

k -NN 探索を用いた動的な学習パターン選択による 低品質印刷漢字認識

胡 彦[†] 堀 田 政 二^{††}
喜 安 千 弥^{††} 宮 原 未 治^{††}

印刷漢字の認識において、品質の良くない文字画像を対象とすると、認識の精度は大幅に低下する。本稿では、 k -NN 探索を用いた動的な学習パターン選択と部分空間法を用いることにより、未知パターンを高精度に識別する方法を提案する。この手法は、カテゴリごとに未知パターンに近い上位 k 個の学習パターンを選択し、それらの選択されたパターンをもとにして部分空間を求め、識別を行うものである。さらに、本稿では選択する学習パターンの個数を、未知パターンとカテゴリとの類似度によって最適化する方法について述べる。デジタルカメラで撮影した低品質印刷漢字画像に適用した結果、 k -NN 法や部分空間法と比較して、提案手法の方が高い認識率を示すことが分かった。

Low-quality Printed Character Recognition Using Dynamic Selection of Training Patterns Based on K -Nearest Neighbors

YAN HU,[†] SEIJI HOTTA,^{††} SENYA KIYASU^{††}
and SUEHARU MIYAHARA^{††}

This paper proposes a method for accurately recognizing low-quality printed characters taken by a digital camera. The k -nearest training patterns of an input pattern are selected in each category using k -nearest neighbor rule. The subspaces of each category are calculated by using those selected patterns. The label of the input pattern is outputted by computing a norm of the pattern on subspaces. The number of the selected training patterns is optimized using the similarity between the input pattern and subspaces. Performance of the presented method is verified by experiments, in which we compared recognition rates for k -NN, subspace method and our method.

1. はじめに

近年、デジタルカメラやカメラ付き携帯電話などのデジタル撮影機器の普及にともない、文字認識の対象が従来のスキャナで入力された品質の良い文字画像から、カメラで撮った品質の良くない文字画像へ広がってきた。撮影画像の品質は、カメラのセンサの高性能化とともに大きく向上したが、撮影時の条件に大きく影響されるため、撮影距離、コントラスト、手ぶれなどの条件によっては、十分な品質が得られない場合が多い。このような低品質の画像に対し、いかにして認識精度を向上させるかが大きな課題となっている¹⁾。

低品質文字の高精度な認識手法としては、複数枚の入力画像を用いて解像度を向上させる手法²⁾、つぶれ領域の影響を低減するように動的に重み付けを行う方法³⁾、つぶれに応じて認識辞書を補正する方法⁴⁾、文字の輪郭画像を利用してつぶれにより失われた輪郭を補完する手法⁵⁾、入力文字画像から推定した劣化状態により辞書を選択する方法⁶⁾、劣化モデルをもとに学習パターンを生成する方法⁷⁾ など、多くの提案がなされている⁸⁾。一方、文字の変形に有効である識別法としては、未知パターンとカテゴリカル近傍平均パターンとの距離に基づく CAP 法も報告されている^{9),10)}。

本稿では低品質印刷漢字を高精度に認識するため、 k -NN 探索を利用して動的に学習パターンを選択し、それを部分空間法の学習パターンとして用いる方法を提案する。具体的には、まず未知パターンに近い上位 k 個の学習パターンをカテゴリごとに求める。次に、その k 個の学習パターンを用いてそれらを近似するための固有ベクトルを計算する。次に、固有ベクトルが

[†] 長崎大学大学院生産科学研究科
Graduate School of Science and Technology, Nagasaki University

^{††} 長崎大学工学部情報システム工学科
Department of Computer and Information Sciences,
Nagasaki University

張る部分空間へ未知パターンを射影し、各カテゴリとの類似度に基づいて識別を行う。その際、類似度が最大となる最適なパラメータ k の値をカテゴリごとに決定し、この k において得られた類似度を用いて識別を行う。

提案手法は識別を行う際に、劣化した未知パターンの修復や劣化状態の推定が不要であり、学習パターンを動的に選択することにより、未知パターンに生じたさまざまな劣化の状態に効率良く対応できる。また、アルゴリズムが簡単であるため、システムの構築も容易である。

2. 動的な学習パターンの選択による低品質印刷漢字認識

2.1 低品質印刷漢字認識における課題

文字認識で多く用いられる手法の1つに部分空間法がある。部分空間法では、カテゴリごとの学習パターンから KL 展開により、そのカテゴリを表現する低次元の部分空間を求め、未知パターンがどの部分空間に最も類似するかを比較して識別を行う¹¹⁾。この次元削減とカテゴリごとの類似度算出という手法を用いると、高次元パターンに対しても精度の良い認識を行うことができる。しかし、カテゴリの重なりが大きなデータや、学習パターンが線形分離困難な状態で分布している場合は、認識率が低下するという問題がある。

図1に部分空間法で誤認識が生じた低品質印刷漢字パターンの例を示す。カテゴリAの「鍬」とカテゴリBの「錐」の学習パターンがそれぞれ150個ずつ与えられたとき、入力パターン x 「鍬」がカテゴリBと誤認識された例である。ここでは各パターンは64次元ベクトルで表されている。学習パターンの分布を調べるために KL 展開を適用し、第1, 第2主成分をそれぞれ横軸, 縦軸として学習パターンをプロットした結果を図2に示す。

図2から、カテゴリごとに学習パターンが線形分離困難な状態で分布し、入力パターンの近傍では2カテゴリに重なりが生じていることが分かる。このような分布でも柔軟に対処できる識別法としては k -NN 法があげられる。 k -NN 法は学習パターンの中から未知パターンに近い k 個のパターンをとり、多数決をとる識別法である。すなわち、 k 個の中で、カテゴリ c に属しているものの数が最大であれば、カテゴリ c を識別結果とする¹¹⁾。この方法は、特徴ベクトルの次元数が大きくない場合には、学習パターンの分布にかかわらず高い識別性能を有することが知られている。しかし、特徴ベクトルの次元数が大きい場合には、学習パ

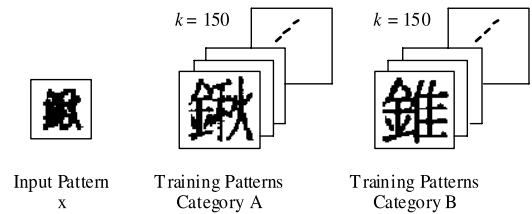


図1 文字パターンの例

Fig. 1 Examples of character patterns.

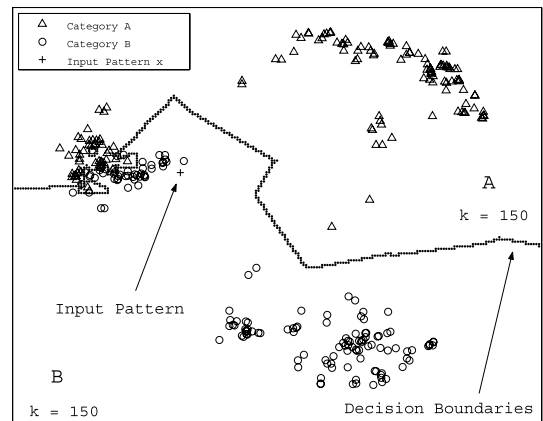


図2 パターンの分布と識別境界

Fig. 2 Distribution of patterns and decision boundaries.

ター数を増加させなければ識別性能が低下するという問題がある¹²⁾。

図2において、低品質の入力パターンは劣化により自カテゴリの学習パターンから離れてしまうため、誤認識となっていることが分かる。このような場合に k -NN 法で高い認識率を得るためには、パターンの分布を表現する十分な学習パターンを準備する必要がある。低品質印刷漢字のさまざまな劣化状態をきれいにカバーするには膨大な学習パターンが必要となり、限られた学習パターンしか得られない場合には誤認識が増加する。

劣化した文字パターンを対象として、線形分離困難な状態で分布する高次元学習パターンから、いかにして高い識別精度を実現するかが、低品質印刷漢字認識の課題である。

2.2 動的な学習パターンの選択による識別

前節の考察より、低品質印刷漢字の認識に部分空間法を適用した場合に誤認識が生じる原因は、学習パターンが線形分離困難な状態で分布するにもかかわらず、すべての学習パターンを用いて部分空間を構成した結果、劣化した未知パターンの識別に必ずしも適切でない部分空間が得られるためと考えられる。

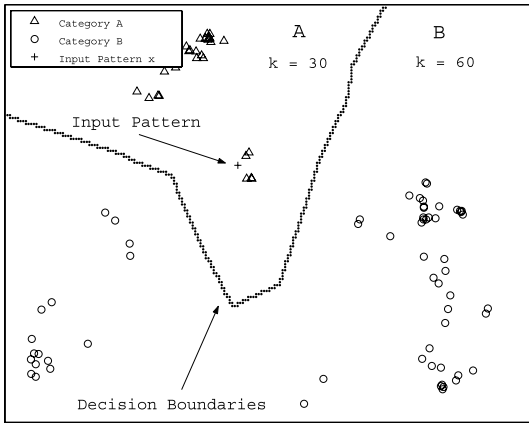


図 3 学習パターンの選択によるパターンの分布と識別境界
Fig. 3 Distribution of patterns and decision boundaries for selection of training patterns.

図 2 に示したデータにおいて、カテゴリごとに入力パターンの近傍学習パターンを動的に選択して再び KL 展開を行い、第 1、第 2 主成分に関する分布をプロットした結果を図 3 に示す。2 カテゴリの分布領域には重なりがなくなり、入力パターンの識別に適切な空間が得られていることが分かる。

このように、未知パターンの近傍に存在する学習パターンを動的に選択して部分空間法を適用することにより、未知パターンの劣化に対応でき、学習パターンが線形分離困難な状態で分布しても良好な識別が実現できると期待される。

2.3 提案手法の識別手順

図 4 に提案手法の処理手順を示す。まず未知パターンに対し大分類を行い候補を絞る。カテゴリごとにすべての学習パターンを用いて固有ベクトルを求めておき、部分空間法を用いて各カテゴリに対する未知パターンの類似度を評価する。その結果、未知パターンが十分な精度で分類されたと判定されれば、類似度最大のカテゴリを最終結果として出力する。精度が十分でなければ、類似度の大きいものから順に C 個のカテゴリを候補として出力し、以下の手順により k -NN 探索を利用して動的に学習パターンを選択し、詳細識別を行う。

大分類で絞られた文字のカテゴリ数を C とすると、カテゴリ $c(c = 1, \dots, C)$ に属する N_c 個の d 次元学習パターンを $\mathbf{x}_i^{(c)} = [x_{i1}^{(c)}, \dots, x_{id}^{(c)}]^t$ ($i = 1, \dots, N_c$) で表す。

未知パターン $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d]^t$ と各学習パターンとのユークリッド距離 $\|\mathbf{x}_i^{(c)} - \mathbf{x}\|$ を求め、小さい順に学習パターンの番号を付け直して並べると、

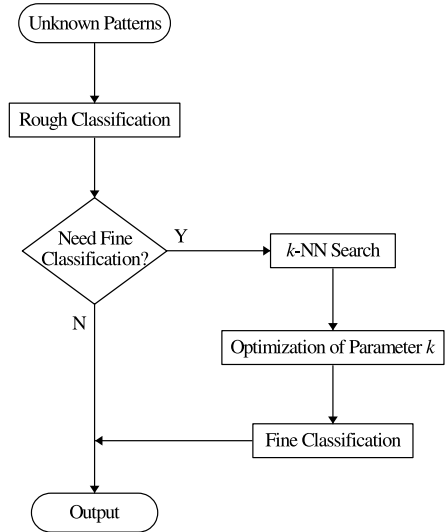


図 4 提案手法による認識の流れ
Fig. 4 Procedure of recognition using the proposed method.

$$\|\mathbf{x}_1^{(c)} - \mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{x}_2^{(c)} - \mathbf{x}\| \leq \dots \leq \|\mathbf{x}_k^{(c)} - \mathbf{x}\| \leq \dots \leq \|\mathbf{x}_{N_c}^{(c)} - \mathbf{x}\| \quad (1)$$

となる。上位 k 個の学習パターン $\mathbf{x}_i^{(c)} (i = 1, \dots, k)$ からなる集合を X_c で表し、 k -NN 探索の結果として出力する。

次に、出力された学習パターンを用いて X_c を近似する部分空間を求める。ここで、 X_c の自己相関行列 R_c を

$$R_c = \frac{1}{k} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^{(c)} & \dots & \mathbf{x}_k^{(c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^{(c)} & \dots & \mathbf{x}_k^{(c)} \end{bmatrix}^t \quad (2)$$

で求め、この自己相関行列の固有ベクトルを計算する。識別に用いる部分空間の次元数を L としたとき、大きい順にとった L 個の固有値に対応する $L (\leq k)$ 個の固有ベクトルを $\mathbf{u}_l^{(c)} (l = 1, \dots, L)$ とする。これらの固有ベクトルを用いて未知パターンのカテゴリ c における類似度を

$$s^{(c)} = \sum_{l=1}^L (\mathbf{x}^t \mathbf{u}_l^{(c)})^2 \quad (3)$$

で計算する。

k -NN 探索によって選択する学習パターンの個数 k は、パターンの劣化への対応、および部分空間の作成に関係し、識別性能に影響を与える。ここでは次のようにしてカテゴリごとに最適な k を選択し、そのときの類似度を用いて識別を行う。

具体的には、パラメータ k を初期値 (実験では 10

を初期値とした)から学習パターンの総個数 N_c まで順に増加させ、異なる X_c に対して、式 (3) で類似度 $s^{(c)}$ を計算し、 $s^{(c)}$ が最大になる k をカテゴリ c における最適な k とする。このときの $s^{(c)}$ を未知パターンとカテゴリ c との類似度として識別に利用する。

3. 実験

3.1 実験データ

実験データの諸元を表 1 に示す。学習パターンの原稿としては、JIS 第 1 水準漢字と非漢字を合わせた 3,169 文字種を 3 フォント (MS 明朝, MS ゴシック, 楷書体), 5 サイズ (6, 8, 10, 12, 14 ポイント), 2 種類のレーザープリンタで印刷したものをを用いた。これらの原稿をスキャナで解像度 400 dpi, 濃淡画像 (256 階調) として取り込んだ。

次に、濃淡画像から文字を 1 つずつ切り出し、判別しきい値選定法¹³⁾により 2 値化を行った。さらに、判別しきい値を基準として上下に 20 刻み 2 段階に変化させたしきい値で、切り出した文字を 2 値化した。この処理により、品質の異なる 2 値文字画像が 5 種類、カテゴリあたり 150 パターンが得られた。これらの 2 値文字画像を 64×64 画素の大きさに正規化して学習パターンとして使用した。

テストパターンは、学習用と異なるレーザープリンタを用いてフォントごとに 8, 10 ポイントの文字を印刷し、スキャナの代わりにデジタルカメラを用いて濃淡画像として取り込んだ。次に、濃淡画像から文字を切り出し、判別しきい値選定法により 2 値化し、大きさが 22×22 画素の 2 値文字画像を得た。これらの 2 値文字画像を学習パターンと同様に 64×64 画素の大きさに正規化して実験に用いた。

識別用の特徴としては印刷漢字認識に実績のあるメッシュ特徴を用いた。すなわち、64×64 画素の文字パターンを 8×8 に分割し、各分割領域の黒点数を特徴ベクトルの要素とした。このようにして得た 64 次

元の特徴ベクトルのノルムを 1 に正規化した。

3.2 予備実験

(1) k -NN 法におけるパラメータ k の影響

k -NN 法においては、認識率がパラメータ k に依存する。そのため、パラメータ k と認識率との関係調べた。図 5 にテストパターンに対する認識率を示す。横軸はパラメータ k の値、縦軸は平均認識率である。図から $k = 10$ のとき、認識率が最も高く、 k がそれ以上になると、認識率は低下することが分かる。そのため、後述の識別性能の評価では $k = 10$ のときの認識率を k -NN 法の認識率として用いた。

(2) 部分空間の次元数 L の決定

部分空間法では、次元数を低くしすぎると各カテゴリに属するパターンを表現する近似精度が低下する。逆に、次元数を高くすると、異なるカテゴリの部分空間どうしの重なりが増加し認識率が低下する。部分空間法の次元数 L を決めるために、次元数と認識率との関係調べた。図 6 にテストパターンを用いて評価し

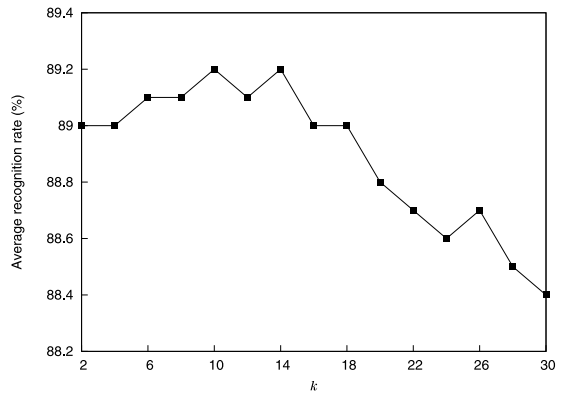


図 5 k -NN 法におけるパラメータ k と認識率の関係
Fig. 5 Relation between parameter k and the recognition rate of k -NN.

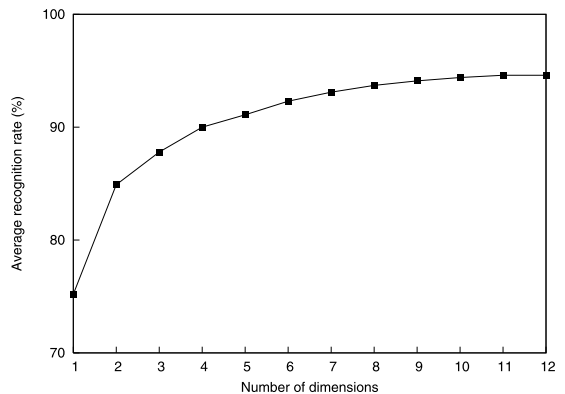


図 6 部分空間の次元数と認識率の関係
Fig. 6 Relation between the number of dimensions and the recognition rate of a subspace method.

表 1 実験データの諸元

Table 1 Specification of experimental data.

	学習データ	テストデータ
読取装置 (型番)	スキャナ (EPSON 6700-U)	デジタルカメラ (OLYMPUS C-3040ZOOM)
文字サイズ (ポイント)	6, 8, 10, 12, 14	8, 10
セット数	2	1
カテゴリ数	JIS 第 1 水準漢字 + ひらがな + カタカナ + アルファベット + 数字 (全 3,169 カテゴリ)	
フォント	MS 明朝, MS ゴシック, 楷書体	
濃度	256 階調	

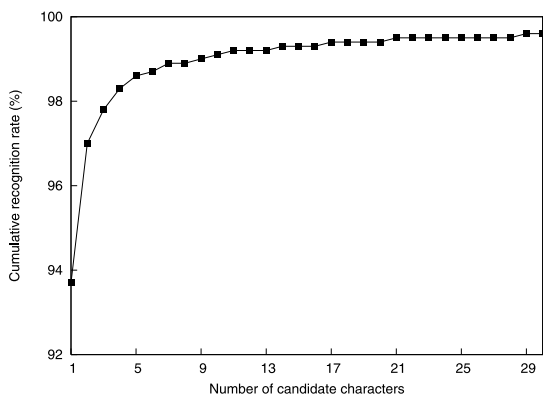


図 7 部分空間法の累積認識率

Fig. 7 The cumulative recognition rate of a subspace method.

た部分空間の次元数と認識率との関係を示す。横軸は次元数、縦軸は平均認識率である。次元数を 1~12 まで変化させたとき、認識率は次元数の増加にもなって高くなるが、次元数が 8 以上になると認識率の上昇が非常に小さくなった。次元数を 8 としたとき、累積寄与率は 99% 以上になり、ほぼすべての学習パターンを良好に近似していると考えられる。そのため、後述の提案手法による識別および識別性能の評価では、部分空間の次元数を 8 としたときの認識率を用いた。

(3) 候補文字数 C の決定

大分類では、部分空間法を用いて入力パターンに対する候補を絞る。候補文字数 C を決めるために、部分空間法を用いた場合の累積認識率を調べた。図 7 にテストパターンに対する候補文字数と認識率との関係を示す。横軸は候補文字数、縦軸は累積認識率である。10 位以降では累積認識率の上昇が小さくなり、30 位までの累積認識率が 99.6% に達した。候補文字数をこれ以上にしても、識別性能はほとんど上昇しないため、大分類の候補文字数 C を 30 とした。

3.3 提案手法による識別

3.3.1 学習パターン選択におけるパラメータ k の影響

テストパターンに近い上位 k 個の学習パターンを選択して、部分空間の構成に利用するとき、学習パターンの数 k と認識率との関係を調べた。ここではすべてのカテゴリで同じ数の学習パターンを利用してテストパターンの識別を行う場合について、パラメータ k を 10~150 まで 10 刻みで変化させ、それぞれの認識率を調べた。図 8 に 10 ポイントのテストパターンに対する認識率を、図 9 に 8 ポイントのテストパターンに対する認識率を示す。横軸はテストパターンに近い上位学習パターンの個数、縦軸は認識率である。ここ

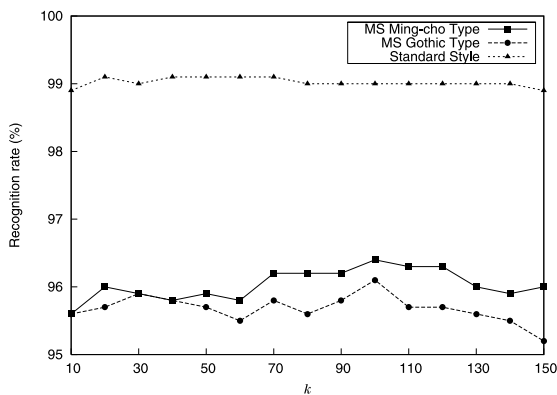


図 8 10 ポイントテストパターンに対する k と認識率の関係

Fig. 8 Relation between parameter k and the recognition rate for test patterns (font size: 10 point).

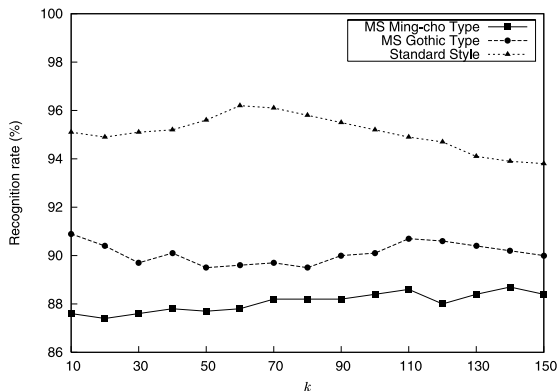


図 9 8 ポイントテストパターンに対する k と認識率の関係

Fig. 9 Relation between parameter k and the recognition rate for test patterns (font size: 8 point).

で、パラメータ k を 150 とした場合が、学習パターンの選択を行わない従来の部分空間法による識別に相当する。

これらの図から分かることとして、たとえば、図 9 における 8 ポイント楷書体のテストパターンでは、 $k = 150$ のときの認識率 (93.8%) より、 $k = 60$ のときの認識率 (96.2%) が 2.4% 向上している。これらの結果から、すべての学習パターンを用いるよりも、テストパターンの近傍学習パターンを利用したほうが認識率が高いことが分かる。

3.3.2 動的な学習パターン選択の効果

提案手法では、各カテゴリの学習パターンの中からテストパターンに近い順に上位 k 個を選択して、部分空間を構成する。このとき、学習パターンの選択数 k を各カテゴリで同数とした場合と、類似度が最大になるようにカテゴリごとに学習パターンの選択数 k を最適化した場合について、認識率を比較した。図 10 に 10 ポイントのテストパターンに対する比較結果を、

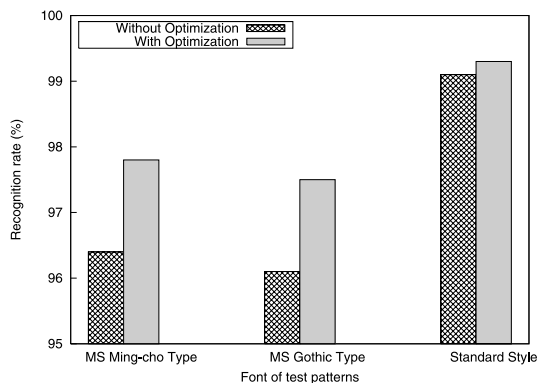


図 10 10ポイントテストパターンに対するパラメータ k の最適化の効果

Fig. 10 Effectiveness of parameter k optimization for recognition of test patterns (font size: 10 point).

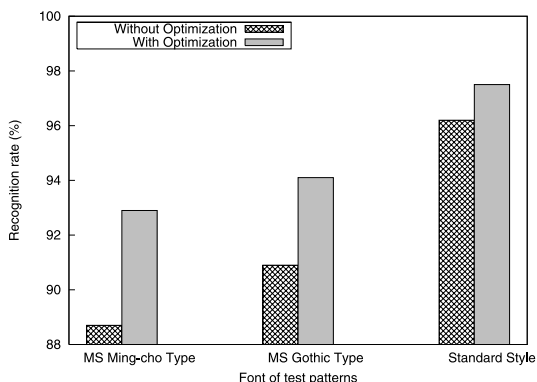


図 11 8ポイントテストパターンに対するパラメータ k の最適化の効果

Fig. 11 Effectiveness of parameter k optimization for recognition of test patterns (font size: 8 point).

図 11 に 8 ポイントのテストパターンに対する比較結果を示す。横軸はテストパターンのフォント、縦軸は認識率である。ここで、学習パターンの選択数を各カテゴリで同数とした場合の認識率としては、図 8 と図 9 に示した実験結果の中の最も高い値を用いた。この結果より、カテゴリごとに学習パターン数 k を最適化することによって、いずれのフォントについても認識率が向上することが分かった。

3.3.3 k -NN 法および部分空間法との識別性能の比較

識別性能を評価するため、 k -NN 法および部分空間法と提案手法の認識率を比較した。表 2 に比較結果を示す。ここで、 k -NN 法による認識率としては、予備実験で述べたように、 $k = 10$ のときの認識率を用いた。学習パターンの選択を行わない従来の部分空間法による認識率としては、3.3.1 項で述べたように、 $k = 150$ 、

表 2 k -NN 法および部分空間法との認識率の比較

Table 2 Comparison of the recognition rate with k -NN and subspace method.

	k -NN 法	部分空間法	提案手法
10 ポイント			
MS 明朝	94%	96%	97.8%
MS ゴシック	94.3%	95.2%	97.5%
楷書体	98.6%	98.9%	99.3%
8 ポイント			
MS 明朝	73.5%	88.4%	92.9%
MS ゴシック	83%	90%	94.1%
楷書体	91.8%	93.8%	97.5%

表 3 参考文献 3) との識別性能の比較

Table 3 Comparison with bibliography 3).

	部分空間法	提案手法	エラー低減率
本稿 10 ポイント	96%	97.8%	45%
8 ポイント	88.4%	92.9%	38.8%
参考文献 3)	93.7%	94.3%	9.5%

$L = 8$ としたときの認識率を用いた。 k -NN 法や部分空間法と比べると、すべてのテストパターンにおいて提案手法が高い認識率を示し、提案手法が有効であることが確認できた。

3.4 考察

表 2 の認識率に基づいて、本提案手法と参考文献 3) の認識手法である動的な重み付けとの比較を行った。ただし、実験に用いたデータが異なるため、それぞれ部分空間法で誤認識となったテストパターンに着目し、両手法によるエラー低減率を比較した。エラー低減率とは、部分空間法に対して提案手法で減少した誤認識の数と、部分空間法において誤認識となったテストパターン数との比率である。そのため、エラー低減率が高いほど認識手法は優れているといえる。表 3 に明朝体のテストパターンに対して各手法の認識率とエラー低減率を示す。文献 3) のテストパターンの品質は、部分空間法による認識率から本稿の 10 ポイントと 8 ポイントテストパターンの中間程度であると考えられる。本提案手法は文献 3) の手法よりエラー低減率が高いため、識別性能が優れているといえる。さらに、文献 3) のテストパターンのフォントは明朝体だけであったが、本稿では表 2 に示したように、MS 明朝体、MS ゴシック体、楷書体のテストパターンのいずれに対しても高い識別性能を示すことを確かめた。

同様に、参考文献 4) の認識手法であるつづれに於いて認識辞書を補正する方法との比較を行った。各手法の認識率およびエラー低減率を表 4 に示す。ここで、認識率は明朝体とゴシック体の平均値である。文献 4) のテストパターンと本稿のテストパターンは品

表 4 参考文献 4) との識別性能の比較

Table 4 Comparison with bibliography 4).

	部分空間法	提案手法	エラー低減率
本稿 10 ポイント	95.6%	97.7%	47.7%
8 ポイント	89.2%	93.5%	39.8%
参考文献 4)	約 78%	約 82%	約 18~22%

表 5 CAP 法との認識率の比較

Table 5 Comparison with CAP method.

		CAP 法	提案手法
10 ポイント	MS 明朝	94.5%	97.8%
	MS ゴシック	95.4%	97.5%
	楷書体	98.8%	99.3%
8 ポイント	MS 明朝	83.3%	92.9%
	MS ゴシック	86.3%	94.1%
	楷書体	92.9%	97.5%

質が異なり、部分空間法による認識率は文献 4) のほうが低い。本提案手法は文献 4) の手法よりエラー低減率が高いため、識別性能が優れているといえる。また、文献 4) の手法は入力パターンからつづれを検出し、それに応じて部分空間法で用いられる固有ベクトルを補正するという複雑な方法であるが、本提案手法のアルゴリズムはより簡単であるため、実装面でも有利であると考えられる。

また、本提案手法に類似する CAP 法との比較を行った。CAP 法はカテゴリごとの k 近傍学習パターンから作成した平均パターンと未知パターンとの距離を利用して識別を行う手法であり、手書き文字に有効であることが示されている。しかし、印刷漢字への適用は報告されていない。そこで、すべてのテストパターンに対して CAP 法を用いて識別を行った。ただし、CAP 法におけるパラメータ k を 1~100 まで変化させて識別を行い、認識率が最も高いものを CAP 法の認識率とした。表 5 に本提案手法および CAP 法の認識率を示す。すべてのテストパターンにおいて提案手法が CAP 法より高い認識率を示している。

図 12 に、部分空間法では誤認識となっていたものが、提案手法で正しく識別できるようになったテストパターンの例を示す。これらは、テストパターンの劣化に応じて学習パターンを動的に選択した結果、正解カテゴリとの類似度が向上し、正しく識別できるようになったものと考えられる。

一方、部分空間法では正しく認識された文字パターンが提案手法によって誤認識となったものも若干存在する。その例を図 13 に示す。提案手法はテストパターンの近傍に存在する学習パターンを選択して部分空間を求めるが、近傍に学習パターンが少ないと適切な部分空間が構成されない場合があるため、これらのパ

敵 経 激 拳 原 庫
 堺 神 咲 崎 削 昨
 逆 鋤 鐘 織 奏 晴
 輝 椎 錠 掴 堤 錠

図 12 正しく識別できるようになったテストパターンの例

Fig. 12 Examples of corrected test patterns.

驛 戴 瀧 綻 暖 廷

図 13 提案手法で誤認識となったテストパターンの例

Fig. 13 Examples of recognition error by our method.

ターンは誤認識されたと考えられる。

4. ま と め

本稿では、低品質印刷漢字の認識を目的として、カテゴリごとに未知パターンの k 近傍学習パターンを求め、それを部分空間法の学習パターンとして用いる方法を提案した。その際、未知パターンとの類似度が最大となるようにカテゴリごとに学習パターン数 k を最適化し、認識率を向上させた。

提案手法は、未知パターンの修復や劣化状態の推定などの複雑な処理が不要であり、学習パターンを動的に選択することでさまざまな劣化状態に対応できること、学習パターンの追加や削除が簡単に行えるためシステムの構築や調整が容易であること、などの特長がある。デジタルカメラで撮影された低品質印刷漢字画像を用いて実験を行った結果、すでに提案されている低品質印刷文字の認識手法よりも、さらに高い識別性能を有することが分かった。

今後は、文字品質と識別性能との関係について検討を進め、さらなる精度の向上をはかる予定である。

謝辞 学習データをご提供いただいた佐世保工業高等専門学校の志久修助教授に、つつしんで感謝の意を表します。

参 考 文 献

- 1) 黄瀬浩一, 大町真一郎, 内田誠一, 岩村雅一: カメラを用いた文字認識・文書画像解析の現状と課題, 信学技報, PRMU2004-246, pp.85-90 (Mar. 2005).
- 2) 小佐井潤, 岡本正義, 加藤邦人, 山本和彦: 低解像度における文字認識手法の提案, MIRU'98 II, pp.257-262 (July 1998).
- 3) 大町真一郎, 阿曾弘具: つづれを考慮した低品質印刷文字の高精度認識, 信学論 D-II, Vol. J79-D-II, No.9, pp.1534-1542 (1996).

- 4) 大町真一郎, 阿曾弘具: 低品質文字認識におけるつづれを動的に補正する部分空間法, 信学論 D-II, Vol.J82-D-II, No.11, pp.1930-1939 (1999).
- 5) 志久 修, 中村 彰, 宮原末治, 大山輝光: つづれ領域への特徴補完による高精度なつづれ文字認識方法, 信学論 D-II, Vol.J87-D-II, No.3, pp.808-817 (2004).
- 6) 澤木美奈子, 村瀬 洋, 荻田紀博: 劣化推定に基づいた辞書の自動選択による本棚画像中の文字認識, 映情学誌, Vol.54, No.6, pp.881-886 (2000).
- 7) 石田皓之, 柳詰進介, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋: 部分空間法による低解像度文字認識のための生成型学習法, 信学技報, PRMU2004-7, pp.37-42 (May 2004).
- 8) 森 稔, 澤木美奈子: 低品質文字の認識手法とその応用に関するサーベイ, 信学技報, PRMU2001-275, pp.25-40 (Mar. 2002).
- 9) Mitani, Y. and Hamamoto, Y.: Classifier design based on the use of nearest neighbor samples, *Proc. 15th Int. Conf. Pattern Recognition*, Vol.2, pp.773-776 (2000).
- 10) 堀田政二, 喜安千弥, 宮原末治: 未知パターンとカテゴリカル k 近傍平均パターンとの距離に基づくパターン識別, 信学論 D-II, Vol.J88-D-II, No.8, pp.1357-1366 (2005).
- 11) 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬 洋: わかりやすいパターン認識, オーム社 (Aug. 1998).
- 12) Fukunaga, K.: Bias of Nearest Neighbour Error Estimation, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.PAMI-9, No.1, pp.103-112 (1987).
- 13) 大津展之: 判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法, 信学論, Vol.J63-D, No.4, pp.349-356 (1980).

(平成 17 年 5 月 20 日受付)

(平成 18 年 1 月 6 日採録)



胡 彦

1994 年中国の武漢交通科技大学卒業。2003 年長崎大学大学院生産科学研究科博士前期課程修了。現在、同大学院生産科学研究科博士後期課程在学中。



堀田 政二 (正会員)

1998 年九州芸術工科大学画像設計学科卒業。2002 年同大学大学院博士後期課程修了。現在、長崎大学工学部助手。博士(工学)。パターン認識の研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会, 映像情報メディア学会各会員。



喜安 千弥 (正会員)

1986 年東京大学工学部計数工学科卒業。同年(株)日立製作所生産技術研究所勤務。1991 年東京大学工学部計数工学科助手。2000 年帝京平成大学情報学部講師。2003 年長崎大学工学部助教授。博士(工学)。パターン認識, リモートセンシング等の研究に従事。計測自動制御学会各会員。



宮原 末治 (正会員)

1971 年熊本大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年日本電信電話公社(現 NTT)入社。1997 年長崎大学工学部教授。博士(工学)。パターン認識, 画像処理, 情報検索等の研究に従事。電子情報通信学会, 映像情報メディア学会各会員。