

## レンジデータを用いた三次元形状の復元と評価

増田 智仁  
東京大学

池内 克史  
東京大学

### 概要

近年、高精度な三次元データを用いた物体形状の保存、復元や修復、分析などの研究が盛んに行われてきている。本論文では三次元データを利用し、物体形状の復元や分析手法を提案する。提案する手法は、三次元データ間の同時位置合わせを拡張したものである。三次元画像同士の同時位置合わせ問題は、位置姿勢の7パラメタによる誤差関数の最小化問題として帰着されるが、形状が決定していない三次元データが何らかのパラメタ関数を介して変形しながら理想的な形状をもつ三次元データに対して位置合わせと形状合わせを行う場合、位置姿勢にこれらの形状パラメタを加えた誤差関数を設定することにより、物体形状の復元が可能となる。また、類似物体間の三次元データの位置合わせにより、物体形状の差異を可視化することが可能となる。本稿では、これらの手法と懸垂線の回転面を模した数値模型等への適用例を示す。

キーワード: パラメタ推定, 同時位置合わせ, 形状比較

## 3D Shape Restoration and Comparison Through Range Images

Tomohito Masuda  
University of Tokyo

Katsushi Ikeuchi  
University of Tokyo

### Abstract

Recently, the research on processing 3D objects (preservation, restoration and analysis) has been greatly advanced thanks to the accurate laser range finder. In this paper, we propose the method for an object shape restoration and analysis through the accurate 3D data. Our proposed method is the extension of simultaneous registration of 3D data. In conventional simultaneous registration, the errors of 7-parameter pose and position are minimized. We assume that the transformable 3D data become similar to the expected one via the operation representing some parametric function. In our error function, the errors are minimized on shape parameters of parametric function as well, and the shape of transformable data can be restored. The application of such aligning method enables us to visualize difference between similar objects in the computer graphics. This paper also introduce the application for the mathematical model representing rotation surface of catenary.

**Keywords:** parameter estimation, simultaneous registration, shape comparison

## 1 はじめに

近年、レーザーレンジセンサーにより高精度な三次元データが入手可能になったことにより、コンピュータグラフィックス上で実物体をモデリングする研究が進んでいる。こうして高精度にモデリングされたデータは、産業界での製品検査や考古学の分野での文化財の解析に有効に生かされている。特に文化財は、貴重な上にもろくて壊れやすいため、物体に触れることが制限されることが多いが、レーザーレンジセンサーなどによって取得された物体形状の三次元形状データが、実際の物体の代替物として形状解析に有効に利用されている。

今回我々は、東京大学数理科学研究科が所蔵している数理模型について形状解析を行った。数理模型とは、数種類のパラメータを含む数式で決定される曲面を、三次元の物理モデルとして表現された石膏製の模型である。これらは19世紀末から20世紀の初頭にドイツで教材目的で製作されたものであり、数値計算に基づいて精密に製作されていることが知られているが、具体的な製作手順に関しては文献も少なく、詳細は不明とされている。我々は当時の工作水準を知る一つの手がかりとして、この模型の三次元形状データを用いて製作制度を調査することを試みた。しかしこの数理模型に対応する数式のパラメータは未知であるため、本研究では数理模型の三次元形状データから数式の最尤パラメータを推定し、そのパラメータのもとで数理模型の制作精度を評価することにした。

計測三次元形状データと数式から導かれる理想三次元形状データの形状の差異を調べるためには、同一の三次元空間内で位置・姿勢を正確に合わせる必要がある。この位置合わせ手法は通常、位置・姿勢を合わせるための平行・回転移動の7パラメータ(三次元平行移動ベクトルと回転表現の四元数)による誤差関数の最小化問題に置き換えられる。一方、数理模型の場合は三次元形状を決定するパラメータも未知であるため、我々は理想形状が計測形状に一致するように、7パラメータ以外にこの形状パラメータも合わせた誤差関数を設定し、形状パラメータを同時に推定することを考える。本稿では形状が決定していない三次元データが何らかのパラメータ関数を介して変形しながら理想的な形状をもつ三次元データに対して位置合わせと形状合わせを行う一般的なパラダイムを設定し、そのひとつの具体例として数理模型の形状パラメータの推定に適用可能であることを示す。

誤差関数を最小化した形状パラメータを推定されたパラメータとし、このパラメータのもとで計算された理想形状データと計測形状データを比較することによって、形状の差異を検出できる手法についても述べる。また形状差異の可視化の手法を用いて、邪馬台国に関連する中国製の銅鏡の形状解析を行った経緯についても報告する。

以降2章では従来の位置姿勢の7パラメータによる位置合わせ手法について説明し、3章ではこれを拡張し、形状パラメータを推定するための一般的なパラダイムを考える。??章では提案手法を数理模型に適用した例を示し、5章では類似物体の形状の差異をコンピュータグラフィックス上で可視化する手法について述べ、7章でパラメータの推

定精度を評価する。最後に全体の結論を述べて、全体のまとめとする。

## 2 従来の位置合わせ手法

三次元データの位置合わせ手法の最も基本的なものとして、Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズムがある [1] [2] [3]。これは、三次元データ間の位置姿勢を合わせるために、対応点間の距離の総和を誤差関数とし、繰り返し計算により最小化するアルゴリズムである。ICP アルゴリズムを基本とした位置合わせは現在様々に拡張されているが、これらは主に (1) 位置合わせ順序、(2) 対応要素、(3) 誤差尺度の3つの観点から分類できる。

三次元データの位置合わせ順序には、逐次位置合わせと同時位置合わせが考えられる。逐次位置合わせは、対応する2枚の計測データ間の位置合わせを逐次的に繰り返して全体の位置合わせとする方法であるが、全体の位置合わせが終了した際に位置合わせ誤差が局所的に蓄積される可能性がある [4]。同時位置合わせは対応する全ての計測データを考慮して一斉に全ての位置姿勢を決定するので、位置合わせ誤差は全てのデータ間で分散され、逐次位置合わせよりもより高精度な位置合わせが可能となる。

ICP アルゴリズムにおける誤差関数の対象として、計測データの幾何学的な特徴点を用いる方法 [5] [6] と、三次元点を用いる方法 [1] [7] がある。特徴点を用いる位置合わせは、全ての特徴点に一对一対応が得られることを前提とし、この対応を収束の各段階で変化させずに誤差関数を最小化するため、常に正しい対応が得られない場合は正確な位置合わせができない。三次元点を用いる場合は、収束の各段階において対応関係をより確からしいものに更新するので、特徴点を用いる手法より正確な位置合わせが可能である。三次元点を用いる手法はさらに細分化することができ、最近傍点を対応点として用いる以外に、Normal-Shooting [8]、Projection [9] [10] といった方法がある。Normal-Shooting や Projection を用いた手法は収束が早い、最近傍点を対応点として用いる方法はこれらの手法よりもより正確に位置合わせが行われることが報告されている [11]。

各対応点間の誤差尺度として、点と点との距離あるいは点と面 [8] [10] との距離を用いる方法がある。得られた計測データには、レーザーの反射率を示すリフレクタンスの値や、テクスチャ用の色情報等が付加されていることがあるが、上記の誤差尺度に加えこれらのリフレクタンスや色情報も考慮される位置合わせ手法も提案されている [12]。

本研究における最終的な目的は、位置姿勢の7パラメータに合わせて形状を決定するパラメータを推定することである。そのためには、計測データの位置姿勢を正確に推定することが必要になる。そこで我々は、最近傍点を対応要素とし、対応点間の距離を誤差尺度とする西野らの同時位置合わせ手法 [13] を拡張することにした。西野らの設定した誤差関数は以下ようになる。

$$E(\vec{p}) = \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M \rho(z_{ij}(\vec{p})), \quad (1)$$

$$\text{where } \vec{p} = (\vec{r}, q), \quad (2)$$

$$z_{ij}(\vec{p}) = \|\mathbf{R}(q)\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}\|^2, \quad (3)$$

$$\rho(z_{ij}(\vec{p})) = \log\left(1 + \frac{1}{2}z_{ij}(\vec{p})^2\right), \quad (4)$$

$N$  = 計測データの点数  
 $M$  = 計測データの数

$x_i$  は位置合わせを行う計測データの  $i$  番目の点,  $y_{ji}$  は  $j$  番目の計測データの中の  $x_i$  の対応点とする. 計測データの位置姿勢を表す 7 パラメタは (2) のように, 三次元平行移動ベクトル  $\vec{r}$  と, 回転を表す四元数  $q$  で構成される. (3) により得られる対応点 (最近傍点) 間の距離の 2 乗の値を (4) により, ローレンツ関数を用いた  $M$  推定法で, 計測ノイズや初期位置の不正確さによる誤対応を取り除くため, 重み付けを行っている.

[13] は, 最急勾配法を基本として誤差関数を最小化している. この関数の 7 次元空間での最急勾配は, 以下のよう計算される.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial \vec{p}} &= \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M \frac{\partial \rho(z_{ij})}{\partial z_{ij}} \cdot \frac{\partial z_{ij}}{\partial \vec{p}} \\ &= \frac{1}{N(M-1)} \sum_i^N \sum_j^M w(z_{ij}) z_{ij} \frac{\partial z_{ij}}{\partial \vec{p}}, \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{where } w(z_{ij}) = \frac{1}{z_{ij}} \frac{\partial \rho(z_{ij})}{\partial z_{ij}}$$

$\frac{\partial z_{ij}}{\partial \vec{p}}$  は計算の簡略化のために, 単位クォータニオン (単位行列に相当) で評価する. 詳細は [14],[15] を参考にされたい. このとき, 回転クォータニオンの勾配は

$$\left. \frac{\partial (\mathbf{R}(q)\vec{x}_i)}{\partial q} \right|_{q_i} = -2\mathbf{C}(\vec{x}_i) = 2\mathbf{C}(\vec{x}_i)^T \quad (6)$$

となる. ここで  $\mathbf{C}(\vec{x})$  はねじれ対称行列

$$\mathbf{C}(\vec{a}) = \begin{bmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\text{where } \vec{a} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix}$$

であり, 外積計算を以下のように表現できる.

$$\vec{a} \times \vec{b} = \mathbf{C}(\vec{a})\vec{b}$$

7 変数の勾配は以下のように計算できる.

$$\begin{aligned} \frac{\partial z_{ij}(\vec{p})}{\partial \vec{p}} &= 2(\mathbf{R}(q)\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \frac{\partial (\mathbf{R}(q)\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji})}{\partial \vec{p}} \Bigg|_{q_i} \\ &= \begin{bmatrix} 2(\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \\ 4\mathbf{C}(\vec{x}_i)^T (\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 2(\vec{x}_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \\ -4\vec{x}_i \times (\vec{r} - \vec{y}_{ji}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

実際には最小化を効率的に行うために, Fletcher-Reeves 法, Polak-Ribiere 法による共役勾配法 [16] [17] [18] を用いている. 勾配方向に対する移動量は, 黄金分割による囲い込み手法によって決定される. また, kd-tree [19] [20] を用いることにより対応点探索を高速に行うなどの工夫もなされている.

### 3 位置合わせ手法の拡張

従来の位置合わせ [13] を, 三次元データの形状パラメタが推定できるように拡張する. 本手法では, 目的とする三次元 (理想) データの形状の変形操作が, 何らかの数式で表されることを前提とする. 形状が未決定の三次元データが, 期待される (計測) 形状に対して位置姿勢を合わせながら形状を合わせることができれば, 形状のフィッティングはこれらのデータ間の対応点間の距離の総和を最小化するような形状パラメタを求める最小化問題に置き換えることができる. つまり形状パラメタは, 位置姿勢の 7 パラメタと全く同様の方法で求めることができる. そこで (3) の誤差関数を, 位置姿勢の 7 パラメタと形状パラメタの関数として以下のように拡張する. ここで形状パラメタ群を  $\vec{k}$  とする.

$$z_{ij}(\vec{p}) = \|\mathbf{R}(q)\vec{g}(\vec{k})_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}\|^2 \quad (9)$$

$$\text{where } \vec{p} = (\vec{r}, q, \vec{k})$$

$\vec{g}(\vec{k})_i$  は位置合わせを行う理想データの  $i$  番目の点,  $y_{ji}$  は  $j$  番目の計測データの中の  $\vec{g}(\vec{k})_i$  の対応点とする. 7 パラメタと形状パラメタによる空間での最急勾配は, (8) を踏まえて以下のように拡張できる.

$$\begin{aligned} \frac{\partial z_{ij}(\vec{p})}{\partial \vec{p}} &= 2(\mathbf{R}(q)\vec{g}(\vec{k})_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \frac{\partial (\mathbf{R}(q)\vec{g}(\vec{k})_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji})}{\partial \vec{p}} \Bigg|_{q_i} \\ &= \begin{bmatrix} 2(\vec{g}(\vec{k})_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \\ -4\vec{g}(\vec{k})_i \times (\vec{r} - \vec{y}_{ji}) \\ 2(\vec{g}(\vec{k})_i + \vec{r} - \vec{y}_{ji}) \frac{\partial (\vec{g}(\vec{k})_i)}{\partial \vec{k}} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

また、アルゴリズムは以下ようになる。従来のアルゴリズムからの拡張部分が灰色の背景で強調されている。

### SimultaneousAlignmentWithParameterEstimation

```

input: MeasuredData  $D = \{d_i | i = 0, 1, \dots, n\}$ 
input: IdealData  $d_c$ 
input: InitialPosition  $P = \{p_i = (R_i, t_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$ 
input: InitialPositionAndParameterOfIdealData
 $p_c = (R_c, t_c, k)$ 
output: AlignedPosition
 $P' = \{p'_i = (R'_i, t'_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$ 
output:
AlignedPositionAndEstimatedParameterOfIdealData
 $p'_c = (R'_c, t'_c, k')$ 
local:  $KDTree = \{kdt_i | i = 0, 1, \dots, n\}$ 

repeat
   $KDTree \leftarrow MakeKDTree(P, D)$ 
  for all  $i = 0, 1, \dots, n$  do
     $KDTree' \leftarrow KDTree - \{kdt_i\}$ 
     $p'_i \leftarrow MinimizeErrorFunction(p_i, d_i, KDTree')$ 
  end for
   $p'_c \leftarrow ParameterEstimation(p_c, d_c, KDTree)$ 
   $P \leftarrow ChangePosition(P, P')$ 
   $p_c \leftarrow ChangePositionAndParameter(p'_c, p_c)$ 
until ErrorFunctionConverged
 $P' \leftarrow P$ 
 $p'_c \leftarrow p_c$ 

```

$i$  番目の計測データの三次元点群を  $d_i$  とする。反復計算の各段階での  $d_i$  の初期的な位置姿勢を表す行列、最終的な位置姿勢を表す行列をそれぞれ  $p_i, p'_i$  とする。

従来の位置合わせアルゴリズムは、反復計算の各段階で関数  $MakeKDTree$  により全ての計測データ  $D$  の初期的な位置姿勢  $P$  から  $KDTree$  を構築する。その後各々の計測データ  $d_i$  において対応する計測データ  $d_j (j \neq i)$  を考慮し、関数  $MinimizeErrorFunction$  より評価関数を最小化するように初期の位置姿勢  $p_i$  からの変換行列  $p'_i$  を推定する。初期の位置姿勢  $p_i$  に、推定された変換行列  $p'_i$  をかけ合わせた行列を反復計算の次の段階の初期の位置姿勢にする。この計算を評価関数が収束するまで行う。

一方、拡張されたアルゴリズムには計測データ群 ( $D$ ) 以外に、初期的な位置姿勢とパラメータ  $p_c$  のもとで数式から計算される理想三次元データ ( $d_c$ ) が加えられ、 $ParameterEstimation$  により反復計算の各段階で評価関数を最小化するように、初期の位置姿勢とパラメータ  $p_c$  からの、変換行列と更新パラメータ  $p'_c$  を推定する。

計測データの位置合わせで理想データも考慮に含めしまうと、理想データの形状パラメータが真値から離れている場合には、計測データの位置姿勢の変換行列が誤って推定されることがある。よって計測データの位置合わせでは理想データを考慮しないこととすれば、理想デー

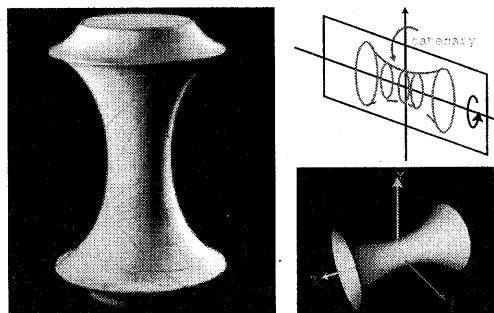


図1: 懸垂線の回転面を表す数理模型。模型は三次元空間内に右下の図のように配置されている。

々の kd-tree は不必要となる。

## 4 パラメタ推定の実験

提案手法を用いて、懸垂線の回転面を表す数理模型 (図1参照) の形状パラメータを推定する実験を行った。この数理模型は以下の数式によって表される。

$$\text{for } \exists a, \exists b, \exists l \quad (0 < b \leq a),$$

$$X(u, v) = (l\phi(v) \cos u, l\phi(v) \sin u, l\psi(v)), \quad (11)$$

$$\begin{aligned} &\text{where} && 0 \leq u \leq 2\pi, \\ &&& -a \cdot \sinh^{-1}\left(\frac{a}{b}\right) \leq v \leq a \cdot \sinh^{-1}\left(\frac{a}{b}\right), \\ &&& \phi(v) = b \cosh\left(\frac{v}{a}\right), \\ &&& \psi(v) = \int_0^v \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2} \sinh^{-1}\left(\frac{t}{a}\right)} dt. \end{aligned}$$

ここで  $l$  はスケールのパラメタである。

本実験では、VIVID 900 に Middle レンズを装着して数理模型の計測データを取得した。これはスリット光を用いた光切断法により奥行き情報を得るものである。計測データ、理想データの初期位置は GUI を通して手動で行い、初期の形状パラメータも形状の変化を見ながら適当に推定した。反復計算によって最終的に形状パラメータは、

$$a = 0.0568, \quad b = 0.0237, \quad l = 0.996$$

と推定された。

## 5 形状の差異の可視化

形状パラメータが推定できると、計測形状データと推定された形状パラメータから計算できる理想データの間の形状の差異を可視化することができる。理想形状との差異を

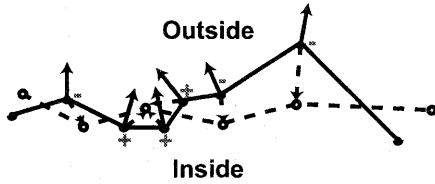


図2: 式(2)における符号と形状差異の関係。破線は理想データ、実線は計測データを表す。

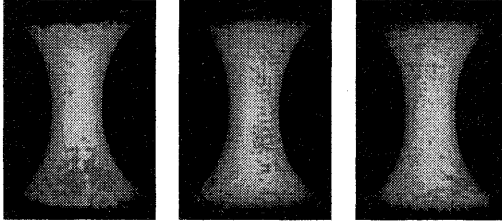


図3: 懸垂線の回転面を表す数理模型の形状評価

定量化するために、計測データの各点において以下の値を計算する。

$$d = \text{sign}(\vec{n}(v) \cdot \vec{v}_c) \times |\vec{v}_c|, \quad (12)$$

where  $v$  計測データ上の点  
 $\vec{n}(v)$   $v$ の法線  
 $v_c$  理想データ上の $v$ の対応点

$$\text{sign}(a) = \begin{cases} -1 & \text{if } a < 0 \\ 1 & \text{if } a \geq 0 \end{cases}$$

各点での法線は、その点を含む全ての面の法線を足し合わせて正規化したものとして定義することができる。 $d$ の絶対値は最近傍点間の距離をあらわし、その符号の正負により、それぞれ理想データ(理想形状)より凹状か凸状かを示している(図2参照)。図3は数理模型の計測データの形状の差異を示している。1.5mm以上の差異を形状の差異とみなし、凹状の差異であれば青、凸状の差異であれば赤で示している。この模型ではほとんど形状の際が見られないものの、図の上部と下部の青で示される部分が特に際立った形状の差異が見られる。

## 6 銅鏡の形状差異の可視化

物体の形状差異の可視化の手法については、様々な応用が考えられる。我々はこの手法を銅鏡の形状解析に適用してみた。

対象とする銅鏡は三角縁神獸鏡と呼ばれるもので、直径約20cmの鏡の裏側に神と獣の模様が施されている。こ

れらは邪馬台国の使者が魏朝(中国)から卑弥呼への献上物として持ち帰ったもので、国内で邪馬台国によって権力の象徴として各地の豪族に配られたとされ、邪馬台国の所在解明の重要な鍵になると考えられている。

これらの銅鏡は同じ鑄型から作られたり、銅鏡から鑄型を作って複製されたりしたと考えられており、前者は同范鏡、後者は同型鏡と呼ばれている。同范同型鏡は全体的に同じ模様が施されているが、製作された順序によって形状に局所的な差異が見られる。鑄型が使いつづけられることによって磨り減り、銅鏡に反映される模様が次第に不鮮明になったり、鑄型に傷がついている場合は後に作られた銅鏡ほどそれが大きく反映されたりする。このような局所的な差異を調査することで同范同型鏡の製作順序を推定することができ、それらの分布と照らし合わせることで銅鏡の頒布の流れが推定できる。

実際に5つの同范鏡で製作順序の判定を行ってみた。これらは、Dchoh01、Dchoh02、Dhebo02-63、Dnisik-75、Dsamida08という番号で識別されている。Dsamida08は銅鏡の一部しかないため、実験ではそれ以外の4つの銅鏡をベースにDsamida08の形状の差異を観察した(図4参照)。前処理としてDsamida08とそれ以外の4つの銅鏡をそれぞれ位置合わせし、Dsamida08の各点で式12を計算した。0.3mm以上の凸状の差異を赤で、凹状の差異を青で可視化すると図5のようになる。図中から大域的な差異を観察することができるが、これは銅鏡が製造された後の保存状態によるもので、折れ曲がっていたり、一部陥没していたり、内部で屈折していたりするためである。これらは製作順序の判定に関係がないので、このような大域的な差異を部分的に再び位置合わせすることによってその中に局所的な差異がないか観察する必要がある。大域的な差異を取り除いた結果を図6に示す。

局所的な差異を詳細に分析するために、それぞれの銅鏡の丸印で囲まれた部分の断面を観察してみた(図7参照)。図7の左側の5つの図は図6の黄色で囲まれた部分の各々の銅鏡の断面を示している。矢印部分の形状は鑄型が欠けてできたものと考えられる。矢印で示された銅鏡の突起(鑄型のくぼみ)の成長を見ると、Dsamida08、Dchoh01、Dnisik-75の順にその突起が大きくなっていることから、この順に銅鏡が作られたと推定できる。また、中央の5つの図は図6の紫色で囲まれた部分の各々の断面を示しているが、矢印部分の凹形状の変化からDsamida08、Dchoh02、Dchoh01、Dhebo02-63、Dnisik-75の順に銅鏡が作られたと推定でき、右側の5つの図(図6の白色で囲まれた断面)の矢印部分の凸形状を比較してみてもその順序に矛盾はない。よって、5つの同范鏡の製作順序はDsamida08、Dchoh02、Dchoh01、Dhebo02-63、Dnisik-75と結論づけられる。

## 7 評価

ここでは数理模型の形状パラメータ推定の実験をもとに、これらのパラメータの推定精度について調査する。パラメータ推定には、計測誤差、初期位置のずれ、初期パラメータの真値とのずれが影響する。これらの誤差とパラメータの推定

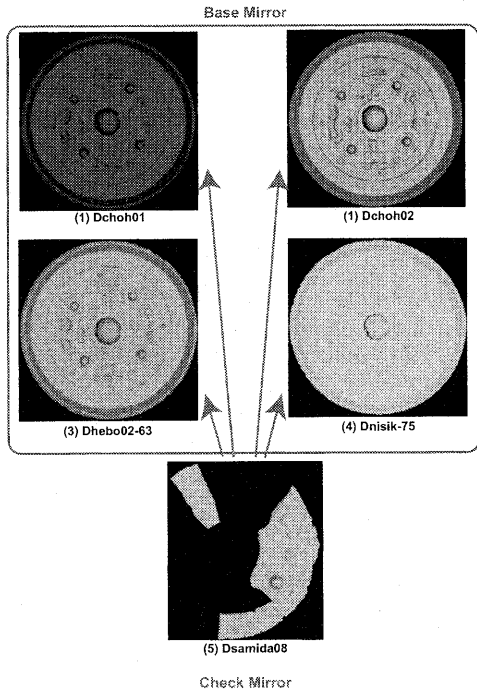


図 4: 実験で使用した同范鏡

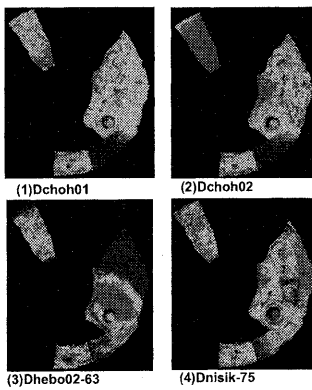


図 5: Dsamida08 をそれ以外の 4 つの銅鏡と比較したときの形状差異. この段階では大域的な差異を含んでいる.

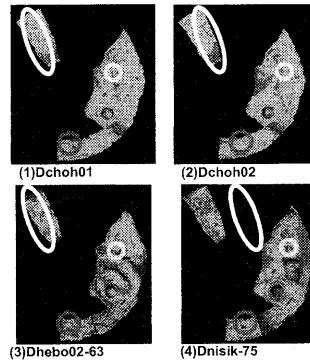


図 6: 大域的な差異を取り除いた後の形状差異.

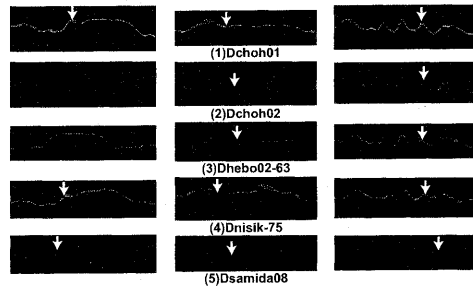


図 7: 図 6 中の丸で囲まれた部分の 5 つの鏡の断面. 左から黄, 紫, 白で囲まれた部分の断面を示している.

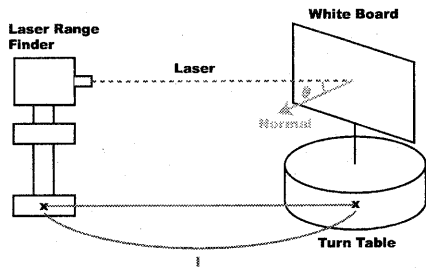


図 8: センサーの計測誤差計測装置

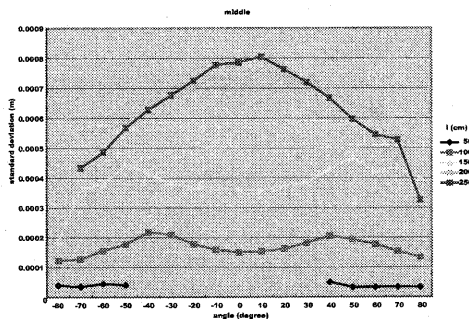


図 9: 白板の距離と位置姿勢に対する計測誤差の標準偏差。水平軸が図 8 における角度  $\theta$  を表し、5 つの折れ線がそれぞれの距離  $l$  に対応している。距離と位置姿勢によって計測できなかった部分は、図中にプロットしていない。

精度を調査するために、最初に実験で使用したレーザーレンジセンサーの計測誤差を調査する。さらに、計測誤差、初期位置のずれ、初期パラメタの真値とのずれによる形状パラメタの推定精度を評価する。

## 7.1 センサーの計測誤差

計測誤差は様々な要因によって生じるが、ここではセンサーと計測物体の、距離と姿勢による計測誤差との関連を調査した。本実験では、ターンテーブル上の光沢のない白板を、センサーから出るレーザーの照射線と白板の法線との角度を  $10^\circ$  ずつ変化させながら計測した。また、センサーと白板との距離を  $0.5m$  ずつ引き離して計測を繰り返した(図 8 参照)。一つの位置姿勢において 5 回計測し、5 つの全ての計測データ点(平均約 23 万点)を主成分分析して平面推定を行い、推定された平面と計測データ点の誤差の標準偏差を調べた。グラフから、この標準偏差は  $0.001m$  以下におさえられることが分かる。

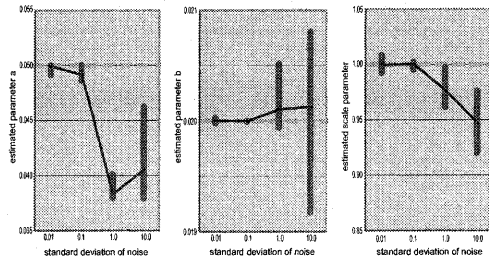


図 10: 計測誤差に応じたパラメタの推定結果。図中の破線は真値を示す。

## 7.2 パラメタ推定精度

### 7.2.1 計測誤差によるパラメタ推定の精度評価

パラメタ  $a = 0.05, b = 0.02, l = 1.00$  のもとで計算される理想データに、標準偏差  $0.01, 0.1, 1.0, 10.0(m)$  のガウシアンノイズを加えて、仮想的な計測データを作った。理想データの初期位置と初期パラメタは仮想的な計測データと同一に設定し、15 回の反復計算によりパラメタがどのように推定されるか調査した。

図 10 は左から順に推定されたパラメタ  $a, b, l$  の最大最小値を示している。実験で用いられたレーザーレンジセンサーの計測誤差の標準偏差は  $0.001$  以下であるので、計測誤差がパラメタ推定に大きな影響を与えることはないと言える。

### 7.2.2 初期位置のずれによるパラメタ推定の精度評価

パラメタ  $a = 0.05, b = 0.02, l = 1.00$  のもとで計算される理想データに、標準偏差  $0.0004(m)$  のガウシアンノイズを加えて、仮想的な計測データを作った。理想データの初期パラメタは仮想的な計測データと同一に設定し、15 回の反復計算によりパラメタがどのように推定されるか調査した。模型の対称性を考慮して、仮想的な計測データの初期位置を  $x, z$  軸方向にそれぞれ  $0.01, 0.02, 0.03(m)$  ずつ平行移動し、また、 $x$  軸回りに  $10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$  ずつ回転移動してずらした。

図 11 は左から順に、 $x$  軸平行移動、 $z$  軸平行移動、 $x$  軸回転移動による初期位置のずれに応じたパラメタの推定結果を、真値との差を取って示してある。 $z$  軸方向に平行移動して初期位置をずらしたときには、ほかの場合に比べてパラメタの推定精度が落ちるように思われるが、これは  $z$  軸がパラメタの変化によって形状が伸び縮みする方向であるためである。しかし 45 回以内の反復計算では、最終的に正しく収束したことが観察された。

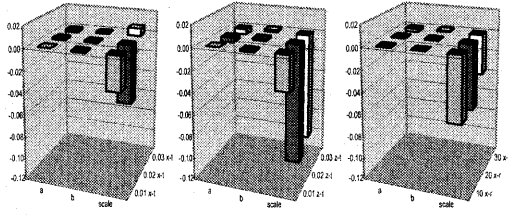


図 11: 初期位置のずれに応じたパラメタの推定結果。グラフの奥行き方向に示された初期位置のずれに応じて、水平軸に示されたパラメタの真値と推定値の差を垂直軸の値として示している。

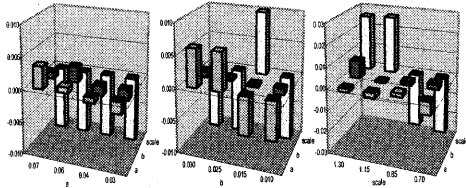


図 12: 初期パラメタのずれに応じたパラメタの推定結果。左のグラフから順に  $a, b, l$  のパラメタを、グラフ中の水平軸方向に示した値に初期的に設定したときの、奥行き方向に示したパラメタの推定値を真値との差を取って垂直軸に示している。

### 7.2.3 初期パラメタのずれによるパラメタ推定の精度評価

パラメタ  $a = 0.05, b = 0.02, l = 1.00$  の前後で一つのパラメタに関して値をずらし、各々で計算される理想データに標準偏差  $0.0004(m)$  のガウシアンノイズを加えて、仮想的な計測データを作った。理想データの初期パラメタは  $a = 0.05, b = 0.02, l = 1.00$  と設定し、理想データの位置姿勢は仮想的な計測データと同一にした場合に、15回の反復計算によりパラメタがどのように推定されるかを調査した。

図 12 は左から順に  $a, b, l$  のパラメタを、水平軸に示した値に設定した場合の各々のパラメタの推定結果を、真値との差を取って示してある。パラメタが真値と離れるほど不正確な値が推定される。しかし 45 回以内の反復計算では、いずれも正しく収束したことが観察された。

上記のいずれのずれも、反復計算の回数を増やすことで正確なパラメタを推定することができると結論付けることができる。

## 8 まとめ

本論文では、従来の位置合わせを拡張したパラダイムを設定し、これにより数式で表される数値模型の形状パラメタが推定できることを示した。従来の位置合わせは位置姿勢の 7 パラメタによる評価関数を設定し、これを共役勾配法と黄金分割による囲い込み手法によって最小化することによって行われた。しかし、位置姿勢の 7 パラメタ以外のパラメタも考慮しなければならない場合でも、全てのパラメタを含めた評価関数に拡張できることを示した。この一般的なパラダイムは数値模型の形状パラメタを推定する問題に当てはめることができることを示した。

こうして推定されたパラメタのもとで理想データを計算し、これを計測データと比較することによって形状の差異を検出することが可能であることを示した。

最後に、数値模型の形状パラメタの推定実験をもとに、これらのパラメタの推定精度について調査した。

今後の課題として、位置合わせの拡張パラダイムを幾何学の分野で幅広く応用することを考えている。例えば、レーザーレンジセンサーによって得られた計測データを CAD のプリミティブ形状の組み合わせとして表現することを考えている。計測データを CAD のプリミティブ形状に適合するようにセグメンテーションし、各セグメント間でプリミティブ形状のパラメタを推定したり、セグメント間の位置関係のパラメタを推定したりすることを考える予定である。計測データは三次元点の集合であるため、汎用計算機で扱えないほど莫大なものになることがあるが、これを CAD データに変換することができれば、幾何学的な情報の圧縮や簡便性につながる。それ以外にも歪んだ計測データに、形状を補正するパラメタを導入して形状復元を行うことを考える予定である。

## 参考文献

- [1] P.J. Besl and N.D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256, February 1992.
- [2] Z.Y. Zhang. Iterative point matching for registration of free form curves and surfaces. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 13, No. 2, pp. 119–152, October 1994.
- [3] T. Masuda and N. Yokota. A robust method for registration and segmentation of multiple range images. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 3, pp. 295–307, 1995.
- [4] G. Turk and M. Levoy. Zipped polygon meshes from range images. In *ACM SIGGRAPH Proceedings*, pp. 311–318, July 1994.
- [5] K. Higuchi, M. Herbert, and K. Ikeuchi. Building 3-d models from unregistered range images. In *Graphical*



- Models and Image Processing*, Vol. 57, pp. 315–333, July 1995.
- [6] A.E. Johnson and M. Herbert. Surface matching for object recognition in complex 3-dimensional scenes. *Image and Vision Computing*, Vol. 16, No. 9/10, pp. 635–651, July 1998.
- [7] David Simon. *Fast and Accurate Shape-Based Registration*. PhD thesis, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1996.
- [8] Y. Chen and G.G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images. *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 3, pp. 145–155, 1992.
- [9] G. Blais and M. Levine. Registering multiview range data to create 3d computer objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 8, pp. 820–824, 1995.
- [10] P. Neugebauer. Geometrical cloning of 3d objects via simultaneous registration of multiple range images. In *Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Application*, pp. 130–139, March 1997.
- [11] Szymon Rusinkiewicz and Marc Levoy. Efficient variants of the icp algorithm. In *Proceedings of the 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, pp. 145–152, May 2001.
- [12] A.E. Johnson and S. Kang. Registration and integration of textured 3-d data. In *Proceedings of International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, pp. 234–241, May 1997.
- [13] K. Nishino and K. Ikeuchi. Robust simultaneous registration of multiple range images. In *Proceedings of the 5th Asian Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 455–461, January 2002.
- [14] Mark D. Wheeler. *Automatic Modeling and Localization for Object Recognition*. PhD thesis, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1996.
- [15] T. Masuda. 3d shape restoration and comparison through simultaneous registration. Master's thesis, Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo, 2003.
- [16] E. Polak. *Computational Methods in Optimization*. New York: Academic Press, 1971.
- [17] David A.H. Jacobs. *The State of the Art in Numerical Analysis*. London: Academic Press, 1977.
- [18] J. Stoer and R. Bulirsch. *Introduction to Numerical Analysis*. New York: Springer-Verlag, 1980.
- [19] J. L. Bentley J. H. Friedman and R. A. Finkel. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time. *ACM Transactions on Mathematical Software*, Vol. 3, No. 3, September 1977.
- [20] J.L. Bentley. K-d trees for semidynamic point sets. In *Proceedings of the 6th Annual Symposium on Computational Geometry*, pp. 187–197, 1990.