

深層学習を適用した空き家現地調査方法の改善の試み

摂南大学大学院 学生員 ○森本 裕真
 摂南大学大学院 学生員 金子 渉平
 摂南大学 正会員 熊谷 樹一郎

1. はじめに：我が国では、近年急速に人口減少と高齢化が進行しており、拡散した市街地の都市機能の集約や居住の誘導を目的とした「コンパクト・プラス・ネットワーク」の取り組みが進められている。この政策には都市を持続可能なものとしていく目的が内包されており、中長期にわたり都市部の構造や住民の動きなどをモニタリングし続ける必要がある。一方で、国土交通省の調査によれば、社会構造の変化により空き家が増加傾向にある。空き家が増加していくことによって、不審者による治安悪化、放火による火災被害、老朽化による家屋倒壊など、周辺地域に危険が及ぶ可能性が高まるとともに、都市のスポンジ化の原因になりうるものが指摘されている。空き家等の現状把握のために現地調査が実施されるが、都市全域での調査を実施すると時間と費用が膨大にかかり、定常的なモニタリングとして継続していくには課題がある。そこで著者らは、これまでに広域的な空き家推定モデルを開発してきており、推定の基準となるデータの収集として外観に基づいた小地域での空き家の現地調査を行っている¹⁾。一方、これまでの外観調査では必ずしもすべての調査項目が視認できず、不明となる情報が多いことが問題点として挙げられていた。そこで本研究では、空き家の現地調査の項目である「庭の荒れ具合」に着目し、視認できないケースを対象に上空から撮影した写真を深層学習に適用した上で、庭の荒れ具合の判別を試みた。

2. 対象領域および対象データの選定

(1) 対象領域：大阪府寝屋川市を対象とした。この地域には、住宅市街地総合整備事業の対象となる密集住宅地区があり、防災上の観点から老朽化した建物について対策が議論されてきた経緯がある¹⁾。また、市域では2017年に「空き家等・老朽危険建築物等対策計画」が策定されており、空き家対策が進められている地域でもある。本研究では、市域のうち外観に基づいた現地調査の対象となる5地区11町丁目を対象とした。

(2) 対象データ：本研究では、2016年から2020年までの現地調査データを採用した。また、上空からの写真として、ここでは試験的に国土地理院の地理院タイルを採用した。地理院タイルは2007年以降の最新の写真を組み合わせて生成されており、地域によって撮影時期が異なっている。

3. 深層モデルの適用

(1) 航空写真の選定：現地調査の項目を表-1に示す。現地調査ではそれぞれの項目に「あてはまる」、「あてはまらない」、「分からない」の3種類の結果を記録している。著者らは表中のA項目に1つ以上、あるいは、

B2の「庭が荒れている」に「あてはまる」となった場合に「空き家らしさがある」と判定している。ここでは、B2の「庭が荒れている」に「あてはまる」地点の家屋を学習に使用する画像の候補地点として採用した。一方、「庭が荒れている」に「あてはまらない」候補地点としては、表-1のA項目では「あてはまる」、「あてはまらない」、「分からない」のいずれかに該当するものの、B2では「あてはまら

表-1 現地調査項目

調査項目	
A1	売り・賃貸物件（不動産の看板・旗など）となっている
A2	表札が取り外されている（戸建のみ限る）
A3	カーテンがない
A4	電気メータが動いていない・存在しない
A5	ガスメータが止まっている
A6	水道栓が閉栓している札が掛けられている
A7	周辺住民が空き家と認識している
B1	郵便物が溜まっている・郵便受けの口にテープが張ってある
B2	庭の荒れ具合（雑草で道が隠れている・通り道にクモの巣があるなど）
B3	窓・雨戸が完全に閉まっている

キーワード 空き家推定, 現地調査, 深層学習

連絡先 〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8 TEL/FAX : 072-839-9122 E-mail : kumagai@civ.setsunan.ac.jp

ない」となったケースを採用した。つまり、現地で庭の状態を視認できた地点のみが候補地点として採用されていることになる。この候補地点を基に、Robotic Process Automation (RPA) を使用して地理院タイルから画像を取得した。その一方で、現地調査の時期と航空写真の撮影時期が一致することは少なく、時間差が生じていることがほとんどである。そこで、取得した画像から庭の荒れ具合が明確に現れた画像を目視により絞り込んだ。

(2) 採用した深層学習モデル：深層学習は、十分なデータ量を基に人間の力なしにコンピュータが自動的にデータから特徴を抽出するディープニューラルネットワーク (DNN) を用いた機械学習である。本研究では、VGG16 を読み込み、学習済みモデルの一部を学習し直す転移学習を実施した上で、画像の判定を試みた。判別する画像の特徴の学習には先に選定した航空写真を採用している。本研究では、学習用データとして「庭が荒れている」画像を 300 枚、「庭が荒れていない」画像を 300 枚、評価用データとして「庭が荒れている」画像を 100 枚、「庭が荒れていない」画像を 100 枚採用した。

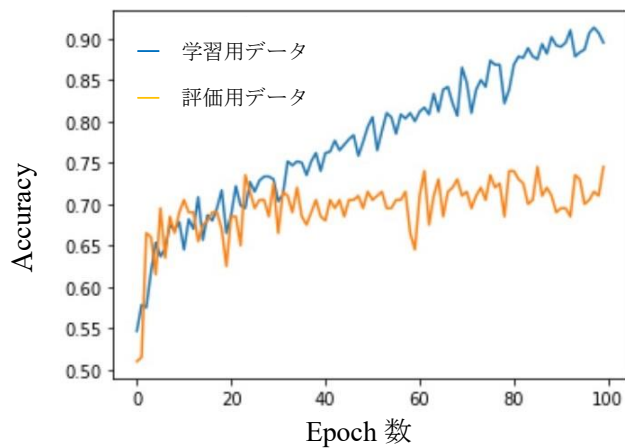
(3) 分析結果：深層学習の分析結果を図-1 に示す。

Epoch 数が 30 回程度までは Accuracy が 70% まで向

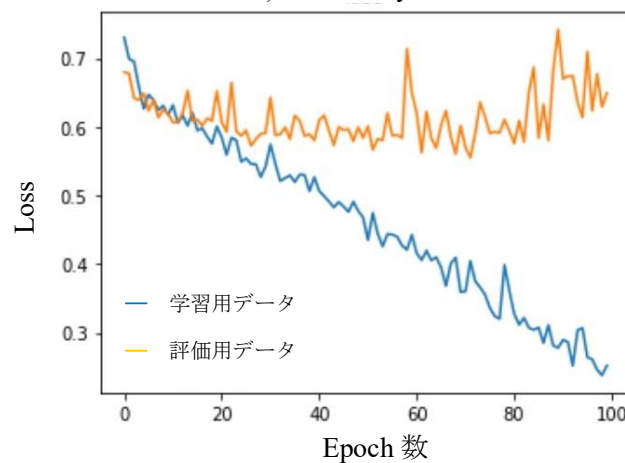
上していることが分かる。一方で、Epoch 数が 30 回以上では、学習用データに対する精度・損失はともに向上する傾向が続くが、評価用データでは値の変化がほぼなくなっている。学習用データと評価用データとでの結果の乖離が生じていることから、過学習となっている可能性が高い。図-2 に分類された画像を示す。図-2 の a) および b) に示した「庭が荒れている・荒れていない」の確率が十分に高かった例では、樹木が屋根を覆っているか否かの違いが読み取れる。一方で、両者の確率が拮抗していた c) では、a) や b) の樹木の特徴がともに現れているようにも見える。

4. まとめ：空き家の現地調査の項目である「庭の荒れ具合」に着目し、視認できないケースを対象に航空写真を深層学習に適用した上で、庭の荒れ具合の判別を試みた。本研究では学習用データに対する精度・損失はともに向上する傾向が続いたが、評価データでは Epoch 数が 30 回以上で値の変化がほぼなくなった。試験的に採用した航空写真では十分な分類精度は得られなかったが、今後、ドローンなどから定期的に繰り返し撮影された詳細な画像を適用することで、分類精度を向上させることが期待できる。

【参考文献】 1) 熊谷樹一郎, 植松恒, 小野裕基, 山本純平: 低未利用空間のモニタリングを目的とした空き家推定モデルの構築, 土木学会論文集 F3, Vol.2, No.74, pp.I_51-I_58, 2018

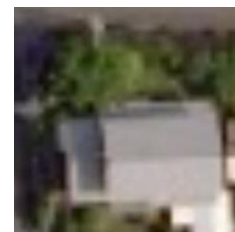


a) Accuracy



b) Loss

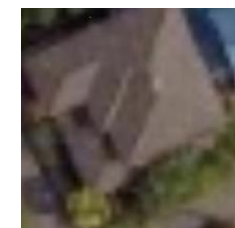
図-1 深層学習の分析結果



a) 荒れている(0.990)



b) 荒れていない(0.945)



c) 荒れている(0.540)
荒れていない(0.460)

図-2 分類された画像(確率)