

形状の知識に基づく人体 CT 像の  
パターン認識に関する研究

北坂 孝幸

形状の知識に基づく人体 CT 像の  
パターン認識に関する研究

北坂孝幸

2002 年 12 月 27 日

名古屋大学図書



11441236

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	画像診断と計算機支援診断	1
1.1.1	画像診断の歴史	1
1.1.2	計算機支援診断と画像パターン認識	2
1.1.3	計算機支援診断の枠組み	4
1.2	本研究の位置付けと目的	5
	参考文献	7
<b>第 2 章</b>	<b>臓器モデルと領域拡張法</b>	<b>10</b>
2.1	臓器モデル	10
2.2	領域拡張法	11
	参考文献	15
<b>第 3 章</b>	<b>3次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出</b>	<b>18</b>
3.1	はじめに	18
3.2	従来法の問題点と本手法の方針	19
3.2.1	胸部 CT 像における肺野領域	19
3.2.2	従来法の問題点	20
3.2.3	本文の手法の方針	21
3.3	処理手順	22
3.3.1	処理の概要	23
3.3.2	肺輪郭面モデル	25
3.3.3	マッチングのための特徴量計測	27
3.3.4	大局マッチング	30
3.3.5	精密マッチング	32
3.3.6	肺野領域の統合	34
3.4	実験	35

3.4.1	試料画像 . . . . .	35
3.4.2	実験結果 . . . . .	36
3.5	考察 . . . . .	38
3.6	むすび . . . . .	39
	参考文献 . . . . .	45
<b>第4章</b>	<b>3次元胸部X線CT像からの大動脈領域抽出</b>	<b>47</b>
4.1	はじめに . . . . .	47
4.2	3次元胸部X線CT像における大動脈領域について . . . . .	48
4.3	処理手順 . . . . .	50
4.3.1	芯線モデルの作成 . . . . .	50
4.3.2	距離値画像の作成 . . . . .	51
4.3.3	芯線モデルのあてはめ . . . . .	53
4.3.4	形状復元 . . . . .	56
4.4	実験 . . . . .	57
4.5	考察 . . . . .	59
4.6	むすび . . . . .	61
	参考文献 . . . . .	64
<b>第5章</b>	<b>3次元胸部X線CT像からの気管支領域抽出</b>	<b>67</b>
5.1	はじめに . . . . .	67
5.2	気管支領域抽出における問題点について . . . . .	68
5.3	処理手順 . . . . .	70
5.3.1	VOIとVOI画像 . . . . .	71
5.3.2	VOI画像の強調 . . . . .	73
5.3.3	気管支領域抽出の詳細 . . . . .	74
5.4	実験 . . . . .	79
5.5	考察 . . . . .	80
5.6	むすび . . . . .	81
	参考文献 . . . . .	87
<b>第6章</b>	<b>むすび</b>	<b>88</b>
6.1	総括 . . . . .	88
6.2	今後の課題と展望 . . . . .	90

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 画像診断と計算機支援診断

#### 1.1.1 画像診断の歴史

「病気」は有史以前から人類の敵であり、長い歴史を経て様々な診断法が開発・蓄積されてきた。この診断の歴史の中で大きな変革をもたらしたものとして、Roentgen による X 線の発見 (1896 年) が挙げられる。それ以前は問診や触診といった患者自身が知覚できる異常や体の表面に現れる異変を基に診断を行っていた。これに対して、X 線の発見以降は人体内部を透かして診ることが可能になり、人体内部の異常をフィルムを通して視認できるようになった。このような X 線像を用いた診断が画像診断の始まりといえよう [1, 2]。

画像診断の歴史における大きなトピックの一つに、1970 年頃の Hounsfield らによる X 線 CT (Computed Tomography) の発明が挙げられる。それまでの X 線像は人体をある方向から投影した 2 次元像であるため、臓器の重なりによって異常陰影がぼやける (あるいは、隠される) という原理的な限界があった。一方、X 線 CT では人体の断面像 (以下スライスと呼ぶ) を得ることができ、人体を実際に切開することなく内部の構造物を観察することができる。これにより、X 線像では見えない、あるいは、見落とす恐れのある病変 (例えば、心臓や肋骨の裏側に発生した病変、横隔膜部や縦隔部の病変) を観察可能とした。しかし、初期の X 線 CT 装置は撮影時間が長く、また、空間解像度も低かった。その後、X 線源や検出器の性能向上が行われ、さらに、1990 年代に入りヘリカル型 X 線 CT 装置が開発された。ヘリカル型 X 線 CT 装置では、らせん状にスキャンを行う

ため、以前よりも高速に、かつ、精細なデータを得ることができるようになった。この頃から、臨床の場に急速に X 線 CT 装置が普及し始め、3 次元 X 線 CT 像を用いた画像診断が日常的に行われるようになる [3]。しかし、広範囲（例えば、肺や大腸など）を高解像度（1mm 立方程度）で撮影するにはスキャン速度がまだ遅く、何回かに分けて撮影する必要があった。また、撮影時には息止め・静止を行わなければならないが、特に高齢者や肺に病気を患っている患者の場合はそれが負担となっていた。

そして 1998 年、マルチスライス CT (multi-detector row CT と呼ばれる) 装置の登場により、X 線 CT 装置の性能は飛躍的に向上した。従来の CT 装置は検出器を 1 列に並べ、ヘリカルスキャンにより画像を得ていたが、マルチスライス CT 装置では複数列（当初は 4 列）の検出器を持っているので、従来よりも高速にデータを得ることが可能になった [4]～[6]。画像の解像度も、現在のところ最小で 0.5mm 立方の等方解像度が実現され、微小な病変も描出できるようになった。これにより、例えば全肺を数秒という短い時間で撮影でき [4]、被検者の撮影時の負担も軽減された。マルチスライス CT 装置は現在急速に臨床の場に普及しており、また、16 列の検出器を持った装置も登場し、撮像の高速化・高解像度化が今後も進められると思われる。

これまでは本研究で対象とする X 線 CT を例に話をしてきたが、3 次元医用画像は X 線 CT の他、MRI (Magnetic Resonance Imaging) や PET (Positron Emission Tomography)、超音波など様々なモダリティの画像があるが、ここでは最近の動向などが書かれた文献を紹介するにとどめる [7]～[12]。

### 1.1.2 計算機支援診断と画像パターン認識

前節で、医用画像と画像診断の歴史についてふれた。ここでは、医用画像の計算機による診断支援と画像パターン認識について述べる。

我が国では、X 線像による集団検診が行われており、医師は大量の X 線像を読影・診断している。集団検診での読影作業は、いわば、“大多数の正常の中から少数の異常を発見する”という非常に労力の要るものである。そこで、医師の負担軽減と診断の客観化を目的に、計算機を用いて異常陰影（またはその候補領域）を自動検出し、それを医師に提示することにより診断の支援を行う、計算機支援診断 (computer aided diagnosis; CAD)

に関する研究が始まった。それらは濃淡画像のパターン認識の一つとみなされる。

CADの歴史は古く、1970年には関連する論文が報告されている[13, 15]。ヘリカル型X線CT装置の登場(1990年代)までは、X線像などの2次元画像を対象として研究が行われてきた。CADの主な対象は、胸部のがん陰影検出[14, 15]であった。また、この時期に画像処理に関する様々な基礎研究がなされた。3次元処理が主体となった現在の画像処理基礎技術の多くは、それらの単純な(あるいは多少の工夫を加えた)拡張である。例えば、平滑化フィルタ(一様重み、メディアンなど)、差分フィルタ(Sobel, Laplasianなど)、距離変換、などが挙げられる[16]。

ここで、X線像のパターン認識における重要な問題点の一つは、特に従来方式のX線像の各画素値はX線が通過した物質のX線吸収率の積分値という形でしか得られない、という点である。つまり、骨は比較的明瞭に写るが、軟部組織や腫瘍などはぼけた像となる。ゆえに、部位にもよるが、比較的小さな腫瘍影(直径10mm以下)を検出することは困難であった。がんは早期に発見・治療を行えば高い確率で治る病気であるため、検出できる腫瘍影の大きさはより小さい方が望ましい。

ヘリカル型X線CT装置が開発されてからは、直径5mm前後の腫瘍影も明瞭に描出されるようになった。これを受けて、X線像の代わりに3次元X線CT像を用いた集団検診と3次元X線CT像のCADに関する研究が始まった[17]~[24]\*<sup>1</sup>。画像処理もこれまでの2次元処理から3次元処理が主体となった。しかし、この頃のCT像はスライス内画素サイズとスライス間隔が異なり(例えば、0.625mmに対して1.0~10.0mm)、また、パーシャルボリューム効果(partial volume effect; PVE)\*<sup>2</sup>の影響を無視できなかった。そのため、腫瘍などの小さな物体、気管支や血管などの細い構造物を正確に抽出することは難しかった。

近年、マルチスライスCT装置の登場により、等方解像度のCT像を得ることができ

---

\*<sup>1</sup> この他、電子情報通信学会論文誌D-II、日本医用画像工学会論文誌、コンピュータ支援画像診断学会電子論文誌(以上、国内)やIEEE Trans. on Medical Imaging, Medical Image Analysis, Radiology(以上、海外)、などに多数の研究報告がある。詳しくは各論文誌を参照されたい。

\*<sup>2</sup> 各画素のCT値は、各画素に対応する人体の微小領域におけるX線吸収率の平均値として与えられる。そのため、画素に対応した人体の微小領域内に大部分のX線吸収率の低い物質と一部の高い物質が混在した場合、得られるCT値は本来の値より少し高い値となる現象。これは、CT像の画素サイズが大きくなるほど顕著になる。

るようになり、各画素値はより忠実に人体構造物の X 線吸収率を反映したものとなった。これにより医師は、より詳細に人体内部を観察できるようになった。その反面、患者一人あたりに撮影されるスライス枚数は数百枚にもものぼり、医師の読影負担の増大が懸念されている。そのため、CAD システムの開発と実用化が急務となっている [25, 26].

### 1.1.3 計算機支援診断の枠組み

CAD システムの大まかな処理の流れは、(1) 対象臓器の抽出、(2) 抽出臓器の構造解析、(3) 特徴量抽出、(4) 異常陰影の検出、(5) 異常陰影の良悪性鑑別、(6) 画像の生成、であろう。これは 2 次元画像および 3 次元画像の CAD の両方に共通する。また、これらのうち、(1)~(5) は技術的には画像のパターン認識そのものである。

**(1) 対象臓器の抽出** 処理時間の短縮、および、(4) で検出される異常陰影の拾いすぎの抑制のためには、対象とする臓器を抽出する必要がある。例えば、肺がん検出においては肺野領域が必要である。

**(2) 抽出臓器の構造解析** 臓器は複数の部位からなっていたり、解剖学的な名称が付いている。ここでは部位ごとに臓器領域を分割すること、解剖学的名称を対応付けることを行う。例えば、肺は右肺（上葉、中葉、下葉）、左肺（上葉、下葉）とに分けられる。気管支は木構造を有しているので、木構造を解析して各枝に解剖学的名称を対応付ける処理である。

**(3) 特徴量抽出** 腫瘍によく見られる特徴量を計測する。この特徴量は、医師が診断の際に用いている画像特徴（球形の陰影、内部濃度値が一様、など）を基に計測する。また、得られた腫瘍陰影の良悪性鑑別を行うなら、そのための特徴量も計測する。

**(4) 異常陰影の検出** 得られた特徴量を基に異常陰影かどうかを判別する。

**(5) 異常陰影の良悪性鑑別** (4) で得られた異常陰影が良性か悪性かを鑑別する。

**(6) 画像の生成** これは、得られた異常陰影や解析された臓器構造を医師に提示する機能である。計測した特徴量（数次元～数十次元）を医師が見やすい、あるいは、診断の助けとなる画像（1, または、2 次元）に変換することも含む。ボリュームレンダリング表示などがある。

ここで、マルチスライス CT 像は直接に診断の対象とする臓器のみでなく、撮影範囲に



存在する臓器の高精細な情報も含み、医師はこれらの臓器に関しても同時に読影することが求められるようになってきている。これに伴い、CAD システムにおいても、特定の疾患、対象臓器を予め限定していない段階でも、注目すべき陰影をマークして医師の注意を喚起する機能が必要となる（汎用 CAD と呼ぶ [27]～[29]）。このことは既に一部放射線科医からも明確に指摘されている [30, 31]。

また、異常検出は大別すると、特徴量などの異常らしさに関する尺度に基づいて検出するというアプローチと、正常なものを取り除いていった残ったものを異常とする、という2種類のアプローチ（あるいは、その中間もある）が考えられる。これまでの CAD システムの異常陰影検出は、前者のアプローチに近かった。前者を採用していた背景として、CT 像の解像度がまだ十分ではなかったこと、および、計算機の性能が低かったことが考えられる。しかし、X 線 CT 装置および計算機の性能が飛躍的に向上した今日では、後者のアプローチについても考慮する必要があると考える。また、医師の診断プロセスを考えた場合、正常な臓器構造を把握した上で、それに基づいて異常陰影の検出が行われているため [32]、CAD においても画像中のあらゆる構造物を認識することが必要であろう。

## 1.2 本研究の位置付けと目的

本研究の最終的な目標は、各種臓器の認識に基づいた汎用 CAD システムの開発である。そのための第一ステップとして、本研究では、前節 (1) の対象臓器の抽出に主眼をおく。対象臓器の抽出精度は以降の処理 (2)～(5) の精度にも影響があるため、より正確に、かつ、安定して抽出する手法の開発は必須である。本論文では、汎用 CAD を念頭において、胸部 X 線 CT 像からの各種臓器領域抽出法の開発について述べる。各臓器の抽出では、形状や位置に関する解剖学的な知識を積極的に利用した方法を提案する。

これまでの臓器領域抽出において、病変が存在した場合、対象臓器の濃度値の分布状態が変化するため、病変に対応した領域が抽出されず、抽出結果に欠損が生じることがあった。また、他の臓器との接触により臓器の境界が不鮮明な場合には、他の臓器領域を過抽出するという問題があった。臓器の形状および各臓器の位置関係はほぼ同じであるため、上記の問題に対処するには、臓器の形状情報を組み込んだ抽出法が有効であろう。これ

までに局所的な形状情報や臓器の一部の形状モデルを導入した手法は提案されているが [18],[33]～[37], 臓器全体の形状モデルを利用した研究は少なかった. そこで本研究では, 臓器モデルを利用したモデルベースの領域抽出法の開発を行う.

まず, 第2章で臓器モデルと領域抽出の基礎手法の一つである領域拡張法について述べる. そして, 具体的な抽出対象として, 胸部における重要な臓器である肺野 (第3章), 大動脈 (第4章), および, 気管支 (第5章) の抽出法について説明する.

## 参考文献

- [1] 梅垣洋一郎：“X線発見以降100年の技術発展の歴史年表”，*Medical Imaging Technology*, 13, 1, pp. 1-13 (1995)
- [2] 館野之男：“原典で読む画像診断史 IVRを含めて”，エムイー振興会 (2001)
- [3] 片田和廣：“ヘリカルスキャンCTを中心とした3次元画像診断の現状と問題点”，*Medical Imaging Technology*, 13, 3, pp. 208-214 (1995)
- [4] “特集：X線CTイノベーション—マルチスライスCTの技術と臨床的有用性”，*インナービジョン*, 14, 4 (1999)
- [5] H. Hu, H. D. He and W. D. Foley：“Four multidetector-row helical CT: image quality and volume coverage speed”，*Radiology*, 215, 1, pp. 55-62 (2000).
- [6] “特集：マルチスライスCTの原理と臨床”，*Medical Imaging Technology*, 19, 1, pp. 1-32 (2001)
- [7] “特集：MR最新技術の活用”，*新医療*, 6, 306, pp. 32-99 (2000)
- [8] R. K. Gupta and R. B. Lufkin.：“MR imaging and spectroscopy of central nervous system infection”，*Kluwer Academic/Plenum Publishers* (2001).
- [9] 和辻秀信：“ポジトロン・エミッション・コンピュータ断層法”，*医用電子と生体工学*, 3, 2, pp. 28-33 (1989)
- [10] “特集：腫瘍核医学の21世紀の展望”，*新医療*, 3, 315, pp. 62-101 (2001)
- [11] 千原國宏：“超音波”，*コロナ社* (2001)
- [12] “特集：超音波診断最新トレンド”，*新医療*, 5, 305, pp. 32-68 (2000)
- [13] 鳥脇純一郎，福村晃夫，小池和夫，高木良雄：“胸部X線写真自動診断システムのシミュレーション”，*医用電子と生体工学*, 8, 3, pp. 220-228 (1970)

- [14] 鳥脇純一郎：“X線像の計算機診断－歴史と現状”，*Medical Imaging Technology*, 10, 1, pp. 1-11 (1992)
- [15] 鳥脇純一郎，館野之男，飯沼武：“医用 X 線像のコンピュータ診断”，*シュプリンガー・フェアラー*東京 (1994)
- [16] 鳥脇純一郎：“3次元デジタル画像処理”，*昭晃堂* (2002)
- [17] 山本眞司，田中一平，千田昌弘，館野之男，飯沼武，松本徹，松本満臣：“肺癌検診用 X 線 CT(LSCT) の基本構想と診断支援用画像処理方法の検討”，*電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, J76-D-II, 2, pp. 250-260 (1993)
- [18] 長谷川純一，森健策，鳥脇純一郎，安野泰史，片田和廣：“3次元デジタル画像処理による胸部連続 CT 像からの肺がん候補領域の自動抽出”，*電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, J76-D-II, 8, pp. 1578-1594 (1993)
- [19] 鳥脇純一郎：“三次元画像処理の応用技術”，*臨床放射線*, 41, 11, pp. 1179-1192 (1996)
- [20] A. Watt and F. Policarpo: “The computer image”, *ACM PRESS* (1998).
- [21] “次世代医用画像技術論文特集”，*電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, Vol.J83, 1 (2000).
- [22] Y. Kim and S. C. Horii: “Handbook of medical imaging”, *SPIE PRESS*, vol.1-3 (2000).
- [23] I. N. Bankman: “Handbook of medical imaging -processing and analysis”, *ACADEMIC PRESS* (2000).
- [24] D. Caramella and C. Bartolozzi: “3D image processing - techniques and clinical applications”, *Springer verlag Berlin* (2002).
- [25] “特集 1 CAD 元年 (1998 in USA) - コンピュータ支援診断システム, 21 世紀への始動”，*インナービジョン*, 14, 10, (2000).
- [26] 鳥脇純一郎：“X 線像のコンピュータ支援診断－研究動向と課題”，*電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, Vol.J83, 1, pp. 3-26, (2000).
- [27] J. Toriwaki: “Forty years of CAD”, *IEEE Trans. on Medical Imaging* (印刷中).
- [28] 鳥脇純一郎：“CAD の定義について”，*厚生労働省がん研究助成金長谷川班平成 13 年度第一回班会議資料*, 2001.

- [29] 鳥脇純一郎：“コンピュータ支援画像診断学会（CADM）10年—回顧と展望のためのノート”，CADM News Letter, 35, pp. 6-7, 2002.
- [30] 片田和廣：“マルチスライス CT と CAD”，CADM News Letter, 29, pp. 10-12, (2000).
- [31] 片田和廣：“X 線 CT の発展における医用画像工学への期待”，Medical Imaging Technology, 20, 5, pp. 540-544 (2002)
- [32] 池添潤平：“画像認知と画像診断プロセス：X 線画像診断の実際（胸部 X 線診断）”，Medical Imaging Technology, 20, 5, pp. 535-539 (2002)
- [33] K. Kanazawa, Y. Kawata, N. Niki et. al.: “Computer-aided diagnosis for pulmonary nodules based on helical CT images”，Computerized Medical Imaging and Graphics, 22, pp. 157-167 (1998).
- [34] 遠藤知彦, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣：“肋骨の骨格形状を利用した 3 次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域自動抽出”，電子情報通信学会論文誌 (D-II), J81-D-II, 6, pp. 1429-1438 (1998).
- [35] 森健策, 岡修次, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣：“アクティブバルーンモデルを用いた 3 次元胸部 CT 像からの肺野領域自動抽出”，Medical Imaging Technology, 14, 4 (日本医用画像工学会第 15 回大会特集号), pp. 403-404 (1996).
- [36] 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 舘野之男, 飯沼武, 松本徹：“Active Cylinder Model を用いた胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出”，Medical Imaging Technology, 16, 1, pp. 61-71 (1998).
- [37] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki et. al. : “Automated extraction and visualization of bronchus from 3D CT images of lung”, Proc. 1st International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine (CVRMed '95), pp. 542-548 (1995)

## 第2章

# 臓器モデルと領域拡張法

本論文では、各種臓器領域を抽出するために、形状や位置といった臓器の解剖学的知識を積極的に利用する。そこで、本章の前半では臓器のモデリング法について簡単に述べ、後半では領域抽出の基本手法の一つである領域拡張法について述べる。

### 2.1 臓器モデル

各臓器はそれぞれ特徴的な形状（構造）をしている。例えば、肺は袋状の臓器であり、気管支は木構造をしている。これらの形状は、個人差はあるものの、ほぼ同じ形である。そこで、臓器形状を模した形状モデルを用意し、それを標準的な臓器形状とみなして、領域抽出を行う手法（モデルマッチングなどと呼ばれる）が広く用いられている [1]~[11]。モデルマッチングにおいて重要なことの一つに、どのような形状表現法で形状モデルを作成するかということがある。代表的な形状表現法として、ベジエ曲線（曲面）、B-spline 曲線（曲面）、NURBS 曲線（曲面）、ポリゴンメッシュ、などがある [12]。いずれにしても局所変形が可能な表現法が適しており、実際、上に挙げた4つはそれが可能である。

モデルマッチングは、入力された個々の画像と計算機に用意されたモデルを比較し、整合をとる操作である。この操作は、ある評価関数（エネルギー的な定義をすることが多いためエネルギーと呼ばれる）を最小化（あるいは、最大化）するようにモデルを変形させることで行われる。評価関数は主に、内部エネルギーと外部エネルギーの重み付き和が用いられる。詳細については、文献 [1]~[11]、および、それらの参考文献を参照されたい。

(1) 内部エネルギー 臓器自体の形状に関する制約条件とモデルの形状の関係で定まる。

隣接制御点との位置関係や曲率などにより定義される。最近では、統計的データ（平均や分散、共分散など）を組み込んだものも提案されている [9, 10, 11].

**(2) 外部エネルギー** 注目する臓器と人体のそれ以外の部分との関係で定まる量として定義される。例えば、画像のエッジからの距離値やエッジの強度で与える、など。また、モデルを強制的に収縮あるいは膨張させるための付加エネルギーを定義することもある。

**(3) モデルマッチングの長短** 他の領域抽出法（輪郭検出など）と比較して、モデルマッチングの長所として次の事柄が挙げられよう。

- 対象臓器の輪郭の一部が極めて不鮮明な場合でも、定義されたモデル形状によりその部分を補間することで、不自然な凹凸のない輪郭を抽出できる。
- モデルに臓器に関する構造情報を付加することにより、容易に臓器の構造解析が行える。例えば、気管支モデルの各枝に気管支枝の解剖学的名称を追加することで、領域抽出後、あるいは、抽出処理と並行して気管支の木構造解析が行える。

とくに前者が、領域抽出にモデルマッチングが広く用いられている要因であろう。

一方、短所として以下のようなことがある。

- 事前にモデル形状を作成する必要がある。多くの場合、その作業は煩雑である。
- 対象臓器の形状（構造）に個人差がある場合、抽出精度が低下することがある。または、複数のモデルを用意する必要がある。
- 複数のモデルを利用する場合、その数、および、モデルの選択方法などについて十分な検討を要する。また、処理が複雑になる。

モデルマッチングを領域抽出に利用する場合は、上記の長短を考慮する必要がある。

## 2.2 領域拡張法

マルチスライス CT 像では等方解像度が実現され、CT 値は人体構造物の X 線吸収率をより忠実に再現している。物質が異なれば X 線吸収率も異なるため、同じような CT 値を持つ画素を順次繋いでいけば、理想的には各臓器領域を抽出できることになる。このように、ある条件を満たす領域を、適当な開始点（seed と呼ばれる）から順次拡張

していった対象とする物体を抽出する方法を“領域拡張法 (region growing)”と呼ぶ [8, 13, 14, 15, 16]\*<sup>1</sup>. 領域拡張法では, 拡張の条件と拡張の単位 (構造要素と呼ぶ) を対象物体に応じて設定する必要がある.

構造要素には, 画素そのものを用いるもの [15] と, ある領域 (円や球など) を用いるもの [16] とがある. Figure 2.1 のように, 対象臓器の構造 (太さ) に応じた構造要素を選択することにより, 誤拡張をある程度抑制することができる. 拡張の条件として, 構造要素内の CT 値や分散に基づく基準がよく用いられる. さらに, エッジの強度を利用することもある [17]. また, 構造要素として非対称なものを用いることにより, 拡張方向をコントロールすることも可能である (Fig. 2.2). 本論文では, 大動脈領域抽出の一部 (第4章) と気管支領域抽出 (第5章) に, 文献 [15, 16] の領域拡張法を用いている.

実際に, 領域拡張法を基にして構成した手順でマルチスライス CT 像から胸部および腹部における主要臓器 (気管支 [15], 胸部および腹部大動脈 [18, 19], 肺動・静脈 [20], 肝臓, 脾臓, 腎臓 [21]) を抽出した例を図 2.3 に示す. 画像の仕様は, スライス枚数: 489 枚, スライス内画素サイズ:  $0.625 \times 0.625\text{mm}$ , スライス間隔:  $1.0\text{mm}$ , スライス厚:  $2.0\text{mm}$ , である. ただし, 肺動・静脈抽出の一部は現在のところ手入力を要する. 他の臓器抽出は自動である. このように, 領域拡張法により大まかな領域を抽出でき, 臓器領域抽出の基礎手法の一つとして有用である.

---

\*<sup>1</sup> 文献 [8] は “level-set method” と呼ばれる方が一般的であるが (あるいは, front propagation method), ある範囲の CT 値領域を拡張するという考え方は共通しているので, 本論文では領域拡張法の範疇に入れる. また, level-set method は形状モデルの変形にも利用される



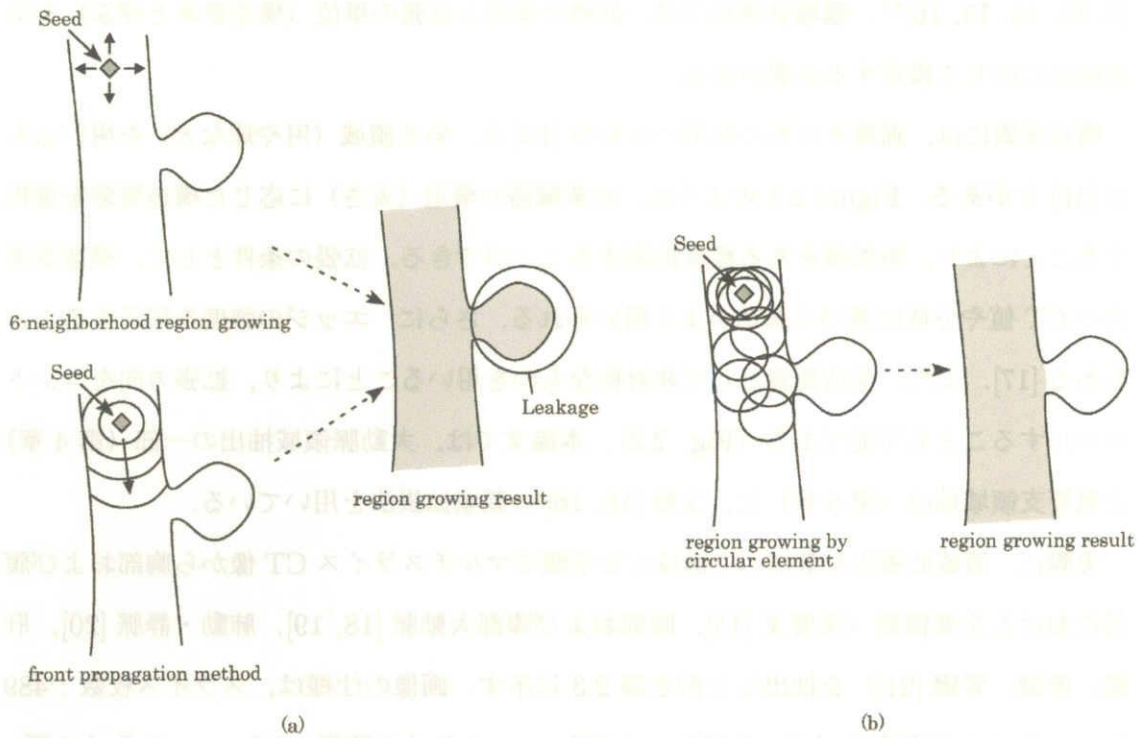


Figure 2.1: Illustration of region growing. (a) the 6-neighborhood region growing and the front propagation method. (b) the region growing by the circular element. Occurrence of the leakage can be controlled by adjusting the shape and the size of the element.

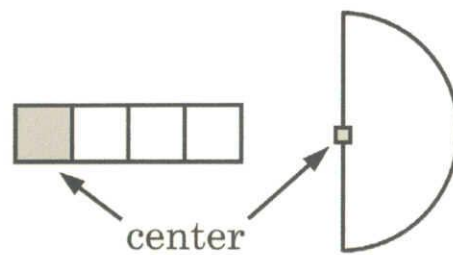


Figure 2.2: Asymmetric element can control the direction of the growing. In this case it will grow only rightward.

## 論文参考

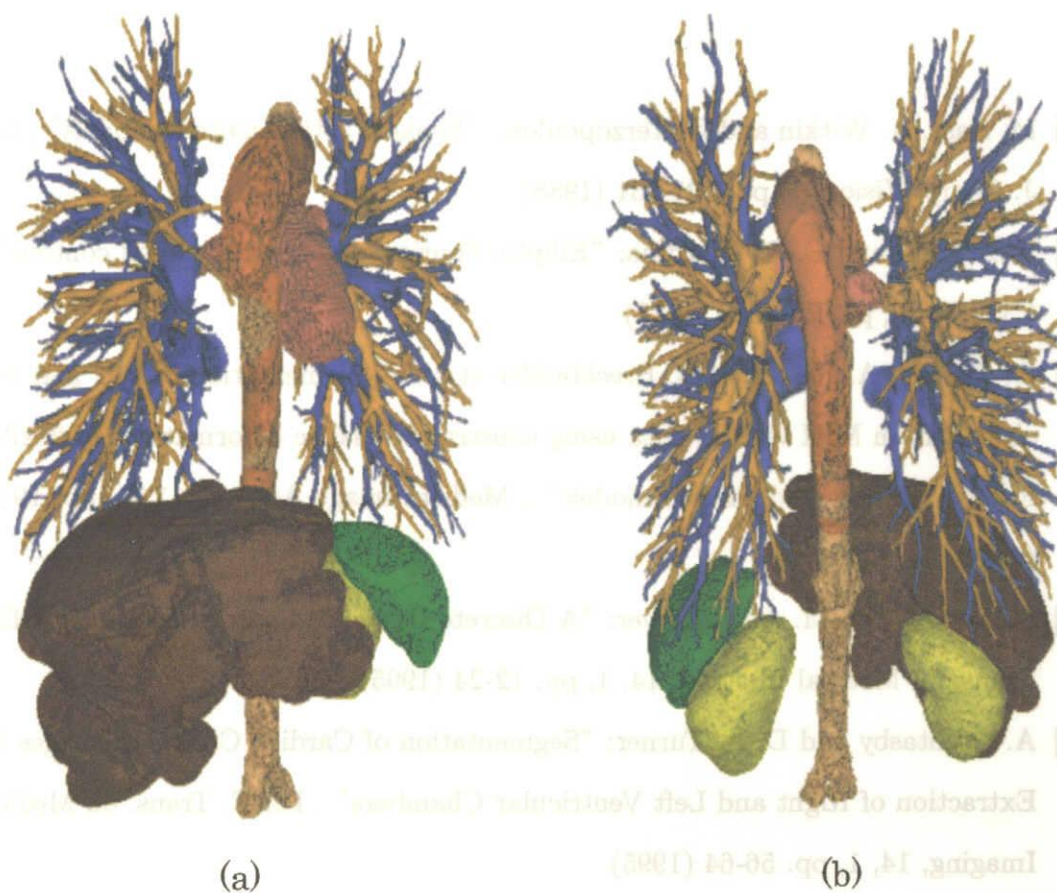


Figure 2.3: Examples of extraction results of main organs in chest and abdomen from a CT image. (Red and pale orange) aorta in chest and abdomen, (orange) pulmonary artery, (blue) pulmonary vein, (brown) liver, (green) spleen, (yellow) kidney. (a) the front view, (b) the back view.

## 参考文献

- [1] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos: “Snakes: active contour models” , Int. J. Comp. Vision, 1, pp. 321-331 (1988)
- [2] F. P. Kuhl and C. R. Giardina: “Elliptic Fourier features of a closed contour” , CVGIP, 18, pp. 236-258 (1982)
- [3] G. Szekely, A. Keleman, C. Brechbuhler et al: “Segmentation of 2-D and 3-D objects from MRI volume data using constrained elastic deformations of flexible Fourier contour and surface models” , Medical Image Analysis, 1, 1, pp. 19-34 (1996)
- [4] S. Lobregt and M. A. Viergever: “A Discrete Dynamic Contour Model” , IEEE, Trans. on Medical Imaging, 14, 1, pp. 12-24 (1995)
- [5] A. Goshtasby and D. A. Turner: “Segmentation of Cardiac Cine MR Images for Extraction of Right and Left Ventricular Chambers” , IEEE, Trans. on Medical Imaging, 14, 1, pp. 56-64 (1995)
- [6] 清水昭伸 : “可変形状モデルを用いた医用画像のセグメンテーション手法の概説” , Medical Imaging Technology, 20, 1, pp. 3-12 (2002)
- [7] D. N. Metaxas, I. A. Kakadiaris: “A discrete dynamic contour model” , IEEE, Trans. on Medical Imaging, 14, 1, pp. 12-24 (2002)
- [8] R. Malladi, J. Sethian and B. Vemuri: “Shape modeling with front propagation:a level set approach” , IEEE, Trans. on PAMI, 17, 2, pp. 158-175 (1995)
- [9] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎 : “可変ベジエ曲面による形状モデルを用いた 3 次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出”, 電子情報通信学会論文誌 D-II,

- Vol.J83-D-II, 1, pp. 165-174 (2000).
- [10] T. F. Cootes, G. J. Edwards and C. J. Taylor: "Active appearance models", IEEE, Trans. on PAMI, 23, 6, pp. 681-685 (2001)
- [11] ツァガン・バイガルマ, 清水昭伸, 小畑秀文, 宮川国久: "3次元可変形状モデルによる腹部CT像からの腎臓領域抽出法の開発", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, 1, pp. 140-148 (2002)
- [12] 鳥谷浩志, 千代倉弘明: "3次元CADの基礎と応用", 共立出版 (1991)
- [13] 鳥脇純一郎: "3次元デジタル画像処理", 昭晃堂 (2002)
- [14] R. C. Gonzalez and R. E. Woods: "Digital image processing - second edition", Prentice Hall (2002)
- [15] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki et al: "Automated extraction and visualization of bronchus from 3D images of lung", Proc. 1st International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine (CVRMed '95), pp. 542-548 (1995)
- [16] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 片田和廣: "3次元胸部X線CT像からの大動脈領域抽出", 医用電子と生体工学・第38巻特別号(第39回日本ME学会大会論文集), p. 391 (2000)
- [17] 江浩, 鈴木秀智, 鳥脇純一郎: "領域情報とエッジ情報を併用したセグメンテーションの一手法", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J74-D-II, 12, pp. 1651-1660 (1991).
- [18] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 片田和廣: "芯線モデルを利用した非造影3次元胸部X線CT像からの縦隔内血管領域抽出", Medical Imaging Technology, 20, 5, pp. 572-583 (2002)
- [19] 小川浩史, 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: "エッジ情報を利用した非造影3次元腹部X線CT像からの大動脈領域の自動抽出", 電子情報通信学会医用画像研究会資料, MI2002-18, pp. 7-12 (2002)
- [20] 山口知章, 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 尾辻秀章: "3次元胸部X線CT像からの肺動脈・肺静脈の自動認識のためのキー・スライス推定に関する基礎的検討", 電子情報通信学会医用画像研究会資料, MI2001-68, pp. 59-64 (2001)

- [21] 横山耕一郎, 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: “解剖学的知識を利用した 3 次元腹部 X 線 CT 像からの腹部臓器領域自動抽出”, 電子情報通信学会医用画像研究会資料, MI2001-40, pp. 33-40 (2001)

## 第3章

# 3次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出

### 3.1 はじめに

第1章で述べたように，CAD システムにおいて臓器領域の認識機能は非常に重要である．本章では，胸部における主要な臓器の一つである肺野領域の抽出について述べる．

3次元胸部 X 線 CT 像（以下，胸部 CT 像）における肺野領域は，周辺臓器とのコントラストが比較的高いので，大まかな抽出には単純なしきい値処理で十分である．しかし，この方法では，胸壁部（肋骨側の部分）および縦隔部（心臓側の部分）に接触してがんや炎症等の病変が存在する場合，病変に対応した領域が抽出されず，肺野領域の抽出結果に欠損を生ずるという問題がある．このような病変による欠損を補正すべく，これまでにいくつかの肺野領域抽出法が提案されてきたが [1]～[5]，まだ決定的なものはない（詳細は 3.2 で述べる）．

本章では，従来手法では対応しきれなかった上記欠損の問題を解決するために，左右肺別々の形状モデル（肺輪郭面モデル）を用いた肺野領域抽出法を提案する．以下，3.2 で，まず胸部 CT 像と其中における肺野領域に関して簡単に説明した後，従来手法の問題点を整理し，その解決のための方針を示す．次に，3.3 では本手法の処理手順を詳細に述べる．最後に，3.4 で本手法を実際の胸部 CT 像に適用し，従来手法との比較および検討を行い，考察を加える．

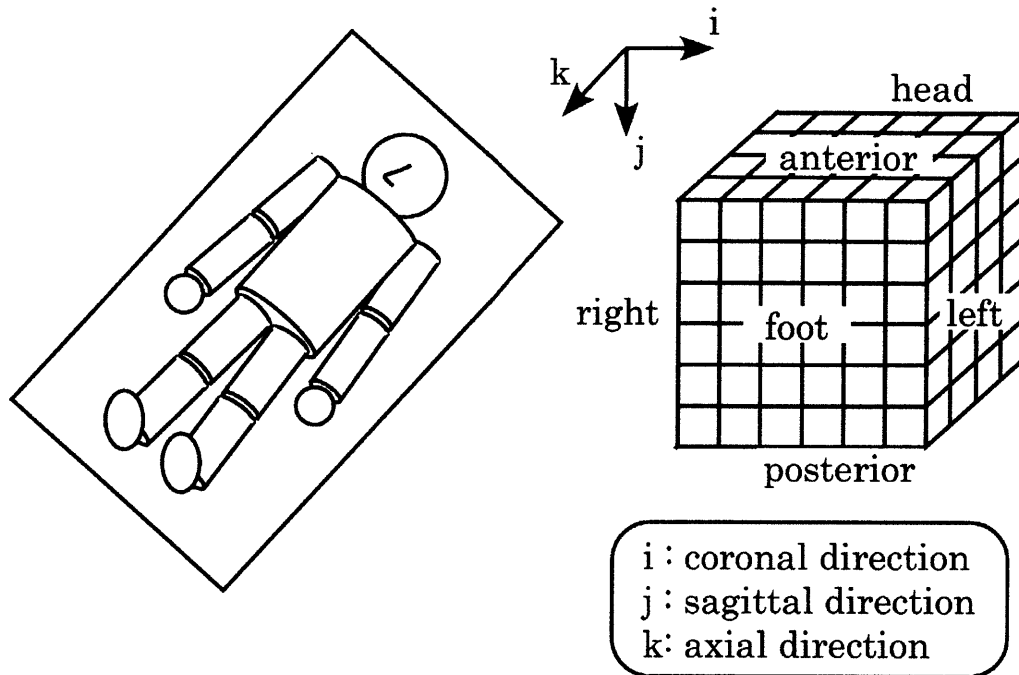


Figure 3.1: Coordinate system for a 3D CT image based upon the human body.

## 3.2 従来法の問題点と本手法の方針

ここでは、まず、対象画像である胸部 CT 像とその中の抽出対象の肺野領域について簡単に説明し、次に肺野領域抽出における従来法の問題点とそれに対する解決の方針について述べる。

### 3.2.1 胸部 CT 像における肺野領域

CT 像は、体軸に垂直な断面上の各微小体積要素（画素に相当する）における X 線吸収係数（CT 値）を記録した 2 次元濃淡画像（スライス）の組で構成された 3 次元画像である。CT 値は水を 0 H.U. (Hounsfield Unit), 空気を -1000 H.U. とした 12 ビットの整数値で与えられる。Fig. 3.1 のように人体を基にした方向を right (右手), left (左手), anterior (腹), posterior (背), head (頭), および, foot (足) とし, CT 像の番号は右から左, 前から後ろ, 上から下の順につける。right から left 方向を  $i$  方向, anterior から posterior を  $j$  方向, head から foot を  $k$  方向とする。

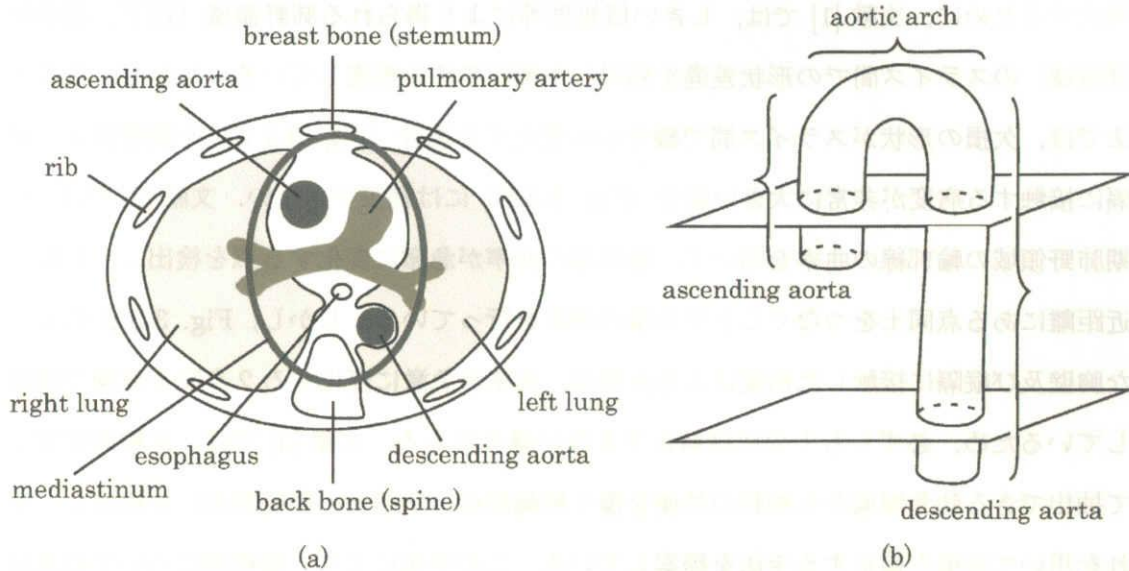


Figure 3.2: Illustration of organs in chest. (a) A cross section (slice). (b) Aorta.

3次元CT像は $\mathbf{F} = \{f_{ijk}\}$ で表される。ここで、 $f_{ijk}$ は画素 $(i, j, k)$ におけるCT値である。また、 $k$ 番目のスライスをもとに $\mathbf{F}_k = \{f_{ij}^{(k)}\}$ とし、一番下のスライスを $\mathbf{F}_z$ とする。なお、本研究で用いるCT像は、処理の都合上、画素値が全て正となるように正規化してある（実際のCT像の全画素に対して2000 H.U.を加算し、負の画素は0 H.U.としている）とする。

胸部CT像における肺野領域は、外側を肋骨、背骨および胸骨に囲まれており、縦隔部（心臓、大動脈、大静脈、肺動脈、肺静脈、気管、食道、等からなる）によって左右に分けられている（Fig. 3.2(a)）。気管分岐部とは気管支の第一分岐部のことである。また、大動脈は次の3部に区分され、それぞれ上行大動脈、大動脈弓、および、下行大動脈と呼ばれる（Fig. 3.2(b)）[6]。

なお、ここで扱う胸部CT像には気管分岐部が撮影されているものとする。

### 3.2.2 従来法の問題点

肺野領域抽出において、しきい値処理を基本にした手順（例えば、しきい値処理＋図形融合＋小成分除去 [1]）を用いることの問題点は、病変部と周辺臓器のCT値があまり違わないため、病変部を肺野領域外とみなしてしまう場合が生じることである。この問題を



解決するために、文献 [1] では、しきい値処理等により得られる肺野領域（以下、初期肺野領域）のスライス間での形状差違を利用した補正手法を提案している。しかし、この方法では、欠損の形状がスライス間で緩やかに変化する場合（Fig. 3.3.A）や胸壁および縦隔に接触する病変が非常に大きい場合（Fig. 3.3.B）には補正できない。文献 [2] では、初期肺野領域の輪郭線の曲率を用いて、輪郭線の曲率が急激に変化する点を検出し、比較的近距离にある点同士をつなぐことで欠損の補正を行っている。しかし、Fig. 3.3.B のような胸壁及び縦隔に接触した病変による欠損は、曲率が急激に変化する 2 点間を直線で補間しているため、必ずしも十分には補正できない場合がある。文献 [3] では、比較的安定して抽出できる肋骨領域から肺野の外側を覆う肺輪郭面（胸壁側の肺輪郭面）を推定し、それを用いて欠損を補正する手法を提案している。この手法により、胸壁側については良好な抽出結果を得ることができるが、肋骨の存在しない縦隔側の欠損は補正できない。縦隔部では安定して抽出できるものは今のところ気管支領域のみであるため、縦隔側の肺輪郭面を推定することは難しい。さらに、縦隔部の形状は胸壁部よりも複雑であり、そのことが補正処理自体を難しくしている。

一方、上記の手法とは別に、モデルを用いた肺野領域抽出法が提案されている [4], [5]。文献 [4] の手法は、肺野を変形可能な風船（アクティブバルーン）でモデル化し、それを予め抽出しておいた初期肺野領域へ向かって強制的に収縮させることによって肺野領域を抽出しようとするものである。しかし、初期肺野領域自体に大きな欠損があった場合には、それを補正することは難しく、また、複雑な形状をもつ縦隔部はもともと風船状のモデルにはなじまない。文献 [5] の手法では、左右肺全体を一本の滑らかな閉曲線で囲んだ領域を抽出すべき肺野領域と定義しており、縦隔部の形状は初めから考慮されていない。

### 3.2.3 本文の手法の方針

これらのことから、本章では、病変が胸壁および縦隔のどちらに接触していても欠損なく肺野領域を抽出できる手法の確立を目的とし、そのために肺野形状に関する知識を積極的に利用する。具体的には、人間の肺野形状を表現したモデルを用意し、それを個々の CT 像の肺野部分とマッチングするように変形させていく方法をとる。なお、モデルには、変形制御が可能な曲面表現の一つであるベジエ曲面を用いることとし、また、マッチ

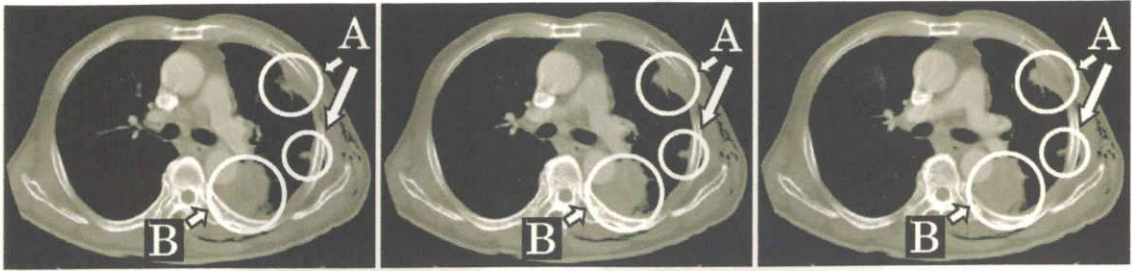


Figure 3.3: Examples of diseases of the lung that exist over adjacent three slices. The lesion A contacts with the chest wall and the lesion B contacts with both the chest wall and the mediastinum.

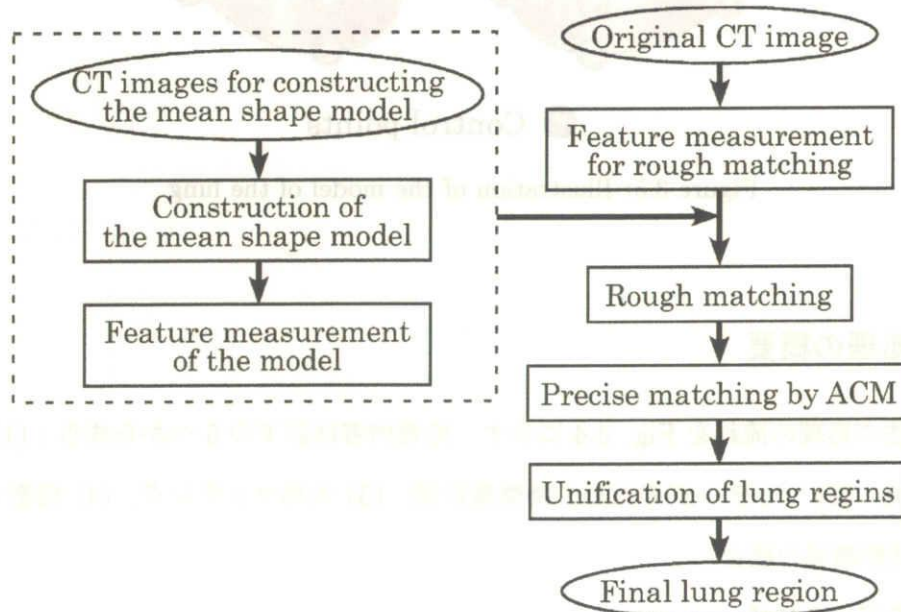


Figure 3.4: Flow chart of the proposed method.

ングの際、胸壁側に対しては肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] を、縦隔側に対しては唯一安定して抽出可能な気管支領域の情報を利用する。

### 3.3 処理手順

この節では、まず処理の概要を述べ、その後、具体的な処理手順について述べる。

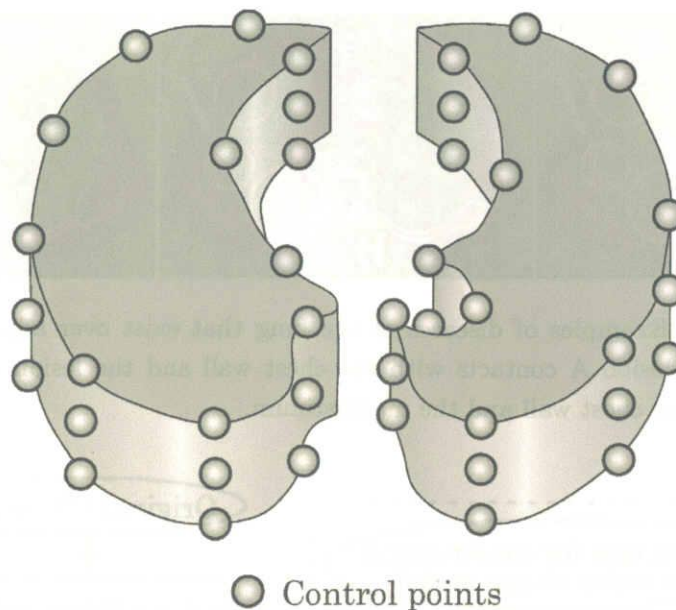


Figure 3.5: Illustration of the model of the lung.

### 3.3.1 処理の概要

提案手法の処理の流れを Fig. 3.4 に示す。処理内容は以下の5つから成る；(1) 形状モデルの作成，(2) マッチングのための特徴量計測，(3) 大局マッチング，(4) 精密マッチング，(5) 肺野領域の統合。

#### (1) 形状モデルの作成

形状モデルに関連する研究はこれまでに多くの報告がある [4],[5],[7]~[11]。文献 [4],[5],[10] のモデルは幾つかの制御点間を直線で補間することにより表されている。制御点間を直線で補間する方法は単純で実現しやすいが、滑らかな曲線を表現するためには多数の制御点が必要になる。文献 [9] では、フーリエ記述子をパラメータとしたモデルが提案されているが、フーリエ記述子の値の変更と形状変化の関係が直感的に把握しにくく、形状変形の制御が難しい。形状の表現法で重要な要素としては、形状の表現能力の高さに加えて、ある制御点の移動による形状変形が局所に制限されることがある。また、計算コストを考えると制御点数はなるべく少ない方がよい。このような観点から、我々はベジエ曲面を用いて肺野形状を表現することにした。実際のモデルとしては、複数の胸部 CT 像

から制御点を手入力で配置して、それらの位置を平均したものを形状モデルとして用いる (Fig. 3.5)。また、個人差を各制御点の分散によって表現する。

### (2) マッチングのための特徴量計測

ここでは、モデルを大まかに入力画像にマッチングさせるときに用いる形状特徴量を計測する。一般に、肺野の撮影部位は少しずつ異なり、また、体が体軸回りに回転していたり、肺野の大きさが患者ごとに異なっていたりする。そこで、これらをいくつかの特徴量で正規化する。用いる正規化特徴量は、気管分岐部の位置、肺野の大きさ、体の傾き、下行大動脈の位置の4種類とする。以下、これらの特徴量について簡単に説明する。

気管分岐部の位置は、モデルが入力画像の肺野のどこに対応しているかを定めるための基準点である (Fig. 3.6)。縦隔部を構成する大動脈などの血管は気管分岐部を囲むように存在している。そのため、モデルおよび入力画像中の気管分岐部の位置を合わせることで、モデルと入力画像の間の対応をとることができ、また、縦隔側の肺輪郭面のある程度の推定にもなると考えられる。肺野の大きさと体の傾きは各患者ごとの肺野の大きさに関する個人差や撮影時の姿勢を表す特徴量であり、アフィン変換係数の計算に用いる。下行大動脈は左肺の形状を特徴づける部分であり、左肺に管状の溝を作る。下行大動脈の走行状態は患者ごとに異なるため、その走行状態を特徴量とする。

### (3) 大局マッチング

気管分岐部の位置を基に入力画像中でモデルに対応している部分をモデルから切り出す。上記 (2) で求めた肺野の大きさと体の傾きを基にアフィン変換係数を計算し、切り出されたモデルをアフィン変換して肺野の大きさや体の傾きなどを入力画像に合わせる。

### (4) 精密マッチング

ここでは、モデルがより正確に入力画像に適合するように、Active Contour Model (ACM)[7] を用いてモデルを変形させる。このとき、心臓の個人差を考慮した変形を行う。

### (5) 肺野領域の統合

精密マッチングで得られる肺野領域と従来手法で得られる肺野領域を統合する。

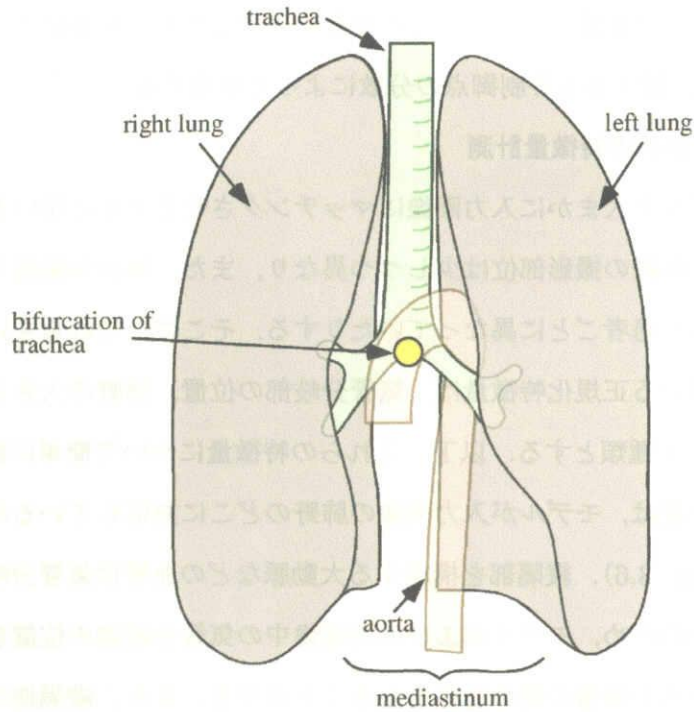


Figure 3.6: Illustration of the relationship among organs in chest. The bifurcation point of the trachea is used for the origin of the model.

### 3.3.2 肺輪郭面モデル

(1) ベジエパッチによる形状表現 モデルの肺輪郭面形状をベジエパッチによって表す。ただし、肺野全体ではなく肺尖部と横隔膜部を除いた部分を対象とする。制御点  $\mathbf{P}_{ij} (0 \leq i, j \leq 3)$  が Fig. 3.7 のように与えられた時、それにより作られるベジエパッチ  $\mathbf{S}(u, v) (0 \leq u, v \leq 1)$  は

$$\mathbf{S}(u, v) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 B_i^3(u) B_j^3(v) \mathbf{P}_{ij} \quad (3.1)$$

で表される。ここで、 $B_i^3(u)$  と  $B_j^3(v)$  は Bernstein 基底関数

$$B_i^3(u) = {}_3C_i u^i (1-u)^{3-i} \quad (3.2)$$

である。

(2) 形状モデルの作成 複数の胸部 CT 像から平均的な形状モデルを作成する。作成手順は以下の通りである (Fig. 3.8 参照)。

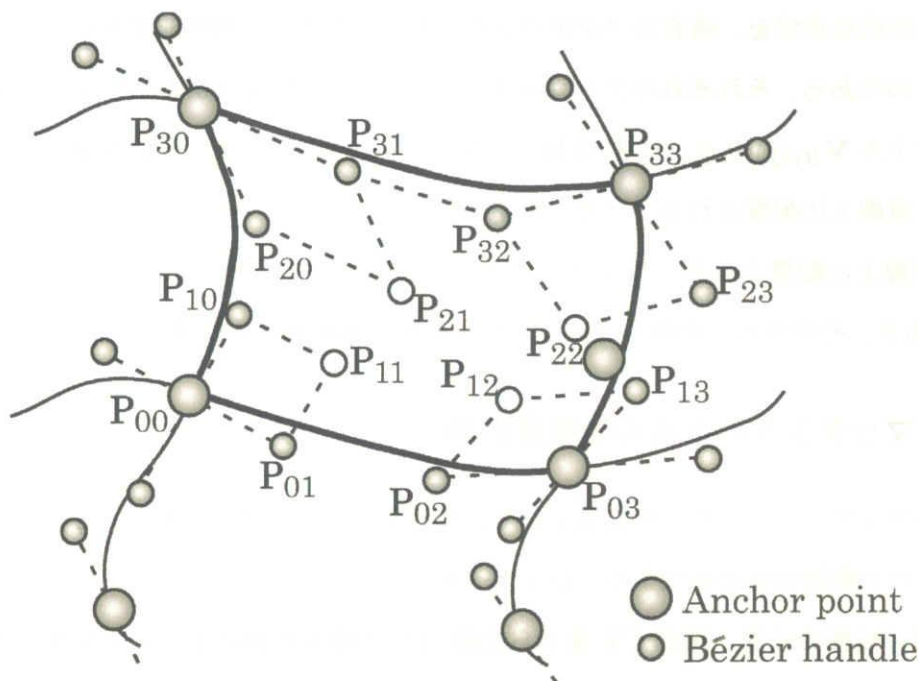


Figure 3.7: Bézier patches and their control points. A Bézier patch has sixteen control points.

- (a) 設計用サンプルの各 CT 像から 3.3.3 で示すアフィン変換のための特徴量を計測する。
- (b) サンプル CT 像の中から、体軸周りの回転がない 1 例を選び、スライスごとに制御点を手入力し、初期モデルを作成する（この CT 像を以下モデル画像と呼ぶ）。
- (c) モデル画像以外の各サンプル CT 像に対して、初期モデルをアフィン変換する。
- (d) 各サンプル CT 像に対して、アフィン変換された初期モデルを手入力で補正し、各サンプル CT 像の肺輪郭に適合させる。
- (e) 補正されたそれぞれのモデルを逆アフィン変換する。
- (f) 上記の手順によって補正されたモデルの各制御点の平均位置と分散を計算し、その平均を形状モデルとする。

以上の手順により作成された形状モデルを以下の処理で用いる。ここで、アフィン変換および逆アフィン変換を行うのは、身体（肺野）の大きさの個人差を正規化するためである。なお、今回は 8 例から平均を求めた。

ここで、入力する制御点はアンカーポイントとベジエハンドルの 2 種類あり、前者はモ

デルの全体的な形状を、後者はベジエパッチの形状（モデルの局所的な形状）を制御するためのものである。それぞれのアンカーポイント  $\mathbf{V}_{Ai}$  は Fig. 3.9 に示すように 4 つのベジエハンドル  $\mathbf{V}_{Bj}(j)(0 \leq j \leq 3)$  を持つ。  $\mathbf{V}_{Bi}(0)$  と  $\mathbf{V}_{Bi}(1)$  は、  $\mathbf{V}_{Ai}$  を通り、スライスに平行な直線上に配置される。一方、  $\mathbf{V}_{Bi}(2)$  と  $\mathbf{V}_{Bi}(3)$  は、  $\mathbf{V}_{Ai}$  を通り、スライスと直交する直線上に配置される。アンカーポイントの総数はスライスごとに右肺 9 点、左肺 10 点であり、そのうち、左肺の 3 点は下行大動脈の輪郭線上に配置される。

### 3.3.3 マッチングのための特徴量計測

モデルマッチングのための特徴量として、気管分岐部の位置、肺野の大きさ、体の傾きおよび下行大動脈領域を抽出する。以下、それぞれについて述べる。

(1) **気管分岐部の位置** 胸部 CT 像から文献 [12] の領域拡張法を用いて気管支領域を抽出する。得られた気管支領域に対して、頭部側から脚部側へ向かってスライスごとに連結成分数を調べ、その値が初めて 2 となるスライスを  $\mathbf{F}_b$  とする。  $\mathbf{F}_b$  内の 2 つの連結成分の重心点を気管分岐部  $\mathbf{b}_b$  とする。一方、モデル側の気管分岐部を  $\mathbf{B}_b'$  とする。

(2) **肺野の大きさと体の傾き** 胸部 CT 像から肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] により肺野領域を抽出する。次に、スライス  $\mathbf{F}_k$  での肺野領域に外接する最小の長方形を求め\*1、その長方形の縦の長さおよび横の長さ ( $l_{1k}, l_{2k}$ ) を肺野の大きさとし、長方形の左上の頂点の位置を  $\mathbf{o}_k$ 、長方形の傾き  $\theta_k$  を体の傾きとする (Fig. 3.10)。同様に、対応するモデル画像のスライス番号を  $k'$  とし、そのスライスでの肺野の大きさと体の傾きを ( $l_{1k'}, l_{2k'}$ )、  $\theta_{k'}$ 、長方形の左上の頂点の位置を  $\mathbf{O}_{k'}$  とする。

(3) **下行大動脈** 入力胸部 CT 像から下行大動脈抽出開始スライス  $\mathbf{F}_s$ 、および、抽出用のしきい値  $t_1$ （入力画像によって異なる）を手動で決める\*2。以下の処理を  $\mathbf{F}_s$  から  $\mathbf{F}_z$  へ向かって逐次的に行い、下行大動脈領域を抽出する。スライス  $\mathbf{F}_k$  内の連結成分を調べ、各連結成分  $T_i$  ごとに円形度  $e_i$  を測る。ここで、円形度  $e_i$  は、面積一致度  $A_i$  と周囲長一致度  $R_i$  の積で定義する。すなわち、連結成分  $T_i$  の面積を  $a_i$ 、周囲長を  $r_i$ 、  $T_i$  と等

\*1 実際は長方形の傾きを変えたとき、短い方の辺の長さを最小とする外接長方形を求める。

\*2 ここでは手動で下行大動脈を抽出しているが、4章で述べる大動脈領域抽出法 [13] により、現在は自動で抽出することができる。モデルマッチングに必要なパラメータ ( $\mathbf{c}_k$  や  $\mathbf{m}_k$  など) は、自動抽出された大動脈領域を基に本文で述べた手順により決定する。

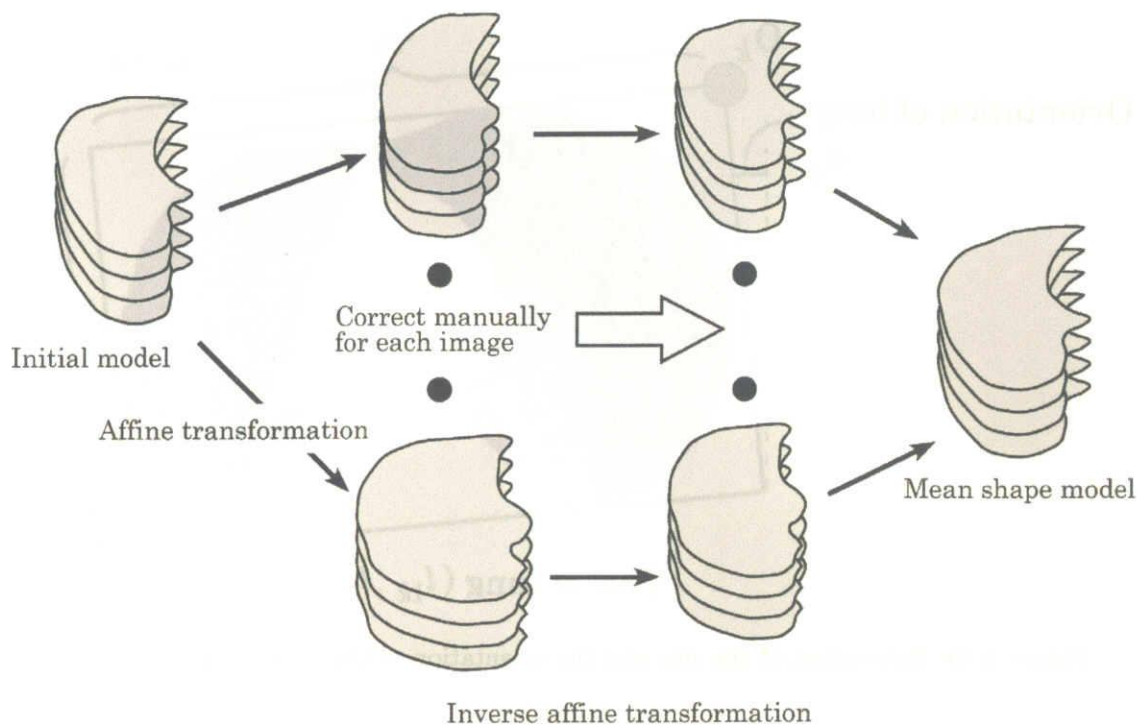
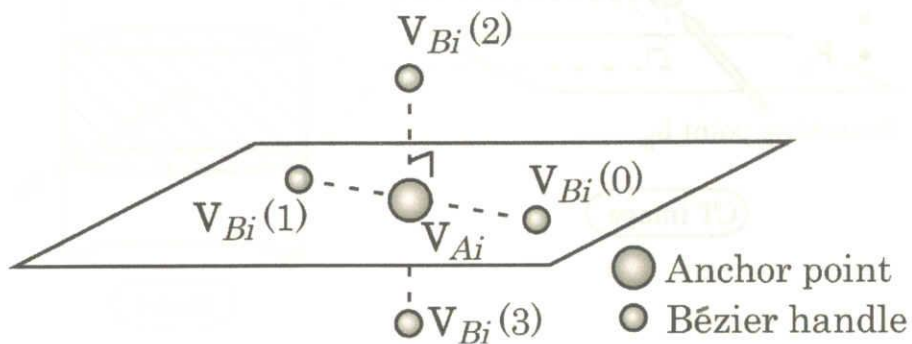


Figure 3.8: Illustration of construction of the shape model of the lung.

Figure 3.9: Placement of Bézier handles. One pair of Bézier handles,  $\mathbf{V}_{Bi}(0)$  and  $\mathbf{V}_{Bi}(1)$ , is placed on a CT slice. Another pair,  $\mathbf{V}_{Bi}(2)$  and  $\mathbf{V}_{Bi}(3)$ , is arranged on the vertical direction to the slice.

面積の円内の連結成分の面積を  $a'_i$ , 等面積円の円周長を  $r'_i$  とすると,

$$e_i = A_i \cdot R_i, \quad (3.3)$$

$$A_i = \frac{a'_i}{a_i}, \quad R_i = \frac{r'_i}{r_i} \quad (3.4)$$



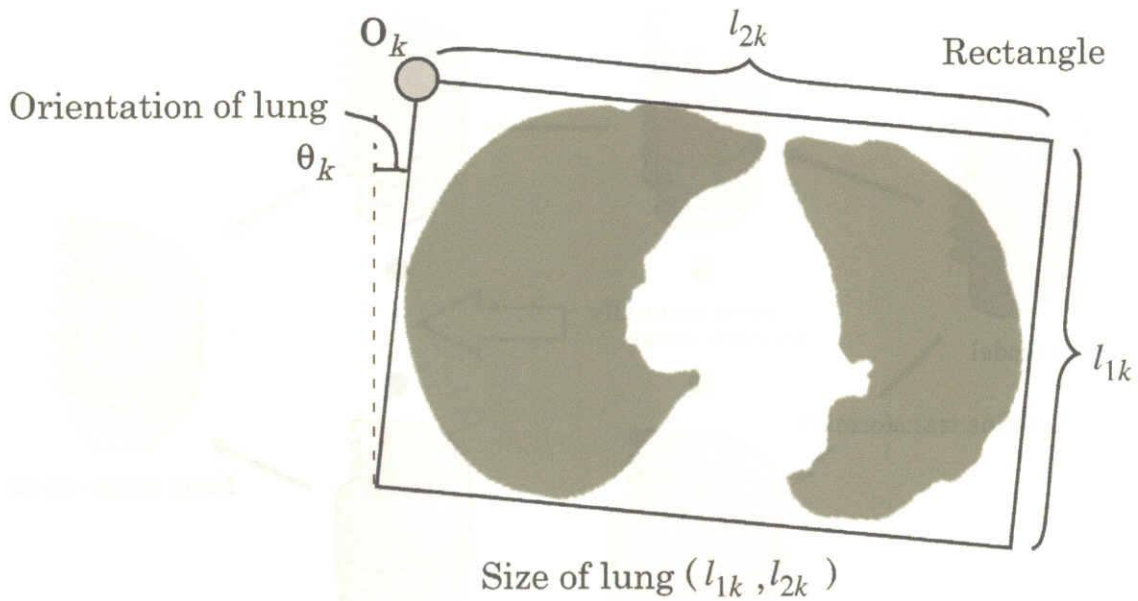


Figure 3.10: Estimation of the size and the orientation of the lung on the  $k$ -th slice.

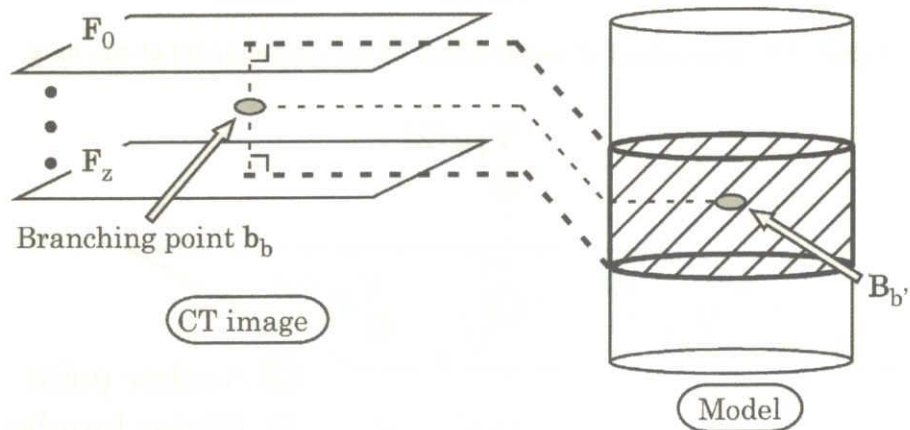


Figure 3.11: Crop of the model according to positions of bifurcation of the trachea.

である.  $e_i$  があるしきい値  $t_2$  を越える連結成分  $C_i$  を下行大動脈領域とし<sup>\*3</sup>, 等面積円の中心位置  $\mathbf{c}_k$  とその半径  $m_k$  を特徴量とする. 同様に,  $\mathbf{F}_k$  に対応したモデル画像のスライス番号を  $k'$  とし, 円の中心位置を  $\mathbf{C}_{k'}$ , その半径を  $M_{k'}$  とする.

\*3 2つ以上存在するときは, 存在位置と大きさにより定めた基準で最適なものをとる.

### 3.3.4 大局マッチング

大局マッチングは切り出しとアフィン変換処理からなる。まず、入力画像の気管分岐部からスライス  $\mathbf{F}_0$  及び  $\mathbf{F}_z$  までの長さを計り、モデルの気管分岐部からその長さの範囲にある制御点を入力画像と対応している部分としてモデルから切り出す (Fig. 3.11)。アフィン変換はこの切り出された部分に対して行う。モデルおよび入力画像の肺野の大きさと体の傾きからアフィン変換係数を計算し、モデルをスライスごとにアフィン変換する。その際、モデルを胸壁部、縦隔部の2つの部分に分け、それぞれのアンカーポイントに対して別々のアフィン変換を施す。回転・平行移動はスライス内のみで行い、体軸方向を変えるような回転は行わない。また、ベジエハンドルに対しては回転のみ行う。以下、それぞれについて詳しく説明する。

まず、胸壁部のアンカーポイントを肺野の大きさと体の傾き情報を用いてアフィン変換する。 $k$  番目のスライスのアフィン変換行列を  $\mathbf{A}_1^{(k)}$ 、アンカーポイント  $\mathbf{V}_{Ai}$  の同次座標表現を  $\dot{\mathbf{V}}_{Ai}$ 、変換後の同次座標表現を  $\dot{\mathbf{V}}'_{Ai}$  とすると、アフィン変換は

$$\dot{\mathbf{V}}'_{Ai} = \mathbf{A}_1^{(k)} \dot{\mathbf{V}}_{Ai}, \quad (3.5)$$

$$\mathbf{A}_1^{(k)} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos \phi_k & -\alpha_2 \sin \phi_k & 0 & dx \\ \alpha_1 \sin \phi_k & \alpha_2 \cos \phi_k & 0 & dy \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

と表される。ただし、

$$\alpha_1 = \frac{l_{1k}}{L_{1k'}}, \quad \alpha_2 = \frac{l_{2k}}{L_{2k'}}, \quad \phi_k = \theta_k - \Theta_{k'}, \quad (3.7)$$

$$\begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} = \mathbf{o}_k - \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos \phi_k & -\alpha_1 \sin \phi_k \\ \alpha_1 \sin \phi_k & \alpha_2 \cos \phi_k \end{pmatrix} \mathbf{o}_{k'} \quad (3.8)$$

$\mathbf{o}_k$ :  $k$  番目のスライスにおける肺野に外接する長方形の左上隅の頂点座標  
 $\mathbf{o}'_{k'}$ : モデル画像の  $k'$  番目のスライスにおける肺野に外接する長方形の左上隅の頂点座標

である。

次に、縦隔部のアンカーポイントを気管分岐部の位置情報を用いてアフィン変換する。これには、式 (3.6) の行列  $\mathbf{A}_1^{(k)}$  を次の  $\mathbf{A}_2^{(k)}$  に代えて行う。

$$\mathbf{A}_2^{(k)} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos \phi_k & -\alpha_2 \sin \phi_k & 0 & dx2 \\ \alpha_1 \sin \phi_k & \alpha_2 \cos \phi_k & 0 & dy2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

ただし、

$$\begin{pmatrix} dx2 \\ dy2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} + \mathbf{b}_b - \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos \phi_k & -\alpha_1 \sin \phi_k \\ \alpha_1 \sin \phi_k & \alpha_2 \cos \phi_k \end{pmatrix} \mathbf{B}_{b'}. \quad (3.10)$$

さらに、左肺の下行大動脈上に配置されたアンカーポイントに対して、次の変換行列  $\mathbf{A}_3^{(k)}$  を用いてアフィン変換を施し、下行大動脈部を適合させる。

$$\mathbf{A}_3^{(k)} = \begin{pmatrix} \alpha_3 & 0 & 0 & dx3 \\ 0 & \alpha_3 & 0 & dy3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

ただし、

$$\alpha_3 = \frac{\mu_k}{M_{k'}}, \quad \begin{pmatrix} dx3 \\ dy3 \end{pmatrix} = \mathbf{c}_k - \begin{pmatrix} \alpha_1 \cos \phi_k & -\alpha_1 \sin \phi_k \\ \alpha_1 \sin \phi_k & \alpha_2 \cos \phi_k \end{pmatrix} \mathbf{C}_{k'} - \begin{pmatrix} dx2 \\ dy2 \end{pmatrix}. \quad (3.12)$$

$\mathbf{c}_k$  :  $k$  番目のスライスにおける下行大動脈の中心座標

$\mathbf{C}_{k'}$  : モデル画像の  $k'$  番目のスライスにおける下行大動脈の中心座標

最後に、ベジエハンドルをアフィン変換する。 $k$  番目のスライスのアフィン変換行列を  $\mathbf{A}_4^{(k)}$ 、ベジエハンドル  $\mathbf{V}_{Bi}(j)$  ( $0 \leq j \leq 3$ ) の同次座標表現を  $\dot{\mathbf{V}}_{Bi}(j)$ 、変換後の同次座標表現を  $\dot{\mathbf{V}}'_{Bi}(j)$  とすると、

$$\dot{\mathbf{V}}'_{Bi}(j) = \mathbf{A}_4^{(k)} \dot{\mathbf{V}}_{Bi}(j), \quad (3.13)$$

$$\mathbf{A}_4^{(k)} = \begin{pmatrix} \alpha_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

で表される。

以上により、切り出されたモデルの肺野形状が入力画像のそれに大まかに整合される。

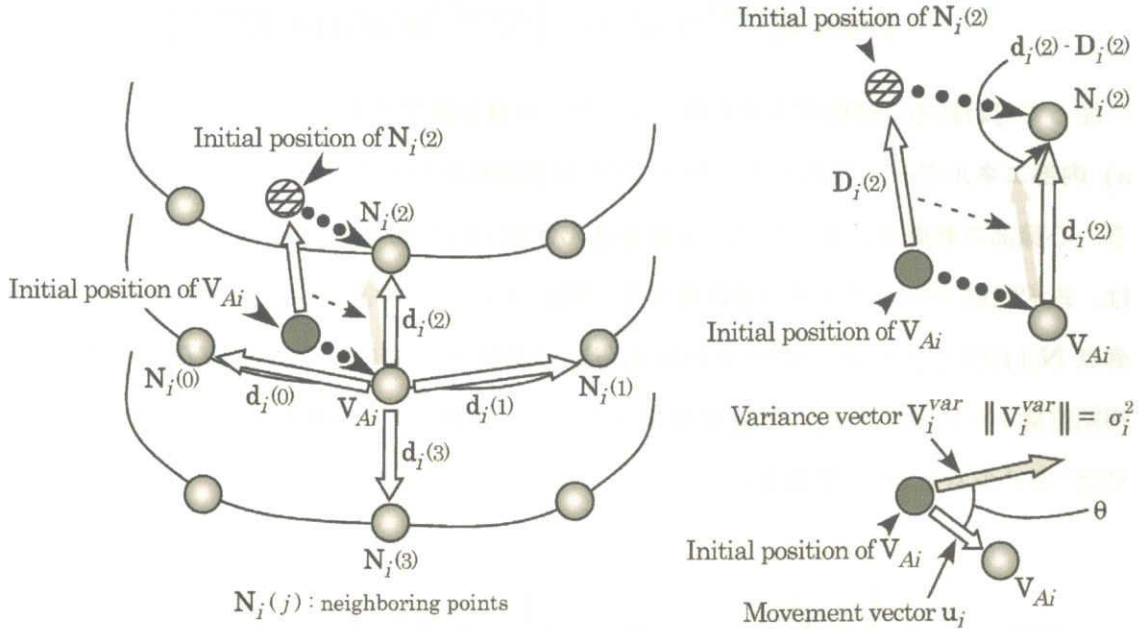


Figure 3.12: Illustration of neighboring control points and the internal energy.

### 3.3.5 精密マッチング

上記の大局マッチングの結果を初期形状として，ここではさらに ACM による精密な変形を行う．変形は，アンカーポイントの移動によるモデル全体の変形と，ベジエハンドルの移動による局所的な変形の2段階からなる．いずれの場合も，各制御点の移動はエネルギー最小化に基づく反復計算によって行われる．

(1) アンカーポイントの移動  $t$  回目の反復におけるアンカーポイント  $\mathbf{V}_{Ai}^{(t)}$  のエネルギー  $E_i^{anc(t)}$  を，モデルの形状による内部エネルギー  $E_i^{int}$  と画像から受ける外部エネルギー  $E_i^{ext}$  の重み付き和

$$E_i^{anc(t)} = \omega_1 E_i^{int} + \omega_2 E_i^{ext} \quad (3.15)$$

で定義する．ただし，心臓部はその他の部位より個人差が大きいため，心臓部の制御点に対しては，その制御点の分散（個人差）を考慮した内部エネルギーを設定する． $\mathbf{V}_{Ai}^{(t)}$  の更新は，探索範囲を  $\Omega_A(\delta x, \delta y, \delta z)$ ，探索範囲内のある点  $(x', y', z)$  でのエネルギーを  $E_i^{anc(t')}(x', y', z)$  とすると，

$$\mathbf{V}_{Ai}^{(t+1)} = \{(x', y', z) \in \Omega_A(\delta x, \delta y, \delta z)\}$$

$$\{ \min E_i^{anc(t')}(x', y', z) \cap (E_i^{anc(t')}(x', y', z) < E_i^{anc(t)}(x', y', z)) \} \quad (3.16)$$

に従って行われる。移動する点が無くなったら反復を終了する。

**a) 内部エネルギー** 内部エネルギー  $E_i^{int}$  は初期形状からのずれによるエネルギーである。心臓部の制御点に対しては、分散を含んだ式 (3.17) から、その他の制御点に対しては、式 (3.19) からエネルギーを計算する。Fig. 3.12 に示すように、 $\mathbf{V}_{Ai}$  からその隣接制御点  $\mathbf{N}_i(j)$  ( $0 \leq j \leq 3$ ) へのベクトル  $\mathbf{d}_i(j)$ 、初期形状におけるそれを  $\mathbf{D}_i(j)$ 、 $\mathbf{V}_{Ai}$  の初期位置からの変位を  $\mathbf{u}_i$ 、 $\mathbf{V}_{Ai}$  の分散ベクトル (各軸方向の分散を成分とするベクトル)  $\mathbf{V}_{Ai}^{var}$  のノルムを  $\sigma_i^2$  とすると、

$$E_i^{int} = f(\sigma_i^2) \left\{ K_1 \sum_{j=0}^1 \|\mathbf{d}_i(j) - \mathbf{D}_i(j)\|^2 \right\} + K_2 \sum_{j=2}^3 \|\mathbf{d}_i(j) - \mathbf{D}_i(j)\|^2, \quad (3.17)$$

$$f(\sigma_i^2) = \left\{ K_3 \frac{\|\mathbf{u}_i\| \cos \theta}{\sigma_i^2} + \|\mathbf{u}_i\|^2 \sin \theta \right\}, \quad (3.18)$$

$$E_i^{int} = K_1 \sum_{j=0}^1 \|\mathbf{d}_i(j) - \mathbf{D}_i(j)\|^2 + K_2 \sum_{j=2}^3 \|\mathbf{d}_i(j) - \mathbf{D}_i(j)\|^2, \quad (3.19)$$

である。式 (3.17) は、分散ベクトルの方向に動きやすく、それと直交する方向は抑制するように設定した。

**b) 外部エネルギー** 外部エネルギー  $E_i^{ext}$  は現在のアンカーポイントの位置から入力画像の濃度値情報から推定される肺輪郭面までの距離で定義する。実際には、文献 [12] の手法で得られる肺野領域からその領域を 1 回収縮した領域との排他的論理和をとり、その画像の背景に対してユークリッド距離変換した画像 (距離値画像とかく) を作成する。この距離値画像の  $\mathbf{V}_{Ai}$  における画素値 (ここではユークリッド距離値)  $I(\mathbf{V}_{Ai})$  をここでの外部エネルギーとする。すなわち、

$$E_i^{ext} = I(\mathbf{V}_{Ai}). \quad (3.20)$$

**(2) ベジエハンドルの移動** アンカーポイント  $\mathbf{V}_{Ai}$  は 4 つのベジエハンドルを持っている (Fig. 3.9)。4 つのうち、 $\mathbf{V}_{Ai}$  と同じスライス上の 2 つ、 $\mathbf{V}_{Bi}(0)$  と  $\mathbf{V}_{Bi}(1)$ 、のみを

動かし、残りの2つ、 $\mathbf{V}_{Bi}(2)$ と $\mathbf{V}_{Bi}(3)$ は動かさない。また、ベジエパッチ間の滑らかな接続を保つために、ベジエハンドルの移動は回転と拡大・縮小により行う。 $t$ 回目の反復において、ベジエハンドル $\mathbf{V}_{Bi}^{(t)}(j)$  ( $0 \leq j \leq 1$ )が制御しているベジエ曲線\*4の距離値画像における画素値(距離値)の合計 $E_i^{b_zr^{(t)}}(j)$ を $\mathbf{V}_{Bi}^{(t)}(j)$ のエネルギーとする。Fig. 3.13のように、 $\mathbf{V}_{Ai}$ と $\mathbf{N}_i(j)$ の間のベジエ曲線のサンプリング間隔 $\Delta h$ を0.1として9点とする。このサンプリング点を $\mathbf{Ps}_{ij}(h)$  ( $1 \leq h \leq 9$ )とし、 $\mathbf{Ps}_{ij}(h)$ の距離値画像における距離値を $I_{ij}(h)$ とすると、ベジエハンドル $\mathbf{V}_{Bi}^{(t)}(j)$ のエネルギー $E_i^{b_zr^{(t)}}(j)$ は

$$E_i^{b_zr^{(t)}}(j) = \sum_{h=1}^9 I_{ij}(h)^2 \quad (3.21)$$

と表される。 $\mathbf{V}_{Bi}^{(t+1)}(j)$ の位置は、拡大率を $\beta$ 、回転角を $\theta_B$ として、

$$\mathbf{V}_{Bi}^{(t+1)}(j) = \begin{pmatrix} \beta \cos \theta_B & -\beta \sin \theta_B & 0 \\ \beta \sin \theta_B & \beta \cos \theta_B & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{V}_{Bi}^{(t)}(j) \quad (3.22)$$

により計算される。係数の組 $(\beta, \theta_B)$ は、探索範囲を $\Omega(\delta\beta, \delta\theta_B)$ として、探索範囲内のある係数の組 $(\beta', \theta'_B)$ で移動するベジエハンドルの位置を $\mathbf{V}_{Bi}^{t'}(j)$ 、そのエネルギーを $E_i^{b_zr^{(t')}}(j, \beta', \theta'_B)$ とすると、

$$\begin{aligned} (\beta, \theta_B) &= \{(\beta', \theta'_B) \in \Omega(\delta\beta, \delta\theta_B) \\ & \mid \min E_i^{b_zr^{(t')}}(j, \beta', \theta'_B) \cap E_i^{b_zr^{(t)}}(j, \beta', \theta'_B) < E_i^{b_zr^{(t)}}(j)\} \end{aligned} \quad (3.23)$$

で求められる。移動するベジエハンドルがなくなったら反復を終了する。

### 3.3.6 肺野領域の統合

モデルには肺尖部と横隔膜部が含まれていないので、精密マッチングで得られる肺野領域と肋骨内側包絡面を用いた手法[3]で得られる肺野領域を次のように統合し、最終的な肺野領域とする。精密マッチングで得られる肺野領域の3次元2値画像(肺野領域内部は1、外部は0の画像)を $\mathbf{F}_a$ 、肋骨内側包絡面を用いた手法[3]によるそれを $\mathbf{F}_b$ とすると、

\*4 ベジエパッチ全体ではない。スライスが存在するのは式(3.1)で $u=0$ または $u=1$ であり、 $u$ が一定なのでベジエ曲線になる。

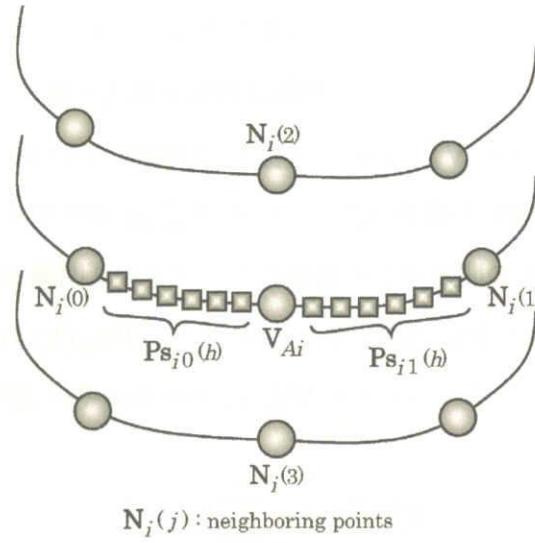
Figure 3.13: Illustration of sampling points  $P_{s_{ij}(h)} (0 \leq j \leq 1, 1 \leq h \leq 9)$  of Bézier curves.

Table 3.1: Acquisition parameters of CT images used in the experiment.

Pixels	Number of cases	Number of slices	Reconst. pitch (mm)	Pixel size (mm)	Slice thickness (mm)
512 x 512	8	62-183	1	0.625	2.0
512 x 512	7	50-82	2	0.625	5.0
512 x 512	23	21-29	10	0.684	10.0

最終的な肺野領域の3次元2値画像  $F_c$  は

$$F_c = F_a \cup F_b \quad (3.24)$$

すなわち,  $F_a$  と  $F_b$  の画素値の論理和で求められる.

## 3.4 実験

### 3.4.1 試料画像

実験に用いた試料画像はヘリカル型 CT により撮影された計 38 例の胸部 CT 像である. 画像の仕様を Table 3.1 に示す. スライス厚が 2~5mm の Thin-section CT 像が 15

Table 3.2: Values of parameters.

Thin-section CT	Thick-section CT
$t_2 = 0.595$	————
$\omega_1 = 1.0, \omega_2 = 10.0$	$\omega_1 = 1.0, \omega_2 = 20.0$
$K_1 = 1.0, K_2 = 3.0$ $K_3 = 0.001$	$K_1 = 1.0, K_2 = 3.0$ $K_3 = 0.001$
$-10 \leq \delta x, \delta y \leq 10$ (interval:1)	$-10 \leq \delta x, \delta y \leq 10$ (interval:1)
$0.8 \leq \delta\beta \leq 1.2$ (interval:0.05)	$0.8 \leq \delta\beta \leq 1.2$ (interval:0.05)
$-10^\circ \leq \delta\theta_B \leq 10^\circ$ (interval:0.05)	$-10^\circ \leq \delta\theta_B \leq 10^\circ$ (interval:0.05)

例, スライス厚が 10mm の Thick-section CT 像が 23 例ある. Thick-section CT 像は主に集団検診で撮影される胸部 CT 像である. これらのうち, 病変部が胸壁部に接触している例が 8 例, 縦隔部に接触している例が 4 例, 胸壁部と縦隔部の両方に接触している例が 5 例ある.

### 3.4.2 実験結果

(1) **Thin-section CT 像に対する実験結果** 本文で述べた手順を Thin-section CT 像 15 例に適用した. 手順中の諸パラメータの設定値は全症例共通で Table 3.2 の通りである (変数名は 3.3 のそれと対応している). 形状モデルは Thin-section CT 像 8 例から作成し, 作成時間は約 8 時間であった. Thin-section CT 像に対する抽出結果の例を Fig. 3.14 ~ 3.17 に, 肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] との欠損数の比較および目視評価をそれぞれ Table 3.3 および Table 3.4 に示す. Table 3.4 の縦隔部の×の 3 症例中, モデルの作成に用いたものが 1 例で, 残りの 2 例は用いていない. Fig. 3.14 および 3.15 の 2 例は胸壁部と縦隔部の両方に病変部が接触した例で, いずれも肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] では欠損を補正できていないが, 本手法では良好な結果が得られている. Fig. 3.16 の



Table 3.3: Comparison of the number of defect regions between the previous method [3] and the proposed one for thin-section CT images. The symbol “\*” means CT images used for the model construction.

Case	Previous method [3]	Proposed method
1*	0	0
2*	0	0
3*	1	0
4*	0	0
5	0	0
6	0	0
7*	2	0
8*	2	0
9	1	0
10	1	0
11*	0	0
12*	0	0
13	0	0
14	1	0
15	1	0

Table 3.4: Evaluation of extraction results for thin-section CT images by the proposed method.

Case	chest wall	mediastinum
1	○	○
2	○	○
3	○	○
4	○	○
5	○	○
6	○	○
7	○	○
8	○	○
9	○	○
10	○	×
11	○	○
12	○	×
13	○	○
14	×	○
15	○	×

○ : good

× : poor (extract too much region)

ように左右肺の大きさが異なる症例に対しては、病変を肺野領域として抽出しているものの、実際は肺野領域ではない部分までも抽出している。また、Fig. 3.17 の 3 例は、大動脈弓部で肺野領域の過抽出が見られた例である。処理時間は 1 症例あたり、しきい値処理等による肺野領域抽出に約 5 分、肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] による肺野領域補正に約 5 分、大局マッチングのための特徴量抽出に約 10 分、距離値画像の作成に約 7 分、大局マッチングおよび精密マッチングに約 3 分かかり、合計で約 30 分であった（計算機 SGI OCTANE MXE. CPU R10000 250MHz）。

(2) **Thick-section CT 像に対する実験結果** 次に、本文で述べた手順とほぼ同様の手順を Thick-section CT 像 23 例に適用した。異なる部分は、肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] の手法を用いる部分を、より簡易な別の手法に置き換えたこと、および、下行大動脈領域の抽出および位置あわせを行っていないことである。特に後者については、Thick-section CT 像はスライス厚が 10mm と厚く、画像が鮮明ではないために下行大動脈領域をうまく抽出できないためである。また、ACM のエネルギー係数  $\omega_2$  は 20.0 にした (Table 3.2)。Thick-section CT 像に対する抽出結果の例を Fig. 3.18~3.20 に、しきい値処理等による抽出結果との欠損数の比較および目視評価をそれぞれ Table 3.5 および Table 3.6 に示す。Thick-section CT 像に対しても、Fig. 3.18 および 3.19 のように抽出精度が向上することを確認した。しかし、Thin-section CT 像と同様に、大動脈弓部で肺野領域の過抽出が見られた (Fig. 3.20)。処理時間は 1 症例あたり、しきい値処理等による肺野領域抽出に約 3 分、大局マッチングのための特徴量抽出に約 5 分、距離値画像の作成に約 3 分、大局マッチングおよび精密マッチングに約 1 分かかり、合計で約 12 分であった (計算機 SGI OCTANE MXE. CPU R10000 250MHz)。

### 3.5 考察

Fig. 3.14, 3.15 および 3.19 のように大きな病変が存在する症例に対して、本手法を適用したところ、欠損を生じることなく肺野領域が抽出できた。Thin-section CT 像、Thick-section CT 像ともに、従来手法では欠損を生ずるような胸壁および縦隔に接触した病変が存在する症例に対して、本手法では欠損なく肺輪郭面を抽出できており (Fig. 3.14, 3.15, 3.18, 3.19)、肺野領域抽出において肺野形状に関する知識、および、形状モデルを利用することの有効性を確認した。また、本手法はスライス厚に依存しない抽出能力を持っていることも示された。Table 3.3 および 3.5 から分かるとおり、今回用いた資料の範囲では欠損を生じる症例はなく、本研究の目的の一つである欠損のない肺野領域抽出は達成されている。

一方、Fig. 3.16 のように左右肺の大きさが非常に異なる症例に対して、右肺内の病変を抽出できているが、右肺の胸壁側を過抽出してしまっている。これは、肺野の大きさに

関する特徴量の計測において、左右肺の大きさが同じであると仮定しており（肋骨内側包絡面を用いた手法 [3] で得られる左右の肺野領域に外接する長方形から肺野の大きさを推定している）、その誤差を ACM による変形を行っても吸収できないためであると思われる。実際の抽出結果を見ると、左右肺ともほぼ同じ大きさで抽出されている。また、Fig. 3.17 および 3.20 のように、大動脈弓部で抽出精度が低下する例がいくつかあった。このような症例に対して、筆者による目視評価では×（過抽出がある）と評価した（Table 3.4, 3.6）。これは、胸部 CT 像 CAD システムの一つの機能として本手法を考えた場合、肺野領域の過抽出は異常陰影候補領域の過抽出につながり、システムの病変検出能力の低下を招く恐れがあるためである。より高性能な CAD システムの構築には、このような過抽出はなるべく抑制することが望ましい。肺野領域の過抽出を抑える方法として、肋骨のみでなく、背骨および胸骨も利用した肺野の外側の肺輪郭面を推定する方法や、大動脈領域を抽出して縦隔側の肺輪郭面を推定する方法などが考えられる。

## 3.6 むすび

本章では、3次元胸部 X 線 CT 像からの新しい肺野領域抽出手法について述べた [14]。本手法では、平均的な人間の肺野形状に関する知識を形状モデルという形で持ち、それを個々の肺野領域に合わせて変形させていくことによって最終的な肺野領域を得るものである。実験の結果、本手法を用いれば、従来良好な結果が得られなかった胸壁や縦隔部に病変等が接触しているような症例に対しても満足のいく結果が得られることが確かめられた。この結果は、3次元 CT 像診断支援システムの処理の安定化と性能向上に寄与するものとする。今後の課題としては、肺野領域過抽出の抑制法の開発、医師による評価、多症例での評価、処理の高速化などが挙げられる。

今後の課題として、今回作成したモデルには肺尖部と横隔膜部が含まれていないので、それらを含んだ全肺の形状モデルを作成し、肺野領域を抽出することが挙げられる。これにより、大動脈弓部の一部を過抽出するという問題も対処できると思われる。文献 [13] の手法により自動抽出された大動脈領域を利用したモデルマッチング法の開発も必要である。また、抽出結果の医師による評価、多数の症例での評価、処理の高速化なども今後の

課題である。

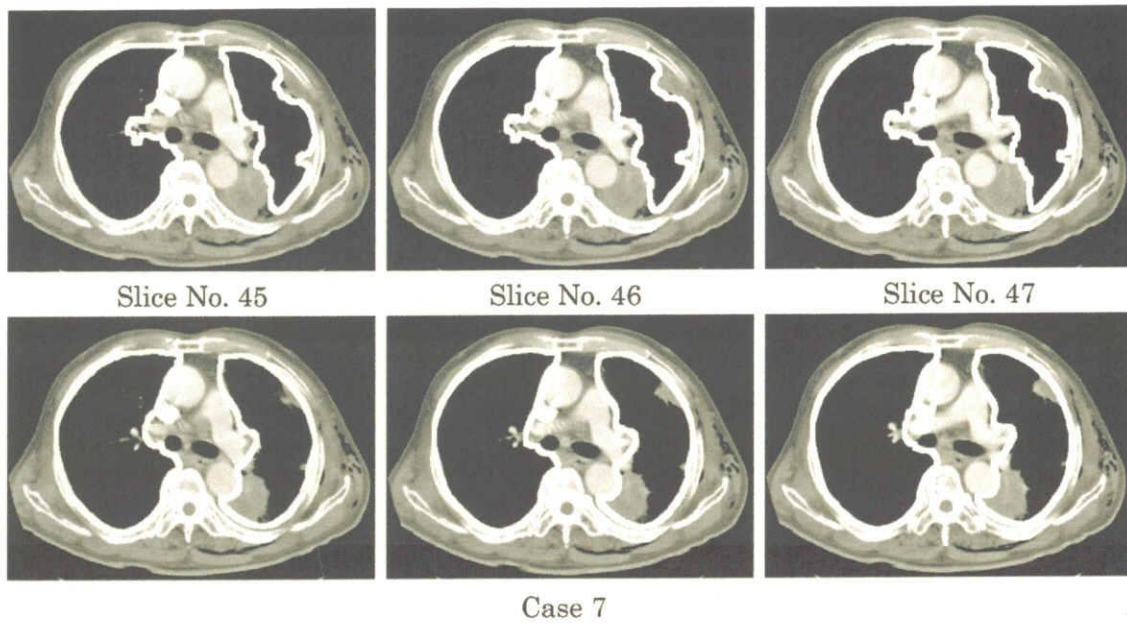


Figure 3.14: Examples of the extraction result for Case 7. Upper row: previous method [3], lower row: proposed method.

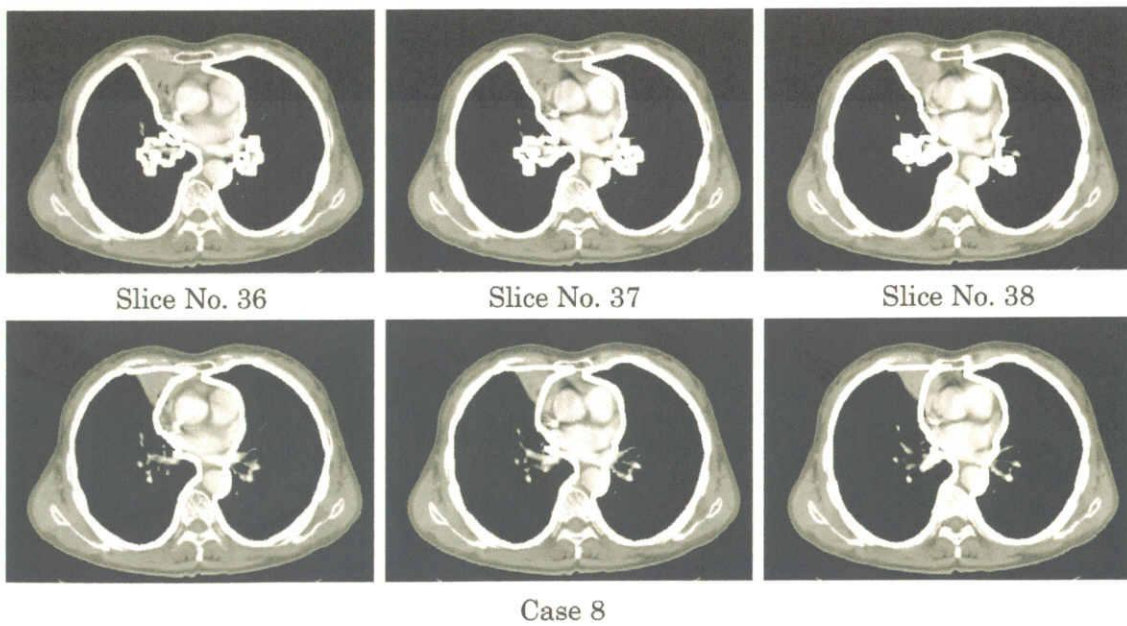


Figure 3.15: Examples of the extraction result for Case 8. Upper row: previous method [3], lower row: proposed method.

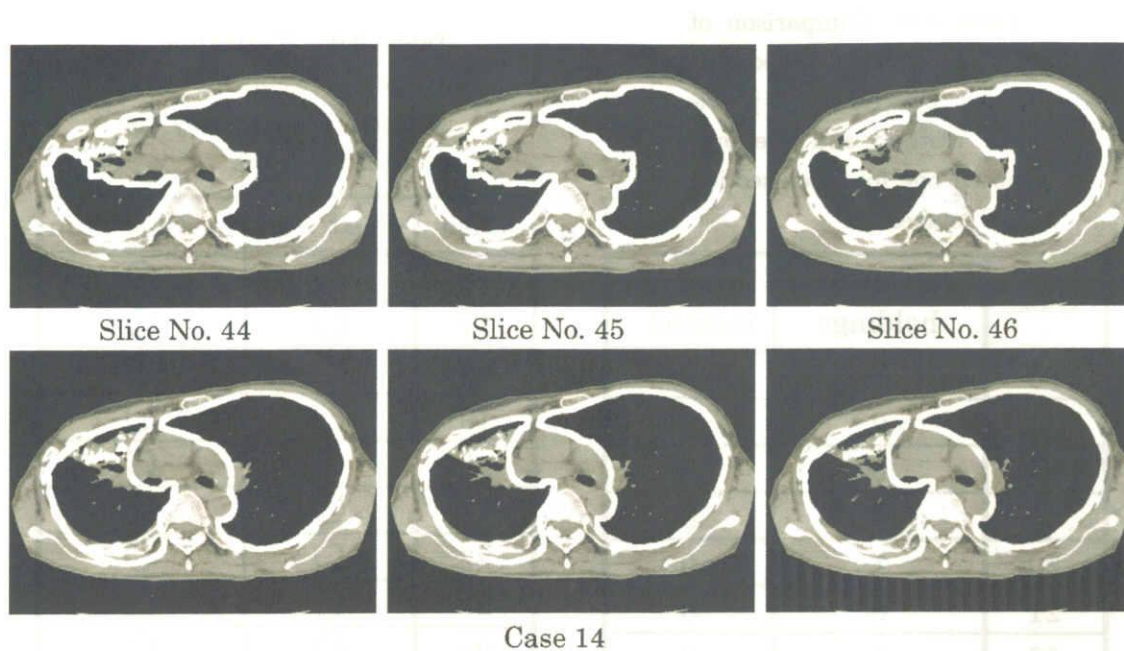


Figure 3.16: Examples of the extraction result for Case 14. Upper row: previous method [3], lower row: proposed method.

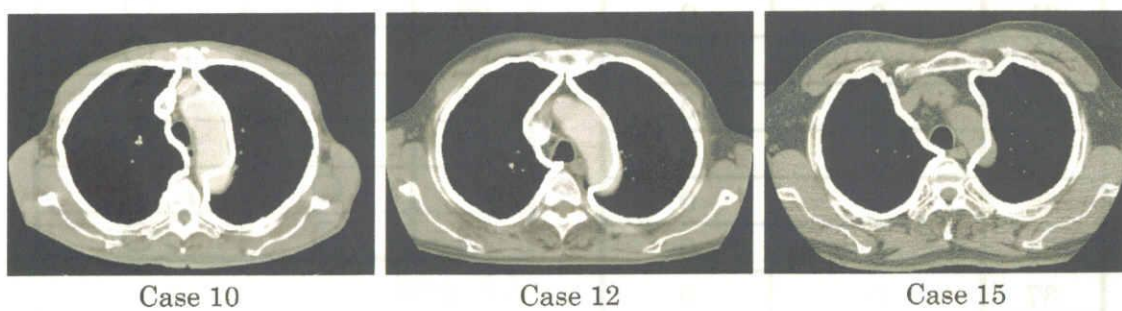


Figure 3.17: Examples of deterioration in the aorta (Thin-section CT).

Table 3.5: Comparison of the number of defect regions between the previous method and the proposed one for thick-section CT images.

Case	Thres- holdings	Proposed method
16	0	0
17	0	0
18	0	0
19	0	0
20	1	0
21	0	0
22	1	0
23	0	0
24	0	0
25	0	0
26	0	0
27	0	0
28	1	0
29	0	0
30	0	0
31	0	0
32	0	0
33	0	0
34	2	0
35	0	0
36	0	0
37	0	0
38	1	0

Table 3.6: Evaluation of extraction results for thick-section CT images by the proposed method.

Case	chest wall	mediastinum
16	○	○
17	○	○
18	○	○
19	○	○
20	○	○
21	○	○
22	○	○
23	○	○
24	○	○
25	○	×
26	○	○
27	○	○
28	○	○
29	○	○
30	○	○
31	○	×
32	○	○
33	○	○
34	○	○
35	○	○
36	○	○
37	○	○
38	○	○

○ : good

× : poor (extract too much region)

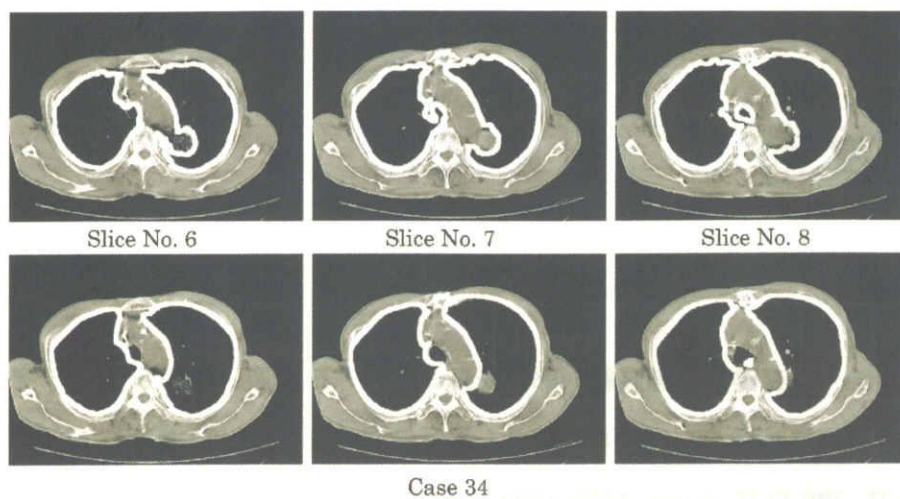


Figure 3.18: Examples of the extraction results for Case 34. Upper row: previous method, lower row: proposed method.

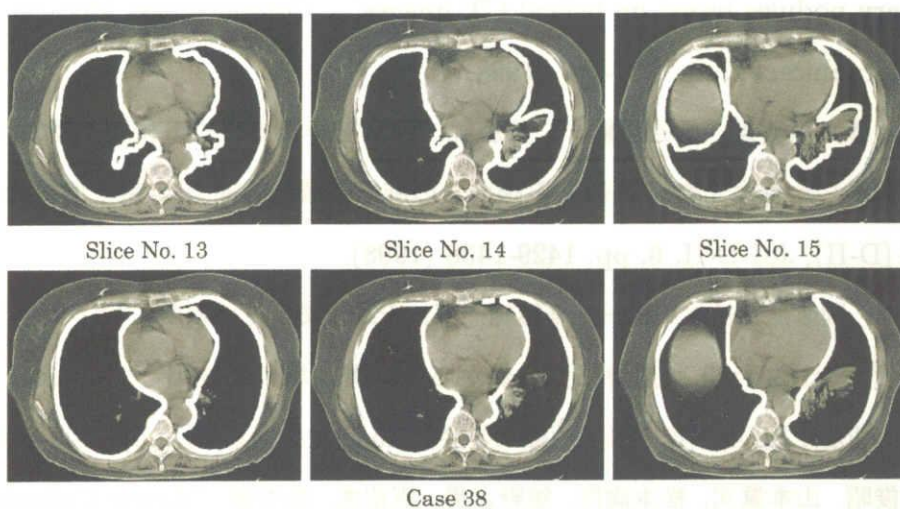


Figure 3.19: Examples of the extraction results for Case 38. Upper row: previous method, lower row: proposed method.

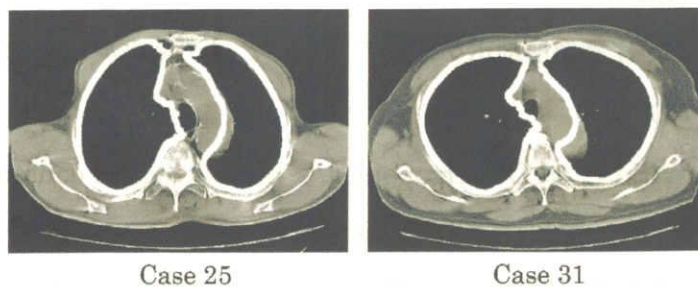


Figure 3.20: Examples of deterioration in the aorta (Thick-section CT).



## 参考文献

- [1] 長谷川純一, 森健策, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣: “3次元デジタル画像処理による胸部連続CT像からの肺がん候補領域の自動抽出”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J76-D-II, 8, pp. 1578-1594 (1993).
- [2] K. Kanazawa, Y. Kawata, N. Niki et. al.: “Computer-aided diagnosis for pulmonary nodules based on helical CT images”, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 22, pp. 157-167 (1998).
- [3] 遠藤知彦, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣: “肋骨の骨格形状を利用した3次元胸部X線CT像からの肺野領域自動抽出”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), J81-D-II, 6, pp. 1429-1438 (1998).
- [4] 森健策, 岡修次, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣: “アクティブバルーンモデルを用いた3次元胸部CT像からの肺野領域自動抽出”, *Medical Imaging Technology*, 14, 4 (日本医用画像工学会第15回大会特集号), pp. 403-404 (1996).
- [5] 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: “Active Cylinder Modelを用いた胸部X線CT像からの肺野領域抽出”, *Medical Imaging Technology*, 16, 1, pp. 61-71 (1998).
- [6] 町田徹: “CT/MRI画像解剖ポケットアトラス”, *メディカル・サイエンス・インターナショナル* (1994).
- [7] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos: “Snakes: active contour models”, *Int. J. Comp. Vision*, 1, pp. 321-331 (1988).
- [8] F. P. Kuhl and C. R. Giardina: “Elliptic Fourier features of a closed contour”, *CVGIP*, 18, pp. 236-258 (1982).

- [9] G. Szekely, A. Keleman, C. Brechbuhler et al: "Segmentation of 2-D and 3-D objects from MRI volume data using constrained elastic deformations of flexible Fourier contour and surface models" , *Medical Image Analysis*, 1, 1, pp. 19-34 (1996).
- [10] S. Lobregt and M. A. Viergever: "A discrete dynamic contour model" , *IEEE, Trans. on Medical Imaging*, 14, 1, pp. 12-24 (1995).
- [11] A. Goshtasby and D. A. Turner: "Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers" , *IEEE, Trans. on Medical Imaging*, 14, 1, pp. 56-64 (1995).
- [12] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki et al: "Automated extraction and visualization of bronchus from 3D images of lung" , *Proc. of the 1st Int. Conf. on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, pp. 542-548 (1995).
- [13] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 片田和廣: "芯線モデルを利用した非造影 3次元胸部 X線 CT像からの縦隔内血管領域抽出", *Medical Imaging Technology*, 20, 5, pp. 572-583 (2002)
- [14] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: "可変ベジエ曲面による形状モデルを用いた 3次元胸部 X線 CT像からの肺野領域抽出", *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol.J83-D-II, 1, pp. 165-174 (2000).

## 第 4 章

# 3 次元胸部 X 線 CT 像からの大動脈領域抽出

### 4.1 はじめに

CAD の新たな形態である汎用 CAD[1, 2, 3] では、画像中のあらゆる臓器を認識することが望ましい。胸部においては、肺、肺野内血管、気管支、縦隔内の大血管などの臓器を認識する必要がある。これらのうち、肺野、肺野内血管および気管支領域の認識はこれまでに様々な手法が検討されている [4]~[7]。縦隔内の血管では、大動脈領域抽出に関する研究が行われている [8]~[14]。文献 [8]~[11] の手法は、造影胸部 CT 像から血管の芯線を抽出し、得られた芯線を基に大動脈領域を抽出する手法であり、良好に大動脈領域を抽出している。造影 MR 画像では、大動脈領域抽出法 [12] や動静脈抽出法 [13] が提案されている。一方、文献 [14] は非造影（造影剤を用いずに撮影された）胸部 CT 像から、球を構造要素とした領域拡張法により大動脈領域を抽出している。しかしこの手法では、血管と心臓はほぼ同じ CT 値であるため大動脈以外に心臓や肺動静脈も含んだ領域を合わせて抽出すること、大動脈径の大きさが被検者間で異なるために構造要素の大きさや領域拡張の開始点を入力画像ごとに手入力で設定する必要があること、といった問題点がある。ここで、扱う画像は、汎用 CAD の場合非造影であることが望ましいが、文献 [14] を除いて、非造影胸部 CT 像からの縦隔内大動脈や肺動静脈の認識に関する研究はこれまでに報告されていない。また、従来から研究されている造影 X 線 CT 像または造影 MR 画像の場合は、血管影のコントラストが非造影の場合と比べてはるかに高く、問題の性質が全く

異なる。そのため、造影された画像のための手順はここでは使えない。

そこで本章では、非造影胸部 X線 CT 像からの縦隔内大動脈および肺動脈の自動抽出の一手法を提案する。非造影胸部 X線 CT 像における縦隔部に関して、大動脈や肺動脈などの血管領域の CT 値はいずれも約 20~70H.U., その他の領域の CT 値は約-100~40H.U. であり、各血管が近接して存在しているため濃度値コントラストは低い。そのため、文献 [14] のように画像の濃淡特徴のみを利用した手法（球を構造要素とした領域拡張法）では、大動脈または肺動脈のみを抽出することは難しい。本手法では、濃淡特徴に加え、血管の形状がほぼチューブ状であるという形状特徴を用い、芯線の形状モデル、濃淡画像のエッジオペレータ出力、および、距離変換と逆距離変換を組み合わせることで大動脈および肺動脈領域を自動抽出する。芯線を基に血管領域を抽出する部分は文献 [8, 9] と類似したアプローチであるが、本手法はさらにエッジ情報を組み込むことで血管の輪郭が不鮮明な非造影 CT 像に対しても適用可能としている。なお、本手法と同様に距離変換、逆距離変換を組み合わせるというアイデアは、対象は 2次元画像ではあるが、文献 [15] に見られる。

大動脈および肺動脈の抽出とその結果は、汎用 CAD の重要な部分機能として、肺野領域の精密抽出 [4] や肺野内肺動静脈領域抽出 [17] などへの応用が期待される。なお、縦隔内肺静脈は心臓とのコントラストが非常に低く、目視においても肺静脈の輪郭を把握することは困難なため、今回は抽出対象としない。

以下、4.2 で手順の概要を説明し、4.3 で具体的処理手順について述べる。4.4 で本手法を実際の胸部 CT 像に適用した結果を示し、考察を加える。

## 4.2 3次元胸部 X線 CT 像における大動脈領域について

一般に非造影胸部 CT 像における縦隔内血管領域は、CT 値がおおよそ 20~70H.U. であり、各血管が近接して存在しているためコントラストが低い。そのため、画像の濃淡特徴のみを用いて血管領域を抽出しようとする、大動脈や心臓、肺動静脈を一つの領域として抽出してしまい (Fig. 4.1(a)) [14], 大動脈と肺動脈を別々に抽出することはほとんど不可能である。これに対処する方法として、濃淡特徴だけではなく、血管がチューブ状臓

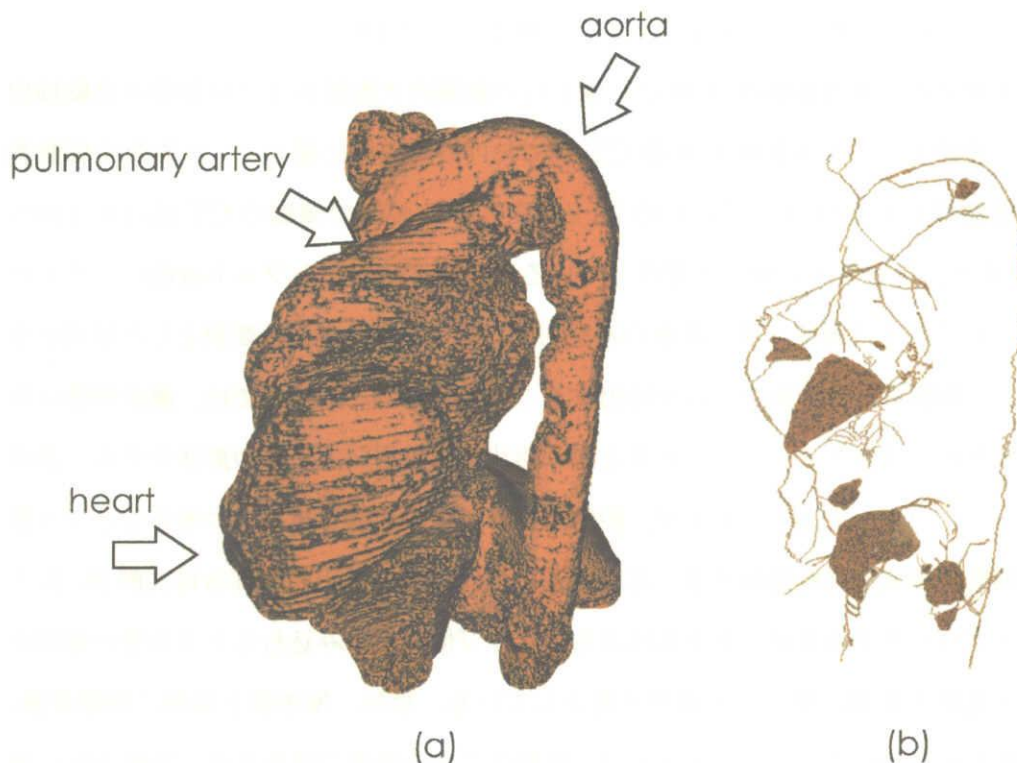
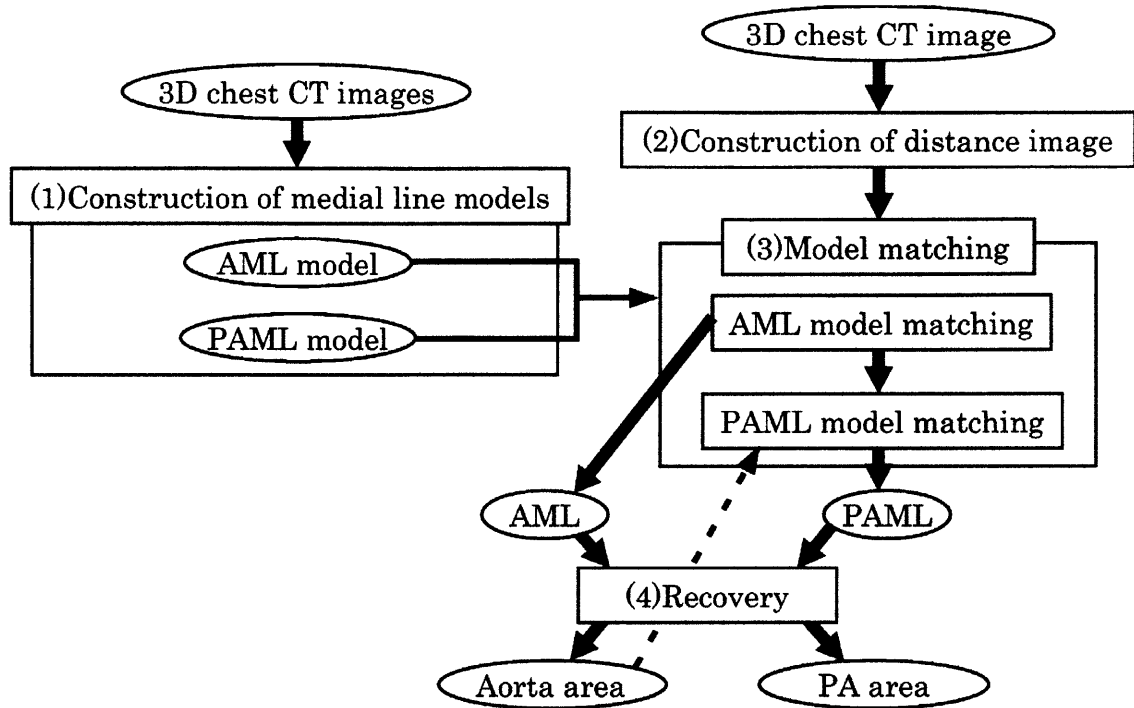


Figure 4.1: Extraction result of the aorta area by the method of [14] (left) and the result of thinning (right).

器（血管の走行方向と直交する断面で見たときにほぼ円形）であるという形状特徴を利用することが考えられる。そのような形状特徴を利用する場合、血管の芯線をまず抽出する必要がある。芯線を抽出する方法として細線化処理 [18] が考えられるが、細線化処理では本来存在しない枝（偽枝）が生成されることがあり (Fig. 4.1(b))、偽枝の除去は容易ではない。

本手法では、まず血管領域のエッジに該当する位置にあるとみなされる点を抽出する。次にこれらの点集合からのユークリッド距離変換を利用して各血管の芯線の候補位置を推定する。この芯線候補位置に予め構成した芯線の形状モデルをあてはめることにより血管の芯線を求める。この過程では細線化処理を用いていないため、偽枝の生成は起こらず、各血管の芯線を別々に抽出することができる。得られた各芯線に逆距離変換を施すことで各血管領域を復元し、最終的な大動脈および肺動脈領域を得る。

本手順の概要を Fig. 4.2 に示す。血管抽出は以下の 4 つのステップ：(1) 芯線モデルの



AML: Aorta Medial Line  
 PAML: Pulmonary Artery(PA) Medial Line

Figure 4.2: Outline of the proposed method.

作成, (2) 距離値画像の作成, (3) 芯線モデルあてはめ, (4) 形状復元, から成る.

なお, 本研究では大動脈弓, 気管分岐部および肺動脈が撮影されている胸部 CT 像を対象とする.

## 4.3 処理手順

### 4.3.1 芯線モデルの作成

複数の症例を基に大動脈および肺動脈の芯線モデルを作成する. 今回の実験では 3 例 (ほぼ全肺野が撮影されているマルチスライス CT 像 2 例, 大動脈弓, 気管分岐部, 肺動脈が撮影されているヘリカル CT 像 1 例) を基に作成した. 芯線モデル作成の概略を Fig. 4.3 に示す. 形状表現には B-spline 曲線を用い, 制御点は手入力する. 肺動脈芯線モデルは肺動脈幹と左右肺動脈までをモデル化する. 分岐部は肺動脈幹の芯線モデルの終点と左右肺動脈の芯線モデルの始点を共通にすることで表現される. ここで, 大動脈芯線モデル

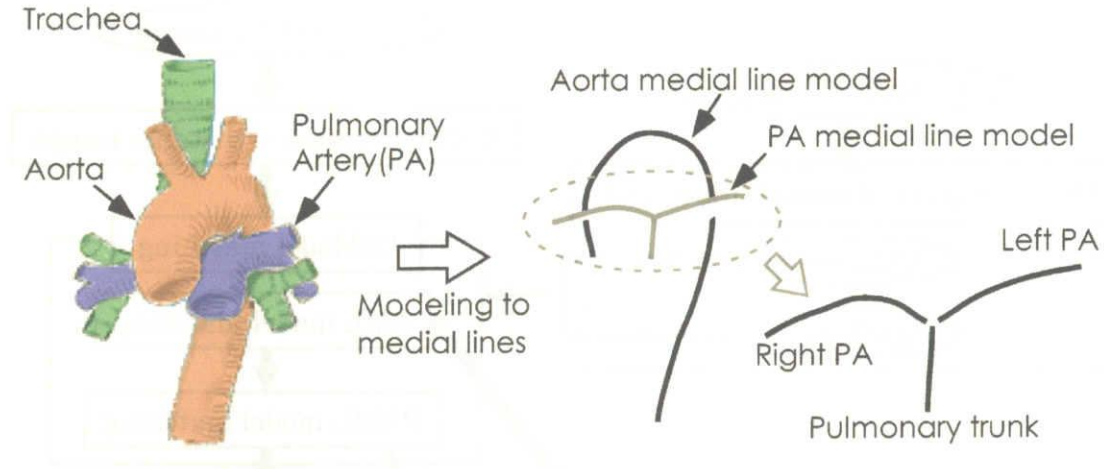


Figure 4.3: Outline of the construction of medial line models.

は気管分岐部を基準に、肺動脈芯線モデルは肺動脈幹の分岐部を基準に一定間隔で制御点を配置する。3例の対応する制御点の平均位置をそれぞれ求め、大動脈芯線モデルおよび肺動脈芯線モデルとする。

以下、大動脈芯線モデル (Model of aorta) を  $\mathbf{M}_a = \{\mathbf{v}_a(i) | 0 \leq i \leq N_a\}$  (=芯線の制御点の座標の集まり)、肺動脈芯線モデル (Model of pulmonary artery) を  $\mathbf{M}_{pa} = \{\mathbf{v}_{pa}(i) | 0 \leq i \leq N_{pa}\}$  で表す。ただし、 $\mathbf{v}(i) = (v_x(i), v_y(i), v_z(i))$  は  $i$  番目の制御点の座標を表し、各制御点は気管分岐部からの相対座標で表す。また、 $\mathbf{M}_a$  および  $\mathbf{M}_{pa}$  で定義される B-spline 曲線をそれぞれ、 $\mathbf{L}_a$  および  $\mathbf{L}_{pa}^j$  ( $j$  は枝番号。肺動脈幹、左肺動脈、右肺動脈をそれぞれ 0, 1, 2 とする) で表し、 $\mathbf{L}_a$  および  $\mathbf{L}_{pa}^j$  上の点を  $\mathbf{L}_a(t)$ ,  $\mathbf{L}_{pa}^j(t)$  ( $0 \leq t \leq 1$ ) で表す。

### 4.3.2 距離値画像の作成

距離値画像作成の手順を Fig. 4.4 に示す。まず、入力 CT 像にメディアンフィルタおよびオープニング演算を施して平滑化する。3次元濃淡画像を  $\mathbf{F} = \{f(x, y, z)\}$  ( $f(x, y, z)$  = 画素  $(x, y, z)$  の濃度値)、構造関数  $\mathbf{G} = \{g(u, v, w)\}$  によるオープニング演算を  $\mathbf{F}$  に施した後の出力画像を  $\mathbf{F}_{open} = \{f_{open}(x, y, z)\}$  とすると、 $f_{open}(x, y, z)$  は以下の式により定義される [20]。

$$f_{open}(x, y, z) = [(\mathbf{F} \ominus \mathbf{G}^s) \oplus \mathbf{G}](x, y, z), \quad (4.1)$$

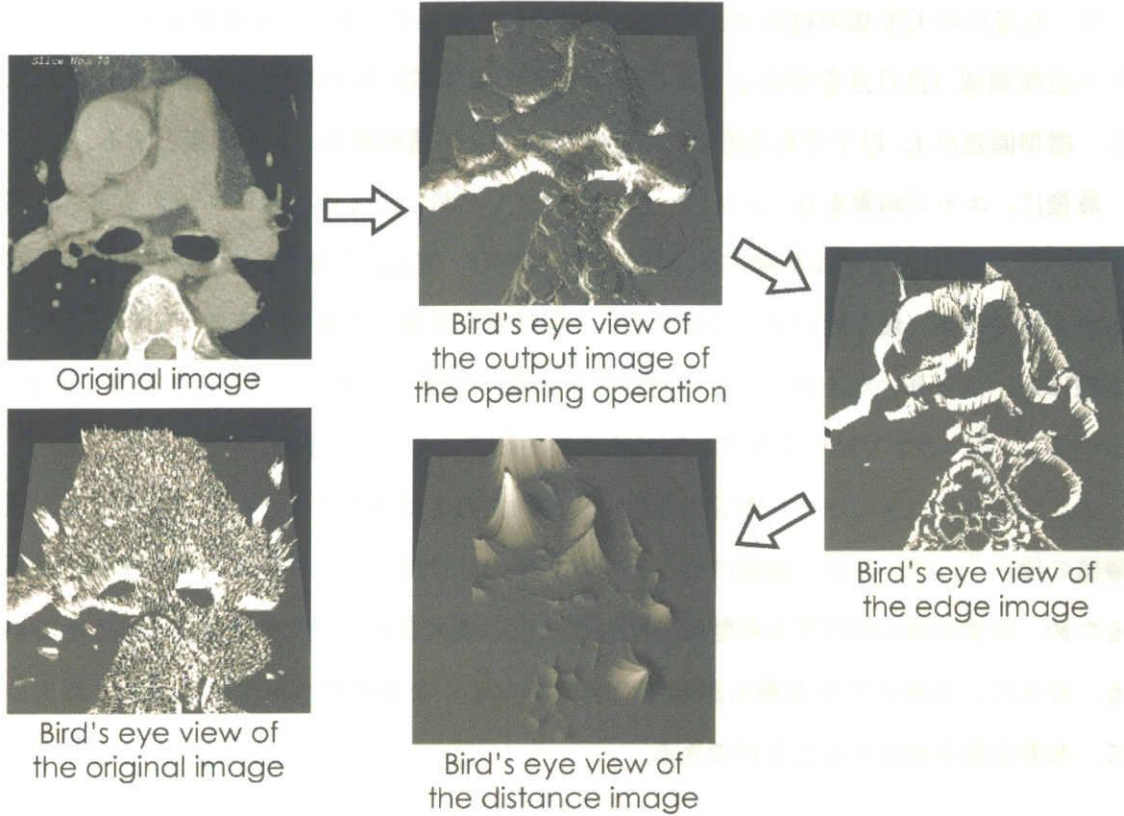


Figure 4.4: Outline of the construction of the distance image.

ただし,

$$[\mathbf{F} \ominus \mathbf{G}](x, y, z) = \min_{\substack{(x+u, y+v, z+w) \in \mathcal{F} \\ (u, v, w) \in \mathcal{G}}} (f(x+u, y+v, z+w) - g(u, v, w)), \quad (4.2)$$

$$[\mathbf{F} \oplus \mathbf{G}](x, y, z) = \max_{\substack{(x+u, y+v, z+w) \in \mathcal{F} \\ (u, v, w) \in \mathcal{G}}} (f(x+u, y+v, z+w) + g(u, v, w)). \quad (4.3)$$

ここで,  $\mathbf{G}^s$  は  $\mathbf{G}$  と原点に関して対称な関数を表す. また,  $\mathcal{F}$  および  $\mathcal{G}$  はそれぞれ  $\mathbf{F}$  と  $\mathbf{G}$  の定義域を表す. 本文では  $\mathcal{G}$  を半径  $r$  の球領域とし,  $g(u, v, w) \equiv 0$  (従って,  $\mathbf{G}^s = \mathbf{G}$ ) とする. メディアンフィルタは雑音成分除去, オープニング演算は CT 値のばらつき抑制が目的である.

次に,  $\mathbf{F}_{open}$  の各点でグラディエントの大きさ  $\|\nabla f_{open}(x, y, z)\|$  がしきい値  $t_g$  以上の画素をエッジ候補画素として抽出する. なお, グラディエントの計算は次の式を用いた.

$$\nabla f(x, y, z) = (f(x+1, y, z) - f(x, y, z), f(x, y+1, z) - f(x, y, z), f(x, y, z+1) - f(x, y, z)). \quad (4.4)$$



同一血管内の CT 値のばらつきは小さいことを利用して、各エッジ候補画素に対して、その近傍領域（注目点を中心とした半径 4 画素の球領域）内の濃度値の標準偏差を計算し、標準偏差が  $t_\sigma$  以下である画素を削除して残った候補画素をエッジ画素とする。

最後に、エッジ画素を 0、エッジ以外の画素を 1 とおいた 2 値画像にユークリッド距離変換 [19] を施す。得られた画像を距離値画像と呼び、 $\mathbf{F}_{dist}$  で表す。 $\mathbf{F}_{dist}$  の各画素には距離変換の結果（最も近いエッジ画素からの距離値を自乗した値）が入る。それは血管の芯線に近いほど高い値を持ち、その意味で各画素が血管の芯線らしさを表す画像である。この  $\mathbf{F}_{dist}$  を 4.3.3 で述べるモデルあてはめの評価値として利用する。

ここで注意すべきことは、血管ではない構造物（例えば気管支など）の中心付近にも距離値の極大点は現れるが、縦隔内構造物では心臓を除けば、血管が最も大きな構造物であるため、血管芯線に相当する距離値の極大点は他の極大点よりも大きな値になることである。ゆえに、芯線モデルを最も距離値の総和が大きくなる点列へあてはめることによって、血管芯線を抽出することができる。

### 4.3.3 芯線モデルのあてはめ

(1) 概要 大動脈および肺動脈領域抽出の流れを Fig. 4.5 に示す。距離値画像を利用して入力画像の大動脈および肺動脈の芯線に、予め作成した大動脈および肺動脈芯線モデルをあてはめて各芯線を得る。上記のモデルあてはめは大局モデルあてはめ (Global matching) と精密モデルあてはめ (Precise matching) の 2 段階からなる。

[ 大局モデルあてはめ ] モデルにアフィン変換を施して各血管の大きさや位置の個人差を大まかに修正し、モデルの初期形状を決定する。

[ 精密モデルあてはめ ] モデルの各制御点ごとに局所的な変形を行い、各芯線を推定する。

マッチングは、大動脈芯線モデル  $\mathbf{M}_a$ 、肺動脈芯線モデル  $\mathbf{M}_{pa}$  の順に行う。ただし、 $\mathbf{M}_{pa}$  のマッチングの前に 4.3.4 で述べる大動脈領域の復元・修正処理を行い、 $\mathbf{M}_{pa}$  のマッチング時には大動脈領域抽出結果を利用する。

(2) 大局モデルあてはめ 入力画像の気管分岐部  $\mathbf{b}$  を基に  $\mathbf{M}_a$  および  $\mathbf{M}_{pa}$  を配置する。気管分岐部の位置  $\mathbf{b}$  は、領域拡張法 [6] により抽出された気管支領域に対してスライス単

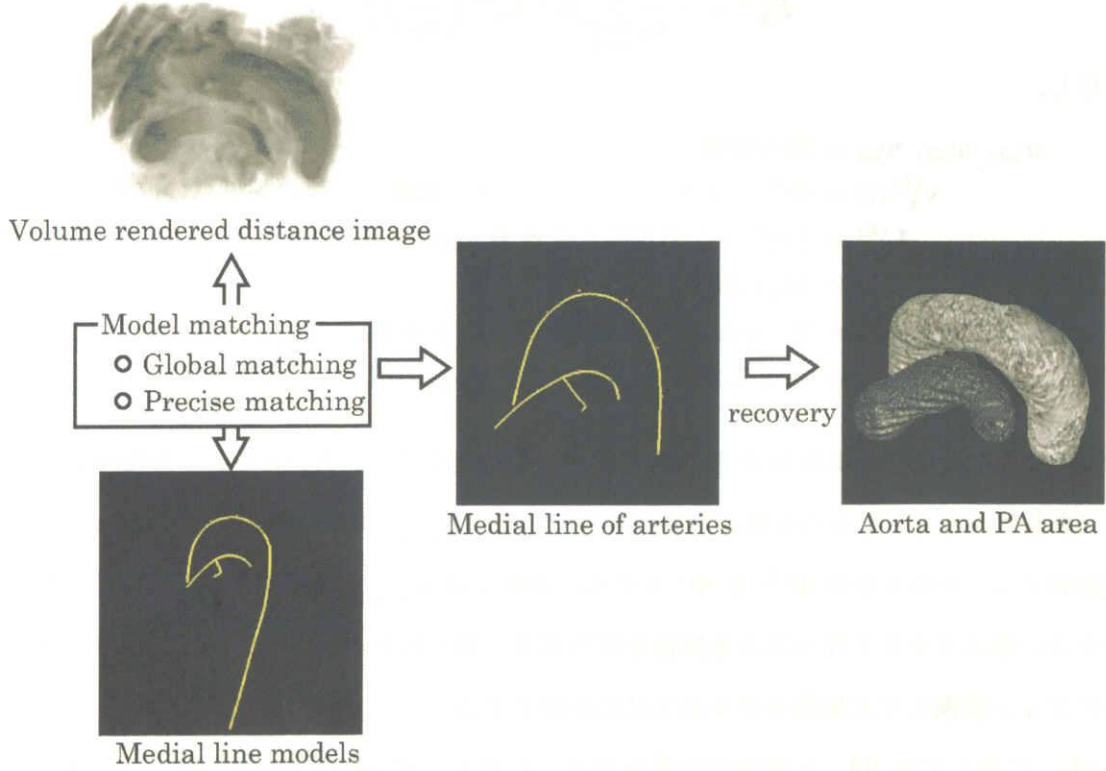


Figure 4.5: Outline of the extraction of the aorta and the pulmonary artery.

位の2次元連結成分処理を施すことで得られる。以下、 $\mathbf{M}_a$  に対する大局あてはめについて述べる。

大局的モデルあてはめは、式(4.5)~(4.8)で定義する評価値  $E_{rough}^{(k)}$  を最小にするアフィン変換のパラメータ  $\Phi^* = (\theta^*, \psi^*, \alpha^*, \mathbf{s}^*)$  ( $x$ - $y$  平面の回転角  $\theta$ ,  $y$ - $z$  平面の回転角  $\psi$ , 各座標軸方向の拡大率  $\alpha = (\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z)$  および平行移動量  $\mathbf{s} = (s_x, s_y, s_z)$ ) を求め、 $\Phi^*$  によりモデルをアフィン変換することで行われる。 $\Phi^*$  は各パラメータを微小量変化させながら反復計算(パウエル法[21]のアルゴリズム利用)により数値的に求める。以下の式中の  $k$  は反復回数を表す。

$$E_{rough}^{(k)} = w_{a1}E_1^{(k)} + w_{a2}E_2^{(k)} + w_{a3}E_3^{(k)}, \quad (4.5)$$

$$E_1^{(k)} = \frac{1}{n_a} \sum_{i=1}^{n_a} \left\{ \left\| \mathbf{v}_a^{(k)}(i) - \mathbf{b} \right\| - \left\| \mathbf{v}_a^{(0)}(i) - \mathbf{b} \right\| \right\}^2, \quad (4.6)$$

$$E_2^{(k)} = \left(1 - \alpha_x^{(k)}\right)^2 + \left(1 - \alpha_y^{(k)}\right)^2 + \left(1 - \alpha_z^{(k)}\right)^2, \quad (4.7)$$

$$E_3^{(k)} = -\frac{1}{n_t} \sum_{l=1}^{n_t} f_d \left( \mathbf{L}_a^{(k)} \left( \frac{l}{n_t} \right) \right). \quad (4.8)$$

ただし,

$w_{a1}, w_{a2}, w_{a3}$  = 重み係数,

$\mathbf{v}_a^{(k)}(i)$  =  $\Phi^{(k)}$ によりモデルをアフィン変換した時の制御点の位置,

$\mathbf{L}_a^{(k)} = \{\mathbf{v}_a^{(k)}(i)\}$  で定義される B-spline 曲線,

$n_a = \mathbf{M}_a$ の制御点数,

$n_t$  = B-spline 曲線のサンプリング点数,

$f_d(\mathbf{x})$  = 点  $\mathbf{x}$  における距離値画像  $\mathbf{F}_{dist}$  の値.

である.  $E_1$  は気管分岐部  $\mathbf{b}$  からの相対位置の変化量を表す.  $E_2$  はモデルが極端に小さく (または大きく) なるのを防ぐためのものである.  $E_{rough}^{(k)}$  の値が変化しなくなったら反復を終了し, そのときの  $\Phi^{(k)}$  を  $\Phi^*$  とする. 実際には  $E_{rough}^{(k)}$  の変化量が予め設定した十分小さい値より小さくなったとき反復を打ち切る. 得られたパラメータ  $\Phi^*$  によりモデルをアフィン変換して大局的モデルあてはめを終了する.

$\mathbf{M}_{pa}$  に対しても  $\mathbf{M}_a$  と同様の計算を行う. ただし, 式 (4.5) で示す  $E_{rough}^{(k)}$  に次の式 (4.9) の評価値を加算した値を全体の評価値とする.

$$E_4^{(k)} = w_{pa4} \frac{1}{n_{pa}} \sum_{j=0}^2 \sum_{l=1}^{n_{pa}(j)} f_a \left( \mathbf{L}_{pa}^j{}^{(k)} \left( \frac{l}{n_{pa}(j)} \right) \right). \quad (4.9)$$

ただし,

$n_{pa}(j)$  = 肺動脈芯線モデル  $\mathbf{M}_{pa}$  の  $j$  番目の枝の制御点数,

$n_{pa} = \mathbf{M}_{pa}$  の制御点の総数 =  $\sum_{j=0}^2 n_{pa}(j)$ ,

$f_a(\mathbf{x}) = \begin{cases} \text{点 } \mathbf{x} \text{ におけるの距離値} & (\mathbf{x} \text{ が既抽出の大動脈内部の時}) \\ 0 & (\text{その他の時}). \end{cases}$

これは,  $\mathbf{M}_{pa}$  の一部が誤って大動脈の芯線にあてはまることを防ぐためである.

**(3) 精密モデルあてはめ** 次に示す評価値  $E_{precise}^{(k)}$  を最小にするモデルの各制御点位置を反復計算により求めることにより,  $\mathbf{L}_a$  および  $\mathbf{L}_{pa}^j$  を各血管の芯線に精密にあてはめる. 各反復における制御点の移動可能範囲は, 画像の各軸方向  $\pm 5$  画素とする. 以下,  $\mathbf{M}_a$  に対する計算法を述べる.

$$E_{precise}^{(k)} = w_{a5} E_5^{(k)} + w_{a6} E_6^{(k)} + w_{a7} E_7^{(k)}, \quad (4.10)$$

$$E_5^{(k)} = \sum_{i=1}^{n_a} \left\{ \left\| \mathbf{d}_a^{(k)}(i-1, i) - \mathbf{d}_a^{(0)}(i-1, i) \right\|^2 + \left\| \mathbf{d}_a^{(k)}(i+1, i) - \mathbf{d}_a^{(0)}(i+1, i) \right\|^2 \right\}, \quad (4.11)$$

$$E_6^{(k)} = \frac{1}{n_t} \sum_{l=1}^{n_t} \left\{ Cuv \left( \mathbf{L}_a^{(k)} \left( \frac{l}{n_t} \right) \right) - Cuv \left( \mathbf{L}_a^{(0)} \left( \frac{l}{n_t} \right) \right) \right\}^2, \quad (4.12)$$

$$E_7^{(k)} = -\frac{1}{n_t} \sum_{l=1}^{n_t} f_d \left( \mathbf{L}_a^{(k)} \left( \frac{l}{n_t} \right) \right), \quad (4.13)$$

$$\mathbf{d}_a^{(k)}(j, i) = \mathbf{v}_a^{(k)}(j) - \mathbf{v}_a^{(k)}(i). \quad (4.14)$$

ここで、 $k$  は反復回数を示す番号、 $w_{a4}$ 、 $w_{a5}$ 、 $w_{a6}$  は重み係数、 $Cuv(\mathbf{x})$  は点  $\mathbf{x}$  におけるモデルの芯線  $\mathbf{L}_a$  の曲率を返す関数である。  $E_5$  は初期形状からの変化量を表す。  $E_6$  は曲率の変化量に対する評価値であり、初期形状時の曲率に近いほど評価は高くなる。大局モデルあてはめと同様に、すべての制御点の位置が変化しなくなるか、または、反復回数が予め設定した値を超えたとき反復を終了する。

$\mathbf{M}_{pa}$  に対しても同様の計算を行うが、式 (4.10) に次の式 (4.15) の評価値を加える点で異なる。

$$E_8^{(k)} = \frac{1}{n_{pa}} \sum_{j=0}^2 \sum_{l=1}^{n_{pa}(j)} f_a \left( \mathbf{L}_{pa}^{j(k)} \left( \frac{l}{n_{pa}(j)} \right) \right). \quad (4.15)$$

これは大局モデルあてはめ同様、大動脈領域を誤って抽出することを防ぐためである。

#### 4.3.4 形状復元

4.3.3(3) で得られた芯線の画素の集合に対して、各画素の距離値を基に逆距離変換 [22] を行って各領域を復元する。ただし、4.3.2 で抽出したエッジ画素は血管内部に偽エッジを含む場合がある。その場合は芯線付近の距離値が低下し、復元された領域は実際の血管領域よりも細く抽出されるため、芯線の各画素  $\mathbf{p}$  に対して以下に示す形状修正を加える。直感的には、同一領域とみなされるかどうかの判定基準（濃度値の標準偏差が  $t_{\sigma 2}$  以下）を満たす最大の球を求め、その球内の全点を抽出領域とする。

[形状修正手順]

[step1] 初期半径を  $r_p = \sqrt{f_d(\mathbf{p})}$  とする。

[step2] 半径  $r_p$  の球内の濃度値の標準偏差が  $t_{\sigma 2}$  以下であれば step3 へ、そうでなければ

Table 4.1: The acquisition parameters of 3D chest X-ray CT images used in the experiment. The symbol “\*” means CT images used for the model construction.

Case No.	The number of pixels in a slice	Pixel size (mm)	The number of slices	Slice thickness (mm)	Reconst. pitch (mm)
1*	512 x 512	0.625 x 0.625	537	1.0	0.5
2*			489	2.0	1.0
3*			101		
4		0.664 x 0.664	99	3.0	1.5
5		0.546 x 0.546	251	1.0	0.5
6			252	2.0	1.0
7			209	2.5	1.25

ば step4 へ.

[step3]  $r_p \leftarrow r_p + 1$  として step2 へ.

[step4] 半径  $r_p$  の球内の全点を抽出領域とする. 次の画素  $p$  へ.

得られた領域をそれぞれ大動脈領域および肺動脈領域とする.

## 4.4 実験

本手法を実際の 3 次元胸部 X 線 CT 像 (非造影) 7 例に適用した. 実験に使用した画像の仕様を表 4.1 に示す. 大動脈芯線モデルの制御点数は 15 個, 肺動脈芯線モデルは 15 個 (肺動脈幹: 4 個, 右肺動脈: 5 個, 左肺動脈: 6 個) とした. 4.3 における各種パラメータ (表 4.2) は全症例共通であり, 実験的に決定した. 具体的には, 実験試料 4 例 (症例 1~4) を基に, 各パラメータ値をある範囲で変えて処理し, 比較的良好な結果が得られた値の範囲の中間の値とした. ただし, オープニング演算の半径は, 縦隔内肺動脈は細い所で半径 7mm 程度であるので, 4mm とした. パラメータ値の一覧を表 4.2 に示す. 表中のかっこ内は, 良好な結果が得られた範囲を示している. この数字がないパラメータは設計段階で固定したものである.

Table 4.2: Parameter values. Values inside ( ) show changes of parameter values so as to give almost the same extraction results. Parameter values without ( ) were fixed for all cases.

mask size of median filter		3 x 3 x 3 (pixels)			
radius of element function		4.0 (mm)			
$t_g$	10.0 (±5.0)	$t_\sigma$	15.0 (±5.0)	$t_{\sigma 2}$	8.0 (±3.0)
$w_{a1}$	1.0	$w_{a2}$	10.0 (±5.0)	$w_{a3}$	1.0 (±1.0)
$w_{a5}$	1.0	$w_{a6}$	1.0	$w_{a7}$	4.0 (±1.0)
$w_{pa1}$	1.0	$w_{pa2}$	50.0 (±10.0)	$w_{pa3}$	1.0 (±1.0)
$w_{pa4}$	1.0	$w_{pa5}$	1.0	$w_{pa6}$	1.0
$w_{pa7}$	1.0 (±0.5)	$w_{pa8}$	1.0		

なお、本手法で適用する各種フィルタ処理は、計算時間削減のため、しきい値処理等で抽出した肺野領域の外接直方体内に限定して適用した。

抽出結果の評価は、筆者の手入力による大動脈および肺動脈の領域（領域 A）と本手法による抽出結果（領域 B）の一致度（次式）を用いた。

$$\text{一致度} = \frac{(A \cap B \text{ の画素数})}{(A \cup B \text{ の画素数})}$$

なお手入力は、表示時のウィンドウレベルを 0H.U. で固定し、ウィンドウ幅を 150 または 400 と切り替えながらスライス毎に行った。大動脈、肺動脈の位置の把握は主にウィンドウ幅 150 で行い、手入力は主にウィンドウ幅 400 で行った。また、手入力された領域は医師が目視により評価し、誤った領域を抽出していないことを確かめた。

大動脈および肺動脈領域抽出結果の例を Fig. 4.6-4.9 に、評価結果を表 4.3 に示す。Fig. 4.6,4.7 の上段は原画像と抽出結果（白線）、下段は上段に対応した距離値画像である。Fig. 4.8 に抽出結果の 3 次元表示例を示す。Fig. 4.9 上段は原画像と抽出結果を、下段は対応した手入力結果を示す。症例 1~3 はモデル作成に用いた CT 像で、症例 4~7 はモデル作成に用いなかった CT 像である。大動脈領域抽出結果は症例 1 を除いて一致度 90 % 以上であり、肺動脈領域は一致度約 90 % が 3 例、約 80 % が 4 例であった。表 4.2

Table 4.3: Evaluation results by the coincidence index.

Case No.	Coincidence index	
	Aorta	PA
1	0.88	0.82
2	0.91	0.84
3	0.92	0.92
4	0.92	0.90
5	0.94	0.81
6	0.96	0.80
7	0.95	0.92

のように、パラメータ値の変更に対する本手法の感度はそれほど敏感ではなかった。ただし、 $w_{pa7}$ （距離値画像の画素値、いわゆる外部エネルギーの重み）は他と比べて少し敏感であった。

計算時間はスライス数 101 枚の症例で約 20 分（距離値画像作成に約 10 分、モデルあてはめに約 10 分）であった（CPU:Pentium III, 866MHz×2）。

## 4.5 考察

Fig. 4.6, 4.7, 4.8, および表 4.3 のように、大動脈領域は良好に抽出できることを確認した。これは、肺野と接する部分において良好にエッジを抽出できること、および、大動脈が芯線に沿った断面で見たときにほぼ円形のチューブ状であることが主要因と思われる。前者はモデルあてはめによる芯線推定の安定化に寄与し、後者は逆距離変換による領域復元によってほぼ大動脈領域を抽出できる主な理由である。また、モデル作成に用いた CT 像とそうでない CT 像への適用結果に特に差は無いことも確認できた。これらにより、血管の基本構造を利用した本手順による大動脈領域抽出の有効性が示された。

大動脈領域における一致度の低下の主な原因は、モデルあてはめで推定された芯線の位

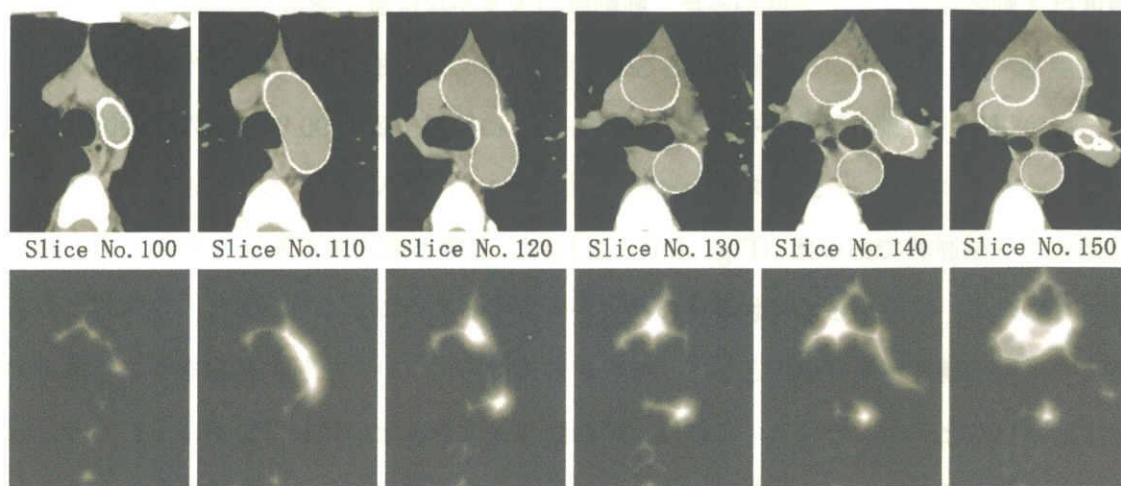


Figure 4.6: Examples of the extraction result of the case No.2. (Upper row) Original images and extraction results of the aorta and the pulmonary artery. (Lower row) Distance images corresponding to upper images.

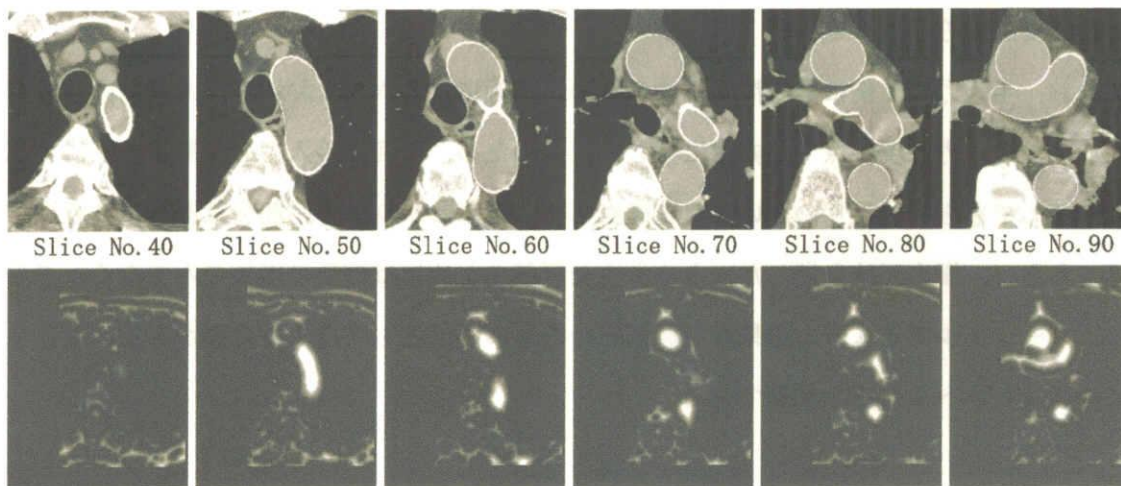


Figure 4.7: Examples of the extraction result of the case No.7. (Upper row) Original images and extraction results of the aorta and the pulmonary artery. (Lower row) Distance images corresponding to upper images.

置ずれである (Fig. 4.9). これに対処するには, 血管領域復元結果をモデルあてはめ処理へフィードバックするなどのモデルあてはめ方法の改善, あるいは, 輪郭面モデルを利用した形状修正法の改善, などの方策が考えられる. これらの点で, 本抽出法の精度を高めれば, 大動脈瘤検出 [16] などある種の異常の検出への応用も期待できる.

一方, 肺動脈領域は 3 例で一致度約 90 %であったが, 残り 4 例で約 80 %であり, 抽出



精度は大動脈領域よりやや低かった。肺動脈の大まかな位置や構造の認識を考えた場合、一致度 80 % という結果でも十分であると思われるが、本抽出結果の肺野内肺動脈領域抽出への応用や肺動脈の異常の有無を判断するためには、一致度 90 % 以上の認識機能が必要であると思われる。一致度の低かった症例において、手入力による結果と大きく異なった部位は肺動脈幹であった (Fig. 4.9)。これは、芯線と直交する断面で見たときに円形ではないため、芯線からの形状復元の精度が低下することによる\*1。また、全体的に大動脈よりも抽出精度が低い理由として、モデルあてはめにおいて血管の芯線をうまく推定できていないことが挙げられる。これは、肺静脈や上大静脈との接触部分が多く、その部分の輪郭が鮮明でないために肺動脈のエッジ候補をうまく抽出できないためである。このとき、部分的に血管径と同じくらいの大きさのエッジの隙間が生じ、本来のエッジである所に比較的大きな距離値が与えられる。一致度が 80 % 程度であった 4 例ではそのような箇所があった。この問題に対しても上述のように、モデルあてはめ方法や形状修正法を改良する必要がある。

なお、手入力は 1 例に数時間を要するため、医師による入力、および、大量の画像に対する同種の入力は現時点では非常に難しい。そのため、今回は手入力の結果を医師に目視で評価してもらい、誤りのないことを確認した。特にわかりにくい部分は医師に注意深く見てもらい、極力正確を期した。より厳密な評価のためには例数の増加のみでなく、さらに、パーシャルボリューム効果など原画像そのものの精度も考慮する必要がある。これらは今後検討すべき重要な問題である。

## 4.6 むすび

本章では芯線情報とエッジ情報を共用した 3 次元胸部 X 線 CT 像からの縦隔内血管領域の自動抽出法について述べた [23]。具体的には、大動脈および肺動脈の芯線モデルを用いて各血管の芯線を抽出し、得られた芯線を基に各動脈領域を復元することで、大動脈および肺動脈領域を抽出した。実験の結果、大動脈領域に関しては概ね良好に抽出できるこ

---

\*1 放射線科医の臨床的知見から、また、対象血管を一部でも含む試料画像 100 例以上 (10mm スライス、拡大撮影像を含む) を見る限り、大動脈および左右肺動脈は正常であれば断面がほぼ円形であるという仮定は妥当であると考えられる。ただし、瘤がある場合は別である。

とを確認した。しかし、肺動脈領域の場合は抽出精度がやや低い。非造影 3 次元胸部 X 線 CT 像からの縦隔内血管像の認識はこれまでに報告されておらず、どの程度の認識が可能かは未知数であったが、本研究により一つの可能性が示されたと考えられる。

今後の課題として、まず、多数の画像に対する実験とその結果の医師によるより詳しい評価、用途に対応して必要な精度と手法の関係の詳しい検討などが挙げられる。また、モデルあてはめ方法および形状修正法の改善なども望まれる。さらに、対象として肺静脈領域抽出法の開発も望まれる。

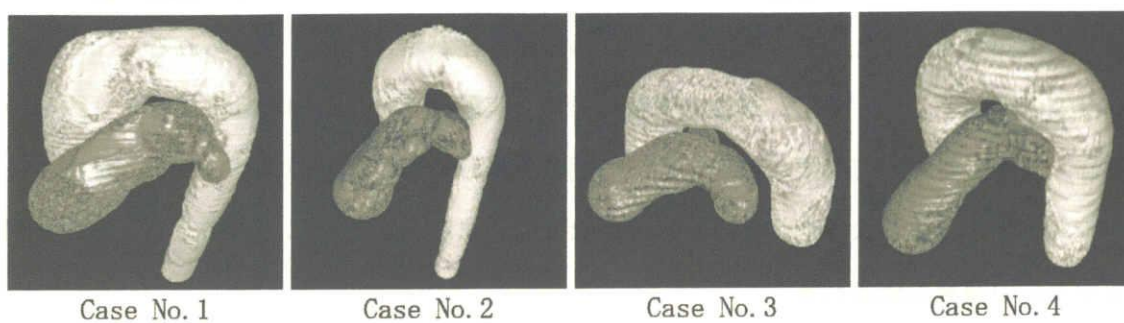


Figure 4.8: Examples of 3D display of extraction results. Light and dark gray colors show the aorta and the pulmonary artery areas, respectively.

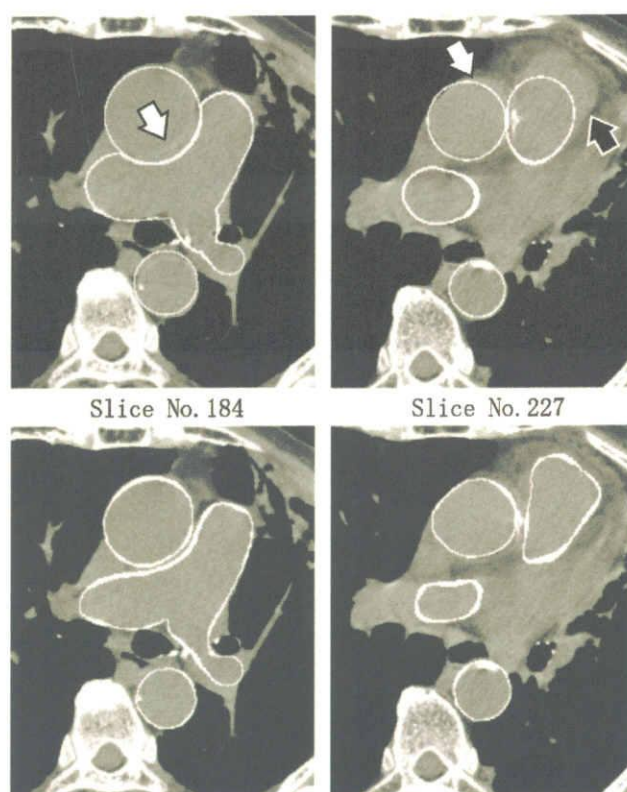


Figure 4.9: Examples of insufficient extraction results of the case No.1. (Upper row) Original images and extraction results, (Lower row) Original images and results manually traced. White arrows and a black arrow show parts of insufficient extraction of the aorta and the pulmonary trunk, respectively.

## 参考文献

- [1] J. Toriwaki : “Forty years of CAD” , IEEE Trans. on Medical Imaging (印刷中) .
- [2] 鳥脇純一郎 : “CAD の定義について” , 厚生労働省がん研究助成金長谷川班平成 13 年度第一回班会議資料, 2001.
- [3] 鳥脇純一郎 : “コンピュータ支援画像診断学会 (CADM) 10 年一回顧と展望のためのノート” , CADM News Letter, 35, pp. 6-7 (2002).
- [4] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎 : “可変ベジエ曲面による形状モデルを用いた 3 次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出” , 信学論 D-II, Vol.J83-D-II, 1, pp.165-174 (2000).
- [5] 戸崎哲也, 河田佳樹, 仁木登, 大松広伸 : “胸部 3 次元 CT 像による肺野内臓器の抽出と分類” , 信学論 D-II, Vol.J82-D-II, 8, pp. 1327-1338 (1999).
- [6] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki et. al. : “Automated extraction and visualization of bronchus from 3D images of lung” , Proc. 1st Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine, pp. 542-548 (1995).
- [7] “次世代医用画像技術論文特集” , 信学論 D-II, Vol.J83, 1, 2000.
- [8] G. D. Rubin, D. S. Paik, P. C. Johnston et. al. : “Measurement of the aorta and its branches with helical CT” , Radiology, 206, 3 pp. 823-829 (1998).
- [9] L. S. Wilson, S. F. Brown, J. A. Young et. al. : “Three-dimensional computer models of abdominal aortic aneurysms by knowledge-based segmentation” , Proc. of the 13th International Congress and Exhibition CARS'99, pp. 213-217 (1999).
- [10] O. Wink, W. J. Niessen and M. A. Viergever : “Fast delineation and visualization of vessels in 3-D angiographic images” , IEEE Trans. on Medical Imaging, 19, 4

- pp. 337-346 (2000).
- [11] 今村裕之, 杉本直三, 英保茂, 浦山慎一, 上野克也, 井上寛治: “3次元血管造影 CT 像からの大動脈血管構造の病変部を含めた自動抽出”, JAMIT Frontier 2000 講演論文集, pp. 124-129 (2000).
- [12] D. Rueckert, P. Burger, S. M. Forbat et. al.: “Automatic tracking of the aorta in cardiovascular MR images using deformable models”, IEEE Trans. on Medical Imaging, 16, 5 pp. 581-590 (1997).
- [13] T. Lei, J. K. Udupa, P. K. Saha et. al.: “Artery-vein separation via MRA - an image processing approach”, IEEE Trans. on Medical Imaging, 20, 8 pp. 689-703 (2001).
- [14] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: “3次元胸部 X線 CT 像からの大動脈領域抽出”, 医用電子と生体工学・第 38 巻特別号 (第 39 回日本 ME 学会大会論文集), p. 391 (2000).
- [15] 福島重広, 宇都宮俊二, 相馬敬司: “胃 X線像の辺縁抽出”, 医用電子と生体工学, 15, 6, pp. 383-388 (1977).
- [16] 伊谷寧崇, 渡辺滋: “胸部 CT 検診における大動脈径測定の意義”, 第 8 回胸部 CT 検診研究会原著論文集 2, 8, 3, pp. 166-168 (2001).
- [17] 山口知章, 森健策, 鳥脇純一郎, 長谷川純一, 尾辻秀章: “3次元胸部 X線 CT 像からの肺野領域内における肺動脈・肺静脈の分離抽出に関する基礎的検討”, 第 20 回日本医用画像工学会大会抄録集, 19, 4, pp. 323-324 (2001).
- [18] 齋藤豊文, 森健策, 鳥脇純一郎: “ユークリッド距離変換を用いた 3次元デジタル画像の薄面化及び細線化の逐次型アルゴリズムとその諸性質”, 信学論 D-II, Vol.J79-D-II, 10, pp. 1675-1685 (1996).
- [19] 齋藤豊文, 鳥脇純一郎: “3次元デジタル画像に対するユークリッド距離変換”, 信学論 D-II, Vol.J76-D-II, 3, pp. 445-453 (1993).
- [20] R. M. Haralick, S. R. Sternberg and X. Zhuang: “Image analysis using mathematical morphology”, IEEE Trans. on PAMI, 9, 4 pp. 532-550 (1987).
- [21] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling et. al.: “Numerical recipes in C:

- the art of scientific computing -2nd ed.”, Cambridge University Press, Melbourne (1996).
- [22] T. Saito and J. Toriwaki : “Reverse distance transformation and skeletons based upon the Euclidean metric for n-dimensional digital binary pictures”, *IEICE Trans. INF. & SYST.*, Japan, E77-D, 9, pp. 1005-1016 (1994).
- [23] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 片田和廣 : “芯線モデルを利用した非造影 3次元胸部 X線 CT像からの縦隔内血管領域抽出”, *Medical Imaging Technology*, 20, 5, pp. 572-583 (2002)

## 第 5 章

# 3 次元胸部 X 線 CT 像からの気管支領域抽出

### 5.1 はじめに

人体は様々な臓器の集合体からなり、各臓器はその機能に応じて独自の形をしている。例えば、肺や胃は袋状の形態を有しており、内部に空気や食べ物を格納できる構造になっている。本章で対象とする気管支は、肺の隅々まで空気を送ることができるように、木構造を有している。木構造は気管から始まり、左右の主気管支を経て肺野内部へ進入する。肺野に入った気管支は分岐を繰り返しながら肺野辺縁へと広がっていく。最終的には肺泡に繋がり、そこでガス交換が行われる [1]。

気管支領域の自動抽出に関して、これまでに様々な研究が行われている [2]～[6]。従来手法はほとんどが領域拡張法を基としている。しかしながら、領域拡張法はパーシャルボリューム効果 (partial volume effect; PVE) の影響を受けた気管支枝、特に、スライスと併走する枝を抽出することはできなかった。PVE の影響を受けた枝の画像は他の枝と比べて、気管支内腔の CT 値が高くなり、また、気管支壁の CT 値は低くなる傾向がある。そのため、従来の領域拡張法では気管支以外の領域 (肺野実質領域) を誤って抽出する、あるいは、そのような枝が抽出されない、といった問題点があった。上記問題点を解決するためには、気管支枝ごとに最適なしきい値を探索し、その値で各枝ごとに抽出処理を行うこと、また、気管支壁の強調処理が必要であろう。

そこで本研究では、局所的な処理領域、VOI (volume of interest) という概念を導入

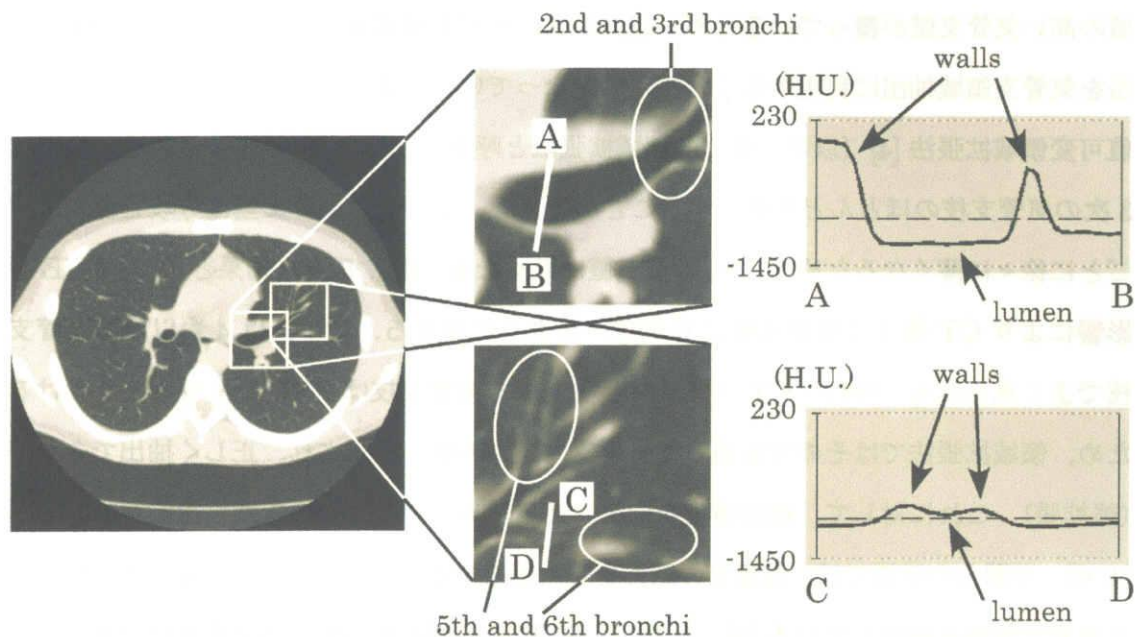


Figure 5.1: An example of CT images. The left-side image shows a slice of the CT image; the mid-upper and mid-lower images are magnified images of the left-side image. Bronchial walls near the center side are strong (as indicated by white circles in the mid-upper image). While, walls in the peripheral area (as shown by circles in the mid-lower image) are very weak. The intensity profiles from A to B and C to D are also shown.

する。VOIはその内部に気管支を一つ含むように配置され、気管支領域抽出はそのVOIを枝の走行方向に伸ばしながら行い、VOI内の気管支に適したしきい値で気管支領域を抽出する。気管支が分岐する際には、VOIもそれに合わせて分割し、木構造を追跡しながら気管支領域を抽出する。また、ラプラシアンフィルタに基づく鮮鋭化処理をVOI内の画像に対して行うことによって気管支壁の強調を実現する。

以下、気管支領域抽出における問題点とその改善案を2節で、本手法の具体的処理を3節で述べる。4節で胸部CT像に対する実験を行い、考察を加える。

## 5.2 気管支領域抽出における問題点について

上で述べたように、気管支領域抽出の従来法は領域拡張法を基に開発されてきた [2]～[6]。気管支内腔は空気で満たされているためCT値が低く、また、その周りを比較的CT



値の高い気管支壁が覆っているため、空気領域（低 CT 値領域）を順次抽出する領域拡張法を気管支領域抽出に利用することは理にかなっている。森らによって開発されたしきい値可変領域拡張法 [4]（以下、森らの領域拡張法と呼ぶ。）は、マルチスライス CT 像では 3 次の気管支枝のほとんどを抽出することができる。しかし、気管支壁は分岐を繰り返すごとに徐々に薄くなるため [1]、その CT 値は低くなる（Fig. 5.1）。結果として、PVE の影響により CT 像上で気管支壁に穴が空いたように見える。この穴は 4 次以降の気管支枝でよく見られる。特に、CT スライスと併走する気管支枝は PVE の影響を強く受けるため、領域拡張法ではその穴を通して気管支内腔の外側へ拡張され、正しく抽出できない（誤拡張）。これに対して、抽出精度を向上させるためのいくつかの手法が提案されている [4, 6]。井関らの手法では、気管支の断面を順次追跡することによって、可変しきい値により気管支領域を抽出している [4]。しかし、PVE の影響を強く受けた気管支枝は抽出できない。Schlathoelter らは front propagation 法 [7] を採用している [6]。そこでは、抽出された気管支内腔領域の径を測ることにより誤拡張を検出している。誤拡張が検出されたら、その表面（輪郭）の拡張を止め、誤拡張した領域を気管支領域から削除する。この手法は処理が非常に速く（数十秒で完了）、解像度 0.68mm 立方のマルチスライス CT 像 1 例に対して、5 次の気管支枝の約 60% を抽出可能という良好な結果を得ている。しかしながら、実際に臨床の場で撮影される CT 像の解像度は普通、等方解像度ではない。すなわち、z 軸（体軸）方向の解像度は x および y 軸の解像度よりも粗い。そのため、上述の問題が発生する可能性がある。

上記の問題を踏まえ、気管支領域抽出精度を向上させるためには、気管支内腔の濃度に応じた可変しきい値で気管支領域を抽出すること、および、気管支壁の強調、の 2 点を改善することが考えられる。本章の方法では、可変しきい値による抽出は、気管支枝を一つ含むような VOI を設定し、VOI 内部でその枝に適したしきい値を探索することで実現する。気管支領域抽出は気管から順番に木構造を辿りながら行う（Fig. 5.2）。具体的には、VOI を気管支枝の走行方向に順次伸ばしながら気管支枝領域を抽出し、分岐点が現れたら VOI もそれに応じて 2 つ（あるいは、3 つ）に分割し、気管支領域全体を抽出する。また、気管支壁の強調はラプラシアンに基づく鮮鋭化処理により実現する。

本手法では、以下に示すごく基本的な解剖学的知識のみを利用する。

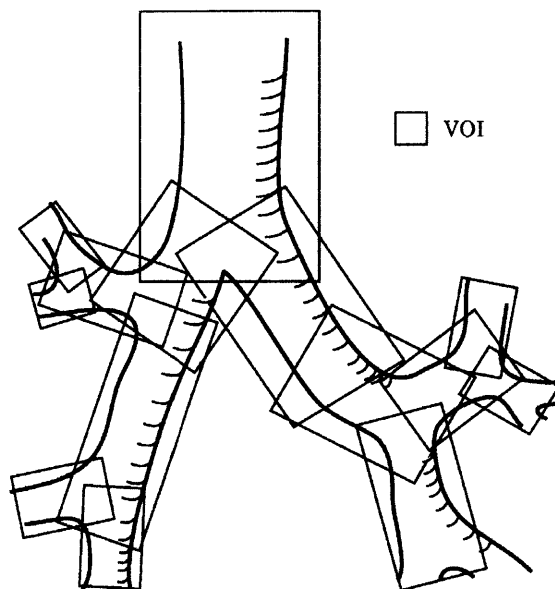


Figure 5.2: Illustration of segmentation of bronchi by using VOIs. Bronchi are segmented sequentially from the trachea by the VOI, which divides a CT image into a subimage that contains one branch in it. Final bronchus region is obtained by unifying them.

- (i) 各気管支枝は2つ、あるいは、3つの子枝を持つ、
- (ii) 枝の太さは分岐を繰り返すごとに細くなる。

子枝の分岐方向に関する解剖学的知識は、今回は導入しない。これは、個人差により分岐パターンが多数存在するためである。

### 5.3 処理手順

本手法の処理の流れを Fig. 5.3 に示す。本手法は7つの Step, すなわち, (1) 気管支領域の粗抽出, (2) 気管に対する VOI の配置, (3) VOI 内の気管支領域抽出, (4) 分岐検出, (5) VOI の伸長, (6) VOI の方向の修正, および, (7) 子 VOI の配置, からなる。最終的な気管支領域は各 VOI で抽出された気管支領域を統合することで得られる。以下, VOI と VOI によって定義される部分画像 (VOI 画像), VOI 画像の強調, および, 具体的処理手順について説明する。

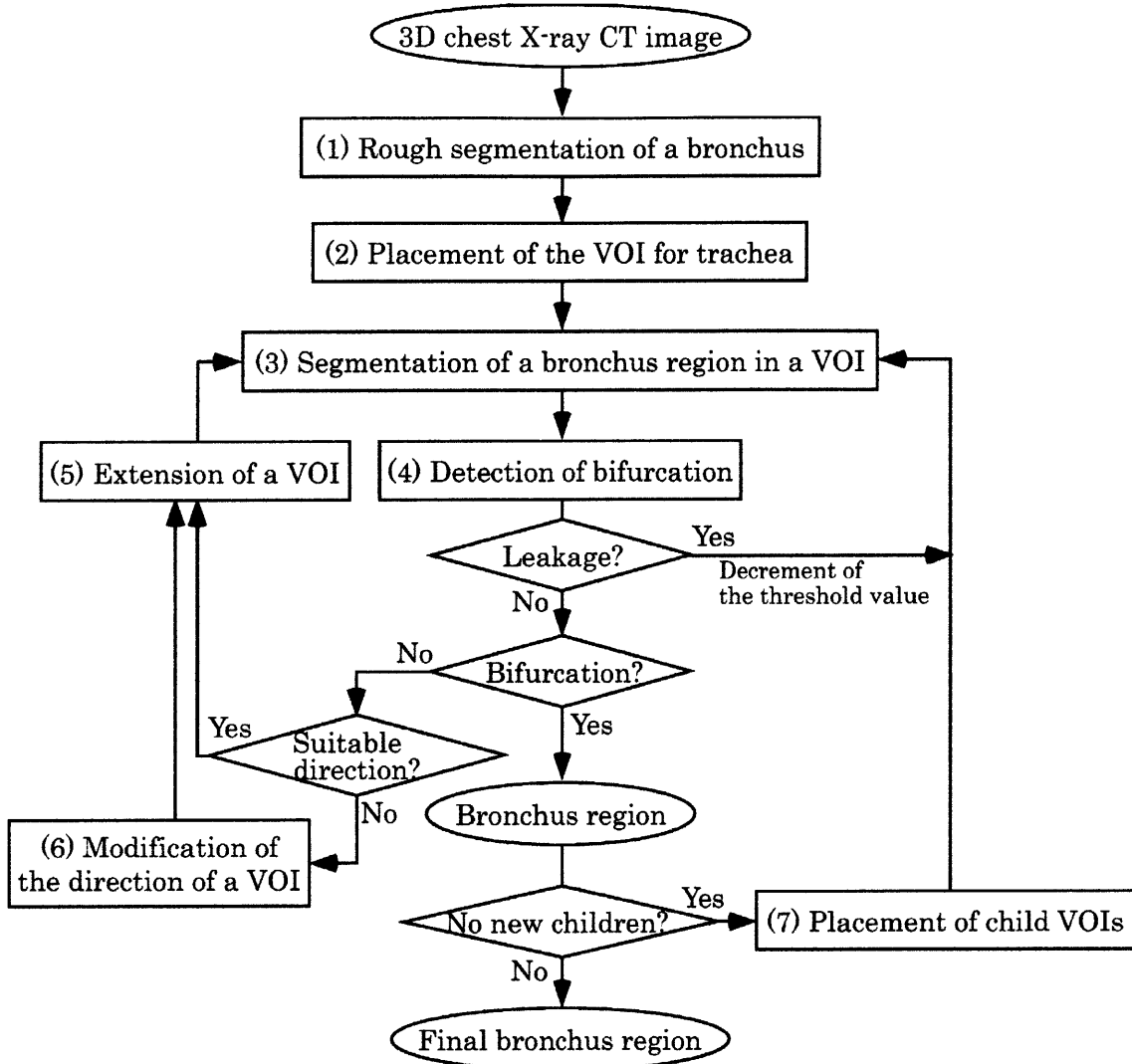


Figure 5.3: The flow chart of the proposed method.

### 5.3.1 VOI と VOI 画像

VOI は気管支枝の走行方向に沿った局所処理領域を定義するものである。VOI は、3つの基底ベクトル ( $e_1$ ,  $e_2$  および  $e_3$ )、VOI の原点 ( $e_0$ )、および、各基底ベクトルに沿った長さ (VOI の大きさ;  $l_1$ ,  $l_2$  および  $l_3$ ) によって定義される (Fig. 5.4(a))。基底ベクトル  $e_3$  は気管支枝の走行方向に合わせて決定する。以下、 $e_3$  の方向を“VOI の方向”,  $l_3$  の長さを“VOI の長さ”と呼ぶ。 $e_1$ ,  $e_2$ , および、 $e_3$  の計算方法は 3.3 節で述べる。 $e_1$ ,  $e_2$ , および、 $e_3$  をそれぞれ VOI 画像の軸 ( $x$ ,  $y$ , および  $z$  軸) とする (Fig. 5.4(b))。VOI

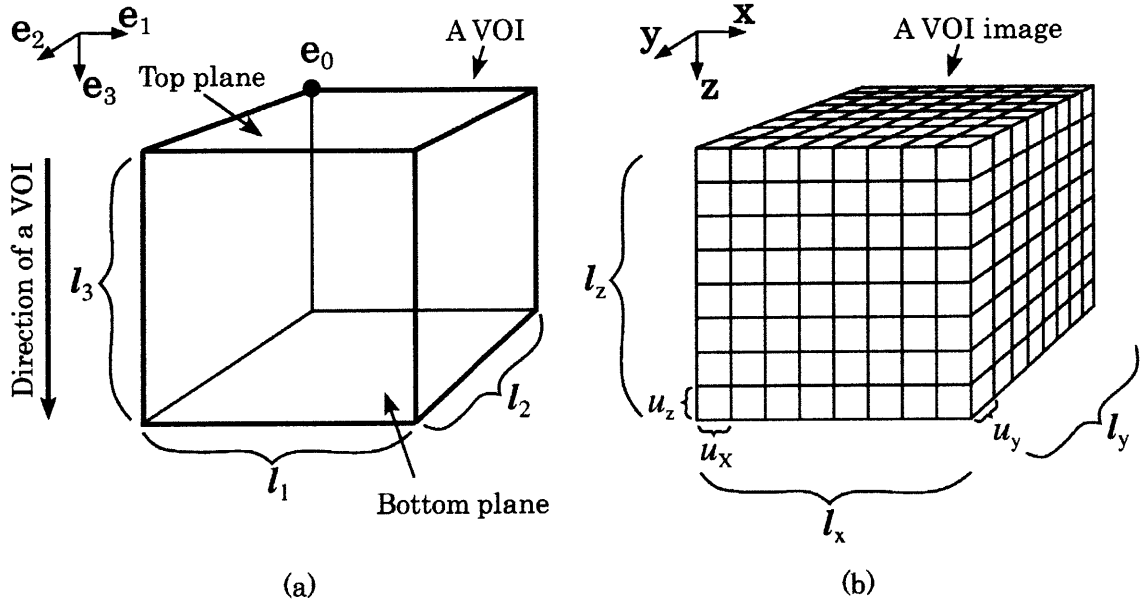


Figure 5.4: Explanation of a VOI and a VOI image. (a) A local coordinate system of a VOI. It consists of the origin  $e_0$  and three basis vectors  $e_1 \sim e_3$ . (b) A VOI image defined by a VOI of (a). Each voxel of a VOI image is calculated by interpolating a given CT image with isotropic resolution.

で定義された部分画像 (VOI 画像と呼ぶ) は, シグモイド関数あてはめによる 3 次補間によって原画像から計算される. VOI 画像の解像度  $(u_x, u_y, u_z)$  は等方解像度とする. すなわち,  $u_x = u_y = u_z$ .  $u_x$ ,  $u_y$ , および,  $u_z$  は以下のように計算する.  $U_{min}$  (milli-meter) を入力 CT 像の最小解像度,  $\alpha$  を拡大係数とすると, VOI 画像の解像度は

$$(u_x, u_y, u_z) = (U_{min}/\alpha, U_{min}/\alpha, U_{min}/\alpha), \quad (5.1)$$

$$\alpha = \left[ 10 \frac{U_{min}}{r} \right], \quad (5.2)$$

で与えられる. ここで,  $[ ]$  はガウス記号,  $r$  は気管支枝の半径 (後述) を表す. この式は各軸  $e_i$  の長さ  $l_i$  が少なくとも 20 画素であることを意味する. ゆえに, VOI 画像の大きさ  $(l_x, l_y, l_z)$  は

$$(l_x, l_y, l_z) = \left( \left[ \frac{l_1}{u_x} \right] + 1, \left[ \frac{l_2}{u_y} \right] + 1, \left[ \frac{l_3}{u_z} \right] + 1 \right) \quad (5.3)$$

として計算される.

一般に, スライス間解像度はスライス内解像度よりも大きい. そのため, CT スライスと平行な気管支枝は Fig. 5.5(a) に示すように PVE の影響で分断されることがある. そ

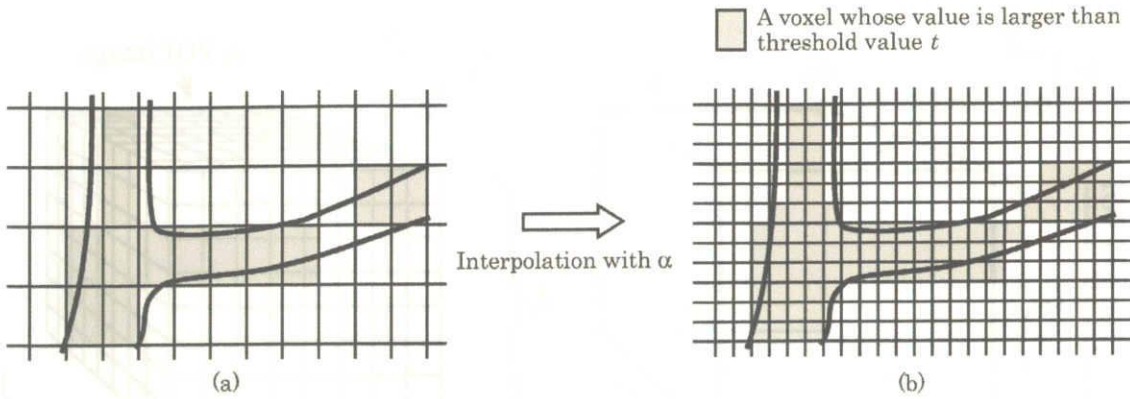


Figure 5.5: Illustration of the effect of the interpolation with isotropic resolution. (a) An original cross section of bronchi. A branch is split by the PVE. (b) Cross section after interpolation with isotropic resolution. The split branch can be connected.

のような領域を一つの連結した領域とするために、本手法では等方解像度で画像を再構成する (Fig. 5.5(b)).

### 5.3.2 VOI 画像の強調

ラプラシアン・ガウシアン (LoG) フィルタに基づく鮮鋭化処理によって PVE により濃度値が弱められた気管支壁を強調する。まず、VOI 画像 ( $\mathbf{F} = \{f_{ijk}\}$ ) に 3 次元濃淡クローリング処理 (構造要素: 半径 1 画素の球) を施す [8]。鮮鋭化画像  $\mathbf{F}_{sharpen}$  は式 (5.4) により得られる。

$$\mathbf{F}_{sharpen} = \mathbf{F} - \beta \text{LoG}(\mathbf{F}) \quad (\beta > 0), \quad (5.4)$$

$\text{LoG}(\mathbf{F})$  は入力  $\mathbf{F}$  に対する LoG フィルタの出力を意味し、 $\beta$  は鮮鋭化係数を表す。画像間の引き算、 $\mathbf{F} - \mathbf{G}$ 、は各要素同士の引き算  $\{f_{ijk} - g_{ijk}\}$  を表す。点  $(i, j, k)$  における  $\mathbf{F}$  のラプラシアンフィルタ出力を  $\mathbf{L}(\mathbf{F})|_{ijk}$  とすると、 $\mathbf{L}(\mathbf{F})|_{ijk}$  は以下の式で計算される。

$$\mathbf{L}(\mathbf{F})|_{ijk} = -26f_{ijk} + \sum_{(p,q,r) \in \mathcal{N}_\alpha(i,j,k)} f_{pqr}, \quad (5.5)$$

$$\mathcal{N}_\alpha(i, j, k) = \{(i + \alpha p, j + \alpha q, k + \alpha r); \max\{|p|, |q|, |r|\} = 1\}, \quad (5.6)$$

$\mathcal{N}_\alpha(i, j, k)$  は点  $(i, j, k)$  の  $\alpha$ -近傍を表す。近傍点の濃度値が注目点の濃度値よりも低い場合、ラプラシアンフィルタの出力は負の値となる。逆に、近傍点の濃度値が注目点の濃度

値よりも高い場合は正の値を出力する。ゆえに、気管支内腔の画素はラプラシアンフィルタ処理後は正の値となり、気管支壁の画素は負の値となることが予想される。鮮鋭化の結果、式 (5.4) により気管支内腔の濃度値はより低く、気管支壁の濃度値はより高くなり、気管支壁が強調されることになる。しかし、鞍型のエッジの場合、本来は気管支内腔の濃度値よりも高い画素がラプラシアンフィルタによる鮮鋭化によって、逆にエッジが弱められることがある。Fig. 5.6(b) は 2 次元でのラプラシアンフィルタによる鮮鋭化の副作用を示している。この問題を避けるために、次式 (5.7) で定義される鮮鋭化処理を用いる。

$$\mathbf{F}_{sharpen} = \mathbf{F} - \beta(\gamma \text{LoG}(\mathbf{F}) + (1 - \gamma) \text{L}'\text{oG}(\mathbf{F})), \quad (5.7)$$

ここで、 $\text{L}'$  は修正ラプラシアンフィルタを、 $\gamma$  は  $\text{LoG}$  と  $\text{L}'\text{oG}$  の重みを表す。 $\text{L}'$  のマスク形状は基本的に  $\text{L}$  と同じである。ただし、 $\text{L}'$  では注目点の濃度値よりも高い濃度値を持つ近傍画素を出力から除外する点で異なる。すなわち、

$$\text{L}'(\mathbf{F})|_{ijk} = -N_{lower} f_{ijk} + \sum_{(p,q,r) \in \mathcal{N}_\alpha(i,j,k)} \begin{cases} f_{pqr} & (f_{pqr} < f_{ijk}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}, \quad (5.8)$$

$N_{lower}$  は  $f_{pqr} < f_{ijk}$  を満たす近傍点の数を表す。 $\text{L}'$  フィルタの出力は常に負であり、 $\text{L}'$  による鮮鋭化後の濃度値は下がることはないが (Fig. 5.6(c))、気管支内腔の画素も強調される可能性がある。パラメータ  $\gamma$  は濃度値強調の度合いを調節する。このフィルタ処理により気管支壁の CT 値は上昇し、気管支内腔の CT 値は下降する。

### 5.3.3 気管支領域抽出の詳細

#### Step (1) 気管支領域粗抽出

文献 [2] の手法により気管支領域を大まかに抽出する。その時決定された抽出しきい値  $T_{ini}$  を以降の気管支抽出のための基礎しきい値とする。

#### Step (2) 気管に対する VOI の配置

Step (1) で得られた気管支領域から、CT 像の一番頭側のスライスにおける気管領域を得る。気管領域の重心、 $\mathbf{c}_{top}$ 、とその半径、 $r_{top} = \sqrt{S_{top}/\pi}$  を計算する。ただし、 $S_{top}$  は CT 像の一番頭側のスライスにおける気管領域の画素数を表す。気管に対する初期 VOI は辺の長さが  $r_{top}$  の 5 倍の立方体として決定される。VOI 上面の中心位置は  $\mathbf{c}_{top}$  であ

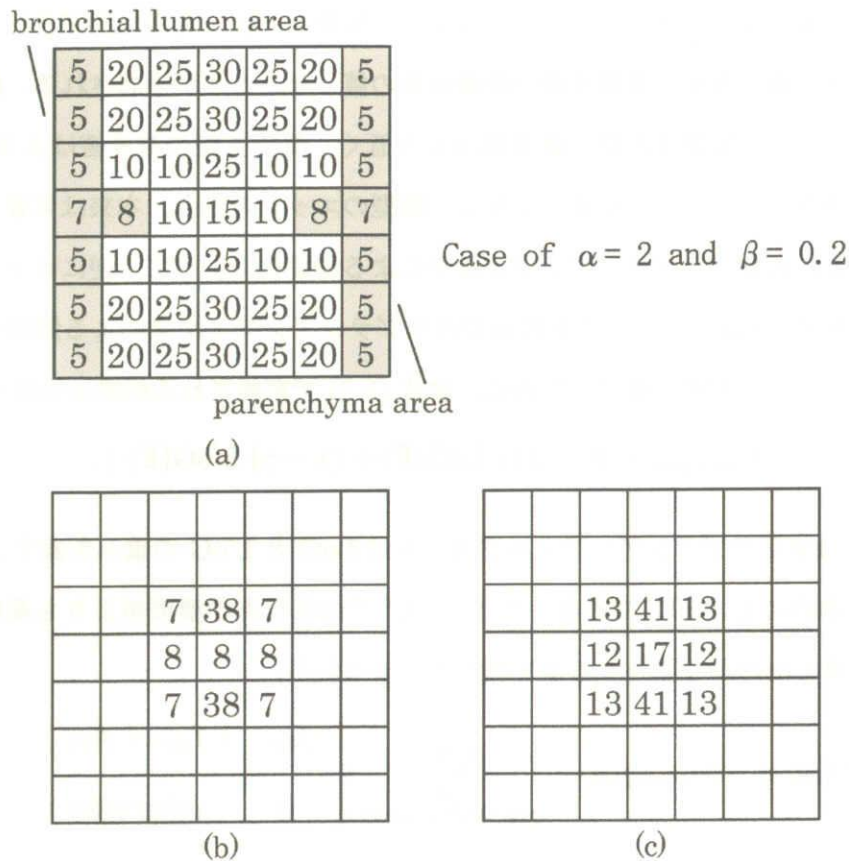


Figure 5.6: An example of outputs of the sharpening operation by  $L$  and  $L'$  in the two dimensional case. We assume that pixels whose values are less than 10 are air regions, and that parameters  $\alpha$  and  $\beta$  in Secs. 5.3.1 and 5.3.2 are 2 and 0.2, respectively. (a) A gray-level picture. Ridge-type wall is formed. (b) Outputs of the sharpening by  $L$ . The center pixel, which has relatively high intensity than lumen pixels, is weakened down to 8 (lumen intensity). (c) Outputs of the sharpening by  $L'$ . The ridge-type wall is enhanced. This may also happen in three dimensional case.

る。VOIの各軸の方向はCT像のそれとそれぞれ平行とする，すなわち， $\mathbf{e}_3$ は体軸方向を向く。

### Step (3) VOI内の気管支領域抽出

VOI内の気管支領域は文献[2]の領域拡張法を適用して抽出する。気管に対する拡張開始点はStep(2)で得られた気管領域の画素とする。気管以降の気管支枝に対しては，現在のVOIに含まれる親枝の領域の全画素を開始点とする。ここで，気管および左右の主気管支は，計算時間短縮のため，固定しきい値  $t_{ini} + 100$  により抽出する。これは，それら

の気管支壁は十分に太く、また高い CT 値を有するためである。左右主気管支以降の枝に対しては、次の条件を満たす最適なしきい値を 2 分探索アルゴリズムにより決定する。しきい値探索の上限  $t_{upper}$  と下限  $t_{lower}$  は  $t_{ini} + 100$  および  $t_{ini} - 1200$  H.U. (Hounsfield Unit) とする。

拡張処理時には親枝や兄弟枝への拡張を防ぐために、Fig. 5.7 に示すように 2 つの防波平面  $L_1$  および  $L_2$  を設定する。  $\mathbf{c}_1$  を含む VOI を  $V_1$  とすると、平面  $L_1$  は

$$n_{1x}x + n_{1y}y + n_{1z}z + \mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{p} = 0, \quad (5.9)$$

で与えられる。ここで、  $\mathbf{n}_1 = (n_{1x}, n_{1y}, n_{1z})$  はベクトル  $\mathbf{c}_2 - \mathbf{c}_1$  の単位ベクトルである。  $\mathbf{c}_1$  および  $\mathbf{c}_2$  は親 VOI 画像の表面における分岐した気管支領域の重心を表す。もう一つの平面  $L_2$  は

$$e_{3x}x + e_{3y}y + e_{3z}z + \mathbf{e}_3 \cdot \mathbf{c}_1 = 0, \quad (5.10)$$

で定義される。これらの平面を超えて領域拡張はしない。

#### Step (4) 分岐検出

分岐は VOI 画像表面の連結成分数を解析することによって検出する。まず、3次元のラベリング処理によって VOI 画像表面の気管支領域画素をラベリングし、ラベル  $S_i (1 \leq i \leq N_c)$  の数を計測する。この時、もし  $S_i$  が  $S_{max}/S_{ratio}$  よりも小さかったら、形状ノイズとみなして削除し、  $N_c$  を減らす。ここで、  $S_{max}$  は  $S_i$  の最大成分の画素数を表す。また、  $S_{ratio}$  は小成分除去のしきい値を表す。

誤拡張（気管支壁を超えて気管支以外の領域を抽出すること）は VOI 画像内の抽出領域をチェックすることによって検出する。通常の方岐の場合、気管支は VOI の方向  $\mathbf{e}_3$  の反対側に向かって分岐することはない。ゆえに、もし  $N_c$  が 1 かそれ以上のとき（すなわち、分岐の可能性があるとき）、次の条件をチェックし、誤抽出かどうか判断する (Fig. 5.8)。

(I)  $N_c$  は 3 以下である（解剖学的知識 (i)）,

(II) VOI 画像の各断面上の連結成分数は多くても  $N_c$  である。

条件 (I) および (II) の両方が満たされないときは誤拡張とする。誤拡張が起こったときはしきい値の上限  $t_{upper}$  を  $\Delta t$  H.U. 減らし、Step(3) の処理を行う。上記条件の両方を満たし、かつ、  $N_c$  が 2 または 3 のとき、気管支枝が分岐したと判定する。そして、Step



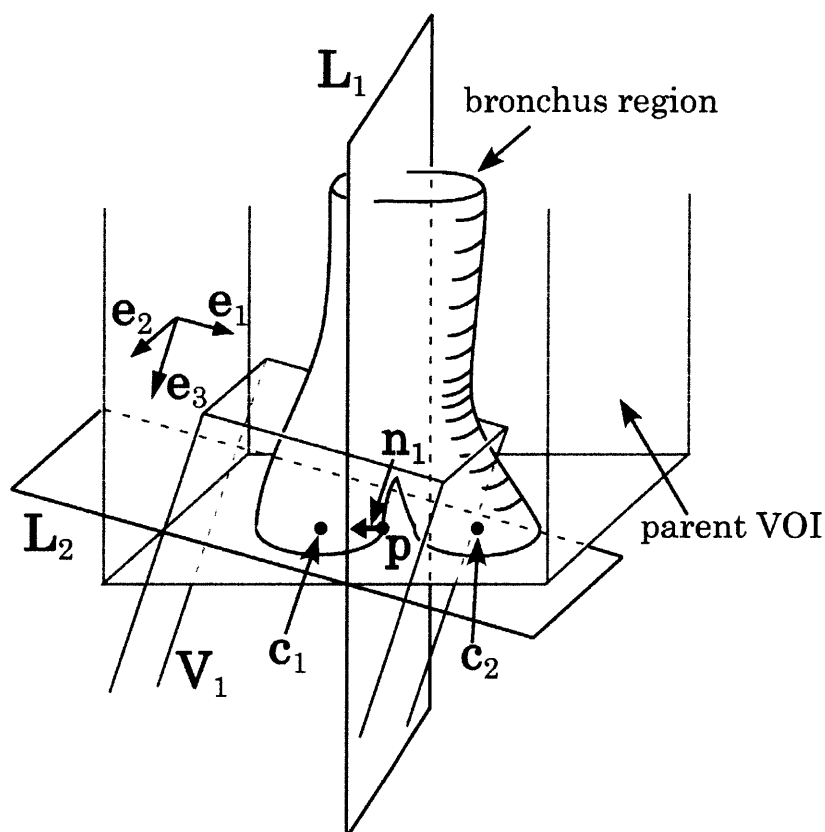


Figure 5.7: Illustration of levees. Plane  $L_1$  prevents extraction of sibling branches and the plane  $L_2$  prohibits growing toward the parent branch.

(7) に処理を進める。もし  $N_c$  が 0 のときは抽出処理を終了し、以降の気管支探索を打ち切る。それ以外の場合は ( $N_c = 1$ )、VOI を伸ばす前に VOI の方向が気管支の走行方向に合っているかチェックする。VOI 画像表面の抽出領域の重心を計算し、もしその重心と VOI 底面の中心の距離が  $\epsilon$  以下なら、VOI の方向を気管支の方向と一致させるために Step (6) を実行する。その後、Step (5) を行う。

#### Step (5) VOI の伸長

VOI の長さ  $l_3$  を 1 画素伸ばし、VOI 画像を再計算する。VOI を伸ばした後は Step (3) に戻り分岐が現れるまで VOI を伸ばす。

#### Step (6) VOI の方向の修正

VOI の方向と気管支の方向に差が生じた場合、枝の走行方向に合うように VOI の方向を以下の手順で修正する。 $S_1$ 、 $C_1$  および  $r_1$  をそれぞれ VOI 底面における抽出された

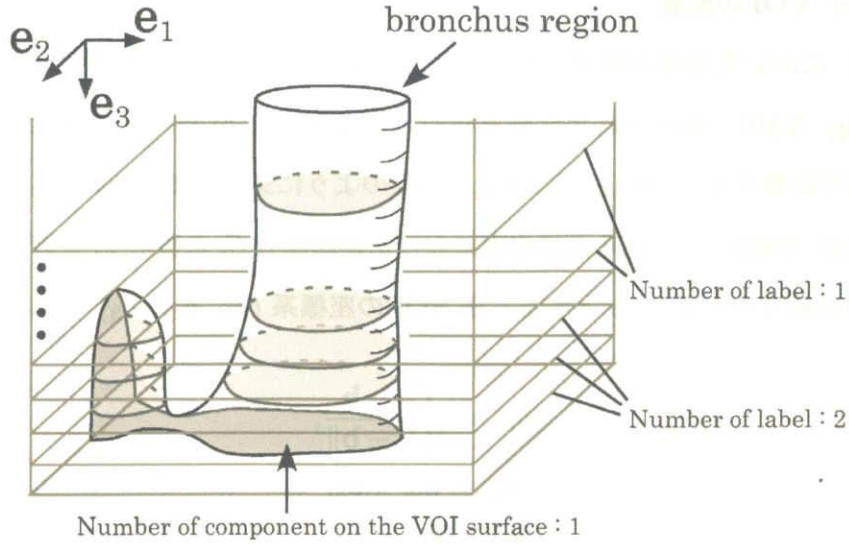


Figure 5.8: An example of leakage detection. Leakage is detected in this case since there are two components on cross sections of the VOI image, despite the number of component on the surface of the VOI,  $N_c$ , is one.

気管支領域,  $S_1$  の重心, および, 気管支枝の半径とする (Fig. 5.9). 半径  $r_1$  は枝の平均半径として次式で与えられる. すなわち,

$$r_1 = \sqrt{\frac{S_{bronchus}}{l_3\pi}}. \quad (5.11)$$

ここで,  $S_{bronchus}$  は VOI 内で抽出された気管支領域の画素数を表す. 修正した VOI の座標系,  $(\mathbf{e}'_1, \mathbf{e}'_2, \mathbf{e}'_3)$ , は以下のように計算する.

$$\mathbf{e}'_3 = \frac{\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2}{\|\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2\|}, \quad (5.12)$$

$$\mathbf{e}'_1 = \mathbf{e}'_3 \times \mathbf{e}_3, \quad (5.13)$$

$$\mathbf{e}'_2 = \mathbf{e}'_3 \times \mathbf{e}'_1, \quad (5.14)$$

ただし,  $\mathbf{C}_2$  は Fig. 5.9 に示すように VOI 画像の第  $(l_3 - 3r_1)$  断面上の気管支領域の重心である\*1. 記号 “ $\times$ ” はベクトルの外積を意味する. 修正した VOI の上面の中心を  $\mathbf{C}_2$  とし, VOI の大きさ  $(l_1, l_2, l_3)$  を  $(5r_1, 5r_1, \|\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2\|)$  とする. VOI の方向を修正した後, Step (5) を実行しさらなる気管支枝抽出を行う.

\*1 もし  $3r_1$  が  $l_3$  よりも大きいなら,  $3r_1$  の代わりに  $l_3$  を用いて  $\mathbf{C}_2$  を計算する.

### Step (7) 子 VOI の配置

Step (4) において分岐が検出されたら、次の処理によって小枝に対する子 VOI を配置する (Fig. 5.10). 抽出された気管支枝の平均半径  $r$  を Step (6) における  $r_1$  の計算と同じ方法で計算する. 分岐点  $\mathbf{b}$  は Fig. 5.10 のように気管支領域  $S_b$  の重心とする. また, Step (4) で検出した VOI 画像表面における連結成分  $S_i$  の重心  $\mathbf{c}_i$  を計算する. そして, 子枝の分岐方向を  $\mathbf{c}_i - \mathbf{b}$  とする. 子 VOI の座標系  $(\mathbf{e}_{i1}, \mathbf{e}_{i2}, \mathbf{e}_{i3})$  を以下の式により求める.

$$\mathbf{e}_{i3} = \frac{\mathbf{C}_i - \mathbf{b}}{\|\mathbf{C}_i - \mathbf{b}\|}, \quad (5.15)$$

$$\mathbf{e}_{i1} = \mathbf{e}_{i3} \times \mathbf{e}_3, \quad (5.16)$$

$$\mathbf{e}_{i2} = \mathbf{e}_{i3} \times \mathbf{e}_{i1}. \quad (5.17)$$

子 VOI の上面の中心を  $\mathbf{b}$  とし, 子 VOI の大きさ  $(l_{i1}, l_{i2}, l_{i3})$  を  $(5r, 5r, \|\mathbf{C}_i - \mathbf{b}\|)$  とする. ただし, もし  $5r > l_1$  なら  $5r$  の代わりに  $l_1$  を用いる (解剖学的知識 (ii)). 現在の VOI 内で抽出された気管支領域を最終的な気管支領域に追加し, Step (3) ~ (6) を繰り返し実行して以降の気管支枝を抽出する.

## 5.4 実験

本手法を 3 次元胸部 X 線 CT 像 3 例に適用した. 画像の仕様を Table 5.1 に示す. 画像の補間と鮮鋭化の効果を確かめるために, 本手法, 森らの領域拡張法 [2], 補間後の CT 像に対する森らの領域拡張法, 鮮鋭化後の CT 像に対する森らの領域拡張法, および, 補間と鮮鋭化を施した CT 像に対する森らの領域拡張法で抽出された気管支領域を比較した. 鮮鋭化係数  $\beta$  を 0.05 から 0.3 まで変化させて気管支領域抽出実験を行った. また, パラメータ  $\gamma$ ,  $S_{ratio}$ ,  $\Delta t$ , および,  $\epsilon$  はそれぞれ, 0.5, 15, 4, および,  $l_1/6$  に設定した.

Fig. 5.11~5.13 に抽出結果の例を示す. Fig. 5.11 は抽出された気管支領域の 3 次元表示例を, Fig. 5.12 は症例 1 に対して抽出された木構造を示す. 提案手法では, 細線化などの後処理を施すことなく, 抽出された各分岐点を繋ぐことにより木構造を抽出することができる. Fig. 5.13 中の矢印は本手法によって新たに抽出された気管支枝を示している. CT スライスと併走する気管支枝をよく抽出できていることが分かる. 本手法および森らの領域拡張法によって抽出された気管支枝の数の比較を Table 5.2 に示す. 明らかに本手

法では森らの領域拡張法よりも多くの気管支枝を抽出できている。また、分岐回数（4次、5次、および6次分岐）に対する気管支枝抽出精度を目視により評価した（Table 5.3）。ここで、抽出精度を

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of extracted branches}}{\text{Number of branches that can be observed on a CT image}}, \quad (5.18)$$

とする。3例の平均抽出精度はおよそ4次分岐で37%、5次で33%、および、6次で17%改善された。計算時間は症例1に対して約1時間、症例2で30分、症例3で20分であった（CPU: AMD Athlon 1900+）。

## 5.5 考察

Table 5.2, 5.3, Fig. 5.11, 5.13 に示したように、本手法は森らの領域拡張法に比べてより多くの細い気管支枝を抽出することができる。画像の補間、鮮鋭化、および、VOIを用いて適切なしきい値により各気管支枝を抽出する本手法の有効性が本実験で明らかになった。

画像の補間および鮮鋭化に関して、森らの領域拡張法 [2] を実行する前に補間と鮮鋭化を原画像に施すにつれて抽出される気管支枝の数も増えている（Table 5.2）。これは、補間により見かけ上の画素の連結性が改善されたこと、また、鮮鋭化によって気管支壁が強調されたことによると考えられる。鮮鋭化の効果の例を Fig. 5.14 に示す。気管支壁が強調され、気管支内腔と壁の濃度値コントラストが改善されていることが分かる。これらのことから、画像の補間と鮮鋭化は気管支抽出の前処理として重要な処理であると思われる。

さらに、本手法の抽出精度、特に5次分岐以降の気管支枝抽出精度が森らの領域拡張法に比べて著しく改善された点に関して、気管支枝を VOI で区切って各枝ごとに適切なしきい値を探索して抽出する、という本手法のアプローチが改善に大きく貢献したと考える。細い枝や PVE の影響を強く受けた枝の気管支内腔 CT 値は太い枝よりも高くなるため、各症例で単一のしきい値による森らの領域拡張法ではそのような枝を抽出することはできなかった。これに対して本手法は、VOI を用いて気管から順に気管支の木構造を追跡しながら各枝に適したしきい値で気管支領域を抽出するため、パーシャルボリューム効

果に影響されにくい。症例 1 に対して、4 次の気管支枝の約 98%、5 次の 78%、6 次の 46%を抽出することができた。4 次の気管支枝が 1 本欠落しているのは、心臓の拍動によるモーション・アーチファクトの影響と思われる。今回は気管支枝の分岐方向に関する解剖学的知識を用いなかったが、さらなる抽出精度の向上には、それを組み込んだ手法（モデルマッチングなど）の開発が一つの解決策であろう。ただし、分岐パターンの多様性に影響を受けないような工夫が必要である。

一方、鮮鋭化係数  $\beta$  は Table 5.2 と Fig. 5.15 に示したように、誤抽出の発生と密接に関係している。すなわち、 $\beta$  が大きな場合（例えば、 $\beta = 0.3$ ）、本来気管支壁ではない画素（雑音を含んだ画素）に対しても濃度値強調がされ、結果として少量ながら誤抽出を誘発する。逆に、 $\beta$  が小さい場合（例えば、 $\beta = 0.05$ ）、気管支壁を十分に強調することができない。この場合、誤抽出の数は減るが、抽出される気管支枝の数の減少する。誤抽出を削除するためには、何らかの後処理が必要であろう。また、気管支領域抽出に鮮鋭化処理が有効であることが示されたが、CT 像の再構成時にエッジが強調されるような再構成フィルタを用いた場合との比較について検討をする必要もある。

## 5.6 むすび

本章では、気管支の構造特徴を利用した 3 次元胸部 X 線 CT 像からの気管支領域抽出法を開発した。提案手法では VOI を用いて気管支の木構造を追跡しながら各気管支枝を抽出した。抽出処理では、入力 CT 像に鮮鋭化処理を施して気管支壁を強調し、PVE の低減を図った。実験により、画像の補間および鮮鋭化処理は気管支抽出の前処理として不可欠な処理であることを確認した。また、VOI を用いて各枝に適した抽出しきい値を探索することにより、抽出精度が大幅に改善された。すなわち、抽出精度の平均は 4 次分岐の気管支枝に対して 82%、5 次で 49%、および、6 次で 19%であった。

今後の課題として、より多数の CT 像に対する抽出実験、鮮鋭化係数  $\beta$  の自動決定法の開発、誤抽出領域を削除するための後処理の開発、気管支枝の解剖学的枝名の自動対応付け、枝の分岐方向に関する知識（分岐モデル）の導入、および、計算時間の短縮などが挙げられる。

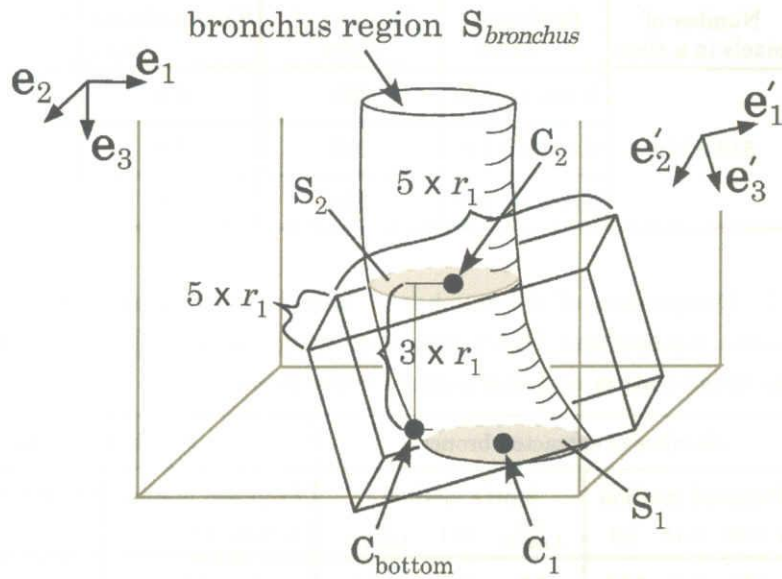


Figure 5.9: Modification of the VOI. The direction of the VOI is modified so as to coincide with that of the bronchial branch. The modified VOI size is calculated based on  $r_1$ , which is the mean radius of the branch.

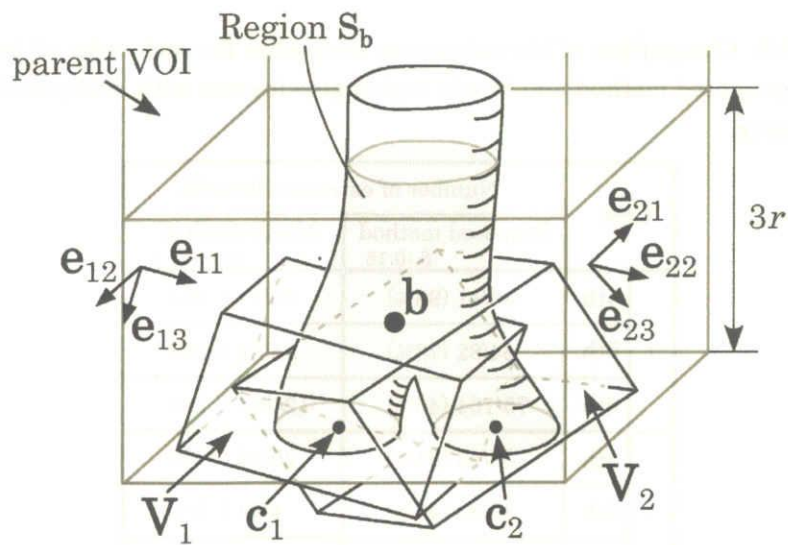


Figure 5.10: Illustration of the initialization process for child VOIs. VOIs  $V_1$  and  $V_2$  are arranged according to bifurcation point  $b$  and the centers of gravity of components  $c_1$  and  $c_2$ .

Table 5.1: Acquisition parameters of CT images.

Case	Number of pixels in a slice	Pixel size (mm)	Number of slices	Slice thickness (mm)	Slice interval (mm)
1	512 x 512	0.625 x 0.625	350	2.0	1.0
2		0.546 x 0.546	252	2.0	1.0
3		0.586 x 0.586	156	2.0	2.0

Table 5.2: Comparison of the number of bronchi and leakages extracted by the proposed method and Mori's region growing method [2]. Terms "I" and "S" mean interpolation and sharpening, respectively.

Case	Number of extracted bronchi						Number of leaks			
	Proposed method			Mori's method			Proposed method			Mori's method
	$\beta : 0.05$	0.15	0.3	w/o I nor S	w/ I	w/ I and S	$\beta : 0.05$	0.15	0.3	
1	222	244	246	92	101	134	9	15	22	0
2	101	123	131	46	54	64	0	6	10	0
3	65	83	90	32	38	38	2	5	12	0

Table 5.3: Comparison of the extraction accuracies for each order of branches by the proposed method and Mori's region growing one with interpolation and sharpening.

Case		Number of extracted bronchi	
		Proposed method $\beta : 0.15$	Mori's method w/ I and S
1	4th	40/41 (98%)	30/41 (73%)
	5th	64/82 (78%)	35/82 (43%)
	6th	75/164 (46%)	12/164 ( 7%)
2	4th	34/42 (81%)	20/42 (45%)
	5th	39/84 (46%)	4/84 ( 5%)
	6th	18/168 (11%)	1/168 ( 1%)
3	4th	28/42 (67%)	8/42 (19%)
	5th	20/84 (24%)	0/84 ( 0%)
	6th	2/168 ( 2%)	0/168 ( 0%)

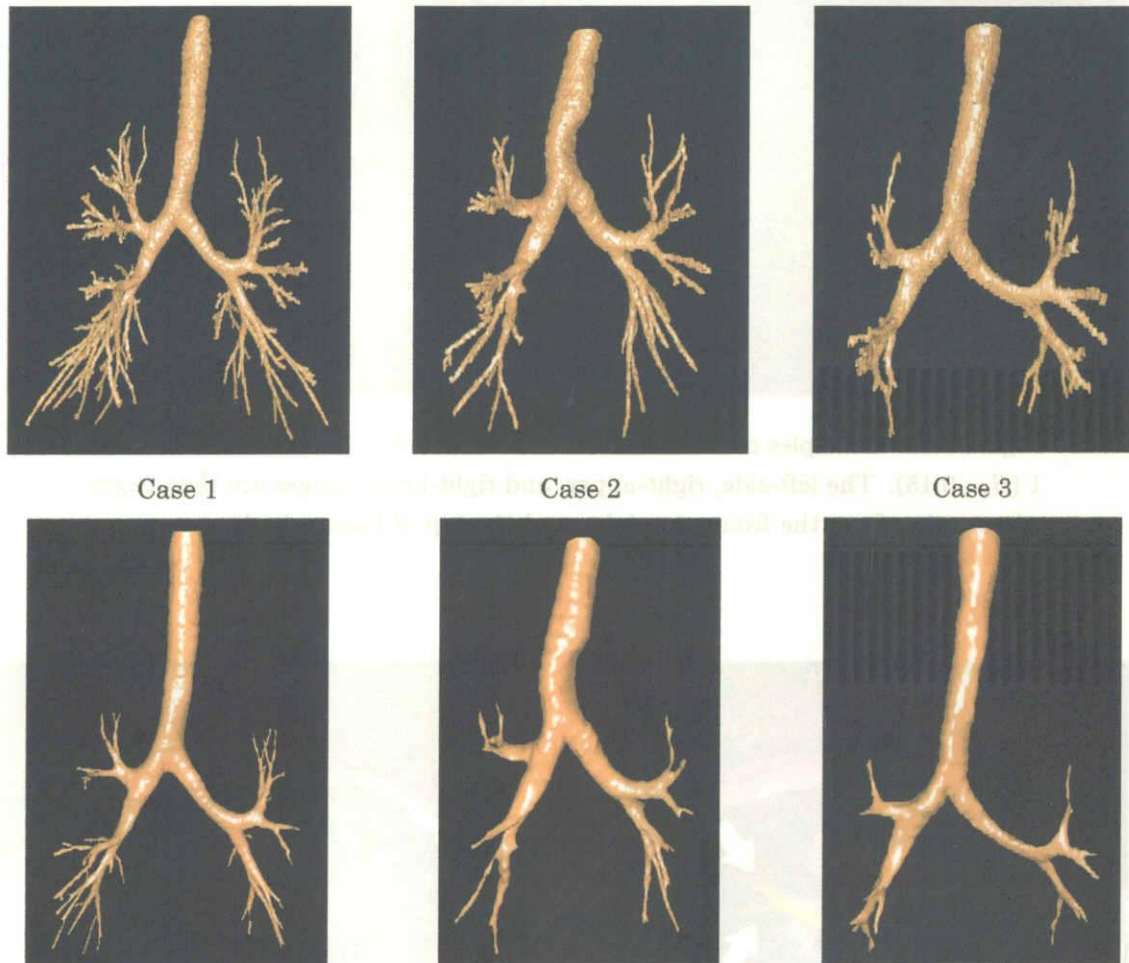


Figure 5.11: Three dimensional views of the extracted bronchus region by the proposed method (upper row) and Mori's region growing method[2] (lower row).



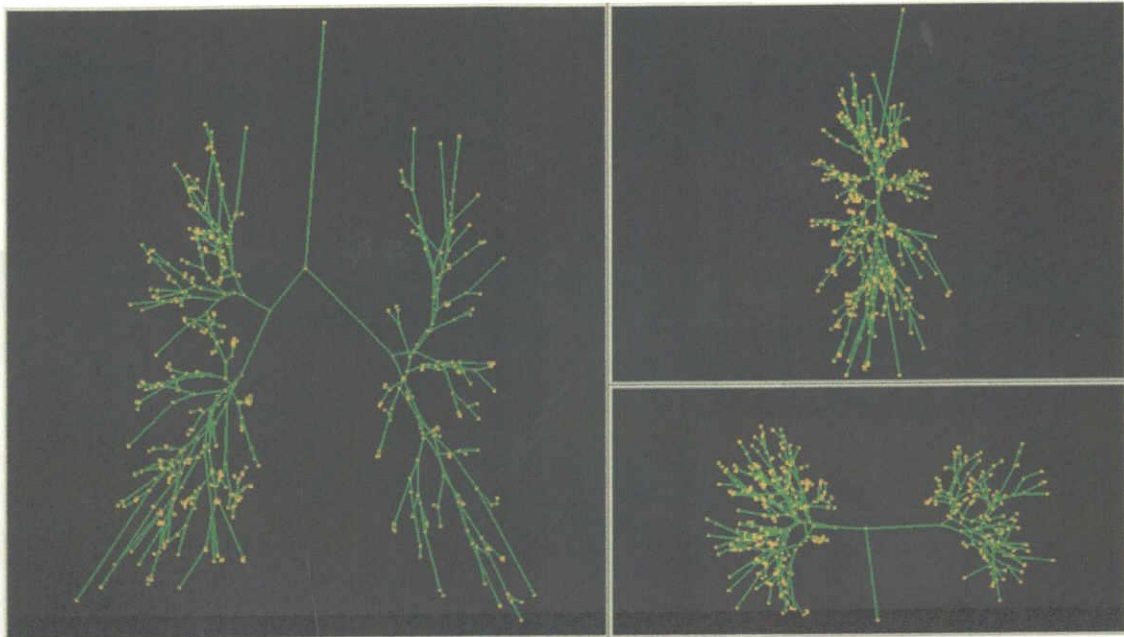


Figure 5.12: Examples of the extracted tree structure of the bronchus for Case 1 ( $\beta = 0.15$ ). The left-side, right-upper, and right-lower images are the images when seeing from the front, the right, and the top of human body.

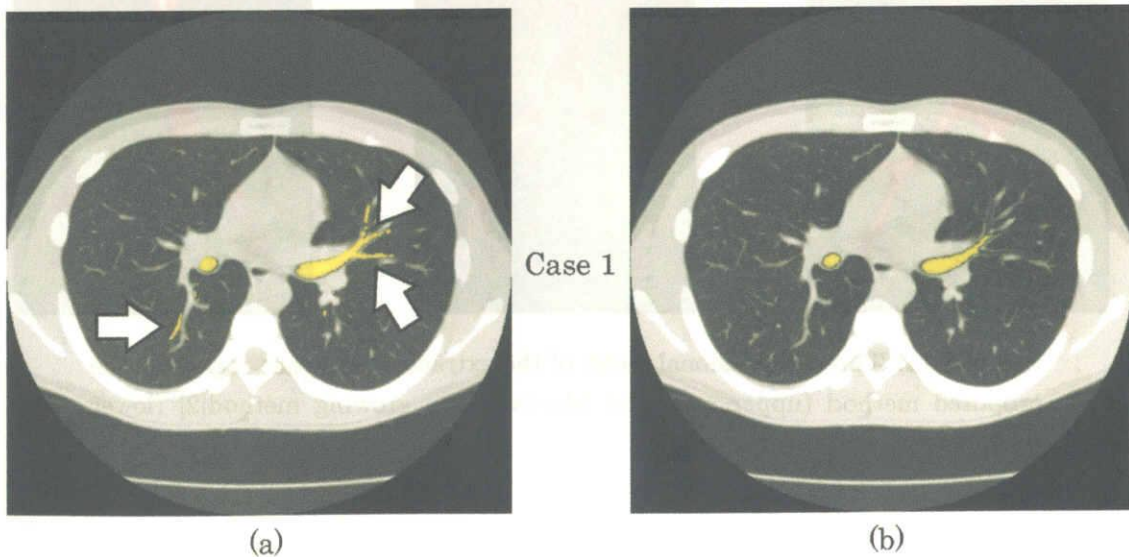


Figure 5.13: Examples of the improvement of extraction results. This image is same slice in Fig. 5.1. Branches that accompany the CT slice can be segmented by the proposed method (white arrows).

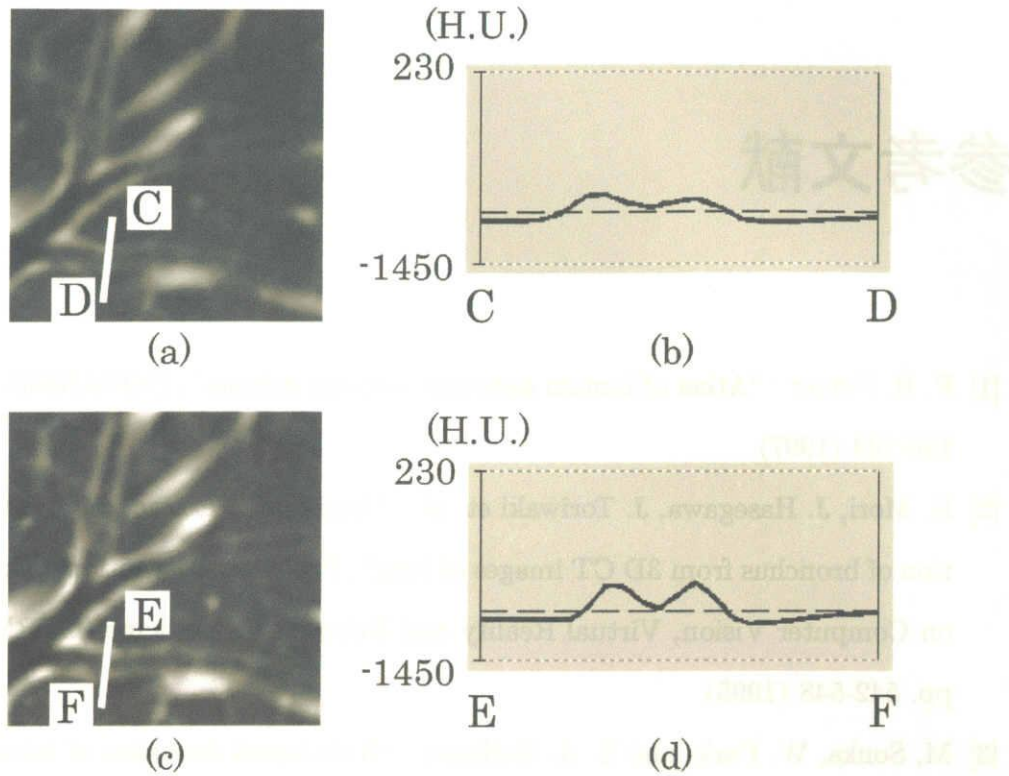


Figure 5.14: An example of the sharpened image. (a) Original image (same part in Fig. 5.1). (b) Intensity profile from C to D in (a). (c) Sharpened image of (a). (d) Intensity profile from E to F in (c).

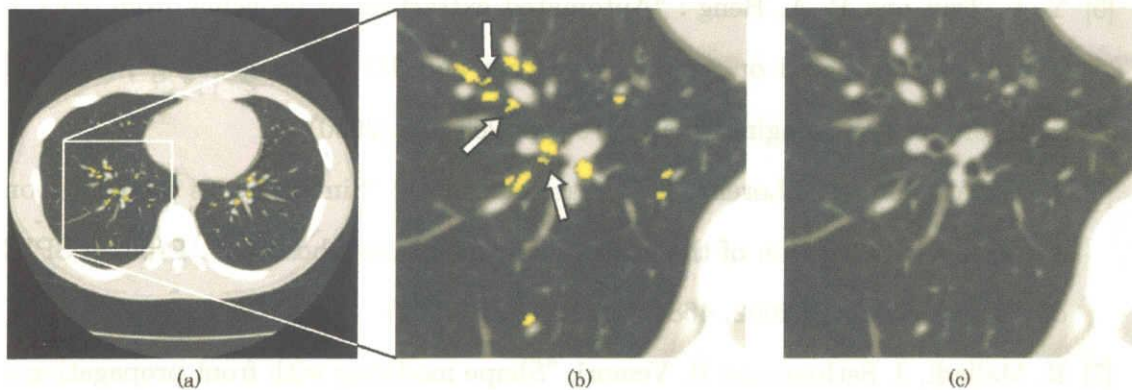


Figure 5.15: Examples of deterioration of extraction results. Small leakages occurred (white arrows). (a) Extracted bronchus regions (yellow) overlaid on a CT slice. (b) Magnified image of (a). (c) Original CT slice of (b).

## 参考文献

- [1] F. H. Netter : “Atlas of human anatomy -second edition-”, NOVARTIS, PLATE 190-193 (1997)
- [2] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki et. al. : “Automated extraction and visualization of bronchus from 3D CT images of lung”, Proc. 1st International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine (CVRMed '95), pp. 542-548 (1995)
- [3] M, Sonka, W. Park, and E. A. Hoffman : “Rule-based detection of intrathoracic airway trees”, IEEE Trans. on Medical Imaging, 15, 3, pp. 314-326 (1996)
- [4] F. Iseki, H. Kobatake, H. Omatsu et. al. : “A new method to extract three dimensional tree structures of bronchus from chest CT images”, IEICE D-II, Vol.J80-D-II, 10, pp. 2841-2847 (1997)
- [5] Y. L. Tsui and P. A. Heng : “Automated extraction of bronchus from 3D CT images of lung based on generic algorithm and 3D region growing”, Proc. of SPIE on Medical Imaging 2000, 3979, pp. 906-916 (2000)
- [6] T. Schlathoelter, C. Lorenz, I. C. Carlsen et. al. : “Simultaneous segmentation and tree reconstruction of the airways for virtual bronchoscopy”, Proc. of SPIE on Medical Imaging 2002, 4684, pp. 103-113 (2002)
- [7] R. Malladi, J. Sethian and B. Vemuri: “Shape modeling with front propagation:a level set approach” , IEEE, Trans. on PAMI, 17, 2, pp. 158-175 (1995)
- [8] R. M. Haralick, S. R. Sternberg and X. Zhuang “Image analysis using mathematical morphology”, IEEE Trans. on PAMI, 9, 4 pp. 532-550 (1987)

## 第 6 章

# むすび

### 6.1 総括

本論文では，人体の解剖学的知識を利用した 3 次元胸部 X 線 CT 像からの肺野領域，大動脈領域，および，気管支領域抽出法について述べた。

CAD システムに関してはこれまでに様々な研究がなされており，異常陰影の検出が主なテーマであった。しかし，近年開発されたマルチスライス CT 装置により高解像度の画像を得ることができるようになったことを受けて，CAD システムにも新たな展開が訪れようとしている。すなわち，これまでは対象臓器・疾患のみに注意が払われていたが，マルチスライス CT 像にはその他の臓器の高精細な情報も含まれているため，画像中のあらゆる臓器・疾患を対象とした CAD システム（汎用 CAD）の必要性が生じてきた。また，医師の読影支援という立場から考えた場合，医師の診断プロセスと同等の機能，すなわち，正常構造の認識に基づく異常検出機能も必要である。これらのことを総合すると，画像に含まれるあらゆる臓器を計算機に認識させることが不可欠と言える。本研究では，上記の要請を踏まえ，非造影（造影剤を用いずに撮影された）3 次元胸部 X 線 CT 像からの各種臓器認識に関する手法の開発を行った。各手法に共通して，臓器の解剖学的知識，および，領域抽出の基礎手法の一つである領域拡張法を利用した。臓器の解剖学的知識として，臓器はそれぞれ固有の形状を持っており，各個人でほぼ同じ形という知識を臓器形状モデルという形で計算機処理に積極的に導入し，形状モデルを利用した臓器領域抽出を行った。

2章では、臓器モデルと領域拡張法について簡単に述べた。臓器モデルを利用した臓器領域抽出では、モデルの形状表現法とモデルの変形方法が重要であり、本論文ではベジエ曲面と B-spline 曲線を用いて、評価関数（エネルギー）の最小化により領域抽出を行った。

3章では、形状モデルを利用した肺野領域抽出法について述べた。肺野領域抽出における一つの問題点は、縦隔部や胸壁部に病変が接触している場合、病変の濃度値はそれらとほぼ同じであるため、病変に対応した部分が抽出されず、肺野領域に欠損が生ずるということであった。その問題を解決するために、肺野形状モデルを用いて本来あるべき形状を推定するという手法を用いた。3次元胸部 X 線 CT 像に適用した結果、上記のような欠損を生じることなく良好に肺野領域が抽出できることを確認した。

4章では、非造影 CT 像からの縦隔内大動脈および肺動脈領域の抽出を行った。造影 CT 像に対する同様の研究はこれまでに行われていたが、非造影 CT 像を対象とした研究はこれまでになかった。非造影では血管とその他の領域、および、血管同士の濃度値コントラストが低く、領域拡張法のみでは各血管を別々に抽出することはできなかった。そこで、血管がチューブ状臓器であることに着目し、芯線モデルを利用した芯線抽出と距離変換・逆距離変換に基づく形状復元、さらに、領域拡張法による形状修正という手順を開発した。3次元胸部 X 線 CT 像に適用した結果、大動脈では理想領域との一致度が平均 90%強と良好な結果が得られたが、肺動脈では 80%と大動脈に比べて低くなった。しかし本研究により、従来試みられていなかった非造影 CT 像からの縦隔内血管領域抽出の可能性は十分に示唆された。

5章では、気管支領域抽出法の改善について述べた。気管支領域抽出における最大の問題は、パーシャルボリューム効果の影響により気管支壁が弱められ、末端の気管支まで抽出できないということであった。本手法では、鮮鋭化処理による気管支壁の補強と枝ごとに処理を区切ることによって適応的しきい値による抽出を実現した。実験の結果、4次の気管支枝の約 80%、5次で約 50%、6次で約 20%を抽出することができ、従来の領域拡張法と比べて、それぞれ、37%、33%、17%と良好な改善がなされた。

以上の結果より、モデルベースの臓器領域抽出法の有効性が示された。

## 6.2 今後の課題と展望

3章で述べた肺野領域抽出については、利用した形状モデルに肺尖部と肺底部が含まれておらず、その部位は従来手法の抽出精度に依存するという課題がある。これは、スライス厚 10mm の CT 像を除いて、全肺が撮影された CT 像がその当時非常に少なかった事による。現在ではマルチスライス CT 装置で撮影された全肺が写っている試料が徐々に蓄積されてきており、全肺の平均形状モデルを作成することが可能となった。今後、全肺形状モデルによる肺野領域抽出法の開発を行う必要がある。また、大動脈弓部の一部を過抽出するという問題も全肺形状モデルを利用することにより対処できると思われる。

4章の大動脈領域抽出では、芯線モデルに加え、血管の輪郭面モデルを利用することにより、さらなる抽出精度の向上が見込まれる。また、エッジ抽出と距離変換、および芯線と逆距離変換による形状復元に関して、血管のエッジのどれくらいが抽出できればどの程度形状を復元できるのか、について定量的、定性的な検討を行う必要がある。

5章の気管支領域抽出では、微量の誤抽出を削除するための後処理の開発が必要である。また、今回は気管支枝の分岐に関する知識は用いていないが、分岐モデルを導入してさらなる抽出精度の改善を行うことも望まれる。ただし、気管支枝の分岐には多数のバリエーションが存在するため、分岐モデルの導入においてはバリエーションやモデルの記述方法に関する十分な検討を要する。また、気管支領域抽出に鮮鋭化処理が有効であることが示されたが、CT 像の再構成時にエッジが強調されるような再構成フィルタを用いた場合との比較について検討の余地がある。エッジ強調のための再構成フィルタ自体の検討も必要であろう。

全体を通した課題としては、より多数の CT 像に対する抽出実験、計算時間の短縮が求められる。また、形状モデルを利用した臓器領域抽出に関して、モデル作成において制御点は手入力により配置しているが、自動あるいは半自動で配置する方法の開発が望まれる。例えば、領域拡張法などで粗抽出した領域のスケルトンや曲率を利用するなどの方法が考えられる。さらに、本論文で対象とした臓器以外の臓器領域抽出法の開発も望まれる。現在進行中のもの（肺野内の肺動静脈、腹部大動脈、肝臓、脾臓、腎臓、小腸）に加

えて、縦隔内の肺静脈、脾臓、などの抽出法の開発を行う必要がある。その他、異常陰影検出に関する検討、検出した異常陰影や計測した特徴量の効果的な表示法の開発、なども今後の課題である。最後に、臓器領域の認識に基づく汎用 CAD システムの開発が望まれる。

## 謝辞

本研究を進めるに当たり、多くの先生方と研究室の先輩、および同輩から多くのご助言を頂いた。本論文の成果は、貴重なご助言によるところが大きい。以下、この場を借りて、これらの方々へのお礼の言葉を述べる。

まずはじめに、筆者の恩師であり、研究のきっかけを与えて頂いた本学鳥脇純一郎教授に深く感謝します。鳥脇先生には、本研究を含め、研究者として必要な考え方や研究に対する姿勢に関して、数限りないご助言・ご指導を頂きました。

本論文に目を通され、ご指導いただいた本学末永康仁教授、ならびに、本学間瀬健二教授に感謝いたします。

筆者の恩師である中京大学長谷川純一教授には、本研究に関する多くのご助言、ご指導を頂きました。また、筆者の拙文に常に丁寧に筆を加えていただきました。深く感謝します。

故・斎藤豊文先生には、公私にわたって様々なご助言を頂きました。有難うございました。

本学目加田慶人助教授、森健策助教授には、日頃から様々なご助言を頂きました。深く感謝します。とりわけ、森健策助教授には、本研究に関する多くのご助言を頂き、また、筆者の拙文に常に丁寧に、情熱を持ってご指導、加筆いただきました。

本学平野靖助手には、筆者が鳥脇研究室に配属されて以来、日頃から様々なご助言を頂き、深く感謝します。

東京農工大学清水昭伸助教授には、先生が本学に勤務中、また、学会等にて多くのご助言を頂きました。深く感謝します。

本論文で用いたCT像をご提供いただくとともに、医学的なご助言を頂きました藤田保健衛生大学片田和廣博士、札幌医科大学名取博博士、札幌厚生病院森雅樹博士、南一条病院高島博嗣博士、国立がんセンター東病院縄野繁博士、ならびに、済生会吹田病院尾辻秀章博士に深く感謝します。

本研究を行う過程において、多大の協力と有意義な議論を頂きました本学鳥脇研究室、本学末永研究室、ならびに、中京大学長谷川研究室の皆様感謝いたします。



本論文の図の一部は本研究室で開発されたアプリケーションソフトウェア NewVES<sup>©</sup> および Miruzo を利用した。森健策先生および出口大輔君に感謝します。

最後に、筆者がここまでこられたのも、大学時代の多くの友人や先輩方、あるいは、後輩の励ましによるところが大きい。とくに、筆者が本研究室に配属されて以来一緒に学んだ石川貴洋君（現デンソー株式会社）、大河内俊雄君（現ソニー株式会社）、大坪法幸君（現 NTT データ株式会社）、竹内章君（現 NTT データ株式会社）、近藤真樹君（現ブラザー工業株式会社）、伊達宣之君（現日本アイ・ビー・エム株式会社）、番正聡志君（現松下電器株式会社）、吉田裕一君（現株式会社電通国際情報サービス）、ならびに、林雄一郎君（名古屋大学）に感謝します。