

多視点距離データを用いた 3 次元形状モデリング

3D Object Modeling Using Multiple-View Range Data

横矢 直和† 増田 健‡

Naokazu YOKOYA† and Takeshi MASUDA‡

† 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科、生駒市

† Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology
Ikoma-City, Nara 630-01

‡ 電子技術総合研究所 知能情報部、つくば市

‡ Machine Understanding Division, Electrotechnical Laboratory
Tsukuba-City, Ibaraki 305

あらまし: 遺物、美術品、工芸品等の文化財データベースから成る仮想博物館の構築においては、通常の文書情報や画像情報に加えて、仏像等の彫刻に代表される複雑な 3 次元物体の形状を如何に計測・記録・提示するかが重要な課題となる。すなわち、複雑な自由形状を有する文化財の表面の形状を如何に計測するか、計測されたデータを如何に表現するか、形状データを目に見える物あるいは触れる物として如何に提示するかという問題である。本稿では、最初の問題である 3 次元形状データベース構築のための実物体の計測に基づく形状モデリングにおける課題と問題点を整理し、具体的な研究事例を紹介する。まず最初に、(1) 多視点 3 次元計測、(2) 多視点データの位置合わせ、(3) データ統合による表面形状記述の必要性について述べ、次に、(1)、(2) の課題に対する具体的なアプローチとして、筆者らが研究を進めている光投影型レーザレンジファインダによる距離画像取得とランダムサンプリングと ICP アルゴリズムを用いた多視点距離画像の位置合わせを実験結果を交えて紹介する。

Summary: In constructing a virtual museum composed of databases of cultural properties such as historic remains and artistic handicrafts, important problems are measurement, recording and display of their three-dimensional (3D) shapes. In other words, the problems are measurement, representation, visualization and realistic presentation of complex free-formed 3D object shapes. This paper addresses the problem of obtaining 3D shape descriptions of real objects by measurements. First we divide the problem into three subproblems: (1) multiple-view measurement of a 3D object, (2) multiple-view data registration, and (3) data integration for obtaining an entire surface representation of the object. We then present an approach for the stages (1) and (2) which consists of multiple-view 3D surface measurement by using active range sensors such as laser rangefinders and automatic range image registration based on a technique of random sampling and the ICP (Iterative Closest Point) algorithm.

キーワード: 3 次元形状モデリング、多視点計測、距離画像、距離データの位置合わせ、データ統合

Keywords: 3D object modeling, multiple-view measurement, range image, range data registration, data integration.

1 はじめに

従来、遺物、美術品、工芸品等の記録は実測図や写真などの2次元的な記録が中心であるが、コンピュータによる文化財管理、計算考古学、美術研究、仮想博物館構築等においては、文化財の3次元情報の記録・保存が重要であると考えられる。特に、仏像等の彫刻に代表される複雑な3次元物体については、通常の文書情報や画像情報に加えて、実物体の計測に基づく客観的かつ高精度な3次元表面形状情報が有力な手がかりを与えることが多い。3次元形状の取得とそのデータベース化によって、例えば、

- 定量的な形状解析、形状比較
- 臨場感のある立体的な画像提示
- 光造形やNC加工によるラピッドプロトタイプング

等が可能となり、学術研究や文化財鑑賞に新たな手段を提供することができる。

このような目的での3次元形状の計測とデータベース化においては、3次元画像計測 [1] と計測データに基づく形状モデリング (幾何モデル生成) が有効であるが、通常の3次元計測装置では $2\frac{1}{2}$ 次元情報 (ある特定の方向から見える物体表面の基準面からの距離情報) しか観測できないため、物体の全表面の形状データが得られないという問題がある。したがって、表面形状記述を取得するためには、

1. 全ての物体表面を観測するための多視点3次元計測、
2. 多視点距離データの (半) 自動位置合わせ、
3. 多視点距離データの統合による表面形状記述の生成

というアプローチが必要になる [2, 3, 4, 5]。

本稿では、実物体の計測に基づく3次元形状モデリングのための上記のアプローチにおける課題と問題点について考察するとともに、1.、2. の課題に対する具体的な研究事例として、筆者らが研究を進めている光投影型レーザレンジファインダによる距離画像取得とランダムサンプリングとICPアルゴリズムを用いた多視点距離画像の自動位置合わせ法 [6] を実験結果を交えて紹介する。また最後に、残されている今後の課題について簡単に述べる。

2 3次元実物体のモデリングにおける課題と問題点

2.1 表面距離データの取得

非接触でシーンの3次元情報を得る方法は受動的的手法と能動的的手法に大別できる [7] (図1参照)。

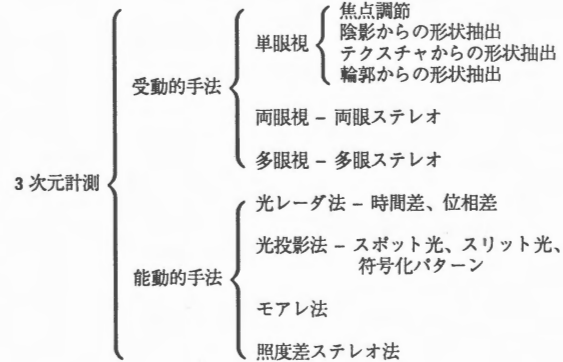


図1: 非接触3次元計測手法

この中で、レーザ光を用いた光投影法に基づく能動的距離センサは、シーンの密な距離データ (距離画像) の取得が比較的容易であるのに加えて、

1. 計測の高精度・高分解能化
2. 高速化の追求による実時間計測
3. 距離データと表面カラーデータの同時取得

の各側面からの研究が進み、実用的な商用機器も登場しているため、現状では、3次元形状モデリングのための計測装置として最も有力である。しかしながら、現状の装置では以下のような問題が残っている。

- (1) 鏡面反射物体や黒色物体については計測できない (物体の表面材質)。
- (2) レーザ照射方向と面の法線ベクトルがずれるに当たって計測の信頼度が落ちる。
- (3) 複雑な形状については死角が生じ、計測できない部分が生じる (物体の形状)。
- (4) 1つのセンサを用いた1回の計測で物体の全ての表面を観測するのは不可能である。

最初の2つの問題点は計測方式に由来するもので、この計測方式を採用する限り、解決は難しい。後の2点はある意味では装置構成に原因があるとも考えられ、工夫の余地がある。以下では (3) と (4) の問題について考察する。

近年、比較的広範囲の表面を計測できる装置として、(i) 対象物体を可動ターンテーブルに載せて回転させる方式や (ii) センサ部が物体の回りを回転する方式によって物体側面の全周を計測できる装置がいくつか登場している。いずれも、回転軸方向と回転角度をパラメータとする円筒座標系の距離データが得られる(図 2 参照)。例えば、図 3 は (ii) の方式のレーザレンジファインダで木彫モアイ像を計測した例である(表面カラーデータも同時に取得)。しかし、このような方式でも、上部と下部の計測精度が低いことに加えて上面と下面は全く計測できないことが多い(図 3 でも頭頂部と底面は計測できていない)。

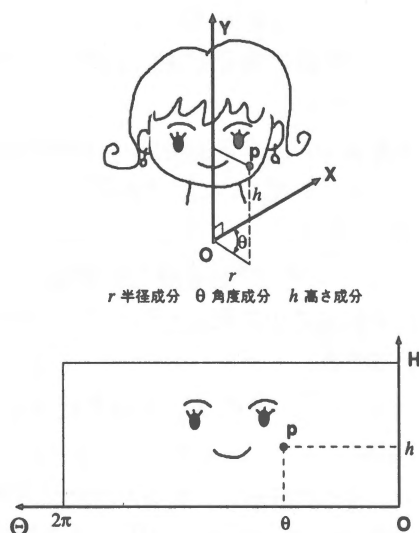


図 2: 全周計測と円筒座標系画像 [8]

このため、物体の置き方を変えて、異なる視点から複数回計測せざるを得ない。このような多視点計測においては、物体の回りに複数の距離センサを配置する方式も考えられる。いずれの場合も、計測データはセンサ中心座標系(あるいは視点中心座標系)で表現されており、複数の距離データから1つの表面記述を得るためには、データ間の座標変換が必要になる。複数センサ間や複数視点間の相対位置を予め正確に設定できるとは限らないので、

- 計測データに基づく複数距離データの位置合わせ

が必要になり、位置合わせされたデータの統合(貼り合わせ)によって最終的に物体の表面記述を生成することになる [2, 4, 5]。

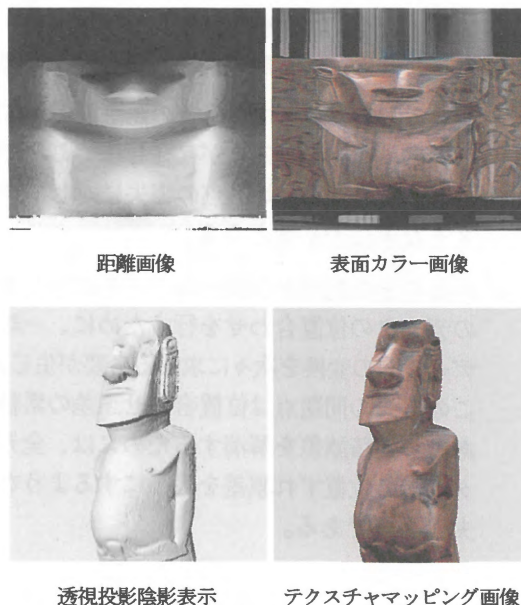


図 3: 全周計測型レンジファインダによる木彫モアイ像の距離データとカラーデータの同時取得

2.2 多視点距離データの位置合わせ

ここでは、剛体物体を複数の異なる視点から観測した距離データの自動位置合わせについて考える。剛体を表す距離データ間の位置合わせ問題はデータ間の剛体運動パラメータを求める問題であり、アプローチは次の2つ手法に大別できる [9]。

1. データ間の点対応に基づく方法

データ間での点対応が与えられれば、全対応点間の距離の自乗誤差を最小にするような変換パラメータを求めることができる。このための手法には、回転行列を単位 4 元数で表現して問題を線形化する方法 [10] 等がある。実際には、対応点探索が問題となる。観測方向に不変な局所特徴である曲率等を手がかりに対応点を探索する手法が提案されているが、対応点を安定に求めることは容易ではない。

2. 反復最近点選択アルゴリズム

予め点対応を確定するのではなく、アルゴリズム内で最近点を仮の対応点とし、仮の対応に基づく剛体変換プロセスを繰り返す方法である [11](詳細は後述)。仮の対応から変換パラメータを求めるところでは上述の 1. の手法を用いることができる。この ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムは初期変換が適切でないと局所解に陥るという問題がある。

複雑な3次元実物体を計測した複数距離データの位置合わせにおける問題点を以下に整理する。

- 視点の移動に伴って奥行き隠蔽関係が変化し、データ間で対応点が存在しないことが起こる。このため、対応点の喪失に対してロバストな手法が必要となる。
- ある特定の視点から撮ったデータに対して他のデータの位置合わせを行うために、一対のデータ間の変換を次々に求める必要が生じる。この場合の問題点は位置合わせ誤差の累積である。累積誤差を解消するためには、全データ間での位置ずれ誤差を最小にするような工夫が必要である。

2.3 多視点データの統合

位置合わせされた距離データを統合して表面形状の記述を得る方法には次の2つがある。

1. 複数視点から観測した全ての距離データ(3次元座標データ)の集合から三角形メッシュ表現等の形状記述を生成する。
2. 予め三角形メッシュ表現等の形状記述が得られている複数視点データを接合し表面全体の記述を生成する。

データ統合における課題は、

- 異なるデータ間の境界を如何に滑らかに接合するか、
- 計測方式やデータ表現形式が異なる複数のレンジファインダで取得したデータの整合性を如何にとるか、

である。また、複雑な形状に対しては接触式センサを併用せざるを得ない場合もある。

3 多視点距離画像の位置合わせアルゴリズム

距離画像には雑音や隠蔽などの現象による外れ値が含まれているので、それらの影響を受けにくいようにアルゴリズムを構成しなければならない。ここでは、予め対応を与えることを必要とせず、2枚の剛体の距離画像から3次元剛体変換パラメータを求める頑強なアルゴリズムを提案する[6]。

3.1 アルゴリズムの概要

単位4元数を用いた3次元剛体運動推定を利用したICPアルゴリズムを、ランダムサンプリングおよびLMS(Least Median of Squares)推定と組み合わせることによって、頑強なパラメータ推定を行う。以下では、異なる視点から観測した2枚の距離画像を R^I 、 R^{II} で表し、 R^I から R^{II} への3次元座標 x の剛体運動 T を

$$T(x) = Rx + t \quad (1)$$

と表す。ただし、 R は 3×3 の3次元回転行列、 t は平行移動ベクトルである。

提案アルゴリズムの流れを以下に示す。

1. R^I から $N_s(\geq 3)$ 個の点をランダムに選択し、この点の集合を P_i^I と表す(i は繰り返しの回数)。
2. 点集合 P_i^I と距離画像 R^{II} の間の剛体変換パラメータ T_i をICPアルゴリズムによって求める。
3. T_i によって R^I を変換した画像と R^{II} との自乗誤差の中央値(メディアン) $MS(T_i)$ を計算する。
4. ステップ1~3を N_T 回繰り返す($i = 1 \sim N_T$)。
5. N_T 回の試行から、最小の変換誤差を与える変換 T_{i^*} を R^I から R^{II} への最適変換と決定する($MS(T_{i^*}) = \min_{1 \leq i \leq N_T} MS(T_i)$)。

3.2 ランダムサンプリングの効果

本方法では、ロバスト統計[12]における外れ値検出の考え方を導入することにより、確率的な手法によって、前述の3次元的な隠蔽による対応点の喪失と距離画像において避けることのできない雑音に対して頑強な位置合わせを可能にしている。

距離画像中で雑音や隠蔽によって対応点が正しく求まらない点(外れ値)の割合を ϵ とすると、1つの点を無作為に選んだとき、その点が外れ値でない確率は $1 - \epsilon$ である。 N_s 個の点をランダムサンプリングしたとき、選ばれた全ての点が外れ値でない確率は $(1 - \epsilon)^{N_s}$ である。したがって、 N_T 回の試行において、外れ値を全く含まないサンプルが少なくとも1回は選ばれる確率 p は

$$p(\epsilon, N_s, N_T) = 1 - \{1 - (1 - \epsilon)^{N_s}\}^{N_T} \quad (2)$$

となる。これが正しく位置合わせが行われる確率に相当すると考えることができる。外れ値の存在確率が0.1($\epsilon = 0.1$)の場合に確率 $p(\epsilon, N_S, N_T)$ が描く曲面を図4に示す。ただし、横軸が N_S 、縦軸が N_T 、高さ方向が p を表す。この確率は、 ϵ が0に近い場合、 N_S が小さい場合、あるいは N_T が大きい場合に1に近づく。しかし現実には、 N_S が小さいと ICP アルゴリズムによる推定の信頼度が落ちる、 N_T が大きいと計算時間がかかるという性質があり、対象とする形状と独立に最適な N_S と N_T を決めるのは難しい。

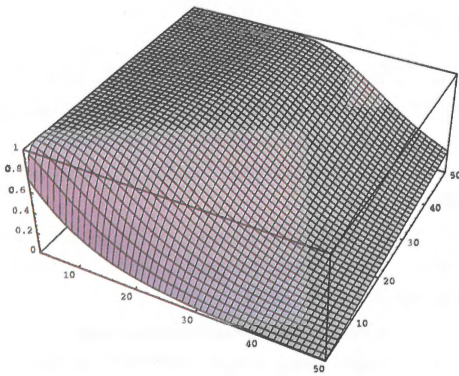


図4: 確率 $p(0.1, N_S, N_T)$ が描く曲面

3.3 ICP アルゴリズム

ここでは、上記のアルゴリズムのステップ2における ICP アルゴリズムについて述べる。ICP アルゴリズム [11] は2つの3次元形状間の変換(データ形状からモデル形状への変換)パラメータを推定するアルゴリズムであり、次の2つの手続きから構成される。

手続き(a): 推定されたパラメータで変換された各データ点を最も近いモデル点へ対応づけることによって、仮の対応づけを行う。

手続き(b): 仮の対応づけに基づいて、データ形状からモデル形状への剛体変換パラメータを推定する。

前述のアルゴリズムのステップ2においては、 P_i^I をデータ形状、 R^{II} をモデル形状として扱う。手続き(a)で求まる P_i^{II} に対する R^{II} 内での仮の対応点を P_i^{II} とすると、手続き(b)では

$$\sum \|P_i^{II} - \mathbf{T}(P_i^I)\|^2 \quad (3)$$

を最小にする変換 \mathbf{T} を推定する。ICP アルゴリズムでは、手続き(a)と(b)を変換が収束するまで

繰り返す。変換に伴う対応点間の距離の自乗誤差

$$e = \sum \|P_i^I - P_i^{II}\|^2 \quad (4)$$

は反復に関して単調減少することが証明されており、誤差 e の変化があるしきい値以下になった時点で反復を終了する。

ここでは、手続き(b)での変換パラメータの計算に単位4元数を用いた方法を採用する。単位4元数は、4次のベクトル $\mathbf{q} = (q_0, q_1, q_2, q_3)$ で、 $q_0 \geq 0$ かつ $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$ を満たすものである。これを用いて式(1)の回転行列 \mathbf{R} は次のように表される。

$$\mathbf{R}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) \\ q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 \\ 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

単位4元数表現を用いて、パラメータ推定問題は

$$\sum \|P_i^{II} - \mathbf{R}(\mathbf{q})P_i^I - \mathbf{t}\|^2 \quad (6)$$

の最小化問題になる(具体的な解法については文献[6]参照)。

3.4 実験と考察

一方向計測型レーザレンジファインダで観測した複数視点距離画像の位置合わせ実験の結果を紹介する。図5はビーナス石膏像を6つの異なる視点から観測した距離画像(陰影表示)である。本実験では、連続する2視点画像に対して提案手法を適用し、2画像間の剛体運動パラメータを計算した。本実験において、位置合わせ後の連続2画像間の残差はレンジファインダの計測精度の範囲内に収まっており、アルゴリズムの有効性が確認された。図6は、図5の6枚の距離画像について求めた5組の剛体変換パラメータによって距離画像を合成したものである。

実験を通して、提案手法では、初期変換として恒等変換を採用しているため、2つの視点間のずれが大きい場合(特に、回転角度が大きい場合)には、ICP アルゴリズムによる式(6)の最小化が局

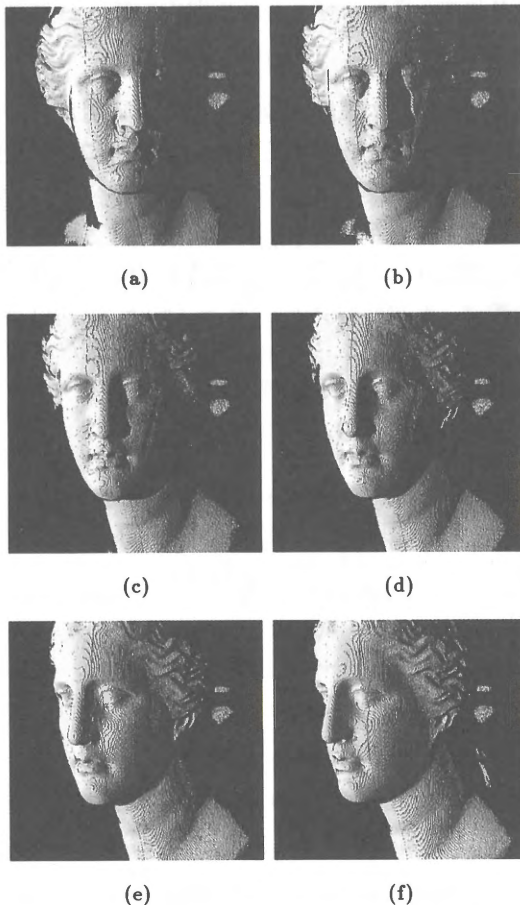


図 5: 6つの視点から観測した距離画像(陰影表示)

所解に陥り、正しい変換パラメータが得られないことが明らかになった。しかし、形状モデリングのための3次元計測では、視点間のお大雑把な位置関係が分かっていることが多く、また人手による指示も可能であるので、特に問題にはならないと思われる。

4 おわりに

本稿では、実物体の3次元計測に基づく形状モデリングにおける課題と問題点について考察するとともに、その中での重要な課題の1つである多視点距離画像の自動位置合わせ法について述べた。今後は、位置合わせされたデータを統合し三角形メッシュ表現による全表面の記述を生成する。また、全周計測型センサと一方向計測型センサの併用についても検討する。

謝辞 本研究の一部は文部省科研費補助金(No.07207214)による。



図 6: 6視点距離画像の合成結果(観察方法は図5(c)と同じ)

参考文献

- [1] 井口, 佐藤: 三次元画像計測, 昭晃堂, 1990.
- [2] Y. Chen and G. Medioni: "Object modeling by registration of multiple range images", *Image and Vision Computing*, Vol.10, No.3, pp.145-155, 1992.
- [3] G. Turk and M. Levoy: "Zippered polygon meshes from range images", *Proc. SIGGRAPH '94*, pp.311-318, 1994.
- [4] R. Bergevin, D. Laurendeau and D. Pousart: "Registering range views of multipart objects", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.1, pp.1-16, 1995.
- [5] 藤木, 山本, 田村: "幾何形状モデル生成のための異種距離画像データの接合", 信学技報, PRU95-163, Nov. 1995.
- [6] T. Masuda and N. Yokoya: "A robust method for registration and segmentation of multiple range images", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.61, No.3, pp.295-307, May 1995.
- [7] 佐藤, 横矢: "測定手法の種類と基本原理 — 能動的手法を中心として —", 計測と制御, Vol.34, No.6, pp.435-439, Jun. 1995.
- [8] 辰野由美子: "頭部全周計測距離データを用いた表情解析とその顔表情アニメーションへの応用", 奈良先端科学技術大学院大学修士論文, NAIST-IS-MT351056, Mar. 1995.
- [9] 増田, P. ボランジャ: "多視点距離画像の空間的統合による全周計測", 計測と制御, Vol.34, No.6, pp.449-452, Jun. 1995.
- [10] B.K.P. Horn: "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions", *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol.4, No.4, pp.629-642, Apr. 1987.
- [11] P.J. Besl and N.D. McKay: "A method for registration of 3-D shapes", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
- [12] P.J. Rousseeuw and A.M. Leroy: *Robust Regression and Outlier Detection*, Wiley, New York, 1987.