

# 一般化Hough変換による任意図形 検出アルゴリズム

Algorithm for detecting arbitrary shapes by generalized Hough transform

大橋靖弘 大和淳二 石井郁夫 牧野秀夫  
Yasuhiro OOHASHI Junji YAMATO Ikuo ISHII Hideo MAKINO

新潟大学工学部情報工学科

Faculty of Engineering, Niigata University

あらまし 任意の図形と相似な図形を、その大きさと回転角の如何にかかわらず検出可能とするアルゴリズムについて提案する。

これは一般化Hough変換を改良したもので、最初に基準図形の周囲長、絶対最大長、およびその方向などの特徴量を算出する。次に検出対象図形に対しても同様な特徴量を求め、基準図形のそれとの比較によって検出対象図形上の標本点から見た基準点の候補の位置を決定し、2次元配列の該当位置にアキュムレーションを行う。この方法では、1つの2次元配列のみで任意図形の検出が可能である。

プログラム発生した種々な図形を用いて実験を行い、本アルゴリズムの有効性を確認した。

Abstract This paper proposes a method of detecting similar figures with arbitrary shapes and arbitrary orientations in a digital image, by modification of generalized Hough transform.

First, we calculate several characteristics (perimeter, maximum length, and its orientation) on the standard pattern. Next, we calculate the characteristics of the examining pattern in the same way, and compare those with the standard ones. After this comparison, we carry out accumulations for the positions of reference points. In this method, one two-dimensional memory array is enough for detecting similar figures with arbitrary shapes and orientations.

Successful experimental results were obtained in detecting similar figures among program generated various patterns.

## 1. はじめに

Hough変換は多くの雑音を含む画像からも直線成分を効果的に検出できるため、パターン認識の分野において広く用いられている<sup>(1)</sup>。更にこれを一般化したHough変換では、高次元パラメータ空間を用いることにより、円や楕円な

どの検出も可能である<sup>(2)</sup>。任意図形について言えば、画像中のエッジ部における濃度gradient情報を用いることにより、検出が可能となる<sup>(3)</sup>。しかし、基準図形と大きさ・回転角が異なる相似図形を検出対象とする場合、その大きさと回転角を考慮に入れた4次元パラメータ空間が必要となり<sup>(3)</sup>、メモリコストの点に大き

な問題を生じる。そこで本稿では一般化Hough変換を改良し、このような図形を2次元パラメータ空間のみで検出可能とするアルゴリズムについて検討したので、報告する。

本手法は輪郭線で表された図形を検出対象とするものであって、基準図形の特徴量をあらかじめ求めておく。次に原図面中の検出対象図形について同様の特征量を求め、基準図形のそれとの比較により基準図形に対する縮尺と回転角を求める。続いてこれらの値を参照しつつ、2次元パラメータ空間にアキュムレートを行い、図形を検出する。

種々のプログラム発生した図形によって実験を行い、その有効性を確認したので報告する。

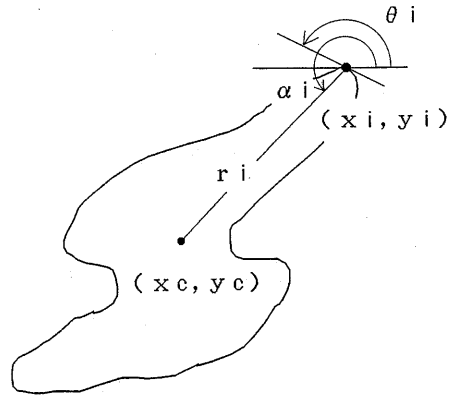


図1. 基準図形の幾何学的配置

## 2. 一般化Hough変換

ここでは、従来的一般化Hough変換を用いた任意図形検出アルゴリズムについて簡単に説明する。

### 2.1 基準図形の特徴記述

一般化Hough変換による検出アルゴリズムでは、検出の対象とする基準図形の特徴量をあらかじめ記述しておく必要がある。

まず、図1の様に基準図形における基準点の位置  $(x_c, y_c)$  を決め、次に図形上の点列  $(x_i, y_i)$  に対する接線の傾斜角  $\theta_i$  と、その点に対する基準点の位置  $r_i = (r_i, \alpha_i)$  を求め、図2の様な表 (R-表<sup>(3)</sup>) を作成する。

$i$	$\theta_i$	$r_i$
1	$\theta_1$	$(r_1, \alpha_1)$
2	$\theta_2$	$(r_2, \alpha_2)$
3	$\theta_3$	$(r_3, \alpha_3)$
⋮	⋮	⋮

図2. R-表

### 2.2 パラメータ空間への写像と検出

原図面上の検出対象図形を構成する点列  $(x'_j, y'_j)$  に対して、その点における接線の傾斜角  $\theta'_j$  を求める。R-表を用いて  $\theta'_j = \theta_i$  となる様な  $i$  を探し、その  $i$  に対応する  $r_i$  の要素  $(r_i, \alpha_i)$  を用いて式(1)(2)を計算する。

$$x'_c = x'_j + r_i \cos \alpha_i \quad (1)$$

$$y'_c = y'_j + r_i \sin \alpha_i \quad (2)$$

この点  $(x'_c, y'_c)$  が  $(x'_j, y'_j)$  に対す

る基準点の候補となる。そこでパラメータ空間用2次元配列  $A(x, y)$  の要素  $(x'_c, y'_c)$  を、式(3)の様にインクリメントする。

$$A(x'_c, y'_c) = A(x'_c, y'_c) + 1 \quad (3)$$

検出対象図形を構成する全ての点に対して上記の処理を行い、 $A(x, y)$  を作成する。

次に  $A(x, y)$  の中で最大値を持つ要素  $(x_{max}, y_{max})$  を探すことにより、基準点を  $(x_{max}, y_{max})$  の位置に持つ基準図形と同形の図形を検出することができる。

また基準図形から回転した相似図形を検出の対象とする場合には、検出対象図形の基準図形

に対する縮尺  $S$  と回転角  $\phi$  を考慮に入れて式 (1) (2) をそれぞれ式 (4) (5) に変更し, またアキュムレート配列も 2次元から 4次元の  $A(x, y, S, \phi)$  に拡張することによって検出を行う。

$$x'_c = x'_j + r_i S \cos(\alpha_i + \phi) \quad (4)$$

$$y'_c = y'_j + r_i S \sin(\alpha_i + \phi) \quad (5)$$

### 3. 任意図形検出アルゴリズム

前章で述べた様に, 従来の方法では相似図形を検出の対象とする場合, 4次元のアキュムレート配列が必要であるが, これを 2次元配列で可能とするように, 一般化Hough変換を改良する。

以下の説明では, 便宜上処理対象とする図面は, 背景画素を“0 (白)”, 図形の画素を“1 (黒)”で構成した 2値図面とする。

#### 3.1 基準図形の特徴記述

検出を行う前に基準図形の大きさと回転角に関する特徴量を算出する。次に 2.1 の方法によって  $R$ -表を作成する。図 3 にその処理のフローチャートを示す。

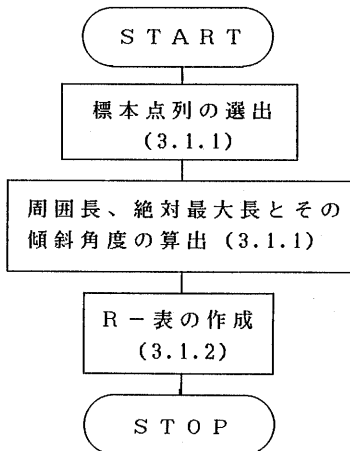


図 3. 基準図形の特徴記述についてのフローチャート

#### 3.1.1 標本点列の選出, 及び各特徴量の算出

最初に基準図形を構成する“1”の画素を辿りながら輪郭線を追跡する。その際に図 4 の様に輪郭線上にはほぼ一定間隔に  $N$  個の標本点列  $(x_i, y_i)$  ( $i=1-N$ ) を選出する。本研究ではこれを 50 点程度とした。

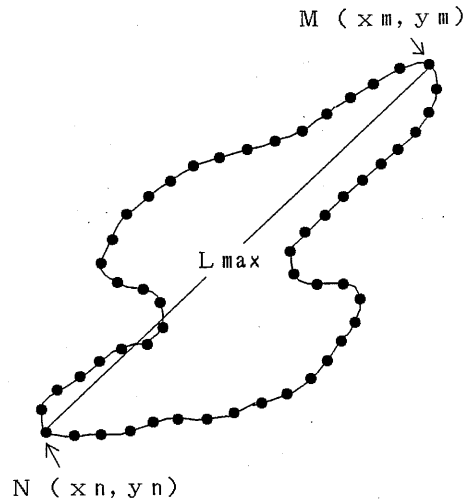


図 4. 標本点列と  $L_{max}$  線分

そして基準図形の周囲長の近似値  $PER$  を式 (6) で求める。

$$PER = \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2} \quad (6)$$

ただし,  $x_{N+1} = x_1, y_{N+1} = y_1$  とする次に, 基準図形の絶対最大長  $L_{max}$  を式 (7) より求める。

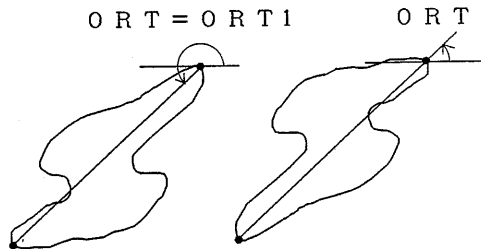
$$L_{max} = \max_{\substack{i, j=1 \sim N \\ i < j}} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (7)$$

なおここで  $L_{max}$  を見出した時の  $i, j$  の値をそれぞれ  $m, n$  ( $m < n$ ) とし, また点  $M(x_m, y_m)$ , 点  $N(x_n, y_n)$  を結ぶ線分を  $L_{max}$  線分と呼ぶことにする。

更に、 $L_{max}$ 線分の傾斜角ORTを式(8)を用いて求める。

$$ORT = \tan^{-1} \{ (y_m - y_n) / (x_m - x_n) \} \quad (8)$$

そしてこのORTの範囲としては、図5の様に $180^\circ$ 回転している図形を区別する必要があるが、これは図6に示すような基準図形のパラメータを用いることによって可能となる。



ORT = ORT1      ORT = ORT1  
 $\pm 180^\circ$   
 (a)                      (b)

図5. ORTの算出

即ち、点Mから点Nまで右回りに辿った場合の周囲長MNPと、点Nから点Mまで右回りに辿った場合の周囲長NMPとの比率  $MNP/NMP$  が1より大きい図形は  $0^\circ \leq ORT < 180^\circ$  の範囲内で、1より小さい図形は  $180^\circ \leq ORT < 360^\circ$  の範囲内で算出することにすれば、ORTを $0^\circ \sim 360^\circ$ の範囲で算出できる。MNP=NMPとなつてこの方法で区別できないときには、点Mから点Nまで右回りに辿った場合の輪郭から $L_{max}$ 線分までの最大距離MNBと、点Nから点Mまで右回りに辿った場合の輪郭から $L_{max}$ 線分までの最大距離NMBとの比率  $MNB/NMB$  を用いることによってこれを行うことができる。

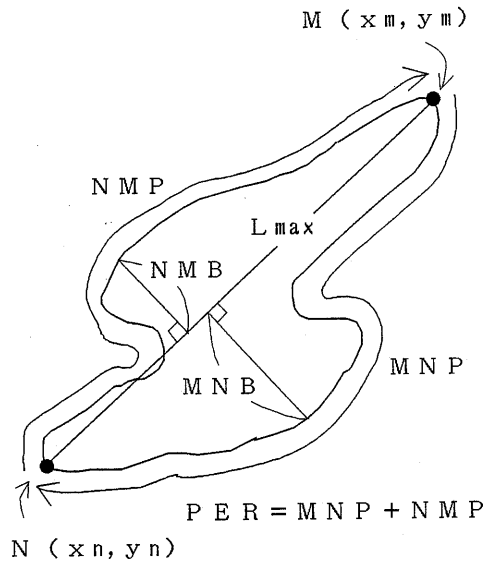


図6. ORT算出のための各種パラメータ

### 3.1.2 R-表の作成

最初にR-表を作成するために基準図形における基準点の位置 $(x_c, y_c)$ を設定する。本研究では基準点の位置 $(x_c, y_c)$ を式(9)(10)の様に $L_{max}$ 線分の中点とした。

$$x_c = (x_m + x_n) / 2 \quad (9)$$

$$y_c = (y_m + y_n) / 2 \quad (10)$$

次に、この基準点の位置と3.1.1で選出した標本点列の位置から、図7に基づいて図2同様なR-表を作成する。

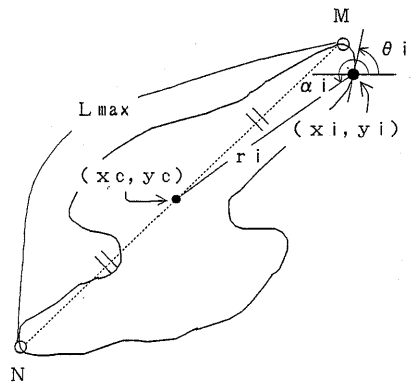


図7. R-表に関するパラメータ

各標本点における接線の傾斜角  $\theta_i$  は、その前後の標本点  $(x_{i-1}, y_{i-1})$ ,  $(x_{i+1}, y_{i+1})$  を使って式 (11) で近似する。

$$\theta_i = \tan^{-1} \left\{ (y_{i+1} - y_{i-1}) / (x_{i+1} - x_{i-1}) \right\} \quad (11)$$

各標本点から基準点までの距離  $r_i$  と方向  $\alpha_i$  はそれぞれ式 (12) (13) で与えられる。

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \quad (12)$$

$$\alpha_i = \tan^{-1} \left\{ (y_i - y_c) / (x_i - x_c) \right\} \quad (13)$$

### 3. 2 相似図形の検出

2. 2 で述べたパラメータ空間への写像と検出に関するアルゴリズムを図 8 のフローチャートに示すごとく改良することによって、任意の縮尺と回転角を持った任意図形の検出が可能となる。

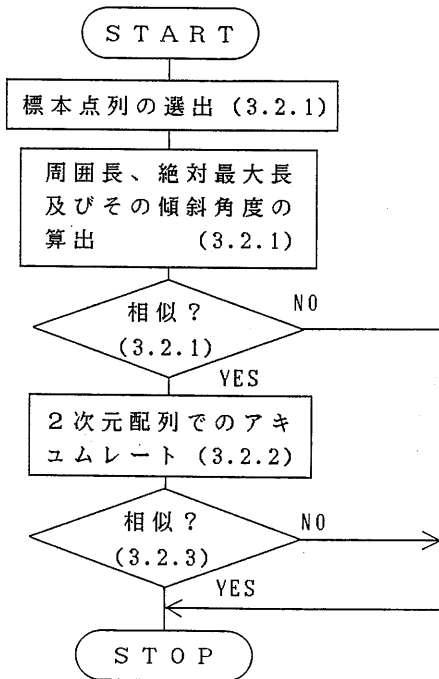


図 8. 相似図形検出についてのフローチャート

### 3. 2. 1 検出対象図形の特徴算出

3. 1. 1 で述べた方法と同様に、検出対象図形の“1”の画素を辿りながら輪郭線上に  $N'$  個の標本点列  $(x'_j, y'_j)$  ( $j=1 \sim N'$ ) を選出する。この際、 $N'$  は基準図形の標本点列の個数  $N$  とほぼ等しくなる様に選出することが好ましい。そして検出対象図形の周囲長  $PER'$ 、絶対最大長  $L'_{max}$  およびその傾斜角  $ORT'$  を、式 (14) ~ (16) により求める。

$$PER' = \sum_{j=1}^{N'} \sqrt{(x'_j - x'_{j+1})^2 + (y'_j - y'_{j+1})^2} \quad (14)$$

ただし、 $x'_{N'+1} = x'_1, y'_{N'+1} = y'_1$  とする。

$$L'_{max} = \max_{j=1 \sim N'} \sqrt{(x'_i - x'_j)^2 + (y'_i - y'_j)^2} \quad (15)$$

$$ORT' = \tan^{-1} \left\{ (y'_{m'} - y'_{n'}) / (x'_{m'} - x'_{n'}) \right\} \quad (16)$$

ここで、 $m', n'$  ( $m' < n'$ ) はそれぞれ  $L'_{max}$  を見出した時の  $i, j$  の値である。  
 $ORT'$  は  $ORT$  の算出のときと同様に、 $0^\circ \sim 360^\circ$  の範囲とする。

ここで基準図形における  $L_{max}/PER$  の値と検出対象図形における  $L'_{max}/PER'$  の値を比較して大きく異なる場合には、この検出対象図形は基準図形の形状と異なるものと判断でき、式 (17) によりこの比率  $\lambda$  を求める。  
 $\lambda = (L'_{max}/PER') / (L_{max}/PER) \quad (17)$

なお 4. に示す実験例では、 $\lambda$  は相似していない図形では 0.81 や 1.25 程度の値を取るのに対し、相似図形では 0.99 や 1.03 程度の値を取るの、これらの図形の間で判別が可能であった。従って、 $0.9 < \lambda < 1.1$  の値を取る図形を相似図形の候補とすることにした。

### 3. 2. 2 パラメータ空間への写像

3. 2. 1 で述べた様に、 $\lambda$  の値が設定したしきい値の範囲に含まれる検出対象図形のみをパラメータ空間へ写像し、2次元配列でのアキュムレーションを行う。

まず、基準図形に対する検出対象図形の回転角 ORTD を求める。これは式 (18) に示す様に、 $L_{max}$  線分の傾斜角と  $L'_{max}$  線分の傾斜角の差によって求めることができる。

$$ORTD = ORT - ORT' \quad (18)$$

次に、3.2.1 で選出した検出対象図形上の標本点  $(x'_j, y'_j)$  に対して、その点における接線の傾斜角  $\theta'_j$  を式 (19) により求める。

$$\theta'_j = \tan^{-1} \left\{ \frac{(y'_{j+1} - y'_{j-1})}{(x'_{j+1} - x'_{j-1})} \right\} \quad (19)$$

この標本点  $(x'_j, y'_j)$  に対する基準点の候補の位置を決定するには、検出対象図形の基準点に対する回転を考慮する必要がある。従って  $\theta'_j$  を回転角 ORTD によって式 (20) の様に補正し、そして補正した角度  $\theta''_j$  と等しくなるような  $\theta_i$  を R-表の中から探し出す。

$$\theta''_j = \theta'_j - ORTD \quad (20)$$

その探し出した  $\theta_i$  に対応する  $(r_i, \alpha_i)$  を用いることにより、その標本点に対する基準点の候補の位置を次のようにして決定することが出来る。すなわち図9の様に、検出対象図形の基準図形に対する回転角と縮尺を考慮して、標本点  $(x'_j, y'_j)$  から  $\alpha_i$  を ORTD で補正した方向に  $r_i$  の  $L'_{max}/L_{max}$  倍だけ離れた位置  $(x'_c, y'_c)$  が基準点の候補となるわけで、これは式 (21) (22) で求めることが出来る。

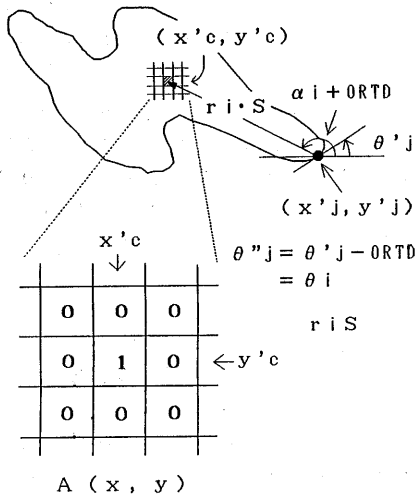


図9. アキュムレートの様子

$$x'_c = x'_j + r_i S \cos(\alpha_i + ORTD) \quad (21)$$

$$y'_c = y'_j + r_i S \sin(\alpha_i + ORTD) \quad (22)$$

ただし  $S = L'_{max}/L_{max}$  とする。

そして2次元アキュムレート配列のこの位置に対応する要素を式 (23) の様に、インクリメントする。

$$A(x'_c, y'_c) = A(x'_c, y'_c) + 1 \quad (23)$$

この処理を検出対象図形の全ての標本点  $(x'_j, y'_j)$  ( $j=1 \sim N'$ ) に対して行い、アキュムレート配列を作成する。

### 3.2.3 検出対象図形の判定

3.2.2 で作成したアキュムレート配列  $A(x, y)$  を用いて、検出対象図形が基準図形の相似図形であるか否かの判定をする。

まず図10に示すような、中心  $(i, j)$  からの距離に反比例した重み WGT を式 (24) から求め、その値をそれぞれの要素に持つマスクを作る。なお検出対象図形の縮尺  $S$  により基準点の候補の位置にばらつきが生じるため、マスクの大きさ  $MS$  を可変とする。

$$WGT(k, l) = \frac{1}{\sqrt{(k-i)^2 + (l-j)^2 + 1}} \quad (24)$$

( $(i, j)$ : 中心位置)

	$i-2$	$i-1$	$i$	$i+1$	$i+2$	
$j-2$	$\frac{1}{2\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{2\sqrt{2+1}}$	
$j-1$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	
$j$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{2}$	$1$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{3}$	
$j+1$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	
$j+2$	$\frac{1}{2\sqrt{2+1}}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{\sqrt{5+1}}$	$\frac{1}{2\sqrt{2+1}}$	

図10. 最大値算出のためのマスク (MS=2の場合)

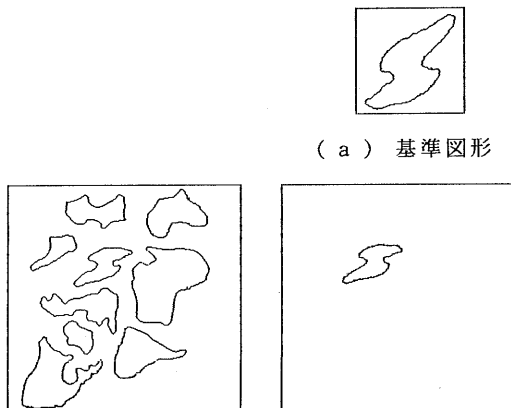
例えば4. で示す実験例では、 $S < 0.6$ の検出対象図形の場合 $5 \times 5$  ( $MS=2$ )、 $S > 0.6$ の場合は $7 \times 7$  ( $MS=3$ )のマスクを用いた。そして、それぞれの要素 $A(x, y)$ にマスクの中心を重ね、式(25)を計算する。

$$SUM(x, y) = \sum_{k=x-MS}^{x+MS} \sum_{l=y-MS}^{y+MS} A(x, y) WGT(k, l) \quad (25)$$

アキュムレート配列の全ての要素に対して $SUM(x, y)$ を求めた後、その中から最大値を持つ要素 $(x_{max}, y_{max})$ を選出し、その要素の値が設定したしきい値以上の場合、その検出対象図形は基準図形の相似図形であると判定する。そしてその場合、この相似図形の基準点の位置は $(x_{max}, y_{max})$ で、また基準図形に対する回転角は $ORTD$ 、大きさの比率は $S$ となる。

#### 4. 実験結果

次に本報告のアルゴリズムの有効性を確認するためにに行った実験結果を示す。図11はカメラから取り入れエッジ検出し、2値化した図形を検出処理したもので、図12は基準図形の相似図形をランダムにプログラム発生し、検出処理したものである。(右上:基準図形, 左:検出対象図形, 右下:検出結果)

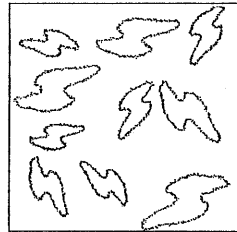


(b) 検出対象図形 (256×256画素) (c) 検出結果

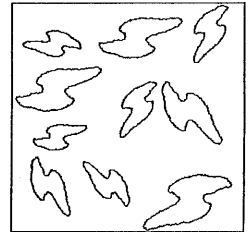
図11. 実験例1



(a) 基準図形



(b) 検出対象図形 (256×256画素)



(c) 検出結果

図12. 実験例2

#### 5. まとめ

本稿では一般化Hough変換を改良して任意図形検出を可能とするアルゴリズムを提案し、実験によりその有効性を確認した。これにより基準図形に対して位置・大きさ・回転角が任意の相似図形を2次元のアキュムレート配列のみを用いることで検出可能となり、メモリコストの改善が可能となった。

今後の課題として、基準図形から歪んだ図形の検出限界やノイズに対する諸特性の検討などが残されている。

#### 参考文献

- (1) Duda, R.O., and Hart, P.E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Comm. ACM 15,1(Jan.1972),11-15
- (2) Kimme, C., Ballard, D., and Sklansky, J. Finding Circles by an Array of Accumulators. Comm. ACM 18,2(Feb.1975),120-122
- (3) Ballard, D.H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. Pattern Recognition, 13,2(Feb.1981)111-122