

企業と大学の研究活動の集積及び共集積に関する分析

岡 本 千 草

1. 序 論
2. デ ー タ
3. 分 析 手 法
4. 分 析 結 果
5. 結 論

1. 序 論

東京一極集中が進む中、地方創生や地域活性化を図る手段として、大学誘致が検討されている。一般財団法人日本開発構想研究所が2018年に東京圏を除く地方公共団体に対して行ったアンケート調査によると、回答のあった市町村のうち、約4分の1に当たる302団体が、大学キャンパス等を誘致した経験があると答えている。また、同調査によると、大学誘致を行う目的として、教育・文化水準の向上に次いで、産業振興・人材育成等による地域経済の活性化を挙げた団体が多い（一般財団法人日本開発構想研究所、2018）。

大学の存在が地域経済に与える影響については、学術的にも議論が行われている。その際に特に注目されているのが、大学からの知識のスピルオーバーである。知識のスピルオーバーは、集積の要因の一つとして古くは Marshall（1890）から議論されており、ローカルな範囲で発生しやすいことが確かめられてきた（Jaffe et al., 1993）。大学からの知識のスピルオーバーとは、大学における学術研究や教育によって培われた知識が、地域企業や地域産業に波及することであり、生産性の向上や新しいイノベーションの創出をもたらすため、地域経済の発展に繋がると考えられる。実際に、バイオテクノロジー企業が集積しているアメリカの三つの地域を取り上げると、ケンブリッジにはハーバード大学とマサチューセッツ工科大学、ベイエリアにはスタンフォード大学とカルフォルニア大学バークレー校とカルフォルニア大学サンフランシスコ医学校、サンディエゴにはカルフォルニア大学サンディエゴ校が存在している（Morreti, 2012）。また先行研究では、自然実験や操作変数法などを用いて、大学の存在が地域経済に正の影響を与えることが検証されてきた（Andersson et al., 2004; Kantor and Whalley, 2014; Liu, 2015; Cermeño, 2019）。

* 本研究は JSPS 科研費20K22103の助成を受けたものである。

しかし、Morreti (2012) は、たとえトップ大学であっても、必ずしも大学周辺にイノベーション産業が集積しているとは限らず、集積地が形成されているのは一部の都市圏のみであることを指摘している。Morreti (2012) は続けて、大学が地域経済の発展に最も寄与するのは、専門性の高い労働力や専門的な中間サービス業者を含む、イノベーション活動のエコシステムが形成されている場合であると指摘した。

本稿では、これらの背景を受けて、日本では大学の周辺に企業の研究活動が集積しているのか、また、いずれの地域において集積しているのかを検証し、日本のイノベーションクラスターに関する現状を整理することを目的とした。具体的には、特許出願データから企業が発明した特許出願と大学が発明した特許出願を抽出し、地域メッシュ毎に各種特許出願数を算出した。特許出願数が多いほど、その地域では研究活動が活発であることを表す。集計された各種特許出願数を用いて空間的自己相関分析を行うことで、企業や大学の研究活動の集積状況や共集積状況を整理した。分析の結果、大学の研究活動と企業の研究活動の共集積地はほとんどが三大都市圏内にあり、三大都市圏以外において大学の周辺に企業の研究活動が集積する傾向は確認されなかった。

これまでも、日本国内の研究活動の地理的分布について、本稿と同じ特許出願データを用いて分析が行われてきた。例えば、Inoue et al. (2017) は、Duranton and Overman (2005) のK密度アプローチを用いて、特許出願経験のある株式会社の事業所が日本全体において統計的有意に集積傾向にあることを明らかにした。また、野中ら (2017) は、本稿と同じ分析手法を用いて、バイオテクノロジー分野の特許出願に関する大域的及び局所的な空間的自己相関の度合いについて検証を行っている¹⁾。しかし、大学及び企業の研究活動に関する具体的な集積地の検出や、大学の研究活動と企業の研究活動の共集積地の検出を行った論文は発見されておらず、本稿はその点を補うものである。

本論文の構成は以下の通りである。第2章では使用したデータと各種変数の作成方法についてまとめ、第3章では分析手法についてまとめる。第4章では分析の結果を示し、第5章で結論を述べる。

2. データ

2.1. 特許出願データの処理

本稿では、各地域の研究活動の活発さを表す指標として、各地域において発明された特許出願数を用いる。特許出願については、一般財団法人知的財産研究所が提供する「IIP パテントデータベース2020年版」(以下「IIP パテントDB」)を使用する。本DBは後藤・元橋 (2005) によって特

1) 本稿とは異なり、野中ら (2017) は出願者住所を使用して特許出願の場所を特定している。

許庁の「整理標準化データ」をもとに作成された。本稿ではまずはじめに、IIP パテント DB から 2010年に出願された特許出願を抽出した。次にその中から、各特許出願の発明者情報と出願者情報を用いて、企業が発明に参加した特許出願（以下「企業関連特許出願」）と大学が発明に参加した特許出願（以下「大学関連特許出願」）を抽出した。以下では、各種特許出願の抽出方法を説明する。まず、以下の手順で企業関連特許出願の抽出を行った。本稿は、企業のうち、特に株式会社に着目する²⁾。

1. 発明者住所に文字列『株式会社』または文字列『(株)』が含まれている場合、当該発明者を企業所属発明者とする³⁾。
2. 1に該当しないが、出願者名に文字列『株式会社』が含まれており、かつ、出願者住所が発明者住所に含まれている場合、当該発明者を企業所属発明者とする。
3. 1と2で特定された企業所属発明者が発明者の中に1名でも存在している場合、当該特許出願を企業関連特許出願とする。

次に、以下の手順で大学関連特許出願を抽出した。

1. 「学校ポイントデータ2011」（株式会社ゼンリンマーケティングソリューションズ）を使用して、2010年に存在した大学名を特定する⁴⁾。
2. 発明者住所に2010年に存在した大学名または文字列『学校法人』が含まれている場合、当該発明者は大学所属発明者とする。
3. 2に該当しないが、出願者名に2010年に存在した大学名または文字列『学校法人』が含まれており、かつ、出願者住所が発明者住所に含まれている場合、当該発明者を大学所属発明者とする。
4. 2と3で特定された大学所属発明者が発明者の中に1名でも存在している場合、当該特許出願を大学関連特許出願とする。

抽出された各特許出願について、東京大学空間情報科学研究センターの「CSV アドレスマッチングサービス」を用いて、発明者住所を緯度経度に変換した。IIP パテント DB に含まれている住所情報には表記の揺れが散見され、マッチングの精度が低いものが存在する。変換の信頼度が高

2) 本稿の対象年において、会社企業である出願者のうち（抽出条件：出願者名に文字列『会社』を含む）、約99.4%が株式会社である（抽出条件：出願者名に文字列『株式会社』を含む）。

3) 例えば、組織名が発明者住所に含まれている場合「××県××区××町××-××-× 株式会社××内」や「××県××区××町××-××-× ××大学内」のように記載されている。

4) 2010年5月1日時点の情報を収録している。

く、大字以上で特定された発明者住所のみを分析に使用したため⁵⁾、本稿の対象年における全企業所属発明者の約1.5%と全大学所属発明者の約2.3%が分析対象外となった。また、本稿では、発明場所をより正確に捉えるため出願者住所ではなく発明者住所を用いた。これは、複数の支社や事業所等を持つ企業の研究開発場所を特定する上で重要である。実際に、2010年の特許出願において、約45.9%の企業所属発明者は、出願場所と発明場所が異なっていた⁶⁾。

発明場所の緯度経度を特定後、発明場所が属する地域区分を特定し、各地域区分の企業関連特許出願数と大学関連特許出願数の計算を行った。本稿では地域区分として、標準地域メッシュのうち2次メッシュ(約10km 四方)を用いる⁷⁾。発明場所が複数ある場合、それぞれのメッシュにおいて当該特許出願がカウントされる。また、発明者に企業所属発明者と大学所属発明者の両方が含まれる場合、当該特許出願は企業関連特許出願と大学関連特許出願の両方においてカウントされる。

最後に、2010年を分析対象とした理由について説明する。これまで説明してきたように、本稿では発明者住所や出願者住所に含まれる詳細な情報を用いて、発明者の所属を判別している。しかし、IIP パテント DB の基となる「整理標準化データ」では、平成27年第3回提供分(2015年4月16日提供)以降、住所の一部が非表示になった。具体的には、国内住所については市区町村までが表示され、市区町村が判別不可能な場合は都道府県までしか表示されない。したがって、平成27年第3回提供分以降に追加された特許出願については、発明者の所属を特定することは困難である⁸⁾。当該提供分には、2015年以前に出願された特許出願も含まれることがデータから推測されるが、2010年に出願された特許出願は、この住所表記の変更から受ける影響が小さいため、分析に使用した。

2.2. 特許分類

各特許出願には特許の技術分類を表す国際特許分類 (IPC) が付与されている。本稿では、全分野の特許出願を使用した分析と、バイオテクノロジー分野の特許出願のみを使用した分析に分けて行った。バイオテクノロジー分野は、学術研究の知見が特に重要である「Science-based indus-

5) ダッシュをハイフンに変換したのちに、街区レベルでマッチングを行った。分析には iConf が5で iLvl が5以上のものを使用した。

6) 企業所属発明者の発明者住所に当該特許の出願者住所のいずれかが含まれるか検証し、含まれていない場合、出願場所と発明場所が異なると判別した。

7) 統計ソフト R のパッケージ「jpmesh」に収録されている標準地域メッシュデータを使用した。隣接メッシュのないメッシュは、分析対象から除去している。

8) 出願者名には法人名や個人名が記載されているため、出願者名から出願者の所属を特定することは可能であるが、発明者名には個人名が記載されているため、発明者名から発明者の所属を特定することはできない。

tries」の一つとして挙げられている（Ponds et al., 2010）。バイオテクノロジー分野だけを取り出した分析を行うことで、学術研究が重要となる分野では、企業と大学の研究活動の共集積傾向が強くなるのか検証することが可能になる。本稿では筆頭 IPC を用い、「平成23年度特許出願動向調査報告書」（特許庁⁹⁾の表2-1を参照して、バイオテクノロジー分野に対応する IPC を特定した。

2.3. 記述統計

表1には、本論文で使用する変数の記述統計をまとめている（観測単位は2次メッシュ）。以下の分析では、比較対象として各メッシュの全産業事業所数や大学数も使用する。全産業事業所数は、総務省の「平成21年度経済センサス」を使用した、3次メッシュ（約1km四方）ごとの全産業事業所数を、2次メッシュごとに集計し分析に使用している。また、大学数は、前述の「学校ポイントデータ2011」を用いて、各メッシュに存在する大学の数を集計し使用した。

表1 記述統計

変数	観測数	観測値0	平均	標準偏差	最小値	最大値
企業関連特許出願数（全分類）	4,832	73.7%	52.3	686.4	0	27,103
大学関連特許出願数（全分類）	4,832	95.2%	1.4	15.2	0	504
企業関連特許出願数（バイオ）	4,832	95.9%	0.3	3.3	0	116
大学関連特許出願数（バイオ）	4,832	97.5%	0.1	1.8	0	74
全産業事業所数	4,832	11.8%	1,250.6	5,329.5	0	171,545
大学数	4,832	91.5%	0.2	1.2	0	44

注）観測値0は、全メッシュに対する、観測値が0であるメッシュの割合を表す。

3. 分析手法

本稿では、空間的自己相関の強さを検証する方法として代表的な Global Moran 統計量と Local Moran 統計量を用いる。はじめに、単変量の Global Moran 統計量を使うことで、日本全体において各種研究活動が集積傾向にあるか検証を行う。次に、単変量の Local Moran 統計量を使うことで、日本国内において研究活動が集積している場所を検出する。最後に、二変量の Local Moran 統計量を用いることで、日本国内において大学の周辺に企業の研究活動が集積しているか検証を行う。計算にはフリーソフト「GeoDa」と GeoDa をベースとした統計ソフト R のパッケージ「rgeoda」を用いた。以下では各統計量について説明する。いずれの統計量の統計的検定においても、1%を有意水準として採用し、Queen 型の1次空間重み行列を用いる。

9) この表は世界知的所有権機関（WIPO）の「IPC and Technology Concordance Table」に基づいて作成されている。

はじめに使用する Global Moran 統計量 I (Moran, 1950) は、大域的な空間自己相関の強さを評価する方法として用いられている。この統計量は分析対象地域全体に対して一つの値が算出される。 $I > 0$ であれば、自地域と隣接地域と似た傾向を持つ「正の空間的自己相関」が存在することを表し、 $I < 0$ であれば、自地域と隣接地域が逆の傾向を持つ「負の空間的自己相関」が存在することを表す。 $I = 0$ であれば、空間的自己相関がなく、ランダムに分布することを示唆する。大域的な空間的自己相関の有無に関する統計的有意性は、擬似 p 値を用いて判断する。空間的自己相関がないという帰無仮説のもとで、 n 個の観測値をランダムに並べ替え、統計量を計算するという試行を行う。この試行を999回行うことで、参照分布を得ている。

次に使用する Local Moran 統計量 I_i (Anselin, 1995) は、局所的な空間的自己相関の強さを評価する方法として用いられており、この方法を用いることで日本国内における研究活動の集積地を特定することができる。この統計量は各メッシュ i に対して一つの値が算出される。局所的な空間的自己相関の有無に関する統計的有意性は、Global Moran 統計量と同様に、疑似 p 値を計算し判断に用いる。ただしここでは、当該メッシュの観測値は固定し、それ以外の $n-1$ 個の観測値をランダムに割り当てるという試行を行っている。統計的有意であった各メッシュは表2のように分類される。

最後に使用する二変量の Local Moran 統計量は、二変量間の局所的な空間的相関の強さを評価する方法である。具体的には、メッシュ i における標準化された変数 x と、隣接するメッシュ j における標準化された変数 y の平均との関係を捉えるものである。 w_{ij} は空間重み行列の要素である。本稿では、変数 x は大学に関する変数（大学関連特許出願数もしくは大学数）を表し、変数 y は企業関連特許出願数を表す。メッシュ i の二変量 Local Moran 統計量 I_i^B は次の式のように定義される。

$$I_i^B = x_i \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j$$

ここでは、空間重み行列の対角成分に当たる w_{ii} は0となっていることに注意が必要である。つ

表2 Local Moran 統計量の分類

分類	I_i	特徴
High-High (HH)	+	自地域と隣接地域の値が共に平均より大きい。 ホットスポット。複数の地域に渡る集積地を形成している。
Low-Low (LL)	+	自地域と隣接地域の値が共に平均より小さい。 クールスポット。集積地を形成していない。
Low-High (LH)	-	自地域の値は平均より小さいが、隣接地域の値は平均より大きい。 一人負け。集積地の圏外に存在する。
High-Low (HL)	-	自地域の値は平均より大きいが、隣接地域の値は平均より小さい。 一人勝ち。単独の集積地を形成している。

まり、自地域の x_i と y_i の相関について考慮していない。しかし、今回の分析においては、メッシュ i に存在している大学の研究活動が同じメッシュ内に存在する企業の研究活動に対して影響を与える可能性があるため、 $w_{ii}=0$ とすることは現実的でない。そこで、 $w_{ii} \neq 0$ であり自己包含する空間重み行列を用いた拡張 2 変量 Local Moran 統計量を分析に使用する。この方法は、共集積を検証した先行研究において用いられている（Rusche et al., 2011; 穴井・柴崎, 2020）。統計的検定の方法は、単変量の Local Moran 統計量と同様である。

4. 分析結果

4.1. 研究活動の集積地

ここでは、研究活動の集積地を明らかにするため、単変量の Global Moran 統計量と Local Moran 統計量についてまとめる（表 3 参照）。はじめに、Global Moran 統計量に着目すると、各種特許出願数の Global Moran 統計量は、分野によらず、いずれも有意に正であり、正の空間的自己相関が存在している。その値は企業関連特許出願数の方が大学関連特許出願数に比べて高く、大学の研究活動に比べて企業の研究活動の方が集積傾向は強いことがわかる。また、大学関連特許出願数の Global Moran 統計量は 0.15 前後という 0 に近い値であり、空間的自己相関は弱くランダムな分布に近い。

次に、全分野の特許出願数の Local Moran 統計量を見ると、企業関連特許出願数のホットスポット（HH）は、全メッシュのわずか 1.0% ほどであり、日本国内でも非常に限られた地域において、企業の研究活動が集積していることがわかる。全産業事業所数のホットスポット（HH）は全メッシュの約 1.8% であったことから、企業の経済活動自体が限られた地域に集積していることがわかるが、企業の研究活動の集積地はそれよりもさらに限られている。また、企業関連特許出願数について HL に分類されたメッシュの数は 0 であり、単独の集積地が存在していないのが特徴である。大学関連特許出願数のホットスポット（HH）は、企業関連特許出願数と比べてさらに少なく、ホットスポット（HH）よりも単独の集積地（HL）の方が多い。これには大学の地理的分布

表 3 単変量の Global Moran 統計量と Local Moran 統計量

変数	Global Moran	HH	LL	LH	HL	非有意
企業関連特許出願数（全分野）	0.356***	47	0	8	0	4,777
大学関連特許出願数（全分野）	0.164***	29	0	27	40	4,736
企業関連特許出願数（バイオ）	0.334***	44	0	23	51	4,714
大学関連特許出願数（バイオ）	0.133***	21	0	45	52	4,714
全産業事業所数	0.531***	86	719	3	2	4,022
大学数	0.462***	85	0	19	64	4,664

***: $p < 0.01$

表4 単変量 Local Moran ホットスポット (HH) が存在する都道府県

変数	都道府県
企業関連特許出願数 (全分野)	埼玉県 (6), 千葉県 (4), 東京都 (18), 神奈川県 (14), 愛知県 (10), 京都府 (3), 大阪府 (10), 兵庫県 (2), 奈良県 (3)
大学関連特許出願数 (全分野)	埼玉県 (3), 千葉県 (2), 東京都 (14), 神奈川県 (7), 愛知県 (4), 滋賀県 (4), 京都府 (8), 大阪府 (5), 兵庫県 (1), 奈良県 (1)
企業関連特許出願数 (バイオテクノロジー)	埼玉県 (5), 千葉県 (2), 東京都 (16), 神奈川県 (17), 岐阜県 (1), 愛知県 (3), 滋賀県 (3), 京都府 (4), 大阪府 (8), 兵庫県 (4)
大学関連特許出願数 (バイオテクノロジー)	千葉県 (2), 東京都 (11), 神奈川県 (6), 滋賀県 (2), 京都府 (5), 大阪府 (6), 兵庫県 (2), 奈良県 (1)
全産業事業所数	北海道 (1), 茨城県 (2), 埼玉県 (14), 千葉県 (11), 東京都 (21), 神 奈川県 (17), 岐阜県 (3), 愛知県 (14), 三重県 (1), 滋賀県 (4), 京 都府 (9), 大阪府 (16), 兵庫県 (8), 奈良県 (4), 福岡県 (3)
大学数	北海道 (3), 宮城県 (2), 茨城県 (1), 群馬県 (1), 埼玉県 (14), 千 葉県 (8), 東京都 (21), 神奈川県 (13), 山梨県 (1), 愛知県 (10), 滋 賀県 (4), 京都府 (12), 大阪府 (17), 兵庫県 (10), 奈良県 (5), 福岡 県 (1),

注) 括弧内の数字は HH に分類されたメッシュの数を表す。一つのメッシュが複数の都道府県に渡っている場合は、該当する全ての都道府県においてカウントされている。

が影響していると考えられる。

バイオテクノロジー分野に限ると、全分野の場合と比べて、さらにホットスポット (HH) の数は少なくなる。また、企業関連特許出願数においても HL に分類されるメッシュが現れ、企業による同分野の研究活動では単独の集積地が存在していることが確認された。

それでは、日本のどの地域に研究活動は集積しているだろうか。図1～6と表4を用いてホットスポット (HH) の位置を確認する。図1～6は、Local Moran 統計量の5つの分類 (HH, LL, LH, HL, 非有意) に基づいて色分けしたクラスターマップである¹⁰⁾。表4では、HH に分類されたメッシュが存在する都道府県を一覧にまとめた。

はじめに全産業事業所数に着目すると、三大都市圏においてホットスポット (HH) が連なっており、経済活動の大規模な集積地を形成していることがわかる (図5参照)。また、福岡県や北海道といった地方都市圏においても、その数は少ないが、ホットスポット (HH) が検出されている。大学数においても、これらの傾向は変わらない (図6参照)。また、大学数については、単独の集積地 (HL) が全国に点在していることが特徴となっている。

次に全分野の特許出願数に着目すると、企業関連特許出願数と大学関連特許出願数のいずれにおいても、三大都市圏においてのみホットスポット (HH) が検出され、地方都市圏では検出され

10) クラスターマップの背景に写っている都道府県は、国土数値情報ダウンロードサービス「国土数値情報 行政区域データ」をもとに作成した。

図1 企業関連特許出願（全分野）の集積



図2 大学関連特許出願（全分野）の集積



図3 企業関連特許出願（バイオテクノロジー）の集積



図4 大学関連特許出願（バイオテクノロジー）の集積



図5 全産業事業所の集積

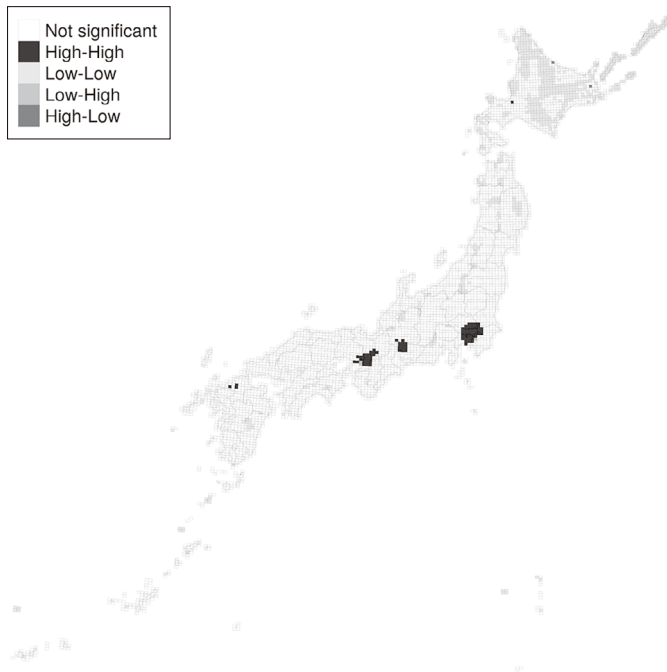


図6 大学の集積



なかった（図1, 2参照）。三大都市圏内でもホットスポット（HH）に分類されるメッシュ数は全産業事業所数や大学数に比べて少なく、三大都市圏内でもさらに一部の地域にのみ研究活動が集中していることがわかる。

最後にバイオテクノロジー分野の特許出願数に着目すると、全分野と同じく、企業関連特許出願数は三大都市圏においてのみホットスポット（HH）が検出された（図3参照）。しかし全分野に比べて、特に名古屋圏のホットスポット（HH）は小さい。また、滋賀県において新たにHHが検出されており、同一都市圏内でも技術分野によって研究活動の分布が異なることが示唆された。大学関連特許出願数については、名古屋圏ではホットスポット（HH）が検出されず、東京圏と大阪圏のみで検出された（図4参照）。

4.2. 企業と大学の研究活動の共集積地

次に、企業と大学の研究活動の共集積状況を明らかにするため、二変量の Local Moran 統計量についてまとめる（表5参照）。また、図7～9は、Local Moran 統計量の5つの分類（HH, LL, LH, HL, 非有意）に基づいて色分けしたクラスターマップである。表6では、HHに分類されたメッシュが存在する都道府県を一覧にしている。二変量の Local Moran 統計量は、自地域の大学関連特許出願数と周辺地域の企業関連特許出願数の関係を捉えるため、研究活動が活発な大学の周辺において企業の研究活動も活発であるか検証を行うことが可能である。ただし、研究成果が特許に現れない研究分野もあるため、大学関連特許出願数のみでは研究活動の活発さを捉えきることができない。また、産学連携やインターン、労働市場への卒業生の供給など、特許出願数が

表5 二変量の Local Moran 統計量

大学に関する変数	企業に関する変数	HH	LL	LH	HL	非有意
大学関連特許出願数（全分野）	企業関連特許出願数（全分野）	24	0	26	0	4,782
大学数	企業関連特許出願数（全分野）	40	0	10	6	4,776
大学関連特許出願数（バイオ）	企業関連特許出願数（バイオ）	27	450	36	33	4,286

表6 二変量 Local Moran ホットスポット（HH）が存在する都道府県

大学に関する変数	企業に関する変数	HHが存在する都道府県
大学関連特許出願数（全分野）	企業関連特許出願数（全分野）	埼玉県（4）、千葉県（2）、東京都（12）、神奈川県（7）、愛知県（3）、京都府（1）、大阪府（5）、兵庫県（1）、奈良県（1）
大学数	企業関連特許出願数（全分野）	埼玉県（7）、千葉県（4）、東京都（17）、神奈川県（9）、長野県（1）、愛知県（6）、京都府（2）、大阪府（9）、兵庫県（3）、奈良県（3）
大学関連特許出願数（バイオテクノロジー）	企業関連特許出願数（バイオテクノロジー）	栃木県（1）、千葉県（2）、東京都（11）、神奈川県（11）、岐阜県（1）、愛知県（1）、滋賀県（3）、京都府（5）、大阪府（6）、兵庫県（1）、奈良県（1）

図7 大学関連特許出願（全分野）と企業関連特許出願（全分野）の共集積



図8 大学と企業関連特許出願（全分野）の共集積



図9 大学関連特許出願（バイオ）と企業関連特許出願（バイオ）の共集積



少ない大学であっても近隣企業の研究活動に影響を与える可能性がある。これらの影響を捉えるために、大学関連特許出願数の代わりに大学数を用いた分析も行った。

始めに全分野に着目すると、大学関連特許出願数と企業関連特許出願数の Local Moran 統計量では、三大都市圏においてのみホットスポット（HH）が検出された（図7参照）。これらのホットスポットはまとめて存在しているが、その数は少なく、全メッシュの約0.5%に過ぎない。つまり、三大都市圏内の限られた地域において、大学の研究活動と企業の研究活動が共集積していることとなる。大学関連特許出願数の代わりに大学数を用いて二変量 Local Moran 統計量を計算した場合においても、三大都市圏においてホットスポット（HH）が検出されたが、新たに長野県においてもホットスポット（HH）が一つ検出されている（図8参照）。当メッシュに存在しているのは公立諏訪東京理科大学であった。結果として、大学に関するいずれの変数を用いて統計量を算出しても、三大都市圏以外でホットスポット（HH）が検出されたのはこの一県のみであり、地方大学の周辺において企業の研究活動は集積傾向にないことが明らかになった。

次にバイオテクノロジー分野に着目し、大学関連特許出願数を用いて二変量 Local Moran 統計量を計算したところ、ホットスポット（HH）に分類されたメッシュの数は、全分野の場合と比べて、微増した。学術研究の知見が重要となるバイオテクノロジー分野では、大学の研究活動と企業の研究活動の共集積傾向が全分野に比べてやや強くなっていることがわかる。ホットスポット

(HH) は東京圏と大阪圏にまとまって存在しているが、新たに栃木県において単独のホットスポット (HH) が検出された (図9参照)。当メッシュでは、宇都宮大学が分析対象年にバイオテクノロジー分野の特許発明に参加している。東京都市圏では特に神奈川県で、大阪圏では特に滋賀県と京都府と大阪府でホットスポット (HH) の数が増えている。名古屋圏ではホットスポット (HH) の数が一つに減り、またその位置も岐阜県と愛知県の県境に移動した。当メッシュでは、中部大学が分析対象年にバイオテクノロジー分野の特許発明に参加している。大学数を用いた二変数 Local Moran 統計量については、バイオテクノロジー分野に関連する大学を特定することが困難であるため、算出していない。

5. 結 論

本稿は、日本において、大学の周辺に企業の研究活動が集積しているのか検証することを目的とした。具体的には、特許出願データを使用して各地域の企業関連特許出願数と大学関連特許出願数を算出し、単変量及び二変量の Moran 統計量を用いて空間的自己相関の強さを検証した。単変量の分析の結果、企業の研究活動は三大都市圏内の限られた地域に集積しており、地方都市圏ではまとまった集積地が検出されなかった。特許数で計った大学の研究活動も三大都市圏内に集積しているが、単独の集積地も全国に点在している。二変量の分析の結果、大学の研究活動と企業の研究活動の共集積地が発見されたが、そのほとんどが三大都市圏内にあり、三大都市圏以外では大学の周辺に企業の研究活動が集積する傾向はない。これは、Morreti (2012) が指摘したように、三大都市圏以外ではイノベーション活動のエコシステムが形成されていないため、大学がイノベーションハブとして機能していないのかもしれない。しかし、共集積が確認された三大都市圏内においても、本稿の分析を通しては、企業と大学間でエコシステムが形成されているかはわからない。なぜなら、イノベーションとは無関係な要因で、大学の研究活動が活発な地域において、企業の研究活動も活発なのかもしれないからだ。日本において大学がイノベーションハブとして機能しているかを見るためには、三大都市圏に絞ってより詳細な分析を行うか、因果推論等を行う必要があり、今後の課題として残される。

参考文献

- 穴井宏和・柴崎亮介 (2020) 「東京23区におけるスタートアップ・エコシステム集積の研究 2 変数ローカル Moran 統計量を用いた共集積の分析」『都市計画論文集』55 (3), 1055-1062頁。
- 一般財団法人日本開発構想研究所 (2018) 「東京圏の大学の地方サテライトキャンパス等に関する調査研究報告書～地方公共団体と大学との連携強化に向けて 概要版」https://www.chisou.go.jp/sousei/about/satellite-campus/about/pdf/h30_satellite-campus_houkokusho-gaiyou.pdf (2022年6月18日)。

- 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頁.
- 野中尋史・河野誠也・平岡透・太田貴久・増山繁 (2017) 「産業クラスター評価のための特許出願の空間的自己相関を利用した技術集積動向分析方法の基礎的検討」『日本知財学会誌』13 (3), 65-78頁.
- Andersson, R., J. M. Quigley, and M. Wilhelmson (2004) "University decentralization as regional policy: the Swedish experiment." *Journal of Economic Geography*, 4.4, 371-388.
- Anselin, L. (1995) "Local indicators of spatial association-LISA." *Geographical Analysis*, 27 (2), 93-115.
- Cermeño, A. L. (2019) "Do universities generate spatial spillovers? Evidence from US counties between 1930 and 2010." *Journal of Economic Geography*, 19.6, 1173-1210.
- Duranton, G., and H. G. Overman (2005) "Testing for localization using micro-geographic data." *The Review of Economic Studies*, 72.4, 1077-1106.
- Inoue, H., K. Nakajima, and Y. U. Saito (2017) "Localization of knowledge-creating establishments." *Japan and the World Economy*, 43, 23-29.
- Jaffe, A. B., M. Trajtenberg, and R. Henderson (1993) "Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations." *the Quarterly journal of Economics*, 108.3, 577-598.
- Kantor, S., and A. Whalley (2014) "Knowledge spillovers from research universities: evidence from endowment value shocks." *Review of Economics and Statistics*, 96.1, 171-188.
- Liu, S. (2015) "Spillovers from universities: Evidence from the land-grant program." *Journal of Urban Economics*, 87, 25-41.
- Marshall, A. (1890) *Principles of Economics*, Macmillan, London.
- Moran, P. A. P. (1950) "Notes on continuous stochastic phenomena." *Biometrika*, 37 (1), 17-23.
- Moretti, E. (2012) *The new geography of jobs*. Houghton Mifflin Harcourt (池村千秋訳『年収は住むところで決まる』(2014) プレジデント社).
- Ponds, R., F. V. Oort, and K. Frenken (2010) "Innovation, spillovers and university-industry collaboration: an extended knowledge production function approach." *Journal of Economic Geography*, 10.2, 231-255.
- Rusche, K., U. Kies, and A. Schulte (2011) "Measuring spatial co-agglomeration patterns by extending ESDA techniques." *Jahrbuch für Regionalwissenschaft*, 31.1, 11-25.

(中央大学経済学部助教 博士(経済学))