

# 深層学習法による源氏絵の流派推定

## Detection of a Painter School with Deep Learning Method: A Case Study of Scenes from the Tale of Genji

加藤拓也\*<sup>1</sup>  
Takuya Kato

稲本万里子\*<sup>2</sup>  
Mariko Inamoto

小長谷明彦\*<sup>1</sup>  
Akihiko Konagaya

\*<sup>1</sup> 東京工業大学  
Tokyo Institute of Technology

\*<sup>2</sup> 恵泉女学園大学  
Keisen University

Detection of a painter school often becomes controversial in antique pictures such as scenes from the Tale of Genji painted in 17th century or before. This paper proposes a noble approach to detect a painter school with a deep learning system focusing on faces appeared in the pictures. The method successfully classified the pictures painted by Tosa-school, Kanoh-school, Iwasaschool and others with the accuracy of 96.5 percent in five-fold cross validation.

### 1. はじめに

源氏絵とは、『源氏物語』を題材とした絵画の総称である。源氏絵の絵師には土佐派をはじめ狩野派、岩佐派など多数の流派があり、各流派独自の個性がある。これまでに見つかった作品にはどの流派の絵師が描いたかわからないものがあり、美術史の専門家たち中でも意見が分かれている[1]。そのため新たな知見から流派を判断する手法が望まれる。近年、深層学習の一種である畳み込みニューラルネットワークの画像分類能力の向上は著しく、一部の分野では人間よりも高いという報告もある。深層学習では特徴量がデータから学習されるため、これまで人間が発見していない特徴量に基づく分類をすることが期待できる。本稿では、深層学習による物体検出手法である YOLOv2[2] を用いて顔を自動認識し、畳み込みニューラルネットワークにより流派を推定し、Grad-CAM[3]を用いて可視化を行った。

### 2. 接近法

#### 2.1 学習データ

学習データには、源氏絵研究の第一人者であり、2014年2月に急逝された東京芸術大学名誉教授田口榮一氏が過去に調査し、リバーサルフィルムで撮影した35mmスライドをデジタルデータ化した画像データを用いた。本画像データの特徴は全体図に加え、人物の顔写真の接写画像が含まれている点にある。この画像データを用いることにより、数センチメートル四方の大きさで肉眼でもわかりづらい源氏絵の顔画像の特徴を捉えることが可能となっている。

#### 2.2 顔自動検出

源氏絵に現れる貴族の顔は「引目鉤鼻」と呼ばれる独特な画風に描写されている。このため、写真画像で用いられる両目と口を結ぶ三角形のような顔画像の特徴量は顔の自動検出には必ずしも有効ではない。本研究では、顔画像を「引目鉤鼻で描かれている物体」とみなし、深層学習の物体検出のモデルの一つである YOLOv2 によって切り出した(図1)。ただし、後ろを向いているものや真横を向いているものは除外した。また、画像のサイズは 224×224 ピクセルにリサイズし、正方形でないものは白画素でパディングした。

#### 2.3 流派推定

連絡先：小長谷明彦，東京工業大学情報理工学  
院,kona@c.titech.ac.jp

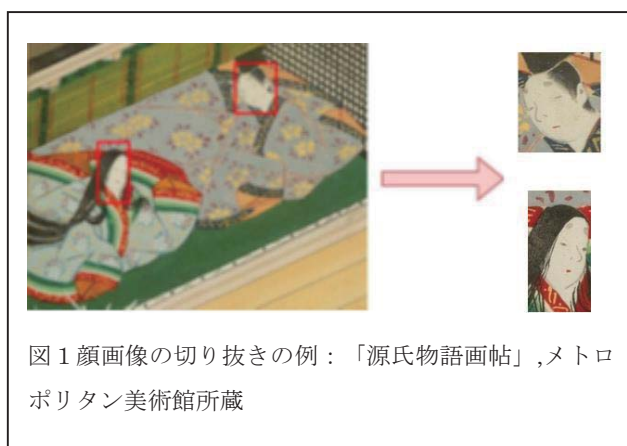


図1 顔画像の切り抜き例：「源氏物語画帖」,メトロポリタン美術館所蔵

土佐派、狩野派、岩佐派の絵師が描く顔画像はそれぞれの流派で特徴があるといわれているが、その違いは極めて軽微であり、絵師の判定には高度な経験と知見が必要である。このような微妙な違いを識別するために、豊富な特徴表現を学習することで知られている事前学習済 VGG[4]モデルを用いた。また、画像の特徴を抽出する畳み込み層と特徴の位置ずれを吸収するプーリング層を変化させることで、源氏絵の顔画像を最適に分類するニューラルネットワークモデルを求めた。

#### 2.4 可視化

深層学習は特徴量がモデルに内包されるため、高い精度を示しても、本当に学習したかどうかはわからない。そのため、Grad-CAM を用いて畳み込み層またはプーリング層の出力のどの部分が分類に寄与すると考えられるかを可視化した。

表1 源氏絵画像

	土佐派	狩野派	岩佐派	その他
画像数	114	125	120	201

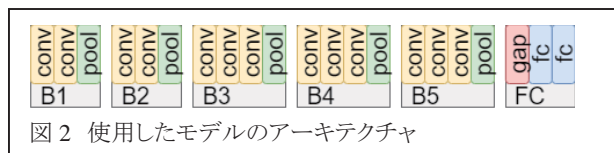
### 3. 実装

#### 3.1 学習データセット

深層学習法による源氏絵流派識別を評価するために、表1に示す数の源氏絵画像を用いた。対象としている流派の種類は「土佐派」、「狩野派」、「岩佐派」、「その他」の四種類である。

### 3.2 学習モデル

学習に使用したネットワークのモデルは VGG[4]の全結合層部分を取り除いて GlobalAveragePooling 層[5] と二層の全結合層を繋げた図2のようなものを使用した。



また、ランダムな初期値を用いて一から行う学習と、B1 ブロックから B5 ブロックの部分で学習済みのモデルの結果を初期値に使用して再学習させるファインチューニングを用いて結果を比較した。学習済みのパラメータは keras[6] で公開されているものを使用した。ファインチューニングの際には使用したネットワークの5ブロックのうち再学習させるブロックを変えることで6つのモデルを用意した。表2に各モデルで学習させるものを示す。ただし MN はファインチューニングを行わず、すべての層に対してランダムな初期値を使ったものである。

表2 各モデルの違い

	B1	B2	B3	B4	B5	FC	正答率
M0	○	○	○	○	○	○	96.5%
M1	×	○	○	○	○	○	95.9%
M2	×	×	○	○	○	○	94.7%
M3	×	×	×	○	○	○	95.7%
M4	×	×	×	×	○	○	95.7%
M5	×	×	×	×	×	○	70.8%
MN	○	○	○	○	○	○	37.4%

## 4. 評価

一般に分類器が未知のデータに対して有効か検証するためには訓練用データと評価用データに分けて訓練に使わない評価用データのみで精度を推定する。しかし、評価用データに偏りがあった場合に大きな推定誤差が生まれる。そのため、本稿ではその偏りを減らすためデータを流派ごとに5分割し、そのうちの一つを評価用データとし、残りの4つを訓練用データとして学習することを5回繰り返し、その評価平均を最終的な結果とする5分割交叉検証を使用して各モデルの評価を行った。

表2に各モデルの平均正答率を示す。ファインチューニングを行ったときに非常に正答率が上がっていることがわかる。

表3 交叉検証での混同行列

		出力			
		土佐派	狩野派	岩佐派	その他
入力	土佐派	112	2	1	0
	狩野派	6	116	0	3
	岩佐派	3	2	114	1
	その他	0	2	0	199

表3は最もよい正答率をだした M0 での混同行列である。交叉検証での各テストデータの結果を合算したものを表示している。どの流派に対してもよい結果になっていることがわかる。

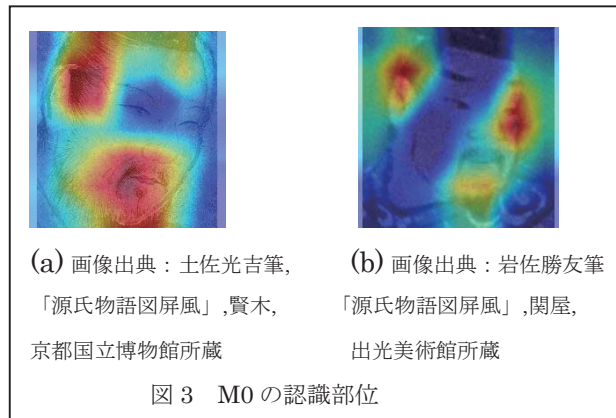


図3はM0の最後のプーリング層に対して Grad-CAM を適用したものである。顔のパーツに着目して判断していることがわかる。

## 5. おわりに

本論文では深層学習によって源氏絵の顔画像から流派を分類した。その結果、高い精度で正しく判定することができた。また、顔をとりえて判断していることを図示できた。今後の課題は、顔の切り抜き画像ではなく全体図から判断し特徴が表れている箇所を図示することである。

### 謝辞

本研究を推進するにあたり、貴重な意見と議論を頂いた小長谷研究室ならびに源氏絵 DB 研究会の皆様へ感謝します。また、本研究の一部は科研研究課題 17H02295「オントロジーに基づく源氏絵データベースを共有・活用した源氏絵の総合研究」に支援されている。

### 参考文献

- [1] 稲本万里子: "幻の「源氏物語絵巻」の制作背景再考", 惠泉女学園大学紀要(29), p.204-182, 2017-02
- [2] Joseph Redmon, Ali Farhadi : "YOLO9000: Better, Faster, Stronger", arXiv:1612.08242v1 [cs.CV] 25 Dec 2016
- [3] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra : "Grad-CAM: Visual Ex-planations from Deep Networks via Gradient- based Localization", arXiv:1610.02391v3 [cs.CV] 21 Mar 2017
- [4] Karen Simonyan, Andrew Zisserman : "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", arXiv:1409.1556v6 [cs.CV] 10 Apr 2015
- [5] Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan: "Network In Network", arXiv:1312.4400v3 [cs.NE] 4 Mar 2014
- [6] Chollet, Francois and others, "keras" <https://github.com/keras-team/keras>, 2015