



室蘭工業大学

学術資源アーカイブ

Muroran Institute of Technology Academic Resources Archive



RBFネットワークを用いた時間帯別入込人口推計の ダウンスケーリング手法の開発

メタデータ	言語: jpn 出版者: 土木学会 公開日: 2019-03-11 キーワード (Ja): キーワード (En): compact city, mobile spatial statistics, basic survey of city planning, RBF network 作成者: 生越, 拓実, 有村, 幹治, 浅田, 拓海 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10258/00009729

RBFネットワークを用いた時間帯別入込人口推計のダウンスケーリング手法の開発

生越 拓実¹・有村 幹治²・浅田 拓海³

¹学生会員 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)
E-mail: 16041014@mmm.muroran-it.ac.jp

²正会員 室蘭工業大学准教授 大学院工学研究科 暮らし環境系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)
E-mail: arimura@mmm.muroran-it.ac.jp

³正会員 室蘭工業大学助教 大学院工学研究科 暮らし環境系領域 (〒050-8585 室蘭市水元町27-1)
E-mail: asada@mmm.muroran-it.ac.jp

近年、コンパクトシティ政策等の都市施策に関する計画情報の一つとして、マイクロジオデータの活用が注目されている。本研究では、モバイル空間統計および都市計画基礎調査の2つのマイクロジオデータを統合的に用い、RBFネットワークにより、空間的な分析解像度をダウンスケールしながら時間帯別入込人口を推定する手法を開発した。具体的には、3次メッシュスケールで集計した建物用途別延床面積から各メッシュの入込人口を推定するモデルを構築し、そのモデルを用いて、4次メッシュスケールでの入込人口推計を行った。本手法により得られた詳細な入込人口分布を空間的に可視化することで、3次スケールリングでは困難であった細かい箇所毎の入込人口分布を把握することが可能となった。

Key Words : compact city, mobile spatial statistics, basic survey of city planning, RBF network

1. はじめに

我が国が抱える問題の一つとして少子高齢化がある。2016年3月では1億2692万人であった人口は今後減少していき、国立社会保障・人口問題研究所によれば、2036年には死亡・出生中位仮定において1億1117万人、2056年には9090万人にまで人口が減少すると予測されている¹⁾。このような社会・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、公共交通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・プラス・ネットワーク施策」がある。このような施策を地方都市において検討する際には、例えば、どの種別の都市施設や建物を、どの規模で、どの地区に集約させるべきか、そして、その結果、どの程度の賑わい、すなわち人の入込を創出できるかを検討する必要がある。その検討材料の一つとして、現状における入込人口と建物立地の関係、さらには、新たな都市構造を想定した場合の入込人口の空間的分布を予測することが重要となろう。

一方、近年では諸都市の状況に応じた計画情報を得るため、マイクロジオデータの適用が期待されている。

マイクロジオデータを用いた人口予測に関する研究事例としては、アンケート調査結果から生成した個人・世帯のマイクロジオデータによりライフイベントの発生に伴う世帯構造変化や移住地の変化から将来人口分布を予測するモデルを構築した鈴木ら²⁾³⁾の研究がある。また、郊外ニュータウン地域を対象に、アンケート調査結果による世帯のマイクロジオデータから居住世帯数の将来予測を行った杉木ら⁴⁾の研究などがある。これらの研究成果から、居住人口の将来予測へのマイクロジオデータの有効性が示されているところだが、細かい時空間単位で動的に変化する「入込人口」を分析対象とした事例は少ない。その点に着目し、著者らは、複数のマイクロジオデータの統合化による入込人口の推計を行っている。具体的には、NTT Docomo⁵⁾が提供する「モバイル空間統計」から得られるメッシュ毎の入込人口を目的変数、「都市計画基礎調査データ」の建物用途別延床面積を説明変数として重回帰分析を行い、入込人口に影響を与える建物用途を明らかにした⁶⁾。しかし、この研究では、重回帰分析が用いられたことで、統計的に有意な建物属性のみが説明変数として採用され、他の多くの属性が破棄されてしまい、メッシュ内の建物属性の相互作用が考慮されず、推定精度に限界があったこと、また入込人口データが3次メッ

ユの規模で得られるため、都市計画基礎調査データには建物毎の詳細なデータが収録されているにも関わらず、推定結果が3次メッシュレベルに留まり、空間分解能が低かったこと、以上の2つが課題となっていた。

そこで、本研究では、入込人口の推定精度向上を目的にRBFネットワークを導入し、先ず3次メッシュスケールでの建物属性データと入込人口データを学習用データとした入込人口推定モデルを構築する。これにより特定の建物属性のみではなく、メッシュ内の全ての建物属性の構成パターンに応じた入込人口を推定できる。また、学習済みのRBFネットワークモデルを用いて、より詳細な4次メッシュスケールにおける入込人口の推定手法を検討する。

本研究の構成は、以下の通りである。第1章では、本研究の背景と目的を述べる。第2章では、対象都市の概要および分析に使用したモバイル空間統計と都市計画基礎調査の2つのマイクロジオデータについて説明する。第3章では、上記2つのデータを用いた時間帯別入込人口の推定モデルを構築するとともに、その空間的な分析単位をダウンスケーリングする手法を考案し、適用結果から本手法の妥当性を検証する。最後に、第4章で結論を示す。

2. データの概要

(1) 対象地域

分析の対象地は、著者らの先行研究⁹⁾と同様に、地方中核都市であること、平地かつ周辺の都市の影響が少ないこと、また市街地形成が基盤目状になっており建物の分布を把握しやすいことから、帯広市を中心に、都市構造を形成している音更町、幕別町、芽室町を加えた1市3町の帯広都市圏をケーススタディとした。

帯広都市圏は北海道東部の十勝平野に位置し、現在は人口約25万人の地方中核都市である。都市圏の中心の帯広市の人口は少子高齢化によって2000年をピークに減少期を迎えていること、また音更町はベッドタウン化による宅地開発の影響で人口と人口増加率の二つが増加していることから、帯広都市圏は将来的に人口構造や都市機能の変化が想定される地域である。

(2) 都市計画基礎調査データによる建物用途別延床面積の集計

都市計画基礎調査は、都市計画区域の現状及び将来の見通しを把握するために、人口や産業、建物など国土交通省令で定められる項目について約5年毎に実施、更新される。近年では、調査成果のデジタル化が進められ、建物の用途、構造、建築面積、延床面積などの

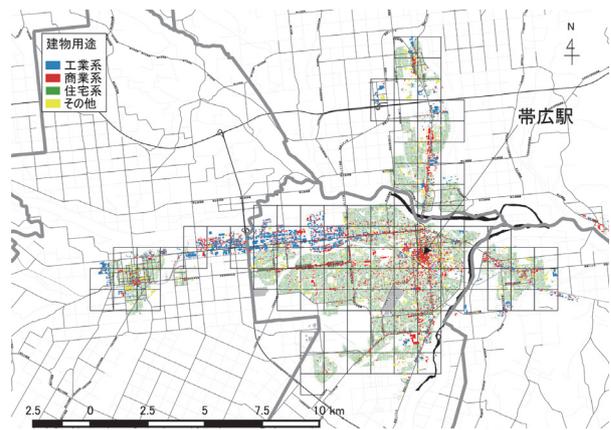


図-1 帯広都市圏における建物分布

表-1 分析に用いた建物用途

大分類	小分類
商業	地方国家施設, 自治体施設, 業務施設, 集合販売施設, 宿泊施設, 興業施設, 風俗営業施設, 遊戯施設, スポーツ施設, 専用店舗施設
住宅	専用住宅, 共同住宅, 一般店舗併用住宅, 事務所併用住宅, 飲食店併用住宅, 作業所併用住宅
工業	重化学工業施設, 軽工業施設, サービス工業施設, 家内工業施設, 供給処理施設, 運輸倉庫施設, 通信施設
その他	教育施設, 文化施設, 宗教施設, 医療施設, 運動施設, 社会福祉施設, 厚生施設, 農業施設

情報が収録されており、都市政策の企画・立案及び都市計画の運用に資するため、土地利用現況、建物現況、都市施設、市街地整備の状況等についてデータベースの構築が積極的に進められている⁷⁾。

本研究では、平成21年度帯広都市圏の「都市計画基礎調査データ」を使用する。対象地域における建物分布を図-1に示す。JR帯広駅を中心に商業系建物が集まり、その周りには住宅系建物が広く分布している。工業系建物は、帯広市の北西部に集まり、それ以外ではほとんど見られない。同じ系統の偏りが見られるものの、それらの中に他の系統や系統内の多様な建物が混在しており、エリア毎に色合いが異なっている。本研究では、上記のように混在する建物用途の延床面積のパターンから入込人口を推定できると考え、以下に説明する「モバイル空間統計」と同じ3次メッシュ単位(図-1)で集計してデータセットを作成した。入込人口の推定に用いた建物用途を表-1に示す。これらは、帯広都市圏の都市計画基礎調査データの建物用途コード分類表における34の小分類であるが、そのうち3分類(記念施設、漁業施設、研究施設)は対象都市内にはほとんど存在しないため、これらを除外した31の分類を分析に用いた。

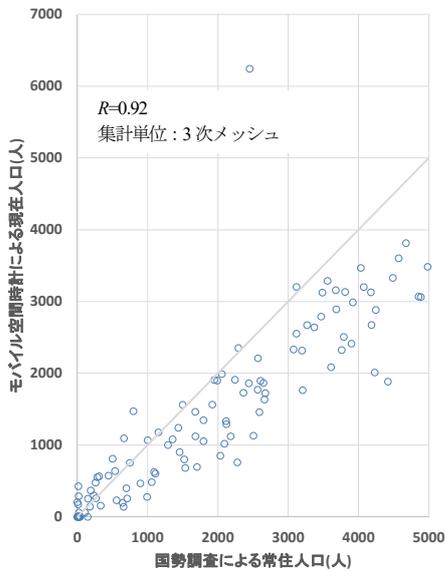


図-2 国勢調査による常住人口とモバイル空間統計による現在人口（深夜帯）の関係⁶⁾

(3) モバイル空間統計による入込人口推計

「モバイル空間統計」とは、NTT Docomo の携帯電話ネットワーク運用データを用いて、エリア別にある時間に滞在している人口（以下、現在人口）を推計したものであり、細かい時間帯別の人口分布を動的に捉えることができる新たなデータとして近年注目されている。現在、我が国の総人口約 1 億 2700 万人に対し、携帯電話 3 社全体の契約者数は約 1 億 6300 万件に達し、NTT Docomo の携帯電話の契約者数は 7000 万件と全体の 4 割以上を占める⁸⁾。このような携帯電話の高い普及率と NTT Docomo の大きなシェアから、信頼性の高い現在人口分布を得ることができる。このモバイル空間統計の信頼性については、著者らの先行研究⁶⁾において、国勢調査（常住人口）を一つの参考値として比較・検証している。本研究では、常住人口ではなく、現在人口の推定を目的としており、また、モバイル空間統計と国勢調査では集計・推計方法が異なるため、必ずしも人口の値は一致しないが、両者の間に高い相関（ $R=0.92$ ）があることが確認済みである（図-2）。なお、現在人口が常住人口よりも大幅に大きい点は、当該メッシュの局所的な特性（駅前大きな歓楽街を含む）が影響していると考えられる。

本研究では、上記の帯広都市圏における建物分布がある範囲を網羅する3次（110メッシュ）および4次（372メッシュ）の2つのメッシュスケールの時間帯別現在人口データを用いる。3次スケールは現在人口の推定モデル構築に用い、4次スケールはそのモデルによるダウンスケール結果の精度検証に用いる。両データともに、現在人口の検出日時は、平成25年10月23日（平日）の2

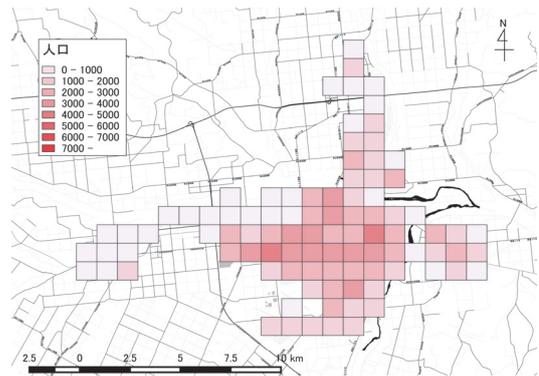


図-3 2時における現在人口の分布



図-4 10時における現在人口の分布

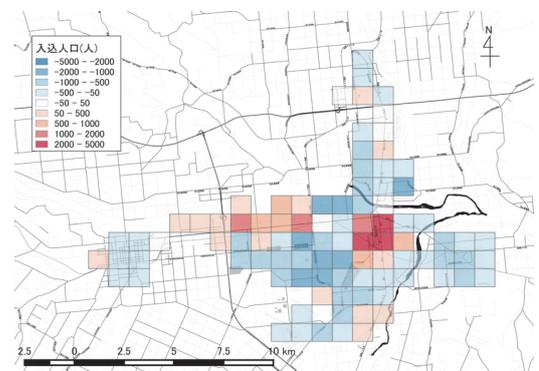


図-5 10時における入込人口の分布

時と10時である。

対象時間帯における現在人口の分布を図-3、図-4に示す。両時間帯ともに、商業系建物が多いエリアに現在人口が多く、特に JR 帯広駅周辺で顕著である。深夜帯の2時から午前10時になると、JR 帯広駅を中心としてより狭い商業系エリアの現在人口が大きく増加することがわかる。一方、それ以外の住宅系建物が多いエリアでは、現在人口の増減は小さい。

上記のように深夜時間帯の現在人口からの差分を取ることで、対象時点における「入込人口」として考えることができる。2時と10時の差分、すなわち10時に

おける入込人口の分布を図-5 に示す。上述した商業系地域等での現在人口の増加を含め、メッシュ毎に人の移動を把握できる。

3. 入込人口推定モデルとダウンスケーリング手法

本章では、都市計画基礎調査による建物用途別延床面積データから入込人口を推定するモデルを構築し、さらに、より細かい空間単位での推定を可能とするダウンスケール手法について検討する。具体的には、まず、3次スケールのデータを用いて、RBFネットワークによる入込人口推定モデルを構築する。次に、そのモデルの適用範囲を工夫することにより、4次スケールでの入込人口を算出する手法を開発する。

(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⁹⁾。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。

RBFネットワークは、多層パーセプトロン等によく挙げられるローカルミニマムの問題が無く、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利点を有する。また、シグモイド関数型のニューラルネットよりも中間層の数を少なく設定できるなど、構造の簡素化により学習効率の面でも優れていると報告されている^{10),11)}。RBFネットワークの概念を図-6に示す。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である。入力層、中間層、出力層から構成され、中間層にあたる複数のユニット、すなわち放射基底関数（以下、RBF : Radial Basis Function）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となる。図-6に示したように、 N 個の有限入出力データの組、 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ が与えられたとき、これらを満たすような関数 $y=f(x)$ を同定するために、RBFによる非線形近似を適用する⁹⁾。なお、中間層の放射基底関数としては、ガウス関数、Multiquadric、薄板スプラインなどを設定できるが、本研究では、一般的かつ最もよく採用されるガウス関数を用いることとした。

メッシュ内の建物属性データから入込人口の推定にRBFネットワークを適用する利点は、構造が簡素であり、

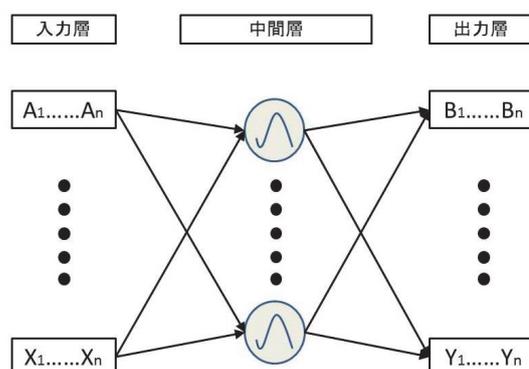


図-6 RBFネットワークの概要

学習効率が高いことは勿論であるが、表-1で示した都市計画基礎調査データに収録される全31種類の建物属性を入力データ、出力データをモバイル空間統計で得られる入込人口として学習することで、メッシュ内の建物用途別延床面積の構成パターンと入込人口の関係性を考慮した分析が可能となる点にある。既存研究では、メッシュの入込人口を目的変数、メッシュ内の建物用途別延床面積を説明変数として、重回帰分析を行ったが、この場合、説明変数として選択された各建物用途が入込人口に与えるインパクトは評価できるものの、メッシュ内の建物属性の構成パターンは考慮されない。しかしRBFネットワークを用いることでメッシュ内の全ての建物用途別延床面積情報を活かした分析が可能となる。

(2) 入込人口推定モデル

RBFネットワークを用いた入込人口推定の概要を図-7に示す。まず、3次メッシュスケールにおける建物用途別延床面積を入力データ、入込人口を教師データとして、RBFネットワークの学習を行なう。

中間層のユニット構成については、著者らの先行研究¹²⁾や及び事前のプレ学習の結果を参考にした。既存研究では、2層構造の1層目と2層目のユニット数の比率について、様々なパターンを試したうえで、AIC指標を用いて「5 : 3」としている。本研究では、この比率を参考にしつつ、プレ学習としてユニット構成を複数回変更し、出力データである入込人口と、教師信号の入込人口の相関が高くなるように1層目を210ユニット、2層目を126ユニットとしてユニット構成を調整した。

入力データとなる建物用途別延床面積のパターンは、地区毎に大きく異なるため、全地区（110メッシュ）をまとめたモデルでは、精度が得られないおそれがある。そこで、建物構成が類似するエリアをクラスタリングし、クラスタ毎にモデルを構築することを考え、建物用途別延床面積データにクラスタ分析（ウォード法）

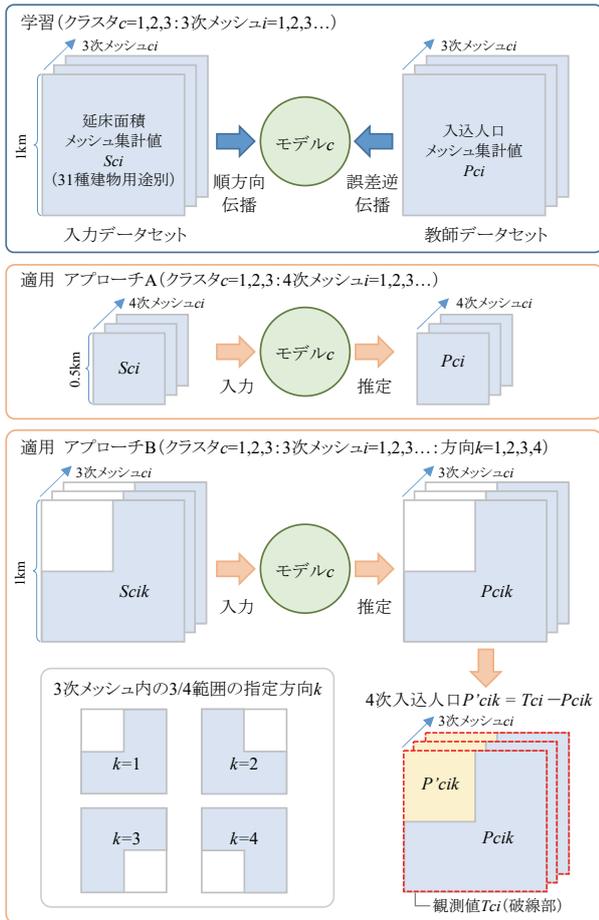


図-7 入込人口推定モデルとダウンスケーリング手順

を適用した。得られたデンドログラム (図-8) を基に、学習データ数の確保の面から、クラスタ1, 2, 3の3つに区分することとした。各クラスタの建物用途別の平均延床面積を図-9に示す。クラスタ1は、他のクラスタよりも工業系が多く、全体の約3割を占めている。クラスタ2と3は、住宅系が8割以上を占めており、住宅が多い点に類似点がある。また、クラスタ3は、クラスタ2よりも、延床面積の合計が2倍程度あり密度が高いこと、商業系の割合が比較的大きいことがわかる。これらのクラスタの地理的な分布を図-10に示す。クラスタ毎におおよそまとまっており、建物構成の類似性によるエリアの分けが見られる。

入込人口の観測値と上記モデルによる推定値の関係を図-11に示す。クラスタ2では大きく外れるケースがあるものの、全クラスタにおいて、相関係数は0.9を越えていることから、モデルの学習は収束していると言える。

(3) 入込人口推定のダウンスケーリング方法

上記で構築したモデルを用いて、4次スケールの入込人口を推定する手法を検討する。ここでは、図-7に示すようなA, Bの2つのアプローチを考えた。アプローチA

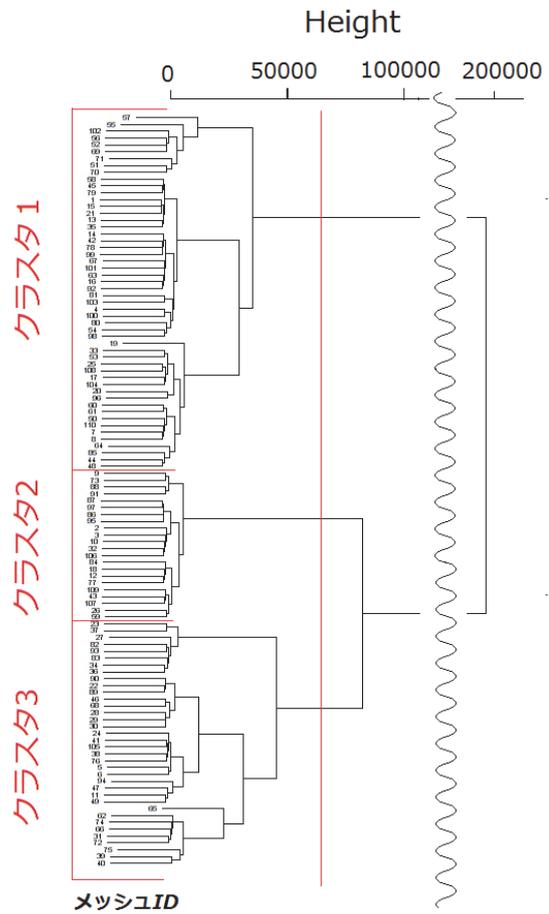


図-8 デンドログラム

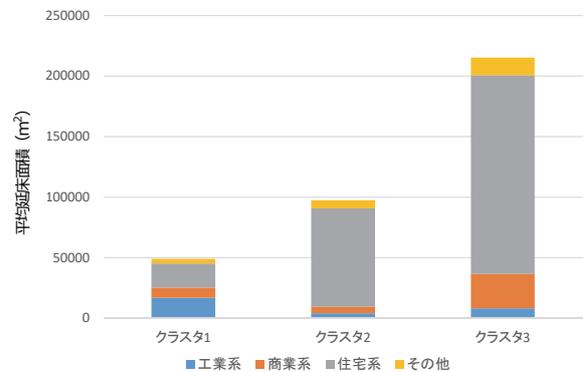


図-9 各クラスタの建物用途別の平均延床面積



図-10 各クラスタの空間分布

は、4次メッシュ毎に集計した建物用途別延床面積をモデルに入力し、各メッシュに応じた入込人口を算出する直接的な方法である。アプローチBは、3次メッシュ内の3/4のL字型の範囲で集計した建物用途別延床面積をモデルに入力し、得られた入込人口推定値を3次メッシュの観測値から差し引いた残りの1/4の範囲、すなわち対象4次メッシュの入込人口を算出する間接的な方法である。図中の指定方向 $k=1,2,3,4$ のように上記のL字型の範囲を90°回転させながら同様の計算を行ない、3次メッシュ内の4つの4次メッシュ範囲の入込人口を網羅的に算出する。

3次メッシュで学習したRBFネットワークを4次メッシュにダウンスケーリングする問題点として、3次メッシュの学習データで用いた建物用途別延床面積の最大値以上、もしくは最小値以下の建物用途別延床面積が、4次メッシュの入力データとして使用される可能性、所謂データの外挿に関する問題が挙げられる。この問題に対して、本研究では、クラスタ毎にRBFネットワークによる学習を行うことで3次メッシュの建物用途別延床面積の最大値・最小値の幅をクラスタ毎に揃えた。3次メッシュの学習データで用いた全ての建物用途別延床面積の最小値は0m²であること、また、アプローチBにおいて、入力データの変動幅を3/4に抑えたことから、データの外挿は発生しない。

4次スケールにおける入込人口の観測値と、アプローチA、Bによる推定値の関係をそれぞれ図-12、図-13に示す。アプローチAでは、クラスタ2において誤差が大きいメッシュが幾つかあるものの、全クラスタにおいて相関係数は約0.6以上となった。これに対して、アプローチBでは、相関係数が全てのクラスタで0.7を上回るようになり、アプローチAよりも精度が向上していることが分かる。アプローチAのように4次メッシュ単位の建物用途別延床面積ではモデルへの入力情報量が小さくなり推定値が大きくばらつくが、アプローチBのように3メッシュ分に拡大し、入力情報量を元の3次スケールに近づけることで、そのようなばらつきが抑制されたと考えられる。

これらのアプローチの妥当性を検証するため、まずは、4次スケールの入込人口観測値の空間的分布を図-14に示す。観測値の分布を見ると、3次スケールでの分布(図-5)と同じ傾向となるが、3次メッシュの中での入込人口の大きさが分かり、より高解像度の分析が可能となる。例えば、特に商業系地域においては、3次スケールでは入込人口が大きいメッシュでも、4次にダウンスケールすると人口が等分されるケース、偏りが生じるケースが存在する。後者のケースについては、平日10時におけるJR帯広駅の近辺や工業系エリアなどへの人の集中を意味する。このような細かいメッシュ

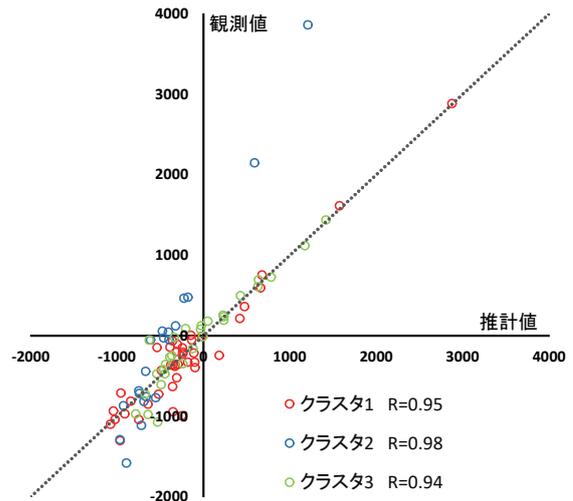


図-11 3次スケールにおける各クラスターのモデル精度

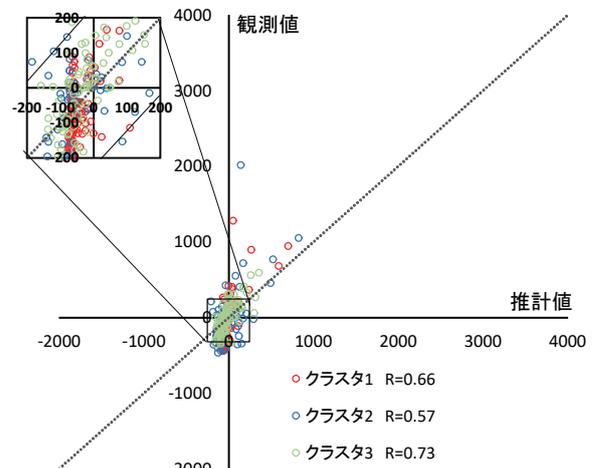


図-12 アプローチAによる入込人口推定の精度

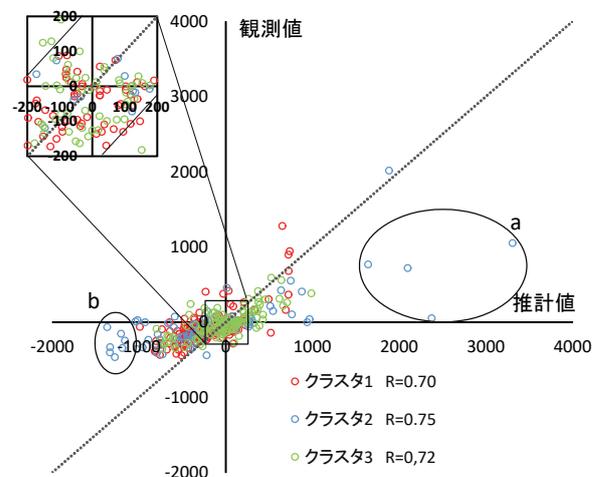


図-13 アプローチBによる入込人口推定の精度

単位での入込人口の可視化により建物立地との比較などを高い空間分解能で把握，分析することが可能となる。

次に，アプローチ A，B による入込人口推計値の分布を 図-15，図-16 にそれぞれ示す．アプローチ A では，入込人口の大小の幅が観測値よりも小さく，地区毎，メッシュ毎のメリハリが若干把握しづらい．一方，アプローチ B では，アプローチ A よりも，推定値の範囲が大きくなり，観測値と類似した分布を示している． 図-13，図-14 において示した通り，アプローチ B の方が高い相関が得られていることから，今後，他の都市への適用や将来推計などを行う際には，アプローチ B を採用することが良いと言える。

以上のように，モデルの空間的な適用範囲を工夫することでより細かいスケールでの入込人口推定を可能とする手法を開発した．この手法を用いることで，個人情報秘匿等によってデータ取得が困難となる細かいスケール（4 次よりも小さいスケールも含む）でも，入込人口を算出することが可能となる．ただし，モデル自体の精度については，相関係数 0.7 程度と十分とはいえない．これについては，入力データに他の情報，例えば建物自身の情報だけではなく周辺の建物や交通ネットワーク，地形などのデータを加えることで解決できると思われる。

また，図-12，図-13 では，人口が少ないメッシュのプロットが重なっているため，その部分を拡大した図を同図に挿入した．これらのプロットを見るとばらつきは大きい，その誤差（推計値と観測値の差分）は ±150 人程度に収まるメッシュがほとんどである．本モデルの目的は，入込人口（夜間人口との差分）を推定し，その動きの大きい箇所を把握することであるため，上記のような値の小さい範囲における誤差は大きな問題ではない．しかしながら，アプローチ B のクラスタ 2 における大きな誤差については，今後の改善のために，当該メッシュの建物用途の構成を調べ，原因について考察を行った．図-13 の a のメッシュについては，当該メッシュが帯広駅前であり，商業施設が他の箇所よりも圧倒的に多いため，入込人口が過剰に推計されたと考えられる．逆に，b のメッシュでは，商業施設がほとんどなく，過小な推計になったと考えられる．本研究では，モデルの精度向上のため，建物用途の構成の類似性からメッシュをクラスタリングし，そのクラスタ毎にモデルを構築するという工夫をこらしたが，クラスタ 2 については，上記のような極端なメッシュを含んでしまったため，誤差が大きいケースが生じた．この解決策としては，規模の大きい都市を対象とし，建物構成の偏りが小さくなるようにクラスタリングを行ない，モデルを再構築することが有効と考えられる。

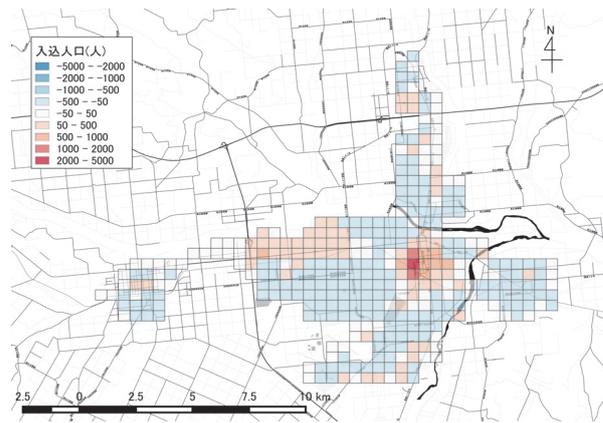


図-14 入込人口観測値の分布（4次スケール）

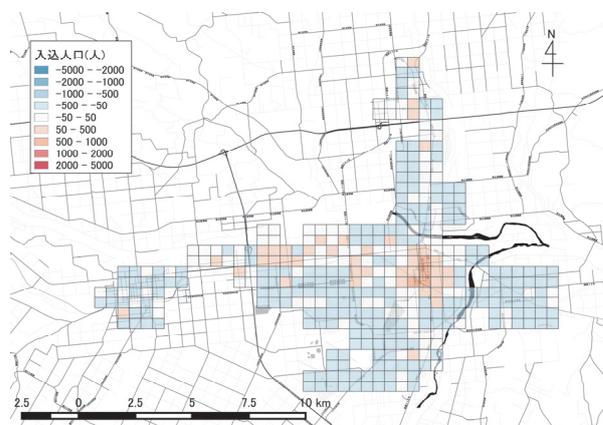


図-15 アプローチ A による入込人口推定値の分布

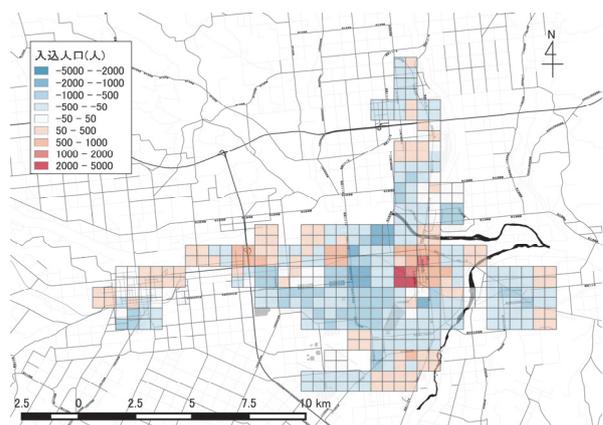


図-16 アプローチ B による入込人口推定値の分布

以上のような解決を行ない，さらなる精度向上を目指したい。

4. 結論

本研究では、都市計画基礎調査とモバイル空間統計の2つのマイクロジオデータにRBFネットワークを適用して、建物用途別(31種)延床面積から対象時間帯の入込人口を推定するモデルを構築するとともに、推定をより細かい空間単位で行うダウンスケーリング手法を開発した。得られた結論を以下に示す。

- ・全地区をまとめたモデルでは、地区ごとに建物分布が異なるため精度が得られないおそれがある。そこで、対象地域の建物構成の類似性からメッシュを3つのクラスターに類型化した。
- ・上記のクラスター別に、建物用途別延床面積を入力、入込人口を教師データとして、RBFネットワークモデルの学習を行った。観測値と推定値の相関係数は0.9以上を示し、学習が適切に収束したことが確認された。
- ・得られたモデルを用いて、4次メッシュで集計した建物用途別延床面積から直接的に各メッシュの入込人口を算出するアプローチA、3次メッシュの入込人口観測値から3/4範囲の入込人口推定値を差し引くアプローチBの2つのダウンスケーリング方法を提案した。
- ・推定値と観測値の相関係数を求めたところ、アプローチAでは0.6程度、アプローチBでは0.7を上回る結果が得られた。さらに、推定値を空間的に可視化し、観測値との比較を行った結果、アプローチA、Bともに観測値と同様な分布が得られた。特に、アプローチBでは、高い相関性からも他都市や将来推計に用いることができると言える。

本研究では、先行研究や事前学習の成果を基に、RBFネットワークの中間層パターンを「5:3」の比としたが、今後は、このようなハイパーパラメータのチューニングを行うとともに、様々な入力データを加え、モデル自体の精度を向上させる。また、他の地域、他の時間帯(季節、週)でも同じアプローチで適切なダウンスケーリングができるかを検証する必要がある。これらを解決できれば、都市構造を変化させた場合の時間毎に変化する入込人口を推定でき、それを時空間的に可視化することで、コンパクトシティ・プラス・ネットワーク施策等を検討するための有用な情報を創り出すことが可能となる。

謝辞：本研究はJapan Science and Technology Agency (JST), e-ASIA Joint Research Programの助成を受けた。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 国立社会保障・人口問題研究所, <http://www.ipss.go.jp/syoushika/tohkei/Mainmenu.asp> (2016年4月閲覧)
- 2) 鈴木温, 宮之上達也, 杉田篤志: マイクロシミュレーションモデルを用いた都市の人口分布・世帯構造変化予測, 土木計画学研究・講演集, Vol. 53, CD-ROM, pp. 2920-2926, 2016.
- 3) 鈴木温, 杉木直, 宮本和明: 空間的マイクロシミュレーションを用いた都市内人口分布の将来予測, 都市計画論文集, Vol. 51, No. 3, pp. 839-846, 2016.
- 4) 杉木直, 柏村晟也, 大谷紀子, 宮本和明: 郊外ニュータウンにおける世帯マイクロシミュレーションの適用, 土木計画学研究・講演集, Vol. 53, CD-ROM, pp. 2910-2919, 2016.
- 5) NTT Docomo ホームページ「モバイル空間統計に関する情報」, http://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics (2015.4閲覧)
- 6) 有村幹治, 鎌田周, 浅田拓海: マイクロデータの統合化による建物用途別メッシュ入込人口の推計, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 72, No. 5, pp. I_515-I-522, 2016.
- 7) 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室「都市計画基礎調査データ分析例(案)」, <https://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/kisotyousa99.html> (2015.4閲覧)
- 8) 携帯電話・PHS 契約者数: 一般社団法人電気通信事業者協会, <http://www.tca.or.jp/database/> (閲覧日: 2017年7月4日)
- 9) 湊田孝康, 前原正和, 森邦彦, 村島定行: 教科学習的手法を用いたRBFネットワークの学習, 電子情報通信学会技術研究報告 NC, Vol. 99, No. 684, pp. 157-163, 2000.
- 10) Moody, J. and Darken, C. J.: Fast learning in networks of locally-tuned processing units, *Neural Computation*, Vol. 1, No. 2, pp. 281-294, 1989.
- 11) 八野智博, 松本雅裕, 高田等: RBFネットワークと免疫的アルゴリズムによる非線形システムのオンライン同定法, 鹿児島大学工学部研究報告, Vol. 47, pp. 27-34, 2005.
- 12) 浅田拓海, 岡田和洋, 松田真宜, 有村幹治: RBFネットワークによるコミュニティサイクル利用動態の短期予測, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 71, No. 5 (土木計画学研究・論文集第32巻), pp. I_425-I_431, 2015.

(2017. 2. 24 受付)

DEVELOPMENT OF DOWNSCALING METHOD FOR THE HOURLY POPULATION INFLOW ESTIMATION BY USING RBF NETWORK

Takumi OGOSHI, Mikiharu ARIMURA and Takumi ASADA

Recently, in order to obtain the planning information such as a compact city policy, the use of micro-geo data has been applied effectively. In this study, we develop a method to estimate the hourly population inflow during downscaling the spatial analysis resolution by using the RBF Network with respect to the two mobile data of the mobile spatial statistics and the urban planning basic survey. In this study, a model is formulated that estimates the population inflow of each mesh from the total floor space by building application counted on the regional mesh level 3 (1km square grid) scale for estimating the population on the regional mesh level 4 (500m square grid) scale. According to the spatial visualization of the obtained population distribution by this method, it can grasp the distribution of population easily in which it is better than estimating with 3rd scaling.