

H-009

手書き文字の崩れを推論する確率的な字形評価

Handwritten Character Shape Evaluation based on Bayesian Network

中井 満[†]

加藤 静[‡]

Mitsuru Nakai,

Shizuka Katou

1. はじめに

ペンタブレットの普及により、コンピュータによるペン字の学習が可能となった。従来の字形評価システムでは、専門家の知識に基づいて一文字ごとにルールを記述した [1]。しかしながら、良し悪しの境界となる閾値を決定するのは大変な作業を伴う。また、字形の評価基準は十人十色であり、基準となる評価者を変更するたびに、パラメータを調整し直すのも一苦労である。そこで我々は、特定の字形評価者の主観評価事例をもとにした自動学習と確率的に評価する手法を提案した [2]。さらに本報告では、崩れている箇所を指摘するシステムを目指し、字形の良し悪しを印象付ける要因を確率的に推論する方法を提案する。

2. 確率的な字形評価の原理

きれいに書かれた文字のクラスを“ $\omega = \text{良}$ ”，崩れた文字のクラスを“ $\omega = \text{悪}$ ”とする。ある文字サンプルから観測される特徴量を $\vec{o} = (o_1, o_2, \dots)$ として、事後確率が

$$P(\omega = \text{悪} | \vec{o}) > P(\omega = \text{良} | \vec{o})$$

のとき、その文字は崩れていると判定する。一般に $P(\omega | \vec{o})$ を学習するのは困難なので、 $P(\omega | \vec{o}) = P(\vec{o} | \omega)P(\omega) / P(\vec{o})$ と変形して、 $P(\vec{o} | \omega)$ を学習する。しかし、特徴量の次元が大きくなるにつれて、学習サンプルの少なさが問題になる。そこで、文字の評価値および特徴量間の独立・従属関係の構造をベイジアンネットワーク (BN) で学習して解決する。

また、文字の各画、および画と画の対を文字部品 S_i とし、

$$P(\omega = \text{悪}, S_k = \text{悪} | \vec{o}) = \max_{\omega, i} P(\omega, S_i | \vec{o})$$

表 1: 字形の主観評価の例

	文字	画			画間		
		1	2	3	1,2	1,3	2,3
あ	良	良	良	良	良	良	良
あ	悪	悪	悪	良	良	悪	悪
あ	悪	良	良	悪	良	良	良
あ	悪	悪	悪	良	良	良	悪

表 2: 字形評価に用いる特徴量

単位	特徴量
文字	外接矩形の縦横比, 縦幅, 横幅, 重心 (x 座標, y 座標), 筆圧平均, ペンの傾き平均 (x 軸, y 軸), 筆記時間
画	外接矩形の縦横比, 縦幅, 横幅, 長さ, 長さの中間点 (x 座標, y 座標), 中間点の曲直, 筆記方向 (x 方向, y 方向)
画間	重心の移動方向 (角度) と移動量, 交点の数, 交点による画の内分比, 長さの比

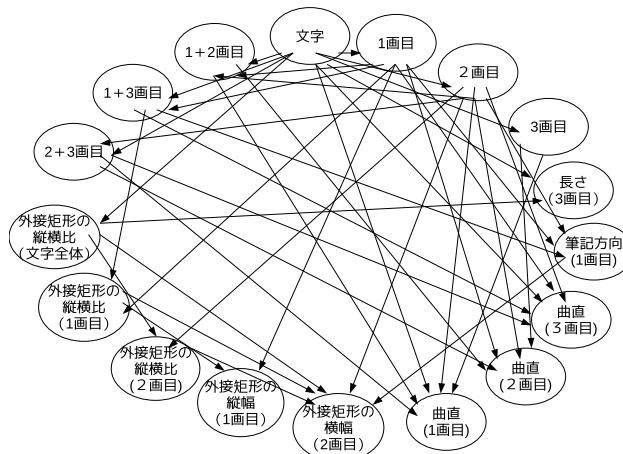


図 1: 字形評価 BN の構造学習の結果 (主要特徴量のみ)

となるとき、文字部品 S_k を崩れの主要因と判定する。この崩れた箇所を推論するために、文字部品を評価するためのノードを BN に追加する。

3. 文字「あ」の字形評価 BN の構造学習

JAIST IIPL オンライン手書き文字データベース [3] より、文字「あ」の 454 サンプルについて、文字全体および 6 箇所の文字部品 (3 画と 3 対) について、1 名の主観により「良/悪」の評価値を付与した。表 1 は主観評価の例である。付与にあたっては評価対象となる部分のみを表示し、その他の部分から受ける印象が影響しないようにした。観測する文字特徴量は文献 [4, 5] に挙げられているものに、オンラインデータ特有の筆圧情報などを加えて、表 2 の通りとした。画数や画の交差数によって次元数は異なり、文字「あ」の場合は 53 次元である。以上の主観評価値と特徴量を合わせた 60 項目の BN の構造をベイズ情報量基準の K2 アルゴリズムを用いて学習した。

結果を図 1 に示す。図中の『文字』は字形の評価値を表す

[†] 富山県立大学, Toyama Prefectural University.

[‡] 富山県立大学卒業生.

表3: 字形の主観評価と自動評価の一致率(%)

特徴量ノード間	結合数	open	(closed)
(a) 構造学習	240	65.2	(71.6)
(b) 構造学習(部品毎)	104	72.2	(72.7)
(c) 全結合	1,341	70.7	(94.3)
(d) 独立	59	64.5	(66.5)

表4: 評価結果の内訳((b) 構造学習(部品毎))

主観評価	自動評価		計
	良	悪	
良	194 個	27 個	221 個
悪	99 個	134 個	223 個
計	293 個	161 個	454 個

ノード『1画目』～『2+3画目』は文字部品の評価値を表すノード、その他は客観的に観測できる特徴量であり、ノード間の矢印は依存関係にあることを意味する。なお、紙面の都合により『文字』および『1画目』と依存関係のあるノードのみを図示した。図に見られるように、特に制約を設けずに構造学習した場合、『1画目』と直接的には関係が無さそうに思える『2画目の曲直』などが選択されることがある。そこで、文字評価値と文字部品評価値との依存関係、および文字部品評価値と関連特徴量との依存関係のように、2段階で構造学習をし、それらを連結して1つのBNを作成する。

4. 手書き文字の字形評価実験

4.1. 字形の全体の評価

(a) 全特徴量で構造学習したBNと(b)文字部品毎に特徴量を分けて構造学習したBNの比較評価実験を行った。また、対照実験として、(c) 全ての特徴量間に依存関係(全結合)があるBN、および(d) 特徴量が互いに独立であるBNの2通りを作成して評価した。実験結果を表3にまとめる。全454サンプルを5分割し、交差確認法で評価した。表中の“open”は学習外のサンプルを評価に用いた結果であり、“closed”は学習サンプルを評価に用いた参考結果である。4つのBNのうち、文字部品毎に構造学習したものは、454サンプル中の328個が主観評価と一致し(72.2%)、より少ない結合数で最も高い一致率であった。その内訳を表4に示す。主観評価では「良」と「悪」がほぼ等数となるようにサンプルを集めたが、全般的に「良」と自動評価される率が高い。主観評価で「良」であったものが正しく「良」と評価された割合は87.8%と高いが、「悪」であったものについては60.0%程度に過ぎない。おそらくは崩れていると感じる要因を表す特徴量がまだまだ不足しているものと思われる。

4.2. 崩れの主要因の推論

文字部品毎に構造学習したBNの実験より、字形を「悪」と判定した161サンプルについて、6種類の文字部品のいずれが崩れの主要因であるかを事後確率最大基準で推論した。この結果、選ばれた文字部品が、主観評価でも「悪」であった割合は83.2%であった。表5はその一例で、太線で示された箇所が崩れの主要因と判定された文字部品である。左の例は1画目と2

表5: 崩れの主要因(太線)の判定例


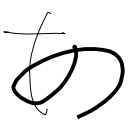
サンプル				
主要因	(1,2 画間)		(3 画)	
確率	0.951		0.246	

表6: 主要因の内訳

主要因	画			画間		
	1	2	3	1,2	1,3	2,3
文字数 (161)	19 (62)	57 (102)	9 (105)	31 (122)	13 (52)	32 (87)

画目の交差の仕方に問題があると思われる、0.951の確率で選ばれた。一方、右の例は3画目の交差に問題があると思われるが、他にも2画目と3画目の交差の仕方にも問題があるためか、0.246と低い確率で選ばれた。

表6は主要因として選ばれた部品の内訳である。括弧内の数値は当該の161サンプル中、その文字部品の主観評価値も「悪」であった内数である。例えば、3画目の文字部品は105サンプルが「悪」に属していたが、主要因として選ばれたのはわずか9サンプルであり、他に比べて検出されにくい。文字「あ」の場合、1画目、2画目と比べて3画目は丸い形状をしており、今回の特徴量の中に丸さを表すものが無かったためと思われる。

5. おわりに

特定の主観評価者のモデルを事例をもとに自動学習する試みとして、文字「あ」をサンプルに実験を行った。主観評価者の感想として、確率が1.0あるいは0.0の文字は明らかに「良」と「悪」に見えるが、0.5付近の文字は見直すと「良」にも「悪」にも見えるという。主観評価値そのものにも曖昧さがあるので、100%の一致率を目指す必要はないが、72.2%という一致率が十分か否かについて、人間の主観評価の再現率を調査する必要があるだろう。

謝辞 本研究は文科省科研費(基盤C)課題21500124として行った。

参考文献

- [1] 野辺, 他, “ペン字・書道を事例とした遠隔教育における文字の美的評価の一手法,” 情報処理学会全国大会, 2003.
- [2] 野原, 他, “ペジアンネットワークを用いた手書き文字の美的評価,” 北陸地区学生による研究発表会, 2009.
- [3] JAIST I IPL オンライン手書き文字データベース, <http://iipl.jaist.ac.jp/research/moji/db/>
- [4] 中村, 木戸井, “筆跡鑑定の知見に基づく漢字文字列からの個人性の抽出,” 信学技報, 2004.
- [5] 三好, “手書き文字評価のための特徴抽出,” 金沢大学教育学部紀要, 2006.