

Deep Learning を用いた都市空間における人口分布の予測 — 居住人口及び滞留人口を対象に —

建築都市デザイン学科 2280170052-0 中村 翔太
(指導教員 山田悟史)

1. はじめに

都市における行動分析はマルチエージェントシステムやGISを用いたネットワーク解析が主流である。それら手法では、研究者が行動との因果モデルやシミュレーションアルゴリズムを仮説的に用意する必要があった。一定の成果が報告されている一方で人が因果関係を仮説的に用意することに精度の限界がある可能性がある。そこで本研究は研究者が用意する現象の特徴量や因果仮説への依存度が低いDeep Learningを基盤とするAIの画像生成技術を利用した都市人口の新たな予測手法の提案を目的とした。

2. 概要

本研究はコンテンツ生成型AIの「敵対的生成ネットワーク(Generative Adversarial Network、以降はGANと呼称)」¹⁾という深層学習モデルを応用した技術であるpix2pix²⁾を用いた。pix2pix^{注1)}はペア変換画像生成AIであり、本研究では地図画像を人口ヒートマップ画像に変換させることで居住人口と滞留人口の予測を行った。

本研究ではデータセットである地図画像とヒートマップ画像を数種類作成し、予測精度向上の試行を行った。実際のヒートマップ画像(以降は正解画像と呼称)とAIが生成したヒートマップ画像(以降は生成画像と呼称)のピクセルごとのRGB値の相関係数を算出し、数値が高いものについて各画像のRGB値を人口に変換した人口数の精度検証を行った。試行フローを図1に示す。

本研究は大阪府を対象とし、学習及びテストに用いた地域を図2に示す。地図画像にはOpenStreetMap(以降はOSMと呼称)^{注2)}を使用した。ヒートマップ画像の居住人口は国勢調査の統計データ^{注3)}、滞留人口は人の流れデータ^{注4)}を使用し、各250mメッシュ区切りとした。学習画像の作成手法は注5)に示す。地図画像とヒートマップ画像各2520枚をそれぞれAIに学習させた。

3. 結果

図3は5種類の地図画像の試行で居住人口を予測した結果である。全ての試行で川や緑地は低人口地域として青色などで生成されていることが見て取れる。図4は図3(1)-(5)のテスト画像各90枚のRGB値相関係数をプロットした散布図である。(3)はZmapTOWN II^{注6)}より取得した建物ポリゴンを階数ごとに色分けしてOSM上に配置した地



図1 試行フロー

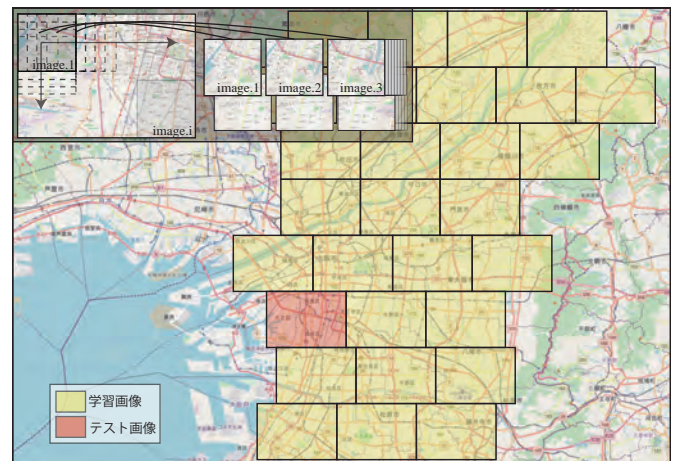


図2 対象地域・水増し方法

図画像を使用しており、相関係数の平均が最も高く類似した画像の生成に成功した。滞留人口は(1)-(5)の相関係数の大小関係は居住人口の場合と同様であるが、全体として相関係数の平均が約0.15低い結果であった。この結果から建物の高さ情報は予測精度向上に有効であると考え、ヒートマップ画像の検証では(3)の地図画像を用いた。

表1はヒートマップ画像の試行における各組み合わせのRGB値相関係数の平均値である。カラーバーは地図画像の検証に用いた手動調整したものが最も相関係数が高く、精度は手動調整>モノクロ>リニア>HSVの順であった。しかしシンボル数や分類方法では相関係数に大きな差が無く規則性はみられなかった。本研究に用いた人口データから自然分類が適していると判断し、人口数の検証は表1の着色したセルのパターンを用いて行った。

表2に人口数の検証結果を示す。表中の指標からモノクロカラーバーを使用した場合の精度が高いと判断した。図5はモノクロカラーバーを使用した居住・滞留人口予測の詳細であり、左図は正解画像と生成画像のピクセルごとの人口数の散布図、右図は誤差のヒストグラムである。以上のように本研究は、正解画像と類似したヒートマップ画像を生成するAIという萌芽性の居住・滞留人口予測に対する適用可能性の程度を明らかにすることができた。

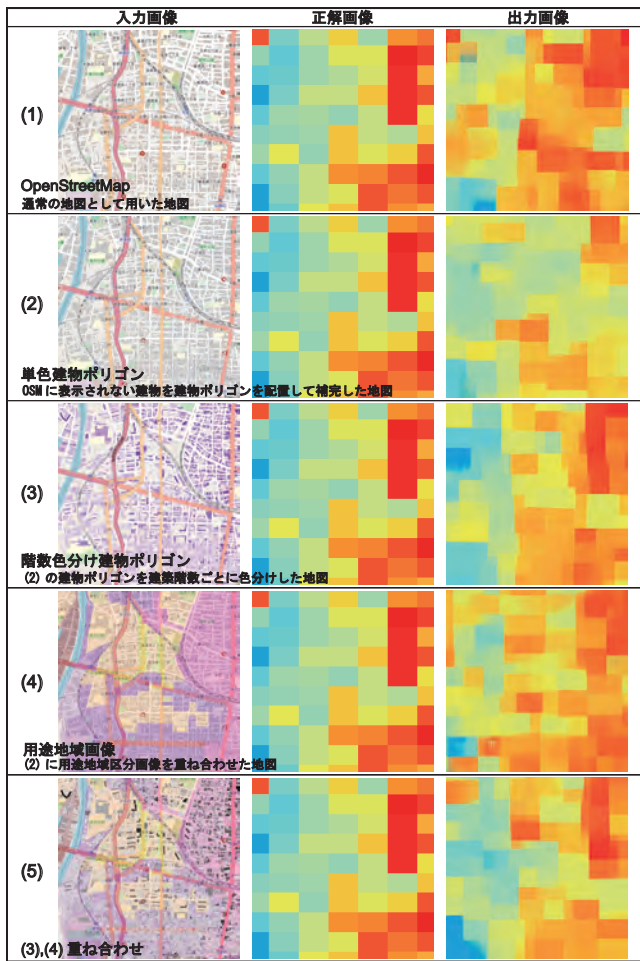


図3 居住人口の生成結果

4. まとめ

本研究ではAIを用いたヒートマップ画像生成を通じて都市人口予測に原稿の精度にて成功した。絶対数としての誤差がやや大きい結果となったが、相対的な高低の傾向は高い精度となった。本研究の手法の独自性はAIを用いることで、人口からではなく空間変数から人口を予測する点にある。この利点から都市計画によって変更された地図から計画によって変化する人口を予測することができるなど、幅広い活用が期待される。

注

- 注1) pix2pixは教師画像Aと教師画像Bのペアの画像のAからBへの変換方法を学習し、未学習の画像Aを入力して学習した変換方法に応じて変換画像Bを生成する技術である。本研究において画像Aが地図画像、画像Bが人口ヒートマップ画像である。
- 注2) 誰もが自由に利用、編集可能な世界地図を作る共同作業プロジェクトにより作成された地図 (<https://openstreetmap.jp/>)
- 注3) 政府統計の総合窓口 e-Stat (<https://www.e-stat.go.jp/>) より国勢調査の統計データを取得した。
- 注4) 人々の流動について、何らかのデータソースをもとに粒度を揃えた時空間位置でデータ化したもの。具体的には「2000年京阪神都市圏人の流れデータセット」を用いた。東京大学空間情報科学研究センターより借用。
- 注5) ArcGISより縮尺1/15000の画像29枚出力し各画像に対して左上2kmの範囲をトリミングした。そして縦横200mずつスライドさせトリミングを90回繰り返すことで学習画像の水増しを行った。

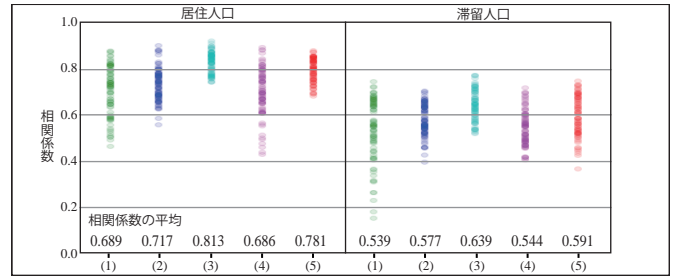


図4 RGB値相関係数の散布図

表1 RGB値相関係数の平均

・居住人口/自然分類			・滞留人口/自然分類		
カラーパレット	マンホール数	マンホール数	カラーパレット	マンホール数	マンホール数
モノクロ	0.738	0.739	0.738	0.536	0.456
HSV	0.646	0.655	0.640	0.438	0.364
リニア	0.682	0.715	0.697	0.497	0.451
手動調整	0.813	0.788	0.790	0.639	0.611

表2 人口数の精度評価

	モノクロ		リニア		手動調整	
	居住人口	滞留人口	居住人口	滞留人口	居住人口	滞留人口
相関係数	0.823	0.549	0.724	0.363	0.742	0.426
決定係数	0.678	0.302	0.524	0.132	0.551	0.182
平均絶対誤差 (MAE)	542.8	414.0	334.3	288.8	310.1	283.0
MAEの正解平均値比	0.395	0.605	0.385	0.609	0.362	0.595

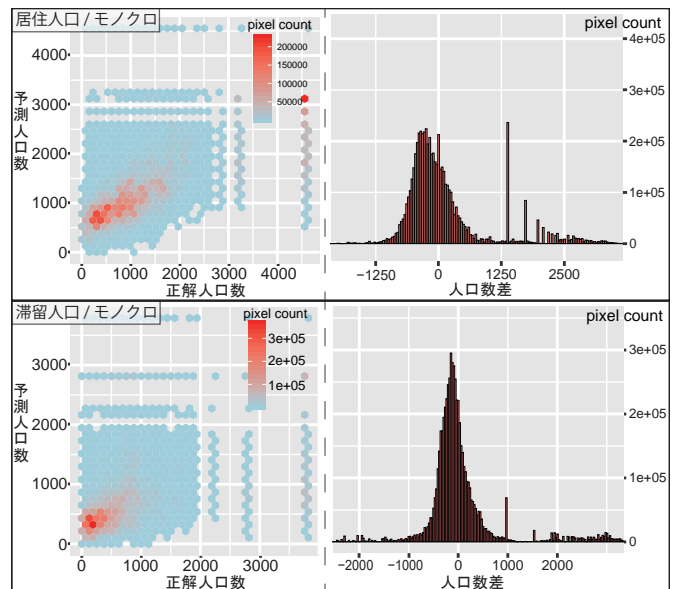


図5 人口数の検証結果

た。図2左上に水増し方法の図解を示す。
注6) ゼンリンが提供する詳細なデータを書き込んだ住宅地図をデータ化し、コンピュータによって活用できる住宅地図データベース。東京大学空間情報科学研究センターより借用。

参考文献

- 1) Ian J Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warge-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Couville, Yoshua Bengio : Generative Adversarial Nets, <http://papers.nips.cc/paper/5423-generative-adversarial-nets>, 2014, 6
- 2) Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, Alexei A. Efros : Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks, <https://arxiv.org/abs/1611.07004>, 2016, 11
- 3) 伊東 里保, 原 香代, 飯野 翔太, 島崎 康信, 彦坂 修平, 森 紀之, 可児 好宏, 藤田 航 : 深層学習による衛星データを用いた人口統計データ作成手法の開発と検証 (ジャカルタを事例に), 第40回測量調査技術発表会特集, 2018, 11
- 4) 奥村 誠 : 国勢調査メッシュデータに基づく地区の将来人口構成予測手法, 都市計画論文集, 2005年40.3巻, p193-198, 2005, 10