

## 幾何特徴の複合による距離画像への超二次曲面のあてはめ

中野博仁<sup>†</sup> 大田友一<sup>††</sup>

3次元基本形状の表現法の一つである超二次曲面を距離画像にあてはめる手法について検討した。超二次曲面を距離画像にあてはめるには、変分法の枠組であてはめ誤差を最小化する方法が一般的である。しかし、その処理には多くの計算量を要し、さらに、初期値の選び方によっては、局所最小解に陥る問題点があった。本論文では、距離画像から得られる、物体の輪郭線、面曲率、面の法線等の種々の幾何特徴に注目し、それらを複合することによって超二次曲面のパラメータを拘束し、適切なパラメータを推定する手法を提案する。拘束手法として、ヒストグラムや一般化ハフ変換をもとにした手法を主に用いることにより、ノイズや部分的な隠れによる影響を回避する。合成距離画像を用いた実験により、本手法の有効性を示した。

## Recovery of Superquadric Primitives from Range Image by Integrating Multiple Geometric Features

HIRONORI NAKANO<sup>†</sup> and YUICHI OHTA<sup>††</sup>

A new framework to fit a superquadric to a range image is proposed. So far, many works based on the calculus of variation which try to minimize the fitting error have been reported for the purpose. But, they suffer from the problems of computational cost and of local minima. In this paper, we propose a framework in which the superquadric parameters are estimated by integrating multiple geometric features, such as contour, curvature, surface normal, which are observable on a range image. Histogramming techniques are extensively employed to make the estimation process tough to noise and to partial occlusions.

## 1. ま え が き

コンピュータによる物体認識においては、三次元物体をどう記述するか、また、画像からいかにその記述を取り出すかが重要な課題となる。距離データの二次元配列である距離画像からは、三次元物体の幾何的な情報を直接得ることができ、三次元物体の記述と認識におけるいくつかの問題は輝度画像を用いる場合よりも容易なものとなる。

物体の形状を記述するための三次元形状モデル表現法として、一般化円筒<sup>1)</sup>、CSG (Constructive Solid Geometry)<sup>2)</sup>、Symmetry-seeking model<sup>3)</sup>、超二次曲面 (superquadrics)<sup>4)</sup> などが提案されている。その中で、超二次曲面は、二次曲面の拡張として提案されたパラメータ形状の一種で、比較的少数のパラメータで多様な形状を表現できるという利点がある。距離画像

から超二次曲面に基づく三次元形状記述を生成することは、多くの研究者により試みられている<sup>5)-9)</sup>。

超二次曲面に基づく形状の記述は、超二次関数のパラメータを記述の主体とするパラメータモデリング<sup>5),6)</sup> と、超二次曲面である基本形状への変形を記述の主体とするメッシュモデリング<sup>9)</sup> に大別できる。前者では、inside-outside 関数により関数形状と距離画像データ点とのあてはめ誤差を定義し、その最小化問題として最適なパラメータを求める。一方、後者では、有限要素法に基づくメッシュモデルのノードと距離データ点を対応させ、データ点がノードに及ぼす力に対する変形をエネルギー最小の原理に基づいて求める。いずれの場合にも、解を求める過程に変分法を用いるのが一般的であり、繰り返し演算に起因する膨大な計算コストと、初期値の選択によっては局所最小解に陥ることが問題である。初期値選択問題をシミュレーテッド・アニーリング法によって回避する試みも報告されているが<sup>7)</sup>、計算コストは一層膨大なものとなっている。

Pentland<sup>8)</sup> は、メッシュモデルにおける変形を固有振動モードの組合せで表現することにより、変形パラ

<sup>†</sup> 筑波大学工学研究科  
Doctral Program in Engineering, University of Tsukuba

<sup>††</sup> 筑波大学電子情報工学系  
Institute of Information Sciences and Electronics,  
University of Tsukuba

メータを簡単に求める方法を提案しているが、これでは超二次関数のパラメータ自体の調整は行えない。また、メッシュモデルでは、ノードとデータ点の対応があらかじめ求められていることが必要であり、物体の姿勢がある程度の精度で推定できる場合でないと用いることができない。本論文では、パラメータモデリングにおいて、変分法によることなくパラメータの推定を行う新しい枠組を提案する。

超二次曲面では、そのパラメータを変化させることにより、それに対応したさまざまな幾何特徴が観測できる。したがって、パラメータと幾何特徴との関係を利用し、距離画像上で観測可能な幾何特徴によって超二次曲面のパラメータを拘束、推定することが可能である。また、隠れやノイズに対するロバスト性を確保するため、局所的に観測可能な特徴量のヒストグラムや、一般化ハフ変換<sup>11)</sup>の概念を応用して、投票によりパラメータを推定することが基本となる。

## 2. キーアイデア

超二次曲面は形状に関するパラメータ 5 個、位置と姿勢に関するパラメータ 6 個の計 11 個のパラメータで記述される。距離画像に超二次曲面をあてはめる際に、inside-outside 関数の誤差という 1 個の評価値を最小にする解を変分法を用いて求める方法では、これら 11 個のパラメータが相互に密接に関係し、最適解を得ることは困難であった。これは、距離画像を距離情報を持ったデータ点の単なる集合としてとらえ、各データ点間の関係を無視した結果であるといえる。距離画像が密である場合、データ点間の相互関係を調べることによって多くの有用な情報、すなわち、面の法線、面曲率等の幾何特徴を取り出すことができる。

これらの幾何特徴は、必ずしも 11 個のパラメータ集合全体に関係せず、特定の部分集合に主として依存するものも多い。したがって、距離画像上で幾何特徴を観測することによって、それに対応するパラメータの部分集合を拘束することができる。

距離画像から得られる幾何特徴は複数種類あり、それらを観測することによって、複数の部分パラメータ集合に拘束を与えることができる。これらの部分集合は互いに重なり合い、部分集合間での相互関係を考慮する必要があるが、比較的少数のパラメータのみに依存する複数の評価基準を持つことにより、単一の評価基準で一般的な最適解を探す場合より、はるかに効率良くあてはめが可能になると期待できる。

上記の目的に用いることができる幾何特徴として、次の二つの場合のいずれかを満たすものが考えられる。

- (1) 2~3 個のパラメータのみに依存するもの
- (2) 比較的多くのパラメータに依存するが、一部のパラメータがある範囲で拘束されていれば、他のパラメータを拘束できるもの

上記の(1)の幾何特徴とパラメータとの依存関係をもとに、全パラメータ空間を複数の部分パラメータ空間に分割する。(1)の幾何特徴により個々の部分パラメータ空間の拘束が行われると、それを条件とする(2)の幾何特徴を用いての拘束が加わることになる。

## 3. 超二次曲面

超二次曲面は二次曲面の拡張として Peint Hein によって提案されたパラメータ形状の一種である。原点から超二次曲面上へのベクトル  $\vec{X}$  は媒介変数  $\eta, \omega$  を用いて次のように表される<sup>4)</sup>。

$$\vec{X} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 \cdot \cos^{\epsilon_1} \eta \cdot \cos^{\epsilon_2} \omega \\ a_2 \cdot \cos^{\epsilon_1} \eta \cdot \sin^{\epsilon_2} \omega \\ a_3 \cdot \sin^{\epsilon_1} \eta \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$-\frac{\pi}{2} \leq \eta \leq \frac{\pi}{2}, \quad -\pi \leq \omega \leq \pi$$

ここで、パラメータ  $a_1, a_2, a_3$  はそれぞれ  $x$  軸、 $y$  軸、 $z$  軸方向の超二次曲面の大きさを表す。また、パラメータ  $\epsilon_1$  によって  $z$  軸方向の形状が、 $\epsilon_2$  によって  $x$  軸に垂直な断面の形状が変化する。これらの  $\epsilon$  を変化

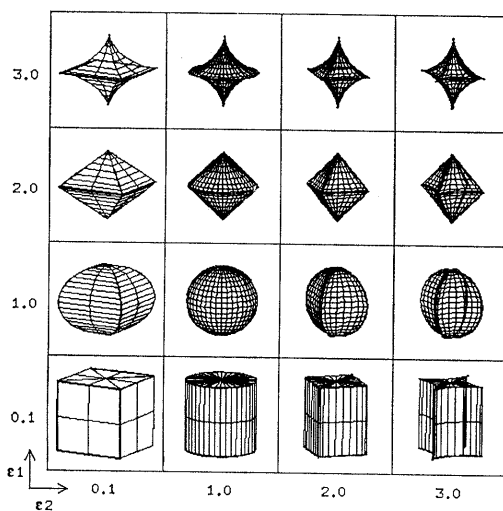


図 1 さまざまな超二次曲面  
Fig. 1 Various superquadrics.

させることによって図1のような多様な形状が表現できる。

#### 4. 幾何特徴の複合によるパラメータの拘束

本研究において、シーン中には一部の欠落を許した一つの超二次曲面体のみが存在するものとする。この仮定のもとで、2章で述べたアイデアをもとにパラメータ空間の拘束を試みた。その手順は次のとおりである。

- (1) パラメータ空間を拘束できる幾何特徴の選定。
- (2) それぞれの幾何特徴が、どのパラメータに依存するか調べる (4.1節)。
- (3) 上記の依存関係をもとに、パラメータ空間を分割する (4.2節)。
- (4) 複数の幾何特徴を複合し、部分パラメータ空間を統合する (4.3節)。

以下では、幾何特徴の種類、パラメータ空間の分割、幾何特徴の複合の枠組を示す。

##### 4.1 幾何特徴

本研究で用いた、距離画像上で観測可能な幾何特徴、および、それぞれの幾何特徴とパラメータとの主たる依存関係は、次のとおりである。

- 輪郭線の位置  
平行移動のパラメータに依存
- 面曲率ヒストグラム  
分布… $\epsilon$ ,  $\alpha$  に依存  
符号… $\epsilon$  に依存
- 法線のヒストグラム (拡張ガウス像)<sup>10)</sup>  
分布… $\epsilon$  (主),  $\alpha$  (副) に依存  
向き… $\epsilon$ , 回転のパラメータに依存

##### 4.2 パラメータ空間の部分空間への分割

超二次曲面を距離画像に当てはめる際に、求めなければならないパラメータは以下のとおりである。

- 超二次曲面のパラメータ  
形状パラメータ  $\epsilon(\epsilon_1, \epsilon_2)$   
サイズパラメータ  $\alpha(a_1, a_2, a_3)$
- 超二次曲面の座標系からシーン座標系への変換パラメータ  
平行移動のパラメータ  $t(t_x, t_y, t_z)$   
回転のパラメータ  $r(r_x, r_y, r_z)$

幾何特徴によりパラメータの拘束を行う場合、4.1節で述べたように、個々の幾何特徴は必ずしも全パラメータに依存するわけではない。したがって、上記の11次元のパラメータ空間を2~3次元の部分パラメータ

空間に分割し、個々の部分空間を別々に拘束することが可能である。上記の幾何特徴とパラメータとの依存関係に従い、パラメータ空間を  $t, r, \epsilon, \alpha$  の四つの部分空間に分割することにする。

##### 4.3 幾何特徴の複合

幾何特徴には、2~3個のパラメータにしか依存しないもの (例えば、面曲率の符号) と、比較的多くのパラメータに依存するもの (例えば、拡張ガウス像) がある。また、幾何特徴によっては単独で部分パラメータ空間を推定できるものもある (例えば、輪郭線位置からの平行移動パラメータの推定) が、多くの場合、単独の幾何特徴のみでは部分パラメータ空間を十分に拘束できない。

したがって、各部分パラメータ空間ごとに、その空間を拘束するのに必要な条件 (幾何特徴の存在、他の部分パラメータ空間の拘束結果) を定め、その条件が満たされた空間に対して拘束処理を起動するというように、一種のプロダクションシステムとして全体を構成する。この手続きを円柱の距離画像に対して行った場合の模式図を図2に示す。

図2では、次のように処理が進む。

1. 輪郭線からパラメータ  $t$  が推定される。

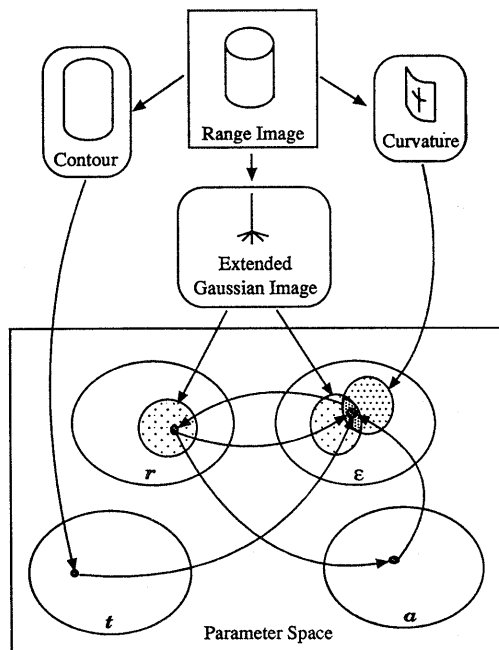


図2 幾何特徴の複合によるパラメータの拘束  
Fig. 2 Constraint by integrating multiple geometric features.

2. 拡張ガウス像からパラメータ  $r$  が拘束される.
3. 面曲率と拡張ガウス像からパラメータ  $\epsilon$  が拘束される.
4.  $\epsilon$  の拘束範囲と拡張ガウス像から  $r$  が推定される.
5.  $r$  の推定値と距離画像中の軸方向のデータ点からパラメータ  $\alpha$  が推定される.
6.  $t, r, \alpha$  の推定値と距離画像中のデータ点からパラメータ  $\epsilon$  が推定される.

### 5. 各部分パラメータ空間の拘束

#### 5.1 $t$ 空間の拘束

超二次曲面は、その座標系の原点に関して対称であり、輪郭線にも当然これは成り立つ。したがって、次のことがいえる。

「輪郭をなす点列  $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  に注目すると、超二次曲面の対称性から、任意の点  $p_i (i=1, 2, \dots, n)$  と他のすべての点  $\{p_j : j=1, 2, \dots, n; j \neq i\}$  との midpoint がつくる軌跡は、超二次曲面体の中心  $(t_x, t_y, t_z)$  を通る。」この幾何特徴を用いて、まず、輪郭線上のすべての点に対する軌跡を、 $t_x-t_y$  空間 (二次元) に投票してその最大投票点を  $(t_x, t_y)$  の値とする。次に、この得られた  $(t_x, t_y)$  に投票した輪郭線上の点対のみを用いて、上と同様の投票を  $t_z$  空間 (一次元) に対して行い、その最大投票点を  $t_z$  の値とする (図 3 参照)。

この方法を用いたパラメータ  $t$  の推定は、他のパラメータの値に全く依存せず、独立に行える。また、後述の実験結果からもわかるように、少々隠れやノイズには影響されずに安定に中心位置の推定を行える。

#### 5.2 $r$ 空間の拘束

ここでは、拡張ガウス像の向きを用いる。拡張ガウス像は、パラメータ  $t$  に無関係であり、さらに、拡張

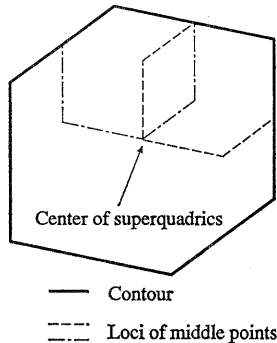


図 3 パラメータ  $t$  の推定

Fig. 3 Estimation of parameters  $t$ .

ガウス像上の各ベクトルの質量 (長さ) を無視し、その方向の法線が存在しているという情報のみを用いることによってパラメータ  $\alpha$  にも依存しないものとなる。つまり、「拡張ガウス像」を「法線マップ」として扱うことにより、パラメータ  $\epsilon, r$  のみに依存する幾何特徴となる。図 7 からわかるように、パラメータ  $\epsilon$  は法線マップの分布に多大な影響を及ぼすため、 $\epsilon$  に独立にパラメータ  $r$  を拘束するのは困難である。したがって、 $r$  空間の拘束には  $\epsilon$  空間の拘束が前提となる。しかし、この段階では、 $\epsilon$  を狭い範囲に限定する必要はなく、法線マップの分布の種類を特定できるような情報が得られれば良い。そこでその特定に、5.4.1 項で述べる「 $\epsilon$  空間の緩い拘束」結果を用いる。

$\epsilon$  の値の範囲に応じて、以下のようにパラメータ  $r$  の推定を行う。

- (1)  $0 < \epsilon_1 < 0.3, 0 < \epsilon_2 < 0.3^*$  の場合

主要なベクトルは 3 本であり、かつ、互いに直交している。3 本のベクトルがそれぞれ  $x, y, z$  軸方向に対応し、すべて可換である。

- (2)  $0 < \epsilon_1 < 0.3, 1.7 < \epsilon_2 < 2.3$  の場合

主要なベクトルは 3 本であり、通常はそのうち 1 本のみが他の 2 本と直交する。3 本のベクトルをそれぞれ  $v_1, v_2, v_3$  とし、 $v_1 \perp v_2$  かつ  $v_1 \perp v_3$  とすれば、 $z$  軸は  $v_1$  方向、 $x, y$  軸は  $v_2 + v_3$  方向、または、 $v_2 - v_3$  方向となる ( $x, y$  軸は可換)。

- (3)  $\epsilon_1 \geq 0.3, 0 < \epsilon_2 < 0.3$  の場合

ほとんどのベクトルが垂直に交わる 2 枚の平面上に分布する。 $z$  軸はこれら 2 枚の平面の交線方向となり、 $x, y$  軸は平面の法線方向となる ( $x, y$  軸は可換)。

- (4)  $\epsilon_1 \geq 0.3, 1.7 < \epsilon_2 < 2.3$  の場合

ほとんどのベクトルが 2 枚の平面上に分布する。これら 2 枚の平面の法線ベクトルを  $v_1, v_2$  とすると、 $z$  軸は  $v_1 \times v_2$  方向で、 $x, y$  軸は  $v_1 + v_2$  方向、または、 $v_1 - v_2$  方向となる ( $x, y$  軸は可換)。

- (5)  $0 < \epsilon_1 < 0.3, 0.3 \leq \epsilon_2 \leq 1.7$  または  $\epsilon_2 \geq 2.3$  の場合

ほとんどのベクトルが 1 枚の平面上に分布し、ごく少数のベクトルのみが、その平面に垂直

\* しきい値 0.3 は経験的に設定した値であるが、 $\epsilon$  の値の拘束は緩いのでしきい値を厳密に定める必要はない。1.7, 2.3 などのしきい値についても同様。

に分布する。z 軸は平面の法線方向である。法線マップからは、x, y 軸は推定できないが、図4のように、ベクトルの質量を考慮に入れた拡張ガウス像を z 軸に垂直な平面に投影し、その写像の二次モーメントを求め、そのモーメントの2個の固有ベクトル方向を x, y 軸とする (x, y 軸は可換)。

(6)  $\epsilon_1 \geq 1.7, 0.3 \leq \epsilon_2 \leq 1.7$  の場合

ベクトルは法線マップの中心に関してほぼ対称な2個のクラスタに分類される。個々のクラスタの平均ベクトルに沿う直線方向を z 軸の方向とする。x, y 軸については、(5)と同様である。

(7)  $0.3 \leq \epsilon_1 \leq 1.7, 0.3 \leq \epsilon_2 \leq 1.7$  の場合

ベクトルは各方向に一樣に分布する。ベクトルの質量を考慮に入れた拡張ガウス像の二次モーメントを求め、そのモーメントの3個の固有ベクトルの方向を x, y, z 軸とする (x, y, z 軸は可換)。

なお、 $\epsilon_1 \geq 0.3, \epsilon_2 \geq 2.3$  の範囲の形状は、凹面による隠れのため正確な法線マップを作ることが困難であり、また、出現すること自体が稀と考えられるので処理対象から除外している。

5.3  $\alpha$  空間の拘束

パラメータ  $\alpha$  は超二次曲面の座標軸方向の大きさを表している。パラメータ  $t$  および  $r$  が既知であり、軸方向のデータ点が存在する場合には、そのデータ点と超二次曲面体の中心  $(t_x, t_y, t_z)$  との距離を計算することによって推定できる (図5参照)。

5.4  $\epsilon$  空間の拘束

形状パラメータ  $\epsilon$  は、他のパラメータと比較的密に関連しており、これを独立に推定することは困難である。このため、 $\epsilon$  空間の拘束は「緩い拘束」と「精密な拘束」の2段階に分けて行う。前者は、他のパラメータに比較的依存しない幾何特徴を用いた拘束である。ここで得られた結果は、 $\epsilon$  の推定値を必要とする他のパラメータの拘束にも利用される (5.2 節参照)。後者は、他のパラメータに大きく依存するため、それらの値が正しく推定されている必要があるが、 $\epsilon$  を精密に推定することが可能である。

5.4.1 緩い拘束

他のパラメータにあまり依存せずに  $\epsilon$  空間を拘束できる幾何特徴として、面曲率の符号、拡張ガウス像がある。しかしこれらの幾何特徴は、ある

程度の広い範囲でしか拘束を行うことができない。そこで、2種類の幾何特徴を併用して、拘束範囲を絞り込む。以下に、これらの幾何特徴を用いた拘束を説明する。

●面曲率の符号による拘束 超二次曲面上の面曲率 ( $K$ : ガウス曲率,  $H$ : 平均曲率) は、そのシーン座標系内での位置、回転に全く依存せず、超二次曲面のパラメータ  $\epsilon, \alpha$  のみに依存する。さらに、面曲率の符号のみに注目すると、その符号は  $\alpha$  にはほとんど影響を受けず、 $\epsilon$  のみに依存する (表1)。

そこで、面曲率の符号の分布を用いて  $\epsilon$  空間の拘束を行う。まず、距離画像上の対象領域内の各データ点における面曲率の符号を観測してヒストグラムを作り、多い方の符号をその領域全体の符号とする。次

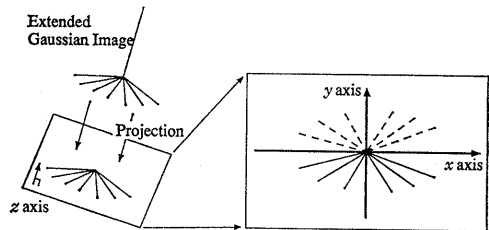


図4 超二次曲面体の軸 (r) の推定  
Fig. 4 Estimation of axes.

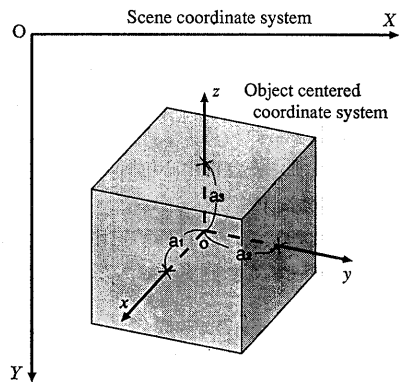


図5 パラメータ  $\alpha$  の推定  
Fig. 5 Estimation of parameters  $\alpha$ .

表1  $\epsilon$  と面曲率の符号との関係  
Table 1 Relation between  $\epsilon$  and surface-curvature signs.

	$\epsilon_2 \sim 0$	$0 < \epsilon_2 < 2$	$\epsilon_2 = 2$	$\epsilon_2 > 2$
$\epsilon_1 \sim 0$	$K=H=0$	$K=0, H<0$	$K=H=0$	$K=0, H>0$
$0 < \epsilon_1 < 2$	$K=0, H<0$	$K>0, H<0$	$K=0, H<0$	$K<0, H<>0$
$\epsilon_1 = 2$	$K=H=0$	$K=0, H<0$	$K=H=0$	$K=0, H>0$
$\epsilon_1 > 2$	$K=0, H>0$	$K<0, H<>0$	$K=0, H>0$	$K>0, H>0$

に、二つの面曲率の符号の組み合わせと表1とを照合することによりε空間を拘束する(図6)。図6において、 $K < 0, H = 0$ 、および、 $K > 0, H = 0$ 以外の部分には、 $4 \times 4$ の格子がある。この格子内の各領域の位置関係は図1と対応している。格子内のハッチングされている部分が、該当する面曲率の符号によって拘束される範囲である。

面曲率の符号を用いたパラメータεの拘束は、対象物体の一部のデータ点のみ見えていれば良く、隠れに対して強い。また、ノイズにも影響されにくい。

●**拡張ガウス像による拘束** 5.2節で述べたように拡張ガウス像(法線マップ)はεに依存し、ε空間の拘束に有用な情報を含む。そこで、観測された拡張ガウス像(図7)の持つ性質を調べて、それによりε空間を拘束する。

ここでは、パラメータrに依存しない次のような性質を調べる。

- (1) ある閾値以上の質量を持つベクトルの本数
- (2) 上で調べた本数が4本以下の場合、相互の角度
- (3) ある閾値以上の本数のベクトルによって構成される平面の数
- (4) 上で調べた数が2以上のとき、その角度
- (5) ベクトルをクラスタリングしたときのクラスタ数
- (6) 上で調べた数が2以上のとき、相互の角度

	$K < 0$	$K = 0$	$K > 0$
$H > 0$			
$H = 0$			
$H < 0$			

図6 面曲率の符号とεとの関係

Fig. 6 Mapping from surface-curvature signs to ε.

図7から明らかなように、これらの性質とεの範囲は密接に関係しており、これを用いてε空間を拘束する。例えば、上記(3)の面数が2であるとする、 $\epsilon_1 \neq 0, 2$ でかつ $\epsilon_2 \neq 0, 2$ であることがわかる。さらに(4)の角度が $90^\circ$ であれば $\epsilon_1 \neq 0, 2$ でかつ $\epsilon_2 \neq 0$ と拘束される。

5.4.2 精密な拘束

ε以外のパラメータt, r, aが精度良く推定されているとき、距離画像上の点の位置とその点における単位法線は、それぞれ、超二次曲面座標系における位置ベクトル $\vec{X} = (x, y, z)$ と単位法線ベクトル $\vec{N} = (n_x, n_y, n_z)$ に変換できる。すると、εは式(1)を変形して得られる次式により算出可能である。

$$\epsilon_1 = \frac{2}{\log(\sin^2 \eta)} \log \frac{z}{a_3}, \quad \epsilon_2 = \frac{2}{\log(\tan^2 \omega)} \log \frac{a_1 y}{a_2 x} \tag{2}$$

$$\sin^2 \eta = \frac{n_z z}{n_x x + n_y y + n_z z}, \quad \tan^2 \omega = \frac{n_y y}{n_x x}$$

式(2)を用いて、距離画像の対象領域中における各データ点に対するεの値を計算し、その値を(ε<sub>1</sub>, ε<sub>2</sub>)空間に投票する。最大投票点をεの推定値とする。

この手法によるεの推定は、他のパラメータの推定値に含まれる誤差に影響を受け、その影響の大きさは、εに依存する。そのため、式(2)の第1変分に基づき、図8に示すように、投票の重み分布を変化させる。図からわかるように、ε<sub>1</sub>は0.0付近で誤差の影響をもっとも受けにくく、ε<sub>2</sub>は0.0と2.0付近で誤差の影響を受けにくい。

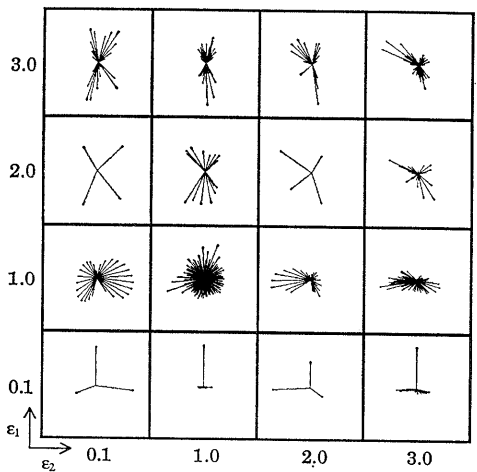


図7 εの変化に対する拡張ガウス像

Fig. 7 Extended Gaussian images for various ε.

上記の推定法の利点は、 $\epsilon$  以外のパラメータの推定が正確で、かつ、距離画像の精度が高い場合には、距離画像の数個のデータ点のみでも  $\epsilon$  の値が正しく推定できることである。実距離画像中にはノイズが含まれ、そのデータを用いて推定された  $t, r, a$  の値には誤差が含まれるが、多くのデータ点を用いて投票を行うことにより、このノイズや誤差による影響を軽減で

きる。

6. 実験結果

本手法による、合成距離画像に対するあてはめの実験結果を図 9, 10 に示す。図 9 (a) は、超二次曲面体を用いて合成した距離画像の一部を削除し、さらに、平均 0、分散 0.03 の正規分布に従うガウシアンノイズを加えたものである。画像中における X 軸方向の隣接する画素間の距離を 1 とすると、このノイズが加えられたことによって、平均約  $\pm 0.13$  の奥行き方向の誤差が距離画像に含まれることになる。同図 (b), (c), (d) は、(a) の距離画像に本手法を適用し、それぞれ、パラメータ  $t, r, \epsilon$  を推定した結果を示している。(e) は、最終的なパラメータ推定値に対する超二次曲面体であり、これにより、パラメータの推定が正しく行われていることがわかる。

図 10 (a) を入力としたときのあてはめ結果が同図 (b) である。図 10 において、上から 3 番目の入力距

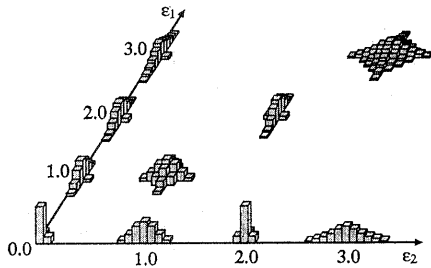


図 8  $\epsilon$  空間への投票における重み分布  
Fig. 8 Weight distribution for voting on  $\epsilon$  space.

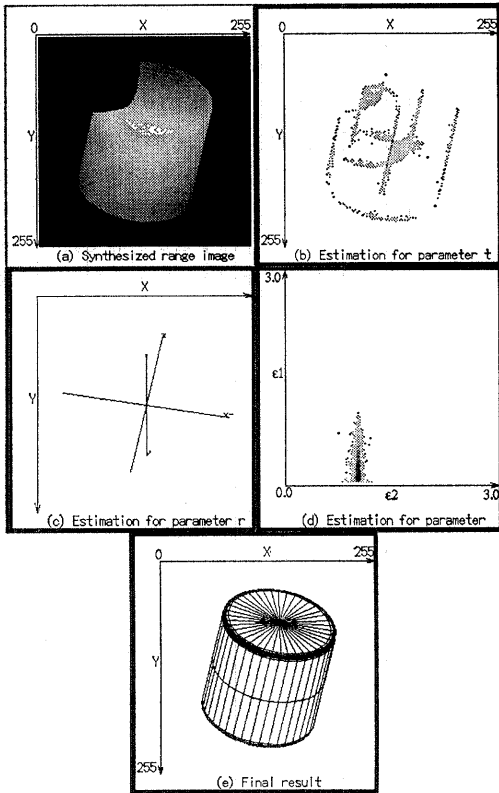


図 9 ノイズと隠れを含んだ合成距離画像に対するあてはめ結果  
Fig. 9 Fitting results for synthesized range image with noise and partial occlusion.

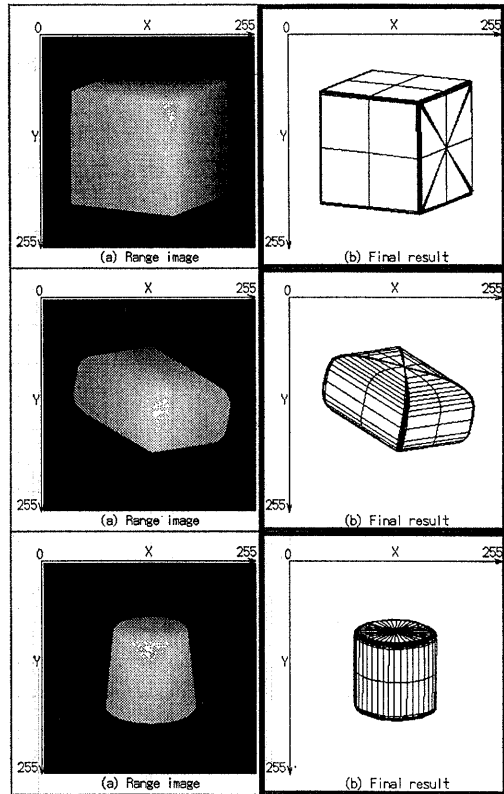


図 10 さまざまな合成距離画像に対するあてはめ結果  
Fig. 10 Fitting results for various synthesized range images.

距離画像は、円柱に tapering を施したものである。本研究では tapering 等の変形を考慮していないが、妥当なあてはめがなされているといえる。

次に、距離画像にさまざまな分散のノイズを加えてあてはめを行い、影響を調べた。円柱に対する合成距離画像に、平均 0、分散 0.0~0.4 (0.05 きざみ) の正規分布に従うガウシアンノイズを加えてあてはめを行い、あてはめ誤差を評価した。まず、あてはめ誤差  $E$  を次のように定義する。図 11 のように  $P_i, Q_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ;  $n$  は距離画像中のデータ点の数) をおくと、

$$E = \frac{1}{n} \sum_i^n |\overrightarrow{Q_i P_i}| \quad (3)$$

である。図 12 にノイズとあてはめ誤差の関係を示す。グラフ内の十字型の点が、推定されたパラメータ値による超二次曲面と入力距離画像とのあてはめ誤差を示している。また、菱形の点は、合成に用いたパラメータ値 (すなわち、正解) による超二次曲面と入力距離画像とのあてはめ誤差を示している。ノイズの増加に対して、推定値による誤差は、ほぼ線形に増加しており、本手法の安定性を示しているといえる。しかし、ノイズの標準偏差が 0.5 以上の領域では、あてはめ誤差が極端に大きくなる場合が生じた。この主な原因と

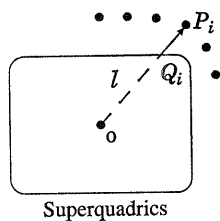


図 11 あてはめ誤差の定義  
Fig. 11 Definition of fitting error.

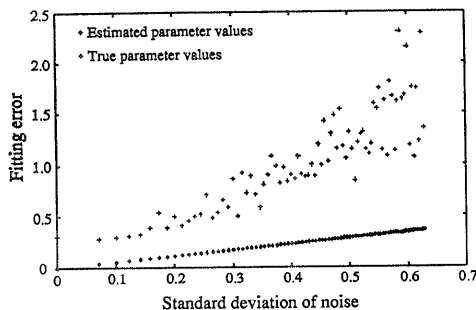


図 12 距離画像に付加したノイズのあてはめ誤差への影響  
Fig. 12 Influence of noise on the range image.

して、ノイズが大きくなるとともに法線方向が不安定になり、拡張ガウス像に基づいた、超二次曲面の軸の推定に影響を及ぼしたことが挙げられる。なお、法線は、注目している画素を中心とした  $5 \times 5$  の領域に最小自乗法を用いて平面をあてはめ、その平面の法線を求めたものである。

SparcStation 1+ 上で本手法を用いたあてはめの所要時間 (距離画像を入力してから、全パラメータの推定が終了するまでの時間) は、図 9 の実験では約 60 秒であった。ちなみに、推定された超二次曲面と距離画像とのあてはめ誤差を計算するための時間は約 12 秒必要であり、変分法であてはめ誤差を最小にする方法では、あてはめ誤差を何度も繰り返し評価する必要があり、その計算コストは膨大なものとなる。

## 7. む す び

距離画像から観測された複数の幾何特徴を複合し、超二次曲面のパラメータを推定する新しい枠組を提案した。また、ノイズや、部分的な隠れによるデータの欠如に影響を受けずに安定に推定値を得るため、一般化ハフ変換の考えを取り入れ、投票によりパラメータを推定する手法を主に用いた。

観測すべき幾何特徴は少数であり、それぞれの幾何特徴の抽出処理における計算コストは小さい。また、あてはめの対象となる領域の大きさが一定であれば、全体の処理時間も一定であり、変分法の場合のように、収束するまで繰り返し演算を行う必要がない。

最終的に得られたパラメータの値は、あてはめ誤差の観点からは、必ずしも最適解であるとはいえないが、物体認識や記述の目的には十分であると思われる。また、最適解が必要な場合には、ここで得られた解を変分法の初期値として用いることによって、短時間での収束が期待できる。さらに、超二次曲面の基本形状に変形が加えられた場合にも、本手法により推定されたパラメータを従来の手法<sup>5), 9)</sup>の初期値として与えることが可能であろう。

## 参 考 文 献

- 1) Binford, T.O.: Visual Perception by Computer, *Proc. IEEE Conf. Systems and Control*, (1971).
- 2) Voelcker, H.B. and Requicha, A.A.G.: Geometric Modeling of Mechanical Parts and Processes, *Computer*, Vol. 48, No. 10, pp. 48-57 (1977).
- 3) Terzopoulos, D., Witkin, A. and Kass, M.:



- Symmetry-Seeking Models and 3D Object Reconstruction, *Int. Journal Computer Vision*, Vol. 1, No. 3, pp. 211-221 (1987).
- 4) Barr, A.H.: Superquadrics and Angle-Preserving Transformations, *IEEE Comput. Graphics & Appl.*, Vol. 1, pp. 11-23 (1981).
- 5) Solina, F. and Bajcsy, R.: Recovery of Parametric Models from Range Images: The Case for Superquadrics with Global Deformations, *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, Vol. 12, No. 2, pp. 131-147 (1990).
- 6) Ferrie, F.P., Largarde, J. and Whaite, P.: Recovery of Volumetric Object Descriptions from Laser Rangefinder Images, *ECCV '90*, pp. 387-396 (1990).
- 7) Yokoya, N., Kaneta, M. and Yamamoto, K.: Recovery of Superquadric Primitives from a Range Image Using Simulated Annealing, *11th ICPR*, Vol. 1, pp. 168-172 (1992).
- 8) Pentland, A. and Sclaroff, S.: Closed-form Solutions for Physically Based Shape Modeling and Recognition, *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, Vol. 13, No. 7, pp. 715-729 (1991).
- 9) Terzopoulos, D. and Metaxas, D.: Dynamic 3D Models with Local and Global Deformations: Deformable Superquadrics, *IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell.*, Vol. 13, No. 7, pp. 703-714 (1991).
- 10) Horn, B.K.P.: Extended Gaussian Images, *Proc. IEEE*, Vol. 72, No. 12, pp. 1671-1686

(1984).

- 11) Muller, Y. and Mohr, R.: Planes and Quadrics Detection Using Hough Transform, *7th ICPR*, pp. 1101-1103 (1984).

(平成5年3月30日受付)

(平成6年1月13日採録)



中野 博仁 (正会員)

1991年筑波大学第3学群情報学類卒業。1993年同大学院博士課程工学研究科修士号取得退学。同年松下電器(株)入社。在学中、コンピュータビジョンの研究に従事。



大田 友一 (正会員)

1949年生。1972年京都大学工学部電子工学科卒業。1977年同大学院博士課程修了。同年日本学術振興会奨励研究員。1978年京都大学情報工学教室助手。1981年筑波大学電子情報工学系講師。1982年～1983年カーネギーメロン大学計算機科学科客員研究員。1987年筑波大学助教授。1992年同教授。工学博士。画像処理、視覚システム、知的ヒューマンインタフェースに興味を持つ。電子情報通信学会、人工知能学会、IEEE各会員。