解説記事

マイクロジオデータを用いた 日本全国の商業集積地域の分布把握

Monitoring of the Spatial Distribution of Commercial Accumulations throughout Japan
Using Micro Geodata

秋山 祐樹
AKIYAMA Yuki

(2017年10月17日受付 2017年12月27日受理)

商業集積地域の分布とその盛衰は、その近隣住民の生活や来訪者の行動に日々影響を与えているが、これまで商業集積地域の詳細な位置と規模を全国規模で迅速かつ継続的に把握する手法は存在しなかった。そこで本稿ではマイクロジオデータの一つである、日本全国の店舗・事業所の位置と業種が把握できるデジタル電話帳を用いて、日本全国の商業集積地域の分布と規模をポリゴンデータとして把握できるデータである商業集積統計の開発について紹介する。また商業集積統計と商業統計との突き合わせ検証により、同データを用いることで商業統計に掲載されている全国の多くの商業集積地区の位置、規模ともに把握できることが確認された。さらにいくつかの商業集積地域において現地調査を実施し、同データが実在する商業地域の空間的分布を適切に把握できることが明らかとなった。

This paper introduces a method to monitor the location and scale of commercial accumulations in Japan using a digital telephone directory, which is one form of micro geodata, and to verify the reliability of the data by cross-checking with existing census data and field survey results. This method detects zones of separate commercial accumulations as polygon data, referred to as “commercial accumulation statistics.” In addition, the consistency of the commercial accumulation statistics with the Commercial Statistics of Japan was verified. The results show that these data can monitor the location and scale of commercial areas in the Commercial Statistics of Japan. Moreover, field surveys in some actual commercial accumulation districts showed that the data used in this study accurately reflect the spatial distributions of those accumulations.

キーワード：商業集積地域、業種別電話帳、マイクロジオデータ、バッファリング、点分布分析、信頼性検証

Key words: commercial accumulation, digital telephone directory, micro geodata, buffering, point pattern analysis, reliability verification

I はじめに

都市における事業所・店舗の立地分布の変化は、都市に住む住民に日々影響を与えている。特に各種商業系施設が高密度に集積した商店街や繁華街、特定業種店舗の集積が見られる専門店街（以下、商業集積地域）の分布とその盛衰は、その近隣に住む住民の生活に良い影響も、また悪い影響も与えるとされている（稲坂・貞広2010）。そのため商業集積地域の分布と現状、そしてその変化の動向を把握することは、都市の持続再生を実現するために重要であるといえる。

しかし日本全国の商業集積地域の現状と変化を、位置やその広がりも含めて詳細に観察できる情報はこれ

まで存在しなかった。商業系の事業所・企業・店舗の動向に関する統計としては、商業統計や経済センサスなどが挙げられるが、これらは公開されている最も高精細なデータでも500 mメッシュ単位で集計化されており、個々の商業集積地域の分布や広がり把握は難しい。個々の商業集積地域の位置と広がりを把握できるデータセットの実現が理想的である。

1. 既存研究による商業集積地域の分布把握

これまでに商業集積地域の位置と分布を把握し、それらの現状と変化を分析しようとした研究は数多い。既存研究における商業集積地域の分布把握の試みでは、主に既存の統計や地理空間データを活用する方法

と、現地調査・アンケート・聞き取り調査の結果を活用する方法が挙げられる。

1) 既存の統計や地理空間データを活用した例

既存の統計や地理空間データを活用した例では室町ほか（1994）による、商業統計メッシュデータを用いた全国44都市の商業集積地域の衰退状況の分析や、富永（2002）による商店街実態調査を用いた商店街のマッピングと分類による市街地商店街の衰退の把握を試みた研究がある。さらに兼子ほか（2002）は、茨城県水戸市において商工会議所が整備した商店街分布情報を用いて、中心市街地商店街の変容やその空洞化の様子を分析している。

メッシュデータなどの地理空間データの利点は、統計情報や地物の属性情報を空間的に容易に配置展開できる点にある。しかし室町ほか（1994）は、「商店街のような細かい空間単位の把握には、メッシュデータは必ずしも十分な空間的精度ではない」と指摘している。また商店街実態調査は商店街ごとの調査結果が非公開であり、商店街ごとの詳細な位置や空間的な広がり情報は得られない。

全国の商店街の一覧としては商業統計立地環境特性別統計編があるが、この統計は商店街の位置情報としては商店街や商店会の名称のみで、住所や経緯度は含まない。そのため、商業集積地域の正確な位置の把握という目的のためには利用が難しい。また商店会等の商店街運営組織単位で集計されている場合もあり、この集計単位は現状の店舗集積の実態と合致しない場合もある。さらに商工会組織が保有する商店街に関する情報は、整備状況や更新頻度にばらつきがあり、広域の情報を継続的に収集することは困難な上、近年では調査票の回収率が低下しており¹⁾、網羅性に大きな問題があるものと考えられる。

2) 現地調査の結果を活用した例

一方、現地調査により商業集積地域に関する情報を収集した例も数多い。たとえば高橋ほか（2005）による下北沢駅周辺における現地調査による店舗立地の調査や、武者（2006）による長野県松本市における商店経営者への聞き取り調査による、中心市街地商店街の時系列的な変遷分析などがある。

現地調査は、調査者の目的に応じたデータ属性と空間的精度の実現が期待できる点で優れており、同様の

試みは日本以外でも見られる（Neil 2002）。しかし、これらの手法を広域で継続的に実施するためには多大な労力、コスト、時間を要する。そのため同手法を用いた既存研究の多くは、ごく限られた地域の商業集積地域の把握にとどまっている。

2. マイクロジオデータを活用した商業集積地域の分布把握

以上のように、全国の商業集積地域を労力、コスト、時間をなるべくかけずに継続的に調査・把握し続ける方法は無いものだろうか。その突破口となりうるのが、近年利用が盛んになりつつある空間的に高精度、またデータによっては店舗単位や人単位といった非集計な状態の空間データ、いわゆるマイクロジオデータである（秋山2017）。

そこで本稿の著者は、マイクロジオデータの一つである日本全国の店舗・事業所の分布を把握できる業種別電話帳²⁾（以下、電話帳）を用いて、日本全国の商業集積地域の位置、形状、規模（店舗・事業所数）をポリゴンデータとして把握できるデータセットである商業集積統計を開発してきた（Akiyama et al. 2011）。さらに、これまでに東京都において商店街名鑑との突合検証を行い、商店街の位置と店舗数の整合性の検証を行っており、良好な結果が得られている（Akiyama et al. 2010）。しかし、既存統計との整合性の検証は全国規模では未だ行われていない。同データの有用性を明らかにするためには、商業集積統計と既存統計との整合性を全国規模で検証し、同データの信頼性を明らかにする必要がある。また商業集積統計のソースデータとなる電話帳が、実在する商業集積地域内の店舗・事業所の分布を正しく把握できているか否かも明らかにするためには、いくつかの商業集積地域において現地調査を実施し、同データが表現する商業集積地域の分布とその空間的広がり確からしさも検証する必要がある。

3. 本研究の目的

そこで本稿では、まずこれまでに本稿の著者が段階的に発展させていた商業集積統計の開発手法を整理してレビューするとともに、既存の手法との比較から、同手法の有用性を明らかにする。また、本稿で新たに

実施した商業統計との整合性の検証および現地調査の結果から、商業集積統計の信頼性を明らかにすると同時に、同データの改善点を明らかにすることを目的とする。

II 商業集積統計の開発

本章では商業集積統計の開発方法について紹介する。まず第1節において本稿における商業集積地域を定義する。続いて第2節で商業集積地域を構成する店舗・事業所の抽出方法を紹介する。さらに第3～5節において商業集積地域の領域設定に必要な情報と、それに基づいた既存手法と本稿の手法の比較を行う。最後に第6節において本稿の手法による全国データ整備の結果を紹介する。

1. 本稿における商業集積地域の定義

本稿における商業集積地域とは、一般的な商店街・商業地域に立地する小売業・飲食業・サービス業等を生業とする店舗・事業所が、周辺地域よりも相対的に高密度に集積した地域と定義する。具体的には経済産業省（2014）が定める商業集積地区の全類型³⁾を包含するとともに、大規模商業施設とその入居テナント群も含むものとする。

2. 商業集積地域を構成する店舗・事業所の抽出

本稿で用いる電話帳は約2,200種類の詳細な業種情報を保有しており、電話帳を用いて商業集積統計を作成するためには、これらの中から商業集積地域を構成する業種を決定する必要がある。

そこで本稿では実際に商業施設が集積している地域の店舗・事業所の情報を集めることで、商業集積地域を構成する業種を決定した。まず東京23区内に存在する28カ所の商店街・商店会のホームページから店舗・事業所情報（名称・住所）を手作業で収集し、アドレスマッチングにより経緯度情報を与えた。続いてそれらを秋山・柴崎（2011）のデータ統合システムを用いて、位置のずれや名称の表記揺れを吸収して電話帳と空間結合した。最後に、この結合データに含まれる店舗・事業所の業種を集計・整理することで、商業集積地域に含まれる223業種を決定し、電話帳から各

商業集積地域を構成する店舗・事業所を取得した。これには各種食料品、衣料品、日用品等の小売店や各種飲食店、また美容、衛生、スポーツ・趣味・娯楽関連施設、医療、不動産、金融、宿泊施設等の各種サービス業、さらに商業集積地域内に分布する小規模な工場や事業所、公共施設、郵便局などが含まれる⁴⁾。同手法で抽出した商業集積地域を構成する店舗・事業所のことを、本稿では本来の意味とは異なるが便宜的にテナントと呼ぶものとする。

3. 商業集積地域の領域設定に必要な情報

本稿では個々の商業集積地域の領域（位置と広がり）を、電話帳に掲載されたテナントの位置情報（経度・緯度）をもとに作成したポリゴンデータによって表現する。このポリゴンデータは各テナントからバッファポリゴンを発生させ、重複するバッファポリゴン同士を結合することで作成する。電話帳に同手法を適用するためには、テナントごとのバッファリング距離の設定が必要である。

空間的に近接関係にある地物の集積を抽出する場合、点分布のパターン分析を用いる研究が数多く見られる（中谷1997；貞広1998；Sheppard et al. 1999；稲坂・貞広2007；高阪2011）。本稿の手法も各テナントから周辺テナントまでの距離に基づいて、複数のテナントをある同一の商業集積地域として抽出する点では、従来の手法を基本的に踏襲している。しかし、商業集積統計は商業集積地域を各テナントから発生させるバッファポリゴンの結合体として一つのポリゴン領域で表現する点に新規性がある。これはGISにおいて商業集積統計を利用・分析する際の利便性も考慮したためである⁵⁾。また後述のようにバッファリング距離の設定にも独自の手法を採用している。

4. 既存手法を用いたバッファリング結果

まず既存の3種類のバッファリング手法を用いて商業集積統計を作成した結果を紹介する。図1～4は東京都世田谷区の下北沢駅周辺に構成された既存手法で作成した商業集積地域のポリゴンと、現地調査により作成した実在する商業地域（以下、実在する商業地域）の分布とを比較した結果である⁶⁾。

図1はバッファリング距離をある一定の値に固定す

図1 商業集積地域ポリゴンデータ (モデルA)
Fig. 1 Commercial accumulation polygons (model A)

図2 商業集積地域ポリゴンデータ (モデルB)
Fig. 2 Commercial accumulation polygons (model B)

る方法であり、最も一般的かつ簡便な手法としてこれまでも用いられてきた (Sheppard et al. 1999; 高阪・三瓶2006)。本稿ではこの手法をモデルAと呼ぶ。図1ではバッファリング距離を50 mとしている。しかし図1のようにテナントが高密度に集積する地域では、ポリゴンが実在する商業地域の分布よりも広域になる傾向がみられた。なお地方都市の商店街やロードサイド店舗群では、50 mでこれらの地域を構成するテナント群の抽出ができる場合もあった⁷⁾。このように商業集積地域は対象地域のテナントの空間的分布状況によって平均的なテナント間距離も変化するため、同手法によるバッファリングでは日本全国にわたって商業集積地域のポリゴンを作成することは難しいといえる。

近隣関係にあるテナント同士の連担を考えるのであれば、最近隣テナントまでの距離をバッファリング距離とする方法も考えられる (モデルB)。しかしその場合、商業集積地域から空間的に遠く離れたテナントも連担してしまう (図2)。すなわちバッファリング

図3 商業集積地域ポリゴンデータ (モデルC: バッファリングが距離50 mの場合)
Fig. 3 Commercial accumulation polygons (model C, with buffering distance of 50 m)

図4 商業集積地域ポリゴンデータ (モデルC: バッファリングが距離25 mの場合)
Fig. 4 Commercial accumulation polygons (model C, with buffering distance of 25 m)

距離に上限を設けない限り、各テナントが他のいずれかのテナントと必ず連結することになる。この現象を回避するためにはバッファリング距離に上限を設ければ良い。しかし、前述したように地域によって商業集積地域の平均的な店舗間距離は変化するため、上限値を設定すると商業集積地域を構成すべきバッファポリゴンも削除してしまう可能性がある。

バッファリング距離を決めるさらに高度な手法としては、テナント間で構成したドローネ三角網を用いる方法も考えられる (貞広1998) (モデルC)。図3、図4では点間距離が50 m以下の三角網を残し、各三角網から図3は50 m、図4は25 mのバッファリングを実施した結果である。図3で生成されたバッファポリゴンは図1と同様、実在する商業集積地域の領域よりもかなり過大に評価されている。一方、図4では他のいず

れの手法よりも実在する商業集積地域に近い結果が得られており、また商業集積地域から空間的に孤立した店舗の除去にも成功している。しかし、図4の手法を地方都市の郊外や中山間地域の商業集積地域の抽出に適用した場合、バッファリング距離が小さいため(25 m)、適切な結果が得られないことが確認された。

5. 本稿のバッファリング手法

1) バッファリング距離の設定

モデルAからCに見られる課題の解決には、商業集積地域ごとに変わる平均的な店舗間距離に対応できるように、そして商業集積地域からある一定の距離以上離れたテナントにバッファポリгонを発生させない可変的なバッファリング距離の設定を考えればよい。ここでいう商業集積地域の平均的な店舗間距離は、図1に示すような狭小路沿いの商店街ではその値は小さくなり、郊外のロードサイド店舗群では大きくなると考えられる。

そこで本稿では地域の点分布密度に応じた可変的なバッファリング距離を設定する手法を採用した(Akiyama et al. 2011; 秋山ほか2013a)。まず全てのポイントから最近隣ポイントまでのユークリッド距離を計算し、その結果を各ポイントに与える。続いてあるポイント N のバッファリング距離 D_N を式(1)で定義する。

$$D_N = \frac{\sum_{k=1}^n dE \min_k + d \min_N}{n+1} \quad (1)$$

$dE \min_k$ はポイント N からの距離の影響を考慮した場合におけるポイント k からの最近隣ポイントまでの距離、 $d \min_N$ はポイント N の最近隣ポイントまでの距離である。また n はポイント N からの検索圏 R_N に含まれるポイント N 以外のポイントの数である。ポイント N の検索圏 R_N はポイント N において半径20 mから100 mまで10 mごとに検索圏を作成し、検索圏内のポイント N 以外のポイントの密度が最大となる半径とした。これはポイント N 近隣のポイントがもつ最近隣距離を効率良く収集するために採用した。

式(1)で得られる値は検索圏 R_N 内に分布するポイントがもつ最近隣ポイントまでの距離の平均値であるが、検索元のポイント N 以外の値を $dE \min$ とし、ポイ

ント N までの距離で重み付けをしている。たとえばポイント N の最近隣ポイントまでの距離($=d_N$)が10 mで、ポイント k の最近隣ポイントまでの距離($=d_k$)が5 mであったとすると、その平均値($=AV(d)$)は7.5 mである(図5)。続いてポイント k がポイント N に与える影響力を50%($e_k=0.5$)に仮定する(図6)。この場合、 $AV(d)$ は8.75 mとなり、それに伴い d_k は dE_k に補正される。このようにポイント k の値がポイント N よりも小さい場合はその値を影響力に応じて大きくし、逆に大きい場合は小さくすることで、検索圏中心から遠いポイントがもつ値の影響を小さくできる。この関係は式(2)で与えられる。

$$dE_k = d_N + e_k (d_k - d_N) \quad (2)$$

影響力 e はポイント N から離れるほど小さくし、ポイント N 周辺の各ポイントからポイント N への影響が小さくなるようにする。検索範囲と影響力の関係を図7に示す。この時、検索範囲と影響力の間には式(3)の関係が成り立つ。

$$e_k = \frac{e-1}{R_N} x_k + 1 \quad (3)$$

e は影響力の最小値($0 \leq e \leq 1$)、 R_N はポイント N の検索範囲[m]、 x_k はポイント N とポイント k の距離($0 \leq x_k \leq R$)、 e_k はポイント k への影響力である。

ポイント N と同一地点の影響力を1、検索圏の端部の影響力を最小($=e$)とし、ポイント N からの距離に応じて線形に影響力を変化させることで、ポイント N に近いポイントほど、そのポイントがもつ最近隣ポイントまでの距離の値が式(2)で求める平均値に影響を与えやすくなる。おおむね $e \geq 0.75$ を超えると x_k の影響を受け難く、 D_N は周囲のポイントの値($d \min$)に大きく影響を受け、一方 $e \leq 0.3$ になると周囲のポイントの影響をほとんど受けなくなることが分かった。以上より本研究では影響力の最小値に $e=0.5$ を採用した⁸⁾。

以上の式(1)、式(2)、式(3)より、あるポイント N のバッファリング距離 D_N は式(4)で与えられる。

$$D_N = \frac{\sum_{k=1}^n \left\{ d \min_N + \left(\frac{e-1}{R_N} x_k + 1 \right) \times (d \min_k - d \min_N) \right\} + d \min_N}{n+1} \quad (4)$$

2) 外れ値の除去

続いて各ポイントにおいて周囲のポイントがもつバッファリング距離と比較して、そのバッファリング距離が極端に大きくなるデータの除去を行う。ここでは図8のポイント N_0 の処理を例に説明する。図8中のポイントに付された値は本稿の手法で与えられたバッファリング距離(D_N)である。 N_0 の D_N は69.9mであり、 N_0 の北西に見られるポイント群がもつバッファリング距離に比べると極端に大きい値となっている。このままでは北西に形成される商業集積地域と連担する。そこでまず全てのポイントを100 m四方のメッシュに配置し、続いてポイント N_0 が分布するメッシュとその八近傍のメッシュ内のポイントに与えられた D_N の外れ値を求めることでこのような値を取り除いた⁹⁾。各ポイントのバッファリング距離が各ポイントで求めた外れ値(τ)を超えた場合、そのバッファポリゴンを削除する。外れ値は式(5)で定義される。

$$\tau = mx + c\sigma \quad (5)$$

mx は測定値の平均値、 c は係数、 σ は測定値の標準偏差である。

外れ値の検定では外れ値を測定値の標準偏差の2～3倍以上の値と設定するのが一般的であり、多くの場合は意図した結果が得られやすい c 値($2 \leq c \leq 3$)を設定する。しかし本稿の場合、母集団の大きさが頻繁

に変化するため、 c 値を固定する方法は不適切である。そこで本研究では、Selst and Jolicoeur (1994) による母集団の大きさ(観測値の個数)に応じて c 値を決定する方法を採用した。図9に同手法による c 値の決定方法を示す。図8の N_0 の処理の場合、外れ値は60.27($mx=21.45$, $c=2.4062$, $\sigma=16.14$)となり外れ値以上のバッファリング距離をもつ N_0 は除去される。図10は上記の外れ値除去実施前後の結果の違いを示す(東京都世田谷区小田急線豪徳寺駅～梅ヶ丘駅付近の場合)。外れ値を取り除く前は周辺に比べてバッファリング距離が大きい集積が数多く見られるが、外れ値を除去することでそうした不自然なバッファ領域を取り除くことができるようになった。

最後に重複しているポリゴン同士を結合して商業集

図7 R_N と e_k の関係

Fig. 7 Relationship between R_N and e_k

図5 ポイント k に影響を与えない場合

Fig. 5 Case without the effect of point k

図6 ポイント k に影響を与える場合 ($e=0.5$)

Fig. 6 Case with the effect of point k ($e=0.5$)

図8 周辺よりも大きいバッファリング距離をもつポイントの例 (ポイント N_0 の場合: 東京都世田谷区代田付近)

Fig. 8 Example of a point with larger buffering distance than surrounding points (point N_0 in Daita, Setagaya-ku, Tokyo)

積地域のポリゴンを作成する。この際にテナント数が少ないポリゴンを取り除く。本研究では都道府県で実施されている商店街実態調査で、商業地域とみなす店

図9 Selst and Jolicoeur (1994) によるc値の決定方法
Fig. 9 Method for determining c values by Selst and Jolicoeur (1994)

図10 外れ値除去実施前後の結果の違い
Fig. 10 Difference between the results with and without outliers removed

図11 商業集積統計ポリゴンデータ (本稿の手法の場合)
Fig. 11 Commercial accumulation polygons using the present method

舗集積規模の基準として最も小さい10件を閾値として採用した¹⁰⁾。すなわち作成されたポリゴンに含まれるテナント件数が10件以上のポリゴンのみを商業集積地域とした。図11は図1～4と同じ地域において本研究の手法を用いて作成した商業集積統計である。他の手法と比較しても、本稿で提案している手法を採用することで実在する商業地域の位置と広がり適切に把握できることが分かる。

6. 全国データの整備

最後に本稿の手法を用いて日本全国の商業集積統計の整備を実施した。図12に2009年の電話帳で整備した日本全国の商業集積統計を示す。2009年時点において、日本全国には約44,000カ所の商業集積地域が存在することが分かった。同手法で得られた商業集積統計は都市部の商店街・繁華街や大規模小売店舗の分布が観察できるだけでなく、郊外のロードサイド店舗群、中山間地域や離島などに見られる小規模な商店街、観光地の土産物店や飲食店街の集積も含まれていることが分かった。

III 既存統計との整合性検証

商業集積統計の信頼性・有用性を示すためには、同データが実在する商業地域の位置と規模をどの程度把握できるのか、ということをはっきりとしておく必要がある。そこで本稿ではその検証用のデータとして、商業統計を用いて、日本全国の商業集積地域の分布を示すポイントデータを作成し、商業集積統計と比較することで、既存統計と商業集積統計との整合性を明らかにした。

2007年の商業統計には日本全国約12,000カ所の商店街や商業地域(同統計では商業統計地区と呼ばれているため、以下、商業集積地区とする)。の名称、店舗数、従業員数等が収録されている。そこで商業統計を用いて日本全国の商業集積地区の位置を観察できるポイントデータ(以下、商業統計ポイントデータ)¹¹⁾を作成し、商業集積統計と商業統計ポイントデータを、位置情報に基づいて結合し、整合性を検証した。商業統計ポイントデータの整備方法、および両データの突合検証の方法の詳細は秋山ほか(2011)を参照さ

図12 日本全国の商業集積統計 (2009年)

Fig. 12 Commercial accumulation Statistics throughout Japan in 2009

りたい。本稿では秋山ほか (2011) の両データの突合方法からの改善点、および都道府県ごとの突合検証の結果を紹介する。

1. 従来の手法からの改善点

1) データ突合方法の改善

まず商業統計ポイントデータと商業集積統計の突合方法を改善した。秋山ほか (2011) ではポイントデータである商業統計ポイントデータと、ポリゴンデータである商業集積統計を空間的に結合するために、各商業統計ポイントデータの小売店舗数と、その周辺の商業集積統計のポリゴンデータのテナント当たりの占める面積から、各ポイントが形成するとみられる商業地域の仮想的面積を円形に発生させて (以下、影響圏)、それと重複する商業集積統計のポリゴンをもとめて両者を結合して比較していた (図13)。これはある商業統計ポイントデータ1件が複数の商業集積統計を代表

する場合、あるいは逆にある商業集積統計のポリゴンが複数の商業統計ポイントデータを代表する場合があるために実施した処理である。

一方、本稿における商業統計ポイントデータと商業集積統計の突合方法も秋山ほか (2011) と同様であるが、影響圏の設定方法を改善した。秋山ほか (2011) の手法では、各ポイントデータがもつ商業集積地区の仮想的面積を形成する円を影響圏としていたが、本稿では図13に示すように商業集積地区の仮想的面積を形成する楕円 (扁平率 $f = 0.667$ 長辺と短辺の比が 3:1) を作成し、その楕円の長辺を半径とした円を影響圏とした。これは、一般的な商店街・商業地域は道路沿いに線状に形成されるという仮定に基づいたものである (奥野ほか2001)。

当初は秋山ほか (2011) の手法を用いていたが、特に過疎地域の小規模な商業集積地区やロードサイド型店舗群では、商業統計に登録されている小売店舗数が

図13 商業統計ポイントデータと商業集積統計のポリゴンデータの突合方法 (従来の手法と本稿手法の比較)

Fig. 13 Spatial union method of the commercial census point data with polygons of the commercial accumulation statistics (comparison between the previous and present methods)

図14 Example of the advantageous effect of influential zone setting using the present method

少ないため、そこから得られる影響圏が小さくなりがちなのが確認された。また商業統計ポイントデータに入力された位置情報の誤差もみられた。これらの課題を解決するために本稿の手法を採用した。図14に本稿の手法による影響圏設定による効果の例を示す。従来の手法では商業統計ポイントデータが近接する商

業集積統計のポリゴンと結合できない場合がみられるが、本稿の手法ではそれが改善されていることが分かる。

2) 検証に用いる商業集積統計の再整備

もう一つの変更点は突合に用いた商業集積統計を商業統計の公開年と同じ2007年の電話帳を用いて整備し直すことで、商業統計の調査年に近い商業集積統計とした点である。これにより本稿で実施する商業統計との整合性の検証の確からしさの向上を実施した。また秋山ほか (2011) では、一部の都道府県での検証に留まっていたが、本稿では全国データを整備したため日本全国全ての都道府県での検証が可能になった。

2. 位置情報の整合性

表1に都道府県ごとの両データの突合結果を示す。まず商業統計ポイントデータの結合率 (表1中の結合結果: 商業統計ポイントデータの結合率) に注目する。これは商業統計ポイントデータのうち、商業集積統計のポリゴンと結合した割合を示している。この結果から、多くの都道府県で約8割の商業統計ポイントデータが商業集積統計のポリゴンと結合することが分かる。商業集積統計が商業統計に掲載されている商業集積地区の多くを収録していることが分かる。この値が小さくなる都道府県は、商業集積統計が捕捉し切れない商業統計に掲載された商業集積地区が多いと考えられる都道府県 (鳥根県・佐賀県・鳥取県など) である。なお商業集積統計が捕捉できない商業統計に掲載された商業集積地区の多くは、その店舗数が10店舗に満たない小規模な商業集積地区であった。これらの商業集積地区は商業集積統計で捕捉できないことから、商業統計には商店会等の組織として登録されているものの、実際は店舗の空間的な連担・集積が崩壊し、商業集積地区としての機能を十分に果たせなくなっているものと考えられる。

続いて、商業集積統計の結合率 (表1中の結合結果: 商業集積統計の結合率) に注目する。この値は商業集積統計のポリゴンのうち、商業統計ポイントデータと結合するポリゴンの割合である。この値が小さいほど商業統計に収録されていない商業集積地域が商業集積統計で検出されているといえる。結合先がない商業集積統計のポリゴン数が結合先のある商業集積統計

表1 商業集積統計と商業統計ポイントデータの突合結果 (2007年)

Table 1 Results of spatial union between commercial accumulation statistics and commercial census point data for 2007

都道府県	結合結果						回帰分析									
	商業統計ポイントデータ			商業集積統計			相関 係数(R)	補正済 決定係 数(R2)	標準 誤差	観測数	切片 t値	X(商業 集積小 売店舗 数)t値	切片 p値	X(商業 集積小 売店舗 数)p値	回帰 係数	
商業集積 地区数	結合先 有り	結合率 [%]	商業集積 地域数	結合先 有り	結合率 [%]											
北海道	541	386	71.35	1,536	444	28.91	0.8863	0.7847	23.7584	305	9.4740	33.3046	8E-19	3E-103	0.8632	
青森県	152	132	86.84	500	127	25.40	0.9126	0.8313	18.9030	106	8.3996	22.7646	2.4E-13	3.4E-42	0.7894	
岩手県	191	155	81.15	400	146	36.50	0.8923	0.7944	19.4208	111	7.0125	20.6415	2.1E-10	1.9E-39	0.6889	
宮城県	269	209	77.70	725	214	29.52	0.9838	0.9676	20.5221	154	10.3858	67.5612	2E-19	3E-115	0.7383	
秋田県	128	104	81.25	372	108	29.03	0.8643	0.7438	21.3810	80	7.9121	15.1779	1.4E-11	5.4E-25	0.6854	
山形県	155	131	84.52	389	129	33.16	0.8611	0.7391	13.9850	105	11.6791	17.1917	1.4E-20	4.9E-32	0.4409	
福島県	290	250	86.21	629	229	36.41	0.8899	0.7907	20.6915	179	11.5400	25.9532	2.5E-23	3.1E-62	0.7380	
茨城県	193	151	78.24	694	163	23.49	0.8969	0.8027	24.8629	120	6.6748	22.0293	8.5E-10	1.3E-43	0.8292	
栃木県	202	152	75.25	590	147	24.92	0.8031	0.6418	27.2753	114	6.6486	14.2650	1.1E-09	6.1E-27	0.5934	
群馬県	187	163	87.17	627	164	26.16	0.9134	0.8329	19.5509	123	11.1071	24.6767	3.4E-20	4.8E-49	0.6242	
埼玉県	495	354	71.52	1,674	344	20.55	0.9069	0.8217	24.3922	222	5.2917	31.9330	2.9E-07	1.5E-84	0.8371	
千葉県	463	350	75.59	1,601	400	24.98	0.9176	0.8413	23.5478	271	10.2539	37.8526	4.9E-21	9E-110	0.8524	
東京都	943	823	87.27	4,508	1,177	26.11	0.9636	0.9283	44.8679	577	14.7990	86.3770	3.2E-42	0	0.6663	
神奈川県	521	433	83.11	2,349	574	24.44	0.9276	0.8600	32.2232	326	12.3005	44.6888	8.5E-29	1E-140	0.7377	
新潟県	290	242	83.45	823	249	30.26	0.8661	0.7487	27.3250	166	7.1015	22.1920	3.6E-11	2.9E-51	0.7769	
富山県	143	112	78.32	377	111	29.44	0.8695	0.7533	19.2706	90	9.6627	16.5149	1.8E-15	1.1E-28	0.4278	
石川県	127	105	82.68	447	104	23.27	0.9351	0.8728	22.9055	77	8.7436	22.8558	4.6E-13	1.6E-35	0.4414	
福井県	121	104	85.95	369	103	27.91	0.8209	0.6700	14.3296	85	9.1396	13.0984	3.4E-14	6.7E-22	0.3681	
山梨県	102	90	88.24	338	77	22.78	0.8845	0.7788	13.1096	65	8.0715	15.0445	2.7E-11	1.6E-22	0.5877	
長野県	307	221	71.99	602	197	32.72	0.9033	0.8148	25.7911	150	7.6490	25.6196	2.4E-12	2.9E-56	0.7542	
岐阜県	162	130	80.25	690	138	20.00	0.9178	0.8407	30.2709	93	6.3921	22.0563	6.9E-09	2.8E-38	0.7110	
静岡県	313	286	91.37	1,404	263	18.73	0.9128	0.8323	31.2885	193	10.1254	30.8841	1.5E-19	3.4E-76	0.4638	
愛知県	599	524	87.48	2,775	595	21.44	0.9494	0.9011	25.0048	424	18.8671	62.0745	5.1E-58	3E-214	0.4871	
三重県	177	160	90.40	539	157	29.13	0.8966	0.8021	18.0211	117	5.3557	21.7094	4.4E-07	1.7E-42	0.7246	
滋賀県	128	93	72.66	328	88	26.83	0.8876	0.7843	19.3725	62	6.2979	14.9248	3.9E-08	7.3E-22	0.6782	
京都府	280	251	89.64	960	266	27.71	0.9464	0.8952	24.6218	195	10.2360	40.7154	6.4E-20	1.1E-96	0.7958	
大阪府	937	811	86.55	3,084	700	22.70	0.9504	0.9031	37.3119	465	10.9135	65.7574	7.8E-25	5E-237	0.6895	
兵庫県	454	406	89.43	1,677	444	26.48	0.9698	0.9403	33.4096	287	8.6755	67.1243	3.2E-16	1E-176	0.7996	
奈良県	115	96	83.48	347	85	24.50	0.8550	0.7269	22.4485	67	4.7351	13.2906	1.2E-05	3.4E-20	0.6824	
和歌山県	113	102	90.27	389	87	22.37	0.8990	0.8051	17.4146	66	6.8549	16.4182	3.3E-09	1.3E-24	0.5706	
鳥取県	73	51	69.86	175	40	22.86	0.8007	0.6267	32.9571	27	3.6157	6.68186	0.00132	5.3E-07	0.3887	
島根県	121	75	61.98	234	69	29.49	0.8133	0.6548	19.1133	52	5.3207	9.8853	2.4E-06	2.4E-13	0.6094	
岡山県	121	93	76.86	571	84	14.71	0.9076	0.8208	22.3602	63	6.4691	16.8816	1.9E-08	1.1E-24	0.3063	
広島県	257	213	82.88	1,133	218	19.24	0.9142	0.8345	37.8762	142	9.1062	26.6826	7.9E-16	9.3E-57	0.4093	
山口県	143	114	79.72	462	120	25.97	0.9044	0.8157	17.2372	85	8.0485	19.3081	5.2E-12	1.9E-32	0.5335	
徳島県	69	54	78.26	298	52	17.45	0.8214	0.6657	23.8020	38	5.58627	8.64208	2.5E-06	2.6E-10	0.2807	
香川県	82	72	87.80	281	52	18.51	0.9747	0.9487	20.7589	42	4.60959	27.5653	4.1E-05	1.2E-27	0.5805	
愛媛県	122	112	91.80	389	107	27.51	0.8977	0.8034	37.5448	82	3.9478	18.2189	0.00017	3.4E-30	0.8575	
高知県	80	70	87.50	325	62	19.08	0.9661	0.9320	18.2231	49	7.0551	25.6682	6.7E-09	2.7E-29	0.5445	
福岡県	371	343	92.45	1,717	381	22.19	0.9597	0.9208	29.6377	251	12.1045	53.9188	7.9E-27	3E-139	0.5386	
佐賀県	103	71	68.93	228	58	25.44	0.8216	0.6681	17.9292	49	7.12707	9.88046	5.2E-09	4.7E-13	0.6424	
長崎県	146	115	78.77	477	123	25.79	0.9624	0.9253	25.3934	84	5.44033	32.0796	5.4E-07	3.6E-48	0.7014	
熊本県	180	144	80.00	556	150	26.98	0.9336	0.8705	21.7487	113	9.30262	27.4564	1.4E-15	2.6E-51	0.6517	
大分県	140	101	72.14	379	106	27.97	0.9319	0.8664	24.0736	68	5.74193	20.8701	2.6E-07	9E-31	0.6895	
宮崎県	151	115	76.16	378	104	27.51	0.9134	0.8321	23.6222	77	9.2715	19.4364	4.5E-14	5.3E-31	0.3103	
鹿児島県	207	181	87.44	535	185	34.58	0.8987	0.8063	21.1276	144	13.3051	24.416	9.8E-27	1.1E-52	0.3733	
沖縄県	123	102	82.93	492	83	16.87	0.9686	0.9372	38.7904	68	1.5220	31.6440	0.13279	1.3E-41	1.1157	

のポリゴン数よりもかなり大きい値になっていることから、商業統計が捕捉し切れていない商業集積地域が、実際にはかなり存在していることが分かる。

以上により、いずれの都道府県においても商業集積統計は商業統計に掲載された多くの商業集積地区の空間的位置を捕捉できることが分かる。また商業統計に収録されていない商業集積地域が実際にはかなり存在していることも明らかとなった。

3. 規模情報の整合性

続いて商業集積統計ポリゴンの小売業テナント数を説明変数、商業統計ポイントデータの小売店舗数を従

属変数として都道府県ごとに回帰分析を実施した。その結果、全ての都道府県で有意水準1%を満たし、多くの都道府県で補正済決定係数が0.8以上となった(表1)。すなわち両者の値の分布傾向が良く一致していることが分かる。

回帰係数は沖縄県を除く全ての都道府県で1.0以下となる。これは商業集積統計の商業集積地域を形成する小売テナント数が、商業統計ポイントデータのの小売店舗数よりも多くなることを意味している。特に個々の商業集積地域が大規模になる傾向がある、比較的大規模な都市を含む県(岡山県・広島県・愛知県等)は、都市部に分布する大規模な商業集積地域のポリゴ

表2 商業集積統計の信頼性検証のための現地調査地域

Table 2 Field survey areas for reliability verification of commercial accumulation statistics

タイプ	調査対象地域	対応する 図番号	集積 番号 ※1	調査対象建物数		
				総数	商業集積地域を構成 する建物	商業集積地域を 構成する建物のうち 商業集積統計 ポリゴンデータと 重なる建物
駅周辺型	小田急線 経堂駅南側	15	112-011	1,357	255	246 [96.47%]
市街地型	神楽坂通り	16	104-012	2,799	674	656 [97.33%]
住宅地背景型	平和台駅前通り商店会	17	220-010	399	47	47 [100.00%]
ロードサイド型	世田谷通り 成育医療センター周辺	18	112-023	369	44	44 [100.00%]
その他	表参道商店街 土屋商店街	19	211-002 211-013	1,438	378	352 [93.12%]

※1: 平成19年商業統計表(二次加工統計表)立地環境特性別統計編 立地10表記載の番号

ンデータを含んでおり、それらの小売業のテナント数が大きくなるため、回帰係数が小さくなる傾向がみられた。また過疎地域を多く含む県（徳島県・宮崎県・福井県等）では商業統計ポイントデータの小売店舗数が小さくなることから、やはり回帰係数が小さくなる傾向がみられた。

以上によりいずれの都道府県においても、商業集積統計ポリゴンデータの小売業のテナント数は、商業統計の小売店舗数に必ずしも一致するわけではないが、決定係数の大きさより、商業集積統計が商業統計から得られる商業集積地区の規模の大小を把握できているといえる。またこの結果から、商業統計の小売店舗数は、電話帳から得られる実際の小売業のテナント数に比べると、過小に評価されていることが明らかになった。

IV 現地調査による信頼性検証

1. 調査対象地域と調査方法

経済産業省（2014）が定める商業集積地域の5類型それぞれに該当する地域において現地調査を実施した。表2に調査対象地域を示す。まず住宅地図や電話帳を用いて小売店、飲食店およびサービス業を営むテナントが近接して連続的に分布している建物群をマッピングすることで、商業集積地域を構成する建物の分布を把握できる予備的な地図を作成した。この際に商店街のホームページやGoogle ストリートビュー[®]も併用した。

続いて調査対象地域において現地調査を行い、予備的にマッピングした結果の確認と更新を行い、現況を反映した地図を作成した。その際には、商店街の中でも特に中心性が強いと期待される道路（商店街運営組織等の名称を冠した街灯やカラー舗装が分布する通り、以下、中心的道路）のマッピングも行った。なお、現地調査は2015年1～2月に実施したため、調査結果と比較する商業集積統計は2014年のものとした。

2. 調査結果

図15～19に、調査結果と商業集積統計のポリゴンデータを重ねた結果を示す¹²⁾。また、表2に以上の調査結果に基づいた調査地域ごとの商業集積地域を構成する建物数と、そのうち商業集積統計のポリゴンデータに含まれている建物数を示す。

いずれの地域でも、商業集積統計のポリゴンデータが実在する商業地域を構成する建物と、商業集積地域の中でも中心性が高いと考えられる中心的道路のほとんどを包含していることが分かる。また商業集積統計のポイントデータが商業集積地域の規模の大小にかかわらず、それらの空間的な広がりを把握できることが確認された。

一方、商業集積統計には以下に挙げる課題も明らかになった。まず電話帳には掲載されているが実際にはすでに廃業したテナント、あるいは更新中の建物があり、その箇所で商業集積地域の連続性が失われる場合がみられた（図18中の矢印A）。また商業集積地域を構成する業種のテナントの入居が確認できない共同ビ

図15 現地調査の結果（駅周辺型）

Fig. 15 Results of field survey (station-periphery type)

図17 現地調査の結果（住宅地背景型）

Fig. 17 Results of field survey (residential-background type)

図16 現地調査の結果（市街地型）

Fig. 16 Results of field survey (city-center type)

図18 現地調査の結果（ロードサイド型）

Fig. 18 Results of field survey (roadside type)

ルが商業集積統計のポリゴンに含まれる場合もみられた（図15中の矢印B, 図16中の矢印D）。現地で確認したところ、これらは共同ビルの低層階に最近までは商業集積地域を構成する業種のテナントが入居していたとみられるものの、現地調査の時点ではすでに廃業、あるいはテナントの入替が起こっていたことによるものである。なお企業等の敷地内で立入りができず調査不能であった建物も含まれる（図15中の矢印C, 図19中の矢印E）。さらに廃業により商業集積地域の連続性が喪失している地域もみられた（図19中の矢印F）。ただし、いずれの例も電話帳の更新時期と現地調査の実施時期のずれによる影響も大きいものと考えられるため、今後電話帳の更新に伴い解消されていくものと期待される。すなわち電話帳の更新のタイミングによっては現況を完全には把握しきれない場合もある点に注意した上で、利用する必要があることが明

図19 現地調査の結果（その他（観光地）型）

Fig. 19 Result of field surveys (other; tourist attraction type)

らかになった。

V 商業集積統計の応用的研究と利用環境の整備

1. 大規模人流データを用いた商業集積地域における来訪者数の時系列分析

商業集積統計を用いることで、商業集積地域ごとの業種別店舗数や、一つ一つの商業集積地域の地理的な広がり の把握は可能になった。しかし、商業集積地域の実態把握においては、店舗数などの商業集積地域の物理的な属性だけでなく、来訪者数の情報も重要であり、中小企業庁（2010）も商店街の実態把握のために、商店街の店舗数の把握と同時に商店街を流動・来訪している人々の数の把握も実施している。

そこで秋山ほか（2013b）は、近年活用が可能になりつつある携帯電話の移動履歴に基づいた人流ビッグデータと、商業集積統計を組み合わせることで商業集積地域

図20 秋山ほか（2013b）による東京都東部における商業集積地域ごとの推定日平均来訪者数

Fig. 20 Estimated numbers of average daily visitors to each commercial accumulation by Akiyama et al. (2013b)

図21 秋山ほか（2013b）による商業集積地域における推定時間別来訪者数（2011年の年平均値）

Fig. 21 Estimated numbers of time-series daily visitors to each commercial accumulation (average weekday values, 2011) by Akiyama et al. (2013b)

毎の時間帯別や日別の来訪者数を推定する手法を提案している。図20は東京都東部における2010～2011年の商業集積地域ごとの日平均来訪者数の推定値である。また図21は、都内5カ所の商業集積地域の時間帯別の年平均来訪者数の変化を示している。これにより、広域における多数の商業集積地域の来訪者数の高頻度な推定が可能となった。また日々のさまざまな条件（祝日・季節・天候・イベント発生等）によって変動する来訪者数の推定も可能になった。本稿の作成時点においては、同手法で得られた結果の確からしさの検証方法の検討を進めている。また関東地方の某自治体において同手法を観光地における来訪者数推定に活用し、観光振興計画の支援に役立てている。

2. 商業集積地域ごとの属性に応じた商業集積地域の類型化（タイプ分類）

商業集積統計は商業集積地域ごとの定量的な属性情報（業種別店舗数）や、地理的特性情報（徒歩圏の駅数、バス停数など）の把握は可能である。しかし、商業集積地域の類型（タイプ）に関する情報はもっていない。既述のように、たとえば商業統計（2014）は商業集積地区の立地環境に基づいた類型情報をもっている。また商店街実態調査（2010）でも、商業集積地区の規模や来街者の属性に基づいた類型化がなされている¹³⁾。同様の類型情報があれば商業集積統計の有用性向上に寄与できる。

そこで秋山・柴崎（2015）は、商業集積統計の各商業集積地域のポリゴンに付与できる表3の属性に基づき、日本全国の商業集積地域のポリゴンにJain-Dubes法（Jain and Dubes 1988）でクラスタ数を決定し、k-means++法（Arthur and Vassilvitskii 2007）によりクラスタリングし、全国の商業集積地域を類型化した。その結果、全国の商業集積地域は10種類の類型に分類することができた。

図22は、2014年の商業集積統計の分類結果をマッピングした結果である。渋谷駅などの主要な駅周辺には大規模な商業集積地域（クラスタ番号8, 9）が分布し、その周辺を最寄り型の商店街（クラスタ番号1, 10）が取り巻く構造になっていることが分かる。また図23はいくつかの都府県における類型別商業集積地域の割合である。東京都や大阪府では大規模な商業集

表3 秋山・柴崎 (2015) における商業集積統計の類型化に用いた属性情報

Table 3 Attribute list for clustering of commercial accumulation statistics in Akiyama and Shibasaki (2015)

属性	最小値	最大値	平均値	標準偏差
店舗・事業所数	10	3495	34.6340	78.8443
工事業の割合	0	1	0.0216	0.0485
製造業の割合	0	1	0.0370	0.0652
金融業の割合	0	1	0.0171	0.0462
不動産業の割合	0	1	0.0588	0.0932
娯楽文化業の割合	0	1	0.0675	0.0816
飲食店の割合	0	1	0.2197	0.1747
宿泊観光業の割合	0	1	0.0223	0.0767
医療業の割合	0	1	0.1052	0.1307
大規模小売店舗内店舗の割合	0	1	0.0232	0.0907
各種小売店の割合	0	1	0.2440	0.1537
生活関連業の割合	0	1	0.1337	0.1027
衣料品店の割合	0	1	0.0520	0.0790
食料品店の割合	0	1	0.0832	0.0965
チェーン店率	0	1	0.0503	0.0808
平均店舗間距離[m]	15	54	20.7641	5.4336
最近隣の駅までの距離[m]	0	484	92.8081	135.5866
徒歩圏(500m)の駅数	0	9	0.7431	0.8463
最近隣のバス停までの距離[m]	0	484	59.3585	80.6266
徒歩圏(500m)のバス停数	0	28	3.8877	2.1875

図22 秋山・柴崎 (2015) における商業集積統計類型化の結果(渋谷駅から下北沢駅周辺にかけての地域の例)⁸⁾

Fig. 22 Clustering results of commercial accumulation statistics in Akiyama and Shibasaki (2015) (areas around Shibuya to Shimokitazawa stations)

積地域や最寄り型商店街が多い一方、福島県などではロードサイド型が多くを占めることが分かる。また長野県では宿泊観光地型の割合が他の都道府県よりも大きいという特徴もみられた。

今後は、分類結果の妥当性を既存統計との比較や現地調査などで検証するとともに、複数時点の商業集積統計を同時に類型化することで、商業集積地域の時系列分析に拡張していくことを検討している。また秋山ほか(2013b)にある研究者向けに配信している商業集積統計に、秋山・柴崎(2015)で得られた類型を属

図23 秋山・柴崎 (2015) におけるいくつかの都道府県における類型別商業集積地域の割合

Fig. 23 Rate of each type by clustering in selected prefectures in Akiyama and Shibasaki (2015)

表4 JoRASを経由した商業集積統計を用いた共同研究の実施実績

Table 4 List of joint research projects using commercial accumulation statistics via the JoRAS

分野	利用申請年度					合計
	2013 (※1)	2014	2015	2016	2017 (※2)	
地理学	1	3	4	5	6	19
都市工学	4	5	5	6	4	24
交通工学	0	3	5	4	3	15
空間情報・GIS	1	3	3	2	2	11
経済学	0	1	3	1	1	6
その他(※3)	0	0	2	3	2	7
合計	6	15	20	21	18	80

※1: 2013年7月～12月 ※2: 2017年1月～9月 ※3: 統計学, 不動産学, 防災工学等

性として追加し、商業集積統計の有用性の更なる向上を進めていきたいと考えている。

3. 商業集積統計の利用環境の整備

本稿の著者らは関連する研究の推進・発展を支援することを目的に、商業集積統計の利用環境の整備も進めている。現在は研究用途の利用に限り、東京大学空間情報科学研究センター(以下、CSIS)の研究用空間データ基盤(以下、JoRAS)においてCSISとの共同研究の下、2010～2014年の商業集積統計を無償で利用可能な環境とスキームの構築を行っている。また提供している最新のバージョンでは、商業集積地域の形状を現すポリゴンデータのみでなく、商業集積地域を構成する店舗・事業所の位置を現すポイントデータも利用可能である(秋山ほか2013a)。

表4は、JoRASを経由した商業集積統計を用いた共

同研究の実施実績を示している。2013年7月のデータ公開から2017年9月までに80件の共同研究が実施されている。地理学以外にも都市工学、交通工学、空間情報・GISといった分野の研究者の利用が多いことが分かる。

なお商業集積統計を紹介するウェブページも作成しており¹⁴⁾、同データの作成方法の簡単な紹介や、活用事例、データフォーマットの紹介も行っている。さらに民間・公共向けには商品化も行っており¹⁵⁾、現在は主に店舗出店計画などのマーケティング分野で活用されている。今後もJoRASを通じた商業集積統計の利用環境の整備とデータ改良を進めつつ、地理学を始めとした関連する様々な研究分野の更なる発展に貢献していきたい。

VI おわりに

1. 本稿の結論と今後の展望

本稿ではこれまでに本稿の著者が段階的に進めてきた商業集積統計の開発手法を整理した上で、既存の手法との比較から同手法の有用性を明らかにした。また商業集積統計と商業統計ポイントデータとの突合により、商業集積統計の商業統計との整合性を検証した。その結果、商業集積統計は商業統計に掲載された日本全国の商業集積地区の位置、規模と良好に整合することが明らかになった。さらに現地調査による商業集積統計の信頼性も検証し、電話帳の更新時期による制約はあるものの、実在する商業地域の分布をおおむね正確に把握できることが明らかになった。

今後の課題はまず本稿提案の手法を改善し、商業集積地域の抽出精度の向上を図ることである。本稿の手法では都市部における商業集積地域の抽出は特に優れているが、郊外のロードサイド型店舗群の検出性能には改善の余地があるものと考えられる。商業集積地域を構成する業種の整理や、バッファリング時の各種パラメータの調整¹⁶⁾により改善が期待できる。またバッファリング距離を道路ネットワーク距離で計算することで、より実態に則した商業集積地域のデータを実現できる可能性があるものと考えられる。さらに本稿で紹介した商業集積統計の利用環境の更なる充実により、関連する研究の推進・発展にも貢献したい。

2. 地理学におけるマイクロジオデータの可能性

本稿ではマイクロジオデータを活用した研究の一例を紹介したが、近年では本研究で紹介したデジタル電話帳だけでなく、多様なマイクロジオデータが登場し(図24)、すでに研究だけでなく民間セクターや公共(自治体)セクターでの利活用も本格化しつつある(秋山(2017)およびマイクロジオデータのウェブサイト¹⁷⁾による)。また日本政府もマイクロジオデータ研究会を含む多様な地理空間情報の活用に向けた法整備と、関連するさまざまなプロジェクトを各省庁が推進している。たとえば現在、内閣官房の下に府省横断的な会議体として地理空間情報活用推進会議が設置され、G空間情報プロジェクトとして1) 地理空間情報・オープンデータの基盤整備、2) 防災システムの構築、3) IT農林水産業の構築、4) 地域活性化、5) 海外展開を主軸とした、地理空間情報関連のさまざまなプロジェクトが展開されている(内閣官房2017)。

このように地理空間情報の活用は、今やありとあらゆる分野に広がりつつあり、今日の先端産業・先端技術に地理空間情報は欠かせないものとなりつつある。そしてこのような時代だからこそ、地理空間情報を読み解く地理学の力は欠かせないものだと思筆者は考えている。近年のG空間情報プロジェクトを始めとする地理空間情報を活用したさまざまな取組みは、相手とする課題の多様さや、扱うデータの巨大さ、またさまざまな立場のステークホルダーが関わる課題の複雑さなどから、広範にわたる課題を網羅的に把握・理解し、

それらの課題が実空間の「どこ」で、「何」に起因して起こっているのかを解明する必要性が高まりつつある。これは広範な研究領域を横断的にカバーすることで、実空間に巧みに浸透しながら課題の発見を成し遂げることができる地理学が得意とするところではないだろうか。マイクロジオデータにより、国土や地域をマクロにとらえて課題を網羅的に発見する鳥の目と、地理学における伝統的手法であるフィールドワークなどにより、それらの課題を緻密に理解し解決につなげる蟻の目を融合することで、地理空間情報の活用がこれまで以上に推進されるとともに、地理学の更なる発展につながるものと期待している。

謝 辞

本研究は株式会社ゼンリンとの共同研究によって実現した。また商業統計立地環境特性別統計編のマッピング（商業統計ポイントデータの整備）は、奈良大学文学部地理学科の商業統計マッピングプロジェクトチーム（代表：田村賢哉（当時））および、同大学のマイクロジオデータ研究チーム（代表：杉本昌宏（当時））の協力で実現した。さらに本研究は東大CSIS共同研究No. 122の成果の一部として実施した。加えて本稿の執筆にあたり茨城大学人文社会科学部の田中耕市先生、筑波大学生命環境系の秋山千亜紀先生、東京大学空間情報科学研究センターの柴崎亮介先生に御助言を頂いた。ここに記して謝意を表したい。

なお本稿の骨子は、2010年6月のWASET 2010-IC-GIS 2010 (International Conference on Geographic Information Systems) (HolidayInn Paris, France), 2011年7月のComputers in Urban Planning and Urban Management (Fairmont Chateau, Lake Louise, Canada), 2011年10月の第20回地理情報システム学会（鹿児島大学）、2011年11月のCSIS DAYS 2011（東京大学）、2015年10月の第24回地理情報システム学会（慶應義塾大学）において発表した。これらの既発表論文の共著者、共同研究者および研究協力者にも謝意を表したい。

注

- 1) 商店街実態調査は商店街を管理する組織（商店街振興組合、事業協同組合、その他任意団体等）を対象としたアンケート調査により情報収集を行

なっている。これらの組織から回答が得られなくなった商店街は、商店街の管理運営組織が機能不全に陥っているか、あるいは解散してしまったことが予想され、こうした危機的状況下の商店街からは、データを収集できないことになる。

- 2) 緯度経度座標付き電話帳データベース「テレポイントPack!」（株式会社ゼンリン）を使用した。
- 3) 以下の5類型に分類される。①駅周辺型（JRや私鉄等の駅周辺に立地する商業集積地区。ただし、原則として地下鉄や路面電車の駅周辺に立地する地域は除く）、②市街地型（駅周辺を除く都市の中心部にある繁華街やオフィス街に立地する商業集積地区）、③住宅地背景型（住宅地または住宅団地を後背地として、主にそれらに居住する人々が消費者である商業集積地区）、④ロードサイド型（国道あるいはこれに準ずる主要道路の沿線を中心に立地している商業集積地区。ただし都市の中心部にあるものを除く）、⑤その他型（上記の区分に特性付けされない商業集積地区をいい、観光地や神社・仏閣周辺等にある商店街等も含まれる）。
- 4) 東京23区内の28カ所の商店街・商店会のホームページに掲載された商店街マップによると、商店街とする地域内には市区町村役場の出張所や観光案内所、コミュニティセンターなどの公共施設や郵便局、また製造と小売販売を同じ施設で行っているような小規模な事業所が含まれていることを確認した。そのため小規模な工場や事業所、公共施設、郵便局に該当する業種も商業集積地域を構成するテナントとして含まれている。
- 5) GISで商業集積統計を利用する際は、一つの商業集積地域が一つのポリゴン領域で表現されている方が、ほかのレイヤと組み合わせた各種空間分析を実施する上で有用性が高い。
- 6) 実在する商業地域の分布図は、せたがやi-Mapの土地利用現況図から専用商業施設と住商併用施設を抽出した上で現地調査を実施し、商業地域の現況を反映させることで作成した。なお同データの作成と現地調査は2010年1月に実施していたため、比較に用いた電話帳は2009年のものを用いた。

- 7) 地方都市に分布する商店街やロードサイド店舗群に関しても図1に示すような実在する商業地域を構成すると見られる建物をマッピングし、モデルAで作成した商業集積地域のポリゴンデータを重ねた。その結果、商業集積地域のポリゴンデータにより該当するテナント群の分布とそれらの空間的広がりを、おおむね図11に近いかたちで把握することができた。
- 8) e_n の値の設定では線形的な変化以外にも、収斂級数的あるいは対数関数的に e に収束させていく方法も考えられたが、いずれの手法を採用しても結果に大きな差はなかったため、計算時間を考慮して本稿の手法を採用した。
- 9) 外れ値とは調査や実験によって得られた多くの測定値の中で他の測定値から飛び離れた観測値のことである。また300 m四方とした理由は各ポイントの検索範囲は最大でも半径100 mであるため、最大検索範囲とそれに隣接する範囲に存在するポイントがもつ値を考慮するのが最適であると判断したためである。
- 10) 経済産業省の商業統計調査表によると、20店舗以上の小売店舗集積が見られる地域を商店街と定義している。ただし郊外のロードサイド型集積や衰退傾向にある地方の小規模な商店街では、20件もの店舗集積が構成されることを期待するのは難しいと考えられる。また商業集積地区とみなす店舗集積規模の基準は都道府県によっても異なっている。たとえば熊本県の商店街実態調査(2010)では15件以上、滋賀県の商店街実態調査(2010)ではおおむね10件とされている。
- 11) 商業統計立地環境特性別統計編に記載された商店街・商店会等の名称をインターネットによる検索や紙地図と照らし合わせることで、同統計に収録された全国約1万2,000件の各商業集積地区の場所を特定した。
- 12) 建物属性のうち、機能混合は小売業、飲食業、サービス業のテナントの2種類以上の入居が確認できた建物、廃業は建物の存在は確認できるが現在営業を確認できない建物、更新中はその建物が現在建替中あるいは更地の状態、その他事業所とは商業集積地域を構成する小売業、飲食業、サービス業以外の業種が入居している建物、共同ビルとは商業集積地域を構成する業種以外が複数入居する雑居ビルや共同住宅をいう。
- 13) 近隣型、地域型、広域型、超広域型に分類している。
- 14) 商業集積統計の紹介のウェブサイト http://akiyama-lab.jp/yuki/ca_intro/ca_intro.html (最終閲覧日: 2017年10月17日) による。
- 15) 株式会社ゼンリンのマーケティングコンテンツ商業集積統計のウェブサイト <http://www.zenrin.co.jp/product/gis/marketing/marketing02.html> (最終閲覧日: 2017年10月17日) による。
- 16) たとえば重みづけの方法や c 値の設定などの調整が考えられる。
- 17) マイクロジオデータ研究会のウェブサイト <http://microgeodata.jp/> (最終閲覧日: 2017年10月17日) による。

文 献

- 秋山祐樹 2017. ビッグデータで描く地域の現在と未来の姿. 地域開発 620: 17-21.
- 秋山祐樹・柴崎亮介 2011. 位置と名称情報を持つ店舗・事業所データの時空間結合手法の開発——都市地域分析への応用に向けて. GIS-理論と応用 19: 57-67.
- 秋山祐樹・柴崎亮介 2015. 商業集積地域の定量的分類に関する研究. 第24回地理情報システム学会講演論文集: C-7-1.
- 秋山祐樹・仙石裕明・柴崎亮介 2013a. 全国の商業集積統計とその利用環境. GIS-理論と応用 21: 97-106.
- 秋山祐樹・Teerayut Horanont・柴崎亮介 2013b. 大規模人流データを用いた商業地域における来訪者数の時系列分析. 第22回地理情報システム学会講演論文集: C-5-4.
- 秋山祐樹・仙石裕明・田村賢哉・柴崎亮介 2011. 日本全土の商業統計ポリゴンデータの開発と商業集積地域ポリゴンデータの信頼性検証. 第20回地理情報システム学会講演論文集: F-2-3.
- 稲坂晃義・貞広幸雄 2007. 都市空間における商業集積形成過程の分析手法——その1成長過程による地域分類. 日本建築学会学術講演梗概集F-1, 都市計画, 建築経済・住宅問題 805-806.
- 稲坂晃義・貞広幸雄 2010. 商業集積拡大の方向の分析手法とその可視化. 日本建築学会計画系論文集 75 (650): 889-896.
- 奥野智江・鈴木里珠・狩野 均・加藤伸子 2001. セ

- ルオートマトンとGAを用いた仮想都市の時系列的生成手法. 人工知能学会論文誌 16: 111-119.
- 兼子 純・山下亜紀郎・豊島健一・高橋珠州彦・川瀬正樹・高橋伸夫 2002. 水戸市中心市街地における商業地域構造と地域活性化. 地域調査報告 24: 1-31.
- 経済産業省 2014. 平成24年商業統計表(立地環境特性別詳細情報(全集積地)). <http://www.meti.go.jp/statistics/tyo/syougyo/syousai/index.html> (最終閲覧日: 2017年10月17日)
- 高阪宏行 2011. タウンページデータベースを利用した商業集積地の設定と規模・機能構成・分布の分析——東京都を事例として. 地理学評論 84: 572-591.
- 高阪宏行・三瓶貴一 2006. GISを利用した中心地の抽出——東京23区を例として. 地理情報システム学会講演論文集 15: 85-88.
- 貞広幸雄 1998. 点オブジェクト分布における集散パターン認知に関する研究. GIS-理論と応用 6: 1-10.
- 高橋弘明・後藤春彦・佐久間康富・齋藤 亮・石井雄晋 2005. 商業集積地における来訪者の回遊行動と店舗数密度の関係についての研究——下北沢駅周辺地域を事例として. 日本都市計画学会都市計画論文集 40 (3): 649-654.
- 中小企業庁 2010. 平成21年度商店街実態調査報告書 概要版. <http://www.chusho.meti.go.jp/shogyo/shogyo/2010/download/100331SJCG.pdf> (最終閲覧日: 2017年10月17日)
- 富永 滋 2002. 市街地商店街の活性化に関する一考察——商店街実態調査とGIS活用による分析を通して. 地理情報システム学会講演論文集 11: 121-125.
- 内閣官房 2017. G空間情報プロジェクトの推進について. http://www.cas.go.jp/jp/seisaku/sokuitiri/yosan/151113_gkukan.pdf (最終閲覧日: 2017年10月17日)
- 中谷友樹 1997. 疾病・健康水準の空間分析. 総合都市研究 63: 27-43.
- 武者忠彦 2006. 松本市における中心市街地再開発のメカニズム——土地区画整理事業をめぐる制度・都市政治・商店経営者の戦略. 地理学評論 79: 1-25.
- 室町泰徳・原田 昇・太田勝敏 1994. 都心商業地域の衰退状況と大規模小売店舗の立地動向に関する研究. 日本都市計画学会学術研究論文集 29: 529-534.
- Akiyama, Y., Sengoku, H. and Shibasaki, R. 2010. Automatic detection and spatio-temporal analysis of commercial accumulations using digital yellow page data. *World Academy of Science, Engineering and Technology* 66: 122-127.
- Akiyama, Y., Sengoku, H., Hiroyuki, T. and Shibasaki, R. 2011. Development of commercial accumulation polygon data throughout Japan based on the digital classified telephone directory. In *Conference proceedings and program*, 12th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management. ed. CUPUM2011, CD-ROM. Calgary: University of Calgary.
- Arthur, D. and Vassilvitskii, S. 2007. K-means++: The advantages of careful seeding. In *Conference proceedings and program*, Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, ed. H. Gabow, 1027-1035. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Jain, A. K. and Dubes, R. C. 1988. *Algorithms for clustering data*. Upper Saddle River: Prentice Hall College Division.
- Neil, W. M. 2002. *The integration of remote sensing and GIS to facilitate sustainable urban environmental management: The case of Bangkok, Thailand*. Master's thesis, Department of Environmental Studies, University of Waterloo.
- Selst, M. V. and Jolicoeur, P. 1994. A solution to the effect of sample size on outlier elimination. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A* 47: 631-650.
- Sheppard, E., Leitner, H., McMaster, B. R. and Hongguo, T. 1999. GIS-based measures of environmental equity: Exploring their sensitivity and significance. *Journal of Exposure Analysis and Environmental Epidemiology* 9: 18-28.

〈著者略歴〉

秋山 祐樹 (あきやま ゆうき)

岡山県出身。東京大学特任研究員、特任助教、国土交通省国土交通政策研究所研究官を経て、現在東京大学空間情報科学研究センター助教。博士(環境学)。ビッグデータを含む地理空間情報を活用した都市・地域分析に関する研究教育が専門。また国土交通省国土交通政策研究所客員研究官、株式会社マイクロベース技術顧問、マイクロジオデータ研究会会長を兼任し、地理空間情報に関する研究成果の社会実装も推進している。 <http://akiyama-lab.jp/yuki/>