

内視鏡カメラ映像からの腸管の3次元形状の復元

平井 克 広^{†1} 金 澤 靖^{†1}
佐川 立 昌^{†2} 八 木 康 史^{†2}

本論文では、内視鏡カメラなどで撮影した腸管などの動画から、その3次元構造を復元する方法を提案する。内視鏡カメラは、その移動を厳密に計測することが難しいことや、カメラの移動に伴ない、観測範囲も移動したり、照明条件も変化することから、対応付けも含め、その3次元構造の復元は極めて難しい。提案法では、まず、腸管の構造復元に適した特徴点の検出とその対応付け法により得られた2画像間の対応から、内視鏡画像特有の知識を利用した誤対応の除去を行う。そして、その対応を用いて、カメラの移動情報を用いずに、2画像のみからの3次元復元を行い、得られた復元形状を繋ぎ合わせることで、より大きな腸管の形状を復元する。実画像を用いた実験により、提案法の有効性を示す。

3-D Reconstruction of Intestine from Endoscopic Images

KATSUHIRO HIRAI,^{†1} YASUSHI KANAZAWA,^{†1}
RYUSUKE SAGAWA^{†2} and YASUSHI YAGI^{†2}

We present a 3-D shape reconstruction of an intestine from endoscopic images. Endoscopic images are one of the very difficult images for 3-D reconstruction. It is hard to find correspondences between such images and moreover to reconstruct the shape from the images because of poor texture in endoscopic images and the peculiar camera motions of the endoscopy. In this paper, we use the matching method using the folds of intestine and remove outliers using the knowledge of the peculiar motion. We also adopt an accurate method of 3-D reconstruction from two images without the camera motion. By using 3-D reconstructed shapes obtained from different frame pairs, we compose them into the large 3-D shape. We show the effectiveness of our method by real image examples.

1. はじめに

内視鏡画像は、非侵襲性があり、対象物体のままの性状が観察できることから、消化器官などの診断や治療によく用いられている。腸管の診断や治療では、腸管が非剛体物体でかつ蛇行しているため、医師はカメラを前後に移動させながら、診断や治療を行う必要がある。このような腸管内での複雑なカメラの移動操作は、その映像からの空間知覚の難しさがあるだけでなく、処置時のミスにもつながりかねないため、卓越した内視鏡医師でも慎重な操作が要求される。そこで、このような処置時のリスクを軽減したり、診断を行い易くするために、腸管画像の連続したフレームから腸管を仮想的に開いたパノラマ画像を生成する方法¹⁾や、腸管の形状モデルを用いて復元する手法²⁾などが提案されている。前者は、大腸を対象としてパノラマ展開した映像を提示することで診断の信頼性や空間知覚の向上を目指すものであり、後者は手術シミュレータの開発や診断の正確性の向上を目指している。

通常のカメラで撮影された複数の画像からの3次元復元においては、バンドル調整を用いて復元することが多いが^{3),4)}、このためには、同じ対象を多数撮影した画像が必要となる。一方、腸管の内視鏡映像では、カメラの移動が腸管内に制限されているだけでなく、その移動は腸管に沿う方向が主であり、その移動に伴い撮像範囲が大きく変化してしまう。従って、同じ箇所を異なる位置の多数のカメラから撮影した画像を得ることが難しく、バンドル調整のような方法は適用が難しいこと、更に、照明とカメラが一体になっているため、カメラの移動に伴う陰影の変化も大きく、画像間の対応付けが難しいだけでなく、腸管自体のテクスチャも乏しいため、対応の要素となる特徴点自体が検出しにくい。例えば、近年最も有効な対応付けの方法として知られているSIFT⁵⁾で、腸管画像の対応付けを行うと、図1のように、画像内で濃淡変化が激しい部分、例えばハレーションが起こっている部分で対応付けが行われてしまう。このような点はカメラと照明から決まるため、腸管の構造とは無関係な点であることが多いだけでなく、実際には異なる箇所であることも多い。したがって、たとえ復元が行えても歪みが大きな形状になってしまう。

このように、内視鏡画像は特徴点の検出およびその対応付けが難しいことから、多くの場合、特徴点の抽出と対応付け、そしてそれらからの3次元復元を諦めることも多い。例え

^{†1} 豊橋技術科学大学 知識情報工学系

Department of Knowledge-based Information Engineering, Toyohashi University of Technology

^{†2} 大阪大学 産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

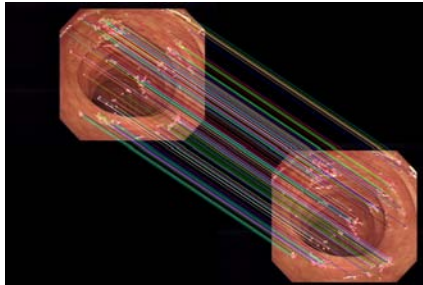


図 1 SIFT での対応付け

ば、岡谷ら⁶⁾はカメラと光源が同一位置にあるモデルを仮定して陰影からの形状復元を行うことで形状を求めた。しかし、初期情報として光源から一定距離の腸管上の曲線の情報が必要であり、一般の内視鏡映像からこれを求めることは難しい。また、Zhou ら⁷⁾は一般化円筒への当てはめによる形状復元を提案しているが、この方法では腸管の正確な形状を得ることは難しい。

本論文では、腸管の形状をよく表すものとして腸管の襞に着目する。そして、この襞上の特徴点を抽出し、2 画像間の対応付けを行う。さらに、得られた対応から 3 次元復元を行うことで、腸管の形状を復元する。このとき、内視鏡画像のような腸管の一部しか撮像されていない画像から、そのまま長い腸管の形状全体を得ることは難しい。そこで、2 画像のみから得られた形状を合成することで、より大きな形状を復元することを考える。

襞上の特徴点の検出および対応付けにおいては、前報⁸⁾の手法を用いる。ここでは、原画像から襞の連続性を利用した襞強調画像を作成し、その襞強調画像から襞上の特徴点を検出する。さらに、襞に沿った HOG 特徴量⁹⁾を用いた対応付けを行っている。本論文では、更に、得られた対応結果から、内視鏡カメラ固有の移動に伴う誤対応を除去する。そして得られた対応から、カメラの移動情報を用いない 2 画像のみからの復元¹⁰⁾を行う。このとき、内視鏡カメラの実際の移動は前後運動であるため、復元できないことも多い。そこで復元に成功するフレーム対を探索しながら、復元できた形状を合成することを考える。

以下、第 2 節では前報の対応付け処理の概要について、第 3 節では得られた対応からの誤対応の除去とその 3 次元復元、および形状の合成方法について述べる。そして、第 4 節では実画像を用いた実験結果を示し、提案手法の有効性を確認する。

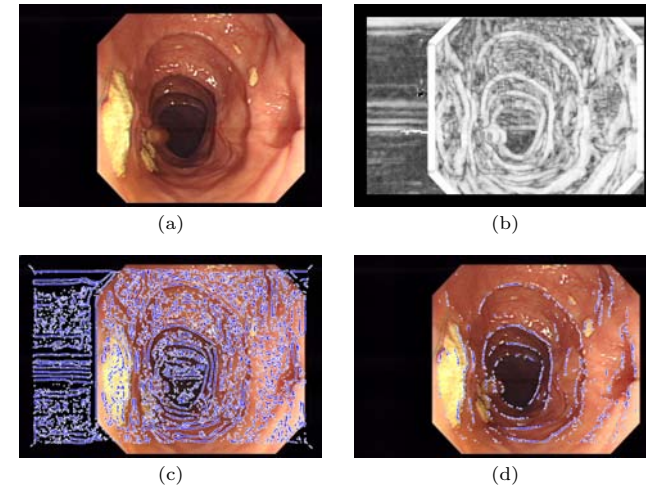


図 2 襞上の特徴点の検出. (a) 原画像. (b) 襞強調画像. (c) 襞上の根拠点検出. (d) 検出された特徴点.

2. 襞上の特徴点の検出と対応付け

本研究では、腸管の襞に着目した復元を行うために、図 2 に示すように、まず襞の部分から特徴点を検出し、その襞上の特徴点に適した記述子により、初期対応を得る。これには前報⁸⁾の手法を用いている。以下に前報の手法を概説する。

2.1 襞の強調

腸管の襞はリング状であるため、画像内においても空間的に連続しているが、ハレーションや腸壁の血管などは襞と比較すると強い連続性はない。これを利用し、図 3 に示すような襞強調器を用いる。これは、中央の着目領域（図 3 の中央の青い領域）とその周りの 8 つの近傍領域（図 3 の赤い領域）から成り、その手順は以下の通りとなる。

- (1) 点 (u, v) に対し、その近傍を含む着目領域をテンプレート画像 $T(u, v)$ とする。
- (2) テンプレート画像 $T(u, v)$ を周囲の 8 つの各近傍領域 $N_j, j = 1, \dots, 8$ のそれぞれの中で移動させながら類似度を計算し、次式により、各領域内における最大類似度 S_j を求める。

$$S_j = \max_{(u', v') \in N_j} \text{Sim}(T(u, v), T_j'(u', v')) \quad (1)$$

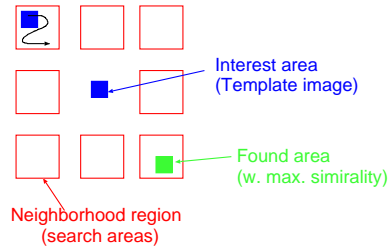


図 3 襷強調器

ここで、 $T'_j(u', v')$ は、近傍領域 N_j 内において、着目テンプレート $T(u, v)$ と同じサイズで中心を (u', v') とする領域、関数 $\text{Sim}(\cdot)$ は領域間の類似度を表す関数とする。

- (3) 得られた各 S_j から、最大値 S_{\max} を求める。
- (4) そして S_{\max} から、次の式 (2) により、 (u, v) における画素値 $I(u, v)$ を決定する。

$$I(u, v) = 255 |S_{\max}| \quad (2)$$

各近傍領域内に対する類似度の最大値 S_{\max} は、着目画素 (u, v) の襷らしさを表す指標であり、 S_{\max} が大きいほど、その点は襷である可能性が高いことを表している。この手順を画像の周辺領域を除く全ての画素に対して行うことにより、襷強調画像が得られる。ここでは、類似度計算関数 $\text{Sim}(\cdot)$ として、正規化相互相関を用いた。

2.2 襷上の特徴点の検出

襷強調画像において、その画素値を高さとする尾根点上的特徴点を得るために、Staal らの方法¹¹⁾ をベースとしたものを用いる。

- (1) 画像を $I(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^\top$ とおく。ここで、画像の微分値 I_{x_j} を標準偏差 σ のガウス関数の畳み込みで表す。

$$I_{x_j} = \frac{\partial I(\mathbf{x}, \sigma)}{\partial x_j} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \int_{\mathbf{x}' \in \mathbb{R}^2} \frac{\partial \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2 / 2\sigma^2)}{\partial x_j} I(\mathbf{x}') d\mathbf{x}' \quad (3)$$

- (2) ヘッセ行列 \mathbf{H} を自己残差に基づく方法¹²⁾ を用いて求める。
- (3) \mathbf{H} の絶対値が最大の固有値 λ_{\max} 及びそれに対する固有ベクトル \mathbf{e}_{\max} を求め、次式により、尾根と谷の判別を行う。

$$\rho(\mathbf{x}, \sigma) = -\frac{1}{2} \text{sign}(\lambda_{\max}) \left| \text{sign}((\nabla I(\mathbf{x} + \epsilon \mathbf{e}_{\max}, \sigma), \mathbf{e}_{\max})) - \text{sign}((\nabla I(\mathbf{x} - \epsilon \mathbf{e}_{\max}, \sigma), \mathbf{e}_{\max})) \right| \quad (4)$$

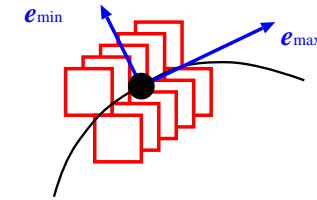


図 4 セルの配置.



図 5 初期対応の決定.

ここで、 (\mathbf{a}, \mathbf{b}) はベクトル \mathbf{a} と \mathbf{b} の内積を表し、 $\nabla = (\partial/\partial x_1, \partial/\partial x_2)^\top$ 、また $\text{sign}(\cdot)$ は符号関数であり、正の値のときに 1 を負の値のときに -1 を、0 のときに 0 を返す関数とする。この式 (4) の値が -1 なら谷、1 なら尾根、0 ならそれ以外となる。これは尾根や谷における勾配方向の対称性を用いている。

2.3 襷以外の点及び低コントラスト点の削除

前節で得られた尾根点には、襷以外の点やコントラストの低い点も含まれているため、襷強調における S_{\max} の値と襷強調画像に対するガウス平滑化画像を用いて、低コントラストの点に対するしきい値処理⁵⁾ を行い、これらの点を削除する。

2.4 襷記述子

検出した特徴点の記述子として HOG (Histograms of Oriented Gradients) 特徴量⁹⁾ をベースとした記述子を用いる。一般の HOG 特徴量では、ヒストグラムを計算する単位となる領域 (セル) を放射状に配置するが、ここでは、図 4 に示すように、特徴点を中心として、襷を挟むようにセルを配置する。図 4 において、ベクトル \mathbf{e}_{\max} は尾根点検出の際に求めた \mathbf{H} の最大固有値に対する固有ベクトルであり、ベクトル \mathbf{e}_{\min} は \mathbf{e}_{\max} に垂直なベクトルである。このようにセルを配置することで、通常の HOG よりも襷に適した特徴量を

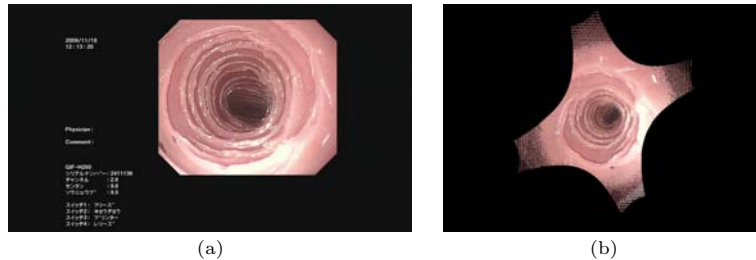


図6 レンズ歪みの補正. (a) 原画像. (b) 歪み補正後の画像.

記述することができる.

2.5 初期対応の決定

初期対応は, 提案記述子ベクトル間の単純な差のノルムを用いて決定する. 画像 I の特徴点 P_i に対する記述子を d_{p_i} , $i = 1, \dots, n$, 画像 J の特徴点 Q_j に対する記述子を d_{q_j} , $j = 1, \dots, m$ としたとき, 次式を満足する特徴点对 (P_i, Q_j) の集合を初期対応集合 \mathcal{I} とする.

$$(P_i, Q_j) = \arg \min_{P_k, Q_l} \text{dist}(d_{P_k}, d_{Q_l}) \quad (5)$$

ここで $\text{dist}(\cdot)$ は記述子間のユークリッド距離を求める関数とする. この式 (5) は, P_i から見て Q_j が最も近いだけでなく, Q_j から見ても P_i が最も近いことを表す (図5).

3. 腸管の3次元形状の復元

3.1 誤対応の除去

一般の3次元復元では, 得られた初期対応にそのまま RASAC^[13]などを適用することにより, 誤対応を取り除くことができる. しかし, 内視鏡カメラで得られた画像は, 図6(a)に示す通り, そのレンズの歪みの影響を大きく受けているため, まずその歪みを補正する必要がある. ここでは, 図6(b)に示すように, 高辻らの方法^[14]によりレンズ歪みの影響を除去する. そして, その後, エピ極線拘束条件を用いた RANSACにより誤対応を除去する.

さらに腸管画像においては,

- 腸は繰り返し構造であり, 画像中心に対し, 同心円状に撮影されること.
- 内視鏡カメラの移動は, 前後移動が基本であるため, 画像の中心付近にエピ極点を持つこと.

などのため, 例えば, 異なる腸間での対応や, 画像中心付近における対応は, 明らかな誤対

応であっても, エピ極線拘束条件では取り除けない.

本研究では, 画像を重ねて対応する特徴点位置を結んだ線分 (以下, “フロー” と呼ぶ) を用いて, 以下のように, これらの誤対応を除去する.

- (1) フローの長さの短い対応を除去する. これは, エピ極点付近の誤対応に相当する.
- (2) 近傍の対応のフローの長さと比較し, フローの長さが大きく異なる対応 (例えば 1σ 区間から外れたもの) を除去する. これは, 異なる腸間での対応に相当する.

3.2 3次元形状の復元

内視鏡画像は診断や治療を行いながらの撮影であるため, そのフレーム間におけるカメラの移動を正確に測定することは極めて難しい. また, カメラの移動に伴ない, 視野が大きく変わるため, 複数のカメラ位置で多数の安定した特徴点を得ることが難しく, 多視点に対するバンドル調整による復元を行うことが難しい. そこで, 復元に対して2枚の画像のみ用いる山田ら^[10]の復元方法を用いることを考える. 山田らの復元方法では

- カメラの光軸点は既知とし, それを画像内の原点とする座標系を用いる.
- 画像に幾何学的な歪みはないか, あるいは既に補正済みであり, 画素配列は直交し, アスペクト比は1とする.
- 2台のカメラの焦点距離は等しい, あるいは1台のカメラをズームやフォーカスを替えずに撮影する.

のような仮定を置いているが, レンズ歪みを取り除くことで, これらに関しては問題はない. しかし, 山田らの方法を含む2画像からの復元では,

- 2台のカメラの視点と注視点が二等辺三角形をなす場合.
- 2台のカメラの光軸が平行の場合.

には復元することはできない^[15]. 腸管に内視鏡カメラを挿入し, 操作しながら撮影する場合, カメラの移動はほぼ直線となるため, 問題となるのがこの2番目のケースである.

実際の内視鏡カメラ映像では, 操作者が映像を確認しながらカメラを操作するため, 細かな前後移動をさせながら, 撮影することが多い. したがって, フレームによっては, 上記の2番目のケースに該当する場合もあるが, 該当しないことも多い. そこで本研究では, 適当な間隔のフレーム対を用いて, カメラパラメータの計算と形状の復元を行い, もしカメラパラメータの計算に失敗する, あるいは形状の歪みが大きい場合には, 用いるフレーム対を変えて復元することを考える. そして, 共通のフレームを用いることで, 各フレーム対で復元された形状を合成し, 大きな腸管形状を復元する. 最初のフレーム番号を f_s , 最後のフレーム番号を f_e , 復元に用いるデフォルトのフレーム間隔を d としたとき, その手順は以

下の通りとなる。

- (1) $f_i \leftarrow f_s, f_j \leftarrow f_s + d$ とする。
- (2) フレーム f_i と f_j で復元を試み、成功したらステップ (9) に進む。
- (3) $k = 1$ とする。
- (4) $f_j \leftarrow f_i + d + k$ として、フレーム f_i と f_j で復元を試み、成功したらステップ (9) に進む。
- (5) $k < S_+$ なら、 $k \leftarrow k + 1$ とし、ステップ (4) に戻る。そうでなければ次に進む。
- (6) $k = 1$ とする。
- (7) $f_j \leftarrow f_i + d - k$ として、フレーム f_i と f_j で復元を試み、成功したらステップ (9) に進む。
- (8) $k < S_-$ なら、 $k \leftarrow k + 1$ とし、ステップ (7) に戻る。そうでなければ終了する。
- (9) $f_j + d > f_e$ なら終了する。そうでなければ、 $f_i \leftarrow f_j, f_j \leftarrow f_i + d$ として、ステップ (2) に戻る。

なお、上の手順において、復元が成功したか否かの判定は次の二つの条件を満足した場合とする。

- カメラパラメータの計算に成功した場合。
- 復元した点群の重心の Z 座標が指定した範囲内 $[Z_n, Z_f]$ にある場合。

この二つ目の条件は、カメラパラメータの計算に成功しても、形状の歪みが大きい場合があるため、内視鏡の視野が極めて限定されていることを考慮した。また、 S_+ および S_- は、失敗した際に進めるあるいは戻す最大のフレーム数とする。

以上により、復元された形状群は、それぞれ適切な 3 次元相似変換を行うことにより、合成が可能となる。その 3 次元相似変換は、共通フレームの特徴点の情報を用いることで計算可能であるが、復元誤差の大きな対応や、誤対応となっている場合もあるため、RANSAC⁽¹³⁾ を用いて、合成のための 3 次元相似変換を計算する。

4. 実画像実験

提案法の有効性を確認するために実験を行った。実験では、CPU に Intel Core 2 Duo E6850 (3GHz)、メモリは 4GB、OS は Ubuntu 9.04 のマシンを用いた。

図 7 および図 8、表 1 に実際の人間の大腸を撮影した画像 (サイズ: 640×427) の対応付け結果を示す。比較として、SIFT⁽⁵⁾ の結果も示している。図では得られた対応を線で結んで示している。また、この実験で用いたパラメータを表 2 および表 3 に示す。見てわかる

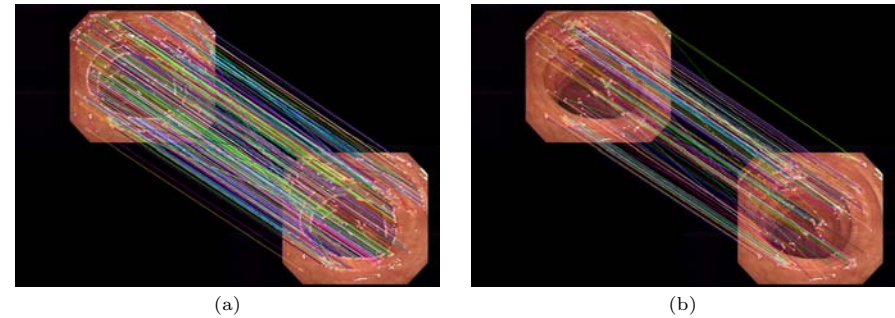


図 7 対応付けの実験結果 (1): (a) 提案法の結果. (b) SIFT による結果.

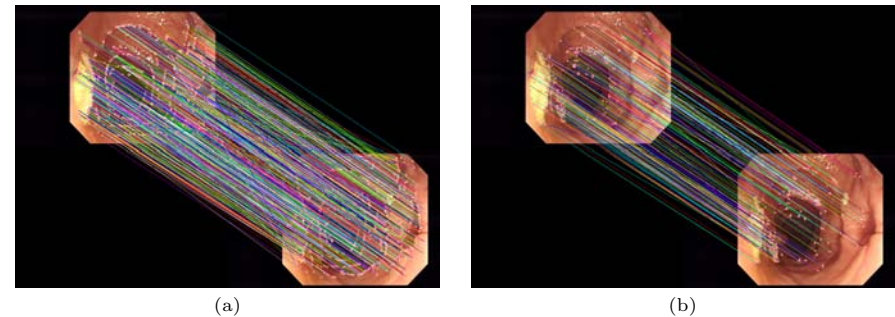


図 8 対応付けの実験結果 (2): (a) 提案法の結果. (b) SIFT による結果.

通り、いずれの結果に対しても、SIFT の結果に比べて、提案法が正しい対応の数が倍以上得られているだけでなく、贅上の対応も 1 桁多いことがわかる。

図 7 および図 8 の画像において、撮影に用いたカメラの歪みのパラメータが未知であることから、ここでは、形状が既知である人体のモデルと、歪みパラメータの測定済みのカメラを用いて復元形状の精度の評価を行った。撮影に用いた内視鏡カメラは、オリンパス GIF-H260 であり、画像のサイズは 1920×1080 であった。この画像に対し、高辻ら⁽¹⁴⁾ のレンズの歪み補正パラメータを用いて画像の座標系を変換した。また小腸のモデルとして、図 9 および表 4 に示す高研の LM-014 を使用した。

まず、2 フレームのみからの復元結果を図 10 および図 11 に示す。それぞれの図におい

表 1 得られた対応の数

図	手法	正対応/初期対応	襲上の対応/正対応
図 7	提案法	409/661 (61.78%)	248/409 (60.64%)
	SIFT	195/281 (69.40%)	23/195 (11.80%)
図 8	提案法	652/1101 (59.22%)	373/652 (57.21%)
	SIFT	172/252 (68.25%)	22/172 (12.79%)

表 2 襲強調器のパラメータ

パラメータ	数値 [単位: 画素]
注目領域のサイズ	13×13
近傍領域のサイズ	21×21
近傍領域間の距離	17

表 3 記述子のパラメータ

パラメータ	数値 [単位: 画素]
セルのサイズ	7 × 7
セルの個数	10(襲の両側に 5 個ずつ)
セル間の距離	3
勾配方向の分割数	9

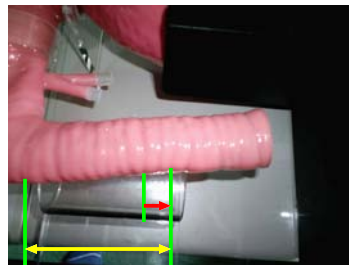


図 9 小腸モデル (高研 LM-014) の概観. 赤い矢印がカメラの移動. 黄色が撮影された範囲.

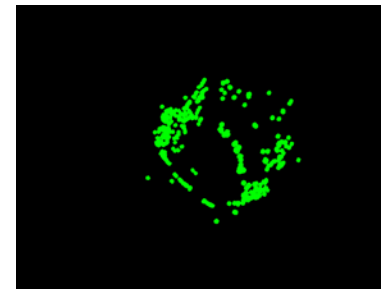
表 4 小腸の人体モデルに関するパラメータ

パラメータ	数値 [単位: mm]
腸管の長さ	100
ひだの直径	30
腸管の直径	28
ひだの間隔	5

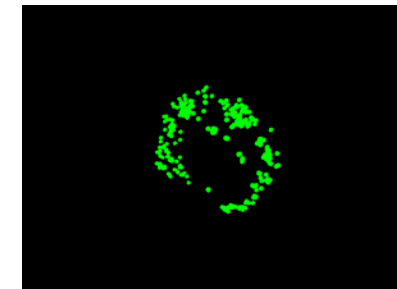
て, (a) が入力画像, (b) が提案した対応付け法と誤対応除去した後に復元した形状, (c) は SIFT による対応から復元した結果を示している. 図 10 では, 提案法ではほぼ円筒に復元されているのに対し, SIFT による対応を使った復元結果では形状に歪みがあることがわかる. また, 図 11 では, 提案法ではやや形状に歪みが残っているものの, SIFT による対応



(a)



(b)



(c)

図 10 復元実験 1. フレーム間隔 7. (a) 入力画像. (b) 提案法による復元結果. (c) SIFT による対応付けから復元した結果.

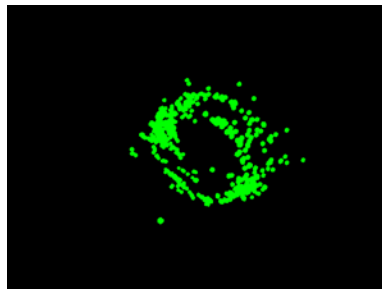
を使った復元では, カメラパラメータの取得に失敗し, 復元を行うことができなかった. いずれも, 正しい対応の数やその分布が影響していると考えられる.

次に, 2 フレームから復元した形状を繋げて大きな復元形状を得る実験を行った. まず手作業で, 2 フレームでの復元形状がよかったものを合成した. 用いた画像列を図 12 に, 各画像対から復元した形状を合成したものを図 13 に示す. この図より, うまく復元形状を繋げることにより, 比較的長い腸管の形状を復元できることがわかる.

提案法による自動的な合成結果を図 15 に示す. この実験において, 自動で合成する際のパラメータは, デフォルトフレーム間隔は 13, 前方および後方フレームへの最大探索は 8 とした. また復元に成功したか否かの Z 座標の範囲 Z_n, Z_f はそれぞれ 8~13 とした. このとき選択されたフレームを図 14 に示す. この例では, 形状の合成には成功しているものの, 図 13 に比べると, 形状の歪みが大きいことがわかる. また, 合成していく際に途中で形状が潰れてしまうこともあるため, 合成に用いるフレーム対の選択方法を改良する必要がある.



(a)



(b)

Failed

(c)

図 11 復元実験 2. フレーム間隔 8. (a) 入力画像. (b) 提案法による復元結果. (c) SIFT による対応付けから復元した結果 (失敗).

5. まとめ

本論文では、腸管の 3 次元構造を復元するために、内視鏡カメラなどで撮影した動画画像から、フレーム画像間の対応付けを行ない、それらを自動的に繋げることで腸管の形状を復元する方法を提案した。提案法では、まず前報⁸⁾の方法を用いて、腸管の構造の復元に適した襞部分を強調し、その襞の上の特徴点の検出および襞上の特徴点に適した記述を用いることで対応付けを行った。そして、内視鏡画像の特有のカメラ移動を考慮した誤対応除去方法を示した。そして、本来復元には不向きな内視鏡カメラの移動を考慮し、フレーム対を自動的に選択しながら、復元に成功したフレーム対からの形状を合成することで、より大きな腸管形状を復元する手法を提案した。そして実画像を用いた実験により、形状の歪みが残っているなどの問題はあつたものの、長い腸管の形状の復元が行えることを示した。

今後の課題として、復元された形状やフレーム対の判定方法を改良し、より高精度な腸管形状の復元を行えるようにすることや、現在の対応点ベースでの処理に加え、陰影情報も用

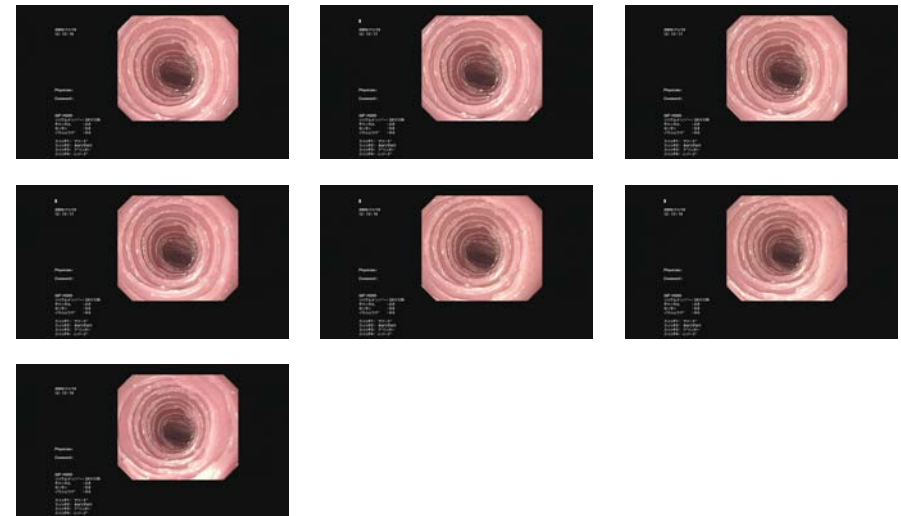


図 12 用いた入力画像列. 左上から順に 185, 195, 210, 223, 237, 255, 271 フレーム.

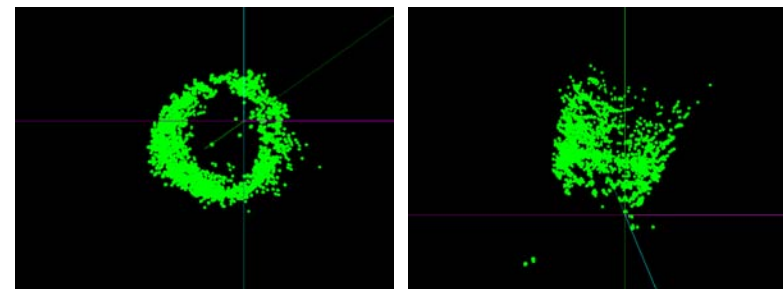


図 13 手動で選んだ復元した形状を合成した結果.

いてより滑らかな形状の復元を行うことを考えている。また、前処理部分、特に襞強調画像生成に時間がかかっているため、GPU を用いた高速化なども考える。

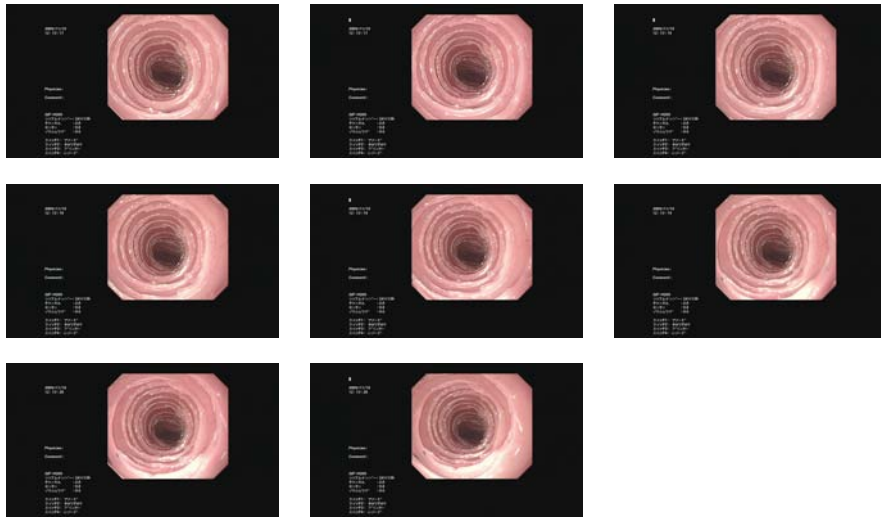


図 14 用いた入力画像列. 左上から順に 211, 223, 235, 247, 261, 274, 290, 303 フレーム.

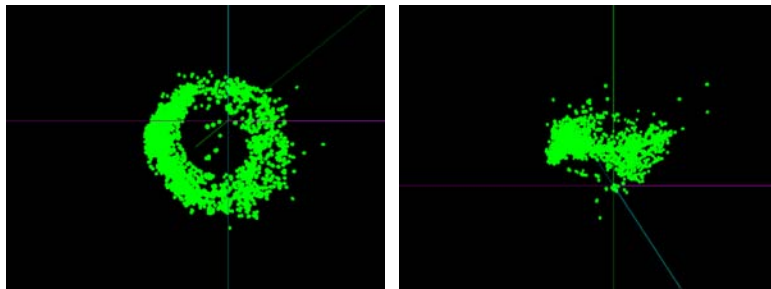


図 15 提案法により復元した形状を合成した結果.

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. 21500167) の助成によった。

参考文献

- 1) 阪井拓郎, Suchit, P., 佐川立昌, 越後富夫, 八木康史: 注視点を考慮した腸管展開画像の適応的表示法, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.90, No.8, pp.2253-2261 (2007).
- 2) 石井琢郎, 五十嵐辰夫: 内視鏡ビデオ映像を用いた管腔内壁の3次元モデル再構築に関する研究, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-CVIM-167, No.10, pp.1-4 (2009).
- 3) 椋木雅之, 右田剛史, 天野 晃, 青山正人, 浅田尚紀: 再投影誤差最小化による建物画像列からの全周形状の一括復元, 情報処理学会研究報告, Vol.2004-CVIM-142, pp.81-88 (2004).
- 4) 岡谷貴之: バンドルアジャストメント, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-CVIM-167-37, pp.1-16 (2009).
- 5) Lowe, D.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *Int. J. Comput. Vision*, Vol.60, No.2, pp.91-110 (2004).
- 6) 岡谷貴之, 出口光一郎: 投影中心に点光源がある場合の Shape-from-Shading: 内視鏡画像からの3次元形状復元, 情報研報: コンピュータビジョン, Vol.1995-CVIM-098, No.5, pp.19-26 (1996).
- 7) Zhou, J., Das, A., Li, F. and Li, B.: Circular generalized cylinder fitting for 3D reconstruction in endoscopic imaging based on MRF, *Proc. MMBIA08 (in conjunction with CVPR 2008)*, Anchorage, Alaska, U.S.A., pp.1-8 (2008).
- 8) 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付け, 電子情報通信学会技術報告: MI, Vol.MI2009, No.117, pp.223-228 (2010).
- 9) Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, *Int. Conf. Comput. Vis. & Patt. Recog.*, Vol.2, pp.886-893 (2005).
- 10) 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, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-CVIM-168, No.15, pp.1-8 (2009).
- 11) Staal, J., Abramoff, M.D., Niemeijer, M. and Max A. Viergever, B. v.G.: Ridge-Based Vessel Segmentation in Color Images of the Retina, *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.23, No.4, pp.501-509 (2004).
- 12) 金澤 靖, 金谷健一: 画像の特徴点に共分散行列は本当に必要か, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.85, No.2, pp.231-239 (2002).
- 13) Fischler, M.A. and Bolles, R.C.: 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 (1981).
- 14) 高辻誠也, 佐川立昌, 越後富夫, 八木康史: グレイコードパターンを利用したレンズ歪みの補正手法, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp.1349-1354 (2005).
- 15) 金谷健一, 松永 力: 基礎行列の分解: 焦点距離の直接的表現, 情報処理学会研究報告, Vol.2000-CVIM-120-7, pp.49-56 (2000).