

曲面特徴の一貫性に基づく弛緩法による三次元形状復元

査 紅 彬[†] 村 松 彰 二^{††} 長 田 正^{†††}

複雑な曲面物体を認識するには、曲面の面素傾きや面曲率といった高次形状特徴をかなり高い精度で抽出しなければならない。しかし、一般に、実画像データに様々な雑音が含まれるため、そのデータにおいては、特徴抽出に欠かせない微分演算などを行うことがほとんど不可能である。これに対し、本論文は、曲面の局所的連続性拘束に基づく弛緩法を用いて、距離画像に実在する曲面を再構成しながら、より正確な曲面形状特徴をも同時に獲得していく新しい三次元形状復元法を提案する。論文では、まず、距離画像を入力とした場合の曲面復元問題を定式化したうえで、曲面の連続性拘束を形状特徴の一貫性拘束に置き換えて問題を再定義していく着想について述べる。次に、ここで用いられる形状特徴の幾何学的性質を調べ、それらを復元する反復推定アルゴリズムを構成し、視線方向に対するその不変性を示す。さらに、この復元過程では曲面の不連続点が消失してしまう恐れがある問題に対し、曲面の不連続性を考慮した非線形拡張アルゴリズムを与え、その実行に必要な曲面不連続性評価法を説明する。最後に、実験結果を示し、実画像に対する本手法の有効性を明らかにする。

3-D Shape Recovery Using a Relaxation Algorithm Based on Surface Feature Consistency

HONGBIN ZHA,[†] SHOJI MURAMATSU^{††} and TADASHI NAGATA^{†††}

3-D surface features, such as surface normals and curvatures, are widely used in various vision systems for recognizing complex curved objects. The features, however, are difficult to extract accurately from raw range images because the images are usually noisy and unsuitable for carrying out the required differential operations. This paper proposes a new 3-D shape recovery method that obtains refined shape features by deriving an optimal approximation to the true surfaces in a raw image. In principle, the method is mainly based on a relaxation algorithm that reconstructs original shapes by means of feature consistency constraints, another form of the surface continuity constraints. The application of these constraints makes the algorithm not only invariant with the object poses but also very adaptive to complicated shape changes. Meanwhile, surface discontinuities are preserved by utilizing a possibility function of discontinuity (PFD) in controlling the constraint propagation to prevent edge points from overslurred. Results of experiments using either simulation or real images all provide strong evidence for the applicability of the method.

1. はじめに

三次元物体の識別や姿勢の推定などを行う場合、対象物表面の形状特徴を利用することで、これを達成することができる。対象物体が多面体のように平面で構成されている場合は、面の輪郭線や傾きといった形状特徴を用いることができるが、より複雑な曲面体の場

合、これらの特徴だけでは不十分であり、曲面の曲率のような高次特徴を利用することが多い¹⁾。これらの特徴を求めるためには、距離画像といった三次元画像データに対する微分計算を必要とする。しかし、現存の撮像装置で得られる画像データにはつねに雑音が含まれることを考慮しなければならない。すなわち、雑音の影響が微分演算によって増大されることを回避するために、生データに含まれる雑音を除去しつつ、実曲面の形状になるべく近い曲面データを再構成する三次元曲面復元処理が重要な前処理のひとつとなる。

一方、対象物に関する知識を持たずに曲面の復元を図ること自体、大変困難な作業のひとつでもある。三次元世界に存在する物体の大部分は、かなり複雑な形状を持つ曲面から形成されている。また、複数の物体

[†] 九州大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Electrical
Engineering, Kyushu University

^{††} 株式会社日立製作所日立研究所
Hitachi Research Laboratory, Hitachi, Ltd.

^{†††} 九州システム情報技術研究所
Institute of Systems and Information Technologies/
KYUSHU

が重なり合うシーンにおいては、奥行不連続な境界線が同時に存在する。このため、このようなシーンの復元は、対象物に関する何らかの拘束がない限り、線形推定アルゴリズムでは簡単に解けない不良設定問題となる。また、物体認識の立場からは、そのシーンをどの視線方向から復元しても物体表面の空間記述は変わらないという不変性が望まれ、復元の際に用いられる形状記述についても特に注意を払う必要がある。

今までに、この曲面復元問題の解決を目指した方法が数多く提案された^{2),3)}。一般に、これらは次の3つに大別することができる:1) 超二次曲面、スプライン関数といったパラメトリック関数による当てはめ⁴⁾;2) 曲面の局所的拘束の伝播に基づく弛緩法と正則化^{5),6)};3) 曲面の変形と擬似力学モデルを導入した動的再構成⁷⁾。これらの方法のほとんどは、曲面に関する何らかの拘束を適用した最適化過程に基づいており、雑音に対するロバスト性および形状に対する柔軟性の確保がその主な目的とされている。これに対し、曲面の不連続点を保存しつつ視線方向に対する不変性も同時に考慮した報告もいくつか発表されている^{8),9)}。しかし、これらの手法は、いずれも形状の種類に制限を加えたり、その復元に用いられる最適化評価関数の定義を部分的に修正したりすることによるもので、実用的かつ汎用性のある方法とはいえない。

本論文は、曲面の微分特徴量の持つ性質を利用して、ある程度の視線変化と曲面不連続性にも対応できる新しい形状復元法を提案する。原理的に、本手法は、曲面の局所的平滑拘束を近傍領域を介して伝播させながら、実曲面に近いものを観測画像から求めていく弛緩法である。ただし、ここでは、視線方向を基準とした表現に依存しない復元を目的の1つとしているため、一般的な平滑拘束をそのまま使うことが難しい⁵⁾。その代わりに、十分小さい近傍内の点であればその形状特徴が互いに矛盾せず導出できる法則、いわば形状特徴の一貫性原理を利用することにした。これによって、結果として得られる形状復元は視線方向に対する不変推定になるばかりでなく、各形状特徴を同時に抽出することも可能になった。また、拘束伝播の強さが自由に変えられる特長ももたらされ、曲面不連続点の保存は、曲面の形状に応じた拘束伝播の制御によって達成されている。

本論文では、まず、その弛緩法に基づく問題の定式化について説明し、次に本手法で用いられる形状特徴の性質を示したうえで、具体的な形状復元アルゴリズムを与える。さらに、曲面の局所形状に応じた拘束伝播制御法について述べる。最後に、実験結果を示し、

本手法の有効性を明らかにする。

2. 曲面特徴の一貫性原理に基づく形状復元

2.1 距離画像による三次元形状復元

三次元空間にある曲面 S は、二次元実数空間 \mathbb{R}^2 における集合 D で定義される射影 $\mathbf{p}: (u, v) \in D \rightarrow \mathbb{R}^3$ と見なすことができる。ここで、 D は任意に設定されるパラメータ空間であり、

$$\mathbf{p}(u, v) = (x(u, v), y(u, v), z(u, v))^T \quad (1)$$

はこの曲面のパラメータ表現といわれる。画像解析においては、曲面を離散的なデータ形式で表すことが多いため、通常、 S は離散化された曲面点の集合 $S_d = \{\mathbf{p}_i : i = 1, 2, \dots, N\}$ で記述される。ただし、 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ で、 N はデータの数である。

一方、レンジファインダなどによって得られる距離画像は、これらの曲面点の測定値の集合

$$S_r = \{\mathbf{r}_i : i = 1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

と表される。一般に、種々の物理学的、あるいは幾何学的な拘束に基づく \mathbf{p}_i の計算過程を距離測定関数 $\mathbf{f}(\mathbf{p}_i)$ で表し、また、測定誤差を \mathbf{e}_i とすると、この距離の測定過程は

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{f}(\mathbf{p}_i) + \mathbf{e}_i \quad (3)$$

によって近似される。

ある種のデータの測定値からその測定過程で生じた不確定要素と測定誤差を排除しながらデータの真値を計算する作業は、データの復元と呼ばれる。したがって、ここでは、式(2)で示している距離画像 S_r から S の離散表現である S_d を求めることを曲面復元という。

普通、基本的な曲面表現からいろいろな曲面特徴を計算することができるので、復元されるものは、距離だけに限らず、曲面の法ベクトルや曲率といった量を含むことも考えられる¹⁰⁾。ここでは、このような高次微分特徴量を総じて曲面の形状特徴とよび、点 \mathbf{p}_i におけるその値を ρ_i で表す。ただし、 ρ_i は、スカラーとベクトルの両方を表しており、特徴の性質によってその形式が決まる。また、曲面点 \mathbf{p}_i 自体もその特徴の1つと見なす。画像全体にわたって定義される形状特徴の集合 $F = \{\rho_i\}$ に対し、ここでは、距離画像 S_r から直接 F を求めることを曲面の形状復元とよぶ。

すでに指摘されているように、形状復元のような再構成作業は一種の不良設定問題であり、理論上実現不可能である²⁾。しかし、曲面に関する幾何学的拘束を導入すれば、その拘束の強さに応じた近似解を求めることができる。したがって、ここでいう形状復元は、厳密的には特徴の真値 F を求めるのではなく、何ら

かの拘束のもとで F になるべく近い近似解 F^* を S_d から求めることになる。

2.2 曲面特徴の一貫性原理

2.2.1 曲面の局所形状表現

物体表面における任意の曲面点を p とする。ここでの議論はすべての曲面点について同じように適用されるので、簡略化を図るために曲面点の順序を示す添字を省略した。曲面が連続であれば、 p の十分小さい近傍 D_p においてその曲面の局所部分を二次関数で表すことができる。ここでは、 p を中心とした曲面の局所的二次表現を p における局所形状表現といい、 $R(p)$ で表す。

p の任意の近傍点を $q (q \in D_p)$ とする。曲面データから $R(p)$ を定めることができれば、 $R(p)$ 上での曲面近似によって q における形状特徴を計算することができる。一般に、この局所曲面表現を通しての特徴計算は、特徴の平行トランスポートと呼ばれ⁵⁾、図1は、 p から q への面素法ベクトルの平行トランスポートの様子を示している。普通、 q においては、それ自身を中心とした近傍をとれば、形状特徴 $\rho(q)$ を直接求めることも可能である。この $\rho(q)$ と区別するために、 $R(p)$ によって計算された q での形状特徴を $\rho_p(q)$ と表示する。

2.2.2 特徴の一貫性原理

曲面点 p の近傍 D_p を

$$D_p = \{p_{pj} : j = 1, 2, \dots, M\} \quad (4)$$

とする。ただし、 M はその近傍点の数である。各近傍点の局所形状表現 $R(p_{pj})$ を定めて、それによって計算される p での形状特徴を $\rho_{pj}(p)$ とする。もし曲面が連続であり、しかも近傍 D_p の大きさも十分小さければ、すべての p_{pj} に対して求められる $\rho_{pj}(p)$ の値は矛盾せず一致するはずである。この法則は、曲面の特徴一貫性原理とよばれ、同じ曲面点においては、そのすべての近傍点の形状表現から同じ値を持つ形状特徴が推定されるという連続曲面の性質を示している¹¹⁾。 p の形状特徴を $\rho(p)$ とすると、この特徴一貫性原理は

$$\rho(p) - \rho_{pj}(p) = 0 : j = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

で表される。

2.3 特徴一貫性原理による形状復元

一方、距離画像 S_r において、前述した曲面近傍と同じように、画像点 r とその近傍 $D_r = \{r_j : j = 1, 2, \dots, M\}$ について考える。この場合、距離測定の過程で雑音が生じ、または実画像で定義される近傍にはその大きさをいくら小さくしても限界があるため、厳密に特徴一貫性原理は成り立たない。したがって、

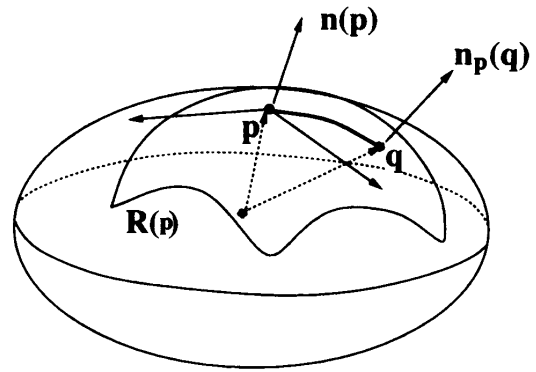


図1 近傍点の局所形状表現を用いた形状計算
Fig. 1 Shape computation from the local shape representation of a neighboring point.

r における形状特徴を $\rho(r)$ 、 $R(r_j)$ から計算される r における形状特徴を $\rho_{rj}(r)$ とすると、これらの原因によって生じる誤差は

$$e_j(r) = \|\rho(r) - \rho_{rj}(r)\|^2 \quad (6)$$

のように定義される。ただし、 $\|t\|$ は t のユークリッドノルムである。すべての近傍点からの誤差を考慮した誤差関数は

$$E(r) = \sum_{j=1}^M e_j^2 = \sum_{j=1}^M \|\rho(r) - \rho_{rj}(r)\|^2 \quad (7)$$

になる。

いま、 $\rho(r)$ を変数と見なしてこの誤差関数を最小化し、その最小解 $\rho^*(r)$ を $\rho(r)$ の推定値とする。最小二乗法を用いてこの最適化問題を解くと、解

$$\rho^*(r) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \rho_{rj}(r) \quad (8)$$

が得られる。また、式(2)で示される距離画像上の各点 r_i においてこれと同様な手続きを適用すれば、画像全体に関する誤差関数

$$E_a = \sum_{i=1}^N E(r_i) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \|\rho(r_i) - \rho_{rij}(r_i)\|^2$$

は最小化されることになる。

一般に、この最適化手続きを画像の全体にわたって1回だけ行うのでは物体の認識に十分な精度を持つ特徴を得ることが難しい。それに対し、ここでは、式(8)で示される局所拘束による更新手続きを全画像において反復する弛緩法アルゴリズムを適用する¹²⁾。 $t (t = 0, 1, \dots)$ 回目の反復で得られる形状特徴を $\rho^{(t)}(r_i)$ と表記すると、反復更新の計算は

Initial feature estimation and $t = 0$;

do /* iteration step t */

forall \mathbf{r}_i ;

Determine neighborhood D_{r_i}

forall $\mathbf{r}_{rij} \in D_{r_i}$

Compute $\rho_{rij}^{(t)}(\mathbf{r}_i)$ by parallel transporting

end

Compute new feature value $\rho^{(t+1)}(\mathbf{r}_i)$

end

Evaluate function $E_a^{(t+1)}$

$t := t + 1$

until $E_a^{(t+1)} - E_a^{(t)} \approx 0.0$

図2 特徴復元の弛緩法手続き

Fig. 2 Relaxation procedure for shape feature recovery.

$$\rho^{(t+1)}(\mathbf{r}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \rho_{rj}^{(t)}(\mathbf{r}) \quad (9)$$

になる。具体的な弛緩法アルゴリズムを図2に示し、そのうち、下線部は特に重要な処理過程を表す。

本アルゴリズムの最大の特徴は、二次局所形状表現を用いて曲面の幾何学的拘束を伝播させることにより、曲面形状変化に対する適応性を改善したことである。式(9)で示されるように、ここでの特徴更新計算は、各近傍点における特徴を直接用いるのではなく、近傍点からの平行トランスポートによって求められる値を使っている。すなわち、この更新手続きは、普通よく使われる平均化マスクと違って、近傍の形状変化に応じて定義された重み係数を持つ非線形オペレータとなっている。これについて、3.3節では、曲面法ベクトルの計算の例をあげてさらに詳しく説明を行う。

3. 拡張ダルボー標構とその復元

前章で与えられた特徴復元手続きに視線方向に対する不変性を持たせるために、曲面姿勢に依存しない推定誤差関数を定義しなければならない。本章では、まず、これに必要な形状特徴について説明する。次に、図2に示された反復計算アルゴリズムの主な処理過程の詳細を、これら形状特徴の計算と初期推定、特徴の平行トランスポート、近傍の定義の順に述べる。

3.1 曲面における拡張ダルボー標構

式(1)で定義された三次元曲面 S について考える。変数 u と v に対する偏微分 \mathbf{p}_u と \mathbf{p}_v に基づいて、曲面の単位法ベクトル $\mathbf{n}(\mathbf{p})$ は

$$\mathbf{n}(\mathbf{p}) = \frac{\mathbf{p}_u \times \mathbf{p}_v}{\|\mathbf{p}_u \times \mathbf{p}_v\|} \quad (10)$$

で求める。ただし、 $\mathbf{s} \times \mathbf{t}$ は \mathbf{s} と \mathbf{t} の外積である。一般には、曲面における局所形状の変化を示す本質的な表現として、第一および第二基本形式がある^{1),13)}。通常、曲面の第一基本形式 $I(u, v, du, dv)$ は次のような二次多項式で表される。

$$I(u, v, du, dv) = d\mathbf{u}^T \begin{pmatrix} E & F \\ F & G \end{pmatrix} d\mathbf{u}. \quad (11)$$

ただし、

$$d\mathbf{u} = (du, dv)^T; \quad (12)$$

$$E = \mathbf{p}_u^T \mathbf{p}_u; F = \mathbf{p}_u^T \mathbf{p}_v; G = \mathbf{p}_v^T \mathbf{p}_v. \quad (13)$$

\mathbf{p} における $\mathbf{n}(\mathbf{p})$ が与えられると、曲面の第二基本形式は次式によって定義される。

$$II(u, v, du, dv) = d\mathbf{u}^T \begin{pmatrix} L & M \\ M & N \end{pmatrix} d\mathbf{u}. \quad (14)$$

ここで、

$$L = -\mathbf{p}_u^T \mathbf{n}_u; M = -\mathbf{p}_u^T \mathbf{n}_v; N = -\mathbf{p}_v^T \mathbf{n}_v.$$

微分方向 $d\mathbf{u}$ で求められる基本形式の値の比率 $I(u, v, du, dv)/II(u, v, du, dv)$ はこの方向に対応する法曲率とよばれる。法曲率の最大値と最小値はそれぞれ曲面の主曲率 $k_1(u, v)$, $k_2(u, v)$ と定義され、主曲率のとる方向が主方向とよばれる。曲面の主方向をベクトル $\mathbf{d} = \zeta \mathbf{p}_u + \eta \mathbf{p}_v$ で表すと、パラメータ ζ と η の値は

$$\begin{vmatrix} \zeta^2 & -\zeta\eta & \eta^2 \\ E & F & G \\ L & M & N \end{vmatrix} = 0 \quad (15)$$

により規定される。この方程式の2組の根は、それぞれ2つの主方向ベクトルに対応し、それらを正規化したものを \mathbf{d}_1 と \mathbf{d}_2 で表す。

ここで、Sanderらの表記法⁵⁾に従って、特徴 \mathbf{p} , \mathbf{n} , \mathbf{d}_1 , \mathbf{d}_2 , k_1 と k_2 の集りを曲面点における拡張ダルボー標構 (augmented Darboux frame: ADF) とよび、

$$D(\mathbf{p}) = \langle \mathbf{p}, \mathbf{n}, \mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, k_1, k_2 \rangle \quad (16)$$

で記す。

一般には、任意の曲面点において、そのADFに属する法ベクトル、主曲率と主方向が決まれば、曲面の局所形状も一意に決定される^{1),13)}。本研究では、ADFを総じて曲面の形状特徴とよぶ。その各要素を前章で示している $\rho(\mathbf{p})$ と見なせば、それらを個別に推定す

ることができる。その結果、曲面の距離のみならず、他の高次微分特微量も同時に計算されることになる。しかし、前章で述べた特徴復元アルゴリズムにおいては、ADFの要素が互いに絡み合う計算過程も含まれるので、各要素をまったく独立のものとすることができない。そのために、各反復ステップを実行する際、すべての要素を次節で述べる特徴計算の手順に従っていっぺんに求めてから特徴更新の計算に進むようにしなければならない。

3.2 局所形状表現の抽出と特徴計算

本節では、距離画像上の曲面局所形状表現の求め方を述べたうえ、その近傍点におけるADFを計算する方法について説明する。これらの計算手続きは、形状特徴の初期推定や、次節で述べる特徴の変換などの際に必要となる。

距離画像における任意の曲面点 \mathbf{r} について考える。ここでは、曲面関数の形がまったく未知であることに對し、まず、 \mathbf{r} を中心とした窓に属する画像データを用いて平面の当てはめを行う。この場合、計算の経済性と、三次元空間における平面のパラメータの数とを考慮して、 3×3 の窓を用いることにした。そして、この平面の法ベクトルを \mathbf{r} における法ベクトル \mathbf{n} とする。また、この平面上で互いに直交する任意の2つの単位ベクトル \mathbf{u} と \mathbf{v} を選び、 \mathbf{r} が原点、 \mathbf{u} 、 \mathbf{v} と \mathbf{n} がそれぞれ3つの座標軸となる座標系 (u, v, w) を作る。その後、 \mathbf{r} の周辺にある画像点の画像座標記述をこの局所座標系 (u, v, w) 上に変換する。

次に、 (u, v, w) において、 \mathbf{r} を中心とする局所的曲面パッチを放物線型二次関数

$$w = au^2 + buv + cv^2 \quad (17)$$

で近似する。この関数による形状表現は、座標面 (u, v) における座標軸の選び方に左右されない特長を有し、一般的な双二次曲面より柔軟な表現法である。この関数は、つまり2.2.1項で用いられている局所形状表現 $R(\mathbf{r})$ であり、その係数 a 、 b と c を推定すれば、 $R(\mathbf{r})$ を一意に決定することができる。 $R(\mathbf{r})$ を同定するために、再び \mathbf{r} を中心とする窓を選んで、それに属する画像データに基づく最小2乗法を使う。ただし、平面に比べると、二次関数の同定はより不安定になりがちのため、今度は、大きさ 5×5 の窓を選んだ。 $R(\mathbf{r})$ から \mathbf{r} およびその近傍点におけるADFを求める計算法は文献(11)、(14)に詳しく示されてあるので、ここでその説明を省略する。

こうして求められた局所形状表現 $R(\mathbf{r})$ をもっと簡単な形で表すことができる。図3に示すように、ADFの要素である法ベクトルおよび2つの主方向ベクトル

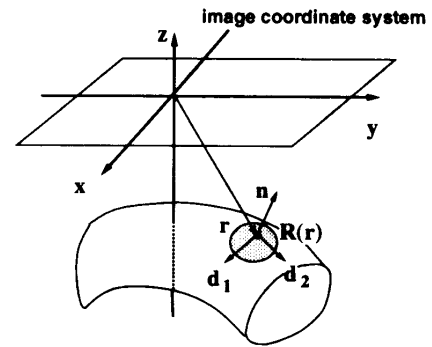


図3 局所正準座標系における曲面表現
Fig. 3 Surface representation in the local canonical coordinates.

が互いに直交するので、それらは、曲面の姿勢に依存しない局所座標系 $\Gamma: (p, q, w)$ を形成する。ここでは、この座標系を局所正準座標系とよぶ。上述した局所座標系 (u, v, w) にある $R(\mathbf{r})$ を Γ に変換すると、 $R(\mathbf{r})$ は

$$w = \frac{1}{2}(k_1 p^2 + k_2 q^2) \quad (18)$$

になる¹⁴⁾。

3.3 特徴の平行トランスポート

式(9)で示したように、形状特徴の繰り返し更新は、近傍点の局所形状表現から平行トランスポートされてきた特徴値の平均化によって行われる。以下、その平行トランスポートの手順について説明する。

点 \mathbf{r} およびその近傍 D_r について考える。また、近傍点 \mathbf{r}_j の局所形状記述を $R(\mathbf{r}_j)$ とし、その局所正準座標系を Γ_j とする。まず、 \mathbf{r} を Γ_j に変換し、変換された後の点を $\mathbf{p}'_{r_j}(\mathbf{r})$ で表す。ただし、この場合の $R(\mathbf{r}_j)$ は近似表現であるため、 $\mathbf{p}'_{r_j}(\mathbf{r})$ はかならずしも正確に $R(\mathbf{r}_j)$ 上に存在するとは限らない。これに對し、 $\mathbf{p}'_{r_j}(\mathbf{r})$ と Γ_j の座標面 (p, q) への投影線を作り、その投影線が $R(\mathbf{r}_j)$ との交点を $\mathbf{p}'_{r_j}(\mathbf{r})$ の近似とする。そして、この点における $ADF(D(\mathbf{p}'_{r_j}))$ を計算し、また、 $D(\mathbf{p}'_{r_j})$ をもとの画像座標系に逆変換すれば、式(9)に必要な $\rho_{r_j}(\mathbf{r})$ が求まる。

この平行トランスポートに基づく特徴計算によって、本手法は、次のような特長をもたらしている。まず、すべての形状特徴が局所形状にしか依存しない局所正準座標系において計算されるのだから、特徴更新に使われる誤差評価関数は当然曲面姿勢に依存しない。したがって、本形状復元アルゴリズムは視線方向に対する不変性を持つことになる。もう1つの特長は、つまり、2.3節においてすでに説明した、曲面形状変化に對する適応性である。ここでは、これをより明確な形で示すために、曲面の面素法ベクトルの更新計算を例

として考えてみよう。

$R(\mathbf{r}_j)$ によって平行トランスポートされてくる $\mathbf{n}_{r_j}(\mathbf{r})$ は、次のように計算される。

$$\mathbf{n}_{r_j}(\mathbf{r}) = \mathcal{T}_j(\mathbf{r} - \mathbf{r}_j) + \mathbf{n}(\mathbf{r}_j) \quad (19)$$

ただし、 \mathcal{T}_j は 3×3 の回転行列である。 \mathbf{r}_j における主曲率を k_{1j} , k_{2j} とし、主方向ベクトルをそれぞれ

$$\mathbf{d}_1(\mathbf{r}_j) = (d_{1j}^x, d_{1j}^y, d_{1j}^z); \quad \mathbf{d}_2(\mathbf{r}_j) = (d_{2j}^x, d_{2j}^y, d_{2j}^z)$$

とすると、 $\mathcal{T}_j = \{t_{xy} : x, y = 1, 2, 3\}$ の要素は

$$\begin{aligned} t_{11} &= -k_{1j}(d_{1j}^x)^2 - k_{2j}(d_{2j}^x)^2, \\ t_{12} &= t_{21} = -k_{1j}d_{1j}^x d_{1j}^y - k_{2j}d_{2j}^x d_{2j}^y, \\ t_{13} &= t_{31} = -k_{1j}d_{1j}^x d_{1j}^z - k_{2j}d_{2j}^x d_{2j}^z, \\ t_{22} &= -k_{1j}(d_{1j}^y)^2 - k_{2j}(d_{2j}^y)^2, \\ t_{23} &= t_{32} = -k_{1j}d_{1j}^y d_{1j}^z - k_{2j}d_{2j}^y d_{2j}^z, \\ t_{33} &= -k_{1j}(d_{1j}^z)^2 - k_{2j}(d_{2j}^z)^2 \end{aligned} \quad (20)$$

となる。これらの式の導出に関しては、文献 14) を参照されたい。したがって、法ベクトルの更新手続きは

$$\mathbf{n}^{(t+1)}(\mathbf{r}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left\{ \mathcal{T}_j^{(t)}(\mathbf{r} - \mathbf{r}_j) + \mathbf{n}^{(t)}(\mathbf{r}_j) \right\}$$

となる。これによって、更新された法ベクトルは近傍点での局所形状に依存する重み付き非線形オペレータであることが明らかである。

3.4 曲面点の近傍

これまで、曲面点の近傍を曲面点の集合といった形で定義したが、本節では、その集合の具体的な求め方について述べる。離散的な距離画像を入力とするこの復元法では、通常使われている集合の概念をそのまま用いると、前章から述べてきた本手法の適応性などがおとされかねない。そのために、ここでは、対象となる曲面点までの距離に応じて定義されるファジイ集合に基づいて近傍の概念を見直し、式 (9) で示されている特徴更新計算に改善を施す。

距離画像における曲面点 \mathbf{r} に対し、まず、点間の距離に基づく一般的な近傍 D_r は

$$D_r = \{\mathbf{s} : \|\mathbf{r} - \mathbf{s}\| \leq c_d\} \quad (21)$$

になる。ただし、 c_d は近傍の大きさを示すパラメータである。また、いままでの近傍点の表示法と一致させるために、 D_r の要素に添字を付けて \mathbf{r}_j のように表す。次に、 \mathbf{r} と \mathbf{r}_j の間の距離 $d_j = \|\mathbf{r} - \mathbf{r}_j\|$ を計算し、その値を変数とするガウス型関数

$$W_r(\mathbf{r}_j) = e^{-d_j^2/2\sigma^2} \quad (22)$$

を定義する。ここで、 σ は d_j を正規化するための定数で、点 \mathbf{r} における主曲率を用いて

$$\sigma = \frac{0.3}{|k_1| + |k_2|} \quad (23)$$

と選ぶ。上式から分かるように、曲面形状の変化が大きいところにおいて $|k_1|$ と $|k_2|$ の値も大きくなるので、 σ の値は小さくなる。したがって、ここでいう近傍の大きさは曲面形状の変化に応じて柔軟に変わっていく。

いま、 \mathbf{r} の近傍を $W_r(\mathbf{r}_j)$ をメンバシップ関数とするファジイ集合とみることができ、それを考慮した推定誤差関数は

$$E(\mathbf{r}) = \sum_{j=1}^M W_r(\mathbf{r}_j) \|\rho(\mathbf{r}) - \rho_{r_j}(\mathbf{r})\|^2 \quad (24)$$

と定義される。これにともなって、式 (9) で示された形状特徴更新手続きは

$$\rho^{(t+1)}(\mathbf{r}) = \frac{1}{H_r} \sum_{j=1}^M W_r^{(t)}(\mathbf{r}_j) \rho_{r_j}^{(t)}(\mathbf{r}) \quad (25)$$

となる。ただし、 $H_r = \sum_{j=1}^M W_r^{(t)}(\mathbf{r}_j)$ 。

4. 不連続点保存復元

これまで説明してきた形状復元アルゴリズムは、基本的に曲面連続性を前提としたものであるため、不連続点の周辺ではうまく機能することが期待できない^{15),16)}。普通、弛緩法復元における反復手続きを繰り返して実行すると、不連続点は、その不連続性が次第に減衰され、最終的には消えてしまう恐れがある。これに対処するために、式 (24) にある各誤差項には、曲面の不連続性に依存するペナルティ係数をかけ、新しい誤差関数を定義する。この場合、各近傍点 \mathbf{r}_j に対応するペナルティ係数を $C_r(\mathbf{r}_j)$ とすると、誤差関数は

$$E(\mathbf{r}) = \sum_{j=1}^M C_r(\mathbf{r}_j) W_r(\mathbf{r}_j) \|\rho(\mathbf{r}) - \rho_{r_j}(\mathbf{r})\|^2 \quad (26)$$

となる。これによって、不連続性の強い近傍点からの影響が抑えられ、不連続点保存の特性を有するアルゴリズムが構成される。

本章では、まず各曲面点に対する曲面不連続性を評価する方法について述べてから、それに基づいたペナルティ係数の定義を与える。

4.1 曲面の不連続可能性関数

曲面形状特徴の一貫性原理から考えると、曲面の不連続性を、曲面点における局所形状には互いにどの程度の矛盾が生じるかを調べることによって評価するこ

とができる。距離画像における任意の曲面点 \mathbf{r} とその近傍 D_r について考えよう。もし \mathbf{r} が不連続点であれば、 $\rho(\mathbf{r})$ と、近傍点 \mathbf{r}_j から平行トランスポートされてくる $\rho_{r_j}(\mathbf{r})$ との間には、かなりの隔たりが生じてしまう。したがって、特徴復元の各反復ステップにおいて、式(7)で定義している $E(\mathbf{r})$ 自体はこの不連続性を示す指標になっている。

一般に、曲面の不連続点は、曲面関数自体の不連続性によって生じるステップエッジと、曲面の一次微分値の不連続性によって生じるルーフエッジに大別される。ここで、この2種類の不連続点を同時に考慮するために、ADFの要素である \mathbf{r} と \mathbf{n} を使って、次の関数を定義する。

$$q(\mathbf{r}) = \max(q_0(\mathbf{r}), q_1(\mathbf{r})) \quad (27)$$

ただし、 $\max(a, b)$ は a と b の大きいほうを選び出す関数であり、 $q_0(\mathbf{r})$ と $q_1(\mathbf{r})$ はそれぞれ

$$q_0(\mathbf{r}) = \frac{1}{M\|\mathbf{r}\|} \sum_{j=1}^M \|\mathbf{r} - \mathbf{r}_j\|;$$

$$q_1(\mathbf{r}) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \|\mathbf{n} - \mathbf{n}_{r_j}\|. \quad (28)$$

で定義される。ここで、 $q(\mathbf{r})$ を、 \mathbf{r} を変数に持つ曲面不連続可能性関数 (the possibility function of discontinuity: PFD) とよぶ。

4.2 ペナルティ係数

曲面不連続性を復元アルゴリズムに取り入れる際、式(26)で用いられているペナルティ係数 $C_r(\mathbf{r}_j)$ を PFD の値に基づいて次のように定義する。 \mathbf{r} の任意の近傍点 \mathbf{r}_j に対し、その PFD の値 $q(\mathbf{r}_j)$ を q_j とすると、

$$C_r(q_j) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{2} \left(\frac{q_j}{T_h} \right)^\alpha, & 0 \leq q_j \leq T_h \\ \frac{1}{2} \left(2 - \frac{q_j}{T_h} \right)^\alpha, & T_h \leq q_j \leq 2T_h \\ 0, & 2T_h \leq q_j \end{cases}$$

この関数は、 $q_j = T_h$ のとき値が 0.5 で、しかも $[0, 1]$ の間に連続的に変化する単調減少関数である。図4はこの関数の大まかな変化を示す。 T_h を画像を二値化するための閾値と見なせば、 $C_r(q_j)$ を指数型の閾値関数とみることができ、またその変化率が α によって制御される。 α の値が小さいほど、 $C_r(q_j)$ の変化は緩やかで、その値が大きくなるにつれ、 $C_r(q_j)$ の形も階段状の二値関数に近づく。

定数 T_h と α の値を画像の統計的な特性に基づいて次のように選ぶ。まず、画像全体において計算される PFD の分布により、

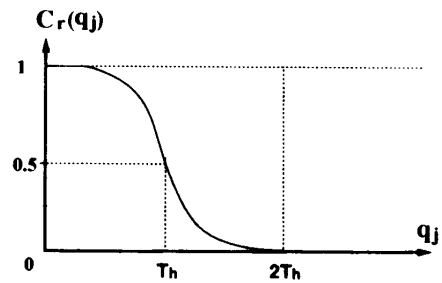


図4 PFDの定義に使われた関数 $C_r(q_j)$
Fig. 4 Function $C_r(q_j)$ used to define PFD.

$$\bar{q} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N q(\mathbf{r}_i); \quad \delta_q = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (q(\mathbf{r}_i) - \bar{q})^2}$$

を求めて、

$$T_h = 2\bar{q}; \quad \alpha = \frac{10\bar{q}^2}{\delta_q^2} \quad (29)$$

と設定する。これらの式から分かるように、ペナルティ係数の増加率は、PFD分布の広がり、つまり、原画像に含まれる雑音の具合に依存し、雑音などの影響も十分に配慮したものとなっている。

5. 実験結果

前章まで述べた手法の実用性などを調べるために、いくつかのシミュレーション実験や、実距離画像を使った実験などを行った。その結果を示す。

5.1 シミュレーション実験

この実験は、本手法によって得られる形状復元の結果を他の方法を用いた場合の結果と比較しながら、本手法の精度などを示すために行われた。ここで形状復元の対象とされる曲面は、複雑な変化を有する三角関数に基づいて定義された関数

$$z = 3 \left\{ \sin\left(\frac{x}{3}\right) + \cos\left(\frac{y}{3}\right) \right\} \quad (30)$$

の一部分である。距離の測定方向を縦軸の反対方向とし、画像のサイズは 50×50 とした。この曲面における奥行きを計算し、また各曲面点の距離値に平均値が 0.08、分散値が 1 である正規分布 $N[0.08, 1]$ を持つ白色雑音を付加したシミュレーション距離画像を生成した。図5(a)はこのシミュレーション画像のグラフ表示を示す。この画像に対してここで提案した復元方法を用いたところ、5回の反復計算で、復元アルゴリズムは収束した。復元した形状を図5(b)に示す。他の手法との比較を行うために、線形平均マスクを使った形状復元(LAF)、ガウシアン型荷重関数を持つ一般的平滑化オペレータ(GF)(大きさ 5×5)、Terzopoulos氏による緩和的曲面復元アルゴリズム(TA)¹⁷⁾および

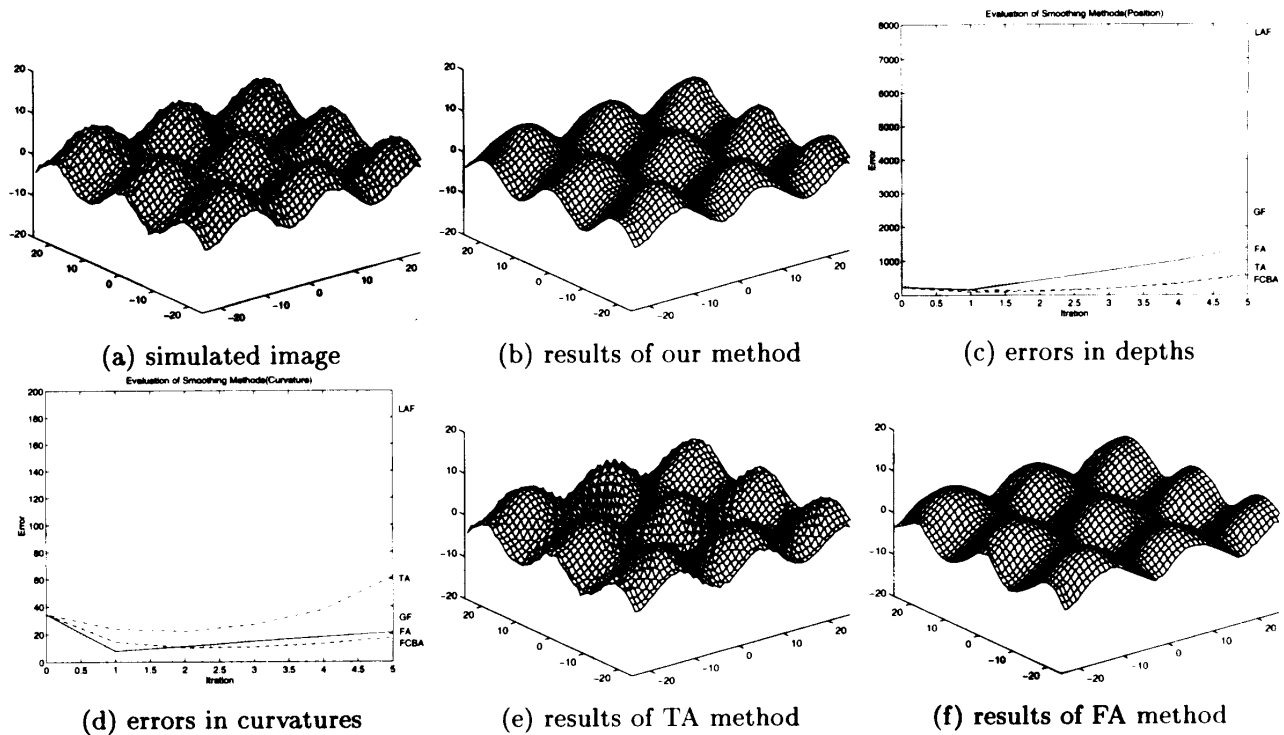


図5 複雑な曲面形状に対するシミュレーション実験の結果
Fig. 5 Results of a simulation experiment for a complex surface.

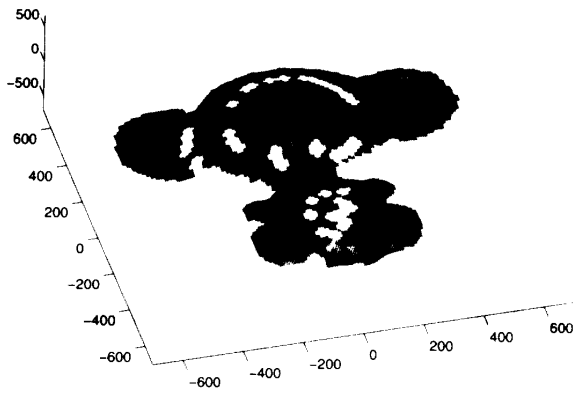
Ferrieらの曲面復元アルゴリズム (FA)¹¹⁾を実行した。本手法と同様、これらのアルゴリズムの実行にすべて5回の繰り返し計算を行った。このうち、TA法は、緩和的アプローチに基づく曲面再構成法として最も早く提案された手法のひとつである。しかし、この手法だけでは曲率といった高次微分特徴量を正確に求めることが難しく、その繰り返し計算アルゴリズムに必要となるパラメータの値の設定にも画像データの内容を十分に調べなければならない欠点がある。また、FA法は、曲率一貫性という拘束条件に基づく正規化手法とはいえ、曲率以外の特徴からの拘束を利用しておらず、曲面不連続点に柔軟に対処する工夫も十分になされていない。本手法 (FCBA) による結果の誤差とこれらの4つの方法による結果の誤差を図5(c), (d)に示す。ただし、図5(c)は、距離値の平均誤差で、図5(d)は主曲率の値の平均誤差であり、誤差値は繰り返し計算のステップごとに計算されたものである。また、TA法とFA法による距離復元の結果は図5(e), (f)に示してある。これらの図から、一般によく用いられる復元法に比べると本手法はよりよい結果を持たらしていることが分かる。

5.2 実距離画像による実験

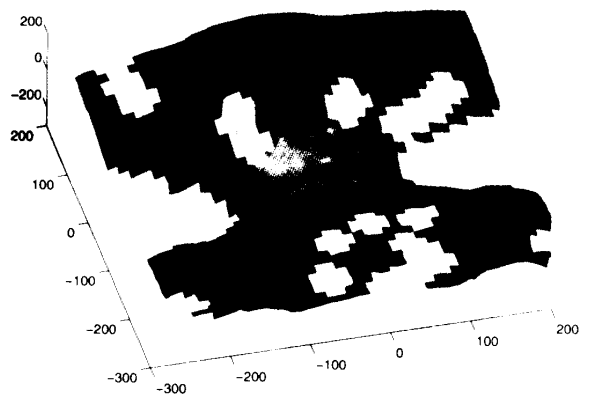
本研究室で開発されたレンジファインダを使って取得した距離画像を用いた実験結果を示す。画像の大き

さは、 128×120 (8 [bits/pixel]) で、生の距離データがその三次元座標の値によって記述されている。

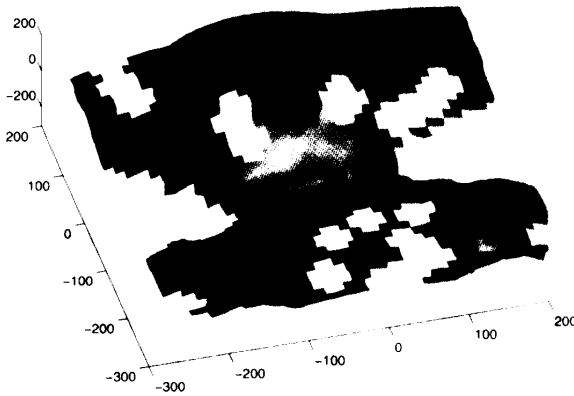
最初の実験では、コアラのおもちゃを形状復元の対象物として選んだ。実際に得られたその距離画像の全景を濃淡画像に変換したものを図6(a)に示す。また、分かりやすくするために、コアラの顔の部分を取り出してその拡大画像を図6(b)に示す。その中における空白の部分は、距離測定を行う際生じたデータの欠落によるものであり、普通データの穴埋め作業を行えばそれらをなくすことができる。ここでは、本手法の実用性を主張するために、あえて前処理をいっさい行っていない生データをそのまま入力データとした。本手法における形状復元アルゴリズムをこのデータに適用すると、わずか3回の反復計算で復元過程は収束した。図6(b)に対応した復元画像を図6(c)に示す。また、復元後の画像における法ベクトル図と主方向図をそれぞれ図6(d), (e)に示す。さらに、本手法における不連続保存性を明かにするために、最終の復元結果から計算されたPFDの値によって不連続点を検出してみた。図6(f)は、その分布を表す二値画像である。ただし、検出されやすい曲面の外輪郭線の表示を省略した。この画像から、もともとの画像におけるエッジ情報は、複数回の平滑化処理にもかかわらずかなりの精度で保存されていることが分かる。



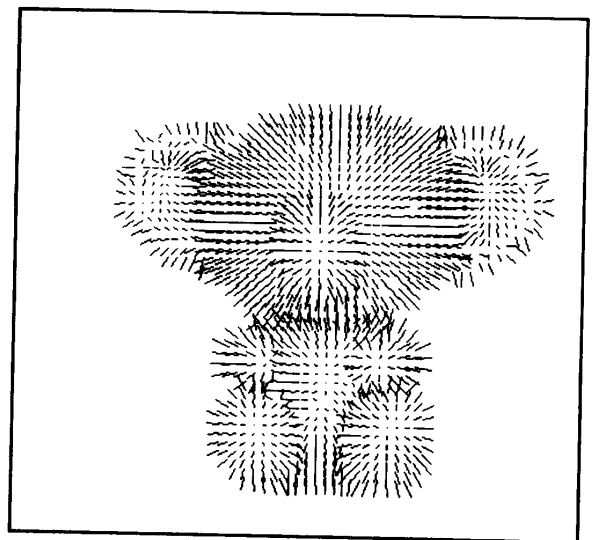
(a) original image



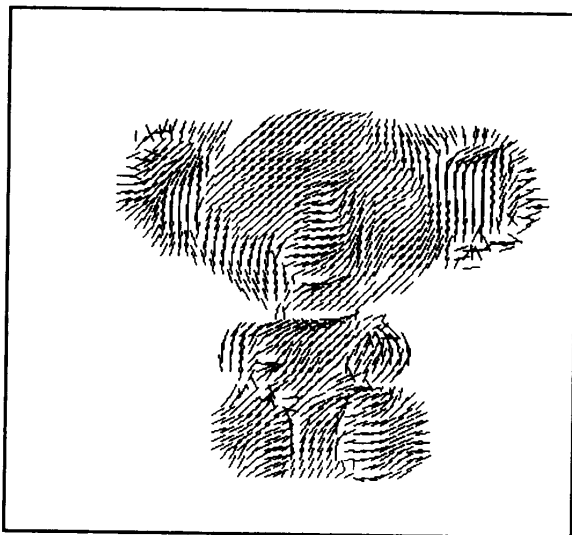
(b) a partial image



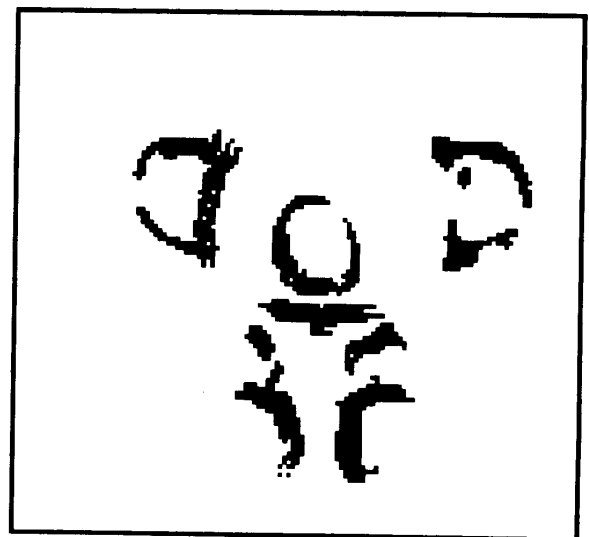
(c) recovered image



(d) recovered need map



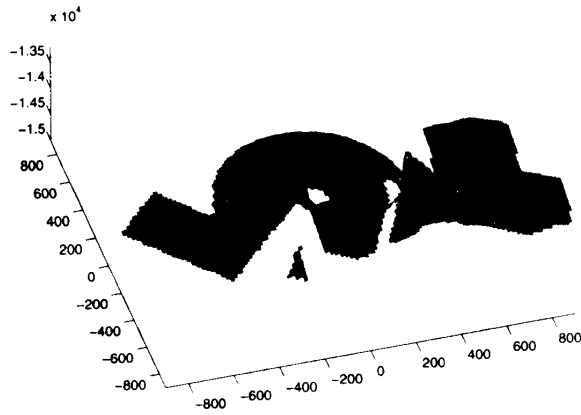
(e) principal direction map



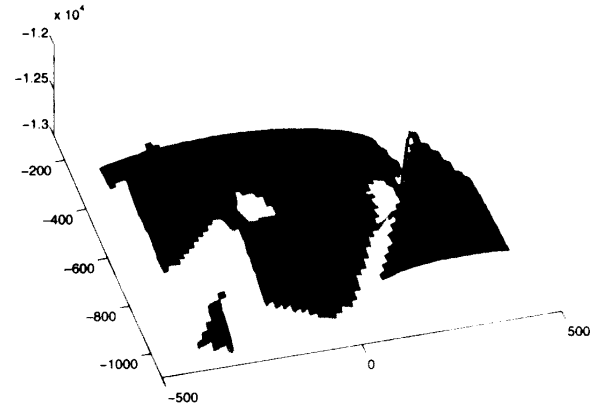
(f) edge image

図6 人工物体群を対象とした実験の結果

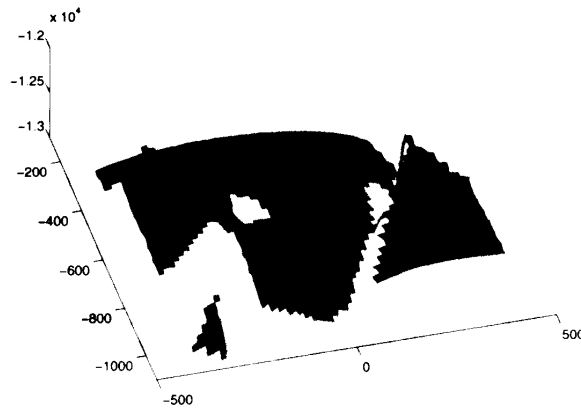
Fig. 6 Results of an experiment using an image of artificial objects.



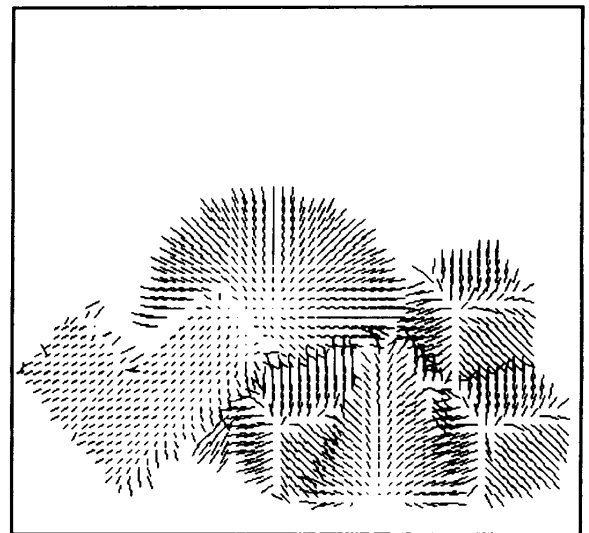
(a) original image



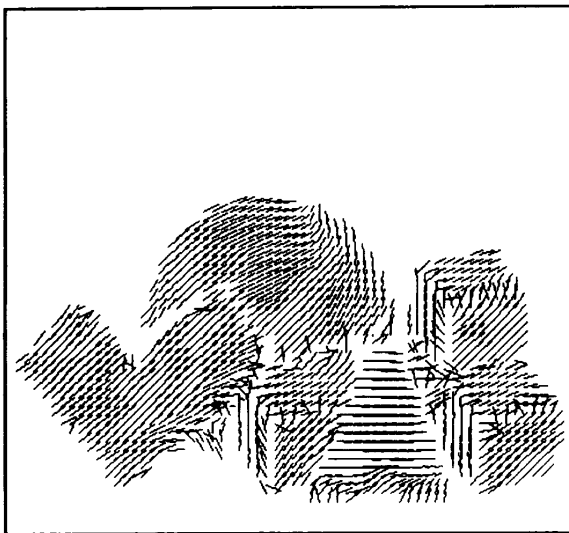
(b) a partial image



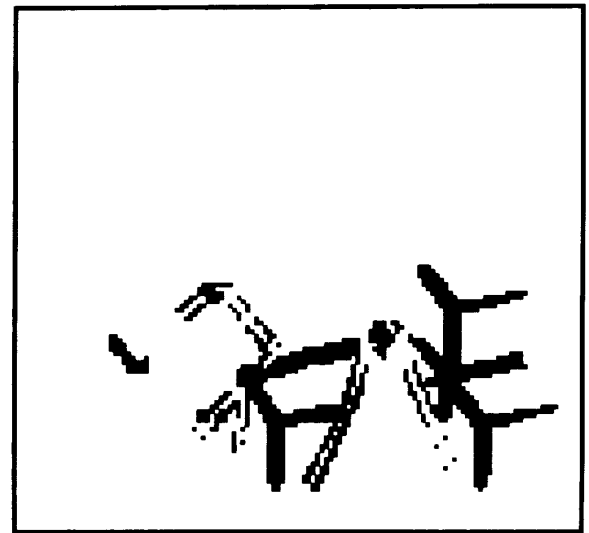
(c) recovered image



(d) recovered need map



(e) principal direction map



(f) edge image

図7 人工物体群を対象とした実験の結果
Fig. 7 Results of an experiment using an image of artificial objects.

その他にまた機械部品に似た人工物を対象とした実験も行った。図7は、多面体、球、円錐と円柱からなる複雑な物体群を写した距離画像に対する実験の結果である。各図面は、図6のそれらと同じ内容を示している。

6. ま と め

物体認識等の目的に必要なとなる曲面の幾何学的形状特徴を推定する新しい弛緩的形状復元アルゴリズムを提案した。このアルゴリズムは、距離画像から得られる高次微分特徴量の一貫性に基づく非線形平滑化フィルタであり、視線方向に依存しない復元が可能であることがその主な特徴のひとつである。また、その弛緩的平滑化の過程において、局所的形状拘束の伝播は、その形状に依存した不連続関数によって制御され、かなり優れた不連続保存性が実現されている。また、シミュレーション画像と実画像による実験では、雑音や形状変化などに対する本アルゴリズムのロバスト性と良好な収束性が示された。

今回提案したアルゴリズムにおいては、人間によって定められるパラメータを減らすために、従来の概念と違った視点から曲面点の近傍や不連続可能性などを定義した。実験によってその形状復元に対する有用性を示したが、今後、より正確なエッジ抽出などの目的にそれらを適用することの可能性について考えていくことが必要となる。また、MRF 画像復元法¹⁸⁾と同じように、本手法を並列的に実行することができるかどうかについてもさらに検討する必要がある。

参 考 文 献

- 1) Besl, P.J. and Jain, R.: Invariant Surface Characteristics for 3D Object Recognition in Range Data, *CVGIP*, Vol.33, No.1, pp.33-80 (1986).
- 2) Blake, A. and Zisserman, A.: *Visual Reconstruction*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts (1987).
- 3) Bolle, R.M., Vemuri, B.C.: On the Three-Dimensional Surface Reconstruction Methods, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.1, pp.1-12 (1991).
- 4) Boulton, T.E. and Gross, A.D.: Recovery of Superquadrics from 3-D Information, *Proc. SPIE Intell. Robots and Comp. Vision*, pp.358-365 (1987).
- 5) Sander, P.T. and Zucker, S.W.: Inferring Surface Trace and Differential Structure from 3-D Images, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.12, No.9, pp.833-854 (1990).
- 6) Stevenson, R.L., Achmitz, B.E. and Delp, E.J.: Discontinuity Preserving Regularization of Inverse Visual Problems, *IEEE Trans. SMC*, Vol.24, No.3, pp.455-469 (1994).
- 7) Cohen, I., Cohen, L.D. and Ayache, N.: Using Deformable Surfaces to Segment 3-D Images and Infer Differential Structures, *CVGIP: Image Understanding*, Vol.56, No.2, pp.242-263 (1992).
- 8) Blake, A. and Zisserman, A.: Invariant Surface Reconstruction Using Weak Continuity Constraints, *Proc. IEEE CVPR*, pp.62-67 (1986).
- 9) Stevenson, R.L. and Delp, E.J.: Viewpoint Invariant Recovery of Visual Surfaces from Sparse Data, *Proc. IEEE ICCV*, pp.309-312 (1990).
- 10) 田中, 岸野: 3D 曲率を用いた適応的形状復元, *MIRU'92 講演論文集-1*, pp.397-404 (1992).
- 11) Ferrie, F.P. and Lagarde, J.: Curvature Consistency Improves Local Shading Analysis, *CVGIP: Image Understanding*, Vol.55, No.1, pp.95-105 (1992).
- 12) 坂上, 横矢: 弛緩法と正則化, *情報処理*, Vol.30, No.9, pp.1027-1057 (1989).
- 13) Zha, H., Nagata, T. and Kumamaru, K.: Quantifying Saliency of Feature Points on 3-D Curved Surfaces from Range Images, *Proc. IEEE ICRA*, pp.1695-1700 (1992).
- 14) 村松: 曲率一貫性原理を用いた三次元曲面の形状復元, 九州大学大学院工学研究科修士卒業論文 (1995).
- 15) Ferrie, F.P., Mathur, S. and Soucy, G.: Feature Extraction for 3-D Model Building and Object Recognition, *Three-Dimensional Object Recognition Systems* (Jain, A.K., et al., Eds.), pp.57-88, Elsevier, Amsterdam (1993).
- 16) Sinha, S.S. and Schunck, B.G.: A Robust Method for Surface Reconstruction, *Proc. Workshop on Robust Comp. Vision*, pp.183-199 (1990).
- 17) Terzopoulos, D.: The Computation of Visible-Surface Representations, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.10, No.4, pp.417-438 (1988).
- 18) Geiger, D. and Girosi, F.: Parallel and Deterministic Algorithms from MRFs: Surface Reconstruction, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.13, No.5, pp.401-412 (1991).

(平成7年8月28日受付)

(平成8年5月10日採録)

**査 紅彬 (正会員)**

昭和37年生。昭和58年中国合肥工業大学電気工程系卒業。平成2年九州大学大学院工学研究科博士課程修了。同年九州工業大学情報工学部助手。平成3年九州大学工学部助教授を経て、現在同大学大学院システム情報科学研究科助教授。ロボットビジョン、ニューラルネットワーク応用、物体認識とモデル自動生成の研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、ロボット学会、IEEEなどの会員。

**長田 正 (正会員)**

昭和7年生。昭和31年九州大学工学部電気工学科卒業。昭和34年同大学院博士課程中退。昭和34年工業技術院電気試験所(現電子技術総合研究所)入所。昭和45年同所情報制御研究室室長。昭和55年九州大学工学部教授。現在、九州システム情報技術研究所所長。ロボットビジョン、ロボットタスクプランニング、自律分散協調システムなどの研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、人工知能学会、日本ロボット学会などの会員。

**村松 彰二**

昭和44年生。平成5年九州大学工学部電気工学科卒業。平成7年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年(株)日立製作所入社、日立研究所勤務。画像理解、パターン認識の研究開発に従事。電子情報通信学会会員。