

3 画像からの復元を用いた 復元形状の評価関数と形状合成への応用

山崎 大輔^{1,a)} 金澤 靖^{1,b)}

概要：本論文は画像のみが与えられたときに、それらの画像のみから復元された形状の良さを評価し、評価の良い形状を合成することでより大きな形状を復元する手法を提案する。このような手法は内視鏡カメラ映像のような少しの移動で視野が大きく変化してしまい、バンドル調整などの効果が少ないような画像群に有効である。ここでは、3 画像からの復元手法を用い、複数の計算方法から得られた焦点距離の情報を用いて、形状の良さを評価関数を定義する。そして、これをコスト関数とした最適化を行うことで、合成形状全体に対してその精度を向上させることが可能となる。シミュレーション画像および実画像による実験により、提案法の有効性を示す。

Shape Cost Function from 3-View Reconstruction and its Application

DAISUKE YAMASAKI^{1,a)} YASUSHI KANAZAWA^{1,b)}

Abstract: We present a cost function which evaluates the quantitative goodness of a reconstructed shape based on three view reconstruction. In 3-D reconstruction from only two views, we may often fail in computing the focal lengths from the fundamental matrix. In addition, even if we succeed in reconstructing a shape, the reconstructed shape is often distorted. We define a function by the focal lengths computed from different methods in a 3-view reconstruction. By using the proposed cost function, we can obtain accurate shape that has small cost. We not only show the effectiveness of the proposed shape evaluating function but also present its application to merging partial 3-D shapes reconstructed from each three views.

1. はじめに

Bundler[16] に代表される大量画像からの形状復元は Structure from Motion と呼ばれ、現在のデジタルカメラやカメラ付き携帯電話との普及も伴って、対象物体の復元形状を用いるような拡張現実感への応用だけでなく、実際の環境の復元形状を用いた可視化技術への応用 [12] なども期待されている。これらの大量画像による形状復元は、一般に、因子分解法 [19] で初期形状を復元してからバンドル調整 [15] を行ったり、2 画像からの復元結果に画像を次々と追加しながらバンドル調整を行っている [1], [3], [14], [16].

このように大量の画像を利用することで高精度な復元が行える一方で、これらの手法では大量の計算時間が掛かる。

2 画像のみからの形状復元 [20] は文字通り 2 枚の画像のみから形状を復元する手法であり、古くから研究がされている。大量画像を用いる手法に比べ、2 枚のみで良いこと、また計算コストが小さいことなどから、誰でも手軽に 3 次元復元を行うことができる。この手法は何らかの方法で得られた画像間対応を用いて基礎行列を計算し、得られた基礎行列を分解して焦点距離やカメラ間の相対的な位置関係を求めた後に対応点の 3 次元位置を計算するものであり [8], [20], 極めてノイズは計算精度の影響を受けやすい。したがって、焦点距離が計算できずに復元自体に失敗することがあるだけでなく、形状が復元できたとしてもその形状に歪みが生じることも多い。山崎ら [21] は、内視鏡カメラ映像のように、少しの移動で視野が大きく変わってしま

¹ 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系, Department of Computer Science and Engineering, Toyohashi University of Technology, Japan.

^{a)} d-yamasaki@img.cs.tut.ac.jp

^{b)} kanazawa@cs.tut.ac.jp

うような、バンドル調整の効果が無いような画像列に対し、この2画像からの復元を合成することでより大きな形状を求める手法を提案した。彼らは、その形状の歪みの影響を最小限にするために、復元形状の良さの評価関数を定義し、その評価関数をコスト関数として形状の合成に用いることで、精度の良いより大きな形状復元が行えることを示した。しかし、その評価関数のパラメータとして、多数の復元から求めた焦点距離や点群の奥行き方向の標準偏差の最頻値を利用しているため、実際の利用には問題があった。

また2画像からの形状復元においては様々な制約も存在する。最大の問題は2画像を撮影するカメラが「注視の位置」(光軸が交わる位置)にあってはならないことである。実際の場面では関心のある対象を二カ所から撮影する場合、それを画像の中心に来るように、すなわち注視するように撮影するのが最も自然であるが、実際には、そのようにして撮影した画像からは3次元復元が行えない。また、注視を避けても、2画像から得られる情報は必要最小限であり、未知数と方程式の数が一致する。これは解が解析的に得られるという利点をもたらすが、データに誤差があるとしばしば解が存在しない。これに対する対処法がいろいろ考察されているが[9]、2画像を用いる限り、この問題は解決できない。山崎ら[22]は3画像を用いることで、例えば一部が「注視の位置」にあったとしても安定に3次元復元が行える方法を示した。

本研究では、2画像からの復元ベースの先行研究[21]における問題点であった評価関数のパラメータに他の多数の復元からの情報を必要とする点について、3画像からの復元で得られる情報を元に、個々の復元に関する入力画像のみから評価関数を定義することで、この問題を解決する。更に形状の合成に関しても、3画像からの復元を用いることで、2画像からの復元よりもより容易に合成が可能となる。またこの評価関数を用いることで、多画像からの復元の良い初期形状を見つけることも可能となる。実画像実験およびシミュレーション実験により、提案法の有効性を示す。

2. 関連研究

通常のカメラで撮影された多数の画像からの復元は、様々な手法が提案されている[1], [3], [14], [16]。これに対し、内視鏡カメラによる画像は視野が狭く、画像間の重複する部分が少ない。したがって、Agarwalら[1], Furukawaら[3]のように、様々な方向からいろいろな箇所を撮影することが困難であり、同じ特徴点が多数のカメラに観測されることも少ない。つまりバンドル調整を行っても、結局はそれぞれ数枚の画像間でのバンドル調整となり、精度の向上は期待できない。さらにカメラの移動方向はその光軸方向に動かすことが多いため、形状復元に失敗することが多かったり、例えば形状が復元できてもその歪みが大きいことも多い。

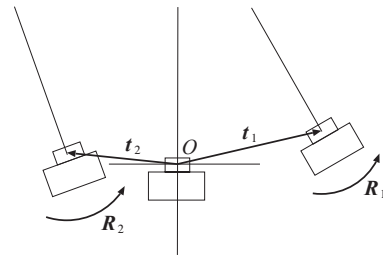


図1 カメラの位置関係

これに対し、平井ら[6]は腸管の壁に特徴点を検出する手法および2画像からの復元を繋げることで大きな形状を復元する手法を提案した。平井ら[5]は

- 焦点距離あるいは運動パラメータの分解に失敗した場合、
- 復元した形状の重心が指定範囲外だった場合、

のみを判断基準として、2画像からそれぞれ復元された部分形状を合成し、大きな形状の復元を行ったが、一部の部分形状に歪みがあると、それに接続した部分形状にも影響を与え、結果として大きな歪みを持つ形状が得られてしまう。これは形状評価を0/1の2値としていることに等しく、適切ではない。

また野澤ら[14]は、多画像からの復元における画像対の選択において、縮退条件にある画像対をしきい値により判定し、そのような画像対を用いないことで高精度な復元を行った。

3. 3画像からの3次元復元

ここでは、山崎らの手法[22]を元に説明する。

一般に2画像のみからの復元を行うには以下の条件を仮定する。

- カメラの光軸点が既知であり、それを画像座標の原点とする。
- 画像に幾何学的な歪みはないか、あるいは既に補正済みとし、画素配列の縦と横の並びは軸が直交し、アスペクト比は1であるとする。
- 撮影に用いたカメラの焦点距離は等しい、あるいはズームやフォーカスを変えずに1台のカメラで移動して撮影する。

3画像からの復元においては、これらを弱めることも可能であるが、逆にその冗長性による最適化を行うため、同じ条件を仮定する。ここでは3台のカメラをそれぞれ C_0 , C_1 , C_2 とし、その画像を I , I' , I'' とする。それぞれの位置関係は図1に示す通り、カメラ C_0 の位置を原点、画像の上方向を X 軸、右方向を Y 軸、光軸方向を Z 軸とした座標系を考え、これを基準とする。カメラ C_1 および C_2 の位置および向きは、それぞれ、この座標系からの相対運動 $\{t_1, R_1\}$, $\{t_2, R_2\}$ で表す。

(1) 画像組 I - I' において、 $N(\geq 8)$ 組以上の画像間の対応

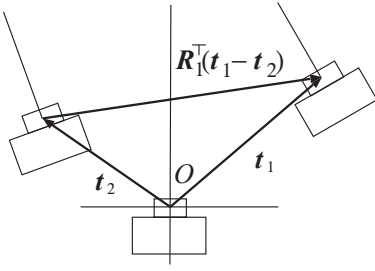


図 2 “三角形が閉じる” 条件

$\{(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha)\}, \alpha = 1, \dots, N_{01}$ を求める. 同様に画像組 $I-I'', I'-I''$ においても対応 $\{(x_\beta, y_\beta), (x''_\beta, y''_\beta)\}, \beta = 1, \dots, N_{02}, \{(x'_\gamma, y'_\gamma), (x''_\gamma, y''_\gamma)\}, \gamma = 1, \dots, N_{12}$ を求める.

- (2) 対応点の組 $\{(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha)\}, \{(x_\beta, y_\beta), (x''_\beta, y''_\beta)\},$ および $\{(x'_\gamma, y'_\gamma), (x''_\gamma, y''_\gamma)\}$ から, それぞれの基礎行列 F_{01}, F_{02}, F_{12} を推定する.
- (3) 得られた基礎行列 F_{01}, F_{02}, F_{12} から 3 台のカメラの焦点距離 f, f', f'' を計算する.
- (4) 基礎行列 F_{01}, F_{02}, F_{12} と焦点距離 f, f', f'' から, カメラ C_0 に対するカメラ C_1 の相対運動 $\{t_1, R_1\}$, 同じくカメラ C_2 の相対運動 $\{t_2, R_2\}$ を計算する. ただし, 並進 t_1, t_2 は $\|t_1\|^2 + \|t_2\|^2 = 1$ となる解を求める.
- (5) 得られた運動パラメータ $\{t_1, R_1\}, \{t_2, R_2\}$ と焦点距離 f, f', f'' , 対応点 $\{(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha)\}, \{(x_\beta, y_\beta), (x''_\beta, y''_\beta)\}, \{(x'_\gamma, y'_\gamma), (x''_\gamma, y''_\gamma)\}$ から, 三角測量の原理により 3 次元位置 $(X_\alpha, Y_\alpha, Z_\alpha)$ を計算する.

このような画像からの復元においては, カメラの内部パラメータである焦点距離とカメラ間の相対的な位置関係を表す運動パラメータを全て基礎行列から計算するため, この基礎行列の計算には高精度な方法を用いる必要がある. 山崎らの手法では, 基礎行列の計算の初期値に Taubin 法 [17], そして拡張 FNS 法 [10] により基礎行列を更新して厳密な最尤推定解を計算している.

焦点距離計算においては, 3 台のカメラの焦点距離が異なると仮定して求める自由焦点距離法, 全て等しいと仮定して求める固定焦点距離法, 自由焦点距離法で得られた焦点距離の重み付き平均による平均焦点距離法の 3 つの方法が可能であり, 実数焦点距離が選べる可能性が増える.

また 3 台のカメラ間の並進と回転においては, 図 2 に示すように “三角形が閉じる” 必要があることから, それを条件として並進と回転を求めている. 更にこの方法によれば, 3 つの画像間での対応は必須でなく, それぞれの 2 画像間の対応があればよい.

4. 復元形状の歪みの定量化

4.1 復元した形状が歪む要因

2 画像からの復元において, 復元形状の歪みを減らすには

- 画像の対応付けの精度

- 基礎行列計算の精度
- 焦点距離計算の精度
- 三角測量の精度

をそれぞれ向上させることが重要となる. しかし, 例えば山田らの手法においては基礎行列計算は拡張 FNS 法を用いており, これは精度の下界 (KCR の下界) をほぼ達成しているため, 大幅に精度を向上させることはできない. 焦点距離計算や三角測量の計算も同様である. 一方, Takanashi ら [18] の指摘した通り, 画像間の対応における “良くない” 対応を取り除くことにより, 復元形状の歪みを低減させることができるが, 画像間の関係が未知である場合の正確な対応付けは極めて難しいだけでなく, “良くない” 対応を全て取り除くことは不可能である.

4.2 山崎ら [21] による形状歪みの評価関数

山崎ら [21] は, 同じカメラで撮影した多数の画像を用い, それらの多数の復元から得られた焦点距離の最頻値 f_{mode} と, 復元形状の奥行き方向の標準偏差の最頻値 σ_{mode}^Z を用いて, 復元形状の良さを次のようなコスト関数で評価した.

$$\text{cost}(i, j) = \sqrt{\left(\frac{f_{ij} - f_{\text{mode}}}{f_{\text{mode}}}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_{ij}^Z - \sigma_{\text{mode}}^Z}{\sigma_{\text{mode}}^Z}\right)^2} \quad (1)$$

このような関数を用いた理由は以下の通りである.

- 一般に焦点距離が正しければ復元した形状の歪みは小さい. もし, 同じカメラを利用した場合, 多数の復元から得られた焦点距離の最頻値は真の値とほぼ等しくなる.
- 誤対応が多い場合の復元形状のスケールは真の形状と比べて大きく異なる. もし, 同じカメラによる多数の復元を行なったとき, 復元形状のスケールを表す奥行き方向の標準偏差の最頻値は真の形状のそれとほぼ等しくなる.

この評価関数の問題点として, 一つの復元形状の評価を行うために同じカメラで撮影した多数の画像からの復元を必要とすることが挙げられる. そして, 最頻値を真値の近似値とするためには復元形状の数は十分な数を必要とする. したがって, それらの復元の計算にかかる時間も問題となる.

4.3 提案形状歪み評価関数

本研究では, 3 画像からの復元において, 自由焦点距離法および固定焦点距離法から得られた焦点距離情報を用いて, その復元形状の評価を行う.

自由焦点距離法で得られたカメラ C_i の焦点距離を f_{free}^i とし, 固定焦点距離法で得られた焦点距離を f_{fixed} としたとき, その 3 画像から得られた復元形状のコストを次式で定義する.

表 1 山崎らの手法 [22] と提案法の比較

	山崎らの手法	提案手法
復元	2 画像からの復元	3 画像からの復元
探索アルゴリズム	DP	DP
形状評価関数	式 (1)	式 (2)
探索経路	1 画像を共有	2 画像を共有

$$\text{cost} = \sum_{i=0}^2 (f_{\text{free}}^i - f_{\text{fixed}})^2 \quad (2)$$

この値はもしカメラの焦点距離が全て同じで、画像上の特徴点に誤差がなければ厳密に 0 であり、画像上の特徴点位置の誤差や誤対応によって基礎行列の精度が下れば、この値も大きくなることが予想される。また、式 (1) が他の多数の復元が必要になる、すなわち多数の画像が必要となるのに対し、式 (2) は復元に用いた 3 画像のみから計算することができる。

5. 形状評価関数を用いた形状合成

山崎ら [22] と同様に、提案する形状歪みの評価関数の応用例として、内視鏡カメラ画像からの形状復元を行う。

5.1 3 フレーム列の選択

形状歪みの評価関数 (2) をコスト関数として用いることで、精度のよい部分形状のみを用いた合成を行うことが可能となる。これは、コストが最も低くなるよう、コストの低い (= 精度の良い) フレームの組合せの問題とみなせる。これは動的計画問題 (DP) で解くことができる。山崎ら [22] の手法と提案法の比較を表 1 に示す。

今、 N フレームの映像から t 枚のフレームの組 $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ (ただし $x_i < x_{i+1}$) が選択されたとき、その総コストは次式で表せる。

$$\phi(t) = \sum_{i=1}^{t-1} \text{cost}(x_i, x_{i+1}, x_{i+2}) \quad (3)$$

ただし、 D を 3 画像でのフレーム探索範囲、すなわち、3 フレームを x_i, x_{i+1}, x_{i+2} とするとき

$$x_i < x_{i+1} < x_{i+2} \quad x_{i+2} < x_i + D \quad (4)$$

とする。以下にフレーム選択アルゴリズムの手順を示す (図 3)。ここでは優先度付きキューを用いている。

- (1) 開始フレームから探索範囲 D までの中で、式 (4) を満たす全ての 3 フレームの組合せを選び、それぞれのコストを式 (2) から計算する。
- (2) 各 3 フレームに対し、3 フレームの番号と評価値を格納したノードを作成し、そのコストをキーとした優先度付きキューに入れていく。
- (3) コストの一番小さいノードを取り出す。
- (4) ノードから 2 番目、3 番目のフレームを取り出し、それを基準として式 (4) を満たす全ての組合せの 3 フレーム

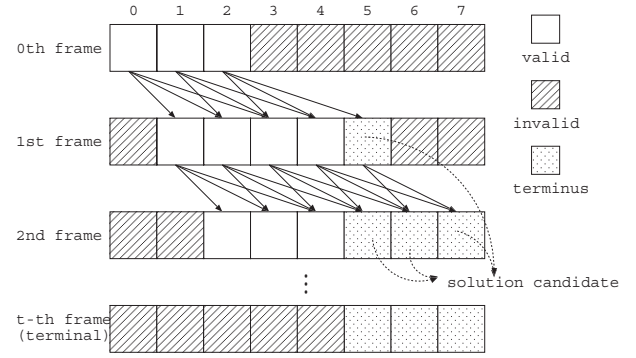


図 3 3 フレーム選択アルゴリズム

ムを選び出し、コストを求める。

- (5) 現在のノード評価値に加えて新たなノードを作り、優先度付きキューに入れる。
- (6) 探索範囲が終了フレームを超えた場合、現在のノードを最終ノードとして探索終了リストに入れる。
- (7) 最終ノードのコストより大きいコストのノードを優先度付きキューから削除する。
- (8) ノードがなくなるまで、手順 3 から手順 7 までを繰り返す。
- (9) 探索終了リスト内のノードにおいて、最も合計コストが小さいものを最終的なフレーム列とする。

5.2 形状の合成

前述のアルゴリズムで得られたフレーム列から、復元した形状を合成することを考える。ここでも山崎らの手法 [22] と提案法との比較を表 2 に示す。

このアルゴリズムで得られた 3 フレーム組の列は、中央のフレームを撮影したカメラを基準として復元するものとする。図 4 に示すように、隣り合う 3 フレーム組において 2 フレームを共有する。したがって、

$$\mathbf{R}_2 = \mathbf{R}'_1{}^\top \quad (5)$$

が成り立つ。また復元形状のスケールはそれぞれ $\|\mathbf{t}_1\|^2 + \|\mathbf{t}_2\|^2 = 1$, $\|\mathbf{t}'_1\|^2 + \|\mathbf{t}'_2\|^2 = 1$ と正規化されていることから、次のスケールで拡大する必要がある。

$$s = \frac{\|\mathbf{t}_2\|}{\|\mathbf{t}'_1\|} \quad (6)$$

したがって、各 3 フレーム組で得られた復元形状の合成は次の相似変換をすればよいことがわかる。

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} X'_\alpha \\ Y'_\alpha \\ Z'_\alpha \end{pmatrix} &= s \mathbf{R}_2 \begin{pmatrix} X_\alpha \\ Y_\alpha \\ Z_\alpha \end{pmatrix} + \mathbf{t}_2 \\ &= s \mathbf{R}'_1{}^\top \left(\begin{pmatrix} X_\alpha \\ Y_\alpha \\ Z_\alpha \end{pmatrix} - \mathbf{t}'_1 \right) \end{aligned} \quad (7)$$

表 2 合成方法の比較

	山崎らの手法	提案手法
共有情報	共通画像の特徴点情報	共通 2 カメラの位置関係
合成方法	点ベースの位置合わせ	単純な相似変換

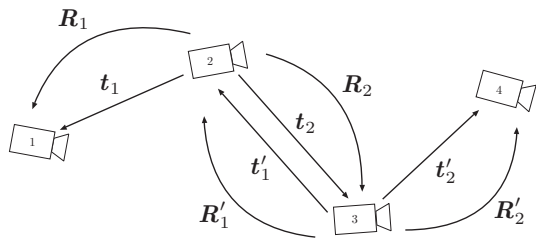


図 4 形状の合成

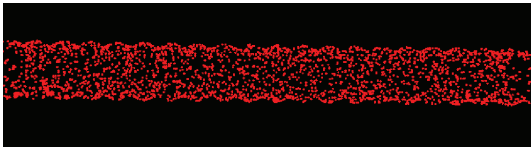


図 5 腸管シミュレーションモデル

表 3 腸管シミュレーションモデルパラメータ

項目	値	単位
円筒の半径	500	pixel
襞の周期	500	pixel
襞の強度 (振幅)	40	pixel
円筒の長さ	10000	pixel
点群の数	2500	pixel

6. 実験

6.1 形状評価関数の評価

まず、提案した形状歪み評価関数の有効性を確認するためにシミュレーション実験を行った。

生成した腸管モデル形状を図 5 に示す。そのパラメータを表 3 に示す。模擬内視鏡映像は、この円筒状の内部を軸方向に移動しながら、投影像を作成した。移動は直進にならないよう、表 4 に示すように乱数による微小並進を加え、投影された画像上の点にも正規乱数による誤差を加えている。生成された模擬内視鏡像の例を図 6 に示す。

これらから 3 フレームによる復元および形状評価を行った結果を図 7 に示す。図 7(a) が形状評価値の高かった (コストの低かった) 形状であり、図 7(b) が逆に形状評価値の低かった (コストの高かった) 形状である。見てわかる通り、提案法の形状評価関数は、ほぼ形状の良さを表していることがわかる。

6.2 形状合成実験

次に、このシミュレーション画像を用いて、提案コスト関数を用いたフレーム選択および形状の合成実験を行なった。結果を図 8 および図 9 に示す。図 8 と図 9 の違いは、最適コスト探索において、探索範囲 D を 50 フレームとす

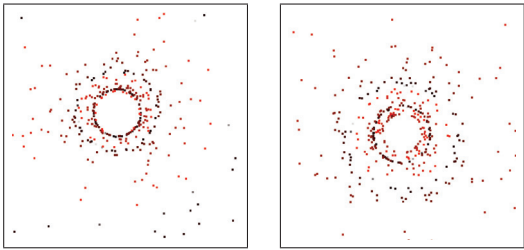


図 6 シミュレーション画像例

表 4 カメラデータ

項目	値	単位
カメラの初期 z 位置	0	pixel
カメラの最後の z 位置	500	pixel
撮影枚数	1000	枚
カメラ座標の x, y 成分の誤差の σ_p	100	pixel
カメラ視線角度の x, y 成分の誤差の σ_a	3	degree
投影点座標の x, y 成分の誤差の σ_j	0.5	pixel
z_{near}	1000	pixel
視程距離 z_{far}	1200	pixel
$z = z_{near}$ 面の大きさ (視野角に相当)	5500	pixel
焦点距離 (視野角と画像サイズから算出)	145	pixel
画像サイズ w	800	pixel

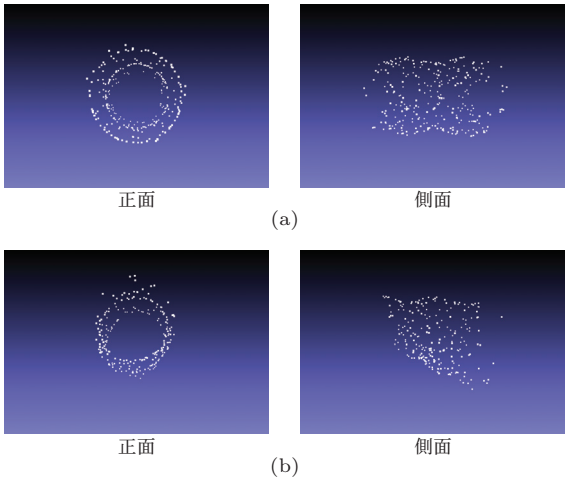


図 7 復元形状と評価値. (a) 評価値=0.00149. (b) 評価値=1451

るか、20 フレームとするかの違いであり、 $D = 50$ の場合の合計コストは 216、平均コストは 3.73 であったのに対し、 $D = 20$ の場合の合計コストは 2064、平均コストは 10.64 となった。これより、探索範囲を長くとることで、できるだけコストの小さい形状を選ぶことができ、結果として合形状の精度も向上することがわかる。

次に実画像による実験を行った。図 10 に示す 5 枚の画像を用いて、それぞれ 3 組の画像から復元し、合成した結果を図 11 に示す。また、図 12 に示す 5 枚の画像から復元し、合成した結果を図 13 に示す。図 11 における全体コストは 2772.65、平均コストが 924.22 で、図 13 における全体コストは 94237、平均コストが 31412 であり、良い復元形状の方がコストが低いことがわかる。

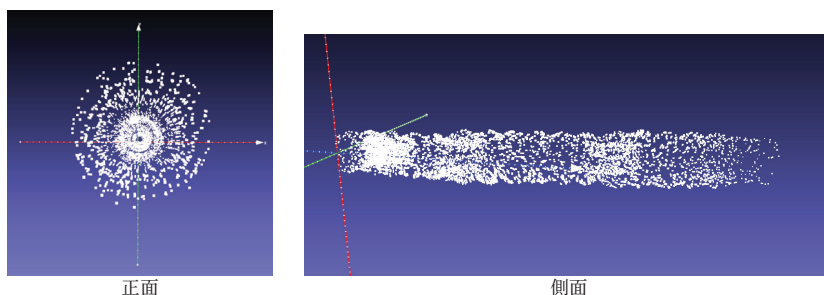


図 8 合成形状例 (1). 復元範囲 $D = 50$ での合成結果 (合計コスト 216, 平均コスト 3.73)

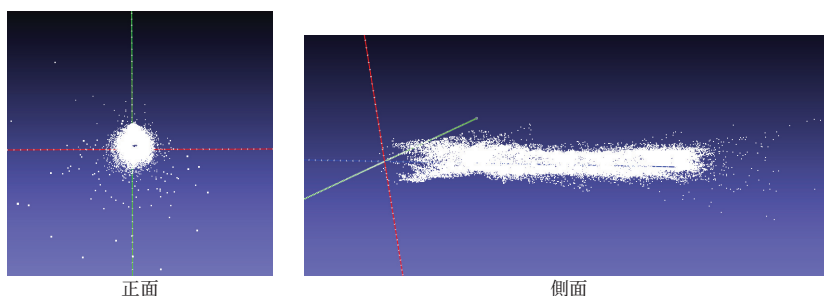


図 9 合成形状例 (2). 復元範囲 $D = 20$ での合成結果 (合計コスト 2064, 平均コスト 10.64)

7. おわりに

本論文では、画像のみから形状を復元する場合において、復元した形状の歪みを定量的に評価することを目的とし、3 画像からの復元における複数の計算法から得られる焦点距離を用いることで、形状の歪みの評価関数を提案した。そして、この評価関数を用いた応用として、Shape from Motion が適用しにくい、腸管の内視鏡画像を模した画像からの 3 次元復元に適用し、提案評価関数をコストとした最適化方法を提案した。そしてシミュレーション実験により、提案した形状歪みの評価関数および形状合成における最適化法が有効であることを確認した。

本論文での提案評価関数は、山崎らの手法 [22] と比べ、焦点距離の最頻値や、復元点群の奥行き方向の標準偏差の最頻値を予め求める必要がなく、復元に用いた 3 画像のみからその良さを評価できる。また、今回提案した評価関数は、Bundler の初期復元での画像選択 [14] などにも有効であると考えられる。

今後の課題として、より良い形状評価関数を検討するだけでなく、形状合成に関しても単なる合成ではなく、バンドル調整のような合成形状全体の最適化を検討する必要があると考えられる。

謝辞: 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金 基盤研究 (C) (No. 24500202) および平成 25 年度物質・デバイス領域共同研究拠点における共同研究 (課題番号 2013355) の助成によった。

参考文献

- [1] S. Agarwal, N. Snavely, I. Simon, S.M. Seitz, R. Szeliski, “Building Rome in a Day,” IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV2009), pp.72–79, Sept. 2009.
- [2] M.A. Fischler, R.C. Bolles, “Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” Commun. ACM, vol.24, no.6, pp.381–395, June 1981.
- [3] Y. Furukawa, B. Curless, S.M. Seitz, R. Szeliski, “Reconstructing Building Interiors from Images,” IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV2009), pp.80–87 Sept. 2009.
- [4] R. Hartley and A. Zisserman, “Multiple View Geometry in Computer Vision,” Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2000.
- [5] 平井克宏, 金澤 靖, 佐川立昌, 八木康史, “内視鏡カメラによる腸管の映像の対応付けとその 3 次元形状の復元,” 第 13 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2010), pp.OS12-3:1523–1530, July 2010.
- [6] 平井克広, 金澤 靖, 佐川立昌, 八木康史, “腸管の 3 次元復元のための内視鏡画像間の対応づけ,” Medical Imaging Technology, Vol.29, No.1, pp.36–46, Jan. 2011.
- [7] K. Kanatani, “Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice,” Elsevier, Amsterdam, the Netherlands, 1996.
- [8] 金谷健一, 三島等, “未校正カメラによる 2 画像からの 3 次元復元とその信頼性評価,” 情報論: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.42, No.SIG 6 (CVIM 2), pp.1–8, 2001.
- [9] K. Kanatani, A. Nakatsuji and Y. Sugaya, Stabilizing the focal length computation for 3-D reconstruction from two

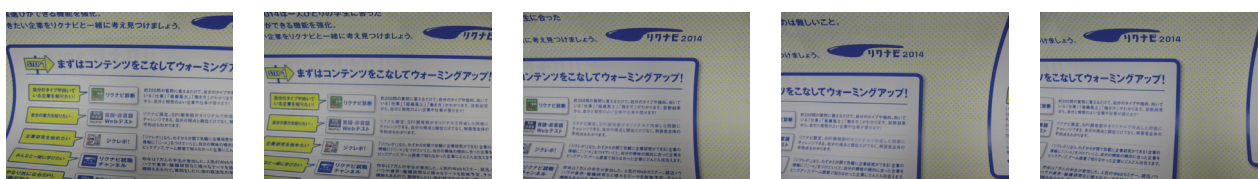


図 10 実画像 (1)

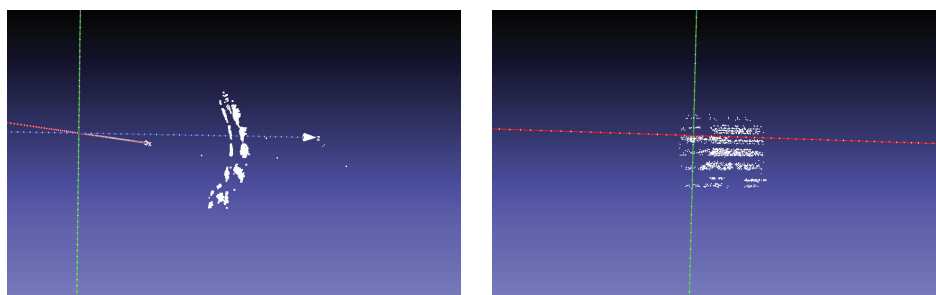


図 11 復元結果 (1). 合計コスト 2772.65, 平均コスト 924.22.

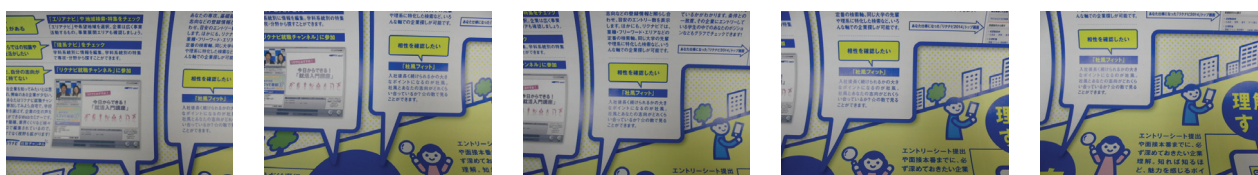


図 12 実画像 (2)

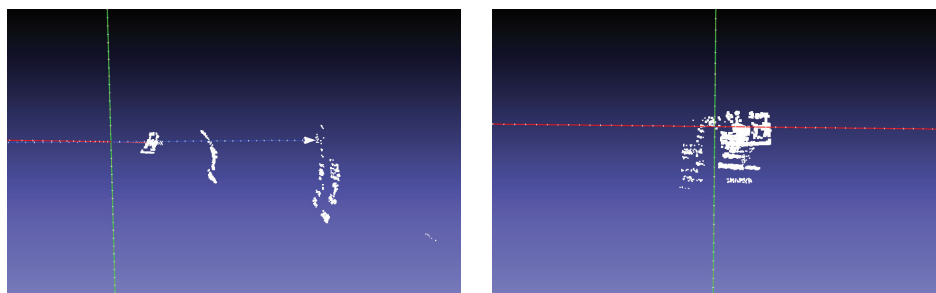


図 13 復元結果 (2). 合計コスト 94237, 平均コスト 31412.

- uncalibrated views, *Int. J. Comput. Vis.*, **66-2** (2006-2), 109-122.
- [10] 金谷健一, 菅谷保之, “制約付きパラメータ推定のための拡張 FNS 法,” 情処研報: CVIM, Vol.2007-CVIM-158-4, pp.25-32, March 2007.
- [11] 金谷健一, 菅谷保之, 新妻弘崇, “2 画像からの三角測量: Hartley vs. 最適補正,” 情処研報: 2008-CVIM-162-54, pp.335-342, March 2008.
- [12] 小関勇気, 藤原 脩, 園田 潤, 金澤 靖, 佐藤源之, “SfM システムで構築した実環境 FDTD 数値モデルと GPU による高精度高速電波環境解析,” 信学技法: PRMU2011-162, Vol.111, No.379, pp.167-172, Jan. 2012.
- [13] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int. J. Comput. Vision*, vol.60, no.2, pp.91-110, 2004.
- [14] 野沢和輝, 奥富正敏, 鳥居秋彦, “焦点距離が未知の入力画像群に対する 3 次元復元の安定化,” 情処研報: CVIM, Vol.2012-CVIM-182, No.19, May 2012.
- [15] 岡谷貴之, “バンドルアジャストメント,” 情処研報: コンピュータビジョンとイメージメディア, vol.2009-CVIM-167-37, pp.1-16, June, 2009.
- [16] N. Snavely, S.M. Seitz, R. Szeliski, “Phototourism: exploring photo collection in 3D,” *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH Proc.)*, Vol.25, No.3, pp.835-846, 2006.
- [17] 菅谷保之, 金谷健一, “基礎行列の高精度計算法とその性能比較,” 情処研報: CVIM, Vol.2006-CVIM-153-32, pp.207-214, March 2006.
- [18] Y. Takanashi, Y. Shibata, and Y. Kanazawa, “Improving Accuracy of 3-D Reconstruction by Classifying Correspondences,” *IAPR Conf. Machine Vision Applications (MVA2007)*, Tokyo, Japan, May 16-18, 2007, pp.13-16.
- [19] C. Tomasi, T. Kanade, “Shape and motion from image streams under orthography—A factorization method,” *Int. J. Computer Vision*, Vol.9, No.2, pp.137-154, Nov. 1991.
- [20] 山田健人, 金澤 靖, 金谷健一, 菅谷保之, “2 画像からの 3 次元復元の最新アルゴリズム,” 情処研報: CVIM, vol.2009-CVIM-168, no.15, pp.1-8, Sept. 2009.
- [21] 山崎大輔, 鈴尾大地, 金澤 靖, 八木康史, “2 画像のみから復元した形状の歪みの評価関数と形状合成への応用,” 第 15 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2012), Aug. 2012.
- [22] 山崎大輔, 金澤 靖, 菅谷保之, 金谷健一, “3 基礎行列の分解による 3 画像からの 3 次元形状復元,” 情処研報: CVIM, vol.2013-CVIM-186(15), pp.1-8, March 2013.