

팬데믹 기간 Messenger 애플리케이션 리뷰 변화를 통한 서비스 전략 분석 : 토픽 모델링을 중심으로

(Analysis of service strategies through changes in Messenger application reviews during the pandemic: focusing on topic modeling)

이유나*, 노미진**, 김양석***, 한무명초****

(YuNa Lee, Mijin Noh, YangSok Kim, MuMoungCho Han)

요약

COVID-19 팬데믹 영향으로 대면 소통이 어려워지면서 비대면 소통의 영향을 파악하는 연구가 진행되고 있으나 메신저 애플리케이션 리뷰를 통해 이를 살펴본 연구는 미비하다. 본 연구는 구글 플레이 스토어 내의 메신저 애플리케이션 리뷰 데이터를 수집하여 LDA(Latent Dirichlet Allocation)토픽 모델링을 통해 팬데믹의 영향을 파악하고, 이에 따른 서비스 전략 방안을 제시하고자 한다. 연구에서는 팬데믹이 시작된 시점과 사용자가 부여한 평점을 기준으로 데이터를 분류하였다. 분석 결과 주로 중장년층이 메신저를 사용하는 것으로 나타났으며, 팬데믹 이후에는 가족과의 소통이 증가한 것으로 확인되었다. 사용자들은 애플리케이션의 업데이트에 대해 불만을 표현하였으며, 변화에 대한 적응이 어려움을 보였다. 이에 업데이트 주기를 조정하고 사용자들의 의견을 적극 수용하는 개발 접근이 필요하다. 또한, 직관적이고 간편한 사용자 인터페이스(UI)를 제공한다면 사용자 만족도를 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

■ 중심어 : 메신저 애플리케이션 ; 코로나 ; 사용자 리뷰 분석 ; LDA ; 사용자 만족

Abstract

As face-to-face communication has become difficult due to the COVID-19 pandemic, studies have been conducted to understand the impact of non-face-to-face communication, but there is a lack of research that examines this through messenger application reviews. This study aims to identify the impact of the pandemic through Latent Dirichlet Allocation (LDA) topic modeling by collecting review data of messenger applications in the Google Play Store and suggest service strategies accordingly. The study categorized the data based on when the pandemic started and the ratings given by users. The analysis showed that messenger is mainly used by middle-aged and older people, and that family communication increased after the pandemic. Users expressed frustration with the application's updates and found it difficult to adapt to the changes. This calls for a development approach that adjusts the frequency of updates and actively listens to user feedback. Also, providing an intuitive and simple user interface (UI) is expected to improve user satisfaction.

■ keywords : Messenger applications ; Coronavirus ; User review analytics ; LDA, User satisfaction

I. 서론

2019년 말부터 발생한 COVID-19의 확산에 국

가들은 사회적 거리 두기를 통해 지역 간, 국가 간 교류를 제한하는 등 전염병 확산을 막기 위해 노력하였다. 그러나 이러한 국가적 노력에도 불구하고 계속되는 전염병 확산에 세계보건기구가 2020년 3월 11일 팬데믹을 선언하며 우리의 삶에

* 학생회원, 계명대학교 경영정보학과

** 정회원, 계명대학교 디지털경영학부 경영빅데이터전공

*** 정회원, 계명대학교 디지털경영학부 경영정보학전공

**** 정회원, 동국대학교 와이즈캠퍼스 교양융합교육원

접수일자 : 2023년 06월 26일

게재확정일 : 2023년 07월 24일

교신저자 : 노미진 e-mail : mjnoh@kmu.ac.kr

많은 변화를 초래하였다.

특히, 대면 소통이 어려워지며 학교에서는 원격 수업을 진행하고 조직에서는 원격 회의를 진행하는 등 SNS 또는 메신저 애플리케이션을 통한 비대면 소통이 증가하였다. 이에 교육 등 분야에서 설문 조사 방법 등을 활용하여 비대면 소통의 영향을 파악하는 연구가 진행되었다[1,2].

또한, 비대면 상황에서의 소통을 지원하기 위한 모바일 애플리케이션 시장은 지속적으로 성장하고 있으며 앞으로도 성장할 것으로 예상된다[3]. 이에 따라 모바일 애플리케이션 사용자들의 리뷰도 증가하고 있다. 사용자들은 리뷰를 통해 구체적인 사용 경험을 작성하며[4], 애플리케이션 사용 경험을 1(매우 나쁨)에서 5(매우 좋음) 사이의 점수로 평가하여 자신과 비슷한 경험을 한 사용자의 리뷰에 공감을 표시한다. 이러한 리뷰는 사용자들의 즉각적인 반응 및 피드백을 간접하고 명료한 정보로 전달한다[5]. 이처럼 모바일 애플리케이션에서 사용자 리뷰는 사용자들 간에는 사용 경험을 공유하고 애플리케이션 관리자에게는 요구사항과 피드백을 전달하는 중요한 방법이다. 따라서 사용자 리뷰는 사용자들의 만족도와 요구사항을 파악할 수 있는 중요한 수단으로 간주한다. 이에 애플리케이션 사용자 리뷰에 관한 연구가 많이 진행되고 있으며, 특히 애플리케이션 사용자 리뷰를 통해 사용자 요구를 파악하는 연구가 진행되었다[6,7].

이처럼 기존의 연구들은 사용자 리뷰 분석을 통하여 애플리케이션 사용에 대한 만족이나 불만족 또는 긍정과 부정에 대한 연구들이 수행되었다. 따라서 본 연구는 메신저 사용자 리뷰를 기반으로 긍정과 부정을 살펴보고자 한다. 반면, 기존의 연구에서는 애플리케이션 사용 리뷰 분석 결과를 기반으로 사용자를 위한 서비스 전략을 제안한 연구는 찾아보기가 어렵다. 그러므로 본 연구는 구글 플레이 스토어 내의 메신저 애플리케이션 사용자 리뷰를 수집하여 팬데믹 전후 메신저 애플리케이션의 사용 용도와 빈도 변화를 분석하고자 한다. 애플리케이션 리뷰 분석 결과를 기반으로 팬데믹 전후 영향 요인들을 파악하

고 사용자가 요구하는 서비스 전략 방안을 제안함으로써, 메신저 애플리케이션 개선을 위한 유용한 정보로 활용할 수 있을 것이다.

II. 관련 연구

1. 텍스트 마이닝을 통한 리뷰 분석

대부분의 애플리케이션 리뷰 데이터는 텍스트를 기반으로 한 비정형 데이터로 이루어져 있다. 따라서 텍스트 마이닝을 통해 비정형 데이터를 주로 분석하며, 토픽 분석, 감성분석 등의 기법이 사용된다[8]. 토픽 모델링 기법을 활용해 평점별, 플랫폼별, 특정 기간별 토픽을 분석하는 연구 등이 진행되었다[9,10].

본 연구에서는 다양한 텍스트 마이닝 기법 중 다양한 분야에서 사용되는 LDA(Latent Dirichlet Allocation)를 사용하였다[11-13]. LDA는 대표적인 토픽 모델링 기법의 하나로 2003년 David Blei 외의 Latent Dirichlet Allocation 논문을 통해 제안되었다. LDA는 각 문서는 여러 개의 주제로 구성되고, 각 주제는 여러 개의 단어로 구성된다는 가정에 기초해 문서의 단어 분포를 파악하고, 각 주제의 단어 분포를 학습해 주제를 추출한다[14].

2. 메신저에 관한 연구

모바일 메신저 서비스는 모바일 기기로 타인과 소통할 수 있는 서비스로 실시간 소통이 가능하다는 장점 때문에 2000년대 중반부터 빠르게 성장하였다[15]. 모바일 메신저 서비스에 관한 연구에서는 사용자의 만족도, 지속 사용 의향 등에 영향을 미치는 요인 등을 파악하였다.

사용자의 만족도를 높이기 위해서는 사용 용이성이 중요하며 사회적 상호작용이 지속 사용성에 긍정적인 역할을 한다고 보았다[16,17]. 그러나 대부분의 기존 연구는 설문조사를 활용해 연구를 진행하였다[1,2].

III. 연구 방법

1. 연구 절차

그림 1에 제시된 것처럼 본 연구는 데이터 수집, 전처리, 모델링 단계로 분석을 진행하였다. 데이터 수집에서는 google-play-scraper를 활용해 구글 플레이 스토어의 메신저 애플리케이션의 리뷰 데이터를 수집하였다. 전처리 단계에서는 데이터 기간을 설정하고 정제 및 분류 등 전처리를 진행하였다. 분석 단계에서는 gensim에서 제공하는 LDA 기법을 사용하여 토픽 모델링을 진행한 후 결과를 분석하였다.

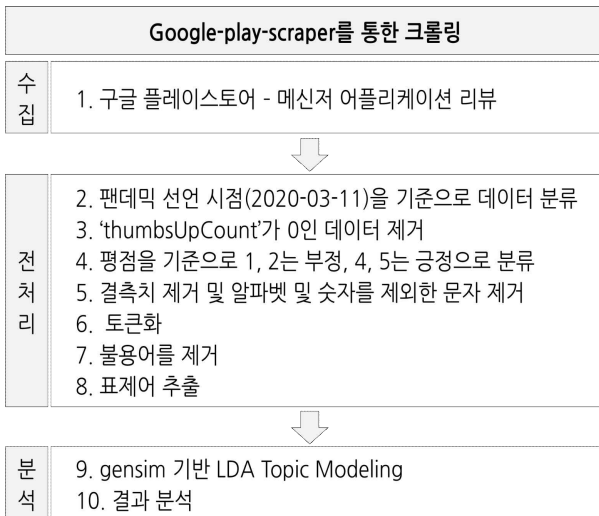


그림 1. 연구 절차

2. 데이터 수집 및 애플리케이션 선정

구글 플레이 스토어에 내의 WhatsApp, 메신저, SnapChat, WeChat에 대한 리뷰 데이터를 수집하였다. 그림 2는 수집된 데이터의 평점 분포를 보여준다.

WhatsApp과 WeChat은 부정적 평가와 긍정적 평가에 치우쳤지만, 메신저와 SnapChat은 균등하게 분포되어 있어 분석에 적합하다고 판단하였다. 최종적으로 두 애플리케이션 중 표본이 더 큰 메신저 애플리케이션을 분석 대상으로 선정하였다. 2017년 9월 1일부터 2022년 9월 30일까지 총 959,538개의 리뷰 데이터를 수집하였다.

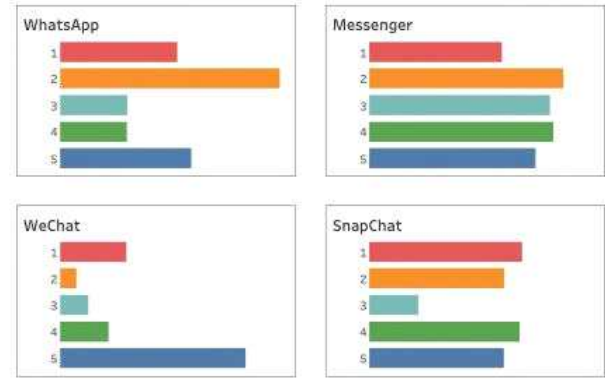


그림 2. 메신저 애플리케이션 평점 분포

3. 메신저에 대한 기초 분석

메신저는 페이스북(Facebook)에서 개발한 메신저 애플리케이션으로 페이스북 계정이 있어야 사용할 수 있다. 미국의 연구 기관 Pew Research의 2021년 설문조사에 따르면 미국 성인의 69%가 페이스북을 사용한 적이 있다고 답했다. 즉, 페이스북은 현재 미국 성인들에게 많이 사용되는 소셜미디어 중 하나이며, 주로 10대들이 사용하고 있다[18]. 최근 10대 사용자들이 줄어드는 반면 35세 이상의 사용자들이 증가하고 있으며, 가족과의 소통을 위해 사용하는 것으로 밝혀졌다[19,20].

그러므로 본 연구에서는 메신저 사용자들의 연령대를 파악해 보기 위해 가족을 지칭하는 대명사를 청소년과 중장년층 세대로 분류하여 해당 리뷰에서 빈도를 파악하였으며, 표1과 표2는 세대별 리뷰 빈도를 나타낸다.

표 1. 청소년층 사용 리뷰

단어	팬데믹 전(개)	팬데믹 후(개)
Mom	30	46
Dad	24	42
Papa	5	6
Nana	4	5
Grandma	7	8
Grandpa	1	2
Granny	0	1
Gramps	0	0

표 2. 중장년층 사용 리뷰

단어	팬데믹 전(개)	팬데믹 후(개)
Mother	15	23
Father	16	10
Son	6,511	9,905
Daughter	12	12
Grandson	47	68
Granddaughter	45	50
Grandchild	0	0

청소년층이 주로 사용하는 단어의 경우 팬데믹 전 71개, 팬데믹 후 110개로 총 39개 증가하였으며 중장년층의 경우 팬데믹 전 6,646개 팬데믹 후 100,068개로 총 93,422개 증가하였다. 중장년층들이 사용하는 단어의 수가 월등히 증가한 것으로 나타났다.

4. 데이터 전처리

데이터는 ‘reviewId’, ‘username’, ‘userImage’, ‘content’, ‘score’, ‘thumbsUpCount’, ‘reviewCreatedVersion’, ‘at’, ‘replyContent’, ‘repliedAt’의 칼럼으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 결측치가 다수이며 분석에 필요 없는 칼럼들을 삭제해 ‘Content’, ‘score’, ‘at’, ‘thumbsUpCount’ 칼럼만 사용하였다.

연구의 목적에 맞게 데이터를 WHO가 팬데믹을 선언한 2020년 3월 11일을 기준으로 팬데믹 이전과 이후로 분류하였다. 팬데믹 이전 데이터는 2017년 9월 1일부터 2020년 3월 10일까지 481,966개이고, 팬데믹 이후 데이터는 2020년 3월 11일부터 2022년 9월 30일까지 477,561개이다.

‘thumbsUpCount’가 0인 데이터는 작성자를 제외한 다른 사용자들은 공감하지 않는다는 것으로 해석할 수 있다. 다른 사용자들이 공감한 리뷰의 분석이 의미있다고 판단하여 해당 데이터를 제거하여 팬데믹 이전 68,630개, 팬데믹 이후 77,870개를 사용하였다.

애플리케이션 리뷰를 통해 사용자들의 만족과 불만을 살펴보는 기존 연구에서 3점은 중립으로 판단하여 제거하였다[10, 21]. 이에 본 연구에서도 ‘score’칼럼을 기준으로 4와 5는 긍정으로

1과 2는 부정으로 나누었다. 분석에 사용된 데이터는 표 3과 같으며 팬데믹 이전과 이후 각각 긍정은 29,630개와 25,265개이며, 부정은 23,798개와 43,540개이다.

표 3. 팬데믹 전후의 긍정과 부정

시기 평가	팬데믹 전 (2017/9/1-2020/3/10)	팬데믹 후 (2020/3/11- 2022/9/30)
긍정	28,379개	25,266개
부정	21,958개	43,540개

데이터 셋을 확정한 후, 정규표현식을 통해 알파벳과 숫자를 제외한 문자를 제거하였다. 이후, genism 라이브러리의 simple_preprocess 함수를 사용해 소문자 변화 및 구두점, 불필요한 공백 등을 제거하고 토큰화를 진행하였다. 그리고 nltk의 불용어 사전과 리뷰에 많이 나타나지만, 분석에 불필요한 단어인 ‘messenger’, ‘application’, ‘facebook’과 같은 단어를 제거하였다. 마지막으로 spacy 라이브러리를 통해 명사, 형용사, 동사, 부사의 표제어를 추출하여 분석에 사용하였다.

5. LDA 토픽 모델링

LDA 토픽 모델링에서 최적의 토픽 수를 정하기 위해 일반적으로 많이 사용하는 지표인 일관성(Coherence)과 복잡도(Perplexity)와 조화평균(Harmonic mean : HM)을 사용했다[22]. 본 논문에서는 최적의 토픽 개수를 구하기 위해 gensim에서 제공하는 CoherenceModel 함수와 ldamodel.log_perplexity 함수를 사용해 일관성과 복잡도를 구하였다. 복잡도가 모두 마이너스 값을 가지고 있어 일관성과 조화평균을 기준으로 토픽 수를 정했으며 일관성과 조화평균이 너무 높으면 정보의 양이 줄어들어 토픽들이 겹칠 가능성이 높다. 이에 본 연구에서는 일관성과 조화평균이 처음 증가하는 구간을 기준으로 토픽 수를 결정하였다. 그 결과 그림 3과 같이 모두 토픽의 수가 3개에서 4개로 변할 때 일관성과 조화평균 점수가 향상하여 토픽의 수를 4로 설정하였다.

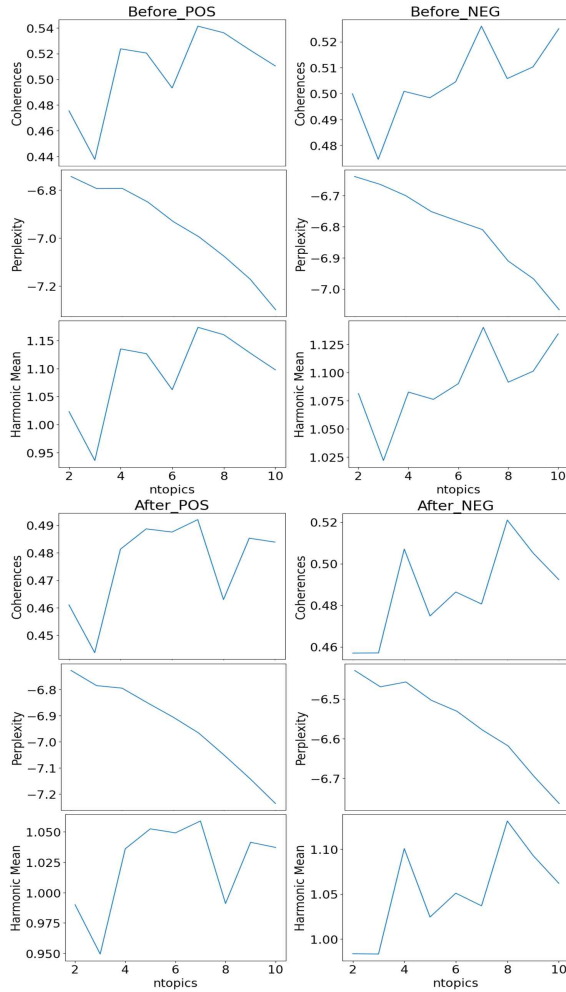


그림 3. 팬데믹 전후 일관성, 복잡도, 조화평균

IV. 연구 결과

1. 긍정 토픽 모델링 결과

표 4는 팬데믹 전후 긍정 토픽 모델링 결과이다. 팬데믹 이전의 토픽은 업데이트, 사용 목적, 채팅 기능, 사용 경험으로 나타났으며, 팬데믹 이후의 토픽은 업데이트, 발신 기능, 사용 목적, 채팅 기능으로 나타났다.

표 4. 긍정 토픽 모델링 결과

기간 토픽 번호	팬데믹 이전		팬데믹 이후	
	업데이트	nice (0.058) update (0.033) message (0.031)	업데이트	work (0.031) update (0.027) problem (0.018)
2	사용 목적	use (0.059) friend (0.050) easy (0.047)	발신 기능	message (0.044) send (0.033) chat (0.026)
3	채팅 기능	call (0.050) video (0.043) useful (0.040)	사용 목적	love (0.061) friend (0.050) family (0.042)
4	사용 경험	good (0.228) great (0.037) love (0.037)	채팅 기능	good (0.101) use (0.048) call (0.043)

그림 4는 팬데믹 이전 긍정 토픽 모델링 결과를 워드 클라우드로 나타낸 것이다. 토픽 1은 업데이트로 ‘update’, ‘message’, ‘nice’, ‘send’, ‘new’, ‘want’, ‘old’ 등의 단어가 추출되었다. 업데이트로 인해 새로운 메시지 전송 기능에 만족하고 있는 것으로 보이나 옛날 버전의 기능을 원하는 사람들도 있는 것으로 보인다.

토픽 2는 사용 목적으로 ‘friend’, ‘use’, ‘easy’, ‘love’, ‘family’ 등의 단어가 추출되었다. 사용자들이 메신저를 통해 쉽게 전 세계 친구 및 가족과 무료로 소통할 수 있음에 만족하고 있는 것으로 나타났다. 사용자들은 해당 애플리케이션을 통해 친구 및 가족들과 소통하고 있는 것을 알 수 있다.

토픽 3은 채팅 기능으로 ‘video’, ‘call’, ‘useful’ 등

의 단어가 추출되었다. 사용자들이 텍스트 기반 메시지만이 아니라 음성 및 영상 전화를 유용하게 사용하고 이 기능에 만족하고 있는 것으로 나타났다.

토픽 4는 사용 경험으로 ‘great’, ‘good’, ‘love’ 등의 단어가 추출되었다. 사용자들의 직접적인 평가가 나타난 토픽으로 긍정적인 평가를 하고 있다. 특히 메신저를 통해 무료로 소통할 수 있음에 만족하고 있는 것으로 나타났다.



그림 4. 팬데믹 이전 긍정 토픽 모델링 결과

그림 5는 팬데믹 이후 긍정 토픽 모델링 결과를 워드 클라우드로 나타낸 것이다. 토픽 1은 업데이트로 ‘update’, ‘work’, ‘problem’, ‘use’, ‘good’, ‘well’, ‘fix’, ‘download’ 등과 같은 단어가 추출되었다. 업데이트 후 기존에 잘 사용하고 있는 기능에 문제가 생긴 것으로 보인다. 또한 문제를 해결하기 위해 애플리케이션을 제거 후 다운로드하는 방법으로 해결하고자 노력한 것으로 보인다. 사용자들은 위와 같은 문제를 언급하면서도 팬데믹 상황에서 메신저의 소중함을 느끼며 감사함을 표하며 평점을 높게 준 것을 알 수 있다.

토픽 2는 발신 기능으로 ‘message’, ‘send’, ‘chat’, ‘thak’, ‘well’ 등의 단어가 추출되었다. 해당 토픽은 팬데믹 이후 새롭게 나타난 토픽이다. 팬데믹 이후 사람들과 대면 소통이 어려워지며 비대면으로도 소통이 가능한 메신저에 고마움을 나타내고 있다.

토픽 3은 사용 목적으로 ‘friend’, ‘love’, ‘family’ 등의 단어가 추출되었다. 워드 클라우드를 통해 알 수 있듯 팬데믹 이전에는 ‘friend’의 빈도가 크게 나타났으나 팬데믹 이후에는 ‘friend’뿐 아니라 ‘family’의 빈도가 많이 증가한 것으로 나타난다. 팬데믹 이후 떨어져 있는 가족들과의 소통이 증가한 것을 알 수 있다.

토픽 4는 채팅 기능으로 ‘good’, ‘use’, ‘call’ 등의 단어가 추출되었다. 팬데믹 이전에는 ‘video’, ‘call’이 크게 나타났으나 팬데믹 이후에는 ‘good’, ‘use’의 빈도가 크게 나타났고 ‘friend’도 나타났다. 이는 팬데믹 이전에는 기술적인 측면에서 만족을 표현하였다면 팬데믹 이후 소통의 중요도가 증가한 것을 알 수 있다.



그림 5. 팬데믹 이후 긍정 토픽 모델링 결과

2. 부정 토픽 모델링 결과

표 5는 부정 토픽 모델링 결과이다. 부정 토픽 모델 결과 팬데믹 이전의 토픽은 발신 기능, 업데이트, 버전, 요구사항으로 나타났으며, 팬데믹 이후의 토픽은 발신 기능, 알림 기능, 채팅 기능, 계정 관리로 나타났다.

토픽 2는 알림 기능으로 ‘chat’, ‘bubble’, ‘head’, ‘back’, ‘notification’, ‘update’ 등의 단어가 추출되었다. 업데이트 후 버블형 알림 기능이 추가되었으나 사용자들은 이에 불만을 나타내고 있다. 버블형 알림 기능은 한국에서 많이 사용하는 카카오톡의 미리보기와 같은 기능으로 Chat Head와 달리 메시지를 보내려면 애플리케이션에 접속해야 한다. 사용자들은 새로운 버블 형태의 알림보다 채팅 헤드 형태의 알림을 선호하는 것을 알 수 있다. 팬데미 이전 토픽 4의 알림 기능에 대한 요구가 받아들여지지 않자, 사용자들의 불만이 증가하여 해당 토픽이 새롭게 나타났다.

토픽 3은 채팅 기능으로 ‘call’, ‘video’, ‘send’, ‘picture’, ‘photo’ 등의 단어가 추출되었다. 애플리케이션을 통한 소통이 증가하면서 비디오와 사진과 같은 이미지 기반 채팅에 대한 요구가 늘어남에 따라 팬데미 이전에는 알림 기능과 같이 나타났다면 팬데미 이후에는 단독으로 나타났다.

토픽 4는 계정 관리로 ‘switch’, ‘account’, ‘ask’, ‘update’, ‘pop’, ‘log’, ‘select’ 등의 단어가 추출되었다. 메신저는 Facebook 계정만 있으면 쉽게 가입할 수 있어 사용 용도에 맞게 여러 개의 계정을 만드는 사람들이 많다. 그러나 업데이트 이후 계정 전환에 문제가 생겨 사용자들이 원하는 계정을 선택하는 데 불편을 겪고 있는 것으로 보인다.



그림 7. 팬데미 이후 부정 토픽 모델링 결과

3. 토픽 모델링 시각화 결과

본 연구에서는 토픽 모델링 결과를 LDAvis로 시각화하였다. LDAvis는 웹 기반의 대화형 시각화 시스템으로 2014년 Sievert 외의 LDAvis: A method for visualizing and interpreting topics 논문을 통해 제안되었다. LDAvis는 원과 막대로 구성되어 있다. 원은 토픽을 나타내며 크기는 가중치를 의미한다. 막대는 각 토픽에 관련성이 높은 단어를 나타낸다[23]. 원의 거리로 토픽 간 연관성을 파악할 수 있다. 원이 가까울수록 연관성이 높다고 해석할 수 있다[10,24].



그림 8. 팬데미 이전 긍정 토픽 시각화 결과

그림 8은 팬데미 이전 긍정의 토픽 모델링 결과를 시각화한 것이다. 토픽 1 업데이트와 토픽 3 채팅 기능은 같은 2사분면에 위치해 있고 거리가 가까운 것을 보아 두 토픽은 높은 연관성을 띠고 있다고 해석할 수 있다. 그러나 토픽 2 사용 목적과 토픽 4 사용 경험은 서로 다른 사분면에 위치해 있고 원의 거리도 먼 것을 알 수 있다. 이는 두 토픽은 서로 독립적으로 나타난다고 해석할 수 있다.

원의 크기는 토픽 1, 토픽 2, 토픽 3, 토픽 4 순으로 나타났다. 팬데미 이전 긍정 토픽 모델에서 업데이트 토픽과 사용 목적 토픽이 주를 이룬다고 해석할 수 있다.



그림 9. 팬데믹 이후 긍정 토픽 시각화 결과

그림 9는 팬데믹 이후 긍정의 토픽 모델링 결과를 시각화한 것이다. 팬데믹 이전의 긍정 토픽 모델링 결과와 달리 각 토픽이 각각 다른 사분면에 위치해 있어 토픽들이 독립적으로 나타난다는 것을 알 수 있다.

원의 크기는 토픽 1 업데이트가 가장 크며 다른 토픽들의 원이 크기는 비슷하게 나타났다. 이는 문서 내 토픽의 분포가 비슷하다고 해석할 수 있다.

토픽 1 업데이트는 팬데믹 이전과 이후에 모두 나타났으며 토픽의 크기 모두 가장 크며, 두 토픽의 크기에 변화도 나타나지 않았다. 이는 업데이트 토픽이 팬데믹과 상관없이 중요한 토픽이라고 해석할 수 있다. 토픽 3 사용 목적은 팬데믹 이전보다 원이 크기가 커졌으므로 팬데믹 이후 해당 토픽의 중요도가 높아졌다고 해석할 수 있다. 토픽 4 채팅 기능의 경우 팬데믹 이후 크기가 작아졌다. 이는 채팅 기능의 중요도가 낮아졌다고 해석할 수 있다.

그림 10은 팬데믹 이전 부정의 토픽 모델링 결과를 시각화한 것이다. 토픽 1 발신 기능은 모든 사분면에 걸쳐 있다. 이는 모든 토픽과 연관성이 있음을 의미한다. 특히 토픽 4 요구사항과의 거리가 가장 가까워 두 토픽의 연관성이 가장 높다고 해석할 수 있다. 그 외의 다른 토픽들은 서로 다른 사분면에 위치해 있어 서로의 영향 없이 독립적으로 나타난다고 해석할 수 있다.

원의 크기는 토픽 1, 토픽 2, 토픽 3, 토픽 4 순으로 나타났다. 팬데믹 이전 부정 토픽 모델에서 발신 기능, 업데이트, 버전, 요구사항 순으로 중요하다고 해석할 수 있다.



그림 10. 팬데믹 이전 부정 토픽 시각화 결과

그림 11은 팬데믹 이후 부정 토픽 모델링 결과를 시각화한 것이다. 모든 토픽이 서로 다른 사분면에 위치해 있으므로 토픽들이 서로 독립적으로 나타난다고 해석할 수 있다. 원의 크기는 토픽 1, 토픽 2, 토픽 3, 토픽 4 순으로 나타났다.



그림 11. 팬데믹 이후 부정 토픽 시각화 결과

토픽 1 발신 기능의 경우 팬데믹 이전에 비해 원의 크기가 커진 것을 확인할 수 있다. 이는 팬데믹 후 발신 기능 토픽의 중요도가 높아졌음을 의미한다. 토픽 2 알림 기능은 팬데믹 이전의 토픽

픽 4 요구사항에 비해 원이 크기의 변화가 다른 경우보다 가장 크게 나타났다. 팬데믹 이후 알림 기능의 토픽의 중요도가 매우 높아졌음을 의미한다. 토픽 3인 채팅 기능은 원의 크기는 작아졌으나 그 차이는 미비하다. 팬데믹 이전의 토픽 4가 팬데믹 이후 두 개의 토픽으로 나누어져 나타났다는 것은 팬데믹 이후 채팅 기능의 중요도가 높아졌음을 의미한다.

V. 결론 및 시사점

팬데믹에 따른 메신저 애플리케이션의 리뷰 변화와 이에 따른 서비스 전략을 제안하기 위해 팬데믹을 기준으로 시점을 나누었고 만족과 불만족을 살펴보기 위해 사용자가 부여한 평점을 기준으로 긍정과 부정으로 데이터를 분류하였다. 팬데믹 이후 데이터의 수가 증가하였으며 부정의 경우 약 20,000개 정도 증가하였다. 팬데믹 이후 사용자가 늘어나고 사용량이 늘어남에 따라 불편을 느낀 사용자가 증가하였다는 것을 의미한다.

긍정 토픽 모델링 결과 팬데믹 이후 발신 기능 토픽이 새롭게 나타났으며 사용 목적 토픽의 중요도가 증가하였으며 채팅 기능 토픽의 중요도는 상대적으로 감소하였다. 또한 업데이트 토픽은 팬데믹과 관계없이 가장 중요한 토픽으로 나타났다.

부정 토픽 모델링 결과 팬데믹 이후 알림 기능, 채팅 기능, 계정 관리 토픽이 새롭게 나타났다. 팬데믹 이후 발신 기능 토픽의 중요도가 증가하였으며 알림 기능과 채팅 기능도 중요한 토픽으로 나타났다.

팬데믹 이후 소통의 중요성이 강조되면서, 가족 간의 소통이 증가한 것으로 나타난다. 팬데믹 이후 video와 같은 이미지 기반 채팅 기능에 관한 단어들의 빈도가 증가함을 알 수 있었다. 사용자들이 쉽게 메시지를 확인하고 답장을 전달할 수 있는 Chat Head 기능을 매우 유용하게 사용하고 있음을 알 수 있었다.

대부분의 부정 토픽 모델링 결과는 업데이트와 관련되어 있었다. 메신저의 주 사용자 연령은 중장년층으로 파악되었으며, 중장년층은 청소년보다 기술

적 변화에 대한 적응 속도가 느려 익숙해진 기능을 유지하려는 경향이 있다. 이에 사용자들이 업데이트 후 새로워지는 기능에 적응하지 못한 것으로 해석된다.

이에 메신저는 쉽게 사진, 영상 등을 쉽게 공유하고 감정 표현이 가능한 이모지 등과 같은 기능을 제공할 필요가 있다. 중장년층 사용자들을 위한 점진적 업데이트가 필요하다. 기존의 주 기능은 유지하고 업데이트 주기를 늘릴 필요가 있어 보인다. 사용하기 편리한 쉽고 직관적인 UI를 제공할 필요가 있다. 또한, 업데이트 시 사용자 리뷰를 모니터링하여 사용자의 요구를 파악하고 반영할 필요가 있다.

본 연구는 사용자의 만족과 불만족을 사용자가 부여한 평점을 기준으로 분류하였다. 토픽 모델링 결과와 평점 간에 연관성 분석 및 감성 분석을 진행한다면 만족과 불만족에 영향을 미치는 요인을 식별할 수 있을 것이다. 또한 평점 분포가 균등한 메신저 애플리케이션에 대한 연구만 진행하여 본 연구의 결과가 모든 메신저 애플리케이션의 연구 결과를 대신할 수 없다는 한계점이 존재한다. 이에 WhatsApp, WeChat과 같은 다양한 애플리케이션의 리뷰를 분석해 연구 결과를 비교한다면 보다 정확한 연구 결과를 얻을 수 있을 것이다.

REFERENCES

- [1] 송수연, 김한경, “언택트 시대의 대학교육: 코로나 19에 따른 비대면 강의 만족도와 수강지속 의사에 영향을 미치는 요인에 관한 연구,” *Asian Journal of Education*, 제21권, 제4호, 1099-1126쪽, 2020년 12월
- [2] 이영석, “비대면 강의환경에서의 온라인 학습패턴과 학습 효과의 상관관계 연구,” *한국산학기술학회 논문지*, 제21권, 제8호, 557-562쪽, 2020년 8월
- [3] Instant Messaging App Market Size, Share, Growth, and Industry Analysis, By Type (Mobile Version, Desktop Version, Web Version), By Application (Personal, Enterprise and Others), Covid-19 Impact, Latest Trends, Driving & Restraining Factors, Top Players, Regional Insights, and Forecast From 2022 To 2030(2023). <https://www.businessresearchinsights.com/market-reports/instant-messaging-app-market-101595> (accessed June, 24, 2023).

- [4] Nguyen, Thanh-Son, Hady W. Lauw and Panayiotis Tsaparas, "Review synthesis for micro-review summarization," *Proceedings of the eighth ACM international conference on web search and data mining*, pp. 169-178, New York, USA, Feb. 2015.
- [5] Morales-Ramirez, I., Munante, D., Kifetew, F., Perini, A., Susi, A., and Siena, A. "Exploiting user feedback in tool-supported multi-criteria requirements prioritization," *2017 IEEE 25th International Requirements Engineering Conference (RE)*. IEEE, Sep. 2017.
- [6] 김광국, 김용환, 김자희, "사용자 리뷰 토픽 분석을 활용한 모바일 쇼핑 앱 고객만족도에 관한 연구," *한국전자거래학회지*, 제23권, 제4호, 41-62쪽, 2018년 11월
- [7] 김기연, 한수미, "텍스트 마이닝 기법을 활용한 구글 플레이 스토어 영어 학습 앱 사용자 리뷰 분석," *디지털콘텐츠학회논문지*, 제23권, 제10호, 1901-1908쪽, 2022년 10월
- [8] 정지훈, 정혜인, 이준기, "텍스트마이닝 기법과 ARIMA 모델을 활용한 배달의 민족 앱 리뷰 분석," *디지털콘텐츠학회논문지*, 제22권, 제2호, 291-299쪽, 2021년 10월
- [9] 김선주, 박대영, 김병수, "토픽모델링을 이용한 Airbnb 고객의 리뷰 분석: 코로나 시대 전과 후의 토픽 차이를 중심으로," *인터넷전자상거래연구*, 제21권, 제4호, 115-130쪽, 2021년 8월
- [10] 이새미, 이태원, "지역화폐 앱 사용자 리뷰 분석을 통한 마케팅 전략 수립 - '동백전'과 '인천 e 음'을 중심으로," *한국콘텐츠학회논문지*, 제21권, 제4호, 111-12쪽, 2021년 4월
- [11] 정성운, 김남곤, "간접신기술에 대한 토픽 모델링 및 토픽 변화추이 분석," *스마트미디어저널*, 제10권, 제4호, 102-110쪽, 2021년 12월
- [12] 모성훈, 임철현, 김현재, 이정우, "토픽 모델링과 네트워크 분석을 활용한 사물주소 도입에 대한 언론보도 분석," *스마트미디어저널*, 제10권, 제2호, 38-47쪽, 2021년 06월
- [13] 강경화, "토픽모델링을 통한 북한의 경제정책 동향 분석," *스마트미디어저널*, 제9권, 제4호, 44-51쪽, 2020년 12월
- [14] Blei, D. M., Ng, A. Y. and Jordan, M. I., "Latent dirichlet allocation," *Journal of machine Learning research*, Vol. 3, pp. 993-1022, Jan. 2003.
- [15] 김병수, "모바일 메신저 서비스에서 관계적 몰입과 선행 요인이 사용자 충성도에 미치는 영향," *Journal of Digital Convergence*, 제12권, 제1호, 241-251쪽, 2014년 1월
- [16] 강희주, 김승인, "메신저 기반의 모바일 챗봇 서비스 사용자 경험 평가-구글 (Allo) 과 페이스북 (M messenger) 을 중심으로," *한국융합학회논문지*, 제8권, 제9호, 271-276쪽, 2017년 9월
- [17] 김현정, "모바일 인스턴트 메신저 이용 동기가 지속적 이용의향에 미치는 영향- 단체 채팅방 크기의 조절 효과를 중심으로," *사회과학연구*, 제36권, 제2호, 71-92쪽, 2020년 5월
- [18] Share of Facebook Messenger users in the United States as of March 2023(2023), by age group (2 0 2 3) <https://www.statista.com/statistics/951142/facebook-messenger-user-share-in-usa-age/> (accessed June, 2, 2023).
- [19] Social Media Use in 2021(2021). <https://www.pewresearch.org/internet/2021/04/07/social-media-use-in-2021/> (accessed June, 2, 2023).
- [20] Teens, Social Media and Technology 2022(2022). <https://www.pewresearch.org/internet/2022/08/10/teens-social-media-and-technology-2022/> (accessed June, 2, 2023).
- [21] 김문기, "모바일 서비스 산업의 이용자 만족·불만 요인 탐색에 관한 연구: 모바일 앱 리뷰 분석을 중심으로," *문화산업연구*, 제23권, 제1호, 47-54쪽, 2023년 3월
- [22] 이대영, 이현숙, "LDA 토픽 모델링의 적정 토픽 수 결정 방법 탐색: 혼잡도와 조화평균법 활용을 중심으로," *교육평가연구*, 제34권, 제1호, 1-30쪽, 2021년
- [23] Sievert, Carson and Kenneth Shirley, "LDAvis: A method for visualizing and interpreting topics," *Proceedings of the workshop on interactive language learning, visualization, and interfaces*, pp. 63-70, Baltimore, USA, Jun. 2014.
- [24] 배재훈, "감상 전 교사 맥락이 학습독자의 감상에 미치는 영향: LDA와 LDAvis를 활용하여," *학습자 중심교과교육연구*, 제20권, 제3호, 165-193쪽, 2020년 2월



이유나(학생회원)

2021년 계명대학교 경영정보학과 학사 졸업.

2021년 계명대학교 경영정보학과 석사 재학.

<주관심분야 : 빅데이터분석, 데이터 시각화>



노미진(정회원)

1999년 대구가톨릭대학교 경영학사 졸업.

2001년 경북대학교 경영학과 경영정보 전공 석사 졸업.

2006년 경북대학교 경영학과 경영정보 전공 박사 졸업.

<주관심분야 : 빅데이터분석, 데이터 시각화>



김양석(정회원)

1995년 서울시립대학교 경제학과 학사 졸업.

2004년 University of Tasmanina 컴퓨터 공학 석사 졸업.

2009년 University of Tasmanina 컴퓨터 공학 박사 졸업.

<주관심분야 : Machine Learning and Data Analytics, Recommender Systems, Knowledge Engineering>



한무명초(정회원)

2006년 방송통신대학교 컴퓨터과학학과 학사 졸업.

2009년 계명대학교 전산교육학과 석사 졸업.

2016년 계명대학교 경영정보학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 데이터마이닝, 컴퓨팅사고, 인과추론, 정보기술>