

Section I

---

연구논문



## 지식자본과 기업 생산성: 특허 자료를 중심으로<sup>(1)</sup>

이지홍 · 김상동 · 송근상

본 연구는 2003~2013년 기간 동안 한국 또는 미국 특허청에 특허활동 이력이 있는 504개의 국내 상장기업을 대상으로 지식자본과 기업 생산성의 상관관계를 분석한다. 단순 특허등록 수 외에 피인용 횟수를 기반으로 특허의 질을 반영한 특허스톡을 고려한 결과, 특허변수가 기업의 유형자산 및 노동투입 규모에 의해 설명되지 않는 실질매출 중 일부를 통계적으로 유의하게 설명할 수 있음을 확인하였다. 이러한 결과는 특허정보가 기업의 지식자본을 측정하는 대리변수로 활용될 수 있음을 시사한다.

주제어: 지식자본, 생산성, 특허, 피인용

---

(1) 이 연구는 서울대학교 박양숙-정영호 기초학문 후원기금 사업으로 지원되는 연구비에 의하여 수행되었음.

## 1. 머리말

기업과 국가의 생산성을 결정하는데 있어 지식자본(knowledge capital)의 역할은 경제학의 가장 원천적인 질문 중 하나이다. 지식자본을 측정하는 전통적인 접근법은 R&D 비용지출이 성공여부와 무관하게 기업의 지식으로 축적되리라는 가정 하에, 일정한 감가상각률로 R&D 비용지출을 누적한 R&D 스톡(stock)이라는 변수로 지적자산을 프록시(proxy)하는 방법이다. 하지만 이러한 방법은 혁신의 성과가 R&D 비용에 따라 일률적으로 결정되지 않을 수 있다는 점을 반영하지 못하는 단점이 있다.

지식자본의 대리변수로서 R&D 스톡에 내재한 문제점을 보완하는 한 가지 방법은 기업이 출원·등록한 특허 자료를 이용하는 것이다. 물론 특허가 모든 혁신 활동의 성과를 반영하지는 못한다. 그러나 Pakes and Griliches(1980)와 Griliches(1981)의 연구 이래 많은 후속 연구에서 특허 활동이 기업의 지식자본을 측정하는 대리변수로 사용될 수 있음을 밝혔다. 이러한 연구 결과는 최근 들어 방대한 특허 자료를 기업 자료와 매칭(matching)하는 작업들과 맞물리며 특허 데이터가 경제·경영 및 다양한 학문 분야에서 혁신에 대한 연구를 촉진시키는데 큰 공헌을 하고 있다.

본 연구의 목표는 한국 기업의 지식자본 역시 이들의 특허정보를 이용해 측정할 수 있는지 분석하는 것이다. 이를 위하여 최근 이지홍 외(2019)가 구축한 한국기업별 특허 데이터베이스를 바탕으로 Bloom and Van Reenen(2002)의 분석방법을 차용하여, 지식자본을 기업의 매출을 창출하는 무형자산 요소로 정의하고 다양하게 정의된 기업의 특허스톡이 노동 및 자본 투입량에 의해 설명되지 않는 매출을 통계적으로 유의하게 설명할 수 있는지를 살펴보고자 한다.

구체적으로 2003-2013년 기간 동안 한국 특허청(Korean Intellectual Property Office, KIPO) 또는 미국 특허청(United States Patent and Trademark Office, USPTO)에 특허활동 이력이 있는 국내 상장기업을 대상으로, 단순 특허등록 수 외에 피인용 횟수를 통해 특허의 질을 다양한 형태로 반영한 특허스톡까지 고려한 분석을 진행하였다. 이 결과, 특허변수가 기업의 유형자산 및 노동투입 규모에 의해 설명되지 않는 실질매출 중 일부를 통계적으로 유의하게 설명할 수 있음을 확인하였다. 특허 USPTO 특허까지 고려할 경우 단순 계산한 특허스톡보다는 특허의 피인용정보를 고려하여 계산한 특허스톡이 기업의 매출생산성을 보다 잘 설명하며, KIPO 특허만 고려할 경우 출원 후 3년간 획득한 피인용 횟수로 가중한 특허스톡이 기업의 매출생산

성과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났다.

특허자료를 이용하여 기업의 지식자본을 측정하는 방법에 대해서는 많은 선행연구들이 있다. Pakes and Griliches(1980)와 Griliches(1981)는 각각 1968~1975년에 USPTO에 출원된 특허와 1963~1975년 사이에 일정규모 이상의 R&D 비용을 지출한 121개 미국 기업을 대상으로 분석한 결과, 토빈 q 값으로 측정된 기업의 시장 가치가 R&D 스톡 및 등록된 특허의 수와 유의한 상관관계를 가짐을 밝혔다. 이후 Cockburn and Griliches(1988)와 Griliches(1990)에서 특허 등록 수를 자산화하여 정의한 특허스톡의 개념과 특허스톡이 반영된 생산함수가 제시되었고, 특허스톡과 기업의 토빈 q 값이 양(+)의 상관관계를 가짐을 Pakes and Griliches(1980)의 샘플에서 보였다.

특허 등록 수 혹은 단순 계산된 특허스톡을 이용하여 지식자본을 측정하려는 노력 외에도 특허의 질적 정보를 반영하려는 노력 역시 계속되어 왔다. Schankerman and Pakes(1986)가 특허권자가 지불한 특허 재등록 비용(renewal fee)을 이용하여 특허의 질을 고려한 이후, Trajtenberg(1990)에서 특허의 피인용 정보를 이용하여 개별 특허의 중요도를 측정하는 방법이 제시되었다. 이외에도 Lanjouw and Schankerman(2004)은 특허의 청구항 수, 패밀리 규모, 인용 수 및 피인용 수를 종합적으로 고려하여 개별 특허의 질을 나타내는 지수를 제시하였다.

특허정보를 이용한 지식자본 측정에 관한 연구는 Hall, Jaffe and Trajtenberg (2001)의 선구적인 연구 결과로 NBER Patent Data Project (PDP) 데이터베이스가 구축된 이후 더욱 가속화되었다. NBER PDP 데이터베이스는 Compustat에 보고된 기업별 재무정보와 USPTO에 등록된 기업별 특허를 모두 매칭한 포괄적 데이터베이스이다. 이전 연구에 사용된 특허 데이터베이스보다 포함하는 기업의 범위가 더 넓고, 특허 정보도 더욱 포괄적으로 제공하기 때문에 보다 광범위하고 심도있는 연구가 가능하게 되었다.<sup>(2)</sup>

Hall, Jaffe and Trajtenberg(2005)는 이 데이터베이스를 이용하여 R&D 스톡, 특허스톡 이외에도 피인용 스톡이 기업의 시장가치(tobin's q)와 유의미한 양의 상관관계를 가짐을 밝혔다. 이러한 결과는 특허의 양적 정보(특허 출원 수)와 함께 특허의 질적 정보(피인용 횟수)를 활용하면 기업의 지적자산을 보다 정교하게 측정할 수 있음

(2) Thoma et al.(2010)은 유럽 특허에 대하여 NBER과 유사한 데이터베이스를 구축하였다.

을 대규모 샘플에서 밝혔다는 점에 의의가 있다.

이들의 연구 이외에도 최근 Kogan, Papanikolaou, Seru and Stoffman(2017)은 개별 특허의 경제적 가치를 측정할 수 있는 방법을 고안하여, 이 방법에 따라 계산된 특허의 가치가 스페터 성장모형의 주요한 예측과 일관된 결과를 보여줌을 보이고 있다. 비록 NBER PDP 데이터베이스를 사용하지 않았지만 Bloom and Van Reenen(2002)의 연구는 단순계산 특허스톡보다는 특허별 피인용수를 고려한 피인용스톡이 기업의 매출 생산성을 보다 잘 설명함을 보여준다.

한편 한국의 경우에도 특허 자료를 통해 기업의 지적자산을 측정하려는 시도가 계속되어 왔다. 하지만 국내 기업의 재무정보와 특허정보를 매칭한 포괄적 데이터베이스가 확립되지 않은 이유로 제한된 기업 샘플과 제한된 특허 자료만을 활용한 분석이 주로 이루어져 왔다.

특허의 양적 정보와 기업 가치 혹은 기업의 생산성간의 관계를 분석한 연구는 계속해서 보고되고 있다. 김수섭·최수민(2010)은 1999~2015년 기간에 전자산업에 속하는 상장기업을 대상으로 분석한 결과 특허 출원, 특허 공개, 특허 등록 수가 각각 기업의 주가와 통계적으로 유의한 양의 상관관계를 갖는다고 보고하였다. 최태희·김문태(2012)는 2007~2010년 연속상장된 비금융업 코스닥 기업 640개를 대상으로 분석한 결과 기업의 경제적 부가가치(Economics Value Added)와 기업 보유 특허권의 규모가 매우 유의한 양의 상관관계를 가짐을 확인하였다. 전성일·이기세(2015)는 2000~2012년 비금융업에 속한 유가증권, 코스닥 상장기업의 KISVALUE 보고값들을 활용해 기업의 토빈 q 값이 기업의 연구개발비 지출, 특허권 취득과 양의 상관관계를 보임을 밝혔다.

한편 특허의 질적 정보까지 반영한 연구는 상대적으로 적다. 서정운·유성용(2015)은 1999~2012년간 한국증권거래소에서 거래된 기업의 KISVALUE 재무제표를 활용하여 R&D 비중(매출 대비 R&D 지출액 비중) 뿐만 아니라 청구항 성공률(출원 청구항 수 대비 등록 청구항 수 비율)이 기업 가치에 양의 상관관계를 가짐을 보였다. 김명중·한태용(2015)은 2000~2012년 비금융업에 속한 유가증권 시장, 코스닥 상장기업을 KISVALUE 데이터베이스를 통해 분석한 결과 특허권의 취득여부 및 취득 수보다는 기술집중도 등의 질적 정보가 기업의 토빈 q 값과 유의미한 양의 상관관계를 갖는다고 분석하였다.

본 연구는 해외선행연구의 흐름을 쫓아 특허의 양적 정보뿐만 아니라 질적 정보

까지 고려하여 계산된 특허스톡을 통해 국내기업의 지식자본을 측정할 수 있는지 분석한다. 국내 선행연구들과 차별되는 본 연구의 특징은 이지홍 외(2019)의 Korea Patent Data Project(KoPDP)에서 구축한 포괄적인 재무-특허정보 데이터베이스를 분석에 이용하였다는 점이다.

KoPDP 데이터베이스는 1948-2016년에 KIPO에 출원된 모든 특허에 관한 서지정보와 1976~2017년에 USPTO에 등록된 한국 출원인 특허의 서지정보를 모두 수집하고, 이를 DataGuide 5.0의 14,803개의 외감대상기업과 연결하여 제공한다. 이는 (1) 비상장 외감대상 기업을 모두 포괄하며 (2) 특허의 인용정보, 패밀리 정보 등 질적정보를 포괄하고 (3) KISVALUE가 아닌 DataGuide 5.0을 이용하여 영업을 중단된 기업의 역사적 재무정보 및 특허정보까지 조회할 수 있으며, (4) 국내기업의 USPTO 특허 역시 모두 포괄하고 있다. 특히 국내기업의 USPTO 등록특허에 대한 정보를 활용한 선행연구는 현재까지 존재하지 않고 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제2장에서는 계량분석에 사용될 계량모형을 설명한다. 이어서 제3장에서는 분석에 사용된 데이터와 다양한 특허스톡들의 구축 방법에 대해서 자세히 설명한다. 제4장에서는 주요 계량분석 결과를 제시한다. 마지막으로 제5장에서 논문을 마무리한다.

## 2. 모형

Bloom and Van Reenen(2002)는 특허활동이 기업의 생산성에 미치는 영향을 연구하기 위하여 다음과 같은 콥-더글러스(Cobb-Douglas) 생산함수를 가정한다.

$$(2.1) \quad \log Q_{it} = \log A_{it} + \alpha \log G_{it} + \beta \log N_{it} + \gamma \log K_{it}$$

여기서  $Q$ 는 생산량,  $A$ 는 전반적인 효율성 지표,  $G$ 는 축적된 지식자본의 저량을 의미하고,  $N$ 과  $K$ 는 각각 노동과 자본 투입량이다. 즉 이 생산함수는 전형적인 콥-더글러스 생산함수에서 총요소 생산성 부분을 전반적인 효율성 지표 ( $A$ )와 지식자본 ( $G$ )로 분리한 것으로, 이는 총요소 생산성에서의 지식자본의 역할을 명시적으로 들여다보기 위함이다. 하 첨자  $i$ 와  $t$ 는 각각 서로 다른 기업과 시기를 나타낸다.

위의 생산함수를 추정하기 위해 Bloom and Van Reenen(2002)에서 설정한 선형 회

귀분석 모형은 다음과 같다.

$$(2.2) \quad \log Q_{it} = \alpha \log PAT_{it} + \beta \log N_{it} + \gamma \log K_{it} + \eta_i + \tau_t + v_{it}$$

효율성 지표  $A$ 는 기업 고정 효과 ( $\eta_i$ ), 시간 고정 효과 ( $\tau_t$ ), 그리고 오차항 ( $v_{it}$ )으로 구성되며,  $A_{it} = \exp(\eta_i + \tau_t + v_{it})$ 의 형태로 나타낸다. 또한 직접적으로 관측할 수 없는 무형자산인 지식자본( $G$ )을 수치화하기 위하여 기업의 특허활동( $PAT$ )을 대리변수로 삼아 실증 분석을 진행한다.<sup>(3)</sup>

기업이 축적한 지식자본에 대한 대리변수로 특허정보를 사용할 때에는 기업이 해마다 출원한 특허 수의 유량을 사용하기보다는 축적한 특허에 대한 저량을 이용하는 것이 더 바람직하다. 이는 수년 전에 출원한 특허가 여전히 기술적으로 유효하여 기업의 생산성에 여전한 영향을 미칠 수 있기 때문이다.

한편, 오랜 시간 전에 개발한 기술이 최근에 발명한 기술과 생산성에 동일한 효과를 가지는 것도 현실적이지 않다. 이러한 점들을 고려하여 본 연구에서는 Bloom and Van Reenen(2002), Hall, Jaffe and Trajtenberg(2005) 등에서 사용한 방법을 따라 영구재고법을 활용하여 지식자본에 대한 대리변수로 특허스톡 변수를 구축한다.  $t$ 기의 특허스톡을  $X_t$ ,  $t$ 기에 출원된 등록 특허의 수를  $x_t$ 라 하고 감가상각률을  $\delta \in (0,1)$ 라 하면 특허스톡  $X_t$ 는 다음과 같이 재귀적으로 구축될 수 있다.

$$(2.3) \quad X_t = (1 - \delta)X_{t-1} + x_t$$

본 연구에서는 Cockburn and Griliches(1988)과 Bloom and Van Reenen(2002)을 따라 감가상각률  $\delta$ 를 30%로 설정한다. 특허스톡을 구축하는 데 등록연도가 아닌 출원연도를 기준으로 사용하는 이유는 출원-등록 간의 시차 때문이다. 일반적으로 하나의 기술이 특허로 출원되어 심사 과정을 거쳐 최종 등록이 되기까지는 2~3년의 시간이 소요된다. 하지만 기술의 개발은 출원 시점에 이미 이루어져 있을 것이므로, 아직 해당 기술이 특허로 최종 등록되어있지는 않더라도 충분히 기업의 생산성에 영

(3) 지식자본에 대한 대리변수로 특허 활동 외에 널리 쓰이는 것 중 하나는 R&D 투입량이다. Hall, Jaffe and Trajtenberg (2005)에서는 R&D와 특허 출원과 피인용 모두를 고려하여 기업 가치에서의 각각의 기여도에 대해 분석한 바 있다.



향을 미칠 수 있다. 따라서 특허스톡을 구축하는 데에는 출원연도를 기준으로 삼는 것이 타당성을 가진다.

한편 여러 특허에는 비동질적인 기술적 가치가 내재한다. 이러한 점에서 특허 자료가 갖는 단점은 기업의 핵심적인 원천기술이나 부수적인 발명이 모두 1개의 특허로 계산된다는 점이다. 따라서 이러한 단점을 보완하고 지식자본에 대해 더욱 정밀한 대리변수를 구축하기 위해서는 특허의 질을 측정하여 이를 가중한 특허스톡을 계산할 필요가 있다.

특허의 질을 측정하는 데에는 여러 방법이 있지만, 본 연구에서는 Trajtenberg (1990), Bloom and Van Reenen(2002), Hall, Jaffe and Trajtenberg(2005), Kwon, Lee and Lee(2017), 이지홍·임현경·정대영(2018) 등 다수의 기존 문헌에서 사용한 바 있는 특허 피인용 횟수를 통해 특허의 질을 측정하고자 한다.<sup>(4)</sup> 한편 특허 피인용 횟수는 데이터 단절 문제로 인해 하방 편향의 위험을 갖는데, 이 문제와 보완책에 대한 자세한 논의는 3장에서 언급하도록 한다.

### 3. 자료

#### 3.1. 개요

이지홍 외(2019)는 DataGuide 5.0에서 제공하는 한국 기업의 재무정보를 1948~2016년 기간 동안 KIPO에 등록된 특허정보와 1976~2017년 기간 동안 한국에 소재한 출원인들이 USPTO에 등록한 특허정보를 매칭(matching)하는 패널 자료를 구축하였다.

이 중 본 연구에서 사용한 자료의 범위는 2002년에서 2016년이다. 한국 기업들은 90년대에 들어서야 특허를 본격적으로 출원하기 시작했는데, IMF 구제금융의 여파로 2000년을 전후로 하여 수많은 기업이 인수합병이나 사명 변경 등의 과정을 거친 바 있다. 이러한 인수합병과 사명 변경 이력을 모두 추적하여 기업 패널을 구축하는 작업은 지나치게 복잡할뿐더러 그 정확성을 담보하기 쉽지 않으므로 본 연구에서는 2002년부터의 데이터를 이용하였다.

FnGuide에서 제공하는 재무 DB DataGuide 5.0에는 1983년부터 현재까지의 한국

(4) 최근 Kogan et al (2017)은 특허 등록 발표 전후의 주가 변동 자료를 이용하여 특허의 경제적인 가치를 계산하는 방법으로 특허의 질을 측정하였다.

상장회사협의회에서 제공하는 각종 재무 관련 지표들이 제공된다. DataGuide 5.0에서는 유가증권시장(KOSPI) 및 코스닥(KOSDAQ) 상장회사에 대하여 외부감사대상 법인에 대한 정보까지 제공이 되고, 지난 시간 동안 DB에 등록되었던 모든 법인의 자료가 누적되어 제공된다.<sup>(5)</sup> 이에 따라 현재 시점을 기준으로 3500여 개의 상장 이력이 있는 기업과 58000여 개의 외부감사대상법인에 대한 재무정보를 획득할 수 있다. DataGuide에 등록된 법인은 1자리의 알파벳과 6자리의 숫자로 이루어진 코드를 부여받는다. 알파벳은 A와 B로 구분되며 상장 이력이 있는 법인은 A, 상장 이력이 없는 외부 감사 법인은 B로 식별한다. 6자리 숫자 코드는 상장 법인의 경우는 증권 시장에서의 종목코드와 일치하고, 외부감사대상법인의 경우는 자체적으로 부여한 숫자를 사용한다.

본 연구에서는 DataGuide 5.0에서 제공하는 재무정보 중 개별 재무제표 상의 매출액, 설치자산의 실질가치와 총 직원 수 정보를 이용하여 위 (2.2) 식에서  $Q$ ,  $K$ ,  $N$ 을 각각 프록시(proxy)하였다. 설치자산은 유형자산 총액에서 건설 중인 자산의 가치를 제외하여 계산하였고, 명목가치를 실질가치로 변환하기 위하여 한국은행에서 제공하는 2010년 기준 GDP 디플레이터 자료를 이용하였다. 특허스톡(PAT)은 2002년부터 2016년 기간 내 출원되고 등록까지 이어진 특허들을 2002년을 원년으로 하여 위 (2.3) 식에서 나타낸 영구재고법을 사용하여 연도별로 구축하였는데 이와 관해서는 아래에 보다 자세하게 설명하도록 한다.<sup>(6)</sup>

계량 분석은 DataGuide-KIPO-USPTO 자료가 모두 매치된 기업들의 2003-2013년 패널 자료를 이용하여 진행한다. 매칭이 이루어진 기업은 DataGuide에서 코드를 부여받았고, KIPO 혹은 USPTO에 하나 이상의 특허를 등록하였으며 이지홍 외 (2019)에서 제시한 방법에 따라 같은 기업으로 식별된 것들을 지칭한다. 이 중 DataGuide에서 매출액이나 자산, 총 직원 수 등의 관측치가 누락된 데이터는 분석 대상에서

(5) 이는 한국 기업의 재무 정보를 얻기 위해 널리 사용되는 또 다른 재무 DB인 KISVALUE와 대비되는 장점으로, KISVALUE에서는 현재 시점을 기준으로 생존한 법인에 대한 재무 정보만 제공하여 먼 과거의 기업들을 분석하는 데 편향된 결과를 가져올 수 있다.

(6) 특허가 출원되면서 심사 과정을 거쳐 최종 등록에 이르기까지는 대체로 2-3년이 소요되고, 따라서 관측 시점을 기준으로 1-2년 이내에 출원된 특허들은 아직 등록되지 않은 것들이 많아 분석에 문제가 될 수 있다. 이러한 이유로 이지홍 외 (2019)는 2017년 이후에 출원된 특허들은 자료에서 제외하였다, 본 연구에서는 최종적으로 등록이 완료된 특허만을 사용하지 않고 각 특허의 연도는 출원날짜 기준이다.

제외하였다. 이러한 과정을 거쳐 분석 대상이 되는 표본에는 총 1796개의 기업과 15357개의 관측치가 해당된다.

한편 기업의 생산성이 반드시 R&D를 통한 기술 개발과 특허활동을 통해서만 이루어지는 것은 아니다. 따라서 어떤 기업들은 생산성이 특허활동과 무관하게 이루어져 특허활동이 생산성을 측정하는 좋은 대리변수로 작동하지 않을 수 있다. 이러한 비동질성을 완화하기 위해 본 연구에서는 분석 기간 중 한국 또는 미국에서 특허활동을 1건이라도 한 기업은 특허활동이 생산성에 영향을 미치는 경우라 보고 이러한 기업만을 분석 대상에 포함한다.

또한 DataGuide에는 상장기업뿐만 아니라 외부감사대상법인에 대한 정보가 모두 제공되지만, 비상장 외부감사대상법인의 경우 자료가 누락된 경우도 많을뿐더러 총 직원 수에 대한 정보 등의 경우 그 정확성 또한 담보하기 어려워 상장법인만을 분석 대상으로 한다. 이러한 과정을 거쳐 최종적으로 분석 대상이 되는 기업 ('patenter')는 총 504개이며, 11년간 기업-연도 관측치는 4371개이다.

### 3.2. 특허스톡

특허스톡을 계산할 때 KIPO와 USPTO의 특허를 합산하는 여러 방법을 생각해 볼 수 있다. 본 연구에서 사용한 방법은 두 개의 단순 합을 이용하는 것이다. 이러한 방법은 간편하다는 장점이 있지만 단점도 존재한다.

첫 번째 문제점은 KIPO에 등록된 특허와 USPTO에 등록된 특허가 하나의 패밀리 (family)로 구성되어 복수의 특허가 사실상 하나의 기술을 나타낼 수 있다는 점이다.<sup>(7)</sup> 이를 고려하지 않고 단순 합을 하는 것은 특허스톡을 과다 계상할 위험이 있다. 두 번째 문제점은 KIPO의 특허와 USPTO의 특허인용패턴이 다를 수 있다는 점이다. USPTO는 전 세계의 발명자들이 이용하는 기구로, 같은 수준의 기술이라도 USPTO에 등록된 특허가 더 많은 사람들에 의해 열람되고 나아가 인용될 가능성이 높다.

이에 따라 두 특허청의 특허를 별다른 조정 과정을 거치지 않고 단순히 합하는 것

(7) 각국의 특허는 국가의 영토 내에서만 효력을 발휘하기 때문에 동일한 기술에 대해 복수의 국가에서 특허권을 인정받으려면 여러 특허청에 특허 신청을 해야 한다. 1980년 파리조약으로 만들어진 우선권 제도는 이로부터 발생하는 행정적 어려움을 줄이고자 도입된 것으로, 자국 출원일로부터 1년 이내에 외국출원을 한 경우 자국 출원일로 소급시켜 심사를 진행하는 것이다. 이러한 우선권 정보로 묶인 특허들의 묶음을 특허 패밀리라고 한다.

은 문제가 있을 수 있다. 하지만 이를 해결하기 위해서는 특허 패밀리에 대한 정확한 정보가 필요하고 또 크기 효과(size effect)에 대한 적절한 보정 방법에 대한 연구가 선행되어야 하므로 이에 대한 것은 후속연구로 남긴다. 대신, KIPO의 특허 자료만을 이용하여 동일한 분석을 진행해보므로써 특허스톡을 두 특허청 데이터의 단순 합으로 계산하는 것의 문제가 심각한지 검토한다.

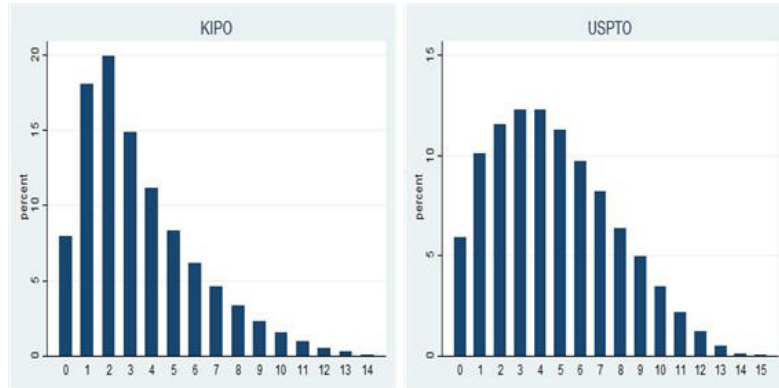
2절에서 설명한 바와 같이 특허의 질적 부분까지 고려한 지식자본의 프록시를 이용할 필요가 있다. 이를 위해 본 연구에서는 특허스톡을 계산할 때 각 특허를 단순 합산하는 방법('patent stock')과 각 특허가 받은 피인용 횟수를 가중치로 설정해 합산하는 방법('citation-adjusted patent stock')을 사용하고 비교한다.

특허정보를 이용하는 데 있어 가장 문제가 되는 부분 중 하나는 인용-피인용 시차에서 오는 데이터 단절 문제이다. 특허의 인용은 수십 년에 걸쳐서 이루어질 수 있는 것이므로, 같은 과학적 가치를 지닌 특허라도 관측 시점을 기준으로 3년 전에 출원된 특허보다 30년 전에 출원된 특허가 더 많은 피인용을 받을 것이다.

2002~2016년 기간에 출원된 KIPO의 특허에 대한 인용-피인용 데이터를 보면, 출원일로부터 피인용이 이루어지기까지 평균 3.4년이 소요되며, 40%의 인용이 3년 이후, 20%의 인용이 5년 이후에 이루어진다. 단절된 데이터만을 이용하여 계산한 수치가 이와 같다는 것은 실제로는 평균적인 인용-피인용 시차가 더 길 것으로 추측할 수 있다. USPTO의 경우에는 이러한 현상이 더욱 두드러진다. 같은 기간 USPTO에 출원된 한국 기업의 등록 특허들의 평균 인용-피인용 시차는 4.6년이며, 60%의 인용이 3년 이후, 37%의 인용이 5년 이후에 발생하는 것을 확인할 수 있다. 특허청별 인용 시차의 분포는 <그림 1>의 그래프에 묘사되어 있다.

KIPO 특허정보의 경우에는 정반대의 문제 또한 고려해야 한다. 한국의 특허제도에서는 출원인이 특허를 출원하기 위하여 참고한 기존의 특허에 대한 인용정보를 명시하는 것이 2010년부터 비로소 제도화되었다. 특허의 인용이 출원일로부터 수년 이내에 대부분 이루어진다는 점을 생각하면 2010년 이전의 특허들은 피인용 횟수가 과소 계상되어 있을 수 있다. 예를 들어, 2003년에 출원된 특허는 7여 년의 기간에 걸쳐 출원인 인용을 거의 받지 못하는 데 반해 2008년에 출원된 특허는 그러한 문제를 훨씬 적게 겪는다. 따라서 특허의 피인용 횟수를 특허의 질에 대한 대리변수로 사용할 때 이러한 데이터 단절 문제는 심각한 편향을 야기할 수 있다.

인용-피인용 시차에 따른 데이터 단절 문제를 보완하는 방법에는 여러 가지가 있



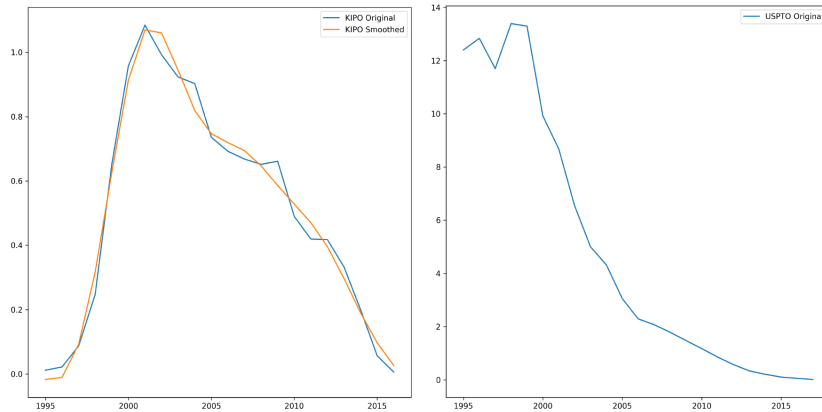
〈그림 1〉 인용 시차

다. 본 연구에서는 Bloom and Van Reenen(2002)에서 제시한 두 가지 방법에 약간의 변형을 가하여 단절 문제를 해결하고자 한다. 첫 번째 방법은 특허가 일생 동안 받는 피인용 횟수가 출원연도에 무관하게 동일할 것이라 가정하고 연도별 가중치를 주어 피인용 횟수를 정규화함으로써 하방 편향을 보완하는 것이다.

한편 정규화를 하는 과정에서 하방 편향이 연도에 따라 부드럽게 변화할 것이라 가정하고 가중치를 구한다. 위의 가정들에 따라 가중치를 계산하기 위하여 각 연도에 따른 평균 피인용 횟수를 계산하고, 이 관측치를 푸리에 급수(Fourier expansion)로 근사하여 부드러운 형태의 연속함수를 만들어낸다.<sup>(8)</sup>

본 연구에서는 1996년부터 2016년 사이의 등록 특허를 이용하여 KIPO 자료는 푸리에 급수의 5차 항까지 근사한 값을 사용하였다. 이러한 방법으로 도출한 각 연도의 푸리에 급수 값의 역수를 가중치로 하여 해당 연도의 피인용 횟수에 곱해줌으로써 데이터 단절 문제를 해결한다. USPTO 자료의 경우, Bloom and Van Reenen(2002)에서 관측된 것과 달리 연도별 피인용 횟수가 푸리에 근사를 거치지 않더라도 충분히 부드러운 곡선의 형태를 가진다. 이 경우 오히려 푸리에 근사를 하는 것이 곡선의 형태를 더 왜곡되게 만들기 때문에 USPTO의 자료는 별다른 근사 없이 연도별 평균 피인용 횟수의 역수를 가중치로 하여 정규화하였다.

(8) 푸리에 급수는 연도( $t$ )를 독립변수, 평균 피인용 횟수( $c$ )를 종속변수로 하여 종속변수( $c$ )를 독립변수( $t$ )의 푸리에 항( $\sin(t)$ ,  $\cos(t)$ ,  $\sin(2t)$ ,  $\cos(2t)$ ...)에 최소자승법(OLS)을 이용하여 구한다. 한편 실제 계산에 무한히 많은 푸리에 항을 도입할 수는 없을뿐더러 주요한 형태는 저차항에서 대체로 결정되므로 유한한 개수의 푸리에 항만을 이용하여 계산한다.



〈그림 2〉 푸리에 근사 결과

〈그림 2〉에는 원자료에서 계산되는 연도별 평균 피인용 횟수가 청색으로 표시되어 있고 푸리에 근사를 한 곡선이 주황색으로 표시되어 있다. 원 곡선을 통해 볼 수 있듯이, KIPO와 USPTO 자료 모두 늦어도 2000년부터는 평균 피인용 횟수가 줄어드는 형태를 보인다는 점에서 데이터 단절 문제가 있음을 확인할 수 있다.

KIPO 데이터의 경우에는 인용 제도의 변천으로 인하여 2000년 이전의 피인용 횟수는 오히려 현저하게 줄어든다는 점에서 반대 방향의 데이터 단절 문제를 관측할 수 있다. 그러나 이러한 문제가 2000년 이후에는 두드러지지 않는다는 점에서 3년 피인용 횟수를 관측하는 데에 하방 편향 문제를 심각하게 야기하지는 않는다. USPTO의 경우를 보면 곡선이 이미 충분히 부드러운 형태를 가짐을 확인할 수 있다. 물론 1990년대 중후반 약간의 굴곡을 보이긴 하지만, 이를 보정하기 위하여 푸리에 근사를 하면 다른 시기에서 더 많은 왜곡이 발생하는 문제로 인하여 이 데이터에 대해서는 푸리에 근사를 사용하지 않았다.

두 번째 방법은 하나의 특허가 받을 수 있는 피인용의 기간을 제한함으로써 모든 연도의 특허가 동일한 조건에서 피인용을 받도록 하는 것이다. 본 연구에서는 출원일로부터 3년의 기간을 제한 시간으로 사용하였다(“3-year citation-adjusted patent stock”). 예를 들어 2010년 8월에 출원된 특허는 2016년에 출원된 특허로부터도 피인용을 받을 수 있지만, 피인용 수를 계산할 때에는 2013년 8월 이내에 출원된 특허들로부터 받은 피인용만 계산하여 가중치를 두게 된다. 이 방법을 사용할 때에는 별도의 정규화 과정을 거치지 않는다.



한편 이러한 3년 피인용 가중치를 이용하여 실증 분석을 하려면 분석 대상이 되는 모든 특허에 최소 3년의 피인용 기간을 보장해주어야 하므로 본 연구에서는 2013년 까지 출원된 특허만을 이용하여 실증 분석을 진행한다.

1948년부터 2016년 사이에 한국 특허청(KIPO)에 출원된 특허 수는 총 2,670,914 개이며, 이 중 1,551,653개의 특허가 등록되었다. 본 연구의 분석에 사용된 2002~2016년 사이의 특허 출원 수는 1,867,237개이고 이 중 1,101,961개가 등록되었다. 한편 1976년부터 2018년까지 USPTO에 등록된 특허의 총 개수는 6,204,275개이고, 그 중 제1 출원인의 국가가 한국으로 표기된 특허의 개수는 211,404개다. 분석 기간이 되는 2002년부터 2016년 사이에 출원된 특허만 보면, 총 3,265,350개의 등록 특허 중 제1 출원인의 국가가 한국인 특허 수는 177,166개이다.<sup>(9)</sup>

### 3.3 기초 통계

〈표 1〉에는 분석 대상이 되는 기업들의 기술 통계량이 제시되어 있다. 왼쪽 패널은 특허활동이 보고되지 않은 기업을 전부 포함하여 통계량을 계산한 것이고, 오른쪽 패널은 분석 기간에 특허 출원을 하여 최종 등록까지 된 것이 1건 이상 존재하는 기업들만을 대상으로 통계량을 계산한 것이다. 4~6번째 행은 세 종류의 특허스톡을 KIPO와 USPTO의 특허 자료를 합하여 계산한 것이고, 7~9번째 행은 같은 종류의 특허스톡을 KIPO의 특허 자료만을 이용하여 계산한 것이다.

기술 통계량의 주요 특징은 모든 변수에 대하여 표준편차가 매우 크고, 분포의 비대칭성이 두드러진다는 점이다. 이는 특허활동 여부와 상관없이 나타나는 특성이다. 이러한 특징이 나타나는 이유는 많은 기업이 수년에 한 건 정도의 드문 특허활동을 하는 것에 반해 어떤 기업들은 1년에만 12,677건의 특허를 출원하기 때문이다(삼성 전자, 2005년).

특허 데이터만을 놓고 보면, KIPO와 USPTO 데이터를 합한 특허스톡과 KIPO 데이터만을 이용한 특허스톡이 중간값은 거의 차이가 나지 않는 반면, 평균과 표준편차는 적지 않은 차이가 남을 확인할 수 있다. 이는 USPTO에서의 특허활동이 주로 KIPO 특허활동 상위 기업에 의하여 행해지기 때문이다.

(9) 인용 정보를 이용하는 데 있어 KIPO에서는 심사관 인용은 1992년부터, 출원인 인용은 2010년부터 법적으로 제도화되었다. 반면, USPTO에서는 데이터가 제공되는 전 범위에 걸쳐 인용 정보가 제공된다.

〈표 1〉 분석 표본의 기술 통계량

변수	All (2003~2013)			Patenters (2003~2013)		
	평균	중간값	표준편차	평균	중간값	표준편차
Real Sales (십억 원)	715.04	84.62	3744.85	1650.14	118.92	6647.93
Asset Tangible (십억 원)	255.58	23.42	1610.39	633.32	35.1	2914.89
Employment (명)	855.27	219	3599.77	1813.49	293	6427.19
Patent Stock	71.84	1.98	878.66	243.14	12.8	1634.46
Cite-adj. Stock	43.88	0.15	673.14	153.77	8.03	1307.11
3year Cite-adj. Stock	38.36	0.49	563.7	130.53	5.47	1051.03
Patent Stock (KIPO)	54.47	1.84	578.06	182.15	11.78	1072.83
Cite-adj. Stock (KIPO)	7.39	0.11	72.25	24.35	1.73	133.91
3year Cite-adj. Stock (KIPO)	23.57	0.49	273.10	78.59	5	507.73
기업 수	1796			504		
표본 수	15357			4371		

또한, 피인용 수를 가중한 특허스톡의 평균 간 차이는 단순히 계산한 특허스톡의 평균 간 차이보다 더 큼을 확인할 수 있다. 이는 KIPO에 등록된 특허들이 평균적으로 인용을 훨씬 덜 받는다는 뜻이다. 하지만 이러한 차이는 KIPO의 특허들이 기술적 가치가 적어서 일수도 있고, USPTO의 크기 효과(size effect) 때문일 수도 있으므로 그 의미를 단정 지을 수는 없다.

## 4. 주요 결과

### 4.1. KIPO 및 USPTO 특허스톡

3장에서 구축한 504개 기업의 4371개 관측치로 구성된 패널 자료를 바탕으로 2장의 (2.3) 회귀식을 추정한 결과는 〈표 2〉에 제시되어 있다. 괄호 안의 숫자는 계수 추정치에 대한 표본 표준편차이다. 1열과 2열은 특허활동 여부와 관계없이 1796개 상장기업들의 생산함수에 대한 OLS 추정치를 제시한 것이다. 1열은 기업 고정효과를 고려하지 않은 추정 결과이고, 2열은 이를 고려한 추정치이다. 이 과정에서 11개 연도에 걸쳐 1번의 관측치만 존재하는 97개 기업이 추정에서 누락되어 관측 수가 15,260개로 줄어든다.

1-2열 모두  $\beta$ 와  $\gamma$ 의 추정치가 0.1% 수준에서 유의한 것으로 나타난다. 1열에서는



$\beta$ 와  $\gamma$ 의 추정치의 합이 약 1이 되는 규모 수확 불변(constant returns to scale)이 관측되는 반면, 기업 고정효과를 도입한 2열과 나머지 열에서는  $\beta$ 와  $\gamma$ 의 추정치의 합이 약 0.75에서 0.8 사이로 나타나는 수확 체감 현상(decreasing returns to scale)이 관측된다. 회귀 분석 결과의 조정 결정 계수(adjusted- $R^2$ )는 1열에서는 0.777로 비교적 낮지만, 나머지 열에서는 0.928과 0.952 등으로 큰 값이 제시되어 회귀 모형의 적합도를 방증한다.

3열에서는 1-2열의 분석을 특허활동 이력이 있는 기업들로 한정된 표본에서 시행한 결과를 제시한다. 3-8열의 분석에서도 기업 고정효과를 도입하면서 관측 횟수가 1번뿐인 25개의 기업이 누락되어 회귀 분석에 사용되는 기업 수는 479개로, 표본 수는 4346개로 줄어든다. Bloom and Van Reenen(2002)와의 차이점은 특허활동 기업이 전체 평균에 대비해 더 자본 집약적이지는 않다는 점이다. 오히려 특허활동 기업만을 대상으로 생산함수를 추정할 때 노동 투입에 대한 계수가 0.599에서 0.64로 높아지는 결과를 보인다.

4열부터 8열까지는 분석 기간 특허활동 이력이 있는 기업들만을 대상으로 (2.2)의 회귀 모형을 추정한 결과이다. 4열에서는 특허 당 피인용 수를 가중치로 두지 않고 계산한 특허스톡을 지식자본에 대한 대리변수로 활용한 계수 추정치들을 제시하고, 5열에서는 정규화된 피인용 수를 가중치로 하여 계산한 특허스톡을 지식자본에 대한 대리변수로 활용한 회귀분석 결과를 제시한다.

노동과 자본에 대한 계수는 여전히 0.1% 수준에서 유의한 결과가 관측되며, 특허스톡에 대한 계수는 각각 5%와 1% 수준에서 유의한 결과가 관측된다. 5열에서 피인용 가중 특허스톡의 계수가 0.0277이라는 것은 특허활동이 2배 늘었을 때 총요소 생산성이 약 2.77% 정도 증가할 수 있다는 의미이다.

6열은 5열에 도입한 피인용 가중 특허스톡을 계산 방법을 바꾸어서 회귀분석을 한 결과이다. 5열에서는 특허당 피인용 횟수를 푸리에 근사를 활용한 정규화 과정을 거쳐 데이터 단절 문제를 보완한 데 반해 6열에서는 특허당 출원일로부터 3년 이내에 인용된 건수만을 계산하고 정규화하지 않은 피인용 수를 활용하였다. 이러한 3년 피인용 가중 특허스톡의 계수는 0.0357로 정규화된 피인용 가중 특허스톡의 계수와 1% 포인트 이내의 차이를 보이고 이 또한 1% 수준에서 유의성을 보인다.

7-8열에는 피인용 가중치를 주지 않은 특허스톡과 피인용 가중치를 준 특허스톡을 동시에 독립변수로 두고 회귀 분석을 한 결과가 제시되어 있다. 7열에는 피인용

〈표 2〉 USPTO와 KIPO 특허를 합하여 계산한 특허스톡을 이용한 추정치

Log Real Sales	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Sample	All (2003-2013)			Patenters (2003-2013)				
Log Capital	0.316*** (0.00514)	0.151*** (0.00572)	0.148*** (0.0128)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0128)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.129)
Log Employment	0.704*** (0.00797)	0.599*** (0.0104)	0.664*** (0.0201)	0.658*** (0.0204)	0.658*** (0.0202)	0.658*** (0.0204)	0.658*** (0.0204)	0.658*** (0.204)
Log Patent Stock				0.0259* (0.0127)			-0.00205 (0.0190)	-0.0083 (0.0203)
Log Cite-adj. Stock					0.0277** (0.0097)		0.0289* (0.0145)	
Log 3-Year Cite- adj. Stock						0.0357** (0.0121)		0.0419* (0.0193)
Firm dummies	NO	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Time dummies	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Adj. R-squared	0.777	0.928	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952
No. firms	1796	1699	479	479	479	479	479	479
No. observations	15357	15260	4346	4346	4346	4346	4346	4346

\* p < 0.05, \*\* p < 0.01, \*\*\* p < 0.001

가중치 스톡으로 정규화를 통해 피인용 횟수를 계산한 특허스톡이 이용되었고, 8월은 출원일로부터 3년 이내의 피인용만 계산한 특허스톡이 사용되었다. 이러한 분석의 주요 특징은 피인용 가중치를 두지 않은 특허스톡의 계수가 0에 가깝게 떨어질 뿐 아니라 유의성도 사라진다는 점이다. 대조적으로 피인용 가중치를 준 특허스톡은 5% 수준에서 유의성을 유지하고, 계수 또한 해당 변수만으로 지식자본을 프록시(proxy)할 때와 0.5%포인트 내외의 차이만을 보인다. 이는 Bloom and Van Reenen(2002)에서도 유사하게 관측되는 현상이다.

이러한 결과는 특허활동을 지식자본에 대한 대리변수로 활용하는 데 있어 피인용수로 가중치를 주어 특허스톡을 계산하는 것이 그렇지 않은 경우보다 더 많은 정보를 전달함을 의미한다. 이로부터 특허활동으로 기업의 생산성을, 그중에서도 지식자본에 의한 생산성 기여도를 측정하고자 할 때 인용정보를 활용하는 것이 가치가 있음을 알 수 있다. 인용 정보의 가치는 특허활동의 기업 가치에 대한 영향을 분석한

Hall, Jaffe and Trajtenberg(2005)에서도 보고된 바 있다.

#### 4.2. KIPO 특허스톡

3장 2절에서 설명한 바와 같이, 각 기업의 특허스톡 변수를 구축하는 데 있어 KIPO의 특허 개수와 USPTO의 특허 개수를 단순히 합하는 것은 문제가 있을 수 있다. 다시 요약하여 설명하면, 첫 번째 문제는 동일한 기술의 패밀리 특허가 KIPO와 USPTO 양쪽 특허청에 등록되어 2개의 기술로 중복으로 계상될 수 있다는 점이다. 두 번째 문제는 인용 횟수를 특허의 질에 대한 대리 지표로 사용하는 데 있어 동질의 특허라도 국제적으로 접근성이 좋은 미국 특허청에 등록된 특허가 평균적으로 더 많은 인용을 받는 크기 효과(size effect)가 나타날 수 있다는 점이다. 그래서 본 절에서는 KIPO의 특허 데이터만을 이용하여 1절의 <표 2>에서 시행한 것과 동일한 분석을 반복하여 비교한다.

<표 3>에서 1-5열은 <표 2>의 4-8열과 상응한다. <표 3>의 6-8열에서는 KIPO 데이터와 USPTO 데이터를 합하는 것이 KIPO 데이터만을 이용해서는 얻을 수 없는 추가적인 정보를 제공하는지 확인한다. 이를 위해 1-3열에서 특허스톡을 구하는 3가지 방법에 대해 각각 두 데이터베이스를 합하여 계산한 특허스톡과 KIPO 데이터만을 이용하여 계산한 특허스톡 두 지표를 동시에 독립변수로 취한 분석을 시도한 결과를 제시한다.

물론 KIPO 데이터만을 이용하는 것 외에도 USPTO의 특허 데이터만을 이용하여 분석을 시도해봄으로써 해당 데이터가 한국 기업의 지식자본에 대한 더 나은 정보를 주는지 확인해볼 수도 있다. 하지만, 4장 1절에서 분석 대상이 된 479개 기업 중 374개의 기업만이 2003~2013년 사이에 USPTO에 1개 이상의 특허를 등록하였으며, 이 중 93개의 기업만이 동 기간 연평균 1개 이상의 특허를 등록하였다. 이렇듯 USPTO에서 활발히 특허활동을 하는 한국 기업이 적은 관계로 USPTO 데이터만을 이용한 분석은 제외하였다.

<표 3>의 결과들을 보면, 대체로 <표 2>의 결과들과 유사함을 확인할 수 있다. 우선 조정 결정 계수는 모든 열에서 <표 2>의 상응하는 계수와 동일한 값을 가진다. 1-3열에서 세 가지 다른 방식으로 특허스톡을 계산하여 특허활동의 생산성에 대한 영향력을 추정한 결과 또한 모두 <표 2>의 상응하는 열의 계수 추정치와 거의 차이가 없고, 유의 수준 또한 동일하게 유지된다. 4-5열의 결과에서 보듯이 KIPO의 데이

터만 이용하여 특허활동의 생산성 기여도를 볼 때도 피인용으로 가중하지 않은 특허스톡보다 피인용으로 가중한 특허스톡이 더 많은 정보를 전달하며, 이 점은 정규화된 피인용 가중 특허스톡보다 3년 피인용 가중 특허스톡에서 더욱 두드러진다. 각 계수 추정의 결과뿐만 아니라 회귀분석의 조정 결정 계수 또한 이전 분석과 동일하게 유지된다.

KIPO 데이터만을 대상으로 특허활동의 생산성에 대한 영향을 볼 때 <표 2>의 결과와 차이가 나타나는 부분은 바로 <표 3>의 4열이다. <표 2>의 7열에서는 정규화된 피인용 가중치를 준 특허스톡의 유의성이 5% 수준에서 관측되는 반면 <표 3>의 4열에서는 5% 수준의 유의성이 관측되지 않는다.<sup>(10)</sup> 이와는 대조적으로 5열 (<표 2>의 8열)에서는 <표 2>와 <표 3> 모두 5% 수준에서 결과가 유의하다. 이로부터 최소한 KIPO에 출원된 특허만을 놓고 볼 때, 지식자본에 대한 적합한 대리변수는 정규화한 피인용 가중 특허스톡보다는 3년 피인용 가중 특허스톡이라 볼 수 있다. 이는 데이터 단절 문제를 해결하기 위해 사용한 방식과 그 기저에 깔린 가정의 차이에서 비롯되었을 수 있다.

피인용 횟수를 정규화하는 과정에서는 매해 출원되는 특허들의 평균적인 평생의 피인용 횟수가 동일하다는 가정이 밑바탕이 된다. 그러나 1990년대 이래로 KIPO의 특허 출원 양상은 변동 폭이 작지 않았으며, 이로부터 위와 같은 가정은 비현실적이라 볼 수 있다. 반면에 3년 피인용 가중 특허스톡을 계산할 때에는 연도별 출원된 특허들이 인용을 받게 되는 시차의 분포가 크게 변하지 않음을 가정한다. 이러한 가정은 정규화를 위한 가정에 비하면 비교적 현실적이라 볼 수 있다.

<표 3>의 6-8열에서는 KIPO 데이터만을 이용하여 계산한 특허스톡과 KIPO와 USPTO 두 데이터베이스를 모두 이용하여 계산한 특허스톡을 동시에 독립변수로 두고 회귀분석을 진행한 결과를 제시한다. 분석 결과, 모든 특허스톡 계산 방식에 대하여 두 변수 모두 유의성을 나타내지 않는다. 이는 두 변수 간의 높은 상관관계에 기인한 다중공선성(Multicollinearity) 문제 때문이다. 피인용 횟수를 가중하지 않은 특허스톡을 보면, 두 데이터베이스를 모두 활용한 특허스톡에 KIPO 데이터만을 이용한 특허스톡으로 단순회귀분석을 시행하면 0.01% 수준에서의 유의성과 0.9913의 조정결정계수를 보인다. 이를 통하여 한국 기업의 지식자본을 특허활동으로 프록시

(10) 다만 10% 수준에서는 유의성이 관측된다.

〈표 3〉 KIPO 특허만을 이용하여 계산한 특허스톡을 이용한 추정치

Log Real Sales	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Sample	Patenters (2003-2013)							
Log Capital	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0128)	0.143*** (0.0129)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0129)	0.144*** (0.0129)	0.143*** (0.0129)
Log Employment	0.658*** (0.0204)	0.658*** (0.0202)	0.656*** (0.0203)	0.658*** (0.0204)	0.657*** (0.204)	0.658*** (0.0204)	0.658*** (0.0203)	0.656*** (0.0203)
Log Patent Stock (KIPO)	0.0260* (0.0127)			0.0008 (0.0188)	-0.0140 (0.0201)	0.0192 (0.0724)		
Log Cite-adj. Stock (KIPO)		0.0265** (0.0097)		0.0260 (0.0143)			-0.0205 (0.0545)	
Log 3-Yr Cite-adj. Stock (KIPO)			0.0391** (0.0122)		0.0496* (0.0193)			0.0696 (0.0494)
Log Patent Stock (all)						0.00690 (0.0727)		
Log Cite-adj. Stock (all)							0.0480 (0.0548)	
Log 3-Yr Cite-adj. Stock (all)								-0.0312 (0.0490)
Firm dummies	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Time dummies	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Adj. R-squared	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952	0.952
No. firms	479	479	479	479	479	479	479	479
No. observations	4346	4346	4346	4346	4346	4346	4346	4346

\* p &lt; 0.05, \*\* p &lt; 0.01, \*\*\* p &lt; 0.001

(proxy)함에 있어 USPTO 데이터를 KIPO 데이터에 단순히 더하는 것이 유의한 추가 정보를 제공하지는 않는다는 것을 확인할 수 있다. 다만, 이는 한국 기업이 KIPO에 등록하는 특허 수에 비해 USPTO에 출원하는 특허 수가 절대적으로 적어 영향이 미미해 보이는 것일 수 있으므로 USPTO 특허가 아무런 정보를 제공하지 않는다는

결론을 내릴 수는 없다.

#### 4.3. 시차 변수

3절에서는 앞서 진행한 계량 분석들에 대한 강건성 검증(robustness check)을 시행한 결과를 제시한다. 신기술의 도입이 실제 생산으로 이어져 기업의 총요소 생산성을 증가시키는 데에는 시간이 걸릴 수 있다. 이는 새로운 제품의 생산 공정을 마련하는 시간과 원천기술을 소비자에 맞추어 시장화하는 시간이 들기 때문이다. 이런 경우 당해의 생산성에 대한 대리변수는 당해의 특허스톡이 아니라 전년도의 특허스톡을 이용하는 것이 더욱 적절할 수 있다. 따라서 본 절에서는 특허스톡에 대한 시차 변수를 이용하여 기업의 특허활동이 총요소 생산성에 미치는 영향을 분석하고자 한다.

1-2열은 KIPO와 USPTO의 특허 데이터를 모두 이용하여 <표 2>의 6열에서 진행한 계량 분석을 시차 변수를 도입해 반복한 결과를 제시한다. 즉, <표 4>에서 지식자본에 대한 대리변수로는 3년 피인용 횟수를 가중한 특허스톡을 이용한다. 이는 <표 3>의 7, 8열에서 나타난 것처럼 3년 피인용 가중 특허스톡이 지식자본을 대리하는데 더 적합하다고 판단되기 때문이다. 1열에서는 <표 2> 6열의 모형에 피인용 가중 특허스톡에 대한 시차 변수를 추가한 모형으로 회귀분석을 시도하고, 2열에서는 자본, 노동, 지식자본 모두에 대해 시차 변수를 도입하여 분석을 시도한다. 3-4열은 1-2열과 동일한 분석을 2절에서 한 것과 같이 KIPO 데이터만 이용하여 다시 시도한다.

시차 변수를 도입한 계량 분석을 할 때 고려해야 할 점이 두 가지 있다. 하나는 분석 결과에 대한 것이다. 1, 3열에서는 당해 연도의 특허스톡과 전년도의 특허스톡을 모두 모형에 넣고 회귀분석을 진행하는데, 두 변수의 유의성의 차이는 생산성을 추정하는 데 있어 어떤 변수가 더 많은 정보를 전달하는지로 해석할 수 있다. 만약 전년도의 특허스톡이 더 유의한 결과를 가져온다면, 이로부터 특허활동이 실제 생산으로 이어지기까지 약간의 시차가 발생한다고 해석할 수 있다. 두 번째는 표본의 수에 관한 것이다. 2, 4열에서는 특허스톡뿐만 아니라 자본과 노동 투입에 대해서도 시차 변수를 도입하는데, 이로 인해 분석 기간이 2004~2013년으로 1년이 줄어들게 된다. 그 결과 2, 4열에서 분석의 대상이 되는 표본 기업은 470개, 그리고 기업과 연도의 쌍으로 이루어지는 패널 관측치는 3857개로 줄어들게 된다.

<표 4>에 나타난 분석 결과를 보면, 회귀분석의 조정 결정 계수는 0.95 내외로 여전히 매우 높음을 확인할 수 있다. 이로부터 본 절에서 설정한 회귀 모형의 적합도

〈표 4〉 시차 변수를 이용한 회귀 분석 결과

Log Real Sales	(1)	(2)	(3)	(4)
Sample	All		KIPO only	
Log Capital	0.142*** (0.0135)		0.142*** (0.0135)	
Lagged Log Capital		0.0710*** (0.0157)		0.0705*** (0.0157)
Log Employment	0.666*** (0.0218)		0.665*** (0.0219)	
Lagged Log Employment		0.628*** (0.0241)		0.626*** (0.0241)
Log 3-yr Cite-adj. Stock	0.0463* (0.0193)		0.0503* (0.0192)	
Lagged Log 3-Yr Cite-adj. Stock	-0.00941 (0.0185)	0.0331* (0.0145)	-0.00886 (0.0186)	0.0394** (0.0146)
Firm dummies	YES	YES	YES	YES
Time dummies	YES	YES	YES	YES
Adj. R-squared	0.952	0.943	0.952	0.943
No. firms	479	470	479	470
No. observations	4045	3857	4045	3857

가 높음을 알 수 있다. 한편, 1열의 결과를 보면 시차를 적용한 특허스톡의 생산성에 대한 영향이 유의하지 않고, 오히려 시차를 적용하지 않은 특허스톡의 생산성 기여도가 5% 수준에서 유의한 것으로 관측된다. 이는 Bloom and Van Reenen (2002)에서 시차 변수가 더 유의한 결과를 보였던 것과는 대조된다. 이러한 결과는 특허가 출원된 시점으로부터 생산함수에 반영되기까지 걸리는 시간이 그리 길지 않음을 시사한다.

이러한 현상은 미국과 한국의 경제성장 과정에서의 차이에 기인한 것일 수 있다. Lee(2013)에서는 1980년대 한국과 대만이 중진국을 넘어 짧은 시간에 경제적으로 선진국의 대열에 합류할 수 있었던 배경으로 수명 주기가 짧은 산업에 집중했다는 점을 제시한다. 경제성장의 역사가 짧은 한국의 경우에는 기술 수명 주기가 짧아 축적된 지식과 경험의 역할이 상대적으로 적은 산업에 집중함으로써 경쟁력을 확보하고 경제성장을 이루었다.

대표적인 예로 Lee(2013)에서 HDTV와 휴대 전화를 제시한다. 이러한 결과 한국



은 기술 수명 주기가 짧은 전기, 전자 혹은 컴퓨터, 통신 분야에 혁신 활동이 집중되었고, 이로 인해 시차 변수에 해당되는 이전 연도의 특허활동은 현재 시점의 생산성에 큰 영향을 미치지 않을 수 있다. 이지홍 외(2019)에서 제시한 산업 분류에 따라 산업별 특허활동을 보면 2002~2016년 USPTO에 등록된 미국 특허권자의 특허는 55.09%가 컴퓨터·통신 혹은 전기·전자 산업 특허인 반면, USPTO에 등록된 한국 특허권자의 특허는 78.2%가 동 산업의 특허이다.

KIPO의 데이터만을 대상으로 분석한 3열의 결과 또한 1열의 결과와 유사하다. 이 경우에도 시차를 적용한 특허스톡은 유의하지 않은 결과가 관찰된 반면 시차를 적용하지 않은 특허스톡은 5% 수준에서 유의성이 관측된다. 이를 통해 시차를 도입하지 않은 특허스톡이 기업의 총요소 생산성에 대한 더 나은 정보를 제공함을 알 수 있다. 또한 시차 도입 여부에 따른 특허스톡의 영향력 차이는 특허청의 차이보다는 기업의 특성에서 비롯된 것이라 볼 수 있다.

자본, 노동, 특허 활동 세 변수에 모두 시차를 적용한 2열과 4열의 모형에서는 특허스톡의 유의성이 각각 5%와 1% 수준에서 관측된다. 계수 추정치 또한 <표 2>와 <표 3>의 6열에 나타난 상응하는 계수와 큰 차이를 보이지 않는다는 점에서 본 연구의 분석 결과가 약간의 시차에 크게 의존하지는 않는다는 것을 알 수 있다.

## 5. 맺음말

본 연구에서는 2003~2013년 기간 동안 특허활동 이력이 있는 국내 상장기업을 대상으로 한 분석을 통해 특허변수가 기업의 유형자산 및 노동투입 규모에 의해 설명되지 않는 실질매출 중 일부를 통계적으로 유의하게 설명할 수 있음을 확인하였다. 특히 USPTO 특허까지 고려할 경우 단순 계산한 특허스톡보다는 특허의 피인용정보를 고려하여 계산한 특허스톡이 기업의 매출생산성을 보다 잘 설명하며, KIPO 특허만 고려할 경우 정규화한 피인용 가중 특허스톡보다는 3년 피인용 가중 특허스톡이 기업의 매출생산성과의 상관관계가 더 높은 것으로 나타났다.

이러한 결과는 특허정보가 국내기업의 지식자본을 측정하는 데에 활용될 수 있으며, 특허 특허의 질적 정보(피인용 횟수)까지 고려하여 계산된 특허스톡이 기업의 지식자본을 대표할 수 있는 대리변수로 사용될 수 있음을 의미한다. 따라서 이지홍 외(2019)가 구축한 KoPDP 데이터베이스가 한국 경제의 혁신 활동을 진단하고 처방하



는 다양한 연구에 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구의 한계 중 하나는 USPTO 특허와 KIPO 특허를 정교하게 결합하지 못한 것이다. KIPO에 동일한 기술이 패밀리특허로 등록되어 있는 USPTO 등록특허는 기업의 지식자본에 대해 KIPO 특허 이상의 정보를 주지 못할 수 있다. 패밀리 정보를 기반으로 USPTO와 KIPO 특허를 매칭하여 USPTO 등록특허의 가치를 밝히는 작업은 후속연구로 남기고자 한다.

김상동 (Sangdong Kim)

서울대학교 경제학부 석사과정

08826 서울 관악구 관악로 1

전화: 010-2634-5859

E-mail: tippingpts@snu.ac.kr

송근상 (Keunsang Song)

서울대학교 경제학부 석사과정

08826 서울 관악구 관악로 1

전화: 010-8804-9415

E-mail: sks1107@snu.ac.kr

이지홍 (Jihong Lee)

서울대학교 경제학부 교수

08826 서울 관악구 관악로 1

전화: (02)880-6365, 010-5243-9702

E-mail: jihonglee@snu.ac.kr

## 참고문헌

- Bloom, N., & Van Reenen, J. (2002): “Patents, Real Options and Firm Performance”, *Economic Journal*, 112(478), C97-C116.
- Cockburn, I., & Griliches, Z. (1988): “The Estimation and Measurement of Spillover Effects of R&D Investment-industry Effects and Appropriability Measures in the Stock Market’s Valuation of R&D and Patents”, *American Economic Review*, 78(2), 419-423.
- Griliches, Z. (1981): “Market Value, R&D, and Patents”, *Economics Letters*, 7(2), 183-187.
- Griliches, Z. (1990): “Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey. part 1-2 (No. 3301)”, *National Bureau of Economic Research*.
- Hall, B. H., Jaffe, A. B., & Trajtenberg, M. (2001): “The NBER Patent Citation Data File: Lessons, Insights and Methodological Tools”, *Working Paper No. w8498*. *National Bureau of Economic Research*.
- Hall, B. H., Jaffe, A., & Trajtenberg, M. (2005): “Market Value and Patent Citations”, *RAND Journal of economics*, 16-38.
- Kogan, L., Papanikolaou, D., Seru, A., & Stoffman, N. (2017): “Technological Innovation, Resource Allocation, and Growth”, *Quarterly Journal of Economics*, 132(2), 665-712.
- Kwon, S., Lee, J., & Lee, S. (2017): “International Trends in Technological Progress: Evidence from Patent Citations, 1980–2011”, *Economic Journal*, 127(605), F50-F70.
- Lee, K. (2013): *Schumpeterian Analysis of Economic Catch-up: Knowledge, Path Creation, and the Middle-Income-Trap*, Cambridge University Press.
- Pakes, A., & Griliches, Z. (1980): “Patents and R&D at the Firm Level: A First Report”, *Economics Letters*, 5(4), 377-381.
- Pakes, A. (1985): “On Patents, R & D, and the Stock Market Rate of Return”, *Journal of Political Economy*, 93(2), 390-409.
- Trajtenberg, M. (1990): “A Penny for Your Quotes: Patent Citations and the Value of

- Innovations”, *Rand Journal of Economics*, 21(1), 172-187.
- Thoma, G., Torrisi, S., Gambardella, A., Guellec, D., Hall, B. H. & Harhoff, D. (2010): “Harmonizing and Combining Large Datasets: An Application to Firm-level Patent and Accounting Data,” *Working Paper No. 15851, National Bureau of Economic Research*.
- 김명중 · 한태용 (2015): “특허권의 가치관련성”, 『*상업교육연구*』, 29(1), 123-152.
- 김수섭 · 최수미 (2010): “전자산업의 특허출원과 기업가치와의 관련성”, 『*경영경제연구*』, 33(2), 3-24.
- 서정운 · 유성용 (2015): “특허 청구항에 대한 성공률이 기업가치에 미치는 영향”, 『*한국물류학회지*』, 25(4), 95-105.
- 이지홍 · 임현경 · 정대영 (2018): “4차 산업혁명과 한국의 혁신 역량: 특허자료를 이용한 국가 · 기술별 비교 분석”, 『*경제분석*』, 24(3), 37-82.
- 이지홍 · 임현경 · 김상동 · 송근상 · 정재유 (2019): “한국 특허 데이터 프로젝트: 내용과 방법 (Korea Patent Data Project (KoPDP): Contents and Methods)”, *Working Paper*, 서울대학교, Available at SSRN 3404698.
- 전성일 · 이기세 (2015): “특허권 취득 집단의 연구개발비 지출과 기업가치”, 『*산업경제연구*』, 28(4), 1593-1616.
- 최태희 · 김문태 (2012): “코스닥 기업의 특허권이 경제적 부가가치 (EVA) 에 미치는 영향”, 『*산업경제연구*』, 25(6), 3977-3996.

**Abstract**

## Knowledge Capital and Firm Productivity: Evidence from Patent Data

Jihong Lee, Sangdong Kim, and Keunsang Song

This paper analyzes the relationship between knowledge capital and firm productivity for 504 Korean listed firms that have registered patents in Korea or US during the period 2003-2013. We find various measures of patent stock that can explain firm revenue with statistical significance in addition to tangible capital and labor inputs. This result suggests that patent stock can be utilized as a proxy for measuring corporate knowledge capital.

**Keywords:** Knowledge Capital, Productivity, Patent, Citation