2008－CH－78 (3)
2008／5／23

# 落款を利用した浮世絵の作者同定の試み

廣瀬 駿[1]、吉 村ミツ[2]、八村広三郎[3]、赤間 亮[4]
[1] 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科、[2] 立命館大学 COE 推進機構、[3] 立命館大学 情報理工学部、[4] 立命館大学 文学部

江戸時代に作成された浮世絵の画像を対象として，浮世絵の落款の特徴量から浮世絵の絵師を同定する．まず，浮世絵から手動で切り出された落款画像を濃淡化し，大津の判別分析法を用いて 2 値化処理を行う．この 2 値化された画像に対してラベリング処理を行い，文字矩形を切り出す．分離されたへんやつくりの統合処理をし，1 文字ずつ切り出す．次に切り出された文字の加重方向指数ヒストグラムを抽出する．抽出された特徴量を用い，それぞれの絵師の辞書を作成する．テストサンプルにおいても同様に特徴量を抽出する．辞書とテストサンプルとの疑似マハラノビス距離を求め絵師を同定する．本論文では，手書き文字認識に定評がある加重方向指数ヒストグラムが浮世絵の落款に対しても有効であるかという点に重点をおき，落款を利用した絵師を同定する可能性について検討した．実験により，絵師同定の識別率は 90.0 %となっており，落款を用いて絵師を特定することができる可能性が明らかになった．

## Authorship Identification of *Ukiyoe* by Using *Rakkan* Image

Shun Hirose[1], Mitsu Yoshimura[2], Kouzaburo Hachimura[3] and Ryo Akama[4]
[1] Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, [2] Center for Promotion of the COE, Ritsumeikan University, [3] College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University, [4] College of Literature, Ritsumeikan University

This paper describes a method of identifying authorship of *Ukiyoe* prints by using *Rakkan* images found in the prints. A method of weighted direction index histogram has been used as feature values of *Rakkan* character features. Also the Pseudo Mahalanobis distances were used to judge distances between templates in a dictionary and test data. The method includes binarization of *Rakkan* images which has been done by recursively applying the Otsu's method which realized a good performance of character segmentation eliminating the influence of stain and smears. We used 100 *Ukiyoe* prints which have been drawn by 10 artist as both templates and test samples. Identification experiment was done with the leave-one-out method. The results of experiment indicate possibility of using this method for identifying authorship of *Ukiyoe*.

## 1 まえがき

江戸時代から明治時代にかけて，日本の印刷技術は著しく発展してきた．この印刷技術の発展は日本絵画に大きな影響を与えた．木版画によって浮世絵を短期間に大量に刷る手法の登場により，低廉な価格で売られようになった．江戸風俗や歴史，美術などの研究を行う上で浮世絵は貴重な参考資料となっている [1].

また，海外での浮世絵の人気は，現在も衰えることなく続いており，浮世絵は日本だけでなく国際的に見ても世界に誇れる日本文化の 1 つであるといえる．しかし，それぞれの浮世絵の絵師や，それが描かれた年代については明らかになっていないものが多い．そして，海外の浮世絵研究以外の研究者や海外の研究者やコレクターにとって，浮世絵を見て絵師や作成年を特定することは困難な作業である．

本研究では，浮世絵の落款を利用してコンピュータで浮世絵の絵師とその作成年代を特定することを目的としている．本論文では，3 章で今回扱う画像についての特性を述べる．つぎに 4 章では落款画像の前処理から抽出された特徴量の距離計算までの処理手順を述べ，5 章で識別実験の結果と考察を述べる．また用語であるが，以下では時に応じて同定を特定，識別を判別などとして用いる．

## 2　浮世絵の画像解析

### 2.1　処理対象とその意義

浮世絵とよばれる絵画の形式は江戸時代に成立したとされている．その主題は江戸の町娘や吉原遊郭などの遊女を描いた美人画，歌舞伎役者のスターを描いた役者絵，江戸時代後期には隆盛した名所などの風景を描いた風景画などである．浮世絵の形式は発展段階に応じて様々な種類が誕生した．中でも最も有名なのが錦絵とよばれる複数の色版を用いる多色摺木版画技法で摺られたものである．また，版画ではなく筆で直接描いた肉筆画などもある [2].

江戸時代に刷られた浮世絵は国内に約 20 万点あると言われており，美術館や個人コレクターによって保管されている．また，浮世絵は明治時代以降，大量に海外へ輸出されており，現在国外に確認されているだけで約 100 万点が保存されている．イギリスのヴィクトリア＆アルバート博物館には 4 万点，大英博物館には 2 万 5 千点，アメリカのボストン美術館には 6 万点の浮世絵が所蔵されている．これらの海外に輸出された浮世絵の数があまりに膨大なため，所有者ですら浮世絵の絵師名や作品名などの詳細な情報を把握できていないことがある．それら膨大な数の浮世絵の詳細な情報を手作業にて把握することは，莫大な労力と時間が必要である．

ここで，浮世絵の絵師や作成年の特定が自動的にできれば，大量の浮世絵を短時間で効率よくデジタルデータにして整理することができる．デジタル化により，今まで知られることのなかった新たな浮世絵の発見や浮世絵に描かれた内容と作成年から，歴史研究における新たな事実の発見に繋がる可能性が出てくると考えられる．

### 2.2　関連研究

「ディジタル画像による浮世絵研究の試行 [3]」では，顔の人類学的計測特徴による難判別作者の判別を行っている．

浮世絵美人画作者の自動判定では，ディジタル画像から顔部品の座標情報を取り出して分析することで，作者の判別を試みている．顔部品座標抽出のためのポイントは，人類学の頭部計測で用いられる計測点を参考にして決定している．それぞれの作者の顔部品座標から計測点座標を算出し，絵師を判別させている．この方法で，テストデータは全て正しく判別することができている．

しかし，この研究では一つの顔部品の座標を専門家が主観的に決めている点で完全な自動判定はなされていない．また，顔を特徴量とするため美人画以外の浮世絵では利用が難しいと考えられる．

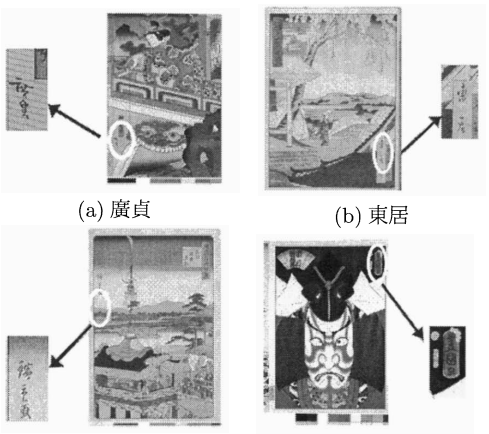
### 2.3　浮世絵と落款

浮世絵のほとんどには絵師の落款が書かれている．落款は多くの絵師の場合，年齢と共にその描き方が変化する．その自然な変化から絵師の落款は，絵師の画風の変遷とともに研究の重要な手がかりとなると考えられる．

一方，歌舞伎役者の表情やしぐさを描いた「役者絵」は特定の役者のある年月日における特定の演目を描いた，現代のポスターに相当するものである．そのため，別途残されている公演記録と対照することにより，役者絵の中の落款は，この役者絵が作られた作成年を示す指標として考えることができる．

浮世絵に書かれた落款の文字の特徴は，第 1 に基本的に木版刷りで書かれていること，第 2 に文字の大きさや配置が浮世絵ごとに異なること，第 3 に色彩の背景の上に黒の墨で書かれていることの 3 点に集約される．もちろん，浮世絵の形態は書かれた時代や種類によって様々であり，すべての浮世絵がこれらの特徴を持っているわけではない．

本研究が対象にしている浮世絵は，木版刷りのものである．浮世絵の例を図 1 に示す．楕円で囲った部分が落款の部分であり，浮世絵によって落款の配置や文字の大きさが異なることが分かる．



(a) 廣貞　(b) 東居

(c) 豊国　(d) 廣重

図 1: 浮世絵とその落款

本研究では江戸時代に摺られた浮世絵を対象としている．浮世絵のデジタル画像は立命館大学アート・リサーチセンターが公開しているデータベース「浮世絵検索閲覧システム」の約 4000 点の浮世絵の中から 100 作品（絵師 10 人× 10 作品）を利用した．

## 3　対象画像の特性

浮世絵は木版刷りの絵画であるため，かすれやつぶれを含んだ文字が見受けられる．また，さまざまな色の背景に黒い文字で落款が書かれてのが一般的である．そのため，文字を判別し難いことがある．落款が書かれる場所は作品によって異なり規則性はない．また，文字の大きさも作品により異なる．

さらに落款の文字の周りに装飾として模様が描かれている場合もある．装飾の付いた落款の例を図 2 に示す．



図 2: 装飾の施された落款

多くの落款は行書体や楷書体で書かれているが，「つづけ字」が使われているものもある．また，製作年代が古いため，紙面の劣化，染み，汚れが見受けられる．汚れの目立つ部分を含んだ浮世絵の例を図 3 に示す．



図 3: 浮世絵の汚れ箇所

## 4　処理手順

### 4.1　概要

落款の切り出しから結果の出力までの処理手順を図 4 に示す．

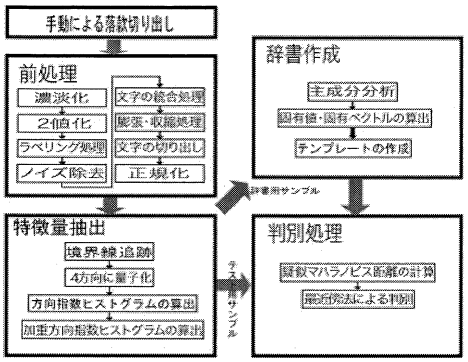



図 4: 処理手順の流れ

本研究では，浮世絵の落款部分だけを手動で切り出してこれを対象とした．図 5 に切り出した落款部分の例を示す．

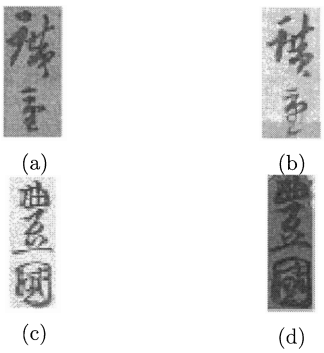



図 5: 切り出した落款

なお，落款文字の周りに描かれた装飾は，文字図形を処理する際に障害となる．そのため，本研究では周囲の装飾等を除いて文字部分だけを切り出すようにした．切り出す前の装飾付きの落款部分の例を図 6(a) に，切り出した後の例を同図 (b) に示す．



(a) 切り出し前　　(b) 切り出し後

図 6: 装飾のある落款の切り出し

前処理ではまず，落款部分を切り出した画像の明度

値を利用して濃淡画像を作成する．この濃淡画像を判別分析法 [4] を用いて 2 値化する．2 値化した画像をラベリングし，ノイズ除去をする．ラベリング処理の結果得られた孤立領域を囲む文字矩形を統合し，文字ごとに切り出す．切り出した画像に対し，かすれを除去するために膨張・収縮処理を行い，その後大きさの正規化をする．

次に，各文字の加重方向指数ヒストグラム [5] を算出する．この算出された値を各文字の特徴量とし，辞書とテストサンプルを作成する．

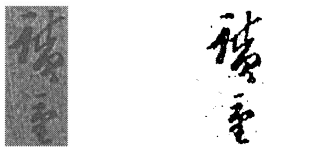
最後に絵師を特定するために各絵師の辞書とテストサンプルとの距離を求める．距離計算には疑似マハラノビス距離を用いる [6].

## 4.2 前処理

### 4.2.1 2 値化

前処理では，浮世絵から切り出した落款画像に対し，明度値を使って濃淡化する．次に 2 値化処理を行う．ここでは自動的にしきい値を決定するために判別分析 2 値化法 [4] を採用した．

実験により，判別分析 2 値化法ではしきい値が大きくなる傾向があるため，本手法では算出された値の 60 %の値をしきい値とする．このしきい値で 2 値化処理した例を図 7 に示す．



(a) 濃淡画像　　(b)2 値画像

図 7: 2 値化処理

図 7 の（a）では背景と文字部分の判別が難しい．しかし図 7 の（b）の文字部分は鮮明に現れ，良好に 2 値化処理が行われていることが分かる．

### 4.2.2 ノイズ除去

2 値化処理後の落款画像には多くの細かなノイズ状の領域が残っているので，ラベリング処理した落款画像からこれらの領域を除去する．2 値画像に対して，8 近傍の隣接性に基づき各連結領域をラベリングする．その後，ラベリングされた領域の内，画素数がしきい値以下の領域をノイズ領域として除去する．この処理によりノイズを除去した例を図 8 に示す．図 8(b) は，(a) のノイズを除去した結果である．



(a) 処理前　　(b) ノイズ除去

図 8: ラベリングによるノイズ除去

また，浮世絵は刷りものであることから文字に多くのかすれを含んでいる．文字のかすれを減少させるために，8 連結の 1 画素分の膨張・収縮処理をそれぞれ 1 度ずつ行う．膨張・収縮処理によるノイズ除去の処理結果を図 9 に示す．



(a) 処理前　　(b) 処理後

図 9: 膨張・収縮処理

処理結果では図 9（a）のかすれが（b）では除去されていることが分かる．

### 4.2.3 文字の統合処理と切り出し

ノイズ除去後の落款は，部首などに対応する部分領域ごとに孤立した状態になっているので，1 文字ずつ画像として切り出すために部分領域の統合処理を行う．統合条件には大きく次の 2 つの条件を設定する．

1. 部分領域同士の外接長方形の一部が互いに重なり合う場合はこれらを統合する．
2. 画素数がしきい値以下の孤立した領域の場合，孤立領域の中心点と前後領域の中心点との距離が近い領域と統合する．

文字抽出の結果を図 10 に示す。

### 4.2.4 正規化

1 文字ごとに切り出された落款画像は，一般に文字によって大きさが異なる．特徴量は画像サイズによっ



図 10: 文字抽出の結果

て大きく影響されるため，特徴量を抽出する前に 49 × 49 pixel の画像に正規化する．正規化した画像の例を図 11 に示す．



(a) 処理前　　(b) 処理後

図 11: サイズの正規化

## 4.3 解析処理

### 4.3.1 特徴量抽出（加重方向指数ヒストグラム）

文字画像の特徴量には加重方向指数ヒストグラム [5] を利用する．加重方向指数ヒストグラムは文字の各領域における境界線上の隣接画素の方向コードを特徴量とするため，どの場所にどの方向があるかを表わす 2 種類の特徴を合わせ持つ．一方，パターンマッチング法は各領域における画素値のみを特徴とする．そのため，対象パターンの線分にかすれやにじみもなく捉えられれば前者の特徴量が使用できるが，そうでない場合は，後者の特徴量を使わざるをえない．本論文が対象とするデータは 2 値化，ノイズ除去，膨張・収縮処理などの適切な前処理により前者の特徴量を使えるようになった．

文字の境界線を 4 連結で追跡し，境界線上の隣接画素を 4 方向で量子化してチェインコード（方向コード）を作成する．

文字画像を 7 × 7 の領域に分割し，各領域におけるチェインコードのヒストグラム（方向ヒストグラムと呼ぶ）を求める．その後，ガウスフィルタを方向ヒストグラムに掛け，4 × 4 × 4 の 64 次元の加重方向指数ヒストグラムを求める (図 12).

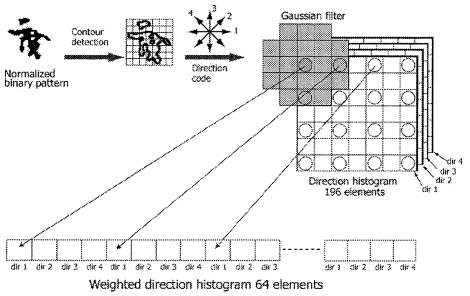



図 12: 加重方向指数ヒストグラムの抽出

### 4.3.2 判別のための辞書作成

得られた特徴量を文字テンプレートとして判別用の辞書を作成する．このため，主成分分析により，それぞれの文字の特徴ベクトルの固有値・固有ベクトルを求める (図 13)．ここでは，一人の絵師につき 10 個の落款画像をサンプルデータとして利用した．これらの画像は，ノイズが少なく文字の形が良好であるものを基準に選択を行った．主成分分析の結果の主成分の数と累積寄与率の関係を図 14 に示す．

実験では，2 文字で構成される落款を用いたが，本研究では，図 13 に示すように，落款の 1 文字毎に辞書のテンプレートを作成する．

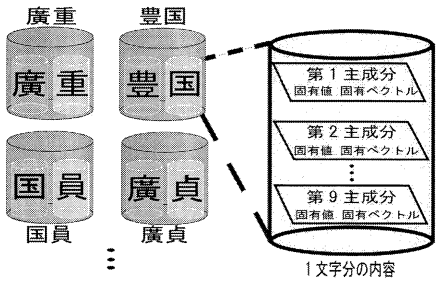



図 13: 各文字ごとの辞書の構成

### 4.3.3 判別のための距離計算

テストサンプルと辞書中のテンプレートとの距離計算には疑似マハラノビス距離を用いる．一般的なマハラノビス距離は，判別対象の母集団の分散を考慮して距離の算出をするので，単純なユークリッド距離では判別が困難な場合（異なるテンプレートの重心とテス

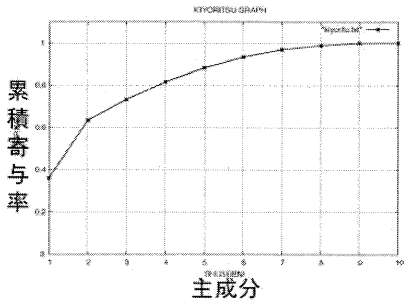



図 14: ある文字の累積寄与率

トサンプルの距離が近い）においても，適切な距離を計算ができるという特徴がある．

通常のマハラノビス距離では，各次元の分散を考慮するために，各次元の距離を固有値で割って距離を求める．このため，固有値が 0 に近い値をとる高次の主成分では，固有ベクトルの推定誤差を含みやすく，マハラノビス距離の値に大きく影響する．このため，本システムではマハラノビス距離を拡張した計算方法である疑似マハラノビス距離 [6] を用いる．

テンプレート $\mathbf{T}_i$ の固有値，固有ベクトル，平均特徴ベクトルをそれぞれ $\lambda_i$，$\nu_{i,m}$，$\overline{v_i}$ とし，テストサンプル $\mathbf{Q}$ の特徴ベクトルを $v$ とするとき，$\mathbf{T}$ と $\mathbf{Q}$ の間の疑似マハラノビス距離 $D(\mathbf{T}_i, \mathbf{Q})$ は式 (1) で与えられる．式 (1) で $q$ は固有値の打ち切り数である． 第 2 項の $(q+1)$ 次元以降の固有値は一定値として用いるが，ここでは $q$ 次元での固有値を利用している．

$$
\begin{aligned}
&D(\mathbf{T}_i, \mathbf{Q}) \\
&\quad = \sum_{m=1}^{q} \frac{1}{\lambda_{i,m}} ((v - \overline{v_i})^T \nu_{i,m})^2 \\
&\qquad + \sum_{m=q+1}^{9} \frac{1}{\lambda_{i,q}} ((v - \overline{v_i})^T \nu_{i,m})^2 \qquad (1)
\end{aligned}
$$

本研究では，2 文字で書かれた落款を対象としているため，テストサンプルと辞書との疑似マハラノビス距離の計算は，第 1 文字と第 2 文字に分けて行う．辞書とテストサンプルの距離の計算の様子を図 15 に示す．

#### 4.3.4 判別方法

4.3.3 節の距離計算を用いて 4 つの方法で判別を行う．すなわち，落款の第 1 文字のみ，第 2 文字のみ，第

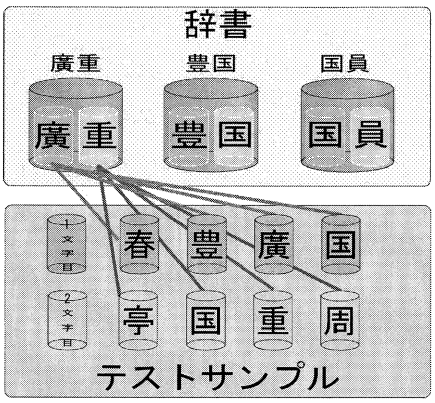



図 15: 文字ごとの距離計算

1 文字と第 2 文字の距離の和，1 文字目と 2 文字目が正しく判別された場合の論理積を用いる判別方法である．論理積での判別では，各絵師の落款の安定性を調べた．各絵師のテストサンプルと間の距離が最小の辞書中のテンプレートの絵師をそのテストサンプルの絵師と判別する．

## 5 処理結果と考察

10 人の絵師（廣貞，廣重，国員，国周，長秀，貞信，春亭，東居，豊国，文挙）の落款を各絵師 10 個ずつ計 100 個の落款画像データに対して，leave-one-out 法を用いて判別実験を行った．

leave-one-out 法とはひとつの絵師のサンプル 10 個から 1 個をテスト用サンプルとして抜き出し，残りの 9 個のサンプルを使って，その絵師の辞書用のテンプレートデータを作成する．それをサンプル 10 個に対し代わる代わる役割を変えて行うものである．すなわち，テスト用のサンプルを順次取り換えながらひとつの絵師あたり 10 回の判別処理を行って判別率を算出する．このとき，テンプレート用の落款の平均特徴ベクトルとテストサンプルの特徴ベクトルを用いて，式 (1) により距離計算を行うものである．

### 5.1 単独文字の判別

はじめに，テストサンプルとして与えた落款の 2 文字を，第 1 文字のみ、第 2 文字のみとしてそれぞれの単独文字に基づいて判別率を調べた。打ち切り数 $q$ を変えて判別率の変化を調べた．結果を表 1 に示す．打

ち切り数別の判別率は，10 回の判別処理を行い，打ち切り数ごとの結果の平均を示している．表中，$C_1$，$C_2$ は，それぞれ，落款の最初の文字，2 番目の文字の判別率を意味している．

表 1: 単独文字の判別率 (%)

| 打ち切り数 $q$ | $C_1$ | $C_2$ |
|---|---|---|
| 1 | 83.0 | 74.0 |
| 2 | 82.0 | 78.0 |
| 3 | 82.0 | 78.0 |
| 4 | 84.0 | 73.0 |
| 5 | 80.0 | 75.0 |
| 6 | 82.0 | 76.0 |
| 7 | 82.0 | 77.0 |
| 8 | 80.0 | 76.0 |

図 16 に，文挙の「挙」の 10 個のサンプルを示す[1]．この中で，(a) から (i) までのサンプルを，テストサンプルとして識別処理を行った場合は，これらは正しくこの「挙」の文字として判別されたが，(j) をテストサンプルとした場合には，これは文字「貞」に間違って判定された．

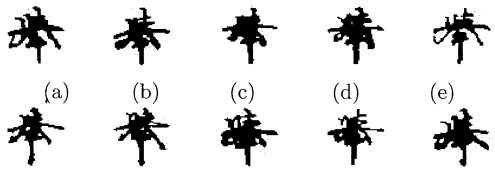



図 16: 文字サンプルの例 (正規化画像)

正しく判別された文字と誤って判別された文字の例をそれぞれ図 17 と図 18 に示す．図 18(a)，(b) では，文字の一部が欠けたことで文字の特徴が失われたことが原因と考えられる．




図 17: 正しく判別されたテストサンプル

ノイズを含む落款画像でありながら正しく判別された例を図 19 に示す．図 19 の (a) の右上にノイズを含んでいるが正しく判別された．このことから，ノイズを含んでも，文字の概形を保持すれば文字の特徴量は大きく失われないと考えられる．




図 18: 誤って判別されたテストサンプル




図 19: 正しく判別されたノイズのあるテストサンプル

## 5.2 落款 2 文字の判別

次に，テストサンプルとして与えた落款の 2 文字に基づいて絵師の判別率を調べたものを表 2 に示す．ここで，「2 文字の和」($d_1 + d_2$) は，テストサンプルとして与えた落款のそれぞれの文字の辞書テンプレートとの距離の和の最小値に基づいて判別を行った結果である．

1 文字目と 2 文字目が正しく判別された場合をそれぞれ $t_1$，$t_2$ とする時，「2 文字の積」とは 1 文字目と 2 文字目が正しく判別された場合をそれぞれ $t_1$，$t_2$ とする時の論理積 ($t_1 \cap t_2$) である．落款の 2 文字とも正しく判別された例と 1 文字だけが正しく判別された例を，それぞれ図 20 と図 21 に示す．

表 2: 落款 2 文字の判別率 (%)

| 打ち切り数 $q$ | $d_1 + d_2$ | $t_1 \cap t_2$ |
|---|---|---|
| 1 | 90.0 | 65.0 |
| 2 | 88.0 | 70.0 |
| 3 | 87.0 | 70.0 |
| 4 | 87.0 | 69.0 |
| 5 | 87.0 | 68.0 |
| 6 | 89.0 | 68.0 |
| 7 | 85.0 | 72.0 |
| 8 | 86.0 | 70.0 |

図 21 の (a) は文字の特徴を保持しており正しく判別されたが，(b) は「貞」の横線部分が欠けたため正しく

[1]以後の図では，文字図形の画像は元の浮世絵の文字ではなく，特徴抽出処理のために $49 \times 49$ に正規化したもので示している．

判別されなかった．すなわち，1文字目と2文字目の和で判別した場合，2文字目の距離が大きいため正しく判別されなかった．



(a) (b)

図 20: 2文字とも正しく判別されたテストサンプル



(a) (b)

図 21: 1文字だけが正しく判別されたサンプル

### 5.3 考察

表1および表2から，落款に書かれた2文字の内どちらか1文字だけを用いて判別する場合より，2文字の距離の和を用いた場合の方が判別率が高かった．しかし，2文字とも正しく判別されたのはおよそ7割 (69.0%) であった．表2から，打ち切り数を1か2に設定し，これより高次の主成分の固有値を打ち切ると判別率はおよそ 90(%) と高かった．2文字の距離の和による絵師別判別結果を表3に示す．

表 3: 絵師別の平均判別率 (%)

| 絵師の名前 | 平均 $(d_1 + d_2)$ |
|---|---|
| 文挙 | 98.8 |
| 廣貞 | 90.0 |
| 廣重 | 72.5 |
| 国員 | 78.8 |
| 国周 | 88.8 |
| 長秀 | 100.0 |
| 貞信 | 90.0 |
| 春亭 | 75.0 |
| 東居 | 96.3 |
| 豊国 | 83.8 |

表3によれば平均 88.2%で，10人の半数である5人の絵師が9割以上の精度で判別されている．表2では最も良好な場合の判別率は 90%である．これらのことから，落款文字は絵師の特定に有効であったといえよう．もちろん前処理を適切に行った結果ではあるが，手書き文字認識の特徴量として定評のある加重方向指数ヒストグラムが落款の特徴量としても有効であることを示すことができた．

表1によれば，平均的に，落款の1文字目より2文字の判別率が低いことが分かる．このことは現代の署名識別の研究においても指摘されてきたことであり，大変興味深い．この点については，今後さらに研究を行うべきテーマであると考えられる．

## 6 まとめと今後の課題

本論文では，落款を用いて浮世絵の絵師を同定する手法について述べた．まず，判別分析法にて2値化し，次にラベリング処理と膨張・収縮処理によってノイズ除去を行った．画像から1文字ずつ切り出した画像から加重方向指数ヒストグラムを抽出しこれを特徴量とした．その後，この特徴量を用いて判別用の辞書を作成した．テストサンプルと辞書内のテンプレートとの間の疑似マハラノビス距離を利用して，テストサンプルの浮世絵を作成した絵師の判別を行った．

今後の課題としては，落款文字の統合手法の検討を行う必要がある．また，落款に含まれるつづけ字にも対応させる必要がある．現在のところ，浮世絵からの落款の切り出しは手動で行っているが，浮世絵の落款部分の抽出を自動的に行うことの検討はぜひ望まれる．

**謝辞:** 本研究の一部は，文部科学省グローバル COE「日本文化デジタル・ヒューマニティーズ拠点」，および，科学研究費補助金萌芽研究 (課題番号 19650020) の支援により行われた．また，浮世絵画像データの利用についてさまざまなご協力をいただいた，本学文学研究科金子貴昭氏に感謝します．

## 参考文献

[1] 田辺昌子，”浮世絵のことば案内”， 小学館 *(2005)*.

[2] 内藤正人，”浮世絵事発見：大名たちが愛でた逸品・絶品”， 小学館 *(2005)*.

[3] 山田奨治，早川聞多，”ディジタル画像による浮世絵研究の試行”，情報処理学会研究報告. 人文科学とコンピュータ研究会報告 Vol.2000，No.48，pp.25-32 *(2000)*.

[4] 大津展之，”判別及び最小 2 乗基準に基づく自動しきい値選択法”，電子通信学会論文誌，Vol.J63-D，No. 4， pp.349-356*(1980)*.

[5] 鶴岡信治，栗田昌徳，原田智夫，木村文隆，三宅康二，”加重方向指数ヒストグラム法による手書き漢字・ひらがな認識”，電子情報通信学会論文誌 Vol.J70-D，No.7，pp.1390-1397*(1987)*.

[6] 栗田昌徳，鶴岡信治，横井茂樹，三宅康二，”加重方向ヒストグラムと疑似マハラノビス距離を用いた手書き漢字・ひらがな認識”，信学技報，PRL82-79，*(1982)*.