琉球大学学術リポジトリ

自由手書き英大文字認識に関する研究

メタデータ	言語:		
	出版者: 琉球大学工学部		
	公開日: 2007-08-23		
	キーワード (Ja):		
	キーワード (En): free handwritten character, character		
	recognition, structure analysis		
	作成者: 小渡, 悟, 山城, 毅, 渡久地, 實, Odo, Satoru,		
Yamashiro, Tsuyoshi, Toguchi, Minoru			
	メールアドレス:		
	所属:		
URL	http://hdl.handle.net/20.500.12000/1467		

特徵抽出

端点

屈曲点 三叉路

交差点

文字線

決定木

自由手書き英大文字認識に関する研究

小渡 悟* 山城 毅** 渡久地 實**

A Study of Recognition System about Free Handwritten Roman Characters

Satoru Odo* Tsuyoshi Yamashiro** and Minoru Toguchi**

Abstract

The recognition by computer of handwritten characters has been a topic of intense research for many years, because of being increasing its importance. Therefore, in this paper, we propose the simple character recognition system of free handwritten characters. This system is using a structure analytic techique, and we used end points, bending points, 3 fork points, and crossing points as its features.

画像入力

位置情報との統合

Key Words: free handwritten character, character recognition, structure analysis

1. はじめに

高度情報化社会の発展により、パソコンやワードプロセッサ、コピー機、ファクシミリなどの紙を消費する OA 機器の普及が促進している。これらの機器の中で特にワードプロセッサやデスクトップパブリッシングなどの文書作成のための計算機支援環境の発展は著しく、多くの人が簡単に印刷物並の文書を作成できるようになった。このように作成された多くの文書はデータベース化し利用されるが、ここでデータベースへの高速で簡単なデータ入力が要求される。この要求にこたえるものとして文字認識が注目されている。文書人力用の OCR の認識精度は年々向上してきが開発されている。しかし、品質の悪い文字や手書き文字に関してはまだ実用的な正読率99%以上の装置が開発されている。しかし、品質の悪い文字や手書き文字に関してはまだ実用的な正読率とはいえない。

手書き文字は対象文字によってさらに常用手書き文字と自由手書き文字に分けられる。常用手書き文字は記入枠や書き方などの制約があるが、自由手書きは記入枠のみを指定したりもしくはそのような制限をもうけない文字である。しかしどちらも印刷活字文字と異なり筆記者による固有な字体変形などを伴うためその認識が困難である。

本稿ではその中から自由手書き文字をとりあげ、構造解析法を用いた自由手書き英大文字の認識システムの構築を 試みたので報告する.

処理の流れを Fig.1 と以下に示す.

前処理

細線化

値化

文字の切り出し

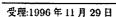
認識

特徴データ:251310100

入力

2.1 前処理

[2 値化] 一般に得られる文字画像は濃淡を持つ多値情報となっている。これをそのまま扱うとあとの処理が繁雑になり効率が悪くなる。文字画像は大別すると文字部と背景部とに分けられることから、文字画像を閾値決定式[4]で2値化することにより文字部と背景部を分離する。



電気関係学会九州支部連合大会において 1996 年 10 月発表済み

Fig. 1. 処理の流れ

2. 認識方法
ヒトの眼はパターンの端や屈曲部、交差部などの特徴点を注視することが知られている。このことから、この特徴点とその位置関係を頼りにパターンを認識しているものと思われる。このことを利用し、その特徴点と位置関係を頼りにパターンを認識する[1],[2],[3].

^{*}大学院工学研究科 電気・情報工学専攻

⁽Graduate Student, Electrical and Information Eng.)

^{**}電気·電子工学科

⁽Dept.of Electrical and Electronic Engineering, Fac. of Eng.)

/細線化/ 文字線の太さに影響されないで特徴抽出処理 をするために細線化処理が必要になるが、今回は横井 の細線化法を用いた [5].

/文字の切り出し/ 文字単位の切り出しを行なうために 以下のような処理を行なう.

- 1. 左上からのラスタ操作により文字画素を検出する.
- 2. 文字画素を検出したら、それを左上の頂点とする可 変の矩形枠を設定する.
- 3. 矩形枠の全ての辺に文字画素がみられなくなるまで 各辺を拡大して行く.
- 4. すべての辺に文字画素がみられなくなったら、その 矩形枠の大きさで文字を切り出す.
- 5. すべての文字を切り出すまで処理を繰り返す。

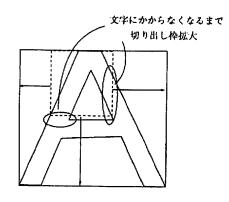


Fig. 2. 文字の切り出し

2.2 特徵抽出

細線化と文字切りだしの前処理を施された文字を縦横 3 等分, 計 9 つの領域に分割する. その分割された領域に対 して Fig.3に示すような特徴点 (端点・屈曲点・三差路・交 差点)を以下の処理を施すことによって抽出する.

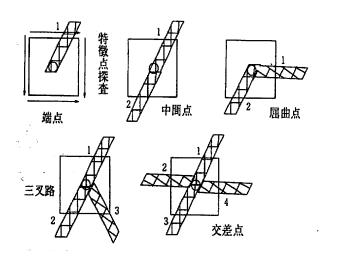


Fig. 3. 特徴の種類

1. 特徴点の候補選択

.

前処理を施された文字画像の文字画素すべてに対し

て8近傍の文字画素数を調べ、その数が1・3・4な らそれぞれ端点・三叉路・交差点の可能性があるので、 その点にマークをつける.

2. 端点・三叉路・交差点の抽出

マークをつけた点を中心に文字領域矩形枠の緞構の それぞれの長さ L_x , L_y に応じた矩形枠を広げ、その 4 辺と文字線の交差数から端点・三叉路・交差点を決 定する (Fig.4). このとき, 近接した同一の特徴点は · つにまとめる (Fig.5).

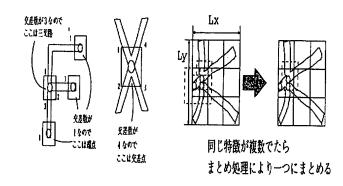


Fig. 5. まとめ処理

Fig. 4. 特徵抽出

3. 屈曲点の抽出

マークがついている点から長さ($\max \left(L_u/6, L_x/6
ight)$ のラインセグメントに分割し, いくつかのラインセグ メントについてその変化量を求め、その変化量がしき い値 (90°) 以上のときに屈曲点と判断する.

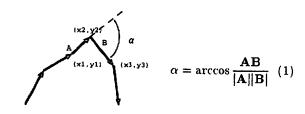


Fig. 6. 屈曲点の抽出 4. 文字線

端点・屈曲点・三叉路・交差点のいずれでもないが、Fig.7 にあるようにその領域内を文字線が横切っているな らば文字線特徴として抽出する.

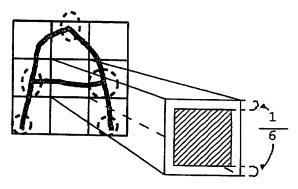
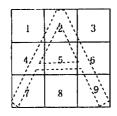


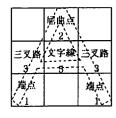
Fig. 7. 文字線

2.3 特徴データの作成

各領域で出現した特徴を Fig.8(i) で示す順序でならべていく、このとき端点は 1, 屈曲点は 2, 三叉路は 3, 交差点は 4, 文字線だけがあるところを 5, 特徴が出現しなかったところは 0 とすると、9 桁の数字を得ることができる。この 9 桁の数字が特徴と位置情報を合わせた特徴データとなる。

例えば、「A」の特徴データは「020353101」となる(Fig.8(ii)).





(i) 領域番号

(ii)「A」の特徴データ

Fig. 8. 特徴データの作成

2.4 辞書の作成

決定木を作成するために C4.5 の決定木生成アルゴリズム [6] を用いた.

この C4.5 は、学習時間がほぼ訓練事例に比例し高速であり、またマルチクラス概念学習アルゴリズムであるため 未知事例のクラスをつねに一意に定め得るという特徴を 持っている.

実際に C4.5 により作成された決定木の一部を Fig.9に 示す.

領域9=4:class-G 領域9=0 ——領域6=2:cla

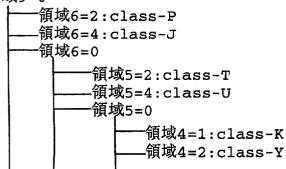
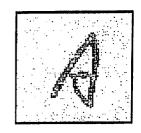


Fig. 9. 決定木の一部

3. 認識実験

実験には、通産省電子技術総合研究所から提供されている自由手書き文字データベースの ETL1 から英大文字の部分を使用した。

ETL1 の各文字は、縦 76 画素、横 72 画素の大きさで 16 階調の濃度レベルを持つ.



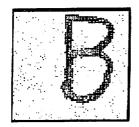


Fig. 10. ETL1 の一部: 「A」

Fig. 11. ETL1 の一部: 「B」

学習文字として ETL1 の自由手替き英大文字各 840 文字を使用し、認識実験対象文字としては学習文字としたのを除いた ETL1 の自由手書き英大文字各 100 文字を使用し実験を行なった.table.1は学習文字数に対する正読率である.

1 -1-20 to -20 to -20 to -20 th	-r: 4-4:
一文字当りの学習文字数	正読
100	73.4(%)
200	76.8(%)
300	78.1(%)
400	79.7(%)
500	80.4(%)
600	81.2(%)
700	81.5(%)
840	83.1(%)

TABLE 1 学習文字数と正読率

その結果正読率は83.1%となった。また、学習文字数が 各840文字のときの各文字の正読率をtable.2に示す。

対象文字	正読率	対象文字	正読率
A	84.0(%)	N	84.0(%)
В .	95.0(%)	0	77.0(%)
C	84.0(%)	P	90.0(%)
D	70.0(%)	Q	91.0(%)
E	87.0(%)	R	94.0(%)
F	83.0(%)	S	80.0(%)
G	88.0(%)	T	75.0(%)
H	91.0(%)	U	90.0(%)
I	65.0(%)	V	80.0(%)
J	83.0(%)	W	77.0(%)
K	87.0(%)	X	88.0(%)
L	78.0(%)	Y	74.0(%)
M	89.0(%)	Z	77.0(%)

全体での正読率 83.1(%)

TABLE 2 各文字の正読率

4. まとめ

ヒトの眼は特徴点を抽出し視線を移動することが知られているが,本報告では単純な特徴点とその大まかな位置情報だけである程度文字を認識し得ることが確認できた.

文字「I」の誤認識した文字を調べると全体に文字が散らばっていた。これは形が他の英大文字と違い縦に細長いのに、これを縦横3等分にしたために、少しの文字の変形で特徴データが変わってしまいそのため誤認識が多くなったものと思われる。また誤認識が多かった文字「D」(誤認識率30%)は、その誤認識してしまった文字の80%が「O」であることが分かった。またこれは文字「O」にもいえ、その誤認識してしまった文字の52%が「D」であった。これは文字線が大きく変形しているものが多く、そのため形が似ている文字「D」と文字「O」をうまく分離することができなかったものと思われる。

全体として文字の変形が大きいために同一文字でも特徴データが複数表れてしまった。そのため特徴データが他の文字の特徴データと重複してしまうものがあり、それが誤認識の原因になっているものと思われる。そのため同一文字に対する特徴データが一意となる方法、もしくは複数の変形文字を最小の特徴データ数で表す方法を検討しなければならないようである。

今後の課題としては正読率の向上としてパターンの決 定方法や先程述べた特徴データの作成方法を検討していき たいと思う。また英大文字だけでなく英小文字の認識。端点や交差部などの特徴点を用いていることを利用しての文字以外の各種パターンの認識などをも検討していきたいと思う。

謝辞

本研究を行なうにあたり貴重な手書き文字データを提供して頂いた通産省電子技術総合研究所の諸氏に感謝いた します。

参考文献

- 山域 殺: "特徴点とその位置情報によるローマ字認識"、平成3年 度電気関係学会九州支部連合会大会論文集,No1028,pp584(1993)。
- |2| 山城 毅, 新垣 良太: "指定された類似パターンの抽出に関する研究"、平成 7 年度電気関係学会九州支部連合会大会論文集,No1255,pp781(1995).
- [3] 小渡 悟, 山城 毅、渡久地 實: "自由手曹善英大文字認識に関する研究", 平成 8 年度電気関係学会九州支部連合会大会論文 集,No1617,pp851(1996).
- [4] 長嶺 銀河, 幸地 俊之, 山城 毅, 安冨祖 忠信: CCD カメラで取り 込んだ画像の 2 値化に関する研究, 電子情報通信学会技術研究報 告,IE96-21,pp.45-50(1986).
- [5] 横井 茂樹、 鳥脇 純一朗、福村 晃夫: "標本化された2値図形のトポロジカルな性質について"、電子情報通信学会論文誌 (D-II),J76-D-II,pp2537-2546(1993).
- [6] J.Ross Quinlan: C4.5 Programs for machine learning, Morgan Kaufmann, San Mateo, California (1992).