空間相関分析法の道路ネットワーク空間への拡張 EXTENSION OF SPATIAL CORRELATION ANALYSIS METHOD TO ROAD NETWORK SPACE

大 佛 俊 泰*, 内 藤 智 之**
Toshihiro OSARAGI and Tomoyuki NAITO

The spatial correlation analysis (SCA) method was proposed in order to analyze urban activities quantitatively. This paper attempts to extend the method of SCA defined in the bi-dimensional Euclidean space to the road-network space. We discuss a method for applying the spatial correlation analysis in the road-network space and illustrate the details of computation methods. As the numerical examples using actual GIS data, the comparison of results from the Euclidean distance and the network distance is shown. Also, we demonstrate some case studies using the variety of computation methods.

Keywords : *Spatial Correlation Analysis Method, Network Distance, Euclidean Distance, Spatial Correlation Function*

空間相関分析法, ネットワーク距離, ユークリッド距離, 空間相関関数

1. はじめに

都市・地域計画においては、現状の都市や地域の状態を把握することは欠かせない。特に空間的に分布している様々な特性を定量的に把握する方法として、K 関数法¹⁾、最近隣法^{2),3)}、Join 分析⁴⁾、Clump 分析⁵⁾、Moran の I 統計量⁶⁾、空間相関分析⁶⁾といった手法が提案されている。これらの手法のうち、本稿で扱う空間相関分析法は、相関係数の概念を二次元空間に拡張した空間相関関数を用いて、距離的に離れた2点間の都市活動要素の空間的な相関関係を分析するものである。空間相関分析法の起源は古く、1950年代後半から1960年代初頭にかけて米国の地理学分野を中心に展開された“計量革命”に遡る。当時の議論の中核となった空間的自己相関の概念は同種の要素間の空間的な相関関係を表すもので、Andrew D. Cliff と J. Keith Ord⁶⁾によって展開・一般化され、地理学のみならず、計量経済学、生態学、疫学、都市計画などの幅広い分野に応用されてきた。また、K 関数法、Join 分析といった空間分析法の基礎となった概念でもある⁷⁾。空間相関分析法は、都市・建築分野において都市活動要素の空間的な関係性を把握するために用いられ、日本では青木による研究⁸⁾⁻¹⁰⁾がその端緒となっており、異種の都市活動要素間の空間的な影響関係を定量的に分析する手法（空

間影響関数モデル）へと展開している。

これらの空間相関分析法に関する一連の分析は、二次元連続空間の仮定のもと、都市要素間の距離がユークリッド距離により定義されてきた。しかし、現実の都市空間では、人や物は直線的ではなく道路上を移動することから、施設間の空間的な関係性を分析する上では、従来までの仮定は、幾分強い仮定であると考えられる。一方、腰塚ら¹¹⁾によれば、道路密度の高い都市内においては、これらふたつの距離間には美しい比例の関係があるとされているが、ネットワークに沿って分布している都市活動要素をより精緻に分析しようとする場合には、連続空間上でユークリッド距離を使って分析するより、ネットワーク空間上でネットワーク距離を使って分析する方が望ましいと考えられる。

こうした要請と、近年のデジタル空間データの高精度化を背景として、道路ネットワーク上の各種施設を対象とした分析方法が岡部らを中心として開発されてきている¹²⁾。

そこで本研究では、道路ネットワーク上で空間相関分析を行うための方法を構築し、その有効性について検討を行う。まず、第2章では空間相関の基礎概念をネットワークに適用するための方法について検討する。つづいて第3章では分析対象や目的に応じた様々

本稿は文献19)、20)をもとに、加筆、修正を加えたものである。

* 東京工業大学大学院情報理工学研究科 准教授・博士(工学)

** 東京工業大学大学院情報理工学研究科 修士課程

Assoc. Prof., Graduate School of Information Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.

Graduate Student, Graduate School of Information Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

な計算方法のバリエーションを提案する。次に第4章、第5章ではここで提案した分析方法の有効性について分析事例をもとに検証する。最後に第6章で本稿を総括する。

2. ネットワーク空間相関分析

2. 1. 基礎概念

空間相関分析法を導入するにあたり、ネットワーク上で空間的に離れたふたつの地点における相関概念を定義することから始める。ここで示す空間相関概念を利用することで、都市の諸活動の空間的な連続性、相互関係などが定量的に把握できるようになる。

まず、対象とするネットワークの全体を L_T 、その総延長を l_T と表すことにする。このネットワーク上における距離は、2点間の最短経路により定義される。また、このネットワーク上の点 p において、 m 種類の変量 $X_i (i=1 \sim m)$ の値 x_{ip} が与えられているとする。さて、空間相関分析法では、ある地点の変量とそこから一定距離離れた地点の変量との相関関係を分析する。二次元連続空間において、「距離」と「方向」の情報を保持して分析すれば、ある地点から x 方向 y 方向にそれぞれ Δx 、 Δy 離れた地点は一意に定まった。しかし、ネットワーク空間上で、ある地点から一定距離 Δl 離れたような地点は（「方向」に関する情報を使わない時）複数存在する場合があります（図1）。そこで、 L_T 上の任意の一点 p から τ 離れた地点の集合を $P_\tau = \{p_{\tau(1)}, \dots, p_{\tau(n_{p\tau})}\}$ と表し、これら $n_{p\tau}$ 個の地点における x_i の値の平均値を $x_{ip}(\tau)$ と定義する。すなわち、

$$x_{ip}(\tau) = \sum_{k=1}^{n_{p\tau}} x_{ip_{\tau(k)}} / n_{p\tau} \quad (1)$$

となる。特に $\tau=0$ のとき、 $x_{ip}(\tau)$ は x_{ip} の値そのものとなる。ここで定義した $x_{ip}(\tau)$ のネットワーク全体での期待値を $\bar{x}_i(\tau)$ と表記することにすれば、相互空間共分散関数 $C_{ij}(\tau)$ を算出するには、点 p をネットワーク全体 L_T 上を動かしながら、 $x_{ip}(0)$ と $x_{jp}(\tau)$ の共分散の期待値を計算すればよい。すなわち、

$$C_{ij}(\tau) = \frac{1}{l_T} \int_{p \in L_T} (x_{ip}(0) - \bar{x}_i(0)) \cdot (x_{jp}(\tau) - \bar{x}_j(\tau)) dp \quad (2)$$

これを用いて相互空間相関関数 $R_{ij}(\tau)$ は次式で定義される。

$$R_{ij}(\tau) = C_{ij}(\tau) / \sqrt{V_i(0) \cdot V_j(\tau)} \quad (3)$$

ただし、

$$V_i(0) = \frac{1}{l_T} \int_{p \in L_T} (x_{ip}(0) - \bar{x}_i(0))^2 dp$$

$$V_j(\tau) = \frac{1}{l_T} \int_{p \in L_T} (x_{jp}(\tau) - \bar{x}_j(\tau))^2 dp$$

図1 二次元連続空間とネットワーク空間の違い

図2 ネットワーク空間相関分析の手順

$R_{ij}(\tau)$ の値は -1 以上 1 以下の値をとる。ある場所の変量 X_i とそこから τ ずれた場所の変量 X_j の相関係数が 1 に近い場合、両者には「共存性」があり、逆に、-1 に近い場合は両者には「排斥性」があることになる。

また、特に $i=j$ のとき、すなわち同一の変量について上記の定義を当てはめて求めた関数は、自己空間相関関数と呼ぶ。この値が 1 に近い場合は、同一の都市活動の空間的な分布傾向が連続していることを示しており、「連担性」があると表現する。

2. 2. 地図データを用いた場合の計算方法

以上では、連続分布する空間変量を前提として議論した。以下では、この基礎概念に基づいて、実際の地図データを用いて分析するための方法を示す。実際の地図データを用いて分析するにあたっては、個々の住宅施設など点分布する変量を扱うことが非常に多い。従来の二次元空間における分析では、実際の地図データを用いる際、対象地域を形状と面積が同一の格子に区切ったメッシュデータを用いて、点分布を離散分布に密度変換して相関関係を分析していた。ネットワーク空間においても、二次元空間におけるメッシュのように、ネットワーク全体をそれぞれのネットワーク長が等しくなるようにセルに分割する方法が考案されている¹⁷⁾。しかし、区切られたセル間にはメッシュデータのように、2 地点間の等距性が厳密には保存されていない^{注2)}。すなわち、あらかじめ等しい長さに区切られたネットワークデータを用意して分析することは難しい。そこで、ここでは、図 2 に示すようなネットワーク上に発生させたランダムポイントを利用し、ランダムポイントを起点とした等間隔のバッファをもとに地域の空間変量を離散分布に変換する方法をとる^{注3)}。図 2 に具体的な計算手順、および、離散分布を前提とした式を示してある。ここでは、空間変量が、建物の用途と地点であるような場合を例に説明する。

まず (0) 分析対象施設 i の建物データをポイントデータに変換し、(1) 全てのポイントを最近隣ネットワーク上に移動させる。次に (2) ネットワーク上にランダムにポイント p^* ($p^*=1, \dots, s$) を発生させる^{注4)}。(3) 各ポイント p^* から空間ラグ τ_q ($q=0, \dots, t$) をもつバッファを順次発生させる。(4) ポイント p^* を基点とする各バッファ内に含まれる集計量 $X_{ip^*}(\tau_q)$ とネットワークの総長 $l_{p^*}(\tau_q)$ を求める。さらに (5) $X_{ip^*}(\tau_q) - X_{ip^*}(\tau_{q-1})$ の値を $l_{p^*}(\tau_q) - l_{p^*}(\tau_{q-1})$ の値で除し、ネットワーク長さあたりの量 $x_{ip^*}(\tau_q)$ を求める。(6) 空間的自己相関関数の値 $R_{ii}(\tau_q)$ は、ランダムポイント p^* 毎に得られる空間変量 $x_{ip^*}(\tau_0)$ と $x_{ip^*}(\tau_q)$ の相関係数として求めることができる。また、対象施設 j についても同様に変量 $x_{jp^*}(\tau_q)$ を構成し、 $x_{ip^*}(\tau_0)$ との相関係数を求めると空間的相互相関関数の値 $R_{ij}(\tau_q)$ となる。

3. 空間変量と計算方法のバリエーション

以上の方法はネットワーク上に空間距離をもとにバッファを発生させ、施設数を集計し、バッファ内のネットワークの総長により集計した空間変量を基準化する方法であるが、分析対象や目的に応じて以下に示す計算方法を用いることも可能である。

3. 1. バッファの設定方法について

空間変量を集計する際のバッファについては、空間距離の他に時

間距離に基づく方法が考えられる。前者は道路上のネットワーク距離をもとに一定の距離間隔でバッファを順次発生させていく方法であるのに対し、後者は一定の時間間隔内での移動距離をもとにバッファを発生させる方法である。自動車の利用等を想定して、時間距離をもとに分析したいような場合には、後者に基づく方がよい。

3. 2. 空間変量について

各バッファに含まれる施設の空間変量を集計する際には、単に施設の数を集計する方法の他に、対象施設の床面積等の連続量を集計する方法が考えられる。施設の規模まで含めた分析を行う際には、連続量を用いればよい。

3. 3. 基準化の方法について

バッファ毎に集計した空間変量は、集計ポイント p^* ごとにバッファの大きさがそれぞれ異なるため、バッファが受け持つ領域の大きさに基準化する必要が生じる。基準化の方法はバッファのネットワーク長で基準化する方法の他に、バッファが受け持つエリアの面積で基準化する方法が考えられる(図 3)。バッファがもつネットワーク長で基準化する場合、施設の分布が全く同じ場合であっても、道路密度が異なると基準化した空間変量の値は変動してしまう(図 4)。一方、面積で基準化する場合道路の密度にかかわらず空間変量の値は変化しない。すなわち、道路密度の大きく異なる地域間で比較分析するような場合には面積で基準化した方がよい。ただし、住宅の分布などについて分析する場合には、畑や公園などの面積を差し引いた可住地面積を利用する必要がある。

3. 4. 道路が持つ属性を考慮した分析について

空間変量を集計する際、道路幅員や用途地域といった道路が持つ属性ごとに区別して値を集計すれば、異なる属性間での分析を行うことが可能である。施設の立地傾向が道路が持つ属性によって影響を受けている場合にはこの方法を用いればよい。

図 3 面積による基準化

図 4 道路密度の違いによる空間変量の変動

図5 下北沢周辺地域（東京都世田谷区）

図6 ユークリッド距離とネットワーク距離の分析結果の比較

4. ユークリッド距離とネットワーク距離の比較

ユークリッド距離に基づく空間相関分析（ユークリッド空間相関）とネットワーク距離に基づく空間相関分析（ネットワーク空間相関）の比較を行った。下北沢を中心とする地域（図5）を分析対象地域として事務所建築物と商業施設の空間的相互相関関数（図6①）を求めた。ユークリッド距離を用いた場合には、空間ラグの小さい範囲での相互相関の値は高いが、200m付近で急激に減衰している。これに対し、ネットワーク距離を用いた場合は距離減衰が小さいことがわかる。二次元連続空間では隣接する施設間も、ネットワーク空間では迂回してアクセスする必要があるため、このような差異が生じたと考えられる。

次に、商業施設の空間的自己相関関数（図6②）を求めた。結果をみると、ユークリッド距離を用いた場合は値の距離減衰が大きいことがわかる。このエリアは2本の鉄道によって地域が大きく分断されており、駅周辺を中心として立地している商業施設は分断の影響を受けやすいため、このような差異が現れたものと考えられる。すなわち、ユークリッド距離の視点からすると施設は相互に隣接しながら立地し、1つのコンパクトな商業集積となっているが、実際のネットワーク距離の視点からすると、線路を渡るなどして迂回して、ある程度距離をおいて立地しており、空間的な広がりをもった商業集積となっているためである。

図7 空間変量の集計方法の比較

図8 空間変量の集計方法の比較

5. 空間変量と計算方法の比較

下北沢周辺（図5）を分析対象地域として、施設の集計方法別に空間的自己相関関数を求めた（図7）。住宅施設についてみると、施設数を集計した場合の方が床面積を集計した場合よりも空間ラグ200mまでの空間的自己相関の値が大きくなった（図7①）。これに対し、事務所建築物については空間ラグが小さい範囲では床面積を集計した場合の方が値は大きくなった（図7②）。住宅は主要幹線道路沿いに建つ大規模集合住宅と細街路に密集する戸建住宅が入り組んで立地しているため、床面積で集計して分析すると連担性は小さくなる。一方、事務所建築物は同規模の施設が連続する傾向にあるため、床面積で集計して分析すると高い連担性が観測される。

次に、面積で基準化する方法の方がリンク長で基準化する方法よりも、道路の粗密による影響が小さいことを検証する。下北沢周辺（図5）を分析対象地域として、通常道路ネットワークデータ（図8①）の他に、道路の端部が他の道路に接続していないリンクを削除して簡略化したデータ（図8②）を用意し、それぞれのデータについて二つの基準化の方法で住宅施設の空間的自己相関関数を求めた。リンク長により基準化した結果（図8③）では、通常道路データを用いた場合と簡略化した道路データを用いた場合とで大きな違いが現れている。これに対して、面積により基準化した結果（図8④）では、両データ間の結果に殆ど差異はみられない。すなわち、道路密度や道路データの精度が大きく異なる2地域間で比較分析を行うような場合には、面積で基準化の方が望ましい。

図9 新橋周辺地域（東京都中央区）

図10 空間距離と時間距離の分析結果の比較（新橋周辺）

図11 道路幅員を考慮した分析（新橋周辺）

また、新橋を中心とする地域（図9）を対象に、自動車利用者を想定して時間距離に基づいて事務所建築物と住宅施設の相互相関関数を求めた（図10②）。自動車の走行速度は図10①のように定めた。空間距離に基づいた分析結果からは事務所と住宅は約2kmの空間的なラグをもって立地していることが伺えるが、自動車利用者の観点からみると、約4分と約6分の二つの時間的なラグをもってこれらの施設が立地していることがわかる（図10②）。

最後に新橋周辺の地域について幅員8m以上と8m未満の道路を区別して集計を行い分析した。その結果を図11に示した。まず、事務所建築物の空間的自己相関についてみると幅員8m未満の道路に立地する施設を基準として幅員8m未満の道路に立地する施設を見た場合（以下、「8m未満⇒未満」のように表す）の空間的自己相関の値が1km付近まで高い値となっており、事務所がこの地域では幅員の狭い道路に沿って連担していることがわかる（図11①）。次に、

事務所建築物と住宅施設の空間的相互相関をみると、「8m未満⇒未満」および「8m未満⇒以上」の場合の値が2km付近で高い（図11②）。幅員8m未満の道路に立地した事務所建築物と幅員に関係なく立地する住宅が2kmの空間ラグをもって立地する傾向にあることが、幅員を考慮しない場合（図10②）よりも一層鮮明に把握することができる。

6. まとめ

本研究では、ユークリッド空間で定義されていた従来の空間相関分析をネットワーク空間へ拡張する方法を考案し、その有効性について検討した。また、分析対象や目的に応じた計算方法のバリエーションを考案し、実際の都市施設の空間分布に関するデータを用いて分析事例を示した。

謝辞

匿名の査読者からたいへん貴重なご指摘を数多く頂戴した。ここに記して謝意を表したい。

注

注1) 四茂野¹²⁾、北村・岡部¹³⁾、山田・岡部¹⁴⁾、塩出・岡部¹⁵⁾などを参照されたい。また、東京大学空間情報科学研究センター（CSIS）を中心としてネットワーク空間における空間分析のためのソフトウェアが開発され、実用化されている¹⁶⁾。

注2) 本稿で提案する方法は地点間の空間変量の相関関係を「空間ラグ」の関数として捉える方法である。そのため、メッシュデータのようにあらかじめ区切られたデータを利用する場合、セル間の等距性が保存されていなければならない。塩出・岡部が提案する方法¹⁷⁾は、ネットワークの内部にどのセルにも属さない半端なリンクが現れないように、ネットワーク全体をそれぞれのリンク長が等しいセル集合に区切るためのアルゴリズムであり、セル間の等距性は保存されていない（下図参照）。

上図は二次元空間をそれぞれのメッシュの大きさが等しくなるように区切ったものである。 a, b 及び c, d の2組のペアは、ともに横方向に2メッシュ、縦方向に1メッシュ離れたメッシュのペアであり、メッシュ間の距離はどちらのペアも等しい。一般にメッシュデータにおいては、2つのメッシュが縦方向、横方向にそれぞれメッシュ何個分離されているかが同じであれば、メッシュ間の距離は等しくなる。

上図はネットワーク空間をそれぞれのセルのリンク長が等しい長さになるように区切ったものである。 a, b 及び c, d の2組のペアは、ともに2セル離れたセルのペアであるが、それぞれのセル間の距離は等しくない。ネットワーク空間を等しい長さに区切ったセルデータにおいては、2つのセルがセル何個分離されているかが同じでも、セル間の距離は一般には等しくならない。

注3) 点分布を密度変換する方法として、Okabeらによるカーネル密度法¹⁸⁾等がある。この方法を用いれば、ネットワーク空間における空間変量を離散化せずに、連続変量のまま分析することが可能である。しかし、本稿では、メッシュデータを用いる従来の方法との対比を図るために、パッファが受け持つ領域の大きさを基準化することにより、密度変換を行い、空間変量を離散化して分析する。

注4) ランダムなポイントの発生数 s が多いほど信頼度の高い推定を行うことが可能である。ポイントの発生数 s の目安については、次報で報告したい。

参考文献

- 1) Ripley, B. D. : Spatial Statistics, John Wiley and Sons, 1981
- 2) Clark, P. J. and Evans, F. C. : Distance to Nearest Neighbor as a Measure of Spatial Relationships in Populations, Ecology Vol. 35, pp. 445-453, 1954. 10
- 3) Clark, P. J. and Evans, F. C. : On Some Aspects of Spatial Patterns in Biological Populations, Science Vol. 121, pp. 397-398, 1955. 3
- 4) Berry, B. J. and Marble, D. F. : Spatial Analysis: A Reader in Statistical Geography, Prentice-Hall, 1968
- 5) Roach, S. A. : The theory of Random Clumping, Methuen, 1968
- 6) Cliff, A. D. and Ord, J. K. : Spatial Autocorrelation, Pion, 1973
- 7) Getis, A. : A history of the concept of spatial autocorrelation: a geographer's perspective, Geographical Analysis Vol. 40, pp. 297-309, 2008. 7
- 8) 青木義次：メッシュデータ解析の一方法としての空間相関分析法の提案－その1 メッシュデータ解析の問題点と空間相関分析法の理論，日本建築学会計画系論文報告集，第364号，pp. 94-101, 1986. 6
- 9) 青木義次：メッシュデータ解析の一方法としての空間相関分析法の提案－その2 土地利用の連担性・共存性・排斥性の計量化への応用，日本建築学会計画系論文報告集，第368号，pp. 119-125, 1986. 10
- 10) 青木義次：メッシュデータ解析の一方法としての空間相関分析法の提案－その3 空間影響関数モデルの有効性と問題点，日本建築学会計画系論文報告集，第377号，pp. 29-35, 1987. 7
- 11) 腰塚武志，小林純一：道路距離と直線距離，日本都市計画学会学術研究発表会論文集，18，pp. 43-48, 1983
- 12) 四茂野英彦：ネットワーク上での最近接距離分布の計算可能性，GIS－理論と応用，Vol. 1, pp. 67-56, 1993. 3
- 13) 北村賢之，岡部篤行：道路ネットワーク上における商圈確定法，GIS－理論と応用，Vol. 3, No. 1, pp. 17-24, 1995. 1
- 14) 山田育穂，岡部篤行：ネットワーク空間におけるK関数法，GIS－理論と応用，Vol. 8, No. 1, pp. 75-82, 2000. 3
- 15) 塩出志乃，岡部篤行：ネットワーク上の点分布から多層的集塊性を抽出する空間分析手法の提案，及びその実装に関する研究，GIS－理論と応用，Vol. 12, No. 2, pp. 79-87, 2004. 12
- 16) 奥貫圭一，塩出志乃，岡部篤行，岡野京子，金子忠明：ネットワーク上の空間分析のためのソフトウェア SANET 第3版の開発，地理情報システム学会講演論文集，Vol. 14, pp. 113-116, 2005. 9
- 17) 塩出志乃，岡部篤行：ネットワーク・セルカウント法を用いた点分布の分析，GIS－理論と応用，Vol. 12, No. 2, pp. 57-66, 2004. 12
- 18) Okabe, A., Satoh, T. and Sugihara, K.: A kernel density estimation method for networks, its computational method and a GIS-based tool, International Journal of Geographical Information Science, Vol. 23, Issue 1, pp. 7-32, 2009
- 19) 内藤智之，大佛俊泰：ネットワーク距離に基づく空間相関分析，日本建築学会大会学術講演梗概集 (F-1)，pp. 939-940, 2008. 9
- 20) 内藤智之，大佛俊泰：道路ネットワーク空間における空間相関分析，地理情報システム学会講演論文集，Vol. 17, pp. 107-110, 2008. 10

(2009年5月9日原稿受理，2009年8月21日採用決定)