

특허 자료를 활용한 AI-에듀테크 분야 국가 간 기술 경쟁력 분석: 특허 통계 지표와 허들 음이항 모델의 활용

지일용^{1*}, 배현영²

¹한국기술교육대학교 산업대학원 교수, ²서강대학교 메타버스학과 박사과정 학생

Technology Competitiveness in the AI-Edutech Field: Using Patent Indice and Hurdle Negative Binomial Model

Ilyong Ji¹, Hyun-young Bae²

¹Professor, Graduate School of Industry, Korea University of Technology and Education

²Doctoral Student, Dept. of Metaverse, Sogang University

요약 최근 에듀테크의 관심이 AI 기술과의 접목에 집중되어 있는 가운데, 관련 분야 시장이 확대되고 있는 추세이다. 이에 본 연구는 AI-에듀테크 분야의 주요국 기술경쟁력과 핵심 기술분야를 분석하는 것을 목적으로 하였다. 또한 AI-에듀테크가 AI 기술과 에듀테크 간 융합임을 고려하여, 주요국별 AI-에듀테크 기술이 과연 기존의 AI 혹은 에듀테크 기술에 기반한 것인지 경로의존성도 분석하고자 하였다. 이를 위해 AI-에듀테크 분야 특허를 수집한 뒤, 특허활동력, 특허영향력, 시장확보력 등의 지표로 경쟁력을 분석하였고, 국제특허분류 코드로 국가별 핵심 기술 분야를 살펴봄, 허들 음이항 회귀모형으로 국가별 경로의존성을 분석하였다. 분석 결과, AI-에듀테크 분야 특허활동력은 중국이 가장 높고 한국, 미국, 인도, 일본이 그 뒤를 이었다. 특허영향력과 시장확보력 측면에서, 미국은 두 지표 모두 높고, 일본은 시장확보력이 높으며, 한국은 특허영향력이 높은 것으로 분석되었다. 또한 국제특허분류코드로 볼 때 국가 간 차별성이 나타나고 있으며, 한국은 머신러닝과 생체 모델 기반의 AI에 집중하면서 다양한 기술과 융합하는 특징이 있었다. 허들 음이항 분석 결과 중, 로짓 부분 결과로는 과거의 AI 또는 교육 분야 기술 보유 여부가 현재의 AI-에듀테크 기술의 등장 여부에 정의 영향을 주지는 않았으나, 카운트 부분 결과는 정의 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 현재의 AI-에듀테크 기술이 전반적으로 과거의 AI 또는 에듀테크 기술에 기반한다고 보기는 어려우나, 일부 과거 AI 또는 교육 기술에 기반한 AI-에듀테크가 일단 등장하면 이는 기존 기술로부터의 영향을 받음을 의미한다. 이러한 결과는 이 분야 향후 연구와 기술전략을 위한 시사점을 제공한다.

키워드 : 인공지능, AI융합교육, 특허, 허들, 영과잉, 음이항

Abstract Recently, interest in edutech has been focused on its fusion with AI technology, and the market in this field is expanding. This study aims to analyze the technological competitiveness and key technological areas of major countries in the AI-edutech field. Additionally, considering that AI-edutech is a convergence of AI technology and edutech, the study seeks to examine the path dependence of AI-edutech in each country to determine whether they are based on existing AI technologies or edutech. To this end, AI-edutech patents were collected and competitiveness was analyzed using patent activity, patent impact, and market acquisition indicators. Path dependence for each country was analyzed using the hurdle negative binomial regression model. The analysis results indicate that the major countries in the AI-edutech field are China, South Korea, the United States, India, and Japan. In terms of patent activity, China had the highest level, followed by South Korea. In terms of patent impact and market securing power, the United States was high in both aspects, Japan had high market securing power, and South Korea had high patent influence. The results of the hurdle negative binomial analysis presented unique findings. The logit part results indicated that the possession of existing AI and edutech did not positively affect the emergence of current AI-edutech, but the count part results showed a positive influence. This suggests that, overall, it is difficult to assert that current AI-edutechs are based on past AI and edutechs. However, once some AI-edutechs based on existing AI and edutechs emerge, they are influenced by the existing technologies. These findings provide implications for future research and technological strategies in this field.

Key Words : AI, AI-Convergence Education, Patent, Hurdle, Zero-inflated, Negative binomial

This paper was supported by the Education and Research Promotion Program of KOREATECH in 2023.

*Corresponding Author : Ilyong Ji (iyji@koreatech.ac.kr)

Received July 8, 2024

Accepted August 20, 2024

Revised August 12, 2024

Published August 28, 2024

1. 서론

디지털 대전환과 4차 산업혁명 등의 변화에 따라 교육 분야에서도 교육과 기술 간 융합이 강조되고 있으며, 에듀테크에 관한 관심도 매우 증가하고 있다[1,2]. 에듀테크(EduTech)란 교육(education)과 기술(technology)을 합성한 신조어로서, 일반적으로 “교육적 활용을 목적으로 설계되었거나, 교육 목표 달성에 적합한 하드웨어, 소프트웨어, 서비스를 포함하는 기술 전반”[3]으로 정의되며, 특히 정보통신 기술이나 디지털 기술을 의미하는 경우가 많다[1,2]. 에듀테크에 대한 사회적 관심은 대략 2010년대 이후부터 꾸준히 증가해 오고 있다. 박윤현·김대웅(2023)의 연구[4]에 의하면 에듀테크 관련 신문 기사는 2009년 5건에 불과했으나, 2016년에는 295건으로 늘었고, 2022년에는 2,601건으로 급격히 증가했다. 또한 에듀테크 관련 학술 연구 역시 이와 마찬가지로 증가해 왔다.

이러한 가운데 최근 들어서는 에듀테크 중에서도 특히 인공지능(AI)이 접목된 것에 관한 관심이 증가하고 있다. 김혜란 외(2023)의 연구는 이러한 종류의 에듀테크를 특히 AI 기반 에듀테크라고 칭하면서 교육의 효율성과 효과성을 향상할 수 있을 것으로 소개하였다[3]. 본 연구에서는 이를 간단히 AI-에듀테크라고 부르코자 한다.

AI-에듀테크 관련 연구는 근래에 급격히 증가하고 있다. 이 분야 연구들은 주로 AI-에듀테크에 대한 경험이나 인식, AI-에듀테크를 활용한 교육 방법이나 도입·활용 방안, 이들 방법이나 방안들의 효과·성과 등에 초점을 두고 있다. 그런데 AI-에듀테크가 기본적으로 교육과 기술이 접목된 것으로서 기술의 중요성이 상당하며, 이와 관련한 세계 시장이 성장하고 있음에도 불구하고[5-7], 이 분야 기술 동향이나 경쟁력 등을 분석한 연구는 찾아보기 어렵다.

이에 본 연구에서는 AI-에듀테크 분야의 특허 통계 분석을 통해 주요 국가 간 경쟁력 현황을 살펴보고, 향후 경쟁력 확보를 위한 시사점을 도출해 보고자 한다. 이를 위해 본 연구는 세계 각국의 AI-에듀테크 특허 정보를 수집하고, 이를 통해 주요 국가별 특허활동력, 특허영향력, 시장확보력을 분석하고자 한다. 또한 AI-에듀테크가 AI 기술과 에듀테크 간 융합이라는 관점에서 볼 때, AI-에듀테크는 서로 다른 기존 기술에 기반하는 경로의존성[8-13]을 보일 수도 있을 것이다. 그런데 경로의존성은 혁신 주체별 기술 경쟁력의 기반으로 작용하는 것이므로[14], 이

에 대한 분석도 필요하다. 이에 각 국가별 AI-에듀테크 기술이 기존의 AI 또는 에듀테크 중 어디에 기반하는지, 경로의존성도 분석해 보고 전략적 시사점을 도출해 보고자 한다.

다음의 2절에서는 AI-에듀테크 관련 선행문헌을 소개하며, 제3장에서는 연구 방법을 설명한다. 이후 제4장에서는 연구 결과를 제시하며, 제5장에서는 결과로부터의 시사점을 도출한다.

2. 선행연구

본 연구에서는 AI-에듀테크 관련 선행문헌 추이를 알아보기 위해 한국연구재단의 한국학술지인용색인(KCI) 사이트에서 “에듀테크 AND AI” 및 “교육 AND AI”로 2024년 4월까지의 문헌을 검색해 그 추이를 Table 1에 요약하였다. 우선 “에듀테크 AND AI” 문헌은 2018년 1건이 등장하였으나 2023년 20건으로 증가하였고, “교육 AND AI” 문헌은 2009년부터 2016년까지 총 29건으로 연간 한 자릿수에 불과하였으나, 2023년에는 478건으로 크게 증가하였다.

Table 1. Previous Research in KCI by April 2024

Year	EduTech and AI	Education and AI
2009~2016	-	29
2017	-	18
2018	1	49
2019	2	72
2020	2	173
2021	11	279
2022	21	261
2023	20	478
2024	16	234

Source : Authors' analysis based on data from kci.go.kr

AI-에듀테크 관련 선행문헌들은 주로 AI-에듀테크에 대한 경험이나 인식, AI-에듀테크를 활용한 교육 방법이나 도입·활용 방안, 이들 방법이나 방안들의 효과·성과 등에 초점을 두었다.

먼저 AI-에듀테크에 대한 인식 관련 연구는 교수자에 관한 연구들이 주를 이루고 있다. 예를 들어 한형중 외(2020)의 연구[15]는 초등교사들의 인공지능 활용 교육에 대한 인식을 분석하였고, 김란주(2024)의 연구[16]는 고등학교 교사의 인공지능에 대한 고민과 기대에 관한 내러티브를 분석하여, 인공지능이 실제 교육 현장에서 어떻

게 사용될 수 있을지 논의하였다. 이외에 박경옥 외(2023)의 연구[17]는 장애 학생을 교육하는 특수교사의 인식을 조사하는 등, 다양한 분야에서의 인식에 관한 연구가 진행되어 왔다. 그러한 가운데 일부 문헌은 학생과 학부모의 인식에 초점을 두기도 하였다[18-19].

다음으로 AI-에듀테크를 활용한 교육 방법이나 도입·활용 방안 등에 대한 문헌인데, 이를 다시 세분해 보면 대략 AI-에듀테크 활용 교육의 거시적 방향성을 다루는 연구와 교육 및 평가 방법 등을 다루는 연구가 있다. 전자와 관련하여, 유성열(2024)과 성태제 외(2024) 등은 AI-에듀테크 등장에 따른 교육의 방향성에 대해 논의하였고[20-21], 김혜란 외(2023)는 AI-에듀테크를 활용한 교육 격차 해소 방안 등에 대해 연구하였다[3]. 후자와 관련된 연구로는 김보미 외(2023), 임은선 외(2024), 신원섭(2020) 등의 연구[22-24]가 있는데, 이들은 분야별 수업 프로그램 설계에 초점을 두었다.

그리고 AI-에듀테크의 효과 및 성과에 대한 것이 있는데, 백수현·유지원(2024)은 초등학생을 위한 AI융합 프로그램을 개발하고 그 효과성을 분석하였으며[25], 변아영(2022)과 하오선 외(2024) 등은 고등학생과 대학생을 대상으로 효과성을 분석하였다[26-27]. 이들 연구는 학습 만족도, 효능감, 사회적 책임감 등을 효과 및 성과 지표로 삼는 경우가 많았다.

이상과 같은 연구가 AI-에듀테크 관련 연구의 주를 이루는 가운데, 이 분야의 동향이나 기술 경쟁력 등에 대한 문헌은 찾아보기 어렵다. 우선 동향 관련된 것으로 김예영(2024) 및 이영석(2024) 등의 연구가 있는데, 기술 동향보다는 주로 언론 기사 및 연구 문헌에 대한 텍스트마이닝(text-mining) 분석을 통해 AI 교육의 흐름을 살펴보는 데 초점을 두었다[28-29]. 이외에 백수은·한나(2021)는 중국 에듀테크 산업의 거시환경과 개별 기업의 사례를 분석하고 이로부터 우리나라 에듀테크 산업 발전을 위한 시사점을 제시하였다[30]. 좀 더 기술적인 문헌으로 심재권·권대용(2020)의 경우 실제 기술 개발에 대한 것으로[31], 전반적인 동향이나 경쟁력 현황 등을 살펴보는 데에는 한계가 있다.

이러한 추세는 해외 연구에서도 유사하게 나타나고 있다. 우선 Counta et al.(2021)과 같이 교수자들의 인식과 우려에 관한 연구[32]나 Nazaretsky et al.(2021)처럼 AI-에듀테크에 대한 신뢰에 관한 연구 등 교수자의 인식에 관한 연구[33]가 있다. 또한 AI-에듀테크의 영향과 도

입 방안 등을 다룬 Rodway & Schepman(2023)의 연구[34], Guilherme(2019)의 연구[35]도 있다. 관련 동향에 대한 것으로, Zhang & Aslan(2021)이나 Zhai et al.(2021) 등이 있는데, AI-에듀테크 관련 연구 동향과 기술적 내용에 주로 초점을 두고 있다[36-37]. 그러나 이들 연구는 주로 학술 연구의 동향에 관한 것으로서, 특허 등을 활용한 실제 기술 동향이나 경쟁력에 관한 연구는 찾아보기 어렵다.

이에 본 연구는 특허 통계를 통해 AI-에듀테크 분야의 기술 동향과 국가별 경쟁력 현황 분석을 시도하고자 하며, 국가별 핵심 기술 분야가 무엇인지도 파악하고자 한다.

또한 AI-에듀테크 분야가 AI 기술과 기존의 에듀테크 간 융합이라는 관점에서, AI-에듀테크에 대한 경로의존성을 살펴봄으로써 상기 분석을 보완하고자 한다. 경로의존성은 현재의 어떤 사건은 시간상으로 멀리 떨어진 다른 사건으로부터 영향을 받을 수 있음을 의미하는 것으로, 여타 사회적 현상은 물론 기술 변화에도 적용되고 있는 개념이다[8-9]. 이는 어떤 시점의 기술 혁신은 이전 시점의 기술(혹은 기술 역량)로부터 영향을 받았을 것임을 의미하는 것으로, 신기술이나 신산업의 등장은 기존의 지식 기반 하에서 이루어짐을 시사한다. 그런데 지식기반은 기업, 지역, 국가마다 다르게 존재하기 때문에, 경로의존성이 다르게 나타날 수 있다[10-13]. 따라서 이러한 경로의존성은 개별 주체의 핵심역량을 형성할 수 있으며, 기술 경쟁력의 기반이 될 수 있다[14]. 이에 기술경쟁력 분석과 더불어 경로의존성도 살펴볼 필요가 있다.

이는 AI-에듀테크 분야에서도 마찬가지로서, 특히 이 분야가 융합이라는 관점에서 중요하게 살펴볼 필요가 있다. 현재 AI-에듀테크 기술은 과거 AI 또는 에듀테크 기술 보유 여부로부터 영향을 받았을 가능성이 있는 가운데, 국가별로 과거 AI 기술의 영향이 크거나 에듀테크의 영향이 크게 나타나는 등, 국가별 현행 AI-에듀테크 역량의 원천이 다르게 나타날 수 있는 것이다. 이에 본 연구는 국가별 현행 AI-에듀테크가 과거 AI 및 에듀테크 중 무엇으로부터 영향을 받았는지, 향후 보완할 점이 무엇인지 등을 검토하고자 한다.

3. 연구 방법

3.1 특허 분석 지표

특허는 기본적으로 발명에 대한 독점적 권한을 부여하

기 위한 공적 계약 문서이지만, 상세한 기술적 정보를 담아 공개하고 있기 때문에, 혁신에 대한 지표로 활용하는 데 이점이 많다[38]. 이에 일부 연구에서처럼, 특허 정보를 통계적으로 활용하여 기술 동향[39] 및 경쟁력 분석[40-42]에 사용하는 경우가 많다.

특허의 통계적 분석을 위한 지표는 매우 다양하여, 지식재산연구원의 보고서[43]에는 80여 개의 지표가 소개되어 있을 정도이다. 그런데 실제로 이 모든 지표를 다 사용하는 데에는 어려움이 커서, 대표적으로 특허활동력, 특허영향력, 시장확보력 등 세 가지 지표를 보는 경우가 많다[41, 42, 44].

우선 특허활동력은 특허의 수로, 특허의 수가 많을수록 혁신 활동이 활발하게 일어남을 의미한다. 다만 국가 간 규모의 차이 등으로 인한 편향을 고려하여, 절대적인 특허의 수가 아닌 전체 특허 활동 대비 상대적 비율, 즉 현시기술우위지수 같은 것을 대신 사용하기도 한다[41].

특허영향력(PII; Patent Impact Index)은 특허의 질적 수준에 대한 대리변수로 이해할 수 있는데, 어떤 특허가 얼마나 응용되고 있는지, 다른 특허에 얼마나 영향을 주는지를 나타낸다[44]. 이 지표는 어떤 특허가 다른 특허로부터 얼마나 인용을 받고 있는지, 즉 피인용수(CPP: Citation per Patent)로부터 도출된다. 만일 어떤 국가 단위에서 특허 영향력을 계산하고자 한다면, 아래 수식과 같이 특정 국가 특허의 평균 CPP를 세계 평균으로 나누어 준다. 이 지표가 1보다 크면 해당 국가 특허의 영향력이 크고, 1보다 작으면 영향력이 작은 것으로 볼 수 있다.

$$PII = \frac{\text{Average CPP of a Country}}{\text{World Average CPP}} \quad (1)$$

시장확보력은 어떤 기술이 얼마나 많은 국가에 특허로 출원되어 독점적 권한을 확보하였는지를 의미한다. 이는 특허패밀리사이즈(PFS; Patent Family Size)라는 것으로 나타내는데, 동일 기술이 특허로 출원된 국가의 수(패밀리 특허 출원 국가 수)가 많을수록 PFS 값이 크며, PFS 값이 클수록 많은 시장을 확보한 것으로 해석할 수 있다. PFS는 아래의 수식과 같이 어떤 국가 특허의 평균 패밀리 특허 출원 국가 수를 세계 평균으로 나누어줌으로써 구한다.

$$PFS = \frac{\text{Average No. of Family Patents of a Country}}{\text{World Average No. of Family Patents}} \quad (2)$$

이상 세 가지 지표 가운데 특허활동력은 주로 특허의 양적 측면에 초점을 두며, 특허영향력과 시장확보력은 질적 측면에 관계되는 것으로 볼 수 있다.

3.2 국가별 핵심 기술 분야 및 경로의존성

특허 문서에는 해당 특허의 기술 분야를 표시하기 위해 체계화된 분류 코드를 부여하는데, 대표적으로 국제특허분류(IPC; International Patent Classifications)라는 것이 사용된다[45]. 이는 심사관이 특허를 검토하여 수작업으로 부여하는 것으로[45], IPC를 통해 어떤 특허의 기술 분야가 무엇인지 파악할 수 있으며, 많은 문헌이 이 IPC를 기술의 현황이나 핵심 기술 등을 파악하는 데 활용해 왔다. 특허 개별 특허에는 최소 1개 이상의 IPC가 부여되는데, 실제로는 2개 이상 다수의 IPC가 부여된 경우가 대다수여서, 개별 IPC의 등장 회수나 동일 특허 내 동시 출현(co-occurrence) 정도를 분석하여 혁신 주체별 핵심 기술을 파악하거나[46], 기술 간 융합 동향을 분석[47]하거나, 경로의존성 등 기술 간 관계[13, 48]를 분석하는데 다양하게 활용되어 왔다.

본 연구에서는 이 IPC를 국가별 핵심 기술 분석과 경로의존성 분석에 활용한다. 우선 국가별 핵심 기술 분석은 특정 IPC가 동일 특허 내에서 다른 IPC와 동시에 출현하는 빈도, 즉 동시 출현(co-occurrence) 정도를 활용하는 경우가 많다. 특히 근래 국내에서는 동시 출현 빈도 데이터를 네트워크분석 방법으로 처리한 연결정도중심성으로 핵심 기술을 판단하는 경우가 많다[46, 48]. 이외에 Kim et al.(2016) 등 일부 문헌에서는 굳이 연결정도중심성 등 네트워크 분석을 실시하지 않고, 동시출현 빈도 및 정도에 기반하여 분석을 진행하기도 한다[49]. 본 연구에서는 전체 분석 과정을 단순화하고, 뒤에 나올 영과잉 음이항 회귀분석에도 적용하기 위해, 빈도에 기반한 분석만 활용하기로 한다.

분석 과정 중 국가별 특허 분류가 특정 IPC에 집중되어 있는지를 확인할 필요가 있는데, 이때에는 아래 식과 같은 허핀달지수(HHI; Hirschman-Herfindale Index)를 응용한다. 이는 특정 IPC가 각 국가별 IPC 포트폴리오에서 차지하는 비중을 계산하고, 각 IPC의 비중을 모두 제곱하여 합친 것이다. 이는 주로 경제학에서 시장집중도를 판단할 때 사용되는데, 특허 IPC 분석에서도 유용하게 사용된다[43].

$$HHI = \sum_{i=1}^n \left(\frac{No. of IPC_i}{n} \right)^2 \quad (3)$$

다음으로 경로의존성 분석을 위해서 기존 문헌[13,50]의 분석 방법을 참고하여 구성하였다. 우선 박기웅·김동현(2023)의 연구에서는 분석 시기를 둘로 나누고 시기별 IPC 출현 빈도를 조사하였다[13]. 그리고 이 빈도를 상대적 출현 정도인 현시기술우위지수(RTA; Revealed Technology Advantage)로 변환한 후, 전반기에 출현 정도가 높은 IPC가 후반기에도 출현 정도가 높으면 경로의존성이 있는 것으로 판단하였다. 장지준·이덕희(2020)의 연구는 명시적으로 경로의존성을 언급하지는 않았지만, 디지털전환 기술 관련 IPC의 중심성 정도가 현재의 기술 수준에 영향을 주는지를 선형회귀로 분석하였는데[50], 이는 과거 IPC의 출현 정도가 현재에 미치는 영향에 대한 것이므로 본 연구에 응용할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 방법을 활용하여 과거의 IPC 출현 정도가 현재의 IPC 출현 정도에 영향을 주는지를 검토한다.

이를 위해서는 분석 대상 시기 AI-에듀테크 특허에 출현한 IPC 빈도 데이터를 사용한다. 그리고 분석 대상 시기 이전의 AI 및 에듀테크 각각의 특허를 수집하고, 이들 각각에 출현하는 IPC의 빈도를 조사한다. 그다음 과거 AI 및 에듀테크 특허 각각에 등장하는 IPC의 출현 정도가 분석 대상 시기 AI-에듀테크 특허에 등장하는 IPC 출현 정도에 영향을 미치는지를 음이항 회귀분석 중 영과잉 또는 허들 모형으로 확인한다.

우선 음이항 회귀분석은 종속변수가 음수가 될 수 없으며 정수인 가산자료로서 이산분포를 보일 때에 사용하는 분석 방법의 하나로, 특허 건수나 IPC 출현 회수 등에 대한 분석도 이에 해당할 수 있다. 이런 분석 방법 중, 평균과 분산이 같을 때는 포아송(Poisson) 회귀분석을 사용하고, 평균이 분산보다 클 때는 음이항 회귀분석을 사용한다[51, 52]. 그런데 음이항 회귀분석을 위한 독립변수 데이터에 0이 매우 많이 관측되는 경우가 있는데, 이럴 때는 영과잉(Zero-Inflated) 모형이나 허들(Hurdle) 모형을 사용한다[50-55]. 예를 들어 서울시 빈집 발생 정도[53], 중학생의 비행·일탈행위[54], 직장인의 이직 회수[55], 기업의 특허 성과[56] 등의 종속변수는 0이 많이 포함되어 있을 수 있어 영과잉 또는 허들 음이항 회귀분석이 요구된다.

영과잉 및 허들 음이항 회귀분석은 0이 많은 문제를 해

결하기 위해, 최소한 1 이상의 값을 가지는 집단에 대한 회귀분석 모형(카운트 모형)과 0의 값을 가질 확률을 분석하는 로짓(logit) 모형을 통합한 것으로 이해할 수 있다. 영과잉과 허들 모형은 서로 유사해 보이는 가운데 차이점이 존재하기도 한다. 영과잉 모형에서는 0이 구조적으로 발생했을 수도 있고(로짓 모형), 카운트 모형에 의해 발생했을 수도 있다고 본다. 반면 허들 모형에서는 카운트 모형과 로짓 모형을 분리하여, 모든 0은 구조적으로 발생한 것이며, 1 이상인 데이터에 대한 카운트 모형으로부터 발생하지 않는다고 본다[52,57]. 즉 후자는 우선 0인지 1 이상인지가 결정되고(로짓 모형) 1 이상인 때에만 회귀분석(카운트 모형) 결과가 나오는데, 전자의 경우 회귀분석(카운트 모형)에서도 0이 나올 수 있음을 인정한다는 차이가 있다.

영과잉 및 허들 음이항 분석의 결과는 로짓(Logit)과 카운트(Count)의 두 부분으로 제시되며, 이를 해석할 때는 주의가 필요하다. 로짓 부분은 독립변수가 한 단위 증가할 때 종속변수가 변화할 가능성을 의미하는 것이며, 카운트 부분은 종속변수가 1 이상인 경우만 분석하였을 때 독립변수가 한 단위 증가할 때 종속변수가 얼마나 변화하는지에 대한 것이다[57]. 따라서 종속변수가 0이냐 0이 아니냐에 대한 분석과 종속변수가 0이 아닌 경우를 분석한 결과가 별도로 제시된다는 의미이며, 해석 시에는 이를 분리해서 이해할 필요가 있다.

본 연구에서 사용하는 특허의 IPC 출현 회수는 이전 시기에 특정 IPC가 출현했다고 하여 그것이 이후 시기에 도 항상 등장하는 것이 아니다. 따라서 데이터에 0이 매우 많이 분포하게 되며, 이에 따라 영과잉 및 허들 음이항 회귀분석을 본 연구에 사용한다. 이 두 접근방법 중 하나를 선택할 때는 모형의 적합성에 따라 선택하는 경우가 많은데, 본 연구에서는 다음 절에 제시될 적합성 결과에 따라 허들 음이항 분석을 사용하게 되었다. 그리고 허들 음이항 회귀분석은 음수가 없는 정수 형태의 가산자료를 사용하기 때문에, 본 연구에서는 영과잉 음이항 회귀분석은 물론 그 이전의 국가별 핵심 기술 파악 단계에서도 분석의 일관성을 위해, 상대적 빈도나 중심성지수가 아닌 IPC 출현 빈도 데이터를 사용한다.

3.3 자료 수집

특허 통계 분석을 위한 자료 수집 시에는 특허 데이터 베이스에서 키워드를 조합하여 검색하는 것이 일반적이

며, 실제로 특허 분석을 실행한 많은 연구가 이러한 방법으로 자료를 수집해 왔다. 그러나 이런 방법은 키워드에 따라 특허가 누락되기도 하고, 분석 주제와 무관한 특허가 유입되는 등의 단점이 있다[41]. 이에 IPC를 활용한 특허 검색이 대안으로 추천되기도 한다[41].

본 연구에서는 AI분야 IPC와 에듀테크 분야 IPC를 조합하여 특허 자료를 검색한다. 우선 AI분야와 관련하여 Fujii & Managi(2018)는 G06N3/00, G06N5/00, G06N7/00, G06N99/00 등을 제시하였다[58]. G06N3/00은 AI의 생물학적(biological) 모델, G06N5/00은 지식기반(knowledge-based) 모델, G06N7/00은 특정 수학적(specific mathematical) 모델, G06N99/00은 기타 모델을 의미한다. 이들 코드는 모두 G06N(특정 계산모델 방식의 컴퓨터 시스템)의 하위 코드들인데, 여기에는 이들 4종류 이외에도 G06N20/00(머신러닝) 등 AI로 볼 수 있는 분류가 더 존재한다. 따라서 본 연구에서는 G06N3/00, G06N5/00, G06N7/00, G06N20/00, G06N99/00을 AI에 대한 IPC로 정의하고자 한다. 교육과 관련하여서는 G06Q50/20 분류와 G09B 분류가 있는데, G06Q50/20은 주로 정보기술에 의한 것이며, G09B는 교시기구, 모형, 지구의 등 물리적인 것에 해당한다. 이 가운데 에듀테크가 주로 정보통신 기술이나 디지털 기술에 기반하는 것을 의미하는 경우가 많은 만큼[1,2], G06Q50/20 분류에 초점을 두고자 하며, 이를 에듀테크의 IPC로 본다.

특허를 위한 검색 사이트로는 웹스온(<http://wipson.com>)을 사용하였다. 웹스온은 특허의 기본적 정보는 물론 인용 정보, 패밀리 국가 수 등의 정보까지 제공하고 있어 분석의 요구에 부합한다. 따라서 분석 대상 시기의 AI-에듀테크 검색식은 웹스온의 표기 방식에 따라 (G06N-003* or G06N-005* or G06N-007* or G06N-020* or G06N-099*).IPC. and (G06Q-050/20*).IPC.로 하였다. 그리고 분석 대상 이전 시기의 AI기술 검색식은 (G06N-003* or G06N-005* or G06N-007* or G06N-020* or G06N-099*).IPC, 에듀테크 검색식은 (G06Q-050/20*).IPC.로 하였다.

자료 수집 시, 검색 범위는 전 세계 특허로 하고, 등록 및 공개를 모두 포함하였으며, 출원일 등의 시간에 제약을 두지는 않았다. 일반적으로 특허 통계 분석 시에는 각 국가 특허청별 자료의 편향성을 통제하기 위해 단일 국가 특허청의 데이터베이스에서 검색하는 경우가 많으며, 특

히 미국 특허청이 대표적으로 사용된다. 그러나 본 연구의 대상인 AI-에듀테크의 경우 미국 등록 및 공개로 한정할 때 총 200건에 불과하였으며, 이 중 미국이 58건이고 나머지 국가들이 모두 10건 미만이어서, 풍부한 분석에 적합하지 않다. 따라서 웹스온에서 제공하는 모든 국가 특허청의 자료를 대상으로 자료를 수집하였다. 그리고 등록 및 공개 특허 모두를 수집하였다. 특허의 소유권이 중요한 경우에는 등록 특허를 수집하는 것이 좋을 것이나, 혁신에 대한 시도나 혁신 활동의 정도에 초점을 둔다면 공개 특허까지 범위를 확대하는 것이 적절할 것으로 판단되었기 때문이다. 분석 기간은 일단 모든 특허를 검색한 다음 적절한 기간을 확인하여 정하였다. 마지막으로 검색 결과 내에 중복이 존재하거나 동일 특허가 여러 국가에 출원된 패밀리 특허가 존재할 수 있으므로, 중복제거 및 패밀리특허 그룹핑(출원일 우선)으로 데이터를 정리하였다.

최종적으로 사용된 자료는 다음과 같다. 우선 AI-에듀테크 특허 분석을 위한 것은 2017~2021년에 출원된 모든 특허 1,440건이며, 기간을 2017~2021년의 5년간으로 한정할 이유는 다음 절에 설명한다. 그리고 2017~2021년 AI-에듀테크에 대한 과거 AI 또는 에듀테크 기술 보유 여부로부터 영향을 분석하기 위한 데이터는 2012~2016년의 5년간으로 정하였으며, AI 특허가 총 19,900건, 교육(에듀테크) 특허가 6,380건이었다. 이들 데이터의 분석을 위한 소프트웨어로는 R version 4.2.1을 사용하였다.

4. 연구 결과

4.1 특허 통계 분석

웹스온에서 AI-에듀테크 특허를 기간 한정 없이 검색한 결과 총 2,870건이 검색되었으며, 연도별 추이는 아래 Fig. 1과 같다. 이를 보면, AI-에듀테크 특허는 2000년대 이전에도 없지는 않았으나, 2010년대 초반까지는 그 수가 매우 적었다. 그러던 것이 대략 2010년대 중반부터 급증하기 시작해 근래까지 그 추세를 이어온 것으로 보인다.

이에 본 연구에서는 특허 수가 급격히 늘어난 최근 몇 년에 주목하여 분석하는 것이 좋을 것으로 판단하였다. 그런데 가장 최근인 2023~2024년에는 급격한 감소세가 나타나고 있는데, 이는 실제 특허 활동이 급감한 것으로 보기는 어렵다. 일반적으로 특허는 출원 후 심사에 많은 시간이 소요되는데, 심사 여부와 상관 없이 18개월이 지

나면 자동으로 공개 상태로 전환된다. 이는 즉 출원 후 18개월이 되기 전에는 공개되지 않는 특허가 많다는 의미이다. 따라서 2023~2024년에 출원된 특허들은 아직 공개되지 않은 경우가 많아 그 수가 많지 않으며, 가장 최근 약 2년간은 본 연구의 분석에서 제외하는 것이 좋다. 또한 각국 특허청 자료가 웹소스 데이터베이스에 반영되는 과정이 있을 것임을 감안해 그 이전 시기도 약간 제외하는 것이 안전할 것으로 판단된다. 이상을 종합하여 본 연구에서는 특허 수가 급증한 2017년부터 2021년까지를 분석 대상 시기로 정하였다.

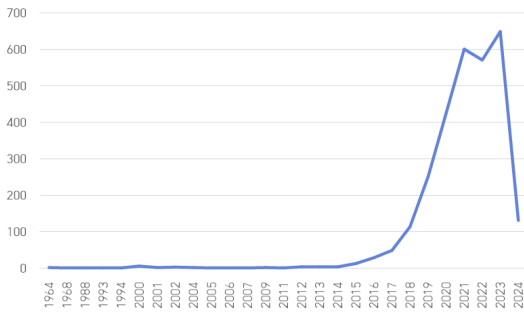


Fig. 1. Annual Number of AI-Edutech Patents

분석 기간을 2017~2021년으로 한정하였을 때 총특허 수는 1,440건으로, 전 기간 특허 수의 약 50% 이상이 이 시기에 집중적으로 등장한 것으로 나타났다.

Table 2는 이들 1,440건의 특허를 다시 출원인의 국적별로 정리하여 상위 5개 국가의 특허 수를 보여주는데, 이는 국가별 특허활동력으로 볼 수 있다. 우선 AI-에듀테크 분야 특허 활동이 가장 활발한 국가는 중국으로 844건을 출원하여 전체의 58.6%를 차지하였다. 다음으로 많은 특허를 차지한 국가는 한국으로 총 412건으로 28.6%를 차지하였다. 이외에 3위부터는 그 수가 크게 줄어서, 미국은 77건으로 5.3%를 차지하였으며, 인도는 54건, 일본은 27건 순이었다. 이외의 다른 국가들은 특허 수가 한 자릿수에 불과하여 국가 간 비교에서는 제외하였다.

Table 1. No of Patents – Patent Activity by Country

Country	No.	Share
World	1,440	100.0%
CN	844	58.6%
KR	412	28.6%
US	77	5.3%
IN	54	3.8%
JP	27	1.9%

다음으로는 피인용수를 사용하여 특허영향력 지수 (PII)를 도출하였는데, 그 결과는 아래의 Table 2에 정리되어 있다. 우선 Table 2에서 All patents는 국가별 모든 특허의 피인용수를 바탕으로 분석을 한 것이다. 여기서 PII가 1보다 높은 것은 한국과 미국으로 각각 1.574와 1.288 수준으로 나타났다. 이는 한국과 미국 AI-에듀테크 특허가 영향력이 높음을 (즉 피인용 정도가 상대적으로 높음을) 의미한다. Table 2의 우측 부분은 피인용수가 1 이상인 특허들만 모아 특허영향력을 별도로 분석한 것이다. 이는 본 연구의 특허 자료가 단일 국가 특허청 자료가 아니어서, 각 국가별로 특허 인용 패턴이 다를 수도 있음을 고려하기 위해서이다. 이 분석 결과에서도 한국 (1.412)과 미국(1.220)이 1보다 높은 수치를 보였다. 따라서 특허 영향력은 한국과 미국이 높으며, 중국, 인도, 일본은 낮은 것으로 판단할 수 있다.

Table 2. PII Analysis

Country	All patents			Patents with citation ≥ 1		
	No.	Citation/patent	PII	No.	Citation/patent	PII
World	1,440	1.552	1.000	709	3.153	1.000
CN	844	1.207	0.778	416	2.449	0.776
KR	412	2.444	1.574	226	4.455	1.412
US	77	2.000	1.288	40	3.850	1.220
IN	54	0.148	0.095	4	2.000	0.634
JP	27	0.518	0.333	10	1.400	0.443

아래의 Table 3은 시장확보력을 나타내는 PFS 분석 결과이다. 우선 좌측 부분의 All patent는 국가별 모든 특허의 패밀리 특허 출원 국가 수를 바탕으로 분석한 것이다. 여기서 PFS가 1보다 높은 것은 일본, 미국, 한국인데, 일본과 미국은 각각 1.950과 1.614로 1보다 현격히 높은 수치를 보여주고 있으나, 한국은 1.060으로 미미하게 높은 수준이다. 또한 Table 3의 우측 부분은 패밀리 특허 출원 국가 수가 1을 초과하는, 즉 2 이상인 특허들만 모아 PFS 분석을 한 결과이다. 이는 국가별로 해외 출원 활동이 서로 다를 수 있으며, 경우에 따라 해외 출원을 고려하지 않는 특허가 존재할 수 있음을 고려한 것이다. 즉 자국 이외에 최소 1개 이상의 해외 국가에 출원된 특허들이 해외시장 출원을 고려한 특허들이라고 볼 수 있으므로, 이를 고려하여 결과를 보정하고자 한 것이다. 그 결과 일본과 미국이 여전히 1보다 높은 수치를 기록하였으며, 한국

은 이전 분석과는 달리 1보다 아래 수치를 기록하였다. 또한 중국, 인도 역시 1보다 아래여서 시장 확보력이 크지 않은 것으로 볼 수 있다.

Table 3. PFS Analysis

Country	All patents			Patents with no of family > 1		
	No.	Family/patent	PFS	No.	Family/patent	PFS
World	1,440	1.215	1	161	2.925	1.000
CN	844	1.039	0.855	22	2.500	0.855
KR	412	1.288	1.060	69	2.725	0.931
US	77	1.962	1.614	33	3.242	1.108
IN	54	1.151	0.947	8	2.125	0.726
JP	27	2.370	1.950	14	3.643	1.245

이상의 결과 중 특허의 질적 측면과 관계된 두 지표인 PII와 PFS를 통합적으로 살펴볼 필요가 있다. 아래의 Fig. 2 및 Fig. 3은 PII를 수직축에, PFS를 수평축에 놓고 도식화한 것으로, 이 중 Fig. 2는 All patents, Fig. 3은 피인용수 1 이상 및 패밀리 출원 국가 수 1 초과인 특허에 대한 것이다. 여기서 살펴볼 수 있는 패턴으로, 미국은 PII와 PFS가 모두 높고, 일본은 PII는 낮으나 PFS는 높으며, 중국과 인도는 모두 낮은 쪽에 해당한다는 것이다. 한국은 PII가 높은 가운데 PFS가 두 그림에서 다르게 위치한다. 그런데 Fig. 2에서 PFS가 높게 나타난 것은 그 수치가 1.060으로 미미하게 높을 뿐이며, 실제로 해외 출원을 목표로 하는 허들이라고 할 수 있는 피인용수 1 이상 및 패밀리 출원 국가 수 1 초과인 특허인 경우에는 1보다 낮게 나왔다. 따라서 한국은 PII가 높고 PFS는 낮은 국가로 분류하는 것이 적절할 것이다.

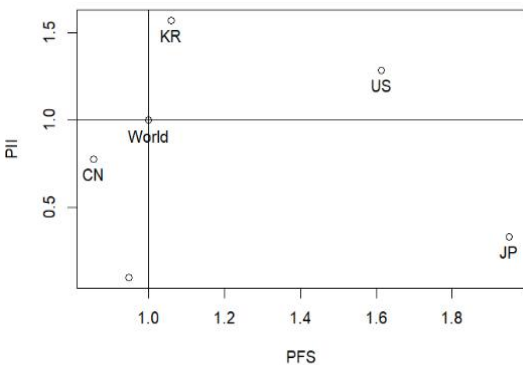


Fig. 2. PII-PFS Positions (All Patents)

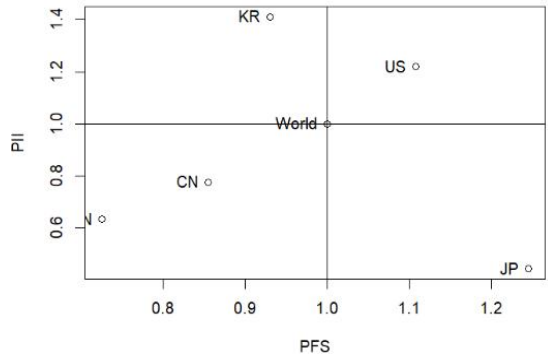


Fig. 3. PII-PFS Positions (Citation ≥ 1, Family > 1)

4.2 국가별 핵심 기술 분야

국가별 핵심 기술을 파악하기 위해 국가별 특허에 동시 출현한 IPC 빈도를 분석하였다. IPC는 섹션, 클래스, 서브 클래스, 메인 그룹, 서브 그룹 등 5단계 계층구조를 가지는데, 모든 계층을 다 고려하면 F24F7/007과 같이 세밀한 기술 분류를 규정할 수 있다. 그러나 그 경우 IPC 분석이 매우 복잡해져서 의미 있는 결과가 도출되기 어려울 수도 있다. 따라서 G06N처럼 섹션과 클래스까지의 4 자릿수를 기준으로 분석을 진행하는 경우가 많으며 [41-42, 46-48], 본 연구에서도 4 자릿수까지 고려하였다. 그리고 같은 섹션 및 클래스라도 인공지능 및 에듀테크 특허는 해당 섹션 및 클래스의 다른 IPC와 구분해 줄 필요가 있다. 예를 들어 에듀테크 특허는 G06Q-050/20인데, 4 자릿수로 줄이면 에듀테크와 기타 기술이 구분되지 않을 수 있다. 따라서 검색에 사용된 인공지능 및 에듀테크 IPC는 아래의 Table 4와 같이 별도로 코딩하였고, 나머지는 모두 4 자릿수로 정리하였다.

Table 4. Codes for AI and Edutech

Full IPC	Code	Meaning
G06N-003*	BLM	AI : Biological Models
G06N-005*	KBM	AI : Knowledge Based Models
G06N-007*	SMM	AI : Specific Mathematical Models
G06N-020*	MCL	AI : Machine Learning
G06N-099*	OTHER	AI : Other Models
G06Q-050/20*	EDU	Edutech

분석 결과로서 Table 5는 국가별 특허 데이터에 동시 출현하는 빈도가 가장 높은 상위 20개 IPC를 보여주며, Table 6는 HHI 지수를 통해 얼마나 특정 IPC에 집중되어 있는지를 보여준다.

전반적으로 세계는 물론 모든 국가에서 EDU가 1~2위인 가운데, 함께 등장하는 IPC에는 국가별 차이가 있다.

우선 중국은 BLM이 1위로 다른 나라보다 높으며, MCL 순위는 다른 국가들보다 약간 낮다. 반면 다른 나라들은 EDU가 1~2위인 가운데 인공지능 및 기타 기술 IPC가 다양하게 분포하고 있으며, 특히 MCL의 순위가 중국의 경우보다 높게 나타나고 있다. 이는 중국이 다른 국가들과는 달리 특히 BLM에 집중하는 것을 보여준다. 이는 Table 6의 집중도 분석 결과에서도 확인할 수 있는데, 특허 수가 844건(Table 1)으로 가장 많으면서도 이들 특허에 등장한 IPC는 32종으로 한국이나 인도보다 오히려 적으며, HHI가 1519.7로 다른 나라들에 비해 높은 가운데 1위 IPC의 비중이 24.9%로 매우 높게 나타난다. 즉 특정 IPC에 집중되어 있다는 것이다. 이상을 바탕으로 중국의 AI-에듀테크 특허들은 주로 BLM(신경망 등 생체 모델) 기반의 AI-에듀테크에 집중하는 것으로 판단할 수 있다.

한국은 EDU가 가장 높은 가운데 중국에 비해 BLM 순위는 낮고, KBM SMM 등도 순위가 낮다. 다만 MCL은 다른 나라와 유사하여, EDU를 중심으로 BLM과 MCL이 높으며, 인공지능 이외의 분류인 G06F(전산 디지털 데이터 처리), G06Q(관리용, 상업용, 금융용, 경영용, 감독용 또는 예측용으로 특히 적합한 데이터 처리 시스템 또는 방법), G09B(교육용 또는 교시용의 기구) 등이 상대적으로 높다. KBM SMM은 다른 국가들에 비해서도 순위가 낮다. 또한 Table 6의 IPC 집중도를 보면, 한국은 1269.8로 분석 대상 5개 국가 중 낮은 수준에 해당하며 1위 IPC의 비중도 20.5%로 낮다. 즉 한국은 KBM과 SMM보다는 MCL, BLM에 집중하면서 다양한 기술과 융합하는 것으로 해석할 수 있다.

미국은 G06Q(관리용, 상업용, 금융용, 경영용, 감독용 또는 예측용으로 특히 적합한 데이터 처리 시스템 또는 방법)이 오히려 EDU보다 높다. 그런 가운데 MCL, KBM의 순위가 높고, BLM과 SMM도 다른 국가들과 비교했을 때 상대적으로 높게 나타난다. 이러한 가운데 HHI(1204.9)와 1위 IPC의 비중(21.3%)도 낮게 나타나고 있다. 이상을 종합할 때 미국은 금융이나 경영 관련 AI-에듀테크에 집중하면서, EDU와 다양한 AI기술을 융합하고 있는 것으로 판단된다.

일본과 인도는 EDU와 함께 G09B(교육용 또는 교시용의 기구) 순위가 높다. 이는 정보통신 및 디지털 기술 기반의 AI-에듀테크보다는 전통적인 교시용 기구에 AI 기

술이나 에듀테크 기술을 적용하는 것으로 추측해 볼 수 있다. 또한 이 두 국가는 AI 기술 중 MCL의 순위가 높은 가운데 KBM과 BLM도 비교적 높은 위치에 있다. 다만 집중도에 있어서는 인도는 낮고 일본은 높은 차이점이 있다. 인도는 HHI(1108.3)와 1위 IPC의 비중(20.2%) 모두 5개 국가 중 가장 낮으며, 일본은 HHI(1693.1)와 1위 IPC의 비중(28.7%) 모두 가장 높다. 이를 통해 볼 때 일본과 인도 공히 AI-에듀테크 기술이 G09B(교시용 기구)를 중심으로 하고 있으나, 인도는 좀 더 다양한 시도를 하는 반면, 일본은 세부적인 분야에 집중하는 것으로 해석할 수 있다.

Table 5. Top 20 IPCs by Country

	WL	CN	KR	US	IN	JP
1	EDU	BLM	EDU	G06Q	EDU	G09B
2	BLM	EDU	G06F	EDU	G09B	EDU
3	G06F	G06F	G06Q	G06F	MCL	MCL
4	G06Q	G06Q	BLM	G09B	G06F	G06Q
5	G06V	G06V	MCL	MCL	G06Q	BLM
6	MCL	G06K	G09B	KBM	KBM	G06F
7	G06K	MCL	G06T	H04L	BLM	KBM
8	G09B	G09B	G10L	BLM	H04L	G06T
9	KBM	KBM	G06V	SMM	A61B	G06K
10	G06T	G10L	H04N	G06K	G06V	G16H
11	G10L	G06T	A61B	H04M	G06T	SMM
12	H04L	H04L	G16H	G10L	G06K	G06V
13	H04N	G16H	G06K	G06V	H04N	H04N
14	G16H	SMM	H04L	H04N	G16H	H04W
15	SMM	H04N	H04M	A61B	H04W	A63B
16	A61B	G08B	A63H	G16H	SMM	-
17	G08B	A61B	KBM	G08B	A63F	-
18	H04M	G07C	SMM	H04W	G07C	-
19	G07C	H04W	G08B	G08G	G03B	-
20	H04W	A63F	G07C	A63F	G10L	-

Table 6. No. and Concentration of IPC by Country

Country	No. of IPC	No. IPC per patent	Share of Top 1 IPC	HHI
World	68	5.05	19.7%	1269.3
CN	32	5.03	24.9%	1519.7
KR	41	4.82	20.5%	1269.8
US	31	6.57	21.3%	1204.9
IN	34	4.96	20.2%	1108.3
JP	15	4.52	28.7%	1693.1

4.3 성과임 및 허들 음이항 분석

가산자료 분석에 사용되는 포아송 회귀분석과 음이항 회귀분석 중, 추정할 모수의 평균과 분산이 동일하다면 포아송 회귀분석을, 만일 분산이 더 큰 과대산포(over dispersion)가 있는 경우에는 음이항 회귀분석 모형을 사

용한다[51]. 이에 본 연구에서는 R의 performance 패키지 내에 있는 check_overdispersion() 함수로 과분산 여부를 분석하여 Table 6에 정리하였다. 여기서 Dispersion Ratio가 1에 가까우면 포아송, 1보다 클수록 음이항 회귀 분석이 적절한데, 모든 데이터에서 유의하게 1보다 크게 나타나 음이항 회귀분석이 적절한 것으로 나타났다.

Table 6. Result of Overdispersion Analysis

Country	Dispersion Ratio	p-value
World	122.096	< 0.001
CN	134.662	< 0.001
KR	26.981	< 0.001
US	8.393	< 0.001
IN	11.204	< 0.001
JP	3.710	< 0.001

음이항 회귀분석 시, 데이터 내 0의 개수가 과다하면 일반적인 음이항 회귀분석(NB; Negative Binomial)보다는 영과잉 음이항(ZINB; Zero-Inflated Negative Binomial) 또는 허들(Hurdle) 음이항 회귀분석을 사용한다. 이들 중 가장 적합한 것을 선택하기 위해서는, 분석 전에 0의 개수가 과다한지 분석하기도 하고, 일단 각 분석을 먼저 실시한 뒤 각 모형의 적합도를 비교하여 결정하기도 한다.

본 연구에서는 모형 적합도를 비교하기 전에 먼저 R의 performance 패키지 내에 있는 check_zeroinflation() 함수를 적용해 보았다. 그 결과 세계, 한국, 미국 데이터는 0이 과다하여 영과잉 또는 허들 음이항 회귀분석이 적절하며, 중국, 인도, 일본 데이터는 일반적인 음이항 회귀분석도 사용할 수 있는 것으로 나타났다.

또한 모형 적합도를 분석하여 비교해 보았는데, 그 결과는 Table 7과 Table 8에 정리하였다. 우선 Table 7에서 AIC, BIC, -2LL 값을 비교해 볼 때 더 낮은 값을 가지는 모형이 더 적합한데, 세계, 중국, 한국, 미국은 모두 허들 음이항 회귀분석이 값들이 낮아 더 적합한 모형인 것으로 나타났다. 인도의 경우 혼재된 결과로서 AIC와 -2LL 측면에서는 허들 회귀분석이, BIC 측면에서는 음이항 회귀분석이 더 좋은 결과가 나왔다. 일본은 모두 영과잉 음이항 회귀분석이 가장 적절한 것으로 나타났다. 이에 Vuong 검정을 통해 인도와 일본에 대해 분석해 Table 8에 정리하였다. 두 개의 모형 비교 시, Vuong의 z값이 양수이고 p값보다 크면, 앞의 모형이 뒤의 모형보다 더 좋은 것으로 판단할 수 있다. 이에 따르면 인도는 허들 모

형이, 일본은 영과잉 음이항 모형이 더 좋은 것으로 보인다. 따라서 결과 해석 시 일본을 제외한 모든 국가(세계, 중국, 한국, 미국, 인도)는 허들 음이항 회귀분석 결과를, 일본은 영과잉 음이항 회귀분석 결과를 보도록 한다.

Table 7. Model Fitness Comparison

		NB	ZINB	Hurdle
World	AIC	15551.54	723.98	709.94
	BIC	15566.99	751.03	736.98
	-2LL	760.27	355.00	348.00
CN	AIC	459.08	414.75	408.03
	BIC	472.08	437.50	430.80
	-2LL	451.08	200.40	197.00
KR	AIC	2264.47	431.70	429.53
	BIC	2276.61	452.91	450.79
	-2LL	447.14	208.80	207.80
US	AIC	1065.48	261.16	254.32
	BIC	1079.30	284.93	278.51
	-2LL	311.67	123.40	120.20
IN	AIC	248.75	254.86	248.71
	BIC	257.92	270.79	264.74
	-2LL	240.75	120.40	117.40
JP	AIC	144.17	122.52	136.88
	BIC	156.47	144.22	158.41
	-2LL	136.17	54.35	61.44

Table 8. Vuong Test

	Vuong z	p-value
IN : Hurdle-NB	1.390418	0.082201
JP : ZINB-Hurdle	1.537609	0.062072

허들 음이항 회귀분석 결과는 Table 9에 정리되어 있다. 허들 음이항 회귀분석 결과는 로짓(Logit)과 카운트(Count)의 두 부분으로 구분된다. 로짓 부분은 독립변수가 한 단위 증가할 때 종속변수가 0인지 아닌지의 가능성을 의미하는 것이며, 카운트 부분은 종속변수가 1 이상인 경우 독립변수가 한 단위 증가할 때 종속변수가 얼마나 변화하는지에 대한 것이다. 예를 들어 세계 데이터에서 AI는 로짓 부분 계수가 0.004595로서 기존(2012~2016)의 AI 기술이 한 단위 증가할 때, 현재(2017~2021)의 AI-에듀테크 기술이 0이 아닐 가능성이 1.005067[=exp(0.004595)]배만큼 이라는 의미이다. 카운트 부분의 경우 기존(2012~2016)의 AI 기술이 한 단위 증가할 때, 현재(2017~2021)의 AI-에듀테크 기술이 1.004606[=exp(0.004595)]만큼 증가함을 의미한다.

Table 9의 결과를 보면, 인도를 제외한 세계, 중국, 한

국, 미국, 일본에서 공히 로짓 계수와 카운트 계수 모두 유의한 결과가 나왔다. 먼저 로짓 부분 결과는 기존(2012~2016)의 AI 및 EDU 기술의 현재(2017~2021)의 AI-에듀테크 기술의 양이 0이 아닐 가능성이 커짐을 의미한다. 카운트 부분 결과는 기존(2012~2016)의 AI 및 EDU 기술의 양이 증가함에 따라 현재(2017~2021)의 AI-에듀테크 기술의 양도 증가함을 보여준다. 인도의 경우 EDU의 로짓 계수만 유의하지 않은 결과가 나왔다.

일본도 인도를 제외한 다른 국가들과 같은 결과가 나왔으나, 적합성 검정 결과 허들 모형보다는 영과잉 음이항 모형이 더 좋은 것으로 나타났으므로, 일본에 대한 영과잉 음이항 회귀분석을 Table 9에 별도로 요약하였다. Table 9를 보면 로짓 결과는 AI와 EDU 모두 유의하지 않았으며, 카운트 결과는 모두 유의한 것으로 나타났다.

Table 9. Result of Hurdle Model

		Logit	Count
World	AI	0.004595 *	0.005054 ***
	EDU	0.102071 ***	0.001862 ***
CN	AI	0.000724 ***	0.001228 ***
	EDU	0.015526 *	0.001402 **
KR	AI	0.025250 **	0.010475 *
	EDU	0.092681 **	0.002613 ***
US	AI	0.010852 ***	0.000854 ***
	EDU	0.698259 ***	0.009687 ***
IN	AI	0.070670 .	0.059040 .
	EDU	0.127680	0.126080 *
JP	AI	0.009515 ***	0.002963 .
	EDU	0.144963 **	0.004416 ***

(*** $p=0.000$, ** $p<0.001$, * $p<0.01$, $p<0.05$)

Table 9. Result of ZINB for Japan

		Logit	Count
JP	AI	-1.832	0.004377***
	EDU	-16.176	0.005446***

(*** $p=0.000$, ** $p<0.001$, * $p<0.01$, $p<0.05$)

이상의 결과를 다시 요약하자면, 로짓 부분 결과 볼 때에는 경로의존성이 있다고 보기 어렵지만, 카운트 부분 결과로 볼 때에는 경로의존성이 나타나는 것으로 정리할 수 있다. 이는 기술의 경로의존성과 관련한 일반적인 예측과는 상반된 결과이다.

그렇다면 이러한 결과는 어떻게 해석해야 할 것인가? 이에 대해서는 다양한 설명이 가능하겠지만, 본 연구에서는 다음과 같은 두 가지로 설명하고자 한다.

첫 번째는 분석 결과를 그대로 받아들이는 것이다. 즉 기존(2012~2016) AI 기술 및 에듀테크 기술 중 현재(2017~2021)의 AI-에듀테크 기술의 기반이 되는 것은 오직 일부에 불과하나, 일단 일부라도 기존의 기술에 기반한 AI-에듀테크 기술이 등장한다면 이는 기존 기술의 경로의존성에 정의 영향을 받는다는 것이다. 우선 로짓 결과만으로 볼 때, 과거 AI 및 EDU 기술이 현재 AI-에듀테크 기술의 등장 여부에 정의 영향을 준다고 보기는 어렵다. 오히려 과거 AI 및 EDU 기술 보유 분야가 현재에 와서는 0이 되는 경우가 많고, 인도나 일본에서처럼 유의한 영향 관계가 존재하지 않은 경우도 있기 때문이다. 이는 현재의 AI-에듀테크 보유 여부가 기존에 보유했던 AI 기술 및 에듀테크 역량에 기반하지 않는다는 의미로, 일반적으로 정의 관계로 이해되는 경로의존성이 존재한다고 보기 어렵다. 반면 카운트 모형은 로짓모형의 결과와 배치되는 것처럼 보인다. 그러나 로짓 분석 결과는 종속 변수가 0이냐 아니냐에 대한 것에 한정된 것인 반면, 카운트 모형 결과는 종속변수가 0이 아닌 경우 어떠한 영향 관계가 있느냐에 대한 것, 즉 종속변수(현재 AI-에듀테크 기술의 IPC 등장 회수)가 1 이상인 경우에 한정된 것이다. 따라서 이러한 점을 고려할 때, 현재 AI-에듀테크 IPC 중 일부가 기존의 AI 및 에듀테크에 기반하여 일단 등장하게 되면, 이는 기존의 AI 및 에듀테크 기술 보유 정도로부터 정의 영향을 받는다고 해석할 수 있는 것이다.

두 번째는, 물론 이 결과에는 다양한 원인이 작용하였을 수 있지만, 분석의 기간 문제로 인해 그러한 결과가 나온 것으로 추측해 보는 것이다. 본 논문의 Fig. 1에서 볼 수 있듯 AI-에듀테크 특허 자체가 최근 극적인 증가세를 보이고 있으며, OECD의 연구에 의하면 AI 분야 특허 역시도 급격히 증가하고 있다[59]. 즉 기술 변화가 빠르게 일어나는 분야로서, 기술 레짐[60]이라는 관점에서 볼 때 장기간에 걸친 기술의 축적이 이루어지기보다는 새로운 기회에 빠르게 도전하는 경우가 많은 상황이라고 추측할 수 있다. 따라서 전반적으로는 짧은 기간 내에서의 기존 보유 기술과 현행 기술 간 경로의존성이 포착되지 않았을 가능성이 있는 가운데(로짓), 일부 기술에 한해서만 경로의존성이 나타났을 수가 있다(카운트). 이에, 충분한 기간을 고려할 필요가 있는 기술경쟁력 분석과 별도로, 분석 기간을 조정하여 경로의존성을 재탐색해 볼 필요가 있다.

5. 결론

본 연구는 AI-에듀테크 분야의 특허 통계를 분석하여 국가 간 경쟁력 현황을 살펴보고, 현행 AI-에듀테크 기술에 대한 기존 AI 및 교육 기술의 영향을 분석하고자 하였다. 이를 위해 우선 웹은 데이터베이스로부터 2017년부터 2021년까지 출원된 모든 AI-에듀테크 특허 1,440건을 수집하여 특허 통계 분석을 실시하였고, 국제특허분류코드(IPC) 분석을 통해 국가별 핵심 기술을 분석해 보았다. 또한 이들 AI-에듀테크 특허의 기술에 대한 2012년부터 2016년까지의 AI 특허(19,900건) 및 교육 특허(6,380건) 기술의 영향을 허들 음이향 회귀분석으로 살펴 보았다.

특허 통계 분석 결과, 특허활동력 측면에서는 중국이 가장 많은 특허 수를 보였으며, 그다음으로는 한국, 미국, 인도, 일본 순이었다. 특히 중국의 특허 수가 압도적으로 많으며, 한국도 두 번째로 많은 특허를 출원함으로써 특허 활동이 상당히 활발한 점을 확인할 수 있었다. 기타 미국과 일본은 상대적으로 적은 활동력을 보였고, 인도가 네 번째로 많은 특허를 출원하고 있는 것도 이 분야의 특징이라고 볼 수 있다.

특허영향력과 시장확보력 분석 결과 국가별 차이점이 발견되었다. 미국은 특허영향력과 시장확보력이 모두 높고, 일본은 특허영향력은 낮으나 시장확보력은 높고, 한국은 특허영향력이 높은 반면 시장확보력이 낮은 특징을 보인다. 중국과 인도는 특허 영향력과 시장확보력이 모두 낮게 나타났다.

국제특허분류 분석 결과, 중국의 AI-에듀테크 특허들은 주로 신경망 등 생체 모델 기반의 AI-에듀테크에 집중되어 있고, 한국은 머신러닝과 생체모델 기반의 AI에 집중하면서 다양한 기술과 융합하는 것으로 보이며, 미국은 금융이나 경영 관련 AI-에듀테크에 집중하면서, 다양한 AI기술을 융합하고 있는 것으로 판단된다. 이외에 일본과 인도는 교시용 기구를 중심으로 한 AI-에듀테크에 초점을 두고 있으나, 인도는 좀 더 다양한 시도를 하고 있는 반면, 일본은 세부적인 분야에 집중하는 결과가 나왔다.

마지막으로 AI-에듀테크 기술이 AI와 에듀테크의 융합이라는 관점에서 과거(2012~2016년)의 AI 및 교육 특허 기술이 현재(2017~2021) AI-에듀테크에 영향을 미치지 허들 음이향 분석으로 분석하였다. 그 결과 기존 AI 및 에듀테크 특허 기술을 보유하고 있다고 현재 AI-에듀테크

기술의 등장으로 이어지는 것은 아니나, 일단 일부라도 기존의 기술에 기반한 AI-에듀테크 기술이 등장한다면 이는 기존 기술로부터 영향을 받는 것으로 나타났다. 이렇게 부분적으로만 경로의존성이 나타나기는 하였으나, 이 분야 경로의존성을 기각하기보다는, 별도의 경로의존성 분석이 추가적으로 수행될 필요가 있음을 지적하고자 한다.

이러한 결과로부터의 시사점은 다음과 같다. 첫째, 한국은 특허활동력 수준이 두 번째로서 심지어 미국, 인도, 일본보다 높지만, 중국의 절반 내외 수준에 불과한 만큼 이 분야 기술 혁신을 더욱 촉진할 필요가 있다. 물론 절대적인 국가 규모 문제가 있기는 하나, 향후 AI 패러다임에서 주도권을 잃지 않기 위해서는, 특허의 양적 부분에도 적극적인 대응이 필요하다. 둘째, 한국 AI-에듀테크 특허의 국제 출원을 촉진함으로써 시장확보력 측면을 보완할 필요가 있다. 한국 특허들은 특허영향력 측면에서는 뛰어나지만 시장확보력 측면에서는 뒤떨어지고 있다. 미국은 특허영향력과 시장확보력 모두 우수하고, 일본이 특허활동력 및 특허영향력 수준은 높지 않더라도 시장확보 측면이 뛰어나다는 점과 대비된다. 국가 간 경계를 넘는 경쟁이 벌어지고 있는 현 상황을 고려할 때, 해외시장 출원 확대가 시급하다. 셋째, AI-에듀테크의 기반이 되는 AI와 에듀테크에 대한 역량 확충이 중요하다. 연구 결과에서, 과거 AI 및 교육 특허 기술의 보유 여부가 현재 AI-에듀테크 기술의 등장 여부 자체에 긍정적 영향을 준다고 보기는 어려우나, 일단 AI-에듀테크 기술이 등장하면 그 정도는 과거 AI 및 교육 분야 기술에 영향을 받는다. 따라서 AI-에듀테크 분야 기술의 기반이 되는 AI 및 에듀테크 분야에 대한 역량을 향상시키고, 이를 AI-에듀테크에 다각도로 활용할 수 있는 방안 마련이 필요하다. 넷째, 이상의 시사점과 관련하여, AI와 에듀테크 분야 역량을 갖추고 AI-에듀테크 분야 혁신을 선도할 수 있는 인력 양성이 필요하다. 예를 들어 최근 국내에 AI융합교육학 전공을 개설하는 대학이 확대되고 있는데, 이 분야 전공 교육을 강화함은 물론 혁신전략 및 비즈니스 등 기술혁신 관련 교육까지 강화하는 것이 하나의 방안이 될 수 있을 것이다.

본 연구의 의의와 한계는 다음과 같다. 우선 학술적으로 볼 때 기술경쟁력 분석의 일환으로 경로의존성을 고려하였으며, 이를 위해 허들 음이향 회귀분석의 활용하였다는 의의가 있다. 특허에 기반한 기술경쟁력은 본 연구에서 사용한 특허활동력, 특허영향력, 시장확보력 등 횡단

적 관점의 지표가 주로 사용되는데, 본 연구에서는 경로 의존성이 기술경쟁력의 기반이 된다는 관점에서[14] 이를 분석에 포함하였다. 또한 이를 위한 허들 음이항 분석은 부분적으로 경로의존성을 지지하였으며, AI-에듀테크와 같이 빠르게 발전하는 분야에서는 별도의 경로의존성 분석이 필요하다는 추가 연구의 필요성도 도출하였다는 데에도 의의가 있다. 그리고 실무적으로는 AI와 그에 대한 교육이 이슈인 상황에서, 특허 자료를 바탕으로 AI-에듀테크 분야 국가별 기술경쟁력 분석을 시도해 시사점을 도출하였다는 데 의의가 있다.

그러나 본 연구에는 다음과 같은 한계도 존재한다. 첫째, 특허가 모든 혁신을 다 보여주지는 않는다. 학계에서는 모든 특허를 다 혁신이라고 보지도 않으며, 기업들은 모든 혁신을 다 특허로 출원하지도 않는다[38]. 다만 현실적으로 특허가 기술 혁신에 대한 가장 대표적인 데이터로서 기간 많은 연구에서 사용되어 왔을 뿐이다[38]. 따라서, 본 연구의 특허 분석을 참고하되, 특허로 살펴보기 어려운 측면에 관한 다양한 연구가 필요할 것이다. 둘째, 본 연구의 분석은 특정 국가로의 편향성 문제로부터 자유롭지 못하다. 국제 수준의 특허 분석 시에는 주로 미국 특허를 모집단으로 하는 경우가 많으나, AI-에듀테크의 경우 미국 특허청에 출원된 특허의 수가 많지 않아 수집 가능한 모든 국가의 특허청 데이터를 다 수집하였다. 이로 인해 중국 등 규모가 큰 국가의 특허활동력이 높게 나왔을 가능성이 있다. 향후 AI-에듀테크 분야 특허 수가 늘어나면, 특정 국가로의 편향성을 제거한 별도의 연구를 수행해 볼 필요가 있다. 셋째, 본 연구에서는 5년 단위로 과거 AI 및 교육 기술이 현재의 AI-에듀테크 기술에 영향을 미치는지를 검증해 보았는데, 이 분야 기술의 발전 속도가 빠른 것을 고려하여, 향후 경로의존성과 관련한 별도의 연구를 수행해 볼 필요가 있다.

REFERENCES

- [1] C. Lim, Y. Han, J. Chae, Z. Li, & D. Lee (2023). Analysis of EduTech Utilization in Teacher Training Institutions and Classification System of EduTech, *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 26(4), 77-87. DOI : 10.32431/kace.2023.26.4.008
- [2] Seo, B. (2021). EduTech, and 'A Place Called School'. *Proceedings of the Korean Society for the Study of Sociology of Education*, 59-82.
- [3] H-R. Kim, J-H. Kim, J-H. Kim, S-M. Noh, & J-H. Park. (2024). Study on Mitigating Educational Disparities Using AI-based EdTech: Focusing on Korean Language and Mathematics Subjects. *Journal of Digital Contents Society*, 25(1), 279-290. DOI : 10.9728/dcs.2024.25.1.279
- [4] Y. H. Pack & D. Kim. (2023). EduTech: Topic modeling of newspaper, *The Journal of Korea Open Association for Early Childhood Education*, 28(4), 139-158. DOI : 10.20437/KOAECE28-4-06
- [5] A. Daniluk (2019). *EdTech innovation in China's educational market - lessons Poland should learn from*, Master's Thesis, Warsaw: Warsaw School of Economics. <http://pchrb.pl/wp-content/uploads/2021/02/Andrzej-Daniluk-mgr-Prywatnoprawne-aspekty-kolejowego-transportu-towarowego-miedzy-Urania-Europejska-a-Chinami.pdf>
- [6] V. V. Timchenko, S. Y. Trapitsin, & Z. V. Apevalova (2020). Educational Technology Market Analysis, *2020 International Conference Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies (I&MQ&IS)*, Yaroslavl, Russia, pp. 612-617. DOI: 10.1109/ITQMIS51053.2020.9322982.
- [7] X. Wan (2021). A study on the current development of Artificial Intelligence in education industry in China, *Proceedings of the 2021 7th International Conference on Education and Training Technologies*, April 2021, pp.28-5. DOI: 10.1145/3463531.3463536
- [8] P. A. David (1985). Clio and Economics of QWERTY. *The American Economic Review*, 75(2), 332-337.
- [9] R. W. Rycroft & D. E. Kash (2002). Path dependence in the innovation of complex technologies. *Technology Analysis & Strategic Management*, 14(1), 21-35.
- [10] H. Kang, J. Song, & K. Lee (2012). When and How Can Latecomers' Path-creating Catch-up Be Successful?: A Case Study on Interchangeable-lens Camera Industry, *Journal*

- of Strategic Management*, 15(3), pp.95-135.
- [11] J. H. Rhee, & J. W. Yang (2015). The Creation of Firm Competitiveness through R&D Investment: The Roles of Path Dependence and Resource Characteristics, *Journal of Strategic Management*, 18(3), pp.71-96.
- [12] R. Boschma & G. Capone (2015). Institutions and diversification: Related versus unrelated diversification in a varieties of capitalism framework. *Research Policy*, 44, 1902-1914.
DOI : 10.1016/j.respol.2015.06.013
- [13] G. Park & D. Kim (2023). A study of factors influencing the innovation type of climate change-related technology in local industries. *Journal of the Korean Geographical Society*, 58(3), 199-216.
DOI : 10.22776/kgs.2023.58.3.199
- [14] P. Patel, & K. Pavitt (1997). The Technological Competencies of the World's Largest Firms: Complex and Path-dependent, but not much variety. *Research Policy*, 26(2), pp.141-156.
- [15] H-J. Han, K. J. Kim, & H. Kwon. (2020). The Analysis of Elementary School Teachers' Perception of Using Artificial Intelligence in Education. *Journal of Digital Convergence*, 18(7), 47-56.
DOI : 10.14400/JDC.2020.18.7.047
- [16] L. Kim. (2024). Narrative Inquiry on High School Teachers' Concerns and Expectations about AI Convergence Classes. *The Journal of Curriculum Studies*, 42(1), 161-188.
DOI : 10.15708/KSCS.42.1.7
- [17] K-O. Park, M. W. Ok, & J. Kim. (2023). Special Education Teachers' Implementation Experiences and Perceptions of AI Education for Students with Disabilities: Focusing on AI Education Leading Schools. *Journal of Intellectual Disabilities*, 25(4), 57-86.
DOI : 10.35361/KJID.25.4.3
- [18] H-S. Lee & J. W. You. (2024). Exploring College Students' Educational Experiences and Perceptions of Generative AI : The case of A University. *The Journal of the Korea Contents Association*, 24(1), 428-437.
DOI : 10.5392/JKCA.2024.24.01.428
- [19] H. Lee. (2024). A study on the perception of elementary school students and their parents on English class using Edutech. *The Linguistic Association of Korea Journal*, 32(1), 21-49.
DOI : 10.24303/lakdoi.2024.32.1.21
- [20] S. You. (2024). Exploring the Direction of AI Education in Elementary School Curriculum. *The Journal of Elementary Education*, 37(2), 23-47.
- [21] T-J. Seong, K. Si, & Y-J. Choi. (2024). Paradigm shift and the future direction of educational assessment in the era of generative AI. *Journal of Educational Evaluation*, 37(1), 1-28.
DOI : 10.31158/JEEV.2024.37.1.1
- [22] B. Kim, J. Choi, K. Lee, & M. Kim. (2023). A Study on the Development of Online K-Dance Program based on Edutech. *Asian Journal of Physical Education and Sport Science*, 11(3), 71-86.
DOI : 10.24007/ajpess.2023.11.3.071
- [23] E. Lim, M. Lim, M. Jeon, & C. Lim. (2024). Development of Instructional Systems Design Model for a Cross-Curricular AI Convergence Class to Improve Data Literacy. *The Journal of Educational Information and Media*, 30(1), 155-179.
DOI : 10.15833/KAFEIAM.30.1.155
- [24] W-S. Shin. (2020). Exploring the Possibility of AI Convergence Science Education in Motion and Energy. *Journal of Energy and Climate Change Education*, 10(1), 73-86.
DOI : 10.22368/ksece.2020.10.1.73
- [25] S. H. Baek, & J. W. You. (2024). Development of AI convergence education program for elementary school students and analysis of learning effectiveness. *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 27(2), 75-87.
DOI : 10.32431/kace.2024.27.2.007
- [26] A. Byun & H. Kim. (2022). The Effect of Design Classes Using Artificial Intelligence in the Era of COVID-19 on Social Responsibility of High School Students. *Archives of Design Research*, 35(4), 251-266
DOI : 10.15187/adr.2022.11.35.4.251
- [27] O. S. Ha, S. Y. Kim, E. S. Go, & C. K. Park. (2024). A Study on College Students' Perceptions

- of Satisfaction and Learning Outcomes using the AI-based Adaptive Learning Platform (ALEKS). *Journal of Educational Innovation Research*, 34(1), 249-273.
DOI : 10.21024/pnuedi.34.1.202403.249
- [28] Y. Kim, S. Kim, & K-L. Cho. (2024). Press Analysis on AI Education Using News Big Data. *The Journal of Educational Information and Media*, 30(1), 27-53.
DOI : 10.15833/KAFEIAM.30.1.027
- [29] Y. S. Lee. (2024). Analyzing trends in AI education using machine learning and CONCOR techniques. *The Journal of Korean Association of Computer Education*, 27(1), 227-232.
DOI : 10.32431/kace.2024.27.1.017
- [30] S. Baek & N. Han. (2021). An Analysis and Implication of Edu-Tech Industry in China. *Korean Journal of Comparative Education*, 31(1), 31-54 (24 pages)
DOI : 10.20306/kces.2021.31.1.31
- [31] J. Shim & D. Kwon. (2020). Development of Artificial Intelligence Education Content to Classify Emotion of Sentences for Elementary School. *Journal of The Korean Association of Information Education*, 24(3), 243-254.
DOI : 10.14352/jkaie.2020.24.3.243
- [32] I-A. Chounta, E. Bardone, A. Raudsep, & M. Pedaste (2021). Exploring Teachers' Perceptions of Artificial Intelligence as a Tool to Support their Practice in Estonian K-12 Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32, pp.725-755.
DOI: 10.1007/s40593-021-00243-5
- [33] T. Nazaretsky, M. Ariely, M. Cukurova, & G. Alexandron (2022). Teachers' Trust in AI-Powered Educational Technology and a Professional Development Program to Improve It. *British Journal of Educational Technology*, 53(4), pp.914-931.
DOI: 10.1111/bjet.13232
- [34] P. Rodway, & A. Schepman (2023). The Impact of Adopting AI Educational Technologies on Projected Course Satisfaction in University Students. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5, pp.1-12.
DOI: 10.1016/j.caeai.2023.100150
- [35] A. Guilherme (2019). AI and Education: The Importance of Teacher and Student Relations. *AI & Society*, 34, pp.47-54.
DOI: 10.1007/s00146-017-0693-8
- [36] K. Zhang, & A. B. Aslan (2021). AI Technologies for Education: Recent Research & Future Directions. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, pp.1-12.
DOI: 10.1016/j.caeai.2021.100025
- [37] X. Zhai, X. Chu, C. S. Chai, M. S. Y. Jong, A. Istenic, M. Spector, J-B. Liu, J. Yuan, & Y. Li (2021). A Review of Artificial Intelligence (AI) in Education from 2010 to 2020. *Complexity*, 2021(8812542), pp.1-18.
DOI: 10.1155/2021/8812542
- [38] K. Smith. (2005). Measuring Innovation. In J. Fagerberg, D. C. Mowery, R. R. Nelson.(eds). *The Oxford Handbook of Innovation*. Oxford : Oxford University Press.
- [39] S-N. Lim & J-S. Park. (2022). A study on the trend of patent application and new material development by era of wigs. *Journal of Industrial Convergence*, 20(6), 117-123.
DOI : 10.22678/JIC.2022.20.6.117
- [40] W-S. Choi, J-Y. Kim, J-H. Lee, & S-H. Choi. (2023). 6G Technology Competitiveness and Network Analysis: Focusing on GaN Integrated Circuit Patent Data, *Industrial Convergence*, 21(3), 1-15.
DOI : 10.22678/JIC.2023.21.3.001
- [41] I. Ji. (2023). Analyzing Technology Competitiveness and Core Technologies by Countries in the Safety Technologies Sectors Using Patent Statistics and Co-Classification Networks. *Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 24(4), 600-609.
DOI : 10.5762/KAIS.2023.24.4.600
- [42] S. H. Yoon & I. Ji. (2019). Analyzing Technology Competitiveness by Country in the Semiconductor Cleaning Equipment Sector Using Quantitative Indices and Co-Classification Network. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10(11), 85-93.
DOI : 10.15207/JKCS.2019.10.11.085
- [43] KIIP (2012). *Development of Indicators for IP Competitiveness and Characteristics*. Seoul :

- Korea Institute of Intellectual Property.
- [44] K. W. Seo (2011). *Development and Application of Research Methods for Technology Level Evaluation Using Patent Information*, SEOUL : Korea Institute of S&T Evaluation and Planning (KISTEP).
https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&ved=2ahUKEwjA_PWz1JGGAXTzTQHXY8B61QFnoECBUQAQ&url=https%3A%2F%2Fwww.kistep.re.kr%2FboardDownload.es%3Fbid%3D0031%26list_no%3D35096%26seq%3D2595&usg=AOvVaw3CSRxpw-0kxzBXkAHg4WHw&opi=89978449
- [45] Y. Kim. (2022). A Study on IPC Code Quantitative Assignment Method. *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, 32(5), 374-378.
 DOI : 10.5391/JKIIS.2022.32.5.374
- [46] N. Yun & I. Ji. (2019). An analysis of patent co-classification network for exploring core technologies of firms: an application to the foldable display sector. *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, 20(4), 382-390.
 DOI : 10.5762/KAIS.2019.20.4.382
- [47] J-S. Noh & I. Ji. (2019). A Comparative Analysis of Convergence Types and Technology Levels of Polymer Technologies in Korea and Other Advanced Countries: Utilizing Patent Information. *Journal of the Korean Convergence Society*, 10(3), 185-192.
 DOI : 10.15207/JKCS.2019.10.3.185
- [48] T-Y. Park, H. Lim, & I. Ji. (2018). Identifying potential users of technology for technology transfer using patent citation analysis: a case analysis of a Korean research institute. *Scientometrics*, 116, 1541-1558.
 DOI : 10.1007/s11192-018-2792-9
- [49] J. Kim, C-Y. Lee, & Y. Cho. (2016). Technological diversification, core-technology competence, and firm growth. *Research Policy*, 45(1), 113-124.
 DOI : 10.1016/j.respol.2015.07.005
- [50] J-J. Jung & D-H. Lee (2020). A study on convergence innovation trends of power-digital transformation technology through IPC network analysis. *Korea Business Review*, 24 (Special Issue), 87-103.
 DOI : 10.17287/kbr.2020.24.0.87
- [51] G. Kim & B-K. Kim (2021). A Study on the Factors Influencing Technology Transfer in the Agricultural Sector. *Journal of Korea Technology Innovation Society*, 24(3), 461-476.
 DOI : 10.35978/jktis.2021.6.24.3.461
- [52] M-C. Hu, M. Pavlicova, & E. V. Nunes (2011), Zero-inflated and hurdle models of count data with extra zeros: Examples from an HIV-risk reduction intervention trial. *American Journal of Drug and Alcohol Abuse*, 37(5), 367-375.
 DOI : 10.3109/00952990.2011.597280
- [53] S. Jung & S. Lee (2024). Analysis of Urban Environment Factors Affecting the Occurrence of Vacant Houses in Seoul, Korea. *Journal of Korea Planing Accociation*, 59(1), 143-160.
 DOI : 10.17208/jkpa.2024.02.59.1.143
- [54] S. H. Jang & J. Y. Chung (2019). An Analysis of Factors Affecting Delinquency of Students in Middle School Using Zero-Inflated Negative Binomial Regression Model. *Journal of Education & Culture*, 25(6), 595-618.
 DOI : 10.24159/joec.2019.25.6.595
- [55] H. Chun (2017). Fit of the number of insurance solicitor's turnovers using zero-inflated negative binomial regression. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 28(5), 1087-1097.
 DOI : 10.7465/jkdi.2017.28.5.1087
- [56] J. Park (2014). The selection and decision in R&D and patents: a hurdle negative binomial approach. *Journal of Korea Technology Innovation Society*, 17(3), 449-466.
- [57] J. S. Long, & J. Freese (2005). *Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata*, 2nd Edition. Stata Press.
- [58] H. Fujii & S. Managi (2018). Trends and priority shifts in artificial intelligence technology invention: A global patent analysis. *Economic Analysis and Policy*, 58, 60-69.
 DOI : 10.1016/j.eap.2017.12.006
- [59] F. Calvino, C. Criscuolo, H. Dernis, & L. Samek (2023). *What Technologies Are at the Core of AI? An Exploration Based on Patent Data*. OECD Publishing.

[60] S. Breschi, F. Malerba, & L. Orsenigo (2000). Technological Regimes and Schumpeterian Patterns of Innovation. *The Economic Journal*, 110, pp.388-410.

지일용(Ilyong Ji)

[정회원]



- 2005년 9월 : 영국 Sussex대학교 SPRU (과학기술정책-산업혁신분석 석사)
- 2012년 8월 : KAIST 경영과학과 (경영학 박사)
- 2012년 7월 ~ 2013년 8월 : 산업연구원 부연구위원

- 2013년 9월 ~ 현재 : 한국기술교육대학교 교수
- 관심분야 : 기술경영, 과학기술정책
- E-Mail : iyji@koreatech.ac.kr

배현영(Hyun-Young Bae)

[정회원]



- 2015년 2월 : 영남대학교 수학교육과(이학학사)
- 2024년 2월 : 한국기술교육대학교 AI융합교육과(공학석사)
- 2024년 3월 ~ 현재 : 서강대학교 메타버스학과(메타버스 박사과정)

- 관심분야 : 에듀테크, AI융합교육
- E-Mail : youg989@hanmail.net