

ランドマークとの相対位置変化に基づく カーネル法を用いた脱気肺の変形推定

Deformation estimation of deflated lung using kernel method based on the relative position of some landmarks

*1 京都大学, *2 東北大学, *3 東京工業大学

○ 山本詩子 *1, 中尾恵 *1, 大関真之 *2*3, 徳野純子 *1, 陳豊史 *1, 松田哲也 *1

U. Yamamoto, M. Nakao, M. Ohzeki, J. Tokuno, T. Chen-Yoshikawa and T. Matsuda
Kyoto University, Tohoku University, Tokyo Institute of Technology

Abstract It is expected to grasp how the lung deform by the deaeration during surgery compared to the inflated lung. In this study we propose a method to estimate deformation of the deflated lung from the inflated one based on the relative position of some landmarks using dog lungs. The kernel method was employed for the estimation as a machine learning technique. We achieved mean local positional error of 3.2 mm for test data where the volume reduction by the deaeration was 40 %.

1 はじめに

肺は体内にあるとき含気状態で大きく膨らんでいる。呼気時には吸気時に比べ多少しぼむものの、ある程度膨らんでいる。しかし胸部の外科手術の際には、肺が外気圧に押されるため脱気状態になり小さくしぼみ、術前の肺に比べて大きく変形する。切除すべき腫瘍の位置の特定は、手術前の肺が膨らんでいる時に、主に CT (Computer tomography) 画像を用いて行われる。手術中の脱気状態で CT 撮像を行うことは、患者への負担が大きく不可能である。従って術前に特定された腫瘍の位置が手術時の肺がしぼんでいる時にはどこに位置するのか、術前に計測された情報からより正確に推定することが求められている。

腫瘍の術中の位置を術前 CT の情報から同定するには、肺全体が術前から術中にどのようにしぼんでいるのか変形を推定する必要がある。肺の脱気前後の変形推定についてはこれまで、術前 CT の肺モデルを術中の肺へ非剛体位置合わせをした報告があるが、アフィン変換と表面メッシュを繰り返し変形する方法を用いて術中のコーンビーム CT に合わせる試み [1] や、動物摘出肺を対象に離散ラプラシアンに基づいた形状修正を用いて脱気肺メッシュに位置合わせする試み [2] では推定性能は良いものの術中の脱気したメッシュモデルが既知である必要がある。また、肺表面のランドマークとアフィン変換を用いて胸腔鏡手術中の実際の肺表面へ合わせる試み [3] では術中のメッシュモデルを必要としないが平均推定誤差が 1cm 以上と大きい。現在の手術支援においては、推定誤差が 5mm 以内であることが望まれている。

本研究では、含気時の肺メッシュモデルがどのように脱気変形するかをデータに基づいた機械学習のアプローチ

で推定することを目的とする。変形推定に機械学習を用いた方法は、肝臓の変形を対象とした研究でニューラルネットワークを用いた報告 [4] や、カーネル法を用いた報告 [5]、症例間のメッシュモデルの対応が取れていない場合にも推定可能とするためメッシュの 1 頂点ごとに変形を推定する手法を提案した報告 [6] がある。本研究ではこれらの方法を肺の脱気変形解析に適した手法へと拡張を試みる。術中に観測する肺表面の一部分に少ないランドマークを設定し、複数の症例データ用いてカーネル法により回帰することで、脱気変形を推定する。

2 背景

2.1 カーネル法による回帰と推定方法

カーネル法では既知のデータの入力 \mathbf{x} からカーネル行列を求め、リッジ回帰として定式化した最小化問題を解くことで新しい入力に対する出力を推定する。まず以下のようにガウスカーネルを用いてカーネル行列を作成する。

$$K_{d,d'} = K(\mathbf{x}^{(d)}, \mathbf{x}^{(d')}) \quad (1)$$

$$= k_a \exp \left\{ -k_b \sum_{n=1}^N (x_n^{(d)} - x_n^{(d')})^2 \right\} \quad (2)$$

ここで、 d および d' はトレーニングデータの中で異なるデータのデータ番号、 N は入力ベクトルの次元数、 n は入力ベクトルの成分番号とする。

このカーネル行列を用いて既知のデータの出力 \mathbf{y} との二乗誤差を最小化する式は、 L_2 ノルムによる正則化を行って以下のように表し、 \mathbf{W} の最小解を求めることができる。 D はトレーニングデータ数、 λ はハイパーパラ

メータ、 I は K と同じサイズの単位行列である。

$$\min_{\mathbf{W}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_d (\mathbf{y}^{(d)} - \sum_{d'} K_{d,d'} W_{d'})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{d,d'} W_d K_{d,d'} W_{d'} \right\} \quad (3)$$

$$\mathbf{W} = (K + \lambda I)^{-1} \mathbf{y} \quad (4)$$

以上より、新しい入力 $\mathbf{x}^{(i)}$ に対する未知の出力 $\mathbf{y}^{(i)}$ を以下のように推定する。 i はテストデータ番号とする。

$$\mathbf{y}^{(i)} = \sum_d K_{i,d} W_d \quad (5)$$

3 方法

3.1 CT 計測とメッシュデータ再構成

動物実験では 11 頭のビーグル犬の左側の生体肺を造影 CT により撮像し三次元ボリュームデータを取得した。実験は京都大学大学院医学研究科付属動物実験施設で行われ、実験に際しては京都大学動物実験委員会の倫理審査による承認を受けた。気管支内圧を制御するため口からチューブを挿管し、含気時として 14 cmH₂O、脱気時として 2 cmH₂O に制御し、各内圧の状態 CT 撮像を行った。11 例中 1 例については、脱気時の内圧制御が不完全であったと医師が判断したため、データから除いた。

得られた CT データから肺の上葉と下葉それぞれのセグメンテーションは、3 次元画像解析システム Synapse VINCENT (Fujifilm Co., Ltd.) により自動的に行われた。その後 Poisson Surface Reconstruction [7] を用いて、ボリュームデータから三角形表面メッシュデータへ変換し、肺の表面データを作成した。三角形メッシュは標準的な STL 形式または PLY 形式で保存された。メッシュの原点が肺門部となるように頂点座標を平行移動した。

含気と脱気を含む全症例について、頂点のマッチングを行った。すなわち、含気時に番号を割り振られた頂点と同じ番号の頂点が、脱気時にどこへ移動するのかを各頂点について定義したことになる。頂点マッチングの方法は Kim らの方法 [8] を拡張して用いた。本研究では頂点ごとに変形を学習するため、含気時と脱気時の頂点同士がマッチングされている必要があるが、症例間では必ずしも頂点マッチングを行う必要は無い。ただし、今回のデータ処理においては含気時と脱気時の頂点をマッチングさせる際に、まず含気時と脱気時を合わせた全症例の平均形状モデルを作成し、平均形状モデルのメッシュを各症例の含気時と脱気時の形状に合わせて変形する方法をとったため、症例間でも頂点マッチングのとれたメッシュを作成するに至った。また、症例間で肺の向きを統一するため、プロクラステス分析により上葉・下葉それぞれの回転を合わせた。

3.2 データ拡張

本研究の変形推定方法では、頂点単位に学習および推定を行うため、同じ症例のメッシュであっても頂点数が異なるとわずかに異なる別のデータとなる。そこで全症例について複数の異なる頂点数で表したメッシュを作成した。各頂点数のメッシュについて、前節と同様に、含気と脱気を含む全症例について、頂点のマッチングを行った。

また、10 症例のメッシュモデルは個体差が大きく、かつ症例数が少ない。そこで症例間を補間するメッシュを作成し、データ数を増やした。具体的には 2 つの症例の対応する頂点同士の真ん中にある点で構成されるメッシュ、すなわち 45 個のメッシュモデルを作成した。

3.3 ランドマークの設定

含気時と脱気時間の部分的な変形を、肺形状に特徴的な位置にランドマーク点を設定して観測し、その他非観測部分全体の変形をランドマークとの相対位置として求めた。症例ごとにランドマークを決めることができるように、解剖学的な形状に基づいて目視で決定した。ランドマークとなる点の位置は、術中に医師が三次元ポインティングデバイスで各葉の周囲をなぞって計測することを想定し、各葉の周囲に配置した。各葉の頂点数が 300 点のデータについて、メッシュとランドマーク点を描画したものを図 1 に示す。含気時のほぼ三角形の形状をした上葉と下葉それぞれで、角にある頂点 3 点をまず指定し、辺に沿って隣合った角の真ん中の点を選んだ後、角の点と真ん中の点のさらに真ん中の点をランドマークとして選んだ。各葉に配置したランドマークの数はそれぞれ 12 点であった。

3.4 入出力データ

症例ごとにメッシュモデルの頂点数が異なっても学習推定可能とするため、1 頂点ごとの推定を行った。入力にはランドマークとの相対位置ベクトルおよび肺全体の体積を用いた。具体的には、含気時における推定対象の 1 頂点と各ランドマークとの相対位置ベクトル、脱気時における全ランドマークの中心点と各ランドマークとの相対位置ベクトル、含気時の肺全体の体積、含気時に比べた脱気時のしぼみ率を入力にした。含気時と比較した脱気時のしぼみ率は医師によりコントロール可能である。出力は脱気時における全ランドマークの中心点と推定対象の 1 頂点との相対位置ベクトルとした。

全部で A 個のメッシュ頂点のうち J 個のランドマーク点を $\mathbf{L} = (L_1, L_2, \dots, L_J)$ 、ランドマーク以外の $A - J$ 個の点を \mathbf{M} 、変形を推定する 1 点を P ($P \in \mathbf{M}$)、含気時と脱気時の頂点座標をそれぞれ C_{in} 、 C_{de} 、含気時と脱気時の肺全体の体積をそれぞれ V_{in} 、 V_{de} とすると、入

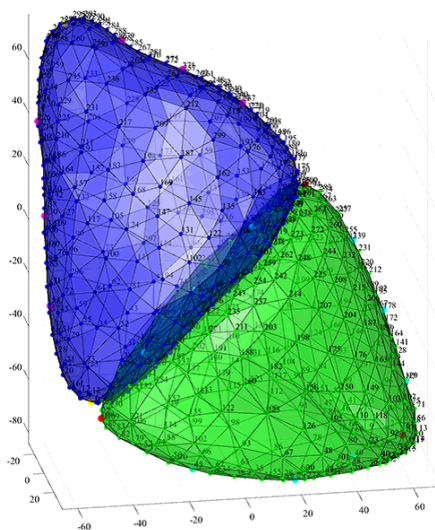


Figure 1: 肺のメッシュモデル内のランドマークの位置。青色のメッシュ：上葉、緑色のメッシュ：下葉。黄色の頂点：上葉の角にあるランドマーク、ピンク色の頂点：上葉の辺にあるランドマーク、赤色の頂点：下葉の角にあるランドマーク、水色の頂点：下葉の辺にあるランドマーク。

力 \mathbf{x} には $C_{in}(\mathbf{L}, P)$, $C_{de}(\mathbf{L})$, V_{in} , V_{de}/V_{in} が含まれ、出力 \mathbf{y} は $C_{de}(P)$ である。

4 実験結果

変形を推定する実験を上葉のデータを用いて行った。学習と推定を行う際には、Leave-one-out で推定性能を評価した。すなわち、オリジナルの 9 症例とその間を補間した 36 症例の合計 45 症例で学習を行い、学習に用いなかったオリジナルの 1 症例で推定を行った。誤差評価には、頂点単位の局所位置誤差の二乗平均平方根 (RMSE)、メッシュ全体の Dice 係数、頂点群同士の Hausdorff 距離を用いた。入出力データの作成から学習推定までのプログラムの作成には Matlab (MathWorks, Inc.) を用いた。

ハイパーパラメータはクロスバリデーションによって決定し、 $k_a = 10000$, $k_b = 10$, $\lambda = 1$ とした。10 症例をそれぞれテストデータとしたときの推定誤差の平均と標準偏差は、 $RMSE = 3.200 \pm 0.975$ mm、Dice 係数 $= 0.912 \pm 0.036$ 、Hausdorff 距離 $= 6.443 \pm 1.785$ mm であった。推定結果をメッシュ表示したものを図 2 に示す。

5 おわりに

本研究では肺を三次元の表面メッシュモデルで表し、含気時のメッシュ頂点が脱気による大きな変形後に移動する位置を、カーネル法による回帰を利用することで、三次元的な変形を推定した。事前に肺の力学的特性などを計測することなくデータのみに基づき、少ない点をランドマークとして参照することで、局所位置誤差の平均 3.2mm を達成した。これは臨床の手術支援において望まれる推定精度 5mm 以下であるため、本研究での推定手法は有効であると言える。

References

- [1] A. Uneri, S. Nithianathan, S. Schafer, Y. Otake, J. Webster Stayman, G. Kleinszig, M. S. Sussman, J. Prince, and 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, p. 017501, 01 2013.
- [2] 小林晃太郎, 中尾恵, 徳野純子, 陳豊史, 松田哲也. 動物摘出肺を対象とした脱気変形解析の試み. *生体医工学*, Vol. Annual56, pp. 40–41, 6 2018.
- [3] M. Nakamoto, N. Aburaya, K. Konishi, Y. Sato, I. Yoshino, M. Uemura, and S. Tamura. Estimation of intraoperative lung deformation for computer assisted thoracoscopic surgery. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol. 1, pp. 273–275, 06 2006.
- [4] U. Yamamoto, M. Nakao, M. Ohzeki, and T. Matsuda. Deformation estimation of an elastic object by partial observation using a neural network. *arXiv,cs.CV,1711.10157*, 2017.
- [5] 山本詩子, 中尾恵, 大関真之, 松田哲也. カーネル法を用いた弾性体の部分観測情報に基づく変形推定. *生体医工学*, Vol. 55Annual, No. 3AM-Abstract, p. 180, 2017.
- [6] D. Lorente, F. Martnez-Martnez, M.J. Ruprez, M.A. Lago, M. Martnez-Sober, P. Escandell-Montero, J.M. Martnez-Martnez, S. Martnez-Sanchis, A.J. Serrano-Lpez, C. Monserrat, and J.D. Martn-Guerrero. A framework for modelling the biomechanical behaviour of the human liver during breathing in real time using machine learning.

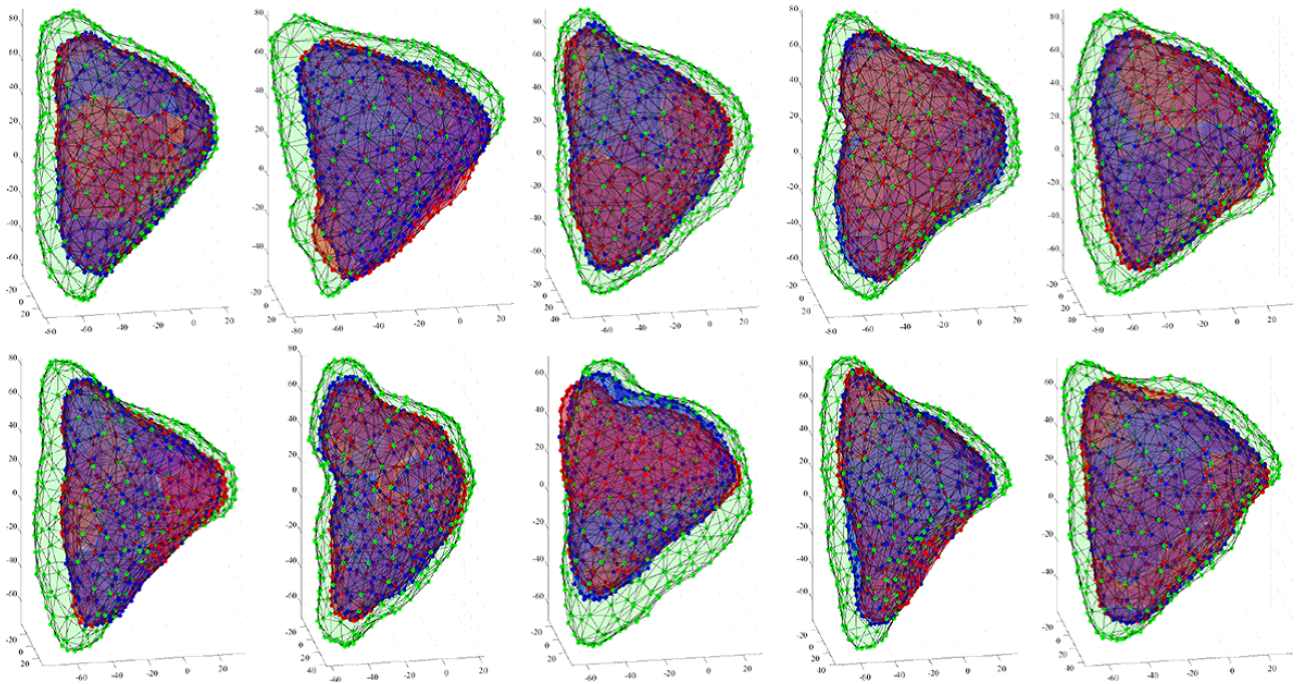


Figure 2: 10 症例それぞれの上葉の変形推定結果をメッシュ表示。緑：初期形状である含気時、赤：正解の脱気時、青：推定した脱気時。

Expert Systems with Applications, Vol. 71, pp. 342–357, 2017.

- [7] M. Kazhdan, M. Bolitho, and H. Hoppe. Poisson surface reconstruction. In Alla Sheffer and Konrad Polthier, editors, *Symposium on Geometry Processing*. The Eurographics Association, 2006.
- [8] J. Kim, M. Del C Valdes-Hernandez, N. Royle, and J. Park. Hippocampal shape modeling based on a progressive template surface deformation and its verification. *IEEE transactions on medical imaging*, Vol. 34, , 12 2014.