

## 等分散特徴パラメータを用いた文字識別法\*

野口 義夫\*\* 飯島 泰 蔵\*\*

## Abstract

The most important problem in the field of pattern recognition is to find the system by which pattern dimensionality can be reduced without loss of spacial topological information on the patterns.

We are concerned with the feature extraction problem. However, in this paper, a useful pre-processing technique for the reduction of pattern dimensionality is proposed; the proper linear space which is effective for the clustering of the objects is offered as a post-processing after the feature extraction. This pre-processing technique is the sampling technique which gathers mesh point values near the sampled mesh with Gaussian weights. The new space is equi-variance space for the ensemble of standard characters.

The system mentioned here is very useful for the first steps of recognition systems. The proposed method has been applied to pattern clustering of Japanese Katakana as an illustration; the results of a computer simulation are given here.

## 1. あらまし

紙面上に書かれた文字を基盤目上でとらえるものとしよう。このとき複雑な文字図形の細部にわたる特徴を忠実に区別できるためには、基盤目の格子点間隔を十分小さくしなければならない。そうすれば、レティナの格子点数は大きなものとなり、文字図形をとらえる空間として高次元空間が必要となるが、文字図形のもつ冗長度は多くなる。パターン認識の問題においては、パターンの特徴をくずさずに、パターンの冗長度を除去し、その弁別処理をいかに低次元空間で行なうかが重要な問題となる。ここでは文字弁別を低次元空間で行なうシステムの研究の一環として、文字図形のもつ冗長度を最大限に除去した場合、弁別能力がどの程度になるかについて調べる。

パターンに含まれる冗長度を除去して、パターンのもつ特徴をうまく抽出する処理は、特徴抽出法とよばれ、その重要さが近年強く主張されてきた。特徴抽出法の一つとして、識別対象文字数を  $L$ 、レティナの格子点数を  $K$  として  $K > L$  の場合に、識別対象とす

る文字図形の集合より相関行列を求め、その固有値問題を解くことで、文字図形集合の特徴抽出を行なう方法がある。その手法について筆者の一人がすでに報告している<sup>2)</sup>。Satosi Watanabe,<sup>7)</sup> Julius T. Tou<sup>8)</sup> が後年提唱した方法もこれと同じである。

しかし、かれらの方法は、弁別のための演算として、次元数の高いベクトル演算をそのまま行なっており、低次元空間での処理のうまみに欠ける。本論文では、この特徴抽出法にいたるまでの前処理として、次元数の高い量子化図形に、ボケを伴う標本処理をほどこすこと、すなわち、量子化図形を次元数の低い多値標本図形に変換することの大切さをも、さらに主張する<sup>1,5)</sup>。なお、この標本処理により、文字図形間の距離(類似性)は近くなるが、種々のノイズ成分の一部を消去する効果がある。

標本化処理により狭まった文字図形の集合をひろげるためと、最大固有値に対する固有ベクトル成分を弁別処理に使用可能とするために、同じく前処理として、新しく正準化処理をさらに提唱する<sup>1)</sup>。

固有値問題を解いて定まる空間を特徴空間となづけ、この空間上での文字図形のひろがり構造を調べると、低次元部分空間内にほとんどの成分が納まっている。したがって、具体的な識別処理は、その部分空間

\* A Pattern Classification System using Equi-Variance Characteristic Parameters, by Yoshio Noguchi and Taizo Iijima (Electrotechnical Laboratory)

\*\* 電子技術総合研究所

内で行なえるから、処理空間の次元数はさらに少なくできる。この部分空間の次元数を  $N$  とすれば、特徴空間の  $N$  次元部分空間内では、各座標軸まわりの文字図形集合の分散は、軸により異なる。そのために、文字読取装置はこの固有ベクトルをそのまま装置化し、識別処理を行なえない。ここでは各軸でそなわれる図形情報量を均一にすることにとくに注意をはらい、 $N$ 次元部分空間にアフィン変換をほどこして、新しい空間を構成する<sup>3,4)</sup>。図形弁別処理はこの空間上で行なうが、弁別処理の簡単化のために符号化弁別法を採用する。

ここで述べる識別方式は文字図形の冗長度を著しく除いているので、ノイズ成分の混入に弱く、いろいろなノイズ成分を含む図形を完全に識別することはできない。しかし、類似図形同志を自動的にクラスター化する方式として非常に有効で、とくに、識別対象文字数がふえればふえるほど、第一段階の弁別処理方式として有効性を発揮する。なお、本論文で提唱する弁別処理方式の概略図を Fig. 1 で示しておく。

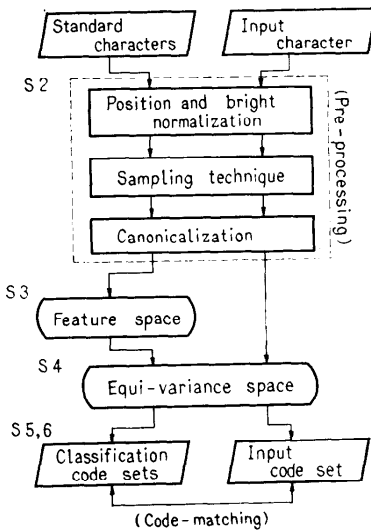


Fig. 1 Block diagram of this pattern recognition system (design process is left flow and classification process is right flow).

## 2. 文字図形の前処理<sup>1,5)</sup>

前処理とは、無限のひろがりをもつ文字図形集合を有限的に取り扱えるように、図形集合に代数構造を導入した正規化理論を実現するための種々の処理である。この処理により、図形弁別に使う図形情報とは無

関係な図形成分を除去し、各種パラメータをある基準点にそろえることができる。

紙面上の文字図形は、その文字の反射光の量を、二変数  $x, y$  の関数値であるとみなすことにより、二変数実数値関数におきかえることができる。文字図形を獲える平面上の限られた領域を、文字出現領域と呼び、横方向の長さを  $2l_x$ 、縦方向の長さを  $2l_y$  とする長方形領域を採用する。1個の文字図形を適切に切り出すセグメンテーションのために、文字出現領域には十分な余白をもたせる。この領域上の文字図形は以下の数式で表現できる。

$$\begin{cases} e(x, y) \geq 0; & -l_x + \epsilon_x \leq x \leq l_x - \epsilon_x \\ & -l_y + \epsilon_y \leq y \leq l_y - \epsilon_y \\ e(x, y) = 0; & l_x - \epsilon_x < |x| < l_x \\ & l_y - \epsilon_y < |y| < l_y \end{cases} \quad (1)$$

(ただし、 $\epsilon_x > 0, \epsilon_y > 0$ )

正規化理論には若干の変化をもたせることができるため、ここでは(1)式で表現される文字図形が紙面上を平行移動しているものと仮定し、文字出現領域に1個の文字図形のみを取り出せる正規化手法について述べる。

(1)式の文字図形に、明度の正規化と、位置の正規化をほどこした図形を  $f(x, y)$  とすれば

$$e(x, y) = f(x - b_x, y - b_y) + k_0 \quad (2)$$

の関係式が得られる。ここでの  $k_0$  は基準明度、 $b_x, b_y$  は重心位置と呼び、以下の式で定まる値となる。

$$k_0 = \frac{1}{4l_x l_y} \int_{-l_y}^{l_y} \int_{-l_x}^{l_x} e(x, y) dx dy \quad (3)$$

$$\begin{cases} \int_{-l_y}^{l_y} \int_{-l_x}^{l_x} e(x + b_x, y) \sin\left(\frac{\pi x}{2l_x}\right) dx dy = 0 \\ \int_{-l_x}^{l_x} \int_{-l_y}^{l_y} e(x, y + b_y) \sin\left(\frac{\pi y}{2l_y}\right) dy dx = 0 \end{cases} \quad (4)$$

文字図形の切出し処理については、 $b_x$  の関数  $Z_x$  を

$$Z_x(b_x) = \int_{-l_y}^{l_y} \int_{-l_x}^{l_x} e(x + b_x, y) \sin\left(\frac{\pi x}{2l_x}\right) dx dy \quad (5)$$

で定義すれば、(1)式で与えられた任意の図形に対して

$$Z_x'(b_x) < 0 \quad (6)$$

なる関係式が満足される。したがって、 $b_x$  の近傍では  $Z_x(b_x)$  は単調減少なる関数であるから、(5)式の値がプラスから、マイナスに変わる瞬間の  $b_x$  の値として、 $b_x$  を定めると重心  $b_x$  は一意的に定まる。 $b_y$  についても同様である。この重心位置の検出法は、文字図形の切出し方法についての要請を満足している。

つきに図形をとらえる空間の次元数を大はばに減少させることを考える。文字図形の高調波成分を落すことで、空間の次元数をへらし、かつ文字図形の微小なノイズ成分の影響をかんわするために、ボケを伴う標準化処理を以下の式のとおり行なう。

$$g(x_i, y_j) = \iint_{D\sigma^2} \frac{c}{D\sigma^2} e^{-\frac{(x_i-u)^2+(y_j-v)^2}{2\sigma^2}} f(u, v) du dv \quad (7)$$

( $-I_1 \leq i \leq I_1, -I_2 \leq j \leq I_2$ )



Fig. 2 JEIDA-5 black-and-white Japanese Katakana (scale: 5/1).

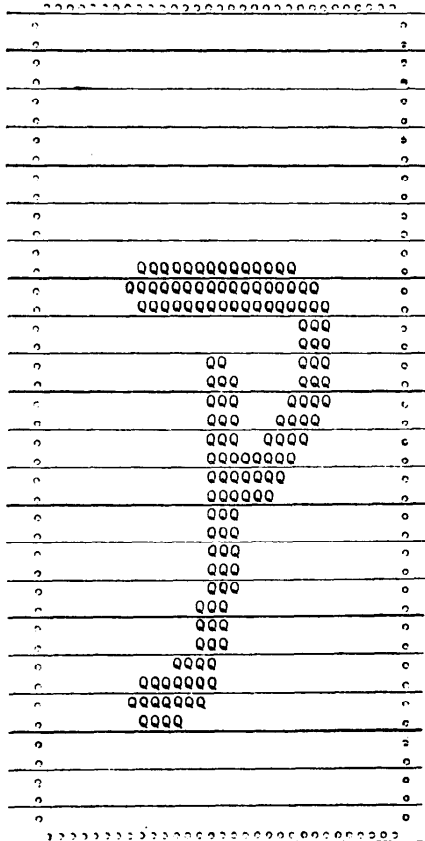


Fig. 3 Standard quantized character with 31x43 meshes.

[ $D: (x_i, y_j)$  を中心とする  $0.90 \times 0.90 \text{ mm}^2$  の正方形領域,  $c: \text{定数}$ ]

この処理を経た図形を標本図形と呼び、 $g(x_i, y_j)$  をベクトルとみなし、 $\mathbf{g}$  でもって表わす。ここで  $\sigma$  はボケのパラメータと呼ぶ。標本図形のメッシュ総数  $K=(2I_1+1) \times (2I_2+1)$  は、個々の文字概念に属する文字図形集合の代表関数として、標準文字図形を採用したときに含まれる誤差の量と、次元数打ち切りによる打ち切り誤差量に基づいて決定する<sup>5)</sup>。

本論文で取扱いの対象とした文字図形は、ラインプリンタ用片名印字字体 (JEIDA-5: 日本電子工業振興協会) で<sup>14)</sup>、白黒の理想図形は Fig. 2 のとおりである。この場合  $l_x, l_y$  はそれぞれ、 $l_x=1.55 \text{ mm}, l_y=2.15 \text{ mm}$  とする。この理想図形を  $0.10 \times 0.10 \text{ mm}^2$  のメッシュで区切り、標準量子化図形としたのが Fig. 3 であり、量子化図形のメッシュ数の総数は 1333 である。ただし、文字図形の線幅:  $d$  は、 $d=0.35 \text{ mm}$  である。この図形を  $e(x, y)$  の格子点関数とし、明度と位置の正規化を行ない、 $\sigma=0.177, 2I_1+1=11, 2I_2+1=15$  の値を採用してボケを伴う標準化処理を行なう。ただし、標本間隔は  $0.30 \text{ mm}$  とする。この場合、一標本点  $(x_i, y_j)$  に集められる量子化図形の個々のメッシュ点上の値に負荷される重みの値は Fig. 4 のとおりである。以上の 3 種類の前処理を、標準文字図形、および入力図形のすべてに対して行なう。

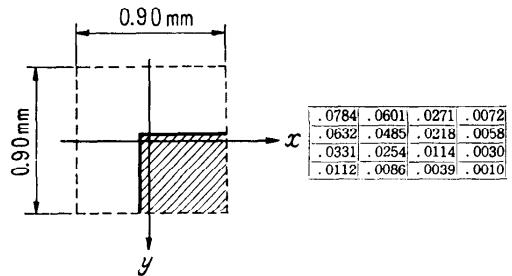


Fig. 4 Partial list of weighting fun.

さて、文字図形集合の場合には、その文字図形の種類とか、フォントによって共通成分は若干異なるが、個々の文字図形で共通成分がしめる割合は約 5 割程度になる。したがって、その共通成分を除去しておけば、個々の図形の平均図形と異なる部分が強調され、図形弁別に都合がよい。この共通成分を除去する処理を標準化処理と呼ぶ。

標準文字図形の標本図形の集合  $\{\mathbf{g}^{(r)}; r=1, 2, \dots, L\}$  より

$$\tau = \frac{\sum_{r=1}^L \mathbf{g}^{(r)}}{\left\| \sum_{r=1}^L \mathbf{g}^{(r)} \right\|} \quad (8)$$

でもって平均図形  $\tau$  を定める。この平均図形  $\tau$  を使  
って正準図形  $\mathbf{h}^{(r)}$  を以下の式にしたがって求める。

$$\begin{cases} \mathbf{h}^{(r)} = \mathbf{g}^{(r)} - \alpha^{(r)} \tau \\ \alpha^{(r)} = (\mathbf{g}^{(r)}, \tau) \end{cases} \quad (9)$$

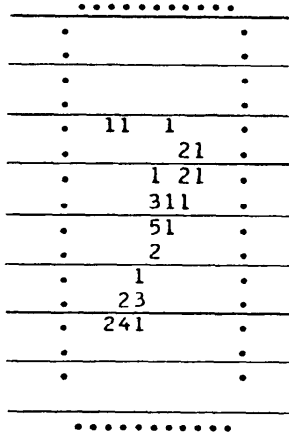


Fig. 5 Canonicalized standard character.

Table 1 Norm of sampled standard characters, norm of canonicalized ones, and factor size of the average character.

	$\ \mathbf{g}^{(r)}\ $	$\alpha^{(r)}$	$\ \mathbf{h}^{(r)}\ $
ア	0.407977	0.320105	0.252943
イ	0.364605	0.228557	0.284075
ウ	0.415422	0.289514	0.297924
エ	0.420333	0.291749	0.302594
オ	0.448944	0.340923	0.292101

この正準図形の一例を Fig. 5 で示す。本論文では  
文字図形のひろがりの定量的検討を主として行なっ  
ているので、元の文字図形の大きさをまず示しておく。  
標準文字の標本図形、正準図形の大きさ、平均図形  
成分の量は Table 1 のとおりである。さらに、二つ  
の文字図形の類似性を示す尺度として、類似度  $s_{ij}$  を

$$s_{ij} = \frac{(\mathbf{g}^{(i)}, \mathbf{g}^{(j)})}{\|\mathbf{g}^{(i)}\| \|\mathbf{g}^{(j)}\|} \quad (10)$$

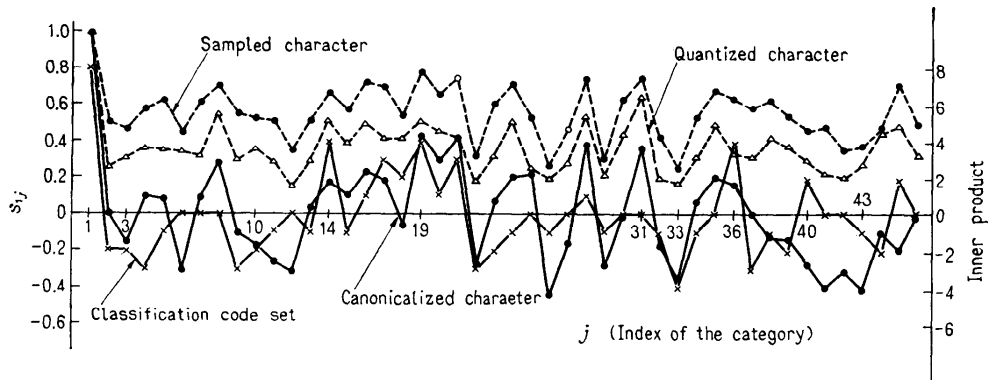
で定める。この類似度については、量子化図形・正準  
図形ともに同様の式でもって定義できる。本節で述べ  
た各種の前処理操作により、二文字間の類似度が、ど  
の程度変化するかを示すために、文字図形アとの類似  
度を Graph 1 でもって示しておく。

### 3. 特徴空間上の文字図形<sup>1,2,6)</sup>

前節までの処理で得た文字図形は  $K(=165)$  次元の  
標本空間上の一点として表現されており、文字概念数  
の総数  $L(=46)$  と比較して一段と次元数が高い。し  
たがって、文字図形の重要な情報を抽出し、かつ処理  
空間の次元数を減らすために、各メッシュ上で図形を  
とらず、標準文字図形の集合で張る空間上で図形を  
とらえる特徴抽出法を考える。

ここで採用する特徴抽出法は、もともとフレドホルム  
型の積分方程式の固有値問題として理論構成されて  
いるものであるが、ベクトル表現でもその本質はかわ  
らないので、以下ベクトル演算式で式を展開する。な  
お Satoshi Watanabe とか Julius T. Tou らは、この  
特徴抽出法とエントロピーの概念を結びつけている  
が<sup>7,8)</sup>、われわれは文字図形のエントロピーの概念との  
関係については、別の立場に立つ。

各文字概念が、特徴空間上で均一にひろがるよう、



Graph 1 Similarity factor between two characters.

各文字概念の標準文字図形の分布密度は等しいものと仮定する。いま、マトリクス  $A$  の要素を  $a_{ij}$  とすれば

$$\lambda_m \varphi_m = A \varphi_m ; a_{ij} = \frac{1}{L} (h^{(i)}, h^{(j)}) \quad (11)$$

なる固有値問題を解いて、空間座標軸を定める。

固有値  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m, \dots$  に対応する正規化された固有ベクトルを  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m, \dots$  とし、 $\{\varphi_m; m=1, 2, \dots, L-1\}$  を各空間軸とする空間を“特徴空間”と呼ぶ。この特徴空間上での文字図形の表現式は以下のとおりとなる。

$$h^{(r)} = \sum_{m=1}^{L-1} \beta_m^{(r)} \varphi_m ; \beta_m^{(r)} = (h^{(r)}, \varphi_m) \quad (12)$$

ここでの展開係数  $\beta_m^{(r)}$  をとくに“特徴係数”と名付けておく。さてここで、標本空間上の点と特徴空間上の点との関係を述べる。正規固有ベクトル  $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{L-1}$  を行ベクトルにもつ線型作用素を  $\Phi$  として定義すれば、 $K$  次元標本空間上の図形  $h^{(r)}$  は

$$\beta^{(r)} = \Phi h^{(r)} \quad (13)$$

により、 $L-1$  次元特徴空間上の一点に写像される。ここでのベクトル  $\beta^{(r)}$  は、 $L-1$  次元の列ベクトルで、その第  $m$  行要素として  $\beta_m^{(r)}$  をもつ。また  $\beta^{(r)}$  を第  $r$  番目の列ベクトルとする行列を  $B$  とすれば、

$$BB^T = L \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \lambda_2 & \\ 0 & & \lambda_{L-1} \end{pmatrix} \quad (14)$$

また  $h^{(r)}$  を第  $r$  番目の列ベクトルとする行列を  $H$  とすれば、 $K$  行  $L$  列のマトリクスが定まる。この  $H$  で前に定義したマトリクス  $A$  を表現すれば、以下の式を得る。

$$A = \frac{1}{L} (H^T H) \quad (15)$$

この特徴抽出法により、具体的な弁別処理は、文字図形の特徴係数の集合からなるベクトル  $\beta$  の弁別問題におきかわる。

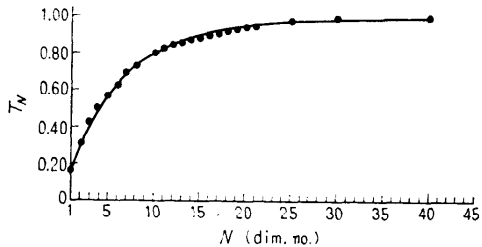
固有値問題を解いて求めた固有値の具体的な数値は **Table 2** のとおりであり、標準文字成分が、この空間上の  $N$  次元部分空間内までどの程度抽出されるかを示す量として抽出率  $T_N$  を

$$T_N = \frac{\sum_{m=1}^N \lambda_m}{\sum_{m=1}^{L-1} \lambda_m} \quad (16)$$

で定める。 $T_N$  の具体的な数値を **Graph 2** で示す。こ

Table 2 List of eigen values ( $\sum_{i=1}^{45} \lambda_i = 0.07791$ )

$i$	$\lambda_i$	$i$	$\lambda_i$	$i$	$\lambda_i$
1	0.0128902	16	0.0009623	31	0.0001515
2	0.0108465	17	0.0009196	32	0.0001241
3	0.0092696	18	0.0008182	33	0.0001149
4	0.0061560	19	0.0007263	34	0.0001015
5	0.0055216	20	0.0006242	35	0.0000705
6	0.0045531	21	0.0005914	36	0.0000605
7	0.0043213	22	0.0004930	37	0.0000542
8	0.0034030	23	0.0004394	38	0.0000477
9	0.0029295	24	0.0003902	39	0.0000369
10	0.0023484	25	0.0003438	40	0.0000282
11	0.0020261	26	0.0003102	41	0.0000274
12	0.0014741	27	0.0002320	42	0.0000269
13	0.0014239	28	0.0002237	43	0.0000188
14	0.0012349	29	0.0001992	44	0.0000119
15	0.0011919	30	0.0001587	45	0.0000092

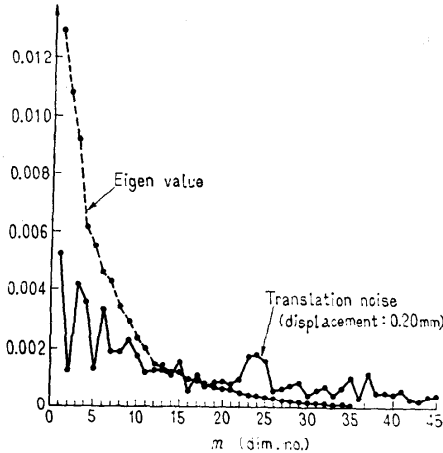


Graph 2 Extraction rate of standard character set

の値から、標準文字成分は、低次元部分空間内にはほぼ完全に抽出されることがわかる。

つぎに種々のノイズ図形が特徴空間上でどのように分布するかを調べる。実際上起こりうる種々のノイズ、図形線幅が変動する場合、文字図形の一部が欠ける場合、図形の濃淡に傾きが生じる場合などの中で、正規化位置がずれることにより生じる位置ずれノイズ図形が、一番ノイズレベルの高いものとなるから、これについて特徴空間上での分布を調べる。

文字概念  $r$  の位置ずれノイズ図形(正規化誤差図形)を  $n^{(r)}$  とし、これを線型作用素  $\Phi$  で特徴空間に写像して得られるベクトルを  $e^{(r)}$  とする。マトリクス  $B$  を定義した場合と同様に、 $e^{(r)}$  を第  $r$  番目の列ベクトルとするマトリクスを  $D$  として定義し、 $\frac{1}{L} DD^T$  の対角要素に注目する。この対角要素をプロットしたものが **Graph 3** で、この図形を見れば、固有値の方は、指数関数的に減少するのに比べ、位置ずれノイズ成分の方は、減少が緩慢であることがわかる。これより標準文字と、位置ずれノイズ図形とは、図形構造に大きな相違があることが推測できる。



Graph 3 Comparison of average power-spectra between the standard characters and the translation-noises.

4. 等分散性空間上の文字図形<sup>3,4)</sup>

特徴空間上で、文字図形の線型識別を行なおうとして、線型作用素  $\Phi$  を装置化すれば、装置回路の精度誤差によるハードウェア上のノイズは、各固有ベクトルに一樣に混入すると考えられる。しかるに、固有ベクトルによって抽出される文字図形成分は、個々の固有ベクトルによってその大きさが異なる。したがって、このまま  $\Phi$  を装置化したのでは、ハードウェア上の誤差により失う図形情報量は軸によってまちまちとなる。また、抽出率から読み取れるように、文字図形の成分の9割までを抽出するには  $L-1$  次元も必要とせず、もっと少ない次元数で十分である。

以上の二点を考慮して、各次元軸で抽出される図形情報量を均等にするために、特徴空間の  $N(N < L-1)$  次元部分空間の一次結合でもって、新しい空間を構成する。この空間を“等分散性空間”と呼ぶ。新しい空間の空間座標を  $\mathbf{x}_k$  とすれば

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \sum_{m=1}^N u_{km} \frac{\phi_m}{\sqrt{\lambda_m}} \\ \sum_{k=1}^N u_{km} u_{kn} = \delta_n^m \end{cases} \quad (17)$$

で空間軸を定める。ただし、 $\{u_{km}\}$  は  $\{\mathbf{x}_k; k=1, 2, \dots, N\}$  の一次結合から求め、かつ、 $\{\mathbf{x}_k\}$  と陪直交関係

$$(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_i^*) = \delta_i^k \quad (18)$$

にある列ベクトル  $\mathbf{x}_k^*$  が

$$\|\mathbf{x}_k^*\| = \text{const.} \quad (19)$$

の条件を満たすように定めるものとする。

こうして構成される空間は、もはや直交座標系にはならず、そのため等分散性空間上での文字図形の表現式は、陪直交ベクトルによる展開式となる。 $\mathbf{h}^{(r)}$  の  $N$  次元部分空間内成分を  $\mathbf{h}_N^{(r)}$  とすれば

$$\begin{cases} \mathbf{h}_N^{(r)} = \sum_{k=1}^N \gamma_k^{(r)} \mathbf{x}_k \\ \gamma_k^{(r)} = (\mathbf{h}^{(r)}, \mathbf{x}_k^*) \end{cases} \quad (20)$$

ここで  $\mathbf{x}_1^*, \mathbf{x}_2^*, \dots, \mathbf{x}_N^*$  を行ベクトルにもつ  $N$  行  $K$  列のマトリクスを  $\mathbf{X}$  とすれば

$$\mathbf{X}\mathbf{X}^t = \begin{pmatrix} \mu_0 & \mu_1 \\ \mu_1 & \mu_0 \\ & \ddots \\ & & \mu_1 \end{pmatrix} \quad (21)$$

ただし、 $\mu_0 = \max_i \mu_i$

となる。陪直交ベクトルによる展開係数  $\gamma_k^{(r)}$  を文字図形の“特徴パラメータ”と名付ける。文字図形の特徴パラメータはマトリクス  $\mathbf{X}$  により

$$\mathbf{r}^{(r)} = \mathbf{X}\mathbf{h}^{(r)} \quad (22)$$

で求まる。標準文字図形の特徴パラメータを“等分散特徴パラメータ”と呼び、これに関しては、 $\mathbf{r}^{(r)}$  を第  $r$  列ベクトルとして定まるマトリクスを  $\mathbf{C}$  とすれば

$$\mathbf{C}\mathbf{C}^t = \begin{pmatrix} 1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & 1 \end{pmatrix} \quad (23)$$

かつ

$$\sum_{r=1}^L \mathbf{r}^{(r)} = \mathbf{0} \quad (24)$$

の性質がみたまされる。等分散特徴パラメータ  $\{\gamma_k^{(r)}; k=1, 2, \dots, N\}$  の具体的な数値を Table 3 で示しておく。

5. 文字図形の符号間距離<sup>5)</sup>

前節で定義した文字図形の特徴パラメータを用いて、図形弁別を行なう方法についていろいろ考えられるが、ここでは簡便なる識別手法として、符号化弁別処理を採用する。

—文字図形の  $N$  個の特徴パラメータを適当な閾値でもって符号化し、符号長  $N$  ビットの文字図形の符号系を求める。等分散性空間の空間座標軸は、各軸とも同質で、それぞれの軸での展開係数は、集合全体に対して同じ情報量を抽出するから、各軸での特徴パラ

Table 3 Examples of the feature coefficients, the equi-variance characteristic parameters and the code sets for standard characters.

	Categories	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Feature coefficients	ア	.068	-.092	-.079	.112	-.076	-.008	.016	-.085	.007	.063	-.005	-.039	.063	.019	.036
	イ	.113	-.138	-.030	-.061	.063	.094	.003	.052	.101	-.011	-.027	-.003	-.061	-.027	-.055
	ウ	-.189	-.104	.036	-.040	-.043	-.009	.145	-.017	-.051	.041	-.020	.038	.023	-.027	.018
Equi. variance characteristic parameters	ア	.080	-.151	1.632	.603	.172	-.908	1.769	.488	.020	1.894	.045	-1.422	.007	-1.074	.083
	イ	-.072	-.091	-2.066	1.428	.217	1.228	.879	1.209	-.534	-.260	1.049	1.619	-1.305	.067	.285
	ウ	-.743	-1.148	-1.523	.496	-.076	-.103	-1.131	-1.385	.808	.784	.502	-1.826	.021	-.092	-.979
Code sets	ア	0	0	1	-1	0	-1	1	1	0	1	0	-1	0	-1	0
	イ	0	0	-1	1	0	1	1	1	-1	0	1	1	-1	0	0
	ウ	-1	-1	-1	1	0	0	-1	-1	1	1	1	-1	0	0	-1

メータは同一の取り扱いができる。そのために、特徴パラメータを符号化してえられる符号は、おのと同じ重みをもつことになるので、同じ取り扱いができる。特徴空間内の部分空間に、前節のような直交交換を行ない等分散性空間を構成したのも、このような取り扱いを可能にするためであった。

こうして定まる符号系は、人為的に符号を割り当てるのではなく、自然に定まるものである。具体的な符号化法は以下のとおりである。

標準文字の特徴パラメータ  $\gamma_k^{(r)}$  を 3 値に符号化する。符号化したものを  $[\gamma_k^{(r)}]$  とし、それを  $\gamma_k^{(r)} \geq d$ ,  $-d < \gamma_k^{(r)} < d$ ,  $\gamma_k^{(r)} \leq -d$  の順にしたがって、 $[\gamma_k^{(r)}] = 1$ ,  $[\gamma_k^{(r)}] = 0$ ,  $[\gamma_k^{(r)}] = -1$  と定める。

おのこの軸で、3 値符号  $-1, 0, 1$  のおのこのが実現する確率が等しくなるように閾値  $d$  を定める。 $\{\gamma_k^{(r)}\}$  が  $N(0, 1)$  にしたがうものと仮定すれば、 $d$  の値は  $d = 0.4308$  として定まる。

さらに各軸での符号間距離を  $D([\gamma_k^{(r)}], [\gamma_k^{(s)}])$  とし、その値を以下の式で定める。

$$D([\gamma_k^{(r)}], [\gamma_k^{(s)}]) = \begin{cases} 1: [\gamma_k^{(r)}] \cdot [\gamma_k^{(s)}] = -1 \\ 0: [\gamma_k^{(r)}] \cdot [\gamma_k^{(s)}] = 0 \\ \quad \& [\gamma_k^{(r)}] \cdot [\gamma_k^{(s)}] = 1 \end{cases}$$

さらに  $N$  次元部分空間内の図形  $h_N^{(r)}$  の符号系を  $[\mathbf{h}_N^{(r)}]$  で表わすとし、二つの図形  $h_N^{(r)}, h_N^{(s)}$  の符号系間の符号間距離を

$$D([\mathbf{h}_N^{(r)}], [\mathbf{h}_N^{(s)}]) = \sum_{k=1}^N D([\gamma_k^{(r)}], [\gamma_k^{(s)}])$$

で定める。標準文字の符号系を“識別符号系”と呼び、その具体例は Table 3 で示したとおりである。このときの標準文字間の符号間距離の具体的な数値は Table 4 のとおりである。

各文字の識別符号系が、識別符号系の集合の中で、どのように分布しているかを調べるために、他文字概

Table 4 Distance between any two characters of the classification code set.

	ア	イ	ウ	エ	オ	カ	キ	ク	ケ	コ
ア	0	4	4	4	3	3	1	3	5	5
イ		0	4	1	3	4	0	4	3	5
ウ			0	2	1	4	1	3	4	5
エ				0	3	5	1	3	4	4
オ					0	3	1	5	4	4
カ						0	3	6	6	6

念の識別符号系  $L-1$  個との符号間距離の平均値を求める。求めた平均値の値は Table 5 のとおりである。この符号系化された文字図形の位相が、もとの特徴空間上での位相関係をどの程度保存しているかを吟味する。そのために、特徴空間の  $N$  次元部分空間内の標準文字間のユークリッド距離の平均値を求める。得られた数値は Table 6 のとおりである。この 2 種類の平均距離の相関に注目すれば、ほぼ対応関係が成り立つ。したがって、特徴空間上での文字間の位相が、符号化された場合もほぼ保存されているといえる。

Table 5 Mean distance between the classification code sets.

ア	3.0652	チ	2.7391	ム	4.0434
イ	3.0869	ツ	2.8260	メ	3.1521
ウ	3.5652	テ	3.3260	モ	4.0217
エ	3.1089	ト	4.3695	ヤ	4.0652
オ	3.2826	ナ	3.3478	ユ	3.1739
カ	4.0000	ニ	2.9130	ヨ	3.7391
キ	2.0000	ヌ	3.4130	ラ	3.3478
ク	3.2173	ネ	2.2391	リ	2.8043
ケ	4.3695	ノ	3.5217	ル	3.3043
コ	4.1304	ハ	3.5434	レ	4.0434
サ	3.3695	ヒ	3.4347	ロ	3.1304
シ	4.1956	フ	2.8913	ワ	3.9565
ス	4.3260	ヘ	4.9565	ヲ	3.3913
セ	4.0869	ホ	2.9565	ン	4.4347
ソ	3.2608	マ	2.2391		
タ	3.3043	ミ	3.0869		
					Mean of means = 3.452

Table 6 Mean distance between the standard characters in the 15-dimensional feature space.

Category	distance	Category	distance	Category	distance
ア	.34600	チ	.33064	ム	.41463
イ	.36495	ツ	.35482	メ	.38825
ウ	.37648	テ	.34226	モ	.37420
エ	.38223	ト	.35804	ヤ	.37232
オ	.36561	ナ	.35652	ユ	.35731
カ	.38569	ニ	.35260	ヨ	.32902
キ	.36557	ヌ	.37967	ラ	.35479
ク	.33806	ネ	.34315	リ	.35055
ケ	.35440	ノ	.35645	ル	.36123
コ	.35335	ハ	.39232	レ	.38588
サ	.36525	ヒ	.37692	ロ	.39875
シ	.37657	フ	.34779	ワ	.39774
ス	.38084	ヘ	.38195	ヲ	.33172
セ	.38090	ホ	.36131	ン	.37811
ソ	.35444	マ	.35167		
タ	.33973	ミ	.34852		
Mean of Means = 0.36365					

さらに、符号化による位相のひずみ程度を調べるために、識別符号系の内積値と、各軸での符号の直交性を調べておく。全文字概念の符号集合の軸間での直交性は Table 7 のとおりであり、識別符号系の内積値を Graph 1 に示しておく。第2節で定義した類似度との相関から、概略的に位相関係が保たれているが、こまかく吟味すれば位相関係がくずれているといえる。

以上は標準文字図形の場合であったが、實際上、具体的な識別処理を行なうときの入力図形については、標本空間上の図形を作用素  $X$  で等分散性空間内に写像し、得られた特徴パラメータを二値に符号化する。

$$[\gamma_k] = \begin{cases} 1: \gamma_k \geq 0 \\ -1: \gamma_k < 0 \end{cases}$$

Table 7 Orthogonality between the code ensembles composed with each categorie's codes on any axes.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
1	29	3	2	-4	-6	0	1	-3	1	-1	0	-4	-1	-1	2
2		29	3	2	3	3	0	-4	-2	-1	-2	2	0	0	-3
3			31	1	-2	5	-2	-4	0	1	-1	1	-3	2	4
4				31	3	-3	0	-3	5	-2	0	2	1	4	-3
5					33	4	2	-2	1	-4	5	1	-2	-6	-1
6						32	-1	1	2	-5	0	-1	-6	-2	4
7							24	1	-1	-1	2	1	1	-2	1
8								35	2	-1	1	-4	0	2	-4
9									36	-1	6	-3	7	7	-2
10										33	1	2	-1	4	-4
11											31	0	3	0	0
12												32	2	-1	1
13													30	4	2
14														32	1
15															29

### 6. 符号化類別法<sup>4)</sup>

弁別処理手法としては、入力図形の符号系と、各識別符号系との符号間距離を計算し、符号間距離が一番小さい識別符号系に対応する文字概念を、入力図形の文字概念とする方式を採用する。

実際の弁別処理では、入力文字図形にノイズが混入しているため、異なる文字概念間での符号間距離の値については、その大小が反転する場合が生じる。

ノイズ図形として、もっともノイズレベルの高い、位置ずれを起こした入力図形について、その符号間距離の変動の様子を Table 8 で示す。

入力図形の符号系と、識別符号系との間の符号間距離

Table 8 Fluctuation of the distance between any input code set and the classification code set caused by translation-noise.

Position of centroid	ア-ア	ア-イ	ア-ウ	ア-エ	ア-オ	ア-カ	ア-キ
( 0, 0)	0	4	4	4	3	3	1
(-1, 0)	0	7	7	7	5	4	4
( 0, -1)	0	6	9	5	6	5	4
(-1, -1)	0	7	7	7	5	4	4
(-2, 0)	0	7	7	7	5	4	4
( 0, -2)	1	5	8	5	6	4	5

(Scale: 10<sup>-1</sup>mm)

Position of centroid	イ-ア	イ-イ	イ-ウ	イ-エ	イ-オ	イ-カ	イ-キ
( 0, 0)	4	0	4	1	3	4	0
(-1, 0)	5	0	7	3	7	7	3
( 0, -1)	5	1	5	3	5	10	2
(-1, -1)	5	1	6	3	6	8	3
(-2, 0)	4	2	5	3	7	8	4
( 0, -2)	6	2	4	2	5	11	2

(Scale: 10<sup>-1</sup>mm)



離に適当な閾値  $\theta$  を設定する。そうすれば、この方式ではあらゆるノイズ成分を含んだ入力図形に対して、該当する文字概念の符号系のみとの符号間距離が、 $\theta$  の値より小さくなる場合のみ弁別処理が行なえる。しかし Table 8 で示されているように、ノイズの混入により、該当しない文字概念との符号間距離の値が小さい場合が起こる。したがって、この処理だけでは文字図形の弁別は行なえない。そのために弁別処理を何段階かのステップに分けて行なう必要がある。<sup>(13)</sup>

しかしこの弁別処理は、多数個の文字概念の集合を、数少ない部分集合に自動的にふりわけられる処理としては有効である。以下では入力図形を数少ない部分集合に振り分ける処理を“類別処理”と呼び、多段階識別処理の第一段階の処理としてこれを採用する。

標準文字の符号系と、入力図形の符号系との符号間距離を計算し、その値が各文字概念ごとに定められている適当な閾値以下となるものを一つのグループとする。そうすれば、ある文字概念に属する文字図形の類似図形が、集まってグループを形成する。このグループを“類別群”と名付ける。

位置ずれノイズを最悪のノイズとみなし、位置ずれとして、重心位置が 0.10 mm の範囲で動くことを許した場合の類別群を求め。以上のノイズに不変となる各文字概念の類別群は Table 9 のとおりである。

この類別群がどの程度文字図形の位相を反映したものであるかを確認するために、特徴空間上での各標準文字の最近接文字概念とその距離、および位置ずれノイズ図形のノルムの大きさを Table 10 で示しておく。

特徴パラメータに基づいて識別性能の評価を行なうには、T. Marill & D. M. Green<sup>10)</sup> とか、T. M. Cover & P. E. Hart<sup>11)</sup> とか、J. T. Tou,<sup>8)</sup> G. S. Sebestyen<sup>9)</sup> らが行なった種々の評価方法を適用することができるが、ここではノイズレベルを明らかにすることで、識別性能の評価に触れるにとどめる。各文字概念の標準文字まわりノイズ成分の分布は均一であるとみなせば、最近接図形までの距離の半分までのノイズの大きさでありさえすれば、誤りなく弁別できるとみれる。文字概念により、クラスターの元の数が多いものは、最近接図形までの距離が短いものである。

7. おわりに

位置ずれノイズを基準にして類別群を構成してきたが、一類別群に含まれる文字概念数が多くなるのは、位置ずれノイズ図形のノイズレベルが高いためによる。

Table 9 Character groups which are invariant for translation of input character.

r	$\theta$	categories included in the classified cluster
1	0	ア
2	0	エ
3	0	カ
4	0	シ
5	0	ス
6	0	ナ
7	0	ハ
8	1	ラ
9	0	ウ, ワ
10	1	へ, ノ
11	1	ム, ネ
12	1	ミ, メ
13	1	ロ, ツ, ホ
14	1	ホ, キ, ヨ
15	2	ケ, キ, ヒ, リ
16	1	イ, ソ, キ, メ, リ
17	1	オ, キ, サ, ノ, メ
18	1	メ, イ, オ, ノ, ミ
19	1	ニ, ク, フ, ユ
20	2	ト, ヤ, キ, ツ, ヲ
21	1	ノ, キ, ク, サ, メ
22	1	ツ, タ, フ, リ, ヲ
23	1	リ, イ, キ, タ, ツ, テ
24	1	ユ, マ, キ, ケ, ニ, フ
25	1	サ, オ, ケ, ノ, ヒ, メ
26	1	キ, ネ, テ, ホ, ヨ, リ, ル
27	1	タ, ス, ク, ツ, フ, リ
28	2	モ, イ, テ, ヒ, ホ, ミ
29	1	フ, コ, ク, タ, ニ, ユ, ヲ, ヲ
30	2	レ, キ, タ, ツ, テ, ニ
31	2	ヲ, キ, ツ, テ, フ, ミ, ヲ, リ
32	2	ヨ, ソ, コ, キ, ツ, フ, ホ, ユ, リ, ヲ
33	2	ル, キ, サ, テ, ホ, ミ, ユ, リ, レ, ロ
34	2	ヒ, セ, ク, サ, ニ, ミ, モ, リ, ロ
35	2	ク, タ, テ, ニ, ノ, ヒ, フ, ミ, ユ, ロ
36	2	テ, チ, キ, ク, ニ, フ, ミ, モ, ユ, リ, ル, レ, ロ, ヲ

( $\theta$ : threshold value)

る。また識別符号系の符号化時の閾値の設定は、ノイズレベルの大きさを考慮して行なうべきであり、その点、今回の閾値の設定には難があった。さらに類別群の元の数が多いものについては、その文字概念の分布密度を小さくすることで、含まれるタテゴリー数は少なくできる。

もともと高次元の冗長度の高い文字図形を、低次元の冗長度の少ない空間で識別しようとするのに無理があるが、一応理論的に可能な限り次元数を落とした場合、線型識別方式でどの程度の弁別能力が得られるかを調べようとするのがこの研究の目的であった。ここで述べた特徴抽出法は、すでにあちこちで使われているが、等分散性空間に対する考察はどこにもみあたらない。この手法は大域相互依存回路網の具体例である。

Table 10 Distance to the nearest neighbor character and norm of translation-noise.

Category	The nearest neighbor character and its distance	The largest norm of noise character	Category	The nearest neighbor character and its distance	The largest norm of noise character
ア	0.2370 (テ)	0.1405	ネ	0.2173 (オ)	0.1492
イ	0.1960 (チ)	0.1548	ノ	0.1935 (メ)	0.1289
ウ	0.1574 (ワ)	0.1371	ハ	0.2793 (ロ)	0.1745
エ	0.2159 (ン)	0.1330	ヒ	0.1769 (セ)	0.1625
オ	0.2173 (ネ)	0.1625	フ	0.1983 (ク)	0.1344
カ	0.2515 (ヒ)	0.1815	ヘ	0.2970 (ケ)	0.1332
キ	0.2177 (オ)	0.1331	ホ	0.2347 (キ)	0.1590
ク	0.1392 (タ)	0.1429	マ	0.2290 (ネ)	0.1299
ケ	0.1723 (サ)	0.1421	ミ	0.2402 (ニ)	0.1594
コ	0.1562 (ユ)	0.1449	ム	0.3155 (ル)	0.1414
サ	0.1723 (ケ)	0.1772	メ	0.1935 (ノ)	0.1297
シ	0.2091 (レ)	0.1368	モ	0.2362 (ト)	0.1472
ス	0.1751 (ヌ)	0.1444	ヤ	0.2143 (ト)	0.1435
セ	0.1769 (ヒ)	0.1359	ユ	0.1562 (コ)	0.1296
ソ	0.2101 (ク)	0.1469	ヨ	0.1863 (ヲ)	0.1501
タ	0.1392 (ク)	0.1435	ラ	0.1771 (ヲ)	0.1436
チ	0.1960 (テ)	0.1320	リ	0.2191 (ソ)	0.1786
ツ	0.1943 (ウ)	0.1837	ル	0.2545 (ル)	0.2275
テ	0.1900 (ヲ)	0.1508	レ	0.2091 (シ)	0.1876
ト	0.2143 (ヤ)	0.1664	ロ	0.2793 (ハ)	0.1705
ナ	0.2175 (チ)	0.1466	ワ	0.1574 (ウ)	0.1478
ニ	0.1912 (ユ)	0.1573	ヲ	0.1771 (フ)	0.1350
ヌ	0.1751 (ス)	0.1455	ン	0.2599 (コ)	0.1323

とみれる。展開係数のみに注目して識別処理を行なう場合には、このような考慮が必要であろう。

本文では、文字図形の大きさと、ノイズ図形の大きさの定量的比較を行なっているが、このようなノイズ成分との定量的比較を行ないながら、識別性能の評価を行なう研究はパターン認識問題を進展させるために性急に行なわなければならないことからであろう。本方式の計算機シミュレーションで得たデータは、JAIDA-5のカナ文字についてのデータであるが、文字図形の種類、フォントが異なるデータに対しても、同様の性質をもつ結果が得られるものと思う。また等分散性空間の次元数  $N$  は、採用した文字図形集合から求まる抽出率、およびノイズレベルの両者から実験的に定めるべきであると考えらる。

なお、種々の文字図形の特徴係数、特徴パラメータの分布構造、および各種処理操作の効力の吟味、さらに、この方式の理論的検討は別の機会にゆずる。

**謝辞** 本研究は、通産省で計画された超高性能電子計算機システムに関する大型プロジェクトの一環として、OCR 開発のために実施した研究の一部である。討論していただいた飯島特別研究室、および数理基礎研究室の各員、特に助力をえた佐々木久子技官、研究の機会をあたえて下さった野田克彦電子計算機部長のみなさんに深く感謝する。

#### 参考文献

- 1) 飯島：“パターン認識”，日刊工業新聞社，昭 44.
- 2) 飯島：“視覚パターンの特長抽出に関する基礎理論”，オートマトンと自動制御研究会資料，1963年7月.
- 3) 飯島：“等分散特徴パラメータの抽出理論”，オートマトンと自動制御研究会資料，1966年10月.
- 4) 野口，飯島：“符号化類別法”，オートマトン研究会資料，1969年6月.
- 5) 飯島，野口：“鏡面間図形の処理論”，オートマトン研究会資料，1969年3月.
- 6) 飯島，野口：“パターン解析”，信学会全国大会 49，1966年.
- 7) Satosi Watanabe, “A method of self-eaturing information compression in pattern recognition,” Proc. Bionics. symp. May 1966.
- 8) J. T. Tou and R. P. Heyden, “Computer and Information Sciences-II, J. T. Tou, Ed. New York: Academic Press, 1967, pp. 57-89.
- 9) G. S. Sebestyen, Decision-Making Processes in Pattern Recognition. New York: Macmillan, 1962.
- 10) T. Marill and D. M. Green, “On the effectiveness of receptors in recognition systems,” IEEE Trans. Information Theory, Vol. IT-9, pp. 11-27, January 1963.
- 11) T. M. Cover and P. E. Hart, “Nearest neighbor”

- bor pattern classification," IEEE Trans. Information Theory, Vol. IT-13, pp. 21-27, January 1967.
- 12) Satosi Watanabe, Methodologies of Pattern Recognition. New York: Academic Press, 1969.
- 13) 舟久保, 岩松, 鈴木, 森, 飯島: "電試型 OCR  
パイロットモデル", 電子通信学会誌第 52-c 巻  
11 号 pp. 712-719, 昭 44 年 11 月.
- 14) 吉村, 飯島: „文字字体の一設計法”, 情報処理  
学会. Vol. 11, No. 3, pp. 135-143, 1970 年  
3 月.

(昭和 45 年 7 月 20 日受付)