

論文 / 著書情報
Article / Book Information

題目(和文)	都市メッシュデータ解析のための体系的空間相関分析法に関する研究
Title(English)	Synthesis of Space Correlation Analysis Method for Urban Lattice Data
著者(和文)	大佛俊泰
Author(English)	Toshihiro Osaragi
出典(和文)	学位:博士（工学）, 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:乙第2493号, 授与年月日:1993年6月30日, 学位の種別:論文博士, 審査員:青木義次
Citation(English)	Degree:Doctor of Engineering, Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:乙第2493号, Conferred date:1993/6/30, Degree Type:Thesis doctor, Examiner:
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

都市メッシュデータ解析のための
体系的空間相関分析法に関する研究

1993年3月

大佛 俊泰

目 次

第1章 序論

1	メッシュデータ解析と空間相関分析法	1
1. 1	メッシュデータの概要	1
	(1) 都市データ整備の背景	
	(2) メッシュデータの特徴	
1. 2	空間的分布パターン分析の必要性和空間相関分析法の有効性	2
	(1) メッシュデータ利用における空間的分布パターン分析の必要性	
	(2) 計画的見地からの空間的分布パターン分析の必要性	
	(3) 既存分析手法の概観と空間相関分析法	
1. 3	空間相関分析法の基本理論	4
	(1) 空間相関関数	
	(2) 空間影響関数モデル	
2	空間相関分析法の問題点と実用上の要請	9
2. 1	空間相関関数におけるメッシュサイズの影響	9
2. 2	実用化のための基本的要請	9
	(1) 計算方法の簡便化	
	(2) 解析結果の統計的検定と視覚化	
2. 3	空間相関分析法の技術的問題点	10
	(1) 多重共線性	
	(2) 空間影響構造の一様性の仮定	
	(3) カテゴリー変数の利用	
2. 4	メッシュデータ有効利用のための地価データ整備	11
3	研究の目的と論文の構成	12

第2章 空間相関関数におけるメッシュサイズの影響

1	メッシュサイズ効果の理論的分析	15
1. 1	メッシュデータと連続変数	15

1. 2	変量の定義	15
1. 3	メッシュデータから得られる空間相関関数	17
2	メッシュサイズ効果の数値例	21
2. 1	都市メッシュデータ	21
2. 2	空間スペクトル	23
2. 3	空間相関関数	26
3	まとめ	29

第3章 空間相関分析法の実用的計算方法と統計的検定

1	空間相関分析法の計算方法の再構成	35
1. 1	空間相関関数とメッシュデータの取り方	35
1. 2	空間影響関数モデルと推定方法	37
1. 3	重回帰分析パッケージ・プログラムの利用	37
1. 4	FFT利用による計算の高速化	40
2	空間相関関数の信頼性と視覚化	44
2. 1	相関関数の確率分布	44
2. 2	空間相関関数の区間推定論	45
2. 3	空間相関関数の値の差の有意性判定	47
2. 4	空間相関関数の構造化	47
2. 5	空間相関関数の構造の視覚化	48
3	まとめ	50

第4章 空間影響モデルの安定推定法

1	多重共線性とその問題点	55
2	主成分を用いたパラメータの推定	56
3	主成分による多重共線性の検出	58
4	パラメータ安定推定の方法	59
4. 1	固有値からみた主成分の切り捨て	59
4. 2	相関からみた主成分の切り捨て	60
5	空間影響モデル安定推定の数値例	61

6	まとめ	63
---	-----	----

第5章 空間影響モデルへの『場所性』の組み込み

1	『場所性』のモデル化	69
1. 1	『場所性』のインデックス	69
1. 2	場所性モデル	69
2	都市空間のモデル化と推定方法	70
2. 1	場所性モデルと一様性モデル	70
2. 2	モデルの選択基準	72
3	都市メッシュデータを用いたケース・スタディ	73
3. 1	民営借家立地予測モデル	73
3. 2	モデルの推定過程	74
3. 3	『場所性』と『一様性』の抽出	76
3. 4	推定パラメータ	76
3. 5	モデルの評価	82
4	まとめ	84

第6章 カテゴリー変量のための理論

1	カテゴリー変量のための空間相関分析法の理論	85
1. 1	カテゴリー変量を用いた空間相関関数	85
1. 2	カテゴリー変量を用いた空間影響モデル	88
1. 3	タイプⅠの空間影響モデルの構成と推定方法	88
	(1) モデルの構成	
	(2) モデルの推定方法	
1. 4	タイプⅡの空間影響モデルの構成と推定方法	91
	(1) モデルの構成	
	(2) モデルの推定方法	
1. 5	タイプⅢの空間影響モデルの構成と推定方法	93
	(1) モデルの構成	
	(2) モデルの推定方法	

2	カテゴリー変量を用いた空間影響モデルの数値例	96
2. 1	土地利用転換判別モデル	96
	(1) 空地の利用転換判別モデル	
	(2) 都市メッシュデータ	
	(3) モデル推定と空地利用転換予測	
2. 2	ロジットモデルと連動した空間影響モデル	104
	(1) ロジットモデルによる居住地選択のモデル化	
	(2) ロジットモデルと空間相互作用モデル	
	(3) 空間相互作用モデルの推定	
	(4) 空間影響モデルによる効用の推定	
3	まとめ	117
第7章 メッシュデータ有効利用のための地価データ補間モデル		
1	地価データ補間モデルの定式化	125
1. 1	地価公示データと地価モデルの背景	125
1. 2	移動コストの定式化	125
1. 3	移動コストモデルの定式化	128
1. 4	都市活動を組み込んだ移動コストモデル	130
2	モデルの評価と推定方法	130
3	都市メッシュデータ	131
4	分析結果	131
4. 1	移動コストモデルによる分析	131
4. 2	都市活動状況の組み込みの効果	132
4. 3	残差構造の分析	139
5	地価公示データの補間	139
6	まとめ	142
第8章 結論		
1	本研究のまとめ	145
2	結論	150

参考文献	153
関連発表論文リスト	159

第 1 章 序論

1 メッシュデータ解析と空間相関分析法

1. 1 メッシュデータの概要

(1) 都市データ整備の背景

(2) メッシュデータの特徴

1. 2 空間的分布パターン分析の必要性和空間相関分析法の有効性

(1) メッシュデータ利用における空間的分布パターン分析の必要性

(2) 計画的見地からの空間的分布パターン分析の必要性

(3) 既存分析手法の概観と空間相関分析法

1. 3 空間相関分析法の基本理論

(1) 空間相関関数

(2) 空間影響関数モデル

2 空間相関分析法の問題点と実用上の要請

2. 1 空間相関関数におけるメッシュサイズの影響

2. 2 実用化のための基本的要請

(1) 計算方法の簡便化

(2) 解析結果の統計的検定と視覚化

2. 3 空間相関分析法の技術的問題点

(1) 多重共線性

(2) 空間影響構造の一様性の仮定

(3) カテゴリー変数の利用

2. 4 メッシュデータ有効利用のための地価データ整備

3 研究の目的と論文の構成

1 メッシュデータ解析と空間相関分析法

1. 1 メッシュデータの概要

(1) 都市データ整備の背景

都市計画・地域計画を行う際には、現状の都市や地域の状態を把握すること、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ことは非常に重要であると言える。今日までは、計画案策定作業の際の基本的な方法のひとつとして、土地利用や夜間人口、就業者人口などの分布をはじめ様々な項目についての図面を作成し、そこから空間的な特性を読み取ろうとする方法が試みられてきた。しかし、近年の計算機の発展や多彩なアプリケーション・ソフトの開発を背景として、幾つかの新しい技術および解析手法の提案が試みられるようになってきた。たとえば、航空写真や人工衛星による地表データの利用など、いわゆるリモートセンシング技術が発達し、都市計画に不可欠な都市情報の入手が可能となった。また、各種の都市・地域データベースの整備と実用化に向けての研究が進められており、計画に必要な基礎データの利用も可能となりつつある。一方、比較的早い時期から国や地方自治体等で実用化されている方法のひとつに『メッシュデータ』の作成・解析がある。メッシュデータには土地利用等のデータの他に、複数時点にわたる人口や事業所数などの社会経済的データも整備されている。このメッシュデータの整備は、一部の都市では義務化されており、都市・地域計画のために有用な側面を持つ基礎的資料としてますます注目を集めている。

(2) メッシュデータの特徴

行政主体である区や市町村などの自治体が行う行政推進と、その行政区画との関連は非常に密接である。行政目的により市町村の区域を大字とか小字に分けたり、また、各種事業の地域区分などに行政区画をその単位や基礎にしたりする例は非常に多い。そのため、都市データ・地域データの多くは各行政区画レベルで作成され行政上の基礎的な参考資料として使用されている。

一方、メッシュデータは、その表章単位であるメッシュ区画が、緯度・経度線という現実には見ることのできない区画線による抽象的・便宜的な地域単位である。また、都道府県および各市町村が独自に定めたメッシュ区画も同様に臨時的・便宜的な地域単位であるため、市町村の小字区画などに比べて、境界・位置・範囲等の明確性に欠けるという欠点がある。しかしこの反面、メッシュデータに

は小字区画などにはない面積・形状の均一性、区画の持つ位置の恒久性などの特徴がある。すなわち、あるメッシュ地域区画の境界で、区画の廃置分合や境界変更などに伴う若干の変動があっても、その位置や距離測定などにおける利便性は高く、任意の地域範囲のデータを必要に応じて、取り出せるという大きな特徴がある。

1. 2 空間的分布パターン分析の必要性和空間相関分析法の有効性

(1) メッシュデータ利用における空間的分布パターン分析の必要性

都市経済学的な知見からすれば、一般的に、夜間人口集積のみられる地域では、その家計活動に応じるかたちで商業活動の集積が生じ、両者には正の相関関係が存在している。この現象は、市区町村といった比較的大きな集計単位の中では成立しているものの、メッシュデータのような比較的小さい集計単位の中では成立しないこともある。例えば、鉄道駅周辺のように商業集積の著しいメッシュ内では人口は少なく、また、駅からある程度離れた商業集積の少ないメッシュ内に人口集積がみられるように、両者にはむしろ逆相関の関係が存在する。

このように、メッシュデータのような局所的な狭い地域内でふたつの変量間の相関関係を捉えようとする際には、空間的な広がりの中で、どのような関係をもって分布しているのかを捉えようとしないと、誤った結論を導く危険性がある。

(2) 計画的見地からの空間的分布パターン分析の必要性

図書館や医療施設など、地域施設の設計に当たっては、発生しうる需要を予測し、その需要に応えるための施設規模などを計量的に求めておくことは重要な課題とされている。しかし、ある都市全体での需要総計について知ることは比較的容易であっても、どれ程の需要がどの地域から発生し、その需要に応えるためには、どこにどんな規模の施設を配置するのかといった問いに応えることは難しい。これは、施設に対する需要分布が都市空間内で一様ではなく地域構造に大きく依存していること、また、その施設に対する住民の利用圏（または、施設側からみたサービス圏）の大きさにも左右されることによる。いずれにせよ、地域施設の配置計画や規模計画などには、その地域と建築との空間的な係わりを定量的に把握しておくことが必要とされる。

(3) 既存分析手法の概観と空間相関分析法

以上のような空間的分布パターン分析の必要性から、都市活動特性の空間的な分布状況を計量的に分析しようとする方法が、今までにも多く試みられてきた。ここでは、本論文の基本理論となる空間相関分析法の位置づけを明確にするため、既存の解析手法について簡単なレビューを行っておきたい。

空間分析の手法としては、点、線、面と言った幾何学的要素によって構成される空間システムを解明しようとする試みがある。その中でも、点パターンの分析については、点の密度、点間の距離、点の分布状態等が分析される。これは、点パターンの理論構造として一様分布やポアソン分布などの確率過程を仮定し、そこから導かれる理論値と測定値とを比較して、分布の均等性、凝集性、ランダム性などの特性を把握しようとする方法であり、早い時期から生態学の分野で利用され、その後計量地理学などの分野にも導入されている。これに類する施設配置の問題にした国内での研究として、柏原(1972, 1973, 1974, 1975)による Spacing 法がある。これは、施設間の最短間隔の頻度分布をある確率分布と比較して空間的な個体分布の構造を明らかにしようとするもので、前述のものと同じアプローチをとるものと言える。しかし、こうした方法は、点パターンの分析、すなわち、施設間距離の分布の分析には応用できるが、都市空間内で連続的に変化しているような量を扱うには難点がある。本研究の基本理論である空間相関分析法(Space Correlation Analysis Method, 略して「SCA法」とも呼ぶ)は、こうした点パターン分布の解析手法ではなく、連続量を解析する方法である。

一方、計量地理学の分野では、1970年代に空間的自己相関の取扱いをめぐるひとつの論争が生じた。すなわち、空間分布に主眼を置く地理学では、現象に内在する空間的自己相関そのものに興味の対象があるものの、推測統計学的方法を適用する立場からは、相互独立性の仮定から観測値や残差には空間的な自己相関を容認することはできないという問題である。こうした空間的自己相関をめぐる問題も、Cliff, Ord(1981)によってむしろ地理学の理論構築における基本概念として肯定的に位置づけられた。また、より普遍的な空間モデルを構築する立場から、時間的次元をも取り込み、過去から現在、そして現在から未来へと隣接地点がお互いに影響しあっているとする時空間自己回帰モデルのアイデアも生まれた。しかし、青木(1986a)が述べているように、通常の時間軸上の確率過程では

自己相関の概念を用いて、いわゆる自己回帰モデルは作れるが、二次元空間の確率過程においては、時間のような方向性がないために理論的に簡単にならない。こうした、空間の非方向性の問題をさけるため、SCA法では、同一変量の中だけで説明する自己相関の考え方をさけて相互相関の考え方を導入している。

また、空間的相関に関する研究としては、木島等(1972)による重複集計法がある。これは異なる変量相互の関係を同一の単位面積だけではなく、ある変量に最も良く相関するのが、他の変量のどの範囲(単数もしくは複数の単位面積)の値を対象としたときであるかを求める方法であり、ひとつの変量の影響圏が、他の変量に関連する場合、異なった範囲に及ぶことを分析する手法として興味深い。

こうした多くの研究にもかかわらず、メッシュデータの位置情報を充分考慮した統計解析は難しく、膨大な労力をかけて作成したデータも充分活用されているとは言えない。青木(1986a, 1986b, 1987)は、この解析手法に対する要請に応えるものとして、空間的位置情報を盛り込んだ空間相関関数から都市・地域に潜在する様々な特性を定量的に把握し、その空間相関関数から計算される空間影響関数を用いて回帰型の予測モデル(空間影響モデル)を作るといった空間相関分析法(Space Correlation Analysis Method)を提案している。SCA法は、本論文の基本理論となり重要な手法であるので、以下で簡単に説明しておく。

1. 3 空間相関分析法の基本理論

(1) 空間相関関数

まず、ふたつのメッシュ間の相関概念が定義される。二次元空間は二次元直交座標系で表現され、空間内の各点(t_1, t_2)において n 個の変量 X_i ($i=1, \dots, n$) の値 $x_i(t_1, t_2)$ が与えられていると想定する。変量 X_i の空間平均 $\bar{x}_i$ 、変量 X_i と変量 X_j との(基準化)相互空間共分散関数 C_{ij} は、それぞれ、

$$\bar{x}_i = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T^2} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} x_i(t_1, t_2) dt_1 dt_2 \quad \dots\dots\dots (1-1)$$

$$C_{ij}(\tau_1, \tau_2) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T^2} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} (x_i(t_1, t_2) - \bar{x}_i) \cdot (x_j(t_1 + \tau_1, t_2 + \tau_2) - \bar{x}_j) dt_1 dt_2 \quad \dots\dots\dots (1-2)$$

と定義される。ここで、関数と呼んでいるのは共分散が『ずれ(τ_1, τ_2)』ごと

に変化する関数と考えられるからである。また、 $i = j$ となったとき、すなわち、 C_{ii} を自己空間共分散関数と呼んでいる。

ここで、相関係数が共分散を分散で基準化して得られるように、相互空間相関関数 R_{ij} を、

$$R_{ij}(\tau_1, \tau_2) = \frac{C_{ij}(\tau_1, \tau_2)}{\sqrt{C_{ii}(0,0) C_{jj}(0,0)}} \quad \dots\dots\dots (1-3)$$

と定義し、 $i = j$ となるとき、すなわち、 R_{ii} を自己空間相関関数と呼んでいる。

つぎに、ここで定義された各連続量と同様に、二次元メッシュデータを記述するための離散化した変量を想定する。二次元直交座標系の部分空間 M をメッシュ空間と呼び、各メッシュ (m_1, m_2) において n 個の変量 X_i ($i=1, \dots, n$) の値 $x_i(m_1, m_2)$ が与えられているとする。そこで、変量 X_i の『メッシュの空間平均』 $\underline{x}_i$ 、変量 X_i と変量 X_j との (メッシュ) 相互空間共分散関数 C_{ij} は、期待値演算記号 E を用いて、つぎのように定義される。

$$\underline{x}_i = E [x_i(m_1, m_2)] \quad \dots\dots\dots (1-4)$$

$$C_{ij}(k_1, k_2) = E [(x_i(m_1, m_2) - \underline{x}_i)(x_j(t_1+k_1, t_2+k_2) - \underline{x}_j)] \quad \dots\dots\dots (1-5)$$

ここで、関数と呼んでいるのは連続量を定義したときと同じく共分散が『ずれ (k_1, k_2) 』ごとに変化する関数とみなせるからである。以下同様に、 $i = j$ となるとき、すなわち、 C_{ii} を (メッシュ) 自己空間共分散関数と呼び、共分散を分散で基準化して得られる、

$$R_{ij}(k_1, k_2) = \frac{C_{ij}(k_1, k_2)}{\sqrt{C_{ii}(0,0) C_{jj}(0,0)}} \quad \dots\dots\dots (1-6)$$

を (メッシュ) 相互空間相関関数と呼んでいる。また、同様に、 R_{ii} を (メッシュ) 自己空間相関関数と呼んでいる。

ここで定義された諸量は連続的な二次元空間で定義されたものに対応しているが、メッシュの刻みが十分に小さく、且つ、メッシュ空間が十分に大きければ連続変量の場合と一致するものである。この一致の程度が、メッシュの刻み幅や、メッシュの大きさ (メッシュサイズ) によって、どのような影響を受けるかについては本論文の第2章において検討される。

以上で定義された空間相関関数によれば、土地利用における連担性、共存性、

排斥性の定量的な解析が可能となる。ここで、連担性とは「ある地域の特徴が、空間的に連続する性質」のことであり、共存性とは「ある種類の土地利用がなされているとき、その場所、または、ある一定の距離をおいた場所に、常にこれと関連する土地利用が同時に見られるという性質」、排斥性とは「共存性とは逆に、ある種類の土地利用がなされている場所では常にある別の種類の土地利用は観察されない性質」のことである。これらの特性は、都市を構成する要素の空間的な相互依存関係を把握する上で、基本的かつ重要な性質であると言える。

(2) 空間影響関数モデル

ある地点 (t_1, t_2) のある変量 X_j が他の変量 X_i の影響を受けている場合、また、空間的な広がり considering 地点 (s_1, s_2) の変量 X_i からも影響を受けると考えると、

$$\frac{\partial X_j(t_1, t_2)}{\partial X_i(s_1, s_2)} = G \quad \dots\dots\dots(1-7)$$

で定義される G は0でないと言える。さらに、複数の地点からの影響も考えると、

$$X_j(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g \cdot X_i(s_1, s_2) ds_1 ds_2 \quad \dots\dots\dots(1-8)$$

のような表現が得られる。ここで、積分項の g は一般に変量 X_i, X_j および地点 $(s_1, s_2), (t_1, t_2)$ などにより異なるが、

$$g = g_{ij}(s_1, s_2, t_1, t_2) \quad \dots\dots\dots(1-9)$$

と記述できる場合を想定し、関数 g_{ij} を空間影響関数と定義している。

そこで、現実の都市においては、通信手段や発達した交通手段を介して影響する変量を除外して考えれば、一般に、2地点間の距離の増加に伴い影響の程度は減少するものが多いので、『ずれ (τ_1, τ_2) 』を

$$\tau_1 = s_1 - t_1, \quad \tau_2 = s_2 - t_2$$

とおくことで g_{ij} を、

$$g_{ij}(s_1, s_2, t_1, t_2) = h_{ij}(\tau_1, \tau_2) \quad \dots\dots\dots(1-10)$$

と記述している。 h_{ij} は影響の仕方が地点によらず、地点間の相対的位置 (τ_1, τ_2) だけに依存していることを表しており、このことを『変量 X_j が変量 X_i から受ける影響は一樣(homogenous)である』と言い、 h_{ij} はそれゆえ一樣空間影響関数と呼ばれている。よって、(1-8)式は次のように記述される。

$$x_j(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_{ij}(\tau_1, \tau_2) x_i(t_1 - \tau_1, t_2 - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2 \quad \dots\dots\dots(1-11)$$

ここで変量 x_j は変量 x_i から受ける影響だけでなく、変量 x_i から独立な定数 a_0 との和と考えてもよい。すなわち、平均を0と基準化すれば形式的には全く同じであるので、

$$x_j(t_1, t_2) = a_0 + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_{ij}(\tau_1, \tau_2) x_i(t_1 - \tau_1, t_2 - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2 \quad \dots\dots\dots(1-12)$$

と記述することもできる。ここで、(1-11)式から、

$$x_j(t_1 + \tau_1, t_2 + \tau_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_{ij}(\eta_1, \eta_2) \cdot x_i(t_1 + \tau_1 - \eta_1, t_2 + \tau_2 - \eta_2) d\eta_1 d\eta_2 \quad \dots\dots(1-13)$$

であり、これを(1-2)式に代入すると、

$$\begin{aligned} C_{ij}(\tau_1, \tau_2) &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T^2} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} x_j(t_1, t_2) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [h_{ij}(\eta_1, \eta_2) \cdot x_i(t_1 + \tau_1 - \eta_1, t_2 + \tau_2 - \eta_2)] d\eta_1 d\eta_2 dt_1 dt_2 \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_{ij}(\eta_1, \eta_2) \cdot \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T^2} \int_{-T/2}^{T/2} \int_{-T/2}^{T/2} [x_i(t_1, t_2) \cdot x_i(t_1 + \tau_1 - \eta_1, t_2 + \tau_2 - \eta_2)] dt_1 dt_2 d\eta_1 d\eta_2 \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_{ij}(\eta_1, \eta_2) C_{ii}(\tau_1 - \eta_1, \tau_2 - \eta_2) d\eta_1 d\eta_2 \quad \dots\dots\dots(1-14) \end{aligned}$$

となる。ここで、上式(1-14)を離散的に表現すれば、

$$C_{ij}(k_1, k_2) = \sum_{l_1=-\infty}^{\infty} \sum_{l_2=-\infty}^{\infty} h_{ij}(l_1, l_2) C_{ii}(k_1 - l_1, k_2 - l_2) \quad \dots\dots\dots(1-15)$$

という表現を得る。

さらに、ある一定の近傍外では、空間影響関数 h_{ij} の値は0に近づき、無視しうると考え、

$$-L_1 \leq l_1 \leq L_1, \quad -L_2 \leq l_2 \leq L_2 \quad \dots\dots\dots(1-16)$$

の範囲だけを考えれば、

$$C_{ij}(k_1, k_2) = \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(l_1, l_2) C_{ij}(k_1-l_1, k_2-l_2) \dots\dots\dots(1-17)$$

となる。

上式において、未知数 $h_{ij}(l_1, l_2)$ の数は合計 $(2L_1+1)(2L_2+1)$ であり、一方、方程式の数も合計 $(2L_1+1)(2L_2+1)$ であるので、方程式(1-17)における C_{ij} と C_{ij} が既に計算されていれば、空間影響関数 h_{ij} は線型連立方程式(1-17)を解くことにより得ることができる。

さらに、変量 X_i だけでなく多くの変量からも影響を受けている場合を仮定すれば、同様の手続きのもとに、

$$C_{ij}(k_1, k_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(l_1, l_2) C_{ij}(k_1-l_1, k_2-l_2) \dots\dots\dots(1-18)$$

が導かれ、この線型連立方程式(1-18)における未知数 $h_{ij}(l_1, l_2)$ の数は合計 $n(2L_1+1)(2L_2+1)$ であり、方程式の数も合計 $n(2L_1+1)(2L_2+1)$ であるので、一般に解が存在し、空間影響関数 h_{ij} は線型連立方程式(1-17)の解として求まる。

また、(1-12)式のような形式のときには、定数項 a_0 も、

$$a_0 = \underline{X}_j - \sum_{i=1}^n \left[\underline{X}_i \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(l_1, l_2) \right] \dots\dots\dots(1-19)$$

と求めることができる。

以上が、パラメータである空間影響関数 h_{ij} の値が、SCA法の基礎概念である空間相関関数（空間共分散関数）からなる連立方程式をもとに計算されるという理論である。

ひとたび h_{ij} が求められれば、(1-11)式と(1-12)式から n 個の変量 X_i を勘案した離散的表現、

$$X_j(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(l_1, l_2) X_i(m_1-l_1, m_2-l_2) \dots\dots\dots(1-20)$$

$$X_j(m_1, m_2) = a_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(l_1, l_2) X_i(m_1-l_1, m_2-l_2) \dots\dots\dots(1-21)$$

から、変量 X_j の値を変量 X_i から推測することができる。このモデルが空間影響関数モデル（または単に、空間影響モデル）と呼ばれるモデルである。

2 空間相関分析法の問題点と実用上の要請

以上で概説したSCA法は、メッシュデータの持っている空間的な位置関係を取り込もうとする解析手法であり、その有効性は既に報告されている。しかし、SCA法を実際の都市計画立案等の場で実用的に用いることを想定すると、解決されるべき問題は多く、また、多くの具体的な要請に応えなければならない。ここでは、まず、それらを整理しておきたい。

2. 1 空間相関関数におけるメッシュサイズの影響

等形・等積性を前提として、メッシュ間におけるデータの相互比較が容易にできることがメッシュデータの持つ大きな特徴である。しかし、この場合、利用するメッシュの大きさ（メッシュサイズ）については一概にどのような大きさが良いかを判断することは難しく、腰塚等(1984)も指摘しているように、利用目的などにより決定されることが必要となってくる。すなわち、国が定めている基準地域メッシュ(1 km)区画によるのか、それより小さい分割地域メッシュ(500m, 250m, …) 区画によるのか、あるいは統合地域メッシュ区画によるのかは、本来データの性質（点的、線的、面的区分など）や所在の形態（疎密度）、利用目的などを勘案して決定しなければならない。また、メッシュの大きさを十分に小さくしてゆけば、現実の状態をより正確に表現できるであろうことは、直観的に理解できるとしても、ある精度の結果を得るにはどの大きさのメッシュでなければならないのかという問いに答えるのは難しい。安易にメッシュの大きさを小さくすることはデータの作成費用を急激に上昇させ実用的でなく、逆に、大きすぎるメッシュでは、知りたい情報の多くを捨象してしまうことになる。

以上のような理由から、SCA法の基本概念である空間相関関数を求める際にも、メッシュサイズが大きく影響してくる可能性があり、メッシュサイズの効果がどのようなものを体系的に評価しておく必要がある。

2. 2 実用化のための基本的要請

(1) 計算方法の簡便化

メッシュデータは等形・等積的性質を持つがゆえに、統計学的確率論などを用いることで理論的な検討が比較的し易く、また、その解析アルゴリズムも具体化

し易い。しかしその反面、場合によっては大きな計算過程になったり、解析に長い計算時間を要したりする可能性もある。実用化の観点からすれば、複雑な計算過程となったり、大型計算機の計算能力に頼り過ぎたりすることは可能な限り避けるべきである。

SCA法の計算プログラムも幾分大きなものであるので、自己開発するには多くの労力を伴う。実用上の要請からすれば、SCA法の計算は誰にでも容易に実行できることが必要であり、計算過程の簡略化や計算時間の短縮化を図る方法が必要である。

(2) 解析結果の統計的信頼性と視覚化

一方、解析結果の統計的な信頼性の観点からすれば、簡単な解析方法だからと言って大きな誤差を含んでしまうものでは実用的な解析方法とは言えない。SCA法の各パラメータの推定においても、推定に使用したデータが少ないときには、数回のコイン投げで推定したコインの表の確率が不正確であるように、推定した値が前後にふれている可能性がある。このような推定値のふれている可能性をSCA法の利用者である計画者（利用者）が容易に判断できることが必要である。また、数値のみを羅列したアウトプットからでは、その解釈は非常に困難であり実用的ではない。SCA法の主たる解析結果である都市活動要素間の空間的な影響関係や相互依存の関係を、計画者が容易にイメージできるための仕組みを整備しておく必要がある。

2. 3 空間相関分析法の技術的問題点

(1) 多重共線性

SCA法においては、あるメッシュの変量を近傍のメッシュの情報を用いて説明しようとしている。そのために、説明変量間の相関性が起因して、一般に多重共線性と呼ばれる現象が生じやすく、推定されるパラメータは不安定になりやすい。たとえば、この現象のもとでは、パラメータ推定に使用するデータが少しでも変化すると値の正負が変わってしまったり、非現実的な値が得られてしまうなど、問題は深刻である。単に統計的に優れたモデルと言うだけでなく、推定パラメータの意味を計画者が判断するときに誤りの生じないような推定となっていることは、モデルが具備すべき重要な側面と言える。

SCA法にとって、多重共線性の問題はさけてとおることのできない大きな課題であり、この問題を解決し空間影響モデルを安定推定するための技術開発が必要である。

(2) 空間影響構造の一様性の仮定

SCA法では空間影響モデルを定式化する過程において、都市空間における空間影響構造の『一様性』を仮定している。この空間影響構造の一様性の仮定は、ほとんどの統計的モデルにおいて、その適用の範囲を拡げるために設けられることが多い。しかし、この仮定のもとでは、土地利用や産業立地の性向等が、その地点（場所）に特有の性質（歴史・地形・集積性など）にも依存しているといった事象については捨象されてしまう恐れがある。たとえば、従来のSCA法では、ある地域の土地利用を予測する際、集積性の高い駅周辺部や都心部等において比較的大きな予測誤差を生じてしまう場合があった。こうしたモデルの欠点は、その地点固有の場所性を捨象してしまったことに起因していると思われる。すなわち、現実の都市や地域の状態をモデル化する際には、『一様性』の空間影響のみならず、各地点固有の『場所性』の影響をも勘案する必要がある。SCA法を場所ごとの特殊な空間構造にも柔軟に対応できるものとするため、空間影響モデルに改良を加える必要がある。

(3) カテゴリー変数の利用

従来のSCA法では、人口密度や土地利用種別面積などの連続変数を扱うことを前提としている。しかし、実際の都市・地域計画においては、用途地域の指定、または、どのような土地利用がなされているのか、などといったカテゴリー情報を扱う場面は非常に多い。現実的な計画への適用の範囲を拡げるためには、連続変量だけではなく、都市活動を記述するのに必要なカテゴリー変量をも同時に扱える必要がある。すなわち、SCA法の理論体系を再構築し、カテゴリー変量の場合へ拡張しておく必要がある。

2. 4 メッシュデータ有効利用のための地価データ整備

地価は各地点の都市活動と密接な関係を持っており、また、都市計画的目的で行う各種の解析においても無視しえない重要な都市情報のひとつである。しかし、地価公示のデータは都市空間全体にわたって連続的には計測されておらず、限ら

れた標準地でのみ得られている。そのため、地価の分布状況を把握する際、もしくは、既存のメッシュデータと併用して解析を行う際には障害を伴うことが多い。実用的なメッシュデータ解析システムを構築するためには、地価情報もメッシュデータとして整備しておく必要がある。すなわち、既存の地価公示データを利用して、値の得られていない各メッシュ点での地価を補間するモデル構築が必要である。

3 研究の目的と論文の構成

メッシュデータを有効利用するために開発されたSCA法は理論的に整理された有効な解析手法であるが、実際の計画案策定場で実用的に用いるまでには解決すべき多くの問題点や要請が残されている。本研究は、メッシュデータ解析における実用上の課題について広く検討し、実用的メッシュデータ解析システム構築のためのSCA法の体系的整備を行うことを目的としている。論文構成は、以下のとおりである。

第2章では、SCA法の詳細な検討に先立ち、メッシュサイズ効果について検討している。SCA法の基本概念である空間相関関数の計算値はメッシュサイズに影響される可能性のあることから、様々な変量の空間的な変化の把握にメッシュサイズがどのように影響するのかを、まず明らかにしている。ここでは、スペクトル解析における知見を利用して、メッシュデータから得られる空間スペクトルが、メッシュ化される前の連続量から得られる空間スペクトルを空間フィルターによって変形したものとなること、すなわち、メッシュサイズの効果は空間フィルターの効果として計量可能であることを理論的に示している。また、現実の都市メッシュデータを用いて分析し、理論上のメッシュサイズ効果を数値的に確認している。

第3章では、SCA法を実用的な解析システムとして位置づけるために必要とされる基本的な要請について検討している。すなわち、計画者（利用者）が容易にSCA法の計算を実行し、解析結果を即座に判断できるようにするための検討を行っている。SCA法は若干複雑な計算を必要とし、計算プログラムの自己開発は容易でない。そこで、これまでの理論体系を等価変形し、既存の線型連立方

程式、重回帰分析、スペクトル解析の理論枠組みとの関係を明示し、SCA法の計算を既存のソフトウェアを利用して容易に、かつ、高速に実行する方法を提案している。また、SCA法によって推定されるパラメータは、データの少ないときには、その値は前後にふれている可能性があるため、こうした解析結果の統計的な信頼性をも同時に視覚的にディスプレイする方法を提案している。

第4章から第6章においては、SCA法の技術的な問題点について詳しく検討し、SCA法の適用範囲の拡大を図る方法を提案している。まず、第4章では、多重共線性の問題について検討している。SCA法の空間影響モデルは、あるメッシュの变量を近傍のメッシュの变量によって説明・予測する回帰型のモデルであるため、説明变量間の相関性が起因して多重共線性が生じ、推定されるパラメータは不安定になりやすい。そこで、主成分分析法を利用して空間影響モデルの説明变量間に内在する多重共線性を検出し、パラメータの安定推定を図る方法を提案している。また、現実の都市メッシュデータを用いてこの方法の有効性を示している。

第5章では、都市空間における『場所性』のモデル化について検討している。空間影響モデルは、その定式化の際に空間影響構造の一様性を仮定しているため、各地点に固有の性質（歴史性・集積性・地形など）については充分に取り込んでいなかった。そこで、SCA法を場所ごとの特殊な空間構造にも柔軟に対応させるため、各地点に固有の性質を『場所性』としてモデル化し、これを従来の空間影響モデルに組み込み、都市空間の『一様性』と『場所性』を別々に抽出する方法を提案している。また、具体的な数値例として、民営借家立地モデルを構築し空間影響モデルに『場所性』を組み込むことの有効性を示している。

第6章では、カテゴリー変量のためのSCA法の理論体系の再構築を行っている。従来のSCA法では連続変量を想定しているため、現実の都市・地域計画において頻出する用途指定や土地利用種別と言ったカテゴリー情報は扱えなかった。そこで、まず、SCA法の基本概念である空間相関関数をカテゴリー変量の場合へ拡張し、都市空間の連担性、共存性、排斥性を計量的に求める方法を提示している。つぎに、カテゴリー変量を含む空間影響モデルを三つに大別し、具体的なモデル推定のための理論構築を行っている。また、現実の都市メッシュデータを用いた数値例として、現在空地である土地が将来どのように利用されるかを予測

する空地利用転換予測モデルや、確率効用理論から導出されるロジットモデルと連動させた居住地選択モデルを構築し、カテゴリー変量を用いた空間影響モデルの有効性を示している。

第7章では、既存のメッシュデータを有効利用して都市解析を行うための地価情報整備について検討している。地価に関する情報は、都市計画的目的で行う各種の解析の中に取り込みたい重要な情報のひとつである。しかし、現在整備されている地価公示データは標準地に限られているため、既存のメッシュデータと併用して解析するには難点を伴う。そこで、都市内移動に伴う移動コストの概念を導入し、これと地価との理論的な考察から、首都圏の地価公示データ補間モデルを構築している。また、各地点の都市活動特性をも組み込んだより精度の高いモデルによって、各メッシュ点での地価情報整備を行っている。

第8章では、本研究のまとめを行い、結論を述べている。

第 2 章 空間相関関数におけるメッシュサイズの影響

- 1 メッシュサイズ効果の理論的分析
 1. 1 メッシュデータと連続変量
 1. 2 変量の定義
 1. 3 メッシュデータから得られる空間相関関数
- 2 メッシュサイズ効果の数値例
 2. 1 都市メッシュデータ
 2. 2 空間スペクトル
 2. 3 空間相関関数
- 3 まとめ

1 メッシュサイズ効果の理論的分析

1. 1 メッシュデータと連続変量

以下では、グロスの建蔽率をメッシュデータの例として考え、まず、その概念整理を行いたい。

都市空間における位置を二次元座標 (x, y) で表す。つぎに、図2-1(a)のように、この位置 (x, y) が建物の内部の場合に『1』であり、外部の場合に『0』の値を持つ変量 $T(x, y)$ を想定する。ここで、面積 $S (=A \times B)$ のメッシュをかけると、中心座標が (x, y) であるメッシュの建蔽率 $T(x, y, S)$ は、そのメッシュ中の建物部分の面積とメッシュの面積 S の比率として求めることができる。すなわち、変量 $T(x, y)$ 自身が、建物の有無を表すだけでなく建蔽率の値が100%もしくは0%を表していると考え、メッシュデータ $T(x, y, S)$ はこの連続変量 $T(x, y)$ を面積 S のメッシュで分割し、そのメッシュ内で平均化したものと理解することができる。このとき、変量 $T(x, y)$ と建蔽率 $T(x, y, S)$ との間の関係は、次のように記述することができる。

$$T(x, y, S) = \frac{1}{S} \int_{-A/2}^{A/2} \int_{-B/2}^{B/2} T(x+u_1, y+u_2) du_1 du_2 \quad \dots\dots\dots (2-1)$$

しかし、このような関係が常に成り立つとは限らない。上式が成立するためにはメッシュデータは面積当たりで定義される量でなければならない。そこで、以下では、たとえば、人口データは人口密度と変換して扱うことにより(2-1)式が成立しているという前提で議論を進めることとする。

1. 2 変量の定義

本来、メッシュデータは二次元空間を分割したものであるが、本研究では、理論展開における単純化のためにメッシュの一方向だけに注目する。すなわち、縦の長さが『1』、横の長さが『 S 』のメッシュが、横方向(x 方向)一列に並んだものだけに注目する。また、各メッシュで求まる変量についてもひとつだけに注目することとする。このとき、メッシュサイズは単に幅『 S 』で記述され、以下では、この S の取り方によってメッシュデータ解析上でどのような影響が生じるかを検討する。また、二次元的な議論も同様に行うことができる。

まず、 x の値に応じて連続的に変動するひとつの変量 $Z(x)$ と、ある幅 S のメ

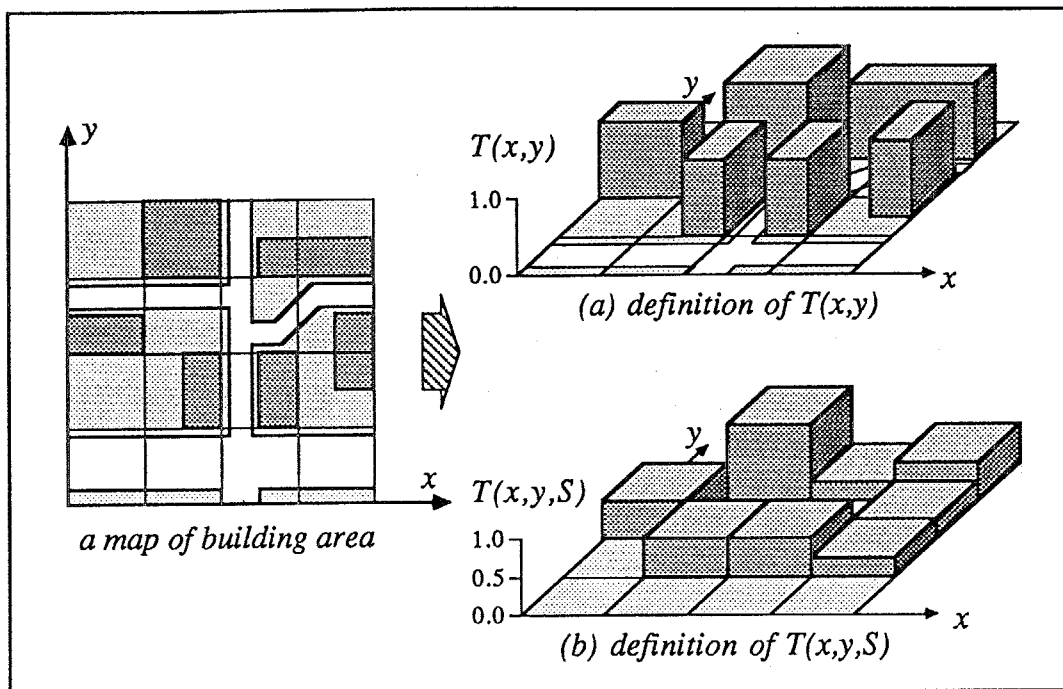


図2.1 $T(x, y)$, $T(x, y, S)$ の定義

ッシュを用いて、前項のように計測された変量 $Z(x, S)$ には、(2-1)式と同様な以下の関係が成立している。

$$Z(x, S) = \frac{1}{S} \int_{-S/2}^{S/2} Z(x+u) du \quad \dots\dots\dots (2-2)$$

二次元空間で定義される空間相関関数は前章で示した。一次元、一変量の場合には、この概念は、ある距離 τ だけ離れた地点どうしの相関性を表す量として以下のように単純化して定義でき、単に空間相関関数と呼ぶことにする。

$$C(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} Z(x) Z(x+\tau) dx \quad \dots\dots\dots (2-3)$$

一方、一般的なスペクトル解析の知見によれば、変量 $Z(x)$ のフーリエ変換は、

$$F(f) = \int_{-\infty}^{\infty} Z(x) \exp [-i2\pi fx] dx \quad \dots\dots\dots (2-4)$$

と定義でき、さらに、このフーリエ成分 $F(f)$ を用いて (片側) スペクトルも、

$$E(f) = 2 \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\langle F(f) F(f)^* \rangle}{T} \quad \dots\dots\dots (2-5)$$

と定義できる。

スペクトル解析では、位置を表す変数 x のかわりに通常時刻 t で定義され、変数 f はそれゆえ周波数と呼ばれている。この場合は、空間の中での変動という意味から、 f を空間周波数、 $E(f)$ を空間スペクトルと呼ぶことにする。 $E(f)$ はある区間で f 回変動するような変動成分がどの程度含まれているかを示す量になっている。さらに、スペクトル解析での基本定理である Wiener-Khintchine の公式によれば、次の関係が成立している。

$$C(\tau) = \int_0^{\infty} E(f) \cos 2\pi f \tau df \quad \dots\dots\dots (2-6)$$

1. 3 メッシュデータから得られる空間相関関数

空間相関関数を求めて空間的な相互関係を把握しようとする場合、現実には、ある幅 S で作られたメッシュデータ $Z(x, S)$ から (2-3)式に基づいて計算するしかない。しかし、この結果はメッシュデータを求める際の元となった連続変量 $Z(x)$ で定義される空間相関関数とは異なってくる。以下では、幅 S を用いたとき

の空間相関関数

$$C(\tau, S) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} Z(x, S) Z(x + \tau, S) dx \quad \dots\dots\dots(2-7)$$

と (2-3) 式で定義される本来の空間相関関数の関係を導く。

まず, (2-2) および (2-6) 式を用いることで,

$$C(\tau, S) = \int_0^\infty \left(\frac{\sin \pi f S}{\pi f S} \right)^2 E(f) \cos 2\pi f \tau df \quad \dots\dots\dots(2-8)$$

なる関係が容易に導ける¹⁾。この式と (2-6) 式を比較すると, 変量 Z の空間スペクトル $E(f)$ が幅 S のメッシュを用いることで次式のように変形されたことがわかる。

$$E(f, S) = \left(\frac{\sin \pi f S}{\pi f S} \right)^2 E(f) \quad \dots\dots\dots(2-9)$$

$$= G(f, S) E(f) \quad \dots\dots\dots(2-10)$$

通常のスเปクトル解析では, スペクトルを変形させるものをフィルターと呼んでいるので, 上記の $G(f, S)$ を空間フィルターと呼ぶことにする。

以上の結果から, メッシュ幅 S を用いることの効果は, メッシュデータの空間スペクトルを変形させる空間フィルターの効果として計量できることになる。この効果を図示したものが図2-2 である。図から空間周波数 f が大きいところで, 空間フィルターの値が小さいこと, つまり, メッシュ幅の増大とともに高い空間周波数のところでの空間スペクトルは小さく観測されることがわかる。このことは, 空間的に小さきみに変動する変動成分は, メッシュ幅に依存して過小に評価されてしまうことを示している。

さらに, メッシュサイズ効果, すなわち空間フィルターの効果を具体的に理解するため, 空間周波数 f の代わりに空間変動の周期 ℓ を用いて空間フィルターの効果を検討してみた。

まず, 周期 ℓ は空間周波数 f の逆数になるとすれば, (2-10) 式中の fS は S/ℓ となるので, メッシュ幅 S と空間変動の周期 ℓ の関数としての空間フィルターは以下ようになる。

$$H(\ell, S) = \left(\frac{\sin(\pi S/\ell)}{\pi S/\ell} \right)^2 \quad \dots\dots\dots(2-11)$$

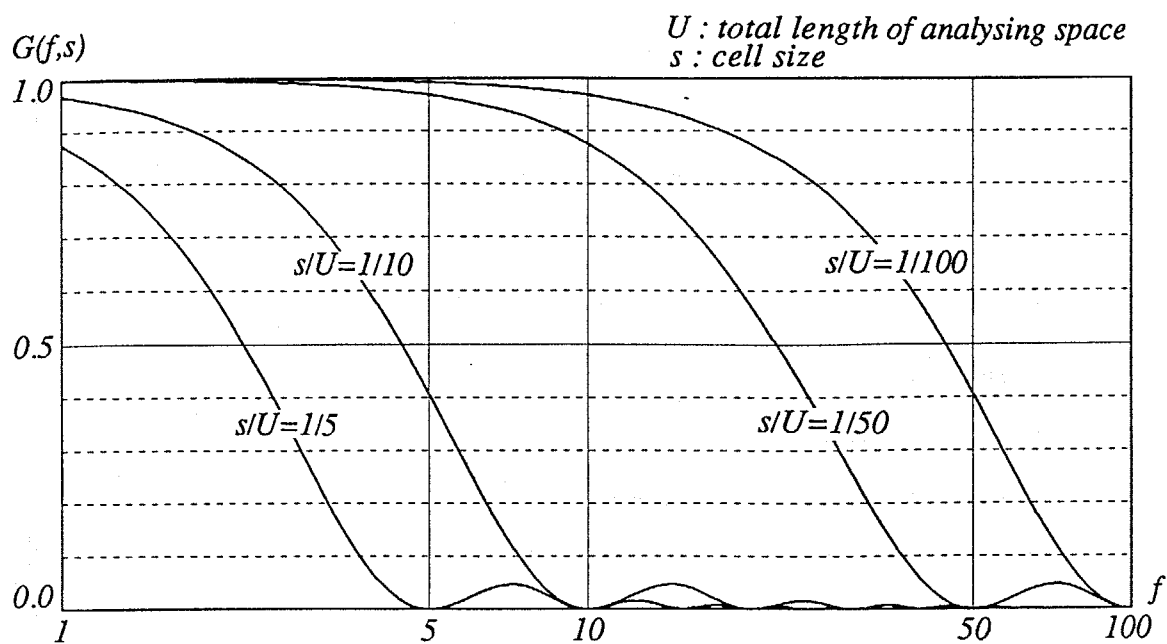


図2.2 空間フィルター : $G(f, S)$

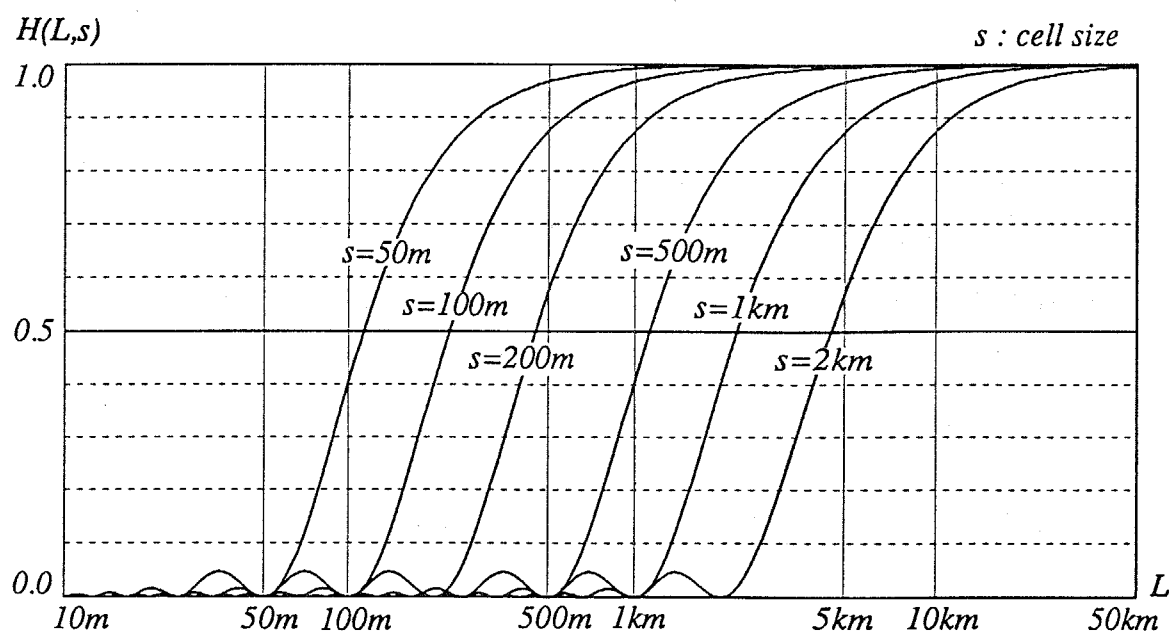


図2.3 空間フィルター : $H(\ell, S)$

これを図示したものが図2-3 である。

これから以下のような事実を読み取ることができる。

- 1) メッシュ幅 S 以下の周期で変動する成分の情報はほぼ失われてしまう。
- 2) 仮に、1 kmの周期で変動している変量だとすると、500m幅のメッシュで計測した場合には、その4割程度しか把握できないこと、200m幅のメッシュで計測した場合には、その9割程度まで把握されることになる。

以上の結果から、 ℓ の周期で変動している変量を8割以上把握するためにはメッシュ幅 S は $\ell/4$ 以下である必要があり、 ℓ の1/10以下のメッシュ幅をとれば、ほとんどメッシュサイズ効果は除去できることがわかる。

つぎに、実際の都市データを利用する際には、連続的な変量 $Z(x)$ を観測できることはまれであり、すでにメッシュ化されていることが多いので、メッシュ幅の違いによる効果を計量するため、メッシュ幅 S_1 とメッシュ幅 S_2 とを用いたときの空間スペクトルについて検討する。

このとき、容易に、

$$C(\tau, S_2) = \int_0^{\infty} g(f, S_2, S_1) E(f, S_1) \cos 2\pi f S_2 df \quad \dots\dots\dots (2-12)$$

$$\begin{aligned} g(f, S_2, S_1) &= \frac{G(f, S_2)}{G(f, S_1)} \\ &= \left(\frac{S_1 \sin \pi f S_2}{S_2 \sin \pi f S_1} \right)^2 \quad \dots\dots\dots (2-13) \end{aligned}$$

なる関係式が導け、幅 S_2 のメッシュから得られる空間スペクトルは幅 S_1 のメッシュから得られる空間スペクトルに空間フィルター $g(f, S_2, S_1)$ による変形を与えたものであることがわかる。

メッシュ幅 S_1 とメッシュ幅 S_2 とを用いたとき、空間フィルターの違いは以下のようなになる。

$$\begin{aligned} h(\ell, S_2, S_1) &= \frac{H(\ell, S_2)}{H(\ell, S_1)} \\ &= \left(\frac{S_1 \sin(\pi S_2 / \ell)}{S_2 \sin(\pi S_1 / \ell)} \right)^2 \quad \dots\dots\dots (2-14) \end{aligned}$$

2 メッシュサイズ効果の数値例

2. 1 都市メッシュデータ

前節では、理論的にメッシュサイズ効果を導いたが、(2-8)、(2-9)、(2-10)式を見ればわかるように、この効果は元の空間変動 $Z(x)$ の空間スペクトル $E(f)$ がどのような変動成分を持っているかによって異なる。たとえば、いくら空間フィルター効果があっても効果を受ける空間スペクトルの値が小さければ効果は小さい。すなわち、メッシュサイズ効果を除去するために必要なメッシュ幅も、理論的に示した上述の幅よりも大きくてもよいという可能性がある。そこで、実際の都市メッシュデータで空間スペクトル $E(f)$ の形状が極端な次の2種類のメッシュデータを準備した(図2-4, 図2-5 参照)。

1) 大阪府内商業・業務地の面積比率データ

メッシュサイズ: 東西方向約574m南北方向約463m

メッシュ数 : 10×32個

出典 : 大阪土地利用現況調査(昭和49年)

2) 東京都内一部グロス建蔽率データ

メッシュサイズ: 東西方向南北方向ともに50m

メッシュ数 : 32×5個

出典 : 東京都「奥沢」1/2500より作成(昭和49年測図)

前者は、図からもわかるように中央部にピークをひとつもつ比較的なだらかな変化をするもので、メッシュサイズを大きくとっても、この傾向を把握できると予想される。後者のデータはメッシュサイズを故意に小さく作成し、全体的な変動の傾向が観察しにくい。

以下の分析では、大阪のデータでは南北方向に10列あるものとして各列の空間スペクトル、空間相関関数などを分析する。東京のデータでは東西方向に5列あるものとして各列について同様の分析を行う。ここでは、メッシュサイズの効果を見るため、各データの最小メッシュの幅を S_1 と呼び、次に2個ずつメッシュをまとめて新たなメッシュとしたものを S_2 、同様に4個ずつメッシュをまとめたものを S_3 と表し計算する。すなわち、大阪府の商業・業務地面積比率のデータにおいては、

$$S_1=463\text{m}, \quad S_2=2 \times 463\text{m}, \quad S_3=4 \times 463\text{m}, \quad \dots\dots$$

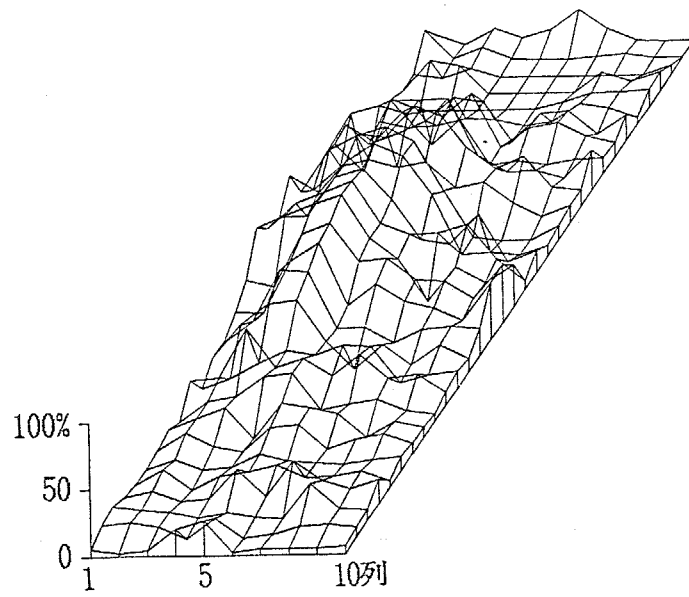


図2.4 商業・業務用地面積比率（大阪府）

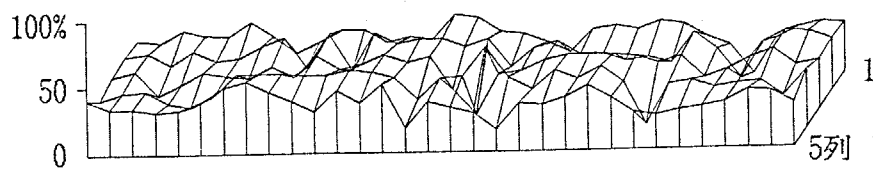


図2.5 グロス建ぺい率（東京都）

であり、東京都のグロス建蔽率のデータにおいては、

$$S_1=50\text{m}, \quad S_2=2\times 50\text{m}, \quad S_3=4\times 50\text{m}, \quad \dots\dots$$

というメッシュサイズである。以下のフーリエ変換の数値計算は、FFT (fast Fourier transform) によっている。

2. 2 空間スペクトル

大阪府の商業・業務地面積比率のデータにおける空間スペクトルを求めたものが図2-6 である。ただし、空間スペクトルは (2-5)式でわかるようにフーリエ変換の自乗平均に相当しているので、単位を合わせる意味で図ではそのルートをとったものを示してある。

都心部より東側にかなり離れた7～10列を除く各列の結果とも空間周波数が1のところで卓越している。このことは $463\text{m}\times 32\text{個}=\text{約}15\text{km}$ の長さの中で1回の割合で変動するという傾向が卓越していること、すなわち、約15kmの周期で変動することが特徴的であることになる。この事実は、図2-4 の傾向と合致している。都心部より離れた7～10列の場合には卓越した空間周波数は顕著でない。

以上の結果は与えられた最小のメッシュサイズ S_1 での分析結果であるが、メッシュサイズの効果を見るため、メッシュをまとめて新たにメッシュを作り、メッシュサイズを S_2 , S_3 の幅とした場合の結果も図2-6 に示してある。ただし、メッシュをまとめてしまうことにより、メッシュ数が少なくなるので、計算できるスペクトルの周波数の範囲は、 $1/2$, $1/3$ と狭まってくる。これらの結果を見る範囲では、空間スペクトルには大きな差が見られない。これは大阪府の商業・業務地面積比率データの場合、先に述べたような約15kmという大きな変動が卓越しているため相当大きなメッシュサイズを用いてもこの変動は影響されないということであろう。

このことを確認するために、一番小さいメッシュサイズを S_1 として、幅を S_2 , S_3 とした場合の空間スペクトルを(2-12)式を用いて、

$$E(f, S_i) = E(f, S_1) \times g(f, S_i, S_1) \quad \dots\dots\dots (2-15)$$

と推定した。これを図示したものが図2-7 である。これをみると空間周波数が3以上からこの効果がわずかに表れてくることがわかる。これは、もともと高い空間周波数の空間スペクトル自身が小さかったことによるものである。

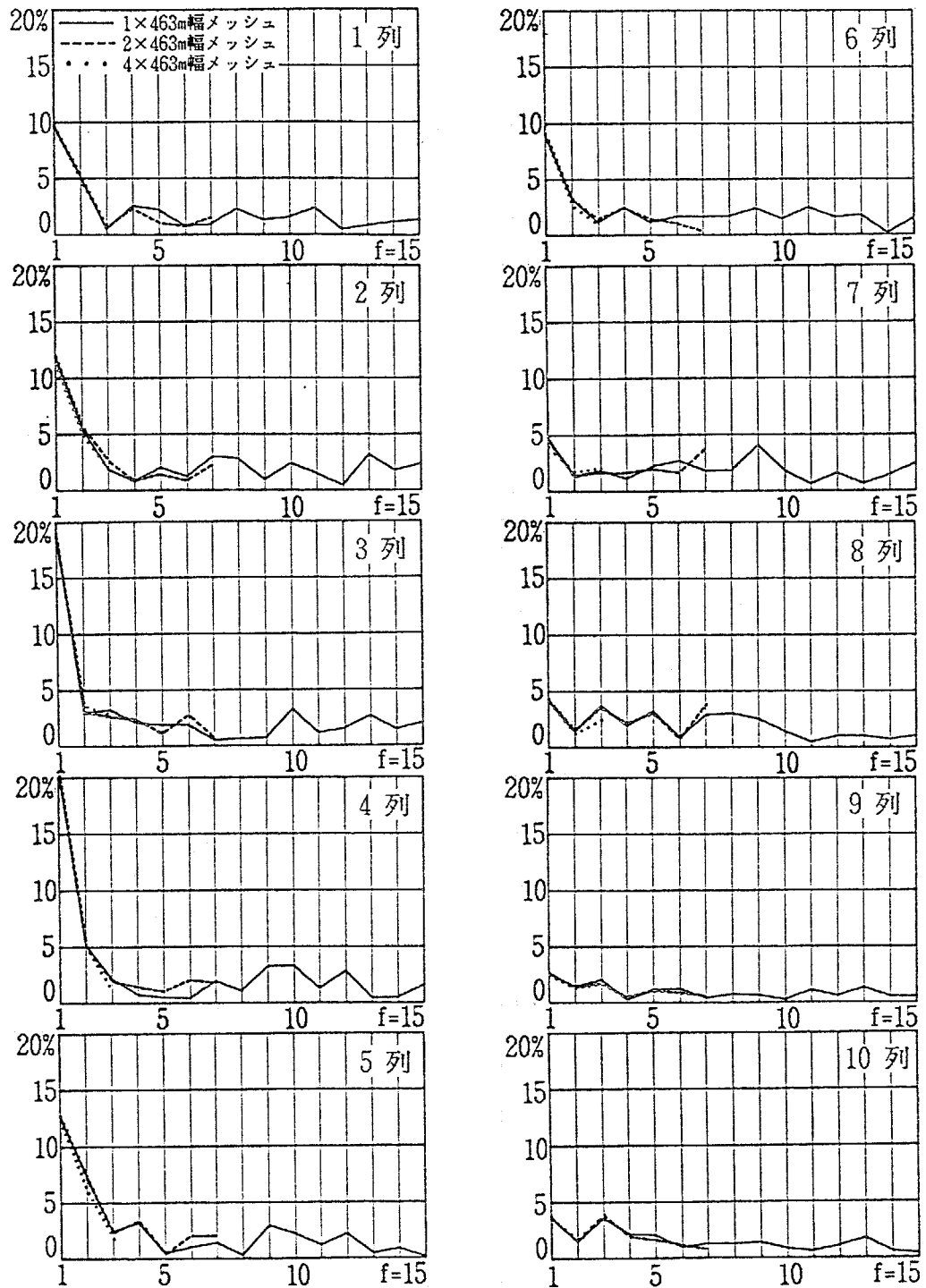


図2.6 空間スペクトル(メッシュの大きさによる違い：大阪府)

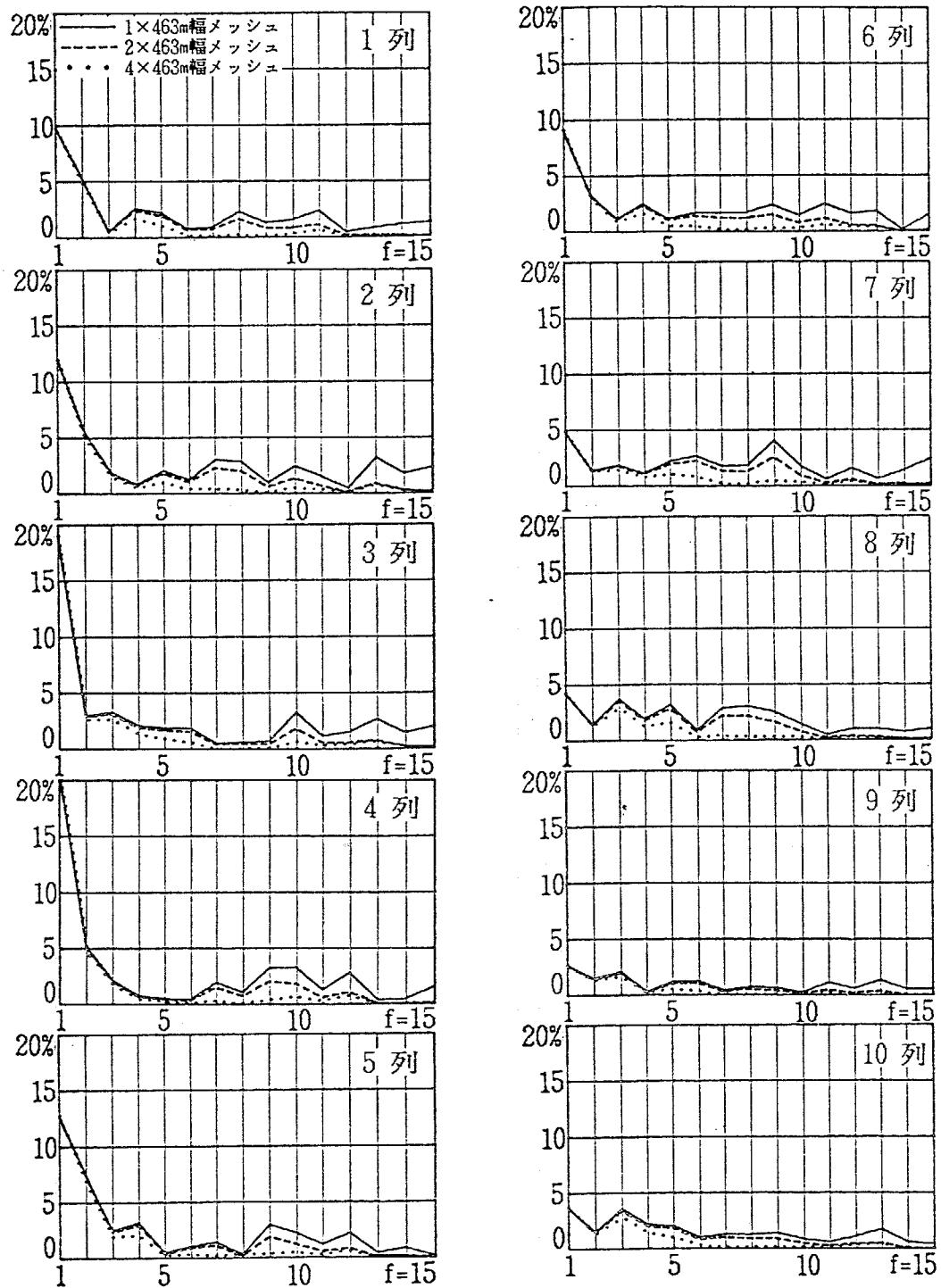


図2.7 空間スペクトル(最小メッシュからの理論予測：大阪府)

同様な手続きで、東京都区部のグロス建蔽率データにおける空間スペクトルを求めたものが図2-8 である。各列の結果とも、大阪府の商業・業務地面積比率データで観察されたような、ある特定の空間周波数で空間スペクトルのピークは見られない。特に2列目の場合には空間スペクトルの値が空間周波数の全範囲で高くなっている。通常のスペクトル解析では、このような傾向はもとの変量がホワイトノイズの場合に見られるもので、建蔽率をこのような小さいメッシュサイズで観察すると隣接するメッシュ間の建蔽率にはほとんどランダムな関係しかないということができる。

以上の結果を要約すると次のようになる。

- 1) 大阪府の商業・業務地面積比率データでは、空間スペクトルの計算結果から周期約15kmの変動成分が卓越し、それ以外の変動成分は小さい。
- 2) このため、理論的には高い空間周波数のところで空間スペクトルはメッシュ幅の増大とともに小さく観測されるが、もともと極端に低い空間周波数の成分しか持たない変動なので、メッシュ幅の効果をあまり受けない。
- 3) 東京都内の建蔽率データの空間スペクトルは、ある特定の空間周波数で空間スペクトルのピークは見られない。特に、2列目の場合はホワイトノイズの空間スペクトルに近い。

2. 3 空間相関関数

大阪府の商業・業務地面積比率データより求めた空間相関関数を図2-9 に示した。ただし、計算に際しては、前項で求めた空間スペクトルを用いて (2-6)式によって逆フーリエ変換により求め、図では $\tau=0$ での空間相関関数の値で基準化している。

図2-9 から、都心部 (1列～5列) での空間相関関数は、1～2メッシュ (1 km程度) 離れた地点どうして極めて大きく、7～8メッシュ (3.5km 付近) で0になり、10～16メッシュ (5～7 km付近) でかなり高い逆相関になることがわかる。このことは、都心部の商業・業務地面積比率は1 km程度離れてもよく似た傾向を持っており、土地利用形態には連担性があることを示しており、また、5～7 kmはなれると土地利用形態がかなり異なってくることを示している。後者の事実、5～7 kmという距離が中心部と周辺部の距離であることから理解するこ

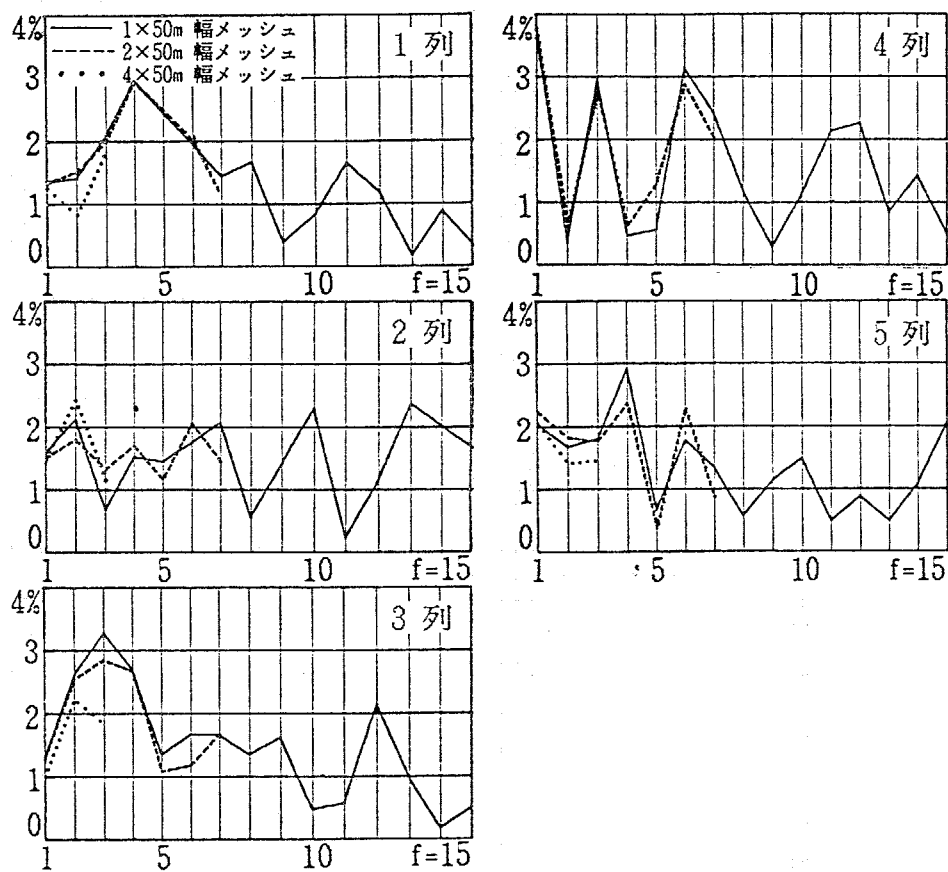


図2.8 空間スペクトル(メッシュの大きさによる違い: 東京都)

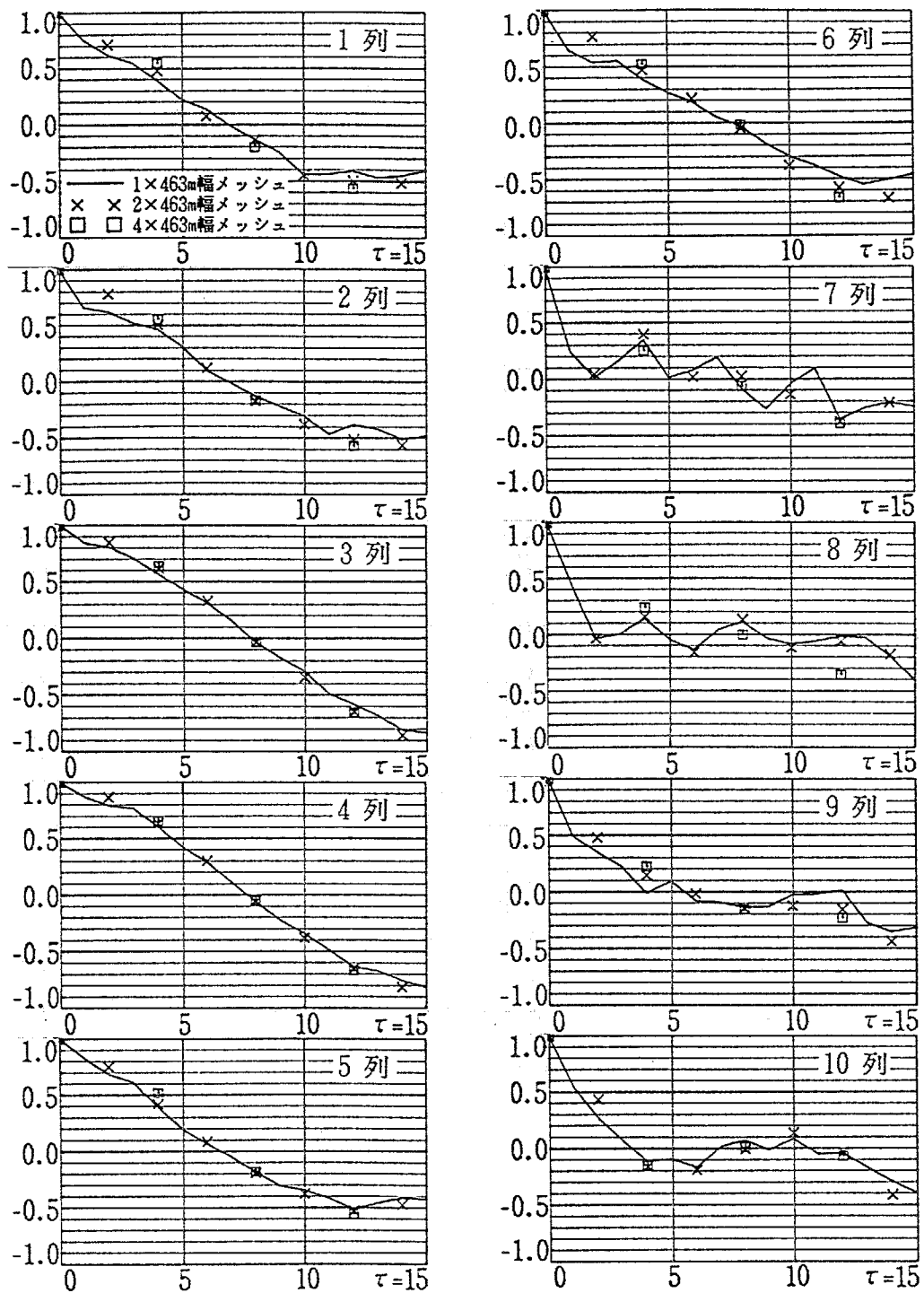


図2.9 空間相関関数(メッシュの大きさによる違い: 大阪府)

とができる(図2-4 参照)。都心部から東側に離れたところでの列(7~10列)から得られた空間相関関数では、2~4メッシュ、すなわち、1.5km付近で値は0になり、それ以上離れてもほとんど0に近い。このことから、都心部に見られたよりも土地利用の連担性は弱いといえる。

メッシュサイズの効果を見るため、前項と同様にメッシュをいくつかまとめて新たにメッシュデータを作成し直して計算した空間相関関数も図2-9に示してある。際立って大きな差ではないが、近い距離のところで、メッシュサイズの大きなもの程高い値となることが観測される。

次に、この計算結果にみられる傾向が、前節で検討した理論展開による結果と一致しているかどうかをみるため、(2-12)式によって一番ちいさなメッシュ幅 S_1 を用いて理論的に推定した、メッシュサイズが S_2 、 S_3 幅のメッシュの空間相関関数を示したものが図2-10である。この結果も近い距離のところで、メッシュサイズの大きなもの程高い値となっている。

また、図2-11に示すように、数値的にも理論的値と計算値とは非常によく一致しており、メッシュサイズの違いによる効果の理論が現実のデータでも成立していることがわかる。同様の分析を東京都区部の建蔽率データについて試みた結果が図2-12に示されている。1メッシュ離れると空間相関関数の値は急激に減少し、空間スペクトルでみたように、このデータからは空間的な相互関係は見られず、むしろランダムに近い。これは、建蔽率が空間的にランダムなパターンとなっているということよりも、メッシュを小さく切りすぎ、且つ、狭い範囲のデータを観察しているため、誤差を拾い過ぎてしまったという理由も考えられる。

3 まとめ

メッシュサイズの取り方による都市メッシュデータの解析結果へ与える影響を、空間相関関数で空間的な性質を読み取るとした場合について、理論的、数値的に解析した。その結果、

- 1) メッシュサイズの効果は、空間スペクトル上でフィルター効果として表れ、その効果が(2-10)式で与えられることを理論的に示した。
- 2) この理論結果によれば、計測すべき空間的变化の周期の1/10程度以下のメッ

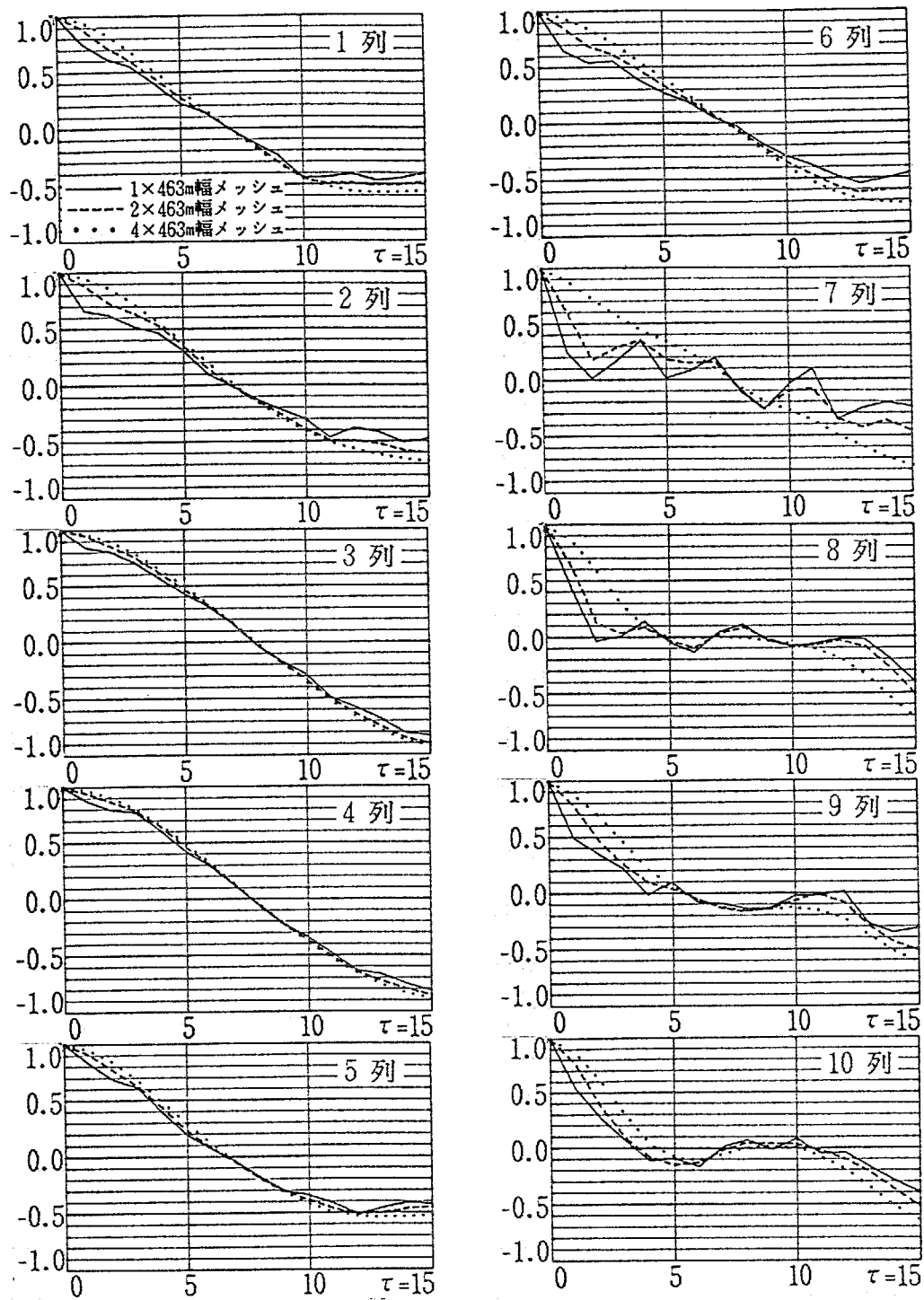


図2.10 空間相関関数(最小メッシュからの理論予測：大阪府)

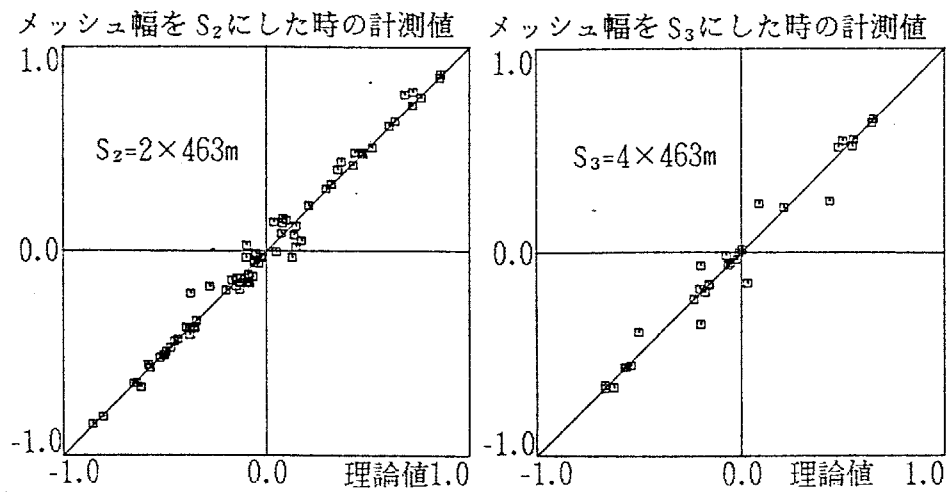


図2.11 空間相関関数(大阪府)の計算値と理論値

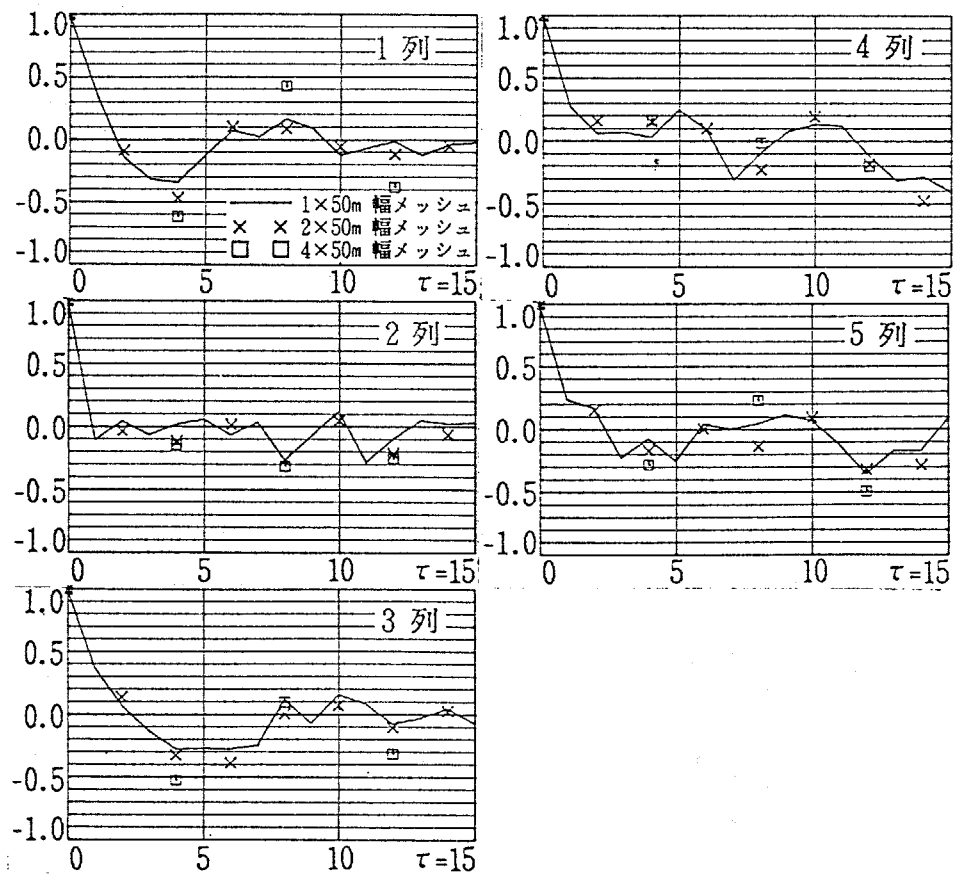


図2.12 空間相関関数(メッシュの大きさによる違い: 東京都)

シュ幅を用いないとメッシュサイズの影響がでてくる。

- 3) メッシュデータの変化が大阪府の商業・業務地面積比率データのようになだらかな場合、メッシュサイズの効果は、空間スペクトル上では大きな変化を与えないが、空間相関関数上では、空間スペクトルを積分してゆくので、空間スペクトルのわずかな差の積分効果として、近い距離の場合に高めになって観測されることが数値的に明らかとなった。
- 4) 東京都区部のグロス建蔽率データのように、小さすぎるメッシュで狭い範囲のメッシュデータの場合は、その変化がランダムに近く観測されるため、メッシュサイズの顕著な影響が見られない。

以上のことから、原則的には計測したい空間変動の周期のほぼ1/10程度のサイズのメッシュ幅であるべきといえるが、大阪府の商業・業務地面積比率データのように、その空間変動がなだらかな場合には、多少メッシュサイズは大きくてもかまわない。また、狭い範囲の小さすぎるメッシュの場合には、東京都区部のグロス建蔽率データのように、誤差を拾い過ぎてしまい、空間的相関関係を見失う恐れがある。

【註】

- 1) (2-7)式に、(2-2)式を代入して、(2-6)式を利用すると以下ようになる。

$$C(\tau, S)$$

$$\begin{aligned}
 &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} Z(x, S) Z(x + \tau, S) dx \\
 &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} \frac{1}{S} \int_{-S/2}^{S/2} Z(x + u_1) du_1 \cdot \frac{1}{S} \int_{-S/2}^{S/2} Z(x + \tau + u_2) du_2 dx \\
 &= \frac{1}{S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \int_{-S/2}^{S/2} \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} Z(x + u_1) Z(x + \tau + u_2) dx du_1 du_2 \\
 &= \frac{1}{S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \int_{-S/2}^{S/2} C(\tau + u_2 - u_1) du_1 du_2 \\
 &= \frac{1}{S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \int_{-S/2}^{S/2} \int_0^{\infty} E(f) \cos 2\pi f(\tau + u_2 - u_1) df du_1 du_2
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \int_{-S/2}^{S/2} \cos 2\pi f(\tau + u_2 - u_1) du_1 du_2 df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \left[\frac{\sin 2\pi f(\tau + u_2 - u_1)}{2\pi f} \right]_{-S/2}^{S/2} du_1 df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{2\pi f S^2} \int_{-S/2}^{S/2} \{ \sin 2\pi f(\tau + S/2 - u_1) - \sin 2\pi f(\tau - S/2 - u_1) \} du_1 df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{2\pi f S^2} \left[\frac{\cos 2\pi f(\tau + S/2 - u_1) - \cos 2\pi f(\tau - S/2 - u_1)}{2\pi f} \right]_{-S/2}^{S/2} df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{(2\pi f S)^2} \\
&\quad \cdot \{ \cos 2\pi f \tau - \cos 2\pi f(\tau + S) - \cos 2\pi f(\tau - S) + \cos 2\pi f \tau \} df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{E(f)}{(2\pi f S)^2} \cdot 2 \cos 2\pi f \tau (1 - \cos 2\pi f S) df \\
&= \int_0^{\infty} \frac{2(1 - \cos 2\pi f S)}{(2\pi f S)^2} \cdot E(f) \cos 2\pi f \tau df \\
&= \int_0^{\infty} \left(\frac{\sin \pi f S}{\pi f S} \right)^2 \cdot E(f) \cos 2\pi f \tau df
\end{aligned}$$

第 3 章 空間相関分析法の実用的計算方法と統計的検定

- 1 空間相関分析法の計算方法の再構成
 1. 1 空間相関関数とメッシュデータの取り方
 1. 2 空間影響関数モデルと推定方法
 1. 3 重回帰分析パッケージ・プログラムの利用
 1. 4 F F T 利用による計算の高速化
- 2 空間相関関数の信頼性と視覚化
 2. 1 相関関数の確率分布
 2. 2 空間相関関数の区間推定論
 2. 3 空間相関関数の値の差の有意性判定
 2. 4 空間相関関数の構造化
 2. 5 空間相関関数の構造の視覚化
- 3 まとめ

1 空間相関分析法の計算方法の再構成

1. 1 空間相関関数とメッシュデータの取り方

都市領域内の任意の座標 (t_1, t_2) において各変量 X_i の値が得られているとき、そこから空間ラグ (k_1, k_2) だけ離れた座標 (t_1+k_1, t_2+k_2) とのペアをとり空間ラグ (k_1, k_2) に関する空間共分散関数を計算する場合のデータの取り方には次の二つの方法がある。たとえば、領域 M の大きさを $N_1 \times N_2$ とし、空間ラグが $(-L_1 \leq k_1 \leq L_1, -L_2 \leq k_2 \leq L_2; L_1=3, L_2=3)$ の範囲について空間共分散関数を計算する場合、(a)図3.1(A)に示すように、空間共分散関数は領域 M 内で空間ラグが (k_1, k_2) となる可能なデータのペアの全てから計算されるが、データの組み合わせ数は空間ラグ (k_1, k_2) によって異なり $(N_1-k_1)(N_2-k_2)$ 組となる。以下では、このようなペアのうち座標 (t_1, t_2) のとり範囲を $M(k_1, k_2)$ と表記する。

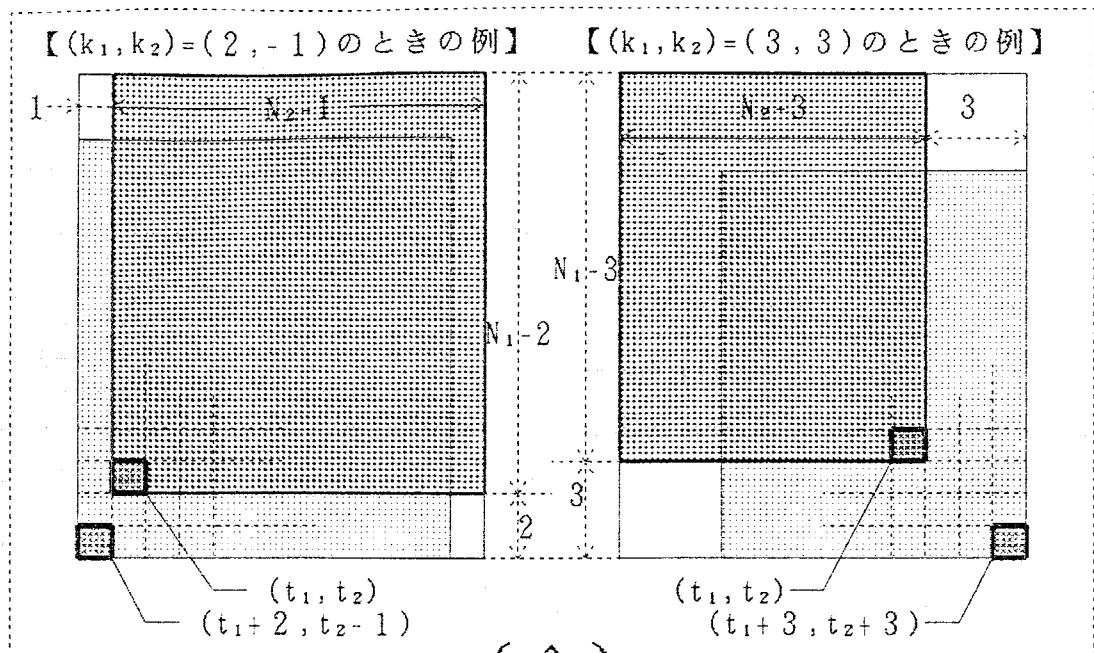
(b)図3.1(B)に示すように、上記と同じデータに対して、空間共分散関数を計算するペアの数を空間ラグ (k_1, k_2) に依らず一定数の $(N_1-2L_1)(N_2-2L_2)$ 組となるように計算することも可能である。この場合は、全ての k_1, k_2 について、上記の $M(k_1, k_2)$ の共通集合部分（以下 M_0 と表記する）に座標 (t_1, t_2) を限定したことに等しい。従って、同じデータに対して上記の方法に比べ周辺部の座標におけるデータを利用しないことになる。

すなわち、前者はメッシュデータの端部の情報を失わないという利点を持ち、後者は各空間ラグにおけるデータ数は一定であるという利点を持つ。前述のように空間共分散関数、またはそれを規準化した空間相関関数を求めて、都市活動の連担性、共存性、排斥性を計量的に分析する際には、(a)の方法が精度上望ましい。しかし、実用的な見地からすると、次のような条件下では(b)の方法で代替することが可能である。

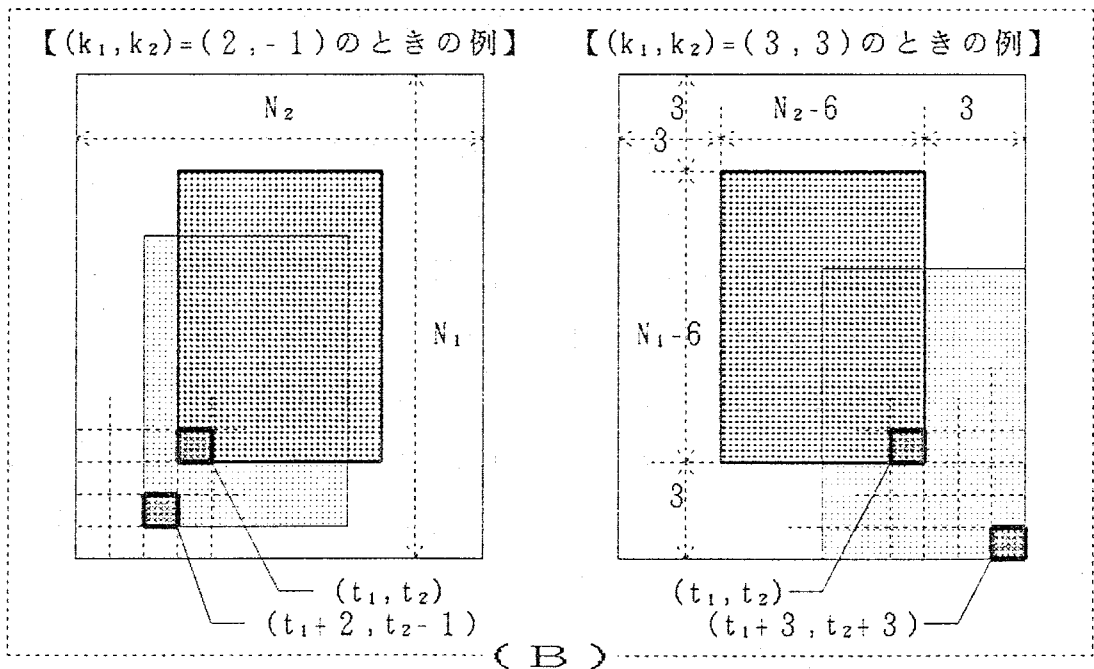
①対象領域が充分広く(b)の方法で捨象する周辺部データの数が相対的に小さくなる場合。

②分析対象地域の空間構造の特徴を見るとき、対象地域周辺では外部地域の影響のためその地域の特徴がむしろ曖昧になっており、周辺部のデータよりも中心部のデータを活用しようとする場合。

また、このような代替によって精度が落ちることの対策として、後述の推定値の信頼区間を調べる方法によって、どれだけ精度が落ちたのかを知ることができ



空間ラグが (k_1, k_2) となるデータのペア全てを組み合わせ、データの組み合わせ数は空間ラグ (k_1, k_2) により異なり $(N_1 - |k_1|)(N_2 - |k_2|)$ 組となる。



データの組み合わせ数はいつも一定であり $(N_1 - 2L_1)(N_1 - 2L_2)$ 組となる。

凡例



(t_1, t_2) の
とり得る範囲



$(t_1 + k_1, t_2 + k_2)$ の
とり得る範囲

空間ラグ (k_1, k_2) が $(-L_1 \leq k_1 \leq L_1, -L_2 \leq k_2 \leq L_2; L_1=3, L_2=3)$ の範囲について空間相関関数を計算するときのデータ範囲のとり方の例

図3.1 空間相関関数を計算するときのデータの取り方

る。経験的には、空間構造すなわち都市活動間の影響の仕方が対象地域中央部と周辺地域で異なるような場合には、この差が大きく、中央部と周辺部でその影響の差がない場合には、推定値そのものは大きくずれることはないが、データ数を落とした分だけ推定値の信頼区間は広がってしまうことになる¹⁾。

1. 2 空間影響関数モデルと推定方法

ここでは、SCA法の計算方法を、誰でも容易に実行できるように、その計算アルゴリズムを明示しておく。図3.2は、モデルの定式化から空間影響関数の推定に至るまでのSCA法の計算過程を簡単にまとめたものである。SCA法の計算プログラムは自己開発するには若干大規模なものであるが、この空間影響関数を推定する過程（第1章の(1-18), (1-19)式の解法）に、既存の線型連立方程式解法のパッケージ・プログラムを利用すれば、プログラム開発に要する労力の削減を図ることができる。

1. 3 重回帰分析パッケージ・プログラムの利用

前節では、既に計算された空間共分散関数から空間影響関数モデルのパラメータを推定する過程に線型連立方程式のパッケージ・プログラムが活用できることを示したが、この方法は、前述の活用データの取り方としては、(a), (b)のどちらでもかまわない。

以下では、活用データの取り方で、(b)の方法でも構わないと判断できる場合に重回帰分析パッケージ・プログラムを活用して、空間共分散関数の計算自体も既存プログラム内で計算させ、原メッシュデータから空間影響関数モデルを直接推定する方法を提示したい。

分析対象となる対象都市領域Mの大きさを $N_1 \times N_2$ とすると、都市活動を表すひとつひとつの変量 X_i のメッシュデータは、言わば位置座標を表すふたつのサフィクスをもつ二次元配列になっており、空間的位置関係の情報を有している。一方、重回帰分析モデルでは、ひとつの変量 X_i は、たとえば何番目ということを表すひとつのサフィクスをもつ一次元配列データの形をしている。そのため、この位置情報を損なうことなく、各変量の二次元配列を一次元化して、重回帰分析プログラムのデータとして与えなくてはならない。このデータの変換を機械的

$$x_j(t_1, t_2) = a_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{\ell_1=-L_1}^{L_1} \sum_{\ell_2=-L_2}^{L_2} h_{ij}(\ell_1, \ell_2) \cdot x_i(t_1 - \ell_1, t_2 - \ell_2)$$

メッシュ空間における
空間影響関数モデルの
定式化

↓

SCA法の計算過程

$$x_j(t_1, t_2), x_i(t_1+k_1, t_2+k_2)$$

メッシュデータと
空間ラグ(k₁, k₂)

↓ 積和平均 (空間共分散関数の計算)

$$C_{ij}(k_1, k_2) = E[x_j(t_1, t_2) x_i(t_1+k_1, t_2+k_2)]$$

空間共分散関数

↓ 基準化

↓

↓

$$R_{ij}(k_1, k_2) = \frac{C_{ij}(k_1, k_2)}{\sqrt{C_{ii}(0, 0) C_{jj}(0, 0)}}$$

空間相関関数
(都市活動要素の空間
的影響関係の解析)

↓ 連立方程式の導出

$$C_{ij}(k_1, k_2) = \sum_{k=1}^n \sum_{\ell_1=-L_1}^{L_1} \sum_{\ell_2=-L_2}^{L_2} h_{kj}(\ell_1, \ell_2) C_{ik}(k_1 - \ell_1, k_2 - \ell_2)$$

連立方程式

↓ 連立方程式の計算 (空間影響関数の推定)

$$h_{ij}(\ell_1, \ell_2)$$

空間影響関数

図3.2 SCA法における空間影響関数の推定過程

に行うため、次の1対1写像 $P(i, l_1, l_2)$ によって(1-21)式で定式化された空間影響関数モデルの各変量の値に並び替えを施す。

$$P(i, l_1, l_2) = (i-1)(2L_1+1)(2L_2+1) + (l_1+L_1)(2L_2+1) + l_2 + L_2 + 1 \quad \cdots \cdots (3-1)$$

for $i=1, 2, \dots, n$ (n : 変数の数)

$$-L_1 \leq l_1 \leq L_1, \quad -L_2 \leq l_2 \leq L_2$$

ここで、並び替えを行った後の説明変量を新たに z_{ji} 、被説明変量を y_i と記述すると、 y_i と z_{ji} との間の関係は次の線型モデルの形として表現することができる。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 z_{1i} + \dots + \beta_j z_{ji} + \dots + \beta_P z_{Pi} \quad \cdots \cdots (3-2)$$

for $i=1, 2, \dots, N$, $N=(N_1-2L_1)(N_2-2L_2)$

$j=1, 2, \dots, P$, $P=n(2L_1+1)(2L_2+1)$

ここで、回帰係数 β_i は残差平方和を最小とする最小自乗推定値として次の方程式を解いて推定することができる。

$$\left. \begin{aligned} S_{11}b_1 + S_{12}b_2 + \dots + S_{1P}b_P &= S_{y1} \\ S_{12}b_1 + S_{22}b_2 + \dots + S_{2P}b_P &= S_{y2} \\ &\vdots \\ S_{1P}b_1 + S_{2P}b_2 + \dots + S_{PP}b_P &= S_{yP} \end{aligned} \right\} \quad \cdots \cdots (3-3)$$

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{z}_1 - b_2 \bar{z}_2 - \dots - b_P \bar{z}_P \quad \cdots \cdots (3-4)$$

$$\text{for } S_{ij} = \sum_{k=1}^N (z_{ik} - \bar{z}_i)(z_{jk} - \bar{z}_j), \quad S_{yi} = \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})(z_{ik} - \bar{z}_i),$$

$$\bar{z}_i = (\sum_{k=1}^N z_{ik})/N, \quad \bar{y} = (\sum_{k=1}^N y_k)/N \quad (i, j=1, 2, \dots, p)$$

このとき、共分散 S_{ij} 、 S_{yi} の値は $(N_1-2L_1)(N_2-2L_2)$ 組のペアのデータから計算される値であり、先に図3.1(B)で示したデータ範囲のとり方を M_0 として計算したときの空間共分散関数の値に等しいものとなる。また、その空間共分散関数からなる連立方程式(3-3)式は第1章で示した連立方程式(1-18)と等価であって、得られる回帰係数の推定値 b_i を写像 P の逆写像 P^{-1} で逆変換すれば、データ範囲のとり方を M_0 として推定したときの空間影響関数を得ることができる。

以上から、比較的大規模となるSCA法の計算プログラムを開発する代わりに、

この並び替え写像Pの計算プログラムを準備するだけで、重回帰分析のパッケージ・プログラムを利用して空間影響関数モデルの推定を行うことが可能となり、計算プログラム開発に要する労力を軽減することができる。

1. 4 F F T利用による計算の高速化

ここでは、S C A法の基礎となる空間相関関数の計算を迅速かつ正確に行うため、既存のF F T (fast Fourier transform; 高速フーリエ変換) と呼ばれるフーリエ変換プログラムを活用できることを示す。

通常のフーリエ変換²⁾は、たとえば時間の関数としての音量を音の周波数の関数として捉えなおすというように、一次元変量をその一次元周波数領域へと移し変える操作である。このとき、周波数領域（これと数学的に等価な角速度領域で表すこともある）で簡単に計算できるパワースペクトルの逆フーリエ変換が一次元で定義される共分散関数（相関関数）になるという有名なWiener-Khintchineの公式があり、これを利用して共分散関数は計算される。また、周波数領域へのフーリエ変換、パワースペクトルからの逆フーリエ変換の実際の計算にはF F Tが用いられる。その理由は、巧妙な並び替え操作をすることで演算回数を極端に少なくしているため、高速であることと、演算繰り返しによる計算誤差が理論的に小さくなるためである。

対象としているメッシュデータは二次元変量であるため、このフーリエ解析のアイデアとF F Tの活用のためには、既存のフーリエ変換の技法が活用できるように、フーリエ変換を二次元変量の場合に一般化しておかなくてはならない。以下では、二次元変量のフーリエ変換という操作を、メッシュ座標の t_1 方向に通常のフーリエ変換を行い、続いて t_2 方向に通常のフーリエ変換を行うという自然な一般化によって定義することで、通常のフーリエ解析の考え方がほぼ活用できること、すなわち、Wiener-Khintchineの公式の二次元版に相当する公式が成立することを示す。さらに、この公式を用いることで、原メッシュデータから通常のフーリエ変換を用いて計算した二次元パワースペクトルから通常の逆フーリエ変換を繰り返すだけで、空間相関関数が計算できることを示す。すなわち、 t_1 方向および t_2 方向の、二度のフーリエ変換と二度の逆フーリエ変換においてF F Tを活用することを示す。

上記の考え方が、数学的に可能であることを示すためメッシュデータつまり区間 ($|t_1| \leq T_1/2 ; |t_2| \leq T_2/2$) で定義される二次元変量を $x(t_1, t_2)$ とするとき、

$$\alpha(n_1, n_2) = \frac{1}{T_1 T_2} \int_{-T_1/2}^{T_1/2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} x(t_1, t_2) \cdot \exp[-i2\pi(n_1 t_1/T_1 + n_2 t_2/T_2)] dt_1 dt_2 \quad \dots\dots\dots(3-5)$$

なる変量を定義する (本項に限り記号 i は、変量 X_i を表すサフィクスではなく虚数単位を表す)。

このとき、もとの二次元関数 $x(t_1, t_2)$ 自体がこの $\alpha(n_1, n_2)$ を用いて以下のように表されることは簡単に証明することができる³⁾。

$$x(t_1, t_2) = \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} \alpha(n_1, n_2) \exp[i2\pi(n_1 t_1/T_1 + n_2 t_2/T_2)] \quad \dots\dots\dots(3-6)$$

さらに、(3-5) 式は、角速度 ω を用いるときには、

$$W(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x(t_1, t_2) \exp[-i(\omega_1 t_1 + \omega_2 t_2)] dt_1 dt_2 \quad \dots\dots\dots(3-7)$$

と表すことができる。この $W(\omega_1, \omega_2)$ を $x(t_1, t_2)$ の二次元フーリエ変換と呼ぶことにする。ここで、イクスポネンシャル内で和の形になっている t_1 と t_2 は積分項内では積の形とみなせ、 t_1 で積分してから t_2 で積分すると考えてよく、この積分計算に相当するのが通常の一次元のフーリエ変換に相当している。したがって、 t_1 に関して通常のフーリエ変換をし、続いて t_2 に関して通常のフーリエ変換したものが、(3-7) 式によって定義された二次元のフーリエ変換ということになる。

このとき(3-6) 式も角速度表示を用いると、

$$x(t_1, t_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W(\omega_1, \omega_2) \exp[i(\omega_1 t_1 + \omega_2 t_2)] d\omega_1 d\omega_2 \quad \dots\dots\dots(3-8)$$

となる。すなわち、 $W(\omega_1, \omega_2)$ の二次元フーリエ変換によって $W(\omega_1, \omega_2)$ を用いて $x(t_1, t_2)$ を求めることができる。このことは通常の一次元フーリエ変換の自然な二次元空間への拡張が可能になったことを示している。

つぎにパワー・スペクトル $S(\omega_1, \omega_2)$ を、

$$S(\omega_1, \omega_2) = \lim_{T_1 \rightarrow \infty} \lim_{T_2 \rightarrow \infty} \frac{(2\pi)^2 W(\omega_1, \omega_2) W^*(\omega_1, \omega_2)}{T_1 T_2} \dots\dots\dots(3-9)$$

と定義する。そこで自己相関関数の定義

$$C(\tau_1, \tau_2) = \lim_{T_1 \rightarrow \infty} \lim_{T_2 \rightarrow \infty} \frac{1}{T_1 T_2} \int_{-T_1/2}^{T_1/2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} x(t_1, t_2) \cdot x(t_1 + \tau_1, t_2 + \tau_2) dt_1 dt_2 \dots\dots\dots(3-10)$$

から、(3-8)式を代入し積分順序を入れ換える。このとき積分区間は $(-\infty, \infty)$ となり、さらに共役関係を利用すれば次の二次元空間におけるWiener-Khintchineの公式を導くことができる。

$$C(\tau_1, \tau_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega_1, \omega_2) \exp [i(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)] d\omega_1 d\omega_2 \dots\dots\dots(3-11)$$

$$S(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} C(\tau_1, \tau_2) \cdot \exp [-i(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)] d\tau_1 d\tau_2 \dots\dots(3-12)$$

すなわち、二次元空間における相関関数とパワースペクトルは互いにフーリエ変換の関係にあり、一方が知れば他方も求めることができる。

以上から、図3.3 に示すように、SCA法の空間相関関数を計算する過程において、まず、メッシュデータの情報を二次元スペクトル領域へ二次元フーリエ変換し、求められたスペクトルから二次元パワースペクトルを計算し、次に、二次元の Wiener-Khintchineの公式(3-11)、(3-12)式を利用してパワースペクトルの二次元逆フーリエ変換を行えば、ただちに空間相関関数を求めることができる。

このとき、二次元フーリエ変換の計算において、メッシュデータの範囲 $(N_1 \times N_2)$ が、 $N_1=2h, N_2=2m$ (h, m は正の整数) となっていれば、FFTのパッケージ・プログラムを利用して理論的にも計算誤差を押さえた計算が可能となり、直接計算する場合よりも演算時間の飛躍的な短縮を図ることが可能となる。

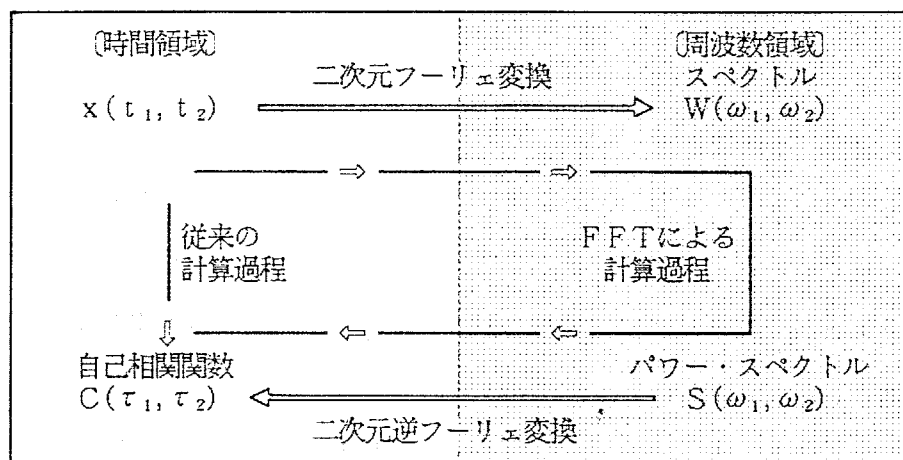


図3.3 二次元空間におけるFourier変換とWiener-Khintchieの公式

2. 空間相関関数の信頼性と視覚化

2. 1 相関関数の確率分布

SCA法における空間相関関数を用いれば、都市活動要素の空間的影響関係を計量的に解析することが可能となる。しかし、1回のコイン投げの実験で表が出たからといって裏が出る確率は0と結論することは危険なように、具体的なデータから計算される空間相関関数の値を、普遍的な数字として扱うことには危険性がある。限られた地域のメッシュデータを扱う以上、SCA法を利用する際にこの危険性を避ける方法を確立しておく必要がある。コイン投げの実験では、表の出る確率は、実験回数と表の出た頻度から決まるある範囲におさまっていると判断してよいというような統計的推論の方法があるが、SCA法の場合も、この統計学的アプローチを用いて、空間相関関数の値の信頼区間を求める理論を構築しておきたい。

相関関数 ρ が確率的に変動しており、これを母集団とし、ここから有限の標本が得られたとし、その標本相関関数 r の分布から、元の相関関数 ρ についての検定や推定を行うことを検討する。しかし、この場合、確率分布についての情報が必要とされ、特に元の相関関数 ρ が0とみなせない場合は確率分布は大変複雑となることが知られている。そこで、次に示すフィッシャーのZ変換と呼ばれる変換⁴⁾を施すと、もとの確率変量の分布の情報がわからない場合でも、Z変換した量は、正規分布に従うという性質があり、正規分布に対して統計学で構築されている検定や推定の理論を活用することが、以下に示すように可能となる。すなわち、標本相関関数 r のZ変換値

$$z = \frac{1}{2} \log_e \frac{(1+r)}{(1-r)} \quad \dots\dots\dots (3-13)$$

は、ほぼ平均 ζ 、分散 σ_z の正規分布に従うという性質が知られており、また、これらの量 ζ 、 σ_z も次のように相関関数 ρ を用いて、

$$\zeta = \frac{1}{2} \log_e \frac{(1+\rho)}{(1-\rho)} \quad \dots\dots\dots (3-14)$$

$$\sigma_z = \frac{1}{\sqrt{n-3}}, \quad (n: \text{標本数}) \quad \dots\dots\dots (3-15)$$

と表せることが知られている。

従って、標本数 n が充分大きいとき（たとえば $n > 40$ ）、この Z 変換を用いた正規分布近似を利用して以下の項に示すように相関関数の値の検定や推定を行うことが可能となる。

2. 2 空間相関関数の区間推定論

元の変量の確率分布がどのような場合でも、上記の Z 変換した値は正規分布に近似可能なことから、推定値の区間推定に利用することができる。たとえば、95%で信頼できる（誤った判断、すなわち以下で示される範囲の外になってしまう率（これを危険率と呼ぶこともある）が5%ということであり、この95%の方を信頼係数と呼ぶこともある）母集団相関関数 ρ の Z 変換値 ζ の範囲を知るには、95%の範囲が標準正規分布では $(-1.96, 1.96)$ の範囲になることから、

$$\zeta_1 = z - 1.96\sigma_\zeta \leq \zeta \leq z + 1.96\sigma_\zeta, \zeta_2 \quad \dots\dots\dots (3-16)$$

となる。 z, σ_ζ は(3-13), (3-15) 式によって元のデータから計算できる。さらに、 ζ の逆 Z 変換、

$$\rho = \frac{\exp(2\zeta) - 1}{\exp(2\zeta) + 1} \quad \dots\dots\dots (3-17)$$

を ζ_1, ζ_2 に施し、その値を ρ_1, ρ_2 とすれば、

$$\rho_1 \leq \rho \leq \rho_2 \quad \dots\dots\dots (3-18)$$

となる。すなわち、母集団相関関数 ρ の95%信頼区間は ρ_1 から ρ_2 の範囲であることがわかる。この範囲が広ければ ρ の推定値は、この範囲の中でふらついているということになり、1回だけのコイン投げの例のように推定値をそのまま信じることは危険である。このようなことは、データ数の少ないときに生じやすく、メッシュデータを得る対象領域が狭い場合には、(3-18)式の範囲を常に考慮して判断すべきである。

具体的な数値例として、大阪府の土地利用メッシュデータ⁵⁾における商業・業務地と1)一般市街地、2)社寺敷地・公園庭園の組み合わせから空間相関関数を計算し、上記の理論を用いて、信頼係数0.95のもとでの空間相関関数の値の区間推定を行い、結果を図示したものが図3.4-1、図3.4-2で、空間相関関数の値を空間ラグ(k_1, k_2)平面に対し垂直の方向にとり、同時にその値の信頼区間も示してある。図のような視覚的表現によれば、都市活動要素の空間的影響関係を容易にイ

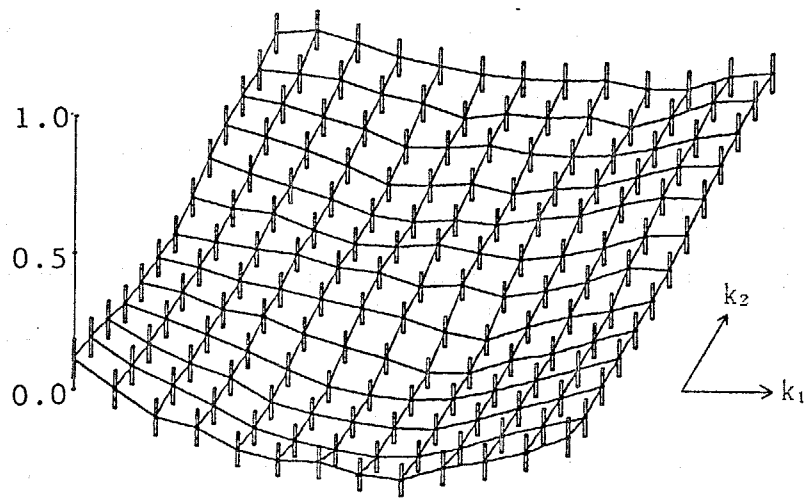


図3.4-1「商業・業務地」の面積と「一般市街地」の面積との
相互空間相関関数と95%信頼区間

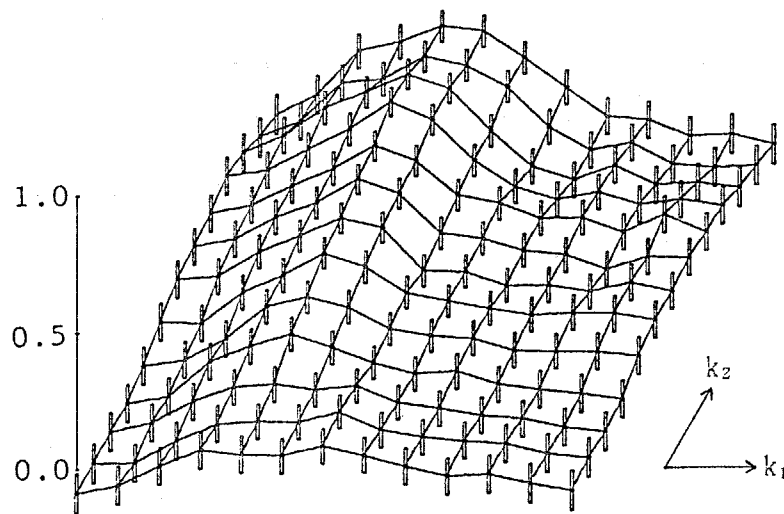


図3.4-2「商業・業務地」の面積と「社寺敷地・庭園公園」の面積との
相互空間相関関数と95%信頼区間

メージでき、商業業務と一般市街地の排斥性、商業業務と社寺庭園の共存性が、推定値の有効範囲も同時に見ながら判断することが可能となる。

2. 3 空間相関関数の値の差の有意性判定

図3.4-1, 図3.4-2 に示したように、都市活動要素の空間的影響の様子が空間ラグ(k_1, k_2) 上の空間相関関数の値の変化によって見る事ができる。しかし、空間相関関数の値は、上述のように統計学的にはある範囲でふらついている量として認識すべきであり、変化しているように見える空間相関関数の値が統計的に有意な変化であるか否かを検証する必要がある。そのため、はじめに空間相関関数の値の差の有意性検定のための基礎的理論について整理しておく。

ある変量 X_1 の要素 z と他の変量 X_1 のふたつの要素 x, y との間の相関係数 r_{xz}, r_{yz} の差の有意性を検定する場合には、つぎに示す方法によらなくてはならない⁶⁾。まず、標本から得られる相関係数から、

$$t = (r_{xz} - r_{yz}) \frac{\sqrt{(n-3)(1+r_{xy})}}{\sqrt{2(1-r_{xy}^2 - r_{xz}^2 - r_{yz}^2 + 2r_{xy}r_{xz}r_{yz})}} \quad \dots\dots\dots(3-19)$$

という統計量 t を求めると、この統計量 t は、母集団相関係数が同じという条件($\rho_{xz} = \rho_{yz}$)のもとで、自由度が $n-3$ (n は標本数)の t 分布をすることが知られている。この理論を利用すれば、ふたつの相関係数の差の有意性を検定することができる。すなわち、ある有意水準での限界値を t_α とすると、得られる t 値が、

$$-t_\alpha \leq t \leq t_\alpha \quad \dots\dots\dots(3-20)$$

となっていれば $\rho_{xz} = \rho_{yz}$ という帰無仮説は棄却されず、ふたつの相関係数の値に有意な差を認めることはできないと判定することができる。

2. 4 空間相関関数の構造化

上記の理論において、空間相関関数の値を

$$\left. \begin{aligned} r_{xz} &= R_{ij}(s_1, s_2) \\ r_{yz} &= R_{ij}(t_1, t_2) \\ r_{xy} &= R_{ii}(s_1 - t_1, s_2 - t_2) \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots(3-21)$$

のように対応づければ、空間相関関数の値の差の有意性を検定することができる。

ただし、前述した $M(k_1, k_2)$ の範囲からデータをとるときには標本数 n 、つまり、空間共分散関数や空間相関関数を計算する際に用いるペアとなるデータ数 n は空間ラグによって異なる。そこで、より厳しい検定を行うためには r_{xz} 、 r_{yz} 、 r_{xy} のそれぞれを計算する際のデータ数の中で最小のものを n として用いられたい。

ここで、統計量 t の値が(3-20)式の範囲に入っていれば、その有意水準において $R_{ij}(s_1, s_2)$ と $R_{ij}(t_1, t_2)$ の母集団相関関数の値には有意な差を認めず、両者は同一のグループであると判断し、この操作を各空間ラグの組み合わせについて繰り返し行うことで、空間相関関数の値のグルーピングを行うことができる。また、各グループの代表値は、各グループに属する空間相関関数の値の確率分布を先の Z 変換によって正規分布に近似させ、そこで相加平均を求めた後、その値を逆 Z 変換する方法によって求めることができる。

空間相関関数の値を、値の差の有意性に注目してグルーピングし、各グループの代表値によって空間的な影響関係を把握しようとするこの方法によれば、後に具体例で説明する図3.5-1、図3.5-2のように内在する統計的に有意な空間相関関数の構造を明示することが可能となる。

2. 5 空間相関関数の構造の視覚化

上述の理論を用いて、第3.2節で用いたものと同じデータに対してグルーピングを行い、視覚化したものが図3.5-1、図3.5-2である。空間相関関数の値の差の有意性判定においては、有意水準が0.05での両側検定を行っている。 t 分布の限界値 $t_{0.975}$ は自由度 $(n-3)$ によって異なるが、自由度が100のときに $t_{0.975}=1.98$ であり、自由度が無限大で $t_{0.975}=1.96$ であるので、標本数 n が十分大きい本分析では $t_{0.975}=1.97$ としている。両図では、グルーピングする前の様子と併せてグルーピングされた空間相関関数の様子を視覚的に表現している。図のように空間相関関数の構造の視覚化を図ることによって、空間相関関数の変化と同時に、前述の商業業務と一般市街地の排斥性の顕著な近傍領域（図3.5-1中のハッチングが薄い領域）、商業業務と社寺庭園の共存性の顕著な近傍領域（図3.5-2中の濃いハッチング領域）が、視覚的に把握可能となる。

なお、以上までの計算および視覚情報のプレゼンテーションは、主要な計算を大型計算機で行い⁷⁾（駆動は端末から）、結果の出力の内、視覚情報については、

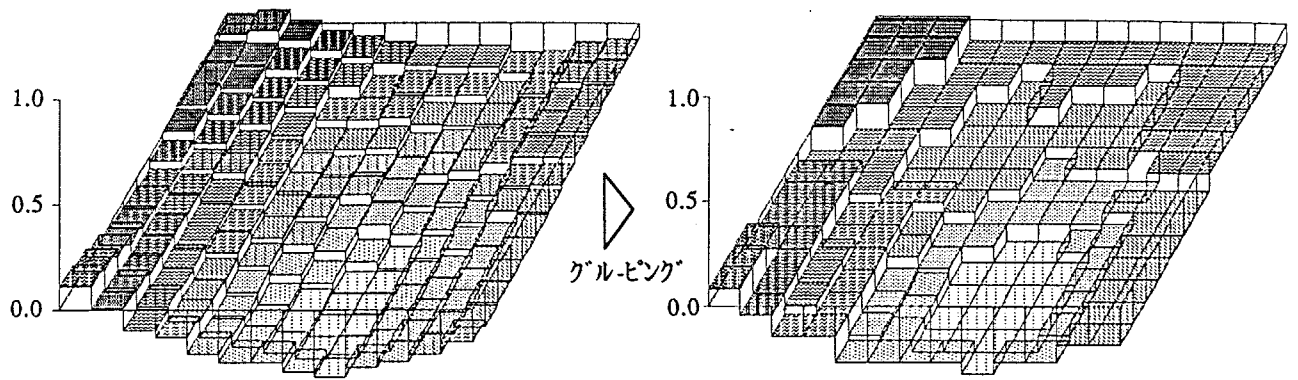


図3.5-1「商業・業務地」の面積と「一般市街地」の面積との
相互空間相関関数の構造化

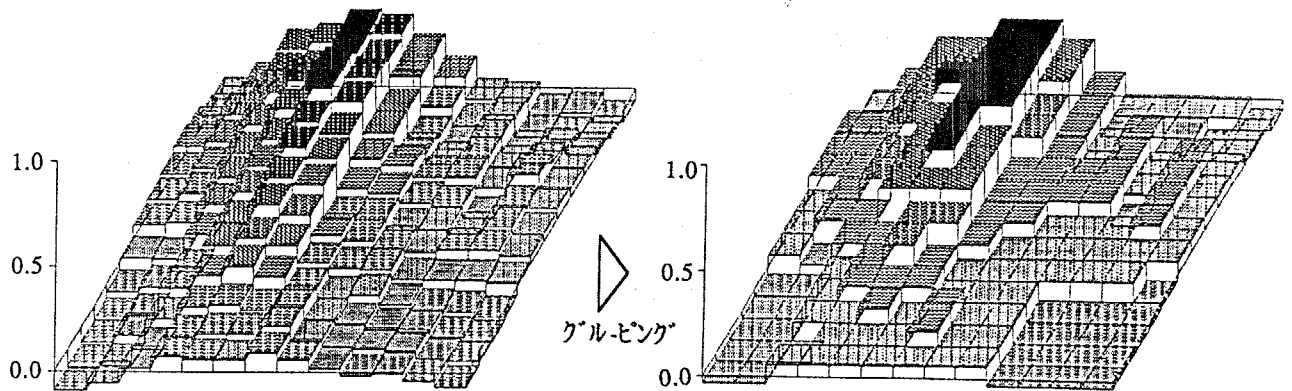


図3.5-2「商業・業務地」の面積と「社寺敷地・庭園公園」の面積との
相互空間相関関数の構造化

白黒の線画的出力は大型計算機に直結するレーザープリンター⁸⁾ および端末マイクロコンピュータを介して研究室のXYプロッターに、カラー画像は、端末マイクロコンピュータおよび画像処理装置⁹⁾に出力させている。次章以降で行う分析においてもほぼ同様である。

3. まとめ

SCA法の計算方法は、計算プログラムとしては比較的大規模なものとなり自己開発するには大きな労力を要するため、その理論体系を再検討することで計算過程の簡略化や計算時間の短縮化を図る方法について検討した。また、実用上の要請として、空間的な影響関係が容易に把握でき、推定値の信頼できる範囲をも同時に判断できる必要があることから、空間相関関数の値の信頼区間を求める方法、値が等しい（異なる）とみなせるかどうかを判断するための検定論という推定値の評価を行う方法を構築した。さらに、この方法をもとに空間相関関数の構造化を行う方法について検討し、空間的影響関係を視覚的に表示する方法を求めた。要約すれば以下になる。

- 1) 空間影響関数モデルの推定の際には、データに写像Pをほどこす並び替えプログラムを用意することで、ただちにパッケージ・プログラムの利用が可能となり計算労力の軽減を図ることができる。
- 2) メッシュデータが $N_1 \times N_2 = 2h \times 2m$ (h, m は正の整数) の形をしているとき、空間相関関数を直接計算する過程に代えて、二次元FFTを利用すれば相対的に演算時間は短縮され計算時間の短縮を図ることができる。
- 3) 空間相関関数の推定値を評価するための信頼区間や値の差の検定方法を確立し、グルーピングによる構造化を行う方法を提案した。この方法によれば、都市活動要素の空間的影響関係やその推定値の有効範囲を視覚的に判断することが可能となる。

【註】

1) (a)と(b)の計算方法の違いによって活用データ数に差が最も大きくなるのは、空間ラグが(0, 0) すなわち同一場所での都市活動間の相関であり、後述の例で用いるメッシュデータの場合には、(a)の方法ではデータの数が1080であり、(b)の方法では、714となっている。このとき、計算例に用いる変量について言えば、都市中央部と周辺部では、相互の影響の仕方が大きく異なると考えられる「商業・業務地」と「一般市街地」との空間ラグが(0, 0)での相関関数の値は、(a)では $C_0 = -0.239$ であり、(b)では $C_0 = -0.323$ とかなり異なる。一方、「商業・業務地」と「社寺敷地・庭園公園」では、空間ラグ(0, 0)での相関関数は、(a)では $C_0 = 0.104$ であり(b)では $C_0 = 0.090$ となりほぼ一致した値となる。このように、(a)と(b)との方法による推定値の差は、都市活動を表す変量の特徴にも依存していることにも注意する必要がある。いずれの方法においても、後述の推定値の信頼区間を調べる方法によって、その区間が広がっていれば、推定値そのものが相当ふれていると判断し、対象地域の選び方も含めて(a)と(b)の方法を再検討する必要がある。したがって、「商業・業務地」と「一般市街地」の例のような場合には、対象地域を細区分しなおし、小領域ごとに(a)の方法で計算することが望ましいと考えられる。

2) たとえば、文献1)にフーリエ変換およびFFTに関する標準的なフーリエ解析の理論と応用が述べられている。

3) 通常のフーリエ解析の理論から、

$$x(t_1, t_2) = \sum_{n_2 \rightarrow -\infty}^{\infty} \beta(t_1, n_2) \exp [i2\pi n_2 t_2 / T_2] \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\beta(t_1, n_2) = \sum_{n_2 \rightarrow -\infty}^{\infty} \alpha(n_1, n_2) \exp [i2\pi n_1 t_1 / T_1] \quad \dots\dots\dots (2)$$

と書ける。そこで

$$\alpha'(n_1, n_2) = \frac{1}{T_1 T_2} \int_{-T_1/2}^{T_1/2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} x(t_1, t_2) \cdot \exp [-i2\pi (n_1 t_1 / T_1 + n_2 t_2 / T_2)] dt_1 dt_2 \quad \dots\dots (3)$$

なる n_1, n_2 の関数 α' を想定する。そこで

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{T_2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} x(t_1, t_2) \exp [-i2\pi m_2 t_2 / T_2] dt_2 \\
&= \frac{1}{T_2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} \sum_{n_2 \rightarrow -\infty}^{\infty} \beta(t_1, n_2) \exp [i2\pi (n_2 - m_2) t_2 / T_2] dt_2 \\
&= \sum_{n_2 \rightarrow -\infty}^{\infty} \beta(t_1, n_2) \frac{1}{T_2} \int_{-T_2/2}^{T_2/2} \exp [i2\pi (n_2 - m_2) t_2 / T_2] dt_2 \\
&= \beta(t_1, m_2) \\
&= \sum_{n_1 \rightarrow -\infty}^{\infty} \alpha(n_1, m_2) \exp [i2\pi n_1 t_1 / T_1] \dots\dots\dots (4)
\end{aligned}$$

であることを利用すると (3) 式より

$$\begin{aligned}
\alpha'(m_1, m_2) &= \frac{1}{T_1} \int_{-T_1/2}^{T_1/2} \left\{ \sum_{n_1 \rightarrow -\infty}^{\infty} \alpha(n_1, m_2) \exp [i2\pi n_1 t_1 / T_1] \right\} \\
&\quad \cdot \exp [-i2\pi m_1 t_1 / T_1] dt_1 \\
&= \sum_{n_1 \rightarrow -\infty}^{\infty} \alpha(n_1, m_2) \frac{1}{T_1} \int_{-T_1/2}^{T_1/2} \exp [i2\pi (n_1 - m_1) t_1 / T_1] dt_1 \\
&= \alpha(m_1, m_2) \dots\dots\dots (5)
\end{aligned}$$

以上のことから(3-6) 式における係数は(3-5) 式より計算可能である。

- 4) たとえば、文献2) の112 頁にフィッシャーのZ変換と変換値が正規分布するという性質が述べられている。
- 5) 大阪府の土地利用の面積比率のデータであり、メッシュサイズは東西方向約574m, 南北方向約463m, メッシュ数は1080 (27×40) である。文献3), 文献4) で用いられているデータと全く同じものを使用している。
- 6) 変量xと変量yに関しては特定の分布形を仮定しないが、変量zに関しては『変量zは変量xの固定した値に対してすべて正規分布をし、その分散はxのいずれの値についても等しいものとし、またyの固定した値に対しても同様である』という仮定が必要であり、x, yの値をそこに得られた標本値の組に限定し、zだけを確率変数とみなして行われる。
- 7) 大型計算機としては、現在まで国内メーカー2機種、海外メーカー1機種上で作動させているが、プログラムの移植に伴うトラブルは全くなく、計算時間も今回報告した計算例でデータ入力から空間相関関数の計算、空間影響関

数モデルの推定，各変量のモデルによる推定まで行ってCPUで5.6 秒前後であり問題なく，メモリーサイズ制約にかかる問題は生じていない。また，ここでは既存パッケージを利用する際，SAS（文献5）を参照）を利用している。計算時間，メモリーサイズ制約にかかることはないが，出力用のワークエリアを通常よりも大きく指定する必要がある。

- 8) 線画的出力に関しては，現在の段階では機種によって指定の仕方が異なる場合があるので，その都度機種のマニュアルにそってプログラムを若干変更させる必要がある場合がある。
- 9) カラー画像出力に関しても機種によって指定の仕方が異なるため，端末を介して間接的に表示させているが，現在普及しつつあるワークステーションレベルの機種が利用できれば，全体の計算からカラー画像出力まで一貫的にかつインタラクティブに行うことが可能となる。

第 4 章 空間影響モデルの安定推定法

- 1 多重共線性とその問題点
- 2 主成分を用いたパラメータの推定
- 3 主成分による多重共線性の検出
- 4 パラメータ安定推定の方法
 4. 1 固有値からみた主成分の切り捨て
 4. 2 相関からみた主成分の切り捨て
- 5 空間影響モデル安定推定の数値例
- 6 まとめ

1 多重共線性とその問題点

まず、従来のSCA法によってパラメータ推定を行う際に生じる問題点を明確にしておくことから始めたい。従来のSCA法では、推定されるパラメータである空間影響関数の値は不安定なものとなる可能性があった¹⁾。この現象は、説明変量間に一定の関係がある場合（統計学では「説明変量が独立でない」、「説明変量間に一次従属の関係がある」と呼ばれている）、もしくは、それに極めて近い場合に生じるもので、多くの説明変量を用いる重回帰モデルの適用の際にも頻繁に発生し、『多重共線性』と呼ばれる問題である。具体的には、

- ①変量の追加や削除を行うと推定パラメータが大きく変化する。
- ②分析対象となるデータに小さな変化があると推定パラメータが大きく変化する
- ③推定パラメータの符号が理論や経験に反する。
- ④推定パラメータの標準誤差が大きい。

というような現象が生じる²⁾。こうした状況下で推定されたパラメータ（空間影響関数）の値は対象となった変量間に内在する空間的な影響構造を正しく反映しているとは言えず、計画者がその値を鵜呑みにすると、具体的な計画立案等の場で誤った判断を招く恐れがある。また、推定されたモデルの適合性がたとえ非常に優れたものであっても、その推定パラメータを用いて他の新しいデータから予測を行った場合には全く見当はずれの予測をしてしまう危険性がある。すなわち、多重共線性が認められるデータのもとで推定されたパラメータそのものに計画的な意味を与えたり、実際の計画の判断資料とすることには大きな危険を伴う。

多重共線性の問題については今までにも統計学や経済学などの分野で議論されており³⁾、多重共線性が存在する場合にも有効な通常の最小自乗法に代わる推定方法として主成分とリッジ法などを利用する方法が知られている⁴⁾。しかし、後者はリッジ軌跡と呼ばれる推定パラメータの値をグラフ化したものにより、パラメータの安定度をひとつひとつ丹念に調べてゆく探索的な方法であって、SCA法のような多くのパラメータを含むモデルには、その作業量の多さから判断して実用的な方法とは思われない。本章では、主成分を用いる方法を応用して、不安定となる可能性の高かった空間影響関数モデルのパラメータを安定推定するための方法について検討する。

2 主成分を用いたパラメータの推定

データの原点や尺度を変えても情報を失うことはないの、ここでは議論を簡単にすすめるために、標準化した変量を用いたときの理論について検討することとする（このような、標準化を施さない場合も同様に議論できる）。

第3章で述べたように、原データに並べ替えを施すと、空間影響モデルは重回帰モデルと等価であるので、空間影響モデル（第1章の(1-19)式）はベクトル表示することで、次のように書くことができる（ただし、ここでは誤差項 u も含めて定式化している）。

$$Y = X\alpha + u \quad \dots\dots\dots(4-1)$$

ただし、 $Y, u : N \times 1$ ベクトル (N :サンプル数)

$X : N \times P$ ベクトル

$\alpha : P \times 1$ ベクトル

$P = n(2L_1+1)(2L_2+1)$ (n :変数の数, L_1, L_2 :空間ラグの大きさ)

ここで、誤差項 u は確率変数であって、期待値演算記号 E を用いて、

$$E[u] = 0 \quad \dots\dots\dots(4-2)$$

$$E[uu^T] = \sigma^2 I \quad (I : N \times N \text{ 単位行列}) \quad \dots\dots\dots(4-3)$$

と表されるものとする。また、データを標準化しているので $X^T X$, $X^T Y$ は、ただちに相関行列を与える。

多重共線性の直接的な原因は、説明変量間に存在する線型の従属関係である。空間影響モデルは、あるメッシュの被説明変量を、そのメッシュの近傍の他の説明変量の値で説明しようとしているため、ある説明変量において、自己相関性が高い場合、すなわち、(4-1)式における X の各列間に高い相関がある場合に多重共線性と同じ現象が生じてしまう。

こうした空間影響モデルにおける多重共線性の発生原因を踏まえ、まず、説明変量 X を同次元数の直交座標系に展開することから始める（説明変量 X を直行展開することの具体的な意義については後述する）。直交展開として一般によく知られている主成分展開を用いれば、

$$C^T (X^T X) C = \Lambda \quad \dots\dots\dots(4-4)$$

$$C^T C = C C^T = I \quad \dots\dots\dots(4-5)$$

を満足する C により、説明変量 X の情報は完全に主成分 W へ

$$W = XC \quad \dots\dots\dots(4-6)$$

と展開することができる。ただし Λ は $(X^T X)$ の固有値をその大きさの順に対角成分に並べた対角行列であり、また、 C の各列はその固有値 $(\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p)$ に対応する固有ベクトルである。

ここで、(4-5)式、(4-6)式より、

$$\begin{aligned} X &= WC^{-1} \\ &= WC^T \quad \dots\dots\dots(4-7) \end{aligned}$$

であり、これを (4-1)式へ代入すれば、次の主成分 W を説明変量とする回帰式を得る。すなわち、

$$\begin{aligned} Y &= (WC^T) \alpha + u \\ &= W\beta + u \quad \dots\dots\dots(4-8) \end{aligned}$$

となる。このとき、 $C^T \alpha = \beta$ とおいたので、 α と β には、

$$\begin{aligned} \alpha &= (C^T)^{-1} \beta \\ &= C\beta \quad \dots\dots\dots(4-9) \end{aligned}$$

なる関係が成立している。

つぎに、 α 、 β の最小自乗推定量をそれぞれ a 、 b と記述し、また、 Y の最小自乗推定量を y と表すと、(4-8)式より、

$$y = Wb \quad \dots\dots\dots(4-10)$$

であり、このときのパラメータ b は、一般の重回帰分析と同様の手続きのもとに、推定値と実測値との誤差自乗和を最小とする最小自乗法によって、

$$b = (W^T W)^{-1} W^T Y \quad \dots\dots\dots(4-11)$$

と求めることができる。また、(4-5)、(4-6)、(4-11)式から推定パラメータ a と b には(4-9)式と同様の

$$\begin{aligned} Cb &= C(W^T W)^{-1} W^T Y \\ &= C[C^T X^T X C]^{-1} C^T X^T Y \\ &= C C^{-1} (X^T X)^{-1} C^T C^T Y \\ &= (X^T X)^{-1} X^T Y \\ &= a \quad \dots\dots\dots(4-12) \end{aligned}$$

なる関係が存在している。すなわち、(4-1)式の α の最小自乗推定量 a は、従来の手続きに従い直接計算する代わりに、 X の情報が完全に展開された主成分 W を説

明変量として重回帰分析を行い、主成分Wの回帰係数である推定量bを(4-12)式のように固有ベクトルCによって線型変換して求めることも可能である。

直接計算する方法と、主成分を用いて求める上述の方法とを明確に区別する意味で、以下では後者の方法を「主成分による推定法」と呼ぶことにする。

3 主成分による多重共線性の検出

ここでは、上述した主成分を利用すれば説明変量間に内在する多重共線性を検出することができることを示す。まず、(4-8)式における説明変量（主成分）Wの分散共分散行列は(4-4), (4-6) 式より

$$\begin{aligned} W^T W &= (X C)^T X C \\ &= C^T X^T X C \\ &= \Lambda \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(4-13)$$

であり、その対角成分 λ_i は主成分 W_i の標本分散とみなすことができる。このとき、もし、固有値 λ_i に、

$$\lambda_{k+1} = \lambda_{k+2} = \dots = \lambda_P = 0 \quad \dots\dots\dots(4-14)$$

という関係が観察されれば、 $k+1$ 番目以降の主成分 W_i ($i=k+1, \dots, P$) の観測値は、ほとんどど変動しない定数であることになる。すなわち、ここでは変量を標準化しているので、

$$\begin{aligned} W_i &= X C_i \\ &= 0 \quad (i=k+1, \dots, P) \end{aligned} \quad \dots\dots\dots(4-15)$$

と等価であり、このことは、説明変量Xの列間に、 $P-k$ 個の線型関係が成立していることを示している。すなわち、(4-15)式は、多重共線性の原因である説明変量X間の線型関係を示しており、この式の成立・不成立を調べることで多重共線性を検出することができる。

さらに、(4-11)式より求められる β の最小自乗推定量bの分散共分散行列は、

$$\begin{aligned} \text{Var}(b) &= E [(b - \beta)(b - \beta)^T] \\ &= E [\{ (W^T W)^{-1} W^T u \} \{ (W^T W)^{-1} W^T u \}^T] \\ &= E [\Lambda^{-1} W^T u u^T W \Lambda^{-1}] \\ &= \Lambda^{-1} W^T E [u u^T] W \Lambda^{-1} \end{aligned}$$

$$= \Lambda^{-1} \sigma^2$$

$$= \begin{pmatrix} \sigma^2/\lambda_1 & & 0 \\ & \sigma^2/\lambda_2 & \\ & & \ddots \\ 0 & & & \sigma^2/\lambda_P \end{pmatrix} \dots\dots\dots(4-16)$$

である。すなわち、推定量 b の各要素 b_i ($i=1, \dots, P$) の分散は固有値 λ_i に反比例しており、 λ_i が(4-14)式のような小さな値をとるとき、対応する b_i の分散は非常に大きくなり b_i は正確でなくなる。最終的に求めたいパラメータ a は b_i の線型和によって求められる((4-12) 式) ことから、小さな固有値 λ_i をもつ主成分はパラメータ a の不安定性を増す直接的な原因となっていることがわかる。

4 パラメータ安定推定の方法

4. 1 固有値からみた主成分の切り捨て

以上の議論から、パラメータ推定の際の多重共線性を避けるためには、次のような操作を施せばよい。すなわち、ほとんど変動しない(固有値がほとんど0と見做される)主成分は推定パラメータの不安定性を増す直接的な原因となるので、(4-8) 式のモデルからの切り捨を行う(このときの α , β の推定量を新たに a^* , b^* で表す)。この際、推定量 b^* の成分の内、 b^*_i ($i=k+1, \dots, P$) については不定となるが、元来データに含まれていた情報((4-15)式)に何ら矛盾することなく全て0とおくことは可能である。すなわち、

$$b^* = (b^*_1, b^*_2, \dots, b^*_k, 0, 0, \dots, 0)^T \dots\dots\dots(4-17)$$

とすれば、不安定性の原因であった小さな固有値に対応する回帰係数の影響を除去して、安定性を向上させたパラメータ a^* を得ることができる。

一方、各主成分 W_i 間には直行性が保たれているので、 b^* の成分 b^*_i ($i=1, 2, \dots, k$) は主成分を切り捨てる前の推定量 b の成分に等しい。すなわち、固有値

がほとんど0と見なされる主成分を切り捨て、パラメータの安定化をはかることは、形式的には、もとの推定量 b の成分 b_i ($i=1, 2, \dots, P$) に対して、

$$b^*_i = \begin{cases} b_i & \text{for } \lambda_i \neq 0 \\ 0 & \text{for } \lambda_i = 0 \end{cases} \dots\dots\dots(4-18)$$

という操作を施すことと等価である。

以上では、原データの標準化を仮定しているが、もし原データを標準化しておかないと、変量の単位の取り方によっては変動の小さい変量の情報を(4-18)式の段階で捨象してしまう危険性があるので、むしろデータの標準化は好ましいと言える。

4. 2 相関からみた主成分の切り捨て

前節では小さい固有値を持つ主成分をパラメータの推定過程から切り捨てた。しかし、残された主成分 W_i ($i=1, 2, \dots, k$) の被説明変量 Y の変動に対する説明力は固有値の大きさに比例するとは限らない。すなわち、大きな固有値を持つ主成分であっても変量 Y の説明には何ら寄与しないような場合も起こりうる。重回帰分析のプログラムでは、重相関係数 R_{Yy} を高める変量を自動的に選択してゆくものもあるが、われわれのモデルの場合、説明変量の数が多いために、変量選択のプロセスには多大な計算量を必要とする。

この問題と関連して、もとの説明変量 X を主成分 W_i へ直交展開したことによるひとつのメリットを考えると、変量 Y に対する主成分 W_i の説明力が Y と W_i の単相関によって簡単に知ることができる点にある。すなわち、以下に示すように、推定されるモデルの決定係数 R_{Yy}^2 (Y の全変動のうち、モデルによって説明される変動の割合) は、被説明変量 Y と主成分 W_i の相関係数 R_{Yw_i} の自乗和となっている³⁾。

$$\begin{aligned} R_{Yy}^2 &= \frac{(Y^T y)^2}{(Y^T Y)(y^T y)} \\ &= \sum_{i=1}^P \frac{(Y^T W_i)^2}{Y^T Y \cdot W_i^T W_i} \\ &= \sum_{i=1}^P R_{Yw_i}^2 \dots\dots\dots(4-19) \end{aligned}$$

(4-19)式によれば、被説明変量Yと主成分 W_i の相関係数 R_{Yw_i} が小さいものは、重相関係数 R_Y にあまり寄与しない。すなわち、説明力の面から、相関係数 R_{Yw_i} の小さな主成分 W_i は切り捨ててもよいと言える。一方、最終的推定パラメータ a_j の分散の推定値は、

$$\text{Var}(a_j) = \sum_{i=1}^P (c_{ji})^2 \text{Var}(b_i) \quad \dots\dots\dots (4-20)$$

となることが知られている⁶⁾。ここで、(4-16)式より、

$$\text{Var}(a_j) = \sum_{i=1}^P (c_{ji})^2 \sigma^2 / \lambda_i \quad \dots\dots\dots (4-21)$$

となる。上式の第 i 項は正であることに注意すれば、主成分 W_i の切り捨ては、第 i 項を除去することであり、結果として、最終的推定パラメータ a_j の分散の推定値を小さくすることになる。以上のことから、説明力の乏しい、すなわち相関係数 R_{Yw_i} の小さな主成分 W_i を切り捨てることは、説明力をほとんど変化させずにパラメータの推定値を安定化させることがわかる。

以上の手続きは以下のように記述できる。

$$b^*_i = \begin{cases} b_i & \text{for } R_{Yw_i} \neq 0 \\ 0 & \text{for } R_{Yw_i} = 0 \end{cases} \quad \dots\dots\dots (4-22)$$

この操作の、本来のモデル推定における意味は、被説明変量Yの変動を説明するのに不必要な情報を説明変量Xから取り除くことに相当していると言える。

以上をまとめると、多重共線性の影響を避けてパラメータを安定推定するためには、主成分による推定法において、小さな固有値を持つ主成分と、被説明変量Yとの単相関の低い主成分の回帰係数の値を強制的に0とすればよいことがわかった。パラメータの安定推定のための一連の手続を図4.1に示してある。

5 空間影響モデル安定推定の数値例

以上で得られた知見をもとに、現実の都市メッシュデータを用いてケース・スタディを試み、従来の方法と上述の主成分を用いた方法との比較を行った。

ここで用いたメッシュデータは、ある自治体の土地利用メッシュデータ（出典は、大阪府の土地利用面積のデータ（1970年））であり、ひとつのメッシュの大

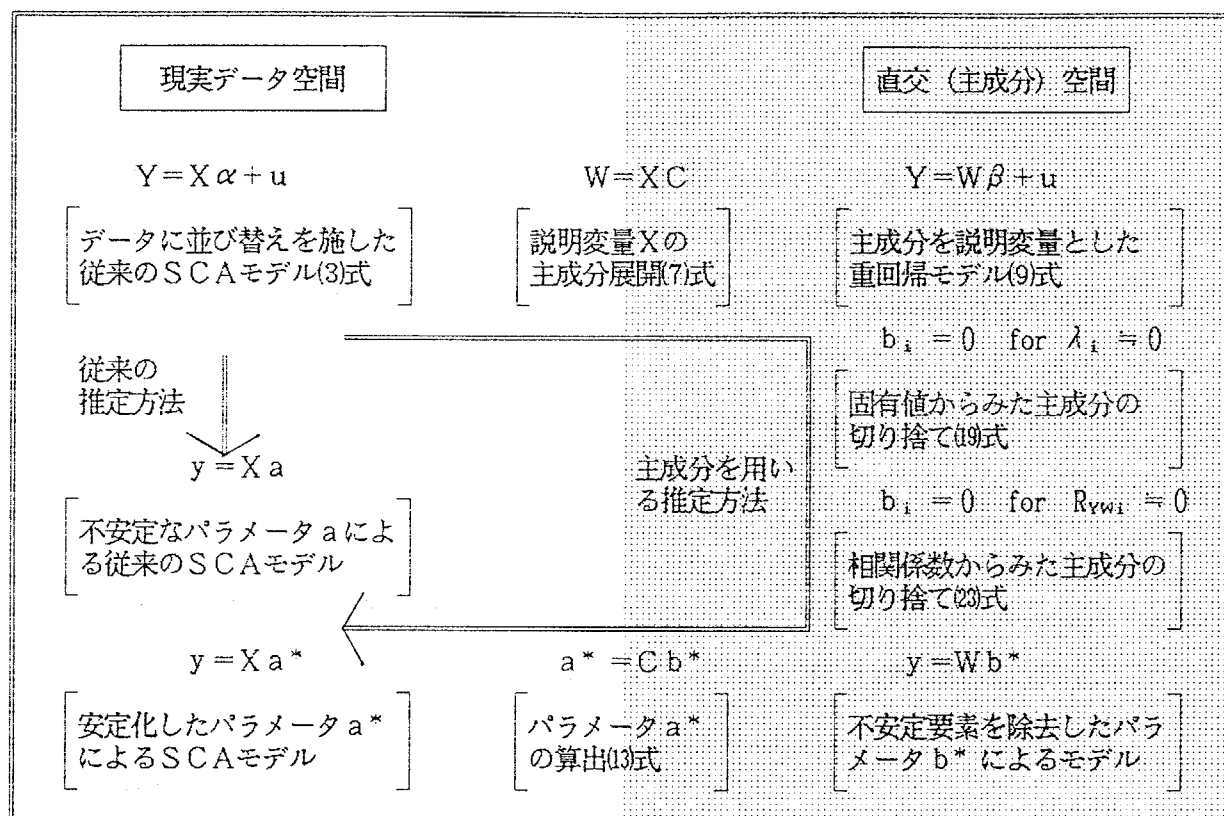


図4.1 パラメータ安定推定の手続き

きさは、東西方向574m、南北方向463mの矩形である。分析対象地域はメッシュの数にして東西方向27（約15.5km）、南北方向40（約18.5km）の合計1080個のメッシュからなる矩形状の地域である。

分析の内容としては、対象地域における、(a)一般市街地、(b)工場地、(c)社寺敷地・庭園公園、(d)水面、(e)道路・鉄軌道敷、(f)商業・業務地、の面積のデータを用いて、(f)商業・業務地の土地利用面積が、他の土地利用項目(a)~(e)の面積によって説明されるというモデルを想定している⁷⁾。

なお、(4-18)式では固有値 λ_i が0.5未満のものを $\lambda_i \approx 0$ と判断しており⁸⁾、また、(4-22)式では、有意水準5%で帰無仮説 [$H_0: R_{Yw_i} = 0$] のt検定を行い、 $R_{Yw_i} \approx 0$ を決定している⁹⁾。すなわち、(4-18)式の操作では、ひとつの説明変量の半分も変動しないような主成分は切り捨て、また、(4-22)式では、被説明変量Yとの単相関が閾値 $R^2_{(1-1.97)} = 0.00542$ に満たない、すなわち、Yの変動を0.542%以上説明できない主成分を切り捨てたことになる。

図4.3 ~ 図4.7 には、従来の方法と主成分を利用した方法による分析結果を示してある。図の見方は、図4.2 に示すように、空間的なずれ(k_1, k_2) 平面上の各交点が空間的なずれを表し、その点から垂直に両者の推定パラメータ a, a^* の値をとって示してある。また、その95%信頼区間も同時に示している。

両者の推定結果を比較すると、主成分を利用する方法では2つの操作((4-18)式、(4-22)式)により、原データに備わっていた情報の一部を切り捨てることになるので、モデルの重相関係数は 0.89 《従来の方法》から 0.79 《主成分を用いた方法》へと下がり、推定値には偏りが生じてしまう。しかし、主成分を利用する上述の方法によれば、推定パラメータの空間的な分布パターンの安定化と、パラメータ解釈の容易さは優れたものとなる。また、推定値の95%信頼区間は非常に小さくなっており、推定パラメータの値の信頼性もかなり向上する。

6 まとめ

モデルのパラメータの安定性は、モデルが実際の計画に適用される際に具備すべき重要な条件のひとつである。近傍内の複数のメッシュを説明変量とするSCA法では多重共線性を生じる可能性が高いため、この問題は重要な課題であった。

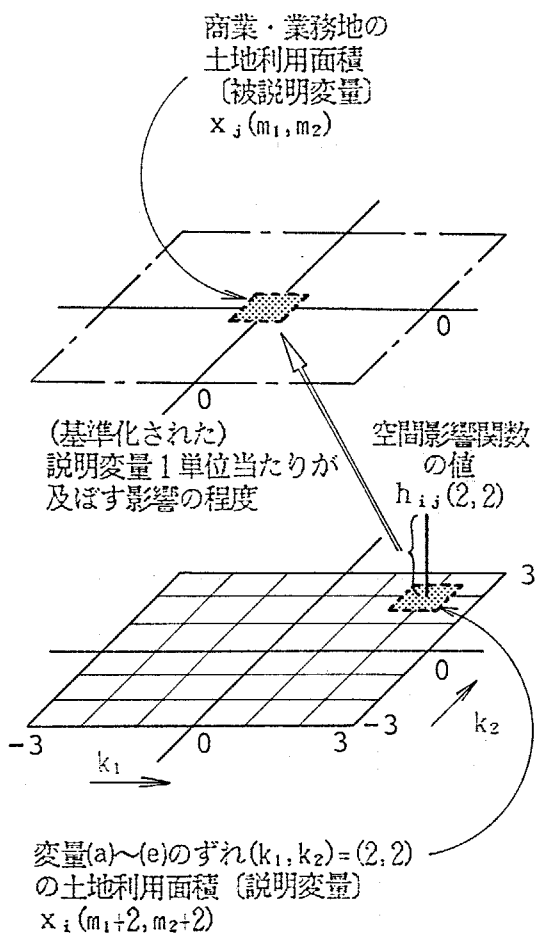


図4.2 空間影響関数の図表現の見方

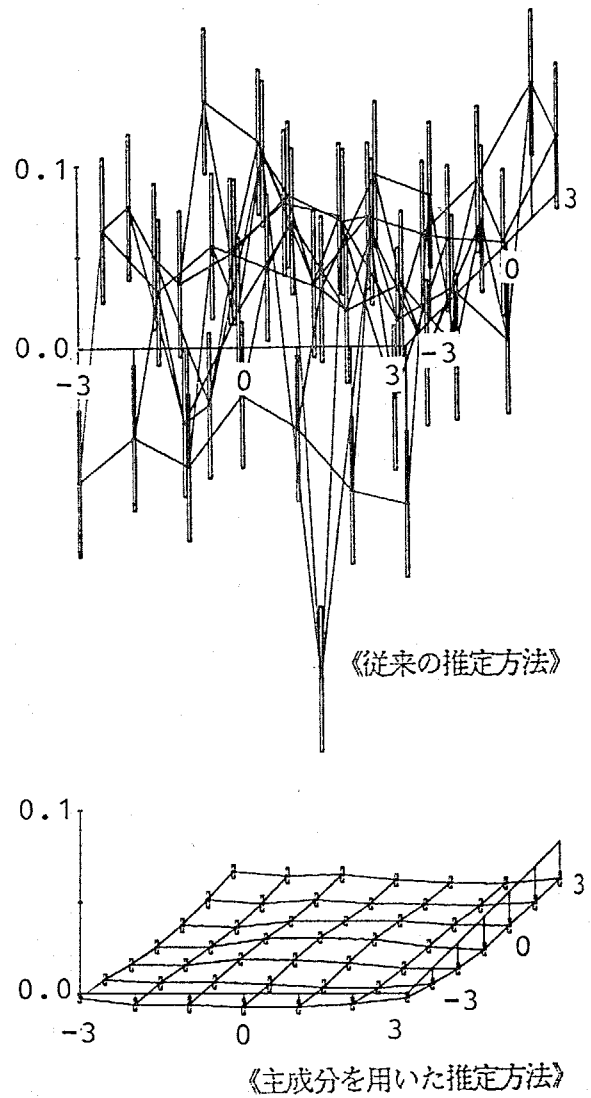


図4.3 一般市街地が商業・業務地に及ぼす影響

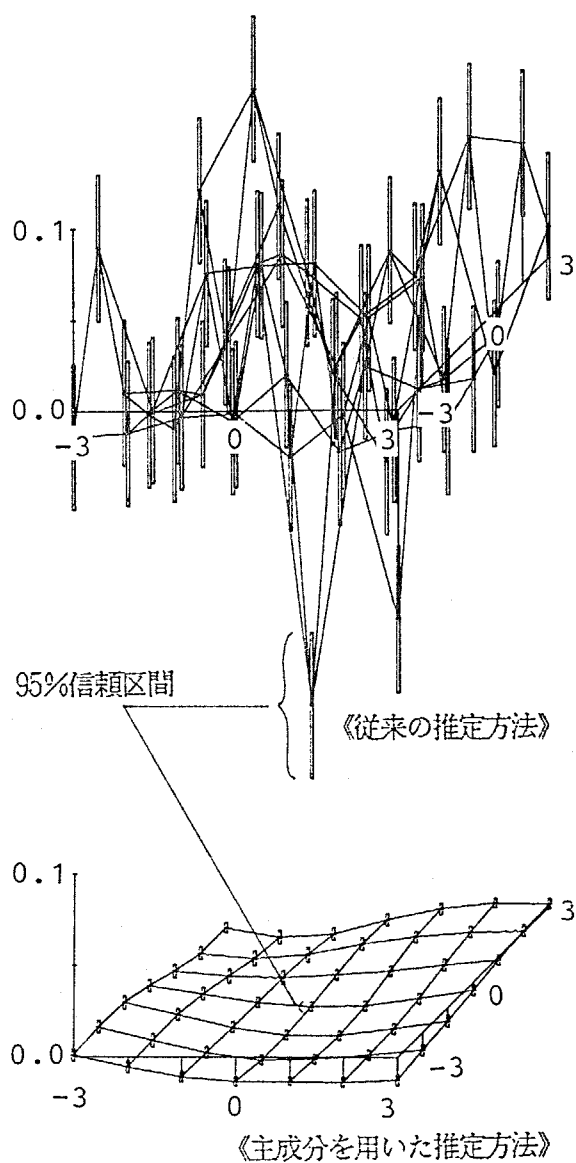


図4.4 工場地が商業・業務地に及ぼす影響

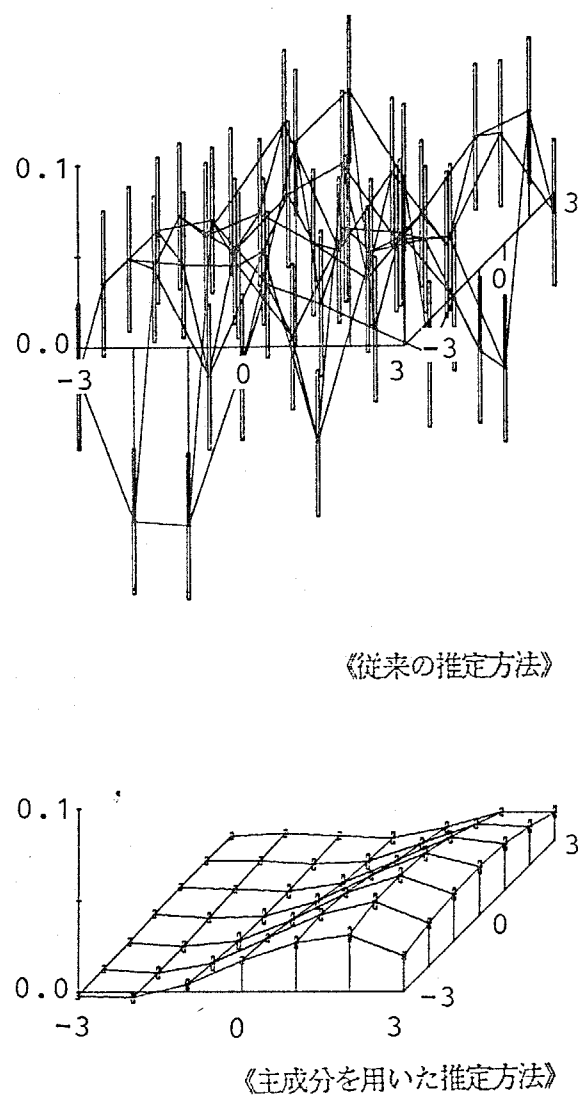
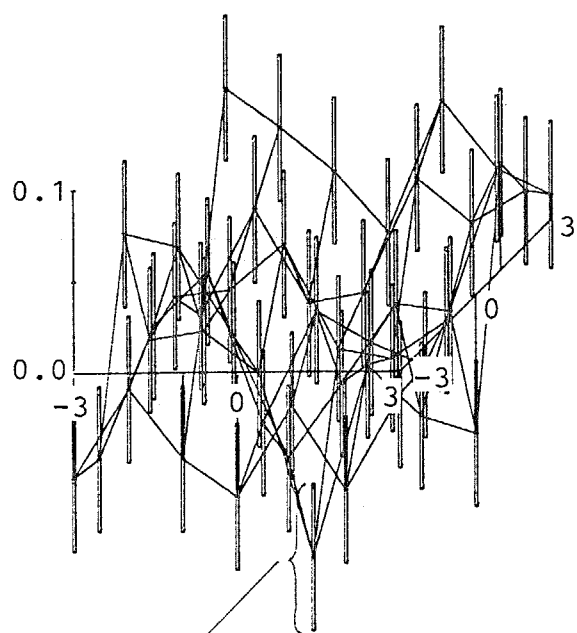
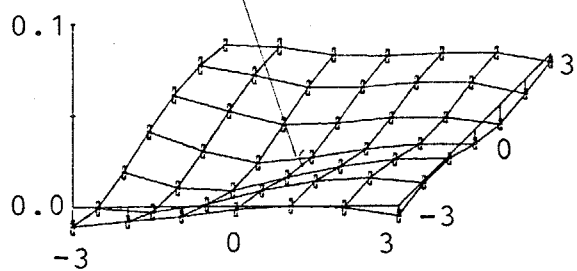


図4.5 社寺敷地・庭園公園が
商業・業務地に及ぼす影響

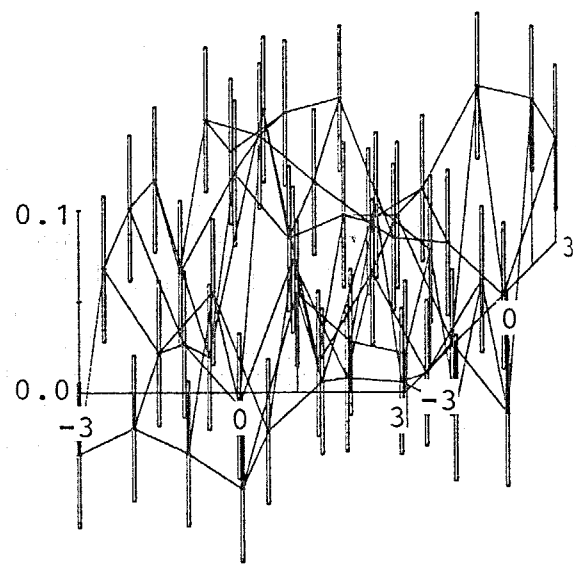


《従来の推定方法》

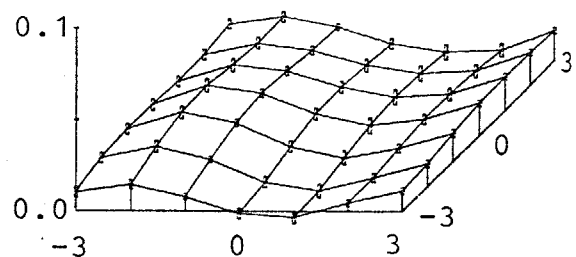


《主成分を用いた推定方法》

図4.6 水面が商業・業務地に及ぼす影響



《従来の推定方法》



《主成分を用いた推定方法》

図4.7 道路・鉄軌道敷が
商業・業務地に及ぼす影響

本章では、SCA法における推定パラメータの安定性の検討を行い、主成分展開を用いる具体的な解決方法を提案した。この方法によれば推定パラメータのパターンは安定化し、また、その信頼区間は非常に小さくなって信頼性は向上する。モデルに要求されるパラメータの安定性という観点からすれば、この方法は基本的な解決方法として有効であると思われる。

また、具体的な数値例の中で用いた主成分展開などの計算には、既存のパッケージ・プログラム（SAS）を利用しており、自己開発すべき主なプログラムは、データの並べ替えのための簡単な線型変換プログラムのみである。主成分を利用する本方法では計算プログラム開発にはほとんど労力は要せず、SCA法の実用化の主旨にも合致するものである。

しかし、主成分を利用して多重共線性を検出し、さらにパラメータの安定化を図る上述の方法では、モデルの重相関係数は僅かに低下し推定値には偏りが生じてしまう。また、本方法の基本的な操作である小さい固有値の切り捨てという手続きにおいて、この切り捨て基準をどのように設定すべきかという問題については、今のところ、経験的にデータに即して決定している。統計的根拠に基づき、都市解析的見地からみて妥当性のある切り捨て基準を設定する方法を求めることは今後の課題である。

【註】

- 1) 文献1) においてSCA法では多重共線性の問題が生じやすいことについて述べられている。
- 2) 文献2) では、多重共線性はどういった現象で、統計的推定や予測にどのような影響を及ぼすかについて具体的な例を用いて詳しく説明されている。
- 3) たとえば、文献2)～6) などがある。
- 4) 主成分を利用する方法に関する報告としては文献3)～文献5) などがあり、リッジ法を利用する方法については文献6) などがある。文献2) では、両者を取りまとめて紹介している。

$$4) \quad y = Wb \quad ((4-10) \text{式より})$$

$$= W(W^T W)^{-1} W^T Y \quad ((4-11) \text{式より})$$

$$=W\Lambda^{-1}W^TY \quad ((4-13)\text{式より}) \quad \dots\dots\dots (1)$$

分母のスカラール量となる y^Ty は,

$$\begin{aligned} y^Ty &= Y^TW(\Lambda^{-1})^TW^T \cdot W\Lambda^{-1}W^TY \\ &= Y^TW\Lambda^{-1}\Lambda\Lambda^{-1}W^TY \quad (\because (\Lambda^{-1})^T = \Lambda^{-1}) \\ &= Y^TW\Lambda^{-1}W^TY \quad \dots\dots\dots (2) \end{aligned}$$

分子のスカラール量となる $(Y^Ty)^2$ は,

$$\begin{aligned} (Y^Ty)^2 &= Y^TW\Lambda^{-1}W^TY \cdot Y^TW\Lambda^{-1}W^TY \\ &= Y^TW\Lambda^{-1}W^TY \cdot y^Ty \quad \dots\dots\dots (3) \end{aligned}$$

以上より,

$$\begin{aligned} R_{Y^T}^2 &= Y^TW\Lambda^{-1}W^TY / Y^TY \\ &= (W^TY)^T(W^TW)^{-1}(W^TY) / Y^TY \\ &= \left[\sum_{i=1}^P \frac{(W_i^TY)(W_i^TY)}{(W_i^TW_i)} \right] / Y^TY \\ &= \sum_{i=1}^P \frac{(Y^TW_i)^2}{Y^TY \cdot W_i^TW_i} \quad (\because W_i^TY = Y^TW_i) \\ &= \sum_{i=1}^P R_{Yw_i}^2 \quad \dots\dots\dots (4) \end{aligned}$$

6) 文献2)を参照。

7) ここでは、両者による推定パラメータの安定性を比較検討することが目的であるので、文献1)と同様の変数選択としており、また、説明変量の選択などに関しては議論しないこととする。

8) 各変量を標準化した場合には、「小さい方から $(P-k)$ 個の固有値 λ_i ($i=k+1, \dots, P$) の母数がすべて等しい」という仮説を検定する適当な統計的検定の方法がないため、ここでは試作的に0.5に満たない固有値を切り捨てている。

9) 母集団相関係数が0かどうかの検定には、つぎの統計量 t が $N-2$ (N : サンプル数) の t 分布に従う性質を利用すればよい。

$$t = \frac{r\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (r: \text{相関係数}) \quad \dots\dots\dots (5)$$

また、このケース・スタディでは総サンプル数 N は 714 である。

第5章 空間影響モデルへの『場所性』の組み込み

- 1 『場所性』のモデル化
 1. 1 『場所性』のインデックス
 1. 2 場所性モデル
- 2 都市空間のモデル化と推定方法
 2. 1 場所性モデルと一様性モデル
 2. 2 モデルの選択基準
- 3 都市メッシュデータを用いたケース・スタディ
 3. 1 民営借家立地予測モデル
 3. 2 モデルの推定過程
 3. 3 『場所性』と『一様性』の抽出
 3. 4 推定パラメータ
 3. 5 モデルの評価
- 4 まとめ

1 『場所性』のモデル化

1. 1 『場所性』のインデックス

場所性を抽出するためのひとつの方法として、傾向面分析を応用する方法が、計量地理学等の分野で古くから知られている¹⁾。この方法は、対象空間の位置座標の多項式を用いて、各座標の被説明変量を回帰させる方法であり、対象地域の規則的・全域的な成分を抽出する際に多く利用される方法である。また、傾向面分析を用いて予測残差の中に空間的構造を見出そうとする試みもあり²⁾、以下で提案する方法に類似する研究もある。

しかし、この傾向面分析は、機械的に割り当てられた位置座標を説明変量とするため、ある適当な傾向面が抽出されても、すなわち、対象とする変量の分布パターンをうまく説明できたとしても、推定されたパラメータや傾向面から具体的な場所性の構造について理解しようとする際には難点を伴う。そこで、まず、場所性を抽出するための方法について検討することから始める。

都市内の場所性を記述する方法として、都心部からの距離を用いる方法がある。これは、消費活動等の中心である都心部までの距離が、その地点の都市活動に影響を及ぼしているといった視点に基づくものであり、今までにも多くの都市モデルに利用されてきた。ここで、現在の我々の都市内移動が鉄道に大きく依存していることを考えれば、都心部までの鉄道利用による移動時間距離を場所性を表すひとつのインデックスとみなすことができる。しかし、都心部からの移動時間距離だけでは大局的な場所性の記述は可能であっても、ミクロな部分については記述しにくい面が残る。そこで、各地点から最寄り駅までの移動時間距離を、局所的な場所性を記述するインデックスと考えることにする。

その他にも、場所性を表すインデックスとして様々な項目を想定することができる。以下では、都市空間内の各メッシュの位置座標を (m_1, m_2) で表し、その地点の場所性のインデックスを $I_i(m_1, m_2)$, $(i=1, 2, \dots)$ で表すことにする。

1. 2 場所性モデル

都市空間内の各メッシュ (m_1, m_2) のある変量 Y の値を $y(m_1, m_2)$ とする。この $y(m_1, m_2)$ をその地点の場所性によって説明するモデルについて考える。変量 Y が場所性を表すインデックス $I_i(m_1, m_2)$, (最寄り駅までの距離, 山手線までの

距離, 集積性, 歴史性, 地形,...) を変数とする関数 f によって得られるものとすると, 一般には,

$$y(m_1, m_2) = f(I_1(m_1, m_2), I_2(m_1, m_2), \dots) \quad \dots\dots\dots (5-1)$$

と書くことができる。

以下では, 最寄り駅までの移動時間距離 p と, その最寄り駅から都心部までの移動時間距離 q というインデックスを用いて, 都市空間の『場所性』のモデル化を行う。ここで, 変数 Y がインデックス p と q の多項式によって得られるというモデルを想定すると,

$$\begin{aligned} y(m_1, m_2) = & a_0 + a_1 p + a_2 q \\ & + a_3 p^2 + a_4 p q + a_5 q^2 \\ & + a_6 p^3 + a_7 p^2 q + \dots\dots\dots \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (5-2)$$

ただし,

p : (m_1, m_2) から最寄り駅までの時間距離

q : 上の最寄り駅から都心部までの時間距離

と記述することができる。以下ではこれを「場所性モデル」と呼ぶことにする。一方, 空間影響構造の一樣性の仮定に基づく従来の空間影響モデルを, ここでは特に「一樣性モデル」と呼ぶことで前者と区別する。

2 都市活動のモデル化と推定方法

2. 1 場所性モデルと一樣性モデル

都市活動のモデル化の方法として, (a) 上述の, 場所性モデルによるモデル化の方法と, (b) 従来の空間影響モデル, すなわち, 一樣性モデルによるモデル化の方法, または, (c) その両者 (場所性モデルと一樣性モデル) を併用したモデル化の方法が考えられる。以下では, 従来の SCA 法には充分には取り入れられていなかった場所性の概念を組み込むため, 場所性モデルと一樣性モデルの二つを併用したモデル化の方法について検討する。

場所性モデルと一樣性モデルとの併用方法には, 次の三つの方法が考えられる (表5.1 参照)。

《方法①》: 先に, 場所性モデルを用いて, 原データの分布を予測するモデルを

表5.1 一様性モデルと場所性モデルの併用方法

	《方法①》 場所性モデル ⇒一様性モデル	《方法②》 一様性モデル ⇒場所性モデル	《方法③》 一様性モデル + 場所性モデル
第1推定	$Y = L + e$ ↓	$Y = H + e$ ↓	$Y = (H + L) + e$ ↓
第2推定	$e = H + e'$ ↓	$e = L + e'$ ↓	↓ ↓
推定結果	$Z = L + H + e'$	$Z = H + L + e'$	$Z = H + L + e$
Y : 被説明変量 e, e' : 残 差 H : 一様性モデルによる推定部分 L : 場所性モデルによる推定部分			

推定し、つぎに、そこで説明できなかった原データと推定値との差（残差）を、一様性モデルを用いて説明する方法。

《方法②》：先に、一様性モデルを用いて、原データの分布を予測するモデルを推定し、次に、そこで説明できなかった残差を、場所性モデルを用いて説明する方法。

さらに、第2章で示したように、従来の一様性モデル（空間影響モデル）も、広い意味での回帰型のモデルであるので、次の方法も可能である。

《方法③》：一様性モデルと場所性モデルとを一体化して同時に推定を行う方法。

たとえば、方法③の一様性モデルと場所性モデルを一体化したモデルの具体的な形は、次のように記述することができる。

$$y(m_1, m_2) = [\text{一様性モデル}] + [\text{場所性モデル}]$$

$$= \left[\sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_i(l_1, l_2) x_i(m_1-l_1, m_2-l_2) \right]$$

$$+ [a_0 + a_1 p + a_2 q + a_3 p^2 + a_4 pq + a_5 q^2 + a_6 p^3 + \dots] \dots\dots\dots (5-3)$$

ただし、

- $y(m_1, m_2)$: 座標 (m_1, m_2) の被説明変量の値
- $h_i(l_1, l_2)$: 未知パラメータ(空間影響関数)の値
- $x_i(m_1, m_2)$: 座標 (m_1, m_2) の説明変量の値
- n : 説明変数の数
- L_1, L_2 : 空間影響の範囲
- p : 座標 (m_1, m_2) から最寄り駅までの時間距離
- q : 上の最寄り駅から都心部までの時間距離
- $a_0, a_1, \dots$: 未知パラメータの値

以上の三つの方法では、一様性モデルによって都市空間における空間影響作用の『一様性』の構造が、一方、場所性モデルによって各地点のもつ『場所性』がそれぞれ抽出されることになる。

2. 2 モデルの選択基準

以上では、都市空間の『場所性』と『一様性』の視点から、モデルの定式化を行った。しかし、場所性モデルの決定に関しては次のような問題が残されている。

すなわち、数理モデルに期待される、

(a)『原データとモデルの推定値との誤差が小さいこと、すなわち、「適合性が高い」こと』

(b)『モデルはできるだけ「簡潔である」こと』

という二つの要請から、「場所性モデルの多項式次数は何次までとれば良いのか、また、どのような項によって構成したらよいのか」という問題が生じる。

前者(a)については、一般に重相関係数等によって評価されることが多い。この要請からすれば、多項式次数を高め、より多くのパラメータを用いて回帰すればデータへの適合性は良くなる。一方、後者(b)の計量的な尺度はモデルに含まれるパラメータの数をとる場合がある。この簡潔性の要請からすれば、パラメータの数は少ない程良いモデルと言える。

これら、(a)「適合性」と、(b)「簡潔性」という二つの要請は相反する場合が多く、モデルには総合的なバランスが要求される。そのためのひとつの解決方法として、AIC (An Information Criterion³⁾) と呼ばれる尺度、

$$AIC = -2\ln(\text{最大尤度}) + 2(\text{パラメータの数}) \dots\dots\dots (5-4)$$

を最小化するモデルを選択する方法が知られている。

さらに、前章で詳しく述べたように、推定されるパラメータの値が不安定なものでは、実用的なものとは言い難い。そこで、

(c)『推定パラメータの値の標準誤差は十分に小さいこと』

という要請も満足する必要がある。

後述のケース・スタディでは、具体的な場所性モデルの多項式((5-2)式)の形は、パラメータが0かどうかのt検定(有意水準5%)の結果を参考にしながら、AICの値が最小となるときのものを採用している。

3 都市メッシュデータを用いたケース・スタディ

3.1 民営借家立地予測モデル

以下では、現実の都市メッシュデータを用いて、民営借家の立地パターンを予測するモデルを構築し、従来のSCA法に『場所性』を組み込むことの有効性について検討する。

分析対象地域（図5.1 参照）は南北方向に約13.8km、東西方向に約28.2kmの矩形の地域であり、メッシュサイズは、南北方向に約461m、東西方向に約564mである。メッシュの数にして合計1500(=30×50)個のメッシュを用いて分析する。

図5.2 には、民営借家立地予測モデルの概念図を示してある。ここでは、都心部を山手線の内部と考え、最寄り駅から山手線までの時間距離を q とした。また、一様性モデルで用いる説明変量としては、都市内居住の利便性を表す飲食料品小売業の分布を用いている。さらに、一様性モデルの空間影響の範囲は $L_1=L_2=1$ とする。すなわち、予測すべきメッシュを含め、そのメッシュに隣接する合計9メッシュの情報をを用いている。

被説明変量である民営借家のデータ⁴⁾の出典は国勢調査（1980年）における地域メッシュ統計であり、飲食料品小売業のデータの出典は事業所統計調査（1981年）のデータである。また、 p と q で表現している時間距離のデータは細密数値情報で整備されているデータを地域統計メッシュの座標に変換したものを使用している⁵⁾。

3. 2 モデルの推定過程

場所性モデルを構成する多項式の次数があまりにも大きいと、次のような問題が発生してしまう。すなわち、

- (a)各項間に共線性が発生する、
 - (b)数値的に桁数の高いもの（高次の項）と低いもの（低次の項）とを足し合わせると、桁数の低いものの情報が捨象され、計算誤差を生じてしまう、
 - (c)推定に用いるデータ範囲の外側（後述の図5.7 (b)を参照）では、抽出される場所性が大きく歪んでしまい不自然なものになってしまう、
- といった問題が生じる。こうした現象は、同じ多項式構造を持つ傾向面分析の場合にも頻繁に生じる現象であり、特に(a)の問題などから傾向面分析については4次式程度が上限であると考えられている⁶⁾。

ここでは、次に示す探索的な方法によって、具体的な場所性モデルの形を決定している。すなわち、①まず、4次までの項を全て用いて場所性モデルを構成し、パラメータの推定を行い、②推定パラメータの中で最も悪い検定値を示す項から順に場所性モデルから取り除き、③場所性モデルのパラメータが全て統計的に有

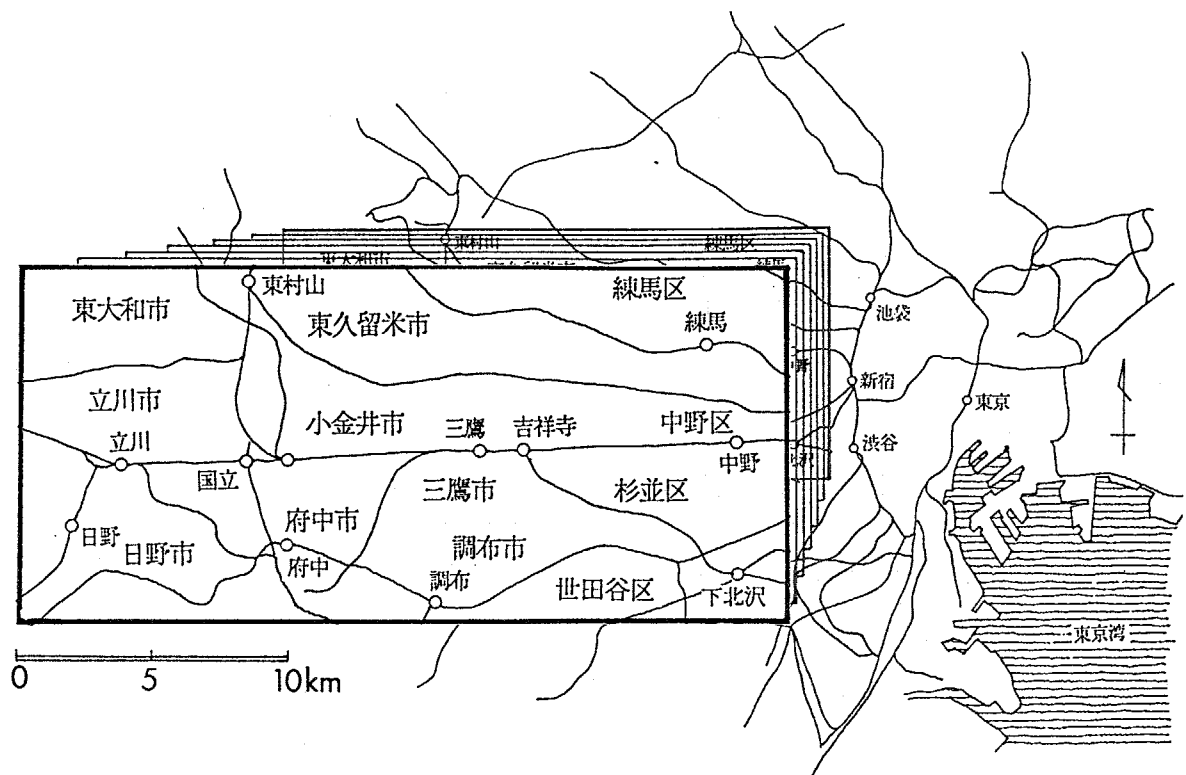


図5.1 分析対象地域

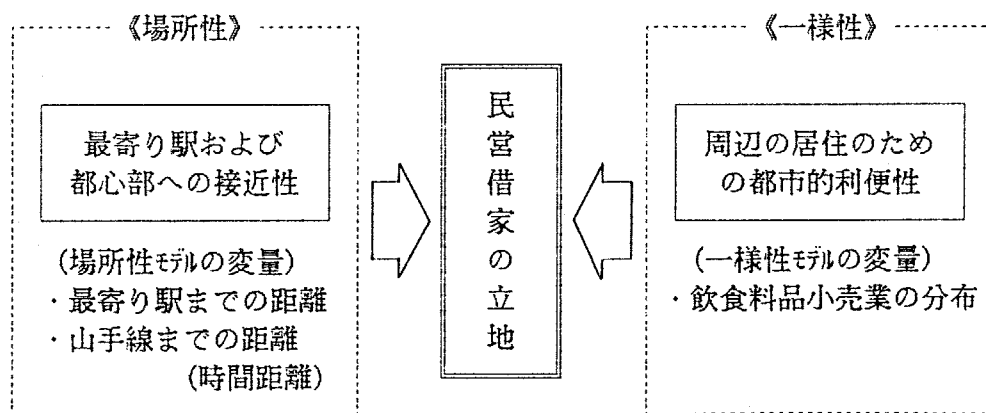


図5.2 民営借家立地モデルの概念

意となり、且つ、AIC の値が最小となる時のモデルを探す、というプロセスである。表5.2 には、方法①～③によるモデルの推定過程を示してある。それぞれ、ハッチを施した部分で AICの値が最小となっている。

3. 3 『場所性』と『一様性』の抽出

図5.3 には、被説明変量である現実の民営借家の分布を示してある。これを予測するモデルを方法①～③によって推定し、その結果を図5.4 ～図5.6 に示した。なお、推定結果は一様性モデルによって説明される『一様性』の部分と場所性モデルによって説明される『場所性』の部分とに分けて示してある。また、その両者を加え合わせた後の併用モデルの予測値と、最終的な残差の様子も同時に示してある。ここで、方法②、③によって得られた結果については『場所性』の様子が理解し易いように高さ方向に5倍拡大して示してある。

方法①～③のいずれの結果においても、都心部の近くで、また、各駅の周辺部で丘陵状の起伏が場所性として抽出されていることが分かる。特に、方法①においては、先に場所性モデルを用いて分析するため、場所性モデルの説明力が大きい。また、方法②の結果をみると、従来の一様性モデルでは説明できなかった成分が『場所性』として抽出されていることがわかる。さらに、場所性モデルと一様性モデルとを一体化した方法③では、一様性モデルの方が原データの分布をうまく表現しており、説明力のあることがわかる。

3. 4 推定パラメータ

表5.3 および表5.4 には、それぞれ最終的に求められた場所性モデルと、一様性モデルのパラメータの推定値を示してある（ただし、方法③の結果のみを示した）。

表5.3 の推定パラメータの値を用いて (5-2)式から得られる値を $p-q$ 平面上に示したものが図5.7 である。図から、民営借家立地の、最寄り駅までの時間距離 p と、山手線までの時間距離 q への依存関係を視覚的に把握することができる。すなわち、大局的には、都心部に近づくにつれて、借家の立地性向は増大すること、一方、局所的には、最寄り駅に非常に近い場所で、むしろ排斥の効果が現れていることなどが分かる。

表5.2 モデルの探索過程

探索 プロセス	モデル内の パラメータ数	《方法①》 場所性⇒一様性	《方法②》 一様性⇒場所性	《方法③》 一様性＋場所性
①	2 4	14657.40 (10/ 6)	14154.89 (10/ 0)	14020.46 (9/ 0)
②	2 3	14655.66 (9/ 6)	14152.90 (9/ 0)	14018.53 (8/ 0)
③	2 2	14653.78 (8/ 6)	14151.03 (8/ 0)	14016.59 (6/ 0)
④	2 1	14655.17 (5/ 6)	14149.08 (5/ 0)	14015.09 (3/ 0)
⑤	2 0	14651.93 (2/ 6)	14147.27 (2/ 0)	14013.98 (1/ 0)
⑥	1 9	14650.23 (1/ 6)	14145.61 (1/ 0)	14012.00 (0/ 0)
⑦	1 8	14644.41 (0/ 6)	14144.40 (0/ 0)	14014.99 (0/ 0)
⑧	1 7	14650.60 (0/ 6)	14157.49 (0/ 0)	14017.99 (0/ 0)
⑨	1 6	14652.51 (0/ 6)	14171.52 (1/ 0)	14026.56 (1/ 0)
⑩	1 5	14732.26 (0/ 4)	14171.78 (0/ 0)	14027.11 (0/ 0)

表中の数字はA I Cの値

(/)内の数字は有意でないパラメータ数 (場所性モデル／一様性モデル)

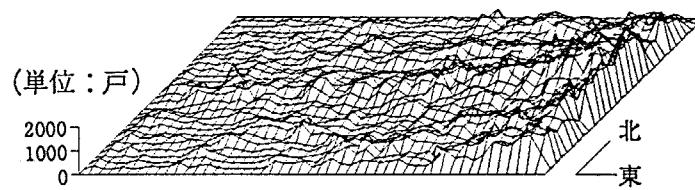


図5.3 民営借家の原データの分布

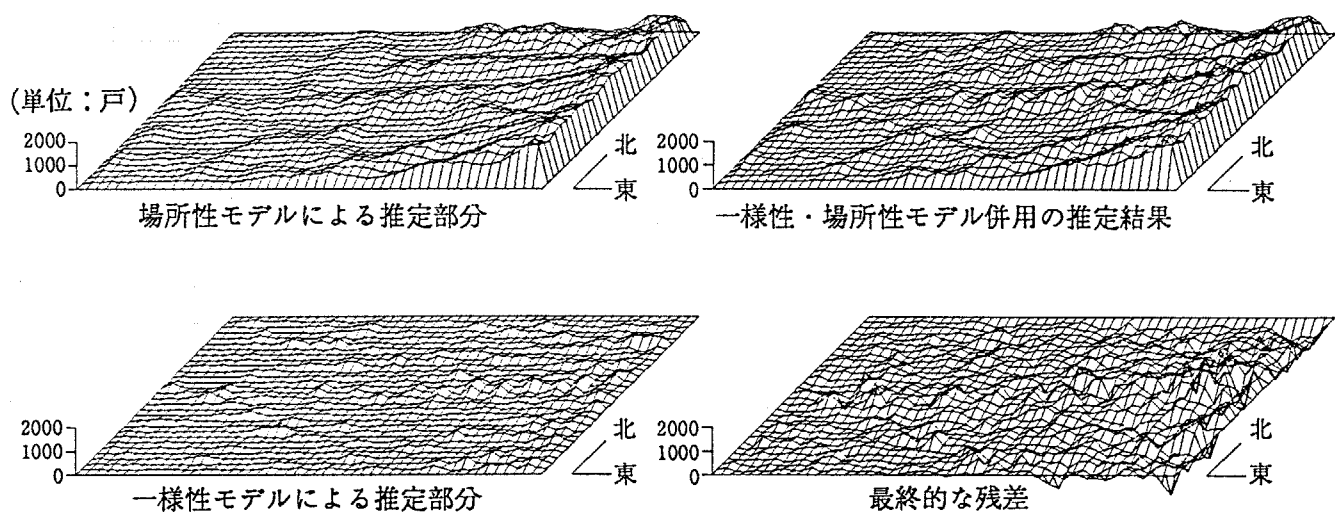


図5.4 《方法①》による分析結果

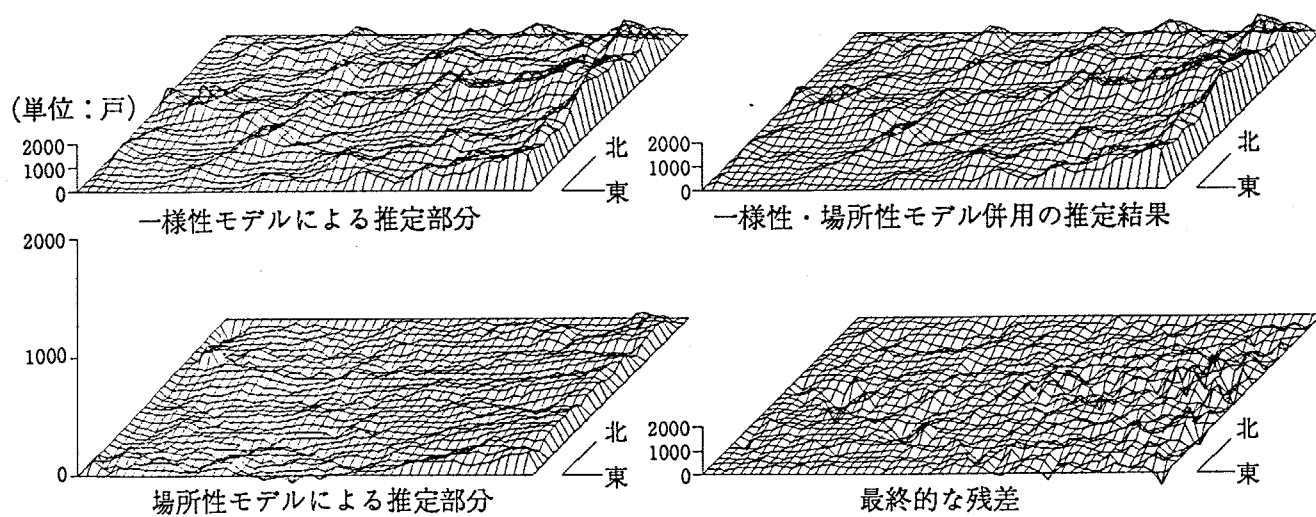


図5.5 《方法②》による分析結果

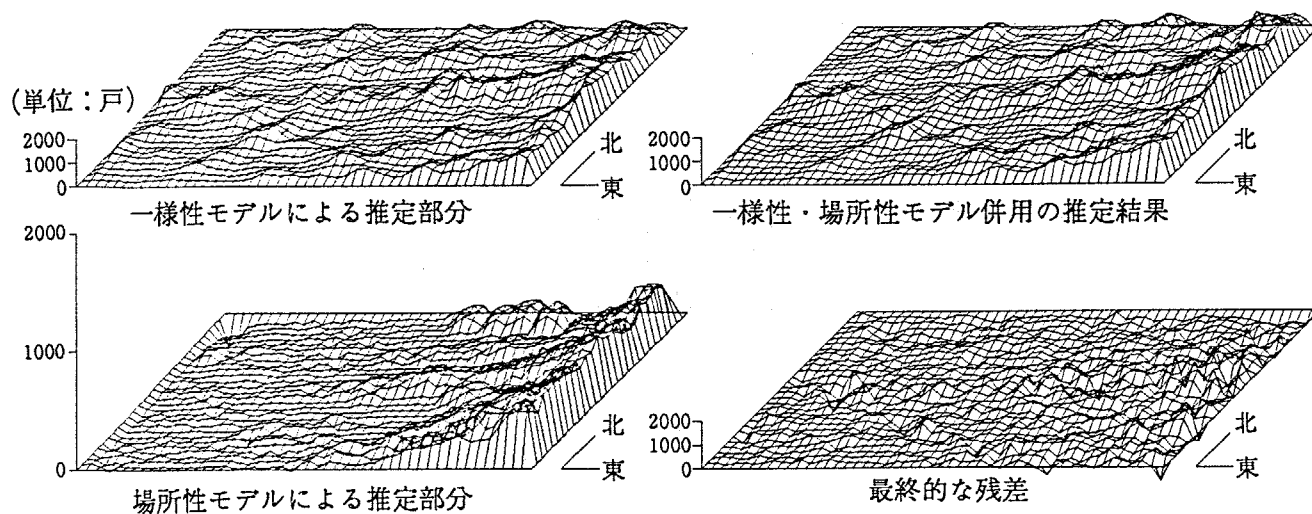


図5.6 《方法③》による分析結果

表5.3 場所性モデルの推定パラメータ(《方法③》の結果)

項	パラメータの値	項	パラメータの値
a_0	389.424177	p^3	0.890984
p	140.160474	p^2q	0.174151
q	-57.179203	p^4	-0.013308
p^2	-20.068014	p^3q	-0.004597
q^2	1.087786	pq^3	-0.000821

(有意水準5%で全パラメータは有意)

表5.4 飲食料品小売業の民営借家への影響(《方法③》の結果)

空間影響関数 $h_1(\ell_1, \ell_2)$ の推定値		ℓ_1		
		-1	0	-1
ℓ_2	-1	2.097	3.532	2.194
		1.334	2.776	1.450
		0.571	2.020	0.706
	0	3.766	8.817	3.415
		2.987	7.948	2.650
		2.208	7.079	1.885
	+1	2.413	3.643	3.219
		1.648	2.892	2.484
		0.883	2.141	1.749

注) 各欄の中段が推定値, 上下段が95%信頼区間の上下限值

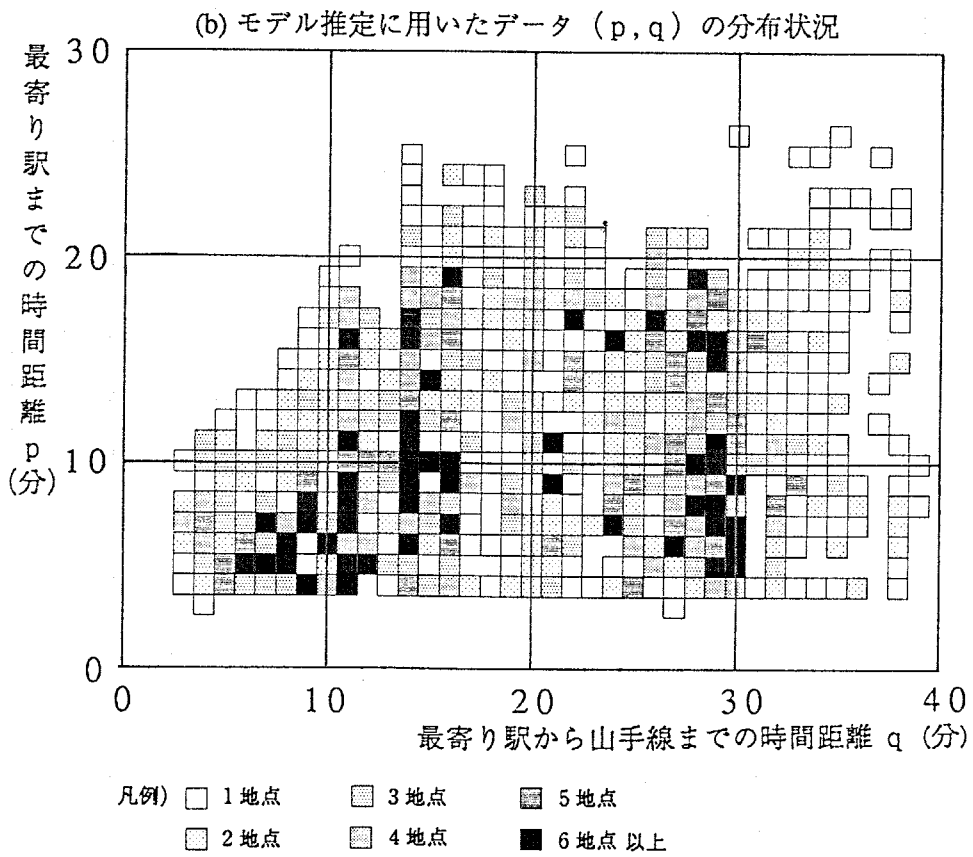
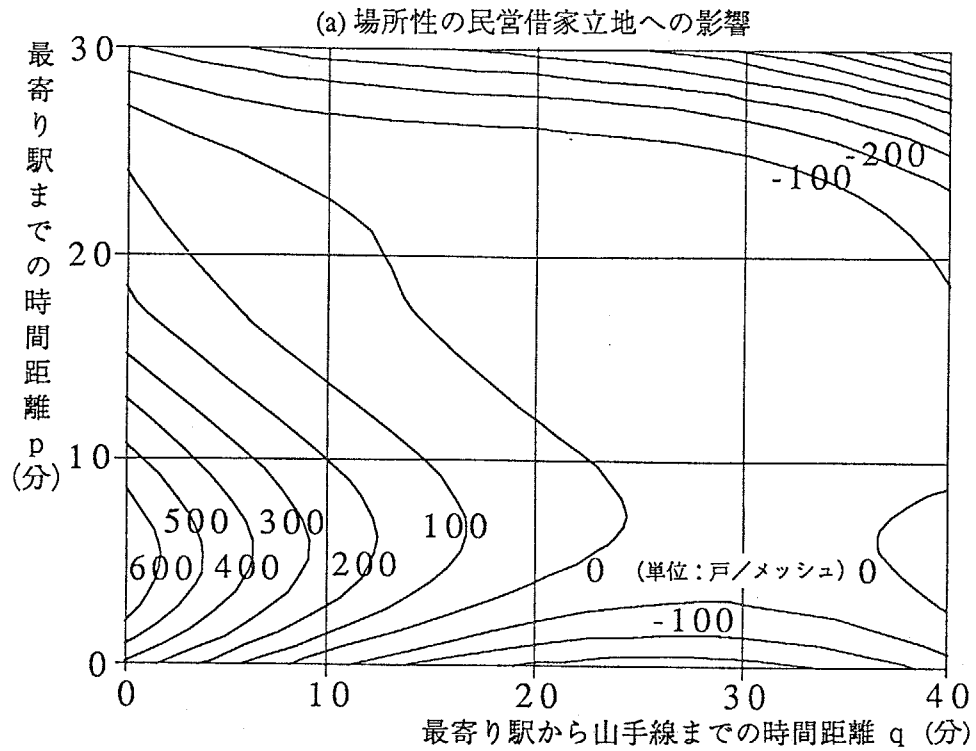


図5.7 場所性の民営借家立地への影響(《方法③》の結果)

また、表5.4 に示した空間影響関数の値からは、飲食料品小売業が、どのように民営借家の立地に空間的に影響しているのかを知ることができる。たとえば、飲食料品小売業の民営借家への空間的な影響の程度は、約500m離れると約 3/8倍になることなどが分かる。

一方、斜め隣のメッシュからの影響の中では、空間的ずれが $(l_1, l_2)=(-1, 1)$ の位置（南東方向のメッシュ）でやや大きな値となっている。この原因についていくつかの可能性を列挙することもできるが、曖昧な憶測に陥りやすいので注意すべきである。推定パラメータの95%信頼区間をみると、0かどうかのt検定では有意である推定値も、ある幅を持ったレンジの中でふれている可能性もあるので、ここではパラメータの強引な解釈は控えたい。

3. 5 モデルの評価

従来の一様性モデルに場所性モデルを併用すれば、新たにパラメータを追加することになるので、「適合性」の面においてはモデルは好評価されるものとなる。しかし、以前よりパラメータの増加した分だけ複雑なモデルになっているので、「簡潔性」の面では評価は下がる。そこで、この二つの要請のバランス面でモデル評価を行う必要がある。

表5.5 には、場所性モデル、および一様性モデルをそれぞれ単独にもいちの場合の結果と合わせて、両者を併用したモデルの重相関係数と AICの値、およびモデルに含まれるパラメータの数を示してある。方法①の結果を除けば、いずれも従来の一様性モデルだけを用いて推定したものよりも重相関係数は高く、AICの値は低くなっている。すなわち、「適合性」と「簡潔性」の総合的なバランス面からモデルは改善されていることが分かる。特に、場所性モデルと一様性モデルとを一体化して、同時に推定する方法 が三つの方法の中では最も効果的であると言える。

場所性モデルと一様性モデルを、それぞれ単独に用いた場合には、一様性モデルの方が説明力が高かった。このことは、方法③において一様性モデルの方が原データの分布状況をうまく説明しているという前節で述べた結果にも現れている（図5.6 参照）。

また、前節で述べたように、方法①の場合には、場所性モデルによる説明部分

表5.5 モデルの評価値

	パラメータの数	重相関係数	A I C の値
場所性モデル	9	0.821	14770.17
一様性モデル	10	0.885	14226.52
《方法①》 場所性⇒一様性	18	0.847	14644.41
《方法②》 一様性⇒場所性	18	0.896	14144.40
《方法③》 一様性＋場所性	19	0.904	14012.00

の割合が高くなる。その結果として、一様性モデルによって説明する成分が少なくなり、統計的に有意でない（一様性モデルの）パラメータが生じやすくなると言える（表5.2の方法①の欄を参照）。

4 まとめ

従来のSCA法では、空間影響モデルを導出する際に、都市空間における空間影響構造の『一様性』を仮定している。しかし、この仮定のもとでは、産業立地の性向等が、その地点（場所）に固有の性質にも依存しているといった事象については捨象されてしまう恐れがある。本章では、従来の空間影響モデルに場所性の概念を組み込み、都市や地域の状態を『一様性』と『場所性』とからモデル化し、別々に抽出する方法を提案した。また、この方法によって推定されたモデルは、数理モデルに要求される「適合性」と「簡潔性」との総合的なバランス面において改善されることを数値例によって示した。

【註】

- 1) 傾向面分析については、文献1)～文献4)などがある。
- 2) 文献5)などの研究がある。
- 3) AICについては、文献6)を参照されたい。また、AICを応用した研究としては文献7)文献8)などがある。
- 4) 厳密には民営借家の現実のストック量ではなく、国勢調査の項目『民営借家（マンション・アパート等を含む）に住む世帯数』のデータを用いている。
- 5) 細密数値情報（日本地図センター監修）については、メッシュの基準となる座標系が第Ⅸ系であり、地域統計メッシュの座標系は経緯度をもとにしているので座標の変換を行う必要がある。具体的な変換の操作については、文献9)のpp. 273～281を参照した。
- 6) 文献2)を参照。

第6章 カテゴリー変量のための理論

- 1 カテゴリー変量のための空間相関分析法の理論
 1. 1 カテゴリー変量を用いた空間相関関数
 1. 2 カテゴリー変量を用いた空間影響モデル
 1. 3 タイプⅠの空間影響モデルの構成と推定方法
 - (1) モデルの構成
 - (2) モデルの推定方法
 1. 4 タイプⅡの空間影響モデルの構成と推定方法
 - (1) モデルの構成
 - (2) モデルの推定方法
 1. 5 タイプⅢの空間影響モデルの構成と推定方法
 - (1) モデルの構成
 - (2) モデルの推定方法
- 2 カテゴリー変量を用いた空間影響モデルの数値例
 2. 1 土地利用転換判別モデル
 - (1) 空地の利用転換判別モデル
 - (2) 都市メッシュデータ
 - (3) モデル推定と空地利用転換予測
 2. 2 ロジットモデルと連動した空間影響モデル
 - (1) ロジットモデルによる居住地選択のモデル化
 - (2) ロジットモデルと空間相互作用モデル
 - (3) 空間相互作用モデルの推定
 - (4) 空間影響モデルによる効用の推定
- 3 まとめ

1 カテゴリー変量のための空間相関分析法の理論

1. 1 カテゴリー変量を用いた空間相関関数

連続変量のみを用いることを想定してきたSCA法を、カテゴリー変量の場合へ拡張するためには、まず、SCA法の基本概念である空間相関関数の再定義を行いカテゴリー変量から空間相関関数を求める方法を示しておく必要がある。そこで、以下では、空間相関関数の概念をカテゴリー変量の場合へ拡張することから始める。

都市空間を二次元直交座標系で表し、この空間の各点 (t_1, t_2) で、人口密度など連続量で表される都市活動 X と、用途指定のようにカテゴリーで表される都市活動 Y が与えられているとする。このとき、 X を人口密度という連続変量とすると、 $x(t_1, t_2)$ とは地点 (t_1, t_2) の人口密度1000人/haというように、連続変量 X の値を $x(t_1, t_2)$ と表す。一方、用途指定のような場合は、(1)一種住専、(2)二種住専、…、(n)工業というように n 個の異なるカテゴリー A_i に分かれているので、地点 (t_1, t_2) の用途指定が二種住専ならば $y(t_1, t_2)$ は A_2 すなわち二種住専というカテゴリー名となるように、カテゴリー変量 Y の値を $y(t_1, t_2)$ と表すこととする。

さらに、数学的な展開での便利性から、このカテゴリー変量 Y を、以下のダミー変量 δ_i を用いて記述しておく。これは、 i 番目のカテゴリーをひとつのダミー変量と見なしていることと等価である。

$$\delta_i(t_1, t_2) = \begin{cases} 1 : y(t_1, t_2) \text{がカテゴリー} A_i \text{に該当するとき} \\ 0 : \text{それ以外のとき} \end{cases} \dots\dots\dots (6-1)$$

上記の準備のもとで、SCA法の基本概念である空間相関関数は、従来と同様に定義可能である。すなわち、ある変量とその変量から東西方向へ τ_1 、南北方向へ τ_2 ずれた場所の別の変量との相関性を計量的に示す相互空間共分散関数と、これを基準化した空間相関関数は、従来の定義式(1-1)～(1-3)でカテゴリー変量の変数として $\delta_i(t_1, t_2)$ を代入したものでよい。

ここでは、二次元メッシュデータを用いることを考えているので、メッシュ空間の離散的な位置座標を (m_1, m_2) で表現すると、空間相関関数は簡単な数式展開によって以下のようになることがわかる。この場合、連続変量とカテゴリー変量の相関関数のときと、両方ともカテゴリー変量のときがある。

i 番目のカテゴリーと東西方向に k_1 メッシュ、南北方向に k_2 メッシュずれた場所の連続変量 X との空間相関関数の値 $R_{ix}(k_1, k_2)$ は、

$$R_{ix}(k_1, k_2) = \frac{\underline{x}_1(k_1, k_2) - \underline{x}_2(k_1, k_2)}{\sqrt{N(S_1(0, 0)/n_2 + S_2(0, 0)/n_1) + (\underline{x}_1(0, 0) - \underline{x}_2(0, 0))^2}} \quad \dots\dots(6-2)$$

ただし、

n_1 : $\delta_i(m_1, m_2)=1$ となる個数

n_2 : $\delta_i(m_1, m_2)=0$ となる個数

$N=n_1 + n_2$

$\underline{x}_1(k_1, k_2) = \sum x(m_1+k_1, m_2+k_2)/n_1$

ただし $\sum$ は $\delta_i(m_1, m_2)=1$ となる (m_1, m_2) の範囲

$\underline{x}_2(k_1, k_2) = \sum x(m_1+k_1, m_2+k_2)/n_2$

ただし $\sum$ は $\delta_i(m_1, m_2)=0$ となる (m_1, m_2) の範囲

$S_1(k_1, k_2) = \sum (x(m_1+k_1, m_2+k_2) - \underline{x}_1(k_1, k_2))^2/n_1$

ただし $\sum$ は $\delta_i(m_1, m_2)=1$ となる (m_1, m_2) の範囲

$S_2(k_1, k_2) = \sum (x(m_1+k_1, m_2+k_2) - \underline{x}_2(k_1, k_2))^2/n_2$

ただし $\sum$ は $\delta_i(m_1, m_2)=0$ となる (m_1, m_2) の範囲

であり¹⁾、i 番目のカテゴリーと j 番目のカテゴリーとの空間相関関数も同様に求めることができる。このとき、表6.1のようにダミー変量の各該当数 n_{ij} を定義しておく、空間相関関数は次式によって与えられる²⁾。

$$R_{ij}(k_1, k_2) = \frac{n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}}{\sqrt{n_{1.}n_{2.}n_{.1}n_{.2}}} \quad \dots\dots\dots(6-3)$$

従来のSCA法で定義した空間相関関数はピアソンの積率相関係数を空間的ずれ (k_1, k_2) の関数として拡張したものであったが、上記の(6-2)、(6-3)式で計算できる値 $R_{ij}(k_1, k_2)$ も、ピアソンの積率相関係数のダミー変量を含む場合での同様の拡張になっている。従って、カテゴリー変量を含むメッシュデータを用いて、空間的な影響関係を把握しようとする場合でも、カテゴリー変量を(6-1)式のようにダミー変量に変換し、上述のように空間相関関数を計算すればよく、従来と同様、その値によって都市活動要素の連担性・共存性・排斥性を定量的に計測できる。

表6.1 ダミー変量の該当数

		Y_i $\delta_i(m_1, m_2)=1$ $\delta_i(m_1, m_2)=0$		計
Y_j	$\delta_j(m_1+k_1, m_2+k_2)=1$	n_{11}	n_{12}	$n_{1.}$
	$\delta_j(m_1+k_1, m_2+k_2)=0$	n_{21}	n_{22}	$n_{2.}$
計		$n_{.1}$	$n_{.2}$	N

1. 2 カテゴリー変量を用いた空間影響モデル

従来のSCA法では、連続変量間の空間的な影響関係を表現する空間影響関数をパラメータとして、空間影響モデルが定式化できた。また、未知パラメータである空間影響関数の値は、空間相関関数からなる連立方程式を解くことによって推定することができた。以下では、カテゴリー変量を用いた場合に、空間影響モデルはどのように定式化され、また、その際の未知パラメータはどのように推定できるのかについて検討する。

まず、空間影響モデルを以下の3タイプに大別し、各タイプごとに具体的な検討を行う。すなわち、カテゴリー変量を用いた空間影響モデルを

【タイプⅠ】：カテゴリー変量 ⇄ 連続変量

【タイプⅡ】：連続変量 ⇄ カテゴリー変量

【タイプⅢ】：カテゴリー変量 ⇄ カテゴリー変量

(「⇄」印は右の変量で左の変量を説明・予測することを表す)

に分類し検討する。

1. 3 タイプⅠの空間影響モデルの構成と推定方法

(1) モデルの構成

被説明変量 Y の各メッシュで得られる値 $y(m_1, m_2)$ は K 個のカテゴリーの内いづれかひとつのカテゴリー A_j ($j=1, \dots, K$)に該当するカテゴリー変量とし、説明変量 X_i ($i=1, \dots, n$)は連続変量とする。

最初に、モデル構成の考え方について検討する。各メッシュ (m_1, m_2) での被説明変量の値は、連続量ではなくカテゴリー名に過ぎないので、従来の空間影響モデルのように説明変量の多項式で直接その値を推定することはできない。しかし、判別分析などで行われているように、説明変量の多項式を用いて指標(連続量)を構成し、この指標の値がある範囲のときはあるカテゴリーになっているというように判別するということが考えられる。そして、この判別の正解の割合が高くなるように多項式の未知係数を決めるというように考える。

以上のアイディアは、判別分析等で用いられるものであり、ここでは、各変量が空間座標(メッシュの位置)ごとに定義されているということだけが異なる。すなわち、各メッシュ (m_1, m_2) のカテゴリー量を判別するための指標となる量 z

(m_1, m_2) を、従来の空間影響モデルと同様に、メッシュ (m_1, m_2) の近傍の説明変量 X_i の多項式で以下のように構成する。

$$z(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_i(l_1, l_2) \cdot x_i(m_1-l_1, m_2-l_2) \dots\dots(6-4)$$

ただし、 $z(m_1, m_2)$ はその相対的な大小関係で判別にもちいるため、定数項 a_0 に相当するものは、判別に寄与しないので省略している。上式で、 $h_i(l_1, l_2)$ は、従来のモデルと同様に空間ラグ (l_1, l_2) 離れたところからの影響の強さを表す未知パラメータである。次項でこの未知パラメータを推定する方法を述べる。この (6-4) 式で表しているのは、被説明変量 $y(m_1, m_2)$ がどのカテゴリーに該当するかを判別するための指標であるので、以下ではこれをタイプ I の空間影響モデルと呼ぶことにする。

(2) モデルの推定方法

モデルの推定方法の基本的な考え方は判別分析の場合と同様になるが、(6-4) 式のままでは、すぐに判別分析モデルと同じにならない。そこで、最初は、判別分析と同様にカテゴリー変量による群別を考える。まず、 $y(m_1, m_2)$ がどのカテゴリーに属するかによってサンプルを K 個の群 G_j ($j=1, \dots, K$) に分ける。各群 G_j にはそれぞれ n_j ($j=1, \dots, K$) 個のサンプルがあるものとする。

つぎに、第 2 章で示した既存統計プログラムを活用し、空間影響モデルを重回帰モデルに帰着させる方法を利用する。この方法はどのような空間ラグ (l_1, l_2) でも同数のデータを用いるため、分析対象領域の周辺部での情報が若干失われるという精度上の問題があるが、充分大きな領域の場合には、この差異は無視する。ここでも、同様のアイディアを活用する。

空間影響モデルの各変量に並び替えを施し、位置座標 (m_1, m_2) による表現を、群番号 j とその群内でのサンプル通し番号 a のサフィックスで表すと、(6-4) 式は次のように変形することができる。

$$z_{j,a} = \sum_{m=1}^M H_m x_m^{j,a} \dots\dots\dots(6-5)$$

ただし、 $j=1, 2, \dots, K$ (各群の番号)

$a=1, 2, \dots, n_j$ (第 j 群内のサンプル通し番号)

$M=n(2L_1+1)(2L_2+1)$

この指標 z_{ja} が、同じ群の場合ではなるべく近い値に、異なる群の場合ではなるべく離れた値とすれば判別しやすい。このことは、一般的に用いられる判別分析のモデルと同じである。すなわち、ダミー変量の線型和で得られる z の値によって Y をもっともよく判別するためは、 K 個の群の群間変動 S_B を全変動 S_T に対して相対的に最大にするように、すなわち、相関比 $\eta^2 (= S_B / S_T)$ を最大にするような H_m を求めればよい³⁾。そこで、相関比 η^2 を H_m で偏微分し 0 とおくと、

$$\sum_{q=1}^M \left\{ \sum_{j=1}^k n_j (\underline{x}_p^{ja} - \underline{x}_p) (\underline{x}_q^{ja} - \underline{x}_q) \right. \\ \left. - \eta^2 \sum_{j=1}^k \left\{ \sum_{a=1}^n n_j (\underline{x}_p^{ja} - \underline{x}_p) (\underline{x}_q^{ja} - \underline{x}_q) \right\} H_a \right\} = 0 \quad \dots\dots\dots (6-6)$$

ただし、 $p = 1, 2, \dots, M$

$\underline{x}_m^j$: 第 j 群での x_m^{ja} の平均

$\underline{x}_m$: メッシュ空間全体での x_m^{ja} の平均

という連続変量 x_m^{ja} の群間および全体の分散共分散からなる固有値問題となり、パラメータ H_m はこの固有値問題の第一固有値に対する固有ベクトルとして求めることができる⁴⁾。

具体的な各メッシュの被説明変量の判別は、①推定されたパラメータ H_m を用いて (6-5) 式から指標値 z を求め、②つぎに各群別に平均値 $\underline{z}_j$ と分散 σ_j^2 を求め、③各メッシュの指標値 z の各群 j の平均値 $\underline{z}_j$ までのマハラノビスの汎距離、すなわち、

$$M_j = (\underline{z}_j - z)^2 / \sigma_j^2 \quad \dots\dots\dots (6-7)$$

の内、最小の M_j となる群 j に判別すればよい。

また、(6-6) 式の固有値問題から得られる第一固有値は、最大化された相関比 η^2 であるのでモデルの適合度を表すひとつの尺度と見なすことができる。

以上の解法は、判別分析モデルと等価であるので、(6-5) 式を判別分析モデルとして既存の統計プログラムを活用することができる。しかし、(6-4) 式から (6-5) 式への変換の際に、若干情報を失っているという精度上の問題があること、また、通常の判別分析と違って説明変量が空間的に隣接しているため説明変量間に相関が発生しやすいことを、推定の際に注意する必要があると言える。

1. 4 タイプⅡの空間影響モデルの構成と推定方法

(1) モデルの構成

以下では、タイプⅡの空間影響モデル、すなわち、説明変数がカテゴリー変量 Y_i であり、その値 $y_i(m_1, m_2)$ が n_i 個の異なるカテゴリー名 A_{ip} , ($j=1, 2, \dots, n_i$) のいずれかで表される場合について検討する。また、ここでは連続変量である被説明変量を Z , 各メッシュのその値を $z(m_1, m_2)$ と記述する。

本章のはじめに、変量 Y_i がカテゴリー変量の場合には、各カテゴリーをダミー変量とみなして記述すれば、SCA法の基本概念である空間共分散関数や空間相関関数は、従来と同様に計算可能であることを示した。ここでも同様に、カテゴリー変量を、

$$\delta_{ip}(m_1, m_2) = \begin{cases} 1 : y_i(m_1, m_2) \text{ がカテゴリー } A_{ip} \text{ に該当するとき} \\ 0 : \text{それ以外するとき} \end{cases} \dots\dots\dots (6-8)$$

と記述する方法をとる。このときの空間影響モデルは、

$$z(m_1, m_2) = a_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} \sum_{p=1}^{n_i} h_{ip}(l_1, l_2) \delta_{ip}(m_1-l_1, m_2-l_2) \dots\dots\dots (6-9)$$

となる。(6-8) 式のように、カテゴリー変量である説明変量をダミー変量を用いて記述し、連続変量である被説明変量を説明するモデルをタイプⅡの空間影響モデルと呼ぶ。

(2) モデルの推定方法

上記のようにカテゴリー変量をダミー変量を用いて記述すると、分散共分散からなる連立方程式(第1章の(1-18)式)は、

$$C_{ipz}(k_1, k_2) = \sum_{k=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} \sum_{q=1}^{n_k} h_{kq}(l_1, l_2) C_{ipkq}(k_1-l_1, k_2-l_2) \dots\dots\dots (6-10)$$

ただし、 $-L_1 \leq k_1 \leq L_1$; $-L_2 \leq k_2 \leq L_2$

$i=1, 2, \dots, n$ (n : サンプル数)

$p=1, 2, \dots, n_i$ (n_i : i 番目のアイテムのカテゴリーの数)

$C_{ipkq}(k_1, k_2)$: δ_{ip} と δ_{kq} の空間共分散関数

$C_{ipz}(k_1, k_2)$: δ_{ip} と Z の空間共分散関数

となる。しかし、 $y_i(m_1, m_2)$ は異なる n_i 個のカテゴリの内のいずれかひとつに該当するので、それを記述したダミー変量には次のような関係が存在する。

$$\sum_{p=1}^{n_i} \delta_{ip}(m_1, m_2) = 1 \quad \text{for all } i, m_1, m_2 \quad \dots\dots\dots(6-11)$$

すなわち、 n_i 個のダミー変量 $\delta_{ip}(m_1, m_2)$, $p=1, \dots, n_i$ の内で、独立なものは n_i-1 個である。したがって、(6-10)式の中で独立な方程式の数 L は、

$$L = (2L_1+1)(2L_2+1) \sum_{i=1}^n (n_i - 1) \quad \dots\dots\dots(6-12)$$

となる。一方、推定すべき未知パラメータの数 L' は、

$$L' = (2L_1+1)(2L_2+1) \sum_{i=1}^n n_i \quad \dots\dots\dots(6-13)$$

であるので、上記の方程式は解くことができない。そこで、 n_i 個のダミー変量の中で独立な n_i-1 個を用いる。すなわち、単純に第1番目のダミー変量をモデルから除去し、第1番目のダミー変量に対する係数を

$$h_{i1}(l_1, l_2) = 0 \quad \text{for all } i, l_1, l_2 \quad \dots\dots\dots(6-14)$$

と基準化する。このとき、連立方程式は、

$$C_{ipz}(k_1, k_2) = \sum_{k=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} \sum_{q=2}^{n_i} h_{kq}(l_1, l_2) C_{ipkq}(k_1-l_1, k_2-l_2) \quad \dots\dots\dots(6-15)$$

ただし、 $-L_1 \leq k_1 \leq L_1$; $-L_2 \leq k_2 \leq L_2$

$i=1, 2, \dots, n$; $p=2, 3, \dots, n_i$

となり、未知パラメータの数と、方程式の数は等しくなり、一般には解くことができる。このときの空間影響モデルは、

$$z(m_1, m_2) = a_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} \sum_{p=2}^{n_i} h_{ip}(l_1, l_2) \delta_{ip}(m_1-l_1, m_2-l_2) \quad \dots\dots\dots(6-16)$$

となる。以上をまとめると、説明変量がカテゴリ変数である場合には、①カテゴリ変数をダミー変数に変換し、②第1番目のダミー変数を取り除いてモデルを構成し、③従来と同様に空間共分散関数からなる連立方程式を解けば、空間影響モデルは推定できる。

1. 5 タイプⅢの空間影響モデルの構成と推定方法

(1) モデルの構成

まず、モデルの構成について検討する。ここで検討するタイプⅢの空間影響モデルも、タイプⅠのモデルと同様に、各メッシュ (m_1, m_2) の被説明変量の値はカテゴリ変量となっている。ただし、タイプⅢの場合には説明変量の値もカテゴリ変量となっている。すなわち、以下では説明変量 Y_i は f_i 種類あるカテゴリ A_{ip} ($p=1, \dots, f_i$)の内いずれかひとつに該当し、被説明変量は K 種類あるカテゴリ B_j ($j=1, \dots, K$)の内いずれかひとつに該当するカテゴリ変量であるとする。

タイプⅢのモデルの場合も、従来の空間影響モデルのように説明変量の多項式で直接その値を推定できないので、タイプⅠの場合と同様に、説明変量の多項式を用いて指標(連続量)を構成し、この指標の値がある範囲内のときには、あるカテゴリになっていると言うように判別することを考える。ただし、説明変量 Y_i もカテゴリ変量となっているので、タイプⅡのモデルで検討した方法を用いる。すなわち、説明変量 Y_i を(6-8)式と同様にダミー変量で記述し、判別のための連続量を以下のように記述する(ただし、定数項は被説明変量の判別には関与しないのでモデルからは除外する)。

$$z(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} \sum_{p=1}^{f_i} h_{ip}(l_1, l_2) \delta_{ip}(m_1-l_1, m_2-l_2) \dots\dots\dots(6-17)$$

ここで構成した連続量 $z(m_1, m_2)$ は、被説明変量がどのカテゴリ変量に該当するかを判別するための指標であるので、これをタイプⅢの空間影響モデルと呼ぶことにする。

(2) モデルの推定方法

以下では、タイプⅢの空間影響モデルの推定方法について検討する。

まず、タイプⅠのモデルの場合と同様に、サンプルを被説明変量の値に応じて K 個の群 G_j ($j=1, \dots, K$)に分けることから始める。各群 G_j にはそれぞれ n_j ($j=1, \dots, K$)個のサンプルがあるものとする。つぎに、データに並び替えを施し、空間影響モデルを重回帰分析モデルに帰着させる方法を用いる。すなわち、位置座標 (m_1, m_2) による表現を群番号 j とその群内のサンプル通し番号 a のサフィッ

クスで表し、(6-17)を以下のように書き換える。

$$z_{ja} = \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} H_{mp} D_{mp}^{ja} \quad \dots\dots\dots (6-18)$$

ただし、 $j = 1, 2, \dots, K$ (群番号)

$a = 1, 2, \dots, n_j$ (第 j 群の中のサンプル番号)

$$M = n(2L_1+1)(2L_2+1)$$

$$c_m = \{ f_k \mid (k-1)(2L_1+1)(2L_2+1)+1 \leq m \leq k(2L_1+1)(2L_2+1), \\ k=1, 2, \dots, n \}$$

この考え方は、タイプ I のモデルが連続変量によって指標 z を構成したのに対し、タイプ III の場合には、ダミー変量を用いている点だけが異なる。

ダミー変量の線型和で得られる z の値によって被説明変量をもっともよく判別するためは、 K 個の群の群間変動を全変動に対して相対的に最大にするように、すなわち、相関比 η^2 を最大にするような H_{mp} を求めればよい。タイプ I の空間影響モデルの場合と同様に、相関比 η^2 を H_{mp} で偏微分し 0 とおくと、次のダミー変量 D_{mp}^{ja} の群間および全体の分散共分散からなる固有値問題を得る⁵⁾。

$$\sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} \{ b(mp, uv) - \eta^2 t(mp, uv) \} H_{mp} = 0 \quad \dots\dots\dots (6-19)$$

ただし、 $u = 1, 2, \dots, M$, $v = 1, 2, \dots, c_u$

$$t(mp, uv) = f(mp, uv) - n_{mp} n_{uv} / N$$

$$b(mp, uv) = \sum_{j=1}^K g_{mp}^j g_{uv}^j / n_j - n_{mp} n_{uv} / N$$

$f(mp, uv)$: $D_{mp} = D_{uv} = 1$ となった個数

g_{mp}^j : 第 j 群で $D_{mp} = 1$ となった個数

n_{mp} : $D_{mp} = 1$ となった個数

しかし、 D_{mp}^{ja} はある p で 1 となり、残りは 0 であるから、

$$\sum_{p=1}^{c_m} D_{mp}^{ja} = 1 \quad \text{for all } m, j, a \quad \dots\dots\dots (6-20)$$

という関係が存在し、 $b(mp, uv)$, $t(mp, uv)$ はランク落ちを生じてしまい、相関比 η^2 を最大化する H_{mp} の値は唯一に決定されない。このような不定性を取り除いて解を求めるためには、

$$H_{m1} = 0 \quad \text{for all } m \quad \dots\dots\dots(6-21)$$

として基準化すればよい。このとき、上記の固有値問題は、

$$\sum_{m=1}^M \sum_{p=2}^{c_m} \{b(mp, uv) - \eta^2 t(mp, uv)\} H_{mp} = 0 \quad \dots\dots\dots(6-22)$$

ただし、 $u=1, 2, \dots, M$

$v=2, 3, \dots, c_u$

となる。パラメータ H_{mp} はこの固有値問題の第一固有値に対する固有ベクトルとして求めることができる⁶⁾。

各メッシュにおける被説明変量の判別は、タイプ I の空間影響モデルと同様に、①推定されたパラメータ H_{mp} を用いて、まず、(6-17)式から指標値 $z(m_1, m_2)$ を求め、②つぎに各群別に平均値 $\bar{z}_j$ と分散 σ_j^2 を求め、③各メッシュで計算された指標値 $z(m_1, m_2)$ の各群 j での平均値 $\bar{z}_j$ までのマハラノビスの汎距離

$$M_j = (\bar{z}_j - z)^2 / \sigma_j^2 \quad \dots\dots\dots(6-23)$$

の内、最小の M_j となる群 j に判別すればよい。

また、(6-22)式の固有値問題から得られる第一固有値は、最大化された相関比 η^2 であるので、この場合もモデルの適合度を表すひとつの尺度とみなすことができる。

2 カテゴリー変量を用いた空間影響モデルの数値例

2. 1 土地利用転換判別モデル

カテゴリー変量を用いた空間影響モデルの特徴を具体的に示すとともに、その有効性を検証するため、本節では、実際の都市メッシュデータを用いた数値例のいくつかを示したい。まず、以下では大都市周辺部での土地利用変化、とくに空地の変化を記述する空間影響モデルの構築を試みる。

(1) 空地の利用転換判別

土地利用変化過程で中間段階の状態として表れてくる土地利用カテゴリーに空地がある。この空地が次の時点で商業的な土地利用として利用されたり、住宅用地として利用されたりするが、いずれにしても、次の時点でどのような土地利用になるかを判定することが、土地利用の動向を把握する上で重要となる。そこで、図6.1 に示すように、ある時点 T 年に空地であった土地利用が、それから Δt 年後の時点 $(T+\Delta t)$ 年に商業系（商業・業務用地）に転換するか、または、住居系（一般低層住宅・密集低層住宅・中高層住宅）に転換するかということを判別予測するモデルを構築する。すなわち、現在の諸変量の空間影響の構造が、ある変量の将来（ある一定期間に生ずるであろう変化）を決定づけているというモデルを構築している。このとき推定されるモデルのパラメータが安定的であれば、すなわち、空地の土地利用転換構造が安定的であれば、時点 $(T+\Delta t)$ 年のデータを用いて次の Δt 年間の空地の土地利用転換を予測することも可能となる。

以降では、前者の空地利用転換を「空地→商業系」、後者を「空地→住居系」と呼び、説明変量として、その空地近傍での人口、事業所の活動水準などを表す変量を用いて、タイプⅠの空間影響モデルを適用することを試みる。

(2) 都市メッシュデータ

ここで用いる都市メッシュデータは、(a)数値細密情報（日本地図センター）と、(b)国勢調査および事業所統計調査に関する地域メッシュ統計（日本統計協会）のデータである。(a)については、平面直交座標（第Ⅸ系）が使用されており、また、メッシュサイズは東西方向、南北方向ともに100mである。一方、(b)に関しては、経緯度線がメッシュの基準となっており、緯度を30秒、経度を45秒ごとに区切った基準地域メッシュを、さらに縦、横ともに二等分した一辺がほぼ500mの方形のメッシュである。両者は元になった座標系が異なるために、このままでは相互

に比較することができないので、まず、両者の座標を揃える作業を行った⁷⁾。

ここでは、上記の空地利用転換が比較的多く観測された、東京都北部の地域を分析対象地域とした⁸⁾ (図6.2 参照)。ただし、用途地域指定を受けている地点と無指定の地点では、各変量の空間影響の仕方は基本的に異なると考えられるので、ここでは用途地域指定を受けていない地点を除外し、また、予測する地点が一種住専に指定されている場合には、「空地→住居系」の変化しか生じないので、このような地点はサンプルから除外した。さらに、「空地→商業系」、「空地→住居系」のいずれの変化が生じるのかを予測するモデルを構築するため、サンプルとするデータも、この両者のどちらかの変化が観測されたメッシュのみに限定している。ここでの空地、商業系、住居系の各土地利用の具体的な内容については表6.2 に示してある。

ここでは、基準時点Tを1979年とし、この時点で空地であった土地利用が、それから $\Delta t=5$ 年後の1984年までに、商業系、住居系のどちらになるかを判別予測する。また、説明変量として用いる変量は、表6.3 に示してある⁹⁾。

ここで、被説明変量は、現在空地であるものが5年後に商業系になるか住居系になるかで、

$$\delta(m_1, m_2) = \begin{cases} 1 : \text{「空地} \rightarrow \text{商業系」} \\ 0 : \text{「空地} \rightarrow \text{住居系」} \end{cases} \dots\dots\dots (6-24)$$

と言うようにダミー変量で記述する。ただし、この変化は100mメッシュごとに起こる現象であるが、説明変量は500mメッシュデータでしか得られていないので、500mメッシュで統一的に捉え、該当100mメッシュがどこの500mメッシュに含まれているかによって、上記ダミー変量の位置座標とした。すなわち、メッシュの座標 (m_1, m_2) は500mメッシュでの座標となる。

空間ラグの大きさ、すなわち近傍の取り方は、東西方向に500mメッシュで最大2メッシュ、南北方向に最大2メッシュとした。すなわち、該当メッシュ(空地の土地利用変化の起こった100mメッシュを含んでいる500mメッシュ)から東西・南北方向ともに約1kmの範囲の影響を考えていることになる。

(3) モデル推定と空地利用転換予測

表6.4 には、推定結果、すなわち、(6-4)式の判別の指標 $z(m_1, m_2)$ を説明する各変量の係数 $h_i(k_1, k_2)$ の推定値を最右欄に示してある。ただし、SCA法で

表6.2 土地利用分類の定義

分 類	細密数値情報での分類および定義	
空 地	空地	人工的に土地の整備が行われ、現在まだ利用されていない土地及び簡単な施設からなる屋外駐車場、ゴルフ練習場、テニスコート、資材置場等を含む。
住居系	一般低層住宅地	3階以下の住宅用建物からなり、1区画あたり100㎡以上の敷地で、建物の密集しない住宅地をいい、農家の場合は屋敷林を含め1区画とする。
	密集低層住宅地	3階以下の住宅用建物からなり、1区画あたり100㎡未満の敷地で、建物の密集している住宅地をいう。
	中・高層住宅地	4階建以上の中高層住宅地の敷地からなる住宅地をいう。
商業系	商業・業務用地	小売店舗、スーパー、デパート、卸売、飲食店、映画館、劇場、旅館・ホテル等の商店、娯楽、宿泊等のサービス業を含む用地及び企業の事務所、銀行、新聞社、放送局、流通施設、その他これに類する用地。

表6.3 モデルにおける各変量

	変 量	メッシュサイズ	出典
被説明変量Y (カテゴリ変量)	1979年に空地であった場所が1984年に B ₁ : 商業系(商業・業務)用地になる。 $\delta(m_1, m_2) = 1$ B ₂ : 住居系(一般低層・密集低層・中高層 住宅)用地になる。 $\delta(m_1, m_2) = 0$	100m	細密数 値情報
説明変量X _i (連続変量)	1. 総人口数 (住宅の所有形態別世帯数) 2. 持家に住む世帯数 3. 民営借家に住む世帯数	約500m	国勢調査 (1980年)
	4. 全産業従業員者数 (事業所の形態別事業所数) 5. 店舗・飲食店 6. 事務所・営業所 7. 工場・作業所・鉱業所	約500m	事業所 統計調査 (1981年)

はそのメッシュからある空間ラグ，すなわち， (k_1, k_2) だけずれた地点の各変量の値 $x_i(m_1-k_1, m_2-k_2)$ で説明するため，第3欄にその空間ラグを示してある。また，判別指標 $z(m_1, m_2)$ と変量 $x_i(m_1-k_1, m_2-k_2)$ との相関係数の自乗は，説明の寄与の程度を表しているので，この値の大きさの順に第10位までの変量のみを表示し，相関係数を第4欄に記している。

表6.4 に示すように，ここで用いた表6.3 の7個の説明変量のうち，「2. 持家に住む世帯数」「7. 工場・作業所・鉱業所の事業所数」「4. 全産業従業員者数」「1. 総人口数」が説明力の高い変量となっている。また，土地利用変化の起こるメッシュ近傍の「7. 工場・作業所・鉱業所の事業所数」「4. 全産業従業員者数」は， $z(m_1, m_2)$ とは全て正の相関関係を持っていることから，「空地→商業系」の転換に大きく関与していることがわかる。逆に，「2. 持家に住む世帯数」は，負の相関をもっており，この値の増加とともに「空地→住居系」への変化が生じやすいことを意味している。「1. 総人口数」は，空間的な影響として興味深い。つまり，近傍では， $z(m_1, m_2)$ とは正の相関関係を持っており，周辺人口の増加は商業系への変化を増長させるが，同一メッシュでの相関は逆に負であり，同一地点での人口の増加は住居系への変化を促していると言える。

本分析の場合，群の数が「空地→商業系」「空地→住居系」の二つしかないので，(6-4)式で与えられた指標値の大小が商業系か住居系かを表している。図6.3 に示した計算された各指標値 $z(m_1, m_2)$ は，その値が高いほどメッシュ (m_1, m_2) において「空地→商業系」の転換が生じやすいことを示している。誤判別を最小とする境界が図に示されており，これより大きい $z(m_1, m_2)$ で商業系，小さい範囲で住居系と判別する。図6.3 では二つの群での指標の値の分布が重なっており，完全な，すなわち 100%正しい判別はできない。その結果，全サンプルのうち，表6.5 に示すように88.6%を正しく判別している。また，図6.4 には実際に「空地→商業系」「空地→住居系」の転換が観測された地点の分布パターンと，モデルによる推定パターンをメッシュ空間上にプロットして示してある¹⁰⁾。

上記の，ある空地の近傍の都市活動の影響を考慮したタイプⅠの空間影響モデルの推定結果がどの程度有効かをみるため，通常の判別分析，すなわち，ある空地の変化を，その近傍の影響を考慮しないモデルと比較しておきたい。後者のモデルでは，都市活動データのメッシュで空地を含むメッシュだけのデータを説明

表6.4 各変量の判別に寄与する強さとその順位

順位	変量名	空間ラグ (k_1, k_2)	指標 $z(m_1, m_2)$ と $x_i(m_1 - k_1, m_2 - k_2)$ との相関係数	空間影響関数の 係数 $h_i(k_1, k_2)$ の推定値
1	持家世帯数	(0, 0)	-0.2977	-0.1902
2	工場・作業所	(+1, +1)	+0.2421	+0.1532
3	従業員者数	(0, -1)	+0.2393	+0.1513
4	持家世帯数	(0, +1)	-0.2279	-0.1439
5	持家世帯数	(-2, +2)	-0.2207	-0.1392
6	総人口	(-1, -2)	+0.1990	+0.1252
7	工場・作業所	(-2, +2)	+0.1967	+0.1237
8	工場・作業所	(+1, +2)	+0.1963	+0.1234
9	総人口	(0, 0)	-0.1960	-0.1233
10	持家世帯数	(-1, 0)	-0.1884	-0.1183

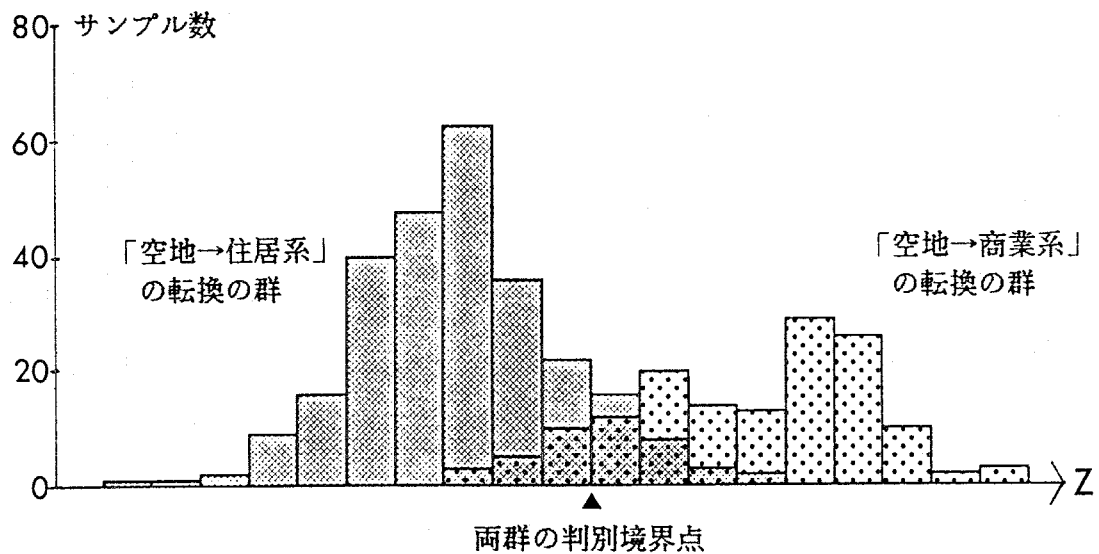


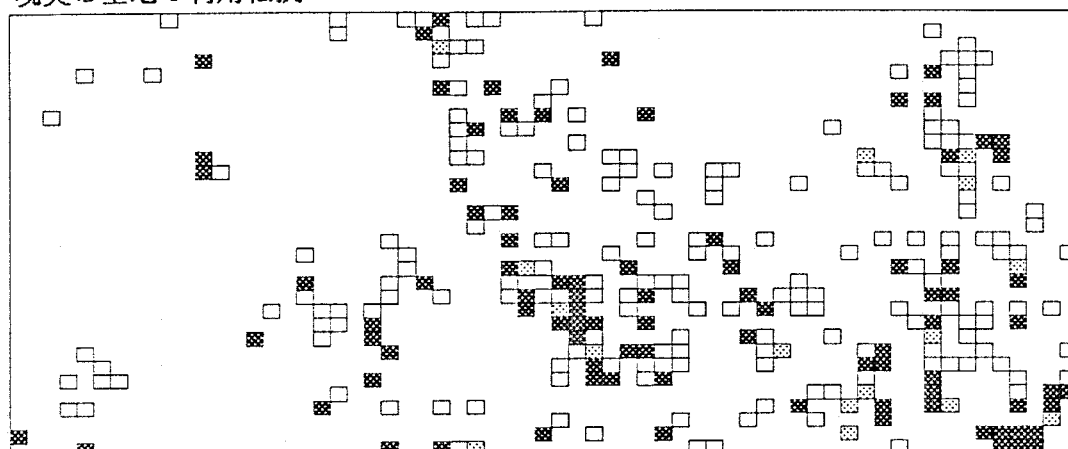
図6.3 計算された z の値と度数分布

表6.5 タイプIの空間影響モデルによる推定結果

	実際のメッシュ数	正解判別の数	正解判別率	相関比 η^2
商業系に転換した地点	147	129	87.8%	0.614
住居系に転換した地点	267	238	89.1%	
合 計	414	367	88.6%	

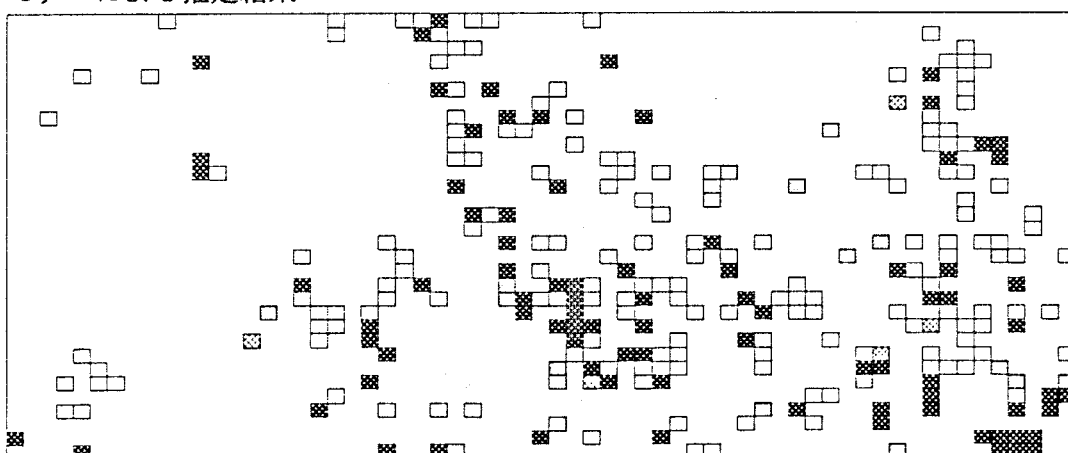
(空間影響関数モデルの空間ラグの大きさは、 $L_1=2, L_2=2$ としている)

現実の空地の利用転換



凡例 □ : 「空地→商業系」に転換したメッシュ
 ■ : 「空地→住居系」に転換したメッシュ
 ▨ : 上記2種類の転換が同数観測されたメッシュ

モデルによる推定結果

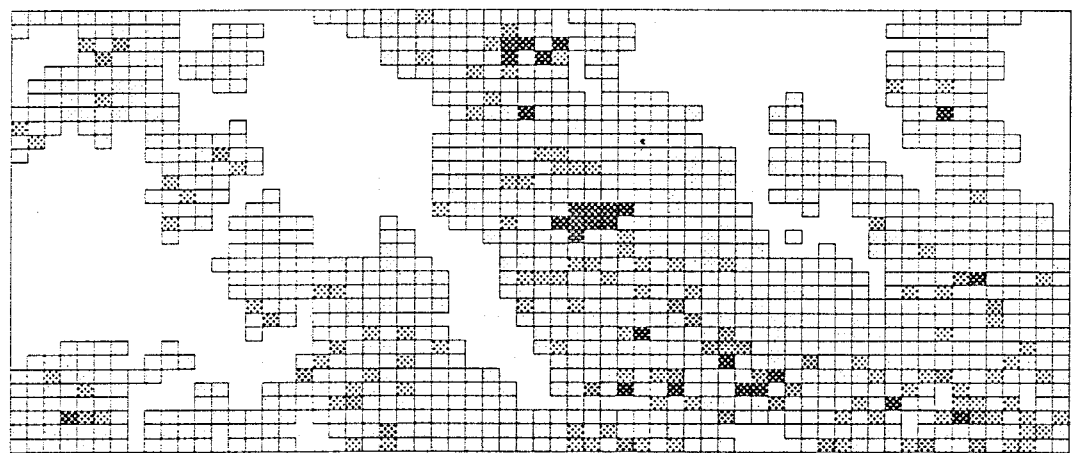


凡例 □ : 「空地→住居系」の転換が正しく判別されたメッシュ
 ■ : 「空地→商業系」の転換が正しく判別されたメッシュ
 ▨ : 「空地→住居系」を「空地→商業系」と誤判別したメッシュ
 ▩ : 「空地→商業系」を「空地→住居系」と誤判別したメッシュ

図6.4 実際の空間影響モデル空地利用転換とモデルの推定結果

表6.6 通常の判別分析モデルによる推定結果

	実際のサンプル数	正解判別の数	正解判別率	相関比 η^2
商業系に転換した地点	147	100	68.0 %	0.098
住居系に転換した地点	267	164	61.4 %	
合 計	414	264	63.7 %	



凡例

- : 「空地→住居系」の転換が生じると判別されたメッシュ
- ▒ : 「空地→商業系」の転換が生じると判別されたメッシュ
(色の濃いハッチ程「空地→商業系」の転換が生じやすい)

図6.5 モデルによる補間推定

変量としている。この場合の推定結果は表6.6 に示されているとおり、全サンプルの内、63.7%を正しく判別しているにすぎない。このことから、近傍の空間的影響を取り込んだタイプⅠの空間影響モデルが説明力を大きくしていることがわかる。

以上の分析は、実際に「空地→商業系」「空地→住居系」の転換が観測された地点だけのデータを用いた場合の予測結果であるが、上で推定されたモデルの z (m_1, m_2) は空地の商業系へ転換する傾向の強度でもあるので、説明変数が得られている地点での「空地の商業系転換傾向」を観察することができる。これを示したものが図6.5 である。つまり、一種住専を除く用途指定を受ける地域全体について、もしも1979年時に空地があったとすれば、5年後の1984年までに商業系と住居系のいずれになるかの傾向を表し、住居系となる傾向の強い場所を白ヌキで、商業系となる傾向の強い場所を、その強さに従って ($z(m_1, m_2)$ の値に従って) 濃淡で示したものである。このような土地利用転換の傾向を、二次元的な地理的情報と照らし合わせながら視覚的に理解することは、計画段階で有効であると考えられる。

2. 2 ロジットモデルと連動した空間影響モデル

(1) ロジットモデルによる居住地選択のモデル化

様々な立地主体の中でも、居住立地は都市活動の骨格をなす重要な要素と言える。そのため、都市・地域計画の分野では、人々の居住立地性向の構造を把握しようとする試みが多くなされてきた。例えば、立地特性を就業地－居住地間のトリップ特性からとらえたロジットモデルや空間相互作用型のモデルなどが提案されている¹¹⁾。ここでは、確率効用理論の考え方からロジットモデル型の居住立地モデルを構築し、これと空間影響モデルとの連動を図る。すなわち、ロジットモデルの基本概念である効用を、空間影響モデルによって構成し、居住立地の際の効用の構造について検討したい。

以下では、地点 i で就業する人が地点 j に居住することで得られる効用を U_{ij} と表し、この効用 U_{ij} を用いて就業者の居住地選択モデルを構築する。

都市空間内のすべての地点の集合を S で表す。また、簡単のため、都市空間内の各地点をひとつのサフィクスで表す。すなわち、就業地を i ($i \in S$)、居住地

を j ($j \in S$) で表す。

効用 U_{ij} は地点 j の特性や就業者個人の社会的属性などによって異なる。しかし、その要因を全て記述することは困難であるので、効用 U_{ij} は確定的に決まった量ではなく、確率的に変動しているものとみなす。すなわち、効用 U_{ij} に次のような性質を仮定する。

$$U_{ij} = \underline{U}_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad \dots\dots\dots (6-25)$$

$$\underline{U}_{ij} = E[U_{ij}] \quad \dots\dots\dots (6-26)$$

ただし、 E : 期待値演算記号

つぎに、地点 i で就業する人が、居住地として選択可能な集合 S の中から地点 j を選定する確率を p_{ij} とする。確率 p_{ij} は、地点 j を選択したときの効用 U_{ij} が、他のどの地点 k ($k \in S, k \neq j$) を選択したときの効用 U_{ik} よりも同時的に大きくなる確率に等しいので、次のように表現することができる。

$$p_{ij} = \text{Prob}[U_{ij} > U_{ik} \text{ for all } k \neq j] \quad \dots\dots\dots (6-27)$$

ここで、(6-25) 式の ε_{ij} の分布として、二重指数型分布（ガンベル分布）を仮定すると、ロジットモデルと呼ばれる次のモデルを得る¹²⁾。

$$p_{ij} = \frac{\exp[\underline{U}_{ij}]}{\sum_k \exp[\underline{U}_{ik}]} \quad \dots\dots\dots (6-28)$$

（ただし、 $\sum_k$ は $\{k \mid k \in S\}$ の範囲での和を意味し、以下も同様である。）

このモデルを居住地選択確率モデルと呼ぶことにする。

ここで、効用 $\underline{U}_{ij}$ の形として次のものを想定する。すなわち、効用 $\underline{U}_{ij}$ は、地点 j とその周辺特性から決まる効用 U_j と、地点 $i - j$ 間の移動に伴う負の効用 C_{ij} に分離可能であり、両者の線型和で得られるものと仮定する。

$$\underline{U}_{ij} = U_j + C_{ij} \quad \dots\dots\dots (6-29)$$

ここでの最終的な目標は、上記の効用 U_j を空間影響モデルによって構成し、空間影響モデルとロジットモデルとの連動を図ることである。しかし、被説明変量となる効用 U_j は直接観測できないので、まず、この効用 U_j を定量的に求める方法を次項で検討する。

(2) ロジットモデルと空間相互作用モデル

以下では、雇用地からみた居住地の選択問題を考えているので、次のような表記方法をとることにする。

o_i : 地点 i の雇用数 (就業者の就業分布)
 d_j : 地点 j の居住者数 (就業者の居住分布)
 t_{ij} : 地点 i から地点 j への通勤トリップ数

このとき、上述の居住地選択確率モデルは、(6-29)式の仮定のもとでは、空間相互作用モデルと等価なものとなる。すなわち、

$$\begin{aligned}
 t_{ij} &= o_i p_{ij} \\
 &= \frac{o_i \exp [U_j + C_{ij}]}{\sum_k \exp [U_k + C_{ik}]} \\
 &= \frac{1}{\sum_k \exp [U_k] \exp [C_{ik}]} o_i \frac{\exp [U_j]}{d_j} d_j \exp [C_{ij}] \dots\dots\dots (6-30)
 \end{aligned}$$

であり、ここで、

$$b_j = \frac{\exp [U_j]}{d_j} \dots\dots\dots (6-31)$$

$$\begin{aligned}
 a_i &= [\sum_k \exp [U_k] \exp [C_{ik}]]^{-1} \\
 &= [\sum_k b_k d_k \exp [C_{ik}]]^{-1} \dots\dots\dots (6-32)
 \end{aligned}$$

とおけば、

$$t_{ij} = a_i o_i b_j d_j \exp [C_{ij}] \dots\dots\dots (6-33)$$

を得る。また、

$$\begin{aligned}
 d_j &= \sum_i t_{ij} \\
 &= b_j d_j \sum_i a_i o_i \exp [C_{ij}] \dots\dots\dots (6-34)
 \end{aligned}$$

であるので、

$$b_j = [\sum_k a_k o_k \exp [C_{kj}]]^{-1} \dots\dots\dots (6-35)$$

となっている。

ここで、負の効用 C_{ij} は、移動コスト c_{ij} (金銭ターム) と効用タームでの換算比率を β とするとき、

$$C_{ij} = -\beta c_{ij} \dots\dots\dots (6-36)$$

であるので、直ちに(6-32)、(6-35)式の条件のもとでの(6-33)式は、空間相互作用モデルと等価な形式となる。

この b_j は、空間相互作用モデルの研究の中では、バランシング・ファクターと呼ばれ、その具体的な意味内容の解釈をめぐる、以前から様々な議論がなさ

れているが¹³⁾ はっきりとした結論には至っていない¹⁴⁾。しかし、ロジットモデルを想定し、ここから空間相互作用モデルを導出した経過を見れば、(6-31)式から明らかなように、目的地選択の際の効用 U_j によって決定される量と解釈することができる。

以上より、(6-33)式の空間相互作用モデルの推定を行いパラメータ b_j が得られれば、(6-31)式の関係を利用して効用 U_j は定量的に求めることができる。

(3) 空間相互作用モデルの推定

空間相互作用モデルの推定に関しては、多くの理論的、解析的研究がなされており、平均移動コストが求めてあれば、パラメータ β を自動的に推定するアルゴリズムも開発されている¹⁵⁾。

ここで用いる都市メッシュデータは、国勢調査および事業所統計調査に関する地域メッシュ統計のデータ¹⁶⁾である(図6-6 参照)。このメッシュデータには、平均移動コストの情報がないので、上記の方法は直接利用できない。

しかし、雇用地 i 、居住地 j の就業者数 t_{ij} が空間相互作用モデルで推定されたとき、この t_{ij} から集計できる居住地 j と同一の市区町村内での就業者数 g_{1j} は、他の統計データから得られたこの値 g_{1j}^* と一致している必要がある。同様に推定された t_{ij} から集計できる居住地 j と同一の県内(ただし同一市区町村内を除く)での就業者数 g_{2j} 、居住地 j と異なる都道府県での就業者数 g_{3j} は、それぞれ他の統計データから得られた値 g_{2j}^* および g_{3j}^* と一致している必要がある。幸いこのデータ、

g_{1j}^* : 自市区町村で就業する就業者数

g_{2j}^* : 自県内他市区町村で就業する就業者数

g_{3j}^* : 他都道府県で就業する就業者数

$$\text{ただし、} \quad d_j = \sum_{k=1}^3 g_{kj}^*$$

は、行政区を単位とする就業地別集計トリップ数から得られるので、この情報を利用できる。したがって、空間相互作用モデル推定から集計量と統計データとの一致という問題は、次の自乗誤差最小化問題となる。すなわち、目的関数 Q

$$Q = \sum_j \sum_k (g_{kj}^* - g_{kj})^2 / N \quad \dots\dots\dots (6-37)$$

ただし、 N : 総ゾーン(メッシュ)数

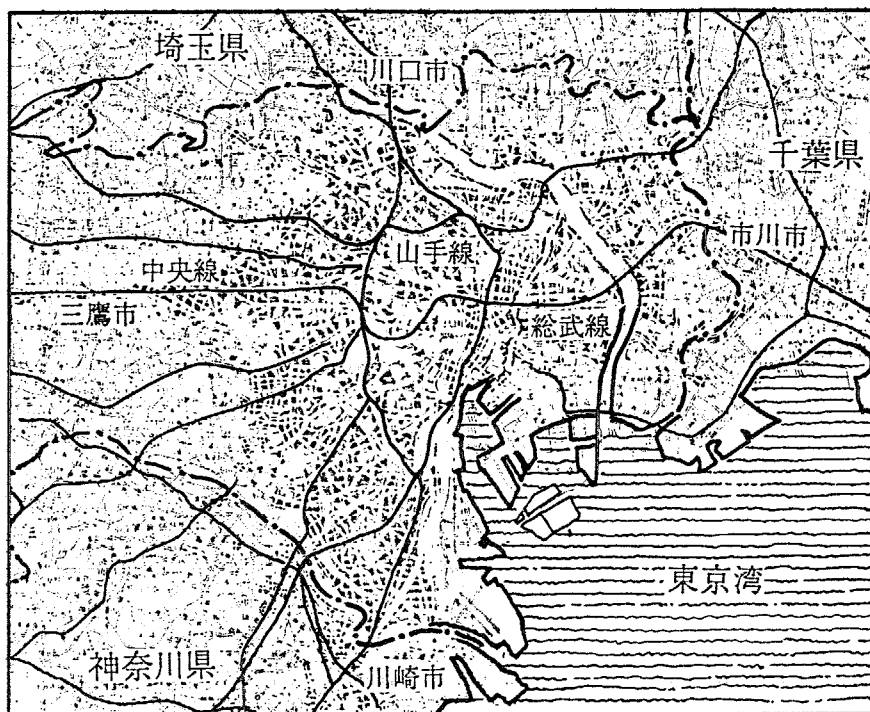


図6.6 分析対象地域

の値を $\beta (>0)$ を少しずつ変化させながら求め、 Q の値を最小とするパラメータ β を求める(ただし、 a_i, b_j は従来どおり収束計算により求める)。

大都市では、遠距離通勤者も多いため、総雇用数と総就業者数とを等しくするには、メッシュ空間を非常に大きくとる必要がある。一方、空間相互作用モデルでは、ゾーン数が多いと、モデル推定に膨大な時間を要する。こうした制約から、ここで設定した対象空間(図6-6 参照)では、

$$\sum_i o_i > \sum_j d_j \quad \dots\dots\dots(6-38)$$

となってしまう。そこで、 o_i に関しては次の基準化を行う。すなわち、地点 i の雇用数 o_i の内、ある一定の割合 ρ は、対象領域外から通勤してくることを仮定して、

$$o_i' = \rho \cdot o_i \quad \dots\dots\dots(6-39)$$

$$\text{ただし、} \rho = \sum_j d_j / \sum_i o_i$$

と基準化する。

さらに、就業地 i と居住地 j の間の移動による負の効用 C_{ij} は地点 $i-j$ 間の距離 x_{ij} の関数と考えることができる。この関数形としては、種々のものが考え得るが、以下のようなもので近似できることが議論されている¹⁷⁾。

$$C_{ij} = -\beta x_{ij} \quad \dots\dots\dots(6-40)$$

$$C_{ij} = -\beta \log(x_{ij}) \quad \dots\dots\dots(6-41)$$

しかし、後の具体的な推定作業を通じて、(6-41)式の数値型モデルの方が良いフィッティングとなることが確かめられたので¹⁸⁾、以下では、対数型についてのみ議論する。

以上の準備のもとに、パラメータ β の値を変化させながら、(6-33)式のモデル推定を行い、そのときの目的関数 Q をプロットしたものが図6.7である。 β の値が約2.87のところで Q は最小となっている。また、各推定トリップの集計量 g_{kj} ($k=1,2,3$)も、実際の値 g_{kj}^* をうまく再現していると言える。

(4) 空間影響モデルによる効用の推定

以下では、効用 U_j を空間影響モデルによって記述し、効用 U_j の構造を明らかにしたい。

上で求めた(6-31)式を書き直すと、

$$U_j = \log(b_j) + \log(d_j) \quad \dots\dots\dots(6-42)$$

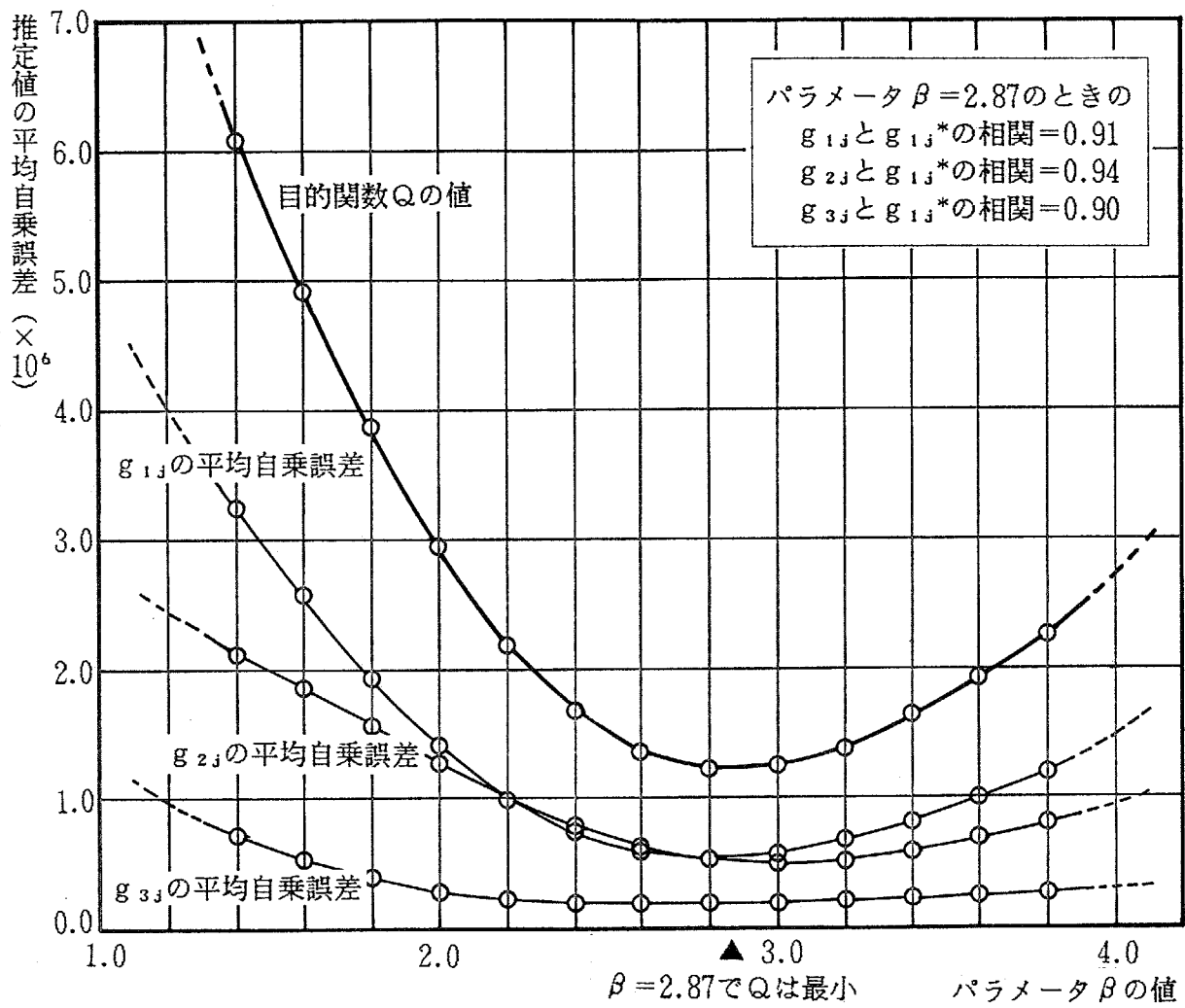


図6.7 パラメータ β と目的関数 Q の値

となる。ここで、上式右辺第2項は、居住人口なのでデータから与えられ、第1項のパラメータ b_j は前述の空間相互作用モデルの推定過程で得られているので、結果として、(6-42)式より、効用 U_j の値は求められる。

(6-42)式は、居住地 j を選択するという意味での効用は、右辺第1項とそこでの居住人口によって決まる第2項で説明できることを示しているが、ここで、居住地の居住環境を考えると、明らかに第2項はこれとは関係ない量であり、居住環境の良さは、第1項の値で示されていると考えられる。居住地選択の面からみた居住環境の良さを効用 U_{j*} 、すなわち、第1項を U_{j*} とおいて、これを、居住地の持つ計測可能な変量で説明するモデルを構築することを試みる。

立地主体の如何によらず、他の条件が同じであれば、立地に要する費用が小さいほど効用 U_{j*} は高いと言える。また、住居については、立地点のみならず、その周辺の居住環境も効用 U_{j*} に影響する。すなわち、効用 U_{j*} は、

$$U_{j*} = u(H_j, E_j) \dots\dots\dots (6-43)$$

ただし、 H_j : 地点 j の居住費

E_j : 地点 j とその周辺の環境要素

という関数で記述できるものとする。すなわち、地点 j の環境要因だけでなく、地点 j の周辺の影響を受けるので、(6-43)式は空間影響関数モデルで記述する必要がある。

ここでは、各地点の地価¹⁹⁾を立地費用(居住費)を表すインデックスとみなすことにする。ただし、ここでも対数型の効用関数を想定し、地価の対数をとったものを説明変量とする。また、居住環境を記述するインデックスとしては土地利用情報¹⁹⁾を利用する。工業系の土地利用は、その構成比率が小さくても周辺の環境に大きな影響を与える可能性がある。そこで、工業系の土地利用がなされているか否かを環境インデックスとする(具体的には、住居系・商業系・工業系に大別される用途構成の中で、工業系の土地利用比率が5%以上であるか否かのふたつのカテゴリーを設定した)。すなわち、説明変量としてカテゴリー変量を含むタイプⅡの空間影響モデルとなる。

位置座標を (m_1, m_2) で表現し、 U_{j*} を空間影響モデルによって構成したものを $U(m_1, m_2)$ と表記すると、タイプⅡの空間影響モデルは次のようになる。

$$U(m_1, m_2) = a_0 + \alpha \log(p(m_1, m_2))$$

$$+ \sum_{l_1=-L_1}^{L_1} \sum_{l_2=-L_2}^{L_2} h_2(l_1, l_2) \delta_2(m_1-l_1, m_2-l_2) \quad \dots\dots\dots(6-44)$$

ただし,

$a_0, \alpha, h_2(l_1, l_2)$: 未知パラメータ

$p(m_1, m_2)$: 地点 (m_1, m_2) の平均地価

$\delta_2(m_1, m_2) = \begin{cases} 1 & \text{: 地点}(m_1, m_2) \text{ が工業系の土地利用となっているとき} \\ 0 & \text{: それ以外のとき} \end{cases}$

また, 空間ラグの大きさは, $L_1=L_2=1$ とし, 該当メッシュから東西・南北方向ともに約500m圏の影響を考えた。

SCA法では空間的に隣接する変量を説明変量とするため, 説明変量間の相関性が起因して共線性の問題が発生してしまう可能性が高い。この問題に対処するため, 第4章で詳述したパラメータの安定推定法を用いてモデル推定を行った。

分析結果を図6.8, 図6.9, 表6.7 に示してある。図6.8 上段は, 空間相互作用モデルの推定から得られる効用 U_{j*} の分布状況を示したものである。一方, この値を被説明変量とする空間影響モデルの推定値 $U(m_1, m_2)$ の空間分布を図6.8 下段に示してある。空間相互作用モデルでは対象地域全域の効果が反映されるため滑らかな分布になるのに対し, 空間影響モデルによるものは空間ラグをとっているとはいえその近傍だけからの推定のため, 前者に比較して変動は大きい。

両者の一致状況, すなわち空間影響モデルの適合度を調べてみると, 図6.9 に示すように, 全体としては良く一致し, 重相関係数も0.915 と良好である。

つぎに, 空間影響モデルでの説明変量の効果をみると, 表6.7 のように, 地価情報の説明力が大きく, 説明変量の係数パラメータの値はすべて負となっている。工業系土地利用に関するパラメータが負であることは, 居住地周辺の工業系土地利用が効用を低減させていることを示唆している。とくに, 空間ラグが $(l_1, l_2) = (0, 0)$ のところでこの値は低くなっており, 同一メッシュでの居住地と工業系用途との混在は, 居住地選択を大きく減少させるものであることがわかる。

空間相互作用モデルから推定される効用 U_{j*} から, 空間影響モデルによって推定した効用 $U(m_1, m_2)$ を引いた値(以下, 残差と呼ぶ)の空間分布を示したものが, 図6.10である。前者の効用 U_{j*} が, 居住地選択行動から直接推定されたものであることと, 後者の効用 $U(m_1, m_2)$ が居住地の地価と周辺環境から推定したも

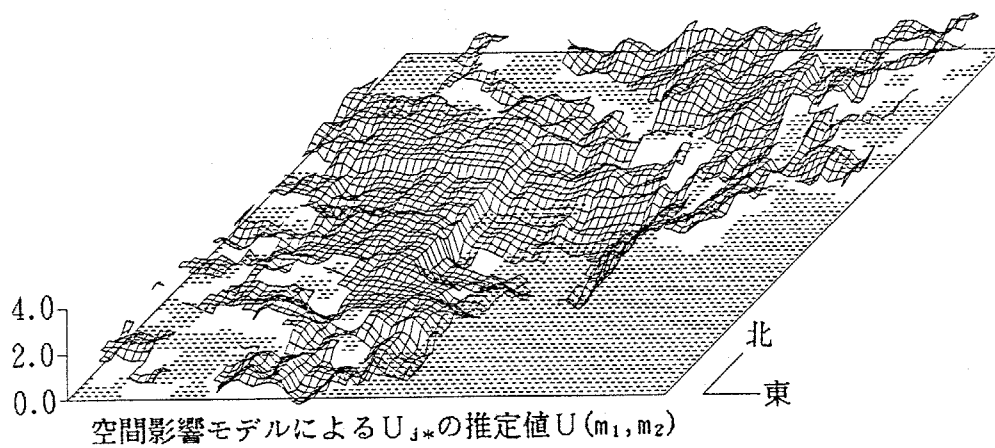
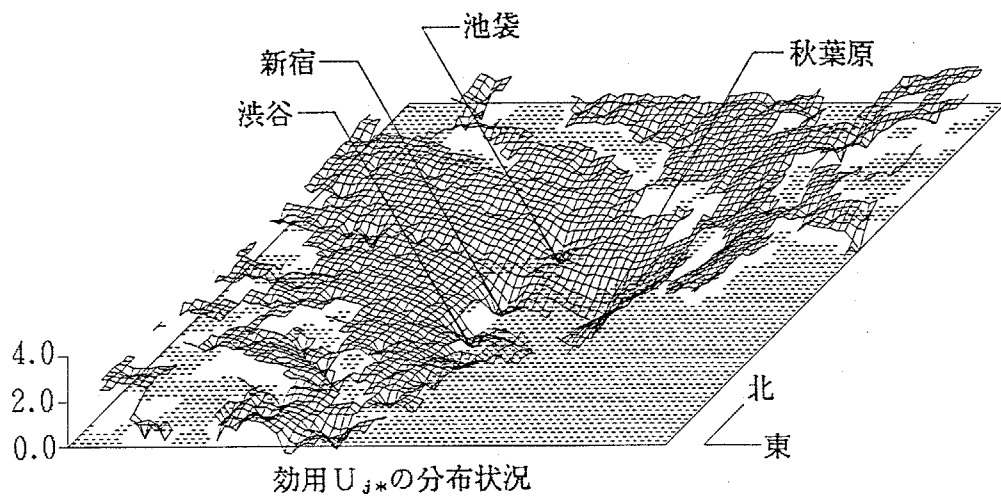


図6.8 効用 U_{j*} と空間影響モデルによる推定値 $U(m_1, m_2)$ の分布

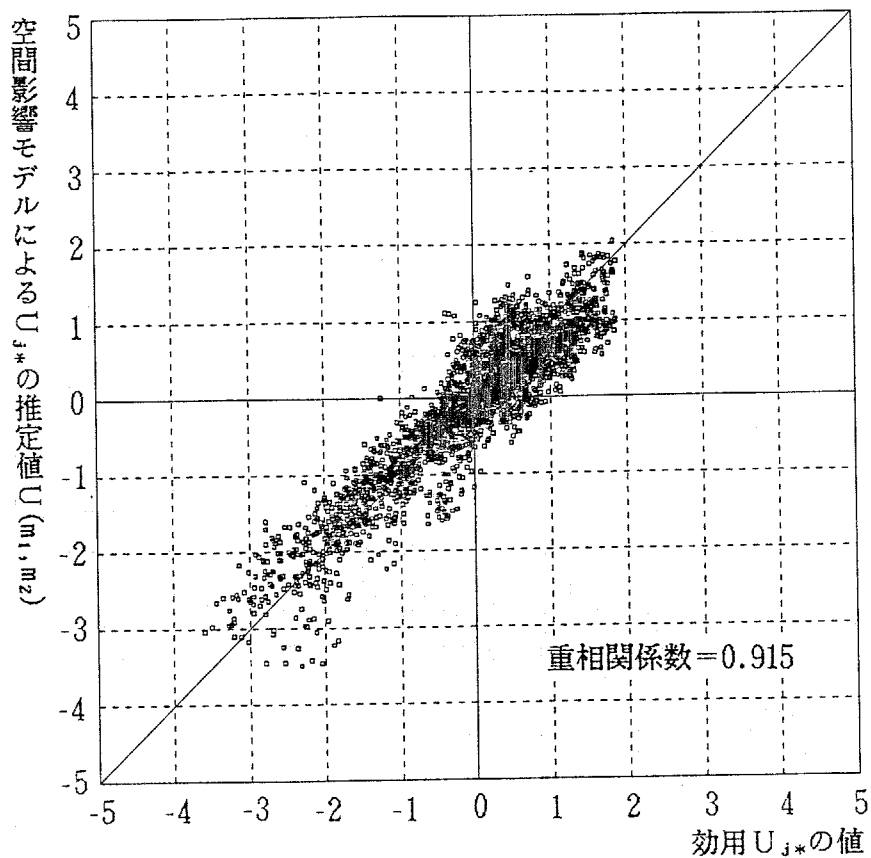


図6.9 モデルの一致状況

表6.7 推定パラメータ(標準化係数)

工業系土地利用の効用 U_{j*} に及ぼす空間影響

空間影響関数 $h_2(\ell_1, \ell_2)$ の推定値		ℓ_1		
		+1	0	-1
ℓ_2	-1	-0.007	-0.070	-0.044
	0	-0.040	-0.090	-0.037
	+1	-0.014	-0.059	-0.020

地価の効用 U_{j*} に及ぼす影響: $\alpha = -0.939$



■ : 残差が+0.5 以上の地点 ☒ : 残差が-0.5 以下の地点

図6.10 残差の分布

のであることを考えると、図6.10で黒く示したところは、居住地の状況に比べて実際に居住地として過剰に選択された場所（過剰選択地と呼ぶ）、逆に×で示したところは、地価や周辺環境が良いわりに居住地として選択されない場所（過小選択地と呼ぶ）ということができる。興味深いのは、過剰選択地が全体的に東京の西側に多く、過小選択地が都心の北東部に多いことである。この原因としては、本モデルで組み込んでいない交通網の整備状況の差、宅地整備状況の差、居住者の環境に対するイメージの差などの効果が考えられる。

3 まとめ

本章では、従来の連続変数しか扱えなかったSCA法の理論体系を再構築し、カテゴリー変数をも利用することのできるSCA法を提案した。すなわち、カテゴリー変数を用いて空間相関関数を計算するためには、従来の定義式でカテゴリー変数をダミー変数として代入したもので良いことを示した。さらに、カテゴリー変数を含む空間影響モデルを3タイプに大別し、各々の具体的な定式化と推定方法について検討した。タイプⅠの空間影響モデル（被説明変数がカテゴリー変数、説明変数が連続変数）については、データに並べ替えの操作を施せば、パラメータ推定は固有値問題を解くことに帰着でき、既存の判別分析モデルの統計プログラムを活用することができることを示した。また、タイプⅡの空間影響モデル（被説明変数が連続変数、説明変数がカテゴリー変数）については、カテゴリー変数をダミー変数を用いて記述し、ひとつのカテゴリーを説明変数から除外すれば、従来と全く同様の方法によってモデルは推定可能であることを示した。タイプⅢの空間影響モデル（被説明変数と説明変数がいずれもカテゴリー変数）については、タイプⅠとタイプⅡで検討したアイディアを利用して、カテゴリー変数をダミー変数を用いて記述し、ひとつのカテゴリーを説明変数から除外すれば、タイプⅠの空間影響モデルと同様に、固有値問題を解くことでパラメータ推定が行えることを示した。

以上の理論をもとに、カテゴリー変数を用いた空間影響モデルの具体的な適用例とその有効性を示すために、現実の都市メッシュデータを用いたケーススタディを試みた。まず、土地利用変化の動向について考える際に重要である空地の利用転換判別モデルをタイプⅠの空間影響モデルによって構成した。すなわち、空地が住居系と商業系のいずれの土地利用に転換するのかを判別予測する空間影響モデルを構築し、周辺の都市活動が空地の土地利用変換に及ぼす空間的な影響構造を明らかにした。また、二つ目の数値例として、就業者の居住地選択行動を記述するロジットモデルを構成し、これと空間影響モデルとの連動を試みた。すなわち、居住地選択の際に享受する効用 U_{ij} の内、居住地点とその近傍の特性から決まる効用 U_{ij}^* の値を被説明変数とし、その地点の地価と近傍の環境要素を説明変数とするタイプⅡの空間影響モデルを構築した。推定モデルは、データと良いフィッティングをなし、都市計画では重要かつ頻繁に見られるカテゴリー量を、

有効に生かした解析ができること、また、ロジットモデルや空間相互作用モデルなど既存のモデルともリンクさせ、有効な計画情報を引き出しうる可能性を持っていることを示した。

【註】

1) まず、総サンプル数を N とすると、

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \sum x(m_1, m_2)/N \\ \bar{\delta}_i &= \sum \delta_i(m_1, m_2)/N \\ &= n_1/N \quad \dots\dots\dots (1)\end{aligned}$$

であるので、第1章の(1-6)式の分子、分母はそれぞれ、

$$\begin{aligned}C_{ix}(k_1, k_2) &= \sum (\delta_i(m_1, m_2) - \bar{\delta}_i)(x(m_1+k_1, m_2+k_2) - \bar{x})/N \\ &= \{n_1(1-n_1/N)(\bar{x}_1(k_1, k_2) - \bar{x}) + n_2(0-n_1/N)(\bar{x}_2(k_1, k_2) - \bar{x})\} / N \\ &\quad (\because N=n_1+n_2) \\ &= n_1n_2(\bar{x}_1(k_1, k_2) - \bar{x})/N^2 - n_1n_2(\bar{x}_2(k_1, k_2) - \bar{x})/N^2 \\ &= n_1n_2(\bar{x}_1(k_1, k_2) - \bar{x}_2(k_1, k_2))/N^2 \quad \dots\dots\dots (2)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}C_{ii}(0, 0) &= \sum (\delta_i(m_1, m_2) - \bar{\delta}_i)(\delta_i(m_1, m_2) - \bar{\delta}_i)/N \\ &= \{n_1(1-n_1/N)^2 + n_2(0-n_1/N)^2\} / N \\ &= n_1n_2^2/N^3 + n_2n_1^2/N^3 \\ &= n_1n_2/N^2 \quad (\because N=n_1+n_2) \quad \dots\dots\dots (3)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}C_{xx}(0, 0) &= \sum (x(m_1, m_2) - \bar{x})(x(m_1, m_2) - \bar{x})/N \\ &= \{n_1S_1(0, 0) + n_1(\bar{x}_1(0, 0) - \bar{x})^2 + n_2S_2(0, 0) + n_2(\bar{x}_2(0, 0) - \bar{x})^2\} / N \\ &= \{n_1S_1(0, 0) + n_1n_2^2(\bar{x}_1(0, 0) - \bar{x}_2(0, 0))^2/N^2 \\ &\quad + n_2S_2(0, 0) + n_2n_1^2(\bar{x}_2(0, 0) - \bar{x}_1(0, 0))^2/N^2\} / N \\ &\quad (\because \bar{x} = (n_1\bar{x}_1(0, 0) + n_2\bar{x}_2(0, 0))/N) \\ &= n_1S_1(0, 0)/N + n_2S_2(0, 0)/N + n_1n_2(\bar{x}_2(0, 0) - \bar{x}_1(0, 0))^2/N^2 \\ &\quad \dots\dots\dots (4)\end{aligned}$$

となることから, (6-2)式を得る。

$$2) \text{ 同様に, } \underline{\delta}_j = \sum \delta_j(m_1, m_2)/N \quad \dots\dots\dots (5)$$

とすると, 十分に大きなメッシュ空間では, $\underline{\delta}_j = n_{1j}/N$ とみなせることから,
第1章の(1-6)式の分子, 分母はそれぞれ,

$$\begin{aligned} C_{ij}(k_1, k_2) &= \sum (\delta_i(m_1, m_2) - \underline{\delta}_i)(\delta_j(m_1+k_1, m_2+k_2) - \underline{\delta}_j)/N \\ &= \{n_{11}(1-n_{11}/N)(1-n_{11}/N) + n_{12}(0-n_{11}/N)(1-n_{11}/N) \\ &\quad + n_{21}(1-n_{11}/N)(0-n_{11}/N) + n_{22}(0-n_{11}/N)(0-n_{11}/N)\} / N \\ &= \{n_{11}n_{22}/N^2 - n_{12}n_{21}/N^2 - n_{21}n_{22}/N^2 + n_{22}n_{11}/N^2\} / N \\ &= \{n_{22}(n_{11}(n_{12}+n_{22}) - n_{12}(n_{11}+n_{21})) \\ &\quad + n_{11}(-n_{21}(n_{12}+n_{22}) + n_{22}(n_{11}+n_{21}))\} / N^3 \\ &= \{n_{22}(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}) + n_{11}(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})\} / N^3 \\ &= (n_{11} + n_{22})(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}) / N^3 \\ &= (n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21}) / N^2 \quad \dots\dots\dots (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_{ii}(0, 0) &= \sum \{\delta_i(m_1, m_2) - \underline{\delta}_i\} \{\delta_i(m_1, m_2) - \underline{\delta}_i\} / N \\ &= \{n_{11}(1-n_{11}/N)^2 + n_{22}(0-n_{11}/N)^2\} / N \\ &= n_{11}n_{22}^2/N^3 + n_{22}n_{11}^2/N^3 \\ &= n_{11}n_{22}/N^2 \quad (\because N = n_{11} + n_{22}) \quad \dots\dots\dots (7) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_{jj}(0, 0) &= \sum \{\delta_j(m_1, m_2) - \underline{\delta}_j\} \{\delta_j(m_1, m_2) - \underline{\delta}_j\} / N \\ &= \{n_{11}(1-n_{11}/N)^2 + n_{22}(0-n_{11}/N)^2\} / N \\ &= n_{11}n_{22}^2/N^3 + n_{22}n_{11}^2/N^3 \\ &= n_{11}n_{22}/N^2 \quad (\because N = n_{11} + n_{22}) \quad \dots\dots\dots (8) \end{aligned}$$

となることより, (6-3)式を得る。

3) 文献1) ~ 文献4) を参照。

4) まず, $\eta^2 = S_B/S_T = 0$ を H_m で偏微分して

$$\begin{aligned} \partial \eta^2 / \partial H_m &= \{(\partial S_B / \partial H_m) S_T - S_B (\partial S_T / \partial H_m)\} / S_T^2 \\ &= \{(\partial S_B / \partial H_m) - (S_B/S_T)(\partial S_T / \partial H_m)\} / S_T^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= (\partial S_B / \partial H_m) - \eta^2 (\partial S_T / \partial H_m) \\
&= 0 \quad \dots\dots\dots (9)
\end{aligned}$$

を得る。ここで、

$\underline{z}_j$: 第 j 群での z の平均

$\underline{z}$: メッシュ空間全体での z の平均

とすると、全変動 S_T と群間変動 S_B はそれぞれ、

$$\begin{aligned}
S_T &= \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^{n_j} (z_{ja} - \underline{z})^2 \\
&= \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^{n_j} \left\{ \sum_{m=1}^M H_m x_m^{ja} - \sum_{m=1}^M H_m \underline{x}_m \right\}^2 \\
&= \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^M H_p H_q \left\{ \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^{n_j} (x_p^{ja} - \underline{x}_p)(x_q^{ja} - \underline{x}_q) \right\} \\
&\quad \dots\dots\dots (10)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
S_B &= \sum_{j=1}^K n_j (\underline{z}_j - \underline{z})^2 \\
&= \sum_{j=1}^K n_j \left\{ \sum_{m=1}^M H_m \underline{x}_m^j - \sum_{m=1}^M H_m \underline{x}_m \right\}^2 \\
&= \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^M H_p H_q \left\{ \sum_{j=1}^K n_j (\underline{x}_p^j - \underline{x}_p)(\underline{x}_q^j - \underline{x}_q) \right\} \\
&\quad \dots\dots\dots (11)
\end{aligned}$$

である (10), (11) を (9) に代入して (6-6) の固有値問題を得る。

5) まず、 $\eta^2 = S_B / S_T = 0$ を H_{uv} で偏微分して

$$\begin{aligned}
&\partial \eta^2 / \partial H_{uv} \\
&= \{ (\partial S_B / \partial H_{uv}) S_T - S_B (\partial S_T / \partial H_{uv}) \} / S_T^2 \\
&= \{ (\partial S_B / \partial H_{uv}) - (S_B / S_T) (\partial S_T / \partial H_{uv}) \} / S_T \\
&= (\partial S_B / \partial H_{uv}) - \eta^2 (\partial S_T / \partial H_{uv}) \\
&= 0 \quad \dots\dots\dots (12)
\end{aligned}$$

を得る。このとき、

$\underline{z}_j$: 第 j 群での z の平均

$\underline{z}$: メッシュ空間全体での z の平均

n_{mp} : D_{mp} が 1 となる個数

とすると z の全変動 S_T は,

$$\begin{aligned}
 S_T &= \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^{n_j} (z_{ja} - \underline{z})^2 \\
 &= \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^{n_j} \left(\sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} H_{mp} D_{mp}^j - \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} n_{mp} H_{mp} / N \right)^2 \\
 &= \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^{c_u} \{ f(mp, uv) - n_{mp} n_{uv} / N \} H_{mp} H_{uv} \\
 &= \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^{c_u} t(mp, uv) H_{mp} H_{uv} \dots\dots\dots (13)
 \end{aligned}$$

となり, また, 群間変動 S_B は,

$$\begin{aligned}
 S_B &= \sum_{j=1}^K n_j (\underline{z}_j - \underline{z})^2 \\
 &= \sum_{j=1}^K n_j \left(\sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} g_{mp}^j H_{mp} / n_j - \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} n_{mp} H_{mp} / N \right)^2 \\
 &= \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^{c_u} \left(\sum_{j=1}^K g_{mp}^j g_{uv}^j / n_j - n_{mp} n_{uv} / N \right) H_{mp} H_{uv} \\
 &= \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^{c_m} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^{c_u} b(mp, uv) H_{mp} H_{uv} \dots\dots\dots (14)
 \end{aligned}$$

であるので, それぞれ H_{uv} で微分して (12) へ代入すると (6-19) の固有値問題を
を得る。

6) ひとたび H_{mp} が求まれば,

$$\sum_{p=1}^{c_m} n_{mp} H_{mp} = 0 \quad \text{for all } m \quad \dots\dots\dots (15)$$

と基準化しなおすとパラメータの解釈には都合がよい場合もある。

7) 具体的な変換方法については, 文献 5) の p. 273~281 を参照。(a) のメッシュ
が (b) のメッシュの境界部分に変換されてしまう場合には, (a) のメッシュの
中心の変換後の位置によって, どの (b) のメッシュに含まれるのかを判断した。

8) この地域は, 東西方向に約 35km, 南北方向に約 15km の矩形の地域であり, 前
述の 500m メッシュに換算して, 32 個 × 63 個のメッシュを有する。

- 9) 5年間に生ずる土地利用の変化を、その時点の人口や産業等のストックに関する情報から予測しようとする意味からすれば、各説明変量は1979年時のデータであることが理想的である。しかし、本分析では、入手可能なデータの制約から、国勢調査については1980年のデータを、事業所統計調査については1981年のデータを用いている。取り扱うデータが全てストック情報であることから、1～2年の差異はそれほど大きく分析結果に影響しないと、筆者らは経験的に判断している。また、本分析でのサンプル数は、414個である。
- 10) 図では、500mメッシュで推定結果を表示している。ひとつの500mメッシュの中で相異なる転換（「空地→商業系」，「空地→住居系」）が複数生じている場合には多い方をその500mメッシュの実際の転換と見做し、メッシュに濃淡を付けて示してある。
- 11) ロジットモデルについては、文献8)，空間相互作用モデルについては、文献9)～11)の中で、多くの事例とともに解説されている。
- 12) まず、 ε_{ij} の分布関数 $\phi(\eta)$ として、

$$\begin{aligned}\phi(\eta) &= \Pr[\varepsilon_{ij} \leq \eta] \\ &= \exp[-\exp(-\eta)] \quad \dots\dots\dots(16)\end{aligned}$$

を仮定すると、 ε_{ij} の確率密度関数は、

$$\phi'(\eta) = \exp(-\eta) \phi(\eta)$$

となる。このとき p_{ij} は、

$$\begin{aligned}p_{ij} &= \text{Prob}[\varepsilon_{ij} = \eta, \varepsilon_{ik} < \eta + U_{ij} - U_{ik} \text{ for all } k \neq j] \\ &= \text{Prob}[\varepsilon_{ij} = \eta] \text{Prob}[\varepsilon_{ik} < \eta + U_{ij} - U_{ik} \text{ for all } k \neq j] \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \phi'(\eta) \prod_{k \neq j} \phi(\eta + U_{ij} - U_{ik}) d\eta \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-\eta) \phi(\eta) \prod_{k \neq j} \phi(\eta + U_{ij} - U_{ik}) d\eta \quad \dots\dots(17)\end{aligned}$$

となる。ここで、

$$\theta = \phi(\eta) \prod_{k \neq j} \phi(\eta + U_{ij} - U_{ik}) d\eta \quad \dots\dots\dots(18)$$

とおくと、

$$\theta = \exp[-\exp(-\eta) - \sum_{k \neq j} \exp(-\eta - U_{ij} + U_{ik})] \quad \dots\dots\dots(19)$$

$$\partial \theta / \partial \eta = \theta \left[\exp(-\eta) + \sum_{k \neq j} \exp(-\eta - U_{ij} + U_{ik}) \right] \dots\dots\dots(20)$$

となる。また,

$$\eta = \infty \text{ のとき, } \theta = \exp(0) = 1 \dots\dots\dots(21)$$

$$\eta = -\infty \text{ のとき, } \theta = \exp(-\infty) = 0 \dots\dots\dots(22)$$

であるので, 結局 p_{ij} は,

$$\begin{aligned} p_{ij} &= \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-\eta) \theta \, d\eta \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\exp(-\eta)}{\exp(-\eta) + \sum_{k \neq j} \exp(-\eta - U_{ij} + U_{ik})} \cdot \frac{\partial \theta}{\partial \eta} \, d\eta \\ &= \int_0^1 \frac{1}{1 + \sum_{k \neq j} \exp(-U_{ij} + U_{ik})} \, d\theta \\ &= \frac{1}{1 + \sum_{k \neq j} \exp(-U_{ij} + U_{ik})} \\ &= \frac{\exp[U_{ij}]}{\sum_k \exp[U_{ik}]} \dots\dots\dots(23) \end{aligned}$$

となる。このモデルはロジットモデルと呼ばれる。確率効用理論を用いたロジットモデルの導出については、文献6)を参照。

13) バランシング・ファクターの解釈としては、例えば、①その逆数は目的地の活動に対する接近性の測度である(文献10)), ②距離抵抗の逆数の平均値である(文献11))など様々であり、文献12)でこうした解釈の仕方を多く紹介している。

14) 文献9), pp. 171を参照。

15) モデルのキャリブレーションに関する研究として文献13)～17)などがある。

16) 本モデルで用いるデータは、同一時点で観測されたデータあることが望ましいが、入手可能なデータの制約から、国勢調査については1985年のデータを、事業所統計調査については1986年のデータを用いている。図6-1の地域は、東西方向に約46km、南北方向に約37kmの矩形の地域である。この地域には、海や山林となっているメッシュがあるので、それらを除外し、空間相互作用

モデルでは、合計4507個のメッシュを用いて分析している。

17) 文献 9), pp. 170を参照。

18) (6-40)式のモデルでは、目的関数 Q の最小値は約 4.8×10^6 となり、一方、(6-41)式のモデルによれば、後述の図6-7 に示すように、約 1.2×10^6 となった。ただし、後者の場合には、同一メッシュ内の距離を1とするため、メッシュ間距離に1を加えたものを2地点間の距離 x_{ij} としている。

19) 地価と土地利用に関する情報(1984 年)は、数値細密情報(日本地図センター発行)による。このデータは、作成されたときの座標系が地域メッシュ統計とは異なるため、座標変換の操作を行っている。変換方法については文献 18), p. 273 ~281 を参照。また、地価情報については、全メッシュでの値が整備されていないので、該当メッシュ近傍の公示地価の値を平均化し、各メッシュでの地価とした。

第 7 章 メッシュデータ有効利用のための地価データ補間モデル

- 1 地価データ補間モデルの定式化
 1. 1 地価公示データと地価モデルの背景
 1. 2 移動コストの定式化
 1. 3 移動コストモデルの定式化
 1. 4 都市活動を組み込んだ移動コストモデル
- 2 モデルの評価と推定方法
- 3 都市メッシュデータ
- 4 分析結果
 4. 1 移動コストモデルによる分析
 4. 2 都市活動状況の組み込みの効果
 4. 3 残差構造の分析
- 5 地価公示データの補間
- 6 まとめ

1 地価補間モデルの定式化

1. 1 地価公示データと地価モデルの背景

地価情報のひとつとして地価公示のデータが発表されているが、地域全体にわたって連続的には求められておらず、限られた標準地についてのみ得られている。そのため、都市計画的目的でなされるメッシュデータを活用した各種の解析の際に、障害ないし不便を伴う場合が多い。本章では、現在整備されている土地利用メッシュデータの有効利用のひとつとして、地価公示データ補間モデルを構築し、各メッシュ点での地価情報を提供すること試みる。

地価の形成にはどのような要因が関与するのかを探った研究は多い¹⁾。多くの研究では、地価の分布状況は、都心部(CBD: Central Business District)までの直線距離との関係において論じられてきた。しかし、この指標は、交通網等の差異などが原因して、都心部までのアクセシビリティを必ずしもうまく表現していない²⁾。また、従来注目されてきた都心までのアクセシビリティ以外にも、地域の形成過程や地域特性といったものも局所的な要因として重要であることも指摘されている³⁾。

以下では、都市内移動に伴う移動コストの概念をアクセシビリティ指標を用いて記述し、この移動コストと地価との理論的な考察から、首都圏の地価公示データを補間するモデルを構築する。さらに、各地点での都市活動をモデルに組み込み、地域の特性を反映できる地価補間モデルを提案する。

1. 2 移動コストの定式化

まず、「移動コスト」の概念を導入することから始めたい。「コスト」という言葉で表現するものの、ここでは必ずしも移動に伴う金銭的負担だけを表す量ではなく、「都市内移動に伴う金銭的・労力的・精神的負荷を表す量」として定義する。現在の都市空間内での人々の移動は、鉄道に依存するところが非常に大きい。そこで、移動コストを鉄道利用を前提とした移動時間距離との関係から検討することにする。

まず、非常に単純な例として、ある個人Aが自宅から通勤・通学・買物等のために都市内を移動する場合を想定する(図7.1 参照)。つぎに、いわゆる都心部を山手線内部と考えれば、個人Aの行動パターンは、

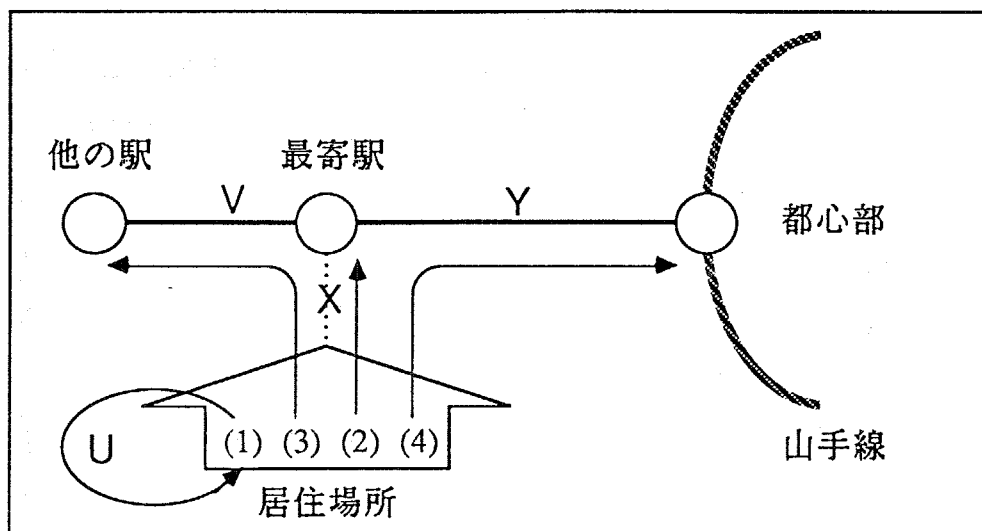


図7.1 通勤・通学・買物等に伴う都市内移動パターン

- ①自宅付近を移動する
- ②最寄り駅の周辺部まで行く
- ③自宅から最寄り駅を経由し別の場所(駅)まで行く
- ④自宅から最寄り駅を経由して都心部まで行く

の4パターンに大別して考えることができる。

さらに、各パターンで行動する確率(または頻度)をそれぞれ T_i ($i=1, \dots, 4$)とする。また、問題の構造を明確にするために、単位移動時間距離当たりのコストを移動時間距離によらず一定であると仮定して、

C_u : 自宅付近の移動

C_x : 自宅から最寄り駅までの移動

C_v : 最寄り駅から他の駅までの移動

C_y : 最寄り駅から山手線までの移動

とする。また、実際の移動時間距離を、

U : 自宅付近の移動時間距離

X : 自宅から最寄り駅までの移動時間距離

V : 最寄り駅から別の駅までの移動時間距離

Y : 最寄り駅から山手線までの移動時間距離

とすると、各パターンの移動コスト C_i は次のように記述することができる。

$$C_1 = T_1 C_u U$$

$$C_2 = T_2 C_x X$$

$$C_3 = T_3 (C_x X + C_v V)$$

$$C_4 = T_4 (C_x X + C_y Y)$$

このとき、 T_i は各個人によって異なるが、全居住者の平均像を想定すれば、ある定数とみなしてよい。そこで、移動コスト C に大きく関与していると思われる X と Y 以外をすべて定数とみなして⁴⁾、上式を加算して整理すると次のようになる。

$$\begin{aligned} C &= C_1 + C_2 + C_3 + C_4 \\ &= T_1 C_u U + T_3 C_v V + (T_2 + T_3 + T_4) C_x X + T_4 C_y Y \\ &= a_0 + a_1 X + a_2 Y \quad \dots\dots\dots(7-1) \end{aligned}$$

以上では、 C_x 、 C_y は移動時間距離によらず一定であると仮定したため、移動

コストCは線型関数となった。しかし、現実的には、高次の非線形関数を考えた方が自然である⁵⁾。そこで、単位移動当たりのコスト C_x C_y を、移動時間距離X Yによって変化する関数とみなし、(7-1)式をより一般的に次のように記述することにする。

$$C = a_0' + a_1' f_1(X, Y) X + a_2' f_2(X, Y) Y \quad \dots\dots\dots(7-2)$$

ここで、関数 f_1, f_2 をテーラー展開すれば、移動コストCは次のような多項式で近似することができる。

$$C = b_0 + b_1 X + b_2 Y + b_3 X^2 + b_4 XY + b_5 Y^2 \\ + b_6 X^3 + b_7 X^2 Y + \dots\dots\dots(7-3)$$

移動コストCは、通常、移動時間の増加とともに増加すると考えられるので、上式中のパラメータ b_1 は、次の性質を満足するものでなくてはならない。

$$\frac{\partial C}{\partial X} \geq 0 \quad \dots\dots\dots(7-4)$$

$$\frac{\partial C}{\partial Y} \geq 0 \quad \dots\dots\dots(7-5)$$

以下では、移動コストCは (7-3)～(7-5) 式によって与えられるものとして議論を進めることとする。

1. 3 移動コストモデルの定式化

まず、他の条件は一定であり、移動コストCだけが変動する場合の地価Pの変動について考える。以下では、CとPの微小変化をそれぞれ ΔC , ΔP と表す。

移動コストCが小さい都心部周辺では地価Pは高く、移動コストが大きい周辺部では地価Pは低いと考えられるので、次のように主張できる。

①移動コスト増分に対する地価増分は負である。

$$\frac{\Delta P}{\Delta C} < 0 \quad \dots\dots\dots(7-6)$$

また、移動コストの変化量と、地価の変化量の関係を考えると、明らかに、移動コストの変化が大きければ地価の変化も大きいので、微小変化の範囲では、次のように主張できる。

②地価の微小変化の絶対値 $|\Delta P|$ は移動コストの微小変化の絶対値 $|\Delta C|$ に

比例する。

$$|\Delta P| \propto k_1 |\Delta C| \quad \dots\dots\dots(7-7)$$

都心部での地価の高いところでは、立地点がわずかに離れるだけで地価（金額表示で）が大きく変化し、周辺部では立地点が多少はなれていても地価（金額表示で）はあまり変化しない傾向がある。すなわち、地価が高いほど地価の変化も大きいと言える。この事実は、特に微小変化の範囲では、次のように記述することができる。

③地価の微小変化の絶対値は地価に比例する。

$$|\Delta P| \propto k_2 P \quad \dots\dots\dots(7-8)$$

以上の三つの主張を仮定すれば、以下の関係式が演繹できる。

$$\Delta P = K \times \Delta C \times P \quad \dots\dots\dots(7-9)$$

ただし、Kは負の値をとる定数

さらに、微小変化 ΔC 、 ΔP を0に近づけてゆけば、

$$\frac{\partial P}{\partial C} \times \frac{1}{P} = K \quad \dots\dots\dots(7-10)$$

という微分方程式となり、これを解いて次の解を得る。

$$P = \exp [KC + K_0] \quad \dots\dots\dots(7-11)$$

ただし、 K_0 は定数

ここで、移動コストCが定数係数 b_1 を持つXとYの多項式で表されることを考えれば、 $KC + K_0$ を再びCと置き換えて表現することが可能である。また、Kは負の値をとる定数であることを考慮すると、(7-11)式は結局次のように表現でき、以下では、これを移動コストモデルと呼ぶ。

$$P = \exp [-C] \quad \dots\dots\dots(7-12)$$

この移動コストモデルは、次のような特徴を備えている。

$$\frac{\partial P}{\partial C} < 0 \quad \dots\dots\dots(7-13)$$

$$\frac{\partial^2 P}{\partial C^2} \geq 0 \quad \dots\dots\dots(7-14)$$

$$\lim_{\substack{Y \rightarrow 0 \\ M \rightarrow 0}} P = \exp [b_0] = P_{\max} \quad \dots\dots\dots(7-15)$$

$$\lim_{\substack{Y \rightarrow \infty \\ M \rightarrow \infty}} P = \exp[-\infty] = 0 \quad \dots\dots\dots(7-16)$$

1. 4 都市活動を組み込んだ移動コストモデル

前節では、他の条件は同一であると仮定し、移動コストCだけを用いて地価予測モデルを構築した。しかし、移動コスト以外の各地点での現実の都市活動の状況が反映されにくいという問題が残る。そこで、非数値的データとして得られている土地利用等の都市活動の状況をモデルに組み込む方法について考える。

まず、都市活動のひとつひとつをアイテム*i*とその中のカテゴリー*j*で表し、各地点は各アイテム内のいずれかひとつのカテゴリーに該当するものとする。ここで、地点*S*がアイテム*i*の中のカテゴリー*j*に該当し、その地点の地価*P_s*が移動コストモデルで決定される価格*P*の*h_{ij}*倍になるものと仮定すると、

$$P_s = h_{ij} \times P \quad \dots\dots\dots(7-17)$$

と記述することができる。

ここで、各地点の都市活動をダミー変数*d_{ij}*を用いて、

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 : \text{その地点がアイテム } i \text{ のカテゴリー } j \text{ に該当するとき} \\ 0 : \text{それ以外の場合} \end{cases} \quad \dots\dots\dots(7-18)$$

と表せば、各地点の地価*P*は、

$$P = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{m_i} h_{ij} d_{ij} \times \exp[-C] \quad \dots\dots\dots(7-19)$$

ただし、*n* : アイテムの数

m_i : カテゴリーの数

とモデル化することができ、その地点の都市活動を上記の移動コストモデルに組み込むことが可能となる。

2 モデルの評価と推定方法

以上では、地価が移動コストと各地点の都市活動との複合的效果によって決まるものとして捉えモデルの定式化を行った。しかし、(7-3)式の多項式の次数は何次までとればよいのかや、都市活動状況のモデル化の際にはどの項目を用いれば

よいのか、といった問題が残る。以下の具体的な分析では、モデルの説明力の評価規準（重相関係数やAIC⁶⁾の値）を参照しながら、統計的に主要な要因から順にモデルに組み込んでゆくという、試行錯誤的方法でモデルを構築してゆく。すなわち、モデルの探索にあたって、

- ①地価決定要因のうちで十分説明力の高い要因（移動コスト）でモデルを構成する。
- ②他の要因（その地点の都市活動）のうちから、その要因を付加することで説明力が一番上昇するものをモデルに組み込む。
- ③推定パラメータの値の統計的有意性や論理的整合性を確認し、条件を満足しないときにはその要因をモデルから取り除く。
- ④上記の②、③の操作を繰り返しながら、説明力が上昇しなくなったところで終了する。

という手順で解析する方法をとることにする。

3 都市メッシュデータ

以下では、細密数値情報⁷⁾の一部のデータを用いて分析を試みている⁸⁾。ここでは、価格の決定構造が非常に複雑なものであると予想される都心部を含めるよりは、むしろ、首都圏近郊の地価をより正確に、かつ簡潔に補間する視点に立ち、データの得られている全対象地域から都心部（山手線内部および山手線の駅を最寄り駅とする地点）を除く地域について検討する。また、土地利用項目で河川・湖沼・海・その他に分類される地点については、実際的な地価を検討する意味が乏しいので取り除いた。以上の理由から幾つかのデータをサンプルから除外し、総数4164の地点で得られたデータをもとに分析を行っている。

4 分析結果

4. 1 移動コストモデルによる分析

まず、移動コストモデル（(7-12)式）を用いて分析を試みた。モデルの推定方法としては(7-12)式を

$$\log P = -C$$

$$= b_0 + b_1 X + b_2 Y + b_3 X^2 + b_4 XY + b_5 Y^2 \\ + b_6 X^3 + b_7 X^2 Y + \dots \dots \dots (7-20)$$

と等価変形すれば重回帰分析の手法を利用して推定することができる。

移動コストCを構成するXとYの多項式の次数を高くし、より多くの項(説明変量)をモデルに用いれば説明力は上昇する。しかし、次数を上げてゆくと各項間に共線性の問題が生じ推定パラメータが不安定になる。また、数値計算上で誤差を生じてしまう危険性もある。そこで、①推定パラメータのt値を参考にしながら、統計的な見地から0とみなしてよいパラメータに対応する変数を除外し、また、②移動コストCが時間距離X、Yに関して非減少の関数となるという条件((7-4)、(7-5)式)を満足させながら、なるべく少ない有意味な変量によって移動コストCの多項式を決定した。

この結果、移動コストCは、以下の多項式で求めることが適切であると判明した。このモデルの評価値は表7.1に示してある。以下の議論では移動コストCはこの多項式によっている。

$$C = b_0 + b_1 X + b_2 Y \\ + b_3 X^2 + b_4 XY + b_5 Y^2 \\ + b_6 X^3 + b_7 XY^2 + b_8 Y^3 \dots \dots \dots (7-21)$$

以上のようなモデル推定の過程では、計測値とモデルによる推定値との乖離状況を視覚的に確認し、残差の構造を子細に調べることは重要である。図7.2は実際の計測値と推定値との関係を示したものである。図から、計測値が高いところ、すなわち、現実の地価が高いところで、推定値と計測値との間に大きな差異を生じていることがわかる。こうした乖離の著しい地点の多くは位置的には商業業務の集積する地域であることが判明した。また、山林等の実際の地価の低い地点でも大きく乖離していることがわかる。すなわち、上記の移動コストモデルはかなり有効であるものの、移動コスト以外の各地点での都市活動の状況に関しては十分には反映されていないことがわかった。

4. 2 都市活動状況の組み込みの効果

都市活動を組み込んだモデル((7-19)式)も同様に、

表7.1 移動コストモデルの評価

重相関係数	A I C の値	パラメータの数
0.790	-4957	9

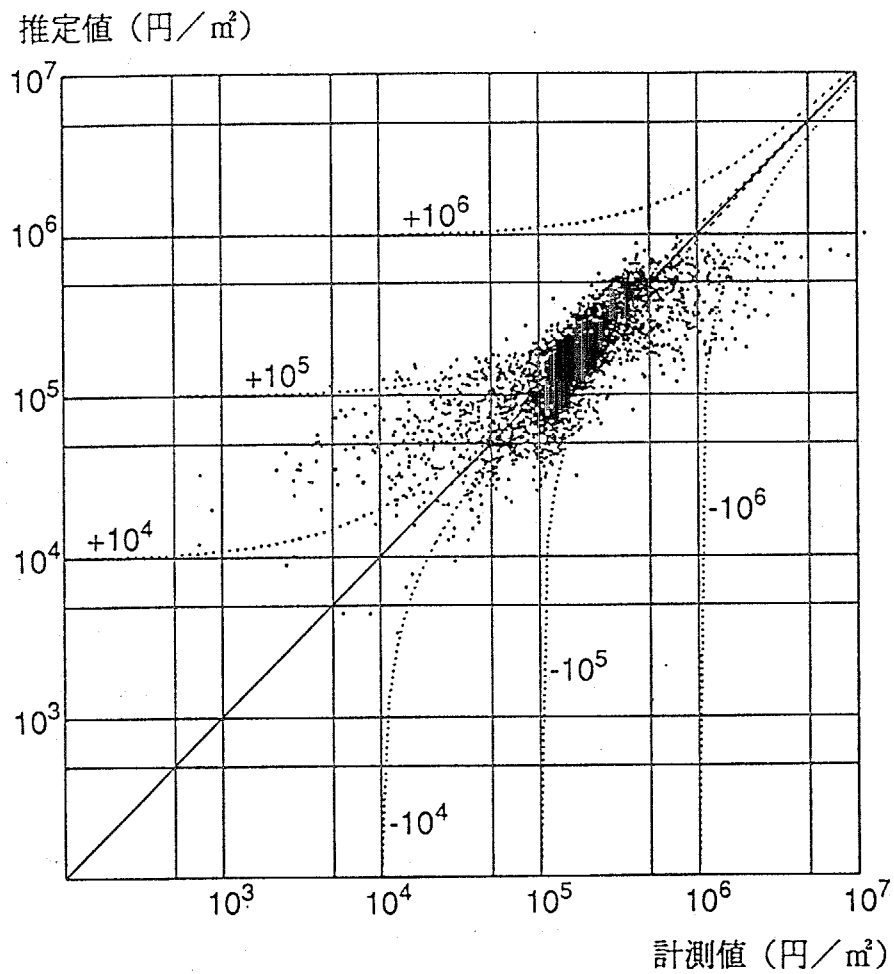


図7.2 計測値と推定値の乖離状況(移動コストモデル)

$$\log P = -C + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} d_{ij} \log h_{ij} \dots\dots\dots(7-22)$$

ただし、 n ：アイテムの数

m_i ：カテゴリーの数

と変形すれば、ダミー変量を含んだ重回帰モデルとなる。ここでは、まず、各都市活動の状況を別々にモデルに組み込み、どの項目が説明力を上昇させるのに有効であるのかを調べた。利用可能な都市活動状況を表す項目としては、(a)用途地域、(b)容積率、(c)土地利用の三つがある。表7.2 には、各項目の具体的なカテゴリーが示してある。

表7.3 には各都市活動状況を別々に組み込んだ際のモデルの重相関係数を示してある。(a)用途地域、(c)土地利用、(b)容積率の順に説明力は高くなっている。

つぎに、各項目を組み合わせてモデルに組み込む方法について検討する。利用可能な項目の組み合わせには幾通りもあるが、①土地利用カテゴリーの地価への影響の仕方が、用途地域のそれと似通っていたため、同時にモデルに組み込む効果は大きくないこと、また、②三つの項目を同時に組み込むと、モデルとしては幾分複雑なものになってしまい実用的でなくなることなどの理由から、説明力の高かった用途地域と容積率の情報を同時にモデルに組み込む方法を採用することに決定した。

分析結果を表7.4，図7.3 に示してある。移動コストの情報だけを用いたモデルの結果（表7.1, 図7.2）と比較すると、実際の地価の高い所で顕著だった乖離は小さくなっている。また、重相関係数は0.790 から0.898 へと向上し、AICの値⁹⁾は、-4957から-7687 へ下がり、モデルは改善されていることがわかる。

さらに、移動コストCの時間距離X，Yに対する非減少性を確認する作業を行い、その結果を図7.4 に示した。(7-4), (7-5) 式の非減少性の条件は満足されていることがわかる。また、この図から移動時間距離X，Yの地価に及ぼす影響の程度（移動コストの大きさ）を知ることができる。

各都市活動要素の影響の程度を表すパラメータ h_{ij} の推定値と、その95%信頼区間についても図7.5 に示してある。それぞれ以下のように解釈できる。

- 1) 用途地域：図7.5 (a)の縦軸には「用途指定なし」を1に基準化したときの推定パラメータ h_{ij} の値を示してある。すなわち、各用途指定が用途指定の無

表7.2 都市活動を表現する非数値データ

アイテム	カテゴリー
(a) 用途地域指定	1. 無指定 2. 第1種住居専用地域 3. 第2種住居専用地域 4. 住居地域 5. 近隣商業地域 6. 商業地域 7. 準工業地域 8. 工業地域 9. 工業専用地域
(b) 容積率指定	1. 50% 2. 60% 3. 80% 4. 100% 5. 150% 6. 200% 7. 300% 8. 400% 9. 500% 10. 600% 11. 700% 12. 800%以上
(c) 実際の土地利用	1. 山林・荒地等 2. 田 3. 畑・その他の用地 4. 造成中地 5. 空地 6. 工業用地 7. 一般低層住宅地 8. 密集低層住宅地 9. 中・高層住宅地 10. 商業・業務用地 11. 道路用地 12. 公園・緑地等 13. その他の公共公益施設用地 14. 河川・湖沼等 15. その他 16. 海

表7.3 各都市活動の組み込みによる効果

移動コストモデルに 組み込んだ都市活動	重相関係数
(a) 用途地域指定	0.890
(b) 容積率指定	0.832
(c) 実際の土地利用	0.843

表7.4 用途地域と容積率を組み込んだモデルの評価

重相関係数	A I C の値	パラメータの数
0.898	-7687	28

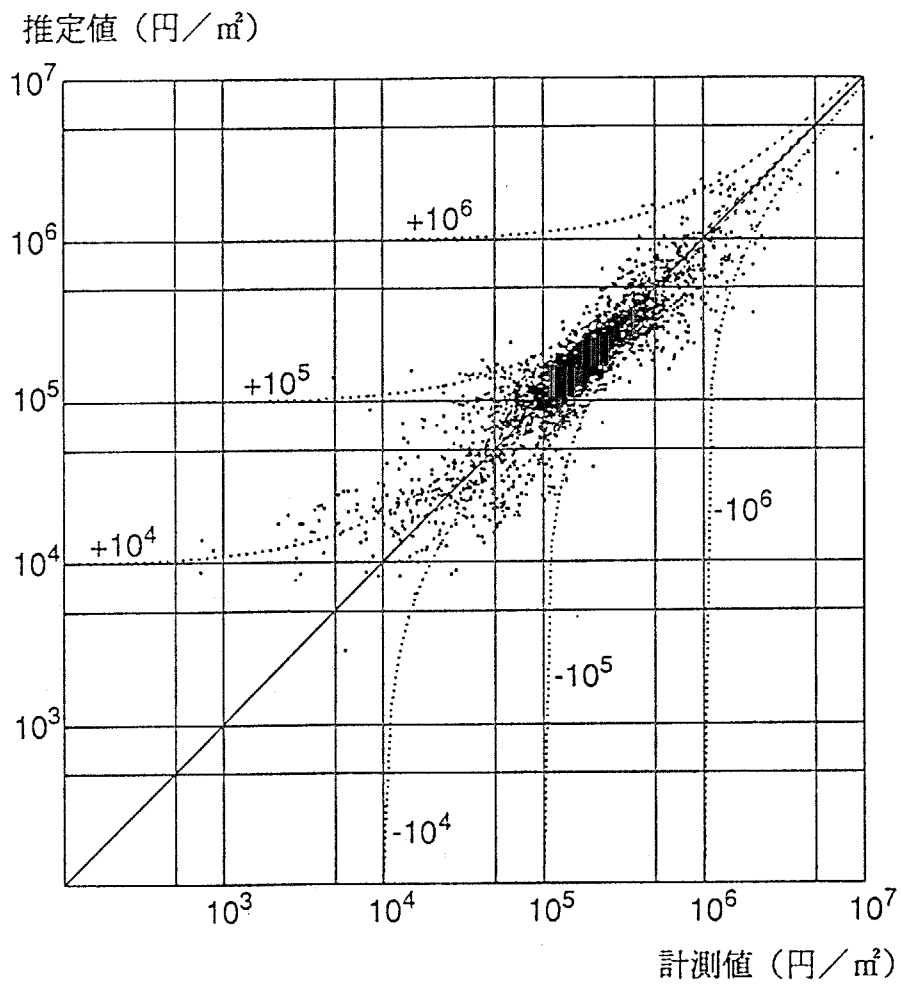
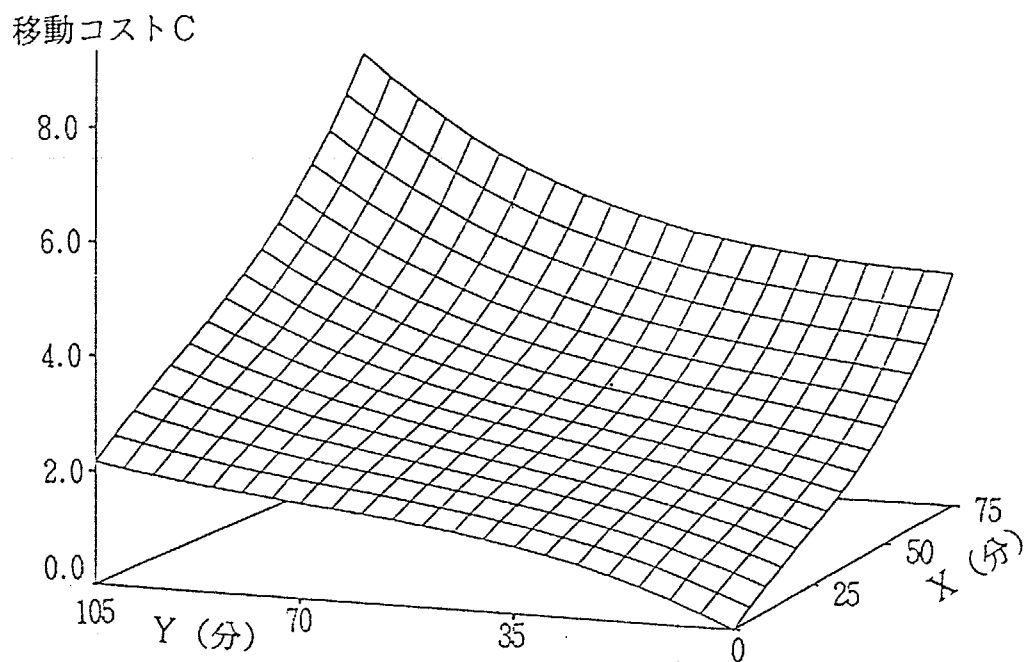


図7.3 計測値と推定値の乖離状況(都市活動の組み込み後)

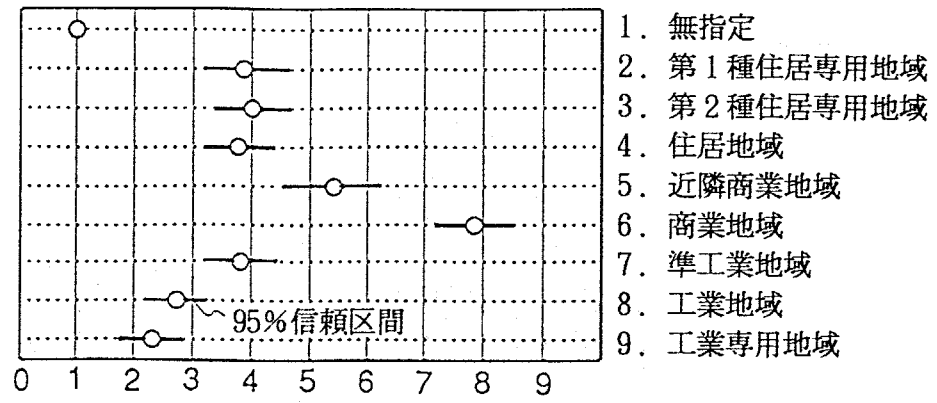


$$\begin{aligned}
 \text{移動コスト } C = & -11.55468723 + 0.04570898X + 0.04606510Y \\
 & -0.00054592X^2 - 0.00053525XY - 0.00048918Y^2 \\
 & + 9.3214841 \times 10^{-6}X^3 + 6.9695729 \times 10^{-6}XY^2 \\
 & + 2.3013259 \times 10^{-6}Y^3
 \end{aligned}$$

(注：図中では定数項を除いた値を示している)

図7.4 移動コストの論理的整合性

(a) 用途地域指定の影響



(b) 容積率指定の影響

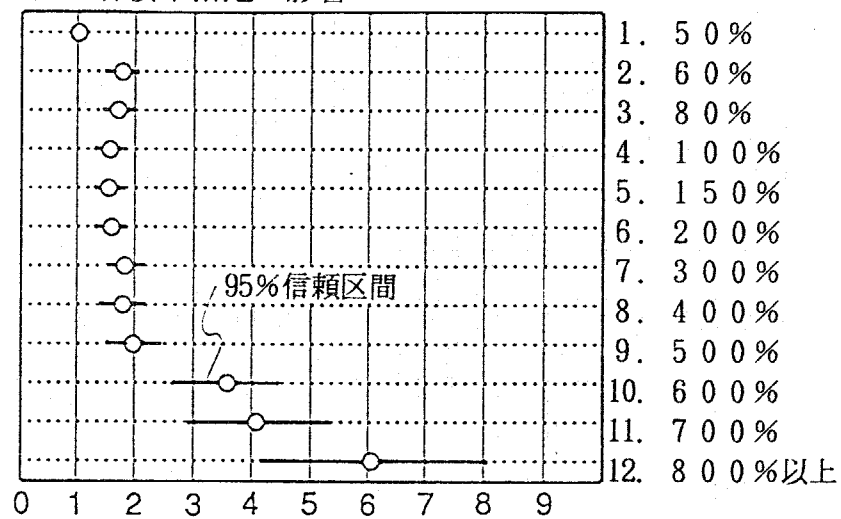


図7.5 用途地域と容積率が地価に及ぼす影響

い地点と比較して何倍の価格になり得るかを示してある。図から、例えば、商業地域の指定を受けている地点では住居系の指定を受けている地点の2～2.5倍の価格になり得ることや、近隣商業地域の指定は商業地域と住居系の指定との中間的な値をとることなどがわかる。

- 2) 容積率：図7.5 (b)には容積率指定の地価に及ぼす影響の程度を示してある。60%～500%の指定間では大きな差はないが、500%を越える指定になると、 h_{ij} の値は急増することがわかる。

以上で推定したモデルでは、用途地域と容積率を同時に組み込んでいるので、地価に及ぼす用途地域と容積率の複合的影響の程度は、該当する各数値を掛け合わせた値によって知ることができる。

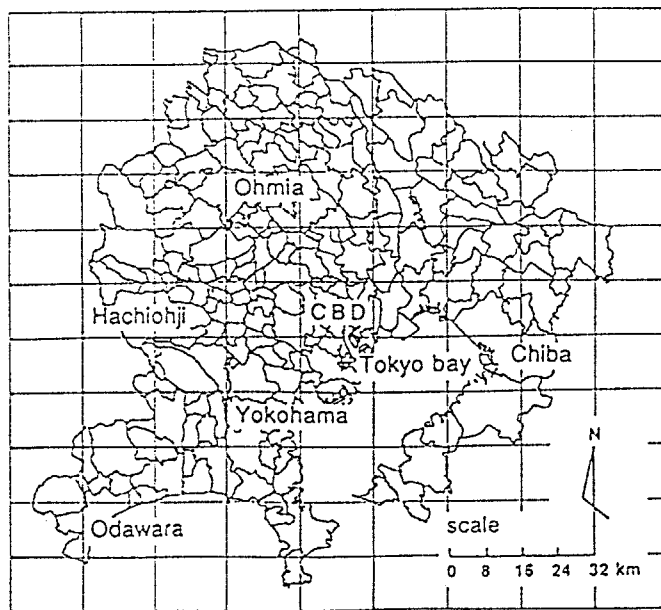
以上の分析において推定したモデルの全パラメータ（移動コストの部分 b_i と都市活動要素の部分 h_{ij} ）は、パラメータが0かどうかの検定（有意水準1%のt検定）において、すべて有意である（0でない）と判定されている。

4. 3 残差構造の分析

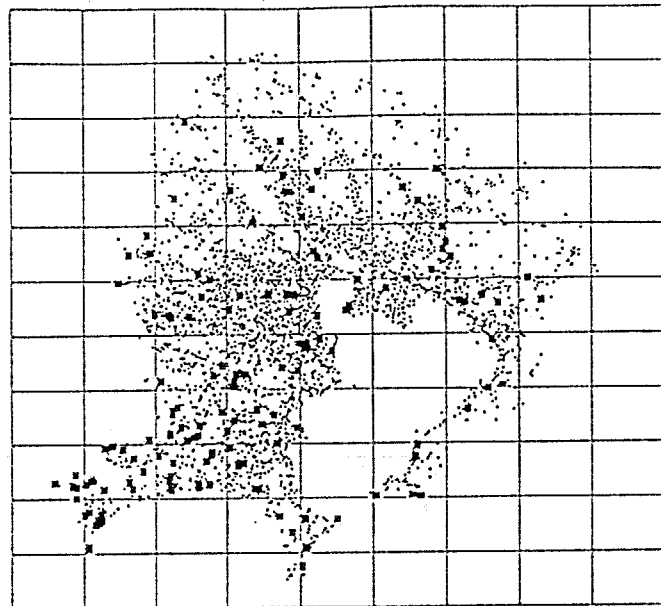
前節では計測値と推定値をグラフ上にプロットし、両者の乖離状況を視覚的に確認した。ここでは、実際の地図上に推定誤差をマッピングし、位置的情報のもとでの乖離や適合の程度についての確認作業を行った。その結果を図7.6 参照に示してある。図では、推定値（推定価格）が計測値（公示価格）の0.5倍以下となっている地点（図7.6 (a)）と、1.5倍以上となっている地点（図7.6 (b)）、すなわち、比較的大きな誤差を生じている地点を別々に示してある。図から、①都心部からみて南西に位置する地域では、推定価格よりも少し高い地価となっていること、逆に、②北東に位置する地域では実際の地価は推定価格よりも、もう少し低い価格であること、また、③推定誤差の大きい地点が局所的に集中していることなどがわかる。以上のことは、交通網を始めとする社会資本の整備状況の地域的差異や、イメージ的なギャップなどの要因が影響しているためと推察される。

5 地価公示データの補間

以上で得られたパラメータをもとに、データが得られていないメッシュの地価

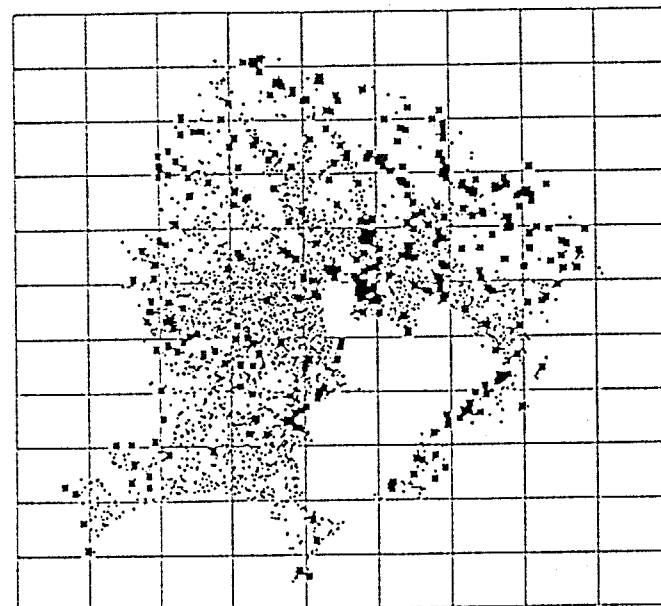


分析対象地域



(a)

■ : 推定価格が地価公示の0.5倍以下となった地点
 ・ : それ以外の地点



(b)

■ : 推定価格が地価公示の1.5倍以上となった地点
 ・ : それ以外の地点

図7.6 残差のマッピング

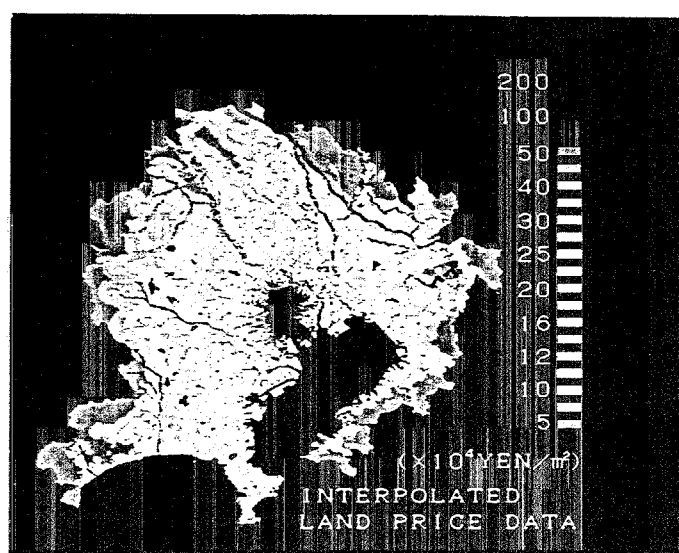


図7.7 地価公示データ補間のCRT出力例

を予測し、地価公示データの補間を行った。ただし、前述のように、都心部（山手線内部および山手線の駅を最寄り駅とする地点）のメッシュ、および、土地利用が河川・湖沼・海・その他となっているメッシュについては予測していない。図7.7 に補間推定を行った結果の出力例を示してある。

6 まとめ

本章では現在整備されている土地利用メッシュデータの有効利用のひとつとして、地価データ補間モデルを構築し、各メッシュ点での地価情報を提供するための検討を行った。

まず、移動コスト（都市内の移動に伴う金銭的・労力的・精神的負荷）の概念を導入し、これを移動時間距離（各地点からの最寄り駅までの時間距離と、最寄り駅から山手線までの時間距離）を用いてモデル化した。つぎに、各地点の地価はこの移動コストに依存しているという視点から、地価の決定構造をモデル化した。しかし、移動コストだけでは、各地点の都市活動が反映されにくいという難点が残るため、都市活動をダミー変数を用いてモデルに組み込み、その地点の特性を反映することのできるモデルを構築した。

首都圏内の限られた地点で得られている現実の地価公示データを用いて、まず、移動コストだけを用いたモデルによって分析を行った。この際、モデルが具備すべき諸条件を満足していることを確認しながら、移動コストを記述する具体的な関数の形を求めた。つぎに、各地点の都市活動の内、どの要因が地価の決定に大きく関与しているのかを探索的に調べながら、説明力のある要因（用途地域指定および容積率指定）から順にモデルに組み込み、その地点の特性を反映した地価データ補間モデルの推定を行った。

最後に、推定パラメータの値を用いて測定地点以外の地価予測を行い、各メッシュ点での地価情報整備（地価データ補間）を行った。

近年、都市活動の一極中心性の仮定に立脚した都市モデルは、現実的な都市の解析には不十分であることが指摘されてきている¹⁰⁾。本分析での対象である首都圏は本来一極集中型であると言えるが、図7.6 に示した残差構造は、東京の南西方向の地域がサブセンターとして成長したことを伺わせる。

ここで提案したモデルには限界や問題点が残されており、それらを今後の課題として以下に整理しておきたい。①都心部（山手線内）の地価についても対応できるモデルとすること、②第4節で述べた誤差に対応するため、方面ごとの、あるいは局所的な補間の精度をあげることに、③局所的な地域の都市活動として当該メッシュだけの情報を用いたが、周辺の複数メッシュの都市活動をも組み込めるモデルとすること。

【註】

- 1) 地価に関する研究は、理論的、数値的側面から多く行われており、たとえば、文献1)～8)などがある。
- 2) 文献5)を参照。
- 3) 文献9)～文献11)を参照。
- 4) 文献12)では、都心からの空間的・時間的距離は、最も基本的で重要なアクセシビリティの指標であり、それ故「基本的アクセシビリティ」と呼び、また、最寄り駅へのアクセシビリティは、基本的アクセシビリティについて重要と考えられるもので「二次的アクセシビリティ」と呼んでいる。
- 5) 文献8)を参照。
- 6) 文献13)、文献14)を参照。
- 7) 1988年に（財）日本地図センターより発行された細密数値情報（首都圏宅地利用動向調査：建設省国土地理院監修）である。
- 8) データの調査時点を揃える必要から、1984年時に計測されたものを用いた。メッシュサイズは東西方向、南北方向ともに100mである。地価公示データのほか、利用可能なものとして、移動時間距離に関するデータ、土地利用、用途地域、容積率に関するデータがある。また、地価公示のデータに関しては、メッシュ化された座標値が与えられていないので、その地点を含む当該メッシュの座標値を用いている。
- 9) ここでのAICは、定義に従い導出すると、

$$AIC = n \log \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} + 2m + n + n \log(2\pi) + 2 \sum \log P_i$$

ただし, $y_i = \log P_i$ ($i=1, \dots, n$: n はサンプル数)

$\underline{y}_i$: y_i の推定値

m : パラメータの数

となるが, 大小関係だけを比較すればよいので, 本分析における場合には, 定数項を除いた次式によって計算した値を用いている。

$$AIC = n \log \frac{\sum (y_i - \underline{y}_i)^2}{n} + 2m$$

10) 文献11), 文献15) ~ 文献17) を参照。

第 8 章 結論

1 本研究のまとめ

2 結論

1 本研究のまとめ

本研究では、メッシュデータの持つ空間的な位置情報を有効利用し、都市や地域の状態を分析するために開発された空間相関分析法（SCA法）の発展・向上を主な目的として、SCA法によるメッシュデータ解析上の問題点や、実用上の要請などについて議論した。本研究で明らかとなった知見をまとめると、以下のようになる。

第1章では、まず、都市空間内の様々な活動要素は、相互に空間的に影響しあって存在していることから、都市・地域計画的目的で都市解析を行う際には、空間的な配置情報を考慮する必要があること述べた。つぎに、メッシュデータの配置情報を有効利用し、そうした要請に応える解析手法のひとつとして提案された空間相関分析法（SCA法）の基本理論について概説した。しかし、このSCA法を実際の計画の場面で実用的に用いるまでには、解決すべき技術的な課題や実用上の要請が多く残されており、それらをまず明示し、第2章以降で検討する具体的な課題について述べた。

第2章では、SCA法の基本概念である空間相関関数がメッシュサイズの影響を受ける可能性があり、また、どのようなメッシュサイズを採用するのかは、データ作成時の費用や労力の面からも考慮されるべき重要な問題であることから、SCA法の詳細な検討に先立ち、メッシュの大きさに関する体系的な評価の方法を確立した。ここでは、メッシュデータの値の精度に着目するのではなく、種々の変量の空間的な変化の把握にとってメッシュサイズがどのような影響を及ぼすかに注目し、その理論的分析と数値的分析を行った。その結果、①メッシュサイズの効果は、空間スペクトル上でフィルター効果として表れ、その効果が(2-10)式で理論的に与えられること、②この理論結果によれば、計測すべき空間的变化の周期の1/10程度以下のメッシュ幅を用いないとメッシュサイズの影響がでること、③メッシュデータの変化が大阪府の商業・業務地面積比率データのようになだらかな場合、メッシュサイズの効果は、空間スペクトル上では大きな変化を与えないこと、④東京都区部のグロス建蔽率データのように、小さすぎるメッシュで狭い範囲のメッシュデータの場合は、その変化がランダムに近く観測されるため、メッシュサイズの顕著な影響が見られないことなどが明らかとなった。

以上から、メッシュサイズは、原則的には計測したい空間変動周期のほぼ1/10

程度であるべきといえるが、大阪府の商業・業務地面積比率データのように、その空間変動がなだらかな場合には、多少メッシュサイズは大きくてもかまわない。また、狭い範囲の小さすぎるメッシュの場合には、東京都区部のグロス建蔽率データのように、誤差を拾い過ぎてしまい、空間的相関関係を見失う恐れがあると言える。このように、メッシュサイズの効果は、計測したい対象や地域構造にも依存するので、解析結果をそのまま鵜呑みにすることなく、こうしたメッシュサイズの影響を絶えず考慮しながら解析を進めるべきであり、また、メッシュデータを作成する際には、どのような変量をどのような目的で整備するのかを確認し、メッシュサイズの効果を考慮しながら整備すべきである。

第3章では、計画者（利用者）が容易にSCA法の計算を実行し、解析結果を即座に判断できるための仕組みについて検討した。

まず、SCA法は若干複雑な計算を必要とし、計算プログラムの自己開発は容易でないことから、これまでの理論体系を等価変形して、既存のソフトウェアを利用し、計算労力を軽減して高速に計算する方法を求めた。すなわち、空間影響モデルの推定の際に、データに(3-1)式の写像Pによる並び替えを施せば、直ちに線型連立方程式や重回帰分析のパッケージ・プログラムの利用が可能となることを示した。しかし、この並び替え操作の際に、メッシュデータ端部の情報を失うことになるので、対象領域が小さい場合には精度上の問題に注意を払うべきであると言える。さらに、効率的な計算を行う方法として、メッシュデータが $N_1 \times N_2 = 2h \times 2m$ (h, m は正の整数)の空間で得られているときには、空間相関関数を直接計算する代わりに、二次元FFTを利用すれば相対的に演算時間を短縮化し、効率的な計算が可能となることを示した。

つぎに、SCA法によって推定されるパラメータは、データの少ないときには、その値は前後にふれている可能性があるため、こうした解析結果の統計的な信頼性を評価するための理論構築を行い、これを視覚的にディスプレイする方法を求めた。すなわち、空間相関関数の推定値の信頼区間を求める方法や、値の差の検定による空間相関関数の構造化を行う方法を確立した。この方法によれば、SCA法の主たる解析結果である都市活動要素の空間的な影響関係や、推定値の有効範囲を視覚的に判断することが可能である。

計画者（利用者）が計算を容易に実行でき、解析結果を即座に判断できるよう

に可能となっていることは、解析システムに要求される基本条件のひとつであると言える。以上で提案した方法は、SCA法の実用化へ向けての基本要請に応えるものである。

第4章から第6章においては、SCA法の技術的な問題点について詳しく検討し、実用的な場面での適用範囲の拡大を図る方法について検討した。まず、第4章では、多重共線性の問題について検討した。SCA法の空間影響モデルは、あるメッシュの変量を近傍のメッシュの変量によって説明・予測する回帰型のモデルであるため、説明変量間の相関性が起因して多重共線性が生じ、推定されるパラメータは不安定になりやすい。そこで、推定誤差の最小化という統計的基準だけでなく、計画者に有効な知見を誘導するような視点からの、パラメータの安定推定法を提案した。すなわち、主成分分析によって説明変量の情報を直交展開すれば説明変量間に内在する多重共線性が検出でき、ほとんど0と見なしてもよい固有値を持つ主成分を除外すればパラメータの安定推定が可能となる。さらに、各主成分の直交性を利用して、被説明変量との単相関の小さな主成分も取り除けば説明力を低減させることなくパラメータをより一層安定化することが可能となる。数値的分析によっても、以上の方法によれば推定パラメータの95%信頼区間は従来のものに比べ極端に小さくなり、パラメータは安定化することが明らかとなった。

以上のように、推定結果が単に統計的に優れていると言うだけでなく、推定パラメータの意味を計画者が判断するときに誤りの生じないような推定となっていることは、都市解析モデルが具備すべき基本的条件のひとつであると言える。その要請に応えるものとして、ここで提案した方法をSCA法に適用することは非常に有効である。

第5章では、空間影響構造の『一様性』の仮定に立脚している従来の空間影響モデルに対し、場所ごとの特殊な空間構造にも対応できるような改良を加えた。すなわち、一様性の仮定のもとでは、土地利用や産業立地の性向等が、その地点（場所）に特有の性質（歴史・地形・集積性など）にも依存しているといった事象については捨象されてしまう恐れがあるため、従来の空間影響モデルに各地点に固有の『場所性』を組み込み、都市や地域の状態を『一様性』と『場所性』とからモデル化し、別々に抽出する方法を提案した。具体的なケーススタディとし

て、都心部までのアクセシビリティ指標によって各地点の『場所性』を、近傍の居住に関わる利便性指標によって『一様性』をそれぞれモデル化し、民営借家の立地モデルを構築した。その結果、提案したこの方法をSCA法に採用すれば、数理モデルに要求される「適合性」と「簡潔性」の総合的なバランス面において優れたモデルとなることが数値的にも明らかとなった。

空間影響構造の一様性の仮定は、従来のSCA法に限らず、ほとんどの統計的モデルにおいても、その適用の範囲を拡げるために仮定されている。しかし、各地点に固有の性質を捨象しない分析を行うためには、ここで示した『場所性』の概念をモデルに組み込む必要があると言える。

第6章では、SCA法の理論体系の再構築を行い、カテゴリー変量のためのSCA法を提案した。すなわち、従来のSCA法では連続変量を用いることを想定しているため、現実の都市・地域計画において頻出する用途指定や土地利用種別と言ったカテゴリー情報は扱えなかった。そこで、まず、SCA法の基本概念である空間相関関数をカテゴリー変量の場合へ拡張し、引き続き、カテゴリー変量を用いた空間影響モデルについて検討した。

まず、空間相関関数については、カテゴリー変量をダミー変量によって記述しておけば、従来の定義式で同様に計算可能であり、都市空間の連担性、共存性、排斥性を計量的に求めることが可能なことを示した。

つぎに、カテゴリー変量を含む空間影響モデルを三つに大別し、具体的なモデル推定のための理論構築を行った。タイプⅠの空間影響モデル（被説明変量がカテゴリー変量、説明変量が連続変量）については、データに並べ替えの操作を施せば、判別分析モデルとして既存の統計プログラムを活用できること、また、タイプⅡの空間影響モデル（被説明変量が連続変量、説明変量がカテゴリー変量）については、説明変量をダミー変量を用いて記述し、ひとつのカテゴリーを説明変量から除外すれば、従来と全く同様にモデル推定が可能であることを明示した。さらに、タイプⅢの空間影響モデル（被説明変量と説明変量がカテゴリー変量）については、タイプⅠとタイプⅡの空間影響モデルで検討した理論を利用して、説明変量をダミー変量を用いて記述し、データに並べ替えの操作を施せば、既存の統計プログラムを活用して推定できることを示した。

さらに、現実の都市メッシュデータを用いてケーススタディを試み、カテゴリー

一変量を用いた空間影響モデルの有効性を示した。まず、土地利用の動態を把握する上で、現在空地である土地が将来どのような土地利用となるのかを予測することは重要であることから、空間影響モデル（タイプⅠ）によって空地の利用転換予測モデルを構築した。このモデルによれば、現在の空地が、将来、住居系の土地利用となるのか、または、商業系の土地利用となるのかといった2値的なカテゴリー量を、周辺の都市活動によって説明することができる。推定されたモデルのパラメータから、例えば、ある地点での人口増加はその地点での「空地から住居系」への土地利用変化を促すが、周辺での人口増加は「空地から商業系」への変化を増長させるといった空間的な影響関係などが明らかとなった。すなわち、同じ人口増加という現象であっても、空間的な関係の中では、全く逆の影響を及ぼす可能性のあることが明らかとなった。この数値例が示しているように、都市空間内では、様々な変量が空間的に影響しながら存在しているので、都市・地域計画を行う際には、同一地点での影響関係だけでなく、空間的な影響関係をも抽出することは非常に重要であると言える。

つぎに、ひとびとの居住地選択の性向は、都市・地域計画を行う際に把握しておくべき重要な側面と言えることから、これを記述する空間影響モデルを構築した。すなわち、効用の概念を用いて就業者の居住地選択行動をロジットモデルで記述し、この効用を、その地点の地価と近傍の環境要素から説明する空間影響モデル（タイプⅡ）を構築した。推定した空間影響モデルはデータと良いフィッティングをなしており、説明力のあることが分かった。推定パラメータの値から、ひとびとの居住地選択には、住居費に関連する地価が極めて大きく影響していることや、近傍に工場用地があるか否かといった、連続量ではなくカテゴリー量で表される環境条件も影響していることが明らかとなった。

以上のように、従来のSCA法をカテゴリー変量の場合に拡張すれば、都市計画では重要かつ頻繁に見られるカテゴリー情報を有効に生かした解析が可能となり、また、既存のロジットモデルなどともリンクさせて有効な計画情報の抽出が可能となる。

第7章では、既存のメッシュデータを有効利用するための地価データ補間モデルについて検討した。地価に関する情報は、都市計画的目的で行う各種の解析の中に取り込みたい重要な情報のひとつである。しかし、現在整備されている地価

公示データは標準地に限られているため、既存のメッシュデータと併用して解析する際には困難を伴う。そこで、首都圏の地価データを補間するモデルを構築し、各メッシュ点での地価情報整備を行った。具体的には、まず、移動コスト（都市内移動に伴う金銭的・労力的・精神的負荷）の概念を移動時間距離（各地点からの最寄り駅までの時間距離と、最寄り駅から山手線までの時間距離）を用いて構成し、各地点の地価をこの移動コストとの関連からモデル化した。しかし、移動コストだけでは、各地点の都市活動が反映されにくいという難点が残るため、都市活動をダミー変量を用いて組み込み、その地点の特性をモデルに反映させた。

現実のデータを用いて分析した結果、利用可能な都市活動指標の中では、用途地域指定と容積率指定の情報を組み込んだモデルが簡潔性と適合性のバランスにおいて優れており、両指標が地価の決定構造に大きく影響していることが判明した。また、推定パラメータの値から、商業地域の地価は住居系指定の地域の約2倍となることや、容積率指定が500%を越えると、その地点の地価が急激に上昇する可能性のあることなどが明らかとなった。

最後に、推定パラメータを用いて標準地以外の地価予測を行い、各メッシュ点での地価情報整備を行った。このことにより、既存のメッシュデータと地価情報とを併用した各種の都市・地域解析が可能となり、SCA法の応用範囲も一歩拡張されたと言える。

2 結論

国や地方自治体などでは、都市・地域計画に役立てようとする意図から、人口・産業・土地利用など多くの情報をメッシュデータとして整備してきた。計算機技術の進展とともに、ますますこうした都市・地域データベースの整備も進められていくであろう。しかし、現時点でのメッシュデータ解析法では不十分であり、膨大な時間と労力を費やして作成されたデータは十分に活用されていない。

今までの空間相関分析法には、いくつかの技術的な問題点や実用上の課題が多くあった。しかし、本研究で提案した手法を用いれば、それらの欠点を克服し、実用的上の要請にも応えることができる。空間的に分布する様々な特性や影響関係を定量的に把握することは、都市・地域計画を行う上で欠かせない。実際の計

画案策定作業の場で、計画者が有効な知見を容易に把握できるように、本研究で
体系づけた空間相関分析法のアイデアを用いて実用的なメッシュデータ解析シ
ステムを構築すべきである。

参考文献

関連発表論文リスト

第1章

- 1) 石水照雄：計量地理学概説，古今書院，1976
- 2) 石水照雄・奥野隆史：計量地理学，共立出版，1973
- 3) Yeats, M. H.: An Introduction to Quantitative Analysis in Economic Geography, McGraw-Hill Inc., New York, 1978 (高橋潤二郎訳：計量地理学序説，好学社，1970)
- 4) 杉浦芳夫：立地と空間的行動，古今書院，1989
- 5) 野上道男，杉浦芳夫：パソコンによる数理地理学演習，古今書院，1986
- 6) Foot, D.: Operational Urban Models, Methuen & Co., Ltd, 1981 (青山吉隆ほか訳：都市モデルー手法と応用，丸善株式会社，1984)
- 7) 谷村秀彦ほか：都市計画数理，朝倉書店，1986
- 8) 青山吉隆：土地利用モデルの歴史と概念，土木学会論文集，第347号，pp. 19～28, 1984. 7
- 9) 林良嗣・宮本和明：既存土地利用モデルの概観，都市計画，第104号，pp. 40～47, 1978
- 10) 柏原士郎：Spacing 法による地域施設の分布型の判別について，一地域施設の適正配置に関する研究・1ー，日本建築学会論文報告集，第195号，pp. 53～58, 1972. 4
- 11) 柏原士郎：Spacing 法による個体間の相互作用の計量化について，一地域施設の適正配置に関する研究・2ー，日本建築学会論文報告集，第207号，pp. 37～42, 1973. 5
- 12) 柏原士郎：施設密度・利用距離・施設規模の関係について，一地域施設の適正配置に関する研究・3ー，日本建築学会論文報告集，第218号，pp. 57～62, 1974. 4
- 13) 柏原士郎：施設密度と利用者の距離評価（満足率）の関係について，一地域施設の適正配置に関する研究・4ー，日本建築学会論文報告集，第235号，pp. 39～45, 1980. 9

- 14) 木島安史・渡辺仁史：アーバンダイメンション，その1・因子分析による地域分類の方法に関する研究，日本建築学会論文報告集，第197号，pp. 51～57，1972a. 7
- 15) 木島安史・渡辺仁史：アーバンダイメンション，その2・重複集計によるメッシュアナリシス，日本建築学会論文報告集，第198号，pp. 37～43，1972b. 8
- 16) 腰塚武志ほか：メッシュデータを用いた人口推定と平均距離算出，第19回日本都市計画学会学術研究論文集，pp. 319～324，1984
- 17) 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，日本建築学会論文報告集，第364号，pp. 94～101，1986a. 6
- 18) 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，日本建築学会論文報告集，第368号，pp. 119～125，1986b. 10
- 19) 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，空間共分散関数モデルの有効性と問題点，日本建築学会論文報告集，第377号，pp. 29～35，1987. 7
- 20) 福島研統計調査課，小地域データの利用の仕方，1979

第2章

- 1) Chatterjee, S. and Price, B.: Regression Analysis by Example, John Wiley & Sons, Inc., 1977 (佐和隆光ほか訳：回帰分析の実際，新曜社，1981)
- 2) 日野幹雄：スペクトル解析，朝倉書店，1977
- 3) Granger, C. W. J.: Spatial data and time series analysis, London Papers in Regional Science, Vol. 1, Studies in Regional Science, Ed. A. J. Scott (Pion, London), pp. 1-24, 1969
- 4) Bassett, K. and Haggett, P.: Towards short-term forecasting for cyclic behaviour in a regional system of cities, Regional Forecasting, Ed. M. Chisholm, Proceedings of the 22nd Colston Symposium, 1971
- 5) Rayner, J. N.: An introduction to spectral analysis, Pion London, 1971

第3章

- 1) 日野幹雄：スペクトル解析，朝倉書店，1977
- 2) 芝祐順・渡部洋：統計的方法Ⅱ 推測，新曜社，1976
- 3) 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，日本建築学会論文報告集，第368号，pp.119～125.1986.10
- 4) 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，日本建築学会論文報告集，第377号，pp.29～35.1987.7
- 5) 雄山真弓他：SASによるデータ解析（上・下），丸善，1984

第4章

- 1) 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，日本建築学会論文報告集，第377号，pp.29～35.1987.7
- 2) Chatterjee, S. and Price, B.: Regression Analysis by Example, John Wiley & Sons, Inc., 1977 （佐和隆光ほか訳：回帰分析の実際，新曜社，1981）
- 3) Kendall, M. G.: A Course in Multivariate Analysis, Charles Griffin, London, 1957
- 4) Farra, D. E., Glauber, R. R.: Multicollinerity in regression analysis: the problem revisited, Rec. Econ. Statist., XLIX, 92-107, 1967
- 5) McCallum, B. T.: Artificial orthogonalization in regression analysis, Review of Economics and Statistics, 52, 110-113, 1970
- 6) Hoerl, A. E. and Kennard, R. W.: Ridge regression : Biased estimation for nonorthogonal problems, Technometrics, 12, 69-82, 1970

第5章

- 1) 石水照雄：計量地理学概説，古今書院，1976
- 2) 久保幸夫・阪本一郎他：東京都区部の土地利用変化とその要因のモデル分析に関する調査研究，（財）財団住宅総合センター，1985.3

- 3) Myers, H. R. : Response Surface Methodology, Allyn and Bacon, Inc., 1971
- 4) Norcliffe, G. B. : On the Use and Limitations of Trend Surface Models,
Canadian Geographer XIII, 4 pp. 338-348, 1969
- 5) Robinson, G. and Fairbairn, K. J. : An Application of Trend-Surface
Mapping to the Distribution of Residuals from a Regression, Ann. Assoc.
Amer. Geogr., 59, pp. 158-170, 1969
- 6) 赤池弘次 : 情報基準AICとは何か, 数理科学, No. 153, 1976
- 7) 玉川英則 : 土地利用比率の同質性からみた最適メッシュ規模に関する考察,
日本都市計画別冊, 22号, pp. 229 ~ 234, 1987
- 8) 玉川英則・樋口忠彦・アグス ブディ プルノモ イサク, 連続変量の最適メッ
シュ区分について—メンタルマップを用いてのケーススタディー—, 日本都市
計画別冊, 23号, pp. 37~42, 1988
- 9) 斉藤 博・高嶋重雄 : 教程 基準点測量, 山海堂, 1983

第6章

- 1) 林知己夫他 : 数量化理論とデータ処理, 朝倉書店, 1982
- 2) 上坂吉則 : パターン認識と学習の理論, 総合図書, 1971
- 3) 田中 豊・脇本和昌 : 多変量統計解析法, 現代数学社, 1983
- 4) 奥野忠一ほか : 多変量解析法, 日科技連, 1971
- 5) 斉藤 博・高嶋重雄 : 教程 基準点測量, 山海堂, 1983
- 6) 土木学会土木計画学研究委員会 : 土木計画学講習会テキスト15—非集計行動
モデルの理論と実際—, 土木学会, 1984
- 7) Foot, D. : Operational Urban Models, Methuen & Co., Ltd. 1981(青山吉隆ほ
か訳: 都市モデル—手法と応用, 丸善株式会社, 1984)
- 8) 谷村秀彦ほか : 都市計画数理, 朝倉書店, 1986
- 9) 野上道男・杉浦芳夫 : 数理地理学演習, 古今書院, 1988
- 10) Wilson, A. G. : Advances and problems in distribution modelling,
Transportation Research, 4, pp. 1-18, 1970
- 11) Kirby, H. R. : Normalising factors of the gravity model
— An interpretation, Transportation Research, 4, pp. 37-50, 1970

- 12) Griffith, D.A. and Jones, K.G. : Explorations into the relationship between spatial structure and spatial interaction, *Environment and Planning A*, 12, pp.187-201, 1980
- 13) Hyman, G.M. : The calibration of trip distribution models, *Environment and Planning* 1, pp.105-112, 1969
- 14) Evans, A.W. : The calibration of trip distribution models with exponential or similar cost functions, *Transportation Research*, 5, pp.15-38, 1971
- 15) Evans, A.W. : Some properties of trip distribution methods: *Transportation Research*, 4, pp.19-36, 1970
- 16) Batty, M. and Mackie, S. : The calibration of gravity, entropy, and related models of spatial interaction, *Environment and Planning*, 4, pp.205-233, 1972
- 17) Williams, I. : A comparison of some calibration techniques for doubly constrained models with an exponential cost function, *Transportation Research*, 10, pp.91-104, 1976

第7章

- 1) Swan, H.S. : Land values and city growth, *Land Economics*, 10, pp.188-201, 1934
- 2) Wendt, P.F. : Theory of urban land values, *Land Economics*, 33, pp.228-240, 1957
- 3) Mohring, H. : Land values and the measurement of highway benefits, *Journal of Political Economy*, 69, pp.236-249, 1961
- 4) Alonso, W. : Location and land use, Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts, 1964
- 5) Brigham, E.F. : The determinants of residential land values, *Land Economics*, 41, pp.325-334, 1965
- 6) Yeates, M. : Some factors affecting the spatial distribution of Chicago land values, 1910-1960, *Economic Geography*, 41, pp.57-70, 1965

- 7) Papageorgiou, G. J. and Casetti, E. : Spatial equilibrium residential land values in a multicenter setting, *Journal of Regional Science*, 11, pp. 385-389, 1971
- 8) McDonald, J. F. and Bowman, H. W. : Land value functions: a reevaluation, *Journal of Urban Economics*, 6, pp. 25-41, 1979
- 9) 中原宏・太田實 : 地価形成要因よりみた都市の土地利用変容予測に関する考察, *日本都市計画学会学術研究論文集*, pp. 241-246, 1983
- 10) 毛利正光・呉允杓 : 住宅地域の地価分布特性, *日本都市計画学会学術研究論文集*, pp. 451-456, 1984
- 11) McDonald, J. F. and McMillen, D. P. : Employment subcenters and land values in a polycentric urban area: the case of Chicago, *Environment and Planning A*, 22, pp. 1561-1574, 1990
- 12) 脇田武光 : 大都市の地価形成, 大明堂発行, 1976
- 13) Akaike, H. : Information theory and an extension of the maximum likelihood principle, *Proceeding of 2nd International Symposium on Information Theory*, pp. 267-281, 1972
- 14) Akaike, H. : A new look at the statistical model identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-19, pp. 716-723, 1974
- 15) Heikkila, E., Gordon, P., Kim, J. I., Peiser, R. B., Richardson, H. W. and Dale-Johnson, D. : What happened to the CBD-distance gradient?: land values in a policentric city, *Environment and Planning A*, 21, pp. 221-232, 1989
- 16) Ogawa, H. and Fujita, M. : Equilibrium land use patterns in a nonmonocentric city, *Journal of Regional Science*, 20, pp. 455-475, 1980
- 17) Peiser, R. B. : The determinants of nonresidential urban land values, *Journal of Urban Economics*, 22, pp. 340-360, 1987

関連発表論文リスト

第2章に関連する発表論文

- 1) 青木義次・大佛俊泰・尚 炯鍾：都市メッシュデータ解析におけるメッシュサイズの効果，第21回日本都市計画学会学術研究論文集，pp. 247-252，1986. 6
- 2) Aoki, Y. and Osaragi, T.: Effects of Cell Size in the Analysis of Spatial Interactivity using Urban Lattice Data, Second International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management, Vol. 2, pp. 149-158, 1991. 7

第3章に関連する発表論文

- 1) 青木義次・大佛俊泰：空間相関関数とその統計的検定の実用的計算手法と視覚化，実用的メッシュデータ解析システム構築のための空間相関分析法の体系化 その1，日本建築学会計画系論文報告集，no. 416, pp. 45-53, 1990. 10
- 2) 青木義次・大佛俊泰：空間相関分析法の計算方法，第10回日本建築学会電子計算機利用シンポジウム論文集，pp. 79-84, 1987. 3

第4章に関連する発表論文

- 1) 青木義次・大佛俊泰：空間影響モデルの安定推定法，実用的メッシュデータ解析システム構築のための空間相関分析法の体系化 その2，日本建築学会計画系論文報告集，no. 424, pp. 61-67, 1991. 6
- 2) 青木義次・大佛俊泰：主成分分析を利用した空間影響モデルの安定推定，第12回日本建築学会情報システム技術利用シンポジウム論文集，pp. 169-174, 1989. 12

第5章に関連する発表論文

- 1) 大佛俊泰・青木義次：都市空間の『場所性』を組み込んだ空間影響モデル，実用的メッシュデータ解析システム構築のための空間相関分析法の体系化

その3, 日本建築学会計画系論文報告集, no. 434, pp. 99 -105, 1992.5

- 2) 青木義次・大佛俊泰: 都市空間の『一様性』と『場所性』のモデル化ー傾向面分析を組み込んだ空間相関分析法ー第11回日本建築学会情報システム技術利用シンポジウム論文集, pp. 277-282, 1989.3

第6章に関連する発表論文

- 1) 青木義次・大佛俊泰: カテゴリー変量を被説明変量とする空間影響関数モデルーカテゴリー変量のための空間相関関数と空間影響モデルによる土地利用予測ー, 日本建築学会計画系論文報告集, no. 433, pp. 111-117, 1992.4
- 2) 青木義次・大佛俊泰: ロジットモデルと空間影響モデルを連動した居住地選択行動モデルーカテゴリー変量を説明変量とする空間影響モデルー, 日本建築学会計画系論文報告集, no. 444, pp. 97-103, 1993.2
- 3) 青木義次・大佛俊泰: カテゴリー変量を利用した空間相関分析法, 第13回日本建築学会情報システム技術利用シンポジウム論文集, pp. 193-198, 1990.12

第7章に関連する発表論文

- 1) 大佛俊泰・青木義次: 移動コストと都市活動を組み込んだ公示地価データ補間モデル, 第26回日本都市計画学会学術研究論文集, pp. 97-102, 1991.11
- 2) Osaragi, T. and Aoki, Y.: Interpolating Model for Land Price Data with Transportation Costs and Urban Activities, Design & Decision Support Systems in Architecture & Urban Planning, 1992.7
- 3) Aoki, Y., Osaragi, T., and Ishizaka, K.: Interpolating Model for Land Price Data with Transportation Costs and Urban Activities, Environment & Planning B (審査中)

謝辞

本研究論文を進めるにあたり、多大なご指導ならびにご助言を頂きました、東京工業大学工学部建築学科教授青木義次先生に心から感謝の意を表します。青木義次先生には論文の細かな内容から研究者としてのマナーまでも、懇切にご指導頂きました。この上なく感謝申し上げます。また、本論文の第2章、第3章は修士論文（東京工業大学、1988年）の成果であり、当時ご指導頂きました東京工業大学名誉教授・武蔵工業大学教授谷口汎邦先生に感謝いたします。また、研究過程で何事にも快く相談に応じて下さいました、文教施設総合研究センター助教授宮本文人先生、同助手山口勝巳先生に感謝の意を表します。また、本論文の第7章については、建設省建築研究所石坂公一先生、松本光平先生から貴重なご意見を頂きました。感謝致します。また、本論文で使用したメッシュデータに関しては、建設省国土地理院の皆様、日本統計協会の皆様、横浜市統計課の皆様にご協力頂きました。ここに感謝の意を表します。また、第2章でのデータ作成に関しては三友株式会社尚炯鍾氏（当時、青木研究室研究生）にご協力頂きました。感謝致します。本論文の多くの部分は、建築学会ならびに都市計画学会等の学術委員会において審査して頂きました。貴重なご意見やご指摘を頂きました匿名の審査員に感謝致します。

1993年3月

東京工業大学工学部建築学科

大佛俊泰