

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

鈴尾 大地^{1,†1} 山崎 大輔^{1,a)} 金澤 靖^{1,b)} 八木 康史^{2,c)}

概要: 2 画像のみからの形状復元では、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、復元できたとしてもその復元形状に歪みが生じることも多い。そこで本研究では、この 2 画像のみからの復元における復元形状の歪みを定量的に評価することを目的とする。ここでは、基礎行列を分解して得られる焦点距離の最頻値からの差と復元した形状の奥行き標準偏差に関する最頻値からの差により、形状の歪みの評価関数を定義する。そしてこの評価関数の応用として、この形状の歪み評価関数を用いた腸管の内視鏡映像からの 3 次元復元のための最適化法を提案する。実画像実験およびシミュレーション実験により、形状歪み評価関数および形状合成法の有効性を示す。

A Goodness Function for a 3-D Shape Reconstructed from Two Views and its Application

SUZUO DAICHI^{1,†1} YAMASAKI DAISUKE^{1,a)} KANAZAWA YASUSHI^{1,b)} YAGI YASUSHI^{2,c)}

Abstract: 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. In this paper, we present a function which evaluates the quantitative goodness of a shape reconstructed from two views. We define the function by the differences from the mode of focal lengths and the mode of the standard deviation of the depth of the reconstructed shape. 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 two views.

1. はじめに

Photo Tourism[14] に代表される大量画像からの形状復元は、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、単なる形状の計測から拡張現実感だけでなく、可視化技術への応用 [11] などへも期待されている。これらの大量画像による形状復元は、一般に、因子分解法 [17] に代表される Shape from Motion とバンドル調整 [13] をベースにして構成されている [1], [3], [14]。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 [18]。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、得られた基礎行列から焦点距離やカメラ間の相対的な位置関係を求めてから、対応点の 3 次元位置を計算するものであり、極めてノイズや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。図 1(b) と (c) は、同図 (a) の 2 枚の画像から、それぞれ異なる手法で復元した形状を上から見た図であり、同図 (b) では、本来直角であるはずの建物が

¹ 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系
Toyohashi University of Technology, 1-1 Hibarigaoka, Tempaku, Toyohashi, Aichi 441-8580, Japan

² 大阪大学 産業科学研究所
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

^{†1} 現在、名古屋大学
Presently with Nagoya University

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

b) kanazawa@cs.tut.ac.jp

c) yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

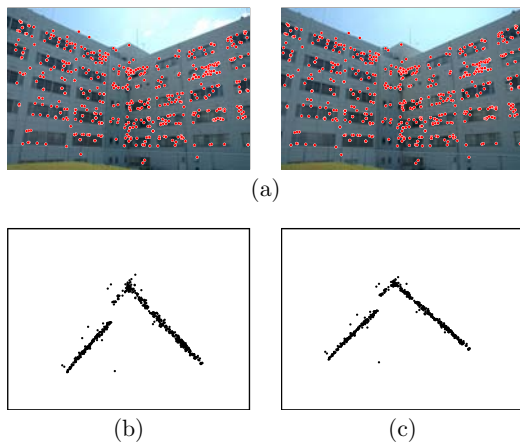


図 1 2 画像からの復元例. (a) 入力画像と対応点. (b) 歪みのある復元 (再投影誤差: 0.407). (c) 歪みの少ない復元 (再投影誤差: 0.521).

やや鋭角に歪んでしまっている. このとき, 基礎行列等の画像間のパラメータの推定精度の評価基準として良く知られる再投影誤差は, この形状歪みの一つの目安とはなるものの, その値の大小で歪みの評価はできない. 例えば, 図 1(b) は金谷・三島の手法 [8] による復元, 図 1(c) はそれより高精度な手法 [18] による復元であり, 図 1(b) の再投影誤差が 0.407 であるのに対し, 図 1(c) の再投影誤差は 0.521 で, 形状の復元精度の高い方が再投影誤差が大きい.

そこで本研究では, この 2 画像のみからの復元における復元形状の歪みを定量的に評価することを目的とし, 分解されたパラメータや復元された形状から形状歪みの評価関数を定義することを考える. ここでは, 同じカメラで撮影された画像が多数あるとし, 各 2 画像のみから計算した基礎行列を分解して得られた焦点距離の最頻値からの差と復元した形状の奥行き標準偏差に関する最頻値からの差を形状の歪みの評価関数として提案する. そして, この形状の歪み評価関数の応用として, この歪み評価関数をコスト関数とした腸管の内視鏡映像からの 3 次元復元のための最適化法を提案する. 実画像実験およびシミュレーション実験により, 形状歪み評価関数および形状合成法の有効性を示す.

2. 2 画像からの 3 次元復元

ここでは, 山田らの手法 [18]*1 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, 以下の前提が必要である.

- 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 2 台の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*2.

これらの前提の元で 2 画像のみからの復元の手順は次の通りとなる.

- (1) $N (\geq 8)$ 組以上の画像間の対応 $(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha), \alpha = 1, \dots, N$ を求める.
- (2) 対応点の組 $(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha)$ から, 基礎行列 \mathbf{F} を推定する.
- (3) 得られた基礎行列 \mathbf{F} から 2 台のカメラの焦点距離 f, f' を計算する.
- (4) 基礎行列 \mathbf{F} と焦点距離 f, f' から 2 台のカメラの相対的な並進 \mathbf{t} と回転 \mathbf{R} を計算する. ただし, 並進 \mathbf{t} は定数倍を除いてしか決定できないため, $\|\mathbf{t}\| = 1$ となる解を求める.
- (5) 得られた運動パラメータ $\{\mathbf{t}, \mathbf{R}\}$ と焦点距離 f, f' , 対応点 $(x_\alpha, y_\alpha), (x'_\alpha, y'_\alpha)$ を用いて, 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.

山田らの手法では, 基礎行列の計算の初期値に Taubin 法 [15], そして拡張 FNS 法 [9] 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. そして, 焦点距離計算においては, 2 台のカメラの焦点距離が異なる場合の自由焦点距離法と等しい場合の固定焦点距離法について, 経験上あるいは再投影誤差により選ぶとしている. また, 運動パラメータへの分解は良く知られている方法 [7] であるが, 三角測量においては最適法 [10] を用いている.

3. 形状歪みの定量化

前節で述べた手順において, 復元した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 [16] 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のはもちろん, “良くない”対応を全て取り除くことは不可能である.

復元した形状が“歪んで”しまう要因の一つが, 焦点距離が正しく得られていないことであり, これが, 復元した

*1 プログラムが以下に公開されている.
<http://www.img.cs.tut.ac.jp/programs.html>

*2 実際には焦点距離を変えてもよいが, それぞれの光軸が同一平面上に載らないように撮影しなければならない.

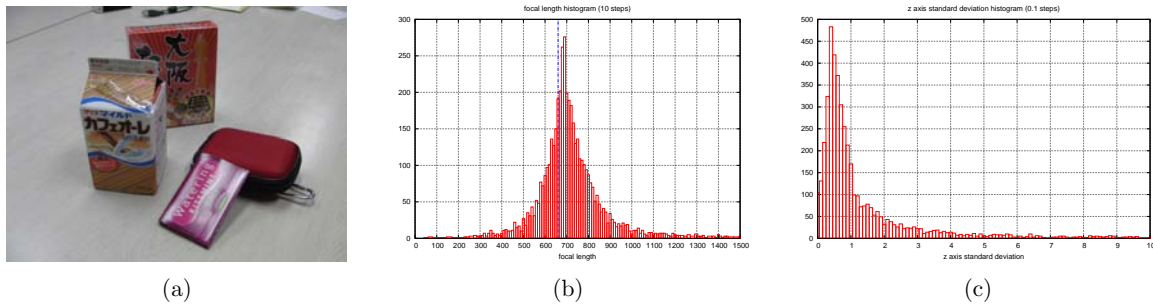


図2 シーンと焦点距離および奥行き方向の分布. (a) 画像例. (b) 焦点距離の分布. (c) 復元形状の奥行き方向の標準偏差の分布.

形状の奥行きが極端に潰れたり、広がったりすることに現れる. また、例えば焦点距離が正しくても、誤った対応から復元された点は、周囲と比べ、極端に手前に復元されたり、遠方に復元されたりする.

そこで本研究では、

- 計算された焦点距離が真の値に近いほど歪みは小さい.
- 同じシーンに対する多数の画像から復元を行った場合、各復元におけるカメラ間の並進量はほぼ一定であり、したがって復元形状のスケールもほぼ等しい.

を仮定する.

3.1 焦点距離による評価

上での観察の通り、もし焦点距離が正しければ形状歪みが少なくなるが、2画像からの復元においては、得られた焦点距離自体が正しいかどうか分からない. そこで、ここでは十分な数の復元を行った際の最頻値について考える. 図2(a)に示すようなシーンに対し、1台のカメラでアングルを変えながら撮影した画像から、それぞれ2枚を選んで3次元復元を行い、得られた焦点距離のヒストグラムを図2(b)に示す. このときの焦点距離の実際の値は650[画素]、最頻値は690[画素]であり、真の焦点距離と焦点距離の最頻値はほぼ一致していることがわかる. これより、本研究では最頻値を真の値の代用として用い、この最頻値からの差を評価に使うことを考える.

3.2 形状の奥行きによる評価

対応に誤対応が含まれている場合、その影響は焦点距離計算だけでなく、復元位置も大きくずれる. またシーンの奥行きがそれほど大きくなければ、復元点は一定の領域に分布するはずである. これに着目して、Takanashiら[16]は、着目点の局所的な凸凹を特徴量として“悪い”対応を除去しようとし、平井ら[6]は復元形状の重心の奥行き位置に対し、経験的なしきい値を用いて評価した. しかし、局所的な凹凸は復元するシーンや物体に依存し、重心の奥行き位置に対する経験的なしきい値は特定のシーンにしか適用できない. そこで本研究では、各復元点の奥行き方向の点の分布を考える. 数多くの復元結果において、もし多く

の復元が比較的歪みが少ないのであれば、その奥行き方向の点の分布もそれほど広範囲には分布しないだけでなく、極端に集中した分布にもならない. また、カメラ間の並進量もほぼ一定である場合が多いとすれば復元形状のスケールもほぼ等しくなる. 例えば図2(a)のシーンに対して形状復元を行い、復元点の奥行き方向の標準偏差のヒストグラムを図2(c)であり、奥行き標準偏差の分布も焦点距離と同様にピークを持つことがわかる. そこで、復元した形状(点群)の奥行き方向の標準偏差を評価値として用いることを考える.

3.3 形状評価関数

上の二つの評価値は一般には関連しているが、焦点距離が正しくても形状が歪んである場合や、逆に、形状がまともであっても焦点距離が異なっていることも多い. そこで、これら二つの量を組合せて形状の評価関数とすることを考える.

今、 i 番目と j 番目の画像からの復元を行うとき、計算された焦点距離を f_{ij} 、焦点距離の最頻値を f_{mode} 、復元された形状の奥行き標準偏差を σ_{ij}^Z 、その最頻値を σ_{mode}^Z としたとき、画像 i と j から復元された形状のコスト(歪み具合)を次の関数として定義する.

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

4. 歪み評価関数の形状合成への応用

式(1)の式は、焦点距離の最頻値 f_{mode} と復元形状の奥行き標準偏差の最頻値 σ_{mode}^Z が必要となる. 単に2画像のみが与えられた場合にはそれらを求めることができない. しかし、同じカメラで過去に撮影したデータを使うことが出来れば、それぞれの最頻値を求められるため、式(1)の評価関数を使うことができる.

提案した形状歪み評価関数の最も適した応用例として、内視鏡画像からの形状復元[5]などが挙げられる. 一般に内視鏡はカメラ校正が難しく、予め焦点距離を求めるのが

困難である。また内視鏡は腸管など狭い空間を撮影するため、その視野も狭く、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るため、バンドル調整もあまり有効とはならない。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、喩え形状が復元できてもその歪みが大きいことも多い。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。

を判断基準として、復元された部分形状の合成を行ったが、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。そこで本論文では、式(1)をこの内視鏡画像からの腸管形状の復元に用いることを考える。

4.1 問題の定式化

形状歪みの評価関数(1)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。

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。

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

ここで、 D をフレーム探索範囲、すなわち選択されるフレーム番号の間隔 $x_{i+1} - x_i$ の最大値とする。映像中の最初の D フレームのいずれかを始点とし、最後の D フレームのいずれかを終点とするフレーム探索問題は、次に示す再帰方程式により表現できる。

$$\phi_1(j) = \min[\text{cost}(1, k)] \quad \dots \quad (j < k \leq j + D, j \leq D) \quad (3)$$

$$\phi_{i+1}(j) = \min[\phi_i(j) + \text{cost}(j, k)] \quad \dots \quad (j < k \leq \min(j + D, N)) \quad (4)$$

このとき、 $j < k \leq \min(j + D, N)$ となる k が存在しない場合、 $\phi_i(j)$ が解候補の最適コストとなる。このようにして求めた解候補から最も総コストの小さいフレームの組を解とする。

一般にこの問題は多段決定問題と区別することができ、 ϕ_{ij} が部分解であること、および $i = 1$ から順に部分解を求めることで全体の最適解を得られることを表しており、次に述べる効率的解法が適用可能となる。

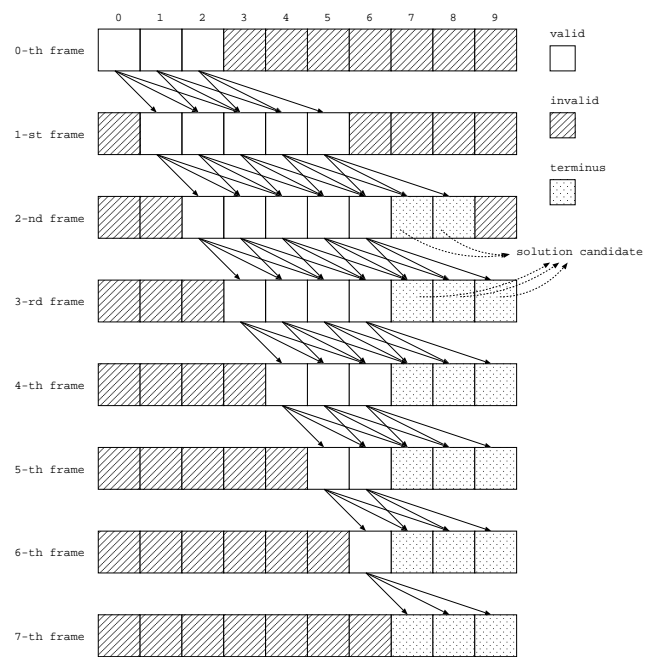


図 3 動的計画法による探索の模式図 ($N = 10, D = 3$)

4.2 動的計画法を用いた最適解の導出

ここでは動的計画法を用いて解を求めることを考える。

まず $N \times N$ のテーブルを用意し、その ij 要素は、 i 番目に合成するフレーム番号を j としたときの部分解を表すとし、次の値を保持するとする。

- その時点までの最適コスト $\phi_i(j)$ 。
- $i - 1$ 番目に合成に使用したフレーム番号。

ここで、もし i 番目の合成にフレーム j を用いない場合、テーブルの ij 要素は無効となる。すなわち、例えば0番目に合成するフレーム番号は0から $D - 1$ までであるため、それ以上のフレームは使用されず、0行の D 以上の列は無効となる。また、 i 番目に合成するフレーム番号は必ず i 以上であるため、それ以下のフレームは使用されず、 i 行の i 未満の列は無効となる。

動的計画法の手順は次の通りとなる。

初期化: テーブルの初期化。

- (1) 0 行の $0 \sim D - 1$ 列を $\phi = 0$, その他を無効値に設定。
- (2) $1 \sim N - 1$ 行はすべての列を無効値に設定。

更新: i 行のすべての有効列 j に対して、以下の処理を行う。有効な列を持たない i 行に到達したら計算終了。

- (1) $j < k \leq \min(j + D, N - 1)$ となる各 k に対し (k は次に合成するフレーム候補), $\phi_i(j) + \text{cost}(j, k)$ を求め、 $i + 1$ 行 k 列に格納された $\phi_{i+1}(k)$ と比較する。

- もし $\phi_i(j) + \text{cost}(j, k) < \phi_{i+1}(k)$ なら、親フレーム番号を j に更新し、 ϕ も更新。
- もし $\phi_i(j) + \text{cost}(j, k) \geq \phi_{i+1}(k)$ なら、部分解に使われないフレームなので捨てる。

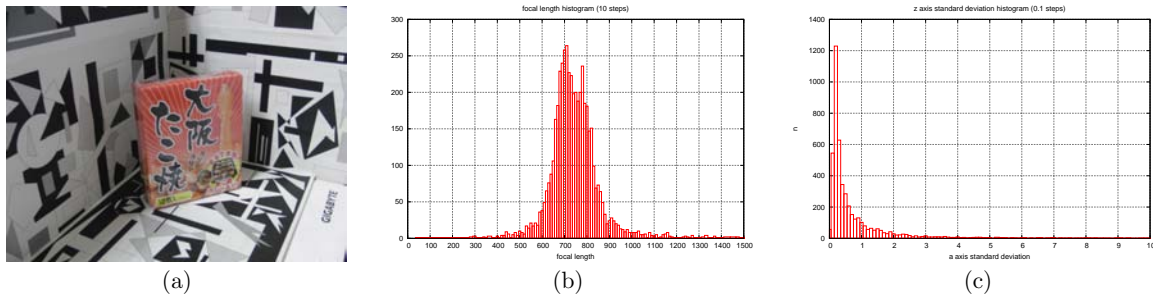


図 4 机上のシーン. (a) 画像例. (b) 焦点距離のヒストグラム. (c) 復元形状の奥行き方向の標準偏差のヒストグラム.

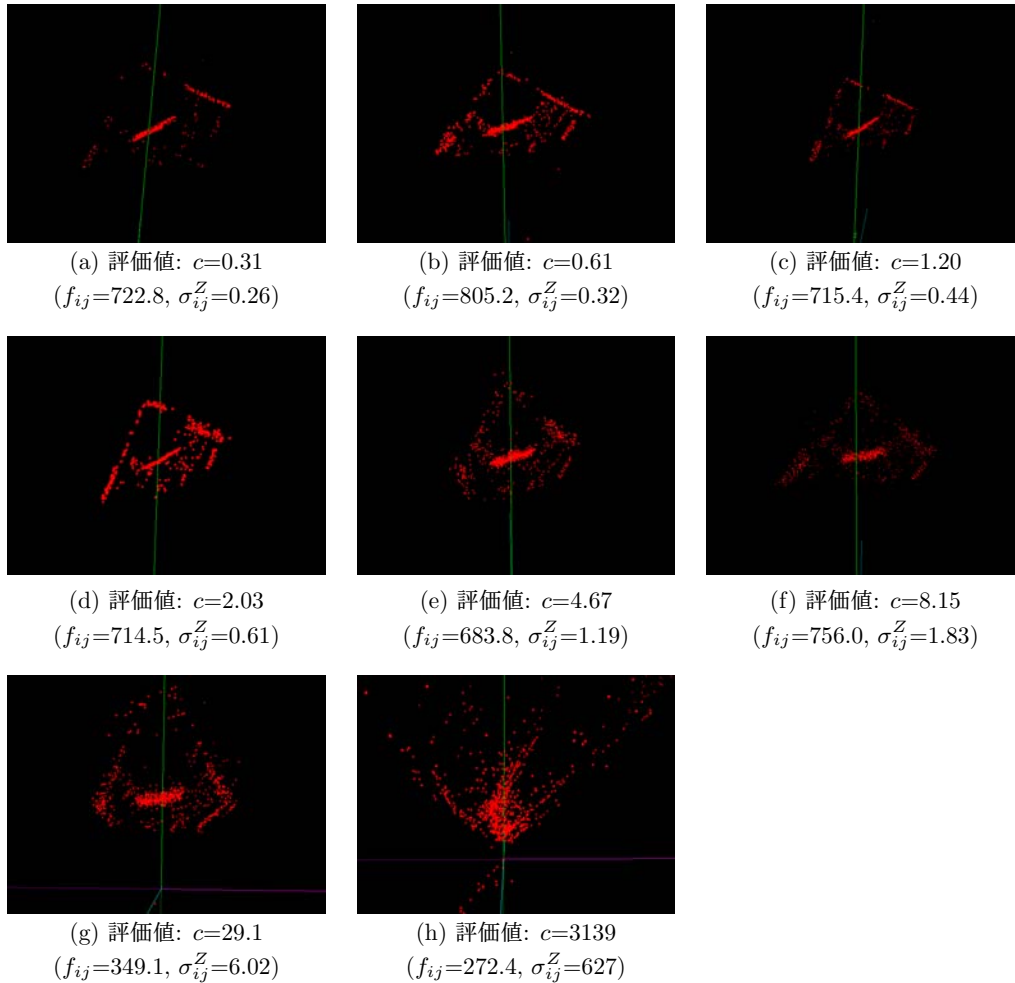


図 5 机上シーンに対する復元例と評価値

(2) このような k が無い場合 j は終端付近に到達したため解候補へ登録.

この様子を模式的に表したものを、図 3 に示す. これは $N = 10, D = 3$ としたときの例である.

探索中に得られた解候補は、その時の i および j 、および累計コスト $\phi_i(j)$ を要素として一覧へ格納する. このとき $i+1$ が合成に使用されたフレームの総数、 j が最後に合成したフレームである. テーブルは直前に合成したフレーム番号を格納しているため、これを逆方向に辿ることで選択されたフレーム一覧を得ることができる.

5. 実験

5.1 形状評価関数の評価

提案した形状歪み評価関数の有効性を確認するための実験を行った. ここでは、図 4(a) に示すような各画像において、SIFT[12] およびエッジ極線方程式を拘束条件とした RANSAC[2] により画像間の対応を求め、山田らの手法 [18] により復元を行った. 復元数は 4880 例で、最頻値はそれぞれ $f_{mode} = 710, \sigma_{mode}^Z = 0.2$ であった. 復元した例とその評価値をそれぞれ図 5 に示す. 図 5 においては、真上から

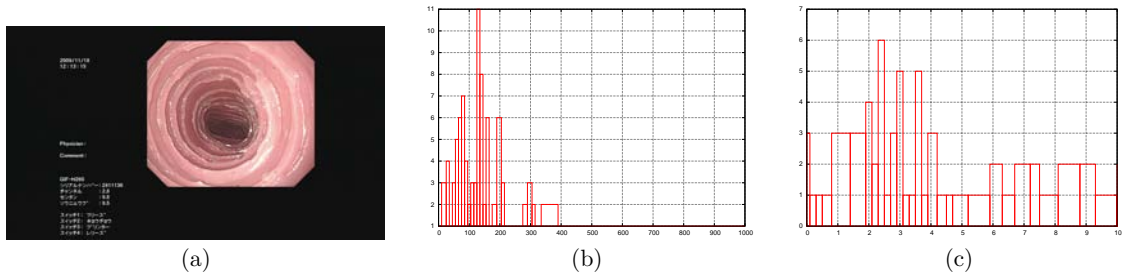


図 6 内視鏡画像. (a) 画像例. (b) 焦点距離のヒストグラム. (c) 復元形状の奥行き方向の標準偏差のヒストグラム.

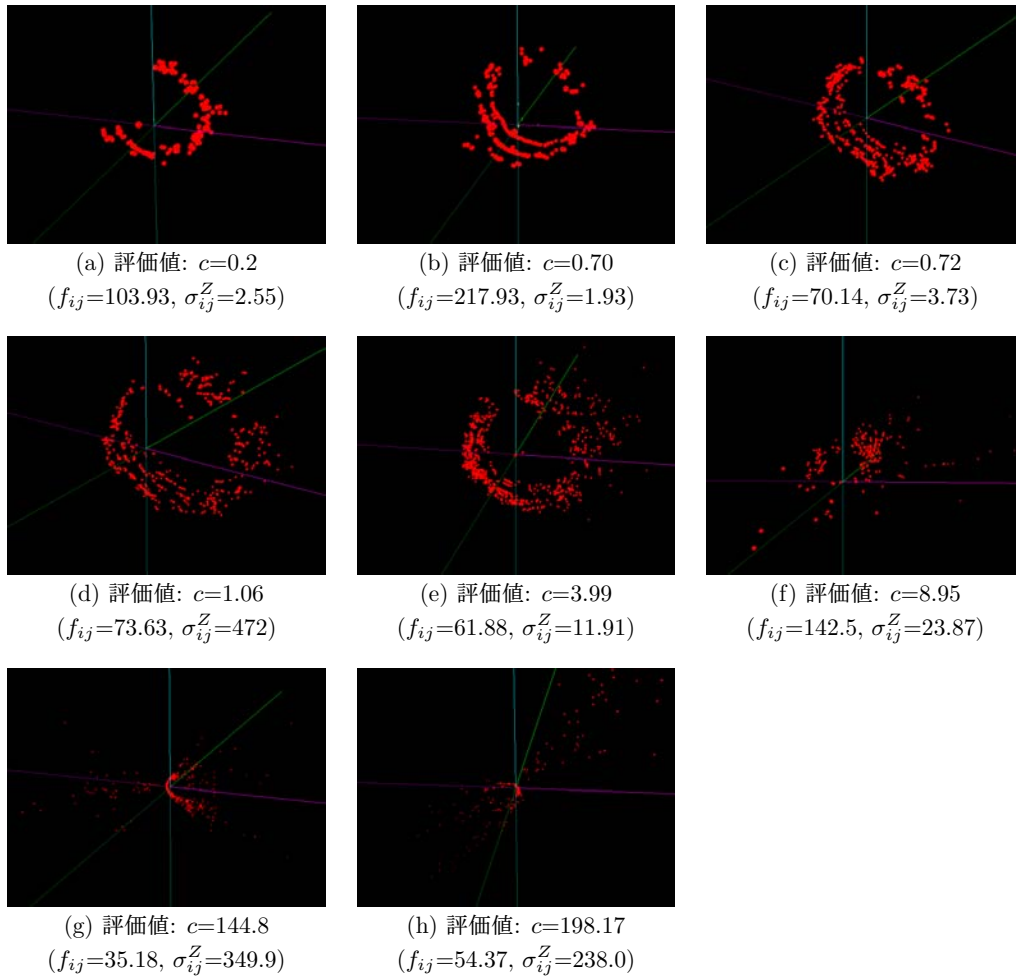


図 7 内視鏡画像に対する復元例と評価値

見た図として表しており、左上から右下に向って、形状歪み評価値が高くなるように並べている。見てわかる通り、評価関数の値が大きければ大きいほど歪みが大きいことがわかる。また、評価値の低い上段はいずれもほぼ正しい形状が復元されているのに対し、中段から下段は右に行くにつれて歪みが大きくなり、評価値も高くなっていることがわかる。

また、別の例として、腸管モデルの内視鏡画像の例を図 6 および図 7 に示す。ここでは、平井らの手法 [6] により、対応付けを行い、山田らの手法 [18] により 3 次元復元を行った。ここで復元数例は 112 例で、最頻値はそれぞれ $f_{mode} = 130, \sigma_{mode}^Z = 2.4$ であった。図 7 でも左上から右

下に向って、形状歪み評価値が高くなるように並べている。見てわかる通り、評価値の低い上段は比較的精度の高い復元が行えているのに対し、下段は歪みが大きく、元の形状がわからなくなっている。また図 7(f) は焦点距離は最頻値に近いものの、奥行き分散が大きいため評価値として大きな値となっている。また逆の例、すなわち奥行き分散は小さいが、焦点距離が大きすぎて歪みが大きい例も存在し、どちらか片方の値のみでは形状の歪みを正しく評価できない。これに対し、焦点距離のずれと奥行き標準偏差の両方を使うことで、ほぼ正しく形状を評価できていることがわかる。

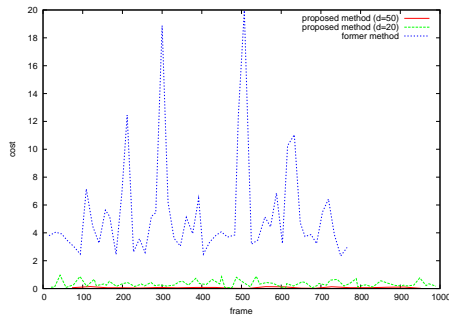


図 8 フレームとコストの推移

5.2 形状合成実験

ここでは精度評価を行い易いように、腸管構造と内視鏡を模したモデルによる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 9(a) 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、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 9(b) に示す。

フレームの総数は 1000 枚で、フレーム間対応の総数は 48725 組で、うち復元に成功したのは 38729 組であった。形状歪みの評価関数を用いた動的計画法による歪み評価値をコストとする最小化により、得られた形状群を合成した結果を図 10 および図 11 に示す。図 10 は動的計画法における探索範囲 D を 20 とし、図 11 は D を 50 としている。比較のために、平井らの方法 [5] による結果を図 12 に示す。探索範囲 $D=20$ とした図 10 の場合、歪みが残ったフレーム対が選択されることがあり、それが後段の合成に影響してしまうのに対し、十分な探索範囲を設定した場合、図 11 のように、ほぼ元の形状と同じ形状が得られていることがわかる。一方、平井らの手法では、復元に失敗したか、復元形状の重心の Z 座標が指定したた場合に、その形状を用いないだけで、それ以外の場合では喩え歪みがあってもそのまま利用するため、合成した全体形状自体もあまり良くないことがわかる。

各方法における選択されたフレームの総コストおよび選択されたフレーム数を表 1 に示す。またコストの推移を図 8 に示す。青い折れ線が平井らの方法であり、選択されたフレーム対に対して式 (1) でコストを評価したものであり、緑の折れ線が $D = 20$ の場合、赤い折れ線が $D = 50$ の場合である。これらを見てわかる通り、平井らの手法は途中でコストの大きい復元 (歪みの大きい形状) を合成してしまっているのに対し、提案法では安定してコストの低い形状を合成できる。さらに、探索範囲を適切に選択することで、より少ない枚数での形状復元が可能となることがわかる。

表 1 総コストと選択されたフレーム数

手法	総コスト	選択されたフレーム数
平井らの方法	272.94	51 枚
提案法 ($D = 20$)	26.28	76 枚
提案法 ($D = 50$)	1.50	21 枚

6. おわりに

本論文では、2 画像のみからの形状復元において、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、焦点距離の最頻値からの差と復元した形状の奥行きの標準偏差の最頻値からの差を用いた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。そして実画像実験および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。

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 24 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 2012242) 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," 情報処理: 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] 金谷健一, 菅谷保之, "制約付きパラメータ推定のための

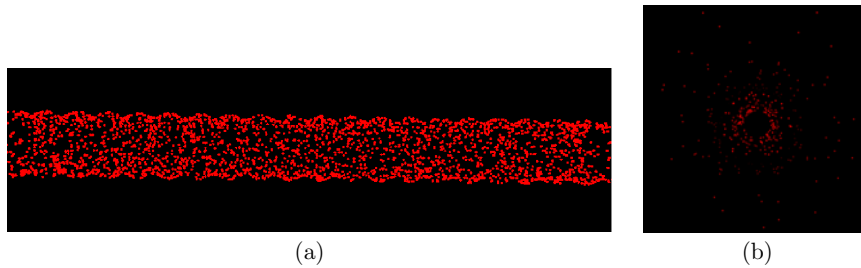


図 9 (a) 模擬腸管形状. (b) 生成した投影像.

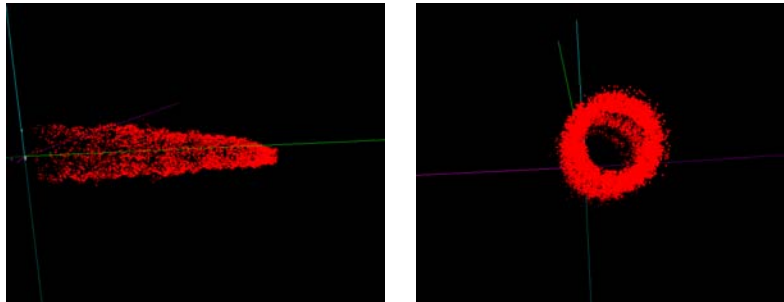


図 10 提案法による結果 (探索範囲 $D=20$)

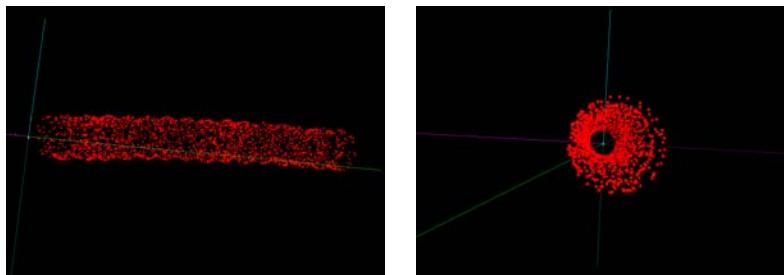


図 11 提案法による結果 (探索範囲 $D=50$)

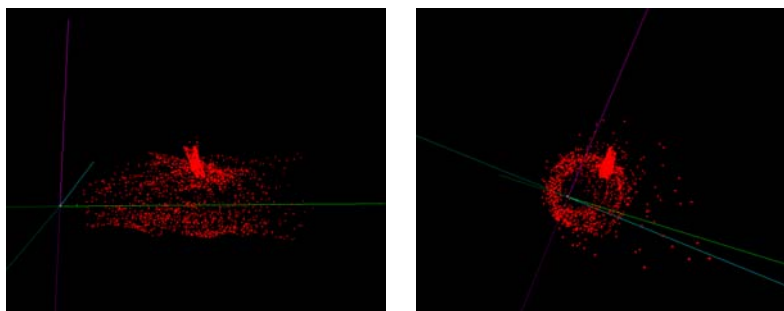


図 12 平井らの方法による結果

- 拡張 FNS 法,” 情処研報: CVIM, Vol.2007-CVIM-158-4, pp.25–32, March 2007.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int. J. Comput. Vision, vol.60, no.2, pp.91–110, 2004.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.