

ストローク抽出による手書き文字の認識

(昭和59年11月30日 原稿受付)

電気工学科 稲 永 征 司

Recognition of Handprinted Characters Using Substracted Strokes

by Shoji INANAGA

Abstract

Optical character recognition methods are divided into two classes of structural analysis methods and pattern matching methods. Two these methods are complements each of the other for character recognition. We tried to develop softwares for recognition of hand-printed character on the stroke analysis method belong to the former one's in order to complement it on the lump method to the latter.

In this method, line elements and crossing areas are extracted separately from input character without thinning lines or normalizing input character, and line elements are joined at crossing areas to get some strokes according to their figures of connectivity and information of crossing areas. Two algorithm, depth first method and dynamic programming method, were developed for abstracting strokes from input character.

Then, an experiment has been made over a set of free handprinted Japanese characters (katakana) written by one hundred persons. It results that we point out it's advantages and disadvantages from this experiment for recognition of them on this method, and we also mention some problems that should be improved to recognize them.

1. まえがき

電子計算機による文字図形の認識手法は、大別して、入力文字を統一した図形の画素情報として認識を行うパターン整合法^{1), 2), 3)}と複数のストロークによる構成と見做して認識を行う構造解析的手法^{4), 5), 6)}の二つに分けられる。前者は文字の変形や類似した文字に不安定で、後者については汚れ等の雑音に弱く、また、複雑な文字のストロークの抽出が難しいという欠点がある。これらの二つの手法は互に補足的関係にあり、数字、片仮名等の手書き文字の認識については、かなり良い結果が報告されているが、まだ、満足できる認識率を得るまでには到っていない。従って、より高い認識率を実現するには、いくつかの手法を併用し互に補足する手法が考えられる。^{7), 8)}今回、一括処理法による手書き文字の認識⁹⁾を補足するために、文字図形からストロークを抽出する構造解析的手法によって文字を認識することを試みた。本稿では、線図形から線素と交叉領域が抽出さ

れた段階で線図形から最小のストローク数を抽出するアルゴリズムについて述べ、更に新しい類似度の概念を定義し手書き片仮名を用いて本手法のみで認識実験を行った。その結果を検討して本手法の有効性と可能性を調べ、更に本手法の問題点を指摘してその改善策を提案する。

2. ストロークの抽出

本章では、線図形から抽出された線素を交叉領域で結合してストロークを抽出するために線素間の直線性(滑らかさ)を定義し、線図形全体をストロークの集合 $\{L_i\}$ で表すための条件について述べ、更にストロークを抽出するアルゴリズムについて述べる。

2.1. 線素間の直線性

一般に、線図形はいくつかのストロークから構成され、ストロークは交叉領域と線素から成り立っている。ここで、ストローク、端点、交叉領域、線素は次のような概念である。

ストローク：滑らかに一筆書きされる幅を有する

曲線の中心線を折線で近似したもの
 端点 : ストローク及び線素の端となる点
 交叉領域 : ストロークが交叉した領域
 線素 : ストロークを構成する折線が交叉領域で分割された各部分の折線

線図形(文字)は短形の用紙に書かれ、この短形を48×48の格子に分割しそれぞれの格子を図1(a)のように白点(0)か黒点(1)の2値化パターンに変換する。線図形の汚れやかすれ等を除くためにフィルタリングを行った後、順次、線図形の曲線を追跡して図1(b)に示すように線図形から両端を端点番号で表わされる線素 L_1, L_2, \dots 及び交叉領域 C_1, C_2, \dots を抽出できる¹⁰⁾。これらの抽出した線素を交叉領域で結合してストロークを抽出するために二つの線素間の直線性を考える。この場合、次のことに留意する必要がある。

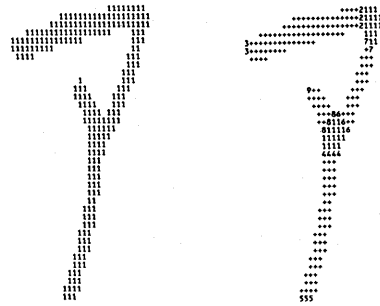
- (1) 二つの線素の直線的なつながりの程度を何らかの方法で数値的に表わす。
- (2) この数値は線図形の大きさや向きの影響を受けない。すなわち、図形の拡大縮小と回転に対して不変である。

二つの線素 L_1, L_2 が交叉領域 C_i で交叉するしかたは、図2(a), (b)のようにS型とU型の2種類が考えられる。今、二つの線素 L_1, L_2 に接し、また、二つの線素 L_1, L_2 の端点間を結ぶ長さ L の線分に接する半径 R の円を描く。この円の半径 R と二つの線素の端点間の距離 L から、滑らかさ S を $S = L/R$ と定義する。すなわち、二つの線素が直線的に交叉するほど円の半径 R は大きくなり、また、二つの線素の端点間の距離 L は短くなるので、 S の値が小さいほど二つの線素が直線的(滑らか)に結合していると見做すことができる。ここで、 x_1, x_2, e_1, e_2 を線素 L_1, L_2 の端点の位置ベクトル、及び単位ベクトルとすると滑らかさ S は次式で表わすことができる。

$$S = \frac{e_{12} \cdot (e_1 + e_{12})}{\|e_{21} \otimes e_{12}\|} + \frac{e_{21} \cdot (e_2 + e_{21})}{\|e_{12} \otimes e_{21}\|}$$

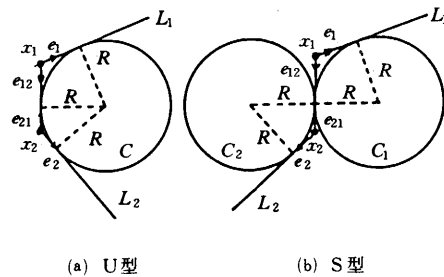
2.2. 線素の結合

前項で定義した式から、交叉領域で交叉する二つの線素間の結合の滑らかさ S を求めることができるが、ある交叉領域 C_i に接する二つの線素 L_1, L_2 が C_i を通じて滑らかに結合し一つのストロークの一部(または全部)になり得る為には、 L_1 と L_2 の間の滑らかさ S が



(a) 2値化パターン (b) 抽出結果

図-1 線素と交叉領域の抽出



(a) U型 (b) S型

図-2 交叉領域における線素の交叉

大きな値であってはならない。この限界の値を閾値 α と記す。 α は対象とする線図形の母集合点に異なると考えられる。本実験では、対象として片仮名を用いたので後述するような実験結果より α を定める。

ある交叉領域 C_i で交叉する n 個の線素が存在するとき、二つの線素の結合の組み合わせは最大 nC_2 個あるがこの中から実際に必要な数の組み合わせを選ばなければならない。我々が文字を書くときのことを考えてみると、線図形の構造解析という目的に対して有効と思われるヒューリスティック情報は次のようなことである。

- (1) 交叉領域において、一つの線素は二つ以上の線素と結合しない。
- (2) 片仮名や漢字等のように直線成分の多い文字を対象とする場合、多くの線素を結合して一つのストロークを抽出し、文字全体をできるだけ数少ないストロークで表わすことが文字の構造的特徴を扱う上で望ましい。
- (3) 交叉領域における一つの線素の結合は、滑らかさ S が小さい値をとるほど自然なつながりである。

上述の(1)より、交叉領域 C_i で N_i 個の線素が交叉しているとき、必要な線素の結合の組み合わせの pair (対) の個数は最大 $[n_i/2]$ 個 ($[a]$ は a を越えない最大の整数を表わす) となる。今、ある交叉領域 C_i で、他の線素と結合していない線素の個数を m_i 、また、結合した線素の最悪の直線性(滑らかさ)の値を S_i とすると、上述の(2)、(3)より線素の結合の組み合わせを選ぶ基準として次の二つが考えられる。

- (i) m_i の少ない組み合わせを優先
- (ii) m_i が同じ組み合わせは、 S_i の小さい値をとる組み合わせを優先 (ただし、 $S_i < \alpha$)

2.3. ストロークの抽出

前項では、ある交叉領域 C_i で線素を結合する組み合わせの基準を述べたが、この基準を線図形全体の交叉領域 C に拡張し、各交叉領域で線素を結合すれば最少のストローク数で線図形全体を表わすことができる。今、 C において他の線素と結合していない線素の個数を m 、また、他の線素と結合した線素の最悪の直線性の値を S とすると、ストロークを抽出する条件は前項の基準を線図形全体に拡張して次のようになる。

- (1) m の少ない組み合わせを優先
- (2) m が同じ組み合わせは、 S の小さい値をとる組み合わせを優先 (但し、 $S < \alpha$)

$$C = \sum_i C_i, \quad m = \sum_i m_i,$$

$$S = \min \{S_1, S_2, \dots\}$$

上述の基準に従って、最優先の線素の組み合わせで抽出されたストロークで表わされた入力線図形を、前もって辞書に登録されている標準線図形と何らかの方法で照合する。もし、その結果、該当する標準線図形が辞書になければ交叉領域 C での線素の組み合わせが適当でなかったと考え、次の優先順位の組み合わせを選び再び照合する。以下、同様のことをカテゴリが決定するまで繰り返す。従って、ストロークを抽出するアルゴリズムは、単に最優先の組み合わせを選出するだけでなく、すべての組み合わせを優先順位に従って選出できなければならない。今回は、depth first 方式と danamic programing 方式の二つのアルゴリズムを開発したが、今回の実験では線素の組み合わせが最初の 1~2 回でほとんど決まるので記憶容量の使用が少なくてすむ depth first 方式のアルゴリズムを用いた。このアルゴリズムについては文献(1)を参照のこと。

3. 類似度

前項で述べたように、文字図形からストロークを抽出してストロークの集合 $|L|$ で文字を表わすことができる。次に、未知の文字を文字カテゴリ R_i に識別する方法について考える。文字 R は文字カテゴリ R_i ($i = 1, 2, \dots, N$) の N 個の集合であり各カテゴリ R_i は何種類かのサブカテゴリ r_{ij} ($j = 1, 2, \dots$) が部分集合として含まれている。従って、 R_i は $R_i = \bigcup_j r_{ij}$ となる。入力文字 X がどのカテゴリに属するかを決定するには、類似度の概念が必要である。文字の認識における類似度には、複合類似度や混合類似度等が用いられている¹²⁾ だが、ここでは

- (1) ストロークの抽出が不十分でも適用できるようにする。
 - (2) 文字の大きさやノイズによる影響を小さくする。
- 等の理由を考慮して、次のようにいくつかの類似度を定義し認識実験に使用する。

3.1. 線分間類似度

図 4 において P, P' をそれぞれ線分 $AB, A'B'$ を $t : (1-t)$ に内分する点とする。線分間類似度 S_t を

$$S_t = \int_0^1 |PP'|^2 dt$$

$$S_t = \int_0^1 |PP'|^2 dt$$

$$= \frac{1}{3} |AA'^2 + BB'^2 + AA' \cdot BB'|$$

で表わすことができる。¹³⁾

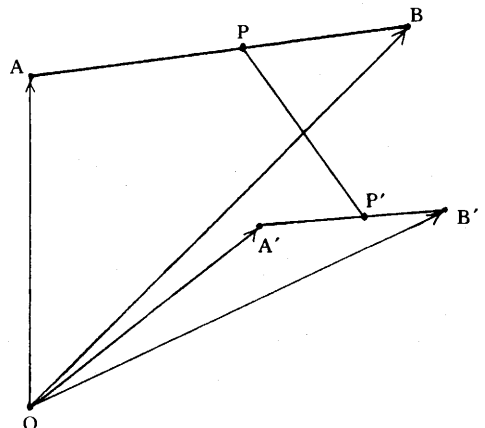


図-3 線分間類似度

3.2. ストローク間類似度

ストローク間の類似度は、二つのストロークを相対応するいくつかの線分 $|li|, |l'i|$ ($i=1, 2, \dots$) に分割し、線分 li と $l'i$ 間の類似度 S_{li} と線分 $li, l'i$ にそれぞれのストロークに対する比との積をストローク全体にわたって加えたもの定義する。ストローク間類似度 S_s は、

$$S_s = \sum_i \frac{l_i}{\sum_i l_i} \cdot \frac{l'_i}{\sum_i l'_i} \cdot S_{li}$$

となる。また、ストロークとそのストロークの重心間のストローク間類似度を自己類似度と定義する。自己類似度 S_e は

$$S_e = \sum_i \frac{l_i}{\sum_i l_i} \cdot S_{li}$$

となる。ストロークの重心の座標 (G_x, G_y) は、線分 Li の中点の座標を (x_i, y_i) とすると

$$G_x = \frac{\sum_i x_i l_i}{\sum_i l_i}, \quad G_y = \frac{\sum_i y_i l_i}{\sum_i l_i}$$

で求められる。

3.3. 文字間類似度

入力文字のストローク集合 $|li|$ と標準文字のストローク集合 $|l'i|$ の要素 (ストローク) を 1 対 1 に対応させ、ストローク間類似度 S_{si} とストロークの文字の全長に対する比との積を文字全体 (全ストローク) にわたって加えたものを文字間の類似度とする。また、入力文字と標準文字のストローク数が異なる場合は、対応させることができない (余分の) ストロークの自己類似度をペナルティとして文字間の類似度を加えて、これをもって文字間の類似度 S_{ci} とする。 S_{ci} は

$$S_{ci} = \sum_i \left[\frac{l_i}{\sum_i l_i} \cdot \frac{l'_i}{\sum_i l'_i} \cdot S_{si} \right] + \sum_k S_{ek}$$

となる。(ただし、 $i \geq j$ のとき)

一般に、文字間のストロークの対応の組み合わせは多数あるので、その中で一番小さい値をとる文字間の類似度 S_{ci} を文字間類似度 S_c と定義する。すなわち、 $S_c = \text{Min. } \{S_{c1}, S_{c2}, S_{c3}, \dots\}$ となる。

4. 実験

実験は、電子技術総合研究所の自由手書き文字データ・ベースの片仮名 ETL-1 を冒頭から 100 人分サンプルとして用いた。使用言語は FORTRAN 77, 使用システムは九州大学大型計算機センターの FACOM M-382 である。

4.1. 閾値 α の決定

2.2 の項で述べたように、滑らかさ S の閾値 α を実験によって定める必要がある。交叉領域 C で交叉する二つの線素 L_1, L_2 が結合して一つのストロークになるサンプルとして、 イ 、 ト (イは右上りの斜めの線分、トは縦の線分)、また、結合しないで二つのストロークに分れるサンプルとして、 フ 、 ラ 、 ヘ をそれぞれ 100 人分用い滑らかさ S を求めた。結果は横軸に滑らかさ S を 0.1 の値ごとにとり、縦軸はその 0.1 の値の範囲に含まれる文字の個数をグラフにして表わした。図 4 (a) に示すように、 イ と フ は $S=0.8$ を境に明瞭に分離していることがわかる。 ト と ラ についても同様な結果であったが、 ヘ については図 4 (b) に示すように S の値が 0.3~1.3 の間に分布し、更に二つの線素に分離されない文字が 6 個あった。これは ヘ の二つの線素の交叉する角度が フ や ラ に比べて鈍く、 90° 以上の開きをもっているものがあるためと思われる。従って、一応、閾値 $\alpha=0.80$ とし、 ヘ のような二つの線素の開きの大きな文字は、それぞれ分離するものとし、それに対応するサブカテゴリを考慮することにする。

4.2. ストローク抽出の正解率

滑らかさ S の閾値 α を 0.80 とし、入力文字からストロークを抽出して文字をストロークの集合 $|li|$ で表わした。抽出されたストロークを一文字ごとに目視で調べ、我々の文字に対する主観と一致するかでストローク抽出の正誤を判定した。この場合、図 5 (a) のように我々が通常文字を書くときの本来の (正しい) ストロークの集合以外に、図 5 (b) に示すように線素の結合が自然 (滑らか) で 1 ストロークとみなせるストロークの抽出も正解として許容した。従って、文字カテゴリ別にそれぞれ数種類のサブカテゴリ集合 r_i が存在することになる。

実験は片仮名の 46 文字をそれぞれ 100 人分用いて行った。結果は表 1 に示し、カテゴリを R_i , サブカテゴリの数を D_i , ストローク間の幾何学的形状 (交叉, 分岐,

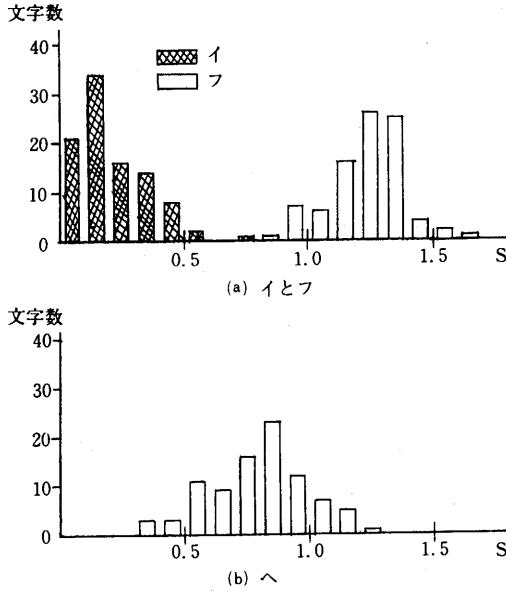


図-4 滑らかさSに対する文字の分布

端点等)をも考慮したサブカテゴリの数を D_2 、正解率を η % で表わしている。平均正解率は86.0%、サブカテゴリ D_1 の総数は80種類、サブカテゴリ D_2 の総数は221種類であった。

4.3. 認識実験

3.3の文字間類似度を用いて未知入力文字 X の識別を行うには、まず、標準文字の選定を行わなければならない。一つの文字カテゴリ R_i に対して、複数個の標準文字サブカテゴリ $M_i (i = 1, 2 \dots)$ を用意した。 M_i

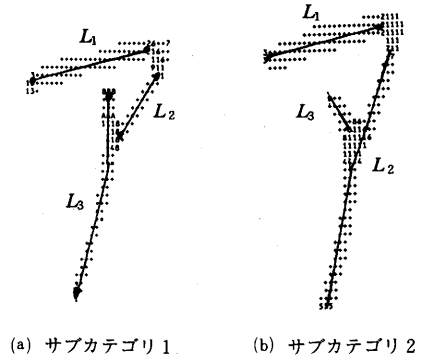


図-5 ストロークの抽出

は数を増やすほど、当然、認識率は良くなるがこのことは、反面、文字を認識する上に要する時間はそれだけ余分にかかることになる。これらのことを考慮して次の方針をもって標準文字の選定を行った。

- (1) 4.2の項で分類した各文字カテゴリ R_i のサブカテゴリ集合 R_{ij} の中から文字カテゴリ R_i の全体の1割以上を含んでいるサブカテゴリの集合 r'_{ij} を原則として標準文字サブカテゴリの候補とする。
- (2) 二つ以上の部分集合 $r'_{ik} (k = 1, 2 \dots)$ がある一つの部分集合 r'_{ik} で代表しても文字の認識にあまり影響がないとき $r'_{ik} (k = 1, 2 \dots)$ を r'_{ik} に統合し代表させる。
- (3) 標準文字サブカテゴリの候補 r_{ik} に含まれている要素(文字データ)の中から目視によって調査検分

表-1 ストローク抽出の正解率

R_i	D_1 (種類)	D_2 (種類)	η (%)	R_i	D_1 (種類)	D_2 (種類)	η (%)	R_i	D_1 (種類)	D_2 (種類)	η (%)	R_i	D_1 (種類)	D_2 (種類)	η (%)
ア	3	12	94	ス	1	1	94	ノ	1	1	95	ユ	1	3	93
イ	1	1	89	セ	3	11	78	ハ	1	1	95	ヨ	3	5	76
ウ	2	11	88	ソ	1	1	91	ヒ	2	5	88	ラ	1	1	93
エ	1	4	93	タ	2	11	79	フ	1	4	98	リ	1	1	98
オ	3	7	77	チ	2	9	83	へ	2	2	99	ル	1	2	94
カ	2	7	73	ツ	1	4	89	ホ	2	4	76	レ	1	1	94
キ	2	4	86	テ	1	2	97	マ	1	5	91	ロ	6	27	71
ク	3	6	95	ト	1	1	95	ミ	1	1	97	ワ	2	4	92
ケ	2	10	82	ナ	1	3	89	ム	2	4	90	ヲ	2	5	90
コ	2	4	95	ニ	1	1	100	メ	2	3	97	ン	1	1	97
サ	3	9	79	ヌ	1	2	89	モ	2	8	73				
シ	1	1	86	ネ	3	6	51	ヤ	2	7	86				
													計	計	平均
													80	221	86.0%

R_i : 文字カテゴリ D_2 : 幾何学的形状を含んだサブカテゴリ
 D_1 : サブカテゴリ η : ストローク抽出の正解率

し、文字の大きさ、各ストローク間の位置関係、ストロークの形等から最適と思われる文字を標準文字サブカテゴリ M_i に選定する。

各文字カテゴリ R_i 別の標準文字サブカテゴリ M_i の数は表2のようになり、全部で72種類であった。

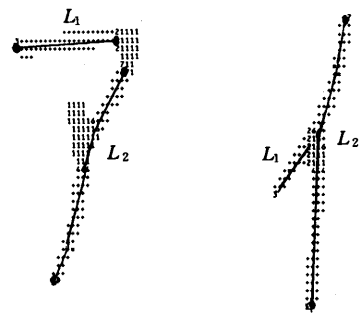
標準文字を選定した後、未知入力文字 X と標準文字集合 R との文字間類似度 $Sc(X, R)$ を求めて認識実験を行った。未知入力文字 X と文字カテゴリ R_i が $Sc(X, R_i) = \text{Min. } \{S(X, R_1), S(X, R_2), \dots\}$ なる関係を満たすとき、文字 X は文字カテゴリ R_i と決定される。

認識実験は最初に入力文字と標準文字の重心を一致させて、各文字の位置のバラツキを修正して行った。実験結果は表2に示すように、第1位認識率は平均74.5%、第5位までの累積平均認識率は93.4%であった。また、4.2の項で調査して正しくストロークの抽出ができた文字に限っての平均認識率は87.0%であった。

5. 結論と検討

本実験では、文字の細線化、正規化等の前処理は行わずに直線手書き文字からストロークを抽出し、ストロークとストロークとの対応の良さを表わす類似度を定義して手書き文字の認識を試みた。認識実験は前項でみたようにあまり良い結果(認識率)を得たとは言えない。その原因を分析してみる。

- (1) 線素の抽出において、細線化処理をしていないので抽出される線素の長さが文字の幅(太さ)程度に短くなると図6(a)に示すように線素の抽出が難しくなる。
- (2) 交叉領域において、線素と線素を結合しストロークを抽出する場合、正しいストロークが抽出されないことがある。(図6(b)に示す。)
- (3) 新しく定義した類似度で文字の認識を行った場合、文字の汚れや短い線素の未抽出等のノイズに対してはかなり安定な結果を示すが、逆に、ストロークの位置ずれや文字の変形等の構造的変化に対して不安定である。特に表3に示すように類似した文字「シ」、 $\overset{\sim}{シ}$ 、 $\overset{\sim}{ツ}$ 、 $\overset{\sim}{ン}$ 、 $\overset{\sim}{ソ}$ 、等の識別は互に混同し不十分である。



(a) 線素の未抽出 (b) 線素の結合の誤り

図-6 ストローク抽出の誤り

表-2 標準文字数及び認識率

文字種	M_i	第1位認識率 (%)	第2位認識率 (%)	第5位までの累積認識率 (%)	文字種	M_i	第1位認識率 (%)	第2位認識率 (%)	第5位までの累積認識率 (%)	文字種	M_i	第1位認識率 (%)	第2位認識率 (%)	第5位までの累積認識率 (%)
ア	2	77	6	93	チ	2	65	12	90	ム	2	83	1	94
イ	1	87	5	94	ツ	1	55	16	92	メ	2	86	8	95
ウ	2	60	15	85	テ	1	89	9	92	モ	2	82	9	96
エ	1	75	10	95	ト	1	94	1	95	ヤ	1	83	10	94
オ	3	84	4	91	ナ	1	91	1	96	ユ	1	76	14	95
カ	2	70	11	88	ニ	1	97	1	98	ヨ	3	63	8	81
キ	2	80	4	89	ヌ	1	79	12	96	ラ	1	79	14	98
ク	2	28	26	92	ネ	2	66	11	88	リ	1	84	11	99
ケ	2	78	6	95	ノ	1	96	4	100	ル	1	95	2	100
コ	2	71	6	95	ハ	1	73	24	100	レ	1	55	20	89
サ	3	64	16	88	ヒ	2	93	3	97	ロ	2	51	8	78
シ	1	59	10	86	フ	1	54	23	29	ワ	2	64	11	88
ス	1	97	1	99	ヘ	2	95	3	99	ヲ	2	48	21	85
セ	2	52	24	96	ホ	2	90	3	96	ン	1	71	19	99
ソ	1	59	28	98	マ	1	71	11	91					
タ	2	54	14	87	ミ	1	100	0	100					
											計	平均		平均
											72	74.5%		93.4%

M_i : サブカテゴリの種類数

表-3 認識実験における誤認識文字の例

自由手書き片仮名 (ETL-1, 100個/1文字)	
文字	誤認識文字 (個数) (2個以上誤ったもの)
ソ	リ(20) ン(17) ノ(2)
ツ	ソ(18) リ(8) フ(7) ク(3) ン(2) ノ(2)
リ	ソ(14) ク(2)
ン	ソ(7) コ(3) フ(2) シ(2)

上述の(1), (2)の原因が4.2項でのストローク抽出の正解率が85.6%と低く, (3)の原因が4.3項の認識実験において正しくストロークの抽出できた文字に限ってさえも, 平均認識率87.0%と良くない結果を生じたと考えられる。従って, 今後高い認識率を得るためには, これらの点を十分に考慮し改善策を検討しなければならない。

(1)については, 入力文字をある程度まで細線化して,¹⁴⁾ 線の幅 (太さ) ていどの長さの線素を確実に抽出するようにする。(ただし, 細線化し過ぎるとヒゲやストロークの切断等の問題を生じる¹⁵⁾)

(2)の原因は, (i)交叉領域に接する線素の端点の幅が片側のみ広くなり, 線素の方向 (端点の midpoint と端点から幅の長さに等しい線素の点の幅の midpoint を結ぶ方向) を正しく示さないことがある。(ii)交叉領域がある一方に長くなり2.1の項で定義した線素と線素の滑らかさ S を求める式の L が大きくなって, 計算上 S が小さい値となっている。…等が考えられる。従って, 線素の方向を決めるときに幅の大きな端点を除いたり, 交叉領域の形状によっては, S の計算方法を変更する等の検討を行う必要がある。3章で定義した類似度にはストロークの方向や交点, 分岐点等の幾何学的特徴を含んでいない。このことが(3)で述べたように線図形からストロークを抽出するにもかかわらず構造解析的手法による性質 (文字の変形やずれに強い) よりパターン整合的手法による性質 (文字の汚れ等のノイズに強い) が認識実験において表われ認識率低下の原因になっている。従って, 本稿で定義した類似度を有効に活用するためには, 文字の変形や位置ずれ等による認識の誤りを防ぐために文字の正規化¹⁶⁾を行ない, 更に構造解析的手法による性質を活用するために抽出されたストロークの有する幾何学的特徴を有効的に使用する新たな識別論理の構成を考える必要がある。

以上, 今回の認識実験に対する問題点及び改善の方向, 対策について述べた。本手法は, はじめの項で述べたよ

うに一括処理法を補完する目的で開発を試みたので必ずしも本手法独自の高い認識率が要求されるわけではない。認識実験において一括処理法と併用し, その結果本手法が有効に働くことであれば, あえて改善する必要はない。今後の課題である。

謝 辞

電総研手書き文字データ・ベース利用を御承認頂いた情報処理システム技術研究組合各位ならびに本研究に助言と御指導を賜った九州大学日高達助教授, 精力的に実験に取り組んで頂いた九州大学大学院総合理工学研究科修士課程豊福哲之氏 (現, 松下電気), 同大学卒研生峯藤正也氏 (現, 日立製作所) および九州大学吉田将教授をはじめ吉田研究室の皆様には謝意を表します。

参 考 文 献

- 1) 安田, 藤沢: “文字認識のための相関法の一改良”, 信学論(D), J 62-D, 3, pp. 217-224 (昭54-03)。
- 2) 塩野, 小山, 真田, 手塚: “簡易伸縮整合法による常用手書き文字の認識”, 信学論(D), J 64-D, 5, pp. 387-394 (昭56-05)。
- 3) 山田, 斎藤, 森: “類似度法の一改良—ずらし類似度—”, 信学論(D), J 64-D, 10, pp. 970-976 (昭56-10)。
- 4) 増田: “幾何学的特徴に着目した手書き片仮名文字の機械認識”, 信学論(D), 55-D, 10, pp. 638-645 (昭47-10)。
- 5) 木村, 吉村, 三宅, 市川: “ストローク構造解析法による自由手書き片仮名文字認識”, 信学論(D), J 62-D, 1, pp. 16-23 (昭54-01)。
- 6) 小森, 川谷, 石井, 飯田: “特徴集積による片仮名文字認識”, 信学論(D), J 63-D, 11, pp. 962-969 (昭55-11)。
- 7) 萩田, 梅田, 増田: “三つの概形特徴を用いた手書き漢字の分類”, 信学論(D), J 63-D, 12, pp. 1096-1102 (昭55-12)。
- 8) 萩田, 増田: “大局的・局所的線密度を併用した手書き漢字の分類方式”, 信学論(D), J 65-D, 6, pp. 734-741 (昭57-06)。
- 9) 長田, 日高: “一括処理法による手書き文字の認識”, 信学論(D), J 66-D, 2, pp. 151-158 (昭58-02)。
- 10) K. OSADA, T. HITAKA: “Software for Recognition of Hand - Printed Japanese Characters”, Proc. Ints Comp. Sympo. 80, (1980)。
- 11) 稲永, 日高: “線図形におけるストローク抽出アルゴリズム”, 電気四学会九州支部大会論文集, pp. 806 (昭57)。
- 12) 橋本偏: “文字認識概論”, pp. 34-36, 電気通信協会 (昭57)。
- 13) 豊福, 稲永, 日高: “ストローク抽出による手書き文字の認識”, 電気四学会九州支部大会論文集, pp. 472 (昭58)。
- 14) 田村: “図形の細線化についての比較研究”, 情処会 IP 研資 (昭50-06)。
- 15) H ilditch. C. J.: “Linear skolton from square cupboards”, In Machine Intelligence 6 (1969)。
- 16) 日高, 長田: “一括処理法による手書き文字認識”, 信学技報, PRL 80-74 (1981-01)。