



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

기술경영학 석사 학위논문

기술융합기회 예측모델을 활용한 MR
Device 산업 전망 예측 연구



2024년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

기 술 경 영 학 과

이 창 용

기술경영학 석사 학위논문

기술융합기회 예측모델을 활용한 MR Device 산업 전망 예측 연구

지도교수 서원철

이 논문을 기술경영학 석사 학위논문으로 제출함.



2024년 2월

부경대학교 대학원

기술경영학과

이창용

이창용의 기술경영학석사
학위논문을 인준함.

2024년 2월 16일



위 원 장 공학박사 최 성 철 (인)

위 원 공학박사 이 지 환 (인)

위 원 공학박사 서 원 철 (인)

목 차

표목차	iii
그림목차	iii
논문요약	iv
영문초록	v
I. 서 론	1
II. 이론적 배경	4
1. 특허데이터 기반 기술융합기회 발굴 연구	4
2. 토픽모델링	5
3. 링크 예측	6
III. 연구 방법	8
1. LDA 토픽모델링	8
2. 링크 예측	10
3. 지도학습 모델	12
IV. 연구 결과	14
1. 기술 토픽 생성	14
2. 기술 토픽 네트워크 구축 및 링크 예측	15
3. 학습모델 학습 및 기술융합기회 발굴 예측	17

V. 논의사항	19
VI. 결론	23
참고문헌	25
1. 국내 문헌	25
2. 해외 문헌	26
감사의 글	29



표 목차

<표 1> VR, AR, MR 시장 규모 및 매출 전망 비교	1
<표 2> 연도구간 별 특허 문서 수	8
<표 3> 링크 예측 알고리즘	9
<표 4> 연도 구간 1 내 미연결 기술 토픽 쌍에 대한 링크 예측 수행 결과 기술통계량	15
<표 5> 연도 구간 2 내 미연결 기술 토픽 쌍에 대한 링크 예측 수행 결과 기술통계량	15
<표 6> 개별 모델의 성능 지표	17
<표 7> 토픽 레이블링	18
<표 8> 본 연구의 모델을 통해 도출된 기술융합기회 도출 사례	19

그림 목차

[그림 1] LDA 알고리즘 그래프 모델	5
[그림 2] 기술토픽 분석을 통한 기술융합기회 발굴 연구 프레임워크	7
[그림 3] Perplexity 그래프	13
[그림 4] 연도 구간별 네트워크 그래프	14

이 창 용

부 경 대 학 교 대 학 원 기 술 경 영 학 과

요 약

XR 산업은 그 규모가 상당히 커질 것으로 예측되는 전도유망한 산업 분야다. 하지만 그 안에서 MR 산업이 차지하는 비중이 AR/VR에 비해 매우 작다. MR 디바이스의 가격이 AR/VR 기기와 비교하면 월등히 비싼 것이 그 이유 중 하나다. 이런 관점에서 MR 산업이 더욱 커지기 위해서는 MR 디바이스의 발전이 선행되어야 한다고 판단했다. 따라서 본 연구에서는 MR 디바이스 산업이 발전하기 위한 방향성을 MR 디바이스와 관련된 기술 분야에서의 기술융합기회 발굴을 통해 찾는다. 특허데이터를 활용하여 기술토픽을 생성하고 토픽과 문서의 관계를 이용하여 융합 네트워크를 구축한다. 구축한 네트워크에 다양한 링크예측 알고리즘들을 적용하여 기술융합 가능성을 예측하는 학습모델을 만들고 미래 기술융합 기회를 예측한다. 그 결과 햅틱 컨트롤러와 생체신호를 측정하는 웨어러블 기기, 메타버스와 전자기기의 발열에 관한 토픽 간 기술융합이 이루어질 것으로 예측되었다. 이는 몰입형 기술의 특성상 사용자에게 현실감 있는 경험을 제공하는 것이 중요하기 때문에 편리하면서도 다양한 감각을 느낄 수 있는 컨트롤러의 개발과 장시간 사용할 수 있는 HMD의 개발이 필요하기 때문으로 보인다. 본 연구는 기존의 포괄적인 산업 전망/규모 예측 보고서나 MR 기술의 산업 적용 방안 등에 맞춰진 선행연구들과 달리 MR 디바이스분야로 범위를 구체화하여 기술 융합 기회를 발굴함으로써 MR 디바이스 산업의 동향을 예측하는 시도를 한다는 측면에 기여점이 있지만, 특허데이터에 의존한다는 점과 링크예측 결과만을 인풋 피쳐로 모델을 학습시켜 학습데이터가 편협하다는 것, 학습모델의 성능 지표가 다소 낮게 측정되었다는 한계점이 있다.

Research on forecasting the MR device industry using a
technology convergence opportunity prediction model

Chang Yong Lee

Department of Technology Management, Graduate School of Management of
Technology,
Pukyong National University

Abstract

The XR industry is a promising industry sector that is expected to grow considerably. However, the proportion of the MR industry is very small compared to AR/VR. One of the reasons is that MR devices are much more expensive than AR/VR devices. From this point of view, it was determined that in order for MR devices to grow further, the development of MR devices must precede. Therefore, this study seeks to find the direction of the development of the MR device industry by discovering technology convergence opportunities in the technology field related to MR devices. It utilizes patent data to create technology topics and utilizes the relationship between topics and documents to create learning models that predict technology convergence potential by applying various link prediction algorithms to the built network. As a result, it was predicted that technology convergence would occur in haptic controllers that measure bio-signals and topics related to heat generation of wearable devices, metaverse, and electronic devices. This seems to be because it is important to provide realistic experiences to users due to the nature of immersive technology, so it is necessary to develop a controller that can feel convenient and diverse senses and a HMD that can be used for a long time. Unlike previous studies that have focused on comprehensive industry outlook/scale prediction reports or how MR technology is applied to the industry, this study is meaningful in predicting trends in the MR device industry by specifying its scope in the MR device field and discovering technology convergence opportunities. However, by relying on patent data and learning a model that only features link prediction results, the training data is narrow, and the performance indicators of the training model are somewhat low.

I. 서 론

기술융합은 서로 단절된 기술 간 연계를 통해 새로운 기술지식을 생성해냄으로써 새로운 가치를 창출해 기술적 진보를 이끌어 낸다(서원철, 2022). 특허데이터를 기반으로 한 기술융합기회 발굴 연구는 매우 활발히 진행되어 왔다. 일반적으로 이러한 연구들은 정형화된 기술클래스 데이터를 활용하여 기술클래스 간 네트워크상 존재하는 노드 간 링크 정보를 기반으로 새로운 링크의 발현 가능성을 예측함으로써 기술융합기회를 탐색한다. 하지만 기존 연구들은 특허 분류 코드를 기반으로 융합기회를 탐색하여 상당히 넓은 범위의 기술 속성을 포괄하기 때문에 기술융합기회의 의미가 구체적이지 못했던 한계가 있었다. 또한 기술클래스 간 링크 예측을 소수의 알고리즘을 개별적으로 적용하여 각 알고리즘이 지니는 개별적 장점을 결합하여 활용하지 못한다는 한계가 있다(서원철, 2022). 서원철(2022)의 연구에서는 이를 극복하기 위해 보다 명확한 기술적 함의를 내포하도록 기술토픽을 정의하고 토픽과 문서 간 관계를 이용한 네트워크에 17가지의 링크 예측 알고리즘을 모두 적용하여 이를 이용한 지도학습모델을 개발하는 방식을 제시하였다. 본 연구에서는 해당 방법을 통해 Mixed Reality(MR) 산업과 관련된 기술분야들의 기술융합 가능성을 예측해 보고자 한다.

Extended Reality(XR)란 Augmented Reality(AR), Virtual Reality(VR), MR을 총망라하는 몰입형 기술을 총칭하는 용어이다. 글로벌 XR 시장의 규모는 매년 증가해 왔고, 각종 매체와 보고서에서는 XR 시장의 규모가 상당히 커질 것으로 예측하고 있다. IDC(2022)에서는 VR/AR 시장의 규모가 2022년 138억 달러에서 2026년 509억 달러까지 증가할 것으로 예측하였고, 인도의 시장조사업체인 FMI(2023)에서는 2023년 475억 달러에서 2033년 7,558억 달러까지 규모가 증가할 것으로 예측하였다. 이처럼 전도유망한 글로벌 XR 시장이지만, 그 안에서 MR 산업이 차지하는 비중은 매우 작

다. 2022년을 기준으로 2023년 AR, VR, MR의 시장 규모 가치와 2030년까지의 매출 전망을 각각 조사해 본 결과, 2023년 시장 규모 가치는 MR 시장이 VR, AR 시장보다 각각 약 5배 정도 작았고, 2030년 매출 전망에서는 훨씬 더 큰 격차를 보였다(MordorIntelligence, 2023; GRANDVIEWRESEARCH, 2023; MMR, 2023).

<표 1> VR, AR, MR 시장 규모 및 매출 전망 비교

	2023년 시장 규모 가치	2030년 매출 전망
VR	793억 6천만 달러	4,353억 6천만 달러
AR	572억 6천만 달러	5,975억 4천만 달러
MR	117억 2천만 달러	154억 2천만 달러

이런 격차를 보이는 이유는 MR 디바이스의 가격이 AR, VR 디바이스의 가격보다 월등히 비싼 것이 큰 부분을 차지하는 것으로 보인다. AR 디바이스의 경우 별도의 디바이스를 구매하지 않고서도 휴대폰, 태블릿 등의 모바일 기기에서 얼마든지 이용할 수 있고, VR 디바이스의 경우 중저가에서 얼마든지 구매할 수 있는 상품이 많다. 하지만 MR 디바이스의 경우 성능이 준수하고 유명한 기기의 경우 3,500달러가 넘는 가격을 형성하고 있고, 중저가형 상품의 경우 동일 가격대의 VR 디바이스와 비교하면 성능면에서 매우 뒤처지는 것이 현실이다.

몰입형 기술의 경우 스마트폰의 앱 시장과 같이 일단 사용자가 콘텐츠를 경험할 수 있는 디바이스를 소유하고 있어야 한다는 것을 전제로 한다. 아무리 좋은 콘텐츠를 출시해도 콘텐츠를 실행할 수 있는 디바이스가 없다면 그 콘텐츠를 구매하려 하는 소비자는 없다. 이는 곧 MR 시장의 규모는 디바이스의 보급률과 정비례한다는 뜻이다. 디바이스의 보급률이 높아지려면 스마트폰과 같이 생활필수품이 되거나 소비자가 쉽게 접근할 수 있을 정도의 가격이 형성되어야 할 것이다. 또한 MR 디바이스는 Head Mount Display(HMD) 형태이기 때문에 경량화로 사용자가 장시간 착용하기 편하

고 휴대하기 편해야 한다. 하지만 아직까지 이러한 조건을 모두 만족하는 MR 디바이스는 찾아보기 힘들다. 이런 관점에서 보아 MR 산업 시장의 규모가 커지려면 디바이스의 발전이 선행되어야 한다고 판단했고, 그 가능성을 MR 디바이스와 관련된 기술들의 기술융합기회를 예측해 보고 기술 융합이 이루어질 것으로 예측된 기술 분야들에 대해 논의해 봄으로써 실행 가능한 새로운 기술기회를 발굴해 보고자 한다.



II. 이론적 배경

1. 특허데이터 기반 기술융합기회 발굴 연구

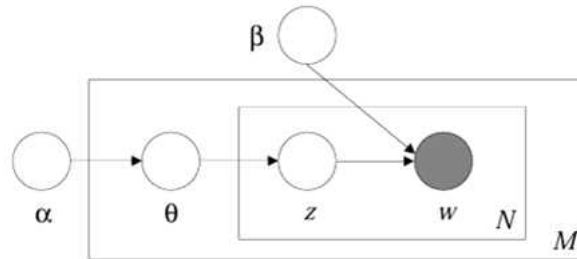
기술 융합이란 기술 클래스 단위에서의 기술지식 간 결합을 통해 발현되는 것으로, 기술 간의 시너지 효과를 통해 차별화된 가치를 창출하는 신지식을 생성함으로써 기술의 진보를 끌어내는 새로운 원천으로 여겨지고 있다(서원철, 2022; 박진우 외, 2023). 특허데이터를 활용하여 기술 융합 트렌드를 분석하고 기술융합기회를 발굴하는 연구는 많이 진행되어 왔다. 유경영, 송지훈(2023)의 연구에서는 특허정보를 활용하여 링크 예측을 통한 디지털 트윈 기술의 기술융합기회를 발굴하였고, 박진우, 송지훈(2023)의 연구에서는 WordToVec을 특허의 CPC 코드 목록에 적용하여 기술융합기회를 발굴하는 연구를 했다. 김은정, 최희진(2022)의 연구에서는 토픽모델링과 네트워크 분석을 활용하여 헬스케어 분야의 기술융합에 대한 분석연구를 실시하였다. 서원철(2022)의 연구에서는 “명확한 기술적 함의를 내포하는 기술 토픽을 정의하고 이들 간 융합 기회를 발굴할 수 있도록 지도학습 기반의 예측 모델을 만들어 구체화된 기술 토픽 간 융합을 통해 실행 가능한 새로운 기술 기회를 선점할 수 있도록 지원하는 형태의 지도학습 기반 기술융합기회 발굴모델을 제시”하였다.

하지만 MR 산업 분야에서의 기술융합기회 발굴 연구는 찾아보기 힘들다. MR 산업 동향 예측에 관한 보고서와 MR 기술을 산업 분야에 어떻게 적용할지에 관한 기존 연구는 많이 진행되어 왔지만, 전반적인 산업 전체에 관한 리뷰나 MR 기술을 적용한 제품 개발 R&D 연구가 주를 이룬다. 본 연구는 전반적인 MR 산업의 동향을 파악하고 예측하는 것이 아닌 디바이스 분야로 범위를 구체화하여 기술융합기회를 발굴함으로써 MR 디바이스 산업의 동향을 예측하는 시도를 한다는 측면에 의의를 둔다.

2. 토픽모델링

토픽모델링은 구조화되지 않은 방대한 문헌 집단에서 일정한 패턴을 발견하여 주제를 찾아내기 위한 알고리즘이다(양연희, 2021). 문서 내 단어가 출현한 빈도 및 연관성을 바탕으로 의미가 유사한 단어들을 클러스터링하고 이를 통해 토픽을 추론한다(서원철, 2022). 본 연구에서는 확률기법을 활용하여 문서의 토픽 분포를 추론하는 모형인 Latent Dirichlet Allocation(LDA)을 사용한다.

LDA 토픽모델링은 디리클레 분포에 기반한 확률적 토픽 모델링 방법으로, 각 문서는 토픽들의 확률적 조합이며 각 토픽들은 키워드들의 확률적 조합이라고 가정한다. 각 문서와 키워드들은 모두 디리클레 분포를 따른다. LDA 토픽모델링의 알고리즘은 [그림 1]과같이 확률적 그래프 모델로 표현될 수 있다. 매개변수 α , β 는 corpus level parameter로, corpus를 생성하는 과정에서 한 번 샘플링 된다. θ 는 document level variable로, 문서당 한 번 샘플링 된다. Z , W 는 word level variable로, 각 문서의 각 단어에 대해 한 번 샘플링 된다. 두 가지 수준을 포함하는 고전적 군집 모델과 달리 LDA는 위 세 가지 수준을 포함하며, 토픽 노드가 문서 내에서 반복 샘플링 된다(Blei D. M., 2003).



α, β : corpus level parameter

θ : document level variable

Z, W : word level variable

출처 : Blei D. M.(2003)

[그림 1] LDA 알고리즘 그래프 모델

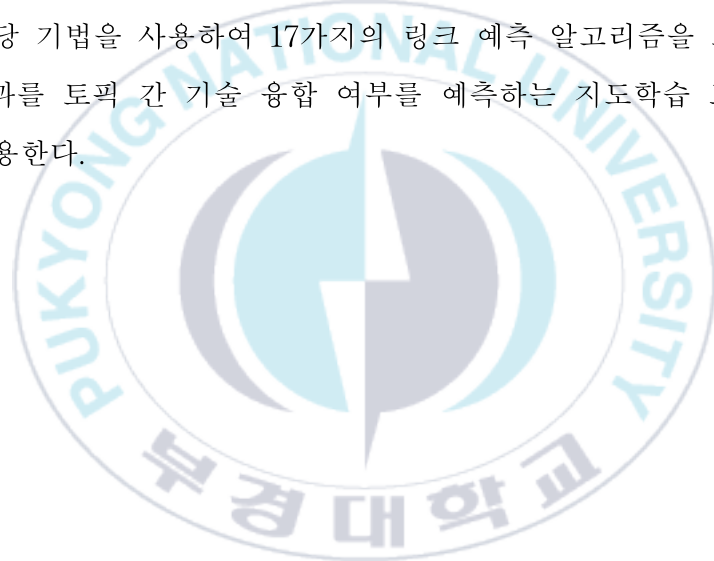
LDA 토픽모델링으로 토픽을 생성하면 토픽과 관련된 단어들이 해당 토픽에서 발생할 확률을 얻을 수 있다. 발생 확률이 높은 단어들의 조합으로 해당 토픽에 내재된 기술 속성을 정의한다. 또한 토픽과 문서들의 관계를 나타내는 토픽-문서 매트릭스를 만들고, 이를 인풋 피처로 활용하여 링크 예측을 시행한다.

3. 링크 예측

링크 예측은 미래에 네트워크상에서 나타날 것으로 예상되는 노드 혹은 노드 간 링크를 예측하는 방법이다. 링크 예측은 유사도 기반 예측과 학습 기반 예측으로 나뉜다. 유사도 기반 예측은 대상 노드와 인접한 노드들의 정보를 바탕으로 유사성을 계산하여 연결 여부를 예측한다. 코사인 유사도, 자카드 유사도, 공통 이웃 수, 소렌센 인덱스 등의 간단한 방법으로 계산한다. 학습 기반 예측은 네트워크 정보와 대상 노드의 특징을 머신러닝 기법으로 학습하여 연결 여부를 예측한다. 한 노드에서 다른 노드로의

연결 여부를 종속변수로 설정하고, 두 노드에 대한 네트워크 정보 및 특징 정보를 설명변수로 설정한다. 네트워크 정보를 특징 행렬로 변환할 때 Node2Vec, Spectral Clustering, DeepWalk 등 여러 가지 방법을 사용한다 (박민규 외, 2020).

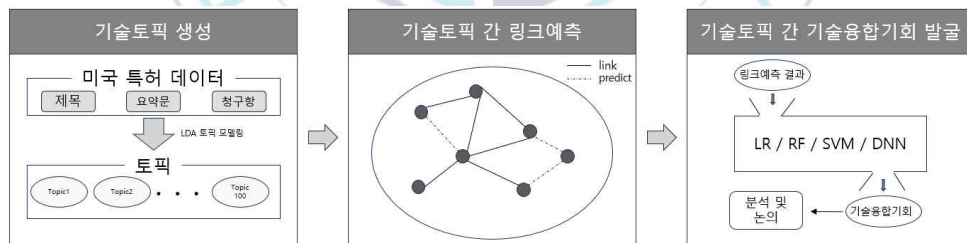
서원철(2022)의 연구에서는 소수의 링크 예측 알고리즘들을 개별적으로만 적용함으로 인해 이들 각각이 지니는 개별적 장점을 효과적으로 결합하여 활용하지 못하는 한계를 지녔던 기존 연구들과 달리 링크 예측 알고리즘들을 복합적으로 적용한 지도학습 기반의 접근법을 제시하였다. 본 연구에서는 해당 기법을 사용하여 17가지의 링크 예측 알고리즘을 모두 적용하고, 그 결과를 토픽 간 기술 융합 여부를 예측하는 지도학습 모델에 인풋 피쳐로 사용한다.



III. 연구 방법

본 연구에서는 서원철(2022)의 연구의 연구 방법을 사용한다. “1) 특정 기술분야 관련 특허데이터 수집 및 기술토픽 생성, 2) 기술토픽 네트워크 구축 및 다양한 링크 예측 알고리즘을 활용한 기술토픽 간 연계 관계 확장, 3) 머신러닝 및 딥러닝 기법의 적용을 통해 기술토픽 간 융합기회를 발굴하는 지도학습 모델 개발”의 단계를 거친다.

LDA 토픽 모델링을 통해 만들어 낸 토픽들간 서로 공유하는 특허 문서의 개수를 가중치로 하는 네트워크 그래프를 그린다. 그려진 네트워크에서 링크로 연결된 토픽들간에는 기술융합이 이미 발생하였다고 가정하고 링크로 연결되지 않은 토픽들에 대해서 링크 예측을 실시한다. 17가지의 링크 예측 알고리즘을 적용한 링크 예측 결과들을 인풋 피쳐로, 다음 연도 구간의 링크 연결 상태를 Class 정보로 하여 지도학습 모델을 학습시키고, 학습된 모델로 실제 기술융합 발현 여부를 예측한다.



[그림 2] 기술토픽 분석을 통한 기술융합기회 발굴 연구 프레임워크

1. LDA 토픽 모델링

본 연구에서는 MR과 Device, Device의 크기와 성능에 관련된 키워드들과 해당 키워드들과 연관된 International Patent Classification(IPC) 번호를 동시에 갖는 미국 특허 문서들에 대하여 LDA 토픽 모델링을 실시한다.

미국은 특허의 출원량이 많을 뿐만 아니라 전체 출원인 중 해외 출원인의 비중이 상당히 큰 국가이기 때문에 미국 특허에 대한 분석은 글로벌 기업들의 기술 융합 활동을 종합적으로 분석하기에 적합하다(서원철, 2022). 미국 특허 중 MR, Mixed Reality, Device를 키워드로 갖는 문서를 수집한 후, 범위를 더 좁히기 위해 Display, Main board, Battery, Sensor, Camera 등 디바이스와 관련된 단어를 포함해 다시 필터링하였다. 또한 해당 키워드와 관련된 IPC 코드를 23. 1월 기준의 IPC 분류표에서 추출하여 해당 IPC 코드들을 포함하는 특허들만 추출한 11,300건의 특허 문서에 대하여 연도별 3구간으로 분류하였다.

<표 2> 연도구간 별 특허 문서 수

연도 구간	특허 문서 수
2018-2019	2,469
2020-2021	4,966
2022-2023	3,865

제목, 요약문 및 대표 청구항은 해당 기술을 구성하는 핵심 구성요소를 중심으로 간결하게 기술되어 있기 때문에 기술 속성을 명확하게 함축하는 기술 토픽을 추출하는 데 있어 상대적으로 적합하다(서원철, 2022). 특허문서의 제목, 요약, 대표청구항을 수집하여 corpus를 구축하고, 넘버링, 불용어, 구두점 등을 제거하는 데이터 정제 작업을 실시한 후 Term Document Matrix(TDM)로 변환하여 LDA 토픽모델링을 실시한다. LDA 모델링을 실시하려면 사전에 생성해 낼 토픽의 개수를 지정하여야 한다. 최적의 토픽 개수를 산정하기 위한 척도로 “Perplexity”가 사용된다. Perplexity란 정보학에서 쓰일 때는 혼란도의 의미로 쓰인다. 이 수치는 특정 확률모델이 실제로 관측되는 값을 얼마나 잘 예측하는지를 평가할 때 사용한다. LDA는

디리클레 분포에 기반한 확률적 토픽 모델링 방법이므로 확률모델을 평가할 때 사용하는 척도인 Perplexity를 사용한다. Perplexity의 값이 낮을수록 토픽모델의 성능이 우수함을 뜻하기 때문에 토픽의 개수와 Perplexity 값의 관계를 나타내는 그래프를 그리고 그래프의 기울기가 완만해지는 지점에서 최적의 토픽 개수를 찾는다.

2. 링크 예측

본 연구에서는 기술 융합이 이루어질지의 여부를 예측하는 지도학습 모델을 만들어 사용하기 때문에 학습모델을 학습시킬 데이터, 모델의 성능을 평가하기 위한 데이터, 실제 예측을 실시할 데이터를 만들어야 한다. 때문에 특허 문서를 3개의 연도 구간으로 나누어 그룹을 만든다. 1차 연도 구간의 데이터로 학습모델을 학습시키고 2차 연도 구간의 데이터로 학습모델의 성능을 평가한다. 최종적으로 3차 연도 구간의 데이터를 사용해 실제 예측을 실시한다. 학습모델의 인풋 피쳐로 사용할 데이터셋은 링크 예측의 결맞음이기 때문에 링크 예측 역시 3개 연도 구간 모두 실시한다.

LDA 패키지로 토픽을 생성하면 각 토픽과 관련된 문서의 개수를 얻을 수 있다. 이를 이용하여 각 토픽 간 공유하는 특허문서의 개수를 가중치로 하는 네트워크 그래프를 만든다. 이를 그대로 사용하게 되면 매우 미미한 관계까지도 모두 포함한 네트워크가 생성되기 때문에 적절한 임계치를 정해 임계치 이하의 관계는 제거하여 사용한다. 네트워크에 존재하는 기술 토픽 간 연관관계는 각 토픽과 연계된 기술지식들이 융합적인 형태로 새로운 발명에 얼마나 활발히 응용되는지를 나타낸다(서원철, 2022). 따라서 네트워크 그래프에서 링크로 연결된 토픽들 사이에서는 이미 기술 융합이 이루어졌다고 판단한다. 3개의 연도 구간에 대해 개별적으로 네트워크 그래

프를 만들어 각 네트워크에서 링크로 연결되지 않은 토픽들에 대해 링크 예측을 수행한다. 사용하는 링크 예측 알고리즘은 <표3>과 같고, 이들 모두 지도학습 모델의 인풋 피쳐로 사용한다.

<표 3> 링크 예측 알고리즘($\Gamma(x)$ 와 k_x 는 노드 x 의 이웃 노드 집합과 연결된 노드의 수를 의미함)

구분	알고리즘	산출기준	참조문헌
Local	Common neighbors(cn)	$s_{xy} = \Gamma(x) \cap \Gamma(y) $	Newman (2001)
	Salton Index(cos)	$s_{xy} = \frac{ \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{\sqrt{k_x \times k_y}}$	-
	Jaccard Index(jaccard)	$s_{xy} = \frac{ \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{ \Gamma(x) \cup \Gamma(y) }$	Jaccard (1912)
	Sørensen Index(sor)	$s_{xy} = \frac{2 \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{k_x + k_y}$	Sørensen (1948)
	Hub Promoted Index(hpi)	$s_{xy} = \frac{ \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{\min\{k_x, k_y\}}$	Ravasz et al. (2002)
	Hub Depressed Index(hdi)	$s_{xy} = \frac{ \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{\min\{k_x, k_y\}}$	
	Leicht-Holme-Newman Index(lhn_local)	$s_{xy} = \frac{ \Gamma(x) \cap \Gamma(y) }{k_x \times k_y}$	Leicht et al. (2006)
	Preferential Attachment(pa)	$s_{xy} = k_x \times k_y$	Barabási & Albert (1999)
	Adamic-Adar Index(aa)	$s_{xy} = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{\log k_z}$	Adamic & Adar (2001)
	Resource Allocation Index(ra)	$s_{xy} = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{k_z}$	Zhou et al. (2009)
Global	Katz Index(katz)	$s = (I - \beta A)^{-1} - I$, A는 네트워크에 대한 인접 행렬, β 는 자유 파라미터	Katz (1953)
	Leicht-Holme-Newman Index, global version(lhi_global)	$s = D^{-1} \left(I - \frac{\emptyset A}{\lambda_1} \right)^{-1} D^{-1}$, λ_1 은 A의 고유값 최대치, $\emptyset$ 는 자유 파라미터	Leicht et al. (2006)
	Average Commute Time(act)	$s_{xy} = \frac{1}{m(x,y) + m(y,x)}$	Klein & Randić

		$m(x,y)$ 는 노드 x 에서 노드 y 로 이동하기 위한 평균 단계 수	
	Normalized Average Commute Time(act_n)	$s_{xy} = \frac{1}{m(x,y)\pi_y + m(y,x)\pi_x},$ $\pi_x = \frac{k_x}{\sum_y k_y}$	(1993)
	Random Walk with Restart(rwr)	$s_{xy} = q_{xy} + q_{yx}$, q_{xy} 는 벡터 $q_x = (1-\alpha)P^T q_x + \alpha e_x$ 의 y 번째 요소, α 는 PageRank 알고리즘의 확률, P 는 노드 x,y 가 연결된 경우 $P_{xy} = \frac{1}{k_x}$ 의 인접행렬	Brin & Page (1998)
	Matrix Forest Index(mf)	$s = (I + L)^{-1}$, L 은 네트워크에 대한 라플라시안 행렬	Chebotarev & Shamis (2006)
Quasi-local	Local Path Index(lp)	$s = A^2 + \epsilon A^3$, ϵ 는 자유 파라미터	Zhou et al. (2009)

출처 : 서원철(2022)

3. 지도학습 모델

1차 년도 구간에서 링크가 연결되지 않은 토픽 쌍들에 대한 링크 예측 결과를 인풋 피쳐로 하고 해당 토픽 쌍들이 2차 년도 구간에서 링크가 연결되어 있는지 여부를 클래스 정보로 하여 모델을 학습한다. 17개의 링크 예측 결과는 각각 그 값의 범위의 편차가 크기 때문에 이들에 대한 정규화를 진행한 후 모델학습을 실행한다. 또한 본 연구에서 사용한 데이터셋은 1차 년도 구간의 데이터 불균형이 심했기 때문에 데이터 샘플링도 진행하였다. 1차 년도 구간에서 링크가 없던 토픽쌍들이 2차 년도 구간에서 링크를 형성한 개수가 학습모델을 학습시키기엔 많이 부족했기 때문에 오버 샘플

플링 기법인 Synthetic Minority Oversampling Technique(SMOTE)을 사용하였다. SMOTE는 기존에 있는 소수 범주의 데이터를 복제하여 데이터의 양을 늘린다. 알고리즘이 대상 클래스와 인접한 항목의 샘플을 사용하고 보간하여 새 데이터를 생성하므로 일반적인 샘플을 얻을 수 있다(한영진 외, 2022).

모델학습에 적용할 알고리즘은 Logistic Regression(LR), Support Vector Machine(SVM), Random Forest(RF), Deep Neural Network(DNN)을 사용한다(서원철, 2022). 4가지 알고리즘을 각각 학습시킨 후 성능평가 지표를 비교하여 가장 성능이 좋다고 판단되는 알고리즘을 적용해 실제 예측을 실시한다.

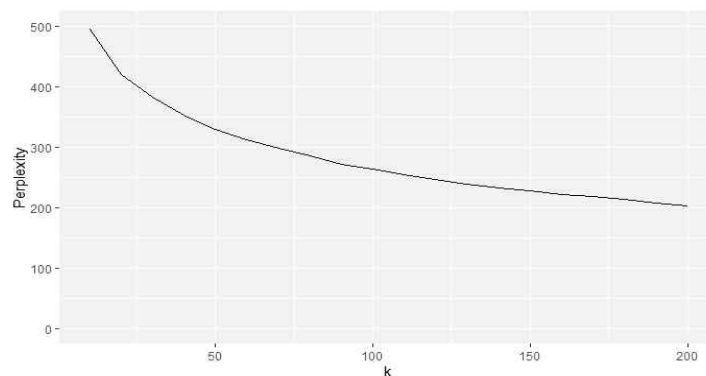
1차 년도 구간의 링크 예측 결과와 2차 년도 구간의 기술 융합 발현 여부를 사용하여 모델을 학습시킨다. 학습시킨 모델에 2차 년도 구간의 링크 예측 결과와 3차 년도 구간의 기술 융합 발현 여부를 사용하여 성능을 평가한다. 마지막으로 3차 년도 구간의 링크 예측 결과를 학습모델에 입력하여 미래 기술융합에 대한 예측을 수행한다.

IV. 연구 결과

1. 기술 토픽 생성

특허 데이터의 제목, 요약문, 대표청구항을 추출하여 총 52,993개의 단어를 가진 corpus를 구축했다. 이를 모두 포함하게 되면 특허 문서 내 출현 빈도수가 매우 미미한 것들까지 포함된 토픽이 생성되는 문제가 있다. 이를 방지하기 위해 단어를 출현 빈도에 따라 정렬한 후 누적 비율을 구해 유의미한 출현 빈도율을 갖는 상위 3,000개의 단어만을 선택하여 기술 토픽을 만들었다.

LDA를 사용해 토픽을 생성하려면 사전에 생성할 토픽의 수를 먼저 결정해야 한다. 최적의 토픽의 개수를 결정하기 위해 Perplexity를 측정한다. 토픽의 개수를 200개까지 늘려가며 값을 측정한 결과 [그림 3]과 같이 대략 80개부터 그래프의 기울기가 감소하는 폭이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 이는 80개 이상부터 비슷한 품질의 토픽모델을 생성할 수 있다는 뜻이다. 너무 많은 토픽을 생성할 경우 의미가 중복되는 토픽이 다수 발생할 수 있기 때문에 본 연구에서는 기술 융합의 특징을 명확히 나타낼 수 있으며 중복의 우려도 줄일 수 있도록 최종적으로 100개의 토픽을 생성한다.



[그림 3] Perplexity 그래프

2. 기술 토픽 네트워크 구축 및 링크 예측

토픽과 관련된 특허문서의 개수를 정렬하고 각 토픽마다 공유하고 있는 특허문서의 개수를 가중치로 하는 네트워크를 구축한다. 모든 가중치를 활용하여 네트워크를 구축할 경우 거의 모든 토픽 간에 링크가 연결되어 기술 융합이 이루어지지 않은 토픽 쌍이 거의 존재하지 않게 되는 문제가 있다. 따라서 적정 수준의 임계치를 책정하고 임계치 미만의 가중치를 갖는 링크는 끊어낼 필요가 있다. 본 연구에서는 가중치의 평균값을 임계치로 활용하였다. [그림 4]는 최종적으로 구축된 3개 연도 구간의 네트워크를 나타낸다.



[그림 4] 연도 구간별 네트워크 그래프

17개의 링크 예측 알고리즘을 활용하여 연도 구간 1에서 연결되지 않은 모든 기술 토픽 쌍에 대해 2차 년도 구간에서 연결될 가능성을 예측한다. 알고리즘별 링크 예측값의 편차가 매우 큰 것을 <표 4>와 <표 5>에서 확인할 수 있다. 이들을 지도학습 모델의 인풋 피처로 활용할 수 있도록 정규화를 통한 피처 스케일링을 실행한다.

<표 4> 연도 구간 1 내 미연결 기술 토픽 쌍에 대한 링크 예측 수행 결과 기술통계량

알고리즘	Min	Q1	Median	Mean	Q3	Max
cn	29	694	1479.5	2384.836	3018	27638
cos	0.582569	3.848223	5.306258	5.824557	7.26264	20.45832
jaccard	0.08	0.285714	0.427083	0.43019	0.560976	0.94
sor	0.148148	0.444444	0.59854	0.581808	0.71875	0.969072
hpi	0.491525	1.997573	3.385499	3.891894	5.237754	18.90424
hdi	0.690476	6.144444	8.640681	9.801869	12.12	29.98333
lhn	0.011703	0.016967	0.01892	0.019771	0.021687	0.04881
pa	2058	31975	77781	142062.1	172280.3	2077502
aa	4.043157	102.7394	220.765	361.5119	455.0677	4347.917
ra	0.020836	0.224257	0.429446	0.513131	0.711475	2.334519
katz	0.000112	0.001888	0.005934	0.009884	0.013002	0.135048
lhi	1.89E-08	2.85E-08	3.74E-08	4.6E-08	5.34E-08	7.32E-07
act	0.000594	0.001844	0.003202	0.003779	0.005043	0.019787
act_n	0.494818	0.497351	0.501228	0.502296	0.506136	0.540862
rwr	0.001031	0.005996	0.01261	0.014026	0.019406	0.05542
mf	0.0096	0.0099	0.009971	0.009947	0.010007	0.010627
lp	346.62	4676.31	10299.26	16822.49	21277.15	207256.1

<표 5> 연도 구간 2 내 미연결 기술 토픽 쌍에 대한 링크 예측 수행 결과 기술통계량

알고리즘	Min	Q1	Median	Mean	Q3	Max
cn	1381	8496	15652	23010.61	29020	205400
cos	4.665807	11.72826	15.64511	17.08893	21.08418	52.54597
jaccard	0.697917	0.87	0.92	0.90884	0.96	0.98
sor	0.822086	0.930481	0.958333	0.951261	0.979592	0.989899
hpi	3.557678	7.137264	10.82995	12.16798	15.83395	52.30456
hdi	4.949821	16.75279	23.17427	25.83025	31.1355	66.91599
lhn	0.012038	0.014859	0.015628	0.015654	0.016463	0.021089
pa	87606	526435	993543	1549348	1921535	16320612
aa	178.0259	1100.334	2032.994	3006.516	3772.916	27552.79
ra	0.679688	0.908638	0.967336	0.949899	1.010224	1.034978
katz	0.0001	0.001096	0.001102	0.001097	0.001106	0.001108
lhi	2.22E-09	3.82E-09	4.45E-09	4.56E-09	5.15E-09	3.15E-08
act	0.001186	0.002538	0.003528	0.004122	0.00518	0.016664
act_n	0.498143	0.501632	0.503646	0.504252	0.506202	0.523078
rwr	0.00239	0.008603	0.012509	0.014037	0.017681	0.046772
mf	0.009939	0.00998	0.00999	0.009988	0.009997	0.010064
lp	26457.14	159915.6	295889.8	439017.2	553154.8	4011497

3. 학습모델 학습 및 기술융합기회 발굴 예측

링크 예측 결과를 인풋 피쳐로 하여 지도학습 모델을 학습시킨다. 모델 학습을 위해서는 알고리즘별로 다양한 하이퍼파라미터를 설정하는 것이 필요하다. 최적의 파라미터를 찾기 위해 본 연구에서는 “K-fold cross validation”을 이용한다. K-fold cross validation은 데이터 세트를 동일한 양의 k개 하위 데이터로 나누어 1/k만큼의 데이터를 검증 세트로 하고 나머지 데이터를 훈련 세트로 하여 교차검증을 수행하는 그리드 서치 모델이다(Shen, Yu 외, 2022). 먼저 데이터셋을 동일한 크기를 갖는 k개의 집합으로 나눈다. 이것을 “fold”라고 한다. 하나의 fold를 다시 k개로 나눈 다음, k-1 Data는 “Training Data”, 나머지 Data는 “Validation Data”로 사용하여 예측을 진행하고 이에 대한 “Error” 값을 추출한다. 다음 fold에서는 k-2를 Training Data로 지정하여 예측을 진행한다. 모든 fold에 대하여 동일한 과정을 거친 후, 기록된 Error들의 평균을 이용하여 최적의 모델을 찾는다(Tamilarasi, P. 외, 2020). 본 연구에서는 5개의 데이터셋으로 나눈 K-fold cross validation을 10번 반복하였을 때 각 모델들의 성능이 가장 높게 측정되었다.

<표 6>은 각 모델에 대한 성능 측정 결과를 나타낸다. 4가지 모델 모두 다소 낮은 수치의 성능을 보이지만, 본 연구의 목적은 성능이 높은 예측 모델을 만들어 내는 것이 아닌 모델이 예측해 낸 기술융합기회 중 정성적으로 판단하였을 때 합리적인 결과를 도출해 MR 디바이스 산업이 나아가야 할 방향을 제시하는 것이기 때문에 해당 모델을 사용하기로 한다. 더 높은 성능의 모델을 학습시켜 사용한다고 해도 그 결과가 모두 기술융합기회로 사용되어질 수 있는 것이 아니기 때문이다. 4가지 모델 중 Logistic Regression을 활용한 모델이 가장 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 Logistic Regression을 활용한 지도학습 모델을 활

용하여 MR 디바이스 산업과 관련된 기술 토픽들에 대해 미래에 어떤 기술 융합이 이루어질지 예측하였고, 다음 장에서 기술 융합이 이루어진다고 나타난 기술 토픽 쌍들에 대한 논의를 수행하고자 한다.

<표 6> 개별 모델의 성능 지표

모델	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
LR	0.862	0.867	0.267	0.409
RF	0.857	0.843	0.242	0.376
SVM	0.409	0.232	1	0.376
DNN	0.857	0.847	0.242	0.377



V. 논의사항

지도학습 모델로 기술 융합이 이루어질 확률을 예측한 결과값이 0.5 이상인 토픽 쌍들에 대하여 기술 융합이 이루어질 것이라고 가정하고 해당 토픽들에 대하여 각 토픽이 어떤 기술적 의미를 내재하고 있는지 분석하여 토픽 레이블링을 시행하였다<표 7>.

<표 7> 토픽 레이블링

토픽	레이블링
Topic6	점검, 유지보수 자동화
Topic7	입체감 있는 소리 전달 기술
Topic9	운전 보조 시스템
Topic12	VR 환경에서의 화각
Topic16	금속 용접 시뮬레이션
Topic17	메타버스
Topic22	생체인식 웨어러블 기기
Topic29	데이터 처리, 분석
Topic31	무선통신
Topic32	전자기기의 발열
Topic34, Topic42, Topic72, Topic84	멀티 유저 시스템
Topic36	햅틱 웨어러블 디바이스
Topic46	3차원 공간 좌표계
Topic48, Topic88	제스처 기반 인터페이스
Topic58	(안경)도수가 적용된 HMD
Topic60	추천 알고리즘
Topic62	가상/증강 환경에서의 공간 인식 기술
Topic69	Vision검사, 물체인식
Topic80	입체감 있는 사운드
Topic82	접안 디스플레이의 모기장 현상
Topic87	Flexible 디스플레이
Topic94	어트랙션과 연동한 VR
Topic95	공간추적
Topic99	아이트래킹

토픽 레이블링 결과 토픽들이 의미하는 기술 분야들은 대부분 콘텐츠와 소프트웨어적인 기술들이 많이 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 특허 데이터가 주로 R&D의 성과물인 것이 많고, 앞서 기술하였듯 기존 진행된 R&D 연구 논문들은 MR 기술을 적용한 콘텐츠와 제품 개발에 관한 연구들이 대부분이기 때문으로 보인다.

본 연구는 MR 디바이스 산업의 발전 방향을 제시하는 것이 목적이기 때문에 기술 융합이 이루어질 것으로 예측된 토픽들 중 하드웨어와 관련된 토픽들에 대하여 논의해 보고자 한다. <표 8>은 하드웨어와 관련된 기술 토픽 중 기술 융합이 이루어질 것으로 예측된 기술 토픽 쌍들에 관한 기술 토픽 내용, 주요 키워드 및 기술적 함의를 나타낸다.

<표 8> 본 연구의 모델을 통해 도출된 기술융합기회 도출 사례

no.	기술 토픽	내용(주요 키워드)	기술적 함의
1	Topic22	생체신호 측정 웨어러블 기기 (wearable, hardware, biometric)	생체신호 측정 기능을 접목한 웨어러블 햅틱 컨트롤러
	Topic36	햅틱 컨트롤러 (device, sensor, controller, body)	
2	Topic17	메타버스 (virtual, participant, space, internet, environment, avator)	메타버스 콘텐츠의 장시간 이용을 위한 전자기기의 발열 문제 해결
	Topic32	전자기기의 발열 (device, heat, housing, fluid)	

Topic22는 생체신호를 감지하여 사용자의 체온, 심박 등을 측정하는 웨어러블 기기에 관한 토픽이고 Topic36은 사용자가 현실감 있는 몰입형 콘

텐츠 체험을 지원하기 위한 햅틱 컨트롤러에 관한 토픽이다. VR 환경에서 현실감 있는 체험을 위한 웨어러블 햅틱 컨트롤러 개발에 대한 시도는 꾸준히 이루어지고 있다. 2021년 Meta는 공기주머니를 사용해 물체를 손으로 느낄 수 있는 VR 햅틱 장갑의 시제품을 공개한 바 있다. 국내연구로는 2021년 울산과학기술원(UNIST) 연구팀이 열기와 진동을 감지하는 VR 장갑 개발 연구를 발표하였다(Ohjinhyeok 외, 2021). 생체신호 측정 웨어러블 기기와 햅틱 컨트롤러 사이의 기술 융합은 생체신호의 감지를 이용한 햅틱 컨트롤러의 개발이 이루어질 것을 예측하는 것으로 보인다. 실제로 2022년 애플은 피부와 피부의 접촉을 전기신호로 감지하여 손가락 제스처를 감지하는 손목시계형 VR 컨트롤러에 관한 특허를 획득한 바 있다(Patently Apple, 2022).

Topic17은 현실에서 가능한 활동을 아바타(avatar)를 통하여 할 수 있도록 지원하는 3차원 가상 공간 플랫폼인 메타버스와 관련된 토픽이며, Topic32는 전자기기에서 발생하는 발열 문제에 관한 토픽이다. 최근 약 3년간 코로나 팬데믹을 지나오는 동안 비대면 기술에 대한 관심도가 높아지면서 메타버스 산업이 급부상하였다. 메타버스의 핵심기술은 XR이라고 할 만큼 확장 현실 기술은 메타버스와 밀접한 관련이 있다. VR 디바이스의 경우 사용자가 가상현실에 몰입할 수 있도록 디스플레이 밖의 환경이 최대한 보이지 않게 밀착하는 형태이기 때문에 열의 순환이 잘 이루어지지 않아 장시간 착용 시 디스플레이에서 발생하는 열로 인해 땀이 나는 문제가 있다. MR 디바이스의 경우는 주로 무선 형태이기 때문에 배터리로 동작하도록 만들어진 것이 많은데, 배터리에서 발생하는 열 때문에 런타임이 짧다는 문제와 땀이 나는 문제를 동시에 갖고 있다. MR 디바이스 중 가장 유명한 Hololens2의 경우 별도의 무선 배터리를 연결하지 않고 사용 시 2~3시간 사용할 수 있다고 공식 문서에 나와 있으며, 발열이 심할 경우 디

바이스가 강제로 종료되는 문제도 있다. 메타버스와 전자기기의 발열에 관한 토픽의 기술융합은 디바이스의 발열 문제를 해결함으로써 메타버스 환경에서 장시간 사용 가능한 HMD의 개발을 예측하는 것으로 보인다. 2018년 KAIST의 김상현 교수의 연구팀은 마이크로 LED가 소형화될 때 소자 효율이 저하되는 현상을 에피택시 구조 변경으로 해결한 특허를 획득하였다. 해당 특허에서 제시된 구조는 디스플레이 구동 시 발생하게 되는 열을 40% 정도 낮출 수 있어 마이크로 LED 디스플레이 상용화를 위한 연구로써 큰 의미가 있다(KAIST EE, 2023).



VI. 결론

몰입형 기술의 특성상 사용자에게 현실감 있는 경험을 제공하는 것이 중요하기 때문에 MR 디바이스의 발전 방향도 편리하면서도 다양한 감각을 느낄 수 있는 컨트롤러의 개발과 장시간 이용가능한 HMD의 개발에 맞춰진 것으로 보인다. 현재 MR 디바이스의 상호작용 방식은 카메라로 손 모양을 추적하는 핸드 트래킹 방식과 눈동자의 움직임을 감지하여 사용자가 바라보는 방향의 오브젝트와 상호작용하는 아이트래킹 방식이 쓰인다. 이는 별도의 컨트롤러가 없어도 되기 때문에 사용자에게 편리함을 주지만, 현실감을 주기에는 다소 부족한 감이 있기 때문에 현실감을 더해줄 수 있는 컨트롤러와의 접목을 시도할 필요성이 있어 보인다. 또한 사용자가 장시간 콘텐츠에 몰입할 수 있도록 하기 위해서는 디바이스의 발열 문제의 해결 역시 시급하다.

본 연구는 MR 디바이스 관련 기술들 중 어떤 기술 분야가 기술 융합이 이루어질지에 대해 예측하여 논의하고자 했던 본래의 목적은 달성했지만, 대부분의 기술 토픽이 콘텐츠와 소프트웨어 관련 기술들을 나타내고 있어 하드웨어와 관련된 토픽들간의 기술융합기회를 많이 발굴해 내지 못해 서론에서 언급하였던 디바이스의 경량화나 가격을 낮출 수 있는 기술들의 기술융합기회를 발굴하지 못한 한계점이 있다. 또한 성능이 다소 낮은 모델이 학습되어 더 좋은 기술융합기회를 도출해 내지 못했다는 한계점도 있다. 모델의 성능을 더 높이지 못한 이유 중 하나로 모델학습에 사용한 데이터가 특허 문서에만 의존했다는 것을 꼽을 수 있다. 특허로 등록한 기술은 그 기술에 대한 권리를 법으로 보호받기 위해 그 내용을 문서로 등록해야 하기 때문에, 기술을 노하우로서 공개하지 않고 보유하고 싶어 하는 경우 특허출원을 하지 않는다. 그런 이유를 포함하여 특허로 등록되지 않은 기술들에 대해서는 토픽에 포함하지 못한다는 한계점이 있다. 또한 링크

예측 결과만을 사용하여 모델학습에 사용한 인풋 피처가 다소 편협하다는 한계도 있다. 이러한 한계점들을 보완하여 좀 더 폭넓은 데이터셋과 모델을 학습시키기에 적합한 인풋 피처들을 확보하여 성능이 더 뛰어난 학습모델을 만들기 위한 후속 연구가 필요하다.



참고 문헌

1. 국내 문헌

김은정, 최희진. (2022). 토픽모델링과 네트워크분석을 활용한 헬스케어 분야의 핵심기술과 기술융합 분석 연구: 특허정보를 중심으로. 한국정보통신학회논문지. 제26권 제5호, 763-778

박민규, 금영정. (2020). 머신러닝 기반 특허 CPC 링크 예측을 활용한 기업 수준의 기술 기회 발굴. 대한산업공학회 추계학술대회 논문집. 2020(11), 1907-1923

박진우, 송지훈. (2023). Word2Vec 기반의 기술융합기회 발굴 연구:웨어러블 기술사례를 중심으로. 한국산업융합학회 논문집. 제26권 제5호, 833-844

서원철 (2022). 기술토픽 간 기술융합기회 발굴 연구 - 웨어러블 기술 사례를 중심으로 -. 지식재산연구. 제17권 제4호, 141-176

양연희 (2021). 토픽모델링을 활용한 공공갈등 유형 및 경향 분석. 지방행정연구. 제35권 제2호, 159-188

유경영, 송지훈. (2023). 특허정보를 활용한 디지털 트윈 기술 동향 분석 및 기술융합기회 발굴. 한국산업융합학회 논문집. 제26권 제3호, 471-481

카이스트 전기 및 전자공학부(2023), “김상현 교수 연구팀, 발열 40% 낮춘 초고해상도 마이크로 LED 기술 구현”, 2023년3월23일자

한영진, 조인휘. (2022), SMOTE와 Light GBM 기반의 불균형 데이터 개선 기법. 정보처리학회논문지. 컴퓨터 및 통신시스템. 제11권 제12호, 445-452

2. 해외 문헌

Shen, Yu; Zeng, Zhensong; Lin, Weiwei; Que, Dingfei; Huang, Zhenyu. (2022), Electric Power Carbon Emission Prediction based on Stacking Ensemble Model with K-fold Cross Validation. 2022 China Automation Congress (CAC) Automation Congress (CAC), 2022 China., 6600-6605

Adamic, Lada A. & Adar, Eytan, "Friends and neighbors on the web", Social Networks, Vol.25 No.3(2003).

Barabási, Albert-László & Albert, Réka, "Emergence of scaling in random networks", Science, Vol.286 No.5439(1999).

Blei D. M. (2003), "Latent Dirichlet Allocation", Journal of Machine Learning Research 3, 993-1022

Brin, Sergey & Page, Lawrence, "The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine", Computer Networks and ISDN Systems , Vol.30 No.1-7(1998).

Chebotarev, Pavel & Shamis, Elena, "The matrix-forest theorem and measuring relations in small social groups." Automation and Remote Control , Vol.58 No.9(1997).

FMI(2023),"Extended Reality Market Outlook (2023 to 2033)", June. 2023.

GRANDVIEWRESEARCH(2023), "Augmented Reality Market Size,

Share & Trends Analysis Report By Component (Hardware, Software), By Display (Head-Mounted Display, Smart Glass, Head-Up Display, Handheld Devices), By Application, By Region, And Segment Forecasts, 2023 - 2030", 2023.

IDC(2022), "IDC Spending Guide Forecasts Strong Growth for Augmented and Virtual Reality", Nov 30. 2022.

Jaccard, Paul, "The distribution of the flora in the alpine zone", New Phytologist , Vol.11 No.2(1912).

Katz, Leo, "A new status index derived from sociometric analysis", Psychometrika , Vol.18 No.1(1953).

Klein, Douglas J., & Randić, Milan, "Resistance distance", Journal of Mathematical Chemistry, Vol.12 No.1(1993).

Leicht, Elizabeth A. et al., "Vertex similarity in networks", Physical Review E, Vol.73 No.2(2006).

MMR(2023), "Mixed Reality Market: Global Industry Analysis And Forecast (2023-2029)", Sept. 2023.

MordorIntelligence(2023), "VR Market Size & Share Analysis - Growth Trends & Forecasts (2023 - 2028)", 2023.

Newman, Mark E.J., "Clustering and preferential attachment in growing networks", Physical Review E, Vol.64 No.2(2001).

Ohjinhyeok, Kimsuin, Leesangyeop, jeongseongmin, Koseunghwan, Baejoonbum. (2021). A Liquid Metal Based Multimodal Sensor and

Haptic Feedback Device for Thermal and Tactile Sensation Generation in Virtual Reality. Advanced Functional Materials. Vol. 31 Issue 39, p1-10

Patently Apple(2022), “Apple has won a pair of patents relating to a VR Headset input system that could detect Sliding Finger Gestures on VR Gloves & more”, July 26. 2022.

Ravasz, Erzsébet et al., “Hierarchical organization of modularity in metabolic networks”, Science, Vol.297 No.5586(2002).

Sørensen, Thorvald A., “A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species content and its application to analyses of the vegetation on danish commons”, Biologiske Skrifter , Vol.5 (1948).

Tamilarasi, P.; Rani, R.Uma (2020), Diagnosis of Crime Rate against Women using k-fold Cross Validation through Machine Learning. International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), 2020 Fourth International Conference on. 1034-1038

Zhou, Tao et al., “Predicting missing links via local information”, The European Physical Journal B , Vol.71 No.4(2009).

감사의 글

본 석사 학위 논문을 작성하는데 항상 좋은 가르침과 배려로 지도해주신 서원철 지도교수님께 진심으로 감사드립니다. 바쁘신 가운데에도 훌륭한 지도로 저를 이끌어 주셔서 이 논문을 완성할 수 있었습니다.

또한 논문의 심사를 맡아 부족한 점을 개선할 수 있도록 지도해주신 최성철 교수님과 이지환 교수님께도 깊은 감사의 말씀을 드립니다.

