

メッシュ内属性付与データを用いた時間帯別入込人口の
ダウンスケーリング

Downscaling of influx population by time zone using date granted attribute within mesh

室蘭工業大学工学部建築社会基盤系学科
室蘭工業大学大学院工学研究科
室蘭工業大学大学院工学研究科
室蘭工業大学大学院工学研究科

○学生員 三田雄大 (Yudai Mita)
学生員 奥村航太 (Kota Okumura)
正 員 浅田拓海 (Takumi Asada)
正 員 有村幹治 (Mikiharu Arimura)

1. はじめに

我が国では急速な人口減少や高齢化，市街地の発展に伴い，郊外の医療や産業，商業のサービスの停滞が懸念されている．また都市基盤整備の視点から，郊外では公共施設の過不足や効果的な交通対策が急務である．この問題に対する施策として，生活利便性の向上・維持や地域経済の活性化を目的に，多極的な都市形成を目指すコンパクト・プラス・ネットワーク施策がある．しかし，コンパクト・プラス・ネットワーク施策の展開を実際に検討する際には，どの種別の都市施設を，どの規模で，どのエリアに誘導させるべきかを検討する必要がある，それは都市の特性や抱えている問題に応じて異なる．その立案支援として，人々の移動に影響を及ぼす要因に関した研究¹⁾²⁾が報告されている．本研究では入込人口の空間的分布を予測することに着目した．

著者らによる先行研究³⁾⁴⁾では，モバイル空間統計と都市計画基礎調査を用いて機械学習させ，入込人口のダウンスケーリング手法の開発を行った．しかし，札幌市において，より詳細な空間である 250m メッシュでの時間帯別入込人口のダウンスケーリングは未達であった．そこで，本研究の目的は，札幌市における 250m メッシュでの時間帯別入込人口のダウンスケーリングを行うことである．さらに，より精度の向上を図るために建物用途別延床面積にメッシュ内の森林・河川面積，道路延長を追加した．これらを説明変数としたデータセットを作成し，ニューラルネットワークを用いて学習モデルを構築した．このモデルの推定精度が実用的な値となれば，再開発や郊外での住宅数の増加によるメッシュ毎の建物面積や土地利用が変化した際，どの程度入込人口が変化するのかを予測できる．

2. データの概要

本研究で使したデータを以下に示す．

2.1 都市計画基礎調査データ(建物用途別延床面積)

都市計画基礎調査とは人口，産業，土地利用，建築物，交通などのデータが記録してあり，コンパクトなまちづくりや公共交通網の分析・把握をする上で基礎となるものである⁵⁾．

本研究では 2019 年度の札幌市「都市計画基礎調査」から詳細な建物情報を得られるポイントデータを使用した．その内，建物用途(表-1)と延床面積のデータを用いた．ま

表-1 都市計画基礎調査の建物用途区分

大分類	小分類
商業	業務施設，集合販売施設，専用店舗施設，宿泊施設
	興行施設，風俗営業施設，遊戯施設，スポーツ施設
住宅	地方国家施設，自治体施設
	専用住宅，共同住宅，一般店舗併用住宅
文教	飲食店併用住宅，作業所併用住宅，事務所併用住宅
	教育施設，研究施設，文化施設，
厚生	宗教施設，記念施設，医療施設，
	運動施設，社会福祉施設，厚生施設
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，
他	供給処理施設，運輸倉庫施設，通信施設
	農業施設，漁業施設

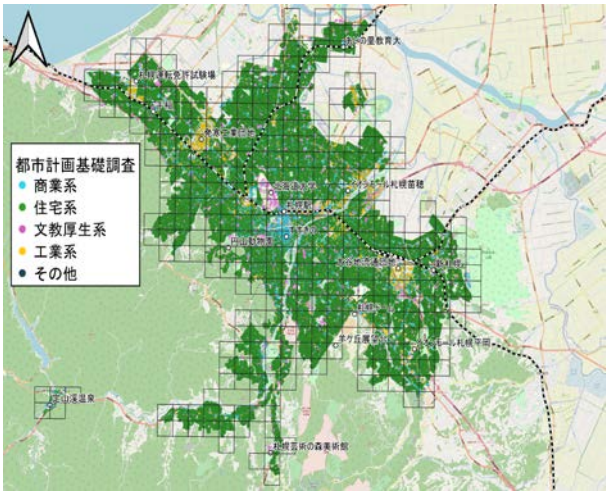


図-1 札幌都市圏における建物分布

た，対象地域における建物分布を図-1 に示す．JR 札幌駅を中心に商業系建物が集まっており，郊外は主に住宅系建物が広く分布している．

2.2 モバイル空間統計(滞在人口・入込人口)

モバイル空間統計⁶⁾とは，NTT Docomo の携帯電話ネットワークの運用データから拡大推計された人口統計であり，地域や時間毎に任意の地域の年齢層や性別，居住区などのカテゴリーに分かれた情報の取得が可能である．現在，我が国の総人口 1 億 2400 万人に対し，携帯電話 3 社の契約数は約 1 億 8500 万件に達し，その中で NTT

Docomo の契約数は 8000 万件と全体の 4 割以上を占める⁷⁾。つまり、携帯電話の高い普及率と NTT Docomo の大きなシェアから、信頼性の高い滞在人口や入込人口の分布を得る事が出来る。

また、本研究におけるデータの条件は以下である。

- ・集計は札幌市の 2019 年 2 月 22 日(金曜日)の 3 時と 12 時におけるデータである。
- ・集計エリアの規模は 500m メッシュである。

このような条件から、札幌市における各時間帯の滞在人口と入込人口分布図を作成した(図-2, 3)。この図から商業施設が多いエリアに滞在人口が多く、特にすすきのや札幌駅周辺が顕著である。また、新札幌や琴似などの主要駅がある地域では一定数の滞在人口が見られた。図-4 の入込人口は、3 時と 12 時の差分であり、商業施設周辺の滞在人口の増加やメッシュ毎の人の移動を確認することができる。

2.3 メッシュ内属性付与データ(河川、森林、道路延長)

メッシュ内属性付与データとは、入込人口の推定精度の向上を目的に、森林・河川面積、道路延長データを都市計画基礎調査に追加したものである。著者らの先行研究では、都市計画基礎調査やモバイル空間統計を用いて、様々な人口分析を行ってきた。しかし、問題点として森林や河川面積、道路延長を考慮しておらず、それらが大半を占めているメッシュでは、滞在人口の実測値と予測値に乖離が見られた。

そこで、国土数値情報⁷⁾から森林ポリゴンデータ、基盤地図情報⁸⁾から河川と道路ラインデータを活用し、500m, 250m メッシュデータとして共に都市計画基礎調査データに付与した。

3. 分析方法

3.1 ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワーク(以下、NN: Neural Network)とは、人間の脳の仕組みを模倣した情報処理機構であり、神経細胞が、一定の刺激(入力)に対して反応する(出力)単純な仕組みを数学的にモデル化したものである⁹⁾。モデルの構成は、図-5 に示すように、入力層、中間層、出力層から成る。NN は、大量の画像やテキスト、音声やデータを学習し、高い精度で認識できる。また、重回帰分析と比較しても、NN モデルを扱った非線形的な予測には説明変数間の相関を考える必要がないので、その点においては NN の方が実用的である。一方、NN の判断基準や思考回路が不明であるというブラックボックス問題が欠点として挙げられる。また、NN を構成するニューロンの模式図は図-5 に示すとおりであり、各ニューロンにおける計算はバイアス θ を用いて式(1)のように示す。

$$u = \theta + \sum_{i=1}^K w_i x_i \quad (1)$$

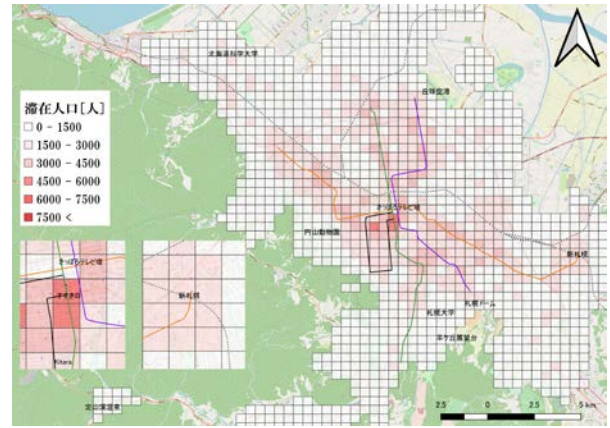


図-2 平日 3 時の滞在人口

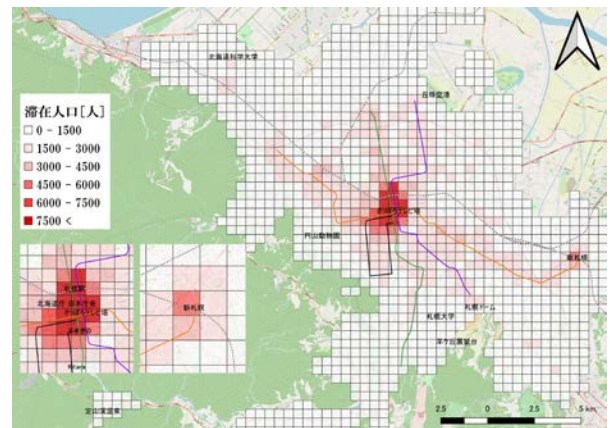


図-3 平日 12 時の滞在人口

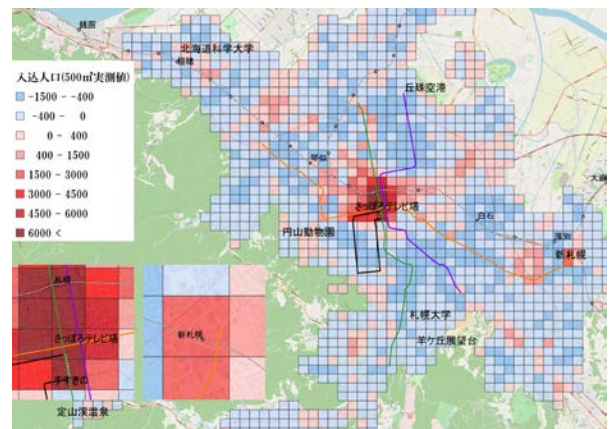


図-4 平日 12 時の入込人口

本研究では最大繰り返し学習回数を 500 回とし、学習データと検証データの誤差曲線を確認しながら、MSE 値が最小となるモデルを決定した。従って、中間層数は 3 層と固定し中間層の 1 層あたりのニューロン数を 25, 50, 100, 200, 400 の 5 種類で行った。活性化関数には Relu 関数を、最適化アルゴリズムには Adam を採用した。また、繰り返し学習回数が 20 回を超えても MSE が降下しない場合に学習を打ち切ることとし、過学習対策のドロップ層によるドロップアウト率は 0.0, 0.1, 0.3, 0.5 の 4 種類とした。上記の条件から、計 20 パターンの計算を行い、図-6 のようにダウンスケーリングを行った。

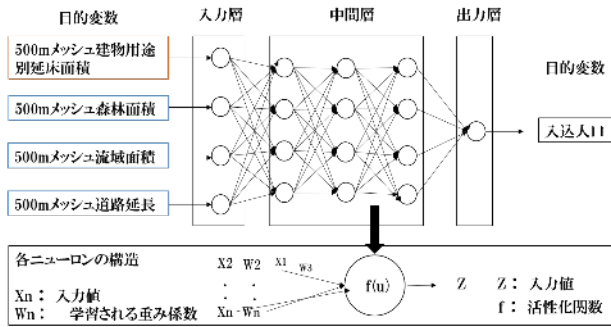


図-5 ニューラルネットワークの構成

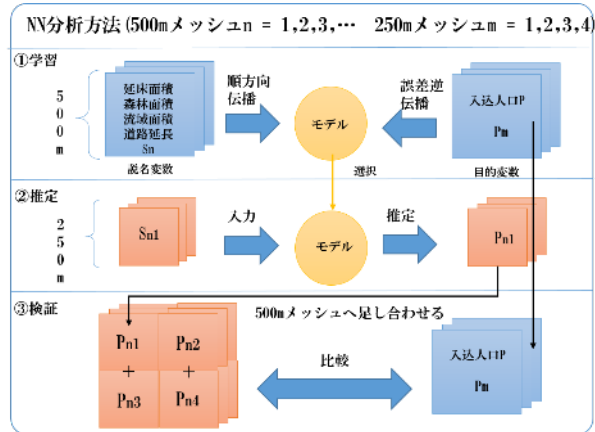


図-6 ダウンスケーリング方法

3.2 データセットの概要

本研究では、表-2 示すように説明変数を建物用途別延床面積とメッシュ内属性付与データ、目的変数はそれに対応する入込人口としてモデル式を構築する。モデル式のカンニングを防ぐため、分析対象となる 500m メッシュの建物用途別延床面積と入込人口の 1306 データを無作為に 10 分割し、9/10 を学習データ、1/10 をテストデータとして、それぞれ入れ替えて学習させた。

また、各学習データ x のスケールを揃えるため、最大値 x_{max} 、最小値 x_{min} を用いて正規化を行い、式(2)から n を算出する。

$$n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

4. 分析結果

4.1 NN のパラメータチューニング

本研究においては、3.1 で示す計 20 パターンの中から、最も RMSE(平方二乗誤差)が小さいモデルを選択した。また、河川等のメッシュ内属性を付与していないデータについても同様に選択した。その結果、表-3 で示すように属性付与データの方がどの解析パターンにおいても高い推定結果となった。中でも、1 層あたりのニューロン数が 100 の時、RMSE=433.55 で最小となり決定係数は $R^2=0.838$ となった。従って、この中間層構成に基づき解析結果を示す。

表-2 各変数の条件

変数	変数名	種類	単位
説明変数	500m メッシュ建物用途別延床面積	34	m ²
	500m メッシュ 森林面積	1	m ²
	500m メッシュ流域面積	1	m ²
	500m メッシュ道路延長	1	m ²
目的変数	入込人口 (12 時)	1	人

表-3 解析対象

属性付与していないデータ			属性付与したデータ		
ニューロン数	R ²	RMSE	ニューロン数	R ²	RMSE
25	0.692	805.93	25	0.783	494.56
50	0.72	755.97	50	0.792	482.92
100	0.665	843.51	100	0.838	433.55
200	0.698	795.09	200	0.732	537.70
400	0.736	801.87	400	0.784	502.16

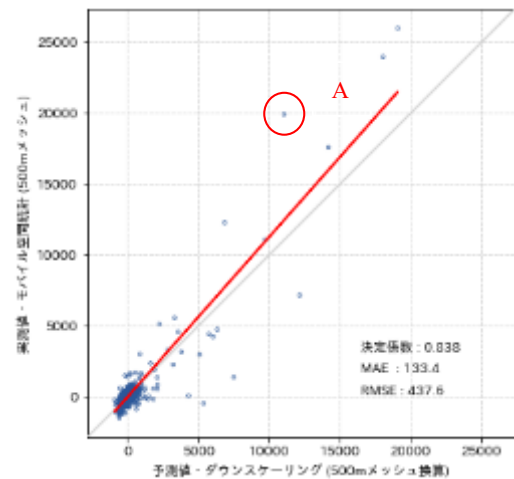


図-7 NN モデルの予測値と実測値

4.2 ダウンスケーリングの推定結果

500m メッシュの実測値と予測値の推定結果を図-7 で示すように、実測値のモバイル空間統計と予測値の NN モデルは強い相関が現れた。また、図-8 を図-4 と比較すると、青色の分布が薄く全体的に広がり、局所的に赤色が濃くなったところが見えたがほとんど同じ分布図となった。図-9 からは、大型商業施設でも高い入込人口を確認できた。

4.3 実測値・予測値の誤差

500m メッシュ入込人口の実測値と予測値の誤差を、相関図の外れ値から確認した(図-7, A)。外れ値のメッシュは札幌駅やすすきの、大通り周辺が該当することが分かった。その原因を見つけるため、札幌駅の 500m メッシュ滞在人口の予測値を出し、滞在人口の実測値と比較したところ、12 時の滞在人口で約 8,000 人も予測値が少なかった。そこから、NN モデルは入込人口が過度に一

極集中したメッシュへの学習に対応できていない可能性がある。つまり、延床面積と入込人口の郊外のメッシュが多いことから、中心部における推定結果に影響を与えている可能性がある。従って、中心部においては500mメッシュに足し合わせた推定精度に課題は残ったが、入込人口増減の傾向は分布図からも確認できた。

5. 結論

本研究は、建物用途別延床面積とモバイル空間統計、メッシュ内属性付与データの3つのマイクロジオデータと機械学習のNNを用いて、250mメッシュ入込人口を推定するモデルを構築した。近年の日本では、再開発やリノベーションなどにより、使われていない土地や建物を再利用することが増え、建物の用途や規模が変化してきている。今回作成したモデルは変更した用途や数値により、将来的な入込人口の算出が可能になった。

本研究から得られた知見を以下に示す

- ・NNモデルの適用により、250mメッシュへのダウンスケーリングの有用性を示した。また、外れ値が観測されたが、分布図には大きな差異が無く、札幌市全域の詳細な入込人口を推定できるモデルとなった。
- ・250mメッシュへのダウンスケーリングが可能になったことで、細部まで入込人口を把握できた、
- ・新たな試みとして本研究で作成したメッシュ内属性付与データは、属性付与していないモデルと比較すると推定精度が上がり、森林・河川面積や道路延長が入込人口の推定に有用であることを示した。

一方、課題としては、一極集中したメッシュの対応などが挙げられる。今後の展望として、その課題解決を目指すと共に、時系列毎の滞在人口データの解析や他の地域、他の時間帯においても有用性を確認できるか検証する必要がある。上記を解決できれば、コンパクト・プラス・ネットワーク施策での重要な検討材料となりうる。

参考文献

- 1) 小澤悠, 高見淳史, 原田昇: 都市計画マスタープランにみる多核連携型コンパクトシティの計画と現状に関する研究, 都市計画論文集, 52.1, 10-17, 2017
- 2) 松中亮治, 大庭哲治, 井手秀, 立花拓也: 地方都市における到達圏人口が都市中心部の歩行者空間の賑わいに及ぼす影響分析, 都市計画論文集, 53(3), 573-580, 2018
- 3) OKUMURA, K., OGOSHI, T., ASADA, T., ARIMURA, M., & ARREERAS, T. (2019). RBF Network Assessing Development of Downscaling Method for The Hourly Population Inflow: Case Study of Sapporo City Area. Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, 13, 1180-1193.
- 4) 生越拓実, 有村幹治, 浅田拓海: 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の開発, 土木学会論文集 D3 (土木計画学),

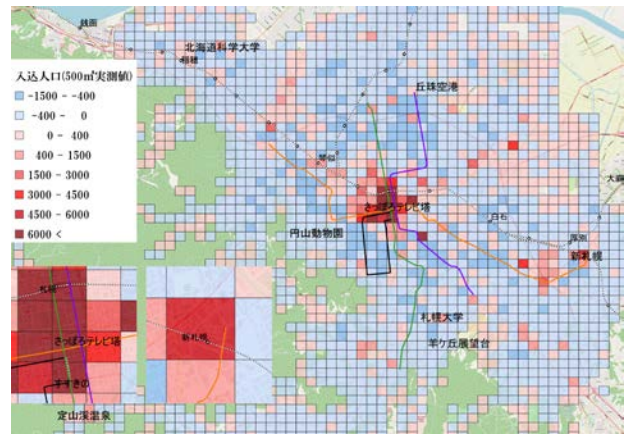


図-8 12時予測値入込人口(500mメッシュ)

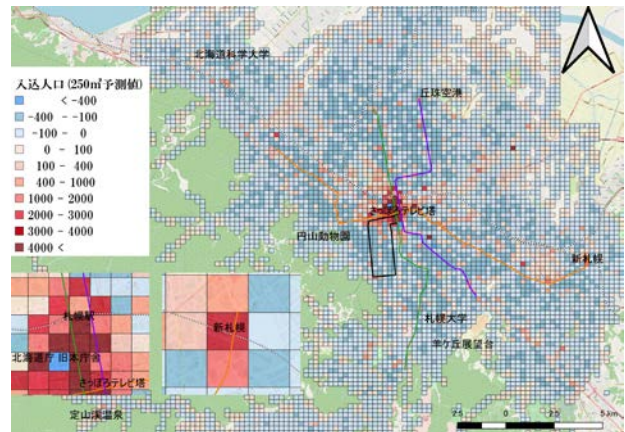


図-9 12時予測値入込人口(250mメッシュ)

73 巻 5 号, 1_483-I_491, 2017.

- 5) 都市交通調査・都市計画調査: 都市計画基礎調査情報のオープン化に向けた取組
https://www.mlit.go.jp/toshi/city_plan/toshi_city_plan_tk_000049.html(閲覧日: 2020 年 11 月 30 日)
- 6) モバイル空間統計
https://www.nttdocomo.co.jp/biz/service/spatial_statistics/(閲覧日: 2020 年 11 月 30 日)
- 7) 携帯電話・PHS 契約数: TCA(一般社団法人 電気通信事業者協会)
<https://www.tca.or.jp/database/index.html>(閲覧日: 2020 年 12 月 7 日)
- 8) 国土数値情報ダウンロードサービス
<https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>(閲覧日: 2020 年 10 月 19 日)
- 9) 基盤地図情報ダウンロードサービス
<https://fgd.gsi.go.jp/download/menu.php> (閲覧日: 2020 年 10 月 21 日)
- 10) 関基, 木村晃, 古山一志, 和田高宏, 金子祐, 穴水秀樹, 眞間修一: 河川特性を反映したニューラルネットワーク洪水予測の精度向上, 河川技術論文集, 第 19 巻