

論 文

ハフ変換を用いた接線情報の抽出と欠損楕円の検出

渡辺 孝志[†] 畠山 雅充[†] 木村 彰男[†]Extraction of Tangent Information and Detection of Broken Ellipses
Using Hough TransformTakashi WATANABE[†], Masamitsu HATAKEYAMA[†], and Akio KIMURA[†]

あらまし 従来、画像から楕円パターンを検出する方法としてハフ変換を用いた手法が多数提案されているが、必ずしも画像から得られる情報を十分に利用した検出法が実現されているとはいえない。そこで本論文では、エッジ点の位置情報に加えて接線情報も考慮した楕円検出法について検討した。最初に、輪郭線画像から接線情報を安定に抽出する手法として、ハフ変換と共分散行列を組み合わせた手法を提案する。これは至るところ不連続な輪郭線画像に適用可能な手法である。続いて、接線情報をより積極的に利用した多段階型ハフ変換に基づく楕円検出法を提案する。特に、接線情報を考慮した最小2乗法による最適楕円当てはめを用いることで、従来手法では検出が困難であった、輪郭線画素を連続的に50%以上も欠落させたような欠損楕円が初めて検出できるようになった。

キーワード 楕円検出, 欠損楕円, ハフ変換, 接線情報, 最小2乗法

1. ま え が き

画像認識において、認識対象は画像中で直線、円、楕円などの基本図形成分から構成される場合が多く、画像からこれらの図形成分を正確に検出することは重要な研究課題である。このうち、本論文では楕円の認識問題を考える。楕円は粒子解析などで頻りに計測対象となるパターンであり、コンピュータビジョンにおいては3次元空間中での物体表面の法線方向を決定する上で重要な情報を提供する図形でもある[13]。

従来提案されている楕円検出法のほとんどはハフ変換を基本としている[1]~[10]。ハフ変換は検出対象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して図形を検出する方法であり、雑音や隠ぺいなどのパターン変動に対して比較的強いという特徴を有している[14]。これまでのハフ変換による楕円検出法の多くは画像中におけるエッジ点の位置情報だけを利用してしたが、最近、位置情報の他にエッジ点位置での接線情報も利用した手法が提案されている[3]~[6]。これにより、それまで効率的な検出が

難しいとされてきた中心を共有する楕円や複雑に重なり合っている楕円にも対処可能となった。

しかし、画像から接線情報を精度良く求めることは一般に困難な問題である。従来は、濃淡画像に対して適当な微分処理を施してこう配方向を抽出し、接線方向はそれに直交する方向として定められる場合が多かった[12]。微分処理は局所的処理であるので、雑音と標準化誤差の影響を受けやすく、こう配情報を安定に抽出することはかなり難しい。例えば、濃度値の変化が急峻でない箇所^{しゅん}で得られるこう配情報は信頼性がかなり低くなる。これとは別に、2値の輪郭線画像から接線情報を抽出することも考えられる。輪郭線が連続している場合には低次の曲線当てはめなどを用いれば接線情報の抽出は可能であるが、輪郭線が至るところ不連続となっている場合に適用可能な手法はまだ見出されていない。このように、現状では接線情報を精度良く安定に抽出し得る手法はまだ定まっていないといえる。また、楕円検出処理についても、従来の検出法では必ずしも接線情報を十分に利用しているとはいえず、更なる改良を図る余地があると考えられる。

本論文では、最初に、2値の輪郭線画像から接線情報を安定に抽出する手法として、ハフ変換による方法と共分散行列による方法を組み合わせた手法を提案す

[†] 岩手大学工学部情報工学科, 盛岡市
Department of Computer and Information Science, Iwate
University, 4-3-5 Ueda, Morioka-shi, 020-8551 Japan

る。この手法は輪郭線が至るところ不連続となっている場合にも適用可能な手法である。続いて、接線情報を利用した多段階型ハフ変換による楕円検出法について検討する。この種の検出法では2次元までの投票配列によって楕円パラメータが決定可能であるが、接線情報を考慮した最小2乗法による最適楕円当てはめを用いることにより、従来手法では検出が困難であった輪郭線画素を連続的に50%以上も欠落させたような欠損楕円が初めて検出できるようになった。

2. 輪郭線画像からの接線情報の抽出

2.1 輪郭線画像を用いる意味

本研究では2値の輪郭線画像から接線情報を抽出する方法について検討する。その理由は二つある。第1の理由は、前述したように、濃淡画像から微分処理によってこう配情報を得る方法では必ずしも信頼性の高い接線情報が得がたいからである。これに対して、濃淡画像から輪郭線画素（エッジ点）を抽出する手法としてはCannyの最適フィルタ[11]などの優れた手法が知られている。これらの処理では微分処理よりも広い範囲の画素が考慮されている（すなわち、微分処理よりも若干は「大局的な」処理となっている）ので、工夫によってはより安定した接線情報の抽出が期待できる。第2の理由は、不連続輪郭線画像から接線情報を直接的に抽出する方法がまだ見出されていないからである。従来、不連続輪郭線画像から直線検出を行う手法としてはハフ変換があるが[14]、そのほとんどは長い線分の検出を目的としたものである。筆者らの知る限りでは、短い線分の検出にハフ変換を利用した研究としては堀木ら[15]のものが唯一であるが、これも線分近似を目的としたものであり、そのままでは接線情報の抽出に利用できない。したがって、この立場での抽出法の検討は従来全く手掛けられておらず、研究上の意義も大きいといえる。

ここでは、輪郭線画像から接線情報を安定に求める方法として、ハフ変換による方法と共分散行列による方法を組み合わせた手法を提案する。はじめにそれらの方法を別々に述べ、それから提案手法について述べる。以下、処理対象画像は適当な方法で得られた2値の細線化された輪郭線画像とし、そのエッジ点は必ずしも連結している必要はないものとする。

2.2 ハフ変換による方法

接線情報の抽出は局所的な処理となるので、標本化誤差の影響を考慮する必要がある。そこで、最初に

デジタル直線を定義しておく。連続画像中でのアナログ直線 l は、その傾きの絶対値が1を超えないように、次の形

$$y = ax + b \quad (-1 \leq a \leq 1) \quad (1)$$

$$x = ay + b \quad (-1 < a < 1) \quad (2)$$

で考えるものとし、そのデジタル直線は次のような標本化で得られるものとする。すなわち、直線 l が式(1)で与えられる場合は、任意の整数 m に対して y 軸に平行な直線 $x = m$ と直線 l との交点の y 座標は $y = am + b$ となるので、

$$|am + b - n| \leq 1/2 \quad (3)$$

となる整数 n を求め、 (m, n) を標本化点とする。 l が式(2)で与えられる場合は、 x と y を入れ替える。

[処理手順]

(手順1) まず、直線の傾斜角度 θ の区間 $[0^\circ, 180^\circ)$ を適当な幅 $\Delta\theta$ で量子化した1次元配列（投票空間という）を用意する。各配列要素をセルと呼び、その初期値を0にセットする。

(手順2) 次に、中心を注目エッジ点 $P_i(x_i, y_i)$ に置いた適当なサイズの窓（例えば、 9×9 画素）を考える。この窓内に他のエッジ点 $P_j(x_j, y_j)$ が存在するとき、2点 P_i, P_j を通る直線の傾きは

$$\tan \theta = (y_j - y_i) / (x_j - x_i) \quad (4)$$

で与えられる。しかし、画素は広がりをもつので、その標本化誤差を考慮する必要がある。ここでは、2点 P_i, P_j を通る可能性のある直線としては図1に示すものを考える。すなわち、画素 P_i の中心を通る直線であって、その傾斜角度 θ が次式

$$\tan \theta_1 = (y_j - y_i - 0.5) / (x_j - x_i) \quad (5)$$

$$\tan \theta_2 = (y_j - y_i + 0.5) / (x_j - x_i) \quad (6)$$

で定まる範囲 $\theta_1 \leq \theta < \theta_2$ に含まれるものが、2点 P_i, P_j を通る可能性のある直線とされる。そして、この範囲内のセルに値1を加える（投票という）。ただし、 $|\tan \theta| > 1$ では x 成分と y 成分を入れ替えて θ_1, θ_2 を求める。以上の投票操作を窓内に存在するすべてのエッジ点について行う。

(手順3) 最後に、投票を終えたら投票空間を走査して、しきい値（例えば、6）を超えた最大投票値をもつ

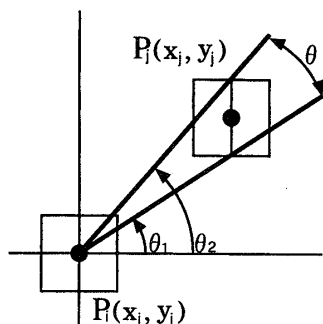


図1 画素の広がり考慮した投票

Fig. 1 Voting pattern considering pixel's extent.

セルに対応する角度 θ_i を注目エッジ点 P_i での接線情報とする。なお、投票空間で最大投票値が連続して並ぶ場合は、 θ_i としてはそれらの中央に位置するセルを選ぶものとする。

[実験と検討]

窓サイズを 9×9 画素、投票空間の量子化幅 $\Delta\theta = 1^\circ$ として評価実験を行った。最初に、窓内のすべての画素がエッジ点であるとして上記の投票手順を適用した結果を図2に示す。その結果、投票空間内の各セルの投票値はすべて同じ値8となった。これは接線の傾きが方向に対して全く偏りなく抽出可能である（すなわち、投票空間にひずみがない）ことを示している。ただし、直線を識別する分解能は直線が水平（または垂直）である場合が一番粗く、近似式 $\tan\theta \approx \theta$ を用いると、その理論的最悪値は窓サイズが 9×9 画素では $\pm 7.16^\circ$ 、 11×11 画素では $\pm 5.73^\circ$ となる。次に、窓内に注目エッジ点を通る $\theta = 45^\circ$ の直線のみが存在する場合の投票結果の例を図3に示す。更に、これに一樣乱数で窓サイズの約30%程度の雑音画素を論理的に加えた状態でも、全く雑音の影響を受けることなく、安定して直線方向を検出できることが実験で確認された（これは他の傾斜角 θ でも全く同様である）。これで9画素程度の極めて短い線分もハフ変換で十分に検出可能なことが示された。

しかし、実際には窓内に完全な形でデジタル直線が含まれている場合は少ない。その理由としては次が挙げられる。

(1) 理想的なエッジ点の抽出は難しく、濃淡画像の直線相当部分から定義どおりのデジタル直線が得られることは少ない。例えば、エッジ点が1画素だけ隣へずれるような変動は避けられず、上記手法ではそのようなエッジ点を接線情報の抽出に利用できてい

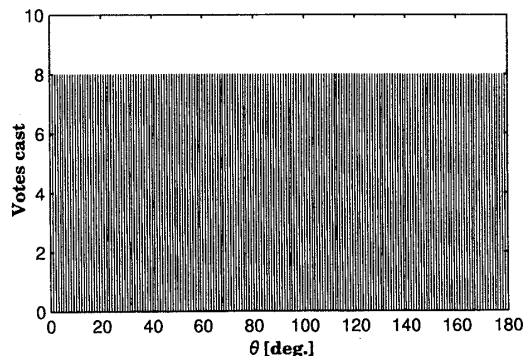
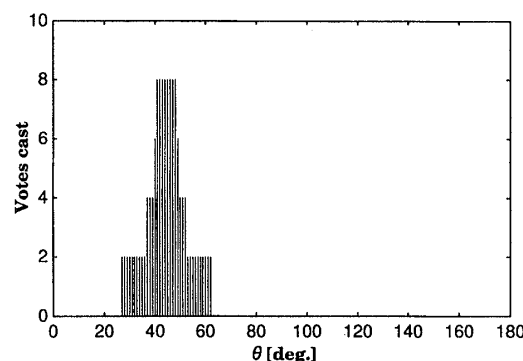


図2 窓内の全画素による投票結果

Fig. 2 Voting result by using all pixels in a window.

図3 デジタル直線の投票結果例 ($\theta = 45^\circ$)Fig. 3 Voting result for a digital line ($\theta = 45^\circ$).

ない。

(2) 曲率が小さくない輪郭線部分はデジタル直線そのものからはずれてしまう。

したがって、上記手法は更に検討が必要である。

2.3 共分散行列による方法

これは次のような方法である。

[処理手順]

(手順1) まず、中心を注目エッジ点 $P_i(x_i, y_i)$ に置いた窓を考え、窓内に存在する全エッジ点の座標値に関する平均値ベクトル μ と共分散行列 Σ を求める。

(手順2) 次に、共分散行列 Σ の固有値を求め、最大固有値に対応する固有ベクトルの方向を接線の方向とする。

[実験と検討]

実験では、半径を変化させた種々の円についてハフ変換による方法と共分散行列による方法をそれぞれ適用して、接線傾斜角の検出精度を比較した。窓サイズは 9×9 画素であり、雑音画素は付加していない。全エッジ点位置における最大検出誤差（絶対値）を算出し、その結果を図4に示す。これから、共分散行列に

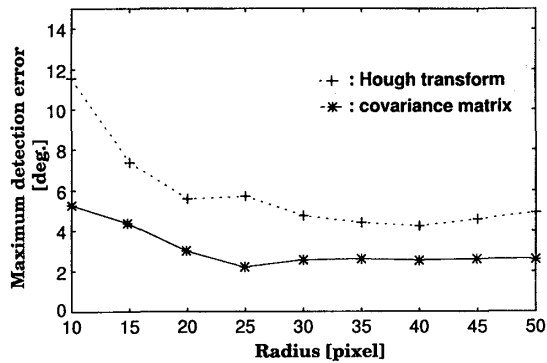


図4 円の接線情報の検出精度（雑音がない場合）
Fig. 4 Accuracy of detected tangents for circles without noise.

よる方法はハフ変換による方法よりも良い検出精度を与えていることがわかる。しかし、窓内に1画素でも雑音が入ると固有ベクトルは影響を受けてしまう。その影響の程度は雑音画素が直線から離れているほど大きく、直線に近いほど小さい。したがって、雑音が存在するときには、接線情報の抽出にこの手法をそのまま利用することはできない。

2.4 提案手法

実際的には、次のような状況が混在する場合でも接線情報を安定に抽出したい（図5参照）。

(1) 窓内には注目エッジ点を通るデジタル直線が近似的に存在している。

(2) 窓内にはランダムに雑音画素が散在している。

前述の2手法は単独ではこのような状況に対処することは難しいが、両者は相補的な性格を有しているので、これらを組み合わせた方法を以下に提案する。

[処理手順]

(手順1) はじめに、中心を注目エッジ点 P_i に置いたあるサイズの窓を設定し、ハフ変換による方法を適用して接線情報を求める。

(手順2) 次に、この接線情報を基に新しく細長い窓を作る。具体的には、求めた接線情報で窓内に引いた直線を両側に1画素ずつ広げて作成する（図5）。

(手順3) そして、この新しい窓内に含まれるエッジ点を取り出して、これらに共分散行列を用いる方法を適用して接線情報を求め直す。

ただし、上記の手順3において水平や垂直な接線情報が抽出された場合には、窓のサイズを接線方向に数画素分広げて求め直すものとする。これは、標準化によってデジタル直線が水平または垂直な画素の並びで記述されるので、水平や垂直に近い傾きをもつ接線

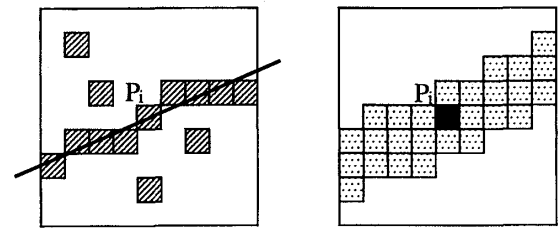


図5 ハフ変換で得られた接線と新しい窓
Fig. 5 A tangent obtained by Hough transform and a new window.

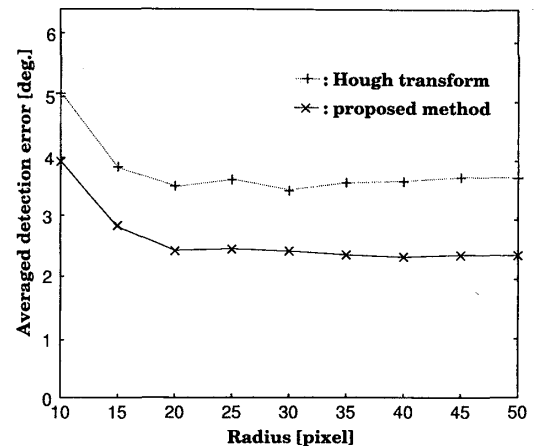


図6 円の接線情報の検出精度（雑音がある場合）
Fig. 6 Accuracy of detected tangents for circles with noises.

の検出精度を上げるための処置である。

[実験と検討]

実験では、半径を変化させた種々の円についてハフ変換による方法と提案手法をそれぞれ適用して、接線の検出精度を比較した。窓サイズは 9×9 画素であり、これに一樣乱数で窓サイズの約20%の雑音画素を論理的に加え、各エッジ点位置でそれぞれ20回分の平均検出誤差（絶対値）を算出し、円全体における総平均誤差を求めた。実験結果を図6に示す。これから、提案手法はハフ変換による方法よりも接線の検出精度が 1° 以上改善されており、安定した検出力を保持していることがわかる（最大誤差についても、提案手法はすべてのサイズの円でハフ変換による方法よりも小さかった）。

3. 接線情報を利用した楕円検出法

楕円は中心座標 (x_c, y_c) 、軸長 $2\alpha, 2\beta$ 、回転角 θ の五つのパラメータで記述され、その認識問題は相似変換不変より上のクラスであるアフィン変換不変な図形認識法を見出す問題に属している。ここで提案する

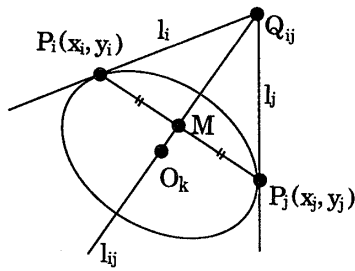


図7 楕円の幾何学的性質
Fig. 7 Geometric property of an ellipse.

ハフ変換を基本とした楕円検出手順では、最初に中心 (x_c, y_c) を求め、次に軸長 $2\alpha, 2\beta$ を求め、最後に回転角 θ を求めている。パラメータをこのように段階的に求めていくことで、使用する投票空間は2次元以下で済み、効率的な検出アルゴリズムが構成できる。

以下、提案手法の楕円検出手順について説明するが、処理対象画像は2.と同様な輪郭線画像とし、各エッジ点での接線情報は2.で述べた方法によって既に求まっているものとする。

3.1 楕円中心の検出

Yuenら[3]は接線情報を用いて楕円中心を検出する効果的な方法を提案している。これは、図7に示すように、楕円上の2点 P_i, P_j の接線 l_i, l_j が交わる点を Q_{ij} (極点という) とすると、 Q_{ij} と線分 P_iP_j の中点 M を結ぶ直線 l_{ij} (中心線という) は楕円中心 O_k を通過するという幾何学的性質を利用したものである。本研究でもこの方法を採用する。

(手順1) 画像からランダムにエッジ点对 (P_i, P_j) を選択し、リスト L に登録する。 L にはエッジ点の座標 $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$ とそれらの接線情報、及び極点 Q_{ij} と線分 P_iP_j の中点 M を通る中心線 l_{ij} の情報を登録する。ただし、線分 P_iP_j の長さが指定された範囲に入るエッジ点对だけを登録対象とする。

(手順2) 画像と同じサイズの2次元配列 A_{xy} を用意して、リスト L に登録された中心線 l_{ij} が通過するセルに投票する。

(手順3) 投票が終了したら、配列 A_{xy} 内でしきい値以上となる投票値の極大点を求め、そのセルの座標値 (x_{ok}, y_{ok}) を楕円中心 O_k の座標値とする。ただし、セルの投票値は 3×3 近傍内のセルの和で考える。

3.2 エッジ点对の分類

得られた楕円中心の集合 $\{O_k = (x_{ok}, y_{ok})\}$ に対して、リスト L からそれらに投票したエッジ点对を次の

ような方法で分類し、同時にそのエッジ点对が属する楕円のパラメータを決定する。

(手順4) リスト L 中の各中心線 l_{ij} (その方程式を $ax + by + c = 0$ とする) に対して、楕円中心 O_k と l_{ij} との距離

$$d = |ax_{ok} + by_{ok} + c| / \sqrt{a^2 + b^2} \quad (7)$$

を計算し、 d がしきい値 (例えば、1画素) 以下のとき、 l_{ij} に対応するエッジ点对 (P_i, P_j) は中心が O_k である楕円に属するとして、 (P_i, P_j) をリスト L_k に登録する。

(手順5) 同時に、エッジ点对 (P_i, P_j) が所属する楕円のパラメータ候補 $(\alpha_{ij}, \beta_{ij}, \theta_{ij})$ を次の方法で求めて、それもリスト L_k に登録する。すなわち、楕円中心 O_k を原点に移動すれば、楕円方程式は

$$ax^2 + 2hxy + by^2 + c = 0 \quad (8)$$

となり、その接線の傾きの式は

$$ax + hy + (hx + by) \left(\frac{dy}{dx} \right) = 0 \quad (9)$$

となるので、 $a = 1$ とすれば、エッジ点 P_i と P_j における位置情報と接線情報を用いて係数 h, b, c が決定できる (接線情報は一つでよい)。これから、楕円パラメータ $(\alpha_{ij}, \beta_{ij}, \theta_{ij})$ はそれぞれ次の関係式

$$\alpha_{ij}^2 = \frac{-2c}{a + b - \{(a - b)^2 + 4h^2\}^{1/2}} \quad (10)$$

$$\beta_{ij}^2 = \frac{-2c}{a + b + \{(a - b)^2 + 4h^2\}^{1/2}} \quad (11)$$

$$\tan 2\theta_{ij} = 2h / (a - b) \quad (12)$$

から求まる ($\alpha_{ij} \geq \beta_{ij}$ である)。

3.3 残りのパラメータの決定

各リスト L_k から残りの楕円パラメータ $\alpha_k, \beta_k, \theta_k$ を次のようにして決定する。

(手順6) まず、 (α, β) に対する2次元配列 $A_{\alpha\beta}$ として画像と同サイズのものを用意し、リスト L_k 中に登録された $(\alpha_{ij}, \beta_{ij})$ に対応するセルに投票する。投票が終了したら、配列 $A_{\alpha\beta}$ 内でしきい値以上となる投票値の極大点を求め、そのセルの座標を求める (α_k, β_k) とする。

(手順7) 次に、 θ に対する1次元配列 A_θ を用意し、リスト L_k 中で $(\alpha_{ij}, \beta_{ij}) = (\alpha_k, \beta_k)$ となる θ_{ij} に対応するセルに投票する。投票が終了したら、配列 A_θ

内でしきい値以上となる投票値の極大点を求め、そのセルの座標を求める θ_k とする。

ただし、手順6と手順7で得られる (α_k, β_k) と θ_k はそれぞれ複数個の場合があり得るので、正確には $(\alpha_{kl}, \beta_{kl}), \theta_{klm}$ と表記すべきものであるが、煩雑であるので略記した。

3.4 最終パラメータの決定

得られた楕円パラメータを次の手順で補正して最終的なパラメータを得る。

(手順8) 上記までの手順で得られた楕円パラメータ $(x_{ok}, y_{ok}, \alpha_k, \beta_k, \theta_k)$ で画像上にある幅 (例えば、3画素) をもたせて楕円を描き、それに重なるエッジ点を集め、これに次の4.で述べる最小2乗法によるパラメータ補正を適用して得られる楕円パラメータを最終検出結果とする。

4. 最小2乗法によるパラメータ補正

ハフ変換で検出されるパラメータを高精度化するには、まず投票空間の量子化幅を小さくすることが考えられる。しかし、これはメモリ量と処理時間の大幅な増大をもたらすほかに、投票が分散化されて極大値セルに投票値が集積化されなくなるという弊害も発生させる (適応的ハフ変換 [3] などの技法を用いれば、前者の問題にはある程度対策が可能であるが、後者の投票値が分散する問題は残ったままである)。そこで、以下では最小2乗法によるパラメータ補正を考える。

楕円を円錐曲線の一般式

$$Q(x, y) \triangleq ax^2 + 2hxy + by^2 + 2gx + 2fy + c = 0 \quad (13)$$

によって表すと (以下 $a = 1$ とする), 楕円パラメータ $(x_c, y_c, \alpha, \beta, \theta)$ は係数 a, b, c, f, g, h から定まる。これらの係数は楕円の輪郭画素 $\{P_i = (x_i, y_i)\}$ に対する誤差の2乗和

$$\epsilon = \sum_i Q(x_i, y_i)^2 \quad (14)$$

を最小とするように決定することが考えられる。すなわち、上式を係数 b, c, f, g, h で偏微分して得られる5個の連立方程式を解くことで楕円方程式 (13) が決定できる。原理的には楕円の輪郭画素を5個以上与えれば楕円パラメータをすべて決定できるはずであるが、実際には標本化誤差の影響によって、楕円の大きさが数十画素以下の場合には、輪郭画素が連続的に50%以

上欠落すると検出精度が悪くなって適用できないという問題がある [8], [10]。

そこで、これに対処するために、輪郭画素の位置情報に加えてその位置での接線情報をも考慮した方法を新たに考える。楕円方程式 (13) より、その接線の傾きの式は次式

$$Q_x(x, y) \triangleq ax + hy + g + (hx + by + f) \left(\frac{dy}{dx} \right) = 0 \quad (15)$$

$$Q_y(x, y) \triangleq hx + by + f + (ax + hy + g) \left(\frac{dx}{dy} \right) = 0 \quad (16)$$

のいずれかで表される。したがって、式 (14) に代わって、

$$\epsilon = \sum_i Q(x_i, y_i)^2 + \gamma \sum_j Q_x(x_j, y_j)^2 + \gamma \sum_k Q_y(x_k, y_k)^2 \quad (17)$$

を用いることが考えられる。ただし、 j は $|(dy/dx)_j| \leq 1$ を満たすエッジ点に対する和、 k は $|(dx/dy)_k| < 1$ を満たすエッジ点に対する和を表す。また、 γ は正の定数であり、実験的に定められるものである。

上式 (17) は、輪郭画素の位置情報に加えてその位置での接線情報をも考慮した誤差評価式となっている。式 (17) を最小とするように係数 b, c, f, g, h で偏微分し、得られる5個の連立方程式を解くことで楕円方程式 (13) が決定できる。

5. 実験と検討

5.1 最小2乗法の検証実験

評価実験として、1個の楕円の輪郭画素を時計回りに連続して一定割合で削って得られるパターンから求める楕円パラメータの精度を測定した。実験対象とした楕円のパラメータは $(x_c, y_c) = (50, 50)$, $\alpha = 20$, $\beta = 15$, $\theta = 0^\circ$ である (その総エッジ点数は136個である)。最初に、最小2乗法を適用する前段階までの提案手法で得られた検出結果を表1に示す。ただし、投票空間の量子幅は x_c, y_c, α, β が1画素、 θ が 1° である。これから、輪郭画素の欠損率が50%を超えると楕円パラメータが正確に求まらないことがわかる。次に、エッジ点の位置情報のみを考慮した最小2乗法による補正結果を表2に示す。これから、輪郭画素の欠損率が50%を超えると補正効果が期待できないこと

論文/ハフ変換を用いた接線情報の抽出と欠損楕円の検出

表1 最小2乗法を使用しない場合の楕円検出精度
Table 1 Accuracy of detected ellipses without the least squares method.

入力楕円: $(x_c, y_c) = (50, 50)$,
 $\alpha = 20, \beta = 15, \theta = 0^\circ$

入力データ		検出結果				
欠損率 %	画素数	x_c	y_c	α	β	θ
0	136	50	50	20	15	0
20	109	50	50	20	15	0
50	68	50	50	20	15	1
60	54	48	49	18	14	8
65	48	47	49	17	14	15
70	41	45	47	16	11	25

表2 最小2乗法による楕円の補正精度 (位置情報のみを利用した場合)

Table 2 Accuracy of detected ellipses with the least squares method (using location information only)

入力楕円: $(x_c, y_c) = (50, 50)$,
 $\alpha = 20, \beta = 15, \theta = 0^\circ$

入力データ		検出結果				
欠損率 %	画素数	x_c	y_c	α	β	θ
0	136	50.0	50.2	19.9	15.0	0.0
20	109	50.1	50.1	20.0	15.1	0.7
50	68	49.1	50.0	19.0	14.9	3.8
60	54	46.6	49.3	16.8	13.8	18.1
65	48	43.1	47.4	14.4	10.5	38.3
70	41	40.1	44.5	12.8	6.2	40.6

表3 最小2乗法による楕円の補正精度 (位置情報と接線情報を利用した場合)

Table 3 Accuracy of detected ellipses with the least squares method (using information of location and tangent).

入力楕円: $(x_c, y_c) = (50, 50)$,
 $\alpha = 20, \beta = 15, \theta = 0^\circ$

入力データ		検出結果				
欠損率 %	画素数	x_c	y_c	α	β	θ
0	136	50.0	50.2	19.8	15.1	0.0
20	109	50.3	50.2	20.0	15.1	1.2
50	68	50.0	50.0	19.8	15.1	3.3
60	54	50.4	50.3	20.2	15.4	1.0
65	48	49.1	49.5	19.0	14.7	7.2
70	41	47.0	48.6	17.5	13.4	19.2

がわかる。そして、エッジ点の位置情報の他に接線情報をも考慮した最小2乗法による補正結果を表3に示す。ここで、式(17)の γ は位置情報と接線情報が同じ割合となるように 10^4 に選んだ。実験結果より、接線情報をも利用した最小2乗法は、欠損率が65%までは正確な補正が可能であり、欠損率が65%を超えても何らかの補正効果を有することが判明した。

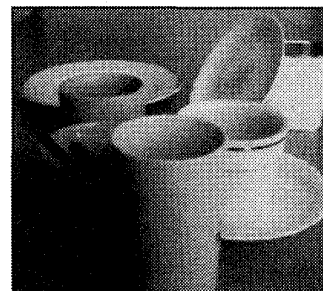


図8 実験に用いた実画像
Fig. 8 A tested real image.

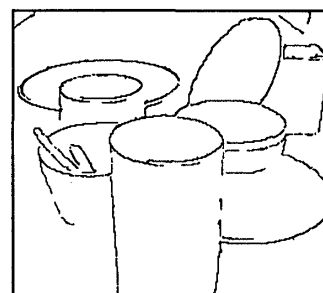


図9 輪郭線画像
Fig. 9 The outline image.

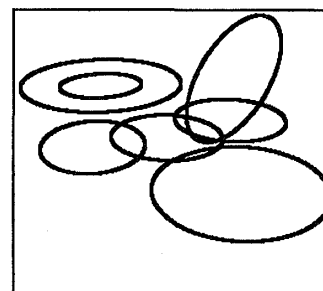


図10 検出された楕円
Fig. 10 The detected ellipses.

5.2 実画像での検証実験

続いて、より一般的な画像で実験を行った。実験に用いた画像を図8に示す。これはデジタルカメラで入力した実画像であり、そのサイズは 300×260 画素である。その輪郭線画像を図9に示す(輪郭線の抽出にはCannyの最適フィルタを使用した)。楕円は隠ぺいによってその輪郭線の一部が大幅に欠落している点に注目されたい。また、同心楕円も存在している。検出結果を図10に示す。これより、多数の欠損楕円が個々にうまく分離でき、問題なく検出されていることがわかる。使用したエッジ点対の数は8,000で、検出に要した処理時間は12.68秒であった(使用計算機は

内蔵 CPU が Pentium II (300 MHz) のパソコンである)。以上から、提案手法の妥当性と有効性は十分に立証されたものと考えられる。

5.3 検 討

ここでは、本論文の手法と接線情報を利用した他の楕円検出法 [3]~[6] との関連を論じる。

(1) 接線情報の抽出

本論文以外では濃淡画像に微分演算 (Sobel 演算など) を施してこう配情報を求めて算出している。

(2) 楕円中心の検出

図 7 に示した楕円の性質を利用する点では皆同じであるが、文献 [5], [6] が若干異なる。文献 [5] では線分 $P_i P_j$ に平行な接線情報をもつエッジ点 (shoulder point という) を中心線 l_{ij} 上に求めている。しかし、不連続輪郭線画像では shoulder point が欠落する 경우가多く、利用できるエッジ点対 (P_i, P_j) が限られるという問題がある。また、文献 [6] では投票に高速ハフ変換 (FHT) を用いている。筆者らの使用経験では [10], FHT はインプリメントが面倒な割には処理効率があまり良くない。特に、探索レベルがかなり深くなるので、検出対象物が多数ある場合の同時検出には向いていない。これから、本論文が採用した文献 [3] の方法が最も安定しているといえる。

(3) 楕円中心ごとのエッジ点分類

文献 [3], [4] では分類に中心検出と同じ投票処理を再度行っており、その分時間が掛かる。これに対して、文献 [5] と本論文では再投票の必要がないので効率的である (ただし、両者の実現方法は異なる)。

(4) 残りのパラメータ決定法

文献 [3] では適応的ハフ変換を用いて (α, β, θ) を同時に求めているが、最大投票値のみに着目して反復的に探索していくので、同心楕円の検出は面倒である。文献 [4] では中心から距離が等しいエッジ点の対だけを選んで先に θ を求めているが、このようなエッジ点対が得られない場合には適用できない。また、同心円は原理的に検出が困難である。文献 [6] では 2 次元投票空間 $(\alpha^2/\beta^2, \theta)$ において θ を全範囲で変えながら投票するので、処理時間が掛かる。文献 [5] と本論文では (α, β) を求めた後で θ を求めているが、その投票パターンはいずれも 1 セルへの投票であり、処理が効率的である。また、同心楕円も問題なく検出可能である。

(5) 最小 2 乗法によるパラメータ補正

本論文以外では採用していない。

以上から本論文の楕円検出手順は安定した検出手法となっているといえる。なお、本論文以外の上記 4 手法について計算の複雑さの解析が文献 [6] に示されているが、あまり大きな差はないといえる (本論文の手法の複雑さは文献 [5] にほぼ同じである)。

6. む す び

本論文では接線情報を利用した楕円検出法について検討した。具体的には、まず、輪郭線画像から接線情報を安定に抽出する手法として、ハフ変換による方法と共分散行列による方法を相補的に組み合わせる手法を新たに提案した。これは雑音によって至るところ不連続となっている輪郭線画像に適用可能な手法である。続いて、接線情報を積極的に利用した多段階型ハフ変換による楕円検出法を提案した。特に、エッジ点の位置情報の他に接線情報をも考慮した最小 2 乗法による楕円当てはめを新たに提案した。これらの工夫により、従来手法では検出が困難であった、輪郭線画素を連続的に 50% 以上も欠落させた欠損楕円が初めて検出できるようになった。提案した接線情報の抽出法は楕円以外の一般図形の認識 (例えば [16]) にも利用可能である。今後の課題としては、曲率が小さくないエッジ点における接線情報を高精度に抽出する手法の検討などが挙げられる。

文 献

- [1] S. Tsuji and F. Matsumoto, "Detection of ellipse by a modified Hough transform," IEEE Trans. Comput., vol.C-27, no.8, pp.777-781, 1978.
- [2] C.L. Huang, "Elliptical feature extraction via an improved Hough transform," Pattern Recognition Lett., vol.10, pp.93-100, 1989.
- [3] H.K. Yuen, J. Illingworth, and J. Kittler, "Detecting partially occluded ellipses using the Hough transform," Image and Vision Computing, vol.7, no.1, pp.31-37, 1989.
- [4] H.K. Muammar, "Tristage Hough transform for multiple ellipse extraction," IEE Proceedings-E, vol.138, no.1, pp.27-35, 1991.
- [5] J.H. Yoo and I.K. Sethi, "An ellipse detection method from the polar and pole definition of conics," Pattern Recognition, vol.26, no.2, pp.307-315, 1993.
- [6] N. Guil and E.L. Zapata, "Lower order circle and ellipse Hough transform," Pattern Recognition, vol.30, no.10, pp.1729-1744, 1997.
- [7] 大和淳二, 入澤和義, 石井郁夫, 牧野秀夫, "重み付け中点図面を用いた円抽出アルゴリズム," 信学論 (D-II), vol.J72-D-II, no.7, pp.1009-1016, July 1989.
- [8] 渡辺孝志, 柴田俊浩, "Hough 変換と階層化画像を用いた欠損楕円の検出," 信学論 (D-II), vol.J73-D-II, no.2,

論文／ハフ変換を用いた接線情報の抽出と欠損楕円の検出

pp.159-166, Feb. 1990.

- [9] 藤本公三, 岩田剛治, 仲田周次, “ θ - ρ ハフ変換平面からの2次曲線のパラメータ抽出,” 信学論 (D-II), vol.J74-D-II, no.9, pp.1184-1191, Sept. 1991.
- [10] 渡辺孝志, 木村彰男, 丹波澄雄, 横山隆三, “Li-Lavine Master 型高速ハフ変換による欠損楕円の検出,” 信学論 (D-II), vol.J76-D-II, no.12, pp.2504-2512, Dec. 1993.
- [11] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach., vol.PAMI-8, no.6, pp.679-697, 1986.
- [12] A.K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall International, Inc., 1989.
- [13] K. Kanatani, Geometric Computation for Machine Vision, Oxford University Press, Oxford, U.K., 1993.
- [14] 松山隆司, 興水大和, “Hough 変換とパターンマッチング,” 情報処理, vol.30, no.9, pp.1035-1046, 1989.
- [15] 堀木秀司, 渡辺孝志, 木村彰男, 田山典男, “デジタル直線の標準化誤差を考慮した組合せハフ変換の改良,” 信学論 (D-II), vol.J78-D-II, no.12, pp.1767-1776, Dec. 1995.
- [16] 木村彰男, 渡辺孝志, “高速一般化ハフ変換—相似変換不変な任意図形検出法,” 信学論 (D-II), vol.J81-D-II, no.4, pp.726-734, April 1998.

(平成 11 年 3 月 15 日受付)



木村 彰男 (正員)

平 3 岩手大・工・情報卒. 平 5 同大大学院修士課程了. 同年ソニー(株)入社. 平 7 岩手大・工・情報助手. この間, 画像処理, パターン認識の研究に従事. 情報処理学会会員.



渡辺 孝志 (正員)

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, セルオートマトン, 画像処理の研究に従事. 情報処理学会, 日本リモートセンシング学会, 地理情報システム学会各会員.



畠山 雅充 (正員)

平 9 仙台電波高専・専攻科・電子システム了. 平 11 岩手大大学院修士課程・情報了. 同年シチズン時計(株)入社. 在学中, 画像処理の研究に従事.