

# 和柄検索システム実現に向けたデータセット構築および識別精度の検証

植木 一也 研究室  
20J5-025 大浦 未優

## 1 はじめに

日本の伝統文化の1つに「和文様」「和柄」などと呼ばれる文様がある。一般的にこれらの文様は「和柄」と総称されることが多い。後述では和柄という名称で記述する。和柄が多く用いられる文化として着物があげられる。以前に着物は日常的に着られていたが、今では限られた行事で身に纏う衣装といった印象を受ける。和柄同士の多くが似ており、人の目で見分けることは難しいため、和柄を見極められる人材の減少と共に文化として衰退している。

よって本研究では和柄という伝統文化の衰退を抑止するべく、人間の目では判別の難しい和柄の種類を識別するシステムを検討した。このシステムは識別とデータ収集、保存を行い、和柄という伝統文化の半永久保存を目的とするものである。和柄画像の種類によっては画像1枚に対して複数の和柄カテゴリを含むものも存在することから、複数の和柄カテゴリを識別できるようなシステムの構築を最終目標としている。また和柄画像のデータが僅かしかないことを踏まえ、和柄画像データセットの構築および有効性の検証も目標としている。

## 2 関連研究

機械学習を用いた和柄識別の研究はあまりなされていないため、比較的本研究と似ている類似研究を述べる。森らの機械学習を用いた綿織物、絹織物、羊毛織物識別実験では、機械学習を活用した高性能なニューロトレーニングアルゴリズムで実験が行われた。この順伝搬型ニューラルネットワーク学習アルゴリズムは優れた結果を示し、織物の色柄模様を利用した繊維素材の判別に十分な実用性を示唆している。[1]。鏡川らの深層距離学習を利用した伝統文様のカテゴリ識別実験では、人工生成画像による事前学習モデルの伝統文様に対する有効性を明らかにし、伝統文様の分類学習実験を行っている。[2]。また関連文献として赤澤らの「世代間交流」着物と若者」をあげる[3]。この論文では、現代の社会問題である着物という伝統文化の衰退に着目しつつ、衰退の理由を思索している。本論文の序論でも述べている和柄という伝統文化の衰退という問題に対する裏付けとなる証言である。

## 3 提案内容

本実験で提案するマルチラベル識別手法について述べる。まず学習用、テスト用の和柄画像を複数枚用意する。和柄画像はインターネットから手動にて収集し、データセットとして構築する。また和柄画像1枚に対し、18種の和柄カテゴリに該当するラベル付けを行う。

構築した和柄画像データセットについては、これらを学習済みのResNet-18に入力し、中間層から特徴量を抽出する。この学習済みのResNet-18は、和柄識別実験にてシングルラベルにおける和柄画像の学習を事前に行い、そこでえた識別精度の高い特徴抽出器である。使用データセットはマルチラベル識別実験で使用する和柄画像データセットとほぼ同一内容のデータセット、また同一カテゴリ数で行う。ImageNetデータセットで学習されたResNet-18を採用し、ファインチューニングを行う。学習データ572枚のうち、8割をランダムに選択してモデルの学習用に、残り2割を検証用として用意したうえで、エポック数30で学習を行う。この工程を10回繰り返し、最も精度の良いモデルを特徴抽出器として使用する。この特徴抽出器の中間層から抽出される特徴量の次元数が512次元と、学習データ数に

対して大きいことからまずPCAで64次元に圧縮する。この64次元とは累積寄与率から算出した、学習に適切な次元数である。圧縮した特徴量を用いてカテゴリごとにsupport vector machine(SVM)を学習する。各カテゴリを学習したモデルに対しテスト用の和柄画像を入力し、識別精度を出力する。以上実験手法が、マルチラベルに対して有効な結果がえられるかを検証する。

## 4 データセット構築

データセットの内容としては、収集した和柄画像から文字や不要な柄の領域をトリミングしたもので、平均の画像サイズは平均幅が約211.9px、平均高さが約207.3pxである。和柄を朝顔、牡丹、鳳凰、藤、市松文様、亀甲文様、菊、撫子、桜、青海波、扇子、芍薬、椿、鶴、蝶、矢絣、百合の18種類のカテゴリに分類した。これら18カテゴリの選定については、個人的主観による有名な和柄、着物に用いられやすい和柄18種をあげた。カテゴリごとの画像枚数は11枚から66枚であり、学習用画像総数は573枚である。テスト用も和柄を18種類のカテゴリに分類した。各カテゴリ5枚ずつの画像を含み、テスト用画像総数は90枚である。またマルチラベルの実験を行うため、各画像ごとに和柄カテゴリのラベル付けを行った。データセット内の詳細な正例と負例の数を表1に示す。

表1 Positive と Negative のラベル数

カテゴリ名	学習用データ		テスト用データ	
	Positive	Negative	Positive	Negative
asagao	66	506	5	85
botan	54	518	7	83
houou	11	561	5	85
huji	30	542	5	85
itimatu	18	554	5	85
kikkou	41	531	5	85
kiku	55	517	9	81
nadesiko	30	542	5	85
sakura	57	515	9	81
seigaiha	22	550	6	84
sensu	14	558	5	85
syakuyaku	10	562	5	85
tubaki	26	546	5	85
turu	56	516	5	85
tyou	46	526	6	84
ume	44	528	9	81
yagasuri	50	522	5	85
yuri	19	553	5	85
Total	649	9,647	106	1,514

## 5 実験

### 5.1 実験条件

マルチラベル認識を行うために、和柄画像学習済みの特徴抽出器からの特徴量の抽出、PCA次元圧縮、そしてSVMを用いた学習という方式を構築したため、この構造について有効性を検証した。使用データセットは表1に示す、構築した和柄画像データセットである。和柄画像を事前学習したResNet-18モデルに各画像を入力し、中間層から特徴量を抽出した。ここで使用する特徴抽出器は、事前学習として行った和柄識別実験において、和柄画像に対する識別精度が81%だったものである。学習データ数が少ないため、抽出した特徴量を主成分分析(PCA)によって次元圧縮した。具体的には、圧縮前の次元数を512次元から64次元に圧縮したのち、その特徴量を用いて学習と評価を実施した。またデータに偏りがあるため、学習の段階でpositive samples と negative samples の比を考慮した重みを入力した。各カテゴリごとにSVMを学習したのち、テスト用画像を用いて、画像にそのカテゴリが含まれるかどうかを推定した。

## 5.2 実験結果

SVMの学習後、テストデータをカテゴリごとのSVMに入力して評価を行った。各カテゴリ、また平均の識別精度を表2に示す。テストデータに含まれる正例106個のうち正しく識別できたのは65個であり、平均識別精度は66%だった。また1,514個ある負例のうち正しく識別できたのは1,484個であり、平均識別精度は98%だった。本実験では1枚の和柄画像に含まれる和柄カテゴリが少ない例が多く、正例よりも負例が大幅に多い状態で実験を行っている。正例の数が少なく、画像枚数自体も少ないため、さらに精度を向上させるためには、マルチラベルを含む画像を増やす必要がある。

表2 各カテゴリの識別精度

Category	Positive	Negative
asagao	4/5 = 80.0%	85/85 = 100.0%
botan	5/7 = 71.4%	79/83 = 95.1%
houou	1/5 = 20.0%	85/85 = 100.0%
huji	4/5 = 80.0%	85/85 = 100.0%
itimatu	3/5 = 60.0%	85/85 = 100.0%
kikkou	5/5 = 100.0%	85/85 = 100.0%
kiku	5/9 = 55.6%	78/81 = 96.3%
nadesiko	3/5 = 60.0%	82/85 = 96.4%
sakura	5/9 = 55.6%	71/81 = 87.7%
seigaiha	5/6 = 83.3%	84/84 = 100.0%
sensu	1/5 = 20.0%	85/85 = 100.0%
shakuyaku	1/5 = 20.0%	85/85 = 100.0%
tubaki	5/5 = 100.0%	85/85 = 100.0%
туру	4/5 = 80.0%	83/85 = 97.7%
tyou	4/6 = 66.7%	82/84 = 97.6%
ume	2/9 = 22.2%	79/81 = 97.5%
yagasuri	4/5 = 80.0%	83/85 = 97.7%
yuri	4/5 = 80.0%	83/85 = 97.7%
平均	65/106 = 61.3%	1,484/1,514 = 98.0%



図1 蝶と桜 (左), 鱗紋 (中央), 桐紋 (右)

マルチラベル検出の成功例をあげる。図1の左に示した画像は「蝶」と「桜」の2つのカテゴリを含む画像であり、今回マルチラベル検出に成功した和柄画像である。また図1中央の画像は「鱗紋」、右の画像は「桐紋」である。「鱗紋」と「桐紋」の和柄画像は学習させておらず、今回の実験においては未知カテゴリである。この2つの画像を学習済みの和柄カテゴリ18個のSVMに入力したところ、未知のカテゴリであると正しく識別することができた。この結果からマルチラベル検出だけではなく、学習させたことのない和柄に対しても有効であるといえる。



図2 花菱 (左), 亀甲文様 (中央), 牡丹 (右)

マルチラベル誤検出で目立った和柄カテゴリは扇子である。扇子の検出難易度が高い理由として考えられるのは、扇子自体の形状を検出できていないという点である。これに対しては画像処理技術を用いてふちの部分に強調した画像に変換することで、重点的な学習が可能ではないかと考えている。また全カテゴリにも同様のことがいえるがデータ数が少ない状態で学習を行っているため、データセットの拡充も視野に入れる必要がある。

興味深かった結果としては人の目で気づくことのできなかつた和柄を検出したことである。図2中央に示す亀甲文様の画像から亀甲文様と菊のカテゴリが検出されたことで、新たな和柄カテゴリの存在を知った。実際には花菱と呼ばれる文様だが誤検出をきっかけとして未知ラベルである和柄を発見した。同様の例として図2右に示す牡丹の画像から牡丹と桜の和柄カテゴリが検出された。桜は含まれていないものと考えラベル

付けを行ったが、観察したところ右上部分に桜の花弁のようなものがあることを発見した。

## 5.3 和柄検索システム

和柄識別実験とマルチラベル実験でえたそれぞれの識別モデルを用いて2つの和柄検索システムを作成した。

1つは和柄識別実験でえたモデルを使用して作成した和柄検索システムである。使用方法としてはまずユーザが画像を選択、送信し、サーバーが画像を受け取る。受け取った画像に対して識別および似ている和柄の検索を行う。検索結果として和柄の画像例とその和柄である確信度順に、1位から10位のランキング形式で表示する。またランキング画面にある「意味を表示」をクリックすることで、詳細な意味をしるしたページに遷移するシステムである。

もう1つはマルチラベル識別実験でえたモデルを使用して作成した和柄検索システムである。使用方法としては前述と同じく、まずユーザが画像を選択、送信し、サーバーが画像を受け取る。受け取った画像に対して実験と同様に特徴量を抽出し、次元圧縮を行ったうえでそれに対して識別を行う。これはマルチラベルでの識別が可能とし、また登録されていない未知のカテゴリに対しては未知のカテゴリであると返すシステムである。

## 6 まとめと今後の課題

和柄画像に対するマルチラベル識別実験を行った。事前学習モデルからの特徴量の抽出、PCA次元圧縮、そしてSVMを用いた学習という方式と和柄画像データセットを構築したため、これらについての有効性を検証した。評価を行ったところ、テストデータに含まれる正例106個のうち正しく識別できたのは65個であり、平均識別精度は66%だった。また1,514個ある負例のうち正しく識別できたのは1,484個であり、平均識別精度は98%だった。これは高精度といえる。またsoftmax関数を用いた和柄識別実験を行い、ここで生成した特徴抽出器の1つから和柄画像識別システムを作成するに値する、またマルチラベル実験で使用可能な識別精度81%という精度を検出した。

マルチラベル検出の成功例を確認できたことから、本実験手法の有効性を示せたものと考えている。また学習させていない和柄カテゴリ「鱗」と「桐」に関しては、未知のカテゴリであると正しく識別することができた。この結果から学習していない和柄画像に対しても本実験手法は有効である。人の目で気づくことのできなかつた和柄の検出も成功している。この結果は和柄検索システムに組み込むことだけでなく、和柄画像データセットを構築するうえでも重要なツールとなりうる。

今後の課題となるデータ数が少ないという問題解決にあたり、CutMixなどを用いたデータ拡張の必要がある。また酷似した和柄同士を見分けるためには領域を絞っての学習、該当領域を誇張させ学習を行うなど工夫が必要である。

構築した2つの和柄検索システムを使用する上でユーザが写真を送信する作業がある。送信先サーバーにて画像が保存される仕組みを構築しているため、ユーザから和柄画像を取得し和柄画像データセットの拡充を図ることができる。データ数が増えることで識別精度もさらに向上させられる。このシステムを運用することで本研究の目的である、和柄という日本伝統文化の半永久保存を達成することができる。

## 参考文献

- [1] 森 俊夫, 浅海 真弓: “綿, 絹および羊毛織物の色柄模様の視覚的特徴と機械学習による繊維素材の判別,” 日本繊維製品消費科学会, vol.61, no.8, pp.616-623 (2020)
- [2] 鏡川 悠介, 久保山 哲二, 前田 英作: “深層距離学習を利用した伝統文様のカテゴリ識別手法に関する検討,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU) (2022)
- [3] 赤澤節子, 南澤奈緒美, 角尾篤子: “「世代間交流」着物と若者,” 信州大学教育学部附属教育実践総合センター紀要 教育実践研究 1: 183-186(2000)