

日本のスタートアップ事業分野と その立地パターンについて

岡本千草^{*†}

1 はじめに

日本政府は2022年を「スタートアップ創出元年」と位置づけ、「スタートアップ育成5か年計画」を策定するなど、経済成長の原動力となりうるスタートアップの育成に力を注いでいる。これらの取り組みの中で注視されているのは、スタートアップを生み育てるエコシステムの構築である。一般にスタートアップ・エコシステムは都市単位で評価されることが多い。実際、日本政府は特定の都市を「スタートアップ・エコシステム拠点都市」として選定しており、またStartup Ecosystem Ranking (Startup Genome 社)においても都市単位でランク付けが行われている。これは、対面による交流が容易な同一都市内のスタートアップ及び関連機関間でエコシステムの形成が促されることを示唆し、地理的位置もスタートアップ・エコシステムの形成における重要な役割を果たしていると考えられる。

日本におけるスタートアップ・エコシステムの形成は、国際的な観点から見ても発展途上にある。上述の2023年のStartup Ecosystem Ranking (Startup Genome 社)において、日本からは東京が唯一全30位中15位にランクインし、アジア圏の他の都市と比べても低い位置に留まっている（参考: 7位北京、8位シンガポール、10位上海、12位ソウル）。¹ これまで日本のスタートアップ・エコシステムに関して研究が進められ、特に近年では投資家や大学などの関連機関との近接性について研究が蓄積されてきているが（穴井・柴崎, 2020, 2022; 長谷川他, 2023）²、都市内でどのような環境や仕組みを整備することがスタートアップ・エコシステムを強化させるのか明らかにするため今後も更なる研

^{*}中央大学経済学部 e-mail: ochigusa002@g.chuo-u.ac.jp

[†]本研究は、for Startups 社と東京大学不動産イノベーション研究センター（CREI）との共同研究として行われており、また東京大学 CSIS 共同研究（No.1234）による成果である。一般社団法人不動産協会の方々、武藤祥郎先生、長瀬洋裕先生、長谷川大輔先生から有益なコメントをいただいた。また、本稿の一部を大阪公立大学経済学会研究会、日本大学大学院経済学研究科特別講義、中央大学企業研究所公開研究会、東京大学都市経済ワークショップ、応用地域学会第37回研究発表大会、日本不動産金融工学学会2024定期大会にて発表し有益なコメントをいただいた。本稿はJSPS 科研費22H00836と20K22103の助成を受けたものである。

¹<https://startupgenome.com/article/global-startup-ecosystem-ranking-2023-top-30-plus-runners-up>

²これらの研究では本稿の事業分野のようなスタートアップの種類については考慮していない。

究が必要となる。そのためにも、現状でどのようなスタートアップがどのような場所に立地しているのか明らかにすることがまずは重要になる。

そこで本稿では各種類のスタートアップがどこに集積しているのか整理を行うが、ここで問題となるのはスタートアップの分類方法である。スタートアップは新しい技術やビジネスアイディアに基づいた事業を展開しており、その特性上、既存の産業分類に当てはめることは難しい。そこで、本稿は各スタートアップが提供するサービス（事業）の情報を用いて、いわば『スタートアップの産業分類』となる独自の事業分野の作成を行い提案する。その結果を用いて、各事業分野のスタートアップの立地場所について整理し、各事業分野の集積地を明らかにする。

分析の結果、「メディア・エンタメ」「医療・ヘルスケア」「IT・コンサルティング」「小売・EC」「金融・決済」「レジャー・不動産」「HR・採用」の7つの事業分野が特定され、これらの事業分野はいずれも東京23区中心部の一部の地域に集積していることが明らかになった。また、スタートアップの集積地は、複数の事業分野の集積地と特定の事業分野の集積地の2種類に分けられる。複数の事業分野が集まる地域は、主に「渋谷駅を含む渋谷区・港区エリア」と「東京駅を含む千代田区・中央区エリア」の2大エリアに地理的に集中している。

以降、第2章では本稿で使用するスタートアップのデータベースについて説明し、第3章ではスタートアップに関する事業分野を作成するため共起ネットワーク分析を行う。第4章では、作成された事業分野ごとに、日本国内及び東京23区内の地理的分布を整理する。第5章では、日本国内でもスタートアップが特に集中している東京23区に着目し、空間計量分析を用いて統計的に有意な集積地（ホットスポット）を特定する。

2 データ

本章では本研究で用いるデータについて説明する。本研究は日本国内のスタートアップに関するデータベースであるSTARTUP DB（2022年4月時点版）を使用する。当データベースはfor Startups社が提供しているもので、「成長産業におけるベンチャー・スタートアップ企業を中心に、企業に関する情報を一元化したデータベース」である（STARTUP DBのウェブサイト）。³ 本研究は当データベースに掲載されているスタートアップに着目し、その立地場所について分析を行うが、住所情報は法人番号に紐づいて登録されている「本店又は主たる事務所の所在地」を使用している。具体的には、当データベースに収録されている法人番号をもとに、法人番号システムWebAPIを通して「本店または主要な事業所の位置」の変更履歴を取得し、そこから2022年1月1日時点の住所情報を特定し各スタートアップのオフィスの立地場所とみなしている。住所情報は東京大学CSVアドレスマッチングサービスとGoogle Geocoding APIを使用して緯度経度へ変換している。⁴

³<https://startup-db.com/about>（アクセス日：2024年2月25日）

⁴東京大学CSIS共同研究（No.1234）のもと、東京大学CSVアドレスマッチングサービスは号レベルのマッチングを使用している。始めに全住所を東京大学CSVアドレスマッチングサービスを用いてジオコーディングを行い、その際マッチングの精度が一定の水準（変換の信頼度を表すiConfが5であり、変換され

3 スタートアップの事業分野の検出

STARTUP DB には各スタートアップが属する産業分類は収録されていないが、各社が提供しているサービスと、各サービスの特性を示すタグが収録されている。この章ではこのタグを用いて共起ネットワーク分析のコミュニティ検出を行うことで、スタートアップの事業分野の検出・作成を試みる。

コミュニティ検出に際しては、比較的新興の技術トレンドに焦点を当てるため、2010年以降に設立されたスタートアップを用いた（全7,952社）。⁵対象となるスタートアップのうち、75.8%のスタートアップにサービス情報が付与されており、これらのスタートアップは平均して2.4個のサービスを提供している。分析対象に含まれるサービスには平均して4.3個のタグが付与されており、⁶これらのタグからサービス間の関連性を示す「共起頻度」を計算する。共起頻度とはタグのペアが同一サービスに登録される回数のことであり、共起頻度が高いタグの組み合わせは、それらのタグ間に高い関連性があると考えられる。タグの共起関係をネットワーク図にしたものが図1である。ここでは共起頻度が100以上のタグペアのみを描画しており、ノードの大きさは各タグが登録されたサービス数（以降「単独頻出」）を表し、エッジの太さは共起頻度を表している。なお、本研究では取引形態を表す「B2B」や「B2C」などのタグは除外しており、結果として分析に用いるタグの種類は102種類である。

計算された共起頻度を用いて、共起ネットワーク分析のコミュニティ検出によってタグのグループ分けを行った。特にコミュニティ検出の方法としてモジュラリティ最大化を使用している (Newman and Girvan, 2004)。この方法はスタートアップのコミュニティ検出に関する先行研究でも使われている方法であり (Basole et al., 2019)、ネットワーク分割の質を表すモジュラリティ指数を最大化することにより、ネットワークの最適な分割方法とその分割数を決定する方法である。⁷モジュラリティ指数 Q は以下のように定義される。

$$Q = \sum_{c=1}^{n_c} \left[\frac{l_c}{m} - \left(\frac{d_c}{2m} \right)^2 \right] \quad (1)$$

ここで n_c はコミュニティの数を、 m はネットワーク全体のエッジの数を、 l_c はコミュニティ c 内で結ばれたエッジの数を、 d_c はコミュニティ c 内のノードの次数を表している。したがって、 l_c/m は実際のネットワークにおいてコミュニティ c 内で結ばれたエッジの割合を表し、 $(d_c/2m)^2$ は同じノードの次数のもとでランダムにエッジが張られた場合にコ

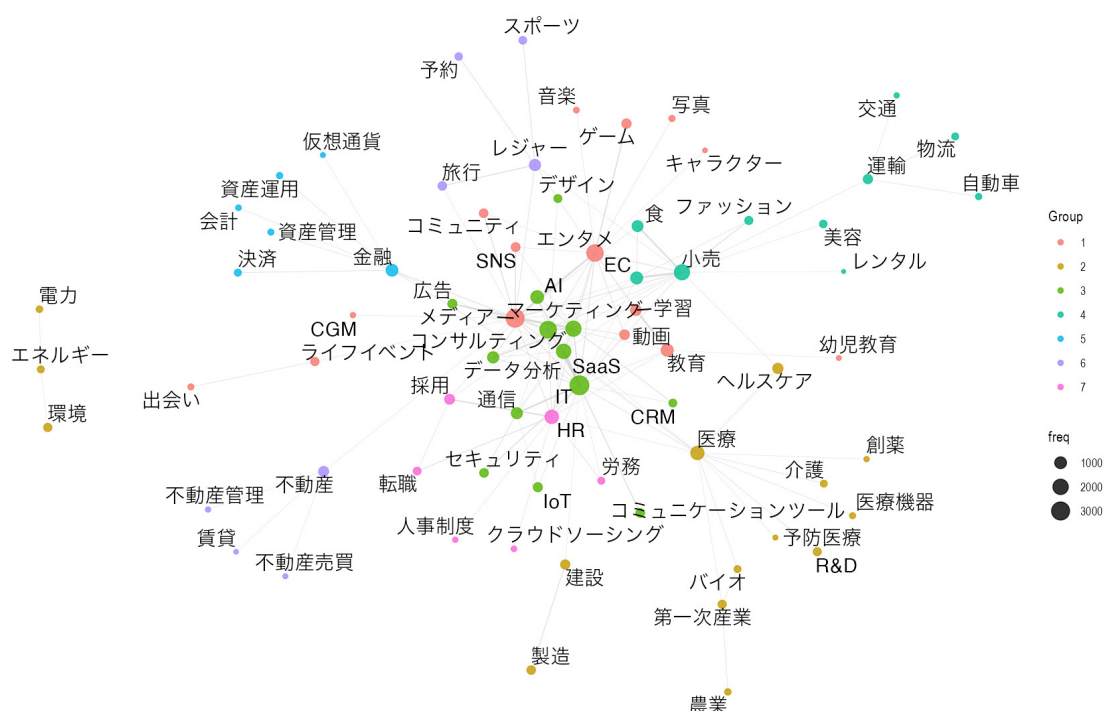
た住所のレベルを表す iLv1 が7または8であることを満たさなかった住所について、Google Geocoding API を使って再度ジオコーディングを行っている。その際、API を通して検出された郵便番号と法人登記上の郵便番号が一致しない場合は、緯度経度への変換が成功しなかった住所として分析対象から除外している。また複数マッチした場合は、最上位の検索結果を用いている。本プロセスを通して、ジオコーディングを行った住所のうち 99.5%の住所を特定できた。

⁵最新のサービス情報を用いているが、2010年より前に設立されたスタートアップが提供するサービスは同年以前にローンチされた可能性があるため、これらのスタートアップは分析対象から外している。

⁶取引形態を表す「B2B」や「B2C」などのタグを含んで計算している。

⁷特に本稿では Brandes et al. (2007) に基づいた R の *igraph* パッケージ内の *cluster_optimal* を用いてモジュラリティ最適化を行なっている。

図 1: サービスタグの共起ネットワーク（全体）



コミュニティ内で結ばれるエッジの割合の期待値を表している。⁸

分析の結果、各タグは「メディア・エンタメ」「医療・ヘルスケア」「IT・コンサルティング」「小売・EC」「金融・決済」「レジャー・不動産」「HR・採用」の7グループに分類された。各グループは単独頻度上位2タグを用いて命名しており、以降これらのグループのことを『事業分野』と呼ぶ。各タグはいずれか一分野にのみ所属し、複数の分野に属することはない。図1は事業分野によってノードの色分けを行っており、図1は事業分野別にタグの共起関係をネットワーク図にしたものである。また、表1では各事業分野に属する主なタグと各事業分野に属するスタートアップ数についてまとめている。特定分野のタグが自社のサービスに付与されている場合、そのスタートアップは該当分野に属しているとみなす。スタートアップには複数のタグが紐づいており、これらのタグが異なる事業分野に属する可能性があるため、スタートアップは複数の事業分野に属する可能性がある。実際、2022年時点で設立6年未満であるスタートアップが所属する事業分野数は平均約2.0分野である。

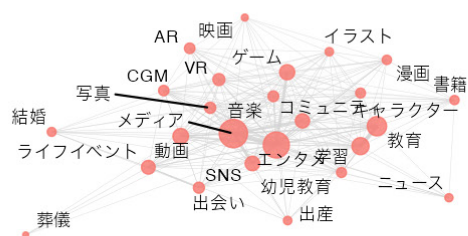
4 各事業分野のスタートアップの立地

では各事業分野に属するスタートアップは、日本全国のどこに多く立地しているのか？はじめに、各事業分野について都道府県別スタートアップ数割合（全国比）を計算し、上

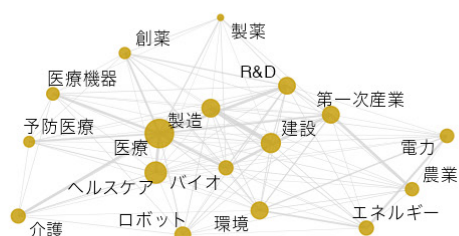
⁸モジュラリティの定義については村田 (2009) がわかりやすく解説している。

図 2: サービスタグの共起ネットワーク (事業分野別)

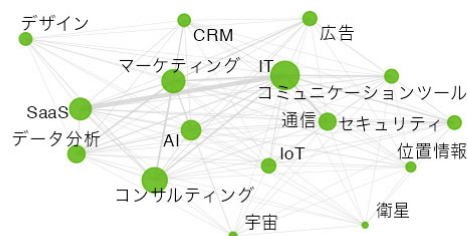
事業分野 1: メディア・エンタメ



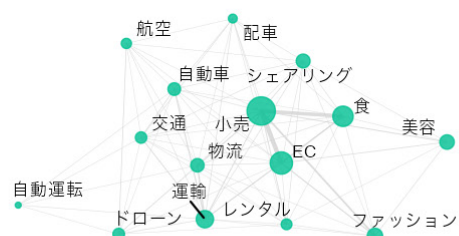
事業分野 2: 医療・ヘルスケア



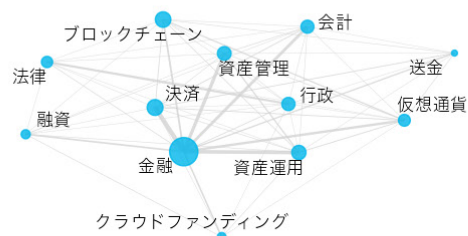
事業分野 3: IT・コンサルティング



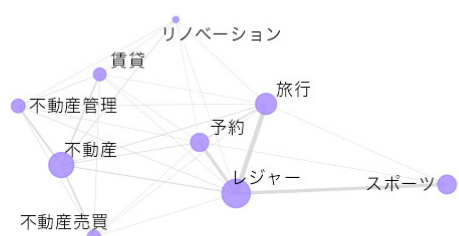
事業分野 4: 小売・EC



事業分野 5: 金融・決済



事業分野 6: レジャー・不動産



事業分野 7: HR・採用

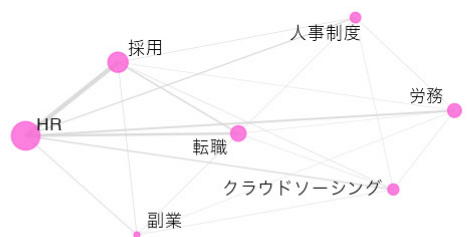


表 1: 事業分野一覧

事業分野	スタートアップ数	単独頻出数に基づく上位 10 タグ
1 メディア・エンタメ	1632	メディア, エンタメ, 教育, 学習, 動画, ゲーム, SNS, コミュニティ, ライフイベント, VR
2 医療・ヘルスケア	1090	医療, ヘルスケア, 建設, 製造, 環境, 第一次産業, R&D, ロボット, エネルギー, バイオ
3 IT・コンサルティング	2074	IT, コンサルティング, マーケティング, SaaS, AI, データ分析, 通信, IoT, 広告, コミュニケーションツール
4 小売・EC	1009	小売, EC, 食, 運輸, ファッション, 美容, シェアリング, 物流, 自動車, ドローン
5 金融・決済	465	金融, 決済, ブロックチェーン, 資産運用, 資産管理, 行政, 会計, 仮想通貨, 法律, 融資
6 レジャー・不動産	485	レジャー, 不動産, 旅行, スポーツ, 予約, 不動産管理, 不動産売買, 賃貸, リノベーション
7 HR・採用	494	HR, 採用, 転職, 労務, クラウドソーシング, 人事制度, 副業

スタートアップ数は 2022 年時点で設立 6 年未満の全国のスタートアップを対象に計算している。

位 10 都道府県を図 3 に示す。以降では、2022 年時点で設立から 6 年未満のスタートアップを分析対象とする。設立から 6 年未満のスタートアップに焦点を当てた理由は、アントレプレナーシップに関する先行研究では企業年齢が新規企業を定義する一般的な基準として用いられており、その範囲が通常 6 年から 8 年前後であるからである (Cefis and Marsili, 2011)。本稿ではその基準に即し、やや厳しい基準として 6 年未満を採用した。

図 3 によると、いずれの事業分野においても、東京都が最大の集積地となっている。2022 年時点で全スタートアップの 72.9%が東京に立地しているが、この数字は東京都に立地する中小企業数割合（2016 年時点全国比 11.6%）および大企業数割合（2016 年時点全国比 41.1%）を大幅に上回り、⁹一般的な企業に比べてスタートアップの東京都への集積度合いが高いことが明らかである。事業分野別に見ると、特に東京都への集積度が高いのは事業分野 5「金融・決済」であり、85.6%のスタートアップが東京都に存在している。最も東京都への集積度が低いのは、実験設備など物理的なスペースが必要となる事業分野 2「医療・ヘルスケア」であり、その割合は 64.8%に留まる。

東京都に続く第 2 位から第 5 位の都道府県には、事業分野によって異なるが、大阪府・神奈川県・福岡県・京都府・愛知県がランクインしており、東京都以外においてもスタートアップは都市部に集中していることが読み取れる。大阪府は事業分野 4「小売・EC」を除く全ての事業分野で第 2 位にランクインしているが、大阪府の中小企業数割合（2016 年時点全国比 7.6%）や大企業数割合（2016 年時点全国比 9.5%）と比べると、大阪府の

⁹2022 年版中小企業白書の付属統計資料 6 表に基づいて計算。

スタートアップ数割合は2022年時点で対全国比約3.9%と低い。⁹スタートアップの東京都への集積傾向が一般的な経済活動の集積傾向と比べても顕著であることが示される。

スタートアップの一大集積地となっている東京都であるが、東京都に立地するスタートアップの97.1%は東京23区に存在している。そのうち、渋谷区に24.1%が、港区に22.8%が、千代田区に12.9%が、中央区に8.8%が、新宿区に8.3%が立地しており、これら上位5区だけで東京23区内の77%を占める。図4と図5は東京23区内の具体的な立地場所を示している。ここでは一辺の長さが約289メートルの六角形のグリッドを作成し、各グリッドに存在しているスタートアップの数を計算している。これらの図に表示されているラベルは、スタートアップ数が最も多い上位5つのグリッド周辺の主要駅や大学の名前を示している。これらの図からも東京23区内のうち、スタートアップが集積しているのは東京23区中心部内の一部の地域のみであり、集積傾向が非常に高いことが読み取れる。

5 各事業分野に属するスタートアップのホットスポット

では具体的に、東京23区のいずれの地域が各事業分野の集積地であると言えるだろうか。ここでは、Local Indicator of Spatial Association (LISA) の一つである Local Moran I 統計量を用いてホットスポットの検出を行う (Anselin, 1995)。ここでは地域区分として図4や図5と同じグリッドを使用する。この統計量は各グリッドに対して計算され、当該グリッドとその周辺のグリッドの値の類似度合いを表す。グリッド i の統計量 I_i は以下の通り定義される。¹⁰

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2 / (n-1)} \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (2)$$

n はグリッドの数を表し、 x_i はグリッド i の面積あたりのスタートアップ数を表す。ここで面積あたりの数値に標準化しているのは、面積が大幅に異なるグリッドが一部存在するためである（例えば東京23区の外縁に位置する正六角形の一部が欠けたグリッドなど）。空間重み行列の要素である w_{ij} はグリッド i とグリッド j が境界線を共有しながら隣接していれば1をとり、そうでなければ0をとる。¹¹分子の $x_i - \bar{x}$ は、グリッド i の値が平均と比べてどのくらい離れているか、分子の $\sum_{j=1}^n w_{ij} (x_j - \bar{x})$ は、グリッドの i の周辺の値が平均と比べてどのくらい離れているかを表す。グリッド i の周辺には空間相関がないという帰無仮説のもとで、999回のPermutationを行って擬似p値を計算し、その擬似p値に基づいて有意性を判断している。今回は1%有意水準を用いている。有意であったグリッドは表2の4つのグループのいずれかに分類されるが、本稿ではスタートアップのホットスポットの位置を明らかにすることが目的であるため、以降ではHigh-Highグループの位置にのみ着目する。

図6と図7は各事業分野のホットスポットを示している。¹²これらの図では、ホットス

¹⁰本稿ではRの *rgeoda* パッケージを用いて分析を行っている。

¹¹分析の際には、空間重み行列は行方向に標準化されている。

¹²本稿において背景地図はRの *ggsfatial* を通じてOpenStreetMapを使用している。

図 3: 各事業分野に属するスタートアップの所在地（都道府県別）

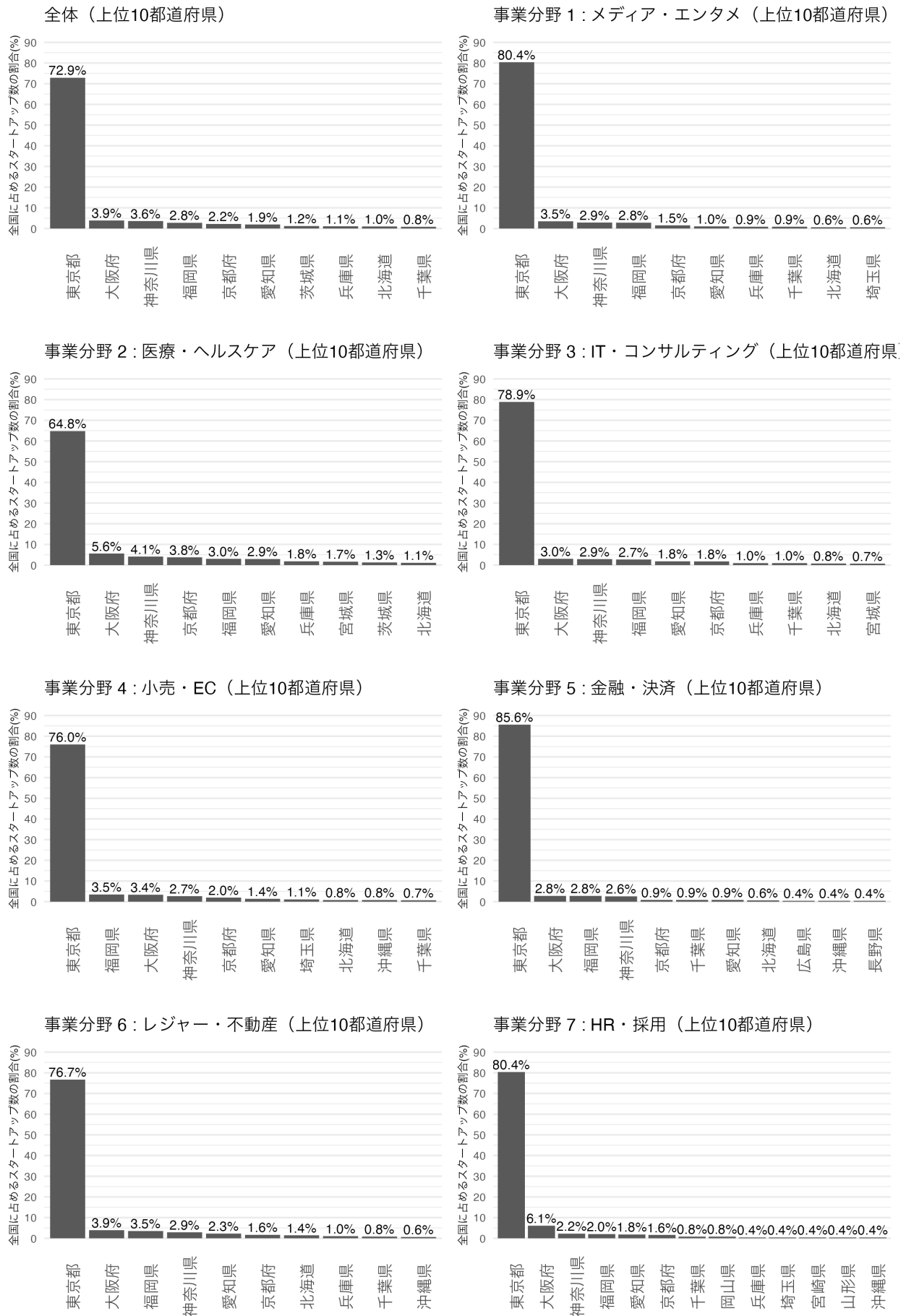


図 4: 各事業分野に属するスタートアップの所在地（東京 23 区・前半）

全体

事業分野 1: メディア・エンタメ

Number of Startups
0 20 40 60Number of Startups
0 10 20 30

事業分野 2: 医療・ヘルスケア

事業分野 3: IT・コンサルティング

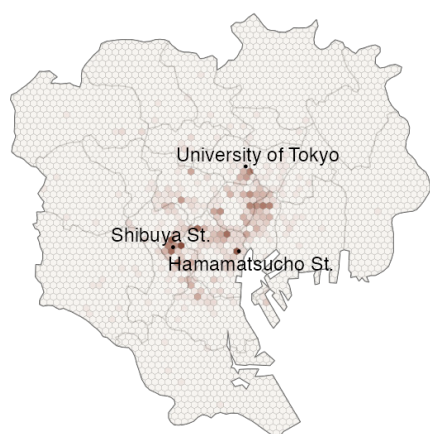
Number of Startups
0 5 10Number of Startups
0 10 20 30

表 2: Local Moran によって分類される 4 つのグループ

グループ名	概要
High-High (HH)	対象のグリッドとその周辺のグリッドの値が共に平均より高い。 ホットスポットと呼ばれる。
Low-Low (LL)	対象のグリッドとその周辺のグリッドの値が共に平均より低い。 コールドスポットと呼ばれる。
High-Low (HL)	対象のグリッドの値は平均より高いが、その周辺のグリッドの値は平均より低いグループ。
Low-High (LH)	対象のグリッドの値は平均より低い、その周辺のグリッドの値は平均より高いグループ。

図 5: 各事業分野に属するスタートアップの所在地（東京 23 区・後半）

事業分野 4: 小売・EC



事業分野 5: 金融・決済



事業分野 6: レジャー・不動産



事業分野 7: HR・採用



ポットの位置を理解しやすくするために、東京 23 区の中心部だけを示している。今回の東京 23 区を対象とした分析では、地図で表示されている地域以外でホットスポットは検出されなかった。濃い赤で塗られたグリッドが High-High に分類されたグリッドであり、つまりはスタートアップ数に関するホットスポットを表している。図 8 は、各グリッドにおいてホットスポットと判定された事業分野の数を示している。この数字が大きいほど、そのグリッドは多くの事業分野の集積地となっていることを示す。図 8 で赤く色塗られたグリッドは、5 つ以上の分野の集積地であり、東京 23 区の中でも複数の事業分野の拠点として機能している場所であることが読み取れる。

これらの赤く塗られたグリッドは特定のエリアに集まって存在しており、東京 23 区内に二つの大きなエリアを形成していることも注目すべき特徴である。一つは渋谷区と港区にまたがるエリアである。当エリア内では、渋谷駅・恵比寿駅・外苑前駅・乃木坂駅・虎ノ門ヒルズ駅周辺にホットスポット事業分野数が 7 のグリッドが存在しており、これらのグリッドは全ての事業分野が集積する場所となっている。ホットスポット事業分野数が 5 または 6 のグリッドが、事業分野数が 7 のグリッドを結ぶように存在しており、浜松駅の周辺まで広がっている。もう一つのエリアは、千代田区と中央区にまたがるエリアである。当エリア内では東京駅周辺にホットスポット事業分野数が 7 のグリッドが存在しており、その周辺から神田・日本橋にかけてホットスポット事業分野数が 5 または 6 のグリッドが存在している。この二大エリアのほか、赤いグリッドが 2 つ隣接している地域として新宿駅付近が挙げられる。図 6 と図 7 によると、新宿駅周辺は事業分野 2 「医療・ヘルスケア」以外のホットスポットになっている。

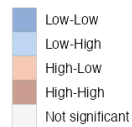
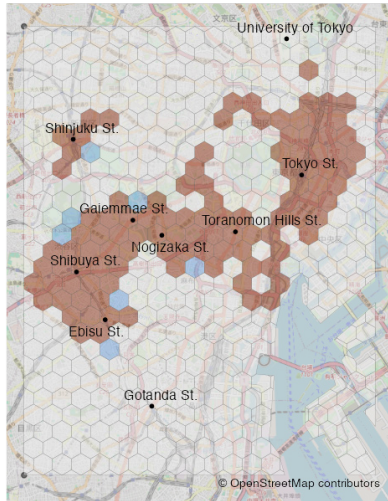
図 8 において青く塗られたグリッドは、ホットスポット事業分野数が 4 以下のグリッドであり、一部の事業分野のみが集積する場所である。これらのグリッドは、上述したホットスポット事業分野数が 5 以上のエリアの周辺に立地しているほか、独自の集積地も形成している。例えば、五反田駅の周辺は事業分野 3 「IT・コンサルティング」に特化した集積地に（図 6）、東京大学の周辺は事業分野 2 「医療・ヘルスケア」に特化した集積地に（図 6）、皇居の西側は事業分野 5 の金融・決済」に特化した集積地になっている（図 7）。

6 まとめ

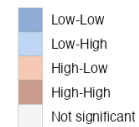
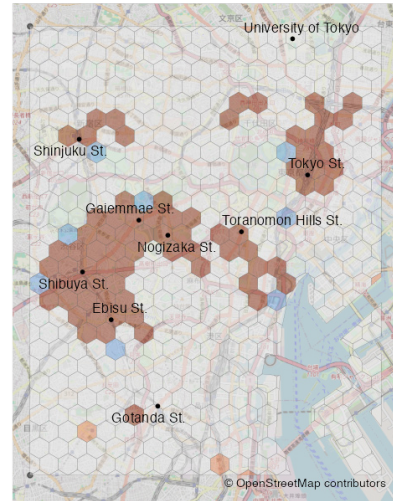
本稿では、日本国内のスタートアップに関するデータベースを使用し、(1) 共起ネットワーク分析を用いてスタートアップの事業分野を検出し、(2) 空間計量分析を用いて各事業分野がどこに集積しているか整理を行った。それにより、スタートアップの事業分野として「メディア・エンタメ」「医療・ヘルスケア」「IT・コンサルティング」「小売・EC」「金融・決済」「レジャー・不動産」「HR・採用」の 7 分野が検出され、いずれの分野のスタートアップも東京 23 区中心部の一部の地域に集積していることが明らかとなった。また、その集積地も、複数の事業分野の集積地と特定の事業分野の集積地の 2 つに大別できる。前者には「渋谷駅を含む渋谷区・港区エリア」や「東京駅を含む千代田区・中央区

図 6: 各事業分野に属するスタートアップのホットスポット（前半）

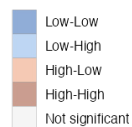
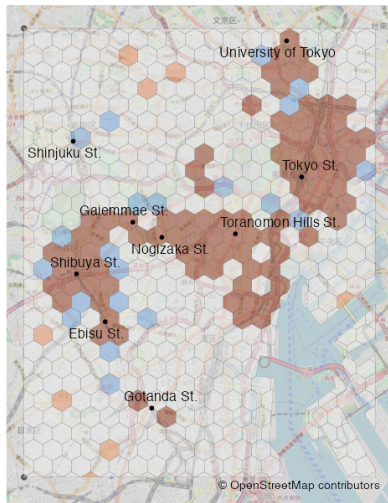
全体



Group 1: メディア・エンタメ



Group 2: 医療・ヘルスケア



Group 3: IT・コンサルティング

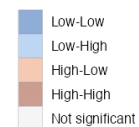
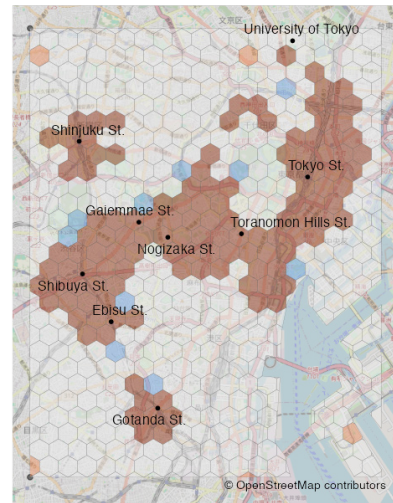
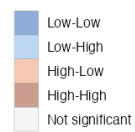
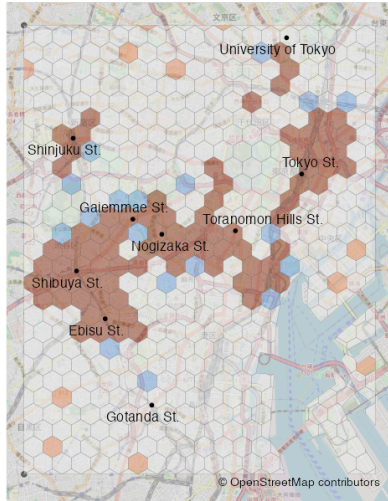
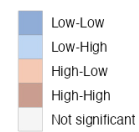
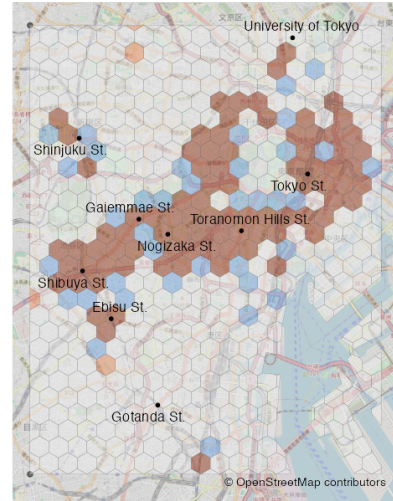


図 7: 各事業分野に属するスタートアップのホットスポット（後半）

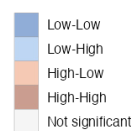
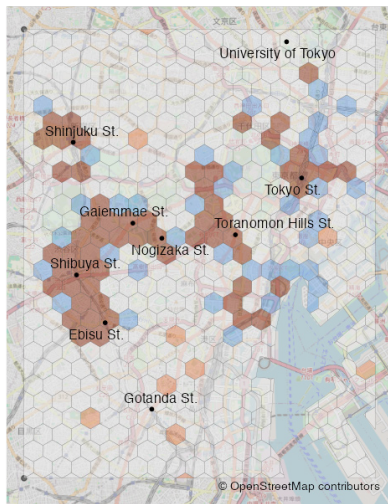
Group 4: 小売・EC



Group 5: 金融・決済



Group 6: レジャー・不動産



Group 7: HR・採用

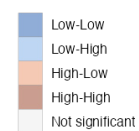
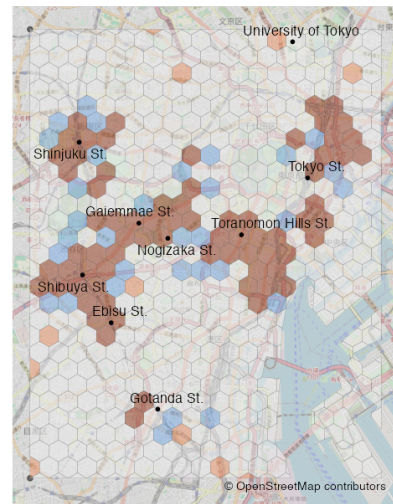
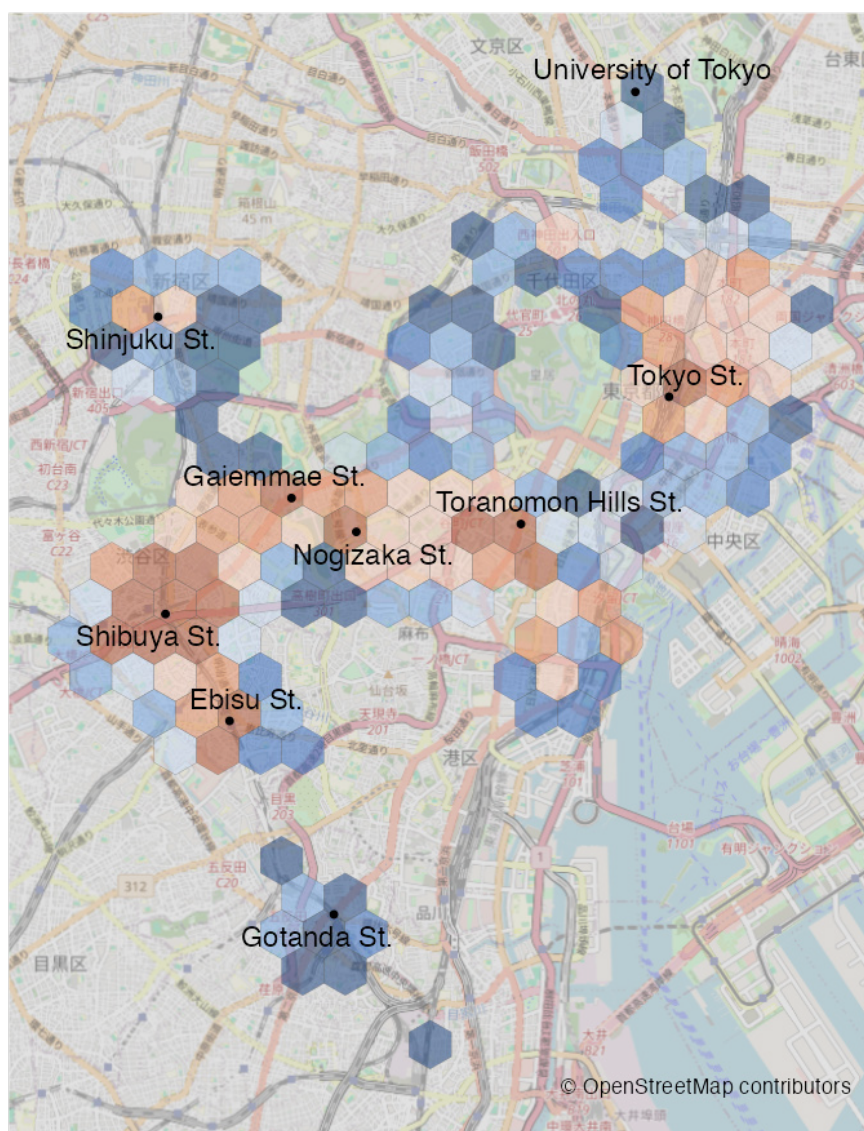


図 8: ホットスポットと判定された事業分野数



ホットスポット事業分野数

1	2	3	4	5	6	7
---	---	---	---	---	---	---

エリア」があり、後者には「IT・コンサルティング」分野に特化傾向のある五反田駅周辺、「医療・ヘルスケア」分野に特化傾向のある東京大学周辺、「金融・決済」分野に特化傾向にある皇居西側などが挙げられる。

本稿ではスタートアップを分類する方法として、サービスの特性を表すタグを分類し、それに基づいてスタートアップを分類する方法を提案した。今回の方法ではスタートアップは複数の事業分類に属する可能性が生じており、所属する事業分野の組み合わせによってスタートアップをさらに細かく分類できる可能性がある。スタートアップの分類方法について今後さらに検証を続けていく。

References

- Anselin, Luc (1995) 「Local indicators of spatial association—LISA」, 『Geographical analysis』, 第 27 巻, 第 2 号, 93–115 頁.
- Basole, Rahul C, Hyunwoo Park, and Raul O Chao (2019) “Visual Analysis of Venture Similarity in Entrepreneurial Ecosystems,” *IEEE Trans. Eng. Manage.*, Vol. 66, No. 4, pp. 568–582, November.
- Brandes, Ulrik, Daniel Dellinger, Marco Gaertler, Robert Gorke, Martin Hoefer, Zoran Nikoloski, and Dorothea Wagner (2007) “On modularity clustering,” *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, Vol. 20, No. 2, pp. 172–188.
- Cefis, Elena and Orietta Marsili (2011) “Born to flip. Exit decisions of entrepreneurial firms in high-tech and low-tech industries,” *Journal of Evolutionary Economics*, Vol. 21, No. 3, pp. 473–498, August.
- Newman, M E J and M Girvan (2004) “Finding and evaluating community structure in networks,” *Physical review E*, Vol. 69, No. 2, p. 026113.
- 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」, 『都市計画論文集』, 第 55 巻, 第 3 号, 1055–1062 頁, DOI: <http://dx.doi.org/10.11361/journalcpj.55.1055>
- (2022) 「起業家出身大学・出身企業との近接性がスタートアップの成長に及ぼす影響」, 『都市計画論文集』, 第 57 巻, 第 1 号, 228–239 頁, DOI: <http://dx.doi.org/10.11361/journalcpj.57.228>
- 村田剛志 (2009) 「ネットワークからのコミュニティ抽出」, 『知能と情報』, 第 21 巻, 第 4 号, 500–508 頁.
- 長谷川大輔・岡本千草・秋山祐樹・長瀬洋裕・武藤祥郎 (2023) 「施設・企業立地の集積・多様性がスタートアップの立地に及ぼす影響」, CREI Working Paper No.13.