複数のリファレンスパターンを使用する Joint Transform Correlator とその文字認識への応用

正会員 那 須 潜 思[†], 鈴木 康 雄^{†*},
木 幡 稔^{††}, 正会員 高 木 相^{††}

A Joint Transform Correlator Using Multiple Reference Patterns and Its Application for Character Recognition

Senshi Nasu[†], Yasuo Suzuki^{†*}, Minoru Kohata^{††} and Tasuku Takagi^{††}

Abstract In this paper, we investigate how the positioning and size of input and reference patterns affect the use of multiple reference patterns in a classical Joint Transform Correlator (JTC), and we produce an optical system using a JTC with multiple reference patterns. This system is applied to feature extraction from handwritten alphabetical letters, using four linear elements aligned vertically, horizontally, and obliquely at angles of ± 45 degrees as features. The extracted features were input into a three-layer neural network to decide which letter was input. This system achieved an average recognition rate of 88.8% for 30 sets of handwritten alphabetical letters.

1. ま え が き

近年、光を情報伝達媒体として利用する光コンピューティングの研究が盛んである。特に文字認識のような2次元データを扱う処理では、電子計算機を用いて直列データに変換してから処理すると計算量が膨大となる。そこで、これを2次元データのまま光学的に並列に処理することによって、処理時間の短縮が期待される。

光コンピューティングには種々多様な処理方式が存在するが、そのひとつに相関演算を処理の基礎とする

ものがある。光学的相関器の一種である Joint Transform Correlator (JTC)¹⁾²⁾は、リファレンスパターンを入力パターンと同一面に呈示できる簡便性から、パターン認識や文字認識への応用を目的として広く研究されている。JTCは本来、1つずつの入力パターンとリファレンスパターンの間の相関を求めるものであるが、これを改善することで、複数の対象物を入力パターンとすることができる方式^{3)~5)}が提案されている。これらの方式では、複数の入力パターン間の位置関係はあらかじめ決まらないので、相関出力ピークが重なり合うことを避けることが重要になる。そのため

キーワード：Joint Transform Correlator, 光演算, フーリエ変換, 文字認識, 特徴抽出, 液晶ライトバルブ

1992年9月10日, 電子情報通信学会 光・量子エレクトロニクス研究会にて発表

1994年2月4日受付, 1994年8月2日最終受付

[†] 仙台電波工業高等専門学校 電子工学科 (〒980-31 仙台市青葉区上愛子字北原1, TEL 022-392-4761)

^{††} 東北大学工学部 通信工学科 (〒980 仙台市青葉区荒巻字青葉, TEL 022-222-1800)

* 現在, キヤノン株式会社に勤務。

[†] Department of Electronics, Sendai National College of Technology (Aza Kitahara 1, Kamiyashiki, Aoba-ku, Sendai 989-31, Japan)

^{††} Department of Electric Communications, Faculty of Engineering, Tohoku University (Aza Aoba, Aramaki, Aoba-ku, Sendai 980, Japan)

に、相関出力ピークが細く鋭くなるように、フーリエ変換面の2乗演算の代わりに2値化処理をするという手法がよく使われ、ある程度の効果が確認されている。しかし、光学的処理が複雑になったり、2値化処理に用いる空間光変調器の性能が充分でないなどの理由から、シミュレーションや光・電子ハイブリッド処理で実験するに留まっているものがほとんどである。

一方、筆者らは、JTCを文字認識における特徴抽出に応用することを目的として、1つの入力パターンと複数のリファレンスパターンとの相関を求める方式について検討してきた⁶⁾⁷⁾。この方式においては、各リファレンスパターンの呈示位置は、相関出力が互いに重なり合わないよう調整して、あらかじめ固定できるため、相関出力ピークを鋭くすることは必ずしも必要ではない。そこで本論文では、従来のJTCを用いて複数のリファレンスパターンを使用する場合における、入力面に呈示されるパターンの配置条件について検討し、実際に光学システムを構築して確認実験を行った結果について述べる。

さらに本論文では、この光学的相関演算を文字認識における特徴抽出処理へ応用する方法を述べる。そして、文字認識実験を行い、本方式の有効性を示す。

2. 複数のリファレンスパターンと照合が可能な Joint Transform Correlator (JTC)

まずはじめに、一般的な Joint Transform Correlator (JTC) について簡単に説明を加えておく。一般に、2つのパターン $f(x, y)$ と $g(x, y)$ の間の相関演算の定義は、次式で与えられる。

$$f \circledast g(x, y) = \iint f(p-x, q-y) \cdot g^*(p, q) dp dq \quad (1)$$

ただし、 $\circledast$ は相関演算を表す演算子であるとする。一方、 $f(x, y)$ と $g(x, y)$ のフーリエ変換を、それぞれ $F(p, q)$ および $G(p, q)$ と書くとき、積 $F \cdot G^*(p, q)$ のフーリエ変換は以下のように計算される。ここで簡単のために

$$H^*(p, q) = F(p, q) \quad (2)$$

と定義しておく。

$$\begin{aligned} \mathcal{F}\{F \cdot G^*(p, q)\} \\ &= \mathcal{F}\{H^* \cdot G^*(p, q)\} \\ &= \iint h^*(x-x_0, y-y_0) \cdot g^*(x_0, y_0) dx_0 dy_0 \\ &= \iint f(x_0-x, y_0-y) \cdot g^*(x_0, y_0) dx_0 dy_0 \\ &= f \circledast g^*(x, y) \end{aligned} \quad (3)$$

(3)式に現れている $g^*(x, y)$ は、これが実関数であ

図 1 JTC のための光学系の概要
An optical system for Joint Transform Correlator.

る場合には $g(x, y)$ と一致する。したがって(3)式より、 $f(x, y)$ と $g(x, y)$ の間の相関演算は、まず各々のフーリエ変換 $F(p, q)$ および $G(p, q)$ を求め、そのどちらか一方の複素共役をとった後それらの積を得、最後に再びフーリエ変換することによって実現される。光学的相関器では、相関演算に必要な2回の2次元フーリエ変換が、凸レンズのフーリエ変換作用によって完全並列に実行されることが特徴である。

JTCのための光学系の原理図を図1に示す。2枚の凸レンズによってフーリエ変換するのは前述の通りであるが、JTCでは周波数領域での積の項 $F \cdot G^*(p, q)$ を作り出すために、図1のP2面において絶対値の2乗の演算を行う。そうすることによって

$$|F+G|^2 = |F|^2 + |G|^2 + F^* \cdot G + F \cdot G^* \quad (4)$$

のように、 $F^* \cdot G(p, q)$ あるいは $F \cdot G^*(p, q)$ が生成される。(4)式の結果を図1のレンズL2でフーリエ変換することによって、(3)式に従って $f(x, y)$ と $g(x, y)$ の相互相関出力がP3面に得られることになる。JTCでは、入力パターンとリファレンスパターンを、図1のように入力面のP1面に並べて呈示する点、およびリファレンスパターンを周波数領域に変換することなく、空間領域のままの形で呈示すればよい点が特徴である。そのために、マッチトフィルタリング⁸⁾を使用する一般的な光学的相関器と比較して、光

学系を構成し易いという利点がある。

JTC において、1つの入力パターンと複数のリファレンスパターンとの相関演算を行うために、入力面にそれらを同時に呈示する場合、次の2点に注意を払う必要がある。一点は入力パターンと各リファレンスパターンとの相互相関出力を、不要な成分である全パターンの自己相関出力、および各リファレンスパターンどうしの相互相関出力と分離するということである。もう一点は、入力パターンと各リファレンスパターンとの相互相関出力どうしが重なり合わないようにすることである。

第1点目の問題は、入力パターンとリファレンスパターンの呈示位置を、一般の JTC と同様に y 軸方向に一定距離だけ離すと同時に、図2(a)に示すように、各リファレンスパターンを x 軸方向に一直線状に並べて呈示することによって解決可能である。リファレンスパターンを x 軸方向に一直線状に並べるのは、リファレンスパターンどうしの不要な相互相関出力が現れる範囲を最小限に限定するためである。この問題は、図2(b)における y 軸方向の分離問題とみなされる。第2点目の問題は、リファレンスパターンどうしを x 軸方向に一定間隔離して配置することで解決可能である。この場合は、図2(b)における x 軸方向の分離問題とみなされる。この2つの分離問題に関して、入力面における各パターンの呈示間隔の条件を以下に導出して示す。

1つの入力パターン $f(x, y)$ と n 個のリファレンスパターン $g_i(x, y)$ ($i=1, 2, \dots, n$) を、図2(a)のように配置する。ここで、 w_1 および h_1 はそれぞれ、入力パターンの x 軸方向および y 軸方向の広がり幅、また w_2 および h_2 はそれぞれ、リファレンスパターンの x 軸方向および y 軸方向の広がり幅を表す。簡単のため、 w_2 と h_2 はすべてのリファレンスパターンにおいて等しいとする。また、 x_0 はリファレンスパターンの呈示間隔、 y_0 は入力パターンとリファレンスパターンの中心間距離の1/2である。この場合、JTC への入力 $t(x, y)$ は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} t(x, y) = & f(x, y - y_0) \\ & + g_1(x, y + y_0) \\ & + g_2(x - x_0, y + y_0) \\ & + g_3(x - 2x_0, y + y_0) \\ & \vdots \\ & + g_n(x - (n-1)x_0, y + y_0) \end{aligned} \quad (5)$$

この入力 $t(x, y)$ に対する JTC の出力を $u(x, y)$ とすると、これは次式のように計算される。

f : 入力パターン
 g_i : リファレンスパターン ($i=1, 2, \dots, n$)

(a) 入力面におけるパターンの配置

(b) 出力面における相関出力の現れる位置

図2 複数のリファレンスパターンの呈示のための入力面へのパターン配置とその場合の相関出力
Pattern arrangement in the input plane to make use of multiple reference patterns, and the correlation outputs.

(a) Pattern arrangement in the input plane, (b) The locations of correlation outputs in the output plane.

$$\begin{aligned} u(x, y) = & \mathcal{F}\{\mathcal{F}\{t(x, y)\}\}^2 \\ = & f \otimes g_1(x, y + 2y_0) \\ & + f \otimes g_2(x - x_0, y + 2y_0) \\ & + f \otimes g_3(x - 2x_0, y + 2y_0) \\ & \vdots \\ & + f \otimes g_n(x - (n-1)x_0, y + 2y_0) \\ & + g_1 \otimes f(x, y - 2y_0) \\ & + g_2 \otimes f(x + x_0, y - 2y_0) \\ & \vdots \\ & + g_n \otimes f(x + (n-1)x_0, y - 2y_0) \\ & + (\text{不要相関成分}) \end{aligned} \quad (6)$$

ただし

$$\begin{aligned} (\text{不要相関成分}) = & f \otimes f(x, y) \\ & + \sum_{i=1}^1 g_i \otimes g_{i+(n-1)}(x - (n-1)x_0, y) \\ & + \sum_{i=1}^2 g_i \otimes g_{i+(n-2)}(x - (n-2)x_0, y) \\ & \vdots \\ & + \sum_{i=1}^{n-1} g_i \otimes g_{i+1}(x - x_0, y) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + \sum_{i=1}^n g_i \otimes g_i(x, y) \\
& + \sum_{i=1}^{n-1} g_{i+1} \otimes g_i(x+x_0, y) \\
& \quad \vdots \\
& + \sum_{i=1}^2 g_{i+(n-2)} \otimes g_i(x+(n-2)x_0, y) \\
& + \sum_{i=1}^1 g_{i+(n-1)} \otimes g_i(x+(n-1)x_0, y)
\end{aligned} \tag{7}$$

(7)式は、入力面におけるリファレンスパターンの x 軸方向の呈示間隔を x_0 とする場合、必要な相関出力も同じ間隔 x_0 で x 軸と平行に並ぶことを示している。このことから、必要な各相関出力どうしが重ならないような前述の x 軸方向の分離条件は、次のように決められる。

1 つ 1 つの相関出力の現れる領域の x 軸方向の広がり w は、入力パターンおよびリファレンスパターンの x 軸方向の幅を、それぞれ w_1 および w_2 とすれば、相関演算の定義から

$$w = w_1 + w_2 \tag{8}$$

である。また、図 2 (a) で各リファレンスパターン間の間隔を d_2 とするとき、これは

$$d_2 + w_2 = x_0 \tag{9}$$

を満たす。一方、各相関出力どうしが重ならないための条件は、図 2 (b) から

$$x_0 \geq w \tag{10}$$

であるので、(10)式へ(8)式、(9)式を代入してまとめると次式を得る。

$$d_2 \geq w_1 \tag{11}$$

すなわち、各々のリファレンスパターンどうしは、入力パターンの幅 w_1 以上、距離を置いて並べれば、相関出力面で x 軸方向に重ならない。

次に、前述の y 軸方向の分離条件について述べる。(7)式から、不必要な相関成分は、図 2 (b) に示すように x 軸の近傍だけに現れることがわかる。これらは、(7)式からわかるように、入力パターンおよび各リファレンスパターンの自己相関の線形和、あるいは各リファレンスパターン間の相互相関の線形和である。したがって、それらの y 軸方向の広がり、入力パターンとリファレンスパターン 1 つずつの場合の広がりを超えることはない。そのため、図 2 (a) における入力パターンとリファレンスパターンの y 軸方向の間隔は、従来の JTC の場合⁹⁾と同様に決めることができる。すなわち次の(12)式を満足していればよい。

$$d_1 \geq \max\{h_1, h_2\} \tag{12}$$

以下では、このように複数のリファレンスパターンを使用する JTC のことを、Multiple Reference Patterns Joint Transform Correlator(MRPJTC と略す)と呼ぶことにする。

3. 文字認識システムの構成

光学的文字認識における特徴抽出法に関して、これまでに多重マッチトフィルタによる相関法を用いる方式⁹⁾や光ニューロン素子を用いる方式¹⁰⁾などの提案がなされている。多重マッチトフィルタを用いる方法では、一度に複数の文字を入力することができ、空間的並列性が有効に生かされている。ただ、複素振幅分布を持つマッチトフィルタの作製や、光学系の位置合わせが必ずしも容易ではない。また、抽出する特徴量として、アルファベットの一部分である部分パターンが採用されているため、変形の大きい手書き文字入力には充分対応していない。一方、光ニューロン素子を用いる方法は、光の空間的結線能力を生かされ、将来に期待が持てる方式である。ただし、この方法では入力パターンをまず粗いメッシュ上の点に変換して、それを入力としているために、隣接するメッシュ間の連続状態(上下、左右、斜め $\pm 45^\circ$)のみの検出が可能である。そのため、これら 4 つの線分以外の任意の図形を特徴として抽出することは、そのままでは容易ではない。

これに対して、2 章で述べた MRPJTC を用いる方法では、光学系は一般的な JTC と同様であるため、マッチトフィルタを作製する必要がなく、光学系の位置合わせも比較的容易である。また、入力パターンから特徴として抽出したい図形を、そのままりファレンスパターンとして与えるだけで任意の形状が抽出可能であるため、将来漢字などアルファベット以外の、より複雑な入力パターンを使用する場合における発展性が期待できる。

本論文で述べる文字認識では、MRPJTC 光学系を用いて、まず入力された文字から各リファレンスパターンに対応する特徴量を抽出する。次に、得られた特徴量から入力文字を判別する処理には、ニューラルネットワークを使用して計算機によって電氣的に処理することで行う。

3.1 特徴抽出光学系の構成

入力された文字から特徴量を抽出するための MRPJTC の光学系の構成を図 3 に示す。入力面には透過型液晶ディスプレイ (LCD)、フーリエ変換面には 2 乗演算用デバイスとして光書込み型液晶ライトバルブ (LCLV)、出力面には CCD カメラを使用した。これらの光学デバイスの仕様を表 1(a)~(c)に示す。光

表 1 使用した空間デバイスの仕様
Specifications of LCD, LCLV and CCD camera.

(a) Liquid crystal display, (b) liquid crystal light valve, (c) CCD camera.

(a) 液晶表示版 (LCD)

有効面積	1.32 インチ
画素数	480(H)×440(V)
画素ピッチ	56 μm (H)×46 μm (V)
駆動方式	TFT アクティブマトリクス方式
コントラスト比	1:70 (測定値)

(b) 液晶ライトバルブ (LCLV)

有効開口径	直径 35 mm
分解能	40 lp/mm
位相歪み	1 λ 以下 ($\lambda=633\text{ nm}$)
コントラスト	100:1
応答時間	{ 立上り: 20 ms 立下り: 50 ms
($\lambda=633\text{ nm}$)	
駆動方式	交流電源

(c) CCD カメラ

有効面積	8.8 mm(H)×6.6 mm(V)
画素数	768(H)×493(V)
画素ピッチ	11.0 μm (H)×13.0 μm (V)

表 2 使用した光学部品の仕様
Specifications of optical components.

He-Ne レーザ (LASER 1, LASER 2)	{ 波長: 632.8 nm 出力: 5 mW 偏光: 直線偏光
フーリエ変換用レンズ (FL ₁)	$f=400\text{ mm}$ 直径: 50 mm
フーリエ変換用レンズ (FL ₂)	$f=150\text{ mm}$ 直径: 50 mm
ピンホール (PH ₁ , PH ₂)	直径: 8 μm
コリメータレンズ (CL ₁)	$f=80\text{ mm}$ 直径: 31.5 mm
コリメータレンズ (CL ₂)	$f=200\text{ mm}$ 直径: 50 mm
偏光ビームスプリッタ (BS)	{ クロム金属薄膜ハーフミラー キューブ型 40×40×40 mm
偏光板 (P ₁)	直径: 50 mm

源としては, LCLV の書込み側と読出し側ともに, He-Ne レーザを使用した. レーザの仕様とその他のレンズなどの光学部品の仕様を併せて表 2 に示す.

入力面に置かれた LCD には, 図 4 に示すように入力パターンとリファレンスパターンが並べて呈示される. 図 4 は, リファレンスパターンとして 4 つの方向成分 (| \ / -) を使用した場合の例であるが, これ以外の任意形状の図形を使用することも可能である. 呈示に際しての各パターン間の間隔は, (11) 式および

図 3 特徴抽出処理のための光学系の構成
Optical system for feature extraction.

図 4 入力面へのパターンの呈示例および呈示条件
An example of pattern arrangement in the input plane and the arrangement conditions of patterns.

(12) 式で与えられる条件を満足させる必要がある. 入力パターンと各リファレンスパターンは, レンズ L₁ によってフーリエ変換された後, LCLV の 2 乗特性によって絶対値の 2 乗の演算が実行される. さらに, レンズ L₂ によって再度フーリエ変換されて, 相関出力結果が得られる.

図5 相関出力面の分割による36次元特徴の抽出
Extraction of 36 features by deviding the correlation plane.

相関出力結果は、リファレンスパターンの数に等しい4つの領域内に得られる。この4つの各領域内を図5に示すように、例えば縦横に3分割ずつ計9分割して、1つ1つのます目内の光強度を求めることによって、「どの方向成分」が「どの辺に」あるのかという情報が抽出されることになる。こうして得られた $4 \times 9 = 36$ 個のデータは、36次元の特徴量として次節で述べるニューラルネットワークに入力される。

3.2 文字判定部

3.1節で述べたMRPJTCから得られる特徴量は、これを文字と対応させて初めて文字の認識が行われたことになる。本研究では、この対応づけの処理を行うものとしてニューラルネットワークを使用する。

ニューラルネットワークとしては、3層構造のものを使用する。入力層と出力層のユニット数は、それぞれ特徴量の次元数(36)、およびアルファベットの文字数(26)に一致させた。また、中間層のユニット数は40とした。

ニューラルネットワークには、36次元の特徴量が入力されたときに、26個の出力のうち入力文字に対応する1つの出力だけが1となるように、誤差逆伝播法¹¹⁾を用いてあらかじめ学習したものを用いる。誤差逆伝播法は、層状の構造を有するニューラルネットワークに対して、各ニューロン間の結合係数および各ニューロンの出力関数の閾値を決定するための学習アルゴリズムである。

4. 文字認識実験

実験は、3章で述べたシステムを用いて、手書きアルファベット文字から、まず方向成分の抽出を行い、次に得られた特徴量をニューラルネットワークへ入力

図6 使用した手書きアルファベット文字の例
Some examples of handwritten alphabetical letters.

して認識結果を得る。本章では、その実験方法および結果について述べる。

4.1 実験方法

実験には、アルファベット大文字のAからZまで26文字を1セットとして、30人分の30セットを用意した。文字の一例を図6に示す。これら30セットのうち、任意の15セットをニューラルネットワークの学習用として使用し、残りの15セットを未学習文字として認識実験用を使用した。

本実験において抽出する特徴量としては、文字認識において一般的に用いられている方向寄与度¹²⁾および方向線素特徴量¹³⁾を参考にした。これらの特徴量は文字領域内の各点において、縦・横・斜め $\pm 45^\circ$ の4方向成分を要素とするベクトルとして与えられ、基本的には入力された文字を構成するストロークの方向性を表している。本実験では、リファレンスパターンとして(| \ / —)の4種類を使用して、縦・横・斜め $\pm 45^\circ$ の4方向成分を検出することとした。MRPJTCを用いる特徴抽出処理では、(| \ / —)の4方向成分に限らず、より複雑な形状の図形の有無の検出も容易であるが、これら4方向成分が文字のストロークを表現する、最小限の要素であると考え採用した。

なお、相関出力面の各方向成分の現れる4つの領域内は、前述のようにそれぞれ9分割され、各領域内の光強度和が36次元の特徴量となる。表3に主な実験条件を示す。また、MRPJTCの入力面における各パターンの呈示条件を図4に示した。

表 3 実験条件
Experimental conditions.

入力文字	手書きアルファベット 30 セット (図 6 参照)
リファレンスパターン 特徴量の検出方法	- \ / の 4 種 各リファレンスパターンにおいて 各相関出力面 9 分割 (36 次元)
ニューラル ネットワーク	構造 unit 数 (入力層 36 中間層 40 出力層 26) 学習 学習文字 15 セット 未学習文字 15 セット

さらに、抽出された 36 次元の特徴量は、3.2 節で述べたニューラルネットワークに入力される。ニューラルネットワークは、15 セットの学習用文字セットを用いて、誤差 1% 以下に納まるように学習させる。なお、ニューラルネットワークの特性は、学習する前の初期値に依存するため、3 つの異なる初期値から学習を始めた、3 つの同じ構造のニューラルネットワークを用意した。認識実験では、学習済みのニューラルネットワーク 3 つに対してそれぞれ 30 セットの文字を入力し、それぞれの場合の認識率の平均値を結果とした。

4.2 実験結果および検討

図 7 に、一例として文字「O」を入力した場合の、MRPJTC によって得られた方向成分抽出結果を示す。中央付近とその左右に一直線状に現れている不要相関成分を挟んで、中央の光軸を対称に横並びに上下に 2 組、入力文字と各リファレンスパターンとの相互相関出力が現れている。さらに、種々の文字を入力した場合について、図 7 に見られる 2 組の相関出力のうち、上側部分に対応する部分を取り出して示したものが図 8 である。実線で囲まれた 4 つの領域は、4 種のリファレンスパターンに対応して得られた各方向成分の現れる範囲である。図 8 より、それぞれの文字から、各方向成分が検出されている様子が確認できる。

図 8 の 4 つの領域の内部を、図 5 のように 9 分割して得た 36 次元の特徴量を、ニューラルネットワークに入力して得られた認識結果を表 4 に示す。また、図 9 には各アルファベット毎にまとめた認識率を示す。学習文字と未学習文字を平均した認識率は 88.8% であり、本方式の手書きアルファベット文字に対する有効性が確認された。しかし、アルファベット毎の認識率を調べてみると、「W」の認識率は約 59% であり、他の文字と比較して著しく低い値が認められた。この主な理由としては、「W」は他の文字と比べて構造がやや複雑であること、および「W」を構成する斜め方向成分の角度が、使用したリファレンスパターンの縦

図 7 MRPJTC の相関出力結果例 (入力文字は“O”, 白い部分が光のピーク, 中央が自己相関成分, 上下が相互相関成分)
An example of correlation outputs of MRPJTC. (Input letter is “O”)

図 8 種々の文字に対する相関出力結果例
(図 7 の上側の相関出力部分に対応)

Some examples of correlation outputs from some letters. (Corresponding to the upper part of the correlation outputs of fig. 7)

成分 (90°) と斜め成分 (45°) の中間的な角度であることなどが考えられる。このことに関しては、リファレンスパターンに使用した線素の長さや幅を最適化することによって、ある程度の改善が期待できるものと考えられる。

5. む す び

本論文では、従来の JTC を使用して複数のリファレンスパターンを呈示可能とするような、入力面への

表 4 文字認識実験結果
Experimental results of character recognition.

学習パターン (15 セット)	未学習パターン (15 セット)	総合の認識率 (30 セット)
99.5%	78.2%	88.8%

図 9 各アルファベット毎の認識率
Recognition rate for each alphabet.

パターンの呈示条件について述べた。また、これを文字認識における特徴抽出へ応用することを考え、手書きアルファベット文字を対象として、方向成分の特徴が抽出可能であることを、光学系を構築して実験的に示した。さらに、抽出された特徴量をニューラルネットワークに入力して、文字の判定をさせた結果、手書きアルファベット 30 セットに対して、平均で 88.8% という認識率が得られた。

今後は、対象文字の種類を増やして実験していく予定である。その場合、漢字などの複雑な文字を対象に

加える場合には、本実験で使用した 4 つの方向成分以外に、文字の屈曲部や線分の交点などを検出するためのリファレンスパターンの追加も有効ではないかと考えている。

〔参 考 文 献〕

- 1) C. S. Weaver and J. W. Goodman: "A Technique for Optically Convolution Two Functions", Appl. Opt., 5, pp. 1248-1249 (1966)
- 2) J. Rau: "Detection of Difference in Real Distributions", J. Opt. Soc. Amer., 56, pp. 1490-1494 (1966)
- 3) Francis T. S. Yu, Feng Cheng, et al.: "Effects of Fringe Binarization of Multiobject Joint Transform Correlation", Appl. Opt., 28, 15, pp. 2988-2990 (1989)
- 4) Bahram Javidi, Jun Wang, and Qing Tang: "Multiple-object Binary Joint Transform Correlation Using Multiple-level Thresholding Crossing", Appl. Opt., 30, 29, pp. 4234-4244 (1991)
- 5) T. Kotzer, J. Rosen, J. Shamir: "Multiple-object Input in Nonlinear Correlation", Appl. Opt., 32, 11, pp. 1919-1932 (1993)
- 6) 那須, 木幡, 高木: "JTC(Joint Transform Correlator) を応用した文字パターンからの特徴抽出に関する基礎検討", 信学技報, OQE92-107, pp. 53-58 (1992)
- 7) 鈴木, 那須, 木幡, 高木: "MRPJTC(Multi-Reference Pattern Joint Transform Correlator) を用いた光学的文字認識に関する一実験", 信学技報, OQE93-136, pp. 7-12 (1993)
- 8) 谷田貝: "光とフーリエ変換", pp. 107-113, 朝倉書店, (1992)
- 9) 矢野, 亀丸: "特徴抽出された参照パターンによるマッチングフィルタとそれを用いた文字認識", 光学, 21, pp. 319-326 (1992)
- 10) 蔵富, 瀧本, 秋山, 小川: "特徴抽出光ニューロン素子を用いた手書き文字認識光ニューラルネットワーク", 光学, 22, 1, pp. 20-26 (1993)
- 11) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, et al.: "Parallel Distributed Processing", MIT Press (1986)
- 12) 萩田, 増田: "文字線の方向性に着目した手書き漢字の識別", 信学技報, PRL81-13, pp. 95-102 (1981)
- 13) 孫, 田原, 阿曾, 木村: "方向線素特徴量を用いた高精度文字認識", 信学論, J74-D-II, 3, pp. 330-339 (1991)

な す せんし
那須 潜思 昭和 63 年、東北大学大学院修士課程修了。同年、仙台電波高専電子工学科助手となり、現在に至る。文字認識や数値演算などの光情報処理および光応用計測に関する研究に従事。正会員。

す ぎ やすお
鈴木 康雄 平成 6 年、東北大学大学院修士課程修了。同年、キヤノン(株)に入社。在学中、光加減算や文字認識など光情報処理の研究に従事。

こ はた みのも
木幡 稔 昭和 61 年、東北大学大学院博士課程修了。同年、東北大学工学部通信工学科助手、現在、助教授。フーリエ変換装置の開発、音声信号の情報圧縮処理、ベクトル量子化法、および積雪量の遠隔計測に関する研究などに従事。工学博士。

た か ぎ たすく
高木 相 昭和 35 年、東北大学大学院博士課程修了。同年、東北大学工学部通信工学科助手。以後、助教授を経て現在教授。通信方式、電子計測、EMC、音声・画像の信号処理などの研究に従事。工学博士。正会員。