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*

山本 詩子[†]・中尾 恵[†]・大関 真之^{‡§}・徳野 純子^{||}・芳川 豊史[¶]・松田 哲也[†]

Deformation Estimation of Deflated Lung using Kernel Method based on the Relative Position of Some Landmarks*

Utako YAMAMOTO[†], Megumi NAKAO[†], Masayuki OHZEKI^{‡§}, Junko TOKUNO^{||},
Toyofumi YOSHIKAWA[¶] and Tetsuya MATSUDA[†]

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 2.96 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。呼吸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ときに、おもに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。したが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とき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。

* 原稿受付 2019年7月10日

* 第63回システム制御情報学会研究発表講演会にて発表(2019年5月)

[†] 京都大学 大学院 情報学研究科 Graduate School of Informatics, Kyoto University; Yoshida-honmachi, Sakyo-ku, Kyoto-city, Kyoto 606-8501, JAPAN

[‡] 東北大学 大学院 情報科学研究科 Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

[§] 東京工業大学 科学技術創成研究院 Institute of Innovative Research, Tokyo Institute of Technology

[¶] 名古屋大学 大学院 医学系研究科 Graduate School of Medicine, Nagoya University

^{||} 京都大学 大学院 医学研究科 Graduate School of Medicine, Kyoto University

Key Words: deflated lung, deformation estimation, kernel method, landmarks.

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 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。

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

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

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 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、 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。

$$\min_W \left\{ \frac{1}{2} \sum_d (z^{(d)})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{d,d'} W_d K_{d,d'} W_{d'} \right\} \quad (3)$$

$$z^{(d)} = y^{(d)} - \sum_{d'} K_{d,d'} W_{d'} \quad (4)$$

$$W = (K + \lambda I)^{-1} y \quad (5)$$

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

$$y^{(i)} = \sum_d K_{i,d} W_d \quad (6)$$

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

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ない。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 脱気時の体積

CT データ撮像時に、含気時と脱気時で気管支内圧を制御したが、脱気時に肺全体が萎んだ程度が症例によってばらついていて、そこで、脱気時の肺全体の体積が含気時の 60% となるように、含気時と脱気時の間を補間したメッシュ形状を作成し、脱気時の形状として用いた。その際、10 症例中 1 症例では、CT データ撮像時の脱気した肺の体積が含気時の 60% を超えていたため、解析から除いた。

3.3 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、9 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。具体的には二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 36 個のメッシュモデルを作成した。

3.4 ランドマークの設定

含気時と脱気時の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ト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

Fig. 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.

400 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 Fig. 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.

3.5 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ほみ率を入力にした. 含気時と比較した脱気時のしほ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 $L = (L_1, L_2, \dots, L_J)$, ランドマーク以外の $A - J$ 個の点を M , 変形を推定する 1 点を P ($P \in M$), 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, 入力 x には $C_{in}(L, P)$, $C_{de}(L)$, V_{in} , V_{de}/V_{in} が含まれ, 出力 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および下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 8 症例とその間を補間した 28 症例の合計 36 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, 上葉では $k_a = 10$, 下葉では $k_a = 100$, 上葉および下葉で $k_b = 10$, $\lambda = 1$ とした. 9 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, 上葉で RMSE = 2.96 ± 0.52 mm, Dice 係数 = 0.89 ± 0.03 , Hausdorff 距離 = 6.75 ± 1.35 mm, 下葉で RMSE = 3.03 ± 0.65 mm, Dice 係数 = 0.93 ± 0.02 , Hausdorff 距離 = 6.15 ± 0.96 mm であった. 推定結果をメッシュ表示したものを Fig. 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 2.96mm 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いえる.

謝 辞

本研究は, AMED 産学連携医療イノベーション創出プログラム (ACT-M) 「脱気変形に対応した微小結節の術中同定法」, および JSPS 科研費若手研究 JP19K20709 の助成による.

参考文献

- [1] A. Uneri, S. Nithiananthan, 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-beamct-guided thoracic surgery: Initial investigation of a combined model- and image-driven approach; *Medical Physics*, Vol. 40, p. 017501 (2013)
- [2] 小林, 中尾, 徳野, 陳, 松田: 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 (2018)
- [3] M. Nakamoto, N. Aburaya, K. Konishi, Y. Sato, I.

Fig. 2 9症例それぞれの上葉（上）および下葉（下）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。

- 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 (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, 中尾, 大関, 松田: 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. Martinez-Martinez, M. J. Ruprez, M. A. Lago, M. Martinez-Sober, P. Escandell-Montero, J. M. Martinez-Martinez, S. Martinez-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; *Expert Systems with Applications*, Vol. 71, pp. 342–357 (2017)
- [7] M. Kazhdan, M. Bolitho and H. Hoppe: Poisson surface reconstruction; 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 (2014)

著者略歴

やまもと うたこ (正会員)
山本 詩子

2008年京都大学工学部電気電子工学科卒業, 2011年 Johns Hopkins 大学医学部放射線科に留学, 2013年3月京都大学大学院工学研究科電気工学専攻博士課程修了。同年4月同志社大学生命医科学部医情報学助教授, 2015年4月より京都大学情報学研究科システム科学専攻特定助教となり現在に至る。医用画像処理, 医用データへの機械学習の応用に関する研究などに従事。博士(工学)。平成29年度磁気共鳴医学会 ISMRM Travel Award, 平成29年度生体医工学会 研究奨励賞・阿部賞など受賞。2010年京都大学オープンキャンパス工学部共通企画「テク女子」命名, 初代企画推進リーダー。電子情報通信学会, 生体医工学会, 磁気共鳴医学会などの会員。

なか お めぐみ
中尾 恵

1999年京都大学工学部卒業, 2003年京都大学情報学研究科博士課程修了。同年, 同大学院医学研究科助手(特任), 2004年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助手, 2007年同助教, 2011年4月より京都大学大学院情報学研究科准教授。専門は医用システム, 生体医工学。文部科学大臣表彰 若手科学者賞などを受賞。IEEE, 電子情報通信学会, 生体医工学などの会員。

おお ぜき まさ ゆき
大関 真之

2008年東京工業大学大学院理工学研究科物性物理学専攻博士課程早期修了後, 東京工業大学産学官連携研究員。京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻助教, ローマ大学研究員を経て, 現在, 東北大学大学院情報科学研究科応用情報科学専攻准教授。東北大学量子アニーリング研究開発センター センター長, 東京工業大学科学技術創成研究院准教授, 株式会社シグマアイ代表取締役も兼ねる。専門は統計力学, 量子力学, 機械学習。博士(理学)。平成28年度文部科学大臣表彰 若手科学者賞, IT エンジニア本大賞技術書部門大賞, 平成30年度船井学術賞, 第9回 RIEC Award 東北大学研究者賞などを受賞。主な著書に『機械学習入門 ボルツマン機械学習から深層学習まで』(オーム社, 2016), 『量子コンピュータで未来を変える』(共著, オーム社, 2019)がある。

とく の じゅん こ
徳野 純子

2010年神戸大学医学部医学科卒業。一般病院での臨床研修研修, 呼吸器外科トレーニングを経て, 2017年より京都大学大学院医学研究科呼吸器外科学博士課程に進学し, 現在に至る。外科専門医, 呼吸器外科専門医。

よし かわ とよ ひみ
芳川 豊史

1997年京都大学医学部卒業。1997-98年京都大学胸部疾患研究所 外科, 1998-2000年 高知市立市民病院 呼吸器外科, 2000-03年 静岡市立静岡病院 胸部心臓血管外科, 2003-04年 京都大学医学部附属病院 呼吸器外科, 2004-07年 京都大学大学院医学研究科 呼吸器外科学専攻(中退, 論文博士取得)。2007-08年 京都大学大学院医学研究科 寄附講座 臓器機能保存学 助教, 2008-09年 トロント大学胸部外科クリニカルフェロー, 2009-13年 京都大学大学院医学研究科 呼吸器外科学 助教, 2014-18年 京都大学大学院医学研究科 呼吸器外科学 講師, 2019年 京都大学大学院医学研究科 呼吸器外科学 准教授, 2019年 名古屋大学大学院医学系研究科 呼吸器外科学 教授。

まつ だ てつ や
松田 哲也

1981年京都大学医学部卒業。1981-84年京都大学医学部附属病院および市立島田市民病院内科研修医。1988年同大学院医学研究科博士課程修了。同年京都大学医学部附属病院第3内科助手, 1997年同医療情報部助教授, 2000年4月京都大学大学院情報学研究科教授, 現在に至る。循環器領域のMRI撮像法および画像処理, 生体シミュレーションなどに関する研究に従事。IEEE, ISMRM, SCMR, 生体医工学会, 日本磁気共鳴医学会, 日本内科学会, 日本循環器学会各会員。