

1H-6

文字認識系における 人間のヒューリスティックを用いた学習機能の検討

曾谷俊男

日本アイ・ビー・エム株式会社 東京基礎研究所

1 はじめに

オンライン手書き文字認識（以下、文字認識）系において、認識用字体表現辞書（以下、辞書）に字体パターンを追加する学習方式（パターン追加学習）は、一般的な学習法である。追加したパターンを追加直後から認識可能とできる強力な学習方法である。このため、現在市販されている認識系の多くで採用されている。

しかし、あらたに追加するパターン（新パターン）と既に登録されているパターン（既知パターン）との競合（認識系がパターンの差異を認識できなくなること）の発生は避けられない。既存の認識系では、競合の発生が予想される場合、それを承知で新パターンを登録してしまうか、登録を拒む、または競合パターンを削除することになる[2]。学習機能がありながら、実用時の認識率向上に寄与できない原因がここにある。そのため、競合を回避する方法が必要となる。

筆者は、新パターン登録時に既知パターンとの間で競合が予想された場合、ユーザのヒューリスティックを用い、競合を回避する方法を考案し、プロトタイプを試作した。プロトタイプは我々が研究を進めているFOLKS (Free On-Line Kanji input System) 文字認識系[1]に付加する形で作成した。本稿では、その方法について述べる。

2 ヒューリスティックの内容

学習によって実用時の認識率向上を図るには、可能な限り競合を排除して新パターンの登録を行う必要がある。ところが、多くのサンプルパターンをユーザに要求することはできない。つまり、登録の時点で統計的処理はできないことになる。

そこで、ユーザのヒューリスティックを導入し、パターン追加学習時の競合を回避する。ユーザに新パターンと、競合が予測される既知パターンを示し、新パターンに独特と思われる部分（以下、ヒューリスティック部分）を教示してもらうのである。

ユーザを文字認識系の専門家に限定することは好ましくない。ある程度漠然とした知識から指示してもらわ

A Study on a Learning Capability Based on User's Heuristic Data for On-Line Character Recognizers

Toshio SOUYA

IBM Research, Tokyo Research Laboratory 1623-14, Shimotsuruma Yamato-shi, Kanagawa-ken 242 Japan

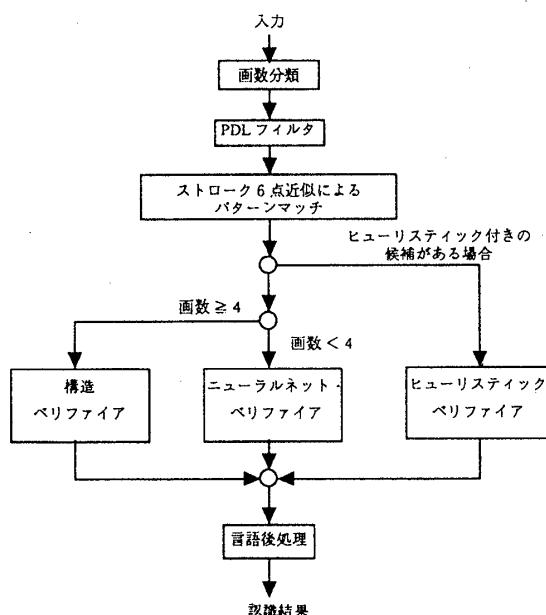


図1：認識処理概略

なくてはならない。そこで、ユーザに字体パターンをそのまま表示し、新パターン特有な部分（以下ヒューリスティック部分）を直接指示してもらう方式を採用する。

3 ヒューリスティックを用いた識別

認識処理を図1に示す。点列によるパターン照合までは、FOLKSの処理を踏襲する。

画あたり6点の近似パターン照合の結果、認識結果候補カテゴリ（候補カテゴリ）が、辞書から選び出される。一つのカテゴリには複数の字体表現が含まれ得るが、候補カテゴリ内で入力パターンともっとも近い距離を得られる字体表現（候補パターン）も選出される。

候補パターン中にヒューリスティックデータ（H/D）を持つ候補パターン（H/D候補パターン）が存在する場合、ヒューリスティックを用いた候補の再順位付けを行う。

今回作成した、プロトタイプでは、学習の効果を見るため、まず、ペリファイアはなしとした。

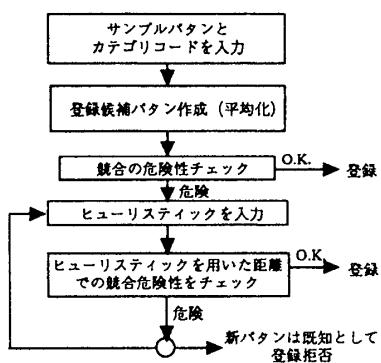


図2: パタン登録学習の手順

3.1 ヒューリスティックを用いた再順序付け

ヒューリスティックを用いた再順序付けは、トーナメント方式で行う。まず、最も下位の H/D 候補バタンとその上位のバタンを用いて、下位候補のヒューリスティックを用いた入力バタンとの照合（後述）を行う。この結果、下位候補バタン、より入力バタンに近いと判断された場合、順位を逆転する。同様に、次々と上位のバタンと照合を続ける。下位の H/D 候補バタンが上位の H/D と比べられるまで勝ち上がらない場合は、再度上位の H/D 候補から処理を再開する。

3.2 ヒューリスティックを用いた照合

まず、照合のために正規化を行う。そこで、ヒューリスティック部分の違いを強調するために、辞書バタンからヒューリスティック部分を取り除いたものの外接矩形と、ヒューリスティック部分だけの外接矩形を求める。このうち、面積の小さい方を用い正規化倍率を算出する。ここで、ヒューリスティック部分を用いた場合は、入力バタンもヒューリスティック部分で正規化を行なう。

正規化倍率とは、バタンの大きさを揃えるための X 方向 Y 方向独立の拡大縮小倍率である。外接矩形をあらかじめ設定された文字枠に合わせて正規化する。

正規化された入力バタンと候補バタンの間で、ヒューリスティック部分に重みをつけ、重み付き点列マッチングを行う。

4 パタン登録

パタン登録の流れを図2に示す。

まず、新バタンのカテゴリコードとサンプルバタン（5つ）を入力する。これらのサンプルバタンから点近似バタンを作成する。点近似バタンの対応する点の座標値の平均を算出し、平均化バタンを作成する。

次に、平均化バタンと既知バタンとの競合が発生するか検査する。サンプルバタンと登録候補バタンとの間で

算出されるもっとも大きな（遠い）距離（6点近似によるユークリッド距離）を D_{sample} とする。安全のための係数 S を設定し、平均化バタンと $D_{\text{sample}} \times S$ より小さい距離を算出する既知バタンを競合バタンとする。

競合バタンが存在しない場合は、そのまま平均化バタンを辞書に登録する。競合バタンが存在する場合は、ヒューリスティックの入力を求める。

5 考察

今回の学習機能は、実用の場面を想定したものである。これを定量的に評価するためには、長期の実用試験が必要であり、現段階では難しい。そこで、定量的評価は今後の課題とし、筆者が試用してみた感触を定性的に述べるにとどめたい。

FOLKS 認識系は画数変動に対し、マルチテンプレートで対処している。しかし、個人の覚え違いや、個人により画順、画数の著しく違う記号（「*」など）、半ば記号のような文字（「凸」、「凹」など）には充分とは言えない。これらは、バタン登録で容易に対処できる。

ここで、単なるバタン登録があまりに強力なため、ヒューリスティックを用いることなく正認識する例が多い。これとは逆に、コンフュージョンが観察されるカテゴリを登録しようとしても、登録時にコンフュージョンが予測できない例もある。登録時のコンフュージョン予測に改良が必要である。

低画数（特に1画）の文字では、ヒューリスティック部分のズレが問題となる。ストローク全長はサンプル点間の距離を累計して求めている。このため、セリフ（ストローク端の「はね」や「おさえ」）により、ストローク全長中のヒューリスティック位置が変わってしまう。例えば、「」の中央部分などをヒューリスティック部分として指定した場合に、この問題が見られた。セリフのあるなしが安定していれば、問題はない。

6 おわりに

バタン登録学習によって発生する文字バタン競合を人間のヒューリスティックを用いて回避する方法を試みた。今後、定量的評価を行ない、改良を進めたい。

参考文献

- [1] K.Toyokawa, et al., An On-line Character Recognition System for Effective Japanese Input, Proc. of ICDAR'93, pp.208-213, IEEE Computer Society Press
- [2] Communication Intelligence Corporation Pen-Dos(*)ver2.0 with Handwriter ver3.0 ユーザーズマニュアルなど