

BERTopic을 활용한 인간-로봇 상호작용 동향 연구

김정훈

국민대학교 비즈니스IT전문대학원 4단계 BK21 교육연구팀
(jeonghun0077@kookmin.ac.kr)

곽기영

국민대학교 경영대학/비즈니스 IT전문대학원
(kykwahk@kookmin.ac.kr)

4차 산업혁명의 도래와 함께 다양한 기술이 주목을 받고 있다. 4차 산업혁명과 관련된 기술로는 IoT(Internet of Things), 빅데이터, 인공지능, VR(Virtual Reality), 3D 프린터, 로봇공학 등이 있으며 이러한 기술은 종종 융합된다. 특히 로봇 분야는 빅데이터, 인공지능, VR, 디지털 트윈과 같은 기술과 결합할 것으로 기대된다. 이에 따라 로봇을 활용한 연구가 다수 진행되고 있으며 유통, 공항, 호텔, 레스토랑, 교통 분야 등에 적용되고 있다. 이러한 상황에서 인간-로봇 상호작용에 대한 연구가 주목을 받고 있지만 아직 만족할 만한 수준에는 이르지 못하고 있다. 하지만 완벽한 의사소통이 가능한 로봇에 대한 연구가 꾸준히 이루어지고 있고 이는 인간의 감정노동을 대신할 수 있을 것으로 기대된다. 따라서 현재의 인간-로봇 상호작용 기술을 비즈니스에 적용할 수 있는지에 대한 논의가 필요하다. 이를 위해 본 연구는 첫째, 인간-로봇 상호작용 기술의 동향을 살펴본다. 둘째, LDA(Latent Dirichlet Allocation) 토픽모델링과 BERTopic 토픽모델링 방법을 비교한다. 연구 결과, 1992년~2002년 간의 연구에서는 인간-로봇 상호작용에 대한 개념과 기초적인 상호작용에 대해 논의되고 있었다. 2003년~2012년에는 사회적 표현에 대한 연구가 많이 진행되었으며 얼굴검출, 인식 등과 같이 판단과 관련된 연구도 수행되었다. 2013년~2022년에는 노인 간호, 교육, 자폐 치료와 같은 서비스 토픽들이 등장하였으며, 사회적 표현에 대한 연구가 지속되었다. 그러나 아직까지 비즈니스에 적용할 수 있는 수준에는 이르지 못한 것으로 보인다. 그리고 LDA토픽모델링과 BERTopic 토픽모델링 방법을 비교한 결과 LDA에 비해 BERTopic이 더 우수한 방법임을 확인하였다.

주제어 : 토픽모델링, 동향 연구, BERTopic, 인간-로봇 상호작용, 4차 산업혁명

논문접수일 : 2023년 2월 10일
원고유형 : Regular Track

논문수정일 : 2023년 8월 9일
교신저자 : 곽기영

게재확정일 : 2023년 8월 31일

1. 서론

4차 산업혁명은 2016년 스위스 다보스에서 열린 세계경제포럼(WEF)에서 처음 언급되면서 관련된 다양한 기술들이 주목받기 시작하였다. 4차 산업혁명과 관련된 기술에는 IoT(Internet of Things), 빅데이터, 인공지능, VR(Virtual Reality), 3D프린터, 로봇 공학 등이 있다. 4차 산업혁명 시대에는 다양한 기술들이 융합되어 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 로봇 분야에서도 빅데이터, 인공지능,

머신러닝, 자연어 처리와 결합하여 사람의 감정을 인식하려는 노력이 이루어지고 있다(Celuch, 2020). 이외에도 제조업에서는 디지털 트윈(digital twin)을 이용한 로봇과의 협업 노력이 이루어지고 있다(Malik and Brem, 2021). 이와 같이 4차 산업혁명 시대를 맞이한 현재 로봇을 활용한 다양한 연구가 진행되고 있다.

이에 따라 유통, 공항, 호텔, 레스토랑, 교통 분야 등에서 점점 더 많은 로봇들이 등장하고 있다(Prentice and Nguyen, 2020; Zeng et al., 2020). 만약

이러한 로봇들이 감정을 표현할 수 있거나 인간의 감정을 읽을 수 있다면 사용자가 친밀감을 느끼거나 서비스에 대한 만족도가 높아질 것이다(Henschel et al., 2020; Chuah and Yu, 2021). 따라서 로봇 융합연구에서 인간과 로봇 간의 상호작용이 매우 중요한 연구 이슈로 떠오르게 되었다. 인간-로봇 상호작용 연구는 심리학, 사회과학, 인지과학, 인공지능, 디자인, 공학 및 컴퓨터 과학 분야를 포함하는 융합 학문이라고 할 수 있다(Joe and Song, 2019). 인간-로봇 상호작용 기술의 주된 목적은 인간과 로봇 간의 자연스러운 의사소통을 통해 어떠한 과업을 달성하는 것이다. 하지만 현재의 로봇은 사용자들이 만족할 만큼의 상호작용을 하지 못하고 있는 것이 현실이다(Henschel et al., 2020). 기존의 인간-로봇 상호작용 연구에서 다수의 주목할 만한 결과가 나타났지만 연구에서 제안한 시나리오 외에 다른 상황에서도 유효한 결과를 얻을 수 있는지는 아직은 알 수 없다(Onnash and Roesler, 2021). 그럼에도 불구하고 최근 지속적인 기술 발전을 통해 관광 및接客 서비스 분야에서는 인간-로봇 상호작용이 가능한 로봇이 개인 공간과 공공 공간에서 사용되고 있다(Lu et al., 2019). 하지만 초기 비용 문제, 비즈니스 모델의 부재, 기술력 등의 문제로 아직까지 로봇 서비스의 대중화가 어렵다. 이러한 상황에서 인간-로봇 상호작용에 관한 연구를 살펴보고 연구 동향을 점검하는 것은 의미 있는 일이다.

또한 본 연구에서는 인간-로봇 상호작용 연구를 살펴보기 위하여 토픽모델링 방법을 사용한다. 토픽모델링 방법은 연구 동향을 살펴보기 위해 사용될 뿐만 아니라 뉴스(Chen et al., 2019), 온라인 리뷰(Bi et al., 2019), 소셜 미디어 콘텐츠(Yu and Egger, 2021) 등을 분석하는 데 사용되고 있다. 토픽모델링의 대표적인 방법에는 LSA(Latent Semantic Allocation),

LDA(Latent Dirichlet Allocation), PLSA(probabilistic Latent Semantic Analysis) 등이 있으며, 가장 많이 사용되고 있는 방법은 LDA 방법이다(Gallagher et al., 2017). 최근 NLP(Natural Language Processing) 분야의 발전과 함께 BERTopic(Grootendorst, 2022) 및 Top2Vec(Angelov, 2020)와 같은 새로운 방법이 등장하고 있다. LDA 방법의 우수성과 유용성은 다양한 분야에서 입증되었지만 통계기반으로 토픽을 산출하기 때문에 글의 맥락을 고려하지 못한다는 단점이 있다(Kukushkin et al., 2022). 하지만 BERTopic은 임베딩 방식을 통해 단어의 맥락을 고려하여 토픽을 생성하므로 조금 더 정확하게 토픽이 산출될 수 있을 것으로 기대된다. 그러나 BERTopic의 경우 LDA에 비해 적용 사례가 많지 않으므로 좀 더 다양한 분야에서 성능을 검증할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 LDA와 BERTopic 간의 성능을 비교하고, BERTopic을 통해 인간-로봇 상호작용 연구 동향을 살펴보고자 한다. 인간-로봇 상호작용 연구의 토픽들을 살펴봄으로써 현재까지의 연구 동향을 파악한다.

또한 본 연구는 LDA와 BERTopic을 비교함으로써 새롭게 대두되고 있는 BERTopic의 유용성을 확인하며, 기존에 사용되던 토픽 모델인 LDA와 상호 보완적으로 사용할 수 있는 근거를 제시한다. 추가로 HRI(Human-Robot Interaction)의 토픽분석에 있어서 어떠한 알고리즘이 적합한지 살펴본다. 본 연구에서 BERTopic과 LDA의 성능 비교는 일관성 점수(coherence score)를 비교하여 성능을 비교하고, 토픽 간의 거리, 단어의 겹침 정도, 단어의 희소성 등을 비교하여 성능을 측정한다.

본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, LDA와 BERTopic의 성능 비교를 통한 인간-로봇 상호작용 연구 동향을 살펴기 위한 적합한 알고리즘 선정 및 적절한 토픽의 개수 선정 방법을 제안한다.

둘째, 인간-로봇 상호작용 연구 동향을 살펴보고 현재까지의 인간-로봇 상호작용 연구가 비즈니스에 적용할 수 있는지를 알아본다.

2. 관련 연구

2.1. 인간-로봇 상호작용

최근 몇 년 동안 로봇이 산업용 애플리케이션에서 서비스 영역으로 전환함에 따라 소셜 로봇은 일상생활에서 점점 더 중요해지고 있고 광범위한 영역에서 사용되고 있다(Bethel and Murphy 2007; Zhang et al., 2019; Saunderson and Nejat 2019). 예를 들면, 소셜 로봇은 의료(Carros et al., 2020; Vichitkraivin, and Naenna, 2021), 교육 및 훈련(Chan and Nejat, 2012), 엔터테인먼트(Li et al., 2016), 수색 및 구조 지원, 소매점 및 박물관 환경에서 투어 안내(Broadbent, 2017) 등에 쓰이고 있다. 이와 동시에 인간-로봇 상호작용(HRI, Human-Robot Interaction)은 다양한 분야에서 사용되고 있으며 중요하게 다루어지고 있다. Schmittler et al.(2015)은 인간-로봇 상호작용을 인간과 로봇 간에 발생하는 모든 상호작용으로 정의했다. Fang et al.(2014)은 인간-로봇 상호작용을 인간의 의도를 로봇에게 전달하여 로봇이 작업 요구사항을 수행하는 일련의 로봇동작으로 정의하였다. 이때 상호작용은 인간 또는 로봇이 서로 반응하거나 소통하는 상황으로 정의할 수 있다(Chandrasekaran and Conrad, 2015). 따라서 인간-로봇 상호작용은 로봇과 인간의 소통 방식을 연구하는 학문이라고 할 수 있다. 이는 기계와 소통한다는 점에서 컴퓨터와 인간 상호작용을 연구하는 인간-컴퓨터 상호작용과 공통점을 갖고 있다. 인간-컴퓨터 의사

소통에는 키보드, 마우스, 마이크, 카메라 등의 각종 입력 도구와 모니터, 스피커 등의 출력도구가 사용된다. 그리고 모니터, 스피커 등은 주로 한 장소에 고정된 형태로 사용된다. 반면 인간-로봇 상호작용을 위한 기능들에는 모니터, 제스처, 표정, 음성 및 자연어, 경고를 위한 비언어적 오디오, 물리적 상호 작용 및 햅틱 등이 필요하다(Goodrich and Schultz, 2007). 이외에도 로봇이 사회적 행동을 하기 위해서는 제스처를 인식하거나, 음성을 인식하는 행위가 가능해야 한다(Neto et al., 2019). Nehaniv et al.(2005)은 소음이 심한 공장에서 인간의 제스처를 5가지로 분류하여 인식하여 소통하는 방법을 제시하였다. 특히 제스처는 시끄러운 작업 상황에서 제스처를 이용하여 커뮤니케이션할 수 있는 효율적인 방법이다(Neto et al., 2019). 제스처는 사회적 상호작용의 중요한 기능으로 화자가 언어로 설명할 수 없는 부분을 설명하기 위해 자주 사용된다(Salem et al., 2011). 또한 청취자는 비언어적 행동인 제스처를 통해 전달되는 정보에 주의를 기울이는 것으로 나타났으며 발화는 가장 선호하는 커뮤니케이션 채널이다(Goldin-Meadow, 1999).

인간-로봇 상호작용 연구는 공간적 관점과 사회적 관점에서 연구되고 있다. 먼저 공간적 관점의 연구를 살펴보면 근접학(proxemics)에 따르면 인간 간의 소통 또는 인간이 다른 물체와 소통할 때 주어진 환경과 상황에 따라 사람들은 공간을 다르게 확보한다(Hall and Hall, 1966). 이에 따라 인간-로봇 상호작용에서 근접학적 요소가 어떠한 영향을 미치는지 살펴볼 필요가 있다. Kim and Mutlu(2014)는 로봇과 인간의 물리적 거리에 따라 인간의 작업 능률이 달라짐을 증명하였다. 또한 로봇과 물리적 거리가 있을 경우 작업의 능률이 향상됨을 확인하였다. Walters et al.(2005)은

사용자의 프로필과 성격에 따라 로봇과의 거리를 조절해야 할 필요성을 주장하였다. 다음으로 사회적 관점에서 볼 때 원활한 인간-로봇 상호작용을 위하여 인간의 사회적 행동을 모방할 필요성이 있다. 특히 사람과 같이 사회적 정보를 인식할 수 있으며, 외형이 인간과 유사하고 언어가 유창한 로봇을 상대할 경우 인간을 상대하는 것과 유사하다고 느끼기 때문이다(Nass and Moon, 2000). 이러한 결과는 인간화된 인터페이스 연구의 필요성을 역설한다.

로봇이 인간과 상호 작용하려면 인지 지능 이상의 것이 필요하다(Trevelyan, 1999). 로봇이 인간과 상호작용을 하기 위해서는 컴퓨터 과학, 심리학 및 인지과학을 아우르는 학제간 분야인 감성 컴퓨팅이 필요하다(Tao and Tieniu, 2005). 이러한 이유는 복잡한 상황을 이해해야 문제를 해결할 수 있기 때문이다. 예를 들어 화난 고객을 처리하기 위해서는 상황뿐만 아니라 고객의 감정을 읽는 등의 복잡한 과정이 필요하기 때문이다. 이와 같이 로봇이 다양한 환경에서 보다 정교한 작업을 수행해야 하는 과제를 안고 있기 때문에 HRI 설계에 대한 필요성이 있다(Burke et al., 2004). 그럼에도 불구하고 인간-로봇 상호작용에 대한 동향을 조사한 연구는 없었다. 이에 따라 본 연구에서는 인간-로봇 상호 작용 연구에 대해 전반적으로 살펴보고자 한다.

2.2. 토픽모델링

현존하는 데이터에서 텍스트, 동영상, 이미지 등의 비정형데이터는 80~90%의 비중을 차지하고 있다(Qureshi and Gupta, 2014). 비정형 데이터는 정형 데이터보다 많은 정보를 담고 있으며 비정형 데이터에는 동영상, 문서, 이미지 등이 대표적이다. 특히 문서들을 분석하기 위한 텍스트 마이닝이 활발하게 수행되고 있다. 텍스트마이닝

은 텍스트 데이터에 잠재되어 있는 패턴을 찾아 의미 있는 지식을 발굴하는 기술이다(Feldman and Dagan, 1995). 텍스트마이닝 영역에서 가장 많이 사용되고 있는 토픽모델링은 문서 집합에서 관계를 찾아 설명하는 방법 중 하나이다(Jelodar et al., 2019). 이러한 토픽모델링 방법은 다양한 분야의 동향 연구에 사용되기도 한다. 예를 들어 강은경 등(2022)은 토픽모델링을 활용하여 MIS Quarterly의 연구동향을 살펴보았으며, 김민구 등(2022)은 OLED(Organic Light-Emitting Diodes) 디스플레이 산업의 전반적인 동향을 파악하는 연구를 진행하였다. 대표적인 토픽모델링 기술에는 LSA(Latent Semantic Allocation), LDA(Latent Dirichlet Allocation), PLSA(probabilistic Latent Semantic Analysis) 등이 있다(Likhitha et al., 2019).

LSA는 SVD(Singular Value Decomposition) 기반의 대수학적 방법을 통해 차원을 축소시키고 단어들의 잠재성을 이끌어내는 방법이다(Dudoit et al., 2002). LSA는 단어 문서 동시 발생 행렬에서 단어 간의 연관성을 통해 간단하고 효율적으로 토픽을 추출할 수 있다(Bergamaschi and Sorrentino, 2014). 또한 SVD를 사용함으로써 차원을 줄여 계산 비용을 절약할 수 있는 장점을 갖고 있다. 하지만 토픽의 수가 증가할 때 각 토픽에 주요한 키워드가 중복으로 등장하여 주제 의미 부여가 어렵다. 추가로 SVD를 사용하기 때문에 이미 계산된 LSA에 새로운 데이터를 추가할 경우 새로 추가된 데이터와 기존의 데이터를 합하여 다시 계산하여야 한다.

PLSA는 확률 기반 통계 모델로서 TDM(Term-Documents Matrix)을 통해 생성된 동시 출현 행렬을 통해 문서내의 잠재된 주제들을 찾는 방법이다(Hofmann, 1999). PLSA 모델은 텍스트 문서 정보 검색과 같은 문제에서 인상적인 결과를 얻었지만 과적합에 취약하고 훈련에서 볼 수 없는

새로운 문서에 대한 추론을 할 경우 새로 학습을 해야한다는 단점이 있다(Hofmann, 1999b).

다음으로 LDA는 기존 모델들에서 문서 수준의 확률 기법이 없었던 것을 보완하기 위한 디리클레(Dirichlet) 분포 기반 모델이다(Blei et al., 2003). LDA는 모호한 단어의 표현과 메모리 처리에서 LSA에 비해 우수한 것으로 나타났다(Blei et al., 2003, Griffiths et al., 2007). LDA는 문서 내에 특정 용어가 등장하는 횟수 기준이 아닌 텍스트 내에 특정 용어가 등장할 확률을 기반으로 하고 있기 때문에 의미를 더욱 정교하게 이끌어 낼 수 있다. LDA는 확률을 통한 토픽 도출의 시작점인 PLSA의 알고리즘을 바탕으로 하지만 PLSA의 문제점인 새로운 문헌이 추가됐을 경우 잘 구분하지 못한다는 단점을 디리클레 분포를 활용하여 보완하였기 때문에 텍스트 기반 토픽 모델링 분석에서 가장 널리 활용되고 있는 방법론이다(Titov and McDonald, 2008).

BERTopic은 준지도학습으로 동적인 토픽모델링 방법이다. 기존의 토픽모델링은 클러스터링을 하고 클러스터의 중심에 가까운 단어를 찾는 방법을 사용하였으나, BERTopic은 HDBSCAN(Hierarchical Density based Spatial Clustering of Applications with Noise)을 사용하여 밀도 기반 중심의 클러스터를 생성한다(Grootendorst, 2022). 또한 BERTopic은 기존의 토픽모델링과 다르게 문맥을 고려하여 보다 정확한 토픽을 설정할 수 있다는 장점을 갖고 있다(Grootendorst, 2022). 반면 LDA는 문서와 문서 내의 단어가 모두 독립적이라고 가정하기 때문에 등장하는 단어의 순서는 중요하지 않다(Blei, 2012). 따라서 단어 컨텍스트를 설명하지 않기 때문에 문서를 정확하게 표현하지 못할 수 있다는 단점이 있다(Grootendorst, 2022). 예를 들어 어근이 같은 단어인 Korea와 Korean은 비슷한

단어로 구분하는데 도움이 될 수 있지만 money와 cash 같이 어근 다른 단어는 다른 단어로 분류된다. 또한 LDA는 너무 일반적이거나 관련이 없는 주제를 추출한다는 연구 결과가 있다(Rizvi et al., 2019; Alnusyan et al., 2020). 이러한 결과는 단어 주머니(bag of words)방식을 사용하기 때문인데, 단어주머니 방식은 어순이 무시되고, 차원이 높고, 어휘가 많으면 희소하게 표현되는 등의 한계점을 갖고 있기 때문이다(Helaskar and Sonawan, 2019). 이에 따라 PLSA, LDA는 문장에서 각 단어의 문맥을 고려할 수 없기 때문에 단어 간의 의미론적 관계를 무시된다(Sia et al., 2020). 워드 임베딩(word embedding) 방식은 저차원의 연속형 벡터를 사용하기 때문에 단어의 맥락을 이해할 수 있다. 이에 따라 일부 연구결과에서도 워드 임베딩 방식의 토픽 모델이 LDA보다 우수한 성능을 나타냈다(Stede and Patz, 2021; Sánchez-Franco and Rey-Moreno, 2022; Umamaheswaran et al., 2023). 반면, LDA가 BERTopic보다 주제를 해석하는데 용이하다는 연구결과도 있었다(Ao et al., 2023). 상반된 연구결과가 존재함에 따라 Egger and Yu (2022)는 단일 토픽 모델만을 사용하는 것보다는 연구의 목적과 상황에 맞추어 다양한 토픽 모델을 선정하여 사용하는 것이 연구의 신뢰도를 높일 수 있다고 주장하였다. 따라서 데이터셋의 특성을 고려하거나, 모델 평가를 통하여 토픽 모델을 선정하는 것이 좋다.

토픽 모델의 평가에는 혼잡도(perplexity)와 일관성 점수(coherence score)가 사용되며, 토픽 모델을 활용한 주제 분류의 경우에는 정확도(accuracy), F1-measure, AUC(Area Under Curve) 등을 사용한다(문길성, 2021). 텍스트 데이터로부터 잠재되어 있는 주제를 추출하여 토픽이 잘 형성되었는지를 확인할 때는 혼잡도와 일관성 점수를 확인

한다. 혼잡도는 확률 모델이 결과를 얼마나 잘 예측하는지 알아보기 위해 사용되는 정량적 척도이다. 또한 혼잡도가 낮을수록 잘 예측하는 것으로 판단한다. 하지만 혼잡도가 낮다고 해서 반드시 토픽의 해석이 용이하다고 볼 수 없다(Abdelrazek et al., 2022). 일관성 점수는 Newman et al.(2010)이 처음 제안된 방법으로 토픽 일관성을 측정하는 방법이다. 토픽 내 단어의 유사도를 계산하는 방법으로 값이 클수록 유의미한 것으로 해석할 수 있다. 토픽 모델의 적절한 토픽의 개수를 찾기 위하여 일관성 점수와 혼잡도를 사용한다. 하지만 Chang et al.(2009)은 혼잡도와 인간의 판단이 상관관계가 없음을 증명하였다. 따라서 본 연구에서는 토픽 모델의 평가지표로써 일관성 점수를 사용하기로 하였다. 이외에 보조 수단으로써 본 연구에서는 토픽 간의 코사인 거리, 단어의 겹침, 단어의 희소성 등을 고려하였다. 토픽 간의 코사인 거리는 추출된 토픽들 간의 코사인 거리를 측정하여 평균을 도출하였다. 본 연구에서 토픽 간의 코사인 거리를 사용한 이유는 토픽 간의 유사성을 파악하기 위해서이다. 추출된 토픽들에 포함된 단어들이 유사하다면 추출된 토픽들의 해석이 용이하지 않을 수 있기 때문이다. 예를 들어 토픽1과 토픽2에 추출된 단어들이 거의

비슷하다면 토픽1과 토픽2의 주제가 유사하다고 느낄 수 있을 가능성이 높다. Churchill and Singh (2022)는 직관적으로 일관성이 높고 해석 가능하며 겹치는 단어 수가 적은 토픽이 가장 질이 좋은 토픽 모델링 결과라고 주장하였다. 이에 따라 토픽 간의 코사인 거리 이외에 단어의 겹침, 단어의 희소성을 측정하였다. 단어의 겹침은 토픽1에서 등장한 단어가 다른 토픽에서도 동시에 등장한 경우 단어의 겹침으로 보았다. 단어의 희소성은 어떠한 단어가 토픽1에 등장하였지만 다른 토픽에 등장하지 않은 단어의 개수를 나타냈다.

본 연구에서는 HRI 동향연구에 적합한 토픽 모델이 무엇인지 검증하고 적합한 토픽 모델을 사용하여 HRI의 연구 동향을 살펴보고자 한다. <표 1>은 LDA와 BERTopic의 장단점을 분석한 표이다.

3. 실험

3.1. 분석 대상

본 연구는 Web of Science 데이터베이스에서 수집한 연구 논문의 초록을 사용하였다. Web of Science의 검색어는 “Human Robot Interaction”을

<표 1> LDA와 BERTopic의 비교

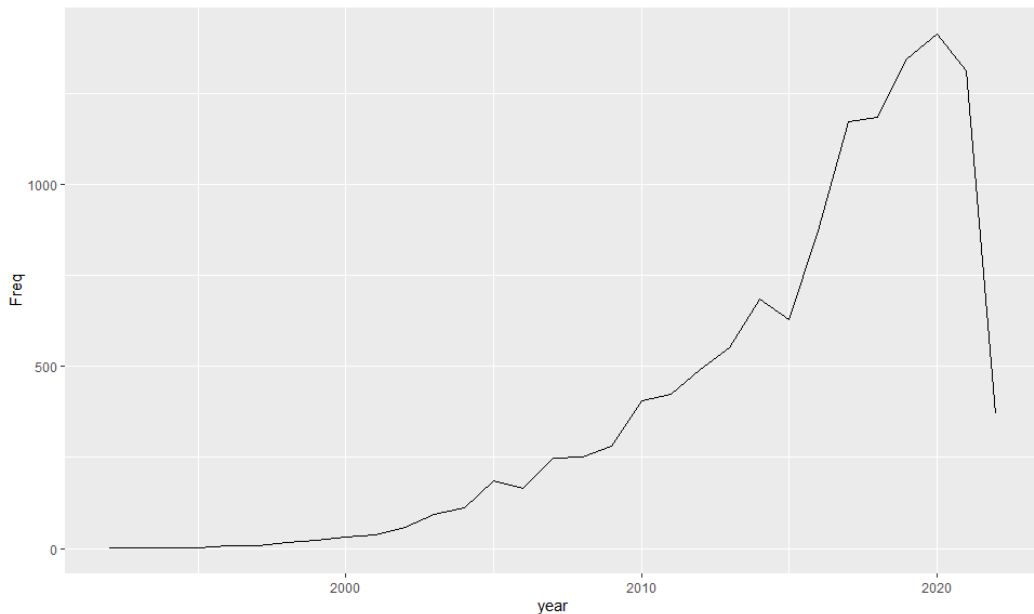
Topic Model	Advantage	Disadvantage
LDA	<ul style="list-style-type: none"> - 비교적 간단하고 계산 비용이 저렴한 알고리즘임 - 워드 임베딩 기반 접근법에 비해 적은 수의 주제를 생성함 - 해석이 용이함 - 다수의 연구에서 검증된 방법임 	<ul style="list-style-type: none"> - 단어주머니 방식을 사용하여 문맥을 고려하지 않음 - 대용량의 데이터셋에서의 성능이 보장되지 않음 - 너무 일반적인 주제나 단어를 추출하는 경향이 있음
BERTopic	<ul style="list-style-type: none"> - 워드 임베딩 방식을 사용하여 문맥을 고려하여 주제를 추출함 - 대용량의 데이터셋에 적합한 알고리즘임 - 단어의 희소성을 고려한 방법임 	<ul style="list-style-type: none"> - 비교적 적은 용량의 데이터셋에서의 검증이 이루어지지 않음 - 해석이 용이하지 않음

사용하였으며 검색된 논문은 2022년 5월까지 발간된 모든 논문을 기준으로 하였다. 검색된 논문은 csv파일 형태로 저장하여 분석에 사용하였다. 초록, 제목, 발간 년도, 저자 정보를 수집하였다. 수집된 논문의 예시는 <그림 1>과 같다. <그림 2>와

<표 2>는 1992년부터 2022년 5월까지 출판된 논문의 추이를 나타낸 것이다. 1992년부터 2021년까지 계속해서 증가하는 추세를 나타내고 있다. 2022년도가 2021년에 비해 추세가 낮아진 것은 5월 이후의 논문을 반영하고 있지 못하기 때문이다.

Authors	Article Title	Abstract	Publication Year
Sandygulova, A; Campbell, AG; Dragone, M; O'Hare, GMP	Immersive Human-Robot Interaction	Networked robotic applications enable robots to operate in distant, h	2012
Billings, DR; Schaefer, KE; Chen, JYC; Hancock, PA	Human-Robot Interaction: Developing Trust in Robots	In all human-robot interaction, trust is an important element to consi	2012
Lemaignan, S; Echeverria, G; Karg, M; Mainprice, J; Kirsch, A; Ala	Human-Robot Interaction in the MORSE Simulator	Over the last two years, the Modular OpenRobots Simulation Engine	2012
Codd-Downey, R; Jenkin, M	Human Robot Interaction using Diver Hand Signals	Current methods for human robot interaction in the underwater dom	2019
Kamino, W; Joshi, S; Sabanovic, S	'Food' for Human-Robot Interaction	'Food', when mentioned in Human-Robot Interaction (HRI) research, i	2021
Murphy, RR; Schreckenghost, D	Survey of Metrics for Human-Robot Interaction	This paper examines 29 papers that have proposed or applied metrics	2013
Pelikan, H; Robinson, FA; Keevallik, L; Velonaki, M; Broth, M; Bo	Sound in Human-Robot Interaction	Robot sound spans a wide continuum, from subtle motor hums, throu	2021
Infante, ML; Kyriki, V	Usability of Force-Based Controllers in Physical Human-Robot In	Learning from demonstration is an invaluable skill for a robot acting	2011
Stoeva, D; Gelautz, M	Body Language in Affective Human-Robot Interaction	Social human-robot interaction is concerned with exploring the ways	2020
Das, D; Rashed, MG; Kobayashi, Y; Kuno, Y	Recognizing Gaze Pattern for Human Robot Interaction	In this paper, we propose a human-robot interaction system in which	2014
Argall, B; Chernova, S; Hauser, K; Jenkins, OC	Workshop on Algorithmic Human-Robot Interaction	Intelligent behavior in robots is implemented through algorithms. His	2014
Harris, J; Sharlin, E	Exploring Emotive Actuation and Its Role in Human-Robot Inter	In this paper, we present our research efforts in exploring the role of	2010
Arroyo, D; Lucho, C; Roncal, J; Cuellar, F	Daedalus: A sUAV for Human-Robot Interaction	This paper presents an interface for enabling a sUAV robot (Daedalus	2014
Doisy, G; Jevtic, A; Bodiroza, S	Spatially Unconstrained, Gesture-Based Human-Robot Interactio	For a human-robot interaction to take place, a robot needs to perceiv	2013
Xu, QL; Ng, JSL; Cheong, YL; Tan, OY; Bin Wong, J; Tay, BTC; Par	Effect of Scenario Media on Human-Robot Interaction Evaluation	Different media used to present the human-robot interaction (HRI) sc	2012
Lorenz, T; Mortl, A; Hirsche, S	Movement Synchronization Fails during Non-Adaptive Human-R	Interpersonal movement synchronization is a phenomenon that does	2013
Singh, A; Young, JE	Animal-Inspired Human-Robot Interaction: A Robotic Tail for Co	We present a robotic tail interface for enabling a robot to communic	2012
Penula-Martinez, R; Castro-Gonzalez, A; Malfaz, M; Salichs, MA	Autonomy in Human-Robot Interaction Scenarios for Entertainm	Decision-making is the natural way that makes any animal autonomo	2017
Martinez-Martin, E; del Pobil, AP	Robust Motion Detection and Tracking for Human-Robot Interac	The paradigm shift of Robotics moving toward autonomous robots m	2017
Lee, MK; Tang, KP; Forlizzi, J; Kiesler, S	Understanding Users' Perception of Privacy in Human-Robot Int	Previous research has shown that design features that support privacy	2011
Malchus, K; Jaecks, P; Damm, O; Stenneken, P; Meyer, C; Wrede,	The Role of Emotional Congruence in Human-Robot Interaction	The communication of emotion is a crucial part of daily life interact	2013
Rajavenkatarayanan, A; Kanal, V; Kyrarini, M; Makedon, F	Cognitive Performance Assessment based on Everyday Activities	Human-Robot Interaction often involves a robot assisting or providi	2020
Moller, A; Roalter, L; Kranz, M	Cognitive Objects for Human-Computer Interaction and Human-We	We introduce and define Cognitive Objects for human-robot interact	2011

<그림 1> 수집된 데이터셋의 예시



<그림 2> Human-Robot Interaction 논문 출판 추이

〈표 2〉 연도별 Human-Robot Interaction 연구 논문 출판 빈도

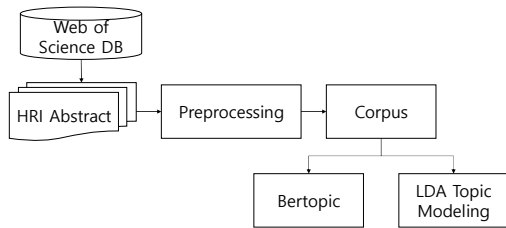
Year	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998
Frequency	1	1	1	1	8	8	16
Year	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Frequency	22	30	36	58	95	110	187
Year	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Frequency	165	247	251	280	405	422	491
Year	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Frequency	550	685	628	872	1,172	1,184	1,343
Year	2020	2021	2022	Total			
Frequency	1,414	1,313	370	12,366			

3.2. 절차

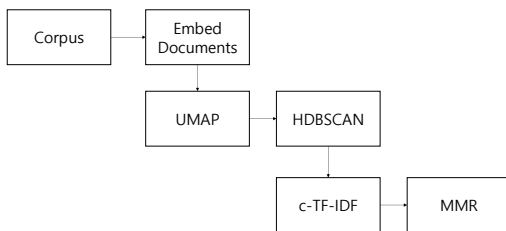
본 연구는 <그림 3>과 같은 과정을 통해 분석이 이루어졌다. 먼저 Web of Science에서 수집한 연구논문을 전처리하였다. 이때 전처리는 문서의 소문자화를 비롯하여 특수문자, 불용어, 숫자 등을 제거하는 작업을 포함하였다. 다음으로 코퍼스를 구성하여 BERTopic을 통해 토픽을 추출한다. 이때 n-gram의 범위는 1~3으로 정하였다. 그 이유는 “Human Robot Interaction”과 같은 복합어가 등장할 가능성이 있기 때문이다. <그림 4>는 BERTopic의 수행과정이다. 첫째, 수집된 초록에 대해 문서 임베딩(document embedding)을 수행한다. 둘째, UMAP(Uniform Manifold Approximation and Projection)을 통해 차원을 축소한다. 셋째, HDBSCAN을 이용하여 문서를 군집화 한다. 넷째, c-TF-IDF를 이용하여 토픽을 추출한다. 다섯째, MMR(Maximal Marginal Relevance)을 거쳐 최종 토픽을 추출한다. 본 연구에서는 파이썬 3.7.13버전을 사용하였으며 BERTopic을 지원하는 ‘bertopic’ 패키지를 이용하였다. 또한 hdbscan, nltk, sentence-transformer, scikit-learn, gensim 등을 추가적으로 이용하였다. BERTopic에 사용된 파라미터는 language는

‘english’로 설정하였으며, calculate_probabilities는 True, 토픽의 개수를 나타내는 nr_topics는 3~20개로 반복 수행하도록 하였다. 또한 저용량 메모리를 사용하기 위해 low_memory는 True로 설정하였다. ngram의 범위는 1~3으로 지정하였다. 이외에 파라미터는 초기 설정 값을 사용하였다. LDA 실험 역시 같은 환경에서 이루어졌으며, gensim 패키지를 사용하였다. 토픽의 개수를 의미하는 num_topics를 BERTopic과 동일하게 실험하였다. LDA 역시 num_topics 이외의 파라미터는 초기 값을 사용하였다.

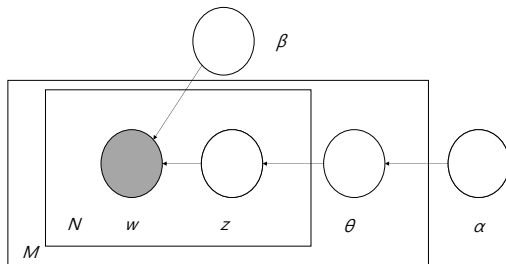
LDA는 생성 확률 모델(generative probabilistic model)로서 각 문서에 어떠한 토픽들이 분포하고 있는지에 대한 잠재 확률을 계산하고, 잠재 확률에 의해 토픽을 추출한다(Blei, 2012; Blei et al., 2003). LDA는 먼저 연구자가 토픽의 개수 k 를 정하면, 전체 문서 내의 모든 단어들을 k 개의 토픽 중 하나에 임의로 할당한다. 다음으로 단어 w 외에 다른 단어들은 모두 올바른 토픽에 할당되어 있다고 가정한다. w 가 속한 문서의 단어들이 어떤 토픽에 해당하는지, 전체 문서에서 단어 w 가 보통 어떤 토픽에 속해 있는지 두 가지 기준을 참고하여 w 에 토픽을 재할당한다. LDA의 작동 방식을 도식화한 것은 <그림 5>와 같다.



〈그림 3〉 Overall Process



〈그림 4〉 BERTopic Process



〈그림 5〉 LDA Process

4. 결과

4.1. LDA와 BERTopic 성능 비교

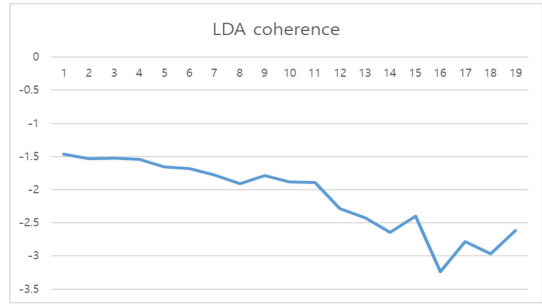
〈그림 6〉과 〈표 3〉은 LDA와 BERTopic의 주제 일관성 점수를 비교한 결과이다. 그 결과 BERTopic의 주제 일관성 점수가 LDA보다 안정적인 것으로 나타났다. LDA의 주제 일관성 점수는 토픽이 많아질수록 변동이 심해졌으며 BERTopic의 점수는 토픽이 늘어나도 거의 차이가 없었다. <표

3>을 살펴보면 BERTopic은 토픽이 3개일 때 -0.01로서 가장 높은 점수를 나타냈으며 LDA는 토픽이 5개일 때 -1.29로서 가장 점수가 높았다. 이러한 점으로 미루어 볼 때 BERTopic이 LDA보다 상대적으로 안정적인 성능을 나타내고 있다는 것을 알 수 있다. BERTopic과 LDA 모두 토픽이 늘어날수록 일관성 점수가 높아지는 경향을 갖고 있지만 BERTopic은 LDA에 비해 상대적으로 일관성 점수의 변동 폭이 작다. 따라서 토픽의 수가 늘어나도 BERTopic이 LDA에 비해 안정적인 성능을 나타냈다.

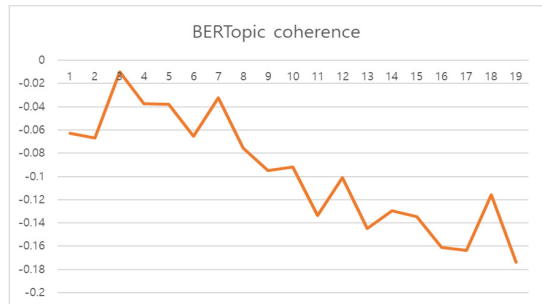
<표 4>는 주제 일관성 점수 외에 코사인 거리, 겹침 단어의 개수, 희소 단어의 개수를 나타낸 표이다. <표 4>를 전체적으로 살펴보면 토픽 간의 평균 코사인 거리가 LDA방식에 비해 BERTopic 거리가 먼 것으로 나타났다. 코사인 거리가 멀다는 것은 토픽 간의 유사성이 낮다는 것을 의미한다. 즉, 추출된 토픽들의 독립성이 강하다는 것을 의미한다. BERTopic의 코사인 거리는 약 0.7 이상으로 토픽 간의 유사성이 매우 떨어진다. 반면 LDA는 0.556 이하로 상대적으로 토픽 간의 유사성이 높은 편이다. 토픽 간의 겹치는 단어들은 토픽 간에 동시에 출현한 단어를 의미한다. 예를 들어 토픽1에 등장한 단어 중 “human”이라는 단어가 토픽2에도 동시에 등장하였다면 이것은 단어가 겹친 것으로 정의하였다. 토픽 간의 겹치는 단어들은 토픽의 개수가 14개 전까지 LDA 방식이 더 많았다. 하지만 토픽 개수가 14개 이상인 경우에는 BERTopic이 겹침 단어의 개수가 같거나 조금 더 많았다. 다음으로 희소단어는 어떠한 토픽에서도 한 번 등장한 단어들을 의미한다. 희소 단어의 개수를 살펴보면 토픽의 개수 3개에서 20개까지 BERTopic이 더 많은 것으로 나타났다. 또한 LDA 일부에서는 희소한 단어보다 토픽 간에

겹치는 단어들이 더 많은 경우가 존재하였다. 토픽의 개수가 4개인 경우와 5개인 경우 7개인 경우 등이 이에 해당한다. 이러한 경우 토픽 내외부적으로 독립성이 보장되지 않아 토픽의 해석이 어려울 수 있다. 반면 코사인 거리가 멀고, 겹침 단어보다 희소 단어들이 더 많은 경우에는 토픽 간의 독립이 보장되기 때문에 해석에 좀 더 용이할 수 있다. 이를 종합하여 볼 때 해석의 용이성을 정량적으로 평가할 때 BERTopic이 좀 더 유리할 수 있다.

<표 5>와 <표 6>은 일관성이 가장 높았을 때의 결과를 나타낸 표이다. 먼저 <표 5>는 BERTopic의 결과이다. 비록 토픽의 개수가 적어 다양한 토픽을 추출하지 못하였지만, LDA의 결과인 <표 6>에 비해 비교적 해석이 용이한 것으로 나타났다. <표 6>을 살펴보면 토픽4의 경우 지나치게 일반적인 단어 들만 포함되어 해석이 어려웠다. 반면 <표 5>의 결과는 매우 연관성이 높은 단어들이 추출된 모습을 볼 수 있다. 질적측면에서도 BERTopic이 LDA에 비해 우수한 것으로 나타났다.



(a) LDA Coherence



(b) BERTopic Coherence

<그림 6> Coherence

<표 3> Coherence Score

Number of Topic	BERTopic coherence	LDA coherence
3	-0.01	-1.37
4	-0.08	-1.40
5	-0.04	-1.29
6	-0.10	-1.58
7	-0.07	-1.52
8	-0.11	-2.02
9	-0.07	-2.29
10	-0.09	-2.15
11	-0.14	-2.54
12	-0.11	-2.89
13	-0.13	-3.81
14	-0.20	-2.90
15	-0.13	-3.15
16	-0.14	-2.75
17	-0.20	-4.10
18	-0.21	-4.84
19	-0.22	-4.37
20	-0.23	-4.36

〈표 4〉 Performance comparison of BERTopic and LDA

Number of Topics	Algorithm	Cosine Distance	Overlap Terms	Unique terms
3	LDA	0.500	7	12
	BERTopic	0.733	4	20
4	LDA	0.433	11	8
	BERTopic	0.733	4	27
5	LDA	0.230	11	5
	BERTopic	0.750	6	31
6	LDA	0.487	12	17
	BERTopic	0.753	5	40
7	LDA	0.409	13	11
	BERTopic	0.781	8	43
8	LDA	0.343	12	13
	BERTopic	0.829	12	45
9	LDA	0.331	13	15
	BERTopic	0.789	14	45
10	LDA	0.389	12	20
	BERTopic	0.789	15	51
11	LDA	0.502	14	29
	BERTopic	0.800	13	63
12	LDA	0.406	17	18
	BERTopic	0.833	16	66
13	LDA	0.547	12	44
	BERTopic	0.774	12	75
14	LDA	0.409	14	31
	BERTopic	0.833	17	80
15	LDA	0.508	14	42
	BERTopic	0.799	22	73
16	LDA	0.505	15	47
	BERTopic	0.798	20	84
17	LDA	0.610	15	64
	BERTopic	0.816	19	93
18	LDA	0.638	17	73
	BERTopic	0.829	20	99
19	LDA	0.626	16	74
	BERTopic	0.827	21	104
20	LDA	0.556	13	74
	BERTopic	0.835	18	118

〈표 5〉 Result of BERTopic

Topic ID	Keyword
Topic 1	children, robot, social, robots, learning, child, autism, interaction, asd, study
Topic 2	emotion, facial, emotional, robot, emotions, expression, human, recognition, expressions, interaction
Topic 3	language, robot, human, dialogue, natural, interaction, speech, robots, based, model

〈표 6〉 Result of LDA

Topic ID	Keyword
Topic 1	robot, design, robots, children, interaction, social, human, robotic, research, paper
Topic 2	robot, human, model, task, interaction, based, learning, user, performance, control
Topic 3	robot, human, interaction, control, paper, results, based, using, robots, motion
Topic 4	robot, robots, human, social, interaction, humans, study, participants, people, research
Topic 5	human, robot, recognition, interaction, based, using, model, paper, data, method

4.2. 토픽모델링

〈표 7〉은 1992년~2022년 5월까지의 전체 연구 토픽이다. 전체적인 연구 주제를 살펴보았을 때 물리적 상호작용 기능으로는 눈맞춤(gaze), 제스처, 표정(facial expression), 촉감(tactile) 등이 도출되었다. 사회적 상호작용(social interaction)은 하나의 큰 주제로 선정되었다. 다음으로 서비스에 관련된 주제들이 선택되었다. 서비스 영역에서는 노인 간호, 자폐 치료, 교육, 창의력 개발 도구에 관심을 갖고 있었다. 이외에도 관절(joint), 학습(learning) 등의 주제가 선정되었다. 전반적인 연구 주제를 살펴보았을 때 아직은 비즈니스나 상업적 서비스에 대한 논의가 활발히 이루어지지 않고 있는 것으로 나타났다.

〈표 8〉의 1992년~2002년간 연구를 전반적으로 살펴보면, 인간-로봇 상호작용에 대한 개념과 기초적인 상호작용에 대한 연구가 논의되었다. 각 연구 토픽을 살펴보면 로봇의 종류(type of robot),

발화(speech), 제스처(gesture), 원격조종(remote), 인간-로봇 상호작용(human robot interaction)으로 나타났다. 첫 번째 토픽인 로봇의 종류를 살펴보면 seal, cat과 같은 동물 형태의 로봇이 연구되고 있는 것을 알 수 있다. 또한 동물 형태 로봇을 통한 정신적 안정성 개선에 대한 연구를 진행한 것으로 나타났다. 두 번째 토픽은 발화에 대한 연구이다. 세 번째 토픽은 제스처와 관련된 연구로서 face, hand, tracking, track, recognition 등의 단어로 미루어 볼 때 얼굴, 손짓 등을 인식하거나, 추적하는 연구가 대두되었다. 네 번째 토픽은 로봇을 원격제어할 수 있는 기능에 대한 연구이다. 원격제어에 대한 논의가 이루어진 이유는 원격 제어는 인간-로봇 상호작용 연구 실험에서 필수적인 부분이고, 또한 실험환경에서 로봇 이외의 실험자가 조작을 위해 관여할 경우 결과가 왜곡되는 현상이 있을 수 있기 때문이다. 다섯 번째 토픽은 인간-로봇 상호작용에 관한 토픽이다. 인간-로봇 상호작용에 관한 토픽이 등장한 이유는

인간-로봇 상호작용 연구가 초기 연구단계로써 개념을 정립하기 위한 논의가 이루어졌기 때문이다.

<표 9>는 2003년~2012년에 이루어진 연구주제를 나타낸 토픽이다. 2003년~2012년 연구들은 제스처, 발화와 같은 사회적 표현 이외에 눈맞춤,

표정 등이 추가로 연구되고 있었으며, 얼굴검출(face detection), 인식(recognition) 등의 판단과 관련된 연구들이 수행되었다. 또한 이외에 로봇을 이용한 서비스가 언급되기 시작하였다. 첫 번째 토픽의 주제는 팀워크이다. 인간과 로봇 간의 협업을 통해 작업을 수행하는 연구가 이루어졌다.

<표 7> 전체 연구 토픽

Topic ID	Topic name	Keyword
Topic 1	Elderly Care	robot, older, adults, robots, elderly, care, older adults, people, interaction, social
Topic 2	Facial Expression	emotional, emotion, facial, emotions, robot, expression, human, expressions, recognition, interaction
Topic 3	Gaze	gaze, eye, human, robot, attention, interaction, social, human robot, participants, based
Topic 4	Gesture	gesture, recognition, gestures, hand, gesture recognition, human, robot, interaction, hand gesture, based
Topic 5	Learning	learning, robot, human, task, user, interaction, demonstrations, reinforcement, demonstration, tasks
Topic 6	Social Interaction	trust, robot, human, human robot, participants, robots, study, interaction, social, results
Topic 7	Autism	children, autism, asd, robot, children autism, social, therapy, spectrum, autism spectrum, interaction
Topic 8	Education	learning, students, robot, children, robots, education, social, educational, tutor, robotics
Topic 9	Creativity Development Tool	children, robot, child, social, robots, interaction, child robot, study, creativity, social robots
Topic 10	Joint	stiffness, control, actuator, elastic, sea, torque, design, actuators, variable, variable stiffness
Topic 11	Skin	sensor, tactile, sensing, sensors, force, contact, skin, robot, human, tactile sensor

<표 8> 1992년~2002년 연구 토픽

Topic ID	Topic name	Keyword
Topic 1	Type of Robot	robot, seal, research, cat, commit, subjective, mental commit, mental, objective measures, measures
Topic 2	Speech	speech, attention, interaction, model, robot, human, speaker, motions, linta, robots
Topic 3	Gesture	person, gestures, gesture, robot, recognition, face, track, hand, tracking, based
Topic 4	Remote	control, robots, human, user, robot, operator, method, multiple, time, remote
Topic 5	Human-Robot Interaction	human, robot, interaction, human robot, robot interaction, paper, robots, human robot interaction, control, design

두 번째 토픽은 관절에 대한 연구이다. 관절에 대한 연구가 이루어진 것은 로봇의 자연스러운 움직임이 상호작용에 영향을 주기 때문이다. 세 번째 토픽은 제스처에 관한 연구이다. 제스처 토픽은 1992년~2003년 연구에서도 등장한 토픽이다. 1992년~2003년 제스처 연구와 2003년~2012년 제스처 연구의 차이를 살펴보면 2003년~2012년의 제스처 토픽에서는 hand gesture, interaction, gesture recognition 등의 키워드가 추가로 선정되었으며 tracking, track, face 등의 키워드가 사라졌다. 이러한 점으로 미루어 볼 때 제스처 인식에 관한 연구들이 이루어졌음을 알 수 있다. 네 번째 토픽의 주제는 로봇을 이용한 교육이다. 2003년 이후 로봇을 이용한 교육연구가 논의되고 있었으며 실제 인간의 교육행위를 모방하는 데 초점을 두었다. 다섯 번째로 소리인식에 대한 토픽이 등장하였다. 이 연구주제는 발화자의 소리를 인식하기 위한 연구이다. 1992년~2002년의 연구에서는 발화에 중점을 둔 연구가 진행되었다면 2003년~2012년 연구는 발화자의 소리를 경청하는 연구에 집중한 것으로 나타났다. 여섯 번째 토픽은 객체 탐지에 대한 것으로 카메라를 통해 인간의 몸을 추적하고 탐지하는 연구가 진행되었다. 일곱 번째 토픽은 로봇의 성격이나 인간의 성격에 대한 연구이다. 성격에 대한 연구로는 인간의 성격에 따라 로봇의 성격을 부여하여 효율적인 상호작용을 할 수 있도록 하는 연구가 진행되었다. 여덟 번째 토픽은 자폐 치료에 대한 연구이다. 로봇을 이용한 자폐아의 상태 개선이나 교육에 대한 연구가 이루어졌다. 아홉 번째 토픽은 얼굴인식에 대한 연구이다. 얼굴인식을 통해 사용자의 신분을 파악하여 적절한 의사소

픽이 등장하였다. 이 연구주제는 발화자의 소리를 인식하기 위한 연구이다. 1992년~2002년의 연구에서는 발화에 중점을 둔 연구가 진행되었다면 2003년~2012년 연구는 발화자의 소리를 경청하는 연구에 집중한 것으로 나타났다. 여섯 번째 토픽은 객체 탐지에 대한 것으로 카메라를 통해 인간의 몸을 추적하고 탐지하는 연구가 진행되었다. 일곱 번째 토픽은 로봇의 성격이나 인간의 성격에 대한 연구이다. 성격에 대한 연구로는 인간의 성격에 따라 로봇의 성격을 부여하여 효율적인 상호작용을 할 수 있도록 하는 연구가 진행되었다. 여덟 번째 토픽은 자폐 치료에 대한 연구이다. 로봇을 이용한 자폐아의 상태 개선이나 교육에 대한 연구가 이루어졌다. 아홉 번째 토픽은 얼굴인식에 대한 연구이다. 얼굴인식을 통해 사용자의 신분을 파악하여 적절한 의사소

〈표 9〉 2003년~2012년 연구 토픽

Topic ID	Topic name	Keyword
Topic 1	Teamwork	performance, operator, human, control, team, robot, robots, operators, task, teams
Topic 2	Joint	control, stiffness, robot, human, force, interaction, joint, actuator, impedance, design
Topic 3	Gesture	gesture, hand, gestures, recognition, gesture recognition, based, method, robot, human, using
Topic 4	Education	learning, robot, human, imitation, teacher, teaching, interaction, task, demonstration, new
Topic 5	Speech	sound, speech, source, robot, speaker, sound source, localization, noise, recognition, proposed
Topic 6	Object Detection	tracking, people, human, robot, person, body, approach, detection, based, camera
Topic 7	Personality	robot, participants, robots, social, personality, agent, human, study, results, interaction
Topic 8	Autism	children, robot, child, autism, asd, social, robots, children autism, play, interaction
Topic 9	Face Recognition	face, human, detection, robot, tracking, recognition, face recognition, face detection, human robot, interaction
Topic 10	Gaze	gaze, attention, eye, robot, human, visual, head, interaction, joint attention, visual attention
Topic 11	Facial Expression	facial, expressions, expression, facial expressions, facial expression, robot, face, emotional, recognition, emotions
Topic 12	Service	robot, service, architecture, robots, paper, based, human, software, interaction, knowledge

통을 할 수 있는 연구가 진행되었다. 이와 동시에 얼굴검출 연구가 진행되었다. 이 연구는 얼굴의 마주침이나 눈맞춤과 같이 상대방을 주목하는 행위와 연관이 되어 있다. 열 번째 토픽은 눈맞춤에 대한 연구이다. 눈맞춤은 1992~2002년 연구 토픽에도 등장한 바 있다. 1992년~2002년 토픽과 2003년~2012년 토픽의 차이점은 head, joint attention, visual attention 키워드가 등장하였으며 눈맞춤 행위를 관절의 움직임을 통해 개선하려는 연구가 진행되었다. 열한 번째 토픽은 표정에 대한 연구로 표정을 통한 감정표현이나 감정인식 등의 연구가 진행되었다. 열두 번째 토픽은 로봇서비스에 대한 논의이다. 로봇 서비스 구조, 로봇 서비스를 위한 소프트웨어 등에 대한 연구가 시작되었다.

<표 10>은 2013년~2022년 7월까지의 인간-로봇 상호작용 연구의 토픽 키워드를 나타낸 표이다. 2013년~2022년의 연구를 전반적으로 살펴보면 노인 간호, 교육, 자폐 치료와 같은 서비스를 제공하는 토픽들이 등장하기 시작하였으며, 기존의 눈 마주침, 제스처, 표정 등과 같은 사회적 표현들에 대한 연구들이 지속되었다. 또한 촉감에 대한 연구가 새롭게 등장하기 시작하였다. 다음으로 각 토픽들을 세부적으로 살펴보았다. 첫 번째 노인 간호에 대한 토픽이다. 이를 통해 노인 복지에 로봇을 이용하려는 움직임이 있음을 알 수 있다. 두 번째 토픽으로는 표정에 관한 연구 주제가 선정되었다. 표정에 대한 연구는 2003년~2012년까지의 연구에서도 나타난 토픽이다. 또한 키워드에 큰 변화는 없었다. 세 번째 토픽은 눈맞춤에 관한 연구이다. 눈맞춤은 2003년~2012년 연구에서도 등장하였다. 2013년~2022년 연구에서 달라진 점은 visual, head, joint attention, visual attention 키워드가 사라지고 participants, social,

human robot 등의 키워드가 등장하였다. 네 번째 토픽은 제스처에 관한 연구이다. 제스처 토픽 역시 2003년~2012년 연구에서 나타났던 토픽이다. 또한 제스처 토픽에서는 2013년~2022년의 제스처 토픽과 2003~2012년 제스처 토픽은 거의 차이가 없었다. 또한 제스처 토픽은 1992년부터 중요하게 다루고 있는 주제이며 가장 중요한 키워드는 gesture recognition이다. gesture recognition을 중요하게 다루고 있는 이유는 제스처는 가장 기본적인 사회적 행위이며 행동을 통해 인간의 감정상태나 의도를 파악하는데 중요한 단서이기 때문이다. 다섯 번째 토픽은 학습에 관한 연구이다. 여기서 학습은 어떠한 과업에 대해 로봇이 학습하고 수행하는 것을 의미한다. 특히 머신러닝 기법 중 하나인 강화학습(reinforcement learning) 기법을 사용하여 특정 과업을 학습하여 시연하는 연구가 이루어지고 있었다. 여섯 번째 토픽은 사회적 상호작용이다. 사회적 상호작용 토픽은 신뢰가 주된 연구 주제이다. 신뢰에 관한 연구는 주로 특정 동작이나 상황에서 신뢰를 얼마나 얻을 수 있는지에 대한 연구가 주를 이루었다. 일곱 번째 토픽은 자폐 치료에 대한 연구이다. 자폐는 사회성과 인간관계에 대한 이해, 감각지각, 감각통합능력 등에 장애가 있어 사회적 소통이 어려운 경우이다. 이에 따라 일반인과 소통이 어렵기 때문에 로봇을 통해 사회적 소통을 할 수 있도록 돕는 연구가 진행되었다. 여덟 번째 토픽은 교육에 관한 연구이다. 이 연구주제는 로봇을 통한 교육 또는 교육 도구로써 교육자를 돕는 역할이 가능한지를 확인하는 연구이다. 또한 교육 분야의 로봇은 사용자와의 신뢰, 비언어적 의사소통, 언어소통, 전문성 등 다양한 기술이 복합적으로 필요한 분야로 꼽힌다. 아홉 번째 토픽은 창의력 개발 도구이다. child, children, child robot

등이 등장한 것으로 보아 어린이를 대상으로 한 실험이나 어린이 로봇을 이용한 실험이 진행된 것으로 판단된다. 따라서 로봇은 아이들의 상상력을 자극시키는 주제가 될 뿐만 아니라 창의력 교육도구로써 유용한 기능을 할 수 있음을 알 수 있다. 열 번째 토픽은 관절에 대한 논의이다. 관절에 대한 토픽은 2003년~2012년 연구에서도 등장하였다. 2013년~2022년의 연구에서 달라진 점은 robot, human, force, impedance가 사라지고, elastic, sea, torque, variable, variable stiffness가 등장하였다. 이러한 변화가 생긴 것은 토크 센서를 통해서 조금 더 유연하고 자연스러운 동작을 구사할 수 있는 액츄에이터를 만들기 위한 것으로 판단된다. 열한 번째 토픽은 촉감과 관련된 주제이다. 2012년까지의 연구에서는 발화, 눈맞춤, 제스처와 같은 비접촉 상호작용에 집중하고 있었

다. 하지만 2012년 이후 연구에서는 물리적인 접촉과 관련된 연구가 주를 이루었다. 이러한 연구가 이루어진 이유는 표면이 부드러운 소프트 로봇이 감정조작에 유리하고 친밀감을 형성할 수 있기 때문이다(Arnold and Scheutz, 2017).

5. 결론

5.1. 요약

본 연구는 LDA와 BERTopic의 성능 비교 및 인간-로봇 상호작용 연구의 동향을 살펴보았다. 먼저 LDA와 BERTopic의 성능 비교 결과에서는 BERTopic이 인간-로봇 상호작용 연구 동향을 살펴보는 데 더 적합한 것으로 나타났다. 본 연구는

〈표 10〉 2013년~2022년 연구 토픽

Topic ID	Topic name	Keyword
Topic 1	Elderly Care	robot, older, adults, robots, elderly, care, older adults, people, interaction, social
Topic 2	Facial Expression	emotional, emotion, facial, emotions, robot, expression, human, expressions, recognition, interaction
Topic 3	Gaze	gaze, eye, human, robot, attention, interaction, social, human robot, participants, based
Topic 4	Gesture	gesture, recognition, gestures, hand, gesture recognition, human, robot, interaction, hand gesture, based
Topic 5	Learning	learning, robot, human, task, user, interaction, demonstrations, reinforcement, demonstration, tasks
Topic 6	Social Interaction	trust, robot, human, human robot, participants, robots, study, interaction, social, results
Topic 7	Autism	children, autism, asd, robot, children autism, social, therapy, spectrum, autism spectrum, interaction
Topic 8	Education	learning, students, robot, children, robots, education, social, educational, tutor, robotics
Topic 9	Creativity Development Tool	children, robot, child, social, robots, interaction, child robot, study, creativity, social robots
Topic 10	Joint	stiffness, control, actuator, elastic, sea, torque, design, actuators, variable, variable stiffness
Topic 11	Tactile	sensor, tactile, sensing, sensors, force, contact, skin, robot, human, tactile sensor

성능 비교를 위하여 일관성 점수, 토픽 간의 코사인 거리 평균, 단어의 겹침, 단어의 희소성 등을 사용하였다. BERTopic과 LDA의 일관성 점수 비교 결과 BERTopic은 토픽이 3개일 때 -0.01로 서가장 높은 점수를 나타냈으며 LDA는 토픽이 5개일 때 -1.29로서 가장 점수가 높았다. 또한 토픽 간의 평균 코사인 거리가 LDA방식에 비해 BERTopic 거리가 먼 것으로 나타났다. 토픽 간의 겹치는 단어들은 토픽의 개수가 14개 전까지 LDA 방식이 더 많았다. 희소 단어의 개수를 살펴보면 토픽의 개수 3개에서 20개까지 BERTopic이 더 많은 것으로 나타났다. 이를 종합하여 보면 해석의 용이성을 정량적으로 평가할 때 BERTopic이 좀 더 유리한 것으로 나타났다.

다음으로 인간-로봇 상호작용 연구의 동향을 살펴보았다. 먼저 전체적으로 연구 토픽을 살펴보았을 때 눈맞춤, 제스처, 표정, 촉감 등이 도출되었다. 전반적인 연구 주제를 살펴보았을 때 아직은 비즈니스나 상업적 서비스에 대한 논의가 활발히 이루어지지 않고 있는 것으로 나타났다. 1992년~2002년간 연구를 전반적으로 살펴보면, 인간-로봇 상호작용에 대한 개념과 기초적인 상호작용에 대한 연구가 논의되었다. 2003년~2012년 연구들은 제스처, 발화와 같은 사회적 표현 이외에 눈맞춤, 표정 등이 추가로 연구되고 있었으며, 얼굴검출, 인식 등의 판단과 관련된 연구들이 수행되었다. 특히 2003년~2012년 연구에서 추출된 토픽 중 제스처 토픽의 경우 1992년~2002년 연구와 동일한 토픽이 추출되었다. 하지만 2003년~2012년의 제스처 토픽에서는 *hand gesture*, *interaction*, *gesture recognition* 등의 키워드가 추가로 선정되었으며 *tracking*, *track*, *face* 등의 키워드가 사라지고 제스처 인식에 관한 연구들이 이루어졌음을 알 수 있다. 또한 로봇 서비스 구조, 로봇 서

비스를 위한 소프트웨어 등에 대한 연구가 시작되었다. 2013년~2022년의 연구를 전반적으로 살펴보면 노인 간호, 교육, 자폐 치료와 같은 서비스를 제공하는 토픽들이 등장하기 시작하였으며, 기존의 눈 마주침, 제스처, 표정 등과 같은 사회적 표현들에 대한 연구들이 지속되었다.

5.2. 시사점

본 연구는 4차 산업혁명 기술의 핵심 연구분야인 인간-로봇 상호작용 연구의 연구 동향을 살펴보았다. 그 결과 다음과 같은 학술적 시사점과 실무적 시사점을 얻었다. 먼저 학술적 시사점을 살펴보면 다음과 같다. 첫째, 이전의 토픽 모델링 연구는 적절한 수의 토픽 수를 정하기 위하여 일관성 정도나 혼잡도를 사용하였다. 하지만 본 연구에서는 일관성정도 뿐만 아니라 코사인 거리, 단어의 겹침, 단어의 희소성 등을 이용하여 적절한 토픽의 수를 정할 수 있는 새로운 방법을 제시하였다. 이러한 방법은 직관적이고 계산하기 쉽다는 장점이 있다. 또한, 단어의 겹침과 단어의 희소성은 토픽의 내부뿐만 아니라 토픽 간의 독립성을 고려한다는 장점이 있다. Churchill and Singh (2022)의 연구에 따르면 토픽 모델의 결과는 일관성 있고 직관적으로 해석 가능하며 겹치는 단어 수가 적은 토픽이 좋은 결과이다. 따라서 정량적으로 토픽의 개수를 정할 때는 외부적으로는 토픽 간의 평균 코사인 거리가 먼 결과를 선택하고 동시에 토픽 내부적으로는 일관성이 우수하며 단어의 겹침이 거의 없는 토픽을 선택하는 것이 좋다. 하지만 토픽 모델은 비지도 학습의 성격을 띄고 있어 정량적 지표를 통해 적절한 결과를 선택하였더라도 연구자가 원하는 결과와 상이할 수 있다.

둘째, 본 연구는 전통적으로 동향연구에 많이 사용되었던 LDA 대신에 최근 주목을 받고 있는 BERTopic을 이용하여 동향연구를 수행하였다. 토픽모델링은 일반적으로 클러스터링을 바탕으로 클러스터의 중심에 가까운 단어를 찾는 방식을 사용한다. 따라서 기존의 토픽모델링은 단어의 문맥을 고려하지 못한다는 단점이 존재한다. 반면 BERTopic은 기존의 토픽모델링과 다르게 문장의 문맥을 고려하여 정확한 토픽을 찾을 수 있다는 장점을 갖고 있다. 또한 LDA와 BERTopic의 성능비교 실험에서 BERTopic이 주제 일관성 점수에서 LDA보다 안정적인 것으로 나타났다. 토픽 간의 코사인 거리 평균 비교에서도 BERTopic이 토픽 간의 유사성이 낮았다. 토픽 간의 유사성은 토픽 간의 중복 단어가 거의 없고 다양한 키워드가 고려되었음을 의미한다. 이러한 점을 종합하여 볼 때 BERTopic이 LDA보다 HRI 동향 연구에 더 적합함을 알 수 있었다. 또한 본 연구는 임베딩 방식인 BERTopic과 단어주머니 방식을 사용하는 LDA의 우수성을 비교하는 방법을 제안하였다는 점에서 의의가 있다. 타분야의 동향연구를 진행할 때 적합한 방법을 선정할 수 있는 근거를 제시하였다. 그럼에도 불구하고 결과를 질적 측면에서 판단할 수 있는 방법이 존재하지 않아 이에 대한 추가 연구가 필요하다.

셋째, 본 연구에서는 인간-로봇 상호작용 연구의 동향을 살펴보았다. 전체적인 연구 주제를 살펴보면 제스처, 눈 마주침 등의 비언어적 행동에 관한 연구들이 주를 이루고 있으며 이외에 자폐 치료, 노인 간호, 교육 등에 관심을 나타냈다. 다음으로 연도별로 살펴보았을 때 1992년~2002년에는 로봇의 형태, 발화 및 제스처, 로봇의 원격 조종 등에 대해서 연구되고 있었다. 이시기에는 초기 연구로 인간-로봇 상호작용의 개념과 기초적인

상호작용에 대한 연구가 이루어졌다. 2003년~2012년 연구들은 제스처, 발화, 눈맞춤, 표정 등의 사회적 표현이 연구되고 있었으며 이외에 얼굴검출 및 인식과 같이 객체를 판단하는 연구들이 이루어졌다. 2013년~2022년에는 노인 간호, 교육, 자폐 치료와 같이 서비스와 관련된 연구들이 진행되었으며, 동시에 비언어적 표현에 대한 연구가 진행되고 있었다. 전반적인 연구 흐름을 살펴보았을 때 눈맞춤, 제스처, 표정, 촉감 등의 사회적 상호작용 행위에 관한 연구와 사회적 상호작용 행위를 자연스럽게 하기위한 관점 연구가 연구되고 있었다. 이외에도 신뢰성과 같은 내적 상호작용 행위들도 연구되고 있었다. 한편 서비스 측면에서는 자폐 치료, 노인 간호, 교육 등에 대해 관심이 두드러졌다. 하지만 현재까지의 연구에서는 비즈니스와 연결된 키워드는 찾을 수 없었다. 따라서 현재까지의 연구는 비즈니스 측면에서의 연구는 이루어지지 않고 있으며, 이러한 점으로 미루어 볼 때 상업적 서비스에 관한 연구가 아직은 미성숙 단계임을 알 수 있었다. 향후 비즈니스 관점에서의 연구와 다양한 서비스 개발이 진행되어야 할 것으로 보인다. 향후 비즈니스 관점에서의 연구가 이루어지려면 인문 사회학적 관점에서의 인간-로봇 상호작용 연구가 필요하며, 기술적 측면에서도 인간 친화적인 연구들이 이루어져야 한다.

본 연구는 다음과 같은 실무적 시사점이 존재한다. 첫째, 본 연구는 BERTopic과 LDA의 성능비교를 통해 HRI 분야에서 적합한 알고리즘을 선택할 수 있는 근거를 제시하였다. 또한 본 연구의 결과는 추후 유사한 연구에서 다른 분야의 동향 연구를 수행할 때 적합한 알고리즘의 선택에 도움을 줄 수 있을 것이다. 따라서 본 연구의 결과는 토픽 모델 연구에서 알고리즘을 선정할 때 우선적으로 BERTopic을 선정할 수 있는 가이

드라인을 제시하고 있다는 점에서 의의가 있다.

둘째, 본 연구는 HRI 분야를 전반적으로 조망하는 연구를 진행하였다. 많은 기업 및 기관에서 로봇을 활용한 서비스를 준비하고 있다. 본 연구 결과 서비스나 비즈니스에 관련된 내용들은 거의 언급되지 않고 있는 것으로 보아 현재까지의 HRI 연구는 실제 서비스에 활용하기엔 아직 무리가 있는 것으로 판단된다. 하지만 본 연구를 통해 HRI의 기술수준을 파악할 수 있는 계기가 되었을 뿐만 아니라 어떠한 분야가 부족한지 알 수 있는 기회가 되었다. 본 연구 결과 초기에는 로봇의 표현 방법에 대한 연구가 이루어졌으며, 중반에는 사용자의 의도를 파악하는데 중점을 두고 있다. 최근에는 표현 방법을 더 자연스럽게 연구하는 방향으로 이루어지고 있었다. 한가지 주목할만한 점은 로봇의 의사 표현을 자연스럽게 연구를 하기 위해 로봇의 기술적인 측면이 동시에 이루어지고 있다는 점이다. 디지털 시대의 도래와 함께 서비스 로봇, 화물 로봇, 산업용 로봇 등 인공지능의 대중화는 새로운 미래를 제시하고 있다(Cameron, 2019; Hentout et al., 2019). 이에 따라 HRI는 인문 사회학, 심리학적 측면을 고려할 수 있는 연구가 추가적으로 이루어져야 함을 알 수 있었다. 로봇이 인간과 원활한 소통을 하기 위해서는 기술적 접근도 중요하겠지만 인문 사회학적 접근을 통해 문제를 해결하는 능력이 필요하다.

5.3. 한계점

본 연구는 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째, 초록 텍스트만을 사용하여 연구 전체의 관점에서 접근하였기 때문에 세부적인 연구 내용을 살펴볼 수 없었다. 인간-로봇 상호작용 연구는 심리학, 사회학, 컴퓨터 공학 등의 융합 학문으로써 연구

분야가 다양하다. 예를 들어 비언어적 표현에 대한 연구는 심리학적 요소들을 고려해야 할 뿐만 아니라 자연스러운 표현을 위해 기계공학적 지식도 필요하다. 따라서 다각적인 시각에서 살펴볼 필요성이 있다. 둘째, 본 연구에서는 LDA와 BERTopic의 성능을 비교하고 BERTopic의 우수성을 확인하였다. 하지만 본 연구에서는 LDA 이외의 다양한 토픽모델을 고려하여 비교하지 못하였다. 또한 데이터셋의 규모나 특성에 따라서 비교하지 못하였다는 한계가 있다. 추후 연구에서는 LDA뿐만 아니라 LSA, PLSA, Word2Vec 등 다른 경쟁 모델을 비교해야 할 것이다. 또한 데이터셋의 규모에 따라 성능이 달라지는지를 확인해야 할 것이다. 셋째, 본 연구에서는 Web of Science에서 “Human Robot Interaction”으로 검색된 논문만을 사용하였으며, “Robot Human Interaction”으로 검색된 논문을 반영하지 못하였다. 일반적으로 “Human Robot Interaction”이 사용되고 있으나, 일부 연구에서는 “Robot Human Interaction”으로 혼용되는 경우가 있다. Web of Science에서 “Robot Human Interaction”으로 검색된 논문의 개수는 127건 정도이며, “Human Robot Interaction”으로 검색된 논문에 비해 매우 소수였다. 하지만 모든 연구들을 포함하여 연구하지 못하였다는 한계점이 존재한다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 강은경, 정연식, 양선욱, 권지윤, & 양성병. (2022). MIS Quarterly 연구동향 탐색: 토픽모델링 및 키워드 네트워크 분석 활용. *지능정보연구*, 28(2), 207-235.

- 김민구, 김용우, 정태현, & 김영민. (2022). Organic Light-Emitting Diodes 디스플레이 기술의 특허 동향과 기술적 가치에 관한 탐색적 연구. *지능정보연구*, 28(4), 135-155.
- 문길성. (2021). 단문의 주제 분석을 위한 LDA 와 BTM 토픽모형 평가. *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 23(3), 1313-1326.

[국외 문헌]

- Alnusyan, R., Almotairi, R., Almufadhi, S., Shargabi, A. A., & Alshobaili, J. (2020, September). A semi-supervised approach for user reviews topic modeling and classification. In *2020 International Conference on Computing and Information Technology (ICCIIT-1441)* (pp. 1-5). IEEE.
- Angelov, D. (2020). Top2vec: Distributed representations of topics. *arXiv preprint arXiv:2008.09470*.
- Ao, Z., Horváth, G., Sheng, C., Song, Y., & Sun, Y. (2023). Skill requirements in job advertisements: A comparison of skill-categorization methods based on wage regressions. *Information Processing & Management*, 60(2), 103185.
- Arnold, T., & Scheutz, M. (2017). The tactile ethics of soft robotics: Designing wisely for human-robot interaction. *Soft robotics*, 4(2), 81-87.
- Bergamaschi, S., Po, L., & Sorrentino, S. (2014, April). Comparing topic models for a movie recommendation system. In *International Conference on Web Information Systems and Technologies* (Vol. 2, pp. 172-183). SciTePress.
- Bethel, C. L., & Murphy, R. R. (2007). Survey of non-facial/non-verbal affective expressions for appearance-constrained robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 38(1), 83-92.
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4), 77-84.
- Broadbent, E. (2017). Interactions with robots: The truths we reveal about ourselves. *Annual review of psychology*, 68, 627-652.
- Burke, J. L., Murphy, R. R., Rogers, E., Lumelsky, V. J., & Scholtz, J. (2004). Final report for the DARPA/NSF interdisciplinary study on human-robot interaction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 34(2), 103-112.
- Carros, F., Meurer, J., Löffler, D., Unbehaun, D., Matthies, S., Koch, I., ... & Wulf, V. (2020, April). Exploring human-robot interaction with the elderly: results from a ten-week case study in a care home. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-12).
- Celuch, K. (2020). Customers' experience of purchasing event tickets: mining online reviews based on topic modeling and sentiment analysis. *International Journal of Event and Festival Management*, 12(1), 36-50.
- Chan, J., & Nejat, G. (2012). Social intelligence for a robot engaging people in cognitive training activities. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 9(4), 113.
- Chandrasekaran, B., & Conrad, J. M. (2015, April). Human-robot collaboration: A survey. In *SoutheastCon 2015* (pp. 1-8). IEEE.
- Chuah, S. H. W., & Yu, J. (2021). The future of service: The power of emotion in human-robot interaction. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61, 102551.
- Chuah, S. H. W., & Yu, J. (2021). The future of

- service: The power of emotion in human-robot interaction. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61, 102551.
- Churchill, R., & Singh, L. (2022). The evolution of topic modeling. *ACM Computing Surveys*, 54(10s), 1-35.
- de Visser, E., & Parasuraman, R. (2011). Adaptive aiding of human-robot teaming: Effects of imperfect automation on performance, trust, and workload. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 5(2), 209-231.
- Egger, R., & Yu, J. (2022). A topic modeling comparison between lda, nmf, top2vec, and bertopic to demystify twitter posts. *Frontiers in sociology*, 7, 886498.
- Fang, H. C., Ong, S. K., & Nee, A. Y. C. (2014). A novel augmented reality-based interface for robot path planning. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 8, 33-42.
- Feldman, R., & Dagan, I. (1995, August). Knowledge Discovery in Textual Databases (KDT). In *KDD* (Vol. 95, pp. 112-117).
- Gallagher, R. J., Reing, K., Kale, D., & Ver Steeg, G. (2017). Anchored correlation explanation: Topic modeling with minimal domain knowledge. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5, 529-542.
- Goldin-Meadow, S. (1999). The role of gesture in communication and thinking. *Trends in cognitive sciences*, 3(11), 419-429.
- Goodrich, M. A., & Schultz, A. C. (2008). Human-robot interaction: a survey. *Foundations and Trends® in Human-Computer Interaction*, 1(3), 203-275.
- Griffiths, T. L., Steyvers, M., & Tenenbaum, J. B. (2007). Topics in semantic representation. *Psychological review*, 114(2), 211.
- Grootendorst, M. (2022). BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794*.
- Hall, E. T. (1966). *The hidden dimension* (Vol. 609). Anchor.
- Hancock, P. A., Billings, D. R., Schaefer, K. E., Chen, J. Y., De Visser, E. J., & Parasuraman, R. (2011). A meta-analysis of factors affecting trust in human-robot interaction. *Human factors*, 53(5), 517-527.
- Henschel, A., Hortensius, R., & Cross, E. S. (2020). Social cognition in the age of human-robot interaction. *Trends in Neurosciences*, 43(6), 373-384.
- Hentout, A., Aouache, M., Maoudj, A., & Akli, I. (2019). Human-robot interaction in industrial collaborative robotics: a literature review of the decade 2008-2017. *Advanced Robotics*, 33(15-16), 764-799.
- Hofmann, T. (1999, August). Probabilistic latent semantic indexing. In *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 50-57).
- Hofmann, T. (1999, August). Probabilistic latent semantic indexing. In *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 50-57).
- Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Feng, X., Jiang, X., Li, Y., & Zhao, L. (2019). Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey. *Multimedia Tools and Applications*, 78, 15169-15211.

- Joe, W. Y., & Song, S. Y. (2019). Applying human-robot interaction technology in retail industries. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 8(6), 839-844.
- Kim, Y., & Mutlu, B. (2014). How social distance shapes human-robot interaction. *International Journal of Human-Computer Studies*, 72(12), 783-795.
- Kukushkin, K., Ryabov, Y., & Borovkov, A. (2022). Digital twins: A systematic literature review based on data analysis and topic modeling. *Data*, 7(12), 173.
- Lee, J., Park, H. A., Park, S. K., & Song, T. M. (2020). Using social media data to understand consumers' information needs and emotions regarding cancer: ontology-based data analysis study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(12), e18767.
- Li, J., Louie, W. Y. G., Mohamed, S., Despond, F., & Nejat, G. (2016, December). A user-study with tangy the bingo facilitating robot and long-term care residents. In *2016 IEEE international symposium on robotics and intelligent sensors (IRIS)* (pp. 109-115). IEEE.
- Lu, L., Cai, R., & Gursoy, D. (2019). Developing and validating a service robot integration willingness scale. *International Journal of Hospitality Management*, 80, 36-51.
- Malik, A. A., & Brem, A. (2021). Digital twins for collaborative robots: A case study in human-robot interaction. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 68, 102092.
- Nass, C., & Moon, Y. (2000). Machines and mindlessness: Social responses to computers. *Journal of social issues*, 56(1), 81-103.
- Nehaniv, C. L., Dautenhahn, K., Kubacki, J., Haegele, M., Parlitz, C., & Alami, R. (2005, August). A methodological approach relating the classification of gesture to identification of human intent in the context of human-robot interaction. In *ROMAN 2005. IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 2005.* (pp. 371-377). IEEE.
- Neto, P., Simão, M., Mendes, N., & Safeea, M. (2019). Gesture-based human-robot interaction for human assistance in manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 101, 119-135.
- Newman, D., Lau, J. H., Grieser, K., & 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* (pp. 100-108).
- Onnasch, L., & Roesler, E. (2021). A taxonomy to structure and analyze human-robot interaction. *International Journal of Social Robotics*, 13(4), 833-849.
- Parasuraman, S., & Alutto, J. A. (1984). Sources and outcomes of stress in organizational settings: Toward the development of a structural model. *Academy of Management Journal*, 27(2), 330-350.
- Prentice, C., & Nguyen, M. (2020). Engaging and retaining customers with AI and employee service. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 56, 102186.
- Qureshi, S. R., & Gupta, A. (2014, March). Towards efficient big data and data analytics: a review. In *2014 conference on IT in business, industry and government (CSIBIG)* (pp. 1-6). IEEE.
- Roberts, R. D., Zeidner, M., & Matthews, G. (2007). Emotional intelligence: Knowns and unknowns. *The science of emotional intelligence: Knowns*

- and unknowns, 419-474.
- Likhitha, S., Harish, B. S., & Kumar, H. K. (2019). A detailed survey on topic modeling for document and short text data. *International Journal of Computer Applications*, 178(39), 1-9.
- Salem, M., Rohlfing, K., Kopp, S., & Joublin, F. (2011, July). A friendly gesture: Investigating the effect of multimodal robot behavior in human-robot interaction. In *2011 ro-man* (pp. 247-252). IEEE.
- Sánchez-Franco, M. J., & Rey-Moreno, M. (2022). Do travelers' reviews depend on the destination? An analysis in coastal and urban peer-to-peer lodgings. *Psychology & marketing*, 39(2), 441-459.
- Saunderson, S., & Nejat, G. (2019). How robots influence humans: A survey of nonverbal communication in social human-robot interaction. *International Journal of Social Robotics*, 11, 575-608.
- Sen, W., Hong, Z., & Xiaomei, Z. (2022). Effects of human-machine interaction on employee's learning: A contingent perspective. *Frontiers in Psychology*, 13, 876933.
- Shao, M., Snyder, M., Nejat, G., & Benhabib, B. (2020). User affect elicitation with a socially emotional robot. *Robotics*, 9(2), 44.
- Smith, C. (2019). An employee's best friend? How AI can boost employee engagement and performance. *Strategic HR Review*, 18(1), 17-20.
- Stede, M., & Patz, R. (2021, August). The climate change debate and natural language processing. In *Proceedings of the 1st Workshop on NLP for Positive Impact* (pp. 8-18).
- Tao, J., & Tan, T. (2005, October). Affective computing: A review. In *International Conference on Affective computing and intelligent interaction* (pp. 981-995). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Trevelyan, J. (1999). Redefining robotics for the new millennium. *The International Journal of Robotics Research*, 18(12), 1211-1223.
- Umamaheswaran, S., Dar, V., Sharma, E., & Kurian, J. S. (2023). Mapping Climate Themes From 2008-2021—An Analysis of Business News Using Topic Models. *IEEE Access*, 11, 26554-26565.
- Vichitkraivin, P., & Naenna, T. (2021). Factors of healthcare robot adoption by medical staff in Thai government hospitals. *Health and Technology*, 11, 139-151.
- Walters, M. L., Dautenhahn, K., Te Boekhorst, R., Koay, K. L., Kaouri, C., Woods, S., ... & Werry, I. (2005, August). The influence of subjects' personality traits on personal spatial zones in a human-robot interaction experiment. In *ROMAN 2005. IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 2005*. (pp. 347-352). IEEE.
- Zeng, Z., Chen, P. J., & Lew, A. A. (2020). From high-touch to high-tech: COVID-19 drives robotics adoption. *Tourism geographies*, 22(3), 724-734.
- Zhang, T., Su, G., Qing, C., Xu, X., Cai, B., & Xing, X. (2019). Hierarchical lifelong learning by sharing representations and integrating hypothesis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 51(2), 1004-1014.

Abstract

A Study on Human-Robot Interaction Trends Using BERTopic

Jeonghun Kim* · Kee-Young Kwahk**

With the advent of the 4th industrial revolution, various technologies have received much attention. Technologies related to the 4th industry include the Internet of Things (IoT), big data, artificial intelligence, virtual reality (VR), 3D printers, and robotics, and these technologies are often converged. In particular, the robotics field is combined with technologies such as big data, artificial intelligence, VR, and digital twins. Accordingly, much research using robotics is being conducted, which is applied to distribution, airports, hotels, restaurants, and transportation fields. In the given situation, research on human-robot interaction is attracting attention, but it has not yet reached the level of user satisfaction. However, research on robots capable of perfect communication is steadily being conducted, and it is expected that it will be able to replace human emotional labor. Therefore, it is necessary to discuss whether the current human-robot interaction technology can be applied to business. To this end, this study first examines the trend of human-robot interaction technology. Second, we compare LDA (Latent Dirichlet Allocation) topic modeling and BERTopic topic modeling methods. As a result, we found that the concept of human-robot interaction and basic interaction was discussed in the studies from 1992 to 2002. From 2003 to 2012, many studies on social expression were conducted, and studies related to judgment such as face detection and recognition were conducted. In the studies from 2013 to 2022, service topics such as elderly nursing, education, and autism treatment appeared, and research on social expression continued. However, it seems that it has not yet reached the level that can be applied to business. As a result of comparing LDA (Latent Dirichlet Allocation) topic modeling and the BERTopic topic modeling method, it was confirmed that BERTopic is a superior method to LDA.

Key Words : Topic Modeling, Trend Research, BERTopic, Human-Robot Interaction, 4th Industrial Revolution

Received : February 10, 2023 Revised : August 9, 2023 Accepted : August 31, 2023

Corresponding Author : Kee-Young Kwahk

* Graduate School of Business IT, Kookmin University

** Corresponding author: Kee-Young Kwahk

College of Business Administration / Graduate School of Business IT, Kookmin University

77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul 136-702, Korea

Tel: +82-2-910-4738, Fax: +82-2-910-4017, E-mail: kykwahk@kookmin.ac.kr

저 자 소개



김정훈

현재 국민대학교 비즈니스IT대학원에서 연구원으로 재직 중이다. 목원대학교에서 경제학사, 경희대학교에서 경영학 석사 및 박사를 취득하였다. 주요 연구 분야는 텍스트 마이닝, 머신러닝, 빅데이터 분석, HRI(Human Robot Interaction)등이다.



곽기영

현재 국민대학교 경영대학과 비즈니스IT전문대학원 교수로 재직 중이다. 서울대학교 경영 대학을 졸업하고 KAIST 경영과학과와 테크노경영대학원에서 석사 및 박사학위를 취득하였다. 주요 연구관심분야는 Social network analysis and its application, Data analytics, Users' behavior in social media, Social communication ecology, Knowledge management 등이다.