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分析

貞広幸雄

Cognition of Spatial Variance in the Distribution of Point Objects

Yukio SADAHIRO

Abstract: This paper analyzes the cognition of spatial variance in the distribution of point objects. Spatial variance is one of the fundamental spatial concepts communicated by GIS, and has been widely used in its relevant fields such as geography, biology, and epidemiology. Communication of this concept, however, requires correct understanding of its cognition and proper choice of visualizing method. We hence employed two experiments to analyze the cognition of spatial variance in the distribution of point objects and build a model of the cognition of spatial variance. The obtained model was proved to be valid for representing the cognition of spatial variance. Some implications for GIS visualization are shown.

Keywords: 認知 (cognition), 空間的集散 (spatial variance), 点オブジェクト (point objects)

1. はじめに

GISの空間概念伝達における重要な問題のひとつに、空間情報の表現とその認知の関係がある。GISは空間情報を伝達する豊富な機能を備えており、それらを用いて方向や距離、密度、パターンなどといった空間概念を伝達することができる (Golledge, 1995)。しかし、空間概念を正しく伝達するには、情報観察者の正確な認知をもたらす表現手法が必要であり、空間情報の表現と情報観察者の認知の間の関係を正しく把握することが前提となる。

そこで本論文では、GISにおける最も基本的な空間情報である点オブジェクト分布 (以下、点分布) を取り上げ、点分布を用いて伝達される空間概念のひとつである集散パターン (集中及び分散パターン) を分析する。点オブジェクト分布は、GISの普及以前より点分布図 (ドットマップ) という形で広

く利用されており、それによって伝達される空間概念については、例えば空間クラスター (Slocum, 1983; 貞広, 1997)、密度 (Jenks, 1973)、分布間の相関 (Golledge, 1992) などが研究対象として既に取り上げられている。しかし、集散パターンについては、集塊型、分散型 (均一型)、ランダム型などの分類が地理学や生態学、公衆衛生学などの空間解析において非常によく用いられるものの、その認知については未だ明らかにはなっていない。そこでここでは、実験及びアンケートを用い、集散パターン認知の分析とモデル構築を行う。

点分布における集散パターン認知には、様々な要因が影響すると思われるが、重要なものとしては、1) 点の分布パターン、2) 表示倍率、3) 点の個数、4) 点記号の大きさ、という4つを挙げることができる。点の分布パターンについては、その影響は言うまでもないであろう。表示倍率とは、与えられた表示領域内での点分布の表示縮尺を表す。表示倍率や点の個数は、広義の分布パターンに含まれることもあるが、これらはGISで点分布を表示する際に比較的容易に変更できる要因であることから、ここではあえて分布パターンとは区別している。すなわち、

貞広幸雄：東京大学先端科学技術研究センター

〒153 目黒区駒場4-6-1

Research Center for Advanced Science and Technology, University of Tokyo

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo 153

Phone: 03-3481-4541

e-mail: sada@okabe.t.u-tokyo.ac.jp

これらの影響を独立して扱うことで、GIS上での表示方法に関する示唆が得られるものと期待される。点記号の大きさについては、Slocum (1983)及び貞広 (1997)がクラスター認知における影響を指摘しており、集散パターン認知にも影響を与える可能性がある。

もちろんこれらの要因以外にも、点記号の形や色、表示領域の大きさ、形、点分布の空間的連続性など、いくつかの要因が考えられる。しかし、全ての要因を同時に扱うことは困難であるので、ここでは特に重要だと考えられる分布パターン、及び、GIS上での変更が容易であり、実際の示唆につながるとされる表示倍率、点の個数、点記号の大きさを取り上げ、その影響を実験とモデル化によって分析する。具体的には、1)と4)を実験1、1)と3)を実験2でそれぞれ分析し、2つの実験で得られた結果に基づいたコンピュータシミュレーションによって2)と3)の影響を評価する。

2. 実験1：点の分布パターンと点記号の大きさが集散パターン認知に与える影響

実験1は1997年4月11日、東京大学の学生52名（男性46人、女性6人）を被験者として行った。実験用紙は36枚のA4白色用紙から成り、各用紙には、長方形の表示領域（縦65mm、横120mm）に点分布が描かれている。点の個数は15、30、45の3通りが存在し、それぞれ12通りの分布パターンを持つ。分布パターンは、互いに類似しないように配慮しながら筆者が手作業によって作成した（図1）。これら36の分布図を、点記号の大きさの異なる2通りの表示方法（直径2mm、5mmの黒円）についてそれぞれ26セット、合計52セット用意し、順序効果の影響を回避するために全てランダムに並べ替えた。

実験の手順は以下の通りである。まず、束ねた実験用紙を各被験者にランダムに配布し、次に、比較用の基準分布図を配布する。基準分布図は、点の個数が15、30、45の3通りの場合について、それぞれ筆者が作成した（図2）。そして被験者に対して、各実験用紙に描かれている分布図を、同数の点が含まれている基準分布図と比較し、分布図が基準分布図と比べて集中型分布と思われるか、分散型（均一型）

図1 実験1で用いた分布図（点は直径2mmの黒円）
(a) 点が15個、(b) 点が30個、(c) 点が45個の場合。図左の番号は各パターンの識別符号であり、最初の数字は点の個数、次の番号は認知集中度（後の分析において算出）の順位をそれぞれ表す。

図2 実験1で用いた基準分布図（点は直径2mmの黒円）
(a) 点が15個、(b) 点が30個、(c) 点が45個の場合

分布と思われるか、その程度を数直線上に×印などで記入するように指示した。

実験結果の集計は以下に行った。まず、各実験用紙に示された×印の位置を、数直線の中点（基準例と同等）を原点として左側（集中型）が正の向きとなるように計測した。そして、被験者による回答傾向の偏りを除去するために、数値を被験者

ごとに分散1となるように標準化し、分布図ごとに全被験者の平均を算出した(図3)。この値を本論文では認知集中度と呼び、以後、主な分析対象とする。認知集中度はその値が大きいほど、集中の度合いが高いと判断されたことを表す。また実験1の場合には、認知集中度0とは集中の度合いが基準分布図と同等であると判断されたことを示す。

まず、点記号の大きさが集散パターン認知に与える影響について考えてみよう。図3を見る限りでは、点の直径が2mmの場合と5mmの場合で認知集中度に大きな違いは見られない。もちろん、それぞれの数値は若干異なるものの、各パターンの順位は2つの場合でほとんど一致している。したがって認知集中度については、点記号の大きさはそれほど影響を与えないと言って良いであろう。ただし、点記号の大

図3 実験1の各分布図における認知集中度
(a) 点が15個、(b) 点が30個、(c) 点が45個の場合。番号は図1における識別符号と対応している。

きさは集散パターン認知のばらつきに影響を与えるとも考えられる。そこで、各被験者の標準化前の回答値の分散を算出し、点記号の大きさの異なる被験者間でその分布を比較したところ、直径が2mmの場合で平均9.3、分散12.3、5mmの場合で平均8.8、分散11.9と、ほぼ等しい数字であった。この点を併せて考慮すると、点記号の大きさが集散パターン認知に与える影響は一般的に小さいと考えることができる。

次に、点の分布パターンが集散パターン認知に与える影響について検討しよう。実験結果からは、集

散パターン認知に影響する要因として、以下の3点を挙げることができる。

(1) 点クラスター

図3全体を見て気がつくのは、明確なクラスターを含むパターンは、クラスターを含まないパターンと比べて認知集中度が高いということである。例えば、15-1や30-2、45-1などの明確なクラスターを含むパターンは非常に高い認知集中度を与えるのに対し、15-12や30-12、45-12など、クラスターを含まないパターンの認知集中度は低くなっている。これは、クラスターの有無が集散パターン認知に影響を与えることを示唆している。また、含まれるクラスターは大きい、つまり、多数の点から構成されているほど認知集中度が高くなる。これは、15-2や30-1、30-2、45-1のようなパターンを、15-5や15-9、30-5、45-7などと比べると明らかである。

(2) 表示倍率

実験で用いた36の点分布パターンには、分布パターンが同一であり、表示倍率だけが異なる組み合わせが3組含まれている。具体的に挙げると、15-8は15-1を2倍、30-9は30-1を2倍、45-9は45-3を1.5倍にそれぞれ拡大したものである。これらを比較すると、それぞれ表示倍率の低い方が認知集中度が高くなるということが分かる。

(3) パターンの均一性

15-12や30-12など、均一分布に近いパターンを15-11や30-11などと比較すると、点の分布自体はそれほど変わらないように思われるが、認知集中度には大きな差がある。これは、点分布が均一に近い場合には、パターンのわずかな違いによって、集散パターン認知が大きく変動することを示唆していると考えられる。

以上の知見をふまえ、次に集散パターン認知を説明するためのモデル構築を行う。モデルとしては単回帰モデルを用い、認知集中度の説明に有効であると思われるいくつかの変数を説明変数として用いる。ただし、点記号の大きさは集散パターン認知にあまり影響しないという結果が得られているので、ここでは点の半径が2mmの場合のみを取り上げる。

ここで用いる説明変数は、以下の2つの変数群に分

類することができる。

(1) 距離変数群

上述の影響要因を説明するひとつの方法として、点同士の間の距離を用いる方法が考えられる。すなわち、集散パターン認知は点間距離に基づいて行われ、距離が短いほど、あるいは、そのばらつきが大きいほど、認知集中度が高くなると仮定する。ここで、距離を測定する点対は、以下の4つの方法によって定める。

- i) 最近隣点对群：全ての点について、それぞれの最近隣点（図4b）
- ii) ドローネ最近隣点对群：ドローネ三角網によって定義される「自然な」最近隣点对（図4c）
- iii) 有界ドローネ最近隣点对群：ii)のドローネ三角網から、不自然な点对を結ぶ辺、具体的には、両端点を母点とするボロノイ領域が表示領域内で接していない辺を除いたもの（図4d）。
- iv) 拡張ドローネ最近隣点对群：iii)で定義される最近隣点对に、ドローネ三角網の外周点と、そこから最寄りの表示境界辺に下ろした垂線の足という点对を加えたもの（図4e）。これは、ドローネ三角網の外周点については、点から最寄りの辺

図4 距離変数を定義する点对群

(a) 点分布、(b) 最近隣点对群、(c) ドローネ最近隣点对群、(d) 有界ドローネ最近隣点对群、(e) 拡張ドローネ最近隣点对群

までの距離が点間距離と同じ効果をもたらすという仮説に基づいたものである。

以上4つの方法で定義された点对群について、各点对間距離を測定し、平均値 m 、分散 s^2 、標準偏差 s 、及び s^2/m 、 s/m を算出して説明変数とする。

(2) 領域変数群

もうひとつの方法として、各点の近隣領域の面積を用いる方法がある。これは、集散パターン認知が点の近隣領域の大きさに基づいて行われるという仮説に基づいたものであり、近隣領域の総面積が小さいほど認知集中度が高くなるものと期待される。ここで、各点の近隣領域は以下の2通りの方法で定める。

- i) 合同円領域：全ての点について、所与の合同な円領域（図5a）
 - ii) 最近隣円領域：それぞれの点について、最近隣点までの距離を半径とする円領域（図5b）
- ただしいずれの方法においても、近隣領域が点の表示領域をはみ出す場合には、表示領域の内側部分のみの面積を考える。

以上の変数群を説明変数、認知集中度を被説明変数とする単回帰モデルを構築し、その推定を行った。その際、合同円領域については、半径5mm、10mm、15mm、20mmの4通りを適用した。また、パターンの均一性に関する知見を考慮し、各説明変数の対数及び逆数を用いたモデルも併せて試みた。なお、点の個数の集散パターン認知に対する影響を排除するために、モデル推定は点の個数ごとに個別

図5 各点の近隣領域の定義

(a) 合同円領域、(b) 最近隣円領域

に行っている。以下、結果を表1に示す。

表中、相関係数は絶対値を示していることに注意していただきたい。この表を見ると、距離変数群の中では、有界ドローネ最近隣点对群における点对間距離の平均値 m （以後、点間距離平均と呼ぶ）及び $s/$

m (点間距離偏差) が、また、領域変数群の中では合同円領域による近隣領域面積 (近隣円領域面積) が、それぞれ高い説明力を示している。これらの変数は、その値が大きくなるにつれて認知集中度が直

表1 実験1の各説明変数の与える相関係数 (点の個数が15, 30, 45の各場合における相関係数の絶対値の平均値)

変数	最近隣点対群				
	μ	σ^2	σ	σ^2/μ	σ/μ
通常	0.477	0.042	0.009	0.217	0.352
対数	0.500	0.025	0.025	0.153	0.310
逆数	0.517	0.076	0.055	0.080	0.266

変数	ドローネ近隣点対群				
	μ	σ^2	σ	σ^2/μ	σ/μ
通常	0.747	0.179	0.138	0.415	0.727
対数	0.734	0.081	0.081	0.406	0.744
逆数	0.713	0.041	0.018	0.369	0.751

変数	有界ドローネ近隣点対群				
	μ	σ^2	σ	σ^2/μ	σ/μ
通常	0.853	0.335	0.336	0.553	0.809
対数	0.826	0.333	0.333	0.632	0.846
逆数	0.793	0.315	0.325	0.649	0.853

変数	拡張ドローネ近隣点対群				
	μ	σ^2	σ	σ^2/μ	σ/μ
通常	0.139	0.087	0.115	0.103	0.127
対数	0.150	0.143	0.143	0.142	0.137
逆数	0.160	0.190	0.169	0.176	0.147

(a)

変数	合同円領域				最近隣円領域
	5mm	10mm	15mm	20mm	
通常	0.876	0.954	0.898	0.843	0.233
対数	0.853	0.924	0.856	0.799	0.259
逆数	0.826	0.880	0.798	0.746	0.283

(b)

線的に低くなるため、対数や逆数に変換するとその説明力が低下する。しかし、変換せずにそのまま用いるとその相関係数はいずれも0.8を超え、中でも半径10mmの合同円領域による相関係数は0.954と極めて高い。したがって点の個数が一定の場合、これら3つの変数をそのまま用いることで、認知集中度を一定程度説明できると言えよう。

3. 実験2：点の分布パターンと個数が集散パターン認知に与える影響

実験2は、点の分布パターンと個数が集散パターン認知に与える影響を分析するために、1997年5月2日、東京大学の学生20名 (男性19人、女性1人) を被験者として行った。実験用紙は30枚のA4白色用紙か

ら成り、各用紙には、実験1と同じ長方形表示領域内に点分布が描かれている。点は全て直径2mmの黒円で描かれている。点の個数は5～50個まで、5個刻みで10通りが存在し、各個数について3通りずつの分布パターンがある (図6)。これら30枚の分布図をランダムに並べ替えたものを20セット用意した。

実験の手順は以下の通りである。まず、束ねた実験用紙を各被験者にランダムに割り当てる。次に、実験用紙に記されている「完全に集中」「完全に分散」という分布パターンの代表的な例を示す (図7)。そして、分布図がどの程度集中、あるいは分散していると思うか、その程度を数直線上に記入するように指示した。なお実験2の場合、実験1とは異なり、点の個数の異なる分布図を同一の基準で比較することに注意していただきたい。

実験結果は、実験1の場合と同じ方法で集計処理した。ただし、算出される認知集中度の意味は実験1とは異なり、認知集中度0は集中型分布とも分散型分布とも判断できなかったことを表すと解釈することが

図6 実験2で用いた分布図

図左の番号は各パターンの識別符号であり、最初の数字は認知集中度 (分析時に算出) の順位、()内の数字は点の個数をそれぞれ表す。

図7 提示した「完全に集中」「完全に分散」の点分布

図8 各分布図における認知集中度。番号は図6における識別符号と対応している。

できる。各分布図に対する認知集中度は図8に示されている通りであり、全体的な傾向は実験1のときとはほぼ同様である。また、実験1で得られた知見は実験2においても支持されている。

次に、この結果に基づいて認知集中度のモデル化を行う。基本モデルとしては実験1で説明力の高かった3つの説明変数（点間距離平均、点間距離偏差、近隣円領域面積）による単回帰モデルを用いる。ただし実験2の場合、描かれている点の個数が分布図によって異なるため、2節のモデルをそのまま用いることはできない。そこでここでは、点の個数の違いを補正するために、点がランダムに分布する（ポアソン分布に従う）ときの各説明変数の期待値を計算し、それらの値によって各説明変数を除する。期待値の算出は、モンテカルロシミュレーションとボロノイダイアグラム作成プログラムVORONOI2 (Sugihara and Iri, 1989) を用いて行う。但し、これによって点の個数の影響を排除できる。すなわち、点の個数の異なる場合についても共通に適用できる回帰式を得られるかどうかはわからないので、1) 各説明変数のみによる単回帰モデルに加えて、2) 点の個数、3) 点の個数の逆数、4) 点の個数の対数をそれぞれ加えた重回帰モデルも適用する。なお、近隣円領域面積については、円の半径を1mm～20mmまで1mmごとに変えたものをそれぞれ試みる。

回帰分析の結果は表2に示される通りである。なお紙面の都合により、近隣円領域面積を用いたモデルについては相関係数の最も高かった半径8mmの場合のみを掲載している。この結果を見る限り、点間距離平均を用いた回帰モデルでは明らかに適合度が低

く、実験2に関しては良い説明力を持っているとは言えない。しかし、点間距離偏差と近隣円領域面積を説明変数とする回帰モデルはいずれも高い相関係数を示しており、各変数とも有意水準1%で有意である。また、これら2つのモデルにおける予測残差を分析したところ、特に明確な傾向は見出されなかった。したがって、点間距離偏差と近隣円領域面積、特に、実験1においても非常に高い説明力を示した近隣円領域面積に基づく回帰モデルは、認知集中度の説明に最も適していると言えるであろう。また重回帰モデルでは、点の個数に関する変数のt値が有意となっていることから、単回帰モデルよりも優れていると判断できる。ただし、重回帰モデルにおいて用いられている、点の個数に関する3種類の変数のうち、どの変数が最も適しているかということについては、モデル間の説明力に有意な差が見られないため、この結果だけでは判断は難しい。

4. 集散パターン認知シミュレーション：点の個数と表示倍率が集散パターン認知に与える影響

前節までの実験により、点の分布が与えられた場合に、その認知集中度を予測するためのモデルが構築された。しかしこのモデルだけでは、点の個数や表示倍率と集散パターン認知の関係を直観的に理解することは難しい。そこで本節では、これらの関係をより明らかにするために、前節において得られた重回帰モデルを利用し、集散パターン認知シミュレーションを行う。モデルとしては、最も説明力の高かった、近隣円領域面積に基づく重回帰モデル（説明変数は、半径8mmの合同円による近隣円領域面積と、点の個数の対数）を用いる。具体的な式は以下の通りである。

$$\begin{aligned} [\text{認知集中度}] = & -5.326 \times [\text{近隣円領域面積}] \\ & + 0.507 \times \log [\text{点の個数}] \\ & + 5.003 \end{aligned}$$

シミュレーションは、実験1及び2と同じ表示領域内において、それぞれ独立に一様分布に従う点を所与の個数発生させ、重回帰モデルにより認知集中度を予測する（この値を予測認知集中度と呼ぶ）という

表2 実験2の各回帰モデルにおける相関係数

各欄のt 値のうち、上段は点間距離平均、ないしは点間距離偏差、ないしは近隣円領域面積、下段は点の個数、ないしは点の個数の逆数、ないしは点の個数の対数を説明変数とする場合の値をそれぞれ表す。t 値に*印がついているものは、有意水準1%で有意である。

	点間距離平均		点間距離偏差		近隣円領域面積	
	R	t 値	R	t 値	R	t 値
単回帰モデル	0.487	-2.951*	0.917	12.138*	0.930	-13.384*
点の個数を加えた 重回帰モデル	0.566	-2.895* 1.816	0.936	12.978* 2.833*	0.946	-14.176* 2.755*
点の個数の逆数を加えた 重回帰モデル	0.549	-3.013* -1.570	0.947	14.750* -3.848*	0.949	-14.982* -3.064*
点の個数の対数を加えた 重回帰モデル	0.569	-2.970* 1.866	0.944	14.027* 3.586*	0.950	-14.804* 3.181*

作業を10000回繰り返すという手順で行う。

まず、点の個数と予測認知集中度の関係を調べるために、上のシミュレーションを点の個数が3~100の各場合について行い、予測認知集中度の期待値と分散を求めた(図9)。この結果を見ると、点の個数が少ないときには予測認知集中度が低いのにに対し、点が増加するにつれて予測認知集中度も高くなることが分かる。これは、点の数が少ないと分散型分布と判断される場合が多いのにに対し、点の数が多くなると集中型分布と判断される場合が多くなることを示唆している。一方、予測認知集中度の分散は、点の個数が少ないときほど大きく、点の個数が増加するにつれて単調減少している。この理由は以下のように説明できる。つまり、点が少ないときには、分布によって予測認知集中度に大きな差が表れるため、予測認知集中度の分散は大きくなる。それに対して点が多くなると、各分布の予測認知集中度に差がなくなり、予測認知集中度の分散は小さくなる。このことは、点の数が少ないときほど、集散パターンの識別が明確に行われ、点が多くなるにつれて識

図9 点の個数と、予測認知集中度の期待値と分散の関係

別が明確ではなくなる、つまり、集散パターン認知が曖昧になることを示していると考えられる。

次に、表示倍率と予測認知集中度の関係を分析するために、以下のようなシミュレーションを行った。まず長方形領域内に、それぞれ独立に一様分布に従う点を所与の個数発生させ(図10a)、重回帰モデルにより予測認知集中度を求める。次に、点分布の表示倍率を元の0.9倍に変更し(図10b)、予測認知集中度を計算する。さらに、点分布の倍率を元の0.8~0.1倍まで変更した場合(図10c・d)の予測認知集中度をそれぞれ計算する。この作業を、点の個数が5, 10, 20, 50, 100のときについてそれぞれ10000回ずつ繰り返し、予測認知集中度の期待値と分散を算出した。

以下、シミュレーション結果について説明する。まず、表示倍率と予測認知集中度の期待値の関係をみてみよう。図11からは、表示倍率の低下が認知集中度の上昇をもたらすこと、及び、点の個数が多い

図10 表示倍率の変更

点線は、表示倍率1.0倍のときの表示領域境界を表す。

ほど、表示倍率の変更による認知集中度の変化が大きいことが分かる。前者については、図10からもその様子を直観的に理解することができるであろう。また後者は、点の個数が多いと表示倍率のわずかな変化でも集散パターン認知に大きく影響することを意味している。なおこの図では、表示倍率が0.8~1.0の辺りで予測認知集中度が再び高くなっているが、これはいわゆる境界効果 (boundary effect) に起因するものである。つまり、表示倍率が高くなると、表示領域の外にはみ出す近隣円領域が大きくなるため、モデル式によって計算される予測認知集中度が

高くなるのである。ただしこの現象は、前節で得られた集散パターン認知モデルが常に成立するという仮定に基づくものであり、実際にこのような現象が見られるかどうかについては、さらに詳細な実験と分析が必要である。

次に、表示倍率と予測認知集中度の分散の関係を見てみよう。図12を見ると、表示倍率の低下によって予測認知集中度の分散は一般に小さくなるのがわかる。つまり、表示倍率を下げると、どのような

図11 表示倍率と、予測認知集中度の期待値の関係

分布パターンに対しても類似した集散パターン認知（集中型分布としての認知）が行われるということである。ただし点の個数が5, 10, 20の場合、予測認知集中度の分散は、倍率が1.0よりも小さいときに最大値をとる。例えば、点の個数が10の場合、表示倍率が0.6のときに分散が最大となり、表示倍率がそれよりも高く、あるいは低くなっても、予測認知集中

図12 表示倍率と、予測認知集中度の分散の関係

度の分散は小さくなる。これは、点の個数が少ない場合、表示倍率が高いと分散型、低いと集中型にそれぞれ偏って認知され、中間的な倍率の場合、認知がいずれにも偏らず、結果的に予測認知集中度の分散が大きくなることに起因している。他方、表示倍率が0.9~1.0の付近で予測認知集中度が再び高くなるのは境界効果によるものである。

5. おわりに

本論文では、点オブジェクト分布において認知される基本的空間概念のひとつとして集散パターンを取り上げ、その認知構造の分析を行った。その結果、点の分布パターンや個数は集散パターン認知に大きく影響すること、点記号の大きさはそれほど影響を与えないことなど、いくつかの実証的知見を得た。また、この結果に基づいていくつかの集散パターン認知モデル分析を試み、高い説明力を持つモデルを構築することができた。さらに、このモデルを用いて集散パターン認知シミュレーションを行い、点の個数や表示倍率と集散パターン認知の関係を明らかにした。

本論文で得られた知見は、集散パターンという空間概念の伝達を正確に行う上で非常に有用である。すなわち、集散パターン認知モデルを用いて定量的予測を行えば、伝達すべき概念に応じた表示方法の選択が可能となる。また、点の個数が多くなると集散パターン認知が曖昧になるため、概念伝達を確実にするには点の統合といった総描の技術が必要になると考えられる。さらに、表示倍率は集散パターン認知に大きな影響をもたらすので、点オブジェクト分布を表示する際には、その表示領域の設定に十分注意を払う必要がある。

もちろん、本論文の分析によって点オブジェクト分布における集散パターン認知を全て説明できるというわけではない。例えば、認知実験は限られた条件下で行われたものであり、点が非常に多い場合や、点が完全に均一に分布している場合などについても同じモデルを適用できるかどうかは不明である。この点については、さらに様々な条件下での実験と分析を行い、より一般性の高いモデルを構築することで解決しなければならない。また、本論文で

取り上げた点の分布パターンや表示倍率だけではなく、表示領域の形や大きさも集散パターン認知に多少の影響を与えるものと予想される。今後、より多くの要因をモデルに取り込んでいく必要がある。さらに、集散パターン認知モデルの関数形についても、線形関数だけではなく、指数関数や対数関数、あるいはロジスティック関数など様々な関数形を試みる必要があろう。この点についても今後の課題としたい。

参考文献

- 貞広幸雄 (1997) 点分布図における空間クラスター知覚モデル, 「地理学評論」, **70**, 405-417.
- Golledge, R. G. (1992) Do people understand spatial concepts: the case of first-order primitives, in *Theories and Methods of Spatio-temporal Reasoning in Geographic Space*, eds. Frank, A. U., Campari, L., and Formentini, U., pp.1-21. New York: Springer-Verlag.
- Golledge, R. G. (1995) Primitives of spatial knowledge, in *Cognitive Aspects of Human-Computer Interaction for Geographic Information Systems*, eds. Nyerges, T. L., Mark, D. M., Laurini, R., and Egenhofer, M. J., pp.29-44. Dordrecht: Kluwer.
- Jenks, G. F. (1973) Visual integration in thematic mapping: fact or fiction? *International Yearbook of Cartography*, **13**, 27-35.
- Slocum, T. A. (1983) Predicting visual clusters on graduated circle maps, *American Cartographer*, **10**, 59-72.
- Sugihara, K. and M. Iri (1989) VORONOI2 Reference manual - Topology-oriented version for the incremental method for constructing Voronoi diagrams, *Research Memorandum*, **RMI 89-04**, Department of Mathematical Engineering and Information Physics, Faculty of Engineering, University of Tokyo.