

企業間の技術的類似度とスピルオーバー

及川 浩希^{*1}

要 約

本稿の目的は二つある。一つは、企業間の技術的関係を把握するために考案されてきた技術的な類似度や距離の尺度についての、特に技術・知識のスピルオーバーに関わる先行研究をサーベイすること。もう一つは、先行研究で用いられてきた技術的類似度を補完的に組み合わせた指標を用いて、研究開発におけるスピルオーバー効果を検証することだ。特許データを用いた伝統的な技術的類似度の指標は、利用する技術分類の枠内の差を無視してしまうが、特許引用の重複度合いを用いた新しい指標は、技術分類の枠にとらわれずに定義される。したがって、この二つを組み合わせると、伝統的な技術的類似度の指標を、技術分野内部の変化で補正することができ、より精緻な技術的類似度を作ることができる。結果として、技術分野内の変化を無視した場合、スピルオーバー効果を過小評価してしまうことを見出した。

キーワード：スピルオーバー、技術的類似度、特許

JEL Classification: O32, O34

I. はじめに

何千年もの昔から、技術の進歩は人々の暮らしを変え、都市の形や国の形、それらの間の関わり合い方を変えてきた。近代に至るまでの長い間、ゆったりとした歩みではあったが、それでも生物としての進化に比べれば圧倒的な速度で、人類はできることの範囲を広げてきた。この速度は、のちに産業革命と呼ばれる18-19世紀の一時期以降、爆発的なものになる。それは、マルサスの不安をかき消して余りある生産性の上昇をもたらし、人口増加や市場拡大と相まって、持続的に成長する現代の資本主義社会

の形成を促した。成長が持続的となりうるのは、技術進歩が経済成長のエンジンであるのと同時に、資本主義が技術進歩の誘因を生み出しているからだ。この社会で利潤を得ようと思えば、何らかの形で他とのギャップを自ら作り出していかななくてはならない。技術を以って他に先んじるということは、ギャップを生み出す最も確実な合法的手段だろう。市場の競争から抜け駆けして不完全市場のてっぺんに立つために、企業も個人も研究開発の場で激しくせめぎ合っている。

*1 早稲田大学社会科学総合学院准教授

技術の進歩はこれほど重要でありながら、一般化して捉えるのが困難なために、技術進歩そのもの、あるいは技術創造のメカニズムとでもいうべきものの説明はあまり進んでいない。技術進歩があった時の、あるいは適当な技術進歩のパターンを想定した時の経済成長のメカニズムについては、かなりの成果が蓄積されてきているものの、その根源にある技術創造のメカニズムは個々のモデルの関数型に押し込まれてブラックボックス化されていることが多い。Kortum (1997)をはじめ、研究開発のミクロ的な構造に踏み込んだ経済成長理論も徐々に蓄積され始めてはいるが、十分に研究が進んでいるとは言いがたい。

今はむしろ、一度マクロ的視点を外してみたほうが得るものが多いかもしれない。ミクロ経済実証や技術経営論に視線を移すと、技術や知識の創造プロセスに深く踏み込むのはなかなか難しいとはいえ、研究開発における企業間の関係性、知識の伝達・模倣・学習など、ある程度データで捉えられるものについては盛んに研究が行われている。それなら、まずはミクロ・レベルでの現象を観察して構造を分析し、成長政策につながる含意を抽出してみよう。それ自体に大きな利点があるし、マクロ・レベルの議論へつなげるための土台にもなる。どんなマクロ経済理論であれ、ミクロの構造を見失わないに越したことはない。本稿の主目的もここにある。

話が大きいままだと先行研究があまりに多岐にわたって整理のつけようがないので、ここでぐっと話を絞ろう。本稿で扱うのは、技術のスピルオーバーの文脈で、企業間の技術的な類似性や距離がどのように捉えられてきたか、それを用いて何が検証されてきたかである。この論点に関し、最初に先行研究のサーベイを行った上で、バラバラに開発された既存の技術的類似度の尺度を補完的に組み合わせ、イノベーションにおける技術・知識のスピルオーバー効果の再検証を行う。

技術・知識のスピルオーバー（非合法的漏出を意味しているわけではなく、広い意味での情

報の伝播である）は、常にイノベーション研究における主要テーマであり続けてきた。これには、二つの理由がある。まず一つは、それが知識創造のプロセスにおいて重要な役割を果たすと考えられることである。アイデア生産のインプットはやはりアイデアであり、複数の異なるアイデアが組み合わせることで新たなアイデアが生じるとするのは、典型的な知識生産のモデルだ。もう一つの理由は、経済学的・経済政策的により重要で、スピルオーバーが正の外部効果として機能するからである。誰かが新しい技術・知識を生み出した時、それはその当該技術がもたらすリターンだけでなく、当該技術に関連する後の研究開発のインプットとしても役に立つ可能性がある。これが外部効果となって社会的なリターンが私的なリターンを上回ると、市場均衡は効率的ではなく、過少供給に陥ることはよく知られている。Jones and Williams (1998) では、社会的に最適な研究開発投資は実際の投資の2.4倍にもなると推計されており、外部効果の影響は無視できる規模ではない。だからこそ、政策介入の余地があり、研究開発補助金や減税、もしくは特許制度改革などによってインセンティブを付け加えることが望まれるのだ。そして、どの程度の補助金が妥当かを判断するには、できるだけスピルオーバーによる外部効果を正確に計測し、一つのイノベーションの社会的な価値を把握する必要がある。

後で詳しく述べるように、スピルオーバーの発生には、企業間の何らかの距離が重要な役割を果たすと考えられてきている。それは地理的な距離だったり、取引関係・所有関係だったり、開発分野の近さだったりする。本稿でフォーカスするのは最後の技術的な距離だ。企業間の技術的類似度・距離を測定するにあたっては、その企業が保有する特許の情報を利用できる。あらかじめ断っておくが、特許情報は企業の技術特性の全てを映し出すわけではない。企業が新たな技術を開発してその特許を取れば、その技術に対する独占的な権利を一定期間得られる代

わりに、技術情報は公開される。情報を秘匿することによって定められた特許期間以上の独占が見込める場合や、ライバルとの研究開発競争に当該技術の情報が影響する場合などは、特許出願のデメリットがメリットを上回り、営業秘密として保持することが珍しくない。この特許のメリット・デメリットのバランスは、リバース・エンジニアリングがしやすいかどうかといった技術特性にも左右されるし、特許の請求項に書かれた技術要件の幅を、裁判所がどの程度広く解釈するかといった制度的な要因にも左右され、国や時代を通じて一貫した基準は当てはめられない。したがって、特許情報は、データとして利用できる中では最善というだけで、それが企業の技術の全てではない。ケース・ス

タディやアンケート調査のアプローチを取れば、限られた範囲の企業についてはより詳細に調べることも可能だろうが、一般性のある議論をするには広範なマイクロ・データに基づく実証分析がより強力であると考え、ここでも特許情報を用いた分析を対象にする。特許の各国間の制度的な違いや、データの基本的な扱い方については、Nagaoka et al. (2010) が詳しい。

以下、Ⅱ節では特許情報を用いた企業間技術的類似度あるいは距離の計測方法と、それを用いた分析を概観する。Ⅲ節では、米国特許商標庁のデータを用いてⅡ節で取り上げた技術的類似度・距離を実際に測定し、その時系列上の変化と、イノベーションに対するスピルオーバーの効果を推計する。

Ⅱ．サーベイ：企業間の技術的類似度・距離の計測

企業間の技術的な類似度の計測方法は様々だ。全ての手法が同じ含意をもたらすわけではないので、研究目的に沿った技術的類似度の定義を選択することが重要となる。ここでは、既存研究で用いられてきた技術的類似度の計測方法と、各々の手法がどのように用いられてきたかを概観する。Ⅱ－1節で伝統的な技術的類似度と、その幾つかの変化形を紹介し、Ⅱ－2節でそれらの発展した形である、技術分野間の関係を考慮に入れた技術的類似度の概念を紹介する。Ⅱ－3節は、特許引用の重複から見出す別のスタイルの技術的類似度を扱う。Ⅲ節との関連性と、説明の連続性を考慮して本稿のサーベイでは取り上げないが、ネットワーク分析やテキスト分析を用いた技術的類似度の研究も、近年その数を増してきている¹⁾。

Ⅱ－1．技術ベクトルによる技術的類似度と知識のスピルオーバー

Jaffe (1986) は、各企業が利用できる知識の量を推定するために、個々の企業の研究開発投資と企業間の技術的な類似性を組み合わせる方法を開発した。経済学の文脈で企業間の技術的な類似度を量的に測って分析に用いたのは、おそらくこれが最初である。Jaffe の考え方はこうだ。自社が行った研究開発は、もちろん自社の知識ストックに組み込まれる。しかし、利用可能な知識・技術はそれだけではなく、他社が行った研究開発であっても、それが技術的に近い関係にあれば、成果を利用できるだろう。つまり、情報の持つ公共財的な性質（非競合性）と、そのスピルオーバーという正の外部性を利用可能な知識ストックの推計に取り入れたということだ。具体的には、以下のような方法を取っている。

1) Aharonson and Schilling (2016) など。

特許の技術分野が $k=1, 2, \dots, K$ で与えられているとしよう。企業 i が一定期間内に取得した特許の技術分野を調べ、その企業内での各技術分野のシェアを $F_i = (F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{iK})$ のベクトルで表す。これを企業の技術ベクトルと呼ぼう。技術ベクトルは、企業がどの分野で重点的に研究成果を上げているかを表しており、Jaffe は F_i を企業 i の技術特性、もしくは技術空間上の立地とみなした。技術ベクトルの要素は分野の出現頻度なので、全要素を足し合わせると 1 になる。例えば技術分野が二つしかなければ、適当な二企業の特許ベクトルは図 1 のように描かれる。Jaffe の技術的類似度 S_{ij} は、これらのベクトル間のコサイン類似度 (cosine similarity) で、次のように定義される。

$$S_{ij} = \frac{F_i F_j'}{\sqrt{(F_i F_i') (F_j F_j')}} \quad (1)$$

二つのベクトルが作る角度を θ とすれば、 S_{ij} は $\cos \theta$ に一致し、直行していれば 0、角度がゼロなら 1 を返す関数となる。角度がないということは要するにベクトルが重なっているということだから、1 に近いほど技術的に似ていることになる。例えば、全く同じ分野に特化した

企業同士なら $S_{ij}=1$ となるが、逆に、別々の分野に特化していれば $S_{ij}=0$ だ。また、自社間の類似度をあえて測れば 1 になるし、企業 i から見た企業 j の、企業 j から見た企業 i の類似度が等しいという対称性も満たされており、類似度や距離を考える上での基本的な条件は大体満たされている。ただし、例えば $1-S_{ij}$ を技術的な距離と考えても、三角不等式は成り立たない。

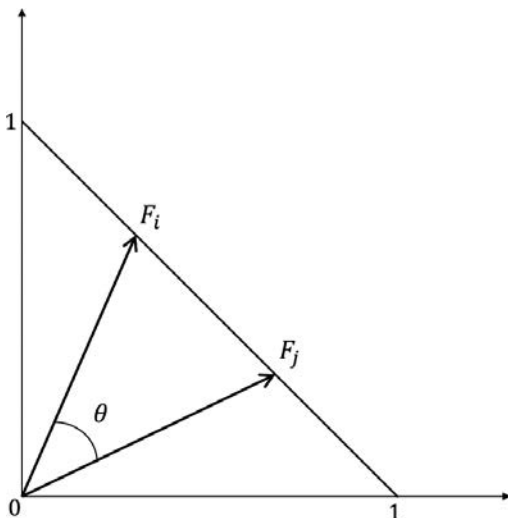
Jaffe は、この企業間の技術的類似度を用いて、企業 i にとって利用可能な他社の知識、言うなればスピルオーバー指標を、次のように定義した。

$$SP_i^j = \sum_{j \neq i}^N S_{ij} R_j \quad (2)$$

R_j は他社の研究開発支出である。他社の研究開発支出を技術的類似度でウェイト付けして合計したものが、スピルオーバーした知識の量になる、ということだ。分野的に近いところで盛んに研究開発が行われていれば、自社にとって役に立つ情報が得られる機会も増える。情報が伝達される経路は様々で、研究論文や特許、あるいは企業研究者・技術者が集まるシンポジウムでの会話かもしれないし、技術者同士の横のつながりのようなインフォーマルなものもありうる。一方で、他社が積極的に研究開発を行っていても、全く畑が違えば、その成果を見る機会も少ないだろうし、伝え聞いたところで使えないことが多いだろう。Jaffe は、(2) 式のスピンオーバー指標を研究開発の生産性等の推計に説明変数として加えることにより、技術的に類似した企業の研究開発投資の増加が研究開発の生産性を高めること、ただし、スピルオーバーからのリターンを享受するためには、自社も相応の研究開発投資をしていなければならないことを示した。

Jaffe の手法の長所の一つはそのシンプルさであろう。多次元にわたる技術的特性を、角度によって一次元の尺度に集約しているため、計算は容易にできるし結果も分かりやすい。また、拡張性も高かった。コサイン類似度を用いなくとも、技術ベクトル間の関係を表現する方法は

図 1 技術ベクトルと Jaffe の技術的類似度



色々ある。例えば、技術ベクトル間の相関係数をとってもよい。コサイン類似度は統計学的に見れば原点周りの相関係数であるから、平均周りのピアソン相関係数に置き換えてはいけない理由は特にない（Benner and Waldfogel (2008)）。他にも、Jaffe に続く多くの研究者は、個々の分析目的に応じて、様々な技術的距離・類似度の概念を定義してきた。Rosenkopf and Almeida (2003) は、技術ベクトル間のユークリッド距離を用いて、企業間の知識の波及や提携への影響を分析した。彼らがユークリッド距離を選んだ理由は明らかではないが、数学的な距離の定義が求める三角不等式が満たされる点は、一つの利点として挙げられるだろう。すなわち、明確な距離概念としての厳密化だ。ただ、ユークリッド距離は、Jaffe の類似度にはなかった新しい要素を持ち込むことになる点については注意が必要だ。類似度を角度で測る場合は、技術空間上の相対的な位置関係だけが見られていることになり、絶対的な位置、すなわち技術空間上のどこにいるのか、ということは一切関係がない。しかし、ユークリッド距離は絶対的な位置が結果の数値を変えてしまう。例えば図1の座標 (1,0) と (0,1) をつなぐ線分上で、両端近くと中央あたりでは、角度が同じでもユークリッド距離は異なる。つまり、同分野への偏りが強い企業間の距離は、均等に近い割り振りをしている企業間よりもやや遠い（類似度が低い）と判定されがちになる。このような違いの可否は一概には評価できず、ある意味では、より多様な関係性を描写できていると言えるかもしれない。ただ問題は、技術空間上の場所による違いのために、角度の開きとユークリッド距離が逆方向に動くこともあることだ。この問題は、技術ベクトルが図1で言えば縦軸や横軸に近いところ、つまりはベクトル要素に0が多いと生じやすい。Rosenkopf and Almeida (2003) が半導体部門に絞って分析を行ったように、ある程度狭い範囲に限定して技術的距離を測る際には大きな問題にならないが、幅広い技術分野を考慮に入れると、どうしても技術ベ

クトルにおける0の出現頻度が高くなる。たとえば、米国特許商標庁の三桁分類を使って420の技術分野に分けると、大半が0要素になり、Jaffe の類似度とユークリッド距離の間の相関はほとんどなくなってしまう（後で簡単なシミュレーションを行う）。

Jaffe の類似度を距離概念として厳密化するという方向性で言えば、Bar and Leiponen (2012) によって提唱された Min-complement 距離も挙げられる。これは、技術ベクトルの各要素の小さい方を足し合わせることで得られる類似度を、1から差し引いたものとして定義される。式で書けば、次のように与えられる。

$$MC_{ij} = 1 - \sum_{k=1}^K \min\{F_{ik}, F_{jk}\} \quad (3)$$

これは、企業の研究開発分野の重複の程度を測っている。 MC_{ij} は実はベクトル間の一次ノルムに比例するため、自動的に三角不等式を満たす。さらに、この距離尺度は、ある企業にとって関わりのない技術分野において他企業の特許ポートフォリオが変わっても、技術的距離は影響されないという特徴を持つ（Independence of irrelevant patent classes, IIPC）。Bar and Leiponen (2012) の例を借り、 $F_i = (1,0,0)$ 、 $F_j = (a, \varepsilon, 1-a-\varepsilon)$ という二つの技術ベクトルがあったとする（ $a \in (0,1)$ 、 $\varepsilon \in [0,1-a]$ ）。この時、 $MC_{ij} = a$ であるが、Jaffe の類似度やユークリッド距離は ε に依存する。Benner and Waldfogel (2008) が技術的類似度の性質を比較するために用いた技術ベクトル間の相関係数も同様である。

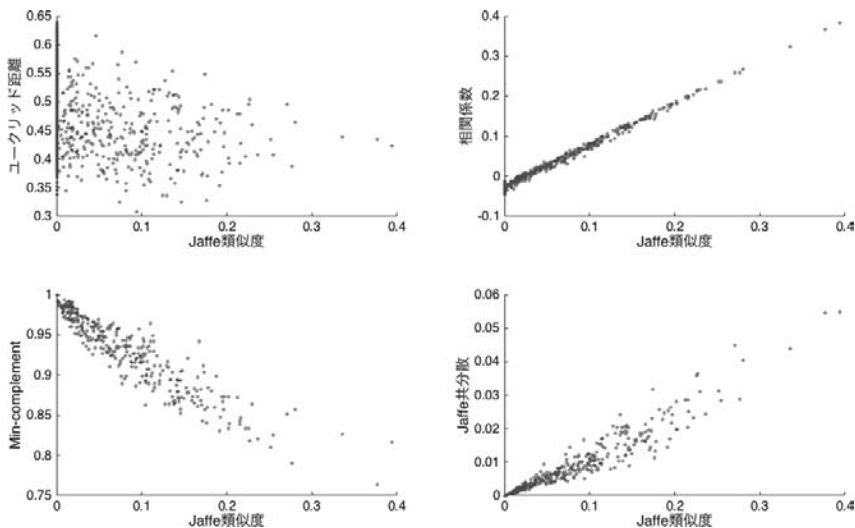
もっとも、IIPC が望ましい性質であると考えるのは、技術分類が異なれば一切関係がないということを前提とした場合だ。Nemet and Johnson (2012) によれば、特許が異なる技術分野の先行技術を引用する例は珍しくなく、米国特許商標庁に登録された特許のうち40%以上が異なる技術分野の特許引用を行っている（審査官引用を含む）。したがって、企業がある分野の特許を保有していなくとも、近接した分野での変化であれば、他社の特許保有の変化

が技術的類似度に影響してもなんら不思議はないだろう。むしろ問題は、その影響の出方をどうやって把握するかである。次節では、この点を意識して、技術分野間の関係を考慮に入れた技術的類似度の既存研究について扱う。

次節に進む前に、ここで一つ実験をしておこう。図2は、ランダムに50企業の特許ベクトル(400次元)を発生させて、尺度の選択がどれくらい技術的距離・類似度の値に影響するかを見ている。技術分野間の関連性を取り入れた尺度は、この方法では比較できないので、Jaffeの類似度、ユークリッド距離、ピアソンの相関係数、それから次節の(6)式で定義されるJaffe共分散を測り、Jaffe類似度との相関を見ている。実験の設定として大事なことは、どの程度のゼロ要素を持たせるかである。ここでは、米国特許商標庁のデータで1990年代に登録された特許を保有する全企業の特許ベクトル群と、同程度の0要素を持つように設定した(97%が0要素)。図2の右上のパネルから分かるように、Jaffe類似度と技術ベクトル間の相関係数は極めて整合性が高い。Jaffe共分散(右下

のパネル)は、類似性の高い範囲になると、Jaffe類似度との相関が落ちる傾向があるが、全体としての相関は高い。左下のMin-complement距離も同様だ(類似度ではなく距離の概念になるので、Jaffe類似度と負の相関を持つのが自然)。やはり極端な振る舞いを見せるのは、左上のパネルにあるユークリッド距離である。実のところ、0要素のシェアに制限をかけなければ、ユークリッド距離とJaffe類似度の相関係数の絶対値は他よりもむしろ高くなるのだが、0要素が大半を占めるようになると、急激に相関関係がゼロに近づいていく。図2の例では、他の3つの尺度とJaffe類似度との相関係数が絶対値で0.95を超えているにもかかわらず、ユークリッド距離でのそれは0.3ほどしかなかった。Min-complement距離は一次ノルムと同等なので、二次ノルムであるユークリッド距離との差には少々驚かされた²⁾。距離概念としての厳密さが必要で、尺度の選択に左右されない頑健性を求めるのなら、Min-complement距離を用いるのが無難と言えるだろう。

図2 技術的類似度・距離の相関関係(シミュレーション)



2) 瑣末なことだが、ノルムの次数を上げるほど状況は悪化していく。

II-2. 技術分野間関係の導入

Bloom et al. (2013) は、IIPC で議論されたような技術分野間の関係性に踏み込んだ技術的類似度の尺度を新たに定義している。彼らの尺度が面白いのは、メカニカルなベクトル間関係を超えて、知識のスピルオーバーという分析対象の根本に立ち返るところから、技術的類似度の定義を構築し直しているところである。つまり、技術的類似度にミクロ的な基礎付けがなされているのだ。まず、企業の技術ベクトルをその企業に所属する研究者の分野間シェアと見立てる。企業 i には研究者が R_i 人雇用されており、その技術分野ごとの内訳は R_{ik} ($k=1, 2, \dots, K$) で表される。(2) 式に集約される Jaffe の議論との関係で言えば、 $R_{ik} = F_{ik} R_i$ である³⁾。彼らは他企業の研究者と出会い、新しい知識を獲得する機会を得る。技術分野 k と h に属する研究者間で知識移転が起こる確率を ω_{kh} とし、専門分野が近いほど知識の移転は起こりやすいと想定する。つまり、分野 k と h が何らかの意味で近ければ、 ω_{kh} は大きい。すると、企業 j から企業 i への知識移転の総量は、

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^K \omega_{kh} R_{ik} R_{jh} \\ &= \sum_{k=1}^K \sum_{h=1}^K \omega_{kh} F_{ik} F_{jh} R_i R_j = F_i \Omega F_j' R_i R_j \end{aligned} \quad (4)$$

となる。ここで、 Ω は ω_{kh} を要素とする $K \times K$ の行列である。企業 i にとってのスピルオーバー指標は、これを j について合計すればよい。

(4) 式から逆に考えると、企業間の技術的な類似度は、技術ベクトルと技術分野間の関係性を組み合わせて、

$$S_{ij}^{BSV} = F_i \Omega F_j' \quad (5)$$

で表されることになる。仮に、 Ω が対角行列で、かつ同分野間でのみ一定の確率で知識移転が起こるとしたならば、 S_{ij}^{BSV} は $F_i F_j'$ の定数倍となる。これは、(1) 式で定義された Jaffe の類似

度 S_{ij}^J を基準化しない特殊ケースに相当する。Bloom et al. (2013) は、この特殊ケースを Jaffe 共分散 (Jaffe covariance) と呼んでいる。この概念はⅢ節でも使うので、 S_{ij}^{JC} と定義しておこう。

$$S_{ij}^{JC} = F_i F_j' \quad (6)$$

(5) 式に戻ると、企業間の技術的な類似度は、 Ω で表された技術分野間の関係にも依存することになる。では、行列 Ω はどのように求めるのか。Bloom et al. (2013) は、技術ベクトルを違った角度から眺めることで対応している。技術ベクトル F_i は、特定の企業の研究開発リソースの分野間分布を表す $1 \times K$ の横ベクトルであるが、すべての N 企業の技術ベクトルを縦方向に積み上げれば $N \times K$ の行列になる。この行列を縦方向に一列ずつ切り分けると、分野ごとの企業の研究開発分布を表す $N \times 1$ の縦ベクトルが K 本得られる。

$$\begin{aligned} F &= \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & \cdots & F_{1K} \\ F_{21} & F_{22} & \cdots & F_{2K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{N1} & F_{N2} & \cdots & F_{NK} \end{bmatrix} \\ &= [\tilde{F}_1 \tilde{F}_2 \cdots \tilde{F}_K] \end{aligned} \quad (7)$$

これらの $\tilde{F}_k$ の各ペアにつき、Jaffe と同じコサイン類似度を求めて、 Ω の各要素としている。直感的に言うと、二つの分野に参入している企業間で、研究開発リソースの割り振りが似通っている時、その二分野は類似しているとみなされる。Bloom et al. (2013) は、この新しい類似度の尺度と、さらに市場における競争関係（製品市場における類似度も計測している）を同時に考慮したモデルで、スピルオーバーの効果を再検証し、技術のスピルオーバーによって、研究開発の私的リターンと少なくとも同程度のリターンが、研究開発の社会的リターンに加算されると結論している。

技術分野間の類似性を考慮に入れた興味深い研究に、Akcigit et al. (2016) がある。彼らは、

3) ただし、Bloom et al. (2013) は R_i に当たる変数にフローではなく研究開発資本ストックを用いている。

特許の市場が技術のミス・アロケーションを是正することを通じて、経済成長にポジティブな影響があることを示しており、その実証分析のために、企業と個々の特許の間の距離を測っている。その際に利用しているのは、引用特許が分類されている技術分野の類似度だ。彼らは技術分野 k と h の間の類似度を一つの分数で表した。分数の分子は、 k と h 両分野の特許を同時に引用している特許の総数であり、分母は、少なくともどちらか一方の分野内の特許を引用している特許総数である。この数字は 0 と 1 の間をとるので、距離はそれを 1 から引けば良い。つまり、引用特許そのものではなく、引用を通じて表れる分野間の関係を捉えている。その意味で、Bloom et al. (2013) の用いた技術分野間関係行列 Ω を、引用情報を使って導出したと取ることもできる。

こうして求めた分野間の距離 $d(k, h)$ に基づき、彼らは企業 i と特許 p の間の技術的距離を次のように定義した。

$$\left[\frac{1}{\|P_i\|} \sum_{p' \in P_i} d(k_p, k_{p'})^l \right]^{1/l}, \quad l \in (0,1] \quad (8)$$

ここで、 P_i は企業 i が特許 p 以前に取得した特許の集合、 $\|P_i\|$ はその要素数を表し、 k_p は特許 p の属する技術分野を表す。すなわち、その企業の過去の研究開発分野と新しい技術の分野との距離を平均化したものが、企業と特許の距離で、彼らの実証研究は、特許の市場を通じて、技術的により近い企業へと特許が取引されている様子を描き出している⁴⁾。

技術分野間関係を考慮するという点では、別の試みも行われている。Nooteboom et al. (2007) や Gisling et al. (2008) は、企業の技術特性を個別に定義するよりも、企業群全体の中でのポジ

ショニングに意識が向いた技術的類似度の概念を導入した。彼らの目的はイノベーションにおける企業間提携の役割を見出すことで、提携ネットワークの構造に加えて提携企業間の技術的類似度を考慮に入れた。そして、新規性をもたらすために必要な多様性と、互いの受容可能性のトレードオフのモデルを想定し、企業間提携における最適な距離感の存在を実証的に示した。彼らが技術的距離測定の基本とするのは、RTA (revealed technological advantage) と名付けられた指標である。RTA は、特定分野における企業の特許が当該分野の全特許に占める割合と、その企業の特許数が全体の特許総数に占める割合の間の比率である。企業の技術特性は RTA を要素とするベクトルで表現されており、RTA が 1 を超えている分野で、企業は相対的なアドバンテージがある。技術的類似度は RTA ベクトルの相関係数だ。

彼らはこの類似度指標を独自に開発したが、実は RTA ベクトルは、技術ベクトルにウェイト付けを施したものと見ることもできる。 p_{ik} を企業 i が分野 k で取得している特許数とすると、RTA ベクトルの要素は次のように書ける。

$$RTA_{ik} = \frac{p_{ik}}{\sum_j p_{jk}} = F_{ik} \left(\frac{\sum_j p_{jk}}{\sum_h \sum_j p_{jh}} \right)^{-1} \quad (9)$$

F_{ik} は、前述の技術ベクトルの要素と同じだ。ウェイトとしてかかっているのは、全特許の中での分野 k のシェアの逆数なので、盛んに研究開発が行われてきた分野には小さいウェイトが付き、ニッチな分野や新しい分野には大きなウェイトが振られる。Nooteboom et al. (2007) や Gisling et al. (2008) が分析の対象としているのは企業間の技術的な提携なので、まだ未発達な新規分野に参入している限られた企業間で

4) Akcigit et al. (2016) の研究目的上は不要なので定義されていないが、もし企業間の距離をこの方向性で定義しようとすれば、たとえば次のように拡張できるだろう。

$$\left[\frac{1}{\|P_i\| \times \|P_j\|} \sum_{p \in P_i} \sum_{p' \in P_j} d(k_p, k_{p'})^l \right]^{1/l}$$

は提携のインセンティブが高くなりやすい、と考えればおかしいことではないかもしれない。ただ、それはむしろ検証の対象であって、尺度そのものに埋め込まれてしまっていることには問題があるだろう。

RTA をスピルオーバー指標に利用することも可能だ。この場合、

$$\omega_k^{RTA} \equiv \left(\frac{\sum_j p_{jk}}{\sum_h \sum_j p_{jh}} \right)^{-2}$$

などと定義して、技術分野間の関係を表す行列 Ω^{RTA} を、 ω_k^{RTA} を対角要素に持つ対角行列と定義すれば、Bloom et al. (2013) と同じ形で技術的類似度が構成され、(5) 式と同様に $F_i \Omega^{RTA} F_j'$ と書ける。例えば比較の新しい技術分野で、これから発展しようとしているところでは、他社の生み出す技術や知識がどれも有用で積極的に取り入れる価値がある、ということはあるだろう。それがシェアの二乗の逆数に従うかどうかは不明瞭な点と、研究開発があまり行われていない分野といってもその理由は様々なはずという点には留意がいるが、技術分野の内部事情を考慮するという、一つのアイデアを与えてくれている。これはⅢ節につながる話になる。Ⅲ節では、よりダイレクトに技術分野内部の状況を測定してスピルオーバー指標を補正している

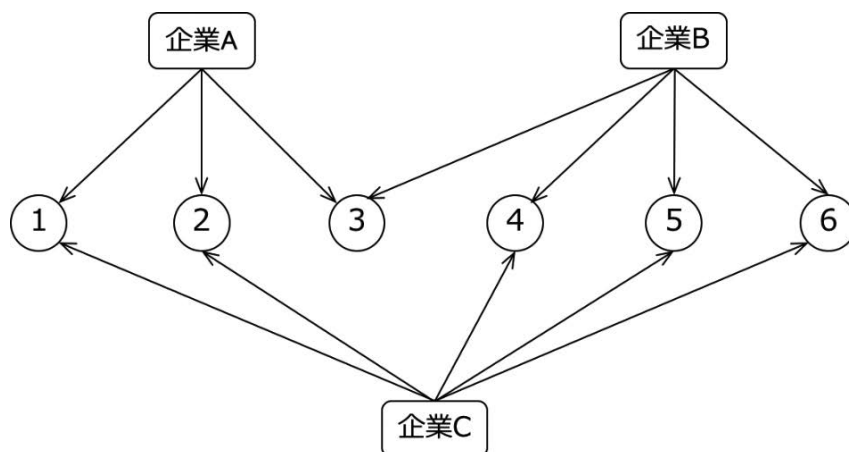
のだが、その議論に進むには引用重複というまた別の手法を知っておかなくてはならない。それは、技術ベクトルを用いない企業間の技術的類似性を捉える方法だ。

Ⅱ－3. 引用重複

技術ベクトルを使わない技術的距離の計測方法としては、Stuart and Podlly (1996) がしばしば引用される。彼らは、特許の引用に着目した。特許引用は、知識移転を示唆するものとして被説明変数に取り上げられることも多いが、どのような既存技術をベースに開発を行っているかという観点に立てば、研究開発の方向性が似通っているか否かの参照情報としても活用できる。Stuart and Podlly (1996) の技術的距離は、例を使った方が分かりやすい。図3は、企業A～Cの特許1～6に対する引用状況を矢印で表している。

これに基づいて、共同体行列と呼ばれる企業間関係を表現する行列を作ろう。これは、ある企業のテリトリーに他の企業がどの程度立ち入っているかを数値化したものだ。例えば、企業Aの三つの特許引用（特許1・2・3）のうち、企業Bの引用と重なっているのは1つ（特許3）なので、企業Aにとって企業Bとの重なり具合（これを a_{AB} と呼ぶ）は $\frac{1}{3}$ となる。逆に、企

図3 Stuart Podlly (1996) の引用重複の例



業Bから見れば企業Aとの重なり具合は $\frac{1}{4}$ だ。こうして企業間の重なり具合を求めて並べると、次のような行列ができる（対角要素は意味がないので0と置いている）。

$$\begin{bmatrix} 0 & a_{AB} & a_{AC} \\ a_{BA} & 0 & a_{BC} \\ a_{CA} & a_{CB} & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{4} & 0 & \frac{3}{4} \\ \frac{2}{5} & \frac{3}{5} & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

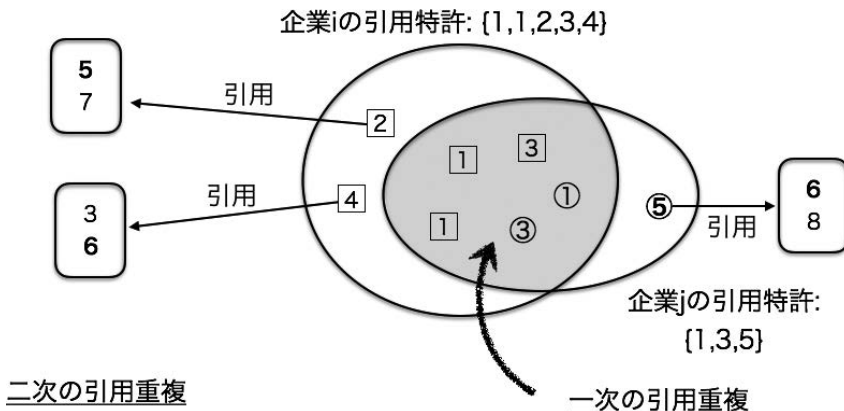
(10) 式の行列の一行目は、企業Aのテリトリーにどの程度他企業が入り込んでいるかを表している。一方、一列目は、企業Aがどの程度他企業のテリトリーに踏み入っているかを表している。この一行目と一列目を組み合わせたものが、企業Aの技術空間上の立地を表していると見ることができるだろう。そこまでは良いのだが、Stuart and Podltny (1996) は、この行列から対称的な距離を抽出するために、若干問題のある処理を施している。彼らの定義によれば、二企業間の技術的な距離は、その他の企業との関係によって定められる。図3の例にあてはめると、企業Cとの関係によってAB間の距離が定められ、

$$\begin{aligned} d_{AB} &= \sqrt{(a_{AC} - a_{BC})^2 + (a_{CA} - a_{CB})^2} \\ &= \sqrt{\left(\frac{2}{3} - \frac{3}{4}\right)^2 + \left(\frac{2}{5} - \frac{3}{5}\right)^2} \end{aligned} \quad (11)$$

と計算される。直感的に言えば、第三者との関係性のパターンが似ているかどうかを測っているのだ。彼らはネットワーク上の位置を推定することに主眼を置いているので、第三者との距離感による配置という考え方は違和感がないのかもしれない。しかし、仮に図3で企業Aの引用が特許2から特許4に切り替わったとしよう（ $1 \cdot 3$ はそのまま）。この時、(10) 式の共同体行列の中で変化するのは企業Aと企業Bとの関係のみなので（ a_{AB} が $\frac{2}{3}$ に、 a_{BA} が $\frac{1}{2}$ に変わる）、 d_{AB} は変化しない。共通の引用対象が増えたにもかかわらず、他企業との関係性でのみ距離を定義しているため、近づいたとはみなされなくなってしまう。また、今度は企業Aの引用が増えて、特許4が加わったとしよう。すると、引用の重複は依然として部分的でしかないにもかかわらず、今度は $d_{AB}=0$ という極端な値になってしまう（ $a_{AC}=a_{BC}$ 、 $a_{CA}=a_{CB}$ となるため）。これでは一体何を測っているのか分からない。

Kitahara and Oikawa (2016) は、引用重複に基づいた新たな企業間の技術的類似度の尺度を提示している。引用重複の取り方は、図4の例を使って説明すると分かりやすいだろう。二つの企業 i と j を取り上げ、企業 i が一定期間内に引用した特許が四角で括った $\{1, 1, 2, 3, 4\}$ 、

図4 Kitahara and Oikawa (2016) の引用重複の例



- ・ 特許2は特許5を引用している。
- ・ 特許4は特許5と同じ特許を引用している。

4) 企業 j のそれが丸で囲った {1, 3, 5} であったとする。特許引用に繰り返しがあるのは、一定期間内に一つの企業が複数の特許を出願し、それらの中で同じ特許を繰り返し引用することがあるからである。引用を繰り返すということはそれだけ関わりが深い先行技術であることを示唆するので、繰り返しの回数は無視しないほうが良い。基本的には、これらの引用リストを比較して同じ特許を引用している回数を数え、二社の総引用数の合計で割ったものを引用重複の度合いとしている。つまり、この例では $\frac{5}{8}$ である。これを一次の引用重複 (first-order overlap) と呼ぶ。一次の引用重複は直接の特許引用を見ているだけなので、引用された特許が引用している特許、言うなれば祖父母世代にあたる特許のレベルに、より深い関係が隠されている可能性がある。図4の例では、一次の引用重複から漏れた各特許の引用リストを適当に与えてある。これによれば、企業 i が引用した特許2は、企業 j が引用した特許5を引用しているという間接的な関係がある。また、企業 i が引用した特許4は、企業 j が引用した特許5と同じ特許 (特許6) を引用している。「引用の引用」を見ることで浮かび上がるこれらの間接的な重複を二次の引用重複と呼んでまとめて、一次と二次の合計を引用重複と定義する (二次には1より小さい適当な正数でウェイト付け

する)。Kitahara and Oikawa (2016) の引用重複に基づく類似度は、0と1の間の数値を取るように基準化されており、大きい方が似ているとみなせる。また、Stuart and Podlly (1996) とは異なり、重複が増えれば類似度が高くなるし、一次のレベルで完全に重なっていないと類似度1は出てこない、という自然な性質がある。ちなみに二次まで考えているのは、直接の引用だけでは重複を持たないケースが多くなるためである。二次・三次と広げることによって、特にアメリカの特許データの場合はかなりの範囲で意味のある重複のデータを取得できる。特許の世代が有限なので、原理的には全ての高次引用重複を調べることが可能だが、計算量とのバランスで二次に止めている⁵⁾。

Kitahara and Oikawa (2016) が引用重複を技術的類似度の尺度のベースに求めたのは、技術分野内での企業の位置を把握したかったためだ。技術ベクトルは、技術分類を一度決めると、各分野の中での違いは無視される。しかし、分野をまたがっての研究開発がある一方で、一つの分野の中でも行われる研究開発にも様々なタイプがある。Kitahara and Oikawa (2016) では、分野内の技術空間における企業分布を推計し、技術グループの形成と、グループ間競争が分野全体のイノベーションの総量に対して与える影響を分析している。

Ⅲ. 技術ベクトルと技術分野内引用重複：イノベーションのスピルオーバー係数の推計

この節では、まず、前節でサーベイした技術的距離や類似度が、平均的に見て時とともにどう変化してきたかを概観する。その変化を踏まえて、イノベーションのスピルオーバーへの依

存度 (スピルオーバー係数) の変化を既存の手法を用いて調べる。Ⅲ-2節では、そこに引用重複から得られる情報を加味することで、技術ベクトルのみを用いた既存の方法がスピルオー

5) 米国では、先行する技術の情報を開示しなかったとき、当該特許に関する権利を失うという罰則がある。そのため、引用数がある程度多く、引用重複の分析がしやすい。日本は比較的最近になって先行技術の開示が求められるようになったが、罰則はないため、引用数自体が少なく、意味のある引用重複が取得しにくいというデータ上の問題がある。

バー係数の過小評価につながることを示す。

Ⅲ－１．技術ベクトルによる技術的類似度の変化とスピルオーバー係数

分析には NBER の特許データセットを用いた。このデータセットは、米国特許商標庁で 1976 年から 2006 年までの間に登録された 330 万件程度の特許リストで、Bronwyn Hall らによって整備された⁶⁾。特許同士の引用関係がペアワイズでリスト化されていること、また、特許の所有権の移動が追跡されているため、元々の出願企業を特定できることが、大きな利点として挙げられる。本稿では企業の研究開発を分析対象としているため、特に米国上場企業によって出願された特許を対象を絞る。約 330 万件のうち、おおよそ半分程度がこれに該当する。

米国特許商標庁は独自の技術分類を用いており、420 程度の三桁分類と、それらを細かく区切った小分類とからなるが、ここでは三桁分類を用いる。この 420 個の技術分野が、技術ベクトルの次元数になる。技術ベクトルは、9 年という期間を区切って、一年ずつずらしながら計算していく。例えば最初の期間は 1976 年から 1984 年の 9 年で、この期間内に特許出願歴のある全企業につき、各技術分野に分類された特許を数え⁷⁾、当該企業の 9 年間の全出願特許数で割っている。企業の技術特性は長期的な視野で見れば次第に変わっていくと考えられるので、9 年間の時間のフレームをおいて、フレームを 1 年ずつずらしながら時系列変化を見ることにした⁸⁾。二つ目の区切りは 1977-1985 年で、うち 8 年分は前の区切りと変わらない。こうすることで、企業の技術特性が徐々に変化してい

く様子を捉えやすくしている。

このように定義した期間ごとの技術的類似度・距離の平均値が、時系列上でどのように変化しているかを観察したのが図 5 である。四つのパネルは、Jaffe の類似度、そのサイズ調整をしていないバージョンである Jaffe 共分散、ピアソンの相関係数、そして Min-complement 距離の、期間ごとの平均値をプロットしている⁹⁾。横軸の年は、9 年区切りの各期間の最初の年を取っている。Min-complement 距離だけは距離であることに注意すれば、すべての指標で平均類似度が上昇してきていることが分かる。特に 1990 年前後の期間での類似度の上昇率は顕著である。アメリカでは 1980 年代を通じてプロ・パテント政策が推し進められた経緯があるが、それと期を一にして様々な分野で積極的に特許出願が行われることになったことが影響していると考えられる。Kitahara and Oikawa (2016) でも、1990 年を構造変化を捉える際の一つの区切りとして採用している。

平均類似度の上昇という事実は、一つの重要な含意を持つ。前述の Bloom et al. (2013) で知識スピルオーバーのモデルを前提とすれば、出会う相手の分野が近いと情報の伝達が起こるのだから、類似度の上昇はスピルオーバーの上昇に直結する。つまり、研究開発投資が同程度であるならば、スピルオーバーという正の外部性が強く働く技術的類似度の高い企業群における方が、新たなイノベーションは起こりやすくなっているはずである。この状況をチェックしてみるため、Jaffe (1986) や Bloom et al. (2013) に倣って研究開発資本ストックとスピルオーバー指標を推計し、それがどの程度新た

6) 詳しくは、Hall et al. (2001) を参照。

7) 通常、一つの特許には複数の技術分類が付与され、比較的荒い 3 桁分類であっても複数にまたがることは珍しくない。NBER のデータセットは、それらのうち、最も関係の強い技術分野をリストにしている。

8) 企業の技術特性の変化を考える際、何年で区切れば良いかに関しては明確な基準はない。Stuart and Podlly (1996) は 5 年で区切り、Benner and Waldfogel (2008) は 5 年以上を妥当とし、Nemet and Johnson (2012) は 20 年の幅をとっている。ここで 10 年ではなく 9 年としているのは、後で中心になる年を利用しなかったため。

9) ユークリッド距離は前節で述べた特徴が如実に出て、技術的距離がむしろ広がってきているという全く逆の結果を示す。

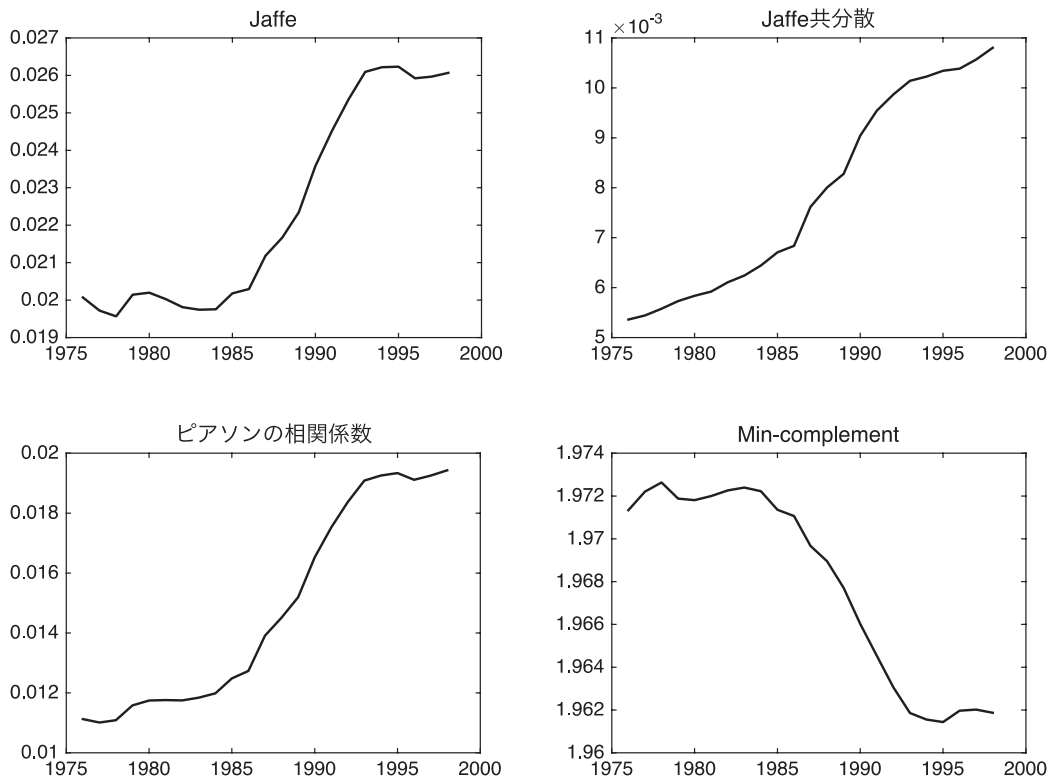
な特許を生み出すことに貢献しているかを見よう。

企業ごとの研究開発資本ストックは、Bloom et al. (2013) と同様に、15%の減耗率を伴う継続記録法（perpetual inventory method）で研究開発支出を積み立てたものとし、これを G_{it} と呼ぶ。簡単化のため技術分野間の関係を無視し、（6）式の Jaffe 共分散によるスピルオーバー指標を次のように定義する。

$$SP_{it}^{IC} = \sum_{j \neq i} F_{i,t-4} F'_{j,t-4} G_{jt} \quad (12)$$

$F_{i,t-4}$ などとあるのは、技術ベクトルが9年区切りで定義されているからである。つまり、 t 年のスピルオーバー指標は、その t 年の他企業の研究開発資本と、 t 年を中心とする9年間の技術的類似度によって測られている¹⁰⁾。被説明変数は被引用回数でウェイト付けした特許出願数 p_{it} で¹¹⁾、最も注目したいのは、一期前のスピルオーバー指標 SP_{it-1}^{IC} がどのような効果を持つかである。各企業の特許生産には、自社の知識ストックや研究開発投資が当然影響して、そこに他社からのスピルオーバーがどの程

図5 各技術的類似度・距離の平均値の時系列変化



10) 研究開発支出のデータは Compustat から取得しており、自己申告に基づく。このデータがない企業は排除し、また、5年未満しかデータ上に現れてこない企業も排除した。アメリカの上場企業からそれらを除くと、企業数は907社になった。

11) 特許の品質調整のための被引用回数によるウェイト付けは簡便なためよく行われているが、本論でも後に触れるように理想的な質調整とはいえない（Bessen (2008)）。その他には、特許の維持費用の支払い状況や、同じ内容の特許を複数の国で出願しているかどうか、といった情報を用いる方法がある。

度成果を上乗せしてくるか、という考え方になるので、説明変数の側には、スピルオーバー指標の他に、一期前の研究開発資本ストック G_{it-1} 、特許ストック P_{it-1} 、フローの研究開発支出 R_{it-1} を加える。特許ストックは、被引用回数で調整された特許数特許ストック p_{it} を研究開発資本と同じ減耗率で企業ごとに蓄積したものと定義した。回帰式は、次のように設定する。

$$p_{it} = \exp\{\beta_0 + \beta_1 \ln SP_{it-1}^{JC} + \beta_2 \ln G_{it-1} + \beta_3 \ln P_{it-1} + \beta_4 \ln R_{it-1} + \varepsilon_{it}\} \quad (13)$$

特許数はカウント・データであることと、被引用回数でウェイト付けすると分布の裾野が広がる傾向が強いため、負の二項回帰モデルで推計する。また、以下の回帰分析には、年ダミーと各企業の主要産業ダミーを SIC の四桁分類で説明変数に加えている。

表 1 のコラム (1) と (2) が、Jaffe 共分散に基づくスピルオーバー指標を使った推計である。構造変化が明確に現れる 1990 年前後でサンプルを区切り、前半と後半で分けて回帰分析を行った。表から見て取れるように、前半ではスピルオーバー指標がポジティブな影響を持つが、後半ではほとんど影響していない。他の

変数の係数は比較的安定していて、一期前のフローの研究開発支出はポジティブな貢献をし、一方で研究開発ストックはネガティブ、特許ストックはポジティブで一貫している。ストックの両変数の符号が逆に出ている点については、特許で測った過去の平均的な研究開発生産性がポジティブに効いていると見ることができる。

コラム (3)-(4) は、被引用回数に生じるバイアスを調整して同じ推計を行ったものである。特許が引用される機会は後年に登録された特許の方が少ないため、新しい特許の質が過小評価される恐れがある。Hall et al. (2001) では、この問題に対処するため、引用回数の標準的な分布から将来の被引用回数を予測したウェイト (HJT ウェイトと呼ばれる) を算出している。被説明変数の p_{it} と、説明変数の特許ストック P_{it} を HJT ウェイトで調整した推計結果を見ても、基本的な結果は変わらない。むしろ、若干スピルオーバー係数が落ちているようだ。

図 5 で見たように、技術的類似度が平均的に上昇していることを思い出すと、スピルオーバー指標には大きくなる傾向があるだろう。その一方で研究開発の成果のスピルオーバー係数が落ちているということは、スピルオーバー指標の増加がイノベーションの量につながってい

表 1 スピルオーバー係数の推計

	(1) 1980-1990	(2) 1991-2002	(3) HJT, 1980-1990	(4) HJT, 1991-2002
$\ln SP_{it-1}^{JC}$	0.0903** (0.0413)	0.00163 (0.0317)	0.0863** (0.0412)	-0.0290 (0.0321)
$\ln G_{it-1}$	-0.190*** (0.0540)	-0.127*** (0.0465)	-0.187*** (0.0540)	-0.110** (0.0470)
$\ln P_{it-1}$	0.729*** (0.0161)	0.635*** (0.0111)	0.733*** (0.0161)	0.689*** (0.0117)
$\ln R_{it-1}$	0.274*** (0.0374)	0.340*** (0.0322)	0.274*** (0.0374)	0.333*** (0.0328)
Const.	-0.468 (0.386)	-1.718*** (0.379)	-0.325 (0.387)	-0.454 (0.390)
Observations	3211	5682	3211	5682
pseudo R^2	0.133	0.142	0.132	0.115

括弧内は標準誤差。* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

ないということになる。この結果はひとつ大きな問題をはらむ。研究開発の正の外部効果が変わっているということは、成長政策を考える上での最適な総研究開発支出、あるいは補助金の規模が変わるということだ。もし実際に正の外部効果が著しく弱まっているのだとすれば、政府が研究開発補助金を支出する経済学的理由は特にならない。だが本当にスピルオーバー効果はなくなってしまったのだろうか？ もしくは、少なくとも特許データからは簡単には把握できないところに隠れてしまったのだろうか？ 後者のポイントは実際にありそうなことで、過度なプロ・パテント政策が特許制度の質を落とし、却って研究開発の足を引っ張ってしまっているということが、アメリカではしばしば議論されている（Jaffe and Lerner (2004), Boldrin and Levine (2008) など）。

しかし、結論を急ぐ前にやっておきたいことがある。技術ベクトルを用いたスピルオーバー指標には、その構造上、どうしても見落としてしまう側面がある。それは、技術分野の内部に

おける変化だ。もちろん、より細かい技術分類を用いて各分野をさらに掘り下げていくことはできるが、枠の区切りが細くなるだけで、同じ枠の中に入ったら同質なものとして扱われてしまうことに変わりはない。区切られた枠の中での異質性を把握するには、別の柔軟な指標が必要となる。

Ⅲ－２．引用重複による技術分野内類似度の調整

引用重複を用いた企業間の技術的な類似度の指標は、分野の区分にとらわれずに定義することが可能なため、技術ベクトルの欠点を補完することができる。ここでは、Ⅱ－３節で触れた Kitahara and Oikawa (2016) の引用重複を用いる。技術ベクトルと同様に9年区切りで、その間に出願された特許の引用がどの程度重なっているかの指標を、技術ベクトルの各次元に対応する技術分野の内部で作し、期間を1年ずつずらしていった時に引用重複による類似度の平均がどのように変化しているかを図6にプロットした。縦軸の値は、1990-1998年における平

図6 平均相対類似度の時系列（1990-1998年＝1）



均類似度を 1 とした時の相対的な値である。引用重複に基づく分野内の技術的類似度は一定には程遠く、平均だけを見てもサンプル期間中に 40% 程度の幅を持って変化していることが分かる。ここで大事なのは、技術ベクトルによる類似度と異なり、安定した上昇・下降傾向が存在しない点、さらに言えば、技術ベクトルによる類似度が急上昇した 1990 年前後で、引用重複による類似度はむしろ低い水準にあったという点である。

II-2 節で紹介した Bloom et al. (2013) の技術的スピルオーバーの想定を思い返すと、図 5- 図 6 で示された異なる類似度の別々の振る舞いの意味が見えてくる。彼らのモデルでは、企業の研究者がランダムに別の研究者と出会い、その研究者が同じ分野、もしくは近い分野に属していれば、情報が伝達されることになっていた。しかし、技術分野が同じであったとしても、既存の分野の枠では捉えきれない分岐が起こっていたら、研究者同士が互いに役に立つ情報を持っている可能性は小さくなるのではないか？ この要素を回帰分析の中に取り込むのは、これまでに見てきた指標を用いれば簡単にできる。前節の (5) 式で導入された Ω 行列の

各要素に、技術分野に対応した分野内の類似度を取り込んだものを作って、スピルオーバー指標を定義しなおせばよい。ここでは単純化のため、分野をまたいだ関係は捨象し、Jaffe 共分散を拡張した以下のような技術的類似度 (adjusted Jaffe covariance) を定義する。

$$S_{ij}^{AJC} = F_i \begin{bmatrix} s_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & s_2 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & s_K \end{bmatrix} F_j' \quad (14)$$

s_k は引用重複から計られた分野内での平均類似度である。スピルオーバー指標は、これを用いて以下のように定義する。

$$SP_{it}^{AJC} = \sum_{j \neq i} S_{ij,t-4}^{AJC} G_{jt} \quad (15)$$

新たに構成された分野内類似度調整済みのスピルオーバー指標を用いて行った回帰分析の結果が、表 2 のコラム (1)-(2) である。引用重複に基づく分野内類似度の調整を行うと、スピルオーバー係数はその規模を増し、先には不明瞭だった後半のサンプル期間にも有意に正の値を取っている。コラム (3)-(4) は HJT ウェイトで特許の質を再調整したバージョンだが、

表 2 引用重複調整後のスピルオーバー係数

	(1) 1980-1990	(2) 1991-2002	(3) HJT, 1980-1990	(4) HJT, 1991-2002
$\ln SP_{it-1}^{AJC}$	0.270*** (0.0360)	0.133*** (0.0286)	0.263*** (0.0360)	0.0909*** (0.0292)
$\ln G_{it-1}$	-0.334*** (0.0493)	-0.261*** (0.0444)	-0.330*** (0.0493)	-0.232*** (0.0450)
$\ln P_{it-1}$	0.723*** (0.0160)	0.638*** (0.0111)	0.726*** (0.0160)	0.692*** (0.0117)
$\ln R_{it-1}$	0.238*** (0.0376)	0.336*** (0.0322)	0.239*** (0.0377)	0.329*** (0.0328)
Const.	-1.490*** (0.333)	-2.593*** (0.337)	-1.331*** (0.333)	-1.299*** (0.349)
Observations	3211	5682	3211	5682
pseudo R^2	0.134	0.142	0.133	0.115

括弧内は標準誤差。* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

そこでも結果は変わらない。

表1の結果と比べて、1990年以前の方がスピルオーバーの貢献度が高いことには変わりがないので、スピルオーバーという外部効果はやはり弱まってきつつあるのかもしれない。しかし、正の外部効果は依然として存在する。結果の違いは、技術分野内部での類似度の変化から来ているので、以前の結果と合わせて解釈すれば、従来の技術ベクトルのみによる類似度を上昇させるほどに多くの企業が参入している技術分野において、引用重複で測った分野内の類似度が減少しているということになるだろう。そのため、全体のスピルオーバー指標は当初思っていたほどには実は増えておらず、その分を考慮に入れると、スピルオーバー係数は押し上げられることになる。

この結果が示唆することは、第一に、技術分野内部の類似度の変化を考慮に入れないと、スピルオーバー係数を過小評価することになるということだ。スピルオーバー係数の過小評価とは、すなわち研究開発の社会的な価値の過小評

価であるので、科学技術政策・成長政策を検討する上で極めて重要なポイントになりうる。第二の示唆は、技術分野内で何が起きているのかをより詳しく調べる必要がある、ということである。分野内の類似度の減少は、技術が細分化されたり、従来の枠組みでは適切に分類できていない新しい技術が生み出されたりすれば、生じるだろう。あるいは、同じ分野に入っている、異なる基盤技術が複数あって、それぞれの基盤技術を中心に企業群のグループ化が起きているかもしれない。その場合も、平均類似度は減少傾向を持つことがある（Kitahara and Oikawa (2016)）。新規技術の発生や技術グループ間の競争などの技術分野内の変化は、スピルオーバー以外の要因で企業の研究開発の生産性やインセンティブに影響する可能性があるため、より厳密にスピルオーバー係数を把握するには、それらの実態と影響関係を知らなくてはならない。しかしそれは今後の課題とし、本稿はここで筆を擱くことにする。

参 考 文 献

- Aharonson, Barak S. and Melissa A. Schilling (2016), "Mapping the Technological Landscape: Measuring Technology Distance, Technological Footprints, and Technology Evolution," *Research Policy*, Vol. 45, No. 1, pp. 81-96.
- Akcigit, Ufuk, Murat A. Celik, and Jeremy Greenwood (2016), "Buy, Keep or Sell: Economic Growth and the Market for Ideas," *Econometrica*, Vol. 84, No. 3, pp. 943-984.
- Bar, Talia and Aija Leiponen (2012), "A Measure of Technological Distance," *Economics Letters*, Vol. 116, No. 3, pp. 457-459.
- Benner, Mary and Joel Waldfoegel (2008), "Close to You? Bias and Precision in Patent-based Measures of Technological Proximity," *Research Policy*, Vol. 37, No. 9, pp. 1556-1567.
- Bessen, James (2008), "The Value of U.S. Patents by Owner and Patent Characteristics," *Research Policy*, Vol. 37, No. 5, pp. 932-945.
- Bloom, Nicholas, Mark Schankerman and John van Reenen (2013), "Identifying Technology Spillovers and Product Market Rivalry," *Econometrica*, Vol. 81, No. 4, pp. 1347-1393.
- Boldrin, Michele and David K. Levine (2008), *Against Intellectual Monopoly*, Cambridge University Press.
- Gilsing, Victor, Bart Nooteboom, Wim Vanhaverbeke, Geert Duysters, and Ad van

- den Oord (2008), "Network Embeddedness and the Exploration of Novel Technologies: Technological Distance, Betweenness Centrality and Density," *Research Policy*, Vol. 37, No. 10, pp. 1717-1731.
- Hall, Bronwyn H., Adam B. Jaffe, and Manuel Trajtenberg (2001), "The NBER Patent Citation Data File: Lessons, Insights and Methodological Tools," *NBER Working Paper* 8498.
- Jaffe, Adam B. (1986), "Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value," *American Economic Review*, Vol. 76, No. 5, pp. 984-1001.
- Jaffe, Adam B. and Josh Lerner (2004), *Innovation and Its Discontents: How Our Broken Patent System is Endangering Innovation and Progress, and What to Do About It*, Princeton University Press.
- Jones, Charles I. and John C. Williams (1998), "Measuring the Social Return to R&D," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 113, No. 4, pp. 1119-1135.
- Kitahara, Minoru and Koki Oikawa (2016), "Technology Polarization," mimeo.
- Kortum, Samuel (1997), "Research, Patenting, and Technological Change," *Econometrica*, Vol. 65, No. 6, pp. 1389-1419.
- Nemet, Gregory F., and Evan Johnson (2012), "Do Important Inventions Benefit from Knowledge Originating in Other Technological Domains?" *Research Policy*, Vol. 41, No. 1, pp. 190-200.
- Nooteboom, Bart, Wim Van Haverbeke, Geert Duysters, Victor Gilsing, & Ad van den Oord (2007), "Optimal Cognitive Distance and Absorptive Capacity," *Research Policy*, Vol. 36, No. 7, pp. 1016-1034.
- Rosenkopf, Lori and Paul Almeida (2003), "Overcoming Local Search Through Alliances and Mobility," *Management Science*, Vol. 49, No. 6, pp. 751-766.
- Stuart, Toby E. and Joel M. Podolny (1996), "Local Search and the Evolution of Technological Capabilities," *Strategic Management Journal*, Vol. 17, No. S1, pp. 21-38.