

## オンライン手書き紙面パターンにおける 文字，図形分離の一手法

待井君吉<sup>†</sup> 中川正樹<sup>†</sup>

本論文では，オンライン手書き紙面パターンを文字と図形に分離する一手法について述べる．ほとんどのペン入力システムでは，文字と図形の入力にモード切換えが暗黙的に採用されているが，その動作はユーザの思考を中断させる．一方，紙とペンならば余計な動作に煩わされることなく，書きながら考えることに集中することができる．我々は，この紙とペンの利点と計算機処理の利便性を融合することを考え，Lazy Recognition方式を提案してきた．この方式では，ユーザは考えながら書いているときは自由に筆記し，思考が一段落したところで，計算機に手書きパターンを認識させるために介入する．ただし，この方式に従えば，自由に書かれた手書きパターンには文字と図形が混在するので，それぞれの認識のためには，まずそれらを分離することが必要になる．オンライン手書き紙面パターンを収集し，学習紙面パターン17個を解析した．その結果，(1)文字パターンのストローク長，外接矩形の長辺長の対数分布は正規分布に近く，高い左右対称性を示す，(2)文字パターンのストロークと図形パターンのストロークの接触頻度は低い，(3)文字パターンのストロークは連続して入力されることが多い，という性質が明らかになった．これらの性質を利用した分離処理を実現し，評価紙面パターン18個について実験した結果，即時性の要件を満たして全ストロークの約87%が正しく分離された．

### A Method for On-line Text/Drawings Segmentation of Stroke Patterns

KIMIYOSHI MACHII<sup>†</sup> and MASAKI NAKAGAWA<sup>†</sup>

This paper presents a method for automatically separating line drawings and text in a pen input system. In most existing pen input systems, switching from text input to figure input requires manual actions which can be distracting to user's thoughts. However, while writing on real paper with a pen, one can concentrate on one's thoughts without having to take these extra actions. In order to incorporate this advantage of paper and pencil system in computer pen interfaces, we have been proposing lazy recognition system in which the user writes freely while thinking, and the handwritten patterns ('stroke patterns') are recognized after the thought process has been completed (the user has stopped writing). In this lazy recognition paradigm, however, stroke patterns must first be separated into text and line drawings. In this study, 17 pages of stroke patterns were analyzed with the following results: the logarithmic distribution of character stroke length and that of the length of the longer side of rectangles circumscribing character strokes have similarity to the normal distribution and show high symmetry; character strokes and drawing strokes rarely contact each other; and character strokes are mostly inputted consecutively. We incorporated these characteristics into an algorithm for automatically separating stroke patterns. The algorithm was tested on 18 pages of stroke patterns, and 87% of all stroke patterns were correctly and immediately separated.

#### 1. はじめに

1990年代に入り，ペン入力注目を集めている．直接指示入力できること，朱入れやメモ記入の容易さ，ジェスチャ認識による対象とコマンドの一括指定，携

帯性，などの理由によって，新しい利用者層を開拓できると期待がある．

しかし，我々はこれらに加え，そしてこれら以上に手書きの思考との親和性に注目している．手書きなら，操作を意識せずに思考を書き留められる．また，デバイス（ペン）を持ち替えることなく，文字，図，数式など，ほとんどすべてのものを表現できるので，思考を中断されることがない．そのため，我々は創造的な

<sup>†</sup> 東京農工大学工学部電子情報工学科  
Department of Computer Science, Faculty of Technology,  
Tokyo University of Agriculture and Technology

段階では紙とペンを用いることが多い。このような活動は、計算機が普及している現代においても変わっていない。

以上の考察から、我々は、発想支援のための手書きインタフェースの研究を行っている。その設計思想を次に要約する<sup>1),2)</sup>。

(1) ユーザは、書くときにはそのことだけに専念できるようにする：

創造段階では、書く（描く）こと以外の余計な操作をできるだけ排除する。そのことで思考に集中でき、思考を継続することができる。

(2) パターン処理、認識の訂正は、思考を一段落したところでユーザに介在してもらう：

パターン処理、認識は完全ではありえないので、これらの訂正は、思考を一段落したユーザに介在してもらう。ユーザは、後の計算機処理の恩恵を受けるために計算機に介在する。この介在は少ないにこしたことはない。しかし、ある程度ならばユーザに許容してもらえらる対象から始め、徐々に処理を高度化し、必要となるユーザの介在を軽減していく。

思考と計算機処理のための操作を分離することは、認知心理学的に妥当であると考えられる。

これらの設計思想から、モード選択などでユーザの思考を中断しないことにする。ただし、その結果として、書かれるパターンには文字や図形が混在することになる。このままでは書かれたパターンは単なる筆点列にすぎず、整形や編集などの計算機処理を施すことができないので、計算機がそれを認識しなければならない。それには、文字と図形を分離することが前提となる。

オンラインの場合、技術的にはそのつどモードを切り換えることによって、計算機はユーザの意図を限定することができる。そのため、オンラインでは、文字や図形が混在したパターンを処理する必要性はあまり認識されていなかった。

しかし、オンラインであっても、モード切換えの煩わしさによってユーザの思考を妨害することは、手書きの一番の長所を殺すことになる。手書きの長所を生かすには、オンラインであっても、モード切換えなどの余計な操作を排除する必要がある。

そこで本論文では、オンライン手書き紙面パターンを文字と図形に分離する処理について述べる<sup>3)</sup>。ここで、オンライン紙面パターンとは、入力画面上で筆記される文字や図形を構成する筆跡を一定時間間隔で採集することによって得られる筆点座標系である。以後、単に紙面パターンと呼ぶ。文字と図形を分離する研

究は、オフラインでは数多く行われてきたが<sup>4),5)</sup>、オンラインでは、まとまった課題としては扱われていなかった。村瀬、若原は、分離と認識の協調問題として文字と図形の分離を扱ってはいるが、「文字は楷書体で、大きさはほぼ一定、文字と図形は重ならないという制約」を設けている<sup>6)</sup>。これでは、発想支援としての手書きの利点をそぐことになる。我々は、制限を設けずに自由に書かれた手書き紙面パターンを対象とする。

我々の目標は、即時性を確保したうえで分離の性能を上げることである。先の設計思想から、ユーザが計算機に介在しようとする段階で計算機に待たされてはならない。我々の提案する手法は、単純かつ高速であり、即時性の要件を満たすものである。オフラインの手法を利用することも考えられるが、現状のパーソナル環境では即時性を実現するのは難しい。これについても本文中で触れる。

## 2. 手書き紙面パターンデータセットの収集

### 2.1 収集環境

紙面パターンの収集には、表1に示す表示一体型タブレットを使用した。また、A4版（2050×2900ドット）の大きさの紙面パターンを収集できるようにソフトウェアを作成し<sup>7)</sup>、使用した。

### 2.2 記入者

記入者は、研究室の学生（学部4年、修士1、2年）、教官で、合計19名である。うち10名は、表示一体型タブレットの使用は初めてであった。

### 2.3 記入方法

記入者に、「～を図示してください」という指示だけを与え、記入者の研究分野に関係する図を創作的に入力してもらった。

しかし、考えながら書くだけでなく、すでに紙の上に書かれたものを書き写すことも考えられる。そこで、数は少ないが、書写しの場合も収集した。

以上の方法で、35個の紙面パターンを収集した。収集した紙面パターンの例を図1に示す。

## 3. 手書き紙面パターンの解析

手書き紙面パターンデータセットの中から学習紙面パターンとして、なるべく異種類のものを含むように

表1 表示一体型タブレットの仕様  
Table 1 Specification for the display-integrated tablet.

表示画面の大きさ	1120 × 780 ドット
入力座標の解像度	10 line/mm
出力座標の解像度	5 line/mm
筆点採集レート	120 point/sec.

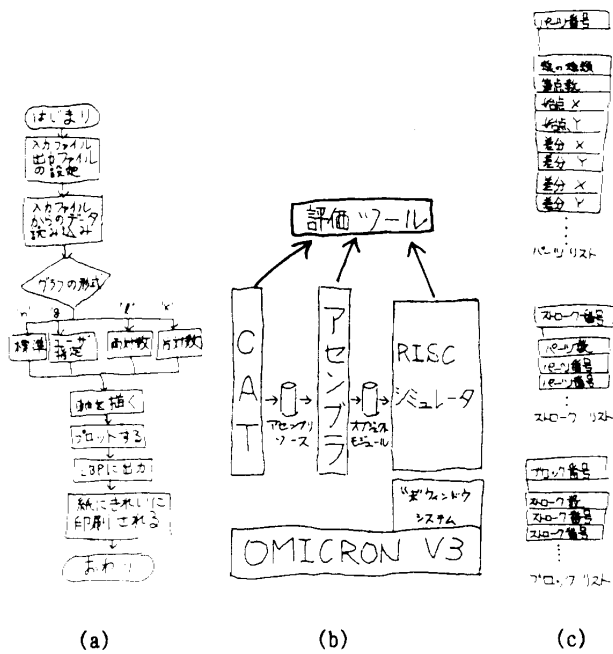


図1 手書き紙面パターン例  
Fig. 1 Example of a page of stroke patterns.

表2 学習紙面パターンの種類とストローク数  
Table 2 Number of strokes and categories of learning patterns.

紙面パターン ID	種類	文字	図形	合計
1	PAD	339	40	379
2	フロ	342	55	397
3	フロ	306	37	343
4	機器	54	41	95
5	フロ	1307	127	1434
6	処理	577	53	630
7	機器	186	91	277
8	処理	135	51	186
9	機能	493	47	540
10	イラ	228	71	299
11	機能	158	61	219
12	イラ	434	65	499
13	処理	167	30	197
14	デ構	160	92	252
15	PAD	354	34	388
16	機能	672	20	692
17	デ構	301	153	454
合計		6213	1068	7281

イラ：イラストレーション  
 フロ：フローチャート  
 処理：処理の流れ  
 PAD：PADチャート  
 機器：機器構成図  
 機能：機能構成図  
 デ構：データ構造図

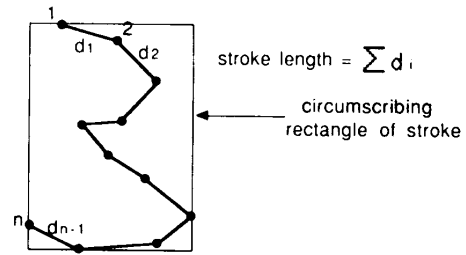


図2 ストローク長、外接矩形の定義  
Fig. 2 Definitions of stroke length and circumscribing rectangle.

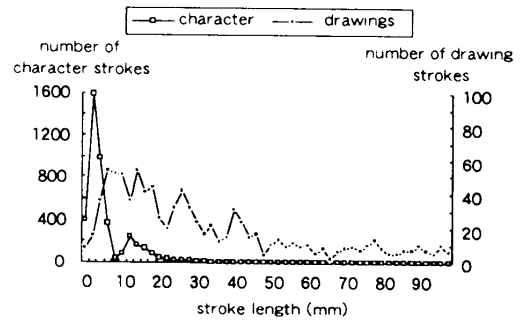


図3 ストローク長分布  
Fig. 3 Distribution of stroke length.

17個を選定し、解析を行った。各学習紙面パターンは種々の図形や文字を含み、複数のストロークから構成されている。ここで、ストロークとはペンを下ろしてから上げるまでのペンの筆点座標列の軌跡である。学習紙面パターンの図としての種類とストローク数を表2に示す。

3.1 ストロークの長さ・外接矩形の長辺の長さ

文字は、図形に比べて小さく書かれると予想し、ストロークの長さ・外接矩形の長辺長の分布を調べた。ストロークの長さ・外接矩形の定義を図2に示す。

結果を図3、図4に示す。文字パターンのストローク（以下文字ストローク）はある一定の範囲に分布しているのに対し、図形パターンのストローク（以下図形ストローク）は広い範囲に分布している。

また、文字ストロークについて、ストローク長・外接矩形の長辺長の対数値の分布を調べた。結果を図5に示す。図5の横軸は自然対数をとっている。分布はほぼ左右対称になっている。

これらの分布形状を歪度と尖度<sup>8)</sup>から調べてみる。歪度と尖度の定義を次に示す。

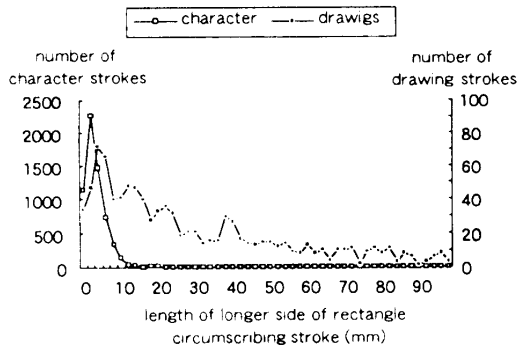


図4 外接矩形の長辺長分布

Fig. 4 Distribution of length of longer side of circumscribing rectangle.

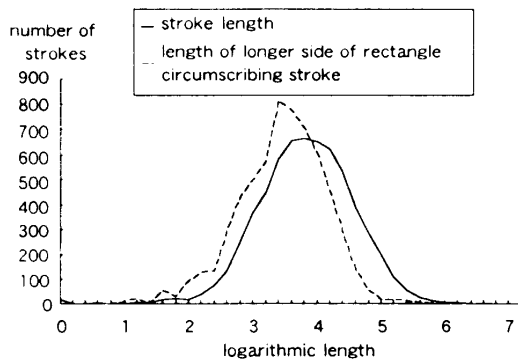


図5 文字ストローク長，外接矩形の長辺長の対数分布

Fig. 5 Logarithmic distribution of character stroke length and that of longer side of circumscribing rectangle.

表3 文字ストローク分布における歪度と尖度

Table 3 Skewness and kurtosis of character stroke distribution.

	歪度	尖度
ストローク長	-0.044	3.718
長辺長	-0.381	5.489

$$\text{歪度} : \frac{1}{N} \sum \left( \frac{x_i - x}{S_x} \right)^3,$$

$$\text{尖度} : \frac{1}{N} \sum \left( \frac{x_i - x}{S_x} \right)^4,$$

$N$  : データ数,  $x$  : 平均値

$S_x$  : 標準偏差,  $x_i$  : 標本値

図5の分布に対して歪度と尖度を調べた結果を表3に示す。分布型の左右対称性を示す歪度は十分0に近いと言える。ちなみに、正規分布のとき歪度は0、尖度は3となる。

### 3.2 ストロークの接触頻度

文字と図形が重なって書かれることは少ないと考え、文字ストロークと図形ストロークの接触頻度を調べた。

表4 ストロークの接触頻度  
Table 4 Stroke contact frequency.

紙面パターンID	図形	①	文字	②
1	40	36	339	49
2	55	36	342	3
3	37	31	306	5
4	41	29	54	0
5	127	73	1307	30
6	53	38	577	0
7	91	46	186	0
8	51	44	135	0
9	47	39	493	17
10	71	45	228	0
11	61	44	158	0
12	65	53	434	1
13	30	27	167	0
14	92	77	160	1
15	34	26	354	67
16	20	14	672	2
17	153	102	301	12

図形：紙面パターンに含まれる図形ストローク数

①：図形ストロークどうしの接触頻度

文字：紙面パターンに含まれる文字ストローク数

②：文字ストロークと図形ストローク接触頻度

また、比較として、図形ストロークどうしの接触頻度も調べた。

結果を表4に示す。たとえば学習紙面パターン1では、他の1本以上の図形ストロークと接触している図形ストロークが図形ストローク40本中36本あり、他の1本以上の図形ストロークと接触している文字ストロークが文字ストローク339本中49本あったことを示す。

全体では、図形ストローク計1068本中、何らかの図形ストロークと接触する本数は760本(71.2%)であり、文字ストローク計6213本中、何らかの図形ストロークと接触する本数は187本(3.0%)であった。これらの結果から、文字ストロークと図形ストロークが接触する場合は少ないと言える。

### 3.3 ストロークの入力順

我々が文字を書く場合は、文字列を書くことが多く、1画の文字を1文字単独で書く場合は少ない。すなわち、文字ストローク1本が図形ストローク2本に(時系列上で)挟まれることはきわめて少ないと考えられる。

JIS第1水準のうち、1画で書ける文字、記号の例を図6に示す。これらの文字は1文字単独ではなく、他の文字との組合せで意味を持つ文字が多いと考えられる<sup>9)</sup>。

これらの予想を立て、文字ストロークが連続して入力される本数の最小値を、各学習紙面パターンについ

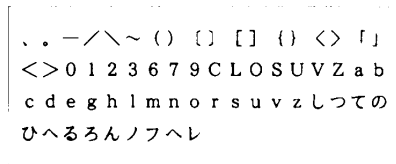


図6 1画で書ける文字，記号の例

Fig. 6 Examples of characters that can be written with a single stroke.

表5 文字ストロークの最小連続入力本数

Table 5 Minimum number of consecutive input of character strokes.

紙面パターン ID	本数
1	10
2	3
3	22
4	5
5	2
6	17
7	4
8	135
9	8
10	9
11	6
12	2
13	11
14	7
15	23
16	10
17	7

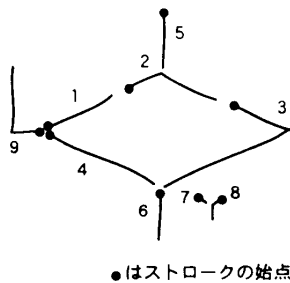


図7 ストローク入力順の一例

Fig. 7 Example of stroke input order.

て調べた。

結果を表5に示す。表5から、文字ストロークが入力される場合は、最低でも2本以上連続して入力されることが分かる。

文字ストロークが2本入力されてすぐに図形ストロークが入力された場合を、学習紙面パターン5を例にして示す。これはフローチャートである。この例では、直線が書かれた直後に‘Y’と2画で書かれ、すぐに図形ストロークが入力された(図7)。ところが、同

様の場合に‘n’あるいは‘y’と1画で書かれる可能性もある。このように、必ずしも文字ストロークが1本だけ単独で入力されることがないとは言い切れない。しかし、学習紙面パターンでは、1本単独で入力された例は現れておらず、一般的にもまれであると予測される。

## 4. 分離方法の検討

### 4.1 概要

3章では、ストローク長分布、外接矩形の長辺長分布、文字ストロークと図形ストロークの接触頻度、文字ストロークの連続入力本数を調べた。前者2つはストローク個々の特徴を示し、後者2つはストローク間の関係を示す。

ここでは、最初にストローク長、外接矩形の長辺長の特徴によって文字か図形かを判定し、その結果をストローク間の関係を利用して補正することを試みる。

### 4.2 ストローク長・外接矩形による分離

文字ストロークは一定の範囲に分布しているが、図形ストロークは広く分布し、ある値より大きい範囲には図形ストロークしか分布しない。したがって、ストローク長、外接矩形の長辺長があるしきい値より大きいストロークは図形とすることができる。

### 4.3 ストロークどうしの関係の利用

#### (1) ストロークの接触頻度の利用

図形ストロークと文字ストロークの接触頻度が少ないことを利用し、文字と判定されたストロークが図形と判定されたストロークと接触していれば、文字と判定されていた方のストロークを図形ストロークとする。

#### (2) ストロークの入力順の利用

文字ストロークは最低でも2本以上連続して入力されていることを利用し、文字と判定された1本のストロークが、図形と判定された2本のストロークに時系列上で挟まれていれば、そのストロークを図形ストロークとする。

### 4.4 問題点

#### (1) ストローク長、外接矩形の長辺長による判定

書く人や状況によって、書かれる文字の大きさは異なる。したがって、紙面パターンによってストローク長などの分布も異なるはずである。分布の異なる様々な紙面パターンに対し、同じしきい値を定めるのは適切ではない。また、文字ストロークの分布形状を推定するのに不十分な紙面パターンでは、それぞれにしきい値を設定しても、適切な値が得られるとは限らない。

この段階における処理は、処理全体の精度に大きく影響することからきわめて重要である。したがって、

ストローク長、外接矩形の長辺長のしきい値の設定方法が問題である。

また、ストローク長、外接矩形の長辺長の両方もしきい値を超えたら図形とするか、少なくとも一方が超えていれば図形とするかという問題がある。

## (2) ストローク間の関係を用いた判定

文字ストロークと図形ストロークの接触頻度、ストロークの入力順を用いる場合、これらのうちのどちらを先に使えば効果的かという問題がある。

また、接触頻度を利用して図形と判定されたストロークに、さらに接触している文字ストロークがあった場合の扱いが問題である。

## 5. 文字と図形の分離評価実験

前節であげた問題点について、評価実験によって検証した。実験にあたり、手書き紙面パターンデータセットの中から、3章で使用した学習紙面パターンとは別の18個を選定し、評価紙面パターンとした。各評価紙面パターンの種類とストローク数を表6に示す。

なお、本実験は、クロック20MHzのMC68020をCPUとするワークステーション上で行った。

表6 評価紙面パターンの種類とストローク数  
Table 6 Number of strokes and categories of test patterns.

紙面 パターン ID	種類	文字	図形	合計
1	イラ	267	36	303
2	イラ	445	56	501
3	フロ	340	42	382
4	デ構	443	54	497
5	機能	384	76	460
6	機能	198	61	259
7	処理	1054	514	1568
8	機能	461	129	590
9	処理	927	65	992
10	処理	243	18	261
11	フロ	610	178	788
12	機能	383	72	455
13	機能	116	23	139
14	デ構	164	60	224
15	機能	871	96	967
16	デ構	50	76	126
17	イラ	116	22	138
18	機能	344	53	397
合計		7416	1631	9047

イラ：イラストレーション  
フロ：フローチャート  
処理：処理の流れ  
機能：機能構成図  
デ構：データ構造図

## 5.1 ストローク長、外接矩形の長辺長による判定方法

### 5.1.1 理想的なしきい値

この段階における処理で図形と判定したストロークは、すべて実際にも図形ストロークであることが理想的である。なぜなら、この段階で図形と判定したストロークの中に間違っ文字ストロークが混在すると、ストローク間の関係を用いた分離において、その間違いがさらに波及する可能性があるからである。しかし、この段階において図形と判定するストローク数が少なければ、その後にストローク間の関係を用いても、大きな効果は期待できない。

したがって、できるだけ多くの図形ストロークを特定することができ、かつ、それらはすべて実際に図形ストロークであるようなしきい値を得ることが必要である。

### 5.1.2 しきい値の設定方法

前節で議論したようなしきい値を得るには、図形と判定したストロークが実際に図形ストロークである確率が1となるしきい値のうち、最小のものが得られればよい。これを満たす値は、文字ストロークのストローク長最大値、および、外接矩形の長辺長の最大値である。したがって、しきい値としてこれらの値を利用すればよい。

しきい値の設定方法としては、次の3種類が考えられる。

- (1) 固定する
- (2) 入力紙面パターンごとに設定する
- (3) 上記(1), (2)の組合せ

これらについて、次に述べる。

#### (1) しきい値を固定する

3章で使用した17学習紙面パターンにおける文字ストロークの長さの対数値、外接矩形の長辺の長さの対数値の最大値（以下文字ストローク最大値）に設定する。

3章に示したように、本論文で使用している学習紙面パターンは、評価用の紙面パターンの種類を含んでいるので、文字や図形の大きさの変動が小さければ、学習紙面パターンで設定したしきい値をそのまま使える可能性がある。

これは、学習パターンから求められるしきい値を利用する立場である。もちろん、学習パターンになかったような大きさで文字が書かれた場合は、処理結果が不安定になることが懸念される。しかし、何の制約も与えずに入力された学習紙面パターンの解析結果では、文字ストロークは一定の区間に分布しており、そ

れがある程度以上安定しているとすれば、それらから得られるしきい値の有効性が期待できる。これには、通常のノートなどでの筆記習慣が反映している可能性がある。

### (2) 入力紙面パターンごとに設定する

これは学習パターンの分布形状を信用する立場である。3章において文字ストロークのストローク長、外接矩形の長辺長の対数分布を調べた結果、両者ともに最頻値を中心にほぼ左右対称に分布することが分かった。文字や図形の大きさが変動しても、文字ストロークのこの性質は安定している可能性がある。

学習紙面パターンでは、文字ストロークの割合が平均約85%である。もし、未知パターンが学習紙面パターンと同様に文字ストロークの方が図形ストロークより十分に多ければ、全ストロークの最頻値はほぼ文字ストロークの最頻値と考えられる。したがって、紙面パターンごとに対数分布の最頻値を求め、対数分布の最小値との差を最頻値に加えれば、その紙面パターンの文字ストローク最大値を得られると考えられる(図8)。しかし、厳密に最小値を用いれば、点などのように小さいストロークの影響を大きく受ける。そこで、得られた分布の階級の低い方から度数を調べ、最初にある度数以上になったところを最小値として採用する。

### (3) 上記(1)、(2)の組合せ

上記(1)の方法では、学習パターンと異なる分布の評価パターンに対して、(2)の場合は、文字ストロークの分布形状を推定できない評価パターンに対して、判定結果が悪化する危険性がある。そこで、両者の欠点を補う手法を考える。

この手法として、上記(1)、(2)で得られたしきい値を比較し、小さい方の値をしきい値として選択する方法を実験してみる。評価パターンに対して、文字ストロークの分布が推定できない場合、ストローク長の最頻値の決定に図形ストロークが多く含まれ、それらから

ら算出されるしきい値を実際よりは高めに設定する危険がある。この場合を避けるために、(1)、(2)の小さい方を選択する。

以上に示した(1)~(3)について、評価実験によって検証する。

#### 5.1.3 ストローク長、外接矩形の長辺長の組合せ方

ストローク長、外接矩形の長辺長が両方ともしきい値を超えたら図形とした方がよいか、一方が超えていれば図形とした方がよいかということ、両者を実験することによって確かめる。

#### 5.1.4 評価実験

##### (1) 実験内容

5.1.2項で示したしきい値の設定方法3種類と、5.1.3項で示した組合せ方2種類の組合せで、計6種類を行った(表7)。以下、表7の略号で実験内容を示す。

5.1.2項の議論をふまえ、評価パターンを表8に示すように分類した。しきい値の設定方法として、A組には(1)固定、および、(2)入力紙面パターンごと、B組には(2)入力紙面パターンごと、C組には(1)固定、の有効性が予測され、D組には効果は予測されない。そこで、それらに対して、しきい値設定方法の優劣を実験によって確かめる。

本実験で注目するのは、次の2点である。

- ①図形と判定されたストローク中、何%が正しく判定されたか

表7 しきい値設定評価実験の内容

Table 7 Variations in threshold values settings.

しきい値の設定	判定方法	略号
固定	両方	両_AND
固定	片方	両_OR
パターンごと	両方	片_AND
パターンごと	片方	片_OR
小さい方を選択	両方	選_AND
小さい方を選択	片方	選_OR

両方：ストローク長、長辺長の両方がしきい値を上回っていたら図形

片方：ストローク長、長辺長のどちらかがしきい値を上回っていたら図形

表8 評価パターンの分類

Table 8 Classification of test patterns.

		学習パターンの分布に	
		類似している	類似していない
未知パターン 文字ストローク 分布の推定	容易	A組 2, 4, 5, 9, 12, 15	B組 7, 8, 11
	難しい	C組 1, 3, 10, 13	D組 6, 14, 16, 17, 18

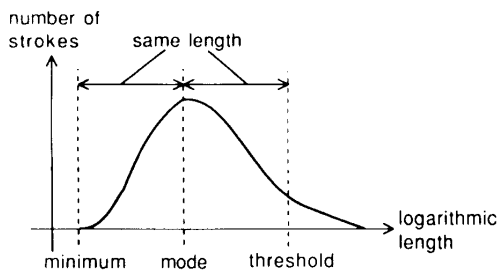


図8 しきい値の設定

Fig. 8 Setting the threshold value.

②紙面パターンに含まれる全図形ストローク中、何%が図形と判定されたか

この2点について考察を行い、最適なしきい値設定方法、および判定方法を探る。

(2) 実験結果

実験結果を表9に示す。

理想的には①の値が100%に近く、②の値も高い方がよい。A, C, Dでは選\_ANDがこれに近く、安定な処理を行っている。Bでは固\_ORが安定しているが、選\_ANDもこれに近い結果が出ている。このことから、全体的には選\_ANDが安定した処理を行えると考えられる。

しきい値の設定を固定にした場合、評価パターンに含まれる文字ストローク長、外接矩形の長辺長の最大値よりもしきい値が高くなったため、効果が小さかったと考えられる。一方、パターンごとに設定した場合には、固定にした場合に比べてしきい値が評価パターンに含まれる文字ストローク長、外接矩形の長辺長の最大値に近くなったことから効果が大きかったと考えられる。しかし、すべてのパターンに対してパターンごとに設定するのが絶対的に良いというわけではなく、たとえばD組に対しては、かえって効果が小さい。このような場合は、4.1.2項(3)で予測した理由から、学習パターンから求めた固定のしきい値とパターンごとに設定したものの中で小さい方を選択する方法が有効に働いたと推測できる。

以降の実験では、ストローク長、外接矩形の長辺長のしきい値の設定方法として、選\_ANDの手法を用いる。

表9 しきい値設定評価実験の結果

Table 9 Results from experiments for threshold values settings.

		A	B	C	D
固_AND	①	100	100	100	100
	②	24.6	6.2	31.1	10.3
固_OR	①	100	100	100	100
	②	41.1	14.5	37.0	33.1
バ_AND	①	99.5	99.0	100	97.7
	②	46.3	11.6	41.2	30.9
バ_OR	①	68.0	81.7	80.6	86.0
	②	57.3	34.7	48.7	38.3
選_AND	①	99.5	99.0	100	97.9
	②	46.3	11.6	41.2	34.2
選_OR	①	69.0	81.7	80.6	88.2
	②	57.3	34.7	48.7	46.7

①図形と判定されたストローク中、何%が正しく判定されているか

②パターンに含まれる全図形ストローク中、何%が図形と判定されたか

5.2 ストローク間の関係を用いた判定

5.2.1 接触頻度を用いた手法と入力順を用いた手法の組合せ方

ストローク長と外接矩形の長辺長を利用した後、接触頻度と入力順のどちらの性質を先に使った方が効果的かを検証する。

5.2.2 接触頻度を用いた結果の波及効果

判定結果の波及効果を考慮するかどうかを検証する。つまり、接触頻度を利用して文字から図形となったストロークを、別のストロークの判定に利用した方がよいかどうかを評価実験によって検証する。

5.2.3 評価実験

(1) 実験内容

接触頻度と入力順を利用する順番の2種類と、ストロークの接触の波及効果を考慮するかしないかの2種類の組合せで、計4種類の実験を行った(表10)。以下、表10に示した略号で実験内容を示す。

(2) 実験結果

実験結果を表11に、その例を図9に示す。表11では、18評価紙面パターンの合計で実験結果を示す。

図9の例では、矢印のほとんどは文字と判定された。これは、矢印すべてが文字と同じような大きさに書かれたからである。一方、ひし形の下の方の矢印の柄は、ひし形に接触していることによって、図形と判定されている。また、「構造化処理」の左側のストロークは、本来図形であるが文字と判定され、「数式の入力」「文字認識」の左側のストロークは、このストロークとほぼ同じ長さであるのに図形と判定されているのは、これらのストロークが「数式の入力」「文字認識」の上の長いストロークと接触しているからである。しかし、「構造化処理」の左側のストロークほどの図形ストローク

表10 ストロークの接触頻度と入力順を用いた分離実験の内容  
Table 10 Variations in segmentation scheme using stroke contact frequency and stroke input order.

順番	接触の波及効果	略号
接触→入力順	なし	接_入
接触→入力順	あり	接波_入
入力順→接触	なし	入_接
入力順→接触	あり	入_接波

表11 ストロークの正判定率

Table 11 Percentage of correctly segmented strokes.

略号	文字	図形	合計
接_入	98.8	39.3	88.0
接波_入	98.4	41.9	88.2
入_接	98.8	38.1	87.9
入_接波	98.5	40.3	88.0



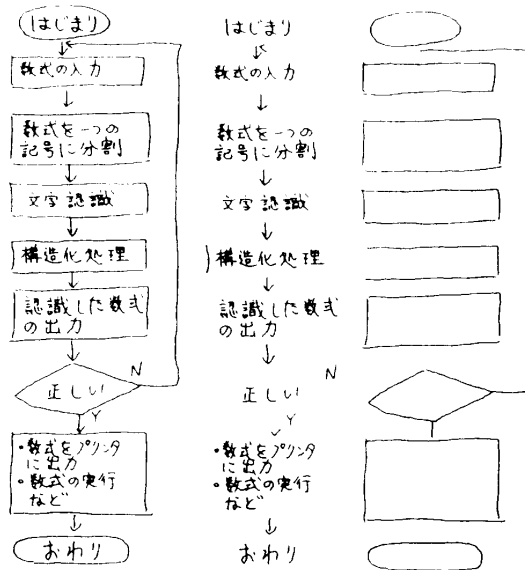


図9 分離結果の一例  
Fig. 9 Example of segmentation.

とも接触していないため、そのまま文字と判定された。

#### 5.2.4 考察および手法の検討

##### (1) 接触頻度と入力順を利用する順番

表11を見ると、接<sub>入</sub>と入<sub>接</sub>では、接<sub>入</sub>の方が全ストローク中の正判定率は高くなっている。また、接<sub>波</sub>入と入<sub>接</sub>波を比べても、接<sub>波</sub>入の方が多くのストロークを正判定していることが分かる。したがって、先に接触頻度を利用する方がよいと考えられる。

##### (2) ストロークの接触の波及効果

接<sub>入</sub>と接<sub>波</sub>入では、全ストロークに対する正判定率は後者の方が高い。したがって、ストローク接触の波及を考える方が有効であると言える。矢印を例にとると、柄が図形と判定され、それに接触している1本の矢じりが図形と判定され、さらにそれに接触するもう1本の矢じりも図形となる場合などが見られた。このように、短い図形ストロークの正判定に若干だが寄与した。

3章の学習パターンの解析結果から、図形ストロークどうしの接触頻度は高く、逆に文字ストロークと図形ストロークの接触頻度が低いことが示されたが、これらはすなわち、図形ストロークに接触しているストロークが見つかった場合、それはほぼ図形ストロークと見なせるということである。接触頻度を用いると多くの図形ストロークを特定することができ、大きな効果が期待できる。効果が大きい手法を先に利用すれば、その後の処理に使える情報が増えることになり、接触頻度を先に利用する方が効果的である。

また、図形ストロークに接触しているストロークは

表12 接触頻度を使った場合と使わない場合の比較  
Table 12 Segmentation test result of using stroke contact frequency and not using it.

	文字	図形	合計	平均処理時間 (ms)
接 <sub>波</sub> 入	98.4	41.9	88.2	706,356
接触なし	99.9	28.1	87.0	108

図形ストロークである可能性が高く、したがって、それに接触しているストロークもまた図形ストロークである可能性が高いものと思われる。したがって、波及効果を考慮する手法の結果が良かったものと思われる。

以上の考察をまとめると、全ストロークにおける正判定率を高くするには、接<sub>波</sub>入の方法をとるのがよいと言える。

#### 5.3 処理時間と性能のトレードオフ

本章における評価実験においては、ストロークの接触判定に要する時間が全処理時間のほとんどであり、実用には耐えない。そこで、処理時間と性能の比較を行う目的で、選<sub>AND</sub>にストローク入力順だけを利用した場合における実験を行った。この結果と接<sub>波</sub>入の結果との比較を表12に示す。なお、評価紙面パターンの構成ストローク数は1パターンあたり平均約500本である。

表12を見ると、接<sub>波</sub>入の処理時間は、1紙面パターン平均でも10分以上かかっているが、接触頻度を利用しない場合は0.1秒程度で処理を完了していることが分かる。処理性能を考えると接<sub>波</sub>入の方が良いが、実用的な面から考えると、処理性能は少し落ちて処理時間が短い手法を選択するのがよいと考える。

## 6. むすび

本論文では、オンライン環境において、制限を課さずに手書きされた紙面パターンを文字と図形に瞬時に分離する必要性、オンラインならではの分離手法について述べた。ストローク長、ストロークの外接矩形の長辺長の対数分布とストロークの入力順を利用し、ごく一般的なCPUで、A4版の大きさの平均約500本のストロークで構成された1紙面パターンあたり、平均約108msで約87%の正判定率を得た。

評価紙面パターンに含まれる文字ストロークの割合は表6から平均して7416/9047 ≒ 82%であり、全ストロークを文字と判定しても82%の正判定率となることから、たった5%の向上でしかないと考えられるかもしれない。しかし、約108msという処理時間はユーザにとってまったく負担にならないので、正判定率を5%でも向上させることによってユーザの訂正

の手間が軽減されるなら、その向上には意味があると考える。さらに今後、文字群から文字ごとへのセグメンテーションおよび文字認識との協調により、文字と図形の分離性能をさらに高めることも考えられる。本手法は、その前提として有効であり、不可欠である。

もちろん、実験結果から分かるように、つねに100%の確率で成功する処理ではない。本手法に加え、オフラインの手法を利用することも考えられる。しかし、処理を高度化して分離をより完全に近づけても、即時性が失われればインタフェースは悪くなる。接触判定の利用が良い例である。各種の処理を追加利用する効果と、処理時間の増加を見積もっておくことが重要である。計算機能力の向上によって、即時性の要件を満たしながら、それらを利用していけることが考えられるからである。したがって、他手法の効果と処理時間の評価が今後の課題である。また、対話環境での訂正のインタフェースの向上も重要な課題である。

**謝辞** 本研究では、福島英洋氏（現（株）日立製作所）作成の手書き図形データベースシステムを利用した。研究室の学生、教官には、紙面パターン収集にご協力をいただいた。（株）日立製作所日立研究所からは高解像度表示一体型タブレットをお貸しいただいた。ここに深謝する。

### 参 考 文 献

- 1) 中川正樹：発想支援手書き環境の硬い技術と柔らかい技術，情報処理学会第34回プログラミング・シンポジウム報告集，pp.21-32 (1993).
- 2) 曾谷俊男，福島英洋，高橋延匡，中川正樹：遅延認識方式を用いた手書きユーザインタフェースの基本設計，情報処理学会論文誌，Vol.34, No.1, pp.158-166 (1993).
- 3) Machii, K., Fukushima, H. and Nakagawa, M.: On-line Text/Drawings Segmentation of Handwritten Patterns, *Proc. 2nd International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp.710-713 (1993).
- 4) 岩城 修，久保田一成，荒川弘熙：近接密度法に

よる文字・図形分離抽出，電子情報通信学会論文誌 (D)，Vol.J68-D, No.4, pp.821-828 (1985).

- 5) Fletcher, L.A. and Kasuturi, R.: A Robust Algorithm for Text String Separation from Mixed Text/Graphics Images, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.10, No.6, pp.910-918 (1988).
- 6) 村瀬 洋，若原 徹：候補ラティス法 (CL 法) とオンライン文字図形混在認識への適用，昭和62年電子情報通信学会情報・システム部門全国大会 S13-1 (1987).
- 7) 福島英洋，風間信也，待井君吉，中川正樹：オンライン手書き図形データベースシステムの作成と手書き図形パタンの解析，第44回情報処理学会全国大会 7K-4 (1992).
- 8) Johnson, R.A., Wichern, D.W. (西田俊夫訳)：多変量解析の徹底研究，現代数学社 (1988).
- 9) 村瀬敦史，福島英洋，曾谷俊男，中川正樹：手書き入力による数式認識システム，情報処理学会ヒューマンインタフェース研究会報告，36-1 (1991).

(平成7年5月17日受付)

(平成8年2月7日採録)



待井 君吉 (正会員)

1969年生。1992年東京農工大学工学部数理情報工学科卒業。1994年同大学院工学研究科博士前期課程修了。在学中、オンライン手書きパターン処理の研究に従事。同年（株）日立製作所日立研究所入社。実世界指向マンマシンインタフェースの研究に従事。電子情報通信学会会員。



中川 正樹 (正会員)

1977年東京大学理学部物理卒業。1979年同大学院修士課程修了。同在学中、英国 Essex 大学留学 (M.Sc. in Computer Studies)。1979年東京農工大学工学部助手。現在、助教授。手書きインタフェースなどの研究に従事。理学博士。