



RIETI Discussion Paper Series 23-J-027

情報通信業の集積とエージェントベースモデルによる 自己組織化シミュレーション

中村 良平
経済産業研究所

長宗 武司
新見公立大学

林 秀星
東北大学



Research Institute of Economy, Trade & Industry, IAA

独立行政法人経済産業研究所

<https://www.rieti.go.jp/jp/>

情報通信業の集積とエージェントベースモデルによる自己組織化シミュレーション¹

中村良平（経済産業研究所、岡山大学）・長宗武司（新見公立大学）・林秀星（東北大学大学院）

要 旨

情報通信業の集積・分散に関する自己組織化シミュレーションを行う事前段階として、我が国の大都市における情報通信業の空間的な集積状況を定量化する。「経済センサス-活動調査」(総務省・経済産業省)の町丁字データを用いて東京 23 区に加えて地方中枢機能を有する札幌市、仙台市、広島市、福岡市における情報通信業の空間的な分析を試みた。各都市内の小地域単位で空間的自己相関の検出を行った結果、いずれの都市においても情報通信業の事業所の集積を示すホットスポットが都心部で検出された。同時に自己組織化モデルの前提となる集積の経済の影響も確認することができ、情報通信産業が自己組織化モデルのシミュレーションに適した産業であることが確認された。都市における自己組織化モデルは Krugman(1996)が最初にモデル化を行い周縁都市の創発原理を明らかにしたが、それは数値シミュレーションにとどまるものであった。その後 Kumar et al. (2007)が、実際のデータを用いて、Krugman の自己組織化モデルが企業の集積・分散の予測に応用できる可能性を示した。本稿ではエージェントベースモデルによって、我が国の都市における情報通信業の集積・分散の再現と予測についても自己組織化モデルが有効であるかについて検討した。

キーワード：情報通信業、エージェントベースモデル、自己組織化、モラン統計量

JEL classification: C15, O11, R11, R12

RIETI ディスカッション・ペーパーは、専門論文の形式でまとめられた研究成果を公開し、活発な議論を喚起することを目的としています。論文に述べられている見解は執筆者個人の責任で発表するものであり、所属する組織及び（独）経済産業研究所としての見解を示すものではありません。

¹本稿は、独立行政法人経済産業研究所（RIETI）におけるプロジェクト「地方創生の検証とコロナ禍後の地域経済、都市経済」の成果の一部である。本稿の原案は、経済産業研究所（RIETI）のディスカッション・ペーパー検討会で発表を行ったものである。検討会参加者からの有益なコメントに感謝したい。ここに記して、感謝の意を表したい。本稿の分析に当たっては、総務省・経済産業省の「経済センサス-基礎調査及び活動調査」の調査票情報を利用した。

1. はじめに

自然科学にその起源をもつ用語に「創発 (emergence)」がある。創発とは、「局所的な作用を持つ自律的な要素が集積し組織化したとき、単なる個々の集合体を超えた高度で複雑な秩序やシステムが出現する現象」と定義される。例えば、シロアリがコロニーを形成するとき、監督のように指示を出す役割をもつ個体が存在するわけではない。それぞれの個体が他の不特定の個体の活動によってコロニー建設地に残された状態を情報源として建設活動を行い、その結果としてコロニーが創発される。また、創発は自然科学にとどまった概念ではない。

「創発」とほとんど同じ理解で「自己組織化」が用いられている。これは、組織の生成過程における主体間の相互作用に焦点をおいた概念で、「ランダムな状態になろうとする力と秩序ある状態を創出しようとする力が生じた場合、後者が前者に打ち勝ち、結果として秩序ある状態ができていくこと」を示すものである。²

社会科学においても経済学や経営学、社会学などで市場や組織、コミュニティについて、この自己組織化の概念が現象の解析に有用であることが認められてきている。空間上に家計や企業の自律的な行動の結果生じる集積体としての都市生成のメカニズムを考えるうえでも、この「自己組織化」についての概念は重要である。また、従来、自己組織化現象はその性質上、予測不可能性と操作不可能性を併せもつと考えられてきたが、近年その両方が可能である様相が見えてきた。

自己組織化の予測可能性については、Kumar et al. (2007)が、現実の都市の行政地区における企業の集積度予測を Krugman (1996)が定式化した単純なモデルを用いて再現した。他方、操作可能性についても自己組織化に対してその作用を抑える方向に介入できる可能性を示すものがある。Camazine (2009)によれば、前述のシロアリのコロニー建設における自己組織化現象は正のフィードバックと負のフィードバックの組み合わせによって特徴づけられており、正のフィードバックは遺伝的にプログラムされた、建設実行中の場所に建設活動を行うという際限のないものであるが、負のフィードバックは物理的な限界によって規定されていることが明らかになった。これに対して濱野 (2009) は、情報空間においては構造限界から得られる負のフィードバックは人為的に設計可能であると考えている。したがって、都市の経済活動においても自己組織化の解明が進めば、都市のスプロール現象の政策的な制御や空き家問題といった自己組織化の負のフィードバックについての政策的対応が可能になってくると考えられる。

また近年、新技術を活用したマネジメントによって都市問題や地域問題を解決する策としてスマートシティというキーワードが散見される。しかし、行政や企業が主導するトップダウン型のスマートシティ開発のなかには主導者と市民の間で軋轢が生まれて失敗した例もある。Googleの親会社である Alphabet 傘下の Sidewalk Labs がカナダのトロントで進めてきたスマートシティ

² 都甲潔他 (1999)

開発は、データ管理・プライバシーの観点からの批判が相次ぎ頓挫してしまった (Austin & Lie, 2021)。これはボトムアップ型のスマートシティ開発が可能であれば起こりにくい問題であろう。そして自己組織化はこれまでの説明からわかる通り極めてボトムアップ的な考え方である。いかに市民が自らの住む都市の課題解決に参加する形で開発を進められるかという昨今求められる点においても自己組織化の概念が貢献する可能性は大いにあるであろう。

しかしながら、自己組織化を都市政策へと応用するまでに課題は少なからずある。前述したように自己組織化の予測可能性と操作可能性について、既存の単純な自己組織化モデルですべての産業の企業について集積度予測を行うという方法で前者を扱った研究は存在するが、この他に企業立地（集積）の分野において自己組織化を用いて予測を行った研究は見られない。後者については、その可能性が示唆された段階に留まっている。その理由は、都市の自己組織化研究が未熟な段階にあり、都市空間の自己組織化現象における操作可能性の検討するために十分に詳細な自己組織化モデルが開発されていないことだろう。したがって、まずは自己組織化の予測についてその実用性を検討するべきである。とりわけ、特定の産業における立地（集積）予測の可能性については未だ研究対象とされていない。

本稿では、具体的な都市における情報通信業の立地（集積）に焦点を当て、エージェントベースモデルによる自己組織化シミュレーションによって集積度予測が可能であるのかを検討する。併せて、パラメータの変化による空間分布・集積パターン状況についても考察する。

具体的な手順としては、日本のいくつかの都市における情報通信業の集積に着目し、空間統計学のローカルモラン指数によって空間的な連続性という観点から集積地を特定し、集積の経済の働きを確認する。そして集積の経済の存在を前提とした集中・分散モデルについて、個別都市の実態に即してパラメータを調整した上でシミュレーションを実行することで、情報通信業の集積パターン再現とその将来的な集積予測の可能性について考察する。本研究の構成は以下の通りである。

次節では、自己組織化及び本稿で用いるシミュレーション手法である **Agent-Based Model** についてその概念と先行研究をまとめる。3 節では、情報通信業の立地選択に、本稿でも用いる自己組織化モデルの前提となる集積の経済が働いていることを確認するため、空間統計分析を用いて我が国の4つの中枢都市と東京23区に位置する情報通信業の集積状況を地図上で描写する。さらに情報通信業における各都市の集積度と生産性との関係について回帰分析を行う。4 節では、既存の企業立地の自己組織化モデルと先行研究によって推定されたパラメータを参考にして、東京23区における情報通信業の集積度を再現するパラメータが存在しているのかを検討する。5 節では本研究の総括と展望について述べる。

2. 自己組織化と ABM (Agent-Based Model)

2. 1 都市と自己組織化理論

（１）自己組織化と経済学

生物、天候、景気、神経組織など学問領域に分かれたもの同士に共通性があると考えられる複雑系科学は複雑系のうちに働く自己組織化もその研究対象とする分野である。20 世紀の終わりごろから複雑な現象のすべてを単純なモデルで説明することに困難を覚えた研究者によって複雑なものを複雑なまま捉えようとする試みがなされてきた。自己組織化システムとは「当初、ほとんど均質の状態かあるいはほとんどランダムな状態から、やがて大規模なパターンを形成するものである」と表現されている (Krugman, 1996)。このような帰結が外生的な要因ではなく、内生的な作用によって引き起こされることもその特徴である。

複雑系と自己組織化は経済学にとっても無関係ではない。塩沢 (2020) は、無限合理性と収穫逨減を仮定する従来の経済学とは異なり、限定合理性と収穫逨増を仮定して人間の経済行動を研究する複雑系経済学についてその必要性を説いており、多数の経済主体が自己判断に基づいて二者間の取引である相対取引を行うことで経済が自己組織化され、全体として動的な秩序が生まれているとし、自己組織化システムとして市場経済をとらえる考え方を示している。

（２）都市における自己組織化

都市における自己組織化メカニズムについて、長い年月をかけて自然に出来上がった都市は複雑性と階層性、多様性を備えたシステムであり、このような重層的な都市システムは元来より複雑系システムであるとみなすことができる (徳田, 2021)。ここから複雑系である都市はどのような自己組織化を内包しているかという点に注目できる。

社会経済活動の拠点である都市は実際に、それぞれの個人の意思決定からは予想されないような空間的な立地パターンや集住パターンを抱える実態を有している。Krugman (1996) は、都市経済も自己組織化するシステムであると考え、都市の自己組織化システムとしての側面を強調している。特に地域空間における自己組織化について、まったく異質な地域がつながって不規則に広がる都市部を持つロサンゼルスや、自己組織化システムが自己増強的に発生する地域差を生んだ例として挙げている。ロサンゼルス都市圏にははっきりとした中心部はなく、地理的な差異とは無関係に新興の商業地が次々と生まれ、韓国人街やハリウッド、ビバリー・ヒルズといった異質な地域が連続していることが説明されている。このような現象を引き起こす都市システムのすべてをひとつのモデルに内包することは不可能である。しかし、都市内のある現象を創発する個人の行動だけを規定するモデルを構築することはできる。したがって、このような個別の要素の行動を相互作用させて実際の現象を発現させ、それについて研究する手法が用いられることとなる。

2. 2 ABM による自己組織化の研究

（１）ABM の概要

ABM (エージェントベースモデル、以下 ABM) は、社会科学の分野で用いられている比較的新しいコンピュータ・シミュレーション手法であり、エージェントと呼ばれる成員それぞれに特定

の行動特性をモデル化し、それらが相互作用することで得られる社会状態を検証するというものである。このような特徴から複雑系の動態や自己組織化をシミュレーションすることによってそれらを理解することに役立っている。ABMは「中央集権的な統制主体がなく、多くのエージェントの相互作用を通じて社会システムが漸近的安定均衡に到達するプロセスを厳密に解明することができ」、自己組織化メカニズムを内包する対象の分析に長けている（佐藤, 2006）。経済学の領域においても ABM を用いることで、従来の経済学では扱うことができなかった個々の経済主体の行動とデータに基づいた大規模なマクロ経済のシミュレーションが可能になると考えられている（細井, 2007）。

金澤・他（2011）は、ABMについて5つの特徴を挙げて整理している（表-1）。ABMはシミュレーション手法であり、数值的・帰納的にモデルの構造を明らかにするという点で、解析的・演繹的にモデルの構造を明らかにする数理モデル分析とは異なる。数值的・帰納的に結論を得るという点で計量分析と共通点を持つが、ABMの「個人の行為が集積してマクロな社会状態にどのような影響を及ぼすのか」について明らかにできるという点は計量分析には持ちえない特性であり、この点でABMは計量分析と補完的な関係にあると考えられている（金澤・他, 2011）。

表-1 ABMの特徴

①エージェントの自律性	それぞれのエージェントが意思決定ルールに従って行為を選択する。エージェントによって意思決定ルールが異なる。
②エージェントの社会性・相互依存性	エージェントは意思決定をするにあたって他のエージェントから影響を受ける。
③エージェントの適応性・学習可能性	エージェントは自分自身の行為の帰結や周囲のエージェントの影響によりその意思決定ルールを変更する。
④社会状態の再帰性	ある時点での社会状態の帰結を問うのではなく、各エージェントと社会状態の再帰的な影響過程の長期的な帰結を問う。
⑤シミュレーション手法	演繹的な方法と同じように仮定をもとにモデルを構築するが、①から④のような特徴ゆえ数理モデルとして定式化するには複雑すぎて解析的に均衡などを求めることは困難である。そのため、シミュレーションによって構成したモデルの特性を数值的・帰納的に明らかにする。

注）金澤・他（2011）をもとに作成

（2）関連研究

この項では、分野を問わずに活用される ABM について古典的なものから新型コロナウイルス感染シミュレーションの例まで広い視点で整理する。

Schelling (1971) は、分居モデルという人種による住み分けが生じるメカニズムを示す極めて単純な ABM を発表した。このモデルは初期の自己組織化モデルの代表的な例とされている。1次元または2次元上に無作為に配置された、2つのグループ（黒人または白人）のいずれかに属する人々が、周辺の人々の属するグループ、すなわち近隣に住む自分と同じ人種の割合と異なる人種の割合をもとに現在の位置に留まるかそこから離れるかを選択する。

また、これら以外にも広く活用される ABM について土地利用モデルを中心に表-2に整理し

ている。

表－2 ABM の活用事例

シミュレーション	研究目的	モデル概要	アルゴリズム
均衡型土地利用モデルの拡張 (戸川・林・加藤, 2008)	均衡型モデルより柔軟な構成的アプローチによるモデルの提案	対象地：名古屋都市圏を想定。 行動原理：現実のデータに基づいて確率的に就業地を選択し、愛知県の市区町村のデータをもとに土地市場モデルから算出された地代と就業地までの距離を考慮して転居。	・全地域の地代を算出 ・ライフサイクルのうち全2回の転居時にあたる世帯エージェントの特定と外生的なルールのもと新しく追加される誕生世帯エージェントの特定 ・誕生世帯の就業地選択と転居世帯の居住地選択 ・世帯エージェントの加齢と寿命を迎えたエージェントの消去
クリエイティブ・シティ・モデル (Malik et al., 2015)	動的な相互作用過程によって創造的クラスターが発現するマクロ構造を表現する基盤モデルの構築	対象地：パキスタンの都市カラチを想定。 行動原理：他者との交流により高まる個人の創造性とその人の所得と居住地の場所の創造性に影響し、場所の創造性は賃料に影響。近隣の寛容度と所得に占める賃料の割合によって移動。	・エージェントと空間の初期設定 ・人口増加と頭脳流出を反映 ・場所の創造性や賃料など環境変数を更新 ・交流による個人の創造性の変化を判定 ・賃料と近隣の寛容度から居住地に対する満足度を算出 ・満足水準による移住か定住の判定
新型コロナウイルス感染シミュレーション (櫻木・他, 2021)	新型コロナウイルスの感染の予測	対象地：東京都を想定 (500m メッシュ)。 行動原理：公的統計 (国勢調査、労働力調査、学校基本統計) と GPS 人流データをもとに現実に即した移動。	・感染前の非感染者を計算対象者とする ・計算対象者のいる場所の汚染度を計算する ・汚染度に応じて感染確率を算出し、乱数により感染判定を行う
ライフサイクルを考慮した都市構造シミュレーション (中野友道・中野冠, 2009)	人口減少と高齢化を考慮した都市の人口移動の評価	対象地：仮想都市 (50m メッシュ) 行動原理：中心距離効用関数、密度効用関数、病院距離関数をもとに効用が最大となるように移動。	・3世代に分けたエージェントと病院の配置 ・エージェントは各自の効用が最大となる場所に一定確率で移動 ・1年ごとに加齢、死亡、誕生、属性変化という年単位のイベント発生 ・50年経過時に終了
土地の魅力度を考慮した新分居モデル (横堀, 2007)	人間関係だけを考慮する Schelling の分居モデルに、住環境要因を加えた新しい分居モデルの構築	対象地：仮想都市 行動原理：近隣の同じ志向のエージェント占有率による近隣満足度と、あらかじめ場所ごとに固定された住環境を好む度合、住環境満足度から算出された総合幸福度をもとに移動。	・都市居住志向と地方居住志向の2種類のエージェントを配置 ・近隣満足度を計算 ・住環境満足度と近隣満足度より幸福度を算出 ・幸福度と閾値を比較し移動判定 ・100単位時間経過時に終了

3. 情報通信業の集積の変遷

本節では、次節のシミュレーションの事前準備として、情報通信業の空間的な集積状況の地図化と定量化をするとともに、モデルの前提となる集積の経済の影響が実都市における情報通信業の立地に見られるかについて、空間統計分析を通して検証する。

3. 1 個別産業の集積と自己組織化

本研究の主眼である都市の自己組織化シミュレーションは、集積の経済を前提とする Krugman (1996) による集中・分散モデルに依拠している。このモデルは都市の周辺部にも大きな都市が発現する原理を説明しており、都市圏の全産業レベルにおける多数の都市の発現を捉えたものである。

本稿では、このモデルを2つの点から捉え直す。すなわち、全産業ではなく、特定の個別産業の同業種レベルでの集積に着目し、さらに都市圏レベルではなく一つの都市内での地区レベルにおいても、自己組織化現象が発現するかを検証する。これは集中・分散モデルの前提となる集積の経済という点から解釈すると、集積の経済の中でも、全産業レベルにおける多種多様な企業や人の集積による収穫逓増現象を意味する「都市化の経済」から、特定の地域に同業種の企業が集積することでの収穫逓増現象を意味する「地域特化の経済」へとモデルを捉え直したことを意味する。

例えば、本稿で分析対象とする情報通信業についても、一つの都市内での特定の地区への集積が見られる産業であり、同業種の集積による収穫逓増という点での集積の経済が想定される。この特定の産業への自己組織化モデルの適用の前段とし、わが国の主要都市内部における情報通信業の空間的な集積状況を確認した上で、情報通信業においてモデルの前提となる集積の経済に働いているか否かを検証する。

3. 2 産業と対象地域の選定

産業大分類の情報通信業における事業所数を分類対象とする。情報通信業の内、情報サービス業は主にソフトウェア開発や情報処理、情報提供等のサービスを行う事業であり、情報サービス業の多くは IT 企業と呼ばれる事業所に該当する。IT 業界は生産資源や顧客との近接性に影響されにくく、他業界と比べ新規参入が比較的容易である。そのうえ、人材確保や企業ネットワークの観点から、IT 企業の立地選択は他の企業の立地に影響されやすい。これらの特徴は IT 企業が他の産業に比べて、簡潔な立地選択ルールに従っていることを示唆する。実際に、シリコンバレーではこのような背景が IT 企業の集積を押し進めていると考えられている。したがって、情報通信業は集積の経済を前提とした自己組織化モデルの検証に適している。他の企業の立地を参考に個々の企業が立地選択する結果、大局的な集積パターンが創出されているという自己組織化メカニズムを仮定し、その度合を検討することができる。

対象地域については、日本の地方中核都市である札幌市、仙台市、広島市、福岡市の4地域と、東京23区を合わせた計5地域とする。情報通信業の集積が確認できると予想される一定水準以上の規模をもつ都市と、国内で最も大規模な都市圏を構成する核である東京都心を選定した。

3. 3 データと分析手法³

データは、2009年、2014年、2016年の経済センサス（基礎調査、活動調査）における町丁目単位で集計されたものを用いた。⁴ 分析手法としてまず、空間統計学の手法を用いて、5つの地域内の町丁目単位の情報通信業の事業所立地について、空間的自己相関に着目し集積が見られるエリアを特定化した。分析には Luc Anselin が考案した空間計量分析に特化した分析ソフト GeoDa を用いた。さらに、空間的な集積度と企業のパフォーマンス（収益性）の関係について回帰分析を行った。

まず、5つの地域の情報通信業の町丁目単位での事業所数データを用いて、空間的自己相関を測定する。距離の近いデータが似たような傾向を示すという「正の空間的自己相関」と、距離の近いデータが異なった値を示すという「負の空間的自己相関」に大別される。また、空間的自己相関は空間スケールによって2種類に分類できる。一つは、データの対象地域全体の大域的な空間的自己相関の有無に関する測度で、GISA⁵ と呼ばれ、「データに空間的自己相関が存在するか」という点に着目する。もう一方は、ホットスポット（平均以上の値の集積）やクールスポット（平均以下の値の集積）などの局地的な空間的自己相関の有無に関する測度で、LISA⁶ と呼ばれ、空間的自己相関が「どこに」存在するかについて着目する。

本稿では大域的な空間的自己相関の指標については Moran's I、局地的な空間的自己相関の指標については Local Moran's I というどちらも代表的な指標を用いる。

Moran's I は大域的な空間的自己相関の代表的な指標であり、次の(1)式のように定義される。

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

ただし、 n はサンプル数、 $\bar{y}$ は観測値の平均を示す。 $S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ は基準化定数（重み行列の全要素の和）であり、重み行列の行和が1に基準化されている時、 n と S_0 一致し、 n/S_0 の項が消え、よりシンプルな形になる。Moran's I は-1 から1の間の値を取り、0より大きい値の時は、正の自己相関の存在を示唆し、0より小さい時は、負の自己相関を示唆する。

³ 本節での空間統計学の説明は、古谷(2011)を主に参照している。

⁴ 町丁字単位の集計値は、経済センサス（基礎調査、活動調査）個票を用いて行った。

⁵ Global Indicators of Spatial Association

⁶ Local Indicators of Spatial Association

Moran's I を用いることで、空間的自己相関の有無に関する検定を行うことができる。ここでは、漸近正規性を仮定した上で、Z 検定を行う方法を用いる。正規性を仮定した場合、Moran's I を期待値 $E[I]$ 、分散 $Var[I]$ を用いて以下の(2)式のように標準化する。

$$Z = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}}$$

$$E(I) = \frac{-1}{n-1} \quad (2)$$

$$Var(I) = E(I^2) - E(I)^2$$

Z は漸近的に標準正規分布に従うため、「与えられた空間重み行列 W のもとで空間的自己相関が存在しない」を帰無仮説とする仮説検定が可能となる。

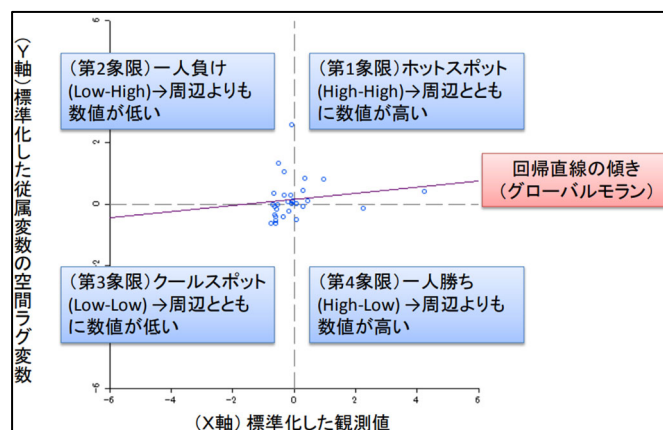
他方、Local Moran's I は、Moran's I の地区 i に関する指標であり、局地的な空間的自己相関の検討に用いられる。以下の(3)式のように定式化する。

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / n} \cdot \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_j - \bar{y}) \quad (3)$$

I_i は、自身の値の平均値からの偏差と近傍集合における観測値の平均からの偏差との類似度として定義される。自身の値が、周囲の値と似通った値をとれば、 I_i は正に大きな値をとり、非常に異なった値をとれば、負に大きな値をとる。他方、周囲の値との間に関連性がなければ、 I_i は 0 に近い値をとる。ただし、Moran's I とは異なり、-1 から 1 の値を取るとは限らない。

この Moran's I は 2 つの方法で視覚化することができる。一つは Moran Scatter Plot であり、X 軸は標準化した観測値、Y 軸は標準化した従属変数の空間ラグ変数をそれぞれ示す。標準化しているため X 軸と Y 軸の平均値 0 を基準として 4 つの象限に分割することができる。すなわち、第 1 象限は当該地域と周辺の地域ともに数値が高い「ホットスポット」、第 2 象限は当該地域が周辺の地域よりも数値の低い「一人負け」、第 3 象限は当該地域とともに周辺地域も数値が低い「クールスポット」、第 4 象限は当該地域が周辺地域よりも数値が高い「一人勝ち」をそれぞれ示す。

図－1 Moran Scatter Plot



出典) 大井(2016)

また、Moran Scatter Plot における回帰曲線の傾きはグローバルモランの値と一致する。グローバルモランの値が 1 に近づくことは当該地域と周辺地域の数値が相関していることを意味するため、Moran Scatter Plot における第 1 象限と第 3 象限に多くの地区がプロットされるとグローバルモランの値が 1 に近づく。

もう一つの方法は LISA Cluster Map である。これは、Moran Scatter Plot における「ホットスポット (High-High)」をはじめ、「クールスポット (Low-Low)」、「ひとり負け (Low-High)」、「ひとり勝ち (High-Low)」の 4 つの象限に基づき、地図上で色分けをしている。また、同時に、空間的自己相関の存在についての仮説検定を行うことができる。本稿での情報通信業の集積地は、ここでの「ホットスポット (High-High)」として検出された地区と定義することとする。

以上をもとに、大域的な空間的自己相関 Moran's I を用いて 5 つの地域について空間的自己相関が存在するかを検出し、さらに局地的な空間的自己相関 Local Moran's I を用いて、空間的自己相関がどこに存在するかを検証することで、情報通信業の集積の状況を確認する。なお、本稿では、Moran's I 及び Local Moran's I の算出にあたり、ルーク型基準による 1 次隣接により隣接行列を定義し、隣接行列の行和で標準化する方法を用いて空間重みづけ行列を作成した。

3. 4 情報通信業の空間的な集積状況

Moran's I 及び Local Moran's I を用いて、5 つの地域における情報通信業の空間的な集積状況を確認する。ここでは、2009 年及び 2016 年の経済センサス-活動調査を用いて、5 つの地域それぞれの町丁目単位において、面積で基準化した情報通信業の事業所数を算出し、このデータをもとに Moran's I 及び Local Moran's I を算出する。

まず、各地域の大域的空間的自己相関 Moran's I を算出し、その分析結果を示す。すべての地域で正の空間的自己相関が検出され、特に東京 23 区において相関が高いことが分かる。地方中核都市の 4 都市では、2009 年時点において札幌市、広島市、仙台市、福岡市の順に値が大きく、2016 年時点では仙台市が最も相関が高い結果となった。また、4 都市の中で 2009 年から 2016 年にかけて Moran's I の値が高くなったのは仙台市、福岡市であり、値が低くなったのは札幌市、広島市であった。

表一 3 Moran's I 算出結果：情報通信業の事業所数（面積当たり）

	Moran's I(2009 年)	Moran's I(2016 年)
札幌市	0.496** (64.046)	0.463** (57.1350)
仙台市	0.570** (30.698)	0.602** (32.904)
広島市	0.557** (30.049)	0.543** (30.3688)
福岡市	0.580** (32.311)	0.597** (32.738)
東京 23 区	0.670** (63.171)	0.658** (59.899)

注) 括弧内の数値は Z 値。

**、*印はそれぞれ 1%、5%水準で有意であることを示す。

続いて、各地域内の町丁目単位において、どこに空間的自己相関が存在し、情報通信業が集積しているか、局所的空間的自己相関 **Local Moran's I** を算出し可視化を行う。

下図は 2009 年及び 2016 年の札幌市の町丁目単位において、LISA Cluster Map を用いて **Local Moran's I** の分析結果を地図化し、その分布を示している。色分けはそれぞれ、「ホットスポット (High-High)」、「クールスポット (Low-Low)」、「ひとり負け (Low-High)」、「ひとり勝ち (High-Low)」を示している。

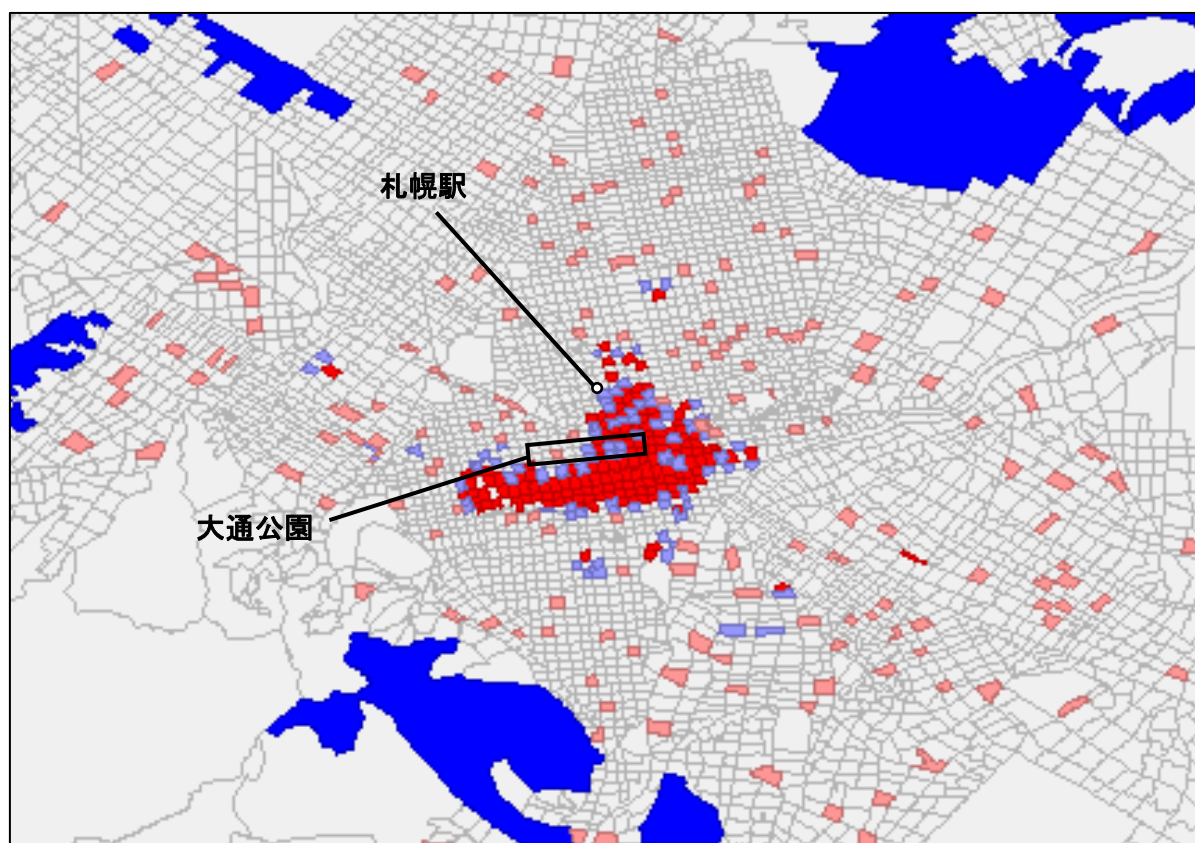
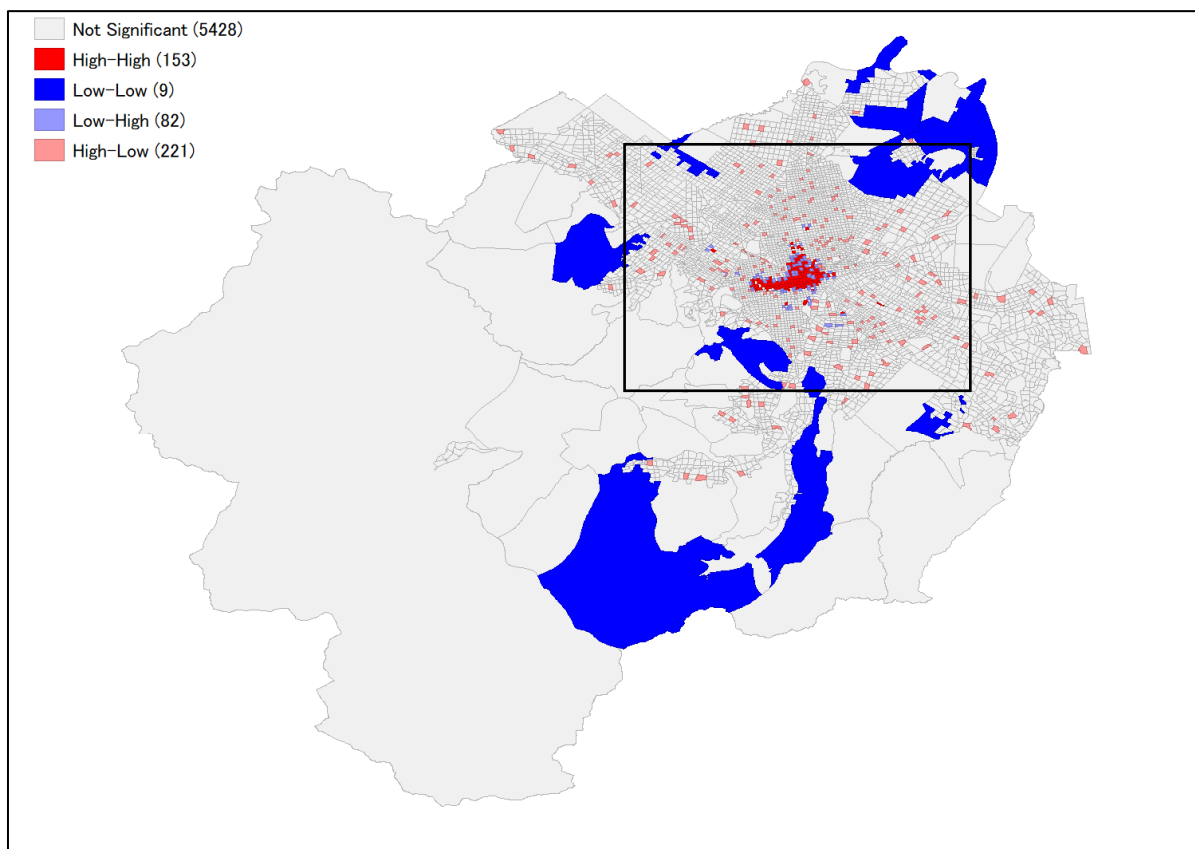
(1) 札幌市

札幌市の情報通信業は、札幌駅周辺の市街地エリアに集積して立地しており、集積エリアの周辺は広範囲にわたって「High-Low (一人勝ち)」の地域が散在していることが大きな特徴である。

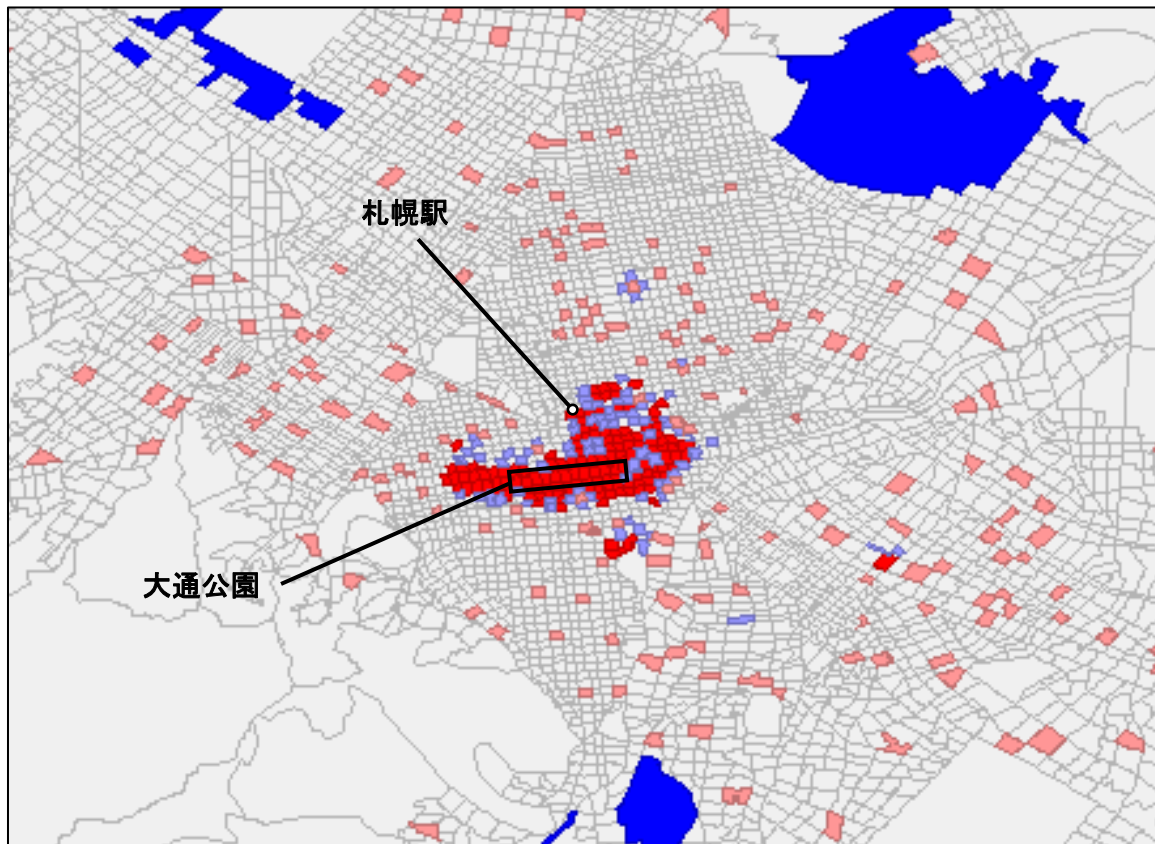
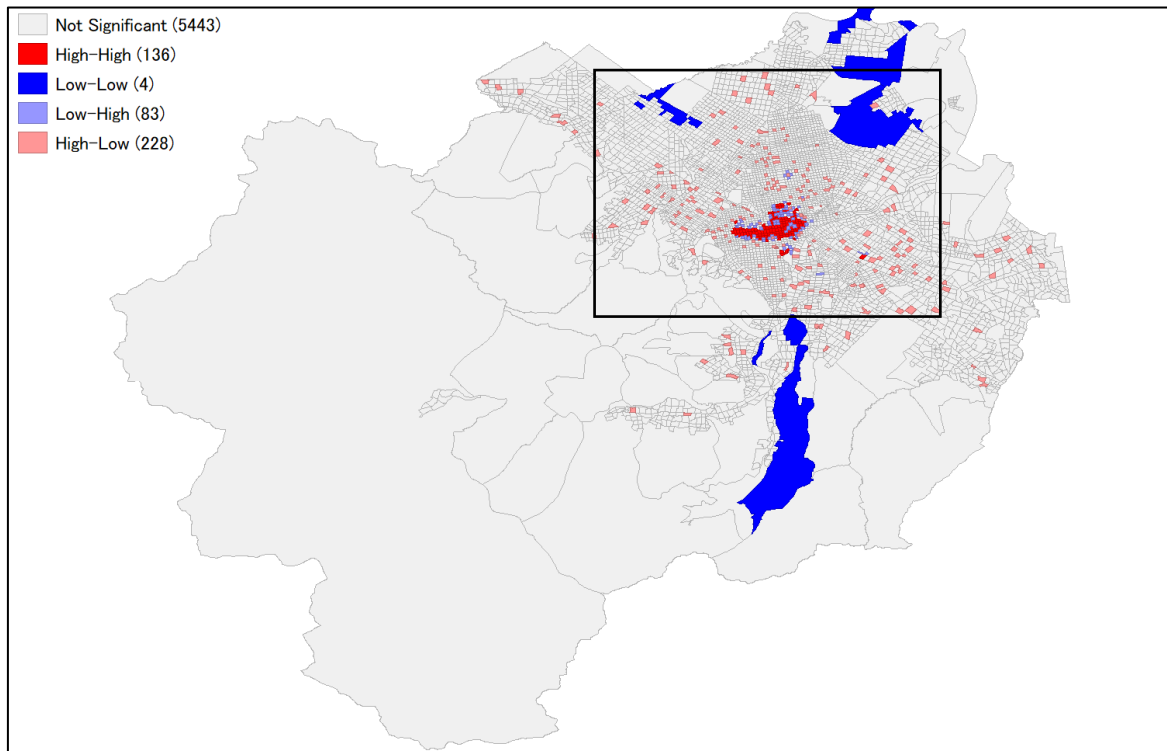
「High-High (ホットスポット)」は札幌駅の南側から大通り公園周辺に集積しており、これは札幌市のオフィスエリアと重なる地区である。

2009 年から 2016 年にかけて「High-High (ホットスポット)」に該当する地区数は減少しており (153→136)、札幌駅を中心とした集積地であるホットスポットのエリアは若干の縮小傾向であることがわかる。また、市域の縁辺部には情報通信業は立地しておらず、「Low-Low (クールスポット)」が見られる。

図－2 a 札幌市の LISA Cluster Map(情報通信業、2009 年)



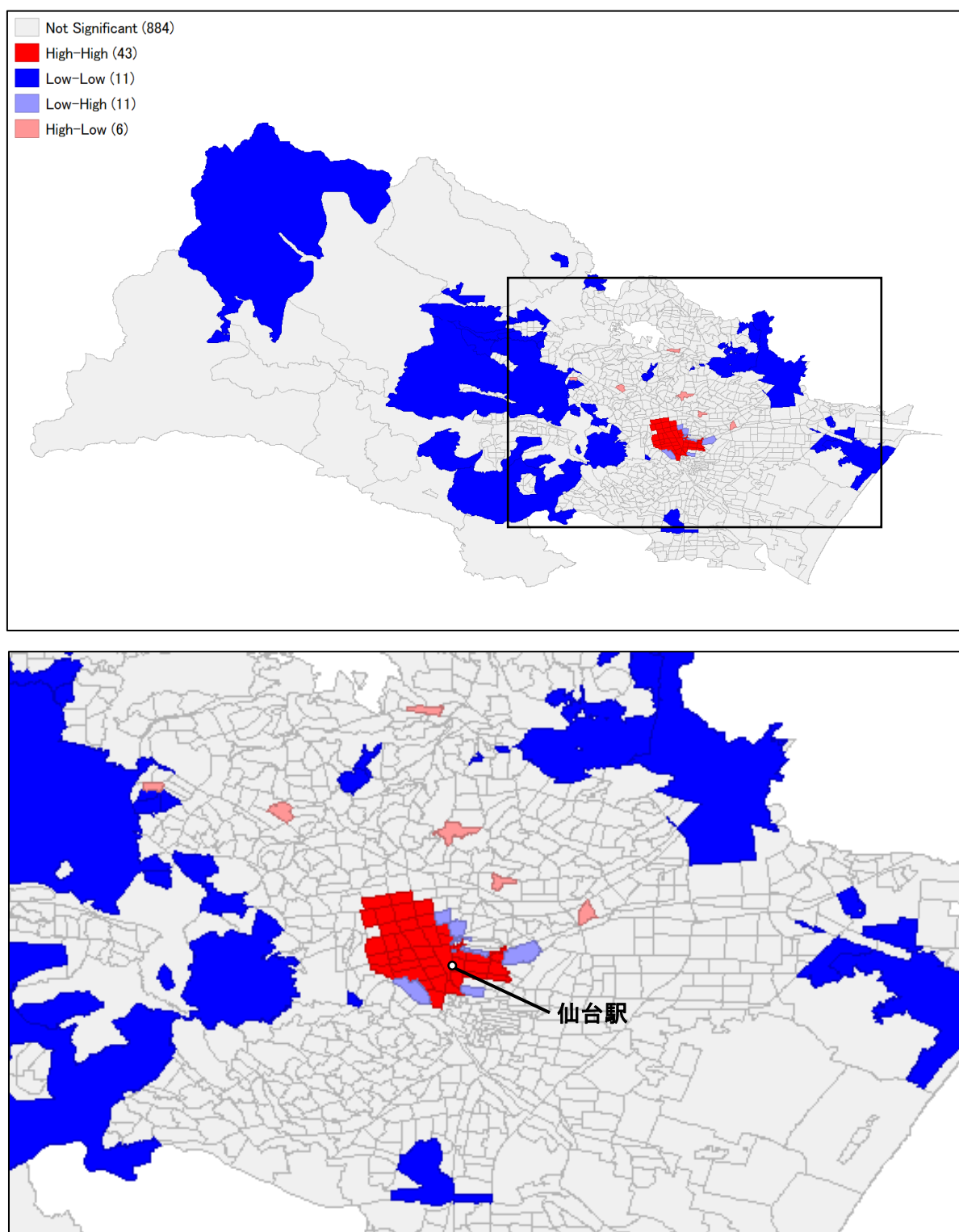
図－ 2 b 札幌市の LISA Cluster Map(情報通信業、2016 年)



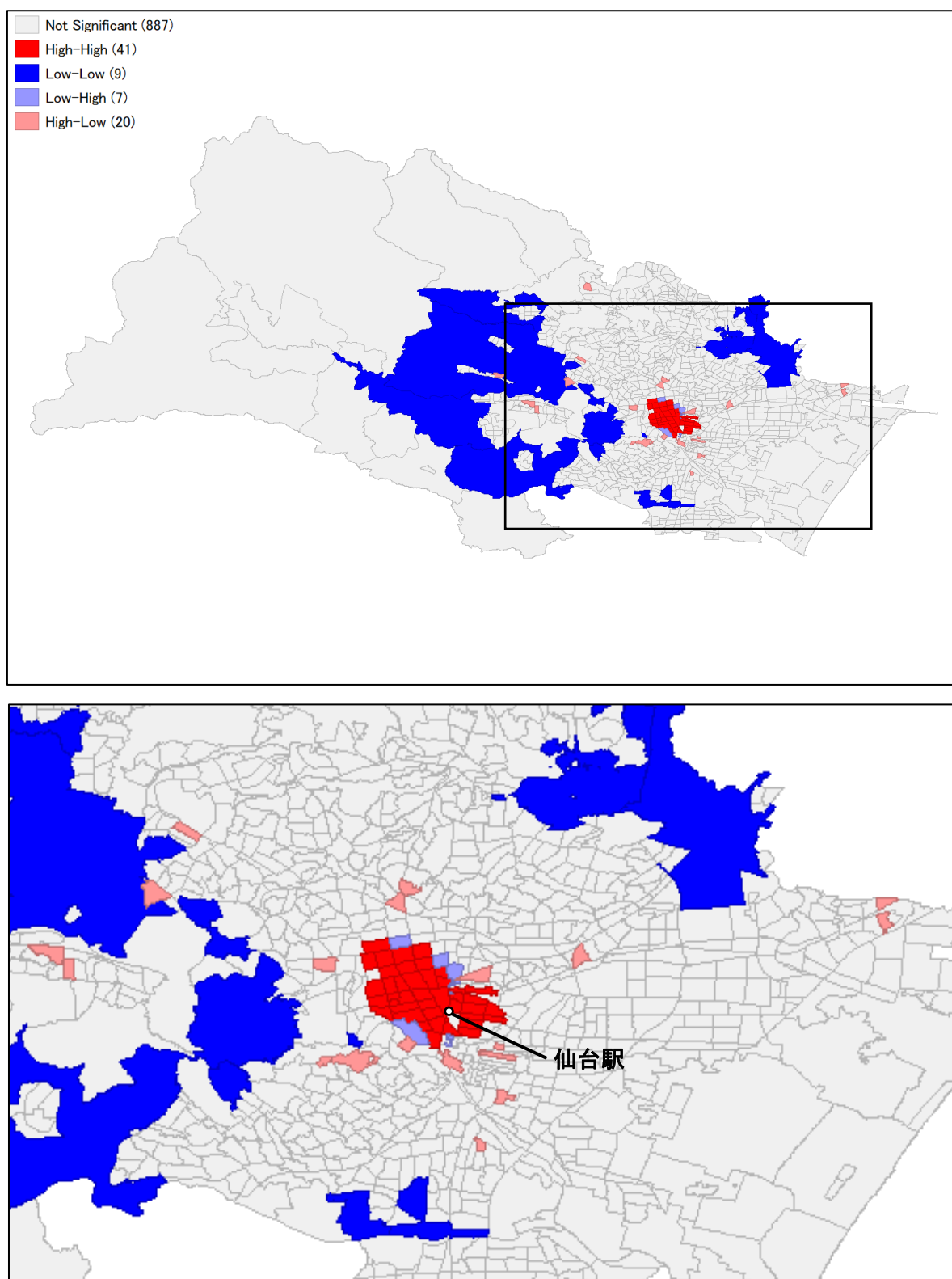
（２）仙台市

仙台市の情報通信業における LISA Cluster Map を示している。仙台市の情報通信業は、仙台駅周辺に一極集中しており、多少ながら「High-Low（１人勝ち）」のエリアが散見されるが周辺の集積は見られず、市域の縁辺部には「Low-Low」も見られる。「High-High（ホットスポット）」は 2009 年から 2016 年にかけてわずかながら減少（43→41）している他方で、「High-Low（一人勝ち）」の地域が増加（6→20）しており、情報通信業の立地が若干の分散傾向にあることがわかる。

図－3 a 仙台市の LISA Cluster Map(情報通信業、2009 年)



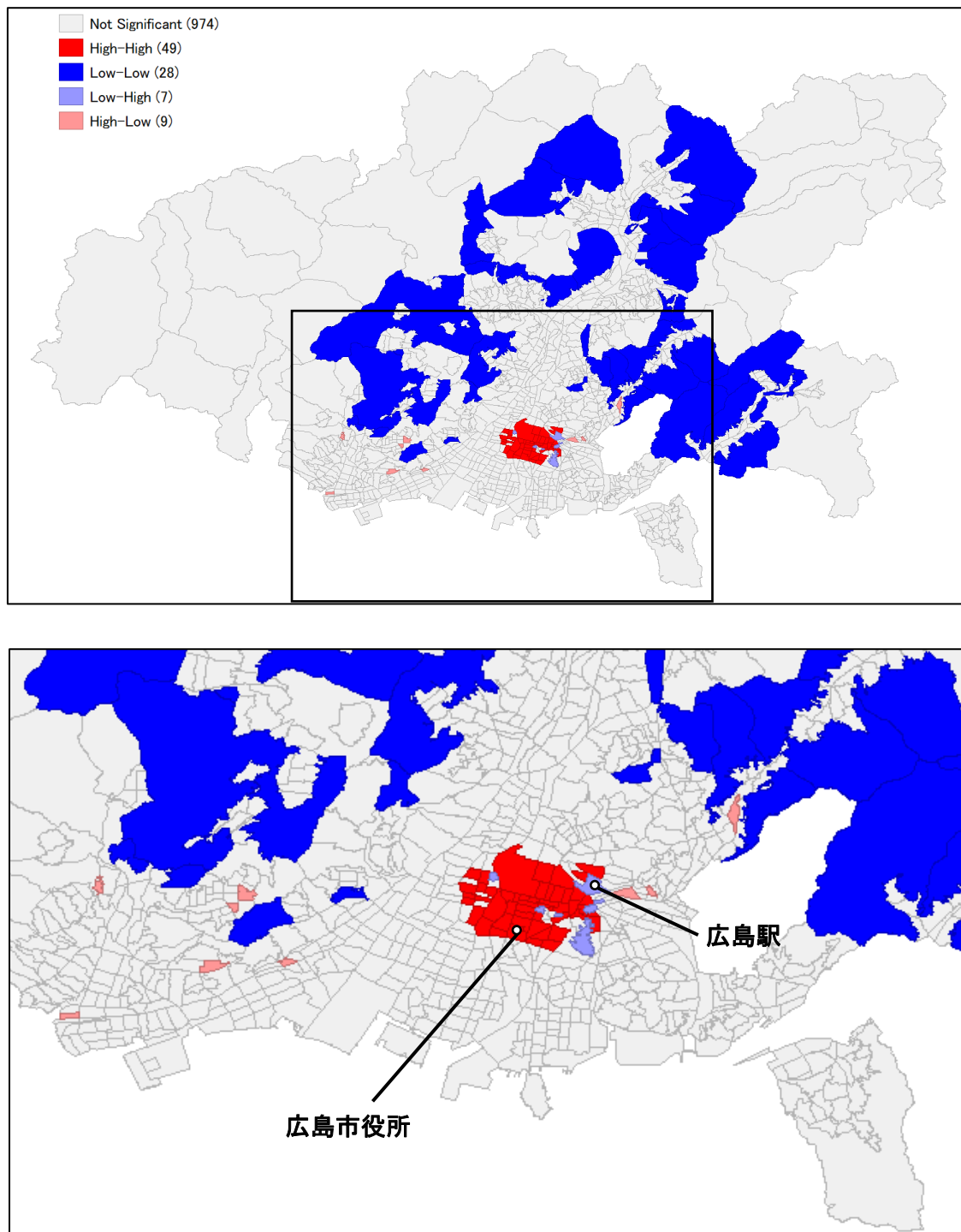
図－ 3 b 仙台市の LISA Cluster Map(情報通信業、2016 年)



(3) 広島市

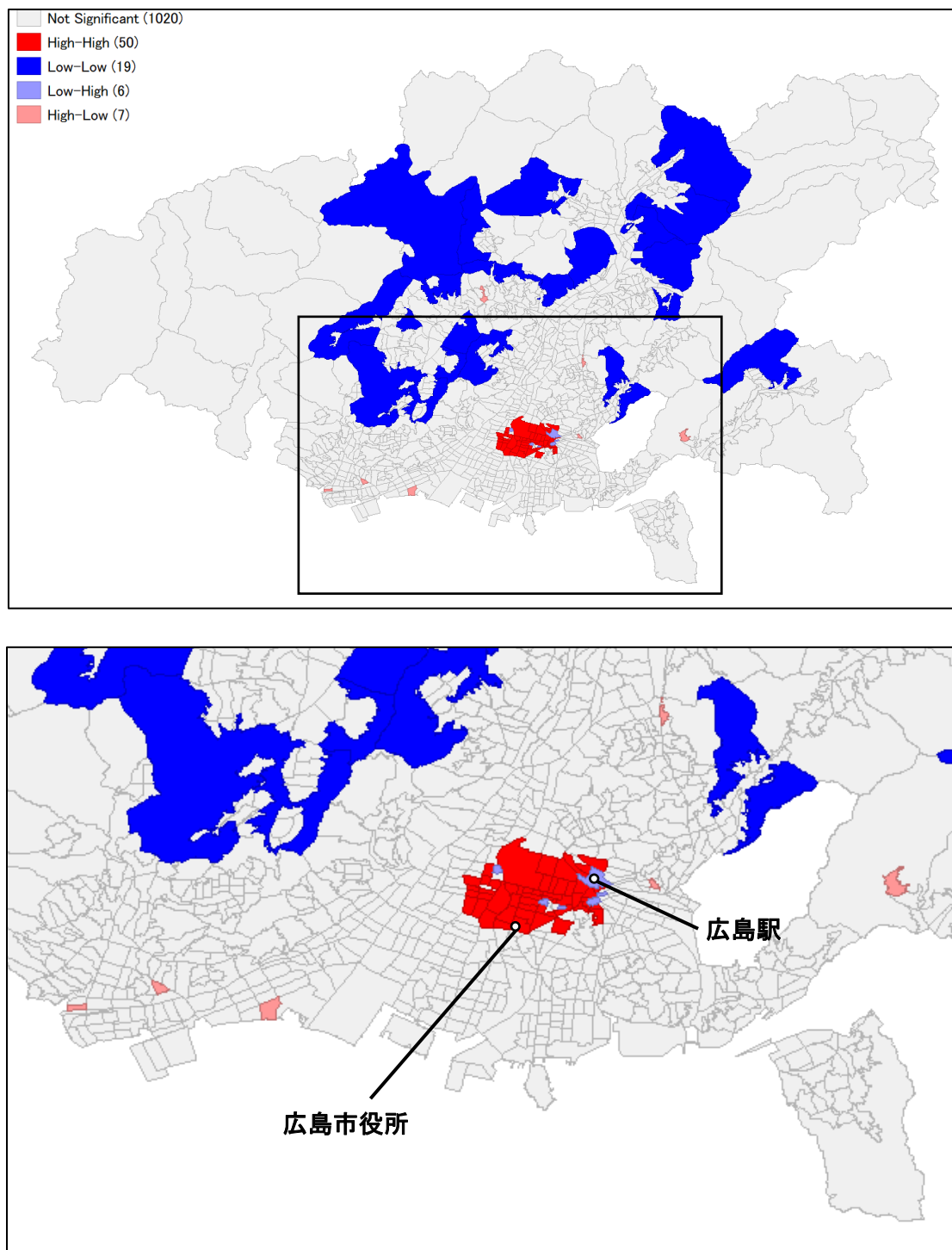
続いて、広島市の情報通信業における LISA Cluster Map を確認する。

図－4 a 広島市の LISA Cluster Map(情報通信業、2009 年)



広島市の情報通信業は、広島駅の南西方向に市役所付近まで中心部に一極集積しており、その周辺は郊外には「Low-Low（クールスポット）」が見られる。2009年から2016年にかけては、「Low-Low（クールスポット）」の地域が減少（28→19）しているが、「High-High（ホットスポット）」の地域数にあまり変化は見られない（49→50）。

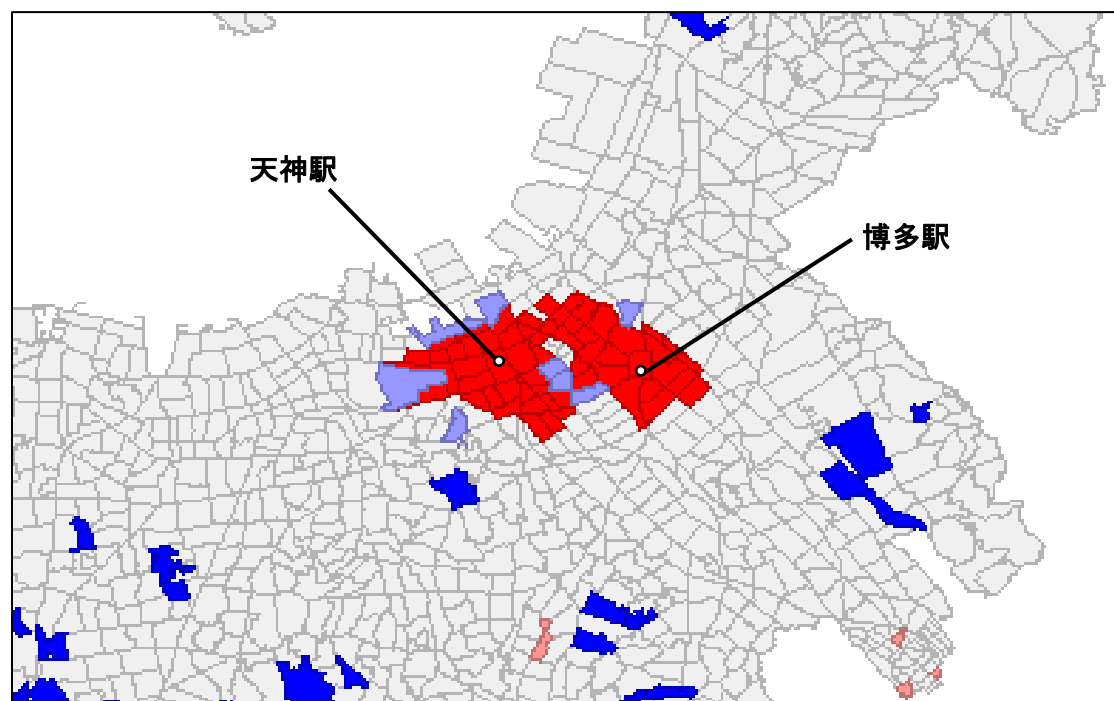
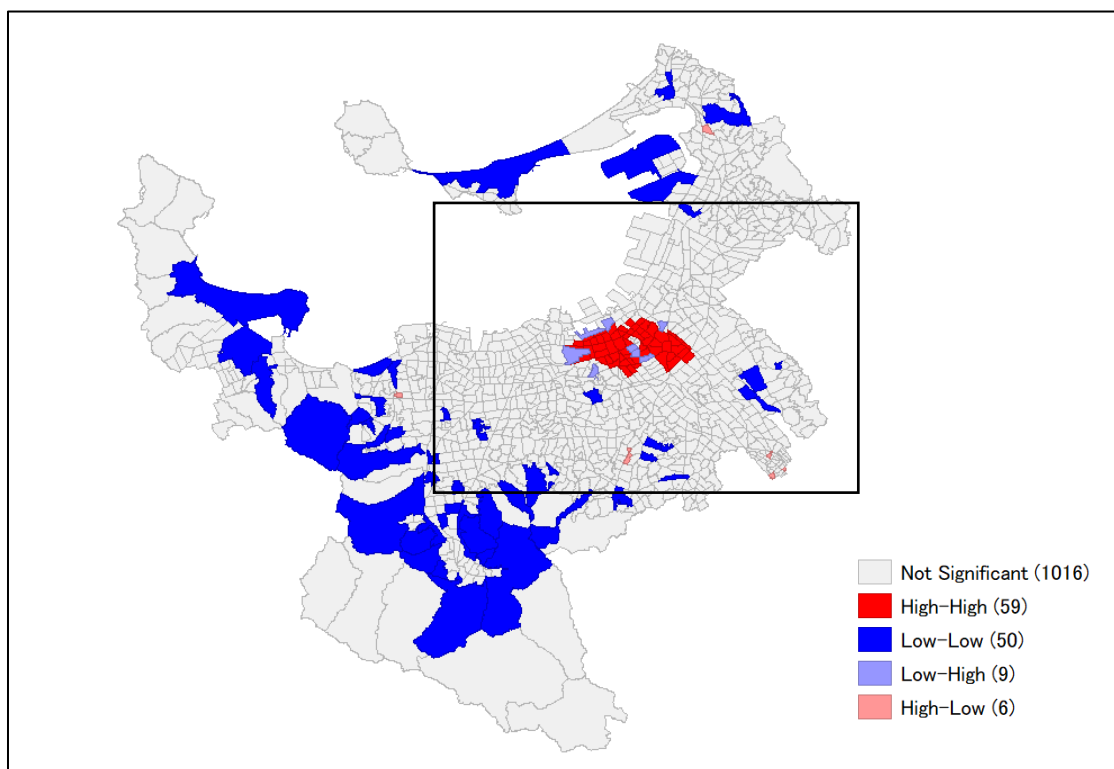
図－4 b 広島市の LISA Cluster Map(情報通信業、2016 年)



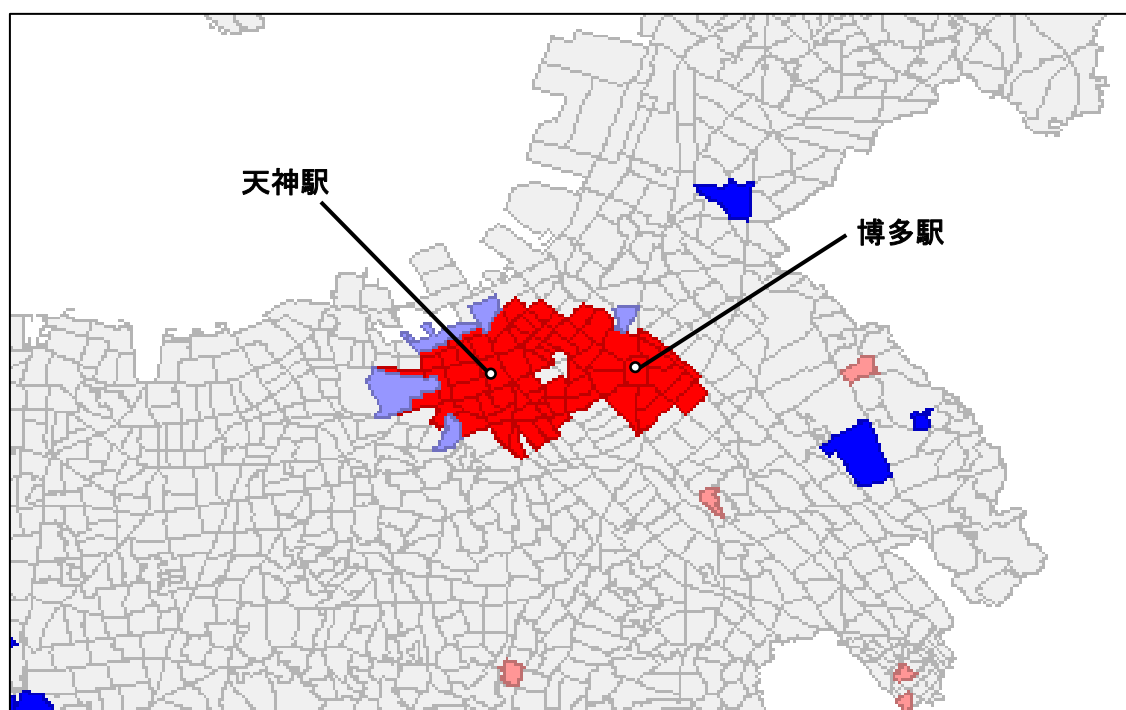
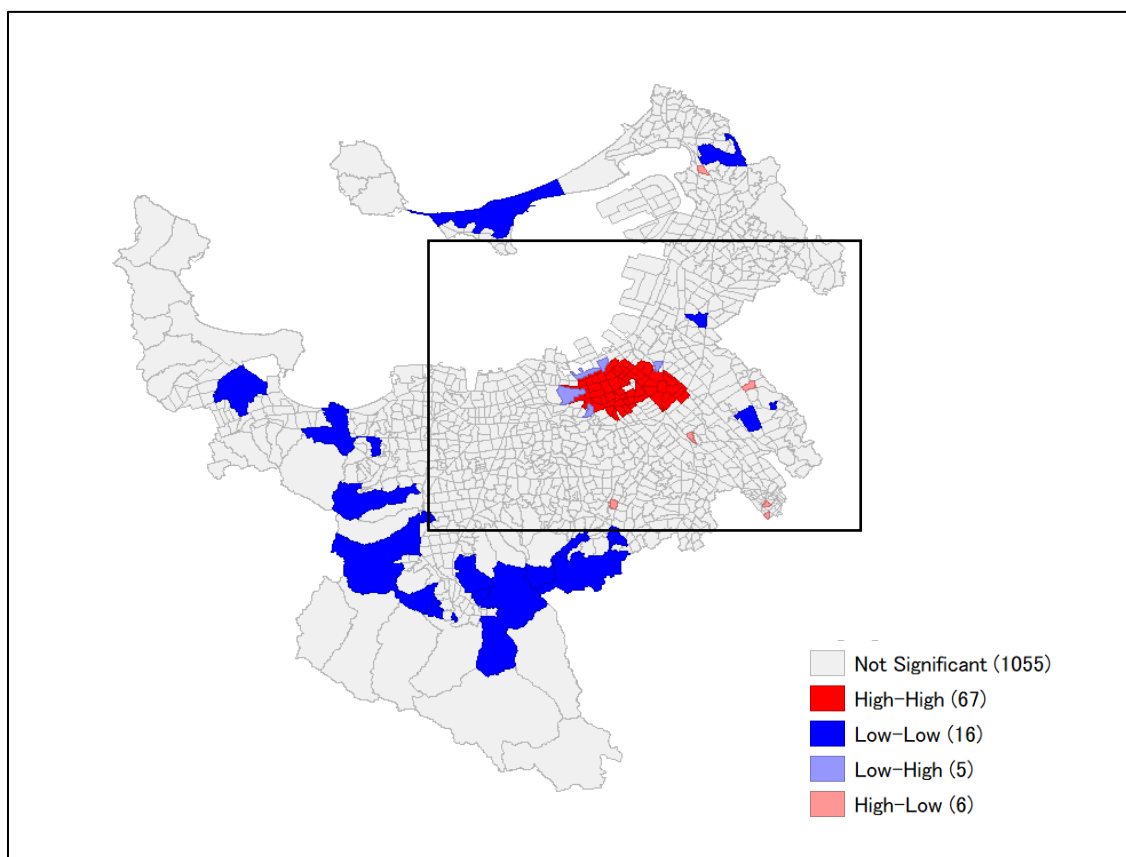
（４）福岡市

下図は福岡市の情報通信業における LISA Cluster Map を示している。福岡市の情報通信業は、博多駅周辺及び天神駅周辺の２極に集中しており、その他の地域での集積はほぼ見られず、縁辺地域には「Low-Low（クールスポット）」が見られる。2009 年から 2016 年にかけては、「High-High（ホットスポット）」のエリアが増加（59→67）しており、「Low-Low（クールスポット）」は減少傾向（50→16）にある。特に中心部では博多駅と天神駅の２極構造からより１極へ近づく形で集積エリアが拡大傾向にあることが確認できる。この傾向は市営地下鉄の整備によりさらに加速すると考えられる。

図－５ a 福岡市の LISA Cluster Map(情報通信業、2009 年)



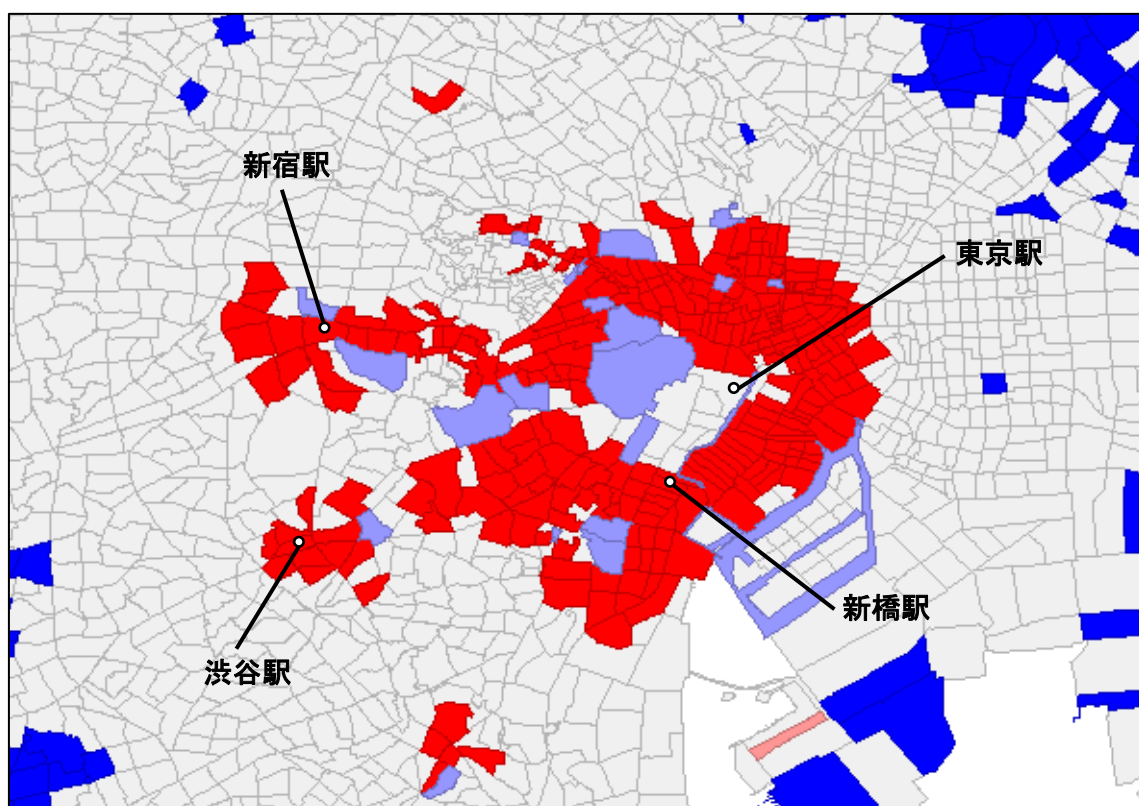
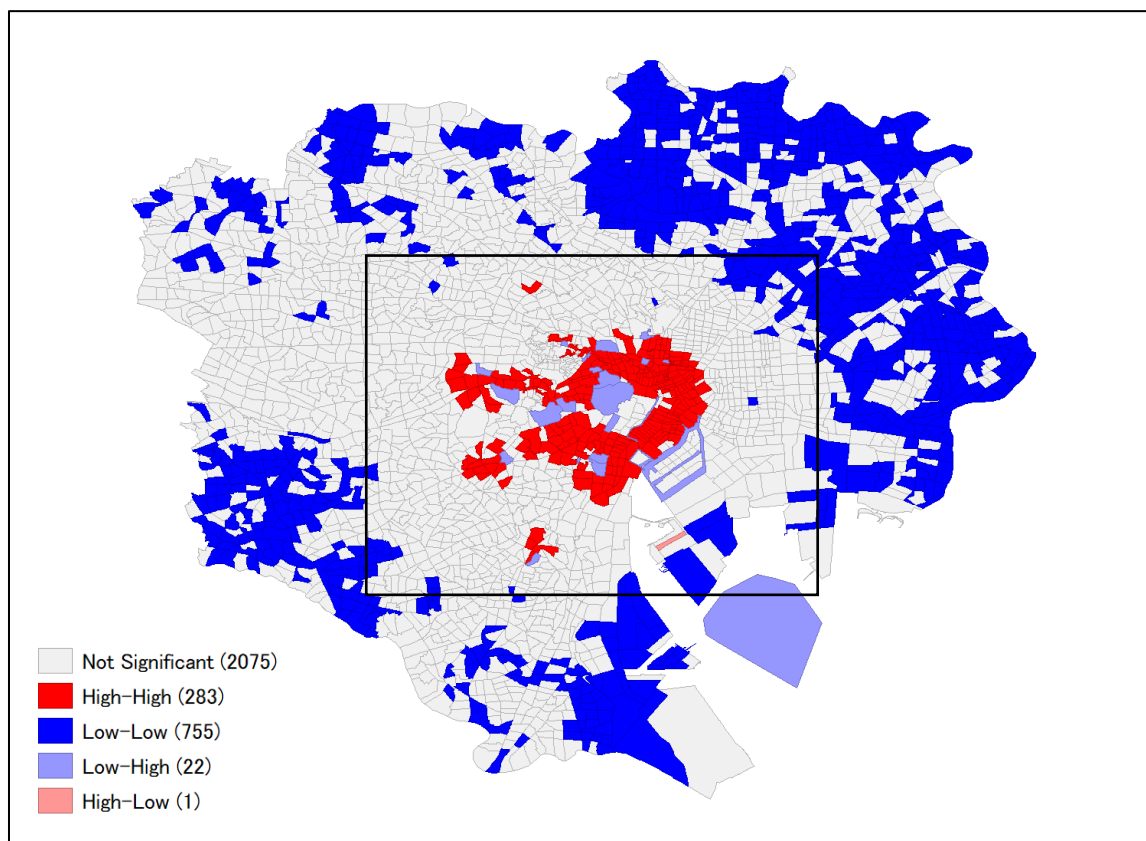
図－５ ｂ 福岡市の LISA Cluster Map(情報通信業、2016 年)



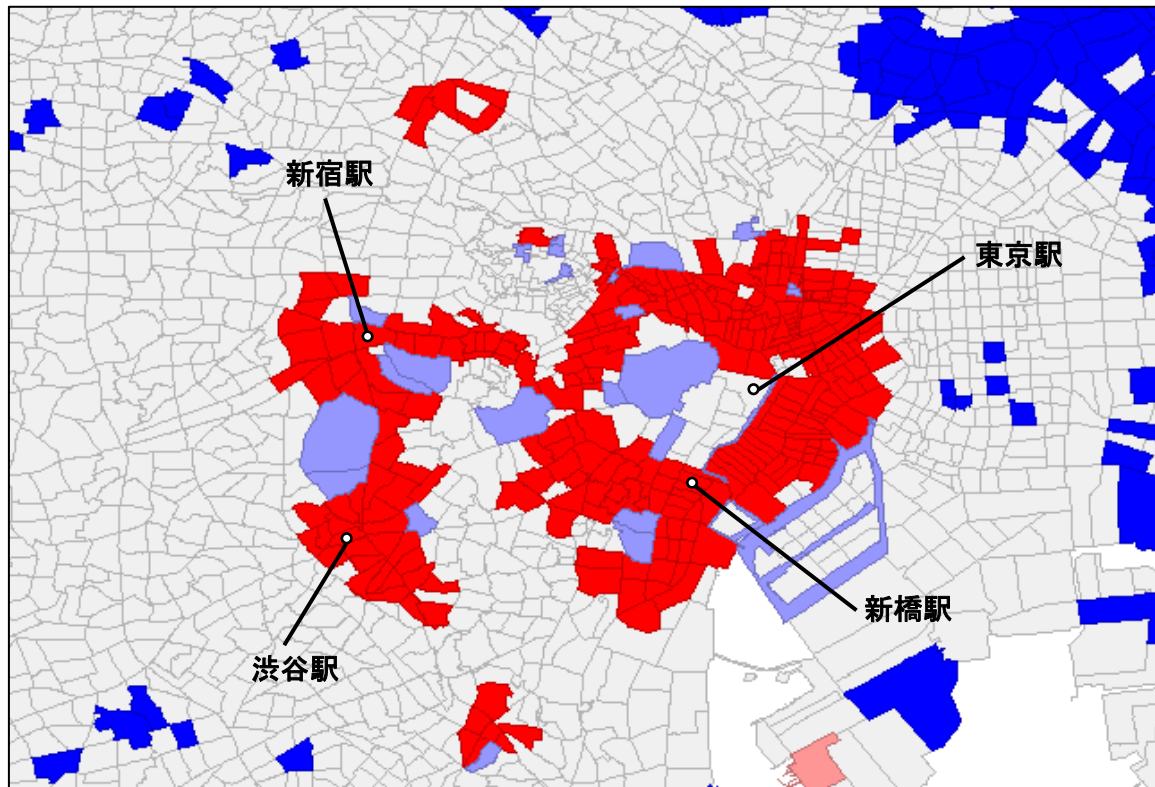
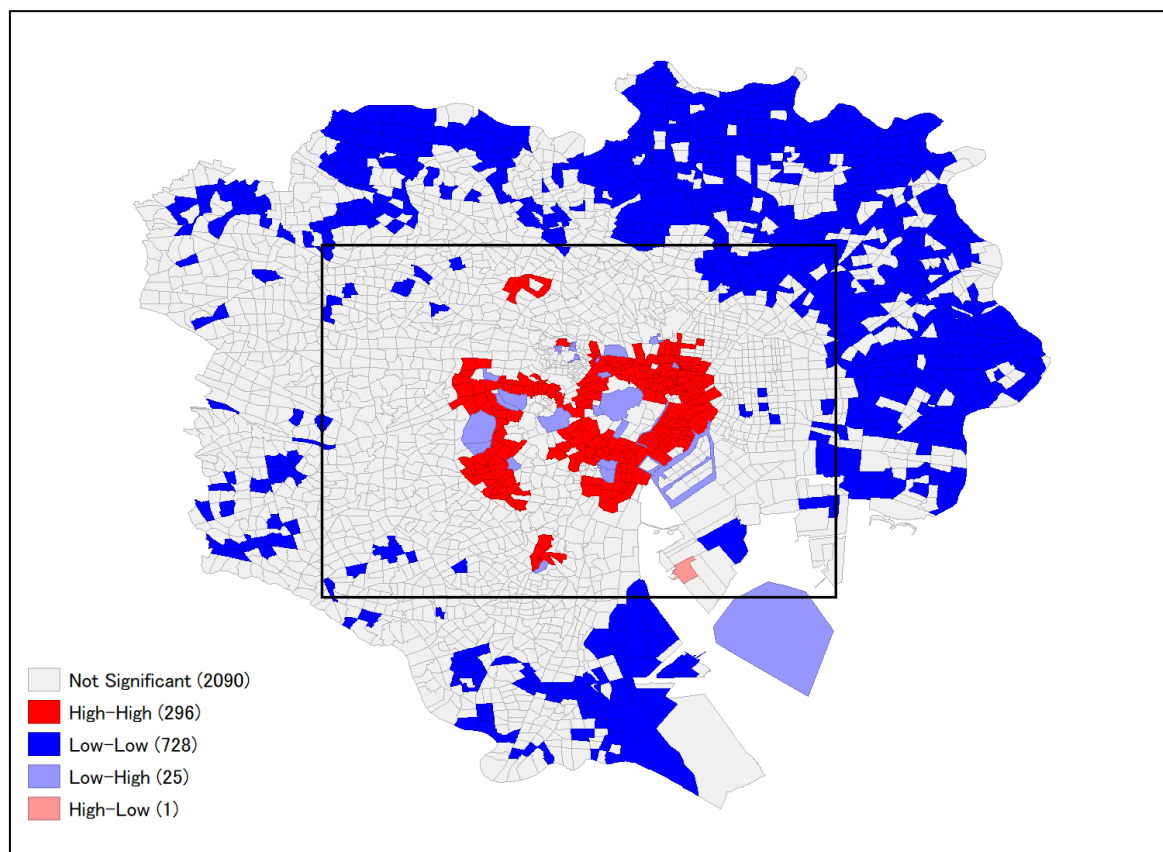
（５）東京 23 区

最後に、東京 23 区の情報通信業における LISA Cluster Map を示している。東京 23 区の情報通信業は中心部に放射状に広がっている。他の 4 つの地域と比較して集積エリアは広範にわたり、都心部のみならず、新宿や渋谷といった副都心エリアにも集積が見られる。その「High-High（ホットスポット）」のエリアは 2 時点で拡大傾向（283→296）にあり、特に副都心エリアである新宿や渋谷の集積エリアの拡大が顕著である。

図－6 a 東京 23 区の LISA Cluster Map(情報通信業、2009 年)



図－6 b 東京 23 区の LISA Cluster Map(情報通信業、2016 年)



以上の5つの地域での情報通信業の集積状況及びその変化をまとめると下の表－4のようになる。札幌市が市域全体で「一人勝ち」が散見されるのに対し、仙台市や広島市はホットスポットが中心部に集中している一極集中の形態が見られる。福岡市は博多駅周辺と天神地区とで二極に分かれており、東京23区は放射状に集積地が広がっている傾向が見られた。本稿で集積地と定義したホットスポットは福岡市や東京23区で拡大している。特に東京23区は新宿・渋谷といった副都心地域でのホットスポットの拡大が見られ、本稿の主眼とする自己組織化現象における集中・分散の過程の中で、中心部（都心）から副都心への若干の分散のフェーズにあるとも推察される。

表－4 各地域の情報通信業の集積状況

	集積の形態	ホットスポットの変化	Moran's I の変化
札幌市	分散 (「一人勝ち」が多い)	若干縮小	低下(0.496→0.463)
仙台市	一極集中	若干縮小	上昇(0.570→0.602)
広島市	一極集中	若干拡大	低下(0.557→0.543)
福岡市	二極	拡大	上昇(0.580→0.597)
東京23区	分散	拡大	低下(0.670→0.658)

注) 2009年～2016年の変化

3. 5 情報通信業の集積と収益性の関係

続いて2014年経済センサス-基礎調査のデータを用いて、5つの都市地域の町丁目単位において、情報通信業の集積度の各指標と企業のパフォーマンス（生産性）の関係について最小二乗法を用いて回帰分析を行う。

ここでは、情報通信業の集積度と集積の効果としての生産性との関係性を見る。すなわち、自地区（町丁目）の集積度が高いほど、集積の効果として高い生産性を示すかを検証する。集積度の指標としては事業所数のデータを用いて、自地区の全産業に占める情報通信業の割合を、地域全体の同様の割合で除して特化係数を算出した。また、集積度指標 LISA Cluster Map において識別を行った4つの分類に「Not-Significant」すなわち、有意にクラスターを識別できなかった地区を加えた5分類のうち、「ホットスポット (High-High)」、「クールスポット (Low-Low)」、「ひとり負け (Low-High)」、「ひとり勝ち (High-Low)」をダミー変数として導入する。これらを説明変数、また収益性の指標として各地区の情報通信業の従業者当たり収入額を被説明変数として回帰分析を行った。

結果は表－5に示しており、「特化係数（集積度）」の行は「Not-Significant」の推定結果を意味する。なお、情報通信業の事業所が存在しない地区や収入額データが確認できなかった地域はサンプルから除いている。そのため、5つの地域内の各町丁目数の地区数に対し、標本サイズは小さくなっている。

まず、5つの都市地域全てにおいて「ホットスポット (High-High)」が1%水準でプラスに有意であり、その回帰係数も非常に大きな値となっている。特に、仙台市、福岡市、広島市といっ

た市街中心部に情報通信業の事業所が集中して立地している地域において、その回帰係数は高い値となっている。この結果から、本稿で情報通信業の集積地と位置付けたホットスポットにおいて、高い集積の効果が働いていることが想定される。

他方、東京 23 区は「Not-Significant」が 1 %水準で有意となっている。東京 23 区内は仙台市や福岡市と比較し、地域内全域に事業所が立地しており、相対的に見れば分散して立地していることから、有意にクラスターとして検出されなかった地区においても、その地区の集積度指標が生産性に影響を与えていると考えられる。札幌も他地域と相対的には分散傾向であり、同様の理由が想定される。

表－5 集積度指標（特化係数）と生産性指標（収入額）の推定結果

	被説明変数：従業者当たり収入額（対数値）				
	札幌市	仙台市	広島市	福岡市	東京 23 区
特化係数 （集積度）	0.014* [1.79]	0.009 [0.39]	0.017 [0.47]	-0.019 [-0.35]	0.214*** [2.42]
High_High （ホットスポット）	0.337*** [2.79]	0.880*** [3.78]	0.500*** [2.47]	0.752*** [4.13]	0.387*** [4.41]
Low_High	-0.560 [-0.53]	0.018 [0.02]	0.038 [0.03]	0.857 [0.70]	-0.026 [-0.31]
Low_Low			0.512 [0.59]	0.116 [0.13]	0.272 [0.94]
High_Low	-0.006 [-0.05]	0.282 [0.70]	-0.236 [-0.42]	0.153 [0.27]	2.051 [1.73]
定数項	6.533*** [76.07]	6.519*** [50.28]	6.542*** [52.93]	6.530*** [59.26]	6.440*** [143.60]
決定係数	0.025	0.078	0.027	0.061	0.064
標本サイズ	493	177	247	285	1,938
町丁字数	5,896	962	1,074	1,152	3,143,

注）括弧内の数値は t-値。

***、**、*印は 1%、5%、10%水準でそれぞれ有意であることを示す。

ここまで 5 つの地域の情報通信業の集積状況を地図化し、さらに各地域の集積の形態や集積度指標が、町丁目単位で見た各地区の収益性に影響を与えうることを実証した。特に、集積度の高い地区は生産性が高いという関係が明らかとなり、次節以降の自己組織化モデルの前提となる集積の経済の存在が確認された。

4. 自己組織化シミュレーション

4. 1 Krugman のモデル

まず、シミュレーションで用いる企業立地の自己組織化モデルについて説明する。

Krugman (1996)は、集積・分散モデルという都市圏における企業立地に関する相互依存的な決定が空間的に分離された企業のクラスターとなっていくつかの立地に集中する（多極型構造を創発する）ことを説明する自己組織化モデルを構築した。

円周上のある地点を x とし、 $\lambda(x)$ をその地点における企業密度とする。それぞれの地点の望ましさ、市場ポテンシャルは他の地点の企業密度に正の意味でも負の意味でも依存している。正負の両方の効果は距離とともに低下していくが、正の効果は負の効果より早く低下する。地点 x における市場ポテンシャルを $P(x)$ とすると(4)式のように定式化できる。

$$P(x) = \int_z [A \exp(-r_1 D_{xz}) - B \exp(-r_2 D_{xz})] \lambda(z) dz \quad (4)$$

ただし、

A : 求心力（集積力）

B : 拡散力（遠心力）

r_1 : A の効果が距離とともに減衰する程度

r_2 : B の効果が距離とともに減衰する程度

であり、これら4つが Krugman モデルの重要なパラメータとなっている。さらに D_{xz} は立地点 x と立地点 z 間の距離を示している。ここで、 $r_1 > r_2$ と仮定することで複数の集積地が形成される範囲が異なってくる。企業の一極集中が起こるのは A が B よりも十分に大きいときであり、複数の集積地が出現するのは B が A よりも十分に大きいときである (Krugman, 1996)。

立地によって望ましさが異なるため企業は移動するインセンティブをもつ。この移動のルールとして、企業は平均的な立地よりも望ましくない立地から離れ、平均的な立地よりも望ましい立地へ移動すると仮定する。ここで平均市場ポテンシャル P_{ave} を次のように定義すると、この仮定は企業が徐々に平均市場ポテンシャル P_{ave} を上回る地点に移動し、 P_{ave} を下回る地点から離れることを意味し、(5)式のように表現できる。

$$P_{ave} = \int_x P(x) \lambda(x) dx \quad (5)$$

企業の移動ルール（企業密度の変化）は(6)式のように定義される。

$$\frac{d\lambda(x)}{dt} = \gamma (P(x) - P_{ave}) \lambda(x) \quad (6)$$

ただし、 γ はシミュレーションの調整スピードを意味している。Krugman は、この連続変数の非線形動学モデルをシミュレーションで分析する方法を提示している。円状の循環する一次元空間にいくつかの立地をとり、パラメータを設定し、企業の初期の空間的分布を乱数によって決めた

のちにシミュレーションを実行した結果をみるというものである。そして実際にシミュレーションをしてみると、企業の初期分布がほとんど均等だったとしても最終的にすべての企業はいくつかの立地に集中する。求心力を上げる、もしくはその力の距離による減衰率を下げれば集積地の数は少なくなり、その規模は大きくなるのに対し、拡散力を上げる、もしくはその力の距離による減衰率を下げれば集積地の数は多くなり、その規模は小さくなる。さらに、生まれた集積地同士は円周上にほとんど等間隔に配置されることも示されている。

このモデルは元来、都市の周辺部にもかかわらず規模の大きい都市が発現する原理を説明するものとして用いられた。本稿ではモデルの規模感を再解釈し、大きな地域内での全産業レベルにおける多数の都市の発現ではなく、ひとつの都市内での地区レベルかつ同業種レベルにおける集積が多数発現するモデルと考えた。すなわち、集積の経済のなかでも「都市化の経済⁷」を仮定していたこのモデルについて、集積の経済のなかでも「地域特化の経済」を仮定したモデルであると捉えなおしている。

4. 2 Krugman モデルによる企業立地シミュレーション概要

(1) シミュレーションの概要・開発環境

本稿では、前節において自己組織化現象における集積状況の変化が顕著に見られた東京23区の町丁目単位を対象にシミュレーションモデルを構築した。データは経済センサスの情報通信業の事業所数データを用いた。シミュレーションは Python で実装し、エージェント・ベース・モデリング用ライブラリの一つである Mesa を使い、GIS データをシミュレーションへ組み込むため Mesa の GIS Extension である Mesa-Geo を導入した。

Krugman モデルは1次元空間での集中・分散モデルであるが、2次元空間内で機能するようにプログラムし、東京23区の町丁目単位にて各事業所は自地区の市場ポテンシャルによって地区間の移動を繰り返す。Krugman モデルにおけるパラメータの設定については、先行研究によって推定された値を参考に設定する。Krugman モデルを実際の都市で適用した Kumar et al. (2007)は、オハイオ州クリーブランド-アクロン統合統計地域の全産業についての自治体単位の5時点にわたるデータを用いて、集積力 A 、遠心力 B 、それらの力の距離による減衰率 r_1 と r_2 の計4つのパラメータを推定した（表-6）。

⁷ 都市化の経済とは、都市規模が大きくなり多種多様な企業や人が集積することでそれらの相互作用によって都市全体における経済活動の水準が高まるという全産業レベルにおける収穫逓増現象である。

表－6 全産業の分布について最適化されたパラメータ・バランス

All industries						
Div(0-1)	Hours	A	B	Da	Db	Difference
8	43:06:47	1.000	0.750	1.000	0.250	0.000215
9	68:39:43	1.000	0.778	0.889	0.222	0.000220
10	83:56:00	1.000	0.800	1.000	0.300	0.000218
<u>11</u>	<u>125:00:00</u>	<u>1.000</u>	<u>0.818</u>	<u>0.909</u>	<u>0.273</u>	<u>0.000212</u>
12	217:00:00	1.000	0.750	1.000	0.250	0.000214
13	244:00:00	1.000	0.769	1.000	0.308	0.000216

出典：Kumar et al. (2007)

具体的に Kumar らは、データとシミュレーション結果の両方からエントロピー指数を算出し、それらの二乗差を最小化するパラメータを推定した。そして、さらに 1 時点のデータを加え、推定されたパラメータを用いてシミュレーションした結果として得られた値から求めたエントロピー指数と最新の時点のデータに基づいて算出したエントロピーの差を観測した。

本稿では、対象地域の規模感は異なるが、本稿と同様に実都市の 2 次元空間において Krugman モデルを適用した Kumar et al. (2007)におけるパラメータ ($A=1.000, B=0.818, r_1=0.909, r_2=0.273$) を援用した上でモデルを動かす。これにより Krugman モデルが東京 23 区の情報通信業という特定産業の事業所立地の変化をどの程度再現し将来を予測できるかを検証する。

(2) 時間の扱いと移動ルール

本稿では経済センサスの情報通信業・事業所数のデータを用い、東京 23 区の町丁目単位にて 2009 年を初期時点とし、実データが存在する 2014 年、2016 年の事業所の立地分布をシミュレーションし、実際の立地分布との比較を行う。

ここで、シミュレーションにおける時間の扱いに注意しなければならない。シミュレーションにおける単位時間とは、現実における年や月、日、分、秒などの時間とは異なり、モデルやシミュレーション方法、研究によってその長さは様々である。ここで問題になるのが、実データとシミュレーション結果を比較するときに時間の概念を対応させる必要がある。

そのため、シミュレーション上の 1 単位時間を「1 step」と表現し、1 step で移動する企業数は Krugman モデルをもとに(7)式のように表現できる。

$$\lambda(x)_{t+1} = \lambda(x)_t + \frac{d\lambda(x)_t}{dt} \quad (7)$$

ここで、

$$\lambda(x)_{t+1} = \frac{n(x)_{t+1}}{A(x)} \quad (8)$$

であり、 $n(x)_t$ は時間 t 、立地点 x における企業（事業所）数、 $A(x)$ は立地点 x の面積を意味する。(7)式に(8)式に代入して、

$$\begin{aligned}\frac{n(x)_{t+1}}{A(x)} &= \lambda(x)_t + \frac{d\lambda(x)_t}{dt} \\ n(x)_{t+1} &= \left\{ \lambda(x)_t + \frac{d\lambda(x)_t}{dt} \right\} A(x)\end{aligned}\tag{9}$$

(9)式は移動ルールを示した(6)式より、次式の(10)式のようになる。

$$\begin{aligned}n(x)_{t+1} &= \left\{ \lambda(x)_t + \gamma \left(P^t(x) - P^t_{ave} \right) \lambda(x) \right\} A(x) \\ &= \left\{ \frac{n(x)_t}{A(x)} + \gamma \left(P^t(x) - P^t_{ave} \right) \lambda(x) \right\} A(x)\end{aligned}\tag{10}$$

この移動ルールに従い、step ごとに事業所が移動し各地区の事業数に変化することで東京 23 区内の各地区の立地分布が変化していくこととなる。このとき、各地区の事業所数のシミュレーション値と、実際の 2014 年、2016 年データの事業所数をもとに誤差を算出する。誤差の算出には次式の平均絶対誤差 (MAE) を用い、その定義は(11)式に示される。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|\tag{11}$$

N はデータ数 (地区数)、 $\hat{y}$ は予測値 (シミュレーション値)、 y は実際のデータの値をそれぞれ示す。本稿のシミュレーションにおいては、実際の値とシミュレーション値の誤差を全て地区で合算してその地区数で割ることを意味する。これをもとに、東京 23 区の町丁目単位の地区全体としてシミュレーション値が 2014 年、2016 年の各時点の実際のデータとの平均絶対誤差が最も小さい step 数を 2014 年及び 2016 年に対応させる。これによりシミュレーション上の step 数を現実の年次と対応させることが可能となる。

なお、移動ルールに従った各地区の事業数の計算においては、各地区の情報通信業の事業所数自体が全体として小さな値であることと、本稿のシミュレーションはあくまで地域内の各地区の事業所立地の分布 (バランス) を検証するものであることから、小数点以下を許容した上で計算を行うこととする。また、Krugman モデルとは異なり、東京 23 区の域外との事業所の転入・転出も許容することとする。

4. 3 シミュレーションの手順

(1) 初期設定

まず、2009 年経済センサス-基礎調査の町丁目単位の各地区を基礎単位とし、2014 年、2016 年時点と比較し町丁目の変更があった地区は分析対象から除き、各地区の情報通信業の事業所数データを用いた。⁸ このデータを python mesa にインポートし、各町丁目の地区をエージェントとして設定し、各エージェントに属性として 2009 年の各地区の事業所数を初期値として与える。

⁸ 前節の各町丁目における情報通信業の事業所数データは面積当たりで算出している。

Krugman モデルの(4)式の市場ポテンシャルにおける各パラメータは上述の通り、Kumar et al. (2007)を援用し、($A=1.000$, $B=0.818$, $r_1=0.909$, $r_2=0.273$) とした。

(2) 市場ポテンシャルの計算

各地区について、市場ポテンシャルに必要な各変数を計算する。 D_{xz} は地区 x の中心点から他の地区 z の中心点までの距離を計算し、 $\lambda(x)$ は各地区に立地する事業所数と地区の面積から企業密度を計算する。これらをもとに、各地区の市場ポテンシャルを(4)式を用いて計算し、(5)式をもとに平均市場ポテンシャルを計算する。

(3) 企業（事業所）の移動

各町丁目地区のエージェントについて、その地区のポテンシャルと平均ポテンシャルとの差分から次の step におけるその地区に立地する企業数を(9)式をもとに計算する。この時、各事業所は Krugman モデルの通り、平均市場ポテンシャル P_{ave} を上回る地区に移動し、 P_{ave} を下回る地区からは離れることとなる。⁹

(4) 平均絶対誤差の算出

あらかじめインプットしておいた 2014 年と 2016 年の実際の情報通信業の事業所数とシミュレーションによって予測された値について、step ごとに平均絶対誤差を計算する。

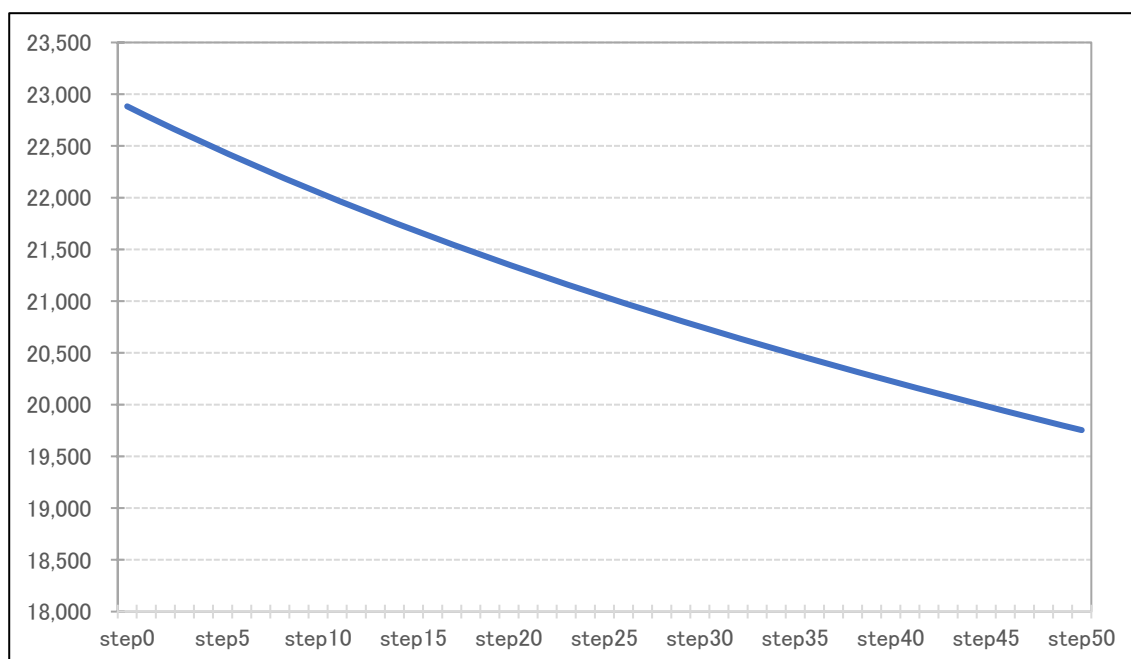
(2) ～ (5) の手順を 50 steps 繰り返した時点でシミュレーションを終了する。また、2014 年、2016 年の実際のデータと比較し、最も平均絶対誤差の小さい step 数を各年と対応させ、その時点での事業所数の分布を検証する。

4. 4 シミュレーション結果

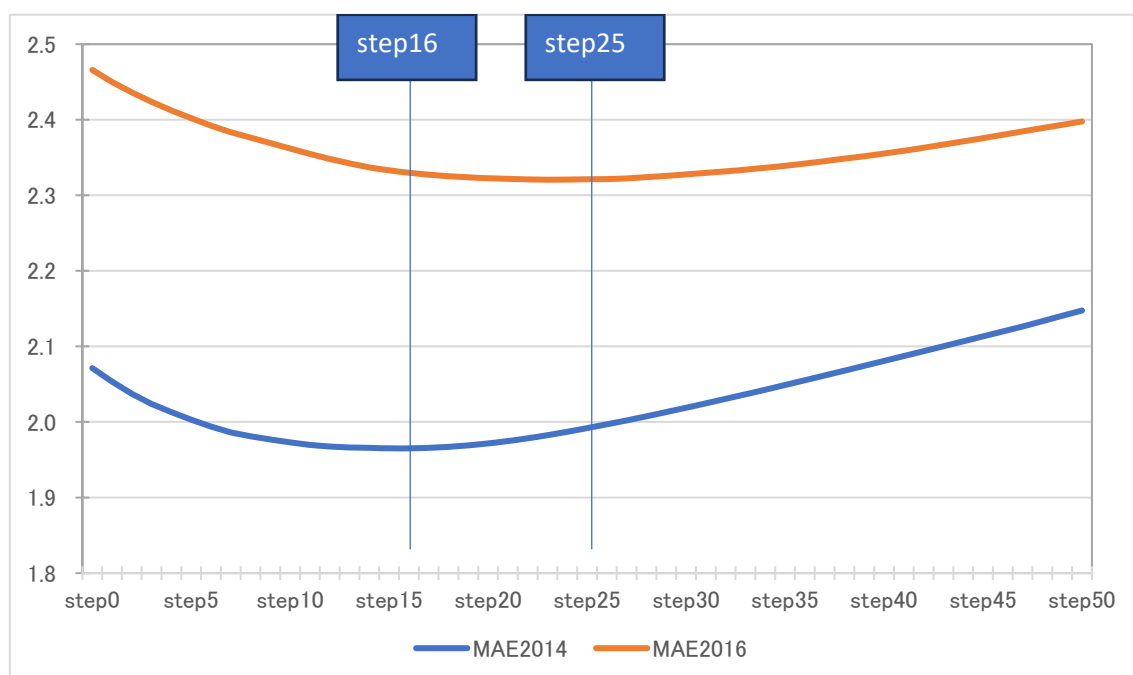
まず、各 step での東京 23 区の情報通信業の総事業所数の変化は図 7 の通りであった。経済センサスの 2009 年、2014 年、2016 年の情報通信業の各事業所数（全町丁目データを合算して算出）が、23,050、20,413、19,922 と減少傾向であることから、総事業所数という点ではおおむね現実にはフィットした変化をシミュレートしている。さらに、図 8 では、2014 年及び 2016 年それぞれの実データのデータとシミュレーション値をもとにした平均絶対誤差である「MAP2014」と「MAP2016」の推移を表している。その結果、2014 年の実際のデータとの平均絶対誤差は step16 において、2016 年との平均絶対誤差は step25 において最小値となった。したがって、step16 が 2014 年の立地分布、step25 が 2016 年の立地分布を最も高い精度で予測していると判断できる。また、2009 年から 2014 年の 5 年間を 16step で、2014 年から 2016 年の 2 年間を 9step（16step～25step）でシミュレーションしていると判断すると、最終の step50 は 2022 年の立地分布の予測と想定することができる。

⁹ 事業所がどの町丁目の地区からどの地区へ移動したかは本稿のモデルでは考慮していない。

図－ 7 東京 2 3 区の情報通信業の総事業所数の変化（シミュレーション値）



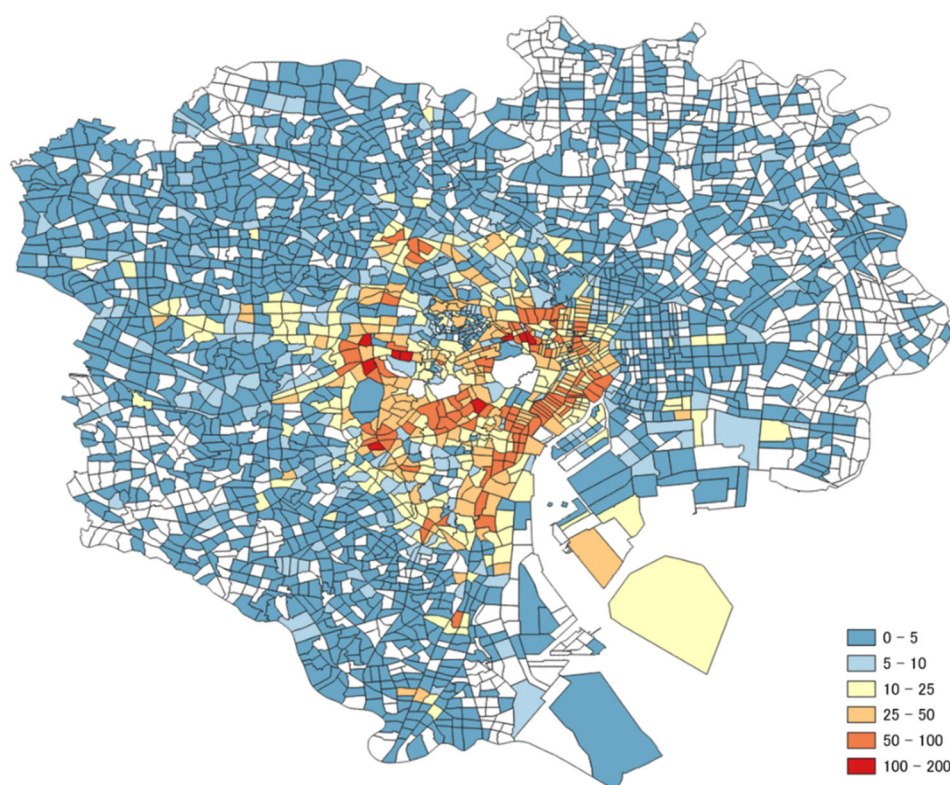
図－ 8 平均絶対誤差の推移



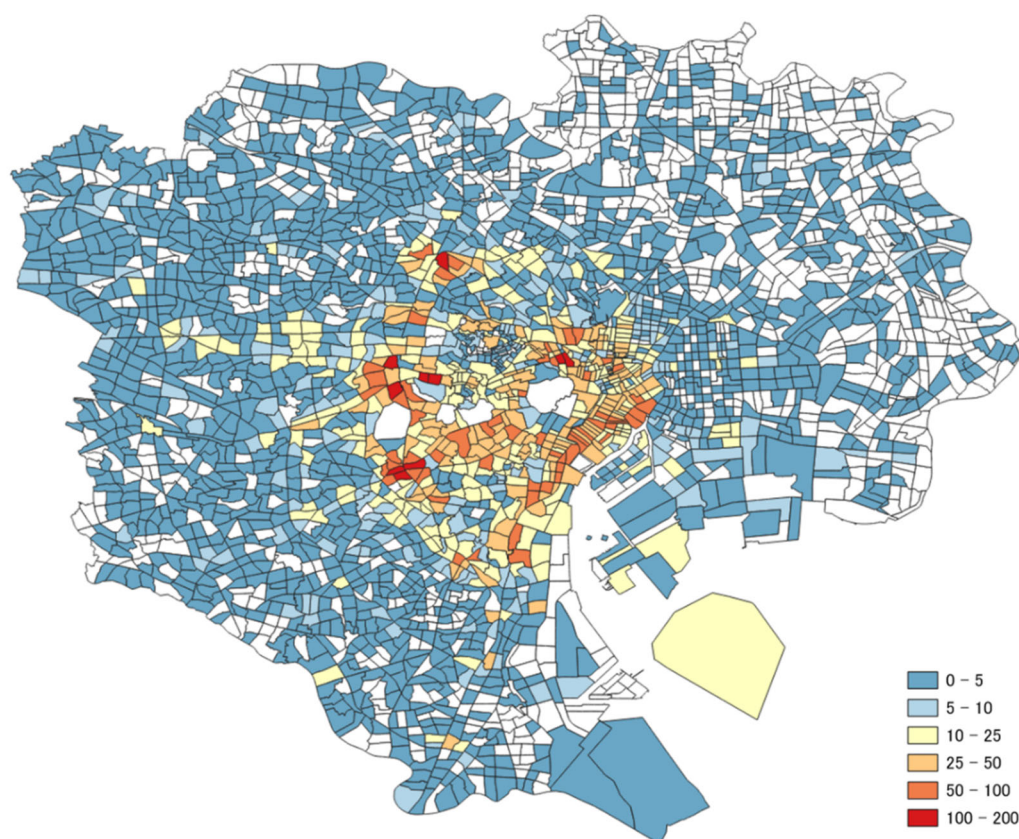
以上をもとに、初期値の 2009 年、2014 年（step16）、2016 年（step25）、2022 年（step50）の 4 時点の事業所の分布を下図にて地図上に描写した。シミュレーション上の立地分布の変化は主に 2 3 区の中心部で見られるが、全体を通じてシミュレーションでの分布は実際のデータをおおむねシミュレートできていると見られる。実際のデータでは、2009 年から 2014 年及び 2016 年かけ

て、地図上の左下の部分の世田谷区付近において、空白（事業所数 0）の地区に情報通信業の事業所が進出しており、この点はシミュレーションの各時点と異なる結果となった。これは Krugman モデルでは(6)式において、事業所が 0 の地区は企業密度 $\lambda(x)$ が 0 となり、次期の企業数も計算上 0 となるため、実際のデータで発生している事業所のない地区に事業所が進出する事象をこのモデルは扱うことが難しいことを示唆している。この点は町丁目のエージェント単位の事業所数が極めて少数の特定産業かつ小地域での分析のため発生した事象といえよう。

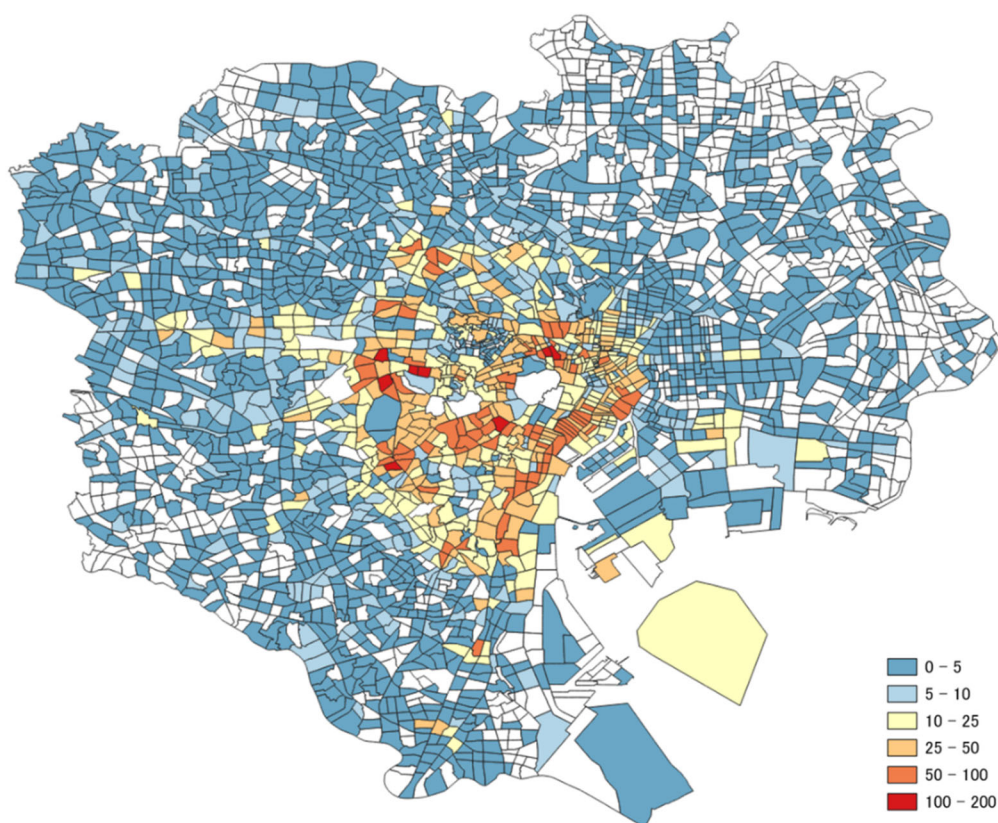
図－ 9 2009 年（step0）の情報通信業の事業所の分布



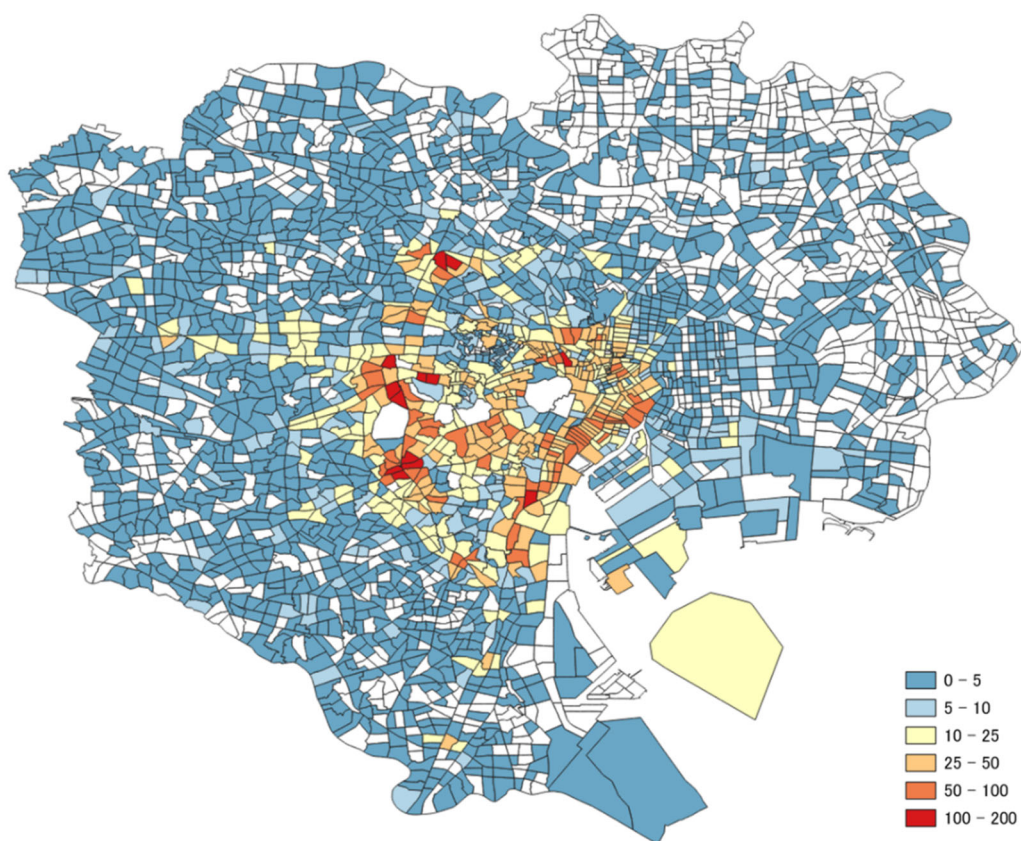
図－ 10 2014 年の情報通信業の事業所の分布（実際のデータ）



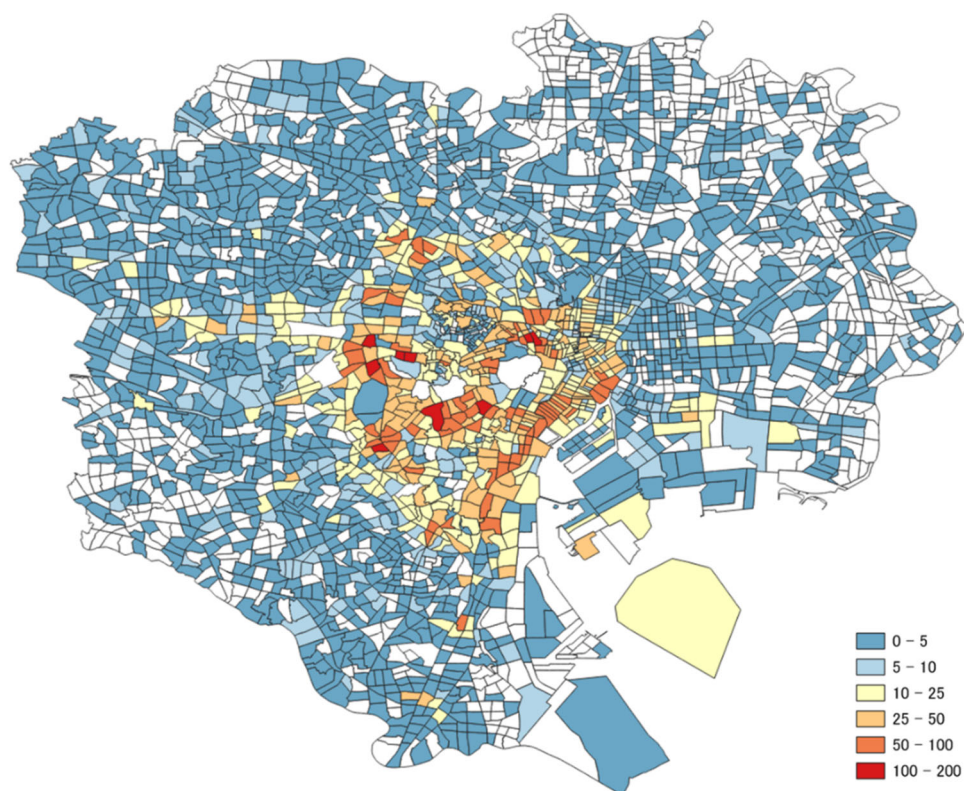
図－１１ step16(2014 年と最小誤差)の情報通信業の事業所の分布



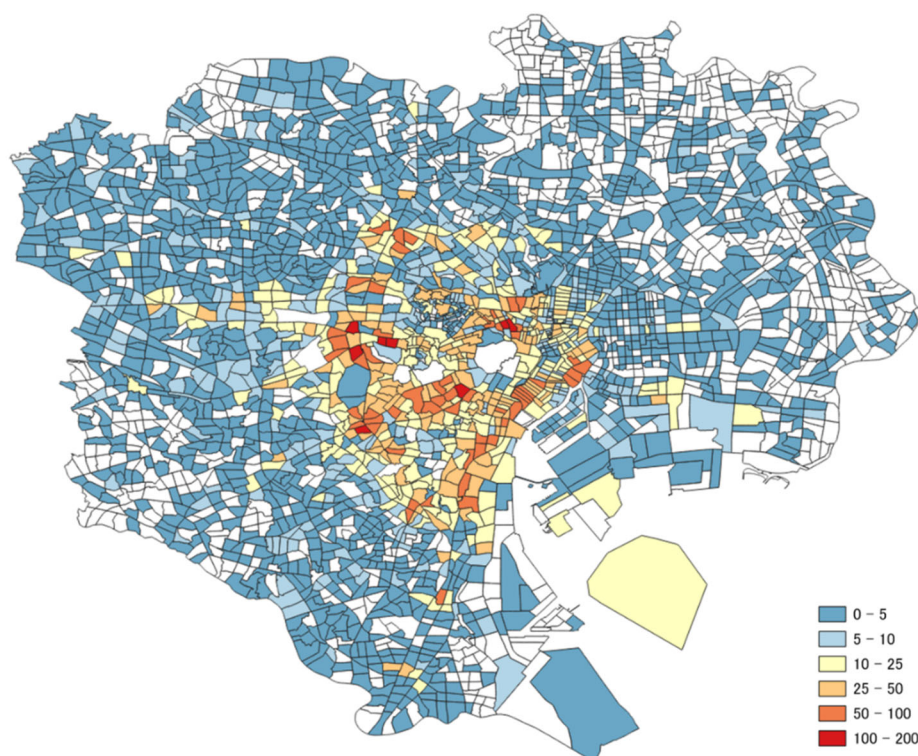
図－１２ 2016 年の情報通信業の事業所の分布（実際のデータ）



図－１ ３ step25(2016 年と最小誤差)の情報通信業の事業所の分布

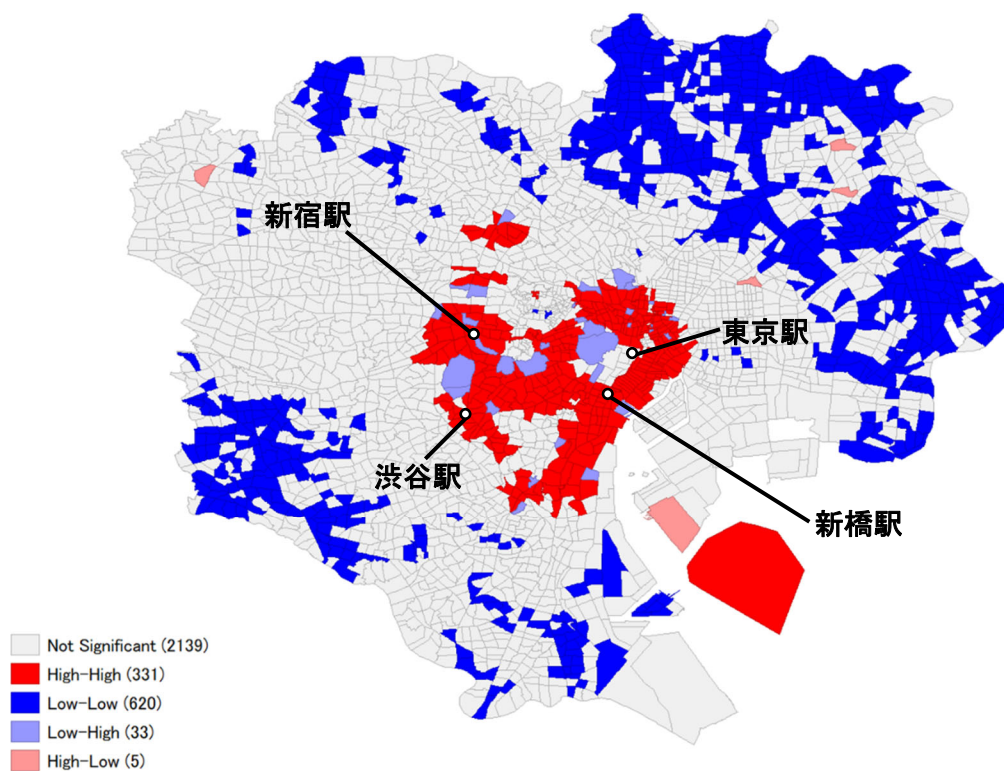


図－１ ４ step50(2022 年予測)の情報通信業の事業所の分布

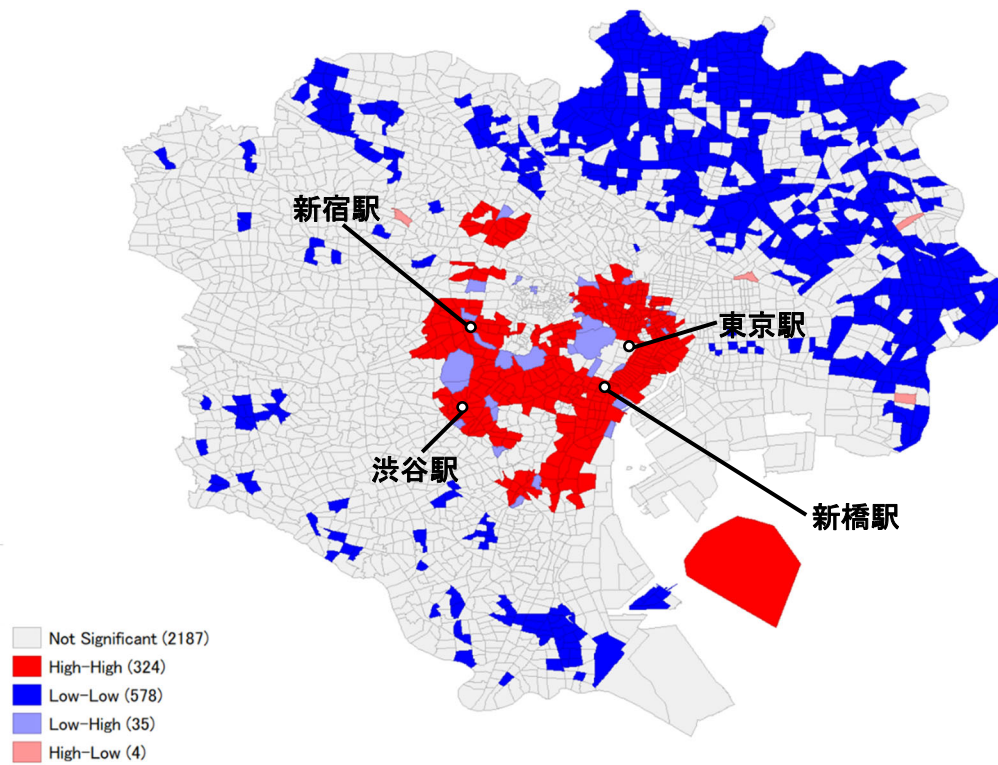


さらに、2009 年、2014 年、2016 年の実際のデータ及びシミュレーションの 4 つの step 時点の事業所数のデータをもとに、前節と同様の手法で LISA Cluster Map を作成し、図－15 以降に示した。情報通信業の集積地である「ホットスポット (High-High)」の分布等、おおむね実際の分布をシミュレーションしている。

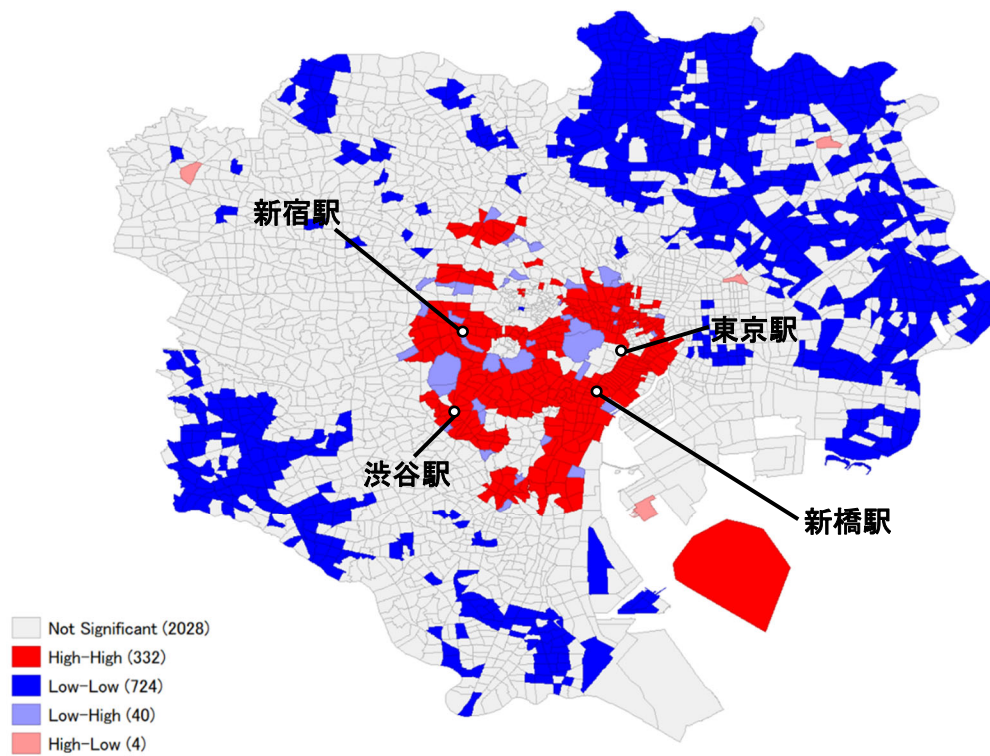
図－15 2009 年 (step0) の LISA Cluster Map(情報通信業)



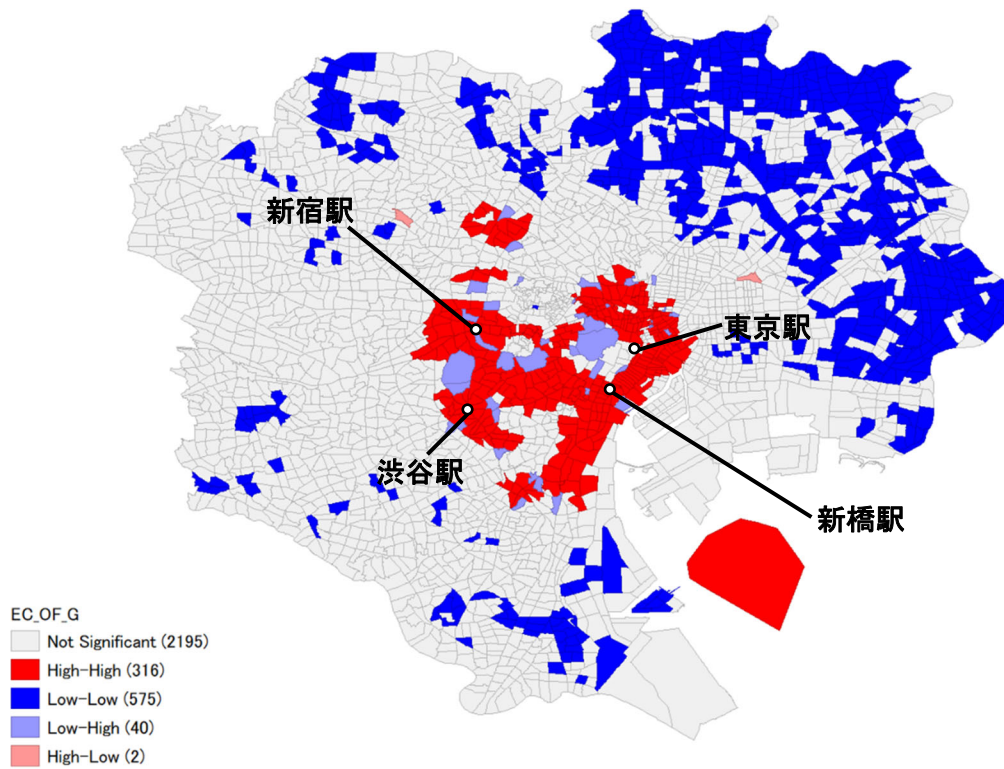
図－１６ 2014 年の LISA Cluster Map(情報通信業)



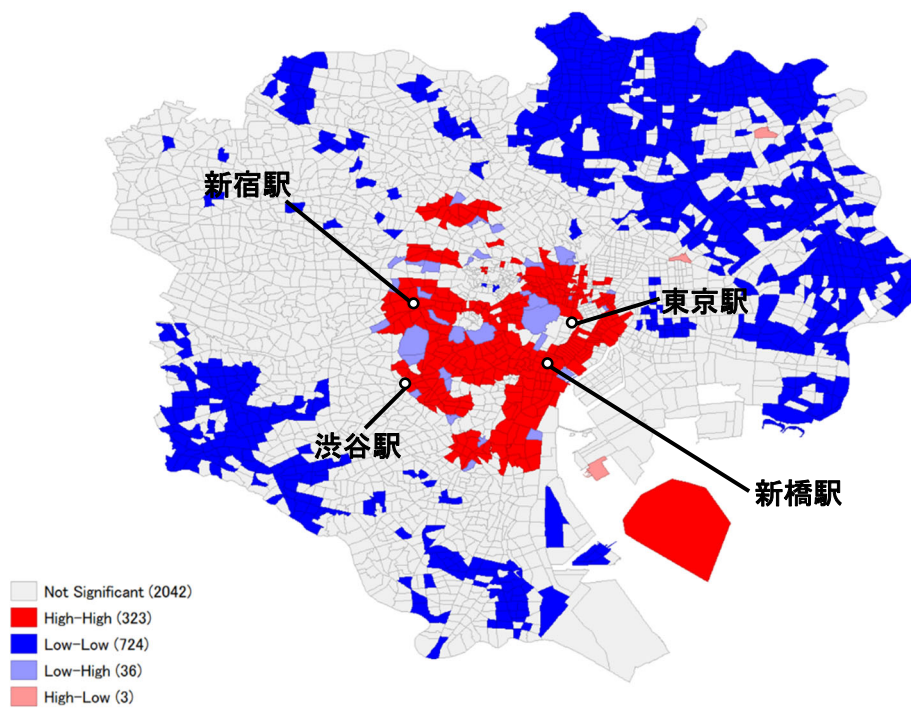
図－１７ step16(2014 年と最小誤差)の LISA Cluster Map(情報通信業)



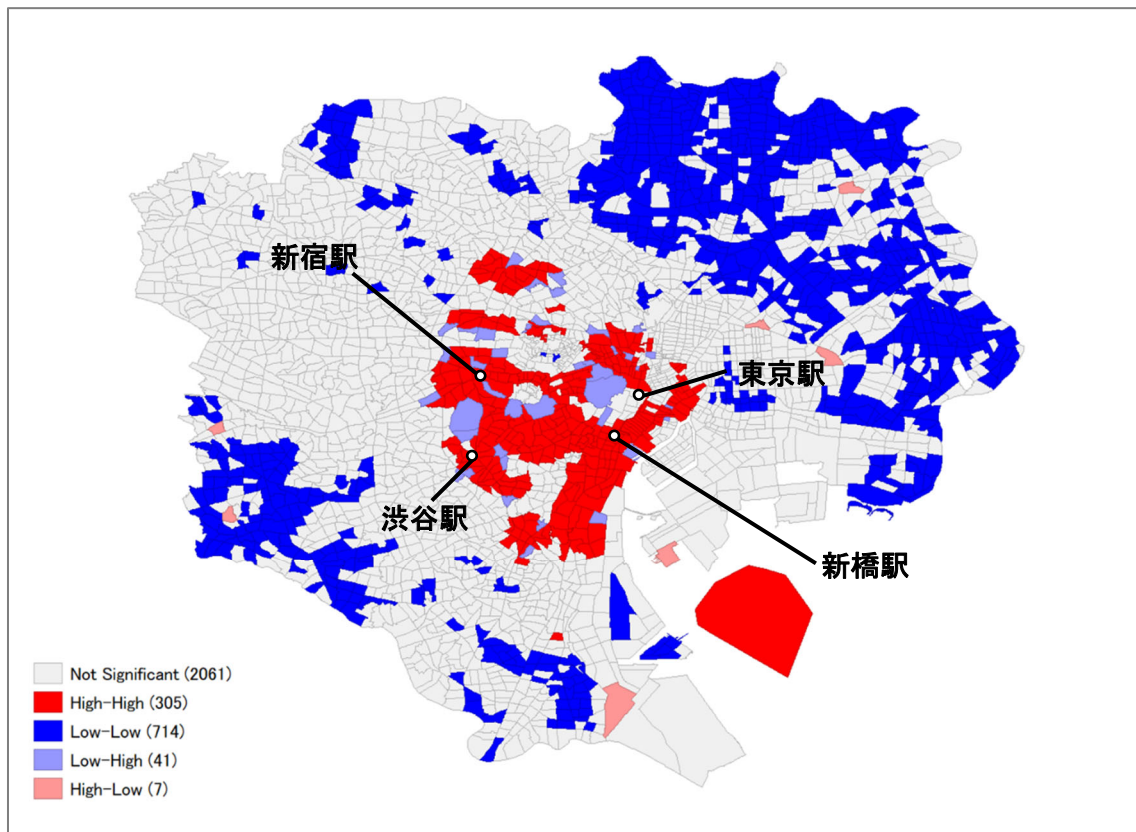
図－18 2016年のLISA Cluster Map(情報通信業)



図－19 step25(2016年と最小誤差)のLISA Cluster Map(情報通信業)



図－２０ step50(2022 年予測)の LISA Cluster Map(情報通信業)



表－７は各時点、step における「ホットスポット（High-High）」、「クールスポット（Low-Low）」、「ひとり負け（Low-High）」、「ひとり勝ち（High-Low）」の４タイプの地区数を示している。

表－７ ４類型ごとの地区数

	High-High	Low-Low	Low-High	High-Low
2009 年 (step0)	331	620	33	5
2014 年	324	578	35	4
step16	332	724	40	4
2016 年	316	575	40	2
step25	323	724	36	3
Step40	305	714	41	7

まず実際のデータとシミュレーションで異なる点について、「クールスポット（Low-Low）」はシミュレーションでの各 step においてその地区数が実際のデータ年に比較して大幅に多く、この点は上述の通り、実際のデータで事業所数が 0 であった地区にその後事業所が進出した事象を本稿のモデルでは捉えきれていないことが要因と考えられる。LISA Cluster Map からもシミュレーション上では地図上の左下部分の世田谷区内の町丁目で「クールスポット（Low-Low）」が 2009 年から引き続き形成されていることがわかる。

他方で、その他の３タイプのスポット数はおおむね実際のデータをシミュレートできていると言

えよう。情報通信業の集積地である「ホットスポット（High-High）」の地区数はおおむねシミュレーション値と実際のデータで近似した値を示しているが、シミュレーションでは step16 で初期値からわずかながらホットスポットの地区数が増加し、その後、step25、step50 と減少傾向を示している。シミュレーション上では 2022 年の予測と位置付けている step50 では情報通信業の集積地の集積地は縮小する結果となった。

本節では Krugman モデルを全産業ではなく情報通信業という特定の産業において、また都市圏レベルではなく東京 23 区の町丁目という小地域単位を対象としシミュレーションを行ったが、LISA Cluster Map の 4 類型においても多少の誤差はあるが、おおむね現実の情報通信業の立地分布を再現することができたと言えよう。ただ、各地区の事業所数の規模が極めて少ないデータを用いているため、事業所数 0 の地域への事業所の進出といった Krugman モデルが想定していない現実の事象を捉えきれないといった課題を把握することもできた。この点は今後、Krugman モデルを産業別の分析や小地域での分析に用いる際に考慮すべきこととなるであろう。

5. 感度分析

Krugman のモデルを再掲すると、

$$P(x) = \int_z [A \exp(-r_1 D_{xz}) - B \exp(-r_2 D_{xz})] \lambda(z) dz \quad (4)$$

となる。ただし、

A : 立地点 x とは関係のない集積力の大きさ、求心力（集積力）

B : 立地点 x とは関係のない分散力の大きさ（大きいと分散力が強い）、拡散力（遠心力）

r_1 : A の効果が距離とともに減衰する程度

大きいと距離に対する魅力度の評価が強いことで集中、反対に小さいと分散

r_2 : B の効果が距離とともに減衰する程度

大きいと距離に対する忌諱度の評価が強いことで分散、反対に小さいと集中

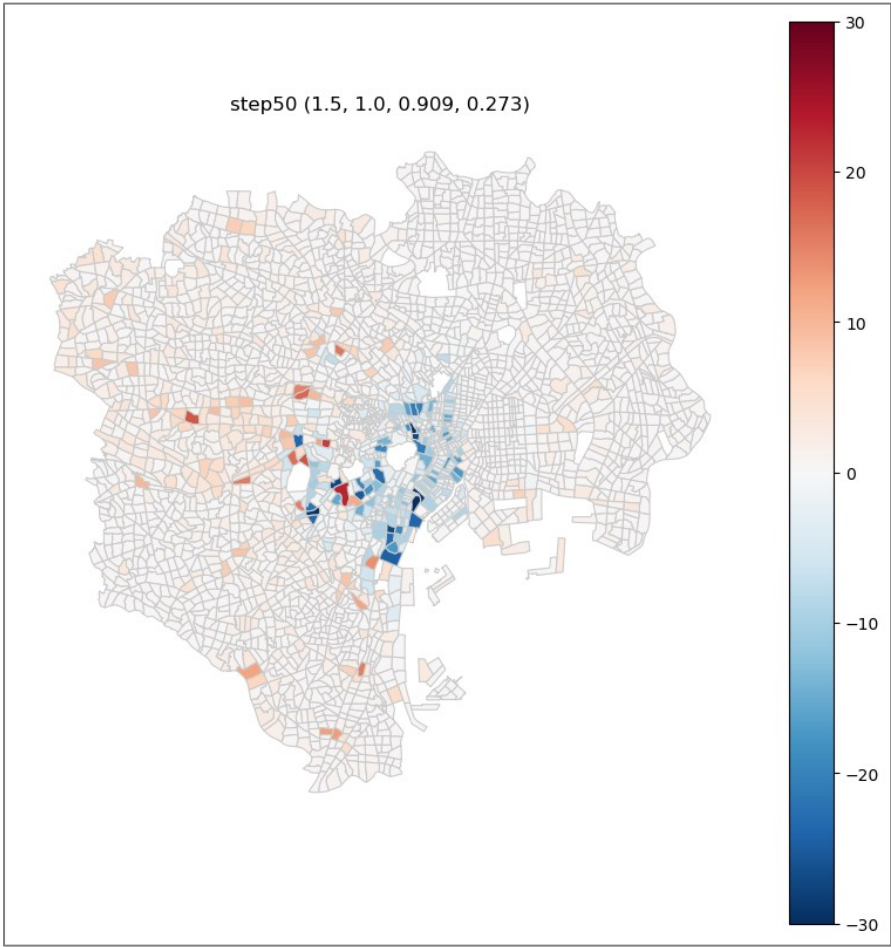
である。これら 4 つのパラメータが集中・分散を司る重要なパラメータとなっている。このパラメータの値によって事業所の集積・分散がどのように変わるのであろうか。4 節のシミュレーションでは表－6 に示したパラメータであったが、ここでは、表－8 の 2 つのケースについて比較を行う。

表－8 パラメータ

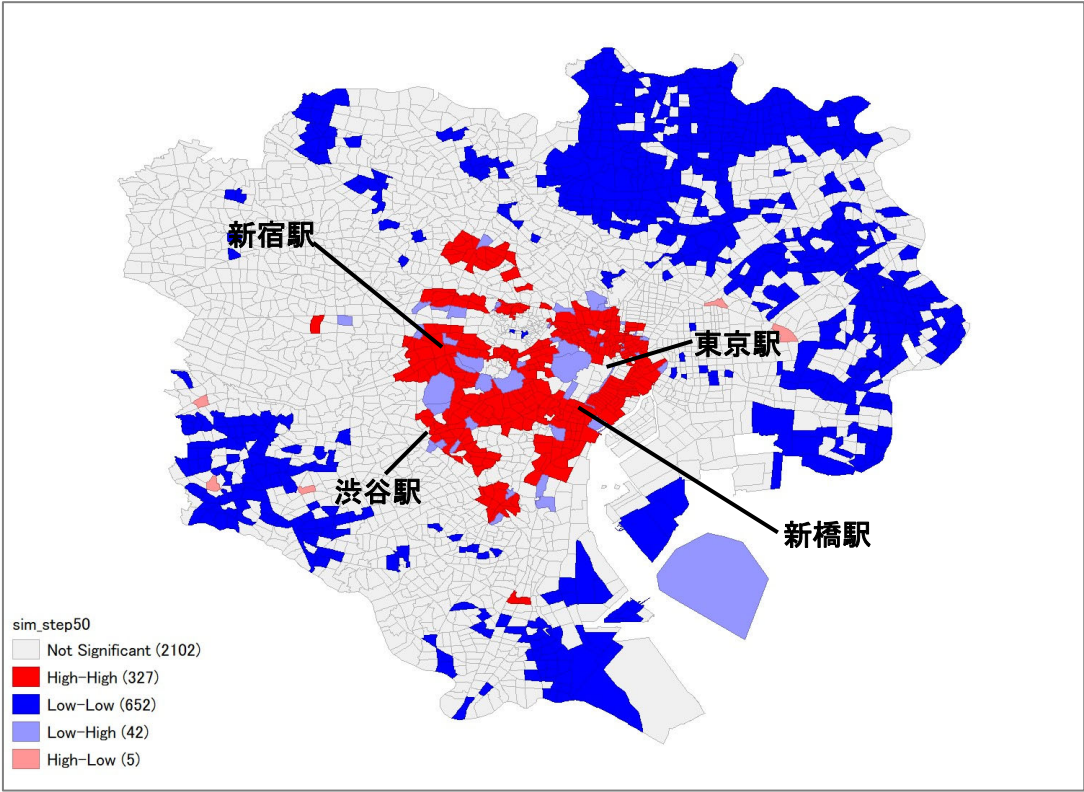
	A	B	A/B
集中ケース	1.5	1.0	1.5
分散ケース	1.0	1.5	0.67

シミュレーションの手順は 4 節と同様に行い、step50 まで実施した結果を下記に示す。

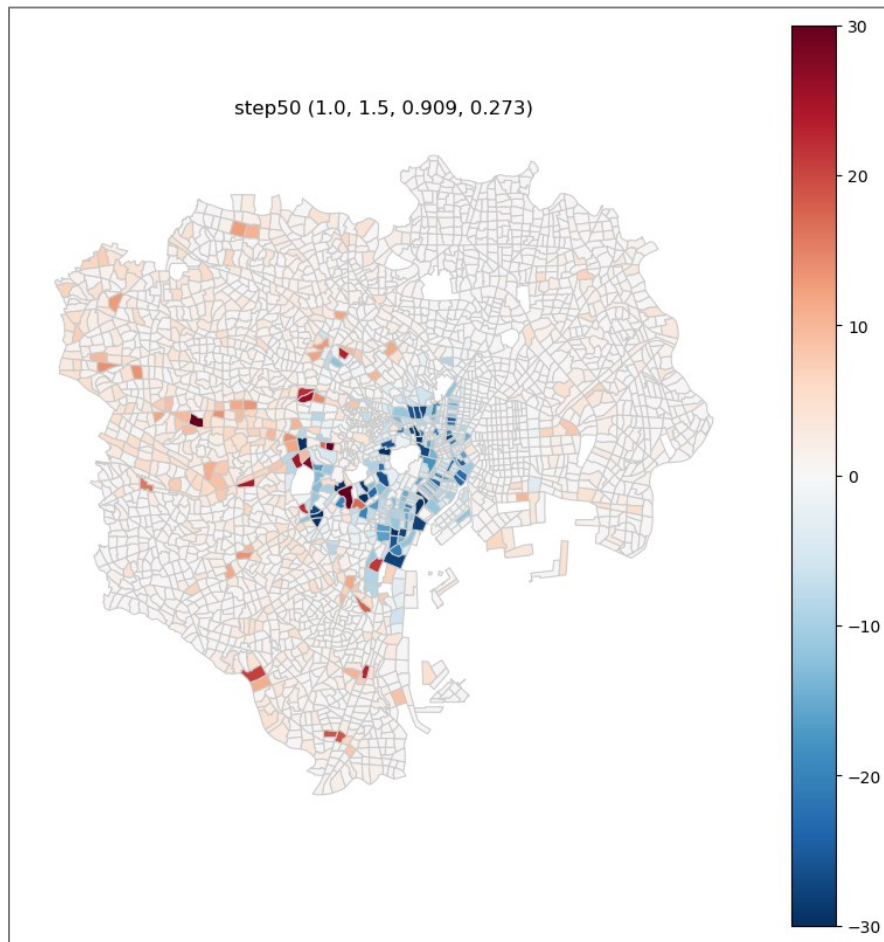
図－２１ a 情報通信業の増減数：集中ケース



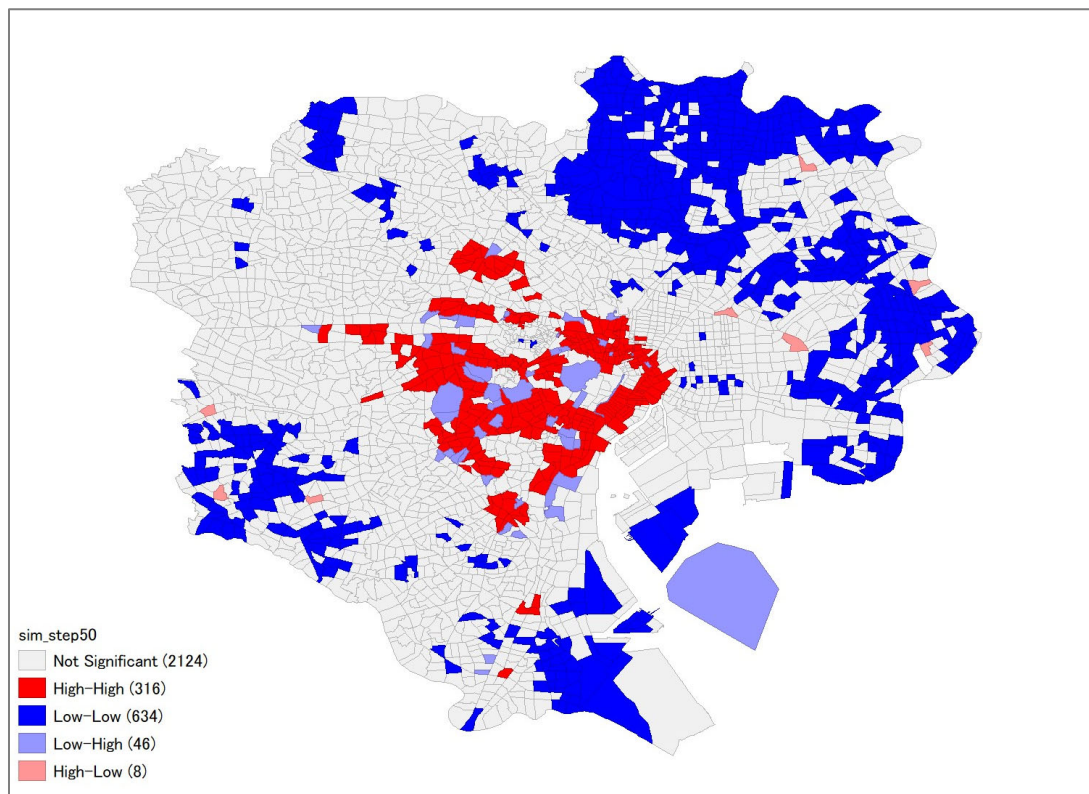
図－２１ b 情報通信業の LISA Cluster Map：集中ケース



図－２２ a 情報通信業の増減数：分散ケース



図－２２ b 情報通信業の LISA Cluster Map：分散ケース



集積状況の識別は、ホットスポットの数で行う。ホットスポット（High-High）とは自区の集積が高く、同時に周辺の地区との集積程度の相関が高い地区のことである。この値が大きいことは agglomeration（集積）が生じているエリアであると認識できる。

図－2 1 b と図－2 2 b を比べると、ホットスポットの数は、A/B の大きい「集中ケース」の方が 3 2 7 と A/B の小さい「分散ケース」の 3 1 6 よりも集積地が多くなっている。また、「分散ケース」では、地域内の中心部から見て外方向、特に新宿駅から見て西方にホットスポットが出現していることがわかる。A 及び B のパラメータのバランスによりこのような立地分布の異なりを地図上で可視化し確認することができる。

「集中ケース」や「分散ケース」は現実の都市の動態、社会情勢、政策のシミュレーションにも結び付けて考えることができるであろう。集積力の大きさを意味する A は市場規模や労働市場の厚さ、外部経済の影響等を意味しており、分散力の大きさを意味する B は地理的集中による地代の上昇や通勤混雑等による外部不経済の影響を意味していると考えられている。

例えば、近年のコロナ禍ではテレワークが推進されることによって都心のオフィス需要が低下したという報告があるが、こういったケースは正に今回の「分散ケース」に対応すると考えられる。¹⁰ つまり、分散する力に対して集積しようとする力が相対的に小さい $A/B=0.67$ の場合である。新型コロナウイルス問題は、分散力は生まれる一方社会的には外部不経済をもたらすものである。分散力を高めることは、図－2 2 b を見てもわかるようにより郊外に集積地を作ることにはなるものの、通勤混雑の緩和など集積の外部不経済を低下させる効果がある。これをシミュレーションパターンとして、 A/B が 1.5 から 0.67 へと半減以下となると解釈することで、地図上の可視化で確認した通り、東京 23 区内の都心・副都心の外側地域にもホットスポットが出現するといった結果が得られた。

具体的に考察すると、都心部と副都心部に密な集積をしていた企業は近郊へと移転し、各地で新たな集積地を形成する傾向が高まる。「集積ケース」でも都心部の企業減少がみられたが、これは r_1 が r_2 よりも非常に大きいと仮定しているためである。情報通信業は他業界と比較して知識共有の利得が大きいがこれは対面での交流によって得られる場面が多く、企業同士の立地が少しでも離れた途端に集積力のこのような正の影響が失われると考えられるため、このような仮定を置いている。その影響によって都心部の広範囲に及ぶ集積は各町丁目に分散力を大きく伝える結果になっている。そして、転出した企業は副都心の限られた町丁目や近郊の単一もしくはごく少数の町丁目へと集積を見せている。これは昨今の情報通信業の多様化に伴って同じ情報通信業に分類される企業同士が近くに立地してもお互いに知識共有から利を得られにくくなり、似通った業務を行っている企業だけが狭い範囲で集積を起こしている状況を表しているとも考えられる。しかし、この妥当性を示すには実際の産業事情のさらなる分析が必要となる。

¹⁰ 2020 年 7 月 10 日の日本経済新聞朝刊 1 面の「新常态 オフィス変貌」という記事。

6. おわりに

本稿では、都市の自己組織化メカニズムが内包されると想定される情報通信業の事業所の立地について、空間統計学の手法を用いてその立地分布を見える化した上で、Krugman モデルを実際の都市へ適用し、シミュレーションを行った。情報通信業は4つの地方中枢都市と東京23区の町丁目単位において一定の集積地が確認され、地理的な集積は生産性といった企業のパフォーマンスにも影響を与えていることが確認された。他方で、その集積形態は都市により異なり、集積の形態により都市の生産性等にどのような差異が生まれるかをさらに検証していくことは有意義であろう。

自己組織化シミュレーションでは、エージェント・ベースシミュレーションの手法を用いて、5つの地域の立地分布をおおむね再現することができ、Krugman モデルが特定産業の小地域単位での予測においても有用であることが確認された。今後の課題として、自己組織化シミュレーションに用いたパラメータは全産業でかつ、都市圏レベルでの先行研究の値を援用しており、4つのパラメータが都市ごとに、また産業ごとにどのように異なるか、パラメータを求めた上で検証することは有意義であると考えられる。さらに、より長期のデータを用いて各時点の集中・分散の指標を設定しその変遷を検証することで、コンパクトシティといった政策への応用や今後の予測をより高い精度で行うことができるであろう。

参考文献

- Austin, L. M., & Lie, D. (2021) “Data Trusts and the Governance of Smart Environments: Lessons from the Failure of Sidewalk Labs’ Urban Data Trust,” *Surveillance & Society*, Vo.19, No.2, pp.255-261.
- Camazine, S., Deneubourg, J. L., Franks, N. R., Sneyd, J., Theraula, G., & Bonabeau, E. (2003). *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton University Press. 松本忠夫・三中信宏訳『生物にとって自己組織化とは何かー群れ形成のメカニズムー』2009年、海遊舎.
- Kumar, M., Bowen, W. M., & Kaufman, M. (2007). “Urban Spatial Pattern as Self-Organizing System: An Empirical Evaluation of Firm Location Decisions in Cleveland–Akron PMSA, Ohio,” *The Annals of Regional Science*, Vol.41, No.2, pp.297–314.
- Krugman, P. (1996). *The Self Organizing Economy*. Wiley. 北村行伸・妹尾美起訳『自己組織化の経済学』1997年、東洋経済新報社.
- Malik, A., Crooks, A., Root, H., & Swartz, M. (2015). “Exploring Creativity and Urban Development with Agent-Based Modeling,” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation: JASSS* 18 (2).
- Schelling, T. C. (1971). “Dynamic Models of Segregation.” *The Journal of Mathematical Sociology*, Vol.1, No.2, pp.143–86.
- 池谷直樹・谷本潤・萩島理・相良博喜 (2007) 「マルチエージェント・シミュレーションに基づく都心部における人口分布の過渡的動態モデルに関する研究」『日本建築学会技術報告集』 Vol.13, No.26, pp.845-48.
- 大井達雄 (2016) 「Moran の I 統計量を使用した地域観光入込客の空間パターン分析」研究年報 *Bulletin of Japan Statistics Research Institute*, No.47, pp.245-263, 法政大学日本統計研究所
- 金澤悠介・朝丘誠・堀内史朗・関口卓也・中井豊 (2011) 「エージェント・ベースト・モデルの方法と社会学におけるその展開」『理論と方法』 Vol.26, No.1, pp.141-159.
- 近藤大蔵・鈴木伸治 (2019) 「空間統計データ分析による創造産業の集積に関する研究」『都市計画論文集』 Vol.54, No.3, pp.803-810.
- 佐藤嘉倫 (2006) 「自己組織性とエージェント・ベースト・モデル」『理論と方法』、Vol.21, No.1, pp.1-10.
- 塩沢由典 (2020) 『増補 複雑系経済学入門』ちくま学芸文庫.
- 都甲潔・江崎秀・林健司 (1999) 「自己組織化とは何か」講談社.
- 中沢健史・峰滝和典 (2009) 「GIS を利用した情報サービス産業における企業立地の計量分析ー東京都を事例としてー」RCSS ディスカッションペーパー 関西大学ソシオネットワーク戦略研究センター.
- 中野友道・中野冠 (2009) 「ライフサイクルを考慮した都市構造シミュレーションモデルの研究」システムデザイン・マネジメント学, 第19号.
- 細井真人 (2007) 「エージェントベース経済学の標準的方法論の提唱」『大阪経大論集』 Vol.58,

No.1, pp.49-54.