

텍스트마이닝 기법을 활용한 게임 스트리밍 애플리케이션 리뷰 분석: 디지털 경쟁력 강화를 위한 연구

JIN WENHUI¹, 이정우^{2*}

¹연세대학교 기술경영학협동과정 석사과정, ²연세대학교 정보대학원 교수

Analyzing Game Streaming Application Reviews Using Text Mining Approach: Research to Strengthen Digital Competitiveness

Wenhui Jin¹, Jungwoo Lee^{2*}

¹Graduate Student, Department of Management of Technology, Yonsei University

²Professor, Graduate School of Information, Yonsei University

요 약 코로나 19로 인해 라이브 스트리밍 서비스 시장의 성장이 가속화되고 있어 라이브 스트리밍 모바일 애플리케이션의 다운로드와 리뷰의 수도 급격히 증가하고 있다. 본 연구에서는 게임 스트리밍 서비스 기업 중 하나인 트위치(Twitch)의 모바일 애플리케이션을 대상으로 하여 텍스트마이닝 기법 중 LDA 토픽모델링을 통해 총 8개의 토픽을 추출하였는데 그중 7가지 불편요인들이 추출되고, 공기어 분석 방법을 활용해 사용자 리뷰를 분석하여 사용자가 주로 느끼는 5가지 불편요인들을 탐지하여, 최종, 광고, UI 디자인, 기술문제를 해결하는 동시에 디지털 경쟁력도 강화할 수 있는 솔루션을 제공하였다. 본 연구에서 제공한 솔루션은 향후 트위치(Twitch)뿐만 아니라 타 라이브 스트리밍 서비스 기업에도 디지털 경쟁력을 향상할 수 있는 기회를 제공할 수 있을 것이다. 향후 본 연구에서 제공한 솔루션의 유용성 및 신뢰성을 판단하기 위해 진일보 연구할 가치가 있다.

주제어 : 게임 스트리밍 애플리케이션, 사용자 리뷰 분석, 텍스트마이닝, LDA 토픽모델링, 공기어 분석, 디지털 경쟁력

Abstract As the growth of the live streaming service market is accelerating due to COVID-19, the number of downloads and reviews of live streaming mobile applications is also rapidly skyrocketing. This study is to research game streaming applications using Twitch reviews as database. A total of 8 topics are extracted through LDA topic modeling and 7 out of them are detected to be inconvenience factors. Then, to pinpoint the main inconvenience factors, co-occurrence analysis is used in order to find out main factors. Finally, based on previous studies, several solutions are provided, which can solve the inconvenience factors(advertisement, UI design, technology problems) as well as strengthening digital competitiveness. This study will serve as an opportunity to improve digital competitiveness not only for Twitch but also for other game live streaming service companies in the future.

Key Words : Game Streaming Application, User Review Analysis, Text Mining, LDA Topic Modeling, Co-occurrence Analysis, Digital Competitiveness

*Corresponding Author : Jungwoo Lee(jlee@yonsei.ac.kr)

Received February 17, 2022

Accepted April 20, 2022

Revised March 8, 2022

Published April 28, 2022

1. 서론

최근 e스포츠와 비디오 게임 스트리밍은 게임과 온라인 방송 기술의 발전으로 인해 인터넷에서 빠르게 성장하는 새로운 형태의 미디어가 되었다. 수억 명의 사용자가 트위치(Twitch), 아프리카TV(AfreecaTV), 유튜브(Youtube)와 같은 라이브 스트리밍형 플랫폼과 앱에서 스트리머, 유튜버, 게이머들이 게임을 하는 것을 보는 데 시간을 보낸다. State of Mobile 2021에 따르면 2019년 1분기 사용자들이 스마트폰으로 스트리밍 영상을 보는 시간이 1,460억으로 통계가 되었고 코로나19 이후 2020년 4분기에는 2,390억 시간으로 2년 사이 65% 정도 폭증한 통계치를 보여주고 있다[1]. 스트리밍 애플리케이션 시장의 성장과 함께 사용자들의 리뷰수도 증가하고 있다. Newzoo Global Games Market Report 2021에 따르면 2024년에는 전 세계 게임 시장규모가 2,000억 달러를 넘어설 것이고 총사용자 수는 33억 명에 달한다고 전망한다[2]. 게임 시장의 성장과 함께 모바일 애플리케이션의 사용자 리뷰수도 증가하고 있다. 애플리케이션의 사용자 리뷰는 의사결정을 하기 위한 정보를 찾는 사용자에게 중요한 소스이고 사용자의 현재 경험에 대해 실시간으로 반응하는 피드백으로[3], 애플리케이션의 문제점들을 정확히 발견하고 개발자가 애플리케이션을 개선하는 데 있어 중요한 역할을 한다[4].

모바일 애플리케이션이 디지털 경쟁력을 갖추고 널리 보급되기 위해서는 사용자 친화적인 디자인과 사용자의 리뷰와 의견에 대한 빠른 분석과 대응 전략을 취하는 것이 중요한 요소이다[5].

빅데이터의 시대가 도래되면서부터 인터넷에서 생성되는 데이터가 기하급수적으로 늘어나 사용자의 리뷰를 빠르고 정확하게 발견하고 해결하기 어려운 점이 있다. 애플리케이션 사용자 리뷰는 자연어(Nature Language)로 작성된 비정형 텍스트와 반정형 텍스트 타입이고 대량의 리뷰에는 중복된 단어, non-informative 리뷰 등 많은 노이즈가 포함되고[5], 주제가 분류되어 있지 않아 주제의 분류도 필요한 작업이다[6]. 이에 리뷰에서 핵심정보를 정확하게 추출하기 위해 텍스트마이닝(Text Mining) 기법과 토픽 모델링(Topic Modeling) 기법은 리뷰 데이터를 발굴하고 분석하는 데 많이 활용되고 있다[7].

기존 라이브 스트리밍 애플리케이션 관련해서 다양한 연구가 진행되고 있으며 현재 라이브 스트리밍 애플리케이션에 관한 연구 현황으로서는 실증분석방법을 통한 게임 스트리밍 애플리케이션 사용자의 사용 의도(usage intention)를 4가지 측면에서 분석[8, 9], 설문조사를 통한

사용 및 만족 관점에서 5가지 유형의 동기 조사[10], 사용 및 만족 이론에 기반을 둔 eight-factor socio-motivational model로 시청자 참여의 사회적 동기 분석[11], 사용자 참여도가 gift-giving에 미치는 영향[12], 인터넷 방송 애플리케이션의 시청환경에 관한 사용자 경험연구[13], K-means와 LSA를 사용한 텍스트 리뷰를 통해 조회 수 예측을 위한 요인을 분석하는 연구[14] 등이 있다. 하지만 이러한 연구들은 주로 사용자의 행동 패턴(동기, 참여도)에 관한 연구에 초점을 두고 있다. 하지만 텍스트마이닝 기법을 활용한 애플리케이션에 대한 불만족 요인을 파악하고 디지털 경쟁력을 향상하기 위한 그에 대한 솔루션을 건의하고 제공하는 연구가 미미한 것으로 보인다.

이에, 본 연구에서는 게임 스트리밍 서비스 기업 중 하나인 트위치(Twitch)의 모바일 애플리케이션 리뷰를 대상으로 텍스트 마이닝 기법 중 토픽모델링 기법과 공기어 분석(Co-occurrence Analysis) 기법을 이용하여 사용자가 느끼는 불편요인들을 도출하고 그것을 해결하는 솔루션을 제안하여 디지털 경쟁력을 향상하는 건의를 주고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 게임 라이브 스트리밍 서비스 정의

라이브 스트리밍이란 스트리밍 기술을 응용하여 프로그램 콘텐츠를 인터넷을 통해 소셜 미디어에서 실시간으로 방송하는 행위를 말한다[14]. 기존 미디어와 차별화된 독창적인 특징으로서는 시청자가 스트리머의 콘텐츠에 실시간으로 소통할 수 있으며 타 시청자들과도 실시간 상호작용(채팅)이 가능하다.

선행 문헌 조사에 따르면 게임 라이브 스트리밍은 기존 라이브 서비스와 온라인 게임을 통합하는 새로운 미디어라고 정의할 수 있다[10]. 시청자와 스트리머는 스트리밍 중에 실시간으로 소통을 통해 유대관계를 형성시키고 이는 스트리머를 중심으로 한 커뮤니티를 형성시킨다[15]. 따라서 게임 라이브 스트리밍은 온라인 게임과 전통적인 미디어간의 격차를 해소하면서 대중, 커뮤니티, 상호작용(interaction) 및 수동성(passivity)을 통합하는 미디어의 새로운 형태이다[16].

2.2 게임 라이브 스트리밍 서비스의 현황

코로나19로 인해 게임 라이브 스트리밍 서비스를 이용하는 사용자가 폭증하고 있다. 소프트웨어정책연구소 리포

트 2021에 따르면, 코로나19 시대의 사회적 거리두기가 장기화 됨에 따라 기존 사용자들은 게임 라이브 스트리밍을 “보는” 활동을 늘렸다[17]. 또한, Newzoo Global Esports and Live Streaming Market Report 2021에 따르면, 2020년 코로나19 팬데믹 초기에 게임 라이브 스트리밍 서비스를 이용하기 시작한 많은 신규 사용자들이 계속 서비스를 이용하여 2021년에 많은 플랫폼의 시청률을 증가하는 데에 이바지했고 사용자 수는 2021년에는 7억 4,700만 명으로 전년 대비 12.7% 증가하였다. 이렇게 성장한 트위치(Twitch)는 2021년까지 233억 시간의 라이브 시청 시간을 기록했으며 이는 플랫폼 사상 최고의 시청 시간으로 뺄히고 있다. 한편, YouTube 라이브 스트리밍은 2021년까지 총 45억 시간을 기록했고 Facebook Gaming에서는 2021년 4월부터 시작하여 35억 시간을 기록했다[18].

2.3 텍스트마이닝 기법을 활용한 사용자 리뷰 분석

애플리케이션 사용자는 서비스를 사용한 후 애플리케이션에 대한 만족도를 텍스트, 사진 또는 동영상의 형식으로 자신의 의견을 표현하고 버그나 원하는 기능을 지적한다 [6, 32, 33]. 선행연구에 따르면 사용자 리뷰에 대해 빠른 응답을 할수록 애플리케이션에 대한 사용자평가가 높다고 한다[5, 33]. 애플리케이션이 디지털 경쟁력을 갖추고 널리 보급되기 위해서는 사용자 친화적인 디자인과 사용자에게 영향을 미치는 버그 및 불편요인을 해결하는 빠른 응답성(Rapid responsiveness)이 핵심 요소이다[5].

일반적으로 애플리케이션의 사용자 리뷰는 비정형 텍스트와 반정형 텍스트로 이루어져 있으므로 이를 분석하는데 텍스트마이닝 기법이 널리 활용되고 있다. 최근 애플리케이션 사용자 리뷰에 대한 텍스트마이닝 관련 연구는 주로 만족도에 영향을 주는 요인을 조사하는 연구와 리뷰를 통해 자동으로 불편요인을 식별할 수 있는 시스템을 설계하는 연구들이 진행되고 있다. 이러한 예시로서는 Xu Meng jia(2020)의 토픽모델링을 활용하여 온라인 리뷰 분석을 통한 관광객의 니즈를 도출하는 것이고[7], 정지훈 외 2인(2021)은 배달 애플리케이션의 사용자 리뷰로 토픽모델링을 진행하여 주제를 분류하고, 시계열 이상 탐지 ARIMA 모델을 이용하여 이상치 일자를 탐지하여 토픽별 감성 분석을 통해 이슈 요인을 분석하였다[6]. 또한, Gao 외 3인은 애플리케이션 사용자 리뷰를 AOLDA(Adaptively Online Latent Dirichlet Allocation) 토픽모델링 기법을 활용하여 주제를 분류하여 IDEA Framework을 이용

해 자동으로 동적으로 이슈를 감지하는 시스템을 설계하였다[4].

애플리케이션 사용자 리뷰 분석에 관한 연구는 주로 주제 분류, 이슈 감지 시스템 설계 등 다양한 방면의 연구가 진행되고 있지만, 분석을 통해 추출한 이슈를 해결하는 방안을 제시하는 연구는 아직 많이 되어 있지 않아서 같은 이슈가 반복적으로 일어난다. 사용자들이 애플리케이션에 대한 불만족 요인을 심층 분석하여 이에 해당하는 해결방안을 도출하는 것이 필요해 보인다. 이러한 맥락에서 본 연구에서는 텍스트마이닝 기법 중 LDA 토픽모델링과 공기어 분석 방법들을 활용하여 사용자들의 불편요인을 찾아내고 매개 불편요인을 해결하는 해결방안을 선행연구를 기반으로 제안한다.

3. 연구방법

3.1 연구 절차

본 연구는 글로벌 게임 라이브 스트리밍 애플리케이션인 트위치(Twitch)를 선정하여 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 사용자가 느끼는 불편요인들을 캐치하고 최근까지 제기되는 불편요인들을 기반으로 사용자의 만족도를 높이고 디지털 경쟁력도 강화하는 개선방안을 제안하고자 한다.

Fig. 1은 본 연구의 연구 프로세스를 나타내며 데이터 수집, 데이터 전처리, 데이터 분석, 해결방안 제시 등 네가지 단계로 진행하였다. 데이터 수집 단계에서는 트위치(Twitch) 애플리케이션 리뷰 데이터를 수집하였고, 데이터 전처리 과정에서는 불용어 제거, 품사 추출 등 전처리를 진행하였으며, 데이터 분석 단계에서는 LDA 토픽모델링과 공기어 분석을 통해 문제점을 캐치하였다. 마지막 해결방안 제시 단계에서는 텍스트마이닝 기법을 통해 발견한 문제점들에 대한 해결방안을 선행연구의 연구결과를 기반으로 제시한다. 추가적으로 디지털 경쟁력을 향상 시키기 위한 personal 방안을 제안하고자 한다.

3.2 게임 스트리밍 애플리케이션 선정 이유

게임 스트리밍 서비스 기업 중 하나인 트위치(Twitch)는 게임에 특화된 스트리밍 플랫폼이고, 2014년에 아마존에 인수된 뒤, 음악 방송, 리얼리티 방송 등으로 콘텐츠가 확장되었다. Twitchtracker리포트에 따르면 2014년부터 지금까지 쭉 성장 기세를 보여주고 있고 2022년에는 600만 명을 초과하였다[19].

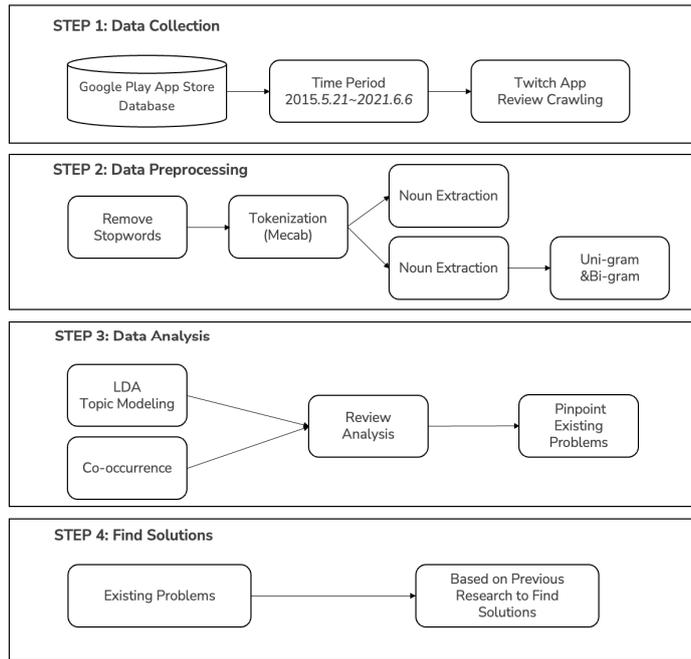


Fig. 1. Research Framework

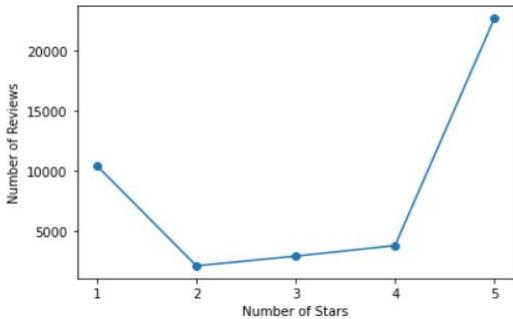


Fig. 2. The Distribution of Review on Twitch App

Fig. 2는 구글 플레이 스토어에서 트위치(Twitch)의 사용자 리뷰 중 평점에 관한 분포도이다. 평점을 놓고 보면 5점이 가장 많이 기록되었고 이어 1점이 많이 기록이 되었고 J자형 분포(J-shaped distribution)를 따르고 있다. 기존 연구에서는 온라인 상품 리뷰의 J자형 분포에 대해 해석을 하였는데 결론 중 하나는 소비자는 양극화된 취향을 가지고 있으며 그들의 양극화된 리뷰는 상품의 실제 현상을 반영한다고 해석하였다[20, 21]. 이에 글로벌 게임 라이브 스트리밍 애플리케이션인 트위치(Twitch)의 사용자 리뷰를 분석하여 사용자들의 불만족 요인을 분석하고자 연구 대상으로 선정하였다.

3.3 데이터 수집 및 전처리

구글 플레이스토어에서 트위치의 2015년 5월 21일부터 2021년 6월 6일까지의 사용자 리뷰를 Python Selenium과 BeautifulSoup 패키지를 기반으로 크롤링하였다. 크롤링한 데이터는 모두 43,959개인데 리뷰가 한 개 단어로 구성된 리뷰와 영어로 된 리뷰를 모두 삭제하여 총 41,802개 리뷰로 연구를 진행하였다.

데이터 전처리 과정에서는 python Tform 패키지를 기반으로 진행하였다. 형태소 분석을 위해 Mecab을 사용하여 Tokenization 과정을 거쳐 품사 필터링하여 명사만을 추출하였다. 불용어 제거 과정에서는 LDA 토픽모델링과 공기어 분석에서 불용어 처리하는 방법이 조금 다르다. LDA 토픽모델링 단계에서는 빈도수는 높지만 분석에 의미하지 않은 ‘Twitch’, ‘어플’, ‘앱’, ‘트위치’, ‘스트리밍’을 불용어로 선정하였는데 토픽의 주제를 정확히 파악하기 위해서이다. 공기어 분석 단계에서는 동시출현하는 단어들 사이의 관계를 찾기 위해 ‘Twitch’, ‘어플’, ‘앱’, ‘트위치’, ‘스트리밍’ 등을 불용어로 처리하지 않았다. 공기어 분석에서는 Uni-gram과 Bi-gram을 기반으로 명사를 추출하였는데 이는 Tokenization 과정에서 ‘회원가입’, ‘팝업 모드’ 등과 같은 한 개 단어들인 ‘회원’, ‘가입’, ‘팝업’, ‘모드’로 각각 분리되기에 N-gram 기법을 적용하여 ‘회원_가입’ 형태로

단어들을 연결하였다.

3.4 LDA 토픽모델링 및 공기어 분석

토픽모델링의 대표적인 알고리즘인 Latent Dirichlet Allocation(LDA)은 문헌 집단에서 토픽을 찾아내는 확률 모델이다[22]. 토픽의 개수를 확정하는데 일반적으로 Perplexity 값을 기준으로 한다[6, 7]. Perplexity는 특정 확률 모델이 실제로 관측되는 값을 얼마나 잘 예측하는지를 평가할 때 사용되는데 그 값이 작을수록 토픽모델은 문헌 결과를 잘 반영한다[6, 7]. 따라서, 최적의 토픽 수를 찾기 위해 가능한 perplexity가 낮은 토픽의 수를 찾는 것이 보편적이지만 perplexity가 가장 낮다고 해서 결과의 해석이 용이한 것은 아니다[7, 23]. 하여, 본 연구에서는 python의 Tomatopy 패키지 중 lda()함수를 사용하여 Perplexity를 계산하여 토픽의 개수를 확정하였다. 최적의 토픽 수를 선정하기 위하여 Perplexity 값을 계산하여 시각화한 결과는 Fig. 3과 같다. 토픽의 개수를 2개에서 30개까지 비교한 결과 토픽의 수가 5일 때 Perplexity 점수가 가장 낮았으나, 토픽의 해석을 중심 토픽의 수가 8일 때 토픽을 잘 반영 해석이 가장 용이하다고 판단하여 최종 토픽의 수를 8로 선정하여 분석하였다. 도출된 각 토픽을 검토하여 사용자리뷰 기반의 불편요인들을 파악하였다.

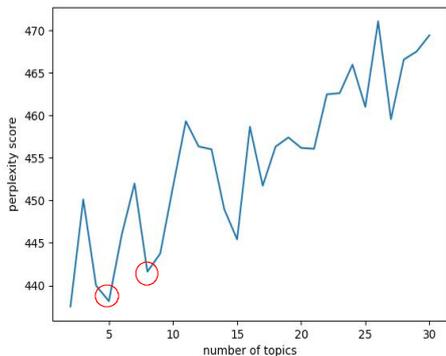


Fig. 3. Choosing Optimal Number of Topics

공기어 분석(Co-occurrence analysis)은 동시출현단어분석(Co-word analysis)이라고도 부른다. 공기어 분석은 두 개의 단어가 주어진 문헌의 분석 단위 안에서 함께 출현하는 횟수를 기반으로 단어의 연결(collocation) 및 문헌 집단의 특성을 파악하는 데 사용된다[26, 27]. 본 연구에서는 Freeman이 제안한 중심성 지표 중 연결중심성(Degree Centrality)를 기반으로 공기어 분석에서의 노드

들의 중요성을 분석하였다[24]. 연결중심성(Degree Centrality)은 하나의 노드들이 얼마나 많은 노드와 연결이 되어 있는지를 나타내는 것으로 연결중심성 값이 클수록 중요한 노드임을 나타낸다[24, 25, 26]. 이에, 본 연구에서는 python Treform 패키지를 기반으로 공기어 분석을 진행하였고 그 결과를 통해 네트워크 분석 도구인 Gephi 0.9.2 프로그램을 기반으로 네트워크 분석을 진행하여 키워드를 분석하여 사용자리뷰 기반의 불편요인들을 도출하였다.

3.5 텍스트마이닝 분석을 통한 문제점에 대한 해결 방안 제시

LDA 토픽모델링과 공기어 분석을 통해 추출한 트위치(Twitch)의 사용자리뷰 기반 불편요인들을 개선하기 위해 각 불편요인에 상관된 선행연구와 자료조사를 진행하여 불편요인들을 개선하는 해결방안들을 제시하여 더 나은 사용자 경험을 제공하고 이를 통해 디지털 경쟁력을 향상하고자 한다.

4. 연구결과

4.1 LDA 토픽모델링 결과

앞서 Fig. 1과 같이 LDA 토픽모델링을 진행한 결과는 Table 1과 같다. 토픽모델링 결과는 8개의 토픽에 대한 토픽별 주요 키워드를 정리한 것으로 매개 토픽의 의미를 반영한다. 첫 번째 토픽에는 ‘팝업’, ‘모드’, ‘화면’, ‘불편’, ‘크기’ 등의 키워드가 추출되었으며 이는 트위치(Twitch)의 ‘팝업모드’에 관한 토픽임을 알 수 있다. 사용자들이 게임 라이브 방송을 시청할 때 팝업모드로 시청하는 때도 있는데 팝업창의 크기가 조절 안 된다는 점에 대한 사용자들의 불만족 요인을 파악할 수 있으며 이를 위한 개선 노력이 필요한 것으로 파악된다.

두 번째 토픽에는 ‘가입’, ‘회원’, ‘영어’, ‘인증’, ‘짜증’ 등의 키워드가 추출되었으며 이는 ‘회원가입’에 관한 토픽임을 파악할 수 있다. 게임 라이브 스트리밍 서비스를 사용하는 사용자 수가 증가하면서 트위치(Twitch)와 같은 애플리케이션을 사용하는 사용자도 늘어났다[18]. 사용자들이 서비스를 사용하기 위해 회원가입을 해야 하는데 토픽모델링 결과를 놓고 보면 회원가입시 계정이 생성 안 되고 영어로 되어 있다는 점에서 사용자들이 불편함을 느낀다는 것을 파악할 수 있다. 트위치(Twitch)는 2014년에 아마존에

Table 1. LDA Topic Modeling Results

Topic	Keyword	Prob
Pop-up mode	Pop-up	0.104
	Mode	0.094
	Screen	0.072
	Inconvenience	0.040
	Size	0.039
Sign-up	Join	0.250
	Member	0.199
	English	0.082
	Verification	0.053
	Annoyance	0.029
Advertisement	Advertisement	0.258
	Broadcasting	0.041
	Video	0.039
	Skip	0.032
	Synchronization	0.021
Payment	Subscription	0.144
	Money	0.064
	Payment	0.054
	Bug	0.047
	Charge	0.042
Chatting box	Broadcasting	0.087
	Chatting	0.049
	Screen	0.045
	Inconvenience	0.027
	Box	0.020
Profile setting	Nickname	0.085
	Mobile	0.068
	Change	0.050
	Korean	0.046
	Picture	0.043
Connection	Buffering	0.077
	Image quality	0.060
	Lagging	0.042
	Server	0.036
	Loading	0.026
Comparison	Broadcasting	0.061
	Afreeca TV	0.046
	Youtube	0.036
	Image quality	0.032
	Appreciation	0.028

인수된 뒤 2015년에 한국 서버를 추가하여 한국 사용자에 게 서비스를 제공하였다[28]. 국내 자체개발 애플리케이션이 아니고 해외개발 애플리케이션이기 때문에 언어문제가 있는 것으로 파악되고 사용자들의 편안한 회원가입을 위하여 언어와 회원가입 절차에서의 오류를 개선하기 위한 노

력이 필요한 것으로 보인다.

세 번째 토픽에는 ‘광고’, ‘방송’, ‘영상’, ‘스킵’, ‘싱크’ 등의 키워드로부터 ‘광고’에 관한 토픽임을 알 수 있다. 라이브 스트리밍 방송을 시청 시 사용자들은 광고 관련 문제에 대한 불편함을 호소한다. 즉 광고가 스킵이 안되고 강제로 시청해야 한다는 불편함을 호소하는 것과 동시에 광고가 끝난 이후 영상과 오디오가 일치하지 않는다는 싱크(synchronization) 관련 문제도 나타나는 것으로 파악된다. 모바일 광고 수용성과 태도에 관한 연구에 따르면 일반적으로 광고에 대한 수용 의사가 높지 않고 태도가 안 좋은 것으로 나타났다[29, 30]. 더 나은 사용자 경험을 제공하기 위해 광고문제에 대한 해결방법을 제시하는 것이 중요한 것으로 보인다.

네 번째 토픽의 키워드는 ‘구독’, ‘돈’, ‘결제’, ‘버그’, ‘충전’ 등으로 이루어지고 이는 ‘결제’ 관련 토픽임을 알 수 있다. 트위치(Twitch)에서 사용자가 스트리머를 지원하는 방법은 정기구독과 가상재화 비트가 있다. 정기구독과 비트는 결제 시스템을 기반으로 제공하는 서비스이고 시청자가 애플리케이션에 캐시를 충전하는 방식 중 하나이다[31]. 토픽모델링 결과로 보면 사용자가 결제 시스템을 이용할 때 버그와 오류가 나타난다고 하는 것으로 확인된다. 사용자가 애플리케이션에 대한 만족도를 높이기 위해선 결제 시스템의 오류 관련 문제에 대해 중시해야 할 것이다.

다섯 번째 토픽은 ‘방송’, ‘채팅’, ‘화면’, ‘불편’, ‘창’ 등 키워드와 관련되므로 ‘채팅 창’에 관한 토픽으로 판단이 된다. 사용자 리뷰를 검토한 결과에 따르면 사용자가 라이브를 시청할 때 채팅 창의 위치 배정에 관한 불편함을 호소한다.

여섯 번째 토픽은 ‘닉네임’, ‘모바일’, ‘변경’, ‘한글’, ‘사진’ 등과 같은 키워드가 추출되었으며 이는 ‘프로필 설정’에 관한 토픽으로 추정이 된다. 크롤링한 사용자 리뷰와 토픽모델링 결과로 검토해보면 사용자들이 모바일 애플리케이션으로 프로필을 설정하는 과정에서 한글로 닉네임을 변경할 수 없고 프로필 사진을 변경 못 하는 데 불편함을 호소하고 있다.

일곱 번째 토픽은 ‘버퍼링’, ‘화질’, ‘렉’, ‘서버’, ‘로딩’에 관련된 라이브 스트리밍 방송을 시청할 때 ‘연결’문제에 관한 토픽이다. 라이브 방송에서 버퍼링 즉 네트워크 지연은 사용자의 QoE(Quality of Experience)에 부정적인 영향을 미친다[32]. 따라서 사용자 경험을 향상 시키기 위해 해당 문제의 해결방법을 찾는 것이 중요함을 보여준다.

여덟 번째 토픽은 ‘방송’, ‘아프리카TV’, ‘유튜브’, ‘화질’, ‘감사’ 등으로 키워드가 추출되고 이는 트위치(Twitch)와 기타 라이브 스트리밍 플랫폼 사이의 ‘비교’를 표현하는 토

픽으로 사용자가 트위치(Twitch)에 대한 긍정적인 리뷰이다. 사용자 리뷰를 검토한 결과 트위치(Twitch)에서 제공하는 화질이 타 플랫폼보다 좋다는 것을 설명한다.

LDA 토픽모델링 결과로부터 사용자의 불편요인은 광고, 버퍼링, 채팅 창, 결제 오류, 회원가입, 프로필 편집, 팝업 모드 등 7가지 불편요인이 도출됐다. 현재 트위치(Twitch)가 존재하는 문제를 판단하기 위해 데이터 크롤링 마지막 시점인 2021년 상반기 데이터로 LDA 토픽모델링을 진행한 결과 광고, 채팅, 팝업 모드, 회원가입과 버퍼링 등 5가지 불편요인들이 도출되었다. 위의 문제들을 놓고 보면 크게 광고, UI, 기술 등 3가지 면으로 정리할 수 있다.

4.2 공기어 분석결과

텍스트마이닝을 통해 사용자 리뷰 중 추출된 단어들은 공기어 분석결과와 연결중심성(Degree Centrality) 지수를 기준으로 핵심 단어들을 파악하여 그들 간의 관계를 나타냄으로써 네트워크 시각화한 결과는 Fig. 4와 같은 연결중심성 결과는 Table 2와 같다.

노드의 필터링 과정에서는 Threshold를 통해 노드와 엣지의 수를 조절하여 시각화 편의를 위하여 본 연구에서 공기어 분석에 사용된 노드는 68개, 엣지(Edge)는 117개이다. 노드(Node)의 크기는 연결정도(degree)를 기반으로 설정하였고 노드의 partition은 modularity class를 기반으로 설정하였다. Modularity class는 커뮤니티 구조 즉 공기어(동시출현단어)들의 구조를 파악하기 위해 사용되고 있다[33, 34].

공기어 분석결과 Fig. 4에 따르면 ‘방송’, ‘광고’, ‘버퍼링’ 등 단어의 동시출현빈도가 높은 것으로 나타나고, ‘채팅’, ‘팝업’, ‘모드’ 등 단어의 동시출현빈도가 높은 것으로 나타났고 마지막으로 ‘로그인’, ‘회원’, ‘가입’, ‘계정’ 등 단어의 동시출현빈도가 높은 것으로 나타났다. Table 2의 연결중심성 분석결과로부터 방송은(20)으로 가장 높았으며, 다음으로 화면(13), 가입(11), 모드(11), 팝업(11), 광고(8), 채팅(8), 회원가입(6) 등으로 나타났다. 상위 결과로부터 보다시피 ‘회원가입’, ‘팝업 모드’, ‘채팅’, ‘광고’, ‘버퍼링’은 사용자 리뷰 기반의 주요 불편요인들을 알 수 있다.

시기별로 공기어 분석결과 이 중 ‘광고’에 대한 언급은

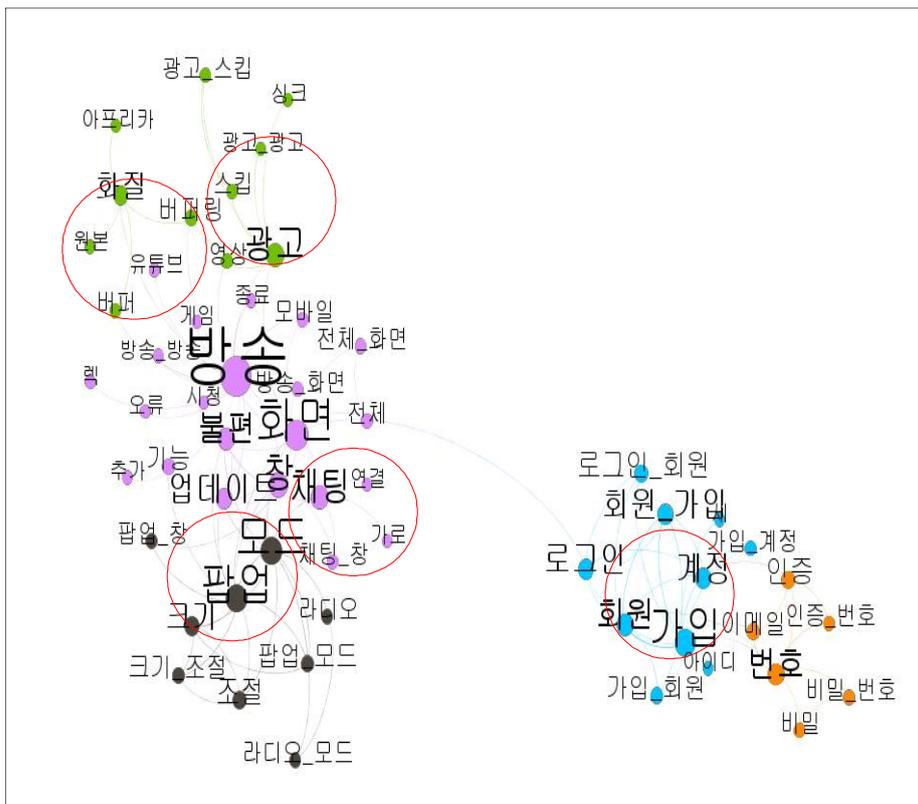


Fig. 4. Co-occurrence Network Analysis Result

2018년 하반기부터 급증하였고, “팝업 모드”에 대한 언급은 데이터 수집 시작단계인 2015년 하반기부터 관찰되었고 2020년 상반기에는 사용자들이 이에 대한 불편함을 더 호소하였다. LDA 토픽모델링과 마찬가지로 현재 트위치(Twitch)가 존재하는 문제를 판단하기 위해 데이터 크롤링 마지막 시점인 2021년 상반기 데이터로 공기어분석을 진행한 결과 여전히 ‘광고’, ‘채팅’, ‘팝업 모드’, ‘회원가입’과 ‘버퍼링’ 등 5가지 불편요인들이 도출되었고 이런 불편요인들을 해결하여 사용자 경험을 향상할 필요가 있다.

Table 2. Top 20 Keyword Degree Centrality

Rank	Keyword	Degree Centrality
1	Broadcasting	20
2	Screen	13
3	Join	11
4	Mode	11
5	Pop-up	11
6	Box	9
7	Advertisement	8
8	Chatting	8
9	Number	7
10	Member	7
11	Inconvenience	7
12	log-in	6
13	Account	6
14	Update	6
15	Sign-up	6
16	Image Quality	5
17	Size	5
18	Verification	4
19	Adjustment	4
20	Log-in_Member	4

4.3 텍스트마이닝 분석을 통한 문제점에 대한 해결 방안 제시

앞서, LDA 토픽모델링과 공기어 분석을 통해 사용자가 느끼는 불편요인들은 광고, UI, 기술 3가지가 있는데 이를 해결하기 위한 솔루션을 제공하고자 한다.

4.3.1 광고

첫 번째 불편요인인 광고에 관하여 트위치(Twitch) 사용자 리뷰를 분석해서 관찰한 결과 ‘광고를 스킵하지 못한다’, ‘광고의 길이가 30초이다.’라는 리뷰가 가장 많은 것으로 확인됐다. 이러한 광고문제를 해결하기 위해 스트리머, 사용자, 광고주와 트위치(Twitch) 플랫폼에 대해 모두가

치를 제공하는 해결방안이 필요하다.

애플리케이션 내 광고로 인해 발생하는 불편함을 해소하기 위해 사용자 만족도 개선을 위한 다수의 선행연구가 진행된 바 있다. 김민정, 이형재(2017)는 애플리케이션을 사용하는 사용자의 동기가 즐거움이나 재미를 추구하는 오락성일 경우 오락형 광고(entertaining advertising)가 광고회피를 최소화시키는 효과적인 방법이라고 제시했다[37]. 박종석, 최용석, 권혁인(2014)은 광고주가 광고를 집행할 때 소비자들에게 보상(reward)을 주면 광고효과에 긍정적이라고 한다[38]. 김수정, 이길형, 한맑음(2014)은 리워드 앱을 기반으로 연구를 진행한 결과 보상(reward) 활용을 통해 장기적 관계 유지가 가능하다는 것을 실증분석을 통해 밝혔다[39]. 선행연구로부터 분석된 방법들을 기반으로 트위치(Twitch)에 reward-based 광고(ex. Coupon, point)를 적용한다면 애플리케이션 사용자들의 불편요인을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 광고주, 트위치(Twitch) 플랫폼에도 가치를 제공할 수 있는 효과적인 방법 중 하나가 될 것으로 추정된다.

4.3.2 UI

두 번째 불편요인인 UI에 관해 팝업모드와 채팅 창 위치 배정에 관한 문제가 포함된다. 분석결과에 따르면 UI 문제(팝업창 크기조절 불가, 채팅창이 화면을 가림)로 인한 라이브 방송 시청 시 불편하다는 점이 가장 많이 제기되어 사용자를 중심으로 UI를 개선할 필요가 있다.

김명지, 윤수경, 최준호(2014)에 따르면 애플리케이션의 시각적 디자인 즉 심미성이 영상 스트리밍 서비스에 대한 충성도를 높인다고 확인되었다[40]. 하여, 애플리케이션 내 UI 문제를 개선하기 위해 주관적 면(기존 사용자를 통해 설문조사를 진행해 UI관련 불편요인을 파악)과 객관적인 면(애플리케이션 사용자 리뷰)을 함께 고려하여 개선해야 할 UI 문제점을 파악하는 것이 중요하다. 트위치(Twitch)가 디지털 경쟁력을 강화하기 위해서는 사용자리뷰에서 제기된 팝업창과 채팅창 관련 UI 디자인을 사용자리뷰를 기반으로 니즈를 파악하고 빠른 대응(Rapid Responsiveness)을 취해야 한다.

4.3.3 기술

마지막으로 기술문제에 관해서는 버퍼링과 회원가입 문제가 제기되었다. 공기어 분석결과인 Fig 3.에서와 같이 버퍼링과 회원가입에 관한 언급이 큰 비중을 차지하는 것을 관찰할 수 있다. 기술문제 즉 시스템의 오류는 애플리케이션

선 자체에 대한 불신과 사용자들의 이탈로 이어질 수 있다 [6]. 라이브 스트리밍 애플리케이션의 디지털 경쟁력을 강화하기 위해 전문기술기업과 협업하여 문제에 대한 빠른 응답을 취해야 한다.

4.4 디지털 경쟁력 강화를 위한 추가적인 방안

게임 라이브 스트리밍 애플리케이션 트위치(Twitch)의 디지털 경쟁력을 강화하기 위한 추가적인 건의를 제시하고자 한다. 라이브 스트리밍에서는 사용자와의 소통(communication)이 중요하다. 보편적으로 스트리머와 사용자는 채팅을 통해 의사소통을 진행한다. 하지만, 라이브 스트리밍 산업의 급속한 발전으로 인해 기존의 단순 채팅방식은 사용자들의 요구를 충족시키기 어려운 한계점이 있다[41]. 또한, 앞서 Table 1과 같이 LDA 토픽모델링분석을 통해 ‘채팅’ 관련 토픽이 추출되었고, 공기어 분석을 통해 Fig. 4와 Table 2에서 볼 수 있듯이 ‘채팅’은 사용자 리뷰에서 비교적 큰 키워드임을 알 수 있다. 이에 ‘채팅’과 관련된 기존 트위치(Twitch)에 없는 새로운 ‘실시간 소통’을 위한 기능이 필요한 것으로 사료된다.

중국 동영상 플랫폼인 도우인(Douyin)에서는 ‘실시간 소통’에 집중하여 여러 가지 기능들을 추가하였는데 그중 하나는 스트리머와 사용자(팔로워)가 ‘실시간으로 연결하여 대화’할 수 있는 기능이다. 이는 소통에 집중하여 스트리머와 사용자의 상호작용 효과를 높여 활성 사용자(active user) 수를 증가시켰다[42].

이와 같은 ‘실시간으로 연결하여 대화’할 수 있는 기능을 트위치(Twitch)에 접목해 스트리머와 사용자의 상호작용 효과를 높이는 것을 목표로 하여 활성 사용자(active user) 수를 증가하여 게임 라이브 스트리밍 분야에서의 디지털 경쟁력을 강화하기를 기대하는 방안을 제기해 본다.

5. 결론

ICT 기술과 스마트폰의 보급률 증가로 모바일 애플리케이션의 시장규모도 커지고 있다. 이에 따라 모바일 애플리케이션 스토어에서 생성되는 리뷰수도 증가하고 있다. 예를 들면 중국의 주요 커뮤니케이션 애플리케이션인 Wechat은 매일 6만 개 이상의 리뷰를 생성한다.

본 연구에서는 텍스트마이닝 기법 중 토픽모델링과 공기어 분석 방법을 활용하여 게임 라이브 스트리밍 애플리케이션 중 하나인 트위치(Twitch)의 사용자 리뷰를 기반으로 사용자들이 호소하는 불편요인들을 추출하여 이를 해

결함과 동시에 디지털 경쟁력도 향상하기 위한 솔루션을 제공하기 위한 연구를 진행하였다. 불편요인을 추출하기 위해 LDA(Latent Dirichlet Allocation)기반 토픽모델링으로 토픽을 분류하여 ‘팝업모드’, ‘회원가입’, ‘광고’, ‘결제’, ‘채팅창’, ‘프로필 설정’, ‘연결(버퍼링)’, ‘비교’ 등 여덟 개의 토픽을 추출하였다. 마지막 데이터 수집기간인 2021년 상반기에도 위에서 분류된 8가지 토픽이 존재하는지를 탐색하기 위해 2021년 상반기 리뷰로 토픽모델링을 한 결과 최종 ‘팝업모드’, ‘회원가입’, ‘광고’, ‘채팅창’, ‘연결(버퍼링)’에 관한 토픽을 추출하였다. 이어, 공기어 분석을 통해 키워드(불편요인)와 함께 연결된 단어들을 파악하여 문제점을 쉽게 파악하고 분석하기 위해 진행하였다. 결과 LDA 토픽모델링을 통해 추출한 토픽과 유사하여 최종 위에서 추출한 다섯 개의 요인을 불편요인으로 확정하였다. 다섯 개의 요인에 대한 솔루션을 제안하기 위해 최종 3가지 ‘광고’, ‘UI’, ‘기술’ 면으로 분류하였고 매개 요인들에 대해 사용자 만족도와 디지털 경쟁력을 향상시키는 솔루션을 제공하였다.

첫째, ‘광고’에 관해서는 Reward-based advertising 솔루션을 제안했다. 광고에 관한 선행연구가 많이 진행되었는데 그 중 리워드 방식을 융합한 모바일 광고가 가장 효과적이라는 것을 연구 한 바가 있다[34-37]. 반면, 6개월을 기준으로 토픽모델링과 공기어 분석을 진행한 바에 따르면 광고에 관한 문제를 바탕으로 트위치(Twitch)에 reward-based advertising 솔루션을 제공하여 사용자, 스트리머, 광고주와 트위치(Twitch) 플랫폼에 모두 가치를 창출할 것을 기대한다. 두 번째, ‘UI’ 디자인에 관해서는 주관적, 객관적인 면에서 트위치(Twitch)의 UI 디자인 결함을 pinpoint 하는 솔루션을 건의하였다. 마지막으로는 트위치(Twitch)의 ‘기술’로 인해 발생하는 버퍼링과 회원가입은 LDA 토픽모델링과 공기어 분석을 통해 알 수 있는 바와 같이 많은 사용자의 불만을 쌓았다. 이와 같은 시스템 오류는 사용자들의 이탈을 초래할 수 있다[6]. 이를 해결하기 위해 전문기술기업과 콜라보하여 사용자에게 빠른 피드백을 줘야 한다는 건의를 하였다. 본 연구에서 제기된 솔루션을 활용하여 게임 라이브 스트리밍 플랫폼뿐만 아니라 타 스트리밍 플랫폼에서도 해당한 문제점들을 해결할 수 있기를 기대한다. 추가로, 디지털 경쟁력을 강화하기 위한 스트리머와 사용자가 ‘실시간으로 연결하여 대화’하는 기능을 제안하였다.

본 연구는 몇 가지 한계점이 있다. 첫째, 본 연구에서는 Android 시스템의 Google Play Store 사용자리뷰로 분석을 진행하였는데 이와 다른 운영체제(OS)인 IOS 시스템

의 App Store 사용자리뷰를 분석하지 못하여 본 연구의 결과를 IOS 시스템에서 적용 가능 여부를 연구해 볼 필요가 있다.

둘째, 애플리케이션 리뷰의 길이가 짧고 리뷰수가 충분하지 않아 공기에 분석보다 LDA 토픽모델링의 분석 과정인 토픽의 선정과 해석에 어려움이 있었다. 추후 연구에서는 LDA 토픽모델링을 기반으로 변형한 HDP, DMR, HLDA 등 토픽모델링 기법 활용해 세부적인 토픽선정을 할 수 있을 것으로 판단된다[43, 44, 45].

셋째, 텍스트마이닝을 통해 발견된 불필요인을 찾고 해결하기 위해 솔루션을 제기하였는데 이는 선행연구 기반의 솔루션과 연구자의 주관적인 솔루션이 들어갔다는 점에서 한계가 있다고 판단하였다. 솔루션 중 '기술'문제에 관한 솔루션은 연구자의 주관적인 의견인데 본 연구에서 분석한 '기술'문제 버퍼링과 회원가입 문제의 해결방안에 관해서는 추가 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] Sydow, L. (2021, February 17). *A Year of Bingeing: Time Spent in Video Streaming Apps Hit Nearly 1 Trillion Hours in 2020*. APP ANNIE. <https://www.appannie.com/en/insights/mobile-minute/1-trillion-hours-streaming-mobile-2020/>
- [2] Wijman, T. (2021, July 1). *The Games Market's Bright Future: Player Numbers Will Soar Past 3 Billion Towards 2024 as Yearly Revenues Exceed \$200 Billion*. Newzoo. <https://newzoo.com/insights/articles/the-games-markets-bright-future-player-numbers-will-soar-past-3-billion-towards-2024-as-yearly-revenues-exceed-200-billion/>
- [3] Nguyen, T. S., Lauw, H. W., & Tsaparas, P. (2015, February). Review synthesis for micro-review summarization. In *Proceedings of the eighth ACM international conference on web search and data mining*, (pp. 169-178). DOI : 10.1145/2684822.2685321
- [4] Gao, C., Zeng, J., Lyu, M. R., & King, I. (2018, May). Online app review analysis for identifying emerging issues. *Proceedings of the 40th International Conference on Software Engineering*, (pp. 48-58). DOI : 10.1145/3180155.3180218
- [5] Gao, C., Zheng, W., Deng, Y., Lo, D., Zeng, J., Lyu, M. R., & King, I. (2019, May). Emerging app issue identification from user feedback: Experience on wechat. In *2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)* (pp. 279-288). IEEE. DOI : 10.1109/ICSE-SEIP.2019.00040
- [6] Jung, J. H., Chung, H. I., & Lee, Z. K. (2021). An Analysis of Mobile Food Delivery App'Baemin'by Using Text Mining and ARIMA Model. *Journal of Digital Contents Society*, 22(2), 291-299. DOI : 10.9728/dcs.2021.22.2.291
- [7] J. M. Xu. (2020). *Web Online Review Text Mining*. Master's dissertation. Central China Normal University, Wuhan, China.
- [8] Chen, C. C. & Lin, Y. C. (2018). What drives live-stream usage intention? The perspectives of flow, entertainment, social interaction, and endorsement. *Telematics and Informatics*, 35(1), 293-303. DOI : 10.1016/j.tele.2017.12.003
- [9] Hamari, J. & Sjöblom, M. (2017). What is eSports and why do people watch it?. *Internet research*. DOI : 10.1108/IntR-04-2016-0085
- [10] Sjöblom, M., & Hamari, J. (2017). Why do people watch others play video games? An empirical study on the motivations of Twitch users. *Computers in human behavior*, 75, 985-996. DOI : 10.1016/j.chb.2016.10.019
- [11] Hilvert-Bruce, Z., Neill, J. T., Sjöblom, M., & Hamari, J. (2018). Social motivations of live-streaming viewer engagement on Twitch. *Computers in Human Behavior*, 84, 58-67. DOI : 10.1016/j.chb.2018.02.013
- [12] Yu, E., Jung, C., Kim, H., & Jung, J. (2018). Impact of viewer engagement on gift-giving in live video streaming. *Telematics and Informatics*, 35(5), 1450-1460. DOI : 10.1016/j.tele.2018.03.014
- [13] Kwon, J.-H., & Kim, S.-I. (2018). Study on the UX of Internet Broadcasting -Focused on the Afreeca TV, the Twitch TV-. *Journal of Digital Convergence*, 16(3), 407-413. DOI : 10.14400/JDC.2018.16.3.407
- [14] Chen, W. K., Chen, L. S., & Pan, Y. T. (2021). A text mining-based framework to discover the important factors in text reviews for predicting the views of live streaming. *Applied Soft Computing*, 111, 107704. DOI : 10.1016/j.asoc.2021.107704
- [15] Taylor, N. T. (2016). Now you're playing with audience power: The work of watching games. *Critical Studies in Media Communication*, 33(4), 293-307. DOI : 10.1080/15295036.2016.1215481
- [16] Li, Y., Wang, C., & Liu, J. (2020). A systematic review of literature on user behavior in video game live streaming. *International journal of environmental research and public health*, 17(9), 3328. DOI : 10.3390/ijerph17093328
- [17] J. Y. Jang & H. R. Choi. (2021). *Evolution of Digital Game: From Contents to Platform*. Seongnam : SORI

- [18] Wijman, T. (2021, Dec 22). *The Games Market and Beyond in 2021: The Year in Numbers*. Newzoo. <https://newzoo.com/insights/articles/the-games-market-in-2021-the-year-in-numbers-esports-cloud-gaming/>
- [19] *Twitch Statistics & Charts*. TwitchTracker. <https://twitchtracker.com/statistics>
- [20] Hu, N., Zhang, J., & Pavlou, P. A. (2009). Overcoming the J-shaped distribution of product reviews. *Communications of the ACM*, *52*(10), 144-147. DOI : 10.1145/1562764.1562800
- [21] Hu, N., Pavlou, P. A., & Zhang, J. J. (2009). Why do online product reviews have a J-shaped distribution? Overcoming biases in online word-of-mouth communication. *Communications of the ACM*, *52*(10), 144-147. DOI : 10.2139/ssrn.2380298
- [22] Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *the Journal of machine Learning research*, *3*, 993-1022.
- [23] Lee, D.-Y., & Yi, H.-S. (2021). Exploring methods for determining the appropriate number of topics in LDA: Focusing on perplexity and harmonic mean method. *Journal of Educational Evaluation*, *34*(1), 1-30. DOI : 10.31158/JEEV.2021.34.1.1
- [24] Freeman, L. C. (1977). A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness. *Sociometry*, *40*(1), 35-41. DOI : 10.2307/3033543
- [25] Baek, S.-M., & Moon, I.-O. (2021). The Study on the patient safety culture convergence research topics through text mining and CONCOR analysis. *Journal of Digital Convergence*, *19*(12), 359-367. DOI : 10.14400/JDC.2021.19.12.359
- [26] B. I. Kang & J. H. Kim. (2013). Profiling and Co-word Analysis of Teaching Korean as a Foreign Language Domain. *Journal of the Korean Society for Information Management*, *30*(4), 195-213. DOI : 10.3743/KOSIM.2013.30.4.195
- [27] Lee, N., Kim, J.-H., & Mun, H.-J. (2019). Exploration of Emotional Labor Research Trends in Korea through Keyword Network Analysis. *Journal of Convergence for Information Technology*, *9*(3), 68-74. DOI : 10.22156/CS4SMB.2019.9.3.068
- [28] 2022. *Twitch*. Namuwiki. <https://namu.wiki/w/트위치#fn-5>
- [29] Kolsaker, A., & Drakatos, N. (2009). Mobile advertising: The influence of emotional attachment to mobile devices on consumer receptiveness. *Journal of Marketing Communications*, *15*(4), 267-280. DOI : 10.1080/13527260802479664
- [30] J. Y. Ha, M. S. Chung & K. H. Han. (2020). Advertising Effectiveness in the Circumstance of Watching Mobile Video : Based on Analyses of the Effects of Advertising Intrusiveness and Contextual Congruity. *Advertising Research*, (127), 45-78. DOI : 10.16914/ar.2020.127.45
- [31] *Bits and Subscriptions*. Twitch Streamer camp. <https://twitch.tv/creatorcamp/ko-kr/get-rewarded/bits-and-subscriptions/>
- [32] Zheng, Y., Wu, D., Ke, Y., Yang, C., Chen, M., & Zhang, G. (2016). Online cloud transcoding and distribution for crowdsourced live game video streaming. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, *27*(8), 1777-1789. DOI : 10.1109/TCSVT.2016.2556584
- [33] Newman, M. E. (2006). Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, *103*(23), 8577-8582. DOI : 10.1073/pnas.0601602103
- [34] C. S. Park & C. W. Chung. (2013). Text Network Analysis: Detecting Shared Meaning through Socio-cognitive Networks of Policy Stakeholders. *Journal of Governmental Studies*, *19*(2), 73-108.
- [35] Morales-Ramirez, I., Munante, D., Kifetew, F., Perini, A., Susi, A., & Siena, A. (2017, September). Exploiting user feedback in tool-supported multi-criteria requirements prioritization. In *2017 IEEE 25th International Requirements Engineering Conference (RE)* (pp. 424-429). IEEE. DOI : 10.1109/RE.2017.41
- [36] Palomba, F., Linares-Vásquez, M., Bavota, G., Oliveto, R., Di Penta, M., Poshyvanik, D., & De Lucia, A. (2015, September). User reviews matter! tracking crowdsourced reviews to support evolution of successful apps. In *2015 IEEE international conference on software maintenance and evolution (ICSME)* (pp. 291-300). IEEE. DOI : 10.1109/ICSM.2015.7332475.
- [37] M. J. Kim & H. J. Rhee. (2017). Effects of Engagement and Usage Motivation on Perceived Intrusiveness & Avoidance of Advertising: Differential Effects in Smart Phone Applications. *The Academy of Customer Satisfaction Management*, *19*(3), 125-144.
- [38] Y. G. Jo, J. E. Lee & K. H. Kim. (2017). Study on Measure to Increase Mobile Advertisement Effect of Smartphone APP by Reward. *The Korean Society of Science & Art*, *27*, 259-276. DOI : 10.17548/ksaf.2017.01.27.259
- [39] S. J. Kim, K. H. Lee & M. K. Han. (2014). Effects of the Point Exhaustion Type of Mobile Reward App on Users' Preference, Satisfaction and Usage Intention. *A Journal of Brand Design Association of Korea*, *12*(1), 143-156. DOI : 10.18852/bdak.2014.12.1.143
- [40] M. J. Kim, S. K. Yoon & J. H. Choi. (2014). The Effect of Aesthetics on the User's Loyalty of Mobile Video Streaming Apps. *Journal of the Korean Society of Design Culture*, *20*(4), 63-74.
- [41] J. Shi. (2021). *Analysis of Problems and Countermeasures*

of E-commerce Live Broadcasting Operation on Douyin Platform. Master's dissertation. Liaoning University, Shenyang, China.

- [42] M. Du. (2021). *Live broadcast of Lianmai Xinjianghu*. JIEMIAN.
<https://www.jiemian.com/article/6172718.html>
- [43] Yee Whye Teh, Michael I. Jordan, Matthew J. Beal, & David M. Blei. (2004). Sharing clusters among related groups: hierarchical Dirichlet processes. *In Proceedings of the 17th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'04)*, 1385-1392.
- [44] McCallum, A. K. (2002). *MALLET: A Machine Learning for Language Toolkit*. (<http://mallet.cs.umass.edu>)
- [45] Blei, D. M., Griffiths, T. L., & Jordan, M. I. (2010). The nested chinese restaurant process and bayesian nonparametric inference of topic hierarchies. *Journal of the ACM (JACM)*, 57(2), (pp. 1-30).
 DOI : 10.1145/1667053.1667056

Jin Wenhui(Wenhui Jin)

[학생회원]



- 2019년 7월 : University of Shanghai for Science and Technology(공학사)
- 2020년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 기술경영학협동과정 석사과정
- 관심분야 : 텍스트마이닝, 데이터 분석, IoT, Management of Technology

· E-Mail : mhkim421@yonsei.ac.kr

이 정 우(Jungwoo Lee)

[중신회원]



- 1982년 2월 : 연세대학교 영어영문학과(인문학사)
- 1990년 2월 : 서강대학교 경영대학원(MBA)
- 1995년 5월 : 조지아주립대학교 컴퓨터정보시스템(이학석사)
- 1998년 12월 : 조지아주립대학교 컴퓨터정보시스템(경영학박사)

- 2001년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 정보대학원 교수
- 관심분야 : 스마트기술응용, 서비스혁신, 워크 사이언스, 전자정부, 정보통신기술정책
- E-Mail : jlee@yonsei.ac.kr