정적으로 인식하여 자신이 사회적으로 수용 받을 수 없을 것이라 여기는 것을 말한다(Vogel et al., 2007). 이러한 인식은 개인에게 편견이나 고정관념을 갖게 하여 전문적 도움이 필요한 경우에도 실제로 도움을 받기 어렵게 만들 뿐더러 도움추구에 부정적인 태도를 가지게 만든다(Corrigan, 2004). 그 결과, 개인의 자기존중감이나 자기가치감에도 부정적 영향을 미칠 수 있으며(김경준, 2010), 사회적 낙인이 높은 개인이 대인관계나 사회적 네트워크를 형성하는데 어려움이 있을 수 있다고 하였다(Pinsof et al., 2008).

또한 Bordieri와 Drehmer(1986)는 심리적인 장애가 있는 개인이 직업을 구하는 경우에 주변의 편견과 고정관념 때문에 불이익을 경험하는 경우가 흔하며, 대다수 사람들은 심리적 장애가 있는 사람들에게 부정적인 태도를 지닌다고 하였다. 이러한 점은 국립정신건강센터에서 2024년 조사한 ‘국민 정신건강 지식 및 태도 조사 결과 보고서’를 통해서도 확인할 수 있는데, 우리나라에서도 심리적 어려움을 겪었던 사람들이 정신과나 상담 같은 전문적 도움을 받기를 고민하는 가장 큰 이유가 ‘주변의 부정적인 시선’ (13.7%)과 ‘치료 기록으로 인한 불이익에 대한 걱정’ (12.9%)인 것으로 나타났다. 이는 정신질환·심리적 어려움에 대한 부정적 사회 인식이 여전히 상당하며, 사회적 낙인이 전문적 도움추구를 망설이게 하는 핵심 요인이라는 점을 시사한다. 특히 한국 학생들은 미국의 학생들보다 개인이 사회적 기준에 부합하지 못할 경우 ‘건강하지 못하다’고 평가할 가능성이

높다는 연구(Gellis et al., 2003)도 있어, 한국 문화권에서 사회적 낙인의 영향이 더욱 두드러질 수 있음을 알 수 있다.

또한 청소년기부터 성인 초기(16~24세)에서 정신장애 유병률이 높은 이유 중 하나로, 주변 친구나 지인들이 부정적으로 볼 것이라는 사회적 낙인에 대한 우려가 있기 때문에 전문적 도움추구를 잘 하지 않기 때문이라 하였다(Rickwood et al., 2007). 이는 성인 초기에서 사회적 낙인이 더욱 두드러지게 나타난다고 한 다른 선행연구(Clement et al., 2015; Gulliver et al., 2010)와도 부합하는 결과이다.

이처럼 사회적 낙인이 전문적 도움추구를 낮추는 주요 요인으로 작용함에 따라, 최근에는 인공지능 상담이 이러한 낙인 문제를 완화하는 대안이 될 수 있다는 주장이 제기되고 있다. 국내 연구에서는 김도연 등(2020)이 인공지능 상담이 이용자로 하여금 낙인을 걱정하지 않아도 되는 환경을 제공할 수 있다고 하였고, 김지연과 이윤희(2021) 역시 기계를 매개로 한 상담이 익명성과 프라이버시 보호로 인해 심리적 장벽을 낮추는 데 효과적일 수 있다고 강조하였다. 이는 실제로 인공지능 챗봇과의 대화나 디지털 심리치료를 받는 과정에서, 대면 상담에서 느낄 수 있는 타인의 부정적 평가나 기록으로 인한 불이익에 대한 두려움이 어느 정도 해소될 수 있을 것이라 보았기 때문이다(Kim et al., 2018). 또한 인공지능 상담에서는 개인의 비밀을 유지하는 것이 가능하다고 인식되기 때문에, 사람들은 자신이 노출한 개인 정보가 세상에 누출되지 않을 것이라는 믿음을 가진다(Kim et al., 2018). 이러한 익명성과 프라이버시 보호로 내담자들이 디지털 기반 심리치료와 상담을 이용하는 것이 직접 치료사를 만나는 것보다 낙인을 덜 느끼게 하는 것으로 볼 수 있다(Borghouts et al., 2021; Garrido et al., 2019).

실제로 호주에서는 인공지능 상담을 포함한 디지털 정신건강 서비스가 낙

인 완화를 위한 잠재적 해결책으로 주목받고 있다(Rickwood et al., 2007; Australian Bureau of Statistics, 2023). 인공지능 상담의 이러한 장점은 사회적 낙인으로 인해 전문적 도움추구를 꺼리는 집단에게 새로운 접근 방안을 제시한다. 따라서 사회적 낙인으로 인해 기존 대면 상담이나 심리치료를 기피하는 사람들이 인공지능 상담을 대체적 혹은 보완적 옵션으로 선택할 가능성이 있기에, 본 연구에서는 사회적 낙인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 어떠한 영향을 미치는지 탐색하고자 하였다.

2) 자기 낙인과 생성형 인공지능 상담 이용의도

자기 낙인(self-stigma)은 자신의 심리적인 어려움 때문에 전문적 도움을 받는 것을 스스로 부적절하거나 무능하다고 느끼는 것을 말하며, 이러한 과정을 통해 자신이 사회적으로 수용될 수 없음을 스스로 내면화하여 자기 가치감과 자기존중감이 저하되는 것과 관련이 있다(Vogel et al., 2006). 이러한 낙인은 결국 ‘정상적이지 않은 사람’이라는 부정적 이미지를 자기 내부에 내면화하면서 자기존중감과 자기가치감을 떨어뜨리게 된다(Corrigan, 2004). 2024년 국립정신건강센터에서 실시한 ‘국민 정신건강 지식 및 태도 조사 결과 보고서’를 통해 이러한 심리적 어려움에 대한 사람들의 인식을 살펴볼 수 있는데, 우리나라에서 정신질환에 대한 이해도와 수용도가 점차 높아지고 있음에도 불구하고, 부정적 인식이 여전히 강하게 남아있다는 것을 알 수 있다. 또한 정신건강 문제를 경험한 집단에서도 여전히 부정적인 낙인 인식이 동시에 높게 나타나, 이들 집단 내에서 자기 낙인이 존재함을 유추해 볼 수 있다(국립정신건강센터, 2024).

이렇듯 자기 낙인은 전문적 도움추구를 회피하게 만드는 핵심 요인 중 하나로 오랫동안 지목되어 왔다(Corrigan, 2004). 2020년까지 국내외에서 발표된 전문적 도움추구와 관련된 변인들에 대한 95편의 논문을 메타 분석

한 결과에서도, 전문적 도움추구와 관련된 여러 회피 요인 중에서 ‘자기 낙인’이 가장 큰 부적 설명력을 갖는 변인으로 나타났다(이안나, 강영신, 2021). 실제로 낙인이 높은 개인들은 스스로 부적절하고 약하다는 인식을 피하려는 심리 탓에 차라리 고통을 감내하겠다고 생각하거나(Fisher et al., 1982), 도움을 받다가도 중도에 치료를 중단해버리는 경향(Vogel et al., 2007)이 높게 관찰된다. 특히 타인의 시선과 평가를 중요하게 여기는 한국 문화권에서는 심리치료나 상담을 받는 사실 자체를 수치스럽게 인식하는 경우가 많아(이동훈 외, 2015), 자기 낙인이 전문적 도움추구 태도에 미치는 영향이 더욱 크게 작용할 가능성이 있다.

이처럼 자기 낙인이 높은 내담자들은 기존의 대면 상담이나 병원 방문을 기피하는 경향이 있으므로, 최근에는 낙인 경험을 상대적으로 줄여줄 수 있는 인공지능 상담이 대안으로 주목받고 있다(Luxton, 2014). 실제로 인공지능 상담은 인간 상담자에게 노출되는 수치심이나 평가 염려를 덜어줄 가능성이 있으며(Kandalaf et al., 2013; Lucas et al., 2014), 상담 대상자가 로봇이나 컴퓨터와 상호작용할 때 오히려 방어적 태도가 낮아지고 개방성이 높아진다는 연구도 보고되고 있다(Hart et al., 2013). 이는 챗봇 같은 기계는 인간처럼 판단하거나 비난하지 않는다는 인식이 상담 참여자에게 심리적 안정감을 주기 때문으로 추정된다(Aktan et al., 2022).

비슷한 맥락으로 Hoffman 등(2024)이 호주에서 실시한 연구에 따르면, 인간 상담에 대한 낙인이 높을수록 인공지능 상담에 대해 더 긍정적인 태도를 보이는 반면, 인공지능 상담 자체에 대한 낙인이 높을 경우에는 오히려 인간이 제공하는 심리치료에 대해 더 긍정적 태도를 갖게 된다는 흥미로운 결과가 나타났다. 이는 낙인 대상이 인간 상담이나 인공지능 상담이나에 따라 달라질 수 있음을 보여주며, 자기 낙인의 구체적 대상이 무엇인지에 따라 개인의 상담 방법에 대한 접근 선택이 달라질 가능성을 시사한다.

그러나 현재 국내에서는 인공지능 상담을 전문적 도움추구의 한 형태로 보고, 자기 낙인과 같은 심리적 변인이 이를 어떻게 예측하는지에 대한 경험적 연구가 부족한 상황이다. 이에 기존에 자기 낙인은 전문적 도움추구를 회피하게 만드는 요인으로 작용하였지만, 본 연구는 이러한 낙인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 어떤 영향을 미치게 될지 살펴보고자 하였다.

3) 자기 은폐와 생성형 인공지능 상담 이용의도

자기 은폐(Self Concealment)는 개인이 지각하였을 때 스스로 부적절하거나 부정적인 정보를 다른 사람으로부터 적극적으로 감추려는 경향성(Larson & Chastain, 1990)으로, 이러한 경향성은 개인차가 있지만 대부분의 사람에게서 자연스럽게 나타나는 심리적 현상이다(Pennebaker & Colder, 1990). 자기 은폐는 구체적으로 ‘부정적으로 평가될 수 있는 비밀을 갖고 있는 것’, ‘타인에게 이를 적극적으로 숨기는 것’, 그리고 ‘자기 공개를 회피하거나 이를 두려워하는 태도’ 라는 세 가지 과정을 포함한다(신연희, 안현의, 2005). 따라서 이러한 경향성이 강해질수록 개인은 비밀을 유지하기 위해 상당한 인지적 자원을 소모하게 되어 정서적 부담을 증가시키고(Wegner & Erber, 1992), 심리적·신체적으로 취약해질 가능성이 높아진다(Larson & Chastain, 1990).

실제로 자기 은폐 성향이 높은 개인은 우울이나 불안 같은 심리적 어려움을 더 자주 경험하며(Ichihama et al., 1993), 낮은 사회적 지지 및 자기존중감과도 유의한 부적 상관을 보이는 것으로 보고되었다(장진이, 2001). 아울러 한국 문화권은 ‘체면’ 과 ‘타인의 시선’ 을 중시하는 경향이 강해(하양명, 김희정, 2020), 서구 문화권보다 자기 은폐 성향이 더 두드러지게 나타날 수 있다는 점이 지적되어 왔다(신연희, 안현의, 2005). 이는 심리적

어려움이 있음에도 불구하고, 주위의 평가나 편견을 피하기 위해서 자신을 감추려는 태도가 더욱 강화될 수 있음을 의미한다.

이렇듯, 자기 은폐 성향이 높을수록 전문적 도움을 받는 과정에서 요구되는 자기 개방을 부담스러워하게 되기 때문에 상담이나 심리치료를 회피하게 될 가능성이 높다(서승아, 2014). 실제로 Cepeda-Benito와 Short(1998)은 자기 은폐 경향이 높은 사람들이 오히려 ‘도움이 더 필요하다’고 보고하였지만, 실제로는 상담이나 치료를 기피함으로써 회복이 지연될 수 있음을 밝혔다. 이러한 결과를 뒷받침하듯, 국내 연구들도 자기 은폐 성향이 높을수록 전문적 도움추구 태도가 부정적으로 나타난다는 사실을 보고하였다(김주미, 유성경, 2002).

그러나 자기 은폐가 실제 상담 의도에 미치는 영향에 대해서는 상반된 결과도 존재한다. 예컨대 Vogel와 Wester(2003)는 자기 은폐가 ‘전문적 도움추구 태도’는 예측하지만 ‘실제 상담 의도’와는 유의한 관련성이 없다고 주장한 반면, Kelly와 Achter(1995)는 자기 은폐 성향이 높은 학생들이 오히려 실제 상담 의도가 높게 나타났다고 보고하였다. 이는 개인이 전문적 도움을 두려워하면서도 자신이 처한 환경에서 사회적 지지가 부족하다고 느끼면 오히려 상담의 필요성을 더 강하게 인식할 수 있기 때문이라고 설명한다.

따라서 이러한 점에서 생성형 인공지능 상담은 기존 대면 상담과는 다른 방식으로 자기 은폐 성향을 지닌 사람들에게 심리적 서비스를 제공할 수 있다는 가능성이 제기된다. 선행 연구에 따르면 인공지능 심리치료 서비스 환경에서 실제 인간 치료자와 마주할 때보다 이용자들이 더 민감한 정보를 공개하는 경향이 있는 것으로 나타났다(Kim & Jiang, 2022). 또한 인공지능과의 상호작용 과정에서 중요한 치료 요소인 라포(rapport)가 형성되면서 개인적 정보 노출에 대한 부담이 줄어들었다고 보고하였으며(이지언, 이대

호, 2022), 이는 인공지능 매체가 사람에게 털어놓을 때 느끼는 평가나 편견 위험을 어느 정도 낮춰줄 수 있기 때문으로 해석된다.

이러한 결과는 자기 은폐 성향이 높은 개인들에게도 인공지능 상담이 새로운 대안이 될 수 있음을 시사한다. 즉, 자신을 드러내는 데 따르는 심리적 부담이 상대적으로 줄어드는 비대면·비인격적(anonymous) 환경이 실제로는 더 안정적이고 편안한 상황을 제공함으로써 상담 이용의도를 높일 수 있다는 것이다. 따라서 본 연구에서는 자기 은폐가 생성형 인공지능 상담 이용의도에 어떤 영향을 미치는지를 살펴보고자 하였다.

4) 사회적 지지망에 대한 조망과 생성형 인공지능 상담 이용의도

일반적으로 사회적 지지란 개인이 스트레스 대처 능력을 증진하기 위해 사회적 지지망 안에서 제공되는 심리적, 물질적 자원을 의미한다(Cohen, 2004). 여기서 사회적 지지망에 대한 조망(Social Network Orientation)은 개인이 사회 공동체 안에서 문제가 생겼을 경우, 사회적 지지망 안에서 타인과의 상호작용을 통해 문제를 해결할 수 있는 자원을 얻어 문제 해결에 도움을 받을 것이라는 믿음이나 태도를 의미한다(Tolsdorf, 1976). 이는 개인이 실제로 받고 있는 지지와는 다른 개념으로, 개인이 활용 가능한 자원에 대한 인식이나 행동을 개념화한 것이 사회적 지지망에 대한 조망이다. 따라서 이러한 사회적 지지망에 대한 조망이 높을 경우, 개인은 사회적 지지 자원을 긍정적으로 생각하며 문제가 생겼을 경우 사회적 지지 자원을 이용하려는 경향성이 높아진다(전율리, 2020). 하지만 이와 반대로 사회적 지지망에 대한 조망이 낮을 경우, 사회적 지지 자원을 부정적으로 생각하며 문제가 생겼을 경우에도 자신에게 위협이 될 수 있다고 생각하여 도움을 얻으려고 하지 않을 경향성이 높아진다. 이는 전문적 도움추구를 포함해 다양

한 서비스 이용 태도에까지 영향을 미칠 수 있으며(김주미, 유성경, 2002), 실제로 사회적 지지망에 대한 조망이 긍정적이면 전문적 도움을 우호적이고 유용하게 인식하여 접근 요인으로 작동하는 반면(Tata & Leong, 1994), 일부 연구에서는 지지망에 대한 조망이 낮을 경우 오히려 주변 자원이 없다고 판단해서 전문적 도움을 대안으로 인식하는 경향이 높아질 수 있다고 보고하고 있다(이지연 외, 2008). 이처럼 선행연구들은 사회적 지지망에 대한 조망과 도움추구 행동 간의 관계가 상황에 따라 다르게 나타나는 복합적인 양상을 보인다고 보고한다.

지난 몇 년간 전염병·재난 등으로 인해 오프라인 상담 서비스가 일시적으로 중단되는 상황에서 급격하게 사회적 지지망이 약해지고 사회적 활동이 줄어들게 됨에 따라, 인공지능 상담이 새로운 대안으로 주목받고 있다(World Health Organization, 2020). 2020년 전 세계적으로 코로나 바이러스 감염증 확산 시기만 하더라도 많은 국가들이 사회적 거리두기로 인해 심리치료 접근성이 급격히 낮아졌으며, 이로 인해 공중 보건 차원에서 인공지능 챗봇을 활용하여 심리적 지원을 제공한 사례가 보고되었다(Amiri & Karahanna, 2022). 이러한 인공지능 상담은 24시간 제한 없이 이용 가능하다는 점과, 지리적·물리적 장벽을 줄여준다는 이점을 가지고 있어(Jiang et al., 2022), 심리 서비스에 더 쉽게 접근 가능한 선택지로 작용할 수 있음을 시사한다.

한편, 사회적 네트워크나 심리적 지원 자원이 부족하다고 느끼는 개인들에게도 인공지능 상담은 새로운 기회가 될 수 있다. 개인이 사회로부터 소외될 경우에 이에 대한 부정적 영향을 완화하기 위해 인공지능과 상호 작용하는 것이 효과적이라는 사실을 밝힌 연구도 있다(Boucher et al., 2021).

따라서 날로 개인화가 심해지며 사회적 지지망이 약화됨에 따라 인공지능 상담이 새로운 대안이 될 수 있을 것으로 예상해보며, 본 연구에서는 이를

바탕으로 사회적 지지망에 대한 조망에 따라 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향을 확인해보고자 하였다.

5) 상담에서의 유용성 기대와 생성형 인공지능 상담 이용의도

상담에 대한 유용성 기대는 심리치료나 상담을 받을 때 자기를 노출함으로써 얻게 되는 보상이나 효과에 대한 기대치를 지각하는 것을 의미한다(신연희, 안현의, 2005). 이는 상담이 실제로 도움이 될 것이라는 믿음이 있어야만 전문적 서비스를 이용한다는 것을 말하며, 만약 상담의 효과에 대해 부정적인 태도를 가진다면 전문적 도움추구를 회피하게 만드는 요인으로 작용한다(Lin, 2002). 심리학 분야에서 상담에 대한 유용성 기대는 전문적 도움추구 태도와 의도에 중요한 영향을 미치는 변인으로 주목받아 왔다. Kelly와 Achter(1995)는 청소년을 대상으로 한 연구에서 유용성 기대가 도움추구 태도를 형성하는 핵심 요소로 작용하여, 실제로 심리치료나 상담을 받을 것인지 결정하는 기준이 된다고 보고하였다. 마찬가지로 Vogel과 Wester(2003) 역시, 개인이 상담에서 어떠한 결과를 기대하는지가 전문적 도움추구 태도와 의도 모두에 의미 있는 영향을 미친다고 밝혔다. 국내 연구 또한 상담이나 심리치료에 대한 유용성 기대가 높을수록 도움추구 행동에 긍정적 영향을 준다는 사실을 일관성 있게 보고하고 있다(신연희, 안현의, 2005). 한편 Boucher과 Harake(2021) 등은 인공지능 상담이 기존에 치료를 받지 않던 사람들을 상담 장면으로 유입시킨다는 장점을 제시하면서, 기존에 상담이나 심리치료를 이용하지 않았던 잠재적 내담자들에게 인공지능 상담이 전통적인 상담 영역의 한 대안으로 제공될 수 있을 것이라 추측하였다. 이러한 맥락에서, ‘인간 상담자’의 상담에 대한 유용성 기대가 생성형 인공지능 상담 이용의도에는 어떠한 영향을 미치는지 살펴보고자

하였다.

6) 상담에서의 위험성 기대와 생성형 인공지능 상담 이용의도

상담에 대한 위험성 기대는 심리치료나 상담을 받을 때 자기 노출을 함으로써 상담자로부터 오해나 무시를 받을 가능성, 혹은 심리적 어려움을 이야기하는 과정에서 생기는 당혹감과 수치심을 개인이 주관적으로 지각하는 것을 의미한다(Lin, 2002). 일반적으로 상담에서는 개인이 자신의 고통이나 정서를 드러내는데, 이는 스스로를 취약한 상태로 인식하게 만들 뿐 아니라, 상담자가 자신을 부정적으로 평가하거나 오해할 수 있다는 두려움을 불러일으킬 수 있다(Harris et al., 1999). 이러한 위험성 기대가 높을수록 내담자는 자기에 관한 정보를 드러내는 데 신중해지고(신연희, 안현의, 2005), 상담에서 가장 큰 걸림돌로 작동하여 상담에 대한 부정적 태도를 강화하기도 한다(Komiya et al., 2000).

이처럼 상담에 대한 위험성 기대가 높을수록 전문적 도움추구가 부정적으로 영향을 받는다는 연구결과가 일관되게 보고되고 있다. 신연희와 안현의(2005)는 상담에 대한 부정적 인식이 곧 부정적 태도로 이어지며, 이는 상담이나 심리치료와 같은 전문적 도움추구 행동을 회피하게 만든다고 주장하였다. 마찬가지로 Lin(2002)도 내담자의 위험성 기대가 전문적 도움추구를 지연하거나 방해하는 요인으로 작용한다는 점을 지적하였다. 이렇듯 기존 연구들은 내담자가 상담자로부터 판단 받거나 부정적 평가를 받을 수 있다는 우려가 클수록 전문적 도움추구를 기피하게 된다고 보고해 왔다(Komiya et al., 2000; Lin, 2002). 그렇다면 ‘인간 상담자’가 아닌 ‘인공지능 챗봇’과 상호작용할 경우, 이러한 위험성 기대가 어떻게 영향을 미칠지에 대해 탐색해볼 필요가 있다.

선행연구를 보면, 인공지능 상담이 가지고 있는 장점으로서는 사람이 가진 편견이나 감정적 판단을 덜 할 것이라는 기대를 줄 수 있어(Boucher et al., 2021), 특히 자신이 취약해졌다고 느끼는 내담자에게 좀 더 수월한 대안이 될 수 있다고 주장한다. 아울러 인공지능 상담 플랫폼은 시간·장소의 제약 없이 이용 가능하고, 익명성을 어느 정도 보장해줄 수 있다는 점에서 위험성 기대를 줄이는 요인으로 작동하기도 한다(Harris et al., 1999). 이는 감정적 노출로 인한 오해나 부정적 평가에 대한 두려움을 어느 정도 해소할 수 있기 때문에, 기존 대면 상담보다 인공지능 상담을 선호하는 내담자 집단이 있을 가능성을 시사한다. 이렇듯 전반적으로 사람에게서 느끼는 심리적 위협이 감소된다는 이점이 부각되면서, 상담에 대한 위험성 기대가 높은 잠재적 내담자들에게는 오히려 인공지능 상담이 효과적인 대안으로 인식될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 상담에 대한 위험성 기대 수준이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 어떠한 영향을 미치는지 확인하고자 하였다.

Ⅲ. 연구방법

1. 연구절차 및 대상

본 연구는 인구통계학적, 심리사회적 요인이 생성형 인공지능 상담 이용 의도에 미치는 영향을 알아보기 위해 기존에 1회 이상 생성형 인공지능을 사용해 본 경험이 있는 성인을 연구대상자로 선정하였다. 조사 연령은 성인에 해당하는 만 19세 이상의 남녀 각각 210명씩 총 420명을 대상으로 성신여자대학교 기관생명윤리위원회(Institutional Review Board: IRB)의 승인(SSWUIRB-2025-026)을 받은 후 온라인 설문조사를 진행하였다. 설문조사 방법은 리서치 전문 업체(마켓링크)에 의뢰하여 2025년 4월 21일부터 22일까지 자기보고식 온라인 설문조사로 진행하였으며, 사전에 응답자의 동의를 얻어 응답 시 자율적으로 중단이 가능하고 중단할 경우에도 아무런 불이익도 없음을 고지한 후 실시하였다.

연구대상자의 수는 지난 20년 동안 한국에서 수행된 상담의 도움 추구 태도와 의도에 영향을 미치는 변인들에 관한 연구 28건을 검토한 결과, 최저 대상자는 100명(전율리, 2020)에서 최고 대상자는 1,242명(강유선, 2016)으로 평균 대상자 수는 409명으로 집계되었다. 리서치 전문 업체에서는 사전 분석과정을 통해 문항의 일부를 작성하지 않고 건너뛰는 경우 자료에서 제외한다. 따라서 무작위로 응답하는 등 불성실하게 응답할 경우가 2~3%인 점을 반영하여(김하영, 연구진, 2021; 안소현 외 2023), 연구 대상자는 총 420명으로 선정하였다. 설문 실시 결과 최종적으로 불성실하게 응답한 7명(1.6%)을 제외한 총 413명을 본 연구의 대상으로 선정하였다.

2. 측정도구

1) 인구통계조사 설문지

본 연구에서는 인구통계조사 문항으로 성별, 연령, 경제적 수준, 직업 또는 전공, 생성형 인공지능 상담 이용 경험을 포함하였다. 먼저, 성별과 연령은 기존 선행연구(신연희, 안현의, 2005)를 참고하여 작성하였다. 경제적 수준의 경우는 응답자가 스스로 지각하는 경제력을 표기하도록 하는데, 이는 노연희와 강지현(2011)의 연구에서 사용된 ‘지각된 경제력 설문지’를 바탕으로 ‘한국의 전체 가정 경제수준에 비해 본인의 가정 수준이 어디에 속한다고 생각하는지’를 묻는다. 이때 경제수준은 5단계 즉 상류, 중상, 중중, 중하, 하류로 구분하여 작성하였다. 전공 분야를 조사하기 위해 한국교육개발원(교육부, KEDI, 2019)의 전공분야 분류 체계를 7가지 분야로 나뉜 대분류 코드를 참고하여, 연관성이 높은 다음의 5가지 분야로 구분하였다. 여기에는 인문사회계열(인문, 경상, 법학, 사회과학, 교육 등), 자연공학계열(자연, 공학 등), 의학계열(기초의학, 임상, 간호학 등), 예체능계열(예술, 체육, 공연 등)과 기타(위에 속하지 않는 분야, 해당 없음 등)로 분류하였다. 질문내용으로는 ‘현재 자신의 직업 또는 전공 등과 가장 가깝다고 생각되는 분야’를 묻는 질문을 사용하였다. 마지막으로 생성형 인공지능을 이용한 상담 이용 경험을 묻는 질문으로 ‘나는 이전에 생성형 인공지능(ChatGPT, Gemini, Claude 등) 챗봇을 이용하여 상담의 목적으로 활용해 본 경험이 있다’를 ‘예/아니오’ 답변으로 생성형 인공지능 상담 이용의도 척도 앞에 설명문과 함께 배치하여 설문을 진행하였다.

2) 사회적 낙인 척도

본 연구에서는 사회적 낙인을 측정하기 위해 심리적 도움을 받는 것에 대한 낙인 척도(Stigma Scale for Receiving Psychological Help; SSRPH)를 사용하였으며, 이는 개인이 상담이나 심리적 치료와 같은 전문적 도움을 받는 것에 대한 사회적 낙인을 지각하는 정도를 측정한다. Komiya, Good과 Sherrod(2000)가 개발하고 이민지와 손은정(2007)이 번역한 척도를 사용하였으며, 총 4문항으로 ‘정서적 문제 또는 대인관계 문제를 해결하기 위해 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받는 것은 사회적 낙인을 가져온다.’와 ‘사람들은 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받고 있는 사람들을 덜 좋아하는 경향이 있다.’ 등의 문항으로 구성되어 있다. 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)부터 4점(매우 그렇다)까지 Likert 4점 척도로 측정하고, 문항 점수의 합이 클수록 사회적 낙인 인식이 크다는 것을 의미한다. Komiya, Good과 Sherrod(2000)의 연구에서 신뢰도 계수(Cronbach's α)는 .73으로, 이민지와 손은정(2007)의 연구에서는 신뢰도 계수(Cronbach's α)가 .78로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach's α)는 .79로 나타났다.

3) 자기 낙인 척도

본 연구에서는 자기 낙인을 측정하기 위해 도움 추구에 대한 자기 낙인 척도(Self Stigma of Seeking Help; SSOSH)를 사용하였으며, 이는 개인이 상담이나 심리치료와 같은 전문적 도움을 받는 것에 대한 자신의 부정적인 평가를 지각하는 정도를 측정한다. Vogel, Wade와 Haake(2006)가 개발하고 윤지영(2007)이 번역한 척도를 사용하며, 총 10문항 중 5문항은

역채점을 하도록 되어 있다. ‘만약 내가 정신건강 전문가를 찾게 된다면 나 스스로에 대해 덜 만족할 것이다.’와 ‘내가 단지 정신건강 전문가에게 도움을 받기로 선택했다고 해서 내 자신에 대한 나의 관점이 변하지는 않을 것이다.’ 등의 문항으로 구성되어 있으며, 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)부터 5점(매우 그렇다)까지 Likert 5점 척도로 측정하고 문항 점수의 합이 클수록 자기 낙인을 많이 느끼는 것을 의미한다. Vogel, Wade와 Haake(2006)의 연구에서 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .86에서 .90 사이의 범위로, 윤지영(2007)의 연구에서는 신뢰도 계수(Cronbach' s α)가 .80으로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .79로 나타났다.

4) 자기 은폐 척도

본 연구에서는 자기은폐를 측정하기 위해 자기은폐 척도(Self Concealment Scale; SCS)를 사용하였으며, 이는 개인이 자신과 관련된 정보를 타인에게 적극적으로 숨기는 경향성을 측정한다. Larson과 Chastain(1990)이 개발하고 장진이(2001)가 번역한 척도를 사용하며, 총 10문항으로 ‘나는 타인이 나에게 대해서 알게 될까봐 감추고 있는 비밀들이 많다.’, ‘타인에게 비밀을 말한다는 것은 가끔 역효과를 일으켜 차라리 말하지 않는 것이 나았을 것이라는 생각을 할 때가 있다.’ 등의 문항으로 구성되어 있다. 하위요인으로 ‘자기와 관련된 비밀 은폐(self-directed)’와 ‘나와 꼭 관련되지 않은 비밀 은폐(not necessarily self-directed)’ 두 가지로 구성되어 있으나, 이전까지의 연구에서 하위 요인을 따로 구분하지 않고 단일 척도로 사용되어 왔으며(신연희, 안현의, 2005; 전율리, 2020), 본 연구에서도 단일 척도로 사용하였다. 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)

부터 5점(매우 그렇다)까지 Likert 5점 척도로 측정하고, 문항 점수의 합이 클수록 자기 은폐 경향이 높은 것을 의미한다. Larson과 Chastain(1990)의 연구에서 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .83으로, 장진이(2001)의 연구에서는 신뢰도 계수(Cronbach' s α)가 .85로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .91로 나타났다.

5) 사회적 지지에 대한 조망 척도

본 연구에서는 사회적 지지 조망을 측정하기 위해 사회적 지지 조망 척도(Network Orientation Scale; NOS)를 사용하였으며, 이는 개인이 사회적 지지를 어떻게 지각하고 있는지를 측정한다. Vaux, Burda와 Stewart(1986)가 개발하고 신연희와 안현의(2005)가 번역한 척도를 사용하였으며, 총 20문항 중 10문항은 역채점을 하도록 되어 있다. 하위요인은 권고/독립성(Advisability/ Independence) 6문항, 과거 경험(History) 7문항, 불신(Mistrust) 7문항으로 3가지이며, ‘권고/독립성’은 도움추구에 대한 믿음을 나타내고 도움추구를 권할만한지 또는 유용한지에 관련된 문항이다. ‘과거경험’은 이전의 도움추구 경험이 긍정적인지 부정적인지를 묻는 문항이며, ‘불신’은 타인에 대한 신뢰감과 관련된 문항이다. ‘나는 종종 타인에게서 유용한 정보를 얻는다’, ‘이전에 나에게 어떤 문제가 있었을 때, 타인의 의견이 도움이 되었던 적이 거의 없다’, ‘타인들이 나의 비밀을 지킬 것이라고 믿어서는 안된다.’ 등의 문항으로 구성되어 있다. 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)부터 4점(매우 그렇다)까지 Likert 4점 척도로 측정하며, 보통 긍정적 문항을 역채점하여 총점이 높을수록 사회적 지지에 대한 부정적 조망을 나타내도록 한다. 하지만 본 연구에서는 선행연구를 참고하여(신연희, 안현의, 2005) 부정적 10문항을 역채점하여 문항 점수의

합이 클수록 지각된 사회적 지지가 긍정적인 것을 나타내도록 한다. Vaux, Burda와 Stewart(1986)의 연구에서 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .88로, 신연희와 안현의(2005)의 연구에서는 신뢰도 계수(Cronbach' s α)가 .76으로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .74로 나타났다.

6) 상담에서의 유용성과 위험성 기대 척도

본 연구에서는 상담에 대한 유용성 기대와 위험성 기대를 측정하기 위해 상담에서의 자기 노출에 대한 유용성과 위험 기대 척도(Disclosure Expectations Scale; DES)를 사용하였으며, 이는 개인이 상담자에게 자신에 대해 노출했을 경우 자신의 정보를 드러내는 것이 얼마나 유용하다고 생각되는지에 대한 유용성 기대와 정보를 드러내는 것이 얼마나 위험하다고 생각되는지에 대한 위험성 기대를 측정한다. Vogel과 Wester(2003)가 개발하고 신연희와 안현의(2005)가 번역한 척도를 사용하였으며, 유용성 기대 4문항, 위험성 기대 4문항으로 ‘만약 당신에게 슬픈 일 또는 괴로운 일이 생길 경우, 그러한 문제를 상담자에게 이야기하는 것이 도움이 될 것 같나요?’, ‘만약 당신이 여태까지 누구에게도 말한 적 없는 매우 개인적인 일을 상담자에게 말하게 된다면 불안하게 느껴질까요?’ 등의 8문항으로 구성되어 있다. 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)부터 5점(매우 그렇다)까지 Likert 5점 척도로 측정하고, 문항 점수의 합이 클수록 상담에 대한 유용성 기대가 크고 상담에 대한 위험성 기대가 큰 것을 의미하며, 본 연구에서는 하위 척도별로 사용하여 각각의 요인을 측정하였다. Vogel과 Wester(2003)의 연구에서 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 유용성 기대에서 .83, 위험성 기대에서는 .74로 나타났다. 신연희와 안현의(2005)의

연구에서는 신뢰도 계수(Cronbach' s α)가 유용성 기대에서 .81로 나타났고, 위험성 기대에서는 .77로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 상담에 대한 유용성 기대가 .80, 위험성 기대가 .86으로 나타났다.

7) 생성형 인공지능 상담 이용의도 척도

본 연구에서는 생성형 인공지능 상담의 이용의도를 측정하기 위해 상담의도 목록(Intentions to Seek Counseling Inventory; ISCI) 척도를 사용하였으며, 이는 개인이 목록에 열거된 문제들을 경험했을 경우 어느 정도 상담을 받을 의도가 있는지를 측정한다. Cash, Begley, McCown와 Weise(1975)가 개발하고, 신연희와 안현의(2005)가 번역한 척도를 사용하였고, 총 17문항으로 대인관계 문제 11문항, 학업 문제 4문항, 약물에 대한 문제 2문항 등으로 구성되어 있다. 각 문항은 1점(전혀 그렇지 않다)부터 6점(매우 그렇다)까지 Likert 6점 척도로 측정하게 되어 있지만, 본 연구에서는 Vogel과 Wester(2003)가 수정한 Likert 4점 척도를 사용하였다. 수정한 문항 점수는 1점(전혀 그렇지 않다)부터 4점(매우 그렇다)까지로, 점수가 높을수록 그 문제에 대해 전문적 도움을 추구하는 경향이 높다는 것을 의미한다. 본 연구에서는 ‘목록에 해당되는 문제를 겪고 있다고 가정할 경우, 얼마나 상담을 받으려 올 것 같습니까?’ 라는 질문을 ‘목록에 해당되는 문제를 겪고 있다고 가정할 경우, 얼마나 생성형 인공지능(ChatGPT, Gemini, Claude 등) 챗봇을 이용하여 상담을 할 것 같습니까?’ 로 수정하여 사용한다. Cepeda-Benito와 Short(1998)에서 보고된 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 대인관계 문제 .90, 학업문제 .71, 약물에 대한 문제 .86으로 나타났으며, 신연희와 안현의(2005)의 연구에서는 신뢰

도 계수(Cronbach' s α) .89로 나타났다. 본 연구에서 산출한 신뢰도 계수(Cronbach' s α)는 .92로 나타났다.

3. 분석방법

본 연구의 자료 분석은 SPSS Statistics 23.0 프로그램의 신뢰도 분석, 상관분석, 다중회귀분석을 사용하였다.

첫째, 연구대상의 일반적 특성을 파악하기 위해 빈도분석을 실시하였다.

둘째, 연구에서 사용된 측정도구의 신뢰도 분석을 위하여 Cronbach's α 계수를 확인하였다.

셋째, 심리사회적 변인과 생성형 인공지능 상담 이용의도 간의 관련성을 검토하기 위해 상관분석을 실시하였다.

넷째, 연구대상의 심리사회적 요인과 생성형 인공지능 상담 이용의도 정도를 파악하기 위해 기술통계 분석을 실시하였다.

다섯째, 인구통계학적 요인에 따라 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의한 차이를 보이는지 검증하기 위해 일원배치 분산분석(ANOVA)을 실시하였다.

여섯째, 우리나라 성인들의 문제영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도를 살펴보기 위해 응답 점수에 대한 빈도분석을 실시하였다.

일곱째, 인구통계학적 변인과 심리사회적 변인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향력과 이들 변인의 상대적 영향력을 알아보기 위해 다중회귀분석을 실시하였다.

IV. 연구결과

1. 연구대상자의 인구통계학적 특성

본 연구를 위해 남녀 각각 210명씩 총 420명을 대상으로 자기보고식 설문조사를 실시하였고, 그 중 불성실하게 응답한 7명(1.6%)을 제외한 최종 413명을 본 연구의 대상자로 선정하였다. 먼저 연구대상자의 인구통계학적 특성을 파악하기 위해 빈도분석을 실시하였고, 그 결과는 다음과 같다.

성별은 남자 206명(49.9%), 여자 207명(50.1%)으로, 연령은 20대 60명(14.5%), 30대 94명(22.8%), 40대 92명(22.3%), 50대 89명(21.5%), 60대 이상 78명(18.9%)으로 나타났다. 경제적 수준은 상 7명(1.7%), 중상 56명(13.6%), 중 201명(48.7%), 중하 128명(31.0%), 하 21명(5.1%)으로 나타났고, 직업 또는 전공은 인문사회 170명(41.2%), 자연공학 134명(32.4%), 의학 22명(5.3%), 예체능 25명(6.1%), 기타 62명(15.0%)으로 나타났다.

마지막으로 생성형 인공지능 상담 이용 경험은 유 199명(48.2%), 무 214명(51.8%)으로 나타나, 상담 이용 유경험자와 무경험자의 비율이 거의 비슷했지만, 무경험자가 근소한 차이로 조금 더 많은 것으로 나타났다.

<표 1> 연구대상자의 인구통계학적 특성 (N=413)

변수	구분	빈도	퍼센트
성별	남자	206	49.9
	여자	207	50.1
연령	20대	60	14.5
	30대	94	22.8
	40대	92	22.3
	50대	89	21.5
	60대 이상	78	18.9
경제적 수준	상	7	1.7
	중상	56	13.6
	중	201	48.7
	중하	128	31.0
	하	21	5.1
직업 또는 전공	인문사회	170	41.2
	자연공학	134	32.4
	의학	22	5.3
	예체능	25	6.1
	기타	62	15.0
생성형 인공지능 상담 이용 경험	유	199	48.2
	무	214	51.8
전체		413	100.0

2. 상관관계 및 기술통계

먼저 본 연구의 주요 변수인 사회적 낙인, 자기 낙인, 자기 은폐, 사회적 지지에 대한 조망, 상담에 대한 유용성 기대, 위험성 기대와 생성형 인공지능 상담 이용의도 간 상관성을 파악하기 위해 Pearson 상관분석을 실시하였고, 그 결과는 다음과 같다.

사회적 낙인, 자기 낙인, 자기 은폐 간에는 모두 유의한 정적 상관관계를 보였고, 사회적 지지에 대한 조망은 사회적 낙인, 자기 낙인, 자기 은폐와 유의한 부적 상관을 보였다. 상담에 대한 유용성 기대는 자기 낙인과 유의한 부적 상관, 사회적 지지에 대한 조망과 유의한 정적 상관관계를 보였고, 상담에 대한 위험성 기대는 사회적 낙인, 자기 낙인, 자기 은폐와 모두 유의한 정적 상관, 사회적 지지에 대한 조망과 유의한 부적 상관을 보였으며, 상담에 대한 유용성 기대와 위험성 기대 간에도 유의한 부적 상관을 보였다.

종속변수인 생성형 인공지능 상담 이용의도와 유의한 상관이 있는 변수를 보면, 자기 낙인과 사회적 지지에 대한 조망과는 유의한 상관을 보이지 않았지만, 사회적 낙인($r=.19, p<.001$), 자기 은폐($r=.27, p<.001$), 상담에 대한 유용성 기대($r=.21, p<.001$), 상담에 대한 위험성 기대($r=.16, p<.01$)와 모두 유의한 정적 상관관계를 보였다.

<표 2> 주요 변수 간 상관관계 및 평균과 표준편차

변수	1	2	3	4	5	6	7
1. 사회적 낙인	1						
2. 자기 낙인	.53***	1					
3. 자기 은폐	.41***	.34***	1				
4. 사회적 지지에 대한 조망	-.24***	-.28***	-.44***	1			
5. 상담에 대한 유용성 기대	-.09	-.26***	-.03	.34***	1		
6. 상담에 대한 위험성 기대	.49***	.43***	.46***	-.36***	-.16**	1	
7. 인공지능 상담 이용의도	.19***	.03	.27***	-.06	.21***	.16**	1
<i>M</i>	2.26	2.56	3.05	2.54	3.59	2.76	2.69
<i>SD</i>	0.59	0.57	0.81	0.28	0.67	0.87	0.56
왜도	0.17	-0.08	-0.11	-0.28	-0.62	0.18	-0.29
첨도	-0.34	0.63	-0.41	1.07	0.44	-0.29	0.09

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

한편 자료의 정규성 여부를 판단하기 위해 왜도와 첨도를 확인한 결과, 왜도는 -0.62~0.18의 범위를 보였고, 첨도는 -0.46~1.07의 범위를 보였다. 일반적으로 왜도는 절대값 2 미만, 첨도는 절대값 7 미만이면 자료가 정규성 가정을 만족하는 것으로 보는데(Curran, West & Finch, 1996), 모두 기준치 미만으로 나타나 자료는 정규성 가정을 만족하는 것으로 볼 수 있다. 따라서 회귀분석 등의 모수통계를 진행하는데 있어 자료의 분포는 문제없는 것으로 판단할 수 있다.

3. 인구통계학적 특성에 따른 생성형 인공지능 상담 이용의도

본 연구대상의 인구통계학적 특성에 따라 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의한 차이를 보이는지 검증하기 위해 인구통계학적 변인을 독립변수로 하여 개별적으로 분산분석을 실시하였다. 전체 응답에서 경제적 수준은 상과 하의 인원이 적어 상+중상=상, 중하+하=하로 재분류하여 분석했으며, 그 결과는 다음과 같다.

전체 표본에서 생성형 인공지능 상담 이용의도가 성별, 연령, 경제적 수준, 직업 및 전공에 따라 모두 유의한 차이를 보이지 않았지만, 생성형 인공지능 상담 이용경험 유무에 따라 유의한 차이를 보였다($F=11.01, p<.01$). 추정된 평균을 비교해보면 생성형 인공지능 상담 이용 유경험자는 평균 2.65, 무경험자는 평균 2.47로 추정되어, 생성형 인공지능 상담을 이용해 본 경험이 있는 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 높은 것으로 판단할 수 있다.

<표 3> 인구통계학적 특성에 따른 생성형 인공지능 상담 이용의도 차이

변수	구분	평균(M)	표준편차(SD)	F	p
성별	남자	2.59	0.76	1.01	.315
	여자	2.53	0.67		
연령	20대	2.47	0.60	0.99	.411
	30대	2.61	0.63		
	40대	2.57	0.63		
	50대	2.63	0.61		
	60대 이상	2.51	0.62		
경제적 수준	상	2.48	0.60	2.62	.074
	중	2.65	0.67		
	하	2.55	0.63		
직업 또는 전공	인문사회	2.60	0.58	2.13	.076
	자연공학	2.52	0.60		
	의학	2.75	0.56		
	예체능	2.33	0.57		
	기타	2.60	0.60		
생성형 인공지능 상담 이용 경험	유	2.65	0.69	11.01**	.001
	무	2.47	0.72		

** $p < .01$

4. 문제 영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도

다음으로는 문제 영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도를 항목별로 파악하기 위해, 빈도분석을 통해 이용의도 측정 결과에서 1점에서 4점까지 응답 분포를 확인하였다. 이때 ‘매우 그렇다’ 인 4점의 응답률을 보면, 발표불안(17.7%)에서 매우 그렇다는 응답이 가장 높게 나타나 발표불안에 대해 인공지능 상담을 받고자 하는 응답자가 가장 많았고, 다음으로 우울증 및 진로선택(16.5%), 교우관계 문제(16.0%), 외로움(15.3%), 수면곤란(14.5%), 대인관계 문제(14.0%), 학업문제(11.6%), 시험불안(11.1%), 가족 간의 갈등, 이성문제, 약물복용문제, 자기이해 증진(10.9%), 성 문제(9.2%), 체중조절 및 열등감(9.0%), 과도한 음주(8.7%) 순서로 나타났다.

<표 4> 문제영역별 생성형 인공지능 상담 이용의도 응답 분포

변인	전혀 않다 (1)	그렇지 않다 (2)	그렇다 (3)	매우 그렇다 (4)	매우 그렇다 응답 순위
	n(%)	n(%)	n(%)	n(%)	
체중조절	38(9.2)	109(26.4)	229(55.4)	37(9.0)	15
과도한 음주	73(17.7)	145(35.1)	159(38.5)	36(8.7)	17
대인관계 문제	27(6.5)	111(26.9)	217(52.5)	58(14.0)	7
성 문제	58(14.0)	171(41.4)	146(35.4)	38(9.2)	14
우울증	38(9.2)	113(27.4)	194(47.0)	68(16.5)	2
가족 간의 갈등	37(9.0)	140(33.9)	191(46.2)	45(10.9)	10
발표불안	43(10.4)	112(27.1)	185(44.8)	73(17.7)	1
이성문제	43(10.4)	156(37.8)	169(40.9)	45(10.9)	10
진로선택	35(8.5)	103(24.9)	207(50.1)	68(16.5)	2
수면곤란	42(10.2)	106(25.7)	205(49.6)	60(14.5)	6
약물복용문제	76(18.4)	132(32.0)	160(38.7)	45(10.9)	10
열등감	56(13.6)	150(36.3)	170(41.2)	37(9.0)	15
시험불안	58(14.0)	143(34.6)	166(40.2)	46(11.1)	9
교우관계 문제	32(7.7)	115(27.8)	200(48.4)	66(16.0)	4
학업문제	42(10.2)	131(31.7)	192(46.5)	48(11.6)	8
자기이해 증진	29(7.0)	128(31.0)	211(51.1)	45(10.9)	10
외로움	44(10.7)	120(29.1)	186(45.0)	63(15.3)	5

5. 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인

본 연구에서는 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인을 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. Model 1에서는 인구통계학적 특성이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 효과에 대한 다중회귀분석을 실시하였고, Model 2에서는 심리사회적 변인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 효과에 대한 다중회귀분석을 실시하였으며, Model 3에서는 인구통계학적 특성과 심리사회적 변인을 모두 투입하여 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 효과에 대한 다중회귀분석을 실시하였다. 인구통계학적 특성 변인은 성별의 경우 남자를, 경제적 수준은 ‘중’을 참조범주로 하였으며, 직업 또는 전공은 인문사회 전공을 참조범주로 하여 분석하였고, 그 결과는 다음과 같다.

먼저 Model 1에서 인구통계학적 변인의 효과를 검증한 결과, 모형의 설명력은 약 5%(수정된 R제곱은 3%)였고, 경제적 수준이 ‘중’인 경우에 비해 ‘상’인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았으며($\beta = -.11, p < .05$), 인문사회 전공에 비해 예체능 전공인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았다($\beta = -.10, p < .05$). 그리고 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 있는 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도도 유의하게 높은 것으로 검증되었다($\beta = .16, p < .01$).

다음으로 Model 2에서 심리사회적 변인의 효과를 검증한 결과, 모형의 설명력은 약 14%(수정된 R제곱은 12%)였고, 사회적 낙인($\beta = .13, p < .05$), 자기 은폐($\beta = .23, p < .001$), 상담에 대한 유용성 기대($\beta = .21, p < .001$)가 인공지능 상담 이용의도에 유의한 정적 영향을 미쳤다.

마지막으로 Model 3에서 인구통계학적 변인과 심리사회적 변인을 모두 투입하여 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 효과를 검증한 결과, 모

형의 설명력은 18%(수정된 R제곱은 15%)로 증가하였다. 인구통계학적 변인에서는 경제적 수준이 ‘중’인 경우에 비해 ‘상($\beta = -.13, p < .01$)’이나 ‘하($\beta = -.15, p < .01$)인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았다. 직업 및 전공은 인문사회 전공에 비해 예체능인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았으며($\beta = -.09, p < .05$), 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 있는 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 높았다($\beta = .11, p < .05$). 그리고 심리사회적 변인에서는 자기 은폐($\beta = .24, p < .001$), 상담에 대한 유용성 기대($\beta = .22, p < .001$)가 생성형 인공지능 상담 이용의도에 유의한 정적 영향을 미쳤다. 즉 자기 은폐 정도가 높을수록 생성형 인공지능 상담 이용의도가 높은 것으로 볼 수 있고, 전통적 대면 상담을 유용하다고 인식하는 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도도 높은 것으로 판단할 수 있다.

<표 5> 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인

변수	Model 1		Model 2		Model 3	
	β	t	β	t	β	t
성별(여자)	-.05	-0.99			-.06	-1.16
연령	.01	0.26			.04	0.86
경제적 수준(상)	-.11	-2.10*			-.13	-2.61**
경제적 수준(하)	-.08	-1.55			-.15	-2.96**
전공(자연공학)	-.06	-1.13			-.04	-0.72
전공(의학)	.06	1.13			.05	1.01
전공(예체능)	-.10	-2.04*			-.09	-1.99*
전공(기타)	.00	-0.03			.02	0.43
인공지능 상담 이용 경험	.16	3.31**			.11	2.27*
사회적 낙인			.13	2.15*	.09	1.58
자기 낙인			-.09	-1.53	-.10	-1.70
자기 은폐			.23	3.91***	.24	4.13***
사회적 지지에 대한 조망			.00	-0.05	-.05	-0.94
상담에 대한 유용성 기대			.21	4.19***	.22	4.36***
상담에 대한 위험성 기대			.06	1.09	.06	0.97
R ² (adjusted R ²)	.05(.03)		.14(.12)		.18(.15)	
F	2.39*		10.72***		5.91***	

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$. 더미변수 참조범주: 성별=남자, 지각된 경제력=중, 전공=인문사회, 생성형 인공지능 상담 이용 경험=무

V. 논의

본 연구에서는 기존에 생성형 인공지능 챗봇을 이용해 본 경험이 있는 성인을 연구대상자로 선정하여 인구통계학적 요인과 심리사회적 요인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향을 알아보았다. 연구결과를 종합적으로 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 본 연구에서는 주요 변수인 심리사회적 변인과 생성형 인공지능 상담 이용의도간의 관계를 Pearson 상관분석을 통해 살펴보았다. 결과에서 흥미로운 부분은 자기 은폐($r=.27, p<.001$), 사회적 낙인($r=.19, p<.001$)과 상담에 대한 위협성 기대($r=.16, p<.001$)가 생성형 인공지능 상담 이용의도와 유의한 정적 상관관계를 보였다는 점이다. 또한 상담에 대한 유용성 기대($r=.21, p<.001$)의 경우에는, 전통적 대면 상담에서의 결과와 같이 생성형 인공지능 상담 이용의도를 높이는 정적 상관으로 나타났다. 따라서 이러한 결과들을 살펴보면, 먼저 자기 은폐 경향이 생성형 인공지능 상담 이용의도와 정적 상관을 나타낸 것으로 보아, 그동안 전통적 상담에서 방해요인으로 작용되어 왔던 감정에 대한 은폐나 타인 평가에 대한 민감성이 인공지능 기반 상담 환경에서는 오히려 촉진 요인으로 전환될 수 있음을 시사한다. 이는 익명성과 비대면성을 기반으로 한 인공지능 상담이 내담자에게 심리적 안정감을 제공할 수 있다는 기존 연구(Boucher et al., 2021; Kim, 2018)와도 일치하는 결과로 보인다. 사회적 낙인의 경우에도 비슷한 결과를 확인할 수 있었는데, 이는 상담에 대한 부정적인 사회적 인식이 존재하더라도 생성형 인공지능을 통해 상담을 진행할 경우, 타인의 시선과 부정적 평가를 피할 수 있다는 점에서 전통적 상담의 접근 장벽을 우회할 수 있는 선택의 가능성을 보여주는 결과로 해석할 수 있다. 한편 상담에 대한

유용성과 위험성 인식 모두 생성형 인공지능 상담 이용의도와 정적 상관을 보였다라는 점은 상당히 흥미로운 결과로 보인다. 두 변인들의 상관분석 결과는 선행연구 결과(이안나, 강영신, 2021)와 마찬가지로 상담에 대한 유용성 기대와 위험성 기대는 서로 부적 상관을 보였다. 이는 상담에 대한 유용성을 높게 기대할수록 그만큼 위험성이 낮아진다는 것을 의미한다. 하지만 생성형 인공지능 상담 이용의도와는 두 변인 모두 정적 상관이 있는 것으로 나타나, 유용성과 위험성 모두 높게 지각할수록 생성형 인공지능 상담 이용의도가 높아지는 것으로 확인되었다. 이와 같은 결과는 사용자가 상담 자체에 대한 긍정적 기대로 인해 실제 자신에게 상담이 도움이 될 것이라 믿고, 생성형 인공지능을 이용한 상담에서도 긍정적인 도움을 얻을 것이라 기대하는 것으로 해석된다. 또한 상담에 대한 위험성 인식이 높을 경우 상담자가 자신을 부정적으로 평가하거나 오해할 수 있다는 두려움을 불러일으킬 수 있는데(Harris et al., 1999), 인공지능 상담 환경이 그러한 판단에 대한 두려움과 정보 노출에 대한 심리적 부담감을 줄일 수 있어 생성형 인공지능 상담 이용의도와 정적 상관을 보인 것으로 볼 수 있다. 따라서 기존에 상호배타적인 두 변인이 생성형 인공지능 상담에서는 모두 정적 상관관계를 가진다는 결과는 앞으로 생성형 인공지능 상담이 전통적 대면 상담의 한계를 극복할 수 있는 대안으로 작용할 수 있음을 시사한다.

반면 자기 낙인 및 사회적 지지에 대한 조망은 생성형 인공지능 상담 이용의도와 유의한 상관을 보이지 않았다. 이는 내면화된 자신에 대한 평가나 타인의 지지를 인식하는 것 보다, 실제 상담에 대한 환경적 특성이나 인식 요소가 더 큰 설명력을 가지는 요인일 수 있을 것으로 보인다. 또 다른 가능성으로는, 응답자들이 생성형 인공지능 상담을 ‘상담’ 이라고 인식하지 않았을 가능성도 고려해볼 수 있다. 보통 상담의 일반적 개념은 치료사와의 상호작용을 중심으로 형성된다는 인식이 크기 때문에 인공지능 챗봇과의 상

호작용은 상담으로 간주되지 않았을 가능성이 있어, 이로 인해 일부 심리사회적 요인과의 연관성이 약화되었을 것으로 예상된다. 이렇듯 주요 심리사회적 변인들과 생성형 인공지능 상담의 상관을 분석하였을 때, 결과적으로 생성형 인공지능 상담이 전통적 대면 상담과는 다른 심리사회적 조건에서 작동하는 것을 확인할 수 있었다.

둘째, 본 연구에서는 인구통계학적 변인에 따라 생성형 인공지능 상담 이용의도에 차이가 있는지 살펴본 결과, 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 있는 경우($F=11.01$, $p<.01$)에서만 이용의도가 유의하게 높았고, 이를 제외한 나머지 성별, 연령, 경제적 수준, 직업 또는 전공에서는 유의한 차이가 관찰되지 않았다. 이러한 결과는 과거 전통적 대면 심리상담에서의 상담 이용의도와는 상이한 양상을 보인다. 선행연구에 따르면 기존 심리상담의 이용의도에서는 남성보다 여성이 더 선호하거나 이용하는 경향이 있으며 (Addis & Mahalik, 2003), 연령대가 낮을수록 새로운 상담 서비스를 받아들이는 경향 등이 관찰되어왔다(유현실, 이태희, 2022). 이는 기존의 전통적 상담 장면에서는 일정한 시간과 공간, 비용 등이 요구되는 물리적인 접근 장벽이 있었지만, 생성형 인공지능 상담의 경우 언제 어디서든 접근이 가능하며 비용 부담이 적고 익명성이 보장되기 때문에 전통적 대면 상담에서 작용하던 주요한 접근 장벽들이 상당 부분 해소된 것으로 보인다. 이러한 특성으로 인해 성별이나 연령, 경제적 수준과 같은 인구통계학적 변인에 따른 진입 장벽을 상대적으로 약화시켜, 대부분의 사용자들에게 평등한 진입 환경이 만들어지기 때문에 결과적으로 이용의도에 유의미한 영향을 미치지 않게 된 것으로 볼 수 있다. 직업 또는 전공 측면도 마찬가지로 이용의도에 차이를 보이지 않았는데, 이는 생성형 인공지능 상담이 특정한 분야나 직업군에 국한되지 않고 광범위하게 수용될 수 있는 기술적 보편성을 지니고 있음을 시사한다. 이러한 결과들을 통해 생성형 인공지능 상담은 앞으로

도 광범위한 사용자 계층에게 수용될 수 있는 잠재력이 있다는 가능성을 보여주는 흥미로운 결과로 보인다. 실제로 OpenAI의 생성형 인공지능인 ChatGPT의 경우 전례 없는 속도로 전 세계로 확산되었는데, 2022년 11월 공개 두 달 만에 월간 사용자 1억 명을 돌파하였으며, 2024년 12월에는 전 세계 사용자 2억 명을 돌파한 가장 빠르게 성장한 애플리케이션이 된 것을 알 수 있다(김민기, 2025). 이처럼 생성형 인공지능 서비스는 접근성이 높고 다양한 주제에 인간처럼 응답할 수 있어 남녀노소 누구나 손쉽게 활용할 수 있다는 점(Homolak, 2023)이 이러한 결과에 큰 영향을 미쳤을 것으로 보인다. 따라서 이러한 폭넓은 확산으로 인해 인구통계학적 요인에 따른 생성형 인공지능을 활용한 상담 이용의도의 차이를 더욱 좁히는 방향으로 작용하고 있는 것을 확인할 수 있다.

반면, 생성형 인공지능 상담 이용 유무에 따라서 유의한 차이가 있었는데, 생성형 인공지능 상담 이용 유경험 집단의 평균(2.65)이 무경험 집단의 평균(2.47)보다 유의하게 높은 것을 확인하였다. 이러한 결과는 실제 생성형 인공지능 상담 서비스를 접해본 경험이 향후 이용의도를 높이는 데 중요한 변수로 작용한다는 것을 보여준다. 이는 기술수용이론(Technology Acceptance Model)의 이론에 따라, 새로운 기술이 가지고 있는 유용성과 사용의 용이성이 입증될수록 사용자가 이를 수용하고자 하는 의도가 높아진다는 맥락과도 같은 것으로 보인다(김경영, 류미현, 2024). 따라서 사용자들이 생성형 인공지능을 실제로 활용하며 높은 효용성과 쉬운 사용법으로 인해 기술을 거부감 없이 받아들여지게 되면, 이것이 지각된 유용성과 용이성을 높여 향후 기술 이용의도를 강화시키는 것으로 예상된다. 오종희, 김광용(2024)의 연구에서도 생성형 인공지능 서비스의 이용의도에 영향을 미치는 지각된 유용성이 사용자의 만족도에 영향을 미친다는 결과를 확인할 수 있었다. 또 다른 설문 연구에서도 생성형

인공지능 챗봇 사용 경험이 있는 경우, 향후에도 이러한 챗봇을 채택할 가능성이 유의하게 높았다는 결과를 확인할 수 있었다(Wu et al., 2024). 이렇듯 사용자들이 직접 사용해 본 경험은 새로운 기술에 대한 불안감이나 불확실성을 줄이고 신뢰감과 친숙도를 높여 이를 통해 긍정적 경험을 가지게 되며, 이는 향후의 이용의도에도 긍정적 영향을 주는 것을 확인할 수 있다.

셋째, 문제영역별로 생성형 인공지능 상담 이용의도가 어떻게 나타나는지를 확인하기 위해 항목별 응답 빈도를 분석한 결과, 발표불안, 진로, 우울증, 교우관계 문제 등에서 인공지능 상담을 이용하려는 의도가 비교적 높게 나타났다. 이에 비해, 과도한 음주, 체중조절, 열등감, 성(性) 문제나 약물, 가족이나 이성과의 갈등과 같은 문제에서는 응답 분포에서 ‘매우 높다’로 응답한 비율이 상대적으로 적은 것으로 확인되었다. 이와 같은 결과는 문제의 특성에 따라 생성형 인공지능 상담에 대한 기대와 선호도가 뚜렷하게 다르게 나타남을 의미한다. 먼저 발표불안이나 진로선택, 교우관계 문제나 우울증 등의 영역에서 상대적으로 이용의도가 높게 나타난 이유를 살펴보면, 이러한 문제들은 행동에 대한 조언을 필요로 하는 것 보다 객관적인 이슈에 가까운 주제로 분류될 수 있다. 특히 일상에서 빈번히 경험하는 발표불안이나 교우관계 문제, 우울증 같은 경우, 인공지능 상담을 통해 구체적 행동전략에 대한 정보를 얻을 수 있으며, 사용자가 당장 겪고 있는 불편감을 즉각적으로 해소할 수 있다는 기대가 반영된 것으로 보인다. 생성형 인공지능의 경우 이러한 영역에서 방대한 지식과 유용한 정보를 가지고 있는 편이다(Siddals et al., 2024). 따라서 일상적인 고민이나 관계문제, 진로와 관련해서 일차적으로 상담사를 찾아가기보다 인공지능 상담을 통해 편리하게 조언을 얻을 수 있기 때문에 필요한 경우 먼저 손쉽게 생성형 인공지능 상담을 이용하려 할 수 있다. 이와 비슷한 결과는 전문 상담사를 통한 심리상담

과 인공지능 챗봇을 통한 심리상담 주제 순위를 비교한 보고서(한민진, 2025)를 통해서도 확인할 수 있다. 조사에 따르면 인간 상담사가 적합하다고 평가된 상황은 ‘깊은 정서적 공감이 필요할 때(80%)’, ‘자신을 이해하고 싶을 때(63%)’, ‘윤리적 판단이나 조언이 필요할 때(57%)’, ‘맞춤 상담이 필요할 때(55%)’, ‘간단한 정서적 지지가 필요할 때(51%)’로 나타났다. 반면 인공지능 챗봇 상담사에게는 ‘즉각적인 상담이 필요할 때(54%)’, ‘객관적인 조언이 필요할 때(47%)’, ‘반복적인 습관 교정이나 행동 변화가 필요할 때(42%)’가 적합하다고 평가되었다. 이러한 결과는 정서적 지지와 개인의 내면에 대한 깊은 이해가 필요한 상담에서는 인간 상담사에 대한 신뢰도가 높지만, 즉각성과 객관적인 피드백이 필요한 상황, 논리적 분석이 필요한 상황에서는 인공지능 상담사가 더 적합할 수 있다는 것을 보여준다.

반면 과도한 음주, 체중조절, 열등감, 성(性)문제나 약물, 가족이나 이성과의 갈등과 같은 문제 등 특정 개인 정보를 다루는 민감한 문제에서는 상대적으로 이용의도가 낮게 나타났다. 선행연구에서도 불법 약물 사용이나 성행위와 같은 민감한 문제와 관련해서는 응답자가 챗봇과 의사 모두에게 자발적으로 정보를 공개하려는 경향이 현저히 낮은 것으로 보고된 바 있다(Frick et al., 2021). 하지만 이에 비해 Kim(2018)은 챗봇과의 상담이 개인의 익명성과 사생활 보호를 제공하여 사용자들이 타인에게 판단 받을 걱정 없이 자신을 표현할 수 있다고 상반된 결과를 보고하기도 하였다. 이렇게 상반된 연구결과가 존재하는 상황에서, 본 연구에서는 사회적 편견이나 위험성이 있거나 또는 민감한 상담 주제에 대해서는 상대적으로 이용의도가 낮게 나타난 결과를 확인하였다. 이러한 결과는 현재 인공지능 상담이 제공하는 심리적 안정감이 완전하지 않다는 점을 함축하고 있는 것으로 보인다. 이는 사람들이 특정 개인 정보로 인해 거부당하거나 비난 받을까봐

두려워하며, 사회에서 용인된 규범에서 벗어난 행동에 대해서는 비밀스럽게 행동하기 때문이라 추측되며, 여기에는 생성형 인공지능을 사용하는 것에 대한 개인 데이터 보안이나 유출 우려 등이 영향을 미쳤을 수 있을 것으로 보인다. 실제로 인공지능 심리상담 서비스에 대한 우려를 조사한 결과 개인 정보 유출(41%)이 가장 상위를 차지한 것을 확인할 수 있다(한민진, 2025). 이는 온라인 데이터의 오용이 만연한 오늘날의 상황을 고려할 때, 사용자가 인공지능과의 상호작용에서 여전히 보안과 프라이버시의 취약성을 우려하고 있음을 반영한다. 따라서 앞으로 생성형 인공지능을 통해 상호작용하는 개인 정보에 대한 보안이나 정보 공유 방식에 대해 초국가적인 수준에서 합의된 표준이 필요한 것은 분명해 보인다. 더불어 연구자들도 생성형 인공지능 챗봇과 사용자 간의 상호작용을 지속적으로 연구하여, 정보 유출이나 개인 정보 이용 등의 피해 위험을 최소화하고 정신건강 서비스 개선의 잠재력을 높이는 것이 중요한 과제임이 요구된다.

마지막으로, 본 연구에서 설정한 인구통계학적 변인과 심리사회적 변인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향력과 이들 변인의 상대적 영향력을 보기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 먼저, 인구통계학적 변인만을 투입하였을 때(Model 1), 전체 설명력은 5%(수정된 R제곱은 3%)로 확인되었다. 이때, 경제적 수준이 ‘중’인 경우에 비해 ‘상’ 수준 경우, 이용의도가 유의미하게 낮은 것으로 나타났으며($\beta = -.11, p < .05$), 인문사회 전공에 비해 예체능 전공인 경우 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았다($\beta = -.10, p < .05$). 또한 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 있는 집단($\beta = .16, p < .01$) 역시 이용의도가 높은 것으로 나타났다. 특히 경제적 수준의 경우 상, 중, 하로 재분류하여 분석하였고, 앞서 다른 평균 차이만으로는 통계적으로 유의하지 않았지만, 다른 요인을 통제한 상황에서는 이용의도에 대한 정적인 영향이 드러났다. 이는 경제적 수준이 단일 차원에서 직접적

차이를 발생시키지 않지만, 성별이나 전공 등 다른 배경요인을 고려할 때 상대적 영향력을 지니고 있다는 해석이 가능하다. 이때 전통적 대면 상담에서는 경제적 수준이 높을수록 상담 이용의도가 높다(김은아 외, 2018)는 결과와 달리, 본 연구의 결과에서는 경제적 수준이 '상' 인 경우, '중' 인 경우보다 생성형 인공지능 상담 이용의도가 오히려 유의하게 낮게 나타난 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 경제적 수준이 상대적으로 높을수록 기존 상담 서비스에 대한 접근성이 좋거나 프리미엄 심리상담 서비스 등을 선택할 수 있는 선택지가 더 많을 것으로 보여, 상대적으로 생성형 인공지능 상담이라는 디지털 대안을 선호하거나 이를 적극적으로 이용하려는 필요성이 낮을 수 있을 것으로 추측할 수 있다. 반면 경제적 수준이 중간인 집단의 경우, 일상적 소비는 가능하지만 과도한 지출이나 사치에는 부담을 느끼는 집단이 유료 인공지능 서비스에 합리적인 수준에서 접근하고 있는 것으로 볼 수 있다. 실제로 많은 생성형 인공지능 플랫폼에서 서비스를 유료 버전과 무료 버전으로 나누어 운영하고 있으며, 여기에서 지불하는 금액대에 따라 제공되는 정보의 질이 달라지는 방식으로 제공이 된다. 현재까지 생성형 인공지능의 무료 버전과 유료 버전별 심리상담 경험을 비교한 연구는 없지만, 비슷한 연구에 따르면 ChatGPT 무료판(GPT-3.5)과 유료판(GPT-4)의 성능 차이를 비교하였을 때, 무료 버전은 시험에서 낙제점 수준이었던 반면, 유료 버전은 우수한 점수를 받아 뚜렷한 성능의 차이를 보였다(McGee & Sadler, 2025). 따라서 이러한 성능의 차이가 상담 품질에도 영향을 줄 수 있을 것으로 예상된다. 그렇기 때문에 일상적 소비에 큰 어려움 없이 이러한 플랫폼 서비스를 결제할 수 있는 중간 수준의 경제력을 가지고 있는 응답자들이 유료 서비스를 결제하고 사용하며, 이에 대한 만족감으로 인해 이용의도에 긍정적 영향을 미쳤을 가능성을 고려해볼 수 있다. 따라서 이러한 결과를 토대로 생성형 인공지능 기반 상담 서비스가 오히려

중간 소득층에게 더 실질적인 대안이 될 수 있음을 확인할 수 있다.

예체능의 경우도 마찬가지로, 앞서 다룬 단순 평균 차이만으로는 통계적으로 유의하지 않았지만, 다른 요인을 통제한 상황에서는 이용의도에 대한 부적인 영향이 드러났다. 결과에서는 41.2% (170명)의 다수의 응답자가 선택한 인문사회 계열보다 예체능 직업이나 전공자의 이용의도가 상대적으로 낮은 수준으로 나타났다($\beta = -.10, p < .05$). 이러한 결과는 예체능 전공 분야에 내포된 문화적 배경이나 가치관, 기술 수용성의 차이에서 비롯된 것일 가능성을 추측해볼 수 있다. 이에 따라 예체능 직업 분야의 특성은 다음과 같은 영향을 미쳤을 것으로 예상된다. 예체능 분야의 경우 특히 다른 직업 분야 보다 사회적, 정서적 반응을 중시하고 감수성이 예민한 집단일 가능성이 있다(Furnham & Crump, 2013). 따라서 생성형 인공지능 상담을 통해서 충분한 정서적 충족을 얻지 못할 것이라는 기대치나 챗봇과의 기계적 대화에 부조화를 느껴 거리를 둘 가능성이 있어 이용의도가 상대적으로 낮을 것으로 예상된다. 실제로 인공지능 상담에 대한 낮은 신뢰를 하게 만드는 주요 원인으로 ‘상담 효과에 대한 의구심(55%)’ 과 챗봇과의 ‘감정적 공감의 부족(52%)’ 이 가장 크게 나타났다(한민진, 2025). 이러한 감정적 공감의 결여는 인공지능에게 심리적 교감을 형성하기 어렵다고 인식하는 데서 비롯된다. 특히 상담 중 미세한 감정적 괴리가 발생할 경우, 자신이 소프트웨어와 대화 하고 있다는 점을 상기하게 되어 즉각적으로 공감 경험을 약화시키거나 단절시키는 결과로 이어질 수 있을 것으로 보여 공감과 인간적 교류를 중시하는 집단일수록 인공지능 상담을 실제 심리상담 대안으로 받아들이는데 한계를 보일 가능성이 있다.

다음으로, 분석에 심리사회적 변인을 투입하였을 때(Model 2), 전체 설명력은 14%(수정된 R제곱은 12%)로 상승한 것을 확인하였다. 이는 앞선 인구통계학적 모형(Model 1)보다 유의미하게 설명력이 증가하였으며, 이러한

결과는 인구통계학적 변인보다 심리사회적 요인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 더 유의한 영향력을 미친다는 것을 보여준다. 이러한 심리사회적 변인에서 가장 큰 영향력을 보인 변인은 자기 은폐($\beta = .23, p < .001$), 상담에 대한 유용성($\beta = .21, p < .001$), 사회적 낙인($\beta = .13, p < .05$) 순서로 나타났다.

먼저 자기 은폐의 경우 기존의 전통적 대면 상담에서는 내담자가 자신에 대한 부정적인 정보를 타인으로부터 감추려는 자기 은폐 경향이 높을수록 대면 심리상담에 대한 태도가 부정적이며, 이것은 실제 전문적 도움추구 행동까지 저해하게 만드는 요인으로 작용해왔다(서승아, 2014). 그러나 본 연구결과에서는 오히려 자기 은폐가 생성형 인공지능 상담 이용의도에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타나 매우 흥미로운 결과임을 알 수 있다. 이러한 결과는 자기 은폐 성향이 높은 사람은 인간 상담사와 상담할 때보다 인공지능 챗봇과 대화할 때 자신에 대한 부정적인 정보나 감정들을 편안하게 개방할 수 있다는 선행연구와 맥락을 같이하는 결과로 나타났다(Chin et al., 2023). 이와 관련하여 2025년 한국리서치에서 진행한 인공지능 기반 심리상담에 대한 인식조사를 살펴보면, 생성형 인공지능을 통한 심리상담 서비스 이용 시에는 ‘타인의 시선이나 평가 없이 편안하게 고민을 나눌 수 있음(47%)’, ‘내가 원하는 시간과 장소에서 상담을 받을 수 있음(41%)’, ‘익명성 보장(35%)’에 대한 기대가 높은 것을 알 수 있다. 따라서 이러한 디지털을 활용한 생성형 인공지능 상담 환경의 특성으로 인해 인공지능 상담을 받는 것에 대한 심리적 부담감이 완화될 수 있을 것으로 보인다. 또한 이로 인해 전통적 상담에 심리적 저항을 가졌던 집단이 이전과는 다른 새로운 방식으로 보다 편안하게 자신을 드러내고 도움을 청하도록 하게 만들 가능성을 시사한다.

그 다음으로 상담에 대한 유용성 기대 역시 생성형 인공지능 상담 이용의

도에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타나, 기존의 전통적 대면 상담과 같은 결과를 보였다. 상담에 대한 유용성 기대가 높을 경우, 개인에게 문제가 생겼을 때 상담을 통해 문제를 해결하고자 하며 심리적으로 개선이 될 것이라는 기대를 가지고 상담을 받으려 하는 경향을 가진다. 이러한 긍정적 기대로 인해 상담이 실제로 도움이 될 것이라는 믿음을 기반으로 새로운 형태의 생성형 인공지능을 이용한 상담에도 적극적으로 참여하고자 하는 것으로 해석된다. 이는 앞서 말한 기술수용이론(Technology Acceptance Model)과 마찬가지로, 개인이 어떤 기술이나 상담이 자신에게 유익하다고 믿을수록 이를 사용하거나 참여하려는 의도가 높아진다는 것을 바탕으로 한다(Kleine, 2023). 따라서 본 연구에서도 생성형 인공지능 챗봇을 사용한 정신건강 도구에 대한 ‘유용성 인식’이 이러한 기술 이용의도에 긍정적 영향을 미친 것으로 보인다. 본 연구에서는 상담의 효용성에 대한 높은 기대가 생성형 인공지능 상담 이용의도를 높인다는 결과를 확인하였으며, 이는 상담의 매개체가 인간이든 인공지능이든 상관없이 일관되게 중요한 동기 요소임을 시사한다.

또한 사회적 낙인도 유의미한 정적 예측변수로 나타났다. 김지연과 이윤희(2021)의 연구에서도 챗봇과 같은 기계를 매개로 한 상담이 익명성과 프라이버시 보호로 인해 심리적 장벽을 낮추는 데 효과적일 수 있다고 강조하였는데, 이와 같은 주장을 뒷받침하는 결과가 나온 것을 확인할 수 있었다. 따라서 생성형 인공지능 상담의 경우, 오랫동안 전문적 도움추구를 망설이게 만드는 핵심 요인으로 부각되어 온 사회적 낙인의 장벽을 완화하는데 큰 역할을 할 가능성을 시사한다.

끝으로, 본 연구에서 설정한 인구통계학적 변인과 심리사회적 변인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 상대적 영향력을 보기 위해 변인들을 모두 투입하였을 때(Model 3), 전체 설명력은 18%(수정된 R제곱은 1

5%)로 증가하였다. 이때 가장 큰 영향력을 보인 변인은 여전히 자기 은폐 ($\beta = .24, p < .001$)로 나타났으며, 다음으로 상담에 대한 유용성 기대 ($\beta = .22, p < .001$), 지각된 경제력이 ‘중’인 경우에 비해 ‘상’ ($\beta = -.13, p < .01$) 이나 ‘하’ ($\beta = -.15, p < .01$) 수준인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮았고, 생성형 인공지능 상담 이용 경험이 있는 경우 ($\beta = .11, p < .05$), 마찬가지로 직업 및 전공은 인문사회에 비해 예체능인 경우 생성형 인공지능 상담 이용의도가 유의하게 낮음 ($\beta = -.09, p < .05$) 것으로 나타났다. 특히 Model 3에서 모든 변인을 통합하여 분석하였을 때, 무엇보다도 자기 은폐가 생성형 인공지능 이용의도를 예측하는 가장 강력한 정적 예측변수로 확인되었다. 이러한 결과는 다른 변인보다 자기 은폐가 생성형 인공지능 상담 이용의도를 설명하는데 있어 가장 핵심적인 심리 요인으로 작용했음을 의미한다. 따라서 이러한 결과는 생성형 인공지능 상담이라는 새로운 형태의 정신건강 서비스가 특히 심리적 노출 부담이 큰 집단에서 높은 접근성과 수용성을 보여줄 수 있음을 실증적으로 보여주는 지표라고 할 수 있다.

다음으로 상담에 대한 유용성 기대와 인공지능 상담 경험 유무는 Model 1과 2에서와 마찬가지로 정적 영향을 미친 것으로 나타났다. 또한 직업 및 전공은 예체능인 경우 Model 1에서와 마찬가지로 Model 3에서도 인문사회 전공 계열에 비해 부적 영향력을 나타냈다 ($\beta = -.09, p < .05$). 한편 경제적 수준의 경우, Model 1에서는 ‘중’에 비해 ‘상’만이 부적 영향력을 나타내었지만, Model 3에서 심리사회적 요인 및 기타 변인들을 추가로 통제 한 결과, ‘하’의 경우에도 ‘중’에 비해 이용의도가 유의하게 더 낮은 것으로 나타났다 ($\beta = -.15, p < .01$). 이러한 결과는 지각된 경제력이 중간 수준인 집단이 생성형 인공지능 상담에 대해 가장 높은 이용의도를 보인 반면, 지각된 경제력이 상대적으로 높거나 낮은 집단에서는 이용의도가 낮음

을 의미한다. 앞서 살펴보았듯 경제적 수준이 높을 경우, 상대적으로 상담 이용에 있어 경제적 제약이 덜하여 인공지능 상담을 적극적으로 이용하려는 필요성이 낮을 것으로 보인다. 반면 경제적 수준이 낮을 경우, 생성형 인공지능 상담의 비용 접근성이 기존의 전통적 대면 상담보다 낮음에도 불구하고, 디지털 격차로 인해 기기에 대한 접근성이나 인터넷 사용 환경이 제한되어 있을 수 있으며, 플랫폼을 무료로만 사용하게 되면 정보 출력의 한계 (McGee & Sadler, 2025) 등으로 인해 사용 경험에 대한 불만족으로 상담 이용의도까지 이어지지 않을 수 있을 것으로 추측된다.

한편, 사회적 낙인의 경우 Model 3에서 Model 2보다 영향력이 감소하여 통계적으로 유의하지 않은 수준으로 변화하였다. 이러한 변화는 사회적 낙인과 상관이 있는 변수들이 동시에 포함될 경우, 이러한 설명력이 일부 상쇄되거나 상대적으로 더 강한 변수에 설명력이 흡수되었을 것으로 보인다. 실제 본 연구에서는 자기 은폐가 $\beta = .24$ 로 심리사회적 변수 중 가장 강력한 예측변수로 나타났으며, 사회적 낙인과 자기 은폐는 $r = .41 (p < .001)$ 로 높은 상관관계를 보여, 이로 인해 사회적 낙인의 고유한 설명력을 대체했을 가능성이 클 것으로 예상된다.

이러한 결과들을 종합해보았을 때, 특히 전통적 대면 상담에서는 주로 방해 요인으로 작용하던 자기 은폐가 생성형 인공지능을 통한 상담 환경에서는 촉진 요인으로 전환될 수 있음을 의미하며, 이는 상담 환경의 특성이 개인의 심리적 변수를 바꿀 수 있다는 것을 시사한다. 이러한 점을 참고하여, 기존의 문헌에 나타난 전통적 대면상담의 특성과 본 연구에서 확인된 생성형 인공지능 상담의 특성을 비교하여 부록 <표 6>에 정리하였다.

따라서 향후 상담에서 자기 정보를 공개하기 꺼려하는 내담자의 경우, 익명성이 보장된 챗봇 상담 프로그램 운영 등을 통해 상담에 부담을 느끼고 망설이는 잠재적 내담자를 끌어들이어 상담의 접근성이 확대되는 효과를 기대

할 수 있을 것으로 보인다. 더 나아가 생성형 인공지능 상담에 대한 유용성 기대가 이용의도에 긍정적 영향을 미친다는 것은, 실무적 측면에서 해당 상담 방식의 신뢰성과 효능감을 제고하는 노력이 필요한 것임을 의미한다. 이를 위해 단순한 기술적 개선을 넘어, 실제 사용자 인터뷰 연구나 다른 긍정적 효과가 있었다는 사례 기반 연구들을 축적할 필요가 있다. 동시에, 생성형 인공지능의 사용 방법과 개인정보보호, 윤리적 기준 등에 대한 체계적 가이드라인과 교육을 통해 잠재적 이용자들의 신뢰를 높이는 환경을 조성해야 할 것이다. 이러한 다각적인 노력을 통해 향후 인공지능 상담 서비스가 궁극적으로 정신건강 서비스의 보완적 수단으로서 제 역할을 수행할 수 있도록 하는 기반이 될 수 있을 것으로 예상된다.

다음으로 본 연구가 갖는 제한점과 후속 연구를 위한 제언은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 생성형 인공지능을 통한 상담 이용의도를 분석하기 위해 기존의 전통적 대면 상담에서 중요하게 다루어진 변인들을 선행연구를 통해 탐색하여 중점적으로 설정하였다. 하지만 이러한 변인들의 상관이 통계적으로는 유의하게 확인되었지만, 실제 상관계수(r)는 그리 높은 편이 아니었으므로 해석에 주의를 기울일 필요가 있다. 이러한 결과는 기술 기반 상담 환경에서는 전통적 대면 상담에서 이용의도를 설명하던 변인들이 동일한 방식으로 작동하지 않을 가능성을 시사한다. 즉, 새로운 상담 매개체인 생성형 인공지능의 특성상, 이용자가 기존의 전통적 상담과는 다르게 인공지능을 단지 ‘심리치료’ 보다는 하나의 ‘기술 도구’로 인식하기 때문에 기존 변인들이 충분한 설명력을 가지지 못한 것으로 볼 수 있다. 따라서 향후에는 보다 다양한 심리사회적 요인들뿐 아니라 기술적 수용성이나 접근성, 서비스에 대한 신뢰도 등의 요인들을 포함하여 상담 이용의도와와의 관계를 살펴보면 좋을 것이다. 특히 기술 수용 모델 이론 등과 같은 이론을 도입해 디지털 기반 상담 환경에 적합한 변수들을 새로 구성할 필요성이 있으

며, 앞으로 상담심리학 분야와 정보기술(IT) 분야 간 협업을 통해 보다 정교하고 구체적인 분석이 이루어져야 할 것이다.

둘째, 현재 생성형 인공지능 챗봇은 상담 목적으로도 활발하게 활용되며 정신건강 서비스의 접근성을 높이는 유의미한 가능성을 가지고 있음에도 불구하고, 사람들의 인식에 관한 연구는 아직 미비한 상황이다. 특히 사용자의 선호도, 불신 요인, 경험에 대한 인터뷰 등과 같은 주관적 요소들은 양적 데이터만으로 설명이 어렵기 때문에 향후 다양한 방법으로 자료 수집이 요구될 것으로 보인다. 본 연구에서는 다중회귀분석을 통해 주요 변수 간의 인과관계를 탐색적으로 살펴보았지만, 각각의 변수들을 깊이 있게 살펴보는 못하였다. 따라서 향후 연구에서는 실험 설계나 질적 연구, 혼합 방법 등의 다양한 방법론을 병행하여 보다 구체적이고 신뢰도 높은 결론을 도출할 필요성이 있다.

셋째, 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 요인은 상담 경험 유무에 따라서도 다르게 작용할 수 있을 것으로 예상된다. 하지만 본 연구에서는 전체 성인을 대상으로 하여 이러한 부분이 충분히 고려되지 못하였다. 따라서 향후 연구에서는 응답자의 상담 경험의 유무에 따라 집단을 세분화하고, 각 집단별로 주요 예측 요인이 어떻게 달라지는가를 심층적으로 분석할 필요가 있다. 이와 같은 결과는 특히 상담 경험이 없는 집단에서 생성형 인공지능 상담에 대한 기대나 우려가 어떻게 작동하는지를 밝히는데 유용한 방향이 될 수 있을 것으로 보인다.

넷째, 본 연구에서는 경제력 수준을 측정하는데 지각된 경제력을 측정하는 자기 보고로 진행하였다. 이러한 부분은 향후 연구에서 객관적 소득 데이터나 사회 경제적 계층지표와의 교차 검증을 통하여 보다 신뢰도 높은 경제력 관련 데이터를 확보하고 이를 분석에 반영하여 분석의 타당성을 재고해야 할 것이다.

마지막으로 본 연구는 19세 이상 성인만을 대상으로 진행된 연구로, 생성형 인공지능 사용 비율이 높을 것으로 예상되는 청소년은 본 연구에서 배제되었다. 따라서 후속연구에서는 청소년도 함께 대상으로 포함하여 연령층별 차이를 세부적으로 분석해 결과의 일반화 가능성을 높이는 것이 필요할 것이다.

이러한 제한점에도 불구하고, 본 연구가 지니는 의의와 시사점은 다음과 같다. 본 연구의 학문적 의의는 생성형 인공지능을 통해 상담 서비스를 받는 현상이 급격하게 증가하는 현 시점에서, 생성형 인공지능 상담 이용의도에 영향을 미치는 요인들에 대한 논의와 실증적 자료를 제공했다는 점에서 의의를 가진다. 특히 생성형 인공지능을 통한 상담 연구에서는 그동안 주로 탐색적 연구와 효과성 연구들이 진행되어 왔는데, 생성형 인공지능 상담 이용의도를 살펴본 양적 연구는 거의 전무한 실정으로 이러한 연구방법을 통해 접근하였다는 점에 의의가 있다. 또한 본 연구의 응답자의 연령이 편향되지 않고 비교적 고르게 수집되어, 인구통계학적 변인, 심리사회적 변인과 생성형 인공지능 이용의도 간의 관계를 좀 더 대표성 있는 연구대상자로 검증하였다.

또한 실용적인 관점에서 볼 때, 온라인 상담이나 인공지능 상담과 같은 비대면 상담 서비스 활용이 확대되는 시점에서 생성형 인공지능을 통한 상담이 낙인의 장벽을 우회하여 심리적 도움추구 행동을 촉진할 수 있음을 보여준다. 이러한 결과는 상담심리학적으로 다음과 같은 중요한 시사점을 제공한다. 첫째, 생성형 인공지능 상담을 이용할 경우, 기술 기반의 특성상 접근성이 크게 향상될 수 있어 잠재적 내담자의 상담 이용의도를 높일 수 있다. 둘째, 익명성에 따른 자기 개방의 부담이 감소하여, 자기 은혜를 하는 경향이 높은 잠재적 내담자가 자신에 대한 심리적 개방을 통해 억제를 완화하고 상담 이용의도를 높일 수 있을 것으로 보인다. 셋째, 위와 같은 특성은

내담자의 상담 주제의 민감도에 따라 차별적으로 이루어질 수 있어, 개인에 따라 생성형 인공지능 상담에서 다루고 싶은 주제와 대면 상담에서 다루고 싶은 주제의 차이가 날 수 있음을 시사한다. 따라서 앞으로 이러한 부분을 반영하여 생성형 인공지능을 상담에 접목하면 정신건강의 예방과 치료에의 접근성을 대폭 향상시킬 수 있는 가능성을 제공할 것으로 기대된다.

현재의 정신건강 의료 서비스는 인력이 부족한 실정으로 특히 팬데믹 동안 이러한 약점이 분명하게 드러났으며 앞으로도 지속될 것으로 예상된다. 이에 앞으로는 잠재적 내담자에게 시의적절하고 비용-효율적인 방식으로 정신건강 의료 서비스를 늘리는데 도움이 되는 개입이 절실히 필요한 시점이다. 따라서 향후에는 이러한 한계점과 시사점들을 고려하여 생성형 인공지능을 활용한 상담 서비스의 확장을 통해 잠재적 내담자를 더욱 늘리는 것을 기대해 볼 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 강유선 (2016). **학급풍토와 도움추구태도와와의 관계에서 정서 표현의 유용성 기대와 사회적 낙인의 매개효과: 학생 수준과 학급 수준 비교를 중심으로**. 고려대학교 석사 학위논문.
- 국립정신건강센터 (2024). **2024년 국민 정신건강 지식 및 태도 조사 결과 보고서**. 서울: 국립정신건강센터.
- 교육부, 한국교육개발원(KEDI) (2019). **학과(전공) 분류 자료집**, 통계자료. 한국교육개발원.
- 김경영, 류미현 (2024). 계획행동이론과 기술수용모델을 적용한 유료 OTT 구독 서비스에 대한 만족도 및 지속이용의도 연구: 관여도의 조절효과를 중심으로. **한국생활과학회지**, **32**(1), 27-45.
- 김경준 (2010). 사회적 스티그마의 청소년에 대한 영향과 대응. **한국청소년연구**, **21**(3), 5-31.
- 김도연, 조민기, 신희천 (2020). 상담 및 심리치료에서 인공지능 기술의 활용: 국외 사례를 중심으로. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **32**(2), 821-847.
- 김민기 (2025). **오픈 AI의 2025 정책, 영리법인으로 전환하고, AI 에이전트 구축 나서**. 신문과 방송 2월호.
- 김은아, 손혜련, 김은하 (2018). 상담에서 전문적 도움추구의 선행요인에 대한 고찰. **상담학연구**, **19**(1), 87-111.
- 김지연, 이윤희 (2021). 비대면 상담심리치료 연구 동향과 과제: 학회지 논문을 중심으로(2010-2020.6). **학습자중심교과교육연구**, **21**(1), 77-805.
- 김주미, 유성경 (2002). 전문적 도움 추구 행동에 영향을 미치는 심리적,

- 문화적 요인. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **14**(4), 991-1002.
- 김하영, 연구진 (2021). 군집 분석을 통한 전문적 도움 추구 태도 탐색: 양가 태도를 중심으로. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **33**(4), 1623-1649.
- 김현, 빠오탄탄 (2023). 효용적 가치와 지각된 위험이 생성형 AI 추천 의도에 미치는 영향: 기술수용모형을 중심으로. **한국소통학보**, **22**(4), 373-404.
- 김희철 (2018). 대학생의 심리적 디스트레스와 전문적 도움추구태도의 관계에서 낙인의 매개효과. **정신보건과 사회사업**, **46**(1), 5-33.
- 남숙경, 이상민, 이은경, 김병석, 김신정, 김성희, 박상규 (2012). 전문적 도움추구 태도 단축형 척도의 집단간 차이분석: 대상, 성별, 연령, 상담 경험 유무를 중심으로. **상담학연구**, **13**(1), 341-366.
- 노연희, 강지현 (2011). 실제 경제 수준과 지각된 경제 수준 간 차이에 따른 어머니의 정신 건강, 양육 행동 및 유아의 문제 행동 비교. **한국심리학회지: 문화 및 사회문제**, **17**(3), 343-363.
- 박유영 (2020). 체험 기반 커뮤니케이션 및 상황 기반 커뮤니케이션 구성요소를 적용한 챗봇 이용 의도 영향 요인. **한국엔터테인먼트 산업학회 논문지**, **14**(3), 149-162.
- 박준호, 서영석 (2009). 남자 대학생들의 성역할 갈등과 상담 의도와의 관계: 사회적 낙인, 자기 낙인, 상담에 대한 태도의 매개 효과. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **21**(1), 25-48.
- 변지영, 김선경 (2019). 남성 성역할 갈등과 전문적 도움 추구 태도: 우울과 자기 개방 예상 위험의 순차적 매개 효과. **상담학연구**, **20**(3), 443-463.
- 서울시 정신건강복지센터 (2021). **서울시 정신건강 통계** <https://seoulme>

ntalhealth.kr/에서 검색.

서승아 (2014). **자기은폐, 심리적 불편감이 전문적 도움추구 행동에 미치는 영향**. 가톨릭대학교 대학원 석사학위논문.

성명철, 동학림 (2024). 시니어의 생성형 AI 서비스 이용 의도에 영향을 미치는 요인. **벤처혁신연구**, 7(2), 41-56.

송용섭 (2020). 공감적 인공지능 상담가 활용에 대한 미래 전망. **신학논단**, 99, 163-194.

신연희, 안현의 (2005). 전문적 도움 추구 행동에서 접근 요인과 회피 요인의 상대적 중요성 고찰. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, 17(1), 177-195.

신용우 (2023). **생성형 AI 관련 저작권 쟁점과 대응 방안**. 서울: 한국문화정보원.

안세훈, 정옥란 (2021). 감정분석 기반 심리상담 AI 챗봇 시스템에 대한 연구. **한국IT서비스학회지**, 20(3), 75-86.

안소현, 최수미, 유인화, 조아영, 방세림 (2023). 중년남성의 사회적 낙인과 자기낙인이 전문적 도움추구 태도 및 의도의 관계에 미치는 영향. **가족과 가족치료**, 31(4), 407-431.

안수정, 서영석 (2017). 중년 남성의 전문적 도움 추구에 관한 연구. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, 29(3), 629-657.

오종희, 김광용 (2024). 생성형 인공지능서비스 특성이 ChatGPT 사용의도에 미치는 영향에 관한 연구. **Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange**, 10(2), 265-282.

YTN 뉴스 (2025.02.09.). **챗GPT가 심리 상담까지...삶에 파고든 대화형 A.I.** <https://science.ytn.co.kr/program/view.php?mcd=0082&key=202502101606181838>.

- 유성경, 유정이 (2000). 집단주의-개인주의 성향과 상담에 대한 태도와 의 관계. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **12**(1), 19-32.
- 유현실, 이태희 (2022). 잠재적 내담자의 자기은폐 및 자기개방과 상담 이용 의도의 관계에 대한 전문적 도움추구태도의 매개효과: 대면 및 비대면 상담 형태 선호에 따른 다집단 분석. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **34**(4), 1431-1454.
- 이동훈, 김주연, 김진주 (2015). 온라인 심리 치료의 가능성과 한계에 대한 탐색적 연구. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **27**(3), 543-582.
- 이민지, 손은정 (2007). 낙인과 전문적 도움 추구 의도 간의 관계: 전문적 도움 추구 태도의 매개 효과. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **19**(4), 949-966.
- 이안나, 강영신 (2021). 전문적 도움 추구 태도 관련 요인들 간의 상관 관계 메타 분석. **상담학연구**, **22**(5), 107-136.
- 이유미, 박선정, 석현정 (2018). 대화형 에이전트의 오류 상황에서 사회적 전략 적용: 사전 양해와 사과를 이용한 사례 연구. **감성과학**, **21**(1), 59-70.
- 이지연, 이대호 (2022). 인공지능 상담 환경에서의 자기노출과 라포 형성 연구. **한국상담학연구**, **23**(3), 87-105.
- 이지연, 강지연, 이인숙 (2008). 대학생의 전문적 도움추구에 있어 수치심과 낙인의 영향. **아시아교육연구**, **9**(1), 23-47.
- 이진희, 채혜정, 김남조 (2020). 국내 온라인 여행사의 정보시스템 품질이 신뢰, 이용의도, 실제 이용에 미치는 영향. **관광연구**, **35**(6), 73-92.
- 이혜인 (2024). AI 챗봇 기술을 활용한 심리상담 서비스의 기술적 한계점. **ASK 2024 학술발표대회 논문집**, **32**(1), 875-877.
- 장규현, 서영석 (2022). 심리상담 챗봇에 대한 상담사들의 인식. **상담학연**

구, **23**(6), 17-48.

장미경 (2014). 청소년의 도움추구태도가 상담 추구행동에 미치는 영향: 사회적 지지유형의 매개효과. **청소년학연구**, **21**(9), 1-25.

장진이 (2001). **자기은폐와 정서 표현 성향, 지각된 사회적지지 그리고 도움 추구 태도간의 관계**. 이화여자대학교 대학원 석사학위논문.

전율리 (2020). **기업체 종사자의 전문적 도움 추구에 대한 연구**. 차의과학대학교 대학원 석사학위논문.

정경미, 신희철 (2014). 남성의 성역할 갈등이 도움추구 태도에 미치는 영향: 수치심과 자기공개기대의 매개효과. **인간이해**, **35**(2), 78-98.

정준화 (2018). 챗봇(chatbot)의 현황과 향후 과제. **이슈와 논점, 제1456호**. 서울: 국회입법조사처.

진경미, 권경인 (2015). 기업체 종사자의 전문적 상담 추구 의도에 대한 연구. **한국심리학회지: 상담 및 심리치료**, **27**(1), 109-128.

차민영, 임희주 (2023). 챗GPT의 영어 교육적 활용가능성에 대한 대학교수자의 인식 연구. **문화와 융합**, **45**(5), 109-118.

채현주 (2019). 모바일 기반의 공황장애 셀프관리를 위한 인공지능 챗봇의 개발. **정보처리학회지**, **26**(2), 47-55.

최연숙 (2025). 노코드 AI 프롬프팅 심리상담챗봇 개발. **한국콘텐츠학회 논문지**, **25**(1), 32-47.

하양명, 김희정 (2020). 상담자에 대한 내담자의 신뢰가 상담성과에 미치는 영향: 자기개방과 자기은폐의 종단적 매개효과. **교육치료연구**, **12**(2), 401-437.

한국일보 (2023.06.27). **심리상담 1시간에 10만원?...더 마음 상하기 전 알아야 할 4가지 [터치유]** <https://www.hankookilbo.com/News/Read/A2023062613070000762?did=NT>.

- 한민진 (2025). 여론속의 여론, 기획: AI 기반 심리상담에 대한 인식조사. **한국리서치 주간리포트, 제 327-1호**.
- A. K. ChingWong, J. H. T. Lee, Y. Zhao, Q. Lu, S. Yang, & V. C. C. Hui (2025). Exploring Older Adults' Perspectives and Acceptance of AI-Driven Health Technologies: Qualitative Study. *JMIR Aging*, 12;8:e66778.
- Addis, M. E., & Mahalik, J. R. (2003). Men, masculinity, and the contexts of help seeking. *American Psychologist*, 58(1), 5-14.
- Ajzen, I., Christine Timko, & John B. White (1982). Self-Monitoring and the Attitude-Behavior Relation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 42(3), 426-435.
- Anne K. K., Eesha K., Eva L., & Susanne G. (2023). Attitudes Toward the Adoption of 2 Artificial Intelligence-Enabled Mental Health Tools Among Prospective Psychotherapists: Cross-sectional Study. *JMIR Human Factor*, 10:e46859.
- Australian Bureau of Statistics (2023). <https://www.abs.gov.au/>
- Benjamin D. H., Michelle L. O., & Mikaela O. (2024). Understanding young adults' attitudes towards using AI chatbots for psychotherapy: The role of self-stigma. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2(2).
- Bernd C. S. (2021). Artificial Intelligence for a Better Future: An Ecosystem Perspective on the Ethics of AI and Emerging Digital Technologies. *Springer*, 36-60.
- Bertakis, K. D., Azari, R., Helms, L. J., Callahan, E. J., & Robbins, J. A. (2000). Gender differences in the utilization of health

- care services. *Journal of family practice*, 49(2), 147–152.
- Biswas, S. S. (2023). Role of chat gpt in public health. *Annals of Biomedical Engineering*. 51(5), 868-869.
- Bordieri, J. E., & Drehmer, D. E. (1986). Hiring decisions for disabled workers: Looking at the cause. *Journal of Applied Social Psychology*, 16(3), 197-208.
- C. M. Fang, A. R. Liu, V. Danry, 이은혜, S. WT Chan, P. Pataranutaporn, P. Maes, J. Phang, M. Lampe, L. Ahmad, & S. Agarwal (2025). How AI and Human Behaviors Shape Psychosocial Effects of Chatbot Use: A Longitudinal Randomized Controlled Study. *Human-Computer Interaction*, 18:37:23 UTC
- Cash, T. F., Begley, P. J., McCown, D. A., & Weise, B. C. (1975). When counselors are heard but not seen: Initial impact of physical attractiveness. *Journal of Counseling Psychology*, 22(4), 273–279.
- Cepeda-Benito, A., & Short, P. (1998). Self-concealment, avoidance of psychological services, and perceived likelihood of seeking professional help. *Journal of Counseling Psychology*, 45(1), 58-64.
- Cheng, X., J. Cohen, & J. Mou (2023). AI-enabled Technology Innovation in e-Commerce, *Journal of Electronic Commerce Research*, 24(1), 1-6.
- Christopher C. Tolsdorf (1976). Social Networks, Support, and Coping: An Exploratory Study, *Family Process*, 15(4), 407–417.
- Clement S, Schauman O, Graham T, Maggioni F, Evans-Lacko S,

- Bezborodovs N, Morgan C, Rsch N, Brown JS, & Thornicroft G. (2015). What is the impact of mental health-related stigma on help-seeking? A systematic review of quantitative and qualitative studies. *Psychol Med*, 45(1), 11–27.
- Cohen, S. (2004). Social Relationships and Health. *American Psychologist*, 59(8), 676–684.
- Corrigan (2004). How stigma interferes with mental health care. *American Psychologist*, 59(7), 614–625.
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological methods*, 1(1), 16.
- Deryugina, O. V. (2010). Chatterbots. *Scientific and Technical Information Processing*, 37, 143–147.
- Dewitte, & Siegfried (2006). Money and the Autonomy Instinct. *Behavioral and Brain Sciences*, 29(2), 184–185.
- Eggmann, F., Weiger, R., Zitzmann, N. U., & Blatz, M. B. (2023). Implications of large language models such as ChatGPT for dental medicine. *Journal of Esthetic and Restorative Dentistry*.
- Eileen B., Benjamin Erb, Lea S. T., & Harald B. (2019). The next generation: Chatbots in clinical psychology and psychiatry to Foster Mental Health – A Scoping Review. *Verhaltenstherapie*, 32, 64–76.
- Eliane M. Boucher, Nicole R. Harake, Haley E. Ward, Sarah Elizabeth Stoeckl, Junielly Vargas, & Jared Minkel (2021). Artificially intelligent chatbots in digital mental health

interventions: a review. *Expert Review of Medical Devices*, 18, 37–49.

Fisher, J. D., Nadler, A., & Witcher–Alagna, S. (1982). Recipient reactions to aid. *Psychological Bulletin*, 91(1), 27–54.

Fredricks, A. J., & Dossett, D. L. (1983). Attitude–behavior relations: A comparison of the Fishbein–Ajzen and Bentler–Speckart models. *Journal of Personality and Social Psychology*, 45, 501–512.

Frick NR, Brúnker F, Ross B, & Stieglitz S. (2021). Comparison of disclosure/concealment of medical information given to conversational agents or to physicians. *Health Informatics Journal*, 27(1).

Furnham A., & Crump J. (2013). The sensitive, Imaginative, Articulate Art Student and Conservative, Cool, Numerate Science Student: Individual Differences in Art and Science Students. *Learning and Individual Differences*, 25, 150–155.

Gale M. Lucas, Jonathan Gratch, Aisha King, & Louis–Philippe Morency (2014). It' s only a computer: Virtual humans increase willingness to disclose, *Computers in Human Behavior*, 37, 94–100.

Gellis, Z. E., Huh, N. S., Lee, S., & Kim, J. (2003). Mental health attitudes among Caucasian – American and Korean counseling students. *Community Mental Health Journal*, 39(3), 213–224.

Gerhard Andersson (2018). Internet interventions: Past, present and future. *Internet Interventions*, 12, 181–188.

- Gerhard A., & Nickolai T. (2014). Advantages and limitations of Internet-based interventions for common mental disorders, *World Psychiatry. Computers in Human Behavior*, *37*, 94-100.
- Gines N. C., Maria A. F., Miguel M., & Inmaculada V. S. (2020). Socioeconomic Status and Psychological Well-Being: Revisiting the Role of Subjective Socioeconomic Status, *Social Belongingness and Well-Being: International Perspectives*, *11*.
- Gloria L. Krahn (1993). Conceptualizing Social Support in Families of Children with Special Health Needs. *Family Process*, *32*(2), 235-248.
- Gulliver A, Griffiths K., & Christensen H. (2010). Perceived barriers and facilitators to mental health help-seeking in young people: a systematic review. *BMC Psychiatry*, *30*(10), 113.
- Guo Yi, & Hou Chenyu (2021). Application of artificial intelligence to mental healthcare in primary and middle schools. *Chiness Journal of school health*, *42*(8): 1124-1128.
- H. L. Cheng, C. Wang, R.C. McDermott, M. Kridel, & J.L. Rislin (2018). Self-stigma, mental health literacy, and attitudes toward seeking psychological help. *Journal of Counseling and Development*, *96*, 64-74.
- Harris, S. M., Dersch, C. A., & Mittal, M. (1999). Look who's talking: Measuring self-disclosure in MFT. *Contemporary Family Therapy: An International Journal*, *21*, 401-415.
- Hart, J., Gratch, J., & Marsella S. (2013). How virtual reality training can win friends and influence people. *Human Factors in*

Defence. Ashgate, 235–249.

- Hatcher, R. L., & Barends, A. W. (1996). Patients' view of the alliance in psychotherapy: exploratory factor analysis of three alliance measures. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 64*(6), 13–26.
- Hatch SG, Goodman ZT, Vowels L, Hatch HD, Brown AL, et al. (2025). When ELIZA meets therapists: A Turing test for the heart and mind, *PLOS Mental Health, 2*(2): e0000145.
- Hyojin Chin, Hyeonho Song, Gumhee Baek, Mingi Shin, Chani Jung, Meeyoung Cha, Junghoi Choi, & Chiyoung Cha (2023). The Potential of Chatbots for Emotional Support and Promoting Mental Well-Being in Different Cultures: Mixed Methods Study, *Journal of Medical Internet Research, 25*.
- Ichiyama, M. A., Colbert, D., Laramore, H., Heim, M., Carone, K., & Schmit, J. (1993). Self-concealment and correlates of adjustment in college students, *Journal of College Student Psychotherapy, 7*(4), 55–68.
- Irene Picton, & Christina Clark (2024). Children and young people's use of generative AI to support literacy in 2024. *National Literacy Trust 2024*. www.literacytrust.org.uk.
- Jan Homolak (2023). Opportunities and risks of ChatGPT in medicine, science, and academic publishing: a modern Promethean dilemma. *PubMed Central, 64*(1), 1–3.
- Jane M. Burns PhD, Tracey A. Davenport BA(Hons), eMBA, Lauren A. Durkin PhD, Georgina M. Luscombe Bsc(Hons), PhD, Ian B. Hickie AM, MD, FRANZCP, FASSA (2010). The internet as a setting for mental health service utilisation by young people,

- The Medical Journal of Australia*, 192(11), 522–526.
- Judith B., Elizabeth E., Gloria M., Cinthia D. L., Stephen M S., Margaret S., Nicole S., Kai Z., Dana M., & Dara H S. (2021). Barriers to and Facilitators of User Engagement With Digital Mental Health Interventions: Systematic Review, *Journal of Medical Internet Research*, 23(3).
- Julia A. Moldt, Teresa F. Wietek, Amir M. Mamlouk, Kay N., Wolfgang F., & Anne H. Werner (2023). Chatbots for future docs: exploring medical students' attitudes and knowledge towards artificial intelligence and medical chatbots. *Medical Education Online*, 28(1).
- Kelly, A. E., & Achter, J. A. (1995). Self-concealment and attitudes toward counseling in university students. *Journal of Counseling Psychology*, 42, 40–46.
- Kim, B. S. K., & Omizo, M. M. (2003). Asian cultural values, attitudes toward seeking professional psychological help, and willingness to see a counselor. *The Counseling Psychologist*, 31(3), 343–361.
- Kim, S., Zhang, K., & Park, D (2018). Can a Machine Tend to Teenagers' Emotional Needs?: A Study with Conversational Agents. *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 18, 1–6.
- Komiya, N., Good, G. E., & Sherrod, N. B. (2000). Emotional openness as a predictor of college students' attitudes toward seeking psychological help. *Journal of Counseling Psychology*,

47(1), 138–143.

- Koulouri, T., Macredie, R.D., & Olakitan, D. (2021). 'Chatbots to Support Young Adults' Mental Health: an Exploratory Study of Acceptability: Acceptability of Mental Health Chatbots for Young Adults', *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 12(2), 1–39.
- David Krause (2023). ChatGPT and Generative AI: The New Barbarians at the Gate. *Available at SSRN*.
- Kuhail, M. A., Alturki, N., Thomas, J., Alkhalifa, A. K., & Alshardan, A. (2024). Human–human vs human–ai therapy: An empirical study. *International Journal of Human–Computer Interaction*, Advance online publication.
- Kushner, M. G., & Sher, K. J. (1991). The relations of treatment fearfulness and psychological service utilization: An overview. *Professional Psychology: Research and Practice*, 22(3), 196–203.
- Larson, D. G., & Chastain, R. L. (1990). Self–concealment: Conceptualization, measurement, and health implications. *Journal of Social and Clinical Psychology*, 9(4), 439–455.
- Larson, D. G., Chastain, R. L., Hoyt, W. T., & Ayzenberg, R. (2015). Self–concealment: Integrative review and working model. *Journal of Social and Clinical Psychology*, 34(8), 705–774.
- Laura M. Vowels (2024). Are chatbots the new relationship experts? Insights from three studies. *Computer in human behavior: Artificial Humans*, 2(2), 100077.

- Lin, Y. (2002). Taiwanese university students' conceptions of counseling. *Journal of Contemporary Psychotherapy, 32*, 199–211.
- Link, S. T. (2001). Stigma as a Barrier to Recovery: The Consequences of Stigma for the Self-Esteem of People With Mental Illnesses. *Psychiatric Services, 52*(12).
- Longoni, C., Fradkin, A., Cian, L., & Pennycook, G. (2022). News from generative artificial intelligence is believed less. *FAccT'22: Proceedings of the 2022 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 97–106.
- Loredana C., Stefano C., Giuseppe P., Giandomenico S., Shanmugam S., & Genoveffa T. (2024). Claude 2.0 large language model: Tackling a real-world classification problem with a new iterative prompt engineering approach, *Intelligent Systems with Applications, 21*, 200336.
- Luxton, David D. (2014). Artificial intelligence in psychological practice: Current and future applications and implications. *Professional Psychology: Research and Practice, 45*(5), 332–339.
- Mehmet Aktan, Zeynep Turhan, & İlknur Dolu (2022). Attitudes and perspectives towards the preferences for artificial intelligence in psychotherapy, *Computers in Human Behavior, 133*.
- Michael G. Morris, & Viswanath Venkatesh (2000). Age differences in technology adoption decisions: Implications for a changing workforce. *Personnel Psychology, 53*(2), 375–403.
- Michelle R Kandalaf, Nyaz Didehbani, Daniel C Krawczyk, Tandra T

- Allen, & Sandra B Chapman (2013). Virtual reality social cognition training for young adults with high-functioning autism. *J Autism Dev Disord*, 43(1), 34–44.
- Miller, J. G. (2002). Bringing culture to basic psychological theory—Beyond individualism and collectivism: Comment to Oyserman et al. *Psychological Bulletin*, 128(1), 97–109.
- Miville, M. L., & Constantine, M. G. (2006). Sociocultural predictors of psychological help-seeking attitudes and behavior among Mexican American college students. *Cultural Diversity and Ethnic Minority Psychology*, 12(3), 420–432.
- Monnie McGee, & Bivin Sadler (2025). Generative AI Takes a Statistics Exam: A Comparison of Performance between ChatGPT3.5, ChatGPT4, and ChatGPT4o-mini, *Southern Methodist University*, arXiv:2501.09171.
- Parham Amiri, & Elena Karahanna (2022). Chatbot use cases in the Covid-19 public health response. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 29(5), 1000-1010.
- Pennebaker, J. W., & Colder, M. (1990). Heart rate variability, blood pressure, and self-disclosure: A health psychology analysis. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 58(2), 228-232.
- Philip Fei Wu, Charlottes Summers, Arjun Panesar, Amit Kaura, & Li Zhang (2024). AI Hesitancy and Acceptability—Perceptions of AI Chatbots for Chronic Health Management and Long COVID Support: Survey Study. *JMIR Human Factors*, 23;11:e51086.

- Qiaolei Jiang, Yadi Zhang, & Wenjing Pian, (2022). Chatbot as an emergency exist: Mediated empathy for resilience via human–AI interaction during the COVID–19 pandemic. *Information Processing and Management*, 59(6).
- Rickwood DJ, Deane FP, & Wilson CJ. (2007). When and how do young people seek professional help for mental health problems? *Med J Aust*, 1;187(S7):S35–9.
- Saif, N., S. U. Khan, I. Shaheen, F. A. ALotaibi, M. M. Alnfai, & M. Arif (2024). Chat–GPT; Validating Technology Acceptance Model (TAM) in Education Sector via Ubiquitous Learning Mechanism. *Computers in Human Behavior*, 154, 108097.
- Sandra Garrido, Chris M., Daniel C., Katherine B., Emery S., Tanya M., & Quang V. Nguyen (2019). What Works and What Doesn' t Work? A Systematic Review of Digital Mental Health Interventions for Depression and Anxiety in Young People. *Public Mental Health*, 10.
- Sascha Armutat, Malte Wattenberg, & Nina Mauritz (2024). Artificial Intelligence Gender–Specific Differences in Perception, Understanding, and Training Interest. *International Conference on Gender Research*, 7(1), 36–43.
- Simon D' Alfonso (2020). AI in mental health. *Current Opinion in Psychology*, 36, 112–117.
- Stefl, M. E., & Prospero, D. C. (1985). Barriers to mental health service utilization. *Community Mental Health Journal*, 21(3), 167–178.

- S. Siddals, J. Torous, & A. Coxon (2024). "It happened to be the perfect thing":experiences of generative AI chatbots for mental health. *Npj ment Health Res*, 3(48).
- Tae Woo Kim, & Li Jiang (2022). Do You Mind if I Ask You a Personal Question? How AI Service Agents Alter Consumer Self-Disclosure. *Journal of Service Research*, 25(4).
- Tal A, Elyoseph Z, Haber Y, et al. (2023). The artificial third: utilizing ChatGPT in mental health. *Am J Bioethics*, 23(10), 74-77.
- Tata, S. P., & Leong, F. T. L. (1994). Individualism Collectivism, Social-Network Orientation, and Acculturation as Predictors of Attitudes Toward Seeking Professional Psychology Help Among Chinese Americans. *Journal of Counseling Psychology*, 41(3), 280-287.
- Thi H. T. Nguyen , Thi T. Bui, J. Lee, K. S. Choi, H. Cho, & J. K. Oh (2024). Socioeconomic inequality in health-related quality of life among Korean adults with chronic disease: an analysis of the Korean Community Health Survey. *Epidemiol Health*, 8(46).
- Thomas Mesnard, Cassidy Hardin, Robert Dadashi et al., (2024). Gemma: Open Models Based on Gemini Research and Technology. *Gemma Team Google DeepMind*.
- Torous, J., Andersson, G., Bertagnoli, A., Christensen, H., Cuijpers, P., Firth, J., ... & Johannes, E. (2019). Towards a consensus around standards for smartphone apps and digital mental health. *World Psychiatry*, 18(1), 97-98.

- Turner (2015). Generation Z: Technology and social interest. *The Journal of Individual Psychology, 71*(2), 103–113.
- Vogel, D. L., & Wester, S. R. (2003). To Seek help or Not to Seek Help: The Risks of Self-Disclosure. *Journal of Counseling Psychology, 50*(3), 351–361.
- Vogel, D. L., Wade, N. G., & Hackler, A. H. (2007). Perceived public stigma and the willingness to seek counseling: The mediating roles of self-stigma and attitudes toward counseling. *Journal of Counseling Psychology, 54*(1), 40–50.
- Vogel, David L., Wade, Nathaniel G., Haake, & Shawn (2006). Measuring the self-stigma associated with seeking psychological help. *Journal of Counseling Psychology, 53*(3), 325–337.
- Wang, C., Y. Li, W. Fu, & J. Jin (2023). Whether to Trust Chatbots: Applying the Event-related Approach to Understand Consumers' Emotional Experiences in Interactions with Chatbots in e-Commerce. *Journal of Retailing and Consumer Services, 73*, 103325.
- Wegner, D. M., & Erber, R. (1992). The hyperaccessibility of suppressed thoughts. *Journal of Personality and Social Psychology, 63*(6), 903–912.
- Weizenbaum, & Joseph (1976). *Computer Power and Human Reason: From Judgment to Calculation*. New York: W. H. Freeman and Company.
- White MM, Clough BA, & Casey LM. (2018). What do help-seeking measures assess? Building a conceptualization framework for

help-seeking intentions through a systematic review of measure content. *Clinical Psychology Review*, 59, 61–77.

William M Pinsof, Richard Zinbarg, & Lynne M Knobloch-Fedders (2008). Factorial and construct validity of the revised short form integrative psychotherapy alliance scales for family, couple, and individual therapy. *Fam Process*, 3, 281–301.

Wilson Leung, Simon Ching Lam, Fowie Ng, Calvin Chi Kong Yip, & Chi-Keung Chan (2024). Effectiveness of chatbot-based interventions on mental well-being of the general population in Asia: protocol for a systematic review and meta-analysis of randomised controlled trials. *BMJ Health Care Inform*, 31(1), 1–4.

World Health Organization (2020). *The impact of COVID-19 on mental, neurological and substance use services: results of a rapid assessment*. <https://www.who.int/publications/i/item/978924012455>.

World Health Organization (2021). *Guidance on ethics and governance of artificial intelligence for health*. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>.

Yuval Haber, Inbar L., Dorit H. Shoval, & Zohar Elyoseph (2024). The Artificial Third: A Broad View of the Effects of Introducing Generative Artificial Intelligence on Psychotherapy. *JMIR Ment Health*, 2024;11:e54781.

Z. Deng, W. Ma, Q. Han, W. Zhou, X. Zhu, & S. Wen (2025). Exploring DeepSeek: A Survey on Advances, Applications, Challenges and Future Directions. *IEEE/CAA Journal of*

Automatica Sinica, 12(5), 872–893.

Zhou, X., Vohs, K. D., Baumeister, & R. F. (2009). The symbolic power of money: Reminders of money alter social distress and physical pain. *Psychological Science*, 20(6), 700–706.

ABSTRACT

Effects of Demographic and Psychosocial Factors on Intention to Use Generative AI counseling

SAETBYEOL PARK

Department of Psychology

Graduate School of

Sungshin Women' s University

This study examined factors influencing the intention to use generative AI counseling among 420 adults with prior chatbot experience. Key findings revealed that self-concealment, social stigma, and perceived counseling risks were positively associated with usage intention. Self-concealment was the strongest predictor, followed by perceived usefulness, economic status, prior experience, occupation, and major. Counseling intentions were notably higher for issues like career, depression, and anxiety. The study highlights the potential of generative AI in counseling and emphasizes the importance of psychosocial factors in promoting its use.

Keywords: Generative AI counseling, chatbot, intention to use counseling, self-concealing

부록

[부록 1] 설문 안내문 및 동의서

[부록 2] 생성형 인공지능 챗봇 사용 경험 질문

[부록 3] 인구통계학적 정보 질문지

[부록 4] 사회적 낙인 척도(SSRPH)

[부록 5] 자기 낙인 척도(SSOSH)

[부록 6] 자기 은폐 척도(SCS)

[부록 7] 사회적 지지망에 대한 조망 척도(NOS)

[부록 8] 상담에 대한 유용성과 위험성 기대 척도(DES)

[부록 9] 생성형 인공지능 챗봇 상담에 대한 안내문과 질문

[부록 10] 생성형 인공지능 상담 이용의도 척도(ISCI)

[부록 11] <표 6> 전통적 대면상담과 생성형 인공지능 상담의 특성 비교

부록

부록 1 : 설문 안내문 및 동의서

안녕하십니까?

본 설문지는 우리나라 성인의 인구통계학적·심리사회적 요인이 생성형 인공지능 상담 이용의도에 미치는 영향을 알아보기 위하여 제작되었습니다.

귀하는 설문조사 참여 전, 이 설명서를 신중히 읽고 내용을 충분히 이해하신 후 참여 여부를 결정해 주시고, 참여 후, 궁금한 점이 있다면 박삿별 담당연구원에게 연락을 주시면 자세하게 설명해 드리도록 하겠습니다.

설문조사는 온라인으로 진행되며, 귀하의 응답은 익명으로 처리되고 개인정보는 철저히 보호됩니다. 또한 설문에 앞서 자발적으로 참여 의사를 밝히신 분에 한하여 수행될 것이며, 귀하는 본 연구의 참여를 자유롭게 결정할 수 있고, 참여 중 중단할 수 있으며 그에 따른 어떠한 불이익도 없음을 알려드립니다.

귀하가 본 설명문을 읽고 '동의서'에 '예'를 선택하시면, 본 연구에 대해, 그리고 위험성에 대해 충분히 이해하였음을 의미하며, '예'를 선택한 귀하께서 자신(또는 법정대리인)이 본 연구에 참가를 원한다는 것을 의미합니다.

귀하는 설문에 자발적으로 참여하며, 응답한 내용이 본 연구에 사용되는 것에 동의합니다.	예 <input type="checkbox"/>	아니오 <input type="checkbox"/>
귀하는 연구에 대한 충분한 설명을 확인하였으며, 익명성이 보장된다는 안내를 받았습니다.	예 <input type="checkbox"/>	아니오 <input type="checkbox"/>

연구자: 박삿별 (성신여자대학교 대학원 심리학과 상담심리전공 석사과정생)

지도교수: 이정운 (성신여자대학교 대학원 심리학과 전임교수)

※ 문의처: secretholmes@naver.com

부록 2 : 생성형 인공지능 챗봇 사용 경험 질문

[스크리닝 질문] 나는 기존에 생성형 인공지능(ChatGPT, Gemini, Claude 등) 챗봇을 1회 이상 사용해 본 경험이 있다.

예

아니오

부록 3 : 인구통계학적 정보 설문지

■ 질문을 읽고 해당되는 곳에 표시하여 주십시오.

1. 귀하의 성별은?

남성

여성

2. 귀하의 연령에 해당되는 곳에 표시하여 주십시오.

20대 30대 40대 50대 60대 이상

3. 한국의 전체 가정 경제수준에 비해 본인의 가정 수준이 어디에 속한다고 생각하는지 표시하여 주십시오.

상류 중상 중중 중하 하류

4. 현재 자신의 직업 또는 전공과 가장 가깝다고 생각되는 분야에 해당되는 곳에 표시하여 주십시오.

인문사회계열(인문, 경상, 법학, 사회과학, 교육 등)

자연공학계열(자연, 공학 등)

의학계열(기초의학, 임상, 간호학 등)

예체능계열(예술, 체육, 공연 등)

기타(해당 없음 또는 위 분야에 속하지 않는 분야)

부록 4 : 사회적 낙인 척도

■ 다음 문항에서 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받는 것에 대해 자신의 생각과 느낌이 가장 잘 부합하는 곳에 표시하여 주십시오.

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	그렇다	매우 그렇다
1	정서적 문제 또는 대인관계 문제를 해결하기 위해 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받는 것은 사회적 낙인을 가져온다.	1	2	3	4
2	정서적 문제 또는 대인관계 문제를 해결하기 위해 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받는 것은 개인적인 약함이나 불충분하다는 것을 나타낸다,	1	2	3	4
3	만약 타인이 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받은 것을 알게 된다면 사람들은 그 사람을 덜 좋게 볼 것이다.	1	2	3	4
4	정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받는 것을 타인에게 숨기는 것이 현명하다.	1	2	3	4
5	사람들은 정신건강 전문가에게 상담이나 심리치료를 받고 있는 사람들을 덜 좋아하는 경향이 있다.	1	2	3	4

부록 5 : 자기 낙인 척도

■ 사람들은 생활을 하며 심리적 어려움이 있을 때 가끔씩 정신건강 전문가에게 도움을 구하는 것에 대해 고민을 하게 되는 경우가 있습니다. 만일 당신이 심리상담이나 정신건강 진료 및 치료를 받게 된다면 어떻게 반응할지, 자신의 생각과 느낌이 가장 잘 부합하는 곳에 표시하여 주십시오.

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	보통이다	그렇다	매우 그렇다
1	내가 만약 심리·정서적 도움을 받기 위해 정신건강 전문가를 찾아간다면, 스스로에 대해 불충분하다고 느낄 것이다.	1	2	3	4	5
2	내가 만약 정신건강 전문가의 도움을 받는다고 하더라도 나의 자신감은 상처입지 않을 것이다.	1	2	3	4	5
3	내가 만약 심리·정서적 도움을 받게 된다면 스스로가 덜 현명하게 느껴질 것이다.	1	2	3	4	5
4	내가 만약 정신건강 전문가와 상담을 한다면 나의 자존감은 높아질 것이다.	1	2	3	4	5
5	내가 단지 정신건강 전문가에게 도움을 받기로 선택했다고 해서 내 자신에 대한 나의 관점이 변하지는 않을 것이다.	1	2	3	4	5
6	내가 만약 정신건강 전문가에게 도움을 구하게 되면 나는 열등감을 느끼게 될 것이다.	1	2	3	4	5
7	내가 만약 전문적 심리치료를 받을 것이라 선택하더라도 나 자신에 대해 괜찮다고 느낄 것이다.	1	2	3	4	5
8	내가 만약 정신건강 전문가를 찾게 된다면 나 스스로에 대해 덜 만족할 것이다.	1	2	3	4	5
9	내가 만약 스스로 해결하지 못하는 문제에 대해 전문가의 도움을 구한다 해도 나의 자신감은 여전할 것이다.	1	2	3	4	5
10	내가 만약 나 자신의 문제를 스스로 풀지 못한다면 나 스스로에 대해 더 안 좋게 느낄 것이다.	1	2	3	4	5

부록 6 : 자기 은폐 척도

■ 다음 문항에서 자신을 가장 잘 나타내는 경우 5점 또는 자신과 가까울수록 5점에 가까운 점수에, 자신을 가장 잘 나타내지 못하면 1점 또는 자신과 멀어질수록 1점에 가까운 점수에 표시하여 주십시오.

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	보통이다	그렇다	매우 그렇다
1	나는 아무에게도 말하지 않은 중요한 비밀이 있다.	1	2	3	4	5
2	만약 친구들이 나의 모든 비밀을 알게 된다면 나를 덜 좋아할 것이다.	1	2	3	4	5
3	나는 타인이 나에게 대해 알게 될까봐 감추고 있는 비밀들이 많다.	1	2	3	4	5
4	나의 비밀 중 몇 가지는 나를 정말 괴롭혀 온 것들이다.	1	2	3	4	5
5	나에게 나쁜 일이 생길 경우, 나는 그것을 타인으로부터 감추는 편이다.	1	2	3	4	5
6	나는 가끔씩 드러내고 싶지 않은 일을 스스로 드러낼까봐 두렵다.	1	2	3	4	5
7	타인에게 비밀을 말한다는 것은 가끔 역효과를 일으켜 차라리 말하지 않는 것이 나았을 것이라는 생각을 할 때가 있다.	1	2	3	4	5
8	내가 가지고 있는 비밀은 너무 은밀해서 누군가 그것에 대해 묻는다면 나는 거짓말을 할 것이다.	1	2	3	4	5
9	내가 가지고 있는 비밀은 너무 창피스러운 것이어서 타인에게 말할 수 없다.	1	2	3	4	5
10	나는 아무에게도 이야기하지 않은 스스로에 대한 부정적인 생각을 할 때가 있다.	1	2	3	4	5

부록 7 : 사회적 지지망에 대한 조망

■ 다음 문항에서 자신을 가장 잘 나타내는 경우 4점 또는 자신과 가까울수록 4점에 가까운 점수에, 자신을 가장 잘 나타내지 못하면 1점 또는 자신과 멀어질수록 1점에 가까운 점수에 표시하여 주십시오.

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	그렇다	매우 그렇다
1	가끔씩 누군가에게 자신이 가지고 있는 문제에 대해 이야기할 필요성이 있다.	1	2	3	4
2	친구들은 보통 유익한 조언을 해준다.	1	2	3	4
3	자신의 개인적인 이야기를 할 경우에는 상대를 꼼꼼하게 가리는 편이다.	1	2	3	4
4	나는 종종 타인에게서 유용한 정보를 얻는다.	1	2	3	4
5	사람들은 자신의 개인적인 문제를 혼자 간직해야 한다,	1	2	3	4
6	나는 나의 개인적인 일들을 쉽게 이야기 한다.	1	2	3	4
7	나는 과거에 친구들의 도움을 받아 문제를 해결한 경험이 있다.	1	2	3	4
8	타인들이 나의 비밀을 지킬 것이라 믿어서는 안된다.	1	2	3	4
9	화가 나는 일이 있는 경우, 친구와 이야기를 하는 것이 좋다.	1	2	3	4
10	타인들은 절대로 나의 문제를 이해할 수 없다.	1	2	3	4

11	대부분의 사람들은 자신들의 비밀을 나눌 수 있는 믿음직한 사람이 한 명 정도는 있다.	1	2	3	4
12	만약 내가 스스로 나의 문제를 해결할 수 없다고 한다면, 그 누구도 문제를 해결할 수 없을 것이다.	1	2	3	4
13	이전에 나에게 어떤 문제가 있었을 때, 타인의 의견이 도움이 되었던 적이 거의 없다.	1	2	3	4
14	내가 화가 날 경우, 어떤 일이 있었는지 친구와 나누는 것은 실제로 나에게 도움이 된다.	1	2	3	4
15	누구에게도 말할 수 없는 개인적인 일들이 있기 마련이다.	1	2	3	4
16	나는 보통 어떤 사람이 믿을만한지, 어떤 사람이 믿을 수 없는지 쉽게 구별할 수 있다.	1	2	3	4
17	나는 이전에 내가 신뢰했던 사람에게 상처를 받은 경험이 있다.	1	2	3	4
18	타인을 믿으면 결국 이용당할 것이다.	1	2	3	4
19	도움이 필요할 경우, 타인에게 도움을 요청하는 것은 괜찮다.	1	2	3	4
20	나는 필요한 것이 있어도, 타인에게 빌리는 것을 망설이게 된다.	1	2	3	4

부록 8 : 상담에 대한 유용성과 위험성 기대 척도

■ 다음 질문을 읽고 자신의 생각과 느낌이 가장 잘 부합하는 곳에 표시하여 주십시오.

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	보통이다	그렇다	매우 그렇다
1	상담자에게 당신의 개인적인 이야기를 하는 것은 위험할 것 같나요?	1	2	3	4	5
2	만약 당신이 여태까지 누구에게도 말한 적 없는 매우 개인적인 일을 상담자에게 말하게 된다면 불안하게 느껴질까요?	1	2	3	4	5
3	만약 당신에게 슬픈 일 또는 괴로운 일이 생길 경우, 그러한 문제를 상담자에게 이야기하는 것이 도움이 될 것 같나요?	1	2	3	4	5
4	당신이 상담자에게 숨겨둔 감정을 드러낸다면 위험할 것 같나요?	1	2	3	4	5
5	당신이 만약 상담자에게 자신의 속 이야기를 털어놓는다면 주변 사람들이 어떻게 생각할지 걱정되나요?	1	2	3	4	5
6	상담자에게 속 이야기를 털어놓는 것이 도움이 될 것 같나요?	1	2	3	4	5
7	당신이 만약 상담자에게 자신의 슬픔 또는 불안한 감정을 드러낸다면 기분이 더 나아질 것 같나요?	1	2	3	4	5
8	당신이 만약 고민하고 있는 문제를 상담자에게 털어놓는다면 실질적 도움을 받을 것 같나요?	1	2	3	4	5

부록 9 : 생성형 인공지능 챗봇 상담에 대한 안내문과 질문

다음은 ‘생성형 인공지능을 활용한 심리상담’에 대한 안내입니다.

생성형 인공지능 상담이란, 대형언어모델(Large Language Model; LLM)을 기반으로 사람과 자연스러운 대화가 가능한 AI 챗봇(ChatGPT, Claude, Gemini 등)을 활용하여 심리적 고민이나 일상적 문제에 대해 조언을 얻거나 정신적 위안을 받는 상담 방식을 의미합니다.

기존의 인공지능 챗봇은 정해진 규칙에 따라 제한된 응답만 가능했으나, 최근의 생성형 인공지능 챗봇은 방대한 데이터를 기반으로 사용자의 질문이나 상황을 이해하고 자연스러운 답변과 감정 분석을 수행할 수 있는 수준까지 발전하였습니다.

이에 따라 최근 사람들은 심리적 고민이나 일상적 문제를 해결하기 위해 전문 상담자가 아닌 생성형 인공지능 챗봇(ChatGPT 등)을 이용하여 정신적 위안을 얻거나 문제 해결을 위한 조언을 얻는 경우가 많아지고 있습니다.

본 조사에서는 귀하가 이러한 방식의 생성형 인공지능 챗봇을 사용하여 심리상담을 이용할 의도가 어느 정도 있는지를 알아보고자 합니다. 다음 질문에 답변 부탁드립니다.

출처: Hadid et al., 2024, When Geoscience Meets Generative AI and Large Language Models: Foundation, Trends and Future Challenges

1. 나는 이전에 생성형 인공지능(ChatGPT, Gemini, Claude 등) 챗봇을 이용하여 상담의 목적으로 활용해 본 경험이 있다.

예

아니오

부록 10 : 생성형 인공지능 상담 이용의도 척도

■ 다음은 일반적으로 사람들이 상담을 받고자 하는 여러 문제의 목록입니다. 만약에 당신이 이러한 목록에 해당되는 문제를 겪고 있다고 가정할 경우, 생성형 인공지능(ChatGPT, Gemini, Claude 등) 챗봇을 이용하여 상담을 할 것 같습니까?

	문항	전혀 그렇지 않다	그렇지 않다	그렇다	매우 그렇다
1	체중조절	1	2	3	4
2	과도한 음주	1	2	3	4
3	대인관계 문제	1	2	3	4
4	성(性) 문제	1	2	3	4
5	우울증	1	2	3	4
6	가족 간의 갈등	1	2	3	4
7	발표불안	1	2	3	4
8	이성문제	1	2	3	4
9	진료선택	1	2	3	4

10	수면곤란	1	2	3	4
11	약물복용문제	1	2	3	4
12	열등감	1	2	3	4
13	시험불안	1	2	3	4
14	교우관계문제	1	2	3	4
15	학업문제 (학업태만, 학업부진)	1	2	3	4
16	자기이해 증진	1	2	3	4
17	외로움	1	2	3	4

부록 11 : <표 6> 전통적 대면상담과 생성형 인공지능 상담의 특성 비교

<표 6> 전통적 대면상담과 생성형 인공지능 상담의 특성 비교

구분	전통적 대면상담	생성형 AI 상담
상담 방해요인	자기 은폐, 자기/사회적 낙인, 위험성 기대, 경제적 비용 문제 등	개인정보 보호, 챗봇과 감정 공감/소통의 어려움, 프라이버시 우려 등
자기 은폐	방해 요인	촉진 요인
사회적 낙인	방해 요인	촉진 요인
상담에 대한 위험성 기대	방해 요인	촉진 요인
상담에 대한 유용성 기대	촉진 요인	촉진 요인
기술 수용성	낮음	디지털 기기 활용 필수, 수용도에 따라 접근성 차이 있음
활용 영역	전 영역(민감 정보, 정서적 공감, 지지 등)	실용적이고 즉각적 정보 제공이나 객관적 조언 등
접근성/비용	시간, 장소의 제한 비용 부담 비교적 큼	24시간 이용, 물리적 제한이 없으며 저비용 또는 무료 이용 가능
개인정보/보안	전문가의 윤리적 책임, 보안의 법적 책임 명확	데이터 유출, 정보의 오남용, 책임 소재 불명