

# 相関法を用いたパターン認識

瀬 良 豊 士\*

Pattern Recognition by the Use of the Method for the Cross Correlation

Toyoshi SERA

## Abstract

There are many literatures on pattern recognition by the use of the method for the cross correlation when an unknown pattern is classified in the pattern recognition. But, this method for the pattern recognition possesses the next two weak points. (1) The typical pattern and the unknown pattern must be fitted at the center of the gravity with each pattern and then the cross correlation of the typical pattern and the unknown pattern must be taken. (2) The size of the unknown pattern must be standardized. As the result of these weak points, the unknown pattern is restricted in the position and the size. Then this paper shows the improved pattern recognition by the use of the method for the cross correlation, where the given pattern is lowered in dimension by a pre-procedure and reformed unknown pattern newly to eliminate the preceding weak points.

## 相関法によるパターン認識

### 1. 緒 言

判定方法に相関の考えを用いたパターン認識の文献<sup>1)</sup>、<sup>2)</sup>は多くある。しかし、この方法は、未知パターンを認識するとき、記憶されている代表パタンの重心と、この未知パタンの重心を一致させ相関を求めなければならないという大きな欠点をもっている。さらに、未知パタンの大きさを統一しなければならないという欠点をもっている。このため、入力パターンは非常にきびしい制限が加えられることになる。そこで、ここでは、与えられたパターンから低次元の新しいパターンを構成することにより、以上の2つの欠点を除いた相関法によるパターン認識の方法を示す。あわせて、シミュレーション実験による認識結果も示す。

### 2. 再構成されたパターン<sup>3),4),5)</sup>

さきに述べた2つの欠点を除いた相関法によるパターン認識を行なうため、低次元のパターン(再構成されたパターン)を構成する。そのため、与えられた高次元の量子化されたパターンから、幾何学的な特徴、端点、2分岐点、3分岐点を抽出する。この特徴の抽出方法は、経験的に構成された22個の $3 \times 3$ 次元小マトリックス( $3 \times 3$ 素子コード)集合 $S$ で与えられたパターン

をスキヤニングし、与えられたパタンの(1, 0)と、 $3 \times 3$ 素子コードの(1, 0)が、完全に一致した部分を特徴として抽出する方法である。さて、低次元パタンの構成法を数学的に取り扱うため、 $3 \times 3$ 素子コードの集合 $S$ および与えられたパターンから抽出された特徴集合 $C$ を、

$$S = \{C_i \mid i = 1 \sim 22\} \quad (1)$$

$$C_i = \begin{pmatrix} C_{11}^i & C_{12}^i & C_{13}^i \\ C_{21}^i & C_{22}^i & C_{23}^i \\ C_{31}^i & C_{32}^i & C_{33}^i \end{pmatrix} \cdot$$

$$C_{mn} : 0 \text{ か } 1 \text{ の値, } 1 \leq m, n \leq 3$$

$$C = \{C^j \mid j = 1 \sim q\} \quad (2)$$

とする。この(2)の情報を用いて、認識に必要な情報、すなわち、もとのパタンの形状、傾向(属性)を十分に含んだ低次元パターンを構成する。そのため、集合 $C$ の各要素 $C^j$ を、9次元ベクトル $y_j$

$$y_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{j9}] \quad (3)$$

に変換する写像 $F$

$$F(C^j) = \{y_{jk} = C_{mn}^j \mid k = 3(m-1) + n, 1 \leq m, n \leq 3\} \quad (4)$$

$$F(C^j) : C^j \text{ の要素 } C_{mn}^j \text{ を } k = 3(m-1) + n \text{ の}$$

\* 工業短期大学部電気工学科

関係をもって、 $y_j$ の要素 $y_{jk}$ に変換する写像を表わしている。

と定義する。そこで、この写像 $F$ を用いて、(2)の要素 $C^j$ を $y_j$ に変換し、この $y_j$ を要素とする $q$ 次元ベクトル $Y$ を、

$$Y = \begin{pmatrix} F(C^1) \\ F(C^2) \\ \vdots \\ F(C^q) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{11}, y_{12}, \dots, y_{1q} \\ y_{21}, y_{22}, \dots, y_{2q} \\ \vdots \\ y_{q1}, y_{q2}, \dots, y_{qg} \end{pmatrix} \quad (5)$$

と構成すると、この行列 $Y$ の各列の要素が1となる割合はパターン固有のものとなり、認識に必要な情報を含んでいることが分かる。つぎに、(5)式の列和 $x_j$ を、

$$x_j = \sum_{l=1}^q y_{lj} \quad (6)$$

を要素とする、 $9$ 次元ベクトル $X$ を、

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_j \\ \vdots \\ x_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 = \sum_{l=1}^q y_{l1} \\ x_2 = \sum_{l=1}^q y_{l2} \\ \vdots \\ x_j = \sum_{l=1}^q y_{lj} \\ \vdots \\ x_9 = \sum_{l=1}^q y_{l9} \end{pmatrix} \quad (7)$$

と構成すると、このベクトル $X$ は(2)式で表わされるもとの情報を含んだ。しかも、パタンの形状、傾向を十分に含んだパターンであることが分かる。したがって、このパターンベクトル $X$ は、もとのパターンを次元と情報の両者において圧縮したパターンとみなすことができる。ところで、(7)式は、特徴の数 $q$ によって左右されるので、

$$X^t \cdot X = \sum_{l=1}^q x_l^2 = 1 \quad (8)$$

なるように正規化してやれば、特徴の数 $q$ に左右され

ない正規化された低次元パターンを得ることができる。そして、このパターンを再構成されたパターン (Reformed Pattern) と呼ぶ。この結果、与えられたパターンは、すべて $9$ 次元のパターンに変換、統一され、未知パターンと代表パターンとの相関を取る際に生ずる欠点を取り除かれる。Fig. 1 に再構成されたパターンが形成される過程を示している。

### 3. 代表パタンの作成

相関法を用いて未知パターンを認識するには、この未知パターンと相関を取るための基準となるパターン、すなわち、代表パターン (typical pattern) が必要となる。ここでは、各クラスから任意に選び出されたパタンの確率平均をもって代表パターンとする。そこで、さきに構成されたパタンの集合 $X^s$ 、代表パタンの集合 $M^s$ を

$$X^s = \{X_m^n \mid m=1 \sim K, n=1 \sim N\} \quad (9)$$

$K$ : パタンクラスの数

$N$ : 代表パターン $M^s$ を形成するために、任意に選び出されたパタンの数。

$$M^s = \{M_m \mid m=1 \sim K\} \quad (10)$$

$M_m$ :  $M_m = \{M_{m1}, M_{m2}, \dots, M_{m9}\}$

とすると代表パターン $M_m$ は、

$$M_m = \frac{\sum_{n=1}^N P_m(n) \cdot X_m^n}{\sqrt{\sum_{j=1}^9 (M_{mj})^2}} \quad (11)$$

と求めることができる。ただし、(11)の $M_{mj}$ は、 $M_m$ の要素で、

$$M_{mj} = \sum_{n=1}^N P_m(n) \cdot X_{mj}^n \quad (12)$$

$X_{mj}^n$ : パタン $X_m^n$ の $j$ 番目の要素。

である。

### 4. 理論と判定方法

平面図形パターンは $2$ 次元分布となる。そこで、まず $2$ 次元分布パターンに対する相関を考える。 $2$ つの $2$ 次元分布パターンを $X(x, y)$ 、 $Y(x, y)$ とすれば、 $X$ と

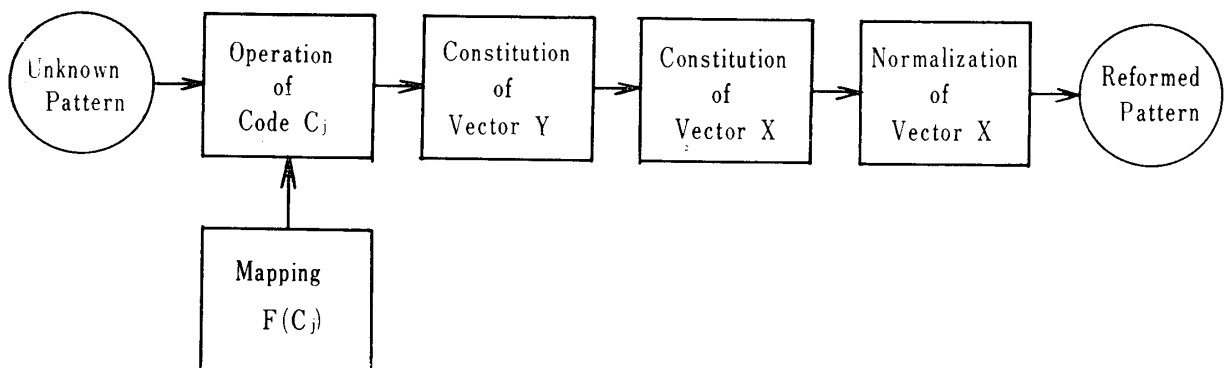


Fig. 1 The forming process of a reformed pattern

$Y$  の相互相関  $\phi_{XY}$  は,

$$\phi_{XY} = \frac{\int_x \int_y X(x, y) \cdot Y(x, y) dx dy}{[\int_x \int_y X^2(x, y) dx dy \cdot \int_x \int_y Y^2(x, y) dx dy]^{1/2}} \quad (13)$$

$\int_x ( ) dx \cdot \int_y ( ) dy$ : 2次元平面全体に渡る積分.

と定義できる. しかし, 計算機では, 量子化されたパターンが取り扱われるので, それに適合した離散的な形に(14)式を書き直すと,

$$\phi_{XY} = \frac{\sum_s \sum_t X_{st} \cdot Y_{st}}{[\sum_s \sum_t X_{st}^2 \cdot \sum_s \sum_t Y_{st}^2]^{1/2}} \quad (14)$$

$\sum_s \sum_t : \int_x ( ) dx \int_y ( ) dy$  に対応するものである.

となる<sup>1)</sup>. つぎに, ここで取り扱われるパターンは, (14)式によって1次元分布のパターンに変換されていることと, (8)式でパターンが正規化されていることを考慮すれば,

$$\phi_{XY} = \sum_t X_t \cdot Y_t \quad (15)$$

と簡単化される. したがって, この(15)式が, ここで取り扱う相互相関を求める式となる. そこで, 未知パターン  $X$  と平均パターン  $M_m$  の相互相関  $\phi_{X \cdot M_m}$  は, (15)式から,

$$\phi_{X \cdot M_m} = \sum_{t=1}^9 M_{mt} \cdot x_t \quad (16)$$

と求められる. これから, 判別定数  $d(X)$  は,

$$d(X) = \max_m \{ \phi_{X \cdot M_m} \mid m = 1 \sim K \} \quad (17)$$

と定義され, 未知パターン  $X$  は, 相互相関  $\phi_{X \cdot M_m}$  の値を最大にするクラス  $m$  に属するものとして識別される. Fig. 2に判別関数  $\phi_{X \cdot M_m}$  の意味を図で示している. 一方, (16)式から判別関数  $D_{mj}(X)$  を,

$$D_{mj}(X) = \phi_{X \cdot M_m} - \phi_{X \cdot M_j} \quad (18)$$

と定義してやれば, 判別関数  $D_{mj}(X)$  は, 線形識別

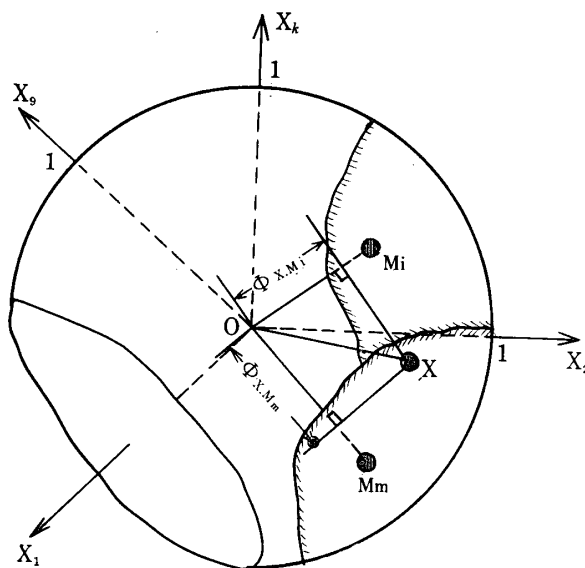


Fig. 2 An illustration of the  $\phi_{X \cdot M_m}$

関数となり,

$$D_{mj}(X) > 0 \quad (19)$$

$$j = 1, 2, \dots, K, \quad m \neq j$$

なる  $m$  を求めれば, (17)式と同様に  $X$  の属するクラスを識別できる.

### 5. 実験方法

この実験では, 手書き文字  $A, B, C, D, E, F, G, H$  を認識対象のパターンとした. 代表パターン  $M_m$  を求めるときは, 各クラスのパターンが等確率で生起するものとし, しかも, 各クラス内でパターン  $X_m^n$  が確率

$$P_m(n) = 1/10, \quad N=10 \quad (20)$$

で生起するものとして, (16)式から求めた. 以上から,  $X^s, M^s$  は

$$X^s = \{ X_m^n \mid m = A \sim H, n = 1 \sim 10 \} \quad (21)$$

$$M^s = \left\{ 1/10 \cdot \sum_{n=1}^N X_m^n \mid m = A \sim H \right\} \quad (22)$$

Table 1 Mean Patterns,  $P_m(n) = \frac{1}{10}$

Dimension Pattern	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$M_A$	0.095873	0.282761	0.330066	0.274936	0.568199	0.499483	0.319158	0.000000	0.228318
$M_B$	0.438046	0.254660	0.170160	0.546204	0.324301	0.198141	0.452213	0.152776	0.209060
$M_C$	0.571668	0.494891	0.022081	0.066242	0.473098	0.000000	0.374240	0.000000	0.243986
$M_D$	0.492754	0.131522	0.131522	0.492754	0.082984	0.078914	0.523128	0.308618	0.312688
$M_E$	0.632896	0.482401	0.072768	0.312255	0.204162	0.166608	0.393078	0.167508	0.109206
$M_F$	0.576633	0.504221	0.314501	0.274514	0.222895	0.299452	0.313427	0.000000	0.037399
$M_G$	0.532235	0.406724	0.389705	0.101820	0.470290	0.271047	0.135489	0.204403	0.186227
$M_H$	0.146023	0.0632311	0.438073	0.442723	0.389904	0.510676	0.391541	0.0869530	0.114410

Table 2 Reformed Patterns in 9 dimensions

Dimension Pattern	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Normalized factor
A	1	2	3	3	4	5	2	0	2	72
B	3	1	1	3	2	2	3	0	0	37
C	2	2	1	1	3	0	2	0	1	24
D	2	1	1	2	0	0	2	1	1	16
E	4	4	0	2	1	1	2	1	1	44
F	4	3	2	3	2	2	2	0	0	50
G	3	1	2	2	3	3	1	0	1	38
H	1	0	3	4	2	4	3	0	1	56

Table 3 Reformed Patterns in 12 dimensions

Dimension Pattern	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Normalized factor
A	0	2	2	0	5	2	3	4	2	2	0	2	74
B	1	1	1	3	1	0	4	1	1	3	2	2	48
C	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	5
D	1	1	1	2	0	0	2	0	0	1	1	1	14
E	2	3	0	3	2	1	2	1	1	2	3	1	45
F	3	3	2	2	0	1	2	1	1	1	0	0	34
G	1	1	1	1	1	2	3	1	2	1	1	2	29
H	0	1	1	2	1	3	2	3	2	1	0	1	35

Table 4 Some examples of the Mapping Fi

Mapping Fi	The Meaning of the Mapping Fi
Code C <sup>1</sup>	
C <sup>1</sup>	$F_1(C^1) = \{Y_{1k} = C_{mn}^1 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{1k} = 0\}$
C <sup>2</sup>	$F_2(C^2) = \{Y_{2k} = C_{mn}^2 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{2k} = 0\}$
C <sup>3</sup>	$F_3(C^3) = \{Y_{3k} = C_{mn}^3 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{3k} = 0\}$
C <sup>4</sup>	$F_4(C^4) = \{Y_{4k} = C_{mn}^4 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{4k} = 0\}$
C <sup>5</sup>	$F_5(C^5) = \{Y_{5k} = C_{mn}^5 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{5k} = 0\}$
C <sup>6</sup>	$F_6(C^6) = \{Y_{6k} = C_{mn}^6 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{6k} = 0\}$
C <sup>7</sup>	$F_7(C^7) = \{Y_{7k} = C_{mn}^7 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{7k} = 0\}$
C <sup>8</sup>	$F_8(C^8) = \{Y_{8k} = C_{mn}^8 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{8k} = 0\}$
C <sup>9</sup>	$F_9(C^9) = \{Y_{9k} = C_{mn}^9 \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{9k} = 0\}$
C <sup>10</sup>	$F_{10}(C^{10}) = \{Y_{10k} = C_{mn}^{10} \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{10k} = 0\}$
C <sup>11</sup>	$F_{11}(C^{11}) = \{Y_{11k} = C_{mn}^{11} \mid 1 \leq m, n \leq 3 \text{ else } Y_{11k} = 0\}$

となる。Table 1に、(2)式から求めた  $M^s$  を示す。また、この実験では、(4)式とは異なる写像集合  $F$  から、12次元の低次元パターンを求め、9次元パターンと同様に認識実験を行なった。Table 2, Table 3に、9次元の再構成されたパターンと、12次元のパターンベクトルを示している。Table 4には、12次元パターンを構成する写像集合  $F$  の要素の幾つかを示している。

6. 実験結果と結論

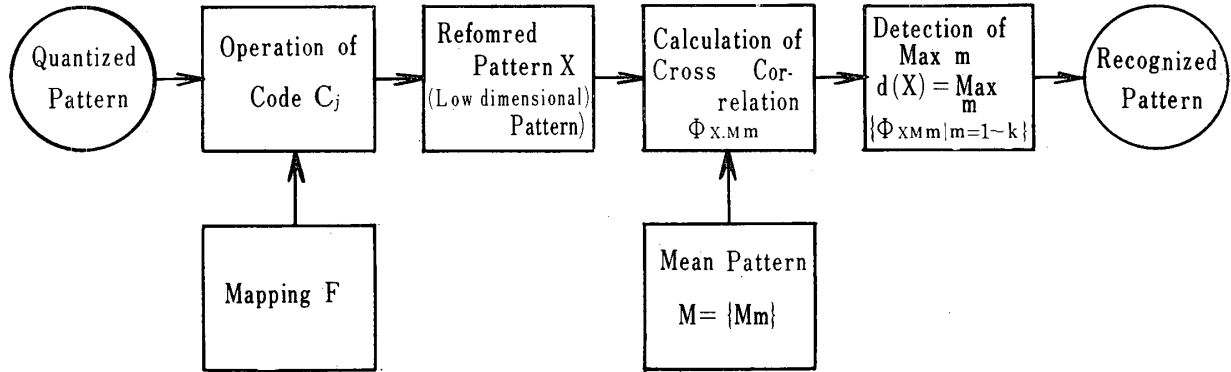


Fig. 3 Block diagram

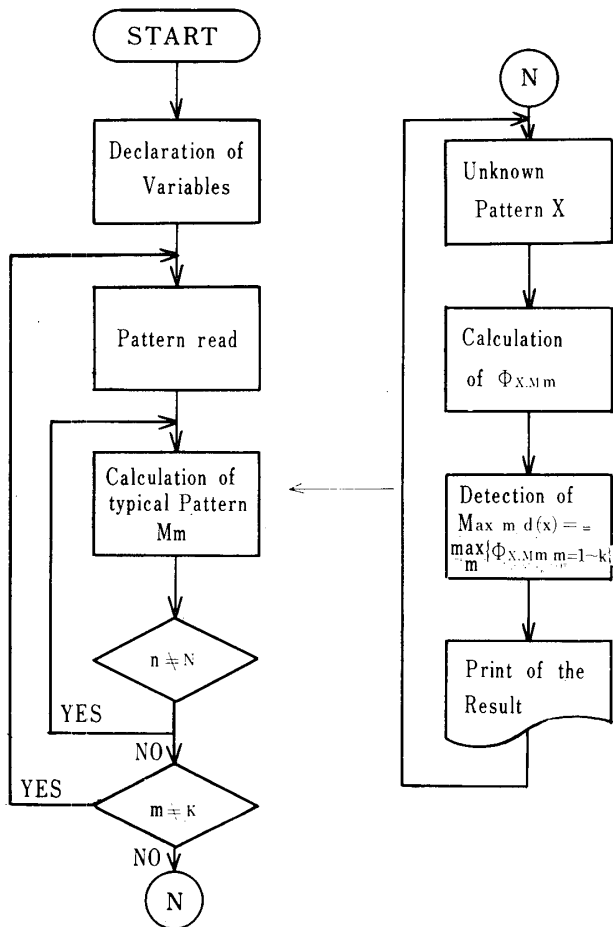


Fig. 4 Flow-chart

9次元のパターンと12次元のパターンの両者に対して、未知のパターン64個を選び認識実験を行なった。この結果、9次元の場合に対して、認識率95.31という高い認識率を得ることができた。12次元の場合に対しては、87.2%の認識率を得た。この結果から、与えられたパターンを、低次元パターンに圧縮しても十分なる認識結果が得られることがわかった。また、この実験から、9次元パターンの方が12次元パターンよりも、もとの

パターンの形状、傾向をより反映しているといえる。以上から、高次元パターンでも、再構成されたパターンを構成してやれば、相関法を用いたパターン認識の方法で、簡単に十分な認識結果を得ることが出来る。今後は、写像方法により認識がどのように変化するかを、情報理論の立場から明らかにするつもりである。Fig. 3, 4に認識システムのブロック図、および、フローチャートを示している。

最後に、日頃から何かと御指導を頂く工学部平田威彦助教授に深く感謝します。また、計算機で何かと手助けをしていただいた西村女史に感謝します。

参 考 文 献

- 1) W. H Highlyman : IRE Trans. EC-10, 502~512 (1961)
- 2) Milton J. Miniveman "Handwritten character Recognition Employing Topology, cross Correlation, and Precision Theory" IEEE Trans. SC, SSC-2 No. 2 December (1966)
- 3) 瀬良豊士 : 山口大学工学部研究報告, 22, 55 (1971)
- 4) 瀬良豊士 : パターン認識, 山口大学修士論文, (1968) P. 90~92
- 5) 瀬良豊士 : 山口大学工学部研究報告, 22, 235~241 (1972)

(昭和47年4月1日受理)