



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

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

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원 저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



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

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

저작권법에 따른 이용자의 권리와 책임은 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

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

[Disclaimer](#)



석사 학위논문

온라인 리뷰를 활용한 국내
금융플랫폼 탐색적 데이터 분석
– 토픽모델링과 감성분석을 중심으로 –

2021년 8월

서울대학교 대학원
경영학과 경영학 전공
임성빈

온라인 리뷰를 활용한 국내 금융플랫폼 탐색적 데이터 분석

- 토픽 모델링과 감성분석을 중심으로 -

지도 교수 박성호

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함
2021년 8월

서울대학교 대학원
경영학과 경영학 전공
임성빈

임성빈의 석사 학위논문을 인준함
2021년 8월

위 원 장 김상훈

부위원장 이경미

위 원 박성호

초 록

최근 금융업의 디지털 전환(Digital Transformation)이 활발히 진행됨에 따라, 금융 업무를 위한 고객들의 금융플랫폼 사용은 일상이 되었다. 이에, 금융플랫폼에 대한 고객의 후기(Online Review) 수가 유례없는 증가세를 보이고 있는데, 본 연구에서는 이러한 문자열(Text) 형태의 후기를 주제(Topic)별로 유형화하고 분석함으로써, 어떤 주제가 고객의 감성(Sentiment)를 악화하는지 규명하고자 했다. 분석을 위해 금융업 내 3가지 주요 산업인 증권산업, 신용카드 및 간편결제 산업, 은행업을 연구 대상으로 선정했고, 3가지 산업 내에서 각각 5~10개의 주요 금융플랫폼을 선정한 뒤, 총 20개 금융플랫폼으로부터 약 10만개 이상의 온라인 리뷰를 수집했다. 이후 Latent Dirichlet Allocation (LDA)를 적용한 토크 모델링을 시행하여 리뷰의 주제를 분류하고, Long Short Term Memory(LSTM)을 적용한 감성분석을 통해 각 리뷰의 감성을 측정하였다.

연구 결과 3가지 산업군 모두 최적의 주제 개수는 8개로 나타났다. 증권의 경우, “관심종목·주가 차트”, “고객센터 이용”, “앱 접속장애”, “계좌 개설·인증서 등록” 등에 관한 리뷰가 존재했으며, 은행의 경우, “인증서 등록·생체인증”, “자동이체·송금”, “오픈뱅킹” 등에 관한 리뷰가 존재했다. 신용카드 및 간편결제 플랫폼은 “이벤트 참여 및 포인트 적립”, “쿠폰사용·할인”, “간편결제” 등에 관한 리뷰가 주요 주제로 나타났다. 더불어 본 연구는 산업별로 LDA를 통해 얻은 8개의 주제 비중이 고객의 감성에 유의미한 상관관계를 지녔는지를 분석함으로써, 어떤 리뷰주제가 고객의 감성을 악화하거나 강화하는지를 밝혔으며, 해당 주제의 고객 감성점수를 개별 플랫폼별로 시각화했다.

본 연구는 그간 자연어 처리의 어려움으로 연구 대상에서 항상 배제되었던 한국어 텍스트 리뷰를 분석 대상으로 선정했다. 이에, 본 연구는 선행연구에 비해 국내 금융플랫폼 시장을 보다 사실적으로 분석했다는 것에 그 의의가 있다. 또한 본 연구는 금융플랫폼에 관한 방대한 양의 텍스트 리뷰를 활용해 국내 금융플랫폼에 관한 VOC(Voice of Customers)를 주제별로 유형화했고, 각 주제별로 감성분석을 적용함으로써 고객의 서비스 만족에 영향을 미치는 핵심 요인을 산업군별로 규명했다.

주요어 : Big data, online review, voice of customers, sentiment analysis, topic modeling, financial market

학 번 : 2018-21167

목 차

제 1 장 서 론.....	1
제 2 장 이론적 배경.....	4
제 1 절 토픽 모델링(Topic Modeling)	4
제 2 절 감성 분석(Sentiment Analysis)	5
제 3 장 연구 방법	8
제 1 절 데이터 수집 및 자연어 처리.....	8
제 2 절 LDA 학습 및 최적 주제 개수 선택.....	8
제 3 절 감성분석 및 주제별 감성분석	9
제 4 장 분석 결과	11
제 1 절 증권사	11
제 2 절 은행	14
제 3 절 카드사	18
제 5 장 결 론.....	22
제 1 절 연구 결과 요약 및 시사점.....	22
제 2 절 연구의 한계 및 향후 연구과제	24
참고문헌.....	25

표 목차

[표 1-1]	11
[표 1-2]	12
[표 1-3]	13
[표 2-1]	15
[표 2-2]	16
[표 2-3]	17
[표 3-1]	18
[표 3-2]	20
[표 3-3]	21

그림 목차

[그림 1-1]	12
[그림 1-2]	14
[그림 2-1]	15
[그림 2-2]	18
[그림 3-1]	19
[그림 3-2]	21

제 1 장 서 론

최근 금융업의 디지털 전환(Digital Transformation)이 가속화되고 있다. 은행의 모바일 뱅킹, 증권사의 MTS와 로보 어드바이저를 활용한 주식 투자, 신용카드사의 플랫폼 기반 간편결제 서비스 등, 금융업 전반에 다양한 디지털 서비스가 출시되고 있다. 이에, 고객이 지점 방문을 통한 대면 서비스 이용 대신, 비대면 금융플랫폼 이용을 택하는 경우가 점차 늘어나고 있다. 고객이 대면 금융 서비스 이용 대신, 비대면 금융 서비스를 이용하도록 만드는 요인에 관한 연구는 그간 Self-Service Technology (SST) 분야에서 다루어진 바 있다. 증권사의 경우, 비용 절약(cost saving), 시간 절약(time saving), 통제감(behavioral control)은 고객이 지점을 통한 주식매매 대신 온라인 주식매매 서비스를 이용하게 만드는 핵심 요인이다(Ding, Verma & Iqbal, 2007). 은행의 경우, 유용성(perceived usefulness), 사용 수월성(perceived ease of use), 보안(security)은 고객이 오프라인 서비스 대신, 온라인 금융 서비스를 채택하도록 만드는 주요 요인이다(Jahangir & Begum, 2008). 이처럼 금융산업 내에서 고객의 오프라인 서비스 이용 대신 온라인 서비스 채택을 유도하는 요인에 관한 연구들은 일부 존재하나, 고객의 금융 플랫폼 이용 경험에 있어, 위의 요인들이 긍정적 서비스 경험에 관해서도 주요한 요인으로 작용하는지는 연구된 바가 없다.

반면에, 호텔, 여행, 영화 산업 등에서 고객의 플랫폼 이용경험은 온라인 텍스트 리뷰에 적용하는 감성분석을 기반으로 최근 활발히 연구되어 왔다(Homburg, Ehm & Artz, 2015; Kim & Song, 2016; Phillips, Barnes, Zigan & Schegg 2017; Guo, Barnes & Jia, 2017; Lawani, Reed, Mark & Zheng, 2019;). 특히 호텔 및 여행산업의 경우, 텍스트 리뷰를 활용한 토픽 모델링(Topic Modeling) 연구들이 이루어졌는데, Guo et al.(2017)은 온라인 호텔 리뷰에서 방문객의 서비스 만족에 관한 주제를 LDA(Latent Dirichlet Allocation)를 적용해 추출했고, 핵심

주제와 별점을 활용한 지각 지도(perceptual map)를 도식했다. 또한, Park et al.(2021)은 국내 5성급 호텔의 외국인 방문객 리뷰에 DMR(Dirichlet Multinomial Regression)을 적용해, 고객의 별점이 어떤 요인에 기인했는가를 밝혔다.

영화 산업은 과거부터 축적된 풍부한 텍스트 리뷰 데이터를 지니고 있어, 감성분석에 관한 다양한 방법론적 시도가 적용되어 왔다. 특히, 이 분야에서는 이공계 학회를 중심으로 정교한 감성분석 예측이 다뤄졌는데, 최근에는 Naïve bayes, random forest 등, 기존의 기계학습(machine learning) 기반 방법론에서 벗어나, 딥러닝 기반의 방법론을 적용한 감성 분석 연구가 시행되어 왔다. 많은 방법론 중, CNN(Convolutional Neural Network)과 LSTM(Long Short Term Memory)를 조합한 모델이 기존의 Naïve Bayes, Support Vector Machine 등의 기계학습 모델보다 더 우수한 성능을 보였다(박호연·김경재, 2019).

반면에, 금융산업은 디지털 전환이 이루어진 역사가 짧기 때문에, 온라인 리뷰 데이터가 충분하지 않아 텍스트 리뷰 기반의 토픽 모델링이나 감성분석 기반 연구가 그간 활발히 이루어지지 못했다. 다만, 최근 금융 시장이 빠르게 디지털화됨에 따라, 금융플랫폼 사용경험이 현 시점에서는 충분히 확산되었고, 이에 관한 텍스트 리뷰 데이터 역시 비교적 풍부해졌다. 이에, 본 연구에서는 금융플랫폼의 텍스트 리뷰에 토픽모델링을 적용하여 국내 금융시장 탐색연구를 진행하고, 금융플랫폼에 대한 고객의 감성을 주제별로 분석하고자 한다. 이러한 연구결과는 고객의 감성 악화 또는 강화가 무엇에 기인했는가를 파악할 수 있는 주요한 정보가 될 수 있으며, 실무자는 이러한 정보를 바탕으로 고객의 VOC (Voice of Customers)를 자동으로 유형화할 수 있다.

본 연구는 3가지 주요한 의의를 지닌다. 첫째로, 그간 연구되지 않았던 정성적 정보인 텍스트 리뷰를 활용해 금융시장 내 고객경험을 연구한다는 것에 그 의의가 있다. 본 연구는 토픽 모델링을 통해 실제 리뷰 데이터에서 고객의 VOC를 유형화하고, 고객감성 강화 또는 악화를 만드는 주요 요인을 파악함으로써, 실무자의 전략적 의사결정에 도움이 되는 정

보를 도출해낼 수 있다. 둘째, 빅데이터를 활용한 분석으로, 그간 SST 분야에서 소규모 설문기반으로만 이뤄졌던 온라인 서비스 채택에 관한 연구결과를 본 연구를 통해 검증할 수 있고, 더 나아가 해당 요인들이 고객의 긍정적 서비스 경험에 있어서도 주요한 요인으로 작용하는지를 검증할 수 있다. 셋째, 본 연구는 기존 연구에서 쓰이지 않은 한국어 텍스트 리뷰를 연구에 활용했다는 점에서 기존 연구와 차별점을 지닌다. 그간 온라인 리뷰에 관한 탐색적 연구가 활발했던 분야인 호텔, 여행, 영화, E-commerce의 경우, 대부분의 연구에서 영문 텍스트 데이터가 활용되었다. 한국어는 그 자체의 언어적 특성으로, 자연어 처리의 난이도가 영어에 비해 월등히 높아, 국내 연구진에 의한 연구에서도 영어권 국가의 플랫폼의 리뷰나 국내 플랫폼의 외국인 리뷰가 활용됐다. 본 연구는 국내 금융시장을 영어권 국가의 금융시장에 빗대어 분석하지 않고, 보다 사실적으로 분석하기 위해 국내 금융플랫폼의 한국어 텍스트 리뷰를 분석 대상으로 선정했다.

제 2 장 이론적 배경

제 1절 토픽 모델링(Topic Modeling)

토픽 모델(topic model)이란 문서 집합에서 추상적인 “주제”를 발굴하기 위한 알고리즘으로, 문서의 집합을 몇몇의 주제에 따라 구분하고, 그 주제가 어떤 단어로 구성되었는지를 분석하는 기계학습 기반의 방법론이다(Han, Mankad, Gavirneni and Verma, 2016). 가령, “개”, “고양이”, “사자”, “기린” 등의 단어가 함께 등장하는 문서들과, “기타”, “앨범”, “트랙”, “보컬” 등의 단어가 함께 등장하는 문서들에 토픽 모델링을 적용하면, 위의 문서들은 “동물”에 관한 주제를 지닌 문서와 “음악”에 관한 주제를 지닌 문서로 나뉠 수 있을 것이다. 이러한 토픽 모델링 알고리즘에 가장 흔히 활용되는 LDA(Latent Dirichlet Allocation)는 경영학 등의 사회과학 분야에서도 폭넓게 활용된 바 있다(Tirunillai & Tellis, 2014; 심준식·김형중, 2017; 이종호·이인수·정경수·채병훈·이주연, 2017; Wang, Feng & Dai, 2018; 홍정립·유미립·최보름, 2019; 박영옥·정규업, 2021).

LDA는 모든 문서를 잡채된 주제(latent topics)의 무작위 조합(random mixture)으로 나타낼 수 있음과, 각 주제는 단어들의 분포로 특정할 수 있음을 가정한다(Blei, Ng & Jordan, 2003). LDA에서는 단어를 몇 개의 주제로 묶을 것인지 설정한 뒤, 베이지안 확률론을 활용해 두가지 사후 분포인 $P(\text{topic}|\text{document})$, $P(\text{word}|\text{topic})$ 을 설명하는 사전확률 분포가 최대로그우도를(maximized log likelihood) 갖도록 추정한다. 즉, LDA는 단어라는 비정형 데이터를 확률분포라는 정형 데이터로 변환하여, 각 문서의 지배적인 주제와 주제에 쓰인 단어들을 추출함으로써, 연구자가 다양한 문서에서 유의미한 정보를 발굴할 수 있게 한다.

이러한 LDA의 유용성은 최근 마케팅 학계에도 적용되었다. Tirunillai

et al.(2014)은 E-commere 리뷰 데이터를 활용해, 5개의 산업군(개인 컴퓨터, 휴대폰, 신발, 장난감, 데이터 저장장치)의 리뷰 주제를 유형화하고, 주제에 속한 Keyword의 Valence를 활용해 고객감성을 주제별로 분석할 수 있는 방법론을 개발했다. 또한, Wang et al.(2018)은 동일 제품군에 속한 2가지 제품에 LDA를 적용하고, 추출한 각각의 주제를 긍정·부정 주제로 나눈 뒤, 두 제품의 경쟁 우위와 열위를 비교함으로써 시장 내 제품의 경쟁역학을 파악했다.

본 연구에서는 그간 연구되지 않았던 국내 금융플랫폼의 정성적 텍스트 리뷰를 정량적으로 분석한다. 국내 주요 금융사들의 금융플랫폼을 선정하고, 플랫폼에 관한 고객리뷰에 LDA를 적용함으로써, 방대한 양의 리뷰에서 의미론적 정보를 추출해내는 것을 연구목표로 한다. 실제 시장 데이터를 활용한 본 연구는, 선행연구에서 실험을 통해 밝힌 금융플랫폼 채택에 관한 요인이 고객의 서비스 경험에도 주요한 요인으로 작용하는지를 밝힐 수 있을 것이다.

RQ 1. 고객의 금융 플랫폼 리뷰를 활용해, 고객의 비대면 금융 서비스 채택 요인이 고객의 서비스 경험에 있어서도 주요한 요인으로 나타나는지 토픽 모델링을 통해 검증한다

제 2절 감성분석(Sentiment Analysis)

본 연구는 고객의 리뷰에 관한 주제 분석을 기반으로, 주제별 감성분석을 함께 다룸으로써, 도출한 주제가 고객의 서비스 경험에도 유의미한 영향을 미치는지를 분석한다. 고객의 서비스 경험을 분석하기 위해, 고객 리뷰를 활용한 감성분석(sentiment analysis)은 선행연구에서 다양한 방식으로 이루어져왔다. 감성분석은 긍정/부정의 극성(polarity)를 기반으로 고객의 제품 또는 서비스 경험에 관한 감성을 판별해내는 방법론이다. 감성을 측정하는 방법은 크게 두가지로 나뉜다. 첫째는 사전

(dictionary) 제작방식으로, 연구자가 분석 전에 감성사전을 작성하거나, 다른 연구자가 만든 감성사전을 활용해 리뷰에 쓰인 단어와 감성사전에 존재하는 단어의 매칭으로 리뷰의 감성방향(Valence)을 측정하는 방법이다(Berger and Milkman, 2012; Lawani, Reed, Mark & Zheng, 2017; 심영석·김홍범 2018; 곽민정·최지유·박소현 2019; 임영희·김홍범, 2019). Dave et al. (2003)은 C|net과 Amazon의 리뷰를 활용해 Seed list를 뽑은 후 오픈 사전의 유의어/반의어를 대조하여 감성방향(Valence)을 설정하고, 단어별 스코어를 합산해 리뷰별 감성을 분석했다. Tirunillai et al. (2012)은 오픈사전 이외에도 시장에서 실제로 사용되는 언어(market specific data)를 사전에 조합해 사용했다. 이러한 방법은 연구자의 역량에 따라, 리뷰에 나타나는 고객의 감성을 보다 정교하게 측정할 수 있다는 장점이 있으나, 연구자의 수동적 개입이 커지는 단점이 있다. 반면, 두번째 방식인 별점 방식(Pang & Lee, 2005, 2008; Ordenes, Ludwig, Ruyter, Grewal & Wetzels 2017; 박효연·김경재, 2019; 박영옥·정규엽 2021)은 연구자의 수동적 개입을 최소화하는 장점을 갖고 있다. 이 방식은 연구 전에 제작된 사전을 활용하는 것 대신, 별점(rating)을 기반으로 일정 기준에 따라 리뷰를 긍정·부정으로 나누거나, 별점에 적절한 가중치를 곱하는 등, 텍스트 리뷰와 별점을 함께 활용함으로써 리뷰에 나타나는 고객의 감성을 측정한다. 별점은 마케팅 연구와 소비자연구에서 종종 다뤄졌던 구성개념(construct)으로 (Kronrod & Danzinger, 2013; Ludwig et al., 2013), 선행 텍스트 마이닝 연구에서는 별점이 고객감성 추론에 관한 프록시로 활용됐다(Pang & Lee, 2005, 2008). 본 연구에서는 리뷰의 감성분석을 위해, 별점을 활용한 감성점수 측정 방식을 채택했다.

감성분석에는 Naïve Bayes, Random Forest, kNN, SVM(Support Vector Machines), 최대 엔트로피 등 다양한 머신러닝 알고리즘이 활용되어 왔다(Appel et al., 2015). 최근 감성분석의 정확성을 높이기 위한 방법으로 딥러닝 기반 알고리즘이 떠오르고 있다. Park et al.(2019)은 CNN(Convolutional Neural Network)와 LSTM(Long Short Term

Memory)를 분석 모델로 활용했을 때의 감성예측 정확성이 기존 머신러닝 모델을 활용한 감성예측보다 개선된 성능을 보임을 밝혔다. 본 연구에서는 텍스트 리뷰에서 측정한 감성점수를 고객의 서비스 만족도를 대신하는 종속변수로 활용하는 만큼, 고객감성 예측의 정확성이 연구에 있어 중요한 요소이다. 따라서, 감성분석에 기존의 머신러닝 알고리즘을 활용하지 않고, 딥러닝 알고리즘인 LSTM을 적용해 리뷰의 감성예측 성능을 높였다.

본 연구에서는 토퍼 모델링으로 도출한 리뷰의 주제와 리뷰의 감성점수(sentiment score)간의 관계를 다중회귀분석을 통해 분석함으로써, 고객의 서비스 경험에 있어 긍정 또는 부정적으로 작용하는 핵심 요인을 규명한다.

RQ 2. 토퍼 모델링으로 도출한 주제가 고객의 긍정·부정적 서비스 경험에 유의미한 영향을 미치는지를 다중회귀분석을 통해 분석한다.

리뷰의 수가 폭발적으로 증가할 때, 토퍼 모델링과 감성분석을 연계한 방법론은 실무자 입장에서 VOC를 유형화하고, 어떤 요인이 고객의 서비스 경험을 강화하거나 악화하는지 파악하는데 도움이 된다. 본 연구는 위의 방법론을 활용한 주제 도출과, 해당 주제의 감성점수를 활용해 기업별 감성지도(sentiment map)를 도식함으로써, 실무자가 자사의 금융플랫폼과 경쟁사의 금융플랫폼 간의 질적 비교를 할 수 있도록 했다.

RQ 3. 도출한 주제와 주제에 관한 감성점수를 활용해, 산업별로 개별 기업의 위치를 반영한 감성지도를 도출한다.

제 3 장 연구 방법

제 1절 데이터 수집 & 자연어 처리

연구를 위해 금융업 내 3가지 주요 산업인 증권산업, 신용카드 및 간편결제 산업, 은행을 연구 대상으로 선정했고, 3가지 산업 내에서 각각 5개~10개의 주요 금융플랫폼을 선정한 뒤, 총 20개의 금융 플랫폼으로부터 약 10만개 이상의 온라인 리뷰를 수집했다. 리뷰는 파이썬의 Selenium 패키지를 활용한 동적 크롤링(Dynamic Crawling) 방식으로 직접 수집했고, 2010년부터 2021년 사이에 작성된 리뷰를 Google Playstore에서 수집했다.

자연어 처리는 최대한 자동화된 방법론을 사용하기 위해, 딥러닝 기반 자연어 처리 패키지인 khaiii를 활용했고, 수집한 모든 리뷰의 명사만을 추출했다. 그러나 수동적인 자연어 처리없이 패키지만을 적용한 경우, 동일한 의미를 지닌 단어(e.g., 앱, 어플, 애플리케이션)들이 각각의 고유명사로 추출되었고, 의미 없는 불용어(stop words)가 다수 출현해 연구 결과를 무의미하게 만들었다. 따라서, 고빈도로 다른 형태로 출현하는 단어를 하나의 형태로 통일하는 코딩작업을 수행하고, 별도로 불용어 사전을 제작해 불용어를 제거한 뒤, khaiii 패키지를 활용해 리뷰의 명사만을 추출함으로써, 각 리뷰의 말뭉치(Corpus)를 생성했다.

제 2절 LDA 학습 & 최적 주제 개수 선택

각 산업군의 모든 리뷰를 주제별로 유형화하기 위해, 파이썬의 “LDA Mallet” 패키지를 분석에 활용했다. 분석 결과, 금융산업으로 뷰일 수 있는 각 산업은 “계좌개설·연동”과 같은 유사한 주제를 도출하기도 했고, “포인트 적립”, “자동이체·송금”, “주식 매매”와 같은 각 산업에 특화된 주제를 도출하기도 했다. 최적의 주제 개수는 단어의 일관성 (Coherence)에 따라 선정했다. 본 연구에서는 Roder et al.(2015)에서 사람이 직접 유사도를 매긴 것과 가장 유사한 결과를 도출한 C_v 방식으

로 일관성 점수를 계산했다. 일관성 점수는 0과 1사이의 값을 가지며, 1에 가까운 값을 가질수록 각 주제가 의미론적으로 유사한 단어를 지니고 있음을 의미한다.

본 연구에서는 5부터 14까지 3등간의 주제 개수로 토픽 모델링을 시행하고, 도출한 각 주제의 단어들에 대해 일관성 점수를 계산한 뒤, 가장 높은 점수를 기록한 주제 개수를 최적의 주제 개수로 채택했다. 일관성 점수(C_V) 계산은 파이썬의 “genism” 패키지를 활용해 계산했다.

제 3절 감성분석 & 주제별 감성분석

감성점수는 LSTM 모델을 적용해 측정했다. 먼저, 리뷰에 함께 기록되는 별점(Rating)을 3점 기준으로, 3점 이하일 경우 부정, 3점을 초과할 경우 긍정리뷰로 분류했다. 분석을 위해 리뷰에 활용된 단어의 길이는 모든 리뷰에서 128로 고정했으며, 128보다 짧은 경우 0을 Padding 해주었다. 단어의 차원(Embedding)은 기존 30,263에서 400 차원으로 축소해 분석을 시행했다. 기존의 데이터를 8:2의 비율로 Train, Test 그룹으로 나누고, Test 그룹에서 모델의 Accuracy를 측정한 결과 0.86의 성능을 보였다.

각 Topic이 고객의 감성 악화 또는 강화에 얼마나 기여하는지 분석하기 위해, 본 연구는 다중회귀분석을 활용했다. LDA를 통해 산출한 각 리뷰의 주제 비중(α)을 독립변수로 활용했고, 종속변수로 리뷰의 감성점수를 활용했다. 연구 결과, 대다수의 주제는 고객감성에 유의미한 상관관계를 지니고 있었고, 몇몇 주제는 다른 주제에 비해 고객 감성을 악화하거나 강화하는데 주요한 작용을 하는 것으로 나타났다. 다중회귀분석에 관한 수식은 아래와 같다.

$$Sentiment\ Score = \beta_0 + \sum_{p=1}^n \beta_p \alpha_p + \varepsilon$$

주제별 감성점수 파악을 위해, 각 주제 비중을 반영한 고객 감성점수를 측정했다. 개별 리뷰의 주제 p 에 대한 주제 비중 α 에 해당 리뷰의 감

성점수를 곱하고, 이를 주제 p 에 대한 모든 리뷰의 주제 비중을 더한 값으로 나눈 뒤, 계산한 n 개의 값을 모두 더한다. 위의 계산에 대한 수식은 아래와 같다.

$$\text{Weighted Sentiment Score of Topic } p = \sum_{j=1}^n \left(\frac{\alpha_{jp} \times \text{Sentiment Score}_j}{\sum_{k=1}^n \alpha_{kp}} \right)$$

위의 방식으로 각 주제 비중을 반영한 감성점수를 산출함으로써, 개별 기업의 주요 주제에 관한 감성점수를 도식할 수 있다.

제 4 장 연구 결과

제 1절 증권사 분석 결과

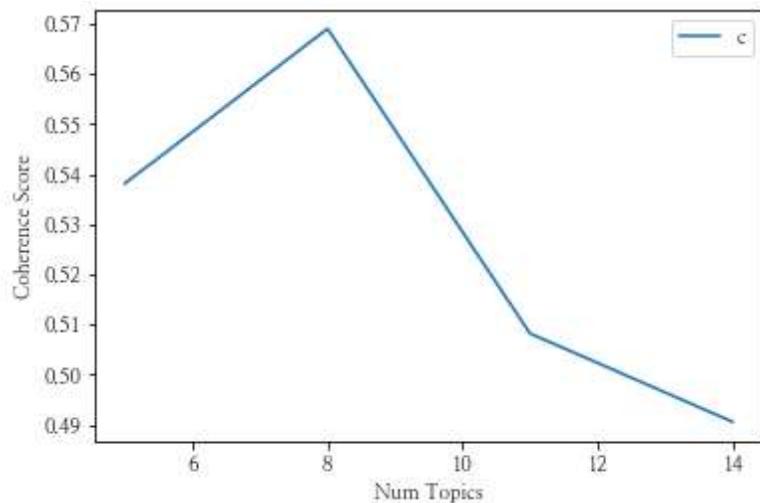
증권사 MTS 플랫폼 리뷰에, LDA와 LSTM 알고리즘으로 도출한 주제비중과 감성점수에 관한 기술통계표는 <표1-1>과 같다. 증권사 리뷰의 경우, 리뷰의 별점이 1점과 5점에 몰려 있는 양상이 나타난다. 이에, 측정한 감성점수 또한 비슷한 양상이 나타났으며(대다수 리뷰의 감성점수가 0.5보다는 0과 1에 가까운 값을 지닌다.), 감성점수의 표준편차가 다른 변수의 표준편차에 비해 높게 나타났다.

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5	Topic 6	Topic 7	Topic 8	s_score
count	41338	41338	41338	41338	41338	41338	41338	41338	40715
mean	0.125118	0.124827	0.124955	0.125074	0.124963	0.125347	0.124985	0.124731	0.349322
std	0.018257	0.014474	0.016272	0.019952	0.017734	0.021758	0.022663	0.015312	0.425765
min	0.056306	0.067869	0.06068	0.065578	0.064203	0.066724	0.062364	0.064433	0.000447
max	0.389918	0.283991	0.283088	0.415588	0.387963	0.421775	0.40812	0.320195	0.999406

<표1-1> 증권사 MTS 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

국내 10여개의 증권사 MTS(Mobile Trading System) 플랫폼에 대한 온라인 리뷰에 토픽 모델링을 적용해 분석한 결과, 8개의 주제가 최적의 개수로 나타났고, 이에 대한 그래프는 <그림1-1>과 같다. 분석을 위해 주제 개수를 5부터 14까지 3등간으로 나누어, 주제 일관성을 각각 계산했고, 8개의 주제에서 가장 높은 주제 일관성(0.57)이 나타났다.

8개의 주제에서 도출해낸 각 주제는 “관심종목·주가 차트”, “MTS 앱 UX(User Experience)”, “고객센터 이용”, “앱 접속장애”, “MTS UI(User Interface)”, “계좌 개설·인증서 등록”, “업데이트 이후 UX”, “주식 매매”로 분류되었다. 주제 분류 및 키워드 추출 표는 <표1-2>와 같다.



<그림1-1> Coherence Score vs. Number of Topics

Topic Number	Topic Title	Representative Top 10 Keywords				
1	관심종목 · 주가 차트	종목	기능	차트	설정	관심
		부탁	추가	수정	조회	자동
2	MTS UX	앱	증권사	진짜	로딩	쓰레기
		최악	관리	처음	돈	하루
3	고객센터 이용	증권	굿	고객	개선	전화
		투자	이용	검색	앱	센터
4	앱 접속장애	접속	오류	렉	수수료	오늘
		짜증	손해	돈	먹통	발생
5	MTS UI	사용	불편	화면	편리	정보
		해외	메뉴	사용자	필요	전체
6	계좌 개설 · 인증서 등록	계좌	로그인	인증	번호	인증서
		등록	비밀	개설	입력	인식
7	업데이트 이후 UX	업데이트	실행	종료	설치	폰
		삭제	해결	이후	위젯	프로그램
8	주식 매매	주식	거래	확인	매수	매도
		가능	주문	매매	잔고	창

<표1-2> 모바일 뱅킹 플랫폼 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

LDA를 통해 도출한 MTS의 주제는 금융플랫폼 채택 요인과 MTS 플랫폼 기능에 관한 주제로 구성되어 있음을 알 수 있다. 금융플랫폼 채택 요인(Ding, Verma & Iqbal, 2007)에 관한 선행연구에 비춰 각 주제를 이해해보면, 대표 키워드로 “돈”, “먹통”, “손해” 등을 지닌 “앱 접속장애” 주제는 원가절감(cost saving) 요인에 있어 MTS 플랫폼의 서비스 실패를 의미한다. 또한, “앱”, “최악”, “쓰레기”, “로딩” 등의 대표 키워드

를 지닌 “MTS UX” 주제는 시간절약(time saving) 요인에 있어서의 플랫폼 서비스의 실패를 나타낸다. 반면에, “불편” 키워드를 지니고 있기는 하나, “편리”, “정보”, “필요” 키워드를 지닌 “MTS UI” 주제는 원하는 방향대로 서비스를 사용할 수 있는 통제감(Behavioral Control) 요인에 있어, 서비스의 성공을 의미한다.

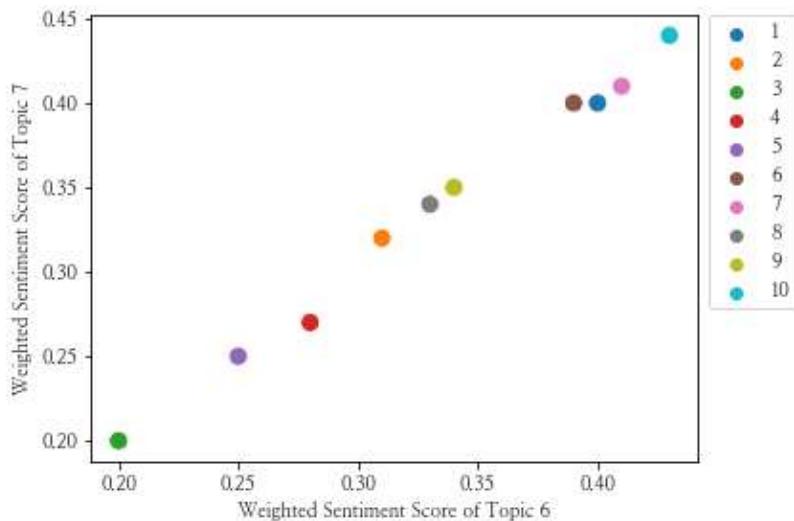
8가지의 주제에서 어떤 주제가 고객감성을 악화하거나 강화하는지 분석하기 위해 다중선행회귀분석을 실행했다. 다중선행회귀분석 결과, 주제의 비중만을 독립변수로 활용한 모델은 고객감성 추론에 유의미한 결과를 도출했다($F=669.7, p<0.001$). 모델 내에서 각 독립변수와 종속변수의 상관관계를 해석하면, “관심종목·주가 차트” 주제($b_1=0.08, p>0.05$)와, “주식 매매” 주제($b_8=-0.18, p>0.05$)를 제외한 모든 주제는 고객의 감성에 유의미한 상관관계($b_2=-2.34, p<0.001, b_3=3.32, p<0.001, b_4=-2.35, p<0.001, b_5=5.12, p<0.001, b_6=-1.16, p<0.001, b_7=-2.12, p<0.001$)를 지녔다. 분석 결과는 <표1-3>과 같다.

DV = Sentiment Score				
Variables	Coef.	std err	t	P > t
Intercept	0.311	0.002	172.642	0.000
Topic 1	0.0759	0.084	0.902	0.367
Topic 2	-2.3881	0.116	-20.664	0.000
Topic 3	3.3201	0.111	29.968	0.000
Topic 4	-2.3538	0.106	-22.171	0.000
Topic 5	5.119	0.109	46.78	0.000
Topic 6	-1.1612	0.079	-14.778	0.000
Topic 7	-2.1167	0.098	-21.633	0.000
Topic 8	-0.1843	0.098	-1.877	0.061
$R^2 = 0.103, F = 669.7, p < 0.001$				

<표1-3> 주제 비중과 고객감성 다중선행회귀분석 결과

개별 증권사의 주제별 고객 감성을 반영한 감성 지도를 도식하기 위해, 각 기업의 주요 주제 비중을 반영한 고객 감성점수를 측정한 뒤, 이를 도식에 활용했다. 개별 기업에 LDA를 적용해, 리뷰의 주제를 도출했을

때에 공통적으로 “계좌 개설·인증서 등록”과 “업데이트 이후 UX” 주제가 도출되었다. 해당 주제를 주요 분석 차원(dimension)으로 선정하고, 각 차원에서 나타나는 개별 기업의 감성 점수를 동일한 방법론으로 측정하였고, 그 결과는 <그림1-2>와 같다. <그림1-2>에 쓰인 개별 증권사는 “키움증권”, “삼성증권”, “미래에셋증권”, “NH투자증권”, “대신증권”, “KB증권”, “한국투자증권”, “메리츠증권”, “신한금융투자”, “교보증권”으로 모두 국내 주요 증권사이다. 분석 결과, 각 차원에서의 고객감성 점수는 비교적 고른 분포를 보였으며, 실무자는 이러한 도표를 바탕으로 자사의 서비스 역량을 점검할 수 있다.



<그림1-2> 계좌개설, 업데이트 이후 UX에 관한 기업별 감성점수

제 2절 은행 분석 결과

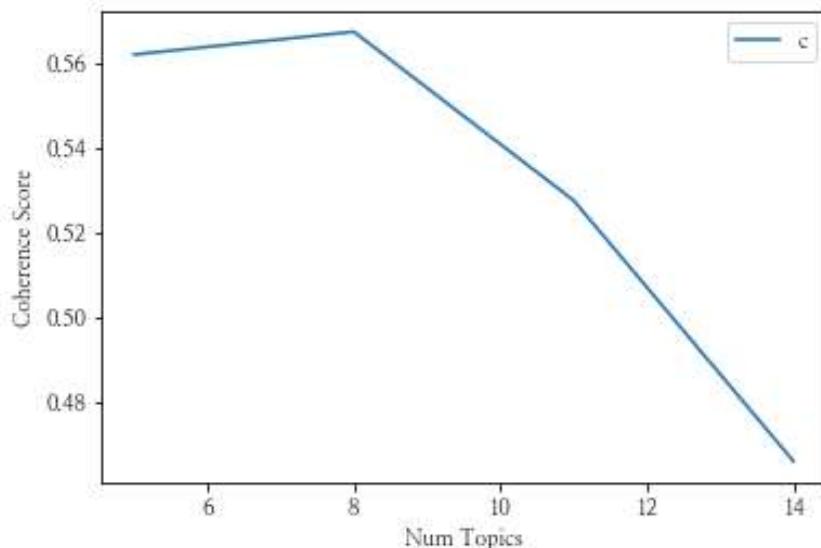
은행의 모바일 뱅킹 플랫폼 리뷰에, LDA와 LSTM으로 도출한 각 주제비중과 감성점수에 관한 기술통계표는 <표2-1>과 같다. 모바일 뱅킹 리뷰의 경우, 증권사 MTS 플랫폼 리뷰와 유사하게, 리뷰의 별점이 1점과 5점에 몰려 있는 양상이 나타난다. 이에, 측정한 감성점수 또한 비슷한 양상이 나타났으며(대다수 리뷰의 감성점수가 0.5보다는 0과 1에 가

까운 값을 지녔다.), 감성점수의 표준편차가 다른 변수의 표준편차에 비해 높게 나타났다.

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5	Topic 6	Topic 7	Topic 8	s_score
count	32030	32030	32030	32030	32030	32030	32030	32030	31704
mean	0.124578	0.125064	0.125117	0.125177	0.125046	0.125082	0.125325	0.124612	0.589924
std	0.016049	0.019222	0.016771	0.020102	0.016603	0.020129	0.022985	0.016809	0.457771
min	0.063776	0.061881	0.057339	0.057339	0.057339	0.063131	0.064433	0.071558	0.000527
max	0.320588	0.352694	0.269411	0.311815	0.282338	0.415328	0.412651	0.357639	0.99948

<표2-1> 모바일 뱅킹 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

국내 5개의 은행 모바일 뱅킹 플랫폼에 대한 온라인 리뷰를 토퍼 모델링을 적용해 분석한 결과, 8개의 주제가 최적의 주제 개수로 나타났고, 이에 관한 그래프는 <그림2-1>과 같다. 분석을 위해 주제 개수를 5부터 14까지 3등간으로 나누어, 주제 일관성을 각각 계산했고, 8개의 주제에서 가장 높은 주제 일관성(0.57)이 나타났다.



<그림2-1> Coherence Score vs. Number of Topics

8개의 주제에서 도출해낸 각 주제는 “자동이체·송금”, “금융상품”, “App UI”, “업데이트 이후 UX”, “오픈뱅킹”, “계좌 개설”, “인증서 등록·생체인증”, “거래내역 조회”로 분류되었다. 주제 분류 및 키워드 추출 표는 <표2-2>와 같다.

Topic Number	Topic Title	Representative Top 10 Keywords				
1	자동이체·송금	이체	화면	돈	진짜	삭제
		처음	수수료	로딩	송금	짜증
2	금융상품	이용	뱅킹	금융	업무	적금
		관리	조회	모바일	정보	상품
3	Banking App UI	사용	편리	굿	최고	개선
		만족	감사	필요	직관	속도
4	업데이트 이후 UX	오류	업데이트	접속	실행	설치
		해결	부탁	서버	자체	발생
5	오픈뱅킹	앱	은행	주거래	타행	메뉴
		서비스	오픈뱅킹	구성	통합	화면
6	계좌개설	계좌	확인	카드	통장	고객센터
		개설	대출	뱅크	전화	연결
7	인증서 등록·생체인증	인증	로그인	비밀번호	등록	폰
		인증서	지문	인식	입력	신분증
8	거래내역 조회	앱	불편	기능	거래	설정
		리뷰	내역	전체	입출금	사용자

<표2-2> 모바일 뱅킹 플랫폼 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

LDA를 통해 도출한 모바일 뱅킹 앱의 주제는 금융 플랫폼 채택 요인과 뱅킹 플랫폼 기능에 관한 주제로 구성되어 있음을 알 수 있다. 금융 플랫폼 채택 요인에 비춰 각 주제를 살펴보면, 부정적 키워드로 구성된 “업데이트 이후 UX”, “인증서 등록 및 생체인증” 주제는 통제감 (behavioral control) 요인에 있어 서비스 실패를 의미하고, 긍정적 키워드로 구성된 “App UI”는 통제감 요인에 있어 서비스 성공을 의미한다. 또 시간을 절약해준다는 장점을 지닌 “오픈뱅킹” 주제의 경우 시간절약 (time saving) 요인에 있어 서비스 성공을 의미하며, 10가지 주요 키워드에는 포함되지 않았지만, 상당 수의 부정적 단어를 포함했던 “계좌개설 주제” 주제는 고객의 시간절약 니즈를 충족시키지 못한 서비스 실패를 의미한다.

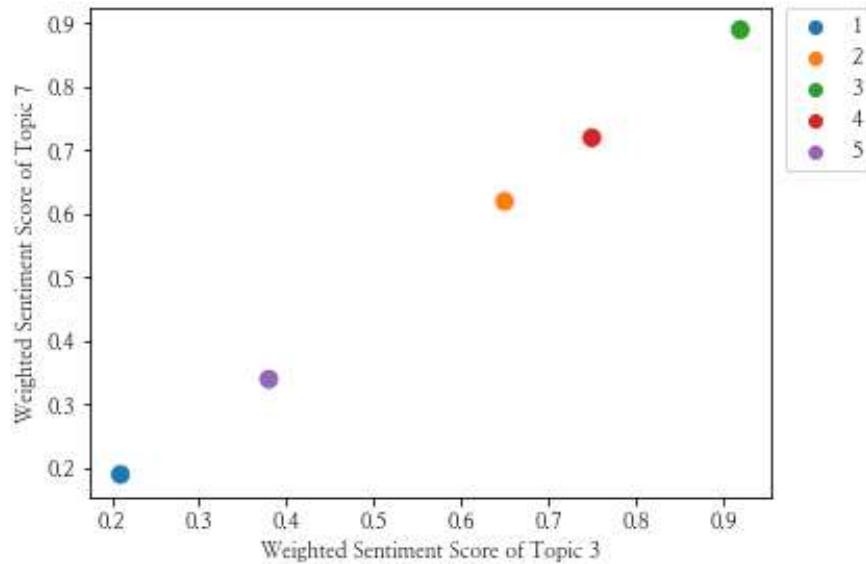
8가지의 주제에서 어떤 주제가 고객감성을 악화하거나 강화하는지 분석하기 위해 다중선형회귀분석을 실행했다. 다중선형회귀분석 결과, 주제의 비중만을 독립변수로 활용한 모델은 고객감성 추론에 유의미한 결과를 도출했다($F=2675, p<0.001$). 모델 내에서 각 독립변수와 종속변수의 상관관계를 해석하면, 모든 주제가 고객의 감성에 유의미한 상관관계 ($b_1=-1.63, p<0.001, b_2=3.31, p<0.001, b_3=9.75, p<0.001, b_4= -$

$5.88, p < 0.001, b_5 = 0.76, p < 0.001, b_6 = -1.91, p < 0.001, b_7 = -2.84, p < 0.001, b_8 = -1.04, p < 0.001$ 를 지녔다. 분석 결과는 <표2-3>과 같다.

DV = Sentiment Score				
Variables	Coef.	std err	t	P > t
Intercept	0.5240	0.002	288.996	0.000
Topic 1	-1.6294	0.112	-14.593	0.000
Topic 2	3.3137	0.097	34.003	0.000
Topic 3	9.7549	0.111	87.772	0.000
Topic 4	-5.8836	0.090	-65.375	0.000
Topic 5	0.7581	0.1014	6.670	0.000
Topic 6	-1.9060	0.089	-21.386	0.000
Topic 7	-2.8440	0.078	-36.358	0.000
Topic 8	-1.0397	0.107	-9.730	0.000
$R^2 = 0.371, F = 2675, p < 0.001$				

<표2-3> 주제 비중과 고객감성 다중선행회귀분석 결과

은행의 주제별 고객감성을 반영한 감성지도를 도식하기 위해, 개별기업의 주요 주제 비중을 반영한 고객의 감성점수를 측정한 뒤, 이를 집계해 도식했다. 개별기업에 LDA를 적용해, 리뷰의 주제를 도출했을 때에 공통적으로 “App UI”와 “인증서 등록·생체인증” 주제가 도출되었다. 해당 주제를 주요 분석 차원(dimension)으로 선정하고, 각 차원에서 나타나는 개별기업의 감성점수를 동일한 방법론으로 측정했고, 그 결과는 <그림2-2>와 같다. <그림2-2>에 쓰인 개별 은행은 “하나은행”, “카카오뱅크”, “국민은행”, “농협”, “신한은행”으로 국내에서 은행업을 운영하는 대표 기업이다. 분석 결과, 각 차원에서의 고객감성 점수는 비교적 고른 분포를 보였으며, 실무자는 이러한 도표를 바탕으로 자사의 서비스 역량을 점검할 수 있다.



<그림2-2> App UI, 인증서 등록·생체인증에 관한 기업별 감성점수

제 3절 카드사 분석 결과

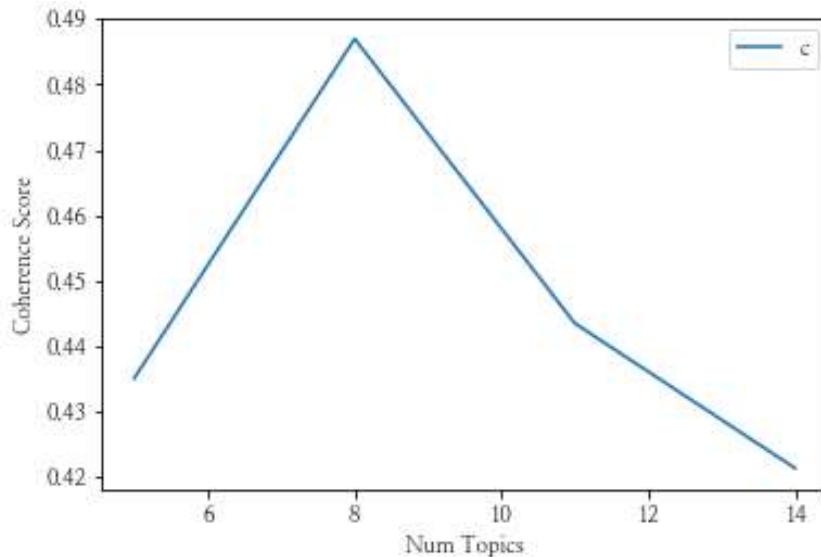
카드사의 디지털페이 플랫폼 리뷰에, LDA와 LSTM으로 도출한 각 주제비중과 감성점수에 관한 기술통계표는 <표3-1>과 같다. 디지털페이 플랫폼 리뷰의 경우, 증권사 및 은행의 금융플랫폼과 유사하게, 리뷰의 별점이 1점과 5점에 몰려 있는 양상이 나타난다. 이에, 측정한 감성점수 또한 비슷한 양상이 나타났으며(대다수 리뷰의 감성점수가 0.5보다는 0과 1에 가까운 값을 지닌다.), 감성점수의 표준편차가 다른 변수의 표준편차에 비해 높게 나타났다.

	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4	Topic 5	Topic 6	Topic 7	Topic 8	s_score
count	51943	51943	51943	51943	51943	51943	51943	51943	51261
mean	0.125043	0.124928	0.124895	0.125046	0.125176	0.124875	0.125253	0.124784	0.685598
std	0.014208	0.014446	0.018832	0.015775	0.017073	0.014555	0.017685	0.015704	0.426581
min	0.064909	0.072674	0.063131	0.063131	0.070225	0.063776	0.0625	0.065104	0.0005
max	0.457241	0.383811	0.426037	0.286776	0.329652	0.337632	0.347701	0.350177	0.999448

<표3-1> 디지털페이 플랫폼 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

국내 5개의 카드사 디지털페이 플랫폼에 대한 온라인 리뷰를 토릭 모

델링을 적용해 분석한 결과, 8개의 주제가 최적의 주제 개수로 나타났고, 이에 관한 그래프는 <그림3-1>과 같다. 분석을 위해 주제 개수를 5부터 14까지 3등간으로 나누어, 주제 일관성을 각각 계산했고, 8개의 주제에서 가장 높은 주제 일관성(0.49)이 나타났다.



<그림3-1> Coherence Score vs. Number of Topics

8개의 주제에서 도출해낸 각 주제는 “긍정적 App UX”, “부정적 App UX”, “회원가입·로그인”, “쿠폰사용·할인”, “업데이트 이후 UX”, “간편결제 사용”, “포인트 적립·이벤트”, “계좌연동”로 분류되었다. 주제 분류 및 키워드 추출 표는 <표3-2>와 같다.

LDA를 통해 도출한 디지털페이 플랫폼의 주제는 금융플랫폼 채택 요인과 플랫폼 기능에 관한 주제로 구성되어 있음을 알 수 있다. 금융 플랫폼 채택요인에 비춰 각 주제를 살펴보면, 긍정적 키워드로 구성된 “쿠폰사용·할인”, “포인트 적립·이벤트” 주제는 비용절감(cost saving) 요인과 연관된 주제이고, “간편결제” 주제는 시간절약(time saving) 요인과 관련된 주제로 분류할 수 있다. 반면에, 부정적 키워드로 구성된 “회원가입·로그인”, “업데이트 이후 UX” 주제는 통제감 요인과 연관된 주제이며, 부정적 키워드를 지녔기에, 두 주제는 통제감 요인에서의 서비스 실패를 의미한다.

Topic Number	Topic Title	Representative Top 10 Keywords				
1	APP UX(긍정)	사용 은행	편리 만족	이용 요즘	앱 감사	굿 최고
2	APP UX(부정)	앱 리뷰	송금 연결	필요 무료	개선 불편	고객센터 전화
3	회원가입 · 로그인	회원가입 로그인	폰 지문	인증 입력	비밀번호 인식	정보 짜증
4	쿠폰 사용 · 할인	할인 쇼핑	쿠폰 추천	충전 돈	진짜 ㅎㅎ	ㅋㅋ 친구
5	업데이트 이후 UX	업데이트 화면	오류 삭제	설치 접속	앱 부탁	실행 해결
6	간편결제 사용	간편결제 추가	기능 페이	처음 보안	서비스 온라인	오프라인 모바일
7	포인트 적립 · 이벤트	포인트 다양	이벤트 퀴즈	적립 관리	혜택 연동	유용 오늘
8	계좌연동	카드 가능	등록 조회	확인 티머니	불편 내역	계좌 금액

<표3-2> 디지털페이 플랫폼 리뷰 주제 분류 및 키워드 추출

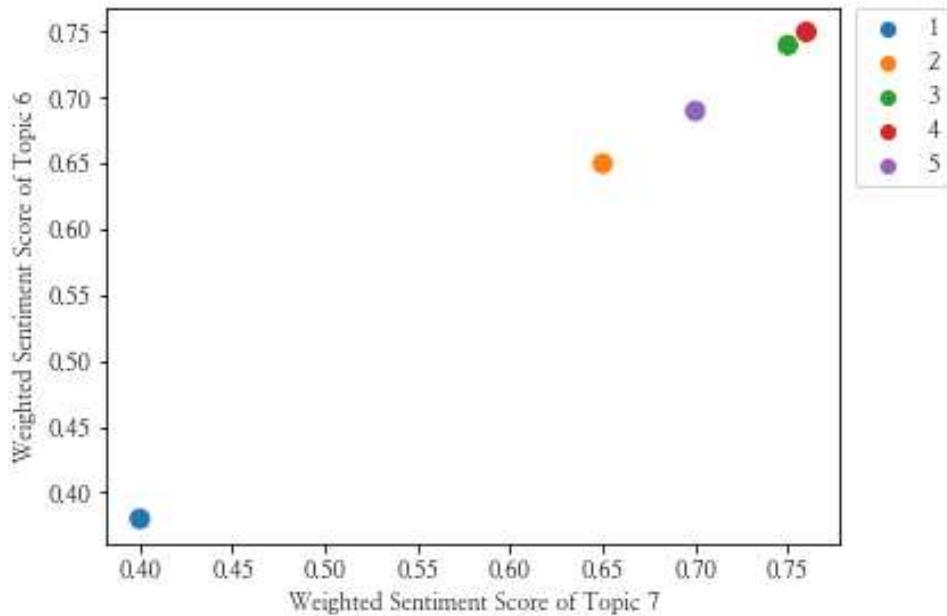
8가지의 주제에서 어떤 주제가 고객감성을 악화하거나 강화하는지 분석하기 위해 다중선행회귀분석을 실행했다. 다중선행회귀분석 결과, 주제의 비중만을 독립변수로 활용한 모델은 고객감성 추론에 유의미한 결과를 도출했다($F=3375, p<0.001$). 모델 내에서 각 독립변수와 종속변수의 상관관계를 해석하면, 모든 주제가 고객의 감성에 유의미한 상관관계($b_1=5.22, p<0.001, b_2=-1.71, p<0.001, b_3=-4.41, p<0.001, b_4=3.85, p<0.001, b_5=-6.25, p<0.001, b_6=1.18, p<0.001, b_7=4.60, p<0.001, b_8=-1.88, p<0.001$)를 지닌 것으로 나타났다. 분석 결과는 <표3-3>과 같다.

카드사의 주제별 고객 감성을 반영한 감성지도를 도식하기 위해, 개별 기업의 주요 주제 비중을 반영한 고객의 감성점수를 측정한 뒤, 이를 집계해서 도식했다. 개별 기업에 LDA를 적용해, 리뷰의 주제를 도출했을 때, 공통적으로 “포인트 적립·이벤트”와 “간편결제” 주제가 도출되었다. 해당 주제를 주요 분석 차원(dimension)으로 선정하고, 각 차원에서 나타나는 개별 기업의 감성 점수를 동일한 방법론으로 측정하였고, 결과는 <그림3-2>와 같다. <그림3-2>에 쓰인 개별 카드사는 “현대카드”, “카카오페이지”, “kb페이”, “payco”, “신한카드”로 국내 주요 카드사 및 디지

DV = Sentiment Score				
Variables	Coef.	std err	t	P > t
Intercept	0.6083	0.001	438.871	0.000
Topic 1	5.2198	0.097	53.921	0.000
Topic 2	-1.7117	0.095	-17.963	0.000
Topic 3	-4.4066	0.073	-60.430	0.000
Topic 4	3.8521	0.088	43.606	0.000
Topic 5	-6.2545	0.082	-76.535	0.000
Topic 6	1.1843	0.094	12.566	0.000
Topic 7	4.6000	0.079	58.045	0.000
Topic 8	-1.8751	0.087	-21.634	0.000
$R^2 = 0.316, F = 3375, p < 0.001$				

<표3-3> 주제 비중과 고객감성 다중선형회귀분석 결과

털 결제 플랫폼 기업이다. 분석 결과, 각 차원에서의 고객감성 점수는 비교적 고른 분포를 보였으며, 실무자는 아래의 도표를 바탕으로 자사의 서비스 역량을 점검할 수 있다.



<그림3-2> 포인트 적립·이벤트, 간편결제에 관한 기업별 감성점수

제 5 장 결론

제 1절 연구결과 요약 및 시사점

Ding et al. (2007)은 비용절감, 시간절감, 통제감이 고객으로 하여금 대면 금융서비스 대신, 비대면 금융서비스를 채택하도록 만드는 요인임을 밝혔다. 본 연구는 이와 같은 요인이 고객의 금융 플랫폼 서비스 경험에 있어서도 주요한 요인으로 나타나는지를 토픽 모델링을 통해 규명하고자 했고, 어떤 요인이 고객의 긍정 또는 부정적 서비스 경험에 유의미한 영향을 미치는지를 분석했다. 실제 리뷰 데이터에 LDA를 적용해 주제를 유형별로 분류한 결과, 3가지 요인은 증권, 은행, 카드사 산업군에서 각각 다른 형태의 주제로 나타났다.

증권사의 경우, 원가절감 요인에 있어 “앱 접속장애”라는 주제가 나타났다. 키워드를 통해 살펴보면, 증권사 고객은 MTS 활용에 있어 앱 접속장애로 주식거래를 하지 못하게 되었을 때, 이를 금전적 손해로서 인식했다. 시간절약 요인에 있어서는 “MTS UX” 주제가 나타났다. 대표 키워드로 “로딩”, “최악” 등이 나타난 “MTS UX” 주제는 시간절감에 관한 고객의 니즈를 국내 MTS 플랫폼이 충족하지 못하고 있음을 의미했다. 마지막으로 통제감 요인에 관한 주제로는 “편리”, “정보”, “필요” 키워드를 지닌 “MTS UI” 주제가 나타났다.

8개의 주제 분포를 독립변수로 활용해 고객감성에 관한 회귀분석을 시행해본 결과, “관심종목·주가 차트” 주제와, “주식 매매” 주제를 제외한 모든 주제는 고객의 감성에 유의미한 상관관계를 지닌 것으로 나타났다. 특히, 비용절감 요인과 관련된 “앱 접속장애” 주제는 고객의 감성을 다른 주제에 비해 악화시키는 것으로 나타났으며, 기능적 번거로움으로 인해 고객의 시간절약 니즈를 충족시키는데 실패한 “계좌개설”, 앱의 비정상 동작으로 고객의 통제감 니즈를 충족하는데 실패한 “업데이트 이후 UX” 역시 고객의 감성을 악화시키는 것으로 나타났다. 반면에, 고객이

원하는 방향대로 구성되어 통제감 니즈를 충족한 “MTS UI” 주제의 경우, 고객의 감성을 긍정적으로 강화했다.

은행의 경우, 시간절약과 통제감 요인과 관련된 주제들이 등장했다. 시간절약 요인과 관련된 주제는 “오픈뱅킹”, “계좌개설” 주제가 나타났고, 통제감 요인과 연관된 주제는 “업데이트 이후 UX”, “인증서 등록 및 생체인증” 주제가 나타났다. 8개의 주제 분포를 독립변수로 활용해 고객감성에 관한 회귀분석을 적용한 결과, 모든 주제는 고객의 감성에 유의미한 상관관계를 지닌 것으로 나타났다. 통제감 니즈를 충족하지 못한 사례에 해당하는 “업데이트 이후 UX” 주제와 “인증서 등록 및 생체인증” 주제는 고객의 감성을 악화하는 것으로 나타났다. 또한, 시간절약 니즈를 충족하지 못한 사례에 해당하는 “계좌개설” 주제 역시 고객의 감성을 악화했다. 반면에, 타행과 가입 은행 계좌 내역을 한눈에 확인할 수 있게 해준 “오픈뱅킹” 서비스는 고객의 시간절약 니즈를 충족함으로써 고객의 감성을 긍정적으로 강화했고, 통제감 니즈를 충족한 “Banking App UI” 주제 역시 고객의 감성을 긍정적으로 강화했다.

마지막으로 카드사의 경우, 비용절감 요인과 관련된 “쿠폰사용·할인”, “포인트 적립·이벤트” 주제가 나타났고, 시간절약 요인과 관련된 “간편결제” 주제, 통제감 요인과 관련된 “회원가입·로그인”, “업데이트 이후 UX” 주제가 나타났다. 8개의 주제 분포를 독립변수로 활용해 고객감성에 관한 회귀분석을 시행한 결과, 모든 주제가 고객의 감성에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히, 비용절감 요인과 관련된 “쿠폰사용·할인”, “포인트 적립·이벤트” 주제는 고객의 감성을 긍정적으로 강화하는데 기여했고, 시간절약 니즈를 충족한 “간편결제” 주제 역시 고객의 감성을 긍정적으로 강화했다. 반면에, 통제감 니즈를 충족하는데 실패한 “회원가입·로그인”, “업데이트 이후 UX” 주제는 고객의 감성을 악화하는 것으로 나타났다.

본 연구는 실무자가 VOC를 파악하는데 있어 유의미하게 활용될 수 있다. 리뷰의 수가 너무 많거나 빠르게 증가하는 경우, 실무자가 모든 리뷰를 하나하나 분석하는 것은 불가능하다. 이러한 상황에서 적용이 가

능한 본 연구의 자동화된 방법론은 실무자가 큰 노력을 들이지 않고 VOC를 분석해낼 수 있으며, 데이터의 크기가 커질수록 보다 유의미한 결과를 얻어낼 수 있다. 실무자는 분석 결과를 토대로, 산업 내 고객의 서비스 만족에 있어 주요한 요인이 무엇인지를 규명할 수 있고, 감성지도를 활용해 자사의 서비스 역량을 파악할 수 있다.

제 2절 연구의 한계 및 향후 연구과제

본 연구는 몇 가지 방법론적 한계를 지닌다. 먼저, 토픽모델을 위해 사용했던 LDA는 모든 단어의 가중치를 똑같이 설정하고 분석을 시행한다. 따라서, 출현 빈도가 높은 단어를 위주로 주제가 도출되는 경향이 나타나게 되는데, 이는 주제의 고유한 의미를 얻는 것을 방해한다. 가령, 어떤 주제에 있어 의미론적으로 중요한 단어임에도 불구하고, “앱”과 같은 고빈도 단어로 인해, 특정 주제에 속하지 못하는 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제 해결을 위해, IDF(Inverse Document Frequency)를 적용한 토픽 모델링을 분석에 적용하거나, LDA에서 파생된 다양한 진화 모델(Hierarchical-LDA, DMR, s-LDA)을 향후 연구에서 활용해 볼 필요가 있다.

또한 LDA는 길이가 짧은 리뷰를 분류하는데 있어 치명적인 결함을 지녔다. 가령, “좋아요”, “최고” 등의 굉장히 짧은 별점 5점의 리뷰의 경우 주제를 분류하는 것이 애매모호하다. LDA 알고리즘은 이러한 리뷰를 모든 주제에서 동일한 수치를 지니는 것으로 분류하는데, 이는 이어지는 회귀분석에서 문제를 초래하게 된다. 예를 들어, 고객의 감성을 악화하는 것으로 나타나는 “업데이트 이후 UX”的 경우, 위의 문제로 음의 상관관계가 완화되는 문제가 발생하게 된다. 또한, 감성지도를 도출할 때에도, 각 주제에 관한 고객의 감성 편차가 크게 나타나지 않는 문제가 발생하게 된다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 향후 연구에서는 일정 길이 이상의 리뷰만을 데이터로 활용하거나, 위의 문제를 해결할 수 있는

새로운 방법론을 고안할 필요가 있다.

본 연구에서는 계산의 효율성을 위해, 일치도 점수 계산에서 5부터 14까지 3등간으로 최적의 주제 개수를 계산했다. 증권, 은행, 카드사 모두 8개의 주제에서 가장 높은 일치도 점수가 나타났는데, 향후 연구에서는 등간을 보다 좁혀 주제 개수를 계산한 뒤, 최적의 주제 개수를 보다 정밀하게 도출해낼 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구는 최대한 자동화된 방법론을 적용하고자, 감성측정 단계에서 별점 3점을 기준으로 리뷰를 긍·부정으로 분류하는 임의적 접근 방식을 채택했다. 따라서, 산출한 감성점수가 극성(polarized)을 띠지 않을수록, 해석이 모호한 문제가 발생한다. 이러한 한계는 사전(Dictionary)과 학습모델을 복합적으로 활용하는 방식을 통해 극복할 수 있다. Homburg et al. (2015)은 발생빈도가 높은 단어를 추출하여 seedlist를 만든 후, 호불호 리뷰수가 동일하게 설정된 다양한 데이터셋을 활용하여 리뷰의 긍·부정 판별 모델을 학습시켰다. 향후 연구에서는 사전을 학습모델에 활용하는 복합적인 감성측정 방식을 채택해, 보다 정교한 리뷰의 감성 측정을 시도할 수 있을 것이다.

참고문헌

- Appel, Orestes, Francisco Chiclana, and Jenny Carter. "Main concepts, state of the art and future research questions in sentiment analysis." *Acta Polytechnica Hungarica* 12.3 (2015): 87–108.
- Blei, David M., Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. "Latent dirichlet allocation." *the Journal of machine Learning research* 3 (2003): 993–1022.
- Berger, Jonah, and Katherine L. Milkman. "What makes online content viral?." *Journal of marketing research* 49.2 (2012): 192–205.
- Ding, Xin, Rohit Verma, and Zafar Iqbal. "Self-service technology and online financial service choice." *International Journal of Service Industry Management* (2007).
- Guo, Yue, Stuart J. Barnes, and Qiong Jia. "Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation." *Tourism Management* 59 (2017): 467–483.
- Han, Hyun Jeong, et al. "What guests really think of your hotel: Text analytics of online customer reviews." (2016).
- Homburg, Christian, Laura Ehm, and Martin Artz. "Measuring and managing consumer sentiment in an online community environment." *Journal of Marketing Research* 52.5 (2015): 629–641.
- Jahangir, Nadim, and Noorjahan Begum. "The role of perceived usefulness, perceived ease of use, security and privacy, and customer attitude to engender customer adaptation in the context of electronic banking." *African journal of business management* 2.2 (2008): 032–040.
- Kim, Yuyoung, and Min Song. "A study on analyzing sentiments on movie reviews by multi-level sentiment classifier." *Journal of intelligence and information systems* 22.3 (2016): 71–89.
- Kronrod, Ann, and Shai Danziger. "“Wii will rock you!” The use and effect of figurative language in consumer reviews of hedonic and utilitarian consumption." *Journal of Consumer Research* 40.4 (2013): 726–739.
- Lawani, Abdelaziz, et al. "Reviews and price on online platforms: Evidence from sentiment analysis of Airbnb reviews in Boston." *Regional Science and Urban Economics* 75 (2019):

22–34.

- Ludwig, Stephan, et al. "More than words: The influence of affective content and linguistic style matches in online reviews on conversion rates." *Journal of Marketing* 77.1 (2013): 87–103.
- Pang, Bo, and Lillian Lee. "Seeing stars: Exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales." arXiv preprint cs/0506075 (2005).
- (2008), "Opinion Mining and Sentiment Analysis", Foundations and Trends in Information Retrieval, vol. 2, pp. 1–135, 2008.
- Phillips, Paul, et al. "Understanding the impact of online reviews on hotel performance: an empirical analysis." *Journal of Travel Research* 56.2 (2017): 235–249.
- Röder, Michael, Andreas Both, and Alexander Hinneburg. "Exploring the space of topic coherence measures." Proceedings of the eighth ACM international conference on Web search and data mining. 2015.
- Tirunillai, et al. "Does Chatter Really Matter? Dynamics of User-Generated Content and Stock Performance." *Marketing Science*, vol. 2, no. 31, 2012, pp. 198–215.
- Tirunillai, Seshadri, and Gerard J. Tellis. "Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation." *Journal of Marketing Research* 51.4 (2014): 463–479.
- Villarroel Ordeñes, Francisco, et al. "Unveiling what is written in the stars: Analyzing explicit, implicit, and discourse patterns of sentiment in social media." *Journal of Consumer Research* 43.6 (2017): 875–894.
- Wang, Wenxin, Yi Feng, and Wenqiang Dai. "Topic analysis of online reviews for two competitive products using latent Dirichlet allocation." *Electronic Commerce Research and Applications* 29 (2018): 142–156.
- 곽민정, 최지유, and 박소현. "호텔 서비스 속성별 고객만족도 분석을 위한 온라인 리뷰 감성분석." *관광경영연구* 23.4 (2019): 1–25.
- 박영숙, and 정규엽. "DMR (Dirichlet Multinomial Regression) 토픽모델링을 이용한 온라인 리뷰 빅데이터 기반 고객감성 분석에 관한 연구: 국내 5 성급 호텔의 외국인 이용객 리뷰를 중심으로." *호텔경영학연구* 30.2 (2021): 1–20.
- 박효연, and 김경재. "CNN-LSTM 조합모델을 이용한 영화리뷰 감성분석." *지능정보연구* 25.4 (2019): 141–154.
- 심영석, and 김홍범. "온라인 리뷰 빅데이터 기반의 Word2Vec 기법을 활용한 관광지 개성과 여행객 평점 간 구조적 관계 분석." *관광*

- 학연구 42.8 (2018): 165–189.
- 심준식, and 김형중. "LDA 토픽 모델링을 활용한 판례 검색 및 분류 방법." 전자공학회논문지 54.9 (2017): 67–75.
- 이종호, et al. "LDA 알고리즘을 활용한 태양광 에너지 기술 특허 및 논문 동향 연구." 디지털융복합연구 15.9 (2017): 231–239.
- 임영희, and 김홍범. "호텔 온라인 리뷰 빅데이터를 활용한 감성분석에 관한 연구." 호텔경영학연구 28.7 (2019): 105–123.
- 홍정림, 유미림, and 최보름. "토픽 모델링을 활용한 모바일 증강현실 앱 사용자 리뷰 분석." 한국디지털콘텐츠학회 논문지 20.7 (2019): 1417–1427.

Abstract

Recently, it is usual for customers to use financial platform because of the digital transformation in financial industry, and the number of online reviews about the platform is increasing faster than ever. This study analyzes the text formed reviews, trying to categorize the topics of reviews and discover the topics that deteriorate customers' sentiment. For studies, this research selected three major financial industries, which are securities, bank, and credit card, chose 5 to 10 major platforms from each sector, and collected more than 100,000 reviews from 20 financial platforms. With the data, Latent Dirichlet Allocation (LDA) is used to categorize the topics of customer reviews, and Long Short Term Memory (LSTM) is applied to measure the sentiment of those reviews.

The result of studies discovered that the reviews are well explained with 8 topics. The topics of reviews in securities sectors were “Watchlist and chart”, “Access error of an App”, “Accounts opening and a certificate enrollment”, “Customer services”, etc. The topics of reviews in banks were “A certificate enrollment and biometric authentication”, “Automated transfer”, “Open banking”, etc. Finally, the topics of reviews in credit card were “Participation of an event”, “Coupons and discount”, “Digital payment”, etc. This research also found the topics which worsen or reinforce customers' sentiment and visualized the customers' sentiment of each topics by individual platform.

Current research chose text reviews written in Korean language which were excluded from previous research. This is quite meaningful because current research tried to describe Korean financial platform more realistically than previous research. Also, this research categorized voice of customers (VOC) about financial platforms with the large text reviews data and defined the factors that explain customers' satisfaction by applying sentiment analysis.

Keywords: Big data, online review, voice of customers, sentiment analysis, topic modeling, financial market