

# 内視鏡手術支援のための 多視点シルエット画像を用いた柔軟体の変形推定

齋藤 陽<sup>†</sup> 中尾 恵<sup>†</sup> 浦西 友樹<sup>‡</sup> 松田 哲也<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 京都大学大学院 情報学研究科 システム科学専攻 医用工学分野 〒606-8501 京都市左京区吉田本町

<sup>‡</sup> 京都大学医学部附属病院 医療情報部 〒606-8397 京都府京都市左京区聖護院川原 54

E-mail: <sup>†</sup> asaito@sys.i.kyoto-u.ac.jp, {megumi, tetsu}@i.kyoto-u.ac.jp <sup>‡</sup> uranishi@kuhp.kyoto-u.ac.jp

**あらまし** 近年、術中の臓器変形に対応したナビへの期待が高まっている。本研究では、手術時における臓器の局所変位の算出を目的として、多視点内視鏡画像から得られるシルエットを用いた柔軟体の変形推定方法を提案する。術前の三次元CT画像から構築した臓器モデル形状とシルエット画像を制約として活用することより、手術時の照明変化に頑健な変位推定を目指す。シミュレーション実験の結果、内視鏡手術において利用可能なカメラ台数・配置に対し、5mm～1cmの誤差で変形推定が可能であったので報告する。

**キーワード** 変形推定, 形状モデル, 内視鏡画像, コンピュータビジョン

## Deformation Estimation of Elastic Bodies Using Multiple Silhouette Images for Endoscopic Surgery

Akira SAITO<sup>†</sup> Megumi NAKAO<sup>†</sup> Yuki URANISHI<sup>‡</sup> and Tetsuya Matsuda<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Informatics, Kyoto University Dept. of Systems Science, Bioengineering Lab. Yoshidahonmachi, Kyoto, 606-8501, JAPAN

<sup>‡</sup> Dept. of Medical Informatics, Kyoto University Hospital 54 Shogoin-kawaharamachi, Kyoto, 606-8397 Japan

E-mail: <sup>†</sup> asaito@sys.i.kyoto-u.ac.jp, {megumi, tetsu}@i.kyoto-u.ac.jp <sup>‡</sup> uranishi@kuhp.kyoto-u.ac.jp

**Abstract** This study proposes a method to estimate elastic deformation using silhouettes obtained from multiple endoscopic images for endoscopic surgery. Our method allows to estimate local deformation of organs with internal structures using a volumetric mesh model reconstructed from preoperative CT data. A visual hull is computed from silhouettes and used as a constraint on the view volume. The model shape is updated to satisfy the constraint while preserving the shape as much as possible. The result of the experiments showed that the proposed methods could estimate the deformation with 5mm-1cm RMS errors.

**Keywords** Deformation estimation, shape model, endoscopic image, computer vision

### 1. はじめに

近年、カメラの解像度の向上など手術環境の整備が進み、開腹の必要がない内視鏡下での外科手術が幅広い診療科において急速に普及している。しかし、内視鏡手術では、術中に視野の狭い二次元的内視鏡を観察しなければならず、モニタの注視と術野の確認との間で起こる視線方向の不一致が生じる。加えて微細な術具操作が要求されるため、術者への負担が以前よりも増大している。そこで、手術の安全性の向上を目的として、三次元的な奥行き感の提示や三次元シーンの計測が試みられている[1]。また、画像処理やバーチャリアリティ技術の医療応用として、臨床現場において取得されたCTやMRIなどの三次元画像を用いた手術

支援システムも広く研究・開発がなされてきた[2][3][4]。一方、胸腹部を対象領域とする外科手術では、臓器や血管のような柔軟物体を扱うため術中に変形が生じるが、どの程度の変形が生じているのか計測することが難しく、術中変形への対応はまだ報告例が少ないのが現状である。数cm程度の誤差でも医療事故を招く恐れのある手術シーンにおいては、腫瘍や血管構造の位置関係の把握は極めて重要であり、高精度かつ頑健な手術支援システムが求められる。よって、手術中に生じる臓器の変形に対応した正確で安全性の高い術中ナビゲーションシステムへの期待が高まっている[5][6]。

本研究では、手術時における臓器の局所変位の算出を目的として、多視点内視鏡画像から得られるシルエット画像を用いた柔軟体の変形推定手法を提案する。提案手法では、術前の三次元 CT 画像より構築した臓器メッシュモデルを用いて、シルエット画像から得られる視体積とモデルの形状を制約として変形を算出する。この変形推定手法により、変形する臓器に対して数 mm~1cm 程度の精度による腫瘍位置の推定を目指している。また提案手法では、形状修正にシルエット情報を用いている。従来のテクスチャベースの手法では特徴点の検出精度に依存してしまうため、臓器表面のテクスチャに抽出できる特徴点が少ない場合や、光源による反射の影響で特徴点が変わるような場合には正確に対処できないと考えられる。これに対して、臓器のシルエット画像では前景領域のみの検出でよいため、表面のテクスチャによらず手術時の照明の変化に対しても頑健に作動することが期待される。

実際の手術では数台の内視鏡カメラを用いて術野映像が取得されるが、本研究では、計算機上で臓器モデルを変形させ、内視鏡手術で利用可能なカメラ台数と配置を考慮した視点毎のシルエットから全体の局所変位を推定するようなシミュレーション実験によって提案手法の有効性を検証する。

## 2. 多視点画像を用いた柔軟体の変形推定方法

提案手法では、内視鏡下手術の術中支援を目的として、現時刻  $t$  における臓器メッシュモデル  $M(t)$  と次時刻における変形臓器の多視点シルエット画像  $I_{k+1}(t)$  から次時刻の臓器メッシュモデル  $M(t+1)$  を推定する。形状推定の際に、臓器メッシュ全体の形状をできるだけ保持しつつ多視点シルエット画像に合わせて形状修正をすることで、臓器の内部構造の変化を反映した情報提示を時系列ごとに逐次達成することを目的としている。図 1 に提案する臓器の変形推定アルゴリズムにおける処理の流れを、図 2 に提案アルゴ

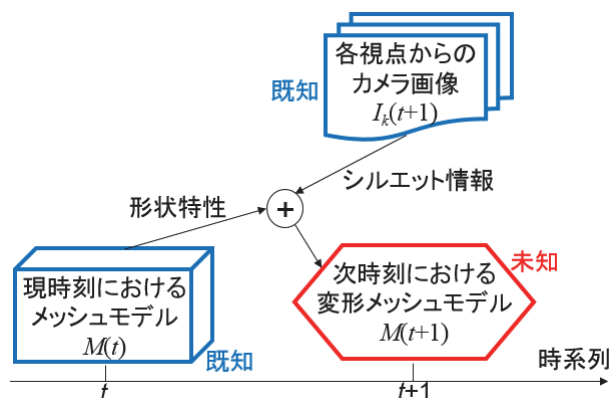


図 1. 変形推定の処理の流れ

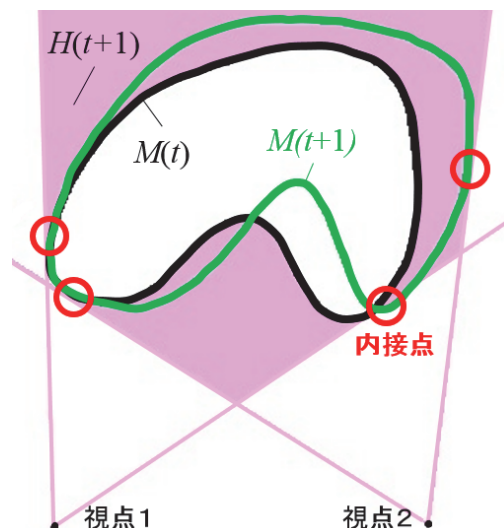


図 2. 提案アルゴリズムの概念図

リズムの概念図を示す。以上をまとめると、提案アルゴリズムでは以下の流れで処理が実行される。

- Step1.**  $N$  枚の時系列カメラ画像  $I_{k+1}(t)$  ( $t = 1, \dots, N$ ) の各シルエットから Visual hull  $H(t+1)$  を生成
- Step2.** 現時刻の臓器形状モデル  $M(t)$  から形状記述子を算出
- Step3.** 形状記述子を出来るだけ保持し  $H(t+1)$  から得られる位置制約を満たすよう  $M(t+1)$  を算出

### 視体積制約

本研究では、注目物体の前景を 1、背景を 0 として 2 値化した画像をシルエットとする。複数カメラから得られるシルエット画像から Visual Hull[7] を得る。原理上、Visual hull は真の形状を内包し、かつ真の形状が内接しているため、なめらかな形状であれば真の形状と Visual hull の接点は接平面を共有しており、接点において法線ベクトルが一致していると考えられることができる。さらに、シルエット境界に沿った物体表面の各要素は、なめらかな形状であれば視線(viewing ray)と直交する。上記二つの性質から、視点方向と直交するような物体表面上の点は真の形状と Visual hull の接点、あるいはその近傍となる可能性が高い。この二つの特徴より、 $I_{k+1}(t)$  の各シルエットから得た視体積交差である Visual hull  $H(t+1)$  と  $M(t)$  それぞれに対して接点候補を算出し対応づけることで視体積制約とする。本来、形状復元を行う上で 2~3 台のカメラから生成された Visual hull では復元の手がかりとして不十分であるが、本研究では少ないカメラ台数で生成した Visual hull から変形推定に有用な情報を取り出すことができる。

## 形状保持制約

内視鏡手術における臓器変形を対象としている本研究では、各時刻間で臓器が大きく変形しないことを前提としている。すなわち、 $M(t)$  から  $M(t+1)$  を推定する問題において、概ね形状が保持される特徴を制約として活用する。形状記述子として平均曲率法線の考え方がたびたび利用されるが、滑らかなメッシュ形状の各頂点における平均曲率法線の近似的な算出法として、離散ラプラシアン[8]がコンピュータグラフィックスの分野で広く用いられている。 $i$  をメッシュの頂点番号、 $v_i$  を  $i$  番目の頂点の座標、 $v_j$  を  $i$  番目の頂点に隣接する頂点の座標、 $|N(i)|$  を  $i$  番目の頂点に隣接する頂点の個数とすると、離散ラプラシアン  $\delta_i \in L(t)$  は、

$$\delta_i = \sum_{j \in N(i)} \frac{1}{|N(i)|} (v_i - v_j) \quad (1)$$

で表され、提案アルゴリズムにおける形状記述子として用いている。提案アルゴリズムでは、形状更新の前後で Visual hull による視体積制約を満たしつつ、各点における離散ラプラシアンの差を最小化するような全体形状を最小二乗法に基づいて算出し修正することによって形状保持を達成する。

## 制約に基づく変形推定アルゴリズム

以下、形状更新方法について手順ごとに説明する。

### 手順 1. $v_d$ の探索

まず、Visual hull の性質を用いて、 $M(t+1)$  との接点である可能性の高い  $H(t+1)$  上の点  $v_d$  の集合  $V_d$  を算出する。算出条件は、各カメラ視線ベクトル  $e_k$  に概ね垂直 ( $90^\circ \pm \varepsilon$ ) な法線  $n_d$  を持ち、 $M(t)$  の表面上の少なくとも一つの点から距離  $d_{th}$  以内としている。これらを定式化するとそれぞれ、

$$e_k \cdot n_d < \varepsilon \quad (k = 1, \dots, N) \quad (2)$$

$$|v_d - v| < d_{th} \quad (3)$$

で表される。ここで、 $v$  は  $M(t)$  上の任意の点、 $n_d$  は  $v_d$  の正規化された法線である。式(2)で概ね垂直であるとしたのは、 $M(t+1)$ 、 $H(t+1)$  はともに頂点で構成されたメッシュモデルであり、連続な曲面ではないためである。また式(3)では、法線は概ね一致しているが  $M(t)$  のどの頂点からもしきい値  $d_{th}$  以上離れているような点は、接点またはその近傍である可能性が低い点として探索しないようにするために用いる。一方、この条件によって、法線は概ね一致しているが距離が離れているような真の接点近傍を発見できない可能性が生じる。これを解消するために、探索を反復試行す

ることによって次第に理想の接点近傍を発見することを可能とする。反復試行については手順 5 で説明する。

### 手順 2. $v_s$ の探索

次に Visual hull の性質から得た「なめらかな形状であれば、真の形状と Visual hull の接点において法線ベクトルが一致している」という事実を用いて、 $V_d$  各点ごとに  $M(t)$  上の接点を求め、その集合  $V_s$  を算出する。 $v_s$  の算出条件として  $M(t)$  上の各点に対して、 $v_d$  からどれだけ近いか、 $v_d$  との法線ベクトルの差分がどれだけ小さいかの二つの指標に基づき以下の式で評価値を割り出し、最も良い評価値のものを  $v_s$  として採用する。

$$Q = |v_s - v_d| + w \cdot |n_s - n_d| \quad (4)$$

ここで、 $w$  は式(4)に対する法線ベクトルの差分情報の重み付けであり、本研究では数回の試行実験により  $w = 0.5$  とした。この手順 2 では  $v_d$  に対して  $v_s$  を定めており、 $v_d$  の数だけ  $v_s \leftrightarrow v_d$  の対応関係が存在する。しかし、Visual hull 側で理想の接点近傍が探索される可能性が高まるよう  $H(t+1)$  を構成する頂点数を  $M(t)$  の頂点数に比べ非常に多くしているため、 $v_s$  と  $v_d$  が一対多対応となることがしばしばある。従って、 $v_s$  に対応する多数の  $v_d$  の中からより評価値が良好な  $v_s$  のみを再探索し位置制約に用いている。そして各  $v_s$  に対して最良な評価値  $Q$  となる 1 点を対応する  $v_d$  と定め、各点ごとに  $v_s \leftrightarrow v_d$  の関係を求める。

### 手順 3. 位置制約の設定

手順 3 では、手順 2 で求めた  $v_s \leftrightarrow v_d$  の対応関係に対して、 $M(t)$  が  $H(t+1)$  に接するような位置制約を与える。図 3 に内接条件の二次元模式図を、図 4 に三次元模式図を示す。手順 1 でも述べたように、 $H(t+1)$ 、 $M(t)$  はともに頂点で構成されたメッシュモデルであり連続な曲面ではない。従って、 $H(t+1)$  と  $M(t)$  が  $v_d$  と  $v_s$  とで接するとは限らない。そこで、 $v_d$  において、 $M(t)$  上の曲面が接するような位置制約を与えることで内接条件が達成される。よって、図 4 のように  $v_s$  を  $n_d$  の方向に  $n_d \cdot (v_s - v_d)$  の大きさだけ変位させる。変位の大きさは図 3 で示しているように、 $v_d$



図 3. 内接条件の模式図 (二次元)

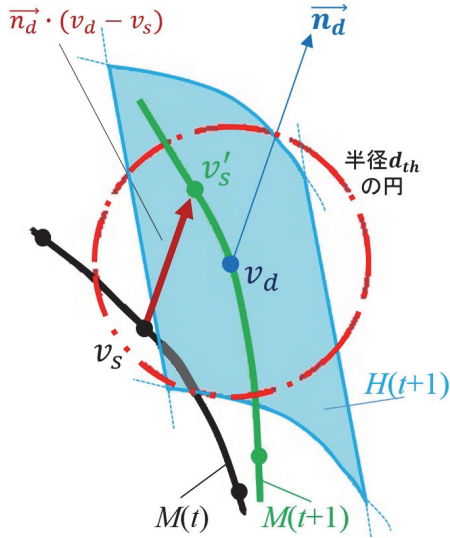


図 4. 内接条件の模式図 (三次元)

を通る  $\mathbf{n}_d$  を法線とするような面へ  $\mathbf{v}_s$  から下ろした垂線の長さより求める。

#### 手順 4. 形状保持制約の適用

手順 4 では、変形前後の離散ラプラシアンのみを最小化する形状を、位置制約を満たすように最小二乗法に基づいて更新する。反復試行の中では、常に反復試行を行う前の離散ラプラシアンとのずれを用いて形状を更新していく。更新後の頂点座標  $\mathbf{v}$  を次式によって求める。

$$\min \left( \sum_i \omega_i \left\| \sum_{j \in N(i)} w_{ij} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) - \hat{\delta}_i \right\|^2 + \sum_{i \in P} \lambda_i \|\mathbf{v}_i - \mathbf{u}_i\|^2 \right) \quad (5)$$

ただし、 $i, j, N(i), \mathbf{v}_i$  は式(1)と同じであり、 $P$  を変位を与えた頂点の集合、 $\hat{\delta}_i$  を試行前の離散ラプラシアン、 $\mathbf{u}_i$  を更新前の元のメッシュ頂点もしくは位置制約で変位させた後の頂点とする。また、 $\omega_i, \lambda_i$  はそれぞれ形状保持、位置の制約に対する重み付けであり、本研究では試行実験結果に基づいて  $\omega_i=1.0, \lambda_i=1.0$  としている。

#### 手順 5. 反復試行

手順 5 では、前試行からの形状の差分が、変位が 5~30mm 程度を想定した場合に十分小さいとみなせる 0.001mm 程度まで十分小さくなったら更新を終了、その時点での形状を  $M(t+1)$  として出力し、そうでなければ再び手順 1 から試行を行う。この反復試行中は、反復ごとの更新量を 25% 程度に制限し更新量が

大きい場合の過修正を防ぎ、より推定誤りの少ない推定結果を得られやすい。

### 3. 評価実験

提案手法の有効性を確認するため、計算機上のシミュレーション実験によって検証を行う。本実験では、各時刻における推定が可能か否かを確認するため、時刻  $t=0$  における初期形状を既知として、変形した直後の時刻  $t=1$  の形状から得られる 2~4 枚のシルエット画像から局所変位を推定することで推定誤差を算出し、その誤差より推定精度を検証する。検証では、弾性変形解析に用いられる有限要素法に基づいて、臓器モデルのメッシュデータの一端に一定の外力を与えて変形した形状を  $t=0$  の真の形状とする。そして外力が加わっていない初期メッシュモデルを別に用意し、 $t=0 \sim 1$  間における変形後の Visual hull を用いて提案アルゴリズムにより初期メッシュの形状を修正することで、真の形状との推定精度を定量的に評価する。

#### 3.1. 実験方法

図 5 に対象の各データの形状を、表 1 に対象のメッシュデータの頂点数と四面体要素数をそれぞれ示す。

実験では、まず初期の四面体メッシュモデル  $M(0)$  を用意し、有限要素法に基づいて  $M(0)$  の一端に  $-z$  方向に一定の外力を与えて変形状態を作成した。次に、カメラの配置を定め変形後の形状を各視点からキャプチャし、得られた  $I_k(1)$  から Visual hull  $H(1)$  を取得した。そして提案アルゴリズムに基づいて  $M(0)$  と  $H(1)$  から推定形状  $M(1)$  を算出した。図 6 に評価実験で用いた仮想カメラの台数と配置の設定を示す。対象物体と

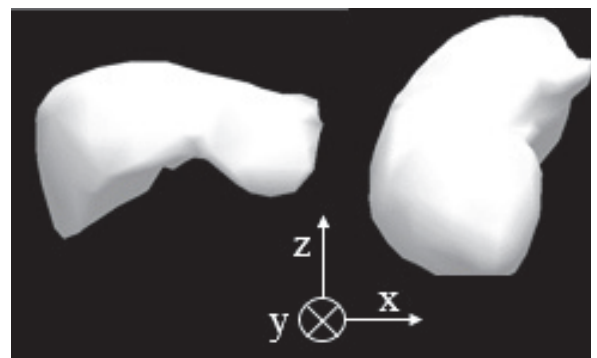


図 5. 対象データ 左:肝臓, 右:腎臓

表 1. 対象データの情報

	頂点数	四面体要素数
肝臓	288	1015
腎臓	424	1665

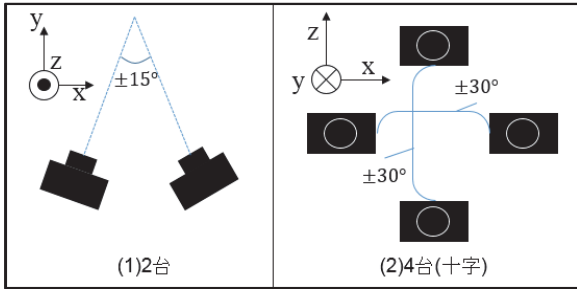


図 6. カメラ配置(1) 2 台配置, (2) 4 台十字配置

カメラの座標は空間の中心を原点とした。

評価実験では、まず肝臓データに対し図 6 のカメラ配置二つを設定し実験を行った。しきい値  $d_{th}$  を 5.0, 7.5, 10.0, 12.5mm の 4 段階、外力による変位量を 5mm ~ 30mm 程度の間で 6 段階、合計 24 通りの設定に対し、カメラを(1), (2)の 2 通りで配置し推定を行っている。次に、推定誤差がより少なくなると想定される設定(2)に対して、腎臓モデルに肝臓と同様の 24 通りの設定で推定を行い、本手法の汎用性を検証した。今回の実験では推定誤差として RMS(Root Mean Square)を採用し、誤差は真の形状と推定形状の対応する各頂点において頂点間距離を求め、全ての頂点について平均して算出した。検証では、推定前の誤差・推定後の誤差それぞれを記録し、推定前後の誤差の減少分をもって評価する。

### 3.2. 推定結果

最初に、算出された  $H(1)$  と、 $H(1)$  が算出された時点での  $\mathbf{v}_d$  を視覚的に確認する。図 7 に、カメラ 2 台のときとカメラ 4 台十字配置のときの上面から見た  $H(1)$  をそれぞれ示した。図 7 の  $H(1)$  のうちマゼンダで示した点が  $H(1)$  を算出した時点での  $\mathbf{v}_d$  である。このときの  $d_{th}$  は 10.0mm に設定している。この  $\mathbf{v}_d$  は反復試行ごとに探索されるため、形状更新ごとに  $\mathbf{v}_d$  も更新される。ただし図 7 に示した  $\mathbf{v}_d$  は提案アルゴリズムの手順 2 における  $\mathbf{v}_s$  からの再探索を行う前のものである。

次に、形状推定結果のレンダリング像を示す。図 8 に変位量 11.3mm のときの形状推定結果を示す。推定前の肝臓の  $M(0)$  と変形後の真の形状を上部に、カメラ配置 2 台と 4 台十字の二通りで視線 +y, -x 方向から見た真の形状と推定形状をそれぞれ下部に示した。いずれの図においても、白色のサーフェスデータを真の形状、ワイヤフレームを推定形状、マゼンダの点を  $\mathbf{v}_d$ 、ワイヤフレームの水色の点を  $\mathbf{v}_s$  とし、 $d_{th} = 10.0$  mm としている。また、推定終了までに要する時間はカメラ、変位量にかかわらず 30 秒程度であった。

最後に、形状推定結果について、式(6)を用いて RMS を算出した結果を示す。まず、肝臓形状に対して 2 通

りのカメラ配置で行った形状推定の誤差を評価する。次いで、推定誤差がより小さかった 4 台十字の配置を用いて肝臓、腎臓二つの形状に対して行った形状推定の誤差を評価する。

図 9 に(1), (2)のカメラ配置の場合の肝臓の変形推定結果から求めた RMS を示す。各グラフの横軸は肝臓に与えた変位量(mm)を示し、縦軸は RMS を示している。各変位量について  $d_{th} = 5.0, 7.5, 10.0, 12.5$ mm を用いて推定した場合の推定誤差を 4 本の棒グラフで示しており、折れ線グラフは推定前の真の形状と  $M(0)$  の誤差を示している。次に、肝臓において最も精度よく推定できた 4 台十字のカメラ配置に対して、腎臓についても実験を行った。同じく図 9 にカメラ配置(2)の場合の腎臓形状に対する推定誤差(RMS)をグラフで示す。

### 3.3. 考察

図 7 から、カメラ台数を増やすほど Visual hull が真の形状に近くなり、 $\mathbf{v}_d$  がまばらに配置される結果となった。これはカメラ台数の増加によってカメラの視線ベクトルの情報が増えたためと考えられる。

図 8 において赤い丸で示した部位に注目して比較すると、カメラ 2 台配置のときにはワイヤフレームが真の形状に埋もれていたり逆に離れているようなずれが観察され、カメラ 4 台十字配置のときには真の形状表面に沿うように更新されている様子が確認できる。

図 9,10 より、5mm ~ 30mm 程度の変位量に対して  $d_{th}$  に 7.5mm や 10.0mm を用いることによって、どのカメラ配置・形状においても推定誤差を 5mm ~ 1cm 程度までに抑えることができた。この結果は図 8 から視覚的にも妥当であると考えられる。一方、カメラ配置や形状によらず推定誤差が 2.0mm 以下になることはなかった。これは Visual hull 上で接点あるいはその近傍である可能性の低い点が  $\mathbf{v}_d$  として選ばれ、誤った制約に基づいて形状が更新されたためである。このような変位量が小さい場合における推定誤差を改善することによって、さらに高精度な形状推定が行えると考えられる。

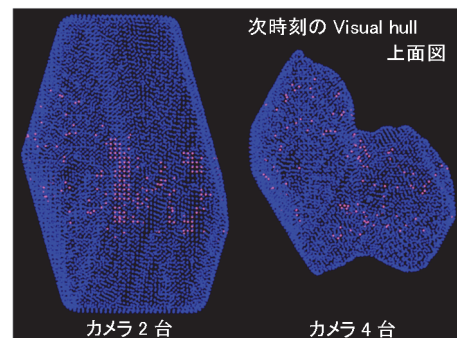


図 7. 上面から見た Visual hull  $H(1)$

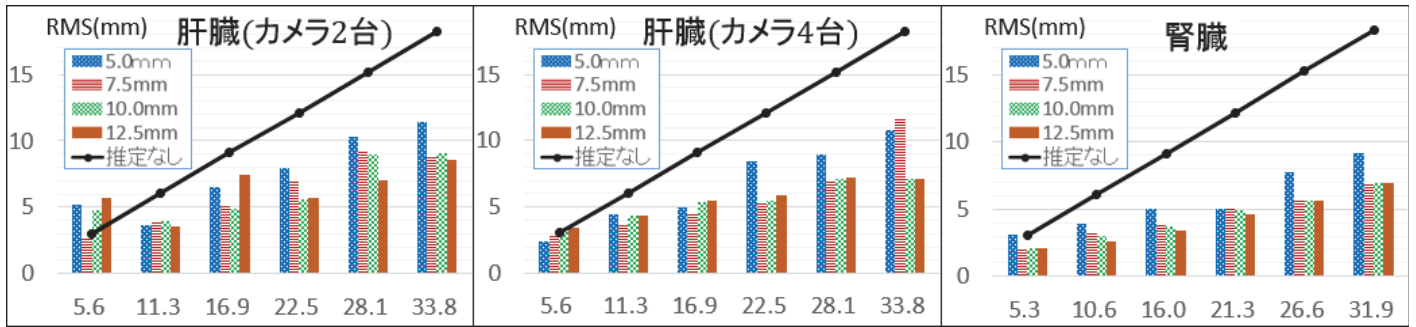


図 9. 推定誤差結果 左:肝臓(カメラ 2 台), 中:肝臓(カメラ 4 台), 右:腎臓

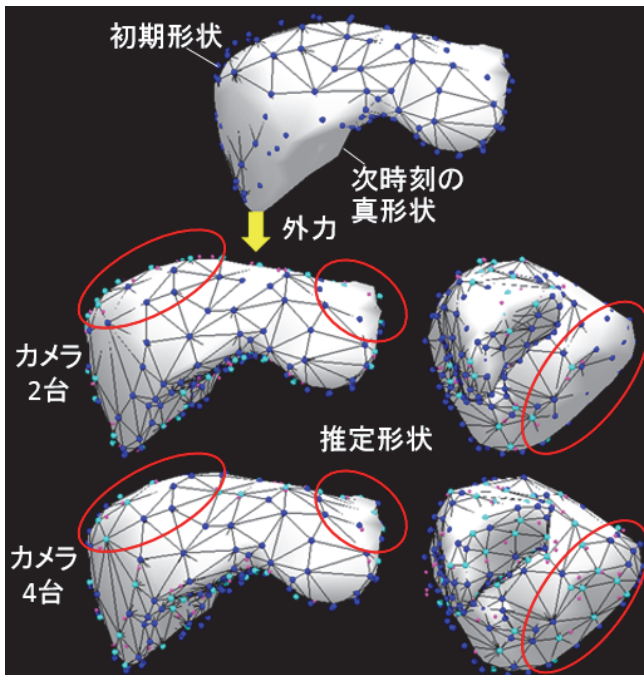


図 8. 変位量 11.3mm,  $d_{th}$  10.0mm のときの推定結果

## 謝 辞

本研究は京都大学 COI STREAM「活力ある生涯のための Last5X イノベーション拠点」及び日本学術振興会科学研究費補助金 基盤研究 B「臓器変形・力学特性のスパースモデリング及び術中推定に関する研究」(課題番号: 15H03032) の助成による。

## 文 献

- [1] 大内田研宙, “内視鏡外科手術における 3D システムの現況と展望”, 頭頸部外科. Vol. 24, No. 1, pp. 15-18, 2014.
- [2] M. Nakao, M. Hosokawa, Y. Imai, N. Ueda, T. Hatanaka, T. Kirita and T. Matsuda, "Volumetric Fibular Transfer Planning with Shape-Based Indicators in Mandibular Reconstruction", IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, Vol. 19, No.2, pp.581-589, 2015.
- [3] M. Nakao and K. Minato, "Physics-based Interactive Volume Manipulation for Sharing Surgical Process", IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine, Vol.14, No. 3, pp. 809-816, 2010.
- [4] M. Nakao, Y. Oda, K. Taura, and K. Minato, "Direct Volume Manipulation for Visualizing Intraoperative Liver Resection Process", Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 113, No. 3, pp. 725-735, 2014.
- [5] 金子健志, 古田康, 石井伸明, 他, “3次元画像による手術シミュレーションとナビゲーションシステム”, 日本医用画像工学会. Vol. 18, No. 2, pp. 121-126, 2000.
- [6] N. Haouchine, J. Dequidt, I. Peterlik, E. Kerrien, M. O. Berger, and S. Cotin, “Image-guided simulation of heterogeneous tissue deformation for augmented reality during hepatic surgery”, International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), pp. 199-208, 2013.
- [7] A. Laurentini, “The visual hull concept for silhouette-based image understanding”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 2, pp. 150-162, 1995.
- [8] O. Sorkine, D. Cohen, Y. Lipman, and M. Alexa, "Laplacian surface editing", the Eurographics Symposium on Geometry Processing, pp. 175-184, 2004.

## 4. おわりに

本研究では, 手術時における臓器の局所変位の算出を目的とし, 多視点内視鏡画像から得られるシルエット画像を用いた柔軟体の変形推定手法を用いて肝臓, 腎臓モデルに対して平均で数 mm~1cm 程度の誤差で変形を推定することができた. 今後はこれら問題点を解決すべく, 推定誤差をより小さくするアルゴリズムの考案や, リアルタイムでの処理ができるよう提案手法の計算コストの削減が必要である. また, 実際の内視鏡カメラを用い, さらに動物の摘出臓器を用いて表面反射特性への頑健性を検証することで, より手術に即した高精度で頑健な形状推定をリアルタイムで処理可能になると考えられる.