

浮世絵における顔表現の分類と識別の一手法

山 田 奨 治†

本研究では、浮世絵研究に数量的手法を導入することを目的に、浮世絵顔表現のカテゴリカルデータにおける個体間類似度の付与と分類、および少数の典型例を学習データとする場合の識別方法を検討した。カテゴリカルデータにおける類似度の定義として、属性値を持つ重要性 (AIM) に着目した方法を定義し、それを使用した識別方法を提案した。AIM による類似度を利用することによって、浮世絵顔表現の特徴に基づく作者間類似度の空間的布置を得ることができた。提案方法は属性値の欠損に頑健で、識別結果は比較的良好な結果を示し、少数の典型例を学習データとする場合に有効性を持つことが分かった。本研究は日本美術研究への数量的アプローチという、情報処理の可能性を広げる1つの方向性を示すものである。

A Method for Classification and Recognition of Ukiyo-e Faces

SHOJI YAMADA†

This study focused on the numerical method for Ukiyo-e research. Using examples of facial expression in Ukiyo-e woodblock prints, a similarity calculation and discrimination method for a small number of typical examples of categorical data were investigated. This study defined a method using attribute importance measure (AIM) as a similarity definition for categorical data and proposed a classification and a discrimination method using AIM. Using AIM, we were also able to obtain a spatial distribution of similarity among famous Ukiyo-e artists. Through discrimination experiments, we can conclude that the proposed method is robust for missing values and showed sufficient discrimination ratio. The results of our experiment showed that this method is efficient when the teacher data is small and contains typical examples. This study indicates the potential for an information scientific approach to the study of Japanese art.

1. ま え が き

人文科学研究の現場においては、膨大な量の学習を通して身につけた「経験的知識」に基づいて、分類や識別などの学問的作業が行われる。そのような「経験的知識」による識別は、専門家としての直感的な判断の形をとる場合が少なからずある。たとえば、考古学において出土した土器の特徴から形式を分類して年代を推定したり、歴史学において文書に記された筆跡を鑑定したりする場合の思考プロセスを考えてみる。人文科学研究者は、土器や筆跡の特徴に関して、どのような特徴が表れたらどう識別すべきであるのか、複数の特徴の組合せにおいてどの特徴に重点をおくべきであるのか、陥りやすい誤りにはどのようなものがある

のかを、膨大な識別例の学習を通して判断を下せるようになる。その識別例の学習量の差が、経験の差として表れる。判断の根拠を求めたときに、人文科学者がしばしば答えに窮するような「経験的知識」に基づく直感的識別課題に対して、数理的手法を応用することは、その判断に根拠を与えるうえで有効であると考えられる。

一例をあげるならば、機械学習技術の一種で、非数値シンボルで事例を表現する「例からの学習」技術^{1),2)}は、人間がある概念を学習する方法との類似性が高く、実問題への適用が比較的容易である。そのアプローチは理工系の課題にとどまらず、人文科学の課題に対しても有効性が高いと考えられる。

本研究では、人文科学における直感的識別課題として、浮世絵美人画における顔表現の識別課題を取り上げる。浮世絵美人画における顔表現には、作者や時代に固有の特徴があるといわれている。「浮世絵の美人画は、典型美の世界である。一時期の歌麿の試みを例外とすれば、絵師ごとに理想とする美人の容貌・容姿の

† 国際日本文化研究センター研究部/総合研究大学院大学文化科学研究科

Research Division, International Research Center for Japanese Studies/School of Cultural and Social Studies, Graduate University for Advanced Studies

典型がつくりあげられ、すべての作品はその典型の枠の中で描き出される」「この美人の典型は、個々の絵師の枠にとどまらず、同じ流派の中の絵師同士でも共有される。さらには、同じ時代の異なった流派の絵師の間でも、きわめて似通った容貌の型が見出される場合が少なくない」³⁾といった言説が浮世絵研究者の間にある。ところが、典型的な容貌の型とは何かについては、「今にも折れそうな華奢な姿態」「少女か少年か区別がつかないような、中性的な容貌」「豊満な顔立ちと、健康的で逞しい体躯を誇示するようなもの」といった、直感的・定性的な言語表現に頼るという現状がある。顔 A と顔 B が似ているか否かについての判断は、直感的にある程度可能であるが、「どのくらい似ているか」という問いに対しては、従来手法ではまったく回答を用意できない。浮世絵研究者の言説から、浮世絵の美人画にはそれぞれの時代を代表するような何人かの作者による、特徴的な表現があることが分かる。それらの特徴を的確にとらえることができたならば、浮世絵の顔表現から作者や流派・制作年代を、ある程度機械的に推定できる可能性がある。

浮世絵を題材とした画像解析の研究には、浮世絵作者絵を対象に顔の輪郭線特徴から描かれている役者を推定する研究⁴⁾や、顔の輪郭線の p 型フーリエ記述子を特徴量として作者を自動識別する研究⁵⁾がある。

本研究では、浮世絵の代表的作者 11 名による女性の斜め横顔像を対象に、顔の表現要素をカテゴリカルデータとして抽出し、作者固有の要素および作者間の類似性を考察するための数量的方法について議論する。そこで問題となるのは、カテゴリカルデータに対する個体間類似度の与え方である。本研究では、属性値の出現頻度に基づく情報量の応用による、属性値が持つ重要性の概念を利用した個体間類似度について議論する。同様のアプローチは、文献 6)~10) にもみられる。しかしながら、先行研究では欠損値が出現した場合に推定値をもってそれにあてると、欠損値の扱いが必ずしも十分ではない。浮世絵顔表現の場合は、着物の袖で口を隠した表現や眉を剃った顔など、顔部品の属性値が得られない例が頻出するため、属性値が欠損しているということの意味を正確に反映させた類似度計算法が必要である。

また作者ごとの顔表現特徴の分類は、少数の典型例で行うことが効率的であると考えられる。なぜならば、例数の増加に従ってノイズも増加するため、作者に特徴的な表現の抽出はかえって困難になると思われるからである。本研究では、類似度を使った識別方法についても考察する。少数の典型例を学習データとした場

合、非学習データには作者に典型的な顔表現からはずれた属性値が出るものとする必要がある。すなわち学習データは本質的に十分でないことを前提に、学習済み典型例とは質的に異なる非学習データや属性値の欠損に強い識別方式を検討しなくてはならない。

2. 浮世絵顔表現の分類方法

2.1 実験データ

実験対象として、浮世絵作者 11 名（菱川師宣、西川祐信、鈴木春信、鳥居清長、喜多川歌麿、葛飾北斎、歌川広重、歌川豊国、歌川国貞、溪斎英泉、歌川国芳）の代表作から、女性斜め横顔像を数例ずつ典型例として選択し、浮世絵顔表現分類データとして作成した。典型例の選択は、専門の浮世絵研究者によってなされた。斜め横顔像に対象を限定した理由は、浮世絵の人物表現においてはほとんどの場合、顔が斜め横向きに描かれているからである。典型例として用いた総顔数は、58 例（属性値に欠損があるのは 8 例、8 属性値）である。

最初に、実験対象顔から顔輪郭線、眉、目、鼻、口、耳の顔部品を取り出して手作業で分類した。分類に基づき、実験対象顔部品の分類表をカテゴリカルデータとして作成した。これらの典型例のほかに、各作者について他の作品から、無作為に抽出した顔の部品を分類した非学習データを用意した。非学習データは無作為抽出であるので、作者に典型的な表現ばかりではない。したがって、本実験で用いる学習データと非学習データには、質的な相違がある。非学習データの総顔数は、全作者につき 3 例ずつの計 33 例（属性値に欠損があるのは 4 例、4 属性値）である。

まず、典型例について顔部品分類と作者のクロス集計により、比較検討を行った。顔部品は、顔輪郭線：6 種類、眉：5 種類、目：5 種類、鼻：5 種類、口：3 種類、耳：8 種類に分類された。例として鼻の分類を図 1 に、鼻分類と作者のクロス集計を表 1 に示した。

つづいて、顔部品表現に作者特有の要素があるか否かをみるために、顔部品と作者のクロス集計結果に対して独立性検定を実施した。表 2 にその結果を示した。p 値は、すべての顔部品について $p < 0.01$ であり、顔部品と作者の独立性仮説は棄却された。したがって、すべての顔部品について、表現と作者は密接に関係するといえることが分かる。

2.2 属性値が持つ重要性による類似度計算と識別方法

本研究では、個々のサンプルデータを個体、個体が属するクラスをグループ、個体が持つデータ属性の値

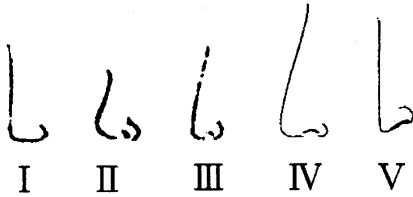


図1 鼻の分類例

Fig. 1 Examples of nose classification.

表1 作者別鼻分類のクロス集計

Table 1 Cross-tabulation of nose classification by artist.

作者	I	II	III	IV	V
師宣	2	0	0	0	0
祐信	0	9	0	0	0
春信	0	0	5	2	0
清長	0	0	0	8	0
歌麿	0	0	0	7	1
北斎	2	0	1	4	0
広重	0	0	0	0	3
豊国	0	0	0	4	0
国貞	0	0	0	0	3
英泉	0	0	0	0	4
国芳	0	0	0	0	3

表2 作者と顔部品の独立性検定

Table 2 Chi-square tests of facial parts by artist.

顔部品	カイ自乗値	自由度	p 値
顔輪郭線	229.78	50	<0.01
眉	105.04	40	<0.01
目	170.67	40	<0.01
鼻	176.24	40	<0.01
口	105.64	20	<0.01
耳	282.82	70	<0.01

を属性値と呼ぶことにする。浮世絵顔表現というならば、顔の1つ1つが個体、作者または作者群がグループ、目や鼻などの顔部品が属性、個々の顔部品に与えられた分類コードが属性値になる。属性値は、名義尺度として与えられる。

属性値が持つ重要性 (Attribute Importance Measure, 以降では AIM と略記する) を使った場合の、カテゴリカルデータでの個体 i, j 間の類似度 IS_{ij} を、以下のように定義する。

$$IS_{ij} = \sum_k \frac{1}{N_k - 1} I(C_{ik}, C_{jk}) \delta(C_{ik}, C_{jk}) \quad (1)$$

IS_{ij} は、非対称行列となる。 N_k は第 k データ属性がとる属性値の種類数である。浮世絵顔表現というならば、鼻の種類数などがそれにあたる。 $I(C_{ik}, C_{jk})$ は第 k データ属性に着目したときの、個体 i からみた個体 j の情報量で、次のように与えられる。

$$I(C_{ik}, C_{jk}) = \begin{cases} -\log P(C_{ik}), & \text{if } C_{ik} = C_{jk}, \\ -\log(1 - P(C_{ik})), & \text{if } C_{ik} \neq C_{jk}. \end{cases} \quad (2)$$

$P(C_{ik})$ は属性値 C_{ik} の生起確率で、以下の推定値をもってあてる。

$$P(C_{ik}) = \frac{n(C_{ik})}{N} \quad (3)$$

N は総個体数、 $n(C_{ik})$ は第 k データ属性の属性値が C_{ik} に等しい個体の度数である。 $I(C_{ik}, C_{jk})$ は、第 k データ属性の属性区分が細くなるに従って増加するので、式 (1) では $N_k - 1$ によって除算することで属性区分の細かさによる影響を除去している。 $\delta(C_{ik}, C_{jk})$ は、第 k データ属性に着目したときの個体 i, j 間の関係を表す量で、次のように与えられる。

$$\delta(C_{ik}, C_{jk}) = \begin{cases} 1, & \text{if } C_{ik} = C_{jk}, \\ -1, & \text{if } C_{ik} \neq C_{jk}, \\ 0, & \text{if } C_{ik} \text{ or } C_{jk} \\ & = \text{missing value.} \end{cases} \quad (4)$$

$\delta(C_{ik}, C_{jk})$ により、第 k データ属性につき個体 i, j 間で属性値が一致したときに類似度 IS_{ij} は正方向に、不一致のときには負方向に、データが欠損している場合には 0 と評価される。

AIM による、カテゴリカルデータで与えられた未知の個体 x の識別方式を、最近隣法を用いて次のように定義する。

$$IE = \max_i \sum_k ie_{ik}, \quad (5)$$

$$ie_{ik} = \begin{cases} -w(G_{ik}) \frac{1}{N_k - 1} \log P(G_{ik}), & \text{if } G_{ik} = x_k, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

ここで G_{ik} はグループ i に所属する個体がとる第 k 属性値、 $P(G_{ik})$ は属性値 G_{ik} の生起確率、 $w(G_{ik})$ は重みで、

$$w(G_{ik}) = \frac{n(G_{ik})}{n(G_i)} \quad (7)$$

となる。 $n(G_{ik})$ は G_{ik} の度数、 $n(G_i)$ はグループ G_i に属する個体数である。 ie_{ik} はグループ i と未知の個体 x の類似度に相当するもので、 x の第 k データ属

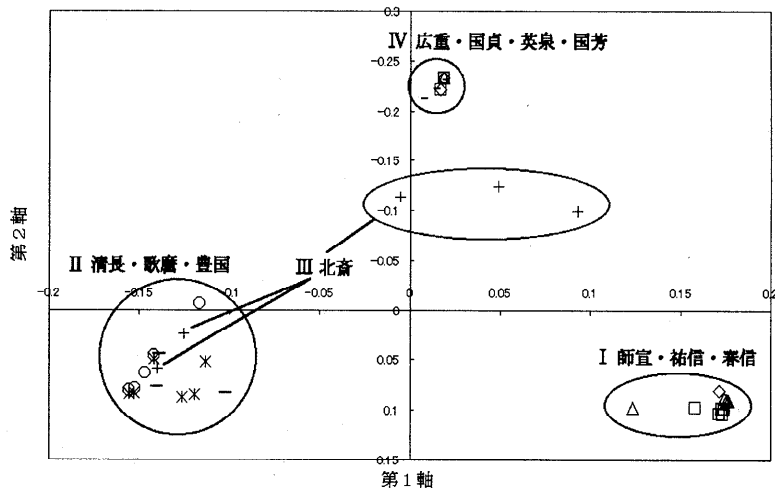


図2 数量化IV類分析結果

Fig. 2 Result of Hayashi's quantification method IV.

表3 数量化IV類による固有値
Table 3 Eigen values by Hayashi's
quantification method IV.

固有値	寄与率	累積寄与率
52.54	0.49	0.49
45.94	0.43	0.93
7.89	0.07	1.00

性値 x_k がグループ i に所属する個体の第 k データ属性値 G_{ik} に含まれている場合に、式 (6) のように評価する。 x_k が G_{ik} に含まれていない場合や x_k が欠損値である場合は、 ie_{ik} は 0 と評価する。 x は $\sum_k ie_{ik}$ を最大にするグループ i に識別される。

2.3 AIMによる作者グループ分類

次に、林の数量化IV類¹¹⁾により顔類似度の空間的布置の図化を試みた。AIMによる類似度を使用した数量化IV類分析により求められた固有値と寄与率、累積寄与率を表3に、個体についての第2変量まで空間的布置を図2に示した。

浮世絵顔表現データのようにグループ間での類似性が低い場合には、類似度の求め方によっては類似度行列が疎となり、固有値計算が困難になる場合がある。AIMによる類似度では、類似度行列は疎とはならず、固有値計算上の取扱いが容易である。

図2より、11名の浮世絵作者は大きく4グループに分類可能であることが分かった。グループIには師宣・祐信・春信の浮世絵前期の作者群、グループIIには清長・歌麿・豊国の浮世絵中期の作者群、グループIIIには北斎の一部、グループIVには広重・国貞・英泉・国芳の浮世絵後期の作者群が布置される。これらの

グループは浮世絵史的にみて違和感はなく、作者に典型的な顔部品のカテゴリカルな分類から、おおまかな作風を識別可能であることが分かる。これら作者の空間的布置は、本研究によってはじめて可視化されたものである。この種の方法によって、これまで定性的に過ぎた浮世絵研究に対して、情報科学的アプローチによって新たな視点を与えうるのではないと思われる。

3. 考察

3.1 AIMの特性

最初に、AIMが持つ特性について考察する。情報量をそのまま用いる場合の個体間類似度は、式(2)の $I(C_{ik}, C_{jk})$ となる。情報量は、高い確率で一致する属性と低い確率で一致する属性とでは、後者を重んじる考え方である。情報量を類似度として利用するには問題がある。属性区分の細かさを人為的に変更可能な場合においては、属性区分が細かくなるほど属性値の出現確率が少なくなり、その属性値を持つ情報量が高くなってしまふ。浮世絵顔表現データをみる限りにおいては、区分の細かい属性は表現上のわずかな差を取り出しているのであって、そこに類似度上の大きな寄与を与えるのは不自然である。むしろ属性区分の荒い、すなわち出現確率の高い属性値が、表現上の大きな差異を反映している。類似度上の寄与は、出現確率の高い属性において大きく与えられなければならない。たとえば、浮世絵顔データでは口の表現は3種類に分類されているが、それらは浮世絵史の前期・中期・後期にはほぼ対応している。一方、耳の表現は8種類に分類しているが、作画年代や作者との関連は、口表現ほど

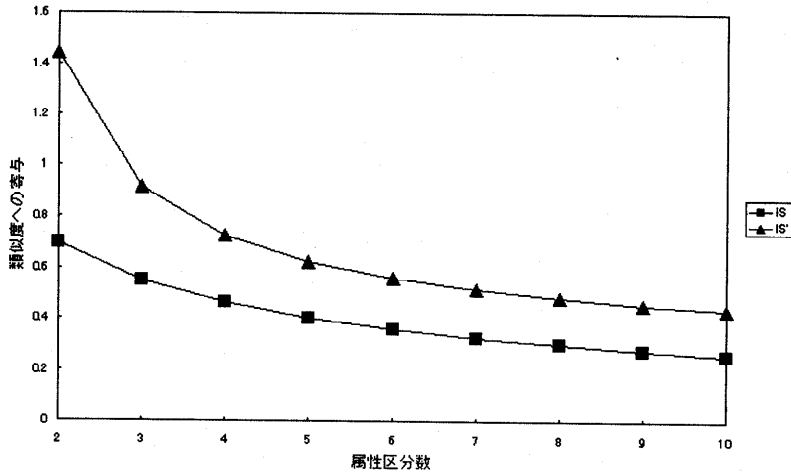


図3 属性区分の細かさと類似度への寄与
Fig. 3 Attribute segmentation and contribution to similarity.

はっきりとはしていない。そのような場合、口表現の一致よりも耳表現の一致を重視してしまう情報量を、そのまま類似度として用いることは適切ではない。

式(4)では、属性値が一致した場合に類似度を正方向に、不一致の場合に負方向に、欠損値の場合に0になるように定義している。これは、データが欠損している場合に情報量 $I(C_{ik}, C_{jk})$ を0と評価する効果を持っている。特に少数の典型例を学習データとしている場合には、欠損値に推定値をあてた場合の推定誤差が大きくなる危険性が生じる。データの欠損は、いわば情報がない状態であるので、そこに何らかの推定値を無理に当てはめるよりも、欠損値の情報量は0とする方が妥当であると思われる。

属性値不一致の場合に負の類似度をあてるのは、不一致に対するペナルティである。属性値不一致の場合に類似度を負方向にとる方法は、先行研究¹⁰⁾にもみられる。しかし先行研究では、属性値不一致の場合に一致しなかった両方の属性値の情報量を加算している。これは、出現確率の低いものどうしの不一致は、出現確率の高いものの場合よりも違いが大きいと見なしているためである。この方法には、類似度行列が対称行列として得られる利点があるものの、データが不十分であった場合に誤差が増幅される可能性がある。また先行研究では、属性値が欠損している場合の処理と、属性区分の細かさによる影響が考慮されていない。

式(1)では、 $N_k - 1$ で除算することによって属性区分の細かさによる影響を除去している。これについては、 $N_k - 1$ で除算せずに、 $I(C_{ik}, C_{jk})$ の逆数をとった、次の定義を与えるなどのバリエーションが可能で

ある。

$$IS'_{ij} = \sum_k \frac{1}{I(C_{ik}, C_{jk})} \delta(C_{ik}, C_{jk}) \quad (8)$$

式(1)のISと式(8)のIS'を比較してみよう。簡単のために、属性が1つしかなく属性値の出現確率が等確率の場合について、属性区分を増加させた場合の、属性値が一致したときの類似度を図3に示した。IS'は、属性区分が少ない場合の類似度への寄与が大きくなりすぎる傾向があるのに比較して、ISは少ない属性区分の影響が緩和されているのが分かる。

3.2 属性値一致度数による方法との比較

次に、AIMを他の手法と比較してみる。カテゴリカルデータでの個体*i*, *j*間の類似度 S_{ij} は、属性値一致度数 (Attribute Coincidence Frequency, 以降ではACFと略記する)として与えるのが一般的であろう。その場合 S_{ij} の定義は、次のようになる。

$$S_{ij} = \sum_k \delta'(C_{ik}, C_{jk}) \quad (9)$$

C_{ik} , C_{jk} は個体*i*, *j*における第*k*属性値である。 $\delta'(C_{ik}, C_{jk})$ は、第*k*データ属性に着目したときの個体*i*と個体*j*の関係を表す量で、次のように与えられる。

$$\delta'(C_{ik}, C_{jk}) = \begin{cases} 1, & \text{if } C_{ik} = C_{jk}, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

ただし、 C_{ik} もしくは C_{jk} が欠損値の場合は、同じグループに属する C_k の最頻度属性値をあてることにする。

ACFによる類似度(式(9))の場合、実験に用いた

浮世絵顔表現データでは類似度行列 S_{ij} が疎となるため、数量化 IV 類分析を行おうとすると固有値が求まらないという不都合が生じる。AIM による類似度を使用した場合にはそのような問題は生じず、図 2 のような顔類似度の空間的布置を得ることができる。

ACF による場合の、カテゴリカルデータで与えられる未知の個体 x の識別方式は、最近隣法を用いると次のようになる。

$$E = \max_i \sum_k e_{ik}, \tag{11}$$

$$e_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{if } C_{ik} = x_k, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{12}$$

ここで x_k は、未知の個体 x がとる第 k 属性値である。 x は $\sum_k e_{ik}$ を最大にする個体 i が所属するグループに識別される。

3.3 浮世絵顔表現の識別

浮世絵顔表現データを ACF, AIM に加えて、機械学習アルゴリズム C5(ID3)⁷⁾ により、学習データと非学習データについて、それぞれ識別させて比較してみ

表 4 作者グループの正識別率 (%)

Table 4 Correct discrimination ratio of artists group (%)

識別方式	学習データ	leave-one-out	非学習データ
C5	100.0	100.0	72.7
ACF	100.0	100.0	93.9
AIM	100.0	100.0	87.9

表 5 作者の正識別率 (%)

Table 5 Correct discrimination ratio of artists (%)

識別方式	学習データ	leave-one-out	非学習データ
C5	93.1	77.6	51.5
ACF	81.0	82.8	48.5
AIM	87.9	87.9	69.7

る。学習データは、各作者の典型的な顔表現であると専門家によって判断されたデータであり、非学習データは学習データ以外から無作為に抽出された顔表現であるので、学習データとは質的に異なるものである。同時に、学習データを使つての leave-one-out クロスバリデーション法による識別率の推定も行う。数量化 IV 類分析結果に従つて作者を 4 グループに分類し、未知の顔がどのグループに属するかを識別させる課題の結果を表 4 に、作者そのものを識別させる課題の結果を表 5 に示した。C5 では、決定木作成による方法とルールセット作成による方法の 2 通りで識別を行い、正識別率が高い方の値を採用した。ACF と AIM による識別において、複数のグループに対して同じスコアとなった場合は、不正解とした。

非学習データについてみるならば、AIM による作者グループの識別では正解は 33 例中 29 例で、正識別率は 87.9% であった。AIM による作者の識別では、23 例正解で 69.7% であった。leave-one-out と非学習データによる作者識別 (表 5) において、これらの 3 方法の中では AIM が最も良好な結果を示した。表 6 は、AIM による非学習データの作者識別結果である。表の対角要素が正解数で、それ以外の部分が不正解数になる。国貞・英泉・国芳の、グループ IV に属する作者間での識別誤りが多いことが分かる。図 2 から分かるように、これらの作者の顔表現にはあまり差異がみられず、識別誤りは浮世絵顔表現データの特性に起因するものであるといえる。

表 4, 5 にみられるように、浮世絵顔表現の非学習データにおいて、AIM が C5 と比較して良好な結果が得られた理由としては、以下の 2 点が考えられる。第 1 に、学習データが少数の典型例であり作者の特徴に関して網羅的なデータでないため、C5 のように与え

表 6 AIM による非学習データの作者識別結果

Table 6 Artist discrimination results by unlearned data using AIM.

正解	識別結果											複数解
	師宣	祐信	春信	清長	歌麿	北斎	広重	豊国	国貞	英泉	国芳	
師宣	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
祐信	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
春信	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
清長	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0
歌麿	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0
北斎	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0
広重	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1
豊国	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0
国貞	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0
英泉	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0
国芳	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0

表 7 テスト用データベース一覧
Table 7 List of testing databases.

データベース名	グループ数	属性数	欠損値	データ数
Hayes-Rose	3	4	なし	132
Lung Cancer	3	56	あり	32
Soybean (small)	4	35	なし	47
Zoo	7	16	なし	101
浮世絵顔表現	11	6	あり	58

表 8 テスト用データベースでの正識別率 (%)
Table 8 Correct discrimination ratio for test databases (%).

データベース名	学習データ			leave-one-out		
	C5	ACF	AIM	C5	ACF	AIM
Hayes-Rose	87.9	77.3	77.3	75.4	77.3	88.6
Lung Cancer	91.6	100.0	93.8	50.0	87.5	87.5
Soybean (small)	100.0	100.0	100.0	97.9	100.0	100.0
Zoo	99.0	100.0	86.3	93.4	100.0	86.3
浮世絵顔表現	93.1	81.0	87.9	77.6	82.8	87.9
t 検定 (C5-AIM)	t = 1.80, $p > 0.1$			t = 1.38, $p > 0.1$		

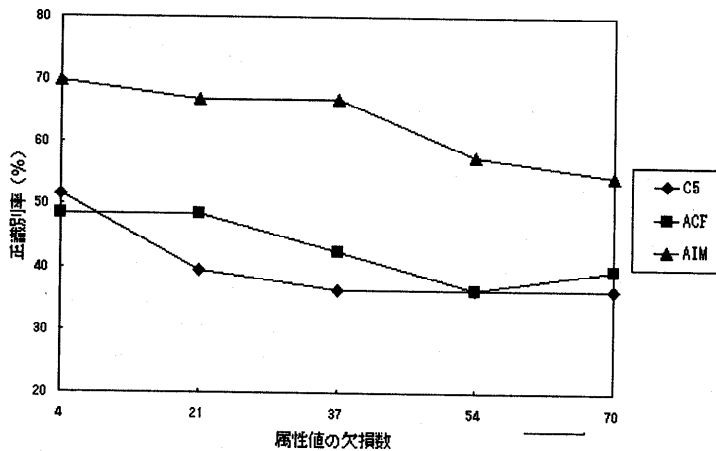


図 4 非学習データの属性値欠損と正識別率 (浮世絵作者識別)
Fig. 4 Missing values of unlearned data and discrimination ratio (Ukiyo-e artist discrimination).

られたデータからとにかく決定木や識別ルールを作成してしまうアプローチは、不利に作用するであろう。第2に、同一グループの個体数が十分でないため、C5における欠損値の推定時において十分な精度が得られないことが考えられる。

次に、他のデータを使って AIM の効果について考察する。機械学習アルゴリズムの評価に用いられるデータベースの中から、カテゴリカルデータのみを含む比較的サイズの小さなものを選択し、C5 と ACF, AIM によって識別試験を行った。表 7 がテスト用データベース一覧、表 8 が識別結果である。浮世絵顔表現データの数値を、表 7, 8 の下段に記した。

これらの 5 種類のデータに対する C5 と AIM の識

別力の差の検定を行った結果を、表 8 の最下段に示した。その結果、有意水準 10% で両者の識別力の間には差はないことが分かった。つまり、浮世絵顔表現データの leave-one-out クロスバリデーションでは、AIM は C5 よりも良好な結果を示しているが、総体としてみた場合には両者の間には識別力の差があるとはいえない。

次に、AIM の欠損値に対する頑健性について考察する。図 4 に浮世絵顔表現の作者識別課題の非学習データ (表 5) において、属性値の欠損を人為的に増加させた場合の、正識別率の変化を示した。AIM は ACF, C5 と比較して、欠損値の増加に頑健であることが分かる。AIM では、学習データが網羅的でなく

とも、また多少の欠損値があっても、残された属性値が持つ重要性を使って、欠損値に頑健な識別を行うことができる。

4. むすび

本研究では、浮世絵研究に数量的手法を導入することを目的として、カテゴリカルデータにおける個体間類似度の付与と分類、少数の典型例を学習データとする場合の識別方法を検討した。カテゴリカルデータにおける類似度の定義として、属性値が持つ重要性(AIM)に着目した方法と、AIMを使用した識別方法を提案した。AIMによる類似度を利用することによって、浮世絵顔表現の特徴に基づく作者間類似度の空間的布置を得ることができた。少数の典型例を学習データとする識別課題として、浮世絵の代表的な作者についての顔表現をカテゴリカルデータとして作成し、提案手法と既存の手法を比較した。識別結果は比較的良好な結果を示し、提案方法は属性値の欠損に頑健で、少数の典型例を学習データとする場合に有効性を持つことが分かった。以上により、これまで定性的言語表現に頼るしかなかった浮世絵顔の類似性と識別に関して、数量的手法を導入することが可能となった。

本研究では、浮世絵の顔を顔部品に分解してカテゴリライズするにとどめたが、より精密な顔分類のためには顔部品の配置バランスを考慮しなければならない。顔部品の配置バランスは、顔部品間隔の割合のような数値データで表現される。したがって、数値データとして得られる属性をどのようにして取り入れるかが、今後の課題となる。また浮世絵研究の観点からは、さらに検証データを追加して、作者の特徴をより正確に抽出する必要がある。その際にも、本手法は基本的に継承可能であると考えている。

本研究は日本美術研究への数量的アプローチという、情報処理の可能性を広げる1つの方向性を示すものである。

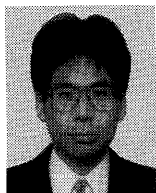
謝辞 本論文は、平成9~10年度文部省科学研究費補助金特定領域研究「人文科学とコンピュータ」イメージ処理計画研究班(課題番号:07207116)および平成10年度総合研究大学院大学共同研究「絵画の情報科学的分析に関する研究」の補助を受けて実施した研究成果の一部である。浮世絵顔表現データの作成にあたっては、国際日本文化研究センターの海外日本美術データベースを一部使用した。本研究に対して日頃よりご助言いただいている国際日本文化研究センター・早川閑多助教授、同・埴原和郎名誉教授、統計数理研究所・村上征勝教授に感謝いたします。

参考文献

- 1) 秋葉泰弘, フセイン・アルモアリム, 金田重郎: 例からの学習技術の応用に向けて 1. 基本技術とその応用上の課題, 情報処理, Vol.39, No.2, pp.145-151 (1998).
- 2) 秋葉泰弘, フセイン・アルモアリム, 金田重郎: 例からの学習技術の応用に向けて 2. 応用上の課題に対する解決法, 情報処理, Vol.39, No.3, pp.245-251 (1998).
- 3) 小林 忠, 大久保純一: 浮世絵鑑賞の基礎知識, 至文堂 (1996).
- 4) 濱 裕光: 絵画データベースにおけるイメージ検索, 文部省科研費重点領域研究「人文科学とコンピュータ」1996年度研究成果報告書 CD-ROM版 (1997).
- 5) 山田奨治, 早川閑多: 計算機による浮世絵作者識別—顔輪郭線からのアプローチ, 京都大学大型計算機センター第59回研究セミナー報告, pp.61-69 (1998).
- 6) Brockett, P.L., Haaland, P.D. and Levine, A.: Information Theoretic Analysis of Questionnaire Data, *IEEE Trans. Info. Theo.*, Vol.IT-27, No.4, pp.438-446 (1981).
- 7) Quinlan, J.R.: *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann (1993). 古川康一(監訳): AIによるデータ解析, トップラン (1995).
- 8) Lee, C.: An Instance-Based Learning Method for Databases: An Information Theoretic Approach, *Machine Learning: ECML-94: European Conference on Machine Learning*, pp.387-390, Springer Verlag (1994).
- 9) 上原邦昭, 谷澤正幸, 前川禎男: 典型性に基づく概念学習アルゴリズム, 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.10, pp.1988-1997 (1994).
- 10) 山口智浩, 脇谷康一, 谷内田正彦: 情報量を考慮した関係記述の類似度に基づく家の初期構造概念の学習, 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.11, pp.1906-1917 (1996).
- 11) 田中 豊, 垂水共之: Windows 版統計解析ハンドブック多変量解析, 共立出版 (1995).

(平成10年8月31日受付)

(平成11年1月8日採録)

**山田 奨治 (正会員)**

昭和 38 年生. 昭和 63 年筑波大学
大学院修士課程医科学研究科修了.
同年日本アイ・ビー・エム (株) 入
社. 平成 4 年筑波技術短期大学視覚
部情報処理学科助手. 平成 8 年より
文部省大学共同利用機関国際日本文化研究センター研
究部助教授, 総合研究大学院大学文化科学研究科助教
授併任. 工学博士. 人文科学分野における情報処理,
ヒューマンインタフェース等の研究開発に従事. 著書
に『講座 人文科学研究のための情報処理 イメージ処
理編』(共著, 尚学社). 電子情報通信学会, ヒューマ
ンインタフェース学会, 日本バーチャルリアリティー
学会, ACM, IEEE 各会員. 平成 9 年より情報処理
学会人文科学とコンピュータ研究会主査.
