

SNA를 이용한 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인 분석 연구: 아마존 에코 리뷰 중심으로

A Study on the Factors Affecting Continuous Use of AI Speaker Using SNA

김영범(Young Bum Kim)*, 차경진(Kyung Jin Cha)**

초 록

최근 AI 스피커 시장의 규모가 급속도 커지면서 AI 스피커의 다양한 활용 가능성이 크게 주목받고 있다. 소비자들이 다양한 채널을 통해 제품을 사용한 경험을 표현하고 공유하는 환경을 만들어 졌고, 그로 인하여 소비자가 제품을 이용한 경험에 대한 다양하고 솔직한 생각을 남긴 리뷰들의 양이 방대해졌는데, 이러한 리뷰데이터는 소비자의 생각을 분석하는 데에 매우 유용하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 이 리뷰데이터를 활용하여 AI 스피커 지속적인 사용에 영향을 미치는 요인에 대하여 분석하고자 하였다. 무엇보다 선행연구를 통하여 도출된 AI 사용의도에 영향을 미치는 7가지 요인들이 실제로 소비자들이 남기는 리뷰에서도 나타나는 요인인지를 확인하고자 하였다. 이를 위해, Amazon.com의 아마존 에코 제품에 대한 고객 리뷰 데이터를 기반으로 하여 텍스트마이닝과 사회관계망 분석을 활용하여 분석하였다. 리뷰 데이터를 긍정리뷰와 부정리뷰로 분류하고 전처리하여 도출된 단어들 간 연결성을 중심으로 AI 스피커의 지속적인 사용에 영향을 미치는 요인을 분류하고자 연결 중심성 분석을 하였으며, 이를 통해 연결성의 위치가 비슷한 단어들 간 분류를 하기 위하여 CONCOR 분석을 하였다. 긍정 리뷰 연구 결과, 소비자들은 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인으로 의인화와 친밀성을 가장 중요하게 보았다. 이 두 요인들은 다른 요인들과도 강한 연결 관계를 보여주었고, 선행연구에서 도출된 요인 외에 연결성도 중요한 요인임을 도출하였다. 또한 추가적으로 부정적인 리뷰 분석 결과, 인식오류와 호환성이 AI 스피커 사용에 있어서 소비자들에게 부정적인 영향을 주는 주요 요인들로 도출되었다. 이러한 연구 결과를 토대로 본 연구에서는 소비자들이 아마존 에코 제품을 지속적으로 사용하게 하는 구체적인 방법에 대하여 제시하고자 한다.

ABSTRACT

As the AI speaker business has risen significantly in recent years, the potential for numerous uses of AI speakers has gotten a lot of attention. Consumers have created an

이 논문은 한양대학교 교내연구지원사업으로 연구되었음(HY-20200000003407).

* First Author, Master's Student, Department of Business Informatics, Graduate school of Hanyang University (briantk3@naver.com)

** Corresponding Author, Professor, Department of Management information system, Hanyang University (kjcha7@hanyang.ac.kr)

Received: 2021-10-25, Review completed: 2021-11-17, Accepted: 2021-11-23

environment in which they can express and share their experiences with products through various channels, resulting in a large number of reviews that leave consumers with a variety of candid opinions about their experiences, which can be said to be very useful in analyzing consumers' thoughts. Using this review data, this study aimed to examine the factors driving the continued use of AI speakers. Above all, it was determined whether the seven characteristics associated with the intention to adopt AI identified in prior studies appear in consumer reviews. Based on customer review data on Amazon.com, text mining and social network analysis were utilized to examine Amazon eco-products. CONCOR analysis was used to classify words with similar connectivity locations, and Connection centrality analysis was used to classify the factors influencing the continuous use of AI speakers, focusing on the connectivity between words derived by classifying review data into positive and negative reviews. Consumers regarded personality and closeness as the most essential characteristics impacting the continued usage of AI speakers as a result of the favorable review survey. These two parameters had a strong correlation with other variables, and connectedness, in addition to the components established from prior studies, was a significant factor. Furthermore, additional negative review research revealed that recognition failures and compatibility are important problems that deter consumers from utilizing AI speakers. This study will give specific solutions for consumers to continue to utilize Amazon eco products based on the findings of the research.

키워드 : AI 스피커, SNA 분석, CONCOR 분석, 텍스트 마이닝, 리뷰 분석
AI Speaker, SNA Analysis, CONCOR analysis, Text Mining, Review Analysis

1. 서 론

최근 인공지능은 지능형 시스템의 필수적 기반기술로써 자율주행 자동차, 드론, 사물인터넷, 지식서비스(검색, 광고, 미디어, 금융, 교육 등) 등의 다양한 산업을 발전시키는 기술로 주목받고 있다[25]. 이러한 인공지능 기술을 일상에서 친근하게 접할 수 있는 플랫폼으로써 AI 스피커는 인공지능 기술 기반의 서비스와 연계된 제품 중에서 실제로 많이 보급되고 있다[23]. AI 스피커란 사용자의 음성을 인식하여 사용자의 지시를 이행하는 스피커를 가리키는데[59], 자연어와 대화의 맥락을 이해하고 사용자 행동 패턴을 분석하여 필요한 서비스를 제공하기 위해 끊임없이 진화하고 있다. 초기에는 일반적

인 정보 제공과 기본적인 기능에 비중을 두었던 반면, 현재는 금융, 쇼핑, 교육 등으로 영역을 확대하고 있다[38].

AI 스피커의 전 세계 시장 규모는 급속도로 확장되고 있으며, 미국의 시장조사기관인 가트너(Gartner)는 2020년까지 미국 내 AI 스피커를 보유하고 있는 가정이 75%가 될 것으로 전망하였다. 한편, 국내에서도 AI 스피커 출시가 활발하게 이뤄지면서, 국내 AI 스피커 시장의 규모가 지속적으로 커지고 있다. AI 스피커의 시장이 커지면서 AI 스피커의 다양한 활용 가능성이 크게 주목받고 있지만, 지금까지 소비자 관점에서 AI 스피커를 주제로 한 연구는 비교적 미흡한 상황이라고 할 수 있다[46].

또한 최근 인터넷 기술의 급격한 발전으로

소비자들이 자신의 의견을 공개적으로 표현하는 행위가 더 빈번하고 자연스러워졌다. 이를 기반으로 소비자들은 누구나 제품 및 서비스를 사용한 경험들이 블로그, SNS 등의 다양한 채널을 통해 표현하고 공유하고 있다. 이러한 변화로 인해 현재 소비자들은 제품 혹은 서비스를 통해 정신적·심리적인 만족, 행복감, 경험의 획득 등과 같은 다양한 욕구까지 리뷰를 통해 표현하고 있다. 과거에는 이 많은 리뷰데이터들을 모두 다루는 것이 어려웠기 때문에 중요한 데이터를 선별하는 식으로 사용되었지만 최근 자연어처리 기술이 빠르게 발전하면서 이들을 모두 다루는 텍스트마이닝 기술이 고도화되어 새롭게 제시되고 있다[26]. 즉, 소비자의 의견을 수렴하는 것은 매우 중요해지고 있고, 이를 효과적으로 분석하는 일이 기술적으로 가능해진 것이다. 한편, 최근 온라인상의 사용자가 서비스 이용 경험에 대한 다양하고 솔직한 생각을 남긴 리뷰에 대해 텍스트 마이닝(Text-mining) 기법을 통해 사용자들의 니즈를 파악하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다[45]. 기존의 연구들은 텍스트 마이닝 기법을 활용한 소비자 리뷰 분석을 진행하여, 제품의 기능이나 속성에 대한 소비자 태도 및 제품 평가에 영향을 주는 요인을 도출하는 방법을 제시하여 왔다[6, 17, 55]. 특히, 리뷰 데이터에서 제품의 속성이나 기능에 해당되는 단어를 추출하여 제품 평가에 영향을 주는 요인을 분석하여 왔다[6, 14, 37]. 사용자 리뷰에는 개선을 위한 제안과 관련된 피드백이 포함되어 있어 많은 회사들이 개선점을 찾고 전략적인 의사결정을 위해 사용자 리뷰 데이터를 활용하고 있는 것을 볼 수 있다[47].

본 연구에서는 전 세계 AI 스피커 시장에서 점유율이 가장 높은 아마존 에코(Amazon

Echo)에 대한 고객 리뷰 분석을 진행하였다. 고객 리뷰 데이터를 분석하여 선행연구에서 증명된 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인에 대하여 실증분석을 진행하였다. 본 연구의 핵심은 소비자 관점에서 소비자가 추구하는 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인에 대하여 선행연구의 연구프레임을 바탕으로 분석하고자 하였다. 이를 위해 아마존 웹사이트에서 에코에 대한 소비자 리뷰를 크롤링하여 텍스트 마이닝과 SNA 분석기술을 활용하여 소비자가 추구하는 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인에 대하여 규명하고, 소비자 리뷰를 바탕으로 AI스피커 개선을 위한 새로운 실무적 인사이트를 도출하고자 한다.

2. 선행연구

2.1 AI 스피커 지속 사용성에 영향을 미치는 요인 관련 연구

최근에 AI 스피커에 대한 관심이 증가함에 따라 이와 관련된 사용자 니즈에 대한 연구가 증가하고 있다. 관련 연구를 보면, Park et al.[56] 연구에서는 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인에 대하여 연구하기 위해, 온라인 설문조사를 통하여 AI 스피커 사용자들이 AI 스피커를 지속적으로 이용하는 의도에 영향을 미치는 요인들을 파악하였다. 연구 결과로 인공지능 스피커 이용 경험에 기인한 기능적 측면의 요소인 인지된 용이성(Ease of use), 인지된 유용성(Usefulness)뿐 아니라 대화를 통해 형성된 정서적 요소인 의인화(Personification), 친밀성(Intimacy), 신뢰도(Reliability)가 인공지능 스

피커에 대한 만족도(Satisfaction)와 지속 이용 의도에 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났다 [56].

이와 비슷하게 감정적 측면에서 살펴볼 때 AI 스피커 이용자의 만족에 감정적 애착이 부분 매개로 작용함으로써 결과적으로 지속적인 사용의도를 높일 수 있다는 연구결과가 존재하며[8], 이에 더하여 AI 스피커 사용의도를 높이는 요인 중 하나가 쾌락적 동기라는 연구결과 등이 존재 한다[40].

Lee et al.[38] 연구에서는 사회성 유지 및 현실 일탈, 정보 습득 및 학습, 유희와 휴식, 유용성 추구와 같은 요인이 AI 스피커의 이용동기 요인으로 나타났다. 또 다른 연구에서는 동기로써 적합성, 상대적 이점(편의성), 복잡성, 시도가능성 등이 도출되었고 모두 만족도에 유의미한 영향을 가지는 것으로 분석되었다[35].

AI 스피커 이용자는 문제해결보다는 얼마나 편하게 이용할 수 있는가를 보여주는 사용 용이성을 더 중요하게 생각한다는 결과를 보여주는 연구도 있었으며[19], AI 스피커 제품의 가치와 필요성 인식 관점에서 소비자의 편익 인식과 유용성 인식이 이용 의도에 영향을 미치는 결과를 강조하는 연구도 있었다[36]. 이 두 연구와 비슷한 맥락에서, Kim et al.[32] 연구에서는 인지된 유용성과 인지된 사용 용이성이 만족감에 영향을 주며, 이들의 관계가 이용 의도로 이어지는 방향성을 제시하였다. 이외에도 기대 일치 이론의 효과를 기반으로 AI 스피커의 이용 전 기대와 만족이 이용 의도에 미치는 영향력에 대한 논의도 진행되었다[3].

국내의 경우, AI 스피커의 이용이나 영향력 측면에 관한 연구들 중에서도 의인화의 측면을 다루고 있는 연구들이 일부 존재한다. Park and

Choi[56]의 연구에서는 다른 요인들과 함께 스피커를 사람과 같은 존재로 느끼는 인지된 의인화 역시도 스피커에 대한 지속적 사용의도를 높이는 하나의 주요한 요인임을 시사한 바 있다. AI 스피커는 음성을 기반한 대화형 플랫폼이기 때문에 실제 대화와 유사한 커뮤니케이션이 가능하다. AI 스피커는 인공지능을 통하여 소비자 맞춤형 대화를 구현하여 소비자들이 가족이나 친구와 대화하듯이 상호작용하고 소비자들은 이를 통하여 친밀감과 정서적인 만족감을 느낄 수 있다. 많은 기업에서 소비자와의 관계 형성을 위해 의인화 전략을 활용한다. 의인화는 사람이 아닌 대상에게 사람과 유사한 속성, 감정 등을 부여함으로써 사람처럼 대하도록 유도하는 것을 의미한다[4, 11].

현재까지 출시된 AI 스피커들도 적극적으로 의인화 전략을 활용하고 있다. 예를 들면, “헤이 카카오”(카카오 미니), “아리아”(SKT 누구) 등 AI 스피커를 작동하기 위해 이름을 부르도록 하여 의인화를 유도하고 있다.

이러한 선행연구들을 기반으로 본 연구에서는 AI 스피커에 대한 리뷰를 분석하여 경영학적 인사이트를 제공하고자 하며, 앞서 제시된 선행연구에서는 간과된 소비자 관점에서 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인을 구체적으로 분석하기 위해 <Table 1>의 Park and Choi[56]의 연구결과를 토대로 연구를 진행하고자 하였다.

2.2 고객 리뷰 크롤링 및 텍스트 마이닝

온라인의 다양한 채널에서 접할 수 있는 고객 리뷰는 제품과 서비스에 대한 고객 관점에서의 정보를 얻을 수 있는 중요한 정보이다[29,

〈Table 1〉 Factors Influencing the Continuous Use of AI Speakers

Factors	Definition
Ease of use	The extent to which it is considered that learning how to utilize and operate AI speakers is not difficult.
Usefulness	The percentage of people who believe that using AI speakers will help them perform better at work.
Personification	Giving AI speakers human-like qualities and emotions to encourage them to treat them like humans.
Intimacy	When using the AI speaker, the user has intimate sentiments in relation to the AI speaker.
Reliability	The level of trust that users have in AI speakers.
Enjoyment	The pleasure that users get when using AI speakers.
Satisfaction	The level of satisfaction that users have with AI speakers as a whole.

33]. 소비자의 91%가 정기적 혹은 비정기적으로 온라인 리뷰를 읽으며, 그 중 84%의 사람들은 온라인 리뷰를 신뢰한다[67]. 텍스트 마이닝은 자동적으로 새롭고, 아직 발견되지 않은 정보들을 비정형 데이터로부터 추출하는 기술로서 고객 리뷰를 분석하고 다른 개념과의 관계를 파악하고 시각화하는 연구 방법으로 널리 쓰이는 기술이라고 할 수 있다[1, 10]. 최근에 온라인 고객리뷰를 머신러닝 기법을 통해 고객 리뷰 품질 측정, 추천 시스템, 자동 요약 기술 등이 연구되고 있다[67]. 뿐만 아니라, 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 실제 온라인 고객리뷰를 분석한 연구들이 증가하는 추세이다. Kim and Kang[31] 연구에서는 두 경쟁 제품(화장품)을 비교하는 맥락에서 리뷰를 기반으로 LDA와 LSA 토픽모델링으로 분석하여 두 경쟁 제품의 차별적 특성으로 본인의 회사만의 독특한 색상 등을 도출하는 분석절차를 제시하였다. 이와 비슷하게 Wang et al.[63] 연구에서는 온라인 리뷰를 LDA 토픽모델링로 분석하여 두 경쟁 제품의 기능 및 서비스를 비교하여 고객 선호도를 분석하였다. 이 외에도 중요한 고

객 요구사항 식별을 온라인 리뷰를 활용하여 LDA 토픽모델링과 감성분석으로 분석하는 연구[44], 감성 분석과 키워드 분석을 통하여 고객 불만 감지 및 서비스 품질 측정하는 연구[42] 그리고 온라인 리뷰를 활용하여 소비자의 온라인 구매 선호도를 예측하는 온라인 라이프스타일에 대한 연구[16] 등이 있다. 또한, 크롤링 및 텍스트 마이닝으로 수집된 통계정보들은 관계의 유효성을 검증하기 위해 사회관계망분석(SNA: Social Network Analysis)과 같이 사용되고 있다[7].

2.3 사회관계망(SNA) 분석 & CONCOR 분석

사회 관계망 분석은 각 개체들의 사회적 관계를 규명하는 방법론으로서 각각의 개체들이 서로 관계를 맺으며 연결되어 사회관계망을 형성하고 있다고 전제 한다[2]. 사회 관계망 분석이란 관계망 데이터를 활용하여 사회 관계망이나 구조 등을 사회과학적으로 분석하는 하나의 방식으로 특정 네트워크의 구조나 개인(노드)

간의 상호관계 등을 파악하는 것을 목표로 한다[34]. 이 분석은 주로 사회·행동 과학 뿐만 아니라 경제학, 마케팅, 그리고 산업공학 등의 분야에서 사용되는데[64], Ruan et al.[60]은 SNA를 두 개의 서로 다른 개념들을 비교 분석할 때 사용하였다. 사회관계망 분석을 활용하여 텍스트 마이닝으로 수집된 통계정보들의 관계 유효성을 검증하는 연구들이 점차 증가하고 있다. Choi et al.[9] 연구에서는 온라인 리뷰 데이터를 활용하여 텍스트 마이닝 기법과 SNA 분석을 적용하여 Cyberbullying을 식별하는 연구를 진행하였다. 이외에도, 텍스트 마이닝 기법과 SNA 분석을 활용하여 특정 제목이 재무성과에 영향을 준다는 결론을 도출한 사용 빈도가 높은 영화 제목 키워드와 투자수익률(ROI)의 관계를 분석하는 연구[28]가 있으며, Lerena et al.[43] 연구에서는 텍스트 마이닝 기법과 SNA 분석을 활용하여 기업 차원의 혁신 프로세스(IFL)에 대한 최신 문헌 리뷰를 제공하는 연구를 진행하였다. 또한, Park et al.[53] 연구에서는 SNA 분석을 활용하여 사회경제의 동향 연구를 진행하였으며, SNA 분석을 기반으로 일간지와 의료신문에서 의료관광 관련 키워드를 조사하고 키워드 간 네트워크를 분석하는 연구[30] 등 다양한 연구들이 증가 되고 있다.

이에 본 연구에서는 각각의 단어들간 연결성을 중심으로 AI 스피커의 지속적인 사용에 영향을 미치는 요인을 분류하고자 하였으며, 이를 통해 연결성의 위치가 비슷한 단어들 간 분류를[22] 분석하는데 SNA방법론을 사용하고자 하였다.

SNA 분석 후 출현단어의 구조적 등위성 분석을 알아보기로 하자 CONCOR분석을 실시하였다. AI 스피커의 지속적인 사용에 영향을 미치는

요인을 분류하기 위하여 구조적 등위성 분석을 실행하기로 하였다. 구조적 등위성 분석에서 가장 많이 사용하는 분석 기법은 CONCOR분석이다. CONCOR 분석이란 노드 간 상관관계를 적용하여 구조적으로 등등한 위치에 존재하는 행위자들을 그룹으로 묶어가는 작업이라고 할 수 있다[22, 65].

이 분석 기법은 간접적인 연결 패턴의 상관관계에 근거하여 상관관계가 수렴할 때까지 반복 실행하여 블록을 만들고, 특정한 주제에 대하여 공통점이 있는 단어들은 하나의 블록에 나타난다고 본다. 이는 해당 단어들이 특정 사건이나 주제를 구성한다고 할 수 있으며, 도출된 군집 단위로 단어들의 성격을 파악할 수 있다. 각 노드들을 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인별로 클러스터링하여 도출된 고객의 니즈를 효과적으로 분석하고자 하였다. 실제로도 CONCOR 분석은 SNA 분석 후에 많이 실행되는 분석이며, 텍스트가 전달하고자 하는 유의미한 키워드를 분석하고 키워드 간의 네트워크를 통하여 상호 관계성을 파악하고자 할 때 많이 쓰인다. Kang et al.[24] 연구에서는 텍스트 마이닝, 의미연결망 분석 및 CONCOR 분석을 중심으로 패키징에 대한 소비자들의 주요 인식을 조사하는 연구를 진행하였다. 이와 비슷하게, Kim and Lee[30] 연구에서는 CONCOR 분석을 활용하여 크루즈 식품 위생에 대한 인식을 조사하는 연구를 진행하였고, Park and Lee[52] 연구에서는 텍스트 마이닝과 CONCOR 분석을 활용하여 대형 서비스 항공사와 저비용 항공사의 서비스 품질 요소가 다르다는 등의 결과를 도출하는 등 완전 서비스 항공사(FSC)와 저비용 항공사(LCC) 간의 고객 인식 차이를 비교하는 연구가 있었다. 이외에도, Kim and

Kim[27] 연구에서는 CONCOR 분석을 활용하여 음식 배달의 이미지를 탐색하였고, 이와 비슷하게 Park and Yun[54] 연구에서는 내국인의 ‘한식’ 인식을 분석하였다.

또한, CONCOR 분석은 시각적으로 표현이 되어 연구에 대한 폭넓은 이해를 도와 줄 뿐만 아니라 도출된 노드들의 블록을 식별해내고 블록들 간의 관계를 파악하는 구조적으로 객관화된 분석 방법이다[57].

인을 분석하기 위해 <Figure 1>과 같이 연구 프레임워크를 설계하였다. 먼저, 아마존에서 에코에 대한 주관적 정보를 가지고 있는 고객들의 리뷰들을 수집하였다. 그 후, 토큰화, 특수 문자 제거, 불용어 제거, 표제어 추출 등의 과정을 거쳐 데이터를 정제하였다. 정제된 데이터를 활용하여 빈도분석, 연결 중심성 분석, CONCOR 분석을 진행하여 AI 스피커 지속적 사용 요인을 도출하였다. 이처럼 연구 프레임워크를 통해 고객리뷰들을 활용하여 요인분석이 가능하였다.

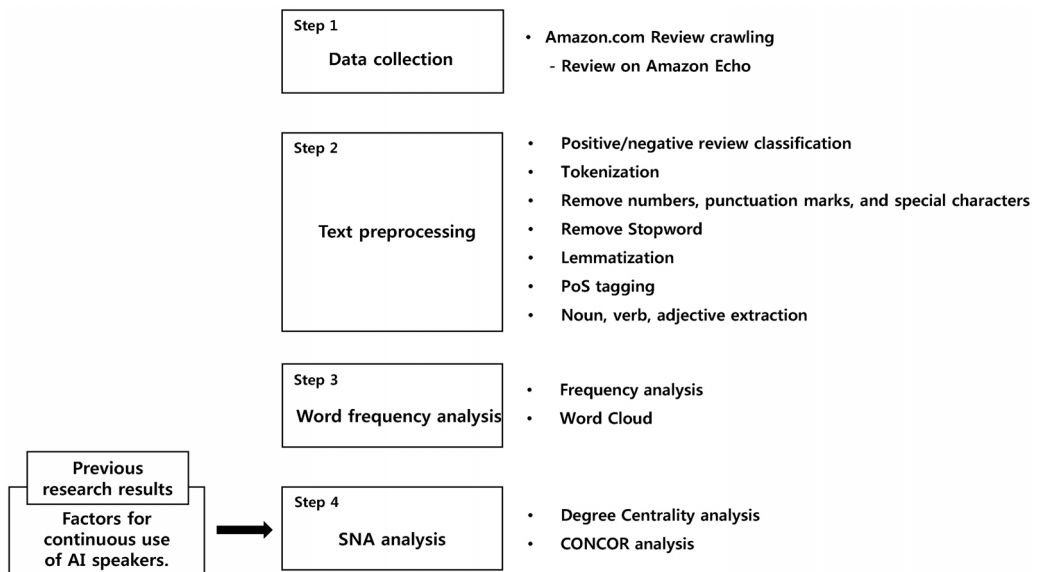
3. 연구방법

3.1 연구모형

본 연구에서는 아마존에서의 아마존 에코에 대한 온라인 고객 리뷰 데이터를 활용하여 AI 스피커 지속적인 사용에 영향을 미치는 요

3.2 데이터 수집

최근 빅데이터 기술의 발달로 온라인 비정형 데이터는 소비자의 자발적인 데이터로 소비자의 인식, 태도, 행동 등을 여과 없이 볼 수 있다 [13, 41, 61]. 이러한 시대에서 소비자의 91%가



<Figure 1> The Overall Research Process

정기적 혹은 비정기적으로 온라인 리뷰를 읽으며, 그 중 84%의 사람들은 온라인 리뷰를 신뢰한다[67]. 이렇게 온라인 리뷰는 제품에 대한 소비자들의 솔직한 생각과 반응을 볼 수 있고 영향력이 있는 정보원된 것이다[21, 48]. 아마존은 세계적으로 가장 큰 규모를 자랑하는 전자 상거래 플랫폼이기 때문에[62], 통계적으로 유의미한 수준의 일관적인 데이터를 수집하기 용이하다고 판단하여 본 연구에서는 아마존 리뷰를 크롤링 하고자 하였다. 특히, 아마존은 AI 스피커 시장의 선두주자로서, 2014년에 인공지능 “알렉사”를 기반한 “에코(Echo)”를 출시했다[56]. 에코는 미국의 AI 스피커 시장에서 현재까지 압도적으로 우위를 점하고 있기에[20] 아마존 에코 관련 고객 리뷰를 고객 이름 외에 4개의 특징들을 추가하여, 날짜, 별점, 리뷰 내용, helpful, 고객 이름으로 크롤링 하였다. 최종적으로, 아마존 에코와 관련된 약 5,000개의 온라인 리뷰를 수집하여 연구를 진행하였다. 데이터의 수집 기간은 2019년 10월부터 2020년 7월까지 수집하였다.

3.3 텍스트 전처리

아마존 에코에 관련된 고객 리뷰 크롤링을 통해 수집된 텍스트 데이터 전처리를 수행하였다. 리뷰 데이터는 Python을 이용하여 텍스트 마이닝을 하였는데, 우선, 소비자의 감정을 반영하기 위하여 리뷰 데이터를 긍정과 부정 리뷰로 나누어 주었다. 나누는 기준은 별점을 기준으로 나누었으며, 별점이 3점 초과인 리뷰는 긍정으로, 3점 이하인 리뷰는 부정으로 분류하였다[12]. AI 스피커 지속적 사용 요인에 대하여 알아보기 위하여, 긍정 리뷰와 부정 리뷰를

분리하여 각각 띄어쓰기를 기반으로 토큰화(tokenizing) 작업을 수행하였고 소문자 통일, 숫자, 문장부호, 특수문자를 정제하는 작업을 수행하였다. 불필요한 조사나 단어를 ‘불용어(stop words)’로 지정하여 정제하고 정제된 키워드들은 다시 표제어 추출(lemmatization) 과정을 통하여 정규화 하였다. 이 후, 핵심적인 사용자 의견을 파악 위해 PoS태깅을 통해 문장을 품사별로 분할하고 명사, 형용사, 동사를 추출하였으며, 최종으로 용어-문서 행렬(TDM, Term-Document Matrix)의 형태로 변환하였다[1].

3.4 단어 빈도 분석

텍스트 네트워크 분석은 명확한 범위의 텍스트가 주어진다는 특징을 가지고 있다[49]. 주어진 텍스트 내에 있는 단어들을 노드로 어느 범위까지 전환 시킬 것 인가에 대한 결정을 해야 하는데, 확증적인 접근과 탐색적인 접근의 두 가지 방식을 통하여 실제 분석에 사용할 단어(노드)를 최종 선정해야 한다[50]. 본 연구에서는 앞서 도출된 2개의 용어-문서 행렬 데이터에서 핵심 데이터를 추출하기 위해 단어 빈도 분석을 각각 수행하고 빈도수가 높은 순으로 나열하였다. 그 후, 파이썬의 Counter함수를 이용하여 자주 언급된 상위 500개만을 저장하여 소비자가 중요시하는 AI 스피커의 주요 요인이 무엇인지 탐색하였다. 도출된 단어들 중에 상위 빈도의 키워드에서 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인과 관련된 단어들을 추출하였으며 이를 네트워크 분석에 사용할 노드로 설정하였다[10].

	sound	echo	great	music	alexa	love	quality	good	use	dot	easy	play	voice
sound	0	808	774	580	538	488	798	439	246	370	220	209	240
echo	808	0	361	433	393	385	391	230	222	438	150	174	164
great	774	361	0	350	333	285	282	145	176	161	144	123	135
music	580	433	350	0	430	381	299	213	281	183	125	363	136
alexa	538	393	333	430	0	361	267	189	200	178	130	222	153
love	488	385	285	381	361	0	221	102	157	134	103	150	70
quality	798	391	282	299	267	221	0	210	139	186	92	101	135
good	439	230	145	213	189	102	210	0	98	99	80	86	98
use	246	222	176	281	200	157	139	98	0	66	152	111	59
dot	370	438	161	183	178	134	186	99	66	0	56	67	70
easy	220	150	144	125	130	103	92	80	152	56	0	51	33
play	209	174	123	363	222	150	101	86	111	67	51	0	54
voice	240	164	135	136	153	70	135	98	59	70	33	54	0

〈Figure 2〉 Non-directional co-occurrence Matrix(Positive Review)

	sound	echo	great	music	alexa	love	quality	good	use	dot	easy	play	voice
sound	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
echo	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
great	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
music	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
alexa	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
love	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
quality	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
good	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
use	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
dot	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
easy	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
play	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
voice	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0

〈Figure 3〉 Binary Matrix(Positive Review)

	alarm	alexa	answer	app	apple	audio	bad	book	color	command	compatible	connect	control
alarm	0	45	9	11	2	3	2	4	2	4	3	1	8
alexa	45	0	66	132	32	40	23	14	42	67	11	38	50
answer	9	66	0	10	3	1	3	2	5	7	3	4	6
app	11	132	10	0	14	22	8	4	8	16	6	19	25
apple	2	32	3	14	0	7	1	3	3	6	4	11	8
audio	3	40	1	22	7	0	5	7	2	6	3	6	9
bad	2	23	3	8	1	5	0	1	1	4	3	3	5
book	4	14	2	4	3	7	1	0	1	4	1	3	3
color	2	42	5	8	3	2	1	1	0	2	1	1	2
command	4	67	7	16	6	6	4	4	2	0	2	10	19
compatible	3	11	3	6	4	3	3	1	1	2	0	5	2
connect	1	38	4	19	11	6	3	3	1	10	5	0	6
control	8	50	6	25	8	9	5	3	2	19	2	6	0

〈Figure 4〉 Non-directional co-occurrence Matrix(Negative Review)

	alarm	alexa	answer	app	apple	audio	bad	book	color	command	compatible	connect	control
alarm	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
alexa	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
answer	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
app	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1
apple	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
audio	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
bad	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
book	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
color	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
command	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
compatible	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
connect	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
control	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0

〈Figure 5〉 Binary Matrix(Negative Review)

3.5 연결 중심성 분석

앞서 도출된 노드를 바탕으로 단어 출현 빈도를 계산하여 동등한 단어들 간 관계를 나타내는 비방향 공출현빈도 매트릭스를 각각 만들었다[22]. 하지만 빈도수 매트릭스의 경우 모든 단어들에 연결 관계가 나타나 복잡할 가능성이 존재하기 때문에 매트릭스의 평균값을 기준(cut-off value)으로 평균보다 클 경우 1을, 작을 경우 0을 반환하여(slicing) 새로운 바이너리 매트릭스(binary matrix)를 각각 생성하였다[10, 22].

이를 기반으로 네트워크를 생성해 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인과 관련된 단어들에 대하여 연결 중심성 분석을 하였다. 연결 중심성 분석은 단어들이 직접 연결되어 있는 정도를 나타내는 분석으로, 도출된 인접 행렬을 토대로 UCINET을 활용하여 연결 중심성을 계산하여 단어들 간의 연결 구조를 파악하였다[66]. 연결 중심성이 계산된 노드들을 최종적으로 CONCOR 분석에 쓰이는 노드로 사용하였다.

3.6 CONCOR 분석

본 연구는 실제 소비자 관점에서 AI 스피커 지속적 사용에 영향을 주는 요인을 확인해보는 것이 목적이다. 리뷰 데이터를 통하여 해당 요인들을 검증해야 하기 때문에 연결 구조가 파악된 단어들의 군집을 도출하였다. 이를 위해 단어 간 동시 출현 행렬의 피어슨 상관관계(Pearson correlation)를 토대로 구조적 등위성 분석을 하였다. 많은 분석기법 중 가장 보편적으로 사용하는 CONCOR 분석을 수행하고 이를 시각화 하였다[58].

4. 연구 결과

4.1 AI 스피커 사용자 공통 의견 (상위 500개)

Amazon.com에서 아마존 에코 관련 긍정 리뷰를 텍스트 전처리 과정을 거쳐 형태소 분석기에 적용한 결과, 최종적으로 72,710개의 단어들이 추출되었다. 본 연구에서는 72,710개의 단어들로 만들어진 용어-문서 행렬 데이터에서 핵심 데이터를 추출하기 위해 단어 빈도 분석을 수행하여 빈도수가 높은 순으로 나열하였다. 그 후, 파이썬의 Counter함수를 이용하여 자주 언급된 상위 500개만을 저장하여 소비자가 중요시하는 AI 스피커의 주요 요인이 무엇인지 탐색하였다. <Figure 6>은 추출한 500개의 단어를 워드 클라우드 형태로 시각화한 자료이다. 최상위로 도출된 단어는 “great”, “love”, “good” 등과 같은 감정을 나타내는 단어들과 “echo”, “music”, “alexa”, “quality”, “use” 등 AI 스피커의 기능적인 요인들에 관련된 단어들이 주로 나타났다.

또한, 위와 동일한 방법으로 아마존 에코 관련 부정 리뷰에 적용한 결과, 최종적으로 21,782개의 단어들이 추출되었다. 앞서 말한 것과 같이 21,782개의 단어들도 단어 빈도 분석을 기반으로 빈도수가 높은 500개 단어들로 소비자가 중요시하는 AI 스피커의 주요 요인을 탐색하였다. <Figure 7>은 부정 리뷰에서의 상위 500개의 단어를 워드 클라우드 형태로 시각화한 자료이다. 최상위로 도출된 단어는 “echo”, “sound”, “alexa”, “work”, “device”, “play”, “problem”, “issue” 등 AI 스피커의 기능적인 요인들에 관련된 단어들이 주로 나타났다. 또한, 상위 빈도수로 도출된 단어에는 “disappointed”, “bad” 등과 같

(Table 3) Degree Centrality Analysis(Negative Review)

Rank	Word	Degree	nDegree	Rank	Word	Degree	nDegree	Rank	Word	Degree	nDegree
1	sound	9528	0.117	21	command	1157	0.014	41	old	733	0.009
2	echo	7484	0.092	22	problem	1156	0.014	42	size	726	0.009
3	music	6741	0.083	23	recognition	1136	0.014	43	help	715	0.009
4	alexa	6511	0.08	24	loud	1092	0.013	44	find	693	0.008
5	great	5300	0.065	25	hear	1079	0.013	45	apple	667	0.008
6	quality	5051	0.062	26	weather	1026	0.013	46	alarm	653	0.008
7	love	4491	0.055	27	tell	1009	0.012	47	color	645	0.008
8	good	3442	0.042	28	control	973	0.012	48	support	631	0.008
9	dot	3373	0.041	29	happy	973	0.012	49	wifi	613	0.008
10	play	3337	0.041	30	small	918	0.011	50	pair	606	0.007
11	time	2931	0.036	31	gift	897	0.011	51	understand	600	0.007
12	voice	2691	0.033	32	answer	876	0.011	52	disappointed	584	0.007
13	easy	2036	0.025	33	tv	857	0.011	53	radio	573	0.007
14	app	1674	0.021	34	upgrade	835	0.01	54	service	558	0.007
15	smart	1637	0.02	35	stereo	834	0.01	55	fine	543	0.007
16	volume	1359	0.017	36	connect	818	0.01	56	version	531	0.007
17	way	1319	0.016	37	setup	815	0.01	57	stop	502	0.006
18	song	1296	0.016	38	audio	762	0.009	58	spotify	499	0.006
19	phone	1288	0.016	39	sure	755	0.009	59	unplug	490	0.006
20	issue	1268	0.016	40	google	738	0.009	60	tech	488	0.006

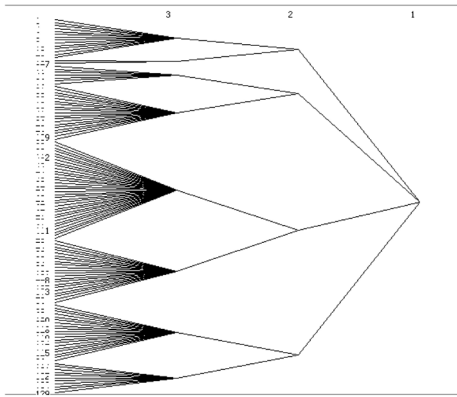
추출하였다. 추출된 단어들은 네트워크 분석에 사용할 노드로 설정하였다[10]. 긍정 리뷰의 경우, AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 단어로 판단되는 129개의 단어를 추출하여 연결 중심성 분석을 시행하였다. AI 스피커의 특성을 잘 반영 할수록 중심성의 크기가 큰 수치가 나오기 때문에 그 수치가 상당히 중요하게 적용된다. 분석 결과 “sound”, “echo”, “great”, “music”, “alexa”, “love” 등의 단어들이 중심성이 상대적으로 높게 나타났다.

부정 리뷰의 경우, 102개의 단어를 추출하여 연결 중심성 분석을 시행하였다. 긍정 리뷰에 비하여 부정 리뷰의 수가 적어 단어를 긍정 리뷰 보다 적게 추출하였다. 분석 결과, “echo”, “music”, “alexa”, “play”, “app”, “issue”, “bad”, “disappointed” 등의 단어들이 긍정 리뷰 때와 마찬가지로 기능적인 단어들과 감정적인 단어

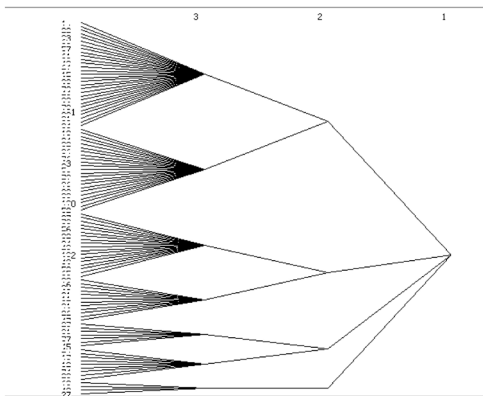
들의 중심성이 상대적으로 높게 나왔다. 이는 기능적 요소에 해당하는 단어와 감정적인 요소에 해당하는 단어가 특성을 잘 반영한다는 것으로 해석할 수 있다.

4.3 AI 스피커 지속적인 사용에 영향을 주는 요인별 클러스터 결과

앞서 연결 중심성이 계산된 노드들을 최종적으로 CONCOR 분석에 쓰이는 노드로 사용하였다. 본 연구는 비방향 데이터이므로 전치행렬을 포함하지 않은 채로 3차제로 블록을 나누었다. 긍정 리뷰에 관하여 덴드로그램 실행결과 <Figure 8>과 같이 8개의 등위집단이 형성되었음을 확인하였고 부정 리뷰에 관하여는 <Figure 9>와 같이 7개의 등위집단이 형성되었음을 확인하였다.



〈Figure 8〉 Dendrogram(Positive Review)



〈Figure 9〉 Dendrogram (Negative Review)

〈Table 4〉는 긍정 리뷰에 대하여 CONCOR 분석으로 단어 간의 동시출현으로부터 도출된 블록 간 관계도를 시각화한 것이다. AI 스피커 지속적 사용에 영향을 미치는 요인 관련 키워드는 대표적으로 유용성, 용이성, 의인화, 친밀성, 즐거움, 만족도, 연결성을 나타내는 집단으로 등위집단을 형성하였다.

구체적으로 보면, 인공지능 스피커의 사용방법의 학습 및 사용이 어렵지 않다고 믿는 정도를 나타내는 “convenient”, “functionality”, “capability”, “access”, “notification”, “quick” 등의 단어들로 구성된 등위 집단이 형성되었다. 이 등위 집단은 용이성의 정의와 일치하여 용이성을 나타내는 집단임을 알 수 있었다. 그리고 “useful”, “helpful”, “technology”, “specific” 등의 단어들은 인공지능 스피커를 사용하면서 사용자가 자신의 작업 성과를 높여 준다고 믿는 정도를 나타내는 단어들로 판단되었다. 이 등위집단은 유용성을 나타내는 집단임을 알 수 있었다. 이렇게 이 두 집단은 기능적 요인에 해당되는 집단으로 실제로 소비자 관점에서 용이성과 유용성은 중요한 요인임을 알 수 있었다.

〈Table 4〉 Factors and Composition Words by Cluster(Positive Review)

Cluster name	Factors	Detailed factors	Composition word
Cluster 1	Functional	Ease of use	“convenient”, “functionality”, “capability”, “access”, “notification”, “quick” etc
Cluster 2		Usefulness	“useful”, “helpful”, “technology”, “specific” etc
Cluster 3	Emotional	Personification + Intimacy	“alexa”, “love”, “echo”, “good”, “like” etc
Cluster 4		Enjoyment	“impressive”, “please”, “outstanding”, “expectation” etc
Cluster 5	Result of using	Satisfaction	“satisfied”, “enough”, “enjoy”, “fun” etc
Cluster 6		Connection	“connect”, “audio”, “tv”, “bluetooth” etc

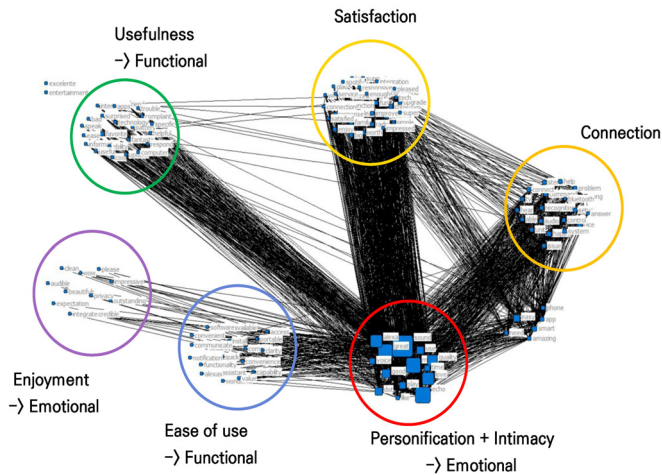
또한, “alexa”, “love”, “echo”, “good”, “like” 등의 단어들로 구성된 집단에서는 “alexa”와 “echo” 등의 단어들로 의인화를 나타내는 집단이라고 표현되고 있다. 그 이유는 앞서 말한 대로 AI 스피커를 작동하기 위해 이름을 부르도록 하여 의인화를 유도하고 있기 때문이다. 그러나, “love”, “good”, “like” 등의 단어들은 인공지능 스피커를 사용할 때 인공지능 스피커와의 관계에서 느껴지는 친밀감을 나타내는 단어들이라고 판단되었다. 이 단어들이 집단에서 차지하는 비율이 상당 부분이었기에 이 등위 집단은 의인화와 친밀성을 나타내는 집단임을 알 수 있었다. 그리고 “impressive”, “please”, “outstanding”, “expectation” 등의 단어들로 구성된 집단은 인공지능 스피커를 사용하면서 느끼는 즐거움을 나타내는 등위 집단임을 알 수 있었다.

이렇게 세 집단은 정서적 요인에 해당되는 집단으로 실제적으로 소비자 관점에서 의인화, 친밀성, 즐거움은 중요한 요인임을 알 수 있었다. 또한 “satisfied”, “enough”, “enjoy”, “fun”

등의 단어들은 인공지능 스피커를 사용하면서 느끼는 전반적인 만족도를 나타낸다고 판단되어 이 등위 집단이 만족도를 나타내는 등위 집단임을 알 수 있었다.

마지막으로, “connect”, “audio”, “tv”, “bluetooth” 등의 단어들로 구성된 등위집단도 도출되었다. 이 등위 집단을 구성하는 단어들을 보았을 때, 이 집단은 AI 스피커와 다른 기기와의 연결에 대하여 표현하고 있다는 것을 알 수 있었다. 따라서, 이 등위 집단을 AI 스피커의 연결성과 관련된 집단이라고 판단하였다. 또한, 이는 기능적인 요인에 속한다고도 볼 수 있는데, 이 등위 집단은 기존 선행연구와 다르게 본 연구에서 도출된 새로운 요인이며, 소비자들은 AI 스피커의 연결성을 중시한다는 것을 알 수 있었다. 즉, 연결성은 소비자들이 AI스피커를 지속적으로 사용하는 데에 영향을 미치는 요인임을 새롭게 도출하였다.

그 외에 “excellent”, “entertainment”의 단어들로 구성된 집단과 “smart”, “need” 등의 단어들로 구성된 집단은 묶인 단어의 개수가 적기



<Figure 10> CONCOR Analysis Visualization(Positive Review)

에 제외하였다.

전체적으로, 본 연구의 긍정리뷰 CONCOR 분석결과, Park and Choi[56]에서 도출된 AI 스피커를 지속적으로 사용하는 데에 영향을 미치는 요인들이 실제로 고객 리뷰 분석을 통하여 신뢰성 요인을 제외하고 전부 도출되었다고 할 수 있으며. 선행연구에서 나온 요인 외에 “연결성”이라는 기능적인 요인으로 새롭게 도출되었다고 할 수 있다.

<Table 5>는 부정 리뷰에 대하여 CONCOR 분석으로 단어 간의 동시출현으로부터 도출된 블록 간 관계도를 시각화한 것이다. AI 스피커 사용에 있어서 부정적인 사용자 경험을 야기시키는 요인 관련 키워드는 대표적으로 음성인식의 미흡함, 호환성, 연결형 대화의 곤란함 그리고 소음으로 인한 오작동을 나타내는 집단으로 등위집단을 형성하였다[8, 37].

구체적으로 보면, 인공지능 스피커의 음성인식 기능이 미흡하다고 나타내는 “order”, “wrong”, “repeat”, “trouble” 등의 단어들로 구성된 등위 집단이 형성되었다. 이 등위 집단에서는 오작동의 종류 중 음성 인식 미흡으로 인한 오작동을 나타내는 집단임을 알 수 있었다[38].

또한, “word”, “understand”, “request”, “recognize”, “disappoint” 등의 단어들로 구성된 집단에서는

“understand”, “word”, “recognize” 등의 단어들로 연결형 대화의 곤란함을 나타내는 집단이라고 표현되고 있다. 그 이유는 AI 스피커가 유연한 대화를 하지 못하는 상태를 표현하고 있기 때문이다[38].

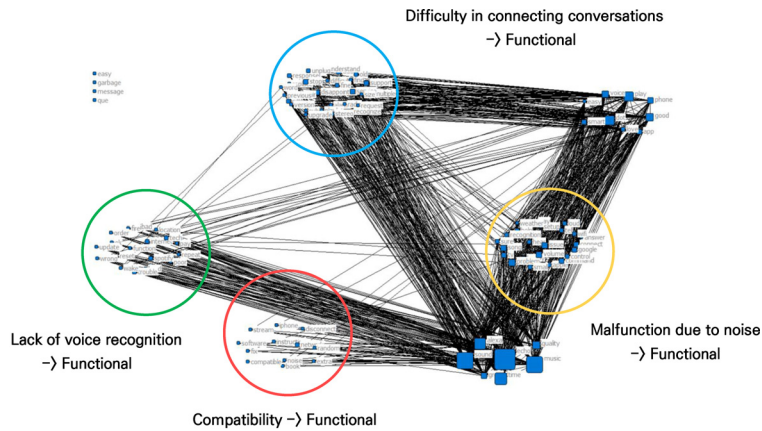
“loud”, “tv”, “volume”, “recognition”, “problem” 등의 단어들로 구성된 집단에서는 “tv”, “loud”, “recognition” 등의 단어들로 소음으로 인한 오작동을 나타내는 집단이라고 표현되고 있다. 그 이유는 주변 소음으로 인하여 AI스피커가 제대로 작동하지 않는 상태를 표현하고 있기 때문이다[8].

그리고 “compatible”, “disconnect”, “iphone”, “software” 등의 단어들은 인공지능 스피커를 사용하면서 사용자의 다른 기기들과의 호환성을 나타내는 단어들로 판단되었다. 다른 기기들과의 호환성이 부족함을 나타내는 집단임을 알 수 있었다. 이 “호환성” 관련 요인은 본 연구에서 새롭게 도출되었다.

이렇게 이 네 개의 집단은 기능적 요인에 해당되는 집단으로 실제적으로 소비자 관점에서 호환성과 올바른 명령 인식은 중요한 요인임을 알 수 있었다. 한국소비자원의 2017년 조사 자료를 근거로 하여 Ha and Kim[15]은 AI 스피커의 음성인식이나 연결 대화 기능에 대한 소비자 만

<Table 5> Factors and Composition Words by Cluster(Negative Review)

Cluster name	Factors	Detailed factors		Composition word
Cluster 1	Functional	Recognition error	Lack of voice recognition	“order”, “wrong”, “repeat”, “trouble”, “bad” etc
Cluster 2			Difficulty in connecting conversations	“word”, “understand”, “request”, “recognize”, “disappoint” etc
Cluster 3			Malfunction due to noise	“loud”, “song”, “tv”, “volume”, “recognition”, “issue”, “problem” etc
Cluster 4		Compatibility	“compatible”, “disconnect”, “iphone”, “extra”, “software” etc	



(Figure 11) CONCOR Analysis Visualization(Negative Review)

속도가 낮다고 지적하였다. 그 이유로 음성인식 정확도가 낮다는 것을 주요 불편함으로 들었다.

그 외에 “easy”, “garbage”의 단어들로 구성된 집단과 “quality”, “time” 등의 단어들로 구성된 집단은 묶인 단어의 개수가 적기에 제외하였다. 그리고 “love”, “good”, “smart” 등으로 구성된 집단은 감정이 긍정적인 부분으로 판단되어 제외하였다.

전체적으로, 본 연구의 부정 리뷰 CONCOR 분석결과, 선행연구에서 도출된 AI 스피커에 부정적 사용자 경험에 영향을 미치는 요인들이 실제로 고객 리뷰 분석을 통하여 전부 도출되었다고 할 수 있으며, 선행연구에서 나온 요인 외에 “호환성”이라는 기능적인 요인으로 새롭게 도출되었다고 할 수 있다.

5. 논의 및 결론

본 연구에서는 AI 스피커의 시장이 지속적으로 커짐에 따라 AI 스피커의 지속적 사용에 영향을 미치는 요인을 도출하기 위하여 리뷰

데이터를 기반으로 텍스트마이닝 연구를 진행하였다. 세계적으로 AI 스피커 시장에서 점유율이 가장 높은 아마존 에코(Amazon Echo)에 대한 온라인 쇼핑몰 아마존의 고객 리뷰 데이터를 기반으로 텍스트 마이닝과 사회 관계망 분석기법을 사용하였다. 특히, 본 연구에서는 소비자들이 AI 스피커를 지속적으로 사용할 때 주로 어떤 요인을 가장 중요하게 인식하는지 확인하고 도출된 속성들 간에는 어떠한 연결 관계가 있는지 분석하고자 하였다. 주요 연구 결과를 토대로 논의하면 다음과 같다.

분석결과, AI 스피커 이용시 소비자들이 가장 중요하게 생각하는 요인은 ‘친밀성’으로 도출되었다. 이는 소비자들이 AI 스피커를 사용함에 있어서 전반적으로 친밀한 요소를 추구하는 것으로 해석할 수 있다. 이러한 연구결과를 토대로 아마존 에코의 지속적인 사용을 성공시키는 방안은 친밀함과 의인화를 중시하는 방향으로 정의된다고 할 수 있다[56]. 친밀화와 의인화를 강조하는 하나의 방법으로 소비자들에게 친숙한 목소리를 탑재할 수 있는데, 선행연구에 의하면, 실제로 가상의 객체와 소비자 간의

상호작용 상황이 소비자가 가상의 객체로부터 느끼는 친밀도에 긍정적인 영향을 미친다고 한다[5, 51]. 실제로 AI 스피커와 소비자가 상호작용 상황을 이루는 가장 보편적인 방법은 “음성 대화”이다[20]. 즉, 음성 대화를 통하여 소비자들에게 친숙함을 느끼게 하는 방법이 적합하다고 판단하였다. 예를 들면, 각각의 소비자들이 좋아하는 캐릭터의 음성을 AI 스피커에 탑재하는 등의 방법이 있을 수 있을 것이다. 이렇게 친숙한 목소리를 탑재하면 소비자들이 AI 스피커를 지속적으로 사용할 가능성이 높아질 것으로 예상된다. AI 스피커를 제품 기획자들은 AI가 대답하는 목소리를 선택할 수 있는 기능을 탑재하여 사용자들이 원하는 소리를 구현하는 방법을 제안한다. 예를 들어, 캐릭터 혹은 배우들의 목소리가 구현되는 방법이다.

친밀감을 위한 두 번째 방법으로 AI 스피커의 친숙한 기기 형태도 고려할 수 있는데, AI 스피커와 상호작용하는 가장 보편적인 방법은 음성 대화이지만, 그 외에도 기기의 형태 자체가 친숙하다면 소비자들에게 친밀감을 줄 수 있을 것이다. 예를 들면, 기존에 출시되고 있는 보편적인 형태 말고 소비자들의 집 내부 인테리어와 어울리는 크기와 형태라면 소비자들은 AI 스피커를 더욱 친숙하게 느낄 수 있을 것이다. 기존에 대중적으로 나오는 원통형이 아닌 다양한 형태의 제품을 생산하여 사용자들이 그들의 환경에 적합한 제품 형태를 고를 수 있게 선택의 폭을 넓혀주는 방안을 제안한다.

두 번째로, AI 스피커를 지속적으로 사용하는 요인 중 친밀감과 의인화 다음으로 소비자들에게 중시되는 요인은 “용이성”으로 나타났다. 이를 위해 소비자들이 AI 스피커를 사용하기 용이한 인터페이스를 만드는 것이 중요한데,

그 이유는 소비자들에게 터치 혹은 클릭 보다는 음성인식이 좀 더 쉽기 때문이다[18]. 이와 같이 AI 스피커를 사용함에 있어서 기능을 쉽게 구현할 수 있는 인터페이스의 개선이 지속적인 사용에 영향을 줄 것이다. 가장 대중적으로 선호하는 인터페이스를 제공하는 회사들과의 협업을 통하여 인터페이스의 편리함을 높여주는 것도 중요하다.

마지막으로는, AI 스피커에게 음성으로 명령함에 있어서 친숙한 명령방법을 탑재하는 것이다. 본 연구 분석결과, “의인화” 요인에 관련된 클러스터가 중요하게 나타났는데, 이는 소비자들은 누군가와 대화하는 듯한 중요시한다고 판단된다[56]. 마치 가족과 대화 하는 듯한 느낌을 주는 명령방법이 탑재된다면 AI 스피커를 지속적으로 사용하는 데 긍정적인 영향을 줄 것이다.

이에 더하여, 선행연구에서 도출된 AI 스피커를 지속적으로 사용하는 요인 외에 새로운 요인이 연구를 통하여 도출되었다. 소비자들은 AI 스피커를 사용함에 있어서 연결성에 대하여 중요하게 생각하고 있음을 알 수 있었다.

또한, AI 스피커 이용시 소비자들에게 부정적인 사용자 경험을 야기시키는 요인은 ‘인식 오류’와 ‘호환성’으로 도출되었다. 이는 소비자들은 AI 스피커가 기능적으로 명령을 인식 못하거나 [15] 다른 기기와의 호환에 문제가 있을 때 부정적인 경험으로 인식하는 것으로 해석 할 수 있다.

연구 결과를 토대로 아마존 에코의 지속적인 사용을 성공시키는 방안은 인식오류와 호환성을 보완하는 방향으로도 정의된다고 할 수 있다.

우선, 인식오류를 보완하는 하나의 방법으로 AI 스피커의 명령 인식 매뉴얼을 소비자가 직접 설정하는 것이다. 예를 들어, 주변 소음으로

인한 오작동을 줄이기 위하여 “헤이 카카오”, “alexa” 등을 2번 부를 때 작동이 되거나 명령어를 본인만의 언어로 설정하게끔 하는 것이다. 선행연구에 의하면, 사용자 자신의 취향 혹은 선호에 맞게 제품을 변경하면서 자신의 자아 개념과 더욱 일치하게 느낀다고 한다[39]. 이러한 점을 미루어 보아, 명령 인식 매뉴얼을 소비자가 직접 설정하는 것은 음성 인식의 오류를 줄일 뿐만 아니라 소비자에게 긍정적인 경험을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

또한, 해당 제품이 다른 소유물과의 조화를 이룰 때 그 대상이 자신과 가깝게 연결되어 있다고 느낄 수 있다[39]. 이는 AI 스피커가 다른 기기들 혹은 제품들과의 호환성을 높인다면 소비자들로 하여금 해당 제품을 지속적으로 사용하는 데에 긍정적인 영향을 줄 것으로 예상된다. 따라서, 다른 기기와의 호환이 잘 되게 기능적인 부분을 개선하는 것도 필요하다고 판단된다.

이와 같은 연구 결과는 과거 선행연구의 영향요인을 검증하고 “호환성”이라는 새로운 요인을 발견하였다는 점에서 학문적 시사점을 도출하였다고 할 수 있다.

6. 한계점 및 향후 연구방법

본 연구에는 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째로, 본 연구에서 활용된 아마존 에코는 영문 데이터로 전 세계 고객들의 생각을 대표한다고 보기에는 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 영문 데이터뿐만 아니라 한국어 데이터를 함께 분석하여 한국 소비자에게 대한 이해를 탐색함으로써 실무적인 유용성을 더 높여야 할 것이다.

둘째, 여러 가지 AI 스피커 중에서 아마존

에코에 대해서만 온라인 리뷰를 수집하여 분석하였기에 결과를 일반화하기에는 주의가 따른다. 하지만 아마존 에코는 세계적으로 가장 판매가 많이 이루어진 AI 스피커이며, 여러 세대로 출시된 제품이기에 통시적으로 고객의 태도를 분석하는 데 적합하다.

셋째, 고객 리뷰 데이터에서 단어빈도 상위 500개 단어를 추출 한 후, AI 스피커 지속적인 사용에 영향을 미치는 요인 관련 단어를 또 한번 추출하였기 때문에 추출된 단어가 다양하지 않다는 점을 한계점으로 들 수 있다. 의미론적으로 가치가 있는 단어들 중에는 언급되는 빈도가 적은 단어도 분명히 존재할 것이다. 따라서, 향후 연구에서는 전체 단어에서 요인과 연관된 단어를 탐색하여 더욱 다양한 단어를 탐색하여 연구해야 할 것이다.

마지막으로, 텍스트 데이터를 전처리하는 과정에서 더 정확하게 전처리하는 방안을 모색해야 한다. 텍스트 마이닝의 전처리 과정 중 불용어 제거, PoS 태깅, 특수문자 제거 등 더욱 효과적으로 단어를 분류할 수 있는 코드를 연구할 필요가 있다. 개선된 코드를 실험에 도입한다면 SNA 분석 결과의 정확성을 높일 수 있다고 예상된다. 정제가 우수하게 된 텍스트 데이터는 보다 정확한 결론을 이끌 수 있을 것이라 예상된다.

References

- [1] Ananiadou, S. and Mcnaught, J., “Text mining for biology and biomedicine,” London Artech House, p. 1-12, 2006.
- [2] Assimakopoulos, D. G., “Social network

- analysis as a tool for understanding the diffusion of GIS innovations the Greek GIS community,” *Environment and Planning B Planning and Design*, Vol. 27, No. 4, pp. 627-640, 2000.
- [3] Baek, S. K., Chang, B. H., and Kim, H., “Factors affecting AI speaker use of university students: Focusing on parasocial interaction theory and expectation confirmation theory,” *Korean Press Information Report*, Vol. 101, pp. 305-340, 2020.
- [4] Bartneck, C., Kulić, D., Croft, E., and Zoghbi, S., “Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots,” *International Journal of Social Robotics*, Vol. 1, No. 1, pp. 71-81, 2009.
- [5] Brave, S. and Nass, C., “Emotion in human-computer interaction the human-computer interaction handbook: Fundamentals,” *Evolving Technologies and Emerging Applications*, CRC Press, 2003.
- [6] Cao, Q., Duan, W., and Gan, Q., “Exploring determinants of voting for the ‘helpfulness’ of online user reviews: A text mining approach,” *Decision Support Systems*, Vol. 50, No. 2, pp. 511-521, 2011.
- [7] Catanese, S. A., De Meo, P., Ferrara, E., Fiumara, G., and Provetti, A., “Crawling facebook for social network analysis purposes,” In *Proceedings of the International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics*, pp. 1-8, 2011.
- [8] Cho, D. H. and Lee, Y. J., “Factors that affect user satisfaction toward continuous usage of AI speakers: Focusing on the mediation effect of emotional attachment,” *Journal Korea Society of Visual Design Forum*, Vol. 24, Issue 2, pp. 87-100, 2019.
- [9] Choi, Y. J., Jeon, B. J., and Kim, H. W., “Identification of key cyberbullies: A text mining and social network analysis approach,” *Telematics and Informatics*, Vol. 56, p. 101504, 2021.
- [10] Chung, P., Ahn, H., and Kwahk, K. Y., “Identification of core features and values of smartphone design using text mining and social network analysis,” *Korean Business Association*, Vol. 32, No. 1, pp. 27-47, 2019.
- [11] Epley, N., Waytz, A., and Cacioppo, J. T., “On seeing human: A three-factor theory of anthropomorphism,” *Psychological Review*, Vol. 114, No. 4, p. 864, 2007.
- [12] Eum, S., Han, D., Lim, T., and Han, Y., “Analysis of comments and review for accurate user evaluation of clothing online shopping mall products,” *A Collection of Papers Presented by the Korean Information Science Association*, pp. 1492-1494, 2019.
- [13] George, G., Haas, M. R., and Pentland, A., “Big data and management,” *Academy of Management*, 2014.
- [14] Ghose, A., Ipeirotis, P. G., and Li, B., “Design ranking systems for hotels on travel search engines by mining usergen-

- erated and crowdsourced content,” *Marketing Science*, Vol. 31, No. 3, pp. 493-520, 2012.
- [15] Ha, J. W., and Kim, S. H., “The past, present and future of artificial intelligence speakers,” *Journal of Computer Information Society of Korea*, Vol. 25, No. 2, pp. 1-8, 2017.
- [16] Huang, Y., Liu, H., Li, W., Wang, Z., Hu, X., and Wang, W., “Lifestyles in Amazon: Evidence from online reviews enhanced recommender system,” *International Journal of Market Research*, Vol. 62, No. 6, pp. 689-706, 2020.
- [17] Humphreys, A. and Wang, R. J., “Automated text analysis for consumer research,” *Journal of Consumer Research*, Vol. 44, No. 6, pp. 1274-1306, 2018.
- [18] Jang J. H. and Ju, D. Y., “Usability test of emotional speech from AI speaker,” *The Conference of the HCI Society of Korea*, pp. 705-712, 2019.
- [19] Jeong, M. and Ko, S. M., “A study on the user experience evaluation for the AI speakers in the long term of use,” *The conference of the HCI Society of Korea*, pp. 658-663, 2019.
- [20] Jo, G. E. and Kim, S. I., “A study on user experience of artificial intelligence speaker,” *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 9, No. 8, pp. 127-133, 2018.
- [21] Jo, Y. and Oh, A. H., “Aspect and sentiment unification model for online review analysis,” *Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 2011.
- [22] John, S., “Social network analysis: A Handbook,” Seoul, CommunicationBooks, 2012, 2012.
- [23] Kabir, K., “Smart speakers - Everything you need to know,” *What Hi-Fi?*, Available at <https://www.whathifi.com/advice/smart-speakers-everything-you-need-to-know>, 2018.
- [24] Kang, W. G., Ko, E. S., Lee, H. R., and Kim, J. N., “A study of the consumer major perception of packaging using big data analysis-focusing on text mining and semantic network analysis,” *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 9, No. 4, pp. 15-22, 2018.
- [25] Kim, B. W., “Trend analysis and national policy for artificial intelligence,” *Informatization policy*, Vol. 23, No. 1, pp. 74-93, 2016.
- [26] Kim, G. A., and Kim, C. K., “Sentimental analysis to product design using big-data: Focused on smartphone,” *Korean Society of Science and Arts*, Vol. 27, pp. 31-48, 2017.
- [27] Kim, H. S. and Kim, J., “Exploratory study on food delivery through using social network analysis: Focused on the Google web and Google news,” *Culinary Science & Hospitality Research*, Vol. 25, No. 2, pp. 1-10, 2019.
- [28] Kim, J. M., Xiao, X., and Kim, I., “Hollywood movie analysis by social network

- analysis and text mining,” *International Journal of Electronic Commerce Studies*, Vol. 11, No. 1, pp. 75-92, 2020.
- [29] Kim, K. K., Kim, Y. H., and Kim, J. H., “A study on customer satisfaction of mobile shopping apps using topic analysis of user reviews,” *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 23, No. 4, pp. 41-62, 2018.
- [30] Kim, S. and Lee, W. S., “Network text analysis of medical tourism in newspapers using text mining: The South Korea case,” *Tourism Management Perspectives*, Vol. 31, pp. 332-339, 2019.
- [31] Kim, S. G. and Kang, J., “Analyzing the discriminative attributes of products using text mining focused on cosmetic reviews,” *Information Processing & Management*, Vol. 54, No. 6, pp. 938-957, 2018.
- [32] Kim, S. S., Jang, W. J., Mariano, H., and Gim, G. Y., “An exploratory study on factors affecting intention to use of AI speaker,” *Informatization Research*, Vol. 16, No. 1, pp. 71-86, 2019.
- [33] Kostyra, D. S., Reiner, J., Natter, M., and Klapper, D., “Decomposing the effects of online customer reviews on brand, price, and product attributes,” *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 33, No. 1, pp. 11-26, 2016.
- [34] Kwahk, K. Y., “Social network analysis,” Seoul, Cheongram, <http://www.crbooks.co.kr>, 2014.
- [35] Kwon, M. J. and Kim, J. M., “An analysis of users attitudes and satisfaction toward the motivation of artificial intelligence speaker -based on the theory of diffusion of innovations,” *Communication Design Research*, Vol. 65, pp. 474-483, 2018.
- [36] Kwon, S. H., Lim, Y. W., and Kim, H. J., “A study on the usage intention of AI(artificial intelligence) speaker,” *The Korean Computer Information Society*, Vol. 25, No. 1, pp. 199-206, 2020.
- [37] Lee, H. J., “Keyword identifications on dimensions for service quality of Healthcare providers,” *Knowledge Management Research*, Vol. 19, Issue 4, pp. 171-185, 2018.
- [38] Lee, H., Cho, C. H., Lee, S. Y., Keel, Y. H., “A study on consumers’ perception of and use motivation of artificial intelligence(AI) speaker,” *The Korean Content Association*, Vol. 19, No. 3, pp. 138-154, 2019.
- [39] Lee, I. S., Lee, K. H., Choi, G. W., Yang, S. H., Lim, S. T., Jeon, S. W., Kim, J. W., and Hong, S. J., “A theoretical integration of user satisfaction and emotional attachment,” *Korean Business Association*, Vol. 37, No. 5, pp. 1171-1203, 2008.
- [40] Lee, J. H., Jeon, S. W., and Lee, J. T., “A study of times pressure affecting on the user’s acceptance of convergence technologies: Focusing on the diffusion of A.I speaker,” *The Conference of the Korean Society of Technological Innovation*, pp. 1355-1368, 2017.
- [41] Lee, S. K., “A review of big data analysis

- based on marketing perspective,” *The Korean Academic Association of Business Administration*, Vol. 28, No. 1, pp. 21–35, 2015.
- [42] Leem, B. H. and Eum, S. W., “Using text mining to measure mobile banking service quality,” *Industrial Management & Data Systems*, 2021.
- [43] Lerena, O., Barletta, F., Fiorentin, F., Suárez, D., and Yoguel, G., “Big data of innovation literature at the firm level: A review based on social network and text mining techniques,” *Economics of Innovation and New Technology*, Vol. 30, No. 2, pp. 134–150, 2021.
- [44] Li, N., Jin, X., and Li, Y., “Identification of key customer requirements based on online reviews,” *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, (Preprint), pp. 1–14, 2020.
- [45] Li, X. and Hitt, L. M., “Price effects in online product reviews: An analytical model and empirical analysis,” *MIS Quarterly*, pp. 809–831, 2010.
- [46] Na, J. Y., Yun, H. J., and Hwan, P. Y., “Classification of customer utility for voice interactive function of AI personal assistant services: Based on KANO model,” *Design Convergence Research*, Vol. 16, No. 4, pp. 67–80, 2017.
- [47] Pagano, D. and Maalej, W., “User feedback in the appstore: An empirical study,” In *2013 21st IEEE International Requirements Engineering Conference (RE)*, IEEE, pp. 125–134, 2013.
- [48] Pang, B. and Lee, L., “Opinion mining and sentiment analysis,” *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol. 2, No. 1–2, 2008.
- [49] Park, C. S., “Placing social network analysis on public administration/policy research in Korea,” *The Korean Association for Policy Studies Review*, Vol. 19, No. 4, pp. 115–154, 2010.
- [50] Park, C. S., Chung, C. W., “Text network analysis: Detecting shared meaning through socio-cognitive networks of policy stakeholders,” *Journal of Governmental Studies*, Vol. 19, No. 2, pp. 73–108, 2013.
- [51] Park, I. K. and Shin, D. H., “Using the uses and gratifications theory to understand the usage and the gratifications of smartphones,” *Media Science Research*, Vol. 10, No. 4, pp. 192–225, 2010.
- [52] Park, J. H. and Lee, H. C., “Comparisons of airline service quality using social network analysis,” *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, Vol. 42, No. 3, pp. 116–130, 2019.
- [53] Park, J. H., Lee, J. H., and Yang, H. M., “Trends analysis of sharing economy market using topic modeling and social network analysis,” *Welcome Message*, Vol. 109, 2019.
- [54] Park, K. W. and Yun, H. K., “A study on the domestic consumer’s perception of “Hansik” with big data analysis: Using text mining and semantic network analysis,” *Journal of the Korea Convergence*

- Society, Vol. 11, No. 6, pp. 145-151, 2020.
- [55] Park, M. S., Kwon, Y. J., and Lee, S. Y., "The impact of comments on music download and streaming: A text mining analysis," *Knowledge Management Research*, Vol. 19, No. 2, pp. 91-108, 2018.
- [56] Park, S. A. and Choi, S. M., "A understanding the factors influencing satisfaction and continued use intention of AI speakers: Focusing on the utilitarian and hedonic values," *Information Society and Media*, Vol. 19, No. 3, pp. 159-182, 2018.
- [57] Park, S. H. and Lee, H. C., "A study on changes in consumer perceptions of traditional market in urban space change," *Korean Real Estate Academy*, Vol. 76, pp. 45-60, 2019.
- [58] Richards, W. and Seary, A., "Eigen analysis of networks," *Journal of Social Structure*, Vol. 1, No. 2, pp. 1-17, 2000.
- [59] Roh, M. J. and Choy, M. K., "The effect of personal innovativeness on the adoption of A.I. speakers: The moderating effect of purse string control," *Korean Association of Industrial Business Administration*, Vol. 33, No. 1, pp. 195-230, 2018.
- [60] Ruan, X., Ochieng, E. G., Price, A. D., and Egbu, C. O., "Knowledge integration process in construction projects: A social network analysis approach to compare competitive and collaborative working," *Construction Management and Economics*, Vol. 30, No. 1, pp. 5-19, 2012.
- [61] Scandura, T. A. and Williams, E. A., "Research methodology in management: Current practices, trends, and implications for future research," *Academy of Management Journal*, Vol. 43, No. 6, pp. 1248-1264, 2000.
- [62] Smith, B. and Linden, G., "Two decades of recommender systems at amazon.com," *Ieee Internet Computing*, Vol. 21, No. 3, pp. 12-18, 2017.
- [63] Wang, W., Feng, Y., and Dai, W., "Topic analysis of online reviews for two competitive products using latent Dirichlet allocation," *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 29, pp. 142-156, 2018.
- [64] Wasserman, S. and Faust, K., "Social network analysis Methods and applications" (Vol. 8), Cambridge University Press, 1994.
- [65] Wui, M. Y., Na, J. Y., and Park, Y. I., "A study on the elements of interest for VR game users using text mining and text network analysis: Focused on STEAM user review data," *The Korean Game Association*, Vol. 18, No. 6, pp. 69-82, 2018.
- [66] Yang, H., Li, Z. F., and Wei, W., "Instance analysis of social network based UCINET tool," *Inf. Technol. J.*, Vol. 13, No. 8, pp. 1532-1539, 2014.
- [67] Zhu, D., Lappas, T., and Zhang, J., "Unsupervised tip-mining from customer reviews," *Decision Support Systems*, Vol. 107, pp. 116-124, 2018.

저 자 소 개



김영범
2020~현재
관심분야

(E-mail : briantk@hanyang.ac.kr)
한양대학교 경영대학 비즈니스인포매틱스학과 (석사)
빅데이터, 머신러닝, 딥러닝, 텍스트 마이닝, 소셜리스닝



차경진
2003~2006년
2006~2007년
2007~2011년
2011~2014년
2015~2019년
2019~현재
관심분야

(E-mail : kjcha7@hanyang.ac.kr)
타스마니아대학(UTAS), 정보시스템학과 (학사)
타스마니아대학(UTAS), 정보시스템학과 (명예학사)
호주국립대학(ANU) 경영정보학과 (박사)
계명대학교 경영정보학과 교수
강원대학교 글로벌비즈니스학과 교수
한양대학교 경영대학 경영정보시스템 전공 교수
빅데이터, AI/DX 전략, 정보보호, 소셜리스닝