

不動産外観画像と属性情報を用いた深層学習による建物構造・築年代の推定手法の検討

小川 芳樹¹, 沖 拓弥², 陳 聖隆³, 関本 義秀¹

¹ 東京大学 生産技術研究所, ² 東京工業大学 環境・社会理工学院, ³ 東京大学 空間情報科学研究センター
連絡先: <ogawa@csis.u-tokyo.ac.jp>

(1) **動機**: 建物構造・築年代の違いは、地震時の建物被害の程度に大きく影響する。そのため、建物構造・築年代は地震の被害想定建物倒壊危険度を算出する際にも考慮される。したがって、正確な建物構造・築年代に関するデータ整備は、学術的観点からだけでなく、災害軽減の観点からも重要な課題である。近年、ニューラルネットワークに基づく機械学習手法である深層学習が注目を集めており、さまざまな画像認識タスクに適用されている。本研究では、深層学習を不動産外観画像と建物属性に適用して建物構造(3クラス)・築年代(7クラス)の推定モデルを構築した。

(2) **方法**: 本モデルは、画像データと建物属性を用いたマルチモーダルモデルである(図1)。まず、画像からの特徴量抽出では、築年代・構造の教師あり学習として畳み込みニューラルネットワークCNNを用いる。特徴量の出力は、ソフトマックス関数を用いることにより、入力画像がそれぞれのクラスである確率として取り扱う。次にマルチモーダル学習を行う前処理として建物idに基づいて建物画像から得られる特徴量と建物属性をベクトル結合することで学習データを作成する。判別器には、Least Absolute Shrinkage and Selection Operator 法のLogitモデルを用いた。離散選択問題において、対数尤度に、特徴量の1次ノルムを、非スパース性のペナルティ項として付加してクロスバリデーションによる誤差を最小化させることで解析し、判別モデルを獲得する。

(3) **結果**: 図2に建物構造・築年代の判別結果の例を示す。また、Grad-CAMを用いて活性化ヒートマップとしてピクセルごとの影響具合を可視化した結果、

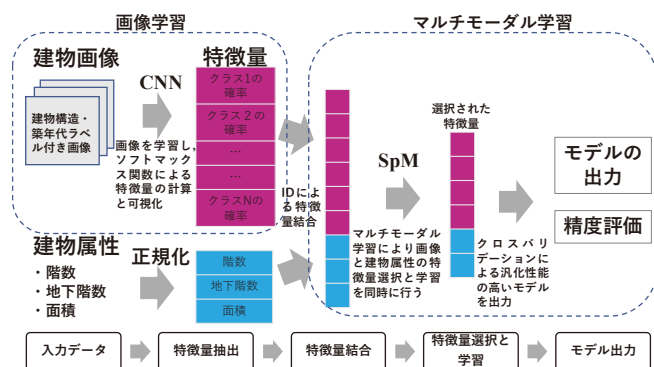


図1: 建物構造・築年代推定モデルのフローチャート

建物ファサードに大きく影響を受けていることが分かった。総合精度は、築年代において37%(7クラス)、構造において77.3%(3クラス)であった。今後は車載カメラで撮影した360度画像を用いて本モデルの汎用性を検討すると共に、都市計画情報や航空写真などを用いて精度改善を目指す。

(4) 使用したデータ:

- ・「LIFULL HOME'S データセット(2015年)」株式会社LIFULL
- ・「Zmap TOWN II(2014年)」株式会社ゼンリン

(5) **謝辞**: 本研究は国立情報学研究所のIDRデータセット提供サービスにより株式会社LIFULLから提供を受けた。またJSPS 科研費JP19K0494およびJP20K15001の助成を受けた。さらに本研究は東大CSIS 共同研究No.885の成果の一部として実施した。ここに記して謝意を表したい。

(6) 関連文献:

小川芳樹・沖拓弥・関本義秀・柴崎亮介(2020) 不動産に関する地理空間情報と建物画像を用いた建物の構造・築年代推定手法の検討。「人工知能学会全国大会論文集第34回全国大会」, 2P6GS1301.

正判別ケース				誤判別ケース			
	1	2	3	4	5	6	7
	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6	Image 7
W	97.2%	0.0%	3.1%	21.3%	15.6%	61.0%	22.6%
S	2.8%	0.3%	72.8%	65.3%	36.4%	37.5%	59.6%
RC	0.0%	99.7%	24.1%	13.4%	48.0%	1.4%	17.8%

正判別ケース							
	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6	Image 7
-1962	48.8%	18.7%	41.2%	3.6%	15.3%	0.0%	1.4%
1963-1971	24.7%	23.7%	31.6%	4.2%	8.5%	0.0%	0.3%
1972-1980	13.9%	48.2%	12.0%	5.1%	5.4%	0.1%	2.2%
1981-1989	11.2%	8.6%	13.4%	10.4%	18.9%	0.4%	1.2%
1990-2001	1.3%	0.8%	0.7%	15.6%	33.9%	3.6%	2.2%
2002-2011	0.1%	0.0%	0.4%	50.0%	3.1%	94.5%	7.0%
2012-	0.0%	0.0%	0.6%	11.1%	15.0%	1.4%	85.7%

図2: Grad-CAMによる判別影響具合の可視化とクラス判別確率の例