

RBF ネットワークによるモバイル空間統計のダウンスケーリング

Dawn Scaling of the Mobile Spatial Statistics by Using RBF Network

室蘭工業大学建築社会基盤系学科 ○学生員 生越拓実 (Takumi Ogoshi)
 室蘭工業大学大学院工学研究科 正会員 浅田拓海 (Takumi Asada)
 室蘭工業大学大学院工学研究科 正会員 有村幹治 (Mikiharu Arimura)

1. はじめに

我が国が抱える問題の一つとして地方都市における少子高齢化問題がある。人口減少等，社会・経済情勢変化に応じた持続可能な都市構造への再構築の方策として，都市の中心部に住宅や公共施設，商業施設など様々な機能を集約し，徒歩や自転車で移動しやすい環境を創出しつつ市街地を集約するコンパクトシティ政策が挙げられている。また，そのための計画情報を得るために，マイクロジオデータを用いた研究蓄積が進んでいる。

マイクロジオデータを用いた研究の事例として，有村ら¹⁾は，帯広都市圏を対象に NTTDocomo²⁾ が提供するモバイル空間統計を用いて，時間帯別入込メッシュ人口を目的変数，都市計画基礎調査の建物用途別延床面積のメッシュ集計値を説明変数として，重回帰分析によりメッシュ内の建物種別構成による時間帯別メッシュ入込人口を推定している。しかし，重回帰分析は一定の建物用途のみが説明変数として選択されるため，マイクロジオデータとして整備された，他の詳細な建物用途の影響を無視してしまう課題があった。

本研究の目的は全 31 種類ある建物用途面積データを無駄なく活用するため，非線形近似が可能である，ニューラルネットワークモデルの一種である RBF ネットワークを用いてメッシュごとの時間帯別入込人口を推計すること，また，より細かいメッシュにダウンスケールすることで人口移動を明瞭に可視化すること，以上の 2 点となる。各建物用途と入込人口との相関性を求めることでコンパクトシティ政策などのまちづくりによる将来的な人口移動推定も可能になることが期待される。

2. 使用データ

モバイル空間統計とは，都市内の人口分布をとらえる新たな手法として近年注目されている統計であり，NTTDocomo の携帯電話ネットワーク運用データを用いて年齢・性別ごとにメッシュ人口を推計したものである。各携帯端末の分布に伴うため，実際の人口分布の直接的な推計値が求められ，さらに，広く利用されている携帯電話ネットワークの運用データを用いることで対象者および対象地域を幅広く扱うことができる。

本研究では，NTTDocomo のモバイル空間統計データを用い，2013 年 10 月 20 日（休日）と平日の 10 月 23 日（平日）のそれぞれ 2:00，10:00，14:00，19:00 の 4 つの時間帯の人口データを使用する。なお，この人口データは 3 次（1km×1km）メッシュレベルで集計されている。

本研究では，モバイル空間統計データのうち，2:00

の人口を夜間人口とし，そこから 10:00，14:00，19:00 と各時間帯の人口との差分を求め，時間帯別にメッシュ毎の入込人口を算出した。これを本研究における時間帯別入込メッシュ人口と定義し，計算式を式（1）に示す。続いて対象地域に式（1）を適用し，各メッシュの時間帯別入込メッシュ人口を算出した。

$$T = P_{2:00} - P_t \quad (1)$$

T :メッシュ別時間帯別入込人口
 P2:00 :2:00 の人口（夜間人口）
 Pt :10:00，14:00，19:00 の人口

本研究では，帯広圏都市計画基礎調査を用いてメッシュ毎に計 31 種類ある建物用途別の延床面積を算出した。これを入力値として RBF ネットワークを用いて入込人口を推定するモデルについて検討する。

3. 分析方法

3.1 RBF ネットワークの概要

RBF ネットワークは有限個の入出力データを補完する方法として提案されたニューラルネットワークの一つであり，入力層，中間層，出力層の 3 層から構成され，中間層にあたる複数の RBF（放射基底関数）に重みをもたせ足し合わせることで，任意の非線形関数の近似が可能である。

さらに，最小二乗法によって任意の非線形関数の最良近似法を導くことができるという特徴がある。このことから本研究では RBF を用いるに至った。

なお，入出力層に対応する数値 n は $0 < n < 1$ の範囲に収める必要があるため，入力層，出力層毎にそれらの平均値，標準偏差，最小値，最大値を用いて標準化した。なお，出力された値も標準化された値であるため上記の 4 つのパラメータにより，入込人口に変換する必要がある。

本研究では 3 次（1km）メッシュ内の建物用途別延床面積を標準化し，それを学習データとした。さらに学習により得られた 4 次，5 次，6 次の標準化した建物用途別延床面積に適応し，出力された値を 3 次メッシュの標準化に用いたパラメータにより入込人口に変換した。

3.2 RBF ネットワークによる学習

RBF ネットワークは行列の関係を保持したままパラメータの変化を学習する。そのため，本研究では 3 次メッシュでの用途別延床面積を入力層に，同じく 3 次メッシュでの各時間帯別入込人口を出力層にして学習させ，その学習モデルを用いて 4 次，5 次，6 次の用途別

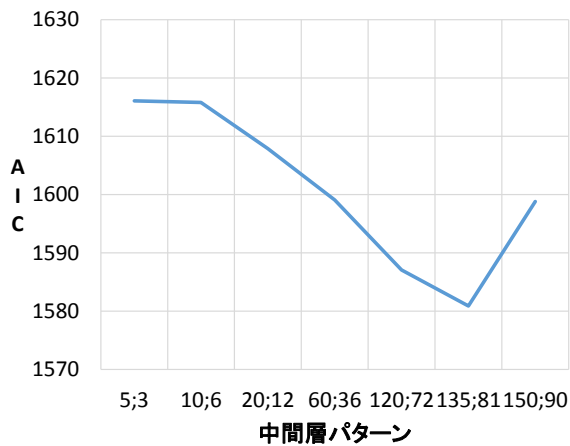


図-1 中間層パターンによる AIC の分布

表-1 メッシュ別精度

メッシュ 次数	メッシュ サイズkm	メッシュ 数	R2	標準誤差	最大誤差
3	1	110	0.48	239	861
4	0.5	416	0.50	316	620
5	0.25	1511	0.40	408	993
6	0.125	5240	0.11	608	2,931

延床面積でテストすることで 4 次, 5 次, 6 次それぞれのメッシュ別入込人口を求める。

この際, 中間層のユニット数を任意の値に決定しなければならない。本研究では中間層を 2 層としてユニット数の比を 5:3 に固定し, 5:3, 10:6, 20:12, 60:36, 120:72, 135:81, 150:90, の 7 パターンにおいてそれぞれ繰り返し回数 500 回で学習を行った。

上記の中間層の 7 パターンにおいて AIC (赤池情報量基準) を算出した結果, 図-1 より, AIC が最も小さくなった中間層パターンは 135:81 であった。

4. RBF による入込人口の詳細分布

第三章で得られた中間層パターン 135:81 のモデルを 4 次メッシュ, 5 次メッシュ, 6 次メッシュの建物用途別延床面積に適応しそれぞれの入込人口を推定した。

表-1 に示す通り, 3 次, 4 次, 5 次, 6 次とダウンスケールしていく度に精度が下がることがわかるが, 3 次, 4 次, 5 次では標準誤差が 500 以下となった。次に 3 次から 5 次までの入込人口推定値を地理空間上に可視化した結果を図-2, 3, 4 に示す。モバイル空間統計では図-2 に示すように 3 次メッシュ (1km) の入込人口の大小を可視化することができる。さらに本研究でダウンスケールした 4 次, 5 次メッシュの入込人口推定値を用いると 3 次メッシュの中では判別できなかった入込人口の大小をより詳細に把握することができる。

5. おわりに

本研究では RBF ネットワークを用いて入込人口を予測することで細かいメッシュにダウンスケールした。RBF ネットワークを用いたことにより建物用途毎の特



図-2 3 次メッシュ予測値

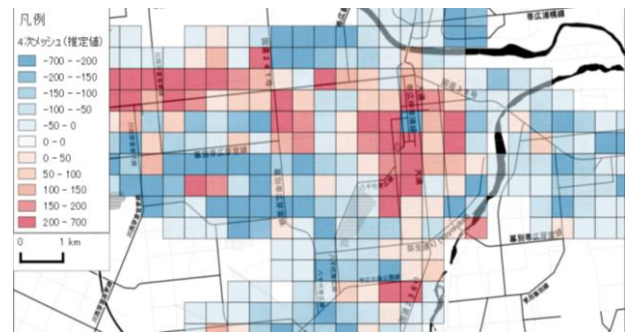


図-3 4 次メッシュ予測値

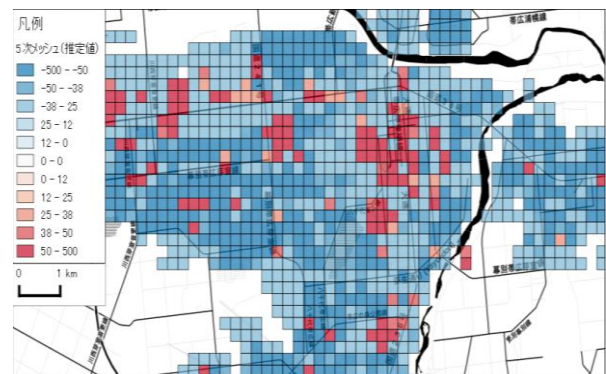


図-4 5 次メッシュ予測値

徴を細かい詳細なメッシュで把握することができた。しかし学習モデルの繰り返し回数を 500 回としたがモデルの収束が終わらなかった可能性がある。また, 3 次メッシュのデータで構築したモデルを 4 次, 5 次に適応したが, より高い精度を求めるためにはデータセットの構造を工夫する必要がある。

参考文献

- 1) 有村幹治, 鎌田周, 浅田拓海: モバイル空間統計を用いた帯広都市圏メッシュ人口の推計, 土木計画学研究・講演集, Vol.51, CD-Rom, 2015.
- 2) NTTDocomo のモバイル空間統計に関する情報
http://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics
- 3) マイクロベースのダウンスケールに関する情報
<http://microbase.co/>