

知識を用いた枠無し手書き文字列の階層的認識

Hierarchical Recognition for Hand-Written Free-Format Character String using Knowledge

村瀬 洋 新谷 幹夫 若原 徹
 Hiroshi MURASE Mikio SHINYA Toru WAKAHARA

NTT 電気通信研究所
 NTT Electrical Communications Laboratories

ABSTRACT: This paper addresses the problem of closely spaced hand-written character string segmentation in free-format text recognition. Our method uses linguistic information to achieve highly accurate character string segmentation and recognition. First, an input figure is described in terms of weighted graphs representing all segmentation possibilities. In addition, linguistic information about words is provided together with their morphological grammar. Then an optimum candidate character series that minimizes the total inter-pattern distance under linguistic constraints is selected as the segmentation and recognition result. When applied to 605 hand-written character strings, the method attained a segmentation rate of 99.4% and a recognition rate of 99.8%.

1. まえがき

近年、手書き文字認識による簡便な文字入力法が期待されている。このような手書き人力では、より円滑なマンマシンインターフェースを実現するために、筆記時の各種の制限を緩和することが不可欠である。特に、文字の枠内筆記の制限を緩和して、白紙紙面上あるいは罫線上に自由書式で筆記できる入力手法が目まされている。その実現のためには、手書き文字列から個々の文字を精度良く切り出す技術を確立する必要がある。

従来の文字の切り出し法には、文字を囲む矩形枠を利用する手法[1,2]等があるが、これらの手法では文字間が接触したような文字列には適用できない。一方、文字認識の結果を文字切り出しにフィードバックする手法[3,4,5,6,7]が提案されている。しかし、日本語文章には「明」（「日」＋「月」）のように、偏とつくりに分離し、偏とつくり自身が文字となる場合が多数含まれるため、文字認識の結果だけから文字を一意に切り出すことはできない[3]。人間がこれらの文字を含む文字列からでも簡単に文字を切り出して認識し

ているのは、更に上位の知識である言語情報をも利用しているためと考えられる。

言語情報を文字認識に利用する手法としては、文字認識で得られた候補文字の中から言語的に正しい文字列を選出する手法[8,9,10]、複数の文字を単位に照合する手法[11]が提案されている。しかし、それらはいずれも文字の認識精度を向上させるための文字認識後処理法であり、文字の切り出し精度を向上させるために言語情報をフィードバックさせる手法ではなかった。

本論文では、文字の切り出し、文字認識、言語処理を統合した手書き文字列の認識系を構築し、その認識系を利用して言語情報を文字の切り出しに有効にフィードバックする手法を提案する。同様の考え方は連続音声認識[12]でもなされている。次に、本手法の効果を実験的に確認する。ここではオンライン手書き文字列データに対して検討するが、本手法は必ずしもオンライン文字列データを対象とする必要はない。また実験は横書き文字列を対象に行なったが、本手法を縦書き文字列に拡張することは容易である。本手法により、自由書式で筆記された文字列から文字を高精度に切り

出すと同時に認識することが可能となる。

2. 知識を導入した文字切り出しの考え方

2.1 知識の役割

自由書式（不定ピッチ）で筆記された文字列から個々の文字を精度良く切り出すことは、自由書式文字列を認識する際に特有の重要でかつ困難な課題である。しかし、人間は、かなり自由に筆記された文字列からでも文字を切り出すことができる。それは、人間がさまざまな知識を有機的に利用しているためである。人間が利用する知識は、文字毎の図形的なまとまりや言語的な文脈情報など、下位の知識から上位の知識まで多様である。ここでは、表1に示すように切り出しに有効な知識を3段階に分類し、その役割を説明する。

①この例では、各文字が左右に分離しない文字から構成されている。そのため、図形のまとまりを利用することにより文字の切り出しは可能である。

②この例では、漢字が偏とつくりに分離するため、図形的なまとまりを考慮するだけでは文字の切り出しは困難である。しかし、偏だけあるいはつくりだけに着目すればそれは文字として意味を持たない。そこで、文字として意味を持つ箇所を区切ること、つまり文字認識の導入により文字の切り出しは可能である。

③この例では、漢字が偏とつくりに分離し且つその分離図形は他の文字となる。このような例では、文字認識を導入しただけでは、「詳」「細」「に」以外に、「言」「羊」「糸」「田」「に」と認識される危険がある。しかし、単語として見れば後者のような読み方

は存在しない。つまり、単語処理の導入により文字の切り出しが可能である。

このように、精度の良い文字の切り出し法を実現するためには、下位から上位までの各段階の知識を有効に活用する必要がある。

2.2 文字認識を利用した切り出し法の限界

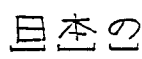
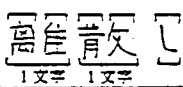
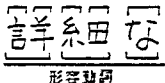
左右に分離した文字や、文字間が接触する文字をも切り出すことができるように、従来、文字認識を切り出しに利用する手法が提案されている。この手法は2.1 ②で述べたように、文字認識に関する知識を導入した手法であるが、2.1 ③で述べたような限界を持つ。ここでは1例として、各文字の切り出しと認識を同時に実現する候補文字ラティス法[3]を取り上げ、文字認識のみを利用した切り出し法の限界を実験的に明らかにする。特に、1文字が複数の文字に分離して認識されるような切り出し不能文字(2.1 ③参照)の字種について分析し、更に上位の知識(言語や単語)を導入した場合の改善効果を明らかにする。

分析は、各文字がどのように切り出し誤りをするかを調査することにより行なった。候補文字ラティス法は本論文で提案する手法に包含されている。該当箇所は3.1であり、手法の簡単な説明はそこで行なう。

2.2.1 使用データ

対象字種は、常用漢字(1945字種)、平仮名(46字種)と画数変動文字(157字種；2画で筆記された「子」など)の合計2148字種である。これらの字種を40名の筆者に筆記させ、20名分(計42960文字)を

表1 枠無し筆記文字列からの文字切り出し

	枠無し筆記文字列	切出しに必要な知識
①		図形のまとまり
②		文字形状(文字認識)
③		言語情報(文節処理)

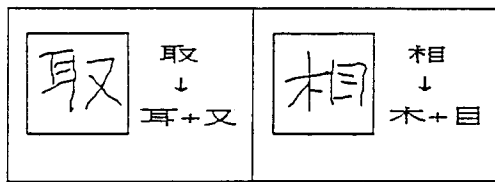
候補文字ラティス法の標準辞書作成用に、残り20名分（未知文字）を分析用に使用した。

2.2.2 切り出し不能文字の分析

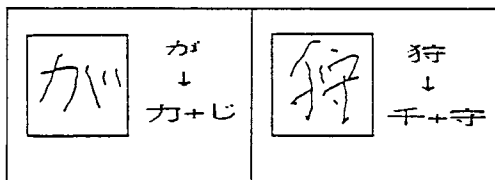
1文字が複数の文字に分離することにより切り出し誤りの可能性がある字種を切り出し不能文字とする。分析の結果、切り出し不能文字は2148字種中、207字種（9.7%）存在することを確認した。

切り出し不能文字を、切り出し誤りの発生する原因により、以下の2種類に分類する。

(1) 第1種切り出し不能文字：偏とつくりに分離し、それぞれが文字となることが原因で文字切り出し誤りが発生する文字。第1種切り出し不能文字は122字種（5.7%）存在した。その例を図1（a）に示す。



(a) 1st type.



(b) 2nd type.

図1 切り出し不能文字の例.

(2) 第2種切り出し不能文字：上記以外の理由で文字切り出し誤りの発生する文字。例えば、手書き変形により文字が2つの図形に分離し、それぞれを文字として誤認識することで、切り出し誤りが発生する文字などがある。但し、1文字が多少重なった複数の図形から構成された場合でも、その図形が複数の文字と解釈されれば、その文字も第2種として扱う（例えば、「も」→「こ」+「し」）。その理由は、本論文で述べる文字切り出し法では、文字間が重なるような品質の悪い文字列をも処理対象とするためである。第2

種切り出し不能文字は85字種（4.0%）存在し、その例を図1（b）に示す。

全字種中9.7%存在する切り出し不能文字は、文字認識の情報だけを利用している従来手法では、本質的に正しく切り出されず、これが文字認識を利用した切り出し法の限界となる。

つまり、これらについては言語情報などのより高度な知識を利用することで、改善効果が期待できる。

3. 階層的知識を利用した文字の切り出しと認識

本章では、言語情報を効果的に文字切り出しに活用する方法について述べる。そのため、文字切り出し、文字認識、言語処理の三階層から構成される認識系を採用する。文字切り出し層と、文字認識層との結合には候補文字ラティスを、文字認識層と言語処理層との結合には単語ラティスを利用する。ラティスとは切り出しと認識のあいまい性を2端子グラフで表現したものである。ラティスを探索することにより、上位の知識を下位の情報の認識に利用することが可能となる。例えば、候補文字ラティスを探索することにより、文字認識結果を文字切り出しに利用できる。本報告では、ラティスを2段階に組み合わせて各階層の知識を融合することにより、文字列から文字を高精度に切り出し、認識することを可能にしている。

処理のブロック図を図2に示す。処理の手順は、

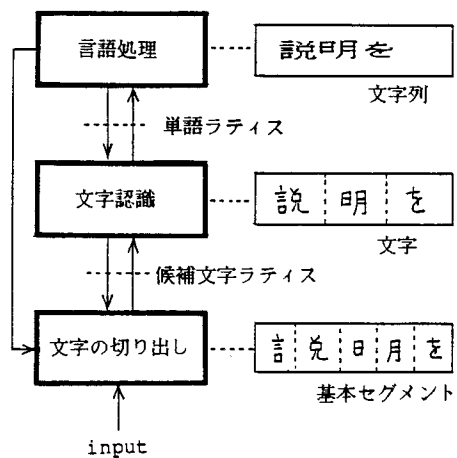


図2 ブロック図

- ①まず入力文字列を、候補文字ラティスで記述する。
- ②そのラティスから適切な文字切り出し位置と、文字認識結果に対応した文字系列を探索し単語ラティスを作成する。
- ③それを言語的に検定する。
- ④言語的に許容されるまで②と③の処理を反復的に繰り返し、最適な文字系列を得る。

3.1 候補文字ラティス

候補文字ラティスの作成手順を、以下に簡単に説明する。

(1) 基本セグメントへの分割

文字列を構成している入力ストローク列を、基本セグメントに分割する。基本セグメントは偏やつくりあるいは更に微小な孤立図形などに対応する部分図形である。これは、各ストロークをX軸に射影し、その重なりが、あるいき値以下の箇所では文字列を分割することにより得られる。実験ではいき値として、文字列の高さに対し15%の重なりまで許容する値に設定した。この値は、野線上に自由ピッチで筆記される文字列では、文字間の重なりは最悪でも15%であるという分析結果[3]に基づく。

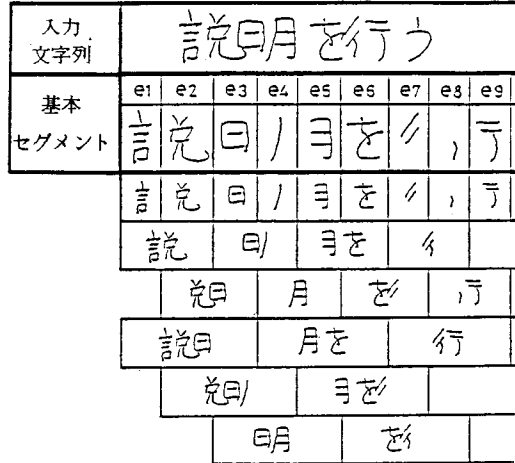


図3 候補文字の生成

(2) 候補文字の生成

基本セグメントを組み合わせることで図形を生成し、その外郭矩形の大きさが一定値以下（文字列の高さに対し図形の横幅が200%以下とする。この値は実験的に定めた[3]。）となる図形を候補文字とする。生成された候補文字の例を図3に示す。

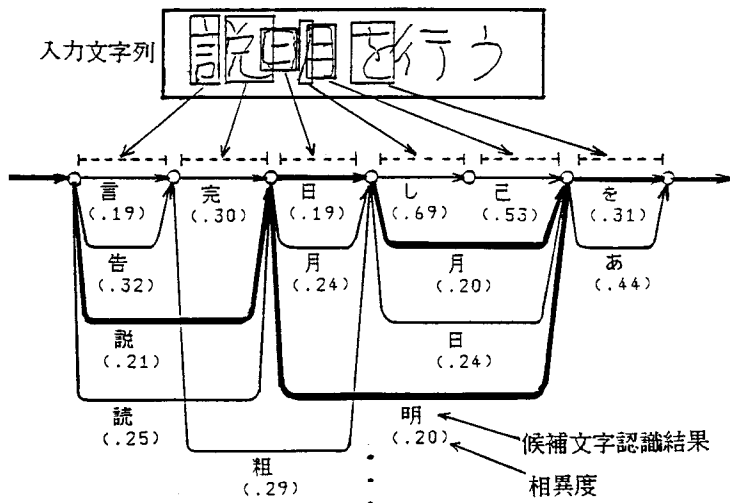


図4 候補文字ラティス

(3) 候補文字の認識

各候補文字を認識し、認識結果の上位N位とその相異度を求める。文字認識は、ストロークのDP（動的計画法）マッチングにより求めた相異度を尺度とする画数固定、筆順自由のオンライン認識手法[13]を採用した。Nの値としては3を設定した。これは、上位3位までに正しい認識結果がほとんど含まれるという予備実験の結果より決定した。参考として、2.2.1で示した文字データに対する累積分類率（上位N位までに正解が入る割合）を表2に示す。

表2 累積分類率

N位	1	2	3	4
分類率	99.38%	99.89	99.96	99.97

(4) 候補文字ラティスによる記述

候補文字ラティスは、入力文字列中の各基本セグメントがどの候補文字の一部であるかの情報と、各候補文字の上位N位の認識結果と、それらを認識した時の標準文字との相異度を表現したものである。これは、2端子のグラフで記述することができ、各ブランチに認識結果とその相異度が付属している。図3に対する候補文字ラティスのグラフ表現を図4に示す。

候補文字ラティスから評価関数を最小とする経路を探索し、その経路に対応する文字系列を第1次認識候補とする。但し、評価関数Fは、

$$F = \sum_{\substack{\text{候補文字} \\ \in \text{文字列}}} \left(\frac{\text{候補文字の}}{\text{相異度}} \right) \times \left(\frac{\text{候補文字を構成する}}{\text{基本セグメント数}} \right)$$

と定義する。つまり、相異度とセグメント数を掛けた値をブランチの重みとした重み付きグラフの最短経路を探索することにより実現できる。最短経路の探索には動的計画法を採用した。第1次認識候補は文献3の候補文字ラティス法による認識結果と同等なものとなる。図4の例では、第1次認識候補は「説」「日」「月」「を」「行」「う」となる。

3.2 言語処理

第1次認識候補が言語的に矛盾するか否かを本節で

述べる言語処理で検定する。この検定は比較的ゆるく行なう。もし、言語的に矛盾するならば候補文字ラティスから他の文字列を選択する処理に移行する。矛盾しなければ、その結果を最終認識結果とする。言語処理には、以下に示すような単純な方法を採用した。

(1) 単語照合

ここでは、字種が平仮名から非平仮名に変化する点で範囲を制限し、これを照合範囲とし、処理の効率化を図る。照合範囲内の文字列と単語辞書との間で照合を行ない、照合の取れた単語とその品詞名は全て単語ラティスに登録する。単語辞書は、学研国語大辞典[14]を基に作成したもので、約8万語からなる。「説明を」に対する単語ラティスの例を図5に示す。

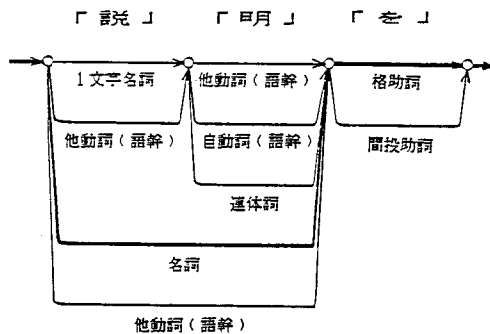


図5 単語ラティス。

(2) 単語ラティスの探索による言語的な検定

単語ラティスは候補文字ラティスと同様に2端子グラフで表現される。ここでは、単語間の接続検定を行ないながらグラフを探索する。接続規則として約130項目が登録されている。接続規則の1例を以下に示す。

- ・名詞 + 接尾語 --> 名詞
- ・名詞 + 格助詞{と} --> 文節
等

この接続規則の例では、名詞は接尾語に接続し、接

続した文字列は名詞として扱うことを示す。また、名詞は格助詞の「と」と接続し、これは文節として扱う。

探索の結果、対象文字列が文節等になる場合には、この文字列は言語的に許容されるとし、他の照合範囲に処理を進める。ここで文節等とは、文節、名詞、文節が連結した連文節のいずれかとする。また、文字列が文節等にならない場合にはこの範囲に対応する候補文字ラティスを再探索する。図5の例（「説明を」）は言語的に許容されるが、図4の例に対する最短経路では「説日月を」の箇所が許容されない。

3.3 反復的な候補文字ラティスの探索

言語検定処理により、文字列中で言語的に矛盾している箇所を、照合範囲を単位として得ることができる。そこで、この箇所に対して言語的に正しい他の解釈がないかを調べるため、候補文字ラティスの再探索を行なう。言語処理における照合範囲に対応する候補文字ラティスは、文字列全体に対応する候補文字ラティスの部分グラフであり、やはり2端子グラフとなる。

再探索では、文字認識の候補と切り出し箇所の候補の両者を考慮して、文字列全体としての次候補を選出する。ここでは、候補文字ラティス上で、ブランチの重みの和が2番目に最小となる経路に対応する文字列を、文字列の次候補とする。ラティスにおいて、ブランチの重みの和がK番目に最小となる経路を第K次の最短経路と呼ぶことにする。第K次最短経路の探索[15]は、ネットワーク理論における最短経路の探索問題と類似の問題であり、動的計画法で効率良く解くことができる。

この文字列に対して再び3.2で示した言語処理を適用し、言語的に矛盾が無くなるまで処理を繰り返す。無限ループ状態になることを抑えるため、反復回数が10より大となる文字列では、認識を棄却する。

図4のラティスに対する第1次から第5次まで最短経路に対応する認識候補を以下に示す。

- 第1次認識候補：「説」「日」「月」「を」
- 第2次認識候補：「説」「明」「を」
- 第3次認識候補：「言」「完」「日」「月」「を」
- 第4次認識候補：「説」「日」「月」「を」
- 第5次認識候補：「説」「日」「日」「を」

この例では、第2次認識候補に言語的に許容される文字列が出現しているため、この候補を最終認識結果として出力する。

4. 評価実験

4.1 使用データ

実験には次に示す2種類の文字列データを使用した。また候補文字の認識用の標準辞書には2.2.1で述べた辞書作成用データを使用した。

(1) データ1

手書きで文字ピッチが変動した文字列に対する本手法の効果を調査するため、以下の条件で文字列を収集した。

①横罫線（1cm間隔）の用紙に、文字列を自由なピッチで筆記させた。

②各文字の筆順は自由であるが画数は守らせた。

③文字列として5文例（但し、言語処理部で未登録な単語は含まない。）を用意し、それを各3回ずつ筆記させた。

データ収集数は7名、5文例、各3回の105文例であり、総文字数は1050文字である。データ1の例を図6(a)に示す。

(2) データ2

本手法を多数の文例に対して検討するため、500文例（未登録単語を含まない10文字程度から構成さ

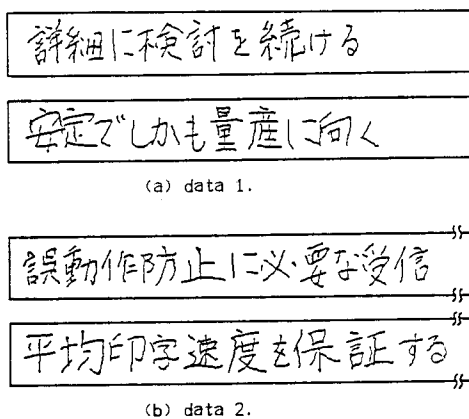


図6 データ1, 2の例.

れる文字列)を技術文書の中から適当に選択し、その文例から手書き文字列を合成して実験に用いた。合成方法は、あらかじめ収集した常用漢字と平仮名の20名分2148字種を、文例に従って横方向に配置した(20名*異なる25文例)。但し、この文字データは候補文字認識の辞書作成に使用した文字データとは異なるもの、つまり未知文字を使用した(2.2.1参照)。その際、文字間隔は、手書きの平均的な値を調査し、その値(文字列の高さに比較して15%の値)に設定した。このデータは合計500文例、5709文字から構成される。データ2の例を図6(b)に示す。

4.2 認識実験

本手法により上記のデータ1、データ2を認識した。本手法では、個々の文字の切り出しと文字の認識が同時に終了する。文字列からの文字の切り出し率(文字切り出し率)、切り出された文字の認識率(文字認識率)、文字列としての文字の認識率(文字列認識率)を求めた。結果を表3に示す。但し、文字切り出し率、文字認識率、文字列認識率はそれぞれ、

$$\text{文字切り出し率} = \frac{\text{正しく切り出された文字数}}{\text{入力文字数}} \times 100(\%)$$

$$\text{文字認識率} = \frac{\text{正しく認識された文字数}}{\text{正しく切り出された文字数}} \times 100(\%)$$

$$\text{文字列認識率} = \text{文字切り出し率} \times \text{文字認識率}$$

により与えられる。

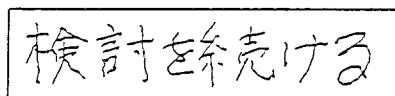
この結果から分かるように、言語情報を導入しない候補文字ラティス法に比較し、本手法により全体として、切り出し率は97.0%から99.2%に向上し、言語処理が文字切り出しに有効であることを確認した。また、本手法は文字認識の後処理的な効果もあり、文字認識率は99.1%から99.8%に向上した。その結果文字列認識率は96.1%から99.0%に向上した。また、実際の手書き変動を含んだデータ1と多種類の文例を集めたデ

表3 実験結果

項目	データ名	言語処理	
		無し	有り
文字 切り出し率	データ1	96.7%	98.8
	データ2	97.1	99.3
	全体	97.0	99.2
文字 認識率	データ1	99.2	99.9
	データ2	99.1	99.8
	全体	99.1	99.8
文字列認識率	全体	96.1	99.0

ータ2ではほぼ同等の結果が得られている。

言語処理の導入により正しく文字切り出しができた例を図7(a)に、正しく文字認識できた例を図7(b)に、正しく文字切り出しできなかった例を図7(c)に示す。切り出し誤りの原因は、今回の実験では言語検定を比較的ゆるく設定したため、図7(c)のように「動作」を「重力作」(名詞+接尾語)と解釈され、言語的に許容されたことによる。このような



正解: 「検討を続ける」

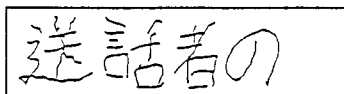
第1次認識候補: 「検討を糸売ける」

第2次認識候補: 「検討を糸売けそ」

第3次認識候補: 「検討を続ける」→ STOP

(correct)

図7(a) 正しく切り出された例



正解: 「送話者の」

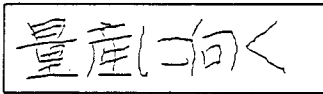
第1次認識候補: 「迷話者の」

第2次認識候補: 「迷言舌者の」

第3次認識候補: 「送話者の」→ STOP

(correct)

図7(b) 正しく文字認識された例



正解 : 「量産に向く」

第1次認識候補 : 「量産し拘く」

第2次認識候補 : 「量産し拘ん」

⋮

第10次認識候補 : 「量産し招く」→ STOP

(misrecognition)

図7(c) 誤切り出しの例

例は比較的少ないため今回は特に対策を設けなかったが、これらに対しては例外処理などが必要となる。

4.3 言語処理適用の反復回数

本手法は、言語処理を反復的に適用することにより、候補文字ラティスの多数の経路の中から最適な文字切り出し位置と文字認識結果に対応した経路を選出する手法である。データ1とデータ2の全605文例に対して、実際に適用された言語処理の反復回数を調査した。結果を図8に示す。これより、1~5回の反復で大半の文字列は正しく修正されることがわかる。また誤認識の内容を分析すると、11回以上の反復を行な

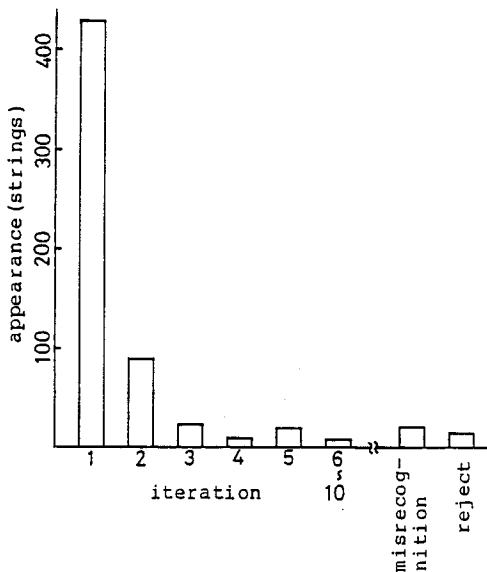


図8 反復回数の出現頻度

った場合には、棄却されるべき文字列が誤認識される場合が多くなる。そのため、今回使用した文字列データの場合には6~10回程度で反復回数を制限することが適当である。

計算時間は図4の人力文字列の場合で約100秒であった。その内訳は、候補文字ラティスの生成に約90秒、言語処理の1回の反復に約5秒かかり、この例では2回の反復がなされた。但し、実験は1MIPSのミニコン(FORTRAN 使用)で行なった。

5. 考察

5.1 従来手法(分離有意文字処理)との比較

言語情報を利用せずに分離文字を正しく切り出す手法として、文献3の分離有意文字処理がある。これは、あらかじめ分離しやすい文字をテーブルに登録しておき、この文字あるいは文字列が認識結果に出現した際には、文字の外接矩形の縦横比を利用して、それが1に近い方を選択する手法である。文字の切り出し率の比較を表4に示す。分離有意文字処理の切り出し率が本手法に比較して低い原因は、この処理が第2種分離文字に対しては適用できないこと、文字の外接矩形が正方形に近いかどうかの情報だけでは十分な切り出しが不可能であることがあげられる。

表4 従来手法の文字切り出し率(データ1使用)

分離有意文字処理	97.3%
本手法	98.8%

5.2 縦書きへの応用

ここまでの実験では横書きの文字列に対して実験を行なって来たが、本手法は縦書きの文字列に対してもそのまま適用できる。実験によりそれを確認した。対象データは、データ2と同様の手法で縦方向に文字を配置したものであり、これをデータ3とする。データ3は500文例、5709文字から構成される。その例を図9に示す。データ3に対する実験結果を表5に示す。言語処理がない場合の横書き文字列の切り出し率は、縦書き文字列のそれに比較して低い値となっていることが分かる。その理由は、漢字には上下に分離するもの(「岩」→「山」+「石」)より左右に分離する

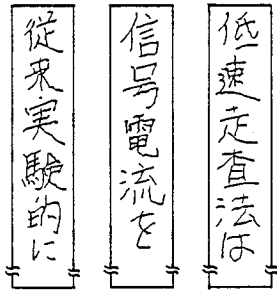


図9 データ3の例

もの（「明」→「日」+「月」）のほうが多い為である。文字の縦方向における切り出し不能文字の存在を2章と同様の処理により求めた結果、横方向の切り出し不能文字の存在確率が9.7%に対し縦方向のそれは7.6%（第1種2.8%、第2種4.8%、2.2.2 参照）であった。

表5 縦書き文字列に対する実験結果（データ3）

項目	言語処理	
	無し	有り
文字切り出し率	98.5%	99.4
文字認識率	99.1	99.8
文字列認識率	97.6	99.2

5.3 文字間隔が認識結果に与える影響

本手法において、文字列の文字間隔が文字の認識に与える影響について調査した。データ2の作成におい

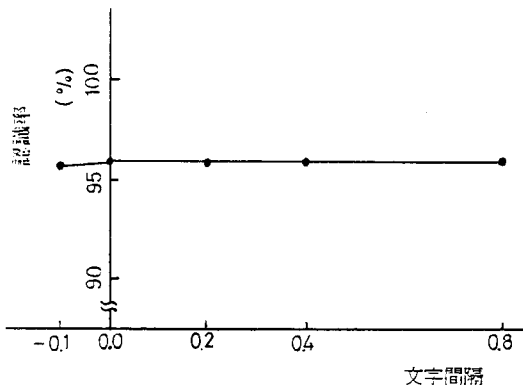


図10 文字間隔に対する文字列の認識率

て、文字間隔を-10%、0%、20%、40%、80%に変え文字列を合成した。このデータを用いて、認識実験（但し、この調査では言語処理は省略）を行った。結果を図10に示す。文字間隔は、候補文字ラティス法に殆ど影響を与えないことを確認した。

6. むすび

本論文では、自由書式で筆記された文字列から文字を精度良く切り出し、同時に認識する手法について述べた。具体的には、文字の切り出し、文字認識、言語処理を統合した認識系を構築し、言語情報を含む上位の知識を下位の処理に有効にフィードバックすることにより、手書き文字列から精度良く文字を切り出す手法を提案した。以下に結果をまとめる。

(1) 文字の切り出し、文字認識、言語処理を統合した認識系を構築した。具体的には、文字を構成するセグメントと文字情報の結合に候補文字ラティス（2端子有向グラフ）表現を、文字情報と単語情報との結合には単語ラティス表現を提案した。

(2) 候補文字ラティス上の各ブランチの重み和がK番目に最短となる経路（第K次最短経路）を、Kを1から順次増加させながら、反復的に探索することにより、言語情報を文字切り出しと文字認識の両者に有効にフィードバックすることが可能となった。第K次最短経路の探索には動的計画法を利用した。

(3) 言語情報を導入したことにより、文字字種中9.7%ある分離文字を正しく切り出すことが可能となった。これにより、605文例の文字列データ（データ1とデータ2）に対する文字切り出し率は、言語情報を導入しない手法の97.0%から99.2%に向上した。また、本手法は文字の認識精度を向上させる文字認識の後処理効果もあり、文字の認識率は99.1%から99.8%に向上した。

(4) 本手法は縦書き文字列に対しても効果があり、500文例の文字列データ（データ3）に対して、文字切り出し率で99.4%を達成した。

本手法は文字認識部、言語処理部をモジュールとして扱っている。文字認識部では、文字図形を人力とし、認識結果の文字コードと、標準文字と入力文字図形との間の相異度をN位まで出力する機能を持つ。言語処理部では、文章が日本語として正しいか否かを判定す

る機能を持っていれば良い。そのため、各モジュールでより高度なアルゴリズムが開発されればそれを簡単に組み込むことが可能である。例えば、文字認識部では低品質文字のオンラインあるいはOCR認識アルゴリズムの導入が、また言語処理部では文章の意味までも考慮した処理の導入が考えられる。今後は、各モジュールの機能を拡充し、本手法を走り書き文字列のような低品質な文字列に適用して行く予定である。

謝辞 日頃御指導頂く島田情報通信基礎研究部長、塚本統括、増田第三研究室長に深謝します。研究を進める上で有益な議論をして頂いた情基部小高総括補佐、ATR梅田視覚研究室長、データ収集に協力して頂いた第三研究室の諸氏に感謝致します。

(文献)

- [1] 馬場口, 塚本, 相原: "手書き日本文字列からの文字切り出しの基礎的実験", 信学論(D), J68-D, 12, pp.2123-2131 (昭60-12).
- [2] 大田, 森, 坂井: "漢字パターン列の特徴パラメータによる検索—名刺画像における姓名の場合—", 信学論(D), J64-D, 11, pp.997-1004 (昭56-11).
- [3] 村瀬, 若原, 梅田: "候補文字ラティス法による枠無し筆記文字列のオンライン認識", 信学論(D), J68-D, 4, pp.765-772(昭60-4).
- [4] 依田, 前田, 南部: "認識情報を併用した文字切り出し方式", 信学総全大, 1519 (昭61-3).
- [5] R.G.Casey, G.nagy: "Recursive Segmentation and Classification of Composite Character Patterns", Proc. of 6-th ICPR, pp.1023-1026(1982).
- [6] 山本, 山田, 舟久保, 安田: "文字認識による英文の文献入力システム", 情報処理全大, 28, 1L-6, P.885 (昭59前期).
- [7] T.Akiyama, S.Naito, I.Masuda: "A Method of Character Extraction from Format-Unknown Document Images", ICTP, pp.85-90 (1983).
- [8] 新谷, 梅田: "文字認識における複合後処理法の能力評価", 信学論(D), J68-D, 5, pp.1118-1124(昭60-5).
- [9] 杉村, 斎藤: "文字連接情報を用いた読み取り不能文字の判定処理—文字認識への応用—", 信学論(D), J68-D, 1, pp.64-71(昭60-1).
- [10] 長田, 牧野, 日高: "日本語文脈情報を用いた文字認識", 信学論(D), J67-D, 4, pp.520-527(昭59-4).
- [11] 大田, 鈴木, 池田: "手書き日本語文認識における文字列利用の一方式", 信学論(D), J68-D, 3, pp.330-336 (昭60-3).
- [12] 鹿野, 好田: "会話音声の機械認識における言語処理", 信学論(D), J61-D, 4, pp.253-260(昭53-4).
- [13] 小高, 若原, 増田: "筆順に依存しないオンライン手書き文字認識アルゴリズム", 信学論(D), J65-D, 6, pp.679-686(昭59-6).
- [14] 金田一, 池田編: "学研国語大辞典", 学習研究社
- [15] R.Bellman, R.Kalaba: "On kth Best Policies", J.Soc.Indust.Appl.Math., Vol.8, No.4, pp.582-588 (1960)