

修景評価手法確立に向けた歴史的建物解析学習システムに関する研究

Research on Historical Building Machine Learning for Objective Scenic Evaluations

○岩野 圭祐^{*1}, M.R.Derbel^{*2}, 三島 伸雄^{*3}
Keisuke IWANO^{*1}, M.R.Derbel^{*2} and Nobuo MISHIMA^{*3}

^{*1} 佐賀大学大学院 理工学研究科 理工学専攻 建築環境デザインコース

Course of Architectural Environment Design, Science and Engineering Major, University of Saga

^{*2} 佐賀大学 理工学部 理工学科 都市工学部門 助教 博士(工学)

Assistant Professor, Course of Urban Engineering, Department of Science and Engineering, University of Saga, Ph.D.

^{*3} 佐賀大学 理工学部 理工学科 都市工学部門 教授 博士(工学)

Professor, Course of Urban Engineering, Department of Science and Engineering, University of Saga, Ph.D.

キーワード：建物画像分析; 半教師あり学習; 編年; 畳み込みニューラルネットワーク

Keywords: Historical Building Analysis; Semi-Supervised Learning; Chronological Class; Convolutional Neural Network.

1. はじめに

1-1. 研究背景と目的

歴史的景観におけるその修景は「地域の歴史性と調和すること」といった曖昧な基準の下、景観審議会委員の意見等で判断されている。また、近年学術的には機械学習による画像認識を用いた研究も進められているが前者は委員等の恣意性が排除できず、後者は正答率の向上に課題がある。そこで本研究では、人によるデザイン嗜好等によって左右され無い公平な修景評価のため、機械学習を用いて修景における伝統的建物外観デザインの評価を支援できる「歴史的建物解析学習システム」(以下「学習システム」)の基盤を開発することを目的とする。

つまり、「学習システム」の確立に向け、本研究では歴史的建物の画像分類に着目し、建築史専門家による建築学上の“編年(年代順に整理して特徴を明らかにする考古学手法)”を最適行動として機械学習の結果の不一致を明らかにしていく。

また、その後正答率を改善する方法として Attention Branch Network (ABN) に応用することが考えられる。そのため、Heatmap (機械学習が注視した点を色の濃淡で表現した図。以下、HM) を用い、今後正答率を改善させる上での注目すべき特徴を示していく。

1-2. 研究の位置付け

景観評価や事業に関して、「判断が行政担当者により異なる可能性があり、適切で公平な助成の審査を行うことが難しい」¹⁾、「協議により地域化した基準の明示、基準の合理的な調整が必要」²⁾といった基準の明確化の必要性を指摘する研究、『『保全を原則としつつも創造の可能性』があるのは柱間装置(壁、窓や扉等)である。『規範』は、隣接

する建築物との相対関係の中に見出される。』³⁾といった基準の着眼点に関する研究があるが、基準の探索に関する研究はない。

一方で、機械学習の建築・都市分野の適用事例は近年、高性能 GPU の普及などにより多数報告されている。

Derbel⁴⁾は、教師あり学習を用いて歴史的建物の建築専門家の評価を学習させることを試み、その可能性を論じている。山田ら⁵⁾は、「街並み画像」を対象に「街路名」と「訪問意欲」を Deep Learning が学習し推定できるかを検証している。これらの AI の研究は教師あり学習を用いたもので、解析結果はブラックボックスで、かつ建物修景に直接挑んでいるものはない。なお、教師あり学習で解析するためには通常大量な画像を必要とするが、町並み毎に十分かつ同等な量を揃えるのは困難である。

また、教師なし学習では、田中ら⁷⁾都市における位置情報から特徴量のみを用いて人の行動把握を推定した研究。稲田ら⁸⁾における公営住宅再編計画に適用した研究などがあり、異なるものの抽出には適しているが、目標なく分けていくので人間が思ったような分類をするとは限らない。そのような中、データの一部のみに教師ラベルを付与し、その情報からその他の未付与データの教師ラベルを推定しながら、学習を行う手法である半教師あり学習は、データ作成の効率性、高精度な分類という点で有効的であると考える。また、半教師あり学習は、建物の空間分析手法に用いられている例⁹⁾もあるが教師あり学習同様、建物修景に関わる研究はない。

以上より、本研究は、建築史的に分類基準をつくる“編年”に着目し、これまでの町並みの機械学習の多くが取り組んでいた方式の課題を克服し、修景における恣意性のない判断を提供する「学習システム」に挑む建築学と知能情

報工学の融合研究として位置づけることができる。

2. 研究方法

2-1. 研究対象地

画像処理用の伝統的建造物を抽出する研究の対象地は佐賀県の重要伝統的建造物群保存地区（以下、重伝建地区）である3つの地区とする。

(1) 鹿島市肥前浜宿地区

この地区は長崎街道の宿場町で、有明海に臨む港町として酒造業や水産加工業が栄えた。有明海の河港に茅葺と瓦葺の町家が混在する職人町として栄えた【港町・在郷町】と、宿場町と酒造業により発展した白壁土蔵の酒蔵が多く残る【醸造町】の2地区がある。

(2) 有田町内山地区

江戸時代から現在に至るまで、磁器生産の町として知られている。表通りの商家、窯元の屋敷、洋館並びに社寺建築など、和風から洋風までさまざまな意匠の建造物が建ち並んでいる【製磁町】である。

(3) 嬉野市塩田津地区

江戸後期に建設された居蔵造りと呼ばれる町家が景観を形成しており、有明海の干満の差を利した川港と長崎街道が育んだ【商家町】である。

2-2. 建物画像の準備

研究対象の重伝建地区にある伝統的建物と非伝統的建物の建物画像を撮影する（Gopro10を使用）。建物画像は、正面、斜め右、斜め左から撮影する（図1）。合計796枚（鹿島：194枚、有田：402枚、塩田：200枚）を用意した。



図1 伝統的建物画像の例

2-3. 建物画像の前処理

2-3-1. バイアスの除去、合成

AIを用いた建物画像の分析において、バイアスの要素を注視する傾向にあることがこれまでの研究で明らかになっている⁴⁾。すなわち、結果的に分類精度が落ちる。

そこで本研究では、建物分類の精度を向上し、建物の部分的要素を特質として抽出するために、画像内のバイアス要素を手動で除去（Adobe Photoshopを使用）し、建物部分のみを抽出する（図2）。また、研究データの取得にあたり、建物に重なる様に電柱や車、街路樹等が映り込むことが多々ある。この場合は、その建物内の別角度の写真や他の部分等を用いて、可能な限り建物本来の姿に近くなるよう

に合成する（図3）。



図2 建物部分の抽出（赤部：除去部分）



図3 植栽等の除去、合成

2-3-2. データ拡張

重点建地区は建物画像が限られているため、データ拡張のアルゴリズムを用い建物画像不足を解消する。一つの画像に対し反転、回転（左右30度ずつ）を施し合計3184枚を用意した。

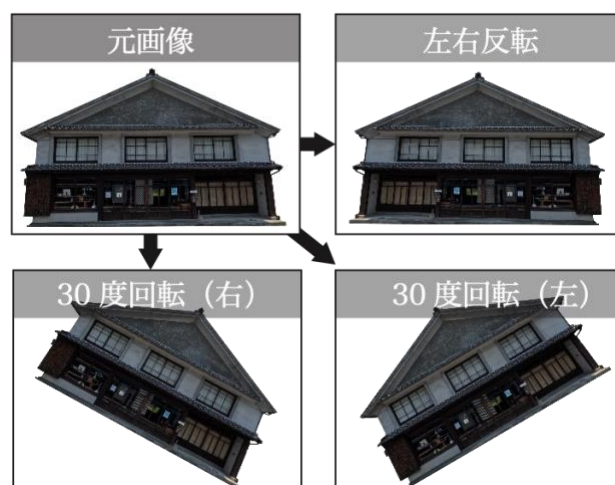


図4 データ拡張の例

2-4. 畳み込みニューラルネットワーク（CNN）

本研究では、建物画像からの画像分類に畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いる。CNNは、畳み込み層とプーリング層の繰り返し構造をもつネットワークである。畳み込み層は、入力の特徴抽出を行うため、入力サンプルに対して重みフィルタの内積を計算し、特徴マップを出力する。プーリング層は、畳み込み層から出力された特徴マップの縮小し、全結合層で抽出された特徴に基づき分類を行う。

2-4-1. ResNet-50

本研究では、深さが 50 層の CNN である ResNet-50 を使用する。ResNet-50 は畳み込み層の出力値に入力値を足し合わせる残差ブロック (Residual Block) の導入により、層を深くしても勾配消失が起きることを防ぎ、高い精度を実現したニューラルネットワークのモデルである。(図 5)

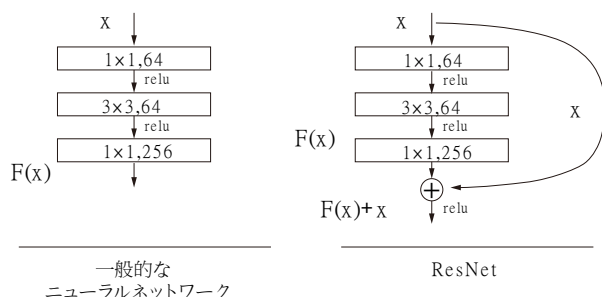


図 5 ResNet-50 の特徴

3. 編年からみた分類

3-1. 編年指標の整理

“編年”には、まず建築年代を比較的限られた年代幅に絞り込むことができる建築遺構が必要である。それらを基準とし、かつそれらに現れる佐賀市内の編年指標については、参考文献¹⁰⁾に詳しい。それらの編年指標として信頼できる順に、ミセ部の構造 (柱の並び)、柱幅、架構、屋根葺材、正面建具、を上げている。これらに対象地の特質も付け加えると、特に建物立面に現れる編年指標は以下の通りである。

- ・ **ミセ部の構造**：1 間毎に並ぶのが古い構造で、新しい構造は柱を間引く傾向がある。
- ・ **柱幅**：150～170mm 前後が古く、120～130mm 前後の細いものが新しい。一般に太いものが古い。
- ・ **屋根 (葺材及び形式)**：本瓦葺きが古く、桧瓦葺が新しい。
- ・ **二階座敷の有無 (二階階高)**：建築年代の古い町家が厨子二階で階高が低く、二階座敷が設けられた本二階建てが新しく、階高が高いほど新しい。すなわち、座敷がある場合でも、一般的には二階階高が高いほど、建築年代が高いと言える。
- ・ **二階正面建具**：単窓が古く、連窓で雨戸があるのが新しい。
- ・ **一階正面建具**：擦り上げ戸が江戸期から明治初期で古く、格子が明治期、ガラス戸が大正期になって出現する。ただし、建具等は改造されやすいため、柱筋や桁等の痕跡から判定する必要がある。

3-2. 建物の種類とクラス数

3-1 で示した編年指標より、鹿島、有田、塩田のそれぞれの伝統的な建物をクラス数で分ける必要があるが、機

械学習をする上で、画像から詳細な建具、柱幅などを分析するのは困難である。そのため、建築遺構のうち屋根 (材・棟向)、壁、柱間装置 (窓) の組み合わせ (表 1) からクラスタ数を 2,3,5,9 と想定し、機械学習を進める。(以下、CL2, CL3, CL5, CL10)。なお、評価画像は 291 枚とし、それらのグループ番号を、CL2-1, CL2-2 などと示すこととする。また、学習回数は 100 回、Input-size は 224 とした。

表 1 伝統的建物の各分類

	屋根		外壁	柱間装置 (窓)
	材	棟向		
分類	桧瓦葺 (CL2-1)	平入 (CL3-1)	大壁 (CL5-1)	単窓 (CL9-1)
			真壁 (CL5-2)	連窓 (CL9-2)
		妻入 (CL3-2)	大壁 (CL5-3)	連窓 (CL9-3)
			真壁 (CL5-4)	単窓 (CL9-4)
				連窓 (CL9-5)
				単窓 (CL9-6)
				連窓 (CL9-7)
				単窓 (CL9-8)
				連窓 (CL9-9)
茅葺 (CL2-2)	茅葺 (CL3-3)	茅葺 (CL5-5)	茅葺 (CL9-9)	
クラス数	2	3	5	9

3-3. 分類結果

クラス数ごとの分類結果を各正答率、全体正答率として表 2 に示す。

CL2 では全体正答率は 86.25%を示したが、これは評価画像、学習画像ともに茅葺が少なく、桧瓦に偏ったため桧瓦に多くの画像が分類され、全体正答率が上がってしまったと考えられる。

CL3 では CL3-1、CL3-2 ともに偏りはなかったものの分類結果は低く棟向は判断できなかったといえる。

CL5 では全体正答率は 68.38%を示し、概ね分類できたと考えられる。これは対象地区の大壁は漆喰で白く塗られたものが多く、真壁との色相の差別化によるものだと考えられる。

CL9 では各正答率、全体正答率ともに低く柱間装置 (窓) は分類できなかったといえる。

以上をまとめると、差別化された色相については判別できたが、形状部分や素材についての判別が不十分だったといえる。その要因として Input-size が低く、畳み込みを行う上で特徴を見失ったことが考えられる。

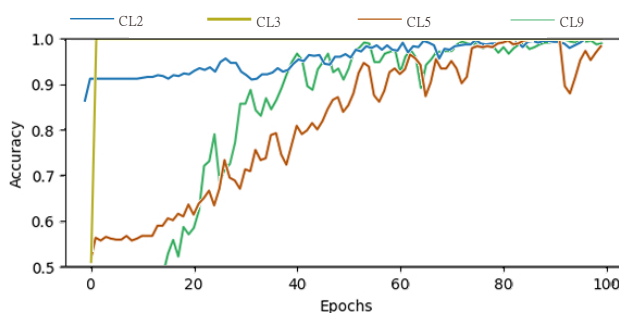


図 6 学習回数と正答率 [教師あり学習]

また、半教師あり学習のうち教師あり学習の学習回数と正答率は、CL2、5、9では教師あり学習はうまく進み、学習ができたが CL3 は極端な学習を表していることから CL3 の分類結果も低いことが予想される。(図 6)

表 2 分類結果

		Accuracy		
		各正答率	全体正答率	全体正答率[%]
クラス数2	CL2-1	248/256	251/291	86.25[%]
	CL2-2	3/35		
クラス数3	CL3-1	13/125	29/291	9.97[%]
	CL3-2	10/131		
	CL3-3	6/35		
クラス数5	CL5-1	40/68	199/291	68.38[%]
	CL5-2	31/57		
	CL5-3	95/95		
	CL5-4	33/36		
	CL5-5	0/35		
クラス数9	CL9-1	0/24	65/291	22.37[%]
	CL9-2	3/44		
	CL9-3	13/30		
	CL9-4	15/27		
	CL9-5	2/76		
	CL9-6	16/19		
	CL9-7	16/28		
	CL9-8	0/8		
	CL9-9	0/35		

4. HM の抽出

4-1. 各クラス数との比較分析

3-2 で行った ResNet-50 の Conv5 を HM として各クラスに付けて表した (図 7)。

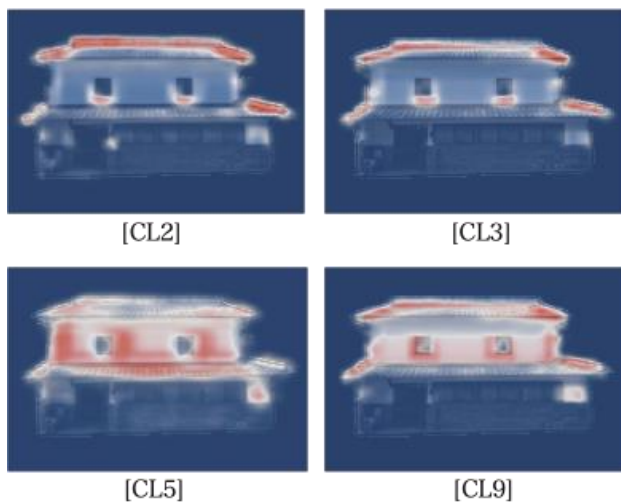


図 7 評価画像の HM 例

CL2 では一部注視が散布しているものの、屋根に概ね注視しているといえる。

CL3 では屋根には注視しているが CL2 に比べると淡く形状を把握しているかは疑問が残る。

CL5 では二階壁面に注視しており、これは漆喰が塗られている部分が主に二階高さに集中しているためだと考えられる。

CL9 では窓ではなく、壁面や屋根に注視していることが確認できる。

以上より、HM と分類結果は相関しており今後編年指標に基づく部分に着目させていくべき点を明らかにすることができた。

5. まとめ

教師あり学習を用いた Derbel の研究では、バイアスの除去をしておらず、正答率が上がらず、かつ HM でも屋根のエッジのところの特徴量が高くなっているだけであった。

しかし、バイアス除去を行なって半教師あり学習を行うことによって、そのデータ量は十分でなくても、クラス数を「5」としたとき壁面の色相に注視し、棧瓦屋根をもつ建物データが真壁、大壁と分類できたことを示すことができた、一方で、素材、形状といった分類については今後の課題として残る。HM については、半教師あり学習を適用し、特徴表現として”編年”結果との相関関係から明らかにし、今後の ABN 等で正答率を向上させるにあたり着目すべき特徴の部分を示すことができた。

【参考文献】

- 1) 林直孝、浅野聡、森川奨：歴史的市街地における建築物の修景事業に対する助成事業に関する研究、日本建築学会計画系論文集、No.715、pp.2051-2061、2015
- 2) 小浦久子：定性基準による協議許可型の景観形成手法の課題と可能性、都市計画論文集、No.45.3、pp.301-306、2010
- 3) 牛谷直子、明智圭子、増井正哉、上野邦一：重要伝統的建造物群保存地区における修景実態に関する研究、日本建築学会計画系論文集、No.561、pp.211-216、2002
- 4) M.R. Derbel, J. Makhoul, N. Mishima. A basic analysis on urban landscape continuity in a lowland urban heritage using deep learning-based method. Lowland Technology International, 22(2), pp.192-199, 2020
- 5) 山田悟史、高橋秀彬：Deep Learning を用いた街並み画像の分類と感性評価の推定、日本建築学会・情報システム技術委員会、情報・システム・利用・技術シンポジウム、No.40、pp.329-332、2017
- 6) 山田悟史、大野耕太郎：Deep Learning を用いた画像生成 AI の建築都市デザイン分野への適用可能性、日本建築学会・情報システム技術委員会、情報・システム・利用・技術シンポジウム、No.41、pp.246-249、2018
- 7) 田中優子、上原邦昭：人の行動把握のための教師なし学習による意味情報推定、土木学会論文集 D3 (土木計画学)、No.4、pp.356-367、2016
- 8) 稲田浩也、三浦研：教師無し機械学習を用いた公営住宅再編計画における事業優先順位検討手法の提案、日本建築学会計画系論文集、No.808、pp.1884-1893、2023
- 9) 瀧澤重志：半教師あり学習の考え方に基づく空間の曖昧さを考慮した領域分割に関する研究、日本建築学会・情報システム技術委員会、情報・システム・利用・技術シンポジウム、No.36、pp.141-144、2013
- 10) 城下町佐賀の環境遺産、佐賀市歴史的建造物等保存対策調査報告[調査・評価編] 1991