

Hough 変換と階層化画像を用いた欠損だ円の検出

正員 渡辺 孝志[†] 非会員 柴田 俊浩[†]

Detection of Broken Ellipses by the Hough Transforms and Multiresolutional Images

Takashi WATANABE[†], *Member* and Toshihiro SHIBATA[†], *Nonmember*

あらまし 本論文ではだ円パターンの分離検出問題を論じた。従来のだ円検出法では、輪郭線の連結性を前提としており、雑音や重なりなどによって輪郭線が大幅に欠損しただ円は検出できないという欠点があった。本論文では、任意形状のだ円が多数混在し、雑音で輪郭線の連結性が全く欠如しており、重なりによって輪郭線の一部も大幅に欠損している、ような画像に対処できる新たなだ円検出法を提案した。提案手法は Hough 変換の一種である Merlin-Farber 法を基本とし、これに階層化画像と最小 2 乗法を組み合わせた手法である。提案手法の有効性を検証するために行った評価実験では、良好な検出結果が得られた。

1. まえがき

画像から特定形状の図形パターンを検出し、その位置、大きさ、回転角などのパラメータを計測する問題は、画像認識や画像計測の基本的課題である。特に、アフィン変換に関して不変な図形パターン検出法を確立することは極めて重要な研究課題である。活字文字認識のように図形単位の切出し(セグメンテーション)が比較的容易な場合には正規化の手段で対処可能となるが、一般の図形認識の場合はセグメンテーションそのものがパターン検出と不可分な関係にあり、問題を難しくしている。

本研究ではだ円パターンの検出問題を取り扱う。だ円は粒子解析やロボットビジョンなどで頻繁に処理対象となる基本図形であり、その検出問題は応用上重要である。また、任意だ円の検出問題はアフィン変換不変な図形パターン検出問題の典型的な例であり、これを検討することによって、一般形状図形の検出問題へのアプローチも得られるものと考えられる。

従来、画像からだ円パターンを検出する手法としては、Hough 変換が利用されてきた⁽¹⁾⁻⁽³⁾。Hough 変換は図形を記述するパラメータ空間でヒストグラムを構成

し、そのピーク値を探索することによって図形検出を行う手法であり、雑音に強いという特徴を有している^{(4),(5)}。しかしながら、従来のだ円検出法ではだ円の幾何学的性質を積極的に利用しているために輪郭線の連結性を前提としており、雑音や重なりなどによって輪郭線が大幅に欠損しただ円は検出できないという欠点があった。輪郭線が重なりのみによって欠損している場合には、筆者らが開発した最小 2 乗法を基本とした手法で検出可能であるが⁽⁶⁾、この場合も残った輪郭線については連結性を必要としていた。

本論文では、(1)任意形状のだ円が多数存在する、(2)雑音で輪郭線の連結性が全く欠如している、(3)重なりにより輪郭線の一部が大幅に欠損している、ような画像にも対処できる新たなだ円検出法を提案している。提案手法は Hough 変換の一種である Merlin-Farber 法⁽⁷⁾を基本手法として、これに階層化画像と最小 2 乗法を組み合わせた手法である。本手法は、従来の手法と違って、だ円の幾何学的性質に強く依存しない手法となっており、一般形状図形の検出にも適用可能な考え方で構成されている。提案手法の有効性を検証するために行った評価実験の結果についても述べる。

2. MF 法とパターンマッチング

Hough 変換は当初 Hough によって直線を検出する手法として提案されたが⁽⁸⁾、Merlin-Farber⁽⁷⁾は任意曲線

[†] 岩手大学工学部情報工学科, 盛岡市
Faculty of Engineering, Iwate University, Morioka-shi, 020 Japan

図形に適用可能な手法を与えた。以下、これをMF法と言う。更に、Ballard⁽⁹⁾はこう配情報を利用する形にMF法を拡張し、一般化Hough変換を提案している。一般に、連結性が保証されないような雑音の多い画像では信頼度の高いこう配情報は得られないので、本研究ではだ円パターン検出のための基本手法として一般化Hough変換でなくMF法を採用する。

2.1 MF法とパターンマッチング

Hough変換がパターンマッチングの一種であることは既に指摘されている^{(10),(11)}。本論文のだ円検出法ではMF法と単純マッチングを併用するので、以下にこれらの関係を簡単に説明する。

入力画像を $I(x, y)$ 、テンプレート画像を $T(x, y)$ で表すと、 I と T の相互相関関数は次式

$$C_{IT}(a, b) = \sum_x \sum_y I(x, y) T(x-a, y-b) \quad (1)$$

で与えられ、画像と同じ2次元関数である。これはテンプレート T を点 (a, b) に移動した画像との相関値を計算しており、値がしきい値を超えた点がテンプレートパターンの存在する候補位置となる。特に、特定の点 (a, b) について $C_{IT}(a, b)$ を求めることを単純マッチングと呼び、その値を単純マッチング度と呼ぼう。

今、 I と T を2値の線画像とし、エッジ点を1、背景点を0と定める。このとき、式(1)から C_{IT} が次の2手順で得られることがわかる。

(1) 画像と同じ大きさの配列 A を用意し、その初期値を0にセットする。

(2) $I(x, y)=1$ となる点 (x, y) ごとに、 $T(x-a, y-b)=1$ となるすべての配列要素 $A(a, b)$ に1を加算する。

その結果として、

$$C_{IT}(a, b) = A(a, b) \quad (2)$$

が得られるが、MF法は上記の手順を次のような形に変形したものとなっている。

〈MF法〉⁽⁷⁾

(手順1) テンプレート画像 T 上に画素点 R を一つ選んで、それを参照点と呼ぶ。 R を中心にして T を180度回転したパターン \underline{T} を作成する。すなわち、

$$\underline{T}(x, y) = T(-x, -y) \quad (3)$$

(手順2) 入力画像 I と同じ大きさの配列 A を用意し、その初期値を0にセットする。

(手順3) $I(x, y)=1$ となる点 (x, y) ごとに、点 (x, y) を参照点としてパターン \underline{T} を描き、その輪郭点が通過する画素位置 (x', y') の配列要素 $A(x', y')$ に1を加

算する。これを投票と言う。

(手順4) 配列 A を走査して、投票数がしきい値以上となる配列要素 $A(x, y)$ のインデックス値 (x, y) をテンプレートパターンの存在する候補位置とする。

MF法の特徴として次の点が挙げられる。

- (1) 任意曲線図形の検出に適用できる。
- (2) エッジ点は連結している必要がなく、こう配情報も不要であり、雑音に強い。
- (3) 投票を行うHough空間は入力画像と同じ大きさの2次元配列で済む。

なお、MF法ではテンプレートの平行移動パターンのみが検出可能であり、回転と伸縮の変換を受けたパターンの検出については別途対処が必要である。

2.2 残差逐次検定法とMF法の比較

従来、高速パターンマッチング法としては残差逐次検定法(SSDA法)⁽¹²⁾が利用されてきた⁽¹³⁾。

SSDA法では、 $m \times m$ 画素のテンプレート画像 T をそれより大きな $n \times n$ 画素の入力画像 I 上で動かして、残差

$$e(a, b) = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{m-1} |I(x+a, y+b) - T(x, y)| \quad (4)$$

がしきい値以下となる重ね合せ位置 (a, b) を求めようとするものである。式(4)の加算の途中で残差が指定値を超えたら、加算を打ち切って、次の (a, b) に移ることで高速化を図っている。

2値画像に対するパターンマッチング法としてMF法とSSDA法の最も大きな違いは、「MF法がエッジ点の重なり数を評価するのに対して、SSDA法がエッジ点の重なり違い数を評価している」点にある。従って、SSDA法はMF法よりも厳密なパターンマッチング評価をしていると言えるが、その分、雑音の影響を受けやすくなっている。また、処理速度に関しては、MF法の方がSSDA法よりも高速であると言える。これは次のような評価からわかる。式(4)で加算の打切りが起ころ平均加算数を n_a とすると($n_a \leq m^2$)、SSDA法の総加算回数は $n_a \cdot (n-m+1)^2$ 回である。一方、画像 I 、 T のエッジ点数を $e(I)$ 、 $e(T)$ とし、これらのエッジ点をリストで管理すれば、MF法の総加算回数は $e(I) \cdot e(T)$ で済むことになる。線画像の場合、一般に $n_a \geq e(T)$ であると考えられるので、両者の比は

$$\frac{e(I) \cdot e(T)}{(n-m+1)^2 \cdot n_a} \leq \frac{e(I)}{(n-m+1)^2} \ll 1 \quad (5)$$

となって、MF法の方がSSDA法よりもずっと高速であることがわかる。例えば、 $n=512$ 、 $m=64$ 、 $e(I)=$

2048 として、 $e(I)/(n-m+1)^2 \approx 0.01$ である。

3. MF 法によるだ円検出手順と問題点

本研究ではだ円検出の基本手法として MF 法を採用する。前述したように、MF 法は移動に関して不変な検出法であるが、回転や伸縮に関しては不変ではない。従って、任意だ円を検出するためには、異なった多数のテンプレートだ円について検出処理を繰り返すこととなる。その直接的な適用手順を示すと、次のようなものとなる (図 1 参照)。

<MF 法によるだ円検出手順>

- (手順 1) 長短軸の半径 α , β と回転角 θ をもつテンプレートだ円 T を発生させる。但し、だ円の中心座標は原点とし、参照点 R はだ円の中心に一致させる。
- (手順 2) 投票用配列 A の初期値を 0 にセットする。
- (手順 3) 入力画像 I の各エッジ点 (x_i, y_i) を参照点としてだ円 T_i を描き、配列 A に投票する。
- (手順 4) 配列 A を走査して、最大投票数をもつ画素位置 (x, y) , (α, β, θ) および投票数 v を登録する。
- (手順 5) 異なったすべての組 (α, β, θ) について上記手順 1~4 を繰り返し、投票数最大なパラメータを求める検出だ円パラメータとする。

複数だ円を検出する場合は、検出だ円を入力画像から消去して、上記手順を繰り返す。

しかし、上記手順はそのままでは膨大な処理時間を要するために、その適用は実際上困難である。対処すべき問題点としては次が挙げられる。

- (1) (α, β, θ) の組合せ数だけ MF 法を適用する必要があるが、その数が膨大であり、処理時間がかかる。
- (2) MF 法では入力画像のエッジ点ごとにだ円を描いて投票するので、エッジ点数が多くなるほど処理時間がかかる。
- (3) 1 組の (α, β, θ) ごとに 2 次元配列 A 全体を 2

回走査するので (配列クリアと最大値検出)、画像が大きいと処理時間がかかる。

(4) 複数だ円についてはだ円を一つずつ検出する処理を繰り返すので、処理時間がかかる。

(5) テンプレートだ円を多数生成するため、高速なだ円生成法が必要である。

これらの問題に対する対策を次に述べる。

4. だ円検出手順の改善

本章では、MF 法によるだ円検出手順を改善するために行った工夫について述べる。

4.1 階層化画像の採用

階層化画像は、Hough 変換処理を高速化する上で有効である⁽¹⁴⁾。本研究でも、階層化画像の採用によって前章の問題(1)~(3)に対処するものとする。但し、階層化画像としては、2 値の入力画像をレベル 0 の最下位層に、下位層の各 2×2 画素を上位層の 1 画素とする全部で $k+1$ 階層のピラミッド画像 (最上位層がレベル k) を用いる。その際、上位層の画素値としては対応する下位層の画素値の和を用いる。

この場合のだ円検出手順は、上位層で粗く候補だ円を選び、下位の層に行くに従って詳細に候補だ円を選別していく、ということになる。上位層では分解能が低いので (α, β, θ) の探索範囲が圧縮されると共に、画素数が削減されて投票回数も減って、全体としてかなりの高速化が期待できる。

なお、テンプレート画像の方は各階層の分解能レベルに合わせてその都度生成するものとし、階層化画像は作成しない。従って、テンプレート画像は常に 2 値である。また、投票値の単位は 1 ではなく、階層化画像の対応するレベルでの画素値を用いる。これにより、全層にわたってマッチングの評価を同一にできる。

4.2 MF 法の適用制限と単純マッチングの併用

MF 法は SSDA 法よりも高速であるが、それでも 1 回当りの処理時間はかなりかかり、階層化画像の全体に渡って MF 法を適用するのは得策ではない。そこで、MF 法は最上位層でのみ適用するものとする。

すなわち、最上位層の分解能レベルで (α, β, θ) を変えて MF 法を適用し、しきい値以上の投票数をもつパラメータを候補だ円リストに登録する。登録パラメータは (α, β, θ) , 位置座標, 投票数である。次に、投票数の大きい順に候補だ円リストからパラメータを選び、下位層で単純マッチングを適用する。上位層のパラメータに対して下位層では複数個の詳細パラメータが対応

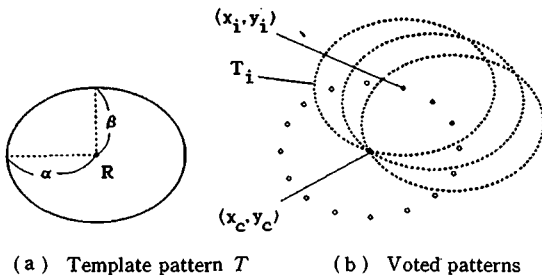


図 1 MF 法によるだ円検出
Fig. 1 Detection of ellipses by the MF method.

するが、これを単純マッチングで評価し、選択していく。単純マッチングの計算回数はテンプレートのエッジ点数だけで済むので、探索範囲が限定されている場合にはMF法より処理が速くなる。以上により、重複したMF法の適用を避け得るので、前章の問題(4)に対処できる。

4.3 候補だ円の判定基準

一般に、投票数とそのしきい値によるような単純な判定法では、(1)大きさの異なる複数のだ円が存在する場合、(2)雑音によってだ円の輪郭画素が散乱または欠損している場合、などには対処できない。なぜなら、実際は正しいパラメータであっても、その投票数は大小さまざまな値をとり得るからである。そこで、本論文では各層ごとに次のような判定基準を設けた。

(a) 最上位層における判定基準 最上位層(第 p 層)の候補だ円リストへの登録において、その時点までの投票数の最大値を $VMAX_p$ とし、しきい値 VTH_p を可変的に

$$VTH_p = s_p * VMAX_p \quad (6)$$

で定める。但し、 s_p は定数で $0 < s_p < 1$ である。更に、最上位層におけるテンプレートだ円 T の輪郭画素数を NE_p とするとき、投票数 VC_p が

$$VC_p \geq VTH_p \quad (7)$$

$$VC_p / (2^p \cdot NE_p) \geq RTH_p \quad (8)$$

となるパラメータがリストに登録される。但し、 RTH_p はしきい値である。ここで、 $2^p \cdot NE_p$ はテンプレートだ円 T の最下位層におけるエッジ点数の換算値であるので、式(8)は正規化マッチング指数を表す。また、登録の際、 $VC_p > VMAX_p$ ならば $VMAX_p = VC_p$ と更新する。 $VMAX_p$ の初期値は0とする。

(b) 中間層における判定基準 第 k 層($0 < k < p$)におけるしきい値 MTH_k は、最上位層での対応する投票数 VC_p を用いて、

$$MTH_k = s_k \cdot VC_p \quad (9)$$

で与える。但し、 s_k は定数で $0 < s_k \leq 1$ である。このとき、第 k 層での単純マッチング度 M_k が

$$M_k \geq MTH_k \quad (10)$$

となる場合に、そのパラメータについての探索がより分解能の高い第 $k-1$ 層へと移行する。

(c) 最下位層における判定基準 最下位層(第0層)では、候補パラメータについてだ円度と呼ぶ次に示す最終的な判定基準を適用する。

<だ円度による判定> 次の4手順からなる。

(1) 部分マッチング度の算出 テンプレートだ円

の周を d 等分して、 d 個の分割弧 a_j ($1 \leq j \leq d$)と入力画像 I との部分マッチング度を次式で計算する。

$$SM_j = \frac{a_j \text{ と マッチングした } I \text{ 上の画素数}}{\text{分割弧 } a_j \text{ の画素数}} \quad (11)$$

(2) 全体マッチング度の算出 テンプレートだ円と入力画像との全体マッチング度を次式で計算する。

$$TM = \frac{\text{だ円とマッチングした } I \text{ 上の画素数}}{\text{だ円の全画素数}} \quad (12)$$

(3) 分割弧数の算出 入力画像 I 中に分割弧 a_j が存在するか否かを

$$SM_j \geq SMTH \quad (\text{存在する})$$

$$SM_j < SMTH \quad (\text{存在しない})$$

で判定する。ここで、 $SMTH$ はしきい値であり、全体マッチング度 TM の値に対応して設定される。これより、入力画像中に存在する分割弧数 NA を求める。

$$(4) \text{ だ円度判定 } \text{だ円度の合格判定条件を } NA \geq NATH \quad (13)$$

となる。ここで、 $NATH$ はしきい値であり、全体マッチング度 TM の値に対応して設定される。

一般に、しきい値 $SMTH$ と $NATH$ は実験によって決定されるべきものである。広い範囲の欠損だ円に対処できるように設定されたしきい値の例を表1に示す。

4.4 最小2乗法によるだ円推定⁽⁶⁾

だ円は2次方程式

$$a(x, y) = ax^2 + 2hxy + by^2 + 2gx + 2fy + c = 0 \quad (14)$$

で記述でき、その係数 a, b, c, f, g, h は最小2乗法で決定できる。すなわち、だ円のエッジ点 $\{(x_i, y_i)\}$ を用いて、誤差の2乗和

$$e^2 = \sum_i q^2(x_i, y_i) \quad (15)$$

を最小とするように決定する。そのためには、 $a=1$ と

表1 しきい値(SMTH, NATH)の例
($d=10$ の場合)

TMの範囲	SMTH	NATH
TM > 0.70	0.50	8
0.70 ~ 0.60	0.50	7
0.60 ~ 0.50	0.50	6
0.50 ~ 0.45	0.40	5
0.45 ~ 0.40	0.30	6
0.40 ~ 0.35	0.20	7
0.35 ~ 0.30	0.15	8
0.30 ~ 0.20	0.15	9
0.20 > TM	だ円でない(不合格)	

して、各係数ごとに偏微分を行い、それから得られる正規方程式を解けばよい。

最下位層でのだ円度判定に合格したテンプレートだ円について、次のようにして最終的なだ円パラメータを決定する。すなわち、テンプレートだ円にマッチングした入力画像のエッジ点集合に対して最小 2 乗法を適用し、係数 a, b, c, f, g, h を求めると共に、これらの係数から、だ円の中心座標 (x_c, y_c) 、長短軸の半径 α, β および回転角 θ を決定する。詳細は文献(6)を参照されたい。

4.5 テンプレートだ円の生成法

テンプレートだ円は次に示す方法で生成した。

だ円方程式の標準形を媒介変数 ϕ で表示すると、

$$x = a \cos \phi, \quad y = \beta \sin \phi \quad (16)$$

となる。 ϕ を増分 $\Delta\phi$ で変化させるとだ円の輪郭点が得られる。 $\Delta\phi$ が小さいと途切れのない輪郭点が得られるが、生成時間がかかる。逆に、 $\Delta\phi$ が大きいと生成時間は短くなるが得られる輪郭点は粗くなってしまふ。そこで、適当な $\Delta\phi$ を選ぶことが必要となる。円の場合、半径 r の円周が L 個の輪郭画素からなるとすれば、最適な増分 $\Delta\phi'$ は

$$\Delta\phi' = 2\pi/L = 1/r \quad (17)$$

となる。そこで、だ円の場合は、だ円を大きい方の半径をもつ円とみなして、

$$\Delta\phi = \begin{cases} 1/\alpha & (\alpha \geq \beta) \\ 1/\beta & (\alpha < \beta) \end{cases} \quad (18)$$

とすれば、十分である。

最後に、得られた輪郭点列 $\{(x_i, y_i)\}$ を角度 θ だけ回転すればよい。その際、 $\sin\theta$ と $\cos\theta$ の計算はテーブル参照で済ませる。なお、だ円は中心に関して点対称であるので、半分生成して、後は対称点 $(-x, -y)$ を作成すれば求まる。

5. だ円検出アルゴリズム

以下に、具体的なだ円検出手順を述べるが、説明を簡単にするため、 $p=2$ の場合について記述する。

(手順 1) 入力画像 (第 0 層) を階層化し、第 2 層までの 3 階層ピラミッド画像を生成する。第 k 層目の画素位置 (x_{ki}, y_{ki}) の画素値を $I_k(x_{ki}, y_{ki})$ で表す。

(手順 2) 第 2 層に対し、MF 法を次の形で適用する。

(2.1) $\alpha_{2\min} \leq \alpha_2 \leq \alpha_{2\max}$, $\beta_{2\min} \leq \beta_2 \leq \beta_{2\max}$, $0 \leq \theta_2 < 90^\circ$ の範囲を増分 $\Delta\alpha_2 = \Delta\beta_2 = 1$, $\Delta\theta_2 = 15^\circ$ で動かして、テンプレートだ円 $T(\alpha_2, \beta_2, \theta_2)$ を生成し、次の (2.4) までの処理を繰り返す。

(2.2) 投票用配列 A の初期値を 0 にセットする。

(2.3) 各エッジ点 (x_{2i}, y_{2i}) を中心としてだ円 $T_i(\alpha_2, \beta_2, \theta_2)$ を描き、配列 A に投票する。但し、投票値は画素値 $I_2(x_{2i}, y_{2i})$ を用いる。

(2.4) 配列 A を走査して、投票数 $VC_2 = A(x_2, y_2)$ が $VC_2 \geq VTH_2$, $VC_2 / (4NE_2) \geq RTH_2$

を満たす場合に、パラメータ $(x_2, y_2, \alpha_2, \beta_2, \theta_2)$ と投票数 VC_2 を候補だ円リストに登録する。

(手順 3) 第 1 層に対して、以下の処理を行う。

(3.1) 候補だ円リストから投票数最大なパラメータを選ぶ。

(3.2) $2\alpha_2 \leq \alpha_1 \leq 2\alpha_2 + 1$, $2\beta_2 \leq \beta_1 \leq 2\beta_2 + 1$, $\theta_2 - 5^\circ \leq \theta_1 \leq \theta_2 + 5^\circ$ の範囲を増分 $\Delta\alpha_1 = \Delta\beta_1 = 1$, $\Delta\theta_1 = 5^\circ$ で動かしてだ円 $T(\alpha_1, \beta_1, \theta_1)$ を生成する。

(3.3) 画像 I_1 上の画素位置 $(2x_2, 2y_2)$ における 3×3 近傍内の画素集合を $\{(x_{1i}, y_{1i})\}$ とする。各画素 (x_{1i}, y_{1i}) を中心としてだ円 $T_i(\alpha_1, \beta_1, \theta_1)$ を描き、単純マッチング度 M_{1i} を求める。

(3.4) $\{M_{1i}\}$ の中で最大となるものを M_{1j} とする。このとき、 $M_{1j} \geq MTH_1$ ならば、 $(x_1, y_1) = (x_{1j}, y_{1j})$ と置いて手順 4 へ行く。 $M_{1j} < MTH_1$ ならば、(3.5) に行く。

(3.5) $(\alpha_1, \beta_1, \theta_1)$ の組が尽きたら (3.1) へ、そうでなければ (3.2) へ戻る。

(手順 4) 第 0 層に対して、以下の処理を行う。

(4.1) $2\alpha_1 \leq \alpha_0 \leq 2\alpha_1 + 1$, $2\beta_1 \leq \beta_0 \leq 2\beta_1 + 1$, $\theta_1 - 2^\circ \leq \theta_0 \leq \theta_1 + 2^\circ$ の範囲を増分 $\Delta\alpha_0 = \Delta\beta_0 = 1$, $\Delta\theta_0 = 2^\circ$ で動かしてだ円 $T(\alpha_0, \beta_0, \theta_0)$ を生成する。

(4.2) だ円 T の周を d 等分し、その分割弧を $\{a_j\}$ で表す。画像 I 上の画素位置 $(2x_1, 2y_1)$ における 3×3 近傍内の各画素 (x_{0i}, y_{0i}) を中心としてだ円 $T_i(\alpha_0, \beta_0, \theta_0)$ を描く。だ円 T_i の分割弧 a_j と画像 I との部分マッチング度 SM^i_j を求め、だ円 T_i に対してだ円度判定を行なう。

(a) だ円度判定が合格の場合 だ円 T_i とマッチングした画像 I 上のエッジ点集合に対して最小 2 乗法を適用し、だ円パラメータを是正する。次に、これは正パラメータでだ円を生成して、画像 I からマッチングしたエッジ点を削除すると共に、対応する上位層画像 I_1 の画素値も減ずる。除去したエッジ点集合に対して最小 2 乗法を再度適用し、その結果得られるパラメータを検出だ円の最終パラメータとする。更に、第 2 層で作成した候補だ円リストから $|x_2' - x_2| \leq 1$, $|y_2' - y_2| \leq 1$, $|\alpha_2' - \alpha_2| \leq 1$, $|\beta_2' - \beta_2| \leq 1$ となるすべての候補だ円パラメータ $(x_2', y_2', \alpha_2', \beta_2', \theta_2')$ を削除して $(\theta_2' は$

任意), (3.1)に戻る。

(b) だ円度判定が不合格の場合 3×3 近傍内のすべての画素についてだ円度判定が不合格となった場合には, $(\alpha_0, \beta_0, \theta_0)$ の組が尽きたら (3.5) へ, そうでなければ (4.1) へ戻る。

(手順5) 検出しただ円に属するエッジ点をすべて除去した入力画像 I' について, 再び手順1~4を繰り返す。

上記手順の中で, 手順5は, エッジ点数は少ないがだ円全体にわたってエッジ点が残存しているだ円パターンを検出するためのものである。

なお, 極端に大きさの異なるだ円が存在する場合には, α, β の大きさによって使用する階層化画像のレベル数を変更すれば効率的である。例えば, 3階層画像の場合 ($p=2$) には, 最初に大きなだ円群を検出して入力画像から削除した後に, 改めて2階層画像 ($p=1$) を作成し直して小さなだ円群を検出するように, 上記アルゴリズムを変更すればよい。

6. 実験と検討

本手法の有効性を確認するために評価実験を行った。使用計算機は三洋 MPS-020-3 (CPU: MC68020) である。実験に用いた画像はプログラムで生成した2値画像 (大きさ 256×256 画素) であり, 評価実験は単一だ円の画像と複数だ円の画像について行った。実験は5.に述べた3階層画像 ($p=2$) について行い, だ円の探索範囲は $5 \leq \alpha, \beta \leq 34$ (単位は画素) である。また, 使用したしきい値などのパラメータは, $s_1=0.825, s_2=0.666, RTH_2=0.2, d=10$ および表1である。

(1) 単一だ円での検出実験

本実験の目的は輪郭画素が欠損しただ円の検出精度を評価することである。欠損には雑音によって生ずる局所的欠損と重なりによって生ずる大域的欠損とがある。局所的な欠損ではだ円全体にわたってエッジ点が残存するが, 大域的な欠損ではエッジ点が連続して大きく欠落する。実験ではこの2種類の欠損についてパラメータ検出精度を検証した。

(a) 局所的欠損の場合 実験はだ円の輪郭画素を全体にわたってランダムに間引きして行った。実験の結果, 局所的欠損の場合は全輪郭画素の20%以下の輪郭画素でも正確な精度で検出できることを確認した。

(b) 大域的欠損の場合 実験は, 中心座標 (50, 50), $\alpha=20, \beta=15, \theta=0^\circ$ (全輪郭画素数100) のだ円について, 輪郭画素を3時の位置から反時計方向に連続して10%ずつ欠落させて行った。結果を表2に示

す。これから, 輪郭画素が連続して50%以上欠けると検出が困難となることがわかる。

上記二つの場合における実験結果は, だ円パラメータを安定に求めるためには単純マッチング度のみの判定では不十分であり, 局所的欠損と大域的欠損の両方を勘案しただ円度判定を導入することの意義を示している。なお, 処理時間は平均約30秒であった。ちなみに, 3.に述べた階層化画像を用いないMF法では約8時間の処理時間を要した。

(2) 複数だ円での検出実験

実験は, まず, 図2(a)に示すような人工画像を用いて行った。これは, 実際の場合を想定して, ごま塩雑音やだ円以外のパターン (直線10本) が存在し, しかも雑音や重なりにより各パターンの輪郭画素が欠落した場合をシミュレートした画像である。雑音による欠損率はだ円がランダムに50%, 直線が60%である。画素の構成は, だ円が約300画素, 直線が約380画素, ごま塩雑音約320画素の計約1,000画素である。検出結果を図2(b)に示すが, 良好な精度でだ円が検出できていることがわかる。処理時間は6分49秒であった。

次に, 図3(a)に示すような15個のだ円を含む画像についても実験を行った。雑音などの条件は図2とほぼ同様である。この場合, 最初に3階層画像で大きいだ円群を検出し, 次に2階層画像を作成し直して小さいだ円群を検出した。検出結果を図3(b)に示すが, 良好な精度でだ円が検出できていることがわかる。

(3) だ円度判定と最小2乗法の効果について

本手法では, まず最上位層の荒いレベルで候補だ円リストを作成し, 続いて下位層において縦型探索的に詳細なだ円パラメータを求めている。その際, 最適パラメータの決定に最大単純マッチング度を求めるような全探索的手法を採用すると, 膨大な処理時間がかかってしまう。そこで, 最終的な判定基準として最下位層で全体的な整合度に着目しただ円度判定を導入し, こ

表2 欠損だ円の検出精度
($x_c=50, y_c=50, \alpha=20, \beta=15, \theta=0^\circ$ の場合)

検出条件		検出結果					
欠損率 (%)	画素数	中心座標		半 径		角 度	マッ チン グ画素数
		x_c	y_c	α	β	θ°	
0	100	50.0	50.0	20.0	15.1	-0.2	99
30	70	50.0	50.0	20.1	15.1	0.0	69
40	60	49.9	50.0	20.1	15.1	-0.1	59
50	50	50.3	49.9	19.8	15.0	1.3	50
60	40	48.5	50.6	21.6	15.7	-4.3	40

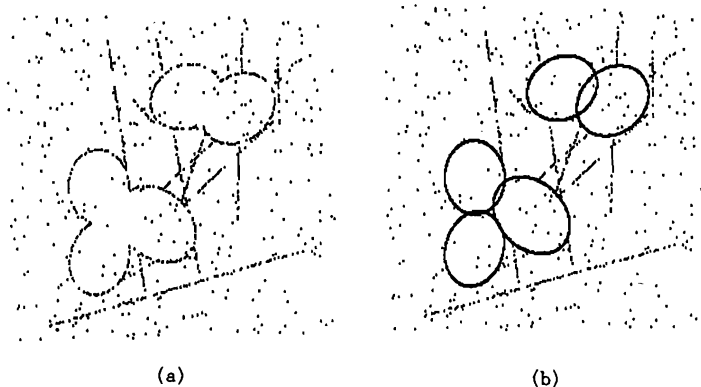


図2 だ円検出の実験例
Fig. 2 An example of ellipses detected by the proposed method.

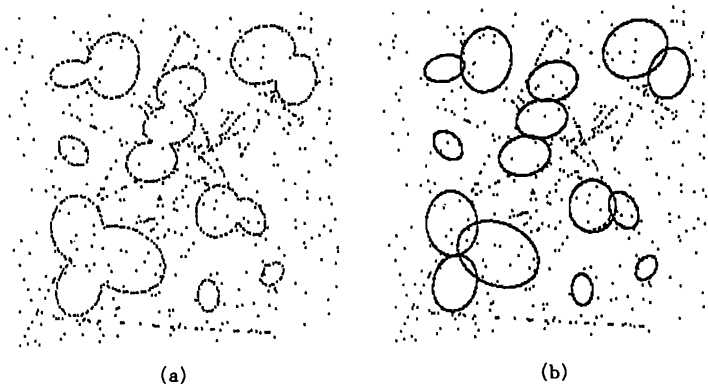


図3 だ円検出の実験例
Fig. 3 An example of ellipses detected by the proposed method.

の判定に合格したパラメータについて最小2乗法を2回適用してパラメータを是正化する方法をとった。これによって探索の早期打ち切りが可能となり、処理時間を大幅に短縮できたが、実験結果はこの処置が精度的にも問題がないことを示している。

(4) 変形だ円の検出について

本実験では、幾何学的ひずみを伴う変形だ円(擬似だ円)の検出実験は特に行わなかった。図3(a)右下の小さなだ円は標準化による変形を受けているが、この程度の変形だ円は検出可能である。しかし、より大きな変形を受けただ円についてはこのままでは十分ではない。そのような場合には、最終的なだ円度判定基準を最下位層より上の層で適用するなどの対策が考えられるが詳しい検討は今後の課題である。

7. むすび

本論文では、新たなだ円検出法として、Hough 変換の一つである MF 法を基本とした手法を提案した。評価実験の結果、本手法は、(1)任意形状のだ円が多数存在している、(2)雑音で輪郭線の連結性が全く欠如している、(3)重なりにより輪郭線の一部が大幅に欠損している、ような画像にも十分適用可能な手法であることを確認した。本手法はこのレベルの画像に対処できる最初のだ円検出法として位置付けできる。本手法を真に実用レベルの手法とするためには、更に処理時間の短縮化と変形だ円検出のための工夫が必要であるが、これらは今後の課題としたい。また、本手法は一般形状の図形パターンを検出する手法としても拡張可能であるが、そのためにはいくつかの点で改良が必要である。

る。現在、この方向での検討を進めているが、その結果については別の機会に報告したいと考える。

謝辞 日ごろ御指導を頂く本学情報工学科横山隆三教授、実験に御協力を頂いた相馬孝志氏および応用情報学研究室の諸氏に感謝する。

文 献

- (1) S. Tsuji and F. Matsumoto: "Detection of ellipses by modified Hough transformation", *IEEE Trans. Comput.*, **C-27**, 8, pp. 777-781 (1978).
- (2) 富永一成, 森 正寿, 中村 彰: "部分楕円を含む図形の検出に関する一考察", *信学技報*, **IE86-103** (1986).
- (3) 大和淳二, 入澤和義, 石井郁夫, 牧野秀夫: "重み付け中点図形を用いた円抽出アルゴリズム", *信学論(D-II)*, **J72-D-II**, 7, pp. 1009-1016 (平1-07).
- (4) 興水大和: "Hough変換に関する最近の研究動向", *情報処理学会研資*, **CV51-1**, pp. 1-8 (1987-11).
- (5) J. Illingworth and J. Kittler: "A survey of the Hough transform", *Comput. Vision, Graphics & Image Process.*, **44**, pp. 87-116 (1988).
- (6) 渡辺孝志, 高橋 渉: "最小2乗法による重なり合う楕円状パターンの分離計測", *信学論(D)*, **J70-D**, 6, pp. 1173-1180 (昭62-06).
- (7) P. M. Merlin and D. J. Farber: "A parallel mechanism for detecting curves in pictures", *IEEE Trans. Comput.*, **C-24**, 1, pp. 96-98 (1975).
- (8) R. D. Duda and P. E. Hart: "Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures", *Commun. ACM*, **15**, 1, pp. 11-15 (1972).
- (9) D. H. Ballard: "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes", *Pattern Recognition*, **13**, 2, pp. 111-122 (1981).
- (10) G. C. Stockman and A. K. Agrawara: "Equivalence of Hough curve detection to template matching", *Commun. ACM*, **20**, 11, pp. 820-822 (1977).
- (11) J. Sklansky: "On the Hough technique for curve detection", *IEEE Trans. Comput.*, **C-27**, 10, pp. 923-926 (1978).
- (12) D. I. Barnea and H. F. Silverman: "A class of algolism for fast digital image registration", *IEEE Trans. Comput.*, **C-21**, 2, pp. 179-186 (1972).
- (13) 曾根光男, 寺田 聡, 坂内正夫: "特徴量空間とピラミッド構造を用いた画像の高速重ね合せ法", *信学論(D)*, **J71-D**, 1, pp. 102-100 (昭62-06).
- (14) C. F. Neveu, C. R. Dyer and R. T. Chin: "Two-dimensional object recognition using multiresolution models", *Comput. Vision, Graphics & Image Process.*, **34**, pp. 52-65 (1986).

(平成元年5月29日受付, 8月21日再受付)

渡辺 孝志



昭44東北大・工・通信卒。昭46同大大学院修士課程了。昭47(株)日立製作所入社。昭55東北大・大学院博士課程了。工博。同年岩手大・工・情報助手。現在、同助教授。この間、パターンの学習認識、集積回路のCADシステム、セル構造オートマトン、画像処理の研究に従事。情報処理学会、計測自動制御学会、日本リモートセンシング学会各会員。

柴田 俊浩



昭62岩手大・工・情報卒。平成元年同大大学院修士課程了。同年岩手県立一関第二高等学校教諭。在学中、画像処理の研究に従事。情報処理学会会員。