

RESEARCH ARTICLE

Prediction of Industrial Property Rights Applications using Vector Autoregressive Model

Byeongdeuk Jang¹, Hyukjoon Kim²

¹Associate Research Fellow, Korea Institute of Intellectual Property, Republic of Korea

²Research Fellow, Korea Institute of Intellectual Property, Republic of Korea

*Corresponding Author: Hyukjoon Kim (h.kim@kiip.re.kr)

ABSTRACT

This study predicts the volume of industrial property applications using a vector autoregressive (VAR) model that incorporates macroeconomic factors such as economic growth, R&D, inflation, and interest rates. By experimenting with multiple variable combinations, 24 VAR models were derived, and the optimal model with the smallest prediction error was selected based on the forecast accuracy measured by the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Using this optimal VAR model, we forecast industrial property applications for the next ten years (2023-2032). The results indicate that industrial property applications are projected to increase annually by 5.01%, with patents increasing by 3.61%, utility models decreasing by 3.29%, designs increasing by 0.72%, and trademarks increasing by 1.96%.

KEYWORDS

vector autoregressive model, time series analysis, patent, design, trademark, prediction



Open Access

Citation: Jang B, Kim H. 2024. Prediction of Industrial Property Rights Applications using Vector Autoregressive Model. The Journal of Intellectual Property 19(2), 143-160.

DOI: <https://doi.org/10.34122/jip.2024.19.2.7>

Received: March 28, 2024

Revised: May 12, 2024

Accepted: May 29, 2024

Published: June 30, 2024

Copyright: © 2024 Korea Institute of Intellectual Property

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

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



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

원저

벡터자기회귀모형(VAR)에 의한 산업재산권 출원량 예측

장병득¹, 김혁준²

¹한국지식재산연구원 부연구위원, ²한국지식재산연구원 연구위원

*교신저자 : 김혁준 (h.kim@kiip.re.kr)

차례

1. 서론
2. 산업재산권 출원동향 및 관련 선행연구
3. 산업재산권 출원량 예측
 - 3.1. 벡터자기회귀모형
 - 3.2. 데이터
 - 3.3. 기초통계량 및 상관관계
 - 3.4. 단위근 검정
 - 3.5. 예측 정확도 검증
 - 3.6. 산업재산권 출원량 예측 결과
4. 결론

국문초록

본 연구는 경제성장, R&D, 물가, 금리 등 거시경제 환경 요인들을 고려하여 벡터자기회귀모형(Vector Autoregressive Model, VAR) 분석을 실시함으로써 산업재산권 출원량을 예측한다. 이를 위해 권리별 출원건수와 GDP, 물가, 금리, 연구개발비 등의 거시경제 데이터를 수집하여 변수화한 후 해당 변수들이 출원량 변동 요인 변수인지 검토하였다. 만약 출원량 예측 모형에 포함시킬 변수로 판단되면, 각 변수의 시계열 안정성을 ADF 검정과 PP 검정을 통해 확인하였다. 이 때, 시계열 데이터에 단위근이 존재할 경우에는 차분을 통해 시계열 데이터를 정상화하였다. 이런 과정을 거쳐 복수개의 변수 조합에 따른 24개의 VAR 모형을 도출하였고 각각에 대해 최근 5년간(2018~2022년)의 표본내예측을 수행하였다. 각 VAR 모형의 예측 정확도로서 평균절대비오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 산출하였고, MAPE가 가장 작은 모형을 최적 예측모형으로 선정하여 향후 10년(2023~2032년)의 출원량을 예측하였다. 예측 결과 전체 산업재산권은 연평균 5.01% 증가하는 것으로 나타났고, 권리별로는 특허 3.61%, 실용신안 -3.29%, 디자인 0.72%, 상표 1.96% 증가하는 것으로 나타났다.

주제어

벡터자기회귀모형, 시계열분석, 특허, 디자인, 상표, 예측

1. 서론

산업재산권 출원 증감은 산업재산권 주무부처이자 산업재산권 출원, 심사, 등록 수수료를 기반으로 운영 중인 특허청의 조직, 인력, 예산에 영향을 미친다. 이는 다시 산업재산권 심사처리 기간에 영향을 미칠 수 있고 결국 혁신 기업들의 안정적, 효율적 권리확보에 영향을 미칠 수 있다. 따라서, 산업재산권 출원량 증감을 정밀히 예측하여 특허청의 조직, 인력, 예산에 반영토록 하는 것은, 대한민국의 혁신 수호를 위해 필수적 과제라 할 수 있을 것이다.

산업재산권 출원량을 정교하게 예측하기 위해서는 우선 산업재산권 출원건수에 영향을 미치는 요인 변수를 식별하고 이들 변수를 기반으로 출원건수를 예측하는 것이 필요하다. 최근 4차 산업혁명, 디지털전환, 코로나 19 등 일련의 사회경제적 격변기 속에서 우리나라의 산업재산권 출원건수는 지속적으로 증가하고 있다. 특허청의 지식재산권 통계¹⁾에 따르면 2000년 28만건 정도였는데 2021년에 거의 두 배 수준에 도달한 상황이다. 이러한 출원 증가의 원인으로 인공지능(AI) 등 신기술의 등장에 따른 중소기업의 특허출원 증가²⁾(김혁준, 2021), 창업기업의 증가에 따른 상표출원 증가³⁾(김혁준, 2022) 등을 꼽기도 하지만 그것만으로 산업재산권 출원건수 변화를 설명하기엔 뭔가 부족해 보인다. 특히, 산업재산권 출원건수가 대체로 시간의 증가에 따라 상승 추세를 보이고 있으나 중간에 경기변동(business cycle)에 영향을 받는 것으로 보여 지는 점을 설명할 필요가 있다.

이에 본 연구는 거시경제 환경 변수들을 고려한 산업재산권 출원량 예측 모델을 발굴하고 검증하여 특허청의 중장기 산업재산정책 수립을 지원할 수 있는 보다 정확한 출원량 예측 결과를 제시하는 것을 목적으로 한다. 예측 대상은 특허, 실용신안, 디자인, 상표의 출원건수이며, 분석 모형은 경제성장, 연구개발비, 연구개발인력, 물가, 금리 등의 요인을 반영하여 모형의 예측력을 제고하고자 하였다.

이를 위해 본 연구는 먼저 산업재산권 출원량 예측 관련 기존 연구를 검토하여 출원량 예측에 활용된 모형 및 방법론을 정리하고, 권리별 출원건수 자료와 국내총생산(GDP), 물가, 금리 등 거시경제 환경변수 자료를 수집한다. 수집된 자료에 대해 기초통계 분석과 변수간 상관관계분석을 실시함으로써 해당 변수들이 출원량 변동 요인 변수인지 검토하였다. 만약 출원량 예측 모형에 포함시킬 변수로 판단되면, 각 변수의 시계열의 정상성을 검정하기 위해 단위근 검정을 실시하였다. 이 때, 시계열 데이터에 단위근이 존재할 경우에는 차분을 통해 시계열 데이터를 정상화하였다. 다음으로 본 연구는 정상성이 확인된 시계열 변수들을 조합하여 구축한 24개의 벡터자기회귀모형(Vector Autoregressive Model, VAR) 분석을 실시한다. 각각의 모형에 대해 최근 5년 기간(2018~2022년) 동안의 표본내예측을 수행한 후 예측 정확도가 가장 우수한 모형을 최적 예측모형으로 선정하고, 해당 모형을 활용하여 향후 10년(2023~2032년)의 권리별 출원량을 예측하였다. 마지막으로 본 예측 모형 개선과 고도화를 위해 필요한 사항을 제시한다.

2. 산업재산권 출원동향 및 관련 선행연구

산업재산권 출원건수는 대체로 시간의 증가에 따라 상승 추세를 보이고 있다. 먼저 <그림 1>은 산업재산권 출원건수의 시계열 동향을 보여주고 있는데, 총 출원건수가 꾸준히 상승하고 있

* 본 연구는 특허청의 '2023년 산업재산데이터 통합분석 연구 사업'의 일환으로 수행됨

1) 특허청, "지식재산권 통계", 지식재산통계서비스(IPSS), <<https://ipstat.kiip.re.kr/cmm/main/mainPage.do>>, 검색일: 2023. 3. 24.

2) 김혁준, "국내외 특허 출원 동향 및 출원량 증감 요인 심층분석", 특허청, 2021, pp. 47-54.

3) 김혁준, "한국기업의 상표출원 결정요인 및 경제효과 분석", 한국지식재산연구원, 2022, pp. 9-12.

음을 확인할 수 있다. 구체적으로, 1998년 IMF 외환위기 기간 총 출원건수는 25만여건에서 18.5만여건까지 하락하였으며, 이후 다시 상승 추세로 전환하면서 2019년에는 50만건을 돌파하였다. 1980년부터 2022년까지 평균적으로 매년 27.9만건 정도의 산업재산권이 출원된 것으로 파악되었다. 권리별 출원건수를 살펴보면, 특허와 상표의 출원건수가 총 출원건수의 대부분으로 꾸준한 증가세를 보여주었다. 특허의 경우는 매년 평균 11.2만여 건, 상표는 10.5만여 건 정도가 출원된 반면, 실용신안과 디자인권은 각각 평균 2.3만, 3.9만 여건이 출원되어 그 비중이 작았다. 특히 실용신안은 2003년 이후부터 출원량이 계속해서 하락하고 있는 추세이다.

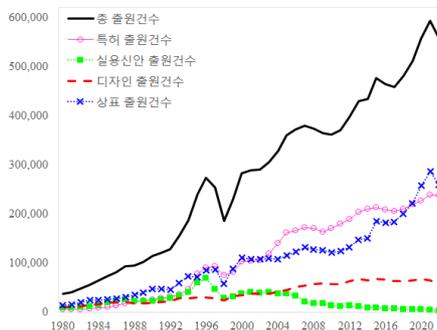
대체로 산업재산권 출원 및 등록 건수는 꾸준한 상승 추세를 보이고 있으나 거시경제 기본상황(macroeconomic fundamentals)이 반영된 경기변동에 영향을 받는 것으로 보여진다. 따라서, 대표적인 거시경제 지표인 경제성장률과 물가(인플레이션), 그리고 금리의 시계열 동향을 살펴볼 필요가 있다. 먼저 <그림 2>의 실질 GDP와 산업재산권 출원건수를 보면 모두 비슷한 움직임을 보이고 있다는 것을 확인할 수 있다. 권리별로 살펴보면, 실용신안을 제외하고 모든 권리별 출원건수 역시 상승 추세를 보이고 있어 산업재산권 출원량은 경기순행적이라고 해석할 수 있다. 따라서 산업재산권 출원량 결정에 있어 GDP가 주요 변수가 될 수 있음을 알 수 있다.

<그림 3>은 소비자물가지수와 산업재산권 출원건수의 시계열 동향을 보여주는데, 소비자물가지수 역시 상승 추세로 산업재산권 출원량과 비슷한 움직임을 보이고 있어, 산업재산권 출원량을 결정하는 주요 변수가 될 수 있는 가능성을 확인할 수 있다.

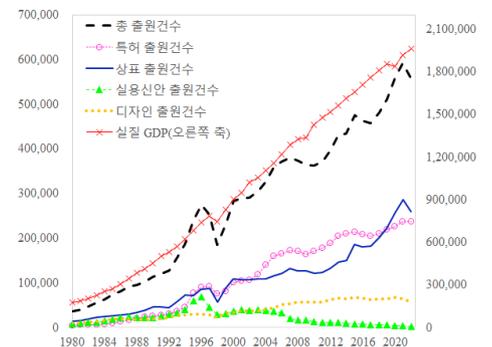
금리의 경우 <그림 4>에서 제시하였듯 하락하고 있는 추세로, 1998년 외환위기 기간과 2008년 글로벌 금융위기 기간 급격한 하락세를 보였으며 최근에는 러시아-우크라이나 전쟁으로 원자재 가격이 상승함에 따른 물가상승의 대응으로 증가하였다. 이는 산업재산권 출원건수와는 반대의 움직임을 보이고 있어, 산업재산권 출원량에 유의미한 음(-)의 영향을 미치는 변수라고 볼 수 있을 것 같다.

<그림 5>와 <그림 6>은 각각 연구개발비와 연구개발인력수의 시계열 동향을 보여준다. 연구개발비는 2000년대 초부터 가파르게 증가하고 있으며 연구개발인력 수는 산업재산권 출원건수와 매우 비슷한 증가추세를 보였다. 이들 모두 산업재산권 출원건수에 유의미한 영향을 미치는 변수라고 보여진다.

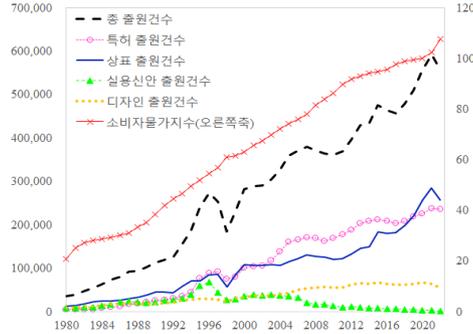
<그림1 산업재산권 출원건수>



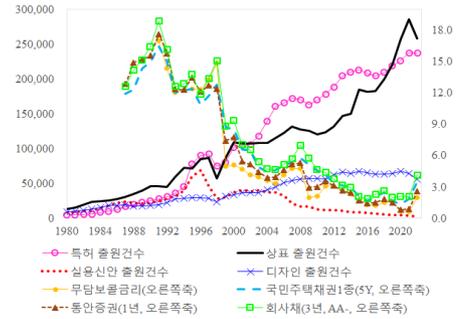
<그림2 산업재산권 출원건수와 실질 GDP>



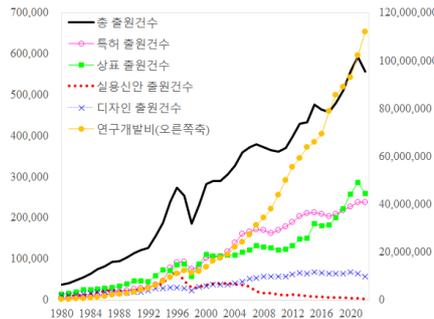
<그림3 산업재산권 출원건수와 소비자물가>



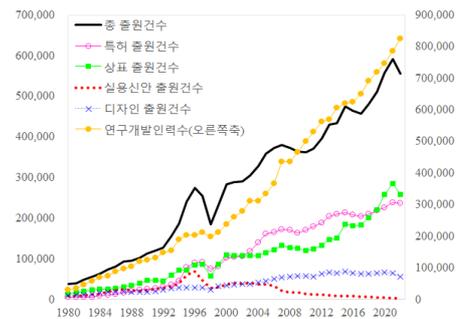
<그림4 산업재산권 출원건수와 금리>



<그림5 산업재산권 출원건수와 연구개발비>



<그림6 산업재산권 출원건수와 연구인력 수>



산업재산권 출원 예측과 관련된 선행연구에서는 분석변수로 경기변동, 금융, 정부지원, 산업 환경, 기업의 규모, 기업의 R&D투자, 기업의 현금흐름·부채·수출 등이 활용되었다. 먼저 임근영·한광수(2005)⁴⁾는 2000~2005년의 짧은 시계열 자료를 이용하여 특허 수수료 체계 및 감면 제도에 대한 연구를 수행하였다. 이 연구는 일반선형회귀분석(Ordinary Least Square, OLS) 방법을 이용하여 출원건수, 등록건수, 수수료 등을 예측하였으나, 단순 추세분석에 그쳐 경제 상황을 반영하지 못한 한계가 있다.

반면, 김희수 외(2009)⁵⁾는 VAR 모형, 벡터오차수정(Vector Error Correction, VEC) 모형, 자기회귀시차분포(Autoregressive Distributed Lag, ARDL) 모형, 오차수정 자기회귀시차(ECM-ARDL) 모형 등 다양한 시계열분석 모형을 이용하여 산업재산권 출원건수를 예측하였다. 이 연구에서는 GDP, 연구개발비, 연구개발인력을 포함한 VAR 모형이 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났으나, 예측오차만을 통해 모형의 우수성을 평가하여 결과의 신뢰성이 낮다는 한계가 있다.

그 외 다변량 시계열 분석(multivariate time-series analysis) 방법을 이용한 다양한 예측 연구가 있다. 류태규 외(2010)⁶⁾는 1980~2004년까지의 자료를 이용하여 VAR 모형, VEC 모형, 시간가변계수(Time Varying Parameter, TVP) 모형 등 다양한 시계열 분석 방법으로 권리별 출원 건수를 예측하였다. 주요 설명 변수로는 GDP, 연구개발비, 연구개발인력이 활용되었다.

4) 임근영·한광수, “수수료 적정화를 위한 연구: 특허권을 중심으로”, 한국발명진흥회 지식재산권연구센터, 2005, pp. 180-218.
 5) 김희수 외 4인, “산업재산권 출원예측 방법연구”, 특허청, 2009, pp. 3-116.
 6) 류태규 외 4인, “지식재산 출원건수 및 세입 예측방법 연구”, 특허청, 2010, pp. 5-44.

하지만, 출원건수 변화의 요인분석 및 인과관계분석, 설명변수와의 상관관계분석 등 추가 분석이 필요하고, 짧은 시계열 자료를 사용하여 예측 결과의 신뢰성이 의문이며 산업변화 및 관련 연구추세를 고려하지 않은 한계가 존재한다.

이근 외(2014)⁷⁾의 경우 1981~2013년의 긴 시계열 자료를 이용하여 VAR 모형과 VEC 모형, 시스템 다이나믹스 기법으로 산업재산권 출원건수와 수수료 탄력성을 예측하였다. 내생 변수로는 실질 GDP, 연구개발인력, G5국가의 GDP, 특허 소송건수를 사용하였다. 다만 시스템 다이나믹스 방법을 활용하여 방법론의 확장을 이루었지만 특허청 전체 수수료 수입분석과 병행되지 않아 해당 방법론의 실제 적용 가능성에 대해서는 의문이다.

강경남·이성욱(2015)⁸⁾은 1981~2013년 시계열 자료를 이용하여 AR 모형, VAR 모형, VEC 모형 등 단변량 모형과 다변량 모형을 모두 활용하여 권리별 출원 전망과, 수수료 분석을 수행하였다. 분석에 이용한 자료는 실질 GDP, 글로벌 GDP, 연구개발비, 연구자수, 연구사업 및 과제수, 소송건수, 관련 산업 사업체수, 행정변수 등을 이용하였다. 이 연구는 다수의 시계열 모형을 활용하여 평균절대비오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 기준으로 적합 모형을 도출했다는 점에서 의미는 있지만 각 권리마다 적합 모형이 달라진다는 점을 설명하지 못했고, 산업재산권 출원에 영향력이 높은 변수들의 최근 동향 및 미래전망 변화를 반영한 분석이 더 필요하다.

비교적 최근의 연구로서 김혁준(2021)⁹⁾은 GDP, R&D, 정부정책 변수들로 구성된 VAR 모형을 구축하여 특허출원량 변동에 영향을 미치는 거시경제 지표가 무엇인지 규명하고 해당 지표들의 상대적 영향력 크기를 분석하였다. 다만 구체적인 특허출원량 예측 결과를 제시하지는 않았다. 임효정 외(2022)¹⁰⁾의 경우 1980~2021년까지 자료를 이용하여 단변량 시계열 모형인 자기회귀누적이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA) 모형으로 권리별 산업재산권 출원건수, 심사청구건수, 등록 건수를 예측하였다. ARIMA 모형은 단일 시계열 데이터 하나 만으로 모형을 구축하여 예측할 수 있고, 시계열 데이터가 비정상적(non-stationary)이더라도 예측이 가능한 장점이 있지만, 산업재산권 특성을 설명할 수 있는 다양한 변수들을 고려하지 않고 주요 거시경제변수와 산업재산권의 관계를 규명하지 못한다는 한계가 있다.

이상의 선행 연구 검토 결과, 본 연구는 기존 연구에서 가장 많이 활용되었고 예측력도 우수한 것으로 확인된 VAR 모형을 출원량 예측모형으로 채택하였다. 내생 변수로 GDP, 연구개발비, 연구개발 인력, 물가, 금리, 산업재산권 출원건수를 활용하였다. 여기서, 물가와 금리 변수는 기존 연구에서 활용되지 않았던 변수지만 산업재산권 출원이 거시경제 기본 상황(macroeconomic fundamentals)에 따라 경기 변동의 영향을 받는 정도를 고려하기 위해 추가되었다.

3. 산업재산권 출원량 예측

3.1. 벡터자기회귀모형

산업재산권 출원량 예측에 사용할 수 있는 시계열 모형¹¹⁾은 단변량 시계열 모형과 다변량 시

7) 이근 외 4인, “출원건수 및 세입 예측방법 연구”, 특허청, 2014, pp. 21-51.

8) 강경남·이성욱, “지식재산 미래전망 - 산업재산권출원 예측 및 수수료체계 합리화 방안”, 한국지식재산연구원, 2015, pp. 11-64.

9) 김혁준, “국내외 특허 출원 동향 및 출원량 증감 요인 심층분석”, 특허청, 2021, pp. 35-46.

10) 임효정 외 6인, “한국형 수수료 체계 정립을 위한 정책연구”, 특허청, 2022, pp. 121-151.

계열 모형으로 나눌 수 있다. 단변량 시계열 모형의 경우 단일 시계열 데이터 하나만으로 모형을 구축하여 예측할 수 있고, 시계열 자료가 비정상적인(non-stationary) 특성을 보여도 적용이 가능한 장점이 있다. 그러나 분석의 편의성에도 불구하고 단일 시계열 자료만 이용하기 때문에 복합적인 경제 현상을 분석할 이론적 배경이 부족한 한계가 있다. 특히, 산업재산권별 특성을 설명할 수 있는 다양한 영향력 변수들을 고려하지 못하고 정책 변수 및 거시경제 변수들과의 관계를 규명하기 어려운 한계가 있다.

이에 본 연구에서는 주요 거시경제 변수를 고려한 산업재산권 출원량 예측 분석을 위해, 대표적인 다변량 시계열 모형인 VAR 모형을 사용하여 예측 분석을 진행한다. VAR(Vector Autoregressive) 모형¹²⁾은 Sims(1980)¹³⁾가 제안한 모형이며, 일반적으로 아래와 같은 형태로 모형을 표현한다.

$$\Delta Y_t = c + \sum_{i=1}^p B_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, \Sigma)$$

이때 B_i 는 $n \times n$ 행렬이며, c 는 $n \times 1$ 벡터이다. ΔY_t 는 단위근이 존재하지 않는 $I(0)$ 자료이며, ϵ_t 는 백색잡음(white noise)이다.

VAR 모형은 변수들이 자기회귀(Autoregressive, AR) 형태¹⁴⁾로 반영되기 때문에, 단위근 검정을 통해 정상성이 확인되는 변수들로만 모형을 구성할 수 있다. 또한, AR 모형의 시차를 늘리거나 포함하는 내생변수의 수를 늘릴 경우 추정계수가 급격하게 늘어나면서 표본 수의 확보가 중요해지며, 이로 인해 소위 ‘차원의 저주¹⁵⁾’에 직면할 수 있다는 문제가 있다. 만약 분석에 고려하는 시계열 데이터가 비정상적일 경우에는 차분을 통해 시계열 데이터를 정상화한 후에야 분석이 가능하다.¹⁶⁾

- 11) 일반적인 회귀모형(OLS)을 이용한 예측의 경우 설명변수의 영향이 시간 t 가 변하더라도 항상 일정하다는 가정을 하기 때문에 구조적인 변화가 급속히 진행되어 설명변수의 영향이 변한 경우를 반영하지 못하는 한계가 있다.
- 12) 그 외 VAR 모형으로 Christopher A. Sims & Tao Zha, “Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models”, *International Economic Review*, Vol. 39(1998), pp. 949-968.의 Bayesian VAR 모형과 VARX 모형이 있다. Bayesian VAR 모형은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p B_i Y_{t-i} + \epsilon_t.$$

이때 Y_t 는 정상 시계열인지 비정상 시계열인지 중요하지 않다. 또한 공적분인지 아닌지에 대한 검정도 진행되지 않아도 괜찮다. 또한 표본이 작거나 변수가 많을 때 발생할 시차의 저주를 피해갈 수 있다. 이는 일반적으로 상수로 규정되는 B_i 가 확률변수 형태로 가정하며, B_i 에 사전분포가 부여되고 우도함수를 통해 사후분포를 도출함으로써 B_i 를 추정하게 된다. 또한 B_i 에 대한 사전분포 가정으로 Minnesota prior가 주로 사용되고 있다.

다음으로 VARX (VAR with eXogenous variables)모형은 VAR 모형에 외생변수를 추가한 모형이다. 이는 다음과 같이 외생변수(X_t)가 포함된 형태로 표현할 수 있다.

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p B_i Y_{t-i} + DX_t + \epsilon_t$$

이와 같은 VAR 모형을 통해 외생변수를 포함하여 나타낼 수 있는 문제점을 방지하는 형태로 VAR 모형을 이용할 수 있다.

- 13) Christopher A. Sims, “Macroeconomics and Reality”, *Econometrica*, Vol. 48 No. 1(1980), pp. 1-48.
- 14) 과거 관측치의 선형조합을 이용하여 미래를 예측하는 형태를 말하며 차수 p 의 AR 모형은 다음과 같이 표현된다.

$$X_t = \alpha + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \epsilon_t$$

여기서 ϵ_t 는 백색잡음(white noise)을 가정한다.

- 15) ‘차원의 저주(Curse of Dimension)’란 실증분석에서 이용가능한 시계열이 제한된 상황에서 내생변수의 수 혹은 시차가 증가하면 자유도(degree of freedom)가 급격히 감소하여 추정계수의 신뢰도가 약화되는 문제를 말한다.

이러한 단점에도 불구하고 VAR모형은 시계열 분석에서 변수 간에 나타나는 상관관계와 인과관계를 추정할 수 있는 장점이 있다. 또한 VAR 모형은 변수 간 상호작용을 반영할 수 있다는 장점에 더해 단순히 추정결과에 의미를 두기보다는 충격반응, 분산분해, 구조분석 등 추가적으로 이어지는 계량분석을 통해 경제적 의미를 파악할 수 있는 장점도 있다.

3.2. 데이터

본 연구에서는 이용 가능한 거시경제 변수들을 수집하여 산업재산권 권리별 출원량과의 연관성 파악을 위한 기초적인 분석을 수행하였다. 분석에 이용한 데이터와 변수 및 출처는 <표 1>에서 설명하고 있다. 분석 기간은 1980년~2022년까지로, 산업재산권별 출원건수, 연구개발비 및 연구개발인력수, 그리고 거시경제 자료를 이용하여 향후 10년의 산업재산권을 전망하였다.

먼저, 산업재산권 출원건수는 특허청의 출원건수 총계와 권리별(특히, 실용신안, 디자인, 상표) 출원건수가 있으며, 각각 로그변환하여 사용하였다. 거시경제 환경변수 중 경제성장은 실질 GDP의 로그변환 변수와 실질 GDP 경제성장률(연도별 증감률)자료를 이용하였다. 물가의 경우 다양한 물가지표 중 소비자물가지수를 이용하였으며, 로그변환 변수와 연도별 증감률(즉 인플레이션)을 계산하여 분석에 활용하였다. 금리의 경우 현재 가장 긴 시계열 자료의 확보가 가능한 국민주택채권 1종 5년물 수익률¹⁷⁾과 통안증권¹⁸⁾ 1년물 금리 자료를 이용하였다. 금리의 경우 1987년부터 자료를 이용하였고, 연구개발비와 연구개발인력 자료는 2022년 자료가 아직 공표되지 않아 2021년의 증감률 만큼 증가한 자료를 계산하여 활용하였다.

16) 만약 분석에 고려하는 시계열 데이터가 비정상적이고, 비정상적인 시계열 간의 공적분 관계가 확인되면 VAR 모형 대신 VEC(Vector Error Correction) 모형을 사용할 수 있다. 이는 VAR 모형에 장기균형관계식을 추가로 포함하는 형태로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\Delta Y_t = c + \sum_{i=1}^p B_i \Delta Y_{t-i} + \Phi Y_{t-1} + \epsilon_t.$$

이 때 ΔY_t 는 VAR 모형 식과 동일하게 단위근이 존재하지 않는 안정적인 시계열 자료이다. 반면, Y_t 는 단위근이 존재하는 비정상 시계열로 구성된다. 공적분이 1개 존재한다는 가정하에서 $\Phi = \alpha\beta'$ 로 표시되는 $n \times 1$ 벡터인 α 와 β 가 존재한다. 이 경우 $n \times 1$ 벡터인 β 중의 한 요소를 1로 정규화하면 위 식은 다음과 같이 전환될 수 있다.

$$\Delta Y_t = c + \sum_{i=1}^p B_i \Delta Y_{t-i} + \alpha ECT_{t-1} + \epsilon_t.$$

여기서 ECT_{t-1} 는 공적분 관계식의 오차항을 표시한다.

17) 국민주택채권은 정부가 국민주택사업에 필요한 자금을 조달하기 위해 발행하는 국채로, 국민주택기금조성의 주요 재원으로 활용된다. 국민주택채권 1종은 “주택건설촉진법 시행령에서 정한 당해 면허/허가/인가/등기 등록을 신청하는자, 또는 국가, 지방자치단체, 정부투자 기관과 건설공사의 도급계약을 체결하는 자 등은 일정비율에 따라 의무적으로 매입해야 하는 소위 첨가소화형채권이다.”(로앤비, <https://www.lawnb.com/info/ContentView?sid=L000008242>)

18) 통화안정증권(즉, 통안증권)은 한국은행이 시중의 통화량을 조절하기 위하여 금융기관과 일반인을 대상으로 발행하는 증권을 의미한다. 한국은행은 한국은행법에 근거하여 국공채나 기타 유가증권을 시장에서 매입 또는 매도하는 공개시장조작 정책을 통하여 시중의 통화량을 조절한다.

<표1 데이터 설명>

Data	Variable	Source
권리별 IP 출원건수	로그변환	지식재산권통계, 특허청
실질 GDP GDP 경제성장률	로그변환 YtoY증감률	국민계정, 한국은행
소비자물가지수(CPI) CPI 인플레이션	로그변환 YtoY증감률	소비자물가지조사, 통계청
국민주택채권1종(5년) 통안증권(1년)	수준변수(%)	한국은행
연구개발비 연구개발인력	로그변환	연구개발활동조사, 과학기술정보통신부

3.3. 기초통계량 및 상관관계

분석에 이용한 데이터의 기초통계량은 <표 2>에 제시하였다. 표본 기간(1980년~2022년) 동안 산업재산권 로그변수 중에서 평균값이 가장 높은 것은 상표였으며 변동성은 특허 출원건수가 가장 높았고 디자인권의 변동성이 가장 낮았다. 경제성장률은 평균적으로 5.82%였으면 표준편차로 측정된 변동성은 4.03이었다. 소비자물가상승률은 평균 4.6%이지만 변동성은 5.12로, 경제성장률의 경우보다 높은 변동성을 보였다. 하지만 수준변수의 변동성은 실질 GDP 로그변수가 소비자물가지수 로그변수보다 높았다. 반면 금리의 경우 2개 변수 모두 평균 7%내외 수준으로 높았고, 표준편차는 5%대 내외 수준으로 다른 거시경제변수들 보다 높은 변동성을 보였다. 연구개발비의 경우 연구개발인력수보다 변동성이 높은 것으로 나타났다.

<표 3>는 산업재산권 출원량과 주요 설명변수간 상관관계를 보여준다. 분석 결과를 보면, 산업재산권 출원건수 총계(ln_ap_tot)와 실용신안을 제외한 다른 권리별 산업재산권 출원건수는 실질 GDP(ln_rgdg)와 소비자물가(ln_cpi)와 높은 양(+)의 상관관계를 보이고 있었다. 반면 경제성장률(rgdp_g)와 CPI 인플레이션(cpi)은 실용신안을 제외한 권리별 산업재산권 출원량과 음(-)의 상관관계를 보이고 있어, 어떤 변수를 이용하느냐에 따라서 변수간 관계성이 달라질 수 있음을 확인할 수 있다.

금리의 경우, 국민주택채권 1종 5년물 수익률(hbond5y)과 통안증권 1년물 금리(msb1y) 모두 실용신안을 제외한 권리별 산업재산권 출원건수와 음(-)의 상관관계를 보였다. 경기순행적인 연구개발비(ln_rnd_inv)와 연구개발인력수((ln_rndactor)은 마찬가지로 실용신안을 제외하고 산업재산권 출원량과 양(+)의 상관관계를 보였다. 실용신안의 경우 다른 권리별 산업재산권 출원건수와 반대로 1990년대 중반부터 하락하는 추세이기 때문에 다른 변수들과의 상관관계 역시 반대의 결과를 보였다.

<표2 기초통계량>

Variable		Obs	Mean	Std. D.	Min	Max
총 출원건수	ln_ap_tot	43	12.29	0.79	10.50	13.30
특허 출원건수	ln_ap_pat	43	11.12	1.24	8.50	12.40
실용신안 출원건수	ln_ap_util	43	9.77	0.76	8.00	11.10
디자인 출원건수	ln_ap_desig	43	10.43	0.59	9.20	11.10
상표 출원건수	ln_ap_tr	43	11.30	0.81	9.50	12.60
실질 GDP	ln_rgdg	43	13.59	0.73	12.07	14.49
소비자물가지수	ln_cpi	43	4.07	0.48	3.04	4.68
GDP 경제성장률	rgdp_g	43	5.82	4.03	-5.13	13.38
CPI 인플레이션	cpi	43	4.60	5.12	0.38	28.70
국민주택채권1종	hbond5y	36	7.17	4.68	1.37	16.46
통안증권	msb1y	36	6.98	5.34	0.83	17.68
연구개발비	ln_rnd_inv	43	16.28	1.73	12.26	18.53
연구개발인력	ln_rndactor	43	12.39	0.90	10.32	13.62

<표3 산업재산권 출원건수와 주요 변수간 상관관계>

Variable	ln_ap_tot	ln_ap_pat	ln_ap_util	ln_ap_desig	ln_ap_tr
ln_ap_tot	1.000				
ln_ap_pat	0.978	1.000			
ln_ap_util	-0.733	-0.669	1.000		
ln_ap_desig	0.937	0.927	-0.779	1.000	
ln_ap_tr	0.970	0.917	-0.805	0.889	1.000
ln_rgdg	0.969	0.963	-0.829	0.965	0.947
ln_cpi	0.958	0.960	-0.830	0.958	0.932
rgdp_g	-0.467	-0.529	0.515	-0.488	-0.452
cpi	-0.776	-0.745	0.464	-0.773	-0.721
hbond5y	-0.955	-0.948	0.713	-0.947	-0.918
msb1y	-0.937	-0.934	0.694	-0.932	-0.898
ln_rnd_inv	0.961	0.944	-0.868	0.959	0.949
ln_rndactor	0.952	0.933	-0.874	0.966	0.941

3.4. 단위근 검정

출원량 예측 분석을 수행하기에 앞서 분석에 이용한 각 시계열 데이터들이 정상적인지 확인하기 위해 단위근 검정(unit root test)을 실시하였다. 단위근 검정에는 다양한 방법이 있으며, 이 중 가장 많이 활용되는 단위근 검정인 ADF 검정(Dickey and Fuller, 1979)¹⁹⁾과 PP 검정(Phillips and Perron, 1988)²⁰⁾을 수행하였다²¹⁾.

19) David A. Dickey & Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.74 No.366(1979), pp. 427-431.

20) Peter C. B. Phillips & Pierre Perron, "Testing for a Unit Root in Time Series Regression", *Biometrika*, Vol. 75 No. 2(1988), pp. 335-346.

21) 단위근 검정에 있어 오차항의 자기상관시차는 Whitney Newey and Kenneth West(1986) 기준으로 하였다. Whitney Newey and Kenneth West, "A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and auto correlation consistent covariance matrix", *NBER Technical Working Paper*, No. 55(1986).

ADF 검정은 오차항이 계열상관되어 있는 경우 이를 고려하기 위해 고안된 다음의 모형(추세와 상수항 포함)으로부터 이루어지는 단위근 검정을 말한다.

$$\Delta y_t = a_0 + a_1 t + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \pi_i \Delta y_{t-i} + \nu_t$$

이 때 귀무가설은 $\gamma = 0$ 이며, 귀무가설이 기각될 경우 정상 시계열임을 의미한다.

PP 검정은 오차항 ν_t 가 자기상관은 물론 이분산까지 갖게 되는 경우를 가정하여 단위근 검정을 적용하고자 Dickey-Fuller 검정을 수정한 단위근 검정방법이다. PP검정은 1차적으로 Dickey-Fuller($\sum_{i=1}^m \pi_i \Delta y_{t-i}$ 항을 포함하지 않는 단위근 검정모형) 검정통계량을 추산한 후, 2차 단계에서는 추산된 오차항의 분산값을 이용하여 Dickey-Fuller 검정통계량을 변환시킴으로써 자기상관 등의 영향을 제거시킨 검정통계량을 창출한 다음 검정을 실시하게 된다.

<표 4>는 시차가 1인 경우의 ADF검정과 PP검정을 이용한 단위근 검정결과를 보여주는데 산업재산권 출원건수 총계와 특허 출원량은 추세항에서 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하지 못하여 단위근이 존재하는 것으로 판단된다. 반면 실용신안, 디자인, 상표 출원량은 상수항과 추세항 모두에서 단위근을 가지는 것으로 나타났다. 거시경제 환경 변수 중 실질 GDP와 소비자물가지수는 추세항에서 단위근이 존재하였으며, GDP 경제성장률과 CPI 인플레이션률은 단위근을 가지지 않았다. 국민주택채권1종 금리와 통안증권의 경우 상수항과 추세항 모두에서 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하지 못하였다. 반면에 연구개발비와 연구개발인력 수는 모두 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하면서 단위근이 없는 것으로 나타났다.

결과적으로, GDP경제성장률(rgdp_g), CPI 인플레이션(cpi), 연구개발비(ln_rnd_inv), 연구개발인력(ln_rnd_actor)을 제외한 변수들에서 단위근이 존재하여, 차분을 통해 시계열을 정상화한 후 분석하였다. 분석 모형으로는 <표 5>에 제시된 바와 같이 여러 변수 조합을 고려하여 24개의 VAR 모형이 활용되었다.

<표4 단위근 검정 결과>

변수	검증방법	ADF		PP	
		상수	추세	상수	추세
ln ap_tot		-2.880**	-1.903	-3.647***	-1.791
ln ap_pat		-3.333**	-0.901	-3.432***	-0.86
ln ap_util		0.803	-0.938	0.069	-0.958
ln ap_desig		-2.396	-1.136	-2.502	-1.040
ln ap_tr		-1.972	-2.967	-2.307	-2.900
ln rgdp		-6.445***	-0.887	-8.843***	-0.889
ln cpi		-4.702***	-2.027	-4.084***	-1.991
rgdp_g		-4.327***	-7.592***	-4.494***	-8.878***
cpi		-7.174***	-6.489***	-7.059***	-6.587***
hbond5y		-0.882	-1.967	-0.905	-2.267
msb1y		-0.947	-1.850	-0.929	-2.074
ln rnd_inv		-9.396***	-5.223***	-7.714***	-4.912***
ln rndactor		-4.964***	-3.992***	-4.799***	-4.258***

주) 단위근 검정의 귀무가설은 "단위근이 존재한다"이며, 표의 숫자는 Z(t) 통계량을 의미한다. ***, **, * 는 각각 1%, 5%, 10% 수준에서의 신뢰수준을 의미.

<표5 VAR 분석 모형>

M	분석 모형	M	분석 모형
1	D.ln_rnd_inv, D.ln_rndactor	13	D.ln_rgdg D.hbond5y
2	D.ln_rgdg D.ln_cpi	14	D.ln_rgdg D.ln_cpi D.hbond5y
3	D.ln_rgdg cpi	15	D.ln_rgdg D.cpi D.hbond5y
4	D.rgdg_g D.cpi	16	rgdp_g cpi D.hbond5y
5	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg	17	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg D.msb1y
6	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg D.ln_cpi	18	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg D.ln_cpi D.msb1y
7	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg cpi	19	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg cpi D.msb1y
8	D.ln_rnd_inv, D.ln_rndactor, D.rgdg_g, D.cpi	20	ln_rnd_inv ln_rndactor rgdp_g cpi D.msb1y
9	D.ln_rgdg D.msb1y	21	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg D.hbond5y
10	D.ln_rgdg D.ln_cpi D.msb1y	22	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg D.ln_cpi D.hbond5y
11	D.ln_rgdg cpi D.msb1y	23	ln_rnd_inv ln_rndactor D.ln_rgdg cpi D.hbond5y
12	rgdp_g cpi D.msb1y	24	ln_rnd_inv ln_rndactor rgdp_g cpi D.hbond5y

주) 'D.'는 차분변수를 이용하였음을 의미하는 문자이다. 분석 모형에 산업재산권 출원건수를 제외한 변수들만 표기되어 있으나, 실제 예측에는 각 권리별 지식재산권 출원건수의 차분변수를 포함하여 분석을 수행하였다.

3.5. 예측정확도 검증

다음으로 산업재산권 출원량 예측에 이용할 최적의 예측모형을 선정하였다. 최적의 예측모형은 예측 정확도가 가장 높은 모형이며 다음과 같은 절차로 선정하였다. 먼저, <표 5>에 제시된 각 모형을 이용하여 표본기간 내 예측을 수행하였다. 구체적으로, 1980년부터 2017년까지의 자료를 이용하여 2018년부터 2022년까지의 산업재산권 출원량을 예측하였다. 그리고 과거 5개년(2018-2022년)산업재산권 출원건수 실측치와 VAR 모형 예측치를 비교하여 모형별 예측 정확도를 검증하였다²²⁾.

예측 정확도 검증은 강경남·이성욱 (2015)²³⁾, 임효정 외(2022)²⁴⁾에서 이용한 방식대로 평균 절대비오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 이용하였다. MAPE는 시계열 예측 모형의 적합 우수성을 측정하기 위한 기법으로, 수치가 낮을수록 정확도가 높음을 의미한다. MAPE를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t}}{n} \times 100$$

여기서 Y_t 는 실측치, \hat{Y}_t 은 예측치, 그리고 n 은 관찰기간을 의미한다. 일반적으로 MAPE를 이용하여 예측치가 얼마나 정확한지는 다음과 같은 기준으로 평가하게 된다.

22) 24개의 VAR 모형에 대한 예측정확도 검증 결과는 산업재산권 전체, 특허, 실용신안, 디자인, 상표로 구분하여 모두 수행했으나 지면관계상 생략한다.

23) 강경남·이성욱, “지식재산 미래전망 - 산업재산권출원 예측 및 수수료체계 합리화 방안”, 한국지식재산연구원, 2015, pp. 28

24) 임효정 외 6인, “한국형 수수료 체계 정립을 위한 정책연구”, 특허청, 2022, pp. 132.

- $0 \leq MAPE < 10\%$: 매우 정확한 예측
- $10 \leq MAPE < 20\%$: 비교적 정확한 예측
- $20 \leq MAPE < 50\%$: 합리적인 예측
- $MAPE \geq 50\%$: 부정확한 예측

<표 6>은 예측정확도가 가장 높은(예측오차율이 가장 작은) 최적 모형의 예측 오차율을 보여 준다. 우선 전체 산업재산권 출원량의 예측오차율이 가장 낮은 모형은 M8(연구개발비, 연구개발인력, 경제성장률, CPI인플레이션)이었으며 예측오차율은 0.227%로 나타났다. 특허의 최적 모형은 M20(연구개발비, 연구개발인력, 경제성장률, CPI인플레이션, 통안증권 금리)이었으며 예측오차율은 0.067%로 매우 높은 예측력을 보였다. 실용신안의 경우는 M24(연구개발비, 연구개발인력, 경제성장률, CPI인플레이션, 국민주택채권1종금리)가 최적모형이었고 예측오차율은 1.201%였다. 디자인권의 경우는 M1(연구개발비, 연구개발인력)이 0.498%의 가장 낮은 오차율을 보였고, 상표는 M3(실질 GDP, CPI인플레이션)이 2.024%의 예측 오차율 보였다. 예측 정확도 검증 결과, 5개 최적모형의 출원량 예측치는 모두 높은 정확도를 보여주었다.

<표 6 각 최적모형의 예측 오차율>

구분	전체 (M8)		특허 (M20)		실용신안 (M24)		디자인 (M1)		상표 (M3)	
	예측치	오차	예측치	오차	예측치	오차	예측치	오차	예측치	오차
2018	480,130	0.002	211,429	0.056	5,988	0.458	65,659	0.277	182,084	0.783
2019	510,923	0.001	219,566	0.022	5,418	0.062	65,963	0.128	185,498	1.441
2020	542,467	0.203	225,682	0.038	4,961	0.048	66,464	0.150	188,999	2.496
2021	575,992	0.214	232,006	0.206	4,560	1.553	67,060	0.311	192,417	3.150
2022	611,426	0.712	238,048	0.014	4,214	3.886	67,677	1.627	195,738	2.249
MAPE		0.227		0.067		1.201		0.498		2.024

3.6. 산업재산권 출원량 예측 결과

예측 정확도 검증을 통해 선정된 최적의 예측모형을 이용하여 향후 10년(2023~2031년) 기간 동안의 출원건수를 예측하였다. 구체적으로, 1980년부터 2022년까지의 자료를 이용하여 2023년부터 향후 10년간의 산업재산권 출원량을 예측하였으며, 주요 변수들의 예상된 변화와 예상치 못한 변화는 반영되지 않았다. <표 7>은 각 최적모형의 출원량 예측치를 제시하고 있다. 먼저 전체 산업재산권 출원은 향후 10년간 양(+)의 성장률을 보이는 것으로 나타났다. 연평균성장률(Compound annual growth rate, CAGR)²⁵⁾로 측정된 출원량 예측치의 증가율은 5.01%를 기록하는 것으로 추정되었다. 권리별로 보면 실용신안을 제외한 모든 권리의 출원건수 예측치가 양(+)의 연평균 성장률이 전망되어 최근 기술 수명주기(technology life cycle)가 짧은 주

25) CAGR은 일정 기간 동안의 성장률이 매년 일정하다고 가정하여 계산한 연평균 성장률이다. CAGR은 다음과 같이 계산이 되며 $CAGR(t_0, t_n) = \left(\frac{V(t_n)}{V(t_0)} \right)^{\frac{1}{t_n - t_0}} - 1$, 여기서 $V(t_n)$ 은 마지막 연도 값, $V(t_0)$ 시작 연도 값을 의미하고, $t_n - t_0$ 는 년수이다.

변 개량 기술인 실용신안권보다 원천 및 핵심기술인 특허권이나 디자인권에 대한 수요가 증가하고 있다는 점이 반영된 결과라고 해석할 수 있다.

구체적으로 보면, 특허의 경우 연간 3.61% 성장할 것으로 예측된 반면 실용신안 출원은 연간 3.29%씩 감소할 것으로 예측되었다. 반면 디자인 출원건수 증가율은 0.72%로 낮은 성장률을 기록하였고, 상표의 경우는 연간 1.96%씩 증가하는 것으로 예측되었다. 가장 높은 연간 성장률을 기록할 것으로 예측된 권리 유형이 특허라는 점은 현재의 치열한 기술패권경쟁 양상이 미래에도 지속될 것이고 그 전개 속도는 더욱 가속화될 수 있음을 시사하는 것으로 우리 기업과 정부가 유념해야 할 것으로 보인다. 또한, 상표출원건수의 지속 증가 전망은 사업체수 증가와 제품 브랜드 증가가 지속될 것이라는 것을 의미하는데 이는 ‘다품종 소량생산’, ‘소비자 맞춤형 제품생산’ 등 제품의 다양성이 주요 기업 전략이 될 수 있음을 시사한다.

<표7 최적 모형을 이용한 출원량 예측결과>

연도	전체 (M8)	증감률	특허 (M20)	증감률	실용신안 (M24)	증감률	디자인 (M1)	증감률	상표 (M3)	증감률
2022	556,436	-	237,633	-	2,981	-	54,176	-	268,337	-
2023	580,714	4.36	246,334	3.66	2,711	-9.06	54,669	0.91	266,733	-0.60
2024	611,248	5.26	256,822	4.26	2,527	-6.76	55,198	0.97	272,243	2.07
2025	644,497	5.44	267,685	4.23	2,369	-6.27	55,720	0.95	278,816	2.41
2026	679,567	5.44	278,726	4.12	2,240	-5.43	56,223	0.90	285,462	2.38
2027	717,019	5.51	290,056	4.07	2,139	-4.54	56,701	0.85	292,061	2.31
2028	757,372	5.63	301,686	4.01	2,060	-3.66	57,154	0.80	298,591	2.24
2029	800,477	5.69	313,607	3.95	2,003	-2.78	57,581	0.75	305,046	2.16
2030	846,427	5.74	325,830	3.90	1,965	-1.91	57,982	0.70	311,422	2.09
2031	895,278	5.77	338,363	3.85	1,944	-1.04	58,360	0.65	317,715	2.02
2032	947,162	5.80	351,213	3.80	1,941	-0.19	58,715	0.61	323,923	1.95
CAGR	5.01		3.61		-3.29		0.72		1.96	

본 연구의 예측 결과는 기존의 연구들에 비해 사용된 변수가 많고, 변수의 조합도 훨씬 다양하게 고려하였다는 점에서 보다 고도화된 시계열 예측 방법이라고 할 수 있다. 특히, 거시경제 기본환경인 물가와 금리를 고려하여 한국의 산업재산권 출원량을 예측한 연구는 본 연구에서 처음 시도한 것으로, 예측력 또한 매우 정확함을 확인하였다. 뿐만 아니라, 산업재산권 권리별로도 예측분석을 수행하였기 때문에 분석 결과의 활용도 또한 높다고 평가할 수 있을 것이다.

<표 8>은 가장 최근 연구인 임효정 외(2022)의 2023년 출원량 예측치와 본 연구의 예측치를 비교하고 있다. 특허의 경우, 2023년 특허 출원량은 243,310건이었으며, 임효정 외(2022)의 예측치는 247,422건으로 예측 오차는 4,112건(실제 출원량의 1.77%)인 반면, 본 연구의 예측치는 246,334건으로 오차는 3,024건(실제 출원량의 1.24%)으로 나타나, 본 연구의 예측이 더 정확하였다. 그 외 실용신안과 디자인, 상표의 경우 본 연구의 예측치는 훨씬 더 정확하였다.

<표8 최근 연구와 본 연구의 2023년 산업재산권 출원량 예측 오차 비교>

권리 유형	2023년 실제 출원량 ²⁶⁾	임효정 외(2022)	본 연구
특허	243,310	247,422	246,334
실용신안	2,746	4,310	2,711
디자인	55,335	73,841	54,669
상표	255,209	308,398	266,738

뿐만 아니라, 가장 최근 VAR 모형을 통해 2023년 특허 출원량을 예측한 특허정보원의 예측 오차는 7,520건(실제 출원량의 3.09%)으로 본 연구의 예측오차보다 훨씬 높았다. 이 때 특허정보원에서 이용한 GDP, 연구개발투자, 물가를 이용한 예측 분석은 본 연구의 모형 6, 모형 7, 모형 8과 비교할 수 있으며, 각각의 예측 오차율(MAPE)은 0.684%, 0.926%, 1.147% 이었다. 반면, 본 연구의 최적 모형 20(연구개발비, 연구개발인력, 경제성장률, CPI인플레이션, 통안증권금리)의 예측오차율은 0.067%로 특허정보원에서 이용한 변수 조합을 이용한 예측치보다 훨씬 정확도가 높았다.

4. 결론

본 연구에서는 시계열 모형을 이용하여 산업재산권 출원량을 예측하였다. 이를 위해 1980~2022년 사이의 산업재산권 출원건수, GDP, R&D 투자 및 인력, 소비자물가, 국민주택채권1종 금리를 이용하였다. 시계열 데이터가 정상성을 확인하기 위해 단위근 검정을 실시하였으며, 검정 결과를 토대로 시차가 1년인 차분변수 VAR(1) 모형 분석을 진행하였다. 변수 조합 유형에 따라 24개의 VAR(1) 모형별 표본내 예측에 의한 MAPE(평균절대비오차)를 계산하여 예측 정확도를 검증하였고 이를 이용하여 최적 예측모형을 선별하였다. 그리고 최적의 예측모형을 토대로 향후 10년간(2023~2032)의 산업재산권 출원량을 예측한 결과 전체 산업재산권은 연평균 5.01%씩 증가하는 것으로 예측되었다. 권리별로는 특허 3.61%, 실용신안 -3.29%, 디자인 0.72%, 상표 1.96% 증가하는 것으로 예측되었다.

본 연구의 예측 분석 결과는 기존의 연구들에 비해 사용된 변수가 많고, 변수의 조합도 훨씬 다양하게 고려하였다는 점에서 보다 고도화된 시계열 예측 방법이라고 할 수 있다. 특히, 거시경제 기본환경인 물가와 금리를 고려하여 한국의 산업재산권 출원량을 예측한 연구는 본 연구에서 처음 시도한 것이며, 예측력 또한 매우 정확한 것을 확인하였다. 뿐만 아니라, 산업재산권 권리별로도 예측분석을 수행하였기 때문에 분석 결과의 활용도 또한 높다고 할 수 있을 것이다.

그러나 본 연구는 다음과 같은 한계점이 있다. 먼저 본 연구는 예측정확도에 초점을 맞추어 최적 예측모형을 설정하였는데, 권리별로 최적 예측모형이 다른 원인을 검토하지 않았고, 권리별 특성 또한 반영하지 못하였다. 특히, 연구개발비와 연구개발인력의 중요도가 높은 상표 출원의 경우 최적 예측모형에 두 개 변수가 포함되지 않은 점은 상표 출원의 특성을 충분히 반영하지 못했다고 할 수 있을 것이다. 두 번째 한계점은 본 예측 결과는 미래에 경제 환경이 변화하지 않고 일정할 것이라고 가정하였기 때문에, 예정된 혹은 예상치 못한 경제환경의 변화를 반영하지 못하였다. 특히, 2024년 예정된 연구개발비 감소와 해외원조 확대 변화를 반영하지 않았기 때문에 2024년 이후 출원량 예측치를 해석할 때 주의가 필요하다. 세 번째로, 본 연구에서는 출원량 예측을 위해 기존의 연구들에서 이용했던 회귀모형과 ARIMA 모형 등을 고려하지 않고

26) 2023년 실제 출원량은 특허청(2024)를 참고하였다.

VAR 모형만을 이용하였다. 따라서 기존의 모형들과의 예측력 비교가 불가하다. 이상의 세 가지 한계점은 모두 예측 모형과 예측 결과의 신뢰도를 저하시킬 수 있기 때문에 향후 분석에는 이러한 한계점들을 보완할 필요가 있다.

본 연구와 관련된 향후 연구 주제로 다음을 생각해 볼 수 있다. 먼저 본 연구의 한계점에서도 나타났듯이, 미래에 예정된 경제 환경의 변화 및 정책의 변화가 산업재산권의 출원량에 미치는 영향을 고려하여 출원량 예측 분석을 실시할 필요가 있다. 이를 위한 방법으로는 VAR 충격반응분석을 통해 주요 변수의 1%(혹은 1 표준편차) 상승(혹은 하락) 충격이 산업재산권 출원량에 미치는 영향을 파악하여 출원량 예측치에 반영하는 방법과 주요 변수의 변화를 가정하는 시나리오 분석을 통해 산업재산권 출원량을 예측하는 방법이 있다. 또한 예측모형 및 결과의 신뢰성 확보를 위해 권리별 최적 예측모형이 다른 원인을 검토할 필요가 있다. 이를 위해서는 권리별로 동일한 출원량 예측모형의 정확도를 비교하고, 개별 변수별 출원량 변화에 대한 기여도 분석(예를 들어, 분산분해 분석)을 실시할 수 있다. 또한 권리별 특성을 고려하여 예측모형의 적합성을 제고할 필요가 있다. 그리고 예측결과의 주기적인 모니터링을 실시하여, 오차의 수준 및 원인 분석을 통해 예측모형을 개선하고 고도화할 필요가 있다. 세 번째로, 보다 세분화된 출원량 예측분석을 위해 출원 주체별 예측이 필요하다. 현재의 산업재산권 데이터는 출원주체를 대기업, 중견기업, 중소기업, 공공기관, 연구기관, 대학, 학교법인, 정부, 지자체, 비영리법인, 내국법인(미분류), 내국개인, 외국법인, 외국개인 등 총 15개 주체별로 구분될 수 있다. 따라서 출원 주체를 세분화하여 출원량 예측분석을 실시한다면 보다 정교화된 산업재산권 창출 정책이 개발될 수 있을 것이고 더 나아가서는 정부 부처 중 유일한 책임운영기관인 특허청의 수수료 수입 예측분석의 정교화를 추진할 수 있을 것이다. 마지막으로 산업별 출원량 예측 분석이 필요하다. 기존의 분석에서는 GDP를 이용하여 분석을 수행했으나, 우리나라 경제 전체의 모든 산업을 대상으로 재화와 용역에 대한 생산활동의 흐름과 변화를 월별지수로 나타낸 산업생산지수를 이용한다면 산업별 특성을 고려한 산업별 월별 출원량 예측 분석이 가능할 것으로 보인다.²⁷⁾

27) 산업생산지수는 농림어업, 광공업, 건설업, 서비스업, 공공행정 부문으로 분류되어 있음.

참고 문헌(References)

학술지(서양)

- Christopher A. Sims, "Macroeconomics and Reality", *Econometrica*, Vol. 48 No. 1(1980).
- Christopher A. Sims & Tao Zha, "Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models", *International Economic Review*, Vol. 39(1998).
- David A. Dickey & Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.74 No.366(1979).
- Peter C. B. Phillips & Pierre Perron, "Testing for a Unit Root in Time Series Regression", *Biometrika*, Vol. 75 No. 2(1988).
- Whitney Newey and Kenneth West, "A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix", *NBER Technical Working Paper*, No. 55(1986).

인터넷자료

- 로앤비, "주택법 시행규칙", 로앤비, <<https://www.lawnb.com/Info/ContentView?sid=L000008242>>, 개정일: 2023. 01. 02.
- 특허청, "지식재산권 통계", 지식재산통계서비스(IPSS), <<https://ipstat.kiip.re.kr/cmm/main/mainPage.do>>, 검색일: 2023. 03. 24.

연구보고서

- 강경남·이성욱, "지식재산 미래전망 - 산업재산권출원 예측 및 수수료체계 합리화 방안", 한국지식재산연구원, 2015.
- 김혁준, "국내외 특허 출원 동향 및 출원량 증감 요인 심층분석", 특허청, 2021.
- 김혁준, "한국기업의 상표출원 결정요인 및 경제효과 분석", 한국지식재산연구원, 2022.
- 김희수 외 4인, "산업재산권 출원예측 방법연구", 특허청, 2009.
- 류태규 외 4인, "지식재산 출원건수 및 세입 예측방법 연구", 특허청, 2010.
- 이근 외 4인, "출원건수 및 세입 예측방법 연구", 특허청, 2014.
- 임근영·한광수, "수수료 적정화를 위한 연구: 특허권을 중심으로", 한국발명진흥회 지식재산권연구센터, 2005.
- 임효정 외 6인, "한국형 수수료 체계 정립을 위한 정책연구", 특허청, 2022.

기타 자료

- 특허청, "지식재산 통계 FOCUS 통권 23호", 2024.