

地名辞書の文字連結情報を利用した手書き宛名の切出し候補矩形削減

加藤 寧[†] 鈴木 聡史^{††*}
鈴木 雅人^{†††} 根元 義章[†]

手書き郵便宛名を高速・高精度に認識するには切出し部における切出し位置の効率的な推定が重要である。しかし、宛名の中に分離文字、接触文字、入込み文字などが多く存在するため、正確な切出し位置の決定は必ずしも容易なことではない。現在代表的な手法では、まず射影ヒストグラム法などにより黒画素が連結しているブロックを検出する。そして、実験的あるいは経験的に閾値を設けてひとまず可能性のある切出し位置を割り出してから、統合処理により候補ラティスを作成し、最終的に知識処理（後処理）を行うことにより正しい候補を選択するようになっている。このような手法は、処理方式自身が簡潔であり、精度も優れているが、切出し位置に冗長なものが含まれるため、統合処理後の候補ラティスの数が多い場合、郵便辞書との整合度を検査するいわゆる知識処理を施すのに時間がかかるという欠点がある。この問題はシステムの実用化あるいは開発の効率化を妨げ、解決しなければならない重要な課題である。本論文では、宛名認識システムの高速化を図るため、地名辞書の文字連結情報を用いた宛名の切出し候補矩形削減手法「3連矩形法」を提案する。3連矩形法では地名辞書中の文字の連結情報を利用する。具体的には、まず初期の切出し矩形から連続する3つの矩形を1つの処理単位とし各候補矩形に連結の可能性を示す尺度「多重度」を与える。そして、多重度から正しいと推定される候補矩形を選択し、冗長な候補矩形を削除する。これにより、知識処理をしなければならない候補ラティスの数を減らし、システムの高速化を図る。提案法を郵政省郵政研究所配布の手書き郵便宛名370例を対象に認識実験を行った。その結果、正しい切出し候補矩形の保存および冗長な切出し候補矩形の削減を実現できることが判明した。本論文では、提案する3連矩形法およびそれを用いた実験を中心に述べる。

Reduction Algorithm of Segmentation Candidate Rectangles for Handwritten Address Recognition by Using Conjunction Information

NEI KATO,[†] SATOSHI SUZUKI,^{††*} MASATO SUZUKI^{†††}
and YOSHIAKI NEMOTO[†]

In handwritten address recognition, it's important to segment characters correctly and speedily. Due to the touched or intricate images in address, it has to use some thresholds to infer the segmentation positions. So that a lot of prolix candidate boxes are generated, this leads to a large amount of time consumption in post-processing. In this paper, we propose a new method to reduce the prolix candidate boxes using conjunction information of address by investigating 3 continued boxes. In experiment of 370 samples distributed by Institute for Posts and Telecommunication Policy, MPT, the effectiveness of the new method is confirmed.

1. はじめに

平成10年2月に7ケタの郵便番号の導入が予定され

ている。それにともない、従来差立局において行われてきた郵便物の手分け作業を文字認識システムによって置き換え、認識結果をバーコードとして付加し流通の全自動化を図ることが望まれている。そのため、郵便番号の認識の高精度化を図る一方、郵便番号の誤認識、不記載、誤記載などに対処し、さらに道順の自動組立をも視野に入れた高精度な宛名認識システムの実現が期待されている¹⁾。

このような背景の中、郵政省郵政研究所では手書き数字や宛名データの配布およびそれに関するコンテストを実施し、研究への広範囲な参加ならびに実践的な

[†] 東北大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

^{††} 東北大学工学部情報工学科
Department of Information Engineering, Faculty of Engineering, Tohoku University

^{*} 現在、日本電気株式会社
Presently with NEC Corporation

^{†††} 東京工業高等専門学校
Tokyo National College of Technology

アルゴリズムの開発を呼びかけている^{2)~5)}。

手書き郵便宛名から文字を切り出す場合、(1) 活字に比べ文字の大きさや太さが不定、(2) 文字のピッチ(文字と文字の間隔)が不定、(3) 接触・入込み文字の存在などの問題点があり、矩形情報だけを用いて切出し候補位置を推定することは必ずしも容易ではない。これらの問題点に対処するものとして現在次のような手法がとられている。まずヒストグラム法やラベリング法などにより、黒画素の塊を矩形として検出する。そして接触文字や分離文字に対処するため、各矩形の大きさや相対位置などの情報をもとに1つの矩形を複数個に分割したりあるいは複数の矩形を1つにまとめたりする統合処理を行う(統合処理によって得られた矩形を一般的に候補矩形という)。統合処理後に個々の候補矩形の位置関係を利用して候補ラティスを編成し、最終的にどの候補ラティスを正解として決定するかは郵便辞書を用いた知識処理に委ねる⁶⁾ようになっている。知識処理が必要な理由は郵便辞書を利用することによって切出しや文字認識の不完全さを補うことができるからである。代表的な研究例として文献8)~13)などが報告されている。知識処理では、書かれている文字列が住所であるという知識を利用することにより、宛名の認識精度の向上が図れる。しかし、その反面多数の候補ラティスに対し知識処理を施さなければならず、膨大な処理時間がかかるという問題点がある。この問題はシステムの実用化あるいは開発の効率化を妨げ、解決しなければならない重要な課題である。

候補ラティスが冗長に生成される原因として、(1) 分離文字の存在、(2) 文字自身が分離していないが、書き手の癖などにより発生した分離、(3) 接触文字の切出し位置の推定から生じるもの、(4) 文字もかすれによるものがあげられる。なお、本論文の研究対象は縦書きの手書き宛名としており、分離文字とは「二」や「元」といった上下に分離している文字を意味する。

候補ラティスの冗長問題について以下具体的な例をあげ考えることにする。

図1(a)に手書き宛名の一例を示している。この例において、1文字目の「南」が2文字目の「区」に、5文字目の「町」が6文字目の「西」にそれぞれ接触している。また、「笠」と「寺」がヒストグラム上分離している。図1(b)は黒画素を横方向に射影し、その頻度をヒストグラムとして表したものである。黒画素の分布から分かるように、単純に黒画素の切れ目となっている場所をもとに切出し位置を推定すると、図1(c)のような切出し結果となり、接触文字の切出しに失敗

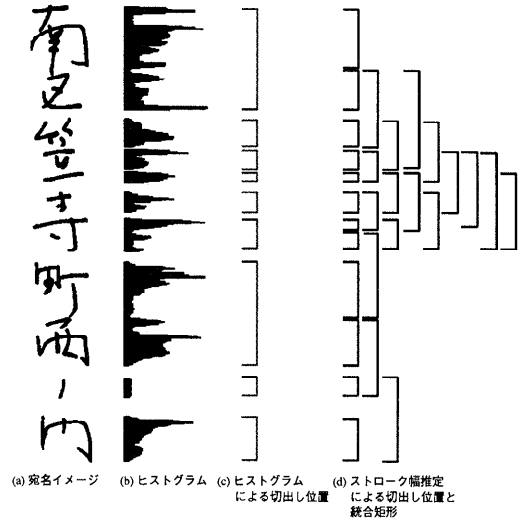


図1 宛名に対するの切出し処理の例
Fig. 1 An example of segmentation of address.

する。そこで、文字のストローク幅の推定^{12),13)}を行い、ストロークの幅、ストロークの交差回数、候補矩形の大きさなどの条件を総合して判断すると、図1(d)の結果が得られる。

図1(d)の左側が切出しの最小単位(初期の切出し位置と呼ぶ)を示している。その右側に統合可能な矩形を示している(統合の条件は4.1節で述べる)。図1(d)をもとにラティスを編成すると、計234通りの候補ラティスが得られることになる。知識処理はこれらすべての候補ラティスに対し、整合度を検査する必要があるため、処理時間を長く要する。

上記の問題点を改善するため、近年郵便宛名の知識処理に関する研究がさかに行われている。最近の研究報告¹⁴⁾では住所を限定した地域内であれば、これまでの手法^{15)~18)}の処理速度である $O(M^L)$ から $O(L^2 \cdot M^2)$ へ短縮することを可能としている。ここでは、 L, M はそれぞれ宛名の文字数および各文字についての平均候補矩形数である。

本論文では、切出しの候補ラティスの数を抑制し、知識処理の高速化をもたらす地名辞書の文字連結情報を用いた3連矩形法を提案する。提案法は地名辞書中の連続する3つの文字の連結性を利用して、各候補矩形に多重度を定義する。多重度により正しい候補矩形を残す一方、冗長な候補矩形を削除する。候補ラティス中の連続する3つの矩形情報を利用していることから3連矩形法と呼ぶ。提案法は上から下まで順に各候補矩形を1回検査するだけで、処理速度は $O(L \cdot M)$ である。本提案法はn-gram法⁷⁾に比べ、多重度とい

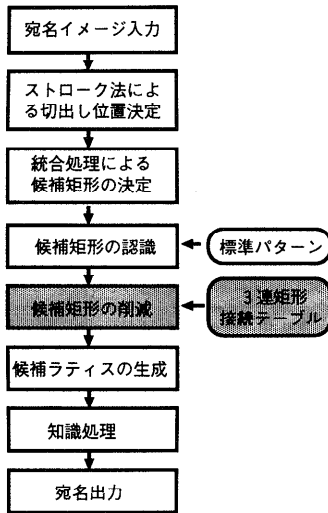


図2 宛名認識システムの構成図

Fig. 2 Configuration of address recognition system.

う新しい概念を導入し、分岐のある候補ラティスにも対応できることが特徴である。

認識実験は、提案法を郵政省郵政研究所配布の手書き郵便宛名370例(セット1からセット10まで)を対象に行った。その結果、正しい切出し矩形の保存および冗長な切出し矩形の削減を実現できることが判明した。また、知識処理の対象となる候補ラティスの減少により、処理速度の向上が図れた。

本論文の構成は以下のとおりである。2章では提案する3連矩形法について述べる。3章で提案法を用いた手書き宛名認識システムの概略について述べる。4章で提案法を用いた評価実験およびその結果について述べる。5章で提案法の有効性を確認し結論を述べる。

2. 3連矩形法

図2に宛名認識システムの構成を示す。本論文で提案する3連矩形法を図の中で陰影を付けて示している。「候補ラティスの生成」という処理の前に置くのは、わずかな処理量で候補ラティスの数を大幅に削減するためである。認識システムの全体構成については、3章で詳しく述べるが、本章では提案する3連矩形法について述べる。

3連矩形法は大きく接続情報テーブルの作成とそれを用いた候補矩形の削減に分けることができる。以下ではそれぞれについて述べる。

2.1 3連矩形接続テーブルの作成

接続テーブルはあらかじめ以下の方法で作成する。

図3に示すように地名辞書の中から重複のないように3文字の文字列すべてを抽出し、三次元配列

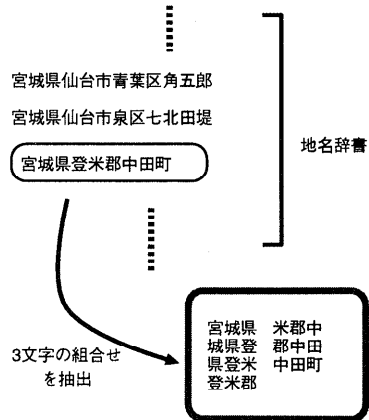


図3 3連矩形接続テーブルの作成

Fig. 3 Construction of conjunction information of address.

$C[i][j][k]$ に繋がる場合(接続可能ともいうが、地名辞書中にその3文字の組合せが存在することを意味する)1を、そうでなければ0を登録する。ここで、 i, j, k はそれぞれ第1, 第2および第3文字目を表している。しかし、接続テーブルをそのまま作成すると、約1GB程度の大きさになる(地名辞書中に出現する字種数が1,000程度の場合)。ここでは、実際には接続可能な3文字の組だけをテーブルに登録する。具体的には、2つの1次元配列(それぞれ実データ配列、インデックス配列と呼ぶ)を用意し、実データ配列には各字種の接続可能な3文字の組合せを登録する。インデックス配列には実データ配列中の各字種へのポインタおよびその字種の接続可能な数を登録する。

2.2 3連矩形法を用いた候補矩形の削減

候補矩形削減の処理の流れとして、まず統合処理により得られた候補矩形に対し、3連結情報を用いて正解矩形を推定する。そして正解と推定されたものを残し、その画像を少しでも含む他の候補矩形を冗長と判定し削除する。

3連矩形法を用いた候補矩形の削減アルゴリズムを以下に示す。

Step 1. 候補矩形の先頭から3組の3連矩形を下方へ1個ずつずらし選択する。図4のような配置で真中の候補矩形(数字3で示している矩形)に着目する。なお、図4は説明の便宜上、縦方向に並ぶ矩形を横方向に表示している。数字が同じものは同一矩形を表す。 $A_i \sim E_i$ ($i = 1, 2, 3$)は認識候補を表す。

Step 2. 各候補矩形に対し、その認識結果の上位 n 位(図では3位)までの結果を利用し、接続可能

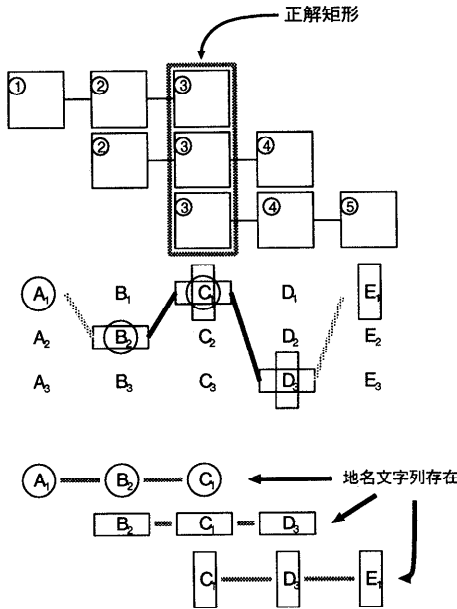


図4 3連矩形法を用いた正解矩形の推定
Fig. 4 Inference of correct candidate rectangles by 3 continued boxes method.

なパスを探索する。図4では、 $A_1 \rightarrow B_2 \rightarrow C_1$, $B_2 \rightarrow C_1 \rightarrow D_3$, $C_1 \rightarrow D_3 \rightarrow E_1$ の3つのパスが見つかった例を示している。

Step 3. 多重度を与える。多重度は候補矩形を通るパスの数で定義する。図4の場合、3番目の候補矩形が多重度3、2番目と4番目の候補矩形が多重度2、1番目と5番目の候補矩形が多重度1となる。

Step 4. 先頭から矩形を下方へ1つずらし、Step 1.へ戻る。以上の処理を最後の候補矩形まで繰り返す。候補矩形が複数の多重度を持つとき、1番大きい多重度を選択し当該候補矩形の多重度として与える。

Step 5. 多重度3の矩形を正解候補矩形として残り、正解候補矩形の図形を少しでも含む候補矩形を削除する。ただし、削除の対象となる候補矩形が多重度2あるいは多重度1となっている場合、その候補矩形を保留する。

図5に具体的な例を示す。図5(a)は図1から候補ラティスを生成したときの、先頭の部分を表したものである。各矩形の下に記述されている3つの文字は、それらの矩形の認識候補(ここでは3位まで)を表している。この例において、接続テーブルを検索した結果、接続可能なパスは次の4種類である。

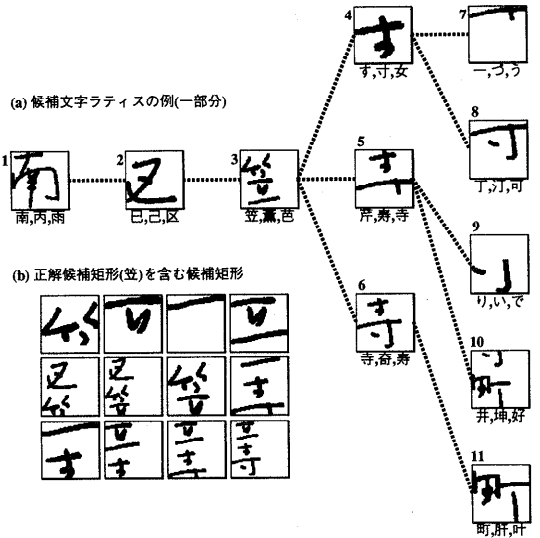


図5 3連矩形法による候補矩形の取捨
Fig. 5 Preservation and deletion by 3 continued boxes method.

矩形番号列	接続テーブルに記載されている文字列
1,2,3	南区笠
2,3,5	区笠寺
2,3,6	区笠寺
3,6,11	笠寺町

図5(a)において、1,2,3,5,9という矩形列を考えたとき、3番の矩形の多重度は2となるが、1,2,3,6,11という矩形列を考えたとき、多重度は3となるため、3番の矩形の多重度は3となる。そこで、この図形を少しでも含む候補矩形を削除するため、図1の図形の位置情報から削除すべき候補矩形を求める。その結果が図4(b)の12矩形である。つまり、これにより、「笠」という分離文字(図1から3つに分離していることが分かる)から派生する不要な矩形が削除されることになる。

2.3 3連矩形法に関する基本考察

これまで3連矩形法について述べてきたが、その拡張として、 n 連矩形法が考えられる。3に近い数字として、まず2と4が考えられる。ここでは、以下の誤り率を定義し、2連矩形法と4連矩形法について考察する。

$$\text{誤り率} = \frac{\text{誤りの } n \text{ 連矩形の数}}{\text{生成される } n \text{ 連矩形の総数}}$$

誤りの矩形数とは、連結すべき字種以外の字種の間で

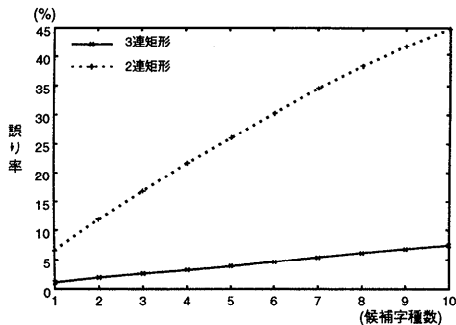


図6 2連矩形と3連矩形の候補字種数と誤り率との関係

Fig. 6 Relation between candidate number and error rate for 2 and 3 continued boxes.

連結可と判定された回数を表す。

図6は2連矩形と3連矩形を用いた場合の候補字種数と誤り率との関係を示している。調査サンプル数は100である(標準パターンと認識システムの詳細は3章で述べる)。横軸は認識結果を何時まで採用するかを示す候補字種数を表す。縦軸は誤り率を示す。図6のグラフによりどちらの場合も候補字種数の増加につれ、誤り率が増えるが、2連矩形の誤り率は3連矩形のそれより7倍以上となっていることが分かる。この原因として2連矩形の場合、字種の組合せの自由度が大きく、その分、誤ってあたる可能性も高いことが考えられる。

図6から1つの3連矩形(1つのパス)を用いるだけでは、誤りの危険性があり、図4のように多重度を与えて連結の正しさを保証する方式が必要であることがうかがえる。図6では、5日まで認識候補を採用した場合、1つの3連矩形の誤り率が約4%であるが、多重度3で考えることによって、 6.4×10^{-5} まで誤り率を押さえ込むことが可能になる。

以上の議論から2連矩形法はやや難点があることが判明した。単純に誤り率を押さえるという観点から、4連矩形法が3連矩形法よりも優れていると考えられる。しかし、冗長な候補矩形の削除効率というもう1つ重要な側面を考えた場合、4連矩形法も利用できないことが分かる。このことについて図7を用いて説明する。

図7では同じ100サンプルを使って町域までの候補ラティスの長さを調べた結果を示している。4連矩形の場合、多重度4を求める必要がある。そのため、候補ラティスの長さが7以上でなければならない。しかし、図7の候補ラティスの長さの分布から分かるように、長さが7以上のものはわずか40%しかいないため、約60%のサンプルについては矩形削減を行うことが

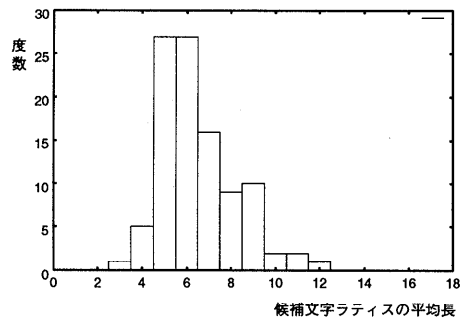


図7 候補文字ラティスの長さの分布

Fig. 7 Distribution of length of candidate lattices.

できない。一方、3連矩形を用いる場合、長さが5以上であればよいことから、図7をもとに計算すると、5未満であるサンプルは全体の6%しかなく、94%のサンプルに対し、矩形削減を実施可能であることが分かる。

以上の理由により、3連矩形法は郵便宛名の矩形削減に適しているといえる。

3. 宛名認識システムの構成

提案する3連矩形法の有効性を検証するため、宛名認識システムを構築した。図2はその流れを示している。以下では、各処理過程について説明する。

「宛名イメージ入力」では宛名画像の2値化を行い、宛名の画像イメージを濃淡画像から2値画像へ変換する。

「ストローク法による切出し位置決定」では文献12), 13)で提案している文字のストローク情報をもとに初期の切出し位置を決定する。

「統合処理による候補矩形の決定」では初期の切出し位置と行幅から黒画素の塊を矩形として切り出し、その縦横比をもとに分割・合併を行い候補矩形を生成する。これについては4.1節で詳しく述べる。

「候補矩形の認識」では、文献19)で提案されている改良型マハラノビス距離を用いる。標準パターンとして、郵便宛名における出現頻度の高い100字種(表1)については、35名の筆記者が筆、サインペン、ボールペンの3種類の筆記具を使って書いたものを使用した。残りの2,936字種についてETL9Bを用いて補完した。

図8に今回収集したサンプルとETL9Bを混合した標準パターンを用いた場合の認識率を示している。実験対象は郵政省郵政研究所配布データのセット11からセット40までの約1,500件の宛名データである。参考のため、ETL9Bを標準パターンとして単独に用

表1 郵便宛名における出現頻度の高い100字種

Table 1 Number of 100 Categories with high frequency in address.

市	西	高	下	沢	久	県	口	間	美
町	中	宮	三	城	平	岩	富	池	塚
区	南	谷	八	浜	福	安	尾	代	手
田	字	上	井	江	台	多	石	根	古
郡	島	小	日	京	子	横	賀	海	金
大	原	津	戸	水	豊	都	河	一	名
川	北	新	千	神	寺	倉	浦	白	馬
東	本	木	長	見	橋	泉	前	港	国
山	内	松	岡	吉	佐	生	保	玉	丘
野	村	和	崎	条	屋	阪	黒	郷	部

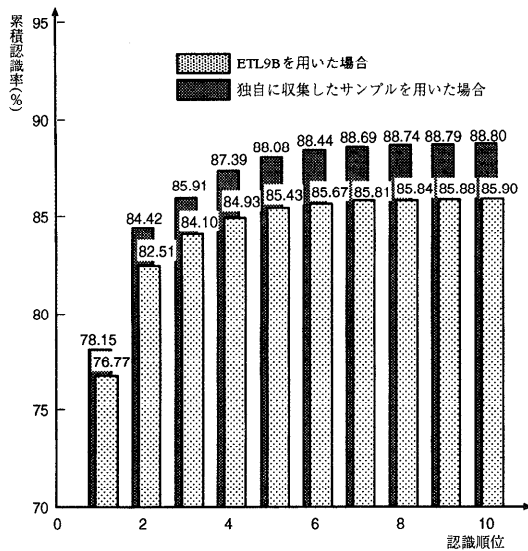


図8 標準パターンの違いによる認識率の変化

Fig. 8 Relation between different standard pattern and recognition rate.

いた場合も示している。図から、収集したサンプルによって認識率が若干向上していることが分かる。

3連矩形法の処理時間は、認識候補数の3乗に比例するため、候補字種をおさえる必要がある。図8によれば、累積認識率は5位以降の増加が鈍くなるため、本システムでは候補矩形に対する認識候補字種として上位5位までとした。

「候補矩形の削減」については、2章でそのアルゴリズムを述べた。また、実験結果については4章で詳しく述べる。

「候補ラティスの生成」では、上から順に候補矩形をつなぎあわせてパスを作成する。

「知識処理」では、候補ラティスごとに、各矩形の認識結果を利用して宛名辞書と照合し、最も信頼度の

高い宛名候補を出力する。知識処理のアルゴリズムとして、現在多用されている地名間のつながりに基づく方法を用いる。この方法は、県・市・区名などの地名を単位としその包含関係(木構造)を利用した地名単位での推論方法である。

「宛名出力」では、整合度の高い住所を選択し出力する。

4. 提案法に関する評価実験

実験用データとして、郵政省郵政研究所が配布した第3回文字認識コンテスト用データのデータセット1から10までの370件を用いた。実験は提案する3連矩形法の検証とシステム全体の性能評価の2つに分けて行う。

4.1 3連矩形法に関する評価実験

3連矩形法の評価に先立ち、まず、宛名のイメージから切出し位置を検出するストローク法および統合処理について述べる。

ストローク法は文献(12)、(13)での提案手法であり、その概要はまずストロークの幅の検出を行い、そしてその情報を主に利用し宛名イメージに対し切出し位置を与えるというものである。

統合を行う目安として候補矩形の縦横比を利用している報告²⁰⁾が多いことから、本論文においてもこの方法を用いる。具体的には統合後の候補矩形の縦横比が1.87以内の範囲を上限とした。この値にした理由を図9を用いて説明する。

図9の上の図は宛名文字の縦横比の出現頻度を示している。調査した宛名サンプル数は1,500である。

図9の下図は上の図を累積出現頻度書き換えたものである。言い換えれば、下の図は縦横比と累積正解包含率を表している。この図から分かるように統合基準に使う縦横比を大きく設定すれば、統合後の矩形中に正解の候補矩形が含まれる可能性が大きくなる。しかし、一方では、値を大きく設定すると、統合可能なケースが増え、候補ラティスを極端に増加させてしまうことにもなる。このようなことを考慮し、本論文では、縦横比を1.87倍を基準として利用することにした。この場合、およそ95%程度の正解候補矩形が含まれている。

3連矩形法の評価実験の結果は表2に示す。表2において、「正解矩形数」とは全サンプル中の文字数のことである。「候補矩形数」とは本節で述べた切出し手法および統合基準を用いて得られた矩形の数である。「候補ラティス数」とは候補矩形をもとに生成した候補ラティスの数である。「平均候補数」とは1つの正解矩形

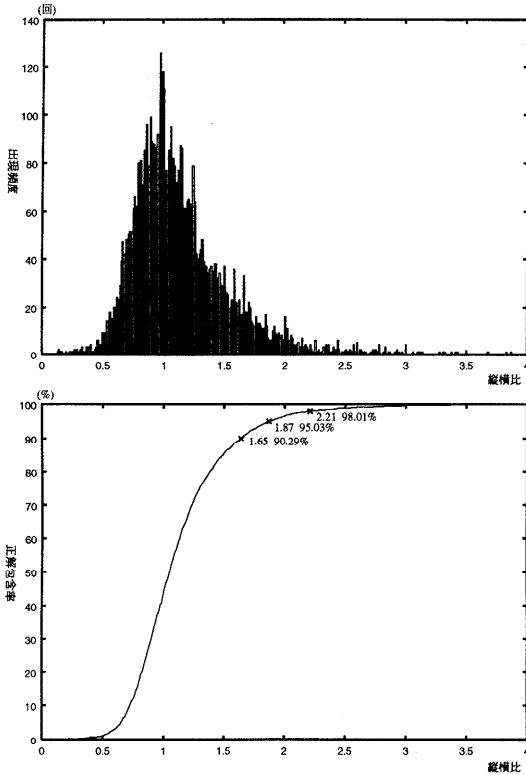


図9 縦横比と正解包含率の関係
Fig. 9 Relation between rate of length/width and accumulated accuracy.

表2 3連矩形法の評価実験の結果
Table 2 Experiment results of 3 continued boxes method.

	正解矩形数	候補矩形数	平均候補数	候補ラティス数
削減前	2,424	4,694	1.93	12,009
削減後	2,424	4,135	1.70	5,049

を割り出すのに必要な平均候補矩形の数であり、以下の式で定義される。

$$\text{平均候補数} = \frac{\text{候補矩形数}}{\text{正解矩形数}}$$

平均候補数が M で、宛名の文字数が L の場合、候補ラティスの数が $O(M^L)$ であるため、平均候補数は候補ラティスの数を左右する重要なファクタである。

表2の結果から分かるように、3連矩形法により、候補ラティス数が半分以上(57.95%)削減されている。削減された559個の候補矩形について、目視により確認した結果、正しい候補矩形を削除したものは含まれていなかった。図10に候補矩形の削減数と候補ラティスの長さの関係を示している。この図から候補ラティスの長さによらず、どの候補ラティス長においても削減が行われていることが分かる。

図11に図1のサンプルに対する処理例を示してい

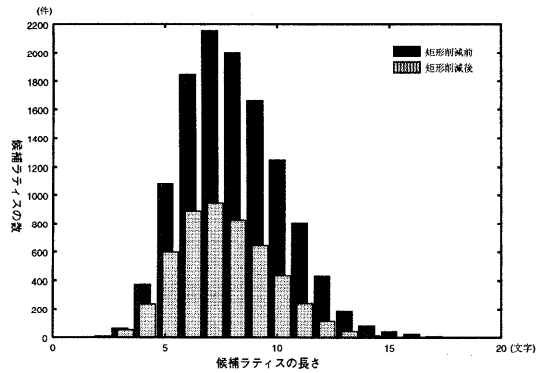


図10 候補ラティスの長さとの削減数の関係
Fig. 10 Relation between length of lattice and reduced number.

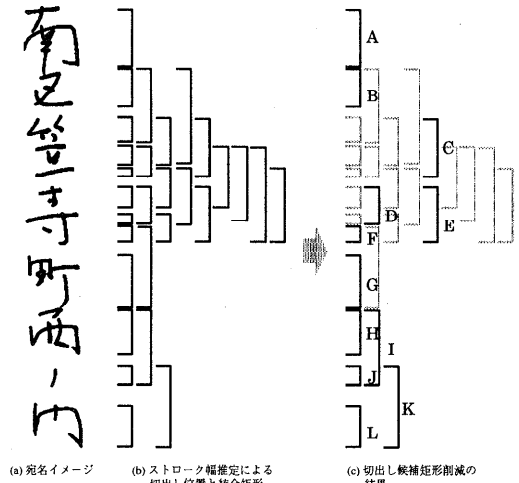


図11 提案法を用いた場合の処理例
Fig. 11 An example using the proposed method.

る。図11の(a)と(b)がそれぞれ図1の(a)と(c)に対応する。図11(c)の薄い点線が削除された候補矩形を表している。図11から分かるように本手法を用いることにより、冗長な候補矩形を大幅に削減されている。この例では、234通りの候補矩形列が、以下の6通りに削減している。

- A-B-C-D-F-G-H-J-L A-B-C-E-G-H-J-L
- A-B-C-D-F-G-H-K A-B-C-E-G-H-K
- A-B-C-D-F-G-I-L A-B-C-E-G-I-L

図11の例の場合冗長な候補矩形を依然5カ所保留している。原因は2つあるが、DとFが残った原因は、分離文字となった「寺」が「三川」と認識され、「三川町」という地名の存在により、多重度1が与え

られたためである。また、IとKが残ったのは片仮名の「ノ」について、5位までの認識候補の中に正解が含まれていなかったことが原因である。

提案法について処理時間を測った結果、候補ラティスを入力してから候補削減結果が得られるまで、1サンプル（候補矩形数12.7）あたり、平均0.017秒（NECワークステーションEWS4800 360PX）かかることが分かった。

4.2 知識処理部における処理速度向上に関する評価実験

知識処理部における処理速度評価実験では、現在最もよく利用されている単語の連結情報を用いた手法¹⁸⁾を用いた。郵便辞書として、手書き漢字宛名認識に関する第3回文字認識技術コンテストの実施時に配布された町域リスト（約2,000件）と、郵便番号簿Zip君1991年版（約7,000件）とを合わせて、約9,000件のデータを木構造に変換して使用している。

実験はワークステーション（NEC EWS4800 360PX）上で行った。その結果、1サンプルごとの知識処理に要する時間が5.5秒から3.5秒（提案法の所要時間0.017秒を足すと、厳密には3.517秒）になり、約36%の短縮が可能であることが判明した（宛名サンプルごとの平均単語照合回数は204回から130.55回に減って、1回あたりの照合時間が0.027秒であった）。なお、知識処理のアルゴリズムでは、高速化を図るため、先頭から処理を行って、最初に接続不能と判定した場合、ただちに当該候補ラティスの照合処理を中止するようになっているため、各候補ラティスの単語照合回数にばらつきがある。ここでは、平均照合回数を用いて表している。

4.3 システムの認識精度に関する評価実験

参考のために、システム全体の評価実験を行った。結果を表3に示す。表3の正解のパーセンテージの欄の括弧内の数字はリジェクトを除いた正解率を表す。正解が得られなかったサンプルについて原因を分析してみると、初期の切出し位置の中に正しい切出し位置が含まれていなかったもの、また正しい切出し位置は含まれていても、個々の文字が正しく認識できなかったために、後処理が正しく行えなかったことが主な原因となっており、3連矩形法による誤認識はなかった。

表3 システムの認識精度に関する実験結果（370サンプル）
Table 3 Accuracy of system (370 samples).

	正解	リジェクト	誤答
個数	311	51	8
パーセンテージ	84.05 (97.5)	13.79	2.16

5. まとめ

本論文では、地名辞書の文字連結情報を用いた3連矩形法を提案した。提案法は冗長な切出し候補矩形を削減することにより、切出しの候補ラティスを抑制し、宛名認識システムの知識処理部の高速化をもたらした。宛名認識システムを構築し、評価実験を行った結果、知識処理に要する時間が本手法を利用しない場合に比べ、約36%短縮したことが明らかになった。よって、提案法は宛名認識システムの高速化を図る方法として、優れた能力を有することが判明した。

今回、9,000件の郵便辞書を対象に評価を行ったが、郵便辞書が大きくなった場合、単語照合回数の削減がさらに大きくなると予想される。この点について、今後郵便辞書の整備を進めながら、検討を行う予定である。また、平均候補矩形数をよりいっそう削減するため、個別文字の認識精度の向上も不可欠である。今後、個別文字の認識精度をも視野に入れ、さらに高精度な手書き郵便宛名認識システムを構築していく予定である。

謝辞 本研究を行うにあたって、手書き宛名サンプルを提供くださった郵政研究所に感謝します。またETL9B手書き文字データベースを提供くださった電子技術総合研究所に感謝します。

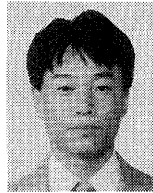
参考文献

- 1) 郵政省：ぼすたるガイド（平成9年版）
- 2) 松井俊弘，山下郁生，若原 徹，吉室 誠：文字認識アルゴリズムの複合化手法の検討・第1回文字認識コンテストの結果より，信学技報，PRU92-33，pp.65-72（1992）。
- 3) 能見 正，松井俊弘，山下郁生，若原 徹，吉室 誠：手書き数字認識における誤読・リジェクトパターン分析・第2回文字認識コンテストの実施結果より，信学技報，PRU93-46，pp.25-32（1993）。
- 4) 川又文男，若原 徹，松井俊弘，能見 正，山下郁生，堤田敏夫：手書き漢字宛名認識に関する第3回文字認識技術コンテストの実施，1994年度電子情報通信学会秋期大会，D-321，p.329（1994）。
- 5) 堤田敏夫，城戸 賛，太田一浩：手書き漢字画像データベース「IPTP CD-ROM2」とその諸性質の分析結果，1997年度電子情報通信学会総大会，D-12-97，p.304（1997）。
- 6) 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（1993）。
- 7) Riseman, E.M. and Hanson, A.R.: A Contextual Postprocessing System for Error Correction Usign Binary n-Gram. *IEEE Trans. Com-*

- put.*, Vol.C-23, No.5, pp.480-493 (1974).
- 8) 馬場口登, 塚本正敏, 相原恒博: 認識処理の導入による手書き文字切出しの一改良, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J69-D, No.11, pp.1774-1782 (1986).
 - 9) 鈴木雅人, 孫 寧, 阿曾弘具: キー文字駆動型地名推論による手書き宛名認識アルゴリズム, 信学技報, PRU95-5, pp.33-40 (1995).
 - 10) 小林弥生, 津雲 淳: 文字接続情報を利用した手書き文字列認識, 信学技報, PRU91-67, pp.39-46 (1991).
 - 11) 郵便自動化 (Postal Mechanization), 東芝レビュー, Vol.48, No.7, pp.527-550 (1993).
 - 12) Ohta, K., Kaneko, I., Itamoto, Y. and Nishijima, Y.: Character Segmentation of Address Reading/Letter Sorting Machine for the Ministry of Posts and Telecommunications of Japan, *NEC Research & Development*, Vol.34, No.2, pp.248-256 (1993).
 - 13) 井野英文, 猿田和樹, 加藤 寧, 根元義章: ストローク情報に基づく手書き郵便宛名の切出しに関する一手法, 情報処理学会論文誌, Vol.28, No.2, pp.280-289 (1997).
 - 14) 福島俊一, 下村秀樹, 森 義和: 手書き文字列読み取りのための単語列探索アルゴリズム—文字タグ法, 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.4, pp.500-509 (1996).
 - 15) 新谷幹夫, 目黒真一, 梅田三千雄: 認識情報及び単語・文節情報を利用した文字認識後処理, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J67-D, No.11, pp.1348-1355 (1984).
 - 16) 村瀬 洋, 新谷幹夫, 若原 徹, 小高和己: 言語情報を利用した手書き文字列からの文字切出しと認識, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J69-D, No.9, pp.1292-1301 (1986).
 - 17) 磯山秀幸: 住所文字列に対する文字認識後処理方式の検討, 情報処理学会研究報告, 91-NL-82-3 (1991).
 - 18) 丹羽寿男, 山本浩司, 小島良宏, 萱嶋一弘, 丸野進: ニューラルネットワークと記号処理の統合による手書き宛名認識 (3)—住所要素の範囲推論を用いた後処理, 1994 年度電子情報通信学会秋期大会, D-320 (1994).
 - 19) 加藤 寧, 安倍正人, 根元義章: 改良型マハラノビス距離を用いた高精度な文字認識, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J79-D-II, No.1, pp.45-52 (1996).
 - 20) 濱裕治郎, 梅田三千雄: 2 段階個別文字認識を用いた手書き住所文字列の認識, 信学技報, PRU96-150, p.71 (1992).

(平成 9 年 11 月 19 日受付)

(平成 10 年 9 月 7 日採録)



加藤 寧 (正会員)

昭和 37 年生。昭和 63 年東北大学大学院工学研究科情報工学専攻修士課程修了。平成 3 年同後期課程修了。工学博士。同年より同大学大型計算機センター助手。平成 7 年より同大学大学院情報科学研究科助手。平成 8 年より同助教教授, 現在に至る。この間, 文字認識, ニューラルネットワーク, 計算機ネットワークなどの研究に従事。電子情報通信学会, IEEE 各会員。



鈴木 聡史

平成 9 年東北大学工学部情報工学科卒業。同年日本電気 (株) 入社。現在同社 C&C マルチメディア事業推進本部勤務。



鈴木 雅人 (正会員)

平成 2 年東北大学工学部情報工学科卒業。平成 4 年同大学大学院修士課程修了。平成 8 年同大学院後期課程修了。博士 (情報科学)。同年より東京高専情報工学科助手。平成 9 年より同講師。平成 10 年より同助教教授, 現在に至る。この間, 手書き文字・文書認識に関する研究に従事。



根元 義章 (正会員)

昭和 20 年生。昭和 43 年東北大学工学部通信工学科卒業。昭和 48 年同大学大学院博士課程修了。工学博士。同年同大学助手。昭和 59 年より同大学電気通信研究所助教。平成 3 年より同大学大型計算機センター教授。平成 7 年より同大学大学院情報科学研究科教授。平成 10 年より同大学大型計算機センター長併任, 現在に至る。この間, マイクロ波伝送路回路, 衛星利用ネットワーク, 情報伝達システム, 手書き文字認識, 画像処理などの研究に従事。昭和 56 年 IEEE・MTT・Micro Wave Prize 受賞。IEEE, 電子情報通信学会各会員。