

레스토랑 예약 앱 사용자 리뷰의 시계열적 감성 및 주제 반응 탐색: 정교화 가능성 모델 관점에서의 실증 분석

Temporal Analysis of Sentiment and Topic Responses in Restaurant Reservation App User Reviews: An Empirical Study from the Perspective of the Elaboration Likelihood Model

이선영(주저자) · 윤상혁(교신저자)

Sunyoung Lee(First Author) · Sang-Hyeak Yoon(Corresponding Author)

동국대학교 경영대학 경영학과 강의전담 교수 Department of Business Administration, College of Business, Dongguk University(enhasu19@dongguk.edu)
동국대학교 경영대학 경영정보학과 조교수 Department of Management Information System, College of Business, Dongguk University(yoonsh@dgu.ac.kr)

.....

디지털 플랫폼의 확산에 따라 소비자 리뷰는 사용자의 경험, 감정, 기능 안정성 등을 포괄적으로 반영하며, 서비스 품질 및 브랜드 신뢰 형성에 핵심적인 역할을 수행하고 있다. 특히 레스토랑 예약 앱은 온라인상에서의 리뷰가 오프라인 행동으로 직접 연결된다는 점에서 높은 학술적·실무적 가치를 지닌다. 그러나 기존 연구는 별점이나 리뷰 길이 등 구조적 정보 또는 특정 시점에 한정된 분석에 치우쳐, 리뷰 메시지의 시간적 변화와 감성 흐름을 충분히 설명하지 못하는 한계가 있다. 이에 본 연구는 정교화 가능성 모델(Elaboration Likelihood Model; ELM)에 기반하여, 기능 중심 메시지를 중심 경로, 감성적 표현을 주변 경로로 정의하고 이들의 시계열적 구조 변화를 동태적으로 분석하였다. 2009년부터 2023년까지 수집된 OpenTable 앱 리뷰 46,392건을 대상으로 LDA 토픽모델링, 감성 분석, 공출현 네트워크 분석을 통합적으로 적용하였으며, 감성 점수, 리뷰 길이, 빈도 간 상관관계를 분석하고, 초기-중기-후기 시기로 구분하여 변화 양상을 비교하였다. 분석 결과, 중심 경로는 기능 및 정보 평가 위주로, 주변 경로는 긍정 감성 중심으로 구성되는 경향이 뚜렷하게 나타났다. 그러나 후기에는 기능적 불만이 주변 경로를 통해 부정 감정으로 확산되는 양상도 나타나, 기존 이론에서 간과된 감성 중심 경로의 새로운 역할 가능성을 시사하였다. 본 연구는 시계열 기반의 리뷰 분석을 통해 설득 메시지의 구조적 진화 과정을 실증적으로 규명하였으며, 앱 전략 수립 및 실무적 의사결정에 유의미한 인사이트를 제공한다.

주제어: 텍스트 마이닝, 토픽 모델링, 감성 분석, 네트워크 분석, 모바일 앱 리뷰, 레스토랑 예약 앱, 정교화 가능성 모델

With the proliferation of digital platforms, consumer reviews have come to play a pivotal role in shaping service quality and brand trust, reflecting users' experiences, emotions, and perceptions of functional stability. In particular, restaurant reservation apps are of significant academic and practical value, as online reviews are directly linked to offline consumer behaviors. However, previous studies have predominantly focused on structural information such as star ratings or review length, or have been limited to analyses at specific points in time, thus failing to sufficiently explain the temporal evolution and affective dynamics of review messages. To address this gap, the present study adopts the Elaboration Likelihood Model (ELM) to define functionality-oriented messages as central route and affective expressions as peripheral route,

and dynamically analyzes their temporal structural changes. Integrating LDA topic modeling, sentiment analysis, and co-occurrence network analysis, we examine 46,392 OpenTable app reviews collected from 2009 to 2023. We analyze the correlations among sentiment scores, review length, and review frequency, and compare changes across three periods: early, middle, and late stages. The results show that central route reviews are primarily composed of functional and informational evaluations, whereas peripheral route reviews are characterized by positive affective content. Notably, in the late period, functional dissatisfaction tends to spread as negative sentiment through the peripheral route, suggesting a new potential role for affective pathways that was overlooked in prior theories. By conducting a time-series analysis of user reviews, this study empirically demonstrates the structural evolution of persuasive messages and offers meaningful insights for application strategy development and practical decision-making.

Keyword: Text mining, Topic modeling, Sentiment analysis, Network analysis, Mobile app reviews, Restaurant reservation app, Elaboration Likelihood Model

1. 서론

디지털 플랫폼의 확산으로 인해 소비자 리뷰는 기업의 고객관계 관리와 의사결정 체계에서 핵심적인 자원으로 자리매김하고 있다. 특히 모바일 앱스토어에 게시된 리뷰는 단순한 평가 지표를 넘어 소비자의 실제 사용 경험과 감정, 기대 충족 여부 및 기능 안정성까지 폭넓게 반영하고 있어, 서비스 품질과 브랜드 평판 관리에 결정적인 역할을 수행한다(김남은 외, 2023; 이유재, 2016; Humphreys and Wang, 2018; Kumar et al., 2021). 이러한 맥락에서 최근 들어 특히 주목받는 영역이 바로 레스토랑 예약 앱이다. 이는 레스토랑 예약 앱이 예약이라는 명확한 목적 지향적 행동을 통해 온라인상에서의 평가가 오프라인의 실제 소비 경험으로 직접 연결된다는 특징을 지니기 때문이다.

실제로, 글로벌 온라인 레스토랑 예약 시스템 시장은 2024년 기준 약 22억 달러 규모에 이르렀으며, 2033년에는 55.2억 달러까지 성장할 것으로 전망되고 있다(Businessresearchinsights, 2025). 레

스토랑 예약 앱의 대표적인 사례인 OpenTable은 전 세계 60,000여 개의 식당과 제휴하여 연간 약 17억 석 이상의 예약을 처리하는 등 급성장하고 있으며(OpenTable, 2025), 사용자들의 실질적 평가를 담은 1억 3,600만 개 이상의 리뷰가 지속적으로 축적되고 있다. 이는 레스토랑 예약 앱 사용자 리뷰가 기업과 소비자 모두에게 중요한 정보원으로 기능하고 있음을 실증적으로 뒷받침한다.

그러나 리뷰의 중요성 확대에도 불구하고 선행연구는 리뷰의 별점, 길이, 수량과 같은 정형적이고 구조적인 정보에 집중되어 있다(Cui et al., 2012; Flanagin and Metzger, 2013; Guo et al., 2017). 특히 앱스토어의 리뷰는 '5점'에 집중되는 별점 분포로 인해 실제 사용자 경험과 평가 점수 사이에 괴리가 존재하며, 내용상 부정적 리뷰와 높은 별점이 혼재하는 사례도 나타나고 있다(Al-Natour and Turetken, 2020; Hu et al., 2012). 또한 대부분의 선행연구는 특정 시점의 정적 분석에 머물러 있어, 리뷰가 시간의 흐름에 따라 어떻게 변화하며 소비자의 메시지와 감정을 담아내는지에 대한 종단적 분석이 충분히 이루어지지 않았다(김인규&차성수, 2020; 김지영

외, 2020).

소비자 리뷰는 단순히 고정된 평가 수단이 아니라, 소비자의 기대, 만족, 실망과 같은 심리적 상태 변화가 시간 흐름에 따라 투영된 동적인 데이터이다. 예를 들어, 앱이 처음 출시된 시점에는 주로 기능과 사용성 중심의 평가가 많지만, 시간이 지나면서 소비자의 실제 경험 및 감성 중심의 평가로 중심 메시지가 변화할 수 있으며, 기대감이 실망으로 전환되는 과정 역시 나타날 수 있다. 이러한 리뷰 메시지의 구조적 변화와 감정의 흐름을 파악하는 것은 앱 운영 전략 수립 및 소비자 경험 개선에 실무적으로 중요한 시사점을 제공할 수 있다. 이러한 현상을 보다 체계적으로 분석하기 위해, 본 연구는 정교화 가능성 모델(Elaboration Likelihood Model: ELM)을 이론적 토대로 삼았다. ELM은 정보 수용자의 인지적 관여 수준에 따라 메시지가 중심 경로(기능 및 정보 중심)와 주변 경로(감성 및 맥락 중심)로 구분되어 처리된다는 점을 설명한다(Petty and Cacioppo, 1986). 본 연구는 리뷰 내에서 기능 중심 메시지를 중심 경로, 감성적 표현을 주변 경로로 간주하고, 이들이 시간의 흐름에 따라 어떻게 변화하는지를 실증적으로 분석하고자 하였다. ELM에 기반하여, LDA 기반 토픽 모델링, 사전 기반 감성 분석, 네트워크 분석 기법을 통합적으로 적용하였으며, 다음과 같은 연구문제를 설정하였다.

RQ1: 리뷰에서 소비자가 평가하는 중심 차원 메시지와 주변 차원 메시지는 무엇인가?

RQ1-1: 주요 토픽은 어떠한 주제 차원으로 구분 가능한가?

RQ1-2: 각 주제 차원별 감성 점수는 통계적으로 유의미한 차이를 보이는가?

RQ2: 중심 및 주변 차원의 메시지는 리뷰 작성 시기에 따라 어떻게 달라지는가?

II. 이론적 배경

2.1 소비자 설득 반응의 이중 경로 모형: 정교화가능성 모델(ELM)

정교화 가능성 모델(Elaboration Likelihood Model: ELM)은 Petty and Cacioppo(1986)에 의해 제안된 대표적 설득 커뮤니케이션 이론으로, 개인이 외부 정보를 어떻게 수용하고 태도를 변화시키는지에 대해 중심 경로(central route)와 주변 경로(peripheral route)라는 두 가지 인지적 처리 과정을 제시한다. 중심 경로는 수용자가 메시지의 논리적 근거나 정보적 세부 내용을 검토하는 고관여(high involvement) 상황에서 활성화된다. 이때 발생한 태도 변화는 비교적 장기적이며, 외부 반박에도 잘 흔들리지 않는 특성을 보인다. 반면 주변 경로는 메시지의 감성적 어조, 리뷰어의 신뢰성, 메시지 길이, 별점 등 비내용적 단서(peripheral cue)에 의존하며, 저관여(low involvement) 상황에서 더 쉽게 작동하나 그 효과는 단기적이고 변동성이 높다(Petty and Wegener, 1998).

최근 ELM은 온라인 플랫폼, 특히 소비자 생성 리뷰 환경에서 설득 효과를 설명하는 이론적 토대로 활발히 적용되고 있다. Zhu and Zhang(2010)은 온라인 리뷰에서 정보 품질이 중심 경로, 리뷰어 신뢰성 및 전문성은 주변 경로 요인임을 밝혔으며, Filieri(2015)는 소비자가 온라인에서 정보 탐색 시 중심 단서와 주변 단서를 병행 활용됨을 실증하였다. Cheung

et al.(2008)은 리뷰의 유용성(중심 경로)과 감성 톤(주변 경로)이 각각 설득 효과에 미치는 영향을 실증하였고, Park and Kim(2008)은 감성 표현이 소비자 신뢰 형성에 미치는 영향을 분석하면서 감성 언어가 중심 경로로도 기능함을 제시하였다. Sen and Lerman(2007)은 리뷰 내 긍정·부정 감성 단서의 설득 효과를 검증하며, 감성 중심 단서의 영향력을 강조하였다. 기존 연구에서는 온라인 소비자 리뷰를 ELM 관점에서 분석할 때 주로 정보 품질, 리뷰어 특성, 별점 및 리뷰 길이 등 구조화된 변수에 초점을 맞추는 경향(박상준 외, 2019)이 있으나, 실제 소비자들이 리뷰를 통해 접하는 정보는 이러한 구조적 변수뿐만 아니라, 감정적·의미적 맥락이 혼합된 비정형 텍스트 정보가 핵심을 이룬다(김지현 외, 2024). 특히, 모바일 앱 리뷰와 같은 플랫폼 기반 소비자 생성 콘텐츠에서는 기능적 평가와 감정적 표현이 동시에 출현하는 경우가 많으며(박지영&홍태호, 2021), 소비자 리뷰가 잠재적 구매자에게 미치는 설득 효과의 조직적·구조적 변화 과정을 체계적으로 분석한 연구는 상대적으로 부족한 실정이다.

따라서, 본 연구는 ELM에 기초하여, 리뷰 텍스트 내 기능·정보 중심(중심 경로) 메시지와 감성·맥락 중심(주변 경로) 메시지의 시계열적 구성을 정량적으로 비교하고, 시간 흐름에 따른 설득 메시지 조직 방식의 변화, 그리고 감성 반응 및 리뷰 참여 행태 간의 관계를 분석하고자 한다. 본 연구는 리뷰 메시지의 중심성 변화와 감성 극성의 구조적 변동 양상을 통해 온라인 설득 메커니즘의 진화 과정을 간접적으로 규명하였다는 점에서 기존 문헌과 차별화된다. 따라서 본 연구는 '기능=중심, 감성=주변'이라는 경직된 이분법을 지양하고, 경로 간 상호작용 가능성과 맥락적 유동성을 고려하였다. 나아가, ELM이 제시하는 중심·주변 경로가 상호 배타적인 것이 아니라

상황·메시지 성격에 따라 병행 작동할 수 있다는 점(Petty and Briñol, 2014; Filieri, 2016)을 반영하여, 리뷰 내 설득 단서의 다층적 의미를 통합적으로 해석하고자 한다.

2.2 텍스트 마이닝 기반 토픽 및 감성 분석

소비자 리뷰는 비정형 텍스트 데이터로서, 내재된 주제와 감정, 그리고 언어적 구조의 다차원성을 동시에 포함하고 있다. 이러한 복잡성을 체계적으로 분석하기 위해 토픽모델링과 감성 분석이 대표적으로 활용되어 왔다. Latent Dirichlet Allocation(LDA) 토픽모델링은 문서 내에 복수의 잠재 주제가 존재한다는 확률론적 가정에 기반하여, 각 단어와 문서의 주제적 연관성을 정량적으로 추론하는 텍스트 마이닝 방법론이다(Waltman and Van Eck, 2013). 기존 연구들은 LDA를 통해 소비자 리뷰와 소셜미디어 데이터에서 소비자 반응의 구조적 특징을 파악하고, 이를 바탕으로 마케팅 전략 수립에 활용해왔다(Hu et al., 2012; Tirunillai and Tellis, 2014; Wang et al., 2021). 예를 들어, Alzate et al.(2022)은 온라인 리뷰 데이터를 기반으로 브랜드에 대한 감정적 평가와 기능적 평가지표를 구분하였으며, Tirunillai and Tellis(2014)는 LDA 기반 분석을 통해 제품 평판의 시간적 변동을 실증적으로 제시하였다. Huang et al.(2014)은 Yelp 리뷰를 분석하여 소비자 경험에 영향을 미치는 핵심 요인을 도출한 바 있다. 이처럼 LDA 기반 토픽모델링은 전통적인 설문 조사나 계량적 분석으로는 포착하기 어려운 소비자 인식의 다차원적 패턴을 효과적으로 규명할 수 있다는 장점이 있다.

한편, 감성 분석(sentiment analysis)은 리뷰 내에 포함된 소비자의 태도, 만족, 불만 등 정서적 반

응을 정량적으로 파악하는 데 효과적인 방법론이다 (Medhat et al., 2014). 온라인 소비자 리뷰는 주관적이면서도 감성적인 언어 사용이 두드러지므로, 감성 분석을 통해 소비자 인식의 방향성과 감정 강도를 세밀하게 측정한다(박지영&홍태호, 2021). Berger et al.(2020)은 감성 강도가 높은 리뷰일수록 소비자 반응에 대한 영향력이 크다는 점을 실증하였고, Hartmann et al.(2018)은 감성 분석을 통해 리뷰의 긍정적 표현과 별점 간 불일치 현상을 규명하였다. 감성 분석은 별점 등 정형화된 평가 지표로는 포착할 수 없는 소비자의 내적 태도와 감정의 극성을 드러내는 데 기여한다.

2.3 소비자 반응의 동태성과 시계열 기반 리뷰 데이터 분석

온라인 플랫폼 환경에서 소비자 경험과 인식은 본질적으로 시간의 흐름에 따라 역동적으로 변화한다. 기존 연구들은 대부분 누적된 리뷰 데이터나 단일 시점의 데이터를 활용하여 소비자 평가를 정적으로 분석하는데 집중했다(Chen et al., 2011; Mudambi and Schuff, 2010). 그러나 플랫폼의 기술적 진화, 사회적 인식 변화, 시장 환경의 변동, 팬데믹 등 외부 충격과 같은 다양한 요인에 의해 소비자 반응은 지속적으로 변화하며, 이러한 동태적 특성은 리뷰의 주제 분포, 감성적 극성, 그리고 메시지의 설득 구조 등 다양한 측면에 영향을 미친다(Chevalier, 2006).

최근 들어 소비자 리뷰의 동태적 변화 양상에 주목하는 시계열 분석 연구가 점차 확대되고 있다. 예를 들어, 팬데믹 발생 전후로 레스토랑 리뷰 내 감정 표현 및 주제 구성이 어떻게 전환되는지 비교한 연구(Luo and Xu, 2021), OTA와 숙박 앱의 업데이트 이벤트를 기점으로 핵심 토픽의 변화를 추적한 연구

(Leoni and Boto-García, 2023; Mariani and Borghi, 2018), OTA 플랫폼의 정보 공개 구조 변화(예: 정보 공개 격차)의 소비자 신뢰 및 재이용 의도에 미치는 영향을 분석한 연구(Tseng and Hori, 2025), 배달앱에서 AI 기반 개인화 기능(챗봇·추천 알고리즘 등)이 사용자 경험과 감성 반응에 미친 영향을 체계적으로 정리한 연구(Shorbaji et al., 2025) 등이 수행되었다. 이러한 유사 맥락 연구들과 비교할 때, 본 연구는 레스토랑 예약 앱이라는 특수성을 유지하면서도, 기술 변화(알고리즘, UI 혁신), 사회 환경 변화(팬데믹), 그리고 플랫폼 정책 변화(업데이트 등)를 종합적으로 반영한 보편적 소비자 반응 메커니즘을 시계열적으로 규명한다는 점에서 차별성을 지닌다.

동시에, 리뷰 데이터의 시계열 분석은 소비자 반응의 단기적 변동뿐 아니라 장기적 추세와 구조적 전환점을 포착하는 데 중요한 역할을 한다. 예를 들어, 앱 출시 초기에는 기능적 안정성이나 예약의 편리성 등 서비스의 기본적 속성이 중심 메시지로 나타나지만, 시간이 지남에 따라 감성적 경험, 기대 불일치, 혹은 신뢰성 저하와 같은 새로운 주제와 감정이 드러난다. 또한 특정 시점 이후, 예를 들어 대규모 시스템 장애, 신규 기능 도입, 사회적 이슈의 발생 등 외부 자극으로 리뷰의 감정 극성이나 메시지 구조가 급격히 변화하는 현상도 관찰된다. 이러한 소비자 반응의 동태성을 체계적으로 이해하기 위해서는 시계열 분석 방법론의 도입이 필수적이다. 시계열 분석은 시점별 데이터의 변동성, 추세, 그리고 구조적 전환을 정량적으로 측정할 수 있으며, 나아가 소비자 리뷰 내에서 감정·주제 변화의 인과관계와 그 파급효과까지 분석하는 기반을 제공한다.

그리하여, 본 연구는 기존의 단일 시점 분석의 한계를 극복하고자, 장기간에 걸쳐 축적된 리뷰 데이터를

시계열적으로 분석함으로써 소비자 반응의 동태적 변화 양상과 그 구조적 전환점을 실증적으로 규명하고자 한다. 또한, ELM(정교화 가능성 모델) 이론을 접목하여 정보 중심(중심 경로)과 감성 중심(주변 경로) 메시지의 시계열적 변화를 분석함으로써, 소비자 설득 메커니즘이 시간에 따라 어떻게 재조직되고 진화하는지를 통합적으로 해석하고자 한다.

III. 연구 방법

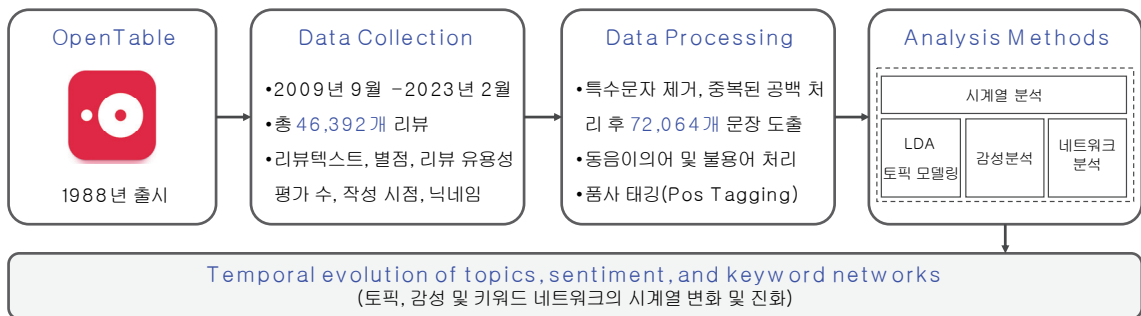
3.1 데이터 수집

본 연구의 연구 절차는 <그림 1>와 같다. 먼저, 본 연구는 글로벌 모바일 레스토랑 예약 앱인 OpenTable의 사용자 리뷰 데이터를 수집하여 분석에 활용하였다. OpenTable은 1988년에 설립된 대표적 레스토랑 예약 서비스 제공업체로, 현재 전 세계 5만 개 이상의 레스토랑과 제휴하고 있으며, Google Play 기준 1천만 건 이상의 다운로드를 기록하고 있다(OpenTable, 2025). OpenTable 앱은 예약이라는 실제 행동을 기반으로 소비자의 기대, 경험, 정서 반응이 복합적

으로 표출되는 특성을 지니며, 기능적 평가와 감성적 반응이 동시에 나타나는 환경이기 때문에 이중처리 경로(정보 vs. 감성) 분석에 적합하다고 판단했다. OpenTable은 전 세계적으로 가장 널리 사용되는 대표적 예약 플랫폼으로 일정 수준의 대표성을 지니지만, 단일 플랫폼 데이터에 의존한다는 점에서 연구 결과의 일반화에는 한계가 존재한다.

연구 데이터는 OpenTable 안드로이드 앱이 Google Play를 통해 정식 출시된 2009년 9월부터 2023년 2월까지의 기간을 대상으로 크롤링을 통해 확보하였다. 최종적으로 수집된 리뷰는 총 46,392건이며, 각 리뷰에는 텍스트, 별점(5점 척도), 리뷰 유용성 평가(도움이 되었음 표기 수), 작성 시점, 사용자 닉네임 등이 포함되어 있다. 수집된 텍스트 데이터는 파이썬의 natural language toolkit(NLTK) 라이브러리를 활용하여 전처리 과정을 거쳤다(Bird and Loper, 2009; Liu and Cheng, 2021). 우선 특수문자와 중복 공백, 불필요한 구두점 등을 제거하였으며, 리뷰 텍스트를 문장 단위로 분할했다. 그 결과, 총 72,064개의 문장이 도출되었고, 고유명사가 분리될 경우 의미 왜곡이 발생할 수 있는 단어는 하나의 토큰(예: opentable)으로 통합 처리하였다.

이후, 문장은 단어 단위로 토큰화하였으며, 불용어



<그림 1> 연구 절차

(stop words) 제거 및 표제어 처리(lemmatization)를 수행하였고, 문장은 단어 단위로 토큰화하였으며, 불용어(stop words) 제거 및 표제어 처리(lemmatization)를 수행하였다. 불용어 처리 과정에서는 Python 3.13.7 버전의 NLTK 라이브러리의 기본 불용어 사전을 우선 적용하였고, 추가적으로 연구자가 도메인 특수성을 고려하여 자체 불용어 사전을 구축하였다. 예를 들어, 'opentable', 'restaurant', 'app', 'reservation'과 같이 모든 리뷰에서 과도하게 빈번하게 등장하여 주제 구분력을 떨어뜨릴 수 있는 단어들을 추가 불용어로 정의하여 제거하였다.

3.2 분석 방법

본 연구는 OpenTable 앱 리뷰 데이터를 바탕으로 소비자의 경험 및 정서적 반응을 다차원적으로 분석하기 위해, 시계열적 관점에서 토픽 모델링, 감성 분석, 네트워크 분석의 세 가지 절차를 통합적으로 설계하였다. 이 세 가지 분석 기법은 텍스트 마이닝 분야에서 검증된 방법론으로, 소비자 인식 구조 및 설득 메시지의 변화 과정을 동적으로 해석하는 데 적합하다고 판단했다(김문기, 2023; Medhat et al., 2014; Van Eck and Waltman, 2017). 특히, 본 연구의 시계열 분석은 시간의 흐름에 따른 소비자 리뷰의 양적 변화(작성 빈도)와 질적 변화(감성 점수)를 함께 추적함으로써, 리뷰 작성자의 반응이 어떻게 변화해왔는지 구조적으로 확인하고, 이후 텍스트 분석(토픽, 감성, 네트워크 분석)에 적용할 시기 구분의 근거를 제공한다. 구체적인 분석 방법은 다음과 같다.

먼저, 리뷰 내 주요 사용 경험과 평가의 주제적 차원을 식별하기 위해 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 기반 토픽 모델링을 수행했다. LDA는 비지도 학습 기반의 확률 모델로서, 문서 집합 내 주제 분포와 단

어 분포를 동시에 추정하여 리뷰 내 잠재 주제를 효과적으로 추론하는 데 활용된다(박상준 외, 2019; Filieri, 2015). 분석은 소비자 리뷰가 다양한 주제를 동시에 포함할 수 있음을 고려하여, 문장 단위로 진행하였다. 백터화 과정에서는 TF-IDF 방식을 적용하였다. 분석에 사용된 단어는 출현 빈도 기준으로 정제하였고, 2-gram 단어쌍도 포함하여 맥락적 정보를 보완하였으며, 토픽 수는 주제 간 응집도(coherence score)를 기준으로 9개로 설정했다.

둘째, 각 토픽별로 소비자 반응의 정서적 특성을 파악하기 위해 감성 분석(sentiment analysis)을 수행했다. 감성 분석에는 파이썬 기반의 AFINN 라이브러리를 활용하였으며, AFINN은 약 2,500개의 영어 단어에 대해 -5에서 +5까지의 감성 점수를 부여하는 사전 기반 접근법이다(Medhat and Korashy, 2014). 본 연구에서는 단어 단위 감성 사전을 이용하여 각 문장별 감성 점수를 산출하였고, 문장 내 모든 단어의 감성 점수를 합산하여 누적 점수로 표현했다. 예를 들어, 감성 점수 +3 단어가 3개 포함된 문장은 +9로 계산되었다. 이 방식은 Hartmann et al.(2023)의 리뷰 분석 연구에서도 활용된 바 있으며, 문장 내 감성 강도와 정보 밀도를 동시에 반영할 수 있다는 장점이 있다. 전체 분석 결과, 문장 감성 점수는 평균적으로 -5에서 +5 사이에 분포하였으나, 일부 문장은 누적 합산 효과로 더 큰 값을 가질 수 있었다. <표 2>에 제시된 단어별 감성 점수는, 각 단어가 출현한 모든 문장에서의 감성 점수 합산값(weighted sum)으로, 단어별 중요도를 평가하는 기준으로 활용했다.

셋째, 리뷰 텍스트에서 핵심 단어 간의 관계 구조를 파악하기 위해 공동 출현 네트워크(co-occurrence network) 분석을 실시했다. 단어 간 공동 출현 빈도를 기반으로 생성된 네트워크는 VOS Viewer 프로

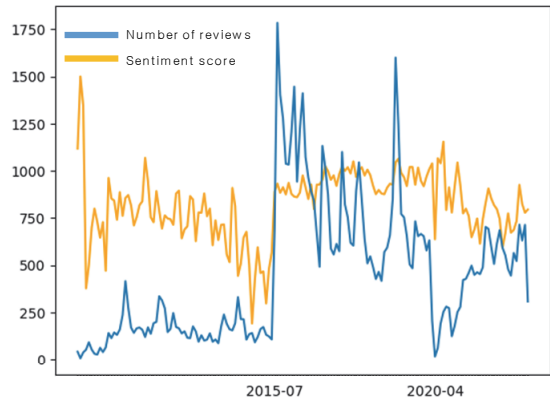
그램을 활용해 시각화하였으며, 분석 편의를 위해 리뷰 시기를 초기-중기-후기로 구분하여 시기별 주요 키워드 및 클러스터의 변화를 비교하였다. 네트워크 분석은 각 시점에서 소비자 인식의 중심 메시지와 주변 메시지를 구조적으로 파악하고, 중심성과 감성 중심어의 확산 구조를 해석하는 데 활용되었다. 더불어, ELM에 따라 중심 경로(정보 기반 메시지)와 주변 경로(감성 기반 메시지) 간 상호작용을 구조적 수준에서 시각적으로 해석할 수 있도록 하였으며, 시기별 감성 중심 단어의 위치 변화를 통해 플랫폼 인식의 진화 양상을 통합적으로 분석했다.

IV. 연구 결과

4.1 시계열 분석 결과

〈그림 2〉는 2009년부터 2023년까지의 사용자 리뷰 수 및 평균 감성 점수의 시계열 변화를 보여준다. 분석 결과, 감성 점수는 2014년 중반까지 대체로 0.2~0.3 수준의 낮은 값을 유지하였으며, 이는 부정적 감성을 포함한 리뷰가 상대적으로 많았음을 시사한다. 그러나 2015년 이후에는 평균 감성 점수가 점진적으로 상승하여 약 0.3 내외에서 안정적으로 유지되며, 이 시기부터 비교적 긍정적인 평가가 지속적으로 나타났다. 특히 2015년 7월을 전후로 리뷰 수가 일시적으로 급증하는 현상이 관찰되었다. 이는 단순한 경험적 추정이 아니라, 당시 OpenTable이 UI 개편과 추천 알고리즘을 도입하고 글로벌 파트너십을 확장한 시점과 맞물린 현상으로, 플랫폼 정책 변화가 소비자 반응 구조에 실질적 영향을 미쳤음을 시사한다. 따라서 본 연구는 이 시점을 구조적 전환점

으로 설정하였다. 이후에는 리뷰 수가 전반적으로 뚜렷한 증가세를 보이지 않으면서, 2016년 이후 2020년 전까지 주기적인 급등락 패턴이 반복되었고, 2020년 이후에는 전체적으로 감소하는 추세가 나타났다.



〈그림 2〉 리뷰 작성 빈도 및 평균 감성 점수 변화

감성 점수와 리뷰 수 간 상관관계 분석 결과, 스피어만 상관관계수(Spearman's ρ)가 0.4849 ($p < 0.05$)로 통계적으로 유의한 정(+)의 상관관계가 확인되었다. 이는 리뷰가 긍정적일수록 작성 빈도가 높아지는 경향이 있음을 의미하며, 긍정적 사용자 경험이 온라인 참여로 확산될 가능성을 시사한다. 반면, 감성 점수와 리뷰 텍스트 길이 간에는 스피어만 상관관계수 -0.4328 ($p < 0.05$)로 통계적으로 유의미한 부(-)의 상관관계가 확인되었다. 이 분석 결과는 단순히 동시적 변화를 설명하는 데 그치지 않고, 소비자 감성 반응과 리뷰 참여도 간의 구조적 연결성을 보여준다. 즉, 감성 점수가 높을수록 리뷰 작성 빈도가 증가한다는 결과는 긍정적 경험이 온라인 참여로 확산될 수 있음을 시사하며, 이는 ELM에서 제시하는 정서적(주변 경로) 자극이 인지적 반응(리뷰 작성)으로 이어지는 설득 효과의 구조를 간접적으로 시사한다.

본 연구는 분석의 명확성과 해석의 일관성을 확보하기 위해 전체 리뷰 기간을 세 개의 시기로 구분하여 후속 분석을 수행하였다. 구체적으로, 2009-2014년을 초기, 2015-2019년을 중기, 2020-2023년을 후기로 정의하였다. 단어 공출현 네트워크 분석 역시 소비자 인식 구조의 시계열적 변화를 탐색하는 목적으로 수행되었으며, 시기 구분은 앞선 감성 분석 및 리뷰 수의 변화에서 확인된 구조적 변곡점인 2015년 7월을 기준으로 설정하였다. 이와 같은 시기 구분은 리뷰 수와 감성 점수 모두에서 구조적 전환이 관측된 데 근거하고 있으며, 서비스 안정화 및 글로벌 확장 시기와의도 일치한다.

4.2 토픽 모델링: 중심 vs. 주변 정보 경로 분석

4.2.1 토픽 모델링: 리뷰 정보처리 차원 분류

LDA 기반 토픽 모델링 분석 결과 총 9개의 토픽이 도출되었으며, 각 토픽은 정보처리 경로 관점에서 중심 경로(central route)와 주변 경로(peripheral route)로 분류할 수 있다. <표 1>에 나타난 바와 같이, 정보 중심 토픽은 평가 대상에 따라 네 가지 하위 범주로 구분되었다. 첫째, 주제 1과 주제 6은 앱의 전반적 서비스 품질에 대한 평가로 분류되었는데, 주제 6은 'easy', 'helpful', 'support' 등 긍정적인 언

<표 1> 정보처리 경로(중심 vs. 주변 경로)별 주요 토픽 및 대표 키워드

구분	토픽번호	토픽주제	키워드
중심경로 1 (서비스에 대한 객관적 평가)	Topic 1	앱 서비스 품질	table, reserve, place, new, friendly, travel, easier, available, recommend, want
	Topic 6	긍정적인 앱 서비스 평가	great app, excellent, point, opentable, use opentable, use opentable, accurate, food, excellent app, website, add
중심경로 2 (앱 기능의 객관적 평가)	Topic 2	앱의 추가 기능	make, make reservation, simple, easy make, need, options, cancel, problem, handy, make easy
	Topic 4	애플리케이션의 인터페이스	quick, use app, helpful, quick easy, service, try, app easy, nice, navigate, years
	Topic 9	앱과 웹버전과의 비교	convenient, work, phone, easy convenient, work great, great restaurant, people, app work, convenient easy, pasword
중심경로 3 (서비스 및 애플리케이션에 대한 객관적 평가)	Topic 7	콘텐츠 및 시스템의 정확성	useful, din, efficient, date, review, user, amaze, fast, look, time
중심경로 4 (레스토랑에 대한 객관적 평가)	Topic 3	레스토랑 이용 경험	time, way, experience, reliable, best, wish, dinner, reward, restaurant use, great experience
주변 경로 (감성적인 평가)	Topic 5	편의성과 감성적 평가	love, love app, book, super, issue, super easy, help, easy book, know, wonderful
	Topic 8	서비스에 대한 평가	good, awesome, opentable, thank, good app, email, let, love opentable

어가 주를 이루는 반면, 주제 1은 긍정·부정 표현이 혼재된 혼합 감성의 특성을 나타냈다. 둘째, 주제 2, 주제 4, 주제 7, 주제 9는 각기 앱의 기능적 요소에 대한 평가로 구성되며, 기능 추가, 사용자 인터페이스(UI), 계정 및 정보 제공, 모바일과 웹 간 차이 등 세부 기능에 관한 이용자 인식과 피드백을 포함한다. 특히 주제 7은 'account', 'card', 'review', 'information'과 같은 단어가 공존하며, 기능성과 정보 전달이라는 이중적 특성을 나타낸다. 셋째, 주제 3은 플랫폼 외부의 실제 식당 이용 경험에 대한 리뷰로 구성되어 있으며, 이는 플랫폼 자체 개선에는 간접적으로 영향을 미칠 수 있는 차원으로 해석된다.

반면, 주제 5와 주제 8은 기능이나 서비스에 대한 구체적 언급 없이 감정적 언어를 주로 사용하는 리뷰로 구성되어 있다. 예를 들어, 'love', 'wonderful',

'awesome' 등 감성적 표현이 중심을 이루고 있어, 쾌락적이고 주변 경로에 해당하는 소비자 반응을 반영하는 것으로 해석된다. 각 토픽은 소비자가 앱을 평가하는 관점을 구조적으로 보여주며, 기능적 요소와 감성적 반응이 혼재된 소비자 인식의 다차원적 구조를 드러낸다. 이러한 결과는 ELM 이론 관점에서 중심 경로를 통한 인지적 평가와 주변 경로를 통한 정서적 반응이 동시에 존재함을 실증적으로 보여주며, 리뷰 텍스트를 기반으로 소비자의 정보처리 경로를 구체적으로 식별할 수 있음을 시사한다.

4.2.2 정보처리 경로별 토픽 감성 분석 및 시계열 변화

<표 2>에 제시된 토픽별 감성 점수 분석 결과, 주

<표 2> 토픽별 대표 키워드 및 감성 점수

토픽번호	주요 키워드(감성 점수)
Topic 1	table (632.88), reserve (577.61), place (504.91), new (403.59), friendly (392.86), travel (391.04), easier (350.55), available (346.04), recommend (302.82), want (292.63)
Topic 2	make (1469.12), make reservation (1179.27), simple (478.94), easy make (403.58), need (388.17), options (374.95), cancel (302.34), problem (295.83), handy (235.25), make easy (228.02)
Topic 3	time (719.88), way (684.9), experience (597.44), reliable (545.53), best (475.82), wish (350.03), dinner (241.46), reward (231.14), restaurant (222.21), experience (214.34)
Topic 4	quick (796.93), use app (767.1), helpful (753.6), quick easy (526.63), service (488.7), try (424.16), app easy (395.0), nice (378.5), navigate (374.41), year (355.14)
Topic 5	love (2362.08), love app (1003.4), book (994.39), super (481.44), issue (459.45), super easy (312.44), help (282.9), easy book (281.16), know (262.51), wonderful (203.25)
Topic 6	great app (1911.71), excellent (995.27), point (699.69), opentable (407.8), use (370.93), accurate (339.48), food (245.35), excellent app (208.47), website (187.1), add (186.54)
Topic 7	useful (475.66), din (409.74), efficient (404.39), date (371.43), review (319.35), user (280.42), amaze (266.32), fast (265.56), look (257.96), time (224.8)
Topic 8	good (1724.36), awesome (645.28), opentable (621.33), thank (318.76), good app (304.23), email (266.24), let (249.58), love opentable (218.6), book (170.11)
Topic 9	convenient (1699.55), work (1568.26), phone (334.51), easy convenient (310.68), work great (250.09), great restaurant (247.35), people (226.47), app work (221.12), convenient easy (207.97), password (185.12)

변 경로에 해당하는 주제 5와 주제 8이 전체 토픽 중에서 가장 높은 긍정 감성 점수를 기록하였다. 이들 주제에서는 'love', 'good', 'super', 'awesome' 등과 같은 강한 감정적 단어가 반복적으로 등장하며, 특히 'love'는 전체 단어 중에서 감성 점수(2,362.08)가 가장 높았다. 이러한 결과는 앱 사용 경험에 대한 쾌락적·주관적 만족을 표현하는 소비자의 긍정적 감성 반응이 주변 경로 토픽에서 두드러짐을 보여준다. 반면, 중심 경로에 해당하는 주제 2는 'make', 'cancel', 'problem' 등과 같이 기능적 평가에 집중된 단어가 포함되어 가장 낮은 평균 감성 점수를 보였다. 이는 정보 기반 평가 영역일수록 사용자의 비판적이고 부정적인 감정 표현이 빈번하게 나타날 수 있음을 시사한다. 가장 많은 리뷰 데이터를 포함한 주제 1의 경우에는 'table', 'reserve', 'place' 등 앱의 기본 기능에 대한 언급이 중심을 이루고 있어, 소비자가 가장 자주 접하는 정보적 차원을 반영함을 알 수 있다.

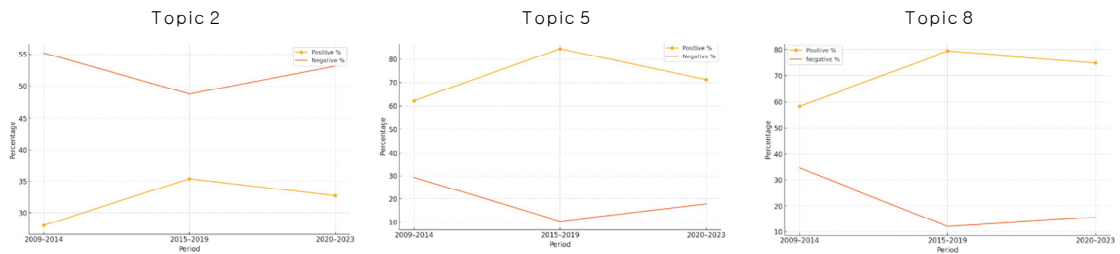
다음으로, <그림 3>과 같이 토픽별로 시기별 긍정 및 부정 리뷰의 비율을 추적하여 감정 방향성의 변화를 시계열적으로 분석하였다. 그 결과, 기능 중심의 중심 경로 토픽인 Topic 2는 세 시기 모두에서 부정 리뷰 비율이 긍정 리뷰 비율을 상회하였으며, 특히 초기(2009-2014)에는 부정 비율이 55.2%로 가장 높게 나타났다. 이후 중기와 후기에도 부정적 평가

가 50% 이상 유지되어, 기능적 이슈가 구조적으로 지속되어 왔음을 시사한다. 반면, 감성 중심의 주변 경로 토픽인 Topic 5와 Topic 8은 모든 시기에서 긍정 감성 비율이 부정 감성보다 높았으며, 중기(2015-2019)에는 각각 84.5%, 79.4%로 긍정적 평가가 정점에 도달하였다. 후기(2020-2023)에도 이들 토픽의 긍정적 감성은 비교적 높은 수준을 유지하였다.

이 결과는 소비자가 정보 중심 토픽에서는 문제 제기와 기능적 판단을 중점적으로 서술하고, 감성 중심 토픽에서는 쾌락적 경험을 강조하는 경향이 시계열적으로 일관되게 관찰됨을 보여준다. 중심 경로와 주변 경로의 구분은 단순 평균 감성 점수의 차이를 넘어, 시기별 감성 극성의 방향성 변화를 분석함으로써 더 종합적이고 타당하게 해석될 수 있다.

4.3 시기별 공출현 네트워크 구조 변화

공출현 네트워크 분석은 시기별로 구분된 리뷰 데이터를 바탕으로, 단어 간 동시 출현 빈도를 기준으로 네트워크를 구성하는 방식으로 수행했다. 분석에는 VOSviewer 프로그램을 활용하였으며, 각 시기별로 최소 20회 이상 등장한 단어에 대해 유사도 기반 클러스터링을 실시했다. 시기 구분은 4.1절 및 4.2절에서 도출된 구조적 변곡점을 반영하여, 초기(2009-2014),



<그림 3> 시계열에 따른 토픽별 긍정, 부정 리뷰 비율

V. 결론

5.1 연구 결과 토의

본 연구는 2009년부터 2023년까지의 레스토랑 예약 플랫폼(OpenTable 앱) 사용자 리뷰를 기반으로, 시계열 분석, 토픽 모델링, 감성 분석, 그리고 공출현 네트워크 분석을 통합적으로 적용하여 시간 경과에 따른 소비자 반응의 변화와 정보처리 경로별 차이를 실증적으로 규명하였다. 특히 2015년을 구조적 전환점으로 설정한 시기 구분은, 리뷰 수와 감성 점수의 동시적 변화에 근거하였으며, 이는 앱 서비스 개편 및 기능 개선이 소비자 반응 구조에 미친 영향을 경험적으로 뒷받침한다.

시계열 분석 결과, 감성 점수와 리뷰 수 간에는 통계적으로 유의한 정(+)의 상관관계가 확인되었다. 이는 긍정적 경험이 사용자 리뷰 작성 참여를 촉진한다는 점을 실증적으로 보여주는 결과로 해석된다. 반면, 감성 점수와 리뷰 길이 간에는 유의한 부(-)의 상관관계가 나타났으며, 이는 부정적 경험일수록 소비자가 보다 길고 상세한 설명을 추가하는 경향이 있음을 의미한다. 이 같은 현상은 정보 진단성의 측면에서도 중요한 함의를 제공한다.

토픽 모델링 결과, 정보 기반 중심 경로(예: 기능 평가, 시스템 정확성)와 감정 기반 주변 경로(예: 앱에 대한 감성적 반응)가 리뷰 내에서 명확하게 구분되는 것으로 나타났다. 특히 주변 경로 토픽은 'love', 'awesome' 등 긍정적 감성어를 중심으로 구성되어 감성 중심 설득 경로의 특성을 보였다. 감성 분석 결과 역시 이를 지지하며, 중심 경로 토픽에서는 부정적 감정이 다수 관찰된 반면, 주변 경로 토픽에서는 일관된 긍정 정서가 우세하게 나타났다.

마지막으로, 공출현 네트워크 분석 결과 소비자 리뷰에서 사용되는 표현들이 시기별로 구조적으로 변화하는 양상을 확인할 수 있었다. 중기에는 감정적 표현의 빈도가 높아지며 감성 중심 메시지가 두드러졌으나, 후기에는 다시 기능적 키워드가 네트워크의 중심을 차지하였다. 이는 서비스에 대한 기대 수준 변화, 사용 목적의 명확화 등 맥락적 요인과 긴밀히 연관된 것으로 해석될 수 있으며, 소비자 반응이 항상 감성 중심으로 이동한다고 단정하기 어렵다는 점을 의미한다. 종합하면, 본 연구는 소비자 리뷰의 정보처리 경로와 감정 반응이 시간의 흐름, 플랫폼 정책 변화, 그리고 서비스 경험에 따라 구조적으로 변화함을 보여주며, 디지털 플랫폼 환경에서 소비자 반응을 시계열적·구조적으로 분석하는 접근의 필요성을 시사한다.

5.2 연구의 이론적, 실무적 의의

본 연구는 ELM의 중심·주변 경로 이론을 시계열 소비자 리뷰 데이터에 적용함으로써, 예약 플랫폼 맥락에서 리뷰 메시지의 설득 구조와 그 변화 과정을 실증적으로 규명하였다. 기존 연구가 특정 시점의 리뷰 유용성 또는 감성적 표현을 단면적으로 분석하는 데 머물렀던 것과 달리, 본 연구는 장기적 시계열 데이터를 바탕으로 정보처리 경로가 시간의 흐름과 맥락 변화에 따라 유동적으로 재구성됨을 보여주었다. 이를 통해 설득 경로가 고정된 구조가 아니라 소비자의 기대와 서비스 환경 변화에 따라 동적으로 형성된다는 이론적 함의를 도출하였으며, 나아가 감성 점수와 리뷰 길이, 빈도 간 상관 구조 분석을 통해 정보처리 수준과 감정 반응 간의 연관성을 정량적으로 실증하였다. 또한, 감성 중심 주변 경로가 반드시 피상적 정보에만 국한되는 것이 아니라, 후기에는 부정 감정

의 확산에도 기여할 수 있음을 보여주어, 기존 ELM 이론에서 상대적으로 간과되었던 '역기능적 주변 경로'의 가능성을 제기하였다.

본 연구 결과는 실무적으로도 중요한 시사점을 제공한다. 첫째, 플랫폼의 기능 개선 및 인터페이스 변경 시점이 소비자 반응의 감성 구조와 정보처리 경로에 구조적 전환을 유발함을 확인함으로써, 서비스 리뉴얼 시 커뮤니케이션 전략을 동적으로 설계할 필요성을 뒷받침한다. 둘째, 중심 경로(기능적 메시지)와 주변 경로(감성적 메시지)의 내용과 감정 극성이 시기별로 다르게 나타난다는 점은, 마케팅 메시지 역시 성장기에는 긍정 정서 기반의 브랜드 경험을, 성숙기에는 정보 중심의 신속한 불만 해소를 강조하는 등 시점별로 차별화된 전략이 요구됨을 시사한다. 셋째, 공출현 네트워크 분석을 통해 파악된 중심 단어 및 클러스터 정보는 실무적으로 핵심 불만 요소나 감성적 핵심 키워드를 사전에 감지하여 VoC(Voice of Customer) 관리 및 사용자 경험 개선을 위한 선제적 대응 도구로 활용될 수 있다. 이와 같이 본 연구의 결과는 시계열적 구조 분석을 통해 플랫폼 기반 소비자 리뷰 연구의 이론적 이해를 심화시키는 동시에, 현장 실무에서의 효과적인 대응 전략 수립에도 유용한 근거를 제공한다는 의의를 가진다.

5.3 연구의 한계점 및 향후 연구 방향

본 연구의 한계점과 향후 연구 방향은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 2009년부터 2023년까지의 레스토랑 예약 플랫폼 사용자 리뷰 데이터를 대상으로 시계열적 구조 변화와 정보처리 경로를 분석하였으나, OpenTable 단일 플랫폼에 한정된 데이터라는 점에서 표본 대표성의 제약이 존재한다. 따라서 연구 결과를 다른 플랫폼이나 서비스 카테고리에 일반화하는

데에는 한계가 있으며, 향후 연구에서는 OTA, 배달 앱, 숙박업 등 다양한 플랫폼과 비교 분석을 통해 일반화 가능성을 높일 필요가 있다. 향후 연구에서는 정서적·인지적 정보 구조와 실질적 설득 효과 간의 연관성을 실험적 설계 또는 인과 분석을 통해 심층적으로 검증하는 것이 필요하다.

둘째, 본 연구는 2015년 7월을 전환점으로 전체 시계열 구간을 세 시기로 구분하였으나, 플랫폼 정책 변화 또는 서비스 개편 등 외부 요인이 소비자 반응에 미친 영향을 체계적으로 분석하지 못했다. 앞으로의 연구에서는 시기별 데이터 세분화 및 질적 사례 분석을 병행하여 전환점의 배경과 그 함의를 더욱 명확히 밝히는 노력이 요구된다. 셋째, 본 연구의 리뷰 데이터 분석은 문장 및 리뷰 단위로 수행되었으나, 사용자별 특성이나 플랫폼별 맥락을 구체적으로 고려하지 못했다. 후속 연구에서는 사용자 유형별 또는 플랫폼 유형별 차이가 소비자 정보처리 경로와 감정 반응에 어떠한 영향을 미치는지 비교 분석하는 것이 필요하다.

넷째, 본 연구는 LDA 토픽모델링 등 전통적인 텍스트 마이닝 기법을 주로 활용하였으며, 단어 간 맥락적 의미와 시계열 변동성을 완전하게 반영하는 데 한계가 있다. 향후 연구에서는 향후 연구에서는 Dynamic Topic Modeling, BERT 등 맥락 기반 고도화된 텍스트 분석 기법을 도입하여 기간별·맥락별 주제 변화와 감성 반응을 더욱 정밀하게 추적할 필요가 있다. 맥락 기반 고도화된 텍스트 분석 기법을 도입하여 기간별·맥락별 주제 변화와 감성 반응을 더욱 정밀하게 추적할 필요가 있다(김성준&김보영, 2022; 노한남&양홍석, 2025; 이승필 외, 2025)

마지막으로, 본 연구는 영어권 사용자 리뷰 데이터를 중심으로 분석을 진행하였으나, 국가별·문화권별 소비자 반응의 차이 또는 다국어 데이터와의 비교가

이루어지지 않았다. 앞으로의 연구에서는 다양한 언어 및 문화권의 리뷰를 함께 분석함으로써, 플랫폼 소비자 반응의 보편성과 특수성을 보다 폭넓게 검토할 것을 제안한다.

참고문헌

- 김남은, 노미진, 김양석 (2023). “모바일 앱 업데이트에 따른 사용자 반응에 관한 연구: 모바일거래시스템 리뷰 분석을 중심으로,” **글로벌경영학회지**, 제20권 6호, pp.62-81.
- (Kim, N. E., Roh, M. J., and Kim, Y. S. (2023), “A Study on User Reactions to Mobile App Updates: Focusing on Mobile Trading System Review Analysis,” *Journal of Global Business Management*, 20(6), pp.62-81.)
- 김문기 (2023). “모바일 서비스 산업의 이용자 만족·불만 요인 탐색에 관한 연구: 모바일 앱 리뷰 분석을 중심으로,” **문화산업연구**, 제23권 1호, pp.47-54.
- (Kim, M. G. (2023), “Exploring Factors of User Satisfaction and Dissatisfaction in the Mobile Service Industry: Focusing on Mobile App Review Analysis,” *Journal of Cultural Industry Studies*, 23(1), pp.47-54.)
- 김성준, 김보영 (2022). “삼성 이병철 회장의 경영철학: 구조적 토픽모델을 활용한 탐색적 연구,” **경영학연구**, 제51권 2호, pp.331-368.
- (Kim, S. J. and Kim, B. Y. (2022), “Business Philosophy of Samsung Chairman Lee Byung-Chul: An Exploratory Study Using Structural Topic Modeling,” *Korea Business Review*, 51(2), pp.331-368.)
- 김인규, 차성수 (2020). “온라인 구전과 마케팅 성과의 다이나믹스 연구: 모바일 게임 앱 리뷰를 중심으로,” **한국콘텐츠학회논문지**, 제20권 12호, pp.36-48.
- (Kim, I. K. and Cha, S. S. (2020), “Dynamics of Online Word-of-Mouth and Marketing Performance: Focusing on Mobile Game App Reviews,” *Journal of the Korea Contents Association*, 20(12), pp.36-48.)
- 김지영, 후완서, 간형식 (2020). “온라인 리뷰의 힘: 온라인 리뷰 유형에 따른 소비자 평가,” **상품학연구**, 제38권 4호, pp.21-30.
- (Kim, J. Y., Hoo, W. S., and Kan, H. S. (2020), “The Power of Online Reviews: Consumer Evaluations by Review Type,” *Journal of Product Research*, 38(4), pp.21-30.)
- 김지현, 이홍철, 장동수, 김재경 (2024). “온라인 리뷰의 다차원 감정을 활용한 딥러닝 기반 추천 시스템 연구,” **한국경영과학회지**, 제49권 1호, pp.1-17.
- (Kim, J. H., Lee, H. C., Jang, D. S., and Kim, J. K. (2024), “Deep-Learning-Based Recommendation System Using Multidimensional Emotions of Online Reviews,” *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, 49(1), pp.1-17.)
- 노한남, 양홍석 (2025). “Strategies to Enhance Market Competitiveness of Korea’s Mobile Virtual Network Operators,” **경영학연구**, 제54권 2호, pp.255-279.
- (Roh, H. N. and Yang, H. S. (2025), “Strategies to Enhance Market Competitiveness of Korea’s Mobile Virtual Network Operators,” *Korea Business Review*, 54(2), pp.255-279.)
- 박상준, 왕서경, 이영란 (2019). “온라인 리뷰 평점의 방향성과 분포의 모드수와 범위가 구매의도에 미치는 영향,” **경영과학**, 제36권 2호, pp.39-51.
- (Park, S. J., Wang, S. K., and Lee, Y. R. (2019), “Effects of the Direction, Mode Number, and Range of Online Review Ratings on Purchase Intention,” *Korean Management*

- Science Review*, 36(2), pp.39-51.)
- 박지영, 홍태호 (2021). "레스토랑의 온라인 리뷰를 통해 감성과 감정이 리뷰 유용성에 미치는 영향에 관한 연구," *지식경영연구*, 제22권 1호, pp.243-267.
- (Park, J. Y. and Hong, T. H. (2021), "The Impact of Sentiment and Emotion in Restaurant Online Reviews on Review Usefulness," *Knowledge Management Research*, 22(1), pp.243-267.)
- 이승필, 박은일, 류두진 (2025). "설명가능한 기계학습을 이용한 베스트셀러 예측과 영향요인 분석," *경영학연구*, 제54권 1호, pp.81-108.
- (Lee, S. P., Park, E. I., and Ryu, D. J. (2025), "Bestseller Prediction and Factor Analysis Using Explainable Machine Learning," *Korea Business Review*, 54(1), pp.81-108.)
- 이유재 (2016). "서비스품질, 고객만족, 고객충성도, 로열티프로그램 연구에 대한 종합적 고찰과 향후 연구 방향," *경영학연구*, 제45권 6호, pp.1763-1787.
- (Lee, Y. J. (2016), "A Comprehensive Review of Research on Service Quality, Customer Satisfaction, Customer Loyalty, and Loyalty Programs: Future Research Directions," *Korea Business Review*, 45(6), pp.1763-1787.)
- Al-Natour, S., and Turetken, O. (2020). "A comparative assessment of sentiment analysis and star ratings for consumer reviews," *International Journal of Information Management*, 54, 102132.
- Alzate, M., Arce-Urriza, M., and Cebollada, J. (2022). "Mining the text of online consumer reviews to analyze brand image and brand positioning," *Journal of Retailing and Consumer Services*, 67, 102989.
- Berger, J., Humphreys, A., Ludwig, S., Moe, W. W., Netzer, O., and Schweidel, D. A. (2020). "Uniting the tribes: Using text for marketing insight," *Journal of Marketing*, 84(1), pp.1-25.
- Bird, S., Klein, E., and Loper, E. (2009). "Natural language processing with Python: analyzing text with the natural language toolkit," O'Reilly Media.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I. (2003). "Latent dirichlet allocation," *Journal of Machine Learning Research*, 3, pp.993-1022.
- Businessresearchinsight (2025). "Online Restaurant Reservation System Market Size, Share, Growth, and Industry Analysis," <https://www.businessresearchinsights.com/market-reports/online-restaurant-reservation-system-market-117586>, retrieved July 2025.
- Chaiken, S., and Trope, Y. (Eds.). (1999). "Dual-process theories in social psychology," Guilford Press.
- Chen, I. C., Hill, J. K., Ohlemüller, R., Roy, D. B., and Thomas, C. D. (2011). "Rapid range shifts of species associated with high levels of climate warming," *Science*, 333(6045), pp.1024-1026.
- Cheung, C. M., Lee, M. K., and Rabjohn, N. (2008). "The impact of electronic word-of-mouth: The adoption of online opinions in online customer communities," *Internet Research*, 18(3), pp.229-247.
- Chevalier, J. A., and Mayzlin, D. (2006). "The effect of word of mouth on sales: Online book reviews," *Journal of Marketing Research*, 43(3), pp.345-354.
- Cui, G., Lui, H.-K., and Guo, X. (2012). "The effect of online consumer reviews on new product sales," *International Journal of Electronic Commerce*, 17(1), pp.39-58.
- Filieri, R. (2016). "What makes an online consumer

- review trustworthy?," *Annals of Tourism Research*, 58, pp. 46-64.
- Flanagin, A. J., and Metzger, M. J. (2013). "Trusting expert- versus user-generated ratings online: The role of information volume, valence, and consumer characteristics," *Computers in Human Behavior*, 29(4), pp.1626-1634.
- Guo, X., Barnes, S. J., and Jia, Q. (2017). "Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent Dirichlet allocation," *Tourism Management*, 59, pp.467-483.
- Hartmann, J., Heitmann, M., Siebert, C., and Schamp, C. (2023). "More than a feeling: Accuracy and application of sentiment analysis," *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), pp.75-87.
- Hartmann, J., Huppertz, J., Schamp, C., and Heitmann, M. (2023). "Comparing automated text classification methods," *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), pp.87-104.
- Hu, M., and Liu, B. (2004). "Mining and summarizing customer reviews," Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 168-177.
- Hu, N., Pavlou, P. A., and Zhang, J. (2012). "Overcoming the J-shaped distribution of product reviews," *Communications of the ACM*, 55 (10), pp.144-152.
- Huang, J., Zeng, D. D., and Chen, H. (2014). "Analyzing consumer-product graphs: Empirical findings and applications in recommender systems," *Management Science*, 60(7), pp. 1433-1451.
- Humphreys, A., and Wang, R. J. H. (2018). "Automated text analysis for consumer research," *Journal of Consumer Research*, 44(6), pp.1274-1306.
- Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R., and Lecinski, J. (2021). "Understanding the role of artificial intelligence in personalized engagement marketing," *Journal of Marketing*, 85(1), pp.137-155.
- Leoni, V., and Boto-García, D. (2023), "Apparent and actual hotel scores under Booking. com new reviewing system," *International Journal of Hospitality Management*, 111, 103493.
- Liu, B., Hu, M., and Cheng, J. (2021). "Opinion Observer: Analyzing and comparing opinions on the Web," Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web, pp.342-351.
- Luo, Y., and Xu, X. (2021). "Comparative study of deep learning models for analyzing online restaurant reviews in the era of the COVID-19 pandemic," *International Journal of Hospitality Management*, 94, 102849.
- Mariani, M. M., and Borghi, M. (2018), "Effects of the Booking. com rating system: Bringing hotel class into the picture," *Tourism Management*, 66, 47-52.
- Medhat, W., Hassan, A., and Korashy, H. (2014). "Sentiment analysis algorithms and applications: A survey," *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), pp.1093-1113.
- Mudambi, S. M., and Schuff, D. (2010). "Research note: What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon. com," *MIS Quarterly*, 34(1), pp.185-200.
- Mudambi, S. M., and Schuff, D. (2010). "What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com," *MIS Quarterly*, 34(1), pp.185-200.

- Mustak, M., Salminen, J., Plé, L., and Wirtz, J. (2021). "Artificial intelligence in marketing: Topic modeling, scientometric analysis, and research agenda," *Journal of Business Research*, 124, pp.389-404.
- OpenTable (2025). "Our story," <https://www.opentable.com/about/>, retrieved July 2025.
- Park, D. H., and Kim, S. (2008). "The effects of consumer knowledge on message processing of electronic word-of-mouth via online consumer reviews," *Electronic Commerce Research and Applications*, 7(4), pp.399-410.
- Petty, R. E., and Brinol, P. (2014). "The elaboration likelihood and metacognitive models of attitudes." *Dual-process theories of the social mind*, 172-187.
- Petty, R. E., and Cacioppo, J. T. (1986). "The elaboration likelihood model of persuasion," *Advances in Experimental Social Psychology*, 19, pp.123-205.
- Petty, R. E., and Wegener, D. T. (1998). "Attitude change: Multiple roles for persuasion variables," In D. T. Gilbert, S. T. Fiske, and G. Lindzey (Eds.), *The handbook of social psychology* (4th ed.), pp.323-390, McGraw-Hill.
- Sen, S., and Lerman, D. (2007). "Why are you telling me this? An examination into negative consumer reviews on the Web," *Journal of Interactive Marketing*, 21(4), pp.76-94.
- Shorbaji, M. F., Alalwan, A. A., and Algharabat, R. (2025), "AI-Enabled Mobile Food-Ordering Apps and Customer Experience: A Systematic Review and Future Research Agenda," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 20(3), 156.
- Tirunillai, S., and Tellis, G. J. (2014). "Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation," *Journal of Marketing Research*, 51(4), pp.463-479.
- Tseng, S. M., and Hori, N. (2025), "What You See Isn't Always What You Get: Investigating the Impact of the Information Disclosure Gap in Online Travel Agencies," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 20(3), 167.
- Van Eck, N. J., and Waltman, L. (2017). "Citation-based clustering of publications using Cit NetExplorer and VOSviewer," *Scientometrics*, 111, pp.1053-1070.
- Waltman, L., and Van Eck, N. J. (2013). "A smart local moving algorithm for large-scale modularity-based community detection," *The European Physical Journal*, 86, pp.1-14.
- Wang, B., Tao, F., Fang, X., Liu, C., Liu, Y., and Freiheit, T. (2021). "Smart manufacturing and intelligent manufacturing: A comparative review," *Engineering*, 7(6), pp.738-757.
- Zhu, F., and Zhang, X. (2010). "Impact of online consumer reviews on sales: The moderating role of product and consumer characteristics," *Journal of Marketing*, 74(2), pp.133-148.

• 저자 이선영은 동국대학교 경영대학 경영학과 강의전담 교수로, 뉴욕시립대학교 방문·연구교수(2014-2015)와 성균관대학교 초빙교수(2018-2023)를 역임하였다. 주요 연구는 AI마케팅, 소비자 행동 분석, 마케팅 전략, 설득 커뮤니케이션으로, 텍스트 마이닝을 중심으로 데이터 기반 마케팅 전략을 탐구한다.

• 저자 윤상혁은 연세대학교 정보대학원에서 박사 학위를 취득한 후, 한국기술교육대학교 산업경영학부를 거쳐, 현재 동국대학교 경영대학 경영정보학과 산업경영학부 조교수로 재직 중이다. 50편 이상의 논문과 다수의 저서를 발표하였으며, 주요 연구분야는 생성형 인공지능, 디지털 마케팅, 비즈니스애널리틱스 등이다.