

# 採点記号の分離抽出と認識処理の高精度化

松尾 賢一・Damdinsuren Chuluunsuren\*・原田 光\*\*

Extraction of a Marking Sign and Improvement of Recognition Accuracy

Ken'ichi MATSUO, Damdinsuren CHULUUNSUREN\*, Hikaru HARADA\*\*

本論文では、採点者の採点誤りを採点者に報告する答案採点支援システムの実現に必要な要素技術である採点記号の分離抽出と認識処理の高精度化手法の提案、ならびに、実験結果により両手法の有効性について述べている。まず、採点記号の分離抽出における計算量については、文字のストローク数に比例して増大するために、この計算量の増大をストローク連結処理によって低下させた。次に、高精度な採点記号認識方法においては、手書き文字認識で有効な特徴抽出手法の一つである方向寄与度特徴をベースとして、採点記号の微小な特徴を得るために、寄与度特徴に改良を加え認識率の高精度化を図った。結果として、分離抽出において、平均で26.1%の計算量の削減、認識率の高精度化において、99.5%の認識率を得ることができた。

## 1. はじめに

文字認識手法の多くはあらかじめ1文字単位で切り出された文字パターンを処理対象としている[1]。したがって、文字が連続して書かれている続け字、文字同士が接触しているパターン、文字の上にさらに文字が上書きされたパターンでは、何らかの方法で文字同士を1文字単位に分離する前処理が必要である。

このような前処理が必要な文字パターンを含む代表的な一例として試験答案があげられる。試験答案は、活字文字である問題文、制約手書きである文字解答文、自由手書き文字である採点記号文字と配点文字の4種類が接触あるいは重畳の文字の状態が存在している。特に、同色で書かれた文字同士の接触や重畳状態の文字を2つの文字パターンに分離するのは、非常に困難である。

筆者らは、この技術的な問題の解決に向け、試験答案上に自由手書きで重ね書きされた採点記号と配点文字を認識することで、採点者の採点誤りを指摘する答案採点支援システムの実現を目指している。

これに対して、堀らはこのシステムを開発する上で重要な要素技術である重畳採点記号に対する分離抽出および認識手法を提案した[2][3]。しかしながら、分離および認識精度の面で、実用的な支援システムレベルには至らなかった。

本論文では、この堀らの手法に改良を加え、答案記号

重ね書きされた自由手書き文字の分離抽出と認識処理の高精度化手法を提案すると共に、この提案手法の有効性を実験によって明らかにする[4][5]。

## 2. 重ね書き採点記号の分離抽出

### 2.1 堀らの手法

堀らが提案した、採点記号に対する分離抽出および認識処理手順を図1に示す。

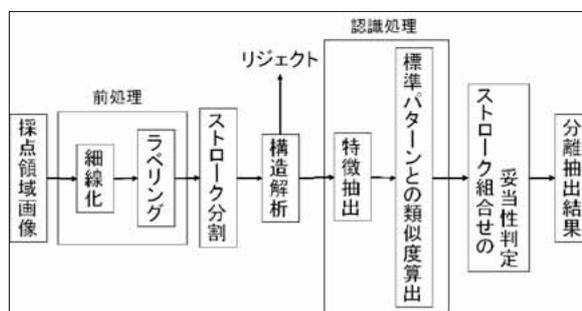


図1 堀らの採点記号の分離抽出処理手順

図1において、入力となる採点領域画像では、採点者がテスト答案に記入した「○」、「△」、「×」、「✓」の4種類の採点記号が単一あるいはお互いに接触や重畳した状態で存在する。これらの採点記号が接触、重畳している記号を「重畳記号」、重畳していない記号を「単一記号」と定義する。

\*大阪大学 基礎工学部 情報科学科

\*\*半導体エネルギー研究所

ここで、図1で示した処理手順内での認識処理と妥当性判定までのプロセスを図2に示す。堀らの手法では、図2の入力パターンである重畳記号に対してストロークが交わる特徴点を端点にもつ部分ストローク単位に入力パターンを分解し、この部分ストロークを網羅的に組合せ複数の仮パターン群を生成する。この仮パターンに対して、構造解析を行ない、採点記号的構造的特徴をもたないパターンを順次リジェクトする。

次に、構造解析後の認識処理部において、特徴抽出された仮パターンと標準パターン間で類似度を算出し、ストローク組合せで生成された仮パターンの妥当性を算出した類似度の平均値である妥当度で判定する。最終的に、最も高い妥当度をもつ部分ストロークの組合せを分離抽出結果として決定する。

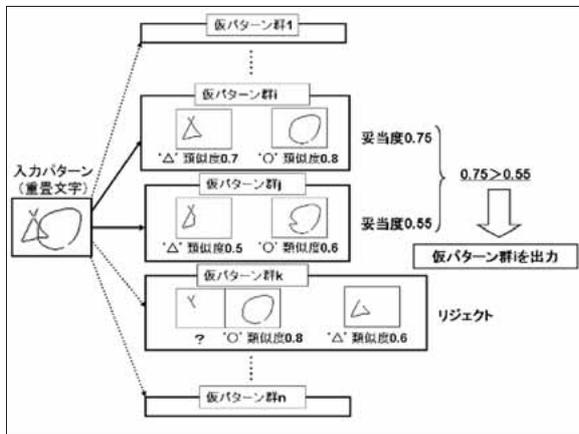


図2 分離抽出処理における妥当度の判定

2.2 堀らの手法の問題点

堀らが提案した重ね書き採点記号分離抽出手法[2]の問題点について述べる。一つ目は、図2での仮パターン群列の生成数nが、入力パターンに対するストローク分割によって得られた部分ストローク数の階乗に比例して増大する点である。これによって、仮パターンに対する類似度の算出や妥当度の計算量も増大する。

二つ目は、図1の仮パターンに対する認識処理で算出する類似度の精度の良否により、妥当度の比較において誤判定が生じる点である。ここでは、パターン整合法による認識手法であるために、微小な仮パターン変動の特徴を抽出しきれないことから、類似した仮パターン群列に対する妥当度の信頼性が低くなる。

3. 従来手法の改善

2.2で述べた堀らの手法の問題点を解決する手法を提案し、採点記号分離の高精度化に向けた改善について述べる。

3.1 部分ストローク数削減による計算量の削減

図1のストローク分割ならびに図2におけるストローク組合せによる仮パターン群列の生成での処理過程に対して、部分ストローク削減手法による改良を加え計算量の削減を目指す。

3.1.1 方向グラフの作成

方向グラフの作成について述べる。図3(a)において、部分ストロークの端点A、B間の部分ストローク上のある2点の座標値をt1(x1, y1), t2(x2, y2)としたとき、この2点間の距離D(t1,t2)は、

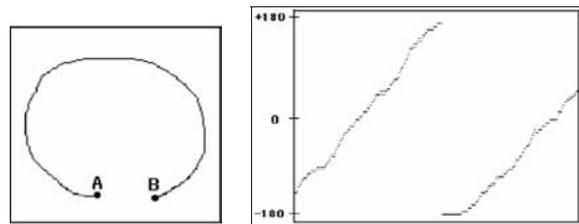
$$D(t1, t2) = \sqrt{(x1 - x2)^2 + (y1 - y2)^2} \tag{1}$$

で求められる。このとき、D(t1,t2)=7.0となるときのt1を開始点、t2を終了点とする。

ここで、t1からt2に対する方向F(t1, t2)を、

$$F(t1, t2) = \frac{180}{\pi} \tan^{-1} \left( \frac{y1 - y2}{x1 - x2} \right) \tag{2}$$

とする。



(a)部分ストローク (b)方向グラフ  
図3 方向グラフ例

ここで、初期値を t1=Aとするととき、開始点t1とt2の距離D(t1,t2)≥2.0となるt2を新たな開始点t1として再設定しながら方向F(t1, t2)を終了点t2が端点Bに到達するまで算出し続ける。この算出結果を、図3の(b)で示す横軸にストローク点数、縦軸にストロークの方向とした方向グラフとして記録する。

3.2 ストローク連結処理

方向グラフの最大値と最小値の差をストローク方向幅と定義するとき、部分ストロークA、Bの連結を仮定したときのストロークにおける方向幅、および、近接する両ストローク端点間の距離をストローク連結の条件とする。

前者の条件は、ストロークの直線性の尺度であり、ストロークA、Bを連結して、1つのストロークとして方向幅を抽出した値を予備実験から13°以下に設定する。また、後者の条件は、ストロークA、Bの隣接性を表しており、ストロークA、Bの近々の端点間での距離を3.0以下に設定する。

この2条件の両者がストロークA, B間で成り立つとき、ストロークAとBを連結することで新たなストロークCを生成させる。このストローク連結処理を連結可能なストローク組がなくなるまで繰り返すことで、部分ストローク数を減少させる。

### 3.3 採点記号認識の高精度化

各仮パターン群内の類似度結果に基づき、分離した採点記号の妥当度を求めるが、類似度計算の精度が重畳した採点記号の分離精度に大きく関わってくる。そこで、微小なストロークの方向性の変化を考慮できる特徴抽出手法を導入し、認識精度の向上を図る。

#### 3.3.1 認識処理

採点記号を認識するには、各採点記号種の手本となるパターンが必要である。手本となるパターンは、一般的に「標準パターン」もしくは「辞書パターン」と呼ばれ、認識する文字種分用意される。認識対象となる入力パターンと標準パターン間で類似性を表す尺度は、類似度と呼ばれている。このとき、入力パターンと標準パターン間の類似性が高ければ、類似度は1に近づく。したがって、入力パターンに対して最も高い類似度をもつ標準パターンを最終の認識結果とする。

#### 3.3.2 特徴抽出

特徴抽出は、パターン特有の特徴だけを抽出する処理である。掘らは、特徴抽出に「メッシュ特徴」、「ペリフェラル特徴」、「ストローク密度分布特徴」の3つを用いていた[4][5]。ここでは、文字認識での有効な特徴抽出法の1つである萩田らが提案した方向寄与度特徴[6][7]、ならびに、その特徴から派生した改良型の方向寄与度特徴について概説する。

#### ■方向寄与度特徴

方向寄与度 (DC : Directional Contributivity) 特徴とは、パターン中の任意の黒画素を原点とする8方向への黒画素連結長の各々が全連結長に寄与している割合である。まず、図4(a)の文字パターン中の点Pを同図(b)の8近傍の中心としたとき、同図(b)に示した4方向に対して画素を走査し、各方向の対角における黒画素連結長 $l_m$  ( $m=1, \dots, 4$ ) と、対角側の連結長 $l_{m+4}$  ( $m=1, \dots, 4$ ) を算出する。

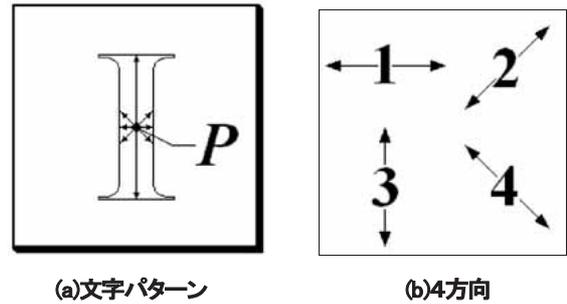


図4 方向寄与度特徴

この算出された黒画素連結長 $l_m$ による4方向の各方向寄与度 $d_{mP}$ は、

$$d_{mP} = \frac{l_m + l_{m+4}}{\sqrt{\sum_{j=1}^4 (l_j + l_{j+4})^2}} \quad (m=1,2,3,4) \quad (3)$$

で求められる。

このとき、図4の黒画素Pにおける方向寄与度 $d_P$ は、

$$d_P = (d_{1P}, d_{2P}, d_{3P}, d_{4P}) \quad (4)$$

の4次元の特徴量をもつ。また、萩田らは、この方向寄与度をベースに改良を加えた以下の3つの特徴量も提案している。

#### ■局所方向寄与度密度特徴

局所方向寄与度密度 (L-DCD : Local-Directional Contributivity Density) 特徴は、局所領域内に存在する黒画素のもつDC特徴の平均値である。

まず、入力パターンの縦横辺をN等分して得られる各局所領域において、存在する全ての黒画素のDC特徴を求める。このとき、求めたDC特徴量に対する平均値を、その局所領域でのL-DCD特徴と呼ぶ。L-DCD特徴における局所領域数は、パターンの縦横N等分数より $N^2$ 個となり、各局所領域にDC特徴値が求められる。したがって、L-DCD特徴値は $4N^2$ 次元となる。

#### ■大局的方向寄与度密度特徴

大局的方向寄与度密度 (G-DCD : Global-Directional Contributivity Density) 特徴は、パターンを幾つかの方向から走査し、文字と背景の境界点のもつDC特徴を標本化した値である。

まず、入力パターンを4方向から走査し、走査時に画素値0から画素1に変わるときの画素1におけるDC特徴を求める。次に、分割線によって、入力パターンを分割する。パターン内の黒画素の重心を通り、走査方向と平行な線で分割した各領域のDC特徴の平均値をG-DCD特徴と呼ぶ。G-DCD特徴は、パターンに対して4方向から走査して、得られたDC特徴のヒストグラムを2分割したのち平均化を施す。したがって、G-DCD特徴量は32次元となる。

## ■外郭方向寄与度特徴

外郭方向寄与度 (P-DC: Peripheral Directional Contributivity) 特徴は、パターンを幾つかの方向から走査して得られる輪郭線を抽出したパターンに対するL-DCD特徴である。まず、入力パターンを上下左右の4方向から走査する。

各走査時に、白画素から黒画素に変わる黒画素を抽出することで、4つの部分輪郭線のパターンを生成する。次に、それぞれのパターンを重心から縦横に2分割する。分割した各領域内の黒画素がもつDC特徴の平均値を、P-DC特徴と呼ぶ。P-DC特徴は、パターンに対して4方向から走査して、抽出した輪郭線のパターンを縦横に2等分割したときのL-DCD特徴である。したがって、P-DC特徴量は64次元となる。

### 3.3.3 方向寄与度特徴の走査多方向化

DC特徴は、図5(a)に示すように、方向寄与度を求める際の走査が8方向であった。ここでは、より文字パターンの詳細な特徴を得るために、方向性の走査の多方向化によるDC特徴に改良を加える。この多方向化によって、同図(b)に示す16方向に走査方向を拡張したDC特徴を得る。

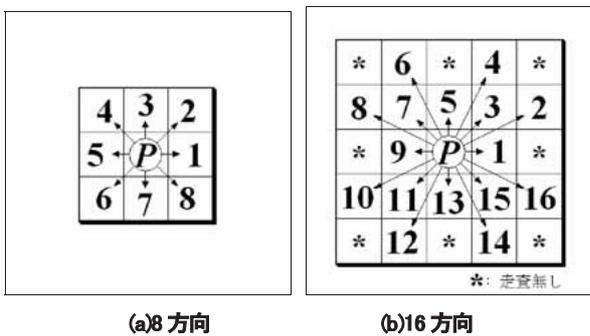


図5 走査方向

この16方向走査によってパターンから抽出されたL-DCD特徴、G-DCD特徴、P-DC特徴をそれぞれL-DCDx2特徴、G-DCDx2特徴、P-DCx2特徴と定義する。

## 4. 実験と考察

### 4.1 ストローク連結による計算量削減の検証

提案した部分ストローク連結手法の重ね書き採点記号に対する部分ストローク削減率を実験によって示し、その結果を考察する。

#### 4.1.1 実験方法

紙面上に赤色のペンで手書きされた採点記号‘○’、‘×’、‘△’の中から2つの採点記号が重なるように、4人に筆記させた200文字の採点記号を用いる。この紙面上の

採点記号をイメージスキャナ (エプソンGT-7700U) で読み取る。読み取った画像に対して、2値化と細線化の処理を施すことで、採点記号の細線パターンが存在する2値画像を得る。この2値画像を入力パターン画像とする。

#### 4.1.2 評価方法

ストローク連結結果は、目視によって判定する。重畳した採点記号の部分ストロークに連結処理を行い、部分ストローク数が減少できたときを「連結成功」とする。

これに対して、部分ストローク数に変化がないときを「未連結誤り」、または、好ましくない連結不可能なストローク同士を連結したときを「誤連結誤り」とする。

#### 4.1.3 実験結果

重ね書き採点記号200文字に対する部分ストローク連結実験結果を表1に示す。この表の中で、部分ストローク削減率は、重ね書き採点記号に対するストローク数の減少を表している。

表1 部分ストローク連結結果 (採点記号200文字中)

文字種	文字数	ストローク		
		総数	削減数	削減率
×, ×	25	240	100	41.7%
×, △	37	356	112	31.5%
×, ○	39	315	98	31.1%
△, △	34	337	88	26.1%
△, ○	39	338	49	14.5%
○, ○	26	156	6	3.8%
平均	200	1742	453	26.1%

表1では、文字全体のストローク削減率と連結誤り数、重ね書き採点記号の種類によって分類された時のそれぞれのストローク削減率と連結誤り数を表す。重ね書き採点記号200文字に対して、結果として部分ストロークの平均削減率は、26.1%であった。連結誤りについては、未連結誤りが18個、誤連結誤りが3個の文字パターンに見られた。

### 4.2 採点記号認識実験

採点記号認識における萩田らが提案した特徴抽出法である方向寄与度特徴の有効性を認識実験によって検証する。

#### 4.2.1 認識実験方法

標準パターンは、入力パターンを認識するために必要な文字カテゴリごとに分けられたパターンの総称である。この標準パターンの作成に用いられたパターンを「学習パターン」、用いられていないパターンを「未知パターン」

と呼ぶ。この標準パターンと入力パターンの両方に対して、前述した特徴抽出手法により特徴ベクトルを得る。そして、この特徴ベクトル間で類似度を求める。

ここで、仮パターンと標準パターンがd次元の特徴ベクトルで表されると、仮パターン特徴ベクトル  $f = (f_1, f_2, \dots, f_d)$  と、標準パターン特徴ベクトル  $g = (g_1, g_2, \dots, g_d)$  との内積は

$$\langle f, g \rangle = \sum_{k=1}^d (f_k * g_k) \tag{2}$$

となる。

このとき、特徴ベクトル  $f, g$  のノルム  $\|f\|, \|g\|$  が

$$\|f\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d |f_k|^2} \tag{3}$$

$$\|g\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d |g_k|^2} \tag{4}$$

であるとき、類似度  $r$  は、

$$r = \frac{\langle f, g \rangle}{\|f\| * \|g\|} \tag{5}$$

で表される。

この類似度  $r$  の値域は、0から1であり、1に近ければ特徴ベクトル  $f, g$  間の類似性が高いことを表している。一般的に、文字認識では、この類似度  $r$  が最も高い標準パターンを認識結果として出力する。このような認識方法は、「単純類似度法」と呼ばれている。

本実験では、単一記号の入力パターンとなる採点記号として、37名に手書きで筆記させた一種類当たり28個の手書きされた総数4144文字を用いる。標準パターンは、この採点記号種ごとに採点記号を平均化したパターンを用いるため、単純類似度法でなく「複合類似度法」となる。

次に、未知パターンは、同一の37人の筆記者から総数1036文字の単一記号採点記号を用いる。表2に、記号別の未知パターン標本数を示す。認識結果は、入力パターンと標準パターンの採点記号が一致したとき「認識成功」、そうでないときを「誤認識」とする。

表2 記号別未知パターン標本数 (総数1036文字)

採点記号	未知パターン標本数
○	296 文字
△	246 文字
×	237 文字
✓	257 文字

#### 4.2.2 パターン分割数 (予備実験)

まず、本実験に入る前に、一定の認識率を維持しながら、

特徴量の次元数の削減が可能であることを予備実験により検証する。図6に示すように、3種類の採点記号パターン分割を施す。そして、分割した局所領域ごとに抽出されたL-DCD特徴を用いて認識処理を行い、1036文字の未知パターンにおける認識率を調査した。

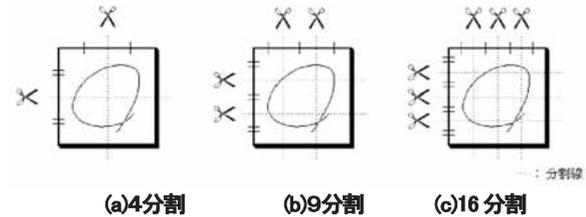


図6 採点記号パターンの分割

無分割と各分割数における未知パターンに対する認識率を表3に示す。この分割数による各パターンにおけるL-DCD特徴量は、4, 16, 36, 64次元となる。

表3 予備実験結果

分割数	認識率
0	82.3%
<b>4</b>	<b>97.9%</b>
9	93.7%
16	89.7%

表3の予備実験結果から採点記号パターンに対して、4分割の局所領域から得られるL-DCD特徴を用いた認識において最も高い認識率が得られた。よって、以後の局所領域からの特徴抽出は、4分割した採点記号パターンから抽出する。

#### 4.2.3 各種方向寄与度特徴による認識実験

本実験では、予備実験で得られた分割数の知見に基づき、入力パターンを4分割にしたときの局所領域ごとに、3.3.2で述べた4種類の特徴抽出手法を用いて1036文字の未知パターンに対する認識率を調査した。表4に、各種方向寄与度特徴による認識実験結果を示す。

表4の結果から、L-DCD特徴が99.1%と最も高い認識率が得られていることがわかる。

表4 各種方向寄与度特徴による認識実験結果

特徴抽出法	次元数	誤認識数	認識率
従来手法	384	241 文字	76.7%
L-DCD	16	13 文字	98.8%
G-DCD	32	69 文字	93.3%
<b>P-DC</b>	<b>64</b>	<b>9 文字</b>	<b>99.1%</b>

#### 4.2.4 特徴の併用による認識実験

次に、先の実験同様の条件下で、各種の特徴を併用したときの認識率を調査した。表5に、各種方向寄与度特徴による認識実験結果を示す。

表5 特徴の併用による認識実験結果

特徴抽出法	次元数	誤認識数	認識率
L-DCD+G-DCD	48	23 文字	97.8%
<b>L-DCD+P-DC</b>	<b>80</b>	<b>7 文字</b>	<b>99.3%</b>
P-DC+G-DCD	96	11 文字	98.9%
L-DCD+P-DC+G-DCD	112	10 文字	99.0%

表5の結果から、L-DCDとP-DC特徴を併用したときが、99.3%と最も高い認識率が得られていることがわかる。また、異なる特徴量を併用することで、単一特徴での最大の認識率99.1%を上回る結果が得られている。

#### 4.2.5 特徴の併用と走査多方向化による認識実験

最後に、先の特徴の併用の条件に加え、方向寄与度特徴内での走査方向を8方向から16方向にしたときの認識率の調査をした。表6に、特徴の併用と走査多方向化による認識実験結果を示す。

表6の結果から、L-DCDx2+P-DCx2特徴が、99.5%と最も高い認識率が得られていることがわかる。多方向化することで若干の認識率の向上が見られた[8]。

表6 特徴の併用と走査多方向化による認識実験結果

特徴抽出法	次元数	誤認識数	認識率
L-DCDx2	16	8 文字	99.2%
G-DCDx2	32	61 文字	94.1%
P-DCx2	64	7 文字	99.3%
L-DCDx2+G-DCDx2	48	18 文字	97.8%
<b>L-DCDx2+P-DCx2</b>	<b>80</b>	<b>5 文字</b>	<b>99.5%</b>
P-DCx2+G-DCDx2	96	8 文字	99.2%
L-DCDx2 +P-DCx2 +G-DCDx2	112	6 文字	99.4%

本論文の中で、堀らの手法に改良を加えて、答案記号重ね書きされた自由手書き文字の分離抽出の高精度化手法を実現した。

採点記号の分離抽出で問題であった分離抽出における計算量に対しては、ストローク結合処理によって、部分ストロークを平均で26.1%削減できた。この計算量は、文字のストローク数に比例して増大するために、26.1%のストローク削減でも、全体的な計算量の低減にかなりの効果があるといえる。

次に、高精度な採点記号認識方法においては、手書き文字認識で有効な特徴抽出手法の一つである方向寄与度特徴をベースとした特徴抽出手法を導入して認識処理を行なった。その結果、特徴の併用と走査多方向化の改良

を加えた特徴量の導入で、1036文字の未知パターンに対して99.5%の認識率が得られた。

この結果を受け、両者の手法を取り込んだ答案採点文字支援システムを開発することで、実用的なシステムとして使用できる可能性が高まったといえる。今後の課題としては、実際の答案を使用して、実用的な分離抽出ならびに認識精度を調査した後、答案採点文字支援システムを完成させる。

#### 謝辞

本研究は、平成19年度科学研究費補助金（課題番号：19500219）の助成を受けたものである。

#### 参考文献

- [1] 梅田三千雄：“手書き漢字認識研究の歩み”，電子通信学会技術報告，PRMU95-120(1995)
- [2] 松尾賢一，堀元，上田勝彦，梅田三千雄：“重ね書きされた文字情報の分離抽出”，2003電子情報通信学会総合大会講演論文集D12-20, p.181(2003)
- [3] 松尾賢一，堀元：“複数特徴整合を用いた重ね書き文字の分離抽出”，奈良高専研究紀要，第42号，pp.51-56(2007)
- [4] 原田光，松尾賢一：“採点記号に対する認識処理の高精度化”，電子情報通信学会関西支部学生会 第13回学生会研究発表講演会 講演論文集，D4-7, (2008)
- [5] Damdinsuren Chuluunsuren, 松尾賢一：“重ね書き採点記号の分離抽出処理の改善”，電子情報通信学会関西支部学生会 第13回学生会研究発表講演会講演論文集，D4-8, (2008)
- [6] 萩田 紀博，内藤 誠一郎，増田 功：“大局的・局所的方向寄与度密度特徴による手書き漢字認識方式”，電子通信学会論文誌，Vol.J66-D, No.6, pp.722-729 (1983)
- [7] 萩田 紀博，内藤 誠一郎，増田 功：“外郭方向寄与度特徴による手書き漢字の識別”，電子通信学会論文誌，Vol.J66-D, No.10, pp.1185-1192 (1983)
- [8] 松尾賢一，原田光，Damdinsuren Chuluunsuren：“答案採点支援システム実現に向けた基礎実験”，2009電子情報通信学会総合大会講演論文集D-11-108, (2009)