

핀테크 앱 리뷰에서 주제-주관성 상호작용이 유용성에 미치는 영향: PPM 기반 ZINB 모형 분석

Topic - Subjectivity Dynamics and Review Usefulness in Fintech Apps: A PPM-Based Zero-Inflated Analysis

이선영(주저자) · 구민규(공동저자) · 윤상혁(교신저자)

Sunnyoung Lee(First Author) · Minkyu Ku(Co-Author) · Sang-Hyeak Yoon(Corresponding Author)

동국대학교 경영대학 경영학과 강의를담교수 Teaching Professor, Department of Business Administration, College of Business, Dongguk University(llisa7880@gmail.com)
동국대학교 경영대학 경영학과 졸업, Department of Business Administration, College of Business, Dongguk University(kumingutt246@naver.com)
동국대학교 경영대학 경영정보학과 조교수 Assistant Professor, Department of Management Information Systems, College of Business, Dongguk University(yoansh@dgu.ac.kr)

본 연구는 핀테크 모바일 앱 환경에서 어떤 유형의 온라인 리뷰가 다른 이용자들에게 '유용한 정보'로 인정되는지를 규명하고자 한다. 이를 위해 대표적인 핀테크 서비스의 구글 플레이스토어의 65,323개의 리뷰를 분석에 활용했다. 먼저 LDA 토픽 모델링을 통해 11개의 핵심 주제를 도출한 뒤 이를 Push - Pull - Mooring(PPM) 프레임워크에 따라 불만, 매력, 관심 요인으로 분류하였다. 온라인 리뷰의 유용성은 Helpful Votes로 측정하였으며, 리뷰의 평점, 감성 극성, 주관성, 길이 및 주제 비중을 독립변수로 포함한 영과잉 음이항(Zero-Inflated Negative Binomial, ZINB) 회귀분석을 수행하였다. 분석 결과, 주관성은 단독으로는 리뷰 유용성에 부(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 평점 및 리뷰 길이와의 상호작용에서는 정(+)의 효과를 보여, 구체적인 이용 경험을 상세히 서술한 길고 주관적인 리뷰일수록 리뷰 유용성이 높게 평가되는 경향이 확인되었다. 특히 신용 관리와 같이 서비스 구조가 복잡하고 이해 비용이 높은 주제의 경우, 개인적 경험에 기반한 주관적 서술이 실질적인 의사결정 정보로 해석되며 리뷰 유용성을 획득할 가능성이 상대적으로 높게 나타났다. 반면, 편의 기능, 사기, 손실과 같은 주제를 다루는 리뷰에서는 리뷰 유용성이 관측되지 않는 경향이 두드러져, 해당 주제들이 다른 이용자의 정보 탐색 관점에서 상대적으로 제한적인 정보 가치로 인식될 가능성이 확인되었다. 본 연구는 핀테크 앱 리뷰의 유용성이 단순한 감성이나 리뷰 길이와 같은 표면적 특성에 의해 결정되는 것이 아니라, 리뷰가 다루는 주제적 맥락과 주관적 표현 특성의 결합적 효과에 의해 차별적으로 형성됨을 실증적으로 규명했다는 의의가 있다.

주제어: 핀테크, 온라인 리뷰 유용성, 푸시-풀-무어링 이론, 토픽 모델링, ZINB

This study investigates which types of online reviews are recognized as useful by users in the context of FinTech mobile applications. To this end, 65,323 user reviews posted on the Google Play Store for major FinTech services were analyzed. Using Latent Dirichlet Allocation (LDA), we identified 11 core review topics and classified them into dissatisfaction (push), attractiveness (pull), and inertia (mooring) factors based on the Push - Pull - Mooring (PPM) framework. Review usefulness was measured using helpful votes, and a Zero-Inflated Negative Binomial (ZINB) regression model was estimated with review rating, sentiment polarity, subjectivity, review length, and topic proportions as independent variables. The results show that subjectivity has a negative main effect on review usefulness; however, its interaction effects with both review rating and review length are positive. This indicates that longer and more subjective reviews

최초투고일: 2025. 12. 24 게재확정일: 2026. 01. 27

Copyright 2026 THE KOREAN ACADEMIC SOCIETY OF BUSINESS ADMINISTRATION

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0, which permits unrestricted, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

that provide detailed accounts of user experiences tend to be evaluated as more useful by other users. In particular, for topics involving complex service structures and high cognitive costs based descriptions are more likely to be interpreted as meaningful decision-relevant information, thereby increasing review usefulness. By contrast, reviews addressing topics such as convenience features, fraud, or financial losses exhibit a lower likelihood of receiving usefulness evaluations, suggesting that these topics are perceived as having relatively limited informational value from other users' perspectives. Overall, this study provides empirical evidence that review usefulness in FinTech applications is not determined solely by surface-level characteristics such as sentiment or review length, but is differentially shaped by the interaction between topical context and subjective expression.

Keyword: Fintech, Reveiw Helpfulness, Push-Pull-Mooring (PPM) Framework, Topic Modeling, ZINB

I. 서론

최근 글로벌 핀테크 산업은 외형적 성장세 둔화와 내재적 가치의 강화가 동시에 나타나는 구조적 변화를 보이고 있다. 팬데믹 시기 평균 고객 성장률이 55%에 달했던 것과 달리 2022-2023년에는 성장률이 37%로 감소하였으나, 같은 기간 매출과 이익 성장률은 각각 40%와 39%로 증가하여 산업 수익성이 더욱 공고해지고 있다(World Economic Forum and CCAF, 2025). 이러한 변화는 핀테크 시장이 초기 확장 중심의 경쟁 단계를 지나, 기존 고객 기반을 유지하고 신뢰를 구축하는 능력이 핵심 경쟁력이 되는 성숙 단계로 전환되고 있음을 보여준다.

이러한 맥락에서 핀테크 소비자의 신뢰 형성은 신규 서비스 개발만으로는 확보되기 어렵고, 다양한 접점에서의 실제 사용자 경험에 대한 정보가 더욱 중요한 역할을 한다. 기존 선행연구는 핀테크 서비스의 지각된 가치가 지속 사용 의도에 미치는 영향을 중심으로 분석해 왔으나(하재원&김건하, 2024), 서비스 간 품질이 상향 평준화되고 선택지가 폭증한 상황에서 잠재 고객은 기업의 공식 메시지보다 기존 이용자

의 경험적 정보에 더 의존하는 경향이 강화되고 있다. 특히 애플리케이션 스토어에 축적된 온라인 리뷰는 서비스 품질을 판단하는 핵심 정보원이자, 잠재 고객이 위험을 줄이고 결정을 내릴 때 활용하는 중요한 사회적 증거로 기능한다(김문기&한상린, 2023).

이 가운데 다른 사용자로부터 리뷰 유용성(Helpful Votes)을 획득한 리뷰는 정보적 신뢰성이 높다고 인식되며, 잠재 고객이 어떤 리뷰를 선택적으로 고려하는지를 결정하는 기준점으로 작동한다(Zhang et al., 2024; 배성훈 외 2024). 이는 단순히 리뷰의 양적 지표가 아니라, 다른 사용자들이 집단적으로 '유용하다'고 판단한 정보의 질적 신호가 신뢰 형성에 중요하다는 점을 보여준다(Choi and Leon, 2020). 그러나 리뷰 텍스트의 어떤 주제나 인지적 특성이 이러한 유용성 판단을 이끌어내는지에 대한 실증적 연구는 부족한 상황이다.

그리하여 본 연구는 이러한 문제의식을 바탕으로, 핀테크 모바일 앱 환경에서 사용자 리뷰의 유용성을 결정하는 핵심 주제 요인과 인지적 특성을 규명하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 기반 토픽 모델링을 활용하여 리뷰에 잠재된 주제를 추출하고, 이를 푸시-풀-무어링(Push-

Pull-Mooring, PPM) 이론에 따라 불만(Push), 매력(Pull), 관성(Mooring) 요인으로 분류하였다. 이후 리뷰 유용성을 종속변수로 설정하고, 평점, 감성 극성, 주관성, 길이, 그리고 주제 비중을 독립변수로 포함한 영과잉 음이항(Zero-Inflated Negative Binomial, ZINB) 회귀모형을 적용하여 유용성 생성 과정과 구조적 제로 발생 가능성을 분석하였다. 이러한 연구 설계를 바탕으로 다음의 세가지 연구 문제를 도출하였다.

- RQ 1: 핀테크 서비스에 대한 소비자 리뷰에 어떤 핵심 주제가 잠재되어 있고, 이를 PPM의 Push-Pull-Mooring으로 어떻게 분류할 수 있는가?
- RQ 2: 리뷰의 주제적 특성인 푸시 요인과 풀 요인은 각각 리뷰의 유용성에 어떠한 영향을 미치는가?
- RQ 3: 리뷰의 비주제적 특성(예: 주관성)은 푸시 및 풀 요인이 리뷰의 유용성에 미치는 영향을 어떻게 조절하는가?

이를 통해 핀테크 서비스가 소비자 신뢰를 효과적으로 구축하기 위해 어떤 유형의 경험 정보에 주목해야 하는지, 그리고 사용자 리뷰 분석에 있어 어떠한 내용 기반 접근이 필요한지를 식별하는 전략적 시사점을 제공하고자 한다.

II. 이론적 배경

2.1 온라인 리뷰 유용성

온라인 서비스 환경에서 소비자의 의사결정은 기

존 이용자가 남긴 리뷰에 크게 의존하며, 특히 어떤 리뷰가 '유용한 정보'로 인식되는가는 탐색 범위, 위험 인식, 최종 선택에 직접적인 영향을 미친다(한승지&김중인, 2021; Filieri, 2016; Mudambi and Schuff, 2010). 플랫폼에서 제공하는 리뷰 유용성(helpful votes)은 개별 리뷰의 정보적 가치와 신뢰성을 인정한 집단적 판단으로, 소비자들이 해당 리뷰를 얼마나 중요한 단서로 간주했는지를 나타내는 핵심 지표로 기능하고 있다(Chen et al., 2015; Guo and Zhou, 2017).

리뷰 유용성은 단순한 반응 수치를 넘어서 세 가지 의미를 가진다. 첫째, 리뷰 유용성은 정보 진단성(Information diagnosticity)을 반영한다. 이는 리뷰가 의사결정에 도움이 될 만큼 명확하고 신뢰할 만한 정보를 제공한다고 여겨질 때 나타나는 집단적 판단이다(Risselada et al., 2018; Chen et al., 2024; Deng et al., 2020). 둘째, 유용성 평가는 집단적 신뢰의 표현으로서, 다수의 이용자가 도움을 주었다고 평가한 리뷰일수록 정보 신뢰성과 타당성이 강화되며, 이후 소비자의 주목 가능성이 높아진다(Muchnik et al., 2013; Risselada et al., 2018; Zhou and Tu, 2022). 셋째, 유용성 높은 리뷰는 플랫폼 알고리즘에서 높은 가시성을 확보하여 추가적 평가와 확산을 유도하는 순환적 효과를 형성한다(Otterbacher, 2009; Lee and Choeh, 2018).

그러나 기존 리뷰 유용성 관련 선행연구는 리뷰 길이, 감성 극성, 별점과 같은 언어적 또는 구조적 특성에 주로 초점을 두었다(Mudambi and Schuff, 2010; Baek et al., 2012). 그러나, 이러한 접근은 리뷰가 실제로 무엇을 다루고 있는지에 관한 내용적 정보 가치가 유용성 판단에서 어떠한 역할을 수행하는지를 충분히 설명하지 못한다는 한계를 가진다

(Filiari et al., 2018; Chen and Lurie, 2013).

특히 핀테크 서비스처럼 기술적 위험, 보안 문제, 기능적 편의성 등 다양한 경험 요인이 결합된 산업에서는 리뷰가 다루는 주제 자체가 정보 진단성과 신뢰성 판단에 중요한 역할을 수행할 가능성이 높다. 그럼에도 어떤 주제를 가진 리뷰가 다른 소비자에게 더 높은 유용성 평가를 받는지에 대한 체계적 분석은 부족한 상황이다.

이에 본 연구는 온라인 리뷰의 유용성을 집단적 정보 가치 평가라는 관점에서 재정의하고, 리뷰 유용성 형성과정에서 주제 기반 정보 구조가 수행하는 역할을 실증적으로 규명하고자 한다. 또한 주제 구조를 푸시-풀-무어링(PPM) 프레임워크 관점에서 재해석하고, 구조적 특성 및 주관성과의 상호작용을 통합적으로 고려함으로써 어떤 유형의 정보와 표현 방식이 집단적으로 '유용하다'고 인정되는지를 규명하고자 한다.

2.2 푸시-풀-무어링(PPM) 이론

푸시-풀-무어링(Push-Pull-Mooring, PPM) 이론은 본래 지리적 이동을 설명하기 위해 제안된 개념이었으나, 이후 개인이 현재 상태를 벗어나 새로운 대안을 선택하는 과정을 세 가지 동력의 상호작용으로 설명하는 이론적 틀로 확장되었다. 초기에는 푸시-풀 모델(Heberle, 1938)로 출발하였으나, 전환을 저해하는 제약 요인을 설명하는 무어링(Mooring) 개념이 추가되면서 지금의 PPM 프레임워크가 정립되었다(Moon, 1995). 이후 PPM 이론은 소비자의 브랜드 및 서비스 전환 행동을 설명하는 유력한 이론적 기반으로 자리 잡아 다양한 분야에서 활용되고 있다(Sun et al., 2017; 윤선빈&서영욱, 2024).

PPM 프레임워크는 소비자의 전환 의도를 세 가

지 요인으로 설명한다. 첫째, 푸시(Push) 요인은 개인이 현재 이용 중인 서비스에서 이탈하도록 만드는 부정적 요인을 의미한다(박영근, 옥석재, 2022). 이는 서비스의 기술적 결함, 낮은 품질, 가격 부담, 개인정보 유출 등 지각된 보안 위험(Cheng et al., 2019)과 같은 문제뿐 아니라, 이로 인해 형성되는 낮은 신뢰 및 불만족(Bansal et al., 2005)을 포함한다.

둘째, 풀(Pull) 요인은 대안 서비스의 상대적 매력으로, 긍정적 가치 제안을 통해 소비자의 이전을 유도하는 힘이다. 기존 서비스의 단점을 보완하는 수준을 넘어, 혁신성, 편의성, 신뢰성 등 여러 가치 요소를 기반으로 대안의 선호도를 높이는 역할을 한다(Fang and Tang, 2017; Cheng et al., 2019). 즉, 대안의 매력이 높아질수록 전환 의도가 증가하는 것으로 나타나며(손제영&강인원, 2018), 이는 새로운 서비스 선택을 촉진하는 핵심 기제로 작동한다.

셋째, 무어링(Mooring) 요인은 전환을 지연하거나 저해하는 관성(Inertia) 요인으로, 금전적 또는 심리적 전환 비용, 기존 서비스에 대한 습관적 사용 등이 대표적이다(박영근, 옥석재, 2022). 나아가 긍정적 경험이나 정서적 애착처럼 현재 상태를 유지하도록 만드는 요인 역시 무어링에 포함된다(Sun et al., 2017).

이러한 구조적 강점을 바탕으로 PPM 이론은 항공 서비스(정지심 외, 2015), 인터넷 전문은행(박영근&옥석재, 2022), 소셜미디어(Zhou, 2021), 메타버스 쇼핑(Pragha, 2025) 등 다양한 디지털 플랫폼 분야에서 소비자 전환 행동을 설명하는 주요 이론으로 활용되고 있다(홍정인&서영욱, 2022). 특히 디지털 전환이 가속화된 환경에서는 서비스 경험의 복잡성이 증가함에 따라, 소비자의 전환 여부를 설명하는 데 있어 PPM 프레임워크의 적합성이

더욱 강조되고 있다.

그러나 기존 선행연구들은 대체로 소비자의 인지적 태도나 인구통계학적 특성이 전환 의도에 미치는 직접적 영향에 초점을 두어 왔다. 반면, 전환을 고려하는 소비자가 어떠한 정보를 유용하다고 판단하는지, 즉 온라인 리뷰의 주제적 구조를 PPM 관점에서 분석한 연구는 매우 제한적이다. 리뷰가 다루는 주제는 사용자 경험을 구성하는 핵심 정보이자, Push-Pull-Mooring 요소가 소비자의 판단에 어떻게 작용하는지를 이해하는 데 중요한 단서를 제공할 수 있음에도 이에 대한 실증적 연구는 충분하지 않다.

그리하여, 본 연구는 LDA를 통해 도출한 온라인 리뷰의 주요 주제를 PPM의 세 가지 요인으로 분류하고, 각 요인이 리뷰 유용성에 미치는 영향을 분석함으로써 기존 연구의 공백을 보완하고자 한다. 이를 통해 PPM 이론을 온라인 리뷰 분석이라는 새로운 맥락에서 확장하고, 핀테크 서비스 환경에서 소비자가 '어떤 정보'를 유용하다고 인식하는지를 규명하고자 한다.

III. 연구 방법

3.1 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 핀테크(FinTech) 애플리케이션에 대한 사용자 인식을 분석하기 위해 실제 이용자의 경험과 피드백을 직접적으로 파악할 수 있는 구글 플레이스토어(Google Play Store)에서 온라인 리뷰 데이터를 수집하였다. 수집 대상은 대표적인 모바일 금융 서비스인 Cash App, Venmo, Chime으로 선정하였으며, 이 서비스들은 각각 고유한 사용자층

을 확보하고 있어 핀테크 산업의 다양한 이용 행태를 종합적으로 반영할 수 있을 것으로 판단했다. 데이터 수집은 2024년 1월 1일부터 2025년 4월 8일까지의 기간을 대상으로 구글 코랩(Google Colab) 환경에서 파이썬(Python) 라이브러리인 Google Play Scraper를 활용하여 총 148,281개의 리뷰를 수집하였다.

다음으로 수집된 핀테크 리뷰 데이터의 정제 및 분석을 위해 체계적인 텍스트 전처리 과정을 수행하였다. 우선, 토픽 모델링 결과에 미치는 영향이 제한적일 것으로 판단한 10단어 이하의 짧은 리뷰는 분석 대상에서 제외하였다. 이후 텍스트에 포함된 불필요한 특수 문자, 이모지, 연속된 공백을 제거하고, 모든 알파벳을 소문자로 변환하여 데이터의 일관성을 확보하였다. 단어 토큰화(Word Tokenization)를 수행한 뒤, 품사 태깅(POS Tagging)을 통해 분석에 유의미한 명사와 동사 등 핵심 품사만을 선별하였다. 선별된 단어들에 대해서는 어간 추출(Stemming)과 표제어 추출(Lemmatization)을 적용하여 형태를 정규화하였다.

분석의 정확도를 높이기 위해 사용자 지정 사전을 활용하여 동의어를 통합하였으며, 기본 불용어(Stopwords) 목록에 추가 단어를 정의하여 분석과 무관한 표현을 제거하였다. 또한 길이가 3자 이하인 단어를 추가로 삭제하여 핵심 어휘만을 남겼다. 이러한 전처리 과정을 거쳐 최종적으로 65,323개의 정제된 리뷰를 분석 데이터로 확정하였다.

다음으로, 리뷰 텍스트의 정서적 특성을 통제 변수로 반영하기 위해 감성 극성(Sentiment polarity)과 주관성(Subjectivity)을 텍스트 기반 지표로 산출하였다. 두 변수는 사전 기반(Lexicon-based) 접근법을 활용하여 계산하였으며, 구체적으로는 Python의 TextBlob 라이브러리를 사용하였다. 감성 극성

은 리뷰 내 단어들의 긍·부정 방향성을 종합한 점수로, 값이 높을수록 긍정적 정서를 의미하며 -1에서 1 사이의 범위를 가진다. 주관성은 리뷰가 객관적 사실보다는 작성자의 개인적 의견이나 감정에 기반하고 있는 정도를 나타내는 지표로, 0에 가까울수록 객관적 서술, 1에 가까울수록 주관적 표현이 우세함을 의미한다. 이러한 사전 기반 접근은 리뷰 감성 및 주관성을 직관적으로 해석 가능하게 측정할 수 있다는 장점이 있어, 온라인 리뷰 연구에서 널리 활용되어 왔다(Pang and Lee, 2008). 마지막으로 해당 데이터를 기반으로 단어-문서 행렬(Document-Term Matrix)을 구축하고, LDA 토픽 모델링 분석을 수행하기 위한 준비를 완료하였다.

3.2 토픽 모델링

본 연구는 이용자 리뷰에 잠재된 핵심 주제를 식별하고, 각 리뷰의 주제적 특성을 정량적으로 측정하기 위해 LDA 토픽 모델링을 실시하였다. LDA는 텍스트 데이터 집합 내에 잠재된 주제 구조를 통계적으로 추론하기 위해 널리 적용되는 대표적인 생성 확률 모델이다(Blei et al., 2003). LDA의 핵심 가정은 각 문서(리뷰)가 다수의 주제에 대한 확률적 분포로, 각 주제는 다시 다수의 단어에 대한 확률적 분포로 표현된다는 것이다. 이 가정을 바탕으로, LDA는 관찰된 텍스트 데이터로부터 베이지 추론을 통해 잠재 변수인 문서별 주제 분포와 주제별 단어 분포를 역으로 추정한다. 모델 구현에는 파이썬의 Gensim 라이브러리를 사용하였다. LDA 모델의 성능과 결과의 해석 가능성은 토픽의 수 설정에 크게 의존하므로, 최적의 k값을 결정하기 위해 정량적 평가 지표를 활용하였다. 구체적으로, 모델이 학습 데이터를 얼마나 잘 설명하는지를 나타내는 퍼플렉시

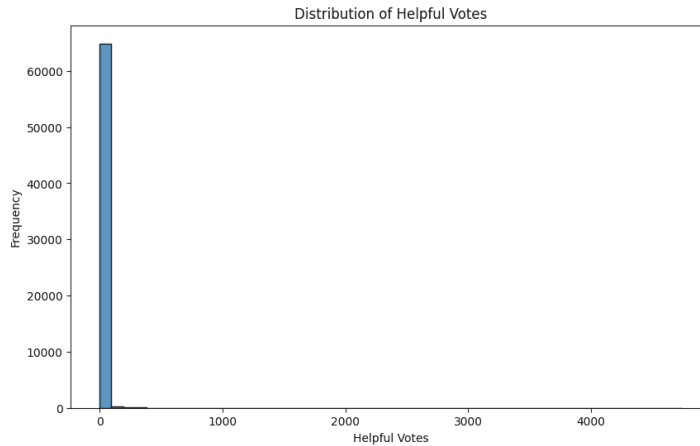
티(Perplexity)와 추출된 주제 내 상위 단어들의 의미적 유사도를 측정하는 코히어런스(Coherence)를 함께 고려하였다. 퍼플렉시티는 값이 낮을수록, 코히어런스는 높을수록 우수한 모델로 평가된다. 본 연구에서는 일정 범위의 k값에 대해 모델을 반복적으로 학습시킨 후, 퍼플렉시티가 수렴하면서 코히어런스 점수가 가장 높게 나타나는 지점을 최적의 주제 수로 선정하였다(이선녕&윤상혁, 2025).

이러한 과정을 통해 최종적으로 도출된 주제들을 바탕으로, 각 리뷰 텍스트가 각각의 주제를 어느 정도의 비율로 포함하고 있는지를 나타내는 확률 분포 값을 추출하였다. 이 값들은 후속 단계인 회귀분석에서 리뷰의 주제적 특성을 나타내는 독립변수로 사용되었다.

3.3 ZINB 회귀분석

본 연구는 리뷰의 내용적 특성과 표현 방식이 리뷰 유용성에 미치는 영향을 분석하기 위해 ZINB 회귀모형을 적용하였다. ZINB 모형은 유용성 평가의 발생 여부와 발생 이후 수준이 서로 다른 생성 메커니즘에 의해 결정될 수 있음을 고려할 수 있어, 온라인 리뷰와 같이 유용성 평가가 제한적으로 발생하는 가산 자료에 적합한 분석 방법으로 활용된다(Alzate et al., 2024).

본 연구의 종속변수인 리뷰 유용성은 이용자가 특정 리뷰를 정보적으로 가치 있다고 평가했음을 나타내는 가산 자료이다. <그림 1>에 제시된 리뷰 유용성 분포를 살펴보면, 다수의 리뷰에서 유용성 평가가 관측되지 않는 반면, 일부 리뷰에서만 상대적으로 큰 값이 나타나는 비대칭적 분포 형태를 보인다. 이러한 분포적 특성은 리뷰 유용성이 단일한 생성 과정에 의해 발생한다고 가정하기 어렵다는 점을 시



〈그림 1〉 리뷰 유용성 분포

사하며, 유용성 평가의 발생 가능성과 발생 이후 수준을 구분하여 모형화할 필요성을 제기한다. 선행 연구 역시 온라인 리뷰 유용성과 같이 이용자 반응에 의해 생성되는 가산 자료에서는 다량의 0 값이 구조적 요인에 의해 발생할 수 있음을 지적하고 있으며, 이 경우 영-과잉 모형의 적용이 적절하다고 보고하고 있다(Peng and Lu, 2024).

이러한 분포적 특성을 고려하여, 리뷰 유용성 자료가 지니는 과산포와 다량의 0 값 특성을 반영할 수 있는 분석 모형을 검증하는 절차를 채택하였다. 구체적으로, 리뷰 유용성이 가산 자료이며 과산포(overdispersion)와 다량의 0 값을 동시에 포함할 가능성을 고려하여, 음이항 회귀모형(Negative Binomial Regression)과 영과잉 포아송 모형(Zero-Inflated Poisson Model)을 대안 모형으로 설정하고 ZINB 모형과의 적합도를 비교하였다. 또한, 모형의 적합도는 AIC, BIC 및 로그우도(log-likelihood) 지표를 기준으로 평가하였다.

ZINB 모형은 리뷰 유용성이 발생 가능한 상태에서의 평가 횟수를 설명하는 가산 모형(count model)

과, 리뷰가 유용성 평가의 대상에서 구조적으로 제외될 가능성을 설명하는 영-팽창 모형(inflation model)으로 구성된다. 이를 통해 리뷰 유용성의 발생 가능성과 발생 이후 수준을 서로 다른 생성 메커니즘으로 구분하여 분석할 수 있다. ZINB 모형의 구조는 식 (1)과 식 (2)에 제시되어 있다.

$$\ln(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} \quad (\text{식1})$$

$$\ln(\pi_i / (1 - \pi_i)) = \gamma_0 + \gamma_1 Z_{1i} + \gamma_2 Z_{2i} + \dots + \gamma_m Z_{mi} \quad (\text{식2})$$

먼저, 식 (1)은 리뷰 i 의 유용성 평가 횟수의 기대값 λ_i 설명하는 가산 모형을 나타내며, 해당 값은 설명변수들의 선형결합으로 정의된다. 이는 유용성 평가가 발생 가능한 상태에서 실제 평가 횟수의 크기에 영향을 미치는 요인을 추정하기 위한 부분이다. 식 (2)는 리뷰 i 가 유용성 평가의 대상에서 구조적으로 제외될 확률 π_i 를 추정하는 영-팽창 모형이다. 해당 확률은 로짓(logit) 변환을 통해 설명변수의 함수로 정의되며, 이를 통해 특정 리뷰가 애초에 유

〈표 1〉 변수 정의 및 측정 방식

변수	변수 정의 및 측정 방식
리뷰 유용성 (Helpful Votes)	리뷰 i 에 대해 다른 이용자가 부여한 유용성 투표(Helpful Votes) 합계로, 본 연구의 종속변수로 사용됨
평점 (Rating)	리뷰 i 에 부여된 별점 평점(1 - 5점)으로, 사용자의 전반적인 서비스 평가 수준을 나타냄
극성 (Sentiment Polarity)	리뷰 i 텍스트의 감성 극성 점수로, 정서적 방향성을 나타냄(0 - 1 범위에서 값이 클수록 긍정적 감성)
주관성 (Subjectivity)	리뷰 i 텍스트에 포함된 개인적 의견의 비중을 나타내는 점수로, 객관적 사실 대비 주관적 표현의 정도를 측정함(0 - 1)
길이 (Review Length)	리뷰 i 의 텍스트 길이(단어 수)에 자연로그를 취한 값
토픽 비중 (Topic Proportion)	리뷰 i 가 토픽 k 에 할당될 확률로, LDA 토픽 모델링을 통해 추정됨(0 - 1)

용성 평가를 받을 잠재력을 갖는지, 혹은 구조적으로 평가 대상에서 배제되는지를 모형화한다. 두 식을 함께 활용함으로써 본 연구는 동일한 설명변수가 리뷰 유용성의 발생 가능성과 발생 이후 수준에 어떠한 방식으로 차별적으로 작용하는지를 구분하여 분석할 수 있도록 설계하였다. 본 연구의 변수 정의와 측정 방식은 〈표 1〉에 제시되어 있다.

한편, 본 연구에서 활용한 토픽 비중 변수는 각 리뷰별로 합이 1이 되는 조성자료(Compositional data)의 특성을 갖는다. 이에 완전한 다중공선성 문제를 방지하기 위해 회귀모형에서는 하나의 토픽을 기준 범주(Base category)로 설정하고, 나머지 토픽 비중은 상대적인 효과로 해석하였다(Wilcox et al., 2023). 또한 플랫폼 간 이질성을 통제하기 위해 Chime, Venmo, Cash App에 대한 플랫폼 더미 변수를 포함하였으며, 월(Month)과 연도(Year) 고정효과를 도입하여 시간적 요인이 리뷰 유용성 평가에 미치는 영향을 통제하였다.

IV. 연구 결과

4.1 LDA 기반 토픽 도출 및 PPM 요인 분류

혼잡도와 일관성 지표를 종합적으로 검토한 결과, 〈표 2〉와 같이 최종적으로 11개의 리뷰 주제를 도출하였다. 다음으로 도출된 11개 토픽에 대해 전문가 3인(IS 전문가 1명, 마케팅 전문가 2명)이 토픽 이름을 토론을 통해 선정하고, 각 토픽 별 키워드와 예시문장을 바탕으로 PPM 이론의 푸시(Push), 풀(Pull), 무어링(Mooring) 요인으로 분류하였다. 푸시 요인은 현재 서비스 사용을 회피하거나 이탈하게 만드는 부정적 경험 요인(예: 서비스 실패, 보안·위협, 불만족)을 의미하며(Bansal et al., 2005; Cheng et al., 2019), 풀 요인은 서비스의 상대적 매력이나 가치를 통해 선택을 유인하는 긍정적 가치 요인(예: 편의성, 유용성, 만족, 신뢰)으로 정의된다(Fang and Tang, 2017; Cheng et al., 2019). 무어링 요인은 전환을 지연시키거나 기존 상태를 유지하도록 만드는 관성 또는 전환비용 기반

요인(예: 습관, 락인, 계좌·신용 연계에 따른 전환 장벽)을 의미한다(Moon, 1995; Sun et al., 2017). 이러한 기준을 바탕으로 각 토픽은 푸시-풀-무어링 요인으로 분류하였다. 분류는 토픽의 주요 키워드와 대표 리뷰 문장에 대한 내용 분석을 바탕으로 3인의 전문가가 독립적으로 수행하였으며, 불일치 항목은 토론을 통해 합의하였다.

먼저 토픽 1은 '기본 금융 기능에 따른 이용 관성'으로 정의하였다. 'deposit', 'check', 'debit', 'transfer', 'wallet', 'link' 등의 핵심어는 예금·송금과 같은 반복적 금융 활동을 나타내며, 이러한 일상적 사용은 서비스 전환을 어렵게 만드는 관성적 특성을 지니므로 무어링 요인으로 분류하였다(Cheng et al., 2019).

토픽 2는 '계정 동결 및 보안 문제'로 명명하였다. 'hold', 'lock', 'freeze', 'verify', 'identity', 'unlock' 등은 계정 제약과 보안 관련 불편을 반영하며, 선행 연구에서 보안 위험은 전환을 촉발하는 대표적 푸시 요인으로 확인하였다(Cheng et al., 2019). 토픽 3은 '서비스 신뢰도 및 만족감'으로 정의하였다. 'trust', 'useful', 'favorite', 'refer', 'recommend' 등은 긍정적 경험, 신뢰, 추천 의도를 보여주며, 이는 서비스 매력도를 높여 전환을 유인하는 풀 요인으로 작용한다(Zengyan et al., 2009).

토픽 4는 '신속·편리한 송금 및 बैं킹 경험'으로 정의하였다. 'simple', 'quick', 'convenient', 'instant', 'excellent', 'reliable' 등은 모바일 금융 애플리케이션의 핵심 장점인 속도와 편리성을 강조하며, 이는 강력한 풀 요인에 해당한다(Fang and Tang, 2017). 토픽 5는 '편의 기능 및 서비스'로 명명하였다. 'convenient', 'fast', 'bitcoin', 'boost', 'device', 'feature' 등의 키워드는 특정 기능의 유용성과 차별적 특성을 반영하며, 이러한 상대적 유용성은 사용

자를 플랫폼으로 유인하는 풀 요인이다(Hsieh et al., 2012). 다음으로 토픽 6은 '신용·계좌 연계 기반의 이용 고착성'으로 정의하였다. 'credit', 'overdraft', 'paycheck', 'score', 'limit', 'earn' 등은 신용과 급여 계좌 연계 기능을 나타내며, 이는 높은 전환 비용을 유발하여 사용자를 기존 서비스에 머무르게 하는 전형적인 무어링 요인이다(Cheng et al., 2019).

토픽 7은 '업데이트 이후 오류 및 성능 저하'로 정의하였다. 'update', 'crash', 'slow', 'install', 'connection', 'disable' 등의 키워드는 기술적 결함과 성능 문제를 반영하며, 시스템 품질 불만족은 대표적 푸시 요인으로 작용한다(Zhou, 2021). 토픽 8은 '로그인 및 계정 접근 실패'로 정의하였다. 'login', 'password', 'access', 'code', 'verify', 'attempt', 'frustrate' 등은 기본적인 접근 단계에서의 장애를 의미하며, 이용 과정에서 즉각적인 이탈을 유발하는 강력한 푸시 요인이다(Lai et al., 2013). 토픽 9는 '고객 지원 부재 및 문제 해결 실패'로 정의하였다. 'customer support', 'issue', 'decline', 'dispute', 'resolve', 'scammed', 'refund' 등은 문제 발생 시 지원 체계의 부재를 나타내며, 이는 사용자 신뢰를 심각하게 훼손하는 푸시 요인이다(Zhou, 2021).

토픽 10은 '원활한 플랫폼 이용 경험'으로 명명하였다. 'secure', 'experience', 'platform', 'smooth', 'withdraw', 'accept' 등의 키워드는 전반적 사용 경험의 긍정성을 보여주며, 서비스 매력도를 증대시키는 풀 요인으로 작용한다(Kim et al., 2020). 마지막으로 토픽 11은 '사기 거래 및 손실 경험'으로 정의하였다. 'scam', 'steal', 'fraud', 'unauthorized', 'loss', 'suspicious' 등은 금전적 피해와 관련된 위험을 나타내며, 지각된 재무적 위험(financial risk)은 전환을 촉발하는 가장 강력한 푸시 요인으로 분류된다(Wu et al., 2016).

〈표 2〉 PPM 모델에 따른 토픽명과 대표 키워드

구분	토픽 번호	토픽명	대표 키워드	PPM 분류 근거
푸시 (Push) 요인	2	계정 동결 및 보안 문제	hold, lock, freeze, verify, identity, unlock, release, charge, froze, notification	보안 위협과 접근 제한은 신뢰 훼손과 불만족을 통해 서비스 이탈을 유발 (Bansal et al., 2005; Cheng et al., 2019)
	7	업데이트 후 오류 및 성능 저하	update, crash, slow, install, connection, disable, error, shutdown, freeze, bug	시스템 오류와 성능 실패는 사용 경험 악화를 통해 이탈 압력을 높이는 부정적 요인 (Ozuem et al., 2021)
	8	로그인 및 계정 접근 실패	login, password, access, code, verify, attempt, difficult, lockout, frustrate, sign-in	초기 접근 실패는 즉각적 불만과 사용 중단을 초래 (Zhou et al., 2025)
	9	고객 지원 부재 및 문제 해결 실패	customer support, issue, decline, dispute, contact, resolve, answer, scammed, error, refund	문제 해결 실패는 서비스 신뢰 붕괴를 통해 전환을 촉발 (Zhou, 2021)
	11	사기 거래 및 손실	scam, steal, fail, cancel, mistake, fraud, unauthorized, negative, loss, suspicious	지각된 재무적 위험은 사용자 이탈을 유도 하는 부정적 요인 (Glover and Benbasat, 2010)
풀 (Pull) 요인	3	서비스 신뢰도 및 만족감	trust, useful, favorite, refer, recommend, balance, protect, start, awesome, satisfied	신뢰와 만족은 서비스의 상대적 매력을 높여 선택을 유인 (Zengyan et al., 2009)
	4	신속·편리한 송금 및 बैं킹 경험	transfer, simple, quick, convenient, instant, recommend, excellent, reliable, navigate, enjoy	속도와 편의성은 서비스 가치를 강화하여 사용을 유인 (Fang and Tang, 2017)
	5	편의 기능 및 서비스	convenient, fast, bitcoin, boost, device, update, create, explanation, feature, review	차별적 기능과 편의는 사용자 유입을 촉진 (Hsieh et al., 2012)
	10	원활한 플랫폼 이용 경험	open, accept, secure, withdraw, experience, stable, platform, smooth, borrow, return	원활한 플랫폼 사용 경험은 서비스 매력을 증대 (Kim et al., 2020)
무어링 (Mooring) 요인	1	뱅크 기능 이용 관성	deposit, check, debit, transfer, direct, link, wallet, receive, handy, function	반복적 금융 사용은 습관과 관성을 통해 전환을 지연 (Cheng et al., 2019)
	6	신용 관리 및 연계 서비스 전환 장벽	credit, overdraft, paycheck, score, limit, charge, earn, period, banking, manage	신용·급여 계좌 연계는 전환비용과 락인을 강화하여 상태 유지를 유도 (Moon, 1995; Sun et al., 2017; Cheng et al., 2021)

4.2 ZINB 분석 결과

ZINB 회귀분석에 앞서, 분석에 포함된 주요 변수들의 분포적 특성을 파악하기 위해 기초 통계량과 상관관계를 산출하였다(부록 〈표 A-1〉 참조). 본 연구의 종속변수인 리뷰 유용성은 평균 3.898, 표

준편차 54.649로 나타나, 유용성 평가가 다수의 리뷰에 고르게 분포하기보다는 소수의 리뷰에 집중되는 분포적 특성을 보였다.

한편, 본 연구에서는 기준 토픽으로 신속하고 편리한 송금 및 बैं킹과 같이 핀테크 서비스의 핵심 기능이 원활하게 작동하는 일상적 이용 경험을 반영하

〈표 3〉 회귀 모델 비교

	AIC	BIC	Log-Likelihood
영과잉 음이항(Zero-Inflated Negative Binomial, ZINB)	145,690.875	145,845.356	-72,828.438
음이항(Negative Binomial Regression, NB)	145,927.363	146,072.757	-72,947.681
영과잉 포아송 모형(Zero-Inflated Poisson, ZIP)	1,049,107.569	1,049,252.963	-524,537.784

는 토픽 4를 설정하였다. 토픽 4는 특정 오류나 불만, 또는 극단적 사건을 중심으로 한 다른 토픽들과 달리, 플랫폼 사용에 대한 기본적 기대 수준을 대표하는 중립적 성격을 지니고 있어 각 토픽의 상대적 효과를 비교하기 위한 기준으로 적합하다고 판단하였다. 이에 따라 이후 제시되는 회귀계수는 모두 토픽 4 대비 각 토픽이 리뷰 유용성에 미치는 상대적 영향을 의미한다.

이어서 ZINB 모형의 적합성을 검증하기 위해 음이항 회귀모형과 영과잉 포아송 모형을 대안 모형으로 설정하고 비교 분석을 수행하였다. 〈표 3〉에 제시된 바와 같이 AIC, BIC, 로그우도(Log-likelihood)를 기준으로 비교한 결과, ZINB 모형은 다른 대안 모형 대비 가장 낮은 AIC와 BIC 값과 가장 높은 로그우도 값을 보여 전반적으로 우수한 적합도를 나타

냈다.

ZINB 모형의 분석 결과는 가산 모형(Count model)과 영-팽창 모형(Zero-inflation model)으로 구분하여 제시한다. 가산 모형에서는 리뷰 유용성 평가가 발생한 경우 그 수준에 영향을 미치는 요인을 중심으로 결과를 해석하고, 영-팽창 모형에서는 리뷰의 주제적 특성이 유용성 평가가 구조적으로 발생하지 않는 경우에 어떠한 영향을 미치는지를 검토한다. 이를 통해 리뷰의 구조적 특성과 주제적 맥락이 리뷰 유용성의 발생 가능성과 발생 이후 수준에 어떻게 차별적으로 작용하는지를 종합적으로 살펴보고자 한다.

가산 모형의 분석 결과(〈표 4〉 참조), 주관성은 리뷰 유용성에 유의한 음(-)의 영향을 미쳤다($\beta = -0.215$, $p < 0.01$). 반면 길이(Length)는 강한 양

〈표 4〉 가산모형 분석 결과

변수	Coefficient	p-value
평점(Rating)	-0.036	(0.114)
극성(Sentiment Polarity)	0.047	(0.290)
길이(Review Length)	1.561***	(0.000)
주관성(Subjectivity)	-0.215***	(0.000)
평점 × 주관성	0.318***	(0.000)
극성 × 주관성	-0.138**	(0.003)
길이 × 주관성	0.337***	(0.000)
상수(Constant)	-0.433***	(0.000)

* Note: ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

(+)의 효과를 보였다($\beta = 1.561, p < 0.01$). 상호작용 항 분석에서는 보다 뚜렷한 패턴이 확인되었다. 먼저, 평점 \times 주관성은 유의한 양(+)의 영향을 보였으며($\beta = 0.318, p < 0.001$), 길이 \times 주관성도 유의한 양(+)의 효과를 나타내었다($\beta = 0.337, p < 0.001$). 반면 극성 \times 주관성은 음(-)의 효과를 보였다($\beta = -0.138, p < 0.01$).

한편, 특정 리뷰가 유용성 평가의 대상에서 원천적으로 제외되는지 여부를 추정하는 영-팽창 모형(〈표 5〉 참조)에서는 리뷰의 내용적 특성(토픽)의 영향력이 두드러졌다. 분석 결과, 토픽 5(편의 기능 및 서비스), 토픽 6(신용 관리 및 연계 서비스 전환

장벽), 토픽 11(사기 거래 및 손실)은 구조적 0이 될 확률을 유의하게 증가시키는 것으로 나타났다.

상호작용 항에서는 다음과 같은 결과가 도출되었다. 토픽 3 \times 주관성은 유의한 양(+)의 효과를 보였으나($\beta = 0.848, p < 0.05$), 토픽 6 \times subjectivity는 음(-)의 효과를 보였다($\beta = -1.776, p < 0.01$). 이와 같이 가산 모형과 영-팽창 모형 모두에서 구조적 특성과 내용적 특성이 리뷰 유용성 발생 여부와 유용성 강도에 서로 다른 방식으로 영향을 미치는 것으로 나타났다.

〈표 5〉 영-팽창 모형(Baseline 토픽 4) 분석 결과

Variable	Coefficient	p-value
토픽 1: 뱅킹 기능 이용 관성	0.142	(0.989)
토픽 2: 계정 동결 및 보안 문제	-0.223	(0.808)
토픽 3: 서비스 신뢰도 및 만족감	0.116	(0.838)
토픽 5: 편의 기능 및 서비스	1.054*	(0.046)
토픽 6: 신용 관리 및 연계 서비스 전환 장벽	1.316*	(0.018)
토픽 7: 업데이트 후 오류 및 성능 저하	-0.277	(0.741)
토픽 8: 로그인 및 계정 접근 실패	1.288	(0.200)
토픽 9: 고객 지원 부재 및 문제 해결 실패	-0.626	(0.617)
토픽 10: 원활한 플랫폼 이용 경험	0.747	(0.537)
토픽 11: 사기 거래 및 손실	1.301*	(0.028)
토픽 1 \times 주관성	-0.615	(0.953)
토픽 2 \times 주관성	0.376	(0.721)
토픽 3 \times 주관성	0.848*	(0.017)
토픽 5 \times 주관성	-0.368	(0.670)
토픽 6 \times 주관성	-1.776**	(0.008)
토픽 7 \times 주관성	0.730	(0.064)
토픽 8 \times 주관성	0.067	(0.926)
토픽 9 \times 주관성	0.240	(0.823)
토픽 10 \times 주관성	0.528	(0.518)
토픽 11 \times 주관성	-0.243	(0.527)
Inflation Constant	-6.239**	(0.005)

* Note: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

V. 결론

5.1 연구 결과 토의

본 연구는 핀테크 애플리케이션 사용자 리뷰 데이터를 기반으로, 어떤 유형의 정보가 소비자로부터 '유용한 리뷰'로 인정받는지를 다각적으로 규명하였다. LDA 토픽 모델링을 통해 도출된 총 11개의 주제와 구조적 리뷰 특성을 ZINB 모형으로 분석한 결과, 리뷰 유용성은 단순한 텍스트 특성이 아니라 구조적 요인의 복합적 상호작용의 결과임을 확인하였다. 특히, 리뷰 길이와 주관성의 조합, 특정 주제가 지니는 정보성의 강도, 그리고 감성 표현의 맥락적 해석이 소비자의 집단적 판단에 중요한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

첫째, 리뷰의 길이와 주관성의 결합은 유용성 판단에서 핵심적인 역할을 수행하였다. 이는 단순히 정보량이 많은 리뷰가 유용하다는 기존 연구의 결과를 넘어, 작성자의 개인 경험이 구체적으로 서술된 긴 리뷰가 소비자의 의사결정에 가장 큰 영향을 미친다는 점을 시사한다. 다시 말해, 소비자들은 텍스트가 길기만 한 리뷰보다, 내용이 풍부하면서도 작성자의 경험적 맥락이 잘 드러나는 리뷰를 더 높은 가치로 평가하는 경향을 보였다. 이러한 결과는 주관성이 단독으로 제시될 경우에는 정보의 객관성이 낮아져서 정보 진단성을 약화시킬 수 있으나, 리뷰 길이와 결합될 경우에는 개인적 경험을 구체화하는 서술 장치로 기능함으로써 정보 해석 가능성과 맥락적 이해를 증진시킨다는 점을 의미한다. 이는 주관성의 부(-) 효과가 리뷰가 제공하는 정보 유형과 해석 방식의 차이와 관련될 가능성을 시사한다. 즉, 주관성은 독립적인 정보 신호라기보다는, 충분한 설명

량을 전제로 할 때 다른 정보 단서를 보완하며 리뷰의 정보적 가치를 증폭시키는 역할을 수행함을 의미한다(야오즈옌 외, 2020).

둘째, 감성 극성과 주관성의 상호작용은 소비자가 감정 정보를 해석하는 방식이 단순하지 않음을 보여준다. 분석 결과, 주관성이 높아질수록 감성 극성이 리뷰 유용성에 미치는 긍정적 효과가 유의하게 약화됨을 확인하였다. 이는 감성 표현이 주관적 서술과 결합될 경우, 감정의 방향성이나 강도 자체가 독립적인 정보 신호로 작동하기보다 개인적 경험에 종속된 표현으로 인식될 가능성이 높아지기 때문으로 해석된다. 다시 말해, 소비자는 감성 표현의 강도 자체보다는 해당 감정이 어떠한 구체적 경험과 맥락 속에서 형성되었는지를 보다 중요하게 판단하는 경향을 보이며, 이로 인해 감성 극성은 주관적 서술과 결합될 경우 독립적인 정보 신호로서의 진단성이 상대적으로 약화되는 것으로 해석될 수 있다.

셋째, 영-팽창 모형을 통한 분석 결과, 일부 리뷰는 구조적으로 유용성 평가의 대상이 되지 않는 특성을 지니고 있음을 확인하였다. 토픽 5(편의 기능 및 서비스), 토픽 6(신용 관리 및 연계 서비스 전환 장벽), 토픽 11(사기 거래 및 손실)과 같은 주제는 구조적 0이 될 확률이 높았다. 이는 해당 리뷰들이 '유용하지 않기 때문'이라기보다는, 다른 이용자에게 일반화되어 적용되기 어려운 정보 특성을 지니고 있기 때문으로 해석할 수 있다. 구체적으로, 일부 주제는 사용자 간 정보 요구의 상호 일반성이 낮아 다수의 소비자가 자신의 상황과 직접적으로 연결하기 어렵거나, 특정 개인의 맥락과 상황에 강하게 의존하는 특성을 지닌다. 따라서 구조적 0은 리뷰의 질적 결합을 의미하기보다는, 정보의 적용 가능 범위가 제한되어 집단적 유용성 판단에서 제외되는 현상을 반영한다. 특히 사기나 금전적 손실과 같은 주제는

문제의 심각성에도 불구하고, 다른 이용자의 상황과 직접적으로 연결되지 않을 경우 리뷰 유용성 평가의 주요 고려 대상에서 제외되는 경향을 보였다.

넷째, 주제와 주관성의 상호작용 효과는 리뷰의 정보적 가치가 주제의 복잡성과 정보 요구 수준에 따라 달라진다는 점을 명확히 보여준다. 예를 들어, 토픽 3(서비스 신뢰도 및 만족감)의 경우 주관성이 높아지면 구조적 0의 가능성이 증가하였는데, 이는 막연한 칭찬이나 추상적 만족 표현이 정보로서 충분하지 않다는 소비자 판단을 반영한다. 반대로 토픽 6(신용 관리 및 연계 서비스 전환 장벽)은 주관성이 높을수록 구조적 0 가능성이 오히려 감소했는데, 이는 복잡한 금융 기능과 관련된 정보는 사용자 경험이 구체적일수록 정보 진단성이 높아진다는 특성을 보여준다.

본 연구는 온라인 리뷰의 유용성이 단순한 텍스트 길이, 평점, 감성 극성과 같은 표면적 특성에 의해 결정되는 것이 아니라, 리뷰가 다른 이용자의 상황에 얼마나 적용 가능하고 해석 가능한지를 포함한 맥락적 판단 과정 속에서 형성됨을 실증적으로 제시하고 있다. 이는 핀테크 서비스 환경에서 리뷰 유용성을 이해하기 위해 내용 기반 접근뿐 아니라, 정보의 일반화 가능성과 적용 범위를 함께 고려하는 해석이 필요함을 시사한다.

5.2 학술적 시사점

본 연구는 핀테크 사용자 리뷰를 기반으로 PPM 요인의 내용적 구조와 유용성 평가 간 관계를 실증적으로 규명함으로써 다음과 같은 학술적 기여를 제시한다. 첫째, 기존 핀테크 전환 행동 연구의 개념적 한계를 보완하였다. 기존 연구는 주로 설문조사나 2차 자료 분석을 통해 연구자가 미리 정의한 변수와

태도나 의도의 관계를 검증하는 데 집중해왔다(Safari et al., 2022). 그러나 이러한 방식은 소비자가 실제 서비스 이용 과정에서 경험한 맥락적, 감정적, 질적 요소를 온전히 포착하기 어렵다는 한계를 지닌다. 본 연구는 방대한 온라인 리뷰라는 데이터를 활용하여, 이용자가 자발적으로 기록한 경험 속에서 Push, Pull, Mooring 요인을 실증적으로 도출하였다. 이를 통해 기존 설문 기반 연구가 포착하지 못한 소비자의 실제 맥락과 감정적 표현까지 반영할 수 있었다는 점에서 학술적 의의를 가진다.

둘째, 온라인 리뷰 유용성 연구와 PPM 프레임워크를 동시에 확장하였다. 기존 온라인 리뷰 유용성 연구는 리뷰의 길이, 평점, 감성 극성 등 구조적 특성을 중심으로 어떤 형식의 리뷰가 '도움이 된다'고 평가되는지를 규명하는 데 주로 초점을 맞추어 왔다(Mudambi and Schuff, 2010; Baek et al., 2012). 본 연구는 이러한 접근을 넘어, 소비자가 생성한 리뷰 내용이 어떠한 정보 범주로 인식되는지가 유용성 판단에 중요한 역할을 수행함을 실증적으로 제시하였다. 더불어 PPM 프레임워크를 소비자가 리뷰를 통해 제시하는 다양한 정보가 Push, Pull, Mooring 요인별로 어떻게 구분되고, 이러한 구분이 다른 이용자에 의해 선택되고 결정되는 과정을 설명하는 분석 틀로 확장하였다. 즉, 본 연구는 PPM 이론을 '전환 행동의 결과'를 설명하는 틀에서 나아가, 정보 선택 메커니즘을 설명하는 이론으로 확장하였다는 점에서 중요한 이론적 의의를 가진다.

셋째, 비정형 텍스트 분석과 영과잉 음이항 회귀를 결합한 방법론적 기여를 제공하였다. 본 연구는 LDA 토픽 모델링을 통해 리뷰의 내용적 구조를 정량화하고, 동시에 유용성 평가 자료의 과산포와 영과잉 특성을 반영한 ZINB 모형을 적용하였다. 이는 텍스트 기반 소비자 연구에서 자주 발생하는 데이터

특성(불균형 분포와 높은 0 비율)을 정교하게 처리할 수 있는 분석 프레임워크를 제시한 것으로, 향후 디지털 소비자 행동 연구, 리뷰 분석 연구 등에서 확장 가능한 방법론적 기반을 제공한다. 특히 텍스트 자료에서 도출된 주제적 요인을 계량적 변수로 변환하여 구조적 특성을 동시에 통합적으로 분석했다는 점에서 연구의 정밀성과 재현 가능성을 높였다.

5.3 실무적 시사점

본 연구는 학술적 기여와 더불어 핀테크 기업의 실무적 의사결정에도 다음과 같은 시사점을 제공한다. 첫째, 리뷰 관리의 전략적 중요성을 재확인하였다. 연구 결과는 리뷰의 양이나 평점과 같은 표면적 지표보다, 소비자가 실제로 어떤 경험을 했는지를 드러내는 주제적 정보가 다른 사용자들에게 더 높은 유용성으로 평가된다는 점을 보여주었다. 이는 기업이 고객 리뷰를 단순한 피드백 채널이 아니라, 서비스 경험의 핵심 신호로 인식하고 체계적으로 모니터링해야 함을 의미한다. 특히 불만 요인(Push)과 긍정적 경험(Pull)을 구조적으로 파악하여 서비스 개선 우선순위 선정 및 마케팅 메시지 개발에 반영할 필요가 있다.

둘째, 부정적 리뷰에 대한 대응 전략의 중요성이 강조된다. 본 연구는 부정적 경험을 담은 리뷰가 일률적으로 부정적 효과로 이어지는 것이 아니라, 세부 내용에 따라 다른 소비자에게 신뢰할 수 있는 정보로 작용할 수 있음을 확인하였다. 이는 기업이 부정적 리뷰를 삭제하거나 회피하는 대신, 리뷰의 내용 특성을 파악해 신속하고 진정성 있는 대응을 제공함으로써 잠재 고객의 신뢰 형성에 기여할 수 있음을 시사한다. 즉, 적절한 사후 대응은 부정적 경험을 오히려 신뢰 구축의 기회로 전환시킬 수 있다.

셋째, 기능 개선 및 서비스 혁신 전략의 근거를 제공한다. Pull 요인은 사용자가 기대하는 구체적 가치 제안과 직결되므로, 기업은 이를 기반으로 새로운 기능 개발, UX 개선, 개인화 전략 등 실질적 서비스 개선에 활용할 수 있다. 반면 Mooring 요인과 관련된 리뷰는 소비자가 서비스 전환을 주저하는 구조적 장벽을 반영하므로, 고객 유지 전략을 설계하는 데 중요한 정보를 제공한다. 예를 들어 신용·계좌 연계와 같은 높은 전환비용 영역은 고객 락인(Lock-in) 전략의 핵심 요소로 활용될 수 있다.

이와 같이 본 연구는 온라인 리뷰의 주제적 특성을 실증적으로 분석함으로써, 핀테크 기업이 고객 경험을 보다 정교하게 이해하는 데 실질적 근거를 제공한다.

5.4 연구의 한계점 및 향후 연구 방향

본 연구는 핀테크 서비스에 대한 소비자 리뷰의 유용성 결정 요인을 실증적으로 규명하였다는 점에서 의의를 가지나, 다음과 같은 한계점을 지닌다. 첫째, 데이터의 출처가 단일 플랫폼으로 제한되어 있다는 점이다. 본 연구는 구글 플레이스토어(Google Play Store)에 게시된 리뷰만을 활용하였으며, 이는 플랫폼 이용자 특성 및 리뷰 작성 행태의 차이로 인해 연구 결과의 일반화 가능성에 제약을 가질 수 있다. 예를 들어 애플 앱스토어(Apple App Store) 이용자는 인구통계학적 구성이나 디지털 친숙도, 리뷰 작성 방식이 상이할 수 있다. 따라서 본 연구의 실증 결과는 특정 플랫폼(구글 플레이스토어) 맥락에 기반한 해석임을 전제로 이해될 필요가 있다. 향후 연구에서는 복수의 앱 마켓 데이터를 통합하거나 플랫폼 간 비교 분석을 수행함으로써, 플랫폼 특성이 리뷰 유용성 인식에 미치는 구조적 차이를 규명

할 필요가 있다.

둘째, 분석 범위가 특정 핀테크 서비스로 제한되었다는 점이다. 본 연구는 Cash App, Venmo, Chime 등 특정 유형의 핀테크 서비스만을 대상으로 하였으나, 핀테크 산업은 결제, 송금, 투자, 대출, 보험 등 다양한 하위 영역으로 구성되어 있어 사용자 특성 및 이용 맥락이 크게 상이하다. 이에 따라 본 연구에서 도출된 결과와 PPM 기반 주제 구조는 모든 핀테크 서비스 전반으로 일반화하는 데에는 주의가 필요하다. 따라서 본 연구에서 도출된 PPM 기반 주제 구조가 다른 핀테크 카테고리에서도 일관되게 발견되는지 여부는 추가 검증이 필요하다. 후속 연구에서는 더 폭넓은 핀테크 서비스를 포함하거나 서비스 유형별 비교 연구를 수행하여, 주제 요인의 보편성과 영역별 특성을 동시에 규명할 수 있을 것이다.

셋째, 온라인 전용 핀테크 기업 중심의 분석이라는 한계가 있다. 현재 모바일 금융 시장은 온라인 기반 핀테크 기업과 전통 금융기관의 모바일 앱이 공존하며 경쟁하는 구조로 전개되고 있다. 그러나 본 연구는 핀테크 기업의 리뷰만을 분석하였기 때문에, 전통 금융기관 앱에 대한 소비자 인식과 비교해 시장 전체를 조망하기에는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 전통 금융기관 모바일 앱의 리뷰를 함께 분석하여, 두 서비스 유형 간 소비자가 인식하는 가치·불만·전환 장벽의 차이를 비교하는 연구로 확장할 필요가 있다. 이러한 비교 분석은 모바일 금융 생태계 전반의 경쟁 구도와 소비자 선택 기준을 이해하는 데 중요한 통찰을 제공할 것이다.

넷째, 본 연구에서는 리뷰 유용성(helpful votes)에 대한 시간 효과를 통제하기 위해 월 및 연도 고정 효과를 도입하였으나, 리뷰 게시 이후 경과 시간(Elapsed time)을 보다 미세한 단위로 직접 통제

하지는 못하였다. 기존 온라인 리뷰 선행연구에서는 리뷰가 게시된 이후 노출 기간이 길수록 유용성 투표가 누적될 가능성이 높다는 점이 지적되어 왔다(Mudambi and Schuff, 2010). 본 연구의 경우 크롤링 시점과 개별 리뷰 게시일 간의 정확한 경과 시간을 통제 변수로 포함하지 못하였다는 점에서, 리뷰 유용성의 누적 과정에 대한 시간적 이질성을 완전히 반영하지는 못한다는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 리뷰 게시 후 경과 일수 또는 주 단위 시간 변수를 추가로 고려하거나, 생존 분석이나 패널 기반 접근을 활용함으로써 리뷰 유용성의 시간적 축적 과정을 보다 정교하게 분석할 필요가 있다.

참고문헌

- 강인원, 손제영 (2012). "신규 소셜 미디어의 소비자 전환 행동에 관한 연구: PPM 모델을 중심으로," **e-비즈니스연구**, 제19권 4호, pp. 231-249.
- 김문기, 한상린(2023). "온라인 리뷰를 통해 무엇을 확인하는가?: 신규 이용자의 서비스 수용 의도에 영향을 미치는 요인 발굴," **마케팅연구**, 제38권 4호, pp. 45-64.
- 박영근, 옥석재(2022). "인터넷 전문은행 사용자의 금융 서비스 전환 의도에 미치는 영향에 관한 연구: 케이뱅크와 카카오뱅크를 중심으로," **Journal of Digital Convergence**, 제20권 2호, pp. 91-105.
- 배성훈, 이새롬, 백현미(2024). "세가지 차원의 리뷰어 경험이 리뷰 유용성에 미치는 영향: 온라인 게임 플랫폼 스팀을 중심으로," **경영학연구**, 제53권 3호, pp. 519-542.
- 야오즈옌, 박영기, 홍태호(2020). "리뷰어의 속성이 온라인 리뷰 유용성에 미치는 영향에 관한 연구," **정보시스템연구**, 제29권 2호, pp.173-195.

- 이선녕, 윤상혁(2025), "레스토랑 예약 앱 사용자 리뷰의 시계열적 감성 및 주제 반응 탐색: 정교화 가능성 모델 관점에서의 실증 분석," *경영학연구*, 제54권 5호, pp. 1437-1455.
- 윤선빈, 서영욱(2024), "온라인 반려동물용품 쇼핑몰의 소비자 행동의도 연구: PPM 프레임워크를 적용한 종합몰 대 전문몰 비교," *경영학연구*, 제53권 3호, pp. 693-727.
- 정지심, 오미해, 한희섭(2015), "항공사 업계에서의 고객 전환행동의 이해: push - pull - mooring 관점에서," *호텔경영학연구*, 제24권 1호, pp. 261-280.
- 한승지, 김중인(2021), "온라인 구전의 양과 방향성이 영화 관람의도에 미치는 영향: 리뷰 신뢰성의 매개효과," *한국콘텐츠학회논문지*, 제21권 7호, pp. 93-104.
- 하재원, 김건하(2024), "모바일 간편 결제서비스가 지각된 가치를 매개로 지속사용의도에 미치는 영향: 인구통계변수의 조절효과," *서비스마케팅저널*, 제17권 2호, pp. 21-39.
- 홍정인, 서영욱(2022), "조직 IT 시스템의 클라우드 전환 의도에 대한 Push, Pull, Mooring 요인의 영향: PPM 프레임워크 기반," *경영학연구*, 제51권 6호, pp. 1535-1567.
- Alzate, M., Arce-Urriza, M., and Cebollada, J. (2024), "Is review visibility fostering helpful votes? The role of review rank and review characteristics in the adoption of information," *Computers in Human Behavior*, 153, 1-10.
- Baek, H., Ahn, J., and Choi, Y.(2012), "Helpfulness of online consumer reviews: Readers' objectives and review cues," *International Journal of Electronic Commerce*, 17(2), pp.99-126.
- Bansal, H. S., Taylor, S. F., and St. James, Y. (2005), "Migrating to new service providers: Toward a unifying framework of consumers' switching behaviors," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 33(1), pp.96-115.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I.(2003), "Latent Dirichlet allocation," *Journal of Machine Learning Research*, 3(1), pp. 993-1022.
- Chen, K., Tsai, C. F., Hu, Y. H., and Hu, C. W.(2024), "The effect of review visibility and diagnosticity on review helpfulness: An accessibility-diagnosticity theory perspective," *Decision Support Systems*, 178, 114145.
- Chen, Y., Chai, Y., Liu, Y., and Xu, Y.(2015), "Analysis of review helpfulness based on consumer perspective," *Tsinghua Science and Technology*, 20(3), pp.293-305.
- Chen, Z., and Lurie, N. H.(2013), "Temporal contiguity and negativity bias in the impact of online word of mouth," *Journal of Marketing Research*, 50(4), pp.463-476.
- Cheng, S., Lee, S. J., and Choi, B.(2019), "An empirical investigation of users' voluntary switching intention for mobile personal cloud storage services based on the push-pull-mooring framework," *Computers in Human Behavior*, 92, pp.198-215.
- Choi, H. S., and Leon, S. (2020). An empirical investigation of online review helpfulness: A big data perspective. *Decision Support Systems*, 139, 113403.
- Deng, W., Yi, M., and Lu, Y.(2020), "Vote or not? How various information cues affect helpfulness voting of online reviews," *Online Information Review*, 44(4), pp.787-803.
- Fang, Y.-H., and Tang, K.(2017), "Involuntary migration in cyberspaces: The case of MSN Messenger discontinuation," *Telematics and Informatics*, 34(1), pp.177-193.
- Filieri, R.(2016), "What makes an online consumer

- review trustworthy?" *Annals of Tourism Research*, 58, pp.46-64.
- Filieri, R., Hofacker, C. F., and Alguezaui, S. (2018), "What makes information in online consumer reviews diagnostic over time? The role of review relevancy, factuality, currency, source credibility and ranking score," *Computers in Human Behavior*, 80, pp.122-131.
- Glover, S., and Benbasat, I. (2010), "A comprehensive model of perceived risk of e-commerce transactions," *International journal of electronic commerce*, 15(2), 47-78.
- Guo, B., and Zhou, S. (2017), "What makes population perception of review helpfulness: An information processing perspective," *Electronic Commerce Research*, 17(4), pp.585-608.
- Heberle, R. (1938), "The causes of rural-urban migration: A survey of German theories," *American Journal of Sociology*, 43(6), pp.932-950.
- Hsieh, J.-K., Hsieh, Y.-C., Chiu, H.-C., and Feng, Y.-C. (2012), "Post-adoption switching behavior for online service substitutes: A perspective of the push-pull-mooring framework," *Computers in Human Behavior*, 28(5), pp.1912-1920.
- Kim, S., Choi, M. J., and Choi, J. S. (2020), "Empirical study on the factors affecting individuals' switching intention to augmented/virtual reality content services based on push-pull-mooring theory," *Information*, 11(1), 25.
- Lee, S., and Choeh, J. Y. (2018), "The interactive impact of online word-of-mouth and review helpfulness on box office revenue," *Management Decision*, 56(4), pp.849-866.
- Moon, B. (1995). "Paradigms in migration research: exploring 'moorings' as a schema," *Progress in human geography*, 19(4), 504-524.
- Muchnik, L., Aral, S., and Taylor, S. J. (2013), "Social influence bias: A randomized experiment," *Science*, 341(6146), pp.647-651.
- 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.
- Otterbacher, J. (2009), "Helpfulness in online communities: A measure of message quality," *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.955-964.
- Ozuem, W., Ranfagni, S., Willis, M., Rovai, S., and Howell, K. (2021). "Exploring customers' responses to online service failure and recovery strategies during Covid 19 pandemic: An actor-network theory perspective," *Psychology and Marketing*, 38(9), 1440-1459.
- Pang, B., and Lee, L. (2008). Using very simple statistics for review search: An exploration. In *Coling 2008: Companion volume: Posters* (pp. 75-78).
- Peng, Y., and Lu, L. (2024), "Untangling influence: The effect of follower-follower comparison on social media engagement," *Journal of Retailing and Consumer Services*, 78, 103747.
- Pragha, P., Dhalmahapatra, K., and Natarajan, T. (2025), "Determinants of switching intention towards metaverse shopping: A push-pull-mooring approach," *Journal of Marketing Theory and Practice*, 33권, pp.1-18.
- Risselada, H., de Vries, L., and Verstappen, M.

- (2018), "The impact of social influence on the perceived helpfulness of online consumer reviews," *European Journal of Marketing*, 52(3-4), pp.619-636.
- Safari, K., Bisimwa, A., and Buzera Armel, M. (2022), "Attitudes and intentions toward internet banking in an underdeveloped financial sector," *PSU Research Review*, 6(1), pp.39-58.
- Sun, Y., Liu, D., Chen, S., Wu, X., Shen, X. L., and Zhang, X. (2017). Understanding users' switching behavior of mobile instant messaging applications: An empirical study from the perspective of push-pull-mooring framework. *Computers in Human Behavior*, 75, 727-738.
- Wilcox, K. T., Jacobucci, R., Zhang, Z., and Ammerman, B. A.(2023), "Supervised latent Dirichlet allocation with covariates: A Bayesian structural and measurement model of text and covariates," *Psychological Methods*, 28(5), pp.1178-1194.
- World Economic Forum and Cambridge Centre for Alternative Finance (CCAF). (2025). "The Future of Global Fintech: From Rapid Expansion to Sustainable Growth (Second Edition)," World Economic Forum and Cambridge Centre for Alternative Finance. https://reports.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Global_Fintech_Second_Edition_2025.pdf
- Wu, K., Vassileva, J., and Zhao, Y.(2017), "Understanding users' intention to switch personal cloud storage services: Evidence from the Chinese market," *Computers in Human Behavior*, 68, pp.300-314.
- Zhang, M., Wei, Z., and Liu, Y.(2024), "The impact of review sentiment complexity on perceived helpfulness: An information overload perspective," *Journal of Research in Interactive Marketing*, 19(5), pp.749-769.
- Zhou, Z., Chen, R., Chen, J., Liu, Y., and Wei, L. (2025). Characterizing Bugs in Login Processes of Android Applications: An Empirical Study. *arXiv preprint arXiv:2502.04200*.
- Zhou, S., and Guo, B.(2017), "The order effect on online review helpfulness: A social influence perspective," *Decision Support Systems*, 93, pp.77-87.
- Zhou, S., and Tu, L.(2022), "The effect of social dynamics in online review voting behavior," *Journal of Retailing and Consumer Services*, 69, 103120.
- Zengyan, C., Yinping, Y., and Lim, J.(2009), "Cyber migration: An empirical investigation on factors that affect users' switch intentions in social networking sites," Proceedings of the 42nd Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), pp.1-11.

- 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 구민규는 동국대학교 경영대학을 졸업하였으며, 텍스트 마이닝을 중심으로 데이터 기반 분석 업무를 수행 중이다.
- 저자 윤상혁은 연세대학교 정보대학원에서 박사학위를 취득한 후, 한국기술교육대학교 산업경영학부를 거쳐, 현재 동국대학교경영대학 경영정보학과 조교수로 재직중이다. 80편 이상의 논문과 다수의 저서를 발표하였으며, 주요 연구분야는 생성형인공지능, 디지털마케팅, 비즈니스애널리틱스등이다.

부 록

〈표 A-1〉 기초 통계량과 상관관계 분석 결과

	평균	표준편차	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1.유용성	3.898	54.649	-															
2.평점	3.092	1.823	0.008	-														
3.극성	0.128	0.350	0.523	0.006	-													
4.주관성	0.427	0.332	0.198	0.024	0.264	-												
5.길이	0.209	0.224	-0.342	0.130	-0.174	0.077	-											
6.토픽1	0.095	0.123	0.035	0.005	0.042	-0.021	0.006	-										
7.토픽2	0.088	0.114	-0.099	0.015	-0.068	-0.001	0.046	-0.091	-									
8.토픽3	0.076	0.099	0.070	0.003	0.086	-0.006	-0.025	-0.088	-0.078	-								
9.토픽4	0.099	0.135	0.243	-0.005	0.173	0.070	-0.122	-0.097	-0.118	-0.084	-							
10.토픽5	0.095	0.122	-0.045	-0.007	-0.053	-0.009	0.037	-0.120	-0.100	-0.083	-0.130	-						
11.토픽6	0.079	0.106	0.144	0.004	0.113	0.048	-0.057	-0.060	-0.098	-0.063	-0.084	-0.092	-					
12.토픽7	0.064	0.080	-0.027	-0.008	-0.058	-0.027	-0.050	-0.070	-0.062	-0.050	-0.068	-0.064	-0.041	-				
13.토픽8	0.091	0.120	-0.041	-0.005	-0.039	-0.042	-0.010	-0.111	-0.089	-0.082	-0.121	-0.090	-0.085	-0.053	-			
14.토픽9	0.146	0.173	-0.311	0.007	-0.259	-0.027	0.226	-0.162	-0.121	-0.134	-0.197	-0.139	-0.163	-0.129	-0.154	-		
15.토픽10	0.087	0.118	0.100	-0.006	0.127	0.034	-0.099	-0.109	-0.093	-0.066	-0.107	-0.096	-0.075	-0.047	-0.097	-0.173	-	
16.토픽11	0.080	0.107	0.060	-0.010	0.038	-0.024	-0.072	-0.097	-0.080	-0.059	-0.091	-0.087	-0.079	-0.040	-0.092	-0.145	-0.079	-