

エッジ画像から接線情報を抽出する一手法

木村彰男[†](正会員), 明戸 剛^{††}, 渡辺孝志[†][†]岩手大学工学部情報システム工学科, ^{††}日本電気通信システム株式会社

〈あらまし〉 入力画像から各エッジ点位置での接線情報を正確に抽出することは効率的な図形検出法を構成する上で重要な課題であるが、従来手法の多くは濃淡画像に対する微分処理を基本としており、雑音や標準化誤差の影響を受けやすいといった問題があった。本稿では、2 値のエッジ画像(輪郭線画像)から各エッジ点位置における接線情報をロバストに抽出するための手法について述べる。具体的には、窓内のエッジ点列に対して Hough 変換的な投票処理に基づいて直線または円による曲線当てはめを行い、その結果をロバスト推定的一种である M 推定法¹⁾を用いて反復的に補正して、得られた当てはめ曲線から接線情報を抽出するという手法を新たに提案する。評価実験の結果から、提案手法はエッジ点列が不連続であったり、雑音が存在していても安定して接線情報を抽出でき、更に、曲率が大きいエッジ点列部分に対してもある程度対処可能な手法であることが確認できた。

キーワード：接線抽出, エッジ画像, M 推定, 曲線当てはめ, 投票処理

〈Summary〉 In developing an effective method to detect arbitrary two-dimensional shapes, it is an important research subject how to precisely extract tangent information at each edge pixel from a boundary image. There have been numerous tangent-extraction methods until now, but most of them cannot extract tangents well because they are based on the differential operation of a local 3×3 mask and then they are strongly influenced by noises or sampling errors of an input gray image. This paper proposes a new method to extract tangent information directly from a boundary image. In our method, we fit an analog line or a circle into local edge points by using a Hough-based voting approach and get parameters of its equation. And then, we update the parameters by using an M-estimation technique known as a robust estimator and determine a tangent value. Experimental results show that our method performs effectively and stably even if there exist random noises or discontinuous parts in boundary images. Furthermore it is applicable to edge parts having comparatively large curvatures.

Key words: tangent extraction, boundary image, M-estimation, curve-fitting, voting approach.

1. ま え が き

画像から任意形状の図形を検出する問題は、各種工業用部品の種類判別やロボット・自動組立機の視覚センサなどへの応用を考える上で極めて重要な研究課題である。この問題に対しては従来から多くの研究がなされており、雑音と隠ぺいに強い図形検出器としては Ballard

の一般化 Hough 変換(GHT)²⁾が有名である。GHT はその後、エッジ点の位置情報だけではなく、エッジ点での接線情報をも効果的に利用した効率的な検出器として発展してきている^{3),4)}。これらの手法では、図形輪郭線の接線情報に基づいて不変情報を取り出したり投票したりする処理が行われるので、接線情報の善し悪しが図形検出性能を大きく左右すると考えてよい。従って、図形検出を安定に行うためには、雑音などの悪条件下においても高精度でロバストに接線情報を抽出できる手法が不可欠となっている。

画像からエッジ点位置での接線情報を抽出する手法としては、入力濃淡画像に対して微分処理を施してこう配

“An Effective Extraction Method of Tangent Information from Boundary Images” by Akio KIMURA (Member) (Computer and Information Sciences, Faculty of Engineering, Iwate University), Takeshi AKETO (NEC Communication Systems, Ltd.), Takashi WATANABE (Computer and Information Sciences, Faculty of Engineering, Iwate University).

情報を取得し、それに直交する方向として接線情報を得るのが一般的である⁹⁾。しかしこの方法は、局所的な処理(通常、 3×3 マスク)に基づいているために、雑音や標準化誤差の影響を受けやすく、原理的に信頼性の高い接線情報は得にくいという問題がある。これに対して、通常の微分処理よりも広い範囲の画素を考慮してエッジ検出を行う手法として、Cannyフィルタ¹⁰⁾やISEフィルタ¹¹⁾などの優れた手法が知られている。これらを用いるとかなり高精度にエッジ点を検出できるので、得られたエッジ点列から直接的に接線情報を抽出することが考えられる。

この立場での接線情報抽出法を構成するには、

- (1) エッジ点列は必ずしも連結していない
- (2) 雑音エッジ点が存在する
- (3) 標準化誤差の影響を受けやすい

などの問題点を考慮しなければならない。従来は、比較的長いエッジ点列に対して曲線当てはめを行うという研究がほとんどで、短いエッジ点列から接線情報を抽出しようとする研究は著者らの知る限りではないようである。その主たる理由は、上述した三つの問題点にうまく対処することが困難視されていたためと考えられる。この意味で、短いエッジ点列から接線情報をロバストに抽出できるかという課題について検討することは意義あることと考える。

そこで本稿では、上記の三つの問題点に対処するために、次のような二段階の処理に基づいたエッジ点列からの接線情報抽出法を新たに考案した。第1の段階では、Hough変換的な投票処理に基づいて窓内のエッジ点列に対して曲線当てはめを行い、曲線パラメータを決定する。続く第2の段階では、第1段階で得られた曲線パラメータを初期値としてロバスト推定の一環であるM推定法¹⁾を用いて反復的に補正することで、より高精度に曲線パラメータを決定し、得られた当てはめ曲線から接線情報を求める。ここでの当てはめ曲線は直線または円である。すなわち、提案する接線情報抽出法は、(a)直線当てはめによる抽出法、(b)円当てはめによる抽出法、の二つであるが、特に後者は曲率の大きいエッジ点位置でも安定して接線情報が抽出できることを意図したものである。

以下では、それぞれの手法に対するアルゴリズムの詳細を述べ、その後、評価実験の結果に基づいて提案手法の妥当性を示す。

2. M推定と曲線当てはめを用いた接線情報抽出法

本稿で取り扱う処理対象画像は、適当な方法(例えば、

CannyフィルタやISEフィルタ)で得られた2値のエッジ画像とし、そのエッジ点列は必ずしも連続である必要はないものとする。

2.1 M推定の概略

M推定とは、いわば雑音としての外れ値(outlier)対策を施した最小2乗法のことであるが、ここではまず、M推定法の概略について述べておく。より詳しい手順については、文献^{12,13)}などを参照されたい。

いま、 M 個のエッジ点の座標 $\{(x_i, y_i) | i=1, \dots, M\}$ が与えられたときの曲線当てはめ問題を考える。当てはめべき曲線の方程式を

$$\phi(x, y; \nu) = 0 \quad (1)$$

とする。ここで、 ν は曲線 ϕ を定めるパラメータベクトルである。最小2乗法では、曲線 ϕ に対する各エッジ点 (x_i, y_i) からの残差 ε_i の2乗和

$$\sum_i \varepsilon_i^2 \quad (2)$$

が最小となるようにパラメータ ν を決めている。しかしこの方法では、外れ値が1点でもあれば、得られる曲線は大きくずれたものとなる。そこで、この外れ値の影響を減らすために、重み関数 $w(x)$ を導入して、次式の最小化を行うことを考える。

$$\sum_i w(\varepsilon_i) \varepsilon_i^2 \quad (3)$$

ここで、 $w(x)$ は $x=0$ で最大値をとる単峰性の非負関数である。この式は、次のように変形して繰り返し計算の形で最小化することができる。

$$\min_{\nu} \sum_i w(\varepsilon_i^{(n-1)}) (\varepsilon_i^{(n)})^2 \quad (4)$$

ここでの $^{(n)}$ は繰り返し回数を表す($n \geq 1$)。初期値は $\varepsilon_i^{(0)} = 0 (i=1, \dots, M)$ とし、重み $w(\varepsilon_i^{(n-1)})$ は繰り返し計算のたびに更新する。なお、パラメータ $\nu^{(n)}$ については、 ε_i が ν の線形関数である場合には線形解法が存在する。

重み関数 $w(x)$ は多数ある¹⁾が、本稿ではTukeyの関数

$$w(x) = \begin{cases} \{1 - (x/c)^2\}^2 & (|x| \leq c) \\ 0 & (|x| > c) \end{cases} \quad (5)$$

を用いるものとした。その概形は図1のとおりである。

2.2 直線当てはめによる接線情報抽出法

まずはじめに、注目エッジ点周辺のエッジ点列に対して直線を当てはめ、その直線を注目エッジ点位置での接線情報として取り扱うことを考える。

いま、接線情報を抽出したい注目エッジ画素を P とし、 P を中心とする適当なサイズの正方形窓(例えば、 9×9 画素)を考える。 P の中心を原点 $(0, 0)$ と考えると、これをとる直線の方程式は、

$$x \sin \theta - y \cos \theta = 0 \quad (6)$$

で表せるので、 P における接線のこう配は

$$\frac{dy}{dx} = \tan \theta \quad (7)$$

として計算できる。以下では、この当てはめ直線パラメータ θ の具体的な推定方法について述べる。

2.2.1 投票処理による直線パラメータの初期推定

第1段階として、Hough 変換的な投票処理を用いて θ の大まかな値を推定する。なお、ここでの処理は局所的であるので、画素の広がりによる標本化誤差の影響を考慮した形でアルゴリズムを構成する。投票処理で用いる投票空間は、角度 θ の区間 $[0^\circ, 180^\circ)$ を適当な幅 $\Delta\theta$ で量子化した一次元配列である。各配列要素をセルと呼び、その初期値を0にセットしておく。

[手順1] 注目窓において、画素 P とその隣接8画素を除いた窓領域内に存在しているエッジ点集合を $\{E_i(x_i, y_i)\}$ とする。

[手順2] $\{E_i\}$ から1点 E_i を選び、画素 E_i の四隅の点と P の中心を通る計4通りの直線を求め、それらの直線が x 軸と成す角度の最小値を θ_i^{min} 、最大値を θ_i^{max} とする(図2参照)。そして、この範囲内 ($\theta_i^{min} \leq \theta \leq \theta_i^{max}$) に含まれる投票空間内のセルに対し、それぞれ値1を加える。(これを投票という。)

[手順3] すべての E_i に対して手順2の投票処理を繰り返し、角度 θ の投票空間において最大投票値をもつセルに対応する θ_0 を当てはめ直線の初期パラメータとして定める。但し、投票空間内で最大投票値が連続して

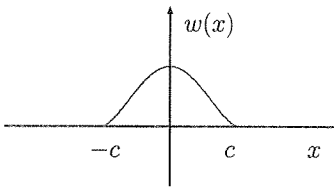


図1 Tukeyの $w(x)$ の概形
Fig.1 Outline of Tukey's $w(x)$

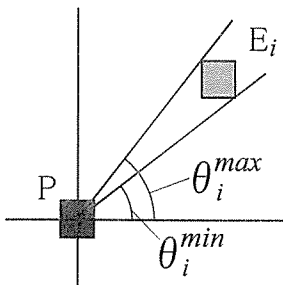


図2 θ の投票範囲
Fig.2 Illustration of voting range of θ

並ぶ場合は、 θ_0 としてそれらの中央に位置するセルを選ぶものとし、最大投票値が不連続に存在している場合は、それぞれの最大投票セルを選んで次の第2段階の補正処理を行い、その結果を後に示す式(8)で評価して最適値を選定するものとする。

2.2.2 M 推定による直線パラメータの補正

第2段階では、前節で得られた θ_0 を M 推定によって更に適した値に補正する。すなわち、当てはめ直線と窓内の各エッジ点 $E_i(x_i, y_i)$ との距離 d_i (図3参照)の重み付け2乗和 C_i を最小化するように $\theta = \theta^{(n)}$ を定める。

$$C_i^{(n)} = \sum_i w(d_i(\theta^{(n-1)})) \cdot (d_i(\theta))^{(n)} \quad (8)$$

ここで、 $\theta^{(0)} = \theta_0$ であり、 d_i は式(6)より

$$d_i(\theta) = |x_i \sin \theta - y_i \cos \theta| \quad (9)$$

である。式(8)における $^{(n)}$ は繰り返し回数、 $w(\cdot)$ は Tukey の重み関数をそれぞれ表している。ここで、 d_i は θ に関して非線形形であるので、 $\theta = \theta^{(n)}$ は最急降下法で反復的に求めるものとする。すなわち、

$$\theta^{(n)} = \theta^{(n-1)} - \Delta\theta \cdot \left. \frac{\partial C_i^{(n)}}{\partial \theta} \right|_{\theta = \theta^{(n-1)}} \quad (10)$$

に基づいて、 $|\theta^{(n)} - \theta^{(n-1)}| \leq V_C$ となるまで $\theta^{(n)}$ を更新する。なお、 V_C はしきい値、 $\Delta\theta$ は更新値を調整するための正の定数を表している。

2.3 円当てはめによる接線情報抽出法

前節の直線当てはめでは、曲率の大きいエッジ点位置でも強制的に直線を当てはめてしまうので、得られた接線情報が信頼性の高いものにならない場合もある。そこで本節では、窓内のエッジ点列に対して円を当てはめ、その円方程式から接線情報を求める方法を考える。但し、窓サイズは直線当てはめの場合よりも大きめにとるものとする(例えば、 13×13 画素)。

前と同様に注目エッジ画素を P とし、 P の中心を原点 $(0,0)$ とすると、これをとおる円の方程式は、

$$x^2 + y^2 + 2gx + 2fy = 0 \quad (11)$$

で表せる。円の中心は $(-g, -f)$ である。このとき、 P

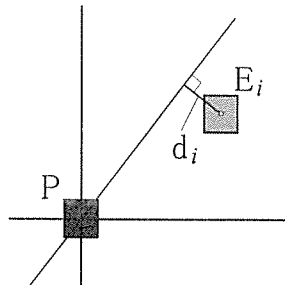


図3 E_i と当てはめる直線との距離 d_i
Fig.3 The orthogonal distance d_i from E_i to the fitting line

における接線のこう配は、式(11)の微分から

$$\tan \theta = \left. \frac{dy}{dx} \right|_{(x,y)=(0,0)} = -\frac{g}{f} \quad (12)$$

として求められる。以下では、円パラメータ (f, g) の具体的な推定方法について述べる。

2.3.1 投票処理による円パラメータの初期推定

直線当てはめの場合と同様に、第1段階では Hough 変換的な投票処理を用いて (f, g) の初期値を推定する。ここでも、画素の広がりによる標本化誤差の影響を考慮した形でアルゴリズムを構成する。投票処理で用いる投票空間は、円の中心が存在する方向を与える角度 θ の区間 $(-180^\circ, 180^\circ)$ を適当な幅 $\Delta\theta$ で量子化した一次元配列と、円の半径 r の区間 $[0, R]$ を刻み幅1画素で量子化した一次元配列の二つである。ここで、 R は r の取りうる限界値である。各配列のセルは、あらかじめ0にセットしておく。

[手順1] 注目窓において、画素 P とその隣接8画素を除いた窓領域内に存在しているエッジ点集合を $\{E_i(x_i, y_i)\}$ とする。

[手順2] $\{E_i\}$ から2点 $E_j, E_k (j \neq k)$ を選び、画素 $E_j,$

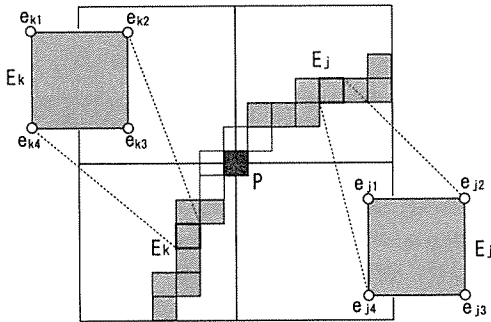


図4 画素 P と選ばれた2点 E_j, E_k
Fig. 4 The pixel P and selected pixels E_j and E_k

E_k の四隅の点をそれぞれ $e_{jm}, e_{kn} (m=1\sim4, n=1\sim4)$ とする(図4参照)。

[手順3] 3点 P, e_{jm}, e_{kn} をとおる計16通りの円について、それぞれの中心と半径を求める。そして、16個の半径のうち、最小値を r_{jk}^{\min} 、最大値を r_{jk}^{\max} とする(図5参照)。

[手順4] 手順3で得られた円の中心の分布状況を用いて、角度 θ に関する投票を行う。すなわち、図6(a)に示したように、 θ の最小値と最大値を θ_1, θ_2 とするとき、 $\theta_1 \leq \theta \leq \theta_2$ の範囲に含まれるセルに対してそれぞれ1を加える。但し、分布状況が図6(b)のような場合には、 $\theta_3 \leq \theta \leq \theta_4$ の範囲にも投票を行うものとする。

[手順5] すべての可能な E_j, E_k に対して手順3~4を繰り返し、角度 θ の投票空間において、最大投票値をもつセルに対応する θ_0 を求める。

[手順6] 次に、 θ_0 への投票が行われたすべてのエッジ

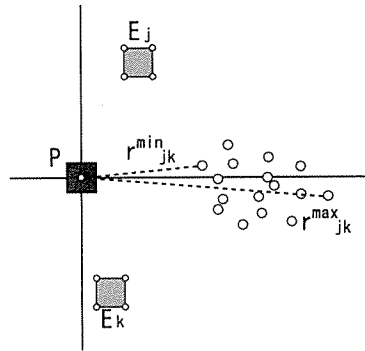


図5 3点 P, E_j, E_k で定まる円の中心の分布状況と半径 r_{jk} の取り得る範囲
Fig. 5 Plots for circle's centers determined by $P, E_j,$ and $E_k,$ and a possible range of circle's radii r_{jk}

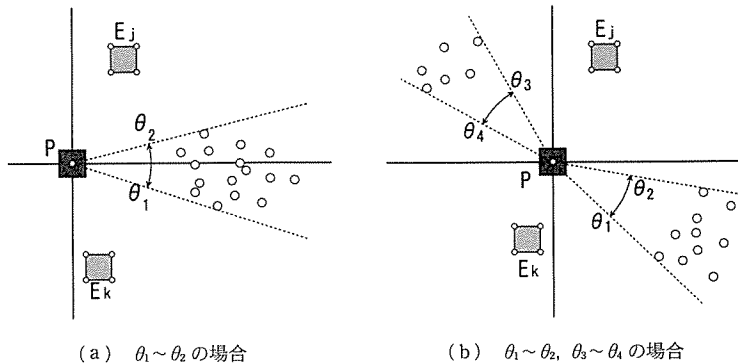


図6 円の中心の分布状況と θ の投票範囲
Fig. 6 Plots for circle's centers and voting ranges of θ

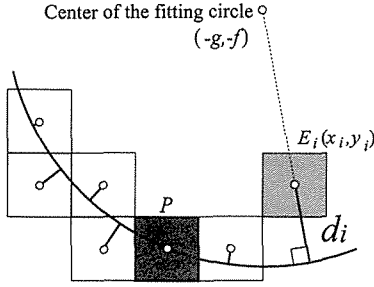


図 7 当てはめ円とエッジ点 E_i との距離 d_i

Fig. 7 The orthogonal distance d_i from E_i to the fitting circle

点対 (E_j, E_k) について、今度は半径 r への投票を行う。すなわち、図 5 に示した $r_{jk}^{\min} \sim r_{jk}^{\max}$ の範囲に含まれるセルに対してそれぞれ 1 を加える。

[手順 7] すべての投票を終えたら、半径 r の投票空間において最大投票値をもつセルに対応する r_0 を求める。

以上の手順で得られた θ_0, r_0 を用いて、当てはめ円の初期パラメータ $(f_0, g_0) = (-r_0 \sin \theta_0 - r_0 \cos \theta_0)$ を得る。

2.3.2 M 推定による円パラメータの補正

第 2 段階では、前節で得られた (f_0, g_0) を M 推定によって更に適した値に補正する。ここでも、直線当てはめの場合と同様に、当てはめ円と窓内の各エッジ点 $E_i(x_i, y_i)$ との距離 d_i (図 7 参照) の重み付け 2 乗和 C_c を最小化するように $(f, g) = (f^{(n)}, g^{(n)})$ を定める。

$$C_c^{(n)} = \sum_i w(d_i(f^{(n-1)}, g^{(n-1)})) \cdot (d_i(f, g))^2 \quad (13)$$

ここで、 $(f^{(0)}, g^{(0)}) = (f_0, g_0)$ であり、 d_i は

$$d_i(f, g) = |\sqrt{(x_i + g)^2 + (y_i + f)^2} - \sqrt{f^2 + g^2}| \quad (14)$$

で与えられる。また、 $w(\cdot)$ は Tukey の重み関数である。先の場合と同様に、 $(f, g) = (f^{(n)}, g^{(n)})$ を求めるには最急降下法による反復法を採用する。すなわち、

$$f^{(n)} = f^{(n-1)} - \Delta_f \cdot \left. \frac{\partial C_c^{(n)}}{\partial f} \right|_{f=f^{(n-1)}, g=g^{(n-1)}} \quad (15)$$

$$g^{(n)} = g^{(n-1)} - \Delta_g \cdot \left. \frac{\partial C_c^{(n)}}{\partial g} \right|_{f=f^{(n-1)}, g=g^{(n-1)}} \quad (16)$$

に基づいて、 $|f^{(n)} - f^{(n-1)}| \leq V_c$ か $|g^{(n)} - g^{(n-1)}| \leq V_c$ となるまで $f^{(n)}, g^{(n)}$ を更新する。ここで、 Δ_f, Δ_g は更新値を調整するための正の定数である。

3. 評価実験

3.1 実験方法

本稿で提案した二つの手法(直線当てはめ, 円当てはめ)に対し、それらの接線情報抽出性能を検証するため

の評価実験を試みた。その際に問題となるのはエッジ画像である。本研究では、濃淡画像からエッジ画像を生成するのに Canny フィルタや ISE フィルタの使用を前提としているが、実験画像にこれらのフィルタを適用したエッジ画像を使用した場合、検出した接線情報の誤差がフィルタに起因するものか接線情報抽出法に起因するものかの区別が困難になる。また、これらを明確に区分するための実験を計画することはそれ程簡単ではない。そこで、ここでは純粋に接線情報抽出法そのものの原理的な検出精度を明らかにすることを第一の目的として、実験画像としてのエッジ画像は上記フィルタを用いない形で人工的に生成するものとした。

本手法は図形検出の前処理手法として使用することを意図したものであるため、実験図形には、図形認識問題において頻繁に処理対象となる楕円を用いるものとした。楕円は、その長短軸半径を変えることで輪郭線上に異なった曲率をもつエッジ点を数多く含めることができるので、短いエッジ点列から直接的に接線情報を抽出する提案手法の性能を検証する上で適した処理対象であると考えられる。また、楕円とは異なる曲率変化を有する図形として三次曲線を選んで、これについても実験を行うものとした。

実験では、まず、様々な大きさの楕円や三次曲線を人工的に生成し、それらの曲線を構成しているすべてのエッジ点に対して各手法を適用して接線情報を抽出することを試みた。その際、耐雑音性能を検証するため、人工的に雑音画素を加えた場合についても実験を行った。雑音の付加方法としては、濃淡画像の微分処理などで発生すると思われるエッジ点の欠落やエッジのずれを模擬するために、注目窓ごとに窓画素数の約 5% の画素を排他的論理和を用いてランダムに加えた。各手法によって抽出された接線情報は、すべて理論値と比較され、それらの誤差の絶対値を評価指数として性能を比較した。

ただし、アナログ曲線は必ずしも画素の中心を通過するとは限らないので、あるエッジ点(画素の中心)位置における接線情報の理論値を特定の値に定めることは困難と考えられる。そこで本実験では、便宜上、次のような方法で理論値との誤差を算出するものとした。すなわち、図 8 のように、アナログ曲線が一つの画素と点 a, b で交差したとするとときは、交点 a, b における接線 l_a, l_b のこの配角度の範囲を求め、抽出した接線のこの配角度がその範囲内であれば誤差を 0 とし、範囲から外れた場合はその差を誤差として取り扱う。

なお、雑音環境を想定した実験においては、一つの注目エッジ点に対してランダムに雑音パターンを 20 パターン付加し、それらの各々について検出誤差を算出した

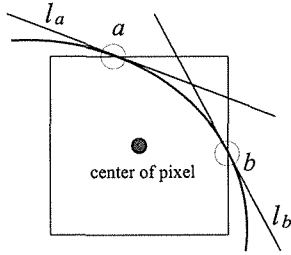


図8 接線情報の検出誤差値の算出法

Fig.8 Illustration for calculation of tangent-extraction error at an edge pixel

上でその絶対値の平均を評価指数とした。

計算には動作クロック1GHzのPentium IIIプロセッサを使用し、実験で用いた定数は、それぞれ $\Delta\theta=1^\circ$, $R=200$ 画素, $\Delta\theta=0.0625$, $\Delta_f=\Delta_g=1.0$, $V_c=0.01$ である。窓サイズは、予備的な実験の結果より、直線当てはめの場合が 9×9 画素、円当てはめの場合が 13×13 画素とした(円を当てはめる場合には、直線の場合よりも窓サイズを大きくして、曲線の曲がり部分に対応できるようにする必要がある)。従って、付加される雑音画素数は、 9×9 窓の場合が4画素、 13×13 窓の場合が8画素となる。

3.2 重み関数におけるパラメータ c の影響

はじめに、Tukeyの重み関数におけるパラメータ c の影響を調べるために、 c の値を変化させて接線情報を抽出する実験を試みた。実験には、長軸が50画素、短軸が25画素の楕円を一つだけ含むような人工画像(雑音パターンは付加しない)を使用し、パラメータ c はそれぞれ1, 3, 6, 9として二つの当てはめ手法を適用した。ここで、 c の値を大きくした場合、その検出結果はM推定を用いない通常の最小2乗法による結果に近づいていくことになる。

結果を表1に示す。この表における数値は、実験に用いた各楕円エッジ点に対する検出誤差の絶対値の平均値(単位は度)を表している。これをみると、両手法とも $c=3$ の場合に最も誤差が小さく、 c の値が3から離れるにつれて誤差が増大している。つまり、単純に最小2乗法を適用するよりもM推定を導入した方が検出精度が高いというM推定の有効性を示している。そこで、以降の実験では $c=3$ として接線抽出を行った。

3.3 楕円点列を用いた場合の評価実験

この実験では、実際の図形検出への適用を想定して、様々な曲率をもった楕円を多数発生させ、それらに対する接線情報抽出性能を評価した。すなわち、楕円の長軸半径 a を50画素に固定し、短軸半径 b をそれぞれ10, 15, 20, 25, 30, 40, 50画素と変化させた楕円を人工

表1 係数 c の違いによる接線情報の検出誤差の比較
Table 1 Comparison of tangent-extraction errors for different Tukey's parameters c

Fitting Method	係数 c			
	1	3	6	9
Line	3.72°	2.43°	3.89°	4.73°
Circle	1.51°	1.40°	2.55°	3.91°

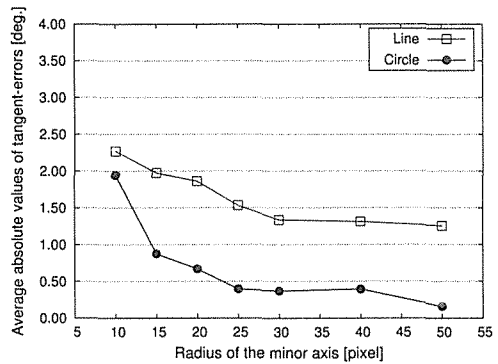


図9 人工楕円における接線情報の平均検出誤差(雑音なしの場合)

Fig.9 Average absolute values of tangent-extraction errors for artificial ellipses (noiseless case)

的に発生させ、更にそれらを $[0^\circ, 90^\circ)$ の範囲で 10° おきに回転させた楕円画像をそれぞれ用意した上で各手法を適用し、最終的に得られた接線情報の精度を比較した。

まず、雑音が存在しない場合の実験結果を図9に示す。図中で、横軸は楕円の短軸長 b (画素)を表し、縦軸の値は各楕円における接線情報の検出誤差絶対値の平均値を表している。図から、円当てはめ手法では、 b が大きい楕円、つまり曲率が緩やかな曲線に対する検出誤差が0.5度以下、とかなり良好な結果が得られていることがわかる。更に、 b が小さい楕円、つまり曲率の大きな曲線に対しても、若干の検出精度低下がみられるものの、それでも検出誤差は2度以下であった。

更に、雑音を加えた場合の実験結果を図10に示す。こちらも、全体的な傾向は先の実験と同様であり、円当てはめ手法が安定した抽出性能を示していることがわかる。またその抽出性能は、雑音がない場合と比べても+1度程度に抑えられており、雑音による検出性能の低下がそれほど大きくないことも確認できる。

なお、最大誤差については、 $b=20$ 画素以上の楕円では雑音の有無にかかわらず直線当てはめでは20度以下であり、円当てはめでは10度以下であったが、 $b=15$ 画素以下の曲率の大きい楕円では、雑音のある場合に80

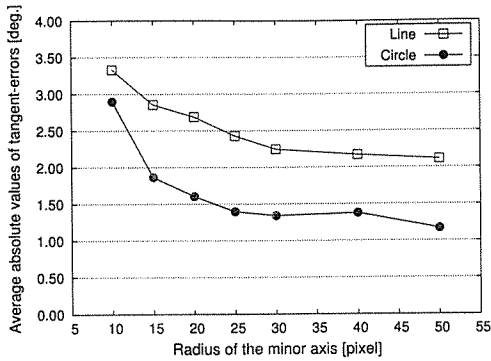


図 10 人工楕円における接線情報の平均検出誤差(雑音がある場合)

Fig. 10 Average absolute values of tangent-extraction errors for artificial ellipses (noisy case)

度近い誤差となる場合も発生した。ただしこれは、雑音パターンがたまたま直線的に並んでしまった場合などのごく一部に限られており、平均的には30度以下であった。なお、誤差が大きくなる場合の対策については3.5節で述べる。

処理時間については、楕円の大きさ、各エッジ点での曲率の大きさ、雑音の有無などによって異なるが、エッジ点1点当たりにより要する平均的な処理時間は、雑音のある場合でそれぞれ、(a)直線当てはめ4.2ミリ秒、(b)円当てはめ33ミリ秒、であった。

3.4 三次曲線点列を用いた場合の評価実験

提案手法の性能をより詳しく検証するため、本節では、楕円とは異なる曲率変化を有する図形として三次曲線を取りあげる。この実験では、次のタイプの三次曲線 $f(x)$ を画像中心を原点として人工的に多数発生させ、それらの画像に対する接線情報抽出を試みた。

$$f(x) = ax(x+b)(x-b) \quad (17)$$

ここで、パラメータ a は b の関数として $a = (50 \times 3 \sqrt{3}) / 2b^3$ とし、 b はそれぞれ20, 40, 60, 80, 100画素と変化させて三次曲線を発生させた。また、楕円の場合と同様に、各々の三次曲線は $[0^\circ, 90^\circ)$ の範囲で 10° おきに回転したものを用意した。回転のない場合の概形を図11に示す。この三次曲線では、 b の値が小さいほど曲率の大きな部分が発生し、 b が大きくなるほど曲率は緩やかになっていく。三次曲線は楕円よりも直線的に並ぶエッジ点数が多くなっている。

雑音がない場合の実験結果を図12、雑音を加えた場合の実験結果を図13にそれぞれ示す。図中で、横軸はパラメータ b の値(画素)を表し、縦軸は各三次曲線における接線情報の検出誤差絶対値の平均値を表してい

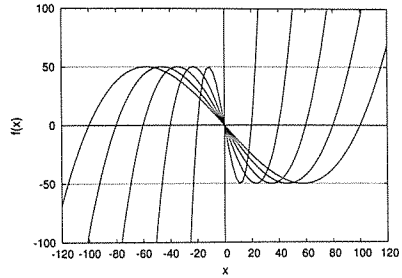


図 11 実験に用いた三次曲線の概形

Fig. 11 Outlines of third-order-curves used in the experiment

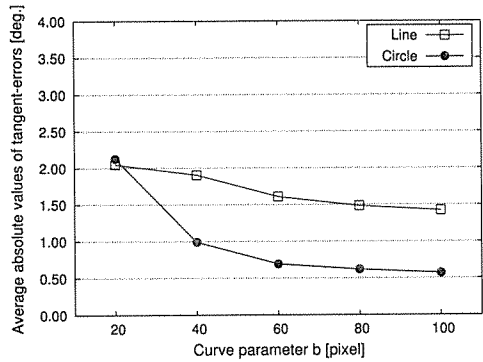


図 12 三次曲線における接線情報の平均検出誤差(雑音なしの場合)

Fig. 12 Average absolute values of tangent-extraction errors for artificial third-order-curves (noiseless case)

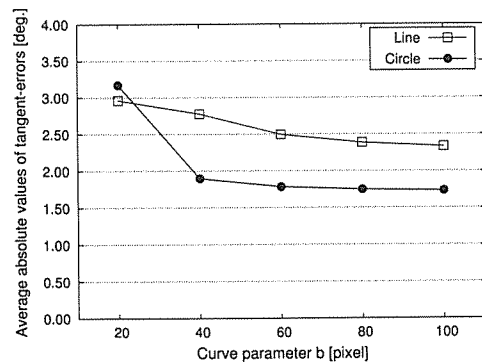


図 13 三次曲線における接線情報の平均検出誤差(雑音がある場合)

Fig. 13 Average absolute values of tangent-extraction errors for artificial third-order-curves (noisy case)

る。

これらの結果から、楕円の場合とほぼ同様の傾向があることがわかる。すなわち、円当てはめ手法では、雑音

の有無にかかわらず全体的に良好な結果が得られており、接線情報を安定に抽出できる能力を備えているといえる。但し、元々の三次曲線に直線的な部分が多く含まれているような $b=20$ の三次曲線では、やはり直線当てはめの方が良い結果が得られている。

最大誤差については、雑音がある場合には曲率の大きい部分 ($b=20$) で誤差 80 度程度となる場合もあったが、それ以外ではどちらの手法を用いた場合でも 20 度以下であった。また、エッジ点 1 点当たりの平均的な処理時間は、雑音のある場合でそれぞれ、(a)直線当てはめ 8.9 ミリ秒、(b)円当てはめ 42 ミリ秒、であった。

3.5 検討

本稿で提案した接線情報抽出法では、まず処理の第 1 段階で Hough 変換により当てはめ直線(円)の初期推定値を求めている。Hough 変換を用いることで、従来の微分処理よりも広い範囲の画素が考慮され、更に画素の広がりや考慮した投票処理の採用によって雑音や標本化誤差の影響を受けにくく、エッジ点が不連続な場合でも接線情報が求まるという利点がある。しかしながら、周知のとおり Hough 変換には本質的な精度問題があり、得られる当てはめ直線(円)の精度には限界がある。そこで本手法では、処理の第 2 段階として M 推定を適用することでその解決を試みている。M 推定は、初期値さえ適切なら通常の最小 2 乗法よりも精度の高い当てはめができることが知られているが、初期値への依存性が強いいため、初期値の信頼性が低い場合の利用には注意が必要とされている。つまり、本稿で扱っているような雑音環境下における短いエッジ点列への当てはめを考える場合には、当てはめの初期の段階で当てはめるべきエッジ画素と外れ画素(outlier)の区別をいかに正しく行うかが重要になる。この意味で、第 1 段階で Hough 変換によって大まかであってもロバストに初期値推定を行うことは有効な処理であるといえよう。

提案手法では M 推定関数として Tukey の重み関数を使用した。別の重み関数(例えば $w(x)=1/(1+|x|)$, $w(x)=1/(1+x^2)$ など)についても実験を行った。しかし、いずれの関数を用いた場合でも結果には大差ない(平均検出誤差で 0.5 度以下の差)、という結論を得ている。

提案手法を実際に適用するには、直線または円の当てはめ度が悪い場合に接線情報の抽出誤差が大きくなることへの対策が必要である。そのためには、最終的な当てはめ直線または円との距離が 1 画素以下になる窓内のエッジ点数を求めて、その数がしきい値以下であれば注目エッジ点における接線情報の抽出を行わない、というような変更を加えればよい。

評価実験の結果より、短いエッジ点列から直接的に接線情報を抽出するという提案手法の原理的妥当性はある程度裏付けできたものと考えられる。特に、雑音環境を想定した実験では、排他的論理和で雑音を付加することで図形輪郭線の一部欠落やエッジのずれなどを模擬していたので、例えばスキャナで取り込んだ 2 値画像や濃淡画像のラプラシアン画像に提案手法を適用した場合でも同様の結果が得られると期待される。しかしながら、提案手法の有効性に関する検証はまだ十分とはいえない。例えば、濃淡画像に対して Canny フィルタまたは ISE フィルタを適用して得られるエッジ画像を用いた評価実験が不可欠であるが、これにはエッジのモデル化をきちんと踏まえた組織的な実験が必要となる。また、提案手法を実際の図形検出問題の前処理に用いた際、対象とする画像によって図形検出の安定性やロバスト性はどうか、といった実験的評価も必要であろう。これらの問題については今後の検討課題としたい。

提案手法のその他の課題としては、更なる処理時間の短縮、曲率の大きい輪郭線部分に対する検出精度の向上などが挙げられる。これらについては、繰り返し計算を途中で打ち切るための評価基準を新たに考案する、曲率をよりうまく表現できる基本図形、例えば放物線などを用いた当てはめ手法を開発する、といった改善策が考えられるが、詳細な検討については今後の課題である。また窓サイズの決定に関しては、予備的な実験を行っていくつかのサイズから最も良い結果を与えたものを採用したが、その決定法は必ずしも組織的なものとはなっていない。可変的な窓サイズの使用可能性も含めて、これも今後の課題としたい。

4. むすび

本稿では、2 値のエッジ画像からロバストに接線情報を抽出するための手法について検討した。図形検出などの画像認識問題においては、接線情報の利用が重要であり、その善し悪しが認識性能を左右するといっても過言ではない。しかしながら、従来の微分処理に基づいた抽出法では 3×3 窓による局所処理のため信頼性の高い接線情報は得にくい、という問題を抱えていた。そこで本稿では、より大きな窓内のエッジ点列に対して、Hough 変換的な投票処理に基づいて直線または円による曲線当てはめを行い、その結果をロバスト推定の一種である M 推定法を用いて反復的に補正して、得られた当てはめ曲線から接線情報を抽出するという手法を提案した。特に円当てはめの手法では、ある程度曲率の大きい部分でも理論値に近い接線情報を抽出できることが人工画像を用いた評価実験によって確認された。提案手法

は、図形検出の前処理法としてかなり期待できる手法であると考えられるが、実用化のためには、実際の濃淡画像についてその有効性をより詳しく検討することや図形検出の安定性・ロバスト性への影響について評価することが課題として残されている。

参考文献

- 1) Z. Zhang: "Parameter estimation techniques: a tutorial with application to conic fitting", Image and Vision Computing, Vol. 15, pp. 59-76 (1997).
- 2) D. H. Ballard: "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes", Pattern Recognition, Vol. 13, No. 2, pp. 111-122 (1981).
- 3) T. E. Dufrensne and A. P. Dhawan: "Chord-tangent transformation for object recognition", Pattern Recognition, Vol. 28, pp. 1321-1331 (1995).
- 4) 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. J 81-D-II, No. 4, pp. 726-734, April (1998).
- 5) A. K. Jain: "Fundamentals of digital image processing", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, (1989).
- 6) J. Canny: "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679-698 (1986).
- 7) J. Shen and S. Castan: "An optimal linear operator for step edge detection", Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 54, No. 2, pp. 112-133 (1992).
- 8) S. J. Ahn, W. Rauh, and H. J. Warnecke: "Least-squares orthogonal distances fitting of circle, sphere, ellipse, hyperbola, and parabola", Pattern Recognition, Vol. 34, pp. 2283-2303 (2001).

(2004年9月9日受付)

木村彰男 (正会員)



1991年, 岩手大・工・情報卒, 1993年, 同大学院修士課程了, 同年, ソニー(株)入社, 在社中は磁気記録関係の研究開発に従事, 1995年, 岩手大・工・情報助手, 現在, 同講師, 博士(工), 画像処理, パターン認識に関する研究に従事, 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員。

明戸剛



2001年, 岩手大・工・情報卒, 2003年, 同大学院修士課程了, 同年, 日本電気通信システム(株)入社, 画像処理に関する研究に従事, 情報処理学会会員。

渡辺孝志



1969年, 東北大・工・通信卒, 1971年, 同大学院修士課程了, 1972年, (株)日立製作所入社, 1980年, 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, 画像処理, パターン認識, セルオートマトン, 地理情報システムなどの研究に従事, 電子情報通信学会, 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。