

GTM 기반 특허 분석을 통한 콜드체인 운송 기술의 발전 예측 및 기술 공백 식별 연구

조의항 · 이철웅[†]

고려대학교 산업공학과

A GTM-Based Patent Analysis for Predicting Technological Development and Identifying Gaps in Cold Chain Transportation

Yi-Hang Zhao · Chulung Lee

Department of Industrial and Management Engineering, Korea University

This study conducts an in-depth analysis of patent information in the field of cold chain transportation to identify critical technologies and forecast their future development trajectories. As an essential component in ensuring the quality of perishable goods, cold chain logistics currently faces major challenges—including inadequate infrastructure, uneven technological standards, high operational costs, and low levels of digitalization. To address these issues, we propose a predictive framework that integrates deep learning-based semantic modeling with advanced patent analytics. Through extensive mining of patent texts, the model not only pinpoints core technologies within the domain but also anticipates their evolutionary pathways. Moreover, by leveraging the Generative Topographic Mapping (GTM) technique, the study reveals latent technological gaps. The findings offer both theoretical insights and empirical evidence to support strategic innovation among cold chain enterprises and inform industrial policy development by regulatory authorities.

Keywords: Cold Chain Transportation, Patent Analysis, Technology Identification, Deep Learning, Technological Gaps

1. 서론

세계 경제의 통합이 가속화되고 소비자의 식품 안전 및 의약품 품질에 대한 요구가 높아지면서, 콜드체인 물류는 부패하기 쉬운 제품의 품질과 안전을 확보하는 핵심 시스템으로 주목받고 있다. 콜드체인 운송은 생산부터 소비에 이르기까지 전 과정에서 일정한 저온 환경을 유지하여 제품의 안정성과 신선도를 보장하는 특수 물류 형태이며, 최근에는 신선식품 전자상거래와 의약품 유통 플랫폼의 급성장으로 인해 수요가 폭발적으로 증가하고 있다. 글로벌 콜드체인 물류 시장은 2023년 2,500억 달러에서 2030년까지 5,000억 달러 규모로 성장할 것으로 전망되며, 연평균 성장률은 10.5%에 이를 것으로

예측된다.

그러나 이러한 급성장에도 불구하고 콜드체인 산업은 여전히 여러 구조적 한계에 직면해 있다. 첫째, 냉장 차량 및 냉동창고 등 핵심 인프라가 부족하여 수요를 충분히 감당하지 못하고 있으며, 둘째, 기술 수준의 불균형으로 인해 온도 제어의 신뢰성이 낮아 높은 제품 손실률을 야기하고 있다. 셋째, 물류 운영의 고비용 및 높은 에너지 소비는 환경적 부담을 가중시키고 있으며, 마지막으로 낮은 정보화 수준으로 인해 추적성 및 데이터 통합 능력이 미흡한 상황이다. 이러한 문제들은 기술 혁신 없이는 근본적으로 해결되기 어려우며, 이에 따라 콜드체인 시스템의 지속 가능성과 지능화 전환을 위한 체계적인 기술 분석이 요구된다.

[†] 연락처 : 이철웅 교수, 02841 서울시 성북구 안암로 145 고려대학교 안암캠퍼스 신공학관 210호, Tel : 02-3290-3873, Fax : 02-3290-4550, E-mail : leecu@korea.ac.kr

2025년 5월 27일 접수; 2025년 6월 6일 수정본 접수; 2025년 6월 23일 게재 확정.

특허는 기술 발전의 흐름과 혁신 가능성을 내포한 핵심 정보원으로, 콜드체인 운송 분야의 특허 데이터를 분석함으로써 핵심 기술의 식별, 발전 경향의 예측, 그리고 잠재적 기술 공백의 도출이 가능하다. 본 연구에서 말하는 핵심 기술이란 제품 품질 보장, 에너지 절감, 운영 효율화, 시스템 자동화 등 기술적 도전과제 해결에 직접적으로 기여하는 기술을 의미하며, 이를 식별함으로써 산업적 전략 수립의 근거를 마련할 수 있다. 또한, 기술 예측은 기술 변화의 방향성과 영향을 분석하여 미래 전략을 수립하는 데 활용되며(Coates *et al.*, 2001), 기술 공백은 아직 연구가 이루어지지 않았지만 향후 R&D 가치가 높은 미개척 영역을 의미한다(van Rijn and Timmis, 2023).

기존 연구들은 정성적 분석 중심의 전문가 판단에 의존하거나 단일 언어 기반의 전통적 토픽 모델링(LDA), 시계열 분석(ARIMA), 또는 차원 축소(PCA) 기법에 국한되어, 다국어 데이터 처리, 비선형 예측, 시각적 기술 공백 식별 등에서 한계를 보여왔다. 특히 LDA 기반 토픽 모델은 다국어 간의 의미 정합성 확보에 취약하고, ARIMA는 비정형 데이터나 장기 종속성이 있는 기술 발전 양상을 효과적으로 반영하지 못하며, PCA나 SOM 기반 분석은 시각적 해석력 및 공간 구조 보존에 있어 제약이 존재한다.

이러한 한계를 극복하기 위해 본 연구는 세 가지 분석 모델을 통합한 프레임워크를 제안한다. 첫째, 다국어 의미 처리를 위해 XLM-R 기반의 문장 임베딩을 수행한 후, 이를 CTM(Contextualized Topic Model)에 입력하여 주제 식별의 정밀도와 일관성을 확보하였다. 둘째, 기술 트렌드 예측에는 비선형성 및 시계 의존성에 강한 LSTM 모델을 채택하고, Dropout 기법을 병행하여 일반화 성능을 강화하였다. 셋째, 기술 공백 식별을 위해 생성적 토피그래픽 맵(GTM)을 적용하여 고차원 특허 정보를 2차원 시각 공간에 매핑함으로써, 기술 밀도가 낮은 영역을 효과적으로 식별하고 전략적 통찰을 제공하였다.

본 연구는 기존의 전문가 중심, 단일모델 기반 접근과 달리, XLM-R, CTM, LSTM, GTM 등 다양한 딥러닝 및 시각화 기법을 통합적으로 활용하여 콜드체인 특허 정보를 정량적이고 다각도로 분석하였다. 이를 통해 인프라 부족, 에너지 소비, 정보 비연계 등 콜드체인 산업의 핵심 문제에 대한 기술적 해결 가능성을 제시하며, 향후 기술 진화 방향과 미충족 수요를 체계적으로 조망할 수 있다.

따라서 본 연구는 기업의 기술 개발 전략, R&D 투자 방향성, 정부의 기술 표준 정책 수립 등에 실질적 기여가 가능하며, 콜드체인 물류의 지능화 및 지속 가능성 확보에 이론적·실천적 기반을 제공한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 콜드체인 관련 선행연구를 고찰하고, 제3장에서는 분석 프레임워크 및 방법론을 제시한다. 제4장에서는 실증 분석과 결과를 논의하고, 마지막으로 제5장에서는 시사점과 한계 및 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 선행연구

2.1 콜드체인 운송의 발전 배경과 현실적 도전 과제

콜드체인 운송은 부패하기 쉬운 상품의 품질과 안전을 보장하는 핵심 물류 방식으로, 전 세계 공공보건, 식품안전, 의약품 유통 분야에서 그 중요성이 더욱 부각되고 있다. 최근 신유통, 신선식품 전자상거래, 백신 유통 등 다양한 응용 분야가 확대되면서, 콜드체인 운송에 대한 시간 민감성, 운송 안정성 및 전과정 추적 가능성에 대한 요구도 지속적으로 증가하고 있다.

그러나 현재의 콜드체인 시스템은 인프라 구축, 기술 통합 및 운영 비용 제어 측면에서 여전히 구조적인 한계를 안고 있다. 특히, 높은 온도 제어 요구, 불안정한 운송 경로, 복잡한 운송 단계 간 협업의 어려움 등으로 인해 제품 손실률과 탄소 배출량이 증가하고, 이는 운송 효율성과 환경 지속가능성에 부정적인 영향을 미친다. 의약품 분야의 경우 냉장 장비에 대한 초기 투자 비용이 높고 회수 기간이 길어, 금융 메커니즘의 지원 부족 또한 중요한 과제로 제기되고 있다(Bal and Pawlicka, 2024; Kuo *et al.*, 2010).

이러한 문제를 해결하기 위해 기존 연구들은 세 가지 핵심 기술 경로에 주목하고 있다. 첫째, 인공지능 및 최적화 알고리즘을 활용한 시스템 지능화를 통해 운송 스케줄링 효율을 제고하는 방향. 둘째, 저탄소 운영을 실현하기 위한 탄소배출 관리 기반 녹색 물류 시스템. 셋째, IoT 및 블록체인 기술을 적용한 전 과정 시각화 및 추적 체계 강화이다.

이러한 기술 방향은 콜드체인 시스템이 고도 통합화되고 지능화된 복합 시스템으로 전환되는 흐름을 촉진하고 있다(Li, Lin *et al.*, 2024; Tao *et al.*, 2023; Ma *et al.*, 2023; Kavidevi *et al.*, 2024; Panigrahi *et al.*, 2024). 전반적으로 콜드체인 운송은 “지능형 스케줄링-친환경 배송-다중 센서 인식”을 중심으로 하는 융복합 기술 체계로 진화하고 있으며, 향후 연구는 기술 간 연계, 시스템 회복력, 다양한 시나리오 적응 능력 확보에 더욱 주목해야 한다.

2.2 콜드체인 운송 기술 예측에서의 특허 분석 방법론

최근 특허 데이터는 구조가 명확하고 정보의 선도성이 뛰어나며 정량화가 용이하여 기술 트렌드를 예측하는 데 핵심적인 자료로 주목받고 있다. 특히 콜드체인 운송 분야에서는 특허 분석을 통해 기술 발전 경로를 추적하고, 혁신 기회 및 기술 공백을 식별할 수 있다.

예를 들어, 냉장 컨테이너를 대상으로 한 연구에서는 LDA 토픽 모델링과 문헌 교차 분석을 결합하여 기술 진화 로드맵을 구축하고, 핵심 혁신 지점과 트렌드를 효과적으로 식별하였다(Wang *et al.*, 2022). 또 다른 연구는 Word2Vec 기반 의미 임베딩과 시계열 군집화를 통해 동적 특허 예측 프레임워크를 제시하였으며, 기업의 기술 돌파구 탐색을 지원하였다(Kwon

et al., 2022). 기존의 인터뷰나 전문가 판단 중심의 정성적 접근과 달리, 특허 분석은 데이터 구조의 일관성, 정보의 시의성 및 정량적 활용성 측면에서 뚜렷한 강점을 지닌다(Kwon *et al.*, 2023). 특히 정밀한 온도 제어와 전 주기 협업이 요구되는 콜드체인 시스템에서 이러한 정량 기반 분석은 더욱 효과적이다.

또한 특허 데이터는 콜드체인 기술 수요와 일반 물류 기술 간의 차별성을 명확히 드러낸다. 예를 들어, IoT 기반 온도 감지 기술은 실시간 감지와 시스템 통합에 중점을 두고 있으며(Pajić *et al.*, 2024), 감염병 상황에서는 폐쇄형 관리와 추적 시스템 관련 특허가 집중되었고(Liu *et al.*, 2020), 친환경 배송 관련 연구는 탄소 배출 및 물류 효율성을 고려한 다목적 최적화 구조를 도입하였다(Ma *et al.*, 2023).

콜드체인 관련 특허는 IPC 분류에서도 집중된 기술적 경향을 보이며, 이는 기술 지도 구성에 구조적 기반을 제공한다. 예를 들어, 물류 스케줄링(G06Q 10), 냉장 장비 및 차량 온도 제어(F25D 3, B60H 1), 원격 모니터링(G08C 17, G01K 1), 데이터 통합 및 추적(G06F 19, G06Q 50), 보온 포장(B65D 81) 등이 주요 분류로 나타났다(Li *et al.*, 2012; Li, Xie *et al.*, 2024; Wang *et al.*, 2023; Hu, 2022; Duan *et al.*, 2020).

이상과 같이, 특허 텍스트 분석은 콜드체인 기술 예측에 높은 적용 가능성을 보이며, 자연어 처리 및 의미 모델링 기법과 결합할 경우 기술 흐름을 체계적으로 추적하고 전략 수립에 과학적 근거를 제공할 수 있다.

2.3 특허 텍스트 분석의 다국어 의미론적 모델링 방법론

국제 특허 분석에서는 각국의 특허 제도 및 언어 표현의 차이로 인해 분석 모델의 의미 일관성과 예측 정확도가 직접적으로 영향을 받는다. 선행연구에 따르면, 다국어 차이를 적절히 처리하지 않으면 모델 결과의 왜곡과 토픽 식별의 불안정성이 발생할 수 있다(Yoon and Lee, 2008).

초기 연구들은 다양한 언어의 텍스트를 영어로 기계 번역한 후 분석을 수행하였으나(Tseng *et al.*, 2007), 특허 문서는 용어가 복잡하고 문맥 의존성이 높기 때문에 번역 과정에서 의미 왜곡이 발생하고, 이는 주제 일관성 저하로 이어진다(Feng, 2020). 이러한 문제를 해결하기 위해 최근에는 MiniLM, mBERT, XLM-R 등의 다국어 사전학습 언어모델이 도입되고 있다. 이러한 모델은 별도의 번역 없이도 다국어 의미 공간 내에서 직접 모델링이 가능하며, 언어 간 용어 차이에 대한 적응 능력을 향상시킨다(Conneau *et al.*, 2019; Pires *et al.*, 2019).

MiniLM은 효율성은 높지만 복잡한 의미 표현에는 한계가 있으며(Guskin *et al.*, 2022), mBERT는 다양한 언어를 포괄하지만 언어 간 전이 학습 능력에서는 제한점이 있다(Rathod *et al.*, 2022). 반면 XLM-R은 의미 안정성과 다국어 전이 능력 측면에서 우수한 성능을 보이며, 특허 코퍼스 분석에 적합한 모델로 평가된다(Conneau *et al.*, 2019).

한편, PatBERT 및 PatentSBERT와 같은 단일 언어 특화 모

델도 제안되고 있으며(Bekamiri *et al.*, 2024; Ascione and Sterzi, 2024), 이들은 구조 안정성과 표현 품질 면에서 우수하지만, 영어 기반에 한정되어 중·한 텍스트 처리에는 번역 전처리가 필요하다는 한계가 있다. XLM-R과 같은 다국어 모델에 비해 비영어 텍스트 처리에서 사전 작업이 복잡하다는 점에서 차이를 보인다.

결론적으로, 다국어 모델링은 국제 특허 트렌드 예측의 정확성과 견고성을 높이기 위한 핵심 전략이며, 다국어 사전학습 모델을 활용할 경우 보다 국제화된 예측 체계를 구축할 수 있다.

2.4 주제 모델링 및 트렌드 예측 모델 비교 분석

특허 기술 예측에서 전통적인 토픽 모델링 방식으로는 LDA와 NMF가 주로 사용되어 왔다. LDA는 문서 내 복수 주제를 반영할 수 있다는 장점이 있지만, 짧은 텍스트나 유사 의미가 많은 데이터에서는 주제 경계가 모호해지는 문제가 있다(Blei *et al.*, 2003). NMF는 고차원 희소 데이터에 적합하지만, 확률 추론 기능이 부족하여 의미 해석력에서 한계를 가진다(Lee and Seung, 2000).

최근에는 신경망 기반 토픽 모델이 등장하고 있다. Top2Vec는 주제 수를 사전 설정하지 않아도 자동으로 주제를 탐색할 수 있으며(Angelov, 2020), CTM은 BERT 임베딩과 VAE 구조를 결합하여 주제 간 의미 일관성을 대폭 향상시켰다(Bianchi *et al.*, 2020). BERTopic은 BERT 임베딩, UMAP 차원 축소, HDBSCAN 군집화를 결합하여 특허와 같은 짧은 문서에서도 우수한 토픽 추출 성능을 보여주고 있다(Grootendorst, 2022). 본 연구는 이후 장에서 다국어 임베딩 기반 토픽 모델들을 체계적으로 비교하고, 최적 모델을 도출할 예정이다.

트렌드 예측 모델 측면에서는, ARIMA 및 지수 평활법이 시간 순 특허 데이터를 기반으로 활용된 바 있으며, ARIMA는 안정적인 데이터에 적합하다는 장점이 있다(Smith and Agrawal, 2015). 그러나 ARIMA는 구조가 명확하다는 장점에도 불구하고, 비선형 또는 복합적 시계열 데이터에서는 예측 성능이 저조하다(Box *et al.*, 2015).

최근에는 기계 학습 및 딥러닝 기반 모델이 트렌드 예측에 적용되고 있으며, SVR, LSTM, GRU 등 다양한 모델들이 비교되고 있다. LSTM은 예측 정확도 및 장기 의존성 학습에서 특히 우수한 성능을 보여 전통 기계 학습 모델을 능가하는 것으로 나타났다(Wang, 2025). 그러나 이 연구는 특허 기술 예측에 직접 적용된 사례는 아니며, 따라서 실제 적용 가능성을 검토할 필요가 있다. 특히, LSTM 및 그 변형 구조(Bi-LSTM, Stacked LSTM, CNN-LSTM, GRU)는 시계열 예측에서 구조적 특징에 따라 강점을 달리하며(Hochreiter and Schmidhuber, 1997; Gal and Ghahramani, 2016; Yan *et al.*, 2021), 분석 대상에 적합한 모델 선택이 필요하다.

본 연구에서는 콜드체인 운송 기술의 특허 특징, 수명 주기

및 기술 경로의 특수성을 반영하여 ARIMA, SVR, LSTM을 포함한 여러 예측 모델을 비교·검토하고, 최적의 예측 모델을 도출하고자 한다.

2.5 기술 공백 탐지 방법

기술 공백 식별 연구에서는 잠재적 혁신 영역을 탐색하기 위해 다양한 차원 축소 및 시각화 기법이 활용되어 왔다. 초기에는 주성분 분석(PCA)이 주로 사용되어, 고차원 특허 임베딩을 선형적으로 2차원 공간에 투영하고 고밀도 및 저밀도 영역을 시각화하였다. 그러나 PCA는 선형 구조만을 반영하기 때문에 비선형 의미 분포를 충분히 포착하지 못하는 한계가 있다(Lee *et al.*, 2009).

이후 신경망 기반의 자기조직화 지도(SOM)가 도입되며 위상 구조 보존과 격자형 시각화가 가능해졌으나, 초기 설정값에 민감해 결과의 안정성이 떨어지는 단점이 있다(Yoon *et al.*, 2002).

최근 주목받는 Autoencoder는 딥러닝 기반의 비선형 차원 축소 기법으로, 대규모 의미 중심 데이터를 효과적으로 학습할 수 있다. 하지만 학습 비용이 높고 해석이 어렵다는 점, 시각화 구조 제어가 제한된다는 점에서 실용성에 제약이 따른다(Song *et al.*, 2013).

반면, 생성적 위상 매핑(GTM)은 2차원 잠재 공간에서 고차원 데이터를 확률적으로 매핑하여 공백 영역을 정밀하게 식별할 수 있는 방법으로 평가된다. GTM은 PCA나 SOM에 비해 비선형 구조 포착과 해석 가능성 측면에서 우위를 가지며(Son *et al.*, 2012), 명확한 우도 함수와 기대최대화(EM) 알고리즘을 통해 모델을 최적화한다. 특히, 방사 기저 함수(RBF)와 가우시안 혼합 모델(GMM)을 활용해 데이터 분포를 유연하게 근사화함으로써 표현력과 위상 보존력을 동시에 확보할 수 있다(Bishop *et al.*, 1998).

본 연구는 이러한 특성을 고려하여 기술 공백 식별 도구로 GTM을 최종 채택하였다. GTM은 비선형 구조 학습, 시각화 일관성, 해석 용이성 측면에서 강점을 지니며, 고차원 의미 중심 특성을 갖는 특허 데이터 분석에 적합한 기법으로 판단된다.

3. 연구 방법

3.1 데이터 출처 및 전처리 방법

본 연구는 글로벌 특허 데이터베이스인 IncoPat을 주요 데이

터 출처로 활용하였다. IncoPat은 150개국 이상의 특허 정보를 포함하고 있으며, 강력한 검색 기능과 학술적 활용도 면에서 널리 인정받고 있다(Wang and Yuan, 2024; Chen *et al.*, 2025; Yuan *et al.*, 2025). 본 연구는 콜드체인 기술 발전을 다각도로 분석하기 위해 미국, 중국, 한국의 특허 데이터를 수집하였다. 이 세 국가는 글로벌 특허 체계에서 높은 대표성과 비교 가치를 지니며, 각각 기술 구조와 진화 경로에서 뚜렷한 차이를 보여주기 때문에 트렌드 및 기술 공백 분석에 유리하다. 특히 미국은 기술 강국으로서 특허 품질이 우수하고, 중국은 최근 특허 출원량이 급증하고 있으며, 한국은 첨단 기술 분야에서 높은 혁신 역량을 보유하고 있다.

세 국가의 특허는 구조가 명확하고 주제 모델링과 트렌드 분석에 적합한 형식을 갖추고 있으며, 중국어, 영어, 한국어로 작성되어 다국어 분석에 필요한 언어 자원을 제공한다(Lee, 2024).

데이터 수집 기간은 2014년부터 2024년까지로 설정하여 최근 기술 트렌드를 반영하고, 시효성이 낮은 과거 데이터를 배제하였다. 검색 전략은 키워드와 IPC 분류를 병행하여 구성하였다. 키워드는 ‘콜드체인’, ‘냉장 운송’ 등의 의미와 각 언어에 상응하는 표현을 포함하였고, IPC 분류는 G06Q 10(물류 데이터), F25D 3(냉장 설비), B60H 1(차량 온도 제어), G08C 17(원격 모니터링), G06Q 50(정보 추적), B65D 81(보온 포장) 등에 집중하였다. 구체적인 검색 쿼리는 다음과 같이 구성되었다: (TI: (“cold chain” OR “refrigerated transport” OR “temperature-controlled logistics” OR “cold logistics”) OR AB: (“cold chain” OR “refrigerated transport” OR “temperature-controlled logistics” OR “cold logistics”)) AND (IPC: (G06Q10 OR F25D3 OR B60H1 OR G08C17 OR G06F19 OR G06Q50 OR B65D81 OR G01K1)) AND (AD: [2014 TO 2024]) AND (PA_Country: (CN OR US OR KR)). 여기서, TI는 특허 제목, AB는 초록, IPC는 국제특허분류, AD는 공개 연도, PA_Country는 출원 국가(CN: 중국, US: 미국, KR: 한국)를 각각 의미한다.

<Figure 1>은 본 연구의 데이터 정제 및 선별 절차를 시각적으로 정리한 것이다. 우선, Python 기반의 BeautifulSoup 및 re 모듈을 활용하여 HTML 태그, 불필요한 메타데이터, 법적 정보 등을 제거하고 텍스트만을 추출하였다. 다음 단계에서는 다국어 학습용 언어 분석 도구(Jieba, KoNLpy 등)를 활용하여 언어별로 ‘온도 제어’, ‘제품’, ‘IoT’ 등 핵심 키워드와 관련 없는 잡음을 제거하였다. 이후 제목, 초록, IPC 분류를 기준으로 기술적 유사성과 텍스트 일관성이 높은 특허만을 선별하여 최종 데이터셋을 구성하였다.



Figure 1. Framework of Patent Data Acquisition and Preprocessing in Cold Chain Transportation Technology Research

3.2 의미 편향 검증 및 다국어 모델 비교 설계

다국어 특허 분석 시, 콜드체인 기술 특허는 중국어, 영어, 한국어로 작성되어 있어 이를 단일 언어로 번역하거나 직접 혼합 처리할 경우 의미 왜곡이 발생할 수 있다. 특히 번역 과정에서의 용어 이동(term shift)과 의미 편향(semantic drift)은 기술 표현의 왜곡을 초래하고, 이는 토픽 모델이 다국어 특허 텍스트에서 핵심 기술 내용을 정확히 식별하는 데 부정적인 영향을 미칠 수 있다.

이러한 번역 기반 의미 일관성 문제를 검증하기 위해 본 연구는 다음과 같은 비교 실험을 수행하였다. 먼저, 수집된 중국어 특허 초록 중 20%를 무작위로 추출하여 샘플로 선정하고, Google 번역 API를 활용하여 영어로 번역하였다. 이후, 기계 번역된 영어 초록과 원본 영어 초록에 각각 전통적인 LDA 모델을 적용하여 키워드를 추출하였다. 추출된 두 개의 영어 키워드 집합에 대해 자카드 유사도(Jaccard Similarity)를 계산하여 번역 전후의 의미 일치도를 평가하였다.

자카드 유사도는 집합 간 중첩 정도를 기반으로 한 유사도 측정 지표이며, 계산식은 다음과 같다.

$$Jaccard \sim ilarity(A, B) = \frac{|A \cup B|}{|A \cap B|}$$

여기서 A 와 B 는 각각 번역 초록과 원문 영어 초록의 키워드 집합을 의미하며, $|A \cap B|$ 는 두 집합의 교집합(공통 키워드 수), $|A \cup B|$ 는 합집합(전체 고유 키워드 수)을 나타낸다. 해당 유사도 값은 [0,1] 범위를 가지며, 값이 클수록 의미 일치도가 높고, 작을수록 의미 왜곡이 크다는 것을 의미한다.

실험 결과, 자카드 유사도는 0.4301로 확인되었으며, 이는 비교적 낮은 유사도로 분류된다. 이는 콜드체인 운송 기술 관련 특허 데이터에서 기계 번역 후의 의미가 원문과 일정 수준

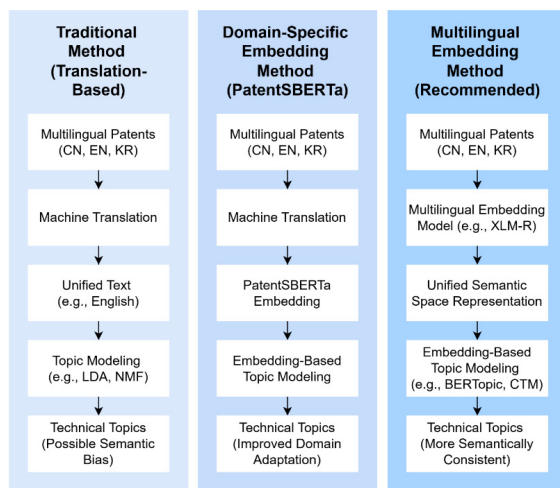


Figure 2. Comparison of Multilingual Patent Topic Modeling Methods

의 차이를 보이며, 의미 기반 토픽 모델링의 일관성에 부정적 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

이러한 결과를 바탕으로, 본 연구는 이후 장에서 다양한 다국어 임베딩 모델을 토픽 모델링에 통합하여 비교 분석하였다 (<Figure 2>). 비교 대상은 전통적인 기계 번역 기반 접근법, 번역 기반 PatentSBERTa 모델, 그리고 최근 딥러닝 기반 다국어 사전학습 모델(XLM-R 등)이다. 특히, XLM-R과 같은 다국어 사전학습 모델은 언어 간 의미 공간의 일관성을 학습함으로써 별도의 번역 없이도 통합 의미 표현이 가능하다는 점에서 토픽 분석의 정확성과 안정성을 동시에 확보할 수 있다.

3.3 추세 예측 모델 비교

주제 모델링을 통해 도출된 콜드체인 핵심 기술 주제들의 미래 발전 방향을 예측하기 위해, 각 기술 주제별 연도별 특허 출원 수를 기반으로 시계열 데이터를 구성하였다. 이 데이터를 바탕으로 다양한 예측 기법을 적용하여 성능을 비교하였다.

본 연구는 전통 통계 기법, 머신러닝 기법, 딥러닝 기반 기법 등 세 가지 범주의 알고리즘을 체계적으로 비교 분석하였으며 (<Table 1>), 시계열 예측에 강점을 보이는 LSTM을 중심으로 Bi-LSTM, Stacked LSTM, LSTM+Dropout, CNN-LSTM 등 다양한 변형 모델을 실험하였다. 각 모델의 특징은 다음과 같다. Bi-LSTM은 순방향과 역방향 정보를 모두 활용하여 예측 정확도를 높이고, Stacked LSTM은 네트워크 깊이를 증가시켜 표현력을 확장하며, LSTM+Dropout은 과적합 방지를 위한 정규화 기능을 강화하고, CNN-LSTM은 지역적 패턴 추출과 시계열 의존성 분석을 통합한다.

Table 1. Classification of Time Series Forecasting Methods and Representative Models

| Model Category | Representative Models |
|---------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------|
| Traditional Statistical Methods | ARIMA, Exponential Smoothing |
| Machine Learning Methods | SVR, XGBoost |
| Deep Learning Methods | GRU, LSTM (and its variants: Bi-LSTM, Stacked LSTM, LSTM+Dropout, CNN-LSTM) |

3.4 GTM을 활용한 기술 공백 탐지

트렌드 분석 결과로부터 발전 가능성이 높은 핵심 기술 주제를 선별한 뒤, GTM 기법을 활용하여 각 주제 내 기술 공백 영역을 식별하였다.

<Figure 3>은 GTM 기반 특허 지도 예시이다. 각 노드는 잠재 기술 주제를 나타내며, 기존 특허가 커버하고 있는 노드는 원형 기호(○)로 표시되고, 공백 영역은 비표시 상태로 나타난다. GTM은 이러한 공백 노드를 고차원 의미 공간으로 역투

영하여 잠재 기술 방향을 도출할 수 있다.

구체적으로, 공백 노드에 대한 키워드 벡터는 잠재 변수 s 에 대해 활성 함수 기반 기저 함수를 계산하고, 이를 가중치 행렬과 곱하여의 형태로 표현된다. 이 벡터 내 주요 키워드를 정렬 및 선별하여 해당 기술 공백이 의미하는 바를 해석할 수 있으며, 예컨대 온도 추적, 환경 모니터링 등이 도출될 수 있다.

본 연구는 GTM의 적절한 매개변수를 설정하기 위해, 잠재 공간의 격자 크기(K값)에 대해 민감도 분석을 수행하였다(범위: $5 \times 5 \sim 10 \times 10$). 시각적 밀도, 공백 분포, 키워드 일관성을 종합적으로 고려하여 최적의 K값을 7×7 로 설정하였다.

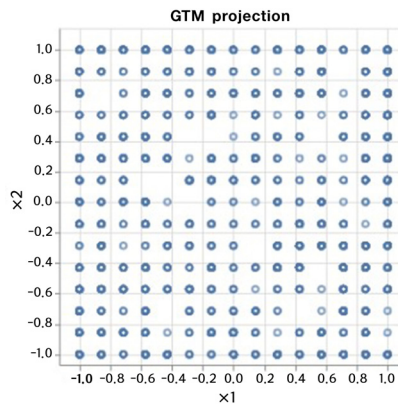


Figure 3. Identification of Technology Blanks

3.5 성능 평가 및 모델 검증 지표

본 연구에서 적용한 모델링 기법의 성능을 과학적으로 평가

하고 최적의 모델을 합리적으로 선택하기 위해, 주제 모델링과 트렌드 예측이라는 두 가지 분석 과업에 대응하는 이중 성능 평가 지표를 설정하였다. <Table 2>는 주제 모델링 및 트렌드 예측 모델의 성능을 평가하는 데 사용된 지표들을 제시하며, 각각의 평가 항목이 측정하는 차원과 그 해석적 의미를 명확히 설명하고 있다.

3.6 모델 훈련 및 최적화 전략

콜드체인 운송 기술 주제의 시계열 특성을 효과적으로 포착하고, 정확한 예측을 달성하기 위해, 본 연구는 일관되고 체계적인 모델 학습 및 최적화 절차를 설계하였다. 전체 과정은 데이터 분할, 모델 학습 방법, 하이퍼파라미터 설정, 과적합 방지 전략의 네 가지 주요 단계로 구성된다.

우선, 데이터 분할은 시간 순서를 철저히 준수하여 “과거 데이터를 이용해 미래를 예측한다”는 실제 시나리오를 모사하였으며, 이로써 정보 누출(leakage)을 방지하였다. 학습 데이터셋은 모델 학습에 사용되며, 검증 데이터셋은 모델 성능 평가 및 하이퍼파라미터 조정을 위한 기준으로 활용되었다.

모든 예측 모델에는 평균제곱오차(MSE)를 공통 손실 함수로 적용하였으며, 파라미터 업데이트에는 Adam 옵티마이저를 사용하였다. Adam은 빠른 수렴성과 노이즈 대응 능력이 뛰어나, 시계열 기반 예측에 적합한 최적화 기법으로 평가받는다.

<Table 3>은 본 연구에서 사용한 주요 하이퍼파라미터의 설정값, 선택 근거 및 관련 설명을 정리한 것이다. 이를 통해 실험의 재현 가능성과 분석의 투명성을 높이고자 하였다.

과적합(overfitting)을 방지하기 위해 두 가지 전략을 병행 적

Table 2. Evaluation Metrics for Topic Modeling and Trend Forecasting

| Model | Evaluation Metric | Description |
|-------------------|-------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Topic Modeling | c_v | The score evaluates the semantic coherence of extracted topics; higher scores indicate clearer topic structures. |
| Trend Forecasting | MSE | More sensitive to extreme errors; lower values indicate higher prediction accuracy. |
| | MAE | Reflects overall prediction bias; lower values indicate more accurate predictions. |
| | R^2 | Measures the goodness of fit; values closer to 1 indicate better trend prediction performance. |

Table 3. Hyperparameter Settings and Rationale for Trend Forecasting Models

| Hyperparameter | Default Value | Selection Basis | Description |
|----------------|---------------|---------------------------------------------|---------------------------------------------------------|
| Batch Size | 32 | Literature experience + preliminary testing | A balance between training stability and efficiency |
| Learning Rate | 0.001 | Recommended value for Adam optimizer | Avoids overly fast or slow convergence |
| Epochs | Max 30 | Controlled by Early Stopping | Stops when no improvement on validation set is observed |
| Hidden Units | 64 / 128 | Tuned based on model complexity | 128 for two-layer LSTM; 64 for single-layer LSTM |
| Dropout Rate | 0.2 | Commonly used value to prevent overfitting | Prevents overfitting in hidden layers |

용하였다. 첫째, Dropout 정규화를 통해 은닉층(hidden layer)의 일부 뉴런을 임의로 제거함으로써 과도한 학습을 억제하고 일반화 성능을 향상시켰다. 둘째, Early Stopping 기법을 도입하여 검증 성능이 일정 기준 이하로 연속 저하될 경우 학습을 자동 종료하여 과적합을 방지하였다.

이러한 모델 학습 및 최적화 전략을 통해 훈련 안정성과 효율성을 확보하였으며, 다양한 예측 모델 간 성능을 공정하게 비교할 수 있는 실험 기반을 마련하였다. <Figure 4>는 본 연구에서 제안한 딥러닝 기반 트렌드 예측 모델의 전체 학습 및 검증 절차를 시각화한 것이다.

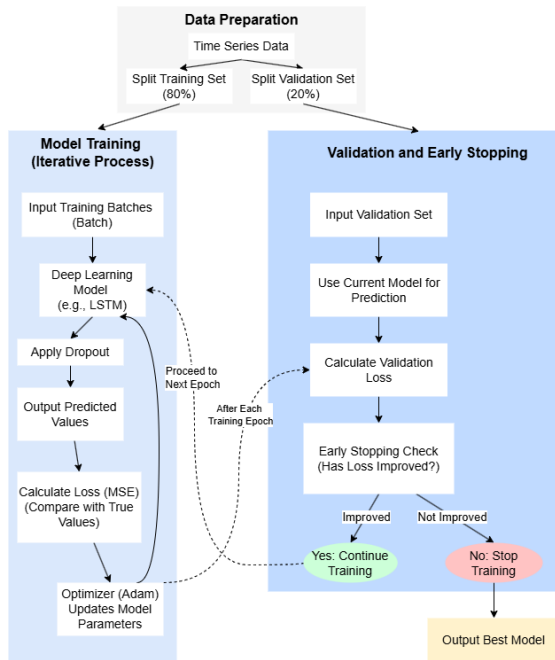


Figure 4. Schematic Diagram of the Deep Learning Model Training Workflow

4. 실증 분석 및 결과 논의

4.1 실험 데이터 설명

본 연구는 Incopat 글로벌 특허 데이터베이스로부터 2014년부터 2024년까지의 중국, 미국, 한국의 콜드체인 운송 관련 특허 데이터를 수집하였다. 해당 데이터는 중·영·한 언어를 포함하며, ‘콜드체인’, ‘냉장 운송’ 등의 키워드를 중심으로 물류 처리(G06Q 10), 냉장 설비(F25D 3), 차량 온도 제어(B60H 1), 원격 모니터링(G08C 17), 공급망 통합(G06Q 50), 보온 포장(B65D 81), 온도 감지(G01K 1) 등 IPC 분류를 포함하여 검색되었다. 총 4,586건의 유효한 특허 초록을 정제 및 필터링하였다.

주제 수 결정을 위해 Elbow Method를 적용하였으며, 모델 정확도와 일관성이 가장 높은 5개의 주제 수(K=5)를 최종 선정하였다(<Figure 5> 참조).

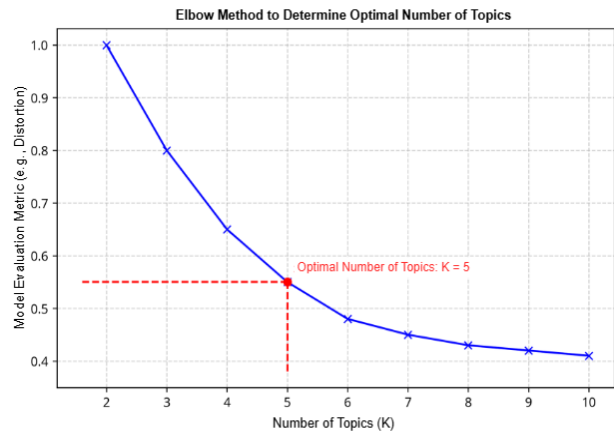


Figure 5. Elbow Method for Determining the Optimal Number of Topics (K = 5)

4.2 모델 비교 실험 결과 분석

최적의 모델을 선정하기 위해, 본 절에서는 주제 모델링과 트렌드 예측이라는 두 가지 분석 과업을 기준으로 다양한 모델의 성능을 비교 분석하였다. 평가에 사용된 지표는 주제 모델링의 경우 주제 일관성 점수(c_v), 트렌드 예측의 경우 평균제곱오차(MSE), 평균절대오차(MAE), 결정계수(R², Coefficient of Determination)를 포함한다. 각 지표는 모델의 예측 정확도와 설명력을 정량적으로 평가하기 위한 핵심 기준으로 설정되었다.

<Table 4>는 본 연구에서 비교한 각 모델의 성능을 지표별로 정리한 결과를 제시한다.

결과적으로, 주제 모델링에서는 CTM(XLM-R) 모델이 가장 우수한 성능을 보였고, 트렌드 예측에서는 LSTM+Dropout 모델이 가장 낮은 예측 오차를 기록하였다. 따라서 이 두 모델을 본 연구의 주 모델로 채택하였다.

4.3 CTM(XLM-R)을 활용한 기술 주제 모델링

이전 비교 결과를 바탕으로, CTM(Contextualized Topic Model)과 XLM-R 다국어 임베딩 모델을 결합하여 4,586건의 콜드체인 운송 특허 초록을 분석하고 기술 주제를 도출하였다. 주제 해석의 명확성과 기술 분류 체계 간의 연계를 위해 IPC 분류 기반 키워드 검색 참조표(<Table 5>)를 사전에 구성하였다. 이 표에는 콜드체인 분야에서 출현 빈도가 높은 8개 대표 IPC 코드에 대해, 검색 키워드(Search Target Keywords)와 대표 키워드(Representative Keywords)를 제시하였다. 예컨대, G06Q 10(물류 데이터 처리)의 경우 “dispatch”, “scheduling”, “logistics” 등의 검색어와 “logistics optimization”, “routing algorithm” 등의 핵심 용어가 포함된다. 본 참조표는 후속 분석에서 중요한 보조 역할을 하며, CTM 모델이 출력한 단어 목록으로 구성된 추상 주제를 특정 기술 분야와 해당 IPC 분류에 반영하는데 도움을 준다.

Table 4. Summary of Model Performance Comparison (Topic Modeling and Trend Forecasting)

| Model Category | Model Name | Metric Type | Score/Error | Description |
|-----------------------------------|-------------------------|-----------------------|----------------------|-------------------------------------------------------------------|
| Topic Modeling | CTM (XLM-R) | c_v | 0.7027 | Best performance, strong multilingual adaptability |
| | BERTopic (XLM-R) | | 0.6800 | Good performance, slightly inferior to CTM |
| | BERTopic (PatentSBERTa) | | 0.6651 | Good domain adaptation, requires translation |
| | NMF (translated text) | | 0.6372 | Acceptable, weaker semantic coherence |
| | LDA (translated text) | | 0.5617 | Traditional method, average performance |
| | Top2Vec (MiniLM) | | 0.4144 | Not suitable for multilingual cold chain patent analysis |
| Trend Forecasting (Basic) | LSTM | MSE/ MAE/ R^2 | 0.030 / 0.137/0.9150 | Best performance, excellent at capturing nonlinear effects |
| | XGBoost | | 0.035 / 0.148/0.8916 | Lowest MAE, overall second-best accuracy |
| | SVR | | 0.036 / 0.151/0.8847 | Relatively good performance |
| | GRU | | 0.037 / 0.154/0.8763 | Close to ARIMA, slightly inferior |
| | ARIMA | | 0.037 / 0.159/0.8601 | Traditional method, average performance |
| | Exponential Smoothing | | 0.063 / 0.216/0.7114 | High error, poor predictive capability |
| Trend Forecasting (LSTM Variants) | LSTM + Dropout | MSE/ MAE/ R^2 | 0.029 / 0.136/0.932 | Overall best performance, prevents overfitting |
| | Stacked LSTM | | 0.032 / 0.144/0.9021 | Increased depth brings no significant gain |
| | Bi-LSTM | | 0.033 / 0.143/0.8983 | Introduces bidirectional info, but limited improvement |
| | CNN-LSTM | | 0.041 / 0.162/0.8285 | Worst performance, local features interfere with trend prediction |

Table 5. Reference Table for Mapping IPC Classifications and Keywords in Cold Chain Transportation Patents

| IPC Code | IPC Description | Search Target (Boolean Keywords) | Representative Keywords |
|----------|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| G06Q 10 | Logistics Data Processing System | dispatch OR scheduling OR logistics OR delivery system OR transportation OR dynamic planning OR optimization OR order control | logistics optimization, routing algorithm, order dispatch, scheduling platform, transportation plan, dynamic network, cold chain delivery, logistics visibility, logistics AI, warehouse scheduling |
| F25D 3 | Refrigeration Equipment | refrigeration OR cold box OR insulated container OR phase-change material OR thermal control OR freezing unit OR cooling plate OR compressor | cold storage unit, refrigeration module, PCM cooling system, insulated compartment, thermal regulation device, box temperature control, refrigeration loop, compressor unit, frozen container |
| B60H 1 | Vehicle-mounted Temperature Control System | vehicle OR HVAC OR in-vehicle cooling OR thermal controller OR temperature regulation OR air duct OR automotive refrigeration | automotive HVAC, vehicle-mounted cooler, heat exchange pipe, cab refrigeration, on-board thermal unit, fan-driven cooling, truck temperature control, modular cooling system |
| G08C 17 | Remote Monitoring System | remote OR monitoring OR temperature sensor OR alert system OR carbon emission OR IoT monitoring OR wireless control OR sensor platform | temperature monitoring, IoT sensing, carbon tracking, real-time alert, remote sensing module, flexible sensor, data dashboard, wireless signal device |
| G06F 19 | Supply Chain Sensing and Data Acquisition | data acquisition OR sensing node OR supply chain sensing OR smart module OR data-driven OR IoT network OR semantic integration | smart sensor node, multi-source sensing, supply chain data capture, semantic integration system, real-time feedback loop, distributed sensing module, IoT edge sensing |
| G06Q 50 | Cold Chain Information Integration and Traceability | blockchain OR traceability OR logistics tracking OR smart contract OR cold chain map OR digital log OR transparency system | cold chain blockchain, logistics contract system, real-time traceability, product flow tracking, distributed ledger, automatic validation, digital token tracing |
| B65D 81 | Thermal Packaging Structures and Insulated Containers | packaging OR insulation OR cavity OR thermal container OR multilayer box OR packaging material OR sidewall OR foam insulation | thermal insulation wall, packaging optimization, container material, foam board, box shell structure, multilayer packaging unit, internal insulation, cavity wall reinforcement |
| G01K 1 | Temperature Sensor and Heat Detection Technology | temperature sensor OR thermometer OR calibration OR heat detection OR thermal probe OR sensing layer OR digital temperature | precision thermometer, digital temperature meter, embedded sensor, temperature recognition chip, calibration algorithm, feedback-based sensing, thermal detection circuit |

Table 6. Mapping of CTM(XLM-R)-Extracted Topics to Technology Names and IPC Classifications

| Topic ID | Topic Keywords | Technology Name | Related IPC Codes |
|----------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------|-------------------|
| Topic 0 | temperature, sensor, control, monitoring, data, system, device, measurement, detection, thermal | Temperature Monitoring and Sensing Technology | G01K 1, G08C 17 |
| Topic 1 | logistics, transport, delivery, route, scheduling, optimization, platform, management, vehicle, system | Intelligent Scheduling and Logistics Optimization | G06Q 10 |
| Topic 2 | refrigeration, cooling, container, insulation, box, unit, thermal, energy, system, material | Refrigeration Equipment and Thermal Insulation Technology | F25D 3, B65D 81 |
| Topic 3 | vehicle, system, control, driving, autonomous, navigation, communication, safety, hvac, power | Vehicle Control and Onboard Systems | B60H 1 |
| Topic 4 | traceability, blockchain, information, data, management, supply chain, platform, security, product, quality | Information Traceability and Supply Chain Management | G06Q 50, G06F 19 |

CTM(XLM-R) 모델 실행 시 주제 수는 4.1절에서 도출한 결과에 따라 5로 설정하였다. 모델은 각 주제를 키워드 순으로 출력하였으며, 이를 기준으로 <Table 6>에 제시된 결과와 같이 5개의 기술 주제를 도출하였다.

이러한 과정을 통해 복잡한 특허 텍스트 데이터를 다섯 가지 명확하고 해석할 수 있는 핵심 기술 주제로 전환하였다: Topic 0 (Temperature Monitoring and Sensing Technology), Topic 1 (Intelligent Scheduling and Logistics Optimization), Topic 2 (Refrigeration Equipment and Thermal Insulation Technology), Topic 3 (Vehicle Control and Onboard Systems), 그리고 Topic 4 (Information Traceability and Supply Chain Management). 이들 주제는 후속 트렌드 예측과 심층 분석의 토대가 된다.

4.4 기술 주제의 트렌드 예측 결과

5개의 주요 기술 주제를 명확히 식별한 후, 본 연구는 앞서 선정된 최적의 예측 모델인 LSTM + Dropout을 사용하여 각 기술 주제의 향후 발전 추세(연간 특허 출원 수를 기준)를 예측하였다. 시계열 데이터(2014 ~2024년)를 8:2 비율로 나누어 2014년부터 2021년까지를 훈련 세트, 2022년과 2023년을 검증 세트로 설정하여 모델 튜닝 및 조기 종료(early stopping)를

수행하였다. 그리고 2025년부터 2027년까지 향후 3년간의 특허 수를 예측하였다.

<Figure 6>~<Figure 10>은 각 기술 주제별 시간에 따른 특허 출원 수 변화를 시각화한 결과이며, 과거 실제 수치, 모델의 검증 예측 결과, 향후 예측값을 모두 포함하고 있다.

5개의 주요 기술 주제를 명확히 식별한 후, 본 연구는 앞서 선정된 최적의 예측 모델인 LSTM + Dropout을 사용하여 각 기술 주제의 향후 발전 추세(연간 특허 출원 수를 기준)를 예측하였다. 시계열 데이터(2014 ~2024년)를 8:2 비율로 나누어 2014년부터 2021년까지를 훈련 세트, 2022년과 2023년을 검증 세트로 설정하여 모델 튜닝 및 조기 종료(early stopping)를 수행하였다. 그리고 2025년부터 2027년까지 향후 3년간의 특허 수를 예측하였다.

<Figure 7> ~<Figure 10>은 각 기술 주제별 시간에 따른 특허 출원 수 변화를 시각화한 결과이며, 과거 실제 수치, 모델의 검증 예측 결과, 향후 예측값을 모두 포함하고 있다.

전체적인 예측 추세에서, Topic 1과 Topic 4는 가장 가파른 성장세를 나타냈으며, 이는 향후 냉동 물류 산업에서 디지털화 및 지능화에 따른 효율성 제고, 투명성 확보, 보안성 강화를 위한 기술 수요가 지속될 것임을 시사한다.

Topic 0과 Topic 3은 비교적 안정적인 증가 추세를 보였으나 성장 속도는 앞선 두 주제에 비해 완만하였다. 이는 정밀 센서

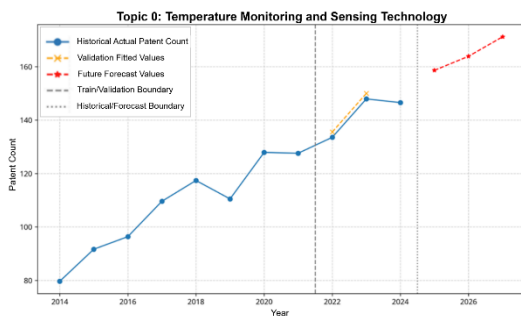


Figure 6. Forecast of Annual Patent Trends for Topic 0: Temperature Monitoring and Sensing Technology

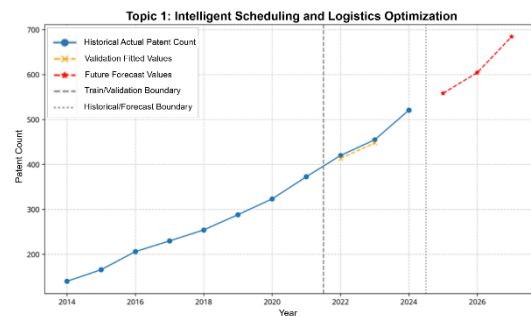


Figure 7. Forecast of Annual Patent Trends for Topic 1: Intelligent Scheduling and Logistics Optimization

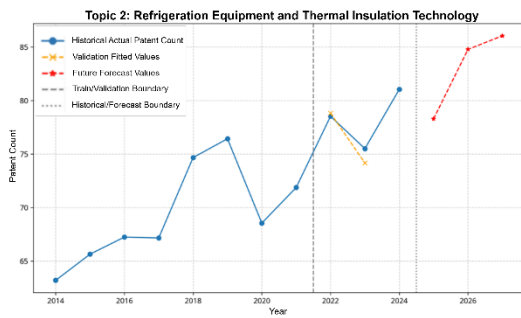


Figure 8. Forecast of Annual Patent Trends for Topic 2: Refrigeration Equipment and Thermal Insulation Technology

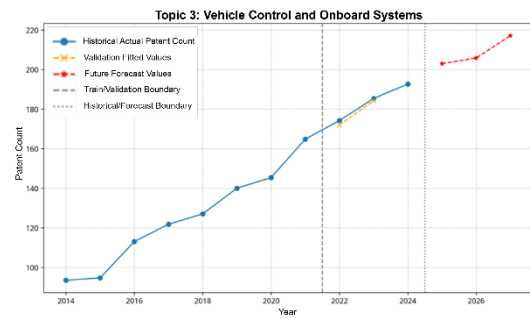


Figure 9. Forecast of Annual Patent Trends for Topic 3: Vehicle Control and Onboard Systems

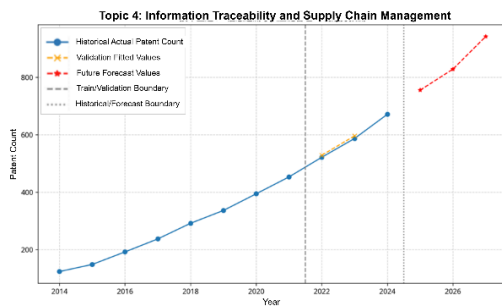


Figure 10. Forecast of Annual Patent Trends for Topic 4: Information Traceability and Supply Chain Management

기술이나 차량 온도 제어 시스템이 일정 수준의 기술 성숙도를 이루었고, 점진적 개선 단계에 진입했음을 의미할 수 있다.

반면, Topic 2는 예측 결과에서 뚜렷한 성장세 없이 다소 정체된 경향을 보였다. 이는 해당 분야의 핵심 기술이 일정 수준의 성숙도를 달성했으며, 향후 혁신은 에너지 효율 향상, 친환경 냉매 사용, 신소재 개발 등에 집중될 가능성을 내포한다.

이러한 예측 결과는 콜드체인 운송 분야의 세부 기술 영역별 발전 방향을 파악하는 데 유용하며, 다음 절의 기술 공백 분석과 연계되어 보다 심화된 해석이 가능하다.

4.5 GTM 기반 기술 공백 식별 결과

콜드체인 운송 분야의 특허 트렌드 분석을 마친 후, 본 연구는 추가적으로 GTM(Generative Topographic Mapping) 기법을 활용하여 다섯 가지 기술 주제 내 잠재적인 기술 공백 영역을 식별하고, 이에 기반한 특허 맵을 구축하였다. 이를 통해 아직 충분히 연구되지 않은 기술 영역을 시각적으로 도출하고자 하였다.

생성된 GTM 특허 맵에서는 각 주제별로 식별된 기술 공백 지점을 숫자로 표시된 노드로 나타내었다. 통계 결과, 총 17개의 공백 노드가 확인되었으며, 이들은 대부분 각 기술 주제의 경계 영역에 분포해 있는 것으로 나타났다. 이러한 공백 영역의 잠재적 연구 가치를 파악하기 위해, 본 연구는 GTM의 역매핑(reverse mapping) 메커니즘을 활용하여 고차원 의미 공간에

서 각 공백 노드에 대응하는 대표 키워드 조합을 추출하였다. 이를 통해 해당 공백이 향후 어떠한 기술 방향으로 발전할 수 있는지를 예측하였다.

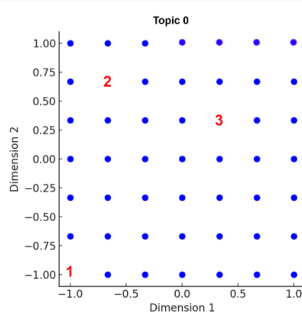
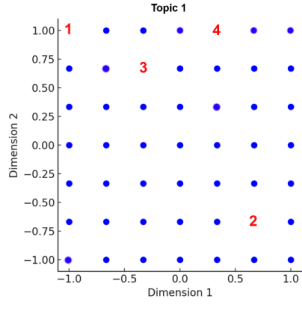
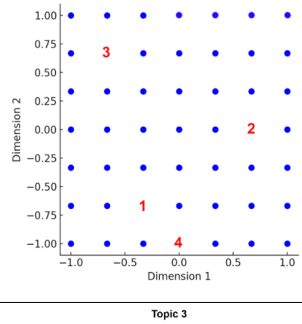
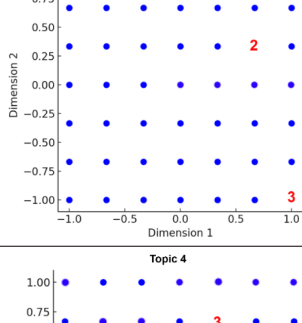
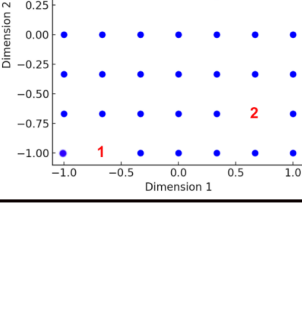
키워드 추출은 사후 확률 기반 임계값 설정을 통해 제어되었다. 기존 선행연구에서 자주 사용된 경험적 기준인 0.4를 참고하여, 다양한 임계값에 대한 실험 비교를 수행하였다. 실험 결과, 임계값이 0.5를 초과할 경우 대부분의 공백 노드에서 유의미한 키워드가 추출되지 않았으며, 0.3 미만일 경우에는 추출된 키워드 수는 증가하지만 노이즈가 급격히 상승하였다. 키워드 수와 기술 관련성을 종합적으로 고려한 결과, 최종적으로 키워드 확률 임계값을 0.4로 설정하였으며, 이는 각 공백 노드에서 기술적 의미가 높은 키워드를 정밀하게 식별하기 위한 기준으로 활용되었다.

이러한 키워드 분석은 식별된 기술 공백이 어떠한 잠재 기술 영역과 연계되는지를 제시함으로써, 향후 연구 방향 설정에 실질적인 근거를 제공한다.

GTM 분석을 활용하여 콜드체인 운송 특허의 각 기술 주제에 대한 공백 노드를 식별한 결과, 다음과 같은 주요 기술 결핍 영역이 확인되었다.

Topic 0(온도 모니터링 및 센싱 기술)에서는 monitoring, sensing, adaptation, tracking 등의 키워드가 주로 도출되었으며, 이는 다중 환경에 적응 가능한 제어 및 실시간 추적 측면에서 여전히 기술적 미비점이 존재함을 시사한다. 특히 adaptation과 integration의 반복 출현은 환경 변화에 따른 자율 적응성과

Table 7. GTM Analysis Results

| Topic | Blank Node | Keyword | GTM Map |
|-------|------------|----------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| 0 | 1 | monitoring, sensing, adaptation, tracking |  |
| | 2 | precision, tracking, monitoring | |
| | 3 | visibility, integration, monitoring | |
| 1 | 1 | automation, intelligence, optimization |  |
| | 2 | real-time, automation, intelligence | |
| | 3 | efficiency, collaboration, optimization | |
| | 4 | collaboration, monitoring | |
| 2 | 1 | insulation, efficiency, thermal |  |
| | 2 | refrigeration, stability, reliability | |
| | 3 | efficiency | |
| | 4 | insulation, energy, protection | |
| 3 | 1 | automation, intelligence |  |
| | 2 | automation, stability | |
| | 3 | energy, stability | |
| 4 | 1 | traceability, accuracy, security |  |
| | 2 | visibility, traceability, security | |
| | 3 | automation, visibility | |

다중 센서 시스템 간의 협업 제어 능력이 부족하다는 점을 부각시킨다. 향후 발전 방향으로는 센서 네트워크 기반의 협업 제어 기술, 다중 데이터 융합 알고리즘, 그리고 IoT 기반의 스마트 온습도 조절 메커니즘 개발이 필요하다. Pajić et al.(2024)의 연구에서도, 기존 콜드체인 시스템이 데이터 수집 및 전송 단계에 집중되어 있어, 자율 적응적 제어 기능이 결여되어 있음을 지적하였다. 이러한 기술의 고도화는 제품 손실을 유발하는 온도 불안정성 문제를 완화하는 데 기여할 수 있다.

Topic 1 (스마트 스케줄링 및 물류 최적화)에서는 automation, intelligence, optimization, real-time, collaboration 등의 키워드가 빈번히 나타났으며, 이는 지능형 제어, 실시간 반응, 다중 노드 간 협업 스케줄링 측면에서 미해결 과제가 존재함을 의미한다. 특히 collaboration과 monitoring의 중복 출현은 실시간 운영 정보 파악과 시스템 간 연동 제어의 미흡함을 나타낸다. 향후에는 AI 기반의 자동 스케줄링 엔진 및 동적 경로 최적화·실시간 피드백 플랫폼의 통합이 요구된다. Shcherbakov and Silkina(2021)는 현재 공급망 시스템이 고도의 가상 통합 및 개방형 협업 구현에 한계를 보이며, 실시간 운영 협조 및 시스템 통합에서 기술적 병목 현상을 겪고 있음을 지적하였다.

Topic 2 (냉장/보온 장비 및 소재 기술)에서는 insulation, efficiency, thermal, stability, reliability 등의 키워드가 공통적으로 나타났으며, 이는 냉장 용기의 단열 성능과 에너지 효율성 측면에서 기술 개선의 여지가 큼을 보여준다. energy 및 protection의 등장 또한 환경 절연 구조의 기술적 병목을 시사한다. Xiao et al.(2016)은 전통적인 냉장 시스템이 구조적 복잡성, 수동적 데이터 수집 및 유선 전송 방식에 의존해 비용 증가와 온도 제어 불안정을 유발함을 지적하였다. 이에 따라 무선 센싱과 지능형 제어 기반의 능동 온도 조절 시스템, 고성능 절연 소재 및 친환경 냉매 기술이 요구된다.

Topic 3 (차량 제어 및 온도 관리 시스템)의 공백 키워드로는 automation, intelligence, stability, energy가 주로 도출되었으며, 이는 복합 운송 조건 하에서 차량 제어 시스템의 자동화 및 에너지 최적화 기술이 미비함을 시사한다. 현재 관련 특허는 단일 구성 요소 위주로 개발되고 있어, 고도의 통합적 제어 아키텍처가 결여된 상태이다. 특히 경로 변화, 하중 변동, 극한 기후 등 복합 조건에 유연하게 대응 가능한 보편적이고 견고한 시스템의 부재가 지적된다. Nozari et al.(2025)은 AI 및 IoT 기반의 최적화가 가능함에도 불구하고, 실제 적용 시 시스템 통합성 및 알고리즘 적응력 부족으로 인해 고도화가 제한됨을 언급하였다.

Topic 4 (정보 추적 및 공급망 관리)의 주요 키워드는 traceability, visibility, security이며, 이는 데이터의 연속성, 전송 안정성 및 보안성 측면에서 기술 공백이 존재함을 의미한다. automation, accuracy 키워드를 종합해 볼 때, 자동화된 데이터 수집 및 고정밀 정보 처리 시스템 구축이 시급하다. 블록체인 기반의 다중 노드 협업 구조, 경량 엣지 암호화 기술, 플랫폼 간 동기화 및 시각화 시스템 개발이 요구된다. Moosavi et

al.(2021)은 블록체인이 콜드체인의 투명성과 추적성 향상에 유효하다고 평가하면서도, 데이터 수집 지점의 분산성 및 플랫폼 간 정보 통합 한계를 지적하였다.

요약하면, 다섯 가지 기술 주제에 대한 GTM 기반 공백 키워드 분석 결과, 콜드체인 운송 핵심 기술 영역에서 다음과 같은 미충족 수요가 확인되었다. Topic 0에서는 환경 적응성과 센서 융합 측면의 기술 부족, Topic 1에서는 지능형 제어 및 협업 스케줄링 체계의 미흡, Topic 2에서는 고효율 보온 구조 및 에너지 절감 기술이 여전히 핵심 과제로 부각되었다. 또한, Topic 3에서는 극한 조건 대응 제어 안정성과 차량 에너지 관리 기술이 요구되며, Topic 4에서는 정보 연계성, 시각화 및 플랫폼 간 보안 데이터 전송 기술의 결핍이 확인되었다. 이러한 발견은 콜드체인 운송 기술 체계의 현재 기술적 한계를 실증적으로 보여주는 동시에, 향후 연구 개발 및 특히 전략 수립에 명확한 방향성을 제시한다.

5. 결론

본 연구는 콜드체인 운송 기술의 다섯 가지 핵심 주제를 중심으로 트렌드 예측과 기술 공백 식별을 수행하고, 이를 바탕으로 현재 콜드체인 시스템이 직면한 구조적 미해결 과제를 체계적으로 분석하였다. 분석 결과는 서론에서 정의한 현실적 도전과 높은 대응성을 보였으며, 향후 산업 기술 진화 및 정책 수립에 실질적인 적용 가치를 지닌 이론적 근거를 제공하였다.

연구 방법 측면에서는, 다국어 사전학습 모델인 XLM-R과 문맥 기반 주제 모델링 기법인 CTM을 최초로 융합하여, 중국·미국·한국 등 3개국의 4,586건 특허 초록을 대상으로 다국어 의미 모델링 체계를 구축하였다. 이를 통해 콜드체인 운송 분야의 다섯 가지 기술 주제를 효과적으로 식별하였으며, IPC 분류 체계를 활용한 키워드 전략을 병행 적용함으로써 결과의 기술적 전문성과 추적 가능성을 높였다.

기술 트렌드 예측 단계에서는 LSTM + Dropout 모델을 활용하여 각 기술 주제의 비선형 성장 경향을 정밀하게 포착하였다. 예측 결과에 따르면, Topic 1(지능형 스케줄링 및 물류 최적화)과 Topic 4(정보 추적 및 공급망 관리)는 향후 성장 가능성이 높아, 콜드체인 시스템의 지능화 및 투명화 전환을 주도할 핵심 동력으로 작용할 것으로 기대된다. 반면, Topic 0(온도 제어)와 Topic 3(차량 시스템 제어)은 안정적인 성장세를 보였으며 기술 고도화의 여지가 있으며, Topic 2(냉장 및 단열 설비) 관련 기술은 성숙 단계에 접어들어 완만한 성장 경향을 보였다.

이러한 분석 결과를 기반으로, 본 연구는 GTM(Generative Topographic Mapping) 기법을 도입하여 다섯 가지 기술 주제 내 잠재적인 공백 기술 영역을 식별하고, 역방향 키워드 매핑을 통해 각 방향의 기술적 미충족 수요를 도출하였다. 그 결과, Topic 0(온도 모니터링)은 다중 데이터 융합 및 환경 적응 제어

측면에서, Topic 1(지능형 물류)는 다노드 협업 및 자동 반응 메커니즘 측면에서, Topic 2(냉장 설비)는 에너지 효율과 단열 성능 측면에서 기술적 병목이 존재함이 확인되었다. 또한 Topic 3(차량 시스템)은 복합 작업 환경 대응을 위한 안정성 제어 및 에너지 조절 기능이 부족하고, Topic 4(정보 추적)는 보안성과 플랫폼 간 연계성 확보 측면에서 핵심 기술 공백이 여전히 존재하였다.

이러한 GTM 기반 공백 분석 결과는 제4장 4.5절에서 상세히 논의되었으며, 다수의 실증적 문헌에서도 그 현실성과 시급성이 입증되었다. 예컨대, Pajić *et al.*(2024)은 콜드체인 시스템이 여전히 데이터 수집 및 전송 단계에 머물러 있으며, 환경적응 제어 및 장비 간 연계 기능이 부족하다고 밝혔고(Topic 0 관련), Shcherbakov and Silkina(2021)는 공급망 시스템이 실시간 대응 및 협업 최적화에 구조적 한계를 보인다고 지적하였다(Topic 1 관련). 또한, Xiao *et al.*(2016)은 기존 시스템의 구조 복잡성, 높은 에너지 소비, 수동적 수집 과정 등을 문제점으로 제시하였으며(Topic 2 관련), Nozari *et al.*(2025)은 시스템 통합도와 알고리즘 적응성의 부족으로 인해 AI 및 IoT 기반 기술의 효율적 구현이 어려움을 언급하였다(Topic 3 관련). 마지막으로, Moosavi *et al.*(2021)은 노드 분산, 데이터 불일치, 플랫폼 통합 미흡이 콜드체인 정보 시스템의 한계라고 지적하였다(Topic 4 관련). 이와 같은 실증 연구는 본 연구의 공백 식별 결과를 뒷받침한다.

종합적으로 볼 때, 본 연구는 이론적으로 다국어 의미 모델링 및 GTM 기법의 콜드체인 운송 기술 분야 적용 가능성을 확장하였으며, 실무적으로는 기업의 기술 전략 수립과 정부의 정책 설계를 위한 전략적 참조 지점을 제공하였다. 특히 XLM-R + CTM 기반 의미 인식, LSTM 기반 트렌드 예측, GTM 기반 기술 공백 시각화라는 세 가지 분석 기법은 상호보완성과 통합성이 높아, 전체 분석 프레임워크의 과학성과 실용성을 강화하였다.

향후 연구는 다음 두 가지 방향으로 확장될 수 있다. 첫째, 특허 데이터를 유럽연합, 일본 등으로 확대하여 보다 글로벌한 콜드체인 기술 트렌드 맵을 구축하는 것이다. 둘째, 시장 동향, 정책 문서, 사용자 피드백 등 다양한 이질적 데이터를 결합하여 시나리오 기반의 예측 모델을 개발함으로써, 콜드체인 기술 진화 경로에 대한 통찰력과 예측 역량을 더욱 제고할 수 있을 것이다.

참고문헌

- Angelov, D. (2020), Top2vec: Distributed representations of topics, arXiv preprint arXiv:2008.09470.
- Ascione, G. S. and Sterzi, V. (2024), A comparative analysis of embedding models for patent similarity. arXiv preprint arXiv:2403.16630.
- Bal, M. and Pawlicka, K. (2024), Cold Supply Chain Finance - Diagnosis, Challenges, Solutions, *LogForum*, **20**(4), 545-556.
- Bekamiri, H., Hain, D. S., and Jurowetzki, R. (2024), PatentSBERTa: A deep NLP based hybrid model for patent distance and classification using augmented SBERT, *Technological Forecasting & Social Change*, **206**.
- Bianchi, F., Terragni, S., and Hovy, D. (2020), Pre-training is a hot topic: Contextualized document embeddings improve topic coherence, arXiv preprint arXiv:2004.03974.
- Bishop, C. M., Svensén, M., and Williams, C. K. (1998), GTM: The generative topographic mapping, *Neural Computation*, **10**(1), 215-234.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., Jordan, M. I., and Lafferty, J. (2003), Latent Dirichlet Allocation, *Journal of Machine Learning Research*, **3**(4/5), 993-1022.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., and Ljung, G. M. (2015), *Time series analysis: forecasting and control*, John Wiley & Sons.
- Chen, Y., Zhu, J., and Zhang, X. (2025), Identification of High-Value Patents, *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 13512.
- Coates, V., Farooque, M., Klavans, R., Lapid, K., Linstone, H. A., Pistorius, C., and Porter, A. L. (2001), On the future of technological forecasting, *Technological Forecasting and Social Change*, **67**(1), 1-17.
- Conneau, A., Khandelwal, K., Goyal, N., Chaudhary, V., Wenzek, G., Guzmán, F., Grave, E., Ott, M., Zettlemoyer, L., and Stoyanov, V. (2019), Unsupervised Cross-lingual Representation Learning at Scale, arXiv preprint arXiv:1911.02116.
- Duan, J., Zhang, C., Gong, Y., Brown, S., and Li, Z. (2020), A content-analysis based literature review in blockchain adoption within food supply chain, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, **17**(5), 1784.
- Feng, S. (2020), The proximity of ideas: An analysis of patent text using machine learning, *PLoS ONE*, **15**(7), 1-19.
- Gal, Y. and Ghahramani, Z. (2016, June), Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning, In *international conference on machine learning*, PMLR, 1050-1059.
- Grootendorst, M. (2022), BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure, arXiv preprint arXiv:2203.05794.
- Guskin, S., Wasserblat, M., Wang, C., and Shen, H. (2022), Quala-minilm: a quantized length adaptive minilm. arXiv preprint arXiv:2210.17114.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997), Long short-term memory, *Neural Computation*, **9**(8), 1735-1780.
- Hu, X. (2022), Cold chain logistics model of agricultural products based on embedded system and blockchain, *Production Planning & Control*, 1-12.
- Kavididevi, V., Monikapreethi, S. K., Rajapriya, M., Juliet, P. S., Yuvaraj, S., and Muthulekshmi, M. (2024), IoT-Enabled Reinforcement Learning for Enhanced Cold Chain Logistics Performance in Refrigerated Transport, *2024 2nd International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS), Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS), 2024 2nd International Conference On*, 379-384.
- Kuo, J. C. and Chen, M. C. (2010), Developing an advanced Multi-Temperature Joint Distribution System for the food cold chain, *Food Control*, **21**(4), 559-566.
- Kwon, K., Jun, S., Lee, Y.-J., Choi, S., and Lee, C. (2022), Logistics Technology Forecasting Framework Using Patent Analysis for Technology Roadmap, *Sustainability*, **14**(9), 5430.
- Kwon, K. and So, J. (2023), Future Smart Logistics Technology Based on Patent Analysis Using Temporal Network, *Sustainability*, **15**(10), 8159.
- Lee, C. H. (2024), Global Patent Analysis of Battery Recycling

- Technologies: A Comparative Study of Korea, China, and the United States, *World Electric Vehicle Journal*, **15**(6).
- Lee, D. and Seung, H. S. (2000), Algorithms for non-negative matrix factorization, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 13.
- Lee, S., Yoon, B., and Park, Y. (2009), An approach to discovering new technology opportunities: Keyword-based patent map approach, *Technovation*, **29**(6), 481-497.
- Li, M., Xie, B., Li, Y., Cao, P., Leng, G., and Li, C. (2024), Emerging phase change cold storage technology for fresh products cold chain logistics, *Journal of Energy Storage*, **88**, 111531.
- Li, X., Wang, Y., and Chen, X. (2012), Cold chain logistics system based on cloud computing, *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, **24**(17), 2138-2150.
- Li, Y., Lin, Y., Lim, M. K., Xiong, W., Huang, X., Shi, Y., and Su, J. (2024), An intelligent distribution system for green logistics operations in the blockchain environment, *International Journal of Logistics: Research and Applications*, **27**(11), 2080-2103.
- Liu, P., Yang, M., Zhao, X., Guo, Y., Wang, L., Zhang, J., ... and Wu, G. (2020), Cold-chain transportation in the frozen food industry may have caused a recurrence of COVID-19 cases in destination: successful isolation of SARS-CoV-2 virus from the imported frozen cod package surface, *Biosafety and Health*, **2**(4), 199-201.
- Ma, Z., Zhang, J., Wang, H., and Gao, S. (2023), Optimization of Sustainable Bi-Objective Cold-Chain Logistics Route Considering Carbon Emissions and Customers' Immediate Demands in China, *Sustainability*, **15**(7), 5946.
- Moosavi, J., Naeni, L. M., Fathollahi-Fard, A. M., and Fiore, U. (2021), Blockchain in supply chain management: a review, bibliometric, and network analysis, *Environmental Science and Pollution Research*, 1-15.
- Nozari, H., Rahmaty, M., Foukoliaei, P. Z., Movahed, H., and Bayanati, M. (2025), Optimizing Cold Chain Logistics with Artificial Intelligence of Things (AIoT): A Model for Reducing Operational and Transportation Costs, *Future Transportation*, **5**(1).
- Panigrahi, B. S., Vanitha, A., Palav, M. R., Tilak Babu, S. B. G., Nair, A. M., and Bogiri, N. (2024), IoT Applications in Cold Chain Management for Pharmaceuticals: Ensuring Product Integrity and Safety, *2024 5th International Conference on Recent Trends in Computer Science and Technology (ICRTCST), Recent Trends in Computer Science and Technology (ICRTCST), 2024 5th International Conference On*, 66-70.
- Pajic, V., Andrejic, M., and Chatterjee, P. (2024), Enhancing cold chain logistics: A framework for advanced temperature monitoring in transportation and storage, *Mechatron. Intell Transp. Syst*, **3**(1), 16-30.
- Pires, T., Schlinger, E., and Garrette, D. (2019), How multilingual is multilingual BERT? arXiv preprint arXiv:1906.01502.
- Rathod, N., Mistry, N., Talati, D., Parikh, M., Kore, A., and Kanani, P. (2022), Marathi Social Media Opinion Mining using XLM-R, *2022 International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAIC), Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAIC), 2022 International Conference On*, 730-736.
- Shcherbakov, V., and Silkina, G. (2021), Supply Chain Management Open Innovation: Virtual Integration in the Network Logistics System, *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, **7**(1).
- Smith, M. and Agrawal, R. (2015), A comparison of time series model forecasting methods on patent groups, *CEUR Workshop Proceedings*, **1353**, 167-173.
- Son, C., Suh, Y., Jeon, J., and Park, Y. (2012), Development of a GTM-based patent map for identifying patent vacuums, *Expert Systems With Applications*, **39**(3), 2489-2500.
- Song, C., Liu, F., Huang, Y., Wang, L., and Tan, T. (2013), *Auto-encoder Based Data Clustering* (Vol. 8258), Springer Berlin Heidelberg.
- Tao, N., Yumeng, H., and Meng, F. (2023), Research on cold chain logistics optimization model considering low-carbon emissions, *International Journal of Low Carbon Technologies*, **18**, 354-366.
- Tseng, Y.-H., Lin, C.-J., and Lin, Y.-I. (2007), Text mining techniques for patent analysis, *Information Processing and Management*, **43**(5), 1216-1247.
- van Rijn, T. and Timmis, J. K. (2023), Patent landscape analysis—Contributing to the identification of technology trends and informing research and innovation funding policy, *Microbial Biotechnology*, **16**(4), 683-696.
- Wang, X., Xia, J., Zou, J., Huang, W., Matetic, M., Bakarić, M. B., and Zhang, X. (2023), Pathways toward precise monitoring and low-carbon sustainability in fruit cold chain logistics: A solution enabled by flexible temperature sensing, *Materials Today Sustainability*, **24**.
- Wang, Y. and Yuan, K. (2024), Digital Technology Innovation in Architecture, Engineering, and Construction: A Patent-Based Analysis, *ICCREM 2024: ESG Development in the Construction Industry - Proceedings of the International Conference on Construction and Real Estate Management 2024*, 852-860.
- Wang, Y., Zhao, H., Feng, L., Wang, J., and Liu, P. (2022), Technology Trend Forecasting and Technology Opportunity Discovery Based on Text Mining: The Case of Refrigerated Container Technology, *Processes*, **10**(3).
- Wang, Y. (2025), Advanced Network Traffic Prediction Using Deep Learning Techniques: A Comparative Study of SVR, LSTM, GRU, and Bidirectional LSTM Models, *ITM Web of Conferences*, **70**, 03021.
- Xiao, X., He, Q., Fu, Z., Xu, M., and Zhang, X. (2016), Applying CS and WSN methods for improving efficiency of frozen and chilled aquatic products monitoring system in cold chain logistics, *Food Control*, **60**, 656-666.
- Yan, R., Liao, J., Yang, J., Sun, W., Nong, M., and Li, F. (2021), Multi-hour and multi-site air quality index forecasting in Beijing using CNN, LSTM, CNN-LSTM, and spatiotemporal clustering, *Expert Systems With Applications*, **169**.
- Yoon, B. and Lee, S. (2008), Patent analysis for technology forecasting: Sector-specific applications, *2008 IEEE International Engineering Management Conference, Engineering Management Conference, 2008. IEMC Europe 2008. IEEE International*, 1-5.
- Yoon, B., Yoon, C., and Park, Y. (2002), On the development and application of a self-organizing feature map-based patent map, *R&D Management*, **32**(4), 291-300.
- Yuan, B., Zhu, T., Wang, M., Zhang, X., Li, C., Zhang, X., Xu, X., and Sun, Q. (2025), Progress in patent technologies for methane catalytic combustion catalysts research, *World Patent Information*, **81**.

저자소개

조의항 : 중국민항대학교 (Civil Aviation University of China) 산업공학과에서 학사학위를 취득하고, 현재는 고려대학교 산업경영공학과 석사과정이다. 주요 연구 분야는 특허 분석 및 물류 분야의 기술 혁신 연구이다.

이철웅 : 1992년과 1994년에 각각 서울대학교 산업공학과에서 학사 및 석사학위를 취득하였으며, 2000년에는 미국 펜실베이니아주립대학교에서 산업공학 박사학위를 취득하였다. 현재 고

려대학교 산업경영공학부 교수로 재직 중이며, 주요 연구 분야는 운송/물류 공학, 공급망 관리, 수익 관리 등이다.