

形状複雑度設定に対応した 時空間上の点事象集積領域検出手法の開発

木元 拓志¹・井上 亮²

¹学生会員 東北大学博士前期課程 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻
(〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)
E-mail:hiroshi.kimoto.t2@dc.tohoku.ac.jp

²正会員 東北大学准教授 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻
(〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)
E-mail:rinoue@tohoku.ac.jp

点事象の時空間分布から、時間の経過につれて位置や形状が変化する集積領域を検出する手法は、これまで提案されていない。点事象が集積する空間領域検出の一般的な手法である空間スキャン統計を用いて、形状の自由度が高い領域の検出を行うと、分析者がその結果を解釈できないほど、広範囲を覆う複雑な形状の領域を出力する可能性を有する。時空間集積領域の検出は、空間集積領域検出よりも分析対象空間の次元が多く、領域形状の自由度が高いため、形状を調節可能な分析手法の必要性はより大きい。本研究は、時空間領域の形状複雑度を定義した上で、形状複雑度に関する制約を満たす時空間上の点事象集積領域の検出手法を提案する。提案手法を時空間分布する点事象のデータに適用し、その実行可能性を確認した。

Key Words : cluster detection of point events, shape complexity, spatio-temporal cluster

1. はじめに

近年、各国政府によるオープンデータ戦略の推進や、情報通信技術や測位技術の社会への普及に伴い、詳細な位置や時刻に関する情報を記録した多種多様な地理空間データが流通している。地理空間データには社会経済活動を記録したものも多く存在しており、それらを活用した分析を通して、地域の社会経済活動の実態を把握できる可能性が向上している。

詳細な位置情報・時刻情報を記録した地理空間データの1つに、点事象データが存在する。これは、犯罪発生や商業施設の出退店など、事象（イベント）が発生した地点や時点を記録するデータである。本研究では、点事象データを用いた分析の1つである、点事象が集積する空間領域や期間の検出に注目する。

従来、点事象の集積領域を検出する手法については、空間上の点事象集積領域を検出する手法が検討がされてきた。集積領域検出に一般に用いられる空間スキャン統計¹⁾では、集積領域の候補となる領域を作成し、その領域の集積性を検定し、点事象が集積する領域を検出する。市区町村などの地域を分析の最小単位とし、隣接する地域を結合した集積領域を検出する手法^{2,5)}や、道路網など

のネットワーク上のリンクを分析の最小単位とし、接続するリンクを連結した集積領域を検出する手法^{6,8)}が提案されている。既往の分析手法は、ユークリッド空間上、ネットワーク空間上のそれぞれで任意の点から一定距離以内の、コンパクトで単純な形状を持つ集積領域を検出する手法^{2,9)}や、地域やリンクの隣接・接続関係だけを考慮して結合した、複雑・柔軟な形状の集積領域を検出する手法^{3,4,7)}に大別できる。

単純な形状の集積領域を検出する手法は、領域形状に関する自由度が小さいため、点事象がほとんど分布していない箇所を含んだ集積領域を検出する場合がある。その結果、分析者が、点事象の集積地域に対して誤った解釈をする可能性を有する。一方、柔軟な形状の集積領域を検出する手法では、空間スキャン統計¹⁾が、より広範囲からなる領域の集積性を高く評価する傾向があるため、広範囲を覆う複雑な形状の領域を出力することが多い。その結果、分析者がなぜ集積領域が発生したのか、その原因を解釈できない可能性がある。

そこで、各分析手法の欠点の緩和を目指し、検出する集積領域の形状の複雑さを調節できる両者を折衷した手法^{5,8)}も提案されている。この手法では、分析者が形状の複雑度を調整して集積抽出を行う試行錯誤を通して、解

積が可能な集積領域を発見できる可能性が高まる。

これらの空間集積領域の検出手法は、同じ空間領域で一定期間継続する点事象の集積地域・期間を検出する手法⁹⁾に拡張された。しかし、例えば、空気感染する病気のように、時間が経過するにつれ、点事象が集積する空間が拡大する、流行の収束によって空間領域が縮小する、マラソンイベントに関するSNSの投稿のように集積する空間領域が移動する、など、時間経過と共に空間集積領域が変化する事象も存在するが、そのような事象の集積領域を検出可能な手法はまだ提案されていない。

そこで、時空間集積領域を、空間上の分析と同様のアプローチ、すなわち、隣接する地域と連続する期間を結合し、集積領域として構成する場合を考えよう。空間上の分析に加え、時空間上の分析では、隣接・連続する時空間領域の数が多いため、領域形状の自由度が高い。そのため、時空間上の分析では、より複雑な形状の集積領域を検出する可能性が高く、分析者による出力結果の解釈が難しい場合が多いと予想される。したがって、出力する集積領域の形状を制御できる手法が不可欠である。

そこで、本研究では、時空間上の領域形状の複雑度を評価する指標を構築した上で、その指標を基準に形状複雑度に制約を設定した下で、時空間集積領域を検出する手法を提案する。点事象集積のシミュレーションデータと犯罪発生地点の位置・時刻データに対してこの手法を適用し、有用性を確認する。

2. 点事象集積検出に関する既往研究

本研究の提案手法を含め、多くの点事象の集積領域検出手法は、空間スキャン統計¹⁾に基づいている。そこで、まず、(1)で空間スキャン統計を概説した後、(2)で空間スキャン統計を用いた空間上の集積領域検出法²³⁴⁶⁾を紹介する。続いて(3)で、形状を調節して集積領域を検出する手法として、隣接地域の集合で構成される地域を集積領域として検出することを前提とし、ユークリッド空間上の距離や面積でその領域形状を評価する手法⁵⁾と、接続リンクの集合で構成される地域を集積領域として検出することを前提とし、ネットワーク空間上の距離でその領域形状を評価する手法⁹⁾を解説する。

(1) 空間スキャン統計

空間スキャン統計は、点事象集積領域の候補となる領域の集積性を評価し、集積性が最大の候補を集積領域として抽出、その有意性を検定する手法である。

分析対象領域において、点事象分布が特定の空間点過程に従うことを仮定する。ここでは点事象分布がポアソン点過程に従うと仮定する。

集積領域の有無は、ある候補領域 Z に関して、帰無仮説「 Z 内外の単位面積当たり点事象数は等しい」と、対立仮説「 Z 内は外よりも単位面積当たり点事象数が多い」を立て、仮説検定を行い確認する。

ただし、複数の候補領域に関して仮説検定を繰り返すと、第一種の過誤が生じる確率が高くなる多重検定問題が生じる。そこで、空間スキャン統計は、対立仮説と帰無仮説の尤度比を用いて、尤度比最大の候補領域、Most Likely Cluster (MLC) を抽出する。

分析対象領域を G 、全事象数を N 、 Z 内の事象数を n_z 、 G の大きさに占める Z の大きさの割合を r_z と記すと、 Z に関する対数尤度比 $LR(Z)$ は式(1)で表せる。なお、点事象集積は、地域の面積に対する点事象数、地域の人口に対する点事象数など、様々な基準による判断があり得るので、各基準に合わせて地域の大きさを設定すればよい。

$$LR(Z) = \begin{cases} \left(\frac{n_z}{Nr_z}\right)^{n_z} \left(\frac{N-n_z}{N-Nr_z}\right)^{N-n_z}, & \text{if } n_z > Nr_z \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

上記の分析から得られたMLCの有意性は、モンテカルロ・シミュレーションを用いて推定した、帰無仮説が真の下での点事象分布から得られるMLCの尤度比分布を用いて検定する。

(2) 空間上の点事象集積領域検出手法

行政界などの「地域」や交差点間を結ぶ「リンク」などを集積検出の最小単位として、隣接地域や接続リンクで構成された一連の領域を候補と設定し、空間スキャン統計を用いて集積領域を検出する方法が提案されている。

Circular Scan²⁾は、ある地点から一定距離内の領域に点事象が集積して分布する現象の分析を想定し、円形の走査棒を用いて円内に重心が位置する地域を探索してその集合を候補領域とし、コンパクトな形状の集積領域を検出する手法である。また、同様に、Shiode(2011)⁶⁾は、ネットワーク上の任意の地点から一定のネットワーク距離以内のリンクを探索してその集合を候補領域とし、ネットワーク上でコンパクトな集積領域を検出する手法を提案した。ただし、これらのコンパクトな集積領域を検出する分析手法では、点事象の分布数が小さい地域も含んだ集積領域を検出する可能性があるという課題を有する。

この解決のため、隣接地域を結合した、柔軟な形状の集積領域を検出する手法として、焼きなまし法を用いるSA Scan³⁾や、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いるGA Scan⁴⁾が提案されている。また、ネットワーク上の分析に関して、接続リンクを結合した柔軟な形状の集積領域を検出する方法⁷⁾も提案されている。しかし、柔軟な形状での検出は、集積領域を広範囲を覆う複雑な形状で出力する可能性があり、結果の解釈が難しい場合があることをDuczmal et al.(2006)⁸⁾は指摘している。

(3) 形状複雑度の評価指標と形状複雑度を調整した集積検出手法

前節で示した問題を踏まえ、任意の形状複雑度で集積領域を検出できる手法が提案されている。

Duczmal et al. (2006)⁹⁾は、候補領域の面積に着目し、候補領域の凸包と同じ外周長を持つ円の面積との比で表される無次元数で、候補領域の形状複雑度を評価する指標を導入し、検出する集積領域の形状を調整できる分析法を提案した。

領域 Z の形状指標 $K(Z)$ は、面積 $area(Z)$ と、その凸包と等しい外周長 $circum_CH(Z)$ を持つ円の面積の比を用いて形状指標を式(2)で表す。

$$K(Z) = area(Z) / \pi \left(\frac{circum_CH(Z)}{2\pi} \right)^2 \quad (2)$$

この形状指標を用い、空間スキャン統計で用いる尤度比 $LR(Z)$ の代わりに、形状指標値 $K(Z)$ と正のパラメータ α を加えた $LR(Z)^{K(Z)\alpha}$ を最大とする候補領域を抽出する。パラメータ α に大きな値を設定すると、円に近い単純形状の領域が高く評価される。分析者がパラメータ α の値を変更することで、検出される集積領域の形状複雑度を調整できる。ただし、パラメータ α の値と検出される集積領域形状との関係は明確ではない。

一方、井上・塚原(2016)⁸⁾は、候補領域のリンク長に着目し、ネットワーク上の形状指標を提案した。ネットワーク上領域 Z の形状複雑度を、領域 Z とそれに対応した同一総リンク長を有する単純形状領域 $Compact(Z)$ を比較して評価する。なお、ネットワーク上の「単純形状領域」は、「ある点から一定のネットワーク距離内の領域」、ネットワーク上領域の中心を「領域内の任意のノードまでの最長最短経路長が最短となるノード」として定義する。

領域 Z の形状指標 $K_n(Z)$ は、 Z 内のノードの集合を $N(Z)$ 、ノード $A \cdot B$ 間の最短経路長を $nd(A, B)$ を用いて表す。

$$K_n(Z) = \frac{\max_{n \in N(Compact(Z))} nd(n, Center(Compact(Z)))}{\max_{n \in N(Z)} nd(n, Center(Z))} \quad (3)$$

GAを用いて集積領域を検出する過程で、形状指標値が閾値よりも大きい個体の中で $LR(Z)$ が上位の個体で親世代を更新し、集積領域の形状の複雑さを調整し、集積領域を検出する。

3. 形状複雑度設定に対応した時空間上の点事象集積領域検出手法の提案

本章では、時空間上の領域形状の複雑さを調節して集積領域を検出する方法を提案する。

空間2次元、時間1次元の計3次元の空間上で形状の複雑度を評価することは難しい。そこで、時空間形状の評

価を簡略化するため、本研究では、場所や時刻が記録された点事象データを、対象空間・時間を等間隔に分割した離散的な領域「ボクセル」単位にその数を集計する。この集計データを入力データとし、ボクセルを分析の最小単位として隣接ボクセルを結合した一連の集積領域を検出することを前提に、領域形状を制御して集積領域を出力する分析手法を構築する。

本研究では、候補領域の体積、すなわち、候補領域を構成するボクセルの「個数」に着目し、その凸包を構成するボクセルの個数との比で候補領域の形状を評価する。

集積候補領域のボクセル集合を Z 、 Z を構成するボクセルの数を $V(Z)$ 、 Z の凸包を構成するボクセル数を $CV(Z)$ とすると、形状を評価する指標 $K(Z)$ は

$$K(Z) = \frac{V(Z)}{CV(Z)} \quad (4)$$

で表される。領域 Z が凸包に近い単純な形状なら1に、複雑な形状なら0に近い値をとる。

なお、三次元領域の凸包作成は本来多くの計算を要する複雑な操作である。しかし、領域をボクセル単位に離散化して扱う本研究では、 xy 平面、 yz 平面、 xz 平面に平行なすべての断面上で、凸包を作成する操作を繰り返す単純な操作で、三次元領域の凸包を作成できる。また、領域をボクセル集合として扱っているため、 xy 平面、 yz 平面、 xz 平面に平行な断面以外で凸包になっているか確認する必要はない。凸包は、凸包アルゴリズム¹⁰⁾を用いて作成する。

この形状指標を利用して領域形状に対する制約を設定した上でGAを用いて集積領域を検出する方法を提案する。

Duczmal et al. (2006)⁹⁾は隣接地域を、井上・塚原(2016)⁸⁾は接続リンクの集合で構成される柔軟な形状の集積領域をGAを用いて検出する手法を提案している。本研究は、隣接ボクセルを結合した一連の集積領域の検出を、井上・塚原(2016)⁸⁾と同様に行う。

4. 提案手法の適用可能性の検証

本研究の提案手法の適用可能性を、時空間の点事象分布に関するシミュレーションデータや実データを用いた集積領域検出を通して検証する。

GAの各種パラメータ設定を以下に示す。初期世代の生成は、点事象がないボクセルの結合確率を0.3、個体拡大終了となるボクセル数上限は50、対数尤度比の下限は2.5とした。なお、ボクセル数上限が小さい、あるいは、対数尤度比下限が大きい場合は、狭い領域で構成される初期世代が生成され、対数尤度比が小さい局所解に陥る可能性が高い。また、ボクセル数上限が大きい場合、

ほぼ同じ領域を覆う多様性のない初期世代が生成される可能性がある。そのため、初期世代生成に関するパラメータは、広い領域を覆うが多様性を有する初期世代の個体群を生成できるように設定した。淘汰では、親世代の10%の個体を子世代の個体で更新した。また、交叉・淘汰の終了条件は、最大尤度比の個体が10世代続いて更新されない場合とした。

また、集積領域の有意性は、モンテカルロ検定で評価する。対象領域に帰無仮説の下で点事象を分布させ、モンテカルロ・シミュレーションを999回繰り返し、対数尤度比を求める。シミュレーションと実データの分析結果を含めて対数尤度比の降順に並べ、10番以内に実データの分析結果が入っていたら、有意水準1%の検定で有意と判断する。

(1)で、シミュレーションデータによる提案手法の適用可能性の検証結果を、(2)で実際のデータを用いた、犯罪発生集積領域および期間の検出結果を記す。

(1) シミュレーションデータによる提案手法の適用可能性の検証

点事象が集積する空間領域・期間と、その集積領域内外の1ボクセル当たりの平均点数を設定して、ポアソン分布で各ボクセル内の点数を与えたシミュレーションデータを用い、本研究で提案した、時空間上の集積領域の検出手法と、形状制御した集積領域の検出手法の適用可能性を検証する。対象領域は10×10×10のボクセルの領域とする。

a) 提案手法の検出力・誤検出率

分析対象領域内に、図1に示すボクセル数が240個の集積領域を設定し、設定領域内外の平均点数を変えて集積検出を行い、提案手法の検出力、誤検出力を評価した。集積領域を図2、3に、集積領域内外の1ボクセル当たりの平均点事象数と、検出結果を表1に示す。

提案した手法は、設定領域に近い形状の集積領域を検出している。集積領域内の点密度が、周囲よりも大きい

るほど、設定領域に含まれないボクセルを加える、設定領域に含まれるボクセルを加えない、ことが少なくなる。これは、集積領域内外の点数の大小が明確になるからである。また、集積領域内外の点密度が大きいほど、集積内外の点密度の差が小さくても、設定領域に近い形状を検出している。これは、集積領域外の点密度が小さいと、集積領域内でも点が存在しないボクセルの数が増え、集積領域に加えない方が、尤度比が大きい集積領域になるためである。

このように、集積領域内外の点密度によって、精度にばらつきが出るものの、本研究で提案した手法で、時間と共に変化する点事象集積領域が検出可能であることが確認できる。

b) 形状制御による集積領域検出結果の変化

分析対象領域内に、図4に示す合計のボクセル数が189個の二つの集積領域を設定した。集積領域内の1ボクセル当たりの平均点数を50、集積領域外の1ボクセル当たりの平均点数を10と設定してシミュレーションデータを作成したところ、全点数は16,397個となった。

点事象集積なしのシミュレーションによる対数尤度比の99%分位数は8.732であった。分析の結果を図5、6と表2に示す。形状に制約をしない場合、設定した集積領域をすべて検出した。空間スキャン統計では集積領域を一つながりの領域として抽出するため、この集積領域は、設定した二つの集積領域がその間にある集積領域外のボクセルでつながった形状となっている。一方、形状に制約を加えた場合、設定した集積領域のうちの一つの集積領域のみを検出した。これより、提案した形状指標を用いることで、形状を調節して集積領域を検出可能であるといえる。Zhang et al.(2010)¹¹⁾に従い、今回検出した領域を除いてもう一度検出を行うと、もう一方の設定した集積領域を検出することができる。

誤検出率が小さいことから、提案した形状指標によって制約を加えても高い精度で、集積領域の検出を行えることが確認できる。

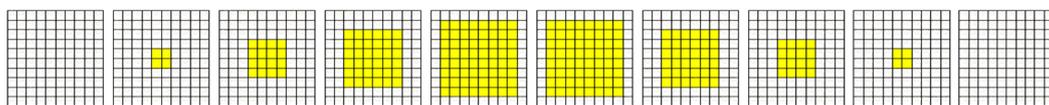


図-1 設定領域

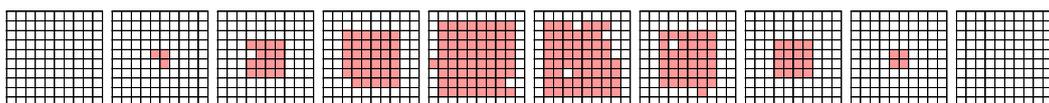


図-2 集積領域 (集積領域外平均点事象数点1.0個, 密度7.0倍)

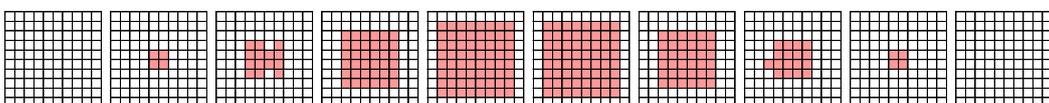


図-3 集積領域 (集積領域外平均点事象数点10個, 密度3.0倍)

表-1 時空間上の集積領域検出結果

集積領域外 平均点事象数	集積領域内 平均点事象数	点事象集積なしの シミュレーションに よる対数尤度比の 99%分位数	対数 尤度比	全点数 (個)	点数 (個)	ボクセル数 (個)	検出力	誤検出率
1.0	5.0	42.9	871.0	1,287	994	224	0.896	0.040
	7.0	77.4	1,435	1,778	1,475	230	0.950	0.009
	10	31.8	2,364	2,504	2,221	240	0.992	0.008
10	15	40.1	314.2	10,116	3,621	246	0.775	0.244
	30	21.8	2,252	13,615	6,881	239	0.992	0.004
	50	32.4	6,442	18,503	11,728	240	1.000	0.000

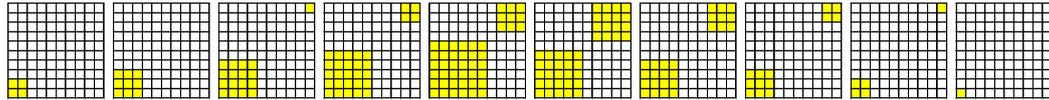


図-4 設定領域

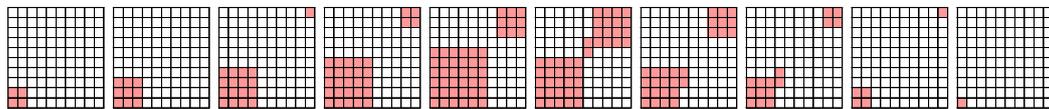


図-5 検出集積領域 (形状制約なし)

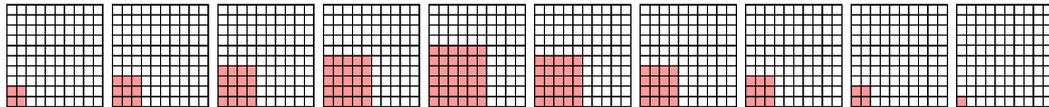


図-6 検出集積領域 (形状指標0.7以上)

表-2 異なる形状制約による集積領域検出結果

形状制約	対数 尤度比	世代数 (世代)	点数 (個)	ボクセル数 (個)	形状 指標値	検出力	誤検出率
なし	5,331	63	9,184	195	0.64	1.000	0.031
0.7以上	3,743	41	6,962	145	1.00	0.767	0.000

(2) 犯罪発生集積領域および期間の検出

ロンドン警視庁 (Metropolitan Police) が作成した、グレーター・ロンドンの東部に位置するバーキング・アンド・ダゲナム・ロンドン特別区内 (図7) で発生した侵入盗の発生地点データを使用する。このデータには、2014年1月1日から2015年12月31日までの犯罪発生地点データが一月単位で記録されている。区境界線と道路のデータは、英国陸地測量部 (Ordnance Survey) が公開する、OS OpenData (<https://www.ordnancesurvey.co.uk/innovate/innovate-with-open-data.html>) を使用する。本研究では、区境界線のデータは2016年10月時点、道路のデータは2016年11月時点のものを使用する。

侵入盗発生件数は3,362件である。対象領域は1km×1km×1か月単位のボクセルで分割し、一か月あたりのボクセル数は41個、全ボクセル数は984個である。点事象集積なしのシミュレーションによる対数尤度比の99%分位数は94.7であった。分析結果を表3-5に示す。

制約が大きいほど、点事象が少ないボクセルを検出領域に含み、対数尤度比は小さくなるが、どの場合でもシ

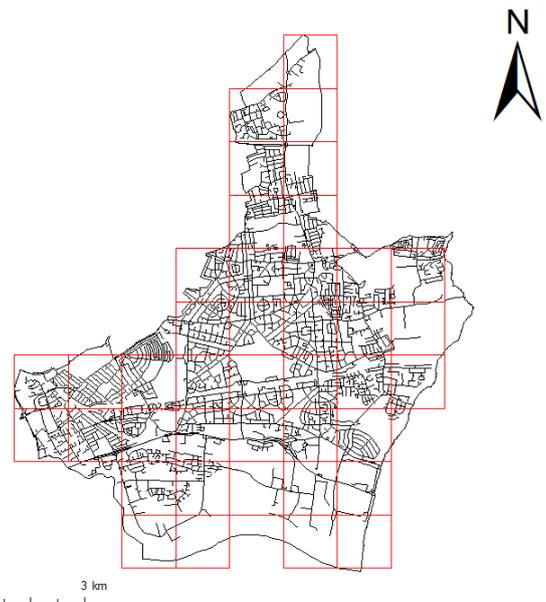


図-7 バーキング・アンド・ダゲナム・ロンドン特別区

表-3 空き巣発生地点の集積領域の検出結果

形状制限	対数 尤度比	世代数 (世代)	点数 (個)	ボクセル数 (個)	形状 指標値	点密度 (点数/ボクセル数)	
						集積領域内	集積領域外
なし	987.7	141	2,985	524	0.67	5.70	0.82
0.7以上	575.7	192	2,032	314	0.72	6.47	1.99
0.8以上	403.2	181	1,534	229	0.81	6.69	2.42
0.9以上	212.1	99	894	130	1.00	6.88	2.89

表-4 集積領域検出結果 (形状制約なし)

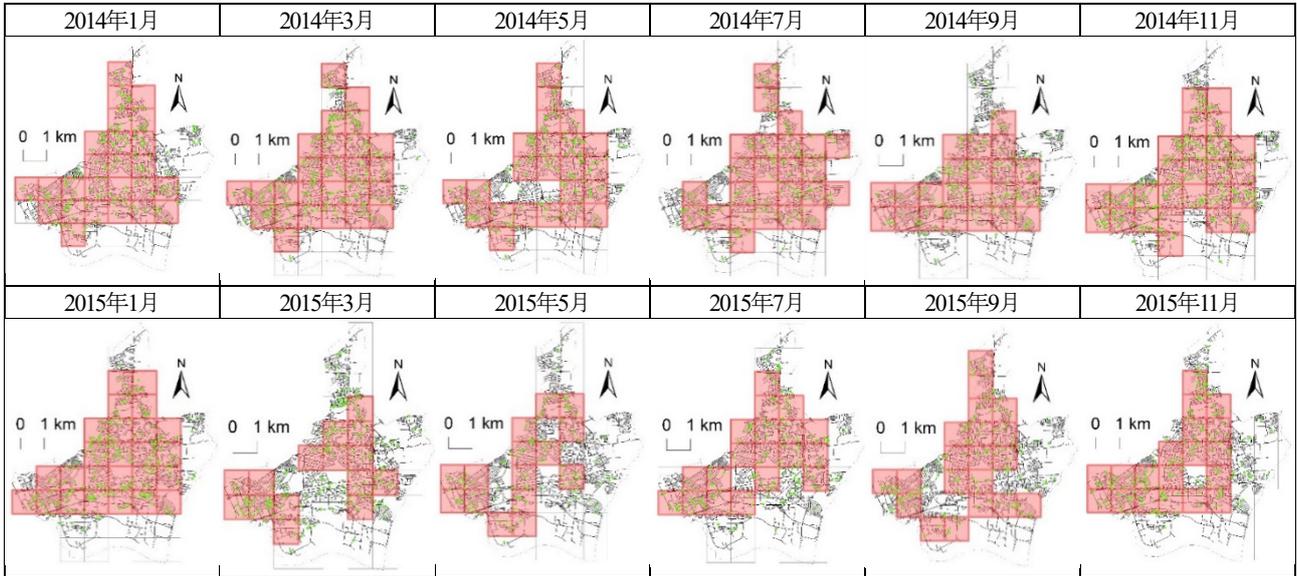
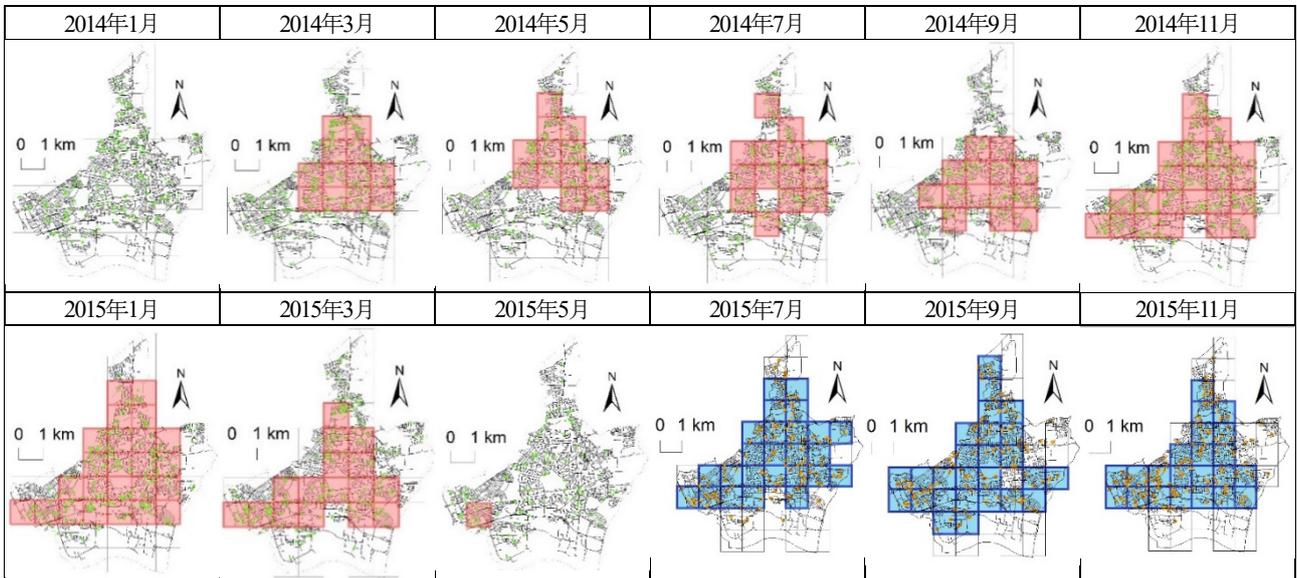


表-5 集積領域検出結果 (形状指標0.8以上)



ミュレーションの結果よりも大きいため、有意な集積領域を検出しているといえる。制約が大きいほど、集積領域内の点密度は大きくなるが、集積領域外の点密度はより大きくなり、内外の点密度の差が小さく、領域の集積性が低くなっていることがわかる。制約を加えない場合、全期間にわたる大きな集積領域を検出した。この領域は、対象空間領域全体に広がる形状から2015年2月から縮小

し始め、7月から拡大する形状となっており、時間毎の形状変化を確認できる。形状指標を0.8以上と設定した場合、2014年2月から2015年6月までに集積領域を検出した。制約を加えることで単純な形状の集積領域を検出していることが確認できる。また、一度目の検出期間を除いて第二集積領域を検出した結果、2015年7月から12月までの期間を検出した。この二つの集積領域を合わせ

ると、対象領域自体が凸包形状と離れているため、少し単純な形状となるが、形状制約なしで検出した領域と近い形状となることがわかる。形状制約のない分析では、一つながり広範囲にわたる集積領域として検出され、形状に制約を加えた分析では、単純な形状の領域の集合体として集積領域が検出される。いずれの領域も有意な結果であることから、どちらの解釈も成り立つため、分析者は、形状に制約を加えることで、より解釈が容易な結果を得ることができる。

5. 結論

本研究では、時空間上の点事象データから、点事象が集積する時空間領域の検出を行う際に、時空間上の形状を制御できる手法を構築することを目的に、時空間領域の形状複雑度を評価する指標を定義し、その指標を基準に集積領域・期間を検出する分析手法を構築した。提案手法は、時空間上の点事象データをボクセル単位に集計することを前提に、形状複雑度の評価や、集積領域の検出を簡潔な操作で実行できる利点を有する。

提案手法の適用可能性を評価するため、シミュレーションデータを用いた実験を行った。時空間上の集積領域の検出の検出力・誤検出率の評価を通して、集積検出能力を確認し、また、形状複雑度設定に対応した集積領域検出が可能であることを確認した。また、ロンドンの犯罪発生データに対して提案手法を適用し、形状複雑度設定による検出結果の違いを確認した。

既存手法では、ある空間領域で一定期間継続する集積しか検出できなかったが、提案手法では、時間的に点事象の集積空間領域が変化する現象の分析が可能である。

ただし、提案手法は、スキャン統計を基としているため、集積領域が複数存在する場合でも同時に一箇所しか特定できない。複数回の集積検出を繰り返すことは可能だが、2回目以降の検出は、既検出の集積が存在する条件下での分析となり、分析条件がそれぞれの検出で異なるため、結果の解釈が難しくなる。今後、複数の集積領域を同時に検出できる手法への拡張が不可欠である。

謝辞

本研究では、ロンドン警視庁より提供された犯罪発生データを使用した。

参考文献

- 1) Kulldorff, M. and Nagarwalla, N.: Spatial disease clusters: Detection and inference. *Statistics in Medicine*, **15**: 707-715, 1995.
- 2) Kulldorff, M.: A spatial scan statistic. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, **26**: 1481-1496, 1997.
- 3) Duczmal, L. and Assunção, R.: A simulated annealing strategy for the detection of arbitrarily shaped spatial clusters. *Computational Statistics and Data Analysis*, **45**: 269-286, 2004.
- 4) Duczmal, L., Cançad, A., Takahashi, R. and Bessegato, L.: A genetic algorithm for irregularly shaped spatial scan statistics. *Computational Statistics and Data Analysis*, **52**: 43-52, 2007.
- 5) Duczmal, L., Kulldorff, M. and Huang, M.: Evaluation of spatial scan statistic for irregularly shaped clusters. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, **15** (2): 428-442, 2006.
- 6) Shiode, S.: Street-level spatial scan statistic and STAC for analysing street crime concentrations. *Transactions in GIS*, **15** (3): 365-383, 2011.
- 7) 井上 亮, 古郡美佳: リンクの接続関係を利用したネットワーク上の点事象集積領域の検出法の開発. 「土木計画学研究・講演集」, **47**, CD-ROM, 2013.
- 8) 井上亮, 塚原元英: 形状複雑度を制御可能なネットワーク上の点事象集積領域検出手法の提案. 『GIS 理論と応用』 **24** (1): 39-48, 2016.
- 9) Kulldorff, M.: Prospective time periodic geographical disease surveillance using a scan statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, **164** (1): 61-72, 2001.
- 10) De Berg, M., Cheong O., Van Kreveld, M., Overmars, M.: *Computational Geometry: Algorithms and Applications*, Third Edition. Springer, pp. 2-8., 2008.
- 11) Zhang, Z., Assunção, R., and Kulldorff, M.: Spatial scan statistics adjusted for multiple clusters. *Journal of Probability and Statistics*, Article ID 642379, 2010.

(2019. 4. 28 受付)

Spatio-Temporal Cluster Detection of Point Events Imposing Constraint on Shape Complexity

Hiroshi KIMOTO, Ryo INOUE