都市内人口分布のパターン分析 －地理的要因と副次的要因の分離－

金沢大学　学生会員　○佐藤 優
金沢大学　正会員　高山 雄貴

1. はじめに

現在，我が国では，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．このように，ほとんどの人口・経済活動がごく限られた地域に集積しているが，集積の位置関係とその規模（i.e., 空間分布パターン）に関する規則性やメカニズムは未解明である．

土木計画学分野においては，都市政策が地域構造に与える多大な影響を考慮すると，人口・経済集積メカニズムの解明は非常に重要な課題であるといえる．また，人口・経済集積メカニズムは，再現性が保たれた適切な都市政策を実行する際の理論的基盤となり得る．

このような背景により，スペクトル解析法による実証研究が進められている．Ikeda et al.[1] と恩田ら [2] は，南ドイツやアメリカ合衆国東部において，都市間人口分布の空間パターンを実際に検出した．佐藤ら [3] は，ミクロスケールの都市内人口集積を対象に，空間分布パターンを検出した．しかし，いずれも集積要因への着目はなされておらず，人口集積がどのような要因からどの程度発生するのかを把握するには至っていない．

そこで本研究では，人口集積の要因を地理的要因（first nature，F.N.）と副次的要因（second nature，S.N.）に二分し，F.N. を「土地利用上の外生的な要因」，S.N. を「集積がさらなる集積を生み，効用を高める内生的な要因」と定義する．そして，それらを説明変数として Lasso 回帰により変数選択とパラメータ推定を実行することで，都市内人口の空間分布パターンを検出する．さらに，時系列変化に着目し，時間帯別に都市内人口分布の特徴を明らかにする．

2. 集積要因の分離

(1) モデル

本研究では，線形回帰モデルにより，地理的要因と副次的要因から構成される実人口分布 $\boldsymbol{y}$ を表現する．

$$\boldsymbol{y} = \sum_{i=1}^{n} a_i \boldsymbol{x}_i^F + \sum_{i=1}^{m} b_i \boldsymbol{x}_i^S + c\mathbf{1} \tag{1}$$

ここで，$\boldsymbol{x}_i^F$ は選択候補となるすべての F.N. 変数，$\boldsymbol{x}_i^S$ は選択候補となるすべての S.N. 変数，$\boldsymbol{a}$ はパラメータ，$c\mathbf{1}$ は定数項ベクトルである．

(2) 変数選択とパラメータ推定

線形回帰モデルを決定するために，Lasso 回帰を用いる．Lasso 回帰は，正則化により過学習（i.e., モデルの過剰な整合）を防止したうえで，変数選択を行うことが可能である．本研究では，R パッケージの glmnet を用いて Lasso 回帰によるスパース推定を行う．

(3) 目的変数

集積を表現する実数値として，本研究ではモバイル空間統計を用いる．モバイル空間統計は，携帯電話の位置情報サービスを活用した人口データである．データ形式が 500m メッシュと解像度が高く，1 時間ごとに集計しているため，詳細な都市内人口分布の表現と，時系列変化に着目した検証が可能となる．

(4) 説明変数

地理的要因には，物理的現況と規制の 2 カテゴリー・計 12 変数を設けた．具体的には，物理的現況を示す変数として，標高・勾配・可住地面積・公園緑地・教育施設・医療福祉施設を設定した．一方，規制を示す変数として，用途地域（住居系，商業系，工業系）・土砂災害警戒区域・土砂災害特別警戒区域・洪水浸水想定区域を設定した．データの出展は，いずれも国土数値情報である．

副次的要因には，集積経済モデルによる正方形パターン形成理論 [2] から導かれる空間分布パターンを用いる．この空間分布パターンは，隣接行列の固有ベクトルで与えられ，事前に算出される．これにより，本検証は集積経済理論との整合性が保証される．

また，空間統計学 [4] の知見として，隣接行列の固有値が正かつ絶対値が大きいほど，対応する固有ベクトルが大域的集積を表現することが知られている．

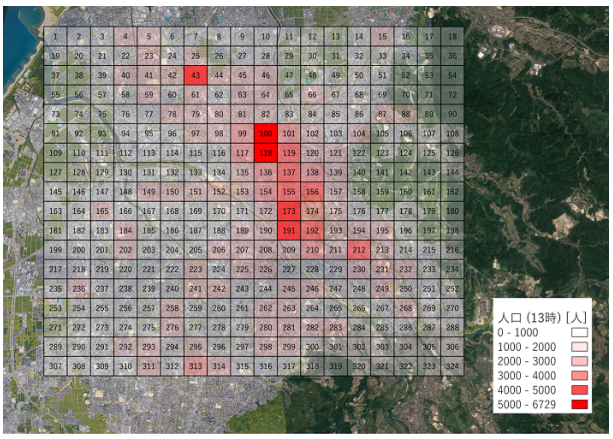
3. 実都市での検証

(1) 推定結果

図-1 に示すように，金沢を対象として Lasso 回帰を実行した．その推定結果を表-1，図-2 に示す．

表-1 から，F.N. のパラメータの正負は直観と整合することが確認できる．昼間（13 時）と夜間（3 時）を比較すると，商業系は昼間時に説明力が高く，住居系は夜間時に説明力が高い．教育施設は活動が活発になる昼間時に変数選択され，公園緑地はアメニティに相当することから住居系と同じ夜間時に変数選択される．

図-2 における空間分布パターン図は，赤い部分で集積を捉えており，濃淡が集積の強度を示す．説明力が高い上位 5 つは，いずれも大域的集積を表現する空間分布パターンであることが確認できる．



図–1　対象領域（金沢：13 時）

表–1　F.N. のパラメータ推定値

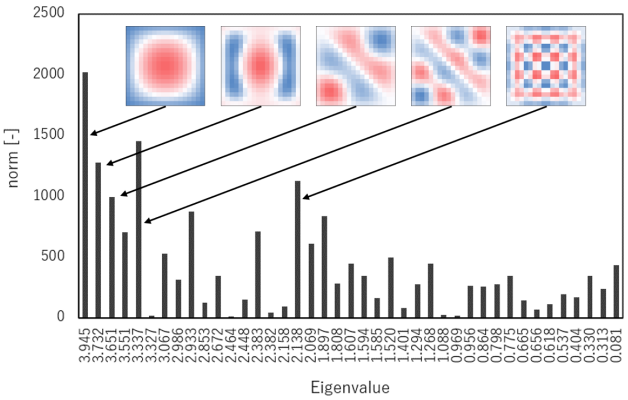
地理的要因	13 時	3 時
標高	0	0
勾配	−22.9168	−1.0346
可住地面積	4.3036	90.4318
公園緑地	0	13.3686
教育施設	9.4361	0
医療福祉施設	146.7667	120.5771
住居系	56.5687	158.8298
商業系	342.1873	102.5248
工業系	3.7256	37.7356
土砂災害警戒区域	0	0
土砂災害特別警戒区域	0	−0.8470
洪水浸水想定区域	0	0

また，都市規模（i.e., 都市人口）の異なる名古屋と東京を対象に検証を行い，金沢と同様の結果を検出した．

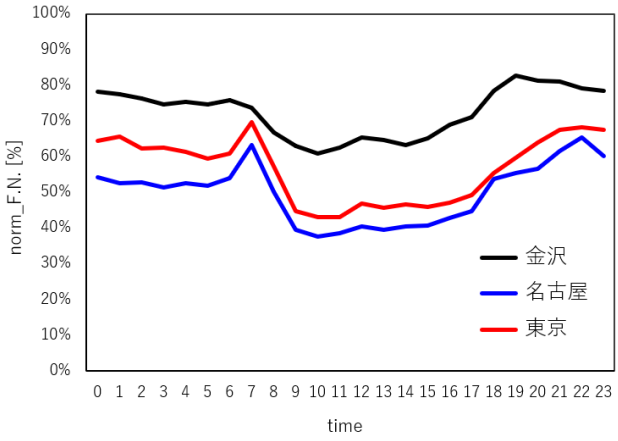
(2)　時系列変化

図-3 に示すように，金沢・名古屋・東京の 3 都市を対象として，変数選択された全説明変数における F.N. の割合を 1 時間ごとに算出した．各都市に注目すると，いずれの都市も昼間帯で F.N. の割合が低くなっている．これは，業務時間に人々が中心地に集積していることを示し，地理的な制約以上にコミュニケーションの円滑化や異業種間交流を目的として人口集積が起こっていると考えられる．

一方，3 都市で比較すると，名古屋・東京・金沢の順に F.N. の割合が低下する．名古屋は典型的な単一中心都市であるため，S.N. による人口集積が顕著となり，F.N. の割合が最も低下したと考えられる．名古屋よりも東京の F.N. 割合が高い理由としては，対象領域に湾岸エリアを含めて検証したため，地理的要因を示す説明変数（e.g., 可住地面積）が選択されやすくなったことが考えられる．金沢は名古屋・東京と比べて都市人口が少ないため，内生的な集積の効果が低く，相対的



図–2　変数選択された固有値 (正) の S.N. と説明力上位 5 つの空間分布パターン



図–3　1 時間ごとの推移: F.N. が占める割合

に F.N. がより多く検出されたといえる．

4.　おわりに

本研究では，都市内集積の要因と空間分布パターンを把握するため，地理的要因と副次的要因を定義し，Lasso 回帰により変数選択とパラメータ推定を行った．

その結果，F.N. では直観と整合するパラメータ推定値となり，S.N. では大域的集積を表現する空間分布パターンを検出した．また，時系列変化に着目し，どの都市規模においても業務時間が集中する昼間時ほど地理的要因による集積が低下することを明らかにした．

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, 1830045, 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) 佐藤 優, 高山 雄貴, 恩田 幹久, 池田 清宏: 都市内人口分布のスペクトル解析, 土木計画学研究・講演集, Vol.59, pp.217, 2019.
4) 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.