

## 機械学習とグラフカットによる 胸部 CT 像からの気管支抽出に関する検討

二村 幸孝<sup>†</sup> 北坂 孝幸<sup>††</sup> 本間 裕敏<sup>†††</sup> 高畠 博嗣<sup>††††</sup>  
森 雅樹<sup>†††</sup> 名取 博<sup>†††††</sup> 森 健策<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 名古屋大学情報連携統括本部

<sup>††</sup> 愛知工業大学情報科学部

<sup>†††</sup> 札幌南三条病院

<sup>†††</sup> 札幌厚生病院

<sup>††††</sup> 恵和会西岡病院

E-mail: [†ynimura@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp](mailto:†ynimura@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp)

**あらまし** 本稿では、機械学習とグラフカットによる胸部 CT 像からの気管支抽出に関して検討する。気管支領域抽出手法の多くは、全気管支の内腔領域が直接的あるいは間接的に気管の内腔領域へと接続しているという知識に基づき、気管から領域拡張法あるいはレベルセット法を適用することで気管支領域を抽出している。しかしながら、実際に撮影された CT 像においては、部分容積効果や心拍動、異常症例における腫瘍の影響等により内腔領域の接続性が失われており、領域拡張法のみで全ての気管支を正確に抽出することは難しい。そこで本稿では、気管支が管状の構造をしているという解剖学的知識に基づき、局所的な濃淡構造から気管支の芯線上画素とその気管支の半径を検出し、半径に応じたコスト関数をグラフカットにより最小化することで画素ごとに気管支領域を得る手法を提案する。本手法を CT 像 10 例へと適用した結果、一致度 69.9% で抽出可能なことを確認した。

**キーワード** 気管支, スケール推定, グラフカット, 計算機診断支援

## A Study on Bronchus Segmentation based on Machine Learning and Graph Cuts from Chest CT Image

Yukitaka NIMURA<sup>†</sup>, Takayuki KITASAKA<sup>††</sup>, Hirotoshi HONMA<sup>†††</sup>,

Hirotsugu TAKABATAKE<sup>††††</sup>, Masaki MORI<sup>†††</sup>, Hiroshi NATORI<sup>†††††</sup>, and Kensaku MORI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Information and Communication Headquarters, Nagoya University

<sup>††</sup> Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology

<sup>†††</sup> Sapporo Minami-Sanjo Hospital

<sup>†††</sup> Sapporo Kosei General Hospital

<sup>††††</sup> Keiwakai Nishioka Hospital

E-mail: [†ynimura@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp](mailto:†ynimura@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp)

**Abstract** This paper describes a bronchus segmentation method based on scale estimation and graph cuts of bronchi from chest CT image. A lot of previous methods utilize region growing or level set algorithms based on anatomical knowledge of connectivity of bronchi. However, it is difficult to extract bronchus precisely by only using these algorithms. Because connectivity of bronchi is often lost by partial volume effects, heartbeat, image noise or tumor in actual CT images. In this paper, we propose a method of bronchus segmentation based on another anatomical knowledge about bronchus. The proposed method detects voxels of medial lines of bronchi and its radius by using local intensity structure analysis, and extracts bronchi by using graph cuts segmentation that utilizes cost function with radius information. As the result, Jaccard index was 69.9%.

**Key words** bronchus, scale estimation, graph cuts, computer-aided diagnosis

## 1. はじめに

慢性閉塞性肺疾患や肺がん、気管支拡張症をはじめとする様々な胸部疾患において、気管支の解剖学的構造理解および形状解析・定量化は、画像診断や内視鏡検査、治療方針決定において非常に重要な役割を占めている。そのため、臨床現場における画像診断支援や気管支構造把握支援を目的とした、CT 像からの気管支領域抽出に関する研究が多数報告されている [1]～[7]

Mori らは、しきい値を変化させながら領域拡張法を繰り返し適用することで、気管支領域外への過抽出（以下、溢れ）と最適なしきい値を自動的に検出し、気管支領域を抽出する手法を提案している [1]。しかしながら、部分容積効果や画像ノイズの影響により見かけの濃度値が低下した気管支壁からの溢れを抑制するために、末梢側の細い気管支の抽出が困難であるという問題が存在する。この問題に対して、Kitasaka らと Tschirren らは気管支枝ごとにしきい値を変化させながら領域拡張法を適用することで気管支領域を抽出する手法を提案している [2], [3]。これらの手法では気管支枝ごとに最適なしきい値を探索するため、特定の気管支枝における気管支壁からの溢れを抑制しながら、気管支全体の領域を抽出することが可能である。また、Schlathoelter らは、レベルセット法を利用した気管支領域抽出手法を提案している [4]。この方法では、気管支領域を抽出すると同時に抽出された気管支芯線の抽出をおこなっており、抽出された気管支領域と気管支芯線から計算された気管支枝の半径を溢れの抑制に利用している。これらの手法の他にも、気管支断面の 3 次元追跡による気管支領域抽出手法 [5] や気管支内腔画素と気管支外画素の kNN 分類と領域拡張に基づく手法 [6]、スライス単位でのモルフォロジフィルタによる気管支抽出と領域拡張に基づく手法 [7] などが存在する。しかしながら、これらの手法は気管支内腔の画素からの接続関係を利用しており、心拍動や腫瘍により気管支が途絶して撮影された CT 像においては、途絶先の気管支領域を抽出することはできない。

そこで本稿では、気管支枝が管状の構造を持つという解剖学的知識に基づいて、画素ごとに気管支領域かどうかを判定することで、気管支領域全体を抽出する手法を提案する。本手法では、CT 像における局所的な濃淡構造から気管支枝の中心線（以下、芯線）上の画素と気管支枝の半径（以下、スケール）を推定し、スケール情報を利用したコスト関数をグラフカットにより最小化することで気管支領域を得る。以下、2 章で気管支抽出手法、3 章で実験に関して述べ、4 章で考察を加える。

## 2. 気管支抽出手法

### 2.1 概要

気管支内腔はガス交換のための空気の通り道であり、CT 像において低濃度の領域として観察される。また、その周辺には内腔と比較して高い濃度値を示す気管支壁が存在する。さらに、気管支枝は管状の構造をしており、気管支の中心線に垂直な断面においては円形に近い濃度値パターンを示すという特徴を持っている。本手法は、以上の様な特徴に基づき、1) 気管支芯

線画素検出・スケール推定、2) 気管支芯線画素誤検出削減、3) 気管支内腔画素抽出、4) 気管支領域統合、の 4 つの処理により気管支領域を抽出する。以下の節で、各処理に関して詳述する。

### 2.2 気管支芯線画素検出・スケール推定

ここでは気管支内腔が気管支壁よりも相対的に低い濃度値を示すという特徴を利用して、各画素におけるヘッセ行列の固有値に基づく局所濃淡構造解析 [8] により気管支芯線上の画素（以下、気管支芯線画素）の検出およびそのスケールの推定をおこなう。

CT 像を  $f$ 、標準偏差  $\sigma$  のガウス平滑化フィルタを適用した医用画像を  $f_\sigma$  とおくと、医用画像中の各画素におけるヘッセ行列  $H(f)_\sigma$  は、

$$H(f)_\sigma = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial x \partial z} \\ \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial y \partial z} \\ \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial z \partial x} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial z \partial y} & \frac{\partial^2 f_\sigma}{\partial z^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

として表される。このヘッセ行列の固有値を  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ ,  $(\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3)$  とし、それぞれの固有値に対応する固有ベクトルを  $e_1, e_2, e_3$  とすると、固有値の最大値  $\lambda_1$  とそれに対応する固有ベクトル  $e_1$  は、それぞれ二階偏微分係数の最大値とその方向に沿ったベクトルとなる。同様に、固有値の最小値  $\lambda_3$  と対応する固有ベクトル  $e_3$  は、二階偏微分係数の最小値とその方向に沿ったベクトルとなる。ここで、 $e_2$  は  $e_1$  と  $e_3$  に直交するベクトルであり、各固有値の大きさの違いにより局所的な構造を解析することが可能となる。

暗線状態とは、注目画素を中心とする局所領域がどの程度暗線状構造に近いかわかる値であり、ある  $\sigma$  における注目画素の暗線状態  $L(\lambda)_\sigma$  は、各固有値が  $\lambda_1 \simeq \lambda_2 \gg \lambda_3 \simeq 0$  の関係を持つ場合に高い値を出力する様に、

$$L(\lambda)_\sigma = \begin{cases} |\lambda_1| \psi(\lambda_2; \lambda_1) \omega(\lambda_3; \lambda_2) & \text{if } \lambda_2 > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

として定義する。ここで、 $\psi(\lambda_s; \lambda_t)$  ならびに  $\omega(\lambda_s; \lambda_t)$  は、

(2)

$$\psi(\lambda_s; \lambda_t) = \begin{cases} \left(\frac{\lambda_s}{\lambda_t}\right)^\gamma & \text{if } \lambda_t \leq \lambda_s < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$\omega(\lambda_s; \lambda_t) = \begin{cases} \left(1 + \frac{\lambda_s}{|\lambda_t|}\right)^\gamma & \text{if } \lambda_t \leq \lambda_s < 0 \\ \left(1 - \alpha \frac{\lambda_s}{|\lambda_t|}\right)^\gamma & \text{if } \frac{|\lambda_t|}{\alpha} > \lambda_s > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

である。

この際、

$$\hat{\sigma} = \arg \max_{\sigma \in \{0.5, 1.0, 2.0\}} L(\lambda)_\sigma \quad (5)$$

の様に複数の  $\sigma$  に対して局所濃淡構造解析を適用することで、各画素における最適な暗線状構造のスケール  $\hat{\sigma}$  とその暗線状態  $L(\lambda)_{\hat{\sigma}}$  を得ることが可能である。

全ての画素における暗線状態を算出後、肺野領域に含まれる画素の平均暗線状態以上の暗線状態を持つ画素を気管支芯線画素として検出する。

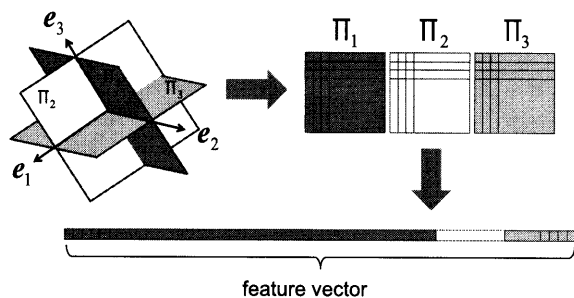


図1 Feature vector utilized in false positive reduction.

### 2.3 気管支芯線誤検出削減

前節で検出された気管支芯線画素には、気管支芯線以外の画素である気管支内腔画素や気管支領域外画素も多く含まれている。そのため本節では、前節で得られた気管支芯線画素におけるヘッセ行列の固有値  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$  に対応する固有ベクトル  $e_1, e_2, e_3$  を法線に持つ3つの断面画像  $\Pi_1, \Pi_2, \Pi_3$  上の濃度値パターンを特徴量として、SVM [9], [10] による誤検出削減を適用する（図1）。なお、気管支芯線画素の属する気管支枝の半径の違いによる影響を避けるために、画素サイズを前節で推定した気管支芯線画素のスケール  $\hat{\sigma}$  に基づき  $\hat{\sigma} \times \hat{\sigma}$  とし、気管支芯線画素を中心とする  $M \times M$  画素の断面画像を作成する。SVM の学習には学習用 CT 像と手作業により作成した気管支芯線画像を利用する。

### 2.4 気管支内腔画素抽出

前節までに得られた画素は気管支芯線画素のみであるため、気管支内腔画素の抽出が必要である。そこで、本節では気管支芯線画素のスケール  $\hat{\sigma}$  に基づき設定したコスト関数をグラフカットにより最小化することで気管支内腔画素を抽出する。

まず、ある気管支芯線画素を中心とした局所領域を考える。この局所領域における気管支内腔画素は、コスト関数

$$E(L) = \sum_{p \in P} R_p(L_p) + \sum_{(p,q) \in N} B_{p,q}(L_p, L_q) \quad (6)$$

をグラフカットにより最小化することで抽出することができる。ここで、 $L$  はラベル画像であり、各画素は 0（背景）か 1（気管支内腔）のどちらかのラベルの値である。また、 $P$  は入力画像の画素の集合、 $N$  は画素  $p$  の近傍の集合である。

領域項  $R_p(L_p)$  は気管支芯線画素のスケール  $\hat{\sigma}$  を使用して、

$$R_p(L_p) = \begin{cases} \exp(-\alpha D(p)^2 / \hat{\sigma}^2) & \text{if } L_p = 0 \\ 1 - \exp(-\alpha D(p)^2 / \hat{\sigma}^2) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

と定義する。また、境界項  $B_{p,q}(L_p, L_q)$  は隣接画素間の濃度差に基づき、

$$B_{p,q}(L_p, L_q) = \begin{cases} \exp(-\beta (I_p - I_q)^2 D(p, q)^2) & \text{if } L_p \neq L_q \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

とする。ここで、 $D(p)$  は局所領域の中心画素（気管支芯線画

表1 Jaccard indices of segmentation results (%)

case	Jaccard index	
	previous	proposed
1	80.4	84.3
2	83.4	76.7
3	65.4	34.8
4	89.9	78.4
5	90.5	75.9
6	75.7	61.7
7	66.5	62.2
8	84.1	72.0
9	75.8	76.5
10	61.9	75.9
average	77.4	69.9

素）と画素  $p$  間のユークリッド距離、 $D(p, q)$  は画素  $p, q$  間のユークリッド距離、 $I_p, I_q$  は画素  $p, q$  における濃度値を表す。また、 $\alpha$  および  $\beta$  は、領域項および境界項における重み係数である。

以上のグラフカットセグメンテーションを全気管支芯線画素において適用することで気管支領域を得る。

### 2.5 気管支領域統合

ここまでに得られた気管支領域は、気管支芯線画素検出で探索したスケール範囲の半径を持つ比較的細い気管支枝のみの領域であり、気管や右および左気管支などの太い気管支枝の領域は抽出されていない。本節では、従来手法と同様に気管における画素を開始点とした領域拡張法により、これらの太い気管支枝の領域を抽出する。最後に、これらの太い気管支枝領域と前節までに得られた細い気管支枝領域との重なりから領域を選択・統合することで、最終的な気管支領域とする。

## 3. 実 験

本稿で述べた手法の有効性を確認するために、胸部 CT 像 10 例に本手法を適用し、Leave-one-out 法を用いて一致度を評価した。また、比較のため従来手法 [2] に対しても同様の実験をおこなった。実験に使用した画像のパラメータは、画像サイズ  $512 \times 512 \times 307 \sim 587$  voxels, 解像度  $0.578 \times 0.578 \times 0.5 \sim 0.781 \times 0.781 \times 1.0$  mm<sup>3</sup>, 管電圧 120 ~ 140 kVp, 管電流 10 ~ 300 mAp である。なお、実験には  $M, \alpha, \beta$  として 9, 0.5, 1.5 を使用し、SVM の学習には抽出対象とする CT 像を除いた残り 9 つの CT 像と手作業により作成した気管支芯線画素を使用した。また、一致度の算出に使用した正解気管支領域は、気管支に関する知識を有する工学関係者 1 名により手作業により作成され、医師により入力漏れ・過抽出が修正されたものを使用した。表 1 に得られた気管支領域と正解気管支領域との一致度を、図 2 に手作業により作成された正解気管支領域と得られた気管支領域をボリュームレンダリング表示したものを示す。

## 4. 考 察

表 1 は、従来手法および提案手法により得られた正解気管

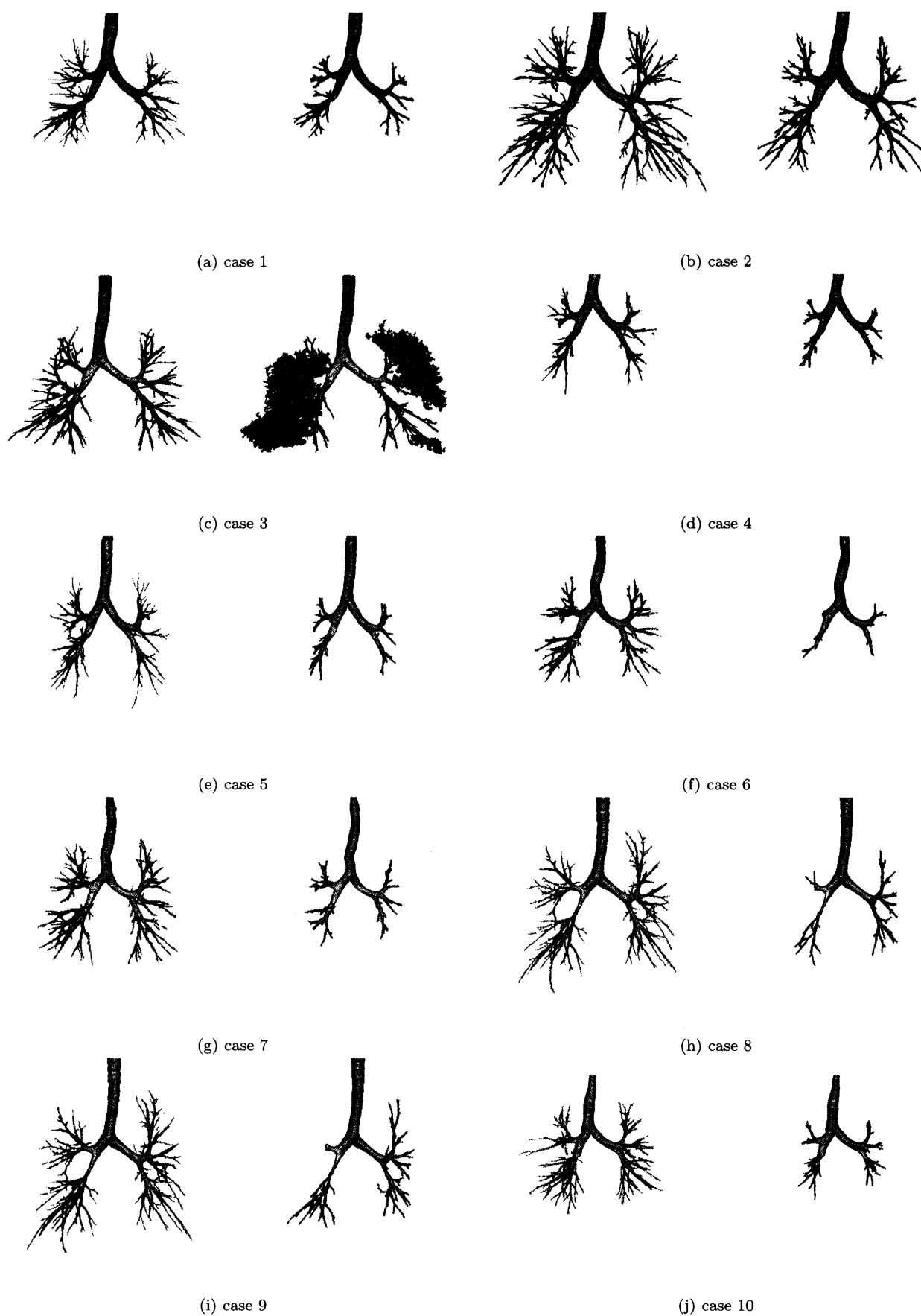


Fig. 2 Results of bronchus segmentation. In each subfigure, the manual segmentation and the result of the proposed method are shown on the left and right, respectively.

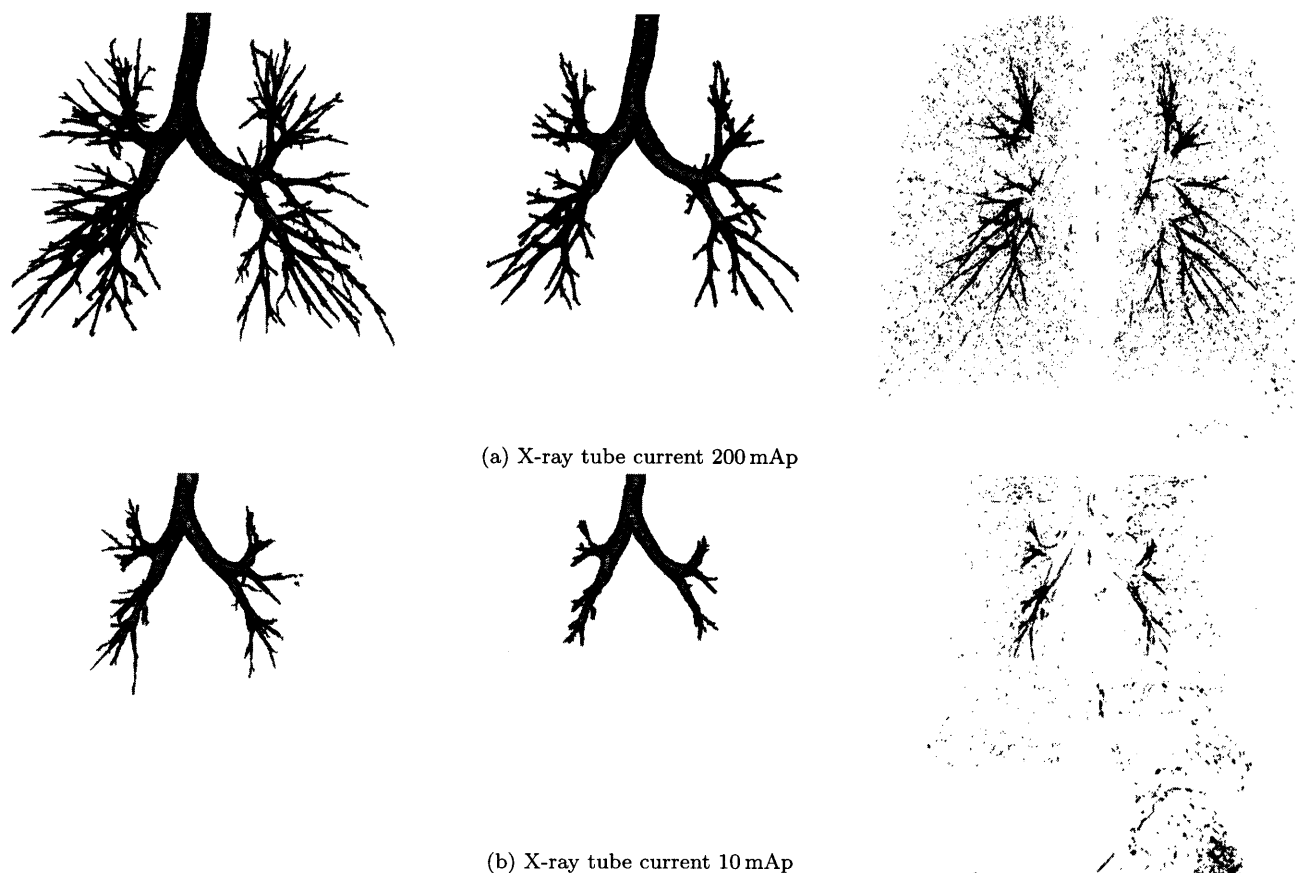


図 3 Influence on medial voxel detection of X-ray tube current. In each subfigure, the manual segmentation, the result of the proposed method, and the medial voxel are shown on the left, middle, and right, respectively.

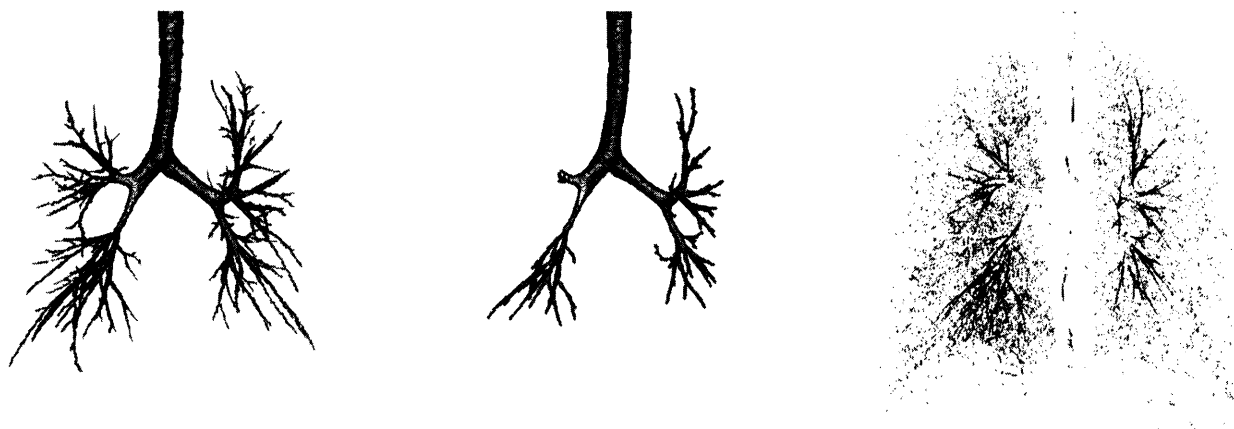


図 4 Examples of failure on blocked bronchus. In each subfigure, the manual segmentation, the result of the proposed method, and the medial voxel are shown on the left, middle, and right, respectively.

支領域の正解気管支領域に対する一致度を示している。提案手法の平均一致度は 69.9% であり、従来手法における平均一致度 77.5 % よりも低い結果となった。また、図 2 のにおいて、正解気管支領域ではより細い末梢の気管支まで観察することが可能であり、提案手法において末梢の気管支が未抽出であることが確認できる。しかしながら、比較的高い管電流で撮影された CT 画像 (200 mAp, 図 3 (a)) では、より細い末梢の気管支芯線まで検出されていることから、これらの気管支芯線画素の情報を有効に利用することで、末梢の気管支まで抽出できる可

能性を有していると言える。また、正解領域と気管支芯線画素検出結果を比較した場合、未抽出の芯線画素が多数存在することが確認できる。そのため、より細い末梢の気管支の検出が可能な局所濃淡構造解析やそれに代わる手法の開発が必要である。なお、表 1 より、case 3 における一致度が著しく低いが、これは気管支領域統合での領域拡張法において溢れが存在しているためである (図 2 (c))。

図 3 (b) は、管電流 10 mAp で撮影された CT 像における気管支芯線画素検出結果を示している。この図より、低い管電

流で撮影された CT 像では、気管支芯線画素の検出が困難であることが読み取れる。この問題の改善には、これらの画像に存在する画像ノイズを低減するための平滑化処理や、画像ノイズの影響に頑健な局所濃淡構造解析の導入が必要である。

また、図 4 は気管支が途絶している症例への適用結果である。本稿では、画素ごとに気管支領域を抽出しているが、最終的な領域統合には領域拡張法を使用しているため、従来手法と同様に途絶先の気管支領域の抽出に失敗してしまう。このことは、図の右側部分に示す気管支芯線画素検出結果画像において途絶先の気管支芯線画素検出が成功していることから確認できる。これらの問題は、最終的な領域統合を気管支内腔画素の接続関係ではなく、木構造復元など気管支全体の形状を考慮したものに改善することで解決することができると考えられる。

## 5. む す び

本稿では、機械学習とグラフカットによる胸部 CT 像からの気管支抽出に関して検討した。実験により、平均一致度 69.9% で気管支領域を抽出可能ことが示され、画像ノイズが少ない CT 画像に対しては比較的良好に気管支領域の抽出が可能であることが確認された。今後の課題は、気管支全体の形状を利用した領域統合手法の開発、画像ノイズを多く含む CT 画像からの気管支芯線画素検出が挙げられる。

**謝辞** 日頃より熱心な御討論頂く名古屋大学森研究室の諸氏に感謝いたします。

## 文 献

- [1] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki, et al., "Automated Extraction and Visualization of Bronchus from 3D CT Images of Lung," *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, pp.542-548, 1995.
- [2] T. Kitasaka, K. Mori, J. Hasegawa, et al., "A Method for Extraction of Bronchus Regions from 3D Chest X-ray Images by Analyzing Structural Features of the Bronchus," *Forma* vol.17, pp.321-338, 2002.
- [3] J. Tschirren, E.A. Hoffman, G. McLennan, et al., "Intrathoracic airway trees: segmentation and airway morphology analysis from low-dose CT scans," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.24, No.12, pp.1529-1539, 2005.
- [4] T. Schlathoelter, C. Lorenz, I.C. Carlsena, et al., "Simultaneous segmentation and tree reconstruction of the airways for virtual bronchoscopy," *Proceedings of SPIE on Medical Imaging*, vol.4684, pp.103-113, 2002.
- [5] 井関文一, 小畑秀文, 大松広伸, 他, "胸部 CT 画像からの気管支 3 次元木構造の抽出の一手法," *電子情報通信学会論文誌* vol.J80-D-II, No.10, pp.2841-2847, 1997.
- [6] P. Lo and M. de Bruijnea, "Voxel classification based airway tree segmentation," *Proceedings of SPIE on Medical Imaging*, vol.6914, pp.69141K-1-12, 2008.
- [7] D. Aykac, E.A. Hoffman, G. McLennan, et al., "Segmentation and Analysis of the Human Airway Tree From Three-Dimensional X-Ray CT Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.22, no.8, pp.940-950, 2003.
- [8] Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, et al., "Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images," *Medical Image Analysis*, vol.2, pp.143-168, 1998.
- [9] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning* vol.20, pp.273-297, 1995.

- [10] C. Chang, C. Lin, "LIBSVM: A library for support vector machines," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol.2, no.3, pp.27:1-27, 2011.
- [11] Y. Boykov and V. Kolmogorov, "An experimental coparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.26, no.9, pp.1124-1137, 2004.