

# 悪筆文字の定量化とその構造的特徴

渡 邊 洋 一

(心理学)

猿 田 和 樹

(秋田県立大学システム科学技術学部)

従来のわれわれの研究では、人にも OCR にも判読が困難な文字の特徴として、詳細な特徴抽出が困難な「つぶれ字」と、特徴間の関係の歪んだ「崩れ字」を指摘してきた。しかし、これらはいずれも定性的な記述でしかなかった（猿田・渡邊, 1999a, 1999b）。

人にとって判読が困難な文字は一言でいえば「悪筆」といえる。しかし単に悪筆といったのではあいまいなままである。たとえば達筆の反対という意味では「下手な字」ということになり、書字規範からの逸脱を指したり美的基準による評価をも含む漠然とした概念となる。「悪筆」を客観的・定量的に把握することができないだろうか。これが本研究の主題である。

一般に、人あるいはコンピュータによる文字認識を研究する上でまず問題となるのは、認識対象の特性をどのように記述するかという問題である。なぜならば、実験計画上の独立変数である認識材料の特性を明確にしておかなければ、従属変数との対応もあいまいなものになってしまうからである。材料がアルファベット・数字であれば、その種類はおのずから限定される。それに比して、日本語の場合には漢字に限定しても極めて多種多様である。個々の文字の特性としては、複雑性や対称性などの図形的特性や音主率・訓主率（音読みと訓読みとどちらが優勢か）などの音韻的特性、そして連想価のような意味的特性などが一般に用いられる。心理学的な反応測度との対応では出現頻度すなわち親近性が重要な指標とされている（e.g., 渡辺, 1976；海保・野村, 1983；中国語では, Taft, M., & Zhu, X., 1997 など）。

手書き文字を対象とする場合にも、いわば活字体の延長として上述の特性が用いられることが多い。しかし手書き文字の図形的特性は、文字種ごとの変動に、書き手による多様な変動も加わり、その定量的記述は極めて困難なものとなる。それでも、特にコンピュータによる文字認識の領域ではその図形的特性をとらえるためのさまざまな指標が提案されてきた（e.g., 橋本, 1982；石井他, 1998）。ニューラルネットワークを利用したシステムも含めて、コンピュータによる文字認識の目的は、あくまでも認識率の向上であり、必ずしも人の認知システムと同じあるいは似ている必要はない。しかしコンピュータの認識率・認識精度は人を基準としたときに初めて有用なものとなる（e.g., 入江, 2000）。

手書き漢字の品質を定量化する手法は既に提案されたものもあるが、指定した枠いっぱい

に1文字ずつ比較的丁寧に書く形式で収集されたデータベース ETL9を用いたものである(加藤・横澤, 1992)。日常的事態に対応するためには、より自由に筆記された多様な手書き漢字を材料として検討する必要があると考えられた。

この論文では、多変量解析の手法のひとつである数量化理論を用いて、人の判読基準に基づいて悪筆の定量化を図り、あわせて構造的特徴を探った結果について報告する。ただしここでは問題点を明確にするために、「人にとっての読みにくさ」を悪筆の基準とし、「文字の美しさ」は直接には問題としないことにする。

## 方法

### 材料

幅94mm×高さ14mmの枠内に書かれた大学生280人の姓名から、実験者2名でなるべく多様な特徴をとらえるよう抽出した、528個の手書き漢字。したがって全て人名に使われる漢字である。筆記用具は指定せず、鉛筆(シャープペンシル)からボールペンまで多様であった。

### 良筆・悪筆の判定

文字は筆記枠下線部を入れて切り出し、整理の都合上それぞれランダムな番号を付与した。528文字を、枠下線部を水平の基準として1頁当たり11文字×12行に並べ、計4頁の冊子とした。文字は、隣接文字間の影響を相殺するために冊子ごとに16通りの順序のいずれかで配置された。

41名の大学生被験者に「読みやすい文字の番号に○印を」「読みにくい文字の番号に×印を」記入するよう教示した。すなわち、文字ごとに「読みやすい」「読みにくい」「どちらでもない」の3段階の評定を求めたことになる。528文字を評定するのに要した時間は20～30分であった。41名のうち、指示に反して2段階の評定をした8名のデータは分析から除外した。

33名のうち過半数17名以上が「読みやすい」と評定した文字は50文字で、これを「良筆」のサンプルとした。一方、過半数が「読みにくい」と評定した文字は45文字で、これを「悪筆」のサンプルとした。図1 a, bに「良筆」・「悪筆」とされた文字とその評定率を示す。

過半数が一致して評定する文字があるということは、「読みやすい」・「読みにくい」に関して、ある程度人に共通した基準が存在することを示している。

### アイテム・カテゴリーの選定

「良筆」・「悪筆」を外的基準とする数量化理論第II類の分析を実施した。数量化理論第II類とは、いくつかの変数(説明アイテム・カテゴリー)で対象を記述したときに、それぞれの変数に、外的基準である複数のグループ間の距離が最も大きくなるような係数を探す一種の判別分析法である。サンプルは、ひとつのアイテムについて唯一のカテゴリーに該当しな



(a) 過半数が「読みやすい」と評価した文字 (b) 過半数が「読みにくい」と評価した文字

図1 人が「読みやすい」と評価した文字(a)と「読みにくい」と評価した文字(b)。33人中過半数の評価が一致したもの。下線の下の数字は、ランダムに付与した文字ごとの番号と、「読みやすい」とした人の数：「読みにくい」と評価した人の数。

なければならない(駒澤・橋口・石崎, 1998)。

定量化のためには、客観的に計測可能な数値指標を用いて重回帰分析や判別分析という手法を用いることも考えられる。その方がコンピュータによる文字認識に応用する場合にも有用であろう。しかし今回の研究は、まず「悪筆・良筆」を定量的に判別できるかどうかを検討し、その構造を探ることが目的である。したがって、ここでは手書き漢字のもつ多様な特徴をとらえるために数値指標と質的な変数を両方利用できる数量化理論を用いた。

今回採用した説明アイテムは基本的には2つに大きく分けられる。概形特徴と詳細特徴である。概形特徴は、手書き文字を白黒2値に量子化したときに計測可能な黒地面積から導くことのできる指標である。この指標は、文字を図形としたときのおおまかな形やバランスを抽出することが目的であるが、文字ラベルに関わらず測定できる点が特徴である。

詳細特徴は、文字ラベルをある程度限定したときに評価可能な特徴である。ある文字ラベルを表す字形としては特徴が不足しているとか過剰であるとか歪んでいるというような、い

わば概念依存の評価であり，今回は人による判定に従った。

概形特徴をとらえるアイテムは以下の5項目であり，これらはドットに量子化し，次の手続きにより求めた数値をカテゴリーに分類して用いた。下線枠と平行して4辺が文字と接する長方形を文字の概形枠とし，縦横の垂直2等分線の交点を中心として，文字の概形枠を4つの象限に分けた。図2に概形特徴を抽出する模式図を示す。

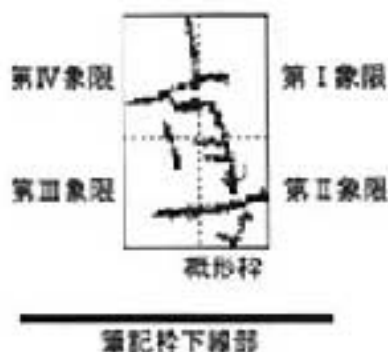


図2 概形特徴抽出の模式図

- (1) 文字の縦横比  $=$  概形枠の縦の長さ／横の長さ  
文字の全体的な縦横の比率で，小さいほど横長型で大きいほど縦長型を示す。
- (2) 文字の左右比 ドット数の左右比  
 $=$  (第III象限+第IV象限) / (第I象限+第II象限)  
文字の左右の比を示す指標で，小さければ右，大きければ左の比重が大きいことを示す。
- (3) 文字の上下比 ドット数の上下比  
 $=$  (第I象限+第IV象限) / (第II象限+第III象限)  
文字の上下の比を示す指標で，小さければ下，大きければ上の比重が大きいことになる。
- (4) 文字の対角比 ドット数の傾き比  
 $=$  (第I象限+第III象限) / (第II象限+第IV象限)  
文字の対角的な比を示し，小さければ左斜め成分が，大きければ右斜め成分の比重が大きい。
- (5) 文字の大きさ  $=$  総ドット数  
今回は直接ドット数を用いたが，筆記枠内の比率に変換すれば他へも適用可能である。

詳細特徴をとらえるアイテムは以下の5項目である。量子化以前のサンプルを著者2名を

含む3名で判定して、2名以上が一致したカテゴリーに分類した。

(6) 点・線の長さ

文字を構成する点・線に、短かすぎたり長すぎたりするものが一部分でも含まれているか否か。

(7) 線の揺らぎ

文字を構成する線に、不必要に波打ったり曲がったりしている部分が含まれているか否か。ただし「しんにゅう」のような文字固有の揺らぎは含まない。

(8) 点・線の省略

文字を構成する点・線が省略されている部分の有無。ただし、続け書きによる省略は(10)に分類。

(9) 点・線の交差・接触

文字を構成する点・線が不必要に交差したり、接触している部分が含まれているか否か。

(10) 点・線の連続

点・線が連続している部分が含まれているか否か。

### 数量化理論第II類による分析結果

数量化理論第II類による分析の結果、各アイテムのレンジ・偏相関係数などは表1の通りとなった。10個のアイテムには、それぞれ表1に示すカテゴリーを設けたが、分析の当初はより細かくカテゴリー分けされていた。該当サンプルが極度に少ないカテゴリーは過大に評価されがちだし、カテゴリー数量の変化が非線形な場合には解釈が困難になる。これらの理由により何度か分析を重ねた末に採用されたアイテム・カテゴリーが表1に示されている。

個々の文字サンプルについて表1のアイテム・カテゴリーに従ってチェックしたとき、該当するカテゴリー数量の合計値をサンプル数量とよぶ。今回用いた95個の文字について、数量化理論第II類によって求められたサンプル数量の累積分布を図3に示す。図の横軸のサンプル数量が正の値で大きいほど読みやすく、負の値で大きいほど悪筆と判別されることになる。

数量化理論第II類の判別のよさは相関比と判別の中率を指標とすることができる。相関比は表1に示すように0.64であり、カテゴリー数量を正規化してミニマックス的中率を求めると90.8%という高い値が得られた。これらのアイテム・カテゴリーを用いて、人が悪筆と判断するか否かを高い精度で予測できることが示されたといえる。

数量化理論第II類では、レンジ・偏相関係数の大きさによって、個々のアイテムの判別へ

表1 数量化理論第II類によるアイテム・カテゴリー数量とレンジ・偏相関係数

アイテム	カテゴリー	頻度	カテゴリー数量	レンジ	偏相関係数
1. 縦横比	0.7未満	5	-0.84	1.04	0.40
	1.3未満	72	0.20		
	1.3以上	18	-0.56		
2. 左右比	0.8未満	24	0.14	0.19	0.11
	0.8以上	71	-0.05		
3. 上下比	1.2未満	85	0.07	0.67	0.24
	1.2以上	10	-0.60		
4. 対角比	0.9未満	34	-0.22	0.34	0.19
	0.9以上	61	0.12		
5. 総ドット数	70未満	33	-0.37	0.56	0.30
	70以上	62	0.19		
6. 点・線の長さ	点・線が短かすぎか長すぎ	37	-0.25	0.41	0.24
	点・線に問題はない	58	0.16		
7. 線の揺らぎ	線が波打ったり曲がっている	29	-0.11	0.15	0.08
	線はなめらか	66	0.05		
8. 省略	点・線が省略	22	-0.58	0.76	0.31
	省略はない	73	0.18		
9. 交差・接触	点・線が不要な交差・接触	21	-0.42	0.54	0.28
	不要な交差・接触はない	74	0.12		
10. 連続	点・線が連続している	26	-0.56	0.77	0.35
	連続はない	69	0.21		
相関比		0.64			
重相関係数		0.80			

の寄与の大きさがわかる。レンジはカテゴリー数量の単純な範囲であるが、偏相関係数はアイテム間の相関を除去した場合の判別への寄与を示すものと解釈される。カテゴリー数量の符号で、そのカテゴリーが「悪筆」・「良筆」どちらに寄与するかがわかる。

表1の結果によれば、最も判別への寄与が大きいのは文字の縦横比で、これがあまりに大きくても小さくても悪筆と判定されることになる。次に寄与の大きいのは線分の連続の有無で、当然、連続していれば悪筆と判定される。以下、総ドット数つまり文字の大きさが小さく、線分が交差したり接触して、上部の比重が大きくて線分の長短に過不足がある場合

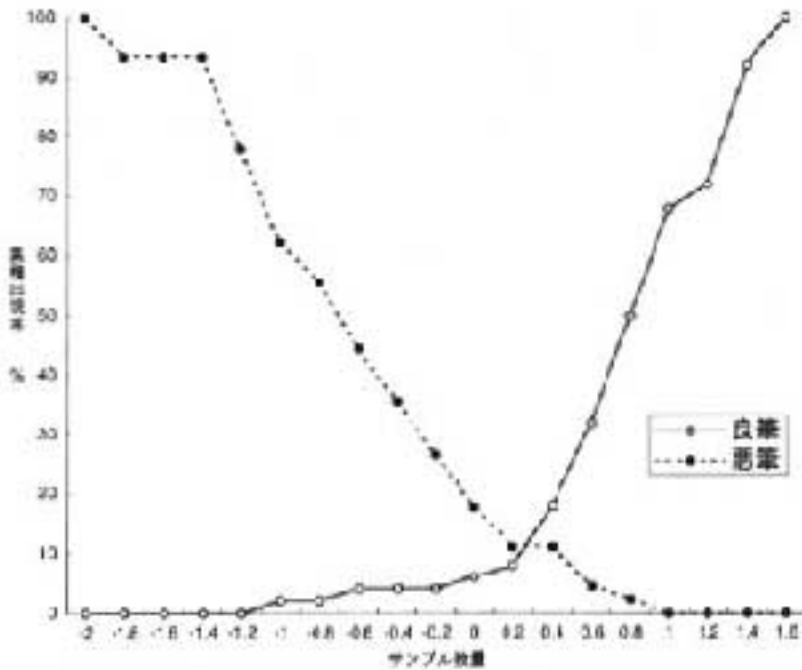


図3 数量化理論第II類によるサンプル数量の累積出現率

には悪筆と判定されやすいことがわかる。それに比べて、線分の揺らぎや文字の左右比は悪筆・良筆の判別にあまり寄与しないらしい。

ちなみに、アイテム1から5の概形特徴のみで分析すると相関比は0.30となり、概形特徴と詳細特徴の双方が総合されてはじめて高い精度での判別が可能となっていることがわかる。これらは日常的にも妥当と思われる特徴であるが、この手法の意義は、それを定量化できることにある。

### 数量化理論第III類による分析結果

ここで、「悪筆」・「良筆」という基準をいったん離れて、今回用いたアイテム・カテゴリーが相互にどのような関係になっているのか考えてみよう。

判別に用いた数量化理論第II類と同じ多変量解析的手法に数量化理論第III類という分析法がある。これは外的基準のない質的構造分析といわれる手法で、サンプルとそれらをとらえるアイテム・カテゴリーがあるとき、この間の相関が最大になるような軸を求めるものである。ひとつのサンプル(手書き文字)は、先の数量化理論と同じく10個のアイテム内でそれぞれのカテゴリーのいずれかに該当する。このとき、サンプルはサンプルどうし、アイテム・カテゴリーはアイテム・カテゴリーどうしで、似たパターンはなるべく近く、異なるものは

できるだけ遠くなるように配置しなおす手続きとすることができる。

数量化理論第II類と同じデータを用いて数量化理論第III類を実施した結果のうち、固有値1.0以上の相関軸について表2に示す。これら5つの軸をあわせて累積寄与率が64%という結果は、数量化理論第II類の相関比と対応しており、数量化理論第II類の判別が多次元的背景をもつことを明らかにみることができる。

理解のために、第1相関軸と第2相関軸との関係だけを二次元的に表したのが図4である。第1相関軸正の値に「良筆」に寄与するカテゴリーが比較的まとまっているのに対して、「悪筆」に寄与するカテゴリーは散らばりが大きくなっていることがわかる。この様相は第3相関軸以下についても同様である。

表2 数量化理論第III類の結果

アイテム	カテゴリー	略称	第1相関軸	第2相関軸	第3相関軸	第4相関軸	第5相関軸
1. 縦横比	0.7未満	横長	-1.83	8.04	16.24	23.30	-0.11
	1.3未満	正方	1.16	-1.44	0.47	-1.55	-2.54
	1.3以上	縦長	-4.13	3.53	-6.40	-0.26	10.21
2. 左右比	0.8未満	右重	0.77	0.72	-8.70	1.87	-0.93
	0.8以上	左重	-0.26	-0.25	2.94	-0.63	0.32
3. 上下比	1.2未満	下重	0.78	-0.56	1.34	0.07	0.80
	1.2以上	上重	-6.66	4.71	-11.44	-0.56	-6.80
4. 対角比	0.9未満	左斜	-3.70	1.23	3.43	-1.77	2.11
	0.9以上	右斜	2.06	-0.68	-1.91	0.99	-1.18
5. 総ドット数	70未満	小	-2.99	5.13	0.56	-1.66	2.60
	70以上	大	1.59	-2.73	-0.30	0.89	-1.38
6. 点・線の長さ	点・線が短かすぎか長すぎ	長短あり	-3.18	3.18	1.19	-0.47	-3.23
	点・線に問題はない	長短なし	2.03	-2.03	-0.77	0.30	2.07
7. 線の揺らぎ	線が波打ったり曲がっている	ゆらぎあり	-2.43	-2.55	-2.76	10.01	0.03
	線はなめらか	ゆらぎなし	1.07	1.12	1.21	-4.39	-0.01
8. 省略	点・線が省略	省略あり	-6.34	-6.18	2.42	1.04	-1.97
	省略はない	省略なし	1.91	1.86	-0.73	-0.31	0.60
9. 交差・接触	点・線が不要な交差・接触	交差あり	-1.39	-5.23	-0.08	-1.32	12.32
	不要な交差・接触はない	交差なし	0.40	1.48	0.02	0.38	-3.49
10. 連続	点・線が連続している	連続あり	-5.15	-4.51	-0.68	-3.86	-4.25
	連続はない	連続なし	1.94	1.71	0.29	1.42	1.58
固有値			0.1853	0.1634	0.1322	0.1171	0.1061
寄与率			0.1685	0.1486	0.1202	0.1065	0.0965
累積寄与率			0.1685	0.3171	0.4372	0.5437	0.6402



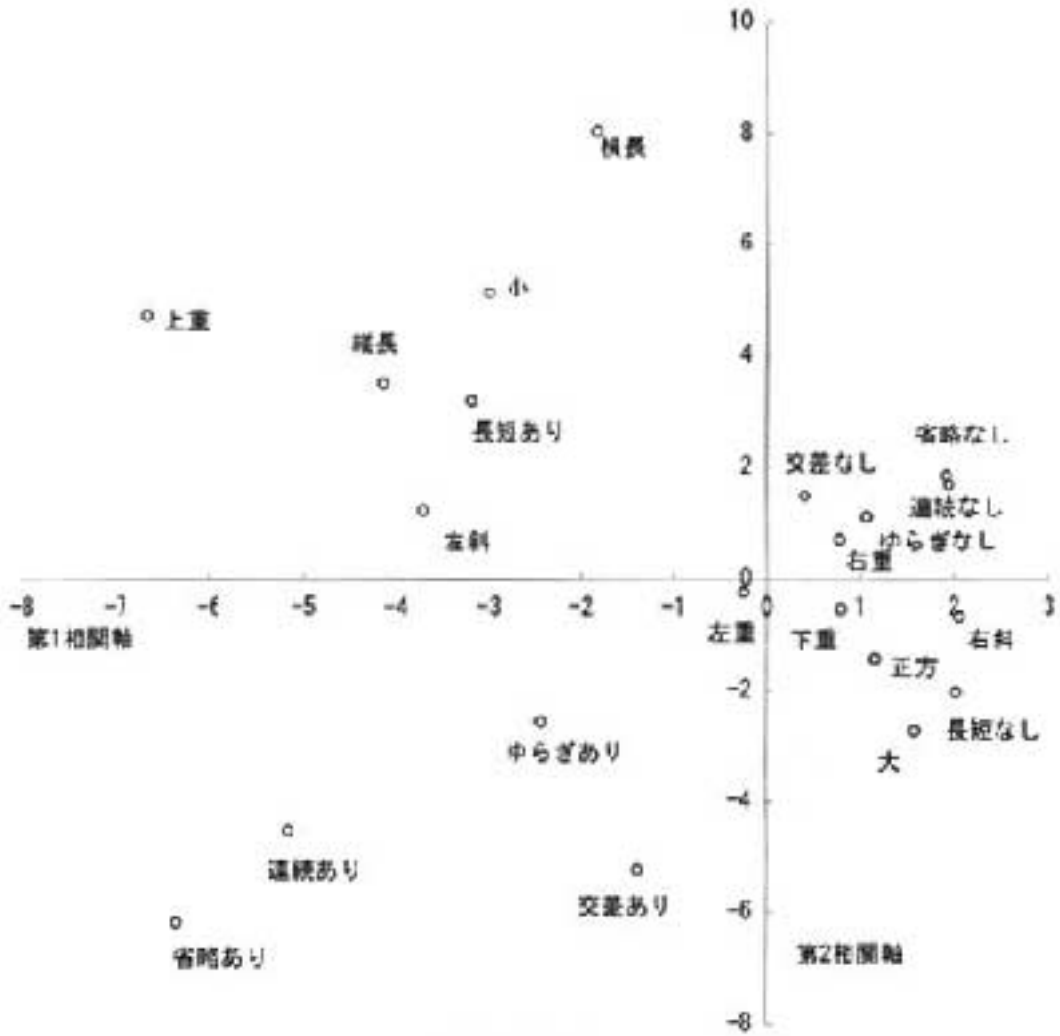


図4 数量化理論第Ⅲ類によるカテゴリーの二次元布置  
(それぞれ表2の略称で表示)

### 考察

概形特徴と詳細特徴を総合することによって、高い精度で手書き文字の読みやすさ・読みにくさを定量化することが可能であることが示された。

概形特徴は文字の白黒領域の比に基づく比較のおおまかな情報であり、心理学的にはボトムアップ処理される特徴ということもできる。空間周波数の点からいえば低周波数領域の情報であり、視覚情報処理過程でも比較的低次のレベルで処理されるといわれる(伊藤・深田・

廣瀬，1996；二瀬・行場，1996；東垣内，1998）。

詳細特徴は、文字ラベルがある程度限定された後にしか機能しないという意味でトップダウン的な情報処理となる。ひとつあるいは複数の文字候補の図形的表象を基準として、個々の線分の有無やその長さ、線分の交差・接触や連続という線分間の部分的特徴を精査するような情報処理である。

人の視覚情報処理は、全体と部分、ボトムアップ処理とトップダウン処理が総合して達成される。我々が今回用いたのは数量化理論という相関分析的手法ではあるが、人の情報処理とも対応可能な変数を用いて高い予測精度を得ることができた。今後、さらに実験心理学的な知見を取り入れていくことで妥当性を高めることも可能と考えられる。

90%という高い精度で判別できるという結果であるが、個々の文字について判別結果をながめてみると、中には疑問に思われる判定結果もある。たとえば No.3613のサンプル（「石」）は、数量化分析に先立つ評価では33人中32人が「悪筆」と判定し「良筆」と判定した者はいない（図1参照）。それにもかかわらず数量化理論によればそのサンプル数量は0.467で一応「良筆」と分類されてしまう。概形的には左に傾きバランスが欠けているようにみえるが、線分の交差も省略もなければ揺らぎもないということで結果的には悪筆と判別する要件を満たしていないことになる。対角比のアイテムは文字の全体的な傾きや歪みを抽出する目的で導入したのだが、十分に機能しなかった可能性がある。

ドット・パターンに変換して全体の量と各領域の比によって文字全体の特徴を抽出する方法は、たとえば今回は該当するサンプルがなかったが、概形枠に対するドット数の過剰という形で「つぶれ字」を検出することも可能なはずである。「歪み」「ねじれ」のような知覚的印象に合致する特徴を抽出できなかったのは、ひとつには線分の方向を検出できなかったことによると考えられる。

線分の方向や長さの検出は視覚情報処理過程の最も基礎的なレベルでなされる。さらに人の視覚系には補完の働きがあり、現実には線分が存在しなくても周囲の情報により形が知覚される（Kanizsa,1979）。今後、文字を構成する主要線分や概形から、心理学的な文字の傾きや歪みに関する特徴を抽出する方法についてさらに検討する必要があるだろう。

図4の第1相関軸正方向に集中しているカテゴリーを見ると、「良筆」寄与群は活字体の特徴といえるかもしれない。初めに「悪筆」・「良筆」の判定を求めたときに、被験者の判定基準に活字体が影響していた可能性が考えられる（堀・押木，1997）。

一方、省略・連続・交差接触があるという特徴は、行書・草書体の特徴ともいえ、一概に「下手な字」とはいえない。書道ではあえて上下左右均等をくずす書き方も存在する（例えば、魚住，2000）。図4は「悪筆」についての判定基準の多様性を反映するものと考えられる。このことは、たとえば、今回は除外した感性的判断を含めて検討することの必要性を示すも

のといえよう。

## まとめ

230人の姓名から選択した漢字528文字を材料として、「悪筆」の判定基準とその構造を探った。

まず33名の被験者のうち過半数が「読みやすい」あるいは「読みにくい」と判定する文字をそれぞれ50文字・45文字抽出することができた。このことは、「悪筆」・「良筆」について、人之間である程度一致した判定基準が存在することを示している。

この判定を外的基準とし、文字の概形特徴と詳細特徴を抽出する10個のアイテム・21個のカテゴリーを説明変数とする数量化理論第Ⅱ類による分析を実施した。その結果、相関比0.64、ミニマックス的中率90.8%という高い精度で判別が可能であることが示された。この概形特徴と詳細特徴という分類は心理学的にも妥当であると考えられた。

同じアイテム・カテゴリーを用いて数量化理論第Ⅲ類による構造分析を実施した。その結果、「良筆」判定に寄与するカテゴリーは集中しているのに対し、「悪筆」判定に寄与するカテゴリーは広く分散していることが示された。

判別にはなお精度を高める余地があり、概形特徴の指標をさらに洗練するとともに、まだ定性的な分類に依存している詳細特徴について妥当な客観的指標を見いだすのが今後の課題である。

## 注

本研究は科学研究費(基盤研究B 課題番号12480093)の補助による。

## 引用文献

- 橋本新一郎 1982 文字認識概論 電気通信協会.  
堀 千鈴・押木秀樹 1997 手書き漢字字形の多様性に関する基礎研究—印刷用字形の影響および書字しやすい方向性を中心に—, 書写書道教育研究, 第11号.  
入江文平 2001 文字認識技術 —文字認識は終わっているか?—, 情報処理, 第46巻, 第6号, 617-620.  
石井健一郎・上田修功・前田英作・村瀬 洋 1998 わかりやすいパターン認識 オーム社.  
伊藤勝弘・深田昭三・廣瀬等 1996 空間周波数フィルタリングによる漢字形態処理の検討, 心理学研究, 第67巻, 第3号, 161-166.

- 海保博之・野村幸正 1983 漢字情報処理の心理学 教育出版.
- 加藤隆仁・横澤一彦 1992 手書き文字品質の定量評価, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J 75-D-II, No. 9, 1573-1581.
- Kanizsa, G. 1979 Organization in Vision: Essays on Gestalt Perception. 野口薫 監訳 1985 視覚の文法 サイエンス社.
- 駒澤勉・橋口捷久・石崎龍二 1998 新版パソコン数量化分析 朝倉書店.
- 二瀬由理・行場次朗 1996 持続的注視による漢字認知の遅延—ゲシュタルト崩壊現象の分析—, 心理学研究, 第67巻, 第3号, 227-231.
- 猿田和樹・渡邊洋一 1999a 悪筆文字の認識—人間とニューラルネットワークとの比較—, 山形大学紀要（人文科学）, 第14巻, 第2号, 69-83.
- 猿田和樹・渡邊洋一 1999b ニューラルネットワークを用いた OCR と人間による手書き漢字認識, 電子情報通信学会技術研究報告, HIP・99-22, 19-24.
- Taft, M. and Zhu, X. 1997 Submorphemic processing in reading Chinese, *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 23, 3, 761-775.
- 東垣内徹生 1998 漢字の同定における文字の全体的特徴の役割について, 心理学研究, 第69巻, 第1号, 33-38.
- 魚住和晃 2000 現代筆跡学序論 文春新書.
- 渡辺茂 1976 漢字と図形 日本放送出版協会.

**A method for assessing the legibility of  
handwritten Kanji characters  
: A study on the properties of  
'poorly' written characters**

Yoichi WATANABE  
Kazuki SARUTA

Handwritten Kanji characters were assessed by Hayashi's Quantification Method: a multivariate analysis on categorical variables. Sample characters were 528 handwritten characters selected from signatures written by 230 students. Thirty three subjects were asked to classify these characters into three levels of legibility: Good-Ordinary-Poor. Good-writing and Poor-writing characters were selected on the majority of this classification. As a result, 50 characters were selected as Good-writing group and 45 characters were selected as Poor-writing one. These characters were analyzed by the Quantification Method. The predictor variables were some global features and local features. First, a discriminant analysis of this method was proceeded between Good-writing group and Poor-writing group. The minimax hit rate of this analysis was 90.8%. The most contributory variable for discrimination was a global feature: the rate of the height and the width of character, and the second variable was a local feature: the presence/absence of the continuity of strokes. Thus, it was shown that we can assess quantitatively the legibility of handwritten Kanji characters by their global features and local features. Next, a structure analysis of this method was proceeded to map these features in a multidimensional space. As a result, it was observed that the features contributing for Good-writing were plotted in relatively narrow area. On the other hand, the features for Poor-writing scattered over wide area. These results suggest that the 'Poor-writing' should include multivariate factors.