

パラメタ同時推定位置合わせ手法の開発

増田 智仁[†] 倉爪 亮[‡] 池水 美都[#] 西野 嘉章[§] 池内 克史[¶]

東京大学 情報理工学系研究科[†] 科学技術振興事業団[‡] 東京大学 文学部美術史学専修[#]
東京大学 総合研究博物館[§] 東京大学 生産技術研究所[¶]

tom@cvt.iis.u-tokyo.ac.jp

概要

Kuen 曲面や Dini 曲面など数種類のパラメタで形状が決定される曲面を模した石膏模型に対し、レーザー計測により複数視点からの三次元計測データを取得し、計測データ間の同時位置合わせ手法を改良することによって曲面を決定する未知パラメタを推定する手法を提案する。また、推定されたパラメタから石膏模型の計測形状の工作精度を評価した経緯を報告する。

Simultaneous Parameter Estimation by using Simultaneous Alignment

Tomohito MASUDA[†] Ryo KURAZUME[‡] Mito IKEMIZU[#] Yoshiaki NISHINO[§] Katsushi IKEUCHI[¶]

Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo[†]

Japan Science and Technology Corporation[‡]

Department of History of Art, Faculty of Letters, University of Tokyo[#]

The University Museum, University of Tokyo[§] Institute of Industrial Science, University of Tokyo[¶]

tom@cvt.iis.u-tokyo.ac.jp

abstract

We propose the unknown parameter estimation method from multiple 3D range images for parametric mathematical models made from plaster as actual representation of parametric surfaces defined by some parameters, such as Kuen surface and Dini surface. Moreover, we report how accurately these mathematical models are made, visualizing its shape error under the estimated parameter.

1 はじめに

東京大学大学院数理科学研究科には、数種類のパラメ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した、石膏製の数理模型が数百点収蔵されている。これらの数理模型は、19 世紀末から 20 世紀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、

これらの模型の三次元データをレーザー計測し、実際の製作精度を調べることを試みた。しかしこの数理模型に対応する数式のパラメタは未知であるため、本研究では数理模型から数式の最尤パラメタを推定し、そのパラメタのもとで数理模型の製作精度を調査することにした。

レーザー計測された形状データと数式から導かれる理想形状データの差を比較するには、まず両者の三次元空間内での位置と姿勢を正確に合わせる必要がある。しかしこれらの数理模型の多くは、三次元形状を決定

するパラメタが未知であるため、これを推定するためには通常の平行・回転による位置合わせ手法に加えて、理想形状が計測形状に一致するようにパラメタを変化させる位置合わせ手法を開発する必要がある。

本論文では西野らの同時位置あわせ手法 [2] を拡張することによって、数式から計算される三次元理想形状データの位置姿勢を計測形状データに合わせると同時に、理想形状を決定するパラメタを変化させて計測形状に一致させるパラメタ同時推定位置合わせの手法を提案する。また、こうして推定されたパラメタをもとに、理想形状と計測形状の誤差を検出できることを示す。

以降、2 章では西野らの同時位置合わせアルゴリズムを説明し、3 章ではこのアルゴリズムを拡張してパラメタを同時に推定する手法について述べる。4 章では現存する Dini 曲面と Kuen 曲面の数値模型について、この手法を応用した実験について述べ、その結果を示す。最後にこのアルゴリズムの他への適用の可能性と問題点について言及し、全体の結論を述べてまとめる。

2 同時位置あわせ

2.1 位置合わせ戦略と採択手法

西野らの位置合わせ手法は、以下の特徴を有する。

位置合わせ順序 同時実行

対応要素 三次元点

誤差尺度 点と点間の三次元距離

位置合わせ順序

複数枚の計測データの位置合わせ手法には逐次実行と同時実行の二つが考えられる。逐次実行とは、対応する 2 枚の計測データ間の部分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 [3]。この手法は計算機資源が少なくすむが、全体の位置合わせが完了した際に誤差が局所的に蓄積される可能性がある (図 1 参照)。この誤差は、部分位置合わせの際の誤差が、その後の部分位置合わせで伝播していくことにより発生する。より高精度な位置合わせを行うためには、これらの誤差を分散させる必要があるため、最終的な位置合わせは同時に行うことが必要である。

対応要素

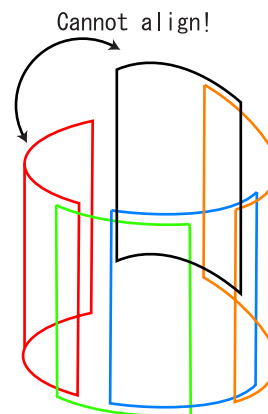


図 1: 誤差蓄積の例

計測データの位置合わせは、誤差関数を繰り返し計算によって最小化することにより行うのが一般的である [7] が、この誤差関数の対象として、特徴点を用いる方法と計測データの三次元点を用いる方法がある。特徴点を用いる位置合わせは、三次元点から何らかの特徴量を計算し、各特徴点間の距離を最小化することで行われる [4]。この方法は、各距離画像から計算される全ての特徴点に一つ一つ対応が得られることを前提とし、得られた特徴点の対応を変化させずに距離の最小化を行うため、常に正しい対応が得られない場合には正確な位置合わせができない。一方、三次元点を用いる場合は、位置合わせが収束する各段階に応じて点の対応関係を動的に変化させていくので、より正確な位置合わせが可能である。

誤差尺度

各対応点の誤差尺度として、点と面の距離あるいは点と点の距離を用いる方法がある。点と面の距離を使用する方法として、点と、それに対応する点の接平面間の距離を用いる手法が提案されている [5][6]。この手法は、物体表面の形状に関する情報が、接平面の向きとして誤差尺度に含まれるため、収束が早く局所解に陥りにくいが、点と点の距離を計算する場合に比べて計算量が多くなる。また、レーザーレンジセンサーから得られる計測データには誤差があるため、誤差を含む点群の座標からの面の法線を計算した場合、それにはさらに誤差が含まれる可能性がある。

以上の考察から我々は、三次元点を対応要素とし、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を採用し、パラメタ同時推定位置合わせへ

と拡張することを考えた。

2.2 アルゴリズム

同時位置合わせのアルゴリズムを、以下に示す。

SimultaneousAlignment

input: *MeasuredData* $D = \{D_i | i = 0, 1, \dots, n\}$

input: *InitialPosition*

$P = \{P_i = (R_i, t_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$

output: *AlignedPosition*

$P' = \{P'_i = (R'_i, t'_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$

local: $KDTree = \{kdt_i | i = 0, 1, \dots, n\}$

repeat

$KDTree \leftarrow MakeKDTree(PD)$

for all i **in** D **do**

$KDTree' \leftarrow KDTree - \{kdt_i\}$

$P'_i \leftarrow$

$MinimizeErrorFunction(P_i D_i, KDTree')$

end for

$TransformData(P', D)$

$P \leftarrow ChangePosition(P', P)$

until $ErrorFunctionConverged$

2.2.1 kd-tree を用いた対応点探索

選択された計測データの各点に対して、それ以外の各計測データとの対応点を探索するとき、もっとも総当たり的な方法でのこの対応点探索を行った場合の計算量は、 n_i を i 番目の計測データ中の点数とすると、

$$\sum_i (n_i \times \sum_{j \neq i} n_j)$$

と非常に大きくなり、探索点数が多い場合には非現実的である。西野らは kd-tree を用いて効率的に対応点探索を行っている [8]。

kd-tree は二分探索の k 次元空間への一般化であり、分散が最大となる次元を選択し、その次元での中間値でデータを分割していく。これを、各葉ノードが保持するデータ数が閾値以下になるまで繰り返す。 N 個の点数を含む距離画像の kd-tree の深さは $\log N$ である

から、kd-tree を使った場合の近傍点探索の計算量は、

$$\sum_i (n_i \times \sum_{j \neq i} \log n_j)$$

と改善される。

2.2.2 誤差関数の最小化

一つの計測データに対して、それ以外の全ての計測データとの対応点間の距離の総和を誤差関数とし、これを最小化する平行・回転の移動量が決定される。この時一つの計測データの位置合わせに対する誤差関数 f は、回転行列 R と平行移動の三次元ベクトル t を用いて以下のように表される。

$$f(R, t) = \sum_{i,j} \|Rx_i + t - y_{ji}\|$$

但し、 x_i は計測データ中の i 番目の点、 y_{ji} は j 番目の計測データ中の x_i と対応している点である。

また、回転行列 R の代わりに四元数 q を使って回転量を表すと、計測データの位置姿勢を表すパラメタ p は、

$$f(p) = f(R, t) = f(q, t)$$

但し、

$$q = [uvw s]$$

となる。西野らはこの 7 変数に対して共役勾配法により勾配を決定し、黄金分割法による囲い込みでその勾配方向に対する移動量を決定することで、誤差関数を最小化し、各計測データの移動量を決定する手法を採用した。

3 パラメタ同時推定位置あわせ

以上の同時位置合わせに追加して、数理モデルのパラメタを推定するアルゴリズムを実装した。これは上述の平行・回転移動の 7 変数による誤差関数の最小化に数式のパラメタを加え、これらを同時に共役勾配法と黄金分割法を用いて誤差関数を最小化するものである。すなわち、形状のパラメタを $k = \{k_i | i = 0, 1, 2, \dots\}$ とすると、理想形状の誤差関数は

$$f(R, t, k) = \sum_{i,j} \|Rg(k) + t - y_{ji}\|$$

と表され、これを最小化する R, t, k を求める。パラメタ同時推定位置合わせは、レーザ計測された数理模型の三次元データと、数式から導かれる理想形状の三次元データの間の位置合わせである。通常、物体の三次元データは、計測された物体の複数の計測データの位置合わせが行われ、さらにそれらがマージング処理された一つの統合データとなっている。しかし、マージング処理されたデータはその処理段階で新たな誤差を含んでいる可能性があるため、この処理を省くことによってより誤差の少ないパラメタ同時推定位置合わせが可能となる。

以上の考察をもとに、パラメタ同時推定位置合わせのアルゴリズムを以下に示す。同時位置合わせと異なる

ParameterEstimationWithSimultaneousAlignment

input: *MeasuredAndIdealData*

$$D = \{D_i | i = 0, 1, \dots, n\}$$

input: *InitialPositionAndParameter*

$$P = \{P_i = (R_i, t_i, param_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$$

output: *AlignedPositionAndParameter*

$$P' = \{P'_i = (R'_i, t'_i, param'_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$$

local: $KDTree = \{kdt_i | i = 0, 1, \dots, n\}$

repeat

$KDTree \leftarrow MakeKDTree(PD)$

for all i in D do

($\diamond$) $KDTree' \leftarrow$

$KDTree - \{kdt_i\} - \{kdt_j | j^\forall \in IdealData\}$

$P'_i \leftarrow$

$MinimizeErrorFunction(P_i D_i, KDTree')$

end for

$TransformData(P', D)$

$P \leftarrow ChangePositionAndParameter(P', P)$

until ErrorFunctionConverged

る部分は ($\diamond$) の部分である。つまりここでは、計測データをモデルとして選択した場合には計測データ間のみの対応関係によって平行・回転移動を決定することにした。これは計測データの平行・回転の移動量を決定するときに、理想形状データを含めた同時位置合わせを行うと、理想形状データに含まれるスケールのパラメタが真の値と離れすぎている場合には、正しい位置合わせが行われない可能性があるからである (図2 参照)。

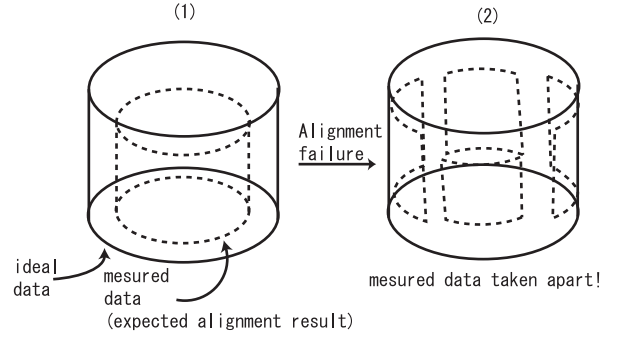


図 2: (1) 計測データは正しく位置合わせされているが (2) スケールの違う理想データに計測データが分解して離れていき、位置合わせが失敗する。

4 実験

4.1 形状評価の対象にした数式

今回の実験では、以下の2つの数式を形状評価の対象にした。

4.1.1 Dini 曲面

$$X(s, t) = \left(\frac{\cos t}{\cosh s}, \frac{\sin t}{\cosh s}, s - \tanh s + bt \right),$$

$$|s| \leq a, 0 \leq t \leq \theta$$

パラメタ a, b, θ , スケール

この曲面は、牽引曲線 (tractrix) を螺旋状に回転させて得られる (図3)。

4.1.2 Kuen 曲面

$$X(u, v) = \left(\frac{2(\cos u + u \sin u) \sin v}{1 + u^2 \sin^2 v}, \right.$$

$$\left. \frac{2(\sin u - u \cos u) \sin v}{1 + u^2 \sin^2 v}, \right.$$

$$\left. \log\left(\tan \frac{v}{2}\right) + \frac{2 \cos v}{1 + u^2 \sin^2 v} \right),$$

$$0 \leq v \leq \pi - 2\theta$$

パラメタ u, θ , スケール

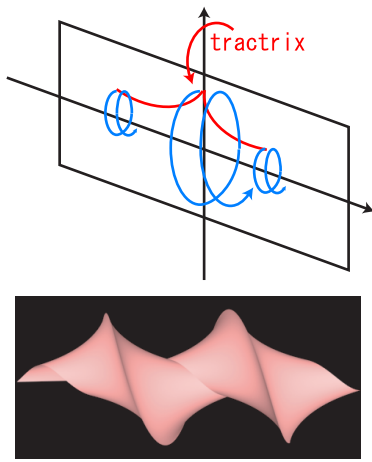


図 3: 牽引曲線の螺旋状回転面

この曲面は、面の向きが一部逆転しているという特徴をもつ (図 4)。

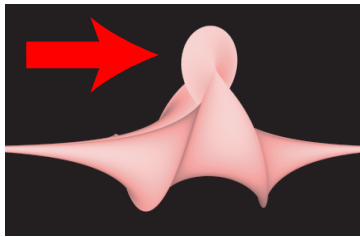


図 4: Kuen 曲面 (矢印の部分は、それ以外の部分の面の向きと逆)

2 つの曲面は、ガウス曲率が全ての場所で負の一定値を取る曲面である。

4.2 数理模型の三次元データの取得

今回数理模型の計測で使用したレーザーレンジセンサーは、MINOLTA 製の VIVID900(分解能約 0.2mm、奥行き誤差 0.1mm) で、スリット光を用いた光切断法により三次元計測データを得るものである。

実験では複数視点から得られた部分計測データを同時位置合わせした後に、数式から計算された理想データとの間でパラメタ同時推定位置合わせを行い、数理模型の形状誤差を評価した。

4.3 形状評価と実験結果

4.3.1 Dini 曲面

使用した計測データ数 13 枚

推定されたパラメタ

$a = 1.94$, $b = 3.14 \times 10^{-1}$, $\theta = 5.11 \times \pi$, スケール 5.96×10^{-2} 倍

平均誤差 1.07mm 2mm 以上の誤差 7.53%



図 5: Dini 曲面の誤差検出

4.3.2 Kuen 曲面

使用した計測データ数 15 枚

推定されたパラメタ

$u = 4.60$, $\theta = 5.18 \times 10^{-5}$ スケール 4.92×10^{-2} 倍

平均誤差 1.25mm 2mm 以上の誤差 $1.13 \times 10\%$

5 まとめ

本論文では、数種類のパラメタによって形状が決定する曲面を模してつくられた石膏模型の複数の計測データから、この模型の製作パラメタを推定する手法を提案した。この推定手法は、通常の同時位置合わせ手法の位置と姿勢の 7 つのパラメタのほかに、模型の製作パラメタも加えて共役勾配法と黄金分割法による囲い込み手法により誤差関数を最小化するものである。こ

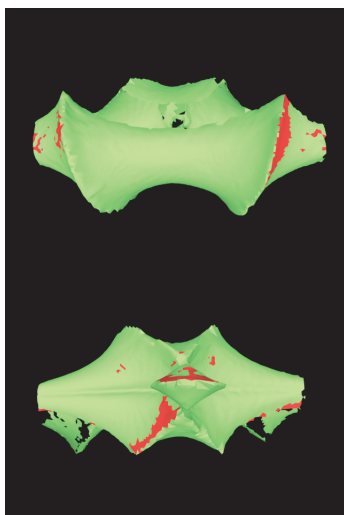


図 6: Kuen 曲面の誤差検出

の手法を用いて、東京大学数理科学研究科に保管されている二種類の数値模型の製作パラメタを推定し、推定されたパラメタのもとで計測形状の誤差を検出した実験例を示した。

通常の同時位置合わせに置いては、三次元形状データ間の誤差関数の最小化から、位置姿勢を表す 7 パラメタが求められるが、本手法においては、位置姿勢以外の要素が含まれていても、三次元形状のフィッティングが可能なことを示している。

本手法を用いれば、CAD・CAMなどで、パラメタ関数で表現可能な三次元形状プリミティブを、現実世界の物体形状データにフィッティングさせることで、より確からしいパーツを生成することが可能となる。

このような観点から、NURBS 曲面などのような、より自由度が高く、かつパラメタの多い形状関数についても、本手法を適用することが可能か調査するつもりである。

本手法では、同時位置合わせする理想形状データの初期パラメタに敏感であり、例えばスケールパラメタが計測形状よりも非常に小さく設定されたときなど、対応点探索において全ての理想形状のデータ点が計測されたデータのごく一部分としか対応せず、縮退してしまうことがある。このようなことを防ぐためにはデータ間の対応点探索に何らかの制約を設ける必要があり、今後は初期パラメタによらないロバストなアルゴリズムを開発する予定である。

参考文献

- [1] Taku Nishikawa, Ko Nishino, Yoichi Sato, and Katsushi Ikeuchi, “Constructing a 3D Model Using a High Resolution Range Sensor”, Proceedings of the Virtual Reality Society of Japan Fourth Annual Conference, pp199-202, September, 1999.
- [2] K. Nishino and K. Ikeuchi “Robust Simultaneous Registration of Multiple Range Images”, Proceedings of the 5th Asian Conference on Computer Vision, vol.2, No.4, pp.454-461, January, 2002.
- [3] G.Turk and M. Levoy, “Zippered polygon meshes from range images”, Proceedings of SIGGRAPH 94, pp.311-318, July, 1994.
- [4] A. Johnson and M.Herbert, “Surface registration by matching oriented points”, Proceedings of International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.121-128, May, 1997.
- [5] Y.Chen and G.Medioni, “Object modeling by registration of multiple range images”, Image and Vision Computing, vol.10, No.3, pp.145-155, April, 1992.
- [6] P.Neugebauer, “Geometrical cloning of 3D objects via simultaneous registration of multiple range images”, Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Application, pp.130-139, March, 1997.
- [7] 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.
- [8] J. H. Friedman, J. L. Bentley and R. A. Finkel: “An Algorithm for Finding Best Matches in Logarithmic Expected Time” ACM Transactions on Mathematical Software, Vol. 3, No. 3, pp.209-226, September 1977.