

気胸変形の学習に基づく肺部分形状メッシュの可変形位置合わせ

前川日南子[†] 中尾 恵[†] 峯浦 一貴^{††} 芳川 豊史^{†††} 松田 哲也[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科 〒606-08501 京都市左京区吉田本町

^{††} 京都大学医学部附属病院呼吸器外科 〒606-8507 京都市左京区聖護院川原町 54

^{†††} 名古屋大学医学部附属病院呼吸器外科 〒466-8550 名古屋市昭和区鶴舞町 65

E-mail: †mhina@sys.i.kyoto-u.ac.jp

あらまし 術中気胸は回転を含む大変形であり、手術時に撮像可能な Cone-beam CT (CBCT) は撮像領域が限られるため、含気/虚脱肺間の正確な対応を得ることが難しい。本研究では、手術時に取得可能な Cone-beam CT 画像に含まれる肺の部分形状を対象に、気胸変形の統計的性質の学習に基づいた可変形メッシュ位置合わせ方法を提案する。10 例の含気/虚脱肺の CBCT 画像を対象に位置合わせ精度を確認する実験を行い、従来手法と比較してより誤差が小さく安定な位置合わせが達成されることを確認したので報告する。

キーワード 可変形メッシュ位置合わせ, カーネル法, 統計的モデリング, 気胸変形

Deformable mesh registration of partial lung shapes based on learning of pneumothorax deformation

Hinako MAEKAWA[†], Megumi NAKAO[†], Katsutaka MINEURA^{††},

Toyofumi F CHEN-YOSHIKAWA^{†††}, and Tetsuya MATSUDA[†]

[†] Dept. of System Science, Graduate School of Informatics, Kyoto University.

Yoshida Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501 Japan

^{††} Dept. of Thoracic Surgery, Kyoto University Hospital.

54 Shogoinkawahara-cho, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8507 Japan

^{†††} Dept. of Thoracic Surgery, Nagoya University Hospital.

65 Tsurumai-cho, Showa-ku, Nagoya, 466-8550 Japan

E-mail: †mhina@sys.i.kyoto-u.ac.jp

Abstract Intraoperative pneumothorax is accompanied by large deformation including rotation. As intraoperative cone-beam CT (CBCT) images have a limited imaging area, so it is difficult to obtain an accurate correspondence between inflated and deflated lungs. In this study, we propose a deformable mesh registration method based on learning the statistical characteristics of pneumothorax deformation, targeting the partial shape of the lung included in paired CBCT images in the inflated and deflated states. We have evaluated registration accuracy for 10 CBCT images of inflated/deflated lungs, and confirmed that the proposed method achieves stable registration with smaller errors compared to existing methods.

Key words Deformable mesh registration, Kernel method, Statistical modeling, Pneumothorax deformation

1. はじめに

近年、医療現場において Computed Tomography(CT) 画像や Magnetic Resonance Imaging(MRI) 画像などの高解像度の 3 次元画像が撮影されるようになり、これらの画像を用いた臓器変形や形状差の解析が行われている。臓器変形の例として、術

中気胸がある。肺は通常時には含気状態であるが、手術時には胸部を切開することにより、脱気して虚脱する。手術前に CT 画像を撮像することで微小結節の位置を把握し手術が行われるが、虚脱により手術前と開始後で肺の形状は変化するため、気胸変形後の結節の位置を正確に把握する必要がある。現在、臨床において実用化されている術前に色素等で結節周辺をマーキ

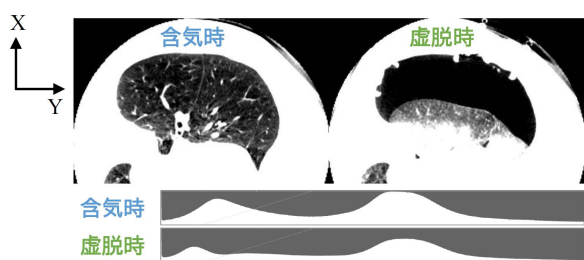


図1 Paired CBCT 画像と CT 値のヒストグラム

ングする方式 [1] では、追加の計測や処置が必要になるなど、患者と医師双方の負担となることが課題となっている。これに対し、外科手術時の臓器変形と切開をリアルタイムで再現する研究がおこなわれている [2]。さらに気胸変形を数理モデル化し、手術時に撮像可能な患者個人の画像に基づいて結節位置が同定できれば、より精密な手術が可能となり、患者と医師双方の負担軽減にも繋がることが期待される。

これまでに、医用画像において臓器の対応関係を求める目的で様々な位置合わせ技術が研究されてきた。正しい位置合わせが可能になると、臓器領域の自動認識や、外科手術や放射線治療の支援などの様々な研究への応用が期待される。臓器変形を対象に位置合わせを行った研究の例として、肝臓を対象として術前 CT と術中 CBCT の位置合わせを行った研究 [3] や、呼吸に伴う臓器変形を対象とした 4D-CT の位置合わせ [4]、腹部領域を対象に画像位置合わせを行った研究 [5] などが挙げられる。肺の変形を対象とした位置合わせを行った研究の例として、肺の呼吸変形に対して位置合わせを行った研究 [6] がある。また、ブタの含気肺と虚脱肺を対象に画像位置合わせを行った研究 [7] や、動物生体肺を対象に、気胸変形の 3 次元解析を目的とした研究が行われている [8] [9]。また近年、術中に Cone-beam CT (CBCT) を用いて部分的に臓器を撮像することが可能となり、術前 CT と術中 CBCT の変形推定を行う研究が多数報告されている。その例として、術前と術中における姿勢の違いによる肺の変形解析を目的に、術前の仰臥位の CT 画像と側臥位の CBCT 画像間の位置合わせを試みた研究 [10] が挙げられる。しかし、ヒトの術中気胸に対する位置合わせについては報告例がない。我々は術中の CBCT 画像を対象に、撮像時に肺表面に設置された外科用クリップをランドマークとして用いた含気虚脱間の位置合わせを行い、8 症例に対して平均誤差 3.9 mm の位置合わせを達成した。解析の結果、気胸変形には収縮に加えて、回転の影響が大きいこと、回転は手術時の姿勢に関連し、個人差も大きいことを確認した [11] [12]。

本研究では、CBCT 画像に含まれる肺の部分形状を対象とした可変形メッシュ位置合わせを目的とする。CBCT 画像は部分的なデータであり、肺全体における位置が得られない。加えて、気胸変形は回転を伴う大変形であり、3 次元形状のみから局所的な対応を正確に求めることは難しい。本研究では、気胸変形の統計的性質を学習し位置合わせに利用することで、回転を含んだ大変形を伴う肺部分形状における可変形メッシュ位置合わせ精度の向上を試みた。提案手法の有効性を検証するた

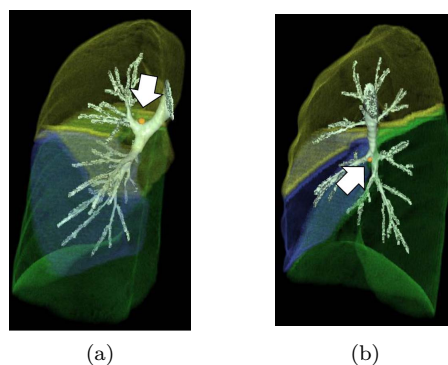


図2 医師によって設定された基準点。(a) 基準点 1, (b) 基準点 2

めに、胸腔鏡下肺がん切除術を受けた 10 名の患者から撮像された CT データと術中 CBCT データを対象として提案位置合わせ手法の性能評価を行った。画像間の局所対応を得ることができれば、医師と患者双方への負担が大きかった従来の物理的手段による術前マーキングを要しない腫瘍位置同定が実現できる。また、ヒト肺の気胸変形に関する統計的理解やモデル化に繋がることを期待できる。

2. 手 法

2.1 データ

本研究では、京都大学医学部附属病院呼吸器外科において肺がん患者を対象に撮像された以下の 3 種類のデータを用いる。

- 術前 CT 画像
- 術中 CBCT 画像 (含気)
- 術中 CBCT 画像 (虚脱)

術前 CT 画像は通常の診断に用いる CT 装置を用いて手術前の含気肺を対象に仰臥位で撮像されている。術中 CBCT 画像は京都大学医学部附属病院ハイブリッド手術室において開胸後、内圧を調整することにより含気肺と虚脱肺が再現され、手術時の側臥位で同一姿勢を保ってそれぞれ撮像された。本稿では、含気/虚脱の術中 CBCT 画像を Paired CBCT 画像と呼ぶ。図 1 にウィンドウ幅を 454、ウィンドウレベルを -628 に設定して表示した Paired CBCT 画像の例を示す。虚脱時には胸腔内に空気が流入することにより、肺が虚脱し大きな空間が生じている。また、肺内部は空気の含有量が異なるため、CT 値や画像のコントラストが大きく異なる。CT 値に基づいて位置合わせを行う画像ベースの位置合わせ [13] は正常に動作しなかったため、本研究ではメッシュベースの位置合わせである可変形メッシュ位置合わせ (Deformable mesh registration, DMR) により位置合わせを行う。

術中 CBCT 画像は腫瘍付近の肺表面に外科用クリップが 2 個設置された状態で撮像されており、本研究では提案する DMR の誤差を検証する際の評価点として利用する。また、図 2 に示すように物理的に固定され動かない点として、各症例の気管支の上葉への入口と下葉への入口に、呼吸器外科医により手動で基準点が 2 点設定された。

術中 CBCT 画像から富士フィルム社製 Synapse VINCENT を用いて肺、気管支、腫瘍の 3 次元ラベリングを行い、表面

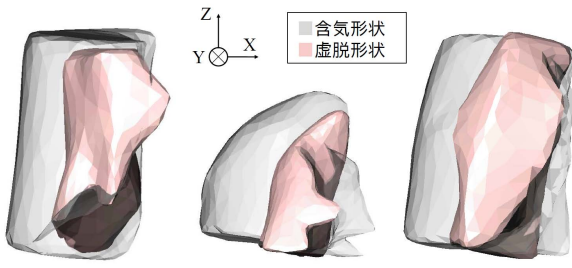


図3 Paired CBCT 画像から作成された肺の部分形状。

データを作成した。次に、計算時間短縮と位置合わせ精度を考慮し、3次元データの可視化及び解析ソフトウェアである Mercury 社製 Amira を用いて、頂点数 500、三角形要素数 996 となるようにダウンサンプリングを行った。また、基準点 2 点の中点が原点となるように平行移動させた。術中 CBCT 画像は撮像範囲が症例により異なり、肺葉間を分離することが困難な症例があるため、本研究では肺は上葉、中葉、下葉等の解剖学的単位に分割することはせず一つの閉曲面として扱う。提供されたデータのうち、外科用クリップのデータが揃っていないものを除き、右肺合計 10 症例を本研究で用いることとした。CT 形状に関しては症例間で頂点単位で対応が取られたメッシュを得るために、右肺全症例の CT 形状を用いて平均形状を作成し、これをソース、各症例の CT 形状をターゲットとして可変形メッシュ位置合わせを行った。位置合わせアルゴリズムには Laplacian-based diffeomorphic shape matching (LDSM) [4] [9] を用いた。

また、CBCT 画像は肺全体を撮像することができないため、図 3 に示すように部分形状となる。そのため、術中 CBCT 画像(含気)と術中 CBCT 画像(虚脱)では肺に対する撮像範囲が相対的に変化し、境界付近では含気時と虚脱時で対応している部分が撮像されていない可能性がある。本研究では基準点と外科用クリップを用いて対応が明確な範囲に関心領域を限定した [11] [12]。

2.2 問題設定

本研究が対象とする問題は、2.1 節に示した術中 CBCT (含気) 形状と術中 CBCT (虚脱) 形状間の局所対応を得ることである。具体的には、CBCT (含気) 形状をソース、CBCT (虚脱) 形状をターゲットとし、ソースからターゲットへの変形位置合わせを行うことで頂点単位で変位場を得る。本研究で対象とするデータの特徴として、以下の 2 点が挙げられる。

- 肺の部分形状であること。
- 回転を含む大変形であること。

気胸変形は図 1 のように、体積が大きく減少し、収縮が大きい症例では肺実質の体積が 30 % 程度になる。また、図 3 に示すように、撮像範囲の限界から肺全体の位置や形状が参照できない。回転を含む大変形であり、近傍同士の対応付けでは誤差が大きくなるという問題がある。

提案する変形位置合わせ法は、事前に学習した気胸変形の統計的性質に基づいて部分形状モデル間の位置合わせを達成する。提案手法の要点は以下の 2 点である。

- CBCT 部分形状モデルを CT 空間上にマッピングすることで、肺全体における各頂点の相対位置や形状特徴量を得る。
- 外科用クリップ位置をランドマークとした位置合わせから得られた気胸変形の統計的性質を学習しておき、新たな位置合わせ時に利用する。

まず 1 点目について、肺全体における関心領域の位置によって変形の特徴は異なると考えられるが、術中 CBCT 画像に含まれる部分形状のみからは肺全体における位置を得ることができない。そこで、CBCT 部分形状モデルを術前 CT 空間上にマッピングすることで、CBCT 部分形状モデルの各頂点の肺全体における位置を得ることを目指す。

次に 2 点目について、気胸変形は回転を含む大変形であるため、形状特徴から正しい対応を求めることが困難である。そこで、外科用クリップ位置をランドマークとした位置合わせ [11] [12] により得られた気胸変形の統計的性質を学習し、変形推定を位置合わせに利用することで、特に位置合わせで求めることが困難である回転を推定することを目指す。CT 空間へのマッピング方法及び気胸変形の統計的性質を学習する方法については、2.3 節で説明する。統計的性質は外科用クリップを利用した位置合わせデータで学習する。また、表面誤差を小さくするために、変形推定をした後に LDSM [4] を適用する。

2.3 気胸変形の統計的性質の学習

2.3.1 カーネル変形推定

本研究で学習対象とする気胸変形データは収集が容易ではなく、データ数の少なさから深層学習を用いることは困難であると考えられる。そこで、データ数が比較的少なくても学習と推定が可能なカーネル回帰を利用する。また、症例単位で学習するのではなく、メッシュの頂点単位で変位を回帰することでデータ数を増やし、推定精度の向上を目指す。

カーネル回帰は非線形回帰モデルであり、式 (1) のように定式化される。

$$\mathbf{y}_i = \sum_{j=1}^N \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{x}_i$ は頂点 i の多次元特徴量、 $\mathbf{x}_j$ は学習データの多次元特徴量、 $\mathbf{y}_i$ は頂点 i の変位ベクトル、 α は回帰係数、 N は学習データ数であり、学習データが増えるほど複雑な関数を表現することができる。 k はカーネル関数であり、本研究では $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\beta \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / N)$ で表されるガウスカーネルを用いた。 $\mathbf{x}_i$ は注目頂点 i の多次元特徴量、 $\mathbf{x}_j$ は周辺頂点 j の多次元特徴量であり、 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_j$ のとき最大値 1 をとり、 $\mathbf{x}_i$ と $\mathbf{x}_j$ の近さを表す量となる。重み β が大きいほど $\mathbf{x}_i$ の近傍を重要視する。本研究では、比較実験により重み β と位置合わせ精度の関係を調査した結果、 $\beta = 10$ を採用することとした。

変位ベクトル $\mathbf{y}_i$ を精度良く推定するためには、各症例から算出可能な多次元特徴量 $\mathbf{x}_i$ の設計が重要である。本研究では、対象とする気胸変形の推定において、以下の 2 点を特徴量に含める必要があると考えた。

- 肺全体における位置や形状を表現する局所的な形状記述子

- 肺全体の回転を予測する大域的な形状記述子

1 点目について、肺の葉や区域など解剖学的な領域ごとに変形の特徴が異なる可能性があるため、肺全体における位置や形状を表現する局所特徴量が必要であると考えられる。また、2 点目について、気胸変形は回転の仕方に症例差が大きく、同じ症例内でも場所によって回転の仕方が異なる。収縮も同時に生じていることから形状のみから回転を推定することが難しい。そのため、回転を予測する形状記述子の特徴量に含めることにより、回転を推定することを目指す。

2.3.2 位置と形状に関する局所特徴量

本節では、位置と形状に関する局所特徴量を算出する方法について説明する。CBCT 部分形状のみからは肺全体における位置を得ることができない。そこで、以下の 3 つの STEP によって術前 CT 空間上へ CBCT 部分形状をマッピングすることで、肺全体における各頂点の位置や形状を参照可能とする。

STEP 1 基準点 2 点の中点を術前 CT に一致させる。

STEP 2 基準点 2 点を結ぶ軸を術前 CT に一致させる。

STEP 3 平均形状間距離 d_M [4] を最小化するように基準点 2 点を結ぶ軸周りに回転させる。

まず、基準点は物理的に固定され動かない点であるため、STEP 1, 2 において基準点を一致させる。次に、基準点 2 点のみでは基準点 2 点を結ぶ軸回りに回転の自由度があるため、平均形状間距離 d_M により術前 CT と CBCT 部分形状の回転を合わせる。

また、マッピング先の CT モデル内からランダムに n 個の頂点を選出し、CBCT (含気) 形状の頂点 i との相対位置 $\mathbf{r}_{ij} \in \mathbb{R}^{n \times 3}$ を得る。 $\mathbf{r}_{ij}$ は式 (2) のように定義する。

$$\mathbf{r}_{ij} = \mathbf{v}_i^I - \mathbf{v}_j^{CT} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{v}^I$ は CBCT (含気) 形状の頂点座標、 $\mathbf{v}^{CT}$ は CT 形状の頂点座標であり、 n 個の $\mathbf{v}^{CT}$ から $\mathbf{r}_{ij}$ がそれぞれ算出される。 $\mathbf{r}_{ij}$ を頂点 i の局所特徴量として用いる。この局所特徴ベクトルを、肺全体における位置と形状を表現する形状記述子としてカーネル回帰の入力に用いる。CT 形状は症例間で頂点对応が取られているため、症例間で同じ頂点番号の n 点を選ぶことで共通の特徴量として用いることができる。 n が大きいほど、頂点の位置や形状を高次元で表現する特徴量となる。本研究では、頂点数 n と位置合わせ精度の関係を比較実験により明らかにし、最適な n を決定する。

2.3.3 回転を予測する大域的特徴量

次に、回転を予測する大域的特徴量を算出する方法について説明する。気胸変形で生じた回転を含む肺全体の変形の特徴を得るために、CBCT 部分形状モデルから一意に算出可能な重心を利用する。重心 $\mathbf{m}$ は CBCT (含気) 形状と CBCT (虚脱) 形状それぞれから式 (3) により算出する。

$$\mathbf{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}_i \quad (3)$$

ここで、 N は CBCT (含気) 形状もしくは CBCT (虚脱) 形状の頂点数、 $\mathbf{v}_i$ は頂点 i の頂点座標である。

また、重心から算出可能な特徴量として、重心の変位ベクトルと重心方向の単位ベクトル同士の外積を算出し、これらを回転の向きと大きさを表現する回転記述子としてカーネル回帰の入力に用いる。重心の変位ベクトルは式 (4)、重心方向の単位ベクトル同士の外積は式 (5) のとおり定義する。

$$\mathbf{m}^D - \mathbf{m}^I \quad (4)$$

$$\left(\frac{\mathbf{m}^I}{|\mathbf{m}^I|} \right) \times \left(\frac{\mathbf{m}^D}{|\mathbf{m}^D|} \right) \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{m}^I$ は CBCT (含気) 形状の重心、 $\mathbf{m}^D$ は CBCT (虚脱) 形状の重心である。重心の変位ベクトルは、CBCT (含気) 形状から CBCT (虚脱) 形状へ大域的に見てどのように移動したかを表す。また、重心方向の単位ベクトル同士の外積は、原点を中心とした回転を考えた場合、ベクトル方向は回転軸の向き、ベクトルの大きさは回転の大きさを表す。

虚脱肺における回転を予測するにあたり、重心 1 点のみでは推定の自由度が十分ではないと考えられる。そこで、肺領域を分割し各領域の重心から算出可能な特徴も利用することで、より局所的な回転の特徴を得ることを目指す。分割方法として次の 3 通りを検討する。図 4 に各分割の概要を示す。

- (a) バウンディングボックスを 2 等分 $\times 3$ 方向
- (b) バウンディングボックスを 8 等分
- (c) バウンディングボックスを 64 等分

本研究では、領域分割数と位置合わせ精度の関係を比較実験により明らかにし、最適な分割方法を決定する。

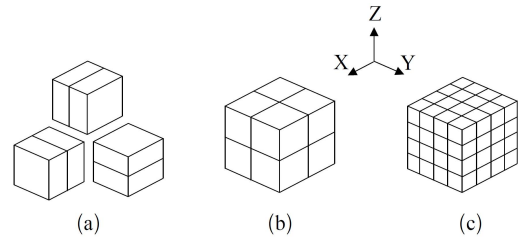


図 4 肺領域の分割方法. (a) バウンディングボックスを 2 等分 $\times 3$ 方向, (b) バウンディングボックスを 8 等分, (c) バウンディングボックスを 64 等分.

3. 実験

本研究では大きく分けて 2 つの実験を行う。まず、カーネル回帰に用いる特徴量の設計を行う。領域分割数と局所特徴量のランダムに選出する頂点数 n について、それぞれ位置合わせ精度との関係を調査し、最適な特徴量を決定する。次に、決定した特徴量を採用した提案手法と従来手法について位置合わせ精度の比較を行い、提案手法の有効性を評価する。

3.1 データの拡張

本研究では肺がん患者を対象に撮像された 10 症例の右肺データを対象としている。カーネル回帰の学習の際、変形のバリエーションを増やすためにデータ拡張を実施した。まず、CBCT (虚脱) 形状を回転させたデータを学習データに追加す

表 1 重心の個数と位置合わせ誤差の関係 [mm]

重心の個数	平均値 (最小値-最大値)
1 個	12.6 (3.9 - 25.6)
7 個	10.7 (2.6 - 24.9)
15 個	11.9 (3.8 - 24.8)
79 個	10.9 (3.6 - 22.0)

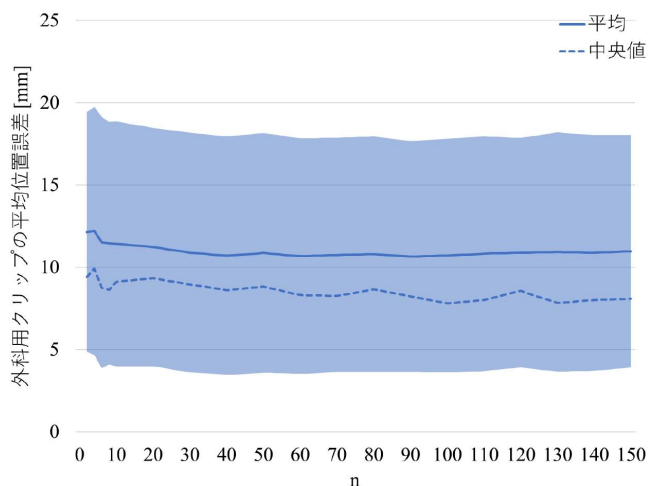


図 5 形状特徴量に用いる頂点数 n と位置合わせ誤差の関係。

ることで、回転のバリエーションを増やした。気胸変形の特徴として、頭尾方向を Z 方向とすると、 Z 軸周りの回転に症例差が大きい傾向があった。また、回転量は大きい症例で 40 度程度であったことから、 Z 軸周りに -40 度、 -20 度、 0 度（回転なし）、 20 度、 40 度の 5 種類の回転拡張を行った。また、肺の大きさのバリエーションを増やすために、CBCT（含気）形状を 5 % 拡大させたデータを学習データに追加した。

3.2 特徴量の設計

右肺 10 症例に対してカーネル回帰、離散ラプラシアン形状修正を順に実行し、外科用クリップの平均位置誤差により評価して、大域的特徴量における肺領域の分割方法と局所特徴量のランダムに選出する頂点数 n のそれぞれを決定した。カーネル回帰においては Leave-one-out により学習、推定を行った。

まず、大域的特徴量における肺領域の分割方法を決定することを目的に、分割により重心の個数を順に増やしていき、1 個、 $1+6=7$ 個、 $1+6+8=15$ 個、 $1+6+8+64=79$ 個の 4 通りで実験を行った。局所特徴量のランダムに選出する頂点数 n は 50 頂点とした。10 症例の外科用クリップの平均位置誤差の結果を表 1 に示す。平均値、最小値、中央値は、重心を 7 個用いた場合が最も良い結果となった。よって、以降は重心を 7 個用いることとする。

次に、局所特徴量のランダムに選出する頂点数 n を決定する。 $n = 2, 4, \dots, 10, 20, \dots, 150$ について、それぞれ可変形メッシュ位置合わせを 5 回ずつ実施した。 n ごとの外科用クリップの平均位置誤差の結果を図 5 に示す。平均値 $\pm$ 標準偏差の範囲を色のついた部分で示している。平均値、中央値は、 $n = 100$ で最も良い結果となった。よって、以降は $n = 100$ を用いることとする。

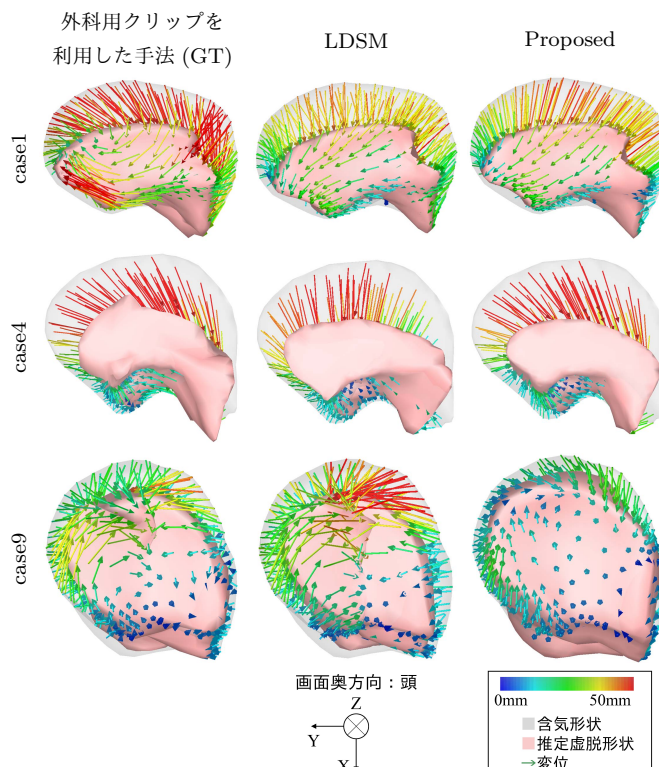


図 6 提案手法と従来手法によって得られた変位場 (case1, 4, 9)。

3.3 位置合わせ性能の評価

本実験は、提案手法と従来手法の位置合わせ精度を比較し、提案手法の有効性を検証することを目的とする。比較する手法は以下の 5 つである。

1. 基準点のみで位置合わせ (Rigid)
2. アフィン変換 (AF)
3. アフィン変換と PWA(PWA)
4. 従来手法 (LDSM) [4]
5. 提案手法 (Proposed)

右肺 10 症例に対して、上記の 5 手法でそれぞれ可変形メッシュ位置合わせを行った。カーネル回帰においては Leave-one-out により学習、推定を行った。

平均形状間距離 (d_M)、ハウスドルフ距離 (d_H)、ダイス係数 (DSC)、外科用クリップの平均位置誤差 (d_C)、8 症例の腫瘍位置誤差 (d_T) の結果を表 2 に示す。算出した結果は表の中の数値のようになった。なお、平均形状間距離とハウスドルフ距離について、T 検定 ($p < 0.05$) において従来手法と提案手法の間に有意差が確認された。また、case1, 4, 9 について、外科用クリップを利用した手法 (GT) [11] [12]、従来手法、提案手法それぞれの変形メッシュ位置合わせにより得られた変位を可視化した結果を図 6 に示す。ベクトルは関心領域内の頂点の CBCT（含気）形状から CBCT（虚脱）形状への変位を示し、色がベクトルの大きさを示す。外科用クリップを利用した手法は、外科用クリップの平均位置誤差において平均 3.9 mm を達成しており、外科用クリップの周辺においては位置合わせ精度が高いと考えられるため比較対象とした。

図 6 からわかるように、従来手法では case9 では位置合わせ

表 2 各手法による位置合わせ精度の比較 (平均値 ± 標準偏差 [mm])

	Rigid	AF	PWA	LDSM	Proposed
d_M [mm]	0.43 ± 0.17	0.33 ± 0.17	0.17 ± 0.14	0.09 ± 0.01	0.08 ± 0.01*
d_H [mm]	12.50 ± 8.59	10.44 ± 8.06	3.57 ± 5.90	0.82 ± 0.20	0.67 ± 0.15*
DSC [%]	61.1 ± 14.0	92.1 ± 2.8	85.8 ± 9.0	88.2 ± 8.5	93.3 ± 3.1
d_C [mm]	24.77 ± 15.25	17.17 ± 10.13	13.85 ± 8.29	14.58 ± 8.86	10.60 ± 6.99
d_T [mm]	25.62 ± 11.50	16.07 ± 9.36	13.03 ± 5.41	13.25 ± 6.79	9.88 ± 3.84

*: $p < 0.05$ (LDSM と Proposed の 2 群検定)

が上手く動作せず形状が崩れているが、提案手法では形状が崩れない結果となった。従来手法では、アフィン変換、PWA の段階で虚脱形状に近づけることができず、離散ラプラシアン形状修正で表面誤差を無理に小さくしようとして形状が崩れたと考えられる。提案手法では、カーネル回帰により虚脱形状を推定したことで、離散ラプラシアン形状修正を適用する前に虚脱形状に近づけることができ、形状が崩れなかったと考えられる。また、case4 は基準点のみで位置合わせをした場合最も誤差が大きい症例であり、従来手法では外科用クリップの平均位置誤差が 28.04 mm であったが、提案手法を用いることで 3.28 mm を達成した。図 6 に示すように、回転方向が推定できており推定精度の向上に繋がったと考えられる。これに対し、case1 は外科用クリップの平均位置誤差が 20 mm を超える結果となった。画面上側の領域において回転方向を逆向きに推定しており、その結果誤差が大きくなったと考えられる。case1 は収縮がかなり大きく、重心の移動が形状の回転に伴っておらず、提案した重心を利用した大域的特徴量では形状の回転を推定できなかったと考えられる。このような症例に対応するためには、重心以外のアプローチ方法を用いる必要がある。

4. おわりに

本研究では、手術時に取得可能な CBCT 画像に含まれる肺の部分形状を対象に、気胸変形の統計的性質の学習に基づいた可変形メッシュ位置合わせ方法を提案した。胸腔鏡下肺がん切除術を受けた 10 名の患者から撮像された CT データと術中 CBCT データを対象として提案位置合わせ手法の性能評価を行った。その結果、従来手法と比較してより形状誤差が小さい位置合わせが達成されること、肺表面の外科用クリップ位置について 10.92 ± 7.15 mm、肺内部の腫瘍位置について 9.86 ± 4.76 mm の誤差で位置合わせが達成されることを確認した。

謝辞

本研究は、AMED メディカルアーツ研究事業及び 挑戦的研究 (萌芽) (課題番号: 18K19918) の支援による。

文 献

- [1] M. Sato, M. Omasa, F. Chen, T. Sato, M. Sonobe, T. Bando, H. Date, "Use of virtual assisted lung mapping (VAL-MAP), a bronchoscopic multispot dye-marking technique using virtual images, for precise navigation of thoracoscopic sublobar lung resection", The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery, Vol. 147, Issue 6, pp. 1813–1819, 2014.
- [2] J. Tokuno, T. F. Chen-Yoshikawa, M. Nakao, M. Ikeda, T. Matsuda, H. Date, Resection process map: A novel dynamic

simulation system for pulmonary resection, The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery, 159(3), pp.1139-1138, 2020.

- [3] G. Gunay, L. M. Ha, T. V. Walsum, S. Klein, "Semi-automated registration of pre- and intra-operative liver CT for image-guided interventions", SPIE Medical Imaging, 97841N, 2016.
- [4] M. Nakao, M. Nakamura, T. Mizowaki, T. Matsuda, "Statistical deformation reconstruction using multi-organ shape features for pancreatic cancer localization", Medical Image Analysis, Vol. 67, 101829, 2021.
- [5] O. Oktay, L. Zhang, T. Mansi, P. Mountney, P. Mewes, S. Nicolau, L. Soler, C. Chefdhotel, "Biomechanically driven registration of pre- to intra- operative 3D images for laparoscopic surgery", Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention(MICCAI), vol. 8150, pp. 1–9, 2013.
- [6] J. Rühaak, T. Polzin, S. Heldmann, I. J. A. Simpson, H. Handels, J. Modersitzki, M. P. Heinrich, "Estimation of large motion in lung CT by integrating regularized keypoint correspondences into dense deformable registration", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 36, No. 8, pp. 1746–1757, 2017.
- [7] A. Uneri, S. Nithiananthan, S. Schafer, Y. Otake, J. W. Stayman, G. Kleinszig, M.S. Sussman, J. L. Prince, J. H. Siewerdsen, "Deformable registration of the inflated and deflated lung in cone-beam CT-guided thoracic surgery: Initial investigation of a combined model- and image-driven approach", Medical Physics, Vol. 40, Issue. 1, 017501, 2013.
- [8] 小林 晃太郎, 中尾 恵, 徳野 純子, 陳 豊史, 伊達 洋至, 松田 哲也, "モデルベース位置合わせによる動物気胸肺の変形解析", 電子情報通信学会技術報告 (MI), Vol. 119, No. 193, pp.31–36, 2019.
- [9] M. Nakao, J. Tokuno, T. F. Chen-Yoshikawa, H. Date, T. Matsuda, "Surface deformation analysis of collapsed lungs using model-based shape matching", Int. J. Computer Assisted Radiology and Surgery, Vol. 14, No. 10, pp. 1763–1774, 2019.
- [10] P. Alvarez, M. Chabanas, S. Rouze, M. Castro, Y. Payan, J. Dillenseger, "Lung deformation between preoperative CT and intraoperative CBCT for thoracoscopic surgery: a case study", SPIE medical imaging, Vol. 10576, pp. 1–7, 2018.
- [11] 前川日南子, 中尾恵, 峯浦一貴, 芳川豊史, 松田哲也, "術中 CBCT 画像を用いた虚脱肺の変形解析の試み", 電子情報通信学会技術報告 (MI), 119(399), pp. 31–36, 2020.
- [12] H. Maekawa, M. Nakao, K. Mineura, T.F. Chen-Yoshikawa, T. Matsuda, "Model-based registration for pneumothorax deformation analysis using intraoperative cone-beam CT images", Proc. 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 5818-5821, 2020.
- [13] S. Klein, M. Staring, K. Murphy, M. A. Viergever and J. P. W. Pluim, "elastix: A Toolbox for intensity-based medical image registration", in IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 29, no. 1, pp. 196-205, 2010.