自己想起型ニューラルネットワークによる筆者識別と照合

正員 梅田 三千雄 (大阪電気通信大学)

非会員 三好 健生 (大阪電気通信大学)

非会員 三崎 揮市 (兵庫県警科捜研)

Writer Identification and Verification Using Autoassociative Neural Networks

Michio Umeda, Member, Takeo Miyoshi, Non-member (Osaka Electro-Communication University),
Kiichi Misaki, Non-member (Hyogo Prefectural Police Department)

This paper proposes a writer identification and verification method using autoassociative neural networks. An autoassociative neural network is separately prepared for each category and doesn't depend on any other category in its learning processing, so it is easily applicable to the increase of categories to be distinguished. Weighted direction index histogram feature of 256 dimensions extracted from the handwritten character pattern is used as an input value to this network. In the network, it is ideal when the output value will be equal to the input value. Therefore, writer identification is executed by comparing the errors between input and output values of every network, and writer verification is performed by comparing the error in the network with previously assigned threshold value. From the experiment applied to 20 persons, the correct identification rate of 92.48% was obtained and the correct acceptance rate was 92.73% in the writer verification. Furthermore, it is clarified that the high precision writer recognition will be feasible by using the combined character patterns of the same category or the different category in the calculation of errors.

キーワード：筆者認識，筆者識別，筆者照合，自己想起型ニューラルネットワーク，加重方向指数ヒストグラム特徴

Keywords: writer recognition, writer identification, writer verification, autoassociative neural network, weighted direction index histogram feature

1. はじめに

筆者認識の研究には、筆者識別と筆者照合がある。筆者識別とは、ある複数の人物の中からその筆者が誰であるかを判断するものである。筆者照合とは、ある筆者が筆記した文字に対して、本当にその筆者が筆記したものかどうかを判別することである⁽¹⁾。また、筆者認識には、筆記環境により、文字の形状のみの情報を手がかりとするオフライン情報と、文字の形状の他に筆圧や筆速、筆順などの情報が得られるオンライン情報が用いられる場合とがある。いずれの場合についてもこれまでに多くの研究成果が報告されている⁽¹⁾。

オフライン情報を用いた筆者認識では、筆記された文字パターンからできるだけ多くの個人性情報を抽出することが必要となる。そのために、多くの抽出方法が提案されている。例えば、文字パターンに存在する直線や平行線の頻度を特徴量とする手法⁽²⁾がある。しかし、文字の個人性の特徴は、曲線に現れることが多い。特にひらがなにおいては、ほぼ曲線に特徴が現れる。これに対して、直線性と曲

線性に注目した手法⁽³⁾や文字の円弧パターンの頻度を特徴量とする手法⁽⁴⁾があるが、これらの手法では、特徴量が多くなり、かなりの計算量が必要となる。そこで、後者では特徴量を減少させるために、この円弧パターンを局所化することで、特徴量を減少させた手法⁽⁵⁾が提案されている。しかし、この手法は、使用する文字データにかなり左右される。

最近では、計算機の発展に伴い、ニューラルネットワークやファジィ論理を利用した筆者認識の研究も行われている^{(6)~(8)}。これまでのニューラルネットワークによる筆者認識では、出力層のユニットに筆者を対応させる階層型ニューラルネットワークが使用されてきた。このようなニューラルネットワークでは、識別すべき筆者群が異なると、最初からネットワークの学習をやり直さなければならないという問題が生じる。

この問題を解決するために、本論文では、各筆者ごとにネットワークを学習する自己想起型ニューラルネットワーク⁽⁹⁾による筆者識別と照合方法を提案する。自己想起型ニューラルネットワークでは、他の筆者の文字を考慮する

ことなく、ある筆者のみの文字を使用して、1つのネットワークが独立に形成される。従って、1つのネットワークが1つのカテゴリのみを学習するために、認識の対象となる筆者人数が増加しても、増加した筆者のネットワークだけを新たに学習して形成するだけで良い。つまり、自己想起型ニューラルネットワークは、筆者の増加に柔軟に対応することができる。また、これは砂時計型ニューラルネットワークとも呼ばれ、入力層と出力層のユニット数が等しく、中間層のユニット数はそれより少ない個数で構成し、入力値がそのまま理想出力値となるように学習するものである。従って、入力パターンに対する誤差の大小によって筆者識別を行うことができる。また、このネットワークは、他の筆者の影響を受けることがないので、その出力誤差をしきい値と比較することによって、筆者照合にも簡単に应用することが可能となるなどの長がある。

以下本稿では、2章で提案するシステム構成を示し、3章で文字パターンの正規化と特徴抽出、4章で自己想起型ニューラルネットワークによる筆者識別と筆者照合、5章で使用する文字データの収集と分割、6章で本システムの結果と考察、7章で結論を述べる。

2. システム概要

ここで提案する筆者認識システムの処理の流れを図1に示す。まず筆記文字パターンに対して、大きさの正規化を施す。次に、正規化後の文字パターンから特徴抽出を行う。特徴抽出には、256次元の加重方向指数ヒストグラム特徴⁽¹⁰⁾を用いた。得られた特徴量を自己想起型ニューラルネットワークに入力して、逆伝搬（バックプロパゲーション）学習則により出力値と理想出力値（教師信号）との誤差が小さくなるように学習を行い、ネットワークを形成する。教師信号には、入力値とする文字パターンの特徴量そのものを与える。次に、学習によって形成されたネットワークを利用し、文字パターンに対して、大きさの正規化、特徴抽出を施し、識別対象となる全てのカテゴリのネットワークに入力し誤差を算出する。入力パターンに対する各ネットワークでの誤差を相互に比較することによって筆者識別をする。また、該当するネットワークでの誤差をしきい値と比較することで、筆者照合を行う。

3. 文字パターンの正規化と特徴抽出

〈3・1〉 大きさの正規化 従来、筆者認識では、文字パターンを正規化すると文字の大きさや形の個人性情報を失ってしまうと考えられていた。しかし、予備実験により、大きさの正規化が筆者認識にも効果のあることが明らかになった。従って、ここでは特徴抽出に先立って、文字パターンの大きさを正規化することにした。

文字パターンの大きさを正規化するために、文字パターンの重心座標 (X_m, Y_m) を

$$X_m = \frac{\sum x \cdot f(x, y)}{\sum f(x, y)} \dots\dots\dots (1)$$

図1 筆者認識処理の流れ

Fig. 1. Flow of writer recognition processing.

図2 大きさの正規化例

Fig. 2. Example of character size normalization.

$$Y_m = \frac{\sum y \cdot f(x, y)}{\sum f(x, y)} \dots\dots\dots (2)$$

と定義し、重心回りの2次モーメント r_m を

$$r_m = \frac{\sum f(x, y) \cdot \sqrt{(x - X_m)^2 + (y - Y_m)^2}}{\sum f(x, y)} \dots\dots (3)$$

によって求める。次に、得られた2次モーメントが一定値 R となるように文字パターンを構成する黒画素の座標を変換する。変換後の重心の位置を (X'_m, Y'_m) とし、黒画素の変換前の座標を (x, y) 、変換後の座標を (x', y') として、

$$x' = \frac{R}{r_m} \cdot (x - X_m) + X'_m \dots\dots\dots (4)$$

$$y' = \frac{R}{r_m} \cdot (y - Y_m) + Y'_m \dots\dots\dots (5)$$

により変換する。本実験では、文字パターンを 96×96 画素の枠内で大きくするために R を25に設定した。大きさの正規化前後の文字パターンの例を図2に示す。

〈3・2〉 特徴抽出 ここでは、文字パターンの輪郭部分の方向性に着目した加重方向指数ヒストグラム特徴を用いて特徴抽出することにした。まず、図3(a)のように文字パターンの輪郭を追跡し、輪郭画素それぞれにおいて、対象画素とそれとなりあう輪郭画素の位置関係により、図3(b)の16の方向指数を得る。これにより得られた方向指

図3 加重方向指数ヒストグラム特徴
Fig. 3. Weighted direction index histogram feature.

数を主要となる偶数番目の方向を中心に 1:2:1 の重み付けすることにより 8 方向まで圧縮する。さらに反対方向を同一視して 4 方向に圧縮する。また、縦横 96 画素の文字パターン領域を、各方向指数について、6 × 6 画素の領域毎にヒストグラムを算出することで領域圧縮し、さらに、図 3(c) に示すガウスフィルタを 1 つおきに施すことにより、8 × 8 個の領域に圧縮する。以上の処理により、最終的に 64 (領域) × 4 (方向) で 256 次元の特徴量が算出される。

4. 自己想起型ニューラルネットワーク

自己想起型ニューラルネットワークとは、入力層と出力層のユニット数が同じであり、中間層のユニット数がそれより少ない階層型ニューラルネットワークである。また、出力層の理想出力である教師信号として、あるカテゴリの入力パターンそのものを与えて学習させることにより、1 つのネットワークが作成される。したがって、自己想起型ニューラルネットワークでは、学習によって、カテゴリごとに独立したネットワークが形成される。つまり、自己想起型ニューラルネットワークは、他のカテゴリに関係なく学習することができるので、カテゴリ数の変化に対して柔軟な対応が可能となる。

〈4・1〉ニューラルネットワークの構成と筆跡の学習 自己想起型ニューラルネットワークは、3 層階層構成とした。ネットワークの構成を図 4 に示す。各層のユニット数は、抽出された特徴量に合わせ、入力層および出力層では 256 個、中間層では 128 個からなるものとした。対象カテゴリの文字パターンの組を入力して、逆伝搬学習則により、出力値と理想出力値 (教師信号) の誤差が小さくなるように学習する。学習回数は 1000 回とした。また、自己想起型ニューラルネットワークは、他の筆者の文字に関係なく、ある筆者のみの文字を使用して、ネットワークが構成されるため

図4 自己想起型ニューラルネットワーク
Fig. 4. An autoassociative neural network.

に、認識対象となる筆者が増加しても、その増加した筆者のネットワークだけを新たに学習して追加するだけでよく、それまでのネットワークはそのまま利用できるという性質がある。

〈4・2〉ニューラルネットワークによる筆者識別 自己想起型ニューラルネットワークでは、ある筆記文字パターンを入力すると、そのパターンの属するカテゴリを学習したネットワークにおける出力値と入力値の誤差は、他のカテゴリのネットワークに比べて小さくなることが期待できる。そこで、自己想起型ニューラルネットワークによる筆者識別では、まず、筆記文字パターンに対して、大きさの正規化を施して特徴量を抽出し、識別対象となるすべてのカテゴリのネットワークに入力して誤差を算出する。得られた誤差を相互に比較し、最小の誤差を出力したカテゴリをその文字パターンの筆者であると判断する。

〈4・3〉ニューラルネットワークによる筆者照合 自己想起型ニューラルネットワークは、カテゴリごとに独立して構成され、各ネットワークはそのカテゴリのみの特徴を学習している。そのため、そのカテゴリ以外を入力パターンに対する誤差は比較的大きくなる。また、このニューラルネットワークは、他のカテゴリに依存しないので、1 つのネットワークでそのカテゴリに対する照合処理が可能となる。そこで、自己想起型ニューラルネットワークによる筆者照合は、あるカテゴリを学習したネットワークを用いて、照合対象とする文字パターンに、大きさの正規化、特徴抽出を施して入力し、出力誤差を求める。得られた誤差をそのネットワークでのしきい値と比べることにより照合する。しきい値は、各ネットワークに対して、学習に使用した筆記文字パターンを入力し、その際の

$$\text{本人受諾率 (\%)} = \frac{\text{本人データの正解数}}{\text{本人の全データ数}} \times 100 \cdot (6)$$

と、

$$\text{他人棄却率 (\%)} = \frac{\text{他人データの正解数}}{\text{他人の全データ数}} \times 100 \cdot (7)$$

の平均値が最も高い位置をそのネットワークでのしきい値とした。

5. 文字データの収集と分割

本システムの有効性を検討するために手書き文字パター

図5 文字パターンの例
Fig. 5. Example of character patterns.

ンに対する認識実験を行った。対象とした手書き文字パターンは、「大阪電気通信大学です」と「筆者識別について研究」の計 20 文字とし、これを 20 人の筆者に各 10 回ずつ、約 1 週間の間隔をあけて 10 週に渡って筆記してもらった。また、文字切り出しを円滑に行うため、用紙にドロップアウトカラーで印刷した 1 cm × 1 cm の枠に収まるようにそれぞれの文字を書いてもらうことにした。筆記具には、水性ボールペンをを用いた。水性ボールペンは、油性ボールペンよりも文字のかすれが少なく、インキの濃さも安定しており、比較的安定な文字画線の抽出が可能と考えられることによる。これをスキャナにより 200dpi で光電変換し、対象データとした。収集した同一筆者の文字パターンの一例を図 5 に示す。

収集した文字パターンは、ニューラルネットワークの学習に使用する学習データと性能評価に使用する未知データに 2 分割した。この分割には、図 6 に示すように、2 種類の方法を適用した。1 つは、各週の前半 5 回を学習データとし、後半 5 回を未知データとする方法である。この分割では、筆記期間は長期に渡るものの、学習データと未知データには筆記時期に差がないので、これを「時期差無し」データと呼ぶことにする。もう 1 つは、前半 5 週分を学習データとし、後半 5 週分を未知データとするものである。この分割では、学習データと未知データには筆記時期に差があるので、これを「時期差有り」データと呼ぶことにする。このように、対象データを時期差無しと時期差有りの 2 種類に分割することによって、筆記する時期による影響を検討した。

6. 結果と考察

〈6・1〉 1 文字による筆者識別 自己想起型ニューラルネットワークを用いた各文字による筆者識別の結果を表 1, 2 に示す。表 1, 2 における各文字での識別率は筆者 20 人に対する平均識別率である。

この結果より、文字によって違いがあるものの、平均すると時期差無しでは 92.48 %、時期差有りでは 90.04 % の高い筆者識別率を得ることができた。文字ごとにみると、「学」、「識」、「究」では、筆者識別率が高いことが分かる。

図6 データの2分割方法
Fig. 6. Division of pattern data into two groups.

表 1 筆者識別の結果

Table 1. Result of writer identification.

文字種	単位: (%)			
	時期差無し		時期差有り	
	学習	未知	学習	未知
大	100	87.9	100	85.3
阪	100	97.6	100	96.4
電	99.8	97.6	100	94.3
気	100	96.9	100	95.7
通	99.8	97.6	100	94.8
信	100	97.3	100	96.6
大	100	90.3	100	83.8
学	100	98.5	100	96.8
で	100	96.1	100	95.7
す	100	89.0	100	88.7
平均	99.96	94.88	100	92.81

これは、文字形状が複雑であることにより、個人性の情報が多く得られたからであろう。一方「つ」、「い」、「て」では、文字の形状が簡単であるために個人性の情報が得にくく、筆者識別率が低くなったものと思われる。また、「て」と「で」では、字形だけではあまり相違ないが、筆者識別率は大きく変わる。これは、濁点の位置に個人性の情報が多く含まれていたためであろう。また、筆記する時期による影響では、未知データに対しては時期差無しの方が識別率が高くなった。つまり、筆記する時期に差がないほど文字のばらつきが少なく、識別率が高くなると考えられる。

〈6・2〉 同一字種の複数文字による筆者識別 同じ筆者が同一の文字を複数筆記している。この文字を 2 文字、3 文字、4 文字と複数使用して識別することによる効果を検討する。同一字種の複数文字による筆者識別では、自己想起型ニューラルネットワークでの識別において、同じ筆者が書いたパターンの違う同一文字の入力に対する誤差を合算し、筆者識別を行うことにした。その筆者識別の結果を表 3 に示す。表 3 における識別率は、すべての組み合わせでの平均を示した。

この結果より、同一字種でも使用する文字数が増え、筆者識別率が向上することが分かる。例えば、1 文字による筆者識別と比較すると、2 文字で 97.23 % となり約 5 %、

表 2 筆者識別の結果

Table 2. Result of writer identification.

単位：(%)				
時期差無し			時期差有り	
文字種	学習	未知	学習	未知
筆	100	95.3	100	91.3
者	100	96.5	100	96.0
識	100	98.9	100	97.9
別	100	95.5	100	92.8
に	100	91.4	100	88.2
つ	99.5	67.9	100	62.4
い	98.9	79.4	100	76.9
て	99.6	80.9	100	74.0
研	100	96.6	100	94.9
究	100	98.4	100	98.3
平均	99.80	90.08	100	87.27

表 3 同一字種の複数文字による筆者識別の結果

Table 3. Result of writer identification by two or more characters of same category.

単位：(%)				
時期差無し			時期差有り	
文字種	学習	未知	学習	未知
2 文字	100	97.23	100	95.55
3 文字	100	98.57	100	97.30
4 文字	100	99.14	100	98.04

表 4 異なる文字の組み合わせによる筆者識別の結果

Table 4. Result of writer identification by the combination of different category pattern.

単位：(%)				
時期差無し			時期差有り	
文字種	学習	未知	学習	未知
2 文字	99.99	99.07	100	98.41
3 文字	100	99.84	100	99.65
4 文字	100	99.97	100	99.91

4 文字では 99.14 % となり約 7 % の筆者識別率の向上が見られる。つまり、同一字種を複数用いることは、筆者識別に効果があるといえる。

〈6・3〉異なる文字の組み合わせによる筆者識別 対象データには、各筆者が 20 文字種を筆記している。この 20 文字の中から、それぞれ異なる文字を組み合わせることによって、筆者識別することによる効果が期待できる。ここでは、異なる文字でのニューラルネットワークの出力誤差の和を求め、その大小で筆者識別することを異なる文字の組み合わせとする。この筆者識別結果を表 4 に示す。識別率はすべての文字の組み合わせでの平均である。

この結果より、異なる文字を組み合わせることによって、同一字種を複数使用するよりはるかに効果があることが分かる。例えば、1 文字による筆者識別と比べると、2 文字で 99.07 % となり約 8 % の筆者識別率を向上させることができた。また、2 文字による組み合わせでの筆者識別率が高かった文字の組と低かった文字の組の例を表 5 に示しておく。

表 5 異なる文字の組み合わせによる筆者識別

Table 5. Writer identification by the combination of different character.

高い組み合わせ (100 %)			低い組み合わせ
大識	学者	つて	(89.7%)
阪学	学識	つい	(91.7%)
阪識	学研	すつ	(93.7%)
阪究	で究	いて	(94.8%)
通学	筆究	大つ	(95.2%)
通識	識究	大て	(95.6%)
信究		につ	(96.0%)

表 6 筆者照合の結果 (時期差無し)

Table 6. Result of writer verification (without time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
大	100	99.95	91.0	90.86
阪	100	100	95.2	92.89
電	99.8	100	94.7	91.74
気	100	99.94	91.1	94.30
通	99.1	99.78	93.1	95.01
信	100	99.98	95.2	94.24
大	99.9	99.96	91.2	89.17
学	100	99.96	97.8	94.05
で	100	99.93	98.0	93.75
す	100	99.76	92.0	90.07
平均	99.88	99.93	93.93	92.61

〈6・4〉1 文字による筆者照合 自己想起型ニューラルネットワークを用いた時期差無しとしたときの各文字による筆者照合の結果を表 6, 7 に、時期差有りとしたときの結果を表 8, 9 に示す。また、受諾率と棄却率の相加平均を「筆者照合率」と呼ぶことにする。

この結果より、文字によって違いがあるものの、平均すると時期差無しでは受諾率 92.73 %, 棄却率 91.63 %, 時期差有りでは受諾率 91.80 %, 棄却率 90.45 % の高い筆者照合率が得られることが分かる。また、文字種別では、筆者識別の場合と同様に、文字形状が複雑なものでは筆者照合率が高く、「つ」や「い」のように、文字形状が簡単なものでは筆者照合率が低くなった。また、筆記する時期による影響では、ここでも時期差無しの方が未知データに対する照合率が高くなった。つまり、筆者照合においても、筆記する時期に差がないほど文字のばらつきが少なく、照合率が高くなると考えられる。

〈6・5〉同一字種の複数文字による筆者照合 筆者照合でも同一字種を複数使用することによって筆者照合率の向上が期待できる。同一字種の複数文字による筆者照合では、自己想起型ニューラルネットワークでの照合において、同じ筆者が書いたパターンの違う同一字種での誤差の平均を求め、それをしきい値と比較することにより筆者照合を行う。時期差無しとしたときの照合結果を表 10 に、時期差有りとしたときの照合結果を表 11 に示す。表 10, 11 におけ

表7 筆者照合の結果（時期差無し）
Table 7. Result of writer verification(without time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
筆	100	100	92.7	91.18
者	100	100	95.2	94.48
識	100	100	94.6	94.46
別	100	100	92.2	91.60
に	99.8	99.52	90.5	90.88
つ	98.6	97.81	84.5	84.25
い	98.6	97.57	84.5	86.91
て	99.9	98.12	90.2	85.98
研	100	100	94.7	89.84
究	100	100	96.1	96.82
平均	99.88	99.30	91.52	90.64

表8 筆者照合の結果（時期差有り）
Table 8. Result of writer verification(with time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
大	100	99.97	89.4	89.12
阪	100	100	91.7	93.47
電	99.8	99.86	90.3	92.53
気	100	100	93.2	92.89
通	100	100	92.5	93.39
信	100	100	95.2	94.15
大	100	99.96	86.9	89.83
学	99.8	99.91	94.1	93.49
で	100	99.90	96.6	94.22
す	100	99.93	90.9	89.82
平均	99.96	99.95	92.08	92.29

表9 筆者照合の結果（時期差有り）
Table 9. Result of writer verification(with time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
筆	100	100	91.6	89.77
者	100	100	94.8	92.29
識	100	100	92.6	93.50
別	100	99.96	90.6	90.70
に	99.8	99.69	92.1	88.88
つ	98.7	97.76	87.1	80.07
い	98.8	97.81	88.5	81.60
て	98.7	98.83	89.0	83.82
研	100	100	91.4	91.32
究	100	100	97.4	94.19
平均	99.60	99.41	91.51	88.61

る受諾率と棄却率はすべての組み合わせでの平均である。
この結果より、1文字による筆者照合率と比較すると、2文字で95.13%となり約3%、4文字では97.06%となり約5%向上している。同一字種でも使用する文字数が増加すると、筆者照合率が向上することが分かる。筆者照合でも、同一字種を複数用いることは、効果があるといえる。

表10 同一字種の複数文字による筆者照合結果（時期差無し）
Table 10. Result of writer verification by two or more characters of same category(without time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
2文字	99.91	99.92	95.80	94.45
3文字	99.96	99.96	97.02	95.75
4文字	99.99	99.98	97.67	96.45

表11 同一字種の複数文字による筆者照合結果（時期差有り）
Table 11. Result of writer verification by two or more characters of same category(with time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
2文字	99.96	99.91	94.64	93.22
3文字	99.97	99.98	95.97	94.39
4文字	99.99	99.98	96.67	95.12

表12 異なる文字の組み合わせによる筆者照合結果（時期差無し）
Table 12. Result of writer verification by the combination of different category pattern(without time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
2文字	99.96	99.99	97.19	96.94
3文字	99.98	100	98.66	98.57
4文字	100	100	99.26	99.26

表13 異なる文字の組み合わせによる筆者照合結果（時期差有り）
Table 13. Result of writer verification by the combination of different category pattern(with time difference).

単位：(%)				
学習			未知	
文字種	受諾率	棄却率	受諾率	棄却率
2文字	100	99.99	96.54	95.97
3文字	100	100	98.22	98.04
4文字	100	100	98.99	98.91

〈6・6〉異なる文字の組み合わせによる筆者照合 同様に、筆者照合でも異なる文字を組み合わせることによる効果が期待できる。それぞれの異なる筆記文字に対する出力誤差の平均を求め、それをあらかじめ定めたしきい値と比較することにより筆者照合することを異なる文字の組み合わせとする。時期差無しとしたときの照合結果を表12に、時期差有りとしたときの照合結果を表13に示す。ここでも、受諾率と棄却率はすべての文字の組み合わせでの平均を示している。
この結果より、異なる文字を組み合わせることによって、

1 文字による筆者照合と比べると, 2 文字で 97.07 % となり約 5 % の筆者照合率を向上させることができた。また, 異なる文字を組み合わせる方法は, 同一字種を複数使用する方法よりはるかに効果があることが分かる。

7. おわりに

本論文では, 各筆者ごとにネットワークを学習して形成する自己想起型ニューラルネットワークを用いた筆者識別と照合方法を提案した。このネットワークは, 他のカテゴリに関係なく学習することができるので, カテゴリ数の変化に対して柔軟な対応が可能であり, 筆者識別とともに筆者照合にも応用することができる。その方法は, 筆記文字パターンに対して, 大きさの正規化, 特徴抽出を施し, 学習によって得られた識別対象となる全てのネットワークに入力して誤差を算出する。この誤差を相互に比較することによって筆者識別を行い, 該当するネットワークでの誤差をしきい値と比較することによって筆者照合するものである。

その結果, 20 人を対象とした筆者識別において, 時期差無しで 92.48 %, 時期差有りで 90.04 % の高い識別率が得られた。また筆者照合では, 時期差無しで受諾率 92.73 %, 棄却率 91.63 %, 時期差有りで受諾率 91.80 %, 棄却率 90.45 % の高い照合率が得られた。次に, 複数の文字による筆者認識では, 同一の字種を複数用いるより, 異なる文字種を組み合わせるとはるかに効果があり, 例えば平均的な氏名に相当する 4 文字を組み合わせると, 筆者識別では 99.97 %, 筆者照合では 99.26 % になり, 精度の高い筆者識別と筆者照合が実現できることが明らかになった。また, 時期差については, 筆記時期に差が無いほど文字にばらつきが少なく, 識別率と照合率が高くなるという結果が得られた。

今後は, 筆者人数を増加させ, 多人数を対象とした筆者識別や筆者照合について検討する必要がある。さらに, ひらがななどの簡単な文字に対する精度の高い特徴抽出法や文字の組み合わせ方法についても検討する必要がある。

(平成 14 年 2 月 22 日受付)

文 献

- (1) M.Yoshimura and I.Yoshimura: "Writer recognition the state-of-the-art and issues to be addressed", Technical Report of IEICE, PRMU96-48(1996-6) (in Japanese)
吉村ミツ・吉村 功:「筆者認識研究の現段階と今後の動向」, 信学技報, PRMU96-48(1996-6)
- (2) T.Shakunaga, H.Kaneko, and E.Yodogawa: "Automatic Writer Recognition by Line-based Spectral Resolution of 2nd Order Statistics", *T. IECE Japan*, Vol.J67-D, No.7, pp.776-783(1984-7) (in Japanese)
尺長 健・金子 博・淀川英司:「2 次統計量の線分スペクトル分解による手書き文字の筆者認識」, 信学論, J67-D, 7, pp.776-783(1984-7)
- (3) T.Satoh, M.Miyakawa, and M.Ishiwata: "An Attempt of Individual Identification from Handwritten Characters Based on the Linear- and Curvilinear-Features", *T. IEE Japan*, Vol.120-C, No.3, pp.397-403(2000-3) (in Japanese)
佐藤 剛, 宮川道夫, 石渡正倫:「手書き文字の直線性と曲線性に注目した筆者識別の試み」, 電学論 C, 120, 3, pp.397-403(2000-3)
- (4) M.Yoshimura and I.Yoshimura: "Writer Identification Based on Frequencies of Similar Patterns", *T. IEICE Japan*,

Vol.J72-D-II, No.12, pp.2051-2060(1989-12) (in Japanese)

吉村ミツ・吉村 功:「相似パターンの頻度による筆者識別」, 信学論, J72-D-II, 12, pp.2051-2060(1989-12)

- (5) M.Yoshimura and I.Yoshimura: "Writer Identification Using Localized Arc Pattern Method", *T. IEICE Japan*, J74-D-II, 2, pp.230-238(1991-2) (in Japanese)
吉村ミツ・吉村 功:「局所円弧パターン法を用いた筆者識別」, 信学論, Vol.J74-D-II, No.2, pp.230-238(1991-2)
- (6) K.Misaki and M.Umeda: "Handwriter Identification Using Quantitative Features Extracted from Character Patterns", *Japan J. Sci. Tech. Iden.*, Vol.2, No.2, pp.71-77(1998-12) (in Japanese)
三崎揮市・梅田三千雄:「文字パターンから抽出した量的特徴による筆者識別」, 日本鑑識科学技術学会誌, 2, 2, pp.71-77(1998-12)
- (7) M.Tamai and T.Aibara: "Off-Line Writer Identification Using Fuzzy Logic and Neural Network", Technical Report of IEICE, PRU94-64(1994-11) (in Japanese)
玉井 誠・相原恒博:「ファジィ数入力ニューラルネットワークを用いたオフライン筆者識別」, 信学技報, PRU94-64(1994-11)
- (8) M.Ozaki, Y.Adashi, and N.Ishii: "Writer Recognition by Means of Fuzzy Theory", *T. IEE Japan*, Vol.120-C, 12, pp.1933-1939(2000-12) (in Japanese)
尾崎正弘・足達義則・石井直宏:「ファジィ理論を用いた筆者識別」, 電学論 C, 120, 12, pp.1933-1939(2000-12)
- (9) S.Inoue, T.Wakabayashi, S.Tsuruoka, F.Kimura, and Y.Miyake: "Handwritten Numeral Recognition Using Autoassociative Neural Networks", *IPSI Journal*, Vol.39, No.8, pp.2476-2484(1998-8) (in Japanese)
井上 聡・若林哲史・鶴岡信治・木村文隆・三宅康二:「自己想起回路による手書き数字認識」, 情報学論, 39, 8, pp.2476-2484(1998-8)
- (10) S.Tsuruoka, M.Kurita, T.Harada, F.Kimura, and Y.Miyake: "Handwritten "KANJI" and "HIRAGANA" Character Recognition Using Weighted Direction Index Histogram Method", *T. IEICE Japan*, J70-D, 7, pp.1390-1397(1987-7) (in Japanese)
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」, 信学論, J70-D, 7, pp.1390-1397(1987-7)

梅田 三千雄 (正員) 昭和 20 年生。昭和 43 年大阪大学卒業。同年日本電信電話公社 (現 NTT) 入社。平成元年大阪電気通信大学工学部教授。現在, 同総合情報学部教授。工学博士。文字認識, 画像処理, 認知科学等の研究に従事。電子情報通信学会, 映像情報メディア学会, 画像電子学会会員。

三好 健生 (非会員) 昭和 51 年生。平成 12 年大阪電気通信大学情報工学部情報工学科卒業。同年同大学大学院工学研究科博士課程前期情報工学専攻入学。現在在学中。筆者認識, 特にニューラルネットワークを用いた筆者識別と照合に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。

三崎 揮市 (非会員) 昭和 39 年生, 平成元年東京工芸大学工学部卒業。現在, 兵庫県警察本部刑事部科学捜査研究所勤務。文書鑑定及びコンピュータによる筆者認識の研究に従事。日本鑑識科学技術学会会員。