

エッジ点列の分割とモデル選択を用いた統合による楕円検出

有馬 利洋 菅谷 保之

豊橋技術科学大学情報工学系

441-8580 豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1

{arima,sugaya}@iim.ics.tut.ac.jp

本論文では点列への楕円当てはめに基づく楕円検出の新しい手法を提案する。楕円当てはめは入力として与える点列が楕円上の点列であれば、それが楕円の一部分であっても精度よく楕円を当てはめることが可能である。しかし、画像からの楕円検出では、画像から抽出したエッジ点列から楕円を当てはめるべき点列を検出することは非常に困難な問題である。これに対して我々は、楕円当てはめと同時にエッジ点列の分割と統合を2段階の処理で行う楕円検出手法を提案する。これは、まず画像から抽出した連結したエッジ点列に対して RANSAC を用いた楕円当てはめを行い、エッジ点列を楕円に属する点列とそうでない点列に分割する。次に楕円に属するそれぞれの点列をモデル選択により統合しながら楕円を再当てはめするものである。実画像を用いた実験により提案手法の有効性を示す。

Ellipse Detection by Combining Division and Model Selection based Integration of Edge Points

Toshihiro Arima and Yasuyuki Sugaya

Department of Information and Computer Sciences,
Toyohashi University of Technology, Toyohashi, Aichi 441-8580 Japan

We present a new method for detecting ellipses from images, which based on ellipse fitting. Even if obtained points cover only a part of an ellipse, ellipse fitting method can accurately estimate its ellipse parameters if the points lie on the ellipse. For detecting ellipses from an image, we first extract edge points from the image. The most important problem to detect ellipses by ellipse fitting is how to select edge points to fit an ellipse. In this paper, we propose an edge detection method based on ellipse fitting. This method consists of two procedures. We first detect ellipses by using RANSAC based ellipse fitting. In the next step, we iteratively integrate edge points which lie on the same ellipse by using model selection and re-fitting an ellipse. Using real image experiments, we demonstrate effectiveness of our method.

1. まえがき

シーン中の円は画像に楕円として投影されるため、画像から楕円を検出してシーン中の円形物体を認識する研究が盛んに行われている [18, 21]. また、抽出した楕円から円形物体の3次元位置を計算することが可能であり [4], シーン中の円形物体を用いたカメラ校正に関する研究 [3, 25] も盛んである。さらに円形物体を現実空間に仮想物体を合成するためのマーカーとして利用することが期待されている。

近年、点列に対して精度良く楕円を当てはめる研究が盛んに行われて [1, 15, 16, 23, 24]. これにより与えた点列が楕円上の点列であれば精度よく楕円を検出することが可能である。しかし、画像中から楕円を当てはめる点列を検出することは非常に困難な問題である。一方、画像から直接楕円を検出する方法として古くからハフ変換に基づく方法が多く研究さ

れている。ハフ変換は検出図形の離散化されたパラメータ空間への投票に基づく方法であるため、パラメータ空間の離散化の程度により正確な検出が困難であるという問題がある。これに対して渡辺ら [22] はハフ変換に基づく手法で検出した楕円上の点列に対して最小2乗法による楕円当てはめを行う手法を提案した。岡部ら [17] はハフ変換とデジタル曲線を併用し、エッジに接触する円をハフ変換で検出し、その接触部分に最尤推定により楕円を当てはめ、それを繰り返す手法を提案した。

これらに対して我々は、点列への楕円当てはめだけよって画像から楕円を検出する手法を提案した [20]. これは、画像から抽出した連結したエッジ点列に対して RANSAC [2] を用いて楕円当てはめを行い、エッジ点列を楕円上の点列とそうでない点列に自動的に分割し、更に楕円の当てはまった複数の点列を用いて楕円を当てはめ直し、統合するものである。これに

より画像から抽出したエッジ点列から自動的に楕円当てはめにより楕円を検出することが可能となった。

この手法では、二つの点列に独立に楕円を当てはめたときの残差の和と二つの点列に一つの楕円を当てはめたときの残差を比較することで、二つのエッジ点列を一つの楕円上の点列として統合するかどうかを判定していた。しかし、この統合の際のしきい値は経験的に定めたしきい値であり、データによって最適な値を決定する必要があった。本論文では、モデル選択を用いた評価基準によりしきい値を定めることなく、エッジ点列の統合判定を行う方法を導入する。モデル選択では幾何学的 AIC と幾何学的 MDL[8, 9, 10] をそれぞれ用いた統合判定について検討する。また、従来手法では、エッジ点列を統合する順序を考慮していなかったため、誤った統合が正しい統合よりも先に行われることがあった。これに対して、本論文では統合候補となるすべての点列の中から、楕円を当てはめたときの残差が最小となるものを優先的に統合することで統合誤りを回避する。

以下 2 章で提案手法による楕円検出の流れを説明し、3 章で楕円当てはめ手法について説明する。4 章ではモデル選択によるエッジ点列の統合判定について述べ、そして 5 章で提案手法の詳細なアルゴリズムを示す。6 章で提案手法による楕円検出実験を示し、7 章でまとめる。

2. 楕円検出の概要

図 1 に楕円検出の流れを示す。まず入力画像からエッジ検出を行い連結成分から成るエッジ点列を抽出する (図 1(b))。我々の提案手法では画像から抽出したすべてのエッジ点列を一度に対象として、楕円検出を行うことも可能であるが、誤検出を減らすために、連結した点列を一つのまとまりとして処理する。抽出したそれぞれのエッジ点列に対して RANSAC を用いて楕円当てはめを行い、エッジ点列を楕円上の点列とアウトライア点列に分割する (図 1(c))。そしてアウトライアと判定された点列に対して同様の処理を行い、楕円が当てはまる点列がなくなるまでこれを繰り返す (図 1(d))。図 1(c), (d) 中の太い実線は楕円上の点列として検出された点列、点線は当てはまった楕円を表す。このように RANSAC を用いた楕円当てはめとエッジ点列の分割を繰り返すことによって、複数の楕円上の点列や楕円以外の点列を含んだ点列に対しても正しく楕円を検出することが可能となる。最後に楕円が当てはまった複数のエッジ

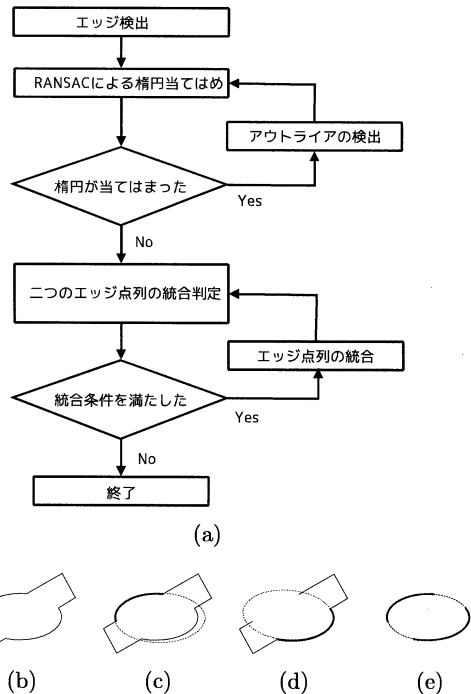


図 1: 処理の流れ。(a) 提案手法の処理の流れ図, (b) エッジ検出。(b), (c) RANSAC による楕円当てはめ。(d) 楕円の再当てはめとエッジセグメントの統合。

点列を用いて楕円の再当てはめとエッジ点列の統合を繰り返す (図 1(e))。楕円当てはめは楕円上の少ないエッジ点列からでも精度良く楕円を当てはめることができるが、必ずしも正しい楕円が検出できるわけではない。しかし、同一楕円上の点列を組み合わせることにより、隠れやエッジ検出の結果などによって一部が欠損した楕円でも正しく検出できるようになる。

3. 楕円の当てはめ

まず提案手法で用いる点列への楕円当てはめについてまとめる。

3.1 楕円のパラメータ表現

楕円は次のように表せる [4, 6].

$$(\mathbf{x}, \mathbf{Q}\mathbf{x}) = 0 \quad (1)$$

以下、ベクトル \mathbf{a} , \mathbf{b} の内積を (\mathbf{a}, \mathbf{b}) と書く。また、 \mathbf{x} , \mathbf{Q} はそれぞれ次に示す 3 次元ベクトルおよび 3×3

対称行列である。

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x/f_0 \\ y/f_0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{Q} = \begin{pmatrix} A & B & D \\ B & C & E \\ D & E & F \end{pmatrix} \quad (2)$$

ただし, f_0 は定数である。また, 本論文では点 (x, y) のベクトル表現はそれぞれの値を f_0 で割った値を成分とすると約束する。式 (1) を書き下すと次のように書き直せる。

$$Ax^2 + 2Bxy + Cy^2 + 2f_0(Dx + Ey) + Ff_0^2 = 0 \quad (3)$$

ここで 6 次元ベクトル $\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}$ を

$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} A & B & C & D & E & F \end{pmatrix}^\top \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\xi} = \begin{pmatrix} x^2 & 2xy & y^2 & 2f_0x & 2f_0y & f_0^2 \end{pmatrix}^\top \quad (5)$$

と置けば, 式 (3) は次のように書ける。

$$(\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}) = 0 \quad (6)$$

ベクトル \mathbf{u} の大きさを何倍しても式 (6) の値は変わらないため, ベクトル \mathbf{u} には定数倍の不定性がある。そこで本論文では $\|\mathbf{u}\| = 1$ と正規化することにする。

3.2 最小二乗法による楕円当てはめ

誤差のある点列 $(x_\alpha, y_\alpha), \alpha = 1, \dots, N$ に対して楕円を当てはめる最も簡単な方法は最小二乗法である。これは式 (6) の表現を用いて次の残差平方和を最小にするパラメータベクトル \mathbf{u} を求めるものである。

$$J_{\text{LS}} = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}_\alpha)^2 = (\mathbf{u}, \mathbf{M}_{\text{LS}}\mathbf{u}) \quad (7)$$

ただし, \mathbf{M}_{LS} は次のように置いた。

$$\mathbf{M}_{\text{LS}} = \sum_{\alpha=1}^N \boldsymbol{\xi}_\alpha \boldsymbol{\xi}_\alpha^\top \quad (8)$$

式 (7) の 2 次形式を最小にする解 $\hat{\mathbf{u}}$ は行列 \mathbf{M}_{LS} の最小固有値に対する単位固有ベクトルを計算すればよい。

3.3 最尤推定法による楕円当てはめ

楕円当てはめの最尤推定とは,

$$J_{\text{ML}} = \frac{1}{4} \sum_{\alpha=1}^N \frac{(\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}_\alpha)^2}{(\mathbf{u}, \mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha]\mathbf{u})} \quad (9)$$

を最小とする解 $\hat{\mathbf{u}}$ を求めるものである。ここで $\mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha]$ は次のように定義した $\boldsymbol{\xi}_\alpha$ の正規化共分散行列である [16, 23, 24]。ここで $(\bar{x}_\alpha, \bar{y}_\alpha)$ はデータ (x_α, y_α) の真の位置 (未知) であり, 計算過程では (x_α, y_α) に置き換える¹。

$$\mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha] = \begin{pmatrix} \bar{x}_\alpha^2 & \bar{x}_\alpha\bar{y}_\alpha & 0 & f_0\bar{x}_\alpha & 0 & 0 \\ \bar{x}_\alpha\bar{y}_\alpha & \bar{x}_\alpha^2 + \bar{y}_\alpha^2 & \bar{x}_\alpha\bar{y}_\alpha & f_0\bar{y}_\alpha & f_0\bar{x}_\alpha & 0 \\ 0 & \bar{x}_\alpha\bar{y}_\alpha & \bar{y}_\alpha^2 & 0 & f_0\bar{y}_\alpha & 0 \\ f_0\bar{x}_\alpha & f_0\bar{y}_\alpha & 0 & f_0^2 & 0 & 0 \\ 0 & f_0\bar{x}_\alpha & f_0\bar{y}_\alpha & 0 & f_0^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

式 (9) を最小化する解の代表的な計算法には, 金谷 [5, 11, 12] のくりこみ法, Chojnacki ら [1] の FNS 法, Leedan ら [15] の HEIV 法, 山田ら [24] の射影ガウス・ニュートン法がある。式 (9) の定数倍は最尤推定による解の推定には影響しないが, 次節で説明するモデル選択で使用するために定数倍を含んだ形で定義してある。この定数倍はデータ $\boldsymbol{\xi}_\alpha$ の共分散行列 $\mathbf{V}[\boldsymbol{\xi}_\alpha]$ と正規化共分散行列 $\mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha]$ との間に次の関係があることに由来している [13]。

$$\mathbf{V}[\boldsymbol{\xi}_\alpha] = 4\sigma^2\mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha] \quad (11)$$

4. モデル選択によるエッジ点列の統合判定

同一の楕円上にある二つのエッジ点列に独立に楕円を当てはめた場合の残差の和は, 二つのエッジ点列に一つの楕円を当てはめた残差よりも必ず小さくなる事が知られている。これはデータ数が一定でも二つの楕円を当てはめる方が一つの楕円を当てはめるよりもパラメータの自由度が 2 倍になるためである。我々が以前に提案した手法では, 一つの楕円を当てはめたときの残差が二つの楕円を独立に当てはめた場合の残差の和のあるしきい値倍以内であればエッジ点列を統合するといった経験的に定めた固定しきい値による統合判定を行っていた。

このような問題に対して, パラメータの自由度と残差のバランスを考慮した評価基準として幾何学的 AIC や幾何学的 MDL によるモデル選択が知られており, 金澤らによるモザイク生成の安定化のための射影変換行列の計算 [14] や菅谷らによるモデル選択を用いた運動物体の分離 [19] などに用いられている。

¹文献 [16, 24] によれば, そうしても計算結果はほとんど左右されないことがシミュレーションで確認されている。

4.1 楕円当てはめの幾何学的 AIC と幾何学的 MDL

N 点のエッジ点列に最尤推定によって楕円を当てはめた残差を J_{ML} とすると、その幾何学的 AIC と幾何学的 MDL は次のように表せる。

$$G\text{-AIC} = J_{ML} + 2(N+5)\sigma^2 \quad (12)$$

$$G\text{-MDL} = J_{ML} - (N+5)\sigma^2 \log\left(\frac{\sigma}{L}\right)^2 \quad (13)$$

ここで L は任意定数である²。また、 σ^2 はノイズレベルである。

4.2 モデル選択によるエッジ点列の統合判定

データ数 N_1 の点列とデータ数 N_2 の点列にそれぞれ独立に楕円を当てはめたときの残差を J_1, J_2 、二つの点列に一つの楕円を当てはめたときの残差を J_{1+2} とすると、それぞれの点列に独立に楕円を当てはめたときの幾何学的 AIC $G\text{-AIC}_{1,2}$ と二つの点列に一つの楕円を当てはめたときの幾何学的 AIC $G\text{-AIC}_{1+2}$ は次のようになる。

$$G\text{-AIC}_{1,2} = J_1 + J_2 + 2(N_1 + N_2 + 10)\sigma^2 \quad (14)$$

$$G\text{-AIC}_{1+2} = J_{1+2} + 2(N_1 + N_2 + 5)\sigma^2 \quad (15)$$

これより、 $G\text{-AIC}_{1+2} < G\text{-AIC}_{1,2}$ であれば二つのエッジ点列は同一楕円上の点列として統合する。

同様にそれぞれの点列に独立に楕円を当てはめたときの幾何学的 MDL $G\text{-MDL}_{1,2}$ と二つの点列に一つの楕円を当てはめたときの幾何学的 MDL $G\text{-MDL}_{1+2}$ は次のようになる。

$$G\text{-MDL}_{1,2} = J_1 + J_2 - (N_1 + N_2 + 10)\sigma^2 \log\left(\frac{\sigma}{L}\right)^2 \quad (16)$$

$$G\text{-MDL}_{1+2} = J_{1+2} - (N_1 + N_2 + 5)\sigma^2 \log\left(\frac{\sigma}{L}\right)^2 \quad (17)$$

4.3 ノイズレベルの推定

モデル選択を行う場合にはノイズレベルが必要である。ノイズレベルはモデルがわかれば、そのモデルへの当てはめ残差から推定することができる。我々の楕円の統合判定では、以下に示す二つのモデルを考えている。

1. 二つのエッジ点列にそれぞれ異なる楕円を当てはめるモデル

2. 二つのエッジ点列に同一の楕円を当てはめるモデル

モデル選択によるエッジ点列の統合判定の考え方は次の通りである。まず、二つのエッジ点列にはそれぞれ楕円が当てはまっており（以下ではこれを一般モデルと呼ぶ）、それらが同一の楕円上の点列であるという特殊な場合（以下では特殊モデルと呼ぶ）であるかを判定しようというのである。

この場合、二つのエッジ点列が同一の楕円に属するという特殊モデルは常に成り立つわけではない。従って、ノイズレベルは二つのエッジ点列にそれぞれ異なる楕円を当てはめる一般モデルから推定すべきである。このとき、一般モデルからのノイズレベルの推定値は次式で与えられる。

$$\sigma^2 = \frac{J_1 + J_2}{N_1 + N_2 - 10} \quad (18)$$

ただし、 J_1, J_2 は二つのエッジ点列にそれぞれ楕円を当てはめたときの残差であり、 N_1, N_2 はそれぞれのエッジ点列のエッジ点数である。

5. 楕円検出の手順

5.1 エッジ点列の抽出

まず入力画像からエッジ検出を行い、連結成分を一つのエッジ点列として抽出する。幅 1 画素のエッジを得るために岡部ら [17] の方法や canny オペレータによってエッジ検出を行う。連結したエッジ点列を抽出する際に、エッジの分岐点でエッジ点列を分割することで、RANSAC による楕円当てはめでの間違った当てはめを低減する。

5.2 RANSAC による楕円当てはめ

得られたすべてのエッジ点列を対象に楕円当てはめを行うと、シーンが複雑な場合、正しい楕円を得ることが非常に困難となる。そこで提案手法では連結した一つのエッジ点列を対象に RANSAC により楕円を当てはめ、次のステップで複数のエッジ点列を統合するアプローチをとる。RANSAC による楕円当てはめの手順は次のようになる。

入力 エッジ点列 \mathcal{E}

出力 楕円パラメータ \mathbf{u}

インライアのエッジ点列 \mathcal{E}_i

アウトライアのエッジ点列 \mathcal{E}_o

1. エッジ点列 \mathcal{E} からランダムに 5 点 (x_α, y_α) , $\alpha = 1, \dots, 5$ を選択する。

²これは画像サイズ程度の基準長であり、本論文では 600 とした。

2. 5つの点に最小二乗法により楕円を当てはめる.
3. エッジ点列のすべての点と当てはめた楕円との距離 d_α を計算し, それがしきい値³⁾よりも小さくなる点の個数を S とする.
4. これを反復し, S を最大とする楕円のパラメータを求める⁴⁾.
5. 得られた楕円との距離 d_α がしきい値 δ よりも小さい点をインライア \mathcal{E}_i , そうでない点をアウトライア \mathcal{E}_o に分類し, インライアの点列に FNS 法で楕円を当てはめ, そのパラメータ \mathbf{u} を返す.

得られたアウトライア \mathcal{E}_o に対して上記の処理を再び適用して楕円を当てはめる処理を楕円が当てはまらなくなるか, 残りのエッジ点数がしきい値よりも少なくなるまで繰り返し行う. これにより楕円以外の点や複数の楕円が混在したエッジ点列からもそれぞれの楕円を検出することが可能となる. この処理をすべてのエッジ点列に対して行う.

上記のアルゴリズム中では, 当てはめた楕円と任意の点との距離を計算する必要がある. これについて, 菅谷らは金谷の提案した最適補正の枠組を利用して, 当てはめた楕円と任意の点との垂直距離を厳密に計算するアルゴリズムを示した [20]. しかし, アルゴリズムのステップ 3 で計算するこの距離 d_α は, エッジ点が当てはめた楕円上の点であるかどうかを判定するために使用するものであるから, 当てはめた楕円からの距離が小さい場合のみ精度よく計算できればよい. 菅谷ら [20] によると, このような場合は次式で表される厳密な垂直距離の第 1 近似で十分な精度が得られることが実験により示されている. 本論文では処理の効率化のためにエッジ点と当てはめた楕円との距離として, 式 (19) の値を使用する.

$$d_\alpha = \sqrt{\frac{(\mathbf{u}, \boldsymbol{\xi}_\alpha)^2}{4(\mathbf{u}, \mathbf{V}_0[\boldsymbol{\xi}_\alpha]\mathbf{u})}} \quad (19)$$

5.3 複数のエッジ点列による楕円当てはめ

エッジ点列が楕円のごく一部である場合は与えられた点列に対して精度よく楕円を当てはめたとしても正しい結果が得られないことがある. しかし, 同一楕円上の複数のエッジ点列を用いて楕円を当てはめることで, 正しい楕円が得られる可能性が高くなる. 提案手法の第 1 ステップである RANSAC による

³⁾実験では 1 とした.

⁴⁾実験では 200 回程度連続して S が更新されないことを終了判定とした.

楕円検出でも, 本来同一の楕円上にある異なるエッジ点列にそれぞれ異なる楕円が当てはまることもある.

そこで提案手法の第 2 ステップでは, 前節の方法で得た楕円の当てはまった複数のエッジ点列に対して, 二つのエッジ点列のすべての組合せについて, それぞれ一つの楕円を当てはめ, 当てはめ誤差を計算する. 式 (9) で計算される当てはめ誤差の大きさは当てはめに用いるエッジ点数に依存するため, ここでは 1 点当たりの平均当てはめ誤差を計算して, この当てはめ誤差の最も小さい二つのエッジ点列についてエッジ点列の統合判定を行い, 統合条件を満たす場合に二つのエッジ点列を統合する.

ここでは楕円当てはめに最尤推定法である FNS 法 [1] を用いる. そして, 二つのエッジ点列の統合判定を 4 節で説明したモデル選択によって行う. これを統合されるエッジ点列がなくなるまで繰り返す. 以下に複数のエッジ点列の統合アルゴリズムを示す.

入力 エッジ点列 $\mathcal{E}_i, i = 1, \dots, N$

出力 楕円パラメータ $\mathbf{u}_j, j = 1, \dots, M$

1. すべてのエッジ点列の組合せについて, FNS 法で楕円当てはめを行い, 1 点当たりの平均当てはめ誤差を計算する.
2. エッジ点列の組合せを当てはめ誤差の小さい順に並べ替える.
3. 当てはめ誤差の最も小さいエッジ点列の組合せについて, モデル選択によってエッジ点列の統合判定を行い, 統合条件を満たす場合はエッジ点列を統合し, ステップ 1 に戻る. 統合条件を満たさない場合は, その組合せを処理の対象から外して, 次に当てはめ誤差の小さいエッジ点列について統合判定を行い, エッジ点列が統合された場合はステップ 1 に戻る.
4. 統合されるエッジ点列がなくなるまで上記の処理を繰り返し, 最終的に得られたエッジ点列に当てはめた楕円のパラメータを出力する.

6. 実験

6.1 エッジ点列の統合順序の比較

図 2(a) のエッジ画像から提案手法により楕円検出を行った. この実験では以前に我々が提案した, 複数のエッジ点列を統合する際の統合順序を考慮していないものと, 今回提案した当てはめ誤差の小さいエッジ点列を優先的に統合する方法との比較を行った. なおこの実験では, 統合判定として従来手法で用いた固

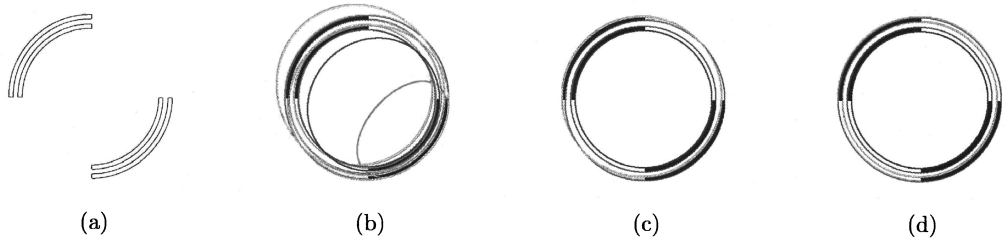


図 2: エッジ点列の統合順序の比較. (a) 入力画像から抽出したエッジ点列, (b) RANSAC による楕円当てはめとエッジ点列の分割を繰り返した結果, (c) 統合順序を考慮しない方法によるエッジ点列の統合と楕円の当てはめ結果, (d) 当てはめ誤差の小さいエッジ点列を優先的に統合する方法によるエッジ点列の統合と楕円の当てはめ結果.

定しきい値を用い, この値を 2 とした.

図 2(b) は提案手法のステップ 1 の RANSAC を用いた方法で検出した楕円を描画したものである. 入力として与えた図 2(a) の 4 個のエッジ点列に対して 9 個の楕円が得られた. これに対して統合順序を考慮しない方法と当てはめ誤差の小さいエッジ点列を優先的に統合する方法でエッジ点列を統合した結果が図 2(c) と図 2(d) である. 図 2(c), (d) ともに最終的に 4 個の楕円を検出しているが, 図 2(c) では誤ったエッジ点列の統合が行われ, 誤った楕円が検出されている. それに対して提案手法では, 正しい楕円が得られている.

ステップ 1 での楕円検出では RANSAC を用いているため, 同じ入力データに対しても異なる結果が得られることがある. そのため, 従来の手法でも正しい統合が行われることもあるが, 正しい統合が行われるか間違った統合が行われるかは, RANSAC のランダム性に依存している. しかし, 提案手法では当てはめ誤差の小さいエッジ点列を優先的に統合するため, 誤った統合が行われる可能性を完全になくすことはできないが, RANSAC のランダム性に依存せず, 正しい統合が行われるようになった.

6.2 実画像からの楕円検出

次に実画像を撮影して楕円検出を行った. 図 3(a) は入力画像とエッジ点列の検出結果である. 実画像からのエッジ検出では円形物体以外のエッジも多く検出されるため, 実験ではまず *canny* オペレータでエッジを検出し, 連結線分ごとに分岐点でエッジ点列を分割し, エッジ点が 50 点以上のもののみを抽出した.

得られたエッジ点列に対して RANSAC により楕円当てはめを行った結果が図 3(b) である. 実験では式 (19) で計算される楕円との距離が 1 画素以内の点をインライアとした. 複数の円形物体を含むエッジ点列に対してもエッジ点列が分割されてそれぞれの

楕円が当てはめられている. しかし, 点列が楕円の一部であるために, 正しい楕円からずれた当てはめ結果が得られているものも存在する.

図 3(c), (d) は RANSAC によって得られた楕円が当てはまったエッジ点列に対して幾何学的 AIC と幾何学的 MDL を用いた統合判定により, 複数のエッジ点列を統合して楕円の再当てはめを行った結果である. ここで図 3(c), (d) では提案手法によって得られた楕円の中から以下の条件を満たす楕円を除去したのもののみを示した.

- 細長い楕円
当てはめた楕円の長軸と短軸の長さを計算し, その比がしきい値以上の楕円⁵.
- 当てはめた楕円に対して当てはめに用いたエッジ点の数が少ない楕円
当てはめた楕円の弧長と当てはめに用いたエッジ点との比がしきい値以下の楕円⁶.

図 3(c), (d) の結果から複数のエッジセグメントを統合することで図 3(b) の結果に比べて正しい楕円が当てはめ直されていることが確認できる. ここで幾何学的 AIC と幾何学的 MDL を用いた統合結果を比較すると, 幾何学的 AIC によるモデル選択では, 同一楕円上のエッジ点列でも統合が起りにくい傾向にある. それに対して, 幾何学的 MDL によるモデル選択では幾何学的 AIC に比べて統合が起りやすい. その他の実画像でも実験したところ, 統合もれが生じることもあったが, 統合誤りはまったく生じなかった. この結果よりエッジ点列の統合判定には幾何学的 MDL を用いる方が有効であることがわかった. また, 上記に示した後処理によって, 極端に細長い楕円やエッジ点の数に対して大きな楕円が当てはまったものが除去されており, このような後処理も楕円検出

⁵実験ではしきい値を 3 とした.

⁶実験ではしきい値を 0.3 とした.

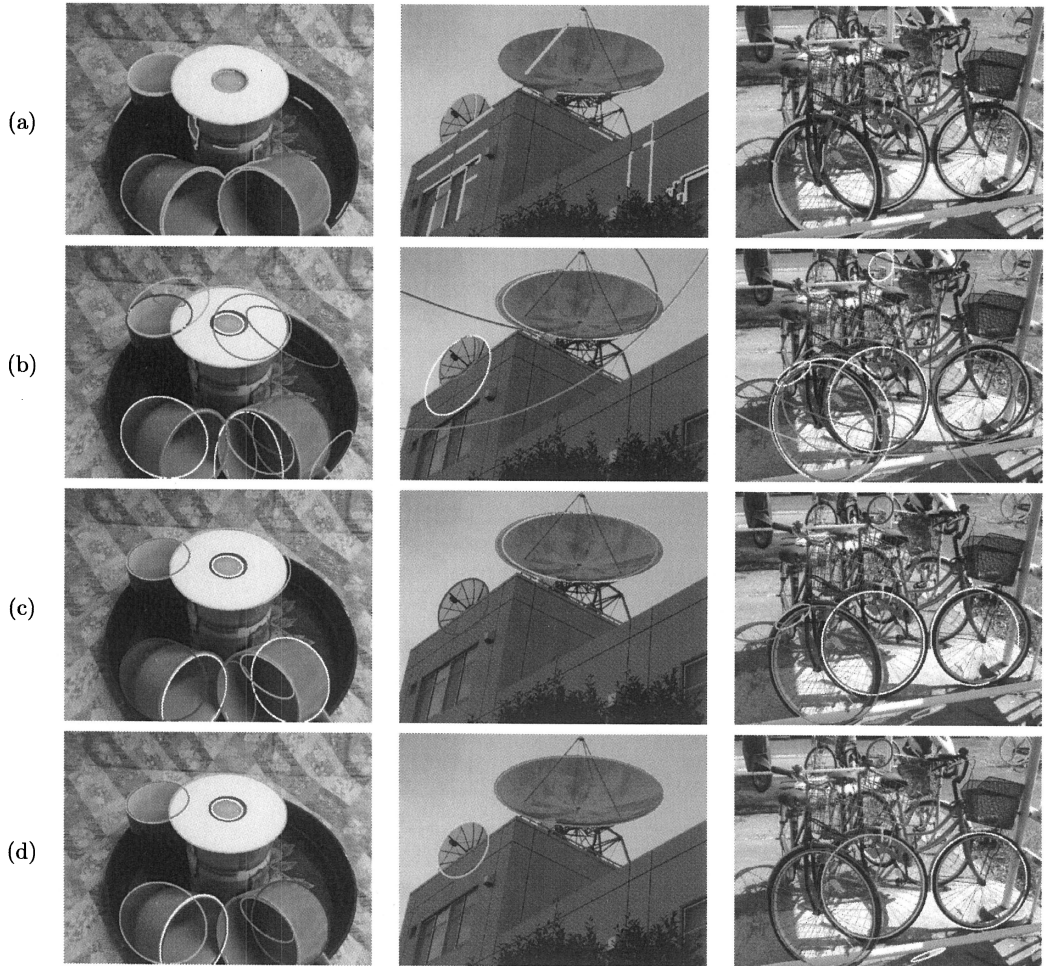


図 3: 楕円の検出結果. (a) 入力画像から抽出したエッジ点列, (b) RANSAC による楕円当てはめとエッジ点列の分割を繰り返した結果, (c) 幾何学的 AIC によるモデル選択によりエッジ点列を統合して楕円を再当てはめた結果, (d) 幾何学的 MDL によるモデル選択によりエッジ点列を統合して楕円を再当てはめた結果.

に有効であることがわかる.

しかし、円形物体以外のエッジに楕円が当てはまったり、円形物体に楕円が当てはまらなかったものもある。楕円検出の結果は入力画像から抽出するエッジ情報に影響を受けるため、楕円検出に適したエッジ検出手法や円形物体以外に当てはまった楕円を除去する方法について検討の余地がある。

7. まとめ

本論文では点列への楕円当てはめに基づく楕円検出の新しい手法を提案した。これはエッジ点列の分割と統合の 2 段階の処理により、楕円当てはめ手法

のみにより楕円を検出する方法である。提案手法は RANSAC によって楕円を当てはめることにより楕円以外の点や複数の楕円上の点が混在するエッジ点列からも楕円を検出することが可能である。さらに楕円を当てはめた複数のエッジ点列を統合しながら楕円を再当てはめすることで一部が欠損した楕円に対しても正しい検出が可能となった。

さらにエッジ点列の統合判定に幾何学的 AIC と幾何学的 MDL を用いたモデル選択を導入することにより、与えられたエッジ点列に応じて自動的にエッジ点列の統合判定を行うことが可能となった。そして、統合誤りが起こりやすい図形や実画像による実験により提案手法の有効性を示した。実験結果から、モデ

ル選択では幾何学的 MDL がエッジ点列の統合判定に有効であることもわかった。

しかし、モデル選択による統合判定を行っても、同一楕円上のエッジ点列の統合もれが起こることもあるため、今後は統合もれを起こしたエッジ点列を統合するための方法を考える必要がある。

謝辞: 本研究の一部は文部科学省科学研究費若手 B (No. 18700181) の助成による。岡山大学の金谷教授には有益なご意見を頂きましたことに感謝します。

参考文献

- [1] W. Chojnacki, M. L. Brooks, A. van den Hengel and D. Gawley, On the fitting of surfaces to data with covariances, *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, **22-11**, pp. 1294–1303, 2000.
- [2] M. A. Fischler and R. C. Bolles, Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Comm. ACM*, **24-6**, pp. 381–395, 1981.
- [3] G. Jiang and L. Quan, Detection of Concentric Circles for Camera Calibration, *Proc. Int. Conf. Computer Vision (ICCV2005)*, pp. 333–340, 2005.
- [4] K. Kanatani, *Geometric Computation for Machine Vision*, Oxford University Press, Oxford, U.K., 1993.
- [5] 金谷健一, コンピュータビジョンのためのくりこみ法, 情報処理学会論文誌, **35-2**, pp. 201–209, 1994.
- [6] 金谷健一, 空間データの数理-3次元コンピューティングに向けて-, 朝倉書店, 1995.
- [7] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier Science, Amsterdam, The Netherlands, 1996; Dover, New York, 2005.
- [8] 金谷健一, 情報処理基準による幾何学的モデル選択, 情報処理学会論文誌, Vol. 37, No. 6, pp.1073–1080, 1996.
- [9] 金谷健一, 幾何学的当てはめにおけるモデル選択, 電子情報通信学会論文誌 A, **J84-A-11**, pp. 1385–1393, 2001.
- [10] 金谷健一, 幾何学的 AIC と幾何学的 MDL 再考, 情報処理学会研究報告, 2001-CVIM-129-1, pp. 1–8, 2001.
- [11] 金谷健一, くりこみ法その後: 波紋と発展, 情報処理学会研究報告, 2003-CVIM-139-5, pp. 33–40, 2003.
- [12] 金谷健一, 幾何学的当てはめの高次誤差解析, 情報処理学会研究報告, 2006-CVIM-156-18, pp. 147–154, 2006.
- [13] 金谷健一, 菅谷保之, 幾何学的当てはめの厳密な最尤推定の統一的計算法, 情報処理学会研究報告, 2008-CVIM-164-3, pp. 17–24, 2008.
- [14] 金澤靖, 金谷健一, 幾何学的 AIC による画像のモザイク生成の安定化, 電子情報通信学会論文誌 A, **J83-A-6**, pp. 686–693, 2000.
- [15] Y. Leedan and P. Meer, Heteroscedastic regression in computer vision: Problems with bilinear constraint, *Int. J. Comput. Vision*, **37-2**, p. 127–150, 2000.
- [16] 中川祐介, 金谷健一, 菅谷保之, 高ノイズレベルにおける最尤楕円当てはめ, 情報処理学会研究報告, 2007-CVIM-162-10, pp. 53–60, 2008.
- [17] 岡部光生, 金谷健一, 太田直哉, 楕円成長法による円形物体の自動検出, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J85-D-II-12**, pp. 1823–1831, 2002.
- [18] 坂下祐輔, 藤吉弘直, 平田豊, 高丸尚教, 深谷直樹, 高速楕円検出に基づく眼球回旋運動の計測, 第 12 回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp. 558–565, 2006.
- [19] 菅谷保之, 金谷健一, 運動物体分離のためのカメラモデルの自動選択, 情報処理学会研究報告, 2002-CVIM-134-2, pp. 9–16, 2002.
- [20] 菅谷保之, 福山治樹, エッジセグメントの分割と統合による楕円検出, 第 14 回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp. IN1-14, 2008.
- [21] 辻徳生, 柴田真吾, 長谷川勉, 倉爪亮, 視線計測のための LMedS を用いた虹彩検出法, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2004), Vol. 1, pp. 684–689, 2004.
- [22] 渡辺孝志, 畠山雅充, 木村彰男, ハフ変換を用いた接線情報の抽出と欠損楕円の検出, 電子情報通信学会論文誌 D-II, **J82-D-II-12**, pp. 2221–2229, 1999.
- [23] 山田純平, 金谷健一, 超精度の楕円当てはめ, 情報処理学会研究報告, 2005-CVIM-151-15, pp. 107–114, 2005.
- [24] 山田純平, 金谷健一, 菅谷保之, 楕円当てはめの高精度計算とその性能評価, 情報処理学会研究報告, 2006-CVIM-154-36, pp. 339–346, 2006.
- [25] X. Ying and H. Zha, Camera Calibration Using Principal-Axes Aligned Conis, *Proc. of 8th Asian Conf. Computer Vision (ACCV2007)*, Part I, pp. 138–148, 2007.