3次元物体モデル生成のための異なる解像度を持つ 距離画像統合

Integration of Range Images with Different Resolutions for 3D Object Modeling

正会員 諸岡 健一^{†*}, 姜 有宣[†], 正会員 長橋 宏[†]

Ken'ichi Morooka^{†*}, Kang Yousun[†] and Hiroshi Nagahashi[†]

Abstract This paper proposes a new method for integrating range images with different resolutions to generate an entire 3D model. The modeling method is based on the fact range images need an overlapping area between the images for the registration process. Thus, we integrate data from two range images into one surface model, and represent the overlapping area with triangular patches. Few conventional methods have paid attention to integrating images with different resolutions. Moreover, most conventional methods find corresponding points by using the distance between points. However, it sometimes causes wrong corresponding points in convex and concave surfaces. We propose a new integration method that uses geometric and topological information. Experimental results showed that this method is efficient for integrating multiple range images.

キーワード：3次元物体モデル，距離画像，画像統合，多重解像度モデル

1. はじめに

近年，計算機やそのグラフィックス処理能力の向上に伴い，物体の形状やテクスチャ情報を持つ3次元物体モデルが様々な分野で使用されつつある．このようなモデルを生成する方法として，レンジファインダを使って実物を計測するものがある．その計測結果として，各画素に物体表面上の点の3次元座標や色情報などが格納された距離画像が取得される．しかし，距離画像には，ある視線方向から観測可能な物体表面のデータしか含まれていない．したがって，複数の視点から距離画像を取得し，それらを繋ぎ合わせることで物体全周のモデルを生成する．具体的には，i) 画像間の相対的な位置関係を求め（画像の位置合わせ）¹⁾²⁾，ii) 統一的な基準座標系へ変換した後，複数の距離画像を統合し単一の物体モデルを生成する³⁾⁷⁾．我々は，三角パッチで記述された物体モデルの自動生成システムに関する研究を行っており⁶⁾⁸⁾⁹⁾，本論文では，主に距離画像統合に着目する．

距離画像の位置合わせでは，画像間の重複部に含まれるデータの対応関係を用いる．しかし，この重複部には冗長なデータが存在するため，それらのデータを統合あるいは除去しなければならない．また，物体の距離画像を三角パッチで記述する場合，重複部のパッチを再構築する必要がある．

一方，計測技術の進歩により，様々な解像度で物体表面を計測することが可能となっている．形状の複雑さやユーザの要求に応じて解像度を変えることで，モデルの精度を保ちつつ，モデル生成に必要なデータ量を削減できる．更に，同一対象を異なる解像度で計測した場合，取得した計測データを利用することで，多重解像度モデルが容易に得られると考えられる．これらを実現するためには，画像を統合する際，各解像度レベル間でのデータの対応関係を確立することが重要である．この時，計測時のセンサと対象物の位置関係などが原因で，計測データには様々な雑音が含まれている．したがって，このような雑音を考慮してデータの対応付けを行う必要がある．これまで，三角パッチで記述された画像統合法が提案されている^{4)10)~16)18)}が，従来手法のほとんどは同一解像度の画像を扱っており，異なる解像度の画像を対象とした手法は少ない．また，計測データの雑音に基づくデータ統合法⁷⁾¹¹⁾¹²⁾¹⁸⁾が提案されているが，これらの手法では解像度の変化に依存した雑音を考慮していない．

本論文では，様々な解像度を持つ距離画像間の新たなデータ統合法を提案する．三角パッチで記述された2枚の距離

2005年3月31日受付，2005年10月24日最終受付，2005年12月22日採録

[†] 東京工業大学大学院 像情報工学研究施設

(〒226-8503 横浜市緑区長津田町 4259, TEL. 045-924-5479)

* 現在，九州大学デジタルメディスン・イニシアティブ

[†] Imaging Science and Engineering Laboratory, Tokyo Institute of Technology

(4259 Nagatsuta-cho, Midori-ku, Yokohama 226-8503, Japan)

* Digital Medicine Initiative, Kyushu University

図 1 本モデリングシステム
Our modeling system.

図 2 2 種類の計測データの確信度分布
Two kinds of certainties of measured data.

画像が与えられると、まず、点の類似性と、その位相情報を利用して、重複部にある各点の対応点を決定する。次に、物体表面が存在する可能性を示す計測データの確信度分布をモデル化し、その分布に基づいて点を統合、あるいは削除することで冗長なデータを取り除く。そして、各点の位相情報を考慮しながら、重複部のパッチを再構築する。

2. 本モデリングシステムの概要

本モデリングシステムを図 1 に示す。1 軸周りの回転と、1 軸方向の並進移動が実現可能なステージを、レンジファインダの前に設置する。このシステムで、距離画像の座標系 (以後、画像座標系) の原点を、カメラの光軸とステージの回転軸の交点とし、画像座標系の Y, Z 軸は、それぞれ回転軸、およびカメラの光軸方向と平行である。この座標系において、ステージの並進移動は Z 軸方向に移動する。レンジファインダとして、コニカミノルタ社製 VIVID910 を使用した。この装置は、レンズを交換することで、様々な解像度で対象物を計測することが可能である。ステージに対象物を載せ、物体の姿勢や、レンジファインダとの物理的・光学的距離を変えながら、距離画像を取得する。

本論文では、鏡面反射成分が少なく、ほぼ拡散反射成分表面から構成される物体を扱う。したがって、計測時のセンサと対象物の物理的・光学的距離や、センサの視線方向と対象表面の傾きの関係に依存した計測誤差を考慮する。これらの誤差は、画像を用いた 3 次元計測では、一般的に生じる誤差である。一方、文献¹⁰⁾で見られるような、相互反射など、鏡面反射特性に依存した雑音は考慮しない。

距離画像のデータ構造は 2 次元配列なので、隣接する画素に格納されている点を近傍点とし、それらを連結する単純な方法で、各距離画像を三角パッチで記述する。ただし、ある三角パッチが、以下に挙げる条件のうちどちらか一つでも満たすなら、そのパッチを生成しない⁵⁾：1) 少なくとも一つのエッジの長さが閾値以上である；2) パッチの法線ベクトルと、カメラの視線方向のなす角が 90[deg] 以上である。条件 1 の閾値は、画像に含まれる全エッジの平均長の 4 倍とした。上述の処理終了後、どのパッチにも含まれない計測データ点を、孤立点あるいは外れ値とし、そのデータを削除した。ここで、任意の計測データ点 p が与えられると、 p とパッチのエッジを構成する点を、 p の近傍点と

呼ぶ。そして、 p の近傍点集合を $\mathcal{L}_p$ で表し、 $\|\mathcal{L}_p\|$ を p の近傍点の総数とする。

我々は、解像度が異なる距離画像の位置合わせ法を提案している。詳細は文献⁶⁾⁸⁾を参照し、以下では、提案した位置合わせ法の流れを述べる：1) 各距離画像を曲率に基づいて領域分割する。この時、各領域をノードとし、隣接するノードをエッジで連結することで、領域分割した距離画像をグラフによって表現する。2) グラフマッチングに基づいて、画像間の大まかな位置関係を推定する。3) 上の処理で求めた位置関係を初期値として ICP アルゴリズムを実行し、画像間の位置関係を求める。

3. 計測データの確信度分布

この節では、まず、Johnson らが提案した手法⁷⁾を導入して、計測データに含まれる 2 種類の確信度分布について述べる。次に、これらの分布を使って計測データの確信度分布を推定する方法を説明する。

3.1 センサモデルに基づくデータの確信度分布

図 2(a) が示すように、位置 s にあるセンサから物体表面形状を計測し、点データ p を取得した場合を考える。物体表面を走査する時、センサと対象物の物理的距離あるいは焦点距離に近い程、限定された範囲を高解像度で走査できるため、 p の計測誤差は少なく、物体表面上の点が p の位置にある信頼度は高いと考えられる。一方、センサと対象物の距離が大きい場合、 p には雑音が多く含まれ、 p の信頼度は低く、周囲の近傍点に対する優位性も低くなる。このような、センサと対象物の距離と計測データの信頼度の関係を、その距離に依存した分散値を持つガウス分布としてモデル化する。この分布を、計測データのセンサモデルに基づく確信度分布 (CSM: Certainty of measured data based on Sensor Model) と呼ぶ。具体的には、 p の CSM は、図 2(a) に示すような、 p を中心とし、視線ベクトル $v_p = \frac{s-p}{\|s-p\|}$ に垂直な α 軸と、 v_p と平行な β 軸を主軸とするガウス分布関数で定式化する：

$$G_R(x|p) = \frac{\phi_R(p)}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\alpha^2}{\sigma_\alpha(p)} + \frac{\beta^2}{\sigma_\beta(p)}\right)\right); \quad (1)$$

$$\phi_R(p) = \sqrt{\left(\frac{1}{\sigma_\alpha(p)}\right)^2 + \left(\frac{1}{\sigma_\beta(p)}\right)^2};$$

$$\alpha = \sqrt{\|u\|^2 - (u \cdot v_p)^2}; \quad \beta = u \cdot v_p; \quad u = x - p.$$

但し, x は 3 次元空間中の任意の点である. 式 (1) の値は, CSM に基づいて, p が x の位置に存在する可能性を示す.

式 (1) における CSM の各主軸方向の分散値 $\sigma_\alpha(p)$ と $\sigma_\beta(p)$ は, p の近傍点 $p' \in \mathcal{L}_p$ とセンサ間の平均距離 d_2 とその分散 d_1 を使って, 次式より決定する⁷⁾:

$$\sigma_\alpha(p) = d_1; \quad \sigma_\beta(p) = 2d_1; \quad (2)$$

$$d_1 = \frac{1}{\|\mathcal{L}_p\|} \sum_{p' \in \mathcal{L}_p} \{d_2 - \|p' - s\|\}^2;$$

$$d_2 = \frac{1}{\|\mathcal{L}_p\|} \sum_{p' \in \mathcal{L}_p} \|p' - s\|.$$

式 (1) および (2) より, 計測データとセンサ間の平均距離 d_2 が小さい程, σ_α , σ_β は小さくなり, p の CSM は, 中心である p で信頼度が高く, かつ急峻な分布を持つ. 一方, d_2 が大きい場合, p の信頼度は低く, また, CSM の分布はなだらかにかつ大きく広がる.

カメラの光軸, つまり画像座標系の Z 軸と v_p は平行と見なすことで, CSM は画像座標系で表すことができる. この時, α は XY 平面上にあり, かつ等方性を持つ. したがって, CSM の共分散行列は式 (3) のように表される:

$$\Lambda_R[p] = \text{diag}(\sigma_\alpha^2, \sigma_\alpha^2, 4\sigma_\alpha^2). \quad (3)$$

3.2 点広がりモデルに基づくデータの確信度分布

レンジファインダは, 物体表面に投光されたレーザの反射光を観測することで表面形状を計測する. レーザの投光方向と, カメラの視線方向が平行な場合, 物体表面の傾きと, その表面を計測した時のセンサの視線方向の成す角度が小さい程, 表面上を密に離散化するため, 雑音が少ないデータが取得できると考えられる. 逆に, この角度が大きい場合, 表面走査時のサンプリング間隔が大きくなるため, 計測データに雑音が多く含まれ, かつその信頼度は低い. このような, 表面走査時のサンプリング間隔と, 計測データの信頼度の関係を, サンプリング間隔に依存した分散値を持つガウス分布としてモデル化する. この分布を, 計測データの点広がりモデルに基づく確信度分布 (CPSM: Certainty of measured data based on Point Spread Model) と呼ぶ. CSM と同様に, 点 p の CPSM は, 図 2(b) で示すような, p を中心とし, p における法線ベクトル n_p に垂直な γ 軸と, n_p に平行な δ 軸を主軸とするガウス分布で表現する.

CPSM の各主軸の分散値 $\sigma_\gamma(p)$ と $\sigma_\delta(p)$ は, p と近傍点の平均距離 d_3 を用いて, 次式によって求める⁷⁾:

$$\sigma_\delta(p) = d_3; \quad \sigma_\gamma(p) = 2d_3; \quad (4)$$

$$d_3 = \frac{1}{\|\mathcal{L}_p\|} \sum_{p' \in \mathcal{L}_p} \|p - p'\|.$$

式 (4) と CPSM の定義より, 物体表面の傾きと視線方向の

成す角度が大きいほど, 表面計測のサンプリング間隔が大きくなり, p の信頼度は低い. また, σ_γ , σ_δ は大きくなるため, CPSM の分布はなだらかにかつ大きく広がる.

CPSM は, p を原点とし, n_p を一つの軸としたローカル 3 次元座標系で表される. この座標系において, γ が等方性を持つことを考慮すると, 式 (4) より, CPSM の共分散行列 $\bar{\Lambda}_S[p]$ は, 式 (5) と表される:

$$\bar{\Lambda}_S[p] = \text{diag}(\sigma_\gamma^2, \sigma_\gamma^2, 4\sigma_\gamma^2). \quad (5)$$

3.3 計測データの確信度分布の共分散行列とそれに基づくデータ統合

本手法では, 2 枚の画像間に含まれる点の対応関係を求め, 対応する 2 点を統合し, 冗長なデータを減らす. これらの処理では, 点 p の確信度分布の共分散行列 $\Lambda[p]$ を用いる. そこで, 各誤差の確信度分布の共分散行列を用いて, Λ を導出する. p の CSM と CPSM は, それぞれ画像座標系, およびローカル座標系で表されるため, まず, CPSM の座標系 O_C を画像座標系 O へ変換する. ここで, ベクトル $\omega_p = (\omega_1, \omega_2, \omega_3)^t$ を, 画像座標系の Z 軸方向ベクトル z と, p における法線ベクトル n_p に直交し, かつ p を通るベクトルとする. また, θ_p を z と n_p のなす角とする. O_C から O への変換は, ω_p 軸周りに n_p から z へ, 角度 θ_p で回転する変換と考えられる. この変換を表す回転行列 R_p は, Rodrigues の公式より,

$$R_p = I + \sin \theta_p [\omega_p]_\times + (1 - \cos \theta_p) ([\omega_p]_\times)^2 \quad (6)$$

と表される¹⁷⁾. ただし, 行列 $[\omega_p]_\times$ は,

$$[\omega_p]_\times = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_3 & \omega_2 \\ \omega_3 & 0 & -\omega_1 \\ -\omega_2 & \omega_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

と定義される. R_p を用いて, 画像座標系に変換した CPSM の共分散行列 $\Lambda_S[p]$ は, 次式で表される:

$$\Lambda_S[p] = R_p \bar{\Lambda}_S[p] R_p^T. \quad (8)$$

各モデルの共分散行列を重みつき線形結合することで, p の確信度分布を, 一つのガウス分布で表す. これにより, $\Lambda[p]$ を式 (9) によって求める:

$$\Lambda[p] = \lambda \Lambda_R[p] + (1 - \lambda) \Lambda_S[p]. \quad (9)$$

ただし, λ は重み係数であり, 本論文では 0.5 とした.

2 点 p , q が与えられると, これらを統合した点 r と, r の確信度分布の共分散行列 $\Lambda[r]$ は, それぞれ以下の式によって求める¹²⁾:

$$r = \Lambda[r](\Lambda[p]^{-1}p + \Lambda[q]^{-1}q); \quad (10)$$

$$\Lambda[r] = (\Lambda[p]^{-1} + \Lambda[q]^{-1})^{-1}. \quad (11)$$

式 (10), (11) において, 各共分散行列の逆行列は, その点の重みに対応する. つまり, 各雑音の分散値 σ_α , σ_γ が小さい程, その点の重みが大きくなることを意味する.

4. 重複部の推定および対応点の探索

2枚の距離画像が重なり合っている領域(以後、重複部)を推定し、幾何特徴量や色情報など点の属性の類似性に基づいて対応点を決定する。しかし、特に、低解像度データには雑音が多く含まれる可能性が高く、点の類似性だけでは対応点が見つからない場合がある。そのような低解像度データに対して、対応点を推定する。

以下では、位置合わせが終了し、ワールド基準座標系へ変換された高解像度画像 $I^{(F)}$ と低解像度画像 $I^{(C)}$ を用いて説明する。具体的な例として、図6(a)に示す方鼎(ほうてい)を対象とし、取得した $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ を、それぞれ図7(a), (b)を示す。 $I^{(F)}$ は、局所的な物体表面をより細かく走査して得られる画像である。一方、 $I^{(F)}$ と比べ、 $I^{(C)}$ の解像度は低いが、 $I^{(C)}$ に含まれる形状データは、 $I^{(C)}$ で計測された範囲内の形状全体を表示するには十分な精度である。

4.1 画像間の重複部の推定

$I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の重複部にある点とパッチを推定する。 $I^{(C)}$ のパッチ $S^{(C)}$ を、その法線方向に $\pm\rho$ 移動させながら、高さ 2ρ の三角柱空間を生成する。もしこの空間内に $I^{(F)}$ の点 $p \in I^{(F)}$ があるなら、 p と $S^{(C)}$ は重複部に存在すると見なす。ここで、 $S^{(C)}$ に含まれる頂点の CPSM の分散値 σ_γ の平均を、 ρ の値として用いた。同様の処理を、 $I^{(F)}$ のパッチ $S^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の点 $q \in I^{(C)}$ についても行い、重複部に存在する q と $S^{(F)}$ を求める。そして、以後の統合処理では、重複部にある点とパッチのみを用いる。

4.2 点の類似性に基づく対応点探索

重複部での $I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の対応点探索は、点の類似度と、データ統合による形状変形度、の2つの評価基準に基づく。本手法では、 p と q の類似度 E を、式(12)と定義する：

$$E(p, q) = \kappa_1 \|p - q\| + \kappa_2 \|n_p - n_q\| + \kappa_3 |H_p - H_q|. \quad (12)$$

E の値が小さい程、 p と q の類似性が高いことを示す。ここで、 n_p (あるいは n_q)、 H_p (H_q) は、それぞれ p (q) における法線ベクトルと色相である。また、 κ_1 、 κ_2 、 κ_3 は重み係数であり、各値を以下の方法によって決定する。 $I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の解像度が大きく異なる場合、特に、 q の法線ベクトルには雑音が多く含まれているため、法線ベクトルに基づく類似性の評価は適切ではない。この場合、 κ_1 、 κ_3 に比べ、 κ_2 の値を小さくする。本手法では、 $I^{(C)}$ の CSM の分散値 σ_α が、 $I^{(F)}$ の σ_α の10倍以上なら、 $I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の解像度差が大きいと見なし、 $\kappa_1 = \kappa_3 = 4/5$ 、 $\kappa_2 = 1/5$ とする。そうでなければ、 $\kappa_1 \sim \kappa_3$ の値を全て $1/3$ とした。

次に、式(10)によって、 p と q の統合データ r が得られたとする。 r の位置が、 p あるいは q とほぼ同じ位置にあるなら、データ統合による形状変形が少なく、元の計測データに即した物体表面を再構築できると考えられる。そ

図3 位相情報を利用した対応点探索
Establishment of correspondence between points of two images based on topological information of the points.

こで、データ統合による形状変形度 $\Phi(p, q)$ を、 p と r 、および q と r の距離の総和によって評価する：

$$\Phi(p, q) = \|p - r\| + \|q - r\|. \quad (13)$$

Φ の値が小さい程、統合による形状変形が小さいことを意味する。

これらの評価基準を用いた対応点決定アルゴリズムは、次の3ステップから成る。

F1: p について、 $I^{(C)}$ の全点との類似度を式(12)より計算し、類似度の小さい方から $I^{(C)}$ の点を K 個選ぶ。この点を p の対応点候補とし、その集合を Γ_p と表す。同様の処理により、 q の対応候補を求める。予備実験を通して、 K の値を $K = 20$ とした。

F2: 式(14)を満たす $\tilde{q} \in \Gamma_p$ を、 p の対応点 c_p とする：

$$c_p = \arg \min_{\tilde{q} \in \Gamma_p} \Phi(p, \tilde{q}). \quad (14)$$

同様の処理を行い、 q の対応点 c_q を求める。

F3: すべての対応関係のうち、 $c_q = p$ かつ $c_p = q$ となる点の組のみを真の対応関係として残し、それ以外の点是对応点がないものとする。

4.3 位相情報に基づく低解像度データの対応点探索

前節の処理で対応点が見つからなかった $I^{(C)}$ の点に対し、位相情報に基づいて対応点を求める。以下の説明では、図3に示す点 q_3 の対応点を決定する例を用いる。

q_3 の周囲にあり、かつ対応点を持つ $I^{(C)}$ の点を複数個選び、その集合を $U[q_3]$ とする。図3では、 q_1 と q_2 (■印) が選ばれ、それぞれ対応点 c_{q1} と c_{q2} (●印) を持つ。 $I^{(F)}$ の点のうち、 $q_j \in U[q_3]$ の対応点 c_{qj} との相対的位置関係が、 q_3 と q_j の位置関係と類似する点(図3中○印)を、 q_3 の対応点候補とする。そして、 q_3 を各候補点へ移動させ、 q_3 を含むパッチと、パッチの周囲にある $I^{(F)}$ の点との平均距離を求める。その平均距離が最小となる候補点を q_3 の対応点とする。

5. 重複部のパッチ再構成とデータ統合

対応点を決定した後、物体モデルの表面の連続性を保ちつつ、重複部のパッチを再構築する。この時、重複部のパッチのうち、雑音が少ない点から構成されるパッチを、モデルのデータとしてそのまま用いることで、パッチ再構築に

図4 パッチ再構成の流れ
Reconstruction of patches in the overlapping area.

要する計算時間を短縮する。

5.1 パッチの選択とデータ統合

$I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ から、モデルデータとして使用するパッチを選択する。重複部でない全てのパッチには、ラベル “keeping” を付与する。一方、重複部のパッチについて、それを構成する全頂点の分散値 σ_α , σ_γ がどちらも閾値以下なら, “keeping” とラベル付けし, そうでなければラベル “removal” を与える。ここで本手法では, 上述の閾値をどちらも 0.4 とした。しかし, 閾値の設定によって, “keeping” を持つパッチ同士が重複して存在する可能性があり, これを回避するために次の処理を行う。重複部にある “keeping” を持つパッチについて, 4.1 節で述べた三角柱空間を生成する。他方のパッチがこの空間と交差するなら, これらのパッチはお互い重なり合っていると見なす。そして, パッチの 3 頂点の分散 σ_α の平均値を比較し, その値が大きいパッチのラベルを “removal” に変更する。一方, 平均分散値が同じ場合は, どちらのパッチも “removal” に変更する。

既に求めた対応点組 $(\mathbf{p}, \mathbf{c}_p)$ を式 (10) により統合し, 以後の処理では統合データを用いる。この時, 統合で用いた点の全近傍点を, 統合データの近傍点とする。重複部にある頂点の近傍点情報を格納したリスト $\mathcal{L}$ を作成する。

ラベルが “keeping” のパッチのデータと, それを構成する点を, モデルデータ $\mathcal{M}$ に格納する。それ以外の点は, 点集合 $\bar{\mathcal{M}}$ に格納する。重複部における $\mathcal{M}$ と $\bar{\mathcal{M}}$ の関係を, 図 4(a) に示す。この図で, パッチが存在する領域 (以後, パッチ領域 (patch region)) が $\mathcal{M}$ であり, 点のみが存在する点群領域 (point cloud region) が $\bar{\mathcal{M}}$ に対応する。パッチ領域に含まれるエッジで, 二つのパッチによって共有されないエッジを境界エッジ (boundary edge) と呼ぶ。

図5 境界エッジの結合
Connection of boundary edges.

5.2 重複部のパッチ生成

図 4(b) 上段に示すように, 各境界エッジごとに, $\bar{\mathcal{M}}$ から適切な点の一つ点選び, それと境界エッジを連結することで新たなパッチを生成する (図 4(b) 中段)。境界エッジ e に対し点 $\mathbf{p} \in \bar{\mathcal{M}}$ を選ぶ時, e と $\mathbf{p}$ から生成されるパッチ S を評価関数 W

$$W = \tau_1 W_1 + \tau_2 W_2. \quad (15)$$

によって評価する。ここで, τ_1, τ_2 はそれぞれ重み係数である。本手法では, $\tau_1 = \tau_2 = 0.5$ とした。 W_1, W_2 は, それぞれ, 1) S の形状, 2) S と隣接するパッチの連続性, の各基準において S を評価する関数である。前者は, S が細長い三角形とならないよう S の形状を評価し, 後者の基準は, 形状の滑らかな連続性を保証するためである。従来の画像統合法でも, これらの評価基準が定式化されているが, 本手法では, 今回, W_1, W_2 をそれぞれ以下の式で求める。

$$W_1 = |1 - \frac{\text{dist}(e, \mathbf{p})}{|e|}|; \quad (16)$$

$$W_2 = 1 - \mathbf{N}_e \cdot \bar{\mathbf{N}}_e. \quad (17)$$

式 (16) において, $|e|$ は, e の長さであり, 関数 $\text{dist}(e, \mathbf{p})$ は, e の中点と $\mathbf{p}$ の距離を返す関数である。 $\mathbf{N}_e$ は, S の法線ベクトルであり, $\bar{\mathbf{N}}_e$ は, e を共有するもう一つのパッチの法線ベクトルである。

境界エッジの集合を Θ とし, パッチ再構成処理を以下に示す。

R1: 各境界エッジ $e \in \Theta$ について, 以下の処理を行う。

- 1) 点の近傍点情報を格納したリスト $\mathcal{L}$ を参照し, 境界エッジの端点の近傍点で, かつ $\bar{\mathcal{M}}$ に含まれる点を, パッチ生成に用いる候補点とする。ただし, 候補点と e を用いて生成したパッチが, $\mathcal{M}$ に含まれるパッチと交差するなら, その点は候補から除外する。
- 2) 複数の候補点が見つかった場合, 各候補点について式 (15) の評価関数値を計算し, その値が最小となる点を選ぶ。
- 3) 選んだ点 $\mathbf{p}$ と e を連結して新たなパッチ S を生成する。 e を集合 Θ から除き, S のデータと, $\mathbf{p}$ のデータをモデルデータ $\mathcal{M}$ に追加する。 S のエッ

ジのうち、他のパッチと共有しないものを新たな境界エッジとし、 Θ に追加する。

R2: 図 4(b) 中段で示すように、同一点 (図中 □ 印の点) を端点として持つ 2 本の境界エッジの組を求める。このような組が見つかった場合、その組の各エッジのもう一方の端点 (■ 印) を連結してパッチ $\hat{S}$ を生成した時、 $\hat{S}$ 内に点が含まれないなら、 $\hat{S}$ を $\mathcal{M}$ に加える。 $\hat{S}$ の生成に使用した 2 本の境界エッジを Θ から削除する。 $\hat{S}$ のエッジで、他のパッチと共有しないものを新たな境界エッジとし、 Θ に加える。

これらの処理を行うと、図 4(c) が示すように、点群領域に向かってパッチ領域が拡張する。そして、境界エッジ同士が交差する直前まで Step.R1~R2 を繰り返す。

上述の処理終了後、境界エッジ同士が交差する直前で止めるため、図 5(a) のように向かい合うパッチ領域間に隙間が生じる。そこで、Pito が提案した手法¹¹⁾を用いて、図 5(b) のように、境界エッジを連結することで、最終的に連続したパッチモデルを生成する。

5.3 境界エッジ結合部の平滑化

これまで述べた再構築処理は、局所的情報に基づくため、パッチ領域間の境界エッジを繋いだ部分に、実物にはない凹凸部が生じる可能性がある。そこで、境界エッジの結合部に平滑化処理を行う。具体的には、モデル $\mathcal{M}$ の点 $\mathbf{r}_k$ と、その近傍点 $\mathbf{r}_m \in \mathcal{L}_k$ が与えられたとき、 $\mathbf{r}_k$ を式 (18) によって更新する：

$$\mathbf{r}_k \leftarrow \frac{f(\mathbf{r}_k)\mathbf{r}_k + (1 - f(\mathbf{r}_k))\sum_{\mathbf{r}_m \in \mathcal{L}_k} \psi_m \mathbf{r}_m}{f(\mathbf{r}_k) + (1 - f(\mathbf{r}_k))\sum_{\mathbf{r}_m \in \mathcal{L}_k} \psi_m}. \quad (18)$$

ここで、 ψ_m は、 $\mathbf{r}_k$ の法線ベクトルと、 $\mathbf{r}_m$ の法線ベクトルの内積である。また、関数 $f(\mathbf{r}_k)$ は、パッチ領域の連結で用いた境界エッジのうち、最近傍にあるエッジから、 $\mathbf{r}_k$ までの距離を表す関数である。本手法では、結合部分からの距離に応じて、平滑前後の点の移動量が少なくなるよう定義した。

6. 実験結果

提案手法の有効性を検証するために、様々な対象物のモデル生成実験を行った。まず、図 6(a) に示す方鼎 (ほうてい) を対象とし、異なる解像度の距離画像を取得し、それらの画像を本統合法を使って統合する実験を行った。カメラから 800[mm] 離れた位置に配置し、対象全体を計測した低解像度距離画像 $I^{(C)}$ (図 7(a)) を取得した。続いて、カメラから 40[mm] の位置に方鼎を近づけて、その一部を高解像度で計測した距離画像 $I^{(F)}$ (図 7(b)) を取得した。ここで、 $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ を取得したときのレンジファインダの奥行き分解能は、それぞれ 2.8, 0.8[$\times 10^{-2}$ mm] である。また、画像の解像度は、ある点と近傍点間の距離の平均とし、 $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ の各解像度はそれぞれ 0.60[mm/pixel], 0.21[mm/pixel] であった。図 8(a) 中と図 7(c) は、それぞ

(a)object

(b)photographic image of a target region of the object surface

図 6 対象物:方鼎 (ほうてい)
Object:fanging.

れ、 $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ において図 6(b) で示す箇所を拡大した図であり、これらの図から明らかなように、 $I^{(C)}$ の精度は、それに含まれる形状データ全体を表示するには充分であるが、一部を拡大して表示すると、 $I^{(F)}$ と比べ、 $I^{(C)}$ に雑音が多く含まれている。

提案手法を用いて $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ を統合し、モデル $\mathcal{M}$ を生成した。 $\mathcal{M}$ において、 $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ の重複部にあたる領域を拡大した図を、図 8(b) 左に示す。図 8(a) 左は、 $I^{(C)}$ での同一部を表示しており、これらを比較すると、重複部のほとんどが $I^{(F)}$ のデータに置き換えられ、モデルの精度が向上している。本手法では、重複部にある低解像度の点 $\mathbf{q}$ の対応点 $\mathbf{c}_q$ を探索している。そこで、式 (10) より $\mathbf{q}$ と $\mathbf{c}_q$ を統合したデータを、 $\mathbf{q}$ に置き換えることで、図 8(c) に示すモデル $\mathcal{M}^0$ を生成した。また、図 8 の右コラムは、各モデルにおいて、図 6(b) に示す凸模様部 (同図中 □ 部) の切断面である。これらの図を比較すると、 $\mathcal{M}^0$ は雑音が除去されつつ、幾何学的特徴を残している。実際、各モデルの重複部にある点について、 $I^{(F)}$ から最近点を求め、それらの間の平均距離を算出した。 $I^{(C)}$ と $I^{(F)}$ 、および $\mathcal{M}^0$ と $I^{(F)}$ の平均距離は、それぞれ 0.228[mm], 0.084[mm] であり、 $\mathcal{M}^0$ の形状復元精度が向上しているといえる。

さらに、重複部にある低解像度のパッチを四つに細分割し、細分割によって得られた点 $\mathbf{q}$ のみ、4.3 節で述べた対応点探索法によって、 $I^{(F)}$ から対応点を決定した。そして、対応点同士を統合したデータを置き換え、新たな解像度レベルのモデル $\mathcal{M}^1$ を生成した (図 8(d))。図 8(d) から明らかなように、 $\mathcal{M}^1$ は高解像度画像の形状特徴を概ね保存していることがわかる。このように、i) パッチの細分割、ii) 対応点探索、iii) 低解像度データの統合データへの置き換えの三処理を繰り返すことで、多重解像度モデルを生成できる。従来の LOD 法でも、同様の処理を行って多重解像度モデルを生成するが、その処理の前に、高解像度モデルから基本となる低解像度のベースモデルを作成する必要がある。一方、本手法では、ベースモデルとして低解像度画像を用いることができるので、より容易に多重解像度モデルを生成できる。

本研究の目的は、異なる解像度の距離画像を用いたモデル生成法の構築である。別のモデル生成法として、高解像度画像のみを用いる方法が考えられる。しかし、各画像に

図 7 異なる解像度の距離画像
Range images in different resolutions.

図 8 方鼎の多重解像度モデル (左: $I^{(F)}$ と $I^{(C)}$ の重複部の拡大表示; 中: 図 6(b) の拡大表示; 右: 凸部の切断面)
Multiresolution model of the fanging: (Left: shading model of overlapping area between $I^{(F)}$ and $I^{(C)}$;
Center: shading model of the target region shown in Fig.6(b); Right: cross section of convex parts).

含まれるデータ量は、解像度を上げるに従って、指数的に増大し、かつ全周の形状データを獲得するには、多数の計測が必要となる。これに対し、本モデル生成法では、物体全体のデータを低解像度画像から取得し、ユーザが詳細を知りたい箇所のみ高解像度画像を取得することで、モデル生成に必要なデータ量を削減できる。これにより、高解像度画像のみを用いる方法と比べ、本モデル生成法は、モデルの精度を保持しつつ、効率的にモデルを生成できる利点がある。

次に、本手法での位相情報に基づく対応点探索法の有効

性を検証することを目的とし、1) 本手法と、2) 点の類似性だけで対応点を探索した手法 (以後、従来法) の比較実験を行った。実験では、図 9(a) に示す、複数色のマーカーをつけた顔の彫像のモデルを生成した。対応点探索の影響のみを考慮するために、解像度を固定したままで、距離画像を 23 枚獲得した。これらの画像の平均解像度は、 $1.8[\text{mm}/\text{pixel}]$ であった。本手法によって生成されたモデルを、図 9(b), (c) に示す。1 枚の距離画像をモデルに追加するのに要した平均処理時間は、 $20.6[\text{sec}]$ (AMD Athlon800[MHz]) であり、短時間に統合処理が行われている。また、図 10(a),

図 9 彫像の統合モデル: (a) 対象物:彫像; (b-c) 統合モデル
Model of a statue: (a)object:statue of male's face; (b-c)model of the statue from different views.

図 10 本手法と従来法の比較: 左:生成したモデル; 中:モデルの左耳部の拡大図; 右:モデルの頬の拡大図
Comparison with our method and traditional method: obtained model (left); left ear part (center) and cheek part (right) of the model.

(b) は、それぞれ従来法と本手法により生成したモデルであり、各図の左、中央、右は、それぞれモデル全体、モデルの右耳の後ろ部分および左眼の下の拡大表示である。ここで、図 10(b) で連結していない部分は、本手法によるものではなく、データが得られなかったためである。従来の統合法では、単に点の類似性だけを評価基準として対応点を探索するため、耳のような薄い形状の物体では誤対応を生じる可能性がある。その結果、図 10(a) が示すように、物体形状を復元できなかったり、あるいは実物にはないくぼみが生じる場合がある。一方、図 10(b) が示すように、位相情報を用いる本手法では、滑らかに統合されており、また、薄い形状に対しても安定して形状復元が行われている。

今回の実験では、いくつかのパラメータを予備実験を通して決定した。これらの値は対象物の形状に依存すると考えられ、今後の課題として、様々な形状に対するパラメータ値の最適化法を構築することが挙げられる。

7. 結 論

本論文では、異なる解像度を持つ距離画像を統合する新たな手法を提案した。解像度や、センサと物体表面の相対位置関係の変化を考慮し、点に含まれる誤差を定量化した。

画像間の重複部にある点の対応関係を、1) 雑音が少ない点間で対応関係を確立した後、2) その関係と点の位相情報から低解像度点の対応点を求める、という二段階の処理によって求めた。この手法により、従来の距離による対応点探索では困難であった薄い物体に対しても、本探索法では正確に対応付けることができる。また、雑音が少ない点から成るパッチをモデルデータとして用いることで、統合に要する計算時間の短縮が可能となった。さらに、重複部の点の対応関係を利用することで、多重解像度モデルを容易に獲得できることを示した。

本論文では、鏡面反射成分が少ない物体表面を対象とした。鏡面反射成分が多い物体を計測した場合、その計測データには雑音が含まれる外れ値が多く存在する¹⁰⁾。そのため、これら外れ値を考慮した手法に拡張することで、より汎用的な手法を開発する必要がある。また、取得する距離画像の増加に伴い、モデル生成に多くの計算量を要する。本手法では、画像統合の高速化を図ったが、更なる高速化を実現する方法として、PC クラスタによる並列化¹³⁾などが挙げられる。さらに、本多重解像度モデル生成法は、パッチの細分割に基づく方法であるため、得られるモデルは離散的な解像度レベルしか表現できない。この問題を解決するために、連続的な解像度の変化に対応可能な多重解像度モデルが必要であり、現在、そのモデル生成法を開発中である。

【文 献】

- 1) P.Besl and N.D.Mackay : "A Method of Registration of 3-D Shapes", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **14**, 2, pp.239-256(1992)
- 2) Y.Chen and G.Medioni : "Object Modeling by Registration of Multiple Range Images", Image and Vision Computing, **10**, 3, pp.145-155(1992)
- 3) B.Curless and M.Levoy : "A Volumetric Method for Building Complex Models from Range Images", Proc. SIGGRAPH, pp.303-312(1996)
- 4) C.Dorai and G.Wang : "Registration and Integration of Multiple Object Views for 3D Model Construction", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **20**, 1, pp.83-89(1998)
- 5) D.Huber and M.Hebert : "Fully automatic registration of multiple 3-D data sets", Image and Vision Computing, **21**, 7, pp.637-650(2003)
- 6) 池迫, 諸岡, 長橋 : "異なる解像度の距離画像を用いた 3 次元物体モデル生成", 通信学総合大会講演論文集, D-11-90(2005)
- 7) A.E.Johnson and S.B.Kang : "Registration and Integration of Textured 3-D Data", Proc. Int. Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.234-241(1997)
- 8) 諸岡, 服部, 周, 長橋 : "異なる解像度の距離画像を用いた 3 次元物体モデル生成", 画像の認識・理解シンポジウム, **2**, pp.103-108(2004)
- 9) 諸岡, 査, 長谷川 : "複数の距離画像の統合による 3 次元物体モデル生成のための視点計画", 信学論, **J82-D-II**, 3, pp.371-381(1999)
- 10) J. Park, and A.C. Kak : "Specularity Elimination in Range Sensing for Accurate 3D Modeling of Specular Objects", Proc. 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, pp.707-714(2004)
- 11) R. Pito : "Mesh Integration Based on Co-Measurements", Proc. IEEE ICIP, **2**, pp.397-400(1996)
- 12) M. Rutishauser, M. Stricker and M. Trobina : "Merging Range Images of Arbitrarily Shaped Objects", Proc. IEEE CVPR '94, pp.573-580(1994)
- 13) R. Sagawa, K. Nishino and K. Ikeuchi : "Robust and Adaptive Integration of Multiple Range Images with Photometric Attributes", Proc. IEEE CVPR, **2**, pp.172-179(2001)
- 14) A.D. Sappa and M.A. Garcia : "Incremental Multiview Integration of Range Images", Proc. IEEE ICPR, **1**, pp.546-549(2000)

- 15) M. Soucy and D. Lauredeau: "A General Surface Approach to the Integration of Set of Range Views", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **17**, 4, pp.344-358(1995)
- 16) G. Turk and M. Levoy: "Zippered Polygon Meshes from Range Images", Proc. SIGGRAPH, **2**, pp.311-318(1994)
- 17) 徐, 辻: "3次元ビジョン", 共立出版 (1998)
- 18) 查, 牧元, 長谷川: "三次元物体の全周モデルを獲得するためのデータ重複部再構成", 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU'98), **1**, pp.195-200(1998)

もろおか けんいち
諸岡 健一 1995 年, 九州大学工学部情報工学科卒業. 2000 年, 同大学大学院システム情報科学研究科博士後期課程修了. 2000 年 (財) 九州システム情報技術研究所 特別研究員を経て, 同年東京工業大学像情報工学研究施設助手. 2006 年より九州大学デジタルメディスン・イニシアティブ助教授, 現在に至る. コンピュータビジョン, コンピュータグラフィックス, パターン認識に関する研究に従事. 工学博士. 正会員.

かん ゆうそん
姜 有宣 1993 年, 朝鮮大学コンピュータ工学科卒業. 1999 年, 同大学大学院コンピュータ工学科博士課程修了. 2000 年, 光州大学工学部講義担当教授 2001 年, 東京工業大学像情報研究施設非常勤講師 (研究機関研究員). 現在, 同施設非常勤研究員. この間, 2003 年 ~2005 年, 日本学術振興会外国人特別研究員. コンピュータビジョン, パターン認識に関する研究に従事. 工学博士.

ながはし ひろし
長橋 宏 1975 年, 東京工業大学工学部電気工学科卒業. 1980 年, 同大学院博士課程修了. 1981 年, 山形大工学部電子工学科助手, 1987 年, 同助教授. 1990 年, 東工大工学部像情報工学研究施設助教授, 現在, 同教授. 画像処理, コンピュータビジョン, 3次元モデリング, ニューラルネットワークなどの研究に従事. 工学博士. 正会員.