

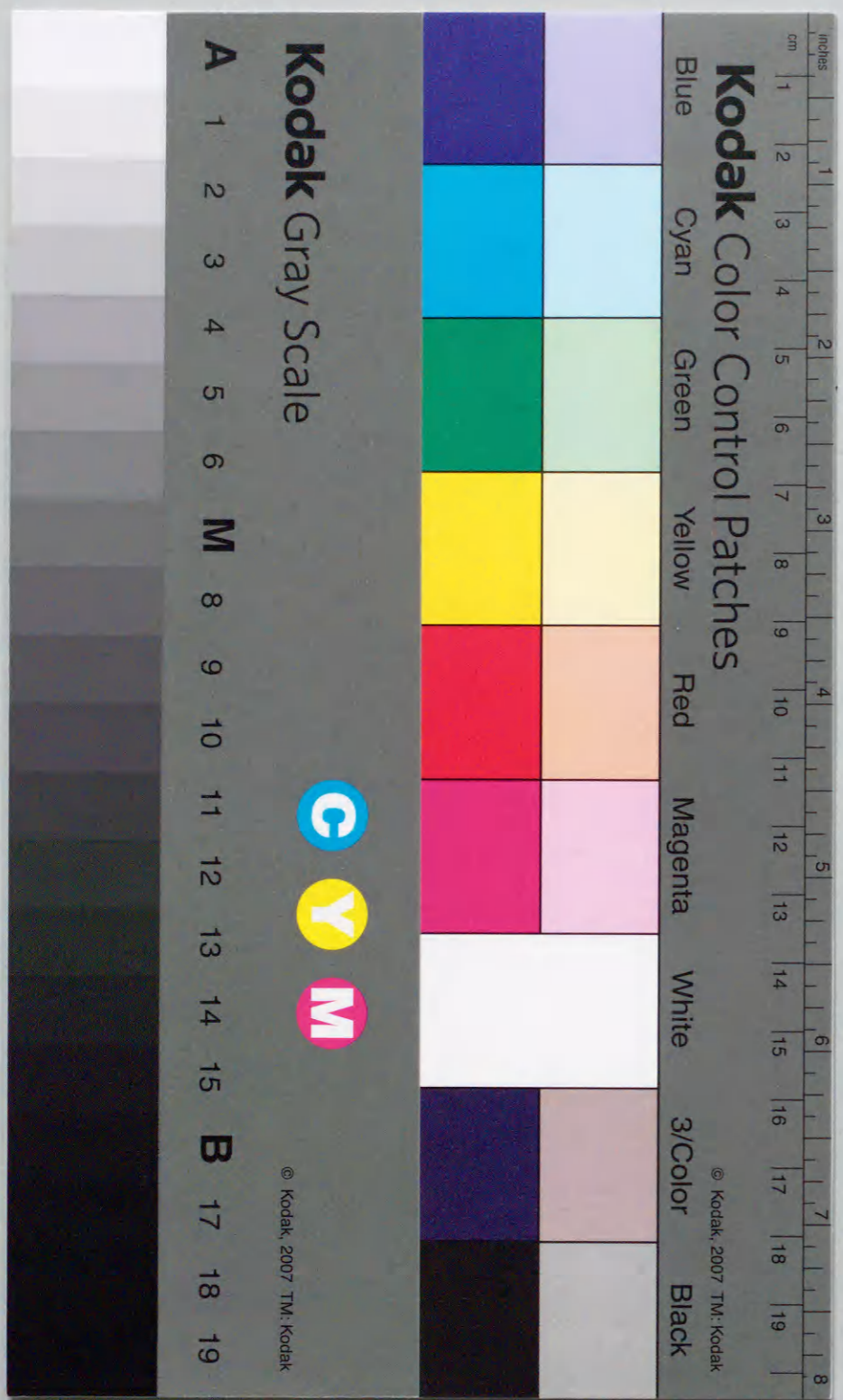
肺がん検診用診断支援システム
に関する研究

2000年1月

博士(工学)

奥村俊昭

豊橋技術科学大学



①

肺がん検診用診断支援システム
に関する研究

2000年1月

博士（工学）

奥村 俊昭

豊橋技術科学大学

肺がん検診用診断支援システムに関する研究

論文要旨

現在、肺がんの集団検診が広く行われているが、第1次スクリーニング検査の1つとしての胸部X線単純撮影では早期肺がんに対する検出精度が十分とは言えず、異常陰影の見逃し率も相当に大きいことがわかっている。そこで、従来のX線単純撮影に比べて小型肺がんの検出能力の高いX線CTを1次検診に取り入れ、そのX線CT装置を搭載した検診車による巡回検診の試みが行われている。これは、小型肺がん集団検診の新しい手段として注目を集めている。しかし、このX線CTでは大量のデータが計測され、読影にあたる医師の負担軽減が重要な課題となっている。

そこで本論文では、この集団検診用胸部X線CT像を対象とした計算機支援画像診断システムを提案する。本システムは大きく分けて、診断支援用の補助情報を自動作成する画像処理サブシステムと、この補助情報を画面に表示し、それを基に医師が実際に診断を行うための診断サブシステムからなる。画像処理サブシステムは、その実行形態から一括処理モードと逐次処理モードに二分され、場合に応じて利用者が容易に処理実行の手段を選択できるように設計した。このサブシステムでの補助情報作成には、これまでに当研究室で開発してきた、病巣陰影候補の自動認識処理や最大値投影法を用いた肺野内組織の任意方向への投影処理を組み込む。一方、診断サブシステムは、表示形態の違いで直列診断モードと並列診断モードの2系統を設け、読影作業をより正確に効率よく行うことができるように設計した。

この計算機支援画像診断システムを最大限有効に機能させるには、撮影された3次元胸部X線CT像から処理対象となる肺野領域を正確に抽出する必要がある。これまでに当研究室では、しきい値処理を基本とした肺野領域抽出手法が開発されている。しかしながら、肺がん以外の肺疾患を含む大量の症例に適用したところ十分な精度での抽出はできなかった。

そこで本論文では、モデルベースの新たな肺野領域抽出法を提案する。その手法は、まず、あらかじめ典型的な1症例を用いて肺野の形状を手動で抽出した3次元肺野モデルを作成する。一方、入力した3次元胸部X線CT像からは、いくつかの基準点の座

標を求め、この基準点座標から肺野モデルを回転・拡大縮小・平行移動させる変形係数を求め、線形変換(アフィン変換)を行う。このようにして肺野モデルを入力画像の肺野領域に近似させた肺野粗決定領域を得る。この方法は、しきい値処理を主とする手法に比べ、病巣部分による影響を受けずに肺野の輪郭が得られる利点がある。

次に、この肺野粗決定領域の輪郭線を真の肺野領域の輪郭線に一致させるために、新たに開発した Active Cylinder Model を用いた精密決定処理を行う。この Active Cylinder Model は、3次元の胸部 X 線 CT 像から肺野領域を抽出することを目的として、2次元の動的輪郭モデル(Active Contour Models: Snakes)の概念を拡張したものである。2次元の各断面(スライス)像で粗決定領域の輪郭線上にいくつかの輪郭制御点を設定し、隣同士の輪郭制御点と前後のスライス上の輪郭制御点を連結させて円筒状のネットを作成する。入力画像から得られる画像情報と隣接する輪郭制御点の位置情報を用いて、この円筒状ネットの形状を滑らかにし、かつ求めたい領域のエッジに輪郭制御点を微小移動させる処理が Active Cylinder Model である。この手法により滑らかな輪郭面を持つ3次元肺野領域を得ることができる。このモデルベースの肺野領域抽出法を68症例に適用したところ良好な結果が得られ、しきい値処理を基本とする手法の結果と比較してその抽出精度が向上した。

以上のように本論文では、肺がん検診用診断支援システムの開発と、基礎的・前処理的な技術である肺野領域抽出処理の精度向上を行った。今後は、診断支援システムの臨床実験を繰り返し、医師の意見を取り入れ、より使い易いシステムに改善する必要がある。また、新たに提案した肺野領域抽出手法は精度向上の目標は達成したが、処理が複雑になり計算時間が大幅に増加したため、実用化へ向けて処理の簡略化と高速化を図る必要がある。この診断支援システムに関する研究は、まだ基礎的段階であり、今後この分野の研究がより一層発展することが期待される。

A study on a computer-aided diagnosis system for lung cancer screening by CT

Abstract

The mass screening for lung cancer is carried out widely in Japan. In the first screening, a simple chest X-ray photograph is usually taken. At present, however, the detection ability of X-ray observation is not sufficient for the early detection of lung cancer. It is known however that the false-negative ratio of X-ray observation is considerably high. From such a viewpoint, the lung cancer screening system by CT (LSCT) was proposed to replace the present tests for the first time, which has the highest possibility of solving those problems. The prototype of mobile-type LSCT was completed in 1995, and is now under clinical testing. In this new LSCT system, one essential problem is the increase of image information to be diagnosed by a doctor to about 30 slices per patient from 1 X-ray film. It is very troublesome for a doctor to make a diagnosis from 30 slices data per each person in the mass screening system.

So, in this thesis, we proposed a computer-aided diagnosis (CAD) system for LSCT. This CAD system consists of two subsystems of the image processing and the diagnosis. The image processing subsystem detects a candidate region of lung nodule automatically. The subsystem has two functions of the serial processing and the package processing. On the other hand, the diagnosis subsystem is a visual interface for radiologists to make the mass screening. The subsystem has two functions of the serial display and the parallel display. The results obtained by the image processing subsystem are provided into diagnosis subsystem as support information for increasing the performance of screening work.

In order to use the CAD system most effectively, a lung region must be extracted exactly from the CT image. The threshold processing has been used for the extraction of the lung region. However, it couldn't be extracted with satisfactory precision when this method was applied to many samples which contained not only a lung cancer but also other diseases.

So, in this thesis, we have proposed a new method of lung region extraction based on a lung model. The model is made from the coordinates of standard points and a lung contour

which is extracted from a sample image of a typical patient by hand. By using the model, contour candidates of the lung region are roughly extracted from an input image. First, the coordinates of some standard points are detected in the input image automatically. The transformation coefficients which fit the coordinates of the model to those of the input image are computed. Then, the lung contour of the model is fitted to that of the input image by using these transformation coefficients. This process is robust of the parts of diseases.

Next, by using Active Cylinder Model which we developed, a detailed contour is determined from the contour which is obtained in the rough extraction process. The Active Cylinder Model expanded a general idea of the Active Contour Models (Snakes). The standard points obtained in the rough extraction process are used for initial control points in the Active Cylinder Model. The initial control points are put on the rough contour, and adjacent control points are connected like a cylinder-shaped net. The optimal control points are determined by minimizing two kinds of energies. One is an internal energy which represents positional information for the control points which adjoin it. The other is an image energy which represents image information such as edge information calculated from the input image. From these optimal control points, the exact contour of the lung region is determined.

This method was experimented by 68 samples of chest CT images, and has proved to be very effective and practical.

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	本論文の構成	4
第2章	医用画像診断における 計算機支援の現状と課題	7
2.1	計算機支援診断	7
2.1.1	医用画像の計算機支援	7
2.1.2	乳房X線像を対象とした計算機支援診断	8
2.1.3	胸部単純X線撮影像を対象とした計算機支援診断	9
2.1.4	胸部X線CT像を対象とした計算機支援診断	11
2.2	肺野領域抽出	13
2.2.1	しきい値処理を基本とした肺野領域抽出手法	13
2.2.2	従来の肺野領域抽出手法とその問題点	13
2.2.3	モデル駆動型領域抽出法	17
第3章	肺がん検診用 画像診断支援システムの開発	21
3.1	はじめに	21

3.2	計算機支援診断システム概要	23
3.3	画像前処理付き MIP 表示方式	24
3.3.1	妨害臓器情報の除去	24
3.3.2	MIP 処理結果	26
3.3.3	対象データの回転を伴う MIP 処理	26
3.3.4	MIP 処理まとめ	28
3.4	病巣候補自動認識方式	28
3.4.1	Quoit フィルタ処理	29
3.4.2	Quoit 処理の改良	33
3.4.3	実症例への応用	36
3.4.4	大量症例による病巣自動抽出実験	36
3.4.5	病巣候補自動認識方式まとめ	38
3.5	診断支援システムの開発	38
3.5.1	システム構成	38
3.5.2	画像処理サブシステム	39
3.5.3	診断サブシステム	41
3.6	まとめ	44
第 4 章	Active Cylinder Model を用いた 肺野領域抽出	45
4.1	はじめに	45
4.2	Active Cylinder Model	46
4.2.1	概念	46
4.2.2	Active Cylinder Model の計算式	48

4.3	肺野領域抽出アルゴリズム	51
4.3.1	肺尖及び肺底スライスの検出	51
4.3.2	濃度変換	53
4.3.3	Active Cylinder Model 処理による領域抽出	54
4.3.4	自己評価	55
4.4	実験	60
4.4.1	実験条件	60
4.4.2	実験結果	60
4.4.3	考察	63
4.5	まとめ	64
第 5 章	モデル情報と最小値投影法による 肺野領域粗決定	65
5.1	はじめに	65
5.2	処理の概要	65
5.2.1	提案する肺野領域抽出法	65
5.2.2	肺野領域粗決定手法	65
5.3	モデル作成	67
5.4	画像処理による肺野部の特徴抽出	67
5.4.1	体表面マスクの抽出	67
5.4.2	体軸の抽出	70
5.4.3	i-MIP 法による胸郭内面(正面投影像, 側面投影像)の抽出	71
5.4.4	凸包図形と肺尖点の抽出	75
5.5	胸郭内面モデルによる肺野輪郭粗決定	77
5.5.1	体軸合わせ処理	77

5.5.2	凸包合わせ処理	79
5.6	実験	81
5.6.1	実験条件	81
5.6.2	実験結果	84
5.6.3	考察	84
5.7	まとめ	84
第6章 Active Cylinder Model による		
	肺野領域精密決定	87
6.1	はじめに	87
6.2	肺野領域精密決定法	88
6.2.1	下行大動脈除去	88
6.2.2	エッジ強度・方向検出	90
6.2.3	初期輪郭制御点の決定	91
6.2.4	Active Cylinder Model	91
6.2.5	ダミースライス設定	95
6.2.6	パラメータ設定	96
6.3	実験	96
6.3.1	実験条件	96
6.3.2	実験結果	96
6.4	考察	97
6.5	まとめ	101

第7章 Active Cylinder Model を用いた		
	縦隔側肺野輪郭線抽出	103
7.1	はじめに	103
7.2	処理概要	104
7.3	初期輪郭モデル作成	106
7.4	縦隔側輪郭線抽出処理	108
7.4.1	平滑化处理	108
7.4.2	初期輪郭	110
7.4.3	エッジ強度・方向検出	110
7.4.4	輪郭制御点の設定	113
7.4.5	Active Cylinder Model	113
7.4.6	統合・分割処理	115
7.5	実験	117
7.5.1	実験条件	117
7.5.2	実験結果	117
7.6	考察	117
7.7	まとめ	120
第8章 結 論		121
謝 辞		124
参考文献		125
研究業績目録		133

第1章

序 論

1.1 研究背景

肺がんによる死亡者数は、平成5年に男では30,398人、女では11,129人となっている。特に男では、平成5年に初めて胃がんによる死亡者数29,998人を上回った[1]。さらに平成10年の肺がんによる死亡者数は、男36,874人、女13,993人、計50,867人と依然増加の傾向にあり、胃がんによる死亡者数(男32,846人、女17,816人、計50,662人)を男女合計で上回った[2][3]。この増加傾向にある肺がんによる死亡者数を減らすには、がん病巣の治術の確立はもとより、肺がん病巣を早期のうちに発見し治療することが有効策である。

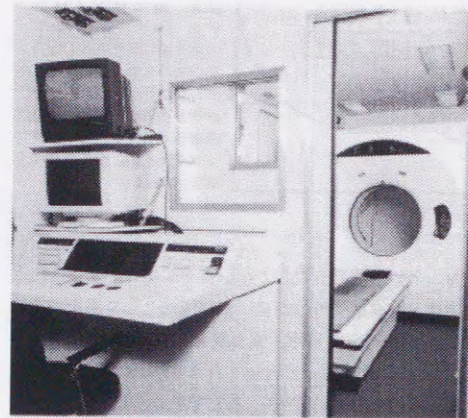
一方、肺がんの集団検診が広く行われているが、第1次スクリーニング検査の1つとしての胸部X線撮影は早期肺がんに対する検出精度が十分とは言えず、異常陰影の見逃し率も相当に大きいことがすでに報告されている[4][5]。そこで、早期肺がんの発見率改善を目的とした新しい検査方法として、肺がん検診用CT(Lung Cancer Screening system by CT: LSCT)が提案されている[6][7]。このLSCTは、肺野全域を呼吸停止中に一気に撮影できるように、高速撮影可能ならせんCTが用いられている。このらせんCTは、患者のベッドを一定速度で連続的に送りながらX線管を高速に回転させ、患者をスパイラル状にスキャンする。このLSCTを搭載した検診車の第1号(図1.1)が1994年11月に完成し、現在、各地を巡回する集団検診の試行実験が複数台の検診車を使って開始されている[8][9]。

上記LSCTは体の断面像を撮影できるため、胸部X線単純撮影像に比べて早期肺がんの検出率が高い。しかしながら、首から腹部にかけて約30cmの範囲を撮影しスライス厚1cmで画像再構成を行うと、患者一人あたり約30枚の画像が生成される。この大量の画像データの生成によって画像読影に要する時間が莫大となり、集団検診の場での普及が妨げられる危険性がある。したがって、計算機支援により何らかの形で読影枚数を削減する努力が必要になってくる。

計算機支援には大きく2つの方法、すなわち肺がん自動スクリーニングシステムを



(a)CT 検診車



(b)CT 装置

図 1.1 : CT 検診車

開発する方法と、計算機支援診断システムを開発する方法が考えられる。前者は肺がん病巣の有無を計算機で自動認識させ、疑陽性群と正常群とに振り分けることで、医師は疑陽性群等の関心のあるスライスのみを検査するシステムであり、医師の省力効果は高い。しかし、この手法を実現するには、がん病巣の計算機による見落としが限りなくゼロに近いことが前提となるため、大量のテストサンプルを用いた長い期間をかけた実験と改良が必要となり、実現には非常に時間がかかる。これに対し、後者は症例の全数チェックを医師が行うことを前提としている。その意味では省力効果はやや薄いだが、医師の診断を支援する各種材料を提供することにより、医師のうっかりミスの防止(診断精度の向上)には役に立つ。この場合、がん病巣の自動認識に対する要求精度がやや甘くても実用性があるため、実現の可能性は高まる。

後者の計算機支援診断システムに関して、当研究室(豊橋技術科学大学知識情報工学系山本研究室)ではこれまでに、病巣の情報を損なうことなく約30スライスからなる3次元情報を2次元面に投影表示する画像前処理付きMIP(Maximum Intensity Projection: 最大値投影)表示方法[10]と、病巣陰影候補を自動認識する方法[11]について研究されている。MIP表示方法では、X線CTデータに対して単純に処理を行うと、肺がん陰影や結核腫のような孤立性の病巣陰影よりもCT値の高い体表面や肋骨、縦隔、横隔膜などの正常組織情報に隠蔽されて、肝心の病巣情報が喪失する危険性がある。そこで、前処理としてこれらの妨害臓器情報を各スライスごとにあらかじめ除去しておき、その後MIP処理を行う。さらに、一方向からのMIP画像のみでは病巣陰影の観察は困難であるため、任意方向からのMIP画像をリアルタイムに作成し表示する。このように

することにより、ある一方向からのMIP画像では病巣陰影が血管影に重なり、病巣陰影の確認が難しい場合でも、投影方向を少し動かすことによって血管影との重なりがなくなり、容易に病巣陰影を確認できるようになる。一方、病巣候補自動認識処理では、Mathematical Morphology[12]の一手法であるQquit(輪投げ)フィルタを用いる。これは、病巣陰影が孤立性に存在し、かつその濃度分布が病巣中心から周辺に向かって単調減少することを仮定して、この種の画像に特異的に応答するフィルタとなっている。Qquitフィルタは、ディスクフィルタとリングフィルタの2つから成っており、それぞれのDilation演算[12]の差を出力値として利用する。このQquitフィルタによる病巣候補自動認識の結果を読影医に呈示することにより、医師の見落としを防止する役割を果たす。

これらの手法ではいずれも、撮影されたCT像から処理の対象となる肺野領域をあらかじめ抽出する処理が重要な根幹を成している。当研究室では、この肺野領域抽出処理にしきい値処理と穴埋め処理を基本としたアルゴリズムを開発している[10]。この画像処理アルゴリズムを肺がんの症例だけでなく、炎症や無気肺、結核などの症例を含む大量のCTデータに適用した。その結果、肺野内に大きく広がる炎症例や、大きな結核病巣や無気肺の症例では、それらの病変部を取り囲むような肺野領域を得ることができなかった。上記画像処理アルゴリズムでは、しきい値処理によって得られる大面積領域を基に肺野領域を決定しているため、CT値の高い大きな病変部によって分断された領域は肺野領域外と判断してしまう欠点がある。LSCTは、もともと肺がんの集団検診を目的としているが、1次検診では肺がん以外の疾患も異常であると検出するのが望ましい。そのためには、前述したような肺野内に大きく広がる病変部をも含む肺野領域抽出法の開発が必要になる。

以上のような背景のもとに、本論文は以下の研究を重点的に取り上げた。

(1)肺がん検診用画像診断支援システム

医師の使用を前提とした肺がん検診用計算機支援診断システムを提案する。本システムは画像処理サブシステムと診断サブシステムからなる。画像処理サブシステムは、病巣陰影候補の自動認識などにより読影作業に必要な補助情報を作成する。一方、診断サブシステムは、医師が診断作業を行うための画像表示用のユーザインターフェースである。また、システム内部では、画像処理サブシステムの結果情報を診断サブシステムに提供している。これにより、医師が診断を行う際にCTの画像のみでなく、計算機から呈示される補助情報を利用することができ、読影作業をより正確に効率よく行えるように目指した。

(2)肺野領域抽出法

上記診断支援システムの重要な前提条件となる肺野領域抽出について、従来手法では正しく抽出できなかった症例にも対応できるように、しきい値処理に頼らない新しい手法を提案する。本手法では、あらかじめ典型的な1症例を用いて肺野モデルを作成しておく。一方、入力画像からはいくつかの基準点座標を自動検出する。これらの基準点座標から、アフィン変換を用いて肺野モデルを入力画像に近似させ、その結果を肺野粗決定領域とする。さらに、この肺野粗決定領域を出発点とするActive Cylinder Modelを用いて、肺野領域精密決定を行う。

1.2 本論文の構成

本論文は、前節で述べた背景・目的のもとで、肺がん検診用診断支援システムにおける肺野領域抽出法に関する研究について述べる。本論文の全体構成は図1.2に示す通りである。

第2章では、まず、これまでに研究されてきた医用画像診断における計算機支援の現状と課題について考察する。

第3章では、提案する肺がん検診用画像診断支援システムについて述べる。

第4章以降で、診断支援システムの重要な根幹を成す肺野領域抽出法の新たなアルゴリズムを提案する。まず、第4章ではActive Cylinder Modelを用いて左右の肺野と縦隔をひとまとめた、大まかな肺野領域抽出法について述べる。次いで、第5章では、典型的な1症例から作成した肺野モデルを入力画像にアフィン変換を使って近似させる、肺野領域粗決定手法について述べる。そして第6章で、その粗決定結果から輪郭を微小移動させる、Active Cylinder Modelを用いた肺野領域精密決定手法について述べる。さらに第7章では、縦隔側輪郭線についてActive Cylinder Modelを用いて抽出する手法を提案する。

最後に第8章では、成果と今後の展望を述べ、本論文の総括とする。

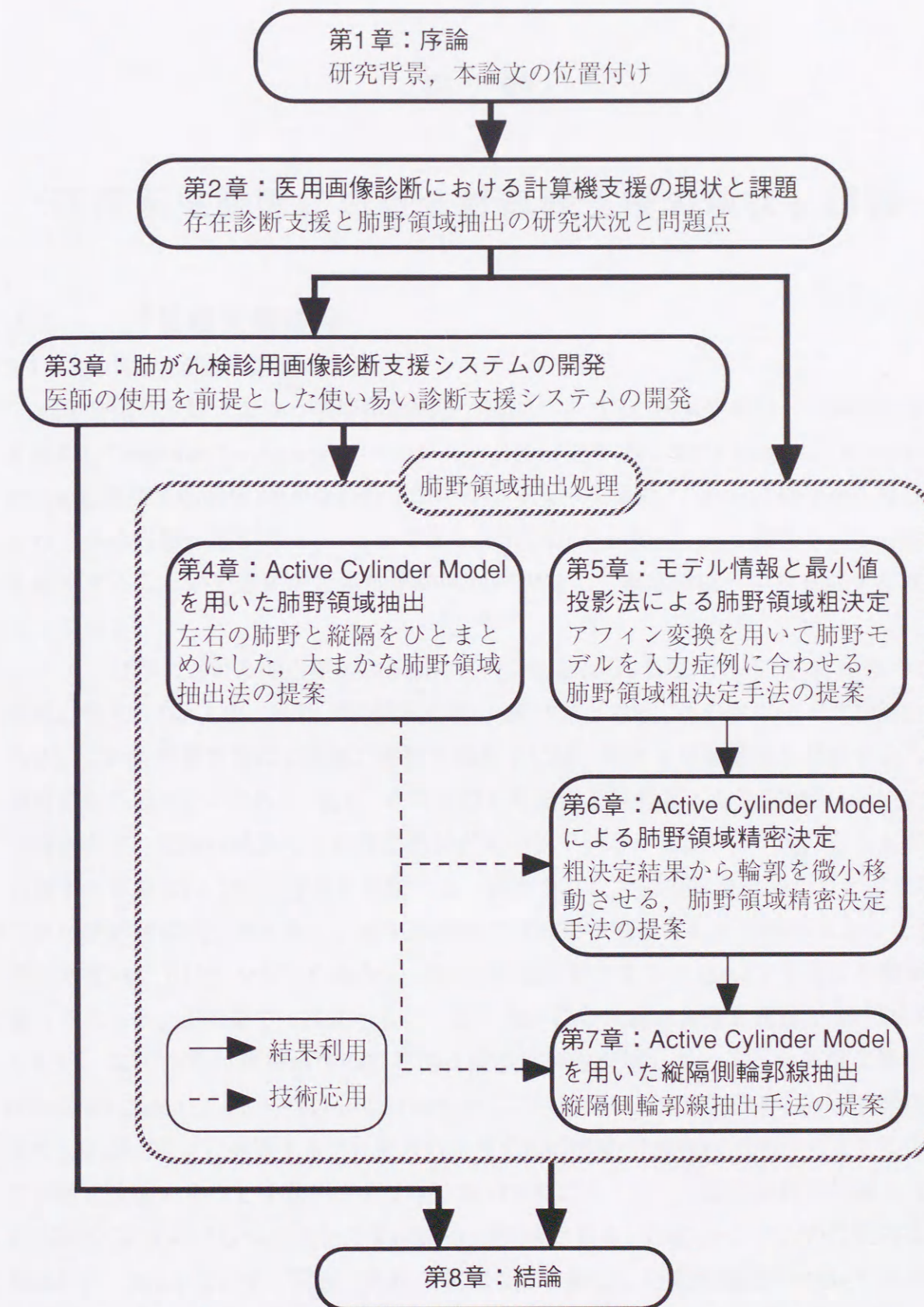


図1.2：本論文の流れ

第2章

医用画像診断における計算機支援の現状と課題

2.1 計算機支援診断

2.1.1 医用画像の計算機支援

近年の医学分野における画像撮影機器の発展によって、病気の診断にX線投影像やX線CT(Computer Tomography; コンピュータ断層撮影)像, MRI(Magnetic Resonance Imaging; 磁気共鳴映像)像が使われることが多くなってきた。これらは外見からは分からない体の内部を見る(診る)ことができる。特にCTやMRIは、体を輪切りにした断面を観察することができるので解剖学的死角が少なく、画像診断の中核を成す存在になっている。

一方、日本における死亡原因の3割は悪性新生物(がんなど)であり(平成10年では、総死亡数936,484人中、死因が悪性新生物は283,921人[2])、その数は年々増加傾向にある。この悪性新生物による死亡者数を減らすには、病巣を早期発見し治療することが有効な手段の1つである。現在、これらの早期発見を目的とした集団検診のうち、主に胸部や胃、乳房の検診にX線撮影装置が使われている。しかし、一度に数十人から百数十人単位で行う集団検診の診断では、撮影された大量の画像を診ることになる。これは読影医の負担が大きく、病気の診断に有効な手段であるX線撮影であっても、診断精度の低下につながりかねない。特に、高速撮影可能ならせんCTが胸部の検診に導入されると、これまでとは比べものにならないほど大量の画像を読影しなければならない。このため、医用画像の計算機支援の重要性が増している。計算機支援診断(Computer-Aided Diagnosis of medical images; 以下CAD)は、X線像を中心とする医用画像から医師が診断に到達するプロセスの一部を知的機械(計算機)で代行することによって診断を支援することを意味する[13]。このCADによって、読影医の負担軽減や読影の客観性(診断のばらつきをなくす)の向上が期待される。CADシステムの代表的な機能[13]を、表2.1に示す。現在、乳房や胸部などを撮影した医用画像のCADシステムの開発が盛んに行われている。

表 2.1：計算機支援診断システムの代表的な機能 [13]

① マーキング	異常と疑われる陰影を検出して医師に呈示する。
② 画像計測	検出した陰影から何らかの特徴量を計測する。
③ 自動分類	計測結果に基づいて異常と疑われる陰影の内容に関する判断(正常, 異常, 病名など)を得る。
④ 自動診断	①～③のプロセスをある程度のレベルで自動的に実行する。
⑤ セグメンテーション	目的とする処理に必要な器官を自動的に切り出す。心臓, 肋骨, 血管, 胃, 脊柱を認識し, 抽出する機能など。
⑥ 画像変換	医師が見やすいように画質を変換する。空間周波数強調, 階調変換, サブトラクションなど。
⑦ 3次元表示	らせんCTなどで得られた3次元画像から診断対象の3次元構造をディスプレイ装置にわかりやすく表示する。

2.1.2 乳房 X 線像を対象とした計算機支援診断

乳房を対象とした CAD システムでは, 乳房 X 線像から腫瘍影や微小石灰化像の自動検出処理が主となっている。腫瘍影の検出方法として, 当研究室で新たに開発されたディスクフィルタとリングフィルタの Dilation 演算による Quoit フィルタ [14] を使った方法が研究されている。他の研究機関では, 分割した乳房領域の画素値のヒストグラムに基づくしきい値処理を使ったもの [15], 勾配ベクトルの向きを広い範囲で評価するアイリスフィルタを用いたもの [16], メディアンフィルタをかけた乳房 X 線写真にテンプレートマッチングを利用したもの [17], 左右の対称性に注目して非対称成分を解析する方法 [18], 遺伝的アルゴリズム (GA) によるテンプレートマッチング [19] などが研究されてきている。

また, 微小石灰化像の検出では, 当研究室では Mathematical Morphology の Top-hat 演算を用いた手法 [20] や, ニューラルネットワークを応用した手法 [21] の研究が行われている。他の研究機関では, テクスチャ解析を用いたもの [22] やラプラシアンフィルタ処理を用いたもの [23], コントラスト補正処理と可変リングフィルタ解析を用いたもの [24] などがあり, その他にもウェーブレット変換 [25], 遺伝的アルゴリズム [26], フラクタル解析 [27] などを応用した研究がある。

この乳がん検診における CAD は, 日本はもとより欧米でも盛んに研究されている。1998 年 6 月には米国のベンチャー企業である R2 Technology 社が開発したマンモグラ

ム(乳房 X 線写真)のための CAD システム(ImageChecker[®])が, 米国食品医薬品局(Food and Drug Administration: FDA)に認可され, 世界で初めて CAD システムの製品としての販売が開始されている [28][29]。FDA に認可されたということは, CAD システムの研究にとって大きな前進であり, 研究者にとっても励みとなる出来事であった。

2.1.3 胸部単純 X 線撮影像を対象とした計算機支援診断

胸部を対象としたものは, 胸部単純 X 線撮影像を用いたものと胸部 X 線 CT 像を用いたものの 2 つに大別される。

胸部単純 X 線撮影像は簡便なことから, 胸部疾患のスクリーニング検査として現在最も多く用いられている。しかし, 一般に胸部単純 X 線写真の読影には多くの経験が必要であると言われている。したがって, 自動的に疑わしい位置にマークを付けて医師に呈示する, CAD システムによる支援効果は十分大きいと考えられる。CAD システムの処理の概略を図 2.1 に示す。胸部単純 X 線撮影像に対する CAD システムは, 後述するようにいくつかの機関で研究されているが, 処理の大まかな流れはどれも図 2.1 に示すものが基本となっている。その処理は, 入力された画像から処理対象となる肺野領域を抽出し, 肺がん病巣などの異常陰影の候補領域を検出する。さらに, 検出された候補陰影の中から特徴量解析を基に拾いすぎである偽陽性陰影を削減し, 最終検出結果を画像にマーキングして医師に呈示する流れになっている。入力画像から肺野領域を抽出する処理については, 2.2 節で述べる。胸部単純 X 線撮影像から肺がん病巣な

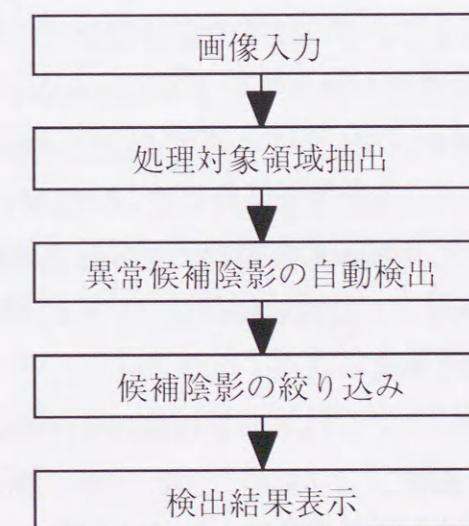


図 2.1：計算機支援診断システムにおける処理の概略

ど異常と疑われる陰影の検出方法については、これまで様々な手法が検討されてきている。肺がん病巣は、画像中では乳がん病巣と似ており、孤立した円形の高濃度領域として存在する。したがって、乳がん病巣候補の検出処理で使われた技術を肺がん病巣候補の検出処理に応用すること(あるいはその逆)が可能であり、いくつかの研究で技術の流用や拡張が行われている。

病巣候補検出の代表的な手法の1つとして、最小方向差分フィルタ(Minimum Directional Difference Filter: Min-DDフィルタ)を用いたものがある[30]。Min-DDフィルタは、あらゆる方向の2階差分を計算し、その中の最小値を出力する。その結果、血管影、肋骨などの直線状の陰影に対する強調を抑制し、限局性の異常陰影のような円状陰影を選択的に強調することが可能となる。この他にも、三重開口指向性コントラストフィルタ(Directional Contrast Filter for Nodule: DCF-N)を用いた研究報告がある[31]。DCF-Nは、胸部X線写真上で肺腺癌が示す腫瘤影のような辺縁の淡い限局性の濃度上昇を検出するフィルタで三重同心円を示しており、フィルタの中心を横切る細長い血管影や肋骨影の影響を受けずに中央部と外層部との濃度比に応じて出力値を算出する特性を持っている[32]。一方、このような空間フィルタリングを用いる手法とは異なり、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)のテンプレートマッチング法を利用した手法も研究されている[33]。このGAテンプレートマッチングでは、様々な形状の2次元ガウス分布による模擬結節状陰影を参照画像としており、CADシステムの1次検出技術として目新しい方法であるが、拾いすぎが多く偽陽性候補削減アルゴリズムの追加が必要となっている。また、差分画像を利用する手法[34][35]も研究されている。この手法は、マッチドフィルタとリング型平均フィルタにより、それぞれ強調画像と平滑画像を作り、それらから正常構造をできるだけ不明瞭にした差分画像を得る。この画像において、各grey levelごとに円形性や大きさを算出し(grey-level thresholding)、grey levelが変化しても円形性の保たれているものや大きさの変化が緩やかなものを選び出す。さらに、原画像にもgrey-level thresholdingをおこない、陰影の大きさ、コントラストおよび円形性を決定し、それらの値から候補陰影を絞り込む[36]。この手法を用いたCADシステムに対する評価を行った読影実験の報告もされており[37][38]、診断精度の向上に役立つという成果が得られている。

また、病巣候補の検出をメインにしたものとは異なり、解剖学的モデルを用いた知識処理によって、胸部単純X線像から自動的に肺野形状を抽出し、その形状から病気の有無を自動判別するCADの研究も行われている[39]。

2.1.4 胸部X線CT像を対象とした計算機支援診断

一方、胸部X線CTを用いたCADシステムの研究・開発も行われている。X線CTは、3次元立体構造をそのまま3次元情報として得ることができる。その反面、2次元平面に投影する単純X線投影像と比べて、一度に大量の情報が発生するため読影に当たる医師にとっては情報過多になり易く、多くの情報を整理しながら必要なもの(異常陰影)を見つけ出す作業は大変な負担になる。その意味でも、表2.1のような機能を実現し読影医に提供するCADシステムの役割はより一層重要になる。胸部X線CTで得られる画像は、集団検診用と、精密検査用の2種類に大別される。前者は、肺がんの集団検診を目的としているため、高速撮影できるようにらせんCTを使い、スライス厚を10mmに設定している。これは、スライス断面における空間分解能0.6~1mmと比べて体軸方向(頭から足の方向)の分解能が10倍以上と粗くなっている。さらに、検診を受ける人の被曝線量を低く抑えるためにX管電流を50~25mAに設定しているため、生成される画像のS/N比(signal noise ratio)はあまり良くない。このようなことから、集団検診用の胸部X線CT像を対象としたCADシステムには高度な技術が要求される。これに対し後者は、スライス厚が1~2mmでX管電流は200mA程度に設定されていることから、細かい部分まで明瞭に観察することができる特徴がある。

肺がんの集団検診に胸部X線CT像を用いる構想は、当研究室も所属する研究グループによって1990年に世界で初めて提案された[6]。提案当初からこの構想にはCADシステムの開発が必要不可欠であるとされている。これを受けた形で、当研究室では診断支援用画像処理技術の開発を行ってきており、その研究成果の第1報が1993年に報告されている[40][41]。この報告では、次の2方式を並列に用いることを検討し、予備実験において良好な結果が得られている。(1)約30スライスからなる3次元情報を、病巣陰影の情報を損なうことなく2次元に投影表示する手段としてMIP(Maximum Intensity Projection: 最大値投影)法を応用した。ただし単なるMIP法では妨害臓器情報による弊害が大きいため、あらかじめこれらの不要情報をしきい値法にて除去している[10](ここで行われている妨害臓器情報の除去(肺野領域抽出)に関しては2.2節で詳しく述べる)。また、(2)各スライス断面ごとに病巣陰影候補を自動認識し、陰影候補の見つかった位置をCT画像上にマーキングして表示する方法を採用している。この病巣候補の自動認識には、乳がんの腫瘤影自動検出用に当研究室で開発したQuoitフィルタ[14]が流用されている。さらに、このQuoitフィルタを3次元の形状に対応できるように拡張した3D-QuoitフィルタやMip-2D-Quoitフィルタも開発され[11]、フィルタサイズを検出する病巣サイズに自動的に合わせる可変N-Quoitフィルタの開発も行った[42][43]。

この他にもいくつかの研究機関で胸部X線CT像を対象にしたCADシステムの研究が行われている。徳島大学のグループでは、画像処理とルールベース認識の組み合わせよって病巣候補を検出する手法が研究されている[44][45]。この病巣候補検出手法を組み込んだCADシステムも開発されている[46]。このCADシステムは、CRT上に一度に4コマ(または6コマ)のCT画像を同時に表示するようになっており、3つの読影モードが用意されている。「Analysis」モードで4コマすべてにCT画像のみが表示されCADの支援を受けずに医師が診断を行い、「Assist」モードでCADの支援を受けながら医師が診断を行う。さらに「Compare」モードで、医師の診断結果とCADの診断結果を比較する[47]。このCADシステムを使って、医師がシステムからの支援を受けた時と受けなかった時の診断精度を比較した評価実験が行われており、システムからの支援を受けた場合、診断精度が向上したと報告されている[46]。その他、胸部X線CT像の病巣候補検出手法に関しては、胸部単純X線撮影像で開発された手法を流用・拡張したもので、GAテンプレートマッチング法[48]、3D-Min-DDフィルタを使ったもの[49]、強調画像と平滑画像の差分を用いたもの[50]などがある。また、3次元図形融合と3次元スケルトンを組み合わせた手法についての研究も行われている[51][52]。これらは病巣候補の自動検出処理を中心としてCADシステムを構築しているが、それとは別に、現行読影装置のヒューマンインターフェースの最適化を試み、高精度高能率の読影環境整備の研究を行っているところもある[53][54]。

これらのような胸部を対象としたCADシステムに関する研究は、世界的に見ても日本が最先端であり、欧米でめばしいところはシカゴ大学の研究グループくらいしか見あたらない。その中でも、シカゴ大学のグループは単純X線撮影像に対する研究がメインで、CT像を対象にした研究はあまり行われていない。欧米では、コスト(リスク)の面から肺がん集団検診の有効性が疑問視されており、積極的に導入されていないという背景があるため、この分野での研究があまり進んでいない。一方、日本では胸部単純X線撮影を中心とした肺がんの集団検診が広く行われている状況で、CADシステムを研究する環境にあり、特にCT像を対象としたものは世界に先駆けて研究が行われている状況である。日本においても肺がん検診の有効性を疑問視する声[55]が出ているが、集団検診にCTを導入することにより有効であるという成果も報告されている[56]。このことから、肺がんの集団検診には現行の単純X線撮影に代わりX線CTを用いた方式が今後普及するであろう。したがって、CT像を対象としたCADシステムの重要性や必要性がより一層増すのは必至であるといっても過言ではない。

このようなことから、本論文で提案する「肺がん集団検診用胸部X線CT像を対象

としたCADシステム」の開発は、非常に有意義であり医用画像工学の分野で将来の中心技術となりえるものである。本論文では、前述の画像前処理付きMIP方法による画像呈示とQuoit処理による病巣候補自動認識を軸に、医師にとって使いやすいシステムの開発を目指した。このCADシステムについては第3章で詳しく述べる。

2.2 肺野領域抽出

2.2.1 しきい値処理を基本とした肺野領域抽出手法

2.1節で述べた胸部単純X線撮影像や胸部X線CT像のCADシステムは、図2.1に示すように入力された原画像から対象領域を切り出す処理が重要な前提条件になっている。対象領域(肺野領域)を絞り込むことによって、処理の高速化と対象となる領域外における誤検出防止の効果がある。また、画像表示方法にMIP法[10]を用いる場合、単純なMIP法のままでは、病巣陰影よりもCT値の高い体表面、肋骨、縦隔、横隔膜などの組織情報に隠蔽されて、肝心の病巣情報が喪失する危険性がある。そこで上記隠蔽原因となる組織情報をあらかじめ除去する肺野領域抽出処理が必要になってくる。

単純X線撮影像でもX線CT像でも、肺野内はその濃度値が他の組織と比べてかなり低いことから、肺野領域抽出処理はしきい値処理を基本とする手法が多く用いられている。例えば単純X線撮影像では、そのしきい値処理に固定しきい値を用いたもの[57]やヒストグラム面積に基づく方法(P-タイル法)を用いたもの[33]がある。X線CT像では固定しきい値処理により大まかな肺野領域を決定した後に、血管・気管支・病変部などにより発生した欠損部分を3次元図形融合処理を用いて補正する手法が用いられている[51]。この3次元図形融合処理とは、3次元2値画像の収縮(1画素分細める操作)と拡散(1画素分太める操作)をそれぞれn回ずつ行う処理である。また、大まかに求めた肺野領域の欠損部分の検出に肺野輪郭の曲率を求め、補正処理に利用している手法もある[44]。

2.2.2 従来の肺野領域抽出手法とその問題点

同様にしきい値処理を基本とした肺野領域抽出処理の例として、図2.2に当研究室でこれまでに開発された手法[10]のフローチャートを示す。処理は大きく2段階のステップ、すなわち肺野マスクの粗決定と精密決定の段階を踏む。第1の段階でまず肺野領域の骨格を決め、第2の段階で肺野境界線を精密に決定する。第1段階の肺野マスク粗決定では、肺野部をマクロに抽出する。基本的にはCT値が相対的に高く、かつ一定面積以上の部位は、肺野外の可能性が高いという立場で処理を行っている。処理

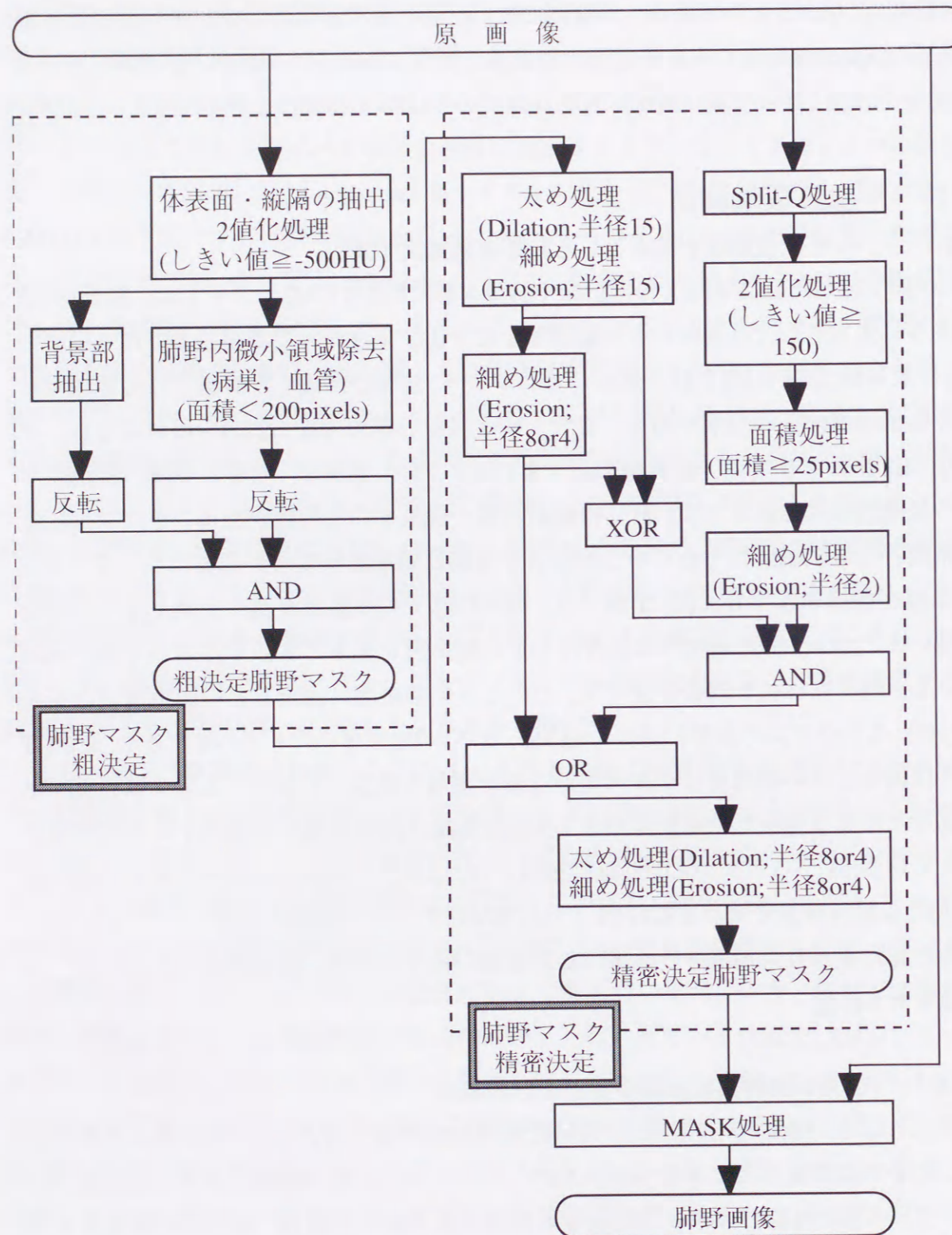
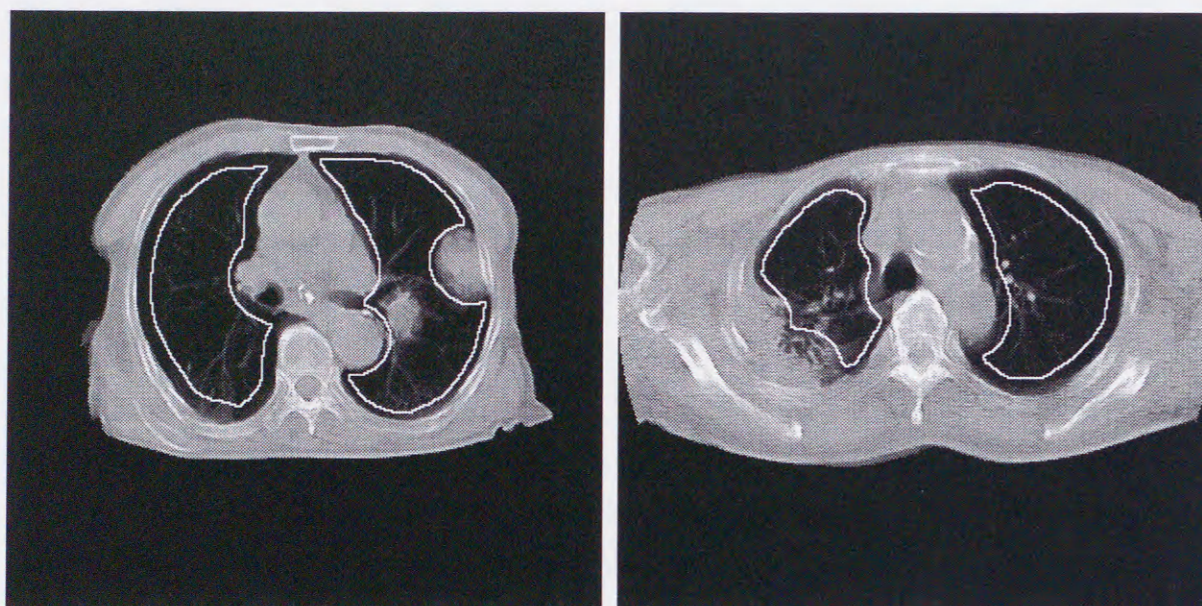


図 2.2：しきい値処理を基本とした肺野領域抽出処理のフローチャート[10]

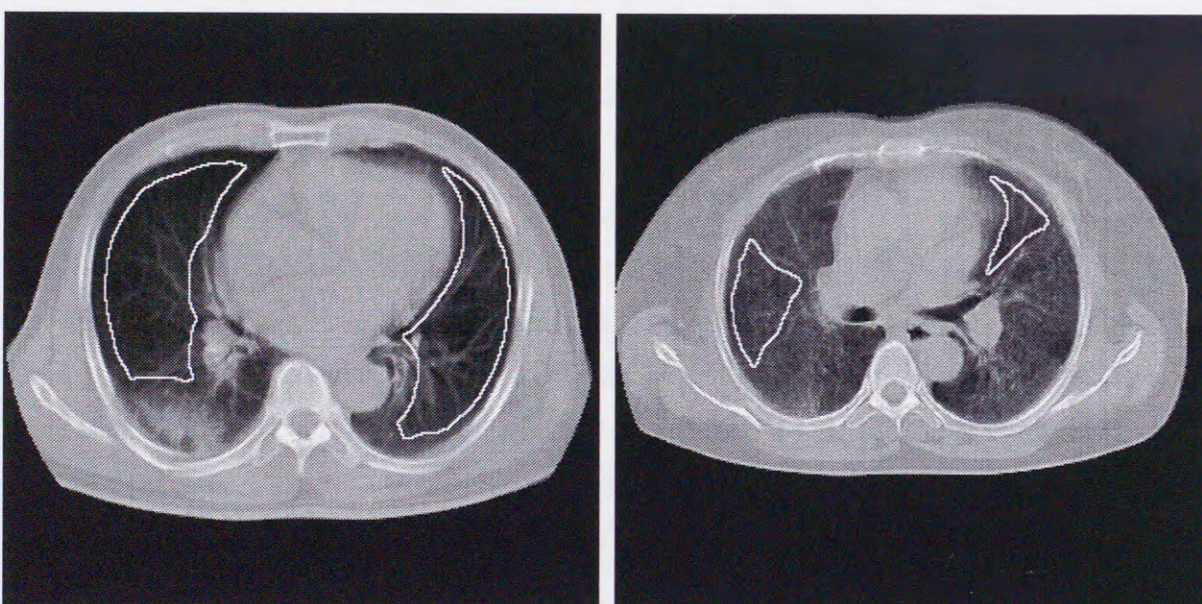
の初めに体表面と縦隔を抽出する処理として、CT値が-500HU以上(原画のCT値表現は、空気を-1000HU、水を0HU)の部位を1、それ以下を0とする2値化処理を行っている。これ以降では、この2値化処理で作成された肺野の内部とそれ以外とに分離した2値画像を基に処理を行っている。第2段階の肺野マスク精密決定で、この2値画像に対して太め処理と細め処理(Mathematical Morphology[12]のDilation演算とErosion演算)を組み合わせて用いているが、これは粗決定肺野マスクの辺縁に発生した想定サイズ直径30pixels以下(スライス平面上の空間分解能1mm/pixel)のくぼみを埋める処理である。これは、肺野辺縁に付着した病巣を肺野領域の内部に含むために意図した処理であり、肺野マスク精密決定のSplit-Q処理[10]も同様の意図で組み込まれている処理である。

これらしきい値処理を基本とした手法の問題点は、最初の2値化処理で作成した2値画像を基に処理を進めていることである。CT値が比較的高く肺野内に大きく広がる炎症病変部や太い血管などによって、2値化された粗決定肺野マスクが大きく欠損している場合があっても、この欠損部分を補うような処理は考慮されていない。また、肺野マスク精密決定のくぼみを埋める処理やSplit-Q処理は、粗決定肺野マスクの辺縁のみを対象としている。もし想定以上の大きさの病巣が肺野辺縁に存在していた場合には、この病巣を肺野マスクの内部に含むことができないという危険性がある。図2.2で示した肺野領域抽出手法を用いて処理を行ったもののうち、肺野領域抽出に失敗した例を図2.3に示す。図中の白線で示しているものが抽出した肺野領域の輪郭線である。ここでは、肋骨のPartial Volume Effectによって肺野辺縁に存在する高濃度裾野領域をMIP処理用に削った輪郭線を示しているため、ひとまわり小さい輪郭として表されている。図2.3(a)は、想定以上の大きさの病巣が肺野の辺縁に付着しているもので、肺野マスク精密決定での肺野辺縁のくぼみを埋める処理でも対応できず、病巣を肺野領域外としてしまった症例である。この場合、病巣候補の検出処理は得られた肺野領域内を対象として行われるため、CADシステムとしては病巣を見落としたことになってしまう。図2.3(b)は、結核病変部が右肺背側に存在している症例である。この病変部のCT値は非常に高く、大きく胸壁に付着していることから、最初の2値化処理の段階で領域外とした。図2.3(c)は炎症病変部が右肺背側に存在する症例で、同様に2値化処理ですでに領域外と判断されたため、その後の補正処理でも対応できなかった症例である。図2.3(d)は肺野全体にモヤ状の病変部が広がっている過敏性炎症例で、全体的に肺野内のCT値が高く、しきい値処理では全く対応できない症例である。肺がん病巣の自動検出を目的としているCADシステムであっても、集団検診では様々な肺疾患の症例



(a) 想定以上の大きさのがん病巣が胸壁に付着している症例

(b) 結核病変が大きく付着している症例



(c) 炎症病変部が右肺背側に存在している症例

(d) 肺野全体にモヤ状の病変部が広がっている過敏性炎症例

図2.3：しきい値処理を基本とした手法による肺野領域抽出結果の失敗例
(白線で示したものが抽出した肺野輪郭)

が発見される。したがって、図2.3に示したような炎症や結核などの症例に対しても、正確な肺野領域が抽出できる頑健なCADシステムの構築を目指す必要がある。

2.2.3 モデル駆動型領域抽出法

このようなことから、しきい値処理に頼らない新たな肺野領域抽出法の開発が必要となっている。これに対し、最近、対象の形状モデルを利用したモデル駆動型の領域抽出手法を種々の医用画像に利用した研究が行われ始めている[58]。この領域抽出手法の1つに挙げられるのがSnakes(Active Contour Models: 動的輪郭モデル)[59]である。

Snakesは、画像上に定義された変形可能なスプライン曲線であり、その曲線上のエッジ強度などを評価するエネルギー関数を最適化することにより、エッジによって囲まれた領域の輪郭を抽出する手法である[60]。この手法は、エッジ情報に着目して領域の輪郭を決定しているため、内部の画像特徴が不均一な領域の検出にも利用することができる。また、角のない滑らかな領域形状については、比較的精度の高い検出が行えるという特徴がある。

輪郭 $\vec{v}(s) = (x(s), y(s))$ 上で定義されたエネルギー関数を最小となる方向にその形状を変形させていくことによって、輪郭すなわち領域の抽出が実現される。基本的なSnakesのエネルギー関数は式(2.1)に示されるように、内部エネルギー E_{int} 、画像エネルギー E_{image} 、外部からの強制エネルギー E_{con} の和によって定義される。

$$E_{snakes} = \int_0^1 \{ E_{int}(\vec{v}(s)) + E_{image}(\vec{v}(s)) + E_{con}(\vec{v}(s)) \} ds \quad (2.1)$$

$$E_{int} = (\alpha |\vec{v}_s(s)|^2 + \beta |\vec{v}_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (2.2)$$

$$E_{image} = w_{edge} \times (-|\nabla I(\vec{v}(s))|^2) \quad (2.3)$$

$$E_{con} = -w_{con} (\vec{x}_1 - \vec{x}_2)^2 \quad (2.4)$$

ただし $\vec{v}_s = \frac{d\vec{v}}{ds}$, $\vec{v}_{ss} = \frac{d^2\vec{v}}{ds^2}$ である。

$I(\vec{v}(s)) = I(x(s), y(s))$ は点 $\vec{v}(s)$ における画像の濃度値である。また $\alpha, \beta, w_{edge}, w_{con}$ は各エネルギー項の重み係数である。

式(2.2)は、輪郭に滑らかさの拘束を加える内部エネルギーである。輪郭の引っ張りに関するエネルギー項 $|\vec{v}_s(s)|^2$ と、曲げに関するエネルギー項 $|\vec{v}_{ss}(s)|^2$ の線形結合によって

表される。式(2.3)は、入力画像におけるエッジの近傍に輪郭線を収束させるための画像エネルギーである。画像中のエッジ付近で極小値を取るように、画像の濃度勾配を用いる。また、式(2.4)は、輪郭上の点 \bar{x}_1 を外部から与えた点 \bar{x}_2 に一致させるように働く強制力を表すエネルギー項である。

Snakesでは、式(2.1)のエネルギー関数を最小化することにより、輪郭制御点を求めたい領域の輪郭付近に移動させることができる。式(2.1)の最小化には以下のような方法をとる。

$E_{ext} = E_{image} + E_{con}$ とおく。式(2.1)を微分すると、以下に示す2つの独立なオイラーの方程式が得られる。

$$\alpha x_{ss} + \beta x_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial x} = 0 \quad (2.5)$$

$$\alpha y_{ss} + \beta y_{ssss} + \frac{\partial E_{ext}}{\partial y} = 0 \quad (2.6)$$

ただし、

$$x_{ss} = \frac{\partial |\bar{v}_s|^2}{\partial x} / 2, \quad x_{ssss} = \frac{\partial^2 |\bar{v}_s|^2}{\partial x^2} / 2, \quad y_{ss} = \frac{\partial |\bar{v}_s|^2}{\partial y} / 2, \quad y_{ssss} = \frac{\partial^2 |\bar{v}_s|^2}{\partial y^2} / 2 \quad (2.7)$$

である。一方、式(2.1)を離散系の式に置き換えると次式のように表すことができる。

$$E_{snakes} = \sum_{i=1}^n \{E_{int}(i) + E_{ext}(i)\} \quad (2.8)$$

このとき、輪郭制御点を $\bar{v}_i = (x_i, y_i) = (x(ih), y(ih))$ (h : 変化量)で表すと、式(4.2)は、

$$E_{int}(i) = \alpha |\bar{v}_i - \bar{v}_{i-1}|^2 / 2h^2 + \beta |\bar{v}_{i+1} - 2\bar{v}_i - \bar{v}_{i-1}|^2 / 2h^4 \quad (2.9)$$

と近似される。

また、 $f_x(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial x_i}$, $f_y(i) = \frac{\partial E_{ext}}{\partial y_i}$ とおき、 $\bar{v}_0 = \bar{v}_n$ であるとする。式(2.9)を式(2.8)に代入

し、 \bar{v} に関して微分(差分)すると以下ようになる。

$$\alpha(-\bar{v}_{i-1} + 2\bar{v}_i - \bar{v}_{i+1}) + \beta(\bar{v}_{i-2} - 4\bar{v}_{i-1} + 6\bar{v}_i - 4\bar{v}_{i+1} + \bar{v}_{i+2}) + (f_x(i), f_y(i)) = 0 \quad (2.10)$$

これは、式(2.5)(2.6)のオイラーの方程式と一致する。

上のオイラーの方程式を行列表現にすると、以下ようになる。

$$Ax + f_x(x, y) = 0 \quad (2.11)$$

$$Ay + f_y(x, y) = 0 \quad (2.12)$$

ここで、 A は係数行列で、

$$\begin{aligned} a &= \beta \\ b &= -\alpha - 4\beta \\ c &= 2\alpha + 6\beta \\ d &= -\alpha - 4\beta \\ e &= \beta \end{aligned} \quad (2.13)$$

とおくと、行列 A ($n \times n$ 型)は、

$$A = \begin{bmatrix} c & d & e & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & a & b \\ b & c & d & e & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & a \\ a & b & c & d & e & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & b & c & d & e & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & & & & & & & & & & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & a & b & c & d & e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & a & b & c & d & e \\ e & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & a & b & c & d \\ d & e & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & a & b & c \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

となる。

時刻 t における x, y を求めるために、式(2.11)(2.12)はステップサイズ γ を用いて表すと、

$$Ax_t + f_x(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(x_t - x_{t-1}) \quad (2.15)$$

$$Ay_t + f_y(x_{t-1}, y_{t-1}) = -\gamma(y_t - y_{t-1}) \quad (2.16)$$

となり、さらに次式のように置き換えられる。

$$x_t = (A + \gamma I)^{-1} (\gamma x_{t-1} - f_x(x_{t-1}, y_{t-1})) \quad (2.17)$$

$$y_t = (A + \gamma I)^{-1} (\gamma y_{t-1} - f_y(x_{t-1}, y_{t-1})) \quad (2.18)$$

この式(2.17)(2.18)を繰り返し求めることにより輪郭制御点を画像の特徴的な位置に移動させる(エネルギーが最小となる状態にする)。

このSnakesを医用画像に適用した例としては、頭部MRI画像からの大脳新皮質の輪郭線抽出[61][62]、胸部X線CT像からの心臓の輪郭線抽出[63]、腹部X線CT像からの肝臓領域抽出[64]、胃X線立位充滿正面像や胃X線二重造影像からの胃部輪郭の抽出[65]、胸部単純X線撮影像からの肺野領域に応用した例[66][67]などがある。

しかし、本研究を始めた当初(1994年)には、胸部X線CT像から肺野領域を抽出す

る処理への応用例は見あたらなかった。そこで、典型的な1症例から作成した肺野モデルを利用した、動的輪郭モデルによる肺野領域抽出の研究に着手し、2.2.2項で述べた問題点を克服するような抽出精度の向上を目指した。この抽出手法の詳細は第4章以降で述べる。

第3章

肺がん検診用画像診断支援システムの開発

3.1 はじめに

LSCT(Lung cancer Screening system by CT)では1被検者あたり約30スライスと大量のデータが計測される。そのため、読影に要する時間が長くなり、集団検診の場での普及が妨げられる危険性がある。そこで、計算機を用いた画像診断支援システムの開発が必須となっている。

計算機支援には大きく2つの方法、すなわち肺がん自動スクリーニングシステムを開発する方法と、計算機支援診断システムを開発する方法が考えられる。前者は肺がん病巣の有無を計算機で自動認識させ、疑陽性群と正常群とに振り分けることで、医師は疑陽性群等の関心のあるスライスのみを検査するシステムであり、医師の省力効果は高い。しかし、この手法を実現するには、がん病巣の計算機による見落としが限りなくゼロに近いことが前提となるため、大量のテストサンプルを用いた長い期間をかけた実験と改良が必要となり、実現には非常に時間がかかることが想定される。これに対し、後者は症例の全数チェックを医師が行うことを前提としており、その意味では省力効果はやや薄いだが、医師の診断を支援する各種材料を提供することにより、医師のうっかりミスの防止(診断精度の向上)には役立つ。この場合、がん病巣の自動認識に対する要求精度がやや甘くても実用性があるため、実現の可能性は高まる。またこの方式では、医師にとって使いやすいGraphical User Interface(以下GUIと呼ぶ)の良いものを開発することも重要な課題となる。そこで後者の立場をとり、LSCTからの画像を対象とした計算機支援診断システムを開発することにした。

以上のような状況下であって、医師が診断を行う際にベースとなる原画像表示と、計算機で事前に見つけた病巣陰影位置の表示との効率的なリンクに特に配慮した計算機支援診断システムを構築した。提案する計算機支援診断システムは、画像処理サブシステムと診断サブシステムからなる。画像処理サブシステムでは、集団検診にて撮影された画像から診断支援用の補助情報を作成する。これに対し当研究室では、これまでに以下の3つのアプローチ法を検討してきた。

- (1) 補間処理付き原画像シネ表示
- (2) 病巣陰影の自動認識
- (3) MIP画像の任意方向リアルタイム表示

LSCTは集団検診を目的としており、撮影時間とデータ量の問題から体軸(Z軸)方向の分解能(スライス間隔)は10mmを想定している。これは、スライス断面(XY平面)の分解能0.625mm~1mmとは10倍以上の差がある。この画像を体軸(Z軸)方向にリアル表示する場合、Z軸方向のデータ不足から3次元の組織構造がわかりにくくなる。たとえば、血管のようにスライスに対して斜めに交差する組織の陰影は追跡が困難になる。そこで(1)の方法として、スライス間の補間画像を作成し、シネ表示させる手法をとる。補間画像の作成は、画像の再構成段階に戻るのが理想的であるが、ここでは処理が簡単な再構成画像相互の線形補間法を用いた。

(2)は、病巣陰影候補を医師に知らせるという目的で、病巣陰影候補の自動認識処理を本システムに組み込む。この自動認識処理の具体的な手法として、当研究室ではすでにQuoitフィルタ処理を用いた抽出法[11]を開発し、良好な結果を得ている。

(3)は、約30スライスからなる3次元情報を病巣の情報に損なうことなく2次元平面に投影する方法として、当研究室では画像前処理付きMIP(Maximum Intensity Projection)法[10]を用いた手法を開発している。このとき、1方向からのMIP画像のみでは病巣陰影の観察は困難であるため、任意方向からのMIP画像をリアルタイムに作成し表示することを可能とした。このようにすることにより、ある一方向からのMIP画像では病巣陰影が血管影に重なり、病巣陰影の確認が難しい場合でも、投影方向を少し動かすことによって血管影との重なりがなくなり、容易に病巣陰影を確認できるようにした。

一方、診断サブシステムでは、CTの原画像の表示と、画像処理サブシステムで作成された補助情報を効率的にリンクさせて呈示を行う。読影医は、この診断サブシステムでCT画像を観察して診断を行うが、その際に補助情報を参考資料として利用することにより、読影の客観性が向上し、ひいては後述するように省人化にも貢献することが期待される。

以下、3.2節で計算機支援診断システムの概要について述べる、次いで3.3節および3.4節で、これまでに当研究室で開発している、画像前処理付きMIP表示方式と病巣候補自動認識方式の各概要と現在の研究状況について簡単に述べる。また、医師が使用することを前提とした診断支援システムの基本構想について3.5節で検討し、GUIを用いたシステムの作成について述べる。

3.2 計算機支援診断システム概要

現行の読影作業は2人以上の医師がX線フィルムを読影し、最終読影結果を作成することが多い(図3.1(a))。これには以下にあげる3通りのスタイルがある。なお、第2読影医には経験豊富な医師が、第1読影医にはそれよりも経験の浅い医師が担当することが多い。

- (1) 第1読影医が先に読影を行う。第2読影医は第1読影医の読影結果を踏まえて読影を行う。両者がそろって合議することはなく、第2読影医の読影結果を最終読影結果とする。
- (2) 第1、第2読影医が独立に読影を行った後、両者がそろって合議を行い最終読影結果を作成する。
- (3) 第1、第2読影医と一緒に読影を行い、最終読影結果を作成する。

本論文で提案する計算機支援診断システムは、主として上記第(1)項の第1読影医の

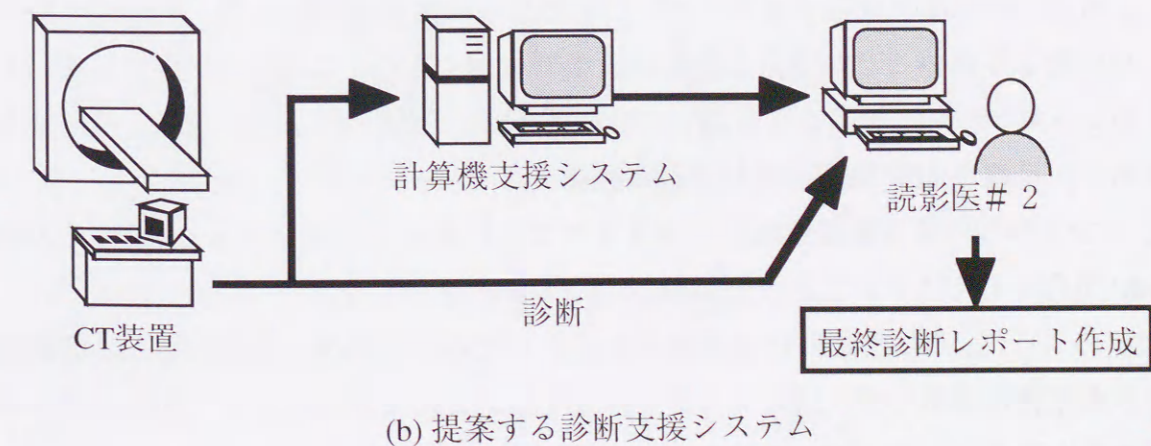
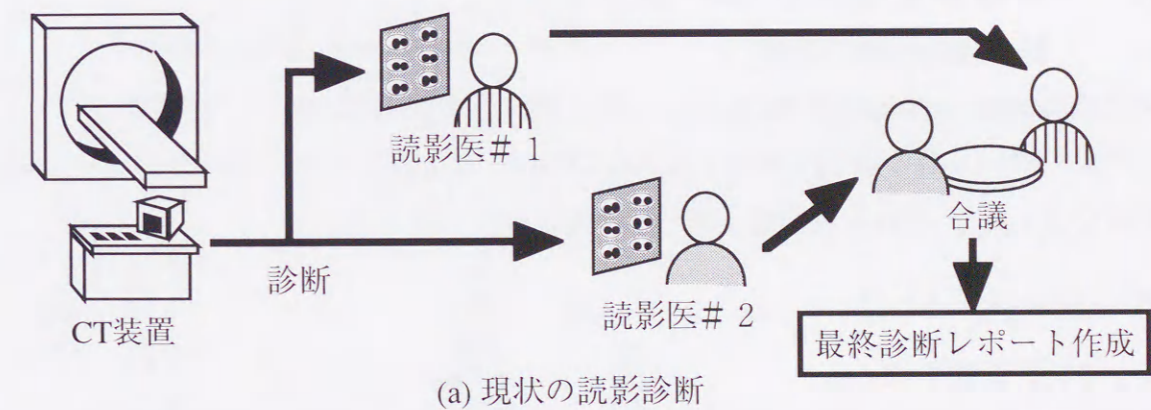


図3.1: 診断支援システムの概念

代わりに計算機支援によって行うというスタイルを目指す(図3.1(b)). すなわち, 計算機支援を受けた第2読影医が最終読影結果を作成するというシステム形態をとる.

また, 計算機支援診断システムを構築する上で, 以下の2点を基本的な考え方とした.

- (A) 計算機支援診断システムは読影に必要な情報をできるだけ多く提供する.
- (B) システムの操作はできるだけ簡単にする.

上記(A)は, 有意義な補助情報を可能な限り多く読影医に呈示するということである. ただし, 情報過多にならないように留意する必要がある. 一方(B)については, この計算機支援診断システムは医師が使用することを前提としているので, 使いやすさと理解しやすさを考慮する必要がある. そこで, ポインティングデバイス(たとえば, マウス)のみでCRT上のオブジェクトが直接操作できるように, GUIを用いたシステムを構築した.

3.3 画像前処理付き MIP 表示方式

3.3.1 妨害臓器情報の除去

MIP法(Maximum Intensity Projection: 最大値投影法)[68]はMR アンギオグラフィーなどでよく用いられる方式である. 図3.2にMIP法の原理を示す. n 番目のスライスの画素値を $f(x,y)_n$, 求める投影像上での画素値を $g(x,y)$ とすると,

$$g(x,y) = \max_n \{f(x,y)_n\} \quad (3.1)$$

によって投影画像を求める.

しかし, これを応用して約30枚のCT像から1枚のMIP像を得るのは簡単ではない. なぜならば, MIP法を成功させるためには, 重ねられる投影線内にて, 病巣部の信号レベルが他より高いことが前提となるが, 胸部X線CTではこの前提が成立しないからである. すなわち病巣部よりも高いCT値領域として体表面, 肋骨, 縦隔, 横隔膜などがあり, 単純なMIP処理では病巣部は見えてこない.

そこでこれらの妨害臓器情報を各スライスごとにあらかじめ除去しておき, その後にMIP処理を行うことにした. その処理のフローチャートを図3.3に示す.

図示のように, あらかじめ妨害情報を除去するために各スライス断面ごとに肺野領域のみを精密に抽出して, 肺野マスクを作成する. このマスクにより, 肺野内の必要情報のみを切り出した上で, 通常のMIP処理を行っている.

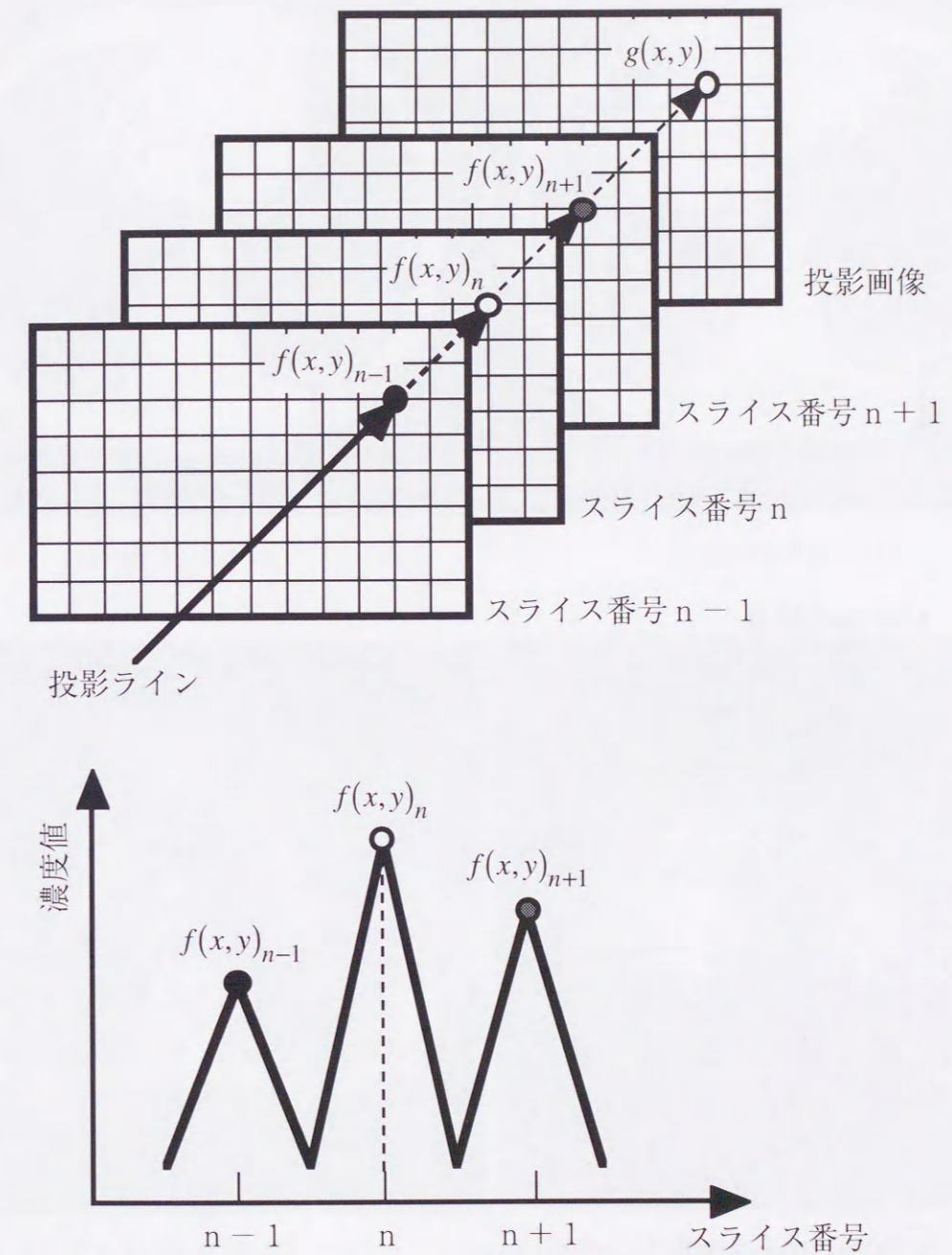


図3.2: MIP法の概念

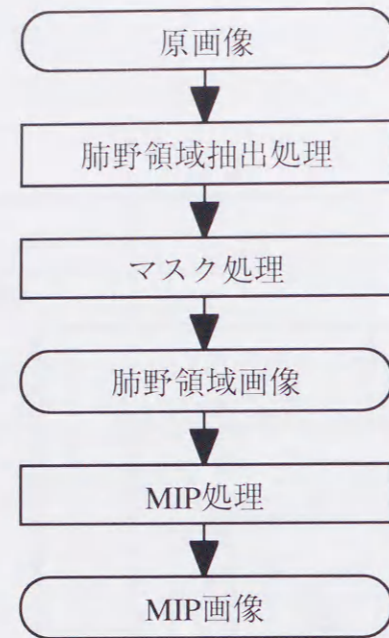


図3.3：画像前処理付き MIP 法のフローチャート

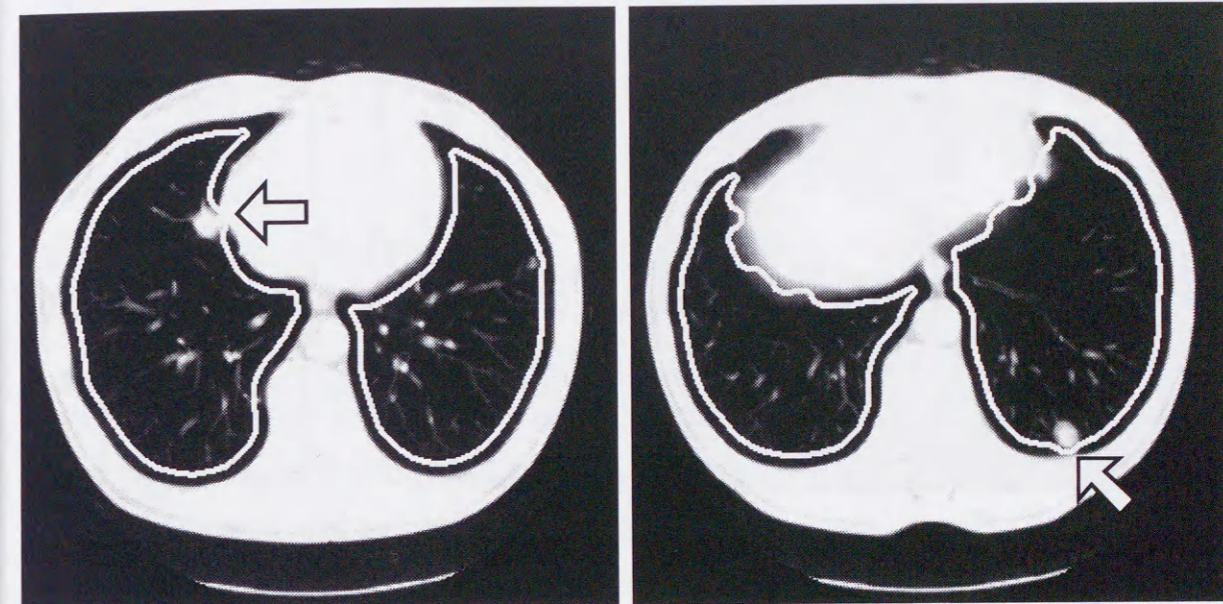
3.3.2 MIP 処理結果

処理結果の一例を図3.4に示す。図3.4は32枚のスライス断面からなる転移性肺がん患者例である。図3.4(a)(第22スライス)と図3.4(b)(第26スライス)に直径20mm前後の顕著な病巣陰影が認められる。なお、白線で示しているものは、肺野マスクの輪郭線である。この肺野マスクは、肺野辺縁部の病巣を落とすことなく、かつ肋骨などの高CT値の裾野領域を混入させることのないようにしている。

この32枚の画像に対して単純にMIP処理を実行した例が図3.4(c)である。肋骨陰影その他の妨害情報によって、病巣陰影が全く見えなくなっていることが分かる。これに対して、画像前処理付きのMIPを行ったものが図3.4(d)である。血管情報がかなり多いものの、病巣陰影(図中の矢印)は十分に認識できる状態で投影されていることが分かる。

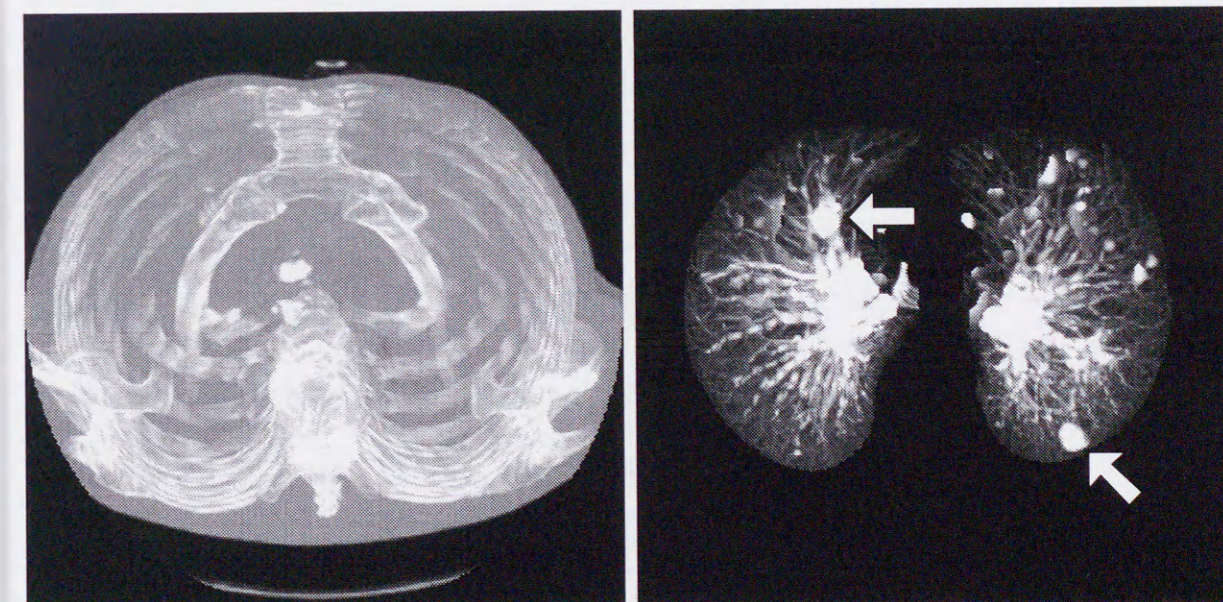
3.3.3 対象データの回転を伴う MIP 処理

血管陰影などによる妨害の影響を小さくする別のアプローチとして、視点の位置を変えてMIP処理を行うことができる。前述したMIP処理は3次元のX線CT像を体軸方向に投影したものである。これに対して、対象データを線形変換で回転させる。その回転後の画像に対してMIP処理を行った結果の画像を図3.5(a)に示す。この画像は図3.4で示したものと同一症例であり、Y軸を中心に25度回転させたものである(図3.5



(a) 第22スライス

(b) 第26スライス



(c) 通常 MIP 法を適用した結果

(d) 画像前処理付き MIP 法を適用した結果

図3.4：画像前処理付き MIP 法の例
(矢印はがん病巣陰影を示している)

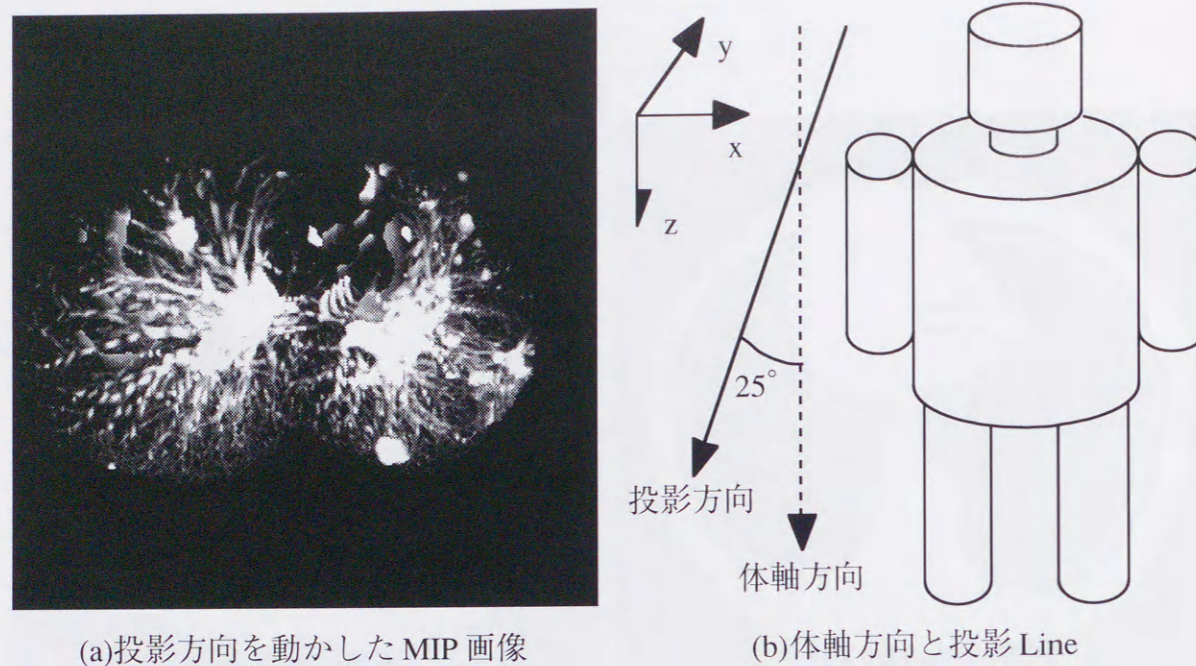


図 3.5：投影方向の移動

(b)). また、視点位置を少しずつ変化させてそれらを連続表示することにより、より一層病巣陰影の認識を助けることが可能になる。

3.3.4 MIP 処理まとめ

以上のようにこの方式は方法論的にはかなり実用に近い技術となってきたが、実用化するにあたっては、処理の高速化を図るためのハードウェアを用意するなどの追加開発が必要である。

3.4 病巣候補自動認識方式

病巣候補の自動抽出方法として、当研究室では Mathematical Morphology [12] のフィルタリング処理の一種である Quoit フィルタ処理をすでに開発している [11]。Quoit フィルタは病巣陰影が孤立性に存在するという仮定のもとに開発したフィルタで、孤立性陰影に対して特異的に反応する。本節では、この Quoit フィルタ処理に対し、1) 高速化、2) フィルタサイズの適応化、3) 病巣と血管が重なり合っているケースでの抽出実現性の3点の改良を行った結果について報告する。具体的には、病巣サイズに合わせてフィルタを柔軟に変化させる可変 N-Quoit フィルタ処理を新たに開発し、濃度重みつき距離変換 (Grey Weighted Distance Transformation: 以下 GWDT) [69] と併用することにより、あ

らゆるサイズの病巣を周囲の陰影の影響を受けずに抽出することが可能となった。

以下、3.4.1 項では Quoit フィルタ処理とその問題点について述べ、3.4.2 項で新手法可変 N-Quoit フィルタ処理と GWDT による前処理の導入を検討し、3.4.3 項で実症例への応用を考えたアルゴリズムを紹介する。最後に 3.4.4 項にて、実症例に適用した結果について報告する。

3.4.1 Quoit フィルタ処理

Quoit フィルタは Morphological フィルタの一種であり、図 3.6(a) に示すようなディスクフィルタとリングフィルタから構成されている。この両フィルタによる Dilation 演算結果の差が Quoit フィルタ処理 (以下 Quoit 処理) の出力値となる。図 3.6(b) は、病巣モデルと血管モデルを模式的に鳥瞰図表示したものである。鳥瞰図表示では、濃度値の大きさを山 (およびその斜面) の標高として表示される。がん病巣が画像中では孤立して存在していると仮定した場合、病巣モデルは図 3.6(b) の左のように富士山型の円錐形で表現される。一方、血管モデルは図 3.6(b) の右のように連山型の尾根線で表現される。概念的には、Quoit フィルタは鳥瞰図表示した山の上から 2 つのフィルタをかぶせる。孤立性陰影の場合、リングフィルタが下まで落ち込むため、ディスクとリングの両者の間に高低差 q が生じるが、血管のような孤立性でない部位では高低差が生じない。こうして、孤立性陰影を選択的に抽出している。数式表現したものを以下に示す。なお、 \oplus は Mathematical Morphology の表記法に従い、Dilation 演算を意味する。

$$q(x, y) = f(x, y) \oplus D(x, y) - f(x, y) \oplus R(x, y) \quad (3.2)$$

ここで、

$$f(x, y) \oplus D(x, y) = \max \{ f(x - x_1, y - y_1) + D(x_1, y_1) \mid (x_1, y_1) \in K_D \} \quad (3.3)$$

$$f(x, y) \oplus R(x, y) = \max \{ f(x - x_1, y - y_1) + R(x_1, y_1) \mid (x_1, y_1) \in K_R \} \quad (3.4)$$

と定義する。ただし、

$f(x, y)$: 入力画像

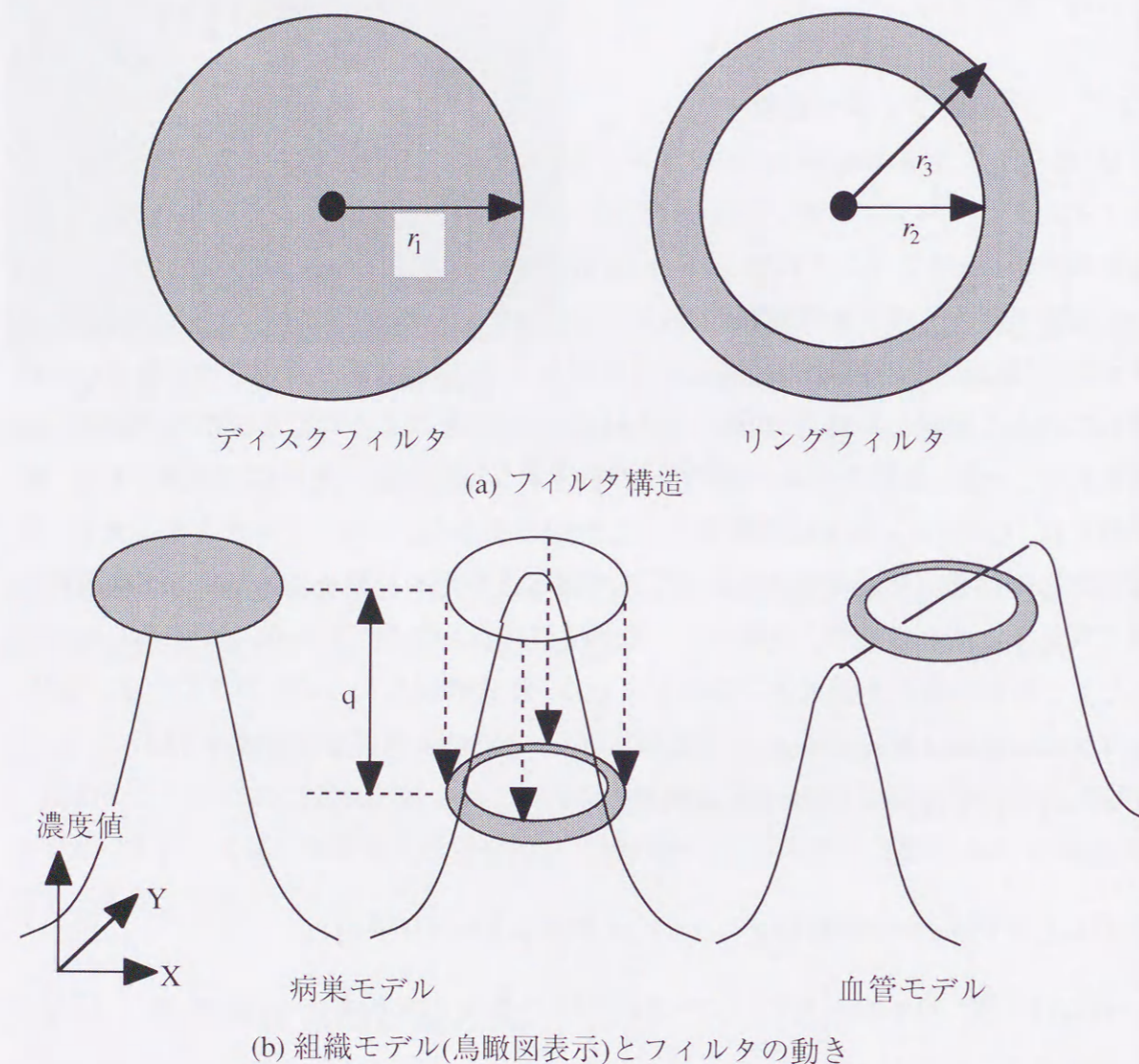
$q(x, y)$: 出力画像

$D(x, y)$: ディスクフィルタ関数

$R(x, y)$: リングフィルタ関数

K_D : ディスクフィルタ関数の定義域

K_R : リングフィルタ関数の定義域



(a) フィルタ構造

(b) 組織モデル(鳥瞰図表示)とフィルタの動き

図 3.6 : Quoit フィルタの概念図

と定義する. また, ディスクフィルタ関数 $D(x,y)$ とリングフィルタ関数 $R(x,y)$ は,

$$D(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } x^2 + y^2 \leq r_1^2 \\ -\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.5)$$

$$R(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{if } r_2^2 \leq x^2 + y^2 \leq r_3^2 \\ -\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.6)$$

と定義し, $D(x,y)=0$ の範囲が定義域 K_D に, $R(x,y)=0$ の範囲が定義域 K_R にそれぞれ相当する. 通常, $r_1 = r_3 = r_2 + 1$ である.

このように Quoit 処理は優れた性質を持っているが, 同時にいくつかの問題点も含んでいる.

(1) 処理時間が膨大

フィルタ半径は病巣陰影の半径よりも大きくなければならない. そのため, 予想される最大病巣サイズを下回ることのないよう, ある程度大きいサイズのフィルタを使用する必要がある. しかし, Dilation 演算時の処理時間は使用するフィルタの面積に比例するため, フィルタ半径が大きくなると処理時間が急激に増大する. 特に, ディスクフィルタによる演算時間は膨大である.

(2) フィルタサイズ固定のために起こる大きながん病巣および血管に近接しているがん病巣の見落とし

Quoit 処理において, フィルタサイズを上回る大きさの病巣は原理的に抽出不可能である. 一方, フィルタサイズが過大であると, 近接している血管陰影によってリングフィルタの落ち込みが妨害され, 抽出もれを招く危険性がある. フィルタサイズが固定である以上, これらの危険は免れない(図 3.8 上).

(3) 病巣と血管が重なり合っているケースでは抽出困難

病巣の付近に血管が存在する場合, 2次元画像上では病巣陰影と血管影が重なり合っており, あたかも病巣が血管に近接または貫通しているかのように見えるケースが考えられる. Quoit 処理は孤立性陰影を抽出するために開発された処理である. したがって, 前述のケースのような孤立性に存在しない病巣の抽出は原理的に困難である. つまり, 近接している血管陰影によるリングフィルタの落ち込み妨害が発生する.

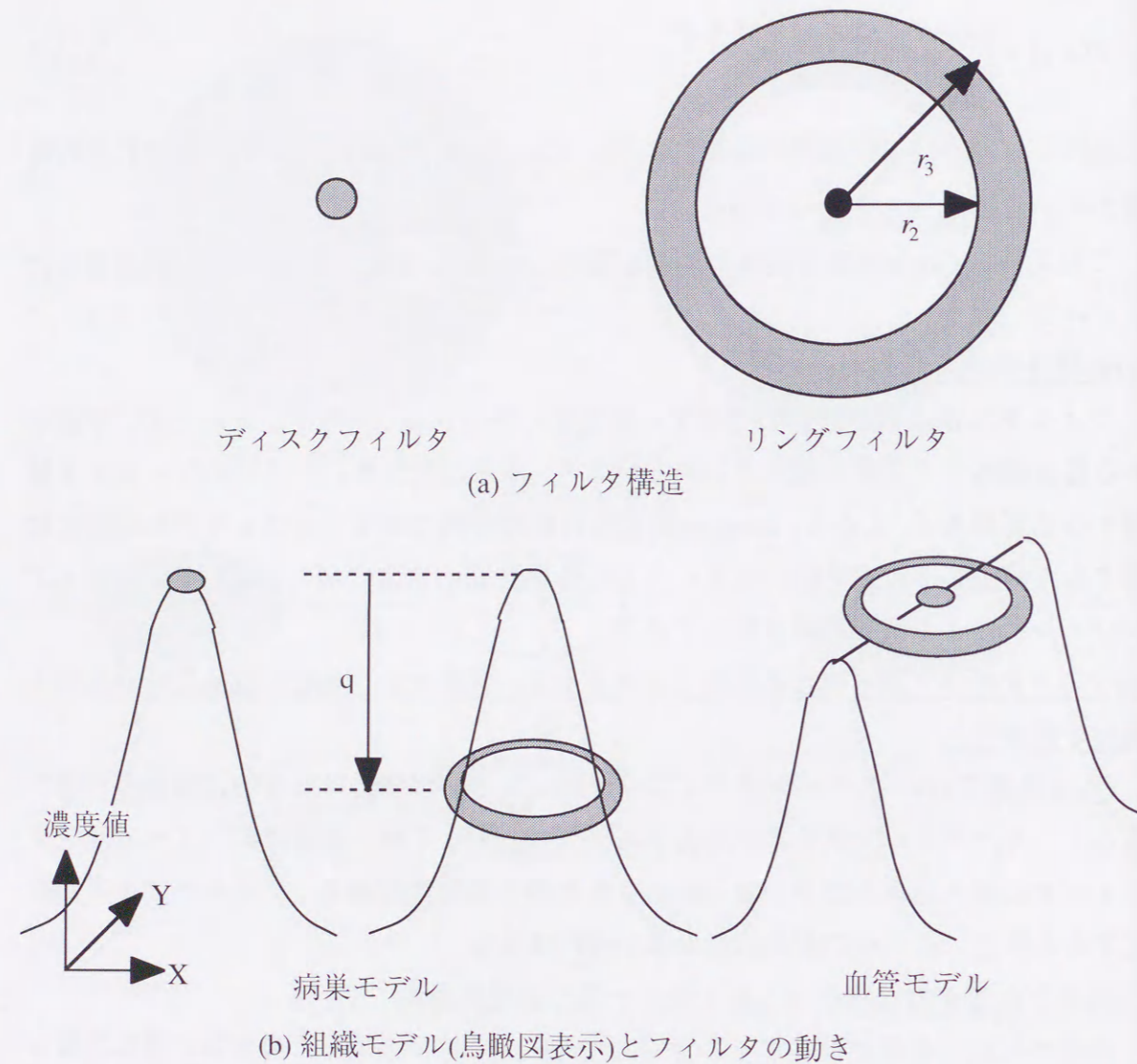


図 3.7 : N-Quoit フィルタの概念

3.4.2 Quoit 処理の改良

a) N-Quoit フィルタ処理の導入(高速化)

孤立性陰影が回転対称系であり、かつ単調減少型と仮定できる場合、ディスクフィルタの中心と陰影の最頂点が一致するような図3.6の配置状態で最高の高低差 q が生じる。その時のディスクフィルタの中で高低差 q を導きだすのに貢献しているのはディスクの中心の1点のみである。

この前提に立ち、ディスクフィルタを1点フィルタで代用するN-Quoitフィルタを、当研究室ですでに開発している(図3.7)[70]。このとき、1点フィルタは原画像そのものとなるため、ディスクフィルタによるDilation演算の必要はなく、処理時間の大幅な削減ができる。

このN-Quoitフィルタを数式表現すると以下のようになる。

$$q_n(x,y) = f(x,y) - f(x,y) \oplus R(x,y) \quad (3.7)$$

ただし、

$f(x,y)$: 入力画像

$q_n(x,y)$: 出力画像

$R(x,y)$: リングフィルタ関数

であり、リングフィルタ関数の定義は、式(3.6)と同じである。

b) 可変N-Quoit フィルタの開発(フィルタサイズの適応化)

フィルタが固定である以上、抽出できる病巣サイズはそのフィルタのサイズによって決められてしまう。そこで、フィルタサイズを陰影に対して柔軟に変化させる方法を新たに提案する。

ある孤立性陰影において、下まで落ち込むようなサイズのリングフィルタを考える。そのとき、フィルタと陰影の間に緩みのない、ぴったりとはまるリングフィルタが理想のフィルタとするならば、そのときのフィルタ半径は孤立性陰影の中心から背景までの距離と一致する(図3.8上)。

そこで、入力画像の2値距離変換値を利用したフィルタサイズの適用化を考えた。2値距離変換によって求められた各画素における距離値 r をその画素の最適フィルタ半径と考え、値 r によりフィルタの大きさを適宜変えながら原画像に対してN-Quoit処理を行う(図3.8下)。この処理を可変N-Quoitフィルタ処理(以下可変N-Quoit処理)と呼ぶ。

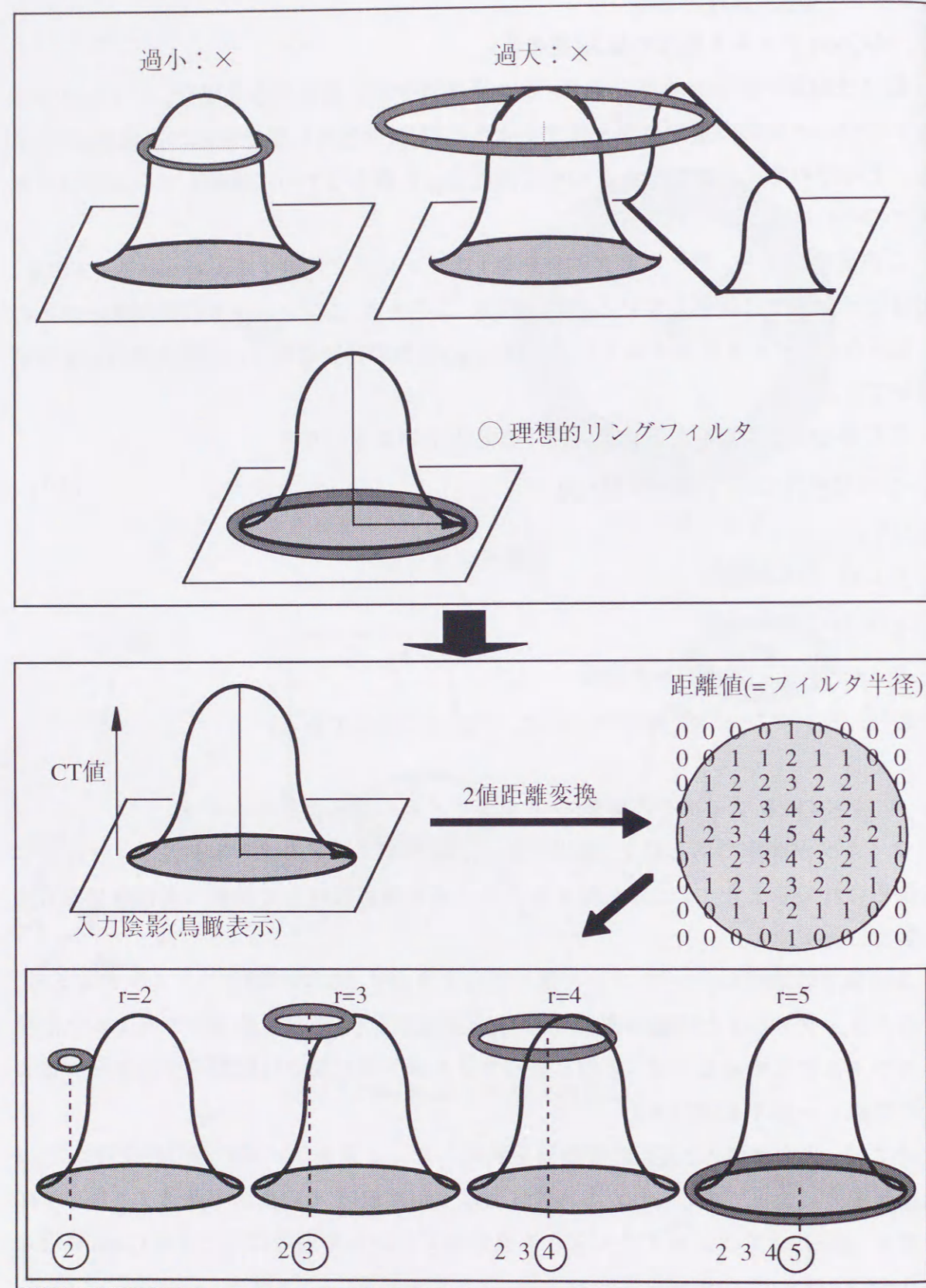
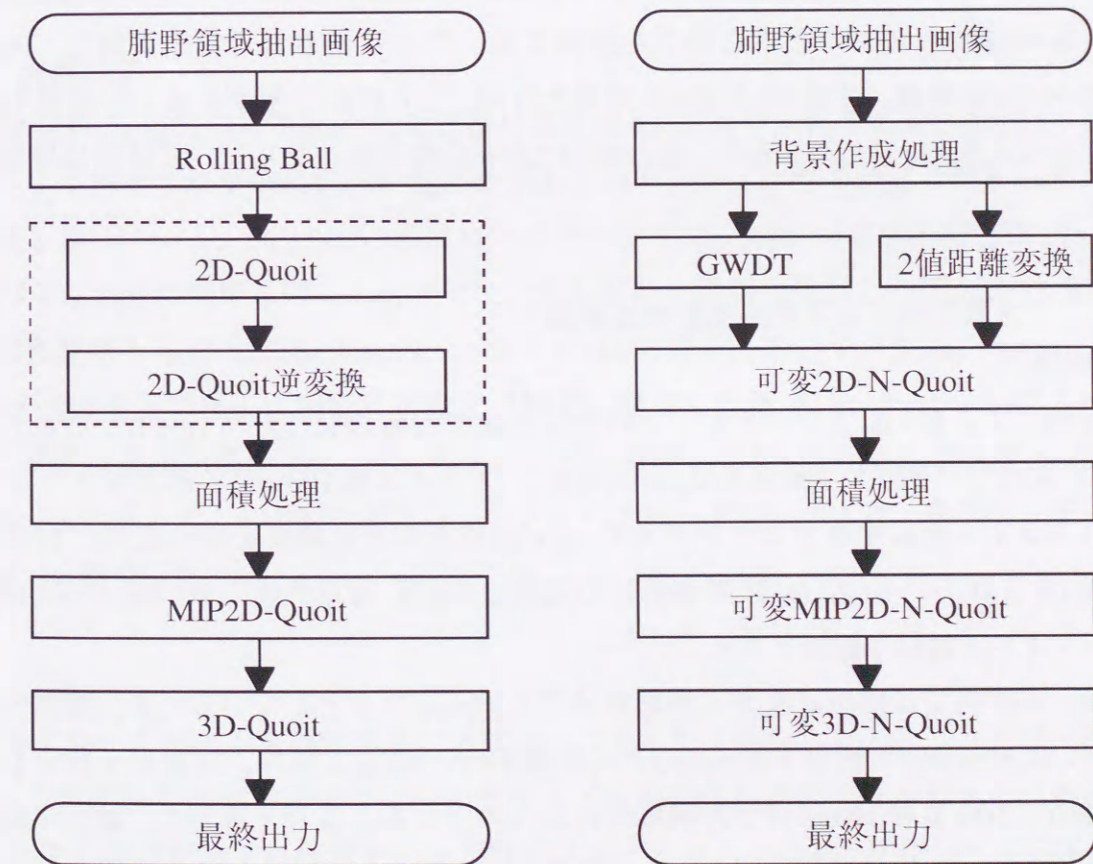


図 3.8: 可変 N-Quoit フィルタの概念図

c) GWDTによる病巣陰影の強調(病巣と血管が重なり合っているケースでの抽出実現)
 2次元画像上で病巣陰影と血管影が重なり合っている場合も、病巣部をあらかじめ強調する処理を前処理として実行し、血管部と病巣部に大きな差を作ることにより、N-Quoit 処理(もしくは Quoit 処理)での抽出が可能となる。

そこで、その前処理としてGWDT[69]を利用する。GWDTでは、内部の点から背景に達するパスを考え、濃度値の総和が最小となるようなパスにおける、その濃度値総和を重み距離値とする。重み距離値は幾何学的形状と濃度分布の2つの情報を反映した値であるため、重なり合った血管が病巣の中心に存在する場合であっても、その病巣陰影の中心での出力値は血管部よりも十分高くなる。



(a) Quoitフィルタを使った旧フローチャート

(b) 可変N-Quoitフィルタを使った新フローチャート

図 3.9: 病巣候補自動認識フローチャート

3.4.3 実症例への応用

前節までは、スライス断面の処理についてのみ解説してきた。しかし、これら2次元処理だけでは、スライスに直行する血管を誤って抽出してしまう。その対策として、従来の病巣自動抽出アルゴリズム[11]では、連続する複数のスライスを一組とした3次元処理として3D-Quoit処理とMIP2D-Quoit処理を開発し、血管誤抽出の削減を行っている。そこで、可変N-Quoit処理においてもこれらに相当する処理の開発を行い、それらを組み込んだ新しい病巣自動抽出アルゴリズムを構築した[42][43]。

図3.9に新、旧の病巣自動抽出フローチャートを示す。新フローチャートでは、GWDTと2値距離変換の前処理として、背景作成処理を最初に行う。今回は、平均肺野CT値(空気-1000HU, 水0HUならば-800HU程度)以下を背景とした。また、旧フローチャートでノイズ除去のために採用していたRolling-ball処理を新フローチャートでは行わず、GWDTのスムージング効果で代用する。GWDT画像に対し、2値距離変換値を利用しながら可変2D-N-Quoit処理を行う。ここでの抽出箇所に対して面積処理を行い、対象病巣サイズより小さな陰影を削除する。さらに残された箇所に対し、可変MIP2D-N-Quoit処理、可変3D-N-Quoit処理を行い、ともに出力値があるしきい値THD以上でかつ可変2D-N-Quoit処理の出力値の1.5倍以内であるならば、最終病巣候補とみなす。

3.4.4 大量症例による病巣自動抽出実験

a) 実験条件

実症例による新・旧フローチャートの比較実験を82症例について行った。これらは1スライス当たり320×320画素(1mm分解能)、スライス厚10mm、1患者当たり10～32枚のスライス断面を有するサンプルで、10mm以上のがん病巣を持つ症例が19症例(21箇所)含まれている。なお、距離変換時の近傍は4近傍、背景作成しきい値は-800HU、リングフィルタ幅は1画素とする。

なお、本研究では抽出対象がん病巣サイズを10mm以上としているため、面積処理においては80pixels(≒直径10pixelsの円の面積)以下の陰影を削除、対象がん判定しきい値THDは500(直径10mmのがん病巣がスライス上にある場合を想定し、背景作成しきい値-800HUでGWDTを行った場合の病巣中心濃度値)、固定N-Quoit処理におけるリングフィルタ内半径は15pixelsとした。

表3.1: 実験結果

	旧フローチャート	可変N-Quoitによる 新フローチャート
総検出数	179 (159)	322 (290)
正検出数	15 (17)	21 (26)
False Negative (FN)	6	0
False Positive (FP)	154 (142)	296 (264)
1症例あたりのFP個数	1.9	3.6

()内は検出したスライス枚数

b) 実験結果

82症例2160スライスに対する実験結果を表3.1に示す。表中の数値は図3.9の処理によって検出された病巣候補の箇所を表しており、カッコ内の数値は検出したスライス数を表している。図3.9(a)の旧フローチャートでは、病巣候補抽出箇所が171箇所、そのうち医師の所見と照らし合わせて、がん病巣を適切に検出した箇所は15箇所、がん病巣見落とし箇所(False Negative, 以下FN)が6箇所、拾いすぎ(False Positive, 以下FP)が154箇所である。同様に本論文で新たに提案した新フローチャート(図3.9(b))では、病巣候補抽出箇所322、がん病巣抽出正解箇所21、FNは0箇所、FPは296箇所である。1症例あたりのFPの個数は、旧フローチャートでは1.9個、新フローチャートでは3.6個だった。

c) 考察

新フローチャートを採用することによってFNが0箇所になった。これは、GWDTによる病巣陰影の強調効果とフィルタサイズの適応化の効果がうかがえる。1症例あたりのFPの個数が新フローチャートでは旧フローチャートの約2倍になっているが、処理時間は1症例あたり旧フローチャートで20分弱だったのに対し、新フローチャートでは2分程度であり、処理時間を約1/10に短縮することができた。また、ここで得られた抽出箇所に対して定量的な解析を行うことでさらなる拾いすぎの削減が期待できる。

3.4.5 病巣候補自動認識方式まとめ

肺がん検診用 X 線 CT システム LSCT の診断支援を目的とする、肺がん病巣自動抽出アルゴリズムの改良を行った。具体的には N-Quoit 処理導入による高速化、フィルタサイズ適応化のための可変 N-Quoit 処理の開発、前処理へ GWDT を導入することによって病巣陰影と血管影が重なり合っているケースでの抽出実現化を行った。

また、実症例への応用のため、可変 N-Quoit 処理を用いた新しい自動抽出アルゴリズムを作成した。このアルゴリズムを実画像 82 症例に適用したところ、21 箇所のがん病巣をすべて正しく抽出した。

なお、本アルゴリズムでは直径 10mm 以上のがん病巣を対象としている。今後は 5mm 以上のがん病巣の抽出を目標にする予定である。また、本アルゴリズムで抽出された箇所に対して、定量的な解析を加えることにより、さらなる FP の削減も今後期待できる。

3.5 診断支援システムの開発

3.5.1 システム構成

図 3.10 に計算機支援診断システムの全体構成を示す。大きく分けて、画像処理サブシステムと診断サブシステムからなる。

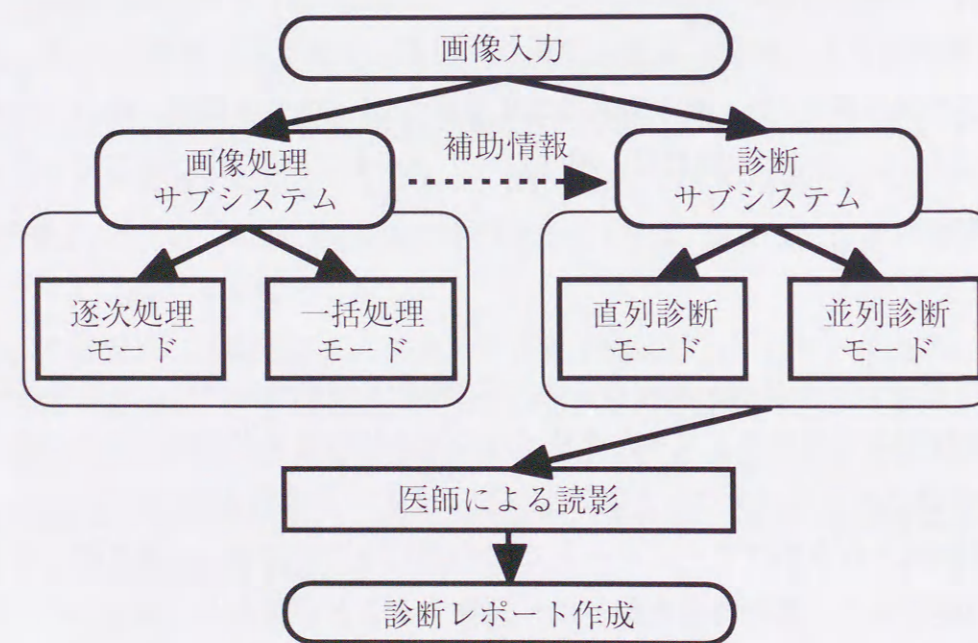


図 3.10：システムの構成

画像処理サブシステムは、診断支援用の画像処理を実行し補助情報を作成する。また、このサブシステムは、実行形態から一括処理モードと逐次処理モードに二分され、場合に応じて利用者が容易に処理実行の手段を選択できるように設計した。一括処理モードは、あらかじめ設定したパラメータや処理アルゴリズムを基に、集団検診で撮影された大量のデータを効率よく実行するためのものである。一方、逐次処理モードは、処理の各部を対話的に確認しながら実行でき、各種パラメータの調整や診断支援アルゴリズムの改良のために設けた。

診断サブシステムは、CT 原画像および上記画像処理サブシステムで作成された補助情報を CRT 上に表示するものである。このサブシステムには、表示形態の違いで直列診断モードと並列診断モードの 2 系統を設けた。直列診断モードは、医師が読影を行う中心となるモードで、シネ表示のように 1 画面で各スライス情報をシリアルに表示する。それと同時に、複数の補助情報を子画面として表示する。一方、並列診断モードは、各スライス情報を可能な枚数だけ同時表示するモードであり、どちらかと言えば直列モードの補助として利用することが主な目的である。また、被検者に画像を呈示して説明する場合や、デモンストレーションなどで画像をカタログ表示したい場合に用いることを想定して構築した。

集団検診で撮影された CT データは、1 日あたり 50～60 人分になる。これら大量の CT 画像を本システムで読影するには、まず CT 装置から転送された画像データから、画像処理サブシステムの一括処理モードで補助情報を夜間のうちに作成する。そして翌日に医師が診断サブシステムを用いて読影を行う、という流れになる。

なお、本システムの動作機種は、SUN ワークステーション (Ultra30)、または SGI ワークステーション (Octane) のいずれかに対応する。また、プログラミングにはデータ処理部に C 言語、GUI 作成の部分には X tool kit の Motif widget set を用いた。

3.5.2 画像処理サブシステム

画像処理サブシステムでは、3.3 節、3.4 節で示したアプローチ法を基に医師に呈示する補助情報を作成する。画像処理サブシステムのフローチャートを図 3.11 に示す。対象症例の指定およびパラメータ設定後、モード選択で MIP 処理か Quoit 処理が選ばれる。その後、各処理用に肺野領域抽出処理を行い、それぞれの処理を行う。画像処理サブシステムの一括処理では、これら一連の処理を入力に指定した症例のすべてに対して自動的に行い、補助情報を作成する。一方、逐次処理では、各処理の各段階の結果画像を利用者が確認しながら処理を進めていく。

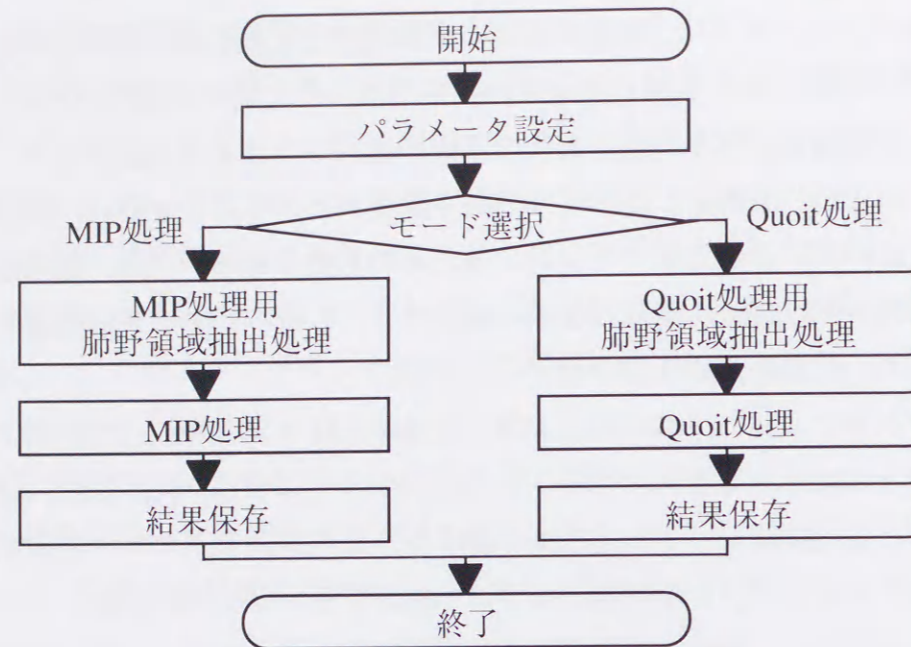
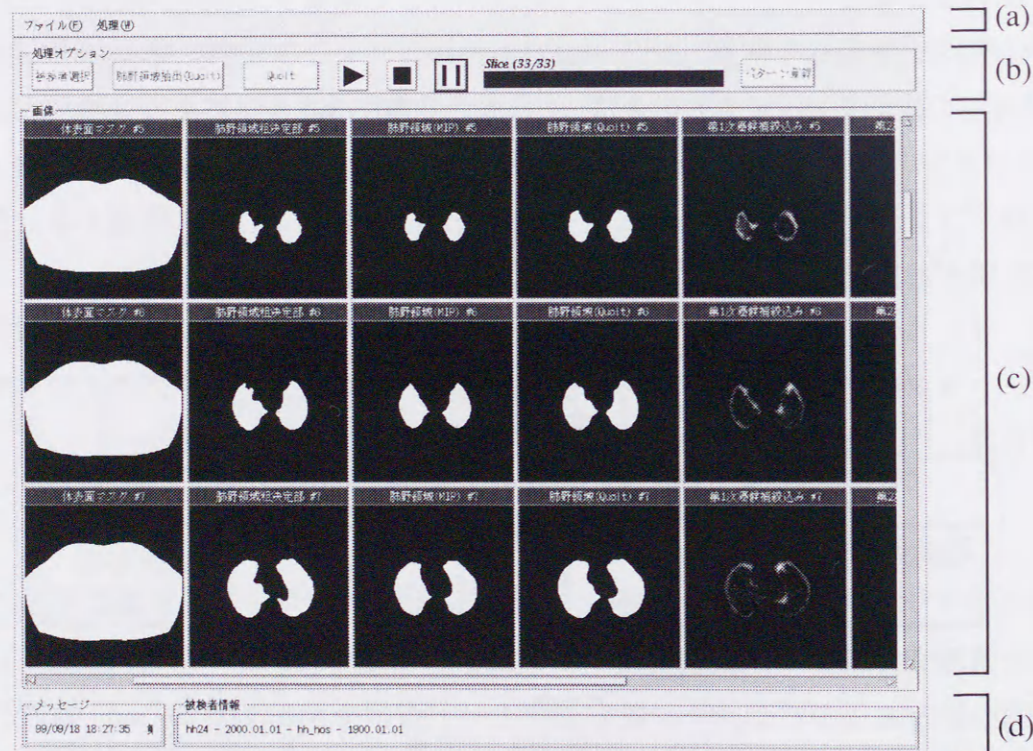


図 3.11：画像処理フローチャート



- (a) メニューバー
- (b) フローチャート表示部
- (c) 画像表示部
- (d) メッセージ出力部

図 3.12：画像処理サブシステムのレイアウト

図 3.12 に画像処理サブシステムの画面を示す。上から(a)メニューバー、(b)フローチャート表示部、(c)画像表示部、(d)メッセージ出力部を配置している。(a)メニューバーでは、MIP 処理か Quoit 処理のいずれかを選択する。(b)フローチャート表示部には図 3.11 に示した処理の流れをブロック図で表示する。処理の流れを示すことにより、利用者は全体的な流れを把握しながら各ブロックでのパラメータの設定や途中結果画像を表示するか否かの設定を容易に行える。また、処理の実行、一時中断、停止のボタンを配置している。(c)画面表示部では、(b)で表示指定された原画像や処理途中結果画像、最終結果画像を並列に全スライスを表示することができる。このようにすることにより、処理過程の画像追跡を行うことができ、設定した病巣候補抽出のパラメータの適切さを確認することができる。(d)メッセージ出力部には、現在処理されている患者情報や処理の状態(実行中や完了など)を表示する。

3.5.3 診断サブシステム

診断サブシステムは、画像処理サブシステムによって行われた処理結果画像を支援材料として、医師が実際に診断を行うためのソフトウェアである。このサブシステムには、画面の表示形態の違いで直列診断モードと並列診断モードの2つのモードがある。

a) 直列診断モード

図 3.13 に直列診断モードの画面構成を示す。直列診断モードは、(1)原画像シネ表示画面(親画面)と(2)Quoit処理結果表示画面、(3)MIP画像表示画面、(4)肺野輪郭正面像、(5)肺野 3D 表示画面、および(6)システムメニュー、(7)コントロールパネルから成る。

(1)原画像シネ表示画面では、CT 原画像および補間画像(線形補間処理で 1,2,5mm 間隔の疑似画像を作成)のシリアル表示を行う。医師が診たいスライスを即座に出せるように、表示スライスの位置を示すスライダーの操作で、任意のスライスへの移動を可能にしている。(2)Quoit 処理結果表示画面では、画像処理サブシステムで自動抽出した病巣候補の位置を、原画像から肺野領域のみを抽出した画像上にマーキングをして表示する。(3)MIP 画像表示画面では、体軸方向の MIP 画像表示に加え、上下左右に角度を少しずつ変えながら MIP 表示を行う動画 MIP、およびマウスのドラッグに追従しながら任意方向の MIP 画像を表示するダイナミック MIP を行う。(4)肺野輪郭正面像では、単純 X 線写真のように胸部を正面から見た画像上に、画像処理サブシステムで自動抽出した病巣候補の位置をマーキングすることにより、病巣の存在する大まか

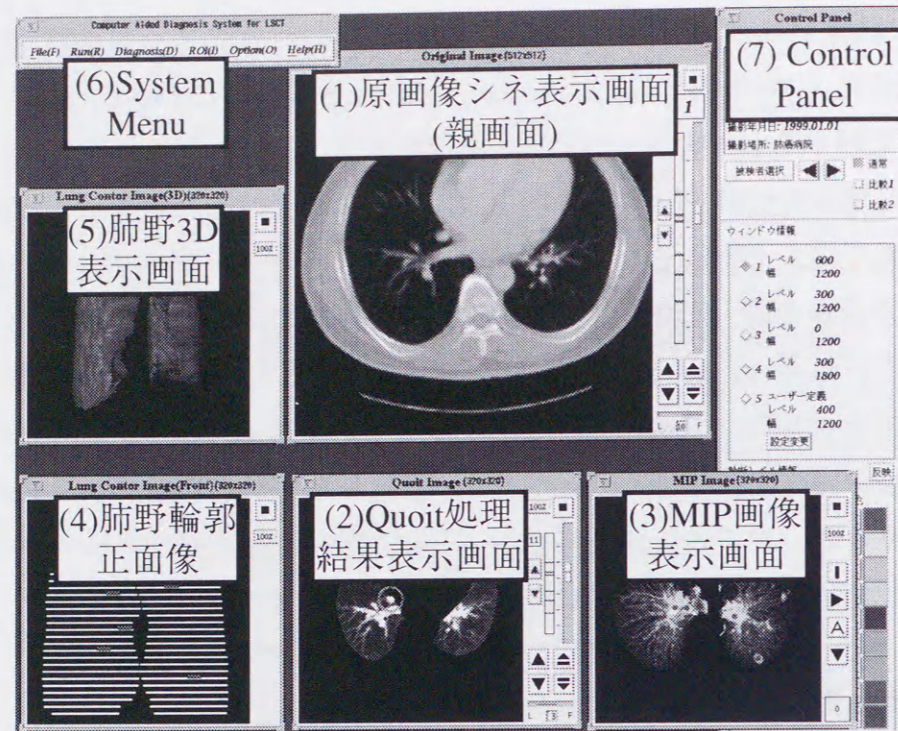


図 3.13：直列診断モードのレイアウト

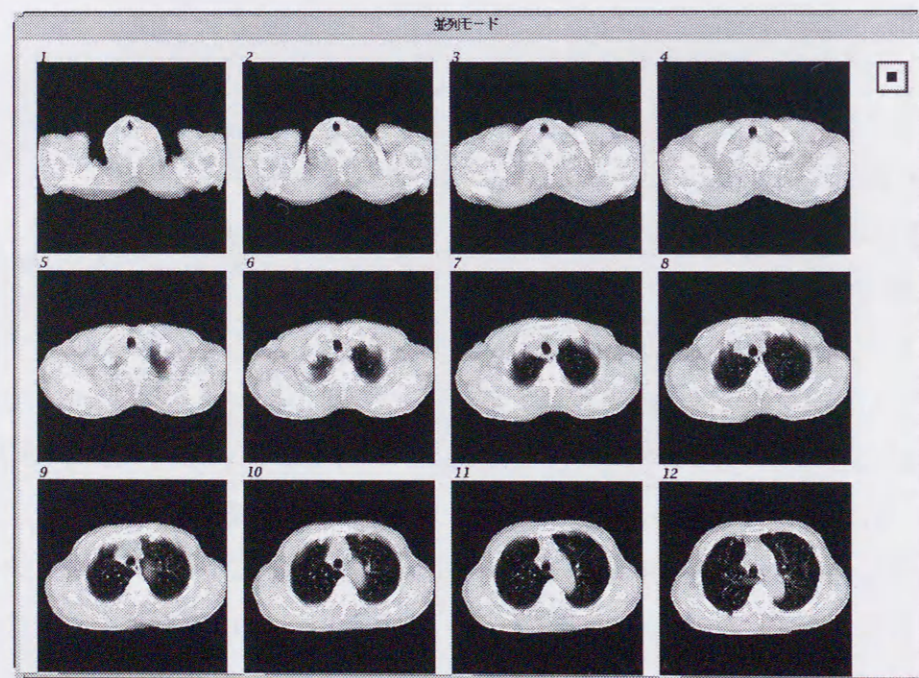


図 3.14：並列診断モードのレイアウト

な位置を容易に確認できるようにした。ただし、取り扱う CT 画像のスライス厚は 10mm と粗いため、各スライス断面において肺野領域が存在する位置を単に直線で表示し、その上に異常候補の存在する位置と大きさを高輝度表示するにとどめた。(5)肺野 3D 表示画面は、画像処理サブシステムの肺野領域抽出処理が正しく行われているかどうかを医師自身に確認してもらう目的で用意した。画像処理サブシステムでは、肺野領域抽出処理で得られた領域に対して Quoit 処理や MIP 処理を行う。したがって、万が一、肺野領域が正しく抽出されていない場合、Quoit や MIP などの診断支援情報の信頼性が著しく低下する。そこで、肺野 3D 表示画面を医師が事前チェックすることにより、現在対象としている症例に対する診断支援情報の信頼度を確認できるようにした。(6)システムメニューでは、実行サブシステム(画像処理、診断サブシステム)の選択や、診断サブシステムで表示する画像種の選択が行える。また(7)コントロールパネルでは、診断サブシステムで読影を行う患者画像の選択が行え、患者情報(患者名、年齢、撮影年月日など)が表示されている。

各画面表示位置や画面サイズは自由に変更可能であり、読影医が診断しやすい画像の位置・大きさに自由に設定できる。さらに、それらの値は自動保存され、次回起動時には各画面を同じ位置・大きさで表示し、再配置の手間が省ける。

読影を行う上で、画像処理サブシステムで作成した補助情報を効率よく活用するためには、読影医が特別な操作をしなくてもそれらの情報を容易に得られるようにする必要がある。実際の読影作業では、原画像シネ表示画面(親画面)を用い、表示スライスを前後に移動させる操作が主となる。このとき、親画面に直接、病巣候補の自動認識結果を重ね合わせて表示すると、病巣候補マークに気を取られて他の病巣を見落としがちになったり、マークそのものが病巣陰影のじゃまになり(病巣の一部を隠すため)、逆に読影効率の低下や見落とし増加の要因になりうる。そこで本システムでは、計算機による病巣候補自動認識結果を別の画面(Quoit 結果表示画面)に表示するようにした。このとき、親画面で表示中のスライスと同じ位置のスライスを、Quoit 結果表示画面でも表示するように双方を連動させた。このようにすることにより、読影医は原画像の操作のみで原画像と Quoit 結果の両方の表示を操作することができ、効率よく簡単に補助情報を得ることができる。

b) 並列診断モード

図 3.14 に並列診断モードの画面を示す。このモードは原則として同一画像種の各スライス情報を並列に表示するものであるが、あらかじめ設定することにより 2 種類以

上の画像種を表示することもできる。また、このモードでは、シネ表示などの動画表示は行わない。

3.6 まとめ

診断支援用画像表示方式の具体的実現法として、当研究室では画像前処理付き MIP 表示方式と病巣候補自動認識方式の2方式を開発し、良好な結果が得られている。本論文では、上記2方式を用いる肺がん検診用計算機支援診断システムの構築を行った。本システムは画像処理サブシステムと診断サブシステムからなる。画像処理サブシステムは、病巣陰影候補の自動認識などにより診断作業に必要な補助情報を作成する。一方、診断サブシステムは、医師が診断作業を行うための画像表示用のユーザインタフェースである。また、システムの内部では、画像処理サブシステムの結果情報を診断サブシステムに提供している。これにより、医師が診断を行う際にCTの原画像のみでなく、計算機から呈示される補助情報を利用することができ、読影作業をより正確に効率よく行うことができるようにした。今後はシステムの臨床実験を行い、検出方法を改善し性能を向上させるとともに、医師の意見を取り入れ、より使い易いシステムに改善する必要がある。

第4章

Active Cylinder Model を用いた肺野領域抽出

4.1 はじめに

LSCT(Lung cancer Screening system by CT)は早期肺がんの検出率が高い反面、1患者当たり約30スライスから成る大量のデータが生成され読影に要する時間が莫大となり、集団検診の場での普及が妨げられる危険性がある。したがって、計算機支援により何らかの形で読影枚数を削減する努力が必要になってくる。第3章ではこの点について、当研究室でこれまでに開発された画像前処理付き MIP(Maximum Intensity Projection:最大値投影)処理を用いた画像表示方法と Quoit 処理による病巣候補自動認識処理の2つの手法を紹介し、それらを組み込んだ計算機支援画像診断システムの開発を行った。これらの手法では、入力された胸部 X 線 CT 像から処理の対象となる肺野領域を抽出する処理が、重要な役割を果たしている。特に、第3章の3.3.2項で示したように、X 線 CT データに対して単純に MIP 法を用いると、肺がん陰影や結核腫のような孤立性の病巣陰影よりも CT 値の高い体表面や肋骨、縦隔、横隔膜などの正常組織情報に隠蔽されて、肝心の病巣情報が喪失する危険性がある。計算機支援画像診断システムの重要な前提条件となる肺野領域抽出処理として、第2章の2.2.2項で示したように、当研究室では領域抽出画像処理アルゴリズムを開発している[10]。この画像処理アルゴリズムを肺がんの症例だけでなく、炎症や無気肺、結核などの症例を含む大量のCTデータに適用した。その結果、肺野内に大きく広がる炎症例や、胸膜浸潤を伴う大きな結核病巣や無気肺の症例では、それらの病変部を取り囲むような肺野領域を得ることができなかった。上記画像処理アルゴリズムでは、しきい値処理によって得られる大面積領域を基に肺野領域を決定しているため、CT値の高い大きな病変部によって分断された領域は肺野領域外と判断してしまう欠点がある。

LSCTは、もともと肺がんの集団検診を目的としているが、1次検診では肺がん以外の疾患も異常であると検出するのが望ましい。そのためには、前述したような肺野内に大きく広がる病変部をも含む肺野領域抽出法の開発が必要になる。

肺野領域抽出に関して、第2章で示したように上述の手法の他にもいくつかの手法

が検討されている[51][44]. これらもまた, しきい値処理を基本とした手法である. したがって, 前述の炎症や無気肺などの症例に関して, 同様の理由で正確な領域抽出は期待できない. 一方, 肋骨の骨格形状を利用した抽出法[71]も検討されている. この方法は前述の炎症や無気肺などの症例のような大きな病変部に左右されない点で有望な方法である. ただしスライス間隔が1~2mmとThin Sliceの場合を想定しており, 肋骨情報が安定して得られることを前提としている. 一方, 本研究で対象としている10mmスライスの検診用CT像は, スライス間での肋骨の連結を追跡することが難しく, 肋骨情報が安定して得られないため, 適用は難しい.

以上のような背景から, 新たにSnakes(Active Contour Models:動的輪郭モデル)[59]を用いる方法を考え, 肺野輪郭を抽出する実験を行った. 体表面輪郭を初期輪郭とするSnakes処理を用いて, 2次元スライスで肺野輪郭抽出処理を行うことができる[72]. しかし, 2次元の肺野輪郭抽出ではスライス単位で処理を行っているため, 肺野輪郭が前後のスライスよりも縮みすぎたり, Snakesの収縮が不足していたりする部分があった. そこで, 肺野の輪郭を3次元的な面としてとらえるために, Active Cylinder Modelを新たに開発した. このActive Cylinder Modelは, 2次元平面(X-Y平面)のSnakesをZ軸方向に積み重ねた円筒モデルとして構成する. そして, 各スライス(X-Y平面)のSnakes処理を同時に行い, 前後のスライス(Z軸方向)の輪郭制御点の位置を考慮し, 3次元的に滑らかな輪郭面を構成するようにSnakesを収縮させる. つまり, 円筒モデルの変形をX,Y方向のみに限定し, Z方向への変形を行わない. このActive Cylinder Modelを用いて肺野領域を3次元的に抽出する.

以下, 4.2節でActive Cylinder Modelの概念について述べ, 4.3節で肺野領域抽出方法について述べる. さらに4.4節で実験結果について述べる.

4.2 Active Cylinder Model

4.2.1 概念

Snakesの3次元への拡張では, これまでにActive Balloon Modelというものが提案されている[73][74][75]. これは, 初期形状を正20面体の各面を64分割した1280面体としているため, モデルの方向特異性がないという特徴がある. 一方, 今回の実験で用いる3次元胸部X線CT像は, X,Y方向とZ方向では分解能が異なり, かつZ方向の変形度はあまり大きくないという特徴がある. したがって, Z方向を軸とする円筒モデルを用いることで, 抽出対象である肺野輪郭を容易に記述することができる.

本研究で用いるActive Cylinder Modelは, 2次元平面上のSnakesをベースとする. 2

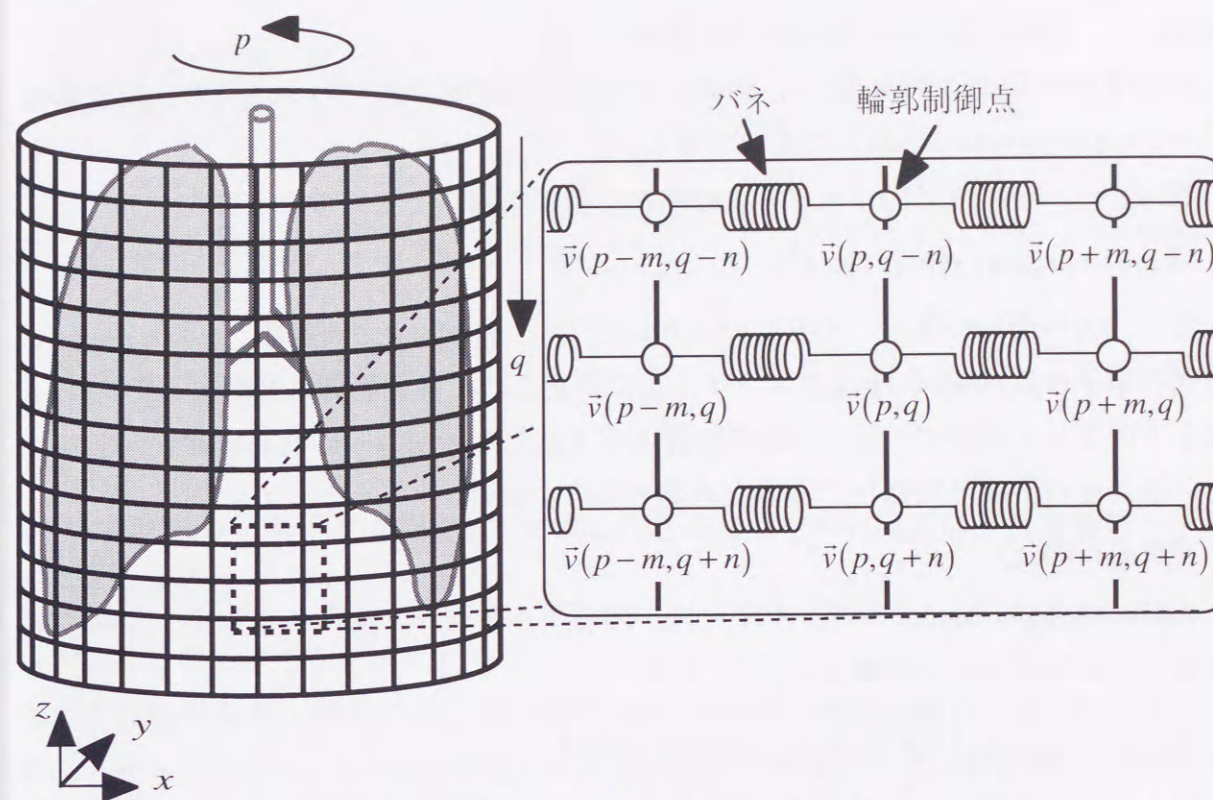


図4.1: Active Cylinder Modelの構造

次元平面(X-Y平面)上のSnakesをZ方向に積み重ねて円筒モデルを形成する. このとき, 各平面上のSnakesの輪郭制御点をZ方向に隣接する輪郭制御点と各々対応させる. 図4.1にActive Cylinder Modelの輪郭制御点の連結方法の模式図を示す. 横方向(X,Y方向)は, Snakesのようにバネで連結されていると考え, 輪郭面を抽出対象領域のエッジ付近に収縮させることができる. また, 隣接する輪郭制御点でスプライン近似を行うことにより, 滑らかな輪郭を形成することができる. 一方, 縦方向(Z方向)はバネの連結を考えず, 滑らかな輪郭面を構成するようにスプライン近似のみを行う. つまり, Active Cylinder Modelの輪郭制御点の移動はX,Y方向のみ可能となり, Active Cylinder ModelのZ方向への変形は行わない. 円筒モデルの設計の方法によっては, Z方向の収縮も導入することが可能である. しかし, 本研究ではZ方向(体軸方向)の抽出対象範囲を後述の4.3.1項の処理で確定するため, Z方向の収縮の必要性がない.

Active Cylinder Modelの変形は, 各X-Y平面上でSnakes処理を同時に行う. この時, Z方向に隣接する輪郭制御点の位置を考慮に入れ, 滑らかな輪郭面を構成するようにSnakesを変形させる.

4.2.2 Active Cylinder Model の計算式

この Active Cylinder Model は, Snakes や Active Net[76] で用いられる概念を円筒状のネット(cylinder net)に応用したものである.

図4.1のように円筒状のネットに配置した輪郭制御点を次式のように表す.

$$\bar{v}(p, q) = (x(p, q), y(p, q), z(p, q)) \quad (4.1)$$

ただし, p, q は網のパラメータ ($0 \leq p \leq 1, 0 \leq q \leq 1$) で, $m = 1/(p$ 方向の格子点数), $n = 1/(q$ 方向の格子点数) である. p は各スライス上に設定された輪郭制御点列を表しており, q は上下のスライス間で1対1に輪郭制御点を連結した体軸方向の輪郭制御点列を表している. また, 網は円筒状であるため次の条件を満たす.

$$\bar{v}(0, q) = \bar{v}(1, q) \quad (4.2)$$

Active Cylinder Model のエネルギーは, 内部エネルギーと画像エネルギーの線形結合として以下のように記述される.

$$E_{cylinder} = \int_0^1 \int_0^1 \{E_{int}(\bar{v}(p, q)) + E_{image}(\bar{v}(p, q))\} dpdq \quad (4.3)$$

ただし, E_{int} は内部エネルギーで, これを小さくする力は形状を滑らかに保とうとする力に対応する. また, E_{image} は画像エネルギーで, これを小さくする力は画像内の特徴的な領域の輪郭に制御点を引きつける力に対応する.

円筒状のネットを滑らかに保とうとするエネルギーとして, 円筒状ネットの内部エネルギーを式(4.4)のように定義する.

$$E_{int} = \left(\alpha (|\bar{v}_p|^2 + |\bar{v}_q|^2) + \beta (|\bar{v}_{pp}|^2 + |\bar{v}_{pq}|^2 + |\bar{v}_{qq}|^2) \right) / 2 \quad (4.4)$$

ここで, α, β は重み係数である. 第1項は輪郭の張りに関するエネルギー項であり, α の値が大きくなるほど隣接する輪郭制御点に引き寄せられる力が大きくなる. また, 第2項は輪郭の曲げに関するエネルギー項であり, β の値が大きいかほど滑らかに保とうとする力が強く働き, ネットは硬くなる. 逆に β の値が小さいほどネットは軟らかくなる. また,

$$\bar{v}_p = \frac{\partial \bar{v}}{\partial p} = \left(\frac{\partial x}{\partial p}, \frac{\partial y}{\partial p}, \frac{\partial z}{\partial p} \right) \quad (4.5)$$

$$\bar{v}_q = \frac{\partial \bar{v}}{\partial q} = \left(\frac{\partial x}{\partial q}, \frac{\partial y}{\partial q}, \frac{\partial z}{\partial q} \right) \quad (4.6)$$

$$\bar{v}_{pp} = \frac{\partial^2 \bar{v}}{\partial p^2} = \left(\frac{\partial^2 x}{\partial p^2}, \frac{\partial^2 y}{\partial p^2}, \frac{\partial^2 z}{\partial p^2} \right) \quad (4.7)$$

$$\bar{v}_{pq} = \frac{\partial^2 \bar{v}}{\partial p \partial q} = \left(\frac{\partial^2 x}{\partial p \partial q}, \frac{\partial^2 y}{\partial p \partial q}, \frac{\partial^2 z}{\partial p \partial q} \right) \quad (4.8)$$

$$\bar{v}_{qq} = \frac{\partial^2 \bar{v}}{\partial q^2} = \left(\frac{\partial^2 x}{\partial q^2}, \frac{\partial^2 y}{\partial q^2}, \frac{\partial^2 z}{\partial q^2} \right) \quad (4.9)$$

である.

また, 円筒状のネットを特徴的な領域に引き寄せるために次式のような画像エネルギーを定義する.

$$E_{image} = -w_{edge} \times edge(\bar{v}(p, q)) \quad (4.10)$$

は重み係数である. 式(4.10)は, Active Cylinder Model の輪郭制御点を各XY平面上で移動させることから, 3次元の濃度勾配を用いるのではなく, 式(4.11)のように各スライス(XY平面)上の2次元の濃度勾配を用いる.

$$edge(\bar{v}(p, q)) = edge(x(p, q), y(p, q), z(p, q)) \\ = \sqrt{\left((x(p, q), y(p, q), z(p, q)) - (x(p, q) - 1, y(p, q), z(p, q)) \right)^2 \\ + \left((x(p, q), y(p, q), z(p, q)) - (x(p, q), y(p, q) - 1, z(p, q)) \right)^2} \quad (4.11)$$

式(4.3)のエネルギー関数が最小となる円筒状ネットの形状を反復法に基づいた数値解法で解く. ここでは, ヤコビ法を用いる解法[77]を行う. 最小化問題の解に対する必要条件であるオイラー・ラグランジュの方程式は, 式(4.3)より次式のようになる. なお, Active Cylinder Model の輪郭制御点はXY平面上のみ移動させるため, z に関しては求める必要はない.

$$-\alpha(x_{pp} + x_{qq}) + \beta(x_{pppp} + 2x_{ppqq} + x_{qqqq}) + \frac{\partial E_{image}}{\partial x} = 0 \quad (4.12)$$

$$-\alpha(y_{pp} + y_{qq}) + \beta(y_{pppp} + 2y_{ppqq} + y_{qqqq}) + \frac{\partial E_{image}}{\partial y} = 0 \quad (4.13)$$

これらの式の解法は, この偏微分方程式を離散化して得られる連立方程式を解くことに帰着する. したがって, 式(4.5)~式(4.9)を以下のように差分近似式に置き換える.

$$x_{pp} = \frac{\partial^2 x}{\partial p^2} \approx x_{i-1,j} - 2x_{i,j} + x_{i+1,j} \quad (4.14)$$

$$x_{qq} = \frac{\partial^2 x}{\partial q^2} \approx x_{i,j-1} - 2x_{i,j} + x_{i,j+1} \quad (4.15)$$

$$x_{pppp} = \frac{\partial^4 x}{\partial p^4} \approx x_{i-2,j} - 4x_{i-1,j} + 6x_{i,j} - 4x_{i+1,j} + x_{i+2,j} \quad (4.16)$$

$$x_{ppqq} = \frac{\partial^4 x}{\partial p^2 \partial q^2} \approx x_{i-1,j-1} - 2x_{i,j-1} + x_{i+1,j-1} - 2x_{i-1,j} + 4x_{i,j} - 2x_{i+1,j} + x_{i-1,j+1} - 2x_{i,j+1} + x_{i+1,j+1} \quad (4.17)$$

$$x_{qqqq} = \frac{\partial^4 x}{\partial q^4} \approx x_{i,j-2} - 4x_{i,j-1} + 6x_{i,j} - 4x_{i,j+1} + x_{i,j+2} \quad (4.18)$$

画像エネルギーの1次偏微分には以下の近似を使う。

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial x} \approx E_{image}(x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j}) - E_{image}(x_{i,j} - 1, y_{i,j}, z_{i,j}) \quad (4.19)$$

ただし, $x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j}$ は $\vec{v}(p,q) = (x(p,q), y(p,q), z(p,q))$ を離散的に表現した輪郭制御点のxyz座標であり, $p = i \cdot m, q = j \cdot n$ である。また, 式(4.14)~式(4.19)はyに関して同様の式を導く。

これらの差分近似式を式(4.12)に代入して整理すると次式が得られる。

$$\begin{aligned} & -\alpha(x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j-1} + x_{i,j+1} - 4x_{i,j}) \\ & + \beta(x_{i-2,j} + x_{i+2,j} + x_{i,j-2} + x_{i,j+2} - 8x_{i-1,j} - 8x_{i+1,j} - 8x_{i,j-1} - 8x_{i,j+1} \\ & \quad + 2x_{i-1,j-1} + 2x_{i+1,j-1} + 2x_{i-1,j+1} + 2x_{i+1,j+1} + 20x_{i,j}) \\ & = -(E_{image}(x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j}) - E_{image}(x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j})) \end{aligned} \quad (4.20)$$

この式をすべての輪郭制御点に対応する (i,j) について立てることにより各輪郭制御点のx座標に関する輪郭制御点数の連立1次方程式ができる。y座標についても式(4.13)から同様の連立1次方程式を作ることができる。これらの連立1次方程式をヤコビ法を用いて解く。

導かれたx座標に関する連立1次方程式を式(4.21)のようにベクトル表示で示す。xは

解, すなわちすべての輪郭座標点のx座標である。Aは係数行列, bは式(4.20)の右辺に対応する項である。

$$Ax = b \quad (4.21)$$

次に, 行列Aを次式のように対角行列D, 左下三角行列E, 右上三角行列Fの和に分ける。

$$A = D + E + F \quad (4.22)$$

反復法の表現を上記の行列を用いて行くと以下ようになる。

$$\begin{cases} \xi^{(t+1)} = D^{-1} \{ b - (E + F)x^{(t)} \} \\ x^{(t+1)} = x^{(t)} + \gamma(\xi^{(t+1)} - x^{(t)}) \end{cases} \quad (4.23)$$

これは反復の第tステップの近似解 $x^{(t)}$ から次ステップの近似解 $x^{(t+1)}$ を求める方法を示している。初期の輪郭制御点座標を $x^{(0)}$ とする。ここで γ は, 修正量を制御するための収束速度パラメータである。

4.3 肺野領域抽出アルゴリズム

前章で説明した Active Cylinder Model を用いて, 胸部X線CT像から肺野領域を抽出するアルゴリズムを作成した。図4.2にアルゴリズム全体のフローチャートを示す。以降, それぞれの処理について説明する。

なお本論文で求める肺野境界面とは, 胸郭内面, すなわち肋骨で覆われた内部に内接する包絡面と定義し, 肺野境界面の内側の領域を肺野領域と定義する。多くの場合この境界面は胸膜付近に位置するが, 胸膜が圧縮された異常例では両者は一致しないことがある。また左右肺野と縦隔部分を一体化して区別しない点でも, 胸膜のそれとは異なる形状を呈する。

4.3.1 肺尖及び肺底スライスの検出

本研究で用いる3次元胸部X線CT像は1症例あたり約30枚の画像から成り, 頸部から胸部, 腹部にかけて撮影されている。そこで肺野領域抽出処理に先立ち, 処理の対象となる領域を絞り込むために肺尖及び肺底スライスを検出する。それらの検出フローチャートを図4.3に示す。

まず, 3次元胸部X線CT像を最小値投影法(inversed Maximum Intensity Projection: i-MIP法)により胸郭内面の正面及び側面投影像(図4.3(a)(b))を抽出する。この投影像が

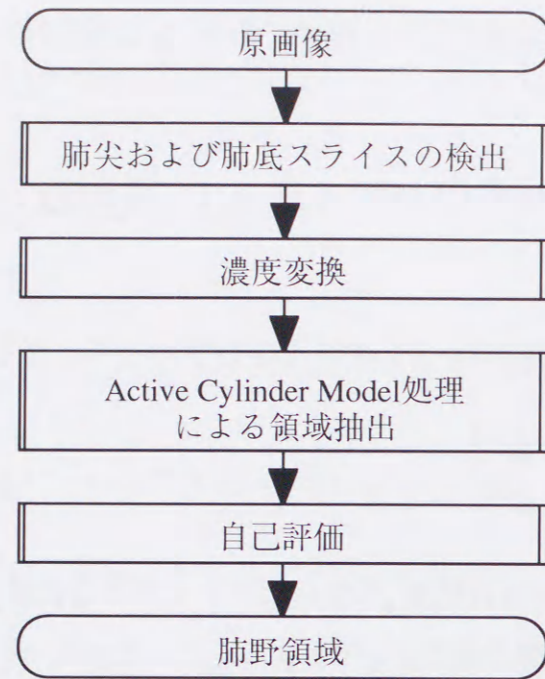


図4.2：肺野領域抽出フローチャート

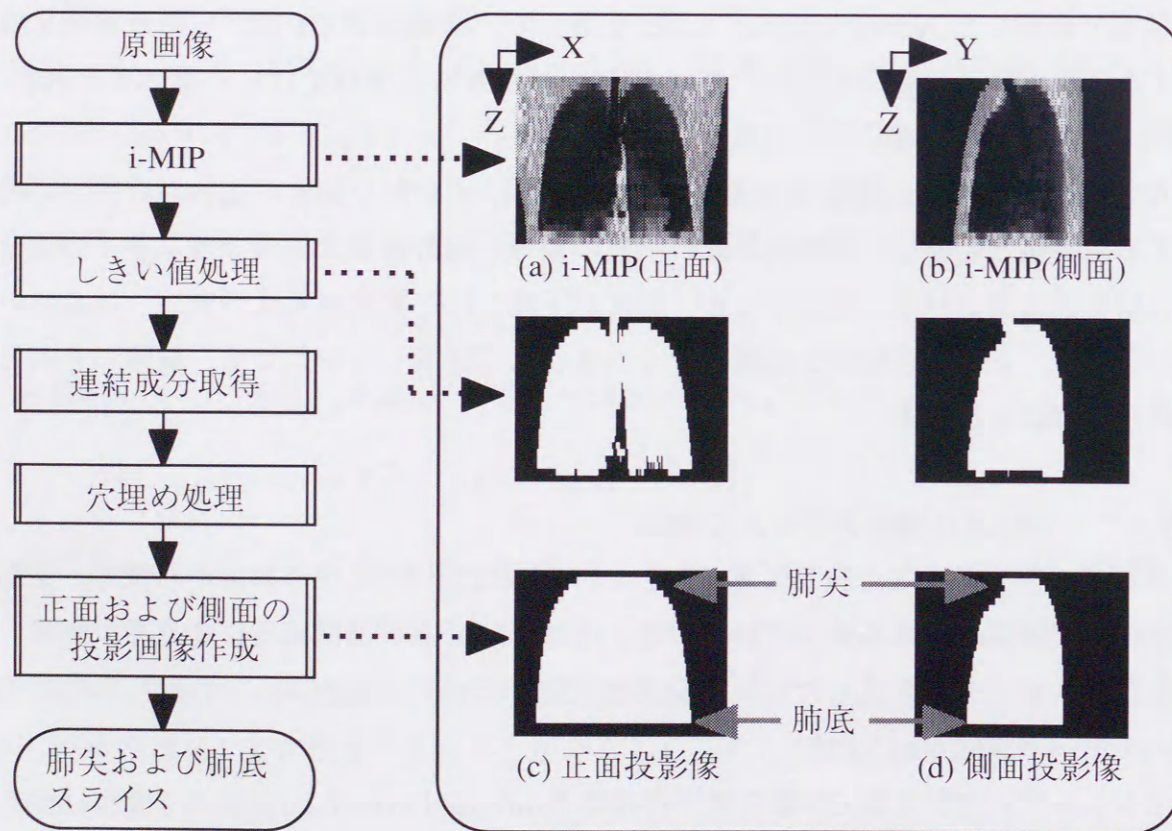


図4.3：肺尖および肺底スライス検出フローチャート

ら肺野の存在するおおよその位置を得ることができる。第 n スライスの座標 (x,y) の画素値を $f(x,y)_n$ 、投影後の座標 (x,y) の画素値を $g(x,y)$ とすると、i-MIP法は次式のように表すことができる。

$$g(x,y) = \min_n \{f(x,y)_n\} \quad (4.24)$$

この正面及び側面へ投影された画像(図4.3(a)(b))に対して、しきい値-500HU未滿を"1"、それ以上を"0"とする二値化処理を行う。この投影画像には、低CT値をとる気管や胃、腸などの含気部分も写り込んでいる。そこで、各投影画像上で横方向(正面像ではX軸に平行、側面像ではY軸に平行)に"1"になっている画素が30pixels以下の部分を削除する(画素値を"0"にする)。このことにより、気管や胃、腸などの領域を削除することが可能である。さらに、画素の連結成分を検出し、微小領域を削除する。次いで左右の肺領域に挟まれた縦隔領域を埋める処理を行う。つまり、正面像の場合はX軸方向に、側面像の場合はY方向に見て画素値"1"(肺領域)に挟まれた"0"の画素を"1"に変更する穴埋め処理を行う。

最後に横隔膜と接する肺底部を検出して、それより下方の情報を削除する。肺の構造を釣り鐘状と仮定すると、肺尖から肺底方向へ比較した場合、上記手法で抽出された肺領域が急激に(すぐ上のスライスと比較して1割以上)減少するスライスは肺底部と考えることができる。このようにして図4.3(c)(d)にある正面及び側面肺野像が作成される。この正面側面肺野像から肺尖スライスと肺底スライスを検出する。

以降、この肺尖スライスと肺底スライスの間を処理対象とする。

4.3.2 濃度変換

原画像に対して直接 Active Cylinder Model 処理で肺野領域抽出を行うと、体表面内部の肋骨や鎖骨の影響を受け、正しい肺野輪郭が得られないことがある。そこで骨によるエッジの影響を抑えるために、前処理で画像の濃度変換を行う。

図4.4に体表面内部の濃度ヒストグラムを示す。このヒストグラムには2つの山が存在する。肺野部はCT値-800HU付近で、体表部はCT値0HU付近である。一般に骨は体表よりも高いCT値を取る。したがって、図4.4のような濃度変換曲線を用いることにより骨と体表の濃度値の差を小さくし、骨のエッジを低くすることができる。この濃度変換曲線は次式により与えられる。

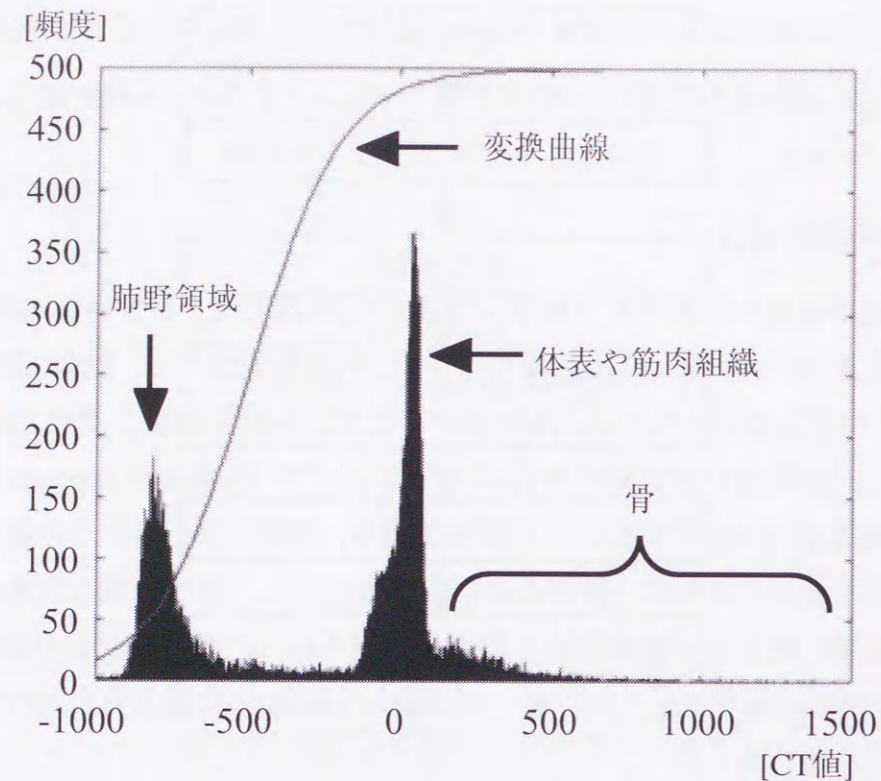


図4.4：胸部CT画像の濃度ヒストグラム

$$I'(x,y,z) = \left\{ 1 / \left(1 + \exp \frac{-(I(x,y,z) + 500)}{150} \right) - 1 \right\} \times 1000 \quad (4.25)$$

ただし、変換前のCT値を $I(x,y,z)$ 、変換後のCT値を $I'(x,y,z)$ とする。

4.3.3 Active Cylinder Model 処理による領域抽出

4.2節で述べた Active Cylinder Model アルゴリズムによって肺野領域抽出を行う。Active Cylinder Model の初期形状は対象となる肺野領域を十分に取り囲み、4.3.1項で検出した肺尖スライスから肺底スライスの間にある、Z方向に軸を持つ円筒とする。肺野領域の抽出手順は、まず前項で作成した濃度変換後の画像から、1次微分によってエッジ画像を作成する。このエッジ画像を画像エネルギーとして、式(4.3)のエネルギー関数を最小となる方向に円筒モデルを変形させる。このとき、Active Cylinder Model は初期形状から収縮し、対象領域のエッジ付近でその収縮は停止する(正確には対象領域のエッジ付近で細かく振動する)。したがって Active Cylinder Model で囲まれる体積は、収縮の過程では減少し、対象領域のエッジ付近で一定範囲内で増減を繰り返す。この

体積変動が一定範囲内での増減に変化したところを基に、Active Cylinder Model アルゴリズムを停止させる。

なお本研究では、抽出対象としている肺野領域を釣り鐘状と仮定する。Active Cylinder Model の収縮に制限を持たせない場合、肺底部では横隔膜の影響によって Active Cylinder Model の収縮結果の釣り鐘状が保たれず、収縮過剰になることがある。そこで、体表面から一定距離以上内側へ収縮できないよう、収縮限界を肺底スライスに設定する。しかし、皮下脂肪の厚さは個人差が激しい。収縮限界よりもはるか内側に肺野辺縁が存在する皮下脂肪が厚い症例では、肺底スライスに設定した収縮限界によって、Active Cylinder Model の抽出結果は逆に収縮不足になる。そこで、あらかじめ3種類の収縮限界を設けて、Active Cylinder Model による肺野領域抽出処理を3通り並列に実行する。収縮限界値は経験的に、(i)設定なし、(ii)体表面からの距離30mm、(iii)同60mmとした。これら収縮限界は、あくまでも Active Cylinder Model の肺底部での形状を保つために設定したものであり、肺野領域全体の最終的な抽出結果を保証するものではない。

4.3.4 自己評価

3種類の収縮限界によって、1症例あたり3つの抽出結果を得ることになる。この3つの結果の中から最良なものを選択する自己評価を行う。自己評価を行うためには、基準となる理想的なモデル(教師データ)が必要になるが、あらかじめ用意することは困難である。ここで言う理想的なモデルとは、各々の入力データに対する肺野領域全体の形状(つまり正解)である。もちろん入力データは未知であるため、正解を事前に得ることはできない。第5章で述べるように正常な肺野形状をあらかじめ用意し、入力データに合わせてアフィン変換を行い、その結果を教師データとすることも可能であるが、それでもなお正解との誤差が大きいことがわかっている。そこで本システムでは画像処理的に求めた複数の情報を複合的に用いて、最も安全な肺野領域を選ぶことにする。なお基本的には抽出輪郭が滑らかであることと、収縮の過不足が生じていないことを評価の判断基準としており、具体的には以下の2つの手法から得られる5個の評価指標 x_{ijk} を用いる(添字 i はスライス番号、 j は評価指標の種類(1~5)、 k は収縮限界の種類(1~3)を表している)。なお、この自己評価では2次元スライスごとに評価指標を算出する。

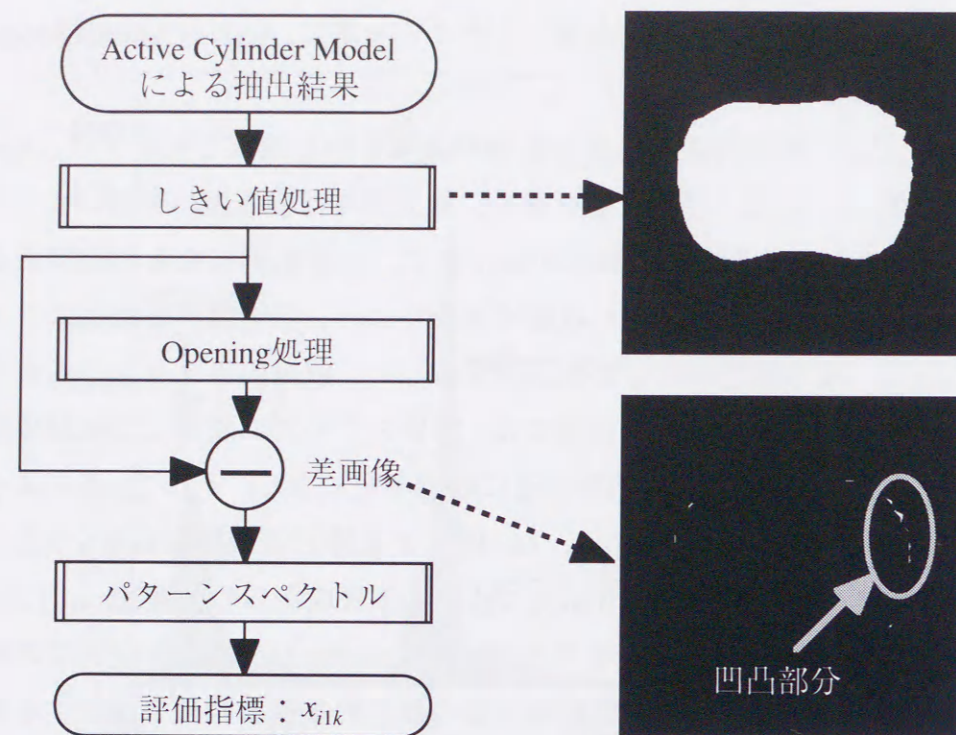


図4.5：自己評価方法(1)のフローチャート

a) 評価方法(1)

Active Cylinder Modelの抽出輪郭が滑らかであるかどうかを評価する指標を求める。図4.5にそのフローチャートを示す。

まず、Active Cylinder Modelの抽出領域を1、それ以外の領域を0とする2値化処理を行う。次いでその2値画像に対して半径10pixelsのディスクフィルタでMathematical MorphologyのOpening処理[12]を行い、その差画像を取る。差画像のMorphologicalパターンスペクトル[78]を求め、はまり込んだディスクフィルタの最大半径を評価指標 x_{ijk} (すなわち $j=1$)とする。

このパターンスペクトルとは、Opening処理を使って画像が特定の大きさのパターンをどの程度含んでいるか定量表現する方法である。Active Cylinder Modelの抽出輪郭に凹凸がある場合、Opening差画像にその突起部分が現れる。大きな突起であるほど、はまり込むディスクフィルタの半径は大きくなる。したがって抽出輪郭が滑らかであれば評価指標 x_{ijk} は小さな値となる。

b) 評価方法(2)

Active Cylinder Modelの収縮の過不足を評価する指標を求める。図4.6にそのフロー

チャートを示す。

Active Cylinder Modelの抽出結果を4.2.1項の肺尖及び肺底スライスの検出と同様に正面及び側面に投影する。このActive Cylinder Model抽出結果投影像と4.2.1項で作成した正面側面肺野投影像(図4.3(c)(d))との比較を行う。図4.7にその模式図を示す。図4.7(a)は、Active Cylinder Model抽出結果投影像を表しており、図4.7(b)は正面または側面の肺野投影像を表している。この2つの画像を合成させることにより図4.7(c)が得られ、以下の3つの領域が生成される。

- (a)領域a...両者の共通部分(Active Cylinder Model抽出結果投影像の領域であり、かつ正面側面肺野投影像の領域)。
- (b)領域b...収縮過剰部分(正面側面肺野投影像の領域であるが、Active Cylinder Model抽出結果投影像の領域ではない)。
- (c)領域c...収縮不足部分(Active Cylinder Model抽出結果投影像の領域であるが、正面側面肺野投影像の領域ではない)。

なおこの手法は、4.3.1項で求めた正面および側面像が、比較的安定して抽出されていることを前提としている。

各スライス(投影像では横方向のライン)ごとに領域a,b,cの合計が1となるように、各領域の割合を正規化する。Active Cylinder Modelが収縮過剰であれば領域bの割合が大きくなり、収縮不足であれば領域cの割合が大きくなる。ここでは正面投影像の領域bの割合を評価指標 x_{i2k} 、正面投影像の領域cの割合を評価指標 x_{i3k} とする。同様に側面投影像の領域bの割合を評価指標 x_{i4k} 、側面投影像の領域cの割合を評価指標 x_{i5k} とする。

c) 各スライスごとの適合度の計算

前述した評価指標 x_{ijk} を用いて、各スライスごとにActive Cylinder Model抽出結果の適合度を求める。いずれの評価指標とも値が小さいほど良い結果であると言える。そこで次の関数を用いて適合度を計算する。

$$F_{ijk}(x_{ijk}, a_j, b_j) = \begin{cases} 1.0 & (x_{ijk} \leq a_j) \\ \frac{b_j}{x_{ijk} - a_j + b_j} & (x_{ijk} > a_j) \end{cases} \quad (a_j > 0, b_j > 0) \quad (4.26)$$

ここで添字 i はスライス番号、 j は評価指標の種類(1~5)、 k は収縮限界の種類(1~3)

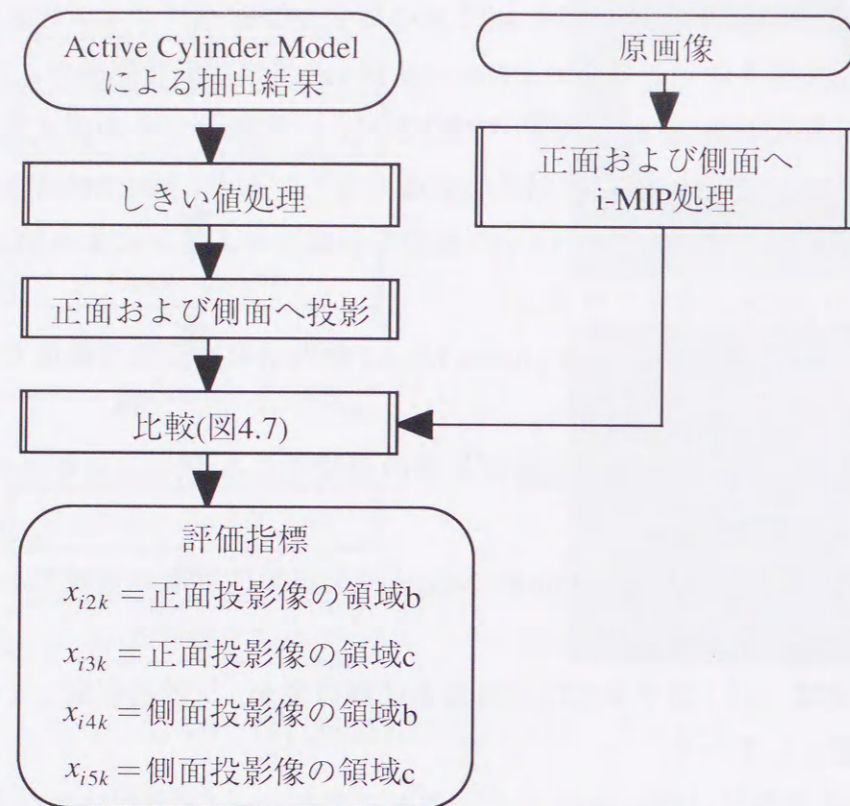


図4.6：自己評価方法(2)のフローチャート

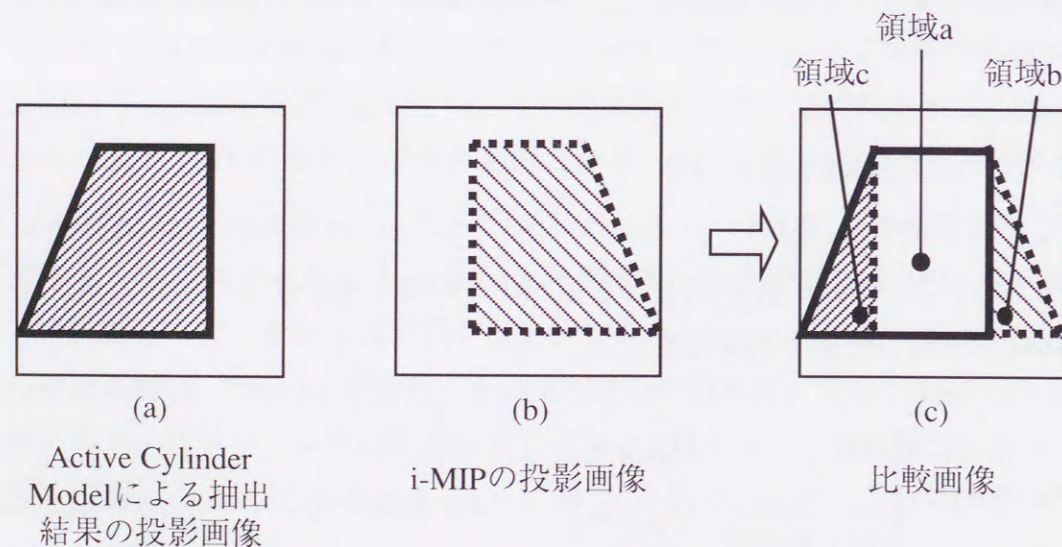


図4.7：Active Cylinder Modelによる抽出結果投影画像と i-MIP 投影画像の比較

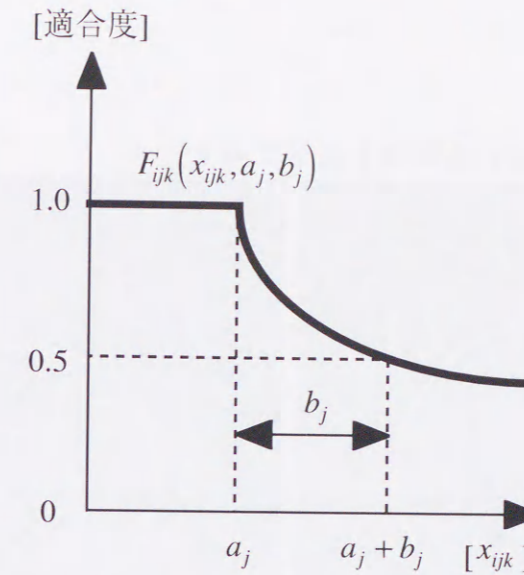


図4.8：適合度関数

を表している。

この関数 $F_{ijk}(x_{ijk}, a_j, b_j)$ は図4.8のようなグラフになる。横軸は x_{ijk} 、縦軸は適合度である。 x_{ijk} が a_j 以下では適合度は1.0で、 x_{ijk} が a_j 以上では適合度が低下していく。なお関数 $F_{ijk}(x_{ijk}, a_j, b_j)$ のパラメータ a_j, b_j については各評価ごとにあらかじめ実サンプルを用いて x_{ijk} を求め、その平均値を a_j 、標準偏差の2倍を b_j と経験的に設定した。

d) 最終適合度

4.3.3 項で設定した3種類の収縮限界によって、1症例あたり3つの Active Cylinder Model の領域抽出結果が得られる。各収縮限界における最終適合度 $T_k (k=1 \sim 3)$ は、式(4.26)で得られた各適合度の最小値とする。

$$T_k = \min_{ij} \{ F_{ijk}(x_{ijk}, a_j, b_j) \} \quad (4.27)$$

さらに各症例において、3つの最終適合度 $T_k (k=1 \sim 3)$ の中で最大値を取った抽出結果を、その症例の肺野領域抽出結果として採用する。ただし最大値が0.5以下ならば、抽出結果は Reject とし、その症例では Active Cylinder Model によって肺野領域抽出が正しく行えなかったと判断する。

4.4 実験

4.4.1 実験条件

実験に使用した症例の撮影条件等を以下に示す.

対象者:前橋地区肺がん2次検診者(92年末撮影)の一部

撮影機器:LSCTパイロットモデル

撮影条件:X管電圧 120kV, X管電流 50mA, 2秒/回転, 平静呼吸,

10mmスライス厚, テーブル速度 10mm/秒

症例数:68症例

画像サイズ:X-Y平面 320×320pixels(分解能 1mm)

Z方向 18~31slices(分解能 10mm)

また Active Cylinder Model の初期輪郭は半径 150pixels の円筒とし, その軸は Z 方向と一致させる. 図 4.9(a) の円筒状のものは Active Cylinder Model の初期輪郭である. また, 体表面輪郭をワイヤーフレームで表す.

4.4.2 実験結果

図 4.9(a) の初期輪郭から, Active Cylinder Model を内側へ収縮させて肺野領域を抽出する. その抽出結果の 3次元表示画像の一例を図 4.9(b) に示す. また図 4.10 に 2次元ス

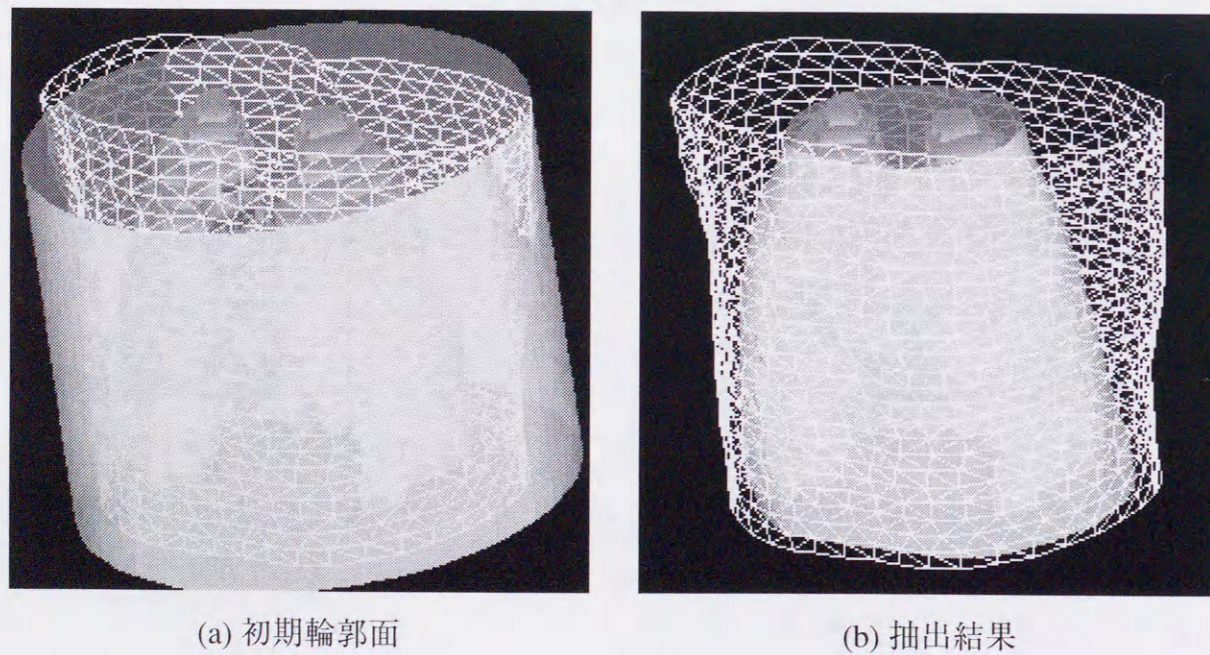
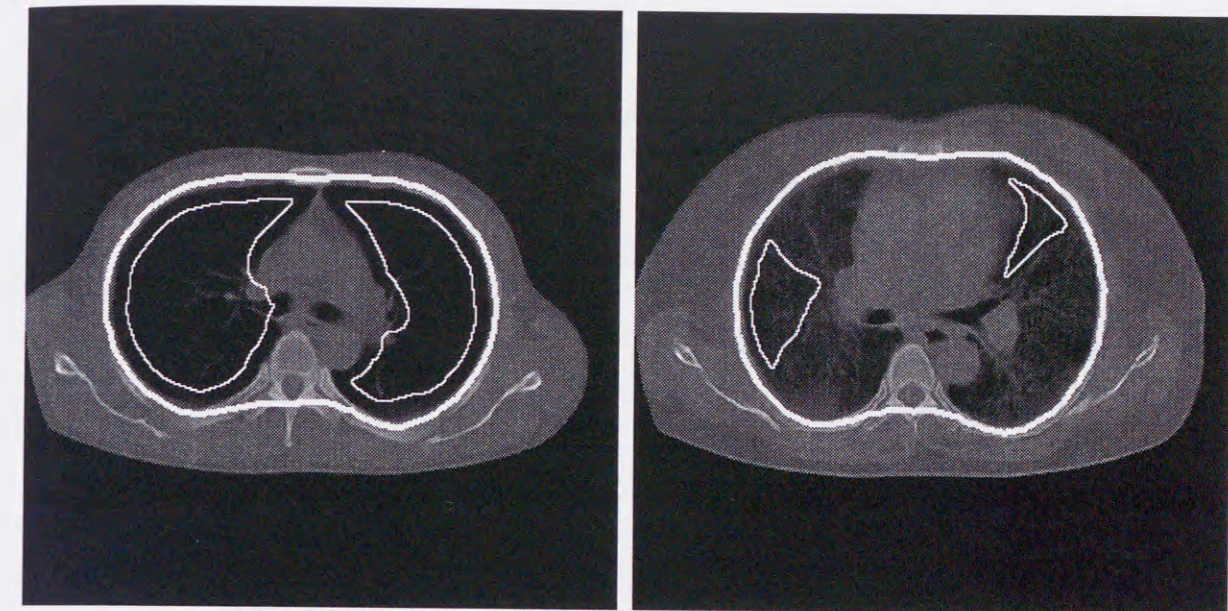
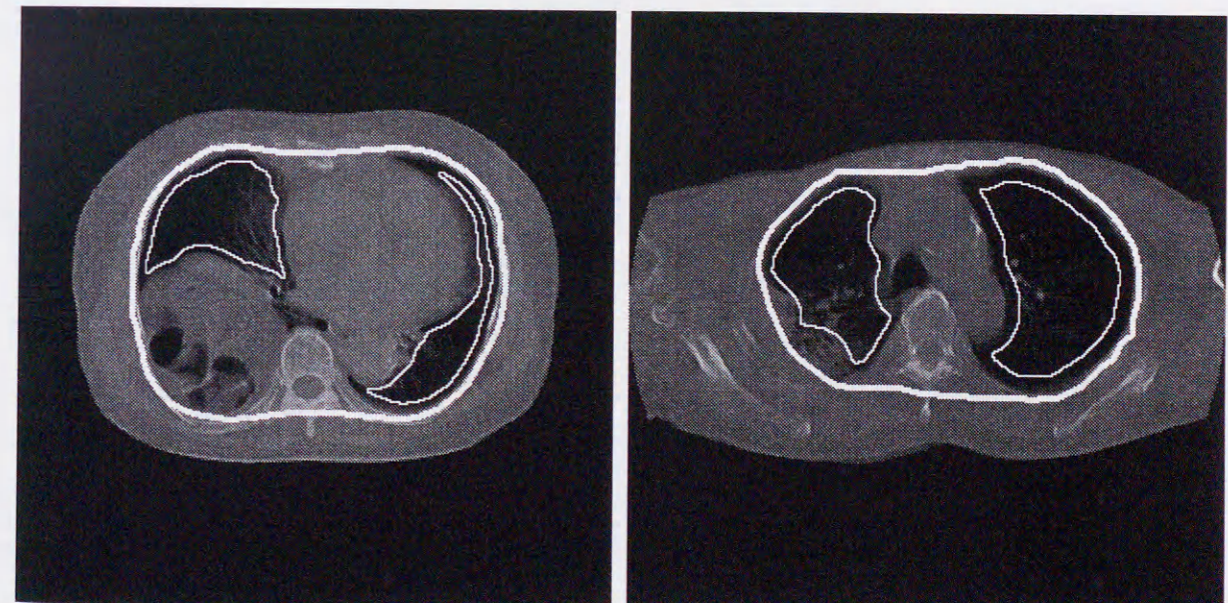


図 4.9: 初期輪郭面と Active Cylinder Model による抽出結果 (3次元表示)



(a) 正常例

(b) 過敏性炎症例



(c) ヘルニア, 無気肺症例

(d) 結核症例

図 4.10: Active Cylinder Model による肺野領域抽出結果例 (2次元表示)

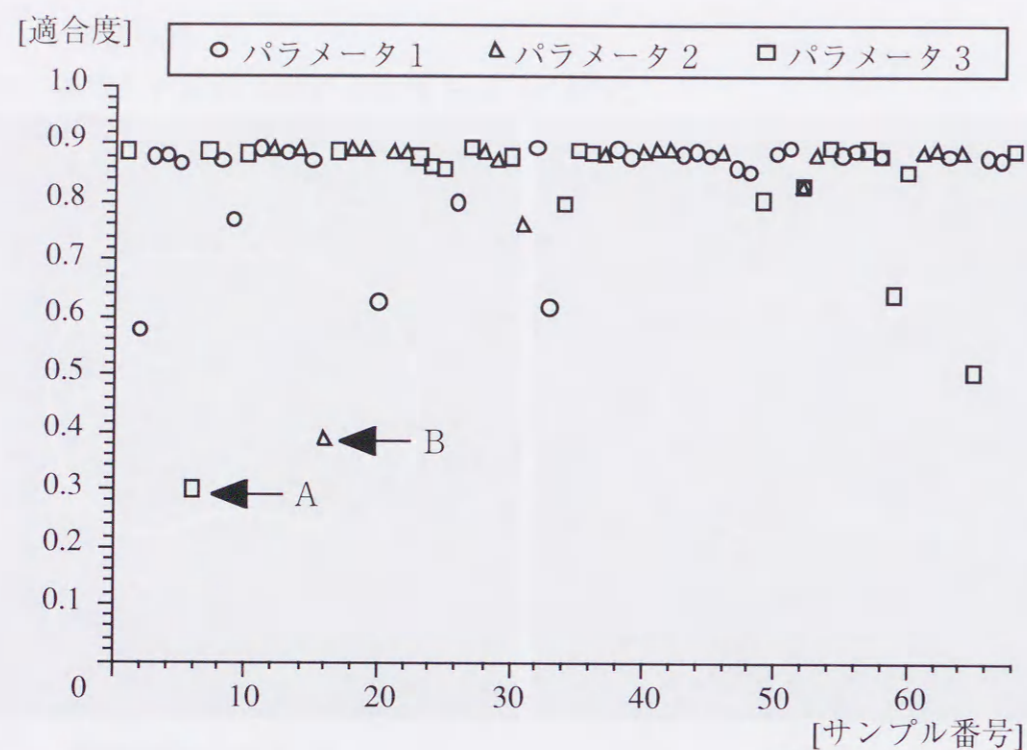
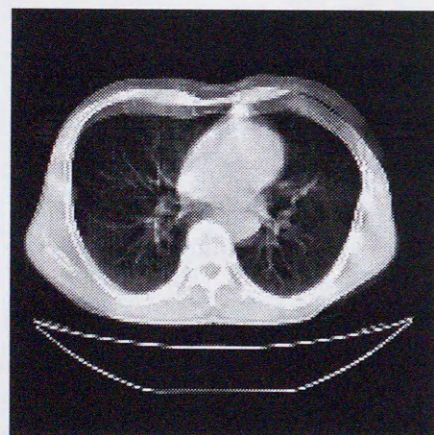
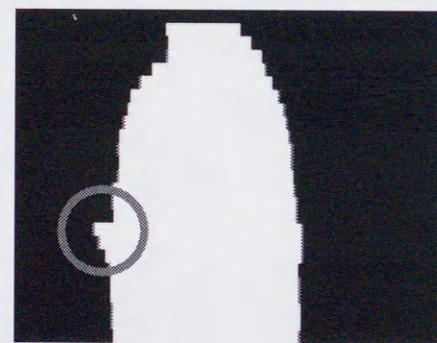


図 4.11：全サンプルの適合度グラフ



(a) 原画像（呼吸によるアーチファクトが発生している）



(b) i-MIP による投影画像
(円で囲んでいる部分が (a) の位置に一致する)

図 4.12：Reject になったサンプルの例

ライスでの Active Cylinder Model の抽出結果画像の一例を示す。太い白線が Active Cylinder Model での抽出輪郭，細い白線がしきい値処理を主とした従来手法(第2章の 2.2.2項)で抽出した肺野の輪郭線である。また，図4.10に扱った全症例の適合度のグラフを示す。

4.4.3 考察

図 4.10(a)は正常症例での Active Cylinder Model の抽出結果である。本研究で開発した Active Cylinder Model を用いた領域抽出法は，図4.10(a)のように左右の肺野と縦隔，脊椎を含むような形状で肺野領域を抽出する。厳密に言えば，肺野領域には縦隔や脊椎は含まれず，左右2つの領域に分割される。この縦隔側の肺野輪郭抽出については第7章で説明する。

図4.10(b)は肺野全体にモヤ状の病変部が広がる過敏性炎症の例である。従来手法では抽出困難であったこのような症例に対しても，Active Cylinder Modelでは正しく肺野領域を抽出できている。図4.10(c)はヘルニアの症例で腸が肺野に食い込んでおり，その影響で無気肺が発生している。肺野輪郭を釣り鐘状に抽出することにより，このような症例の検出が可能となる。

図 4.10(d)は Active Cylinder Model が収縮過剰となった症例である。この症例は結核により胸壁に病変部が付着している。しかし，この病変部を完全に取り囲むように肺野領域抽出を行うことができなかった。また，この症例は自己評価で Reject と判断することができなかった。これは病変部が広範囲にわたって CT 値が高かったため，評価に用いた参照データ(特に i-MIP 肺野投影像)に正しい肺野輪郭像を反映させることができなかったことに原因がある。

図4.11のグラフから，68症例の適合度はほぼ0.9付近に存在していることがわかる。Reject と判断した適合度が0.5以下のものは2症例あった(図4.11の A,B)。図4.12にその1例を示す。この症例は被検査者の呼吸によってアーチファクトが発生し(図4.12(a)の腹側に見られる像のずれ)，その影響により i-MIP 法による側面肺野投影像に突起が生じ(図4.12(b)の丸印)， x_{i2k} の適合度が0.5以下になった。i-MIP 法による肺野投影像を評価手法の参照データの1つに用いているが，前述したようにその信頼性は完全なものではなかったことになる。また68症例の結果で適合度が0.9より高い値にならないのは，参照データの信頼度が影響している。この点の改善が今後の課題である。

以上，68症例に適用した結果，正抽出が65例，目視により収縮過剰と判断したものが1例(図4.10(d))，自己評価で Reject になったものが2例(図4.11の A,B)だった。

4.5 まとめ

肺がん検診用CT(LSCT)の診断支援を目的として、Active Cylinder Modelを用いた肺野領域抽出法を考案した。

まず肺野領域を3次元の面として抽出するために、2次元のSnakesを積み重ねたActive Cylinder Modelを開発した。また抽出対象の肺野領域を釣り鐘状とするために、個人差を考慮して3種類の収縮限界を設定し、Active Cylinder Modelによる領域抽出処理を平行に実行した。その結果から適合度を計算し、最大値を取ったものを症例の肺野領域とする自己評価アルゴリズムを開発した。

上記アルゴリズムを68例の胸部X線CT像に適用したところ、正抽出が65例、目視により収縮過剰と判断したものが1例(図4.10(d))、自己評価でRejectになったものが2例(図4.11のA,B)だった。これらの実験結果は、本手法が有益であることを示唆している。

第5章

モデル情報と最小値投影法による肺野領域粗決定

5.1 はじめに

本章では、あらかじめ典型的な1症例を用いて肺野モデルを作成しておき、入力した3次元胸部CT像に対してモデル側をアフィン変換により変形処理した結果を肺野領域とみなす、肺野領域抽出粗決定手法を提案する。この粗決定で得られた結果は、第6章の精密決定手法で初期輪郭として利用する。このようなモデルベースの領域抽出法は、最近のコンピュータビジョンの研究トピックスの一つとなっており、これの医用応用では例えばMRIへの応用例がある[79]。肺野領域粗決定手法では、胸部X線CT像に対して最小値投影法(i-MIP:inversed Maximum Intensity Projection)と凸包図形を用いて肺野が存在する領域を限定し、これらの情報をアフィン変換の対応点として利用する。

以下、5.2節で処理の概要を簡単に述べた後、5.3節でモデルの作成手順、5.4節および5.5節で処理手順の詳細を説明する。最後に、5.6節で実際の3次元胸部X線CT像に適用してその能力を検証する。

5.2 処理の概要

5.2.1 提案する肺野領域抽出法

図5.1に本論文で提案する肺野領域抽出法を示す。その手法は粗決定段階と精密決定段階に分かれる。粗決定段階では、入力された原画像に肺野輪郭モデルをアフィン変換を使って大まかに合わせる処理を行う。精密決定段階では、粗決定で得られた領域の輪郭を初期輪郭とするActive Cylinder Modelを使って肺野領域の抽出を行う。精密決定手法については、第6章で述べる。

5.2.2 肺野領域粗決定手法

肺野領域粗決定手法の概要フローチャートを図5.2に示す。本手法では、肺野領域の大まかな境界面(粗決定)を入力画像から直接求めることをしない。その代わりにし

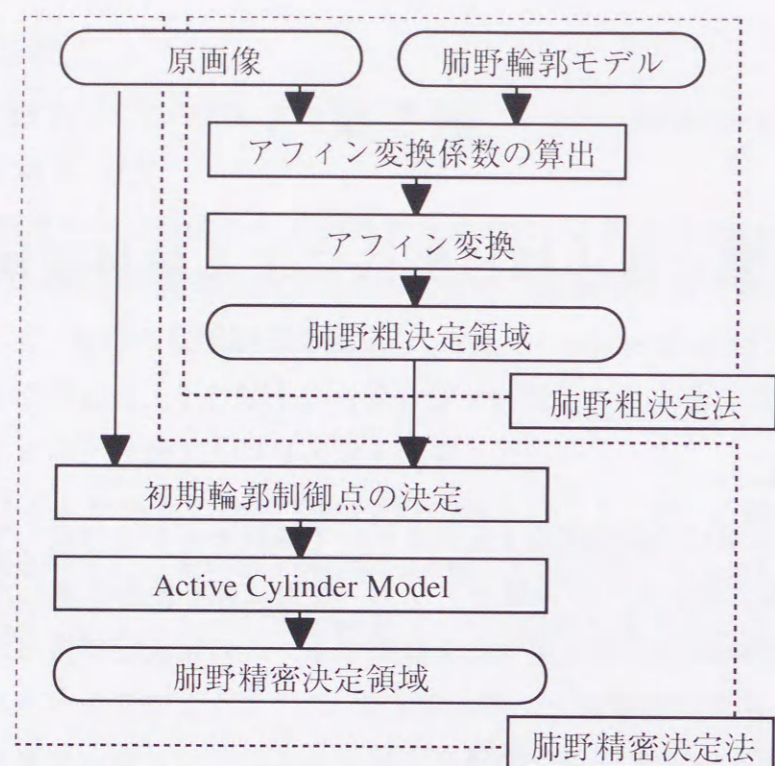


図5.1：提案する肺野領域抽出処理のフローチャート

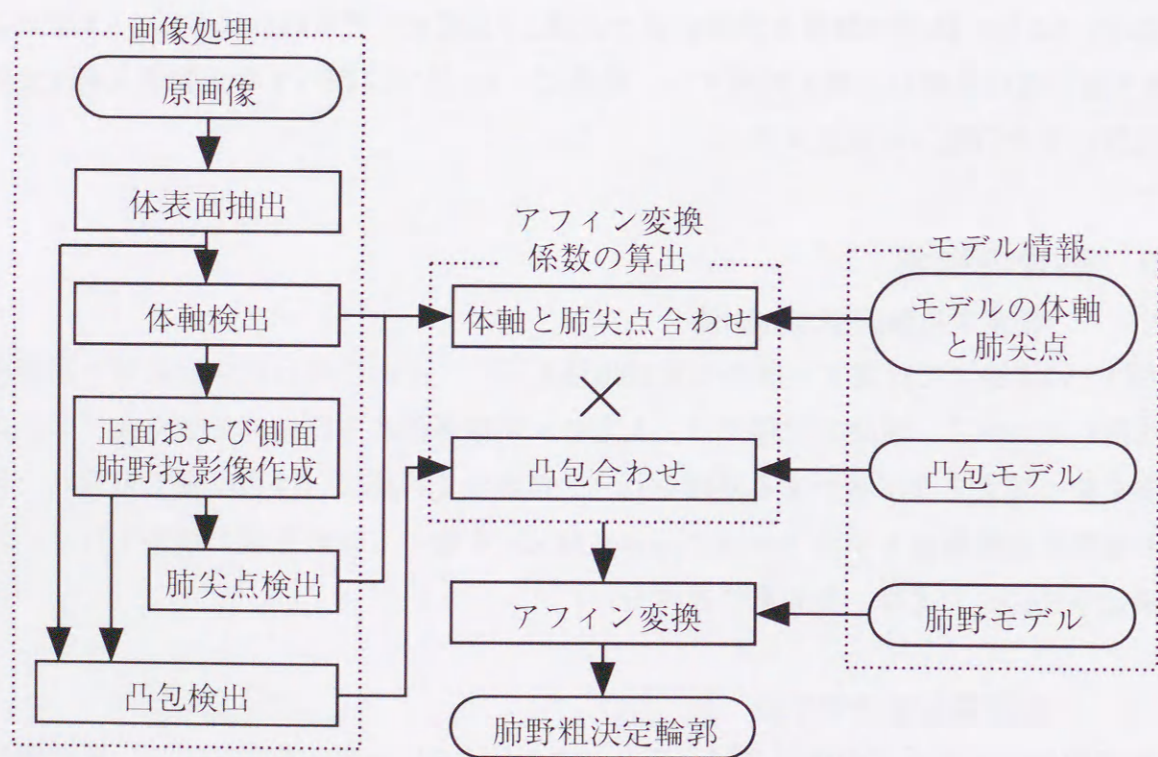


図5.2：モデル情報とi-MIP法による肺野領域粗決定フローチャート

て、あらかじめ計算機内に用意しておいた境界面情報(モデル)を入力画像に応じて変形させる。そのためには、モデルをどのように変形させれば良いかを決定する因子(変形係数)を抽出する必要がある。その因子分析用として、肺野に外接する凸包図形を各スライスごとに求める。すなわち、(1)入力画像に対してi-MIP処理を施し、(2)正面及び側面肺野領域を抽出し、(3)この結果を用いて肺野に外接する凸包図形を求める。

次に、求めた凸包図形とあらかじめ計算機内に用意しておいた凸包モデルとが、最も一致するようにモデル側を変形させる係数を求める。この変換係数を用いて肺野境界モデルをアフィン変換により変形し、肺野粗決定境界面を得る。

なお本論文で求める肺野境界面とは、胸郭内面、すなわち肋骨、胸骨、脊椎、横隔膜で覆われた内部に内接する包絡面と定義する。多くの場合この境界面は胸膜付近に位置するが、胸膜が圧縮された異常例では両者は一致しないことがある。また左右肺野と縦隔部分を一体化して区別しない点でも、胸膜のそれとは異なる形状を呈する。

5.3 モデル作成

モデル作成には、典型的な3次元CT像1症例(40歳、男性、正常例、10mmスライス厚)を用いる。モデルは、先に定義した胸郭内面から成る肺野境界面モデルと、その肺野境界面を囲む凸包モデルの2つから成る。凸包とは、対象となる集合の全ての点を含む、最小の凸多角形のことである。

まず、各スライスに対してマニュアルで肺野境界(この場合、境界線)モデルを抽出する。その肺野境界モデルを基に、凸包モデルを作成する。作成された肺野境界モデルと凸包モデルの3次元表示を図5.3(a)(b)に示す。図5.3(c)(d)は、そのスライス断面表示である。図5.3(d)において、灰色部分の外輪郭部が肺野境界モデル、白線で示した境界線が凸包モデルである。なお、扱っているデータはスライス厚さが10mmと粗いため、図のZ軸方向には補間処理を行っている。また、このモデル作成に用いた症例に対して、後述の方法で体軸と肺尖点を求め、アフィン変換の基準点(軸)として用いる。

5.4 画像処理による肺野部の特徴抽出

5.4.1 体表面マスクの抽出

原画像には、診療台など余分なものが写っている。そこで、あらかじめこれらを除き、体表面を境界とするマスク画像を各スライス断面ごとに抽出する。その詳細フ

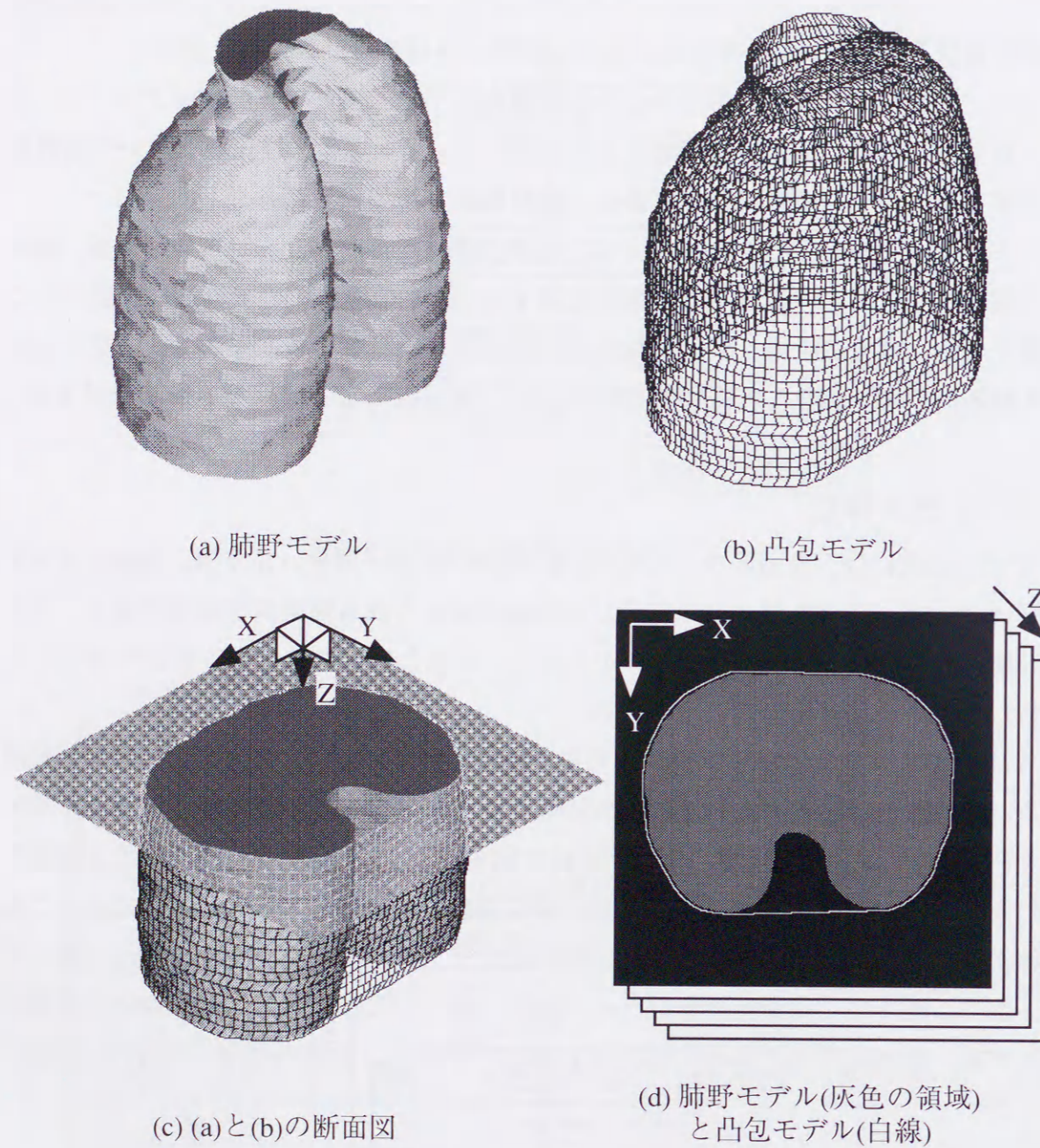


図 5.3：肺野モデルと凸包モデル

ローを図 5.4 に示す。

まず、原画像に対してしきい値 -500HU 以上を "1" として 2 値化処理する(図 5.4(a)). 画像濃度は CT 値であり、空気を -1000HU 、水を 0HU に設定している. この 2 値画像の "1" の領域の内部にある "0" の領域に対して穴埋め処理を行う(図 5.4(b)). その後、細め処理により体の領域から腕、診療台などの不用部分の分離を行う(図 5.4(c)). 具体的には、半径 3pixels のディスクフィルタを用いて Mathematical Morphology[12] の Erosion 処理を行い、領域を 3pixels 分だけ細めた画像を得る. この処理により、画像は胴体や腕、診療台などの領域に分割され、胴体は最大の面積を持つ領域となることが期待される. したがって、面積が最大の領域のみを抽出し、これを体表面マスクとみなす(図 5.4(d)).

原画像からこのマスク内の領域のみを取り出すことにより、体表面を境界とする画像を作成する. 以降、この画像を用いて処理を行う.

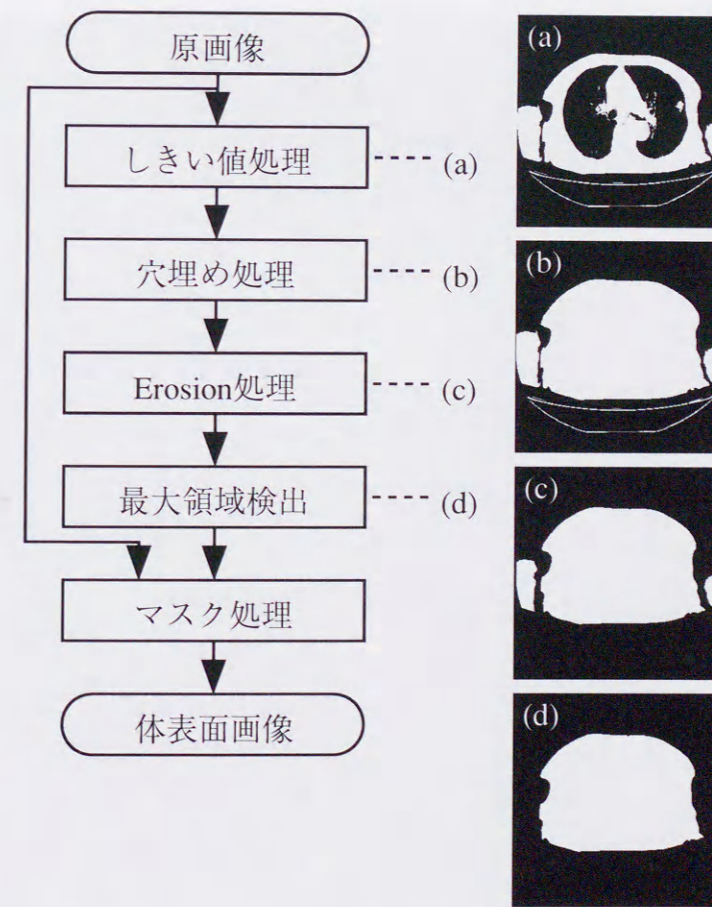


図 5.4：体表面マスク画像検出フローチャート

5.4.2 体軸の抽出

次に、入力画像の体軸を求める。概念図と処理フローを図5.5, 図5.6に示す。図5.4で作成した体表面マスクに対して、各スライス断面ごとに重心座標を求める。その重心を通る一本の直線を最小2乗法により計算する。この直線を体軸と定義する。この操作はモデル画像と未知の入力画像の両方に対して同様に行う。ただし未知の入力画像を処理する場合は、求めた直線と各スライス重心との間の最大誤差を求め、これが10pixelsを超える場合は、その誤差が生じたスライスのみを除外して計算をやり直す操作を追加している。すなわち、この操作により、ある特定のスライスによる悪影響を排除する処理を行っている。

実験によると、体軸計算の際に除外されたスライスは全体の1%程度である。そのようなスライスは、体表面マスク内に片腕のみ含まれているような、著しい偏りが存在する画像である。また、計算した直線はほぼ体の中心付近に位置しており、各スライスのマスク画像の重心(計算に関与した部分)とのずれは最大で4pixels程度である。し

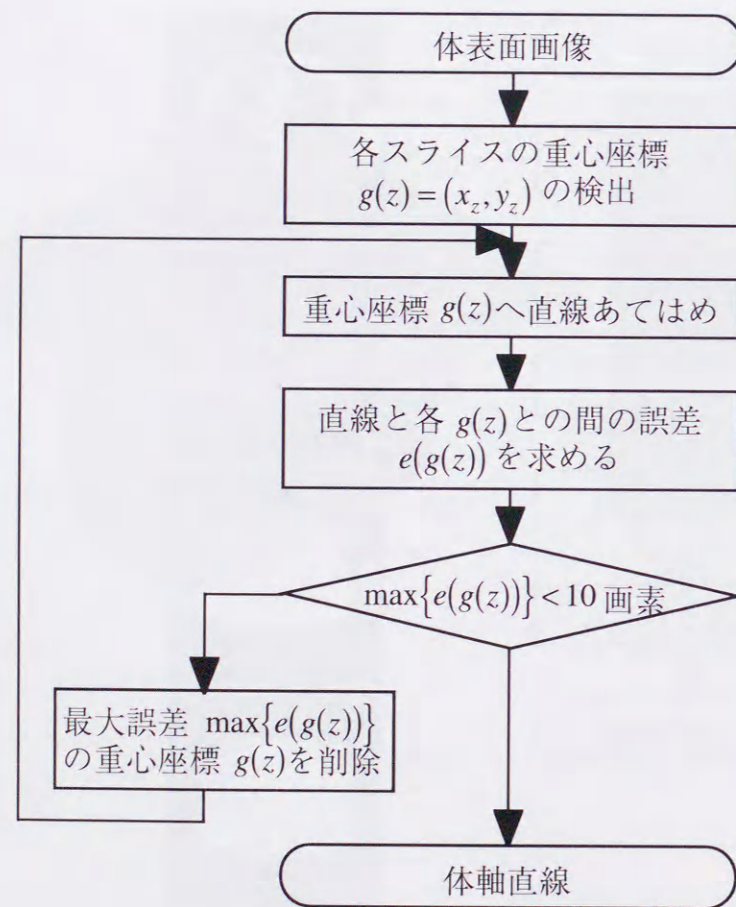


図 5.5：体軸直線検出フローチャート

たがって、ここで求めた体軸は、症例とモデルとを合わせ処理するための基準軸として有効である。

5.4.3 i-MIP 法による胸郭内面(正面投影像, 側面投影像)の抽出

凸包図形を抽出する前段階として、最小値投影法(i-MIP法)により胸郭内面の正面及び側面像を抽出する。ここで求める胸郭内面の正面及び側面像とは、図5.3に示した胸郭内面を正面(X-Y平面)及び側面(Y-Z平面)に投影して得られる像に相当し、これを以下に述べる i-MIP 法で近似的に抽出する。以下胸郭内面を単に肺野領域と呼ぶ。

最小値投影法は、従来から良く用いられる最大値投影の逆の概念であり、一本の投影ビーム上の画素情報のうちの最小値を、投影後の画素値とするものである(濃淡画像の白黒を反転させてから、最大値投影を行うと考えても良い)。その定義式は、次のように表される。

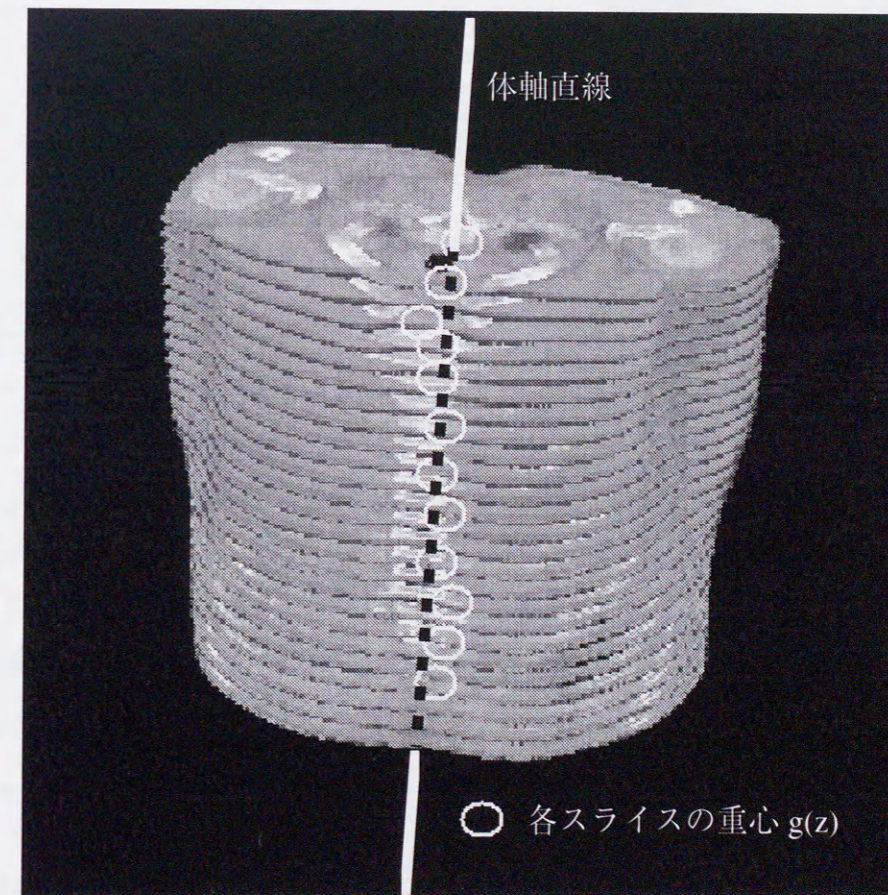


図 5.6：体軸直線検出の概念図

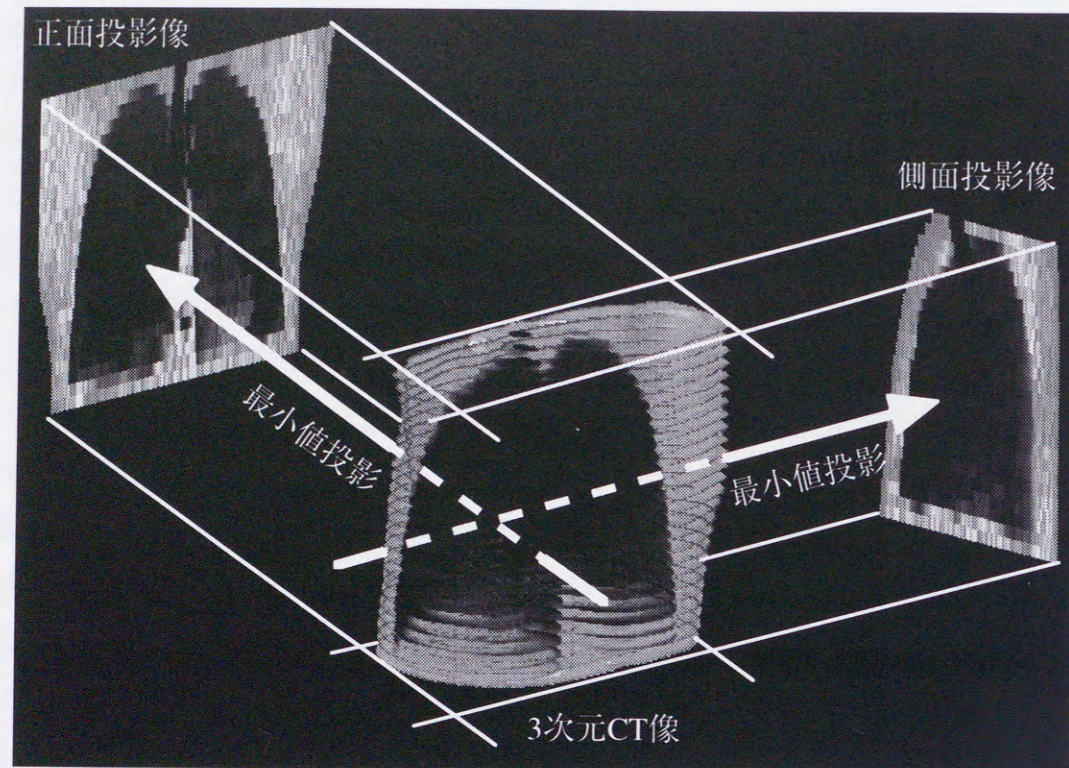


図 5.7 : i-MIP(inversed-Maximum Intensity Projection)法の概念図

$$g(x,y) = \min_n \{f(x,y)_n\} \quad (5.1)$$

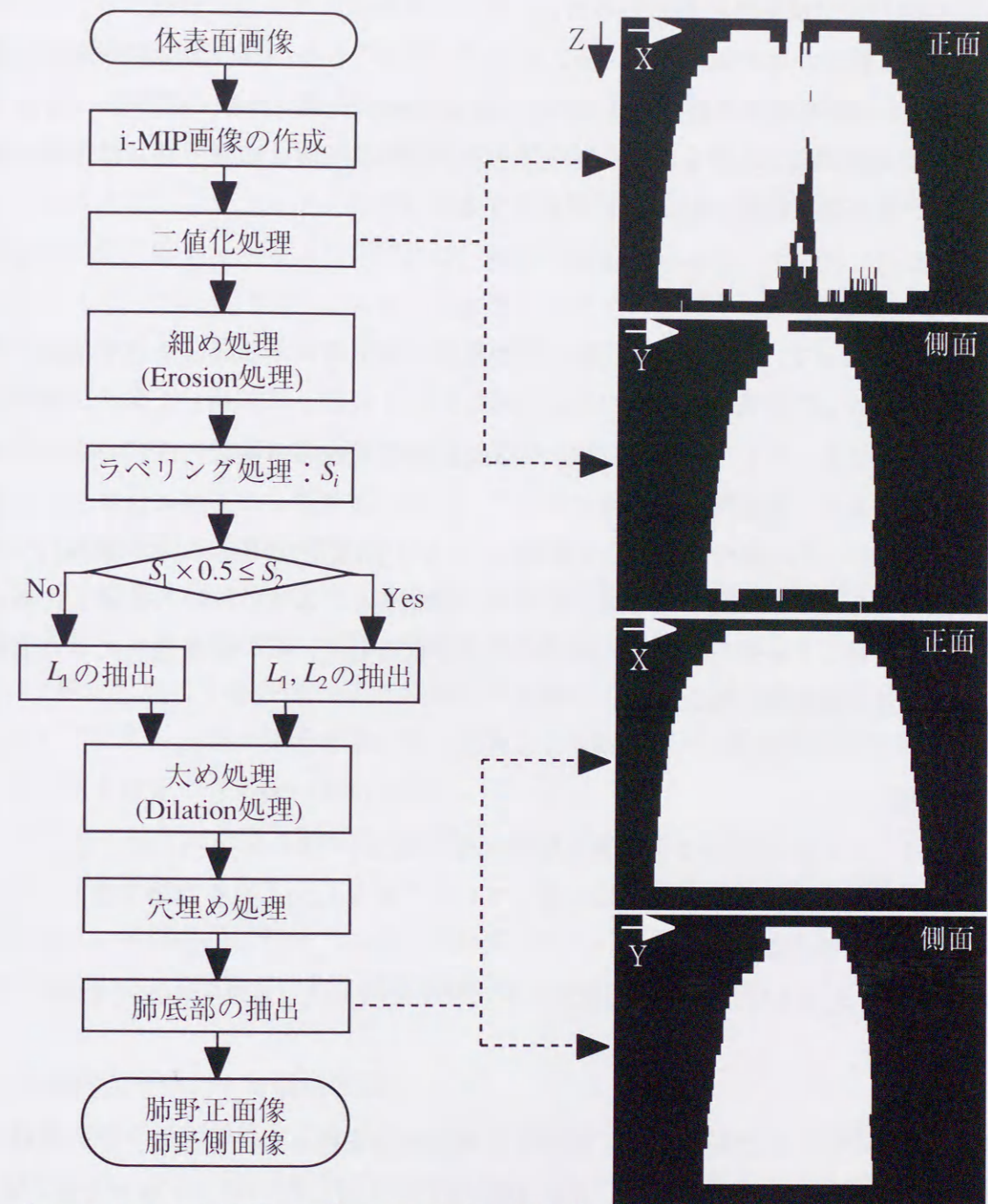
ただし、第 n スライスの座標 (x,y) の画素値を $f(x,y)_n$ 、投影後の座標 (x,y) の画素値を $g(x,y)$ とする。

(1) i-MIP 画像の作成

人体内部の3次元画像(体表面マスクの内部のみで構成された画像)に対して、X-Z平面(正面方向)及びY-Z平面(側面方向)への最小値投影を行う。この処理は肺胸膜内のCT値が一般に体表面や肋骨、縦隔などより低い値をとることをうまく利用している。一例を図5.8に示したが(2値化処理画像)胸郭内面を非常に鮮明かつ安定して抽出している。

(2) 2 値化処理

作成したi-MIP画像に対して、しきい値-500HU未滿を”1”として2値化処理を行う。この処理により胸郭内面を明確化する。



L_1 : ラベル 1 の領域 S_1 : ラベル 1 の画素数
 L_2 : ラベル 2 の領域 S_2 : ラベル 2 の画素数
 ※ $S_i \geq S_{i+1}$ for any i

図 5.8 : 肺野正面像および肺野側面像抽出のフローチャート

(3) 細め処理

上記処理だけでは胸郭内面以外の情報、例えば横隔膜より下方に存在する、胃や腸の内部の空気部分などが混入してくる。そこで、まずこれらの部分を胸郭内面から分離するために、細め処理を行う。具体的には長さ29pixels、幅1pixelのバーフィルタを用いてErosion処理[12]を行う。このバーフィルタは胸郭内面正面像の場合はX軸に平行、胸郭内面側面像の場合はY軸に平行とする。

(4) ラベリング処理

上記処理によって、いくつかに分離された領域の面積の大きい順にラベル付けを行う(以下、ラベル n の領域を L_n 、ラベル n の面積を S_n とする)。この時、正面及び側面のどちらの場合であっても、最大面積を持つ領域(L_1)は必ず求める胸郭内面であることが期待できる。また、胸郭内面正面像において、左右の肺が別々の領域に分離される場合がある。しかしその場合には、最大面積(S_1)をもつ領域(L_1)と次に大きい領域(L_2)が有効な領域であることが期待できる。さらに、肺野以外の領域は肺野の面積と比較して十分に小さいことが期待できる。以上のことを利用して、次の面積処理により胸郭内面の正面及び側面像を抽出する。

(5) 面積処理

以下のルールにしたがって、正面及び側面像を抽出する。

(a) $S_1 \times 0.5 \leq S_2$ ならば、肺が左右に分割していると思なし、 L_1, L_2 を抽出する(ただし、後の処理のために2値化しておく)。

(b) $S_1 \times 0.5 > S_2$ ならば、肺は左右統合されていると思なし、 L_1 のみを抽出する。

(6) 太め処理

第3項において、胃や腸の領域を除去する細め処理を行った。そこで、元の領域に戻す太め処理を行う。具体的には、細め処理の際に使用したバーフィルタを用いて、Dilation処理[12]を行う。

(7) 穴埋め処理

本論文で定義した胸郭内面とは、肺と縦隔を含めた領域であるが、前述の方法で求めた投影像では縦隔部分が領域外と見なされることがある。そこで、この部分を領域内に取り込むため、正面像の場合はX軸方向に、側面像の場合はY軸方向に見て肺領

域("1"の領域)には含まれた"0"の領域の穴埋め処理を行った。

(8) 肺底部の抽出

最後に横隔膜と接する肺底部を抽出して、それより下方の情報を削除する。肺の構造を釣鐘状と仮定すると、急激に胸郭内面部分が減少するスライスが肺底部と考えることができる。したがって、急激に減少するスライス以降を削除することにより、胃や腸の領域を除去できる。具体的には、胸郭内面像のあるスライスにおける幅が、一枚上のスライスの幅に比べて90%未満となるスライスが存在した場合このスライス面を肺底部とみなし、このスライス以降を削除した。

以上の処理で、胸郭内面の正面及び側面像を決定した。

5.4.4 凸包図形と肺尖点の抽出

5.4.3の結果を用いて、各スライスごとに凸包図形を作成する。まず、正面像からは、胸郭内面のX軸方向(つまり側面)の境界とZ軸方向の長さが求まる。また、側面像からは、胸郭内面のY軸方向(つまり胸側と背中側)の境界とZ軸方向の長さが求まる。したがって、この二つの情報を用いて、各スライス断面ごとに胸郭内面に外接する最小の長方形を設定できる(図5.9(b)上段)。

こうして得られた長方形とモデル側の対応する長方形とのみにより、必要とするアフィン変換係数を算出することができる。しかし、本手法では係数の精度を向上させるために、胸郭内面に外接する凸包図形を用いることにした。凸包図形は、以下の手順で抽出する。図5.9(a)に凸包図形処理のフローチャートを示す。

(1) 胸郭内面が存在する領域の限定

胸郭内面に外接する長方形において、体表面からはみ出している部分を削除する。具体的には、上記の長方形マスクと体表面マスク(5.4.1項)の積をとる(図5.9(b)中段)。

(2) 2値化処理

上記の処理で抽出した領域内に属する原画像に対して、しきい値-500HUで2値化処理する。このとき、しきい値-500HU未満を"1"とすることにより、胸郭内面が存在する領域側を抽出する。

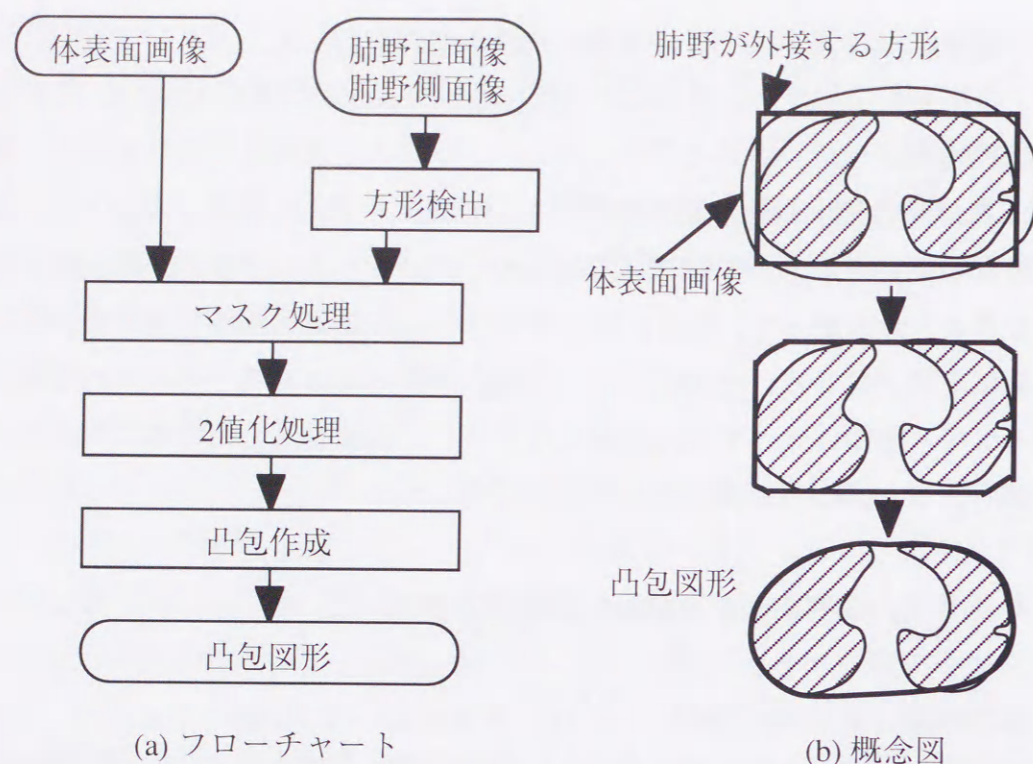


図 5.9：凸包図形抽出フローチャート

(3) 凸包図形作成

各スライスごとに胸郭内面を内包し、境界が全て凸な形状で構成された凸包図形を作成する。凸包図形は、包装アルゴリズム(package wrapping algorithm)[80]を用いて作成した。まず、画像をラスタスキャンし、最初に見つけた“1”の領域の座標を出発点 $P_0(x_0, y_0)$ とする。この出発点 $P_0(x_0, y_0)$ から、X軸に平行に画像の左端へ直線を引く。この直線を $P_0(x_0, y_0)$ を中心に、“1”の領域が見つかるまで反時計回りで回転させる。“1”の領域を見つけた場合、その領域で出発点から最も離れた座標を $P_1(x_1, y_1)$ とし、直線の出発点をその座標に移動して同じ処理を繰り返す。 $P_n(x_n, y_n) = P_0(x_0, y_0)$ となるまで、処理を継続する。最後に、この座標 ($P_i: i=0 \sim n$) によって囲まれる領域を、凸包図形として抽出する。

この処理は、2値化処理により抽出された領域全てを内包する図形を作成する処理である。しかし、肺野に外接する長方形によって既に領域を限定しているため、画像中にノイズ等が含まれていても大きな影響は受けない。また、病巣が胸郭内面に付着

している場合でも、凸包処理では大きな影響を受けない。巨大病巣が胸郭内面に付着している場合には、その影響は1スライス内では無視できないことがある。しかし、アフィン変換係数は全スライスを用いて3次的に求めるため、その影響は大幅に緩和される。

以上の処理により、抽出した凸包図形を用いてモデルとの合わせ処理を行う。

次に、肺尖点の検出を行う。抽出された凸包図形や i-MIP 法によって、胸郭内面が存在する最上部のスライスが求まる。このスライスと体軸との交点を肺尖点と定義し、アフィン変換を行う際の原点として用いる。

5.5 胸郭内面モデルによる肺野輪郭粗決定

5.4の画像処理によって入力画像から得られた各種情報と、計算機内にあらかじめ用意してあるモデル情報を用いて、体軸合わせ処理、凸包図形合わせ処理の二段階でモデル変形係数を求める。そして、求めた係数によって胸郭内面モデルをアフィン変換し、得られた輪郭を粗決定肺野輪郭とする。

ただし、本研究では患者のZ軸方向(体軸方向)への伸縮、および体軸を中心とする軸回転はない(患者は診療台上で正しく真上を向いて横たわっている)ものとしている。

5.5.1 体軸合わせ処理

一般に点 $P(x, y, z)$ を別の点 $P'(x', y', z')$ にアフィン変換する式は次式で表される。

$$[x' \ y' \ z' \ 1] = [x \ y \ z \ 1] \begin{bmatrix} A & E & I & 0 \\ B & F & J & 0 \\ C & G & K & 0 \\ D & H & L & 1 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

ここで A, F, K は図形の拡大縮小に、 D, H, L はそれぞれ x, y, z 成分の平行移動に、その他の係数は図形の回転またはせん断に関する係数である。

まず、モデルの体軸・肺尖点を、入力画像の体軸・肺尖点に一致させるための変換行列を求める。なお、モデル側はあらかじめ肺尖点を原点としている。入力画像の肺尖点の座標を (x_d, y_d, z_d) とすると変換行列は、

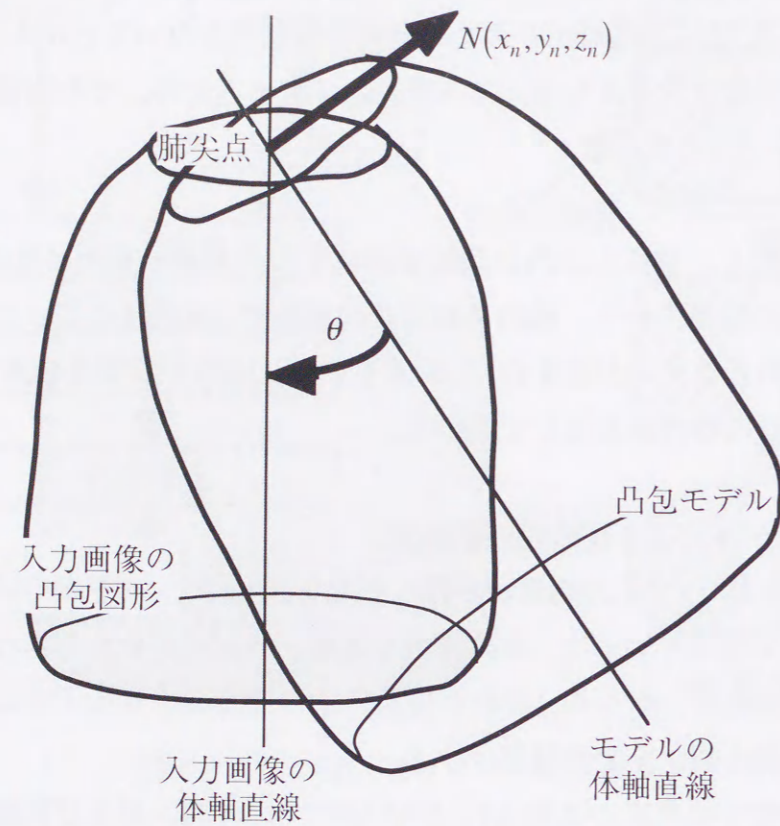


図5.10：入力画像の凸包図形と凸法モデルのフィッティング処理の概念図

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ x_d & y_d & z_d & 1 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

となる。

式(5.3)の変換行列により両者は原点(肺尖点)で一致するが、体の向きは必ずしも一致していない。そこで、モデルの体軸を入力画像の体軸に合わせる係数を考える。これは、モデル側の体軸直線を原点(肺尖点)を中心に回転させ、入力側の体軸直線に合わせる係数である(図5.10)。入力画像から抽出した体軸とモデルの体軸から回転角 θ 、回転方向に垂直な単位ベクトル $N(x_n, y_n, z_n)$ が求まる。したがって、モデルの変換行列は、

$$\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & 0 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & 0 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

ただし、

$$\begin{cases} r_{11} = x_n^2 + (1 - x_n^2) \cos \theta \\ r_{12} = x_n y_n (1 - \cos \theta) + z_n \sin \theta \\ r_{13} = x_n z_n (1 - \cos \theta) - y_n \sin \theta \\ r_{21} = x_n y_n (1 - \cos \theta) - z_n \sin \theta \\ r_{22} = y_n^2 + (1 - y_n^2) \cos \theta \\ r_{23} = y_n z_n (1 - \cos \theta) + x_n \sin \theta \\ r_{31} = x_n z_n (1 - \cos \theta) + y_n \sin \theta \\ r_{32} = y_n z_n (1 - \cos \theta) - x_n \sin \theta \\ r_{33} = z_n^2 + (1 - z_n^2) \cos \theta \end{cases} \quad (5.5)$$

となる[81].

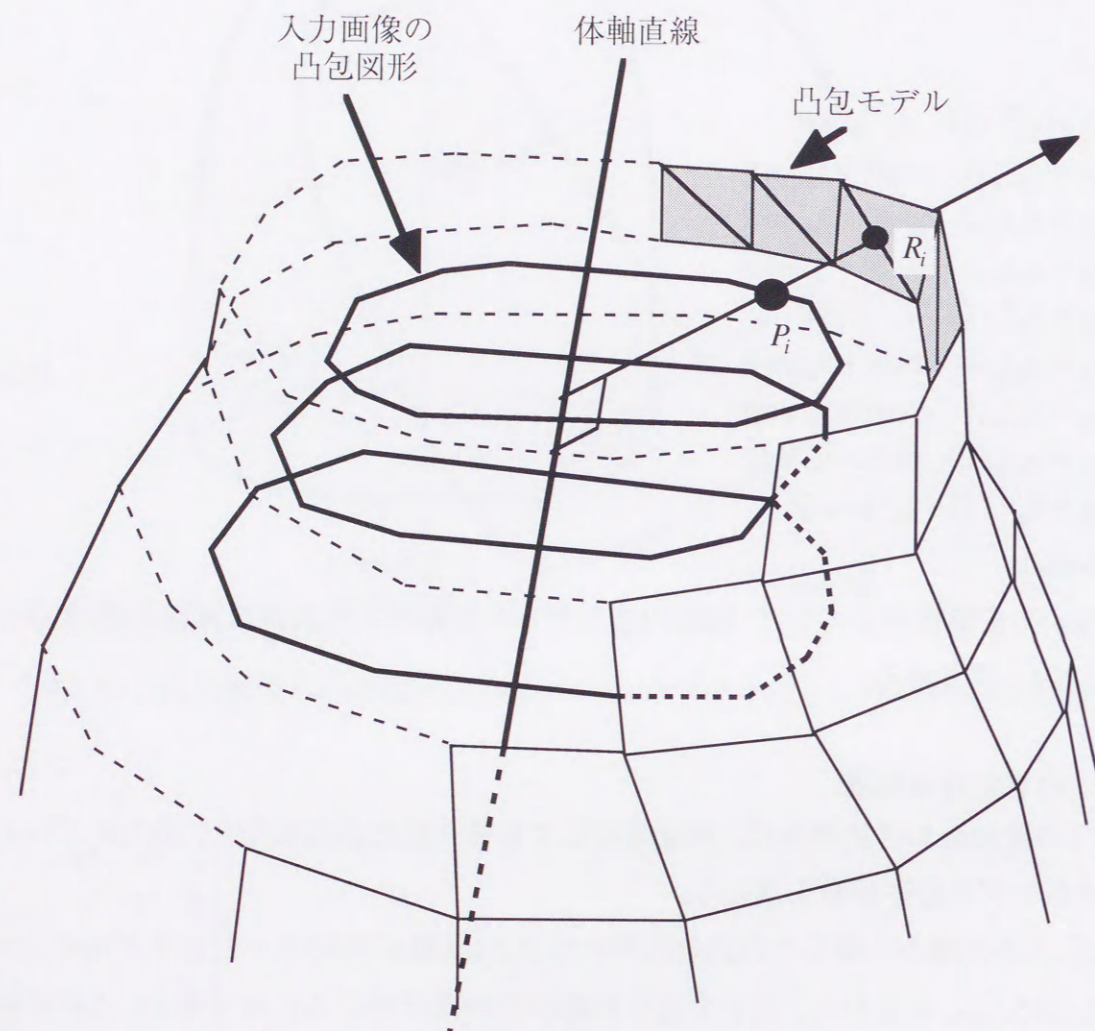
式(5.4)の変換行列を用いて、胸部内面モデルの体軸と入力画像の体軸を(肺尖点を原点として)一致させる。

5.5.2 凸包含せ処理

5.5.1の体軸合わせ処理後に、画像処理により得られた凸包図形と、凸包モデルとを合わせるモデル変形係数を求める。

まず、入力画像から得られた凸包図形の各点 P_i (座標) に対応する凸包モデルの点 R_i を求める(図5.11)。すなわち、点 P_i を通り体軸から垂直に伸びる直線を考え、この直線と凸包モデルとの交点を対応点 R_i として抽出する。そして、抽出したモデルの点が、入力画像から得られた凸包図形に最も合うような変形係数を、重回帰分析[82]で求める。すなわち、対応点の数を n 、モデルの座標を (x_i, y_i, z_i) 、入力画像から得られた凸包図形の座標を (x'_i, y'_i, z'_i) とし ($i=1, \dots, n$)、この時の回帰超平面、

$$\begin{cases} x' = Ax + By + Cz + D \\ y' = Ex + Fy + Gz + H \\ z' = Ix + Jy + Kz + L \end{cases} \quad (5.6)$$



P_i : 入力画像の凸包図形上のある点

R_i : P_i に一致する点

図 5.11: 入力画像の凸包図形と凸包モデルのフィッティング処理の概念図

を考え、回帰係数($A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K, L$)を求める。すなわち、各直線の誤差を

$$\begin{cases} \varepsilon_{x_i} = x'_i - (Ax_i + By_i + Cz_i + D) \\ \varepsilon_{y_i} = y'_i - (Ex_i + Fy_i + Gz_i + H) \\ \varepsilon_{z_i} = z'_i - (Ix_i + Jy_i + Kz_i + L) \end{cases} \quad (5.7)$$

とすると、

$$\begin{cases} \varepsilon_{x_1}^2 + \varepsilon_{x_2}^2 + \dots + \varepsilon_{x_n}^2 = \sum \varepsilon_{x_i}^2 \\ \varepsilon_{y_1}^2 + \varepsilon_{y_2}^2 + \dots + \varepsilon_{y_n}^2 = \sum \varepsilon_{y_i}^2 \\ \varepsilon_{z_1}^2 + \varepsilon_{z_2}^2 + \dots + \varepsilon_{z_n}^2 = \sum \varepsilon_{z_i}^2 \end{cases} \quad (5.8)$$

を最小にするように A, B, \dots, L を求める。求まった回帰係数より、モデル変形行列は、

$$\begin{bmatrix} A & E & I & 0 \\ B & F & J & 0 \\ C & G & K & 0 \\ D & H & L & 1 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

となる。

式(5.9)の変換行列により、胸郭内面モデルを入力画像の胸郭内面の大きさに変形して、入力画像の肺野輪郭とする。

5.6 実験

5.6.1 実験条件

実験に使用した症例の撮影条件等を以下に示す。

対象者: 前橋地区肺がん2次検診者(92年末撮影)の一部

撮影機器: LSCTパイロットモデル

撮影条件: X管電圧 120kV, X管電流 50mA, 2秒/回転, 平静呼吸,

10mmスライス厚, テーブル速度 10mm/秒

症例数: 68症例(全1805スライス)

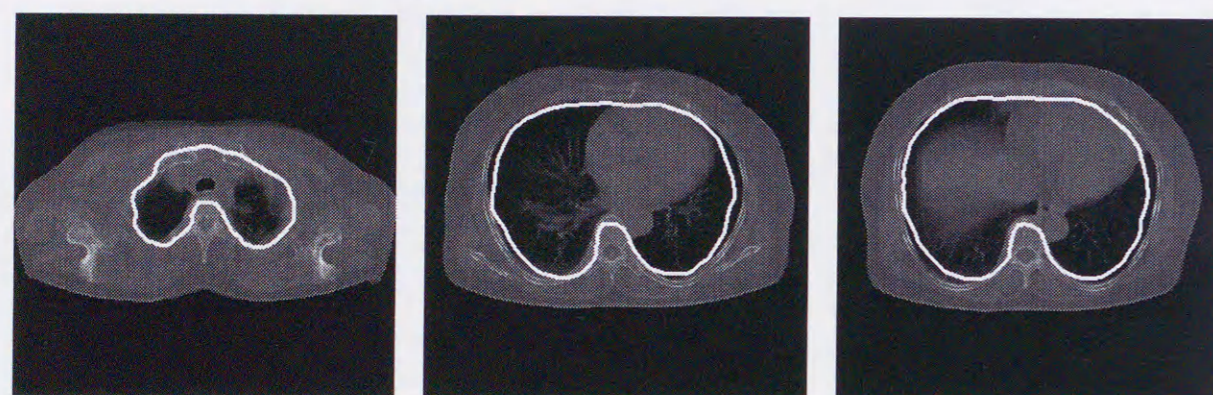
画像サイズ: X-Y平面 320 × 320pixels(分解能 1mm)

Z方向 18 ~ 31slices(分解能 10mm)

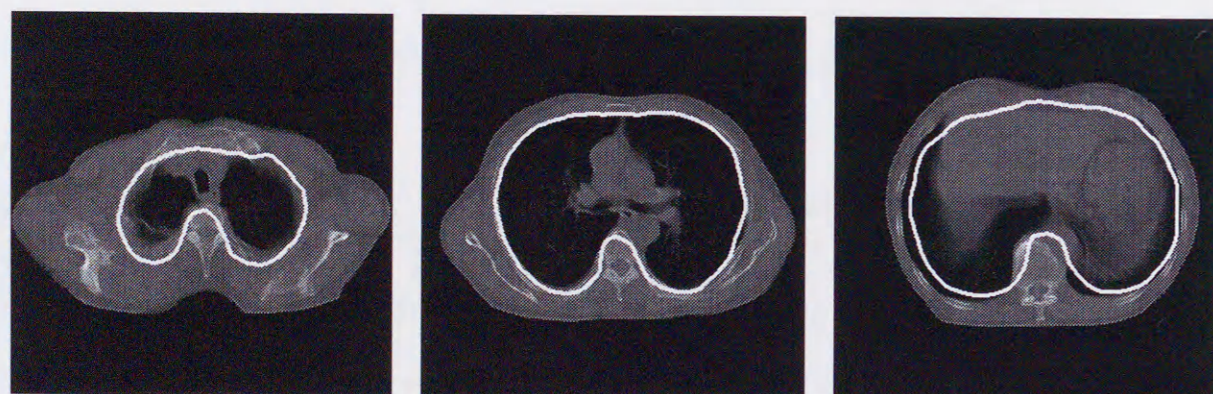
表 5.1：実験結果

	○	△	×	合計
症例数	57	11	0	68

- : 平均誤差 ≤ 5mm
- △ : 5mm < 平均誤差 ≤ 15mm
- × : 15mm < 平均誤差

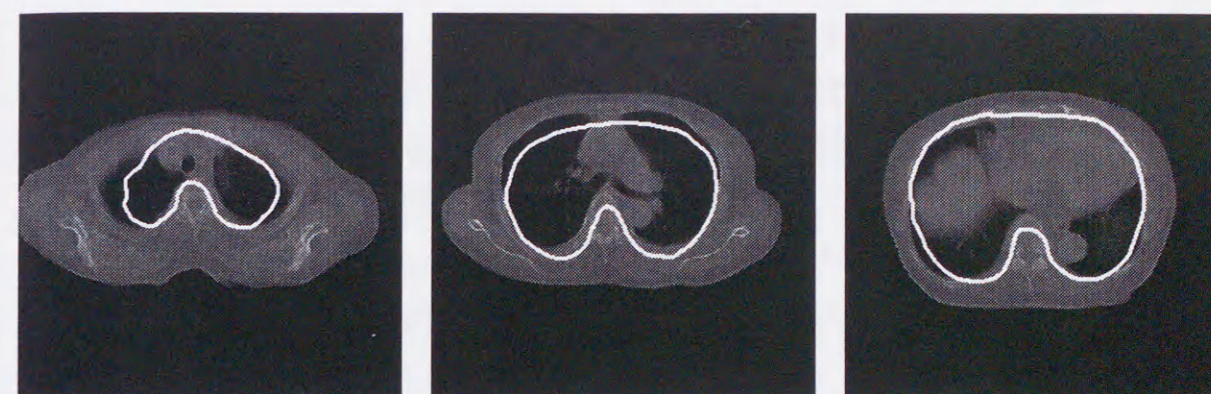


(a) サンプル 1・肺尖部 (b) サンプル 1・肺中央部 (c) サンプル 1・肺底部



(d) サンプル 2・肺尖部 (e) サンプル 2・肺中央部 (f) サンプル 2・肺底部

図 5.12：実験結果例 1 (○と判断した例)

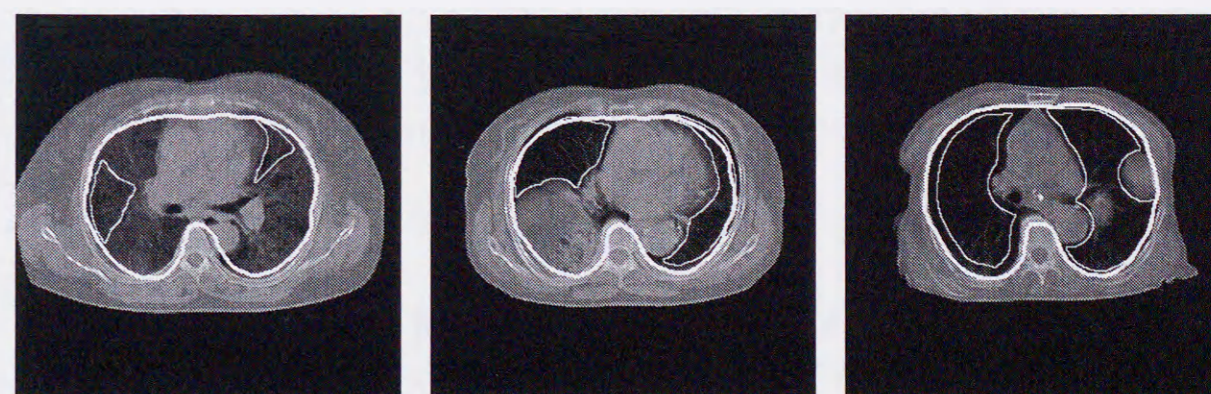


(a) サンプル 3・肺尖部 (b) サンプル 3・肺中央部 (c) サンプル 3・肺底部



(d) サンプル 4・肺尖部 (e) サンプル 4・肺中央部 (f) サンプル 4・肺底部

図 5.13：実験結果例 2 (△と判断した例)



(a) 過敏性炎症例 (b) ヘルニア, 無気肺例 (c) がん症例

図 5.14：従来手法による肺野輪郭 (細い白線) と
提案手法による肺野輪郭 (太い白線) の比較

5.6.2 実験結果

68症例(1805スライス)に対して、肺野領域の粗決定を行い、その結果を目視により主観的評価した(表5.1)。主観的評価は、各症例ごとにマニュアルで抽出した肺野輪郭と、粗決定結果の肺野輪郭との距離誤差の平均値で3段階に分けた。平均誤差が5mm(5pixel)以下を○、5mmより大きく15mm以下を△、15mmより大きいものを×とした。その結果、○と評価したものが57症例、△が11症例であった。×と評価したものは存在しなかった。

また、図5.12、図5.13に結果画像(肺尖部付近、肺中央部、肺底部の3枚を1組として、それぞれ2症例)を示す。図5.12は○と評価、図5.13は△と評価した結果画像である。

5.6.3 考察

実験では、68症例中57症例で良好な結果が得られた。△と評価した11症例は、背中側や胸側、または脊柱の部分でずれが生じている。特に、肺尖部や肺底部において、ずれが生じやすい(図5.13)。それは、わずか1例のモデルで全症例への当てはめを行っていることに起因する。また、肺野に外接する凸包図形の抽出精度が、肺尖部や肺底部において多少不安定になる場合がある。

しかし、全てのスライスで大きなずれが生じた症例はなかった。また、従来手法(第2章の2.2.2項)では対応できなかった症例に関しても、病巣に影響されない肺野輪郭抽出に成功している。図5.14に、従来手法によって抽出した肺野輪郭線(図5.14の細い白線部)と、今回の手法によって抽出した肺野輪郭線(図5.14の太い白線部)を示す。従来手法では、病巣部を除外して肺野領域を抽出する例があった。しかし、今回の手法ではそのような抽出結果は皆無であった。したがって、大まかではあるが実際の肺野の形状に即した肺野領域を抽出でき、粗決定としては十分有効な手法である。

5.7 まとめ

肺野領域抽出の精度向上を目的として、モデル情報と最小値投影法を用いた肺野領域粗抽出法を考案した。まず、体軸や肺尖点、肺野が外接する凸包図形の情報を用いて、肺野輪郭モデルを入力画像に合わせる変換係数を求めた。その係数により、肺野輪郭モデルをアフィン変換により変形し、大まかな肺野領域を得た。

最後に、68症例に適用し評価を行った。実験の結果、57症例について粗決定段階としては良好な結果が得られた。また、本手法は従来の画像処理のみによる手法と比較

して、病巣部分による影響を受けずに肺野の輪郭が得られる利点がある。

しかし、今回の実験ではわずか1例のモデルしか持っておらず、肺野の形が大きく異なる症例については、比較的抽出精度が悪い。このような症例に対しては、モデルを複数用意して対処することが考えられる。

第6章

Active Cylinder Modelによる肺野領域精密決定

6.1 はじめに

第5章では、あらかじめ典型的な1症例を用いて肺野モデルを作成しておき、入力した3次元胸部CT像に対してモデル側をアフィン変換により変形処理した結果を肺野領域とみなす方法を提案した。この方法を適用した結果、粗決定段階としては良好な結果が得られている。また、第2章の2.2.2項で示した従来の画像処理のみによる方法[10]と比較して、病巣部分による影響を受けずに肺野の輪郭が得られる利点がある。

本章では、このアフィン変換によって得られた肺野粗決定領域を出発点とする、肺野領域肋骨側輪郭線の精密決定法を提案する。精密決定では、モデル画像のアフィン変換結果を初期輪郭とする動的輪郭モデル(Active Contour Models) [59]の概念を用い、入力画像から得られる画像情報と隣接する輪郭制御点の位置情報を用いて輪郭制御点を移動させる。このとき処理を2次元スライス単位で独立に行うと、抽出した肺野領域は前後のスライス間で凹凸が発生することがある。そこで、円筒状のネットを想定するActive Cylinder Modelを用いて、3次元の胸部X線CT像から肺野領域を抽出する。

伸縮可能なネットを用いて胸部X線CT像から肺野領域を抽出する手法としては、これまでにアクティブバルーンモデルを用いた手法が研究されている[83]。この手法は、しきい値処理によって抽出された初期の肺野領域全体を包み込むようにバルーンモデルを外側から収縮させ、縦隔部・辺縁部のどちらにおいても欠損のない滑らかな肺野形状を得ることができる。しかし、この方法で補正させる部分は、しきい値処理によって得られた肺野領域の表面上に存在するくぼみ状の欠損部分だけである。ベースとなる初期の肺野領域の段階でくぼみ状ではなく大きく欠損している場合は、この方法ではその欠損部分の補正は期待できない。一方、提案手法は、第5章で示したように典型的な1症例から作成した肺野モデルを用いて入力症例に適合するようにアフィン変換を行った結果を初期輪郭とし、その初期輪郭の周辺でエッジ強度が強く、その方向が肺野の内側から外側へ向かって立ち上がっている位置に輪郭制御点を徐々に移動させる。提案手法はしきい値処理による肺野領域をベースとしていないため、前述した

ような例の場合でも大きな病変部の影響を受けずに肺野領域の正確な抽出が期待できる。

以下、6.2節でActive Cylinder Modelを用いた精密決定法について述べ、6.3節で実症例68例に対する実験について述べる。その結果に対する考察を6.4節で述べる。

6.2 肺野領域精密決定法

粗決定段階はすでに第5章で述べた。本章では精密決定段階について述べる。図6.1に精密決定処理のフローチャートを示す。

6.2.1 下行大動脈除去

原画像に対して6.2.4項で述べるActive Cylinder Modelをそのまま適用した場合、下行大動脈辺縁のエッジの影響で抽出もれが発生することがある。そこで、あらかじめ下行大動脈の領域を抽出して、その影響を抑える処理を行う。下行大動脈は、CT画像の各スライスでは平均して直径2cm程度の円形で観測され、CT値は0~100HU、大動脈弓から肺底スライス方向へ脊椎に接しながら左肺側に存在するという特徴がある。

図6.2に下行大動脈抽出方法のフローチャートを示す。まず、原画像からしきい値処理によって脊椎領域を抽出し、各スライスにおける脊椎領域の重心座標を基に、最

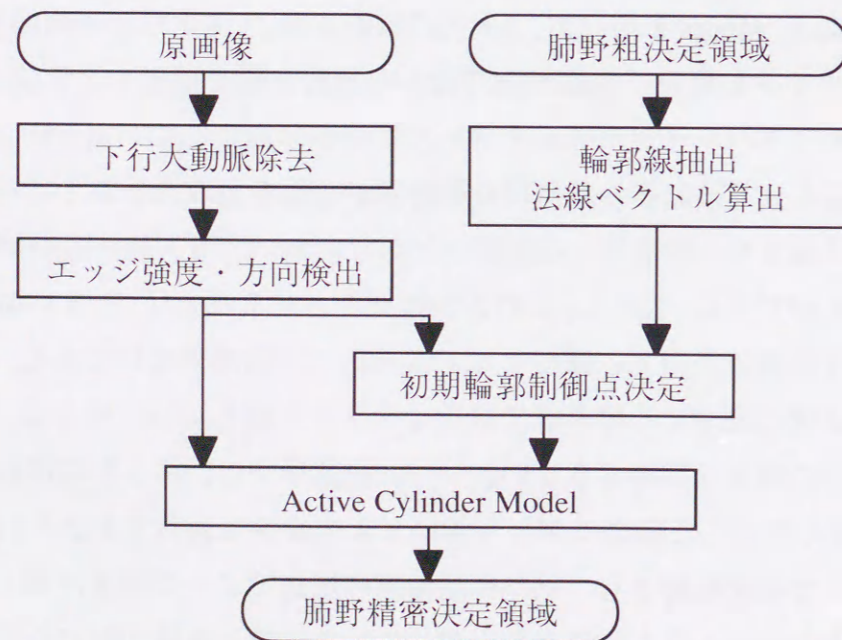


図6.1：Active Cylinder Modelを用いた肺野精密決定フローチャート

小2乗法を用いて脊椎軸(2次曲線)を得る。各スライス上の脊椎軸通過座標を原点とした、X方向-30~+80pixels、Y方向-80~+30pixels(XY平面の分解能1mm:3次元画像の体軸方向をZとし、それに直行する平面において右肺野から左肺野方向をX、腹部から背部方向をYとする)の矩形領域を処理対象領域として設定する。この処理対象領域の範囲は、ランダムに選択した10症例における下行大動脈が存在する領域の和集合を基に設定した。そして、Mathematical Morphology [12]のOpening処理、Closing処理などを用いて下行大動脈候補領域を抽出する。このとき用いる構造要素は円形で、図6.2中のrは構造要素の半径を表している。得られた候補領域の中から、脊椎付近の左肺側(画像中では脊椎から右上方向)に存在し、その重心座標が脊椎軸通過座標に最も近いものを下行大動脈領域として抽出する。

原画像において、こうして得られた下行大動脈領域内を肺野内平均CT値(-700HU)とし、あたかも下行大動脈を取り除いたような画像を作成する。以降の処理では、この画像を入力画像として扱う。

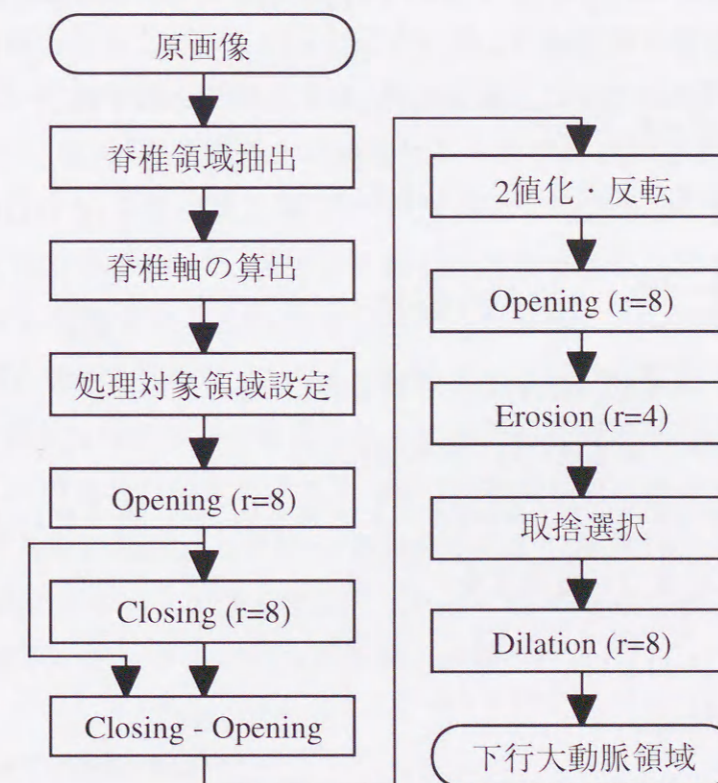


図6.2：下行大動脈抽出フローチャート
(rはディスクフィルタの半径)

6.2.2 エッジ強度・方向検出

3次元胸部X線CT像の各2次元スライス面(XY平面)における, エッジ強度とエッジの方向を求める. エッジ強度の検出オペレータには, ノイズに比較的強いRosenfeldの動的平均法[84]を用いた. Rosenfeldの動的平均法とは, 大きい領域での平滑化オペレータと, 微分によるエッジ検出の感度の高さを組み合わせた, エッジ検出・非線形オペレータである. ある点 (x, y) におけるX方向のエッジの評価の単位に k 個の平均の差 $d_{xk}(x, y)$ を作り,

$$d_{xk}(x, y) = \left\{ \left[f(x+k, y) + f(x+k-1, y) + \dots + f(x+1, y) \right] - \left[f(x, y) + f(x-1, y) + \dots + f(x-k+1, y) \right] \right\} / k \quad (6.1)$$

とする. 点 (x, y) におけるエッジ評価値として, 種々の k の値に対して $d_{xk}(x, y)$ の積を取る. すなわち, エッジ評価関数として, 次式を用いる.

$$P_{Xm}(x, y) = d_{x1}(x, y) \cdot d_{x2}(x, y) \cdot \dots \cdot d_{xm}(x, y) \quad (6.2)$$

本精密決定法では経験的に $m=5$ に設定した. 2次元平面上のある点 (x, y) におけるX方向のエッジ評価関数を $P_{Xm}(x, y)$, Y方向を $P_{Ym}(x, y)$ とする. このとき, 点 (x, y) のエッジ強度を次式で求める.

$$e(x, y) = \sqrt{P_{Xm}(x, y)^2 + P_{Ym}(x, y)^2} \quad (6.3)$$

さらにこのエッジ強度を次式を用いて正規化する.

$$edge(x, y) = \frac{e(x, y) - e_{min}}{e_{max} - e_{min}} \quad [0 \leq edge \leq 1] \quad (6.4)$$

e_{min} : 画像内のエッジ強度 $e(x, y)$ の最小値

e_{max} : 画像内のエッジ強度 $e(x, y)$ の最大値

また, エッジ方向の検出には, Sobelオペレータを用いる. ある点 (x, y) におけるエッジ方向 $d(x, y)$ を次式のように定義する.

$$d(x, y) = \text{Tan}^{-1} \left(\frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \right) \quad [-\pi \leq d \leq \pi] \quad (6.5)$$

$$f_x(x, y) = f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1) - f(x+1, y-1) - 2f(x+1, y) - f(x+1, y+1) \quad (6.6)$$

$$f_y(x, y) = f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1) - f(x-1, y+1) - 2f(x, y+1) - f(x+1, y+1) \quad (6.7)$$

$f(x, y)$: 点 (x, y) の濃度値

ここで求めたエッジ強度 $edge(x, y)$ とエッジ方向 $d(x, y)$ は, 6.2.4項で述べるように輪郭制御点を移動させる画像エネルギーとして用いる.

6.2.3 初期輪郭制御点の決定

初期輪郭制御点の設定は次の2段階に分かれている.

まず, 第5章で求められた肺野粗決定領域に対して領域の輪郭線追跡を行い, 等間隔に第1次初期輪郭制御点を設定する. そしてこれら輪郭制御点における法線ベクトルを算出する. この法線ベクトル正方向, および負方向(輪郭線の外側と内側)に一定の長さの探索直線を設定する. 図6.3に初期輪郭制御点と法線の画像を示す. 肺野輪郭周辺の白い閉曲線が肺野粗決定領域の輪郭線を表しており, その輪郭線に直角に交わるように探索直線を設定している.

これらの探索直線上において6.2.2項で得られたエッジ強度が最も強く, エッジの方向が内側から外側へ立ち上がっているところに第2次初期輪郭制御点を設定する. ただし, 図6.4の太い白線で囲んだ部分では, 探索直線上に実際の肺野輪郭がない場合が生じる. このような場合, 探索直線上の濃度ヒストグラムを計測すると単峰性となり, 通常位置の二峰性分布(濃度が肋骨周辺でのCT値と, 肺野部分でのCT値の2カ所でピークを持つ)と異なる. そこで, 各探索直線上の画像濃度値の分布から大津の判別分析[85]を行い, その分離度がしきい値(本研究では経験的に0.8に設定)以下の場合を図6.4のような不都合箇所とみなす. このような場合は制御点を移動するのは不適切であるので, 第2次初期輪郭制御点の位置を第1次初期輪郭制御点の位置のままとする.

このようにして得られた各スライス上の第2次初期輪郭制御点を, 上下のスライスで1対1に対応する輪郭制御点と連結し(各スライスでの輪郭制御点は同数とする), 図6.5のような円筒状のネットを作成する. これらの輪郭制御点を, 以下に示すActive Cylinder Modelを用いて, 求めたい肺野輪郭へ移動させる.

6.2.4 Active Cylinder Model

このActive Cylinder Modelは, これまで第4章で述べてきたものと同じであり, Active Cylinder Modelの定義式も第4章と同様である. 図6.5のように円筒状のネットに配置

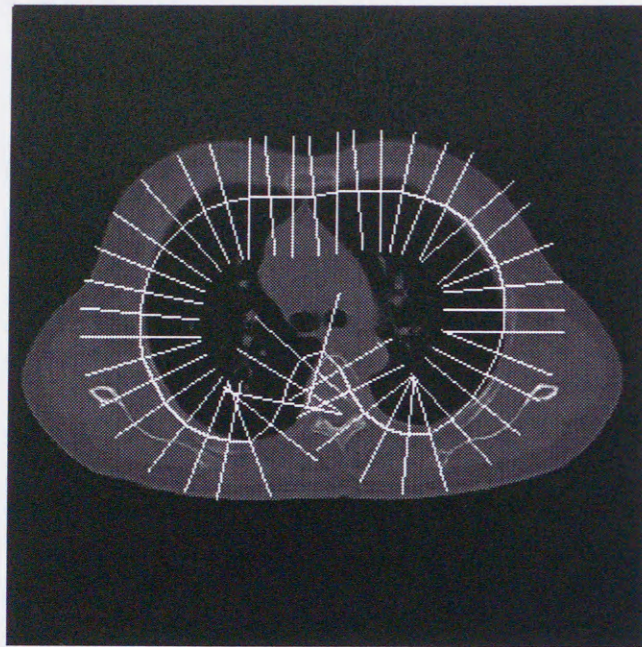


図 6.3：肺野粗決定輪郭と Active Cylinder Model の初期輪郭決定用探索直線

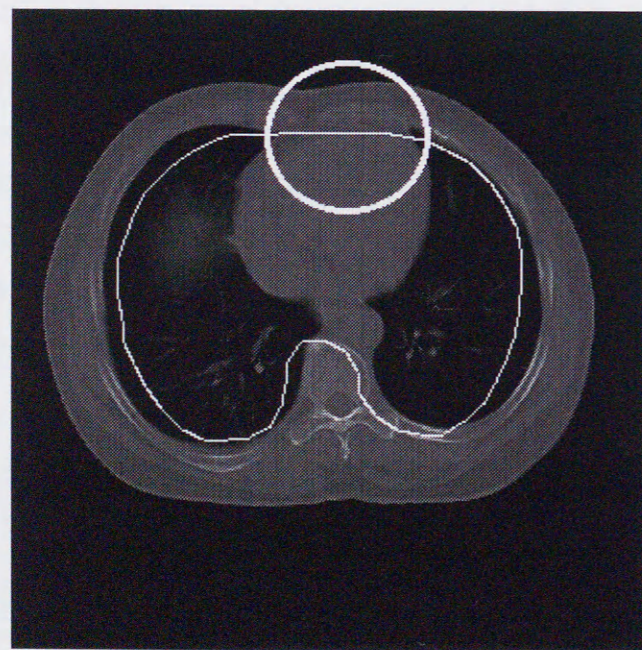


図 6.4：初期輪郭制御点決定の情報不足しているケース(白い円の位置)

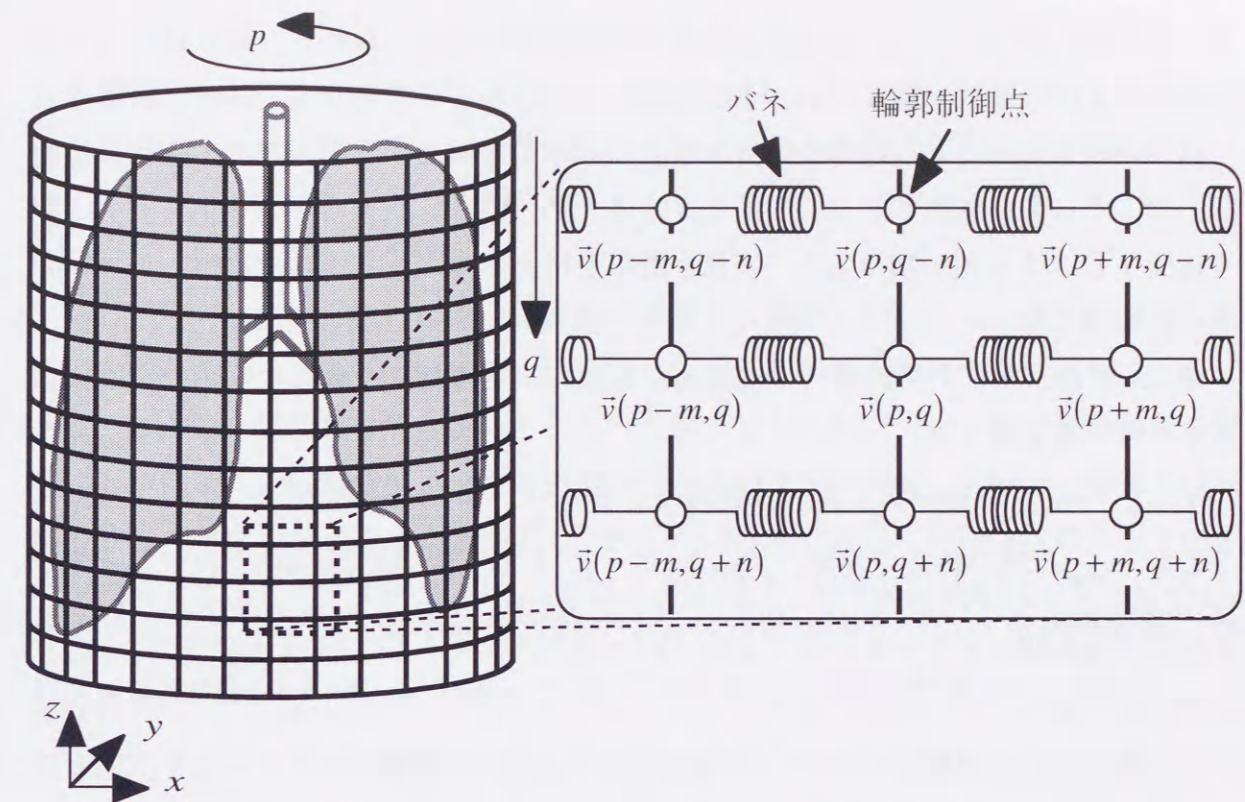


図 6.5：Active Cylinder Model の輪郭制御点の配置

した輪郭制御点を次式のように表す.

$$\vec{v}(p, q) = (x(p, q), y(p, q), z(p, q)) \quad (6.8)$$

ただし, 網は円筒状であるため次の条件を満たす.

$$\vec{v}(0, q) = \vec{v}(1, q) \quad (6.9)$$

Active Cylinder Model の定義式は, 形状を滑らかにしようとする内部エネルギー E_{int} と画像内の特徴的な領域の輪郭に制御点を引きつける画像エネルギー E_{image} の線形結合として表される.

$$E_{cylinder} = \int_0^1 \int_0^1 \{ E_{int}(\vec{v}(p, q)) + E_{image}(\vec{v}(p, q)) \} dpdq \quad (6.10)$$

円筒状のネットを滑らかに保とうとするエネルギーとして, 円筒状ネットの内部エネルギーを式(6.11)のように定義する.

$$E_{int} = \beta \left(|\vec{v}_{pp}|^2 + 2|\vec{v}_{pq}|^2 + |\vec{v}_{qq}|^2 \right) / 2 \quad (6.11)$$

ここで β は重み係数である. β の値が大きいほど滑らかに保とうとする力が強く働き,

ネットは硬くなる。逆に小さいほどネットは軟らかくなる。ただし、式(6.11)は第4章の式(4.4)とは異なり、輪郭の引っ張りに関するエネルギー項を含んでいない。本手法では初期輪郭制御点を設定する時点で最終的に求めようとする輪郭のごく近傍に位置し、そこから微小移動させることを主とするため、輪郭を収縮するように働く引っ張りに関するエネルギー項を省き、輪郭を滑らかにするエネルギー項だけを内部エネルギーに採用した。

また、円筒状ネットを画像内の特徴的な領域に引き寄せるために次式のような画像エネルギーを設定する。

$$E_{image} = -w_{edge} \times edge(\vec{v}(p,q)) \times direc(\vec{v}(p,q)) \quad (6.12)$$

ここで、 w_{edge} は重み係数である。式(6.12)は、エッジ近傍に輪郭線(面)を収束させるため、画像中の取りたい方向を持ったエッジ付近で極小値を取るように負の重み($w_{edge} \geq 0$)が付けられたエネルギー項である。また、 $edge(\vec{v}(p,q))$ は6.2.2項の式(6.4)で得られた画像のエッジ強度である。 $edge(\vec{v}(p,q))$ は、エッジが強いほど1に近く、弱いほど0に近い値をとる。また、 $direc(\vec{v}(p,q))$ は、各輪郭制御点の法線方向 $t(\vec{v}(p,q))$ [$-\pi \leq t \leq \pi$] と6.2.2項の式(6.5)で得られた点 $\vec{v}(p,q)$ における画像のエッジ方向 $d(\vec{v}(p,q))$ [$-\pi \leq d \leq \pi$] を用いて、次式のように求める。

$$direc(\vec{v}(p,q)) = 1 - \frac{s(\vec{v}(p,q))}{\pi} \quad [0 \leq direc \leq 1] \quad (6.13)$$

$$s(\vec{v}(p,q)) = \begin{cases} |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| & \text{if } |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| \leq \pi \\ 2\pi - |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| & \text{if } |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| > \pi \end{cases} \quad (6.14)$$

$direc(\vec{v}(p,q))$ は、各輪郭制御点での法線方向とエッジの方向が等しいほど1に近く、逆方向であるほど0に近い値をとる。

式(6.10)のエネルギー関数が最小となるようにActive Cylinder Modelの形状を反復法に基づいた数値解法で解くことにより、目標とする領域を抽出する。本研究では第4章で示したように式(6.10)によって得られるオイラーの方程式から連立方程式を導き出し、ヤコビ法に基づく並列型反復法を用いて解いた。パラメータの設定に関しては6.2.6項で述べる。

なお、Active Cylinder Modelの上部(肺尖部)は次項で述べる2枚のダミースライス上の輪郭制御点を固定点とし、これを上部の境界条件とした。一方、下部(肺底部)は最下

スライスのさらに下側に2層分の仮想的な輪郭制御点を設定し、xy座標は最下スライスの輪郭制御点と同じ座標を、z座標は2層の仮想スライス間隔を実際のCT画像のスライス間隔10mmに合わせた座標値を与え、これを境界条件とした。

6.2.5 ダミースライス設定

本研究では、抽出対象としている肺野領域を釣り鐘状と仮定している。6.2.3項で設定した円筒状のネットを6.2.4項の手法で求めたい肺野領域の輪郭へ近づけることができる。しかし、輪郭面を滑らかにする力の影響で肺尖部付近では、肺中央部付近の形状に近づけようと円筒状のネットを外側へ引き伸ばす力が働き、求めたい輪郭とは異なる位置で収束してしまうことがある。そこで6.2.3項で設定した円筒状のネットの上部を収縮するようにダミースライス(固定点)を設定し、釣り鐘形状を保つようにする。

図6.6に設定したダミースライスの模式図を示す。肺尖スライスの肺野粗決定輪郭を経験的に1/3と2/3に縮小した2枚のダミースliceを円筒状ネットの最上部に挿入する。ダミースライスの間隔は、実際のCT画像のスライス間隔10mmに合わせる。このとき、肺野が写っている最上部の肺尖スライスの位置は、肺野モデルをアフィン変換する肺野粗決定の際に肺尖スライス検出(5.4.3項)を行っているため既知である。そして、この2枚のダミースライス上の輪郭制御点を設定し、円筒状ネットに含める。しかし、反復演算によって輪郭制御点を移動する際に、これらダミースライス上の輪郭制御点に関しては移動させずに固定点として扱う。このようにすることにより、円筒状ネットの上部をつねに内側に引き寄せる力が働き、釣り鐘形状を保つことができる。

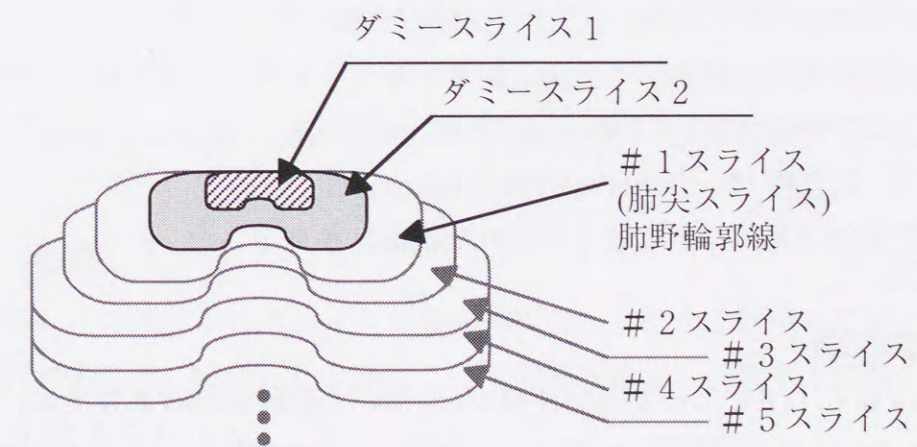


図6.6：ダミースライスの設定

ただし、これらダミースライスとは、あくまでも Active Cylinder Model の肺尖部付近での形状を保つために設定したものであり、肺野領域全体の最終的な抽出結果を保証するものではない。

6.2.6 パラメータ設定

Active Cylinder Model には、式(6.11)の β や式(6.12)の w_{edge} 、反復回数というパラメータがある。本研究ではこれらのパラメータに経験値を設定している。

さらに、抽出対象の肺野形状は釣り鐘型で、肺尖部における前後スライスの肺野形状の変化率と、肺中央部における変化率は著しく異なる。このことから、全ての輪郭制御点に対して1組のパラメータ群だけを用いて肺野領域抽出を行うと、前後のスライスの輪郭制御点の位置情報を利用する Active Cylinder Model では、肺中央部では抽出に成功しているが肺尖部では失敗している(あるいはその逆)という状況が発生しやすい。そこで本研究では、肺尖スライスから3スライス(ダミースライスを含めて5スライス)用と、それ以外のスライス用の2組のパラメータ群を経験的に設定することにした。

6.3 実験

6.3.1 実験条件

実験に使用した症例の撮影条件などを以下に示す。

対象者:前橋地区肺がん2次検診者(92年末撮影)の一部

撮影機器:LSCT パイロットモデル

撮影条件:X管電圧 120kV, X管電流 50mA, 2秒/回転, 平静呼吸,

10mm スライス厚, テーブル速度 10mm/秒

症例数:68 症例 (全 1805 スライス中, 肺野の写っているスライスは 1378 枚)

画像サイズ:XY 平面 320 × 320 Pixels(分解能 1mm),

Z 方向 18 ~ 31 Slices(分解能 10mm)

また、肺野粗決定領域は第5章で得られた抽出結果を用いた。

6.3.2 実験結果

図6.7に6.2節の手法を用いた胸部X線CT像からの肺野領域精密抽出の結果の1例を示す。それぞれ(a)肺尖部付近, (b)肺中央部付近, (c)肺底部付近の画像である。これらは第5章の図5.11(d)(e)(f)で示した症例と同じものであり、図5.11中の白線で示してあ

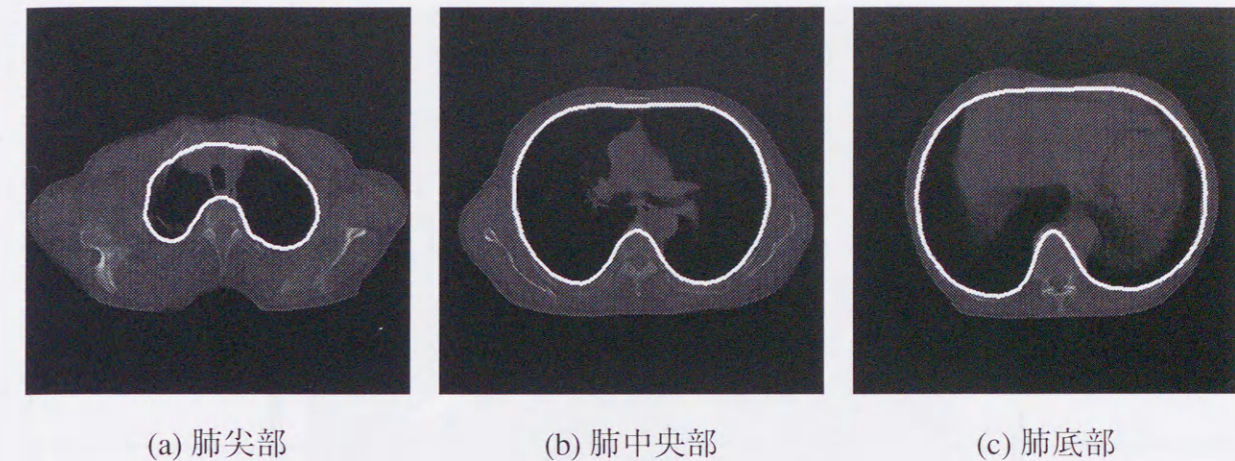


図6.7: 精密抽出実験結果

る肺野粗決定輪郭を基に、精密決定手法によって得られた領域の輪郭を図6.7中に白線で示している。

また、精密抽出結果をスライス単位に目視評価した際に使用した評価基準とその結果を表6.1に示す。また、表6.1の評価結果を基に症例単位で評価を行った結果を表6.2に示す。この症例単位の評価は、1症例中に含まれるスライス単位の誤抽出レベルで振り分けた。評価Aは、1症例中の各スライスの誤抽出レベルが、レベル0かレベル1のみで構成されているものである。評価Bは、1症例中にスライス単位の誤抽出がレベル2だったスライスが1つでも含まれているものである。同様に、評価Cはレベル3、評価Dはレベル4、評価Eはレベル5が1スライスでも含まれているものである。評価基準が目安となる面積を設定しているが、実際の評価の作業ではおおよその大きさで振り分けた。

実験に用いた計算機はHITACHI 3050RX/340でその計算時間は1症例当たり、下行大動脈除去、エッジ検出、ダミースライス設定および初期輪郭制御点設定あわせて約60秒、輪郭制御点の移動(反復回数100回)に約60秒、合計約2分であった。

6.4 考察

第5章図5.11のモデルのアフィン変換のみでは、大まかな領域の位置合わせができていただけであるが、提案した手法によって実際の輪郭と一致する領域を抽出していることが図6.7からわかる。

本手法で得られる肺野領域は、左右の肺野と縦隔をひとまとめにしたものである。

表 6.1：実験結果(1)- スライス単位での目視評価

誤抽出レベル	評価基準	結果スライス数
レベル 0	肋骨周辺において欠損等が見られない.	1320
レベル 1	肋骨周辺において軽度(面積15~30pixels程度)の欠損等があり, 計算機自動診断の過程で支障をきたさないと予想できるもの.	34
レベル 2	肋骨周辺において中軽度(面積30~70pixels程度)の欠損等があり, 計算機自動診断の過程で何らかの軽度な支障をきたす可能性のあるもの.	9
レベル 3	肋骨周辺において中度(面積70pixels以上)の欠損等があり, 計算機自動診断の過程で支障をきたすと予想できるもの.	5
レベル 4	肋骨周辺において重度(肺野の半分程度)の欠損等があり, 計算機自動診断の過程で支障をきたすと予想できるもの.	0
レベル 5	肺野の半分以上で抽出に失敗, あるいは明らかに病変部を取りこぼしているもので, 計算機自動診断の過程で重大な支障をきたすもの.	6
その他	抽出した領域が体表面の外(画像背景領域)に出ている等.	4

表 6.2：実験結果(2)- 症例単位での目視評価

評価	症例単位評価基準	症例数
A	スライス単位の誤抽出レベル0,1のみで構成される	55
B	スライス単位の誤抽出レベル2が1枚でも含まれる	8
C	スライス単位の誤抽出レベル3が1枚でも含まれる	4
D	スライス単位の誤抽出レベル4が1枚でも含まれる	0
E	スライス単位の誤抽出レベル5が1枚でも含まれる	1

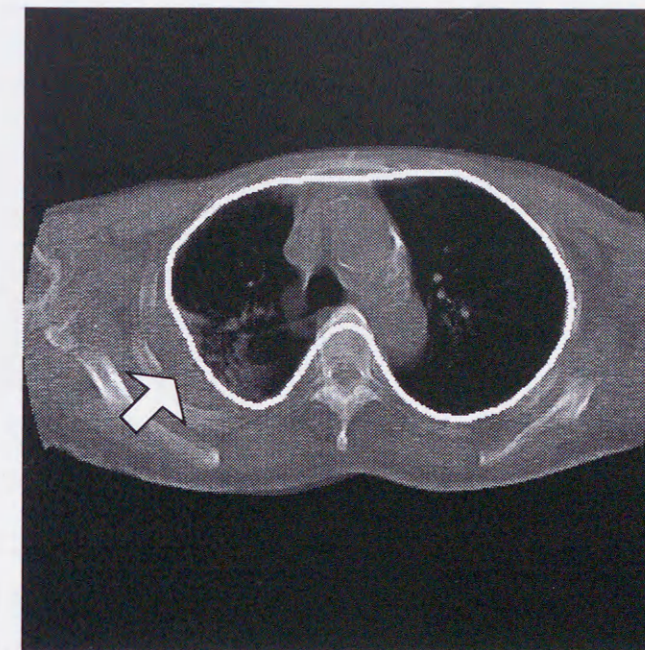
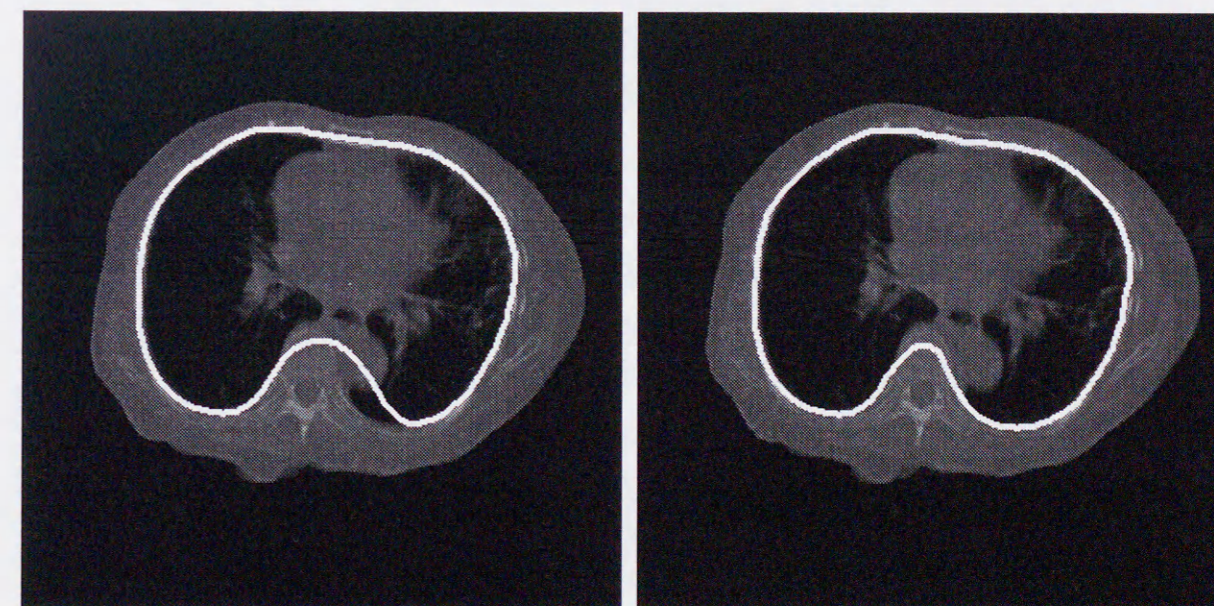


図 6.8：評価 E と判断した例(胸壁に結核病変が付着していて矢印の部分で肺野輪郭のエッジを見つけれなかった)



(a) 下行大動脈除去処理をしなかった場合の領域抽出結果

(b) 下行大動脈除去処理をした場合の領域抽出結果

図 6.9：下行大動脈除去処理の有効性の比較

この得られた肺野領域を病巣候補自動抽出処理(第3章)に利用した場合、縦隔側に接触している病巣に関しては抽出漏れとなる危険性がある。縦隔側の輪郭線抽出も必要不可欠であり、これに関しては第7章で述べる。なお、表6.1において計算機自動診断の過程で支障をきたすかどうかを評価基準に用いているが、これは肺野辺縁側(縦隔側でない部分)における評価である。胸壁に接触している病変部の取りこぼしの有無や、真の輪郭線とは異なる位置に輪郭線を設定する誤抽出の有無を主観的評価によって表したものである。

表6.1のスライス単位の目視評価結果より、抽出対象の1378スライス中、1320スライス(95.6%)で欠損がなく抽出に成功した。また軽度の欠損のレベル1まで含めると98.3%で抽出に成功している。このレベル1で見られた欠損は、ほとんどが肺野領域辺縁のエッジがはっきりとしていない部分に存在するものであり、病巣候補を自動抽出する計算機自動診断(第3章)の過程では、それほど重大な支障をきたす可能性は少ないと判断した。また、表6.2の症例単位で評価した結果では、抽出成功である評価Aは55症例であった。評価B、Cはそれぞれ8症例、4症例であった。これらは、1症例中に1スライスでもレベル2やレベル3と評価されたものが含まれている症例である。表6.1と比較するとわかるように、BやCと評価された症例中に含まれるレベル2や3のスライス、高々1枚か2枚である。このことから、68症例中67症例でほぼ抽出に成功していると言える。また、評価Eと判定された1症例は、胸壁に癒着した結核の病巣を大きく取りこぼしたものである。この症例の画像を図6.8に示す。白線で示しているものは、精密抽出結果の輪郭線である。この症例は、本来肺野輪郭が存在すると考えられる位置(肋骨の内側、図6.8の矢印部)に、肺野輪郭を示す明確なエッジ情報が存在せず、画像中のエッジ情報を基に輪郭制御点を移動させる本手法では抽出困難な症例であった。

本手法では、あらかじめ下行大動脈を除去する処理を行っている。この処理が有効に働いていることを確認するために、除去処理を行う場合と行わない場合を比較した。その結果画像を図6.9に示す。図6.9(a)が除去処理を行わない場合の精密抽出結果であり、図6.9(b)が除去処理を行った場合の結果である。図6.9から明らかなように、下行大動脈を除去することによってその辺縁のエッジの影響を抑えられ、正しい領域を抽出することができている。

また、本手法では、初期輪郭制御点を設定する際に2段階の設定方法を採用している。粗決定結果の輪郭線上に設定した第1次初期輪郭制御点と、そこからの探索直線上に存在するエッジが最も強い位置に設定した第2次初期輪郭制御点である。この2種類

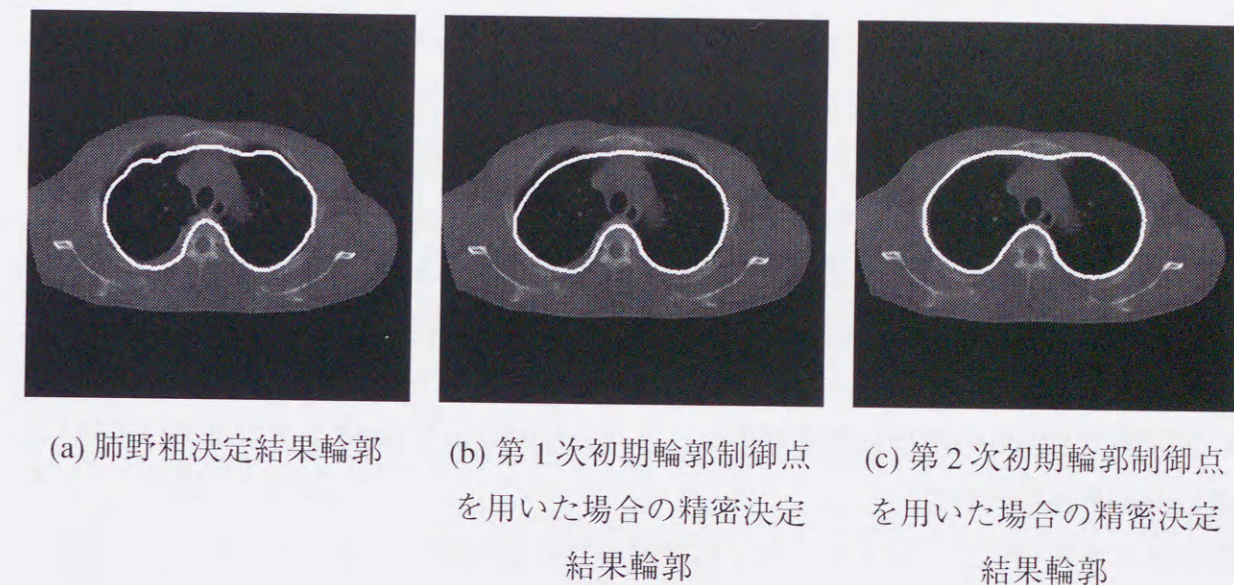


図6.10：初期輪郭制御点設定法の有効性確認

の設定方法をそれぞれ使った場合の精密抽出結果の違いを図6.10に示す。図6.10(a)は粗決定結果輪郭線を、(b)は第1次初期輪郭制御点を使った抽出結果、(c)は第2次初期輪郭制御点を使った抽出結果を示している。図6.10(b)では明らかに抽出不足が発生している。これは、Active Cylinder Modelが初期輪郭制御点の近傍で最適解を探索することに起因している。肺野モデルのアフィン変換だけでは、Active Cylinder Modelの初期輪郭としては不十分であり、本手法で採用した2段階の初期輪郭制御点設定方法が有効に働いていると言える。また、病変部が胸壁に接している場合、病変部のエッジ情報によって誤った位置に第2次初期輪郭制御点が置かれることになる。しかしこのような場合でも、近傍の輪郭制御点の位置情報を利用するActive Cylinder Modelが有効に働き、正しい領域の輪郭を得ることが可能である。

6.5 まとめ

胸部X線CT像からの肺野領域の肋骨側境界線を精密に抽出する新たな手法を提案した。本手法は、粗決定段階と精密決定段階の2段階に分かれている。第5章において、典型的な1症例から作成した肺野輪郭モデルを入力画像に大まかに合わせるアフィン変換処理によって、胸部X線CT像から肺野の粗決定領域を抽出する肺野粗決定法を提案した。本章では、この粗決定領域の輪郭をActive Cylinder Modelの初期輪郭として用いる肺野精密決定法を提案した。Active Cylinder Modelとは、Active Netの概念

を円筒状のネットに応用したものである。Active Cylinder Modelでは、初期輪郭制御点を粗決定輪郭から2段階の設定方法を用いて決定し、上下左右に隣接する輪郭制御点を連結し、円筒状のネットを形成した。輪郭制御点を移動させるエネルギーには、隣接する輪郭制御点の位置情報から得られる内部エネルギーと、入力画像のエッジ強度とエッジ方向から求める画像エネルギーを利用した。Active Cylinder Modelは、これらのエネルギーの線形結合が最小になるように、輪郭制御点を少しずつ移動させる。

本手法を肺がんや結核、炎症などを含む68症例に適用したところ、スライス単位の見視評価で98.3%の抽出成功率を得た。また、症例単位では67症例で抽出に成功し、良好な結果が得られた。

第7章

Active Cylinder Modelを用いた 縦隔側肺野輪郭線抽出

7.1 はじめに

第4, 5, 6章では、左右の肺野領域と縦隔領域をひとまとめにした肺野領域を抽出する手法について検討してきた。本章では、左右の肺野領域と縦隔領域を分割し、縦隔側の肺野輪郭線を抽出する新たな手法を提案する。胸部X線CT像で観察される縦隔部(左右の肺野と胸骨、脊椎に囲まれた領域)の形状は個人差が著しい。縦隔内の血管や気管、リンパ管など、各組織が存在する位置はおおむね同じでも、縦隔脂肪によって縦隔部の大きさは性別や年齢、体格とは無関係である。また、心臓の大きさも様々であり(標準的な大きさはあるが実際のCT像では個人差が著しい)、CT画像では拍動によってその辺縁は不鮮明である。このような状況によって、第5章で提案したような典型的な1症例から作成した肺野モデルをアフィン変換で近似するという手法を、縦隔側輪郭線抽出に活用するのは難しい。

本手法と同じように、モデルのアフィン変換と動的輪郭法を組み合わせる肺野輪郭線を求める研究が最近行われ始めている[86]。この方法では肺野モデルを1症例だけでなく8症例から作成し、各制御点において8症例のばらつき度合いを平均位置ベクトルと分散ベクトルで表現し、輪郭の変形を行う内部エネルギーに組み込んでいる。これにより、個人差の激しい部分では広い範囲での制御点の移動を許可し、個人差があまりない部分では制御点の移動範囲を狭く抑えることができる。モデルのばらつきを考慮したこの手法は非常にユニークである。現在は肺の中央部分だけで、肺尖部と肺底部に関しては行われていないが、今後の成果が気になる手法である。

本手法では、左右の肺野と縦隔の内側に設定した3つの初期輪郭をActive Cylinder Modelを用いて膨らませ、それぞれの領域を抽出する。その際、始めに平滑化した画像を使って大まかに位置合わせを行う。その後、段階的に平滑化の度合いを弱め、徐々に細かい位置合わせを行う処理とした。段階的に抽出することにより、Active Cylinder Modelが誤った極小値に陥ることを防ぎ、肺野形状の個人差に対応できるようにして

いる。

以下、7.2節で処理の概要を簡単に述べた後、7.3節で初期輪郭モデルの作成方法、7.4節で実際の縦隔側輪郭線抽出処理の詳細について説明する。次いで7.5節で実際の3次元胸部X線CT像に対する実験例を示す。

7.2 処理概要

図7.1に左肺と右肺、縦隔領域を分割する処理のフローチャートを示す。縦隔側輪郭線を抽出する上で問題を難しくしている要因の1つは、CT画像上で心臓の辺縁が不鮮明なことである。特に本手法で対象としている画像は、集団検診用のスライス厚が10mmのものである。このような画像では、拍動によるアーチファクトの影響やスライス厚によるPartial Volume Effectを受けやすい。本手法では、画像中のエッジ情報を画像エネルギーとするActive Cylinder Modelを用いるため、抽出対象の輪郭線を形作るエッジが明瞭に得られることが望ましい。そこで、画像の濃度を強調する目的で、第4章4.4.2項と同様に次式を用いて原画像の濃度変換を行う。

$$I'(x,y,z) = \left\{ 1 / \left(1 + \exp \left(\frac{-(I(x,y,z) + 500)}{150} \right) \right) - 1 \right\} \times 1000 \quad (7.1)$$

ただし、変換前の画素値を $I(x,y,z)$ 、変換後の画素値を $I'(x,y,z)$ とする。

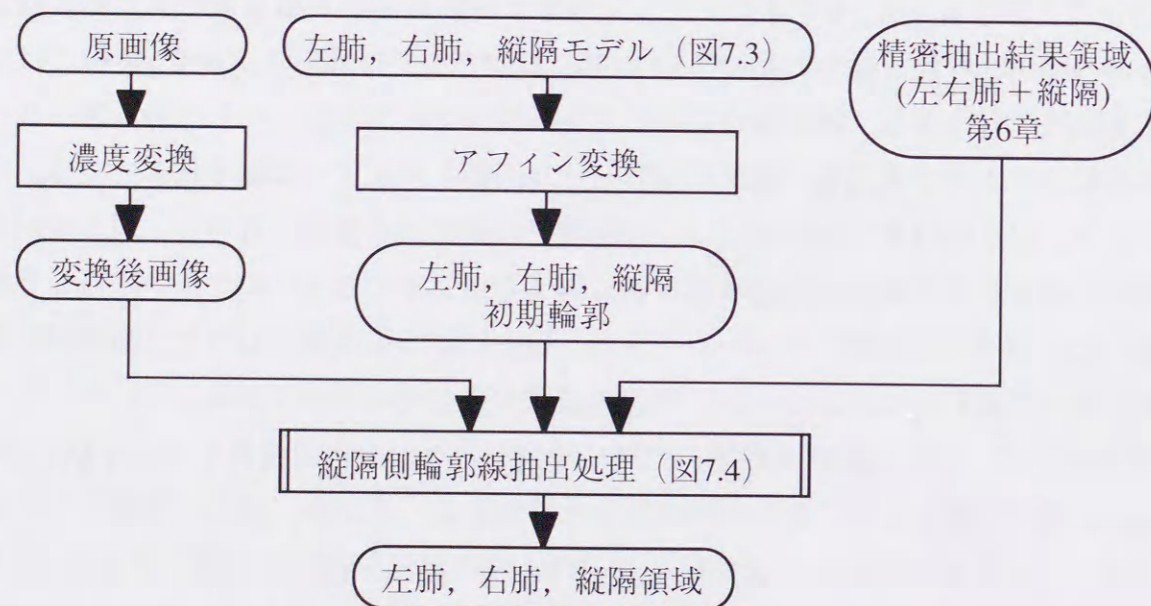
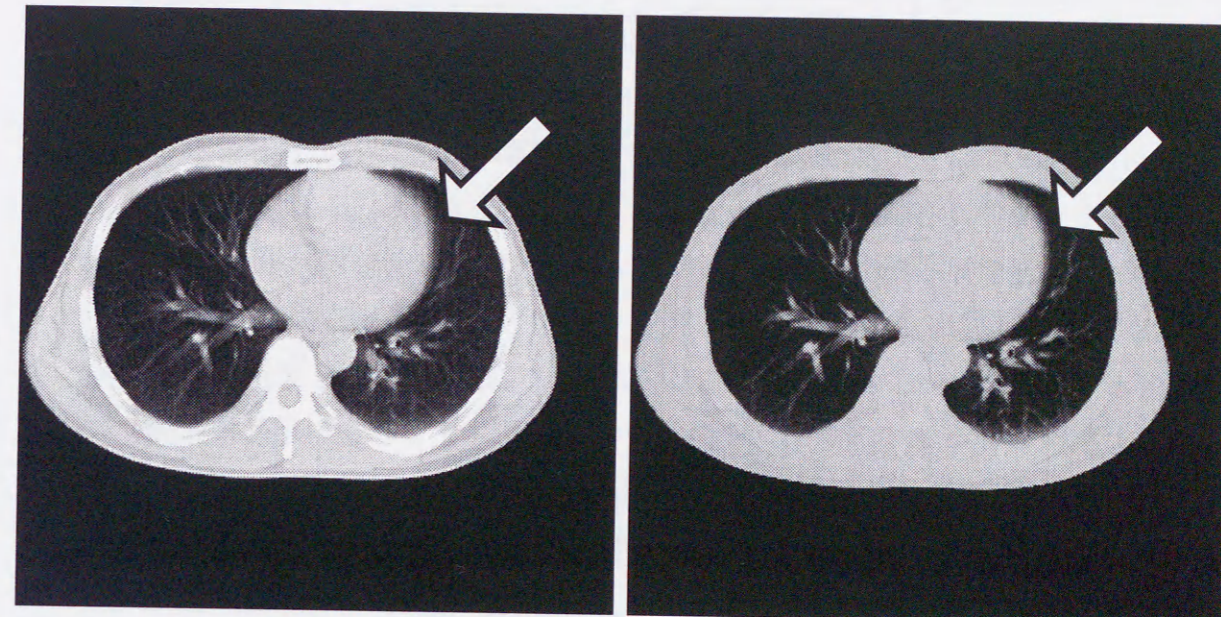
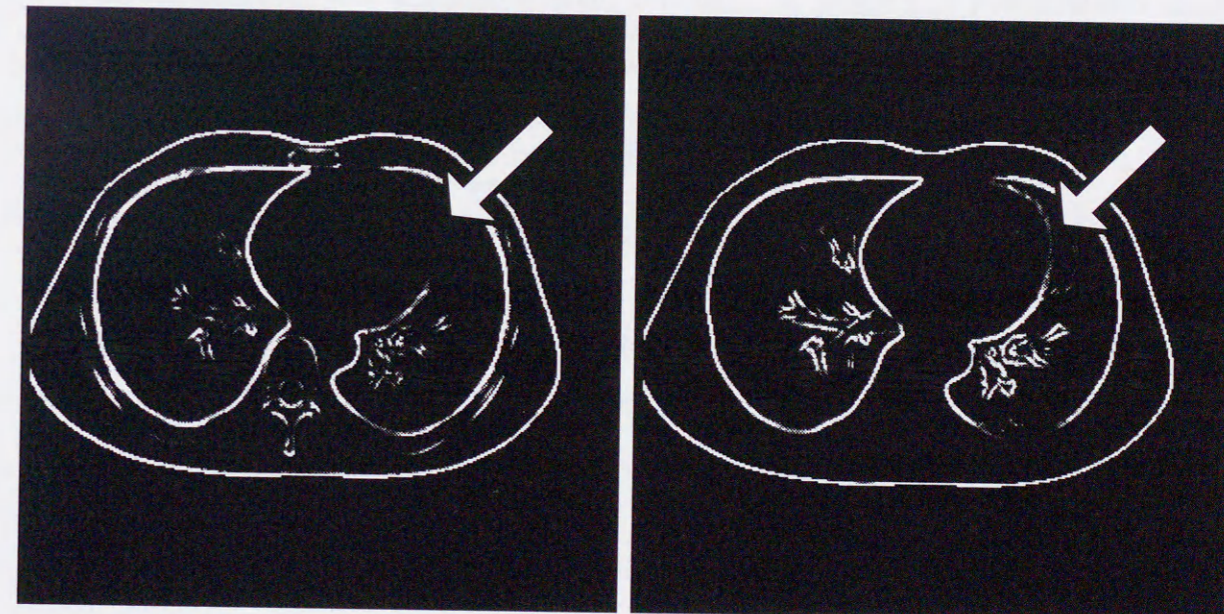


図7.1：左肺，右肺，縦隔領域分割フローチャート



(a) 原画像

(b) 濃度変換後画像



(c) 原画像に対するエッジ検出画像

(d) 濃度変換後画像に対するエッジ検出画像

図7.2：濃度変換の効果 (エッジ検出画像は、エッジ強度が強いほど白い)

この濃度変換を行うことにより、不鮮明であった心臓辺縁のエッジが明瞭になる。図7.2に濃度変換の効果について比較画像を示す。図7.2(a)は原画像である。この原画像を式(7.1)で濃度変換した画像が図7.2(b)である。図中の矢印は心臓辺縁で輪郭が不鮮明な部分を指している。これらの画像に7.4で述べるエッジ検出処理をかけた画像が図7.2(c),(d)である。図7.2(c)と(d)の画像を比較すれば明らかなように、原画像にエッジ処理を行った画像では心臓辺縁のエッジがほとんど得られていないが、濃度変換後の画像にエッジ処理を行った場合、(他の部分に比べれば強度は弱い)心臓辺縁のエッジが得られている。以降の処理では、この濃度変換後の画像を処理対象画像としている。

Active Cylinder Model の初期輪郭には、あらかじめ設定した左肺、右肺、縦隔モデルを入力症例に合わせてアフィン変換した結果を利用する。この左肺、右肺、縦隔モデル(初期輪郭モデル)の作成方法については7.3で述べる。また、アフィン変換係数は、第5章の手法で用いた変換係数と同じものを用い、同様の手法でアフィン変換を行う。

また、図7.1中の精密抽出結果領域とは、第6章で得られた左右の肺野と縦隔を含めた領域を指している。これは、本手法の処理対象領域を示しており、Active Cylinder Modelの膨張限界として利用する。Active Cylinder Modelによる縦隔側輪郭線抽出処理の詳細については7.4で述べる。

7.3 初期輪郭モデル作成

図7.1中の左肺、右肺、縦隔モデルの作成フローチャートを図7.3に示す。初期輪郭モデルの作成には、まず、正常症例からランダムに5例を選び、その左肺、右肺、縦隔領域をそれぞれマニュアルで抽出した。次に、このマニュアルで抽出した領域を、第5章ですでに得られている肺野モデルの変換係数を用いてアフィン変換を行う。このとき、変換する対象は症例側の左肺、右肺、縦隔領域であり、肺野モデル側を変換した第5章とは逆の変換を行うことになる。つまり、第5章では次式を用いて肺野モデル側の点 $P(x,y,z)$ を点 $P'(x',y',z')$ に変換していた。

$$[x' \ y' \ z' \ 1] = [x \ y \ z \ 1] \begin{bmatrix} A & E & I & 0 \\ B & F & J & 0 \\ C & G & K & 0 \\ D & H & L & 1 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

一方、この初期輪郭モデルの作成では、各症例ごとにマニュアルで抽出した左肺、右

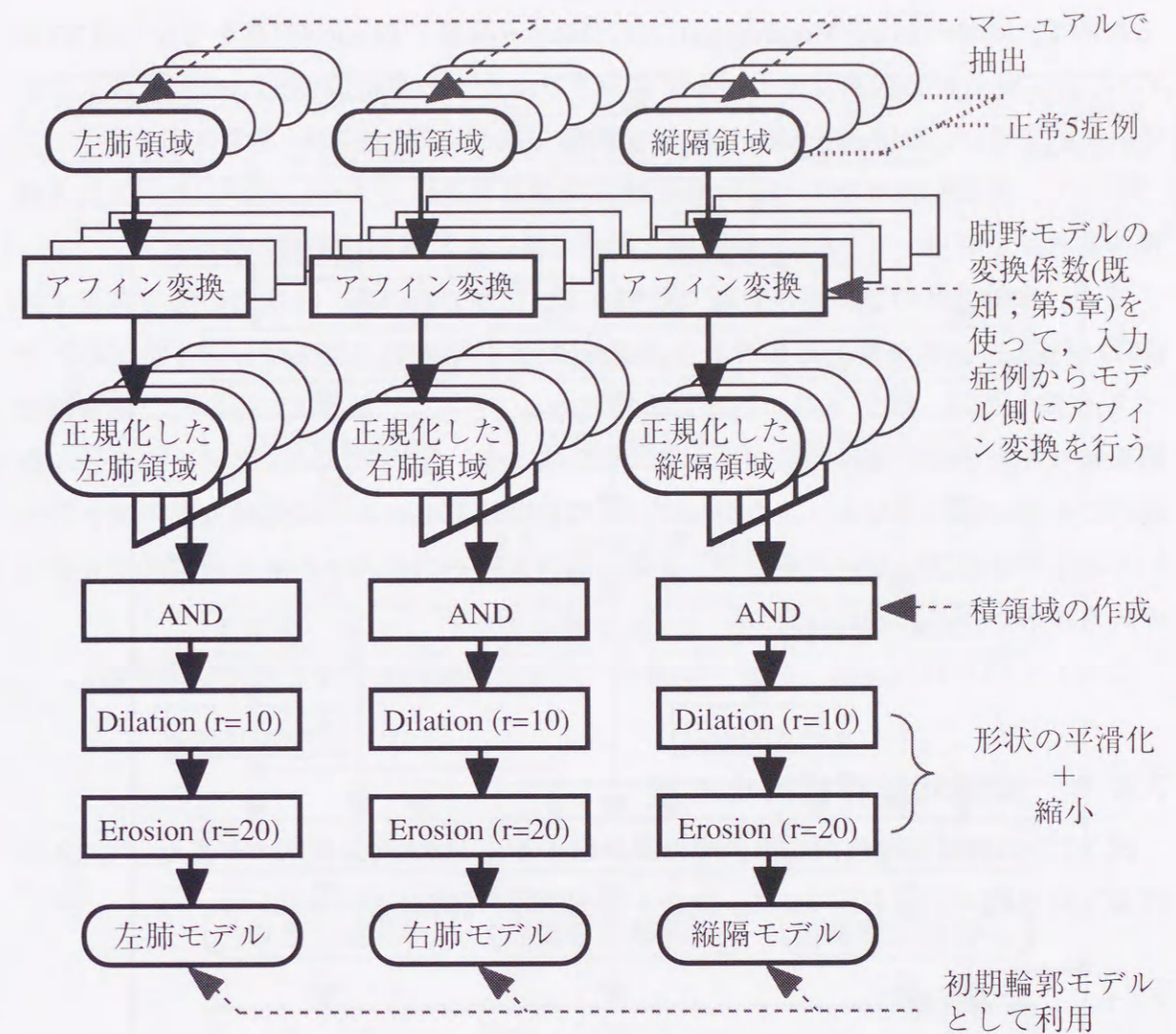


図7.3：初期輪郭モデル作成フローチャート

肺、縦隔領域をモデル側へ変換することによって正規化を行う。したがって、マニュアル抽出した領域の輪郭座標を $P'(x',y',z')$ とし、変換後の座標を $P(x,y,z)$ として次式を用いて変換する。

$$[x \ y \ z \ 1] = [x' \ y' \ z' \ 1] \begin{bmatrix} A & E & I & 0 \\ B & F & J & 0 \\ C & G & K & 0 \\ D & H & L & 1 \end{bmatrix}^{-1} \quad (7.3)$$

次に、モデル側へ正規化された左肺、右肺、縦隔領域の各領域でそれぞれ積領域を作成する。さらに、作成した積領域に対して形状を滑らかにすることと領域を縮小す

る目的で、Mathematical Morphology[12]のDilation演算とErosion演算を行う。図7.3中のrの値はMorphology演算に用いるディスクフィルタの半径(単位はpixels)を表している。本手法では、Active Cylinder Modelを対象領域の内側から膨らます処理を行う。したがって、初期輪郭はなるべく対象領域の内側に存在するように設定したい。入力症例の個人差を考慮して、Erosion演算を用いて得られた積領域を縮小する。

また、体軸方向の肺の長さも個人差がある。しかしながら、各症例の肺尖スライス(肺野が写っている1番上のスライス)と肺底スライス(肺野の写っている1番下のスライス)に関しては、第5,6章の処理で既知である。さらに、第6章で得られた精密抽出結果領域を本手法の処理対象領域として用いるため、肺底スライスより下の部分は自動的に処理対象外になる。したがって、この初期輪郭モデルでは体軸方向の長さについて考慮する必要はない。そこで、あるn番目以降のスライスの各領域形状はn番目のスライスと同じ形状とした。

こうして得られた左肺、右肺、縦隔モデルを初期輪郭モデルとして利用する。

7.4 縦隔側輪郭線抽出処理

図7.1中の縦隔側輪郭線抽出処理のフローチャートを図7.4に示す。また、図7.4中のACyM処理の詳細を図7.5に、統合・分割処理の詳細を図7.8に示す。

7.4.1 平滑化処理

縦隔側輪郭線抽出処理は、平滑化の度合いを段階的に変えて輪郭線の抽出を行う目的で、大きく3つのStepからなる。平滑化処理には、Mathematical MorphologyのOpening演算とClosing演算を利用している。Morphology演算の構造要素は円形(ディスクフィルタ)を用いている。

Step1では、まず輪郭を大まかに抽出する目的で、半径8pixelsのディスクフィルタを用いて平滑化を行っている。また、初期輪郭を対象領域の内側に設定しActive Cylinder Modelを用いて膨張させる場合、肺野内の血管や縦隔内の気管によって生成されるエッジが障害物となる。これらの障害物を除去する目的でも平滑化処理を行っている。CT画像では、縦隔内の気管は直径10~15pixels程度の円形または楕円形となっている。また肺野内の血管でも、太さ10pixels以上のものはあまり見られない。そこで、平滑化処理に半径8pixelsのディスクフィルタを用いることにした。その際、左右の肺野と縦隔では、抽出対象となる領域の濃度値的な特徴が異なる。つまり、肺野部分は

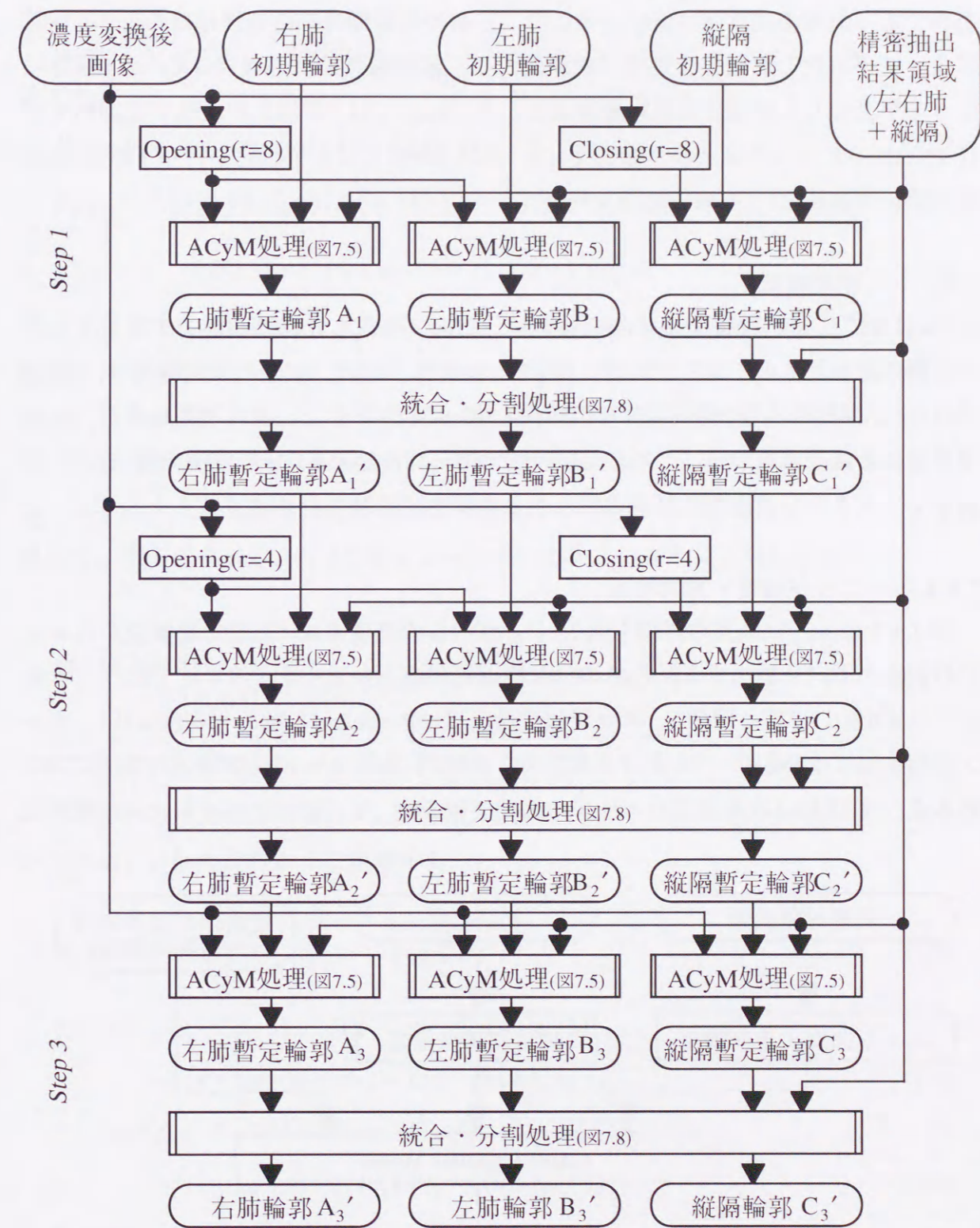


図7.4：縦隔側輪郭線抽出処理フローチャート

濃度値が低く、障害物である血管の濃度値は高い。一方、縦隔部分は濃度値が高く、障害物である気管の濃度値は低い。そこで、左右の肺野輪郭抽出処理には Opening 演算によって平滑化した画像を処理対象画像とし、縦隔輪郭抽出処理には Closing 演算によって平滑化した画像を処理対象画像とした。Step2では、平滑化の度合いを弱めて半径4pixelsのディスクフィルタを使う。さらに、Step3では、平滑化を行わず原画像(濃度変換後画像)に対して直接処理を行う。

7.4.2 初期輪郭

Step1での左肺、右肺、縦隔の初期輪郭は、7.3節で作成した初期輪郭モデルのアフィン変換を行ったものである。一方、Step2での左肺、右肺、縦隔の初期輪郭は、Step1で得られた左肺、右肺、縦隔輪郭抽出結果を用いる。さらに、Step3の初期輪郭は、Step2で得られた結果を用いる。このように前段で得られた結果を次の段階の初期値として利用し、大まかな抽出から細部の抽出へと段階的に処理を行うようにした。

7.4.3 エッジ強度・方向検出

図7.4中のACyM処理の詳細を図7.5に示す。この処理では、処理対象画像からエッジの強度と方向を検出する。このエッジ検出処理は2次元スライス単位で行う。本手法では第6章6.2.2項と同様に、エッジ強度検出にはRosenfeldの動的平均法[84]を、エッジ方向検出にはSobelオペレータを用いた。具体的には、Rosenfeldの動的平均法では、ある点(x,y)におけるX方向のエッジの評価関数を $P_{Xm}(x,y)$ 、Y方向のエッジ評価関数

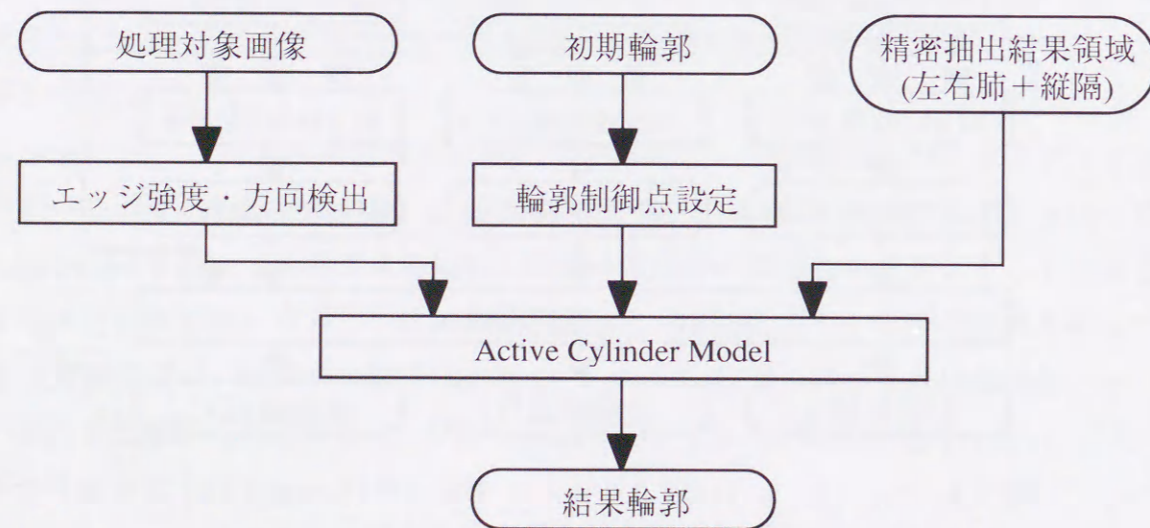


図7.5：ACyM処理フローチャート

を $P_{Ym}(x,y)$ とする。このとき、点(x,y)のエッジ強度 $e(x,y)$ を次式で求める。

$$e(x,y) = \sqrt{P_{Xm}(x,y)^2 + P_{Ym}(x,y)^2} \quad (7.4)$$

ただし、

$$P_{Xm}(x,y) = d_{x1}(x,y) \cdot d_{x2}(x,y) \cdots d_{xm}(x,y) \quad (7.5)$$

$$d_{xk}(x,y) = \left\{ \left[f(x+k,y) + f(x+k-1,y) + \cdots + f(x+1,y) \right] - \left[f(x,y) + f(x-1,y) + \cdots + f(x-k+1,y) \right] \right\} / k \quad (7.6)$$

である(Yについても同様に求める)。ここで m は Rosenfeld の動的平均法における平滑化オペレータのパラメータである。Rosenfeldの動的平均法では、この平滑化の作用によって微小ノイズのエッジを除去することができる。本手法では経験的に $m=5$ とした。また、式(7.4)で得られる $e(x,y)$ は、エッジが最も強いところで非常に大きな値を取る。本手法で求める縦隔付近の輪郭は、それほど明瞭なものではない。このことを考慮して、得られた $e(x,y)$ の平均値 $\hat{e}(x,y)$ を用いて次式のように正規化を行う。

$$edge(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } e(x,y) \geq \hat{e}(x,y) \\ \frac{e(x,y)}{\hat{e}(x,y)} & \text{if } e(x,y) < \hat{e}(x,y) \end{cases} \quad [0 \leq edge \leq 1] \quad (7.7)$$

このようにして求めたエッジ画像は、図7.2(d)のようになる。

一方、エッジ方向の検出には、Sobelオペレータを用いて、ある点(x,y)におけるエッジ方向 $d(x,y)$ を次式のように定義する。

$$d(x,y) = \text{Tan}^{-1} \left(\frac{f_y(x,y)}{f_x(x,y)} \right) \quad [-\pi \leq d \leq \pi] \quad (7.8)$$

$$f_x(x,y) = f(x-1,y-1) + 2f(x-1,y) + f(x-1,y+1) - f(x+1,y-1) - 2f(x+1,y) - f(x+1,y+1) \quad (7.9)$$

$$f_y(x,y) = f(x-1,y-1) + 2f(x,y-1) + f(x+1,y-1) - f(x-1,y+1) - 2f(x,y+1) - f(x+1,y+1) \quad (7.10)$$

$f(x,y)$: 点(x,y)の濃度値

ここで求めたエッジ強度とエッジ方向は、後述するように輪郭制御点を移動させる画像エネルギーとして用いる。

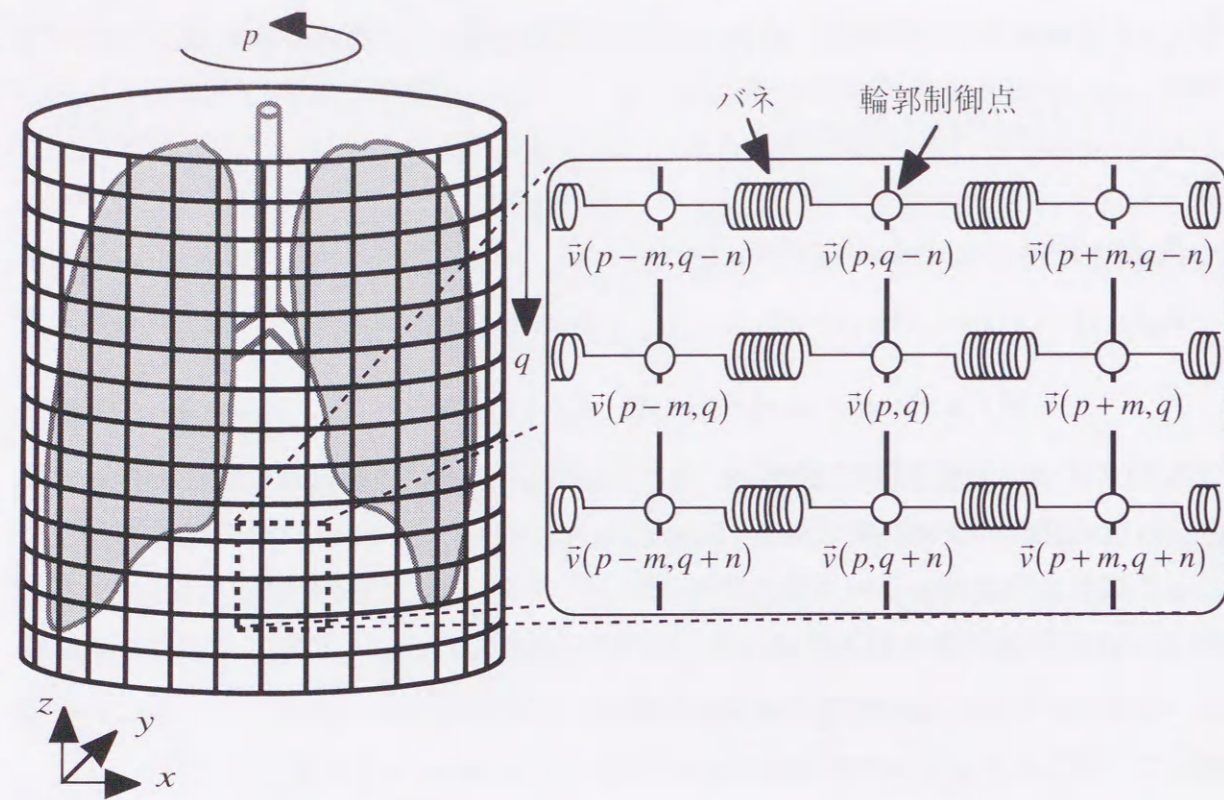


図 7.6 : Active Cylinder Model の輪郭制御点の配置

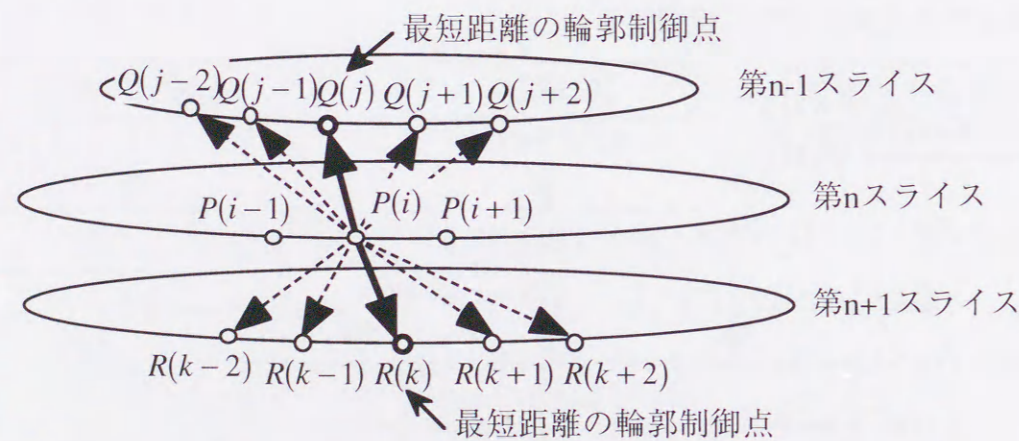


図 7.7 : 上下の輪郭制御点の連結

7.4.4 輪郭制御点の設定

Active Cylinder Model の輪郭制御点は、図 7.6 に示すように各スライス(XY 平面)上では閉曲線を形作るように連結し、上下のスライス間では 1 対 1 に連結する。このようにして輪郭制御点による円筒状のネットを形成する。

本手法では、各スライスにおいて入力された初期輪郭上に等間隔に輪郭制御点を配置する。しかしながら、等間隔に配置するとスライスごとに輪郭制御点の数が異なり、上下のスライス間で 1 対 1 に連結することができなくなる。そこで、第 n スライスのある輪郭制御点 $P(i)$ と第 $n-1$ スライス上の全ての輪郭制御点 Q との間の距離を求め、最も距離が短かった点 $Q(j)$ を点 $P(i)$ における上側の連結対象とする(図 7.7)。同様に、第 $n+1$ スライス上の全ての輪郭制御点 R との距離を求め、最短距離の輪郭制御点 $R(k)$ を点 $P(i)$ における下側の連結対象とする。この走査を各スライスにおける全ての輪郭制御点について行う。このようにすることにより、各スライスにおける輪郭制御点の数が異なっても、上下の輪郭制御点を擬似的に 1 対 1 で連結することができる。

また本手法では、段階的な輪郭抽出を実現するために、輪郭制御点の間隔を Step1 のときは広く設定し、Step2, Step3 になるに従って狭く設定する。

7.4.5 Active Cylinder Model

この Active Cylinder Model は、これまで第 4, 6 章で述べてきたものと同じであり、Active Cylinder Model 定義式も第 4, 6 章と同様である。図 7.6 のように円筒状のネットに配置した輪郭制御点を次式のように表す。

$$\bar{v}(p, q) = (x(p, q), y(p, q), z(p, q)) \quad (7.11)$$

ただし、円筒状であるため次の条件を満たす。

$$\bar{v}(0, q) = \bar{v}(1, q) \quad (7.12)$$

Active Cylinder Model の定義式は、形状を滑らかにしようとする内部エネルギー E_{int} と画像内の特徴的な領域の輪郭に制御点を引きつける画像エネルギー E_{image} 、そして制御点を意図的にある方向へ動かすように設定する外部からの強制力 E_{con} の線形結合として表される。

$$E_{cylinder} = \int_0^1 \int_0^1 \{ E_{int}(\bar{v}(p, q)) + E_{image}(\bar{v}(p, q)) + E_{con}(\bar{v}(p, q)) \} dpdq \quad (7.13)$$

内部エネルギーは、第 4, 6 章と同様に次式で定義される。

$$E_{int} = \left(\alpha (|\bar{v}_p|^2 + |\bar{v}_q|^2) + \beta (|\bar{v}_{pp}|^2 + |\bar{v}_{pq}|^2 + |\bar{v}_{qq}|^2) \right) / 2 \quad (7.14)$$

画像エネルギーは、第6章と同様に、

$$E_{image} = -w_{edge} \times edge(\vec{v}(p,q)) \times direc(\vec{v}(p,q)) \quad (7.15)$$

とする。ここで、 w_{edge} は重み係数であり、エッジ近傍に輪郭制御点を収束させるため、画像中の取りたい方向を持ったエッジ付近で極小値を取るように負の重み($w_{edge} \geq 0$)とする。また、 $edge(\vec{v}(p,q))$ は7.4.3項の式(7.7)で求めた画像のエッジ強度である。 $edge(\vec{v}(p,q))$ は、エッジが強いほど1に近く、弱いほど0に近い値をとる。また、 $direc(\vec{v}(p,q))$ は、各輪郭制御点の法線方向 $t(\vec{v}(p,q)) [-\pi \leq t \leq \pi]$ と7.4.3項の式(7.8)で求めた点 $\vec{v}(p,q)$ におけるエッジ方向 $d(\vec{v}(p,q)) [-\pi \leq d \leq \pi]$ を用いて、次式のように求める。

$$direc(\vec{v}(p,q)) = 1 - \frac{s(\vec{v}(p,q))}{\pi} \quad [0 \leq direc \leq 1] \quad (7.16)$$

$$s(\vec{v}(p,q)) = \begin{cases} |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| & \text{if } |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| \leq \pi \\ 2\pi - |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| & \text{if } |d(\vec{v}(p,q)) - t(\vec{v}(p,q))| > \pi \end{cases} \quad (7.17)$$

$direc(\vec{v}(p,q))$ は、法線方向 $t(\vec{v}(p,q))$ とエッジ方向 $d(\vec{v}(p,q))$ が等しいほど1に近く、逆方向であるほど0に近い値をとる。ただし、左右の肺野輪郭を抽出する場合と縦隔輪郭を抽出する場合とは、求めたい輪郭のエッジの方向は180度異なる。つまり、肺野輪郭を抽出する場合は濃度値が低い方から高い方へ向かう立ち上がりのエッジを対象とするが、縦隔輪郭を抽出する場合は立ち下がるエッジを対象とする。そこで、抽出対象が肺野輪郭か縦隔輪郭かに応じて法線方向 $t(\vec{v}(p,q))$ を180度回転させる(閉曲線の内側へ向かう方向と外側へ向かう方向とに適宜切り替える)。

また、本手法では抽出対象の内側に設定した初期輪郭を膨張させる処理を行う。そこで、点 $\vec{v}(p,q)$ における閉曲線の外側へ向かう法線ベクトル $\vec{u}(\vec{v}(p,q))$ (単位ベクトル) を用いて、外部からの強制力(膨張力)を次式のように定義する(w_{con} は重み係数)。

$$E_{con} = w_{con} (\vec{u}(\vec{v}(p,q)))^2 \quad (7.18)$$

式(7.13)のエネルギー関数が最小となるようにActive Cylinder Modelの形状を反復法に基づいた数値解法で解く。このとき、第6章で得られた精密抽出結果領域の輪郭をActive Cylinder Modelの膨張限界とする。なお、Active Cylinder Modelの境界条件とし

て、最上スライスのさらに上側に2層分の仮想的な輪郭制御点を設定し、xy座標は最上スライスの輪郭制御点と同じ座標を、z座標は2層の仮想スライス間隔を実際のCT画像のスライス間隔10mmに合わせた座標値を与えた。最下スライスに関しても同様とした。

また、反復演算により円筒状ネットは膨張し、輪郭制御点の間隔がだんだん広がる傾向になる。そこで、n回の反復演算終了時に輪郭制御点の再配置を行い、輪郭制御点の間隔が常に一定となるようにする(本手法ではn=20とした)。

なお、Active Cylinder Modelにおける一連のパラメータは、各Step、各抽出対象輪郭(左右の肺野と縦隔)によって個別に経験的に設定した。

7.4.6 統合・分割処理

図7.4中の統合・分割処理の詳細を図7.8に示す。7.4.5項のActive Cylinder Modelを用いて、左肺、右肺、縦隔の輪郭抽出処理を独立に行い、それぞれの暫定輪郭A,B,Cを得る。この各輪郭で囲まれる領域A,B,Cと第6章で得られた精密抽出結果領域Dとを併せる領域統合処理を行う。具体的には表7.1に示すようなラベル画像を作成する。そしてこのラベル画像から、右肺暫定領域を示すラベル2(A and \bar{B} and \bar{C} and D)の領域を取り出し、右肺領域A'とする。さらにこの領域の輪郭線追跡を行い、右肺輪郭A'を作成する。同様に、ラベル3の左肺暫定領域(\bar{A} and B and \bar{C} and D)を左肺領域B'とし、左肺輪郭B'を作成、ラベル4の縦隔暫定領域(\bar{A} and \bar{B} and C and D)を縦隔領域C'とし、縦隔輪郭C'を作成する。

図7.4のStep1, 2では、ここで得られた右肺輪郭A', 左肺輪郭B', 縦隔輪郭C'を次のStepの初期輪郭として用いる。Step3では、得られたA', B', C'を最終結果とする。本手法ではこのように、前段で得られた結果輪郭を直接次段の初期輪郭とせず、重複した領域を除いた部分の輪郭を次段の初期輪郭とする。これは、それぞれの輪郭抽出を独立で行った結果が誤って過膨張になった場合に対しても他の結果でそれを補うことができる。特に、縦隔形状の著しい個人差によって初期輪郭モデルと入力症例とのずれが大きい場合、初期輪郭が完全に抽出対象の内側に存在しないことが十分あり得る。このような場合、膨張を行うActive Cylinder Modelの結果は、抽出したい輪郭線を越えて過膨張になる可能性がある。しかしながら前述の処理を行うことにより、隣り合う領域同士で相互補完し、最終結果では抽出対象の輪郭を得ることが可能になる。

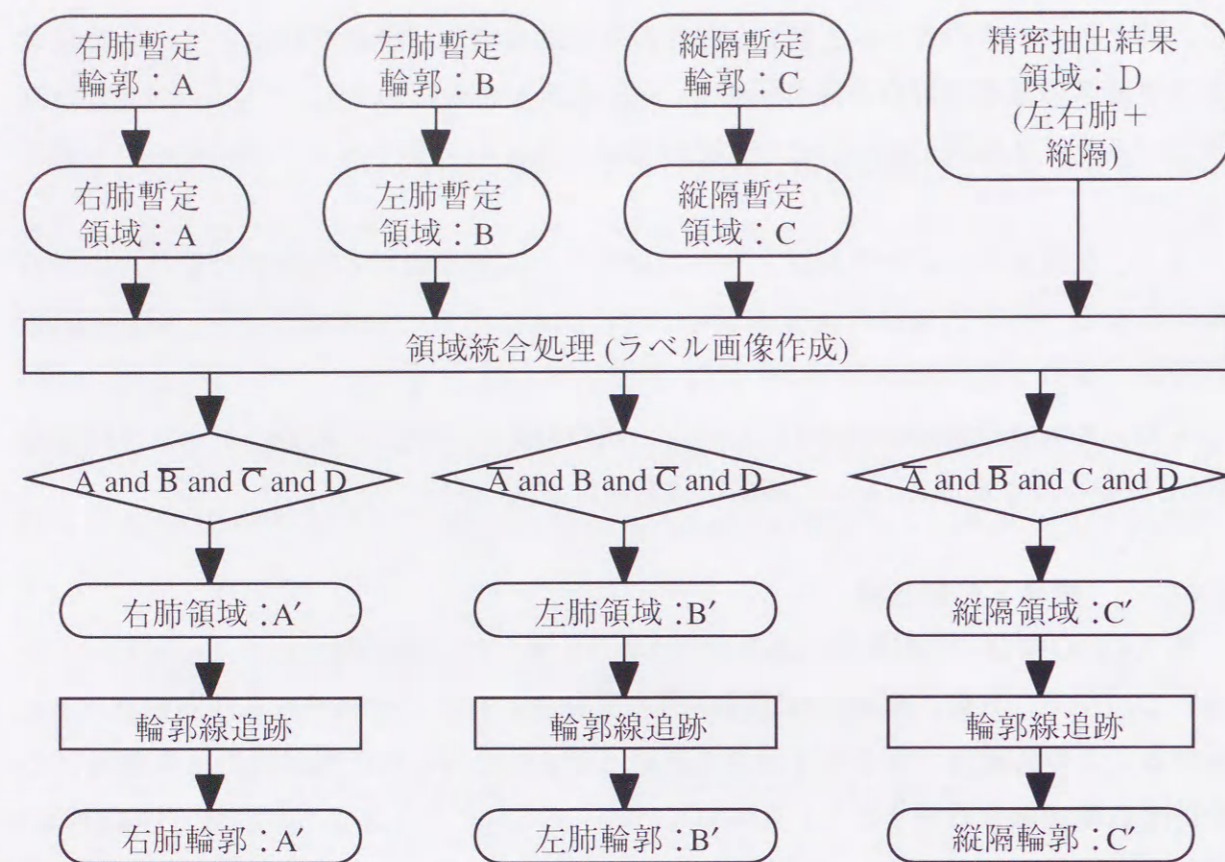


図7.8: 統合・分割処理フローチャート

表7.1: 領域統合処理におけるラベル値

ラベル値	条件	備考
ラベル0	\bar{D}	処理対象領域外
ラベル1	\bar{A} and \bar{B} and \bar{C} and D	不明領域
ラベル2	A and \bar{B} and \bar{C} and D	右肺暫定領域
ラベル3	\bar{A} and B and \bar{C} and D	左肺暫定領域
ラベル4	\bar{A} and \bar{B} and C and D	縦隔暫定領域
ラベル5	A and B and \bar{C} and D	右肺と左肺の重複領域
ラベル6	A and \bar{B} and C and D	右肺と縦隔の重複領域
ラベル7	\bar{A} and B and C and D	左肺と縦隔の重複領域
ラベル8	A and B and C and D	右肺と左肺, 縦隔の重複領域

7.5 実験

7.5.1 実験条件

実験に使用した症例の撮影条件などを以下に示す。

対象者:前橋地区肺がん2次検診者(92年末撮影)の一部

撮影機器:LSCTパイロットモデル

撮影条件:X管電圧120kV, X管電流50mA, 2秒/回転, 平静呼吸,

10mmスライス厚, テーブル速度10mm/秒

症例数:68症例(全1805スライス中, 肺野の写っているスライスは1378枚)

画像サイズ:XY平面320×320pixels(分解能1mm),

Z方向18~31slices(分解能10mm)

また, 精密抽出結果領域には第6章で得られた結果を用いた。

7.5.2 実験結果

図7.9, 図7.10にActive Cylinder Modelを用いた縦隔側肺野輪郭線抽出結果を示す。白線で示しているものが, 図7.4の処理によって得られた右肺輪郭 A_3' と左肺輪郭 B_3' である。図7.9は同一症例の(a)肺尖部, (b)肺中央部, (c)肺底部の抽出結果である。図7.10は(a)胸壁に巨大な病巣が付着している例, (b)炎症例, (c)結核症例, (d)過敏性炎症例, (e)炎症例である。この中で図7.10(a)~(d)は, 第2章の図2.3に示したもので, 第2章の2.2.2項で示したしきい値処理を基本とした従来手法[10]では肺野領域抽出に失敗した症例である。また, 胸部X線CT像68症例に対する実験結果を目視評価(主観的評価)した際の評価基準とその集計結果を表7.2に示す。評価Aとしたものが32症例, 評価Bが27症例, 評価Cが6例, 評価Dが3例であった。評価基準で目安となる面積(スライスごとに評価する場合の欠損の度合い)を設定しているが, これは各スライスにおける誤抽出部分の面積であり, 実際の評価の作業ではおおよその大きさで振り分けた。

7.6 考察

図7.9に示すように, 提案した手法によって縦隔側肺野輪郭線を真の輪郭線に合うように抽出することができた。ただし, 図7.9(c)のように横隔膜付近では上下のスライス間での肺野形状の変形が大きいため, 正確な抽出はできていない。これを解決するには, 第6章で採用したようにActive Cylinder Modelのパラメータ群を, 横隔膜付近のスライス用とそれ以外用の2つに分ける方法がある。しかし, 横隔膜の写っている

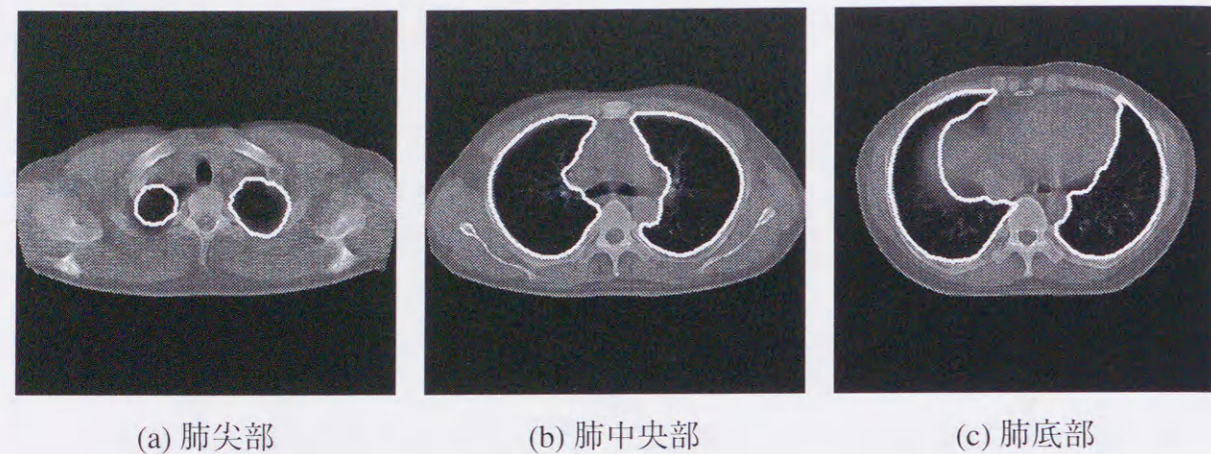


図7.9：縦隔側肺野輪郭線抽出結果(その1)
同一症例の肺尖部，肺中央部，肺底部

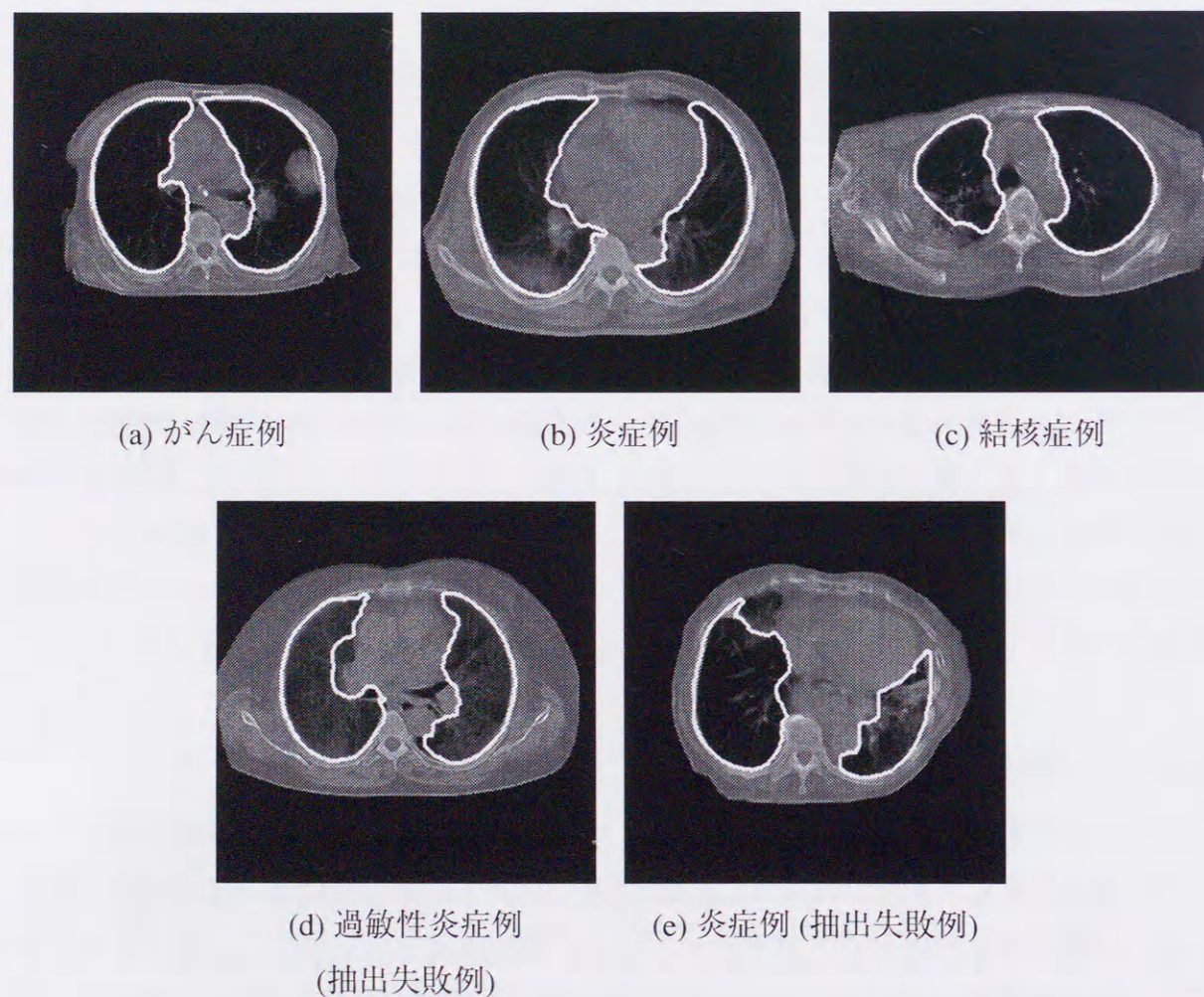


図7.10：縦隔側肺野輪郭線抽出結果(その2)

表7.2：目視評価結果

評価	評価基準	症例数
A	縦隔側輪郭線において誤抽出が見られない	32
B	縦隔側輪郭線において軽度(ずれている部分が面積15pixels~30pixels)の誤抽出部分が存在する	27
C	縦隔側輪郭線において中度(ずれている部分が面積30pixels~70pixels)の誤抽出部分が存在する	6
D	明らかに病変部分を取りこぼしているもの	3

スライスの枚数は個人差もあるが、さらに呼吸の程度によって変化する。したがって、第6章のように固定枚数とせずに、横隔膜が写り始めるスライスを検出する処理の追加が必要である。このように、本手法では横隔膜付近の抽出精度はあまり高くないため、表7.2での目視評価では横隔膜が写り始めるスライスまでを対象とした。

図7.10(a)のがん病巣が胸壁に付着している例や、図7.10(b)の炎症病変部が右肺背側部に存在している症例では、従来手法(第2章の図2.3(a),(c))と比較して、その抽出結果は改善されている。図7.10(c)は結核病変が胸壁に付着している症例で、この病変部分はすでに第6章の手法で抽出できていない(図6.8および表6.2の評価E)。本章で述べた手法は第6章の抽出領域内を対象としているため、図7.10(c)の結果画像でも病変部分を取り囲むような肺野領域を得ることはできていない。ただし、縦隔側輪郭線に限った場合、その結果は良好である。また、図7.10(d)と(e)は肺野内部に設定した初期輪郭の膨張を高濃度の病変部によって妨害され、その病変部を肺野領域内に完全にに取り込むことができなかつた失敗例である。本手法では、左右の肺野と縦隔の3つの領域でActive Cylinder Modelを動かしていることから最終結果には、表7.1に示したような各領域が重なった部分やどの領域にも含まれなかつた部分が生成される。図7.10(d)と(e)で誤抽出となった部分は、どの領域にも含まれなかつた部分や重複があつた部分であつた。輪郭の抽出が高精度であれば、このような重複部分や不定部分は1つの情報であり、その領域には何らかの異常がある可能性が高いと推測でき、以降の処理での判定材料の1つになりえる。

表7.2の68症例に対する目視評価結果で評価BやCのほとんどが、上下のスライス間での縦隔輪郭形状の変化が激しい部分で、その変化に追従できず誤抽出部分が発生

した症例である。本手法では、Active Cylinder Modelの各種パラメータを経験値で設定している。このような急激な変化にも対応できるような、最適なパラメータ設定ができれば評価BやCの症例数の削減が可能であると予測できる。評価Aと評価Bと判定したものは合計59症例で、その割合は87%だった。また、評価Dと判定した3症例は図7.9に示した(c),(d),(e)である。しかし、(d),(e)の症例は抽出に成功していないが、従来手法で抽出した結果と比較して改善されている。

7.7 まとめ

本章では、左右の肺野と縦隔の内側に設定した3つの初期輪郭をActive Cylinder Modelを用いて膨らませ、それぞれの領域を抽出する手法を提案した。その際に段階的に平滑化の度合いを弱め、大まかな位置あわせから始め、徐々に細かい位置合わせを行う処理とした。段階的に抽出することで、Active Cylinder Modelが誤った極小値に陥ることを防ぎ、肺野形状の個人差に対応できることを狙った。胸部X線CT像68症例に対する実験結果では、目視評価による判定で59症例(87%)で良好な結果が得られた。その他の9症例でも、しきい値処理を基本とする従来手法と比較して、その肺野輪郭抽出結果は改善された。

第8章

結 論

現在、肺がんの集団検診が広く行われているが、第1次スクリーニング検査の1つとしての胸部X線単純撮影では早期肺がんに対する検出精度が十分とはいえず、異常陰影の見逃し率も相当に大きいことがわかっている。そこで、従来のX線単純撮影に比べて小型肺がんの検出能力の高いX線CTを1次検診に取り入れ、そのX線CT装置を搭載した検診車による巡回検診の試みが行われている。これは、小型肺がん集団検診の新しい手段として注目を集めている。しかし、このX線CTでは大量のデータが計測され、読影にあたる医師の負担軽減が重要な課題となっている。

そこで本論文では、まず集団検診用胸部X線CT像を対象とした計算機支援画像診断システムの研究を行った。次いで、この診断システムで重要な前提条件となる肺野領域抽出について、従来手法では正しく抽出できなかった症例にも対応できるように、しきい値処理に頼らない新しい抽出手法の研究を行った。

第2章では、医用画像診断における計算機支援の現状について述べた。特に、乳房X線写真や胸部単純X線撮影像、胸部X線CT像を対象にした病巣陰影候補の自動検出手法について、これまでに提案されている手法を概説した。また、胸部X線CT像を対象にした計算機支援の研究は、世界に先駆けて行われていることについて触れた。次に、肺野領域抽出手法に関して、これまでに提案されている手法について概説した。それらの中で主に用いられているしきい値処理を基本とする方法の例として、これまでに当研究室で開発された方法について解説し、その問題点について具体例を用いて指摘した。また、最近注目されている、動的輪郭モデル(Snakes)について概説した。

第3章では、医師が使用することを前提とした肺がん検診用画像診断支援システムの構築を行った。この診断支援システムは、画像処理サブシステムと診断サブシステムからなる。画像処理サブシステムは、これまでに当研究室で開発されているQuoit処理を用いた病巣陰影候補の自動認識や画像前処理付きMIP法などを用いて、診断作業に必要な補助情報を作成する。一方、診断サブシステムは、医師が診断作業を行うための画像表示用のユーザインターフェースである。また、システムの内部では、画像

処理サブシステムの結果情報を診断サブシステムに提供している。これにより、医師が診断を行う際にCTの原画像のみでなく、計算機から呈示される補助情報を利用することができ、読影作業をより正確に効率よく行うことができるようにした。

第4章以降では、新しい肺野領域抽出処理としてモデルベースの抽出法を提案した。

第4章では、肺野領域を3次元の面として抽出するために、2次元のSnakesを積み重ねて円筒状のネットを構成する、Active Cylinder Modelを新たに開発した。初期輪郭として肺野の外側に円筒を設定し、そこから徐々に収縮させていくことにより、左右の肺野と縦隔部分をひとまとめにした肺野領域の抽出を行う処理とした。このとき、抽出対象の肺野領域を釣り鐘状とするために、個人差を考慮して3種類の収縮限界を設定し、Active Cylinder Modelによる領域抽出処理を平行に実行した。それらの結果から適合度を計算し、最大値を取ったものを症例の肺野領域とするアルゴリズムを開発した。実症例68例にこの手法を適用した結果、正抽出が65例(95.6%)、目視により収縮過剰と判断したものが1例、アルゴリズムによる自動自己評価でRejectになったものが2例だった。これらの実験結果は、本手法が有益であることを示唆している。

第5章では、本論文で提案する肺野領域抽出の粗決定段階として、モデル情報と最小値投影法を用いた肺野領域抽出法を考案した。この手法ではまず、体軸や肺尖点、肺野が外接する凸包図形の情報を用いて、肺野輪郭モデルを入力画像に合わせる変換係数を求めた。その係数により、肺野輪郭モデルをアフィン変換により変形し、大まかな肺野領域を得た。実症例68例に対する実験結果では、57例(83.8%)について粗決定段階としては良好な結果が得られた。また、この手法は従来のしきい値処理を基本とする手法と比較して、病巣部分による影響を受けずに肺野の輪郭が得られる利点がある。

第6章では、Active Cylinder Modelを用いた肺野領域抽出の精密決定法を提案した。この手法では、第5章で得られた粗決定領域の輪郭をActive Cylinder Modelの初期輪郭として用いる。このとき、粗決定輪郭から2段階の設定方法を用いて初期輪郭制御点を決定し、上下左右に隣接する輪郭制御点を連結し、円筒状のネットを形成した。輪郭制御点を移動させるエネルギーには、隣接する輪郭制御点の位置情報から得られる内部エネルギーと、入力画像のエッジ強度とエッジ方向から求める画像エネルギーを利用した。実症例68例に適用した結果、目視評価で67症例(98.5%)で抽出に成功し、良好な結果が得られた。

第7章では、左右の肺野領域と縦隔領域を分割し、縦隔側の肺野輪郭線を抽出する新たな手法を提案した。これは、左右の肺野と縦隔の内側に設定した3つの初期輪郭

をActive Cylinder Modelを用いて膨らませ、それぞれの領域を抽出する手法とした。その際に段階的に平滑化の度合いを弱め、大まかな位置合わせから始め、徐々に細かい位置合わせを行う処理とした。段階的に抽出することで、Active Cylinder Modelが誤った極小値に陥ることを防ぎ、肺野形状の個人差に対応できることを狙った。実症例68例に適用した結果、目視評価による判定で59症例(86.8%)で良好な結果が得られた。その他の9症例についても、しきい値処理を基本とする従来手法と比較して、その肺野領域抽出結果は改善されており、本論文の目標である抽出精度の向上は達成された。

以上のように、本論文では、肺がん検診用診断支援システムの構築と、基礎的・前処理的な技術である肺野領域抽出処理の精度向上を行った。今後は、診断支援システムの臨床実験を繰り返し、医師の意見を取り入れ、より使い易いシステムに改善する必要がある。また、症例数を増やすことにより、病巣候補の自動検出方法を改善し性能を向上させ、信頼あるシステムの開発を目指さなければならない。肺野領域抽出処理は当初の目標は達成できたが、その手順は複雑になり計算時間が大幅に増加したため、実用度は低くなってしまった。手順の簡略化と高速化を図り、診断支援システムへの組み込みを行う必要がある。

この診断支援システムに関する研究は、多くの医療機関にシステムが導入され日常的に読影に利用されることを最終目標とすると、まだ基礎的段階であり今後さらに研究を進めなければならない。この分野の研究がより一層発展し、多くの医療機関で積極的に導入されるような、信頼性の高い診断支援システムが完成することを期待してやまない。

謝 辞

本学位論文に関する研究を進めるにあたり、長期にわたり終始懇切なる御鞭撻、御教授を賜った豊橋技術科学大学知識情報工学系 山本眞司教授に、謹んで感謝の意を表します。

本学位論文をまとめるにあたり、有益な御助言、御討論頂いた、豊橋技術科学大学情報工学系 金子豊久教授、同知識情報工学系 新田恒雄教授、金澤靖講師に感謝致します。

本研究を進めるにあたり、胸部X線CTデータや資料等を御提供頂き、なおかつ医学的なあるいは工学的な立場から御助言、御討論頂いた東京都立保健科学大学放射線学科 松本満臣教授、科学技術庁放射線医学総合研究所 松本徹先生、館野之男先生、埼玉工業大学基礎工学課程 飯沼武教授に感謝致します。

本研究を進めるにあたり、有益な御討論を頂くと共に、昼夜を問わない御支援、御協力を頂いた郵政省通信総合研究所 江浩研究員、豊橋技術科学大学知識情報工学系 滝沢穂高助手に感謝致します。

本研究の一部は、文部省科学研究費補助金、並びに厚生省がん研究助成金（平成7年度～10年度：多元デジタルX線像処理に基づくがんの画像診断自動化システムの開発に関する研究（鳥脇班）、平成11年度：多元デジタル映像の認識と可視化に基づくがんの自動診断システムの開発に関する研究（長谷川班））の助成を頂いた。また、科学技術庁放射線医学総合研究所高度診断機能研究ネットワーク会議 らせんCT肺がん検診システム開発評価班における研究活動の一つである。これら厚生省研究班会議、および放射線医学総合研究所研究班会議の席上、医学的なあるいは工学的な立場から熱心な御助言、御討論を頂いた諸先生方に心から感謝致します。

そして、研究を進めるにあたり、周辺技術やソフトウェア作成に御協力頂いた豊橋技術科学大学知識情報工学系 パタン認識研究室（山本研究室）の卒業・修了生、並びに在校生の皆様に深く感謝致します。

参考文献

- [1] 厚生統計協会：国民衛生の動向・厚生の指標. Vol.42, No.9, pp.48-62 (1995)
- [2] 厚生省発表：平成10年人口動態統計月報年計の概況. (1999)
- [3] 朝日新聞：1999年4月3日朝刊1面. (1999)
- [4] 田中利彦, 柚田勝輝, 小林洋二, 松崎稔, 野田和正, 上岡博史：肺癌の集団検診の見落としと誤診例の検討. 日胸, Vol.43, pp.832-838 (1984)
- [5] 小田純一, 秋田真一, 島田克己, 岡本浩一郎, 酒井邦夫：肺癌集団検診の比較読影段階における見落とし例の検討. 肺癌, Vol.29, pp.271-278 (1989)
- [6] 館野之男, 飯沼武, 松本徹, 遠藤真広, 山本眞司, 松本満臣：肺癌検診のためのX線CTの開発. 新医療, Vol.17, No.10, pp.28-32 (1990)
- [7] 飯沼武, 館野之男, 松本徹, 山本眞司, 松本満臣：肺癌検診用CT(LSCT)の基本構想とその事前評価. 日本医学放射線学会誌, Vol.52, No.2, pp.182-190 (1992)
- [8] 矢部勤, 鈴木公典, 猪狩英俊, 角南祐子, 松本徹, 長尾啓一, 宮本忠昭, 志村昭光：らせんCT検診車による胸部一次検診—当該年度の結核住民検診読影結果との比較—。胸部CT検診, Vol.5, No.2, pp.75-78 (1998)
- [9] 中山富雄, 楠洋子, 鈴木隆一郎, 船越俊幹, 今村文生, 宝来威, 黒田知純, 梁尚志, 玉井精雄, 菊井正紀, 松本徹, 宮本忠昭：高速らせんCT検診車を用いた肺癌一次精検—2年間の成績と問題点—。胸部CT検診, Vol.5, No.2, pp.104-107 (1998)
- [10] 山本眞司, 中山正人, 千田昌弘, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹：画像前処理付きMIP法による肺癌検診用X線CT画像の表示—肺癌検診用X線CT(LSCT)の診断支援(第2報)—。Medical Imaging Technology, Vol.12, No.6, pp.737-747 (1994)
- [11] 中山正人, 富田稔啓, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹：3次元モルフォロジカルフィルタによる肺癌病巣自動認識の検討—肺癌検診用X線CT(LSCT)の診断支援(第3報)—。Medical Imaging Technology, Vol.13, No.2, pp.155-164 (1995)
- [12] RM Haralick, SR Sternberg, X Zhuang: Image Analysis Using Mathematical Morphology. IEEE Trans. Pattern Anal. & Machine Intell., Vol.PAMI-9, No.4, pp.532-550 (1987)
- [13] 鳥脇純一郎：画像診断支援—研究開発の動向。Medical Imaging Technology, Vol.12,

- No.3, pp.171-179 (1994)
- [14] 磯部義明, 大久保なつみ, 山本眞司, 鳥脇純一郎, 小畑秀文: 孤立性陰影抽出用 Quoit フィルタの性質とその乳癌 X 線陰影抽出への応用. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.2, pp.279-287 (1993)
- [15] 松原友子, 藤田広志, 遠藤登喜子, 堀田勝平, 池田充, 木戸長一郎, 石垣武男: 乳房 X 線写真における腫瘍陰影検出のためのしきい値法に基づく高速処理アルゴリズムの開発. Medical Imaging Technology, Vol.15, No.1, pp.1-13 (1997)
- [16] 松本一男, 金華栄, 小畑秀文: CR 画像における腫瘍陰影検出—アイリスフィルター—. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J75-D-II, No.3, pp.663-670 (1992)
- [17] SM Lai, X Li, WF Bischof: On techniques for detecting circumscribed masses in mammograms. IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol.8, pp.377-386 (1989)
- [18] FF Yin, ML Giger, K Doi, CE Metz, CJ Vyborny, RA Schmidt: Computerized detection of masses in digital mammograms: analysis of bilateral subtraction images. Medical Physics, Vol.18, No.5, pp.955-963 (1991)
- [19] 原武史, 藤田広志: 遺伝的アルゴリズムによる濃淡画像のテンプレートマッチング. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J78-D-II, No.2, pp.385-388 (1995)
- [20] 大久保なつみ, 磯部義明, 山本眞司, 鳥脇純一郎: 乳房デジタル X 線像における微小石灰化陰影の自動認識. 医用電子と生体工学, Vol.32, No.2, pp.112-120 (1994)
- [21] 上田佳明, 中村和明, 山本眞司, 鳥脇純一郎: ニューラルネットによる乳房 CR 像内の石灰化自動抽出. JAMIT Frontier '96 講演論文集, pp.13-16 (1996)
- [22] W Siesberger: Mammogram inspection by computer. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol.26, No.4, pp.213-219 (1979)
- [23] 矢橋清二, 畑雅恭, 久保完治, 石川太郎: 拡大乳房 X 線フィルム上の微小石灰化像抽出と特徴評価. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J71-D-II, No.10, pp.1994-2001 (1988)
- [24] 平子賢一, 藤田広志, 原武史, 遠藤登喜子: コントラスト補正処理と可変リングフィルター解析を導入した微小石灰化クラスター検出法. Medical Imaging Technology, Vol.14, No.6, pp.665-679 (1996)
- [25] H Yoshida, K Doi, RM Nishikawa: Automated detection of clustered microcalcification in digital mammograms using wavelet transform techniques. Proc SPIE, Vol.2167, pp.868-886 (1994)

- [26] Y Torisu, H Fujita, T Hara: Application of genetic algorithm technique in computerized detection of mammographic microcalcifications, Radiology, Vol.193, p.172 (1994)
- [27] F Lefebvre, H Benali: A fractal approach to the segmentation of microcalcifications in digital mammograms. Medical Physics, Vol.22, No.4, pp.381-390 (1995)
- [28] 土井邦雄: 世界, そして, 日本の CAD の現状と今後の動向. INNERVISION, Vol.14, No.10, pp.2-4 (1999)
- [29] SPB Wang: 世界初 CAD システム商品化への道—ImageChecker®. INNERVISION, Vol.14, No.10, pp.5-6 (1999)
- [30] 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 胸部 X 線像の塊状陰影検出用の最小方向差分フィルターとその性質. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.2, pp.241-249 (1993)
- [31] 鈴木英夫, 稲岡則子, 高島博嗣, 森雅樹, 笹岡彰一, 鈴木明: 胸部 X 線直接撮影像における肺腫瘍影自動検出システム—肺癌の診断支援. Medical Imaging Technology, Vol.10, No.1, pp.17-22 (1992)
- [32] 高島博嗣: 胸部 X 線像で腫瘍影と誤認された偽陽性陰影のコンピュータ分析. 札幌医誌, Vol.59, No.6, pp.591-600 (1990)
- [33] 原武史, 藤田広志, 吉村仁, 松本常男: 胸部 X 線写真における結節状陰影の自動検出—遺伝的アルゴリズムの適用—. Medical Imaging Technology, Vol.15, No.1, pp.73-81 (1997)
- [34] ML Giger, K Doi, H MacMahon: Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography. 3. Automated detection of nodules in peripheral lung fields. Medical Physics, Vol.15, No.2, pp.158-166 (1988)
- [35] ML Giger, K Doi, H MacMahon, CE Metz, FF Yin: Pulmonary nodules: computer-aided detection in digital chest images. RadioGraphics, Vol.10, No.1, pp.41-51 (1990)
- [36] T Matsumoto, H Yoshimura, K Doi, ML Giger, A Kano, H MacMahon, K Abe, SM Montner: Image feature analysis of false-positive diagnosis produced by automated detection of lung nodules. Invest Radiol, Vol.27, No.8, pp.587-597 (1992)
- [37] 松本常男, 土井邦雄, 加野亜紀子, 中村洋, 中西敬: コンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis; CAD) の肺癌集検への応用の可能性—読影実験による検討—. 日本医放会誌, Vol.53, No.10, pp.1195-1207 (1993)
- [38] 阿部克己, 土井邦雄, 桂川茂彦, 柳澤融: 胸部コンピュータ支援診断(CAD)の評価—臨床応用を前提とした実験—. 日本医放会誌, Vol.54, No.4, pp.245-252 (1994)

- [39] LS Wilson, MS Brown, BD Doust, RW Gill, SF Brown, D Nair: Computer-Aided Diagnosis Using Anatomical Models. *Medical Imaging Technology*, Vol.14, No.6, pp.652-663 (1996)
- [40] 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画像処理方式の検討. *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J76-D-II, No.2, pp.250-260 (1993)
- [41] S Yamamoto, I Tanaka, M Senda, Y Tateno, T Iinuma, T Matsumoto, M Matsumoto: Image Processing for Computer-Aided Diagnosis of Lung Cancer by CT (LSCT). *Systems and Computers in Japan*, Vol.25, No.2, pp.67-80 (1994)
- [42] 三輪倫子, 加古純一, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: 可変 N-Quoit フィルタを用いた胸部 X 線 CT 像からの肺がん病巣候補自動抽出. *電子情報通信学会論文誌(D-II)*, Vol.J82-D-II, No.2, pp.178-187 (1999)
- [43] T Okumura, T Miwa, J Kako, S Yamamoto, M Matsumoto, Y Tateno, T Iinuma, T Matsumoto: Automatic Detection of Lung Cancer in Chest CT Images by Variable N-Quoit Filter. 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'98), pp.1671-1673 (1998)
- [44] 久保満, 金沢啓三, 仁木登, 佐藤均, 大松広伸, 江口研二, 森山紀之: 集検用ヘリカル CT 画像による肺がん検診支援アルゴリズム. *JAMIT Frontier '96 講演論文集*, pp.101-106 (1996)
- [45] K Kanazawa, K Kubo, N Niki, H Satoh, H Ohmatsu, K Eguchi, N Moriyama: Computer Aided Screening System for Lung Cancer Based on Helical CT Images. *Visualization in Biomedical Computing, Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp.223-228 (1996)
- [46] 鷓飼裕司, 金沢啓三, 河田佳樹, 仁木登, 佐藤均, 大松広伸, 柿沼龍太郎, 江口研二, 金子昌弘, 森山紀之: ヘリカル CT 画像を用いた肺がん診断支援システム. *JAMIT Frontier '99 講演論文集*, pp.207-212 (1999)
- [47] 大松広伸: 胸部 CT 検診のための読影支援システム. 1) 肺がん CT 検診 CAD システム・臨床試用レポート. *INNERVISION*, Vol.14, No.10, pp.56-59 (1999)
- [48] 児島敦司, 李鎔範, 原武史, 藤田広志, 伊藤茂樹, 石垣武男: 胸部ヘリカル CT 画像における腫瘍陰影の自動検出法の開発. *JAMIT Frontier '99*, pp.22-27 (1999)
- [49] 清水昭伸, 羽飼誠, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 3次元胸部 CT 像からの肺がん陰影検出のための3次元強調フィルタの性能評価. *Medical Imaging Technology*, Vol.13, No.6, pp.853-864 (1995)

- [50] ML Giger, KT Bae, H MacMahon: Computerized detection of pulmonary nodules in computed tomography images. *Invest Radiol*, Vol.29, No.4, pp.459-465 (1994)
- [51] 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*, Vol.J76-D-II, No.8, pp.1587-1594 (1993)
- [52] 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣: 可変しきい値処理と距離変換を用いた3次元胸部 CT 像からの肺がん候補領域自動抽出手順. *Medical Imaging Technology*, Vol.12, No.3, pp.216-223 (1994)
- [53] 大辻清太, 藤野雄一, 土川仁, 大塚作一, 福久健二郎, 松本徹, 神立進: 肺がん CT 検診用読影装置の検討. *信学技報*, Vol.HIP96-36 (1997)
- [54] 大辻清太, 藤野雄一, 大塚作一, 福久健二郎, 松本徹, 宮本忠昭, 神立進: 肺がん CT 検診の読影操作支援. *Medical Imaging Technology*, Vol.16, No.4, pp.423-424 (1998)
- [55] 毎日新聞: 1998年4月17日朝刊1面. (1998)
- [56] 朝倉和浩, 花村和久, 曾根脩輔, 李峰, 丸山雄一郎, 長谷川実, 滝沢正臣: スパイラル CT 検診車による肺癌一次検診におけるリスク利益分析と費用効果分析—3年間の経験を踏まえて—. *胸部 CT 検診*, Vol.6, No.3, pp.287-290 (1999)
- [57] 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 福村晃夫: 間接撮影胸部 X 線写真の自動スクリーニングのためのソフトウェアシステム AISCR-V3 について. *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J66-D, No.10, pp.1145-1152 (1983)
- [58] 喜多泰代: 変形可能なモデルを利用した医用画像解析の動向. *Medical Imaging Technology*, Vol.12, No.3, pp.180-186 (1994)
- [59] M Kass, A Witkin, D Terzopoulos: Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, pp.321-331 (1988)
- [60] 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁: 弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭追跡手法. *電子情報通信学会論文誌(D-II)*, Vol.J75-D-II, No.1, pp.111-120 (1992)
- [61] CA Davatzikos, JL Prince: An Active Contour Model for Mapping the Cortex. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.14, No.1, pp.65-80 (1995)
- [62] GI Chiou, JN Hwang: A Neural Network-Based Stochastic Active Contour Model (NNS-SNAKE) for Contour Finding of Distinct Features. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.4, No.10, pp.1407-1416 (1995)
- [63] LD Cohen: On Active Contour Models and Balloons, *CVGIP: Image Understanding*,

- Vol.53, No.2, pp.211-218 (1991)
- [64] R Malladi, JA Sethian, BC Vemuri: Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.17, No.2, pp.158-175 (1995)
- [65] 喜多泰代: 複数種胃X線画像の統合解析のための画像間の胃領域対応付け. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J74-D-II, No.2, pp.268-278 (1993)
- [66] 松坂匡芳, 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 鈴木隆一郎: 弾性輪郭モデルを用いた胸部X線像の肺輪郭線抽出. Medical Imaging Technology, Vol.14, No.6, pp.680-690 (1996)
- [67] 清水昭伸, 松坂匡芳, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 鈴木隆一郎: 動的輪郭モデルを用いた輪郭線抽出手順の自動構成と胸部X線像上の肺輪郭線抽出への応用. コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol.1, No.1, pp.1-11 (1997)
- [68] HH Ehrlicke: Combined 3D-Display of Cerebral Vasculature and Neuroanatomic Structures in MRI, 3D Imaging in Medicine, Edited by K.Hohne. NATOASI Series, Springer-Verlag, pp.229-239 (1990)
- [69] 鳥脇純一郎, 福村晃夫, 成瀬正: 濃淡画像の重みつき距離変換の基礎的性質. 電子情報通信学会論文誌(D), Vol.J60-D, No.12, pp.1101-1108 (1977)
- [70] T Wilson, 磯部義明, 山本眞司, 鳥脇純一郎: 孤立性陰影抽出用 N-Quoit フィルタの性質. 情処学会第47回全国大会講演論文集, No.5L-7, pp.161-162 (1993)
- [71] 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. 第5回コンピュータ支援画像診断学会/第4回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.147-148 (1995)
- [72] 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: Snakesを用いた胸部X線CT像からの肺野領域抽出. 第5回コンピュータ支援画像診断学会/第4回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.145-146 (1995)
- [73] 土屋健一, 松尾啓志, 岩田彰, 他: アクティブバルーンモデルを用いた距離画像からの3次元再構成. 信学技報, PRU92-14, pp.1-8 (1992)
- [74] LD Cohen, I Cohen: Deformable Models for 3D Medical Images using Finite Elements & Balloons. IEEE Proceedings Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.592-598 (1992)
- [75] LD Cohen, I Cohen: Finite-Element Methods for Active Contour Models and Balloons for

- 2-D and 3-D Images. IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., Vol.PAMI-15, No.11, pp.1131-1147 (1993)
- [76] 坂上勝彦, 山本和彦: 動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用. テレビジョン学会誌, Vol.45, No.10, pp.1155-1163 (1991)
- [77] 森正武: 数値解析. 共立出版, pp.26-28 (1973)
- [78] 小畑秀文: モルフォロジー. コロナ社 (1996)
- [79] LK Arata: Three-Dimensional Anatomical Model-Based Segmentation of MR Brain Images Through Principal Axes Registration. IEEE Trans. Biomedical Eng., Vol.42, No.11, pp.1069-1078 (1995)
- [80] R Sedgewick: Algorithms, 2nd ed. Addison-Wesley (1989)
- [81] 中前栄八郎, 西田友是: 3次元コンピュータグラフィックス. 昭晃堂(1986)
- [82] 藤沢偉作: 楽しく学べる多変量解析法. 現代数学社 (1985)
- [83] 森健策, 岡修次, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 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, Vol.14, No.4, pp.403-404 (1996)
- [84] 英保 茂: 医用画像処理. 朝倉書店, pp.74-75 (1992)
- [85] 工業技術院監修: 画像処理サブルーチン・パッケージ SPIDER USER'S MANUAL. 協同システム開発株式会社, p.III-497 (1987)
- [86] 北坂孝幸, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 形状のばらつきを考慮した肺輪郭モデルによる3次元胸部X線CT像からの肺野領域抽出. 第9回コンピュータ支援画像診断学会大会/第8回日本コンピュータ外科学会大会合同論文集, pp.23-24 (1999)

研究業績目録

胸部 X 線 CT 像関係

学術論文

- (1) 富田稔啓, 見口良輔, 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 :
モデル情報と最小値投影法による胸部 CT 像の肺野領域抽出. Medical Imaging
Technology (日本医用画像工学会論文誌), Vol.15, No.2, pp.164-174 (1997)
- (2) 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, Vol.16,
No.1, pp.61-71(1998)
- (3) 奥村俊昭, 三輪倫子, 奥本文博, 増藤信明, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼
武, 松本徹 : 肺がん検診用 CT(LSCT)の診断支援システム. コンピュータ支援画像
診断学会論文誌, Vol.2, No.3 (1998)
- (4) 江浩, 増藤信明, 西村修, 奥村俊昭, 山本眞司, 飯作俊一, 松本徹, 館野之男, 飯沼
武, 松本満臣 : 肺がん検診用 X 線 CT 像の計算機支援画像診断システム. 電子情報
通信学会論文誌, Vol.J83-D-II, No.1, pp.333-341 (2000).
- (5) 奥村俊昭, 山本眞司, 松本徹, 館野之男, 飯沼武, 松本満臣 : Active Cylinder Model
を用いた胸部 X 線 CT 像からの肺野領域精密抽出. Medical Imaging Technology, 採
録決定.

国際学会発表

- (1) Toshiaki Okumura, Tomoko Miwa, Jun-ichi Kako, Shinji Yamamoto, Mitsuomi Matsumoto, Yukio Tateno, Takeshi Iinuma, Tohru Matsumoto : Image processing for computer-aided diagnosis of lung cancer screening system by CT (LSCT). Conference on SPIE Medical Imaging, Vol.3338, pp.1314-1322 (1998.2)
- (2) Toshiaki Okumura, Tomoko Miwa, Jun-ichi Kako, Shinji Yamamoto, Mitsuomi Matsumoto, Yukio Tateno, Takeshi Iinuma, Tohru Matsumoto : Variable N-Quoit filter applied for automatic detection of lung cancer by X-ray CT. Computer Assisted Rediology and Surgery (CAR'98), pp.242-247 (1998.6)
- (3) Toshiaki Okumura, Tomoko Miwa, Jun-ichi Kako, Shinji Yamamoto, Mitsuomi Matsumoto, Yukio Tateno, Takeshi Iinuma, Tohru Matsumoto : Automatic Detection of Lung Cancers in Chest CT Images by Variable N-Quoit Filter. 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'98), pp.1671-1673 (1998.8)

国内学会・研究会発表

- (1) 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : Snake を用いた胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出. 第5回コンピュータ支援画像診断学会/第4回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.145-146 (1995.10)
- (2) 見口良輔, 富田稔啓, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : 胸部 X 線 CT 像からのモデルによる肺野領域同定法. 第5回コンピュータ支援画像診断学会/第4回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.143-144 (1995.10)
- (3) 富田稔啓, 見口良輔, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : モデル情報と最小値投影法による肺野領域抽出. JAMIT Frontier '96 講演論文集, pp.17-20 (1996.1)

- (4) 見口良輔, 富田稔啓, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : モデル情報と肺野部骨情報自動抽出による肺野領域決定. JAMIT Frontier '96 講演論文集, pp.21-24 (1996.1)
- (5) 山本眞司, 奥村俊昭, 江浩, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : らせん CT 肺がん検診システムにおける肺野領域自動抽出の高度化. 胸部 CT 検診(第3回胸部 CT 検診研究会), Vol.3, No.1, pp.23-24 (1996.2)
- (6) 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : Snakes を用いた胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出とその3次元化. 1996年電子情報通信学会総合大会 講演論文集, 情報・システム 2, D-505 (1996.3)
- (7) 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. JAMIT Frontier '97 講演論文集, pp.185-190 (1997.1)
- (8) 山本眞司, 奥村俊昭, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : 肺がん検診用CT(LSCT)の診断支援システム. 胸部CT検診(第4回胸部CT検診研究会), Vol.4, No.3, pp.219-222 (1997.2)
- (9) 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 を用いた肺野領域抽出の評価. 1997年電子情報通信学会総合大会 講演論文集, 情報・システム 2, D-12-46 (1997.3)
- (10) 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 による胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出. 3次元画像コンファレンス '97, pp.85-90 (1997.7)
- (11) 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹 : 肺がん検診用CT(LSCT)の診断支援システム. 信学技報, PRMU97-101(1997.9)

- (12) 加古純一, 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: 可変N-Quoitフィルタによる肺癌病巣候補自動抽出法の特性解析. 第7回コンピュータ支援画像診断学会/第6回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.139-140 (1997.10)
- (13) 奥村俊昭, 増藤信明, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: LSCTの診断支援システムの開発. 胸部CT検診(第5回胸部CT検診研究会), Vol.5, No.2, pp.44-46 (1998)
- (14) 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: 胸部X線CT像からの肺野領域肋骨側境界線の精密抽出法の検討. 日本医用画像工学会論文誌, Vol.16, No.4, pp.451-452 (1998.7)
- (15) 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: 胸部X線CT像からの肺野領域精密抽出. ICBME/ISBMRE/JCCAS'98/第8回コンピュータ支援画像診断学会/第7回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.167-168 (1998.9)
- (16) 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像からの肺野領域精密抽出. JAMIT Frontier '99 講演論文集, pp.124-129 (1999.1)
- (17) 奥村俊昭, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: 胸部X線CT像からの肺野領域精密抽出. 胸部CT検診(第6回胸部CT検診研究会), Vol.6, No.2, pp.82-85 (1999.2)
- (18) 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像からの肺野領域精密抽出. 1999年電子情報通信学会総合大会 講演論文集, 情報・システム2, D-12-47 (1999.3)
- (19) 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を用いた集団検診用胸部X線CT像からの肺野領域精密抽出. 信学技報, PRMU99-12/MI99-7 (1999.5)

- (20) 奥村俊昭, 西村修, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹: Seed付き Watershedを用いた胸部X線CT像からの肺野領域抽出の検討. 日本医用画像工学会論文誌, Vol.17, No.4, pp.389-390 (1999.7)
- (21) 奥村俊昭, 滝沢穂高, 山本眞司, 松本徹, 館野之男, 飯沼武, 松本満臣: Active Cylinder Modelを用いた胸部X線CT像からの縦隔側輪郭線抽出. JAMIT Frontier 2000 講演論文集, pp.160-165 (2000.1)

頭部 MRI 関係

学術論文

- (1) 松下聡, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 複数の情報を併用した3次元領域拡張法による頭部MRI画像からの軟部組織の自動抽出. 医用電子と生体工学, Vol.34, No.4, pp.307-315 (1996)
- (2) 黄恵, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 3次元頭部MR画像からの基準点抽出. コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol.2, No.2 (1998)

国内学会・研究会発表

- (1) 松下聡, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 3次元 Zero-Crossing 情報を併用した領域抽出法と頭部MRI画像への応用. 1995年電子情報通信学会総合大会 講演論文集, 情報・システム 2, D-503 (1995.3)
- (2) 松下聡, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 複数の情報を併用した三次元領域拡張法による頭部MRI画像からの軟部組織の自動抽出. 第5回コンピュータ支援画像診断学会/第4回日本コンピュータ外科学会合同論文集, pp.117-118 (1995.10)
- (3) 黄恵, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 頭部MR画像からの基準点抽出. 平成9年度日本エム・イー学会東海支部学術集会, p.23(1997.11)
- (4) 黄恵, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 3次元頭部MR画像からの基準点抽出. JAMIT Frontier '98 講演論文集, pp.194-199 (1998.1)
- (5) 黄恵, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 3次元頭部MR画像からの基準点抽出. 1998年電子情報通信学会総合大会 講演論文集, 情報・システム 2, p.281 (1998.3)

