

생성형 AI-요약 리뷰가 사용자 의사결정에 미치는 영향: 제한된 합리성의 극복

김동해^a and 이주희^b and 박동채^c and 김채윤^d and 황정민^e

^a 계명대학교 경영대학

Tel: 010-9212-6358, E-mail: ehdgo814@gmail.com

^b 계명대학교 자연과학대학

Tel: 010-2720-4072, E-mail: dhwngml4072@gmail.com

^c 계명대학교 경영대학

Tel: 010-9577-5051, E-mail: pdchf110872@gmail.com

^d 계명대학교 경영대학

Tel: 010-2807-4390, E-mail: chaeyun02040@gmail.com

^e 계명대학교 경영대학

Tel: 010-8567-3898, E-mail: 0728jeongmin@naver.com

Abstract

본 논문은 생성형 AI-요약 리뷰에 의한 Decision support system의 도입이, 인간과 AI가 협력하여 의사결정을 내리는 과정에서 제한된 합리성을 극복하는데 도움을 줌으로써 최적화된 의사결정을 지원하는데 대한 연구 결과를 제시한다.

Keywords:

Bounded Rationality; Information Overload; Generative AI;

1. Introduction

제한된 합리성은 인간이 의사결정을 내리는 과정에서 인지적 한계와 제한된 정보로 인해 최적의 선택이 불가능한 상황을 의미한다[1]. 의사결정자는 현재의 선택이 '충분히 좋은' 해결책이라고 판단할때 더이상 탐색하지 않고 결정을 내린다. 이러한 인간의 의사결정 단계에서의 한계를 극복하기 위하여 많은 정보 시스템이 도입되었다. 의사결정지원시스템(Decision Support System, DSS)은 복잡하고 불확실한 상황에서 의사결정을 돕는 도구로 활용되고 있다. DSS는 구조화된 정보를 제공하고 다양한 분석 도구를 통해 인지적 한계와 편향을 극복할 수 있도록 지원한다[2]. 비교적 최근에는 AI 의사결정지원시스템(AI decision support system, IDSS)이 발전하면서, 방대한 데이터를 빠르게 처리하고, 분석하며 대안을 제시함으로써 더 나은 의사결정을 가능하게 하고 있다[3]. 이러한 IDSS는 머신러닝 및 인공지능

기술을 활용하여 데이터를 실시간으로 분석하고, 복잡한 의사결정 상황에서도 다양한 시나리오와 예측 결과를 제공함으로써 제한된 합리성의 문제를 어느 정도 완화할 수 있다[4]. 그러나 DSS가 모든 상황에서 최적의 결정을 보장하지는 않으며, 시스템 자체의 설계와 정보의 품질에 따라 여전히 제한된 합리성의 문제가 존재할 수 있다[5]. IDSS 또한 모든 의사결정 상황에서 최적의 결과를 보장하는 것은 아니다. 시스템이 제공하는 데이터의 품질, 학습된 모델의 정확도, 그리고 의사결정자가 AI의 추천을 어떻게 받아들이는지에 따라 [6] 제한된 합리성의 문제가 여전히 존재한다. 이에 따라 최근에는 생성형 AI(Generative AI)를 의사결정의 효율성을 높일 수 있는 도구로써 사용하려는 논의가 활발하다. 생성형 AI는 대량의 데이터 생성과 패턴 인식에 뛰어나며, 복잡한 데이터 관계를 학습하여 인간의 판단을 보완할 수 있는 잠재력을 내포하고 있기 때문이다[7]. 그러나 생성형 AI(Generative AI)가 의사결정의 효율성을 높일 수 있는 잠재력을 가지고 있음에도 불구하고, 이 기술이 실제로 의사결정 품질을 향상시키는지에 대한 실증적 연구는 아직 부족하다[8]. 예를 들어, 2023년 연구에서는 생성형 AI가 다양한 산업에서 잠재적인 변화를 일으킬 수 있음을 지적했지만, 구체적으로 소비자들이 이 기술을 활용하여 더 나은 결정을 내리는지에 대한 실험적 데이터는 미흡하다[9]. 고객 리뷰와 평점은 디지털 환경에서 소비자 신뢰를 구축하고, 정보를 제공하며, 사회적 영향력을 통해 구매 결정을 형성하는 중요한 요소이다. 신뢰와 신빙성(Trust and Credibility)은 구매 전환율을 높이며, 사회적 증거(Social Proof and Influence)는 긍정적 리뷰가 구매 의도에 큰 영향을 미치는 것을

설명한다. 이외에도 정보 제공(Information and Decision-Making), 불확실성 완화(Mitigation of Uncertainty), 인지된 가치에 대한 영향(Impact on Perceived Value)은 고객 리뷰 데이터의 중요성을 내포하며 경험을 공유하는 플랫폼 역할을 한다는 것을 설명한다[10].

위의 맥락에서 본 연구는 야놀자와 트립 어드바이저의 리뷰 데이터를 사용하여 생성형 ai 요약리뷰가 소비자들의 제한된 합리성을 극복하여 더 나은 의사결정을 지원하는지 규명하고자 한다.

2. Conceptual background

2-1. 정보과부하

정보 과부하는 정보의 양이 과도하여 의사결정자가 이를 처리하거나 사용할 수 없는 상태를 의미한다. 정보 과부하 상태가 발생하면 인지적 한계를 초과하는 정보량이 주어지 의사결정자는 인지과부하가 발생하고, 이는 "충분히 좋은" 결정을 내리게 되는 제한된 합리성의 특징을 강화하게 된다[1][11][12]. 리뷰데이터처럼 의사결정자가 실제로 접근할 수 있고, 잠재적으로 유용하다고 느끼는 정보의 과부하가 일어난다면 연속적 부분적 주의(Continuous Partial Attention)나 주의 결핍 특성(Attention Deficit Trait)과 같은 상태를 초래하며 의사결정의 품질을 더욱 감소시킨다[13].

정보 과부하의 원인은 다음과 같다. 첫째, 정보의 양과 복잡성으로 정보의 양과 함께 정보 중복 및 상충 등 정보의 복잡성이 증가하면 인지적 부담이 증가해 정보 과부하를 촉발할 수 있다[11]. 둘째, 정보통신기술(ICT)의 사용은 기술적 복잡성 증대와 지속적인 연결 상태를 만들어 정보 과부하로 이어질 수 있다[14]. 셋째, 인지 부하 이론에 따라, 인간의 작업 기억은 처리할 수 있는 정보의 양에 한계가 있으며, 이를 초과한다면 정보 과부하가 발생한다[15]. 넷째, 정보의 품질 및 불확실성이 클 때 의사 결정자가 이를 처리하는데 어려움을 겪으며, 정보 과부하가 발생할 수 있다[16].

2-2. 인지적 편향과 앵커링 효과

인지적 편향(Cognitive Bias)은 사람들이 의사결정을 내리거나 정보를 해석할 때, 객관적이고 합리적인 판단 대신에 자신의 경험, 감정, 고정관념 등의 영향으로 왜곡된 결론을 내리는 경향을 의미한다[17]. 인지적 편향의 대표적인 예로는 확증 편향(confirmation bias), 최신성 편향(recency bias), 그리고 앵커링 효과(anchoring effect) 등이 있다[18]. 앵커링 효과는 사람들이 특정한 초기 정보(앵커)에 의존하여 이후의 판단이나 결정을 내리는 경향을 말한다[19]. 앵커링 효과는 리뷰과정에서 더욱 강하게 작용할 수 있다[20].

2-3. 사용자 경험 및 만족도

사용자 경험(UX)은 사용자가 특정 제품이나

서비스를 이용하는 과정에서 느끼는 총체적인 경험을 의미한다. UX는 사용자의 감정, 행동, 태도, 사용 환경 등 다양한 요소를 포함하며, 단순히 기능적 요소뿐만 아니라 심리적, 감성적 측면도 중요한 영향을 미친다[21]. UX는 "기능적 만족뿐만 아니라 심리적 만족을 제공하는 사용자와 제품 사이의 상호작용"으로 정의될 수 있으며, 이는 제품의 디자인, 인터페이스, 그리고 사용의 용이성(ease of use)과 밀접하게 관련된다[22]. 사용자 만족도(Satisfaction)는 사용자가 제품이나 서비스를 사용한 후 느끼는 긍정적인 감정이나 충족감의 정도를 나타낸다. 만족도는 사용자가 기대한 것과 실제 경험한 것의 차이에 따라 결정되며, UX의 핵심적인 지표로 작용한다[23]. 사용자 만족도는 "구매 전 기대한 성과와 실제 사용 후 경험한 성과 간의 차이로 나타나는 감정적 반응"으로 정의하며, 사용자가 기대한 바를 충족하거나 초과할 때 높은 만족도를 느낀다[24].

3. Conceptual Framework and Research Model

introduction과 conceptual background에 따라 기존 내용을 재정리하며 프레임워크를 정의하는 과정을 서술한다. 본 연구는 야놀자와 트립어드바이저의 리뷰데이터를 바탕으로 생성형 AI 요약리뷰가 정보 과부하, 앵커링 효과에 미치는 영향을 판단한다. 이러한 영향이 결과적으로 의사결정자의 사용자 만족도를 증가시켰는지 확인한다. 더 나아가 야놀자와 트립어드바이저의 생성형 AI 요약리뷰 방식의 차이를 비교하며 이 차이가 의사결정자에게 어떤 효과 차이를 발생시키는지 연구한다. 일련의 과정은 생성형 ai 요약리뷰가 인간의 제한된 합리성을 극복하고 최적의 의사결정을 지원했는지 연구하기 위해서 진행된다.

3-1. 정보 과부하와 가설

정보 과부하 상태가 발생해, 인지적 한계를 초과하는 정보가 의사결정자에게 전달되면 의사결정자의 인지 과부하가 발생해, "충분히 좋은" 결정을 내리게 되는 제한된 합리성의 특징이 강화되게 된다. 요약리뷰는 가독성(readability) 특성을 가지고 있으며 이는 요약된 정보가 얼마나 쉽게 이해될 수 있는지를 나타내며, 이는 의사결정자가 빠르고 정확하게 리뷰를 파악하도록 돕는다[25]. 생성형 ai는 대량 데이터 생성과, 패턴인식, 복잡한 데이터 학습을 통한 인간의 판단을 보완할 수 있는 특성을 가지고 있다. 위의 특성들을 함께 가지고 있는 생성형 ai 요약리뷰는 의사결정자의 정보 과부하를 감소시킬 수 있을 것으로 판단된다. 이에 따라 우리의 정보 과부하에 대한 가설은 다음과 같다.

H1: 생성형 ai 요약리뷰 도입은 의사결정자의 정보

과부하를 감소시켰을 것이다

3-2. 앵커링 효과와 가설

앵커링 효과는 초기 정보에 의존하여 판단을 내리는 것으로, 리뷰과정에서 더욱 강력하게 나타난다. 리뷰데이터는 리뷰 과정의 집합체로[26], 앵커링 효과가 개별적인 리뷰마다 강력하게 나타날 것이다. 최신 리뷰부터 제공되는 시스템으로 미루어 보아, 처음 접하는 리뷰가 극단 값을 가질수록 의사결정자의 판단은 극단 값으로 치우칠 가능성이 높다. 그러나 생성형 ai 요약리뷰를 도입한 여러 시스템에서는 여러가지 제약을 통해 극단 값을 방지하려 노력한다. 예시로 야놀자는 다음과 같다.

'1)모텔은 최근 3개월, 호텔/펜션/게스트하우스는 최근 6개월 후기를 요약한다. 2)후기가 3개 이상 있고, 후기글의 합이 90자 이상이어야 요약할 수 있다. 3)후기가 많을 경우 ChatGPT가 처리할 수 있는 범위 내에서 최근 작성된 후기를 우선 요약한다. 4)높은 평점 요약과 낮은 평점 요약을 함께 제공한다' 이러한 통제된 상황에서 강화되는 앵커링 효과는 의사결정자가 생성형ai요약리뷰의 도움 없이 판단했을 때보다 합리적인 의사결정을 한다고 판단할 수 있다. 이에 따라 우리의 앵커링 효과에 대한 가설을 다음과 같다.

H2: 생성형 ai 요약리뷰 도입은 의사결정자의 앵커링 효과를 증가시켰을 것이다.

3-3. 사용자 만족도와 가설

사용자 만족도는 "구매 전 기대한 성과와 실제 사용 후 경험한 성과 간의 차이로 나타나는 감정적 반응"이다. 앞선 정보 과부하의 감소와 앵커링 효과의 증가가 실제 사용자 만족도의 증가로 연결되는지 확인하고자 한다. 생성형 AI 요약리뷰에게 의사결정을 지원받았다면 자신에게 맞는 호텔을 생성했을 것이며, 이는 전체적인 만족도 증가로 이어졌을 것으로 판단할 수 있다. 이에 따라 우리의 사용자 만족도에 대한 가설을 다음과 같다.

H3: 생성형 ai 요약리뷰 도입은 의사결정자의 만족도를 증가시켰을 것이다.

4. Research Methodology

4-1. 데이터 수집

앞서 언급한 것처럼 숙소 온라인 플랫폼인 야놀자, 트립어드바이저에서 크롤링을 통해 수집된 리뷰 데이터를 사용한다. 데이터 수집 범위는 서울과 부산 지역의 4성급 및 5성급 호텔로 한정했고, 생성형 AI 요약 리뷰 도입 전후의 리뷰 데이터를 포함하여 수집했다. 야놀자의 생성형 AI 요약 리뷰 도입 시기는 2023년 9월, 트립어드바이저는 2024년 1월부터 도입됐다. 수집된 데이터의 전체 규모는 트립어드바이저 총 58,284개의 행, 야놀자 총 213,909개의 행이다. 트립어드바이저에서 수집된

데이터는 표1과 같다. 야놀자에서 수집된 데이터는 표2와 같다.

<Table 1> 트립어드바이저 크롤링 메타데이터

속성	설명
Jstlt 링크	호텔 접속 링크
호텔명	호텔 상호명
호텔이름	호텔 상호명
총평점	호텔 총 평점
주소	호텔 주소
호텔소개	호텔 자체 소개
호텔 리뷰 요약	리뷰를 기반으로 한 AI 요약 리뷰
호텔 특성별 요약	리뷰를 기반으로 한 AI 특성별 요약
리뷰 쓴 날짜	소비자가 리뷰를 쓴 날짜
쓴이	소비자
리뷰제목	소비자가 쓴 리뷰 제목
리뷰내용	소비자가 쓴 리뷰 내용
여행날짜	소비자가 여행을 다녀온 날짜
리뷰평점1	소비자가 남긴 평점
리뷰평점2	소비자가 남긴 평점

<Table 2> 야놀자 크롤링 메타데이터

속성	설명
호텔명	호텔 상호명
숙박페스타	숙박페스타 여부
평점	호텔 총 평점
리뷰수	총 리뷰수
호텔성급	호텔성급
할인율	호텔 가격 할인율
원가격	호텔 원가격
실가격	호텔 실시간 가격
객실	객실 형태
객실특징	객실 특징
인원	객실 허용 인원
침대	객실 침대 종류
높은평점요약	높은 평점 리뷰 기반 AI 요약 리뷰
낮은평점요약	낮은 평점 리뷰 기반 AI 요약 리뷰
숙소소개	숙소 자체 소개
주소	호텔 주소
체크인	체크인 시간
체크아웃	체크아웃 시간
리뷰내용	리뷰 내용
닉네임	소비자 닉네임
10월2일기준작성일	2024.10.02 기준 작성일

여행특징	누구랑 여행 왔는지
객실명	객실 이름
별점	리뷰별 별점 html 요소
별점2	별점 html 요소에서 추출한 리뷰별 별점

수집된 데이터는 결측치 처리 및 데이터 정제를 통해 분석에 적합한 형태로 변환했다. 서울과 부산의 4-5성급 호텔이 아닌 경우와 AI 요약 리뷰가 없는 행을 제거하며 결측치 처리를 해줬다. 위 과정을 통해 최종적으로 확보된 데이터는 다음과 같다. 트립어드바이저: 26,820개의 행, 야놀자: 116,877개의 행. 이와 같은 데이터 수집 및 전처리 과정을 통해 분석의 신뢰성을 높이고, 연구의 목표와 조건에 맞는 데이터를 확보했다. 이와 같은 전처리 과정을 통해 분석의 신뢰성을 높이고, 연구의 목표와 조건에 맞는 데이터를 확보하였다.

4-2. 데이터분석 - 정보 과부하

정보 과부하의 변화를 분석하고 생성형 AI 요약리뷰의 도입의 의사결정자의 정보 과부하를 감소시키는 효과가 있는지 검증하기 위해 정보 엔트로피(Information Enrtopy) 개념을 적용했다. 정보 엔트로피는 특정 확률 분포에서 발생할 수 있는 사건의 불확실성을 측정하는 지표로, shannon(1948)이 제안한 정보 이론에 기반한다.[27] 정보 과부하의 측정은 정보 엔트로피 수식을 기반으로 이루어진다(1).

$$I(A) = -\sum_{i=1}^n p(a_i) \log_2(p(a_i)) \quad (1)$$

엔트로피 값이 작을수록 의사결정자가 접하는 정보의 불확실성이 낮아지고, 이는 정보 과부하가 발생하지 않았음을 의미한다[11][28]. 엔트로피를 계산한 후, 통계적 검증을 실시한다. 정규성을 확인하기 위해 Shapiro-Wilk 검정을 수행한다[29]. 데이터가 정규분포를 따를 경우 독립표본 t-검정을 실시한다. 데이터가 정규성을 따르지 않는 경우, Mann-Whitney U Test 비모수 검증을 사용하여 도입 후의 엔트로피 증가 차이가 유의미한지 검증한다[30].

엔트로피를 계산하기 위한 변수로 호텔 평점, 명사 토큰 수 사용한다. 호텔 별점은 고객의 경험과 평가를 숫자로 요약한 것으로, 리뷰의 질적인 측면을 정량화 할 수 있는 중요한 지표이다. 이는 의사결정자들의 리뷰를 요약하는 형태로 표현되므로, 다양한 평점의 분포는 정보의 다양성과 불확실성을 반영한다. 따라서 엔트로피를 통해 평점의 분포를 분석하면 정보 과부하를 측정하는데 효과적이다[11]. 명사 토큰 수는 텍스트에서 핵심적인 정보의 양을

추출하는 방법이다. 명사는 보통 리뷰에서 중요한 정보를 전달하는 요소이므로, 명사 토큰 수가 많을수록 정보량이 많다는 것을 나타낸다. 명사 빈도와 분포를 통해 각 리뷰의 정보량을 비교하고, 이를 통해 정보 과부하의 정도를 파악할 수 있다[31].

4-3. 데이터분석 - 앵커링 효과

생성형 AI 요약리뷰의 도입의 의사결정자의 앵커링 효과를 증가시키는 효과가 있는지 확인하기 위하여, 생성형 AI 요약리뷰와 의사결정자의 리뷰 간의 텍스트 유사도를 계산한다. 의사결정자의 리뷰 작성 시, AI 요약리뷰의 내용이나 표현을 기준으로 리뷰를 작성하게 되면 사람들의 리뷰가 AI 요약리뷰와 높은 유사성을 보일 수 있고, 이는 앵커가 강력하게 작용한 결과로 해석할 수 있다[32]. 유사도 측정을 위해 자연어 처리 기법(NLP)을 활용한다. BERT, sentence-BERT와 같은 모델을 사용하여 텍스트를 임베딩 벡터로 변환하고, 두 텍스트 간의 유사도를 계산한다[33]. 단순 단어의 빈도를 넘어 문맥적 유사성이나 문자, 텍스트의 의미를 반영해, 생성형 AI 요약리뷰와 사람의 리뷰가 의미적으로 얼마나 일치하는지를 확인하는데 매우 적합해, 앵커링 효과를 파악하기에 매우 적합하다[34]. 임베딩 벡터 간의 유사도를 계산하기 위하여 코사인 유사도를 활용한다. 이는 텍스트의 길이가 달라도 의미적 유사성을 측정할 수 있기 때문이다[35]. 유사도를 계산한 후, 통계적 검증을 실시한다. 정규성을 확인하기 위해 Shapiro-Wilk 검정을 수행한다[29]. 데이터가 정규분포를 따를 경우 독립표본 t-검정을 실시한다. 데이터가 정규성을 따르지 않는 경우, Mann-Whitney U Test 비모수 검증을 사용하여 도입 전후의 유사도 차이가 유의미한지 검증한다[30].

4-4 데이터분석 - 사용자 만족도

생성형 AI 요약리뷰가 결과적으로 사용자 만족도를 증가시켰는지 확인하기 위하여 리뷰 별점과, 리뷰 텍스트의 감성점수 값의 증가를 계산한다. 리뷰 별점은 소비자가 직접적으로 표현한 만족도이며, 감성 점수는 리뷰 텍스트의 내재된 감정을 수치화한 값이다. 별점의 증가와 감성 점수의 증가가 함께 나타난다면, 이는 소비자가 자신의 경험에 대해 더 긍정적인 평가를 하고 있다는 것을 나타낸다. 이는 생성형 AI 요약리뷰가 소비자에게 더 나은 의사결정 환경을 제공하고, 전반적인 만족도를 높였음을 시사한다[31][36]. 생성형 Ai 요약리뷰 도입 전후의 리뷰데이터를 그룹화 하여, 두 시점에서 리뷰 별점의 평균 값을 계산한다. 동일한 방식으로 각 리뷰에 대한 감성 분석 점수를 생성형 AI 요약리뷰 도입 전후로 비교하여 평균 감성 점수의 변화를 평가한다. 각 리뷰 텍스트에 사전 학습된 BERT 모델을 적용시켜 감성 점수를 0~1사이 값으로

산출한다[34]. 평균값 비교 이후 통계적 검증을 실시한다. 정규성을 확인하기 위해 Shapiro-Wilk 검정을 수행한다. 데이터가 정규분포를 따를 경우 독립표본 t-검정을 실시한다. 데이터가 정규성을 따르지 않는 경우, Mann-Whitney U Test 비모수 검증을 사용하여 도입 전후의 유사도 차이가 유의미한지 검증한다.

5. Data Analysis and Results

5-1. 정보과부하

위에서 서술한 방법론을 따라 생성형 AI 도입 전후의 불확실성을 계산 및 통계적 검증을 진행했다. 트립어드바이저는 모든 변수에서 불확실성이 감소했다. 야놀자는 별점과 토큰 갯수 속성에서 불확실성이 감소했다. 이는 생성형 AI 요약리뷰가 정보과부하의 관점에서 긍정적인 변화로, 의사결정자의 리뷰시 더 명확한 기준이나 정보 구조가 제공되었기 때문에 의사 결정 부담이 줄어들었을 가능성을 시사한다. 표3,4는 엔트로피의 실제 수치를 보여준다.

<Table 3> 트립어드바이저 별점, 리뷰 길이, 토큰 갯수 엔트로피

	도입 전 정보량	도입 후 정보량
별점	1.39(1.3956028073703415) bit	0.72(0.7238581669046981) bit
리뷰길이	10.16(10.16139916652977) bit	9.55(9.551960102880468) bit
토큰 개수	0.92(0.9208816109361979) bit	0.913(0.9139454732290834) bit

<Table 4> 야놀자 별점, 리뷰 길이, 토큰 갯수 엔트로피

	도입 전 정보량	도입 후 정보량
별점	0.95(0.956978957230606) bit	0.9(0.9070306892476301) bit
리뷰길이	6.13(6.132984694892381) bit	6.58(6.583325858003408) bit
토큰 개수	0.829(0.8294617266835157) bit	0.816(0.8162620884262511) bit

5-2. 앵커링 효과

위에서 서술한 방법론을 따라 생성형 AI 도입 전후와 생성형 AI 요약 리뷰와의 텍스트 유사도를 계산했다. 트립어드바이저는 생성형 AI 요약리뷰 도입 후 생성형 AI 요약리뷰와의 유사도가 증가했다. 야놀자도 생성형 AI 요약리뷰 도입 후 생성형 AI 요약리뷰와의 유사도가 낮은평점 요약, 높은평점 요약에서 모두 증가했다. 표 5,6는 실제 텍스트 유사도 평균 값을 보여준다.

<Table 5> 트립어드바이저 텍스트 유사도

	도입 전 유사도	도입 후 유사도
유사도 평균	0.7883648607550918	0.8136447120953603

<Table 6> 야놀자 텍스트 유사도

	도입 전 유사도	도입 후 유사도
낮은 평점 유사도 평균	0.8212570632867356	0.8672741118286337
높은 평점 유사도 평균	0.6954039073716495	0.7568646003560613

정규성 검정은 야놀자와 트립어드바이저 데이터 셋에서 p value가 0.05보다 작아 도입 전후 데이터가 정규 분포를 따르지 않음을 확인했다. 이에 따라 등분산성 검정을 시행했다. 모든 변수에서 도입 전과 도입 후 그룹의 분포 간 차이가 유의미함을 확인했으며, 이는 앵커링 효과 증가가 통계적으로 유의미 함을 증명한다.

5-3. 만족도

위에서 서술한 방법론을 따라 생성형 AI 도입 전후의 별점과 감성분석점수 값을 계산했다. 계산 이후 각 집단의 평균값을 비교한 결과, 트립어드바이저에서는 별점과 감성분석점수가 모두 증가했다. 야놀자에서도 별점과 감성점수 모두 증가했다. 이는 정보 과부하 감소와 앵커링 효과 증가가 제한된 합리성을 극복하고 더욱 나은 의사 결정을 하도록 지원했음을 시사한다. 표 7,8은 실제 별점 평균과 감성분석점수 평균을 보여준다.

<Table 7> 트립어드바이저 별점 및 감성분석

	도입 전	도입 후
별점 평균	4.489085	4.786289
감성분석점수 평균	4.017237	4.999046

<Table 8> 야놀자 별점 및 감성분석

	도입 전	도입 후
별점 평균	4.283093	4.684292
감성분석점수 평균	3.195204	3.664941

정규성 검정은 야놀자와 트립어드바이저 데이터 셋에서 p value가 0.05보다 작아 도입 전후 데이터가 정규 분포를 따르지 않음을 확인했다. 이에 따라 등분산성 검정을 시행했다. 모든 변수에서 도입 전과 도입 후 그룹의 분포 간 차이가 유의미함을 확인했으며, 이는 사용자 만족도 증가가 통계적으로 유의미 함을 증명한다.

6. Discussion and Implications

본 연구는 생성형 AI 요약 리뷰의 도입이

의사결정자에게 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 주요 결과를 바탕으로 몇 가지 중요한 시사점을 제시하고자 한다. 첫째, 정보 과부하의 감소는 의사결정지원시스템(DSS) 및 인공지능 의사결정지원시스템(IDSS)의 정보 정제 및 구조화된 정보 제공 기능을 강화하여, 소비자 의사결정 과정에서의 인지적 부담을 줄일 수 있음을 확인했다. 트립어드바이저와 야놀자의 데이터에서 모두 정보 엔트로피의 감소가 확인되었으며, 이는 생성형 AI 요약 리뷰가 정보 과부하를 감소시키는 효과적인 도구로 작용할 수 있음을 시사한다.

둘째, 생성형 AI 요약 리뷰는 앵커링 효과를 강화하는 데 긍정적인 역할을 할 수 있음을 확인하였다. 앵커링 효과는 초기 정보에 기반한 판단을 강화하는 특성을 가지며, 이는 리뷰 요약이 명확하게 제공되는 상황에서 더욱 두드러졌다. 트립어드바이저와 야놀자의 데이터에서 텍스트 유사도가 증가한 것은, 생성형 AI 요약 리뷰가 소비자들이 자신의 판단을 내릴 때 명확한 기준점을 제공하며 그로 인한 앵커링이 발생했음을 보여준다. 이는 소비자가 제한된 시간 내에 "충분히 좋은" 결정을 내릴 수 있도록 돕는 역할을 한다.

셋째, 본 연구는 생성형 AI 요약 리뷰가 소비자 만족도를 증가시키는 데 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 실증하였다. 트립어드바이저와 야놀자의 데이터에서 모두 별점과 감성 분석 점수가 증가하였으며, 이는 소비자들이 더 나은 정보를 바탕으로 의사결정을 내릴 수 있게 되어 궁극적으로 높은 만족도를 느낀다는 것을 나타낸다. 소비자가 직면하는 정보의 복잡성을 감소시키고, 리뷰의 긍정적·부정적 요약을 함께 제공함으로써 신뢰성을 강화하는 것이 만족도의 주요한 증가 요인으로 작용했음을 확인할 수 있었다.

연구의 실무적 시사점으로는, 생성형 AI 기반 리뷰 요약이 소비자 의사결정 과정을 효과적으로 지원함으로써 기업들이 고객의 구매 전환율을 높이는 데 기여할 수 있다는 점이다. 특히, 정보 과부하와 앵커링 효과를 효과적으로 제어함으로써, 기업은 소비자들이 더 쉽게 구매 결정을 내릴 수 있도록 돕고, 이를 통해 구매 전환율을 높일 수 있을 것이다. 또한, 본 연구의 결과는 리뷰 요약 방식이 사용자 경험(UX)에 미치는 영향을 확인함으로써, 플랫폼 설계자들이 사용자 친화적인 인터페이스를 설계할 때 중요한 고려 사항을 제공한다.

이론적 시사점으로는 본 연구가 제한된 합리성 이론과 정보 과부하 이론을 바탕으로, 생성형 AI 요약 리뷰가 소비자 의사결정 품질을 어떻게 변화시키는지에 대한 실증적 증거를 제공했다는 점이다. 본 연구는 기존 연구들이 주목하지 않았던 생성형 AI 요약 리뷰와 앵커링 효과 간의 관계를 분석하여, 의사결정지원시스템이 제한된 합리성을

극복하는 데 있어 새로운 방안을 제시하였다.

그러나 본 연구에는 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 본 연구는 특정 지역(서울 및 부산)의 4성급 및 5성급 호텔에 한정하여 분석하였기 때문에, 결과를 일반화하는 데 한계가 있을 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 지역과 숙박 카테고리를 포함한 데이터 수집이 필요할 것이다. 둘째, 본 연구는 리뷰 데이터와 별점, 감성 분석 점수 등을 활용하였으나, 실제 소비자의 의사결정 과정에서 느끼는 심리적 부담이나 만족도를 보다 정교하게 측정하기 위해 설문조사나 인터뷰와 같은 질적 연구 방법론을 추가적으로 활용할 필요가 있다. 마지막으로, 생성형 AI의 발전 속도를 고려할 때, 기술의 지속적인 발전이 본 연구 결과에 미치는 영향을 고려한 종단 연구 또한 필요하다.

결론적으로, 본 연구는 생성형 AI 요약 리뷰가 소비자들이 정보 과부하와 인지적 편향을 극복하고, 더 나은 의사결정을 내릴 수 있도록 돕는 중요한 도구가 될 수 있음을 시사한다. 이를 통해 기업들은 소비자 경험을 개선하고, 소비자 신뢰를 구축하여 더 나은 구매 전환율을 달성할 수 있을 것이다.

- [1] Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. *Quarterly Journal of Economics*, 69_(1), 99-118.
- [2] Kahneman, D., & Tversky, A. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, 211_(4481), 453-458.
- [3] Shick, M., Johnson, N., & Fan, Y. (2024). Artificial intelligence and the end of bounded rationality: a new era in organizational decision making. *Development and Learning in Organizations*, 38_(4), 1-3.
- [4] Marwala, T., & Hurwitz, E. (2017). *Artificial Intelligence and Economic Theory: Skynet in the Market*. Springer.
- [5] Dennis, A. R., Yuan, L., Feng, X., Webb, E., & Hsieh, C. J. (2020). Digital nudging: Numeric and semantic priming in e-commerce. *Journal of Management Information Systems*, 37_(1), 39-65.
<https://doi.org/10.1080/07421222.2019.1705505>
<https://doi.org/10.1108/DLO-02-2023-0048>
- [6] Capraro, V., et al. (2024). The impact of generative artificial intelligence on socioeconomic inequalities and policy making. *PNAS Nexus*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.05377>
- [7] Vaswani et al., "Attention Is All You Need," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017.
- [8] Lehmann, M., & Buschek, D. (2023). Generative AI's influence on decision-making: A critical review. *Review of Managerial Science*. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00567-9>
- [9] Brand, K., et al. (2023). The socio-economic impact of generative AI in business contexts. *Journal of Artificial Intelligence Research*. <https://doi.org/10.1017/ai.2023.104>
- [10] Sampangi Ramaiah. (2019). The Influence of customer reviews and ratings on online purchase decisions. *International Journal of Research and Analytical Reviews*
- [11] Eppler, M. J., & Mengis, J. (2004). The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. *Information Society*, 20_(5), 325-344.
- [12] Jacoby, J., Speller, D. E., & Berning, C. K. (1974). Brand choice behavior as a function of information load. *Journal of Marketing Research*, 11_(1), 63-69.
- [13] Bawden, D., & Robinson, L. (2009). The dark side of information: Overload, anxiety and other paradoxes and pathologies. *Journal of Information Science*, 35_(2), 180-191.
- [14] Ragu-Nathan, T. S., Tarafdar, M., Ragu-Nathan, B. S., & Tu, Q. (2008). The impact of technostress on role stress and productivity. *Journal of Management Information Systems*, 25_(1), 301-329.
- [15] Sweller, J. (2005). Implications of cognitive load theory for multimedia learning. *Cognitive Theory in Learning and Instruction*, 53-66.
- [16] Graf, P., & Antoni, C. (2020). Factors contributing to information overload in organizational settings. *Journal of Organizational Behavior*, 41_(6), 759-774.
- [17] Ariely, D. (2008). *Predictably Irrational: The Hidden Forces That Shape Our Decisions*. HarperCollins.
- [18] Nickerson, R. S. (1998). Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises. *Review of General Psychology*, 2_(2), 175-220.
- [19] Furnham, A., & Boo, H. C. (2011). A literature review of the anchoring effect. *Journal of Socio-Economics*, 40_(1), 35-42.
- [20] Teplitskiy, M., & Duede, E. (2021). The influence of citation counts as anchors in peer review. *PLOS ONE*.
- [21] Norman, D. A. (2004). *Emotional design: Why we love (or hate) everyday things*. Basic Books.
- [22] Hassenzahl, M. (2008). The interplay of beauty, goodness, and usability in interactive products. *Human-Computer Interaction*, 19_(4), 319-349.
- [23] Law, E. L., & van Schaik, P. (2010). Modelling user experience - An agenda for research and practice. *Interacting with Computers*, 22_(5), 313-322.
- [24] Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? *Journal of Marketing*, 63_(4 suppl), 33-44.
- [25] Pan, Y., & Zhang, J. Q. (2011). Born Unequal: A Study of the Helpfulness of User-Generated Product Reviews. *Journal of Retailing*, 87_(4), 598-612.
- [26] Teplitskiya, M., et al. (2023). Testing for Reviewer Anchoring in Peer Review: A Randomized Controlled Trial. *arXiv preprint arXiv:2307.05443*. Available at <https://arxiv.org/abs/2307.05443>
- [27] Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 27_(3), 379-423.
- [28] Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47_(2), 263-291.
- [29] Field, A. (2013). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics*. SAGE Publications.
- [30] Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a Test of Whether One of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other. *The Annals of Mathematical Statistics*, 18_(1), 50-60.
- [31] Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- [32] Englich, B., Mussweiler, T., & Strack, F. (2006). Playing dice with criminal sentences: The influence of irrelevant anchors on experts' judicial decision making. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 32_(2), 188-200.
- [33] Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. *arXiv preprint arXiv:1908.10084*.
- [34] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- [35] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
- [36] Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews. *Journal of Marketing Research*, 43_(3), 345-354.