



日本銀行ワーキングペーパーシリーズ

研究開発投資とイノベーション： 特許データを用いたアプローチ

王悠介*

yuusuke.ou@boj.or.jp

高橋耕史*

kouji.takahashi-2@boj.or.jp

No.20-J-2
2020年7月

日本銀行
〒103-8660 日本郵便（株）日本橋郵便局私書箱 30号

* 調査統計局

日本銀行ワーキングペーパーシリーズは、日本銀行員および外部研究者の研究成果をとりまとめたもので、内外の研究機関、研究者等の有識者から幅広くコメントを頂戴することを意図しています。ただし、論文の中で示された内容や意見は、日本銀行の公式見解を示すものではありません。

なお、ワーキングペーパーシリーズに対するご意見・ご質問や、掲載ファイルに関するお問い合わせは、執筆者までお寄せ下さい。

商用目的で転載・複製を行う場合は、予め日本銀行情報サービス局 (post.prd8@boj.or.jp) までご相談下さい。転載・複製を行う場合は、出所を明記して下さい。

研究開発投資とイノベーション：特許データを用いたアプローチ*

王 悠介†

高橋 耕史‡

2020年7月

【要旨】

本稿では、近年の日本企業における研究開発投資や、イノベーションの動向を分析するため、特許データを用いてイノベーションの蓄積度合を捉える指標——引用ストック——を試算した。引用ストックの推移をみると、2000年代半ば以降低下しており、イノベーションの蓄積が低下傾向を辿っていた可能性が示唆された。また、引用ストックと生産性の関係を企業毎にみると、引用ストックの増加は生産性向上に有意に影響を与えている可能性が示されたほか、引用ストックは、研究開発投資額だけでは捉えられない研究開発の成否についての情報を持つことが示唆された。次に、研究開発投資とイノベーションの関係を確認すると、研究開発費の増加はイノベーションに寄与するものの、近年、その効率性は低下している可能性が示された。こうした研究開発における効率性の低下は、日本企業に限らず世界的に多岐に亘る分野で報告されており、企業や研究機関では研究者の数や研究費を増大させることでイノベーションのペースを維持しようと試みている。人口減少により研究者の増加が見込み難い日本では、研究者の多様性の向上などにより、研究の質を高める取り組みが重要である。

キーワード：特許データ、生産性、研究開発、イノベーション

JEL 分類番号： O31、E23、D24

* 本稿の作成に当たり、日本銀行の川本卓司氏、神山一成氏、桜健一氏、東京大学の青木浩介氏、一橋大学の陣内了氏から有益なコメントを頂いた。また、加来和佳子氏からは、計数作成においてご協力を頂いた。記して感謝の意を表したい。ただし、あり得べき誤りは筆者個人に属する。本稿で示されている見解は、日本銀行の公式見解を示すものではない。

† 日本銀行調査統計局 (yuusuke.ou@boj.or.jp)

‡ 日本銀行調査統計局 (kouji.takahashi-2@boj.or.jp)

1. イントロダクション

「経済成長の原動力は何なのか」、この問いに対して多くの学者や政策担当者がこれまで議論を重ねてきた。最もオーソドックスな考え方は、経済成長は、イノベーション(技術革新)¹によってもたらされているというものである²。近年、IoT や AI に代表される新たな技術が急速に発展していることもあって、イノベーションの重要性に対する認識が世界的に高まっている。こうしたもとで、企業は研究開発投資を積極化させている。

日本では、2008 年の金融危機以降、研究開発費は一旦落ち込んだものの、その後は振れを伴いながらも上昇傾向にある(図表 1)。こうした研究開発費の増加は、先行きの日本企業の生産性上昇に繋がることが期待されている。したがって、研究開発活動が実際にどの程度イノベーションを生み出し、企業の生産性向上に繋がるのかという点は、日本経済の先行きを展望するうえで、欠かせない視点である。

もっとも、イノベーションが生じるメカニズムや、イノベーションをどのようにして測るのか、といった根本的な問題について、多くの研究がなされてきたが、未だにコンセンサスは得られていない。

こうした問題意識から、本稿では、①日本企業によって生み出されたイノベーションの代理変数を計算し、1980 年以降の日本企業のイノベーションを概観する。そして、②イノベーションは企業の生産性にどの程度影響を与えるのか、という点を企業のパネルデータを用いて検証する。最後に、③日本の製造業における近年の研究開発活動はどの程度イノベーションに寄与しているのか、という点について分析することで、日本企業による研究開発活動が先行きの経済成長に与える影響について考察する材料を提示する。

具体的には、まず、先行研究に倣い、企業が保有する知識量³や技術の革新性を測る指標として、特許の被引用情報、R&D 投資額を用いた指標をそれぞれ算

¹ 特に、Schumpeter(1912)が経済活動におけるイノベーションの重要性を主張して以来、イノベーションは経済成長の源泉であるとみなされてきた。イノベーション(innovation)という言葉は「技術革新」と訳されることが多いが、Schumpeter(1912)の定義によれば「技術」分野に限らない幅広い意味を持つ。Schumpeter(1912)は、イノベーションを①新しい財貨の生産、②新しい生産方法の導入、③新しい販路の開拓、④原料あるいは半製品の新しい供給源の獲得、⑤新しい組織の実現、の5つを含むものとして定義した。

² 成長論といわれる経済学の分野では、基本的に一国の経済成長率は、人口成長率と一人当たりのGDP 成長率に分解でき、更に一人当たりのGDP 成長率は、資本装備率と技術進歩率に分解可能であると考える。イノベーションとは、この技術進歩率を上昇させるものと捉えることができる。なお、経済成長率と、人口成長率や資本装備率との関係については、例えば、平田(2012)を参照。

³ 既存研究では knowledge stock と呼ばれる。

出した（算出方法は2節を参照）。特許の被引用情報を用いた指標（引用ストック）については、2000年代中頃まで上昇傾向にあったものの、その後低下していた一方、R&D投資額に基づく指標（R&Dストック）は、横ばい圏内を維持していた。更に、製造業に注目して、両指標と企業の生産性との関係を見ると、引用ストックは、生産性に有意に寄与する一方、R&Dストックは、引用ストックを所与とすると、企業の生産性に対して追加的な説明力を持たない可能性が示された。これは、特許の被引用情報が企業のイノベーションについて、より強い説明力を有する可能性を意味しており、引用ストックは研究開発投資の成否についての情報を持っている可能性が高いことを示している。

次に、R&D投資額を説明変数、被引用情報に基づくイノベーション指標を被説明変数とした、イノベーション関数を推計した。推計結果からは、R&D投資の効率性が2000年代以降低下している可能性が示された。こうしたR&D投資の効率性の低下は、長期的なトレンドとして、日本に限らず米国等でも報告されており（Gordon, 2016; Bloom et al., 2020）、R&D投資の効率性の低下は、日本固有の現象ではない。

先行研究をみると、米欧では、特許データは社会のイノベーションを測る変数として広く利用されており、比較的規模の大きなデータを用いた分析は、1960年代にまで遡ることができる（Scherer, 1965; Schmookler, 1966）。それ以降も、特許を、保有企業の経済的価値や、マクロ経済の生産性の変化に結び付けた多くの研究がなされている（Pakes and Griliches, 1980; Griliches, 1981, 1984, 1998; Jaffe et al., 1993; Bloom and Reenen, 2002; Lanjouw and Schankerman, 2004; Hall et al., 2005; Bloom et al., 2013; Kogan et al., 2017; Kline et al., 2019）。こうした一連の研究の蓄積には、米国ではHallらが特許データを統計的分析に利用可能な形で整備し、公開したことが大きく寄与している（Hall et al., 2001）。一方、日本においては統計的な分析が可能な特許データの整備が遅れていたこともあって、特許データを用いた経済学的な分析は限定的であった。もともと、日本でも、2005年に財団法人知的財産研究所から「IIP 特許データベース」が公開され、特許データを用いた計量的な分析が比較的容易になった（後藤・元橋, 2005）。本稿でも、このデータベースを基に、最新のデータを付け加えることで、近年の日本企業のイノベーションの動向を分析する。

また、特許データのなかでも、とりわけ、被引用情報の有用性に注目した分析は、米欧で研究の蓄積があり、その頑健性が示されている（Trajtenberg, 1990; Harhoff et al., 1999; Bloom and Reenen, 2002; Lanjouw and Schankerman, 2004; Hall et al., 2005）。こうしたもとで、日本のデータでも、特許の被引用情報が発明の経済的・科学的価値を測る尺度として有用なことが確認されている（山田, 2009; 治

部・長部, 2014; 安川, 2015, 2017)。もっとも、日本の 2000 年以降の特許データを包括的に用いて、企業の生産性との関係や、R&D 投資との関係性について分析した研究はこれまでほとんど行われておらず、本稿が 2000 年以降の特許データを用いて研究開発活動との関係を分析する意義は大きい。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2 節では特許の被引用情報に基づくイノベーションの代理変数の算出方法を説明し、1980 年代以降の日本のデータを用いて計算した結果を示す。3 節では、算出された引用ストックと企業毎の生産性との関係を分析する。4 節では、被引用情報で測ったイノベーションと、R&D 投資との関係を分析する。5 節では、R&D 投資の効率性が低下してきた背景について考察する。最後に、本稿の分析から得られた結論と今後の研究課題を述べる。

2. 日本における 1980 年代以降のイノベーション

ここでは、イノベーションの代理変数としての特許情報の利用方法について説明し、実際に特許の被引用情報を用いた指数を試算することで、1980 年以降の日本におけるイノベーション動向を概観する。また、企業や経済における新しい知識の蓄積の代理変数として、しばしば用いられる R&D 投資額を用いた指標についても計算する。

2. 1 イノベーションの代理変数としての特許データと R&D 投資額

イントロダクションでも述べたように、1910 年代初頭から、一国経済や企業の成長の源泉としてのイノベーションの重要性は理解されていたが、イノベーションは必ずしも直接観察可能ではないため、定量的に捕捉・評価することが難しいという問題があった。米欧では、こうした問題意識のもと、特許データを用いた研究が活発に行われてきた。その背景にある考え方は、新たな発明が経済的価値を持つ場合には、企業や個人は特許を取得することが想定されるため、特許の保有動向をみることで、各企業の革新的な知識の蓄積を把握することができ、それらと企業価値や生産性の関係性を分析することで、イノベーションの重要性が理解できるというものである。

その他に、しばしば用いられるアプローチとして、R&D 投資額を用いる方法がある。これは、研究開発を行うことが、イノベーションの獲得につながると考えられるため、R&D 投資額をみることで、各企業の生産活動に資する保有知識を測ることができるという考えである。更に、R&D 投資は、将来の一定期間に亘って生産活動に貢献するはずであるという考えのもと、R&D 投資額を設備投資額のように扱い、設備投資と固定資本の関係性を援用した「R&D ストック」

を計算することで、イノベーションを生み出すための経済活動を捉えようという試みがなされてきた⁴。実際に、研究開発投資が将来の生産活動に有用であるという考え方に立ち、日本の SNA 統計でも、総固定資本の一項目として計上されている。

本節では、上記の2つのそれぞれの考え方にに基づき、①特許情報を利用したイノベーションの蓄積の代理変数と、②R&D 投資額を基にした指標を計算する。計算された指標を用いて、1980 年以降のイノベーション活動を概観する。

2. 2 日本の特許制度の概要

イノベーションの代理変数を計算する前に、ここでは日本の特許制度の概要を説明する。日本の特許制度は、自然法則を利用した技術的思想の創作のうち高度のものを保護の対象としており、「発明の保護及び利用を図ることにより、発明を奨励し、もって産業の発達に寄与することを目的とする」制度である。知的財産権を保護するための制度の一つであり、出願から 20 年間、発明者の権利が保護される。

出願された特許は、出願から 18 か月後に特許庁により一般に公開されるが、実際に登録されるには、出願から 3 年以内に審査請求を行う必要がある。その後、審査請求をしてから審査官から何らかの通知が行われるまで平均 9 か月（2018 年度）を要し、その審査で認められた場合に特許が登録される。また、審査により特許が認められず、審査官から拒絶通知が来た場合には、出願人は意見を述べることや、出願書類を補正することで拒絶理由を解消することが可能となっている。

特許の出願・登録件数の推移をみると、出願件数は 2000 年代前半にピークを付けて、その後緩やかな低下傾向を辿っているものの、登録件数をみると 2000 年以降は増加傾向にある（図表 2）⁵。

⁴ 例えば、Corrado et al. (2009)は、R&D ストックを含む無形固定資産が米国の労働生産性の上昇を説明する重要な要因であることを示したほか、Bloom et al. (2013)は、R&D ストックと企業価値や生産性との関係を分析し、技術的に類似している他社の R&D 投資からの正のスピルオーバー効果があることを示した。日本については、Nagaoka (2006)、Fukao et al. (2009)、元橋 (2009)、外木・外木 (2016) 等が、R&D ストックの生産性への影響について日本のデータを用いて分析している。

⁵ 上述のように、出願から登録までラグがあることから、2015 年以降に出願された特許については、データ取得時点(2019 年 4 月)において未登録の特許が多いため、図表 2 における特許の登録件数は低下している。

2. 3 特許における引用情報

ここでは、特許における引用情報を用いて、特許で保護されている技術の価値を計測する方法を説明する。特許出願においては、出願人自身が、特許明細書などで他の特許を引用する場合や、審査官が拒絶理由⁶として他の特許を引用する場合がある。イントロダクションで述べたように、こうした引用情報の有用性については、米欧では多くの研究がなされている。本稿でも、先行研究に倣い、特許の被引用情報（前方引用＜forward citation＞と呼ばれる）を用いて、特許の価値を計測する。すなわち、他の特許に多く引用される特許は、技術としての汎用性や利用価値が高いという考え方に基づく指標である。

本稿では、ある特許が、他の特許に引用されている累積回数を集計し、その特許の有用性を測る。具体的には、まず、特許 j の出願後 T 年間の累積引用回数 ($\text{CITE}_{j,T}$) を以下のように計算する。

$$\text{CITE}_{j,T} = \sum_{\tau=t}^{t+T} \text{cite}_{j\tau}$$

ここで、 t は特許 j が出願された年、 $\text{cite}_{j\tau}$ は特許 j が τ 年に引用された回数である。 $T=\infty$ とすれば、特許 j の生涯引用回数が計算できる。もっとも、こうして計算された特許の累積引用回数は、定義により、サンプル終期に出願された特許については、低く計算されてしまうという問題がある。この問題を解消するために、Bloom et al. (2013) 等の先行研究では、特許出願後の一定期間の間に引用された回数を用いている。本稿でも、先行研究に倣い、出願後 5 年以内に引用された回数を計算した（頑健性チェックのため、 $T=3$ 年とした場合も計算している）。実際に、2000 年 1 月から 2009 年 12 月までの日本の特許データを用いて、特許出願からの経過時間と被引用頻度の関係を確認すると（図表 3）、出願から 2 年程度経過後に引用のピークに達し、概ね 8 割の引用が 5 年後までに発生することがわかる。

次に、こうして計算した特許データを企業毎の生産性や企業価値といったデータに紐づけるために、特許データを企業レベルで以下のように集計する（以下、添え字の T は省略する）。

⁶ ある特許が拒絶理由として多く引用されるということは、その特許の発明に先見性があり、他の用途にも有用である可能性が高いことを示唆している。

$$\text{CITEFLOW}_{it} = \sum_{j \in J_{it}} \text{CITE}_j$$

ここで、 J_{it} は企業*i*が保有する、時点*t*に出願した特許の集合である。上式で計算される CITEFLOW_{it} は、企業*i*が*t*年に出願した特許全体の価値を表すと考えられる。

2. 4 企業の保有する特許引用ストックと R&D ストックの算出

2.1 節で述べたように、イノベーションの蓄積が、企業価値や生産性の向上に寄与してきたという考え方のもと、蓄積されたイノベーションを企業の生産活動に利用可能な「資産」として捉えようという試みが、生産性の研究において行われてきた。本稿でも、こうした考え方に則り、企業*i*が保有するイノベーションの蓄積の代理変数として、引用ストックを以下のように計算する。

$$\text{CITESTOCK}_{it} = \text{CITESTOCK}_{it-1}(1 - \delta_c) + \text{CITEFLOW}_{it}$$

ここで、 δ_c は資産の償却率を表す。本稿では、先行研究に倣い $\delta_c = 0.3$ とした⁷。

また、企業の研究開発活動によって生み出された新たなアイデアを無形固定資産のひとつとして捉えようという考え方から、先行研究では、R&D 投資額を用いた R&D ストックという変数がしばしば用いられている。R&D ストックは以下のように計算される。

$$\text{R\&DSTOCK}_{it} = \text{R\&DSTOCK}_{it-1}(1 - \delta_R) + \text{R\&D}_{it}$$

ここで、 δ_R は R&D ストックの償却率であり、先行研究に倣い 0.15 とした⁸。また、 R\&D_{it} は実質 R&D 投資額であり、GDP デフレーターを用いて R&D 投資額を実質化して計算した。

特許の引用ストックと R&D ストックは、研究開発活動によって企業内に蓄積された知識を捉えよう、という同じ目的で利用されている。しかし、以下の点で大きな違いがある。ひとつは、特許の引用情報は、新たな発明の価値に基づく指標である一方、R&D 投資額は研究開発活動に投入されたコストを表すという点

⁷ 山田 (2009) において、日本の特許の更新データに基づき推計された償却率 δ_c も概ね 0.3 となっている。

⁸ 頑健性チェックのために、引用ストックの償却率と同様に $\delta_R = 0.3$ としても、本稿の推計結果や結論に影響はなかった。

である。この違いについては、Lanjouw and Schankerman (2004)等も着目し、特許データを R&D 投資の結果を示す変数として捉えている。また、R&D 投資額は財務情報が開示されている企業に限って計算可能であるが、特許情報は公開情報であるため、すべての特許保有企業について計算可能である。一方で、特許データは、出願されてから 1 年半後にその情報が開示されるため、速報性に欠ける点や、特許の取得が可能な全ての発明が出願されるわけではないという点には留意を要する⁹。

2. 5 企業の引用ストック、R&D ストックの推移

ここでは、前節で示した引用ストック、R&D ストックの計算方法に従い、日本のデータを用いて両ストックを計算した。

特許引用ストックの計算には、知的財産研究所が提供する「IIP パテントデータベース (2017 年版)」を用いた。ただし、当データベースには 2018 年以降のデータが含まれていないので、別のデータベース (Patent Square¹⁰) をつなぎ合わせることで、2019 年 10 月時点で公開されている登録された特許の出願データをすべて利用した¹¹。なお、以下の分析では、R&D ストックとの比較のため、企業の財務情報が入手可能な東証一部、二部上場企業を用いる。企業の財務情報については、日本政策投資銀行による「企業財務データバンク」を用いた。

まず、特許の被引用情報を基に計算した引用ストックをみると (図表 4)、特許取得可能な発明が「自然法則を利用した」ものとなっていることもあって、非製造業に比べて製造業が高めの水準となっている。また、その推移についても、非製造業が 1990 年代前半以降に低下傾向を辿った一方、製造業では 2000 年代前半まで増加傾向を維持していた。しかしながら、製造業についても 2000 年代後半以降は低下傾向を辿っている。

製造業の引用ストックについて、R&D 投資が活発な 6 業種についてやや仔細にみれば (図表 5)、輸送用機器、電気機器で水準が高く、次いで化学、精密機器の順となっている。これらの推移をみると、輸送用機器では 2000 年前半にピ

⁹ 知的財産活動調査 (2019 年) によれば、企業内における発明が特許として出願される割合は 7 割程度である。

¹⁰ パナソニック・ソリューション・テクノロジーズが提供するデータベース。

¹¹ 本稿では、引用情報として、拒絶理由通知の根拠として審査官が引用したデータのみを用いた。これは、2006 年に実施された、IIP パテントデータベースの元となる整理標準化データベース (独立行政法人工業所有権情報・研修館作成) の仕様変更の影響を受けないようにするためである。また、平均的には、引用件数の約半数が審査官引用となっている。詳しくは中村 (2016) を参照。

ークを付けた後、低下傾向を辿っている。一方、精密機器については、2000年代半ばまで上昇を続け後、低下に転じている。業種別にみると、その推移は区々ながら、2000年代後半以降は概ね低下傾向を示していることがわかる。

一方、R&D投資額をもとに計算されたR&Dストックをみると（図表6）、全産業では横ばい圏内となっている。また、業種別にみると、製造業は2000年代後半以降も上昇傾向を維持している。一方、非製造業は、その水準は低く、低下傾向を辿っている。

引用ストックとR&Dストックを比較すると、非製造業については、両ストックともに2000年代以降は低下傾向にある。一方、製造業については、引用ストックが2000年代後半以降は低下した一方、R&Dストックは一貫して上昇している。R&Dストックは、輸送用機器を中心に積極的に研究開発を行っていることが影響している。次の3節では、引用ストック、R&Dストックと企業の生産性との関係を分析することで、両ストックのイノベーションの代理変数としての有用性を検証する。

3. イノベーションと生産性

ここでは、2節で計算した革新的な知識保有の代理変数—引用ストックとR&Dストック—の生産性との関係性を分析し、両ストックが企業の生産活動について有益な情報を持ちうるか検証する。

3. 1 ベースラインモデルの生産関数

先行研究では、企業で生み出された革新的な発明や知識は、企業の生産性向上に寄与しているはずという考えのもと、生産要素の一つとして上記の2つのイノベーション・ストックを用いた分析が行われてきた（例えば、Hall et al., 2005; Bloom et al., 2013 を参照）。本稿では、こうした先行研究に倣い、以下のようなコブ・ダグラス型の生産関数を仮定する。

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha} N_{it}^{\gamma} L_{it}^{1-\alpha-\gamma}$$

ここで、 Y_{it} は企業*i*の年*t*における生産量、 K は有形固定資本、 N はイノベーション・ストック（引用ストック或いはR&Dストック）、 L は労働投入量、 A_{it} は残差を示す。古典的な生産関数では、 N が含まれておらず、 K と L で説明されない部分をソロー残差と呼び、生産性を示す変数として扱うことが多い。本稿の推計には、上式の両辺の対数をとった以下のモデルを用いる。

$$y_{it} = \alpha k_{it} + \gamma n_{it} + (1 - \alpha - \gamma) l_{it} + a_{it}$$

ここで、小文字 x は、変数 X の対数値を示す。更に、残差には、観察されない各企業固有のレベル効果が含まれる可能性を考慮して、企業の固定効果を導入するほか、景気変動等のマクロ経済環境の変化をコントロールした以下のモデルを用いる。

$$y_{it} = \alpha k_{it} + \gamma n_{it} + (1 - \alpha - \gamma)l_{it} + YearFE_t + \omega_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

ここで、 $YearFE_t$ は t 年の固定効果である。なお、(1)のモデルでは企業毎の固定効果を考慮しているため、業種毎の時間不変な固定効果は考慮する必要がない。しかしながら、業種毎の需要ショックが生産活動に影響を与えている可能性があるため、業種毎の時間ダミーを加えた以下のモデルも推計する。

$$y_{it} = \alpha k_{it} + \gamma n_{it} + (1 - \alpha - \gamma)l_{it} + IndustryYearFE_{ht} + \omega_i + \epsilon_{it} \quad (2)$$

$IndustryYearFE_{ht}$ は、企業 i の属する業種 h の t 年の固定効果を示す。このモデルでは、各年の業種毎のバリエーションがコントロールされるため、個別企業の被説明変数と説明変数の関係をより厳密に検証することが可能になる。以下では、(1)と(2)のモデルの推計結果を提示する¹²。

3. 2 データ

被説明変数の企業の生産量には、実質粗付加価値額を用いた。具体的には、企業の売上高から中間投入費を除き、部門別のGDPデフレーターで実質化した。説明変数として用いた実質有形固定資本については、有形固定資産額をJIPデータの業種別設備投資デフレーターで実質化した。労働投入量については、各企業の財務諸表から計算した総給与支払いを、厚生労働省「毎月勤労統計調査」の現金給与総額の賃金指数で除したものをを用いた。

推計期間は、始期をR&D投資額が入手可能な2000年度とし、終期は中間投入費や特許引用ストックの計算が可能な2012年度までとした。また、サンプル数を確保するため、個別企業の単体決算データを用いた。そして、研究開発の役割や効果についての分析は、近年、研究開発投資を積極的に行っている製造業の6業種（化学、医薬品、機械、輸送用機器、電気機器、精密機器）に属する企業に絞って行った。

¹² 生産性ショックの内生性の問題に対処するために、Olley and Pakes (1996)の方法による推計も行った。

3. 3 推計結果

まず、有形固定資本、労働投入の推計された係数をみると、符号は正で概ね統計的に有意となっている（図表 7）。ここでは、Bloom et al. (2013)の先行研究に倣って係数の和が 1 であるという一次同次性の仮定は置かずに推計している¹³。次に、モデル（1）において R&D ストックを説明変数として含むモデルの推計結果をみると、R&D の係数は正で有意となっている。すなわち、R&D ストックが大きい企業ほど、生産量が増えることを示している。また、R&D ストックの代わりに引用ストックを用いた場合には、引用ストックの符号は正で有意となっている。

次に、モデル（1）に引用ストックと R&D ストックを同時に説明変数として加えたモデルを推計すると、両者の符号は正で統計的に有意となった。更に、モデル（2）を用いて、業種毎の各年の需要ショックをコントロールすると、R&D ストックの係数は有意ではなくなった一方、引用ストックは有意であった。これは、企業毎の生産性の違いを説明する際に、R&D ストックに比べて引用ストックがより有用であるということを示唆しており、米国のデータを用いた Hall et al. (2005)や日本のデータを用いた山田 (2009) の先行研究の結果と整合的である。

この R&D ストックと引用ストックの係数の違いは、R&D における企業行動と引用ストックの性質を考慮することで解釈可能である。すなわち、企業がイノベーションの必要性を感じて積極的に研究開発活動を行ったとしても、必ずしもこうした活動が革新的な発明に繋がるわけではない。寧ろ、両者の関係は一定ではなく、外部環境やその研究開発活動の方法といった様々な要素に依存すると考える方が自然ではないだろうか。一方で、引用ストックについては、R&D 投資を行った結果、産み出されたアイデアのなかでも、経済的価値が高いと企業が考えるものが特許出願され、このうち他の発明に影響があるものが引用されることになる。すなわち、引用情報は、R&D 投資をインプット変数とした研究開発活動の成否の情報を持つと考えられる。

この点を他のデータからも確認するために、業種毎に売上高で加重平均した引用ストックの変化率と、経済産業研究所の提供する「JIP データベース」の全

¹³ 係数の和は規模の弾力性を示し、推計結果をみると 0.7 程度と 1 より小さくなっている。係数の和が小さく推計される理由としては、生産性ショックの内生性の問題が影響している可能性がある。この点を考慮した Olley and Pakes (1996)の方法を用いて推計を行ったところ、係数の和は概ね 1 となったほか、固定効果モデルと概ね同様の結論が得られた。もっとも、操作変数法を用いることから、サンプル数が減少することや weak instrument の問題もあるため、本稿では、Bloom et al. (2013)に倣い、固定効果モデルの結果を提示する。

要素生産性（TFP）上昇率をプロットすると、両者には正の相関関係があることがわかる（図表 8）。更に、TFP の伸び率を被説明変数に、引用ストックの変化率を説明変数に用いた業種毎の固定効果モデルを推計すると、係数は正で統計的に有意となった（図表 9）。JIP データにおける TFP の計算の際には、生産要素として R&D 投資が考慮されているが、引用ストックはこうした R&D 投資を考慮しても、なお生産性に対して追加的な情報をもつことがわかる。すなわち、引用ストックは、R&D 投資額だけでは捉えることができない、研究開発活動の成否の情報を持つと考えられる。

3. 4 頑健性のチェック：代替的な引用ストックの作成方法

先行研究で度々指摘されているように、引用ストックの時間的な変化には、特許制度変更に伴う引用方法の変化が反映されている可能性がある。上記の推計で用いた引用情報は、特許制度の変更による影響を最小化するために、拒絶通知における審査官引用の情報のみを用いており、推計期間において、大きな制度変更は確認されていない。しかし、他の特許制度の変更の影響を受けている可能性は完全には否定できない。

この点を勘案するために、引用ストックの算出方法について代替的な方法を利用し、生産関数を推計した。具体的には、引用フローを各年の特許の技術分類（IPC¹⁴）毎の平均引用数で基準化する調整を行った。すなわち、企業*i*の調整された引用フロー（CITEFLOWAD_{it}）を以下のように計算した。

$$\text{CITEFLOWAD}_{it} = \sum_{j \in J_{it}} \text{CITE}_j / \text{MEAN}_{k_j t}$$

ここで、 k_j は特許*j*のIPC分類、 $\text{MEAN}_{k_j t}$ は*t*年に出願された特許全体のうちIPC分類が k_j である特許の平均引用回数を示す。上式で計算された引用数は、各年のそれぞれのIPC分類における相対的な特許*j*の重要性を表すと考えられる。このため、各年における審査官の平均的な引用頻度が、制度的な要因で変化した場合にも、出願年にかかわらず、重要度が平均程度の特許ではCITEFLOWAD_{it}は1付近の値となり、平均を大きく上回って引用されている特許では1を超えて大きくなる。すなわち、上式に基づく引用フローは、平均的な引用スタンスの変化の

¹⁴ IPC（国際特許分類）とは、1971年のストラスブール協定に基づき作成される国際的な特許の技術分類。大分類として、A（生活必需品）～H（電気）の8つのセクションに分けられ、更にクラス、サブクラス、グループに細分類化されている。本稿では、アルファベット1文字と2桁の数字で表される128種類のクラス分類を用いて分析した。

影響を受けない形で、各企業が産み出した特許の重要性を捉えることができる。上式で計算された引用フローを用いて、調整後の引用ストック(CITESTOCKAD)を企業毎に集計し、生産関数を推計した。

推計結果をみると、調整後引用ストック(CITESTOCKAD)の係数は正で統計的に有意となっている一方、R&D ストックの係数は有意ではなかった。これは審査官引用の時間的な傾向の変化が推計結果に影響しないことを示している(図表10)。

4. 企業の研究開発活動とイノベーションの関係

実際の個別企業に目を向けると、革新的な商品やサービスを生み出す企業がある一方で、既存の商品を提供し続けて衰退していく企業がある。経営学の分野を中心に、どういった企業がイノベーションを起こしやすいのか、という点は多くの研究が行われてきた。本稿では、先行研究に倣い、研究開発活動が、どの程度イノベーションの生成を説明しうるか、またその関係性に2000年代以降、変化はないのか、という点を検証する。イノベーションの代理変数としては、特許取得数を引用数でウェイト付けした特許引用フロー(CITEFLOW)を用いる。

4. 1 イノベーション関数の定式化

ここでは、先行研究(Gliliches et al., 1986; Baranstetter and Nakamura, 2003; Lanjouw and Schankerman, 2004 等)に倣い、新たな知識を生み出すために、企業が研究開発投資をおこなっていると考え、以下のようにイノベーションを生み出す関数を定式化する。

$$NEWK_{it} = RC_{i,t}^{\theta} Control_{it} B_t$$

$NEWK_{it}$ は企業*i*が新たに生み出した生産活動に利用できるイノベーションを示す。 $RC_{i,t}$ は企業*i*の時点*t*におけるR&Dへの資源投入量、 $Control_{it}$ はその他のコントロール変数、 B_t は年効果を示す。上式の両辺の対数をとって以下のように定式化する。

$$newk_{it} = \theta \log(RC_{i,t}) + \beta_0 sales_{it} + \rho_{nh} IndDum_h + YearFE_t + \epsilon_{it}$$

$newk_{it}$ は $NEWK_{it}$ の対数值、 $sales_{it}$ は売上高の対数值、 $IndDum_h$ は企業*i*の属する業種*h*のダミー変数、 $YearFE_t$ は*t*年の固定効果である。企業規模は、R&Dの効率性に影響を与えていることが先行研究では指摘されており、この影響をコントロールするために売上高を加えた。ただし、当期のR&D投資額が必ずしも

当期のイノベーションにつながるとは限らないため、R&D 投資はラグを伴ってイノベーションを産み出す可能性を考慮した以下のモデルを用いる。

$$newk_{it} = \sum_{\tau=0}^n \theta_{\tau} r_{i,t-\tau} + \beta_0 sales_{it} + \rho_{nh} IndDum_h + YearFE_t + \epsilon_{it} \quad (3)$$

ここで $r_{i,t}$ は実質 R&D 投資額の対数値であり、 $r_{i,t} = \log(RC_{i,t})$ 。

次に、引用数でウエイト付けされた特許取得フロー、すなわち引用フローは、産み出されたイノベーションに比例すると仮定する。具体的には、以下の関係性を仮定する。

$$CITEFLOW_{it} = \mu_{it}^c NEWK_{it} \quad (4)$$

上式は、新たな革新的技術のうちの一部 (μ_{it}^c) が特許として出願され、引用情報に現れると仮定していることを意味する。式 (4) の対数値をとって、 μ_{it}^c が業種毎に異なると仮定すると、以下のように定式化される。

$$\log(CITEFLOW_{it}) = newk_{it} + \rho_{ch} IndDum_h + \eta_{it} \quad (5)$$

ここで、 η_{it} は残差項である。また、式 (3) と (5) を組み合わせることで、 $CITEFLOW_{it}$ は以下のように表すことができる。

$$\log(CITEFLOW_{it}) = \sum_{\tau=0}^n \theta_{\tau} r_{i,t-\tau} + \beta_0 sales_{it} + (\rho_{nh} + \rho_{ch}) IndDum_h + YearFE_t + \eta_{it} + \epsilon_{it} \quad (6)$$

以下では、式 (6) を推計することで、R&D 投資とイノベーションの関係を分析する。特に、2000 年代後半以降に R&D の効率性が低下しているか否か検証する。具体的には式 (6) において年毎の固定効果である $YearFE_t$ の動きをみることで確認する。

4. 2 推計結果

ここでベースラインモデルの推計結果を示す。R&D のラグ次数については、 $n=0,2,5$ とした場合のそれぞれについて推計した。推計結果をみると (図表 11)、 $n=0$ のケースでは係数が 0.3 程度となった。また、Griliches et al. (1986) が指摘しているように、R&D 投資額が自己相関の高い過程に従う場合に、引用フローと研究開発費の関係性は、ラグ次数の選択には影響されず、ラグ係数の和を計算することで捉えることができる。このため、ラグ係数の和を計算し、和が有意にゼ

ロと異なるか Wald 検定を行った。n=2,5 のケースをみると、ラグ次数に依らず、R&D 項の係数の和は、0.3 程度で有意となった。これは R&D 投資を 1%増やすと、引用フローが 0.3%増えることを意味する。

また、化学を参照業種として推計された業種効果をみると、医薬品や輸送用機器では係数はマイナスとなった一方、電気機器ではプラスとなった（図表 12）¹⁵。これは、医薬品や輸送用機器では、研究開発費に対して特許取得数が低いことを反映していると考えられる（図表 13）。

次に、推計された時間効果をみると、低下傾向を辿っていることがわかる。すなわち、2000 年代以降、一定額の R&D 投資に対して得られるイノベーションが低下していることを示す（図表 14）。この結果は、近年、日本企業における研究開発投資の効率性が低下している可能性を示唆している。こうした効率性の低下の背景については、さまざまな要因が考えられるが、5 節でいくつかの仮説を提示し、それぞれについてその妥当性を考察する。まず、次節では、上記の結果の頑健性を、イノベーション関数の代替スペックや、引用ストックの代替変数を用いることで確認する。

4. 3 頑健性のチェック

4. 3. 1. 企業の固定効果を加味したイノベーション関数

前節で推計したイノベーション関数では、企業毎の固定効果を考慮していなかった。ここでは、企業毎の固定効果を考慮しても、なお、R&D の効率性が低下していることを示す。すなわち、式（6）のモデルに企業 i の固定効果 α_i を加えた以下のモデルを推計する。

$$\log(CITEFLOW_{it}) = \sum_{\tau=0}^n \theta_{\tau} r_{i,t-\tau} + \beta_0 sales_{it} + YearFE_t + \alpha_i + e_{it} \quad (7)$$

推計結果をみると、2000 年代前半の低下幅が小さくなっているものの、時間の固定効果の低下が確認でき、R&D の効率性が低下していることがわかる（図表 15）。

¹⁵ なお、ここではサンプル数が最大限確保できる、n=0 の推計結果を示している。

4. 3. 2 引用フローの調整

3 節でも指摘したように引用情報に特許制度の変更が影響している可能性があるため、平均的な引用回数で調整した引用フロー（CITEFLOWAD）を被説明変数に用いて、イノベーション関数を推計した。

推計された年効果をみると、その低下幅は、ベースラインモデルよりも小さくなるものの、効率性の低下を示唆している（図表 16）。すなわち、より重要なイノベーションを起こすために必要な R&D 投資額が 2000 年代以降、増加していることが確認できる。なお、推計結果は省略しているが、企業の固定効果を含むモデルを推計しても同様の結果が得られた。

4. 3. 3 特許の出願傾向の変化

引用フローと R&D 投資額の関係性が変化した理由として、特許制度の変遷や企業の特許戦略の変化から、企業が発明したイノベーションのうち特許として申請される割合が低下している可能性がある。しかし、この割合は、データの確認できる 2008 年以降の推移でみると、上昇傾向にある（図表 17）。

また、R&D 投資額に対して、どの程度特許を取得しているのか確認するために、特許取得数/R&D 比率をみると（図表 13）、業種ごとに区々の動きとなっているものの、2000 年以降、低下しているわけではない。これは、R&D 投資額に対して、特許取得を一定程度行う企業行動が反映されていると考えられる。実際に、式（6）について、被説明変数を特許登録フローとして推計した場合の時間効果をみると、概ね横ばいとなっている（図表 18）。これらの結果は、企業の特許取得戦略が近年大きく変化しているわけではないことを示している。

5. 研究開発活動の効率性低下の背景

これまでの分析結果から、日本の製造業においてイノベーション創出という観点から研究開発の効率性が低下している可能性が示唆された。ここでは、効率性低下の背景について、幾つかの仮説を提示するとともに、その妥当性について議論する。

まず、第一の仮説としては、近年の研究開発競争の激化が挙げられる。中国や韓国企業は、2000 年代以降、急速に研究開発費を増加させており、こうした企業が多くの技術分野で先に特許を取得してしまうことで、日本企業による価値の高い特許の取得が難しくなっている可能性がある。各国の研究開発費の推移をみると、2000 年代後半に中国が日本の研究開発費を上回った。また、伸び率をみると、中国に加えて韓国や台湾も急速に上昇しており、研究開発競争が激化

していることが確認できる（図表 19）。

第二の仮説は、日本企業における研究者の質や多様性が不足している可能性である。ここで、研究者一人当たりの人件費をみると、2010 年代前半まで低下傾向を辿っており、近年やや上昇したものの、企業が競争力のある研究者の採用に必ずしも積極的な姿勢を取ってこなかったことが示唆される（図表 20）。そして、こうした日本企業の姿勢は、海外企業による優秀な研究者の引き抜きの一因となった可能性がある（山内他、2014）。近年、「スーパースター」と呼ばれる優秀な研究者の重要度が高まっていることが指摘されており（Azoulay et al., 2010; Benzell and Brynjolfsson, 2019）、こうした研究者の不足が、イノベーションの停滞に繋がっていた可能性がある。また、女性の研究者の数が低位に止まっていること等から、研究者の多様性という観点からも改善の余地があると考えられる（図表 21）¹⁶。とくに、Jones (2009)が指摘しているように、中長期的にみても、革新的な発見をするために研究者が費やす時間や知識が増加傾向にあることを踏まえると、研究者の質や多様性の向上が重要であると考えられる。

第三の仮説としては、日本企業が新たな技術領域への進出を積極化させなかったことが影響している可能性がある。経営学を中心としたイノベーションについての先行研究では、イノベーションを探索的（explorative）なものと同化的（exploitable）なものに分けて考察している（例えば、March, 1991 を参照）¹⁷。更に、一連のイノベーションの研究(Levinthal and March, 1993; Zhou and Wu, 2010)では、ある分野での知識や経験の蓄積は、探索的なイノベーションよりも、既存の製品・サービス等を深化させるイノベーションの効率を高めることが指摘されている¹⁸。こうした知見と、日本の上場企業の企業年齢が平均的に高いこと踏まえると、企業の高齢化が新たな分野への進出スタンスを低下させ、探索的な研究開発を抑制している可能性がある¹⁹。そこで、Ahuja and Lampert (2001)や Kotha

¹⁶ 研究開発の分野に限らず、企業内における多様性と成長の正の関係性については、1950 年代から指摘されている（Penrose, 1959）。実際に、Østergaard et al. (2011)等の先行研究では従業員の性別等における多様性はイノベーションと正の相関があることが示されている。

¹⁷ 別の分類方法として、OECD と Eurostat が策定したガイドライン（オスロ・マニュアル）では、イノベーションを、①プロダクト・イノベーション、②プロセス・イノベーション、③マーケティング・イノベーション、④組織イノベーションの4つに分類している。探索的なイノベーションと同化的なイノベーションは、必ずしも上記の4分類と明確な対応関係はないが、探索的なイノベーションがプロダクト・イノベーションと似通った概念だと考えられる。

¹⁸ 経済学の分野においても、Akcigit and Kerr (2019)は内性的成長モデルを用いて、既存企業は同化的な研究開発を選好する一方、新規参入企業は探索的な研究開発を選好することを理論的に示している。

¹⁹ 先行研究では、企業の高齢化がイノベーションの停滞に繋がるというコンセンサスが得られているわけではない。例えば、Cohen and Levinthal (1990)では、外部の新しい情報を取り込み、

et al. (2011)等の先行研究に倣い、特許データを用いて、各企業がどの程度新たな技術分野で特許を取得しているのかを確認する。具体的には、これまで特許を取得していない技術分野での特許取得数を表す、新領域での特許ストック ($NewPatStock_{it}$)を計算する。新領域での特許ストックは、新領域での特許フロー ($NewPatFlow_{it}$)を以下のように計算し、これを基に恒久的棚卸法で計算した²⁰。

$$NewPatFlow_{it} = \sum_{k=1}^N P_{ikt} * \delta_{ikt} \quad (8)$$

ここで、 P_{ikt} は期間 $t \sim t+2$ の IPC 分類 k における企業 i の特許取得数を示す。 δ_{ikt} は、新規参入ダミーを表し、時点 t に企業 i が分類 k において特許を初めて取得した場合に、1 をとるダミー変数である。新領域での特許ストックの推移をみると (図表 22)、2000 年代初めには各業種で上昇傾向にあったものの、足もとでは電気機器を除いて緩やかな低下傾向にある²¹。前述したように、こうした新たな技術分野での特許取得行動の低下は、企業年齢の高齢化が影響している可能性がある。そこで、企業年齢と新領域特許フローの関係を確認するために、新領域特許フローを被説明変数、企業年齢を説明変数とする以下のモデルを推計した。

$$\log(NewPatFlow_{it}) = \beta_1 \log(Age_{it}) + \beta_2 X_{it} + \gamma_h IndDum_h + YearFE_t + \epsilon_{it}$$

ここで、 Age_{it} は設立年から t 年までに経過した期間、 X_{it} はコントロール変数を示す。コントロール変数としては、企業の ROA、総資産、売上高変化率、引用ストック (何れも 1 期ラグ) を用いた。

推計結果をみると、若い企業ほど新分野へ積極的に進出していることがわかる²² (図表 23)。更に、こうした新領域特許フローの低下がイノベーションにど

イノベーションを起こすには、知識の蓄積(absorptive ability)が役立つことを指摘しており、知識の蓄積には時間を要するため、必ずしも企業年齢の上昇がイノベーションの低下に繋がるわけではないことを意味する。一方で、既存企業と新規参入企業という対比で考察すると、Reinganum(1983)が示したように、既存の独占企業は、新製品が既存製品とカニバリゼーションを起こすことを恐れるため、新規参入企業に比べて革新的なイノベーションを生み出すインセンティブは低くなることが指摘されている。また、経営学の分野でも、Christensen(1997)が innovator's dilemma という考え方を提示するなど活発に研究が行われている。詳しくは Benner and Tushman (2003)を参照。

²⁰ 新領域での特許ストックを計算する際の償却率は 0.3 としたが、0.15 としても本稿で得られた結論には影響はなかった。

²¹ 新領域特許フローの計算のためのデータ始期は 1970 年。

²² 2008-2012 年の 5 年間の製造業 6 業種のデータを用いて OLS 推計した。また、結果の頑健性を確認するために、新領域特許フローのレベルを被説明変数とするポアソン回帰モデルを推計した。ポアソン回帰モデルを用いた場合でも、企業年齢が上昇すると、有意に新領域進出フロ

う影響しているのかを確認するために、引用フローを被説明変数として、新領域特許ストックを説明変数に加えたイノベーション関数を推計すると、新領域特許ストックの係数は正で有意となった（図表 24）。これは、新たな技術分野への進出スタンスの消極化が、イノベーションの低下に繋がる可能性があることを示唆する。

もっとも、理論的にも実証的にも、新たな技術領域に進出することが必ずしもイノベーションの増加につながるとは限らない²³。しかし、図表 24 の推計結果をみると、2000 年以降のイノベーションと新領域への進出スタンスは、正の相関を示しており、積極的な新しい技術分野への挑戦は、平均的にはイノベーションにとってはプラスの効果をもたらしていた可能性を示唆している。すなわち、近年の新領域への進出の低下は、イノベーションを起こりにくくさせていることが示唆される。

最後の仮説として、世界的なイノベーションの困難化が、日本企業の研究開発活動の効率性低下に影響している可能性が挙げられる。多くの研究で指摘されているように（例えば、Jones, 2009; DiMasi et al., 2016; Gordon, 2016; Bloom et al., 2020）、日本に限らず、医療、医薬、農業、半導体等の様々な分野でイノベーションが起き難くなっている可能性が報告されている。長期的な視点でみれば、日本企業も当然ながら、この影響から逃れることはできない。こうしたもとで、各国企業・研究機関は研究者の数を増やし、共同研究を増やすことでイノベーションのペースを維持しようと努めている。

以上の 4 つの仮説は、互いに密接に関連しているうえ、それぞれの厳密な因果関係の検証は難しい。また、本稿では、各要因が日本企業の 2000 年代以降の研究開発の効率性の低下をどの程度説明するのかについて、定量的な分析を行っていない。上記の仮説を含めて、研究開発の在り方について、一段と分析を深めていくことが、日本企業の長期的な成長力の強化策を考えるうえで、有用であるとみられる。

一が低下するという結果が得られた。

²³ 例えば、Garcia-Vega (2006)は、多様な技術を持つ企業はイノベーションを起こしやすく、生存確率が高いことを報告している。また、Quintana and Benavides (2007)は、企業の保有技術の多様性は、特に探索的なイノベーションの能力を高めることを示した。一方で、Kotha et al. (2011)は、新たな分野への進出とイノベーションの関係は、逆 U 字型になっており、幾つかの新分野への進出は新たなイノベーションに繋がりやすいものの、あまりに多くの新分野への進出は、研究者等の資源の分散化や調整コストの拡大を招き、イノベーションの効率性を下げることを実証的に示している。なお、本稿で用いたデータでは逆 U 字の関係性は確認されなかった。

6. まとめ

本稿では、企業のイノベーションの蓄積の代理変数として特許データを用いた引用ストックを試算し、企業の生産性を有意に説明することを示した。また、特許データをイノベーションの代理変数として考えた場合に、企業における研究開発活動の効率性が、2000年代以降低下している可能性を示した。

本稿の計量分析では、これまで研究開発投資が活発に行われてきた製造業のみを分析対象としたが、近年イノベーションが進んでいる分野は、AIやIoT等の技術であり、必ずしも伝統的な製造業の分野に限定されるわけではない。この点、こうした日進月歩で研究開発が進むAI等の技術は、汎用性が高いため、他の技術領域や製品分野にも、それらをうまく取り入れることで、新たなイノベーションをもたらす可能性がある。AIやIoT等の技術進歩とイノベーションの関係に関する分析は、今後の課題である。

参考文献

- 後藤晃・元橋一之.(2005). 特許データベースの開発とイノベーション研究. 知財研フォーラム, 63, 43-49.
- 治部眞里・長部喜幸.(2014). 日本版 NIH 創設に向けた新しい指標の開発 (4) パイプラインにつながる特許の判別指標. 情報管理, 57(1), 29-37.
- 外木暁幸・外木好美.(2016). 企業別 R&D 投資の計測と Multiple q—日本の上場企業に関する資本財別投資行動の分析— . 立正大学経済学会ディスカッション・ペーパー, 2, 1-36.
- 中村健太.(2016). 『IIP パテントデータベース』の開発と利用. 国民経済雑誌, 214(2), 75-90.
- 平田渉.(2012). 人口成長と経済成長: 経済成長理論からのレッスン. 金融研究, 31(2), 121-162.
- 元橋一之.(2009). 日本企業の研究開発資産の蓄積とパフォーマンスに関する実証分析. マクロ経済と産業構造. 内閣府経済社会研究所, 251-288.
- 安川聡.(2015). 特許-特許間の引用情報に関する研究: 日米における審査官前方引用件数の有用性について. 東京大学博士論文 (未公刊) . .

- . (2017). 日米における審査官前方引用件数の有用性に関する研究. *パテント*, 70(4), 73-87.
- 山内勇・枝村一磨・角山史明. (2014). 日本人発明者の移動と技術流出リスク: 韓国企業の人材活用モデル (特集 企業秘密の流出を防げ: 企業の取り組みと実態). *日本知財学会誌*, 11(2), 47-65.
- 山田節夫. (2009). 特許の実証経済分析. 東洋経済新報社.
- Ahuja, G., and Morris Lampert, C. (2001). Entrepreneurship in the large corporation: A longitudinal study of how established firms create breakthrough inventions. *Strategic Management Journal*, 22(6 - 7), 521-543.
- Akcigit, U., and Kerr, W. R. (2018). Growth through heterogeneous innovations. *Journal of Political Economy*, 126(4), 1374-1443.
- Azoulay, P., Graff Zivin, J. S., and Wang, J. (2010). Superstar extinction. *The Quarterly Journal of Economics*, 125(2), 549-589.
- Benner, M. J., and Tushman, M. L. (2003). Exploitation, exploration, and process management: The productivity dilemma revisited. *Academy of Management Review*, 28(2), 238-256.
- Benzell, S. G., and Brynjolfsson, E. (2019). Digital abundance and scarce genius: Implications for wages, interest rates, and growth (No. w25585). National Bureau of Economic Research.
- Bloom, N., and Van Reenen, J. (2002). Patents, real options and firm performance. *The Economic Journal*, 112(478), C97-C116.
- Bloom, N., Schankerman, M., and Van Reenen, J. (2013). Identifying technology spillovers and product market rivalry. *Econometrica*, 81(4), 1347-1393.
- Bloom, N., Jones, C. I., Van Reenen, J., and Webb, M. (2020). Are ideas getting harder to find?. *American Economic Review*, 110(4), 1104-44.
- Branstetter, L. G. and Nakamura, Y. (2003). Is Japan's innovative capacity in decline?, in *Structural impediments to growth in Japan*, Blomstrom, Corbett, Hayashi, and Kashyap. University of Chicago Press.
- Cohen, W. M., and Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 128-152.

- Corrado, C., Hulten, C., and Sichel, D. (2009). Intangible capital and US economic growth. *Review of Income and Wealth*, 55(3), 661-685.
- Christensen, C. (1997). *The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail*, Harvard Business Review Press.
- DiMasi, J. A., Grabowski, H. G., and Hansen, R. W. (2016). Innovation in the pharmaceutical industry: new estimates of R&D costs. *Journal of Health Economics*, 47, 20-33.
- Fukao, K., Miyagawa, T., Mukai, K., Shinoda, Y., and Tonogi, K. (2009). Intangible investment in Japan: Measurement and contribution to economic growth. *Review of Income and Wealth*, 55(3), 717-736.
- Garcia-Vega, M. (2006). Does technological diversification promote innovation?: An empirical analysis for European firms. *Research Policy*, 35(2), 230-246.
- Gordon, R. J. (2016). *The rise and fall of American growth: The US standard of living since the civil war*. Princeton University Press.
- Griliches, Z. (1981). Market value, R&D, and patents. *Economics Letters*, 7(2), 183-187.
- (Ed.). (1984). *R&D, patents and productivity*. University of Chicago Press.
- (1998). Patent statistics as economic indicators: a survey. In *R&D and productivity: the econometric evidence* (pp. 287-343). University of Chicago Press.
- Griliches, Z., Hall, B., and Hausman, J. (1986). Patents and R&D: Is there a lag. *International Economic Review*, 27(2), 265-283.
- Hall, B. H., Jaffe, A. B., and Trajtenberg, M. (2001). *The NBER patent citation data file: Lessons, insights and methodological tools* (No. w8498). National Bureau of Economic Research.
- (2005). Market value and patent citations. *RAND Journal of Economics*, 16-38.
- Harhoff, D., Narin, F., Scherer, F. M., and Vopel, K. (1999). Citation frequency and the value of patented inventions. *Review of Economics and Statistics*, 81(3), 511-515.
- Jaffe, A. B., Trajtenberg, M., and Henderson, R. (1993). Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations. *Quarterly Journal of Economics*, 108(3), 577-598.

- Jones, B. F. (2009). The burden of knowledge and the “death of the renaissance man”: Is innovation getting harder?. *Review of Economic Studies*, 76(1), 283-317.
- Kline, P., Petkova, N., Williams, H., and Zidar, O. (2019). Who profits from patents? rent-sharing at innovative firms. *Quarterly Journal of Economics*, 134(3), 1343-1404.
- Kogan, L., Papanikolaou, D., Seru, A., and Stoffman, N. (2017). Technological innovation, resource allocation, and growth. *Quarterly Journal of Economics*, 132(2), 665-712.
- Kotha, R., Zheng, Y., and George, G. (2011). Entry into new niches: The effects of firm age and the expansion of technological capabilities on innovative output and impact. *Strategic Management Journal*, 32(9), 1011-1024.
- Lanjouw, J. O., and Schankerman, M. (2004). Patent quality and research productivity: Measuring innovation with multiple indicators. *Economic Journal*, 114(495), 441-465.
- Levinthal, D. A., and March, J. G. (1993). The myopia of learning. *Strategic Management Journal*, 14(S2), 95-112.
- March, J. G. (1991). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization Science*, 2(1), 71-87.
- Nagaoka, S. (2006). R&D and market value of Japanese firms in the 1990s. *Journal of the Japanese and International Economies*, 20(2), 155-176.
- Olley, G. S., and Pakes, A. (1996). The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry. *Econometrica*, 64(6), 1263-1297.
- Østergaard, C. R., Timmermans, B., and Kristinsson, K. (2011). Does a different view create something new? The effect of employee diversity on innovation. *Research Policy*, 40(3), 500-509.
- Pakes, A., and Griliches, Z. (1980). Patents and R&D at the firm level: A first report. *Economics Letters*, 5(4), 377-381.
- Penrose, E., and Penrose, E. T. (1959). *The theory of the growth of the firm*. Oxford University Press.
- Quintana-García, C., and Benavides-Velasco, C. A. (2008). Innovative competence, exploration and exploitation: The influence of technological diversification.

Research Policy, 37(3), 492-507.

Reinganum, J. F. (1983). Uncertain innovation and the persistence of monopoly. *American Economic Review*, 73(4), 741-748.

Scherer, F. M. (1965). Firm size, market structure, opportunity, and the output of patented inventions. *American Economic Review*, 55(5), 1097-1125.

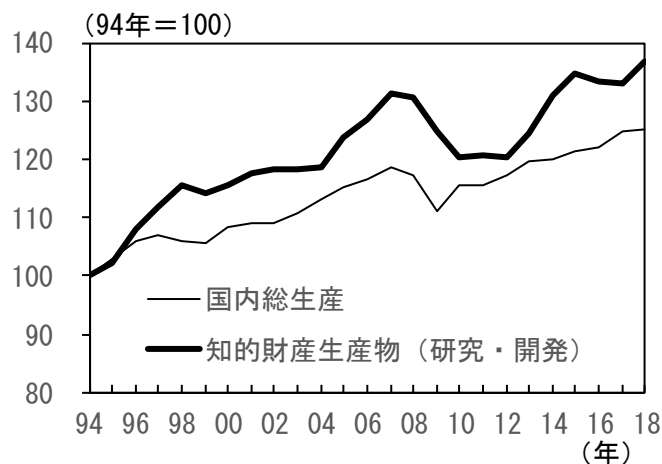
Schmookler, J. (1966). *Invention and economic growth*. Harvard University Press.

Schumpeter, J. A. (1912). *Theorie der wirtschaftlichen Entwicklung*. (シュムペーター, 塩野谷祐一・中山伊知郎・東畑精一(訳) (1977), *経済発展の理論*, 岩波書店)

Trajtenberg, M. (1990). A penny for your quotes: patent citations and the value of innovations. *Rand Journal of Economics*, 172-187.

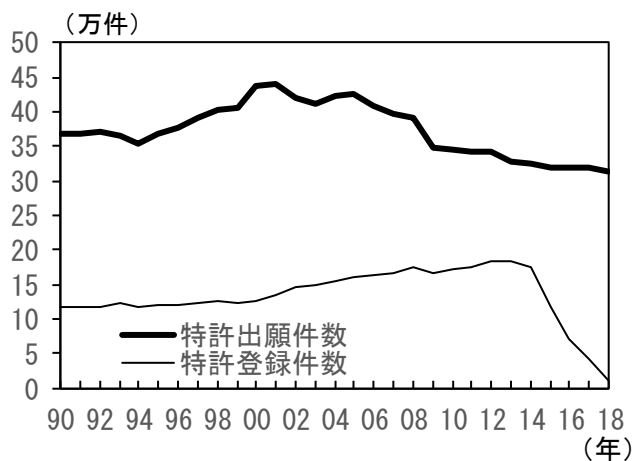
Zhou, K. Z., and Wu, F. (2010). Technological capability, strategic flexibility, and product innovation. *Strategic Management Journal*, 31(5), 547-561.

図表 1：研究開発投資額の推移



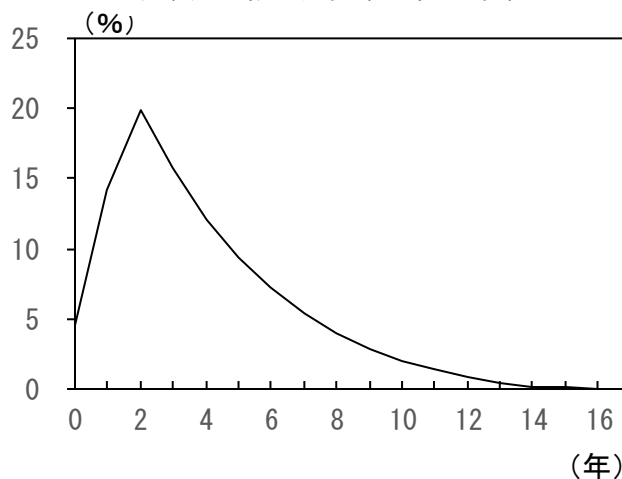
(資料) 内閣府「国民経済計算」
(注) 実質ベース。

図表 2：特許の出願数・登録数の推移



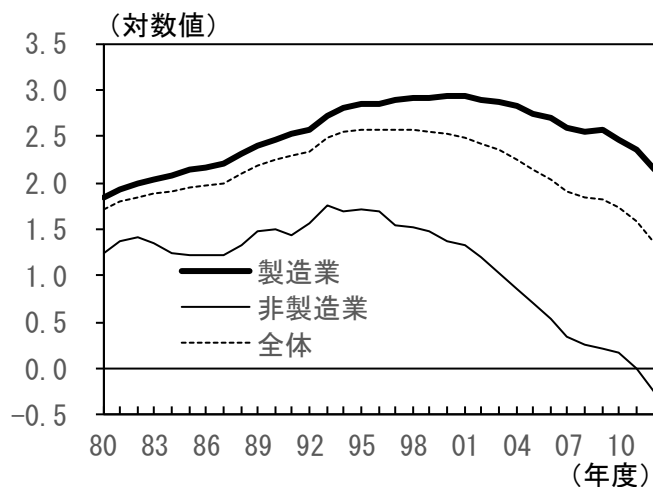
(資料) 特許庁
(注) 2019年4月時点。横軸は出願年を示す。

図表 3：被引用回数と経過年数



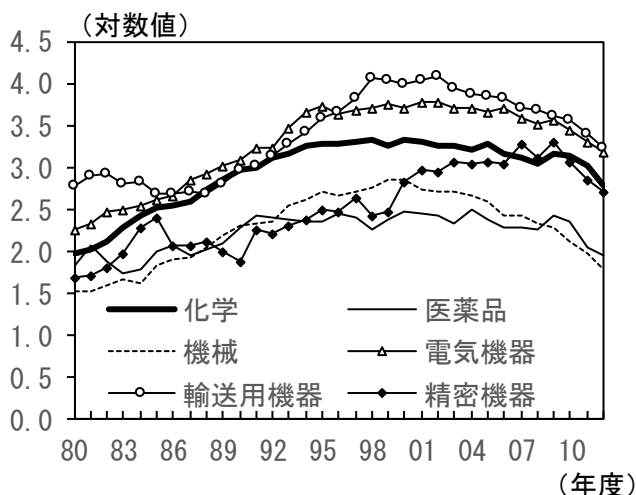
(資料) 知的財産研究所「IIP パテント DB」、PatentSquare
(注) 横軸は出願からの経過年数を、縦軸は各経過年数における引用数の相対度数を表す。

図表 4：特許引用ストックの推移



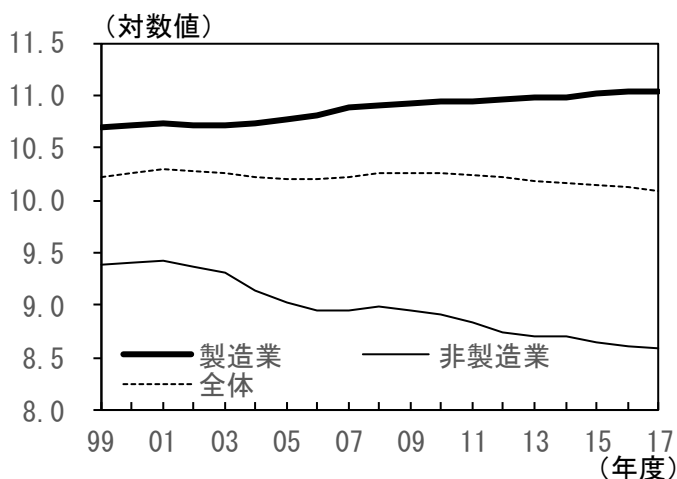
(資料) 知的財産研究所「IIP パテント DB」、特許庁、PatentSquare
(注) 東証1部、2部上場企業の平均値。

図表 5 : 業種毎の特許引用ストックの推移



(資料) 知的財産研究所「IIP パテント DB」、特許庁、PatentSquare
 (注) 東証 1 部、2 部上場企業の平均値。

図表 6 : R&D ストックの推移



(資料) 日本政策投資銀行「企業財務データバンク」
 (注) 東証 1 部、2 部上場企業の平均値。

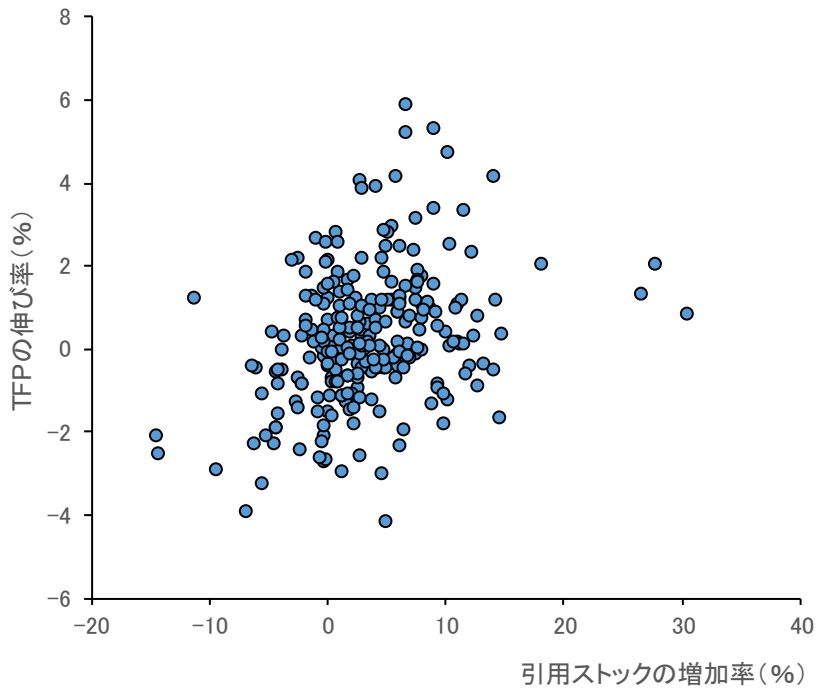
図表 7 : 引用ストックと R&D ストックの生産性への影響

	(1)	(2)	(3)	(4)
	log(GrossValue)	log(GrossValue)	log(GrossValue)	log(GrossValue)
log(Capital)	0.112** (0.0515)	0.0819* (0.0479)	0.0692 (0.0500)	0.114** (0.0532)
log(Labor)	0.589*** (0.0491)	0.528*** (0.0542)	0.512*** (0.0575)	0.494*** (0.0498)
log(R&DSTOCK)	0.0546* (0.0309)		0.0637** (0.0313)	0.0175 (0.0258)
log(CITESTOCK)		0.0187** (0.00879)	0.0162* (0.00876)	0.0139** (0.00580)
N	8198	7936	7598	7598
企業の固定効果	Yes	Yes	Yes	Yes
年ダミー	Yes	Yes	Yes	-
産業 × 年ダミー	No	No	No	Yes

(注) () は標準誤差を示す。被説明変数は実質粗付加価値額 (GrossValue)。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

図表 8 : 引用ストックと JIP データにおける TFP



(資料) JIP データベース 2018、知的財産研究所「IIP パテント DB」、特許庁、PatentSquare
 (注) Y 軸は t から t+2 年の TFP 上昇率の製造業の業種別平均値。X 軸は t-3 から t-1 年の引用ストックの増加率の平均値。サンプル期間は 1997 から 2012 年。

図表 9 : 引用ストックと JIP データにおける TFP の関係

	(1)	(2)
	引用ストック	R&D ストック
$\Delta \log(\text{CITESTOCK})$	0.0395** (0.0181)	
$\Delta \log(\text{R\&DSTOCK})$		0.0290 (0.0629)
N	318	208

(注) () は標準誤差を示す。被説明変数は JIP データにおける業種別 TFP の成長率。

サンプル期間は説明変数に引用ストックを用いた (1) が 1997-2015 年、R&D ストックを用いた (2) が 2003-2015 年。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

図表 10 : 調整後引用数を用いた生産関数の推計

	(1) log(GrossValue)
log(Capital)	0.115** (0.0533)
log(Labor)	0.494*** (0.0497)
log(R&DSTOCK)	0.0170 (0.0258)
log(CITESTOCKAD)	0.0127** (0.00639)
<i>N</i>	7593
企業の固定効果	Yes
産業 × 年ダミー	Yes

(注) () は標準誤差を示す。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

被説明変数は実質粗付加価値額。CITESTOCKAD は、調整後被引用ストックを示す。

図表 11 : イノベーション関数の推計

	(1)n=0 log(CITEFLOW)	(2)n=2 log(CITEFLOW)	(3)n=5 log(CITEFLOW)
log(R&D _t)	0.307*** (0.0190)	0.123* (0.0682)	0.167* (0.0876)
log(R&D _{t-1})		0.162* (0.0902)	0.109 (0.123)
log(R&D _{t-2})		0.0273 (0.0607)	-0.0947 (0.112)
log(R&D _{t-3})			0.0389 (0.112)
log(R&D _{t-4})			0.128 (0.104)
log(R&D _{t-5})			-0.0349 (0.0732)
R&D 項の係数和		0.312***	0.313***
<i>N</i>	6403	5400	3949
産業ダミー	Yes	Yes	Yes
年ダミー	Yes	Yes	Yes

(注) () は標準誤差を示す。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

被説明変数は、引用フロー。R&D は実質 R&D 投資額を示す。

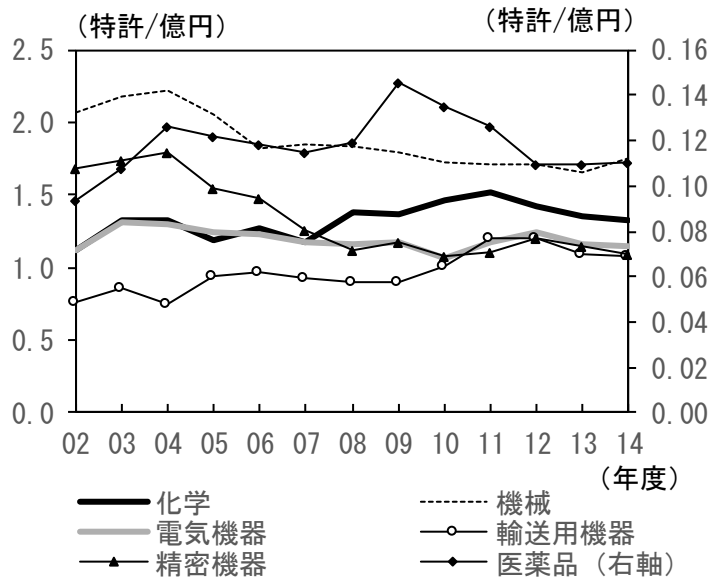
図表 12：イノベーション関数における業種効果

	(1)n=0 log(CITEFLOW)
医薬品	-1.363*** (0.0805)
機械	-0.0817** (0.0393)
電気機器	0.339*** (0.0383)
輸送用機器	-0.625*** (0.0454)
精密機器	0.139** (0.0580)
N	6403

(注) () は標準誤差を示す。図表 11 の n=0 の推計モデルに基づく。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

図表 13：研究開発費に対する特許取得数



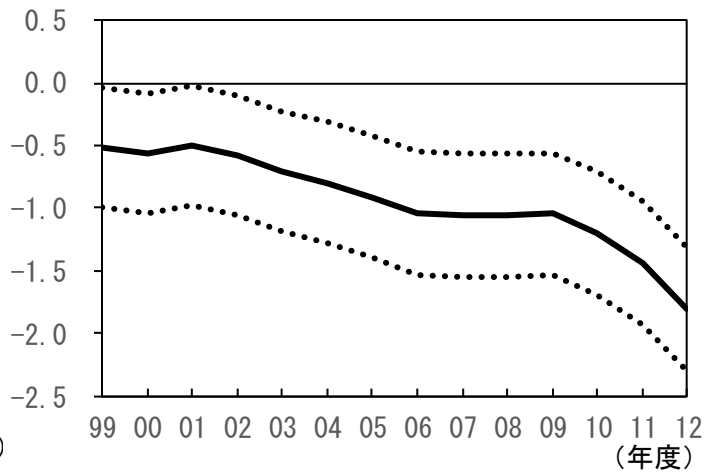
(資料) 知的財産研究所「IIP パテント DB」、特許庁、
日本政策投資銀行「企業財務データバンク」、PatentSquare
(注) 東証 1 部、2 部上場企業の平均値。

図表 14：イノベーション関数における時間効果



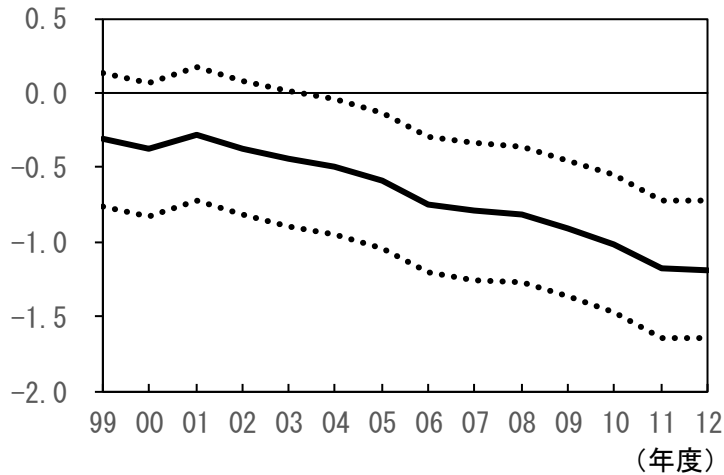
(注) 実線は推計値、点線は 95%信頼区間を示す。

図表 15：企業の固定効果を考慮した場合の時間効果



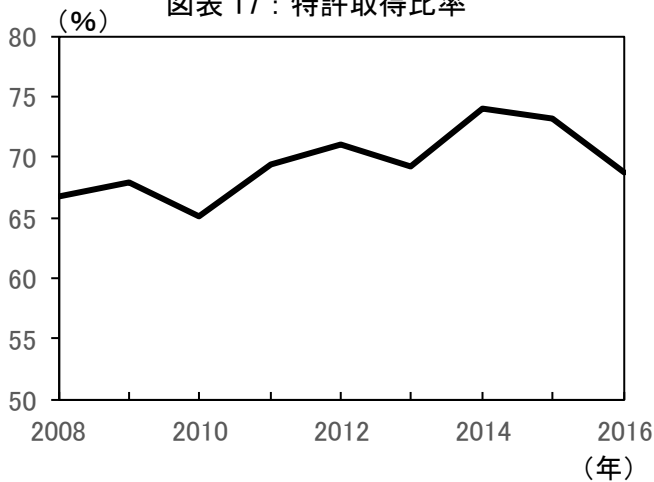
(注) 実線は推計値、点線は 95%信頼区間を示す。

図表 16：調整済み引用フローによる推計



(注) 実線は推計値、点線は 95%信頼区間を示す。

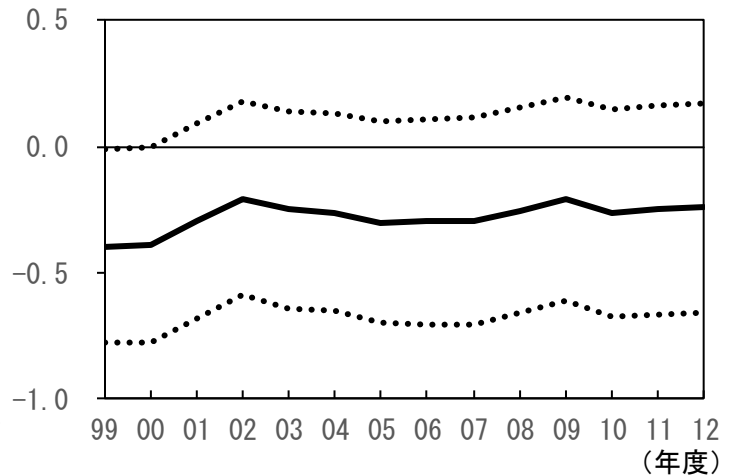
図表 17：特許取得比率



(資料) 経済産業省「知的財産活動調査」

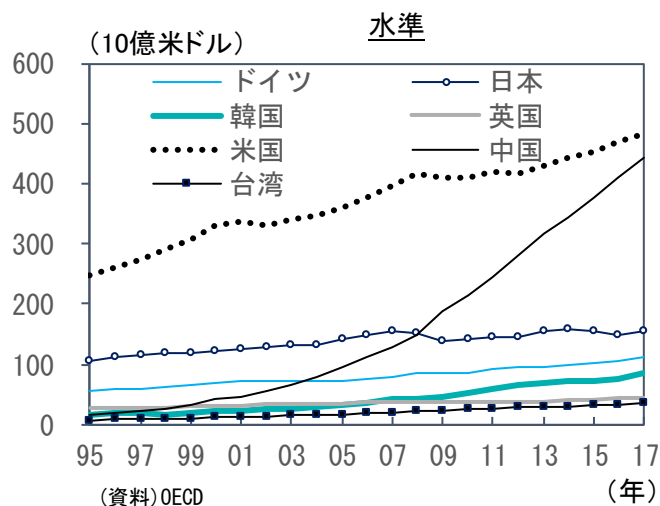
(注) 取得比率＝出願数/発明数。発明数は、企業等において発明（特許相当）、考案（実用新案相当）されたもののうち、出願したしなにかかわらず、知的財産部門又は知的財産担当者へ届出されたものを指す。

図表 18：特許登録関数における時間効果

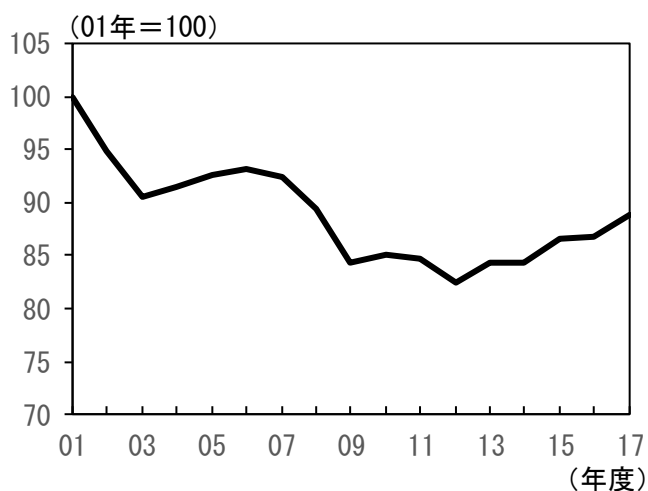


(注) 実線は推計値、点線は 95%信頼区間を示す。

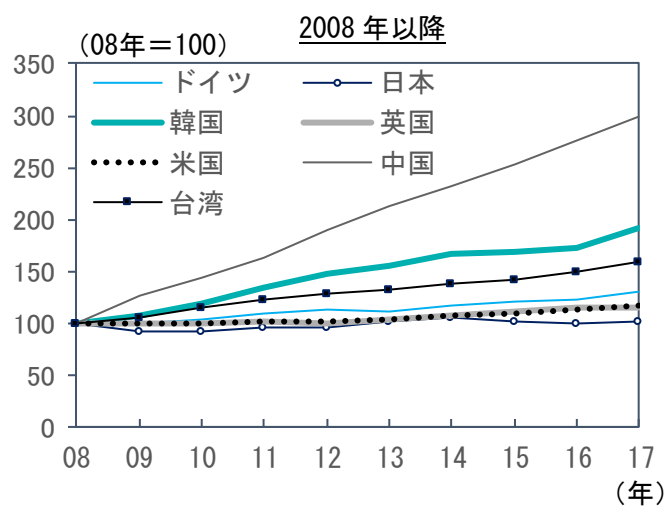
図表 19：各国の研究開発費の推移



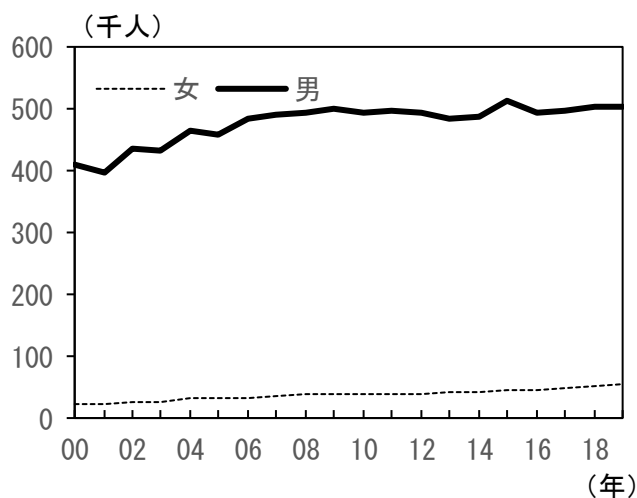
図表 20：研究者一人当たり人件費



(資料) 総務省「科学技術研究調査」
 (注) 一人当たり人件費=人件費(社内使用研究費)/研究者数

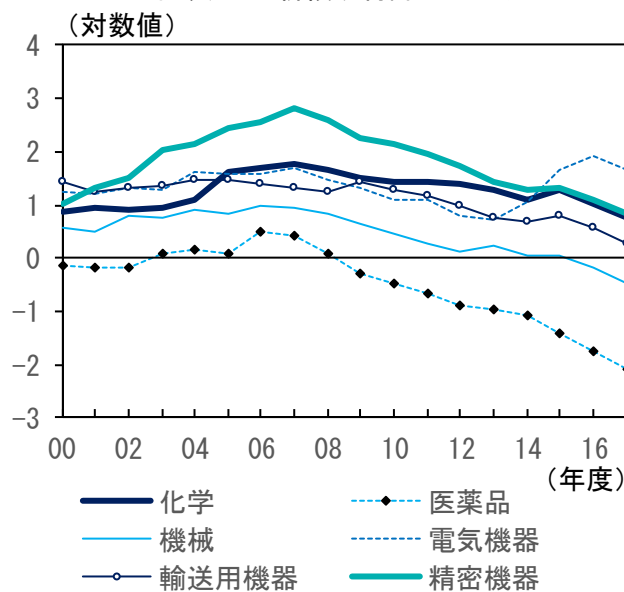


図表 21：日本企業における男女別研究者数



(資料) 総務省「科学技術研究調査」

図表 22：新領域特許ストック



(資料) 知的財産研究所「IIP パテント DB」、特許庁、
 日本政策投資銀行「企業財務データバンク」、PatentSquare
 (注) 東証1部、2部上場企業平均。

図表 23 : 企業年齢の新領域特許フローへの影響

	(1) log(NewPatFlow)
log(Age)	-0.229* (0.128)
ROA	-1.962** (0.934)
log(TotalAssets)	0.341*** (0.0565)
SalesGrowth	0.377 (0.232)
log(CITESTOCK)	-0.135*** (0.0394)
<i>N</i>	851
産業ダミー	Yes
年ダミー	Yes

(注) () は標準誤差を示す。サンプル期間は 2008~2012 年。被説明変数は、新領域特許取得フロー。Age は企業年齢、TotalAssets は総資産、SalesGrowth は売上高変化率を示す。コントロール変数は 1 期ラグをとった。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

図表 24 : 新領域特許ストックとイノベーション

	(1) log(CITEFLOW)
log(NewPatStock)	0.0561*** (0.0167)
log(RSALES)	0.170*** (0.0600)
log(R&D)	0.159*** (0.0435)
<i>N</i>	6263
企業の固定効果	Yes
年ダミー	Yes

(注) () は標準誤差を示す。サンプルは製造業 6 業種の企業。被説明変数は引用フロー。NewPatStock は新領域特許ストック、RSALES は実質売上高、R&D は実質 R&D 投資額を示す。内生性の問題を緩和するために、NewPatStock は 3 期ラグをとった。

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$