## 複数の柔軟な形状を持つ 点事象集積地域の検出法の開発

井上 亮1•糟谷志帆2

<sup>1</sup>正会員 東北大学准教授 情報科学研究科人間社会情報科学専攻(〒980-8577 仙台市青葉区片平2-1-1) E-mail:rinoue@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 千代田化工建設株式会社 (〒220-8765 横浜市西区みなとみらい4-6-2)

点事象データから複数の集積地域を検出する手法として、これまで空間スキャン統計に基づく接近法と、False Discovery Rate(FDR)に基づく検定による接近法が提案されてきた。しかし、詳細な位置情報を持った点事象データを活用し、小地域単位の分析を通して柔軟な形状を持つ複数の点事象集積地域の検出を行うことを想定すると、既存の接近法では、計算に長時間を要する、あるいは、そもそも集積地域が検出されないなど、その適用可能性には一定の限界が存在する。本研究では、既存の二つの接近法を融合した集積検出方法、すなわち、空間スキャン統計に基づく集積候補地域の検出とFDRに基づく集積候補領域の選別を行う手法を構築した。提案手法の適用可能性を東京都区部の飲食店分布データを用いて検証し、10秒程度の計算時間で集積地域を検出できることを確認した。

Key Words: cluster detection, point events, Spatial Scan Statistic, BIC, FDR-controlling method

## 1. はじめに

近年,政府が収集・保有する情報の公開を通して,政府の透明性向上・政策決定への市民参加,ならびに,官民の連携の促進を図る「オープンガバメント」施策が世界各国で進められつつあり,一般市民が様々なデータを入手できる環境が整備されてきている.

政府が保有するデータの大半は、国や地域の社会経済 状況を表しており、国や地域の実態を把握する上で有用 な情報となる。また、これらの中には詳細な位置情報を 有するデータも数多く含まれているため、空間解像度が 高い小地域分析への活用が期待されている。例えば、事 業所税の申告の一つである事業所等の新設・廃止申告に 基づく、企業の立地点に関するデータを分析に利用する ことが可能になったと仮定してみよう。この企業立地点 データを利用することができれば、業種による立地地域 の違いや、立地点の変遷から見た地域の盛衰を分析する ことが可能になると予想される。

今後、上記のオープンガバメント施策に加えて、民間保有のデータも含めて社会で共有・利活用を図る「オープンデータ」の動きが進展することにより、詳細な位置情報を持つデータを活用した小地域分析の実行環境が整うと予想される。そこで、本研究は、詳細な位置情報を

活用する空間分析手法に着目し、その一つである点事象の空間的集積検出法に焦点を当てる. なお、以後、本研究では、町丁目界などで区切られた領域を点事象集積検出の最小空間単位と設定し、各空間単位で集計された点事象数を用いて分析することを前提に議論を行う.

さて、点事象の集積地域検出を図る方法として、これまでに、空間スキャン統計 $^{11}$ と $^{12}$ とFDR-contorolling法 $^{2}$   $^{3}$ による二つの接近法が提案されている.

空間スキャン統計は、隣接した空間単位の組み合わせで構成される集積地域の候補を多数作成した上で、尤度比を用いて候補領域の集積を評価し、集積地域を検出する手法である。空間スキャン統計は、多重検定問題を回避するため、同時に一つの集積地域しか検定できない限界を有するが、近年、Mori・Smithがはベイズ情報量規準(BIC)に基づく集積地域数も含めた評価を通して、複数の集積地域を同時に検出する方法を提案している。

一方, FDR-controlling法は、False Discovery Rate (FDR)を用いて多重検定問題を回避し、複数の仮説を同時に検定する方法である。Brunsdon・Charlton<sup>5</sup>はFDR-controlling法を集積地域検出に応用し、それぞれの空間単位が集積地域か否かを容易に検定できる方法を提案している。

さて、本研究は、町丁目単位など細かい空間単位に基づく、小地域における点事象集積検出を目指している.

空間スキャン統計に基づく既存手法を小地域分析へ適用することを考えると、円に近いコンパクトな集積地域を検出するように制約を置いていることが支障となる. 社会経済現象の空間的な波及は、道路・鉄道などのネットワーク構造や、河川などの地理的制約、居住者の所得分布や自治体毎の制度の違いなどの社会的要因により大きく影響を受け、必ずしも等方的に拡がるとは限らない. そのため、小地域分析では、集積地域の形状に対して強い制約を設定するのは適切ではなく、柔軟な形状の集積地域を検出できる手法が必要であろう.

しかし、形状の自由度を高めると、探索すべき集積地域の候補は爆発的に増加する。強い形状制約を課すMori・Smith<sup>4</sup>の提案手法でも、分析対象によっては長時間の計算を要すると報告されていることを考えると、この手法を柔軟な形状の集積検出へ拡張することは難しい。

一方、FDR-controlling法に基づくBrunsdon・Charlton<sup>9</sup>の 提案手法<sup>9</sup>を小地域分析へ応用する場合には、用いる空 間単位が小さいことが障害となる。空間単位内の点事象 数が小さくなると、内外の点事象数の差異が点事象分布 の違いに起因するのか否かを検定することが困難になる。 そのため空間単位毎に検定する既存手法では、十分な検 出力が得られない可能性が存在する。隣接空間単位の組 み合わせを考え、より広範囲の集積候補地域を構築した 上で、それぞれの候補について集積の有意性を評価する ことが、小地域分析には欠かせないであろう。

以上のように、2つの接近法による既往の集積地域検 出法は、小地域分析への適用には限界を有するが、これ らは複数の集積地域検出を可能とした有用性の高い手法 である。そこで、本研究はこれらを基に柔軟な形状の集 積地域の効率的検出法を開発し、その適用可能性を東京 都区部の商業施設立地データを用いて検証する。

以降では、2. で複数集積地域検出に関する接近法の詳細を説明し、3. で既存手法を融合した集積検出手法を提案、4. でその適用可能性を検証する.

## 2. 複数集積地域検出に関する既往の接近法

#### (1) 空間スキャン統計に基づく接近法

### a)空間スキャン統計

点事象集積検出の代表的な手法である空間スキャン統計<sup>1)</sup>について記す.

まず、点事象が二次元空間に特定の確率分布に従って発生していることを仮定する.本稿では、一般的な仮定として、点事象がPoisson分布に従い分析対象の空間に分布していることを仮定した集積検出を例に説明する.

ここで、分析対象領域の中で集積地域の候補となる地域をZ、それ以外の地域をZ<sup>C</sup>と表記する。また、点事象

集積の密度を考える際の分母となる,面積や人口など地域 Zの大きさを  $\mu z$ , Z内に分布する点事象数をn z と記す. 集積検出とは,Z内の点分布密度が,Z外 (Z) よりも高いと評価することを意味するため,下記の帰無仮説  $H_0$ ・対立仮説  $H_1$ を設定する.

$$H_0: n_Z/\mu_Z = n_{Z^C}/\mu_{Z^C} H_1: n_Z/\mu_Z > n_{Z^C}/\mu_{Z^C}$$
 (1)

空間スキャン統計では、分析対象領域を走査して集積 候補領域の集合を作成、各候補領域に対して帰無仮説と 対立仮説の尤度比を算出し、尤度比最大の領域 Z をMost Likely Cluster (MLC) として選定する。そして、モンテカ ルロシミュレーションを通して、無作為点分布から得ら れる最大尤度比分布を作成、その分布からp値を算出し、 MLC が集積地域として有意かを判定する。

上記のように、空間スキャン統計では、一回の操作において、MLC の有意性のみしか検定できない. これは、集積地域の各候補に関してそれぞれ検定を行うと、多くの検定の中に、真の帰無仮説を誤って棄却する第一種の過誤を生じる可能性が高まる、という多重検定の問題を回避するためである.

## b) 複数集積地域検出への空間スキャン統計の拡張

分析対象データによっては、複数の集積地域が存在すると考えられるが、前項の基本的な空間スキャン統計に基づく方法では、同時に一つしか集積地域を検出できず、分析手法として適切ではない、そこで、Mori・Smithは、空間スキャン統計を拡張し、同時に複数集積地域を検出できる手法を提案している<sup>3</sup>、ここで、その概要を記す

まず、複数箇所の集積地域を特定の場所に設定した集積地域のモデルを考える。なお既往研究では、この集積モデルをクラスタスキームと呼ぶ。分析対象領域を走査して集積地域の数やその場所を変化させたモデルを多数設定した上で、BICを基準にモデル間比較を行い、最も適切なモデルを選択する。具体的には、点事象分布データを用い、各集積地域と集積地域外の点分布密度を推定して各モデルのBICを算出、BICを基準に最良のモデルを選出する。得られた最良モデルの有意性は、モンテカルロシミュレーションから得られる無作為点事象分布下での最良モデルのBIC分布との比較を通して検定する。

BICによる最良モデルの選出は、空間スキャン統計でも考慮可能な集積候補地域の場所に加えて、集積地域数も踏まえたモデル選択を行うことを意味する。ただし、既存研究では、各集積候補地域の点密度推定が有意であるか、すなわち、集積候補地域と集積候補地域外の点密度パラメータ推定値が有意に異なるかは議論されていない。既存研究ではBICに基づく不明快なルールで集積候補地域をモデルに含めるか評価しており、課題を有する。

は、集積地域の個数、および、それぞれの場所や形状を設定し、モデルを構築する必要がある。前述のように、既往研究は、集積候補地域の形状に関して強い制約を課している。まず、空間単位を結ぶ交通ネットワークを設定し、所要時間を設定する。その上で、それぞれの集積候補地域について、集積候補地域を構成する空間単位間の最短経路が、外側にある空間単位を経由することのないように集積候補地域を設定しなければならないとしている。すなわち、交通所要時間の観点から、集積候補地域の形状が「凸」だと限定することを意味する。

このような強い制約を集積候補地域の形状に課しているにも関わらず、分析対象のデータによっては、検討すべきモデル数は膨大になり、計算に時間を要するとされている。本研究が目的とする、形状の自由度が高い集積地域の検出を、小地域単位での分析で目指すと、当然、モデルの数は大幅に増加すると考えられ、その実行可能性は乏しい。しかし、この手法は、空間スキャン統計の枠組みの上で、同時に複数の集積地域を検出できるという点は、大きな長所と言えよう。

ただし、この既存手法が時間を要する原因の一つは、モデルの作成法にある。本稿では提案されている集積モデル作成手順の詳述は避けるが、概要は以下の通りである。今、あるモデルを変更し、そこに新たに空間単位を集積候補地域に追加して、BICによる評価がより高いモデルを構築するとする。その際、モデルの集積候補地域に含まれていない空間単位を一つ選び、それを新たな集積候補地域としてモデルに追加するか、モデル中の既存の集積候補領域に結合するか、それとも集積候補に追加しないかをBICで評価し検討する。対象領域を大域的に見て行うこの操作を繰り返し、BIC最小のモデルを探索する。なお、既存手法では、集積地域の形状に制約を置いているため、空間単位の追加により集積候補地域の形状が条件を満たすかについても同時に判定している。

さて、モデルに含まれる各集積候補地域の評価を考えると、BIC・尤度による評価はほぼ同等である。すなわち、各集積候補地域に関しては、一般的な空間スキャン統計と同様に、尤度比に基づいて評価してもほぼ同じ結果が得られる。そのため、尤度比を基に近傍の空間単位の組み合わせから集積候補地域を局所的に構築した上で、その結果を集約して集積モデルを構築、BICに基づく評価を行っても同等の結果が得られるであろう。局所的に集積候補地域を検索・構築する利点は、探索範囲が狭くなり候補数が少なくなることに加えて、各場所での探索は並列演算可能であるため、効率的に検索できることである。また、単一の集積検出に対しては、空間スキャン統計に基づき柔軟な形状を持つ集積検出方法が数多く提案されている<sup>613</sup>。それらを利用して、柔軟な形状を持つ集積検出の検討の可能性があることも長所といえる。

ただし、局所的探索によって得られた集積候補地域それぞれの有意性を判断することはできず、いずれの集積候補地域を組み合わせて集積モデルを構成するかをBICで判断することは難しい、そこで、次節で示すFDR-controlling法による接近法との融合を検討する.

## (2) FDR-controlling法に基づく接近法

複数の集積地域検出を目指し、各集積候補地域に関して個別に統計的検定を繰り返すと、第一種の過誤を起こす可能性が高くなるという多重検定問題が生じる.この問題を回避するため、空間スキャン統計に基づく方法では、尤度比最大の集積候補領域、あるいは、BIC最小の集積モデルのみを検定するという対応をしている.

ここで、多重検定への対処法を概説する。今、m回の検定を行い、R個の帰無仮説を棄却し、m-R個の帰無仮説を保留したとする。表-1は、各事象が生じる回数を表しているが、各帰無仮説の真偽は知り得ないため、例えば「真の帰無仮説を誤って棄却した回数V」は観測不可能である。そのため、表-1中の $U\cdot V\cdot T\cdot S$ 、および、mので表される回数は確率変数である。

多重検定への対処として、Familywise Error Rate (FWER) に基づく検定が提案されている。m回の検定を一つの系とし、系全体で第一種の過誤が生じる確率をFWERとする。すなわちFWERは、真の帰無仮説を1回でも誤って乗却する確率であるので、式(2)で表される。

$$FWER = P(V \ge 1) \tag{2}$$

FWERに基づく検定は、FWERが事前に定めた有意水準  $\alpha$  以下となるように行う. ここでは、その代表として、Bonferroni法やHolm-Bonferroni法<sup>14</sup>を紹介する.

Bonferroni法は、全 m 回の検定において、個々の検定の有意水準を a/m と設定し、有意水準を満足する検定を行う。例えば、1000個の独立な帰無仮説からなる系を有意水準5%で検定する場合、すべての帰無仮説を有意水準0.005%で検定することになるため、Bonferroni法は過度に保守的な検定だとされる。

その改良の一つであるHolm-Bonferroni法 $^{14}$ は、p値の昇順に仮説 (H(1),...,H(m)) を並べた上で

$$P_{(k)} > \frac{\alpha}{m+1-k} \tag{3}$$

を満たす最小のkを探し、k-1番目までの帰無仮説を棄却する. Holm-Bonferroni法は、Bonferroni法よりも検定力は高いもののやはり保守的な検定法であるとされている.

表-1 加回の統計的検定

回数	帰無仮説を採択	帰無仮説を棄却	計
真の帰無仮説	U	V	$m_0$
偽の帰無仮説	T	S	<i>m</i> - <i>m</i> <sub>0</sub>
計	m - R	R	m

そこで,棄却された仮説群の中に第一種の過誤が含まれる割合False Discovery Rate (FDR)に基づいた仮説検定法が提案されている $^{23}$ . FDRは,棄却されたR個の帰無仮説の中に第一種の過誤が含まれる割合の期待値であり,式(4)と定義される.

$$FDR = E\left(\frac{V}{R}\right) \tag{4}$$

ただしR=0なら FDR=0.

Benjamini・Hochberg<sup>2)</sup>は、帰無仮説がすべて正しい場合、p値は一様分布するとの原理を基に、下記の手順に従い検定を行うと、事前に定めた有意水準  $\alpha$  以下にFDRを抑えられることを示している<sup>4)</sup>. まず、m個の帰無仮説をp値の昇順  $(H_{(1)},...,H_{(m)})$ に並べ

$$P_{(k)} < \frac{k}{m} \alpha$$
 (5)

を満たす最大のkを求め、k番目までの帰無仮説を棄却する. なお、本手法を以後、BH法と表記する.

Brunsdon・Charlton<sup>2</sup>は、BH法を用いた集積地域の検出を提案している。まず、分析対象の点事象が従う確率分布を仮定する。単位面積当たりの点事象数がポアソン分布に従うとの仮定が一般的である。次に、m個の空間単位に関してそれぞれ式(1)の帰無仮説・対立仮説を立てる。すなわち、検定すべき帰無仮説の総数は m でなる。BH法の手順に従い各帰無仮説のp値を算出し、その昇順に仮説を並べる。式(5)を満たす最大のkを求めてk番目までの帰無仮説を棄却し、k個の集積地域を得る。

以上のように、Brunsdon・Charltonの集積検出法は、空間単位毎に集積地域か否かを容易に検定できる利点を有する. しかし、前述のように、小地域分析では検出力の低下が懸念される.

さて、BH法では、検定する仮説の総数を定めることができれば、FDRに基づく検定が可能である。そこで、本研究では、前述の空間スキャン統計の枠組みで検出された集積候補地域に対してBH法を適用し、集積地域を検出することを検討する。

## 3. 空間スキャン統計とFDR-controlling法を用い た集積検出法の提案

本研究では、空間スキャン統計による局所的な探索による複数の柔軟形状を持つ集積候補地域検出と、得られた集積候補地域のFDR-controlling法による検定を通した集積検出法を提案する。

まず,空間スキャン統計の枠組みによる尤度比を用いた評価を通して,局所的な集積候補地域を検出する.ここで,柔軟な形状の集積地域検出には,階層的な空間単位集約手法を用いる<sup>13</sup>. 概要は以下の通りである.

まず,分析対象領域を一定数以下の空間単位からなる 小領域に無作為に分割し,各小領域内で尤度比最大の空 間単位の組み合わせを探索し,それぞれを集積候補地域 とする.次に,同様の操作を集積候補地域に対して繰り 返す.すなわち,分析対象の空間を無作為に一定数以下 の集積候補地域からなる小領域に分割し,各小領域内で, 尤度比最大の集積候補地域の組み合わせを探索し,新た な集積候補地域を作る.以上の手順を繰り返し,分析対 象領域内で尤度比最大の集積候補地域を探索する.

この方法は、分析対象領域で尤度比最大の集積候補地域を探索する目的で構築されていたため、探索過程で、尤度比が最大ではなく、かつ、周囲に結合できる集積候補地域が存在しない地域は、集積候補地域から除外されていた。しかし、本研究は複数集積候補地域の組み合わせの検出を目指すために、周囲に結合すべき集積候補地域が存在しない、局所的に尤度比最大となる集積候補地域も記録する。なお、一般に、集積地域外も含めた全体の点事象密度よりも密度が低い空間単位を集積候補地域に含めても尤度比が向上することは無いため、本手法ではそれらの空間単位を集積候補地域の検索対象から外し、集積検出の高速化を図る。

上記の手順で得られた集積候補地域をFDR-controlling 法の一つであるBH法を用いて検定し、複数の集積地域を得る. なお、前述のようにBH法は、帰無仮説がすべて真の場合、p値が0から1の間で一様分布するとの原理に基づき導かれており、偽の帰無仮説が多数含まれている場合には、保守的な検定となることが知られている. 提案手法の場合、空間スキャン統計の接近法を通して集積候補地域を選別しているため、偽の帰無仮説が仮説群に多く含まれていると考えられ、真のFDRは分析時の設定よりも小さくなることには注意を要する.

なお、空間スキャン統計に基づく従来の接近法は、集 積候補地域の有意性を直接検定することはできないため、 モンテカルロシミュレーションを通じて検定していた. しかし、BH法に基づく本手法では、FDR基準で各集積 候補地域の有意性を検定できるため、モンテカルロシミ ュレーションによる評価を必要としない.この点で、既 存の空間スキャン統計による手法に比べて優れていると いえる.

## 4. 提案手法の適用

提案手法を,座標付き電話帳「テレポイント®Pack!」による2011年東京都区部の飲食店立地点を用いた,町丁目単位の集積検出を通して,提案手法の有効性を検証する.

分析対象の飲食店は12,246店(図-1),分析の最小空間単位の町丁目は3,145,都区部の総面積は633 km²である.

有意水準FDR 1%として集積検出を行った結果を示す。まず、全体の平均密度よりも低い密度で飲食店が分布している町丁目を分析から除外する。図-2の灰色領域が、平均密度より高密度に飲食店が分布している913町丁目を表し、以降の分析の対象となる。

次に、空間スキャン統計の接近法で検出した集積候補地域を図-3に示す。候補地域を探す際に、無作為に小領域に分割する過程を経るため、計算毎に多少結果は変化するが、ほぼ同様の地域が集積候補として得られた。157の集積候補地域が選ばれ、8,196 店舗が506 町丁目・70.2 kmの地域に分布している。

この集積候補地域をBH法で検定した結果,図4が得られた.全飲食店の63%の7,702店が,地域数で13%の407町丁目,面積で8.7%の54.8kmの地域に集積していることが確認された.丸の内・銀座・新橋等の繁華街や,主要鉄道駅周辺の地域が集積地域として検出されており,概ね良好な結果が得られることが確認された.なお,計算時間は,一般的な計算機で数~十数秒程度で結果を得ることができ,実行可能性が確認された.

## 5. おわりに

本研究では、小地域単位の集積地域検出を目標として、柔軟な形状を持つ複数の集積地域を同時に検出できる手法の開発を行った.集積検出に関する既存の二つの接近法、空間スキャン統計、および、FDR-controlling法を組み合わせ、簡潔に有意性検定まで実行できる手法を提案した.東京都区部の飲食店立地データを用いた適用可能性の検証を通して、集積検出を短時間で実行できるなど、提案手法の有効性が示された.



図-1 飲食店の空間分布



図-2 点分布密度が平均より高い町丁目

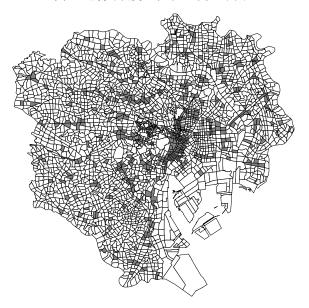


図-3 集積候補地域



図-4 集積地域検出結果

謝辞:本研究は、JSPS科研費24241053の助成を受けて行われた.また、東京大学空間情報科学研究センターの空間データ利用を伴う共同研究(No.456)による成果であり、座標付き電話帳「テレポイント®Pack!」のデータを利用した.

## 参考文献

- 1) 例えば Kulldorff, M.: A spatial scan statistic, *Communication Statistic Theory and Method*, Vol.26, No.6, pp.1481–1496, 1997.
- 2) Benjamini, Y. and Hochberg, Y.: Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, Vol.57, No.1, pp.289–300, 1995.
- 3) Benjamini, Y. and Yekutieli, D.: The control of the false discovery rate in multiple testing under dependency, *The Annals of Statistics*, Vol.29, pp.491–507, 2001.
- 4) Mori, T. and Smith, T.: A probabilistic modeling approach to the detection of industrial agglomeration, *KIER Discussion Paper*, Vol.777, pp.1–54, 2010.
- 5) Brunsdon, C. and Charlton, M.: An assessment of the effectiveness of multiple hypothesis testing for geographical anomaly detection, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol.38, pp.216–230, 2011.
- 6) Duczmal, L. and Assunção, R.: A simulated annealing strategy for the detection of arbitrarily shaped spatial clusters, *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol.45, No.2, pp.269–286, 2004.
- 7) Tango, T. and Takahashi, K.: A flexibly shaped scan statis-

- tic for detecting clusters. *International Journal of Health Geographics*, Vol.4, No.1, Paper 11, 2005.
- 8) Assunção, R., Costa, M., Tavares, A., and Ferreira, S.: Fast detection of arbitrarily shaped disease clusters. *Statist. Med.*, Vol.25, No.5, pp.723–742, 2006.
- Duczmal, L., Kulldorff, M., and Huang, L.: Evaluation of spatial scan statistics for irregularly shaped clusters. *J. Comput. Graph. Statist.*, Vol.15, No.2, pp.1–15, 2006.
- Duczmal, L., Cançadob, A.L.F., Takahashi, R.H.C., and Bessegato, L.F.: A genetic algorithm for irregularly shaped spatial scan statistics. *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol.52, No.1, pp.43–52, 2007.
- Duczmal, L., Cançadob, A.L.F., and Takahashi, R.H.C.: Delineation of irregularly shaped disease clusters through multiobjective optimization. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.17, No.1, pp.243–262, 2008.
- 12) Yao, Z., Tang, J., and Zhan, F.B.: Detection of arbitrarily-shaped clusters using a neighbor-expanding approach: A case study on murine typhus in South Texas. *International Journal of Health Geographics*, Vol.10, No.1, Paper 23, 2011.
- 13) Inoue, R., Kasuya, S., and Watanabe, T.: Spatio-temporal cluster detection of point events by hierarchical search of adjacent area unit combinations, *Proceedings of 13th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management*, Paper 51, USB memory, 2013.
- 14) Holm, S. A simple sequentially rejective multiple test procedure, *Scandinavian Journal of Statistics*, Vol.6, No.2, pp.65–70, 1979.

(2014.4.25 受付)

# DETECTION OF ARBITRARY-SHAPED MULTIPLE CLUSTERS OF POINT EVENTS

## Ryo INOUE and Shiho KASUYA

Cluster detection is an effective method to grasp the characteristics of regions from point event data. Two approaches have been proposed to detect multiple clusters so far; one is FDR-controlling method that avoids multiple testing, and the other is spatial scan statistic using BIC. The both approaches perform well on large area analysis; however, they fail to detect clusters in small area analysis, due to the broad search range of clusters and the lack of statistical power caused by small data size. Since the former approach is valid for limiting the search range of clusters and the latter is valid for detecting larger clusters by adjoining neighbor areas, this paper develops a new method to detect the arbitrary-shaped multiple clusters combining those two approaches.