

都市内人口分布のスペクトル解析

佐藤 優¹・高山 雄貴²・恩田 幹久³・池田 清宏⁴

¹学生会員 金沢大学 大学院自然科学研究科 (〒 920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: ytk312@stu.kanazawa-u.ac.jp

²正会員 金沢大学准教授 理工研究域 (〒 920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: ytakayama@se.kanazawa-u.ac.jp

³学生会員 東北大学 大学院工学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6)

E-mail: mikihis.onda.p8@dc.tohoku.ac.jp

⁴正会員 東北大学教授 理工研究域 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6)

E-mail: kiyohiro.ikedada.b4@tohoku.ac.jp

人口集積パターンの特徴を検出するため、Ikeda et al.¹⁾ や恩田ら²⁾ により、スペクトル解析法を用いた実証研究が行われている。しかし、これらは都市間スケールの解析にとどまっており、都市内で見られる人口集積の空間的特徴の検出とその理解には至っていない。そこで本研究では、Permutation test による統計的な有意性を考慮した上で、スペクトル解析法を用いた都市内人口の空間分布パターンの検出を行う。石川県金沢市を対象として解析領域を設定し、スペクトル解析を行った結果、解析領域内の人口分布が大域的な集積を表現する数種類の空間分布パターンのみで説明できることが分かった。また、時系列変化に着目すると、有意に検出される空間分布パターンが変化している時間帯が人口移動が活発となる通勤ラッシュ・帰宅ラッシュの時間帯と重なり、人々の移動による人口分布の変化を空間分布パターンの時系列変化から読み取ることができた。

Key Words : population distribution, spectrum analysis, permutation test, square lattice

1. はじめに

現在、世界各国で都市への人口集中が見られる。我が国でも、東京、大阪、名古屋の三大都市圏に全人口の半数以上が集中している。人口集中現象の主な要因は、集積の経済という概念によって説明が可能であり、多くの実証研究により解明されている。しかし、人口集積の規模と配置の関係性に関しては、実証研究が十分に進んでおらず、その規則性やメカニズムを解明するには至っていない。

人口集積パターンの特徴を説明する代表的な理論に、中心地理論³⁾がある。中心地理論は、土地が全ての場所において同質であるような空間が無限に続くという仮定のもと、都市すなわち人口の集積地が正六角形パターンにより階層的に配置されることを示した理論である。

近年、中心地理論と関連付けた実証研究が行われている。Ikeda et al.¹⁾ は、群論的分岐理論に基づく二重フーリエ級数によるスペクトル解析法を用いて、南ドイツやアメリカ合衆国東部において、六角形状のパターンを実際に検出している。さらに、恩田ら²⁾ は、スペクトル解析法により検出した人口集積パターンの有意性を検定するための方法を提案している。そして、Ikeda et al. でも取り扱われていた南ドイツやアメリカ合衆国東部において、1%水準で有意な分布の殆どが六角形状

のパターンであることを示している。しかし、これらの実証研究では、都市間スケールの人口分布のパターン検出にとどまっており、都市内部における人口の空間分布パターンの検出には至っていない。

そこで本研究では、都市内の人口・経済集積メカニズムの解明の第一歩として、スペクトル解析法による都市内人口の空間分布パターンの検出を行う。そして、都市間では確認できない短時間での人口分布の時系列変化に着目し、都市内人口分布の特徴を明らかにする。

本論文の構成は、以下のとおりである。第2章では、用いる実人口データを説明した後、隣接行列の固有値・固有ベクトルから空間分布パターンを求め、その分類を行う。第3章では、人口分布のスペクトル解析法について説明する。第4章では、石川県金沢市を対象として、実際に都市内人口の空間分布パターンの検出を行い、その結果から時系列変化による考察を行う。最後の第5章では、本研究の結論を示す。

2. 空間分布パターンの算出

本章では、隣接行列の固有値・固有ベクトルを用いて、人口集積の規模と配置を表現する空間分布パターンを算出する。この空間分布パターンを用いて実際の人口集積を理解するためには、隣接行列と正方形格子の整合や、それらを実人口データの形式に適応させる

必要がある。それらについても各節で説明していく。

(1) 人口データ

まずはじめに、本研究で用いる実人口データは、NTTdocomo によって提供されているモバイル空間統計である。モバイル空間統計は、携帯電話位置情報データを活用したもので、以下の 2 つの特徴を持つ。

1. 500m 四方の細かいメッシュデータである。
2. 1 時間ごとに推計されるデータである。

1. より、都市内の詳細な人口分布を把握でき、本研究の目的である都市内人口分布の空間分布パターンの検出に繋げることができる。2. は、短時間での人口移動に伴って時系列変化する空間分布パターンの分析を可能にしている。この特徴は、都市内の人口集積のみで確認できるため、本研究に独自性を与えている。従って、モバイル空間統計は、都市内における人口集積のメカニズム解明に適切な人口データであるといえるため、本研究で使用することとした。

また、1. にある通り、モバイル空間統計は 500m 四方のメッシュデータであるため、本研究では正方形格子状の 2 次元離散空間を対象としたスペクトル解析を実施する。そのために、図-1 のように、モバイル空間統計の各メッシュの中心点と、正方形格子の節点を一致させることによって、人口データと正方形格子を整合させる。

具体的には、図-2-a のように、各メッシュに番号を振っていき、その番号順に人口データを並べた人口ベクトル λ を作成することで、実際の人口を数学的に表現する。例えば、図-2-b のような人口データの場合、 λ は次のようになる。

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_{25} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 38 \\ 52 \\ \vdots \\ 29 \end{bmatrix} \quad (1)$$

なお、正方形格子の空間設定には、Ikeda et al.¹⁾ や 恩田ら²⁾ と同様に、Ikeda & Murota⁴⁾ が導入した、周期境界条件を与えた有限格子を用いる。

(2) 隣接行列の固有値・固有ベクトル

本節では、人口集積の規模と配置を表現する数学的ツールの一つである隣接行列と、その固有値・固有ベクトルの特徴について説明する。さらに、隣接行列を人口データと正方形格子と結びつけることで、人口集積を表現する空間分布パターンを作成する過程を述べる。

隣接行列とは、空間統計学⁵⁾ 分野における空間重み行列の一種であり、行方向は影響を受ける領域、列方

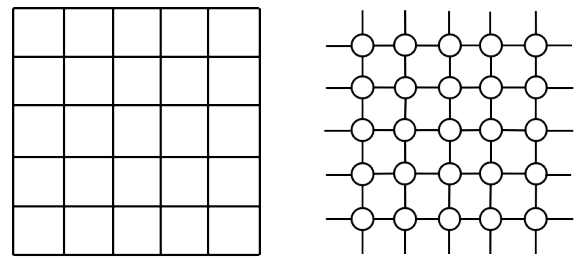


図-1-a 正方形メッシュ 図-1-b 正方形格子

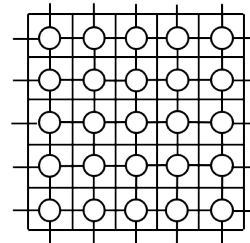


図-1-c 整合

図-1 人口データと正方形格子の紐づけ

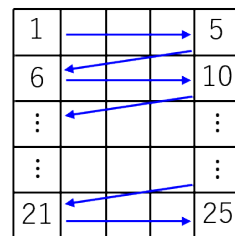


図-2-a メッシュ番号

38	52	74	91	60
44	85	
	13	29

図-2-b 人口データ

図-2 人口ベクトルの作成

向は影響を与える領域として、領域の境界が接する場合を 1、接しない場合を 0 で表現した行列である。その隣接行列の固有値・固有ベクトルは、集積を表現するという性質を持つ。この性質は固有値の正負や絶対値の大小によって分類され、図-3 に示すように、正の大きい固有値に対応する固有ベクトルは大域的集積、正の小さい固有値に対応する固有ベクトルは局所的集積を示し、負の固有値に対応する固有ベクトルは明確な集積は示さないことが知られている。

本研究では、モバイル空間統計の各メッシュを、隣接行列を作成する際の対象領域とすることで、人口集積を表現する空間分布パターンを作成する。ここで設定する領域は、人口の空間分布パターンを調べる対象エリアとなり、領域が正方形となるように設定する。その正方形領域をこれ以降、解析領域と呼ぶことにする。モバイル空間統計の各メッシュからなる解析領域は、周期境界条件を仮定した正方形格子と紐づけを行っているため、これを考慮して隣接行列を作成する必要がある。

解析領域には前節で説明したように、メッシュ番号を与える。このメッシュ番号順に、算出した隣接行列の固有ベクトルを並べると、空間分布パターンが得ら

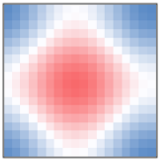

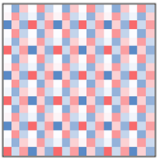
	正 (大)	正 (小)	負
-固有値- 集積のスケール	大域的 (面積: 大)	局所的 (面積: 小)	明解な集積を示さない
-固有ベクトル- 空間分布パターン 〔人口 赤: 多い 青: 少ない〕	 $\mu = 3.879$	 $\mu = 3.532$	 $\mu = -1.000$

図-3 隣接行列の固有値・固有ベクトル

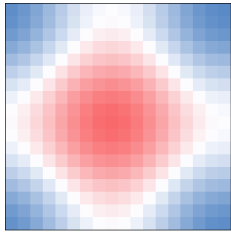


図-4-a 一極集中

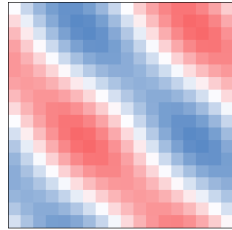


図-4-b 直線分布

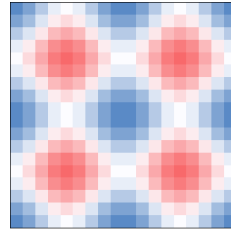


図-4-c 4 都心

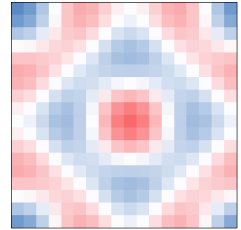


図-4-d 核・周辺分布

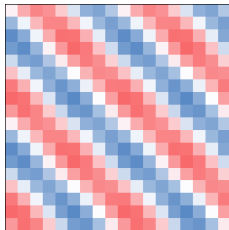


図-4-e 直線分布

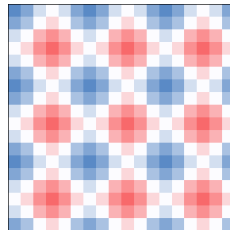


図-4-f 9 都心

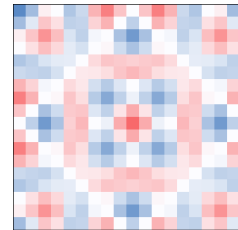


図-4-g 核・周辺分布

図-4 空間分布パターンの分類

れる。具体的な隣接行列の固有値・固有ベクトルの計算には、テプリッツ行列 (Toeplitz matrix), 巡回行列 (circulant matrix), BCCB (Block Circulant with Circulant Blocks) という性質を活用することができる。

以上より, モバイル空間統計のメッシュから解析領域を設定することによって, 隣接行列との関連より空間分布パターンを求められることが分かった。また, 2.1 節のモバイル空間統計と正方形格子の関連より, 解析領域の人口ベクトル λ も求めることができる。これを踏まえて第 3 章では, 人口ベクトルと隣接行列の固有ベクトルを用いて, スペクトル解析を行う手順について説明する。

(3) 空間分布パターンの幾何学的分類

本節では, 隣接行列の固有値 μ ごとに, 空間分布パターンの分類を行う。

隣接行列の固有ベクトルによって表現される空間分布パターンの中で, 特に, 集積の配置を明確に解釈できる空間分布パターンを以下の図-4-a から図-4-g に示す。図中の赤いメッシュは正の固有ベクトル成分を, 青いメッシュは負の固有ベクトル成分を表しており, その

濃度は固有ベクトル成分の絶対値を表す。

本研究では, $\mu = 3.879$ の空間分布パターンを一極集中パターン, $\mu = 3.759, 3.064$ の空間分布パターンを直線分布パターン, $\mu = 3.532$ の空間分布パターンを 4 都心パターン, $\mu = 3.411, 2.227$ の空間分布パターンを核・周辺分布パターン, $\mu = 3.000$ の空間分布パターンを 9 都心パターンと呼ぶことにする。ここで分類した空間分布パターンは, 後述する第 4 章の, 実人口分布のスペクトル解析において重要なものである。

また, 正方形格子は周期境界条件を持つことから, 図-4 の空間分布パターンを平行移動した一連のパターンが理論上存在し, 実際に第 4 章でも観察されている。

3. 人口分布のスペクトル解析法

本章では, Ikeda et al.³⁾ や恩田ら⁴⁾ を参考に, スペクトル解析法の手順について説明する。3.1 節では人口分布のスペクトル分解により, 2.3 節で示した空間分布パターンの検出方法を示す。3.2 節では, 3.1 節で得られたスペクトル情報を統計的に評価する方法を示す。

(1) 人口分布のスペクトル分解

2.1 節で示した人口ベクトル λ は、空間分布パターンを表現する隣接行列の第 i 固有ベクトル \mathbf{q}_i^μ により、以下のようにスペクトル分解できる。

$$\lambda = \sum_{\mu} \sum_i c_i^\mu \mathbf{q}_i^\mu \quad (2)$$

ここで、 c_i^μ は重み係数であり、下式で推定する。

$$c_i^\mu = \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu \quad (3)$$

2.3 節で示したように、固有値によって集積の規模と配置は一つに定まることから、各固有値 μ ごとの線形和を以下のように求める。

$$\mathbf{q}^\mu = \sum_i c_i^\mu \mathbf{q}_i^\mu \quad (4)$$

すると、式 (2) は以下のように表すことができる。

$$\lambda = \sum_{\mu} \mathbf{q}^\mu \quad (5)$$

これより、解析領域内の人口分布を各固有値の空間分布パターン \mathbf{q}^μ の重ね合わせで表現できることが分かる。また、本論文では、パワースペクトルを以下のように定義する。

$$P^\mu = \|\mathbf{q}^\mu\|^2 / \sum_{\nu \in R(G)} \|\mathbf{q}^\nu\|^2 \quad (6)$$

パワースペクトル P^μ は、全体の人口分布のうちある固有値の空間分布パターンが占める割合を表す。つまり、すべての \mathbf{q}^μ について P^μ の値を求め、 P^μ の値が大きかった \mathbf{q}^μ が人口分布を構成する主要な空間分布パターンとなる。

(2) 空間分布パターンの有意性検定

3.1 節で得られるスペクトル解析の結果に対して、統計的な有意性を検定する。

まず、本研究における有意性検定の帰無仮説と対立仮説を設定する。空間分布パターン \mathbf{q}^μ が説明力を持たない場合、 \mathbf{q}^μ と人口ベクトル λ は直交する。この点を踏まえ、帰無仮説と対立仮説を以下のように設定する。

$$\text{帰無仮説 } H_0: \sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu = 0$$

$$\text{対立仮説 } H_1: \sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu \neq 0$$

これは説明変数を \mathbf{q}_i^μ 、被説明変数を λ としたときの回帰係数の最小二乗推定 $\sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu$ と同値である。また上記仮説は、純粋に各空間分布パターン \mathbf{q}^μ の説明力についての検定となっており、ランダムな人口パターンを帰無仮説とするものではない。

次に具体的な検定手法であるが、スペクトル分解より得られた人口ベクトル λ は残差を持たないため、例えば最尤法のような parametric (母集団の分布が既知) な手

法は適用できない。そこで本研究では、Non-parametric な検定手法の一つである Permutation test を用いる。

Permutation test とは、帰無仮説 H_0 の下での標本の非復元抽出 (sampling without replacement) によって複数の疑似標本を生成し、実標本から得られる統計量が、疑似標本から得られる統計量と比べてどの程度逸脱しているかによってその有意性を検定する手法である。Permutation test は「帰無仮説の下で各標本が交換可能」という前提条件があるが、各標本は独立であり、各空間分布パターンの影響の強さを条件づける帰無仮説が導入されたとしてもこれは変化しないため、その条件は満たされる。

\mathbf{q}^μ の有意性検定で得られる結果は、恩田ら²⁾により、帰無仮説の下でパワースペクトル P^{test} と比較した場合のパワースペクトル P^μ の有意性検定結果に一致することが分かっている。すなわち、Permutation test (非復元抽出) から得られる $\sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu = 0$ の P 値 ($|\sum_i (\lambda_k^{test})^\top \mathbf{q}_i^\mu| < |\sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu|$ を満たすケース数) は、パワースペクトル P^μ の P 値 ($P_k^{test} < P^\mu$ を満たすケース数) と一致する。

この性質を利用すると、 \mathbf{q}^μ の有意性検定によって、パワースペクトルの有意性を明らかにすることができる。従って、以下では \mathbf{q}^μ の有意性検定の手順について説明する。

本研究の Permutation test は以下の手順である。

- (i) 解析領域における人口ベクトル (標本) を λ^* とし、人口ベクトルの各要素の集合 $A = \{x | x = \lambda_i^*, \forall i = 1, \dots, N\}$ を考える。また、人口ベクトル λ^* のスペクトルを $\mathbf{q}^{\mu,*}$ とし、パワースペクトルを $P^{\mu,*}$ とする。
- (ii) 集合 A から非復元抽出により、検定用の人口ベクトル (疑似標本) $\lambda_k^{test} = [\lambda_{i,k}^{test}], \lambda_{i,k}^{test} \in A$ を生成し、 $\sum_i (\lambda_k^{test})^\top \mathbf{q}_i^\mu$ を計算する。
- (iii) これを k 回繰り返す。Permutation test による組合せは $N!$ 通りあるが、すべてに対する解析は現実的ではない。このため、解析結果の変動が十分小さいことから、本研究では疑似標本数 k を 100000 とした。
- (iv) $|\sum_i (\lambda_k^{test})^\top \mathbf{q}_i^\mu| < |\sum_i \lambda^\top \mathbf{q}_i^\mu|$ となる試行回数で有意性を検定する。疑似標本数が 100000 の場合、これを満たす試行回数が 95000 回以上であれば 5% (0.05=1-95000/100000) 水準で、99000 回以上であれば 1% (0.01=1-99000/100000) 水準で、統計的に有意である。

Permutation test は、人口規模に依存せず、人口集積の配置に対する有意性の検定である。具体的には、非

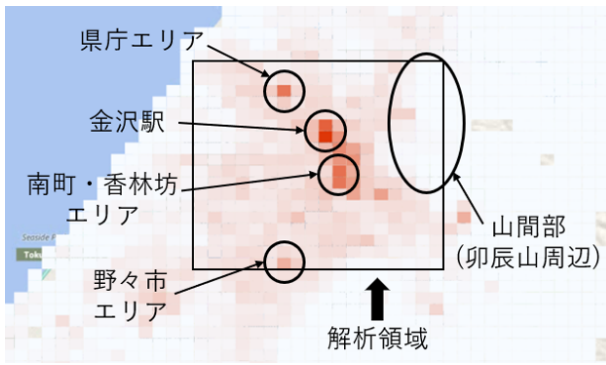


図-5 解析領域

復元抽出により正方形メッシュ内の人口をランダムに並び替え、その疑似的な人口ベクトルのスペクトル解析結果と実際の人口ベクトルのスペクトル解析結果の大小関係から、空間分布パターンの有意性を判断する。

4. 空間分布パターンの時系列変化

本章では、石川県金沢市を対象として解析領域を設定し、スペクトル解析を行った。その結果得られるスペクトル図と、Permutation test にて 5%水準で検出される空間分布パターンを 4.1 節で示す。また、4.2 節では統計的に有意となった空間分布パターンの時系列変化に着目して、解析結果の考察を行う。

(1) 金沢周辺の空間分布パターン

本研究の解析領域を図-5 に示す。実人口データから中心市街地である県庁エリアや金沢駅、南町・香林坊エリア、野々市エリアに人口が多いことが確認できたため、解析領域はこれらを含む 18×18 の正方形領域に設定した。

この金沢周辺の解析領域において、2017年11月1日水曜日0時から23時までの1時間ごとにスペクトル解析を行った。その後、各空間分布パターンの有意性を Permutation test により検定した。これにより、スペクトル図、実際の人口分布、Permutation test により 5%水準で有意に検出された空間分布パターン、そしてそれらを重ね合わせた人口分布を求めた。スペクトル図は、人口ベクトル λ がパワースペクトル割合 P^μ で構成されていることを表しており、Permutation test により 5%水準で有意であるものを橙色で、その中でも 1%水準で有意であるものを赤色で示してある。ここでは、昼間と夜間の例として、13時と3時の結果を図-6,7 に示す。

まず、スペクトル図に着目すると、昼夜間ともに正の大きな固有値のパワースペクトルが卓越していて、負の固有値のものはほとんど検出されていない。よって、都市内で人口集積が起きていることが確認できた。ま

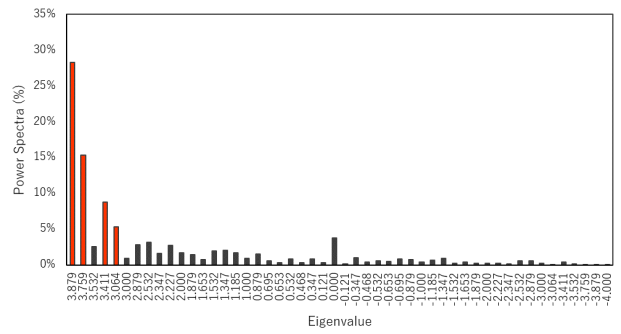


図-6-a スペクトル図

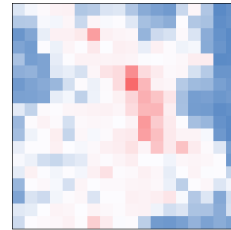


図-6-b 実際の人口分布

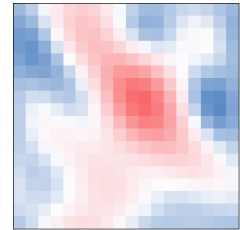


図-6-c 5%水準の重ね合わせ

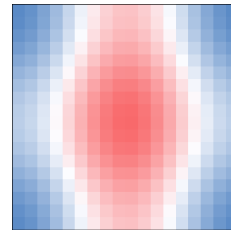


図-6-d $\mu = 3.879$

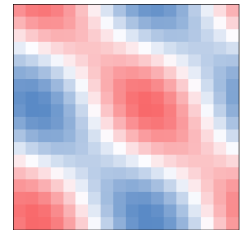


図-6-e $\mu = 3.759$

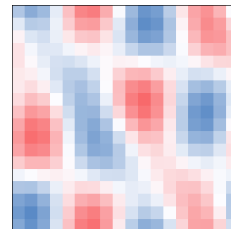


図-6-f $\mu = 3.411$

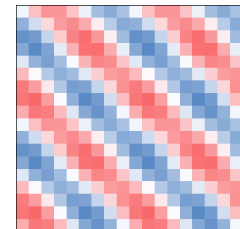


図-6-g $\mu = 3.064$

図-6 13時のスペクトル解析結果

た、実際の人口分布と 5%水準の重ね合わせを比較すると、金沢駅を中心として県庁エリアから南町・香林坊エリアにかけての集積や、山間部(卯辰山周辺)の人口が少ないエリアを適切に表現できている。従って、スペクトル解析法は都市間だけでなく、都市内スケールの空間分布パターン検出にも適用可能であることが分かった。

次に、昼間の13時の結果を見ると、正の大きな固有値 $\mu = 3.879, 3.759, 3.411, 3.064$ の空間分布パターンが他と比べてパワースペクトルが大きく、すべて有意水準 1%で検出されている。 $\mu = 3.879$ の分布パターンをみると、金沢駅を中心とした一極集中のスペクトルを

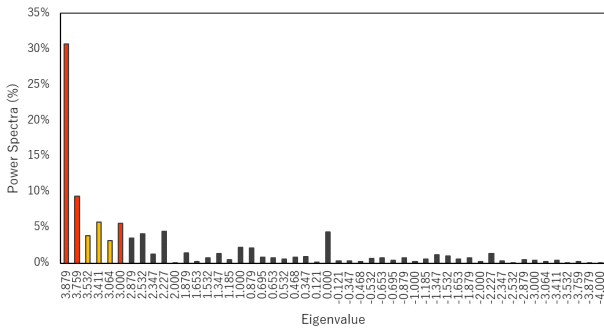


図-7-a スペクトル図

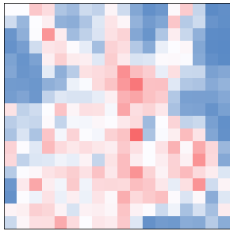


図-7-b 実際の人口分布

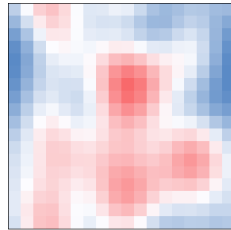


図-7-c 5%水準の重ね合わせ

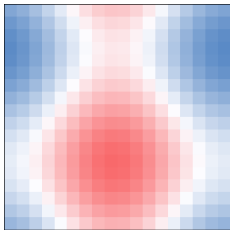


図-7-d $\mu = 3.879$

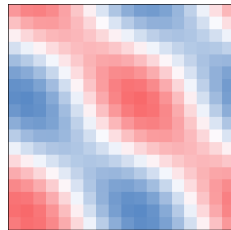


図-7-e $\mu = 3.759$

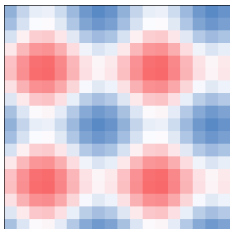


図-7-f $\mu = 3.532$

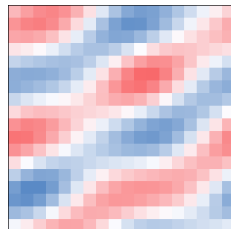


図-7-g $\mu = 3.411$

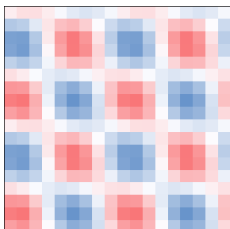


図-7-h $\mu = 3.064$

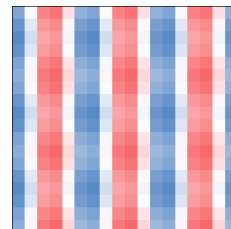


図-7-i $\mu = 3.000$

図-7 3時のスペクトル解析結果

捉えており、 $\mu = 3.759, 3.064$ の分布パターンは、県庁エリアから南町・香林坊エリアにかけての直線分布のスペクトルを捉えている。さらに $\mu = 3.411$ の分布からは、金沢駅周辺を核として、県庁エリアと野々市エ

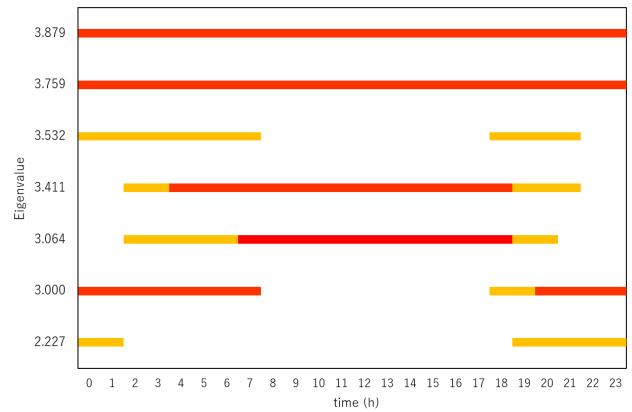


図-8 5%水準で有意な空間分布パターンの時系列変化

リアを周辺に人口が集積していることが分かる。また、図-6-cでは、昼間における解析領域内の人口集積地が単一であることが表現されている。

一方、夜間の3時の結果を見ると、昼間では見られなかった $\mu = 3.000$ の空間分布パターンが有意水準1%、 $\mu = 3.532$ が有意水準5%で検出されている。他にも、昼間では有意水準1%で検出されていた $\mu = 3.411, 3.064$ が有意水準5%となり、スペクトル値が小さくなっている。また、図-7-cでは、夜間における解析領域内の人口分布が多極的集積により表現されている。

ゆえに、昼間と夜間の解析結果を比較すると、昼間の方がより固有値の大きな空間分布パターンが有意に検出されており、解析領域内の中心地に人口が集積しており、夜間は郊外を含めた複数の拠点に人口が集積していることが分かった。

(2) 時系列変化に着目した考察

本節では、スペクトル解析で検出された空間分布パターンのうち、有意水準1%であるものを中心に時系列変化の考察を行う。

図-8は、5%水準で検出された空間分布パターンに限定してそれらの時系列変化を表しており、スペクトル図と同様に、5%水準で有意であるものを橙色で、その中でも1%水準で有意であるものを赤色で示してある。5%水準で有意となるのは、2.3節で示した7つの空間分布パターンであった。

まず、24時間すべてにおいて有意水準1%であるのは、 $\mu = 3.879, 3.759$ の空間分布パターンである。この2つは、スペクトル図で大きな割合を占めていることから、解析領域内において主要な空間分布パターンであるといえる。よって、すべての時間帯において、金沢駅周辺の一極集中パターンと県庁エリアから南町・香林坊エリアにかけての直線分布パターンが、解析領域内の基本的な人口集積を表現していることが分かった。

次に、図-8全体を見ると、有意水準1%で検出され

る空間分布パターンが主に 6 時から 8 時と 18 時から 20 時の時間帯で変化している。これは、人口移動が活発となる通勤ラッシュ・帰宅ラッシュの時間帯と重なる。従って、人々の移動による人口分布の変化を、空間分布パターンの時系列変化から読み取ることができる。

ここで、有意水準 1 % で検出される空間分布パターンが変化する通勤ラッシュと帰宅ラッシュの間の時間帯、すなわち 9 時から 17 時と 21 時から 5 時を、それぞれ昼間、夜間として定義する。

昼間において有意水準 1 % で検出されているのは、 $\mu = 3.879, 3.759$ に加えて $\mu = 3.411, 3.064$ の空間分布パターンであり、昼間で他の空間分布パターンが有意水準 1 % で検出されることはない。一方、夜間において $\mu = 3.879, 3.759$ の他に有意水準 1 % で検出されている空間分布パターンは、主に $\mu = 3.000$ である。また、夜間でも昼間と同様に、有意水準 1 % で検出される空間分布パターンに大きな変化はない。よって、昼間・夜間では解析領域内の人口分布はほとんど変化していないといえる。ゆえに、同じ昼間・夜間であれば類似した解析結果が得られると考えることができるため、前節で例に挙げた 13 時と 3 時の結果は、昼間と夜間それぞれを代表した結果であるといえる。

以上を踏まえると、金沢周辺の都市内人口分布は、昼間は単一の人口集積地、夜間は複数の人口集積地があり、その人口集積は通勤ラッシュと帰宅ラッシュの時間帯に変化することが分かった。

5. おわりに

本研究では、スペクトル解析により都市内人口分布の特徴的な空間パターンの検出を行った。具体的には、まず人口集積の規模と配置を表現する空間分布パターンを、隣接行列の固有値・固有ベクトルから算出した。次に、正方形格子により解析領域を選定した上で、その領域内の人口ベクトルを本研究で用いる実人口データであるモバイル空間統計から作成し、スペクトル解析によって空間分布パターンを検出した。最後に、Permutation test によりスペクトル解析によって検出された空間分布パターンの統計的な有意性検定を行った。

石川県金沢市を対象として解析領域を設定し、スペクトル解析を行った結果、解析領域内の人口分布が大域的な集積を表現する数種類の空間分布パターンのみで説明できることが分かった。また、時系列変化に着目すると、有意に検出される空間分布パターンが変化している時間帯が、人口移動が活発となる通勤ラッシュ・帰宅ラッシュの時間帯と重なり、人々の移動による人口分布の変化を、空間分布パターンの時系列変化から読み取ることができた。

今後の課題としては、規模の異なる都市を対象に解析を行い、都市規模によって変化する人口の空間分布パターンから、都市内人口分布の規則性についての考察をさらに深めていくことが必要である。また、同じ都市を対象として異なる解析領域を設定した場合に、適切に空間分布パターンを検出できるか否かの頑健性の検証もまた必要である。

謝辞: 本研究は日本学術振興会 科学研究費補助金 (課題番号 18H01556, 18K18874, 18K04380) の助成金を受けた研究の一部である。ここに記し、感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Ikeda, K., Takayama, Y., Onda, M., and Murakami, D.: Group-theoretic spectrum analysis of population distribution in Southern Germany and Eastern USA, *International Journal of Bifurcation and Chaos*, Vol.28, No.14, pp.1830045-1-27, 2018.
- 2) 恩田 幹久, 村上 大輔, 池田 清宏, 高山 雄貴, 大澤 実, 木暮 洋介: 群論的スペクトル解析による空間集積抽出手法の高度化, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.74, No.4, pp. 398-410, 2018.
- 3) Christaller, W.: *Die zentralen Orte in Süddeutschland*, Gustav Fischer, Jena, 1933. English translation: *Central Places in Southern Germany*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1996.
- 4) Ikeda, K. and Murota, K.: *Bifurcation Theory for Hexagonal Agglomeration in Economic Geography*, Springer-Verlag, Tokyo, 2014.
- 5) 瀬谷創, 堤盛人: 空間統計学 -自然科学から人文・社会科学まで-, 朝倉書店, 東京, 2014.

(2019. 3. 10 受付)