

## 지속적 활용이 가능한 산학협력 특허 특성 분석

박상영<sup>1</sup>, 최영재<sup>2</sup>, 이성주<sup>1,2\*</sup>  
<sup>1</sup>아주대학교 산업공학과, <sup>2</sup>아주대학교 인공지능학과

### Investigating the Characteristics of Academia-Industrial Cooperation-based Patents for their Long-term Use

Sang-Young Park<sup>1</sup>, Youngjae Choi<sup>2</sup>, Sungjoo Lee<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Industrial Engineering, Ajou University

<sup>2</sup>Department of Artificial Intelligence, Ajou University

**요약** 산학협력 성과물 중 하나인 특허는 혁신의 원천이자 기술이전 및 기술사업화를 통한 경제성장에 중요한 역할을 하고 매개체이다. 그러나 산학협력이 궁극적으로 기업이 원하는 결과를 창출하기 위해서는 산학협력의 성과물인 특허가 사업에 활용되어야 함에도 모든 특허가 사업에 활용되는 것은 아니다. 본 연구에서는 산학협력이 성공적으로 추진되어 그 성과물로 특허가 창출된 이후에도, 사업화로 연계되지 못하는 경우에 대해 그 원인을 파악하여 산학협력이 궁극적으로 성공적인 사업화로 연계될 수 있는 방안을 설계할 수 있도록 지원한다. 이를 위해 첫째 미국의 산학협력 등록특허를 수집하고, 둘째 머신러닝 기법으로 활용 특허와 미활용 특허를 분류할 수 있는 예측모형을 설계하였다. 최종적으로 식별된 특허들의 시장성과 기술성을 분석하여 두 유형의 특허에 있어 유의미한 차이점을 도출하고자 하였다. 본 연구는 학술적으로 활용 및 미활용 특허의 예측 연구의 기반이 될 것이며, 실무적으로는 산학협력을 기획하는 기업 및 대학 담당자가 기술협력을 위한 전략수립에 기여할 것으로 기대 된다

**Abstract** Patents that are research results from industry-university cooperation (IUC) are a source of innovation, and play an important role in economic growth, such as technology transfer and commercialization. For this reason, there are many efforts to revitalize IUC, but in general, company patents are achievements that can be commercialized, rather than research achievements, so not all patents are used for business, even after their creation as the outcome of IUC. Therefore, this research supports the design of measures in which IUC can ultimately be linked to successful utilization of patents by identifying the purposes of IUC, even after it has been successfully promoted, and patents have been filed as a result. To this end, first, the patents registered for industry-academia cooperation in the United States are collected, and second, a predictive model is designed, with unexpired and expired patents predicted using machine learning techniques. The final identified patents are intended to derive available factors in terms of marketability and technicality. This study is expected to help predict the utilization of unexpired and expired patents, and is expected to contribute to setting goals for research results from technical cooperation between corporate and university officials planning early IUC.

**Keywords** : Industry-University Cooperation(IUC), Alive Patent, Expired Patent, Machine learning, Patent value verification

본 논문은 한국연구재단 지원으로 수행되었음 (Ministry of Science and ICT (NRF-2019R1F1A1063032).

\*Corresponding Author : Sungjoo Lee(Ajou Univ.)

email: sungjoo@ajou.ac.kr

Received December 8, 2020

Revised January 5, 2021

Accepted March 5, 2021

Published March 31, 2021

## 1. 서론

지식 이전에 대한 대학과 산업계의 관계는 협력적 연구가 강력한 혁신 원천이라는 믿음에서 비롯되었다[1]. 학술 연구와 산업 혁신 사이의 관계를 연구한 Mansfield[2]는 대학의 연구개발은 기술혁신과 민간기업의 경제성장에 중요한 역할을 한다고 주장하였다. 또한, 미국과 유럽의 주요국들은 대학이 생산하는 창의적 연구의 상업화를 장려하고 신산업과 고용기회 창출을 위한 산학협력을 촉진해 오고 있다[3].

일반적으로 기술혁신의 핵심적인 산출물 중 하나는 특허이다. 특히, 산학협력의 공동 특허는 기업의 혁신 제품 개발과 재무성과향상에 기여한다는 연구결과가 존재한다. 이는 기업 간 공동연구보다 산학연 간 공동연구가 특허의 품질을 높이고, R&D 생산성에 미치는 영향이 크기 때문이다. 또한 산학협력 이력이 있는 기업일수록 추후 산학협력과 이에 파생된 공동 특허를 더 많이 출원할 수 있는 것으로 알려져 있다[4].

그러나 모든 특허가 활용되는 것은 아니다. 2019년 12월에 정부 심층 보고서 “정부 R&D 특허관리 현황 및 시사점”에서 정부 R&D 예산의 지속적 증액과 그로 인한 특허 등의 양적 성과 증대에도 불구하고 경제적 수익 창출 등 질적 성과 측면에서의 성과 창출이 미흡하다. ‘18년 대학·공공(연) 보유 특허 중 33.7%만 기술이전·사업화, 창업 등으로 연결되고, 나머지 66.3%는 미활용 상태이다. 활용 특허와 미활용 특허를 구분 짓는 것은 유지비율로 확인할 수 있으며, 평균적으로 3~5년 차 이후에는 50% 이하로 떨어지게 된다. 대학들이 무분별하게 특허 성과를 증가시키고, 이로 인해 특허 관리 및 유지비용이 증가함으로써 결과적으로 대학의 특허 유지비율이 낮아지게 되는 하나의 이유가 되었다고 보고했다[5].

마찬가지로, 기업과의 협력을 통해 산출된 연구결과물인 산학협력 특허도 모두 활용되는 것은 아니다. 그 이유는 특허의 품질 관점에서 사업화 가치가 낮은 특허를 과도하게 출원하였기 때문이라는 보고가 있다[6]. 양적 성과를 질적 성과 중심의 정부 R&D 평가체제로 변화하려는 정책적 노력에도 불구하고, 특허성과의 관리체계는 여전히 불균형이 존재하는 것이다. 실제로 산학협력과 관련된 많은 선행 연구에서 산학협력의 성과를 기술이전 및 기술사업화로 정의하고는 있으며[7-9], “특허창출”, “상호 간의 학습”, “협력의 만족도” 등을 산학협력의 핵심 성공요인으로 제시하고 있다. 즉, 특허창출은 산학협력의 성공요인 중 하나는 될 수 있지만, 개발된 기술이 기업에

서 실제 활용되었는지의 여부를 측정하는 지표로 활용되기에 한계가 있다. 이에 본 연구에서는 산학협력을 통해 창출된 특허가 실제 사업에 사용되는 것을 궁극적인 산학협력의 성공으로 정의하고, 실제 사업에 지속적으로 사용되는 특허와 그렇지 못하는 특허의 차이점을 분석하고자 한다.

따라서, 본 연구는 산학협력 특허의 활용 및 미활용 가능성을 예측하고 산학협력 특허의 활용 가능성을 높이기 위한 요인들을 분석하는 것이 목적이다. 특히, 예측모형을 구축하는 과정에서 머신러닝 기법을 적용하고자 한다. 최근 많은 연구에서 특허를 이용한 권리 이전 및 특허 가치를 검증하는 과정에서 다수의 변수를 반영할 수 있는 머신러닝 기법을 적용해 오고 있다. 산학협력 특허의 활용과 미활용에 영향을 미치는 요소가 다양함을 고려하였을 때 머신러닝 기법의 적용이 여러 요소를 반영한 예측을 가능하게 할 것으로 기대된다. 이를 위해 첫째, 산학협력 특허를 수집한 후, 분석을 위한 데이터 전처리를 진행한다. 둘째, 다수 머신러닝 기법을 적용하여 최적의 예측모형을 식별한다. 셋째, 예측한 모델이 적합한지 성능평가 지표를 통해 평가하고 최종 선택한다. 마지막으로, 최적의 예측모형을 적용하여 활용 및 미활용 특허를 분류하고, 산학협력 연구 성과에 영향을 미치는 요인을 도출하고자 한다. 본 연구결과를 통해 도출된 요인들은 대학과 기업의 산학협력 결과물인 특허의 활용을 더 높일 수 있으며, 기술이전 및 기술사업화 추진에 기여할 것이다.

본문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 산학협력의 연구 성과와 활용 및 미활용 특허를 식별하기 위한 접근 방식을 조사하고 방법론적인 배경도 설명한다. 3장에서는 제안된 접근방식을 연구 아이디어 및 과정에 관해 설명하고 분석 결과를 4장에 제시했다. 마지막으로, 5장에서는 분석 결과를 논의한 후 본 연구의 한계와 기여사항을 요약했다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 산학협력의 연구 성과와 특허

산학협력연구에서 연구 성과를 정의하기란 쉽지 않다. 이는 협력이 가져다주는 이익이 기술적 측면 이외에도 협력 연구 참여자의 환경적인 요인 등 다양한 측면에서 정의될 수 있기 때문이다. 산학협력연구에서 성공의 개념은 대체로 다음의 세 가지로 나누어 정의할 있다. 즉, 기술적 문제해결의 정도를 기술개발 목표 대비 성과로 나

타내는 기술적 성공, 경제적 성과의 정도를 투입 비용과 대비해서 나타내는 상업적 성공, 그리고 성과 달성의 정도를 전략적 기대치와 대비해서 나타내는 전략적 성공이 그것이다. 이 중 많은 선행 연구들에서 기술이전 및 기술 사업화 성과를 통해 협력의 성공을 정의해 왔다[7]. 예를 들어, Smilor, Dietrich and Gibson[8]은 창업 기업과 기술이전, 기업가적 교수진 확보와 외부 연구비 확보를 산학협력의 성과로 제시하였다. 또한, Powers[9]는 산학협력의 정도를 측정기 위해 특허, 기술이전 실적 및 기술이전 수입을 분석하였다. 윤영중, 박대식[7]은 기술사업화 성과에 대해 산학협력에 미치는 영향을 조사하였으며, 특허 건수가 기술이전과 창업 성과에 영향을 미친다고 제시하였다. 따라서 산학협력의 성과와 이에 따른 연구성과는 기술 거래에 영향을 미치는 특허의 질과 양에 달려 있다고 할 수 있다.

## 2.2 산학협력 특허의 특성

특허는 접근성이 높고 다양한 기술정보를 제공하는 정보원천이다. 특허, 기업 및 대학의 전략적 협업에 대한 정보가 제공되며, 새로운 아이디어와 관련된 정보가 표준화된 형태로 제공된다. 따라서 기술 변화와 혁신 활동의 가장 중요한 정보원천으로 취급되어 왔다[10]. 또한, 특허분석은 혁신을 측정하기 위한 도구이며 기술력의 정도를 평가가능하게 한다[11]. 이에 특허분석은 기술협력의 성과와 연구성과에 다양한 정보로 사용된다[12]. 특허, 특허출원 및 등록 정보 필드는 인용 및 피인용, 발명자 신원 및 양수인 정보 등과 같은 연구 협력 및 발명 활동에 대한 통찰력을 줄 수 있다. 따라서 특허 데이터 분석은 산학협력 노력을 탐색하는데 중요한 도구를 제공한다.

특허의 특성은 연구 활동의 목적이나 본질의 차이에 의해 반영된다. Trajtenberg[13]은 대학 연구의 목적은 기초성(basicness)을 추구하는 것이며, 기업 연구의 특성은 전유성(appropriability)에 있다고 전제하여 일반성(generality)과 독창성(originality) 지표로 대학과 기업특허의 특성을 분석하였다. Bacchiocchi and Montobbio[14]의 연구에서는 대학특허가 대체로 기업특허와 비교하여 인용빈도 측면에서 뒤지지 않는 것으로 분석하고 있다. 또한 서중해[15]는 국내 특허를 이용하여 분석한 결과 특허의 질이나 가치 측면에서 대학 및 기업특허의 유의한 차이가 나타나지 않는다고 분석했다. 그러나, 산학협력 특허는 기업 간 또는 대학의 특허와 차이가 있다. Lechevalier et al.[4]는 기업 간 공동연구보다 기

업과 대학/연구소 간 공동연구가 특허의 품질을 높이고, R&D 생산성에 많은 영향을 미친다고 보고하였다. Peters et al.[16]은 산학협력 특허는 기업의 혁신 제품과 재무적 성과를 얻을 수 있고 경제적 가치 창출에 이바지한다고 분석하였다. 즉, 산학협력 특허는 대학 및 단일 기관의 특허보다 품질 및 시장 경쟁력이 높으며, 산학협력의 경험으로 기업의 경제적 가치 창출에 도움을 줄 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 활용 가능성이 크고 산학협력의 연구결과물인 공동 특허를 분석하여 기술협력의 성공에 영향을 미치는 요인들을 살펴보았다.

## 2.3 활용 및 미활용 특허

특허에서 활용 특허와 미활용 특허로 나누는 기준은 연구자나 소속기관에 따라 상이하다. 서울대의 경우, 특허등록 후 5년까지는 특허를 유지하고 5년 이후부터는 포기할 수 있다고 규정하고 있고, 일단 등록 후 10년이 지나면 특허들은 모두 포기 대상에 들어가고 있다[17]. 특허 시행 관점에서는 특허권자가 의도적으로 시장 진입자에 맞서 대체 기술에 대한 특허권을 취득하고 그 이외에 사용하지 않는 특허를 미활용 특허화 한다. 또한, 사용의 관점에서 산업적으로 응용된 적이 없는 특허를 미활용 특허, 그 이외의 특허는 활용 특허라 지칭한다. 본 연구에서는 연차료를 내면서까지 지속해서 활용되는 특허를 활용특허로 정의하고, 첫 등록 시점까지 활용되고 이후 지속적으로 활용되지 않는 특허를 미활용특허로 정의하여 두 그룹간 차이에 초점을 맞추어 연구를 진행하였다.

특허가 활용되지 못하는 이유는 크게 네 가지 정도가 존재한다[18]. 첫째, 기술도입 목적에 따른 구분으로 기술도입자가 직접 특허를 활용하여 사업화를 진행하려고 도입하는 유형과 현재 진행하고 있는 사업을 경쟁자로부터 보호하거나 경쟁자와의 관계에서 우위를 점하기 위해 도입하는 유형이 있다. 둘째, 기술의 완성도이다. 특허의 기술이전을 하기 전에 기술구매자는 기술사업화를 이룰 수 있는지 특허의 우수성과 완성도를 따져본다. 셋째, 특허의 가치 관점에서 특허 품질과 구매 목적의 부합도 및 특허 활용률은 비례관계를 가진다. 넷째, 수요 기술에 대한 낮은 접근성이다. 미활용 특허의 발생은 기술이나 특허의 태생적인 문제에서도 찾을 수 있을 것이나, 기술 수요자의 수요 기술(특허)에 대한 접근성이 낮아 발생할 수도 있다. 본 연구에서는 특허의 가치 관점에서 활용과 미활용 특허를 발생시키는 요인에 초점을 맞추었으며 산학협력의 결과물인 특허를 이용하여 활용 가능성을 높이는 기술협력 요소를 분석하였다.

## 2.4 머신러닝 기법을 활용한 특허 예측

머신러닝(Machine learning) 알고리즘을 사용한 통계 분류는 컴퓨터 비전, 이미지 패턴 분석 및 음성 인식 등과 같은 다양한 문제와 방대한 작업을 해결하기 위해 오랫동안 구현되었다. 수많은 다른 방법이 개발되었으며 새로운 방법이 여전히 나타난다. 최근에는 특허를 이용한 권리 이전 및 특허 가치 예측에 관한 연구에도 머신러닝 알고리즘을 도입한 연구가 많이 보고 되고 있다. 윤장혁 [19]은 특허의 가치 실현 가능성 평가모형을 만들기 위해 DNN(Deep Neural Network)으로 특허의 권리 이전을 예측한 연구를 수행하였다. 그리고 노희용[20]은 특허의 기술적 특성이 특허이전에 영향을 미칠 것으로 판단하여 로지스틱 회귀분석 및 딥러닝 알고리즘을 활용하였으며 기술이전여부를 예측하였다. 또한, 김미래[21]는 1출원기업의 기술적 역량과 유사/인용 문헌들의 과거 이전 정보를 고려하여 머신러닝 기법을 활용한 특허 권리이전 정보를 예측하였다. 이외에도 특허 가치에 영향을 미치는 요인들을 살펴보기 위해 실제 특허 거래사례를 바탕으로 특허의 기술성과 시장성 요인 중 유의미한 특허 가치 결정요인을 분석하기도 하였다[22]. 하지만, 대부분이 권리 이전 측면에서 특허 가치에 영향을 미치는 요인들을 분석하였고, 특허의 권리소멸 유무(활용 및 미활용) 측면에서는 많은 연구가 이루어지지 않았다.

따라서 본 연구에서는 특허의 권리소멸 유무 정보를 고려하여 머신러닝 기법을 적용한 활용 및 미활용 특허를 예측하고 특허 가치에 영향을 미치는 요인을 분석하고자 한다. 우리는 지도학습 방법에 활용 및 미활용 특허를 식별하기 위해 다양한 머신러닝 알고리즘을 고려하였으며, 본 연구에서는 Random Forest(이하 RF라고 표기함), Support Vector Machine(이하 SVM이라고 표기함), Extreme Gradient Boosting(이하 XGB라고 표기함), 로지스틱 회귀분석(Logistic regression)의 네 가지 분류 기법을 사용하여 모형을 학습시켰다. 먼저 RF는 전통적인 의사결정 나무 기법을 하나가 아닌 여러 개의 나무로 확장시킨 의사결정 나무의 메타학습 형태를 보이는 앙상블 기법의 하나다[23]. SVM은 학습데이터를 통해 데이터를 이분하는 hyper plane 중에서, 데이터들과 가장 거리가 먼 hyper plane을 찾는 방법이다[24]. XGB은 빠른 속도와 확장성을 장점으로 최근 빈번하게 데이터 분석 경진대회의 우승 알고리즘으로 활용되어 왔다 [25]. 마지막으로 로지스틱 회귀분석은 독립 변수의 선형 결합을 이용하여 사건의 발생 가능성을 예측하는데 사용되는 통계 기법이다.

본 연구에서는 Fig. 1과 같이 이론적 프레임워크를 구성하였다. 산학협력의 결과물인 특허를 이용하여 권리소멸 유무를 기준으로 분류하고, 머신러닝 기법으로 활용 및 미활용 특허를 예측한다. 이를 통해 두 집단의 특허가 가지고 있는 기술적 및 경제적 요소를 분석하여 산학협력 결과물의 활용 가능성을 높일 방안에 대해 모색한다.

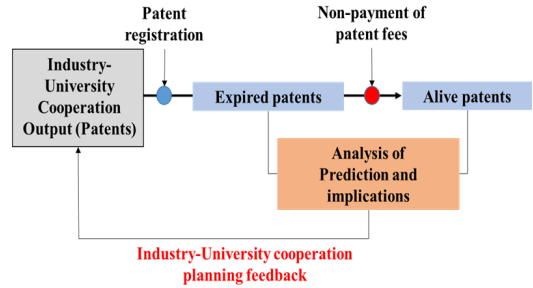


Fig. 1. Theoretical Framework

## 3. 분석 방안

### 3.1 분석 절차

본 연구의 분석 절차는 Fig. 2와 같다. 첫째, 미국 특허 데이터베이스(USPTO)에서 미국 대학과 기업의 활용 및 미활용 특허를 수집하였다. 이후 feature scaling 및 feature selection 등의 데이터 전처리 작업을 진행한다. 둘째, 활용 및 미활용 특허를 예측하기 위해 지도학습

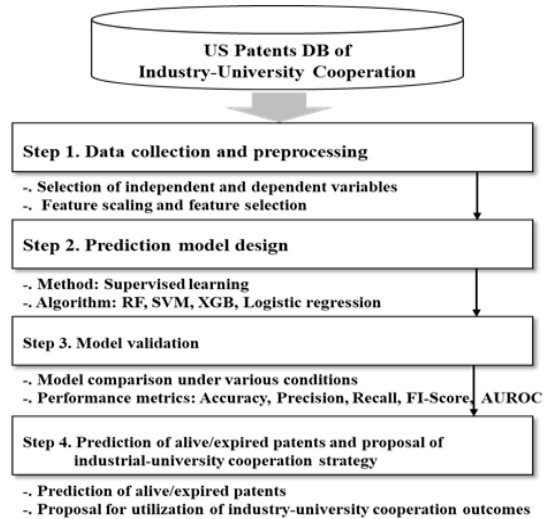


Fig. 2. Research Process

기법을 각각 Random Forest, Support Vector Machine, Extreme Gradient Boosting, Logistic regression 의 네 가지 분류 기법으로 학습시켜 총 네 개의 모형을 설계한다. 셋째, 학습시킨 모형들을 Accuracy, F1-Score, AUROC의 세 가지 성능 평가 지표를 사용하여 그 모형의 성능을 평가 및 비교한다. 넷째, 최근 특허들을 대상으로 활용 및 미활용 여부를 예측한 뒤, 두 집단의 특허를 시장성 및 기술성 측면에서 특허의 가치적 요인을 분석하고 산학협력의 시사점을 도출한다.

### 3.2 자료수집 및 전처리

연구를 수행할 때, 특허 데이터베이스(DB)의 선택은 연구결과에 큰 영향을 미치는 만큼 적절한 DB를 선택하는 것은 중요하다. 일반적으로 사용되는 DB에는 미국특허청(USPTO), 유럽 특허청(EPO), 일본 특허청(JPO) 등이 있으며, 이 중 가장 많은 정보를 포함하는 USPTO DB가 대표적인 특허 DB로 간주된다. 본 연구에서 역시 USPTO DB를 사용하여 데이터를 수집하였다. 다음으로 독립변수들과 종속 변수를 추출하고 정의하였으며, 본 연구에서는 특허의 권리소멸 유무를 기준으로 종속 변수를 정의하였다. 또한, 활용 및 미활용 특허 식별을 위한 모형에 사용될 독립변수들은 산학 성과에 영향을 미치는 요소를 특허 정보가 가진 특징들을 활용하여 크게 네 가지 카테고리로 나눠 정의하였다. 정의된 독립변수들은 최종적으로 전처리 과정을 거쳐 분석에 사용하였다.

### 3.3 모델 설계 및 검증

본 연구에서 먼저 모델 설계를 위해 전체 데이터에서 학습을 위한 데이터(train data)와 테스트를 위한 데이터(test data)로 나누었다. 또한, 학습데이터는 최근 데이터 70%의 training set과 30%의 validation set으로 나누었다. 이후, 네 가지 분류 알고리즘(SVM, RF, XGB, Logistic regression)을 적용하고 training set과 validation set 활용해 모형을 학습시킨다. 이때 4-겹 교차 검증(4-folds cross validation)을 수행하여 모형의 적합성을 확인하였다.

다음으로, 분류 모형의 성능 평가를 위해 혼동행렬(Confusion Matrix)과 민감도와 특이도 간의 관계를 그래프로 표현한 지표인 ROC 커브(Receiver operating characteristic curve)를 기반으로 각 모형의 성능을 비교한다. 즉, 혼동행렬을 통해 Accuracy와 F1-Score 값을 산출하고, ROC 커브를 기반으로 AUROC를 계산한

다. Accuracy는 분류 문제에 있어서 기본적인 성능 평가 지표이며 통상적으로 0.8 이상이면 유효하다고 고려된다. 그러나 데이터 세트의 불균형이 심할 때는 왜곡된 결과를 초래할 수 있다[26]. 본 연구에서 사용하는 이분 종속 변수 값의 비율은 약 80:20으로 데이터 세트의 불균형이 심하므로 Accuracy 지표를 사용했을 경우 신뢰할 수 없는 결과를 얻을 위험이 있다. 이러한 이유로 제안된 방법론에 대한 성능을 평가하기 위하여 F1-Score와 AUROC값에 중점을 두어 모형의 성능을 평가하였다.

Fig. 3은 혼동행렬의 예와 Accuracy, F1-Score의 공식을 보여주고 있으며, Table 1은 AUROC 평가 척도의 기준을 나타낸다. F1-Score는 Positive라고 예측한 것 중에 실제 Positive의 비율을 뜻하는 Precision과, 실제 Positive 중 Positive로 예측한 것의 비율인 Recall의 조화평균을 통해 계산되는 값이며 불균형 데이터에 자주 유용하게 사용되는 성능 평가 지표이다. AUROC는 ROC 커브 그래프의 아래의 면적을 의미하며, 모형의 전반적인 성능을 측정하는 데 유용하게 사용되는 성능평가 지표이다. AUROC는 0.5와 1 사이의 값을 가지며 1에 가까운 값을 가질수록 모형의 분류 성능이 좋다고 판단한다[27].

Confusion Matrix		Actual	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

- Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)
- F1 Score = 2 \* (Precision \* Recall) / (Precision + Recall)
- Precision = TP / (TP + FP)
- Recall = TP / (TP + FN)

Fig. 3. Confusion matrix for model validation

Table 1. AUROC evaluation criterion

AUROC	Evaluation
AUROC = 1	Perfect Accuracy
AUROC ≥ 0.9	High Accuracy
0.9 > AUROC ≥ 0.7	Moderate Accuracy
0.7 > AUROC ≥ 0.5	Low Accuracy
0.5 > AUROC	Null model

### 3.4 산학협력 특허의 활용 요인

본 연구는 제안된 접근방법을 통해 산학협력 특허의 활용에 영향을 미치는 요소를 파악하고 산학협력 활성화에 기여 하는 것이 목적이다. 우리는 미활용 특허가 되는

여러 원인 중에서 특허의 가치 측면에서 활용 가능성에 주목하였다. 특허 가치를 결정하는 여러 요인 분석에 대해 많은 이전 연구가 있다[19]. 본 연구에서는 특허의 질적 우수성을 평가하기 위해 Table 2와 같이 시장성 및 기술성 관점에서 지표를 도출하여 활용 특허와 미활용 특허 집단을 대상으로 t 검증을 수행하였다. 특허지표에서 시장성 관점을 대표하는 것은 패밀리특허수로 많을수록 상업적인 이윤 혹은 기술 경쟁관계에 있다고 판단한다. 기술성 관점은 기존기술에 비해 얼마나 독창적인지를 판단하는 지표로 특허의 인용수, 국제특허분류수(IPC), 발명자수 및 독립청구항수를 사용한다. 특허 정보 기반의 시장성 및 기술성의 지표들은 기술이전 및 기술 거래 활성화에 영향을 미치고 초기 산학협력 목표설정에도 영향을 미칠 것으로 판단된다.

Table 2. Index of the patent value verification

Aspect	Patent Index	Reference
Marketability	Number of family patents	[28]
	Number of international patent classifications(IPC)	[29]
Technicality	Number of inventors	[30]
	Number of backward citations	[31]
	Number of forward citations	
	Number of independent claims	[32]

## 4. 분석 결과

### 4.1 자료수집 및 전처리

산학협력의 특허 수집을 위해 먼저 특허 검색 웹 사이트 위즈도메인 (<https://www.wisdomain.com/>)의 미국 특허 자료를 사용하여 2000년 1월부터 2019년 10월 까지 20년 치의 등록 특허를 대상으로 기업과 대학이 공동으로 소속된 자료를 수집하였다. 전체 82,483건이 수집되었으며 이 중에서 산학협력의 공동 특허는 4,568건이 있었다. 특허를 수집한 이후, 전처리 과정을 진행하였다. 먼저, 본 연구에서는 권리소멸 유무를 기준으로 활용과 미활용을 구분하기에 권리 만료(20년)가 되는 1999년 출원된 특허들을 제외하였다. 또한, Table 3과 같이 모델 설계를 위해 전체 데이터에서 학습을 위한 데이터(train data)와 테스트를 위한 데이터(test data)로 나누었다. 여기서 Test data는 최초 특허 등록료 납부 시점(2017~2019)인 3년 이내를 기준으로 구성하였다.

Table 3. Data classification

Final state	Train data		Test data
	Training set (70%)	Validation set (30%)	
Alive	2538	917	198
Expired	521	394	-
Total	3059	1311	198

다음으로 특허지표들을 통해 종속 변수와 독립변수들을 추출하고 정의하였으며, 분석에 사용된 변수들은 Table 4에 요약되어 있다.

Table 4. Summary of variables

Type	No.	Variables
Research capability	V1	No. of independent claims
	V2	No. of patent applicants
	V3	No. of inventors
	V4	No. of inventor countries
	V5	No. of countries for patent applicants
	V6	No. of backward citations
	V7	No. of forward citations
	V8	No. of IPCs assigned to the patent
	V9	No. of CPCs assigned to the patent
	V10	No. of CPCs having the same four digits
	V11	No. of IPCs having the same four digits
	V12	No. of family patents
Innovation capability	V13	No. of top10 CPCs in terms of patent numbers within the recent 3 years among those assigned to the patent
	V14	Average No. of backward citations for all patents belonging to the CPCs assigned to the patent
	V15	Average No. of forward citations for all patents belonging to the CPCs assigned to the patent
	V16	Average No. of patent families for all patents belonging to the CPCs assigned to the patent
Research institution capability	V17	Average No. of backward citations for all patents published by the assignee(s)
	V18	Average No. of forward citations for all patents published by the assignee(s)
	V19	Average No. of family patents for all patents published by the assignee(s)
Contents property	V20	No. of noun words within patent title
	V21~V30	Frequency of top10 words within patent title
Target variable		Alive or Expired according to patent rights

종속 변수는 특허의 권리소멸 유무를 기반으로 활용 특허(Alive patent)와 미활용 특허(Expired patent)로 간주하였다. 독립 변수의 경우, 산학협력 성과에 영향을 미치는 요소를 운영중, 박대식[7]이 제시한 연구역량, 대학지원역량, 환경역량 세 가지 관점에서 구분하고, 본 연구에서는 산학협력 특허의 활용 가능성에 대한 분석 목적으로 한정하기 때문에 특허 정보를 기반으로 네 가지의 카테고리로 나눠 추출하였다. 각 카테고리에 속하는 독립변수들에 대한 설명은 아래와 같다.

첫째, 연구역량은 특허출원/등록 수 및 SCI 논문 수에 영향을 미친다[3]. 특허 정보에서는 발명의 특징에 영향을 미치며, 특허의 등록 정보를 연구역량변수(Research capability variable)로 나타낸다. 또한, 발명의 기술적인 특징인 특허의 CPC(Cooperative Patent Classification)를 활용하여 생성한 정보를 혁신역량변수(Innovation capability variable)로 나타낸다.

둘째, 대학지원역량은 산학 협력단의 역량 및 연구자의 역량에 영향을 미친다[7]. 특허 정보에서는 연구기관과 출원인의 특징에 영향을 미치며, 출원인 정보를 활용하여 생성한 정보를 연구기관역량변수(Research institution capability variable)로 나타낸다.

셋째, 환경역량은 대학 소재지 및 대학 지역 내 총생산액에 영향을 미친다[33]. 특허 정보 중 특허명은 전체 기술 주제에 대한 문맥적 의미를 담고 있으므로 이를 활용하여 콘텐츠특성변수(Contents property variable)로 나타낸다.

추가로 추출된 독립변수들을 대상으로 피쳐 선택 및 피쳐 스케일링을 진행하였다. 먼저 전체 데이터에서 값이

없는 데이터들은 제거해 주었으며, 왜도(Skewness)가 심한 변수들은 log 변환을 해주어 정규화를 진행하였다. 추가로 변수의 분산이 0에 가까워 모형을 만드는 데 유용하지 못한 변수들을 제거해 주었다. 또한, 다중공선성(Multicollinearity)를 고려하여 연속형 데이터를 보유한 독립 변수 간 상관관계 확인 및 상관관계수가 너무 큰 변수를 제거하기 위해 Fig. 4와 같이 상관분석 결과를 살펴보았다. 결과를 보면, 연구역량 변수에서 인용 수와 피 인용 수가 강한 양의 상관관계를 확인하였다. 최종적으로, V5(출원인 국가 수)와 V6(인용 수) 변수를 제거하고 총 28개의 독립변수와 1개의 종속 변수를 이용하여 모델을 설계하였다.

#### 4.2 모델 설계 및 검증 결과

수집된 예측 모형을 설계할 때 사용되는 머신러닝 기법들은 분석가가 지정하는 모형 설정이 성능에 많은 영향을 미치기 때문에 적절한 하이퍼 파라미터(hyper parameter)를 정해주기 위한 튜닝 과정이 필요하다. 본 연구에서는 분류기 별로 범위를 지정하여 그리드 탐색(grid search)을 수행하였다. 그리드 탐색에 지정한 파라미터 값은 Table 5와 같다. 이때 RF, extreme XGB 및 Logistic regression의 경우 분석가가 직접 hyper parameter를 설정하는 custom grid search 방식을 사용하였고, SVM의 경우 tuneLength 값을 조절해 가며 컴퓨터가 자체적으로 교차검증을 하며 랜덤하게 튜닝 파라미터의 개수를 설정하고 최적의 파라미터를 결정하는 방법을 사용하여 조금 더 융통성 있는 최적의 파라미터 튜닝 방법을 고려하였다. 그리고, 모형을 설계할 때 전체 특허 중 활용과 미활용 특허 수의 불균형이 크기 때문에 ROSE(Random Over Sampling Examples)기법의 적용을 통해 종속 변수의 불균형 문제를 해결하였다.

Table 6은 각각의 모형에 대하여 최적의 hyper parameter를 찾고 모든 학습을 완료하였을 때의 최종 성능 평가 결과를 정리한 것이다. 각 지표 별로 살펴보면, 먼저 Accuracy 측면에는 XGB(0.879) 분류 기법이 가장 높은 성능을 보였으며 Logistic regression(0.727)이 가장 낮았다. F1-score 측면에서도 마찬가지로 XGB(0.869)값이 가장 높은 성능을 보였고 Logistic regression(0.733)이 가장 낮았다. 하지만, 모형의 전반적인 성능인 AUROC의 값을 살펴보면 SVM(0.874) 분류 기법이 가장 높은 성능을 보였고 그다음으로 XGB(0.826) 기법이었다. 다양한 성능 지표가 사용되는 만큼 실제로 분석가의 목적이나

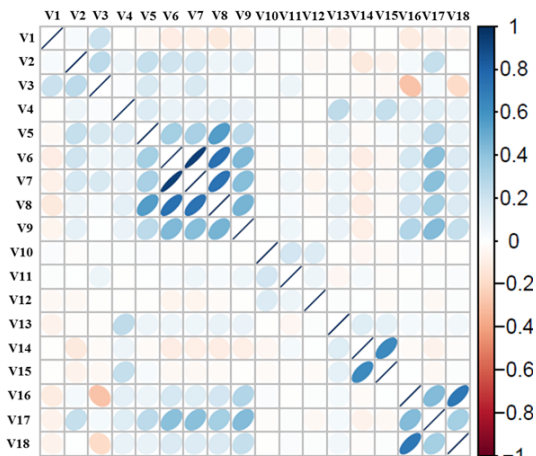


Fig. 4. Correlation between input variables

분석 상황에 따라 분석방법이 필요하다. 본 연구에서는 전체 결과를 바탕으로 전반적인 성능이 가장 좋았던 XGB 분류 기법을 적용한 예측모델을 선택하였다.

Table 5. Hyper parameter by classifier

Classifier	Hyper parameter	Option
SVM	Kernel	Radial
	Cost	Optimal parameter value found by random gridsearch
	Gamma	
RF	Mtry	10 , 15 20
	Splritrle	Extratrees, gini
	Min.node.size	1, 2, 3
XGB	Objective	Binary:logistic
	Eval_metric	Error
	Nrounds	50,100,150,200,250,300
Logistic Regression	Solver	Newton-cg, lbfgs, liblinear
	Penalty	None,l1, l2, elasticnet
	C parameter	100,101,0.1,0.01

Table 6. Comparisons of each classifier

Classifier (Supervised learning)	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUROC
SVM	0.826	0.918	0.735	0.817	0.874
RF	0.840	0.868	0.810	0.838	0.806
XGB	0.879	0.858	0.880	0.869	0.826
Logistic regression	0.727	0.903	0.616	0.733	0.816

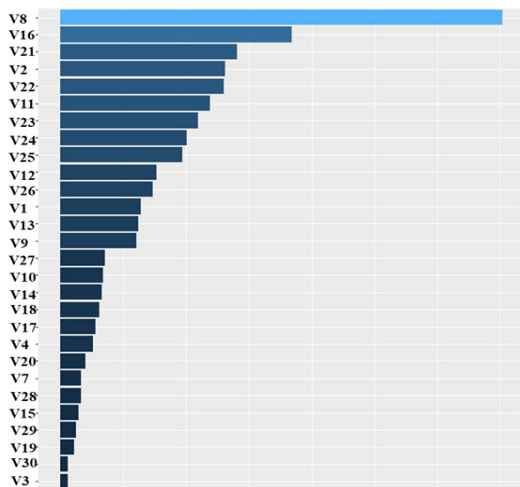


Fig. 5. Variable importance plot of XGB classifier

그리고 예측모델을 구축함에 있어 활용 및 미활용 특허에 영향을 미치는 중요한 변수를 확인하기 위해 XGB 알고리즘을 통해 변수의 중요도를 나타냈다. Fig. 5와 같이 변수중요도에서는 전체 28개의 변수 중 V8(IPC, 국제특허분류 수)이 다른 변수들에 비해 중요한 결정을 내리는 데 있어 사용되는 것을 확인하였다.

### 4.3 산학협력 특허의 활용방안

최종적으로 최근 등록된 특허에 활용 또는 미활용 특허가 되는지 예측하고, 두 집단 사이에 유의한 차이를 파악함으로써 산학협력 연구결과물 활용도를 높이는 방안을 구상해 보고자 하였다. 먼저 본 연구에서 가장 성능이 좋은 XGB 알고리즘을 적용한 예측 모형에 가장 최근 등록된 Test data(2017년~2019년, 198건) 적용하여 활용 및 미활용 특허를 예측하였다. 결과적으로 198건의 test data 중 176건의 특허가 활용 특허가 되고, 22건의 특허가 미활용 될 것으로 예측되었다. 예측한 활용 및 미활용 특허들의 가치검증을 위해 Table 1의 지표를 이용하여 특허의 가치를 t 검정 분석을 통해 진행하였다. 두 집단의 시장성, 기술성 관점에서의 차이를 분석한 결과는 아래 Table 7과 같다. 귀무가설은 활용 특허와 미활용 특허 집단 간 지표 평균의 차이가 없는 것으로 설정하였으며, 지표 값이 정규성을 만족하지 못하여서 Wilcoxon's rank sum test를 수행하였다.

분석 결과로는 유의수준 0.05에서 시장성 지표(family patents 수)에서 유의한 차이가 있고, 기술성 지표에서는 IPC 수에서 유의한 차이가 있다고 나타났다. 이는 예측모형에서 가장 영향력 있는 변수 2개와 일치한다. 여기서 Family patent의 평균 수는 활용 특허가 미활용 특허보다 평균 1개 이상 높은 것으로 나왔다. Family patent는 특허의 지역적 보호 범위를 나타내며, 간접적으로는 해당 특허가 가지는 중요성과 혁신성으로서의 시장 영향력에 대한 정보를 제공하기[28] 때문에 기술 거래에서 고려해야 할 중요한 요소이다. 다음으로 IPC 수는 활용 특허가 미활용 특허보다 평균 0.66개 이상 높은 것으로 나왔다. 또한, IPC 수는 활용 또는 미활용 특허를 예측하기 위한 가장 중요한 변수로 나타났다. 여기서 IPC는 분류 코드에 따른 특허 기술의 범위 넓을수록 시장에서 특허의 기술적 적용 가능성이 높으므로[29] 활용을 높이기 위한 중요한 요소라고 판단된다. 따라서, 기술 거래 시장에서 산학협력 특허가 활용되기 위해서는 두 지표를 기반을 둔 산학협력 특허의 시장성과 기술성 관점에서 고려가 필요하다고 판단된다.



Table 7. Results of the Patent Value Verification

Aspect	Patent Index	State	Mean	P-value
Marketability	No. of family patents	Alive	2.41	0.00
		Expired	1.33	
Technicality	No. of international patent classifications(IPC)	Alive	1.88	0.00
		Expired	1.22	
	No. of inventors	Alive	5.00	0.29
		Expired	4.60	
	No. of backward citations	Alive	2.70	0.27
		Expired	3.10	
	No. of forward citations	Alive	0.21	0.51
		Expired	0.31	
	No. of independent claims	Alive	1.12	0.74
		Expired	1.08	

\* P<0.05

### 5. 결론

많은 선행 연구에서는 산학협력의 성과를 기술이전 및 기술사업화의 성과로 귀결하고 이에 영향을 미치는 기술 협력의 성공 요소를 분석하였다. 하지만 특허를 지속적으로 유지하고 장기적인 관점에서 활용할 수 있는 요인 분석에 관한 연구가 부족한 실정이다. 본 연구에서는 산학 협력의 성공적 요소들을 여러 특허등록 정보로 살펴보고, 산학협력 특허의 권리소멸 유무에 따라 활용 및 미활용 특허를 머신러닝 접근방법으로 예측하고, 특허 가치 측면에서 활용방안에 대한 정량적인 분석 방법론을 제안하였다. 먼저, 지난 20년 동안의 미국 산학협력 특허를 수집하고, 이런 특허들의 정보를 Research capability, Innovation capability, Research institution capability, Contents property의 네 가지 관점에서 28개의 독립변수와 1개의 종속 변수를 추출하였다. 기존 특허분석에 자주 사용되는 알고리즘인 SVM, RF, Logistic regression 과 비교적 최신의 알고리즘인 XGB가 활용 및 미활용 특허를 예측하기 위한 모델의 학습에 사용되었다. 마지막으로, 식별된 특허들을 통해 특허의 시장성과 기술성 측면에서 활용 가능한 요인들에 대해 비교 분석하였다.

본 연구에서 산학협력 특허의 활용성을 높이는 데 영향을 미치는 요인으로 시장성 관점에서는 패밀리 특허 수와 기술성 관점에서는 IPC 수의 차이를 확인했다. 이를 통해 활용 또는 미활용 특허를 분석하기 위한 체계적이고 정량적인 방법론을 제안함으로써 추후 특허의 활용성 예측 연구에 기여할 수 있다. 또한, 초기 산학협력을

기획하는 기업 및 대학 담당자가 기술협력을 위한 결과물 목표설정에 기여할 것으로 기대된다.

이러한 기여에도 불구하고 본 연구는 몇 가지 한계점이 존재한다. 우선 첫 번째로 본 연구에서는 활용과 미활용 특허를 권리소멸 유무로 정의하여 예측 분석을 진행하였는데 더 다양한 활용 관점과 특허료를 지급하지 않은 기간별 예측 연구가 추가로 필요해 보인다. 두 번째로 산학협력 특허의 활용 가능성 뿐만 아니라 일반 특허의 시장성, 기술성 관점에서 비교가 필요하며, 경제성, 혁신성 및 사업성 등 다양한 지표와 방법론을 이용하여 기술 협력의 전략적 모델을 가져가야 할 것으로 판단된다. 따라서 추후연구는 활용과 미활용 특허를 분류할 수 있는 다양한 데이터 분류 기법을 적용하고, 특허 활용성 제고를 위한 특허지표 연구를 진행하여 기술협력의 선 순환적 가치 창출을 할 수 있을 것이라 기대된다.

### References

- [1] P.-H. Soh, A. M. Subramanian, "When do firms benefit from university-industry R&D collaborations? The implications of firm R&D focus on scientific research and technological recombination", *Journal of Business Venturing*, Vol 29, No 6, pp.807-821, Nov 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ibusvent.2013.11.001>
- [2] E. Mansfield, J. -Y. Lee, "The modern university: Contributor to industrial innovation and recipient of industrial support", *Research Policy*, Vol 25, No 7, pp.1047-1058, Aug 1996.
- [3] C.H. Kim, S. D. Lee, "A Study on Relationships between Performance of University-Industry Cooperations and Competency Factors of University", *Journal of Business Venturing*, Vol 10, No 2, pp. 629-653, Jun 2007.
- [4] S. Lechevalier, Y. Ikeda, J. Nishimura, "Investigating Collaborative R&D Using Patent Data: The Case Study of Robot Technology in Japan", *Managerial and Decision Economics*, Vol 32, pp.305-323, Jun 2011. DOI: <https://doi.org/10.1002/mde.1536>
- [5] I. H. Jang, "Current Status and Implications of Government R&D Patent Management", Technical report, *Korea institute of intellectual property*, Korea, pp.3-4.
- [6] J. H. Lee, J. W. Kim, "Text Mining and Social Network Analysis-based Patent Analysis Method for Improving Collaboration and Technology Transfer between University and Industry", *Society for e-Business Studies*, Vol.22, No.3, pp.1-28, Aug.2017. DOI: <https://doi.org/10.7838/jsebs.2017.22.3.001>
- [7] Y. J. Yoon, D. S. Park, "The Impact of the University's

- Capacity for the Industry-Academia Collaboration on the Performance of Technology Commercialization”, *Journal of Social Science*, Vol 26, No 3, pp.157-177, Jul 2015.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.16881/jss.2015.07.26.3.157>
- [8] R. W. Smilor, G. B. Dietrich, D. V. Gibson, “The entrepreneurial university: The role of higher education in the United States in technology commercialization and economic development”, *International Social Science Journal*, Vol 45, No 1, pp.1-11, 1993.
- [9] J. Powers, “Commercializing academic research: Resource effects on performance of university technology transfer”, *Journal of Higher Education*, Vol 74, No 1, pp.26-50, Feb 2003.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/00221546.2003.11777186>
- [10] R. Frietsch, H. Grupp, “There is a new man in town: the paradigm shift in optical technology”, *Technovation*, Vol 26, No 1, pp.463-472, Jan 2006.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2004.07.007>
- [11] P. Hanel, “Intellectual property rights and business management practices: A survey of the literature”, *Technovation*, Vol 26, No 8, pp.895-931, Aug 2006.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2005.12.001>
- [12] H. Etemad, Y. Lee, “The inherent complexities of revealed technological advantage as an index of cumulative technological specialization”, *Proceedings of the Administrative Sciences Association of Canada*, pp. 22-37, 1999.
- [13] M. Trajtenberg, R. Henderson, A. Jaffe, “University Versus Corporate Patents: A Window on the Basicness of Invention”, *Economics of Innovation and New Technology*, Vol 5, No 1, pp.19-50, May 2011.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/10438599700000006>
- [14] E. Bacchiocchi, F. Montobbio, “Knowledge diffusion from university and public research. A comparison between US, Japan and Europe using patent citations”, *J Technol Transf*, Vol 34, pp.169-181, Nov 2009.  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10961-007-9070-y>
- [15] J. H. Suh, “Empirical Analysis of University Patenting in Korea”, *Korea Development Institute*, Vol 32, No 4, pp.1-38, Dec 2010.
- [16] L. Peters, P. Groenewegen, N. Fiebelkorn, “A comparison of networks between industry and public sector research in materials technology and biotechnology”, *Research Policy*, Vol 27, No 3, pp.255-271, 1998.
- [17] H. S. Yoo, “A Study on Status Analysis and Enhancing the Utilization of the Unused Patents in Universities and Public Research Institutes”, Technical report, *Korea institute of S&T evaluation and planning*, Korea, pp.47-60.
- [18] D. S. Won, “The Cause of Unutilized Patents and Suggestions for Improving the Utilization Rate of Universities and Public Performance”, Technical report, *Intellectual Property Policy*, Korea, pp.1-8.
- [19] J. H. Yoon, “A Model for Valuation of Value Realization through the Trading of Patent Rights”, *Managerial and Decision Economics*, Vol 25, No 1, pp.42-46, Mar 2018.
- [20] H. Y. Noh, “Technology intelligence to predict a patent’s citation frequency, essentiality, and transferability : An integrated use of deep-learning, censored regression and logistic regressions”, *Ajou Univ.*, pp.33-35, Dec 2017.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/mde.1536>
- [21] M. R. Kim, Y. J. Geum, “Prediction of patent right transfer information using machine learning techniques”, *Korean Institute Of Industrial Engineers*, pp.1523-1539, Nov 2018.
- [22] T. E. Sung, D. S. Kim, J.-M. Jang, H.-W. Park, “An Empirical Analysis on Determinant Factors of Patent Valuation and Technology Transaction Prices”, *Journal of Korea Technology Innovation Society*, Vol 19, No 2, pp.254-279, Jun 2016.
- [23] A. Liaw, M. Wiener, “Classification and regression by random Forest”, *Researchgate.net*, Vol 2, No 3, pp.18-22, Dec 2002.
- [24] J.A.K. Suykens, J. Vandewalle, “Least squares support vector machine classifiers”, *Neural Process Lett*, Vol 9, No 3, pp.293-300, Jun 1999.  
DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1018628609742>
- [25] W. Wang, B. Xu, J. Liu, Z. Cui, S. Yu, X. Kong, F. Xia, “Csteller: Forecasting scientific collaboration sustainability based on extreme gradient boosting”, *World Wide Web*, pp.1-22, Jul 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11280-019-00703-y>
- [26] G. Kim, J. Bae, “A novel approach to forecast promising technology through patent analysis”, *Technol Forecast Soc Chang*, Vol 117, pp. 228-237, Apr 2017.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.11.023>
- [27] J.E. Fischer, L.M. Bachmann, R. Jaeschke, “A readers’ guide to the interpretation of diagnostic test properties: clinical example of sepsis”, *Intensive Care Med*, Vol 29, pp.1043-1051, May 2003.  
DOI: <https://doi.org/10.1007/s00134-003-1761-8>
- [28] D. Harhoff, F. M. Scherer, K. Vopel, “Citations, family size, opposition and the value of patent rights”, *Research Policy*, Vol 32, No 8, pp.1343-1363, Sep 2003.  
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(02\)00124-5](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00124-5)
- [29] S. Scotchmer, “Patents in the University: Priming the Pump and Crowding Out”, *The Journal of Industrial Economics*, Vol 61, No 3, pp.817-844, Sep 2013.  
DOI: <https://doi.org/10.1111/joie.12023>
- [30] H.N. Su, P.C. Lee, C.M.L. Chen, C. H. Chiu “Assessing the values of global patents”, *Proceedings of Portland International Center for Management of Engineering and Technology*, pp.966-974, Sep 2012.
- [31] M. Trajtenberg, “A penny for your quotes: patent citations and the value of innovations”, *The Rand Journal of Economics*, Vol 21, No 1, pp.172-187, 1990.  
DOI: <https://doi.org/10.2307/2555502>

- [32] X. Tong, J. Frame, "Measuring national technological performance with patent claims data", *Research Policy*, Vol 23, No 2, pp.133-141. Mar 1994.  
DOI: [https://doi.org/10.1016/0048-7333\(94\)90050-7](https://doi.org/10.1016/0048-7333(94)90050-7)
- 

박 상 영(Sang-Young Park)

[정회원]



- 2013년 8월 : 고려대학교 대학원 전기전자공학과 (공학석사)
- 2019년 2월 ~ 현재 : 아주대학교 대학원 산업공학과 박사과정
- 2013년 8월 ~ 2015년 8월 : 대우 조선해양 해양플랜트 엔지니어
- 2015년 9월 ~ 현재 : 현대엔지니어링 기술협력팀 연구원

<관심분야>

기술경영, 산학협력, 유망기술 발굴

---

최 영 재(Youngjae Choi)

[준회원]



- 2019년 2월 : 아주대학교 산업공학과 (공학사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 대학원 인공지능학과 석사과정

<관심분야>

특허분석, 기계학습, 유망기술예측

---

이 성 주(Sungjoo Lee)

[정회원]



- 2002년 2월 : 서울대학교 산업공학과 (공학사)
- 2007년 8월 : 서울대학교 일반대학원 산업공학과 (공학박사)
- 2008년 1월 ~ 2008년 12월 : 영국 캠브리지대 방문연구원
- 2009년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 산업공과 교수

<관심분야>

기술로드맵, 전략기획, 에너지기술정책