パターン情報による認証システムの研究

日大生産工(院)　○鼻和　龍一　日大生産工　吉田典正
(株)ツムラ　矢野耕也

1. 研究目的

現在、文字や画像等の自動認識システムを含め、パターンを考慮した個人などの特定対象を認証する研究が盛んに行われている。それらパターン評価に関する解析は、誤差が存在することで解析や評価を困難なものとしている。異なると判断される根拠とは、標準からのズレと同時に、標準パターンからのズレであり、誤差と明白なパターン差を識別する技術が必要である。

マハラノビス距離 1)2)とは、正常の状態を基準として、比較する対象との距離を求めるものである。異常や不良があれば距離が大きくなる。本研究では、マハラノビス距離がパターン情報の認証にどれほど使えるかを検証することを目的とし、文字認識を対象とした認証システムの研究を行う。

2. MT システム

MT システム(マハラノビス・タグチシステム)は、田口玄一博士によって提唱されたパターン情報処理の理論で、「パターン情報処理とは計測尺度を作ることである」という考えに基づいている。文字や画像、音声などの認識技術に利用されていて、多くの実用例がある。つまり計測値と基準としているデータとの距離がどれぐらいあるのかを計算して適合しているかどうかを判定する手法である。マハラノビス距離を品質工学の世界に応用したのが田口博士であることから、MT システムと呼ばれるようになった。

MT システムにおける SN 比とは、有効情報(Signal)と無効情報(Noise)の比である。無効情報が小さく、有効情報が大きければ、結果として SN 比が大きくなり、SN 比が大きいということは、その対象の機能が優れているということを示す。

マハラノビス距離とは、インドの統計学者であったマハラノビス博士によって提案された。多変量のデータを一つの数値にまとめて評価尺度とするもので、統計量の尺度の一つとして広く使われている。正常の状態を基準として、データから異常を検出するために用いられる。

3. 手法の概要

本研究ではタブレットを用いて決められた範囲内に文字を書くことにより、その文字の認識･識別を行う。本研究では、32×32 ピクセル内の範囲内に書くことを前提として考えている。図 1 に実行画面を示す。

描いた文字を 0,1 のデータとして表すと図 2 のようになる。

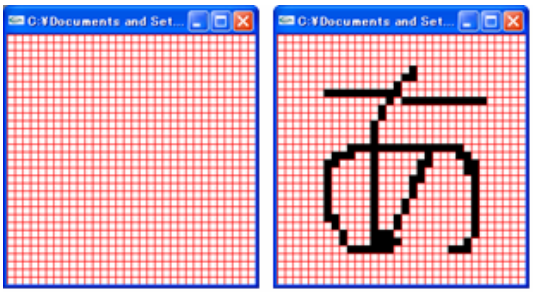

図 1　実行画面

A Study on Authentication System Based on Pattern Information

Ryuichi HANAWA, Norimasa YOSHIDA and Kouya YANO

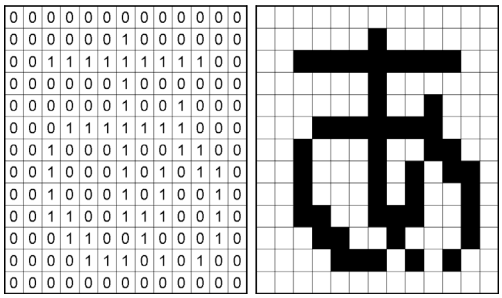

図２　「あ」を 0,1 で表したデータ

4. 解析手法

測定項目(評価パラメータ)を $X_1 \sim X_k$ (k 項目)と仮定する。これは元情報であるため、多いほうの精度が高いことはいうまでものない。そこで表１のようなデータと解析値を使用する。サンプル数を n、平均値を m、さらに測定項目に重要度があれば、加重平均をかけることで重み付けを行う。

表１　測定項目、測定データと解析形式

	測定項目				
Sample	X_1	X_2	⋯	X_k	線形式 L
1	x_{11}	x_{12}	⋯	x_{1k}	L_1
2	x_{21}	x_{22}	⋯	x_{2k}	L_2
⋮	⋮	⋮	⋱	⋮	⋮
n	x_{n1}	x_{n2}	⋯	x_{nk}	L_n
平均値	m_1	m_2	⋯	m_k	

文字の識別に関しては、SN 比 L を用いる方法と、マハラノビス距離を用いる方法を使用する。SN 比 L を用いる方法では、次の式によって SN 比 L を求める。

$$L = m_1 y_1 + m_2 y_2 + \cdots + m_k y_k \quad (1)$$

y は新規に描いた文字のデータである。

マハラノビス距離を用いる方法では、品質工学の標準 SN 比 η と MT 法の認識システムの方法を使用する。

ここで、測定項目 X_1 の望目特性の SN 比 η' を次の式(2)～(6)を用いて算出する。

$$S'_{T1} = x_{11}^2 + x_{21}^2 + \cdots + x_{n1}^2 \quad (2)$$

$$S'_{m1} = \frac{(x_{11} + x_{21} + \cdots + x_{n1})^2}{n} \quad (3)$$

$$S'_{e1} = S'_{T1} - S'_{m1} \quad (4)$$

$$V'_{e1} = \frac{S'_{e1}}{n-1} \quad (5)$$

$$\eta'_1 = \frac{\frac{1}{n}(S'_{m1} - V'_{e1})}{V'_{e1}} \quad (6)$$

同様に $X_2 \sim X_k$ ごとにそれぞれの SN 比 $\eta'_2 \sim \eta'_k$ を求める。

線形式 L に式(6)でもとめられた望目特性の SN 比 $\eta'_1 \sim \eta'_k$ を用いて重み付けを行う。測定項目 $X_1 \sim X_n$ についてそれぞれ平均値 $m_1 \sim m_k$ を求めて、これを信号因子とする。すなわち有効除数 r は、

$$r = m_1^2 + m_2^2 + \cdots + m_k^2 \quad (7)$$

また全２乗和 S_T は、

$$S_T = x_{11}^2 + x_{12}^2 + \cdots x_{nk}^2 \quad (8)$$

$$L_1 = \frac{\eta'_1 m_1 x_{11} + \eta'_2 m_2 x_{12} + \cdots + \eta'_k m_k x_{1k}}{\eta'_1 + \eta'_2 + \cdots + \eta'_k} \quad (9)$$

変動 S_β は次式で表される。

$$S_{\beta 1} = \frac{L_1^2}{r} \quad (10)$$

誤差変動 S_e、誤差分散 V_e は次式で表される。

$$S_{e1} = S_T - S_{\beta 1} \quad (11)$$

$$V_{e1} = \frac{S_{e1}}{k-1} \quad (12)$$

よって、表 1 の Sample における感度 β と SN 比 η は、

$$\beta_1 = \frac{L_1}{r} \quad (13)$$

$$\eta_1 = \frac{\sqrt{V_{e1}}}{\beta_1} \quad (14)$$

となる。あとは式(9)～式(14)を n 回繰り返し、

β と η の 2 変数に縮約を行う。最後は、β_1～β_n、η_1～η_n のデータから分散･共分散行列を作り、マハラノビス距離 D^2 を求める。

$$s_\beta^2 = \frac{(\beta_1 - \bar{\beta})^2 + (\beta_2 - \bar{\beta})^2 + \cdots + (\beta_n - \bar{\beta})^2}{n-1} \tag{15}$$

$$s_\eta^2 = \frac{(\eta_1 - \bar{\eta})^2 + (\eta_2 - \bar{\eta})^2 + \cdots + (\eta_n - \bar{\eta})^2}{n-1} \tag{16}$$

$$s_{xy} = \left((\beta_1 - \bar{\beta})(\eta_1 - \bar{\eta}) + (\beta_2 - \bar{\beta})(\eta_1 - \bar{\eta}) + \cdots + (\beta_n - \bar{\beta})(\eta_n - \bar{\eta})\right)/(n-1) \tag{17}$$

$$A_{11} = s_\beta^2$$
$$A_{12} = A_{21} = s_{\beta\eta}$$
$$A_{22} = s_\eta^2$$

$$D^2 = \frac{1}{2}\begin{pmatrix} A_{11}(\beta - \bar{\beta})^2 + 2A_{12}(\beta - \bar{\beta})(\eta - \bar{\eta}) \\ + A_{22}(\eta - \bar{\eta})^2 \end{pmatrix} \tag{18}$$

5. 実験結果

すべての文字を 30 回学習させてから､「あ」､「い」､「う」､「え」､「お」をそれぞれ 50 回描画し、どの文字を描画したとき、どの文字か識別した統計を取った。以下の表がそれぞれの条件において識別した結果である｡表 3 は、SN 比 L を用いて識別したもの。表 4 は、マハラノビス距離を用いて識別したものである。

次に、図 2 の右図の文字が描かれていない部分(左図の 0 の部分)を－10 にして描いた文字のデータとの格差をつけることでより識別しやすくなるのではないかと考えた。このように 0 の部分を負の数にすることを負の負荷を与えると呼ぶ。負の負荷を与えた場合の例を図 3 に示す。負の負荷を与えた場合の結果を表 5、表 6 に示す。表 5 は、SN 比 L を用いて、負の負荷を与えて識別したもの。表 6 は、マハラノビス距離を用いて、負の負荷を与えて識別したものである。

-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10
-10	-10	-10	-10	-10	-10	1	-10	-10	-10	-10	-10	-10
-10	-10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	-10	-10
-10	-10	-10	-10	-10	-10	1	-10	-10	-10	-10	-10	-10
-10	-10	-10	-10	-10	-10	1	-10	-10	1	-10	-10	-10
-10	-10	-10	1	1	1	1	1	1	1	-10	-10	-10
-10	-10	1	-10	-10	-10	1	-10	-10	1	1	-10	-10
-10	-10	1	-10	-10	-10	1	-10	1	-10	1	1	-10
-10	-10	1	-10	-10	-10	1	-10	1	-10	-10	1	-10
-10	-10	1	1	-10	-10	1	1	1	-10	-10	1	-10
-10	-10	-10	1	1	-10	-10	1	-10	-10	-10	1	-10
-10	-10	-10	-10	1	1	1	-10	1	-10	1	-10	-10
-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10	-10

図 3　負の負荷を与えたデータ

表 3　SN 比 L を用いた識別結果

		描画した文字				
		あ	い	う	え	お
識別した文字	あ	49 (98%)	10 (20%)	12 (24%)	0	12 (24%)
	い	0	32 (64%)	0	0	0
	う	0	1 (2%)	27 (54%)	1 (2%)	0
	え	1 (2%)	0	11 (22%)	49 (98%)	0
	お	0	7 (14%)	0	0	38 (76%)

「い」の識別の割合とは、「い」と描いたときに「い」と識別される割合のことである。表 3 において、「い」と「う」の識別の割合が他の文字に比べて低い。「お」と描いたときに、「あ」と識別される割合と、「う」と描いたときに、「あ」と識別される割合と「え」と識別される割合が 2 割以上ある。

表 4　マハラノビス距離を用いた識別結果

		描画した文字				
		あ	い	う	え	お
識別した文字	あ	32 (64%)	0	2 (4%)	1 (2%)	1 (2%)
	い	0	45 (90%)	3 (6%)	0	3 (6%)
	う	3 (6%)	2 (4%)	44 (88%)	13 (26%)	2 (4%)
	え	0	0	0	33 (66%)	0
	お	15 (30%)	3 (6%)	1 (2%)	3 (6%)	44 (88%)

表 4 において、「あ」と「う」の識別される割合が他の文字と比べて低い。「あ」と描いた

ときに「お」と識別される割合が 3 割あり、「え」と描いたときに「う」と識別される割合も 2 割以上ある。

表 5　負の負荷を与えて
SN 比 L を用いた識別結果

		描画した文字				
		あ	い	う	え	お
識別した文字	あ	50 (100%)	16 (32%)	7 (14%)	0	10 (20%)
	い	0	28 (56%)	0	0	0
	う	0	0	38 (76%)	0	0
	え	0	0	5 (10%)	50 (100%)	0
	お	0	6 (12%)	0	0	40 (80%)

表 5 において、「い」と描いたときに「あ」と識別される割合が 3 割以上、「お」と描いたときに「あ」と識別される割合が 2 割ある。表 3 と比べると、「う」と認識する割合が増したが、「い」と認識する割合が減った。

表 6　負の負荷を与えて
マハラノビス距離を用いた識別結果

		描画した文字				
		あ	い	う	え	お
識別した文字	あ	13 (26%)	0	0	0	0
	い	0	37 (74%)	42 (84%)	11 (22%)	5 (10%)
	う	37 (74%)	9 (18%)	8 (16%)	33 (66%)	36 (72%)
	え	0	0	0	6 (12%)	0
	お	0	4 (8%)	0	0	9 (18%)

表 6 において、「い」以外の文字は、きちんと識別されなかった。認識率が 7 割を超えたのは「い」だけで、「あ」の識別される割合は 3 割以下、「う」、「え」、「お」の識別される割合は 2 割以下となった。表 4 と比べると、全ての文字で認識する割合が減少している。

これらの結果から平均的には負の負荷を与えて SN 比 L を用いた識別が最も高い確率で文字の識別ができた。マハラノビス距離を用いた識別の場合、負の負荷を与えないほうが高い確率で文字の識別ができた。表 3 の SN 比 L による識別の結果と比べると平均的にはマハラノビス距離を用いた識別の方が高い確率で識別ができた。

6. まとめ

ここでは、SN 比とマハラノビス距離を用いて、パターン認識をする手法及びその計算方法について述べた。記述した SN 比 L を用いた手法とマハラノビスの距離を用いた手法を使うことにより、「あ」「い」「う」「え」「お」の文字を描いたときにどの文字であると識別したかの結果を示した。結果としては、負の負荷を与えて SN 比 L を用いた識別が最も高い確率で文字の識別ができたが、マハラノビス距離を用いた識別の場合でも SN 比 L を用いた識別と平均的にはそれほど大きな差はなかった。この理由の 1 つとして、Sample 数が少ないためではないかと考えている。その他にも、計算式が不十分であるとも考えられる。

今後の展望としては、現在行っている 32×32 ピクセルのままでよいのかどうかを検証しなければならない。他にも、文字の太さ、筆圧などによっても測定結果が違ってくる可能性がある。また、本研究ではタブレットを用いた文字認証のみを行っているが、スキャナを用いた手書き文字の識別も必要ではないかと考えている。さらに、被験者を多くして実験を行いたいと考えている。

参考文献

1) 田口玄一: MTA(マハラノビス・タグチ余因子)法のパターン認識,標準化と品質管理,日本規格協会,Vol.58,No.10,pp.59-65,2005.
2) 矢野耕也: はじめての品質工学 初歩的な疑問を解決しよう,日本規格協会,2006