

Discussion Paper Series

No. **186**
CSIS Discussion Paper

2025 年 7 月

東京 23 区におけるスタートアップ企業の空間集積

山田 育穂

(東京大学空間情報科学研究センター)

貞広 幸雄

(東京大学大学院情報学環)

長谷川 大輔

(東京大学大学院工学系研究科)

岩井 優祈

(東京大学空間情報科学研究センター)

浅見 泰司

(東京大学空間情報科学研究センター)

東京 23 区におけるスタートアップ企業の空間集積

Spatial concentration of startups in Tokyo's 23 wards

山田育穂・貞広幸雄・長谷川大輔・岩井優祈・浅見泰司

Ikuho YAMADA, Yukio SADAHIRO, Daisuke HASEGAWA, Yuki IWAI, Yasushi ASAMI

キーワード: スタートアップ、事業分野、空間分布、カーネル密度推定、共起ネットワーク

Keywords: Startups, business categories, spatial distributions, kernel density estimation, co-occurrence network

Abstract: Startups are considered a key factor in revitalizing the Japanese economy. The development of a startup ecosystem, which is an environment that supports and accelerates the birth and growth of startups, is thus attracting increasing attention from the government as well as researchers. Within the ecosystem, the spatial concentration of startups themselves plays a vital role in facilitating communications and competition among them, contributing to their success. This study investigates the spatial distribution of startups in Tokyo's 23 wards, where the majority of startups in Japan are located, with a specific focus on their business categories. First, startups' business categories are identified from tags assigned to individual startups to characterize their business activities using the co-occurrence network. Second, the kernel density estimation is employed to identify areas exhibiting substantial concentrations of startups. Third, the location quotient method is utilized to capture the compositional characteristics of business categories in each of the identified areas of startup concentration.

The co-occurrence network revealed eight business categories, such as “media and entertainment” and “healthcare and life science.” The kernel density estimation identified fourteen areas of substantial startup concentration, such as Shibuya, Roppongi/Toranomon, Nihonbashi, Otemachi/Marunouchi/Yurakucho, and Hongo. The spatial distributions of estimated startup densities by business category indicated that while Shibuya dominates in terms of the total number of startups, some business categories peak in other areas. For instance, the “healthcare and life science” category is most concentrated in Nihonbashi. The location quotient analysis revealed several areas whose compositional characteristics of business categories differ considerably from those of Tokyo's 23 wards as a whole. The Hongo area is one such example, having two to three times the proportion of startups in the categories of “R&D,” “healthcare and life science,” “AgriTech and agriculture,” and “EdTech and education.”

These findings suggest that the concentration of established large enterprises in the related business fields, the proximity to research institutions like universities, and the presence of incubation offices likely contribute to the startup ecosystem and attract startups. To confirm this and advance the understanding of the startup ecosystem, further investigation is needed using quantitative modeling techniques and objective data on the environmental characteristics of business districts, including but not limited to the presence of large enterprises and/or venture capitalists and accessibility to public transportation services.

1. はじめに

スタートアップ企業（以下、スタートアップと呼ぶ）とは、革新的なビジネスモデルを構築して社会にイノベーションを生み出し、起業から短期間で急成長を目指す企業を指す。スタートアップの育成は日本経済の成長戦略の要とされ、政府は 2022 年を「スタートアップ創出元年」と銘打ち、同年 11 月に「スタートアップ育成 5 カ年計画」（内閣府 2022）を発表するなど、その支援を強化・推進している。国内のスタートアップ数は着実に増加している（経済産業省 2025）が、スタートアップへの投資額やユニコーン企業（時価総額 10 億円以上の未上場のスタートアップ）の数では未だ世界に後塵を拝している。

こうした中、喫緊の課題とされるのが、スタートアップの誕生と成長を促進する環境「スタートアップ・エコシステム」の形成である。スタートアップ・エコシステムはスタートアップを立ち上げたい起業家とそれを支援する多様な人材・組織からなるコミュニティであり、プレイヤーが一定以上地域に集積し相互に関連しながら活動することによって、継続的にスタートアップの誕生と成長が生じる仕組みである（経済産業省中国経済産業局 2019）。このエコシステムは主として、起業家およびスタートアップ、起業家にリスクマネーを供給する投資家・ベンチャーキャピタル、スタートアップの取引先・業務提携先あるいは人材・資金の供給元となる大企業、人材や新技術を提供する大学や研究機関、メンタリングや専門的サービスを提供する行政や専門家から構成される。

スタートアップ・エコシステムにおいては、スタートアップと支援プレイヤーの間だけでなく、スタートアップ間のインタラクションも重要な役割を持つ。地域に多くのスタートアップが集積することで知識のスピルオーバーが発生し、起業機会の創出や生産性の向上に繋がるとされる。知識のスピルオーバーの効果は、スタートアップに限らず産業全般についての議論であり、業種の特化（同業種の集積）と多様性（異業種の集積）のいずれもが都市の成長にプラスの効果を持つことが様々な研究により確認されている（Glaeser and Kerr 2009）。特化の効果は、経済学者 Alfred Marshall(1890)が首唱し Arrow(1962)や Romer(1986)に連なる企業の外部性に係る理論では、知識の移転の容易さと熟練労働者の集中の促進による効果とされる（Glaeser et al. 1992）。一方、Porter(1996)は地域内の競争が成長に繋がると説明している。多様性の効果は Jane Jacobs(1969)により提唱され、都市に集う経歴や興味の異なる多様な人々の間で知識や意見の交換が生じ、それが新しい考え方や製品の発展に繋がるとされる。業種の特化と多様性はそれぞれ異なるメカニズムによりスタートアップの成長に資すると考えられ、これはスタートアップの成否や成長を空間分布の観点から分析をする際には、その業種や事業分野を考慮することの重要性を示唆している。

本研究では、日本におけるスタートアップ・エコシステムの状況についての基礎的な知見を得ることを目的に、多くのスタートアップが立地する東京 23 区を対象として、スタートアップが顕著に集積する地域を計量的に検出すると共に、スタートアップが行う事業の分野に着目してその空間分布の特徴を分析する。まず、データベースに掲載された事業内容に基づいてスタートアップの活動が盛んな事業分野の抽出・定義を行う。次に、事業分野によらないスタートアップ全体の空間分布から 23 区におけるスタートアップ集積地域を検出する。その上で、事業分野ごとの空間分布の特徴と集積地域ごとの事業分野構成の特徴を分析する。

2. データと分析手法

2.1. データの概要

本研究ではスタートアップのデータベースとして、株式会社ユーザベースが提供する「スピーダスタートアップ情報リサーチ（以下スピーダ）」（2024 年 6 月版）¹を使用した。収録された 24,455 社のうち、2015 年以降に設立され、2024 年 6 月時点で東京 23 区に立地しており、事業内容および成長段階につい

ての情報のある 6,833 社を分析対象とした。スタートアップに関する研究では創業後 5~6 年の企業をスタートアップとすることが多いが(McDougall, Oviatt, and Shrader 2003)、ここでは成長した元スタートアップもエコシステムの一部として作用すると考え、創業後 10 年以内の企業を分析対象とすることとした。

図 1 は分析対象とした企業の空間分布である。円の大きさは同一住所を持つスタートアップの数を表す。100 以上のスタートアップが立地する住所もあり、地域レベルでの集積に加え、建物レベルでの集積も示唆される。建物レベルの集積は大規模なオフィスビルやスタートアップのためのインキュベーション施設の他、シェアオフィスや住所や電話番号のみを貸すバーチャルオフィスである場合もある。

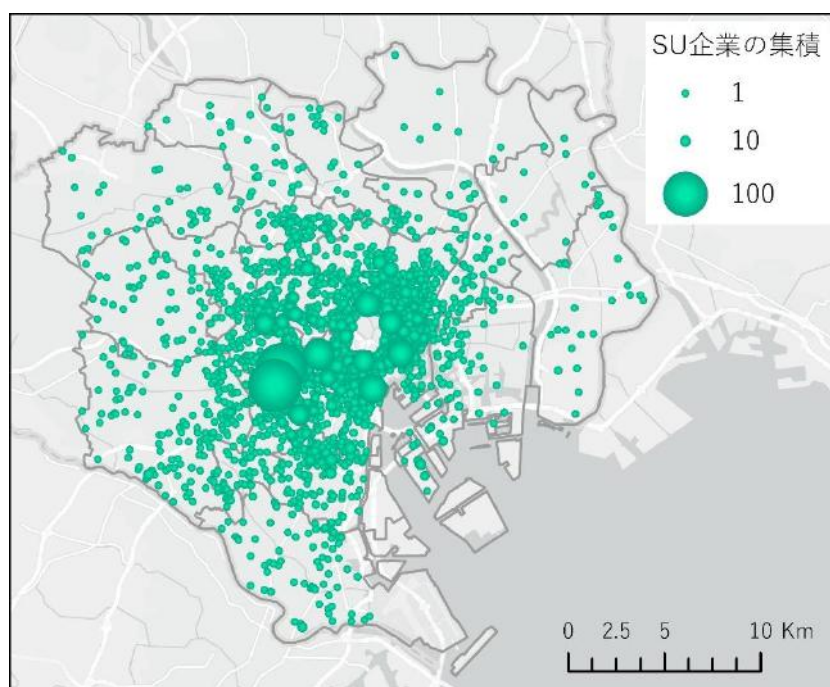


図 1 東京 23 区におけるスタートアップの空間分布 (2024 年 6 月時点)

(背景レイヤの出典: Background layers: GSI, Esri, TomTom, Garmin, Foursquare, FAO, METI/NASA, USGS)

スタートアップはそのビジネスモデルや製品・サービスの新しさから従来の産業分類等に当てはまらない場合も多く、スピードでは各社の事業内容をホームページ等から収集した情報に基づく説明文とタグを用いて記載している。表 1 にその例を示す。いずれもタグに「医療」を含む企業であるが、開発・製造しているもの・サービスは代替細胞、検査システム、ロボットと多岐に渡り、従来の産業分類でこれらが医療という同一の領域で活動する企業であると括るのは難しい。そこで本研究では、タグ情報を利用して独自の事業分野の分類を構築し、分野ごとの空間分布や地域ごとの分野構成について分析を行う。

表 1 事業内容についての掲載情報の例

事業内容	タグ
再生医療関連技術の研究開発および再生医療等製品の研究開発・製造販売。〇〇の治療を目的とした iPS 細胞由来の代替細胞の開発。	ヘルスケア, 医療, 研究開発型, BtoB, iPS 細胞, 細胞, 再生医療
高齢者医療、認知症医療領域の医療機器の開発、提供。認知症を早期発見するシステムの開発。認知機能経過測定システムの開発。認知症スクリーニング検査システムの提供。画像診断装置用プログラムの開発。	認知症, ヘルスケア, HealthTech, MedTech, 画像診断, 3D, 健康診断, モバイルアプリ, 画像解析, 人工知能, 医療機器, AgeTech, 医療, 研究開発型, BtoC, BtoB
腹腔鏡手術支援ロボットの開発。	ハードウェア, BtoB, ロボット, 医療, 研究開発型, MedTech, 製造, 手術, 医療機器, 医療機関

※ 個別企業の特定を避けるため、事業内容欄の一部を編集して例示している。

2.2.分析手法

2.2.1. スタートアップの事業分野の構築

スピードでは 600 種類以上のタグが用いられ互いに似たものも多く、また各企業に対し通常複数のタグが付与されているため、個別のタグをそのまま事業分野として扱うことは適切ではない。例えば、表 1 に示した 3 つの企業は全て「医療」タグを含むが、類似した事業内容の企業であっても「医療」タグは付与されず、「ヘルスケア」や「医療機器」等のタグが付与されている場合もあり、「医療」タグのみで医療に関係する掲載企業の全てを抽出することはできない。そのため、関係性の深いタグをグループ化して、限られた数の事業分野を定義することが必要となる。本研究では、同時に付与されることの多いタグ同士は関係が深いと仮定し、タグのグループ化と事業分野の定義を行う。表 2 の例では、3 つの企業は全て、「医療」、「ヘルスケア」、「医療機器」のタグの 2 つ以上の組み合わせを含んでいる。これらをグループ化して「医療関連」という事業分野を定義し、上記 3 つのタグのいずれかを含む企業は「医療関連」であると判定することで、医療に係わる企業を包括的に抽出できると考えられる。

タグのグループ化と事業分野の定義のため、まず、岡本(2024)を参考に Jaccard 係数 (Jaccard の類似性測度)²⁾に基づいて共起ネットワークを構築し、共起される、すなわち企業に同時に付与される頻度の高いタグ同士の繋がりを大まかに把握する。共起ネットワークで検出されるタグのグループには、必ずしも「事業分野」という概念にそぐわないもの、1 つの事業分野として扱うには大きすぎるもの、グループ外のタグとも関連の深いタグを含み事業分野としての一貫性が弱いものなどもある。そこで本研究では検出されたグループをそのまま全て事業分野とするのではなく、事業分野としての独立性や一貫性、スタートアップの事業としての注目度、タグの出現頻度などを考慮して、事業分野とそれを表す中心的なタグを選出する。そして、中心的なタグと共起性の強い高いタグを Jaccard 係数により判別し、その中で一定以上

の出現頻度であるものを抽出する。抽出されたタグについて同様の手順で関係の深いタグの抽出を繰り返し、出現頻度が一定以上で互いに関係の深いタグのグループを作成する。

Jaccard 係数の算出や共起ネットワークの構築には KH Coder ver.3.Beta.07e(樋口 2023)を用いた。また、分析対象とした企業は、立地・設立年による選別をせず、データベースに収録された 24,455 社のうちタグ情報を含む 13,615 社である。

2.2.2. スタートアップの空間分布の分析

スタートアップの空間分布の分析は、主にカーネル密度推定法を用いて行った。

集積地域の検出では、まず、2.1 節で述べた条件で抽出した 6,833 社を住所情報でジオコーディングして密度分布を推定した。推定された密度値の東京 23 区における平均および標準偏差を算出し、その値に基づき著しくスタートアップ密度の高い地域を抽出した。抽出にあたっては町丁目を単位とし、地名や最寄り駅などを考慮して空間的に連担したエリアをスタートアップ集積地域と定義した。なお、カーネル密度推定のバンド幅は複数の値で試行を繰り返し、現出した高密度エリアの大きさが渋谷・新宿など対象地域で認識されている地域の広がりにもっとも近かった 500m を採用することとした。

事業分野ごとのスタートアップの空間分布についても同様に、バンド幅を 500m としたカーネル密度推定法を用い、視覚的な比較・分析を行った。

2.2.3. スタートアップ集積地域ごとの事業分野の構成についての分析

集積地域ごとの事業分野構成の分析には特化係数 (Location Quotient) を用いた。特化係数、 LQ_{ij} 、は対象地域全体におけるカテゴリ i の構成比を p_i 、地域 j におけるカテゴリ i の構成比を p_{ij} として、 $LQ_{ij} = p_{ij}/p_i$ と定義され、対象地域全体と比較した地域 j におけるカテゴリ i の相対的な集中度を表す(東京大学教養学部統計学教室編 1994)。ここでは、東京 23 区全体に占める事業分野の割合を基準としてその相対的な集中度を見ることで、集積地域ごとの事業分野構成の特徴を把握する。

3. スタートアップの事業分野の構築

表 2 は、出現頻度上位 25 位までのタグとその出現頻度を示したものである。この表を見ると、出現頻度が特に高いタグには、BtoB、BtoC、研究開発型など事業の分野というより形態を表すものや、オンラインサービス、クラウドサービスや人工知能といった事業分野を限定しない汎用的なサービスや技術に係わるものが多いことが分かる。また一般に、共起ネットワークを構築する際、極端に出現頻度の高いタグがあると、そのタグを中心に非常に大きなグループが形成されてしまい、タグ同士の細かな関係性が見えにくくなるとされる。逆に、出現頻度が低いタグは一般的ではない特殊な事業を表しており、汎用的な事業分野の抽出にそうしたタグを用いることは適切ではない。そこでここでは、出現頻度が 200~2,000 のタグに限定して共起ネットワークを構築した。結果を図 2 に示す。

図2の共起ネットワークでは14個のタグのグループが形成されている。の中には、例えば左上に描かれた「データ分析」－「ビッグデータ」－「データ解析」のグループのように抽象的な単語のみで構成され「事業分野」という概念にはそぐわないものや、右中程の「ゲーム」から「金融」「決済」に続く大きなグループのように複数の事業分野を含むものもある。また、図の中央付近にある「EdTech」－「学習」－「教育」－「子ども」のグループの場合、「子ども」タグは育児関連のタグとの結びつきも強く、これを含めることで事業分野としての一貫性が損なわれる可能性がある。

こうした観察を踏まえ本研究では、2.2.1で述べたように事業分野としての独立性や注目度などを考慮して、表3に示す8つを事業分野として抽出した。そして、共起ネットワークに含まれるタグをその事業分野の中心的なタグと捉え、それらとのJaccard係数が0.1以上であり、出現頻度が100以上のタグを抽出した。さらに、ここで抽出されたタグと関係の深いタグを同様の基準で抽出し、これの手順を繰り返して各事業分野と関連の深いタグを抽出した。結果を表3の「関連タグ」に整理した。企業については、1つ以上の関連タグが付された企業をその事業分野に紐付けた。1つの企業に複数の事業分野が紐付けられることもある。

表3には、次章以降の空間分析に用いた6,833社について、各事業分野に紐付けられた企業数も示した。なお、6,833社中、1つ以上の事業分野に紐付けられた企業は4,328社（約63%）であった。また、これらのうち約8割の企業は単一の事業分野のみに紐付けられ、1企業あたりの平均事業分野数は1.26であった。

表2 頻出タグ（上位25位）

タグ	出現頻度
BtoB	9,015
BtoC	5,686
オンラインサービス	3,332
研究開発型	2,881
人工知能	2,140
コンサルティング	2,123
クラウドサービス	1,933
ソフトウェア	1,706
サブスクリプション	1,538
モバイルアプリ	1,403
プラットフォーム	1,328
コンテンツ	1,300
医療	1,246
マーケティング	1,233
メディア	1,195
SaaS	1,037
マッチング	1,011
ハードウェア	895
システム開発	793
ライフスタイル	734
ヘルスケア	731
業務効率化	688
IoT	679
動画	677
バイオ	667

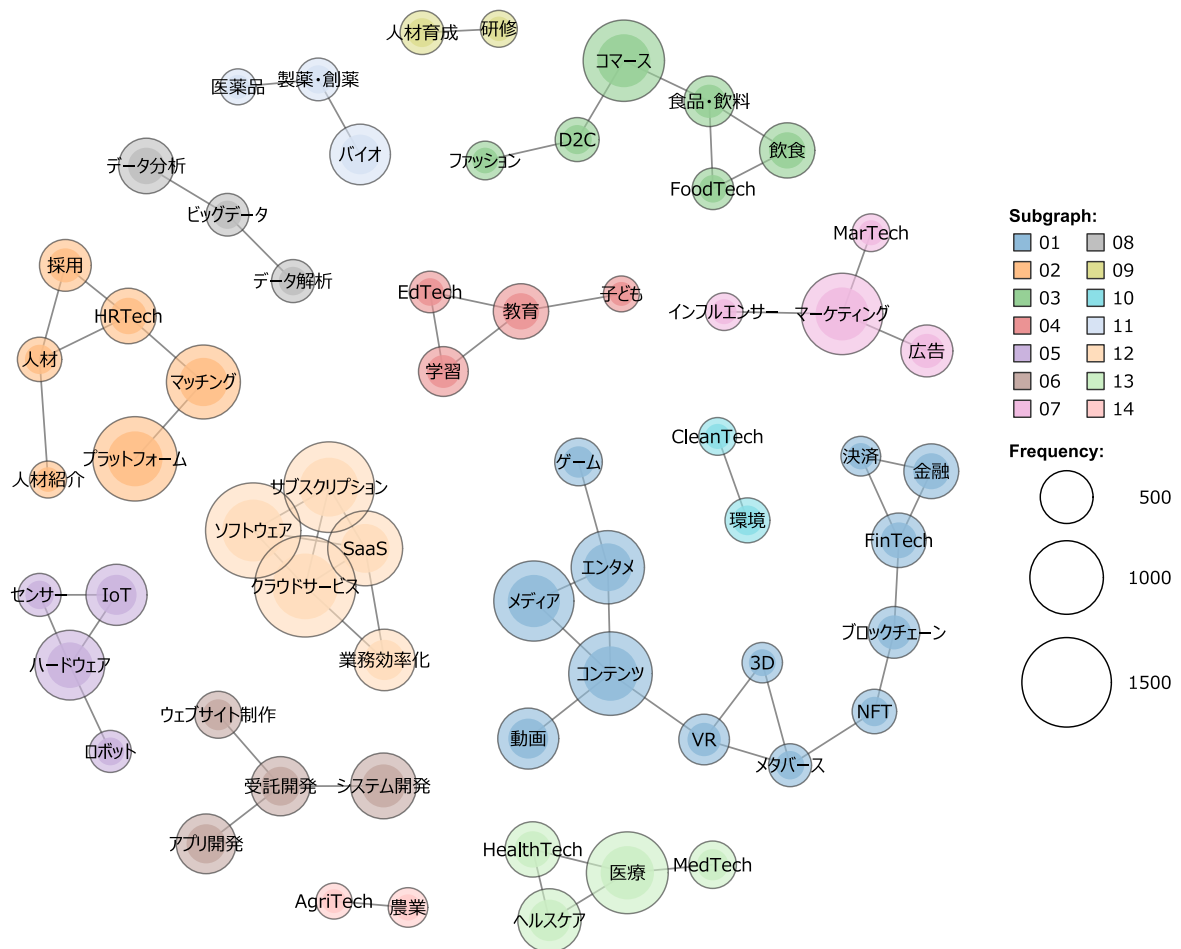


図2 企業に付与された業務内容を表すタグの共起ネットワーク

表3 事業分野と関連するタグ

事業分野	関連タグ	企業数 (※)
メディア・エンタメ	メディア, エンタメ, コンテンツ, ゲーム	1,430
HRTech・採用	HRTech, 採用, 人材, マッチング, 人材紹介	1,108
ヘルスケア・ ライフサイエンス	ヘルスケア, HealthTech, MedTech, 医療, 健康管理, バイオ, 医薬品, 製薬・創薬	894
ClimateTech・CleanTech	ClimateTech, CleanTech, エネルギー, 環境, 再生可能エネルギー, サーキュラーエコノミー	702
EdTech・教育	EdTech, 教育, 学習	584
FoodTech・飲食	FoodTech, 飲食, 食品・飲料	393
FinTech・金融	FinTech, 金融, 決済, ブロックチェーン, NFT	246
AgriTech・農業	AgriTech, 農業	92

※ 企業数は次章からの空間分析の対象とした 6,833 社について集計した。そのためタグ抽出の基準とした出現頻度である 100 を下回る場合もある。なお、事業分野は紐付けられた企業数の多い順に掲載した。

4. スタートアップ集積地域の抽出

図3に、カーネル密度推定法により算出した東京23区内におけるスタートアップの密度分布を示す。なお、23区全体の推定密度値の平均は28.99（社/km²）、標準偏差は82.03であった。地図上で色のついていない部分は、平均以上の密度を持つ地域に大まかに相当する。

この地図でまず目を引くのは、渋谷駅を中心としたエリアに広がる他の地域に比べて顕著に高密な集積である。その東側には青山・外苑前および六本木・虎ノ門に掛けての集積があり、さらに中規模な集積が皇居を囲むように円を描いて連なっている。この円からやや離れると本郷や浜松町・芝のエリアに小規模な集積が見られる。さらに、渋谷の集積の北側では新宿に、南側には恵比寿、五反田のあたりに集積がある。渋谷エリアへのスタートアップの集積はよく知られた事象であるが、この分析によって、渋谷以外にも大きさ・密度の異なる複数の集積地域が存在することが明らかになった。また、それらの集積は23区の中でも都心6区と呼ばれる千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区、文京区と、その南側に位置する品川区に概ね収まっていることも分かった。

2.2.2で述べた方法により、23区全体の平均推定密度より3標準偏差以上高い値を持つ地域を中心にスタートアップ集積地域を抽出した。抽出された集積地域は14あり、表4にそれぞれに対応する町丁目と立地するスタートアップ数を整理した。スタートアップ数では「渋谷」³が842社と飛び抜けて大きく、分析対象とした6,833社のおおよそ12%、続く「六本木・虎ノ門」の448社の2倍近い数である。次いで大きな集積である「青山・外苑前」と「神田・神保町」にはそれぞれ300社前後のスタートアップが立地している。残る10の集積地域では「東新宿」および「浜松町・芝」がやや小さいが、それ以外では200社前後が立地した集積であるところが多い。

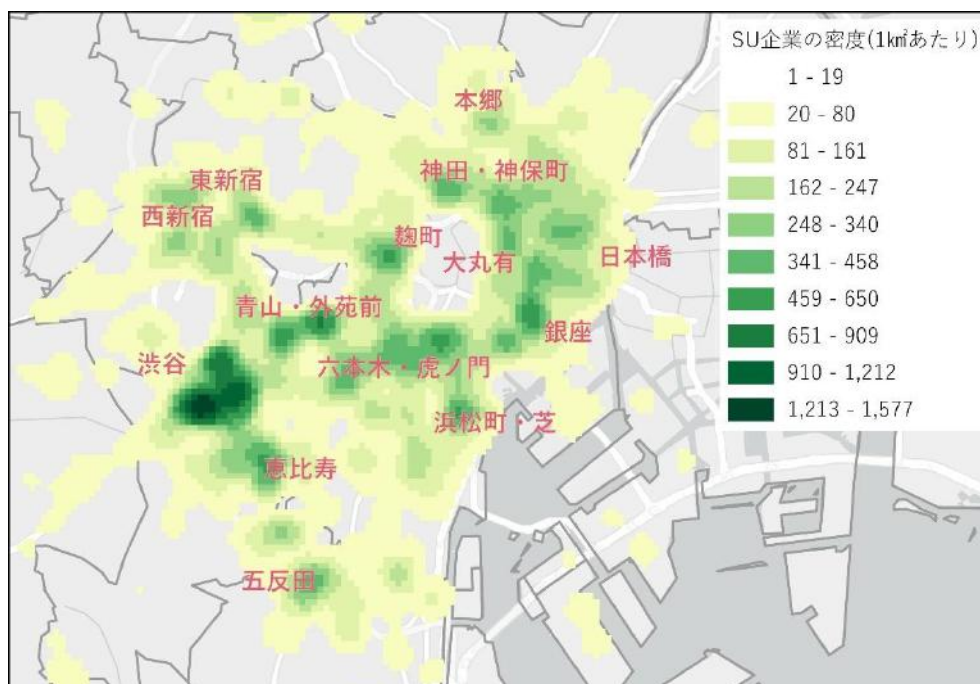


図3 東京23区におけるスタートアップの密度分布と集積地域

(背景レイヤの出典: Background layers: GSI, Esri, TomTom, Garmin, Foursquare, FAO, METI/NASA, USGS)

表4 スタートアップ集積地域と立地するスタートアップ数

地域名	構成する町丁目	スタートアップ数
渋谷	渋谷 1~3 丁目、道玄坂 1~2 丁目、桜丘町、宇田川町、 神南 1~2 丁目、神宮前 6 丁目	842
六本木・虎ノ門	六本木 1~7 丁目、赤坂 1 丁目、虎ノ門 1~5 丁目、 愛宕 1~2 丁目、西新橋 1~2 丁目	448
青山・外苑前	南青山 1~7 丁目、北青山 1~3 丁目	305
神田・神保町	神田美土代町、神田司町、神田多町、神田鍛冶町、 九段南 1 丁目、九段北 1 丁目、飯田橋 1~3 丁目、 一ツ橋 2 丁目、神田神保町 1~3 丁目、三崎町 1~3 丁目、 西神田 1~3 丁目、猿楽町 1~2 丁目、神田駿河台 1~4 丁目、 神田錦町 1~3 丁目、神田小川町 1~3 丁目、内神田 1~3 丁目、 神田淡路町 1~2 丁目、神田須田町 1 丁目	287
日本橋	日本橋 1~3 丁目、日本橋兜町、日本橋本町 1~4 丁目、 日本橋室町 1~4 丁目、日本橋本石町 1~4 丁目、 京橋 1~3 丁目、八重洲 1~2 丁目	230
銀座	銀座 1~8 丁目	213
大手町・丸の内・ 有楽町（大丸有）	丸の内 1~3 丁目、大手町 1~2 丁目、有楽町 1~2 丁目	179
恵比寿	恵比寿 1~4 丁目、恵比寿西 1~2 丁目、恵比寿南 1 丁目、 広尾 1 丁目、東 3 丁目	177
五反田	西五反田 1~8 丁目、東五反田 1~3 丁目、5 丁目、 大崎 1~5 丁目、北品川 5 丁目	173
西新宿	西新宿 1~8 丁目	170
本郷	本郷 1~7 丁目、湯島 1~4 丁目、向丘 1~2 丁目、弥生 1~2 丁目	154
麹町	麹町 1~5 丁目、一番町、二番町、紀尾井町、平河町 1~2 丁目	152
東新宿	東新宿 1~7 丁目、歌舞伎町 1~2 丁目、大久保 1 丁目	126
浜松町・芝	浜松町 1~2 丁目、芝大門 1~2 丁目、芝公園 1~2 丁目	109

※ スタートアップ数の大きい順に掲載。

5. スタートアップ集積地域ごとの事業分野の特徴

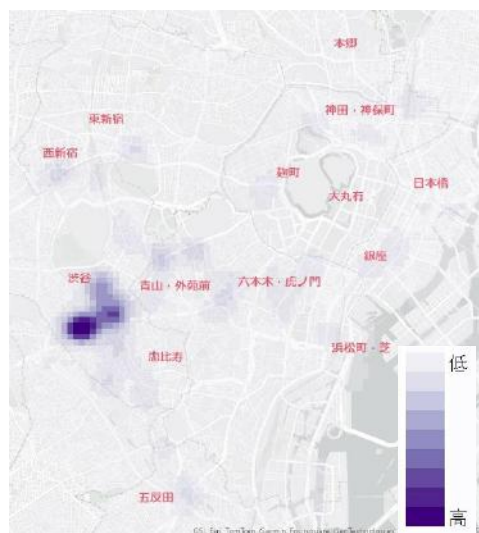
集積地域ごとの事業分野の特徴を見る前に、まず、事業分野ごとのスタートアップの密度分布を図4に示す。表3に示した8つの事業分野に加えて、「研究開発型」タグの分布も示した。このタグは出現頻度が高く共起ネットワークの構築からは除外したが、研究開発型のスタートアップは社会における注目度が高く、また全スタートアップの空間分布と比較して特徴的な分布傾向が見られたためである。分析対象とした6,833社のうち1,063社にこのタグが付されている。なお、図4の地図では濃い紫色が高密度、淡

い紫色が低密度に対応する。事業分野により最大値・最小値は異なるが、それぞれ 10 段階に分類して示した。

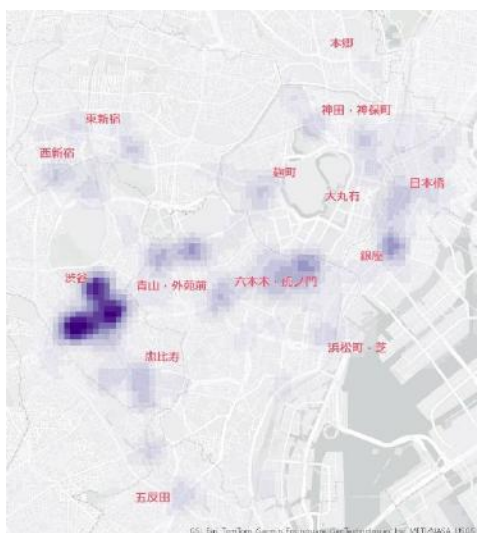
前章で述べたように全体として渋谷エリアに立地するスタートアップが多いため、事業分野ごとに見ても渋谷エリアに集積するケースが多いが、その割合は事業分野により異なっている。最も渋谷地域への集中傾向が強いのはメディア・エンタメで、密度の高い地域は他にはほとんど見られない。逆に、ヘルスケア・ライフサイエンスと「研究開発型」は、図 4 において最も濃い色で示された高密度の地域は渋谷ではなく日本橋付近であり、特徴的な分布となっている。ClimateTech・CleanTech および FinTech・金融では最も濃い色は渋谷エリアに見られるものの集積の範囲が相対的に狭く、大手町・丸の内・有楽町（以下、大丸有と呼ぶ）エリアへの集積が他の事業分野に比べて強い。AgriTech・農業は同程度の密度の集積が複数存在する点が特徴的であり、また 23 区東側の密度が高い傾向がある。このように事業分野によりその空間分布は異なる傾向を示しており、事業分野により立地選好あるいは立地に影響を及ぼす地域環境的な要素が異なる可能性を示唆している。

表 5 に集積地域ごとの 8 つの事業分野および「研究開発型」の企業の割合を示す。集積地域ごとに割合が最大の事業分野を赤字、最小の事業分野を青文字で示した。分析対象とした 6,833 社の中ではメディア・エンタメに該当する企業が最も多いため、多くの集積地域でその割合が最大であるが、「研究開発型」等、別の分野が最大の地域も半数程度見られ、地域ごとに事業分野の強みが異なる傾向が現れている。一方で、割合が最小の事業分野については、ほとんどの地域で全体の企業数が最も少ない AgriTech・農業となっており、地域差は小さかった。

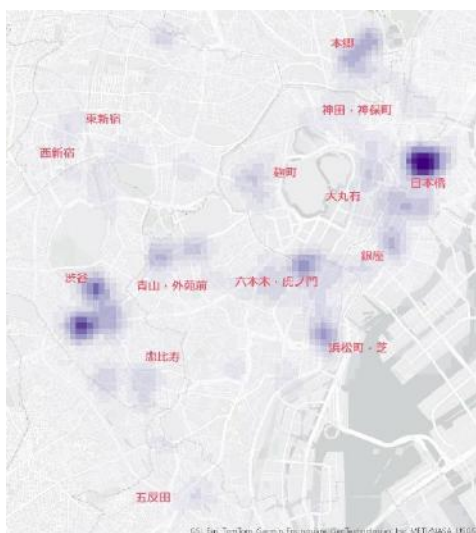
表 6 は表 5 の割合に基づいて算出した集積地域ごとの各事業分野および「研究開発型」の特化係数である。特化係数が 1.5 以上のセル（すなわち 23 区全体に比べてその事業分野の企業の割合が 1.5 倍以上の場合）を赤、0.5 以下のセル（23 区全体に比べてその事業分野の企業の割合が半分以下の場合）を青で示した。事業分野ごとに見ると色付きのセルが多く地域間で差が大きいのは、AgriTech・農業、ClimateTech・CleanTech、FinTech・金融、「研究開発型」である。ヘルスケア・ライフサイエンスは色付きのセルはこれらに比べて少ないが、その特化係数の値が大きく、やはり地域間の立地の差が大きい。これらの事業分野が地域の特色を構成するものと考えられるが、AgriTech・農業については、企業数が 92 と限られ、今回見られた地域差の大きさは偶発的である可能性もあり、注意が必要である。



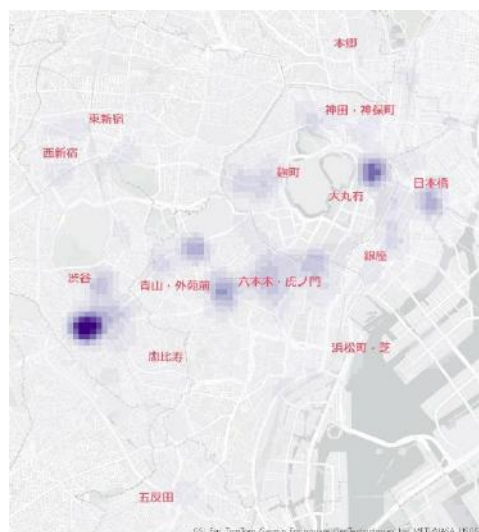
メディア・エンタメ



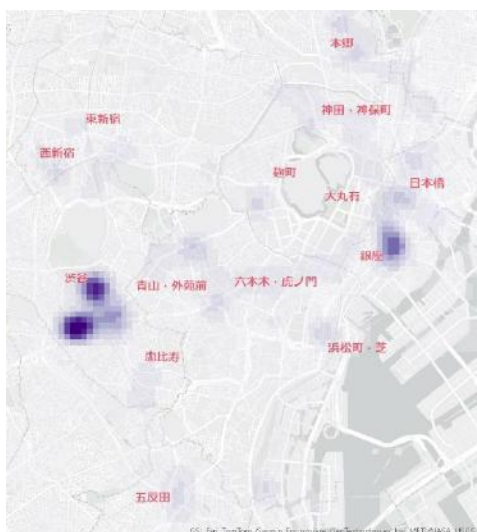
HRTech・採用



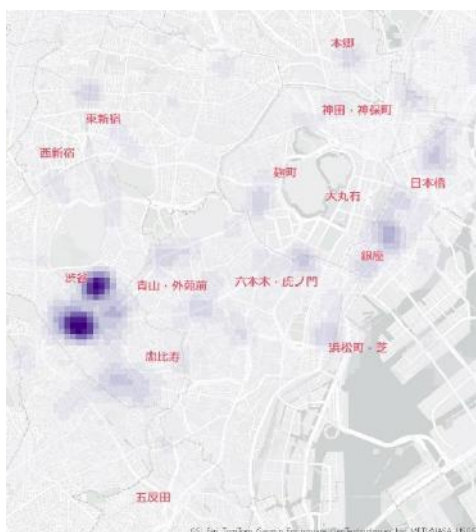
ヘルスケア・ライフサイエンス



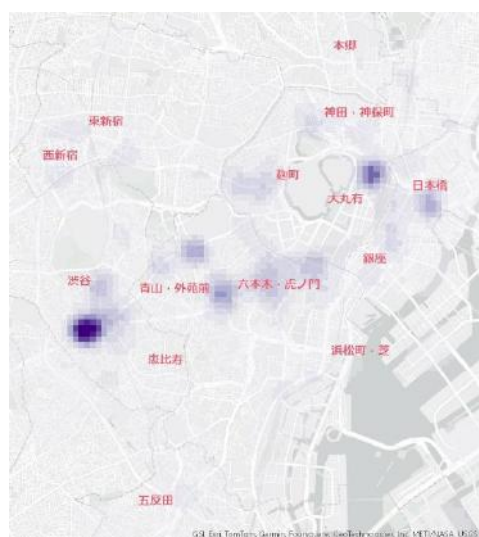
ClimateTech・CleanTech



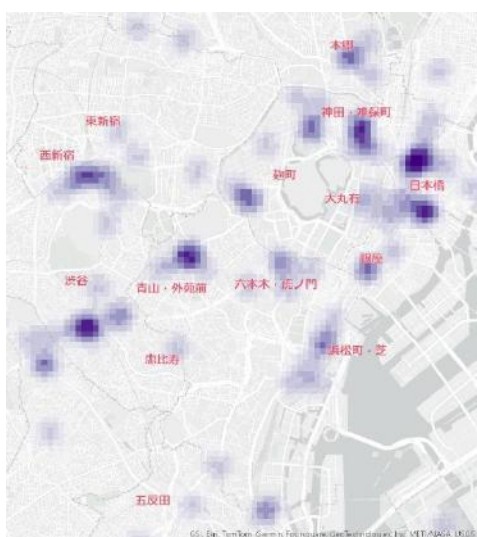
EdTech・教育



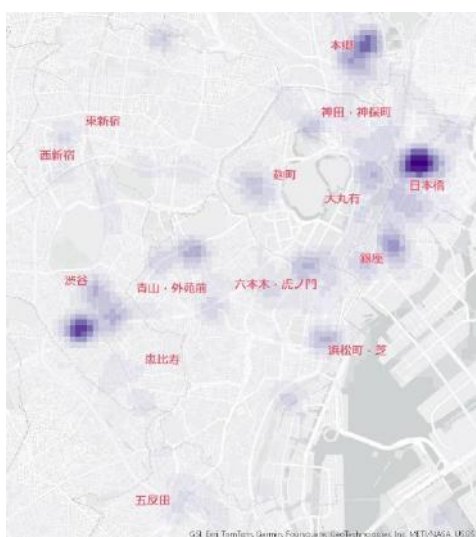
FoodTech・飲食



FinTech・金融



AgriTech・農業



研究開発型

図4 事業分野ごとのスタートアップの密度分布

表5 スタートアップ集積地域ごとの事業分野と「研究開発型」の割合

	メディア ・ エンタメ	HRTech ・採用	ヘルスケア・ ライフサイエンス	Climate Tech・ Clean Tech	EdTech ・教育	Food Tech・食 品	FinTech ・金融	AgriTech ・農業	研究 開発型
渋谷	26.1%	16.5%	8.9%	10.2%	9.5%	5.9%	2.1%	0.8%	8.6%
六本木・虎ノ門	17.2%	20.5%	11.8%	18.8%	6.7%	4.0%	3.8%	1.1%	10.3%
青山・外苑前	24.6%	18.0%	10.8%	11.1%	6.2%	4.3%	3.9%	1.6%	11.5%
神田・神保町	17.4%	16.0%	10.5%	11.8%	10.5%	3.8%	3.8%	3.1%	16.7%
日本橋	8.3%	17.0%	27.4%	12.6%	10.4%	4.8%	6.1%	3.0%	28.3%
銀座	16.4%	15.5%	11.3%	8.9%	12.2%	7.0%	4.2%	1.4%	15.5%
大丸有	9.5%	10.6%	14.5%	22.3%	7.3%	2.8%	6.1%	1.1%	22.9%
恵比寿	20.9%	22.6%	14.1%	5.1%	7.9%	6.8%	1.1%	0.0%	10.2%
五反田	24.3%	16.2%	11.0%	8.1%	11.6%	1.7%	5.2%	0.6%	16.8%
西新宿	24.1%	20.6%	8.8%	12.4%	10.6%	1.8%	1.2%	0.0%	10.0%
本郷	10.4%	7.8%	31.2%	5.2%	15.6%	4.5%	2.6%	2.6%	42.9%
麹町	18.4%	15.8%	16.4%	17.8%	6.6%	4.6%	6.6%	2.0%	15.8%
東新宿	26.2%	21.4%	9.5%	11.1%	7.1%	4.0%	3.2%	1.6%	6.3%
浜松町・芝	15.6%	13.8%	22.0%	4.6%	9.2%	6.4%	1.8%	2.8%	15.6%
その他	22.1%	15.4%	12.9%	8.5%	7.9%	6.9%	3.7%	1.3%	15.8%
東京23区全体	20.9%	16.2%	13.1%	10.3%	8.5%	5.8%	3.6%	1.3%	15.2%

※ 各集積地域で最も割合の高い事業分野を赤文字、最も割合の低い事業分野を青文字で示した。

表6 スタートアップ集積地域ごとの事業分野と「研究開発型」の特化係数

	メディア・エンタメ	HRTech・採用	ヘルスケア・ライフサイエンス	ClimateTech・CleanTech	EdTech・教育	FoodTech・食品	FinTech・金融	AgriTech・農業	研究開発型
渋谷	1.25	1.02	0.68	0.99	1.11	1.03	0.59	0.62	0.56
六本木・虎ノ門	0.82	1.27	0.90	1.83	0.78	0.70	1.05	0.83	0.68
青山・外苑前	1.17	1.11	0.83	1.09	0.73	0.74	1.09	1.22	0.76
神田・神保町	0.83	0.99	0.80	1.15	1.22	0.67	1.06	2.33	1.10
日本橋	0.39	1.05	2.09	1.23	1.22	0.83	1.69	2.26	1.86
銀座	0.79	0.96	0.86	0.87	1.43	1.22	1.17	1.05	1.02
大丸有	0.45	0.65	1.11	2.18	0.85	0.49	1.71	0.83	1.51
恵比寿	1.00	1.39	1.08	0.49	0.93	1.18	0.31	0.00	0.67
五反田	1.16	1.00	0.84	0.79	1.35	0.30	1.45	0.43	1.11
西新宿	1.15	1.27	0.67	1.20	1.24	0.31	0.33	0.00	0.66
本郷	0.50	0.48	2.38	0.51	1.82	0.79	0.72	1.93	2.83
麹町	0.88	0.97	1.26	1.73	0.77	0.80	1.83	1.47	1.04
東新宿	1.25	1.32	0.73	1.08	0.84	0.69	0.88	1.18	0.42
浜松町・芝	0.75	0.85	1.68	0.45	1.07	1.12	0.51	2.04	1.03

※ 特化係数が1.5以上のセルを赤、0.5以下のセルを青で示した。

集積地域ごとに見ると、最も特徴的なのは「本郷」で、「研究開発型」では23区全体の3倍近く、ヘルスケア・ライフサイエンス、AgriTech・農業、EdTech・教育では2倍程度の企業が集積している反面、23区全体では数の多いメディア・エンタメやHRTech・採用は半分以下である。スタートアップには大学の研究成果から始まったり、大学の研究者と共同研究や共同事業を行ったりするものも多く、東京大学（文京区本郷）、東京科学大学（旧・東京医科歯科大学；文京区湯島、千代田区駿河台）、順天堂大学（文京区本郷）などとの近接性が利点となり、研究開発や最新技術の活用が活発な分野のスタートアップが集積しているものと推察される。大学が運営するインキュベーション施設やラボ施設⁴の存在も、スタートアップの立地を後押ししていると考えられる。

「日本橋」と「大丸有」は「本郷」に次いで色付きのセルが多い。両者とも「研究開発型」が多くメディア・エンタメは少ないが、「日本橋」は特にヘルスケア・ライフサイエンスとAgriTech・農業、「大丸有」はClimateTech・CleanTechとFinTech・金融が、それぞれ多い傾向にある。日本橋エリアには大手製薬会社の本社、大丸有エリアには都市銀行の本店が多く、既存の大企業の集積が関連分野のスタートアップを誘引していると考えられる。また、「本郷」同様、これらの分野に特化したインキュベシ

ン施設⁵が立地しており、抑えた賃料設定や充実した共有施設・支援サービスなどスタートアップの立地しやすい環境が提供されていると言えよう。

一方で、「渋谷」、「青山・外苑前」、「銀座」は色付きのセルを持たず、東京 23 区全体からの差異の小さい特徴の弱い事業分野構成となっている。その他、1 つないし 2 つの事業分野に強みを持つ地域（「六本木・虎ノ門」、「神田・神保町」、「麹町」）、特に強みを持つ分野はないが 23 区全体に比べて顕著に少ない分野がある地域（「恵比寿」、「五反田」、「西新宿」）などが見られた。これらの地域では上述の「本郷」等とは異なり、観察された特色に繋がる要因は明らかではなく、その解明にはさらなる分析を要する。

4 章で述べたように東京 23 区には都心部を中心に複数のスタートアップの集積地域が存在しているが、立地する企業数や空間的な広がり、業種の構成などはそれぞれに異なっている。本章の分析で明らかになった事業分野構成の特徴については、地域環境の特色から特定の事業分野が集積する要因が推察しやすい地域がある一方で、地域の特色との関係が見えにくい場合もある。前者の状況からは、既存大企業の集積や大学等研究機関への近接性など歴史的に育まれた地の利と、スタートアップ支援機能を備えたオフィス施設の立地が互いに相乗効果を生んで、業種の特化がもたらす優位性に依るスタートアップ・エコシステムを形成していると考えられる。他方、事業分野の構成が東京 23 区と同程度で偏りが少ない地域は多様性から生じる優位性を持つ可能性もある。事業分野ごとの業種の集積が生じるメカニズムとそれがスタートアップの成長に及ぼす効果を明らかにするためには、スタートアップ各社の立地の変遷や成長の様子、地域環境の時系列的な変化等を総合的に組み合わせた分析が必要である。

6. おわりに

本研究では、スタートアップを包括的に収録したデータベースを活用し、国内において特に多くのスタートアップが立地する東京 23 区を対象として、スタートアップ集積地域を検出すると共に、事業分野ごとの空間分布特性および集積地域ごとの事業分野構成について分析をした。

集積地域として検出されたのは「渋谷」、「六本木・虎ノ門」、「日本橋」、「大手町・丸の内・有楽町」、「本郷」など 14 の地域であった。事業分野としては、「メディア・エンタメ」、「ヘルスケア・ライフサイエンス」など 8 分野が抽出され、それらと「研究開発型」タグを併せた 9 分野について事業分野構成の傾向を見た。集積地域は、800 以上のスタートアップが立地する「渋谷」を筆頭に、300-400 程度が立地する中規模な集積、200 前後が立地する小規模な集積に大別され、空間的な広がりもそれぞれ異なっている。14 の集積地域のうち一部は、23 区全体とは大きく異なる事業分野構成を有し、その地域に集積した既存大企業の業種やスタートアップ支援施設の有無、大学等研究機関への近接性などが、特定の事業分野のスタートアップの集積に寄与している可能性が示された。

今後は今回の分析で明らかとなった業務分野ごとの空間分布の特徴や集積地域ごとの事業分野構成の特徴を踏まえて、スタートアップの集積・成長に資するエコシステムの空間的特徴を統計的なモデル化の手法によってより詳細に分析していく。分析ではまず、上述した関連プレイヤーとの位置関係など空間的な要素や、交通利便性・アメニティの充実など都市的な環境要素を、客観的なデータに基づいて把握す

る。さらに、スタートアップ集積の変化や個別スタートアップの成長・移転など時系列的な要素を組み込んで、関連プレイヤーや環境要素との相互作用を時空間的視点から明らかにすることを目指す。

謝辞:

本研究は MEC-UTokyoLab 「イノベーション拠点の空間形成と評価」 社会連携研究部門における成果の一部である。また、本研究の基盤となるスタートアップのデータは株式会社ユーザベース様より提供いただいた。ここに記し感謝の意を表したい。

参考文献:

- Arrow, Kenneth J. 1962. "The Economic Implications of Learning by Doing." *The Review of Economic Studies* 29 (3): 155–73. <https://doi.org/10.2307/2295952>.
- Glaeser, Edward L., Hedi D. Kallal, José A. Scheinkman, and Andrei Shleifer. 1992. "Growth in Cities." *Journal of Political Economy* 100 (6): 1126–52. <https://doi.org/10.1086/261856>.
- Glaeser, Edward L., and William R. Kerr. 2009. "Local Industrial Conditions and Entrepreneurship: How Much of the Spatial Distribution Can We Explain?" *Journal of Economics & Management Strategy* 18 (3): 623–63. <https://doi.org/10.1111/j.1530-9134.2009.00225.x>.
- Jacobs, Jane. 1969. *The Economy of Cities*. New York: Random House.
- Marshall, Alfred. 1890. *Principles of Economics*. London: Macmillan.
<http://archive.org/details/principlesecono00marsgoog>.
- McDougall, Patricia P., Benjamin M. Oviatt, and Rodney C. Shrader. 2003. "A Comparison of International and Domestic New Ventures." *Journal of International Entrepreneurship* 2003 1:1 1 (1): 59–82.
<https://doi.org/10.1023/A:1023246622972>.
- Porter, Michael E. 1996. "Competitive Advantage, Agglomeration Economies, and Regional Policy." *International Regional Science Review* 19 (1–2): 85–90.
<https://doi.org/10.1177/016001769601900208>.
- Romer, Paul M. 1986. "Increasing Returns and Long-Run Growth." *Journal of Political Economy* 94 (5): 1002–37. <https://doi.org/10.1086/261420>.
- 岡本千草. 2024. "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." 16. CREI レポート. 東京大学不動産イノベーション研究センター. <https://www.crei.e.u-tokyo.ac.jp/wp-content/uploads/2024/03/537684ccd8af99d4bbc209d38e9f8e7d.pdf>. (最終閲覧日: 2025 年 3 月 23 日)
- 経済産業省. 2025. "スタートアップ育成に向けた政府の取組: スタートアップの力で社会課題解決と経済成長を加速する." https://www.meti.go.jp/policy/newbusiness/kaisetsushiryou_2025.pdf. (最終閲覧日: 2025 年 3 月 23 日)
- 経済産業省中国経済産業局. 2019. "平成 30 年度 地方創生に向けたスタートアップエコシステム整備促進に関する調査事業報告書." 広島市: 中国経済産業局 総務企画部 企画調査課.
https://warp.da.ndl.go.jp/collections/info:ndljp/pid/11663694/www.meti.go.jp/meti_lib/report/H30FY/010721.pdf (最終閲覧日: 2025 年 3 月 23 日)

スピーダ. 2025. “スタートアップとは.” 2025.

<https://help.initial.inc/ja/articles/4570807-%E3%82%B9%E3%82%BF%E3%83%BC%E3%83%88%E3%82%A2%E3%83%83%E3%83%97%E3%81%A8%E3%81%AF>. (最終閲覧日: 2025 年 3 月 23 日)

東京大学教養学部統計学教室編. 1994. 人文社会科学の統計学. 基礎統計学, II. 東京大学出版会.

内閣府. 2022. “スタートアップ育成 5 カ年計画”.

https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/atarashii_sihonsyugi/pdf/sdfyplan2022.pdf. (最終閲覧日: 2025 年 3 月 23 日)

難波英嗣. 2020. “テキスト間の類似度の測定.” 情報の科学と技術 70 (7): 373–75.

https://doi.org/10.18919/jkg.70.7_373.

樋口耕一. 2020. 社会調査のための計量テキスト分析—内容分析の継承と発展を目指して【第2版】 KH Coder オフィシャルブック. 第2版. ナカニシヤ出版.

———. 2023. “KH Coder.” <https://khcoder.net/>. (最終閲覧日: 2025 年 4 月 4 日)

¹ スピーダには原則として、ベンチャーキャピタルや投資家等から株式での資金調達を行っている未上場企業が収録されている。上場企業等の 100% 子会社やスモールビジネス、株式での資金調達はせず自社の売上で成長している未上場企業等は含まれていない(スピーダ 2025)。企業情報としては、企業名、設立日、事業内容、成長段階、調達後評価額、住所の変遷等が掲載されているが、一部の項目が非掲載の企業もある。

² Jaccard 係数は集合同士の類似性を測定する指標の 1 つで、自然言語処理の分野ではテキストを単語の集合と見做してその類似性を図る手法としてよく用いられる(難波 2020)。Jaccard 係数は 2 つの集合 A 、 B に対し、 $\frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$ で定義される。2 つの集合に含まれる要素のうち共通要素の占める割合に相当し、0 から 1 の値を取り、集合同士の類似性が高いほど高い値を取る(樋口 2020)。ここでは、特定のタグ a 、 b を含む企業の集合をそれぞれ A 、 B として両集合の類似性を測定し、それをタグ a 、 b 同士の関係性の強さと捉えている。

³ 一般的な地名と表 4 に整理した本研究におけるスタートアップ集積地域との区別のため、これ以降、後者はかぎ括弧を付けて記載する。

⁴ 本郷周辺には、東京大学のアントレプレナープラザ (<https://www.ducr.u-tokyo.ac.jp/activity/venture/incubation/eplaza.html>)、東京科学大学のシェアラボ (<https://www.tmd.ac.jp/press-release/20240301-1/>)、順天堂大学の AI インキュベーションファーム (<https://research-center.juntendo.ac.jp/aif/>) がある。

⁵ 例として、日本橋にはライフサイエンスに特化した日本橋ライフサイエンスビル (<https://www.nihonbashi-lifescience.jp/building/>)、大手町には FinTech に特化した FINOLAB (<https://finolab.tokyo/jp/aboutus/>) がそれぞれ立地している。