

스마트 TV의 사용자 경험 차원에 대한 탐색적 연구 : 토픽모델링을 중심으로*

김 영 범(제1저자)

한양대학 일반대학원 비즈니스인포매틱스학과 (석사)

차 경 진(교신저자)

한양대학교 경영대학 (교수)

Exploratory study on the user experience dimension of smart TV : Focused on the Topic Modeling

Kim, Young Bum(First Author)

Department of Business Informatics, Graduate school of Hanyang University (Master)

Cha, Kyung Jin(Corresponding Author)

College of Business Administration, Hanyang University (Professor)

Abstract

Recently, users express and share experiences using products through various channels. These review data are very useful for analyzing users' thoughts, and their importance is increasing. In this study, the user experience dimension of smart TV was analyzed using online review. Through the hybrid topic modeling approach, we tried to verify the 18 experience dimensions derived from previous studies. As a result of the study, the factors derived from previous studies

* 본 논문은 2022년 김영범의 한양대학교 석사학위 논문을 수정·보완한 연구임.

were partially confirmed, and the research method attempted in this study proved that it was a method of deriving a significant experience dimension of smart TV. Based on these research results, this study intends to suggest specific methods for users to enhance the user experience of smart TVs.

Keywords : Smart TV, User Experience (UX), Topic Modeling, Sentiment analysis, Text Mining

접수일(2022년 02월 26일), 수정일(2022년 03월 04일), 게재확정일(2022년 03월 07일)

I. 서 론

텔레비전(TV)은 개발된 이래 가장 인기 있는 가전제품이자 엔터테인먼트 미디어 중 하나이다. 흑백 TV를 시작으로 컬러, 3D 그리고 스마트 TV로 진화했고, 그 기술은 지금도 계속 진화하고 있다. 스마트 TV는 기존의 방송 외에 온라인 동영상, 소셜 네트워크 서비스, 이메일, 위치 기반 서비스 등 다양한 애플리케이션을 제공하는 OS 플랫폼 기반 TV로 정의할 수 있다(Alam et al, 2017; Kim et al, 2011). 즉, 기존의 TV를 인터넷 콘텐츠 및 웹 서비스로 확장하는 것을 스마트 TV라고 하며 Connected TV와 IPTV(Internet Protocol Television)의 진화된 형태를 나타낸다. 이러한 스마트 TV는 2018년에 CES(Consumer Electronics Show)에서 고급 기능을 갖춘 가정환경의 중심이었다(Lawler, 2018). 통계에 따르면, 스마트 TV는 2017년에 약 2억 만대가 판매되었으며, 2023년에는 약 2억 5천 만대까지 판매량이 증가할 것으로 예상된다(Frost & Sullivan Inc, 2018). 또한, 미국 노동 통계국에 의해 조사된 미국인 시간 사용 조사 (American Time Use Survey; ATUS)에 따르면, 대다수의 미국인들은 TV를 보면서 대부분의 여가시간을 지출한다고 한다 (Bureau of Labor Statistics, 2018). 이러한 스마트 TV의 인지도와 보급 확산에도 불구하고 스마트 TV의 사용자 관점에 초점을 맞춘 연구는 비교적 미흡한 상황이며(Park, E, 2020), 기존연구들은 전통적인 조사방법론에 이론으로 접근하여 연구한 것이 대부분이다.

과거 TV를 구매하는 사용자들은 하드웨어로서 TV를 구매하였기에 제조사들은 콘텐츠 유통에 신경을 쓰지 않았다가, 그 이후 과거 TV 사용자에게 대한 연구는 주로 콘텐츠 소비 패턴에 초점을 맞추고 있다. 최근 연구에서는 스마트 TV 기능의 사용 또는 스마트 TV와 다른 장치 간의 상호 작용이 강조되고 있는데, 특히 스마트 TV의 경우, 제품설계자는 사용자 경험에 대한 새로운 요소의 필요성이 대두되고 있다.

이를 위해 기존의 HCI(Human-computer interaction) 분야에서는 주로 설문, 인터뷰 그리고 실험방법을 활용하여 제품을 사용하는 사용자의 경험을 파악해왔다(Vermeeren et al, 2010; Kjeldskov & Graham, 2003). 그러나 실제 제품의 사용 맥락을 반영하기에는 설문이나 실험은 한계가 있는데(Graham, 2003), 이에 대한 대안 방법으로 장기 관찰 및 인터뷰 방법을 이용하여 사용자 경험을 연구하기도 하였다(황해정 외, 2016). 하지만 이 방법들은 많은 시간과 자원을 데이터 수집 및 분석에 소비해야 하기에 실무에서 사용하는 데는 제약이 있다고 할수 있다(Vermeeren et al, 2010).

최근 소셜미디어와 인터넷 기술의 지속적인 발전으로 사용자들은 자연스럽게 제품 및 서비스에 대한 경험을 SNS, 카페 등 다양한 채널을 통하여 표현하고 있다. 이러한 변화는 사용자들이 리뷰를 통하여 제품 혹은 서비스로 인해 경험한 행복감, 만족감 등의 다양한 욕구까지 공유할 수 있게 만들었다. 또한, 온라인 리뷰는 때로는 사용자가 자각하지 못한 멘탈 모델을 드러내기도 하는데(Netzer et al, 2012), 최근들어 온라인 리뷰는 사용자의 마음을 읽을 수 있는 중요한 정보원으로써(Chen, Y et al, 2008; Chen, Y et al, 2011), 제품리뷰의 대한 연구들이 점점 주목받고 있다(김성범, 2020). 이러한 온라인 리뷰는 전통적인 조사방법에 비해 직접적으로 사용자가 실제로 생각한 의견이 반영되며, 대규모로 데이터가 수집될 수 있는 장점이 있다고 할수 있다(이기호 외, 2008; 채승훈 외, 2015).

과거에는 이 많은 온라인 리뷰를 분석하는 것은 기술적으로 어려웠다. 그러나, 과거에 비해 온라인 리뷰와 같은 비정형 데이터를 수집하고 처리하는 컴퓨팅 기술이 발전하면서 비정형 데이터 핵심 내용을 추출하는 것이 가능해졌다. 이러한 발전은 자연어 처리 기술을 빠르게 발전시켰고 텍스트 마이닝 기술을 고도화시켰다(김건아 & 김철기, 2017).

본 연구에서는 전 세계 가장 큰 규모를 가지고 있는 전자상거래 사이트 아마존(www.amazon.com)에서 공식적으로 판매되고 있는 모든 스마트 TV 제품에 대한 사용자 리뷰데이터 분석을 진행하였다. 본 연구의 목적은 온라인 리뷰 데이터를 분석하여 선행연구에서 증명된 스마트 TV 사용자 경험 차원을 탐색하고자 하였는데, 실제 사용자 관점에서 스마트 TV 사용자 경험 차원에 대하여 선행연구와는 차별화된 연구 프레임으로 도출하는 하고자 하였다. 이를 위해 아마존에서 스마트 TV 제품에 대한 사용자 리뷰를 모두 크롤링하여 텍스트 마이닝과 감성분석기법을 활용하여 사용자가 실제로 경험한 차원에 대하여 규명하고, 온라인 리뷰를 바탕으로 스마트 TV의 사용자 경험 강화를 위한 새로운 실무적 인사이트를 도출하고자 하였다. 이러한 연구 목적을 가지고 온라인 리뷰 분석을 하기 위하여 아래와 같이 연구 문제를 설정하였다.

(연구 문제 1) 선행연구로 도출된 사용자 경험 차원이 스마트 TV 경험을 평가하는

기준으로 적절한가?

(연구 문제 2) 하이브리드 토픽모델링 접근 방식으로 스마트 TV의 사용자 경험 차원을 도출할 수 있는가?

(연구 문제 3) 스마트 TV의 사용자 경험을 강화시키는 방법은 무엇인가?

본 연구는 텍스트마이닝 기법 중 토픽 모델링을 활용하여 스마트 TV 사용자 경험 차원을 분석함으로써 사용자 경험(UX) 차원 도출 방법의 다양화에 기여하고자 하였다. 본 연구의 결과로 스마트 TV 사용자 경험 차원들을 상세하게 파악한 토픽들을 제시함으로써 향후 스마트 TV 사용자 경험 연구의 실제 및 연구에 의미 있는 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

II. 이론적 배경

2.1 사용자 경험 (UX)

사용자 경험(UX)은 HCI(Human-computer interaction), 디자인 및 정보시스템(IS) 등 많은 분야에서 연구되고 있다. UX는 분야마다 정의한 바가 다른데, ISO 9241-210 표준에서는 사용자 경험에 대해 제품, 시스템, 또는 서비스를 사용하거나, 사용하도록 이끄는 사용자의 지각과 반응으로 정의하였다. 이는 유형의 제품과 무형의 서비스에 있어서 사용자 경험이 과거, 현재 그리고 미래의 사용에 까지 영향을 미친다는 것을 의미한다.

사용자 경험의 선행연구를 살펴보면, UX를 시스템과 상호작용의 맥락적 요인에 대한 사용자의 실제 생각이라고 정의하였다(Hassenzahl & Tractinsky, 2006). 다른 연구에서는 사용자 경험을 제품 기능, 사용자의 감성 및 감각적 요소 그리고 시공간적 요소 등으로 구성된다고 하였다(McCarthy & Wright, 2003). 그리고 전상인 외(2013)에서는 기존의 사용자 경험 연구를 더 확장하여, 최근의 사용자 경험은 제품 경험에 있어서 사용자의 모든 인지 반응을 전체적으로 설명할 수 있는 방안이라고 언급하였다. 이러한 UX의 정의는 UX의 개념적 경계가 상당히 포괄적이며 사용자의 인식, 시스템의 특성 및 상황적 요인이 핵심 구성요소임을 보여준다.

과거 진행되었던 수많은 사용자 경험 연구에서 실제 사용자의 목소리를 듣기 위해 다양한 방법들이 수행되었다. Vermeeren et al (2010) 연구에서는 현재까지 가장 많이 활용된 사용자 경험 평가 방법이 장기 조사나 실험이라고 밝혔다. 그러나 이러한 방법은 분석의 어려움, 비용과 시간이 많이 드는 단점 때문에 낮은 실용성을 보여준

다고 지적하였다. 기존의 사용자 경험 평가 방법들은 정성 데이터를 수집하고 활용하는 경우가 많기에 이러한 문제점이 두드러진다고 할 수 있다. 최근에는 사용자 경험 평가 방법론이 제품에 따라 개발되고 고도화되고 있는 추세이다(황해정 외, 2016).

2.2 스마트 TV 사용자 경험 차원 관련 연구

현재까지의 UX 연구는 스마트폰, AI 스피커 등 다양한 제품에 제품 개발 및 디자인 측면에서 적용되었다. 특정 제품에 대한 UX 차원 연구는 미흡한 상황인데, 예술 기반 응용 프로그램과 모바일 장치 응용 프로그램 등은 빈번한 UX 연구가 진행된 반면에 TV 및 비디오 같은 미디어 제품은 인지도와 보급률에 비해 연구가 상당히 적다고 할 수 있다(Bargas-Avila et al, 2011; Alam et al, 2017). 관련 연구를 보면, Jang & Mun (2019) 연구에서는 스마트 TV 사용자 경험 차원을 연구하기 위해, 문헌 연구, 실험실 연구, 코딩 분석과 현장 분석을 합친 방법을 통하여 스마트 TV 사용자 경험 차원을 도출하였다. 연구 결과로 총 18개의 요인들이 (적응 용이성(Ease of adaptation), 지각된 미학(Perceived aesthetics), 외관 적합성(Appearance appropriateness), 인지 용이성(Cognitive easiness), 연결성(Connectivity), 콘텐츠 다양성(Content diversity), 맞춤형 유연성(Customization flexibility), 지각된 도움(Perceived helpfulness), 실제 적용 가능성(Real-life applicability), 인지된 화질(Perceived picture quality), 즐거움(Playfulness), 상대적 중요성(Relative salience), 리모컨 조종성(Controllability of the remote controller), 인지된 반응성(Perceived responsiveness), 인지된 보안(Perceived security), 사회적 관계성(Social relatedness), 인지된 음질(Perceived sound quality), 안정성(Stability)) 만족도와 이용의도에 영향을 미친다는 것을 도출되었다(Jang & Mun, 2019). <표 1>은 Jang & Mun (2019) 연구에서 도출된 스마트 TV 사용자 경험 차원을 정리한 것이다.

국내의 경우, 변대호 (2015) 연구에서는 기존 TV와 스마트 TV는 다른 특성을 보유하고 있기에 사용자 경험 요인도 차이가 있다고 보았다. 관련 요인을 도출하기 위하여 제품 후기를 감성 분석을 통하여 발굴하였다. 또한, 신동희 & 김희경(2014) 연구에서는 피실험자들 149명의 인터뷰와 사례분석을 통하여 커뮤니케이션 채널, 동시 시청에 대한 경험, 인터랙션 디바이스와 세부요소들, 개인화된 콘텐츠 브라우징/검색과 선택, 접근성과 사용성, UI 그리고 콘텐츠 공유 이렇게 7가지의 요인을 도출하였다. 그리고 이옥기 (2017) 연구에서도 실험법을 활용하여 스마트 TV의 사용자 경험과 사용성 요인에 대하여 도출하였다.

해외의 경우, Park & Kim (2016) 연구는 설문조사를 활용하여 스마트 TV 사용자

경험에 대하여 사용성, 네트워크 품질 그리고 콘텐츠 다양성 등의 요인들을 도출하였다. 이와 동일한 설문조사 방법으로 Shin et al (2013) 연구에서는 개인화, 반응성, 사용 용이성 등의 요인들이 도출되었다. 이외에도 스마트 TV 사용자 경험 요인을 도출하기 위하여 인지적 시찰법을 사용하여 가시성, 효율성, 접근성 등의 요인들을 도출한 연구도 있다(Tanabian & Tanabian, 2013). 또한, 인터랙티브 TV를 사용자 인터뷰를 통하여 유연성, 제어, 사용성, 미디어 공유 등의 요인들을 도출하고(Williams et al, 2009) 사례 연구를 통하여 사용자 제작 콘텐츠, 콘텐츠 공유, 콘텐츠 제어 등의 요인들을 도출한 연구들도 있다(Cesar & Chorianopoulos, 2008).

이러한 선행연구들을 기반으로 본 연구에서는 기존 사용자 경험 평가 방법의 단점을 극복하고 사용자의 제품 사용 맥락을 파악하는 적절한 방법론을 적용하고자 하였다. 그리하여 스마트 TV 제품에 대한 사용자 온라인 리뷰를 분석하여 경영학적 인사이트를 제공하고자 하며, 선행연구에서는 고려하지 않은 사용자 관점에서 스마트 TV 사용자 경험 차원을 구체적으로 분석하기 위해 <표 1>의 (Jang & Mun, 2019)의 연구결과를 토대로 연구를 진행하고자 하였다.

<표 1> 스마트 TV 사용자 경험 차원 (Jang & Mun, 2019)

사용자 경험 차원	정의
적응 용이성	스마트 TV가 사용자가 스마트 TV에 쉽게 적응하는 데 도움이 되는 정도
지각된 미학	화면에 구현된 사용자 인터페이스의 미적 아름다움 정도
외관 적합성	화면의 두께, 물리적 미관 등 기기 외관의 적합성 정도
인지 용이성	스마트 TV에서 사용자 인터페이스 요소(예: 아이콘, 버튼, 레이아웃)를 직관적이거나 일관성 있게 제공하여 이해하기 쉽도록 하는 정도
연결성	스마트 TV가 다른 기기나 인터넷과 원활하게 연결되는 정도
콘텐츠 다양성	스마트 TV가 다양한 완전하고 적절한 콘텐츠(앱 포함)를 제공하는 정도
맞춤형 유연성	사용자가 스마트 TV의 설정을 쉽게 변경하여 각 상황의 고유한 요구 사항에 맞출 수 있는 정도
지각된 도움	스마트 TV가 사용자 편의를 지원하기 위해 안내 또는 알림 서비스를 제공하는 정도
실제 적용 가능성	스마트 TV의 기능이 사용자가 인식하는 소비자의 생활 상황을 개선하는 정도
인지된 화질	사용자가 화면에 생성된 객체를 명확하게 읽거나 보는 정도
즐거움	스마트 TV의 사용이 즐거움, 오락 또는 즐거움을 위해 사용자의 관심을 끄는 정도
상대적 중요성	사용자가 스마트 TV가 다른 스마트 TV보다 상대적으로 혁신적이고 기억에 남는다고 느끼는 정도
리모컨 조종성	리모컨이 스마트 TV를 조작할 때 편안하다고 느끼는 정도
인지된 반응성	스마트 TV가 사용자 요구 사항에 따라 실행을 로드 하는 속도
인지된 보안	스마트 TV가 개인정보를 안전하게 관리하고 불필요한 노출을 피하는 것으로 보이는 정도
사회적 관계성	스마트 TV를 함께 시청할 때 스마트 TV가 타인과의 대인관계 개선에 도움이 되는 정도
인지된 음질	스마트 TV의 소리가 사용자에게 생생하고 충실하게 전달되는 정도
안정성	스마트 TV가 기기의 결함이나 리모컨 배터리의 완전 방전 없이 오랫동안 계속 작동할 수 있는 정도

2.3 온라인 리뷰 분석 및 텍스트 마이닝

사용자들은 온라인 리뷰를 통하여 서비스나 제품에 대한 솔직한 생각과 의견을 공유한다(Jo & Oh 2011; Pang & Lee, 2008). 이러한 특성 때문에 온라인상의 고객 리뷰는 오늘날 전자상거래 시장에서 매우 중요한 정보 원천으로 자리 잡고 있다(Kostyra et al, 2016). 또한, 실제로 사용자 중 50% 이상이 온라인 리뷰를 읽으며 신뢰한다고 하는 연구도 있다(Chen & Xie, 2008; 정폴잎 외, 2019). 최근 제품 및 서비스에 대한 리뷰 수가 급격하게 증가하였는데, 이는 사회·문화적 변화와 정보통신 기술의 급격한 발전으로 인한 변화로 보여진다. 이러한 변화는 제품이나 서비스에 대한 방대한 양의 리뷰를 분석할 수 있는 연구의 토대를 마련하였다고 할 수 있다.

온라인 리뷰 분석 연구 중 한 분야는 리뷰를 작성한 사용자들의 의견이나 정보를 추출하는 연구이다. 관련 연구로는 Netzer et al (2012) 연구에서는 크롤링 기법을 활용하여 수집한 자동차 포럼 리뷰 데이터를 활용하여 자동차 브랜드와 개별 모델에 대한 사용자들의 생각을 구조적으로 파악하였다. 그 외에도 변대호 (2015) 연구와 채승훈 외 (2015) 연구에서는 온라인 리뷰를 통하여 사용자 경험에 대하여 도출하는 연구를 진행하였다. 사용자 경험 연구에서 온라인 리뷰 활용이 증가하는 이유는 설문이나 실험에 비해 사용자의 솔직한 생각이 반영되기 때문이다(황해정 외, 2016). 기존의 대부분 사용자 경험 연구에서는 설문이나 실험을 활용하였는데, 연구 진행자를 의식하는 응답이나 실험 상황에서 편향들이 발생하기도 한다(Ryan et al, 2009). 그러나 온라인 리뷰는 사용자들이 자연스럽게 작성하여 그들의 의견이나 생각이 그대로 반영되기 때문에 사용자 경험 측면에서는 실험이나 설문에 비해 온라인 리뷰에서 실제 맥락을 반영한 사용자 피드백이 잘 반영된다고 할 수 있다.

이렇게 온라인 리뷰의 양이 방대해지면서, 이를 분석하기 위해 다양한 방법들 중 텍스트 마이닝 기법을 활용한 리뷰 분석이 활발하게 진행되고 있다(Zhu, Lappas, & Zhang, 2018). 텍스트 마이닝은 비정형 데이터로부터 자연어 처리 기술을 활용하여 유용한 패턴 및 정보를 추출해내는 기술을 말한다(한진성 & 윤지환, 2016). 텍스트 마이닝의 세부 분석 방법으로는 텍스트 분류, 토픽모델링, 감성분석 등이 있으며 이러한 방법들을 기반으로 중요한 정보를 도출하고 시각화하는 데 매우 유용하다고 할 수 있다(Paranyushkin, 2011).

본 연구에서는 스마트 TV의 사용자 경험에 대하여 연구하기 위하여 아마존 온라인 리뷰 데이터를 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 분석하기로 하였는데, 본 연구에서 활용하고자 하는 아마존의 리뷰데이터는 19995년 온라인에서 사용자들이 자신의 제품 경험을 기록할 수 있도록 한 온라인 리뷰 시스템을 최초로 시작하였으며 아마존은 공식적으로 판매하고 있는 제품에 대한 약 1억개 이상의 후기를 보유하고 있다(김진화 외, 2011).

2.4 토픽 모델링

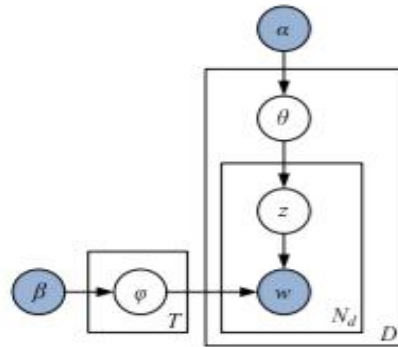
2.4.1 LDA 토픽 모델링

온라인 리뷰 분석을 위하여 최근에 많은 연구들이 텍스트 마이닝 기법 중 토픽 모델링 기법을 활용하고 있다(Park & Oh, 2017). 토픽모델링은 방대한 양의 데이터에 대하여 분석이 가능하며, 이미지, 소셜 네트워크 등 다양한 비정형 데이터 연구가 가능한 기법이기에 온라인 리뷰 분석에 자주 활용된다(송민, 2017). 최근 이러한 토픽 모델링관련 연구가 증가하고 있는데, 예를들면 이시환 외 (2017) 연구에서는 병원 리뷰를 활용하여 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 토픽모델링 분석 방법으로 의료서비스 만족도와 관련 요인을 도출하였다. 그리고 Kim & Kim (2019) 연구에서는 고객 만족도 연구를 위하여 모바일 쇼핑 앱 리뷰에 LDA 기법을 적용하였다. 그 외에도, 헬스케어, 관광 등 다양한 분야에서 LDA 토픽 모델링 기법을 통하여 온라인 리뷰를 분석하고 요인들을 도출하였다(이홍주, 2018; 하지영 & 이승현, 2018; Hong et al, 2018). 즉, LDA 토픽모델링은 다양한 분야에서 비정형 텍스트 데이터 분석과 요인 분석에 유용하다고 판단되어 활용되고 있다(손새아 외, 2019; 이소현 외, 2019; 이순규 외, 2019).

요인 분석 뿐만 아니라 사용자 경험을 탐색하는 연구에서도 토픽모델링기법이 자주 활용되었다. AI 스피커에 대한 사용자 경험 요인을 탐색 할 때, LDA 토픽모델링을 사용하기도 하였으며(박정은 외, 2021), 황해정 외 (2016) 연구에서는 아마존 에코에 관한 사용자 경험 연구를 위하여 LDA 토픽 모델을 사용하였다.

LDA(Latent Dirichlet Allocation) 토픽모델은 문서나 텍스트(Corpus) 내에서 일정한 패턴을 찾아 잠재적으로 의미 있는 토픽을 발견하는 확률 분포 모델이다(Blei, 2012; Steyvers & Griffiths, 2007). <그림 1>에서 볼수 있듯이, 문헌을 구성하는 단어들이 독립적이지 않다는 가정하에 토픽에 해당 할 가능성이 높은 단어들을 확률적으로 계산하여 집합으로 추출하는 알고리즘이다. 연구자의 주관성을 최소화하기 위해 구성 단어들의 관계로 토픽들을 분석하고 드러나지 않은 지적 구조들을 파악할 수 있는 장점이 있다(홍성연 & 최재원, 2017). 최근 연구들에서 문헌 내에 더욱 의미 있는 결과를 찾기 위해 감성분석과 더불어 토픽모델링기법이 자주 활용되고 있다(Xianghua et al, 2013; 이태현 외, 2016). 본 연구에서도 LDA 토픽 모델을 통하여 스마트 TV의 사용자 경험을 탐색적으로 분석하고자 하였다.

<그림 1> LDA 모델 (Blei, 2012)



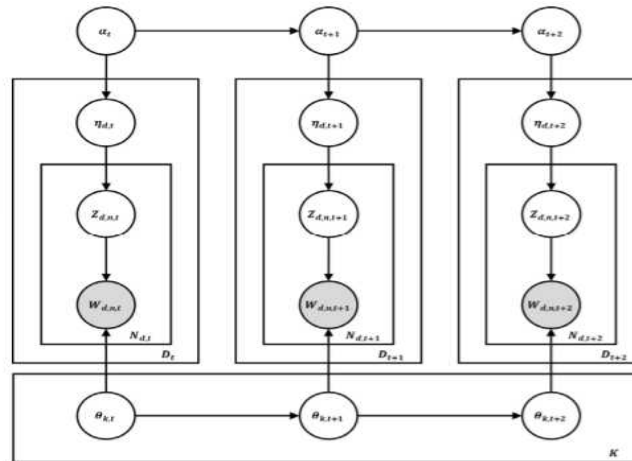
2.4.2 Dynamic 토픽 모델링

Dynamic 토픽(DTM) 모델은 LDA 모델에 시간이라는 변수를 추가한 LDA를 확장한 모델이다(Blei & Lafferty, 2006). DTM 모델은 시간의 흐름에 따라 토픽들은 서로 연결될 수 있다고 제시하였다(Blei & Lafferty, 2006; Bhadury et al, 2016). 이로 인해 DTM 모델을 통하여 시간의 변화에 따른 토픽과 구성 단어의 변화를 파악할 수 있다. DTM 모델은 시간 경과에 따른 토픽 변화를 볼 수 있는 모델인데(Gerrish & Blei, 2010), <그림 2>는 DTM 알고리즘을 도식화한 것이다.

우창우 & 이종연 (2020) 연구에서는 DTM 모델을 활용하여 연구 동향을 보고자 하였다. 연구 결과로 2015년~2016년은 데이터와 네트워크 분야의 연구가 활발하였고 2017년에는 인공지능 연구가 활발했다는 것을 도출하였다. 또한, 김정민 & 허정 (2018) 연구에서는 SW 직업 및 직무변화에 대하여 DTM 모델을 통하여 분석하였다. 이 외에도, 온라인 커뮤니티에서 사용자 의견을 분석하기 위하여 DTM 모델을 사용하였다(Cao & Tang, 2014; Parra et al, 2016). 그리고 사용자 경험 관련 선행연구에서는 스마트 워치의 사용자 경험을 LDA로 분석하였지만 DTM 모델을 활용하여 시계열적으로 보는 것을 향후 연구 방향으로 제안하였다(Han et al, 2021).

기존의 많은 연구들에서는 사용자 경험이 시간에 따라 변화되는 과정 및 결과에 대하여 간과하고 있는데(박정순, 2009), 본 연구에서는 실제로 사용자가 경험한 사용자 경험 차원을 도출하고자 하였다. 특히, LDA 모델에 시간이라는 변수를 추가한 DTM 모델을 활용하고자 하였는데, DTM 모델은 시간의 흐름에 따라 토픽과 토픽에 속하는 단어의 변화를 파악할 수 있는 장점이 있다(우창우 & 이종연, 2020).

<그림 2> DTM 모델 (Blei & Lafferty, 2006)



2.4.3 Joint Sentiment 토픽 모델링

Joint Sentiment 토픽(JST) 모델은 기존의 LDA 토픽모델링 기법에서 확장된 모델이다. LDA 알고리즘에 감성을 반영하는 계층을 추가하여 감성-주제 분석을 하는 기법인데(Lin & He, 2009), JST 모델은 주제와 함께 감성까지 찾아내는 알고리즘으로 문서에서 감성과 토픽 정보를 동시에 추출할 수 있다(Lin & He, 2009). JST 알고리즘은 먼저 문헌의 감성 분포를 구하고, 또 문헌의 감성별 주제분포를 구하고, 감성별 주제의 단어분포를 구하여, 최종적으로 단어를 선택한다(Lin & He, 2009). 해당 모델에서는 LDA보다 주제 분포가 감성*주제 분포로 늘어나고, 감성을 선택하는 과정이 추가된다(Lin & He, 2009). 비지도 학습인 JST 기법은 충분한 크기의 문헌 집합만 있으면 학습 데이터 없이 감성 분석을 실시할 수 있고, 주제와 감성 차원을 함께 추출하기에 특정 주제에 대한 감성을 알기 쉽다(Lin & He, 2009). <그림 3>에서 보는 바와 같이, JST 알고리즘은 각 문서 감성 극성의 분포 $p(l)$, 각 문서의 감성 극성이 주어진 상태에서 토픽의 분포 $p(z|l)$, 각 감성 극성, 토픽에서 단어들의 분포 $p(w|z,l)$ 를 제공한다. JST 모델의 강점은 감성 분석시 감성의 극성정보가 있어야 하는 다른 지도학습 기반의 방법들과 달리 비지도 학습 방식으로 감성 레이블을 제공해 준다는 것이다.

관련 연구를 살펴보면, 연다인 외 (2020) 연구에서는 JST 모델을 활용하여 스마트 스피커의 긍정적/부정적 사용자 경험 요인을 탐색하였다. 또한, 최윤진 외 (2020) 연구에서는 국내 여행 불만족 요인을 JST 모델을 활용하여 도출하였다. 따라서, 본 연구에서도 Joint Sentiment 토픽모델을 통하여 스마트 TV의 사용자 경험을 탐색적 분석하기로 하였다.

감성 분석은 시간과 비용이 많이 들었던 기존의 오프라인 여론조사에 비해 효율적으로 사용자들의 의견을 파악하고 예측할 수 있어 다양한 분야에 활용되고 있다(장필식, 2014). 감성 분석의 방법에는 글의 맥락에 따라 감성사전을 구축하여 수행하는 어휘기반(lexicon-based) 접근방식(Ding et al, 2008; Taboada et al, 2011)과 머신러닝 기반의 방법론들이 주로 사용된다(Mullen & Collier, 2004; Tan et al, 2009). 그러나, 최근에 Word2Vec 연구에 의해 문장을 단어의 Bag of Word와 같은 이산적인 방식으로 표현하던 방식이 문장을 단어들의 벡터 시퀀스 형태로 효율적으로 표현할 수 있게 되었다(Mikolov, 2013). 이와 동시에, 딥러닝을 이용한 벡터 분류 방법이 발전하면서 딥러닝을 활용하여 문서 분류 및 감성 분석 분야에 적용한 연구들이 많이 활발히 진행되고 있다(오영택 외, 2019).

서비스경영학회지 제23권 제1호 2022년 03월 247

에서 등장하는 단어들의 통계 정보를 활용하는 모델이다(Pennington et al, 2014). 즉, GloVe는 전체 학습데이터의 통계 정보를 가지고 학습하여 빠른 학습속도를 가지며 높은 성능을 낼 수 있다는 장점이 있다(황현선 외, 2018). 따라서, 본 연구에서는 파이토치의 토치 텍스트에서 제공하는 영어 단어들의 사전 훈련된 GloVe 벡터인 “glove.6B.100d”을 Bi-LSTM 모델에 적용하여 감성 분석을 진행하고자 한다.

또한, 감성 분석은 주로 제품에 대한 사용자의 만족도 조사에 활용되었는데, 최근에는 정치적 이슈에 대한 여론조사까지 다양한 산업 분야에서 활용되고 있다(Greco & Polli, 2020; Wang et al, 2012; 연종흠 외, 2011). 관련 연구로는, 소셜 데이터를 활용하여 스마트폰에 대한 사용자 만족도를 감성 분석을 통해 파악하였다(현대원 & 이수영, 2021). 그리고 OTT 서비스에 대한 리뷰의 유형을 나누고, OTT 서비스별 감성 점수를 비교하기 위하여 감성 분석을 진행한 연구도 있다(조호수 외, 2021). 그 이외에도, 박정은 외 (2021) 연구에서는 AI 스피커 사용자 경험을 탐색적으로 연구함에 있어 감성 분석을 실시하였다. 본 연구에서는 GloVe와 Bi-LSTM을 합친 모델로 감성 분석을 진행하여 스마트 TV 사용자 경험 차원에 따른 사용자의 감성 변화를 파악하고 구체적인 사용자 경험 차원을 도출하고자 한다.

특히, 본 연구에서는 스마트 TV의 사용자 경험에 대하여 연구하기 위하여 아마존 온라인 리뷰 데이터를 텍스트 마이닝 기법 중에서도 토픽 모델링과 감성분석을 활용하여 기존의 1개 ~ 2개의 토픽모델링 기법만 이용했던 선행연구들과는 다르게, 3개의 토픽 모델(LDA, DTM, JST 모델)을 활용하는 하이브리드 토픽모델링 접근방식과 GloVe와 Bi-LSTM을 활용한 감성 분석을 이용하여 사용자경험 분석을 진행하고자 한다.

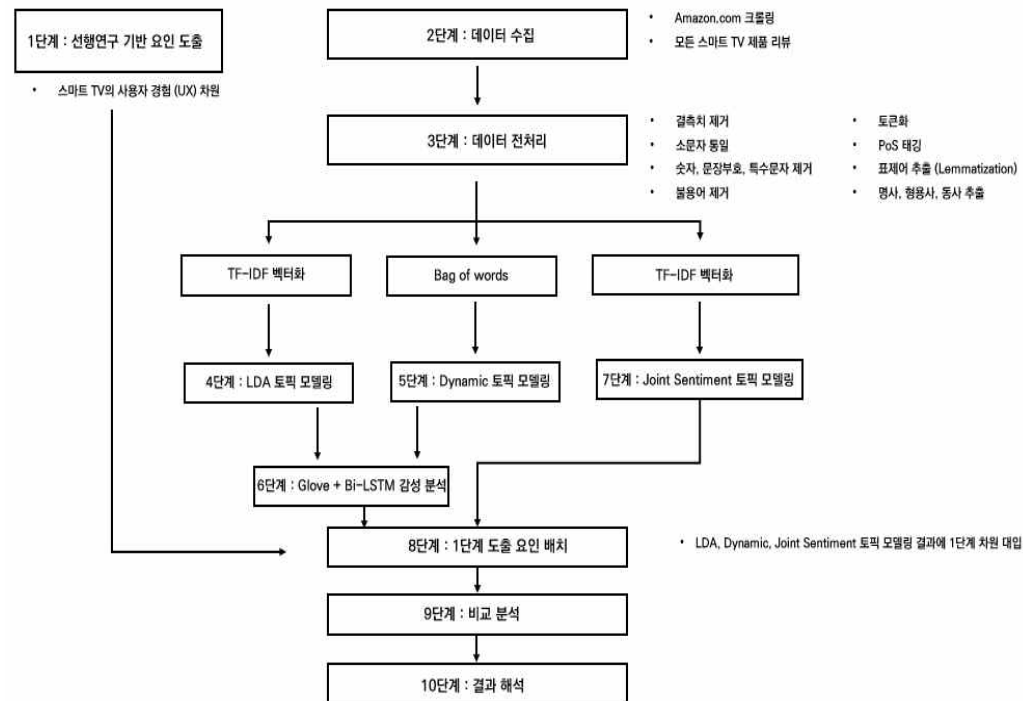
III. 연구방법

3.1 연구 모형

본 연구에서는 아마존(www.amazon.com)에서 스마트 TV 사용자 리뷰 데이터를 활용하여 사용자 경험 차원을 도출하기 위하여 <그림 4>와 같이 연구 모형을 설계하였다. 먼저, 선행연구를 기반으로 하여 스마트 TV의 사용자 경험 차원에 대하여 정의하였다. 그 후, 실제 사용자가 작성한 온라인 리뷰를 크롤링 기법을 활용하여 수집하였다. 수집한 데이터를 결측치 제거, 소문자 통일, 숫자, 문장부호, 특수문자, 불용어 제거, 토큰화, PoS 태깅, 표제어 추출 등의 과정을 거쳐 정제하였다. 정제된 데이터에 하이브리드 토픽모델링 접근방식인 LDA, Dynamic, Joint Sentiment 토픽 모델링을 적용하고 감성 분석을 진행하여 스마트 TV의 사용자 경험 차원을 도출하였다. 이와

같은 연구 모형을 통해 스마트 TV 사용자 차원의 탐색적 분석을 진행하고자 하였다.

<그림 4> 전체 연구 모형



3.2 데이터 수집 및 전처리

온라인 리뷰는 제품을 사용해본 사람들이 자발적으로 제품에 대한 평가를 서술하거나 점수를 선택하는 것으로, 그들의 인식 및 태도 등을 여과 없이 볼 수 있다. 또한 사용자가 쓴 글을 읽는 다른 구매자의 비율은 90%가 넘으며, 이들의 10명 중 9명은 리뷰의 추천을 지인의 추천만큼이나 신뢰하고 있다. 즉, 신뢰성과 객관성 측면에서 기업이 제공하는 정보보다 높게 평가되고 있는 것이다(반현정 & 김학선, 2019; 이시환 외, 2017). 이런 점을 미루어 보아, 온라인 리뷰의 영향력은 매우 높은 수준임을 알 수 있다(이현주, 2017; Zhu, Lappas, & Zhang, 2018). 사용자가 직접 쓴 리뷰 데이터는 사용자들의 꾸밈없는 의견과 경험을 볼 수 있는 영향력 있는 주요 정보원인 것이다(김나은 & 김민화, 2010; 조승연 외, 2014).

특히, 아마존은 이러한 시대에 세계적으로 가장 큰 규모를 가진 전자 상거래 기업

이다. 미스터 캡에 따르면, 2020년 3월 기준 전 세계 상장 기업 중 시가총액 4위를 차지한 글로벌 기업이다(정다솔 외, 2020). 본 연구에서는 아마존(www.amazon.com)에서 온라인 리뷰를 크롤링하였는데, 아마존에서 공식적으로 판매하고 있는 모든 스마트 TV 제품들에 대하여, 검증된 구매자가 실제로 남긴 리뷰를 파이썬을 활용하여 수집하였다. 데이터는 온라인 리뷰의 날짜, 별점, 리뷰내용, 다른 사용자에게 의해 매겨진 평가점수로 구성하였다. 수집 기간은 2011년 12월부터 2021년 9월까지 약 11년이며, 총 52,337건의 텍스트 데이터를 확보하였다.

데이터 분석을 진행하기에 앞서, 데이터에서 유의미한 정보만을 선별하기 위하여 누락된 데이터를 삭제하고 불필요한 정보들을 제거하는 다음과 같은 전처리 작업을 수행하였다. 첫 번째로, 결측치를 확인하고 삭제해주었다. 숫자, 문장부호, 특수문자와 같이 리뷰 내용에 영향을 미치지 않는 단어들도 제거해주었다. 다음은 자주 등장하지만 분석을 하는 것에 있어서는 큰 도움이 되지 않는 단어들인 불용어도 없애주었다. 예를 들면, “I”, “my”, “me”, “over”, 조사, 접미사 같은 단어들은 등장 빈도수에 비해 실제로 의미있는 정보가 되지 않는 경우가 많다. 이 작업을 수행 할때는, NLTK에서 패키지 내에서 미리 정의한 100여개 이상의 영어 불용어 단어들을 활용하였다. 두 번째로, 모든 단어를 소문자로 통일해줘서 대문자 단어와 소문자 단어 간 차이를 없애주었다. 그 후, 정규화를 위하여 의미 있는 토큰 단위로 바꿔주는 토큰화와 표제어 추출을 진행해 주었다. 마지막으로, 감성 분석 및 의미 있는 정보만 얻기 위하여 품사 태깅(POS 태깅)을 하여 2글자 이상의 명사, 형용사, 동사만을 추출하였다(강인수, 2013).

3.3 연구 방법론

본 연구에서는 텍스트 마이닝 기법을 주 연구 방법으로 사용하였다. 텍스트마이닝은 비정형화된 텍스트 데이터로부터 의미 있고 유용한 패턴을 찾아내는 과정이다(이종화 & 이현규, 2015). 다양한 텍스트 마이닝 기법들 중 3개의 다른 토픽모델링 기법들을 활용하는 하이브리드 토픽모델링 접근방식을 통하여 토픽들의 결과를 비교함으로써 일반화된 스마트 TV 사용자 경험 차원을 도출하고자 하였다.

3.3.1 LDA 토픽 모델링

첫번째단계로, 텍스트 전처리 과정을 통해 정제된 아마존 리뷰를 LDA 토픽모델에 적용하기 위하여 파이썬에서 제공하는 gensim 라이브러리를 활용하였다. 텍스트 데이터를 컴퓨터가 인식할 수 있게 문서 데이터를 수치화하는 작업을 진행하였는데, 다양

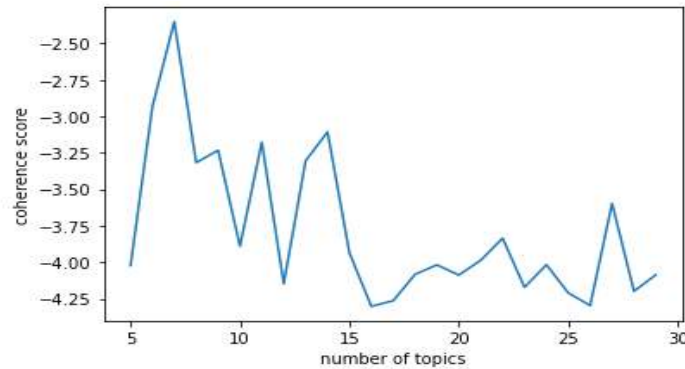
한 방법 중 TF-IDF 벡터화 방법을 활용하였다(이새미 & 이태원, 2021). 사용자 경험 차원을 도출함에 있어서 의미 있는 차원들만 추출해내기 위하여 모든 문서에 흔하게 나타나는 단어를 걸러내는 효과를 지닌 TF-IDF 벡터화 방법을 선택한 것인데, TF-IDF 벡터화는 특정 문서 내에서 단어 빈도가 높을수록, 그리고 전체 문서들 중 그 단어를 포함한 문서가 적을수록 값이 높아지는 방법이다(구정우 & 조성권, 2017).

토픽 모델링에서 하이퍼 파라미터인 토픽의 개수를 최적화하는 것은 매우 중요하다. 최적화하는 방법으로는 Perplexity(혼잡도) 값, Coherence(일관성) 값을 참고하거나 실험 데이터의 특징에 따라 연구자가 주관적으로 토픽 개수를 정하는 방법이 있다(김원식&김두산, 2020; 홍정림 외, 2019). 본 연구에서는 LDA와 DTM 모델은 Coherence 값을 참고하여 최적의 토픽 개수를 선정하였으며, JST 모델은 Coherence 값들이 모호하게 도출되어 Perplexity 값을 활용하였다. Coherence 값을 구하기 위하여 gensim의 CoherenceModel 함수를 사용해 상대적으로 연산 속도가 빠른 Umass 방식을 선택하였다. 이 방식은 다음의 공식을 따른다.

$$\text{score}_{\text{UMass}}(w_i, w_j) = \log \frac{D(w_i, w_j) + 1}{D(w_i)}$$

이 공식에서 볼 수 있듯이, 토픽을 평가할 때, 토픽 내 단어의 동시 발생 확률의 측정에 기반한다(Mimno 외, 2011). Umass 방식의 측정값은 음수로 표현되는 확률의 로그 값이며, 0에 가까울수록 잘 모델링 되었다고 판단할 수 있다(Mimno 외, 2011). 스마트 TV 사용자 경험 차원에 대한 선행연구에서 도출된 요인들이 20개 미만이었기에 Perplexity와 Coherence 값을 보는 범위는 5개에서 30개 사이로 결정하였다(김원식 & 김두산, 2020). LDA 토픽모델에서는 <그림 5>에서 볼 수 있듯이 토픽의 개수가 7개 일 때, Coherence 값이 가장 0에 가까웠다. 따라서 본 연구의 모델의 토픽 개수는 최종적으로 7개로 선정하였다. 또한 그 결과를 파이썬의 pyLDAvis 패키지를 활용하여 시각화하였다.

<그림 5> LDA 토픽 모델 Coherence 값 (5개~ 30개)



3.3.2 Dynamic 토픽 모델링

LDA 토픽모델링 때와 마찬가지로 정제된 데이터를 Dynamic 토픽모델링(DTM)에도 적용하였다. 이번에도 파이썬에서 제공하는 gensim 라이브러리를 활용하였는데, 다만, LDA 토픽모델링과는 다르게 데이터 수치화 방법은 bag of words 방법을 사용하여 DTM 모델을 구성하였다.

또한, 본 연구에서는 DTM 모델에서는 시간의 주기(Time slices)를 각 연도별로 지정해주어 총 10년 동안의 변화 추이를 보았다(우창우 & 이종연, 2020). 연구자가 지정해 주어야 하는 토픽의 개수도 LDA 토픽모델 때와 마찬가지로, Umass Coherence 값을 참고하여 최종 5개의 토픽을 선정하였다. <그림 6>은 Dynamic 토픽모델링의 Umass Coherence 값이다.

<그림 6> DTM 모델 Coherence 값 (5~30개, 5 step)

	TimeSlice0	TimeSlice1	TimeSlice2	TimeSlice3	TimeSlice4	TimeSlice5	TimeSlice6	TimeSlice7	TimeSlice8	TimeSlice9
5.0	-2.132056	-2.134757	-2.113057	-2.101371	-2.091380	-2.081362	-2.069966	-2.040190	-2.034952	-2.003786
10.0	-2.726645	-2.721817	-2.714507	-2.716656	-2.722134	-2.722627	-2.697206	-2.716901	-2.718778	-2.656873
15.0	-2.650286	-2.649849	-2.660365	-2.632888	-2.631088	-2.626060	-2.585591	-2.544812	-2.537089	-2.555166
20.0	-2.845261	-2.846143	-2.831452	-2.839650	-2.846570	-2.853508	-2.875963	-2.848504	-2.853406	-2.833618
25.0	-3.029335	-3.030565	-3.025666	-3.045065	-3.038132	-3.031599	-3.044423	-3.051771	-3.039717	-3.031616

3.3.3 감성 분석

본 연구에서는 LDA 토픽 모델과 Dynamic 토픽 모델에서 도출된 토픽에 대한 감성 분석을 하고자 하였다. 감성 분석은 Pytorch를 활용하여 사전 학습된 GloVe를 불러와 임베딩하고 Bi-LSTM 모델을 활용하여 감성 분류기를 구성하였다(황현선 외, 2018;

박상민 외, 2018). 앞서 정제된 온라인 리뷰를 가지고 추가적으로 전처리 과정을 진행하였다. 우선, 현재 수집한 데이터를 활용하여 긍정과 부정을 분류하기 위하여 별점을 기준으로 데이터를 나누었는데, 아마존 리뷰는 각 리뷰에 1점에서 5점까지 사용자가 실제로 평가한 별점이 작성되어 있다. 본 연구에서는 별점 4점과 5점은 긍정, 별점 1점과 2점은 부정으로 분류하고 중간 점수인 3점에 해당하는 리뷰는 중립으로 판단하여 제거하였다(이새미 & 이태원, 2021). 그 후, torchtext를 이용하여 단어집 학습하였다. 단어집에 아주 희소한 데이터는 가지지 않게 하기 위해서 빈도수 상위 25,000개 단어만 보관하였다. 그리고 단어집에 나타나지 않은 문장의 단어는 'unk' 토큰으로 대체되고 길이가 설정된 길이보다 짧은 문장은 'pad' 토큰으로 채워지도록 설정하였다. 다음으로, torchtext에서 제공하는 사전 훈련된 GloVe를 불러와 같이 학습하였다. 마지막으로, Bi-LSTM 모델을 만들어 최종적으로 감성 분류기를 구성하였다. 임베딩 차원은 100차원, 배치 사이즈는 50, 옵티마이저는 Adam 그리고 손실함수는 이진분류에 많이 쓰이는 BCEWithLogitsLoss로 설정하였다. 이러한 과정을 거쳐서 정확도 89%의 감성 분류기 모델을 만들어 LDA와 Dynamic 토픽모델링의 토픽들을 긍정과 부정으로 감성 분류하였다.

3.3.4 Joint Sentiment 토픽모델링

Joint Sentiment 토픽 모델(JST)은 DTM 모델과 비슷하게 LDA 토픽모델링 기법의 확장된 모델이다. DTM과 차이점은 이 모델은 감성-주제 분석을 하기 위하여 DTM 모델처럼 시간적인 변수를 추가하는 것이 아니라 감성 차원을 추가해주는 것이다. 즉, LDA 알고리즘에 감성을 반영하는 층을 추가해준 알고리즘이라고 할 수 있겠다(Lin & He, 2009). 해당 모델은 토픽과 감성을 동시에 찾아내는 특징을 가지고 있기에 다른 2개의 토픽 모델들처럼 감성 분석을 진행하지 않았다.

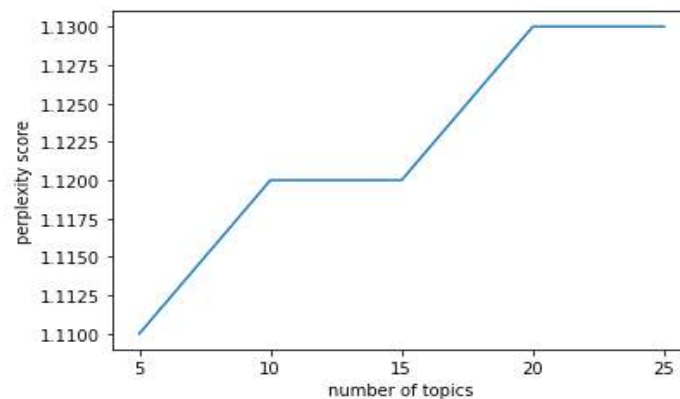
이번에는 파이썬으로 jointtsmodel 패키지를 설치 한후, JST 모델을 구성하였다. 이번 모델도 TF-IDF 벡터화 방법으로 데이터 수치화를 진행하였다. 또한, 모델의 성능을 높이는 방법에는 외부의 감성 사전을 같이 학습시키는 방법이 있는데(Lin & He, 2009), 온라인 리뷰의 특성과 가장 유사한 소셜 미디어 텍스트에 대한 감성분석에 주로 쓰이는 Vader 감성 사전을 사용하여 학습하였다. 이 사전은 뛰어난 감성 분석 결과 제공과 비교적 빠른 수행시간을 보장해 대용량 텍스트 데이터에 잘 사용된다는 장점을 가지고 있다(Hutto & Gilbert, 2014).

다른 토픽 모델들과 다르게 JST 모델은 최적의 토픽 개수를 Perplexity 값을 활용하였는데, Perplexity(혼잡도)는 학습된 모델이 실제 관찰 가능한 결과를 생성해낼 확률을 측정하는 것으로, 다음의 식에 의해 계산된다(홍태호 외, 2018).

$$Perplexity(D_{test}) = \exp \left\{ - \frac{\sum_{d=1}^M \log p(w_d)}{\sum_{d=1}^M N_d} \right\}$$

그리고 모델의 혼잡도가 낮을수록 성능이 좋음을 의미한다(홍태호 외, 2018; 유소영, 2015). <그림 7>에서 보이듯이, 혼잡도가 가장 낮은 토픽 5개를 최종 선정하였다.

<그림 7> JST 모델 혼잡도 (5개 ~ 30개, 5 step)



IV. 연구 결과

4.1 LDA 토픽 모델링 & 감성 분석 결과

스마트 TV 사용자 경험 관련 선행연구인 Jang & Mun (2019)에서 도출된 18개의 요인에 기반하여 LDA 토픽 모델 결과에 스마트 TV 사용자 경험 차원을 대입하였다.

우선, LDA를 통하여 도출된 토픽들을 구성하는 단어들은 선행연구에서 도출된 리모컨 조종성, 적응 용이성, 연결성, 인지된 음질, 인지된 화질 그리고 안정성을 추출하였다. 여기에 더하여, 선행연구에서 도출되지 않은 새로운 차원인 속도성(Speediness)과 스마트 기능 다양성(Smart function diversity)도 도출하였다. <표 2>은 LDA 연구 결과인 7개의 토픽, 구성단어들과 감성 분석 결과를 정리한 것이다.

<표 2> LDA 모델 결과

	사용자 경험 차원	구성 단어	감정
토픽0	리모컨 조종성 + 인지된 음질	remote, use, get, do, go, quality, issue, work, sound	부정
토픽1	적응 용이성 + 인지된 화질	love, perfect, easy, great, wonderful, tv, set, fantastic, install, picture, impressive	긍정
토픽2	-	screen, come, buy, arrive, damage, break, crack, deliver, month, year	부정
토픽3	연결성 + 속도성 + 인지된 음질	sony, difference, app, love, great, roku, want, use, smart, internet, good, sound, quality	긍정
토픽4	안정성	work, support, unbelievable, warranty, month, call, customer, buy, send, buck, do, date, service	부정
토픽5	적응 용이성 + 인지된 화질	great, good, quality, amazing, excellent, nice, value, product, happy, set, buy, purchase, picture	긍정
토픽6	스마트 기능 다양성	incredible, theater, expect, period, exchange, feed, phenomenal, complaint, clunky, fast, initial	긍정

토픽 0번을 구성하는 remote, use, get, do, go, quality, issue, work, sound 등의 단어들과 관련된 원문을 분석하였다. 원문의 내용은 대체로 리모컨의 기능 혹은 디자인에 대한 경험을 적어놓은 후기들이었다. 따라서 해당 토픽은 리모컨이 스마트 TV를 조작할 때 편안하다고 느끼는 정도를 나타내는 리모컨 조종성의 정의와 일치한다고 판단하였다. 이에 더하여, 원문의 내용 중에는 TV의 음질에 관한 경험에 대한 후기도 포함되어 있었는데, 리모컨 조종성과 인지된 음질을 나타내는 토픽이라 판단하였다. 또한, 감성 분석을 통하여 사용자들은 리모컨 조종성과 음질에 대한 경험이 부정적인 경험으로 느끼고 있음을 알 수 있었다.

토픽 1번과 같은 경우, love, perfect, easy, great, wonderful, tv, set, fantastic, install, picture, impressive 등의 단어들로 구성되었다. 원문을 분석 하였을 때, 사용자들이 티비를 설치하거나 사용하는 것에 있어서 편리함을 표현하고 있었다. 이와 동일하게, great, good, quality, amazing, excellent, nice, value, product, happy, set, buy, purchase, picture 등의 단어들로 구성된 토픽 5번도 설치 관련하여 편리함을 느끼고 있음을 나타내었다. 그리고 2개의 토픽 모두 원문에서는 화질에 대하여 칭찬하는 후기 내용을 포함하고 있었다. 즉, 토픽 1번과 5번은 스마트 TV가 사용자가 스마트 TV에 쉽게 적응하는 데 도움이 되는 정도를 나타내는 적응 용이성과 인지된 화질에 관련된 토픽이라고 판단하였다. 또한, 이 2개의 토픽 모두 긍정적인 경험으로 도출

되었다.

토픽 4번은 사용자 경험 중 안정성 차원으로 판단 할 수 있는 work, support, unbelievable, warranty, month, call, customer, buy, send, buck, do, date, service 등의 단어들과 원문으로 구성이 되었다. 원문 내용은 오랜 기간 동안 안정적으로 작동하지 않았다는 것에 대한 불만의 내용이 주로 적혀있었다. 또한, 감성 분석 결과로 사용자들은 부정적인 경험으로 인식하고 있음을 알 수 있었다.

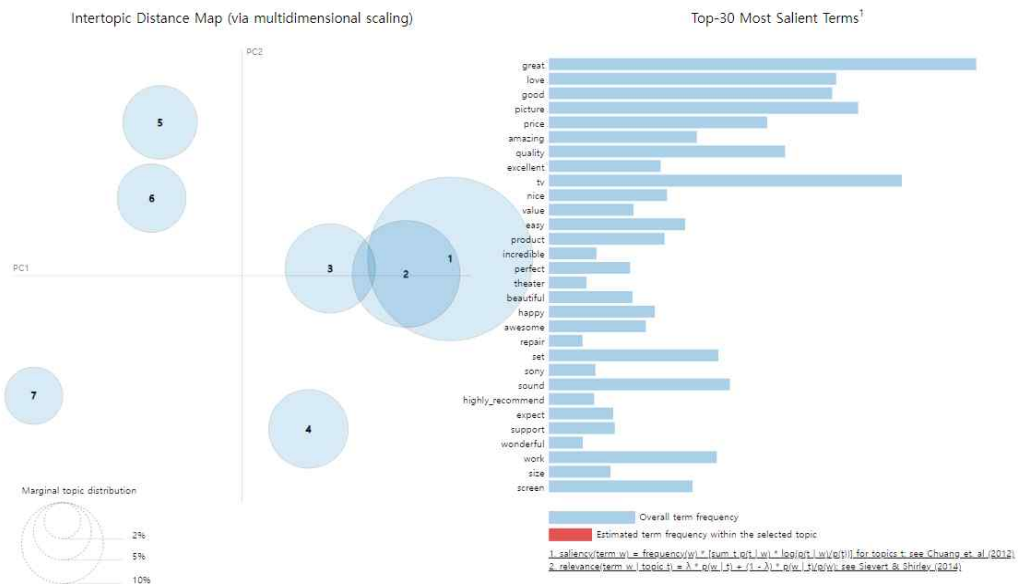
토픽 3과 토픽 6번을 통하여 선행연구에서 도출된 차원 외에 새로운 사용자 경험을 도출 할 수 있었다. 토픽 3번은 sony, difference, app, love, great, roku, want, use, smart, internet, good, sound, quality 등의 단어들로 구성되었다. 해당 토픽의 원문을 분석한 결과, 인터넷 혹은 다른 기기들과의 연결성에 대한 긍정적 의견을 표현하면서도 스트리밍 속도에 대하여 많은 불만을 가지고 있었다. 따라서, 해당 토픽은 선행연구에서 도출된 연결성과 본 연구에서 새롭게 도출된 속도성에 관련된 토픽이라고 해석하였다. 그 뿐만 아니라, 음질에 대한 후기 내용도 포함하고 있었는데, 대부분의 내용은 음질에 대하여 좋지 않은 경험을 표현하고 있었다. 그러나, 종합적으로 3번 토픽에 대해서는 긍정적인 경험이라고 사용자들이 인식하고 있었다.

토픽 6번 같은 경우는, incredible, theater, expect, period, exchange, feed, phenomenal, complaint, clunky, fast, initial 등의 단어들로 구성되었고 새로운 요인인 스마트 기능의 다양성과 관련된 토픽이라고 판단하였다. 그 이유는 스마트 기능 중 영화관에서 영화를 보는 듯한 경험을 주는 “영화 제작자 모드”와 같은 기능들에 대한 만족을 표현한 원문을 포함하고 있었기 때문이다. 이 토픽 역시 긍정적인 감정을 가지는 경험으로 도출되었다.

그 외에 arrive, damage, break, crack, deliver, month, year 등의 단어로 구성된 토픽 2번과 같은 경우, 아마존의 배송에 관련된 토픽이라고 판단하여 스마트 티비 사용자 경험과는 무관하기 때문에 본 연구의 분석에서 제외하였다.

<그림 8>은 파이썬의 시각화 도구를 활용하여 LDA 토픽 모델의 결과를 시각화한 것이다(박준형 & 오효정, 2017).

<그림 8> LDA 결과 시각화



4.2 Dynamic 토픽 모델링 & 감성 분석 결과

두 번째로, DTM 모델의 결과로 선행연구에서 도출된 인지된 화질, 인지된 음질, 외관 적합성, 연결성, 콘텐츠 다양성, 리모컨 조종성, 적응 용이성 그리고 안정성을 추출하였다. 이 모델에서는 새로운 차원인 속도성을 도출하였다. <표 3>부터 <표 7>은 DTM 모델로 도출된 5개의 토픽들에 대한 각 연도별 구성단어들을 정리한 것이다. 본 연구에서 활용된 리뷰 데이터는 2011년부터 2021년까지 총 11년의 기간이지만 2011년에는 리뷰 데이터가 1개이므로 DTM 분석에서는 제외하였다.

토픽 0번은 sound, picture, quality, kitchen, easy, set 등의 단어들로 구성되었다. 해당 단어들과 관련된 원문을 분석한 결과, 토픽 0은 인지된 음질, 인지된 화질, 적응 용이성과 화면의 두께, 물리적 미관 등 기기 외관의 적합성 정도를 나타내는 외관 적합성을 나타내고 있었다. 원문에서는 사용자들이 부엌, 침실 등과 같이 자신들의 가정 환경과 티비가 조화를 이루는 것에 많은 의견을 공유하였다. 이와 동시에 티비를 사용하고 설치하는 것에 대하여 편리하다고 자주 언급하였다. 뿐만 아니라, TV의 음질에 대한 불만과 화질에 대한 만족을 표현하는 후기를 포함하고 있었다.

토픽 0번 구성단어들의 10년간 변화를 분석한 결과, 단어들이 크게 변화하진 않았다. 그러나, 단어의 중요도가 시간이 흐를수록 변해가는 것을 포착하였다. 특히, 2012

년에는 sound 단어에 대한 비중이 가장 컸지만, 시간이 흐를수록 picture에 대한 중요도가 높아졌다. 이는 시간이 흐를수록 사용자들은 음질에 비해 화질을 중요시한다고 해석하였다. 실제로 원문에서 TV의 음질은 다른 사운드바를 사용하여 보완하는 등의 경험을 표현하였다. 또한, 2012년 ~ 2014년까지는 kitchen과 같은 가정환경을 나타내는 단어들이 많이 등장하였으나, 최근에는 그 중요도가 떨어졌고 편리함을 나타내는 easy, set 등의 단어들의 중요도가 상승하였다. 즉, 2012년 ~ 2014년까지는 가정환경과의 조화를 중시하였지만 가면 갈수록 편리함을 더 중시한다고 해석하였다. 해당 토픽은 10년에 걸쳐 긍정적인 감정으로 인식하는 경험이었다.

토픽 1번의 경우, remote, control, button, press, battery 등의 구성 단어들과 원문 분석으로 리모컨 조종성에 관련된 토픽이라고 판단하였다. 원문에서는 전반적으로 리모컨 버튼의 디자인 및 기능에 대한 내용을 다루었다. 10년 동안의 변화로는 button의 단어의 중요성은 계속해서 높아졌으며, battery 단어의 비중은 점차 하락하였다. 그리고 control에 대한 중요도는 변함없이 높았다. 원문을 통하여 리모컨의 기능이 많아지면서 리모컨의 수명보다는 버튼의 편리함과 다양성을 중시하는 것으로 해석하였다. 리모컨 조종성에 대한 감정으로서는 초반에는 부정적인 감정으로 나타났으나, 최근 들어 긍정적인 감정을 보였다.

토픽 2번은 screen, monitor, use, look 등의 단어 구성되었으며, 외관 적합성을 나타내는 토픽임을 알 수 있었다. 원문 중에는 TV의 쓰임이 게임 혹은 영화를 보는 등 사용자들이 원하는 용도로 적절하게 쓰이고 있다는 내용들이 많은 부분을 차지하고 있었다. 시간적 변화를 보았을 때, monitor의 단어의 중요도가 점차 커지고 있었다. 이는 TV가 처음에는 방송을 보는 용도로써 많이 사용되다가 최근에 올수록 모니터의 성격으로 많이 쓰인다는 것으로 해석하였다. 최근 사용자들은 TV를 사용하는 용도가 온라인 동영상 및 넷플릭스를 큰 화면으로 시청하거나 게임을 하거나 컴퓨터와 연동해서 쓰기 위한 모니터로써 사용하는 경우가 증가하였다. 해당 경험에 대해서는 긍정적인 의견이 대다수였다.

토픽 3번은 새로운 차원을 도출하였다. cable, roku, smart, app 등의 구성단어들과 원문들을 분석한 결과, 연결성, 콘텐츠 다양성과 속도성을 나타내는 토픽이었다. 대다수의 원문들은 케이블 혹은 wifi 연결에 대한 경험을 다루었다. 또한, 넷플릭스, 유튜브 등의 스트리밍 플랫폼과 스트리밍 속도에 대한 후기를 많이 공유하였다. 3번 토픽의 시계열적 변화는 초반에는 cable 단어가 비교적 중요했지만, 시간이 흐를수록 그 비중은 점차 하락하였다. 이는 주로 TV와 cable 연결을 많이 하던 때와는 다르게 최근에는 사용자들은 wifi로 연결을 많이 하기에 wifi와의 연결을 중시하게 된 것으로 해석하였다. 또한, app과 roku 단어의 중요도도 급격하게 높아졌는데, 이는 예전에는 방송 채널의 다양함을 중시하였지만 요즘은 다양한 스트리밍 플랫폼과의 빠른 호환

및 로딩을 원하는 것으로 해석하였다. 이는 선행연구에서 도출되지 않은 새로운 차원인 속도성이라고 할 수 있다. 3번 토픽은 스트리밍 속도에 대한 부정적인 감정이 많았으며, 전체적인 연결성과 콘텐츠 다양성 경험은 긍정적인 감정으로 인식되었다.

마지막으로, 토픽 4번은 work, buy, day, month, issue, time 등의 단어들로 구성되었다. 원문을 분석한 결과, 구매 뒤 시간이 흘러도 제품이 안정적으로 잘 작동이 된다는 것을 나타내는 글들이 많았다. 이런 분석을 통하여 안정성을 나타내는 토픽이라고 판단하였는데, 해당 토픽 같은 경우는 시간적인 변화가 크게 없었다. 또한, 4번 토픽은 초반부터 최근에 이르기까지 부정적인 의견과 긍정적 의견이 골고루 보여주었다.

<표 3> DTM 모델 결과 (토픽 0번)

사용자 경험 차원		구성 단어		감정
토픽0	인지된 화질 + 인지된 음질 + 적응 용이성 + 외관 적합성	2012년	sound, tv, picture, great, good, small, quality, kitchen, price, little	긍정
		2013년	tv, sound, picture, great, good, quality, small, kitchen, price, perfect	긍정
		2014년	tv, picture, sound, great, good, quality, small, price, kitchen, perfect	긍정
		2015년	tv, picture, great, sound, good, quality, price, small, perfect, size	긍정
		2016년	tv, great, picture, good, sound, quality, price, love, perfect, set	긍정
		2017년	tv, great, picture, good, quality, sound, price, love, easy, set	긍정
		2018년	tv, great, picture, good, quality, price, love, sound, easy, set	긍정
		2019년	tv, great, picture, good, quality, love, price, sound, easy, set	긍정
		2020년	tv, great, picture, good, quality, love, price, sound, easy, set	긍정
		2021년	tv, great, picture, quality, good, price, sound, love, easy, buy	긍정

<표 4> DTM 모델 결과 (토픽 1번)

사용자 경험 차원		구성 단어		감정
토픽1	리모컨 조종성	2012년	remote, volume, control, button, tv, sound, press, turn, battery, respond	부정
		2013년	remote, volume, control, button, tv, sound, press, turn, respond, battery	긍정
		2014년	remote, volume, button, control, tv, sound, press, turn, respond, battery	부정
		2015년	remote, volume, button, control, tv, sound, press, turn, respond, battery	부정
		2016년	remote, volume, button, control, tv, press, sound, respond, turn, battery	부정
		2017년	remote, volume, button, control, tv, press, sound, respond, turn, battery	긍정
		2018년	remote, button, volume, control, tv, press, sound, respond, turn, battery	긍정
		2019년	remote, button, control, volume, tv, press, sound, respond, turn, voice	긍정
		2020년	remote, button, control, volume, tv, press, sound, turn, voice, respond	긍정
		2021년	remote, button, control, volume, tv, press, sound, voice, turn, hisense	긍정

<표 5> DTM 모델 결과 (토픽 2번)

사용자 경험 차원		구성 단어		감정
토픽2	외관 적합성	2012년	tv, screen, picture, monitor, use, look, stand, see, do, good	긍정
		2013년	tv, screen, picture, monitor, use, look, stand, see, do, good	긍정
		2014년	tv, screen, monitor, picture, use, look, stand, see, do, good	부정
		2015년	tv, screen, monitor, picture, use, look, do, stand, see, good	긍정
		2016년	tv, monitor, screen, picture, look, use, do, good, stand, see	긍정
		2017년	tv, monitor, screen, picture, look, use, do, good, see, stand	긍정
		2018년	tv, monitor, screen, look, picture, do, use, good, get, see	긍정
		2019년	tv, monitor, screen, look, picture, do, get, good, use, see	긍정
		2020년	tv, look, picture, screen, get, do, good, see, color, use	긍정
		2021년	tv, look, picture, get, screen, do, good, see, color, make	긍정

<표 6> DTM 모델 결과 (토픽 3번)

	사용자 경험 차원	구성 단어		감정
토픽3	콘텐츠 다양성 + 연결성 + 속도성	2012년	tv, use, cable, work, roku, get, channel, do, remote, set	긍정
		2013년	tv, use, cable, roku, work, channel, get, do, remote, set	긍정
		2014년	tv, use, roku, cable, work, channel, get, do, remote, set	긍정
		2015년	tv, use, roku, cable, work, channel, get, remote, do, app	부정
		2016년	tv, use, roku, remote, cable, do, work, get, channel, app	부정
		2017년	tv, use, roku, app, remote, work, do, get, cable, channel	긍정
		2018년	tv, use, app, roku, work, remote, do, get, cable, channel	긍정
		2019년	tv, use, app, roku, work, do, get, remote, cable, smart	긍정
		2020년	tv, use, app, smart, work, do, roku, remote, get, cable	긍정
		2021년	tv, use, app, remote, work, roku, do, get, sound, cable	긍정

<표 7> DTM 모델 결과 (토픽 4번)

	사용자 경험 차원	구성 단어		감정
토픽4	안정성	2012년	tv, work, buy, get, return, do, time, go, day, month	부정
		2013년	tv, work, buy, get, return, do, time, go, day, month	부정
		2014년	tv, work, get, buy, return, do, time, go, day, month	긍정
		2015년	tv, work, get, buy, do, return, time, go, day, screen	긍정
		2016년	tv, work, get, buy, time, do, go, return, screen, month	부정
		2017년	tv, work, buy, get, time, do, go, screen, return, month	긍정
		2018년	tv, work, buy, get, time, do, go, screen, return, month	긍정
		2019년	tv, work, buy, get, time, do, go, screen, day, month	긍정
		2020년	tv, work, get, buy, screen, go, do, time, return, day	부정
		2021년	tv, get, buy, work, screen, go, do, time, issue, day	긍정

4.3 Joint Sentiment 토픽 모델링 결과

마지막으로, JST 모델의 결과로 선행연구에서 도출된 상대적 중요성, 연결성 그리고 안정성을 추출하였다. 이 모델에서도 새로운 차원인 속도성과 스마트 기능 다양성을 도출하였다. <표 8>은 JST 모델로 도출된 5개의 토픽들에 대한 구성단어들을 정리한 것이다. JST 모델은 각 토픽에 대하여 감성 차원을 더하였기에 각 토픽에 대하여 긍정차원과 부정차원을 동시에 도출하였다.

토픽 0번에 관련 긍정 차원은 love, great, amazing, excellent, nice, perfect, pleased 등과 같은 단어들로 구성되었다. 해당 단어와 관련된 원문을 분석한 결과, 사용자들은 스마트 기능에 관련하여 언급을 하고 있었다. 예를 들어, 영화를 감상함에 있어 몰입감을 주는 “soap opera effect”나 게임에 최적화된 화질 등을 제공하는 게임 모드와 같은 스마트 기능에 대하여 좋은 반응을 나타내는 내용이었다. 반대로, dislike, needed, looking, watching, work, ok, star 등의 단어들로 구성된 부정 차원에서는 사용자들이 원하는 스마트 기능의 부재나 성능에 대한 불만족에 대한 내용들을 나타내고 있어 토픽 0번을 새로운 차원인 기능의 다양성 토픽으로 정의하였다.

토픽 1번에 대한 긍정 차원의 구성단어들은 great, love, good, excellent, ok, loved, tv, complaint, satisfied, perfect, fantastic 등이었다. 반대로, 부정 차원은 wanted, fit, second, value, bad, watching 등의 단어들로 구성되었다. 토픽 1번은 사용자들이 현재 사용하고 있는 TV와 기존에 사용했던 TV와의 경험을 비교한 내용이었다. 긍정과 부정차원 모두 기능적인 것에 대해서 비교를 하였다. 따라서, 토픽 1번은 상대적 중요성의 정의와 유사하다고 판단하였다. 또한, 토픽 3번도 긍정차원은 love, returned, good, ok, fabulous, smart, worked 등의 단어들로 구성되었고 부정차원은 good, recommend, looking, quality, reliable, problem, small, ver 등의 단어들로 구성되었다. 토픽 3번은 토픽 1번과 구성단어들을 차이가 있었지만, 원문 분석을 통해 토픽 1번과 마찬가지로 상대적 중요성과 관련된 토픽이라고 해석하였다. 여기서, 부정차원에 good, recommend 등의 단어들이 등장하는 이유는 원문에서는 앞에 부정어가 있지만, 본 연구의 불용어 제거 과정에서 not과 같은 부정어가 제거되었기 때문이다.

토픽 2번에서는 긍정차원이 good, work, great, perfect, looking, expected, picture 등의 단어들로 구성되었으며, 주로 다른 스트리밍 플랫폼 혹은 wifi 연결이 잘되고 오랜 기간 잘 작동한다는 원문을 포함하고 있었다. 반면에, 부정 차원은 good, happy, buy, wanted, great, fine 등의 단어들로 구성되었으며, 헤드폰 등과 페어링이 잘 안되고 업데이트 등의 오류로 잘 작동하지 않는다는 후기를 포함하고 있었다. 이러한 분석으로 2번 토픽은 연결성과 안정성에 대한 정의와 유사하며, 이 2개의 차원과 관

련된 토픽이라고 판단하였다.

마지막으로, 토픽 4번의 긍정차원은 love, good, tv, work, cool, picture, thanks, ok, needed, return, want 등의 단어들로 구성되었다. 부정차원은 good, tv, work, happy, picture, thanks, ok, return, hate, want 등의 단어들로 구성되었다. 토픽 4번의 긍정과 부정 차원에서의 원문들은 스마트 기능 및 TV 기능에 대한 속도에 대하여 만족 혹은 불만을 표현한 후기들이었다. 이로써 속도성과 관련된 토픽이라고 판단하였다.

<표 8> JST 모델 결과

	사용자 경험 차원	구성 단어	감정
토픽0	스마트 기능 다양성	love, great, amazing, excellent, nice, perfect, pleased	긍정
		dislike, needed, looking, watching, work, ok, star	부정
토픽1	상대적 중요성	great, love, good, excellent, ok, loved, tv, complaint, satisfied, perfect, fantastic	긍정
		wanted, fit, second, value, bad, watching	부정
토픽2	연결성 + 안정성	good, work, great, perfect, looking, expected, picture	긍정
		good, happy, buy, wanted, great, fine	부정
토픽3	상대적 중요성	love, returned, good, ok, fabulous, smart, worked	긍정
		good, recommend, looking, quality, reliable, problem, small, ver	부정
토픽4	속도성	love, good, tv, work, cool, picture, thanks, ok, needed, return, want	긍정
		good, tv, work, happy, picture, thanks, ok, return, hate, want	부정

4.4 전체 토픽 모델 결과 비교 - (연구문제 1)에 대한 결과

(연구 문제 1) 선행연구로 도출된 사용자 경험 차원이 스마트 TV 경험을 평가하는 기준으로 적절한가?

본 연구에서 진행한 3개의 토픽 모델들의 분석 결과, 아마존 온라인 고객 리뷰 분석을 통하여 Jang & Mun(2019)에서 도출된 스마트 TV 사용자 경험 차원들이 실제

로 부분적으로 도출되었다고 할 수 있다. 본 연구에서는 선행연구에서 나온 차원 외에 “속도성”과 “스마트 기능 다양성”이라는 차원이 새롭게 도출되었다고 할 수 있다.

또한, 인지된 음질, 리모컨 조종성, 안정성과 속도성에 대한 경험은 전반적으로 부정적인 인식이 많음을 도출 할 수 있었다. 그 외 인지된 화질, 연결성, 적응 용이성, 스마트 기능 다양성, 콘텐츠 다양성, 외관 적합성 그리고 상대적 중요성은 비교적 긍정적인 경험임을 도출하였다. 각각 <그림 9>과 <그림 10>는 LDA 모델, DTM 모델과 JST 모델에 대한 결과를 시각화 한 것이다.

<그림 9> LDA & DTM 토픽 결과 정리



<그림 10> JST 토픽 결과 정리



4.5 전체 토픽 모델 성능 결과 - (연구문제 2)에 대한 결과

(연구 문제 2) 하이브리드 토픽모델링 접근 방식으로 스마트 TV의 사용자 경험 차원을 도출할 수 있는가?

본 연구의 (연구 문제 2)는 3개의 토픽 모델을 활용한 하이브리드 토픽 모델링 접근 방식이 스마트 TV의 사용자 경험 차원을 잘 도출할 수 있는가였다. 이를 위하여 토픽 모델의 유의미성을 나타내는 지표인 일관성 점수로 증명하고자 하였다(최수환, 2019). 각 모델별 토픽 일관성을 구함으로써, 토픽 모델의 성능을 알아보하고자 하였다(곽창욱 외, 2016). 최근에 혼잡도가 토픽 모델 평가를 위한 최고의 방법이 아니라는 연구 결과가 발표되면서, 대안 방법 중 하나로 일관성(Coherence) 값을 이용하기 시작하였다(최선영 & 고은지, 2019). D Newman에 의해 2010년에 제안된 일관성 적용 방법은 일관성의 값이 토픽 모델링 결과로 도출된 토픽들의 상위 단어들이 높은 유사도를 가질수록 높은 값이 계산된다(Newman et al, 2010). 확률적 생성 알고리즘을 기반으로 하는 토픽 모델링은 모델을 생성할 때마다 결과값이 조금씩 다르게 나타난다. 따라서 일관성을 최대화하는 모델을 선택하는 것이 이러한 확률적 변동성 문제를 해결하기 위한 바람직한 방법이다(이태준 외, 2017; 윤효준 외, 2019).

일관성 값을 계산하는 방법 중 Umass 값으로 선정하였다. 앞서 말한대로, Umass 값은 0에 가까울수록 모델의 성능이 높음을 의미하는 음수로 표현되는 확률의 로그 값이다(Mimno 외, 2011). <표 9>에서 볼 수 있듯이 각 모델의 Umass 값은 0에 가까운 -2 ~ -3으로 비교적 높은 값으로 나왔다. 위와 같은 결과는 토픽모델의 성능면에서 유의미하다는 것을 나타낸다.

<표 9> LDA, DTM, JST Umass Coherence 값

	LDA	DTM	JST
Coherence UMass	-2.35	-2.50	-3.34

V. 논의 및 결론

본 연구에서는 스마트 TV의 높은 인기와 글로벌 확산에 따라 스마트 TV의 사용자 경험 차원을 도출하기 위하여 아마존 온라인 리뷰 데이터를 기반으로 텍스트 마이닝 연구를 진행하였다. 아마존에서 공식적으로 판매되는 모든 스마트 TV 제품에 대한

사용자 리뷰를 활용하여 토픽모델링과 감성 분석 기법을 사용하였다. 특히, 본 연구에서는 사용자들이 스마트 TV를 사용할 때 주로 어떤 요인을 가장 중요하게 인식하는지 확인하고 도출된 요인들을 시간 및 감성적인 측면에서 다양하게 분석하고자 하였다.

전체 토픽 모델의 결과에서 볼 수 있듯이, 실제 사용자 후기 분석을 통하여 Jang & Mun(2019)에서 도출된 스마트 TV 사용자 경험 차원들이 실제로 부분적으로 도출되었다. 그러므로, (연구 문제 1)과 관련하여 선행연구에서 도출된 요인들이 사용자 경험을 평가하는 기준으로 적절하다고 할 수 있다. 또한, 전체 토픽 모델의 성능 결과에 의하면, 각 토픽 모델의 결과로 도출된 결과들의 유의미성이 높음을 증명하였다. 이로써, (연구 문제 2)와 관련하여 본 연구에서 시도한 하이브리드 토픽모델링 방법은 스마트 TV의 유의미한 경험 차원을 도출하였다고 할 수 있다.

5.1 연구의 실무적 의의

(연구 문제 3)에 대한 결과로써 주요 연구 결과를 토대로 논의하면 다음과 같다.

(연구 문제 3) 스마트 TV의 사용자 경험을 강화시키는 방법은 무엇인가?

본 연구 결과, 선행 연구에서 도출된 사용자 경험 중 실제 스마트 TV 사용자들이 가장 중요하게 생각하는 경험은 “인지된 음질”, “인지된 화질”, “적응 용이성”, “연결성” 그리고 “안정성”으로 도출되었다. 이는 사용자들이 스마트 TV를 사용함에 있어서 기능적인 요소와 편리함을 중시한다고 해석할 수 있다. 음질, 화질 그리고 안정성과 같은 기능적인 경험을 강화시키는 방법으로 스피커, 화면 그리고 그 외에 하드웨어적인 것에 대한 업그레이드 및 고급화라고 할 수 있다.

적응 용이성을 강화하는 방법 중 하나는 인터페이스를 강화하는 방법이라고 할 수 있다. 실제로 아마존 리뷰에서 많은 사용자들이 쉬운 인터페이스에 대하여 언급하였다. 특히, roku 라는 단어가 많이 언급 되었는데, 이는 roku라는 회사의 인터페이스를 칭찬하는 후기였다.

인터페이스를 강화하는 방법에는 여러 가지가 있는데, 그 중 첫 번째로, 리모컨에 대한 인터페이스를 강화하는 방법이 있다. 하나의 리모컨으로 모든 전자기기를 제어하고 사용하기 쉽고 편리한 것이 중요한 문제이다(Hong, 2013). 예를 들어, TV의 화면을 담아내는 리모컨이나 TV와 연동되어 있는 다른 기기를 화면에 구현이 가능한 리모컨 등의 인터페이스를 개선한다면 사용자들의 이용에 대한 편리함에 긍정적인 경험을 줄 수 있을 것이다. 두 번째로는, 음성인식 인터페이스의 탑재이다. 원하는 것은 무엇이든 몇 마디 말이면 TV가 알아듣고 정보를 주는 경험을 주는 것이다(Hong,

2013). 예를 들면, 버튼을 누르는 방식이 아니라 TV 자체에서 음성인식으로 작동을 하는 것이다. 사용자들은 실제로 음성 인터페이스가 손 조작 보다 편리하다고 생각한다(최재호 & 김훈태, 2016). 그리고 음성은 해당 제품 사용에 익숙하지 않은 사용자에게도 사용상의 편리함을 제공하며(한성호 & 김범수, 1999), 음성 대화는 제품과 사용자가 상호작용을 이루는 가장 보편적인 방법이다(Jo et al, 2018). 마지막으로, 제스처 인식 인터페이스의 탑재가 있다. 리모컨과 같은 보조 기기를 사용하지 않고 TV에 달려 있는 캠이 사용자의 제스처를 인식하여 인터페이스를 제공하는 방식이다(홍동표 & 우운택, 2008). 시선추적이라고 불리는 아이트래킹 방식 등을 활용하여 손 혹은 시선으로 화면에 기능을 선택하고 필요한 기능을 구현하는 방식은 사용자에게 편리함을 제공할 수 있다. 또한, 연결성에 대한 경험 강화방법은 스마트 TV가 다른 기기들 혹은 제품들과의 호환성을 높인다면 사용자들로 하여금 해당 제품의 긍정적인 경험을 줄 것으로 예상된다.

본 논문의 실무적 의의는 앞서 (연구 문제 3)에 대한 결과로 논의한 바와 같이 실제 스마트 TV의 리뷰 데이터를 통해 유의미한 사용자 경험을 탐색하고, 스마트 TV의 사용자 경험 강화 방안을 제시하였음에 있다. 두 번째로는, 실용적인 사용자 경험 평가를 위하여 온라인 리뷰와 텍스트 마이닝 방법론을 실제로 적용해 보았음에 있다. 이러한 방법론은 기존의 방법보다 적은 비용과 시간으로 대량의 데이터를 분석할 수 있다. 무엇보다 스마트 TV의 기획 및 판매 담당자는 해당 방법론을 통하여 현재 사용자들이 제품에 대해 가장 중요하게 생각하는 것이 무엇인지 파악할 수 있다. 이는 제품 개선을 위한 문제 발굴 및 의사결정을 내릴 때, 유용하게 활용될 수 있고, 더 나아가, 시간 흐름에 따른 제품에 대한 사용자 경험을 변화를 포착할 수 있다. 이를 통해 제품 기획 의도나 방향에 따라 제품이 적절하게 개선되고 있는지, 사용자가 긍정적인 경험으로 인지하고 있는지 등을 확인할 수 있을 것이다.

5.2 연구의 학술적 의의

본 연구에서는 선행연구에서 도출된 스마트 TV의 사용자 경험 차원 외에 새로운 차원이 본 연구를 통하여 도출하였다. 본 연구를 통해 사용자들은 스마트 TV를 사용함에 있어서 속도성과 스마트 기능의 다양성을 중요하게 생각하고 있음을 알 수 있었다. 또한, 스마트 TV 사용자들은 속도성에 대하여 전반적으로 부정적인 경험을 야기시키는 요인이라고 인식하고 있었다. 실제로 사용자들은 스마트 TV의 스트리밍 속도 혹은 기능의 속도가 느리거나 스마트 기능의 부재 시, 이를 부정적인 경험으로 인식함을 알 수 있었는데, 연구 결과를 토대로 스마트 TV의 사용자 경험을 강화 시키는 방법은 속도성을 보완하는 방법으로도 정의된다고 할 수 있다.

우선, 속도성을 보완하는 하나의 방법으로 다른 스트리밍 플랫폼 회사와 제휴를 맺는 것이다. Vizio 같은 회사는 본인들의 자체 스트리밍 서비스인 SmartCast를 Vizio TV에 탑재시켜 빠른 스트리밍 서비스를 제공하고 사용자들에게 긍정적인 경험을 주었다. 그 결과, 매출도 급격히 상승하였는데, 제휴로 인하여 스트리밍 속도를 개선한다면 긍정적인 경험을 줄 수 있을 것으로 기대할 수 있다. 최근에는 스마트 TV를 중심으로 단말들간에 스트리밍을 통해서 콘텐츠를 공유하는 서비스는 실제로 주목받고 있다(이성희 외, 2012). 또한, 스마트 TV에서 다양하게 사용자의 맥락을 이해하여 개인화된 모드를 제공한다면 사용자들로 하여금 사용자 경험을 강화시키는 데 긍정적인 영향을 줄 것으로 예상된다. 실제로 아마존 리뷰에는 “영화 제작자 모드” 그리고 “게임 모드”와 같은 스마트 기능이 사용자들에게 즐거운 경험을 선사하였다. 이와 같은 연구 결과는 과거 선행연구의 사용자 경험 차원을 검증하고, 선행연구에서 발견하지 못하였던 스마트TV의 “속도성”과 “스마트 기능의 다양성”이라는 새로운 차원을 발견하였다는 점에서 학문적 시사점을 도출하였다고 할 수 있다.

5.3 연구의 한계

본 연구에는 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째로, 선행연구인 Jang & Mun (2019) 연구에 도출된 18개의 스마트 TV 사용자 경험 차원을 기반으로 스마트 TV 사용자 경험 차원을 도출하였지만 다른 차원이 존재할 가능성이 있다. 따라서, 향후 Jang & Mun (2019) 연구 이외의 연구들에서 사용자 경험 차원을 추가하여 분석하는 연구가 필요하다.

둘째로, 본 연구에서 활용된 아마존 리뷰 데이터는 영문 데이터로 전 세계 고객들의 생각을 대표한다고 보기에 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 영문 데이터뿐만 아니라 다른 언어 데이터를 함께 분석하여 사용자들에 대한 이해를 탐색함으로써 실무적인 유용성을 더 높여야 할 것이다.

마지막으로, 본 연구에서는 제품 사용 후기를 분석 대상으로 하여 토픽모델링과 감성 분석을 활용해 주제를 도출하고 사용자 경험을 분석한 바 있다. 그러나 이용 후기를 남기지 않은 사용자를 고려할 수 없는 근본적인 한계점을 지니고 있다. 향후 연구에서는 스마트 TV 사용자들을 대상으로 한 인터뷰나 설문조사 방법 등의 데이터 수집 방법을 활용해 후기를 남기지 않은 사용자들의 데이터를 수집하여, 본 연구결과를 검증하는 균형있는 분석방법이 필요할 것이다.

참고문헌

- 강인수. (2013). 영어 트위터 감성 분석을 위한 SentiWordNet 활용 기법 비교. *한국지능시스템학회 논문지*, 23(4), 317-324.
- 곽창욱, 김선중, 박성배, 김권양. (2016). 무한 사전 온라인 LDA 토픽 모델에서 의미적 연관성을 사용한 토픽 확장. *정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지*, 22(9), 461-466.
- 구정우, 조성권. (2017). 언론을 통해 본 한국의 ODA: 토픽 모델링을 활용한 신문기사 분석, 1993~ 2016. *국제지역연구*, 26.
- 김건아, 김철기. (2017). 빅 데이터를 이용한 제품디자인의 감성반응 분석: 스마트폰을 대상으로. *한국과학예술융합학회*, 27, 31-48.
- 김나은, 김민화. (2010). 온라인 관광 구전정보품질이 구전효과에 미치는 영향. *호텔경영학연구*, 19(4), 59-79.
- 김성범. (2020). 제품, 서비스, 융합제품서비스의 소비자 니즈 비교 분석: 아마존 온라인 리뷰를 중심으로. *한국콘텐츠학회논문지*, 20(7), 316-330.
- 김원식, 김두산. (2020). LDA 토픽모델링을 활용한 호텔등급별 서비스품질 요인도출. *무역연구*, 16, 779-791.
- 김정민, 허정. (2018). 채용공고 빅데이터 기반 SW 분야 직업 및 직무변화 분석. *정보과학회지*, 36(9), 15-21.
- 김진화, 변현수, 이승훈. (2011). 온라인 리뷰를 활용한 사용자 이해 및 서비스 가치 증대. *정보시스템연구*, 20(2), 21-36.
- 박상민, 나철원, 최민성, 이다희, 온병원. (2018). Bi-LSTM 기반의 한국어 감성사전 구축 방안. *지능정보연구*, 24(4), 219-240.
- 박정순. (2009). 인터랙티브 제품의 수용 과정에서 시간에 따른 사용자 경험의 변화. *디자인지식저널*, 11, 42-51.
- 박정은, 양동욱, 김하영. (2021). 인공지능 스피커의 세대별 온라인 리뷰 분석을 통한 사용자 경험 요인 탐색. *한국융합학회논문지*, 12(7), 193-205.
- 박준형, 오효정. (2017). 국내 기록관리학 연구동향 분석을 위한 토픽모델링 기법 비교: LDA 와 HDP 를 중심으로. *한국도서관·정보학회지*, 48(4), 235-258.
- 반현정, 김학선. (2019). 온라인 리뷰의 의미연결망 분석을 통한 국내 대형항공사 인식에 관한 연구. *Culinary Science Hospitality Research*, 25(7), 205-215.
- 변대호. (2015). 감정표현어를 이용한 스마트 TV 의 사용자경험 평가. *한국콘텐츠학회*

- 문지, 15(5), 132-141.
- 손새아, 전병진, 김희웅. (2019). 텍스트 마이닝을 활용한 블록체인 이슈 분석: 한국과 미국. *한국 IT 서비스학회지*, 18(1), 45-61.
- 송민. (2017). Text Mining, 서울, 청람, pp. 112-117
- 신동희, 김희경. (2014). 소셜 시청 (viewing) 의 사용자 경험적 분석: 사용자 경험기반의 소셜 TV. *한국콘텐츠학회논문지*, 14(12), 112-122.
- 연다인, 박가연, 김희웅. (2020). 텍스트 마이닝 기반 사용자 경험 분석 및 관리: 스마트 스피커 사례. *Information Systems Review*, 22(2), 77-99.
- 연종흠, 이동주, 심준호, 이상구. (2011). 상품 리뷰 데이터와 감성 분석 처리 모델링. *한국전자거래학회지*, 16(4), 125-137.
- 오영택, 김민태, 김우주. (2019). Parallel Stacked Bidirectional LSTM 모델을 이용한 한국어 영화리뷰 감성 분석. *정보과학회논문지*, 46(1), 45-49.
- 우창우, 이종연. (2020). 다이나믹 토픽 모델을 활용한 D (Data) · N (Network) · A (AI) 중심의 연구동향 분석. *한국융합학회논문지*, 11(9), 21-29.
- 유소영. (2015). 자아 중심 네트워크 분석과 동적 인용 네트워크를 활용한 토픽모델링 기반 연구동향 분석에 관한 연구. *정보관리학회지*, 32(1), 153-169.
- 윤효준, 박재현, 윤지운. (2019). 비정형 텍스트 자료에서 잠재정보 추출을 위한 토픽모델링 소개: 치매관련 신체활동 뉴스 기사의 이슈 분석. *체육과학연구*, 30(3), 501-512.
- 이기호, 이인성, 전석원, 양승화, 최지웅, 김진우, 한명희. (2008). 사용자 경험 측면에서 제품을 평가하는 방법: 심층 인터뷰, 설문 방법론을 이용한 새로운 평가 방법론. *한국 HCI 학회 학술대회*, 851-856.
- 이새미, 이태원. (2021). 지역화폐 앱 사용자 리뷰 분석을 통한 마케팅 전략 수립-‘동백전’과 ‘인천 e 음’을 중심으로. *한국콘텐츠학회논문지*, 21(4), 111-122.
- 이성희, 김동철, 정광수. (2012). 스마트 TV 중심의 콘텐츠 공유 서비스를 위한 SVC 기반의 전송률 조절 기법. *Telecommunications Review*, 22(2), 258-270.
- 이소현, 김민수, 김희웅. (2019). 위라벨 이슈 비교 분석: 한국과 미국. *정보시스템연구*, 28(2), 153-179.
- 이순규, 최수빈, 김희웅. (2019). 이러닝 만족도 증진을 위한 탐색적 연구: 텍스트 마이닝과 인터뷰 혼합방법론. *Information Systems Review*, 21(1), 39-59.
- 이시환, 조아람, 이훈영. (2017). 온라인 병원 리뷰자료의 Latent Dirichlet Allocation 분석을 활용한 의료서비스 만족 요인에 관한 연구. *서비스경영학회지*, 18(5), 23-44.

- 이옥기. (2017). 스마트 TV 의 사용자 경험과 사용성에 관한 연구. *한국엔터테인먼트산업학회논문지*, 11(8), 17-28.
- 이종화, 이현규. (2015). Data Dictionary 기반의 R Programming 을 통한 비정형 Text Mining Algorithm 연구. *한국산업정보학회논문지*, 20(2), 113-124.
- 이태준, 이승배, 오창동. (2017). 원자력 이슈에 대한 정부와 언론의 커뮤니케이션 전략 비교연구: 토픽모델링 (Topic Modeling) 의 적용. *언론과학연구*, 17(3), 172-229.
- 이태현, 윤영주, 김희웅. (2016). 텍스트 마이닝을 이용한 정보보호인식 분석 및 강화 방안 모색. *정보화정책*, 23(4), 76-94.
- 이현주. (2017). 빅데이터를 활용한 경복궁 방문 경험 분석: Tripadvisor. com 온라인 리뷰의 활용. *관광연구*, 32(2), 297-318.
- 이흥주. (2018). 헬스케어 서비스 리뷰를 활용한 서비스 품질 차원 별 중요 단어 파악 방안. *지식경영연구*, 19(4), 171-185.
- 장필식. (2014). 소셜 데이터의 주된 감성분석에 대한 연구. *한국컴퓨터정보학회논문지*, 19(12), 49-56.
- 전상인. (2013). 고객 중심 경영의 요체, 사용자경험 (UX). *[SERI] CEO Information*, 0-0.
- 정다솔, 유강호, 이준동, 최재홍. (2020). 5G 모바일 커머스 예측 사례 연구-베트남을 중심으로. *한국컴퓨터정보학회 학술발표논문집*, 28(2), 215-218.
- 정필요, 안현철, 광기영. (2019). 텍스트 마이닝과 소셜 네트워크 분석을 이용한 스마트폰 디자인의 핵심속성 및 가치 식별. *대한경영학회지*, 32(1), 27-47.
- 조승연, 김현구, 김범수, 김희웅. (2014). 영화 흥행성과 예측을 위한 온라인 리뷰 마이닝 연구: 개봉 첫 주 온라인 리뷰를 활용하여. *Information Systems Review*, 16(3), 113-134.
- 조호수, 강성안, 류민호. (2021). 텍스트마이닝을 활용한 OTT 서비스 리뷰 분석: 로컬 서비스 경쟁우위 확보 방안을 중심으로. *한국통신학회논문지*, 46(4), 722-733.
- 채승훈, 임재익, 강주영. (2015). 사용자 리뷰를 통한 소셜커머스와 오픈마켓의 이용경험 비교분석. A Comparative Analysis of Social Commerce and Open Market Using User Reviews in Korean Mobile Commerce), *지능정보연구*, 21(4), 53-77.
- 최선영, 고은지. (2019). 메타데이터를 활용한 1960~ 2018< 한국언론학보> 논문 분석: 다이내믹 토픽 모델링 (Dynamic Topic Modeling) 방법을 중심으로. *한국언론학보*, 63(4), 7-42.
- 최수환. (2019). 토픽 모델링을 이용한 사운드스케이프 연구 주제어 분석. *한국콘텐츠학*

- 회논문지, 19(7), 427-435.
- 최윤진, 이소현, 윤상혁, 김희웅. (2020). Joint Sentiment 토픽모델링 기반 국내 여행 불만족 요인 연구. *Korea Business Review*, 24(2), 121-141.
- 최재호, 김훈태. (2016). 스마트폰 음성 인터페이스의 사용 현황 및 사용자 인식에 대한 조사 연구. *한국전자거래학회지*, 21(4), 29-40.
- 하지영, 이승현. (2018). 지역 방문객 온라인 리뷰 분석을 통한잠재 문화관광자원 발굴: 전라북도 임실군을 중심으로. *지역과문화*, 5(4), 67-85.
- 한성호, 김범수. (1999). 음성인식용 인터페이스의 사용편의성 평가 방법론 (A Usability Evaluation Method for Speech Recognition Interfaces). *대한인간공학회지*, 18(3), 105-125.
- 한진성, 윤지환. (2016). 소셜 빅데이터 텍스트 마이닝을 활용한 부산국제영화제 (BIFF) 활성화 방안 연구-영화제 개최 전, 후 비교 분석을 중심으로. *관광학연구*, 40(1), 133-145.
- 현대원, 이수영. (2021). 빅데이터를 이용한 스마트폰에 대한 이용자 만족도 연구: SNS 소셜 데이터를 이용한 감정 분석을 중심으로. *한국융합인문학*, 9(1), 7-35.
- 홍동표, 우운택. (2008). 제스처기반 사용자 인터페이스에 대한 연구 동향. *Telecommunications review*, 18(3), 403-413.
- 홍성연, 최재원. (2017). 토픽 모델링 분석 기법을 활용한 대학의 학생 지원 연구 동향 분석. *학습자중심교과교육연구*, 17, 21-48.
- 홍정립, 유미림, 최보름. (2019). 토픽 모델링을 활용한 모바일 증강현실 앱 사용자 리뷰 분석. *Journal of Digital Contents Society*, 20(7), 1417-1427.
- 홍태호, 임강, 박지영. (2018). LDA 를 이용한 온라인 리뷰의 다중 토픽별 감성분석 -TripAdvisor 사례를 중심으로. *정보시스템연구*, 27(1), 89-110.
- 황해정, 심혜린, 최준호. (2016). 빅데이터 분석을 활용한 사용자 경험 평가 방법론 탐색: 아마존 에코에 대한 온라인 리뷰 분석을 중심으로. *한국콘텐츠학회논문지*, 16(8), 517-528.
- 황현선, 이창기, 장현기, 강동호. (2018). 단어 간의 상대적 위치정보를 이용한 단어 임베딩. *정보과학회논문지*, 45(9), 943-949.
- Alam, I., Khusro, S., and Naeem, M. (2017, December). A review of smart TV: Past, present, and future. In *2017 International Conference on Open Source Systems and Technologies (ICOSST)*, 35-41. IEEE.
- Bargas-Avila, J. A., and Hornbæk, K. (2011, May). Old wine in new bottles or novel challenges: a critical analysis of empirical studies of user experience. In

- Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, 2689–2698.
- Bhadury, A., Chen, J., Zhu, J., and Liu, S. (2016, April). Scaling up dynamic topic models. *In Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web*, 381–390.
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4), 77–84.
- Blei, D. M., and Lafferty, J. D. (2006, June). Dynamic topic models. *In Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, 113–120.
- Bureau of Labor Statistics, 2018. American time use survey – 2017 results.
- Cao, L., and Tang, X. (2014). Topics and trends of the on-line public concerns based on Tianya forum. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 23(2), 212–230.
- Cesar, P., and Chorianopoulos, K. (2008, October). Interactivity and user participation in the television lifecycle: creating, sharing, and controlling content. *In Proceedings of the 1st international conference on Designing interactive user experiences for TV and video*, 125–128.
- Chen, Y., Fay, S., and Wang, Q. (2011). The role of marketing in social media: How online consumer reviews evolve. *Journal of interactive marketing*, 25(2), 85–94.
- Chen, Y., and Xie, J. (2008). Online consumer review: Word-of-mouth as a new element of marketing communication mix. *Management science*, 54(3), 477–491.
- Ding, X., Liu, B., and Yu, P. S. (2008, February). A holistic lexicon-based approach to opinion mining. *In Proceedings of the 2008 international conference on web search and data mining*, 231–240.
- Frost and Sullivan Inc. (2018) Global Smart TVs Market, Forecast to 2023 – Research and Markets
- Gerrish, S., and Blei, D. M. (2010, January). A language-based approach to measuring scholarly impact. In ICML.
- Greco, F., and Polli, A. (2020). Emotional Text Mining: Customer profiling in brand management. *International Journal of Information Management*, 51, 101934.
- Han, M., Lee, S., and Kim, J. (2021). A hybrid approach to discern customer

- experience for facilitating the adoption of smartwatches. *Technology Analysis and Strategic Management*, 1–15.
- Hassenzahl, M., and Tractinsky, N. (2006). User experience—a research agenda. *Behaviour and information technology*, 25(2), 91–97.
- Hong, J. U. (2013). 스마트 TV 인터페이스 기술 동향. *Korea Information Processing Society Review*, 20(1), 64–72.
- Hong, T. H., Niu, H., Ren, G., and Park, J. Y. (2018). Multi-Topic Sentiment Analysis using LDA for Online Review. *The Journal of Information Systems*, 27(1), 89–110.
- Hutto, C., and Gilbert, E. (2014, May). Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* (Vol. 8, No. 1).
- Jang, J., and Mun, Y. Y. (2019). Determining and validating smart TV UX factors: A multiple-study approach. *International Journal of Human-Computer Studies*, 130, 58–72.
- Jo, G. E., and Kim, S. I. (2018). A study on User Experience of Artificial Intelligence speaker. *Journal of the Korea Convergence Society*, 9(8), 127–133.
- Jo, Y., and Oh, A. H. (2011, February). Aspect and sentiment unification model for online review analysis. In *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining*, 815–824.
- Kim, K. K., Kim, Y. H., and Kim, J. H. (2019). A Study on Customer Satisfaction of Mobile Shopping Apps Using Topic Analysis of User Reviews. *Journal of Society for e-Business Studies*, 23(4).
- Kim, M., and Park, J. (2011, February). Demand forecasting and strategies for the successfully deployment of the smart TV in Korea. In *13th international conference on advanced communication technology (ICACT2011)*, 1475–1478. IEEE.
- Kjeldskov, J., and Graham, C. (2003, September). A review of mobile HCI research methods. In *International Conference on Mobile Human-Computer Interaction* , 317–335. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Kostyra, D. S., Reiner, J., Natter, M., and Klapper, D. (2016). Decomposing the effects of online customer reviews on brand, price, and product attributes.

- International Journal of Research in Marketing*, 33(1), 11–26.
- Lawler, R. (2018). The TVs that mattered at CES.
- Lin, C., and He, Y. (2009, November). Joint sentiment/topic model for sentiment analysis. In *Proceedings of the 18th ACM conference on Information and knowledge management*, 375–384.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis lectures on human language technologies*, 5(1), 1–167.
- McCarthy, J., and Wright, P. C. (2003). Technology as experience (special issue). *Special Issue of Interactions Magazine: More Funology*, 9, 42–43.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv preprint arXiv:1301.3781.
- Mimno, D., Wallach, H., Talley, E., Leenders, M., and McCallum, A. (2011, July). Optimizing semantic coherence in topic models. In *Proceedings of the 2011 conference on empirical methods in natural language processing*, 262–272.
- Mullen, T., and Collier, N. (2004, July). Sentiment analysis using support vector machines with diverse information sources. In *Proceedings of the 2004 conference on empirical methods in natural language processing*, 412–418.
- Netzer, O., Feldman, R., Goldenberg, J., and Fresko, M. (2012). Mine your own business: Market–structure surveillance through text mining. *Marketing Science*, 31(3), 521–543.
- Newman, D., Lau, J. H., Grieser, K., and Baldwin, T. (2010, June). Automatic evaluation of topic coherence. In *Human language technologies: The 2010 annual conference of the North American chapter of the association for computational linguistics*, 100–108.
- Pang, B., and Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis Foundations and Trends in Information Retrieval Vol. 2. Nos.
- Paranyushkin, D. (2011). Identifying the pathways for meaning circulation using text network analysis. Nodus Labs, 26.
- Park, E. (2020). Understanding the social adoption of smart TVs: the key role of product coolness. *Universal Access in the Information Society*, 19(3), 595–602.
- Park, J., and Oh, H. J. (2017). Comparison of topic modeling methods for analyzing research trends of archives management in korea: Focused on lda and hdp.

- Journal of Korean Library and Information Science Society*, 48(4), 235–258.
- Park, J. H., and Kim, M. K. (2016). Factors influencing the low usage of smart TV services by the terminal buyers in Korea. *Telematics and Informatics*, 33(4), 1130–1140.
- Parra, D., Trattner, C., Gómez, D., Hurtado, M., Wen, X., and Lin, Y. R. (2016). Twitter in academic events: a study of temporal usage, communication, sentimental and topical patterns in 16 computer science conferences. *Computer Communications*, 73, 301–314.
- Pennington, J., Socher, R., and Manning, C. D. (2014, October). Glove: Global vectors for word representation. *In Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, 1532–1543.
- Roto, V., Obrist, M., and Väänänen–Vainio–Mattila, K. (2009, August). User experience evaluation methods in academic and industrial contexts. *In Proceedings of the Workshop UXEM (Vol. 9, pp. 1–5)*.
- Ryan, F., Coughlan, M., and Cronin, P. (2009). Interviewing in qualitative research: The one-to-one interview. *International Journal of Therapy and Rehabilitation*, 16(6), 309–314.
- Shin, D. H., Hwang, Y., and Choo, H. (2013). Smart TV: are they really smart in interacting with people? Understanding the interactivity of Korean Smart TV. *Behaviour and information technology*, 32(2), 156–172.
- Steyvers, M., and Griffiths, T. (2007). Probabilistic topic models. *In Handbook of latent semantic analysis*, 439–460. Psychology Press.
- Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K., and Stede, M. (2011). Lexicon-based methods for sentiment analysis. *Computational linguistics*, 37(2), 267–307.
- Tanabian, S., and Tanabian, M. (2013, July). Optimizing Usability on Video Streaming Devices and Smart TV's. *In International Conference on Human-Computer Interaction*, 164–168. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Tan, S., Cheng, X., Wang, Y., and Xu, H. (2009, April). Adapting naive bayes to domain adaptation for sentiment analysis. *In European Conference on Information Retrieval*, 337–349. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Vermeeren, A. P., Law, E. L. C., Roto, V., Obrist, M., Hoonhout, J., and Väänänen–Vainio–Mattila, K. (2010, October). User experience evaluation

- methods: current state and development needs. *In Proceedings of the 6th Nordic conference on human-computer interaction: Extending boundaries*, 521-530.
- Wang, H., Can, D., Kazemzadeh, A., Bar, F., and Narayanan, S. (2012, July). A system for real-time twitter sentiment analysis of 2012 us presidential election cycle. *In Proceedings of the ACL 2012 system demonstrations*, 115-120.
- Williams, D., Ursu, M. F., Cesar, P., Bergström, K., Kegel, I., and Meenowa, J. (2009, June). An emergent role for TV in social communication. *In Proceedings of the 7th European Conference on Interactive TV and Video*, 19-28.
- Xianghua, F., Guo, L., Yanyan, G., and Zhiqiang, W. (2013). Multi-aspect sentiment analysis for Chinese online social reviews based on topic modeling and HowNet lexicon. *Knowledge-Based Systems*, 37, 186-195.
- Zhu, D., Lappas, T., and Zhang, J. (2018). Unsupervised tip-mining from customer reviews. *Decision Support Systems*, 107, 116-124.

* 저자소개 *

· 김 영 범(briantk3@naver.com)

한양대학교 일반대학원에서 비즈니스인포매틱스 전공으로 석사학위를 취득하였다. 주요관심 분야는 빅데이터, 머신러닝, 딥러닝, 텍스트 마이닝, 소셜리스닝이다.

· 차 경 진(kjcha7@hanyang.ac.kr)

호주 국립대학(ANU)에서 경영정보학과 박사학위를 취득하였다. 현재 한양대학교 경영대학 경영정보시스템 전공 교수로 재직 중이며 주요 강의 및 연구 분야는 빅데이터, AI/DX 전략, 정보보호, 소셜리스닝 등이다