

施設・企業立地の集積・多様性がイノベーション創出に及ぼす影響

長谷川大輔*・岡本千草**・秋山祐樹***・長瀬洋裕****・武藤祥郎****

Impact of aggregation and diversity of facilities and company locations on innovation creation

Daisuke HASEGAWA*, Chigusa OKAMOTO**, Yuki AKIYAMA***,
Yosuke NAGASE****, Sachio MUTO****

Many cities are considering the formation of startup ecosystems which is a system to create new startup companies, and After COVID-19, the environment around workplaces is focused. This study examines Tokyo's urban environmental indicators, such as the IT industry, industrial diversity, business support functions, universities, and urban amenities promote the location of startups. First, we analyze the co-aggregation of startups and each indicator using bivariate local Moran statistics. Second, we evaluate the combined influence of each indicator concerning the surrounding area using the SAR model. The results show that the IT industry, the investor company, and the hotel strongly influence the clustering of startups.

Keywords: スタートアップ (startup), 都市多様性 (diversity), 共集積 (co-agglomeration), エコシステム(ecosystem)

1. はじめに

1.1. 研究背景

イノベーションを興すプレイヤーとなるスタートアップの育成が世界中で重視されており、その土壌育成が進められている。スタートアップとは設立年数を問わず、社会変革をもたらすイノベーションによって急成長する組織のことであり、その成長スピード、イノベーションの有無によってベンチャー企業と大別される(東京大学, 2021)。イノベーションを興すスタートアップの醸成には「物理的要素」「経済的支援」「ネットワーク」が必要とされ、大学や大企業がネットワークのハブとなる。それらを中心にスタートアップを生み出しながら発展していく仕組みはスタートアップエコシステムと呼ばれ、欧米を中心に新たな都市モデルとして発展していることが指摘されている(Katz and Wagnerki, 2014)。我が国の現状としては、最もエコシステムの社会実装が進

んでいるのは東京であるが、Startup Genome 社が毎年発表する世界の都市別スタートアップエコシステムのランキングにおいて、東京は 2022 年度において 12 位に位置している。そこからの国際競争力・地位向上は急務として、2020 年 7 月より、スタートアップの拠点として、グローバル拠点都市、推進拠点都市をそれぞれ 4 ヶ所指定している(内閣府, 2020)。さらに、2022 年度は「スタートアップ創出元年」と称して官民双方のスタートアップ支援強化が表明されており、スタートアップ担当大臣が新設されるなど、積極的な取り組む姿勢が打ち出されている。

直近ではコロナ禍によるリモートワークの促進が進んだ一方で、GAFA をはじめとする欧米の大企業では改めて対面での勤務が重要視され(CNBC, 2022)、イノベーション創出に対する、地区の雇用の多様性や都市のアメニティ、Walkability など、勤務地周辺の「場の力」に改めて注目が集まっている。

* 正会員 東京大学不動産イノベーション研究センター (The University of Tokyo)
〒113-8654 東京都文京区本郷 7-3-1 E-mail : hasega60@e.u-tokyo.ac.jp

** 非会員 中央大学経済学部 (Chuo University)

*** 正会員 東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科 (Tokyo City University)

**** 非会員 東京大学不動産イノベーション研究センター (The University of Tokyo)

1.2. 関連する研究と課題

Auderetstich and Beltski(2017) では欧州の 70 都市を対象とした都市に対する個人認識調査の結果を用いて、各都市の企業家精神につながる因子構造をモデリングし、交通便利性、都市の清潔性や文化性が企業家精神についての影響は少なからず存在する点を示している。また、Roche et. al.(2022) において、同一コワーキングスペースでの勤務環境の近接性が、異業種間のスタートアップ協調関係・知識スピルオーバーを発生に寄与することを述べており、スタートアップの集積の重要性が示されている。

ほか、日本における研究例として、エコシステム形成に直接的な影響がある投資企業と投資家、出身コミュニティの影響について、穴井・柴崎 (2020) には、日本のエコシステムに課題があるとして東京 23 区におけるスタートアップ企業と投資元・コミュニティのハブとなるベンチャーキャピタルが共集積をなしていないことを指摘している。また、穴井・柴崎 (2022) ではスタートアップ企業とその創

業者の出身大学・企業が一定の範囲に近接することで、企業の時価総額に正の影響があることを示している。しかし、これまでの研究ではスタートアップの集積に寄与する都市の環境という観点で、施設単位での人同士の交流に関する検証、都市間のマクロな比較が中心であり、徒歩圏、地区単位など、ミクロな範囲での、特に日本を対象とした都市のインフラ・環境に依存する場所の特性からみたイノベーションの小集積構造についての研究蓄積は少ない。

1.3. 研究の目的と仮説の設定

本研究の目的としては、スタートアップ企業の一定の集積が見られる東京を対象に、スタートアップの企業立地とその周辺都市環境の関係性について、多様な空間データを活用して明らかにし、大都市におけるイノベーション創出に資する知見を得ることである。

そのために本研究では、スタートアップの立地に資する都市の環境について検証するにあたり、世界

表 1 利用するデータ (N=2114)

仮説	No	指標	単位	年次	入手先	Mean	SD
	1	スタートアップ企業	箇所/ha	2022	STARTUP DB 企業情報	0.313	0.831
①	2	情報サービス業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.547	1.381
	3	通信・放送業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.336	0.779
	4	製造業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	1.054	1.35
	5	不動産業・物品賃貸業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	1.444	1.769
②	6	学校教育	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.046	0.109
	7	その他教育・学習支援業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.305	0.401
	8	医療・福祉業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.972	0.869
	9	事業所総数	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	1.453	8.896
	10	企業の業種多様性		2016	経済センサス 小地域別 事業所数	1.675	0.313
	11	法律等サービス業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	1.009	2.386
③	12	金融・保険業	箇所/ha	2016	経済センサス 小地域別 事業所数	0.352	0.85
	13	出資元企業	箇所/ha	2022	STARTUP DB 資金調達・出資元情報	0.082	0.249
	14	大学数	箇所	2021	大学等における産学連携実施状況に関する調査結果	0.249	0.559
	15	共同研究数	箇所	2021	国土数値情報 学校 大学・短期大学・高専	68.368	240.345
④	16	共同研究数	箇所	2021	大学等における産学連携実施状況に関する調査結果	68.368	240.345
	17	共同研究金額	万円	2021	大学等における産学連携実施状況に関する調査結果	23.543	110.097
	18	大学別特許取得件数	件	2021	大学等における産学連携実施状況に関する調査結果	23.877	120.02
	19	容積率	%	2019	国土数値情報 用途地域	490.21	165.86
	20	FAB 施設	箇所/ha	2022	fab なび	0.002	0.014
	21	コワーキングスペース	箇所/ha	2022	Coworking JAPAN	0.001	0.011
⑤	22	大規模公園数	箇所	2011	国土数値情報 都市公園 総合・運動・広域公園	0.632	1.17
	23	小規模公園	箇所/ha	2011	国土数値情報 都市公園 街区・近隣公園	0.055	0.075
	24	美術館	箇所/ha	2013	国土数値情報 文化施設 美術館・博物館・図書館	0.005	0.025
	25	飲食店	箇所/ha	2021	座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版	1.895	10.464
	26	ホテル	箇所/ha	2021	座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版	0.029	0.149

的にも IT 企業が多くのイノベーションを牽引していることから、①IT 企業が多い地域ほど、②周辺の企業密度、および産業の多様性が高い地域ほど、③スタートアップを支えるバックオフィス・資金調達が充実している地域ほど、④学術研究へのアクセスが良い地域ほど、⑤充実した都市のアメニティ、もしくはその地域が周辺にあるほど、スタートアップ企業の立地がしやすいという 5 つの仮説を設定する。その検証のための空間データの整備と、それらを用いた 2 変量ローカルモランによるスタートアップ立地と各地域指標との共集積の確認、そして同時自己回帰モデルによって、スタートアップの密度に対する各指標の関係性について、自ゾーン・近接ゾーン両方の影響から検証する。

2. データの構築

東京 23 区の小地域 3154 町丁目のうち、住宅地のみで構成される、産業が集積する地域として適さない地域を除いた 2114 を分析対象の町丁目とする。具体的には、用途地域のポリゴンを町丁目ポリゴンで分割し、商業・近隣商業・工業地域の面積が町丁目全体の面積の 1 割を超える地域を抽出した。

また、表 1 に本研究で仮説①から⑤に関する検証に用いるデータの一覧と、その記述統計量である平均と標準偏差を示す。スタートアップの立地として、

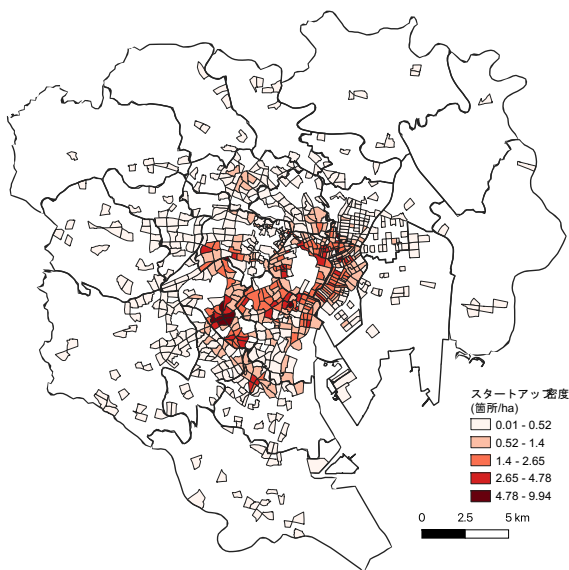


図1 スタートアップ企業の密度

2022 年 4 月における、STARTUPDB 企業情報より、Exit 実績の無い運営中の企業のうち、CSIS アドレスマッチングサービスを用いて字レベル・号レベルで実行できた 9226 社を対象とする。図 1 に対象としたスタートアップ企業を、町丁目別に面積で除した密度を示す。渋谷駅周辺を軸に、六本木から日比谷、大手町にかけて東方向に、山手線に沿って南北に集積地域が広がっている様子が示されている。仮説①の IT 企業の立地、および②の関連する企業の立地のデータは 2016 年度経済センサスより、町丁目別に、産業（中分類）別業種 95 種のうち、関係すると考えられる業種の事業所数を取得した。なお、町丁目における事業所の業種多様性を示す値として、生物多様性を評価する際に用いられることの多い Shannon-Weaver 指数によって計算した。

$$H_i = - \sum_s P_{is} \log P_{is} \quad (1)$$

$$P_{is} = n_{is}/N_i$$

n_{is} 町丁目 i における事業所業種 s の企業数

N_i 町丁目 i における事業所総数

町丁目の業種多様性 H_i は、 $[0 < H_i \leq \log \text{種別数}]$ の範囲内で、高い値を取るほど様々な業種が同数程度所在し、多様性が高い地域であることを指す。こちらを経済センサスより取得した町丁目・業種別の事業所数より計算した。

また、③企業支援・出資元企業に関するデータについては、経済センサスの関連業種、および STARTUPDB において出資元企業として登録されている企業について、企業名より経済産業省 gBizINFO API を用いて法人番号、および企業所在地を取得できた 3378 社を対象とする。仮説④の大学に関するデータとしては、文部科学省「大学等における産学連携実施状況に関する調査結果」において調査対象であった 1044 校を対象として、企業との共同研究の件数、金額、大学発の特許申請数を取得し、その所在地として国土数値情報の学校データを用いた。ただし、大学のどのキャンパスでの共同研究、特許かは不明であったため、キャンパスが複数ある場合、その数で按分した値を各キャンパスの値として用いた。⑤の都市のアメニティとしては、対象町丁目の

容積率の最大値、各種都市施設、そしてスタートアップの集積拠点として、3Dプリンターなど各種工作機器が自由に利用できるスペースである FAB 施設、コワーキングスペースを取得した。

これらの事業所数・施設に関して施設密度を町丁目別に集計した。ただし、施設面積が広い大学、大規模公園については、地点から 500m のバッファを作成し、各町丁目ポリゴンと重なる数を集計した。

3. 分析手法

2変量ローカルモランによるスタートアップ立地と各地域指標との共集積の確認、そして同時自己回帰モデルによるスタートアップの密度を被説明変数とした、各指標の関係性について議論を行う。

3.2. 2変量ローカルモランによる共集積の確認

2変量ローカルモランは地域で集計した2変数、およびゾーン間の近接関係を示した空間重み行列を用い、以下の式によって求める指標である。

$$I_i^{ky} = \frac{(y_i - \bar{y}) \sum_{j=1}^N w_{ij}(x_{jk} - \bar{x}_k)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{jk} - \bar{x}_k)^2}} \quad (1)$$

i, j 地域に関する添字 ($i, j \in N, i \neq j$)

k 説明変数に関する添字 ($k \in K$)

\bar{y} スタートアップ密度の平均値

\bar{x}_k 変数 k の平均値

w_{ij} $i-j$ 間の空間重み ($w_{ij} \in W$)

ここで、空間重み行列 W は地域間に近接性を示した行列であるが、本研究では孤立地域の現れない、代表地点から最近隣の6ゾーンについて近接とした近接行列を作成し行標準化したものを W として用いる。こうして計算した2変量ローカルモランが正の値、かつ(1)式の分子が正の値となる地域は、集積するスタートアップの分布と各地理的指標の両方が集積する”High-High、ホットスポット”に分類される。その地域数とその可視化結果から、スタートアップとの共集積が起きている指標を確認する。

ただし、2変量ローカルモランによる共集積は対象地域とその周辺地域の集積を対象とするため、同一地域内の集積を測ることができない。穴井・柴崎 (2020) では同一地域内も近接すると定義して求

表2 空間計量経済モデルの整理
(村上, 2022 より引用)

モデルの主な呼称	被説明変数	説明変数	誤差項
空間ラグモデル (SLM)	○		
SLX モデル		○	
空間エラーモデル (SEM)			○
空間ダービンモデル (SDM)	○	○	
空間ダービンエラーモデル (SDEM)		○	○
SARAR モデル	○		○
Manski モデル	○	○	○

めた W を用いた、拡張型2変量モラン統計量を用いて改善している。しかし、数の少ない施設については集積が現れず、共集積を測ることが難しいことや、各説明変数の相互・複合的な影響については確認することができない点が課題となる。そのために本研究では、地域間の空間相互作用効果を同時自己回帰モデル(SAR)によって関係性を分析する。

3.2. SAR による空間的特徴の分析

通常の線形回帰モデルが説明変数群、誤差項で構成される回帰モデルによって被説明変数との関係性を記述しているものだが、SAR は地域間の相互作用を考慮しながら各要素の空間相関関係をモデル化するもので、空間計量経済学の分野などを中心に用いられている。手法も様々なものが提案されており、空間相関を考慮する項目で表2のように整理される。本研究では各モデルを実行した結果、最も AIC の絶対値が最も小さかった(3)空間ダービンモデル(SDM)を用いて分析を行う。SDM は以下のように定式化される。

$$y_i = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} y_j + \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N w_{ij} x_{jk} \gamma_k + \sum_{k=1}^K x_{ik} \beta_k + \varepsilon_i \quad (2)$$

$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

i, j ゾーンに関する添字 ($i, j \in N, i \neq j$)

k 説明変数に関する添字 ($k \in K$)

ρ 被説明変数の空間波及に関するパラメータ

γ_k 説明変数 k の空間波及効果に関する係数

β_k 説明変数 k の直接効果に関する係数

ε_i 誤差項

なお、SDM の分析を行うにあたり、SAR モデル

の利用が適しているか確認し、有意であるという結果を得た。具体的には、通常の線形回帰モデルの残差のグローバルモランの値が、 p 値 0.01 水準で有意に大きい値を示し、空間相関が見られたこと、ラグランジュ乗数検定による SAR モデルに対する有意性の確認によって、こちらも SEM, SLM の両方で、 p 値 0.01 水準で有意となり、対象とするデータでは通常の線形モデルよりも同時自己回帰モデルでの分析が適していると示された。

計算あたり、2変量ローカルモランは `python-pygeoda 0.0.8`、SDM は `R-spatialreg1.2.3` を用いた。

4. 東京 23 区を対象とした分析結果

4.1. 2変量ローカルモランによる共集積の分析結果

図 2 は東京 23 区の小地域を対象とした、2変量ローカルモランによるパターン分類結果を、High-High の数が多いものから示したものである。High-High の割合が高ければスタートアップとの共集積をとっている地域が多いことを示している。また、High-Low 地域の割合が低ければ、比較対象の指標の集積が見られる地域にはスタートアップが集積する

可能性のある、必要条件となっていることを示している。各指標を見ていくと、容積率、企業の多様性との共集積が全体の 14% 弱と多くっており、オフィスが高度に集積する地域にスタートアップも集積することを示している。また、出資実績のある企業

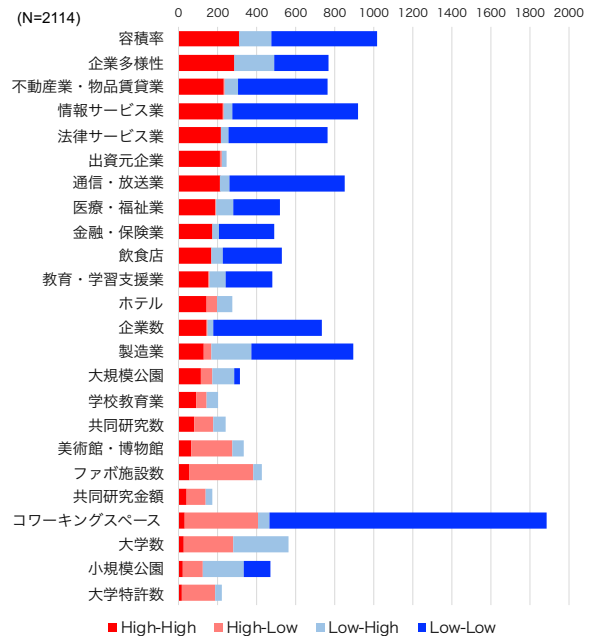
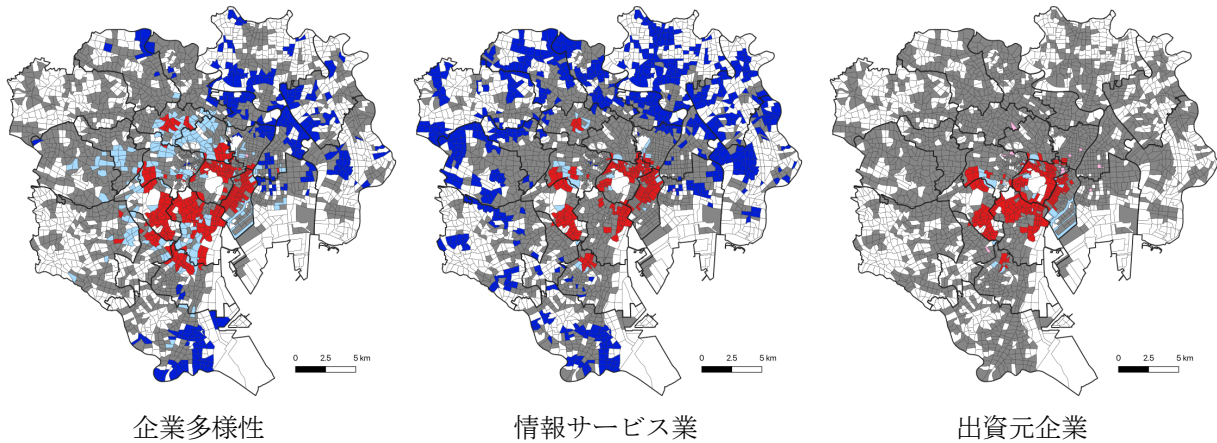


図 2 2変量ローカルモランによる地域分類結果



名称	説明
High-High	対象地域 i のスタートアップ、隣接地域 j の指標両方が高い集積の地域
High-Low	対象地域 i のスタートアップのみが集積する地域
Low-High	隣接地域 j での指標は集積するが、地域 i のスタートアップ集積に影響のない地域
Low-Low	対象地域 i のスタートアップ、隣接地域 j の指標両方が高い集積の地域
Not significant	p 値が 0.05 を超え、統計的に有意でない地域
対象外	商業・近隣商業・工業地域の割合が小さく対象外とした地域

図 3 2変量ローカルモランによる分類の空間分布

とは、共集積をとっている地域が多く、分布が共通していることを確認できる。ほか、各業種との共集積を見ると、不動産業、情報サービス業、法律サービス業が高くなっている。特に、情報サービス業は事業所密度が低く、集積箇所が一致し、High-Low, Low-High 地域が少ないことがわかる。また、集積箇所の具体的な地域を確認するため、図3に各地域のスタートアップと企業多様性、情報サービス業、出資元企業との2変量ローカルモランの集積パターンについて示す。

企業多様性を見ると、スタートアップ企業が集積する渋谷区、港区北部を中心に、その周辺の地域に共集積のエリアが広がっている様子が確認できる。一方で、港区南部や豊島区などの多くはLow-Highに分類され、企業の多様性は高いもののスタートアップの集積は見られない、スタートアップ-地場産業間のリンクが見られない地域となっている。

次に、IT企業を含む情報サービス業との共集積の分類結果を見ると、企業多様性が見られた地域においても、渋谷・恵比寿駅周辺、目黒区では五反田駅周辺など、交通便利性の高い主要駅周辺に共集積の地域が限定されることがわかる。また、出資元企業との共集積については、情報サービス業の分布とは異なり、青山、六本木、大手町エリアなど、出資元となる大企業の多い都心部に見られることがわかる。また、分類結果のうちHigh-Highの割合が高いことから、双方の分布が一致し、出資企業-スタートアップのエコシステムが都心エリアに形成されている。

以上のように、企業の多様性の高い地域、出資実績のある企業がスタートアップ企業の立地と共集積をとることが確認することができた。次節より、大学やコワーキングスペースなど、イノベーションの拠点となりうる可能性がある関係性に着目した、SDMによる分析結果を示す。

4.2. SDMによる分析結果

表3に通常の線形モデル(LM)、SDMによる回帰分析を行った結果を示す。なお、分析を行うにあたって各指標のVIFが5.0を超える、多重共線性の影響が生じる恐れのある指標(大学別共同研究金額、

特許申請数)を除いている。2つのモデルを比較すると、LMよりもSDMのAICが小さく、モデルの当てはまりが良い結果となっている。なお、LMの調整済み決定係数は0.710と一定の推定精度のあるモデルとなっている。各指標の推定結果を見ると、IT系企業が含まれる情報サービス業は、スタートアップの立地に対して自エリア、周辺エリアともに正の影響があった。他にも通信業、不動産業、予備校や学習塾といった学習支援業について、自エリアに対する正の影響が確認できた。ただし、事業所の密度自体は負の効果が見られ、業種の多様性は有意な指標とはなっていない。

スタートアップへの事業支援に関係する指標としては、共集積が見られた出資元企業については、自エリアに対する強い正の影響があり、狭い範囲での集積によるスタートアップへの影響が大きいことがわかる。ただし金融系、法律サービス系企業などの立地の影響については、金融系企業が分布する、例えば金融街の周辺地域については、賃料の高さ等が影響し、スタートアップの立地に負の影響を与えている。

スタートアップ創出の拠点となりうる大学の所在、および企業との共同研究数との関係については、大学の所在はスタートアップの立地に対して弱い正の影響を与えているものの、その影響は情報サービス業、出資元企業に比べて影響は小さい。さらに、大学と企業の繋がりを示す共同研究の数は有意ではなかった。このため、東京では大学に起因し、その周辺に立地するスタートアップ企業は少ないことを示している。

最後に各種施設や公園などの都市のインフラが与える影響については、FAB施設、ホテルの所在が正の影響している。一方、同様の影響を示すと予想されたコワーキングスペースは負の影響となった。これは郊外に所在する、いわゆるテレワークスペースなどで用いられる施設が多いデータであり、都心に所在する会員制の施設などが対象外であったことが原因とみられるが、郊外にあるコワーキングスペースはスタートアップ創出に寄与していない現状も示している。また、飲食店については自エリアに対し

表3 回帰分析結果

Variables	Model (1) LM		Model (2) SDM			
	Estimate	Std. Error	Direct Estimate	Std. Error	Indirect Estimate	Std. Error
(Intercept)	0.0556	0.0651	0.1515	0.0996		
事業所						
情報サービス業	0.2316	0.0138 ***	0.1559	0.0132 ***	0.0755	0.0261 ***
通信・放送業	0.1373	0.0198 ***	0.0566	0.0202 ***	-0.0098	0.0342
製造業	-0.0427	0.0095 ***	-0.0197	0.0120	0.0114	0.0163
不動産業・物品賃貸業	0.0244	0.0122 **	0.0301	0.0114 ***	-0.0687	0.0213 ***
学校教育	-0.2530	0.1018 **	-0.2329	0.0935 **	0.0068	0.1981
その他の教育・学習支援業	0.3238	0.0380 ***	0.1788	0.0352 ***	0.0161	0.0709
医療・福祉業	-0.0563	0.0188 ***	-0.0079	0.0170	-0.0046	0.0387
事業所密度	-0.0074	0.0021 ***	-0.0052	0.0022 **	0.0015	0.0034
業種多様性	-0.0954	0.0385 **	-0.0592	0.0386	0.0133	0.0696
事業支援						
法律サービス業	-0.0089	0.0089	0.0111	0.0086	-0.0124	0.0156
金融・保険業	-0.0347	0.0176 **	-0.0119	0.0177	-0.1176	0.0314 ***
出資元企業	1.5993	0.0549 ***	1.3917	0.0512 ***	0.1492	0.1218
大学						
共同研究数	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001	-0.0000	0.0001
大学数	0.0324	0.0177 *	0.0357	0.0209 *	-0.0356	0.0305
都市イン						
容積率	0.0002	0.0001 ***	0.0002	0.0001	-0.0003	0.0002
フラ						
FAB 施設	4.8108	0.7113 ***	4.0916	0.6264 ***	-0.8858	1.5227
コワーキングスペース	-0.6948	0.9117	-1.7755	0.8081 **	-7.1146	2.0222 ***
大規模公園数	-0.0155	0.0109	-0.0098	0.0168	0.0113	0.0231
小規模公園数	-0.0714	0.1316	0.0801	0.1196	-0.4218	0.2320 *
美術館	0.2291	0.4100	0.3613	0.3618	-1.3105	0.8631
飲食店	-0.0096	0.0019 ***	-0.0108	0.0018 ***	0.0180	0.0037 ***
ホテル	0.5388	0.0969 ***	0.4361	0.0860 ***	0.3743	0.2123 *
N	2114		2114			
AIC	2204.90		2139.36			

Note: *** $p < 0.01$; ** $p < 0.05$; * $p < 0.1$

て負の影響、周辺エリアに対して正の影響が生じていることから、スタートアップ企業にとって飲食店が NIMBY(Not In My Backyard)施設となっている可能性を示している。

以上の結果から、スタートアップ企業の立地に関して設定した本研究の仮説に対して、以下の結果が得られた。

1. スタートアップ企業と IT 企業の共集積が見られ、IT 企業の分布は直接的、およびその周辺にも正の影響がある。
2. その他の企業の密度については、通信・放送業や学習支援業の影響が確認できたものの、企業の多様性の高さはスタートアップの立地に対する影響があるとは言えない。
3. 出資実績のある企業周辺にはスタートアップ企業は立地しやすく、東京では出資企業-スタートアップ間のエコシステムが形成されている。

4. 都市施設が充実している地域については、FAB 施設、ホテルの立地が正の影響を与え、飲食店に関しては近接地域での所在が求められる。
5. 企業との共同研究実績の多い、スタートアップの創出拠点となりうる大学については、現状スタートアップの立地について正の影響を与えていない。

5. おわりに

本研究では、スタートアップ企業が多く立地する東京において、都市環境のどのような要素がスタートアップの立地に対して影響しているか、ミクロな空間単位である小地域単位で、2変量ローカルモランによるスタートアップ立地との共集積、および空間相関を考慮した同時自己回帰モデルによるスタートアップ企業立地への影響を計測した。その結果、IT 企業・出資元企業の集積がスタートアップ企業の

立地に大きく影響していること等が示された。また、東京エリアにおいてイノベーション創出の更なる加速を実現するためには、本研究であまり影響力が見られなかった大学発、もしくは大学を拠点とした、産学結節の強いスタートアップ創出の強化が必要と考えられる。

今後の課題として、共集積の計算手法について、 x と y を逆にした、自地域・周辺地域の影響を逆にした際の影響、他地域での検証がある。国内の他のグローバル拠点都市（名古屋・大阪・福岡）において、東京での分析と同様に SAR モデルによる分析を行ったが、グローバルモランによる残差の空間相関が確認できなかったこと、ラグランジュ乗数検定によって SAR モデルの有意性が確認されなかった。そのため、別の回帰手法の検討について検討していく。また、空間相関が無いという結果は、これら 3 都市においてスタートアップの集積が起きていないことも示している。今後は、東京以外の都市における集積を高めるために、今回示した集積に寄与する要素を踏まえた、小集積地区の整備方針の検討などが求められる。

謝辞

本研究は for Startups Inc. と東京大学不動産イノベーション研究センターとの共同研究として行われた。また、一般社団法人不動産協会の方々から有益なコメントをいただいた。この場を借りて深く御礼申し上げます。

参考文献

東京大学 (2021) 東大 IPC 「スタートアップとは？」
<<https://www.utokyo-ipc.co.jp/column/startup/>>. (閲覧確認: 2022/08/23)

Katz, B, & Wagner, J (2014) “The Rise of Innovation Districts: A New Geography of Innovation in America”, Metropolitan Policy Program at Brookings, May-2014.

内閣府 (2020) 世界と伍するスタートアップ・エコシステム拠点都市の形成。
<<https://www8.cao.go.jp/cstp/openinnovation/ecosystem/index.html>>. (閲覧確認: 2022/08/23)

CNBC(2022) “Google tells employees in Bay Area and other U.S. locations to return to offices in April”,
<<https://www.cnbc.com/2022/03/02/google-tells-employees-to-return-to-offices-in-april.html>>.

(閲覧確認: 2022/08/23)

Audretsch, D. B., & Belitski, M. (2017) Entrepreneurial ecosystems in cities: establishing the framework conditions. *The Journal of Technology Transfer*, 42.

Roche, M. P., Oettl, A., & Catalini, C. (2022) (CO-)WORKING IN CLOSE PROXIMITY: KNOWLEDGE SPILLOVERS AND SOCIAL INTERACTIONS. *NBER WORKING PAPER SERIES*. 30120.

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」, **55**(3), 1055–1062.

穴井宏和・柴崎亮介 (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」, **57**(1), 228–239.

村上大輔 (2022) 『R ではじめる地理空間データの統計解析入門』, 講談社.