

# 花押類似検索のための畳み込みオートエンコーダによる画像特徴抽出

鬼塚洋輔・大山航 (九州大学)  
山田 太造・井上 聡 (東京大学史料編纂所)  
内田誠一 (九州大学)

花押は古文書において筆者署名の機能を持つ記号である。花押字形の解析は古文書に基づく歴史学研究において重要であり、効率的で客観的な解析方法の確立が望まれている。本研究では、画像をクエリとしたデータベース検索を実現するために、機械学習手法のひとつである畳み込みオートエンコーダを用いて花押の字形特徴を抽出し、字形特徴の相違度を算出する手法を提案する。3791枚の花押画像を含むデータセットを用いて検索精度評価実験を行なった。提案手法と、木簡・くずし字解読システムで利用されているMOJIZO、主成分分析、カーネル主成分分析による特徴抽出等との性能を比較した結果、提案手法の検索精度はMOJIZOとほぼ同等、その他の手法よりも優れることがわかった。

## Convolutional Feature Extraction for Kaou Image Retrieval

Yosuke Onitsuka / Wataru Ohyama ( Kyushu University )  
Taizo Yamada / Satoshi Inoue ( Historiographical Institute The University of Tokyo )  
Seichi Uchida ( Kyushu University )

Kaou is a symbol which authorizes a writer of historical documents from medieval Japan. We propose a machine learning-based shape analysis method for Kaou images. The proposed method uses a convolutional auto-encoder for extraction of shape features. The evaluation experiments using Kaou dataset containing 3791 images confirm that the proposed method has competitive performance against other feature extraction methods.

### 1 はじめに

花押は古文書において筆者を証明する署名の機能を持つ記号であり、日本では平安時代から江戸時代にかけて多く使用された。図1に花押の実例を示す。花押はその花押の筆者(以降、花押筆者と記す)固有のものであるが、社会的地位の変化に伴う花押形状の変更、血縁関係が反映された花押のデザインの採用、経年による筆跡の変化などの事象が認められている。このことから、古文書の解析において、花押は花押筆者を同定するだけでなく、身分や血縁関係、年代などの推定にも利用可能な重要な手がかりである。

膨大な花押史料の再利用を容易にするための網羅的なデータベースの作成と拡充は歴史学における重要な研究課題の一つである [1]。例えば、東京大学史料編纂所が一般向けに公開している「花押カードデータベース [2]」は、平安時代から鎌倉時代の花押約3万点を収録するデータベースである。このデータベースはインターネット上で公開されており、誰でも利用することができる。

これらの歴史資料データベースにおいて、史料画像をクエリとする検索機能の実現は様々な利点をもたらす。まず、データベース収集と管理の省力化である。この花押データベースの作成と運用は手作業を要求する場面が多い。歴史史料の性質上、現代に近づくほど史料数が増加する点を考慮すると、手作業の労力は今後さらに指数的に増加することが見込

まれ、労力の削減が望まれる。次に、新規メタ情報獲得可能性である。前述したとおり、花押形状の解析により歴史上人物の身分の変遷や他者との関係、文書の作成された年代が推定できる可能性が指摘されている。このような形状の解析には、形状の類似した花押を検索し列挙する手順が必要となる。しかし、現在の花押カードデータベースでは人名や年代等のキーワードによる検索が実現されているのみで、花押の形状を検索クエリとした検索機能は実現されていない。

花押以外の歴史資料データベースに置いて、画像検索が導入された例がいくつか存在する。未代らは、利用者が用意した画像をクエリとして、登録されたくずし文字画像を検索するサービス「MOJIZO」を実装した [3] [4]。このシステムは大規模なデータベース上で安定に動作するが、検索モジュールの精度向上が課題であると報告されている。Shrirattanapolらは、コンピュータビジョン分野で活用されている深層学習技術を利用してスケッチや画像をクエリとして古典籍データベース中の画像を検索できる手法を提案した [6]。この研究で提案されている手法は、画像中の大まかな形状を重視して検索する手法であり、字形の細部に注目する必要のある花押への適用可能性を検証する必要がある。このように花押の形状を定量的に解析、評価する手法の意義は大きいが、我々の知る限り現時点では花押に対して定量的形状解析を行う手法は存在しない。



図 1: 花押の実例. (a) 足利義満 (左: 1376 年, 右: 1382 年), (b) 足利義詮. 足利義満は時期によって形状の異なる花押を用いた. また用いた花押のうち一つは実父である足利義詮と似たデザインとなっている.

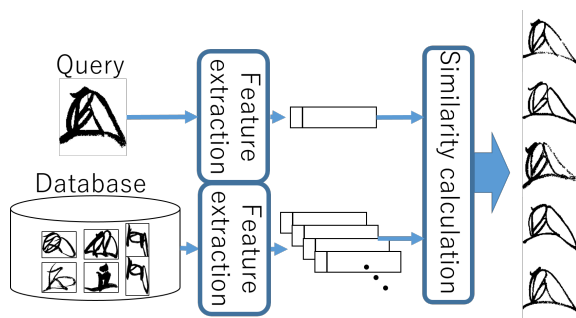


図 2: 花押画像検索と応用場面

本研究では深層学習技術の一つである畳み込みオートエンコーダを用いて花押画像の解析を試みる. 本研究において畳み込みオートエンコーダを用いた理由は以下の通りである. 1) 花押は一人物あたりの現存点数が少なく, 1 クラスあたりのサンプル数が十分に存在することを想定している深層学習手法の適用が困難であると予想されること, 2) 特徴抽出手法として用いられるオートエンコーダは学習にクラス情報が不要であること, 3) 畳み込みを用いた特徴抽出器であるので内部処理の様子を画像で確認できること. 本報告では, 花押画像からの特徴量の抽出・花押の形状類似性を利用した字形検索の基礎検討結果について報告する.

## 2 畳み込みオートエンコーダによる花押画像検索

### 2.1 花押画像検索の全体像

図 2 に本研究で提案する花押の類似検索の概要を示す. まず, 古文書画像から取得した花押の画像に対して特徴抽出を行う. 本研究では特徴抽出器として学習済み畳み込みオートエンコーダの符号器部分を用いる. 得られた花押の形状特徴を用いて花押データベースに対して検索を行い, 類似した形状の花押を複数挙げる.

### 2.2 畳み込みオートエンコーダによる特徴抽出

オートエンコーダ (以下 AE) は情報圧縮を行う符号化・復号化アルゴリズムであり, 入力データに対

する特徴抽出にしばしば用いられる手法である. 通常, AE は同サイズの入力層と出力層, およびそれらよりサイズの小さい中間層を持つニューラルネットワークとして構成される. AE の前半部分が符号器, 後半部分が復号器として機能する. 学習は入力データと出力データの間で定義される損失関数を小さくするように誤差逆伝播法で行われる. 入力層や出力層よりもサイズの小さい中間層を用いることで, 符号化された情報は入力された情報よりも情報を削減される. この符号化された情報を復号して出力された情報が入力された情報を十分に近似していれば, 入力された情報を表現するために必要な情報が符号化によって抽出されていると考えられる.

畳み込みオートエンコーダ (以下 CAE) は, 畳み込み層とプーリング層を交互に配置, その後畳み込み層とアップサンプリング層を交互に配置した畳み込みニューラルネットワークで構成される. それぞれの畳み込み層は通常複数のフィルタを持つ. CAE は畳み込み層やプーリング層, アップサンプリング層において入力データの内部構造を保持できるため, 隣接する要素の関係が密接な時系列データや画像入力などに対して高い符号化性能を持つことが知られている. また上記のような特徴から, 入力が画像ならば内部の入出力も画像であり, 内部情報を可視化できる. 提案手法では学習済み CAE の中間層の出力を花押画像の特徴として用いる.

CAE への入力画像サイズは統一されている必要がある. 入力画像は上下, もしくは左右が花押に接触するよう正方形に切り出し, アスペクト比を保持しつつサイズを  $256 \times 256$  へ変更した.

提案手法における CAE の構造は以下の通りである. 各層の畳み込みフィルタサイズを  $5 \times 5$ , プーリングサイズ, アップサンプリングサイズをすべて  $2 \times 2$  と設定した. 畳み込みにはバディングを用いて入力と出力のサイズは同じにしている. またプーリングには最大値プーリングを使用した. エンコーダ部分は畳み込み層とプーリング層を交互にそれぞれ 5 層, デコーダ部分も同様に畳み込み層とアップサンプリング層を交互にそれぞれ 5 層, 加えて入力層と, 出力層として畳み込み層を, それぞれ 1 層の計 22 層を配置した. 畳み込み層におけるフィルタの数は入力側から順に 16, 16, 8, 8, 4, 4, 8, 8, 16, 16 とした.  $256 \times 256$  画素の入力画像を  $8 \times 8 \times 4$  にエンコードする構造である. 入出力画像が 2 値画像であることから, 損失関数には 2 値交差エントロピーを使用した. 活性化関数は ReLU を使用したが, 損失関数として 2 値交差エントロピーを使用するために, 出力層として配置した畳み込み層のみシグモイド関数を使用した.

### 2.3 相違度による画像検索

提案手法では、CAEを用いて抽出したそれぞれの登録用花押画像に対する256次元の特徴ベクトルをデータベースに登録する。入力される花押画像クエリとそれぞれの登録花押画像との相違度を、特徴ベクトル間のユークリッド距離で算出し、相違度が小さい順に指定個数の登録花押画像を列挙する。

## 3 検索性能評価実験

提案手法による花押画像検索の有用性を検証するために、検索性能評価実験を行った。実験には花押画像3326枚を含む花押データセットを用いた。比較する相違度計算手法には(1)未代らの実装したMOJIZO内部で使用されている、非線形な画像サイズ正規化とこう配特徴抽出方により抽出された特徴ベクトル(以下こう配特徴)に対してユークリッド距離により相違度を算出する方法、(2)主成分分析(以下PCA)による特徴抽出とユークリッド距離による相違度算出、(3)カーネル主成分分析(以下Kernel PCA)による特徴抽出とユークリッド距離による相違度算出、(4)元画像に対する擬似ハミング距離(以下擬似ハミング)による相違度算出の4手法を用いた。評価指標には相違度の小さい順に列挙した $n$ 画像中に同じ筆者の花押が含まれる割合を算出したトップ $n$ 精度を使用した。

### 3.1 花押データセット

データセットには「花押かがみ六・南北朝時代二」の編纂に使用された花押を使用した[8]。花押かがみは図3に示すように、各時代ごとに主要人物の花押を集め編纂した書籍である。例えば図3は享年が正和4年である藤原雅藤と西園寺公衡の花押が、書かれた年月日順に記載されている。

データセットは1582人分の花押3326枚、および該当者不明の花押465枚、計3791枚である。本実験では、前者を学習用、後者を検証用として用いた。前処理として、二値化並びに縦横比を保持しつつ $256 \times 256$ 画素に縮小したものを使用した。花押筆者1人を1クラスとした。同一クラスに属する花押は同一花押筆者の花押であることを示す。クラス数は1582であり、各クラスに属する花押画像の数には偏りが存在する。具体的なクラスに属する花押画像の数は、最大は今川頼泰(今川仲秋)の31枚、最小は阿保光泰や阿蘇治時(北条治時)など1041クラスの1枚、平均は2.10枚である。

### 3.2 比較対象

こう配特徴は、画像に対して線密度を平滑化する非線形サイズ正規化を行い、その後Sobelフィルタによる濃度こう配の算出とGaussianフィルタによる平滑化を行い得られた特徴ベクトルである[3][4][5]。花押画像同士の相違度はこの特徴ベクトル同士の



図3: 花押かがみ: 画像は花押かがみ四「鎌倉時代三」の62, 63ページ[9]。このページでは藤原雅藤と西園寺公衡の花押がそれぞれメタデータとともに年月日順に記載されている。

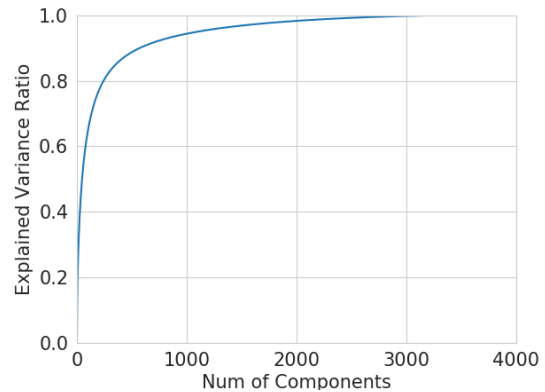


図4: PCAの累積寄与率: 243次元のとき累積寄与率は0.8となっている。

ユークリッド距離によって定義される。

PCAは次元削減手法の一つである。サンプル集合の分散共分散行列から固有値と固有ベクトルを計算し、固有値の大きい順から対応する固有ベクトルを任意の個数選択し、それらを基底とする空間へサンプル集合を写像することによって次元削減を行う。このとき1サンプルごとに得られる基底の係数を並べることによって得られるベクトルを、その1サンプルのPCAにおける花押画像の特徴とする。選択する固有ベクトルの個数、すなわち次元削減後の次元数は、予備実験としてPCAの累積寄与率を計算し、得られた図4のグラフをもとに、PCAの累積寄与率が0.8となる243次元に設定した。このPCAによって得られた特徴のユークリッド距離を花押画像同士の相違度とした。

Kernel PCAは、カーネルトリックを用いてPCAを非線形な集合にも適用できるようにした次元削減手法である。サンプル集合を高次元に写像し、その



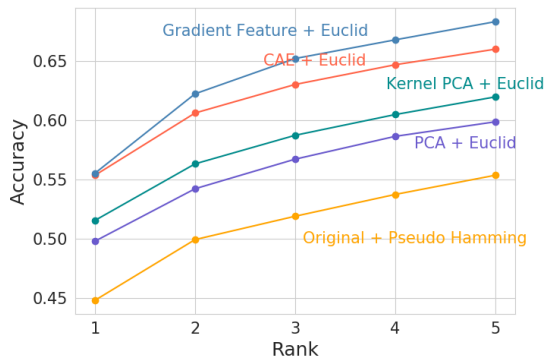


図 5: トップ  $n$  精度: 同クラス (同人物) に花押画像が 2 枚以上含まれる花押に対して計算したトップ  $n$  精度. Kernel PCA のカーネル関数は最も性能の高かった多項式カーネルを使用したものを表示している.

次いで PCA することによって本来線形的な処理である PCA を線形分離不可能なサンプル集合に適用させる. 高次元に写像してしまうと計算量が爆発的に増加してしまうが, Kernel PCA ではカーネルトリックを用いることによって, 高次元に写像することなく同等の結果を得ることができる.

擬似ハミング距離は, 2 つの 2 値化された文字画像から背景部距離変換画像を生成し, それを互いの元画像と比較する手法である. 微小な文字のズレや形状の違いを吸収できるという特徴から特に手書き文字画像の比較に有効な手法である. [7] 花押は手書き文字のような特徴を持つ 2 値画像であるため比較対象とした.

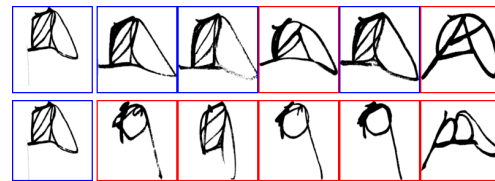
### 3.3 評価尺度

評価尺度にはトップ  $n$  精度を用いた. トップ  $n$  精度は, 評価値の順に対象を並べ, そのトップ  $n$  位以内に正答が存在した場合を真としてそのときの全体中の真の割合を精度とする. 今回は同じクラスの花押画像が選択されれば正解, そうでなければ不正解とした. なお, 花押データセットには同一のクラスに属する花押画像が 1 枚のみ (クエリとして使用した場合正解が存在しない) の花押が多数存在するため, 上位  $n$  精度を計算する際の実分母には, これらを除外した枚数 2285 を使用する. 上記の設定で  $n$  を 1 ~ 5 個とし, トップ  $n$  精度を計算した.

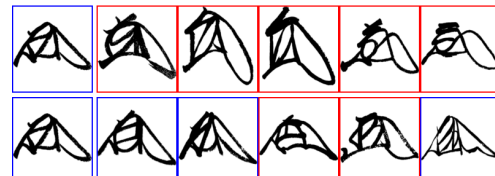
## 4 実験結果

図 5 に上位 5 位のトップ  $n$  精度を示す. 図 5 において CAE を用いた場合のトップ  $n$  精度はこう配特徴を用いたものと同程度であり, これらはともに他と比べ高いトップ  $n$  精度となっている.

図 6 に実際にクエリに対してこう配特徴と CAE による相違度の高い上位 5 つをそれぞれ列挙させた



(a) こう配特徴による特徴抽出の成功例



(b) CAE による特徴抽出の成功例

図 6: 距離が小さい画像の列挙: それぞれの上段がこう配特徴, 下段が CAE によるもの. 最も左が検索クエリ画像, 左から 2 番目以降が順に検索結果の上位 1 位 5 位の画像である. 青枠は対象と同クラス, 赤枠は対象と異なるクラスの花押画像であることを示す.

実験結果の一例を示す, 図 6(a) はこう配特徴による特徴抽出が特に優れている例である. この例では虫食い跡の影響でクエリ画像が上方へ平行移動しているにもかかわらず, こう配特徴は同クラスの花押画像を上位に挙げている. 他にも縦横比が変化しているような花押画像に対しても同じクラスの花押を列挙する傾向が見られた. 一方, 図 6(b) は CAE による特徴抽出がこう配特徴に比べ優れていた例である. こう配特徴は形状, 大きさが異なる他クラスの花押画像を挙げているのに対し, CAE は同クラスの花押画像を正しく選択している. 更に失敗である 3 位 4 位の花押画像についても, こう配特徴の挙げた花押画像に比べ, クエリ画像と形状や大きさ, 線の太さなどが近い花押を選択しているのが分かる. CAE の選択した花押画像の多くにこのような傾向が見られた.

図 7 には各畳み込み層における, CAE が学習した重みの可視化画像と出力画像を示す. エンコード部における浅い層の出力 (図 7 中 A) はエッジを特徴として取り出しており, フィルタが Sobel フィルタのような機能を果たしている様子が見られる. 一方で, 深い層の出力 (図 7 中 B) では大域的な特徴を獲得しており, フィルタが Gaussian フィルタのような機能を持つことが確認できる.

より詳細に観察するため, 図 8 に CAE の特徴量として用いた CAE のエンコーダ部の出力例を示す. これは図 7 中 B に当たる画像である. 図 8 に見られる 4 枚のエンコーダからの出力について, 内 3 枚は花押画像の大まかな形状を特徴量として捉えていることが分かる. これらは同一ではなくそれぞれ微妙に異なる捉え方をしている. 一方残りの 1 枚は他と

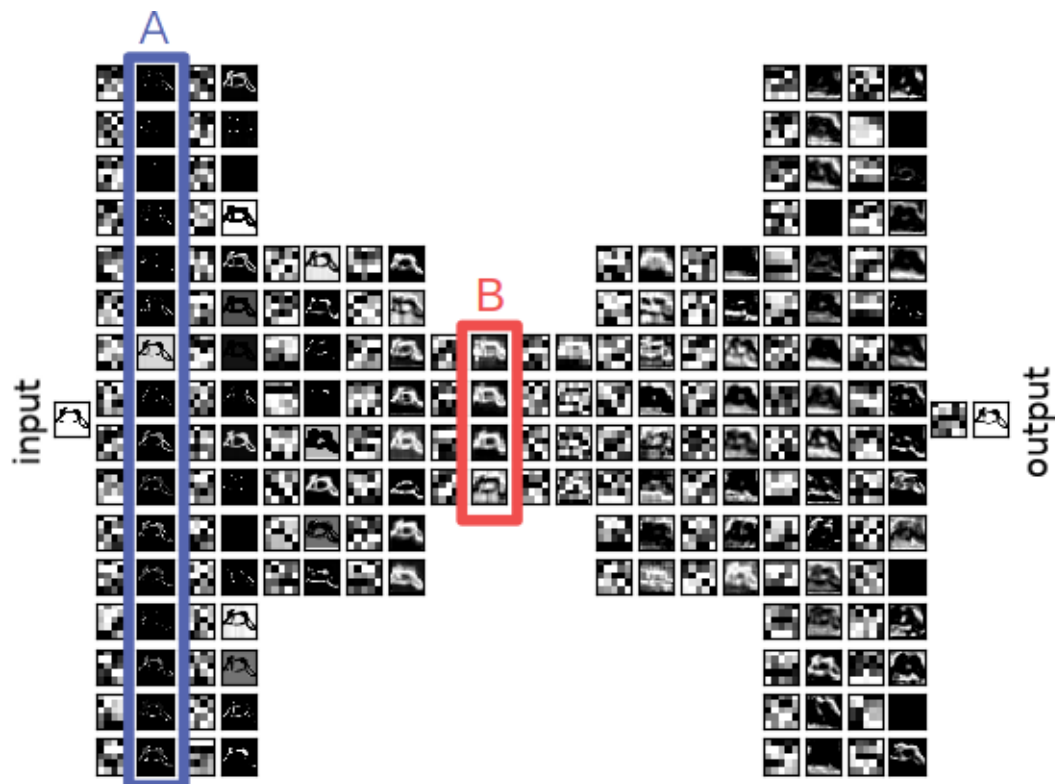


図 7: 学習後 CAE の各畳込み層におけるフィルタの可視化画像および出力画像：左から右に行くほど深い層になり、奇数列目が CAE 層のフィルタ、偶数列目が CAE 層の出力の 2 列 1 組となっている。見やすくするためにすべての画像は最小値を黒、最大値を白として輝度スケールを調整している。

大きく異なる捉え方をしており、比較的複雑な形状をしている。

## 5 考察

図 5 に示す通り、CAE による特徴抽出は、こう配特徴による特徴抽出とほぼ同程度の性能となった。これは CAE の内部的にはこう配特徴とよく似た処理が行われているためだと考えられる。図 7 に示されるように、学習された CAE において、浅い層ではエッジを特徴として取り出す Sobel フィルタのような機能を果たしているフィルタ、深い層では大域的な特徴を獲得する Gaussian フィルタのような機能を持つフィルタがそれぞれ学習されている。これらの処理手順はこう配特徴の抽出手順と類似しており、抽出された特徴量は、こう配特徴と類似した性質を持つと思われる。

一方で、同じ花押画像クエリに対して列挙される花押画像の傾向が異なる場合が多数見られた。こう配特徴は花押の平行移動や縦横比の変化に対して頑健であり、それに対し CAE は成功・失敗問わず形状や大きさ、線の太さなどが近い花押を選択する。この傾向は非線形サイズ正規化に起因すると考える。非線形サイズ正規化は線密度を平均化するように行われるが、これは花押の位置や線の太さの変動を吸収する能力がある。非線形サイズ正規化な

しでこう配特徴を抽出したところ性能は大きく低下するため、非線形サイズ正規化はこう配特徴による特徴抽出にとって不可欠な過程である。非線形サイズ正規化を行った画像を CAE にクエリおよびデータベースとして与えた場合にはこう配特徴と同様の傾向が CAE に現れた。しかし、CAE の示すトップ  $n$  精度は元の画像を用いたものよりも低下したため、CAE 自身に形状や大きさ、線の太さなどを特徴として捉える能力が存在するのではないかと考察する。こう配特徴と CAE はそれぞれ異なる特徴をそれぞれ獲得していると考えられる。

## 6 まとめと今後の課題

本研究では CAE を用いて花押画像の解析を行い、特徴量の抽出・花押の形状類似性を評価する手法を提案した。提案手法はこう配特徴による特徴抽出同程度の性能となり、主成分分析 (PCA)/カーネル主成分分析 (Kernel PCA) によって次元削減した後にユークリッド距離で相違度を評価したものの、元画像に対し擬似ハミング距離を計算し相違度を評価したもののいずれよりも高い性能を示した。提案手法とこう配特徴は同程度の性能であるが、相違度が高くなる花押画像の傾向が互いに異なるため、花押画像からそれぞれ異なる特徴を抽出していると考えられ



図 8: CAE によって抽出された特徴量: 最も上の画像が入力された花押画像, それ以降の画像 4 枚が CAE によってエンコードされた画像. エンコード画像の内 3 枚目までは入力画像の大まかな形状を捉えており, またそれぞれ微妙に形状が異なる. 一方, エンコード画像の 4 枚目は他よりやや複雑な形状をしている.

る. そのため従来手法であるこう配特徴による特徴抽出と, 提案手法である CAE を用いた特徴抽出を相補的に用いることによってより高精度な花押画像の検索機能が実現可能性が示唆される.

しかしながらトップ  $n$  精度は  $n = 5$  でいずれも 0.7 に届かず, 十分な精度が得られているとは言い難い. この問題を解決するためにはそれぞれの特徴抽出手法の性能向上, もしくは異なる特徴抽出手法の効率的な同時運用の 2 つが考えられる. 特に前者について, 本研究では入力画像をすべて  $256 \times 256$  に揃えて使用したが, 花押は本来大小のばらつきが非常に大きいため, 花押の大きさも 1 つの特徴と捉えることができる. そこで拡大縮小は用いず, 最もサイズの大きい花押画像と同じサイズになるよう他の花押画像の周囲に空白部分を挿入することで, 大きさという特徴を失わずに解析を行えるのではと考える. また, 今回は特徴同士の相違度評価にユークリッド距離を使用した, こちらについてもユークリッド距離は特徴同士を比較する際に適した距離であるのか, より深い検証・考察が必要である.

#### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP17H00921 の助成を受けたものである.

#### 参考文献

- [1] 林 譲 「花押と筆跡研究の可能性-花押類似検索システムとその課題」 科学 76(2), 183-187, 2006.

- [2] 東京大学史料編纂所 花押カードデータベース <https://wwwap.hi.u-tokyo.ac.jp/ships/shipscontroller>
- [3] 未代 誠仁, 井上 幸, 高田祐一 他, 「木簡およびくずし字のデジタルアーカイブを文字画像で検索するサービスの実装」 じんもんこん 2016 論文集, 19-24, 2016.
- [4] 未代 誠仁, 斎藤 恵, 戸根 康隆 他, 「古代木簡解読支援のための文字パターン検索」 情報処理学会論文誌 Vol.50, No.4, 1444-1455, 2009.
- [5] Cheng-Lin Liu, In-Jung Kim, J.H. Kim, “High Accuracy Handwritten Chinese Character Recognition by Improved Feature Matching Method”, ICDAR, 1033-1037, 1997.
- [6] Chairath Sirirattanapol, Yusuke Matsui, Shin’ichi Satoh et al. “Deep Image Retrieval Applied on Kotenseki Ancient Japanese Literature”, IEEE International Workshop on MLCSA, 2017.
- [7] Seiichi Uchida, Yuji Egashira, Kota Sato, “Exploring the World of Fonts for Discovering the Most Standard Fonts and the Missing Fonts”, ICDAR, 441-445, 2015.
- [8] 東京資料編纂所 「花押かがみ六 南北朝時代 二」 2004 年 5 月 1 日刊行
- [9] 東京資料編纂所 「花押かがみ四 鎌倉時代 三」 1985 年 3 月 30 日刊行