

## オフライン識別器を統合したオンライン手書き文字識別器の小型化

織田 英人<sup>†</sup>      朱 碧蘭<sup>†</sup>      小沼 元輝<sup>†</sup>      徳野 淳子<sup>†</sup>  
 末代 誠仁<sup>†</sup>      中川 正樹<sup>†</sup>

Size Reduction of an On-Line Handwritten Character Recognizer Combining  
 On-Line and Off-Line Recognizers

Hideto ODA<sup>†</sup>, Bilan ZHU<sup>†</sup>, Motoki ONUMA<sup>†</sup>, Junko TOKUNO<sup>†</sup>, Akihito KITADAI<sup>†</sup>,  
 and Masaki NAKAGAWA<sup>†</sup>

あらまし 本論文では、オンライン日本語手書き文字認識において、非常に少ないメモリ容量で高速な認識が実現でき、標準的なオンライン手書き文字データベース：Kuchibue.dにおいて、最高水準の認識性能を与えるオンライン/オフライン統合文字識別器を提示する。オンライン/オフライン統合文字識別器は、字形の崩れに頑健なオンライン手法と筆順や画数変動に頑健なオフライン手法を併用することによって高性能な認識が実現できるため、近年注目されている。しかし、オフライン手法のプロトタイプ辞書のサイズは非常に大きく、また、文字ごとにプロトタイプを用意するため、字種数が多い日本語文字認識では統合によるメモリ消費量や認識速度の悪化は著しい。この問題に対し、我々は両手法の特質を考慮し、オフライン手法に用いる特徴量及び、修正二次識別関数の固有値の数を削減することによって、辞書サイズを従来の 91.8 MByte から 9.7 MByte まで削減した。認識実験の結果、統合システムでは辞書サイズの削減による認識率の低下はほとんどなく、1 位認識率 91.4% を達成した。また、後処理として文脈処理を用いた場合、91.8 MByte の辞書と同じ認識率 98.6% を実現した。

キーワード 手書き文字認識, オンライン手法, オフライン手法, 識別器統合, 評価値の正規化

### 1. ま え が き

近年、Tablet PC や PDA、携帯電話や携帯ゲーム端末など、ペン入力機能をもつ端末の普及に伴い、手書き文字認識技術の需要が高まっている。このようなペンデバイスでは、入力された文字パターンの幾何学的特徴だけではなく、筆記されたときの筆順や運筆情報などが記録できるため、筆点の時系列パターン（オンラインパターン）を認識する手法（オンライン手法）が用いられている [1]。しかし、一般に、オンライン手法は字形の崩れに強いという長所をもつ反面、筆順の変動に弱いという短所をもつため、オンライン手法だけの認識性能には限界がある。そこで、オンラインパターンに対し、非時系列の文字画像パターン（オフラインパターン）を認識する手法（オフライン手法）を用いる提案 [2], [3] や、両パターンの特徴を評価に用いる提案 [4] が報告されている。オフライン手法は筆

順に依存しない長所と字形の崩れに弱い短所をもつため、両手法を統合することで、互いの短所を補うことができ、高性能な認識が実現できる。

これまでに、異なった傾向をもつ複数の識別器の統合に関する様々な研究が報告されている [5] ~ [8]。Kittler らは、Product 法, Sum 法, Min 法, Max 法, Median 法, 及び Majority Vote 法を用いて、統合の基礎となる理論的骨組みを構築し、Sum 法が他の手法に対して優れている理由について理論的な証明を行っている [9]。また、学習理論の分野では、認識性能がさほど高くない識別器を統合して高い性能を実現するアンサンブル学習が提案されている [10] ~ [12]。

オンライン手法を用いた識別器（オンライン識別器）とオフライン手法を用いた識別器（オフライン識別器）を併用したオンライン/オフライン統合文字識別器（以下、統合文字識別器）に着目すると、日本語手書き文字認識に対しては、田中らによる先駆的な報告がある [13]。英字文字認識においては、Hidden Markov Models に基づくオンライン識別器とオフライン識別器を Sum 法によって統合したシステムが提案され、顕

<sup>†</sup> 東京農工大学, 小金井市  
 Tokyo University of Agriculture and Technology, 2-24-16  
 Naka-cho, Koganei-shi, 184-8588 Japan

著な認識精度の向上を実現している [14] .

しかし、これら従来手法では、主に識別器を統合することによる認識率の向上を問題にしており、構成する識別器のメモリ容量などの特性を変えたときの統合認識性能に対する影響は明らかにしていない . 一般に、日本語文字認識では、オフライン手法のプロトタイプ辞書 (以下、辞書) のサイズはオンライン手法の辞書に比べ非常に大きく、また、文字ごとにプロトタイプを用意するため、字種数が数千にも及び日本語文字認識では、両手法を統合することによってシステムが極端に肥大化してしまうおそれがある . 特に、PDA などの小型端末や組込み機器など、通常のコンピュータに比べて性能の低い機器の場合は、認識精度と同じくらいシステムの小型化は重要である .

我々は既にオンライン識別器として、線形処理時間短縮マッチング (Linear-time Elastic Matching : LTM) [15] や構造化字体表現 (Structured Character Pattern Representation) による辞書を用い、統合文字識別器の小型化、高速化を報告している [16] . これを踏まえ、本論文では更にオフライン識別器として修正二次識別関数 [17] を用い、更なる高精度化を測るとともに、システムの小型化、高速化を試みる . また、両識別器の統合は、Kittler の定式化に基づき、我々が既に提案した評価値正規化モデルを採用する [18] . 本論文では、これらにより最高水準の認識率が達成できるとともに、構成要素であるオフライン識別器のメモリ容量を大幅に削減しても、認識率の低下がほとんどないことを示す .

以下、2. では、本論文で開発したシステムの評価に用いる手書き文字パターンデータベースについて述べる . 3. ではオンライン識別器について、4. ではオフライン識別器についてそれぞれ述べる . 5. では識別器の統合について述べる . 6. では文字認識処理の後処理に用いる文脈処理について述べる . 7. では開発したシステムの評価について述べ、8. でまとめる .

## 2. 手書き文字パターンデータベース

本章では、識別器の学習及び、評価に用いたデータベースについて記述する . 我々はこれまでにオンライン手書き文字パターンの標準的なデータベースとして、HANDS-nakayosi\_t-98-09 (総筆記者数 163, 筆者ごとのパターン数 10,402 文字, 文章部 7,376 文字, 非文章部 3,026 文字, 以下 Nakayosi\_t) 及び、HANDS-kuchibue\_d-97-06 (総筆記者数 120, 筆者ごとのパ

ターン数 11,962 文字, 文章部 10,154 文字, 非文章部 1,808 文字, 以下, Kuchibue\_d) を収集している [19] . 本研究ではオンライン及び、オフライン識別器の辞書の学習及び、両識別器を統合する際の評価値の正規化手法の学習に Nakayosi\_t を用いる . 一方、各識別器及び、統合文字識別器の性能評価に Kuchibue\_d を用いる .

また、オフライン識別器の辞書の学習には Nakayosi\_t に加え、ETL9B (総筆記者数 200, 筆者ごとのパターン数 3,036) [20], JEITA-HP (総筆記者数 580, 筆者ごとのパターン数 3,036) [21], [22], NTT-AT (総筆記者数 51, 筆者ごとのパターン数 1,237) [23] を用いる .

## 3. オンライン識別器

我々のオンライン識別器は、入力されたオンラインパターンの正規化及び特徴点抽出からなる前処理、構造化字体表現辞書 (Structured Character Pattern Representation dictionary : SCPR dictionary), 線形処理時間伸縮マッチング (Linear-time Elastic Matching : LTM) から構成される [15] . 構造化字体表現によって辞書サイズの小型化を、LTM によって、認識速度の高速化を実現している . 以下の節では、それぞれの詳細について説明する .

### 3.1 オンライン手法の前処理

オンラインパターンは、一定時間間隔で採集される筆点座標系列であり、筆速、運筆方向、筆順の情報を含む . 前処理では、まず、図 1 に示すように、入力されたオンラインパターン (以下、入力パターン) に対し、 $128 \times 128$  の方形に収まるように線形正規化を施し、その後、特徴点抽出を行う . 特徴点抽出では、各ストロークのうち、まず始点と終点を特徴点として抽出する . そして、二つの特徴点間を結ぶ線からしきい値以上離れた最遠筆点を新たに特徴点として抽出し、しきい値以上離れた最遠筆点が検出できなくなるまで再帰的に繰り返す .

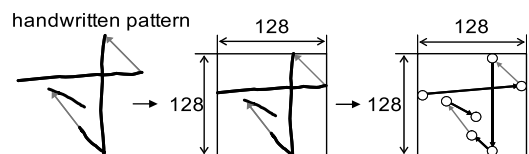


図 1 オンライン手法における正規化、特徴点抽出  
Fig. 1 Normalization and feature point extraction for the on-line recognition method.

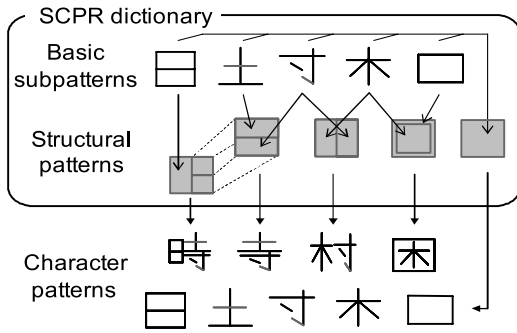


図 2 構造化字体表現

Fig. 2 Structured character pattern representation.

### 3.2 構造化字体表現

構造化字体表現辞書では、文字パターンのプロトタイプが偏や旁などを表すサブパターン (Basic Subpattern) 単位で登録されている。認識時には、図 2 に示すように、構造情報 (Structural Information) を用いてサブパターンを組み合わせることによって、文字パターンを再現する。この際、辞書に登録されている各サブパターンの大きさは一定 (128×128) であるため、構造情報内の方形の大きさに合わせて、適宜サブパターンを伸縮させて組み合わせている (図 2)。

構造化字体表現辞書を用いることにより、少ないサブパターンで複数の字種を再現できるため、メモリ消費量を削減できる。また、偏や旁などを表すサブパターンに変形を登録することで、それを含むすべての文字パターンで、文字の変形に統一的に対処できる。

我々の開発した辞書は、カテゴリ数 4,482 (平仮名, 片仮名, 数字, 記号, JIS 第一水準漢字, 人名地名漢字を中心とした一部の JIS 第二水準漢字), カテゴリ当りの平均プロトタイプ数 4.65, 総プロトタイプ数 20,832 を 2,169 個のサブパターンの組合せで構成している。

### 3.3 線形時間短縮マッチング

入力パターンと辞書に登録されているプロトタイプの比較には LTM を用いる。LTM の名前はこれの処理時間が特徴系列長の和に比例する (特徴系列長の和に線形である) ことに由来する。LTM では、入力パターンとプロトタイプの筆点列を局所的な特徴だけで決定論的に対応付けしていき、対応付けが片方だけ過度に進む場合だけ浅いバックトラックを行う。そして、入力パターンとの類似度が最も高いプロトタイプの字種を認識結果として出力する。LTM は、一般的なビー

表 1 オンライン識別器の認識率

Table 1 Recognition rate of the on-line recognizer.

順位	認識率 [%]
1	87.2
2	92.5
3	94.2
4	95.3
5	95.8

ム付 DP マッチングとほぼ同等の認識精度を保ちつつ、処理時間を 6~10 倍高速にすることが可能である。

### 3.4 オンライン識別器の性能評価

本節では、以降に示す統合文字識別器の性能と比較するため、オンライン識別器だけを用いた場合の性能評価を示す。実験に使用した資料は 2. で述べたとおりである。なお、本論文では、リジェクトは行わない。

実験結果として、1 位認識率及び、累積 2 位 ~ 5 位の認識率を表 1 に示す。また、本実験に用いたオンライン識別器の辞書のサイズは、わずか 150 kByte であり、CPU Intel Pentium4 2.26 GHz, メモリ 1.0 GByte, OS Microsoft Windows XP の PC を用いた場合の 1 文字当りの認識速度は平均 3.32 [ms] だった。

この結果から、オンライン識別器単独では、性能の低い計算機でも十分に実用可能であるといえる。以下では、この利点を損ねずに、オフライン識別器を統合することによって認識精度の向上を行う。

## 4. オフライン識別器

オフライン手法による識別を行う前に、入力されたオンラインパターンを画像情報であるオフラインパターンに変換する。紙などに筆記された文字を光学スキャナなどで読み込んだ場合、若しくは筆圧情報を取得可能なタブレットなどを使用した場合、ストロークの太さも収集することができるが、本論文では、筆点座標系列を直線で結び、一定の太さを与えた画像を用いる。これは、統合に利用するオフライン識別器が、文字パターンの輪郭を抽出し、その方向特徴を学習させたものであるためである。文献 [4] でも、同様にオンラインパターンをビットマップ化し、輪郭を抽出する手法を採用している。

我々のオフライン手法は、正規化及び特徴点抽出からなる前処理、そして、修正二次識別関数 (MQDF2) から構成される。以下の節では、それぞれの詳細について説明する。

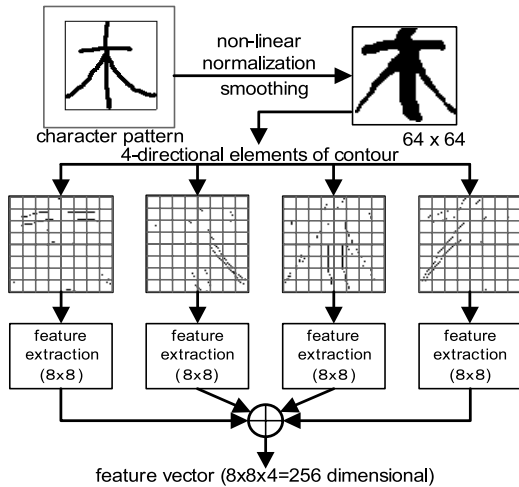


図3 オフライン手法における特徴ベクトルの抽出過程  
Fig. 3 Process to extract a feature vector for the off-line recognizer.

4.1 オフライン手法の前処理

オフラインパターンの特徴は方向特徴を成分とする  $n$  次元の特徴ベクトルとして表現される。256次元の特徴ベクトルを抽出する場合を例として、前処理の手順を述べる(図3)。まず、文字パターンからその外接方形を求め、それを  $64 \times 64$  のサイズに非線形正規化(non-linear normalization)する。次に、平滑化後のオフラインパターンから輪郭線を求め、黒画素の連結成分を4方向別に抽出する。そして、各方向線分の画像を、それぞれ  $8 \times 8$  の小領域に分割し、ガウスイルタでぼかして、小領域ごとに含まれる連結成分の量を求める。これによって、方向別に  $8 \times 8 = 64$  の特徴量を得る。最後に、4方向の特徴量を合わせることで、256次元の特徴ベクトルを得る。

4.2 修正二次識別関数

学習データ数が少ないことによる悪影響を軽減し、併せて計算量を削減するために、固有値に信頼度定数を含む項を加えて近似を行う修正二次識別関数[17]が提案されている。修正二次識別関数は次式で定義される。

$$g_2(x, \omega_i) = \sum_{j=1}^k \frac{1}{\lambda_{ij}} [\phi_{ij}^T(x - \mu_i)]^2 + \frac{1}{\delta} \left\{ \|x - \mu_i\|^2 - \sum_{j=1}^k [\phi_{ij}^T(x - \mu_i)]^2 \right\} + \sum_{j=1}^k \log \lambda_{ij} + (n - k) \log \delta \quad (1)$$

ここで、 $\mu_i$  はクラス  $\omega_i$  の平均ベクトル、 $\lambda_{ij}$  は値が大きい順に並べられた固有値、 $\phi_{ij}$  は対応する固有ベクトル、 $\delta$  は小さい固有ベクトルの修正値、 $n$  は特徴ベクトルの次元数、 $k$  は主要な固有値の数である。

オフライン手法では、修正二次識別関数によって、入力パターンとプロトタイプとの距離値を計算し、その値が最も小さいプロトタイプを認識結果として出力する。

4.3 特徴量及び、固有値の圧縮による辞書サイズの削減

オフライン手法の計算量やメモリ消費量を削減する手法として、修正二次識別関数のほかにも、様々な手法が提案されている。代表的なものとしては、判別分析法や主成分分析法を含むいくつかの特徴選択手法を用いることによって、特徴ベクトルの次元数を削減する提案[24]や、特徴ベクトルの各要素の相関に着目し、マハラノビス距離の近似値を効率的に計算する提案[25]などが報告されている。しかし、これらの手法はいずれも、オフライン手法単体で用いた場合についての検討である。一般に、オフラインパターンの特徴ベクトルは非常に高次元であるが、オンライン識別器と統合して用いることを想定した場合、そのような高次元特徴を必要としない可能性がある。

そこで、本論文では、オフラインパターンの領域分割数や修正二次識別関数の固有値の数を削減することによって、更なる計算量やメモリ消費量の削減を試みる。そして、オンライン識別器と統合した場合、どのサイズの辞書が有効であるか実験によって評価する。

ここでは、修正二次識別関数の固有値、及び、オフラインパターンの特徴ベクトルの次元数と辞書サイズ  $S$  は修正二次識別関数のパラメータから求められる。

$$S = N_{cc} \times \{n \times (s_\mu + k \times s_\phi) + k \times s_\lambda + s_\delta\} \quad (2)$$

ここで、 $N_{cc}$  は文字カテゴリー数、 $\{s_\mu, s_\phi, s_\lambda, s_\delta\}$  は各パラメータの精度(実装時のデータ型)である。文字カテゴリー数が一定の場合オフライン手法の辞書サイズは、特徴ベクトルの次元数  $n$ 、主要な固有値の数  $k$ 、各パラメータの精度で決定される。本論文では、特徴ベクトルの次元数、64, 100, 144, 196, 256次元(各次元の領域分割数は、 $4 \times 4, 5 \times 5, 6 \times 6, 7 \times 7, 8 \times 8$ に対応)、固有値の数 10, 20, 25, 30, 40とした。パラメータの精度は16ビット(short型)とした。

表 2 オフライン識別器の評価結果  
Table 2 Evaluation result of the off-line recognizer.

n/k	辞書サイズ (MB)	処理時間 (ms)	累積認識率 (%)		
			1 位	3 位	5 位
64 / 10	6.3	4.8	80.3	92.9	94.7
64 / 20	12.0	5.2	79.1	91.9	94.6
64 / 30	17.7	5.6	79.1	91.3	94.4
64 / 40	23.5	5.9	79.9	91.5	94.4
<b>100 / 10</b>	<b>9.7</b>	<b>6.6</b>	<b>83.2</b>	<b>94.8</b>	<b>96.2</b>
100 / 20	18.6	7.1	83.7	94.6	96.3
100 / 30	27.4	7.7	82.3	93.0	96.2
100 / 40	36.3	8.3	82.2	92.9	96.1
144 / 10	13.9	8.7	84.0	95.5	96.8
144 / 20	26.6	9.5	85.4	95.8	97.0
144 / 30	39.2	10.3	84.9	95.4	97.0
144 / 40	51.9	11.1	83.9	93.9	96.9
196 / 10	18.9	11.3	84.5	95.7	97.0
196 / 20	36.0	12.4	85.9	96.2	97.3
196 / 30	53.3	13.5	86.3	96.3	97.4
196 / 40	70.4	14.6	86.2	96.3	97.4
256 / 10	24.6	14.3	84.5	95.8	97.0
256 / 20	47.0	15.7	85.9	96.3	97.3
256 / 30	69.4	17.1	86.6	96.5	97.4
<b>256 / 40</b>	<b>91.8</b>	<b>18.5</b>	<b>86.9</b>	<b>96.5</b>	<b>97.5</b>

パラメータごとの辞書のサイズを表 2 に示す。

#### 4.4 オフライン識別器の性能評価

表 2 において求めた各辞書サイズに対し、オンラインパターン: Kuchibue\_d を用いて性能評価を行った。実験に使用した資料は 2. で述べたとおりである。

表 2 にパラメータごとの辞書サイズ、処理時間、認識率を併記する。表 2 において、1 位認識率に着目すると、特徴ベクトルの次元数の削減に伴い認識率が低下していることが確認できる。これは、特徴選択手法などを利用せずに次元数や固有値の削減を行ったためであると考えられる。しかし、5 位認識率に着目した場合、領域分割数 4x4 の場合に相当する 64 次元の特徴ベクトル以外では、認識率の差はほぼ 1.5 ポイント以内に収まっていることが確認できる。特に、 $n = 100, k = 10$  である 9.7 MByte の辞書による評価では、 $n = 256, k = 40$  である 91.8 MByte の辞書に比べ、辞書サイズが 10 分の 1 であるにもかかわらず、5 位認識率の差がわずか 1.3 ポイントである。

以上の結果から、オフラインパターンに含まれる情報量をある程度削減した場合でも、上位候補に正解文字パターンが含まれることが分かる。また、両者の 1 文字当りの認識速度について着目すると、9.7 MByte の場合、6.6 ms であるのに対し、91.8 MByte の場合は、18.5 ms であり、辞書サイズの削減により、約 3 倍の高速化が実現できることを確認した。

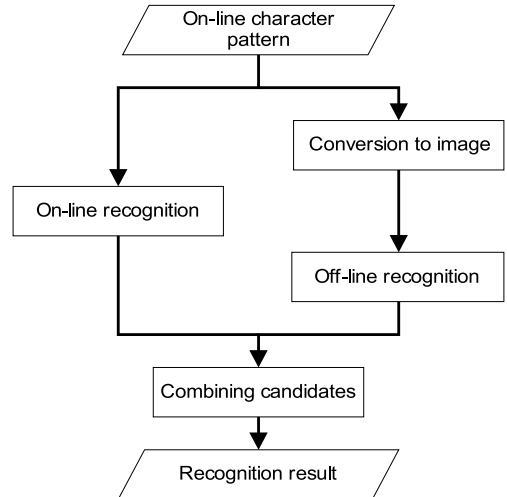


図 4 統合文字識別器の処理手順  
Fig. 4 Recognition process of the combined recognizer.

## 5. 識別器の統合

本章では、オンライン識別器とオフライン識別器の統合方法について述べる。本研究では、統合文字識別器を開発するにあたり、我々が以前に提案した各識別器から出力される評価値の正規化手法及び、Kittler らによって提案された識別結果の統合手法を利用する。認識処理全体の手順を図 4 に示す。

### 5.1 評価値の正規化

我々の統合文字識別器は、オンライン識別器とオフライン識別器それぞれから得られる評価値を併せて評価する。しかし、オンライン識別器の評価値は類似度であり、値が大きいほどゆう度が高いと判断する。一方、オフライン識別器の評価値は距離であり、値が小さい方を選択する。このように、両識別器からは性質が異なる評価値が得られるため、それらを正規化する必要がある。そこで、本節では、評価値を擬似的な確率値として正規化する手法について述べる。

任意の文字カテゴリーを  $c_i$  とする。文字カテゴリー  $c_i$  に対する入力文字パターン  $x$  が  $c_i$  である確率は、ベイズの定理から、

$$P(c_i|x) = \frac{P(c_i) \cdot P(x|c_i)}{P(x)} \quad (3)$$

式 (3) において  $P(x)$  は入力文字パターン  $x$  の出現確率である。これは文字カテゴリー  $c_i$  によらず一定である。また  $P(c_i)$  は文字カテゴリー  $c_i$  の出現確率

である．これは 6. で考察する．ここでは，式 (3) の分子  $P(x|c_i)$  に関して考察する．これは，文字カテゴリー  $c_i$  を書こうとしたときに，文字パターン  $x$  を生じる確率を示す．

ここで，文字パターン  $x$  を文字カテゴリー  $c_i$  として認識したときの識別器  $k$  の評価値を  $\gamma_k(x, c_i)$  ( $x, c_i$  が明確な場合， $\gamma_k(x, c_i)$  を  $\gamma_k$  と略記する) とすると，

$$P(x|c_i) = P(x, \gamma_k|c_i) \quad (4)$$

$$P(x, \gamma_k|c_i) = P(\gamma_k|c_i) \cdot P(x|\gamma_k, c_i)$$

式 (4) において， $P_k(x|\gamma_k, c_i)$  は， $(\gamma_k, c_i)$  が与えられたときに  $x$  が生起する確率を示し，文字カテゴリー  $c_i$  のパターン分布が予想できれば仮説を立てることも可能であるが，不確定要因が多いので，大胆に単純化し，1 で近似する (定数とおいてもよいが，大小判定に影響しないので，単純に 1 とする)．したがって，

$$P(x, \gamma_k|c_i) \doteq P(\gamma_i|c_i) \quad (5)$$

文字カテゴリー  $c_i$  の学習パターン総数を  $N_{c_i}$ ，文字カテゴリー  $c_i$  として認識させたときに評価値  $\gamma_k$  となる学習パターンの個数を  $n_{c_i}(\gamma_k)$  とすると，次式が導ける．

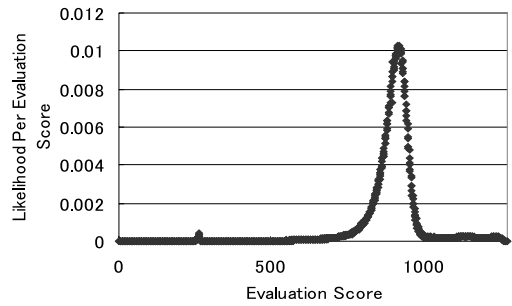
$$P(\gamma_k|c_i) = \frac{n_c(\gamma_k)}{N_c} \quad (6)$$

式 (4), (5), (6) から，

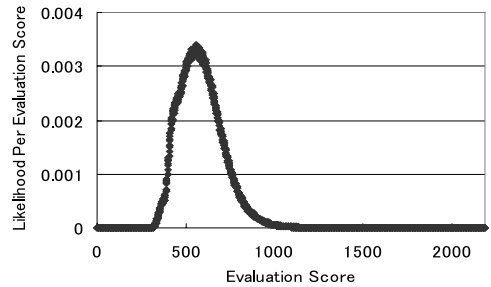
$$P(x|c_i) \doteq \frac{n_c(\gamma_k)}{N_c} \quad (7)$$

が成り立つ．以降，式 (7) が表す確率を評価値別ゆう度と呼ぶ．評価値別ゆう度を用いることにより，オンライン/オフラインそれぞれの識別器から得られる評価値を対等に確率値として評価することが可能になる．オンライン識別器の評価値を  $\gamma_{on}$ ，オフライン識別器の評価値を  $\gamma_{off}$  とすると， $\gamma_{on}$  は類似度のため， $\gamma_{on}(x, c_i) < \gamma_{on}(x', c_i)$  ならば  $P_{on}(x|c) < P_{on}(x'|c)$  を期待し， $\gamma_{off}$  は距離のため， $\gamma_{off}(x, c_i) < \gamma_{off}(x', c_i)$  ならば  $P_{off}(x|c_i) > P_{off}(x'|c_i)$  を期待する．これは，類似度が高いほど，あるいは，距離が小さいほど，入力パターンが正解に近いということであり，妥当であると考えられる．

しかし，評価値別ゆう度は，オンライン識別器やオフライン識別器の評価値とは異なり，単調性を示さないため，このままでは不自然な状況が発生する．実際



(a) オンライン識別器



(b) オフライン識別器

図 5 評価値別ゆう度

Fig. 5 Likelihood per evaluation score.

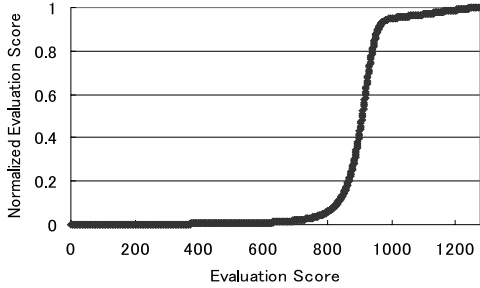
に Nakayosi\_t に含まれる文字カテゴリー “あ” を例に，オンライン識別器の評価値別ゆう度 (図 5(a)) オフライン識別器の評価値別ゆう度 (図 5(b)) を見ると，学習パターンの数は各カテゴリーのプロトタイプとの類似度が高く (または距離が近く) なるにつれて少なくなることが分かる．

そこで，我々は，この問題に対して，単調増加性を求める場合は式 (8)，単調減少性を求める場合は式 (9) を用いて， $n_c(\gamma_k)$  を評価値  $\gamma_k$  について累積することで，もとの分布形を近似しつつ，単調性を実現することを提案した [16] ．

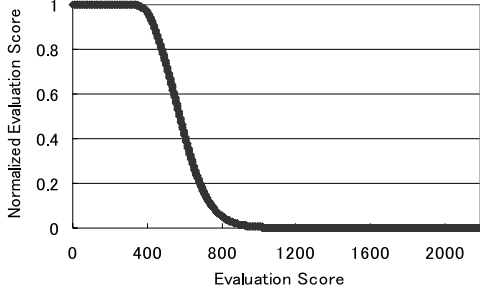
$$P_{on}(x|c_i) \doteq \frac{\sum_{j=0}^{\gamma_{on}(x, c_i)} n_{c_i}(j)}{N_{c_i}} \quad (8)$$

$$P_{off}(x|c_i) \doteq \frac{\sum_{j=\gamma_{off}(x, c_i)}^{\infty} n_{c_i}(j)}{N_{c_i}} \quad (9)$$

図 6 に累積値のプロットを示す．これらを正規化後ゆう度と呼ぶ．我々は，これを式 (7) の単調性を満たす近似式とみなす．



(a) オンライン識別器



(b) オフライン識別器

図 6 正規化後ゆう度

Fig. 6 Normalized likelihood.

式 (8) あるいは式 (9) をカテゴリごとに求めることもできる。しかし、学習パターンが少ない場合は、かえって、式 (10), (11) のように全カテゴリの総和をとり単一の関数を用いる方が安定なことも多い。ここでは、これを採用する。

$$P_{on}(x|c) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{cc}} \gamma_{on}(x, c_i) \sum_{j=0}^{\infty} n_{c_i}(j)}{\sum_{i=1}^{N_{cc}} N_{c_i}} \quad (10)$$

$$P_{off}(x|c) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{cc}} \sum_{j=\gamma_{off}(x, c_i)}^{\infty} n_{c_i}(j)}{\sum_{i=1}^{N_{cc}} N_{c_i}} \quad (11)$$

これによって、異なる性質の評価値を正規化し統合することが可能となる。

## 5.2 識別結果の統合手法

Kittler らは Product 法, Sum 法, Min 法, Max 法, Median 法, 及び Majority Vote 法を用いて、複数の識別器を統合する理論を示した [9] .

個々の識別器が評価値として確率値を出力する場合、それらが互いに独立なら積を統合システムの評価値 (以下, 統合評価値) とするのが妥当である。しかし、一つの識別器が 0 に近い評価値を出力した場合、統合評価値が低くなりすぎてしまう危険性があるため、識別器の統合には評価値間の相関の低い手法を用いるべきである。

そこで、本論文では Sum 法を用いる。Sum 法は、各識別器が出力した文字カテゴリごとの評価値の合計を統合評価値とする手法である。後述する文脈処理との整合性から、識別器の数で割る。これにより、一つの識別器が低い評価値を出力しても他の識別器が高い評価値を出力することで統合評価値が低くなりすぎるのを防ぐことができる。識別器  $k$  ( $k=1 \sim K$ ) による文字カテゴリ  $c_i$  に対する入力文字パターン  $x$  の正規化後ゆう度を  $P_k(x|c_i)$  とすると、Sum 法では、次式に従って識別する。

$$\text{assign } x \rightarrow c_i \quad \text{if}$$

$$P(x|c_i) = \max_{i=1}^{N_{cc}} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P_k(x|c_i) \quad (12)$$

$N_{cc}$  は文字カテゴリの総数を意味する。また、Majority Vote 法も効果の高い統合手法ではあるが、これは識別器の数が多くなるにつれて効果を発揮する手法のため、識別器の数が 2 個の本研究では用いない。

## 6. 文脈処理

入力された複数の文字パターンが文字列である場合、後処理として言語モデルによる文脈処理を行うことにより、認識率の向上が期待できる。

入力文字パターン列  $X = x_1x_2 \cdots x_m$  が文字カテゴリ列  $C = c_1c_2 \cdots c_m$  である確率は条件付き確率  $P(C|X)$  として表現される。ベイズの定理から、

$$P(C|X) = \frac{P(C) \cdot P(X|C)}{P(X)} \quad (13)$$

式 (13) において  $P(X)$  は入力文字パターン列  $X$  の出現確率であり、これは文字カテゴリ列  $C$  によらず一定である。また、 $P(X|C)$  は、文字カテゴリ列  $C$  が文字パターン列  $X$  になる確率である。5.1 で述べた個々の文字カテゴリ  $c_i$  が独立に個々の文字パターン  $x_i$  になると仮定すると、

$$P(X|C) = \prod_{i=1}^m P(x_i|c_i) \quad (14)$$

が成り立つ．

式 (13) の分子の第 1 因子  $P(C)$  は文字カテゴリー列  $C$  の出現確率である． $P(C)$  は、一次マルコフ連鎖を仮定することにより次のように変形できる．

$$P(C) = \prod_{i=1}^m P(c_i | c_{i-1}) \quad (15)$$

式 (15) において  $P(c_i | c_{i-1})$  は文字  $c_{i-1}$  の直後に文字  $c_i$  が生起する確率 (Bi-gram 確率) を表す．また、 $c_0$  は先頭の文字が書き始められる前の状態、 $P(c_1 | c_0)$  : 文字  $c_1$  が文頭に現れる確率である．

これより精度の高い N-gram 確率を用いた手法や形態素解析を用いた文脈処理も多数提案されているが [26]、ここでは最も基本的な方法を利用する．

文脈処理の辞書は、1993 年 1 月から 12 月までの朝日新聞の記事から作成した．辞書ファイルの容量は約 3.6 MByte である．

## 7. 評 価

本章では開発した統合文字識別器の性能評価、先行研究との比較、及び、文脈処理による認識率の改善について述べる．

### 7.1 オンライン/オフライン統合文字識別器の性能評価

4.4 で評価したオフライン識別器の辞書サイズごとに統合文字識別器の性能評価を行った．実験に使用したデータベースは、2. で述べたとおりである．

実験結果を表 3 に示す．なお、オンライン識別器の辞書サイズは 150 kByte なので、統合文字識別器の辞書サイズはオフライン辞書とほぼ同等になるが、ここでは、表 2 との対応をとるため、辞書サイズとして、オフライン識別器の辞書サイズを示す．

表 3 から、オンライン識別器単独では 87.2% であった 1 位認識率が、オフライン識別器と統合することにより、いずれの辞書サイズにおいても改善していることが確認できる．また、4.4 で議論した 9.7 MByte の辞書と 91.8 MByte の辞書の 1 位認識率を比較したところ、オフライン識別器単体では両者の差は 3.7 ポイントであったのに対し、統合文字識別器では、その差が 0.8 ポイントまで縮まっている．9.7 MByte の辞書は、オフライン識別器単体での認識率 83.2% に対し、オンライン識別器と統合した場合は 91.4% と 8.2 ポイント向上している．このような統合の効果に関する議論は次節で行う．

表 3 統合文字識別器の評価結果

Table 3 Evaluation result of the combined recognizer.

$n/k$	辞書サイズ (MB)	処理時間 (ms)	累積認識率 (%)		
			1 位	3 位	5 位
64 / 10	6.3	8.8	90.8	97.3	98.4
64 / 20	12.0	9.1	90.8	97.4	98.5
64 / 30	17.7	9.5	90.9	97.4	98.5
64 / 40	23.5	9.9	91.2	97.6	98.6
<b>100 / 10</b>	<b>9.7</b>	<b>10.6</b>	<b>91.4</b>	<b>97.7</b>	<b>98.6</b>
100 / 20	18.6	11.1	91.7	97.7	98.7
100 / 30	27.4	11.7	91.6	97.7	98.7
100 / 40	36.3	12.3	91.6	97.7	98.7
144 / 10	13.9	12.7	91.6	97.7	98.7
144 / 20	26.6	13.5	91.9	97.8	98.7
144 / 30	39.2	14.3	91.9	97.8	98.8
144 / 40	51.9	15.1	91.9	97.8	98.7
196 / 10	18.9	15.3	91.5	97.7	98.6
196 / 20	36.0	16.4	92.0	97.9	98.7
196 / 30	53.3	17.5	92.1	97.9	98.8
196 / 40	70.4	18.6	92.2	97.9	98.8
256 / 10	24.6	18.3	91.5	97.6	98.6
256 / 20	47.0	19.7	91.9	97.8	98.7
256 / 30	69.4	21.1	92.1	97.9	98.7
<b>256 / 40</b>	<b>91.8</b>	<b>22.5</b>	<b>92.2</b>	<b>97.9</b>	<b>98.7</b>

5 位累積認識率における 9.7 MByte の辞書を用いた場合と 91.8 MByte の辞書を用いた場合の認識率の差は、オフライン識別器単体では 1.3 ポイントだったのに対し、統合文字識別器では両者の差は 0.1 ポイントとなった．このように上位候補の累積認識率が高い場合、文脈後処理による認識率の改善が期待できる．これに関しては 7.4 で述べる．

また、処理時間はすべての組合せにおいてオンライン識別器とオフライン識別器の処理速度を足し合わせたものとほぼ同等だった．

### 7.2 統合の効果に関する考察

本節では、2 通りの側面からオンライン識別器とオフライン識別器の統合による効果について議論する．

第 1 に、オフライン識別器の辞書サイズ削減に対するオンライン識別器の効果について議論する．表 4 に、オフライン識別器の辞書サイズを 91.8 MByte から 9.7 MByte に削減することによって、誤認識に転じた文字パターンについて、改悪率が高いものから順に示す．表 4 では、これらの文字パターンに対するオンライン識別器、及び、2 通りのオフライン識別器、統合文字識別器の認識率を示している．なお、誤認識例は 9.7 MByte の辞書を用いたオフライン識別器を単体で評価した場合のものである．

この結果から、オフライン辞書のサイズを削減する



表 4 オフライン識別器の辞書サイズの削減によって誤認識に転じた文字パターンに対する性能評価

Table 4 Evaluation for character patterns that have turned to incorrect recognition by reducing off-line dictionary size.

字種	誤認識例	認識率 (%)				
		On-line	Off-line 9.7 MB	Off-line 91.8 MB	統合 9.7 MB	統合 91.8 MB
貫	買賀貫贊	78.3	69.2	90.8	87.5	88.3
接	援樓按掃	98.3	69.2	90.8	98.3	99.2
頂	填頃頂現	89.2	70.8	91.7	92.5	94.2
積	績横種種	97.9	63.3	84.2	94.2	99.2
諸	諸諸諸詩	93.3	72.5	92.5	92.5	95.0

ことによって、誤認識に転じた文字パターンの多くが、“接” “援” や “積” “績” のように同一の偏や旁をもつ構造上類似するパターンであることが分かる。これらは、オフラインパターンの特徴ベクトルの次元数を削減することによって、両者の相違を表す顕著な特徴が減少したため、識別困難になったと考えられる。一方、オンライン手法では、筆記方向などの特徴を利用することから、このような画数の多い文字に対しては頑健である。表 4 において、オフライン識別器に比べて、オンライン識別器の方がこれらの文字パターンに対して、比較的高い認識率を示していることからそれが確認できる。以上のことから、オフライン識別器の辞書サイズ削減によって、誤認識に転じた文字パターンの多くが、オンライン識別器が比較的高い認識率を示す文字であるため、両識別器の統合により、小型の辞書でも高精度な認識が実現できていると考えられる。

第 2 に、オンライン識別器に、オフライン識別器を統合することによる効果について議論する。表 5 に、オンライン識別器に 9.7 MByte の辞書を用いるオフライン識別器と統合したことによって、認識率が顕著に改善した文字パターンの例を示す。また、表 4 と同様に、各文字パターンに対する各識別器の認識率を示す。なお、誤認識例はオンライン識別器単体で評価した場合のものである。

この結果から、オンライン識別器単体で評価した場合に誤認識した文字パターンの多くが、“旦” “且” や “土” “上” のように書き順やストロークの方向などがほぼ同じで、ストロークの位置関係だけがわずかに異なる類似文字であることが確認できる。一方、これらの文字パターンに対するオフライン識別器の認識率を見ると、いずれの辞書サイズにおいても、高い認識率を示していることが確認できる。このことから、

表 5 オンライン識別器にオフライン識別器を統合したことによって改善した文字パターンに対する性能評価

Table 5 Evaluation for character patterns correctly recognized by combining the on-line recognizer and the off-line recognizer.

字種	誤認識例	認識率 (%)				
		On-line	Off-line 9.7 MB	Off-line 91.8 MB	統合 9.7 MB	統合 91.8 MB
斗	斗牙井キ	17.5	95.8	95.0	97.5	96.7
旦	且目 E	20.0	97.5	95.8	85.8	75.0
畢	華華異章	38.3	92.5	96.7	95.0	95.0
土	上工土キ	34.4	78.9	82.0	87.0	87.6
雀	雀省緒宿	35.8	93.3	95.8	90.8	91.7

オフライン手法では、ある程度特徴量やパラメータを削減した場合でも、このような文字に対しては高い認識率を示しており、統合識別器においても、顕著な改善が見られたと考えられる。

以上のことから、オンライン識別器とオフライン識別器を統合する場合、オフライン識別器単体で評価する場合のような高次元特徴量は必要ではなく、低次元の特徴量、かつ少数の固有値を用いた修正二次識別関数によって、高精度な認識が実現できることが分かった。また、91.8 MByte と 9.7 MByte の辞書サイズによる統合文字識別器の認識率の差は、0.8 ポイントあるものの、システムの実用化においては、コンマ数パーセントの認識率の差よりも、辞書サイズの小型化や処理時間の高速化の方が重要である。この点において、本提案手法は、計算機の性能を問わず実用性の高いものであるといえる。

### 7.3 認識率による先行研究との比較

これまで、Kuchibue.d を用いた手書き文字認識手法の性能評価は数多く行われているが、本研究のように多字種を用いて評価したものは少ない。一般に、字種によってパターンの特性が異なるため、認識カテゴリーを統一せずに、先行研究との認識率比較を行ったとしても、手法の優劣はつけにくい。そこで、ここでは、本研究と認識カテゴリーがほぼ同じ先行研究に対する性能評価を行う。本研究と Kuchibue.d を用いた先行研究の認識率を表 6 に示す。

前節で述べたように、我々が開発した統合文字識別器は、最高で、92.2%の認識率を、9.7 MByte の辞書を用いた場合でも 91.4% の 1 位認識率を示した。以下、表 6 の研究と同じ実験データに対して、認識率を測定した結果を示す。

田中らは Kuchibue.d のデータ 3 人分 (mdb0051, 0055, 0066) を用いて評価を行い、認識率 87.6% を実

表 6 従来手法との認識率比較

Table 6 Comparison of recognition rates with previous recognizers.

研究	認識率 (%)	データベース番号, 認識カテゴリ
本研究	91.4	1~120 全字種
田中'99 [13]	87.6	51,55,66 全字種
岡本'99 [4]	86.7	0~81 (奇数番のみ) 全字種
長谷川'00 [27]	87.8	1~20 平仮名, 片仮名, JIS 第一水準漢字
横田'05 [28]	87.2	14,51,66 JIS 第二水準漢字を除く

現している [13]. これと同じ実験条件で 9.7 MByte の辞書を用いた提案手法を評価したところ, 91.9% の認識率が得られた.

岡本らは Kuchibue\_d から mdb0001~mdb0081 のうちの奇数番のデータを用いて評価を行い, 認識率 86.7% を実現している [4]. これと同じ条件で提案手法を評価したところ 9.7 MByte の辞書で認識率 91.1% であった.

長谷川らは Kuchibue\_d から mdb0001~mdb0020 を用いて評価を行い, 認識率 86.7% を実現している [27]. これと同じ条件で提案手法を評価したところ, 9.7 MByte の辞書で認識率 93.2% であった.

横田らは Kuchibue\_d のデータ 3 人分 (mdb0014, 0051, 0066) に対し, 認識率は 87.2% であった [28]. これと同じ実験条件で 9.7 MByte の辞書を用いた提案手法を評価したところ, 90.0% の認識率が得られた.

#### 7.4 文脈後処理を行った場合の性能評価

オフライン識別器単体, 及び統合文字認識識別器の認識結果に後処理として 6. で述べた文脈後処理を行った結果を表 7 に示す. なお, 評価用データには Kuchibue\_d の文章部 10,154 文字を使用した.

オンライン識別器単体の場合は, 文脈処理なしの認識率 84.4% に対し, 文脈後処理を行った場合の認識率 91.2% であった. また, 文脈処理の処理時間は, 7,376 文字の文章全体で 0.04 [ms] 程度であった. 表 7 からオフライン識別器単体, 及び統合文字識別器においていずれのサイズの辞書を用いても文脈後処理によって認識率が改善していることが分かる. 文脈後処理を用いた場合, 91.8 MByte と 9.7 MByte の辞書サイズによるオフライン識別器単体の認識率の差が 0.7 ポイントであったのに対し, 統合文字識別器の場合では両者の間に優劣な差はなかった. また, 最も小さい 6.3 MByte の辞書を用いた場合でも 91.8 MByte の辞書を用いた場合との差はわずか 0.1 ポイントであった.

表 7 オフライン識別器と統合文字識別器に文脈後処理を追加した場合の評価結果

Table 7 Evaluation result of the off-line recognizer and the combined recognizer when employing context post processing.

n/k	辞書 サイズ (MB)	認識率 (%)			
		オフライン		統合	
		文脈なし	文脈あり	文脈なし	文脈あり
<b>64 / 10</b>	<b>6.3</b>	<b>81.1</b>	<b>96.3</b>	<b>90.6</b>	<b>98.5</b>
64 / 20	12.0	78.8	96.3	90.6	98.5
64 / 30	17.7	78.8	95.7	90.3	98.4
64 / 40	23.5	80.0	95.4	90.7	98.4
<b>100 / 10</b>	<b>9.7</b>	<b>82.7</b>	<b>97.0</b>	<b>90.9</b>	<b>98.6</b>
100 / 20	18.6	82.7	97.2	90.8	98.6
100 / 30	27.4	80.7	97.1	91.0	98.6
100 / 40	36.3	80.7	96.8	91.3	98.6
144 / 10	13.9	83.0	97.5	91.0	98.5
144 / 20	26.6	84.4	97.7	91.2	98.7
144 / 30	39.2	83.6	97.6	91.3	98.7
144 / 40	51.9	81.9	97.5	91.2	98.7
196 / 10	18.9	83.1	97.4	90.8	98.5
196 / 20	36.0	84.7	97.7	91.2	98.6
196 / 30	53.3	85.0	97.7	91.5	98.6
196 / 40	70.4	84.7	97.6	91.7	98.6
256 / 10	24.6	83.3	97.2	91.0	98.4
256 / 20	47.0	84.9	97.6	91.6	98.5
256 / 30	69.4	85.6	97.7	91.7	98.6
<b>256 / 40</b>	<b>91.8</b>	<b>85.9</b>	<b>97.7</b>	<b>91.8</b>	<b>98.6</b>

## 8. む す び

本論文では, オンライン識別器とオフライン識別器を統合したオンライン/オフライン統合文字識別器の開発について述べた. オンライン識別器として, 構造化字体表現及び, LTM を, オフライン識別器として修正二次識別関数を用いて, 両者を統合することによって, 既存研究に比べ高い認識率を実現した. また, オフラインパターンの特徴次元数, 及び, 修正二次識別関数の固有値を削減することによって, 辞書サイズの削減, 認識速度の高速化を実現したとともに, 評価実験を通じて, 辞書の小型化による認識精度の悪化はほとんど見られないことを示した. また, 文脈処理を後処理として用いることにより, オフライン辞書を非常に小型化した場合でも, 認識率の低下がないことを明らかにした.

今後の課題としては, オンライン識別器だけではなく, オフライン識別器に対しても, 構造化字体表現を用いた辞書を作成し, 更に辞書サイズを削減する. また, Sum 法以外の統合手法の利用や評価値の正規化手法の改善を行い, 認識性能においても更なる改善を目指す. また, 評価値の正規化で用いた近似の精度を高

め、その効果を明らかにすることも今後の課題とする。

謝辞 本研究では手書き文字データベースとして産業技術総合研究所の管理する ETL9B, 電子情報技術産業協会の管理する JEITA-HP, NTT アドバンスドテクノロジー株式会社の管理する NTT-AT を用いた。関係者各位に深く感謝する。

本研究は、基盤研究 (B) 17300031 の一部補助による。

## 文 献

- [1] C.-L. Liu, S. Jaeger, and M. Nakagawa, "Online recognition of Chinese characters: The state-of-the-art," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.26, no.2, pp.198–213, Feb. 2004.
- [2] A. Kawamura, K. Yura, T. Hayama, Y. Hidai, T. Minamikawa, A. Tanaka, and S. Masuda, "Online recognition of freely handwritten Japanese characters using directional feature densities," *Proc. 11th International Conference of Pattern Recognition*, vol.2, pp.183–186, The Hague, Netherlands, Aug. 1992.
- [3] M. Hamanaka, K. Yamada, and J. Tsukumo, "On-line Japanese character recognition experiments by an off-line method based on normalization-cooperated feature extraction," *Proc. 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp.204–207, Montreal, Canada, Oct. 1993.
- [4] 岡本正義, 山本和彦, "方向特徴と方向変化特徴を用いたオンライン手書き文字認識," *電学論 (C)*, vol.119-C, no.3, pp.358–366, March 1999.
- [5] E. Mandler and J. Shurmann, "Combining the classification results of independent classifiers based on Dempster-Shafer theory of evidence," in *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, pp.381–393, North Holland, Amsterdam, 1988.
- [6] T.K. Ho, J.J. Hull, and S.N. Srihari, "Decision combination in multiple classifiers systems," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.16, no.1, pp.66–75, Jan. 1994.
- [7] Y.S. Huang and C.Y. Suen, "A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.17, no.1, pp.90–94, Jan. 1995.
- [8] H.-J. Kang and J.H. Kim, "A probabilistic framework for combining multiple classifiers at abstract level," *Proc. 4th International Conference on Document Analysis and Recognition*, vol.2, pp.870–874, Ulm Germany, Aug. 1997.
- [9] J. Kittler, M. Hatef, R. Duin, and J. Matas, "On combining classifiers," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.20, no.3, pp.226–239, March 1998.
- [10] L. Breiman, "Bagging predictors," *Mach. Learn.*, vol.24, no.2, pp.123–140, 1996.
- [11] Y. Freund and R. Shapire, "A decision-theoretic generalization of online learning and an application to boosting," *J. Comput. Syst. Sci.*, vol.55, no.1, pp.119–139, Aug. 1997.
- [12] T.K. Ho, "The random subspace method for constructing decision forests," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.20, no.8, pp.832–844, Aug. 1998.
- [13] H. Tanaka, K. Nakajima, K. Ishigaki, K. Akiyama, and M. Nakagawa, "Hybrid pen-input character recognition system based on integration of online-offline recognition," *Proc. 5th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp.209–212, Bangalore, India, Sept. 1999.
- [14] A. Vinciarelli, "Combining online and offline handwriting recognition," *Proc. 7th International Conference on Document Analysis and Recognition*, vol.2, pp.844–848, Edinburgh, Scotland, UK., Aug. 2003.
- [15] 秋山勝彦, 中川正樹, "オンライン手書き日本語文字認識のための線形時間伸縮マッチングアルゴリズム," *信学論 (D-II)*, vol.J81-D-II, no.4, pp.651–659, April 1998.
- [16] O. Velek, S. Jaeger, and M. Nakagawa, "A new warping technique for normalizing likelihood of multiple classifiers and its effectiveness in combined on-line/off-line Japanese character recognition," *Proc. 8th International Workshop on Frontiers of Handwriting Recognition*, pp.177–182, Niagara-on-the-Lake, Canada, Aug. 2002.
- [17] F. Kimura, K. Takashina, S. Tsuruoka, and Y. Miyake, "Modified quadratic discriminant functions and the application to Chinese character recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.9, no.1, pp.149–153, Jan. 1987.
- [18] M. Nakagawa, B. Zhu, and M. Onuma, "A model of on-line handwritten Japanese text recognition free from line direction and writing format constraints," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E88-D, no.8, pp.1815–1822, Aug. 2005.
- [19] M. Nakagawa and K. Matsumoto, "Collection of on-line handwritten Japanese character pattern databases and their analysis," *Int. J. Document Analysis and Recognition*, vol.7, no.1, pp.69–81, March 2004.
- [20] 斉藤泰一, 山田博三, 山本和彦, "JIS 第 1 水準漢字データベース ETL9 とその解析," *信学論 (D)*, vol.J68-D, no.4, pp.757–764, April 1985.
- [21] T. Kawatani and H. Shimizu, "Handwritten Kanji recognition with the LDA method," *Proc. 14th International Conference on Pattern Recognition*, vol.2, pp.1301–1305, Brisbane, Qld., Australia, Aug. 1998.
- [22] T. Kawatani, "Handwritten Kanji recognition with determinant normalized quadratic discriminant function," *Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition*, vol.2, pp.343–346, Barcelona, Spain, Sept. 2000.
- [23] <http://www.ntt-at.com/prdsvc/index.html>
- [24] 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二, "手書き数

- 字認識における特徴選択に関する考察” 信学論 (D-II), vol.J78-D-II, no.11, pp.1627-1638, Nov. 1995.
- [25] 孫 方, 大町真一郎, 加藤 寧, 阿曾弘具, “特徴量の要素の相関を考慮した高速・高精度な識別関数と文字認識への応用” 信学論 (D-II), vol.J81-D-II, no.9, pp.2027-2034, Sept. 1998.
- [26] 西野文人, “文字認識における自然言語処理” 情報処理, vol.34, no.10, pp.1274-1280, Oct. 1993.
- [27] T. Hasegawa, H. Yasuda, and T. Matsumoto, “Fast discrete HMM algorithm for on-line handwriting recognition,” Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition, vol.4, pp.535-538, Barcelona, Spain, Sept. 2000.
- [28] 横田登志美, 葛貫壮四郎, 浜田長晴, 桂 晃洋, 中川正樹, “追加・平均化併用方式による候補内文字選択時学習機能付きオンライン手書き文字認識システムの開発と評価” 信学論 (D-II), vol.J88-D-II, no.3, pp.552-561, March 2005.
- (平成 18 年 9 月 8 日受付, 19 年 1 月 9 日再受付)



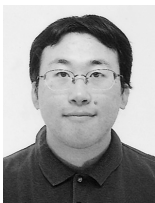
織田 英人 (学生員)

平 16 東京農工大・工・情報コミュニケーション卒。平 17 同大学院修士課程了。同年同大学院博士課程入学。現在, 在学中。オンライン手書き文字認識, 手書きインタフェース等の研究に従事。



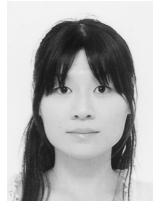
朱 碧蘭 (正員)

平 15 東京農工大・工・情報コミュニケーション卒。平 16 同大学院修士課程了。平 19 同大学院博士課程了。現在, 東京農工大学大学院工学府情報工学専攻ユビキタス&ユニバーサル情報環境専修特任助教。工博。帳票認識, オンラインとオフライン手書き文字認識, 日本語, 中国語と英語における文脈処理等の研究に従事。



小沼 元輝 (正員)

平 14 東京農工大・工・情報コミュニケーション卒。平 16 同大学院修士課程了。平 19 同大学院博士課程了。工博。筆記方向自由オンライン手書き文字列認識等の研究に従事。



徳野 淳子 (正員)

平 12 広島大・工・第 2 類 (電気系) 3 年終了時中途退学 (飛び級制度利用)。平 14 北陸先端科学技術大学院大学・博士前期課程 (情報科学) 了。平 17 同大学院博士後期課程了。平 17 東京農工大・産官学連携・知的財産センター研究員。現在, 同大・総合情報メディアセンター特任助手。情報科学博。オンライン手書き文字認識等に関する研究に従事。



末代 誠仁 (正員)

平 11 東京農工大・工・電子情報卒。平 13 同大学院博士前期課程了。平 16 同大学院博士後期課程了。平 16 同大産官学連携・知的財産センター研究員。現在同大工学府情報工学科助教。工博。パターン認識・文書理解に関する技術を用いた考古学支援に関する研究に従事。



中川 正樹 (正員)

昭 52 東大・理・物理卒。昭 54 同大学院修士課程了。同大在学中英国 Essex 大学留学 (M. Sc. in Computer Studies)。昭 54 東京農工大・工・助手。現在, 教授。理博。オンライン手書き文字認識, 手書きインタフェース等の研究に従事。