

航空写真を用いた深層学習による 人口変動予測手法の提案

山下 昇真¹・秀島 栄三²

¹正会員 国土交通省関東地方整備局（〒231-8436 横浜市中区北仲通 5-57）

E-mail: yamashita-s83ab@mlit.go.jp

²正会員 名古屋工業大学大学院教授 工学研究科（〒466-8555 名古屋市昭和区御器所町）

E-mail: hideshow.eizo@nitech.ac.jp

人口が減少する都市域に対し、適切な計画を立案するために人口分布や土地利用分布の変化を把握する必要性が高まる一方で自治体の財政は逼迫度が高まり調査費の抑制が求められるであろう。このため簡便で経済的な調査手法の需要が高まると考えられる。そこで本研究では都市域の人口変動を予測するためにオープンデータとなっている航空写真を用いる方法について考察した。具体的には 2 都市を対象事例として深層学習により航空写真から人口変動をどれだけ読み取れるかを調べ、結果として予測精度は最大で 59%となった。また、道路、農地等の地物が予測結果にどのように影響を与えているかを明らかにした。

Key Words: deep learning, aerial photographs, population change

1. 背景と目的

戦後我が国では都市域が拡大を続け、拡散した道路や水道などの都市インフラの整備、維持管理に多くのコストがかかるなど行政サービスが非効率なものとなった。現在は人口減少と高齢化が急激に進行しており、自治体の税収が減少する中で効率的で持続可能な都市経営が求められている。また都市域の拡大と人口減少は中心市街地の衰退や空き家の増加などの問題を引き起こしており、人口減少下における将来都市構造のあり方について、都市施設サービスや居住などがまとまって立地するコンパクトシティ化が議論されるようになった¹⁾。都市計画を検討する際、将来人口は都市構造を定量的に分析するための基礎的な情報であり以前から市町村単位での人口予測がなされてきた²⁾。しかしコンパクトシティ化など市町村内の都市計画を行うためには細かい地区単位で人口を予測することが必要である。そこで各種調査の結果を統計的な手法で分析し、将来の都市内人口分布を予測する手法が研究、開発されてきた³⁾¹²⁾。しかし、財政が逼迫する中ではモデルに必要な多数の統計データを継続的に得られるとは限らない。そこで本研究では、容易に取得可能なデータを用いて人口変動を予測することを目的とする。

また近年は、情報技術の発展を背景に人工知能に関する研究があらゆる分野で進んでいる。特に深層学習を用いた画像認識技術の発展は顕著であり、画像認識技術を用いることで画像データを分析に用いることが可能となった。人口減少下で人手、財源共に不足する中これらの ICT を活用して業務を効率化すべく、政府や自治体はオープンデータ化を推し進めており、都市の分野においても航空写真が公開されるなどの動きがある¹³⁾¹⁴⁾。航空写真は都市の空間分布の情報を得る有効なデータであると考えられ、深層学習によって航空写真を分析に用いることで、航空写真の空間分布を捉えて人口変動予測に用いることができると考える。

そこで本研究では、深層学習を用いて航空写真を分析することで都市内の人口変動を予測する新たな方法を考える。また深層学習が捉えた情報を可視化する手法を用いて人口変動に影響を与える地物を明らかにする。

2. 人口変動予測の概要

(1) 予測の流れ

本研究では、画像に映る対象物を深層学習によって識別する画像認識技術を航空写真に用いて、画像を「人口

増加」, 「人口減少」, 「人口不変」に分類することにより人口変動を予測する. 人口変動予測の流れを図-1に示し, 以下に説明する.

- ① 航空写真を3次メッシュに従って分割し, 画像ごとに人口変動の種類をラベル付けする.
- ② 変動の種類ごとに訓練データが8割, テストデータが2割の数となるようランダムに画像を分割する.
- ③ 深層学習により画像の特徴を学習し, 予測モデルを作成する. 分析には, MATLAB を用いた. 学習させる画像の枚数が少数であっても予測精度を高めるために GoogLeNet を用いて転移学習を行った^{15,16}.
- ④ テストデータの画像を予測モデルに入力し, 人口変動の分類を行う.

(2) モデルの評価方法

人口変動の予測結果に対し, 混合行列(表-1)から全体の精度を評価する正解率(式(1)), 予測クラスごとの取りこぼしを評価する再現率(式(2)), 予測クラスごとの過検知を評価する適合率(式(3)), 予測クラスごとの精度を評価する F 値(式(4))を算出し, モデルの評価を行う. 表-1 は「人口増加」を評価する場合の混合行列である.

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN(1) + TN(2)}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$F \text{ 値} = \frac{1}{\frac{1}{\text{再現率}} + \frac{1}{\text{適合率}}} \quad (4)$$

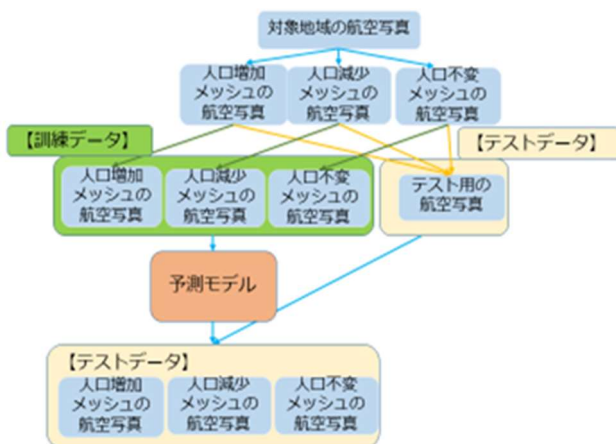


図-1 人口変動予測の流れ

表-1 混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	TP	FN	FN
	人口減少	FP	TN(1)	TN
	人口不変	FP	TN	TN(2)

表-2 掛川市の画像枚数

メッシュ数 (枚)	人口の変動状況			合計
	増加	減少	不変	
訓練データ	60	132	54	246
テストデータ	15	33	13	61
合計	75	165	67	307

表-3 名古屋市の画像枚数

メッシュ数 (枚)	人口の変動状況			合計
	増加	減少	不変	
訓練データ	169	123	19	311
テストデータ	42	31	5	78
合計	211	154	24	389

(3) オクルージョン感度マップ

深層学習での分類でモデルが画像のどの特徴を使用したかを可視化するオクルージョン感度マップを用いて, モデルが航空写真上のどのような空間分布に着目して予測を行ったかを明らかにし, 人口変動に影響を及ぼす地物を考察する.

(4) 対象都市と用いるデータ

対象都市を, 静岡県掛川市と愛知県名古屋市に設定し, 地方都市と主要都市との予測結果を比較する. 訓練データとテストデータに用いる航空写真を, PLATEAU オープンデータポータルサイト¹⁷から取得する. 航空写真は掛川市が2019年12月, 名古屋市が2020年4月時点のものである. 人口データの調査時期と一致しない可能性があるが, ここでは同時期と仮定する. 画像に人口変動のラベル付けをするため, e-Stat¹⁸から2015年と2020年の国勢調査に基づく3次メッシュ人口を取得し, メッシュごとに人口の増減を算出する. これらから作成したデータセットの概要を表-2, 表-3に示す.

(5) 分析パターンの設定

異なる4つのパターンで航空写真を用いた人口変動予測を行うことで, より精度の高い手法を検討する. パターン1では, 対象の2都市の人口変動予測を行い, 地域による結果の差を比較する. パターン2では, 学習データを半分の枚数として, データ数が予測結果に与える影響を確認する. パターン3では, 訓練データとテストデータをそれぞれ別の都市の航空写真に設定し, 異なる都市でモデルを学習させることによる予測精度への影響を

検証する。パターン 4 では、2 都市を訓練データとして各都市の人口変動予測を行い、データ数は増えるものの異なる地域のデータが入ることによる影響を確認する。

3. 分析結果

(1) パターン 1 の結果

掛川市の訓練データで学習した予測モデルを用いて掛川市の人口変動予測を行った。結果を表-4 に示す。同様に名古屋市市の訓練データで学習したモデルを用いて名古屋市の人口変動予測を行った。結果を表-5 に示す。

正解率は掛川市が 0.557, 名古屋市が 0.577 と大きな違いがなく、全体的な予測精度に地域による差は小さかった。したがって対象地域によらず同程度の精度で人口変動予測が可能であると考えられる。一方で再現率について、「人口増加」は掛川市が 0.118, 名古屋市が 0.705, 「人口減少」は掛川市が 0.788, 名古屋市が 0.161 と地域によって差があった。「人口増加」の訓練データの少ない掛川市では「人口増加」の、「人口減少」の訓練データの少ない「名古屋市」では「人口減少」の特徴をモデルが十分に学習できず、これらの予測精度が低くなったと考えられる。

掛川市と名古屋市で「人口増加」と予測された航空写真及びオクルージョンマップを図-2, 図-3 に示す。ここでは、「人口増加」と予測する際、分類に正の影響を与えた特徴が赤、負の影響を与えた特徴が青で示されている。掛川市では住宅が人口増加に正の影響を、森林が負の影響を与えている。名古屋市では住宅は人口増加にあまり影響せず、河川が正の影響を与えている。このようにモデルが地域によって異なる特徴を学習し、人口変動を予測していることが分かった。

(2) パターン 2 の結果

パターン 2 からパターン 4 では、パターン 1 の結果と比較することで予測精度の改善に向けた訓練データのあり方を検討する。パターン 2 では、訓練データの枚数をパターン 1 の半分とすることで、データ量と予測精度の関係を検証した。予測結果を表-6, 表-7 に示す。

パターン 2 での正解率は、掛川市が 0.525, 名古屋市が 0.538 となり、どちらの都市もパターン 1 と比較し予測精度が低下した。名古屋市ではすべての評価指標が低下し、モデルが画像の特徴を学習しきれていないと考えられた。これらの結果から、予測精度の向上には訓練データの量を多くすることが有効だと分かった。

表-4 パターン 1 における掛川市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	1	13	1
	人口減少	1	26	6
	人口不変		6	7

表-5 パターン 1 における名古屋市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	37	5	
	人口減少	24	5	2
	人口不変	2		3

表-6 パターン 2 における掛川市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	5	9	1
	人口減少	10	20	3
	人口不変		6	7

表-7 パターン 2 における名古屋市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	37	5	
	人口減少	26	3	2
	人口不変	2	1	2

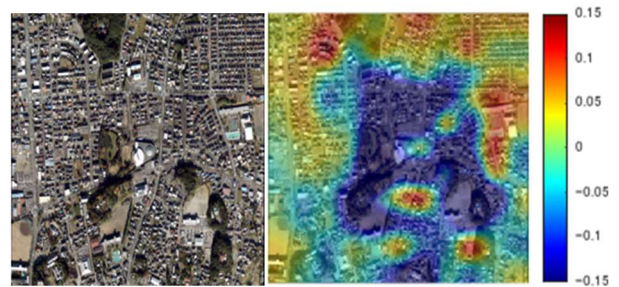


図-2 掛川市で「人口増加」と予測された航空写真とオクルージョン感度マップ



図-3 名古屋市で「人口増加」と予測された航空写真とオクルージョン感度マップ

(3) パターン3の結果

パターン3では、名古屋市の訓練データで学習したモデルで掛川市の人口変動予測を、掛川市の訓練データで学習したモデルで名古屋市の人口変動予測を行い、異なる都市でモデルを学習させることによる予測精度への影響を検証した。予測結果を表-8、表-9に示す。

パターン3での正解率は、掛川市が0.410、名古屋市が0.449となり、どちらの都市もパターン1と比較し予測精度が低下した。掛川市の「人口増加」の再現率はパターン1からパターン3で0.067から0.933と向上した。「人口増加」の多い名古屋市の訓練データで人口増加の特徴を多く学んだことが理由だと考えられる。掛川市の「人口減少」の再現率は、パターン1からパターン3で0.788から0.152と低下した。「人口減少」の少ない名古屋市の訓練データでは人口減少の特徴を十分に学習できなかったと考えられる。一方で名古屋市の予測では、「人口増加」の再現率がパターン1からパターン3で0.881から0.619と低下し、「人口減少」の再現率は0.161から0.290と向上していることから、「人口増加」が少なく「人口減少」が多い掛川市の訓練データの特性が反映されている。

以上から、訓練データに他地域の航空写真を用いることで予測する地域とは異なる特徴が学習される結果、全体的な予測精度が低下することが分かった。訓練データの作成では、人口変動と空間分布の関係が似た地域の航空写真を用いるなど、地域の特性を考慮する必要がある。

(4) パターン4の結果

パターン4では、掛川市と名古屋市の訓練データを結合し、結合した訓練データで学習したモデルを用いて掛川市と名古屋市の人口変動予測を行った。複数都市から訓練データを作成することでデータ量は多いが他地域の画像が混在する場合の予測精度への影響を検証した。予測結果を表-10、表-11に示す。

掛川市の予測では正解率が0.508となり、パターン1の正解率0.557と比べ低下した。「人口増加」の多い名古屋市の訓練データが加わることで「人口増加」の再現率がパターン1での0.067から0.333へと向上する一方で、適合率は0.500から0.333へと低下し、地域による違いが反映された。名古屋市の予測では、正解率が0.590となり、パターン1の正解率0.577と比べ向上した。「人口増加」のF値が0.705から0.700とわずかに低下したものの、「人口減少」の再現率が0.161から0.226へと、適合率が0.500から0.583へと向上し、「人口減少」のF値は0.244から0.326へと向上した。「人口減少」の画像が多く含まれる掛川市の訓練データが加わり、かつ掛川市と名古屋市の人口減少に影響する地理的特徴が似ていたことで、「人口減少」の予測精度が向上したと考えられる。

表-8 パターン3における掛川市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	14		1
	人口減少	23	5	5
	人口不変	7		6

表-9 パターン3における名古屋市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	26	13	3
	人口減少	22	9	
	人口不変	2	3	

表-10 パターン4における掛川市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	5	8	2
	人口減少	9	19	5
	人口不変	1	5	7

表-11 パターン4における名古屋市の混合行列

		予測		
		人口増加	人口減少	人口不変
実際	人口増加	35	5	2
	人口減少	22	7	2
	人口不変	1		4

以上から、複数都市から訓練データを作成することで学習するデータ量が多くなり予測精度が向上する場合があることが分かった。一方で、人口変動と空間分布の関係の地域による違いから予測精度が低下する場合もあり、パターン3と同様に地域の特性を考慮した訓練データの作成が必要であることが分かった。

4. 人口増加に影響する地物の可視化

第3章ではオクルージョン感度マップを用いることで、モデルが航空写真を分類する際に住宅や河川といった航空写真の特徴を捉えて人口変動予測を行っていることが分かった。本章では、オクルージョン感度マップによって人口変動に影響を与える画像の特徴を可視化し「人口増加」につながる地物を明らかにする。具体的には、住宅、道路、鉄道、公園、港、河川、農地、森林の8項目の地物について、これらの映る航空写真にオクルージョン感度マップを用い、各項目が「人口増加」の予測にどう影響しているのかを可視化する。

道路の分析について、用いた航空写真を図-4に、オクルージョン感度マップを掛川市の訓練データで作成し

たモデルに適用した画像を左に、名古屋市の訓練データで作成した画像を右に並べて図-5 に示す。オクルージョン感度マップでは人口増加に正の影響を与える特徴が赤、負の影響を与える特徴が青で示されており、掛川市の訓練データで学習したモデル、名古屋市の訓練データで学習したモデルともに道路を人口増加に正の影響を与える特徴だと捉えていることがわかる。

鉄道の分析について、用いた航空写真を図-6 に、オクルージョン感度マップを図 7 に示す。掛川市の訓練データで学習したモデルでは鉄道を人口増加に負の影響を与えると捉え、名古屋市の訓練データで学習したモデルでは鉄道を人口増加に正の影響を与える特徴だと捉えている。

農地の分析について、用いた航空写真を図-8 に、オクルージョン感度マップを図-9 に示す。掛川市の訓練データで学習したモデル、名古屋市の訓練データで学習したモデルともに農地を人口増加に負の影響を与える特徴だと捉えていることがわかる。

同様に 8 項目を分析した結果を表-12 に、人口増加に正の影響を与える場合には「+」を、負の影響を与える場合には「-」と記す。なお、オクルージョン感度マップでは影響の正負だけでなく影響度合いを色の濃淡によって示しているが、本研究では対象とする地物とオクルージョン感度マップの結果を目視により大まかに捉え、影響の正負のみをまとめた。この分析から、掛川市では道路、公園、港がメッシュ人口の増加に正の影響を与え、住宅、鉄道、河川、森林がメッシュ人口の増加に負の影響を与えることが推測された。名古屋市では住宅、道路、鉄道、河川がメッシュ人口の増加に正の影響を与え、公園、港、農地、森林が負の影響を与えると推測された。



図-4 道路の航空写真

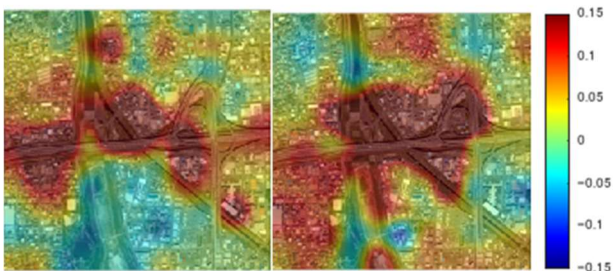


図-5 道路のオクルージョン感度マップ
(左が掛川市、右が名古屋市のモデルに適用した場合)



図-6 鉄道の航空写真

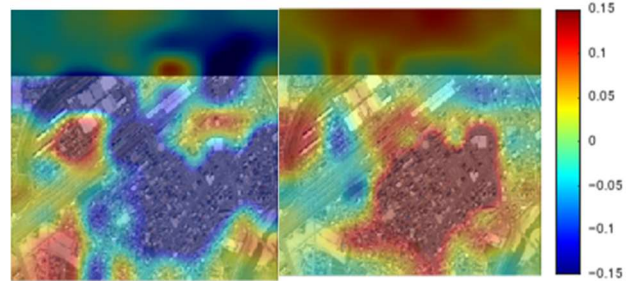


図-7 鉄道のオクルージョン感度マップ
(左が掛川市、右が名古屋市のモデルに適用した場合)



図-8 農地の航空写真

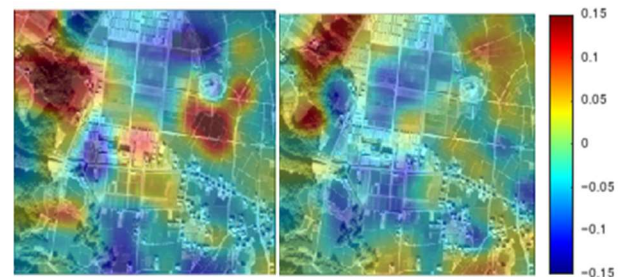


図-9 農地のオクルージョン感度マップ
(左が掛川市、右が名古屋市のモデルに適用した場合)

表-12 人口増加に影響を与える地理的特徴

対象地物	掛川市	名古屋市
住宅	-	+
道路	+	+
鉄道	-	+
公園	+	-
港	+	-
河川	-	+
農地	-	-
森林	-	-

5. 結論

本研究では、航空写真から得られる空間分布と人口変動との関係性を深層学習によって捉え人口変動予測を行う手法を考えた。

その結果、深層学習によって航空写真から住宅や河川、森林といった特徴と人口変動との関係性を学習し、人口変動の予測を行うことができた。またこの手法は、掛川市のように人口の減少している地方都市と、名古屋市のように人口の増加している大都市と同程度の精度で用いることができると分かった。加えてオクルージョン感度マップを用いることで、人口変動に影響を与える地物を可視化することができた。予測精度の向上に向けた方法として、訓練データを多くすること、訓練データに空間分布と人口変動との関係性が似た地域の航空写真を用いることが挙げられる。

一方で本研究では、予測精度が最大で 59%であり実用化に向けては予測精度を向上させる必要がある。今後の課題として適切な訓練データの整備の他、人口など航空写真以外のデータを組み合わせて用いることのできるモデルを構築することが課題として挙げられる。また、本研究ではパターンごとの人口の増減傾向の分類を行うことで人口変動を予測したが、今後は人口の変化率を出力するモデルを作成することで、より実用的になると考える。

参考文献

- 1) 国土交通省：改正都市再生特別措置法等について（平 27 年 6 月 1 日時点版），
<https://www.mlit.go.jp/common/001091253.pdf>, 2023.1 閲覧
- 2) 国立社会保障・人口問題研究所：日本の地域別将来推計人口（平成 30 年推計），
<https://www.ipss.go.jp/pp-shicyoson/j/shicyoson18/t-page.asp>, 2023.1 閲覧
- 3) 国土交通省：平成 27 年国勢調査を基準とした 500m 及び 1km メッシュ別将来人口の試算方法について，
<https://www.mlit.go.jp/common/001286109.pdf>, 2023.01 閲覧
- 4) 奥村誠：国勢調査メッシュに基づく地区の将来人口構成予測手法，都市計画論文集，No.40-3，pp.193-198，2005.
- 5) 古藤浩：小地区短期間他地域データからの地区成分解析-山形市町丁目人口データを対象とした分析と人口予測-，都市計画論文集，No.43-3，pp.61-66，2008.
- 6) 金森亮，森川高行：地域メッシュデータに基づく住宅地の遷移過程を考慮した将来人口予測手法の提案，都市計画論文集，Vol.46，No.3，pp.841-846，2011.
- 7) 土屋貴佳，室町泰徳：メッシュ単位の将来人口推計モデルの構築に関する研究，土木計画学研究・講演集，Vol.32，pp.77-80，2005.
- 8) 中西賢也，小坂知義，赤星健太郎，石井儀光，岸井隆幸：メッシュ単位の将来人口推計手法を用いた都市構造の可視化に関する研究，都市計画論文集，Vol.46，No.3，pp.445-450，2011.
- 9) 鈴木温，杉本直，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-人口 40 万規模の富山市を対象として-，都市計画論文集，Vol.51，No.3，pp.839-846，2016.
- 10) 浅田拓海，生富直孝，有村幹治：SVM を用いた空間的立地パターン判別による将来居住分布の推定，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol.71，No.5，I_221-I_228，2015.
- 11) 竹間美夏，佐藤徹治：立地適正化計画に基づく居住誘導施策検討のための都市内人口分布推計手法の開発-愛知県豊橋市を対象として-，都市計画論文集，Vol.52，No.3，pp.1124-1129，2017.
- 12) 相尚寿：メッシュ単位による人口増加を再現する住環境得点算出の試み-町丁目単位とメッシュ単位での結果の比較を通じて-，都市計画論文集，Vol.55，No.1，pp.41-48，2020.
- 13) 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部：オープンデータ基本方針，
https://www.digital.go.jp/assets/contents/node/basic_page/field_ref_resources/f7fde41d-ffca-4b2a-9b25-94b8a701a037/20210615_resources_data_guideline_01.pdf, 2023.1 閲覧
- 14) 国土交通省：PLATEAU，
<https://www.mlit.go.jp/plateau/>, 2023.1 閲覧
- 15) MathWorks：「googlenet」，<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ref/googlenet.html>, 2023.1 閲覧
- 16) MathWorks：「事前学習済みネットワークを使用した転移学習」，
<https://jp.mathworks.com/help/deeplearning/ug/transfer-learning-using-pretrained-network.html>, 2023.1 閲覧
- 17) G 空間情報センター：3D 都市モデル（Project PLATEAU）ポータルサイト，
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/plateau>, 2023.1 閲覧
- 18) 政府統計の総合窓口 e-Stat，<https://www.e-stat.go.jp/>, 2023.1 閲覧