

고객 리뷰를 통한 모바일 앱 서비스 포지셔닝 분석: 비대면 진료 앱을 중심으로*

김민재
가톨릭대학교 경영학과
(nicky1680@gmail.com)

이홍주
가톨릭대학교 경영학과
(hongjoo@catholic.ac.kr)

본 연구의 목적은 최근 확산되고 있는 국내 비대면 의료 서비스 애플리케이션의 서비스 속성과 소비자 반응을 정확히 평가하고 각 서비스간 차별성을 시각화하기 위한 방안을 모색하는 것이다. 이를 위해 국내에서 서비스 중인 주요 6개 비대면 진료 애플리케이션의 구글 플레이스토어 사용자 리뷰 데이터 총 2만 건을 수집하였다. 수집된 데이터에 대해 문장 단위로 분리한 후, BERTopic 모델링 기법을 적용하여 각 문장이 속한 서비스 속성에 대한 토픽을 도출하였다. 다음으로 미세조정된 KoBERT 모델을 통해 각 문장의 토픽에 대한 감성 점수를 예측하였다.

분석 결과, 사용자 리뷰로부터 애플리케이션 속성과 진료 속성 두 가지 범주 아래에서 각각 5개와 3개의 서비스 특성 토픽이 발견되었다. 애플리케이션 속성으로는 ‘예약 시스템’, ‘사용 용이성’, ‘재고 확인’, ‘디자인’, ‘안정성’ 등이, 진료 속성으로는 ‘원격 의료적 속성’, ‘편의성’, ‘배송’ 등이 도출되었다. 각 애플리케이션은 이러한 속성들에 대해 다른 수준의 감성 점수를 보였다. 주성분분석을 통해 속성별 감성 점수를 축약하여 2차원 공간 상의 포지셔닝 맵을 생성하였다.

결과적으로 본 연구는 비대면 진료 애플리케이션 사용자 리뷰 텍스트를 바탕으로 실증적 통계 방법과 텍스트 마이닝 기술을 접목하여 서비스 속성 도출, 감성 분석, 제품 포지셔닝이라는 일련의 체계를 제시하고 있다. 이는 비대면 진료 애플리케이션의 서비스 품질과 소비자 반응을 객관적으로 진단할 수 있는 효과적인 방안이 될 것으로 기대된다.

주제어 : 포지셔닝 맵, 감성분석, 텍스트 마이닝, 고객 리뷰, 비대면 진료

논문접수일 : 2023년 8월 22일 논문수정일 : 2023년 11월 17일 게재확정일 : 2023년 11월 28일
원고유형 : Regular Track 교신저자 : 이홍주

1. 서론

정보화 시대의 도래와 디지털 기술의 발달로 개인들이 생성하는 다양한 형태의 텍스트 데이터가 폭발적으로 축적되고 있다(Berger et al., 2020; Chakraborty et al., 2022). 특히 소셜미디어의 확산과 온라인 커뮤니티의 활성화로 소비자들이 제품 및 서비스에 대한 경험과 평가를 자유

롭게 표출할 수 있는 환경이 조성되었다(Ghose et al., 2012). 이들이 남기는 온라인 리뷰나 소셜 미디어 포스트는 기업의 신제품 기획, 브랜드 포지셔닝, 마케팅 전략 수립 등에 있어 중요한 정보원이 되고 있다(Berger et al., 2022; Humphreys & Wang, 2018; Jeong et al., 2019; Roelen-Blasberg et al., 2023).

* 이 논문은 2020년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구이며 (NRF-2020S1A3A2A 02093277), 2022년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원을 받았음.

기존 연구들은 제품 관련 고객 리뷰나 소셜미디어 데이터를 바탕으로 텍스트마이닝 및 감성분석 기법을 적용하여 제품속성에 대한 소비자 인식과 태도(김유영, 송민, 2016; 박현정, 신경식, 2020; 크루즈, 이흥주, 2014; Lee & Bradlow, 2011)를 분석하였다. 또한 제품간 서비스 품질 및 브랜드 이미지의 차이를 파악하기 위해 포지셔닝 맵(이정현 등, 2020; Netzer et al., 2012)을 도출하는 방안도 모색되어 왔으며, 또한 마케팅 캠페인이나 정부 정책(Choi et al., 2022)에 대한 감성분석을 실시하는 많은 연구들이 수행되었다.

최근 COVID-19 팬데믹으로 비대면 산업이 급속도로 확대되면서, 의료서비스 영역에서도 온라인 진료 서비스가 새로이 등장하였다(김진길, 류정원, 2020; Fowkes et al., 2020). 팬데믹 시기에 비대면 진료가 한시적으로 허용되었으며¹⁾, 2), 엔데믹 시기로 전환 후에도 비대면 진료를 지속하기 위한 다양한 논의가 현재 이루어지고 있다³⁾. 비대면 진료의 허용과 함께 기존의 병원 정보 제공을 위한 앱들이 비대면 진료 서비스를 추가하거나 비대면 진료 및 약 배달 플랫폼 앱 서비스가 출시되어 팬데믹 기간에 유용하게 활용되었으며 사용자들이 비대면 진료를 경험할 수 있게 하였다(최호진, 2023). 비대면 진료의 허용과 함께 비대면 진료에 대한 다양한 속성과 파급효과에 대한 연구들이 수행되어왔다.

비대면 진료가 허용되었지만 팬데믹으로 인한 한시적 허용이었기에, 의료계에서는 어떻게 비

대면 진료를 수행하여야 하는지에 대한 다양한 비대면 진료 정책(김종엽, 이관익, 2020; 김진숙, 임선미, 2022; 문석균, 2023) 제안이 이루어졌으며, 비대면 진료 환경을 둘러싼 다양한 법적 영역에 대한 법적 고찰(권오탁, 2022; 김형선, 2020; 백경희, 2021) 또한 이루어 졌다. 비대면 진료가 3년여 동안 허용되었기에 실제로 비대면 진료를 경험한 사용자들의 건강에 미치는 효과(조민호 등, 2022)와 비대면 진료 수용에 영향을 미치는 요인에 대한 연구들(전하제 등, 2022; 진석, 2020; Kim et al., 2022) 도 진행되었다. 만성 질환자를 중심으로 연구가 수행되었지만, 대면 진료와 비대면 진료가 환자들의 건강에 미치는 영향이 유사함이 확인되었으며(조민호 등, 2022), 비대면 진료의 접근성과 같은 편리성, 효과성, 비용절감이 수용에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

비대면 진료에 대한 사용자들의 사용 경험에 대한 분석연구는 아직 많이 수행되지 않았다. 비대면 진료 경험자들이 많아지면서 소셜 미디어에 비대면 진료와 관련한 경험을 기술하는 것이 증대하였고, 비대면 진료 플랫폼들이 대부분 스마트폰 앱으로 서비스 되기 때문에 앱 리뷰에 비대면 진료 경험을 많이 기술하고 있다. 따라서, 비대면 진료에 대한 사용자들의 경험을 분석하여 사용자들이 주요하게 생각하는 속성과 해당 속성에 대한 사용자들의 만족 정도나 긍정정도를 측정하는 것이 가능하다.

- 1) 전화상담 또는 처방 및 대리처방 한시적 허용방안 (보건복지부 공고 제2020-177호, 2020년 3월 2일)
http://www.mohw.go.kr/react/al/sal0101vw.jsp?PAR_MENU_ID=04&MENU_ID=040101&page=1&CONT_SEQ=353269
- 2) 한시적 비대면 진료 허용방안 (보건복지부 공고 제2020-889호, 2020년 12월 14일)
http://www.mohw.go.kr/react/al/sal0101vw.jsp?PAR_MENU_ID=04&MENU_ID=040101&CONT_SEQ=361697&page=1
- 3) 비대면진료 시범사업 시행에 따른 협조 요청 (보건복지부 공고 제2023-412, 2023년 5월 30일)
<https://www.hira.or.kr/bbsDummy.do?pgmid=HIRAA020002000100&brdScnBltno=4&brdBltNo=10255&pageIndex=1&pageIndex2=1>

본 연구에서는 국내 주요 비대면 진료 앱의 실제 사용자 리뷰 데이터를 수집하고, 텍스트마이닝과 감성분석 기법을 적용하여 사용자들이 중요하게 생각하는 비대면 진료의 속성 파악과 해당 속성에 대한 감성을 파악하는 방안을 제안한다. 사용자들의 리뷰를 바탕으로 사용자들이 중요하게 생각하는 비대면 진료 앱의 속성과 사용자들의 속성에 대한 감성을 정확히 평가하고, 속성에 대한 평가를 바탕으로 서비스 제공자들의 포지셔닝을 명확히 파악하는 방안을 제안한다. 고객 리뷰로부터 제품이나 서비스의 속성을 파악하는 연구들은 SERVQUAL같은 연관 프레임워크에 기반하거나 기존 문헌에 기반하여 속성을 사전에 정의하거나(이정현 등, 2020; Choi et al., 2022; Lee et al., 2021), 토픽 모델링과 같은 분석방안을 활용하여 분포되어 있는 주제를 파악하여 서비스나 제품의 속성으로 활용하여 왔다. 본 연구는 비대면 진료라는 새로운 서비스이기에 고객 리뷰에 분포하는 관심 주제를 파악하여 비대면 진료 앱의 주요 속성으로 삼아 분석하고자 한다. 구체적으로 BERTopic 모델링과 KoBERT 모델을 활용하여 리뷰 텍스트에서 유의미한 토픽과 속성을 발견하고, 이들 속성에 대한 감성 평가 점수를 산출하였다. 이어서 주성분분석(PCA)을 통해 비대면 진료 앱들의 서비스 속성에 기반한 2차원 포지셔닝 맵을 생성하였다.

본 연구는 실제 사용자 리뷰 빅데이터를 기반으로 데이터마이닝과 텍스트 분석 기법을 적용하여, 비대면 진료 앱 서비스의 가치와 차별성을 객관적으로 평가하고 시각화하는 체계를 제시한다는 점에서 의의가 있다. 또한 앱 개발사와 서비스 공급자가 소비자 요구를 이해하고 경쟁력 있는 마케팅 전략을 수립하는데 도움이 될 것으로 기대된다.

2. 관련연구

Berger et al. (2020)은 고객, 기업, 투자자, 사회를 텍스트의 생산자와 수용자로써 분류하였고, 이들 각각의 텍스트 생산자와 수용자에 따른 연구들을 나누어서 분석하였다. 고객이 다른 고객에게 자신의 경험을 전달하는 연구는 크게 채널에 따라 고객 리뷰, 소셜 미디어, 오프라인 구전으로 구분하였다. 기업이 관심을 갖는 소비자의 인식은 크게 자사 제품에 대한 평가와 브랜드 인식, 타사와의 비교로 나누어 볼 수 있다.

먼저 제품에 대한 인식은 고객 리뷰 분석을 통해 제품의 기능이나 속성에 대한 고객 태도, 제품에 대한 감성 분석 및 감성이 제품 평가에 미치는 영향을 파악하여 왔다(Berger et al., 2020; Ghose et al., 2012). 사용자가 생성한 텍스트에서 제품이나 서비스에 대한 주요한 속성을 추출하고, 속성에 대한 감성점수를 측정하거나 사용자의 별점평가와 같은 선호데이터를 활용하여 속성에 대한 감성이 선호에 미치는 영향을 파악하는 연구들이 수행되어왔다(Oh and Yi, 2022). 이를 위해서 연구들은 고객 리뷰나 소셜 미디어 포스트에서 제품 속성을 파악하거나(Choi et al., 2022; Lee and Bradlow, 2011), 텍스트로부터 파악된 속성에 대한 고객의 감성을 측정하는 방안을 제안하였다(박현정, 신경식, 2020; Oh and Yi, 2022; Zhu et al., 2019).

제품에 대한 속성은 분석 대상이 되는 제품의 속성과 고객 리뷰에 빈번하게 등장하는 단어를 중심으로 연구자가 속성을 선택하거나(Oh and Yi, 2022), 기존의 제품 속성에 대한 연구에 기반하거나(이정현 등, 2020; Choi et al., 2022), 브랜드 인식에 활용되는 프레임워크나 서비스 품질 측정 프레임워크를 활용하였다(크루즈, 이홍주,

2014; Lee et al., 2021). 제품의 속성과 출현하는 텍스트에 기반하지 않고 속성을 발굴하기 위한 체계를 제안하는 연구들도 있었다. Lee and Bradlow (2011)은 디지털 카메라에 관한 고객 리뷰를 모아서 K-평균 클러스터링을 텍스트에 적용했다. 이를 통해 공통 속성을 설명하는 텍스트를 하나 또는 여러 클러스터로 구성했다. 제품 속성에 대한 계층을 만들어 연관된 단어들을 파악하였고, 이 정보를 사용하여 제품 간의 관계를 표현하는 시각화 방법을 제시했다.

텍스트 마이닝과 소셜 네트워크 분석을 함께 활용하여 고객 리뷰에서 사용자들이 중요하게 생각하는 속성을 파악하는 연구들도 진행되었다(정폴잎 등, 2019; 김지선, 이형룡, 2022). 동시출현 단어들간의 관계를 소셜 네트워크 분석에 활용되는 네트워크 구조 및 구조적 등위성 분석 등의 다양한 방식으로, 단어 집단을 파악하고 이를 제품의 속성과 연관지어 해석하였다. 소셜 미디어나 고객 리뷰에 포함된 다양한 토픽을 파악하여 토픽의 중요도나 만족도를 측정하거나 토픽 분포의 변화, 토픽에 대한 사용자들의 감성변화를 분석하는 연구들도 수행되었다(Jeong et al., 2019). 토픽의 추출은 LDA같은 토픽 모델링에 활용되는 기법을 주로 사용하였으며(김세형 등, 2023; 이흥주 2018; Lee et al., 2021), Word2vec으로 표현된 단어 네트워크의 클러스터링을 통해 단어 집합을 구성하기도 하였다(강형석, 양장훈, 2019).

속성에 대한 감성은 속성이 포함된 문장에 AFINN, Bing이나 LIWC 같은 감성 사전 기반 방식을 적용하여 측정하거나(Lee et al., 2021; Oh and Yi, 2022), CNN, LSTM 같은 딥러닝 모델(Khalil and El-Beltagy, 2016; Zhu et al., 2019)이 적용되었으며 최근에는 BERT에 기반한 감성 스코어 측정이 활용되고 있다(김세형 등, 2023; 박현정, 신경식, 2020).

텍스트 분석을 통해 시장 구조를 파악하려는 연구들도 진행되어 왔다(김종대, 송인성, 2022; 이정현 등, 2020; Netzer et al., 2012). Netzer et al. (2012)는 자동차 포럼의 게시글에서 자동차 브랜드, 제품 모델, 수식어를 추출하여 자동차 모델의 동시발생 네트워크를 만들었다. 이 네트워크에 다차원 척도(Multidimensional Scaling, MDS)가 적용되어 제품 모델의 시장 구조를 이해할 수 있었다. 이렇게 게시글에서 얻은 시장 구조 정보를 고객 설문으로부터 얻은 관심 제품 집합 데이터와 차량 교체 데이터를 통해 얻은 시장 구조와 비교 분석하였다. 더불어, 제품 모델에 대해 가장 자주 언급되는 단어들을 시각화하여, 사용자들의 제품에 대한 의견을 이해하는 방법도 제안하였다. 김종대, 송인성 (2022)는 한국의 자동차 시장 구조 파악을 위해 자동차와 관련된 신문기사 텍스트를 수집하여, 출현된 단어를 Word2Vec으로 표현하고 자동차 브랜드와 브랜드 속성간의 유사도를 구하여 시장 구조를 파악하였다. 시장 구조 시각화에는 주성분 분석(PCA)이 사용되었으며, t-SNE 알고리즘도 유사한 결과를 보인다고 언급하였다.

이정현 등 (2020)은 기존 연구에 기반하여 스마트 스피커의 일반 속성과 스마트 속성을 파악하였으며, 고객 리뷰에 포함된 단어를 Word2Vec으로 표현하고 각 속성에 속하는 단어를 할당하였다. 하나의 문장에 가장 많이 포함된 속성을 파악하고, 감성을 측정하여 각 제품별로 속성에 대한 평균 감성점수를 파악하였다. 제품별 속성 평균 감성점수를 이용하여 주성분 분석을 통해 2차원의 스마트 스피커 포지셔닝 맵을 도출하였다. Chen et al. (2015)은 스마트폰과 피쳐폰의 고객 리뷰에 토픽 모델링을 적용하여 주요 토픽과 토픽 분포를 분석했으며, TOPSIS 방법을 이용하여 제품 랭킹을 구했다. 이들은 토픽 분포와 제품

랭킹을 고려하여 MDS를 활용한 시장 구조 맵을 제공하였다.

시장구조를 시각화하는 연구는 아니지만 Ghose et al. (2012)은 브랜드 선택과 제품 속성 수요 모델을 기반으로 제품 랭킹을 매겼다. 그들은 입력 변수로서 리뷰 수, 평점, 리뷰의 가독성(리뷰 문자 수, 리뷰에서 발견된 오타 수, 문장 길이 등)을 고객 리뷰에서 추출하여 사용했다.

비대면 진료는 의료서비스이기는 하지만 IT기술과 결합된 새로운 분야이기에 기존 연구나 이론에 기반하여 속성을 파악하기 어렵기에 텍스트로부터 비대면 진료에 대한 속성을 파악하고자한다. 이를 위해 문장 임베딩 기술을 활용한 BERTopic을 활용하여 토픽모델링을 수행하고, 문장이 속한 토픽 파악과 BERT기반 감성 측정을 수행하여 토픽별 감성점수를 구하였다. 비대면 진료 업체별로 토픽별 평균 감성점수를 구한 후에 이를 기반으로 PCA분석을 수행하여 포지셔닝 맵을 구성하였다.

3. 데이터

3.1. 데이터 수집 및 전처리

국내 안드로이드 기반 앱스토어인 구글플레이(Google Play)에서 비대면 진료 서비스를 제공하는 ‘굿닥’, ‘나만의 닥터’, ‘닥터나우’, ‘톡닥’, ‘메디광광’, ‘올라케어’ 총 6개 업체의 사용자 리뷰 데이터를 수집하였다. 구글 플레이에 앱 다운로드 수가 정확하게 표시되지 않기에, 수집당시 총 리뷰

수를 기준으로 최소 1,000개이상의 리뷰가 있는 업체를 수집 대상으로 선정하였다. 수집은 Python 패키지인 beautifulsoup⁴⁾을 통해 html 구조를 가져온 후 selenium⁵⁾을 활용하여 세부적인 정보를 크롤링하였다. 비대면 진료 서비스 업체의 선정은 특정 부문(탈모, 여성전문진료)의 진료에 특화된 업체를 제외하고 전반적인 진료 서비스를 제공하는 업체를 선정하였다. 수집한 항목은 사용자 명, 등록 날짜, 별점, 리뷰내용, 추천 수이다. 이 중 날짜, 별점, 리뷰 내용을 분석에 사용하였다.

수집한 고객 리뷰는 2014년 8월 29일부터 2022년 8월 23일까지이며, 이 중 국내에서 코로나 19의 영향을 받았던 2020년 이후의 데이터만 사용하였다. 광고 및 중복되는 리뷰를 제거하여 최종적으로 23,219개의 데이터를 분석에 사용하였다. 수집된 리뷰의 전처리를 위해 숫자, 특수문자, 이모티콘을 제거하였으며, Python 패키지인 soynlp⁶⁾를 활용하여 ‘ㅋㅋㅋㅋ’ 혹은 ‘ㅋㅋㅋㅋㅋㅋ’와 같은 자음문자 표현을 ‘ㅋㅋㅋ’와 같이 지정한 개수만큼 축약하여 사용하였다. 이는 같은 표현을 다르게 표시한 경우를 표준화하기 위한 활동이다.

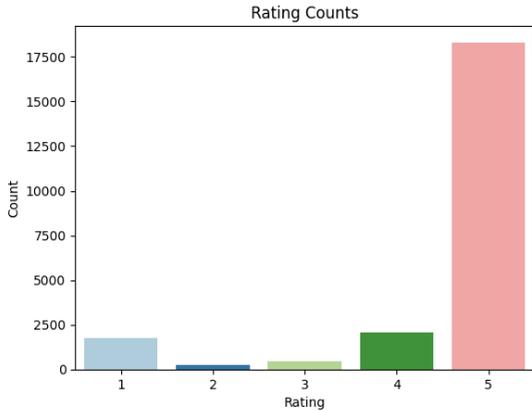
<그림 1>은 별점에 따른 고객 리뷰의 분포이다. 많은 고객 리뷰 데이터에서 나타는 것처럼 5점 리뷰가 제일 많고 4, 3, 2점 리뷰는 적은 편이며, 1점 리뷰가 2, 3점의 리뷰보다 많은 J-shape을 띄고 있다 (Hu et al., 2009).

논문의 후반부에서 사용될 모델의 학습과 성과 평가를 위해 데이터의 일부를 선정하여 사용하였다. 전체 데이터의 5%를 BERT 모형을 fine-tuning하는 데 사용하였으며, 별점이 3점 이하인 데이터와 별점이 4점 이상인 데이터를 각각 710개를 추출하였다.

4) <https://pypi.org/project/beautifulsoup4/>

5) <https://www.selenium.dev/>

6) <https://github.com/lovit/soynlp>



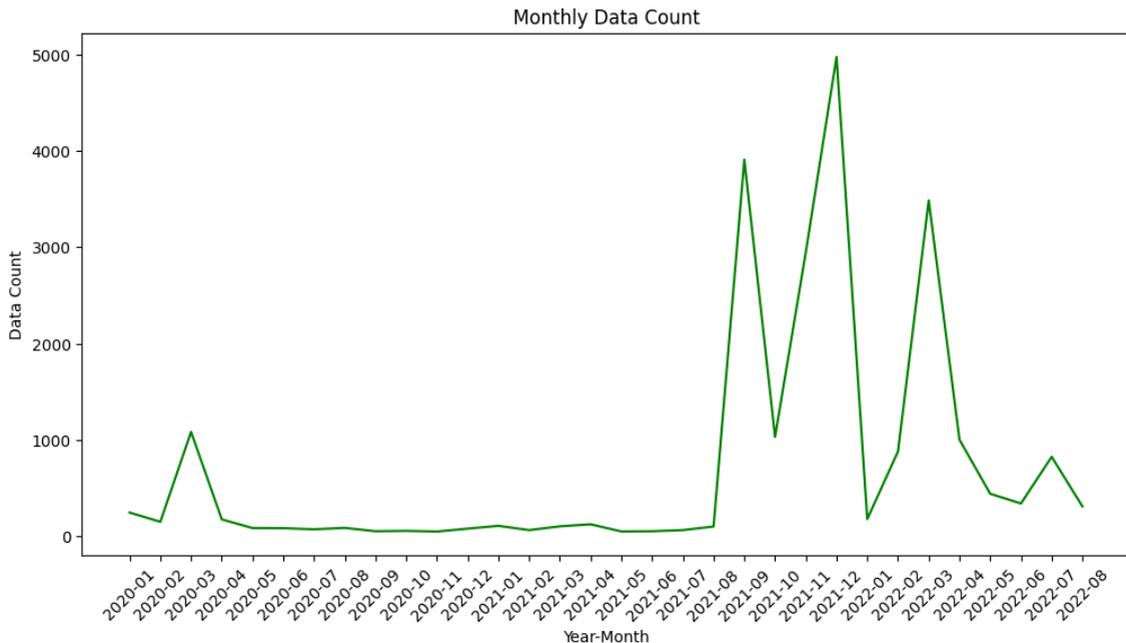
<그림 1> Rating Distribution of Product Reviews

사용자가 작성한 하나의 리뷰가 여러가지 주제를 포함하고 있기에 이를 파악하기 위한 방안으로 문장 단위 분석을 시행하고자 하였다. 한국

어 문장분리기인 kss⁷⁾를 사용하여 표본 추출된 리뷰를 문장 단위로 분리하였다. 총 2,994개의 문장 중 의미가 없는 문장과 중립적인 표현의 문장을 제외하여 최종적으로 2,235개 문장을 도출하였다. 이렇게 도출한 문장들을 연구자가 직접 감성분류를 진행하였다. 추출된 문장 중 20%를 테스트 데이터로 사용하였고 감성값에 기반한 층화표본추출 기법을 사용해 선정하였다.

3.2. 탐색적 데이터 분석

비대면 진료 애플리케이션 사용자의 리뷰를 토대로 사용자들이 어떤 내용을 언급하는 지 분석하기 앞서, 탐색적 분석을 진행하였다. <그림 2>는 날짜에 따른 월별 리뷰 개수의 변화를 보여준다.



<그림 2> Monthly Distribution of Product Reviews

7) <https://github.com/hyunwoongko/kss>

코로나 바이러스 상황 악화로 인해 비대면 진료가 한시적으로 허용된 이후 조금 증가하고 완만한 수준을 보이다가 2021년 8월을 계기로 사용자 리뷰의 개수가 비약적으로 증가하였다. <표 1>은 사용자의 리뷰와 별점을 이용해 업체 별 별점의 평균과 리뷰의 개수를 나타낸 표이다. 선정된 업체 중 ‘굿닥’과 ‘똑닥’이 별점 평균이 각각 3.85, 4.01을 보이며 다른 업체에 비해 낮은 평균 별점을 보였다. 또한 비대면 진료가 허용된 이후의 리뷰 데이터 중 가장 많은 리뷰 건수를 보유한 업체는 ‘닥터나우’이다.

<표 1> Average Ratings and Number of Product Reviews of each company

Company	Average ratings of Product Reviews	Number of Product Reviews
굿닥	3.85	3,170
나만의 닥터	4.81	1,997
닥터나우	4.50	7,773
똑닥	4.01	1,609
메디팡팡	4.84	5,468
올라케어	4.82	3,202

<표 2>는 업체별 등장 빈도 수가 높은 단어 20개와 등장 횟수를 테이블에 나타내었다. Konlpy⁸⁾

<표 2> Frequently appeared words of each company

굿닥		나만의닥터		닥터나우		똑닥		메디팡팡		올라케어	
단어	빈도	단어	빈도	단어	빈도	단어	빈도	단어	빈도	단어	빈도
병원	750	진료	1516	진료	3536	예약	631	기록	1736	진료	2335
진료	550	병원	469	병원	1961	병원	626	건강	1357	병원	1082
약국	521	사용	465	편리	1389	대기	294	진료	1313	편리	886
예약	279	코로나	459	배달	1339	시간	287	편리	1070	사용	787
감사	256	편리	416	사용	923	접수	286	병원	1056	이용	656
마스크	238	추천	266	코로나	920	편리	277	사용	1011	배송	572
정보	229	처방	261	약국	919	진료	206	가입	723	시간	508
시간	207	배송	245	시간	903	사용	206	정보	541	코로나	505
사용	186	이용	240	이용	887	아이	100	관리	522	필요	380
확인	161	필요	223	처방	815	가능	95	유용	508	시대	368
코로나	159	시간	198	필요	754	로그인	92	의료	425	가능	352
편리	148	가능	191	서비스	700	검진	89	확인	418	처방	345
처방	145	시대	154	가능	620	업데이트	83	가능	403	예약	286
전화	143	대면	149	유용	600	불편	81	이용	400	대면	282
유용	140	시국	140	배송	561	유아	74	한눈	324	서비스	278
확진	120	의사	132	감사	557	정보	74	기대	283	추천	251
인증	108	감사	130	시대	471	확인	73	보험	278	유용	226
필요	105	선생	117	의사	461	인증	69	청구	265	시국	217
덕분	97	유용	116	전화	404	이용	67	추천	259	생각	180
때문	97	포인트	111	약배	396	가입	56	필요	229	전화	159

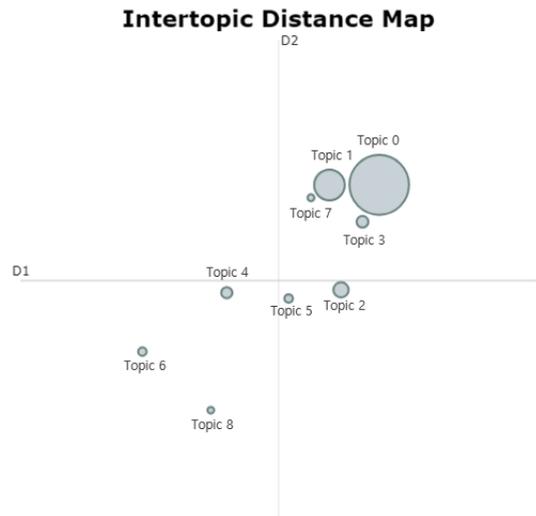
8) <https://konlpy.org/ko/latest/index.html>

통해 유사한 문서끼리 묶인 군집 안에서 각 군집의 대표성을 나타내는 단어를 추출한다.

본 연구에서는 수집된 리뷰 전체를 활용하여 리뷰에 분포하는 토픽을 파악하고자 하였으며, BERTopic을 적용하여 파악하였다. BERTopic의 Embedding은 Sentence-Transformers에서 제공하는 사전학습된 모델인 paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2를 사용하였다⁹⁾. 또한 명사를 기반으로 토픽모델링을 수행하기 위해 mecab 형태소 분석기를 사용하였고, 3.2절의 탐색적 데이터 분석에서 진행한 것과 같이 불용어와 한 글자인 단어를 제외하였다. 토픽 모델링 수행 과정에서 연구에서 관심있는 주제의 토픽을 파악하기 위해서 아래와 같은 초기단어(Seed Topic)를 입력하여 모델링을 수행하였다. 초기단어로는 ['예약', '접수'], ['전화', '핸드폰', '모바일', '스마트폰'], ['배송', '배달'], ['코로나', '비대면', '시국'], ['처방', '처방전', '약', '약국'], ['병원', '의료', '의사', '진료'], ['어플', '앱'], ['디자인', '인터페이스']로 지정하였다. 탐색적 데이터 분석에서 의료속성에 대한 단어와 어플 속성의 단어들이 등장하고 유사하지만 다르게 표현된 단어들이 많았기에 이를 같은 초기단어로 입력하였다. 토픽의 개수는 모델의 학습 과정에서 자동으로 결정하는 'auto'로 지정하였다. 토픽의 수는 직접입력하여 설정할 수도 있지만, 이 경우에는 토픽들의 유사도에 관계없이 지정된 토픽의 숫자에 맞추어 병합한다는 단점이 있다. 토픽의 수를 유사한 토픽들만을 병합하여 자동으로 선택되어 지게 하는 방법으로 이러한 단점을 해결할 수 있으며, BERTopic에서는 각 토픽의 c-TF-IDF 표현을 사용하여 HDBSCAN으로 유사한 토픽을 클러스터링하여 토픽을 병합

한다. 클러스터의 분포에 기반하여 가장 이상적인 토픽 클러스터의 수를 선정하게 된다. HDBSCAN의 또 다른 장점은 이상치를 생성한다는 것이며, 이러한 이상치는 토픽이 유사하지 않으면 병합되는 것을 방지한다(Grootendorst, 2022).

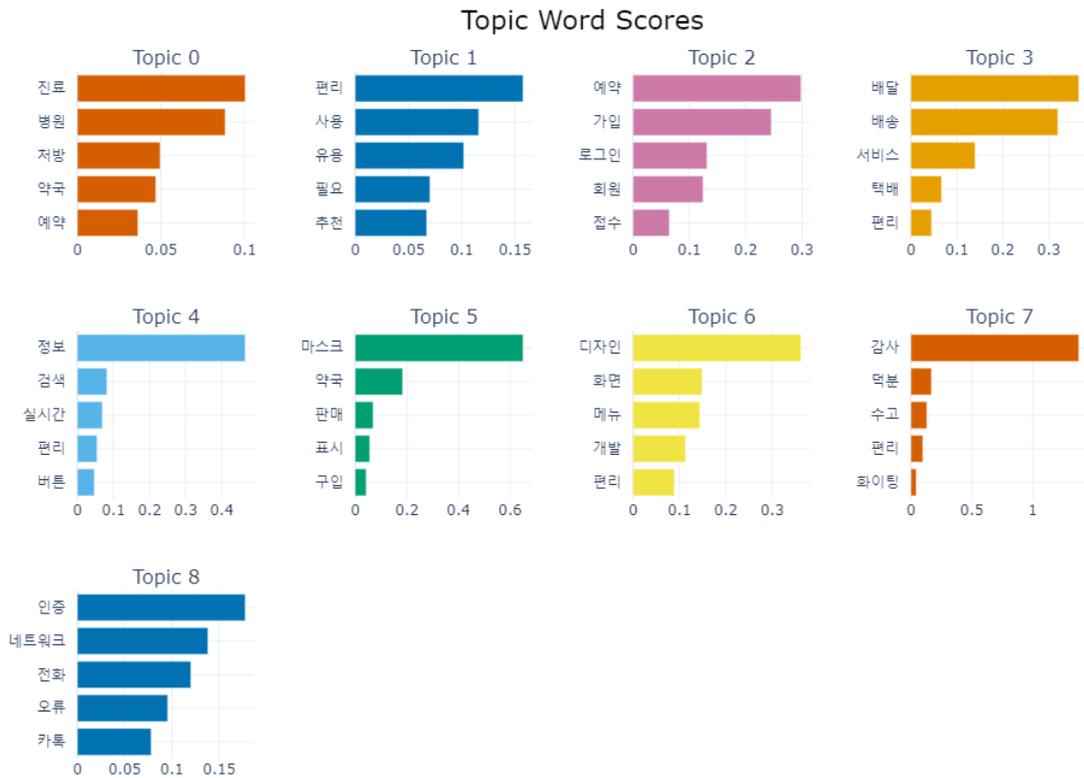
<그림 4>는 토픽모델링의 결과이며, 총 토픽은 9개가 도출되었다. <그림 5>에서는 각 토픽에 대한 단어 스코어(word score)를 확인할 수 있다. 여기서, 표현하는 단어 스코어 값은 c-TF-IDF 값을 나타내며 단어 스코어 값이 높을 수록 해당 토픽을 잘 나타내는 단어라고 볼 수 있다.



<그림 4> Visualization of Topics

주요 단어로 보았을 때 Topic 0는 예약, 진료, 병원, 처방, 약국 등 비대면 진료의 전반적인 절차에 대한 토픽으로 볼 수 있으며, Topic 1은 비대면 진료 앱의 사용편리성에 대한 주제이다. Topic 2는 비대면 진료앱의 가입관련된 토픽이며, Topic 3은 처방약의 배송과 관련된 주제이다.

9) https://github.com/UKPLab/sentence-transformers/blob/master/docs/pretrained_models.md



〈그림 5〉 Topic Word Scores

Topic 4는 비대면 진료 앱을 통해 진료 정보 및 의료 정보의 검색 및 실시간 파악과 관련된 Topic이며, Topic 5는 코로나 시기에 비대면 진료 앱에서 제공한 마스크를 구매할 수 있는 약국 파악 서비스와 관련된 주제이다. Topic 6은 비대면 진료 앱의 디자인 측면에 대한 토픽이며, Topic 7은 비대면 진료 앱 활용 후 느낀 점에 대한 주제로 볼 수 있다. Topic 8은 앱의 사용을 위한 인증과 같은 기술적인 이슈에 대한 주제로 보인다.

4.2. 단어 네트워크 분석

수집된 리뷰의 내용을 더 자세히 살펴보기 위해 바른NLP¹⁰⁾에서 제공하는 형태소 분석기와 네트워크 분석기능을 활용하여 분석하였다. 단어 네트워크는 바른 NLP 형태소 분석기를 거쳐 명사만을 추출하였고 이를 word2vec을 사용하여 상위 빈도 200개 단어를 대상으로, 각 단어 당 코사인 유사도를 계산하여 네트워크를 연결하도록 하였다. Word2vec은 단어들을 임베딩하여 벡터공간 상에 투영하므로, 의미적으로 유사한 단어들끼리 가깝게 위치하게 되며(Mikolov et al., 2013), 단어가

10) Bareun Team. (2023). Bareun Korean Morpheme Analyzer (v2.1.0) [software]. Zenodo.(<https://doi.org/10.5281/zenodo.8012407>)

단어들과의 연결성이 많을 수록 해당 토픽의 주제나 주요 개념을 나타낼 수 있다.

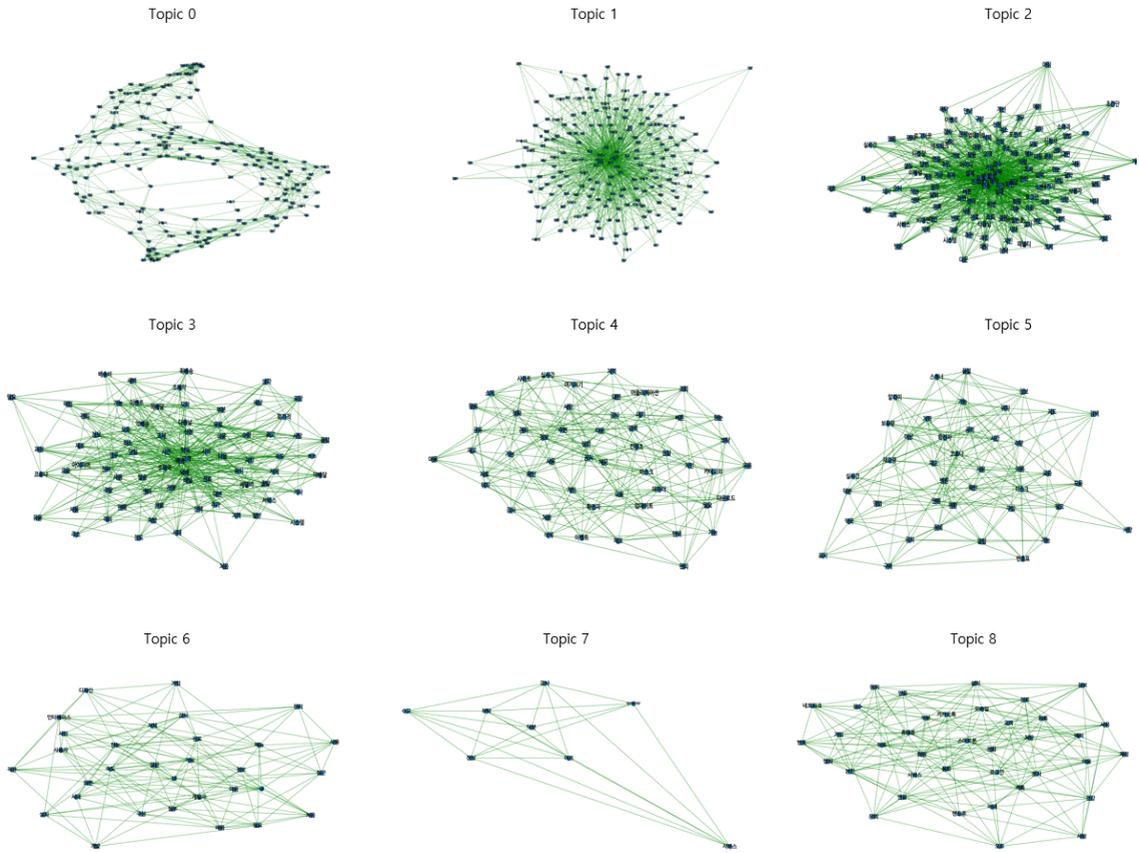
<그림 6>은 BERTopic 학습을 통해 도출된 토픽 별로 단어 네트워크를 시각화한 것이며, <그림 5>의 토픽 모델링 결과와 비교하여 각 토픽에 대한 주요 주제를 파악하여 속성으로 정의하였다. 토픽에 대한 단어 네트워크는 크게 네트워크, 시스템 환경 같은 요소들을 언급하는 주제와 ‘병원’, ‘코로나’와 같이 진료와 관련된 요소들을 언급하는 주제로 분류할 수 있다.

‘Topic 0’의 경우 해당 토픽에 할당된 문장의 개수가 18,164개로 가장 많으며, 토픽 내에 많은 단어가 포함되어 있다. 단어 네트워크로 나타낸 결과 <그림 7>과 같이 네 군데 정도의 진료와 관련된 주요 단어들이 높은 연결성을 띄는 것으로 나타난다. 주요 단어 중 ‘아이’, ‘공휴일’, ‘질환’, ‘직장’, ‘절약’, ‘진찰’과 같은 단어는 특정 환자 그룹의 비대면 진료 가능성을 언급하는 것으로 판단된다. 더불어 ‘검진’, ‘기록’, ‘건강’, ‘관리’ 등은 온라인 서비스를 통해 개인의 건강관리에 대한 언급이 보인다. 마지막으로 ‘의사’, ‘통화’, ‘조제’, ‘수령’, ‘주말’, ‘상담’ 과 같은 키워드는 공휴일에도 의사의 처방전을 통해 약을 조제하고 수령할 수 있는 혜택을 언급하는 것으로 볼 수 있다. <그림 5>의 Topic Word Score와 단어 네트워크 분석 결과를 고려하였을 때 ‘Topic 0’의 주제는 ‘원격성’이라고 정의하였다. ‘Topic 1’의 경우 ‘코로나’, ‘시간’, ‘가능’, ‘사용’, ‘최고’, ‘추천’, ‘덕분’ 과 같은 단어들이 높은 연결성과 중심성을 보인다. 이는 시간 활용과 코로나-19 시대에 해당 서비스 활용에 대한 사용자들의 긍정적인 경험을 나타내는 것으로 판단된다. <그림 5>의 Topic Word Score과 단어 네트워크를 고려하여 ‘Topic 1’의 주제는 편의성이라고 판단하였다.

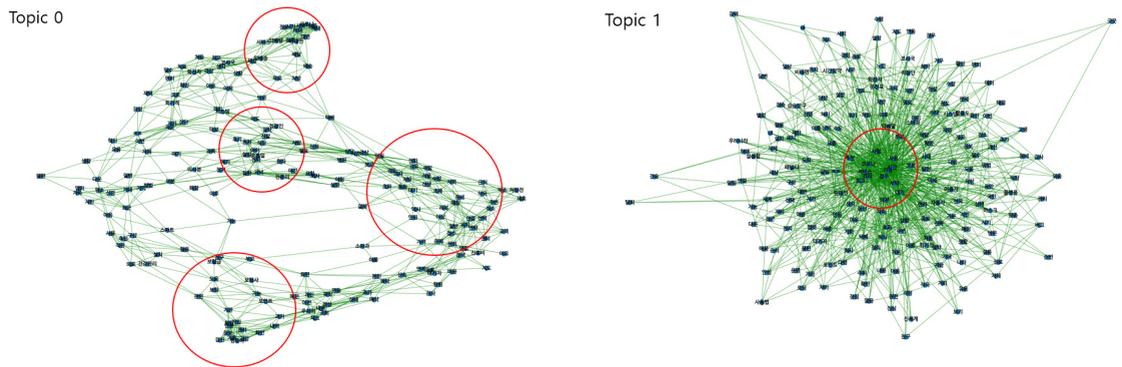
‘Topic 2’의 연결도가 높은 단어는 ‘번호’, ‘정보’, ‘진료’, ‘요청’, ‘대기’, ‘인증’, ‘시간’, ‘실패’ 등이다. 이외에도 해당 토픽에서는 ‘비번’, ‘화면’, ‘버튼’, ‘탈퇴’, ‘등록’과 같은 시스템적 요소를 나타내는 단어들이 많이 등장한다. 이를 토대로 고려해보았을 때 ‘예약 시스템’ 특성으로 정의하였다. ‘Topic 3’는 ‘배송’, ‘고객’, ‘약국’, ‘택배’, ‘배달’ 등이 가장 높은 연결성과 중심성을 보인다. BERTopic의 결과와 같이 고려해보았을 때, 해당 토픽은 비대면 진료에서 제공하는 약품 배송 서비스에 대해서 많이 언급하고 있는 것으로 판단하였고 ‘배송’에 대한 속성이라고 정의하였다.

‘Topic 4’는 ‘공지’, ‘점검’, ‘제공’, ‘기능’ 등에 대한 단어의 연결성이 높았으며, BERTopic의 결과와 같이 고려해보았을 때 ‘사용성’에 대한 속성으로 정의하였다. ‘Topic 5’는 ‘재고’, ‘판매’, ‘현황’, ‘재고량’, ‘보유량’ 등 단어가 연결성이 높았으며, BERTopic의 결과 상에서 ‘마스크’, ‘약국’, ‘판매’와 같은 단어가 높은 값을 보인다. 따라서 이는 애플리케이션을 통한 ‘재고확인’ 속성으로 정의하였다. ‘Topic 6’은 ‘UI’, ‘인터페이스’, ‘디자인’, ‘화면’ 과 같은 단어가 연결성이 높은 단어로 나타났고, BERTopic의 결과 상에서도 유사한 결과를 보여준다. 따라서 이 토픽은 ‘디자인’ 속성으로 판단하였다.

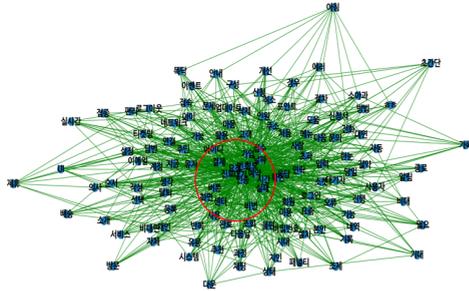
‘Topic 7’의 경우, ‘감사’, ‘수고’와 같은 단어가 주요 단어로 나타났으며, BERTopic 학습 시 ‘감사’에 대한 값이 비정상적으로 높게 나타났다. 또한 토픽의 내용이 비대면 진료나 애플리케이션 속성에 대해 언급하고 있지 않아 ‘Topic 7’은 향후 포지셔닝 맵 생성에 활용하지 않았다. ‘Topic 8’은 ‘스마트폰’, ‘통화’, ‘전화’, ‘인증’, ‘네트워크’, ‘서비스’, ‘문의’, ‘로그인’, ‘오류’와 같은 단어가 주요 단어로 나타나기에, ‘안정성’ 속성으로 정의하였다.



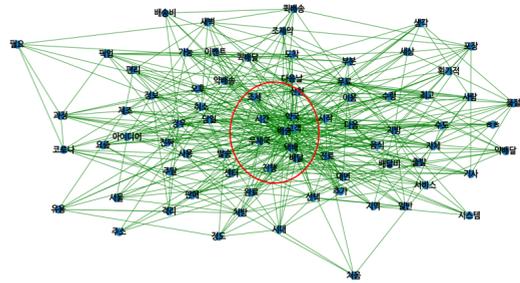
〈그림 6〉 Word Networks of Topics



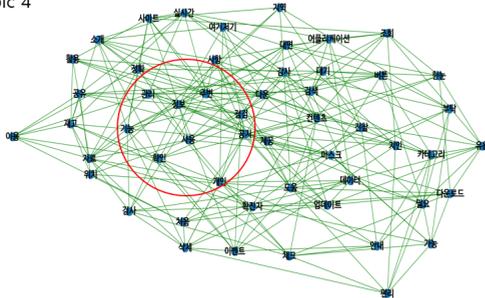
Topic 2



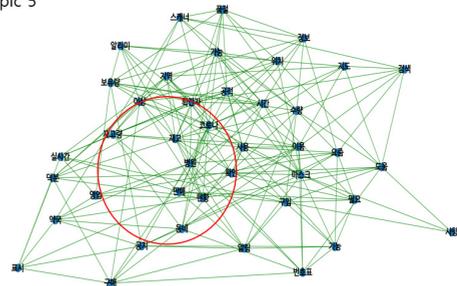
Topic 3



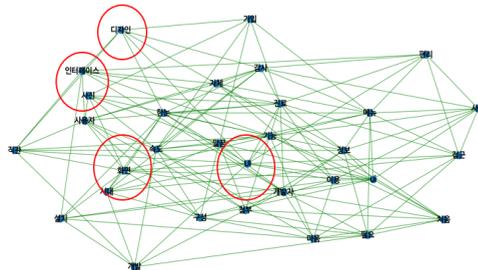
Topic 4



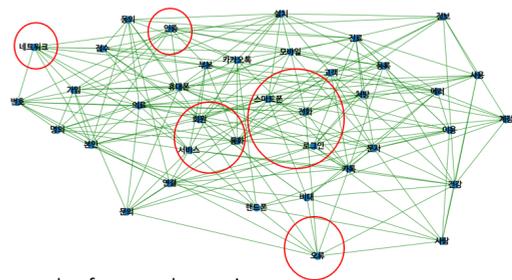
Topic 5



Topic 6



Topic 8



〈그림 7〉 Highly connected words for each topic

5. 감성 분류

사용자가 작성한 고객 리뷰의 감성은 다양한 방식으로 측정할 수 있다. 간단하게는 작성자가 고객 리뷰 작성시에 함께 입력한 별점을 활용하여 4-5점이면 긍정, 1-2점이면 부정으로 판단할 수 있다. 많은 연구들에서는 감성사전에 기반하여 문장이나 리뷰의 감성을 측정하거나, 리뷰 전체나 문장별 감성을 학습하여 기계학습 모형을

활용하여 감성 스코어를 측정하였다(Jeong et al., 2019; Lee et al., 2021). 또한, 딥러닝 기반 모형이나 사전학습 모형을 활용하여 감성을 측정하는 방안들이 소셜 미디어 분석에 최근 많이 활용되고 있다(Jeong et al., 2019). 본 연구에서는 하나의 고객 리뷰에는 여러 가지의 토픽이 포함될 수 있기 때문에 하나의 문장을 토픽에 분류하고, 문장 단위로 감성을 측정하였다. 문장의 감성은 KoBERT를 활용하여 문장의 긍정, 부정 여부를 나누는 분류모형

에서 긍정 정도 스코어를 측정하였다. KoBERT는 다국어 BERT의 한국어 성능을 개선시키기 위해 SKT Brain에서 개발한 사전학습 언어모델이다¹¹⁾. 한국어 문장으로 이루어진 대규모 말뭉치(Corpus)를 통해 학습하였으며, 다국어 기반의 BERT보다 한국어 환경에서의 성능이 우수함이 확인되었다(현지원 등, 2022). KoBERT를 그대로 활용하지 않고 본 연구에서 수집한 데이터를 활용하여 모형을 미세조정하여 이용하였으며, 미세조정을 위해 3.1절에서 언급한 리뷰 집합과 네이버 영화 리뷰 데이터인 NSMC 데이터 집합을 활용하였다. NSMC 데이터 집합은 네이버 영화페이지에서 작성된 리뷰데이터를 웹 스크래핑을 통해 수집해 공개된 데이터로서 학습데이터 150,000개와 검증 데이터 50,000개로 총 200,000개의 리뷰가 포함되어 있다. 이를 미세조정에 사용하여 학습한 모델을 토대로 3.1절에서 기술한 테스트 데이터 집합에 대한 추론을 진행하였다. 해당 모형의 테스트 집합에 대한 추론 정확도는 85.81%이다.

NSMC 데이터 집합을 기반으로 미세 조정된 모형의 성과를 개선시키기 위해 비대면 진료 데이터 집합의 학습 데이터 집합을 NSMC 데이터 집합과 결합하여 미세조정을 진행하였다. 추가적인 미세조정 후 테스트 데이터 집합에 대한 추론을 진행하였을 때의 정확도는 91.30%였다. 비대면 진료 데이터 집합과 NSMC 데이터 집합을 결합하여 미세조정된 모델을 채택하여 수집한 고객 리뷰의 문장단위 데이터에 대한 감성 스코어 측정을 진행하였다.

앞에서 언급한 것처럼 kss 문장분리기를 활용해 고객 리뷰를 문장단위로 분리하였으며, 그 후 앞서 학습된 BERTopic을 활용한 토픽 모델링 모형에 해당 문장을 입력하여 문장에 해당하는 토픽을

파악하였다. 토픽별 평균 긍정 감성스코어와 토픽에 해당하는 문장의 수는 <표 3>과 같다. 긍정 스코어가 높은 토픽은 Topic 6, Topic 0, Topic 1 이었으며 주로 앱의 디자인과 비대면 진료의 특성과 편리성에 대한 내용을 포함하고 있다. 긍정 스코어가 낮은 토픽은 Topic 8과 Topic 5였으며, 주로 비대면 진료 앱의 안정성과 마스크의 재고확인 기능에 대한 내용을 포함하고 있다. 비대면 진료의 전반적인 절차와 사용성, 앱의 디자인에 대해서 긍정적이었으며, 앱의 사용을 위한 인증과 같은 기술적인 부분이나 마스크 판매 약국 서비스에 대한 긍정 점수가 낮았다. 마스크 서비스는 COVID-19시기에 마스크 수급이 어려운 시기에 대부분의 부정적인 내용이 언급되었다. <표 4>는 ‘Topic 5’에 대한 리뷰에서 긍정에 대한 내용과 부정에 대한 내용의 예시이다. Topic 5에 포함된 문장 중에서 감성값 0.5를 기준으로 긍정적인 리뷰의 개수는 152개, 부정적으로 나타난 리뷰의 개수는 166개였다. 고객 리뷰에 포함된 문장은 대체로 Topic 0과 1에 많이 할당되었으며, 감성값의 평균이 가장 낮은 Topic 8과 5에 해당하는 문장의 수가 가장 적었다.

<표 3> Average Sentiment Values of Topics

Topics	Topic Labels	Average Sentiment Values	Number of Sentences
0	원격성	0.7992	18164
1	편의성	0.7894	13429
2	예약	0.6274	1590
3	배송	0.7120	911
4	사용성	0.7437	737
5	재고확인	0.4857	318
6	디자인	0.8648	497
8	안정성	0.4423	266

11) <https://github.com/SKTBrain/KoBERT>

〈표 4〉 Example Review Sentences of Topic 5

Sentiment Values	Review Sentences
0.9195	마스크 때문에 깔았는데 평소에도 유용할듯 합니다.
0.9952	편리하게 마스크를 구입할수있을것같아요
0.9668	마스크 재고있는 약국과 약국이 문을 열었는지 알수 있어 손쉽게 마스크 구매가 가능했습니다.
0.8603	마스크스캐너 잘 됩니다.
0.9983	마스크대란때부터 깔고나서 안지웠는데 엄청 잘쓰고 있음 ㅋㅋ
0.3405	마스크 재고수량이 도대체 어디있나요?
0.0022	공지사항 안 없어서 약국 마스크 보유량이 안보여요.-.-
0.0056	약국 영업개시전이거나 아직 마스크가 입고되지 않은경우 품질이 아니라 영업전 , 미입고로 표기 되었으면 좋겠습니다.
0.0043	약국 마스크 재고량 전혀 안 맞아요
0.0026	마스크 때문에 깔았는데 한시간전 입고되고 충분하대서 갔더니 없다고해서 헛걸음 했어요.

6. 포지셔닝 맵 도출

4장에서 생성한 토픽 모델과 5장에서 제시한 문장별 감성 측정 방안을 활용하여 비대면 진료 앱의 토픽 별 평균 감성 스코어를 <표 5>처럼 측정하였다. <표 5>의 셀 안의 값은 평균 감성 스코어이며, 괄호안의 값은 이를 산출하는데 사용된 문장의 수이다. 각 비대면 진료 앱은 8개 토픽에 대한 감성 스코어 값을 가지고 있기에, 각 앱에 대한 사용자의 토픽별 감성을 파악할 수 있다.

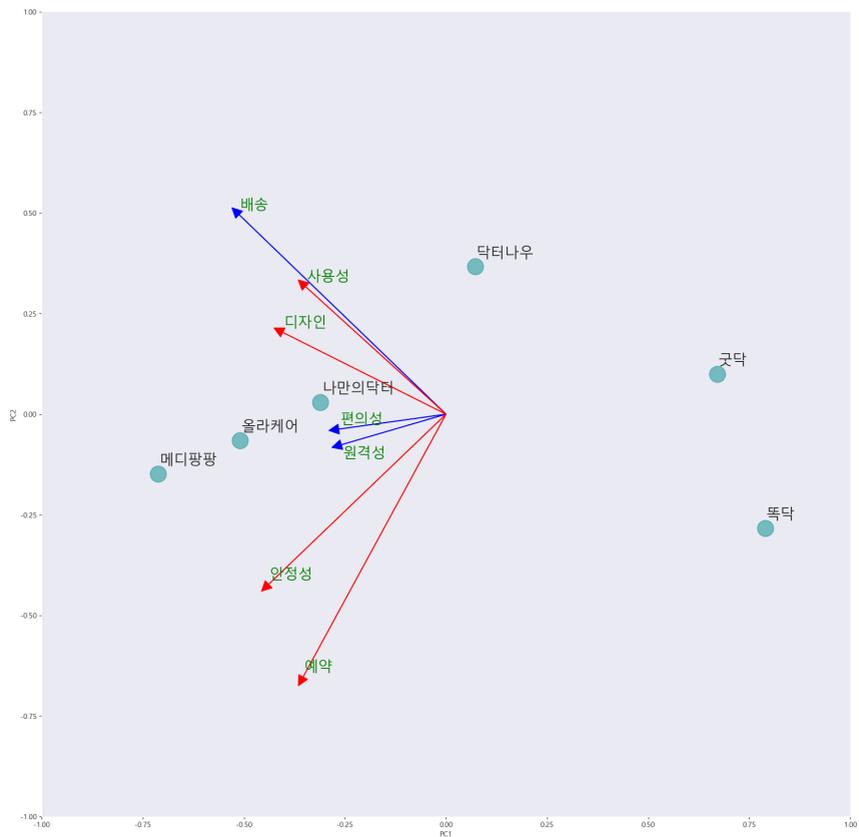
값이 측정되지 않은 셀은 기업에 대한 고객 리뷰 중에서 해당 토픽에 속하는 리뷰 문장이 없기에 발생하였으며, 소수의 문장만 존재하는 경우에는 평균 감성 값 또한 매우 낮거나 높게 측정이 되었다. 이는 매우 적은 문장으로부터 얻어진 것이기에 신뢰하기 어려운 수치라고 볼 수 있다. 측정이 되지 않은 값이나 매우 적은 표본에서 얻어진 수치는 해석에서 유의할 필요가 있기에, Topic 5 재고확인에 대한 감성 스코어 값은 포지

셔닝 맵 작성에 활용하지 않았다.

<표 5>에 얻어진 값들을 활용하여 비대면 진료 앱의 포지셔닝 맵을 도출하기 위해서, 주성분 분석(Principal Component Analysis)를 적용하여 2차원으로 차원축소를 수행하였으며, 2차원 그래프로 나타낸 것이 <그림 8>이다. t-SNE를 통한 차원축소도 비슷한 결과가 나오는 것을 확인하였다. ‘메디팡팡’, ‘올라케어’, ‘나만의닥터’는 전반적인 속성에 대한 긍정 정도가 높은 반면, ‘굿닥’, ‘똑닥’은 대부분의 속성에서 낮은 긍정도를 보인다. ‘닥터나우’는 ‘예약’ 특성에 대하여 매우 낮은 성과를 보이며, 다른 속성에서는 높은 긍정 정도를 보인다. ‘올라케어’는 다른 특성과 비교하여 예약과 배송에서 약간 낮은 긍정 정도를 보이고 있으며, 다른 속성에서는 높은 긍정 정도를 보이고 있다. ‘나만의닥터’는 원격성, 편의성, 디자인, 안정성 속성에 대해서는 다소 높은 긍정 정도를 보이지만, 나머지 속성에서는 비교적 낮은 긍정 정도를 보인다.

〈표 5〉 Average Sentiment Scores for Topics of Each Company

Telehealth Apps	Topic 0 원격성	Topic 1 편의성	Topic 2 예약	Topic 3 배송	Topic 4 사용성	Topic 5 재고확인	Topic 6 디자인	Topic 8 안정성
굿닥	0.5464 (1712)	0.4757 (1125)	0.2833 (215)	0.3911 (60)	0.5352 (192)	0.4906 (283)	0.3987 (35)	0.8870 (54)
나만의닥터	0.8800 (2036)	0.8767 (919)	0.7074 (64)	0.7499 (80)	0.8236 (36)	- (0)	0.9376 (77)	0.9525 (16)
닥터나우	0.7337 (6470)	0.7883 (3573)	0.3164 (183)	0.7109 (581)	0.8036 (136)	0.9516 (2)	0.8415 (91)	0.9395 (80)
톡닥	0.6053 (853)	0.6257 (613)	0.4901 (422)	0.0142 (2)	0.3472 (61)	0.3982 (32)	0.4308 (23)	0.9120 (55)
메디팡팡	0.9355 (3753)	0.9191 (1665)	0.9544 (512)	0.9464 (2)	0.9186 (258)	- (0)	0.9557 (139)	0.9389 (14)
올라케어	0.9029 (3340)	0.8991 (1469)	0.7590 (124)	0.8077 (186)	0.8938 (54)	0.9917 (1)	0.9418 (132)	0.9332 (47)



〈그림 8〉 Positioning Map

7. 토의 및 결론

본 연구는 비대면 진료 앱 사용자 리뷰를 활용하여 실제 서비스 사용자의 시각에서 비대면 진료 앱의 서비스 속성과 속성에 대한 감성 반응을 분석하고자 하였다. 본 연구는 BERTopic을 활용하여 토픽 모델링을 수행하였으며, 어플리케이션 속성과 진료 속성으로 대별되는 8개의 서비스 속성이 도출되었다. 주요 토픽은 ‘원격성’, ‘편의성’, ‘예약 시스템’, ‘배송’, ‘사용성’, ‘재고 확인’, ‘디자인’, ‘안정성’ 등으로 파악되었다.

‘원격성’ 토픽은 진료와 관련된 주요 단어들의 높은 연결성을 보였으며, ‘편의성’ 토픽은 ‘코로나’, ‘시간’, ‘사용’ 등의 단어들이 중심성을 보였다. ‘예약 시스템’은 시스템적 요소를 나타내는 단어들이 많이 등장하였고, ‘배송’은 비대면 진료에서 제공하는 약품 배송 서비스에 대한 언급이 많았다. ‘디자인’은 UI나 앱의 디자인 같은 내용이 언급되었고, ‘안정성’은 가입이나 로그인, 인증 등에 대한 내용이 많이 포함되었다.

KoBERT의 미세 조정을 통해 감성분석 모형을 생성하였으며, 리뷰 문장별 감성 점수를 측정하였다. BERTopic을 활용하여 생성한 토픽 모델링 모형에 문장을 입력하여, 문장별로 해당하는 토픽을 파악하였다. 문장이 속한 토픽과 문장의 감성 점수 측정을 통해 토픽에 대한 평균 감성 점수를 구할 수 있었으며, 업체별로 계산하여 업체의 토픽에 대한 평균 감성점수도 계산하였다. 업체별 토픽 감성점수를 입력값으로하여 주성분 분석을 수행하였으며, 2차원 포지셔닝 맵에서 서비스 제공자간 차별성을 확인할 수 있었다.

이 연구를 통해 비대면 진료 앱 개발자와 의료 서비스 제공자는 고객의 요구와 기대에 더욱 부응할 수 있는 방향을 파악할 수 있으며, 비대면

진료 앱의 현재 상황을 정확히 이해하는데 도움이 될 수 있다. ‘안정성, 디자인, 사용성’ 등과 같은 비대면 진료 앱의 속성에 해당하는 토픽이 많이 추출되었으며, 감성점수가 높은 토픽도 존재하지만 안정성 측면에서는 높은 감성점수를 획득하지 못했다. 재고확인 은 코로나 시기의 특수성과 시간부족을 고려하여야 할 것으로 보인다. 시스템 제공자들이 비대면 서비스 제공에 있어서 이러한 부분에 더 노력을 기울일 필요가 있다. 이 연구는 비대면 진료 앱의 복잡한 시장 구조를 시각화하고 이해하는데 도움을 줄 수 있으며, 이러한 방법은 향후 다양한 분야에서의 응용이 기대되며, 특히 의료 분야에서의 비대면 서비스 제공에 있어 중요한 참고 자료가 될 것으로 예상된다.

앞으로의 연구는 이러한 토픽과 속성을 더욱 세밀하게 분석하고, 다양한 비대면 진료 앱 간의 포지셔닝을 더욱 명확하게 구성하는 방향으로 진행될 필요가 있다. 이 연구의 성과는 비대면 진료 앱의 발전과 의료 서비스의 질 향상에 기여할 것으로 보이며, 코로나19와 같은 특별한 상황에서의 의료 서비스 제공에 있어 중요한 인사이트를 제공한다.

하지만 본 연구는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째, 수집된 앱 리뷰 데이터의 표본 수가 제한적이어서 포지셔닝 맵에서 일부 속성값이 누락되는 경우가 발생하였다. 향후 더 많은 리뷰 데이터를 확보한다면 이러한 일부 속성값의 누락은 발생하지 않을 수 있으며, 부족한 부분의 리뷰만 선별하여 데이터의 숫자를 비슷하게 맞추어서 비교하는 것도 가능하다. 둘째, 리뷰 데이터의 질적 한계로 인해 의료 서비스 자체에 대한 직접적인 평가 내용이 부족하고 앱 사용 환경에 대한 내용이 많았다. 의료 서비스 품질을 정확히 반영하기 위해서는 추가적인 데이터 수집이 필요

하다. 헬스케어 서비스 경험 분석에 대한 타 연구에서도 의료 행위 자체에 대한 언급보다는 의료 행위를 제공하기 위해 수반되는 제공자들에 대한 감성적인 내용이나 환경에 대한 내용이 많이 포함되는 것으로 나타나고 있다(Lee et al., 2021). 본 연구는 비대면 진료 앱 서비스를 이용한 사용자의 반응을 분석하였고, 조민호 등 (2022)은 비대면 진료를 활용한 환자의 예후에 대한 연구를 수행하였다. 비대면을 통해 의료서비스를 제공한 의사들의 경험이나 반응에 대한 추가적인 연구가 필요하다.

비록 한계점이 있으나, 본 연구는 사용자 리뷰 텍스트마이닝을 통해 새로운 서비스인 비대면 진료앱의 서비스 진단 방안을 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 향후 데이터 확보와 연구 방법론의 보완을 통해 더 정확한 서비스 평가가 이루어질 수 있을 것이다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 강형석, 양장훈. (2019). Word2vec 모델로 학습된 단어 벡터의 의미 관계 분석. *정보과학회논문지*, 46(10), 1088-1093.
- 권오탁. (2022). 비대면진료 실행을 위한 법적 쟁점. *의료법학*, 23(3), 47-87.
- 김세형, 윤태영, 강주영. (2023). BERTopic과 소셜 네트워크 분석 기반 고령화 단계별 판례분석을 통한 분쟁 유형 도출에 관한 연구. *한국전자거래학회지*, 28(1), 123-144.
- 김유영, 송민. (2016). 영화 리뷰 감성분석을 위한 텍스트 마이닝 기반 감성 분류기 구축. *지능정보연구*, 22(3), 71-89.
- 김종대, 송인성. (2022). 뉴스 텍스트를 활용한 국내 자동차 시장의 브랜드 속성 기반 시장 구조 분석. *한국경영과학회지*, 47(1), 43-63.
- 김종엽, 이관익. (2020). 비대면 의료서비스의 장점 및 필요성. *대한내과학회지*, 95(4), 217-227.
- 김지선, 이형룡. (2022). 소셜미디어 빅데이터를 활용한 코로나 19 전·후 호텔고객의 변화된 인식비교 : 텍스트마이닝과 의미연결망 분석을 중심으로. *호텔경영학연구*, 31(4), 1-15.
- 김진길, 류정원. (2020). 원격으로 집에서 혼자 구독 헬스케어 비즈니스에 새로운 기회 열렸다. *동아비즈니스리뷰*, 1(296), 28-38.
- 김진숙, 임선미. (2022). 코로나19 전후 비대면 진료 정책현황 비교 연구: 프랑스와 호주를 중심으로. *융합사회와 공공정책*, 16(3), 129-160.
- 김형선. (2020). 감염병 예방 목적 비대면진료와 대리처방에 대한 법적 고찰. *법이론실무연구*, 8(2), 9-29.
- 문석균. (2023). 우리나라 비대면 진료: 필수 조건에 대한 제안. *대한내과학회지*, 98(1), 1-3.
- 박현정, 신경식. (2020). BERT를 활용한 속성기반 감성분석: 속성카테고리 감성분류 모델 개발. *지능정보연구*, 26(4), 1-25.
- 백경희. (2021). 비대면진료와 전자처방전의 관계 및 법제 개선방향에 관한 고찰. *법제*, 695, 145-174.
- 전하제, 박서현, 박채림, 신영채, 박세연, 한세미. (2022). 대학생의 비대면 진료 수용의향에 관한 연구: 사회인지이론과 기술수용모델을 중심으로. *디지털융복합연구*, 20(2), 325-338.
- 정필요, 안현철, 광기영. (2019). 텍스트 마이닝과 소셜 네트워크 분석을 이용한 스마트폰 디지털 인의 핵심속성 및 가치 식별. *대한경영학회지*, 32(1), 27-47.
- 조민호, 예레미, 황윤기, 김명화, 신재용, 이혜진. (2022). 한시적 비대면 진료(전화상담·처방)

- 시행에 따른 효과 평가 연구, 건강보험심사평가원, Report No. G000F8L-2021-146.
- 진석. (2020). 비대면 진료의 이용의도에 미치는 영향에 관한 연구. *한국콘텐츠학회 논문지*, 20(12), 180-197.
- 이정현, 선형주, 이홍주. (2020). 텍스트 마이닝을 활용한 스마트 스피커 제품의 포지셔닝: 인공지능 속성을 중심으로. *지식경영연구*, 21(1), 197-210.
- 이홍주. (2018). 헬스케어 서비스 리뷰를 활용한 서비스 품질 차원 별 중요 단어 파악 방안. *지식경영연구*, 19(4), 171-185.
- 최호진. (2023). “주말 밤 진료... 처방약도 배송 받아” 고객의 아픔과 불편함까지 짝 치유. *동아비즈니스리뷰*, 2(361), 78-89.
- 크루즈, 루스 안젤리, 이홍주. (2014). 브랜드 개성 효과: 트위터 상의 브랜드 개성 전달이 온라인 커뮤니티 참여에 미치는 영향. *지능정보연구*, 20(1), 67 - 101.
- 현지원, 이준일, 조현권. (2022). KoBERT를 이용한 기업관련 신문기사 감성 분류 연구. *회계학연구*, 47(4), 33-54.
- [국외 문헌]
- Berger, J., Humphreys, A., Ludwig, S., Moe, W. W., Netzer, O., & Schweidel, D. A. (2020). Uniting the Tribes: Using Text for Marketing Insight. *Journal of Marketing*, 84(1), 1-25.
- Berger, J., Packard, G., Boghrati, R., Hsu, M., Humphreys, A., Luangrath, A., Moore, S., Nave, G., Olivola, C., & Rocklage, M. (2022). Marketing insights from text analysis. *Marketing Letters*, 33(3), 365 - 77.
- Chakraborty, I., Kim, M., & Sudhir, K. (2022). Attribute Sentiment Scoring with Online Text Reviews: Accounting for Language Structure and Missing Attributes. *Journal of Marketing Research*, 59(3), 600 - 622.
- Chen, K., Kou, G., Shang, J., & Chen, Y. (2015). Visualizing market structure through online product reviews: Integrate topic modeling, TOPSIS, and multi-dimensional scaling approaches. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(1), 58-74.
- Choi, J., Lee, H. J., Choeh, J. Y. (2022). Harnessing the Predictive Value of Online Word-of-mouth for Identifying Market Success of New Automobiles: Input versus Output Word-of-mouth Perspectives. *E&M Economics and Management*, 25(2), 183 - 201.
- Fowkes, J., Fross, C., Gilbert, G., & Harris, A. (2020). Virtual health: A look at the next frontier of care delivery. *McKinsey Quarterly*, Accessed at <https://www.mckinsey.com/industries/healthcare/our-insights/virtual-health-a-look-at-the-next-frontier-of-care-delivery>
- Ghose, A., Ipeirotis, P. G., & Li, B. (2012). Design Ranking Systems for Hotels on Travel Search Engines by Mining User-Generated and Crowdsourced Content. *Marketing Science*, 31(3), 493-520.
- Grootendorst, M. (2022). BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794*.
- Hu, N., Pavlou, P. A., & Zhang, J. (2009). Overcoming the J-shaped Distribution of Product Reviews. *Communications of the ACM*, 52(10), 144-147.
- Humphreys, A., & Wang, R. J. (2018). Automated Text Analysis for Consumer Research. *Journal of Consumer Research*, 44(6), 1274-1306.
- Jeong, B., Yoon, J., & Lee, J. (2019). Social media mining for product planning: A product opportunity mining approach based on topic

- modeling and sentiment analysis. *International Journal of Information Management*, 48, 280-290.
- Khalil, T., & El-Beltagy, S. R. (2016). NileTMRG at SemEval-2016 Task 5: Deep Convolutional Neural Networks for Aspect Category and Sentiment Extraction. the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, San Diego, CA., USA, 271-276.
- Kim, H., Kim, B., Lee, S. G., Jang, S. Y., & Kim, T. H. (2022). COVID-19 Case Surge and Telemedicine Utilization in a Tertiary Hospital in Korea. *Telemedicine and e-Health*, 28(5): 666-674.
- Lee, H. J., Lee, M., Lee, H., & Cruz, R. A. (2021). Mining service quality feedback from social media: A computational analytics method. *Government Information Quarterly*, 38(2), 101571.
- Lee, T. Y., & Bradlow, E. T. (2011). Automated marketing research using online customer reviews. *Journal of Marketing Research*, 48(5), 881-894.
- McInnes, L., & Healy, J. (2017). Accelerated Hierarchical Density Based Clustering. the 2017 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), New Orleans, LA, USA, 33-42.
- McInnes, L., Healy, J., & Melville, J. (2018). Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction. *arXiv preprint arXiv: 1802.03426*.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. the 1st International Conference on Learning Representations (ICLR), Scottsdale, AZ, USA.
- Netzer, O., Feldman, R., Goldenberg, J., & Fresko, M. (2012). Mine Your Own Business: Market-Structure Surveillance Through Text Mining. *Marketing Science*, 31(3), 521 - 543.
- Oh, Y. K., & Yi, J. (2022). Asymmetric effect of feature level sentiment on product rating: an application of bigram natural language processing (NLP) analysis. *Internet Research*, 32(3), 1023-1040.
- Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP), Hong Kong, China.
- Roelen-Blasberg, T., Habel, J., & Klarmann, M. (2023). Automated Inference of Product Attributes and Their Importance from User-Generated Content: Can We Replace Traditional Market Research?. *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), 164-188.
- Zhu, P., Chen, Z., Zheng, H., & Qian, T. (2019). Aspect Aware Learning for Aspect Category Sentiment Analysis. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 13(6), Article No. 55.

Abstract

Customer Voices in Telehealth: Constructing Positioning Maps from App Reviews

Minjae Kim* · Hong Joo Lee**

The purpose of this study is to evaluate the service attributes and consumer reactions of telemedicine apps in South Korea and visualize their differentiation by constructing positioning maps. We crawled 23,219 user reviews of 6 major telemedicine apps in Korea from the Google Play store. Topics were derived by BERTopic modeling, and sentiment scores for each topic were calculated through KoBERT sentiment analysis. As a result, five service characteristics in the application attribute category and three in the medical service category were derived. Based on this, a two-dimensional positioning map was constructed through principal component analysis. This study proposes an objective service evaluation method based on text mining, which has implications.

In sum, this study combines empirical statistical methods and text mining techniques based on user review texts of telemedicine apps. It presents a system of service attribute elicitation, sentiment analysis, and product positioning. This can serve as an effective way to objectively diagnose the service quality and consumer responses of telemedicine applications.

Key Words : Positioning Map, Sentiment Analysis, Text mining, Customer review, Telehealth

Received : August 22, 2023 Revised : November 17, 2023 Accepted : November 28, 2023

Corresponding Author : Hong Joo Lee

* Department of Business Administration, The Catholic University of Korea

** Corresponding author: Hong Joo Lee

Department of Business Administration, The Catholic University of Korea

43 Jibong-ro, Bucheon, Gyeonggi 14662, Korea

Fax: +82-2-2164-4280, E-mail: hongjoo@catholic.ac.kr

저 자 소개



김민재

현재 가톨릭대학교 경영학과 학사과정 재학 중이다. 주요 관심분야는 데이터 분석, 텍스트 마이닝, 지능정보시스템 등이다.



이홍주

현재 가톨릭대학교 경영학과 교수로 재직 중이다. KAIST 산업경영학과를 졸업하고, KAIST 테크노경영대학원에서 석사 및 박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 데이터 분석, 지능형 정보시스템, 온라인 사용자들의 상호작용, 헬스케어, 소셜 미디어 등이다.