

# 기술 기반의 서비스 기회 분석 방법: 특허-상표 연계 데이터와 링크 예측 활용

강호재 · 이지호 · 윤장혁<sup>†</sup>

건국대학교 산업공학과

## Technology-Driven Service Opportunity Analysis: Use of Patent-Trademark Linking Data and Network Link Prediction

Hojae Kang · Jiho Lee · Janghyeok Yoon

Department of Industrial Engineering, Konkuk University

As the importance of technology in services increases, studies that identify technology-driven service opportunities have been conducted. Although patent-based studies have been conducted, they have limitations in obtaining service information due to the dependence on technical data only. Therefore, this study suggests a method to identify technology-driven new service opportunities using patent-trademark linking data and link prediction. First, a technology element network is constructed based on the co-occurrences of patent classification codes for all patents. Second, a set of existing technology elements used for a target service area are identified using the patent-trademark linking database. Third, the method identifies technology elements, which can be newly introduced for the target service, via link prediction. Finally, technology-driven service opportunities are discovered by evaluating the new technology elements with novelty and influence indexes. A case study on educational services is carried out to show the applicability of the proposed method. This method could be used to identify new service opportunities based on technological advances and support establishing policies for service industries.

**Keywords:** Service opportunity, Trademark data, Patent data, Link prediction, Patent mining

### 1. 서론

현대 사회는 서비스가 경제의 중심이 되는 서비스 경제사회이다(Kim, 2016). 실제로 1980년대에 37%였던 국내 서비스업 비중은 2017년 기준 70% 이상으로 증가하였다(Hwang, 2019). 서비스 산업이 발전하면서, 인간 중심의 인간주도형 서비스가 주된 형태였던 과거와 달리 현대의 서비스는 기술에 기반하는 기술주도형 서비스가 주를 이루고 있다(Larivière *et al.*, 2017). 특히, 기업이 서비스에 기술을 도입하여 서비스 경쟁력을 강화하거나, 새로운 서비스를 창출한 사례가 다양하게 관찰되고

있다. 실제로 Social Network Service(SNS) 시장을 주도하는 기업인 Facebook은 챗봇 기술을 통해 고객에게 상품 구매 및 검색 등의 다양한 서비스를 간소화된 방식으로 제공하여 SNS 플랫폼 내 전자상거래를 강화하기 위해 노력하고 있다. Amazon 또한 물류와 유통 분야에서 기술을 활용한 혁신적인 실험을 지속하고 있으며, 최근 ‘프라임 에어(Prime Air)’라는 드론 기술을 활용한 배송 서비스의 상용화를 눈앞에 두고 있다.

이처럼 기술은 기업의 비즈니스 모델을 변화시켜 서비스 산업의 폭발적 성장을 견인할 수 있다(Geum and Min, 2016). 서비스 산업 내 기술의 중요성이 증대되면서, 서비스에 활용 가

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(NRF-2021R1A2C1010027).

본 연구는 2020년도 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 20204010600220).

<sup>†</sup> 연락저자 : 윤장혁 교수, 05029 서울특별시 광진구 능동로 120 건국대학교 산업공학과, Tel: 02-450-0453, Fax: 02-450-3525,

E-mail: janghyoon@konkuk.ac.kr

2022년 5월 24일 접수; 2022년 6월 29일 수정본 접수; 2022년 8월 8일 게재 확정.

능한 기술을 발굴하여 새로운 서비스 기회를 제시하기 위한 연구가 다양하게 수행되었다. 특히 최신의 기술 정보를 다루는 특허데이터를 활용한 연구들이 주목을 받았다(Suh and Park, 2009; Lee *et al.*, 2010; Kim and Lee, 2020). 대표적으로, 비즈니스 모델 특허를 분석하여 기술 기반의 서비스 기회를 분석한 연구가 수행되었다(Kim and Lee, 2020). 해당 연구에서는 특허 분류코드를 통해 비즈니스 모델과 관련된 특허를 선별하였으며, Data Envelopment Analysis(DEA) 분석을 수행하여 기술 기반 서비스의 중요도를 산출하였다. 다른 연구에서는 서비스와 관련된 키워드를 사전에 정의하고, 서비스 관련 키워드가 특허에서 등장하는 빈도를 계산하여 서비스의 기술 기회를 제시하였다(Lee *et al.*, 2010). 또한 특허에 등장하는 기술적 키워드를 분석하여 서비스 지향의 기술 로드맵을 제시한 연구가 수행되었다(Suh and Park, 2009).

특허를 통해 서비스에 활용 가능한 기술을 도출하여 서비스의 개선 방향을 제시할 수 있음이 다양한 선행연구를 통해 증명되었지만 몇 가지 한계점이 존재한다. 먼저, 특허는 기술 중심의 문제 해결 방법을 나타내는 문서로, 서비스에 대한 구체적인 정보를 파악하기 어렵다. 따라서, 특허만을 이용한 선행연구가 제시한 서비스 기회는 분석자의 정성적 판단이 포함된 경우가 많다. 다음으로, 선행연구는 서비스에 활용 가능한 새로운 기술을 도출하기 보다는 현재 사용 중인 기술을 개선할 수 있는 방법을 제시하는 것에 초점을 맞추었다. 따라서, 서비스에 적용 가능한 새로운 기술 도출방법이 연구되어야 한다. 마지막으로, 일부 선행연구에서 서비스 기회를 식별하기 위해 상표데이터를 특허와 함께 활용하였지만, 특허와 상표가 가지고 있는 출원인 정보만을 이용하였기 때문에, 보유 기술과 서비스와의 관련성을 분석 및 활용하지 못하였다. 따라서, 새로운 서비스의 실패위험을 낮추기 위해서는 기술과 서비스의 관련성을 파악하여 기술과 관련된 새로운 서비스 기회를 도출할 필요성이 있다.

선행연구의 한계점을 극복하기 위해 본 연구는 Ko *et al.*(2020)가 제시한 특허-상표 연계 데이터베이스와 링크 예측 기법을 활용하여 기술 기반의 서비스 기회를 도출하고자 한다. 특허-상표 연계 데이터베이스는 특허의 텍스트와 상표의 지정상품 명칭 사이의 의미적 유사도를 활용하여 관련성이 높은 특허-지정상품 쌍을 식별한 데이터베이스로, 본 연구에서는 서비스에 활용되고 있는 기술을 식별하기 위해 활용한다. 본 연구가 제시하는 방법은 총 4 단계로 구성된다. 1) 분석기간 내의 모든 특허를 수집해 특허 분류코드의 동시출현 빈도를 산출한 뒤 특허 분류코드를 기술요소로 정의하여 기술요소 네트워크를 구축한다. 2) 타겟 서비스를 선정하고 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용하여 타겟 서비스와 관련된 기술요소 집합을 정의한다. 3) 링크 예측 기법을 활용하여 타겟 서비스 산업에 도입 가능한 새로운 기술요소를 도출한다. 4) 신규성과 영향력 지표를 통해 기술요소들을 평가하여 서비스 기회를 발굴한다.

본 연구는 서비스에 활용중인 기술을 특허-상표 연계 데이

터베이스에 기반하여 식별하기 때문에, 선행연구와 달리 정성적 판단을 최소화할 수 있다. 또한, 링크 예측을 통해 서비스에 적용 가능한 새로운 기술을 탐지하기 때문에, 선행연구와 달리 기술 기반의 새로운 서비스 기회를 도출할 수 있다. 마지막으로, 서비스 기회 도출에 있어서 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용한 초기 연구로써 의의를 갖는다.

본 논문의 제2장에서는 본 연구의 배경 연구에 대해 소개한다. 다음으로, 제3장에서는 본 연구가 제시한 방법을 자세히 설명하고, 제4장에서는 본 연구가 제시하는 방법의 활용성을 보이기 위해 교육 서비스를 대상으로 사례연구를 수행한다. 마지막으로 제5장에서는 연구의 의의 및 추후연구를 제시한다.

## 2. 배경 연구

### 2.1 기술 기반의 서비스 기회 발굴 방법

서비스 산업 내 기술의 중요성이 증대되면서 기술을 기반으로 서비스 기회를 발굴하기 위한 다양한 연구가 수행되어 왔다. 특히, 특허는 기술에 대한 상세한 정보를 포함하고 있다는 장점을 가지고 있기 때문에 특허를 활용한 연구들이 수행되었다. 예를 들어, 비즈니스 모델 특허의 분류코드를 활용하여 특정 서비스 내 기술 간의 연계성을 파악한 뒤 Analytic Network Process(ANP) 기법과 DEA 기법을 통해 기술의 우선 순위와 중요도를 계산하여 서비스 기회를 식별한 연구(Kim and Lee, 2020), 서비스 관련 키워드가 빈발하게 등장한 특허를 바탕으로 서비스 기술 기회의 모니터링을 수행한 연구(Lee *et al.*, 2010), 특허 키워드 분석을 통해 서비스 지향의 기술 로드맵을 제시한 연구(Suh and Park, 2009), 비즈니스 모델 특허에서 나타나는 세부 요소의 변화를 분석하여 서비스 산업 내 비즈니스 모델의 진화 양상을 파악한 연구(Han *et al.*, 2011), 특허를 활용해 서비스 기술에 대한 개념을 다양한 관점에서 정의하고 특성화한 연구가 존재한다(Geum *et al.*, 2017).

그러나 특허를 활용한 연구는 서비스에 대한 구체적인 정보를 파악하는데 한계가 있기 때문에, 이를 극복하기 위해 상표를 활용한 연구가 등장하였다. 대표적으로 지식 집약 서비스 혁신의 지표로 상표를 제시한 연구(Gotsch and Hipp, 2012), 제품 및 서비스 혁신의 측정에 특허와 상표를 활용한 연구(Jensen and Webster, 2009), 특허를 기업의 보유 기술로 해석하고 상표를 통해 기업의 타겟 제품 또는 타겟 서비스의 정보를 얻어냄으로써 경쟁사와의 비교분석을 통해 새로운 사업 기회를 분석한 연구(Lee and Lee, 2017), 상표를 통해 기업의 비즈니스 생태 네트워크를 구축하고 링크 예측을 활용해 기업이 진출할 수 있는 유망한 서비스를 발굴한 뒤 특허를 통해 기업의 서비스 개발 역량을 판단하는 연구가 진행되었다(Choi *et al.*, 2021).

이러한 연구들은 상표를 통해 서비스에 대한 정보를 파악할 수 있었지만 상표를 단독으로 사용하여 서비스의 기술 정보를

알 수 없거나, 상표와 특허의 관련성을 파악하기 보다는 상표와 특허의 출원인 코드가 동일하다는 것을 이용하여 유사한 비즈니스 영역을 가진 경쟁사와의 기술을 비교분석 하는 것에 초점을 맞추었다. 즉, 서비스와 기술의 관계를 면밀히 파악하지 못했다는 한계가 존재한다.

따라서 본 연구에서는 Ko *et al.* (2020)이 구축한 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용하여 기술 기반의 서비스 기회 발굴을 시도한다. 상표의 유사군 코드, 류 구분, 지정상품 명칭을 활용하여 타겟 서비스를 정의한 뒤 특허-상표 연계 데이터베이스를 통해 타겟 서비스와 연계된 특허의 International Patent Classification(IPC) 코드를 파악하고, 이를 타겟 서비스의 기술 요소로 정의한다. 이후 링크 예측을 활용해 특정 서비스의 신규 기술요소를 도출하여 서비스 기회를 발굴한다. 본 연구에서 제시하는 방법은 특허-상표 연계 데이터를 활용해 기술 정보와 서비스 영역의 정보를 파악할 수 있고, 기업의 보유 역량과 관계없이 적용 가능한 방법이기 때문에 특정 기업이 아닌 산업 수준에서 서비스 기회를 발굴할 때 활용이 가능한 방법이라는 특징을 가진다.

## 2.2 링크 예측

링크 예측은 미래에 네트워크 상에서 나타날 것으로 예상되는 노드 혹은 노드 간 링크를 예측하는 방법이다(Lü and Zhou, 2011). 네트워크의 진화를 이해하거나 예측하는 데 유용한 기법인 링크 예측은 크게 노드 기반, 위상 기반, 사회이론 기반 링크 예측으로 나눌 수 있다(Wang *et al.*, 2015).

노드 기반 링크 예측은 노드의 특성을 활용하는 방법이다. 이 방법은 모든 노드가 고유한 특성을 가지고 있으며, 이러한 특성을 통해 측정된 노드 간의 유사도가 높을수록 네트워크 상에서 노드 간에 새로운 링크가 생성될 가능성이 높다고 가정한다. 위상 기반 링크 예측은 전체 네트워크 관점에서 노드의 구조적 관계를 활용하며, 인접 네트워크 기반 방법과 경로 기반 방법으로 나뉜다. 인접 네트워크 기반 링크 예측은 두 개의 특정 노드가 공유하는 인접 노드 수를 측정하여 두 노드 간에 새로운 링크가 나타날 가능성을 설정한다. 경로 링크 예측은 두 노드 간의 경로를 기준으로 링크 생성 가능성을 측정하는데, 두 노드 사이에 짧은 경로가 많을 때의 링크 생성 가능성이 두 노드 사이에 긴 경로가 많을 때의 링크 생성 가능성보다 크다고 판단한다. 사회이론 기반 링크 예측은 네트워크에서 발생하는 노드 간의 관계를 사회 행위로 인식해 사회과학 이론의 관점에서 네트워크 행동을 분석하여 링크 예측을 수행하는 방법이다. 이러한 기본 모델을 바탕으로 Resource allocation 모델(Zhou *et al.*, 2009), Preference attachment 모델(Vázquez, 2003), Katz 모델(Katz, 1953)과 같은 다양한 변형 링크 예측 모델이 개발되었다. 이처럼 링크 예측은 분석된 네트워크의 특성과 분석가의 의도에 따라 다양한 모델을 설계하고 적용할 수 있다는 특징이 있다.

링크 예측은 분석에 활용할 데이터의 관계를 네트워크 형태로 나타낼 수 있다면 연구 분야에 관계없이 보편적으로 사용할 수 있는 방법이다. 특히, 특허의 서지정보를 네트워크로 표현하여 링크 예측을 적용한 연구가 다양하게 수행되었다. 특허의 IPC 코드를 활용하여 기술 융합 관계를 예측한 연구(Seo and Lee, 2018), 특허 인용 네트워크에 링크 예측을 활용하여 신흥 기술을 예측한 연구(Érdi *et al.*, 2013), 특허 협력 네트워크를 구축하여 기업에게 협업 파트너를 추천한 연구(Chen *et al.*, 2021)가 수행되었다. 즉, 선행연구를 통해 특허 데이터에 링크 예측 방법을 적용하는 것에 대한 타당함이 입증되었다. 따라서 본 연구에서는 서비스 산업 내 새로운 기술을 예측하기 위해 기술간 관계를 나타내는 네트워크를 구축한 뒤 링크 예측을 수행한다. 이 때 본 연구에서는 특정 서비스에서 활용 중인 기술을 파악하기 위해 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용한다. Ko *et al.*(2020)은 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용해 다양한 비즈니스 영역에 대한 특정 기업의 기술적 역량을 파악하여 타당한 R&D 방향을 제시하였다. 따라서 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용해 특정 서비스 산업의 기술을 파악한 뒤 링크 예측을 수행한다면, 해당 서비스 산업에 활용 가능한 새로운 기술을 도출함으로써 타당한 서비스 기회를 발굴할 수 있을 것으로 기대한다.

## 3. 연구 방법

본 연구에서 제시하는 방법은 <Figure 1>과 같은 절차로 진행된다. 1) 먼저 분석기간에 출원된 모든 특허를 수집하고 특허 분류코드의 동시출현 빈도를 활용하여 전체 기술요소 네트워크를 구축한다. 2) 다음으로 타겟 서비스를 선정하고, 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용하여 타겟 서비스의 기술요소 집합을 정의한다. 3) 다음으로 링크 예측 기법을 활용하여 타겟 서비스에 유입 가능한 신규 기술요소를 도출한다. 4) 최종적으로, 기술요소의 신규성과 영향력 지표를 정의하고 이를 통해 신규 기술요소들을 평가하여 서비스 기회를 발굴한다. 본 장에서는 연구절차의 각 단계를 상세하게 설명한다.

### 3.1 기술요소 네트워크 구축

본 연구는 전체 기술요소 네트워크를 구축하기 위해 분석기간에 출원된 특허를 수집한다. 특허 수집을 위해 KIPRIS (<http://www.kipris.or.kr>)과 같은 공공 서비스 또는 WIPS-ON (<http://www.wipson.com>)과 같은 민간 서비스를 활용할 수 있다. 특허를 수집한 후, 특허 분류 코드인 IPC 코드의 동시출현 정보를 파악하여 IPC 코드 동시출현 네트워크를 구축한다(<Figure 2>).

<Figure 2>에서 IPC 코드 a, b를 가진 특허 P1, IPC 코드 a, c, d를 가진 특허 P2, IPC 코드 a, c를 가진 특허 P3을 가정할 때, a

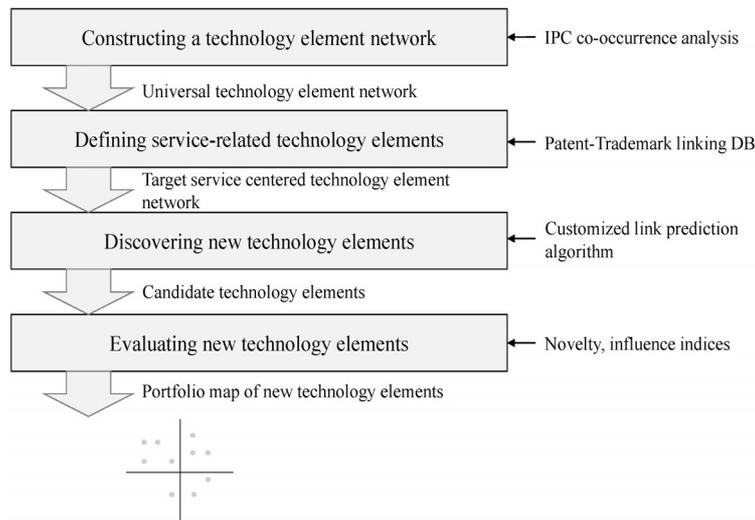


Figure 1. Overall Process of the Proposed Approach

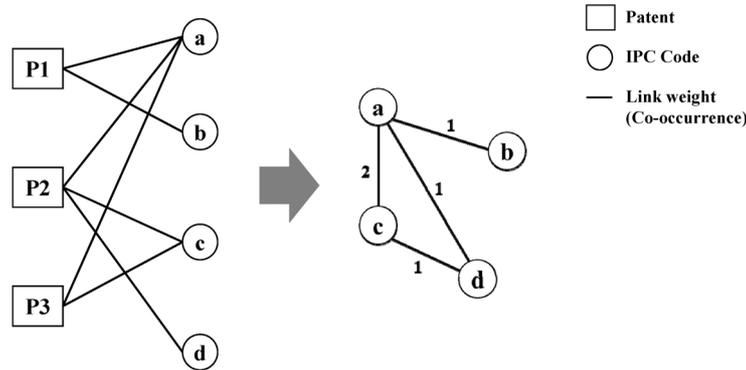


Figure 2. IPC Co-occurrence Analysis

와 c의 동시출현은 P2에서 1회, P3에서 1회 발생하는 한편 a와 d의 동시출현은 P2에서 1회 발생한다. 전체 기술요소 네트워크에서 노드는 IPC 코드를 나타내고 링크와 해당 가중치는 각각 IPC 코드의 동시출현과 그 빈도를 나타낸다. 특허 분류코드의 동시출현 정보는 기술간 연관관계를 의미하기 때문에, IPC 코드의 동시출현 정보를 통해 기술요소간 연관관계를 파악할 수 있다(Preschitschek *et al.*, 2013). IPC 코드는 크게 섹션, 클래스, 서브 클래스, 메인 그룹, 서브 그룹으로 구성되어 있다. 메인 그룹 수준에서의 분석은 기술요소의 정밀한 분석에 용이하기 때문에 다양한 연구에서 활용되어 왔다(Choi *et al.*, 2019; Kim *et al.*, 2021). 따라서 본 연구에서는 IPC 코드의 구조에서 메인 그룹까지의 정보를 이용하여 IPC 동시출현 분석을 수행한다. 이후 IPC 동시출현 네트워크를 구축하여 이를 전체 기술요소 네트워크로 정의한다.

### 3.2 서비스의 기술요소 집합 정의

이전 단계에서 IPC 코드의 동시출현 정보를 이용하여 전체 기술요소 네트워크를 구축하였지만, 해당 네트워크에서는 타

겟 서비스에서 활용되고 있는 기술요소들의 정보를 파악할 수 없다. 따라서 본 연구에서는 타겟 서비스에서 활용되고 있는 기술요소를 파악하기 위해 Ko *et al.*(2020)이 구축한 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용한다. 기술 기반의 서비스 기회 발굴 과정에서 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용하기 때문에 타겟 서비스의 기술 정보를 도출하여 타겟 서비스에서 활용되고 있는 기술요소를 파악할 수 있다.

Ko *et al.*(2020)은 특허-상표 연계 데이터베이스를 구축하기 위해 먼저 대량의 상표를 수집하여 제품 및 서비스 정보를 파악하였고, 대량의 특허를 수집하여 기술 정보를 파악하였다. 국내에서는 상표를 등록할 때 특허청에서 정의한 지정상품 명칭을 사용하도록 권고한다. 또한 각 지정상품은 류 구분과 유사군 코드를 지니는데, 유사군 코드와 류 구분은 다양한 제품 및 서비스의 범위를 표시하여 유형화한다. 류 구분은 제품의 경우 1~34류, 서비스의 경우 35~45류로 표현된다. 유사군 코드는 제품의 경우 G로, 서비스의 경우 S로 시작되는 5~7자리의 문자와 숫자로 표현된다. 이러한 상표의 특징 때문에 상표의 류 구분, 유사군 코드, 지정상품의 명칭은 비즈니스 영역을 파악할 수 있는 정보가 될 수 있다. 예를 들어 류 구분이 38류이

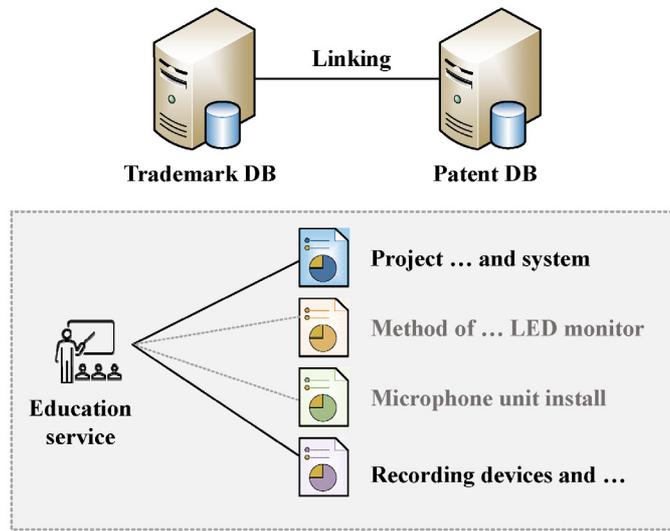


Figure 3. Patent-Trademark Linking Process

면서 유사군 코드가 “S0701”인 지정상품 명칭에는 “교육방송업”, “교통방송업”, “데이터방송업” 등이 포함되어 있으며, 이러한 지정상품 명칭을 통해 비즈니스 영역을 파악할 수 있다. 다음으로, 출원인이 동일한 특허와 상표의 지정상품 쌍을 수집하였고, 의미적 유사도를 바탕으로 연계된 특허-지정상품 쌍을 포함한 정보를 특허-상표 연계 데이터베이스에 저장하였다. 특허-상표 연계 데이터베이스에는 4,418,786건의 특허와 3,003,631개의 지정상품이 존재하고, 이 중 연계된 특허-지정상품 쌍은 총 4,727,696건이 존재한다.

<Figure 3>에서, “과제물에 대한 짜집기를 방지하는 방법 및 시스템”, “사용자 단말기 및 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체” 제목을 가진 특허는 “교육업”이라는 지정상품과 연계되었기 때문에, 해당 특허들은 “교육업”이라는 서비스와 연계되었다고 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서는 유사군 코드와 류구분, 지정상품 명칭을 활용하여 타겟 서비스를 정의한 뒤, 특허-상표 연계 데이터베이스를 통해 타겟 서비스와 연계된 특허를 파악하고, 해당 특허가 가지고 있는 IPC 코드를 타겟 서비스의 기술요소로 정의한다. 해당 타겟 서비스의 기술요소는 이미 타겟 서비스에서 활용되고 있는 기술요소를 의미한다.

### 3.3 서비스 신규 기술요소 예측 모형 도출

IPC 코드로 표현된 타겟 서비스의 기술요소들의 집합을 통해 타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크를 구축한 뒤 링크 예측을 수행하며, 과정은 <Figure 4>와 같다.

본 연구에서는 타겟 서비스의 기술요소 집합에 대해 링크 예측을 용이하게 수행하기 위해 타겟 서비스를 대표하는 가상의 인공노드인 Artificial Service Node(ASN)을 네트워크에 삽입한다. 다음으로 ASN과 타겟 서비스의 기술요소 사이에 링크를 생성하여 전체 기술요소 네트워크를 타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크로 재구성한다. 이 때 링크의 가중치는 타겟 서비스와 연계된 특허가 가진 IPC 코드의 출현 빈도이다. 타겟 서비스와 연계된 특허에서 특정 IPC 코드의 출현 빈도가 높으면, 해당 IPC 코드는 타겟 서비스와 관련성이 높은 것으로 간주된다. ASN과 연결된 노드는 타겟 서비스의 기술요소 뿐이므로 ASN은 타겟 서비스를 대표하는 노드가 될 수 있다. 향후 ASN과 연결될 노드를 예측한다면 타겟 서비스에 도입될 수 있는 기술요소를 간단히 예측할 수 있다.

타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크를 구축한 뒤, ASN과 링크가 생성될 가능성이 있는 IPC 코드를 예측한다. 해당

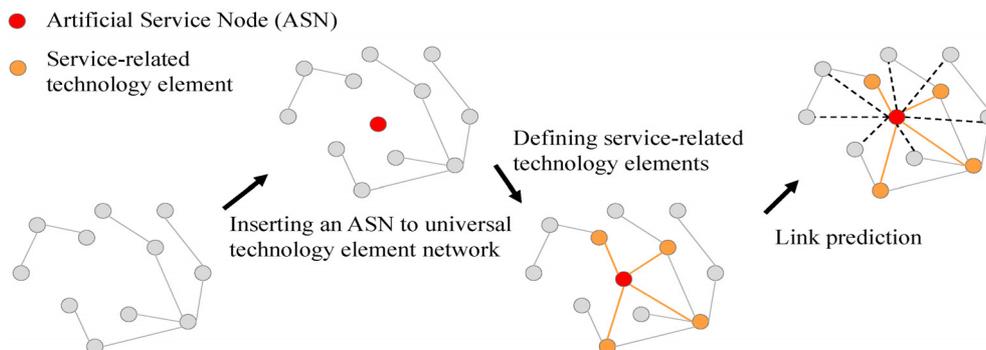


Figure 4. Process of Constructing a Target Service-Centered Technology Element Network

IPC 코드는 예측된 서비스의 신규 기술요소로, 현재 타겟 서비스에는 존재하지 않지만 향후 잠재적으로 타겟 서비스에 활용될 수 있는 기술요소가 될 수 있다. 이를 위해 본 연구에서는 링크 예측에 보편적으로 활용되는 대표적인 방법인 Resource allocation을 변형하여 링크 예측을 적용한다. Resource allocation은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다 (Zhou *et al.* 2009).

$$S(X, Y) = \sum_{w \in \gamma(X) \cap \gamma(Y)} \frac{1}{|r(w)|} \quad (1)$$

$r(A)$  = 노드  $A$ 의 이웃 노드들로 이루어진 집합  
 $|r(A)|$  = 집합  $r(A)$ 의 크기

Resource allocation을 기반으로, 1) 타겟 서비스 내 각 기술요소의 활용도와 2) 기술요소 후보와 타겟 서비스 기술요소의 기술적 접근성을 고려하여 식 (2)로 변형하였다.

$$PS(ASN, c) = |\gamma(ASN) \cap \gamma(c)| \sum_{w \in \gamma(ASN) \cap \gamma(c)} \frac{\min(\text{weight}(ASN, w), \text{weight}(w, c))}{\log(|r(w)|)} \quad (2)$$

$r(A)$  = 노드  $A$ 의 이웃 노드들로 이루어진 집합  
 $|r(A)|$  = 집합  $r(A)$ 의 크기  
 $\text{weight}(X, Y)$  = 노드  $X$ 와  $Y$ 사이의 링크 가중치

본 연구에서는 식 (2)를 통해 타겟 서비스의 신규 기술요소를 도출하는 링크 예측을 수행한다.  $w$ 는 ASN과 신규 기술요소 후보(c)의 공통 이웃이다. 즉,  $w$ 는 타겟 서비스의 기술요소를 의미한다.  $\text{weight}(ASN, w)$ 는 타겟 서비스와 연계된 특허가 보유한 IPC 코드의 출현 빈도이다. 즉,  $\text{weight}(ASN, w)$ 는 타겟 서비스에서 기술요소  $w$ 의 활용도를 의미한다.  $\text{weight}(w, c)$ 는 타겟 서비스의 기술요소와 신규 기술요소 후보의 동시출현 빈도이다. 즉, 이는 신규 기술요소 후보인  $c$ 에 대해 네트워크 상에서 타겟 서비스가 얼마나 접근성이 높은 지를 표현한다. 따라서 타겟 서비스에서 이미 활용중인 서비스 기술요소에 대하여, 타겟 서비스에서의 활용도와 기술요소 후보에  $c$ 에 대한 접근성 두 가지를 모두 고려하기 위해  $\min(\text{weight}(ASN, w), \text{weight}(w, c))$  값이 클수록 신규 기술요소 후보  $c$ 와의 링크가 생성될 가능성이 높다고 판단한다. 또한  $|\gamma(ASN) \cap \gamma(c)|$  값이 클수록 신규 기술요소 후보  $c$ 와 연관될 가능성이 있는 기존의 서비스 기술요소가 많다는 뜻이기 때문에, 신규 기술요소 후보  $c$ 와 타겟 서비스와 연관될 가능성이 크다고 판단한다. 마지막으로  $\log(|r(w)|)$ 는 전체 기술요소 네트워크에서 기술요소  $w$ 가 얼마나 널리 쓰이는지를 나타낸다. 따라서,  $\frac{1}{\log(|r(w)|)}$  이 클수록 기술요소  $w$ 에 대해 타겟 서비스는 타 서비스에 비해 상대적으로 높은 활용도를 지닌다고 할 수 있다. 식 (2)의 높은 링크 예측 점수(PS)를 가진 신규 기술요소들은 후속 단계에서 제시되는 영향력과 신규성 지표를 통해 평가되어 전략적인 서비스 기회 발굴을 지원하기 위해 사용된다.

### 3.4 서비스 신규 기술요소 발굴 및 평가

다음으로, 영향력과 신규성 지표를 활용하여 서비스의 신규 기술요소들을 평가한다. 영향력 지표는 전체 기술요소 네트워크에서 해당 기술요소가 가진 기술적 영향력을 판단한다. 따라서 영향력 값이 크다면 네트워크 관점에서 기술의 확장성이 용이할 수 있다는 장점을 가질 수 있다. 신규성 지표는 분류코드 기준으로 해당 기술요소가 기존의 기술요소들과 얼마나 유사도가 낮은지를 판단한다. 신규성 값이 크다면 해당 기술요소가 이미 타겟 서비스에 존재하는 기술요소들에 비해 상당히 독창적인 기술요소라는 것을 의미한다.

본 연구에서는 고유벡터 중심성 값을 영향력 지표로 정의한다. 고유벡터 중심성은 이웃 노드와 연결되어 있는 노드의 중요성에 가중치를 부여하는 방법이다(Borgatti, 2005). 즉, 연결된 노드의 개수뿐만 아니라 연결된 노드가 얼마나 중요한지도 함께 고려한 개념이기 때문에, 고유벡터 중심성을 통해 네트워크 상에서 특정 기술의 영향력을 평가할 수 있다(Lee *et al.*, 2021). 고유벡터 중심성은  $A$ 가 네트워크의 인접행렬일 때, 노드  $i$ 와 노드  $j$ 가 연결될 경우  $a_{ij} = 1$ 이고 그렇지 않을 경우  $a_{ij} = 0$ 이다.  $\lambda$ 는  $A$ 의 가장 큰 고유값이고  $n$ 은 노드의 개수이다. 식 (3)은 고유벡터 중심성을 행렬식과 합 기호를 통한 두 가지 방법으로 나타낸 것이다(Bonacich, 2007).

$$Ax = \lambda x, \quad x_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j, \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

신규성 지표는 서비스에 이미 활용중인 기술요소들과 서비스 신규 기술요소와의 분류 유사도를 고려하여 표현한 0부터 1 사이의 값이다. 신규성이 높다는 것은 서비스 신규 기술요소가 서비스에 이미 활용중인 기술요소들과 분류코드 관점에서 유사하지 않음을 의미하며, 신규성이 낮다는 것은 서비스 신규 기술요소가 기존의 서비스의 기술요소들과 분류코드 관점에서 유사함을 의미한다. 신규성을 계산하기 위해 먼저 두 IPC 코드 간의 분류 유사도  $CS(x, y)$ 를 정의한다. 분류 유사도는 IPC 코드의 계층적 구조를 활용하여 IPC 코드 간의 유사도를 파악하는 방법으로, 식 (4)와 같다.

$$CS(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \text{ and } y \text{ differ in section} \\ 0.25 & \text{if } x \text{ and } y \text{ differ in class but not section} \\ 0.5 & \text{if } x \text{ and } y \text{ differ in subclass but not class} \\ 0.75 & \text{if } x \text{ and } y \text{ differ in main group but not subclass} \\ 1 & \text{if } x \text{ and } y \text{ share the same subclass and main group} \end{cases} \quad (4)$$

기술 분석에 있어서 분류 유사도를 활용한 다양한 연구가 수행되었다. 대표적으로, 분류 유사도를 활용하여 정의된 지표가 신흥 기술 예측 알고리즘의 성능에 기여한 것을 보인 연구(Kyebambe *et al.*, 2017), 지식 조합 모델 구축 과정에서 서로 다른 기술 영역간 유사성을 측정할 때 분류 유사도를 활용한 연구

가 존재한다(Choi *et al.*, 2019). 따라서 본 연구에서는 기술 영역 간 유사정도를 나타내는 분류 유사도를 활용하여, 신규 기술요소가 기존의 기술요소와 비교하여 얼마나 새로운 기술 영역에 존재하는지 파악할 수 있는 신규성 지표를 제시한다. 신규성 지표는 1에서 신규 기술요소와 기존의 서비스 기술요소와의 분류 유사도를 빼 값에 대해, 기존의 서비스 기술요소의 출현 빈도를 가중치로 하는 가중 평균으로 정의된다(식 (5)).

$$Novelty(c) = \frac{\sum_{i \in S} (1 - CS(c, i)) \times frequency(i)}{\sum_{i \in S} frequency(i)} \quad (5)$$

- S = 기존의 서비스 기술요소 집합
- CS(x, y) = 기술요소 x와 기술요소 y 사이의 분류 유사도
- frequency(x) = 기술요소 x의 출현 빈도
- c = 신규 서비스 기술요소

최종적으로, 영향력과 신규성 지표를 활용하여 <Figure 5>와 같은 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 구축한다.

구축된 포트폴리오 맵은 영향력과 신규성 지표의 평균을 활용하여 네 개의 영역으로 나눌 수 있으며, 서비스 산업의 기술적 역량과 전체 기술요소 네트워크를 고려해 적절한 R&D 방향을 수립할 수 있다. 예를 들어, A 영역의 경우 신규성이 높지만 영향력이 낮은 기술요소가 속한 영역이다. 따라서 상대적

으로 독창적인 기술이 될 수 있는 반면 전체 기술요소 네트워크 상에서 영향력이 작기 때문에 기술의 확산 측면에서 한계가 있을 수 있다. B 영역에 속한 기술요소의 경우, 신규성과 영향력이 모두 높기 때문에 기술의 독창성 및 기술의 확산 측면에서 장점을 지닐 수 있다. C 영역에 속한 기술요소의 경우, 영향력과 신규성이 모두 낮기 때문에 네트워크 상에서의 중요성이 낮고 독창적이지 않은 기술일 수 있다. D 영역에는 네트워크 상에서 영향력이 높지만 신규성이 낮아 독창적이지 않은 기술요소가 포함되어 있다. 그러나 C, D 영역에 속한 기술요소의 경우 독창성이 낮은 만큼 접근성이 높기 때문에 A 영역이나 B 영역의 기술요소보다 서비스에 도입이 용이한 기술일 수 있다.

#### 4. 사례연구

본 연구는 제시된 방법의 활용성을 검증하기 위해 교육 서비스를 대상으로 사례연구를 진행하였다. 기술 변화는 교육 내용과 방식을 바꿀 수 있고, 기술 발전 흐름이 교육개혁에도 반영이 될 수 있다(Choi, 2017). 예를 들어, 증강현실(AR), 가상현실(VR), 사물인터넷(IoT), 챗봇(Chatbot) 기술의 발전은 기존 교육현장의 제약을 극복하게 한다(Park, 2021). 따라서 교육 서비스는 새로운 기술의 도입을 통해 서비스 기회를 발굴하는 본 연구방법의 사례연구 대상으로 적합하다.

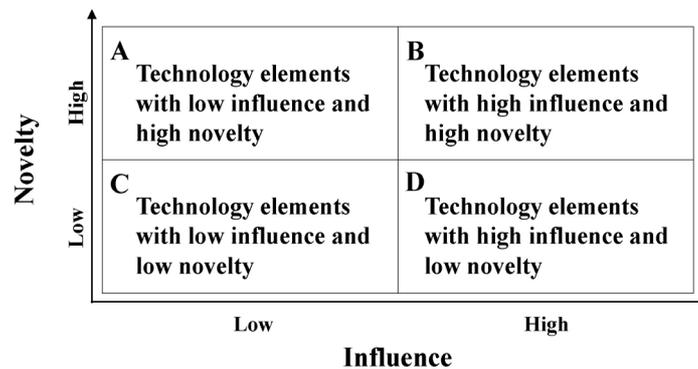


Figure 5. New Technology Element Portfolio Map.

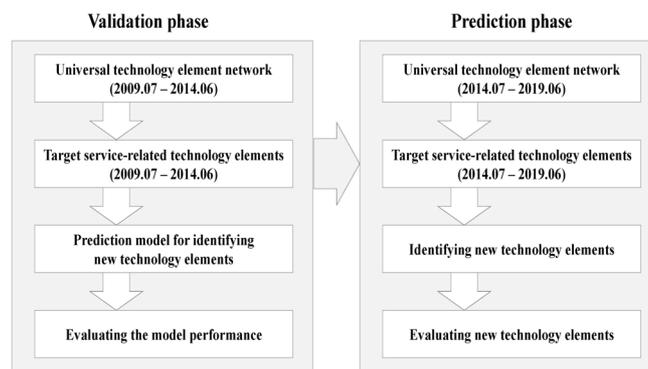


Figure 6. Procedure of the Case Study

본 사례연구는 <Figure 6>과 같이 두 단계로 나누어진다. 분석에 사용된 특허-상표 연계 데이터베이스는 2019년 6월까지 출원된 특허와 상표만을 대상으로 구축되었기 때문에, 우선 2009년 7월부터 2014년 6월까지 출원된 특허를 검증 단계에서 활용하였고, 2014년 7월부터 2019년 6월까지 출원된 특허를 예측 단계에서 활용하였다. 검증 단계에서 출원된 모든 특허는 과거의 전체 기술요소 네트워크를 구축하는 데 사용되었다. 또한 검증 단계에서 교육 서비스와 연계된 특허는 과거 교육 서비스의 기술요소를 정의하는 데 사용되었다. 이후 ROC-AUC와 F1-score의 지표를 통해 검증 단계에서 예측한 기술요소들이 실제로 교육 서비스에 도입되었는지를 확인함으로써 본 연구에서 제시하는 링크 예측 알고리즘의 성능을 검증하였다. 또한, 검증 단계에서 예측한 신규 기술요소들 중, 실제로 등장한 기술요소를 파악하여 검증 단계에서 타겟 서비스의 신규 기술요소를 분석하였다.

마찬가지로 예측 단계의 특허는 현재의 전체 기술요소 네트워크를 구축하는 데 사용되었고, 예측 단계에서 교육 서비스와 연계된 특허는 현재의 교육 서비스의 기술요소 집합을 정의하는 데 사용되었다. 이후 본 연구에서 제시하는 링크 예측 알고리즘을 예측 단계의 교육 서비스 중심의 기술요소 네트워크에 적용하여 교육 서비스에 도입 가능한 신규 기술요소를 도출하고, 신규 기술요소에 대한 평가를 진행하였다.

#### 4.1 과거데이터를 활용한 신규 기술요소 예측 모형 평가

본 연구에서는 사례연구를 위해 KIPRIS PLUS를 통해 2009년 7월부터 2019년 6월까지 출원된 한국 특허를 수집하였다. 수집된 특허 중 검증 단계에 사용된 특허는 893,363건이며, 예측 단계에 사용된 특허는 705,959건이다. 또한 네트워크 구축에 활용될 메인그룹(main-group) 수준의 IPC 코드는 총 6,647개로 두 단계에서 동일하였다. 본 사례연구에서는 교육 서비스와 연계된 특허의 메인그룹 수준의 IPC 코드를 교육 서비스의 기술요소로 정의하였다.

첫 번째 단계로, 과거의 데이터를 활용하여 본 연구에서 제시하는 신규 서비스 기술요소 예측 모형을 평가하였다. 이를 위해 먼저 검증 단계에서 전체 기술요소 네트워크를 구축한 뒤 타겟 서비스를 정의하는 과정을 수행하였다. 류 구분이 41류이고 유사군 코드의 앞 세자리가 “S12”이며, 교육 서비스와 관련된 단어를 포함한 지정상품 명칭을 가진 총 6268가지의 지정상품을 도출하였다. 해당 지정상품들을 사례연구로 활용할 교육 서비스로 정의하였다. <Table 1>은 도출된 교육 서비스 관련 지정상품의 예시이다.

이후 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용하여 검증 단계에서 교육 서비스와 연계된 특허들을 도출하였다. 검증 단계에서 교육 서비스와 연계된 특허는 165건이고, 연계된 특허의 메인그룹 수준 IPC 코드는 67개로 파악되었다. 타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크를 구축하기 위해 교육 서비스를 대표하는 인공 노드인 ASN을 전체 기술요소 네트워크에 삽입한 뒤, ASN과 교육 서비스와 연계된 특허의 IPC 코드 사이의 링크를 생성하였다. 이 때 IPC 코드의 출현 빈도에 따라 링크의 가중치를 지정하였다. <Figure 7>은 타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크의 일부이다. 적색으로 표시된 노드는 ASN으로, 타겟 서비스를 대표하는 인공노드이다. 또한 주황색으로 표시된 노드는 타겟 서비스의 기술요소를 나타내며, 회색으로 표시된 노드는 타겟 서비스의 신규 기술요소 후보를 나타낸다.

ASN이 삽입된 타겟 서비스 중심의 기술요소 네트워크가 구축되면, ASN에 연결될 서비스 신규 기술요소를 본 연구에서 제시하는 링크 예측 알고리즘을 통해 식별할 수 있다. 본 연구에서는 링크 예측 점수(PS)가 높은 상위 50개의 신규 기술요소를 발굴하였다.

또한 본 연구에서 제시하는 알고리즘의 성능을 다른 알고리즘의 성능과 비교하여 검증하기 위해, Preferential attachment (Vázquez 2003), Jaccard coefficient (Shibata *et al.* 2012), Resource allocation (Zhou *et al.* 2009) 알고리즘들을 비교 대상으로 선정하였다. 성능을 비교하기 위해 링크 예측의 성능 평가에 활용되는 지표인 ROC-AUC와 F1-score를 사용하였다

Table 1. Part of Educational Services

Classification code	Similar group code	Designated good
41	S120999	Education
41	S120903	Education instruction
41	S120903	Educational examination
41	S120999	Instruction of social services
41	S120903	Online educational examination
41	S120999	Religious education
41	S120999	Vocational retraining
41	S120903	Teaching
41	S120904	Artists education
41	S120999	Consultancy and coaching of children's education in household

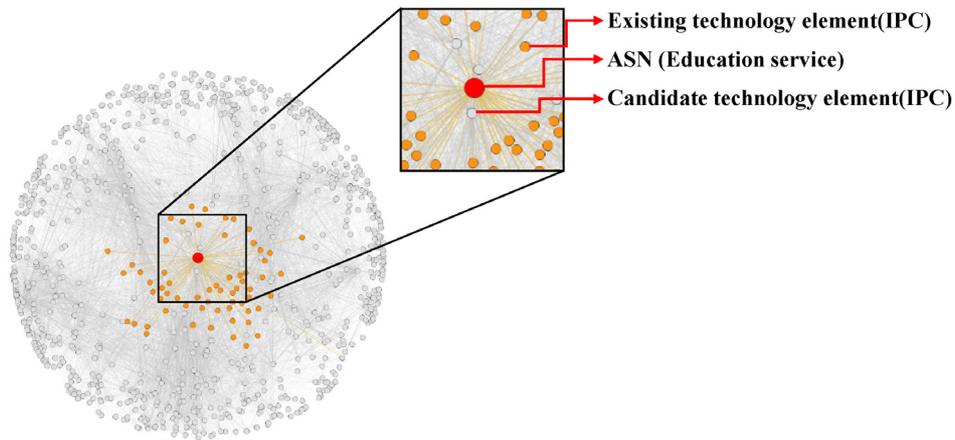


Figure 7. Target Service-Centered Technology Element Network

(Martinčić-Ipšić *et al.*, 2017; Brochier *et al.*, 2019). ROC 곡선은 다양한 임계치에 따라 False-positive 비율에 대한 True-positive 비율을 그림으로 표시함으로써 생성된다. AUC란 ROC 곡선 아래 영역의 넓이를 의미하는 값이며 1에 가까울수록 알고리즘의 성능의 뛰어나다고 판단할 수 있다. F1-score은 정밀도(Precision)와 재현율(Recall)의 조화평균으로 두 지표를 모두 고려하여 값을 산출할 수 있다는 장점이 있고, 해당 값이 클수록 좋은 성능을 보인다고 할 수 있다.

검증 단계에서 각 알고리즘 별 점수가 높은 상위 50개의 예측 결과를 실제로 등장한 교육 서비스의 기술요소와 비교하여 성능지표인 AUC, F1-score를 도출하였으며, 본 연구가 제시한 알고리즘(Proposed algorithm)이 비교 대상으로 선정한 알고리즘(Preferential attachment, Jaccard coefficient, Resource allocation)보다 성능이 우수한 것으로 나타났다(<Figure 8>).

<Figure 8>의 A는 제시된 알고리즘과 비교 대상 알고리즘의 ROC 곡선을 나타내고, B는 예측한 신규 기술요소의 개수(k)에 따른 제시된 알고리즘과 비교 대상 알고리즘의 F1-score을 나타낸다. 본 연구에서 제시하는 알고리즘은 공통 이웃 노드의 개수와 타겟 서비스의 기술 활용도를 모두 반영했기 때문

에 높은 성능을 보일 수 있었다. 이러한 성능 평가 지표의 결과를 바탕으로, 본 연구에서 제시하는 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 우수한 성능을 보인다는 것을 알 수 있다.

<Table 2>은 제시된 알고리즘을 통해 예측한 기술요소를 링크 예측 점수(PS) 값이 높은 대로 나열한 것들 중 일부이며, 검증 단계에서 예측한 신규 기술요소가 실제로 등장했는지를 나타낸 것이다. 만약 검증 단계에서 예측한 신규 기술요소가 실제로 타겟 서비스의 기술요소가 되었다면, 'Application'이 'Y'로 표현되었다.

다음으로, 영향력과 신규성 지표를 활용하여 구축된 검증 단계의 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 통해 링크 예측 점수(PS)가 높은 상위 50가지의 서비스의 신규 기술요소를 제시하였다(<Figure 9>). <Figure 9>에서 노드의 크기는 링크 예측 점수가 높을수록 크다.

도출된 서비스의 신규 기술요소들은 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 통해 네 가지 영역으로 나누어진다. 검증 단계에서 도출된 50개의 기술요소 중 총 23개가 실제로 교육 서비스에 도입되었다.

A 영역은 영향력이 낮지만 신규성이 높은 영역으로, 네트워

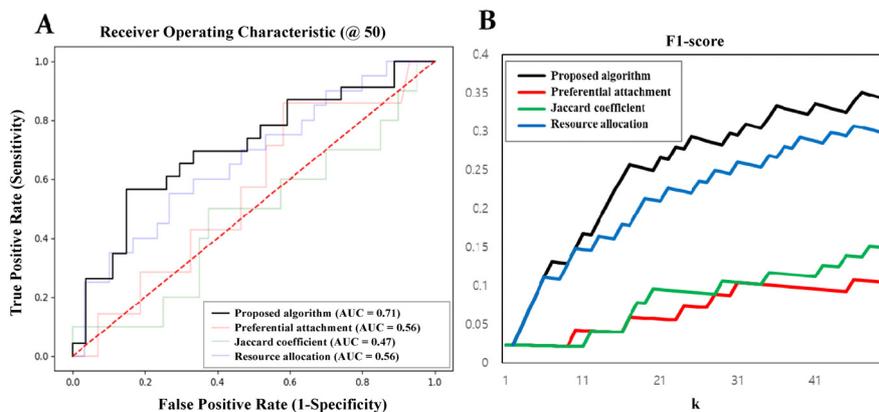


Figure 8. Performance Comparison of Link Prediction Algorithms (A: ROC-AUC; and B: F1-score @k where k denotes the number of predicted new technology elements)

Table 2. Part of New Technology Elements with High Link Prediction Scores

Rank	New technology element	Link prediction score	Application (Y/N)
1	A61B5	2145.544984	Y
2	H04M1	1754.216109	N
3	G06K19	1681.762932	Y
4	G06F16	1565.505319	Y
5	G06Q10	1520.55349	Y
6	G16C10	1464.377002	Y
7	G01S19	1445.336148	Y
8	G06K17	1249.139018	N
9	G06K7	1142.176729	N
10	G01C2	1120.841182	Y

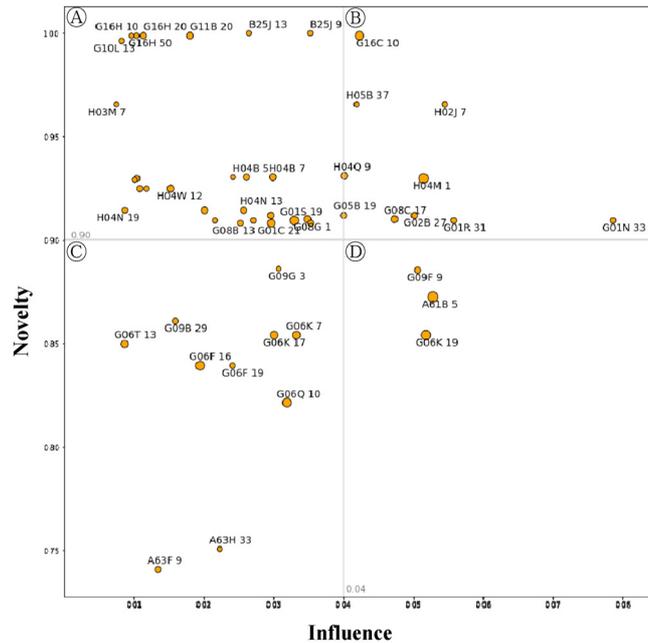


Figure 9. New Technology Element Portfolio Map(verification step)

크 상에서 기술적 영향력은 낮지만 비교적 독창적인 기술요소가 포함되어 있다. 27개의 기술요소가 A 영역에 포함되었으며, 이중 실제로 도입된 기술요소는 12개이다. 대표적으로 “G01S19”와 같은 위성 전파 시스템 관련 기술, “G08G1”과 같은 거리 측정 관련 기술, “G16H10”와 같은 건강관리 데이터 관련 기술이 교육 서비스에 도입되었다. 또한 B 영역은 영향력과 신규성 지표가 모두 높은 영역으로, 기술의 독창성 측면과 확산 측면에서 상당히 중요한 기술요소가 포함되어 있다고 할 수 있다. 10개의 기술요소가 B 영역에 포함되었고, 실제로 도입된 기술요소는 5개이다. 대표적으로 스위치 관련 기술인 “H04Q9”, 무선 전기망을 통한 신호 전송 장치 관련 기술인 “G08C17”, 광학계 관련 기술인 “G02B27” 등이 도입되었다. C 영역은 영향력과 신규성이 모두 낮은 영역으로, 네트워크 상에서 기술적 영향력이 낮고 독창적이지 않지만 신규성이 낮은

만큼 접근성이 좋기 때문에 도입이 용이한 기술요소가 포함되어 있다. 10개의 기술요소가 해당 영역에 포함되었고, 이 중 실제로 도입된 기술요소는 4개이다. 해당 기술요소들은 “G06K16”과 같은 데이터의 기록 매체 관련 기술과 “G06F16”과 같은 정보 검색 관련 기술, “G06Q10”과 같은 경영 관리 기술, “G06T13”과 같은 애니메이션 관련 기술이다. 마지막으로 D 영역은 영향력은 높지만 신규성은 낮은 영역으로, 기술의 확장성 측면에서 상당히 중요하지만 기술의 독창성은 낮은 기술요소가 포함되어 있다. 3개의 기술요소가 D 영역에 포함되었고 이 중 실제로 도입된 기술요소는 2개로, “A61B5”와 같은 개인식별 관련 기술, “G06K19”와 같은 디지털 마크가 기록되도록 설계된 기록매체 기술이다.

신규 기술요소들 중 통신 혹은 신호 전송 관련 기술은 지속적인 비대면 교육으로의 전환과 관련이 있다. 애니메이션 관

런 기술과 광학계 관련 기술은 교육 영상 및 교육 영상을 위한 디스플레이가 발전한 것과 관련 지을 수 있고, 데이터 기록 혹은 정보 검색 관련 기술은 효율적인 방법으로 발전해온 교육 서비스 운영과 관련 지을 수 있다.

**4.2 예측 모형을 활용한 신규 서비스 기술요소 도출**

두 번째 단계로, 본 연구에서 제시한 예측 모형을 활용하여 신규 서비스 기술요소를 도출하였다. 먼저 예측 단계의 전체 기술요소 네트워크를 구축한 뒤 교육 서비스와 연계된 특허들을 특허-상표 연계 데이터베이스를 통해 식별하였다. 예측 단계에서 교육 서비스와 연계된 특허는 159건이고 메인그룹 수준의 IPC 코드는 120개로 파악되었다. 다음으로, 본 연구에서 제시하는 링크 예측 알고리즘을 예측 단계의 전체 기술요소 네트워크에 적용하였다. 이 때 예측 결과에서 검증 단계에서는 존재하였지만 예측 단계에서는 사라진 교육 서비스의 기술요소 31개를 제외한 뒤 높은 링크 예측 점수(PS)를 가진 신규 기술요소 50개를 도출하였다. <Table 3>은 높은 링크 예측 점

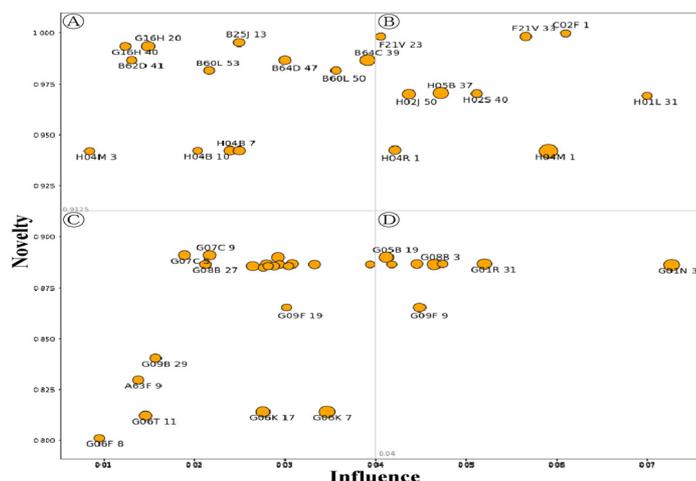
수(PS)를 가진 상위 10개의 기술요소이다.

이후, 타겟 서비스와 연계된 기술을 고려한 서비스 기회를 파악하였다. 링크 예측 점수(PS)를 통해 도출된 50개의 서비스 신규 기술요소를 신규성, 영향력 지표를 통해 평가하고, 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 구축하였다. <Figure 10>에서 각 노드의 크기는 링크 예측 점수(PS)를 의미하며, X축은 영향력 지표, Y축은 신규성 지표이다.

신규 기술요소들은 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 통해 네 가지 영역으로 구분된다. 도출된 서비스의 신규 기술요소 50개 중, A 영역은 10개의 기술요소를 포함하였다. 구체적으로, “G16H40”, “G16H20” 등 헬스케어 인포매틱스 관련 기술과 “H04B10”, “H04B7” 등의 전송 기술이 포함되었다. B 영역에는 11개의 기술요소가 포함되었는데, 대표적으로 “F21V23”, “F21V33” 등 조명 장치 관련 기술이 존재하였다. 또한 C 영역은 18개의 기술요소를 포함하였고, 대표적으로 “G07C9”, “G07C5” 등의 시간 또는 출석 등록 장치 기술과 “G01S15”, “G01S17” 등의 무선전파 관련 기술이 포함되었다. 마지막으로 D 영역은 11개의 기술요소를 포함하였고, 해당 영역의 기

**Table 3.** Top 10 New Technology Elements with Their High Link Prediction Scores (Prediction Step)

Rank	New technology element	Link prediction score
1	H04M1	5944.9911
2	G06K7	4326.1489
3	G01N33	4279.7925
4	H05B37	4084.2877
5	B64C39	3911.2673
6	G08B3	3707.3826
7	G01R31	3580.7298
8	G06K17	3509.2811
9	G05B19	3492.3069
10	G16H20	3000.9574



**Figure 10.** New Technology Element Portfolio Map (Prediction Step)

술요소로는 “G09F9”, “G09F19” 등의 디스플레이 관련 기술이 포함되었다.

신규 기술요소 포트폴리오 맵을 통해, 잠재적인 R&D 방향을 제시할 수 있다. 본 연구에서는 네트워크에서 기술적 영향력이 높은 영역인 B, D 영역을 중점으로 분석하였다. B 영역은 영향력과 신규성 지표가 모두 높은 영역으로, 해당 영역에 포함되는 기술요소는 기술의 독창성 측면과 확장성 측면에서 상당히 중요한 기술이라고 할 수 있다. 특히, 해당 영역에 포함된 기술요소인 “H04R1”는 음향 전기 기계 변환기와 관련된 기술요소이다. “H04R1”을 활용한 실제 특허로는 “입체음향헤드폰(1019710000201)”, “가변지향성마이크로폰장치(1019800002150)”, “기억력증진헤드폰(1019840005543)” 등이 존재한다. 이러한 특허들은 음향기기의 송수신 기술을 다룬다. 따라서, “H04R1”이 교육 서비스에 도입된다면, 원격 수업 시 마이크로폰 혹은 헤드셋 등 음성의 송수신과 관련된 기술에 활용되어, 학생과 교육자 간의 원활한 의사소통에 기여할 수 있다. 또한 “H01L31”은 복사에 의해 전기적 에너지를 제어하는 것에 관련된 기술요소이다. “H01L31”을 활용한 특허로는 “고체촬상기어셈블리(1019850006849)”, “시모스 이미지 센서(1020040116414)”, “광 전자 장치와 이를 포함하는 스마트 윈도우(1020160166884)” 등이다. 이러한 특허들은 이미지 센서 등에 활용될 수 있는 기술을 다룬다. “H01L31”을 교육 서비스에 도입한다면, 온라인 강의 및 실시간 화상 교육을 위한 촬영 기술에 사용될 것을 기대할 수 있다. 마찬가지로 B 영역에 속하는 “F21V23”는 조명장치의 전기회로 배치에 관련된 기술요소로, 이를 활용한 특허로는 “전등 점멸 원격 조절 장치(1019930029735)”, “졸음 방지 기능을 갖는 조명 장치(1019970041909)”, “주의 집중용 조명 장치(1019980021526)”, “전등 스탠드가 구비된 모니터 받침대(1020030001369)” 등이 있다. 이러한 특허들은 전기 스탠드와 같은 조명장치에 관련된 혁신적인 기술을 다룬다. 따라서 “F21V23”를 교육 서비스에 도입한다면, 학생의 능률적인 학습을 위한 조명장치의 발전을 기대할 수 있다. 실제 교육 현장에서 원격 수업 및 온라인 교육의 수요가 증가하고 있고, 재택 학습의 빈도가 늘어나는 추세이기 때문에 해당 기술요소들의 도입은 타당하다고 볼 수 있다.

또한 D 영역은 영향력은 높지만 신규성은 낮은 영역으로, 기술의 확산 측면에서 상당히 중요하지만 기술의 독창성은 낮은 기술요소가 포함된 영역이다. 신규성이 낮아 기술의 독창성에 한계가 있지만, 기존 교육 서비스의 기술요소 집합과 기술적으로 유사한 기술요소들이 포함되어 있어 접근성이 좋은 기술요소들이 존재하는 영역이다. D 영역에 포함된 기술요소 중 하나인 “G01R31”은 전기적 특성을 시험하거나 전기적 고장의 위치를 나타내는 장치와 관련된 기술요소이다. “G01R31”을 활용한 실제 특허로는 “전자기기의 서비스모드 설정 방법(1019880007059)”, “탁상용 전자계산기의 시험 조작장치(1019780002059)”, “타이머의 기능 자동 점검방법(1019890020010)”, “이동단말기에 탑재되는 배터리의 충방전 상태 표시 방법(1019990057232)” 등이 있다. 해당 특

허들은 전자계산기, 타이머, 이동단말기 등의 전자기와 관련된 기술이다. 따라서 “G01R31”이 교육 서비스에 도입된다면, 전자계산기, 타이머 등의 학습 지원 도구의 발전을 기대할 수 있을 것이다. 또한 신규 기술요소인 “G01N33”은 재료의 조사와 관련된 기술요소로, “G01N33”을 활용한 실제 특허로는 “고분자막 습도센서(1020040043363)”, “휴대단말기의 공기오염 측정 시스템 및 장치 및 방법(1020040044203)”, “가스감지센서(1020030069551)” 등이 있다. 해당 특허들은 습도 및 공기의 질을 측정하는 기술을 포함하고 있다. 따라서 “G01N33”이 교육 서비스에 도입된다면, 습도 및 공기의 질을 지속적으로 파악함으로써 쾌적한 학습 환경 조성에 기여할 수 있을 것이다. 마찬가지로 D 영역에 속한 “G09F9”는 지지체상에 형성되는 가변정보용의 표시장치와 관련된 기술요소로, “G09F9”를 실제로 활용한 특허로는 “전광숫자표시장치(1019670001086)”, “멀티스크린장치(1019960037379)”, “2개의 액정 디스플레이 화면을 갖는 초소형 정보 단말기(1019960074894)”, “원격 무선제어 가능한 전광판 시스템(1019970047558)” 등이 있다. 해당 특허들은 화면 디스플레이와 관련된 기술을 다룬다. 따라서 “G09F9”가 교육 서비스에 도입된다면, 온라인 교육에 사용할 수 있는 스크린 및 화면 표시 장치의 발전을 기대할 수 있다.

사례연구를 통해, 영향력 혹은 신규성 지표가 높은 신규 기술요소들이 서비스에 활용될 수 있음을 제시하였다. 해당 서비스 산업에 있는 서비스기업 관점에서는, 유망한 신규 기술요소를 가진 기술기업을 인수하거나, 기술기업과의 협업을 통해 서비스 산업 내 기술 우위를 점할 수 있을 것으로 기대한다.

## 5. 토의 및 결론

본 연구는 특허-상표 연계 데이터와 링크 예측을 활용하여 기술 기반의 서비스 기회를 발굴하는 방법을 제시하였다. 선행 연구와 다르게 상표를 통해 비즈니스 영역을 파악하고 특허를 통해 기술 영역을 식별하여 서비스 기회 발굴에 활용하였다. 또한 기존 서비스에 이미 활용되고 있는 기술만을 평가하여 서비스 기회를 발굴하려 한 선행 연구와 달리 새로운 기술의 예측 및 평가를 통해 서비스 기회를 발굴하였으며, 기업이 아닌 산업 관점에서의 서비스 기회를 발굴함으로써 산업 자체의 경쟁력 제고에 도움을 줄 수 있다는 것에 의의가 있다.

본 연구에서는 기간 내 모든 특허를 대상으로 특허 분류코드의 동시출현 빈도를 활용하여 전체 기술요소 네트워크를 구축하고, 타겟 서비스 산업을 선정하고 타겟 서비스 산업의 기술요소 집합을 정의한 뒤 인공노드를 통한 링크 예측 기법을 활용하여 타겟 서비스의 신규 기술요소들을 도출하였다. 최종적으로, 신규성과 영향력 지표를 활용한 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 구성하였고, 타겟 서비스에 대한 비즈니스 전략을 제시하였다. 이후 상표의 지정상품 명칭과 류 구분, 유사군 코드를 활용하여 정의한 교육 서비스와 연계된 2014년 7

월에서 2019년 6월 사이의 출원 특허를 대상으로 사례 연구를 진행하였다. 또한 본 연구가 제시한 링크 예측 알고리즘을 검증하기 위해 2009년 7월에서 2014년 6월 사이에 교육 서비스와 연계된 출원 특허를 대상으로 수행한 다양한 링크 예측 알고리즘의 결과를 비교하였다. 그 결과 본 연구에서 제시하는 알고리즘의 우수성이 검증되었다. 마지막으로, 링크 예측을 통해 교육 서비스의 신규 기술요소들을 도출하였고, 영향력 및 신규성 지표를 활용한 신규 기술요소 포트폴리오 맵을 제시하여 비즈니스 전략 수립에 도움이 될 수 있도록 하였다. 예를 들어, 도출된 신규 기술요소 중 포트폴리오 맵에서 B 영역에 속하는 “F21V23”의 경우, “졸음 방지 기능을 갖는 조명 장치”, “주의 집중용 조명 장치” 등에 활용된 기술요소가기 때문에, 본 기술요소는 학습의 능력을 높일 수 있는 조명 장치에 활용될 수 있는 기술이다. 이외에도 D 영역에 속하는 학습 도구 개발을 위한 기술, 학습에 필요한 환경 조성을 위한 기술 등이 도출되었다.

본 연구는 산업적, 학술적 관점에서 기여점을 갖는다. 산업적 관점에서, 본 연구가 제시한 방법은 링크 예측을 수행하여 타겟 서비스에 활용될 수 있는 새로운 기술을 도출하였다. 따라서, 제시된 방법은 서비스산업 전반에 걸친 서비스 혁신에 도움을 줄 수 있다. 또한, 본 연구는 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용해 서비스와 관련된 기술요소를 정량적으로 파악하였다. 따라서, 분석 과정에 분석자의 개입이 적게 요구되기 때문에 시스템화가 용이한 장점이 존재한다. 학술적 관점에서, 본 연구는 서비스 기회 분석에 특허-상표 연계 데이터베이스가 활용될 수 있음을 제시하였다. 특허-상표 연계 데이터베이스가 갖는 학술적 가치에도 불구하고, 다양한 후속 연구가 진행되지 않고 있는데, 본 연구가 특허-상표 연계 데이터베이스를 활용한 후속 연구의 시발점이 될 수 있을 것으로 기대한다. 또한, 본 연구는 링크 예측을 위한 새로운 알고리즘을 제시하였으며, 제시한 알고리즘은 다른 링크 예측 알고리즘보다 높은 성능을 기록하였다. 따라서, 링크 예측 기반의 후속연구에 본 연구가 제시한 알고리즘이 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

이러한 본 연구의 기여에도 불구하고, 추후 연구를 통하여 몇 가지 한계점을 개선할 필요가 있다. 첫째, 본 연구는 서비스 관련 지정상품을 정의하기 위해 서비스와 관련된 용어를 선 정의하여 활용하였다. 하지만 이 과정에 전문가의 지식이 필수적으로 요구되는데, 추후 연구를 통해 상표의 지정상품 명칭을 더 명확하게 선정할 수 있는 방법을 제시할 필요가 있다. 둘째, 본 연구에서 제시하는 방법의 타당성을 검증하기 위해 본 연구는 교육 서비스에 대한 사례연구만을 수행하였다. 추후 연구에서는 다양한 서비스업에 대한 사례연구를 수행할 필요가 있다. 마지막으로, 본 연구는 신규성과 영향력 지표만을 사용하여 기술요소를 평가하였다. 신규성과 영향력 지표를 통해 서비스에서 기술의 가치를 평가할 수 있지만, 추후 연구를 통해 신규 기술요소를 평가할 다양한 지표를 개발할 필요가 있다.

## 참고문헌

- Bonacich, P. (2007), Some unique properties of eigenvector centrality, *Social Networks*, **29**(4), 555-564.
- Borgatti, S. P. (2005), Centrality and network flow, *Social Networks*, **27**(1), 55-71.
- Brochier, R., Guille, A., and Velcin, J. (2019), Link prediction with mutual attention for text-attributed networks, *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference*.
- Chen, W., Qu, H., and Chi, K. (2021), Partner selection in China interorganizational patent cooperation network based on link prediction approaches, *Sustainability*, **13**(2), 1003.
- Choi, J., Jeong, B., and Yoon, J. (2019), Technology opportunity discovery under the dynamic change of focus technology fields: Application of sequential pattern mining to patent classifications, *Technological Forecasting and Social Change*, **148**, 119737.
- Choi, J., Lee, J., and Yoon, J. (2021), Anticipating promising services under technology capability for new product-service system strategies: An integrated use of patents and trademarks, *Computers in Industry*, **133**, 103542.
- Choi, Y. (2017), Forecast and prospect of future education in the age of the fourth industrial revolution, *Future Horizon*, **33**, 32-35.
- Érdi, P., Makovi, K., Somogyvári, Z., Strandburg, K., Tobochnik, J., Volf, P., and Zálányi, L. (2013), Prediction of emerging technologies based on analysis of the US patent citation network, *Scientometrics*, **95**(1), 225-242.
- Geum, Y., Kim, M.-S., and Lee, S. (2017), Service technology: Definition and characteristics based on a patent database, *Service Science*, **9**(2), 147-166.
- Geum, Y. and Min, H. (2016), Analyzing technology-service convergence using smartphone application services, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **42**(1).
- Gotsch, M. and Hipp, C. (2012), Measurement of innovation activities in the knowledge-intensive services industry: A trademark approach, *The Service Industries Journal*, **32**(13), 2167-2184.
- Han, W., Lee, S., and Park, Y. (2011), IT-based evolution of service business model: Case of education service, *2011 3rd International Conference on Information and Financial Engineering*, Shanghai, China.
- Hwang, S. (2019), What accounts for the rise of service employment in Korea: A regional panel data analysis for 2000-2016, *Journal of Regional Studies*, 79-93.
- Jensen, P. H. and Webster, E. (2009), Another look at the relationship between innovation proxies, *Australian Economic Papers*, **48**(3), 252-269.
- Katz, L. (1953), A new status index derived from sociometric analysis, *Psychometrika*, **18**(1), 39-43.
- Kim, C. and Lee, H. (2020), A patent-based approach for the identification of technology-based service opportunities, *Computers & Industrial Engineering*, **144**, 106464.
- Kim, H. (2016), A study on accelerating service economy by the 4th industrial revolution, *Journal of Service Research and Studies*, **6**(3), 15-27.
- Kim, Y., Choi, J., and Yoon, J. (2021), Tracing technological development pathways through a topic evolution analysis: A case study of energy harvesting, *The Journal of Intellectual Property*, **16**(1), 169-200.
- Ko, N., Jeong, B., Yoon, J., and Son, C. (2020), Patent-trademark

- linking framework for business competition analysis, *Computers in Industry*, **122**, 103242.
- Kyebambe, M. N., Cheng, G., Huang, Y., He, C., and Zhang, Z. (2017), Forecasting emerging technologies: A supervised learning approach through patent analysis, *Technological Forecasting and Social Change*, **125**, 236-244.
- Lü, L. and Zhou, T. (2011). Link prediction in complex networks: A survey, *Physica A: statistical mechanics and its applications*, **390**(6), 1150-1170.
- Larivière, B., Bowen, D., Andreassen, T. W., Kunz, W., Sirianni, N. J., Voss, C., Wunderlich, N. V., and De Keyser, A. (2017), Service encounter 2.0: An investigation into the roles of technology, employees and customers, *Journal of Business Research*, **79**, 238-246.
- Lee, M. and Lee, S. (2017), Identifying new business opportunities from competitor intelligence: An integrated use of patent and trademark databases, *Technological Forecasting and Social Change*, **119**, 170-183.
- Lee, S., Han, W., Park, J., and Seol, H. (2010), Monitoring of technology-based innovation in services: patent-based approach, *the Korean Institute of Industrial Engineers Conference*, 200-207.
- Lee, J., Ko, N., Yoon, J., and Son, C. (2021), An approach for discovering firm-specific technology opportunities: Application of link prediction to F-term networks, *Technological Forecasting and Social Change*, **168**, 120746.
- Martinčić-Ipšić, S., Močibob, E., and Perc, M. (2017), Link prediction on Twitter, *PloS one*, **12**(7), e0181079.
- Park, H. (2021), A study on the application of educational AI to moral education for character education of elementary school students: Usability and ethical considerations, *Korean Elementary Moral Education Society*, **73**, 207-248.
- Preschitschek, N., Niemann, H., Leker, J., and Moehrle, M. G. (2013), Anticipating industry convergence: Semantic analyses vs IPC co-classification analyses of patents, *Foresight*.
- Seo, H. and Lee, H. (2018), Predicting the technological convergence between manufacturing and service based on SVM-based link prediction, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **44**(2), 141-152.
- Shibata, N., Kajikawa, Y., and Sakata, I. (2012), Link prediction in citation networks, *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, **63**(1), 78-85.
- Suh, J. H. and Park, S. C. (2009), Service-oriented technology roadmap (SoTRM) using patent map for R&D strategy of service industry, *Expert Systems with Applications*, **36**(3), 6754-6772.
- Vázquez, A. (2003), Growing network with local rules: Preferential attachment, clustering hierarchy, and degree correlations, *Physical Review E*, **67**(5), 056104.
- Wang, P., Xu, B., Wu, Y., and Zhou, X. (2015), Link prediction in social networks: The state-of-the-art, *Science China Information Sciences*, **58**(1), 1-38.
- Zhou, T., Lü, L., and Zhang, Y.-C. (2009), Predicting missing links via local information, *The European Physical Journal B*, **71**(4), 623-630.

## 저자소개

**강호재** : 건국대학교 산업공학과 연구원이며, 주요 연구관심분야는 Patent mining for business opportunities, Machine learning-based decision support system이다.

**이지호** : 건국대학교 산업공학과, 컴퓨터공학과에서 2019년 학사학위를 취득하고 건국대학교 산업공학과 석박사통합과정에 재학중이다. 주요 연구관심분야는 Machine learning-based prediction/decision system, Computational customer analysis, Computational patent analysis, Natural language processing for business intelligence이다.

**윤장혁** : POSTECH 산업공학과에서 학사, 석사 학위를 취득한 후, LG CNS에서 4년 간 재직하였으며, POSTECH 산업경영공학과에서 박사 학위를 취득하였다. 한국지식재산연구원을 거쳐 현재는 건국대학교 산업공학과 정교수로 재직 중이다. 주요 연구분야는 대량 데이터 분석 기반의 Business intelligence, Patent analytics, Social media analytics, Industrial artificial intelligence이다.