

# 文字の弾性モデルに基づく オフライン手書き文字パタンの整合

永崎 健 中川 正樹

東京農工大学工学部電子情報工学科

## 1. はじめに

一般にオフライン手書き文字認識では、方向特徴を用いた統計的な手法が ETL データベース上で高い性能を誇っている。しかし、現場での広範囲な利用を考えると、ノイズに強い認識手法の開発が、依然望まれる。

文字パターンモデルに基づく整合法は、このような要求に応える可能性を持つと我々は考える。本報告では、文字の弾性モデルに基づく、オフライン手書き文字パタンの整合法について述べる。これは、標準文字パターンとして弾性モデルを用いることで手書き文字の変形に対応する。また文字パターン間の類似度はファジー論理に基づいて設計する。整合は、類似度を表すファジー論理値を最大化するように、最急降下法による弛緩的解法で行う。

## 2. 文字パタンの弾性モデル

我々はこれまで、力学的モデルに基づくオフライン手書き文字パターン整合法を提案してきた [1, 2, 3]。この手法は、特徴抽出を最小限に止め、文字パタンのマッチングに重点を置くものである。文字パターンとして糸状の弾性体を採用し、弛緩法によるマッチングを行う。

手書き文字のモデルとして、筆順に沿って点とバネが並ぶ文字パターンを用いる。これを弾性ストロークモデルという。弾性ストロークモデルは、いくつかの特徴点と、その間を結ぶバネから構成される。特徴点は筆順に沿って一列に並び、バネは部位に応じたバネ定数を持つ。弾性ストロークモデルの概念図を図 1, 2 に掲げる。

文字パタンの変形度はバネの弾性エネルギーで測る。つまり弾性エネルギーが低いほど、変形の度合いは小さいとする。またバネの設定やバネ定数を調整することで、手書き文字の変形をより柔軟に表現できる。筆順に沿って特徴点

が並ぶのは、筆順が手書き文字の変形に何らかの影響があるからである。

手書き文字のモデル化で重要なことは、1) モデルが単純で解析可能なこと、2) 手書き文字の変形を十分記述できること、である。本モデルはこの要件を満たすものとする。

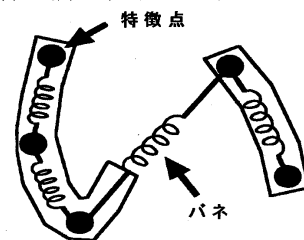


図1. 弾性ストロークモデル

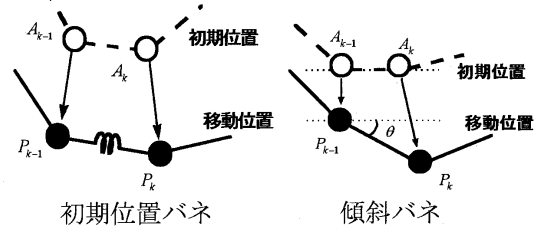


図2. バネの構成

## 3. 文字パターン間の類似度評価

上の弾性ストロークモデルを標準パターンとして、入力パターンと整合を行う。文字パターン間の類似度はファジー論理に基づいて設計する。以降、入力パターン上の黒点集合を  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 、標準パターン上の黒点集合を  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$  で表すとする。

ここで文字パターン間の類似度を、次の条件：

- 1) 入力パターン上の点のいずれにも、それに近い標準パターン上の点が存在し、かつ
- 2) 標準パターン上の点のいずれにも、それに近い入力パターン上の点が存在する

が満たされる場合に、より高いとする。

この条件をファジー論理で表現してみる。2点間の距離の近さを、ファジー論理関数  $f_{ij} = f(h_i, r_j)$  で表すとする。つまり関数  $f_{ij}$  の値は、2点間  $(h_i, r_j)$  が近いほど1に近く、遠いほど0に近づく。このとき上の各条件は：

An off-line character pattern matching method based on an elastic character pattern model  
Takeshi Nagasaki, Masaki Nakagawa  
Dept. of Computer Science, Tokyo Univ. of Agriculture and Technology  
2-24-16 Naka-cho, Koganei-shi, Tokyo 184, Japan

$$1) \rightarrow \bigcap_j \{ \bigcup_i f(h_i, r_j) \} \quad \dots(1)$$

$$2) \rightarrow \bigcap_i \{ \bigcup_j f(h_i, r_j) \} \quad \dots(2)$$

と書けるので、結局、文字パターン間の類似度は：

$$\left[ \bigcap_j \{ \bigcup_i f(h_i, r_j) \} \right] \cap \left[ \bigcap_i \{ \bigcup_j f(h_i, r_j) \} \right] \quad \dots(3)$$

という論理式で計算できることになる。この式の値が1に近いほど、2つのパターンHとRは似ていることになる。

このままでは計算が難しいので、式(3)のOR論理をmax演算で、AND論理を積演算で近似する。このとき式(3)は次のように変形される：

$$\left[ \prod_j \{ \max_i (f_{ij}) \} \right] \times \left[ \prod_i \{ \max_j (f_{ij}) \} \right] \quad \dots(4)$$

ここで式(4)に $-\log$ を掛けると：

$$\sum_i [-\log \{ \max_j (f_{ij}) \}] + \sum_j [-\log \{ \max_i (f_{ij}) \}] \quad (5)$$

という和の式になる。ここで $f_{ij}$ は論理関数であり、その値域は $0 \leq f_{ij} \leq 1$ であることに注意すると、 $-\log(\max_j f_{ij})$ は $\min(-\log f_{ij})$ と解釈できるので、結局式(5)は：

$$\sum_i \{ \min_j [-\log(f_{ij})] \} + \sum_j \{ \min_i [-\log(f_{ij})] \} \quad (6)$$

となる。

式(6)は、式(3)中のOR・AND論理をmax・積演算で置き換え、論理式の $-\log$ を取った結果得られたものである。つまり文字パターンの類似度の大小は、式(6)の小大で評価することができる。

整合は、類似度を表すファジー論理値を最大化するように、最急降下法による弛緩的解法で行う。最急降下法では評価式の微分値を求める必要があるが、ここで問題となるのが式(6)中のmin演算である。若原ら[4]は、min演算を含む方程式を線形問題で近似し、線形係数を繰り返し修正することでこれを解いている。本稿では、本整合法の基本的な動作を確認するため、単純に最小値となる関数の微分値を使い、最急降下法の計算を行う。

#### 4. マッチング例

本整合法について、ETL8Bデータベース上のパターンについて実験を行った。その結果を図3, 4に掲げる。図3, 4共に、左が初期形状、右が100回の弛緩計算を繰り返した後の形状である。図3を見ると、弛緩計算が上手く行っているように見える。図4では、弛緩計算が途中で止まっているが、これはmin演算を含む方程式の弛緩解で、一部の特徴点のみが振動してし

まい、全体としての整合が上手く行かないことに問題がある。これは弛緩計算方法の改良や、また文字パターン間の類似度評価式を変えることで解決できると考えている。

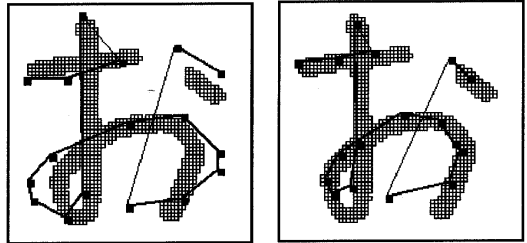


図3. 「お」のパターン整合

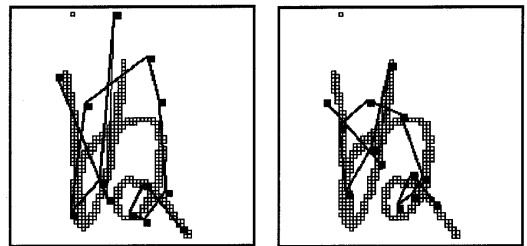


図4. 「ぬ」のパターン整合

#### 5. おわりに

本報告では、文字の弾性モデルに基づくオフライン手書き文字パターンの整合法について述べた。これは弾性ストロークモデルにより標準パターンを構成し、文字パターン間の類似度をファジー論理に基づいて計算する。整合は、類似度を表すファジー論理値を最大化するように、最急降下法による弛緩的解法で行う。今後は、弛緩計算の改良や文字パターン類似度の評価方法を変えることで、より高精度の整合を目指したい。

本研究では、電子技術総合研究所の手書き教育漢字データベース ETL8B を利用させていただいた。また本研究は一部、情報処理振興事業協会による創造的ソフトウェア育成事業の補助による。ここに深く感謝する。

#### 参考文献

- [1] Rodney Webster, Masaki Nakawaga: "An On-line/Off-line Compatible Character Recognition Method Based on a Dynamic Model", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E80-D, No.6 (Jun 1997)
- [2] 永崎健, 山本高義, 中川正樹: "力学的モデルに基づくオフライン手書き文字認識", PRMU, Vol.96, No.598, pp.37-42, (1997)
- [3] 寺村健, 中川正樹: "手書き文字認識を指向した力学的認識モデルの一形態", MIRU'94, I pp.145-152, (1994).
- [4] 若原徹, 小高和己: "GAT/LATを用いた手書き文字の適応型整形", PRMU, Vol.96, No.598, pp.43-50, (1997)