

RESEARCH ARTICLE

A Deep Learning Model for Automatic Citation Document Recommendation in Non-Obviousness Judgment: Using BERT-for-patents and Contrastive Learning

Dongkun Yoo^{1†}, Jiheon Han^{2†}

¹Patent Attorney, Kim & Chang, Republic of Korea

²Patent Attorney, Department of Industrial Engineering, Seoul National University, Republic of Korea

[†]These authors contributed equally to this work as first authors.

Corresponding Author: Dongkun Yoo (dongkun.yoo@kimchang.com), Jiheon Han (jihh0301@snu.ac.kr)

ABSTRACT

Patent laws in various countries stipulate that inventions identical to or easily derivable from prior art lack novelty and non-obviousness, rendering them ineligible for registration. To assess these criteria, prior art searches are conducted. The evaluation of non-obviousness is challenging because of the difficulty in assessing obviousness and the possibility of utilizing multiple citation documents. Therefore, an artificial intelligence (AI) model that can preliminarily filter prior art references relevant to non-obviousness determination would enhance the efficiency and speed of prior art searches. To address this need, this study proposes a deep learning model that automatically recommends additional citation documents corresponding to the remaining elements of an invention when provided with some elements and the corresponding citation documents. The United States Patent and Trademark Office (USPTO) patent data rejected because of a lack of non-obviousness were preprocessed. Six models were trained based on the bidirectional encoder representations from transformers (BERT), and the performances were compared. The model TRP-Pat, trained using a contrastive learning approach with BERT-for-patents, demonstrated significantly superior performance. These results suggest that TRP-Pat can contribute to more efficient prior art searches by expediting the process. An example of applying the TRP-Pat model to prior art search tasks is also presented.

Open Access

Received: January 21, 2025

Revised: February 07, 2025

Accepted: February 27, 2025

Published: March 30, 2025

Funding: The author received manuscript fees for this article from Korea Institute of Intellectual Property.

Conflict of interest: No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

© 2025 Korea Institute of Intellectual Property



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided that the article is properly cited, the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

KEYWORDS

Non-obviousness, Citation documents, Prior art search, Deep learning, Contrastive learning, Bert-for-patents

원저

결합발명 진보성 판단의 인용문헌 자동 추천 딥러닝 모델에 관한 연구: BERT-for-patents 및 대조학습 기법을 중심으로*

유동건^{1†}, 한지현^{2†}

¹변리사, 김장 법률사무소

²변리사, 서울대학교 산업공학과 학사과정

* 두 저자는 공동 제1저자로 본 논문에 동일하게 기여하였습니다.

교신저자: 유동건(dongkun.yoo@kimchang.com), 한지현(jihh0301@snu.ac.kr)

차례

1. 서론
2. 배경 이론 및 선행 연구
 - 2.1. 배경 이론
 - 2.2. 관련 선행 연구
3. 연구 설계
 - 3.1. 연구 절차
 - 3.2. 데이터 전처리
 - 3.3. 모델 설계 및 fine-tuning
4. 연구 결과
 - 4.1. 모델의 성능
 - 4.2. 소결론
 - 4.3. 모델의 사용 예시
5. 결론

국문초록

세계 각국의 특허법은 선행기술과 동일하거나 용이하게 발명할 수 있는 발명에 대해서 신규성과 진보성을 규정해 등록받을 수 없도록 하고 있으며, 이를 판단하기 위해 선행기술조사가 수행된다. 특히 진보성은 용이성을 기준으로 판단한다는 점, 판단 과정에 복수의 선행문헌을 이용할 수 있는 점 등의 이유로 판단하기 어렵다. 만약 인공지능 모델로 진보성 판단의 선행문헌을 일차적으로 필터링할 수 있다면, 선행기술조사의 효율화와 신속화를 도모할 수 있을 것이다. 본 연구는 이러한 필요성을 고려하여 출원발명의 구성요소 중 일부와 대응되는 인용문헌이 주어질 때, 나머지 구성요소와 대응되는 인용문헌을 자동으로 추천해 주는 딥러닝 모델을 제안하였다. 연구는 진보성으로 거절된 USPTO 특허 데이터를 전처리한 뒤, BERT를 기반으로 구현한 6개 모델을 학습시켜 최고 성능을 비교하는 방식으로 진행되었다. 연구 결과 BERT-for-patents 기반 대조학습 기법으로 학습시킨 모델 TRP-Pat의 성능이 월등하게 높았다. 이러한 결과는 선행기술조사의 신속화와 효율화에 기여할 수 있을 것으로 생각되며, 본 연구에서는 모델 TRP-Pat를 선행기술조사에 사용하는 예시를 제시하였다.

주제어

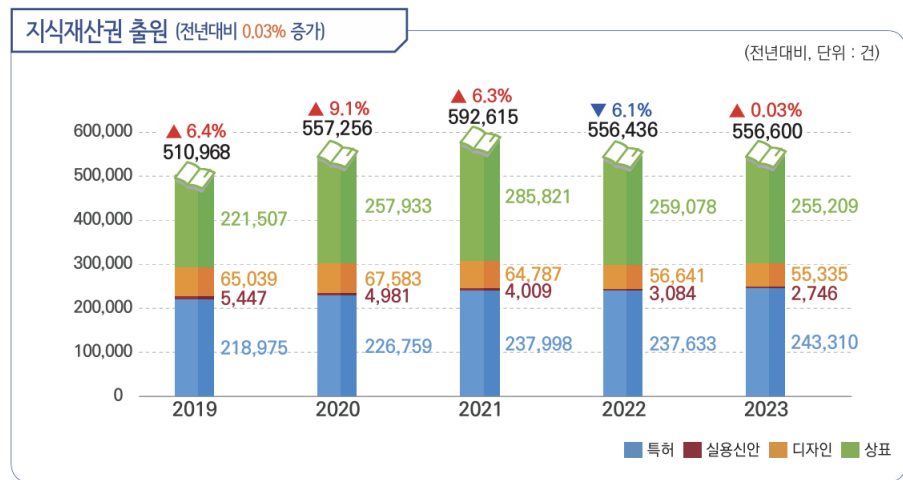
진보성, 인용문헌, 선행기술조사, 딥러닝, 대조학습, BERT-for-patents

1. 서론

한국을 비롯하여 특허법상 심사주의를 채택하고 있는 나라들의 경우, 출원된 발명에 대해 특허요건의 충족 여부를 사전에 심사한 뒤에 특허를 부여하도록 하고 있다.¹⁾ 발명이 특허로서 법적인 보호를 받기 위해서는 법에서 규정한 특허요건을 구비하여야 하는데, 그중 가장 중요하게 여겨지는 요건은 신규성과 진보성이다.²⁾ 신규성은 특허출원 전에 발명 내용이 사회일반에 알려져 있는지에 관한 요건으로서, 동일성을 기준으로 판단한다.³⁾ 이에 반해 진보성은 특허출원 전에 그 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 공지기술로부터 쉽게 발명할 수 있는지에 관한 요건으로서, 용이성을 기준으로 판단한다.⁴⁾

신규성, 진보성과 같은 실체적 요건들을 심사하는 것에는 많은 시간과 인력이 소요되는데, 특허출원 건수가 증가하면서 심사관들의 심사 부담이 점점 커지는 상황이다. 특허청에 따르면 국내 특허출원 수는 2019년 218,975건에서 2023년 243,310건으로 꾸준히 증가하는 추세에 있으며,⁵⁾ 전 세계 특허출원 수 또한 2021년 기준 3,386,931건으로 2020년 대비 3%, 2019년 대비 5% 증가했다.⁶⁾

<그림1 2019년-2023년 국내 지식재산권 출원 건수>7)



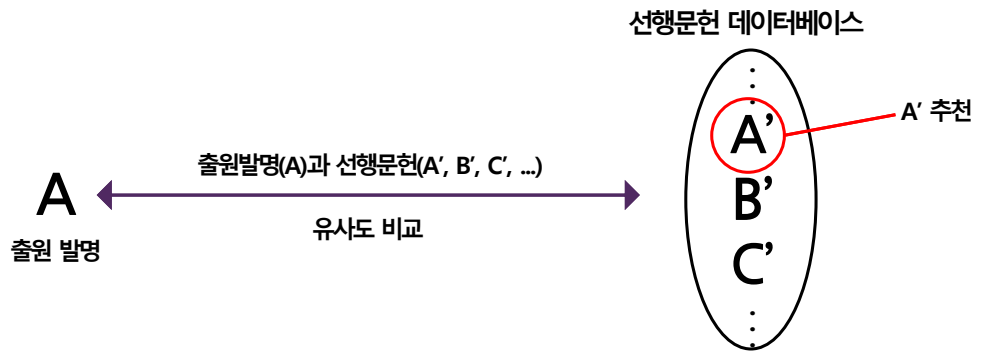
실체적 요건 중에서도 특히 진보성은 심사, 심판, 소송 과정에 있어서 매우 중요하게 검토되는 특허요건이다.⁸⁾ 특허청과 특허심판원의 통계에 따르면, 2009년에 거절결정된 출원 33,697건 중 진보성으로 거절결정된 것은 82%에 달했으며, 무효심판이 인용된 428건의 심판 중 진보성을 이유로 인용된 것은 69%를 차지했다.⁹⁾ 진보성이 특허요건 판단 과정에서 차지하는 비중

* 본 논문은 특허청이 주최하고 한국지식재산연구원 등이 주관한 「제19회 대학(원)생 지식재산 우수논문공모전」에서 최우수상으로 선정된 논문을 수정·보완한 논문입니다.
 1) 임병웅, 「리담특허법」, 제23판, 한빛지적재산권센터, 2024, 522면.
 2) 신혜은, “의약품도발명의 신규성 및 진보성”, 「정보법학」, 제21권 제3호(2017), 47면.
 3) 특허청, “특허·실용신안 심사기준”, 특허청, 2023, 3214면.
 4) 특허청, 위의 자료, 3303면.
 5) 특허청, “지식재산통계연보 2023”, 특허청, 2024, 3면.
 6) fivelPoffices, “IP5 Statistics Report 2022 Edition”, fivelPoffices, 2023, 42면.
 7) 특허청, 위의 간행물에서 그림 발췌.
 8) 신혜은, “진보성 판단을 위한 합리적인 기준의 모색: 미국의 비자명성 판단기준 변화에 대한 비교법적 고찰을 중심으로”, 「특허소송연구」, 제5집(2011), 110면.
 9) 김승조, “공지된 구성요소를 치환하는 경우 발명의 진보성 판단에 관한 고찰”, 「과학기술법연구」, 제18권 제

이 큰 만큼, 진보성 판단 과정의 효율화와 신속화를 가져올 필요가 있다.

심사 기간을 단축할 수 있는 한 가지 방법은 선행기술조사를 더 효율적으로 진행하는 것이다. 선행기술조사는 출원된 발명과 동일·유사한 선행기술이 존재하는지 여부를 확인하기 위해 수행하는 조사다.¹⁰⁾ 선행기술조사의 효율화를 위해 딥러닝 모델을 이용하고자 하는 시도는 여러 번 있었다. R. Chikkamath 외 3인(2020)은 Naive Bayes와 Support Vector Machine을 결합한 NBSVM 모델을 사용하여 신규성 판단의 성능을 향상시켰다.¹¹⁾ Hyejin Jang 외 2인(2023)은 유럽 특허청(EPO)의 데이터셋으로부터 신규성 관계가 라벨링된 출원발명-선행문헌 데이터 쌍을 생성하고, 이를 신규성 예측 모델 학습에 활용했다.¹²⁾ 이앞길 외 2인(2020)은 전처리한 패밀리 특허 문서를 바탕으로 Word2Vec과 LDA 토픽 모델링 기법을 활용하여 유사한 특허 문서를 추천하는 모델에 관한 연구를 수행했다.¹³⁾ 이처럼 지금까지는 특정 발명과 유사한 선행문헌을 추천하는 모델에 대한 연구들이 많았다. 이 연구들의 결과는 출원발명과 선행문헌을 일대일 비교하는 신규성을 판단할 때 효과적으로 사용될 수 있다. 현재 실무에서 제공되고 있는 특허 검색 사이트인 키프리스나 Google Patents 역시 특정 발명과 유사한 선행문헌을 추천해 주는 기능을 제공하고 있다.¹⁴⁾ 즉, 출원발명 A가 있을 때, 선행문헌 데이터베이스에서 그와 유사한 선행문헌 A'를 찾아주는 방식이다.

<그림2 특허 검색 사이트에서 유사한 선행문헌을 추천하는 방식>

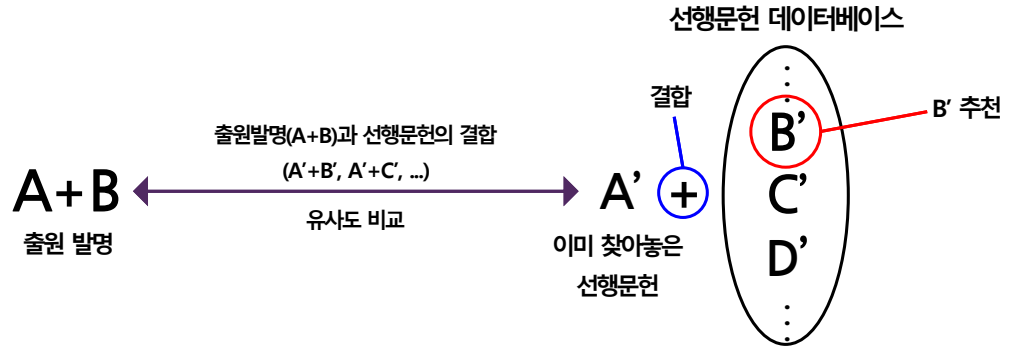


하지만 진보성 판단 시에는 2개 이상의 선행기술을 결합할 수 있으므로¹⁵⁾, 이러한 방식에는 한계가 있을 수 있다. 예를 들어 출원발명 A+B의 구성요소 A에 대응되는 선행문헌 A'를 찾는 경우 나머지 구성요소 B에 대응되는 선행문헌 B'를 추가로 찾아야 하는데, 이런 경우 출원발명 A+B와 유사한 선행문헌을 검색하는 방법으로는 선행문헌 B'를 찾기 어려울 수 있다. 하지만 이

1호(2012), 186-187면.
 10) 한국특허기술진흥원, “선행기술조사”, 한국특허기술진흥원, <<https://www.kipro.or.kr/business/priorArtSearch>>, 검색일: 2025. 1. 17.
 11) Renuksamy Chikkamath et al., "An Empirical Study on Patent Novelty Detection: A Novel Approach Using Machine Learning and Natural Language Processing", 2020 Seventh International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS), 2020, pp. 1-7.
 12) Hyejin Jang et al., "An eXplainable AI (XAI) model for text-based patent novelty analysis", *Expert Systems with Applications*, Vol.231(2023), 120839.
 13) 이앞길 외 2인, "LDA 토픽 모델링과 Word2vec을 활용한 유사 특허문서 추천연구", 「경영정보학연구」, 제 22권 제1호(2020), 17-31면.
 14) 키프리스에서는 '유사특허검색' 기능을 통해 특정 발명과 유사한 상위 10개 특허를 추천해 주는 서비스를 제공하고 있으며, Google Patents에서는 'similar' 기능을 통해 유사 특허를 검색할 수 있는 서비스를 제공하고 있다.
 15) 특허청, “특허·실용신안 심사기준”, 특허청, 2023, 3324면.

미 찾아놓은 선행문헌 A'와의 결합을 바탕으로 A+B와의 유사도를 비교하는 방식을 활용한다면, 더 효과적으로 선행문헌 B'를 찾을 수 있을 것이다.

<그림3 본 연구에서 제안하는 선행문헌 추천 방식>



기존의 특허 검색 사이트에서는 특정 발명과 선행문헌 간의 유사도를 일대일로 비교하는 방식으로 선행문헌을 추천하는 기능은 있지만, 특정 발명과 여러 개의 선행문헌의 결합 간의 유사도를 비교하여 선행문헌을 추천해 주는 기능은 없다. 결합발명의 진보성을 판단하는 과정에서는 2개 이상의 선행문헌을 인용할 수 있으므로, 이러한 선행문헌 추천 방식을 통해 선행기술조사 과정의 신속화 및 효율화를 도모할 수 있을 것이다. 이에 본 연구에서는 출원발명의 구성요소 중 일부와 대응되는 인용문헌이 주어졌을 때, 출원발명의 나머지 구성요소와 대응되는 인용문헌을 자동으로 추천해 주는 딥러닝 모델을 제안한다.

이러한 연구는 이론적, 실무적 관점에서 의의가 있다. 이론적 관점에서, 본 연구는 신규성에 집중하던 기존의 연구들과 달리 진보성 판단의 인용문헌을 추천하는 딥러닝 모델을 구현한다. 진보성은 용이성을 기준으로 판단한다는 점, 여러 개의 선행문헌을 이용하여 판단할 수 있다는 점에서 모델 구현 난이도가 높아 기존에는 진보성 관련 딥러닝 모델에 대한 연구가 미비하였다. 본 연구가 특허의 진보성에 관한 딥러닝 모델에 대한 연구를 촉발하는 시작점이 될 것으로 기대한다.

실무적 관점에서, 본 연구의 모델을 이용한다면 심사관은 물론 특허권자, 변리사 및 기타 이해관계인 등 선행기술조사 작업을 수행하는 사람들이 선행문헌 데이터베이스에서 일차적으로 인용문헌 후보군을 추천받을 수 있어 보다 효율적이고 신속한 선행기술조사가 가능하리라고 예상된다. 실제로 최대 성능을 가지는 모델을 이용해 인용문헌을 추천받는 예시 사례를 제시해 실무적 시사점을 더했다.

2. 배경 이론 및 선행 연구

2.1. 배경 이론

2.1.1. 대조학습

대조학습(Contrastive Learning)은 임베딩 공간에서 앵커 임베딩(anchor embedding)과 양성 샘플(positive sample) 간 거리는 가깝게, 앵커 임베딩과 음성 샘플(negative sample) 간 거리는 멀게 학습해 더 나은 임베딩을 만들도록 하는 기계 학습 기법이다.¹⁶⁾ 대조학습 기법이

16) Prannay Khosla et al., "Supervised Contrastive Learning", *Advances in Neural Information*

처음 명시적으로 사용된 것은 2020년 “A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations¹⁷⁾”라는 논문의 이미지 분류 문제에서였는데, 뛰어난 성능으로 현재는 자연어 처리 분야에서도 널리 사용되고 있다.¹⁸⁾¹⁹⁾²⁰⁾ 대조학습을 이용하면 언어 모델이 일반적인 임베딩 방법으로는 반영하지 못하는 양성 샘플과 음성 샘플 간 미묘한 차이를 반영해 학습할 수 있어 텍스트 데이터의 맥락을 파악하는 데 더욱 유리하다.²¹⁾

2.1.2. 코사인 유사도

텍스트 데이터를 임베딩했을 때, 두 임베딩 벡터 간 유사도를 측정하기 위해 코사인 유사도 (Cosine Similarity)를 많이 사용한다.²²⁾ 자카드 유사도, WMD 등 텍스트 간 유사도를 측정하는 다른 지표도 있지만, 대조학습 기법을 사용한 연구 다수에서 코사인 유사도를 사용했다.²³⁾²⁴⁾²⁵⁾ 특히 문서 추천 모델에 관한 연구 다수에서도 역시 코사인 유사도를 사용하고 있으므로²⁶⁾²⁷⁾, 본 연구에서도 코사인 유사도를 사용하기로 한다. 코사인 유사도의 수식은 아래와 같다.

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad 28)$$

이는 두 벡터가 가리키는 방향이 얼마나 유사한가를 수치상으로 나타내며, 방향이 완전히 같으면 1, 방향이 완전히 반대면 -1의 값을 가진다.²⁹⁾

Processing Systems, Vol.33(2020), p. 18662.

17) Ting Chen et al., “A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations”, International Conference on Machine Learning, 2020, pp. 1597-1697.

18) Hongchao Fang et al., “CERT: Contrastive Self-supervised Learning for Language Understanding”, arXiv, 2020, pp. 1-16.

19) Zhuofeng Wu et al., “CLEAR: Contrastive Learning for Sentence Representation”, arXiv, 2020, pp. 1-10.

20) Yuanmeng Yan et al., “ConSERT: A Contrastive Framework for Self-Supervised Sentence Representation Transfer”, arXiv, 2021, pp. 1-11.

21) 신민기 외 4인, “대조학습을 사용한 딥러닝 기반 토픽 모델링”, 한국정보과학회 학술발표논문집, 2021, 302면.

22) 사이토 고키, 「밀바닥부터 시작하는 딥러닝 2 (파이썬으로 직접 구현하며 배우는 순환 신경망과 자연어 처리)」, 개암책시 옮김, 한빛미디어, 2019, 92면.

23) Hongchao Fang et al., 위의 자료, p. 5.

24) Zhuofeng Wu et al., 위의 자료, p. 4.

25) Yuanmeng Yan et al., 위의 자료, p. 5.

26) Jaewoong Choi et al., “A two-stage deep learning-based system for patent citation recommendation”, *Scientometrics*, Vol.127(2022), p. 6617.

27) Huahang Li et al., “CoPatE: A Novel Contrastive Learning Framework for Patent Embeddings”, Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '22), 2022, p. 1108.

28) Wikipedia, “Cosine similarity”, Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine_similarity>, 검색일: 2025. 1. 17.

29) 사이토 고키, 위의 단행본, 92면.

2.1.3. 손실 함수

딥러닝에서의 손실 함수(loss function)는, 모델의 성능이 얼마나 나쁜지를 나타내는 지표다.³⁰⁾ 따라서 모델의 성능을 최대한 좋게 하기 위해서는 손실 함수를 최소화해야 한다. 손실 함수는 자료의 분포 특성 및 해결하려는 과제의 특성에 따라 유연하게 선택하거나, 목적에 따라 손실 함수를 새로 만들어 사용하면 된다.³¹⁾

일반적으로 분류 문제에서는 손실 함수로 교차 엔트로피 손실(Cross Entropy Loss)을 사용하는데, 그중에서도 0 또는 1로 분류하는 이진 분류 문제에서 사용하는 손실 함수는 이진 교차 엔트로피 손실(Binary Cross Entropy Loss, BCE Loss)라고 한다.³²⁾ 이진 교차 엔트로피 손실의 수식은 다음과 같다.

$$\text{BCE Loss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] \quad 33)$$

이때 N 은 데이터의 개수, y_i 는 실제 라벨, \hat{y}_i 는 예측값을 의미한다. 실제 라벨(y_i)이 0일 때는 $(1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i) = \log(1 - \hat{y}_i)$ 항만 남아서 예측값(\hat{y}_i)이 0에 가까워질수록 손실 함수가 작아지고, 실제 라벨(y_i)이 1일 때는 $y_i \log(\hat{y}_i) = \log(\hat{y}_i)$ 항만 남아서 예측값(\hat{y}_i)이 1에 가까워질수록 손실 함수가 작아진다.

일반적으로 대조학습에서는 손실 함수로 트리플렛 손실(Triplet Loss)을 사용한다. 구글이 2015년 발표한 논문 “FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering³⁴⁾”에서 트리플렛 손실을 이용해 얼굴 인식 모델 FaceNet의 성능을 대폭 향상시킨 것이 공개되며 트리플렛 손실의 사용이 대중화되었다. 이 논문은 대조학습이라는 용어를 명시적으로 사용하지는 않았으나, 앵커와 양성 샘플 간 거리가 가까울수록, 또 앵커와 음성 샘플 간 거리가 멀수록 트리플렛 손실이 작아지도록 설계했다는 점에서 대조학습에 트리플렛 손실을 사용한 대표적 예시로 볼 수 있다.³⁵⁾ 트리플렛 손실의 수식은 다음과 같다.

$$\text{Triplet Loss} = \max(\|f(A) - f(P)\|_2 - \|f(A) - f(N)\|_2 + \alpha, 0) \quad 36)$$

이때 $\|f(A) - f(P)\|_2$ 는 앵커와 양성 샘플 간 유클리디안 거리, $\|f(A) - f(N)\|_2$ 는 앵커와 음성 샘플 간 유클리디안 거리, α 는 마진을 의미한다. $\|f(A) - f(N)\|_2$ 가

30) 사이트 고키, 「밀바닥부터 시작하는 딥러닝」, 개업맵시 옮김, 한빛미디어, 2017, 113면.

31) NAVER 지식백과, AI 용어사전, “손실 함수”, NAVER 지식백과, <<https://terms.naver.com/entry.naver?docId=6653622&cid=69974&categoryId=69974>>, 검색일: 2025. 1. 17.

32) 사이트 고키, 「밀바닥부터 시작하는 딥러닝 2 (파이썬으로 직접 구현하며 배우는 순환 신경망과 자연어 처리)」, 개업맵시 옮김, 한빛미디어, 2019, 40면.

33) Wikipedia, “cross-Entropy”, Wikipedia, <<https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-Entropy>>, 검색일: 2025. 1. 17.

34) Florian Schroff et al., “FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering”, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015, pp. 815-823.

35) Florian Schroff et al., 위의 논문, p.817.

36) Wikipedia, “Triplet Loss”, Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/Triplet_Loss>, 검색일: 2025. 1. 17.

$\|f(A) - f(P)\|_2$ 보다 마진 이상으로 커야 $\|f(A) - f(P)\|_2 - \|f(A) - f(N)\|_2 + \alpha$ 부분이 음수가 되어 손실 함수가 0으로 최소가 된다. 따라서 트리플렛 손실을 최소화하려면 앵커와 양성 샘플 간 거리를 가깝게, 앵커와 음성 샘플 간 거리를 멀게 해야 하므로 대조학습의 효과를 얻게 된다.

만약 임베딩 학습에서 코사인 유사도를 이용하고 있다면, 벡터의 크기보다는 방향이 중요하므로 트리플렛 손실의 수식을 아래와 같이 변형해 사용할 수 있다.

$$\text{Triplet Cosine Loss} = \max(\alpha - \cos(f(A), f(P)) + \cos(f(A), f(N)), 0)$$

이때 $f(A)$ 는 앵커 임베딩, $f(P)$ 는 양성 샘플, $f(N)$ 은 음성 샘플, α 는 마진을 의미한다. $\cos(f(A), f(P))$ 가 $\cos(f(A), f(N))$ 보다 마진 이상으로 커야 $\alpha - \cos(f(A), f(P)) + \cos(f(A), f(N))$ 부분이 음수가 되어 손실 함수가 0으로 최소가 된다. 따라서 트리플렛 코사인 손실을 최소화하는 과정에서 앵커 임베딩과 양성 샘플 간 방향은 같은 방향으로, 앵커 임베딩과 음성 샘플 간 방향은 반대 방향으로 학습하게 된다.

2.2. 관련 선행 연구

심사관들이 신규성, 진보성 등의 특허요건을 판단하는 과정에 많은 시간과 비용이 든다. 이런 문제들을 해결하기 위해 특허요건을 판단하는 과정에 딥러닝을 적용한 연구들이 있다. 구정민 외 4인(2010)은 k-means 알고리즘을 이용하여 거절된 특허문서와 등록된 특허문서를 군집화함으로써 특허의 등록 가능성을 판단하는 모델을 제시했다.³⁷⁾ 신진현(2024)은 사전 학습된 BERT 모델을 바탕으로 특허 청구항과 인용문헌 간의 유사성을 계산하고, k-NN 알고리즘으로 특허의 신규성을 판단하는 모델에 관한 연구를 수행했다.³⁸⁾ 채민우 외 2인(2013)은 특허 등의 문서의 인용정보를 바탕으로 뉴먼 커널을 적용하여 관련성이 높은 문서를 추천하는 방법론에 대한 연구를 수행했다.³⁹⁾ Choi Jaewoong 외 5인(2022)은 특허 문서의 텍스트 정보와 더불어, 심사관들의 인용 정보를 같이 반영하여 기존보다 MRR과 Recall@K 등의 성능 지표가 향상된 모델을 제시했다.⁴⁰⁾

특허문서 자동 추천에 대조학습 기법을 적용한 연구들도 있다. 손승우 외 4인(2023)은 대조 학습을 이용하여 유사기술섹션 분류 성능을 향상시켜 선행기술조사의 범위를 줄여주는 연구를 수행했다.⁴¹⁾ Huahang Li 외 3인(2022)은 청구항 데이터를 기반으로 대조학습을 적용하여 유사특허를 추천하고 분류하는 연구를 수행했다.⁴²⁾ Shicheng Tan 외 3인(2023)은 자기지도 학습 과정에 대조학습을 이용하여 특정 문서와 관련 있는 특허문서 및 학술문서를 추천해 주는 모델에 관한 연구를 수행했다.⁴³⁾

37) 구정민 외 4인, “특허 등록 예측을 위한 특허 문서 분석 방법”, 「한국산학기술학회논문지」, 제11권 제4호(2010), 1458-1467면.

38) 신진현, “사전학습 모델로부터 추출된 문장 임베딩을 활용한 특허 신규성 예측”, 한양대학교 공학대학원, 석사, 2024, 1-46면.

39) 채민우 외 2인, “거대 인용 자료를 이용한 문서 추천 방법”, 「한국데이터정보과학회지」, 제24권 제5호(2013), 999-1011면.

40) Jaewoong Choi et al., 위의 논문, pp. 6615-6636.

41) 손승우 외 4인, “대조학습을 이용한 유사 특허기술 탐색 시스템”, 「새물리」, 제73권 제5호(2023), 478-486면.

42) Huahang Li et al., 위의 논문, pp. 1104-1113.

43) Shicheng Tan et al., “Self-supervised scientific document recommendation based on contrastive learning”, *Scientometrics*, Vol.128(2023), pp. 5027-5049.

기존의 문헌들에는 유사성이나 관련성이 높은 특허문서를 추천해 주는 모델에 관한 연구는 있었지만, 결합발명의 진보성 판단에 필요한 인용문헌을 추천해 주는 연구는 없었다. 본 연구에서는 결합발명 진보성 판단에 필요한 인용문헌 중 일부가 이미 제시되었을 때 나머지 인용문헌을 추천해 주는 딥러닝 모델에 관한 연구를 수행하며, 성능을 극대화하기 위한 방법으로 대조학습 기법을 적용한 모델을 제안한다.

3. 연구 설계

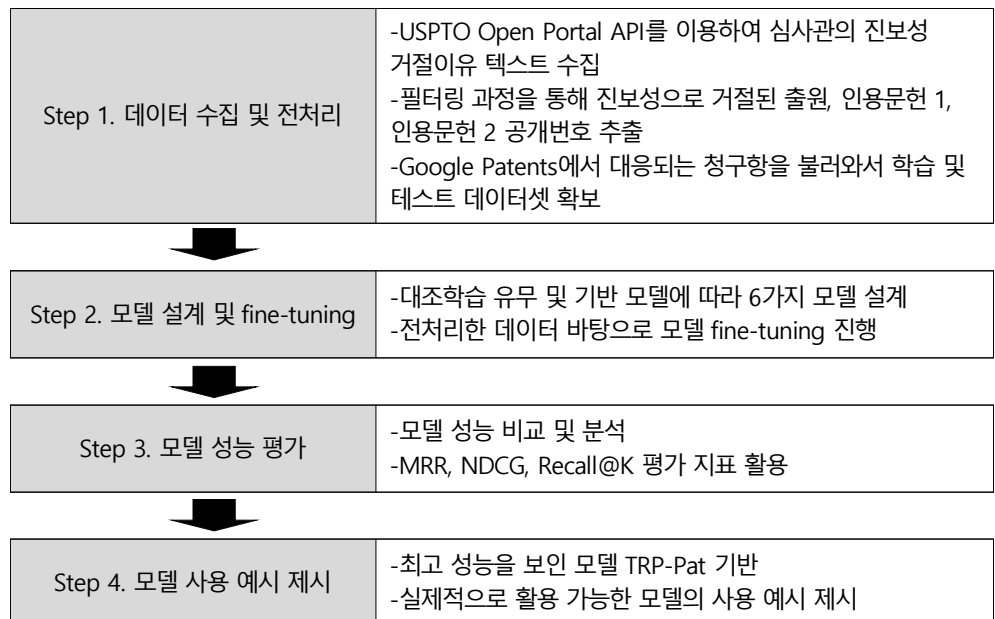
3.1. 연구 절차

연구의 절차를 나타내면 아래 <그림4>와 같다. 데이터 전처리에는 USPTO의 공개 API와 키프리스의 해외특허 API를 이용해 USPTO에서 진보성 위반으로 거절된 출원 데이터를 받아오고, 이를 이용해 Google Patents 사이트에서 해당 출원의 청구항 데이터 및 인용문헌의 청구항 데이터를 받아오는 방식으로 수행하였다. 전문 심사관의 진보성 판단 결과 데이터를 레이블로 한 지도 학습(supervised learning) 방식으로 모델을 구축한다면, 학습이 완료된 모델은 심사관의 진보성 판단 패턴을 모방해 선행문헌을 탐색하게 된다. 따라서 주어진 선행문헌과 모델이 추천한 선행문헌을 조합한다면 출원발명의 진보성을 부정하는 근거로 사용할 수 있을 것이다.

연구에 사용된 모델의 종류는, 학습을 진행하지 않은 모델, 학습을 진행하되 대조학습 기법을 사용하지 않은 모델, 대조학습 기법으로 학습한 모델 총 3가지가 있다. 3가지 모델을 각각 BERT-Base, BERT-for-patents 기반으로 구현하여 총 6개 모델을 제시하였다.

모델 간 성능 비교를 통해 대조학습 기법의 효과를 보였으며, 6개 모델 중 대조학습 기법을 적용한 BERT-for-patents 기반 모델이 최대 성능을 가짐을 확인하였다. 마지막으로 최대 성능을 가지는 모델을 이용해 실제로 출원발명의 구성요소 중 일부와 대응되는 인용문헌이 주어졌을 때, 출원발명의 나머지 구성요소와 대응되는 인용문헌을 추천해 주는 예시 사례를 제시하였다.

<그림4 연구 절차>



3.2. 데이터 전처리

“USPTO Open Data Portal”은 미국 특허청(USPTO)에서 운영하는 오픈 포털로, 지식재산권에 관련된 연구를 도모하고자 특허를 비롯한 지식재산권과 관련된 다양한 데이터셋 및 API를 무료로 공개하고 있다.⁴⁴⁾ 공개된 API 중에서 ‘Office Action Text Retrieval API’는 특허 심사 과정에서 심사관이 출원인에게 통지한 17,692,993건⁴⁵⁾의 Office Action의 전체 텍스트 데이터를 행정 정보와 함께 제공한다.

위 API를 통해 연구에 필요한 항목인 ‘patentApplicationNumber(출원번호)’, ‘applicationStatusNumber(출원상태번호)’, ‘section103RejectionText(진보성 거절 이유 텍스트)’ 데이터를 받은 뒤, “키프리스 플러스 특허활용정보 서비스”의 해외특허 API를 이용하여 각 출원번호에 대응하는 ‘출원 공개번호’와 ‘IPC 코드’도 추가했다. 이 시점까지 데이터의 예시는 아래와 같다.

<표1 전처리 전 데이터의 예시>

출원번호	출원공개 번호	출원상태번호	IPC 코드	진보성 거절 이유 텍스트
17451522	US 2023 0121241	41	G06F3/04	Claim(s) 1, 4-6, 21 and 25 is/are rejected under 35 U.S.C. 103 as being unpatentable over Tan; Min-Liang (20140143676 A1) in view of DeClercq; Bryce L. et al. (US 20210004327 A1)
15606759	US 2017 0342738	93	E04H15/62 F16B7/22	Claims 7-9 and 13-17 is/are rejected under 35 U.S.C. 103 as being unpatentable over Lah (US-2008/0142063 A1) in view of Baoqing (US-2016/0060897 A1).
14391381	US 2015 0068983	161	C02F1/78 C02F1/00 C02F1/36	Claims 1 and 7-9 are rejected under pre-AIA 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over SHELTON (US PGPub 2003/0000966 A1) in view of CAMPBELL et al. (US PGPub 2002/0134734 A1).

출원상태번호(Application Status Number 또는 Application Status Code)는 미국에 출원된 발명들의 출원 상태를 나타내는 번호이다.⁴⁶⁾ 진보성으로 거절된 출원들만 남기기 위해, 출원상태번호가 161인 경우(‘Abandoned - Failure to Respond to an Office Action’에 해당하는 번호)를 제외하고 모두 삭제했다.

그 후에는 IPC 코드의 서브클래스가 ‘G06F(전기에 의한 디지털 데이터 처리)⁴⁷⁾’인 경우만 남기고 모두 삭제했다. 이처럼 IPC 코드로 데이터를 필터링해 모델이 구별해내기 더욱 어려운 선행문헌 데이터베이스로 모델을 학습시킨다면 모델 성능을 극대화할 수 있다. 또한 판례에 의하면 특허발명이 이용되는 산업 분야가 선행발명의 산업 분야와 다른 경우에는 선행발명을 당해

44) USPTO Open Data Portal, “About USPTO Open Data”, USPTO Open Data Portal, <https://developer.uspto.gov/about-open-data>, 검색일: 2025. 1. 17.

45) 기준일: 2025. 1. 17.

46) USPTO, “List of Application Status Code and Descriptions”, USPTO, <https://beta-data.uspto.gov/documents/documents/ODP-Application-Status-List.pdf>, 검색일: 2025. 1. 17.

47) 키프리스, “국제특허분류(IPC) 분류표”, 키프리스, <http://www.kipris.or.kr/kpat/remocon/srchIpc/srcIpcFrame.jsp?myConcern=&codeType=IPC>, 검색일: 2025. 1. 17.

특허발명의 진보성을 부정하는 선행기술로 사용하기 어렵다.⁴⁸⁾ 따라서 IPC 코드를 제한하지 않고 다른 기술 분야를 모두 포함하는 선행문헌 데이터베이스를 만들어 이를 바탕으로 진보성을 판단하는 것은 실무와 배치된다. 특히 ‘G06F’에 해당하는 발명의 명세서가 기술 분야 특성상 비교적 도면(이미지 데이터)을 많이 포함하고 있지 않아 자연어 처리 모델인 BERT에 적합하다고 판단했다. 그렇지만 진보성 판단 대상이 되는 발명의 확정은 청구범위에 의해야 하고, 도면에 의해 청구범위를 제한하거나 확장해 해석할 수 없기 때문에⁴⁹⁾ 도면의 포함 여부가 모델 성능에 결정적인 요소는 아니다. 따라서 다른 IPC 코드로 데이터를 필터링하더라도 무방하다.

이 시점까지 데이터 구조의 예시는 아래와 같다.

<표2 IPC코드의 서브클래스가 ‘G06F’이면서 진보성으로 거절된 데이터의 예시>

출원번호	출원공개번호	출원상태번호	IPC 코드	진보성 거절 이유 텍스트
12605510	US 2011 0095992	161	G06F3/041	Claims 1, 2, 4, 6, 15, 16, and 18 are rejected under 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Kraus (U.S. Patent Pub 2003/0235452 in view of Kurlander (U.S. Patent Pub 2005/0251800).
13499104	US 2012 0185519	161	G06F17/30	Claims 16-32 are rejected under 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Bhetanabhotla (US 2002/0167538), in view of Camp, Jr. et al. (US 2010/0009700).

미국 특허법(35 U.S.C. § 132(a)) 및 연방 규정(37 C.F.R. § 1.104(c))에 따르면, 심사관은 여러 개의 청구항이 포함된 출원에 대해 각 청구항별로 특허요건을 독립적으로 판단하고, 그에 따른 구체적인 거절 이유를 명확히 밝혀야 한다. 따라서 각 청구항마다 특허요건 구비 여부 및 구체적인 거절 이유가 다를 수 있다. 본 연구에서는 ‘청구항 1에 진보성 거절 이유가 있는 경우’만을 이용하고자, ‘진보성 거절 이유 텍스트’에 ‘Claim(s) 1’ 및 이와 유사한 표현이 포함되어 있는 경우만 남기고 삭제했다.

<그림5 청구항 1에 진보성 거절 이유가 있는 경우 예시>

Claims 1, 2, 4, 6, 15, 16, and 18 are rejected under 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Kraus (U.S. Patent Pub 2003/0235452) in view of Kurlander (U.S. Patent Pub 2005/0251800).

<그림6 청구항 1에 진보성 거절 이유가 없는 경우 예시>

Claims 16-32 are rejected under 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Bhetanabhotla (US 2002/0167538), in view of Camp, Jr. et al. (US 2010/0009700). → 삭제

진보성 거절 이유 텍스트를 살펴보면, 공통적으로 ‘Claims 1, ... are rejected under 35 U.S.C. 103 as being unpatentable over ... (첫 번째 인용문헌의 공개번호), in view of ... (두 번째 인용문헌의 공개번호)’의 구조를 가진다는 것을 확인할 수 있다. 여기서 인용문헌의 공개

48) 대법원 2008. 7. 10. 선고 2006후2059 판결.
 49) 대법원 2010. 1. 28. 선고 2008후26 판결.

번호는 ‘2003/0235452(4자리/7자리)’, ‘20080275311(11자리)’, ‘8,601,038(1자리,3자리,3자리)’, ‘8538563(7자리)’의 4가지 형태를 가지는데, 이 4가지 경우의 숫자 패턴이 발견되면 숫자를 추출하는 방식으로 인용문헌들의 특허 공개번호를 얻어냈다.

<표3 인용문헌의 공개번호를 추출한 데이터 예시>

출원번호	출원공개번호	진보성 거절 이유 텍스트	인용1 공개번호	인용2 공개번호
12605510	US 2011 0095992	Claims 1, 2, 4, 6, 15, 16, and 18 are rejected under 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Kraus (U.S. Patent Pub 2003/0235452 in view of Kurlander (U.S. Patent Pub 2005/0251800).	US 2003/0235452	US 2005/0251800
14063706	US 2014 0122108	Claims 1-2, 4, 6, 8-12, 14, 16, and 18-20 are rejected under pre-AIA 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Haq (US Patent Publication 20080275311) in view of Gentry et al. (US Patent Publication 20080275737).	US 2008 0275311	US 2008 0275737
13787441	US 2014 0258212	Claims 1-2, 5-13, 15-20, and 22-24 are rejected under pre-AIA 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Plattner et al. (US Patent 8,601,038) in view of Nakamura et al. (US Patent 7,107,260)	US 8,601,038	US 7,107,260
13672525	US 2014 0129009	Claims 1, 3-9 are rejected under pre-AIA 35 U.S.C. 103(a) as being unpatentable over Barber (US 8538563) in view of Sanchez (US 7351150).	US 8538 563	US 7351 150

결과적으로 진보성으로 거절된 특허출원의 출원번호 및 출원공개번호와, 그 거절 이유의 근거가 된 인용문헌 1과 인용문헌 2의 공개번호를 포함하는 데이터를 얻었다. 특허출원, 인용문헌 1, 인용문헌 2의 공개번호를 이용하여 Google Patents에서 자동으로 청구항 1(단, 인용문헌에서 청구항 1이 삭제된 경우는 가장 첫 번째 독립항으로 대체)을 수집하는 Python 스크립트를 작성하여 데이터를 받은 뒤, 중복된 행을 제거하는 등의 전처리 과정을 거쳤다. 최종적으로 진보성으로 거절된 결합발명 출원의 청구항 1, 인용문헌 1의 청구항 1, 인용문헌 2의 청구항 1로 이루어진 데이터 13,026개를 얻었다. 데이터 13,026개 중 100개는 테스트 데이터용 csv 파일로 저장하였고, 나머지 12,926개는 학습 및 검증 데이터용 csv 파일로 저장하였다.

<그림7 Google Patents를 이용하여 최종 데이터를 얻는 과정>

진보성으로 거절된 출원의 공개번호	인용문헌 1 공개번호	인용문헌 2 공개번호
US 20110095992	US 2003/0235452	US 2005/0251800

Google Patents

진보성으로 거절된 출원의 청구항 1	인용문헌 1의 청구항 1	인용문헌 2의 청구항 1
A touch screen system, comprising: a touch screen for detecting simultaneous touches at a plurality of contact points on the touch screen ...	A keyboard overlay for use with a touch-sensitive display screen of a computing system, the keyboard overlay comprising: a keyboard overlay body; a plurality of ...	A method for executing a software application in response to at least one object being placed on a display surface, comprising the steps of: (a) detecting at least one ...

3.3. 모델 설계 및 fine-tuning

3.3.1. 모델의 개요

연구에 사용된 모델은 총 6개다. 이 중 BERT-Base를 이용한 모델은 3개로, 학습 과정 없이 BERT-Base를 이용해 데이터를 임베딩하고 인용문헌을 추천하는 모델(모델 RAW-Base), BERT-Base를 대조학습 기법 없이 학습시켜 데이터를 임베딩하고 인용문헌을 추천하는 모델(모델 BCE-Base), BERT-Base를 대조학습 기법으로 학습시켜 데이터를 임베딩하고 인용문헌을 추천하는 모델(모델 TRP-Base)이 있다. 그리고 BERT-for-patents를 이용한 모델이 3개로, 같은 작업을 BERT-Base 대신 BERT-for-patents 기반으로 수행하게 된다(모델 RAW-Pat, 모델 BCE-Pat, 모델 TRP-Pat). 이때 BERT-for-patents는 BERT-Large를 1억 개 이상의 영문 특허 문서를 이용해 미세 조정(fine-tuning)한 모델로, Hugging face 사이트에 공개되어 있는 오픈 소스 프레임워크를 사용하였다.⁵⁰⁾ 6개 모델의 성능을 비교함으로써 대조학습 기법의 효과를 확인하는 한편 특허 도메인에서 강력한 성능을 보여주는 BERT-for-patents를 이용해 모델의 최대 성능을 확인하고자 한다.

<표4 연구에 사용된 모델 정리>

기반 모델	학습 없음	학습(대조학습 X)	학습(대조학습 O)
BERT-Base	모델 RAW-Base	모델 BCE-Base	모델 TRP-Base
BERT-for-patents	모델 RAW-Pat	모델 BCE-Pat	모델 TRP-Pat

모델 BCE-Base 및 모델 BCE-Pat에서는 손실 함수로 교차 엔트로피 손실(Binary Cross Entropy Loss, BCE Loss)을 사용하였다. 대조학습을 이용하는 모델 TRP-Base 및 모델 TRP-Pat에서는 손실 함수로 트리플렛 코사인 손실(Triplet Cosine Loss)을 사용하였다.

50) Hugging Face, "anferico/bert-for-patents", Hugging Face, <<https://huggingface.co/anferico/bert-for-patents>>, 검색일: 2025. 1. 17.

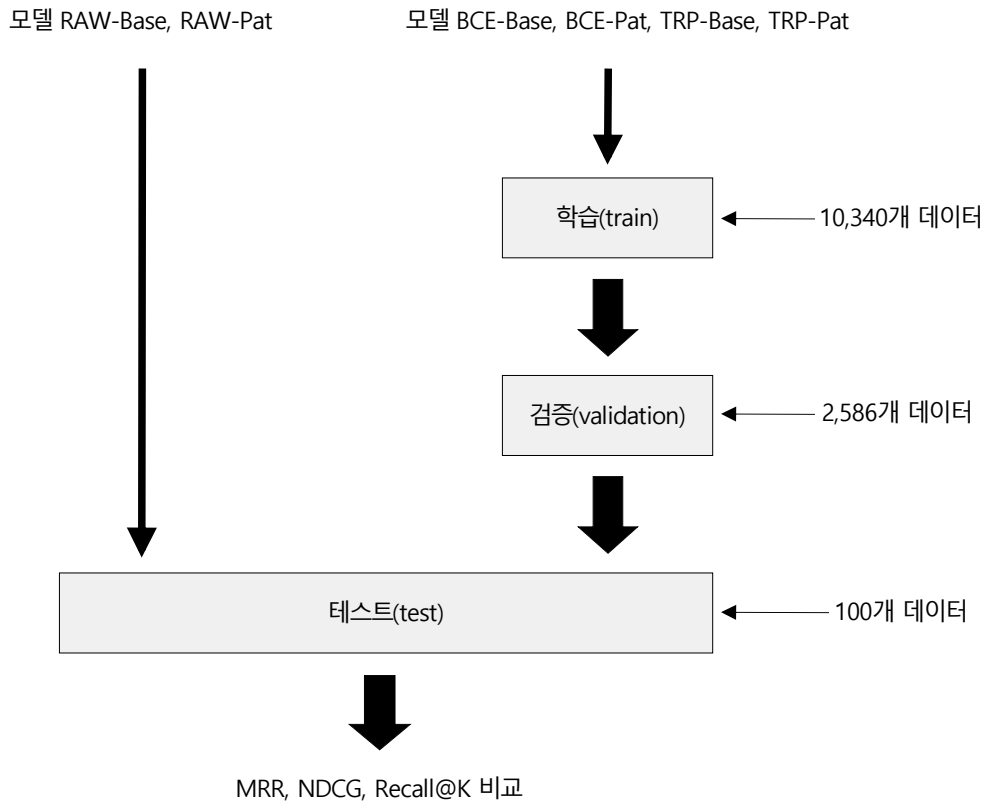
<표5 모델 간 주요 차이점 정리>

모델명	기반 모델	대조학습 여부	손실 함수
모델 RAW-Base	BERT-Base	학습 없음	-
모델 BCE-Base	BERT-Base	X	BCE Loss
모델 TRP-Base	BERT-Base	O	Triplet Cosine Loss
모델 RAW-Pat	BERT-for-patents	학습 없음	-
모델 BCE-Pat	BERT-for-patents	X	BCE Loss
모델 TRP-Pat	BERT-for-patents	O	Triplet Cosine Loss

3.3.2. 모델의 설명

6개 모델 중 모델 RAW-Base와 모델 RAW-Pat를 제외한 4개 모델은 각각 학습(train), 검증(validation), 테스트(test)의 단계를 거친다. 모델 RAW-Base와 모델 RAW-Pat는 학습 단계 없이 검증 및 테스트 단계만을 거친다. 모델의 fine-tuning 절차는 아래와 같다.

<그림8 모델의 fine-tuning 절차>



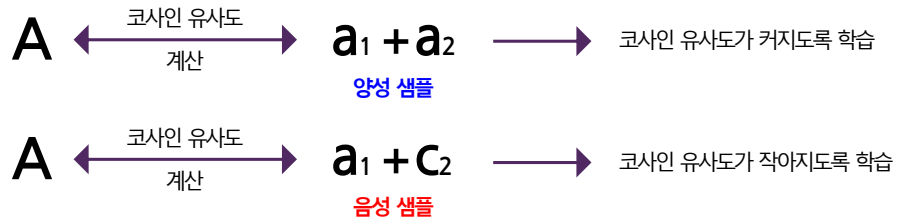
학습 단계의 구조를 그림으로 표현하면 아래와 같다.⁵¹⁾ 진보성 위반으로 거절된 출원(A)과 인용문헌 1(a₁)을 고정한 상태에서, 인용문헌 2의 청구항 1을 같은 행에서 한 번(a₂), 무작위로

51) 예시에서 A, B는 각 특허출원의 청구항 1을, a₁, b₁은 각 인용문헌 1의 청구항 1을, a₂, b₂는 각 인용문헌 2의 청구항 1을 의미한다.

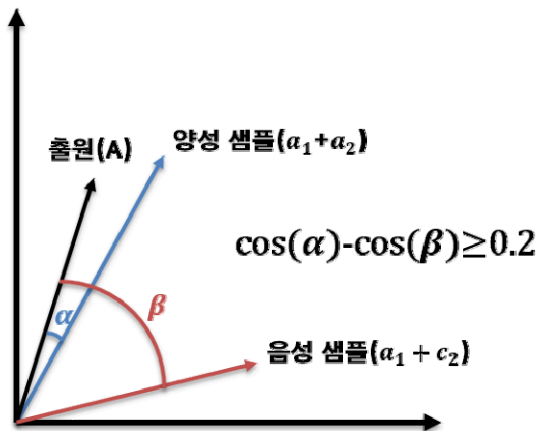
선택한 다른 행에서 한 번(c_2) 가지고 와서 양성 샘플(a_1+a_2)과 음성 샘플(a_1+c_2)을 생성한다. 그리고 출원(A)의 임베딩을 양성 샘플(a_1+a_2) 임베딩과 한 번, 음성 샘플(a_1+c_2) 임베딩과 한 번 비교하여 코사인 유사도를 얻는다. 이때 대조학습을 적용하지 않은 모델 BCE-Base와 BCE-Pat에서는 출원과 양성 샘플 간 코사인 유사도(이하 양성 유사도)를 1, 출원과 음성 샘플 간 코사인 유사도(이하 음성 유사도)를 0에 가까이 가도록 학습한다. 이에 반해 대조학습을 적용한 모델 TRP-Base와 TRP-Pat에서는 양성 유사도가 음성 유사도보다 일정 마진(0.2) 이상 크도록 학습한다. 이때 BERT-Base 및 BERT-Large의 인코더 상위 2개 층의 파라미터만 학습시키고 나머지 층은 동결하였다. 학습률은 $1e-5$ 로 설정하였고, 옵티마이저(optimizer)는 아담(Adam)을 사용하였다.

<그림9 학습 단계의 구조>

	출원발명	인용문헌 1	인용문헌 2	
1	A	a_1	a_2	양성 샘플: 진보성으로 거절된 출원발명(A)의 인용문헌 1(a_1)과 인용문헌 2(a_2)를 결합한 a_1+a_2
2	B	b_1	b_2	
3	C	c_1	c_2	음성 샘플: 진보성으로 거절된 출원발명(A)의 인용문헌 1(a_1)과, A의 진보성 판단에 관련없는 인용문헌 2(c_2)를 결합한 a_1+c_2
...	
10340		...		



<그림10 모델에 사용된 대조학습의 구조>

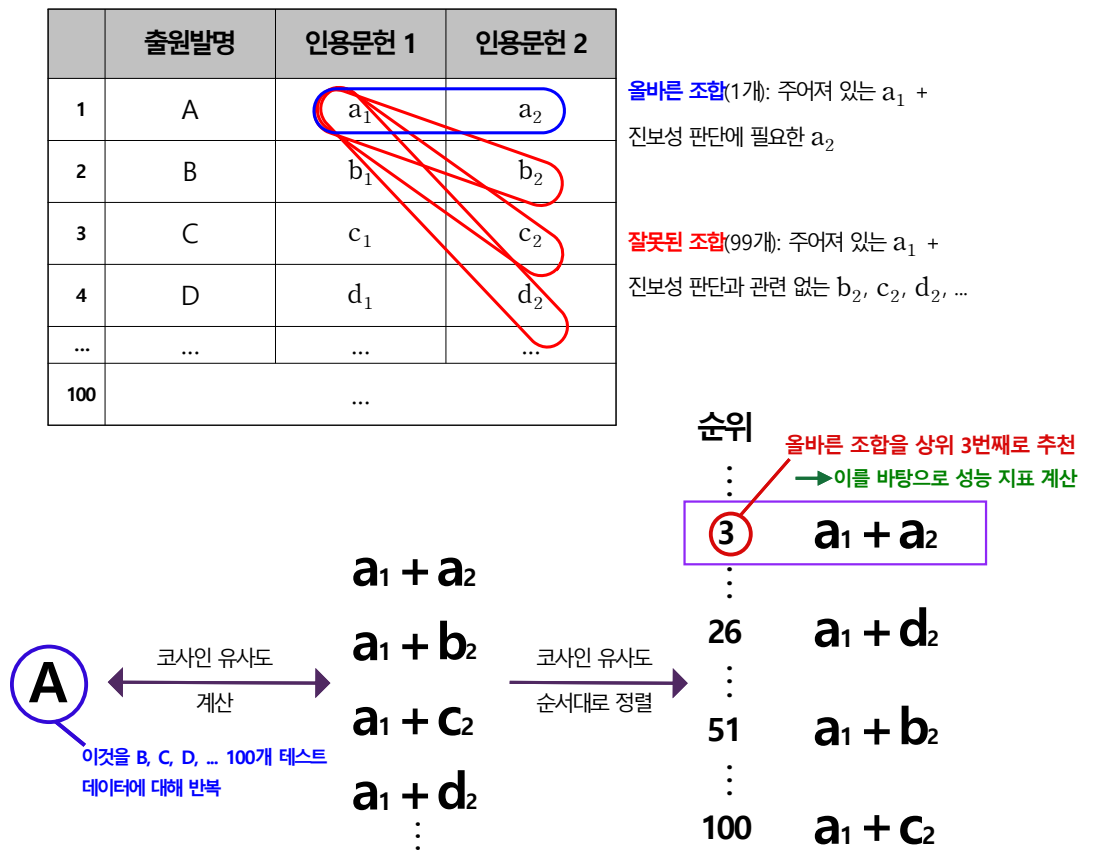


검증 단계는 학습 단계를 거쳐 얻은 모델을 검증 데이터에 적용하여 모델의 과적합(overfitting)을 방지하고자 하는 목적을 가진다. 이를 통해 모델의 일반성을 확보할 수 있다.

검증 단계의 구조는 학습 단계와 동일하다.

테스트 단계는 하나의 인용문헌이 정해졌을 때, 여러 선행문헌 중 진보성 위반의 근거로 삼을 수 있는 다른 인용문헌을 추천해 주는 모델로서의 성능을 평가하는 단계다. 테스트 단계의 구조는 아래와 같다.⁵²⁾ 학습 단계의 구조와 유사하나, 인용문헌 2의 청구항 1을 무작위로 하나만 가져오는 것이 아니고 모든 행에서 인용문헌 2의 청구항 1(b_2, c_2, \dots)을 가져온다. 그렇게 얻은 1개의 올바른 조합($a_1 + a_2$), 99개의 잘못된 조합($a_1 + b_2, a_1 + c_2, \dots$)과 출원발명(A) 간의 코사인 유사도 100개를 내림차순으로 나열한다. 올바른 조합($a_1 + a_2$)과 출원발명(A) 간 코사인 유사도가 상위 몇 개 검색 결과 이내에 속하는지를 보고, 이를 바탕으로 성능 지표를 계산한다. 성능 지표는 Recall@K⁵³⁾⁵⁴⁾, MRR⁵⁵⁾, NDCG⁵⁶⁾를 사용한다.⁵⁷⁾

<그림11 테스트 단계의 구조>



52) 테스트 단계의 구조 그림에 표시된 A, B, a_1, a_2, b_1, b_2 등은 학습 단계의 구조 그림에 표시된 A, B, a_1, a_2, b_1, b_2 등과 다른 청구항이며, 단지 표현의 통일성을 위해 같은 기호를 사용하였다.

53) $Recall@K = \frac{1}{|V_u|} \sum_{k=1}^K Hit(u, k)$

54) 매 반복 당 정답 문서(올바른 인용문헌)가 하나만 존재하므로 Recall@K는 정답 문서가 상위 K개 추천 결과 내에 포함된 비율을 의미한다.

55) $MRR = \frac{1}{|Q|} \sum_{i=1}^{|Q|} \frac{1}{rank_i}$

56) $DCG@K = \sum_{i=1}^K \frac{rel_i}{\log_2(i+1)}, NDCG@K = \frac{DCG@K}{IDCG@K}$

57) Recall@K와 NDCG 지표는 100회 반복해서 구한 지표 값의 평균을 사용한다. MRR은 지표 자체에 평균의 의미를 내포하고 있다.

4. 연구 결과

4.1. 모델의 성능

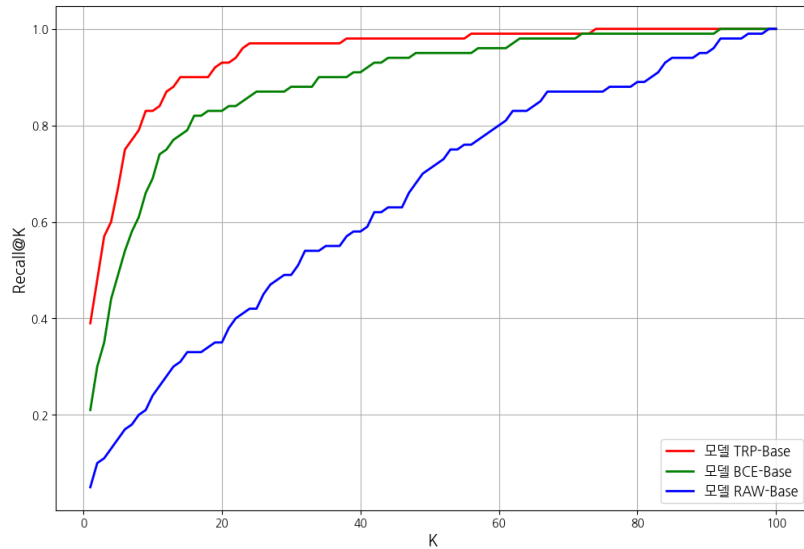
모델의 성능은 7에포크(epoch)의 학습에서 MRR 지표와 NDCG 지표가 가장 높은 모델을 기준으로 평가한다.

BERT-Base 기반 모델의 MRR, NDCG, 주요 Recall@K 지표는 다음과 같다.

<표6 BERT-Base 기반 모델의 MRR, NDCG, 주요 Recall@K 비교>

모델명	MRR	NDCG	Recall@1	Recall@5	Recall@10
모델 Raw-Base	0.1224	0.2781	0.05	0.15	0.24
모델 BCE-Base	0.3458	0.4829	0.21	0.49	0.69
모델 TRP-Base	0.5191	0.6248	0.39	0.67	0.83

<그림12 BERT-Base 기반 모델의 Recall@K 전체 비교>

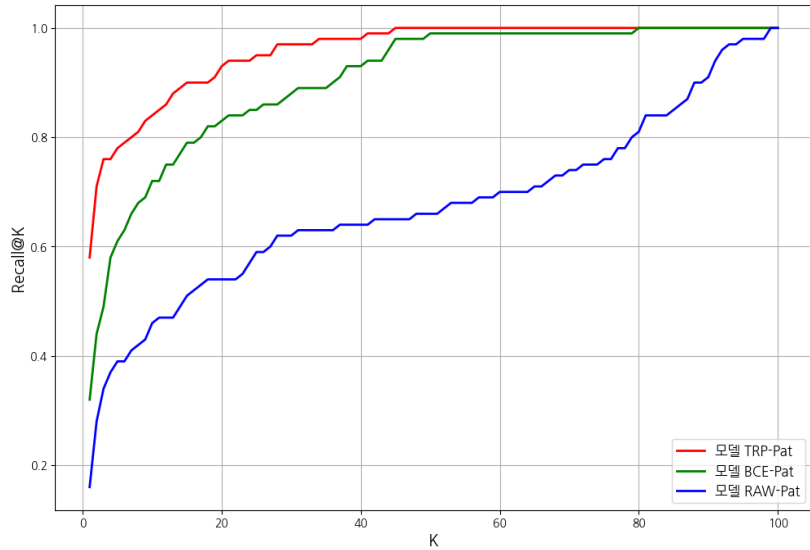


BERT-for-patents 기반 모델의 MRR, NDCG, Recall@K 지표는 다음과 같다.

<표7 BERT-for-patents 기반 모델의 MRR, NDCG 비교, 주요 Recall@K 비교>

모델명	MRR	NDCG	Recall@1	Recall@5	Recall@10
모델 Raw-Pat	0.2737	0.4063	0.16	0.39	0.46
모델 BCE-Pat	0.4517	0.5664	0.32	0.61	0.72
모델 TRP-Pat	0.6818	0.7505	0.58	0.78	0.84

<그림13 BERT-for-patents 기반 모델의 Recall@K 비교>



BERT-Base 기반 모델과 BERT-for-patents 기반 모델 모두 학습을 진행하지 않은 모델, 학습을 진행하되 대조학습 기법을 사용하지 않은 모델, 대조학습 기법으로 학습한 모델 순으로 성능이 좋아졌다. 같은 학습 기법을 적용한 모델끼리 비교하면 BERT-Base 기반 모델보다 BERT-for-patents 기반 모델이 성능이 좋게 나타났다. 6개 모델 중 대조학습 기법을 적용한 BERT-for-patents 기반 모델(모델 TRP-Pat)이 MRR 0.6818, NDCG 0.7505로 가장 좋은 성능을 보였다.

4.2. 소결론

본 연구에 사용된 데이터의 ‘인용문헌 2의 청구항 1’ 열은 모두 IPC 코드의 서브클래스가 ‘G06F’인 출원 중 진보성 위반으로 거절된 출원의 인용문헌에서 가져온 것이다. 따라서 ‘인용문헌 2의 청구항 1’ 열의 데이터는 유사한 기술 분야의 선행문헌이며, 데이터 간 사용되는 용어가 비슷하고 키워드가 중복되는 경우도 많다. 이처럼 유사한 기술 분야의 선행문헌들 중 적절한 선행문헌을 찾아야 하는 경우가 많은 선행기술조사 작업에서는 문맥 해석에 강점을 가지는 BERT를 이용하더라도 적절한 선행문헌을 추천하지 못할 가능성이 크다. 실제로 모델 성능을 보면, BERT-Base를 기반으로 하는 모델 RAW-Base는 물론이고 특히 도메인에 맞게 미세 조정된 BERT-for-patents를 기반으로 하는 모델 RAW-Pat를 사용하더라도 MRR은 각각 0.1224와 0.2737, NDCG는 각각 0.2781과 0.4063으로 성능이 좋지 않았다.

손실 함수로 교차 엔트로피 손실(BCE Loss)을 사용해 대조학습 기법 없이 학습한 모델 BCE-Base와 모델 BCE-Pat는 모델 RAW-Base, 모델 RAW-Pat보다 성능이 좋았다. 그러나 선행문헌 텍스트가 유사한 기술 분야에서 비롯되었기 때문에 학습을 반복해도 선행문헌 간 미묘한 차이까지 학습하지는 못하는 한계를 보였다.

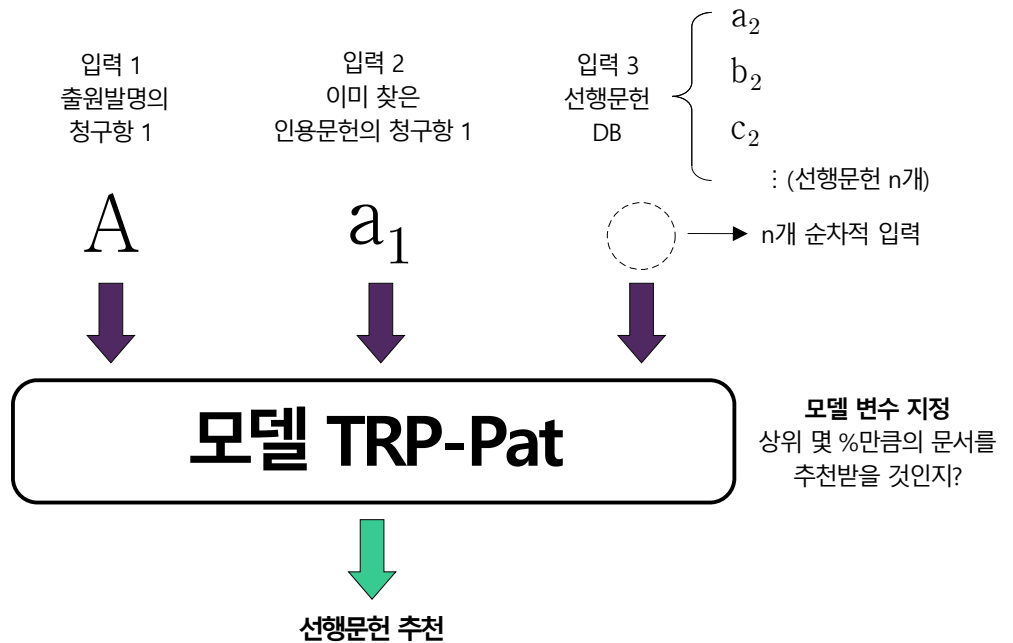
손실 함수로 트리플렛 코사인 손실(Triplet Cosine Loss)을 사용해 대조학습 기법으로 학습한 모델 TRP-Base와 모델 TRP-Pat는 앞선 4개의 모델들보다 성능이 더욱 좋았다. 이는 대조학습 기법을 이용하면 모델이 선행문헌 텍스트 간 미묘한 차이를 반영해 학습하게 되므로 단순히 유사한 선행문헌을 찾아주는 작업을 넘어 진보성 판단의 근거가 되는 선행문헌을 찾아주는

작업에는 대조학습 기법이 적합하기 때문이다. 특히 MRR 0.6818, NDCG 0.7505로 가장 우수한 성능을 보인 모델 TRP-Pat의 경우 Recall@1 값이 0.58을 기록해 6개 모델 중 유일하게 0.5를 넘었다. 이는 100개 선행문헌 중 단 하나의 선행문헌을 추천해 주는 작업에서 58%의 확률로 진보성 위반의 인용문헌으로 활용할 수 있는 올바른 선행문헌을 추천했다는 의미다. 다른 5개의 모델 중 Recall@1 값이 0.4를 넘는 모델조차 없었던 것을 고려했을 때, 모델 TRP-Pat의 성능이 월등함을 알 수 있다.

4.3. 모델의 사용 예시

이 모델은 출원발명 청구항의 일부 구성요소와 대응되는 인용문헌이 있을 때, 청구항의 나머지 구성요소와 대응되는 다른 인용문헌을 추천해 준다. 인용문헌 하나를 찾은 사용자가 진보성 위반의 근거가 되는 다른 인용문헌을 찾고 싶을 때, 사용자는 입력 1, 입력 2로 각각 출원발명의 청구항 1과 이미 찾은 하나의 인용문헌의 청구항 1을 지정하면 된다. 그리고 입력 3에는 사용자의 선행문헌 데이터베이스에서 가져온 선행문헌들의 청구항 1을 입력한다. 마지막으로 사용자는 얼마나 많은 수의 선행문헌을 추천받을 것인지 모델 변수를 지정할 수 있다. 많은 수의 선행문헌을 추천받을수록 그 안에 인용문헌으로 사용하기 적합한 선행문헌이 포함되어 있을 확률이 높아진다.

<그림14 모델 TRP-Pat의 작동 방식>



성능이 가장 좋았던 모델 TRP-Pat을 이용할 때, 만약 사용자의 선행문헌 데이터베이스에 있는 1,096개 선행문헌들 중 5%만큼의 선행문헌을 추천받고 싶다고 입력한다면 모델 실행 결과는 다음과 같다.

<그림15 상위 5% 선행문헌 추천 결과>

Calculating: 100%| ██████████ | 1096/1096
 이 모델이 적합한 인용문헌을 제시할 확률은 78.00%입니다.
 Publish numbers of top 5% possible prior arts (54 items):
 ['US20110185242', 'US7054331', 'US20100167557', 'US20110153889', 'US6662332',
 'US20040221106', ... 'US20020170042', 'US5454077', 'US20050237969', 'US20070066338',
 'US20060087013', 'US6272453']

이때 모델은 인용문헌이 될 가능성이 높은 문서 순서대로 선행문헌을 나열한다. 1,096개의 선행문헌 중 5%인 54개의 선행문헌을 모델이 추천했음을 확인할 수 있다. 적합한 인용문헌을 제시할 확률은 테스트 단계에서의 Recall@K 값을 가지고 온다.

만약 10%만큼의 선행문헌을 추천받고 싶다고 입력한다면 모델 실행 결과는 다음과 같다.

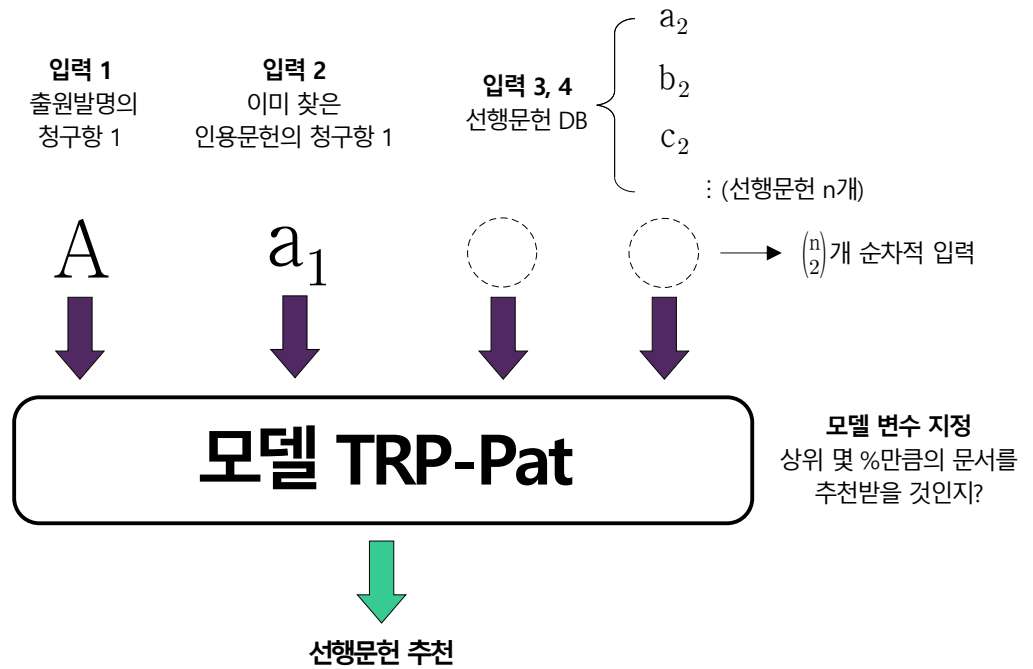
<그림16 상위 10% 선행문헌 추천 결과>

Calculating: 100%| ██████████ | 1096/1096
 이 모델이 적합한 인용문헌을 제시할 확률은 84.00%입니다.
 Publish numbers of top 10% possible prior arts (109 items):
 ['US20110185242', 'US7054331', 'US20100167557', 'US20110153889', 'US6662332',
 'US20040221106', ... 'US6483291', 'US20100180260', 'US7673295', 'US20100199332',
 'US6202152', 'US20040170274']

더 많은 수의 선행문헌을 추천하는 대신 이 중에 적합한 인용문헌이 포함되어 있을 확률은 높아짐을 확인할 수 있다.

한편, 3개 이상의 선행문헌을 이용해 진보성을 판단해야 한다면 모델의 입력을 늘릴 수 있다. 예컨대 인용문헌이 3개일 때 모델은 입력 1, 2를 고정한 채 선행문헌 데이터베이스로부터 입력 3, 4를 $\binom{n}{2}$ 개 순차적으로 입력받는다. 모델은 입력 2, 3, 4의 조합을 입력 1과 비교해 코사인 유사도가 높은 순서대로 선행문헌을 추천할 것이다.

<그림17 인용문헌이 3개일 때 모델의 작동 방식>



만약 인용문헌이 4개라면 입력 3, 4, 5를 $\binom{n}{3}$ 개 순차적으로 입력받을 것이다. 이처럼 모델의 입력 개수를 조정하여 인용문헌 개수에 제한 없이 선행문헌을 추천받을 수 있다. 다만 인용문헌 개수가 증가할수록 소요되는 컴퓨팅 자원은 지수적으로 증가한다.

5. 결론

본 연구는 발명의 진보성 판단 과정에서 선행기술조사 작업의 효율화 및 신속화를 도모하기 위해 출원발명의 구성요소 중 일부와 대응되는 인용문헌이 주어질 때, 출원발명의 나머지 구성요소와 대응되는 인용문헌을 자동으로 추천해 주는 딥러닝 모델을 제안하였다.

연구 결과, BERT-Base 기반 모델보다 BERT-for-patents 기반 모델의 성능이 좋았고, 대조학습 기법으로 학습한 모델이 다른 모델보다 좋은 성능을 보였다. 결과적으로, 모든 모델 중 BERT-for-patents를 기반으로 대조학습 기법을 이용해 학습한 모델인 모델 TRP-Pat가 다른 5개 모델보다 월등히 뛰어난 성능을 보였다. 한편 본 연구는 모델의 성능을 비교하는 것에 그치지 않고, 가장 뛰어난 성능을 보인 모델 TRP-Pat를 이용해 실제로 선행문헌 데이터베이스에서 인용문헌을 자동으로 추천해 주는 모델 사용 예시를 제시하였다.

본 연구에서 제시한 모델은 자연어 처리 모델인 BERT 기반으로 구현되었다. 따라서 도면 등 이미지 데이터는 진보성 판단 시 고려할 수 없었다. 본 연구의 모델과 이미지 데이터를 처리하는 딥러닝 모델을 결합하는 후속 연구가 진행된다면 유의미한 결과를 기대해볼 수 있다. 한편, 본 연구는 청구항 데이터만을 이용했는데, 후속 연구에서 출원인 정보, 패밀리 특허 등 다른 데이터까지 반영하는 모델을 구현한다면 성능을 개선할 수 있을 것이다.

본 연구에서 제시한 모델은 미국 특허 데이터를 이용해 구현되었다. 다양한 특허 관련 데이터를 API를 통해 무료로 공개하여 연구에 활용할 수 있도록 하는 USPTO와 달리, 한국 특허청은

개별 특허 문서는 키프리스를 통해 무료로 공개하지만 딥러닝 모델 구현을 위해 대량의 데이터를 사용하려고 할 경우 API를 유료로 제공하고 있어 데이터 접근에 어려움이 있었다. 후속 연구에서 한국 특허 문서를 대상으로 같은 방식의 연구를 수행한다면 유의미한 결과가 있을 것으로 예상된다.

한편 발명의 진보성은 기술적 곤란성을 중심으로 목적의 특이성 및 효과의 현저성을 참작해 종합적으로 판단해야 하는 것으로,⁵⁸⁾ 심사관, 무효심판의 심판관 또는 심결취소소송의 법관이 고도한 법리적 검토를 거쳐 판단하는 영역이다. 따라서 사용자는 본 연구가 제시하는 모델이 추천하는 선행문헌을 진보성 위반의 근거가 되는 인용문헌이라고 단정 짓거나 이를 이용해서 종국적인 진보성 판단을 수행하지 않도록 주의할 필요가 있다.

58) 특허청, “특허·실용신안 심사기준”, 특허청, 2023, 3303-3304면.

참고 문헌(References)

단행본(국내 및 동양)

- 사이토 고키, 「밀바닥부터 시작하는 딥러닝」, 개얏맵시 옮김, 한빛미디어, 2017.
- 사이토 고키, 「밀바닥부터 시작하는 딥러닝 2(파이썬으로 직접 구현하며 배우는 순환 신경망과 자연어 처리)」, 개얏맵시 옮김, 한빛미디어, 2019.
- 임병웅, 「리담특허법」, 제23판, 한빛지적재산권센터, 2024.

학술지(국내 및 동양)

- 구정민 외 4인, “특허 등록 예측을 위한 특허 문서 분석 방법”, 「한국산학기술학회논문지」, 제11권 제4호(2010).
- 김승조, “공지된 구성요소를 치환하는 경우 발명의 진보성 판단에 관한 고찰”, 「과학기술법연구」, 제18권 제1호(2012).
- 손승우 외 4인, “대조학습을 이용한 유사 특허기술 탐색 시스템”, 「새물리」, 제73권 제5호(2023).
- 신혜은, “의약용도발명의 신규성 및 진보성”, 「정보법학」, 제21권 제3호(2017).
- 신혜은, “진보성 판단을 위한 합리적인 기준의 모색: 미국의 비자명성 판단기준 변화에 대한 비교법적 고찰을 중심으로”, 「특허소송연구」, 제5집(2011).
- 이얏길 외 2인, “LDA 토픽 모델링과 Word2vec을 활용한 유사 특허문서 추천연구”, 「경영정보학연구」, 제22권 제1호(2020).
- 채민우 외 2인, “거대 인용 자료를 이용한 문서 추천 방법”, 「한국데이터정보과학회지」, 제24권 제5호(2013).

학술지(서양)

- Hyejin Jang et al., “An eXplainable AI (XAI) model for text-based patent novelty analysis”, *Expert Systems with Applications*, Vol.231(2023).
- Jaewoong Choiet al., “A two-stage deep learning-based system for patent citation recommendation”, *Scientometrics*, Vol.127(2022).
- Prannay Khosla et al., “Supervised Contrastive Learning”, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.33(2020).
- Shicheng Tan et al., “Self-supervised scientific document recommendation based on contrastive learning”, *Scientometrics*, Vol.128(2023).

학위논문(국내 및 동양)

- 신진현, “사전학습 모델로부터 추출된 문장 임베딩을 활용한 특허 신규성 예측”, 한양대학교 공학대학원, 석사, 2024.

판례

- 대법원 2008. 7. 10. 선고 2006후2059 판결.
- 대법원 2010. 1. 28. 선고 2008후26 판결.

인터넷 자료

- 키프리스, “국제특허분류(IPC) 분류표”, 키프리스, <<http://www.kipris.or.kr/kpat/remocon/srchIpc/srchIpcFrame.jsp?myConcern=&codeType=IPC>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- 한국특허기술진흥원, “선행기술조사”, 한국특허기술진흥원, <<https://www.kipro.or.kr/business/priorArtSearch>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- Hugging Face, “anferico/bert-for-patents”, Hugging Face, <<https://huggingface.co/anferico/b>

- ert-for-patents>, 검색일: 2025. 1. 17.
- NAVER 지식백과, AI 용어사전, “손실 함수”, NAVER 지식백과, <<https://terms.naver.com/entry.naver?docId=6653622&cid=69974&categoryId=69974>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- USPTO, “List of Application Status Code and Descriptions”, USPTO, <<https://beta-data.uspto.gov/documents/documents/ODP-Application-Status-List.pdf>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- USPTO Open Data Portal, “About USPTO Open Data”, USPTO Open Data Portal, <<https://developer.uspto.gov/about-open-data>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- Wikipedia, “Cosine similarity”, Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine_similarity>, 검색일: 2025. 1. 17.
- Wikipedia, “cross-Entropy”, Wikipedia, <<https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-Entropy>>, 검색일: 2025. 1. 17.
- Wikipedia, “Triplet Loss”, Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/Triplet_Loss>, 검색일: 2025. 1. 17.

기타 자료

- 신민기 외 4인, “대조학습을 사용한 딥러닝 기반 토픽 모델링”, 한국정보과학회 학술발표논문집, 2021.
- 특허청, “지식재산통계연보 2023”, 특허청, 2024.
- 특허청, “특허·실용신안 심사기준”, 특허청, 2023.
- fiveIPoffices, “IP5 Statistics Report 2022 Edition”, fiveIPoffices, 2023.
- Florian Schroff et al., “FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering”, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015.
- Hongchao Fang et al., “CERT: Contrastive Self-supervised Learning for Language Understanding”, arXiv, 2020.
- Huahang Li et al., “CoPatE: A Novel Contrastive Learning Framework for Patent Embeddings”, Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM '22), 2022.
- Renukswamy Chikkamath et al., “An Empirical Study on Patent Novelty Detection: A Novel Approach Using Machine Learning and Natural Language Processing”, 2020 Seventh International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS), 2020.
- Ting Chen et al., “A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations”, International Conference on Machine Learning, 2020.
- Yuanmeng Yan et al., “ConSERT: A Contrastive Framework for Self-Supervised Sentence Representation Transfer”, arXiv, 2021.
- Zhuofeng Wu et al., “CLEAR: Contrastive Learning for Sentence Representation”, arXiv, 2020.