

3次元濃淡画像の特徴抽出と
その胸部X線CT像の診断支援への
応用に関する研究

名古屋大学図書



11309639

平野 靖

<h1>目次</h1>	
第 1 章 序論	1
1.1 3次元画像処理と計算機による診断支援	1
1.2 胸部 X 線 CT 像の診断支援	2
1.3 本研究の位置づけと目的	3
1.3.1 3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型細線化手法の開発	3
1.3.2 胸部 X 線 CT 像を用いた腫瘍の良悪性鑑別手法の開発	3
1.4 本論文の構成	4
参考文献	5
第 2 章 3次元濃淡画像に対する尾根線追跡アルゴリズム ..	7
2.1 はじめに	7
2.1 準備	8
2.2.1 4次元超曲面の曲率	8
2.2.2 尾根線	12
2.3 具体的処理手法	13
2.3.1 開始条件・追跡継続条件	13
2.3.2 尾根線追跡型細線化アルゴリズム	13
2.3.3 追跡	15
2.4 実験	16
2.4.1 継続条件	16
2.4.2 人工画像に対する実験	16
(i) 定量的な評価尺度	16
(ii) 基本的な性質の検討	18
(iii) 雑音の影響の検討	22
(iv) 回転による影響の検討	25
2.4.3 胸部 X 線 CT 像に対する実験	29
2.5 むすび	29
参考文献	31
付録 2.1 連続空間の画像における 4次元超曲面の曲率	33
付録 2.2 ひげ、および分断の定義	34
付録 2.3 X 線 CT 像の雑音の程度についての検討	36
第 3 章 3次元図形の局所的な形状特徴量としての 3次元集中 度	39

3.1	はじめに	39
3.2	3次元集中度の定義	39
3.2.1	連続空間の線図形の場合	40
3.2.2	離散空間の線図形の場合	41
3.2.3	離散空間の面図形の場合	44
3.2.4	基本的な性質	46
3.3	実験	47
3.3.1	数値シミュレーション	47
3.3.2	人工画像を用いた実験	49
	(i) 線素を用いた集中度	49
	(ii) 法線ベクトルを用いた集中度	49
3.3.3	胸部X線CT像を用いた実験	53
	(i) 血管・気管支の構造線に対する適用	53
	(ii) 胸膜付近のグラディエントベクトルに対する適用	55
3.4	むすび	56
	参考文献	58
第4章	胸部X線CT像を用いた腫瘍の良悪性鑑別	59
4.1	はじめに	59
4.2	X線CT像と肺腫瘍の良悪性に関する画像所見	59
4.2.1	X線CT像の性質	60
4.2.2	良悪性鑑別の所見	61
	(i) 血管・気管支の集束	61
	(ii) 胸膜陥入	63
	(iii) 腫瘍内部のCT値の均一性	64
	(iv) 腫瘍辺縁部の明瞭性	64
4.3	各画像所見の定量化	64
4.3.1	血管・気管支の集束の定量化	64
	(i) 肺野領域の抽出	64
	(ii) 血管・気管支領域の抽出, および細線化	66
	(iii) 良悪性判定手順	67
	(iv) 近傍領域の大きさの決定	67
4.3.2	胸膜陥入の定量化	69
	(i) 胸膜の法線ベクトルの抽出	69
	(ii) 良悪性判定手順	70
4.3.3	腫瘍内部のCT値の均一性, および腫瘍辺縁部の明瞭性の定量化 ..	70
4.4	実験	71
4.4.1	実験試料	71

4.4.2	血管・気管支の集束の定量化.....	71
4.4.3	胸膜陥入の定量化.....	74
4.4.4	腫瘍内部のCT値の均一性、および腫瘍辺縁部の明瞭性の定量化..	75
4.4.5	複数の特徴量を用いた場合の判別.....	75
4.5	むすび.....	77
	参考文献.....	79
第5章	むすび.....	81
5.1	総括.....	81
5.2	今後の課題、および展望.....	82
謝辞	84

第1章 序論

1.1 3次元画像処理と計算機による診断支援

近年、X線CT撮影装置、MR撮影装置、および超音波撮影装置などの発達・普及によって、3次元濃淡画像の利用が活発になってきている[鳥脇86]。これらの撮影装置は、いずれも撮影対象物を破壊や切断することなく、撮影対象物の外部に撮影装置を設置することによりその内部の構造を画像として得られることに特徴がある。撮影対象物が人体である場合には、低侵襲、あるいは無侵襲で人体内部の精細な構造を得ることができる。そのため、医用画像の分野では、診断、および治療に大きな役割を果たしている[BME89, 鳥脇97, MIT98, 小畑99]。これらの撮影装置のうちX線CT撮影装置については、1969年のG.N.Hounsfieldによる開発以来、ノイズの低減、空間解像度の向上、X線被曝量の低減などさまざまな改良が加えられてきた。とくに、ヘリカルCT撮影装置の発明により、人体内部の3次元的な構造を高速かつ精細に得られるようになった。これにより、3次元CT像は臨床の場ではなくてはならないものとなっている。しかし、3次元CT像は多数の2次元断面像(現在、集団検診に用いられるもので30枚程度)の集合として得られるため、それら2次元画像から3次元的構造を認識しなくてはならない点、および多数枚の2次元画像を読影しなくてはならない点で、医師の労力が求められる。さらに、最近になってスライス厚(4.2.1参照)が非常に薄い、いわゆるThin slice CT像が臨床の場で用いられる機会が多くなった。Thin slice CT像は再構成間隔が1～2mmであり、集団検診用に用いられるCT像(再構成間隔5～10mm)に比べると、3次元的な構造情報をより多く残しているが、再構成間隔が小さくなるにしたがって、スライス枚数が増加する(1症例あたり60枚程度)ためこれまで以上に読影医に多大な負担が強えられるようになってきた。そのため計算機による読影・診断の支援が強く望まれている[BME89, 鳥脇97, MIT98]。なお、医師による診断は、(1)病変の存在の有無の認定(存在診断)、および(2)病変の良悪性鑑別(質的診断)や病名の特定、の2つに大別できる。本論文は(2)病変の良悪性鑑別に属するものである。

表 1.1 胃、および肺の悪性新生物による死亡者数

(人)

	1998年(速報値)			1997年(確定値)		
	男性	女性	合計	男性	女性	合計
胃の悪性新生物	32846	17816	50662	32218	17521	49739
気管、気管支及び肺の悪性新生物	36874	13993	50867	35700	13294	48994

(出典：厚生省統計情報部 人口動態統計[統計99])

以上のように、とくに医用画像の分野では計算機による3次元濃淡画像中の構造物の認識、あるいは、その支援が強く望まれている。CT像のデータベースや、単純なGUIを除けば、計算機で診断支援をする上でその道具となる画像処理の基本的な手法は極めて重要である。しかし、2次元濃淡画像、あるいは3次元2値画像に対して多数の基本的な画像処理手法が提案されているのに比べて、3次元濃淡画像に対するものはあまり提案されていない。

1.2 胸部X線CT像の診断支援

日本人の部位別の悪性新生物(いわゆる「がん」)による死者数は「胃の悪性新生物」、および「気管、気管支及び肺の悪性新生物」によるものがとくに多く、数年来それぞれ第1位、および第2位を占めている。「胃の悪性新生物」による死亡者数は年々増えてはいるもののほぼ横ばいであるのに対し、「気管、気管支及び肺の悪性新生物」による死亡者数は急激に増え続けている。厚生省統計情報部の人口動態統計[統計99]によると、死亡者数の男女の合計では、去年まで「胃の悪性新生物」が第1位を占めてきたが、1998年1～12月の統計では「気管、気管支及び肺の悪性新生物」による死亡者数が「胃の悪性新生物」の死亡者数を追い抜き第1位になることが報告されている(表1.1)。なお、表1.1の1997年分は確定値、1998年分は速報値である。男性の死亡者数に限って言えば、すでに1993年に「気管、気管支及び肺の悪性新生物」による死亡者数が「胃の悪性新生物」の死亡者数を追い抜いて以来、第1位を占め続けている。

このように、「気管、気管支及び肺の悪性新生物」による死亡者数が激増しているため、胸部X線CT像を用いた診断がますます重要度を増している。これにともない、読影医の負担も増大している。そのため、胸部X線CT像に対する計算機による診断支援が強く望まれ、さまざまな研究が報告されている[森健策93, 山本93, 奥村98, 四方98, 河田99, 戸崎99]。これらのうち、文献[山本93, 奥村98]は存在診断を支

援するものであり、実際に集団検診で試行実験が行われている。また、文献[河田99, 戸崎99]は良悪性鑑別を目的としたもので、これらの一部が国立がんセンター東病院で試験的に運用されている。

1.3 本研究の位置づけと目的

1.3.1 3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型細線化手法の開発

人間が3次元濃淡画像中の物体の構造を濃淡画像として理解する場合には、ボリュームレンダリングによる方法[Drebin88, Levoy88, 石川99]や複数方向からのMIP(Maximum Intensity Projection)像をインタラクティブに観察する方法を除けば、3次元濃淡画像の複数の2次元断面を観察する方法しかない。しかしながら、前者の2つは高性能な描画能力を持つ計算機(高性能グラフィックスマシン)が必要であるため、現段階では一般的ではなく、後者は複数の2次元断面から3次元的な構造を認識しなくてはならないため、多大な労力を要する。そこで、3次元濃淡画像中の物体に関する何らかの情報を取り出し、それを3次元2値画像として表現する方法が考えられる。このような方法のうちもっとも単純かつ一般的に用いられているものとして2値化が挙げられるが、2値化はしきい値の選択が難しく、また連結性[鳥脇88]も考慮できないため、積極的に線状、面状、あるいは塊状図形を抽出する方法が望まれる。これらの図形を抽出できれば、人間が観察・理解することの他に、これらの図形を入力として計算機で処理をすることにより、さまざまな応用が期待できる。しかしながら、これまでこのような図形を抽出する基本的な手法は2次元の場合と比べると十分には提案されていない。そこで、本文では3次元濃淡画像に対する基本的な画像処理のうち、従来の成果に欠けていた尾根線追跡による線状図形の抽出手法を提案する。

1.3.2 胸部X線CT像を用いた腫瘍の良悪性鑑別手法の開発

医師が肺野内の腫瘍の良悪性を診断する場合には、気管支、血管、および胸膜などの構造物の状態や、腫瘍内部、およびその周辺のCT値の分布状況などさまざまな画像特徴を用いる。しかしながら、先にも述べたように人間にとって3次元濃淡画像中の構造物の状態を把握することは困難であり、多大な労力と経験を要する。また、X線CT像はとりうるCT値の範囲が非常に広く(人体の場合で約2000階調)、注目するCT値の範囲を変えることによりCT像の見え方が大きく変化する[森雅樹95]。したがって、読影の経験の多少により、CT像に写し出された構造物の形状やCT値の分布状態の認識が異なり、診断結果が個々の医師によって異なる可能性がある。そこ

で本文では、読影医の負担軽減をはかるとともに、医師の経験の違いによらず、診断の手助けとなる良悪性鑑別の基準を作ることを目的とする。

1.4 本論文の構成

本論文では、まず、第2章で3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型細線化アルゴリズムを提案し、人工画像に適用する。その結果抽出された図形を定量的に評価することにより、基本的な性質を明らかにする。さらに胸部X線CT像中の血管に適用し、その有効性を示す。次に第3章で3次元集中度という3次元空間中の微小ベクトルの分布状態を定量的に表す特徴量を提案し、数値シミュレーション、および人工画像を用いた実験でその基本的な振る舞いを検討する。さらに、3次元集中度を用いて、胸部X線CT像から取り出した血管・気管支の病変による集中の程度の定量化、および同じく病変による胸膜の引き込みの定量化を行う。最後に、第4章で医師が胸部X線CT像を用いて肺腫瘍の良悪性を判断する際に用いる画像特徴のうち数種類を定量化し、それを悪性症例18例を含む29症例に適用する。その結果、提案した特徴量が良悪性鑑別に有効であることを示す。

参考文献

- [BME89] 特集／医用3次元画像処理の技法と応用 - 現状と展望, 日本ME学会誌 (BME), 3,8, 1989
- [Drebin88] R.A.Drebin, L.Carpenter and P.Hanrahan : “Volume Rendering” , Computer Graphics. Proc. of ACM SIGGRAPH'88, 22, 3, pp.65-74, 1988
- [Levoy88] M.Levoy : “Display of Surface from Volume Data” , IEEE Computer Graphics & Applications, 8, 3, pp.29-37, 1988
- [MIT98] 特集／3次元画像と知的画像処理, 日本医用画像工学会論文誌(Medical Imaging Technology), 16, 2, 1998
- [石川99] 石川貴洋, 森健策, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 安野泰史, 片田和廣 : “3次元医用画像の次元独立な観察支援ツール”, 医用画像工学研究会JAMIT Frontier '99 講演論文集, pp.219-224, 1999
- [奥村98] 奥村俊昭, 三輪倫子, 加古純一, 奥本文博, 増藤信明, 山本真司, 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, 2, 3, pp.1-8, 1998
- [河田99] 河田佳樹, 仁木登, 大松広伸, 楠本昌彦, 柿沼龍太郎, 森清志, 西山祥行, 江口研二, 金子昌弘, 森山紀之 : “Thin-section CT像を用いた微小肺がんの質的診断支援”, 信学技報, MI99-6, 1999
- [小畑99] 小畑秀文 : “医用画像の計算機診断支援 - 現状と今後の動向 -”, 信学技報, PRMU99-18, MI99-13, 1999
- [四方98] 四方秀則, 木戸尚治, 増山博 : “胸部X線CT像を用いたフーリエ変換による肺腫瘍の辺縁形状の定量化” , Medical Imaging Technology, 16, 3, 1998
- [統計99] http://www.mhw.go.jp/search/docj/toukei/10nengai_8/5_hyo.html (厚生省WWWページ, 1999年8月28日現在)
- [戸崎99] 戸崎哲也, 河田佳樹, 仁木登, 大松広伸 : 胸部3次元CT像による肺野内臓器の抽出と分類, 信学論(D-II), J82-D-II, 8, pp.1327-1338, 1999
- [鳥脇86] 鳥脇純一郎 : “3次元画像のデジタル処理” , 高木幹雄, 鳥脇純一郎, 田村秀行編 : 画像処理アルゴリズムの最新動向, 別冊 O plus E, 新技術コミュニケーションズ, pp.84-107, 1986
- [鳥脇88] 鳥脇純一郎 : 画像理解のためのデジタル画像処理[I],[II], 昭晃堂, 1988

- [鳥脇 97] 鳥脇純一郎：“画像パターン認識と画像生成による診断・治療支援”，コンピュータ支援画像診断学会論文誌，1, 2, pp.1-16, 1997
- [森健策 93] 森健策，長谷川純一，鳥脇純一郎，片田和廣，安野泰史：“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”，信学論(D-II), J76-D-II, 8, pp.1587-1594, 1993
- [森雅樹 95] 森雅樹：肺癌のCT診断，中外医学社，東京，1995
- [山本 93] 山本真司，田中一平，千田昌弘，館野之男，飯沼武，松本徹，松本満臣：“肺癌検診用X線CT(LSCT)の基本構想と診断支援用画像処理方法の検討”，信学論(D-II), J76-D-II, 2, pp.250-260, 1993

第2章 3次元濃淡画像に対する尾根線追跡アルゴリズム

2.1 はじめに

近年、様々な分野で計算機による画像の解析が行われている。その際、基本的なアルゴリズムが重要な役割を果たすが、その中でも画像から特徴的な線を取り出す処理はとくに重要である。このような処理は2次元画像に対しては、細線化、スケルトン化、構造線抽出などの名称のもとに膨大な研究がなされている[鳥脇 85, 鳥脇 86, 鳥脇 88]。

本章で扱う濃淡画像に関しても2次元画像に対しては尾根線追跡型[成瀬 77]、構造線抽出[榎本 76]、局所連結数などの局所特徴を用いた細め型処理[横井 75]などの基本的な考え方が提案され、アルゴリズムも与えられている。そして、これらのほとんどすべてに対して、3次元濃淡画像用のアルゴリズムが与えられている。例えば、曲面の構造線(Crest line と呼んでいる)の局所処理による抽出[Thirion95]、濃度値を加味しつつ連結成分を縁から削っていく細め型手法[安江 96]、濃度値曲面の凹みの境界を取り出す Watershed 法[Vincent91]などである。詳細は文献[成瀬 77, 安江 96]にゆずる。これらは基本的に濃度値に関する局所的条件を満たすある種の特徴点を抽出するものであり、抽出結果は線状になる傾向はあっても積極的に線状図形を抽出するアルゴリズムにはなっていない。そして、上記の2次元濃淡画像に対する各アルゴリズムのうち、3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型細線化のみが作られていない。

そこで、本章では、3次元濃淡画像に対する尾根線追跡型の細線化手法を提案する。本手法では、まず、入力された3次元濃淡画像の各画素を複数の sub-voxel に分割し、見かけ上の空間解像度をあげる。これは、追跡方向の自由度を増加させることを意味する。次に、局所的に濃度値が極大となる画素を追跡開始点とし、注目点における4次元超曲面の曲率[Monga95]の絶対値が最小になるような主曲率方向に画素を追跡していく。これにより、最終的に線図形を得る。以下、2.2 で尾根線の特徴づける局

所特徴量である4次元超曲面の曲率の性質を詳細に調べる。その結果、各画素における4次元超曲面の曲率の値によってとりうる可能な状態のすべてを具体的に示す。また、尾根線の定義を簡単に述べる。続く2.3で提案手法を説明する。次に、2.4でsub-voxelへの分割数を変えて人工画像に対して適用した結果、および胸部X線CT像から切り出した肺血管に対して適用した結果を示す。

なお、本章で用いる「濃淡画像の細線化」という言葉は、濃淡画像を、その特徴的な構造情報を抽出できる形で線図形に変換する処理を意味する(2次元画像に対する文献[鳥脇 88, 成瀬 77]と同じ意味である)。また、本章で扱う画像はすべてデジタル画像である。

2.1 準備

2.2.1 4次元超曲面の曲率

3次元濃淡画像は、3次元空間を直方体画素に分割し、各画素に濃度値を割り当てたものである。具体的には第*i*行*j*列*k*段の画素(*i, j, k*)の濃度値が f_{ijk} である3次元濃淡画像を $\mathbf{F}=\{f_{ijk}\}$ のように書く。3次元濃淡画像、あるいは3次元2値画像に関する基礎的な手法の定義(たとえば連結性の定義など)は文献[鳥脇 85, 鳥脇 86]に従う。

次に、4次元超曲面の曲率について簡単に述べる。本手法で用いる4次元超曲面の曲率は、文献[Monga95]によるもので、3次元濃淡画像の空間の3つの軸に加え、第4軸目として濃度値をとり、3次元濃淡画像を4次元空間内の4次元超曲面と考えた時の法曲率である。3次元空間での3次元曲面では、主曲率(3次元曲面の曲率)は臍点や平坦面上の点のように特別の点ではない限り唯2つ存在するが、本章で用いる4次元超曲面の曲率では3つ存在し、この3つの主曲率の符号と絶対値によって超曲面の曲がり具合が記述される。

4次元超曲面の曲率の主曲率を k_1, k_2 , および k_3 としたとき、それらの値の間の関係を3種類の特徴量の組み合わせで分類した結果を表2.1に示す。用いた特徴量(基準)は、主曲率の大きさ(単純主曲率基準)、主曲率の絶対値(絶対値基準)、および3つの主曲率の和の符号(平均曲率基準)である。ただし、 $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ とする。単純主曲率基準は超曲面が第4軸の正負のどちらにより曲がっているかを表わす。これは k_1, k_2, k_3 , および0の大小関係による分類であり20通りに、絶対値基準は $|k_1|, |k_2|, |k_3|$, および0の大小関係による分類であり26通りに、平均曲率基準は主曲率の和の符号による分類であり3通りに、それぞれ分類できる。したがって、総計1560通りの組み合わせが考えられるが、 $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ という条件を与えると、表2.1

表 2.1 主曲率の可能な組み合わせ

番号	単純主曲率基準	絶対値基準	平均曲率基準
1	$k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$ k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
2	$k_1 > k_2 > k_3 = 0$	$ k_1 > k_2 > k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
3	$k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
4	$k_1 > k_2 = k_3 = 0$	$ k_1 > k_2 = k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
5	$k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$ k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
6	$k_1 = k_2 > k_3 = 0$	$ k_1 = k_2 > k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
7	$k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
8	$k_1 = k_2 = k_3 = 0$	$ k_1 = k_2 = k_3 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
9	$k_1 > k_2 > 0 > k_3$	$ k_1 > k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
10	〃	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
11	〃	$ k_1 > k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
12	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
13	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
14	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
15	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
16	$k_1 > k_2 = 0 > k_3$	$ k_1 > k_3 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
17	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
18	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
19	$k_1 = k_2 > 0 > k_3$	$ k_1 = k_2 > k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
20	〃	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
21	〃	$ k_3 > k_1 = k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
22	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
23	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
24	$k_1 = k_2 = 0 > k_3$	$ k_3 > k_1 = k_2 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
25	$k_1 > 0 > k_2 > k_3$	$ k_1 > k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
26	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
27	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
28	〃	$ k_1 = k_3 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
29	〃	$ k_3 > k_2 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
30	〃	$ k_3 > k_1 = k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
31	〃	$ k_3 > k_1 > k_2 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
32	$k_1 > 0 > k_2 = k_3$	$ k_1 > k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 > 0$
33	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 = 0$
34	〃	〃	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
35	〃	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
36	〃	$ k_2 = k_3 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
37	$k_1 = 0 > k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 > k_1 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
38	$k_1 = 0 > k_2 = k_3$	$ k_2 = k_3 > k_1 = 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
39	$0 > k_1 > k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
40	$0 > k_1 > k_2 = k_3$	$ k_2 = k_3 > k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
41	$0 > k_1 = k_2 > k_3$	$ k_3 > k_2 = k_1 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$
42	$0 > k_1 = k_2 = k_3$	$ k_1 = k_2 = k_3 > 0$	$k_1 + k_2 + k_3 < 0$

に示す42通りのみ存在する。これらは3次元濃淡画像の画素の状態を分類する基本的な特徴量として利用できる。

一般に多次元超曲面の曲率においても、すべての主曲率の積、および和をガウス曲率、および平均曲率と定義しているが、単純にガウス曲率を用いた場合には、例えば $(k_1 > 0, k_2 > 0, k_3 > 0)$ という組み合わせと、 $(k_1 > 0, k_2 < 0, k_3 < 0)$ という組み合わせの区別ができない。本章では、2.4.1で追跡を継続する条件として正の値をもつ主曲率の個数を用いるため、表2.1に示すような分類を行った。

連続空間の画像の場合、4次元超曲面の曲率は画像を表わす関数の1階偏導関数、および2階偏導関数を用いて計算される(付録2.1参照)[Monga95]。本章の場合は、これを以下のように差分で近似する。すなわち I, J, K 軸方向の画素の大きさをそれぞれ、 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ とし、画素 (i, j, k) の濃度値を f_{ijk} で表わすとき、画素 (i, j, k) における1階差分を

$$\frac{f_{i+1,j,k} - f_{i-1,j,k}}{2\Delta x}$$

など、2階差分を

$$\frac{f_{i+1,j,k} - 2f_{ijk} + f_{i-1,j,k}}{\Delta x},$$

$$\frac{f_{i+1,j+1,k} - f_{i-1,j+1,k} - f_{i+1,j-1,k} + f_{i-1,j-1,k}}{4\Delta x\Delta y}$$

などで近似する。

なお、2次元濃淡画像に対しては局所的に曲面の当てはめを行い、偏導関数を推定する手法が提案されている[Haralick83]。同様に3次元濃淡画像に対しても超曲面、あるいは立体を当てはめて偏導関数を推定することが原理的には可能であるが、本章では提案手法のより基本的な振る舞いを調べるために、連続画像の微分を離散近似する際に一般的に用いられる差分を用いた。

実際に図2.1に示す人工画像を用いて曲率を求めた。人工画像は $100 \times 100 \times 100$ 画素でその中央に半径10画素の円柱を組み合わせた図形を含む。図2.1は画像の中心を通る断面の濃度値分布を示している。画素 (i, j, k) における濃度値は、円柱の中心線と画素 (i, j, k) との最短距離を r としたとき、以下の式で与えられる。

$$f_{ijk} = \begin{cases} 1000 - 10r^2 & (r \leq 10) \\ 0 & (r > 10) \end{cases}$$

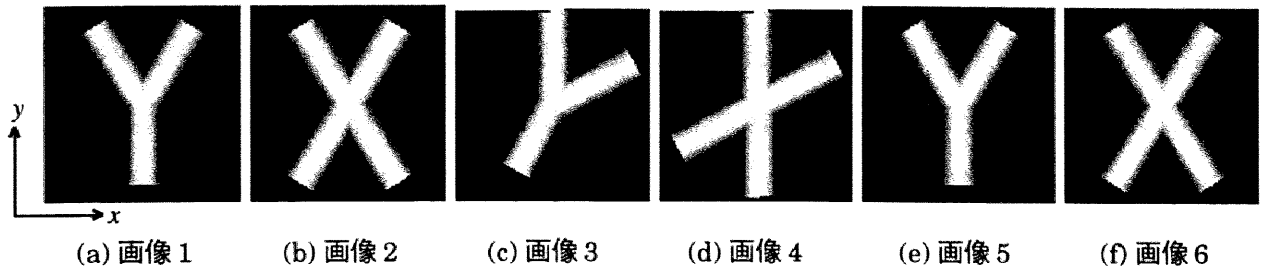


図 2.1 実験に用いた人工画像の断面(濃度値が大きいほど白く印刷してある)

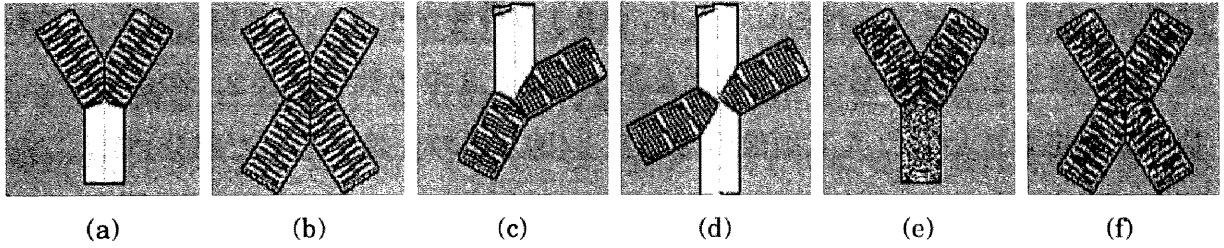


図 2.2 図 2.1 の各点において曲率を計算した結果の断面

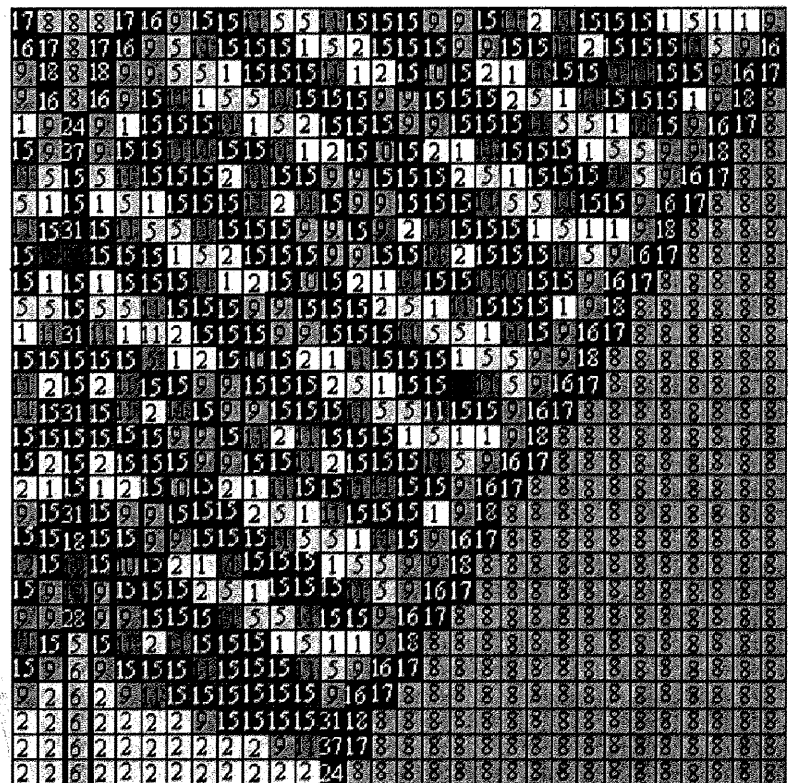
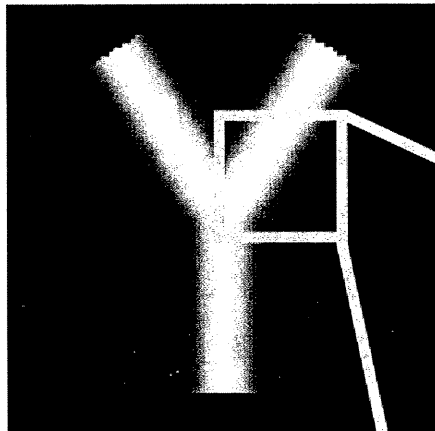


図 2.3 図 2.2(a)の拡大図

画像1(図2.1(a))は円柱をY字型に組み合わせたもの、画像2(図2.1(b))はX字型に組み合わせたもの、画像3(図2.1(c))、および画像4(図2.1(d))は、それぞれ画像1、および画像2を xy 平面で画像の中心の回りに 30° 回転させたもの、画像5(図2.1(e))、および画像6(図2.1(f))は、それぞれ画像1、および画像2の円柱部分に平均値0、標準偏差10の正規乱数を加えたものである。いずれの画像でも、Y字型、あるいはX字型の中心線の分岐点が画像の中心にある。

図2.2に人工画像の各点で4次元超曲面の曲率を求めた結果を示す。図2.2の濃淡は表2.1の各パターンに対応しており、表2.1の番号が小さいほど白く表示してある。図2.3に図2.2(a)の一部分の拡大図を示す。図2.3中の数字は表2.1の各パターンの番号に対応している。人工画像の中心線上(図2.3の太線で囲んだ部分)では、表2.1の番号の5, 6, 9, 10の主曲率のパターンが存在することが認められる。雑音を加えないものに関しては他の画像に対する実験でも、中心線上の主曲率のパターンは図2.3に見られるもの(表2.1の番号の5, 6, 9, 10)と同一であった。

2.2.2 尾根線

尾根線とは概念的には、山の稜線と同様のものである。本章では3次元濃淡画像を4次元空間内の超曲面として取り扱うが、本節では2次元濃淡画像の場合を例にとって簡単に説明する。2次元濃淡画像の場合には空間の座標軸は2つであるから、これに濃度値を第3軸目として加えれば、2次元濃淡画像は3次元曲面と考えることができる(図2.4)。このような3次元曲面の尾根線を「濃度値が近傍で極大値である点から主曲率の絶対値が最小になる方向へ追跡していった結果できる軌跡」と定義する。

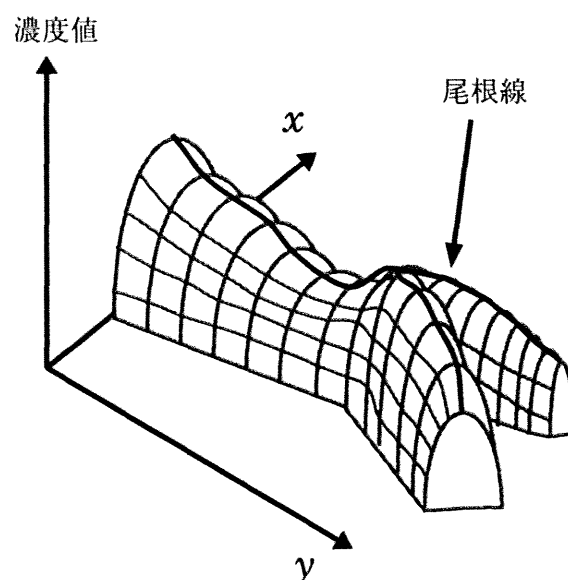


図2.4 尾根線の説明(2次元濃淡画像の例)

これは、山、あるいは丘の頂上から傾斜がもっとも緩やかな方向へたどることに相当する。本章では3次元濃淡画像を取り扱うため、前述の例よりも複雑になるが、概念的には2次元濃淡画像に対するものと同様である。

2.3 具体的処理手法

2.3.1 開始条件・追跡継続条件

ある画素 P における濃度値を $f(P)$ で表し、以下の2つの条件を設定する。ただし、連結性は26連結[鳥脇 85, 鳥脇 86](26-neighborhood, 図 2.5)で考える。以下、簡単のために、画素を単に点と呼ぶことがある。また、2値画像(濃度値として0か1のみをとる画像)において、値1(0)を持つ画素を“1(0)-画素”と呼ぶ。

[副開始条件] 注目点 P に隣接する点 Q_1 と、点 P に対して点 Q_1 と点対称の位置にある点 Q_2 を隣接点ペア(adjoining voxel pair)と呼ぶ(図 2.5)。点 P と点 P の隣接点ペア Q_1, Q_2 が以下の条件を満たすとき点 P は[副開始条件]を満たす。

$$[(f(P) \geq f(Q_1)) \wedge (f(P) > f(Q_2))] \cup [(f(P) > f(Q_1)) \wedge (f(P) \geq f(Q_2))]$$

[開始条件 A] 注目点 P における13組の隣接点ペアのうちちょうど12組が[副開始条件]を満たす。

[開始条件 B] 注目点 P における13組の隣接点ペアのすべてが[副開始条件]を満たす。

[継続条件] 注目点 P における4次元超曲面の曲率の絶対値が最小となる主曲率方向が追跡方向と一致し、かつ点 P における曲率の符号および大きさが2.4.1の組み合わせである。ただし、4次元超曲面の曲率の絶対値が最小となる主曲率方向を、点 P と点 P の26近傍にある点を結ぶ26方向のうち角度の差が最も小さいものに近似する。

なお、上記[開始条件 A]、および[開始条件 B]は追跡開始点探索のために、[継続条件]は後述の[追跡]という手順で追跡方向を決定するために用いる。

2.3.2 尾根線追跡型細線化アルゴリズム

本節と次節でアルゴリズムの概要を述べる(図 2.6)。**[追跡]**の詳細は次の**2.3.3**に与える。提案手法を説明する。

[**step 1**] 原画像の画素の各辺をそれぞれ n 分割し(1つの画素は $n \times n \times n$ 個の sub-voxel に分割され、画像の空間解像度は n 倍になる)、各 sub-voxel の濃度値を原画像の三重線形補間によって定める。また、原画像の n 倍の空間解像度を持つ画像 I_b を用意し、すべての画素に値0を代入しておく。**[step 2]**へ。

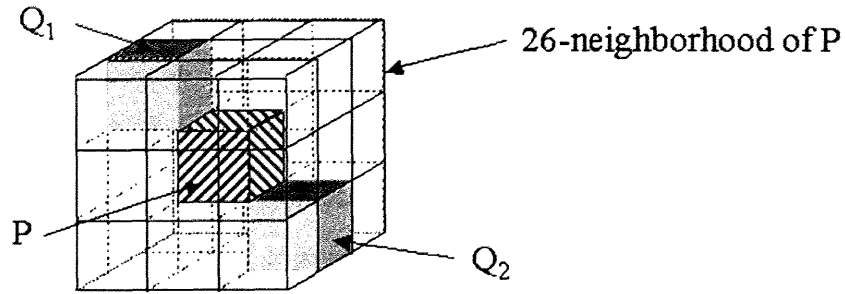


図 2.5 26近傍と隣接点ペア

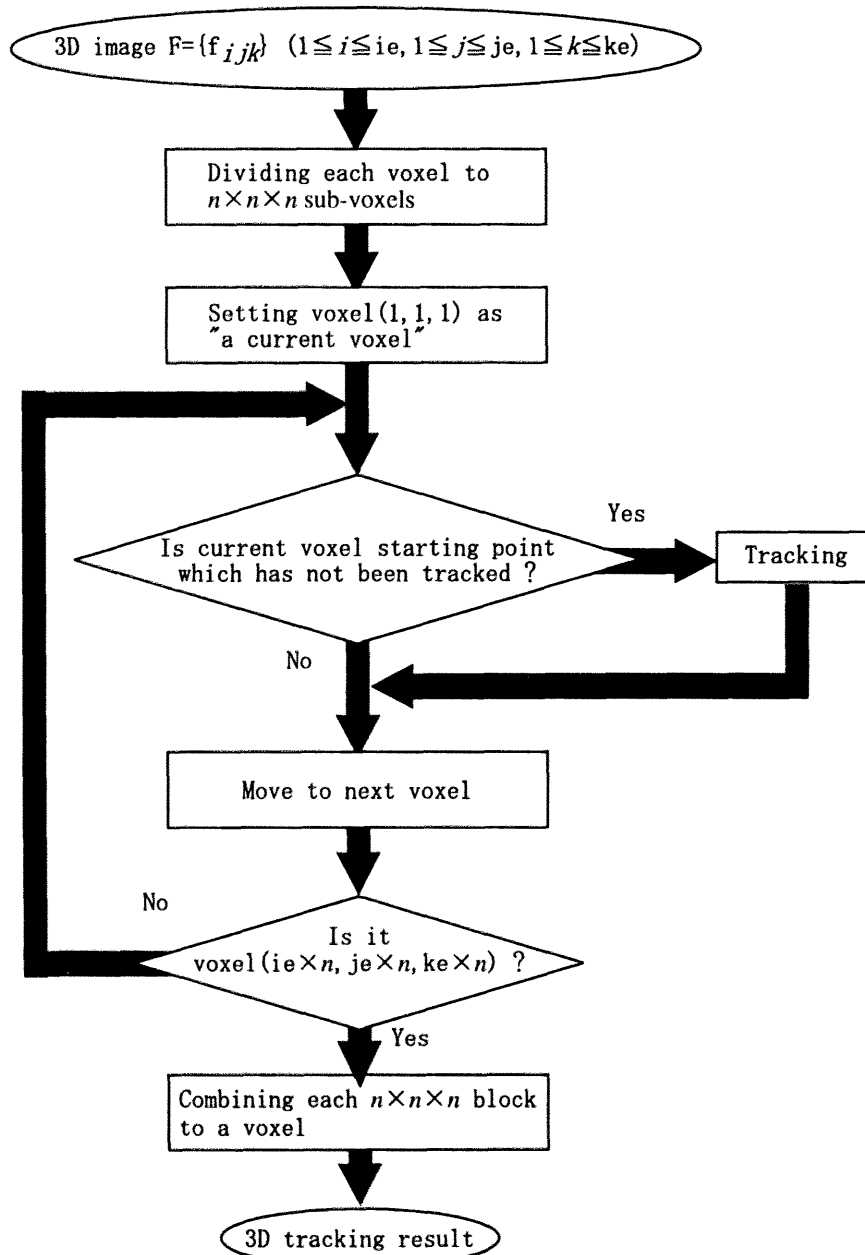


図 2.6 追跡処理の概要

[step 2] 画像全体を走査し、注目点 P において[開始条件 A]、または[開始条件 B]を満たし、まだ追跡をされていない点を追跡開始点とする。追跡開始点が見つかったら**[step 3]**へ。見つからなければ**[step 7]**へ。

[step 3] 注目点において[開始条件 A]を満たすとき、**[step 4]**へ。[開始条件 B]を満たす(このとき注目点は極大点となる)とき**[step 5]**へ。

[step 4] 追跡開始点と[開始条件 A]を満たさなかった隣接点ペアの一方を結ぶ方向を追跡方向とし、[追跡]を開始する。[追跡]が終了したら、**[step 6]**へ。[追跡]の内容は **2.3.3** 参照。

[step 5] 追跡開始点に隣接する点のうち[継続条件]を満たす点があれば、追跡方向を追跡開始点とその点を結ぶ方向として[追跡]を開始する。追跡が終了したら**[step 6]**へ。[継続条件]を満たす方向がなければ**[step 2]**へ。

[step 6] 追跡開始点に戻り、追跡方向を 180° 回転した方向を新たな追跡方向として[追跡]を行なう。追跡が終了したら、**[step 2]**へ。

[step 7] 原画像と同じ大きさの画像 I_{out} を用意する。画像 I_{out} の各画素に対応する画像 I_b の $n \times n \times n$ 個の画素のブロック内に 1-画素を 1 つでも含む場合、画像 I_{out} の画素を 1-画素に、1 つも含まない場合、0-画素にし、終了する。

2.3.3 追跡

[step I] 注目点を追跡方向に 1 画素移動し、移動後の注目点において[継続条件]を満たせば、画像 I_b の注目点に対応する画素に値 1 を書き込み、**[step I]** を繰り返す。満たさなければ、注目点を戻して**[step II]**へ。

[step II] 注目点を追跡方向に 2 画素移動し、移動後の注目点において[継続条件]を満たせば、画像 I_b の注目点に対応する画素に値 1 を書き込み、**[step I]**へ。満たさなければ、注目点を戻して**[step III]**へ。

[step III] 注目点とそれに隣接する点を結ぶ方向のうち、追跡方向となす角が 90° 未満である方向へ追跡方向を変える。注目点をそれぞれの追跡方向に 1 画素移動し、移動後の注目点において[継続条件]を満たせば、画像 I_b の注目点に対応する画素に値 1 を書き込み、**[step I]**へ。満たさなければ、注目点を追跡開始点に戻し、追跡を終了する。

なお、[追跡]によって抽出されたすべての画素について、以前に追跡された方向がすべて記録されており、[追跡]の各 **step** での追跡方向が以前追跡された方向であればその時点で追跡を終了する。したがって、ある画素が同じ方向に 2 回以上追跡さ

れることはない。

2.4 実験

以下、人工画像、および胸部X線CT像から切り出した肺血管に対して2種類の継続条件を用いて本手法を適用した結果を示す。なお、使用したCPUはPentium II(450 MHz)、使用したOSはFreeBSD 2.2.6である。

2.4.1 継続条件

2.3.2でふれた[継続条件]の主曲率の符号と大きさの組み合わせとして、以下の2つについて実験を行った。ただし、3つの主曲率を k_1, k_2, k_3 とし、 $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ という順に並べられているとする。

[組み合わせ①] 表1のパターン5,6,9,10

[組み合わせ②] 2つ以上の主曲率の符号が正であり、 $|k_1|$ が $|k_3|$ よりも大きい。

[組み合わせ①]は2.2で図2.1の人工画像の中心線上に実際に見られたパターンである。中心線は人工画像中でもっとも濃度値が高い直線状の領域であり、直感的に「尾根線」であると考えられる。また、[組み合わせ②]は表2.1の番号の1～11(4,8を除く)、および19に対応している。[組み合わせ②]は[組み合わせ①]を包含しているため、[組み合わせ②]を用いた場合に抽出される画素の集合は[組み合わせ①]を用いた場合に抽出される画素の集合を包含している。[組み合わせ②]のように中心線上に見られるパターン以外のものも含む組み合わせを選んだ理由は、雑音が加わった画像における中心線上では2.2で見られたパターン以外のものも見られるためである。ところで、3次元曲面の曲率では平均曲率を H 、ガウス曲率を K としたときに、 $H < 0$ かつ $K = 0$ の曲面をridge surface、および $H < 0$ かつ $K < 0$ の曲面をsaddle ridgeと呼ぶが[Besl86]、この類推から[組み合わせ②]は3次元曲面の曲率でのridge surface、およびsaddle ridgeの一部に相当するパターンをより多く含むと考えることができる。なお、本章で用いた文献[Monga95]の計算法では、主曲率の符号の付け方が文献[Besl86]とは逆になっている。

以下、説明の便宜上、[継続条件]の主曲率の組み合わせに[組み合わせ①]を用いるものを[継続条件①]、[組み合わせ②]を用いるものを[継続条件②]と呼ぶ。

なお、sub-voxelへの分割数 n は、 $n=1,2,3$ の3通りを試みた。

2.4.2 人工画像に対する実験

(1) 定量的な評価尺度

定量的な評価尺度として、「理想芯線上の各点から出力図形へ(「理想芯線→出力図

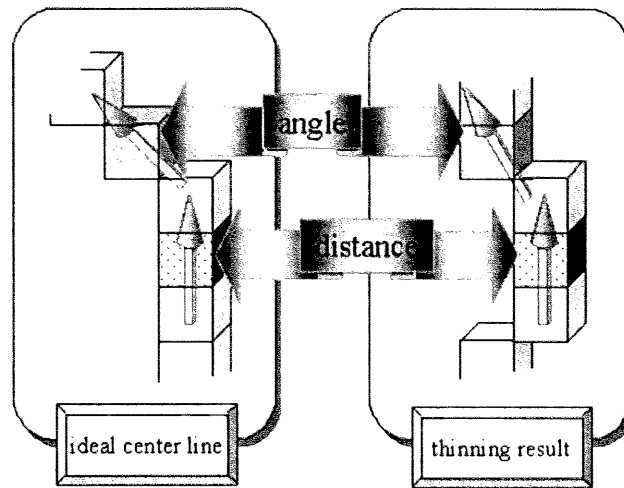


図 2.7 定量評価の特徴量

形」と略記する)の最短距離の平均値]、「理想芯線上の各点における方向と、その点にもっとも近い距離にある出力図形上(これも「理想芯線→出力図形」と略記する)の点における方向とのなす角度の平均値」を用いる(図 2.7)。ただし、円柱の中心線を理想的な抽出結果と考え、「理想芯線(ideal center line)」と呼ぶ(図 2.8)。実験に用いた人工画像の理想芯線の画素数は、画像 1、および画像 5 が 120 画素、画像 2、および画像 6 が 162 画素、画像 3 が 123 画素、画像 4 が 181 画素である。また、ある画素における線図形を、その画素の 26 近傍にある 2 つの 1-画素の中心を結んだ線分の方向で定義する。角度の平均値を求める際、理想芯線上の画素の 26 近傍に 1-画素が 1 つのみ、あるいは 3 つ以上存在する場合には、その画素は計算に含めない。また、理想芯線上の画素に最も近い出力図形上の点の 26 近傍に 1-画素が 1 つのみ、あるいは 3 つ以上ある場合には、その画素は計算に含めず、「不対応点(discord point)」と呼ぶ。さらに、上記の 2 つの評価を理想芯線と出力図形を入れ換えて行ない、合計 4 種類の評価を行なう。理想芯線からの最短距離の平均値は、理想芯線と出力図形の位置のずれと出力図形の縮退の程度を表し、角度の平均値は理想芯線と出力図形との走行方向が異なるほど大きくなる。また、出力図形からの最短距離の平均値は理想芯線と出力図形の位置のずれと出力図形のひげの多さを表し、角度の平均値は理想芯線からの角度の平均値と同じく理想芯線と出力図形の走行方向が異なるほど大きくなる。不対応点は、ひげ、あるいは端点が増えると多くなる。

なお、本手法を適用すると、出力図形上の線状部分の画素の 26 近傍に 1-画素が 3 つ以上ある(線幅 1 ではない)部分が多数存在することがある。このとき角度の平均

値の計算において、多数の不对応点が生ずることになるが、この不对応点はひげや端点の抽出の程度を表わすものではないので、評価に不適當である。そこで、角度の平均値の計算、および不对応点の数え上げでは、出力図形の孤立点、および端点を除く消去可能点を消去^(注)した後に行うものとする。これにより分岐点を除いて出力図形上のすべての画素の26近傍には1-画素がたかだか2つになるため、不对応点は分岐点、および端点でのみ生じることになる。

(II) 基本的な性質の検討

図2.1に示す人工画像に対して画素の分割数 n を変化させて本手法を適用した。

継続条件①に対する結果を図2.9に、継続条件②に対する結果を図2.10に示す。継続条件①を用いた場合でも、継続条件②を用いた場合でもいずれの画像とも分割数を大きくするにしたがって抽出結果の分断が少なくなるが、同時に中心線以外の短線(以下、“ひげ”と呼ぶ)も抽出されていることが分かる。継続条件①を用いた場合と継続条件②を用いた場合を比較した場合、画像に雑音を加えていないもの(画像1～4)ではほとんど差は見られないが、雑音を加えたもの(画像5, 6)では、継続条件②を用いた方が抽出された画素数が若干多くなっている。なお、ひげ、および分断の定義は付録2.2を参照のこと。

図2.11に前述の定量的評価の結果を示す。ほとんどの場合では分割数を大きくすると最短距離の平均値は小さくなるが、「出力図形→理想芯線」の場合には必ずしも小さくならない。これは出力図形が線幅1ではないことが原因である。「出力図形→理想芯線」、および「理想芯線→出力図形」の最短距離の平均値が、分割数2, あるいは3のときに、いずれも1画素程度であることから、本手法によりほぼ理想芯線と同様の線図形を得られたことが確認できる。なお、図2.11(a)のように「理想芯線→出力図形」のとき、分割数1の場合にいずれも最短距離の平均値が大きな値となっている。これは理想芯線が画像の座標軸に対して平行ではない部分で出力図形が分断されて出力されているためである。

また、各画像に対する出力図形の連結成分数を表2.2(a)に、同一追跡開始点から追跡された画素数の分布を表2.2(b)に示す。今回の入力画像の場合、連結成分数が多いほど出力の線図形が分断されていることを示す。いずれの画像に対する場合でも分割数を大きくすると連結成分数が小さく、つまり分断が起こりにくくなっていることが

.....

(注)：出力図形を2値画像とみてトポロジーを保存する(詳細は文献[鳥脇85, 鳥脇86]参照)という条件で1-画素を0-画素に変える。

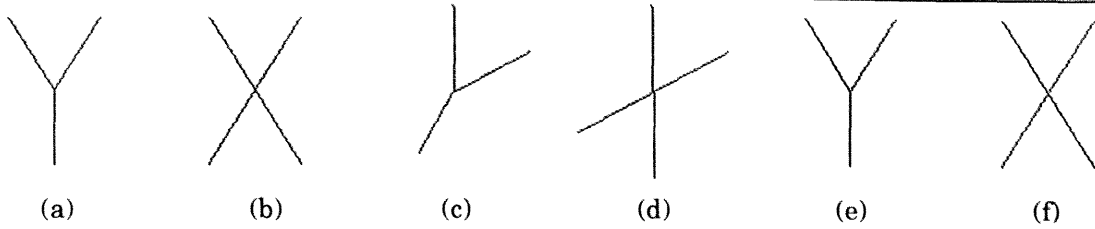


図2.8 理想芯線

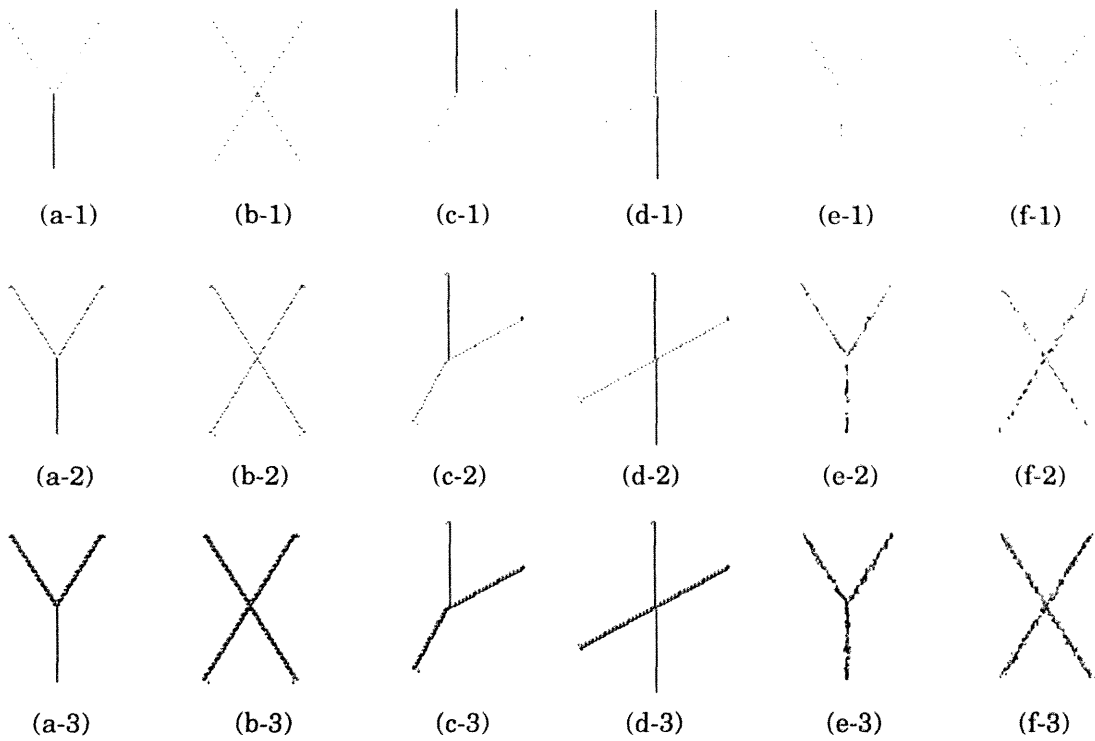


図2.9 継続条件①を用いた場合の追跡結果

(上段(a-1)~(f-1):分割数1, 中段(a-2)~(f-2):分割数2, 下段(a-3)~(f-3):分割数3)

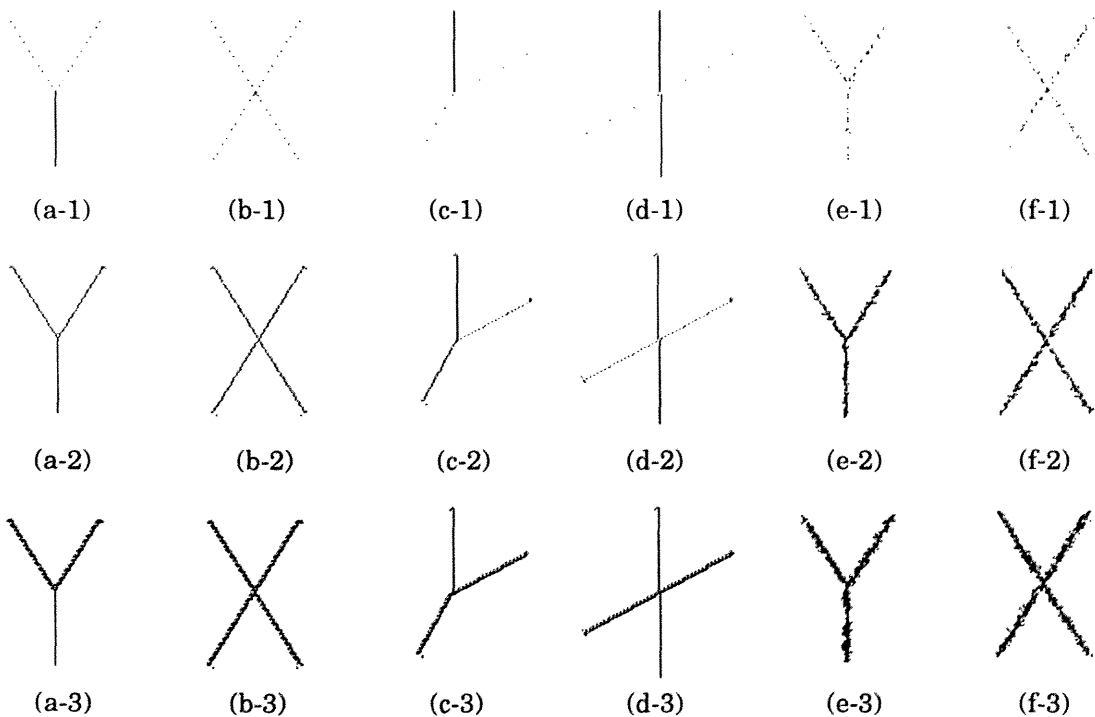






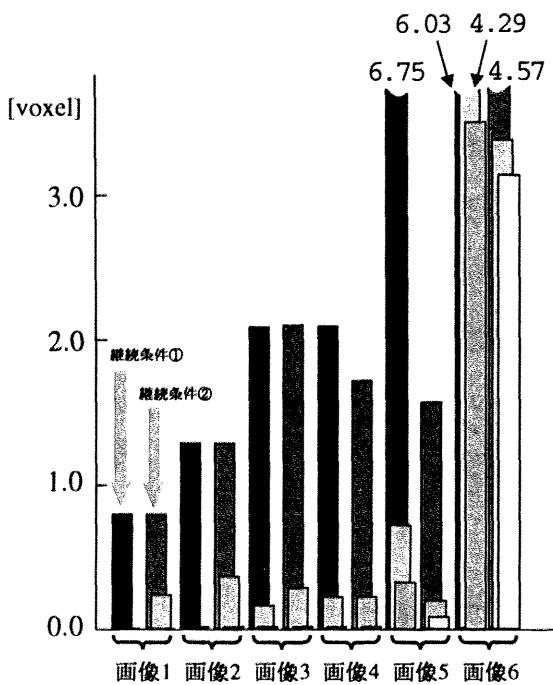


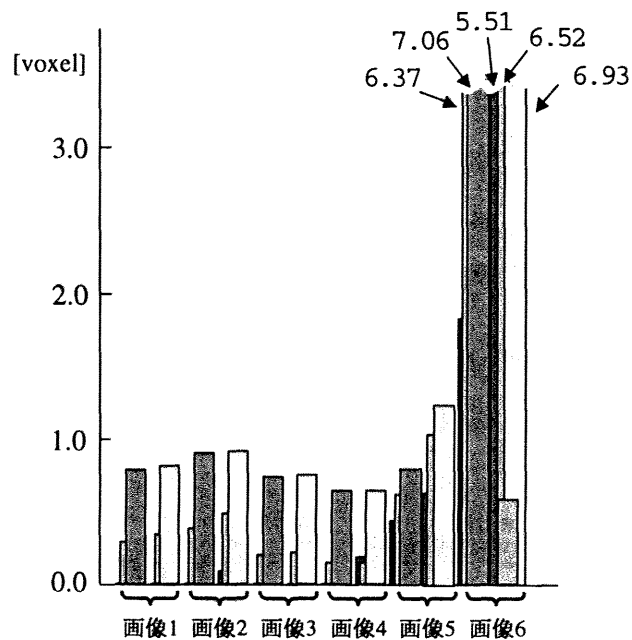
図2.10 継続条件②を用いた場合の追跡結果

(上段(a-1)~(f-1):分割数1, 中段(a-2)~(f-2):分割数2, 下段(a-3)~(f-3):分割数3)

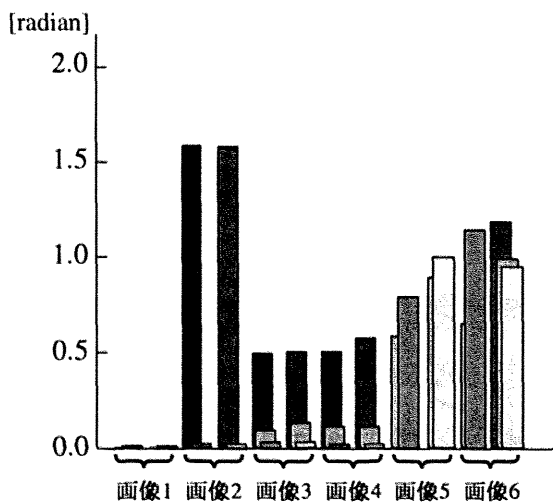
	継続条件①	継続条件②
分割数1		
分割数2		
分割数3		



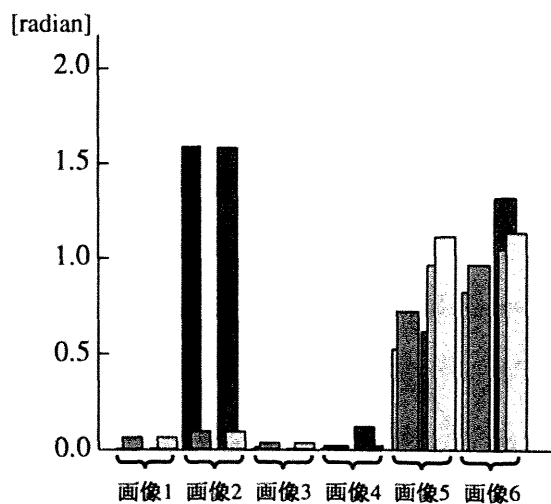
(a) 理想芯線→出力図形, 最短距離



(b) 出力図形→理想芯線, 最短距離



(c) 理想芯線→出力図形, 角度



(d) 出力図形→理想芯線, 角度

図 2.11 追跡結果の定量評価

表 2.2(a) 出力図形の連結成分数

	分割数	画像 1	画像 2	画像 3	画像 4	画像 5	画像 6
継続条件①	1	21	39	8	9	39	54
	2	29	59	34	41	19	33
	3	1	3	2	1	13	16
継続条件②	1	21	39	8	9	30	29
	2	1	3	20	41	18	23
	3	1	3	2	1	11	14

表 2.2(b) 追跡された画素数

		分割数 n	連続して追跡された画素数($\times n$ 画素)				
			1 ~ 9	10 ~ 19	20 ~ 29	30 ~ 39	40 ~
継続条件①	画像 1	1	20	0	0	0	1
		2	28	0	0	0	1
		3	84	0	0	0	2
	画像 2	1	39	0	0	0	0
		2	59	0	0	0	0
		3	172	0	0	0	0
	画像 3	1	7	0	0	0	1
		2	112	0	0	0	1
		3	44	0	0	0	3
	画像 4	1	7	0	0	0	2
		2	192	0	0	0	2
		3	286	0	0	0	3
	画像 5	1	39	0	0	0	0
		2	209	0	0	0	0
		3	240	0	0	0	0
画像 6	1	54	0	0	0	0	
	2	325	4	0	0	0	
	3	286	3	0	0	0	
継続条件②	画像 1	1	20	0	0	0	1
		2	2	0	0	0	2
		3	281	0	0	0	4
	画像 2	1	39	0	0	0	0
		2	52	0	0	0	2
		3	172	0	0	0	0
	画像 3	1	7	0	0	0	1
		2	53	0	0	0	1
		3	502	0	0	0	4
	画像 4	1	7	0	0	0	2
		2	95	0	0	0	2
		3	292	0	0	0	4
	画像 5	1	66	0	0	0	0
		2	253	3	0	0	0
		3	282	6	0	0	0
画像 6	1	83	0	0	0	0	
	2	203	4	0	0	0	
	3	252	8	0	0	0	

分かる。これは分割数を大きくすることにより、追跡方向の自由度が増したことによるものと考えられる。これは表2.2(b)で、雑音を加えていない画像に対しては分割数が大きくなるにしたがって連続して追跡される画素の数が増えることから確認できる。

雑音を加えない場合には、いずれも角度の平均値はほぼ $0.0 \sim 0.5$ [radian]、雑音を加えた場合には、 $0.0 \sim 1.6$ [radian]であった。なお、画像2に対する分割数1の場合に角度の平均値が著しく大きくなっているが、これは出力図形のほとんどの部分が孤立点として抽出され、理想芯線の分岐点付近に対応する部分の画素の方向だけで評価がなされたためである。分割数が2あるいは3のとき、雑音を加えていない画像では角度の平均値が 0.1 [radian]程度であり、ほぼ理想芯線と同じ方向の線図形を抽出できたことが確認できる。

なお、分割数が1のとき、「理想芯線→出力図形」の場合には、出力図形が分断されて抽出されていることにより、不对応点の数は全出力画素数の $1/3 \sim 1/2$ となっており、適当な評価とは言えない。しかし、それ以外の場合にはひげ、あるいは端点の抽出の程度を適切に評価していることが確認された。

尾根線抽出処理に要した計算時間は、いずれの画像に対しても、分割数が1, 2, および3のとき、約2.8秒、約20.3秒、および約69.2秒であった。処理時間は原画像の分割、および統合に要する時間を除けば追跡された画素数に比例すると考えられる。

(Ⅲ) 雑音の影響の検討

次に、雑音の程度による出力図形の変化を検討するために、図2.1(a)に示す画像に加える雑音の標準偏差を変化させて本手法を適用した。画像に加えた雑音は平均値が0で、標準偏差が5, 10, 15, および20の正規乱数であり、加法的に加えた。図2.12に継続条件①を用いた場合の出力図形を、図2.13に継続条件②を用いた場合の出力結果を示す。また、比較のために、雑音を加えない画像に対する実験結果もあわせて示す。なお、これらの出力図形の理想芯線は図2.8(a)と同一である。ほぼ雑音の標準偏差が大きくなるのにしたがって、理想芯線に対応する画素以外の画素の抽出が多くなり、分断の数も多くなっていることが分かる。

図2.12, および図2.13の画像に対して前述の定量評価を行った結果を図2.14に示す。「理想芯線→出力図形」の場合の最短距離の平均値は、雑音の標準偏差 σ が大きくなるにしたがって大きくなり、分割数が多くなるにしたがって小さくなる傾向にあ

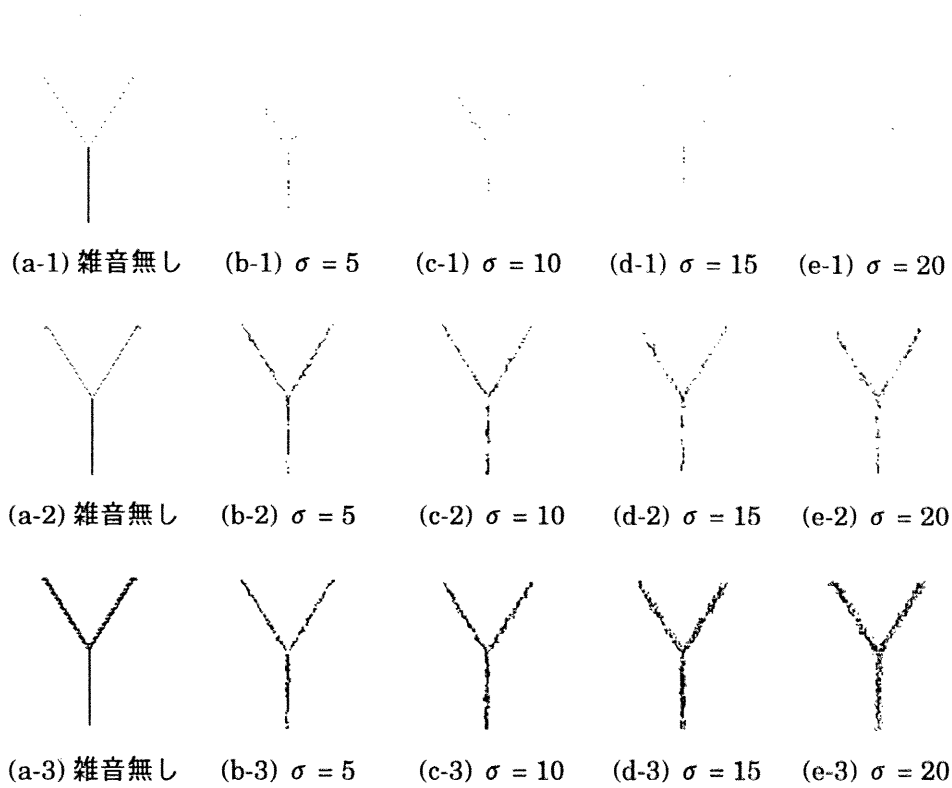


図 2.12 雑音の程度を変えた場合の追跡結果(継続条件①)
 (上段(a-1)~(e-1):分割数 1, 中段(a-2)~(e-2):分割数 2, 下段(a-3)~(e-3):分割数 3)

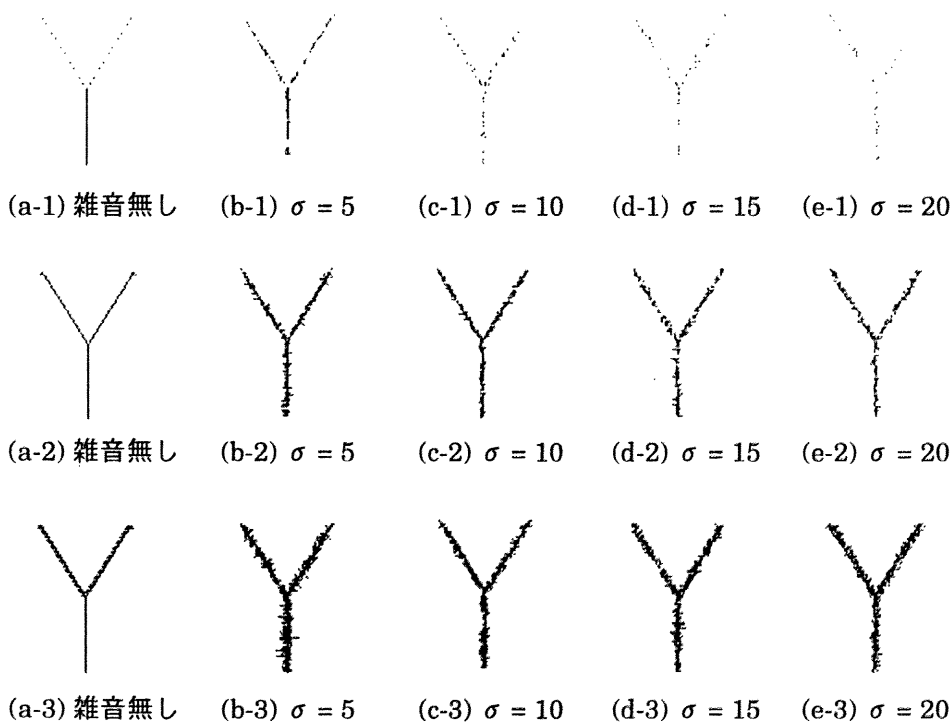
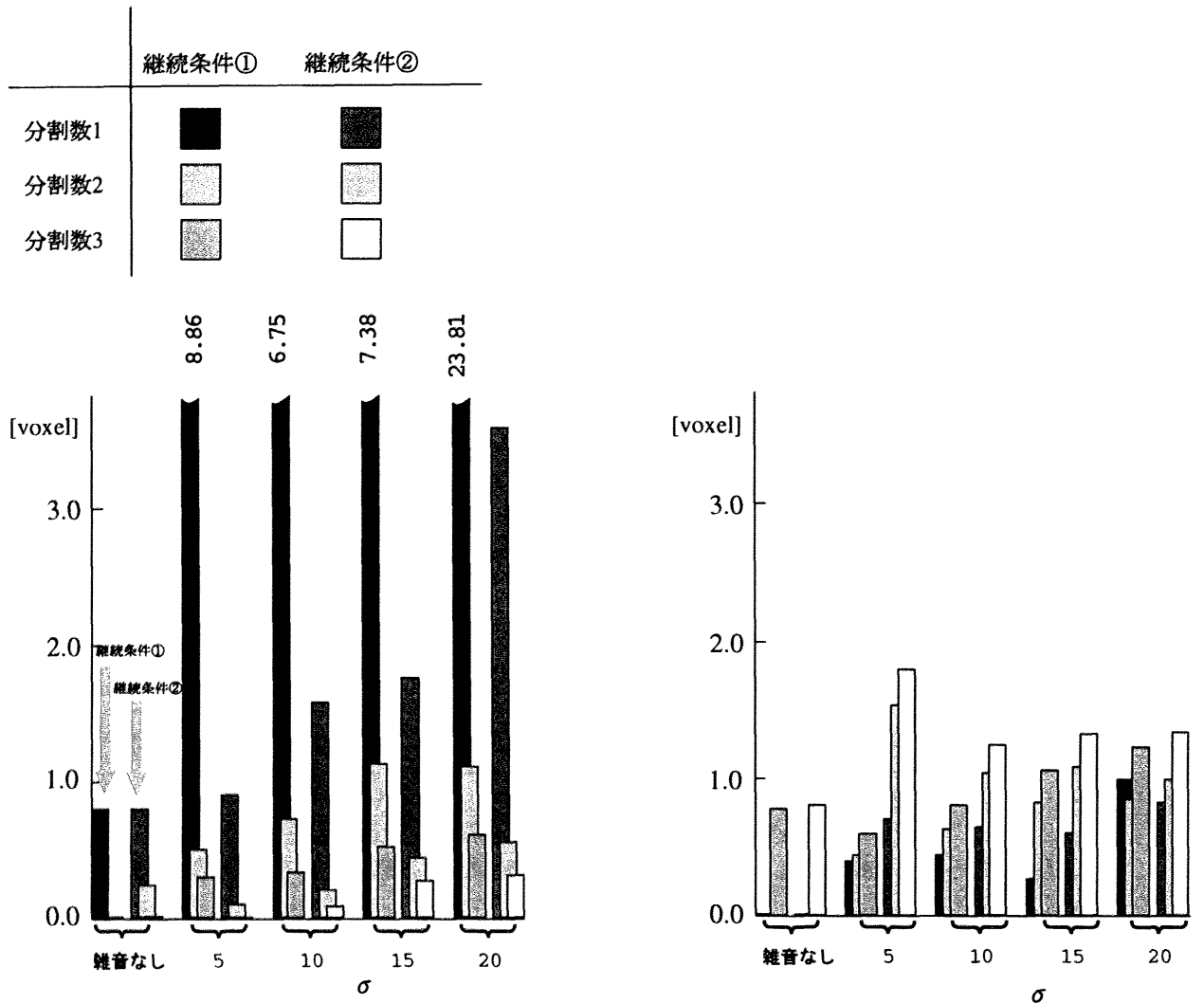
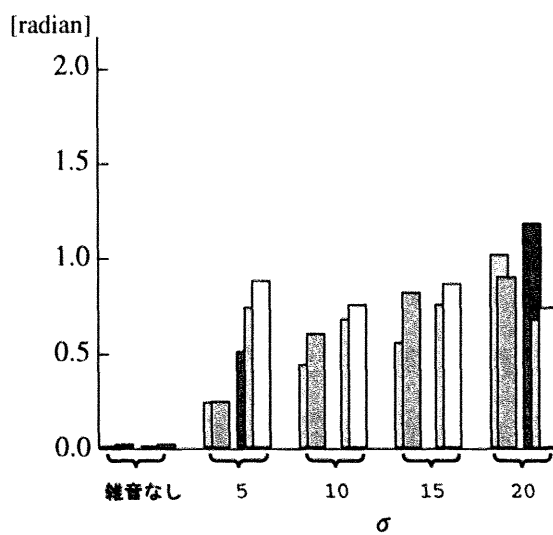


図 2.13 雑音の程度を変えた場合の追跡結果(継続条件②)
 (上段(a-1)~(e-1):分割数 1, 中段(a-2)~(e-2):分割数 2, 下段(a-3)~(e-3):分割数 3)

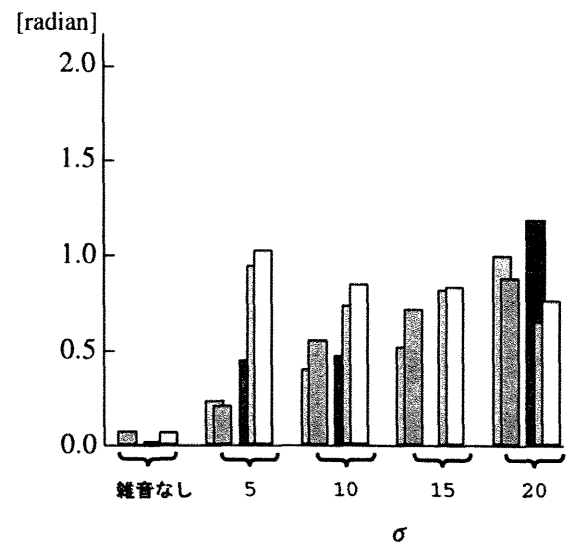


(a) 理想芯線→出力図形, 最短距離

(b) 出力図形→理想芯線, 最短距離



(c) 理想芯線→出力図形, 角度



(d) 出力図形→理想芯線, 角度

図 2.14 雑音の影響の定量的評価

ることが確認できる(図 2.14(a)). これは、雑音の標準偏差 σ が大きくなるにしたがい、分割数が小さい場合には出力図形がほとんど抽出されないか、分断の数が多いため、理想芯線上の画素から出力図形上の画素までの最短距離が大きいが、分割数が大きい場合には理想芯線付近に雑音的に画素が抽出されるためである。「出力図形→理想芯線」の場合の最短距離の平均値は、分割数や雑音の標準偏差 σ によらず、おおむね 1.0～2.0 画素程度である(図 2.14(b)). これは抽出された画素がほぼ理想芯線と一致することを意味する。図 2.14(c), および(d)の「理想芯線→出力図形」, および「出力図形→理想芯線」の角度の平均値はいずれも 1.0[radian]程度であり、理想芯線とほぼ同じ方向をもつ図形を抽出できたことが確認できる。

(IV) 回転による影響の検討

図 2.1(a)に示した人工画像中の Y 字型の部分(濃度値が 0 よりも大きい領域)を、 x 軸に平行で画像の中心を通る直線を軸として回転させた画像に対して本手法を適用した(図 2.15). 回転角 θ は 0° , 15° , 30° , および 45° の 4 通りである。図 2.16 に継続条件①による出力図形を、図 2.17 に継続条件②による結果を示す。なお、図 2.16, および図 2.17 は出力図形を平面に投影したものであり、その投影方向はそれぞれの画像に対する理想芯線が乗っている平面(図 2.15 の灰色の平面)に垂直な方向である。継続条件①による結果では、ひげや分断が見られるものがいくつかあるが、おおむね理想芯線に対応する画素のみが抽出できていることが分かる(図 2.16). ところで、2.4.2(II)で分割数を大きくするにしたがって、ひげの抽出が多くなる傾向があることを示したが、継続条件①の $\theta = 30^\circ$ の場合には分割数が 3 のときよりも 2 のときのほうがひげの抽出が多い(図 2.16(c-2), および(c-3)). 本手法では、2.3.3 の[step III]でこれまでの追跡方向に尾根線が続いていないと判断

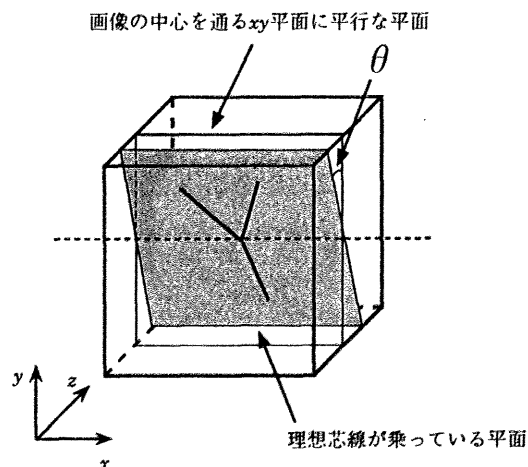


図 2.15 人工画像の回転

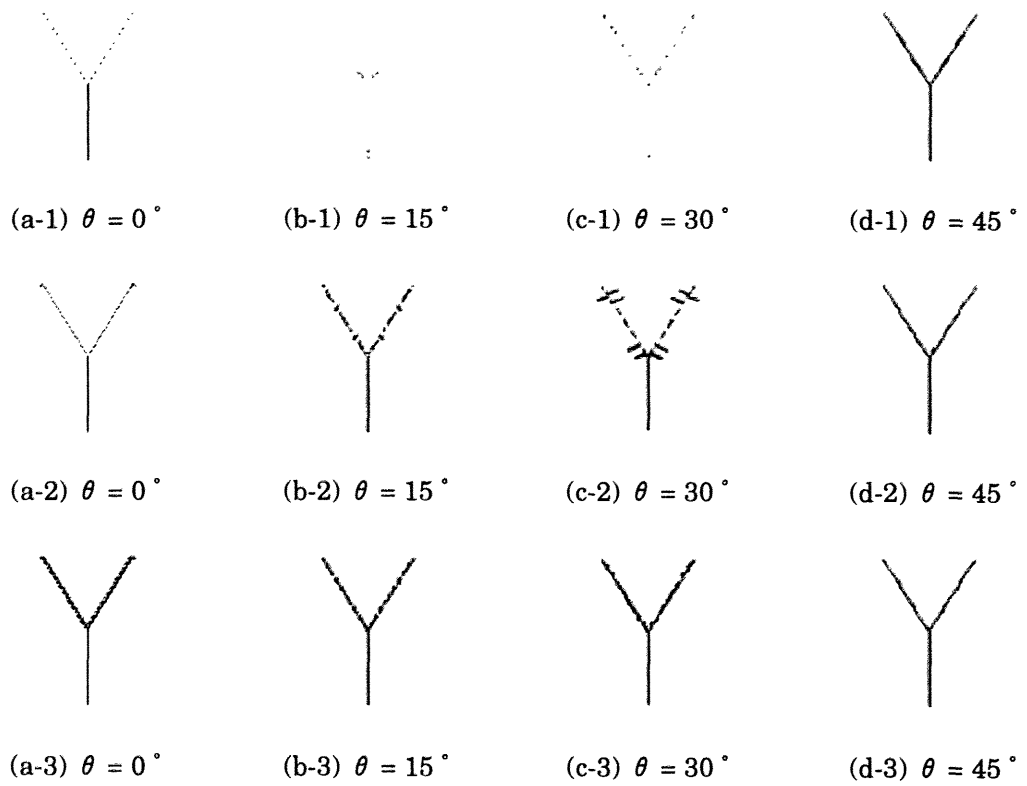


図 2.16 回転角を変えた場合の追跡結果(継続条件①)

(上段(a-1)~(d-1):分割数 1, 中段(a-2)~(d-2):分割数 2, 下段(a-3)~(d-3):分割数 3)

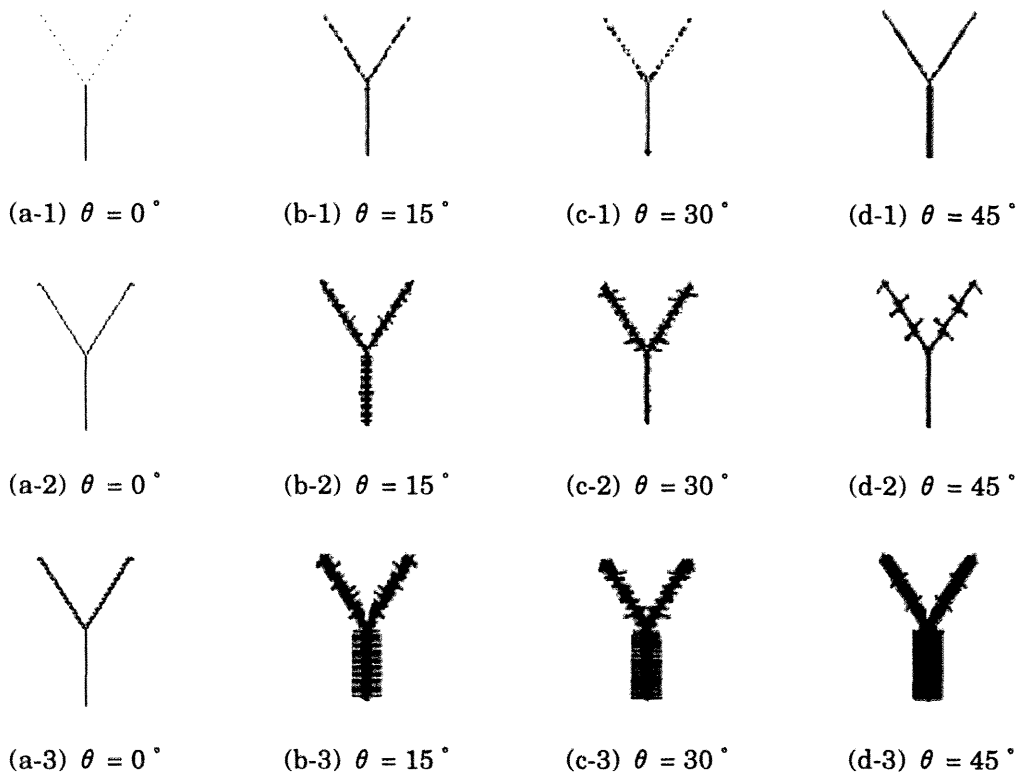
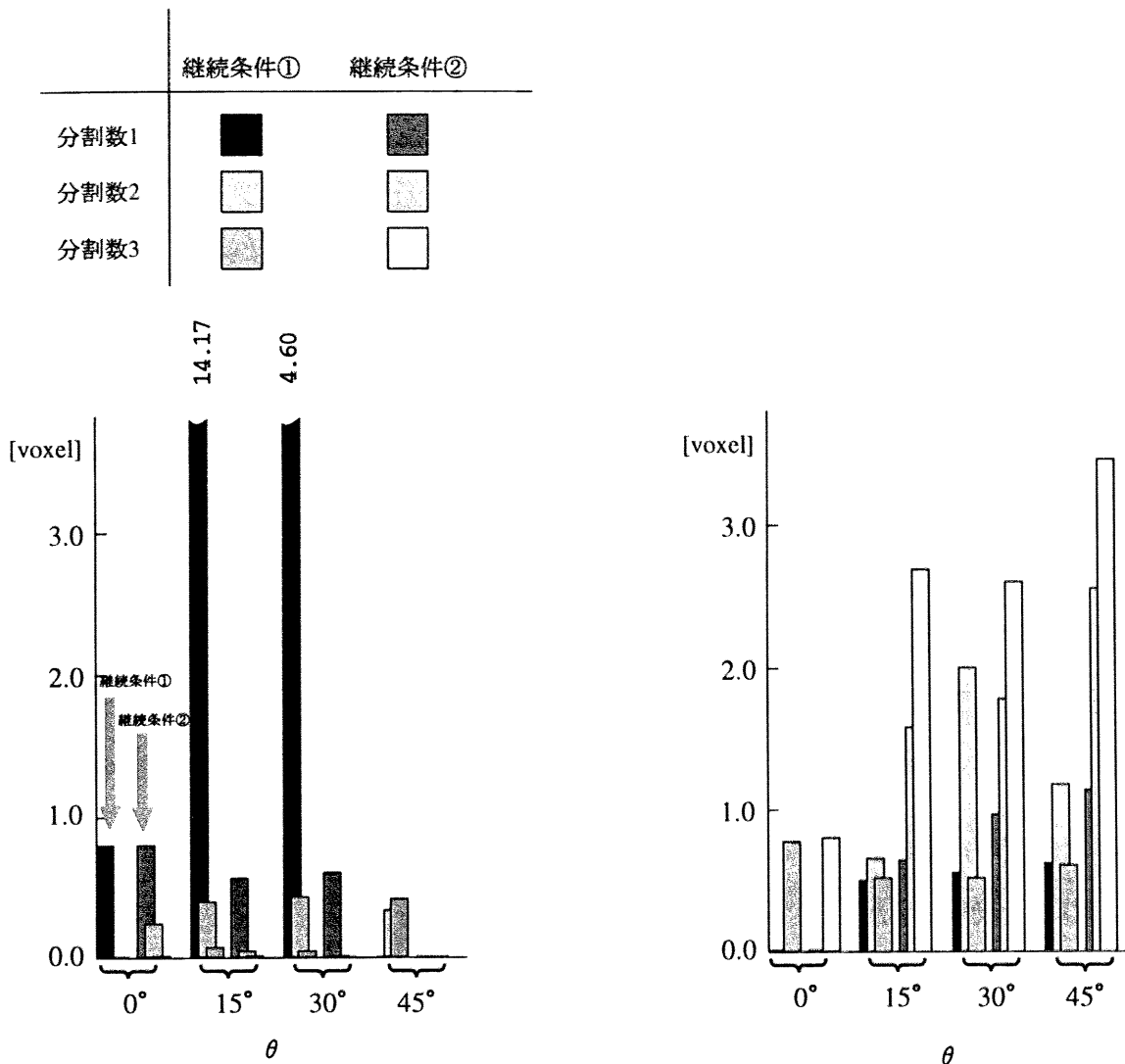


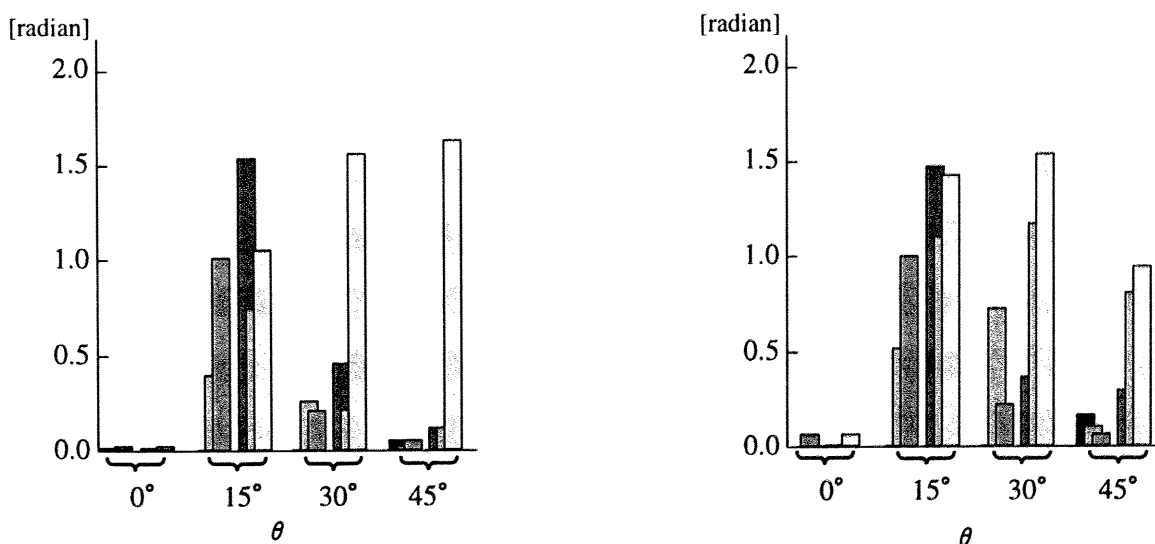
図 2.17 回転角を変えた場合の追跡結果(継続条件②)

(上段(a-1)~(d-1):分割数 1, 中段(a-2)~(d-2):分割数 2, 下段(a-3)~(d-3):分割数 3)



(a) 理想芯線→出力図形, 最短距離

(b) 出力図形→理想芯線, 最短距離



(c) 理想芯線→出力図形, 角度

(d) 出力図形→理想芯線, 角度

図 2.18 回転の影響の定量評価

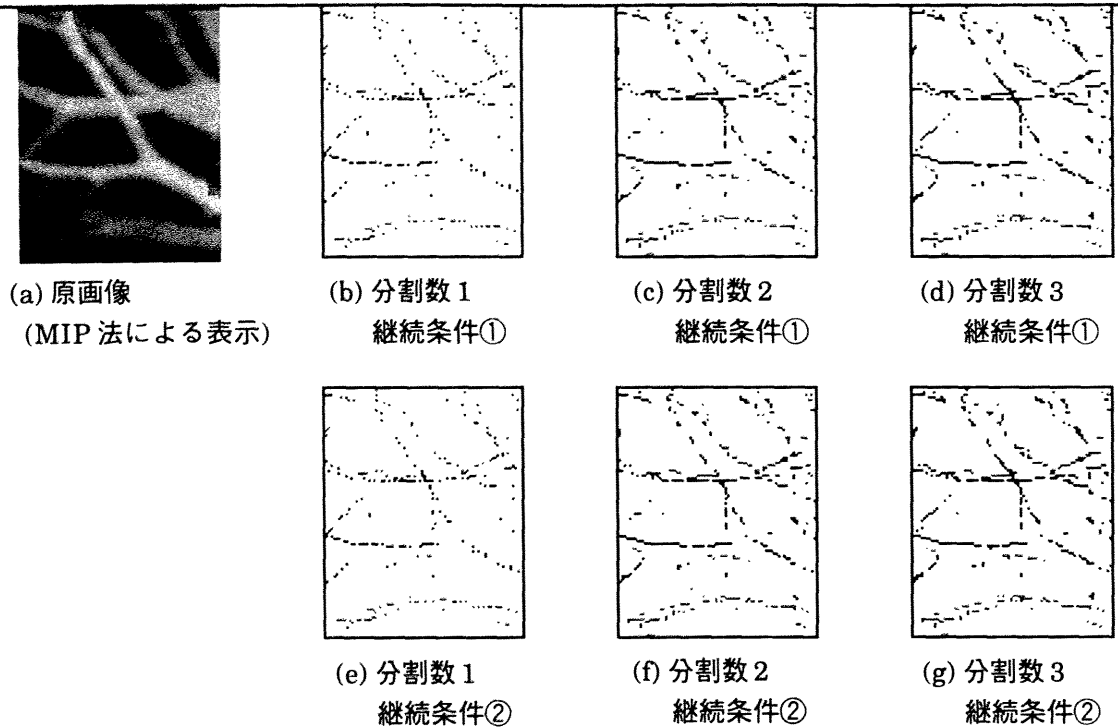


図 2.19 胸部X線CT像に対する適用

されると追跡方向を変更するが、このとき新たな追跡方向が複数存在する場合がある。このことがひげが抽出される原因の一つとして考えられる。図 2.16(c-3)では分割数が大きく追跡方向の自由度が大きいため追跡方向の変更が起こりにくくなったため、ひげの抽出が少なくなったものと思われる。

一方、継続条件②を用いた場合にはほぼ理想芯線に対応する画素は抽出されているものの、非常に多数のひげが抽出されている。とくに、分割数が3の場合にはY字型の下部の直線(yz平面に平行な直線)の各画素からx軸方向、およびz軸方向へひげが抽出されている。

図 2.18 に定量評価を行った結果を示す。いずれの画像でも分割数が2,あるいは3のとき「理想芯線→出力図形」の最短距離が小さいことから理想芯線に対応する画素が抽出できていることが分かる(図 2.18(a))。継続条件②を用いた場合には分割数を大きくするにしたがって「出力図形→理想芯線」の最短距離が大きくなっており、分割数の増加にともなって理想芯線以外の画素が多数抽出される傾向にあることが確認できる(図 2.18(b))。図 2.18(c), および(d)から、ひげが多数ある場合には角度の平均値は大きな値になっているが、継続条件①の $\theta = 45^\circ$ の場合や継続条件②の分割数が1の場合などひげがほとんど抽出されていないものに対しては小さな値になっている。このことより、ほぼ理想芯線と同じ方向の線図形を抽出できたと考えられる。

2.4.3 胸部X線CT像に対する実験

図2.19(a)に示す胸部X線CT像の一部に本手法を適用した。肺野内の血管のうちある程度以下の太さのものは、その中心線付近でもっともCT値が高く、中心線から離れるにしたがってCT値が低くなることが知られている。図2.19(a)は80画素×100画素×35スライスの画像をMIP(Maximum Intensity Projection)法で2次元に投影したものである。本実験では、肺野内の血管の中心線を得ることを目的とするため、入力画像中の画素のうち-500[H.U.]以上のCT値を持つもののみを対象とする。なお、今回用いたCT像での血管のCT値は-400~0[H.U.]、肺野のCT値は-1000~-900[H.U.]である。

分割数、および継続条件を変えて本手法を適用した結果をdepth codingによって表示したものを図2.19(b)~(g)に示す。ただし、孤立点、および端点を除く消去可能点の消去は行っていない。いずれもほぼ血管の中心線付近を抽出できている。分割数1の場合には抽出された線図形が細かく分断されているが、分割数が大きくなるにしたがって連続して抽出されていることが認められる。また、継続条件①を用いた場合に比べ、継続条件②を用いた場合の方が抽出された線図形が若干多いが、ほとんど差異はない。

血管に対する理想的な出力が定義できないため、前出のような定量評価はできないが、目視によれば、ほぼ血管の中心線部分を抽出できていることから、妥当な出力結果であると考えられる。計算時間は継続条件①を用いたもの、継続条件②を用いたものとも分割数1のとき約1.0秒、分割数2のとき約6.3秒、分割数3のとき約22.1秒であった。

なお、CT像における雑音の程度に関しては付録2.3を参照されたい。

2.5 むすび

本章では、3次元濃淡画像に対する細線化手法として、これまで与えられていなかった方式である尾根線追跡型のアルゴリズムを与えた。その基本は直感的には2次元濃淡画像の濃度分布曲面の尾根線の追跡を3次元濃淡画像に拡張したものであり、4次元超曲面の曲率を用いて実現される。これを人工画像に適用し、定量的な評価を行った結果、ほぼ尾根線を抽出できることが確認された。さらに、実画像にも適用し、肺野内の血管の中心線を抽出できることが確認された。

この方法は、抽出すべき線図形の条件が主として濃度値分布の尾根線に近い構造である場合に適している。例えば、人体の医用3次元画像は代表的な例である。また、

事前に入力画像の2値化を要しない、追跡型の手法なので画像中のすべての画素について計算をする必要がないなどの利点がある。さらに、隣接点を次々に追跡していくため、抽出結果にある程度の連結性が保たれている。しかし、2値図形の細線化のように厳密にトポロジー保存や、抽出結果が線幅1であることを保証するものではない。したがって、個々の応用に際しては、場合に応じて適切な手法を選択的に、あるいは組み合わせて用いる必要がある。なお、線幅が1の図形を得たい場合には、本手法で出力された図形に対して孤立点、および端点を除く消去可能点の除去(2値画像の細線化[鳥脇85])を行えばよい。

今後の課題として、ひげ抽出の抑制、分断された線図形をつなぐ手法の開発などが、応用上は異なる手法との併用やアルゴリズム選択の指針の確立などがあげられる。また、3次元2値画像においては細線化と共に薄面化と呼ばれる処理が現われる[鳥脇85, 鳥脇86]。3次元濃淡画像に対してはこれに相当する機能が有り得るか、その方法は何か、も興味深い問題である。

本章の方法は濃淡曲面の偏導関数を用い、それを単純な差分で近似した。この近似の影響やさらには濃度値の作る曲面を先に適当な関数で近似しておく文献[Haralick83]の方法の拡張も検討する必要がある。

参考文献

- [Besl86] Paul J. Besl and Ramesh C. Jain : “Invariant Surface Characteristics for 3D Object Recognition in Range Images”, Computer Vision, Graphics, and, Image Processing, 33, pp.33-88, 1986
- [Haralick83] R.M.Haralick : “Ridges and valleys on digital images”, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.22, pp.28-38,1983
- [Monga95] Olivier Monga and Serge Benayoun : “Using Partial Derivatives on 3D Images to Extract Typical Surface Features”, Computer Vision and Image Understanding, Vol.61, No.2, pp.171-189, 1995
- [Tanaka76] E.Tanaka and T.Iinuma : “Correction functions and statistical noises in transverse section picture reconstruction” , Computer Biology Medicine, Vol.6, pp.295-306, 1976
- [Thirion95] Jean-Philippe Thirion and Alexis Gourdon : “Computing the Differential Characteristics of Isointensity Surfaces” , Computer Vision and Image Understanding, Vol.61, No.2, pp.190-202, 1995
- [Vincent91] Luc Vincent and Pierre Soille : “Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations”, IEEE Transactions on PAMI, Vol.13, No.6, pp.583-598, 1991
- [榎本 76] 榎本肇, 片山卓也, 吉田孝登志 : “画像構造線の大域的性質に関する計算機実験とその考察” , 情報処理学会論文誌, Vol.17, No.7, pp.641-649, 1976
- [高橋 79] 高橋信次 : 図解 コンピュータ断層法, 秀潤社, 東京, 1979
- [鳥脇 85] 鳥脇純一郎, 横井茂樹 : “3次元デジタル画像処理アルゴリズムの基礎”, 信学論(D), Vol.J68-D, No.4, pp.426-432, 1985
- [鳥脇 86] 鳥脇純一郎 : “3次元画像のデジタル処理” , 高木幹雄, 鳥脇純一郎, 田村秀行編 : 画像処理アルゴリズムの最新動向, 別冊 O plus E, 新技術コミュニケーションズ, pp.84-107, 1986
- [鳥脇 88] 鳥脇純一郎 : 画像理解のためのデジタル画像処理[I],[II], 昭晃堂, 1988
- [成瀬 77] 成瀬正, 鳥脇純一郎, 福村晃夫 : “濃淡画像の細線化法の比較研究” , 信学論(D), Vol.60-D, No.12, pp.1093-1100, 1977
- [安江 96] 安江正宏, 森健策, 齋藤豊文, 長谷川純一, 鳥脇純一郎 : “3次元濃淡画像

の細線化法と医用画像への応用における能力の比較評価”, 信学論(D-II), Vol.79-D-II, No.10, pp.1664-1674, 1996

[横井 75] 横井茂樹, 鳥脇純一郎, 福村晃夫 : “濃淡図形における特徴点の抽出と細線化の一方法” , 信学論(D), Vol.58-D, No.10, pp.601-608, 1975

付録2.1 連続空間の画像における4次元超曲面の曲率

点 (x, y) における濃度値が $z=f(x, y)$ で与えられる画像を2次元濃淡画像と呼ぶ。同様に、3次元空間の点 (x, y, z) の濃度値が $w=f(x, y, z)$ で与えられる画像を3次元濃淡画像と呼ぶ。実例として、ヘリカルCT装置で記録された人体の3次元画像がある[鳥脇85, 鳥脇86, 鳥脇88, 安江96]。

以下、本文で用いた“4次元超曲面の曲率”の主曲率(以下、超曲面の主曲率と略記する)の求め方を示す[Monga95]。

3次元濃淡画像の1階偏導関数を f_x, f_y などとし、2階偏導関数を f_{xx}, f_{xy} などとする。このとき第1基本形式を

$$F_1 = \begin{pmatrix} 1+f_x^2 & f_x f_y & f_x f_z \\ f_y f_x & 1+f_y^2 & f_y f_z \\ f_z f_x & f_z f_y & 1+f_z^2 \end{pmatrix}$$

とし、第2基本形式を

$$F_2 = -\frac{1}{D} \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} & f_{xz} \\ f_{yx} & f_{yy} & f_{yz} \\ f_{zx} & f_{zy} & f_{zz} \end{pmatrix} \quad D = \sqrt{1+f_x^2+f_y^2+f_z^2}$$

とすると、超曲面の主曲率は、行列

$$W = F_1^{-1} F_2$$

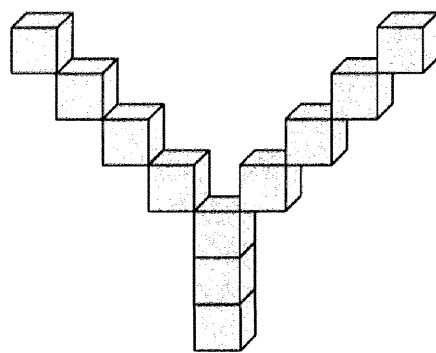
の固有値として与えられる。

付録2.2 ひげ、および分断の定義

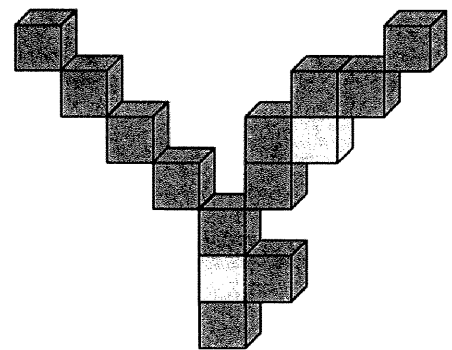
本文での人工画像に適用した結果の出力図形のひげ、および分断の数の定義を示す。また、図2A.1にひげ、および分断の例を示す。

ひげ：理想芯線上の画素に対応する出力図形上の画素の26近傍にある、値1を持つ画素の数。ただし、分岐点は除く(図2A.1(c))。

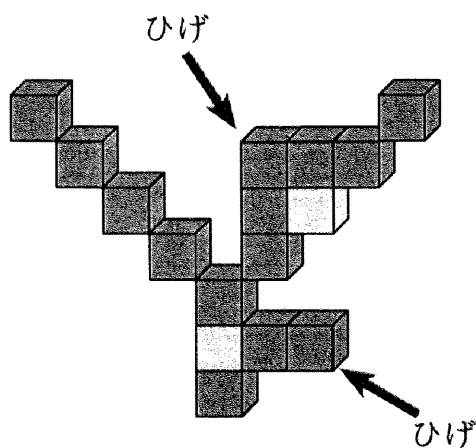
分断：おおむね理想芯線に対応する出力図形の連結成分の集合の数から1を引いた値。ただし、理想芯線が分岐点を含む場合には出力図形を理想芯線に分岐点に対応する点で分割し、それぞれの図形について上記の値を求め、その合計を分断の数とする(図2A.1(d))。図2A.2に分断の数の例を示す。なお、図2A.2(a-2)、および



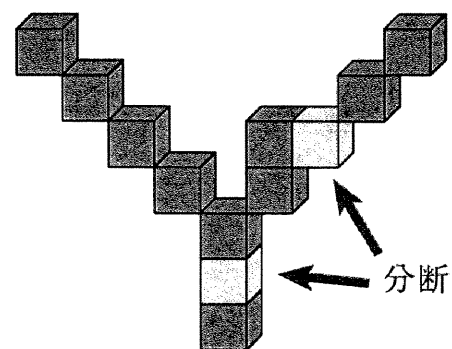
(a) 理想芯線



(b) ひげも分断もない例



(c) ひげがある例



(d) 分断がある例



理想芯線上にあるが抽出されなかった画素



抽出図形上の画素

図2A.1 ひげと分断の例

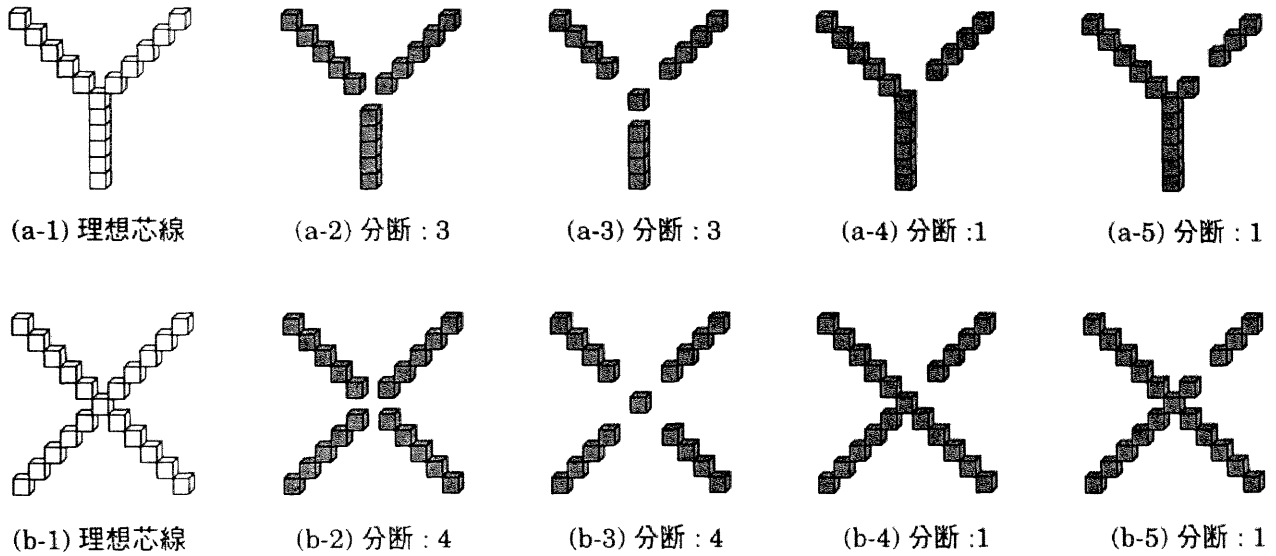


図 2A.2 分断の数の例

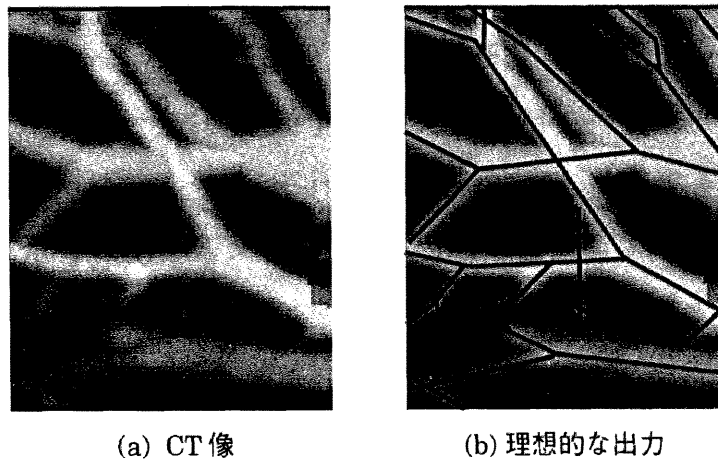


図 2A.3 CT 像に対する理想的な出力

(b-2)は上記の方法で分断の数を求めると0となるが、実質的にはそれぞれ図 2A.2(a-3), および(b-3)と同等であるので、それぞれ、分断の数を3, および4とした。

胸部X線CT像における血管影に対しては理想芯線が定義できないので、目視により血管の走行状態から理想的な出力と思われるものを理想芯線の代わりに用いた。図 2A.3(a)に本章で用いたCT像をMIP法によって表示したものを、図 2A.3(b)に理想的な出力であると考えられる線図形(黒い線図形)をCT像と重ねて表示した。

付録2.3 X線CT像の雑音の程度についての検討

ここでは、X線CT像には雑音として加法的に正規乱数が加わっていると仮定し、その標準偏差の大きさを検討する。

実験試料として、均一な素材で作られた物体(以下、ファントム(phantom)と呼ぶ。)を液体中に沈め、X線CT撮影装置で撮影したものをを用いる。図2A.4にファントムの内側の球の中心を通る断面を示す。なお、画像サイズは $256 \times 256 \times 55$ 画素、スライス厚、および再構成間隔は 1.3mm 、スライス内画素間隔は 1.0mm である。図2A.5にファントムのCT像を示す。図2A.5中、中心にある白い領域がファントム、その周辺の灰色の領域が液体、そして下部の黒い領域が、ファントムを置いてある台である。なお、CT値は黒い領域ほど低く、白い領域ほど高い。

ファントムは均一な素材で作られているため、X線吸収率もいたるところで等しいと考えられる(しかしながら、実際のX線吸収率は未知である)。また、液体のX線吸収率もいたる所で等しい。したがって、CT像中のファントムに対応する領域、および液体に対応する領域のCT値の分布をそれぞれ調べれば雑音の標準偏差が求められるはずである。図2A.6に画像全体のCT値のヒストグラムを示す。これより、ファントム、液体、および台のCT値が、それぞれ $1270[\text{H.U.}]$ 、 $1030[\text{H.U.}]$ 、および $40[\text{H.U.}]$ 付近を中心に分布していることが分かる。なお、雑音が正規乱数を加法的

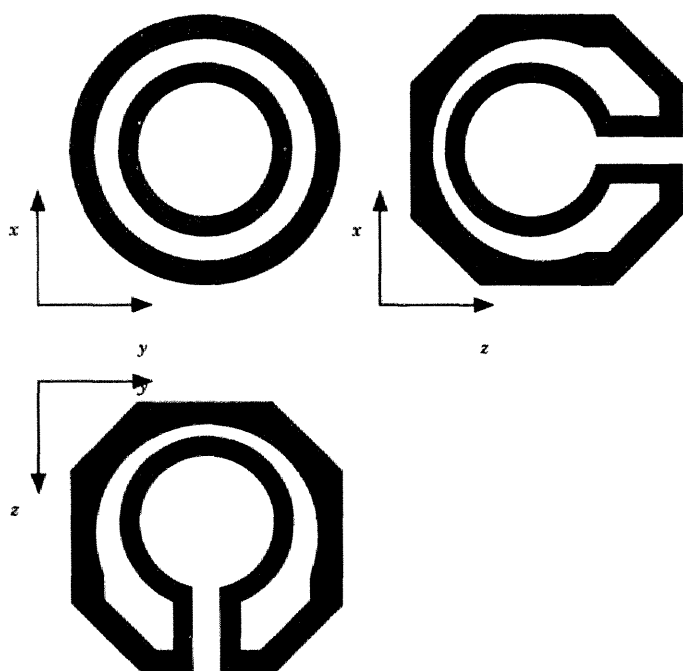
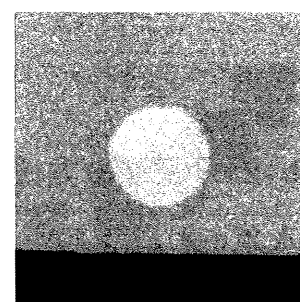
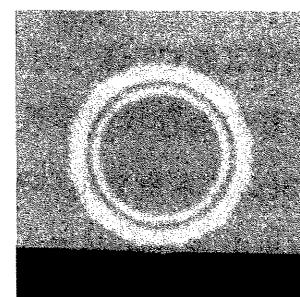


図2A.4 ファントムの断面



(a) 4スライス目



(b) 15スライス目

図2A.5 実験試料の一部

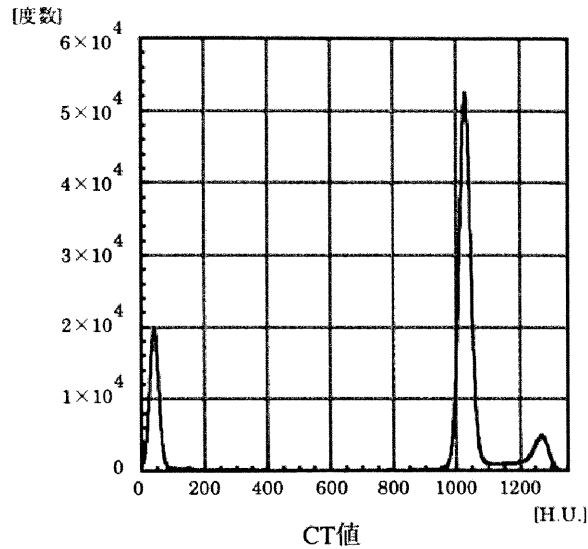


図2A.6 画像全体の濃度値ヒストグラム

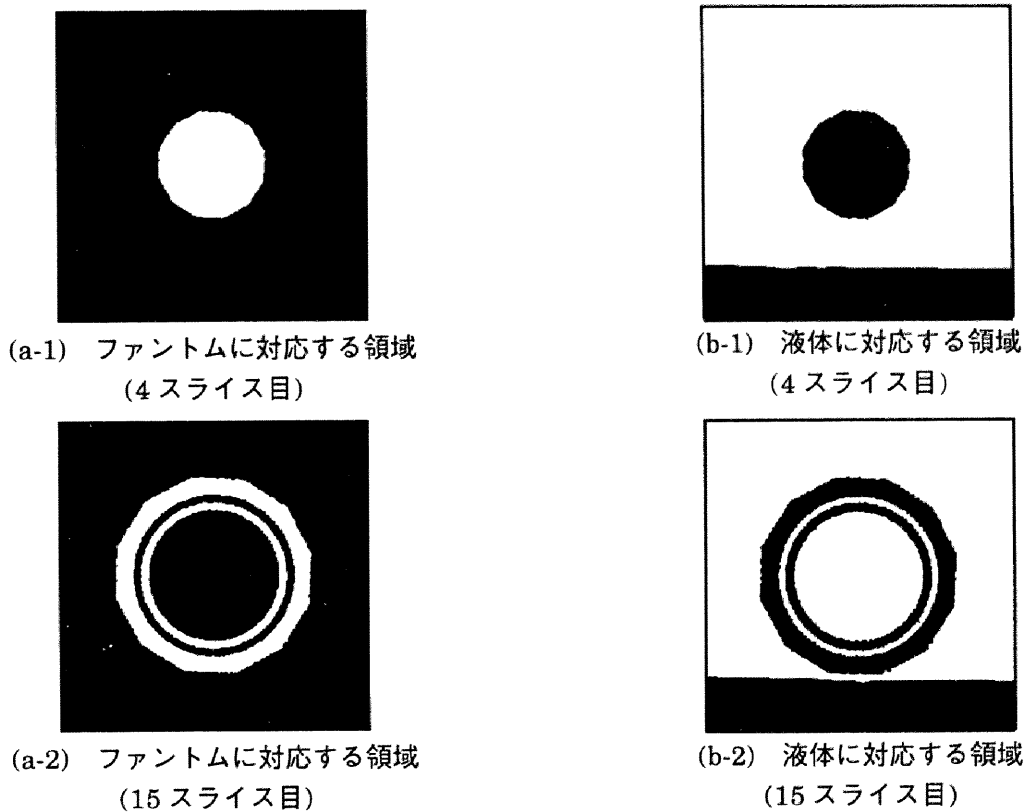


図2A.7 ファントム、および液体の領域

に加えたものであると仮定すれば、ファントム、液体、および台の領域に対応する分布の山の間は非常に小さい度数になるはずであるが、たとえば1150[H.U.]の付近などあまり低くない。これは4.2.1で述べるパーシャルボリューム効果によるものである。1150～1350[H.U.]のCT値をもつ領域をファントムに対応する領域と考え、この領域を値1の画素で、その他の領域を値0の画素で埋め、穴除去、および小成分除去(いずれもしきい値は5画素)を行った結果を図2A.7(a-1)、および(a-2)に示す。また、900～1100[H.U.]のCT値をもつ画素を液体に対応する領域と考え、同様の

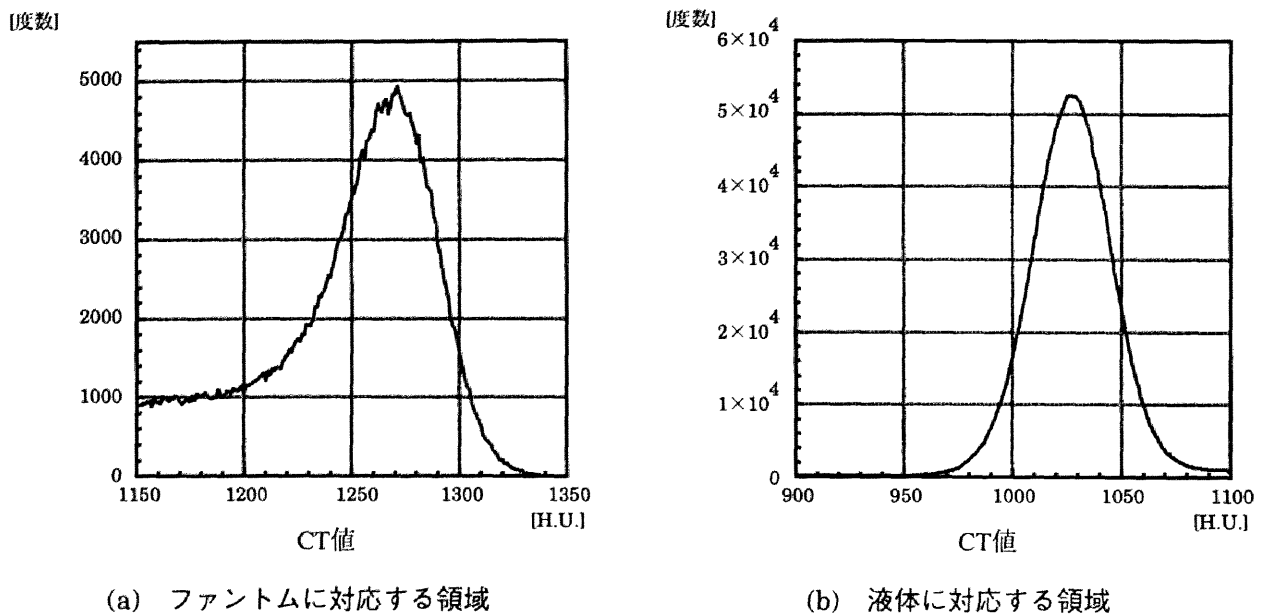


図2A.8 ファントム、および液体の領域のヒストグラム

処理を行った結果を図2A.7(b-1), および(b-2)に示す. さらに, これらの領域内でのCT値のヒストグラムを図2A.8に示す. これにより, ファントム, および液体の領域のCT値の分布がほぼ正規分布に従うと仮定してもよいと考えられる. ファントム, および液体に対応する領域で平均値と標準偏差を求めたところ, 平均値はそれぞれ1246.2[H.U.], および1027.3[H.U.], 標準偏差はそれぞれ37.4[H.U.], および20.3[H.U.]であった. したがって, CT像に含まれる雑音は加法的に正規乱数を加えたものであると仮定するならば, その標準偏差は20~40[H.U.]程度であると考えられる.

一方, 文献[高橋79]では, ファントムとして水を用いてCT像に加わる雑音の程度に関する検討を行っている. スライス内の画素間隔が1.00~1.63mmのとき, 現在主流となっているX線CT撮影装置(いわゆる第3世代CT撮影装置)での雑音の標準偏差は0.85~9.35となっている. また, 雑音の標準偏差はスライス内画素間隔の3乗に逆比例するという関係がある[Tanaka76]. 本文で用いたCT像のスライス内画素間隔は0.4mmであるので, 上記の関係を用いて換算すると標準偏差は17.65~63.27となる.

第3章 3次元図形の局所的な形状特徴量としての 3次元集中度

3.1 はじめに

3次元画像処理の基本手法としては、これまでに、しきい値処理、差分処理、連結成分処理[鳥脇 86]、モルフォロジカル処理[Haralick87, Yamamoto96]など、かなり多くの種類が蓄積され、利用されている。しかしながら、3次元の線状構造や面状構造などを解析しようとするとき、細線化[Tsao81, 齋藤 96, 安江 96]、薄面化[齋藤 96]、あるいは曲率計算など、ごくわずかな手法が利用できるに過ぎない。そこで本章では、3次元画像の線状、および面状構造の解析を目的として、3次元集中度フィルタ(以下、集中度フィルタ)と呼ぶ、微小ベクトルの局所的な集中の程度を定量化するための局所フィルタを提案する。まず、集中度フィルタを定義し、次に数値シミュレーション、および人工画像を用いた実験でその基本的な性質を明らかにする。さらに、応用例として3次元胸部X線CT像における血管や気管支などの線状物体を構成する線分ベクトルに適用し、それらの局所的な集中の定量化を試みる。また、同じく胸部X線CT像における肺輪郭面の法線ベクトル群に適用し、肺輪郭面の突起状態の解析を試みる。

3.2 3次元集中度の定義

本章で述べる3次元集中度フィルタは、もともと2次元デジタル線図形の局所的な集中の程度を表す尺度として提案された(2次元)集中度フィルタ[長谷川 90, 目加田 94]を3次元に拡張したものである。2次元集中度は胃二重造影像からのがん病変部の自動抽出に応用され、その有効性が確認されている[長谷川 90, 目加田 94, 目加田 96]。3次元集中度フィルタも各点に微小ベクトルが定義された3次元画像が入力されたとき、各点でそれら微小ベクトルが局所的に集中する程度(以下、3次元集中度と呼ぶ)を求めるフィルタである。以下、集中度フィルタの連続空間での定義、および離散空間での定義を述べる。

3.2.1 連続空間の線図形の場合

点Pの近傍領域R内に唯一の曲線Cが存在する場合、評価点Pにおける集中度C(P)は以下の式で与えられる。

$$C(P) = \frac{\int_c \frac{ds|\cos\alpha|}{r}}{\int_c \frac{ds}{r}} \quad (3.1)$$

ここで、 ds は近傍領域R内にあり、曲線C上の点Qにおける接線ベクトルの大きさ、 r は線分PQの長さ、 α は ds と線分PQがなす角である。 \int_c は曲線C上での線積分を意味するものとし、曲線Cの1階導関数は連続であると仮定する。また、近傍領域R内に n 本の曲線 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$ が存在する場合には、以下の式によって集中度が計算される。

$$C(P) = \frac{\sum_{i=1}^n \int_{C_i} \frac{ds|\cos\alpha|}{r}}{\sum_{i=1}^n \int_{C_i} \frac{ds}{r}} \quad (3.2)$$

ただし、これら n 本の曲線は交差、および重なりがなく、それぞれの曲線はそれ自身と交差していないと仮定する。ここでも各曲線の1階導関数は連続であると仮定する。なお、1階導関数が不連続である点を含むような曲線Cに対して集中度を求めるには、曲線Cをそれらの点を含まないように複数の曲線に分割して式(3.2)を適用すればよい。

曲線が直線であった場合には、集中度は以下のような単純な形式に変形できる(この性質は、2次元集中度の場合に文献[目加田94]で証明されている。3次元の場合でも2次元の場合と同様なので、ここでは証明を省く)。まず、線分ABが評価点Pを向いている場合($\alpha=0$, 図3.1(a))には集中度は

$$C(P) = \frac{\ln\left(\frac{L_{\max}}{L_{\min}}\right)}{\ln\left(\frac{L_{\max}}{L_{\min}}\right)} = 1.0 \quad (3.3)$$

で与えられる。一方、図3.1(b)に示すような場合には

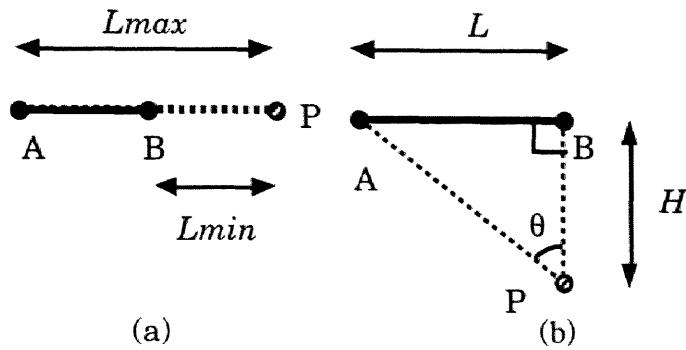


図 3.1 評価点 P と直線の位置関係

$$C(P) = \frac{-\ln \cos \theta}{\frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 + \sin \theta}{1 - \sin \theta} \right)} \quad (3.4)$$

で与えられる。

3.2.2 離散空間の線図形の場合

離散空間の場合にも、連続空間の場合とほぼ同じように考えることができるが、接線ベクトルを後述の3次元線素(以下、線素と呼ぶ)で近似する。

まず、連続した1-画素の集合であるデジタル線図形を微小線分(線素)の集合として表現する。線素は以下の条件を満たす1-画素Qの中心に定義される。なお、近傍、近傍距離、連結性などのデジタル幾何学的概念は文献[鳥脇88]に従う。

[条件1] 画素Qの26近傍に存在する1-画素は2つ(Q₁, Q₂とおく)のみである。

[条件2] 画素Q₁, Q₂間の26近傍距離は2である。

図3.2に線素の例を示す。図3.2(a)~(c)は画素Q、および画素Q₁, Q₂がすべてx, y, z軸のうちある2軸が作る平面上にあるため、2次元の場合にも見られる例であり、図3.2(d), (e)は3次元に特有の例である。また、実際に3次元デジタル線図形において、線素が定義される画素と定義されない画素の例を図3.3に示す。

線素の方向は線分Q₁Q₂と同じ方向であり、長さはこの線分の半分の長さであるとする。したがって、線素の成分はQ₁, Q₂の相対的な位置関係によって定義される。Q₁, Q₂の座標をそれぞれ(x₁, y₁, z₁), (x₂, y₂, z₂)とすると、線素の成分は(dx, dy, dz) = ((x₁ - x₂) / 2, (y₁ - y₂) / 2, (z₁ - z₂) / 2)となる。x, y, z各軸方向の画素間隔をそれぞれvx, vy, vzとしたとき、線素の方向は49種類あり、長さはx, y, zの各軸方向の空間解像度がすべて等しい場合(vx : vy : vz = 1 : 1 : 1)に6種類、ある1つの軸のみが他の軸と異なる空間解像度である場合(vx : vy : vz = 1 : 1 : a)に12種類ある。後

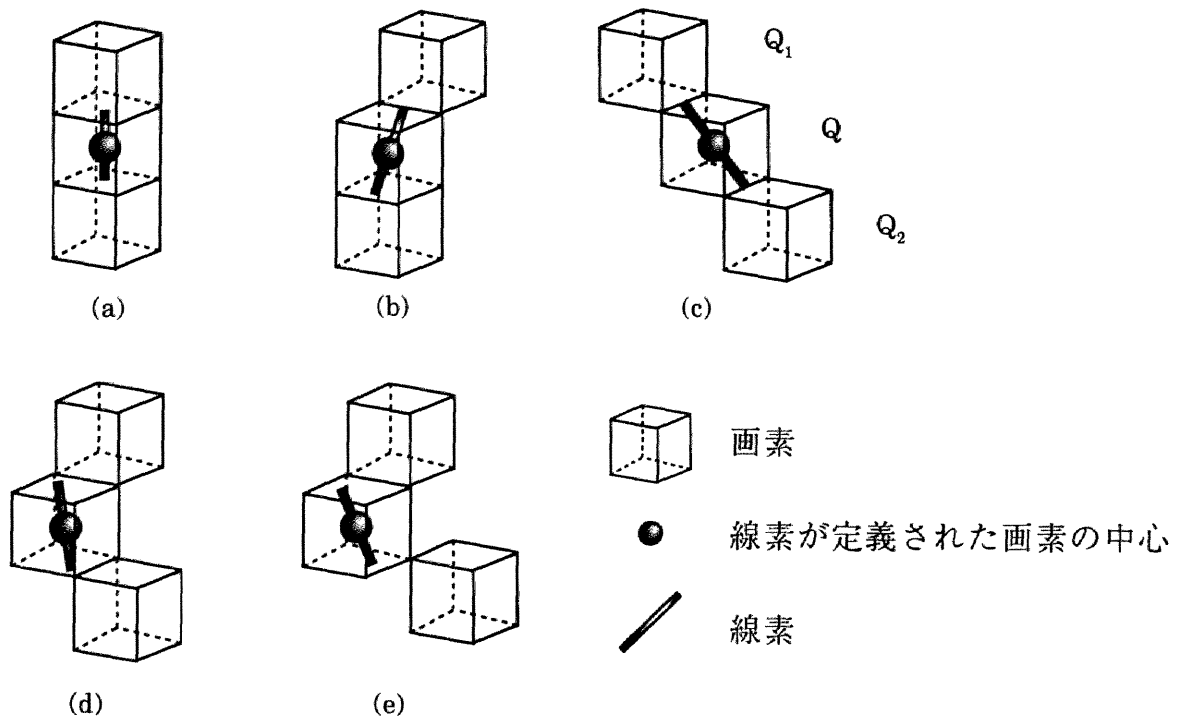


図3.2 線素の例

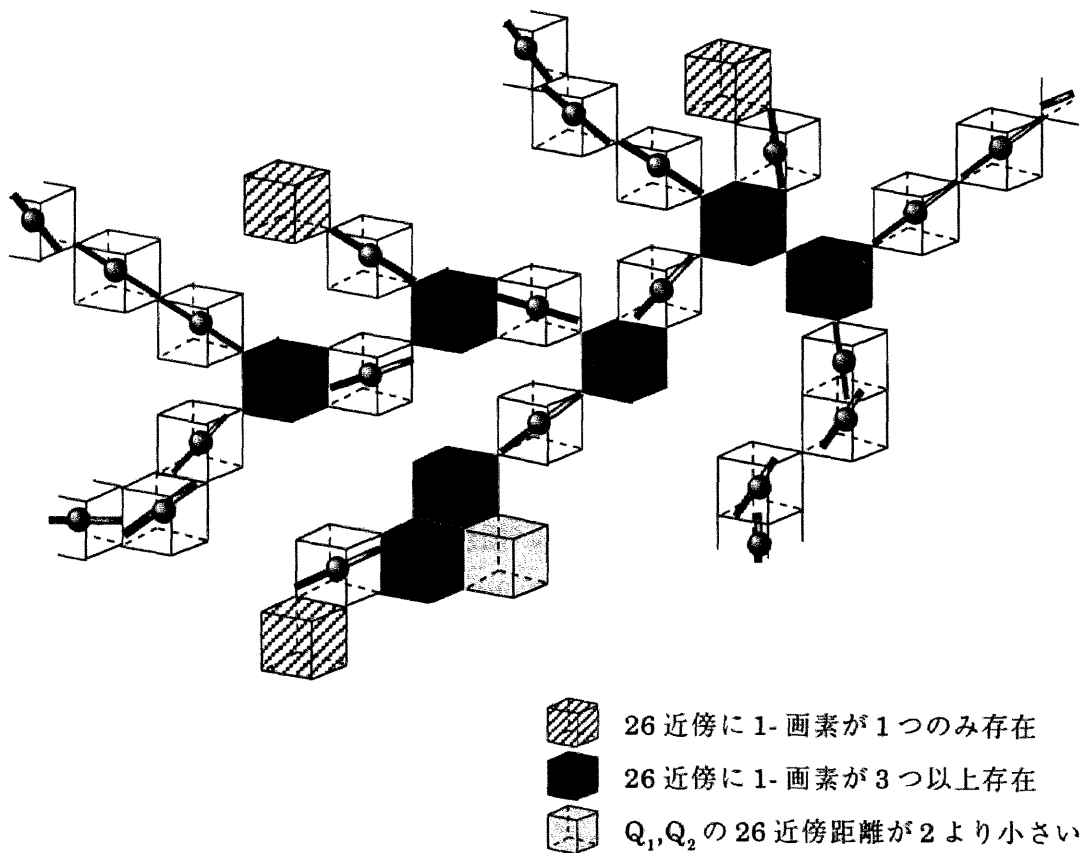


図3.3 線素が定義されない画素の例

表3.1 可能な線素の方向、および長さの一覧

No.	direction			length	
	dx	dy	dz	$wx:vy:vz=$ 1:1:1	$wx:vy:vz=$ 1:1:a
1	1	0	0	1	1
2	0	1	0		
3	0	0	1		
4	1	1/2	0	$\frac{\sqrt{5}}{2}$	$\frac{\sqrt{5}}{2}$
5	1	-1/2	0		
6	1/2	1	0		
7	1/2	-1	0		
8	1	0	1/2		
9	1	0	-1/2		
10	0	1	1/2	$\frac{\sqrt{5}}{2}$	$\frac{\sqrt{4+a^2}}{2}$
11	0	1	-1/2		
12	1/2	0	1		
13	1/2	0	-1	$\frac{\sqrt{5}}{2}$	$\frac{\sqrt{1+4a^2}}{2}$
14	0	1/2	1		
15	0	1/2	-1		
16	1	1/2	1/2	$\frac{\sqrt{6}}{2}$	$\frac{\sqrt{5+a^2}}{2}$
17	1	1/2	-1/2		
18	1	-1/2	1/2		
19	1	-1/2	-1/2		
20	1/2	1	1/2		
21	1/2	1	-1/2		
22	1/2	-1	1/2	$\frac{\sqrt{6}}{2}$	$\frac{\sqrt{2+4a^2}}{2}$
23	1/2	-1	-1/2		
24	1/2	1/2	1		
25	1/2	1/2	-1		
26	1/2	-1/2	1		
27	1/2	-1/2	-1		

No.	direction			length	
	dx	dy	dz	$wx:vy:vz=$ 1:1:1	$wx:vy:vz=$ 1:1:a
28	1	1	0	$\sqrt{2}$	$\sqrt{2}$
29	1	-1	0		
30	1	0	1		
31	1	0	-1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{1+a^2}$
32	0	1	1		
33	0	1	-1		
34	1	1	1/2	$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{8+a^2}}{2}$
35	1	1	-1/2		
36	1	-1	1/2		
37	1	-1	-1/2		
38	1	1/2	1		
39	1	1/2	-1		
40	1	-1/2	1	$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{5+4a^2}}{2}$
41	1	-1/2	-1		
42	1/2	1	1		
43	1/2	1	-1	$\frac{3}{2}$	$\frac{\sqrt{5+4a^2}}{2}$
44	1/2	-1	1		
45	1/2	-1	-1		
46	1	1	1	$\sqrt{3}$	$\sqrt{2+a^2}$
47	1	1	-1		
48	1	-1	1		
49	1	-1	-1	$\sqrt{3}$	$\sqrt{2+a^2}$

者のような場合を考えたのは、実際に医用に用いられるX線CT像のほとんどがこれに該当するからである。詳細を表3.1に示す。なお、ある1つの軸の空間解像度のみが他と異なる場合でも、空間解像度の比を適当に選べば長さの種類は表3.1に示したものより少なくなるが(例えば、空間解像度の比が $v_x : v_y : v_z = 1 : 1 : \sqrt{5}/2$ の場合に、表3.1の $(dx, dy, dz) = (0, 0, 2)$ の場合の長さ $2a$ と $(dx, dy, dz) = (2, 1, 2)$ の場合の長さは等しくなる)、便宜的にそれらは異なるものとした。

3次元空間のある点Pの近傍領域Rに上記のように定義された線素が分布しているとする。それらのうちの1つで点Q ($\neq P$) にある線素が点Pを向く成分(方向成分)は、次式で与えられる。

$$ds|\cos\alpha| \quad (3.5)$$

ただし、 ds は線素の大きさ、 α は線分PQと線素とのなす角である。(3.5)式は1つの線素の点Pへの集中成分であることから、これを基本にして近傍領域R内にあるすべての線素の点Pへの集中成分 $C(P)$ を次式で定義する。

$$C(P) = \frac{\sum_R \frac{ds|\cos\alpha|}{r}}{\sum_R \frac{ds}{r}} \quad (3.6)$$

ただし、 r は線分PQの長さとし、 \sum_R は近傍領域R内での総和を意味する。この $C(P)$ を点Pの3次元集中度と呼び、点Pを評価点と呼ぶ。3次元集中度は、点Pの近傍領域R内の各線素の方向成分を点Pからの距離 r を考慮して総和したものであり、0から1に正規化された量である。 $C(P)$ は近傍領域R内のすべての微小ベクトルが点Pを向いているときに最大値1をとり、すべての微小ベクトルが点Pの方向と直交しているときに最小値0をとる(図3.4)。なお、近傍領域R内に線素が1つも存在しないときは便宜的に $C(P)$ は0とする。

3.2.3 離散空間の面図形の場合

基本的には離散空間の線図形に対するものと同じであるが、線素の代わりに面の法線を用いる点が異なる。なお、本文で扱う画像は濃淡画像であるため、面の法線ベクトルをある一定以上の大きさを持ったグラディエントベクトルで近似する。この近似は濃淡画像中の異なった濃度値を持つ2つの領域の境界面付近のグラディエントベクトルが領域内のグラディエントベクトルよりも大きいと考えられることから妥当であるとされる。また、法線ベクトルの求め方として濃淡画像から抽出した境界面に

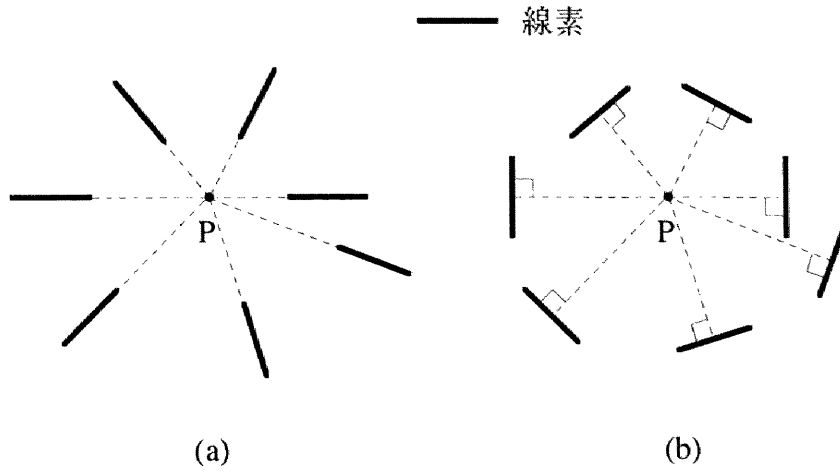


図3.4 集中度が最大値1をとる場合(a)と最小値0をとる場合(b)

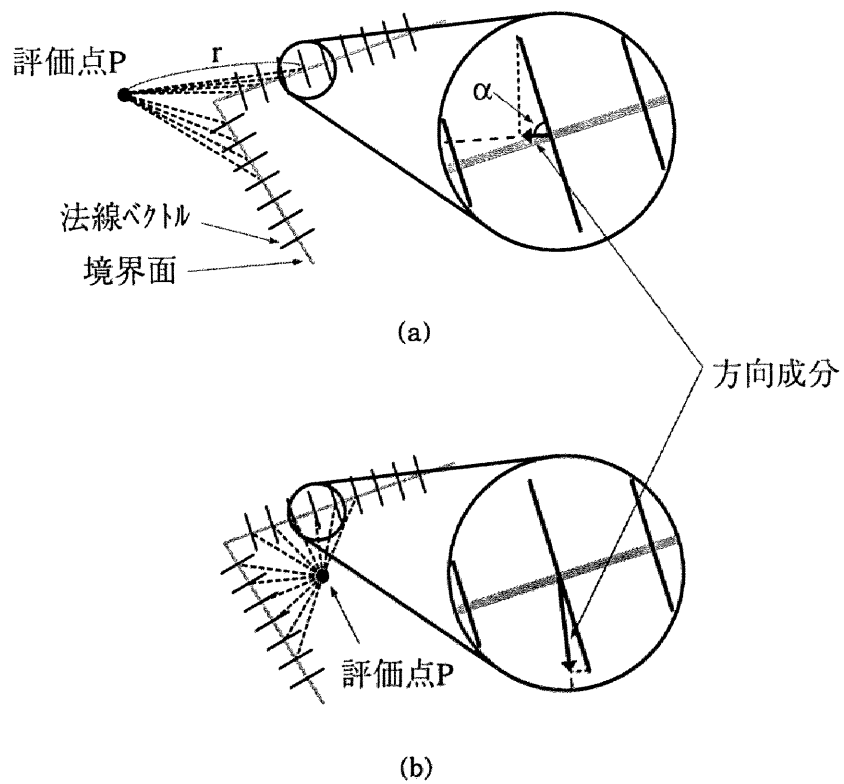


図3.5 法線ベクトルに対する集中度の性質

ポリゴンを張り, そのポリゴンの法線ベクトルを用いる方法なども考えられるが, この場合には境界面を定める必要がある. 今回の方法ではX線CT像のように境界面を一意に定められない場合にも応用できる.

3.2.4 基本的な性質

集中度に関して, 以下に示す性質がある. これらは集中度の定義式を用いることにより, 容易に証明, あるいは推測できるものである.

1. $0 \leq C(P) \leq 1$
2. 近傍領域 R に含まれるすべての微小ベクトルが評価点 P を向いている場合(たとえば, (3.6)式ですべての微小ベクトルについて $\alpha=0$ の場合)には, 集中度 $C(P)$ は 1 となる(図 3.4(a)).
3. 近傍領域 R に含まれるすべての微小ベクトルが, 微小ベクトルが存在する点と評価点 P を結ぶ直線に直交している場合(たとえば, (3.6)式ですべての微小ベクトルについて $\alpha=\pi/2$ の場合)には, 集中度 $C(P)$ は 0 となる(図 3.4(b)).
4. 図 3.5 のような境界面(図中の灰色の線が境界面の断面を表す)があった場合, 図 3.5(a)のように評価点 P が面の鈍角をなす側(図 3.5 では, 左側)にあるときは法線ベクトルの方向成分が小さくなるため集中度 $C(P)$ が低くなる. 一方, 図 3.5(b)のように評価点 P が面の鋭角をなす側(図 3.5 では, 右側)にあるときは方向成分が大きくなるため集中度 $C(P)$ が高くなる.

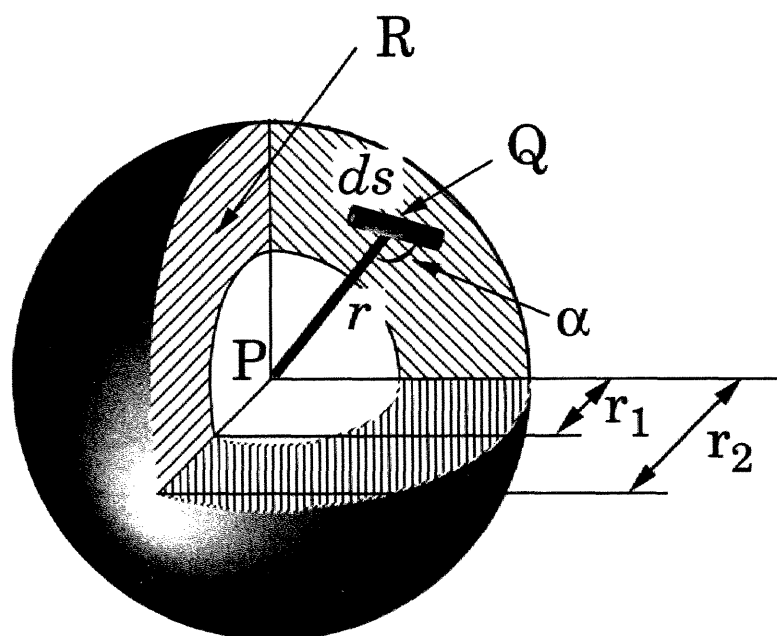


図 3.6 実験で用いた近傍領域

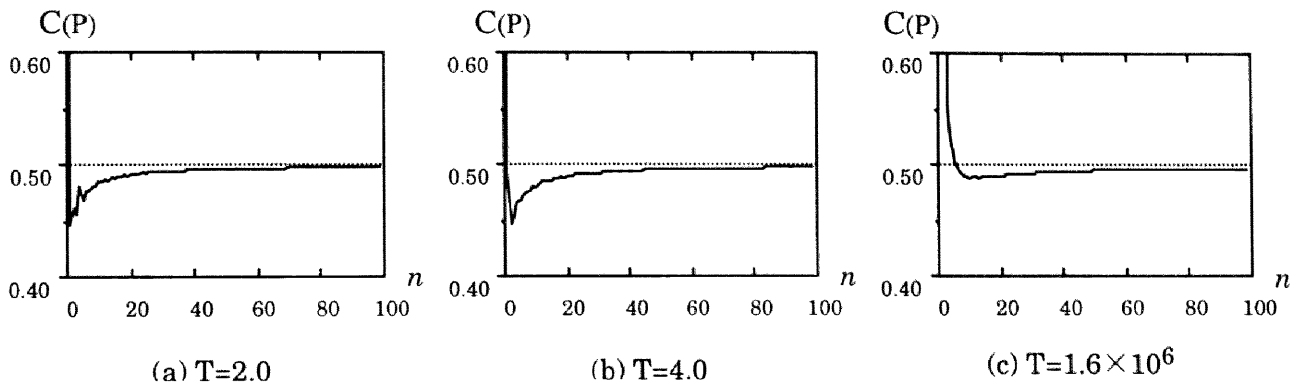


図 3.7 平行線の本数と集中度の値の関係

3.3 実験

本節では、数値シミュレーション、および人工画像に対して集中度を計算した結果によって集中度の基本的な性質を考察し、さらに実際の画像に対して適用した結果を示す。

以下では近傍領域 R として、図 3.6 に示すように評価点 P を中心とする半径 $r_1, r_2 (r_1 < r_2)$ の 2 つの同心球に挟まれた領域を考え、半径 r_1, r_2 をそれぞれ、内半径、外半径と呼ぶ。このような領域を採用するのは、評価点 P 付近での雑音的な線素の影響を避けること、 $1/r \rightarrow \infty (r \rightarrow 0)$ を避けること、という 2 つの理由からである。

3.3.1 数値シミュレーション

ここでは、線図形が連続空間内に存在していると考え、3次元集中度フィルタの振る舞いを理論的に考察する。

評価点 P の近傍領域内の n 本の平行な線分からなるパターンに対する集中度 $C(P)$ は(3.3)式、および(3.4)式を用いて計算することができる。図 3.6 に示す近傍領域 R の内外の半径を変化させて集中度 $C(P)$ を計算した結果の一部を図 3.7 に示す ($T=r_1/r_2$)。ただし、すべての線分は xy 平面に存在し、 x 軸に平行であり、それぞれの線分の間隔はすべて等しいとする。平行線分の数 n が小さい時には集中度の値が急激に変化するが、近傍領域の形によらず、いずれの場合も n が大きくなるにしたがってほぼ 0.5 に近づくことが確認できる。したがって、この値が微小ベクトルの集中が存在する領域と、集中が存在しない領域を分けるしきい値として利用できることが示唆される。

なお、2次元集中度の場合には、その収束値が $2/\pi$ であることが報告されている [目加田 94]。

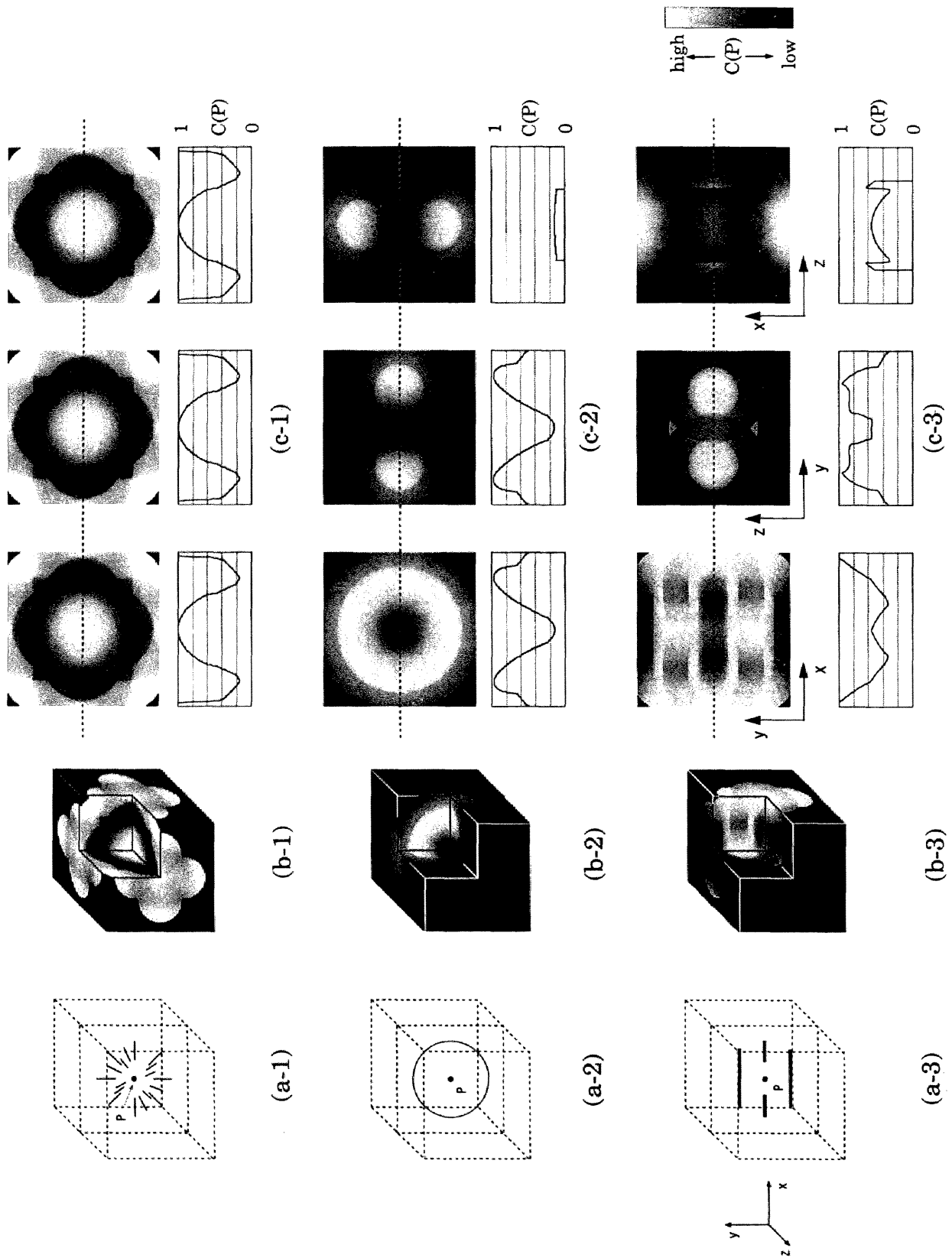


図 3.8 線素を用いた集中度フィルタの人工画像への適用結果

3.3.2 人工画像を用いた実験

次に、人工画像を用いて、実際に集中度を求めた結果を示す。

(i) 線素を用いた集中度

まず、デジタル線図形を用いて集中度を計算した場合について述べる。用いた人工画像は図3.8(a-1～3)に示すパターンを含む3種類の2値画像であり、各辺301画素の立方体である。また、画素の形状も立方体である。図3.8(a-1～3)は、それぞれ画像の中心を向く26本の線分、画像の中心に中心を持つ円、および平行な4本の線分からなるパターンである。これら3種類の画像中のすべての画素に対して集中度を計算した結果の3次元濃淡画像(集中度画像)を図3.8(b-1～3)に示す。図3.8(b-1～3)は集中度画像の内部が見えるように画像の一部を切り取って表示してある。集中度の値が高いほど白く表示してある。なお、用いた近傍領域の大きさは内半径 $r_1=50$ [画素]、外半径 $r_2=100$ [画素]である。また、各集中度画像の中心を通る xy 、 yz 、 zx 平面での断面を図3.8(c-1～3)に、さらに、その断面での破線上の集中度の値を各断面画像の下に示した。図3.8(a-1)のように画像の中心に集中を持つパターンでは、画像中心に集中度が非常に高い領域があり、さらにそれを取り囲んで、集中度が非常に低い領域と非常に高い領域があることがわかる(図3.8(c-1))。これは2次元集中度にも共通する性質である[目加田94]。また、図3.8(a-2)のように円状パターンに対する集中度画像は円状パターンの中心部付近の集中度が非常に低くなっていることが分かる(図3.8(c-2))。円状パターンの中心部では、理想的にはすべての線素の方向成分が0になるため、集中度も0になるはずであるが、本実験では、線素の方向数、線素の数とも有限であるため、0にはなっていない。図3.8(a-3)のようなパターンではパターン中の2本の長い線分が画像中心における集中度を下げる要因になっており、図3.8(c-3中図)の集中度が低い2つのリング状の領域がこの影響である。また、これら2つのリングとその内側の集中度が非常に高い領域の境界付近がはっきりと分かれているのは、近傍領域の形状が同心球状になっていることが原因である。

(ii) 法線ベクトルを用いた集中度

次に、微小ベクトルとして面の法線ベクトルを用いて集中度を計算した場合について述べる。ただし、入力した画像(図3.9(a-1～8))は濃淡画像であり、この画像中のグラディエントベクトルの大きさがある一定以上の大きさの領域を便宜的に濃度値が高い領域(図3.9(b-1～8)中、白い領域)と濃度値が低い領域(図3.9(b-1～8)中、黒い領域)の境界面とし、境界面上のグラディエントベクトルの大きさを1に正規化したものを境界面の法線ベクトルとした。

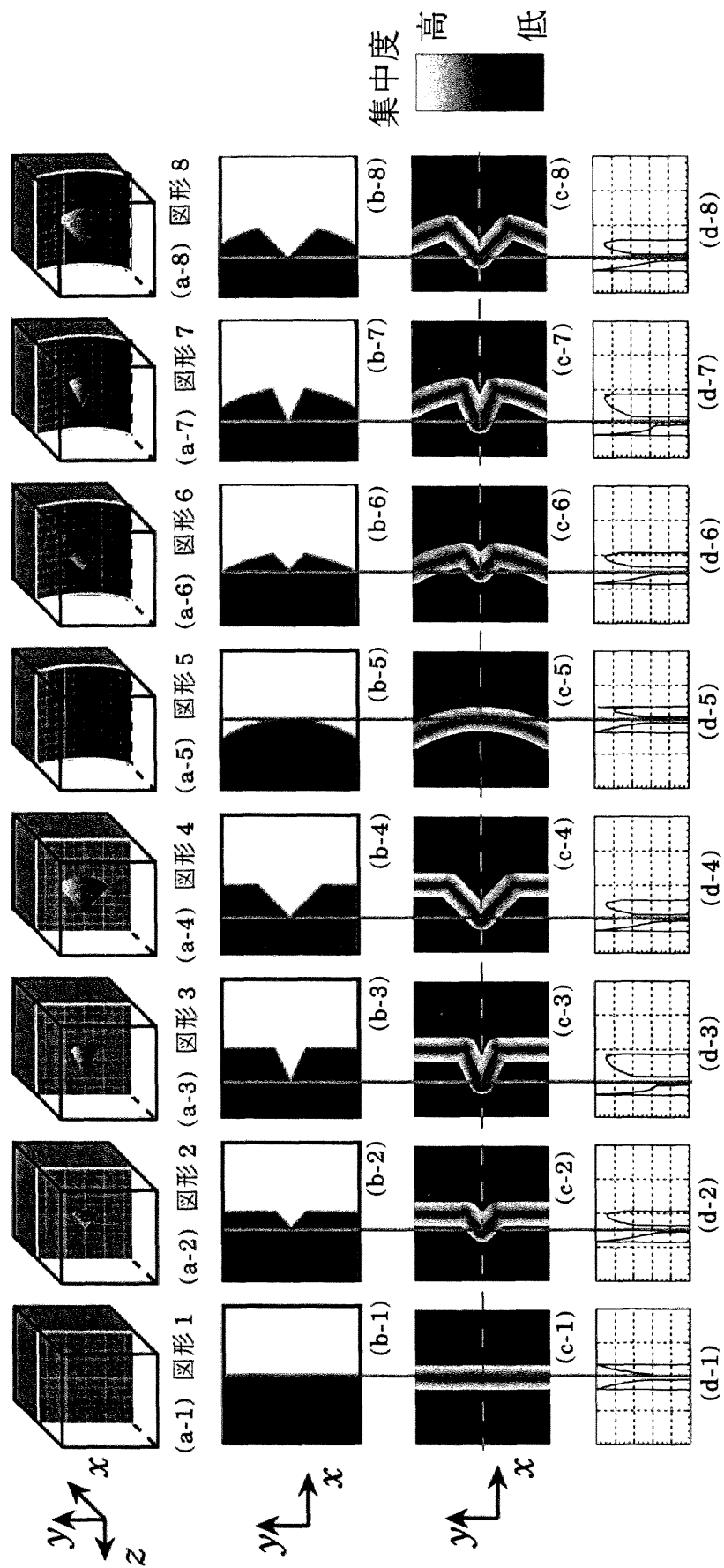


図 3.9 法線ベクトルを用いた集中度フィルタの人工画像への適用結果

表3.2 人工画像の平均集中度

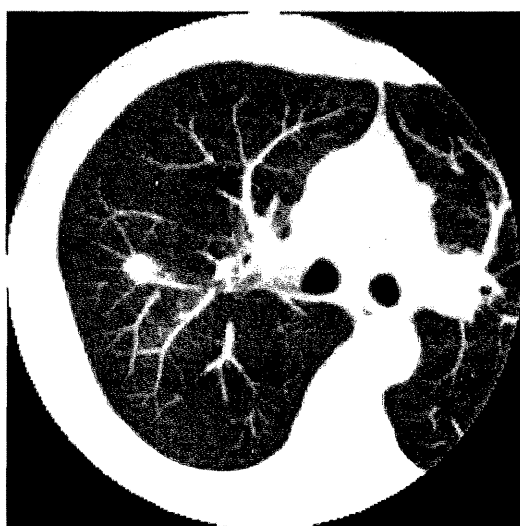
	図形1	図形2	図形3	図形4	図形5	図形6	図形7	図形8
右側	0.759	0.619	0.534	0.619	0.749	0.619	0.534	0.619
左側	0.759	0.785	0.793	0.785	0.696	0.785	0.793	0.785
右側 - 左側	0.000	0.166	0.259	0.166	-0.053	0.166	0.259	0.166

用いた人工画像は一辺が200画素の立方体(濃度値:0)の半分を濃度値-1000にしたもの、半径・高さとも200画素の円柱(濃度値-1000)の一部を埋め込んだもの、およびそれらの画像中の2つの領域の境界面に(高さ・底辺の半径)がそれぞれ(25画素・25画素), (50画素・25画素), (50画素・50画素)の円錐(濃度値:-1000)を配した合計8種類である。ここで、人工画像中に円錐を埋め込んだのは図3.5に示す境界面を3次元空間で等方的に配置した図形であることと、および後に述べる「胸膜陥入」の人工画像に対するシミュレーションを行うためである。人工画像の立体表示を図3.9(a-1~8)に、画像中心を通る xy 平面での断面を図3.9(b-1~8)に示す。図3.9(a-1~8)では灰色の領域が、図3.9(b-1~8)では白い領域が濃度値0の領域である。なお、濃度値が0の領域と濃度値が-1000の領域の境界面はマスクサイズ $5 \times 5 \times 5$ の一様重み平滑化フィルタをかけることにより濃度値が連続的に変化するようにした。集中度の計算に用いた法線ベクトル(グラディエントベクトル)は大きさが0ではないものすべてとした。したがって、法線ベクトルは境界面上に厚さ5画素に渡って存在する。集中度を計算する際の近傍領域は半径20画素の球とした。ただし、近傍領域の中心に法線ベクトルがあるときには(3.6)式より $r=0$ となり、集中度の値が無限大になってしまうが、この場合には近傍領域の中心にある法線ベクトルは計算に用いない。

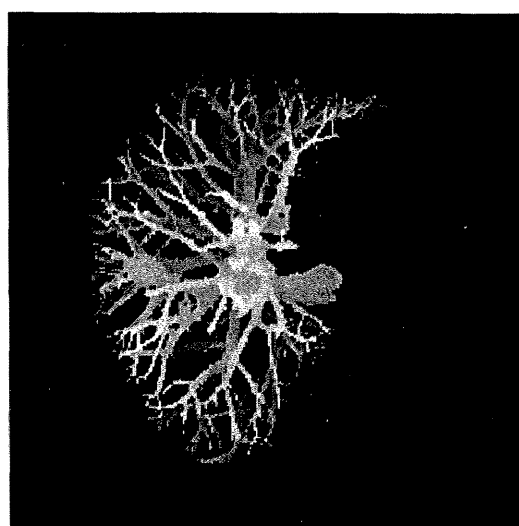
それぞれの人工画像に対する集中度の計算結果の画像(集中度画像)において、画像の中心を通る xy 平面で切断したときの断面を図3.9(c-1~8)に示す。なお、集中度画像は集中度が高いほど白く表示してある。また、図3.9(c-1~8)の破線での濃度値の断面を図3.9(d-1~8)に示す。入力画像の境界面が平面のとき、すなわち境界面の法線ベクトルが平面上にあるときには、集中度の値が境界面に対して対称に分布していることが分かる(図3.9(c-1))。また、図3.9(c-1~8)の中央の水平の破線上にある画素を用いて境界面(図中灰色の実線で示した)の鋭角をなす側(図3.9では右側)、および鈍角をなす側(図3.9では左側)でそれぞれ計算した平均集中度と、それらの差

を表3.2に示す。円錐が存在する画像(図形2~4, および図形6~8)では境界面が鋭角をなす側の平均集中度が鈍角をなす側のそれよりも高くなっていることが分かる。また, 図形5のように曲面の平均集中度は鈍角をなす側の方が鋭角をなす側よりも高くなっていることが分かる。円錐の頂点が尖っているほど平均集中度の差が大きくなることも確認できる。また, 今回の実験では円柱の高さよりも近傍領域の半径が小さいので, 円錐の頂点の鋭さが同じ場合には円錐の大きさに関わらず, 平均値の差は同じ値になる。

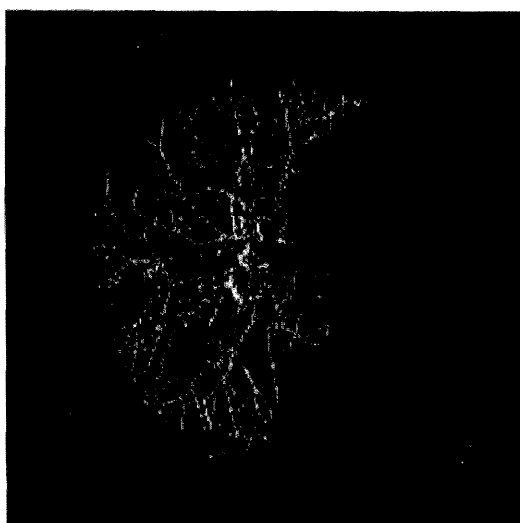
なお, 図形1の集中度画像(図3.9(c-1))の境界面に対応する部分では集中度が非常に低くなっている。本実験では法線ベクトルが境界面上で厚さ5画素に渡って存在するが, 境界面の厚さを1画素にすれば, 境界面上での集中度の値は0になる。これは,



(a) 胸部X線CT像
(MIP法による表示)



(b) 血管・気管支領域
(Depth codingによる表示)



(c) 血管・気管支の構造線
(Depth codingによる表示)

図3.10 実験に用いた胸部X線CT像と血管・気管支領域の細線化結果

評価点Pが境界面上にあった場合、図形1のような平面の法線ベクトルが存在する画素と評価点を結ぶ線分が法線ベクトルと直交するため、近傍領域内のすべての方向成分((3.5)式)が0となるためである。

3.3.3 胸部X線CT像を用いた実験

胸部X線CT像に写った肺の腫瘍が良性であるか悪性であるかを判定するためにはさまざまな画像特徴が用いられる。このことについては次章で詳しく述べるが、ここでは本章の内容に関係するものをごく簡単に述べておくとともに、集中度フィルタを実際に胸部X線CT像に適用した結果を示す。

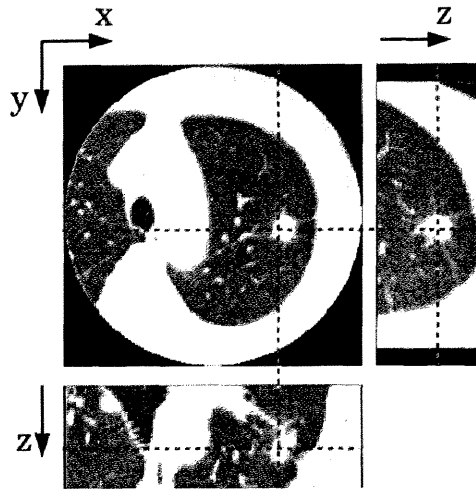
実験に用いた胸部X線CT像は、ヘリカルCT撮影装置(TCT-900s/Super Helix)で腫瘍の存在する側の肺を拡大撮影したものであり、スライス内画素間隔0.31～0.41mm、スライス間隔1mm、各スライスのサイズ512×512[画素]、およびスライス枚数60～63枚である。

(i) 血管・気管支の構造線に対する適用

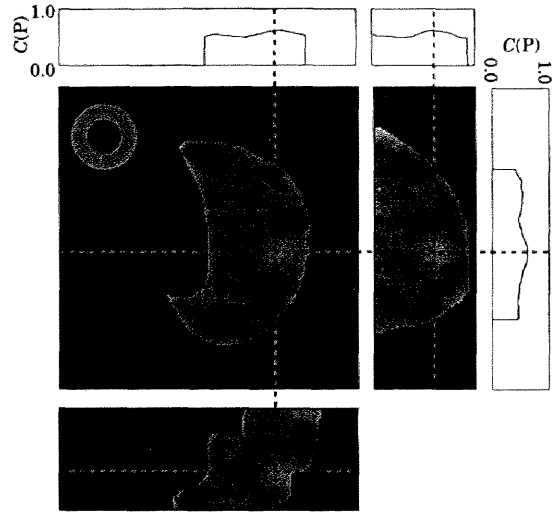
肺の腫瘍が悪性(とくに腺がん)である場合には、がん組織が腫瘍周辺の組織を引き込みながら成長するため、腫瘍周辺の血管や気管支が腫瘍に引き寄せられる現象(集束、と呼ばれる)が多く見られる。したがって、血管や気管支の構造を線図形で表し、その線図形に対して集中度を計算することにより、腫瘍の良悪性を鑑別する基準になりうると考えられる。

まず、胸部X線CT像から、しきい値処理を中心とする手法で血管・気管支領域を抽出し、この領域に対してユークリッド距離変換を用いた細線化[齋藤96]を施すことにより血管・気管支の構造を表す線図形を得る。図3.10(a)に用いた胸部X線CT像の例を、図3.10(b)に抽出した血管・気管支領域を、図3.10(c)に血管・気管支領域を細線化した結果を示す。図3.10(a)はMIP法により、図3.10(b)、および(c)はDepth codingにより表示してある。

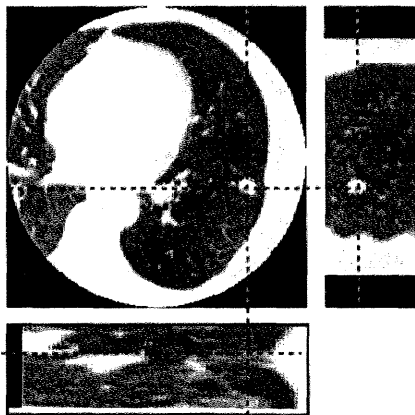
実際に胸部X線CT像から抽出した血管・気管支領域を細線化した結果に対して集中度を計算した結果を図3.11に示す。図3.11(a-1～3)は用いた胸部X線CT像であり、腫瘍中心付近を通る xy , yz , zx 平面での断面を表示した。それぞれ症例1、症例2、および症例3と呼ぶこととする。なお、図3.11(a-1～3)の破線の交点付近が腫瘍であり、医師により症例1が腺がん(悪性腫瘍)、症例2が過誤腫(良性腫瘍)、および症例3が陳旧性炎症(良性腫瘍)であることが確認されている。それぞれの症例に対する集中度画像の腫瘍の中心付近に対応する部分を通る xy , yz , zx 平面での断面を



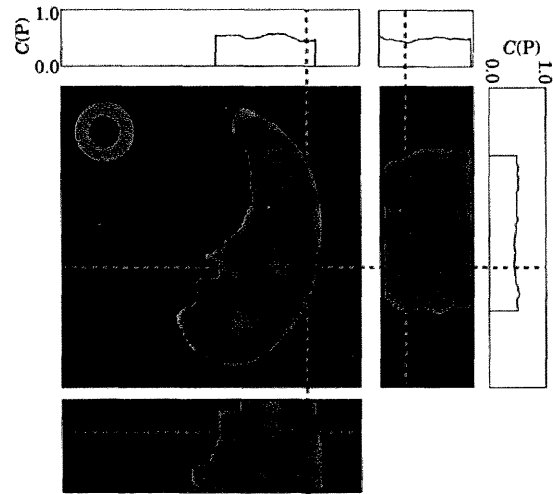
(a-1) 症例1(腺がん)



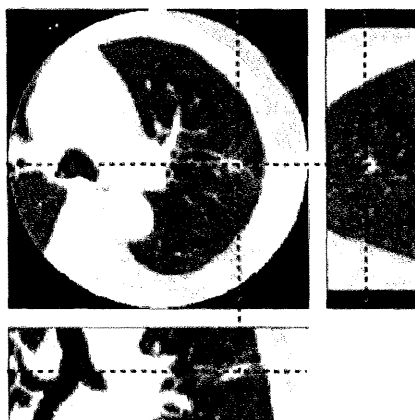
(b-1) 症例1に対する集中度画像



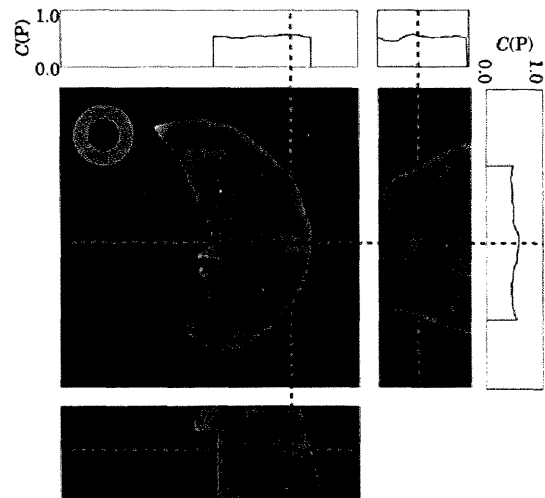
(a-2) 症例2(過誤腫)



(b-2) 症例2に対する集中度画像



(a-3) 症例3(陳旧性炎症)



(b-3) 症例3に対する集中度画像

図 3.11 胸部X線CT像に対する線素の集中度画像(破線の交点付近が腫瘍の中心)

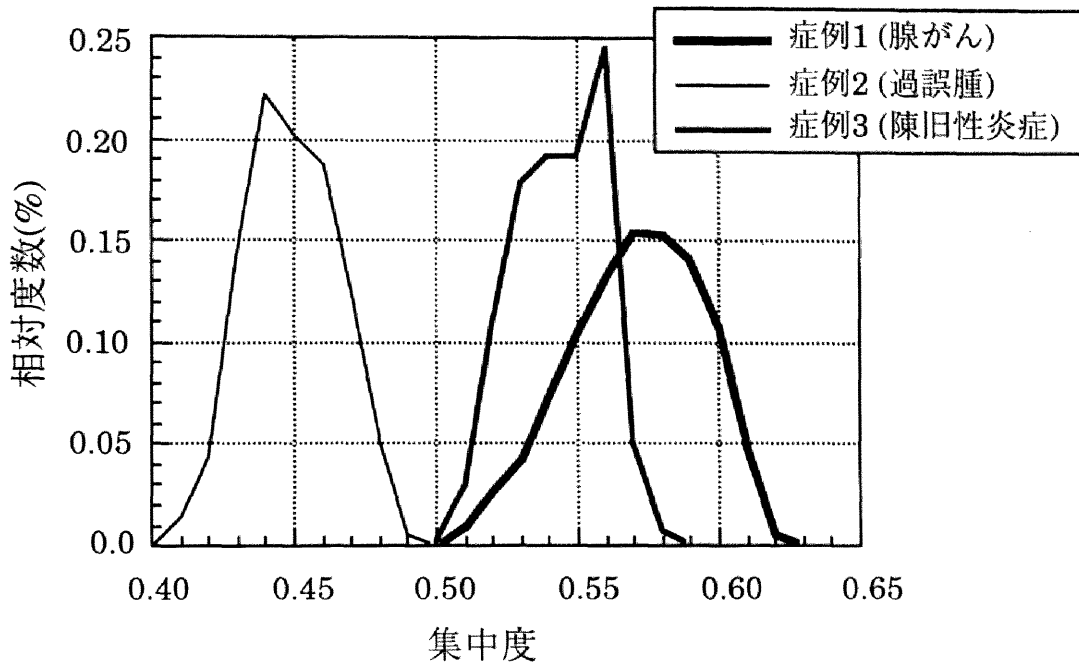


図3.12 腫瘍中心付近の集中度の分布

図3.11(b-1～3)に示す。また、集中度画像中の破線上での集中度の値をあわせて示す。なお、集中度画像の左上にあるドーナツ状の図形は集中度を求める際の近傍領域の大きさの目安を示すものである。この図形の内外の円の半径が、それぞれ近傍領域の内半径 r_1 、および外半径 r_2 を示す。

医師から高度の集束があると評価された症例1(図3.11(a-1))においては、腫瘍腫辺の集中度がその周囲と比較して高い値になっている(図3.11(b-1))。また、図3.8で示されたような集中パターンに特有の現象も確認できる。一方、医師から集束がないと評価された症例2(図3.11(a-2))では、集中度は肺野全体にわたってほぼ一様であることが確認できる(図3.11(b-2))。なお、集束はないが、腫瘍周辺に局所的な組織の集中が見られると評価された症例3(図3.11(a-3))でも、腫瘍周辺の集中度が比較的高い値になっていることが確認できる(図3.11(b-3))。

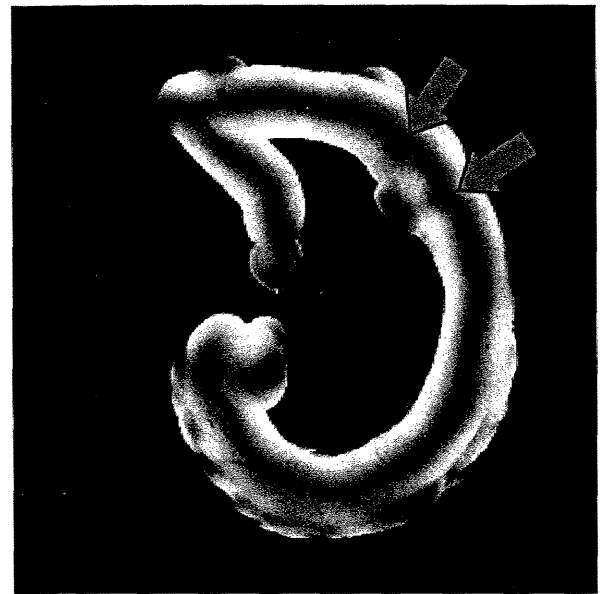
また、腫瘍を楕円体で近似し、その楕円体の各方向の半径を半分にした楕円体の内部での集中度の平均値(平均集中度)を求めた結果、症例1では0.570、症例2では0.499であった。さらに、平均集中度を求めた領域内での集中度の相対度数分布を図3.12に示す。高度の集束があると評価された症例1は、集束がないと評価された症例2に比べ高い集中度の値が分布していることがわかる。

(ii) 胸膜付近のグラディエントベクトルに対する適用

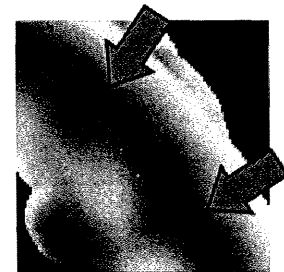
肺を包み込む薄い膜を胸膜と呼ぶが、先にも述べたように、肺腫瘍が悪性(とくに



(a) X線CT像の1スライス



(b) 法線ベクトルに対する集中度画像



(c) (b)の拡大図

図3.13 胸部X線CT像に対する法線ベクトルの集中度画像

腺がん)である場合には、腫瘍がその周辺の組織を引き込みながら成長する。そのため、悪性腫瘍では胸膜が腫瘍に引き込まれる「胸膜陥入」という現象が多く見られる。一方、この現象は良性の場合にはあまり見られないので、胸部X線CT像を用いた良悪性鑑別では重要な画像所見の一つとされている。そこで、胸膜付近のある一定以上の大きさを持つグラディエントベクトルを、胸膜の法線ベクトルと考え、集中度を計算した。なお、用いたグラディエントベクトルの求め方の詳細は次章で詳しく述べる。用いた胸部X線CT像を図3.13(a)に、集中度画像を図3.13(b)に示す。矢印で示す部分が胸膜陥入である。胸膜陥入がある部分を拡大したものを図3.13(c)に示す。図3.13(b)のように胸膜陥入が見られる部分では肺野の内側の集中度が外側に比べ低くなっていることがわかる。一方、胸膜陥入が見られない部分では逆の傾向にある。

3.4 むすび

本章では、2次元線図形の局所的集中性の解析のために提案された集中度を3次元

に拡張し、3次元線図形、および3次元面図形の法線ベクトルに適用した。さらに、その基本的性質を数値シミュレーション、および人工図形を用いた実験で明らかにした。また、3次元集中度フィルタを胸部X線CT像に適用し、医師が診断に用いる画像所見と集中度の値にある程度のある関係があることを示した。これにより肺の腫瘍の良悪性鑑別に有効である可能性が示唆される。

今後の課題として、3次元集中度の性質のより詳細な解析、線素を用いた集中度と面の法線ベクトルを用いた集中度の関係の検討などが挙げられる。

参考文献

- [Haralick87] R. M. Haralick, et al : " Imaging Analysis using Mathematical Morphology" ,IEEE Trans. Pattern Anal & Machine Intell, PAMI-9(4), pp.532-550, 1987
- [Tsao81] Y. S. Tsao and K. S. Fu : "A Parallel Thinning Algorithm for 3-D Pictures", Computer Graphics and Image Processing, Vol.17, pp.315-331, 1981
- [Yamamoto96] S. Yamamoto, M. Matsumoto, Y. Tateno, T. Iinuma, T. Matsumoto : "Quoit Filter —A New Filter Based on Mathematical Morphology to Extract the Isolated Shadow, and Its Application to Automatic Detection of Lung Cancer in X-ray CT ", Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition(ICPR'96), pp.3-7, 1996
- [齋藤 96] 齋藤豊文, 森健策, 鳥脇純一郎 : "ユークリッド距離変換を用いた3次元デジタル画像の薄面化及び細線化の逐次型アルゴリズムとその諸性質", 信学論(D-II) J79-D-II(10), pp.1675-1685, 1996
- [鳥脇 86] 鳥脇純一郎 : "3次元画像のデジタル処理", 高木幹雄, 鳥脇純一郎, 田村秀行編 : 画像処理アルゴリズムの最新動向, 別冊 O plus E, 新技術コミュニケーションズ, pp.84-107, 1986
- [鳥脇 88] 鳥脇純一郎 : 画像理解のためのデジタル画像処理[I],[II], 昭晃堂, 1988
- [長谷川 90] 長谷川純一, 筒井武敏, 鳥脇純一郎 : 胃X線二重造影像におけるひだ集中を伴うがん病変部の自動抽出, 信学論(D-II) J73-D-II(4), pp.661-669, 1990
- [目加田 94] 目加田慶人, 尾坐幸一, 長谷川純一, 鳥脇純一郎 : 線図形における局所的集中パターンの特徴量とその応用, 信学論(D-II) J77-D-II(9), pp.1788-1796, 1994
- [目加田 96] 目加田慶人, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 縄野繁, 宮川国久 : 線状陰影強調フィルタの改良と胃X線像におけるがん病変部自動検出への応用, Medical Imaging Technology 14(3), pp.269-279, 1996
- [安江 96] 安江正宏, 森健策, 齋藤豊文, 長谷川純一, 鳥脇純一郎 : "3次元濃淡画像の細線化法と医用画像への応用における能力の比較評価", 信学論(D-II), J79-D-II, 10, pp.1664-1674, 1996

第4章 胸部X線CT像を用いた腫瘍の良悪性鑑別

4.1 はじめに

近年の医用X線CT撮影装置の発展により、臨床の間でも盛んにCT像を用いた診断が行われるようになってきた。とくに、ヘリカルCT撮影装置の登場により、精細な人体内部の構造を表すCT像が高速、かつ簡便に得られるようになった。それにとともに、実際にCT像を読影し、診断を下す医師の負担が増加している。この負担は単に読影すべき画像が非常に多数枚あるということだけでなく、CT像が3次元濃淡画像であり、このような画像中の構造物の状態を認識しなければならないという面でも負担を増している。CT像に写し出された血管、気管支、胸膜などの形状は診断に大いに有効ではあるが、元来、人間は多数の2次元濃淡画像の集合から3次元的な形状を認識することが苦手である。そのため、計算機による診断支援が強く望まれ、多くの研究がなされている[鳥脇 97, 小畑 99, Toriwaki99]。胸部X線CT像に関するものだけでも、存在診断を支援するもの[山本 93, 森健策 93, 奥村 98]、質的診断を支援するもの[四方 98, 河田 99, 戸崎 99]など、数多く報告されている。存在診断の支援は、すでに実用化に近いレベルの研究が行われている。一方、質的診断の支援はまだ実用化できるレベルにない。これは質的診断がより高度な医学知識を必要とすることによると思われる。これまで報告されている質的診断の支援に関する研究は、いずれも画像所見を特徴量という数値に変換するものであり、本章でも同様である。

本章では肺腫瘍の質的診断支援を目指し、実際に読影医がCT像から肺腫瘍の良悪性を判断する際に用いる画像所見を定量化することを試みる。さらに、実際の胸部X線CT像からこれらの特徴量を計算し、その有効性を示す。

4.2 X線CT像と肺腫瘍の良悪性に関する画像所見

本節では、胸部X線CT像の基本的な性質と医師が胸部X線CT像における肺腫瘍の良悪性を鑑別する上で用いる画像所見の一部を述べる。

4.2.1 X線CT像の性質

医用CT撮影装置は人体の頭から足に向かう方向(体軸方向)に直交する断面を撮影する装置である。実際には、人体の各部がX線を吸収する程度(X線吸収係数、CT値、と呼ばれる。単位はHounsfield Unit(H.U.))を対応する画素の値として割り当てた結果、生成される濃淡画像である。CT値は水が0[H.U]、空気が-1000[H.U]となるように正規化されるため、各臓器、および組織のおおよそのCT値が決まっている。表4.1にその一部を示す[Handbook1]。なお、肺野内はそのほとんどが空気で占められるので、CT値は-1000~-500[H.U.]と低く、肺野内の血管は太さや血管の中心からの距離にもよるが-400~50[H.U.]である。肺野内の腫瘍などの病変も血管と同程度のCT値をもつ。このような体軸に直交する断面を複数積み重ねることにより、人体内部の臓器・組織の3次元的な構造を画像化することができる。

次にCT像を読影、あるいは画像処理する上で重要なパラメータで本章でもよく出てくるものを説明する[高橋79, Handbook1, Handbook2]。

スライス厚：CT像を撮影する際にはX線のビームを人体に照射する。このビームの厚さがスライス厚である。体軸方向にスライス厚の分の情報が1枚のスライスに集積されることになるので、精細な3次元構造を得るためにはスライス厚は薄い方がよい。しかし、薄くしすぎると検出器に到達するX線の強度が小さくなるため、ノイズが増加する。現在のところ、集団検診など存在診断では5~10mm程度のものが多く使われ、質的診断では1~2mm程度の薄いものが使われる。

再構成間隔：ヘリカルCT撮影装置ではX線管と検出器が体軸方向にらせん状にスキャンしてゆく。そのため、任意の位置、および間隔でスライス面を再構成することが可能である。この間隔を再構成間隔という。

パーシャルボリューム効果：CT像の画素の大きさは、再構成時のスライス内画素間

表4.1 各組織のCT値

組織	CT値[H.U.]
骨(皮質)	250 ~
骨(髄質)	130 ± 100
筋肉	45 ± 5
脂肪	-90 ± 10
血液(静脈)	55 ± 5



図4.1 実験で用いたX線CT像の例

隔, および再構成間隔で決定され, 各画素内では単一のCT値をもつ. したがって, 各画素に対応する人体の各領域内でX線吸収率の変化があったとしても, 各画素に対応するCT値はその領域での平均値となる. そのため, ある画素に対応する人体の領域の大部分が低いX線吸収率を持っていたとしても, その領域のごく一部分が非常に高いX線吸収率を持っている場合には, その画素のCT値はある程度高い値を持つことになり, 正しいX線吸収率を表さない. これをパーシャルボリューム効果(partial volume effect, あるいは partial volume phenomena)と呼ぶ. これにより, 肺野と肺血管のようにX線吸収率の変化が激しい部分ではそれらの境界付近のCT値の分布が歪むことがある.

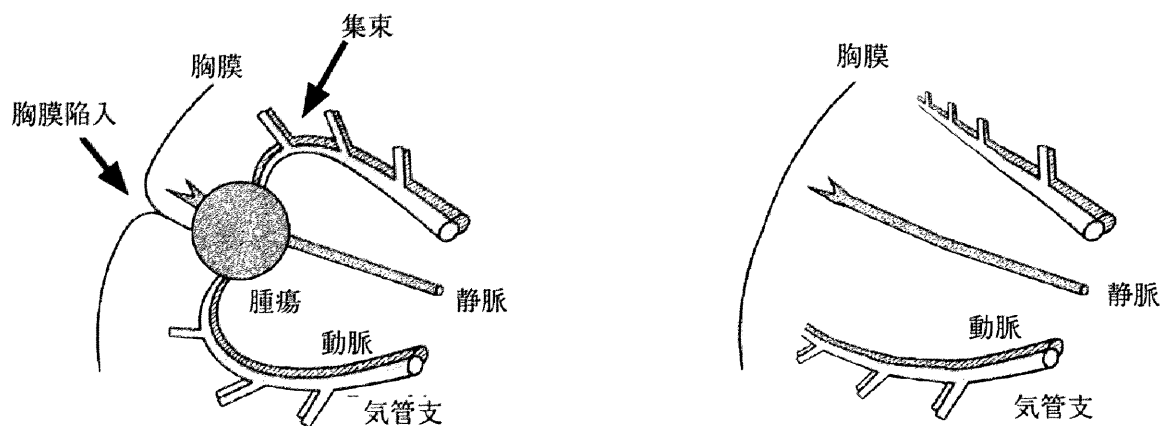
図4.1に本章の実験で用いたCT像の例を示す.

4.2.2 良悪性鑑別の所見

医師が良悪性の鑑別に用いる所見のうち, 本章で定量化を試みるものについて述べる[市川91, 森雅樹95, 規約95].

(1) 血管・気管支の集束

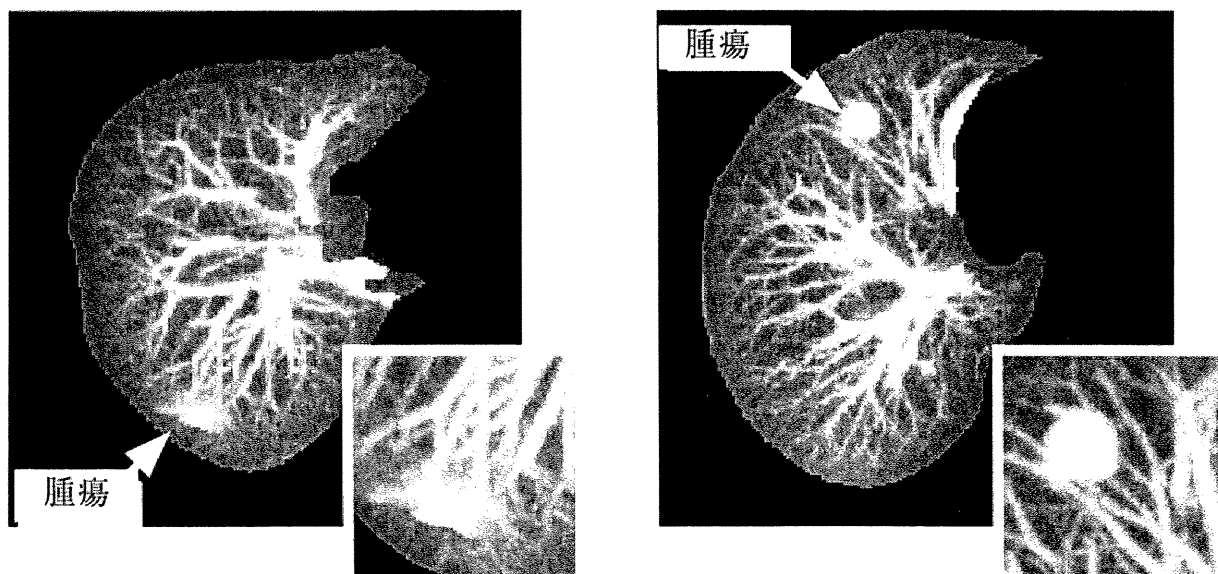
肺野末梢に生じた悪性腫瘍(とくに腺がん)においては, 腫瘍の成長によって腫瘍付近の血管, 気管支などの組織が腫瘍に引き込まれる「集束」と呼ばれる現象が多く見られる. 図4.2に集束の説明図を示す[西脇84]. また, 実際のCT像における例を図4.3(a)(b)に示す. 図4.3(a)(b)は肺野内部のみをMIP法によって表示してある. 図4.2(a)は腺がん(悪性腫瘍)であり, 腫瘍周辺の血管, および気管支(図中, 白



(a) 集束、胸膜陥入が見られる場合

(b) 集束、胸膜陥入が見られない場合

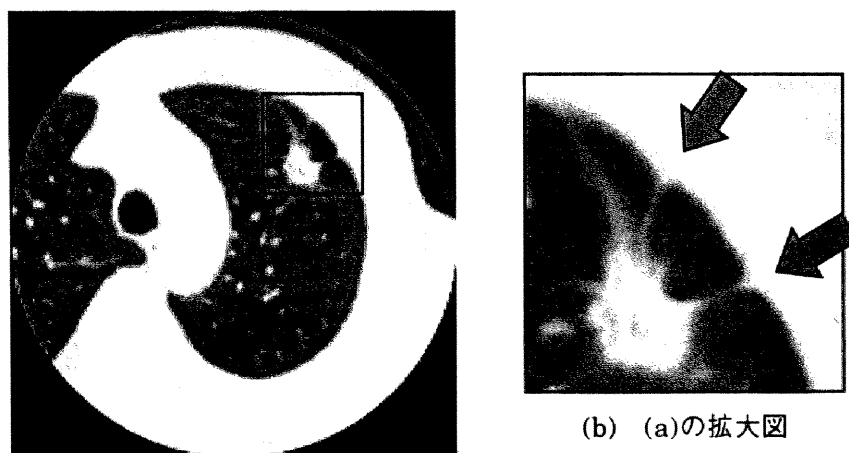
図4.2 集束、胸膜陥入の説明図



(a) 集束がある例

(b) 集束がない例

図4.3 集束の例



(a) 胸膜陥入の例

(b) (a)の拡大図

図4.4 胸膜陥入の例

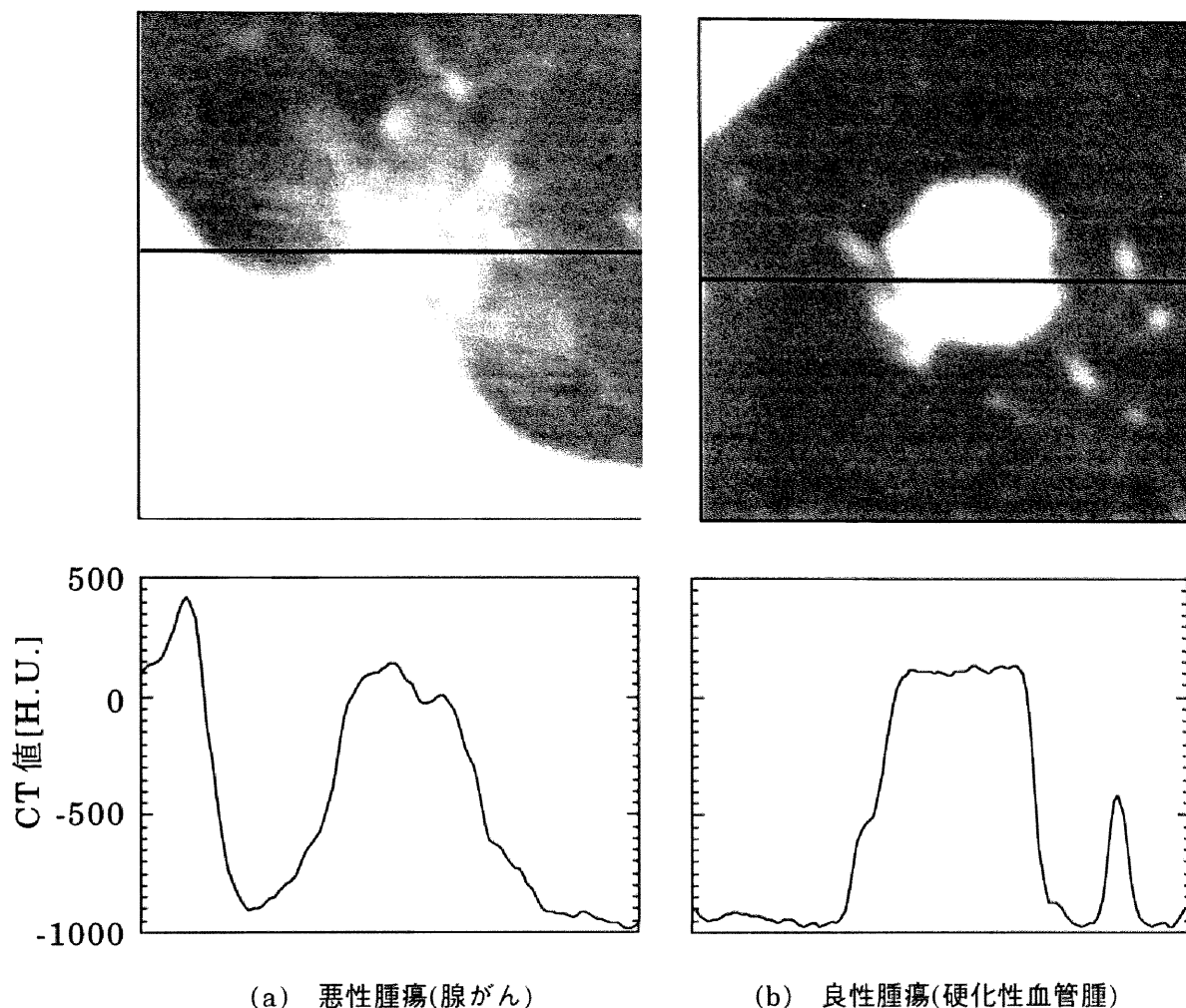


図4.5 悪性、および良性腫瘍のCT値の分布

い線状の領域)が腫瘍に向かって集まっていることが確認できる。また、図4.2(b)は硬化性血管腫(良性腫瘍)であり、血管、気管支が腫瘍周辺に引き寄せられている徴候はない。したがって、集束の存在が腫瘍が悪性であることを強く疑う重要な画像所見になっている。

(ii) 胸膜陥入

肺とその外部を隔てる肺野側の膜を臓側胸膜(以下、単に胸膜)と呼ぶ。血管・気管支の集束と同様に、悪性腫瘍(とくに腺がん)においては、腫瘍が胸膜を引き込む現象が多く見られ、「胸膜陥入」と呼ばれている。図4.2に説明図を示す。胸膜陥入により、引き込まれた胸膜は摘まれたようにテント状になることが知られている。図4.4(a)に実際のCT像での例を示す。また、図4.4(b)は図4.4(a)の矩形で囲んだ部分を拡大したものである。矢印で示す部分が腫瘍に引き込まれている部分である。胸膜陥入も良性腫瘍ではほとんど見られないため、良悪性鑑別の重要な画像所見

である。

(Ⅲ) 腫瘍内部のCT値の均一性

一般に、悪性腫瘍では腫瘍内部のCT値は不均一である傾向がある(図4.5(a))。一方、良性腫瘍の場合には、石灰化と呼ばれる現象が起きていなければほぼ均一である(図4.5(b))。画像の下に示したグラフは画像中の補助線上でのCT値の分布である。

(Ⅳ) 腫瘍辺縁部の明瞭性

浸潤型の悪性腫瘍においては、一般に腫瘍の辺縁部が不明瞭であることが知られている。一方、炎症を除く良性腫瘍においては比較的辺縁が明瞭である(図4.5(b))。悪性腫瘍では良性腫瘍に比べ、腫瘍中心付近から肺野にいたるまでのCT値の変化がなだらかであることが確認できる(図4.5(a))。

4.3 各画像所見の定量化

本節では、上記の各画像所見を定量化する手法を述べる。また、以下の判別実験では、良性腫瘍を悪性と判断した割合を拾いすぎ率、悪性腫瘍を良性と判断した割合を見落とし率と呼ぶ。

4.3.1 血管・気管支の集束の定量化

前章で述べた線素の集中度を用いて集束の定量化を行う。大まかな処理手順は、(1)肺野領域の抽出、(2)血管・気管支領域の抽出、および、(3)3次元集中度の計測、の3段階から成る。図4.6に(1)、(2)のおおまかな流れを示す。

なお、血管・気管支の集束の定量化では、各症例に対して腫瘍の領域をスライスごとに目視によって判定し、腫瘍を座標軸方向に主軸をもつ楕円体で近似した。

(Ⅰ) 肺野領域の抽出

処理範囲を限定するためにまず肺野領域の抽出を行う。具体的な抽出手順は以下の通りである。

なお、2次元的な処理はすべて各スライスごとに行うものとし、各パラメータの値は実験的に定めた。また、例えば、しきい値処理で“-700H.U.以下のCT値をもつ画素を1-画素にし、それ以外の画素を0-画素にする”という処理を“-700H.U.以下：1”と略記する(本文以下同様)。

(step1) 原画像の2値化(-700H.U.未満：1)を行う。

(step2) 2次元小成分除去(面積22500画素以下)を行う。

(step3) 2次元図形融合(拡散3回→収縮3回→収縮3回→拡散3回)を施す。

(step4) 3次元図形融合(拡散3回→収縮3回)を施す。

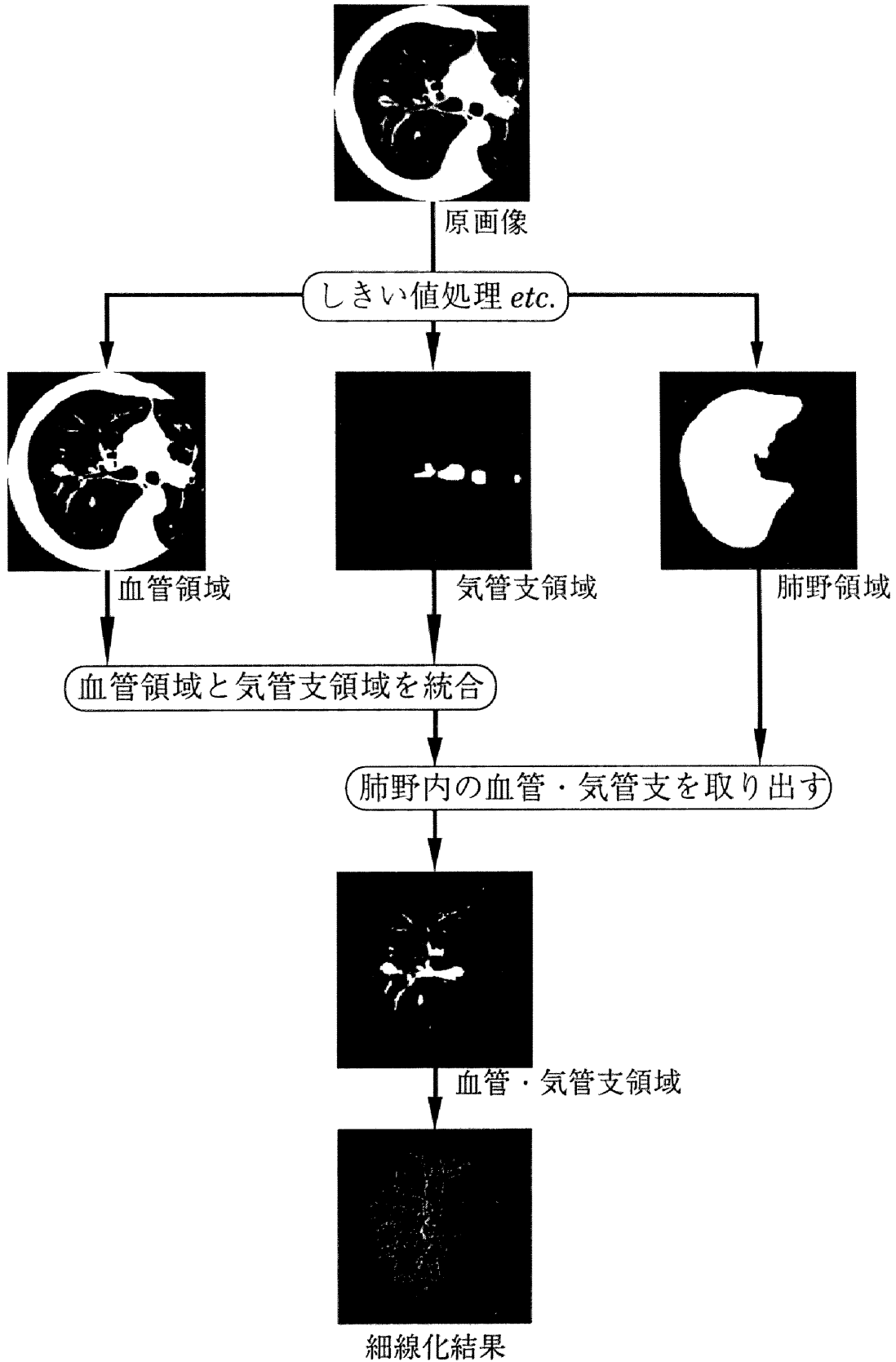


図 4.6 肺野領域と血管、気管支の構造線抽出

(step5) 2次元穴成分除去(面積8000画素以下)を行う。

(step6) 2次元図形収縮(3回)を行う。

以上の処理を行うことによって、肺野領域画像を得る。

(Ⅱ) 血管・気管支領域の抽出、および細線化

血管・気管支領域の抽出には基本的に2値化処理を用いる。ただし、重力の影響により、血液は人体の下側(CT像を撮影するときには一般に背中側)に上側(胸側)よりも多く分布する。そのため、肺野全域にわたって同程度の太さの血管を抽出するためには胸側と背中側で2値化処理でのしきい値を変える必要がある。今回はスライス上端と下端で2つのしきい値を設け、上端と下端の間のしきい値を線形補間によって決定した。また、気管支のような筒状の図形を細線化すると、本研究では望ましくない網目状の線図形が生じる。そこで、気管支領域、およびその内部を1-画素で埋め、血管領域と同等に扱う。具体的な抽出手順は次の通りである。

なお、**(step1)**は血管領域画像を、**(step2~5)**は気管支内部領域画像を得るための処理であり、**(step6~9)**で最終的な血管・気管支領域画像を得る。

(step1) 原画像を2値化(各スライス上端-820H.U.以上:1, 下端-700H.U.以上:1)し、これを血管領域画像とする。ただし、抽出された結果には気管支壁領域も含まれている。

(step2) 原画像の2値化(-1100H.U.未満:1)を行う。

(step3) 3次元小成分除去(体積27000画素以下)を行う。

(step4) 2次元図形拡散(4回)を行う。

(step5) 2次元的に一定以上の面積(面積2500画素以上)を持つ連結成分を除去する。

この結果を気管支内部領域画像とする。

(step6) 上記血管領域画像と気管支内部領域画像の論理和をとる。

(step7) 2次元穴成分除去(面積2500画素以下)を行う。

(step8) 得られた2値図形と、肺野領域画像との論理積をとる。

(step9) 3次元小成分除去(体積8000画素以下)を行う。

以上の処理を行うことによって、血管・気管支領域を得る。ただし、この結果の画像中には腫瘍陰影も同時に抽出される。

得られた血管・気管支領域に対してユークリッド距離変換を用いる3次元細線化(26連結)[齋藤96]を施して線図形に変換する。なお、楕円体で近似した腫瘍の外部の線図形のみを用いる。これは、腫瘍を細線化した図形は集束に関して何も情報を

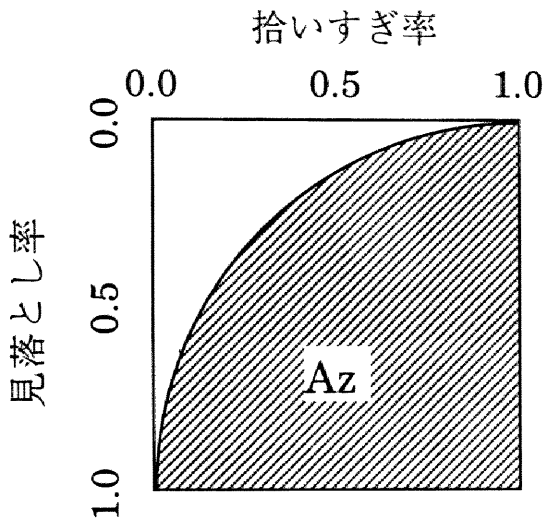


図 4.7 ROC 曲線の説明

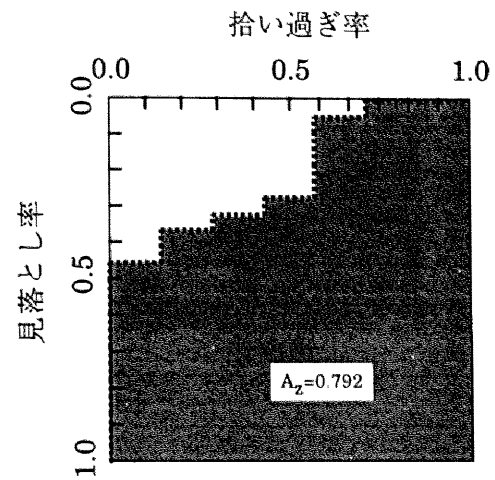


図 4.8 A_z が最大になる近傍領域を用いたときの ROC 曲線

持っていないと考えられるからである。

(iii) 良悪性判定手順

上記によって求められた血管・気管支の構造線を線素に分解し、集中度を計算する。さらに、楕円体として近似した腫瘍の x, y, z 各軸方向の半径をそれぞれ半分にした楕円体内部の各点の集中度を楕円体内部の領域にわたって平均した値 C (以下、平均集中度と呼ぶ) を各症例に対して計算する。平均集中度 C に対するしきい値を設け、平均集中度 C がしきい値以上の症例を悪性、しきい値より低い症例を良性と判定する。

(iv) 近傍領域の大きさの決定

本章でも近傍領域の形状として図3.6に示した同心球を用いる。集中度を計算する際、評価点からどの程度離れた線図形を用いるかが問題となるため、最適な近傍領域の大きさ(図3.6の r_1, r_2)を決定する必要がある。そこで、平均集中度 C に対して良悪性の判別に用いるしきい値を変化させたときの拾いすぎ率、見落とし率の変化を ROC 曲線として描いた。一般に、ROC 曲線は左上隅に近づくほどその判別能力が高いとされる。したがって、図4.7における斜線部の面積 $A_z (0 \leq A_z \leq 1)$ が大きいほど、判別能力が高いと考えることができる。そこで、 r_1, r_2 の各値に対応する面積 A_z が最大となる r_1, r_2 を最適値とした。実際に、 r_2 を 10 ~ 40mm の範囲で 5mm ごとに、 r_1/r_2 を 0.0 ~ 1.0 の範囲で 0.1 ごとに変化させて各症例の平均集中度を計算した結果、 $r_2=20\text{mm}$, $r_1/r_2=0.5$, 即ち、 $r_1=10\text{mm}$ の時、 A_z が最大になった。図4.8にこの時の ROC 曲線を示す。以下の実験においては $r_1=10\text{mm}$, $r_2=20\text{mm}$ を用いる。

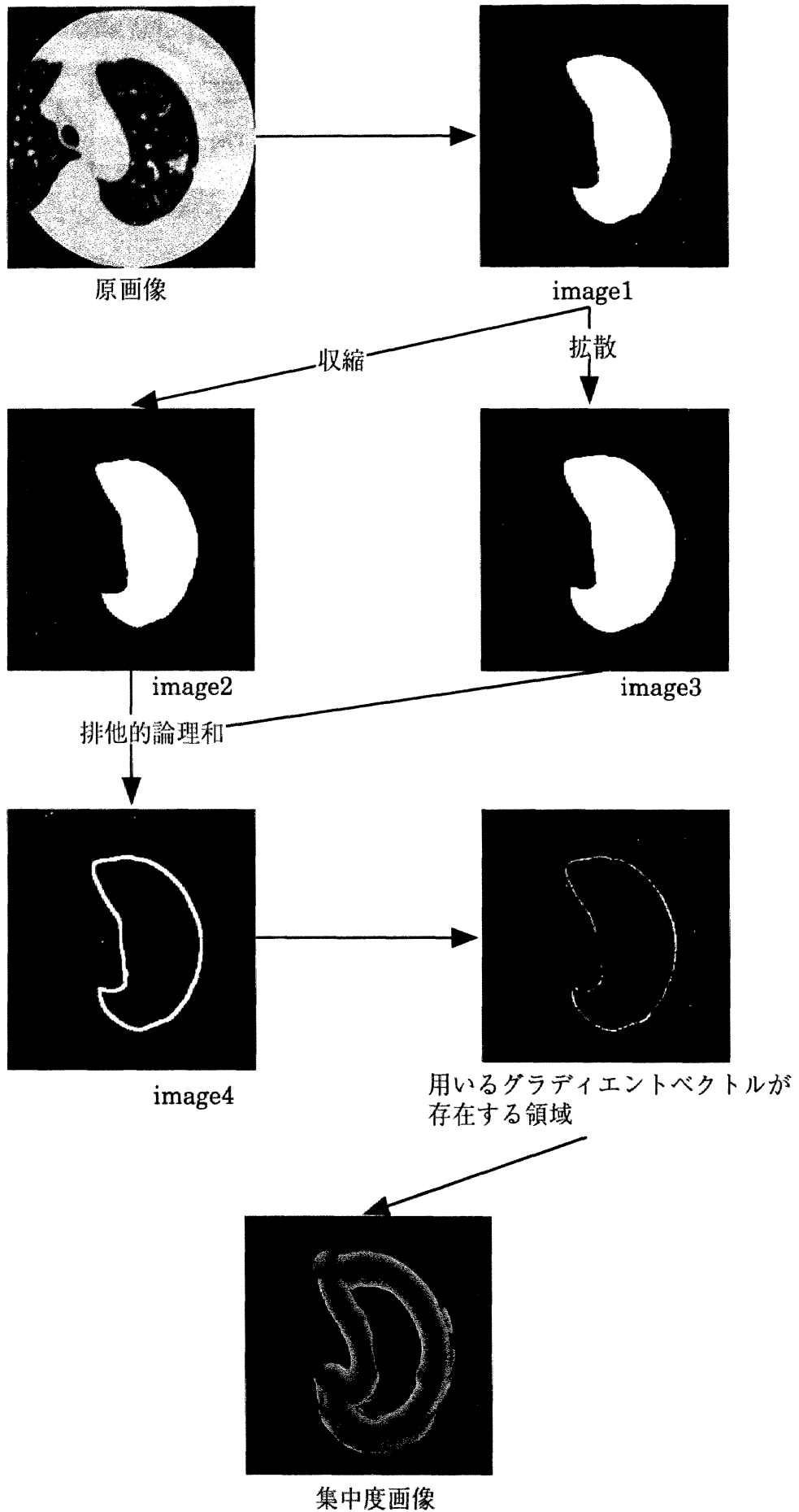


図 4.9 胸膜陥入定量化の処理の流れ

4.3.2 胸膜陥入の定量化

ここでは、前章で述べた法線ベクトルの集中度を用い、肺野領域の輪郭付近に存在するある一定値以上の大きさをもつグラディエントベクトルを法線ベクトルと考える。処理手順は大別して2つのステップ；(1) 胸膜の法線ベクトルの抽出、および(2) 3次元集中度の計算、からなる。図4.9に大まかな処理の流れを示す。

胸部X線CT像から胸膜の法線ベクトルを抽出する手順は以下の通りである。なお、各パラメータの値は実験的に定めた。

(i) 胸膜の法線ベクトルの抽出

(step1) 集束の定量化で用いたものと同じ方法で胸部X線CT像から肺野領域を抽出する。

(step2) 肺野領域内を1、その他の領域を0とした2値画像に3次元図形融合(拡散1回→収縮1回)を施した画像をimage1とする。

(step3) image1をスライスごとに2次的に3回収縮した画像をimage2とする。

(step4) image1をスライスごとに2次的に5回拡散した画像をimage3とする。

(step5) image2とimage3の差(排他的論理和)をimage4とする。

(step6) image4の値が1の領域内で原画像のグラディエントベクトルの大きさが400以上のものを残し、それらの大きさを1に正規化する。

以上の手順で得られたグラディエントベクトルを胸膜の法線ベクトルとする。

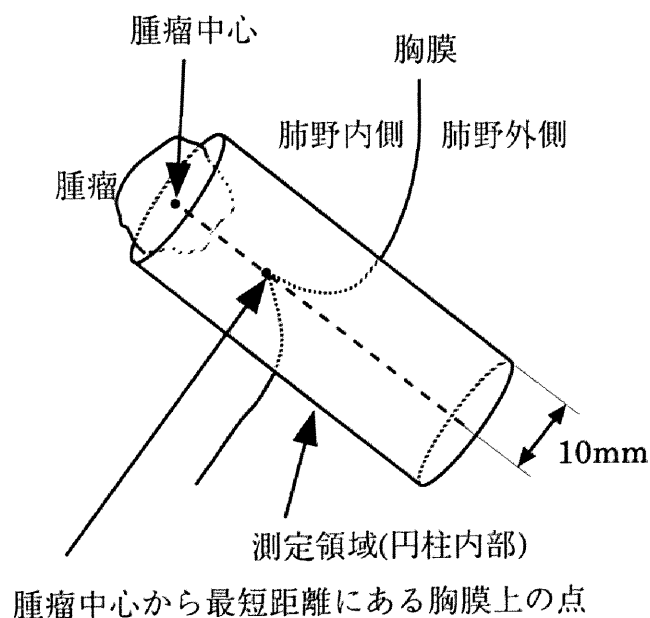


図4.10 胸膜陥入の定量化における測定領域

(ii) 良悪性判定手順

図4.10に示す領域の各点で法線ベクトルを用いた集中度を計算する。なお、近傍領域は中が詰まった球とし、半径は10mmとした。ただし、近傍領域の中心に法線ベクトルが存在する場合には、その法線ベクトルを計算に用いない。さらに、図4.10に示す測定範囲の肺野内側、および肺野外側でそれぞれ集中度の平均値を計算し、肺野外側の平均集中度から肺野内側の平均集中度を引いた値 D_c を求める。 D_c に対するしきい値を設け、 D_c がしきい値以上の症例を悪性、しきい値より低い症例を良性と判定する。前章でも示されたように、胸膜陥入のような突起が存在する場合には、肺野内部の平均集中度が肺野外部の平均集中度よりも低くなる傾向にある。一方、突起が存在しない場合には両側の平均集中度の値がほぼ等しくなるか、あるいは、肺野内側の方が高くなる傾向にある。

4.3.3 腫瘍内部のCT値の均一性、および腫瘍辺縁部の明瞭性の定量化

腫瘍中心部のCT値が比較的高い領域を中心部、その周囲に存在しCT値が中心部と肺野領域の間の領域を辺縁部と呼び、画像上では以下のように定義した。まず、腫

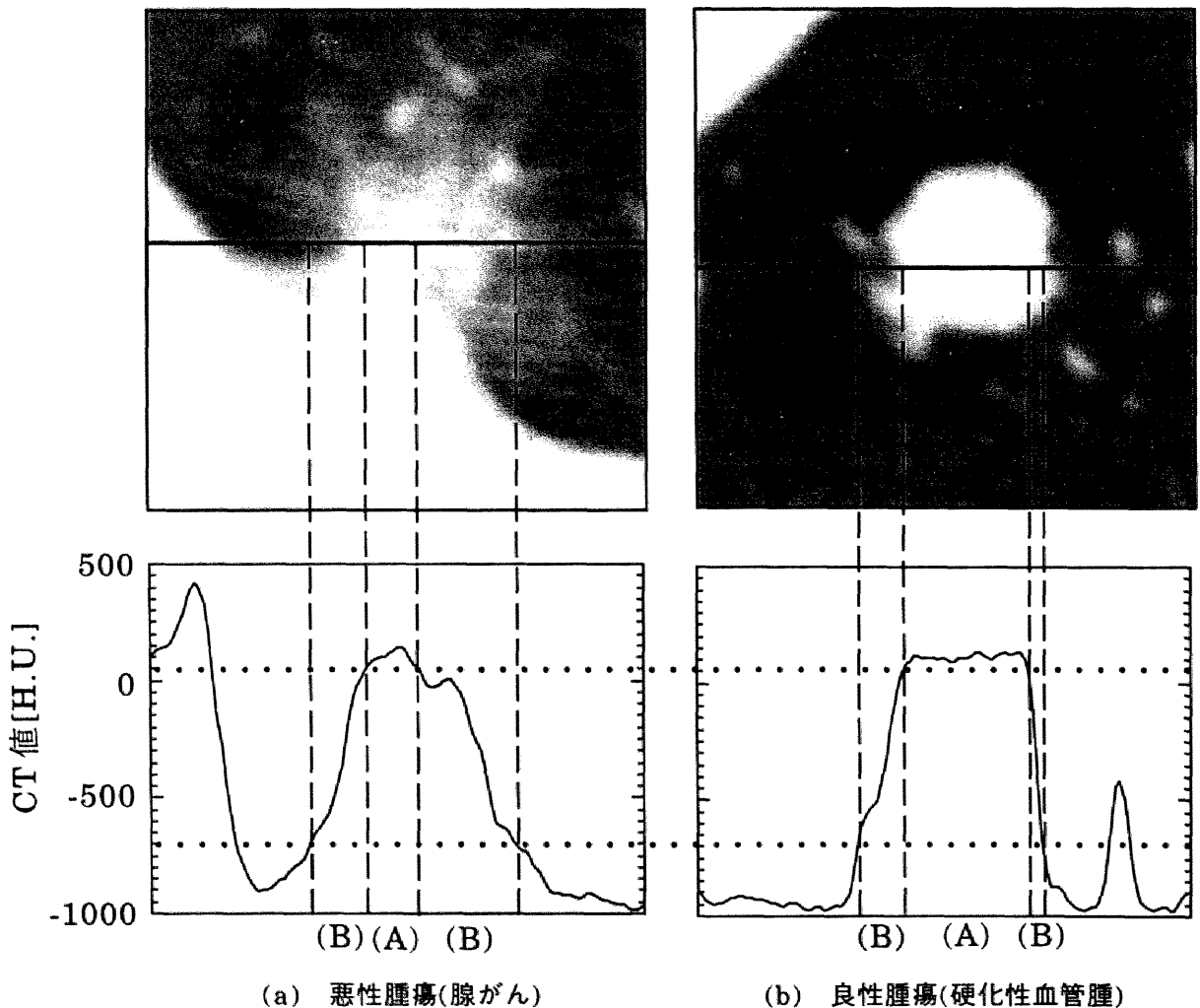


図4.11 腫瘍中心部、腫瘍辺縁部の定義

瘍の辺縁部を囲む直方体の領域を手入力で指定する。この直方体内でCT値が50[H.U.]以上の領域を中心部(図4.11(a)(b)の領域(A)), $-700\sim 50$ [H.U.]の領域を辺縁部(図4.11(a)(b)の領域(B))とした。悪性腫瘍の中心部のCT値は良性腫瘍のそれに比べて不均一であることから、悪性腫瘍の中心部の隣接画素とのCT値の差は良性腫瘍のそれに比べて大きいことが予想される。このようにして定義された中心部の各画素においてグラディエントベクトルの大きさの平均値 G_c を計算する。

上記のように腫瘍辺縁部を定義すると、悪性腫瘍においては良性腫瘍に比べ、辺縁部のCT値がなだらかに変化する。したがって、辺縁部の各画素においてグラディエントベクトルの大きさをの平均値 G_p を求めれば、悪性腫瘍のそれは良性腫瘍のそれに比べ小さくなると予想される。

4.4 実験

4.4.1 実験試料

本実験で用いた実験試料はヘリカルCT撮影装置(TCT-900s/Super Helix)で腫瘍が存在する側の肺を拡大撮影したもの29症例であり、スライス厚2.0mm, スライス内画素間隔0.31~0.41mm, 再構成間隔1.0mm, 各スライスの大きさ 512×512 [画素], スライス枚数60~63枚である。29症例中悪性腫瘍を含む症例(悪性症例)は22症例, 良性腫瘍を含む症例(良性症例)は7症例である。いずれの症例も各画像に1つずつ腫瘍が存在する。なお、胸膜陥入の定量化で用いた症例は上記の29症例のうち、胸膜陥入の有無が明らかになっている18症例であり、悪性症例15症例, 良性症例3例である。

4.4.2 血管・気管支の集束の定量化

表4.2に医師による集束の程度の評価と、良悪性の症例数を示す。図4.12に平均集中度 C と医師による集束の程度の評価との関係を示す。集束が無いと評価された症例に比べ、集束がある(高度, 中等度, および軽度)と評価された症例の平均集中度は明らかに高くなっていることが確認できる。集束があると評価された症例と無いと評価された症例のそれぞれに対する平均集中度 C の分布に差があるか否かを、分布間の有意差検定(帰無仮説 H_0 : 「2つの分布の間には差が無い。」Mann-Whitney検定)で調べた結果、有意水準0.01で帰無仮説 H_0 は棄却されており、集束がある症例の平均集中度が集束が無い症例のそれより高くなる傾向があることが確認された。なお、高度の集束がある症例の平均集中度 C が軽度である症例のそれよりも必ずしも高くなっていないが、これは集束とは関係のない組織の腫瘍への集中によるものと思われる。

表 4.2 集束の程度と良悪性による分類

集束の程度	良性	悪性	計
無	6	5	11
軽度	1	6	7
中等度	0	7	7
高度	0	4	4
計	7	22	29

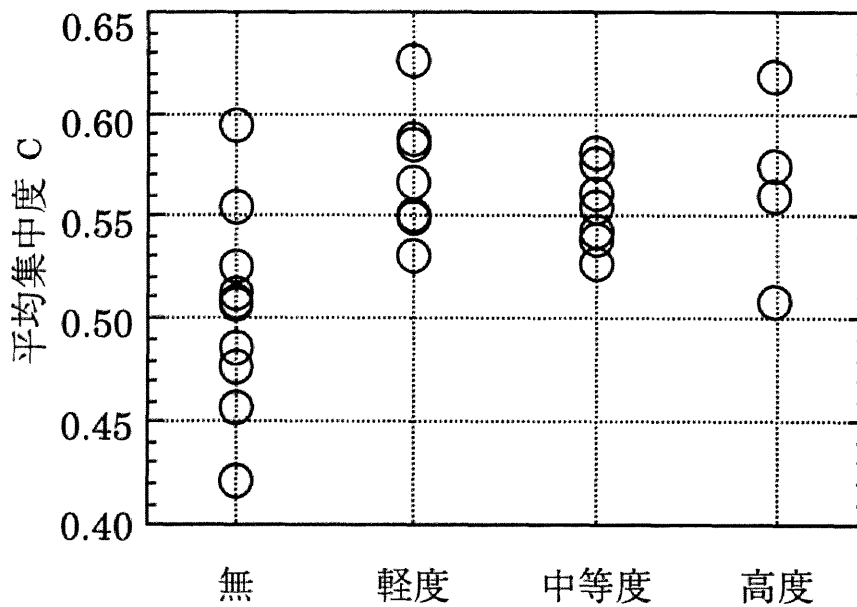


図 4.12 平均集中度と医師による集束の程度の評価との関係

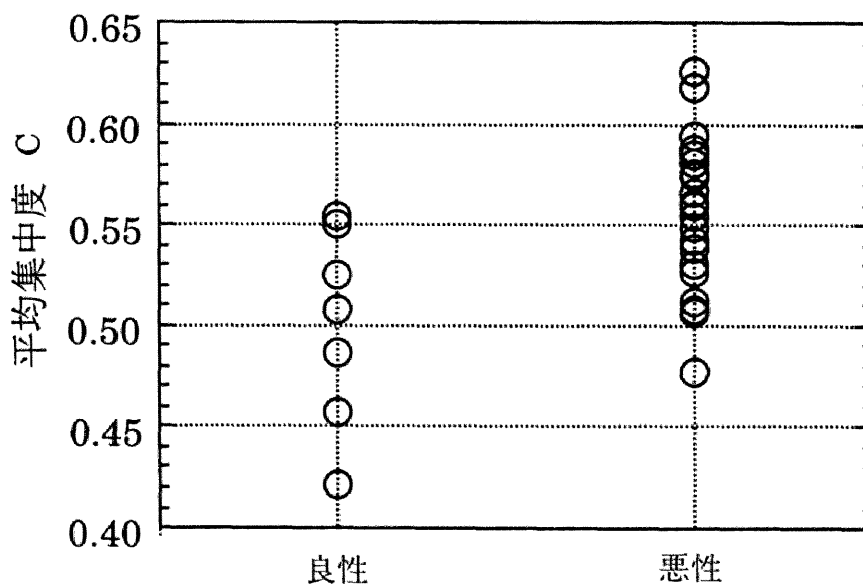


図 4.13 平均集中度と良悪性との関係

表 4.3 胸膜陥入の有無と良悪性による分類

胸膜陥入の有無	良性	悪性	計
有	1	12	13
無	2	3	5
計	3	15	18

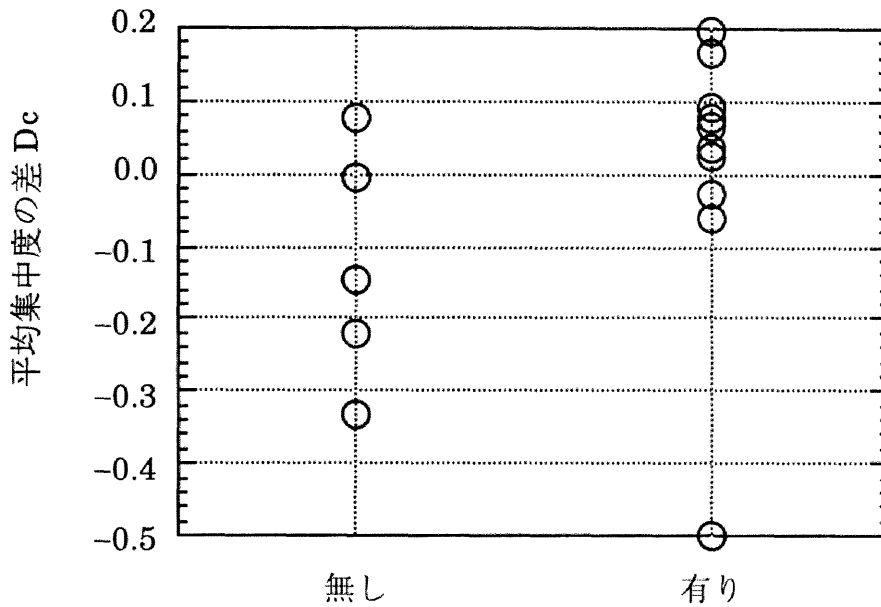


図 4.14 平均集中度の差と医師による胸膜陥入の有無の評価との関係

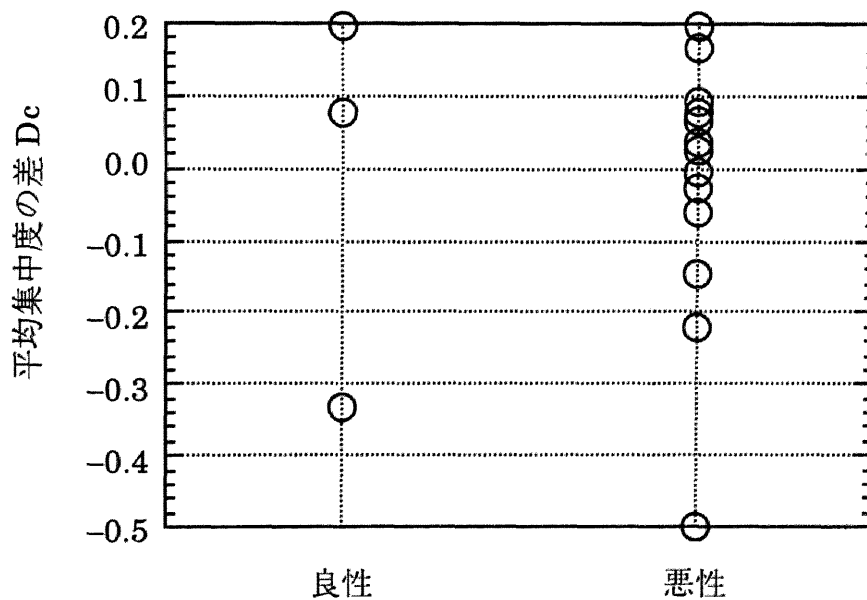


図 4.15 平均集中度の差と良悪性との関係

る。

また、同様に、平均集中度Cと良悪性との関係を図4.13に示す。悪性症例の方が、良性症例に比べ、平均集中度Cが明らかに高くなることが分かる。悪性症例と良性症例のそれぞれに対する平均集中度Cの分布に差があるか否かを、分布間の有意差検定(帰無仮説 H_0 : 「2つの分布の間には差が無い。」 Mann-Whitney 検定)を行った結果、有意水準0.01で帰無仮説 H_0 は棄却されており、悪性症例の方が平均集中度Cが高くなる傾向があることが確認された。

4.4.3 胸膜陥入の定量化

表4.3に用いた症例の胸膜陥入の有無と良悪性の関係を示す。肺野内外の平均集中度の差 D_c の分布を図4.14に示す。例外的に値が低い「胸膜陥入有り」の1症例を除けば胸膜陥入が見られる症例の方が、肺野外の平均集中度の方が肺野内の平均集中度よりも大きく、その差も大きい傾向にあることが分かる。全18症例を用いて、胸膜陥入がある症例と無い症例のそれぞれに対する肺野内外の平均集中度の差の分布に差があるか否かを、分布間の有意差検定(帰無仮説 H_0 : 「2つの分布の間には差が無い。」 Mann-Whitney 検定)を行った結果、有意水準0.05で帰無仮説 H_0 は棄却されており、胸膜陥入がある症例の方が平均集中度の差が大きくなる傾向があることが確認された。また、例外的に平均値の差が小さい前述の1症例を除いて有意差検定を行った

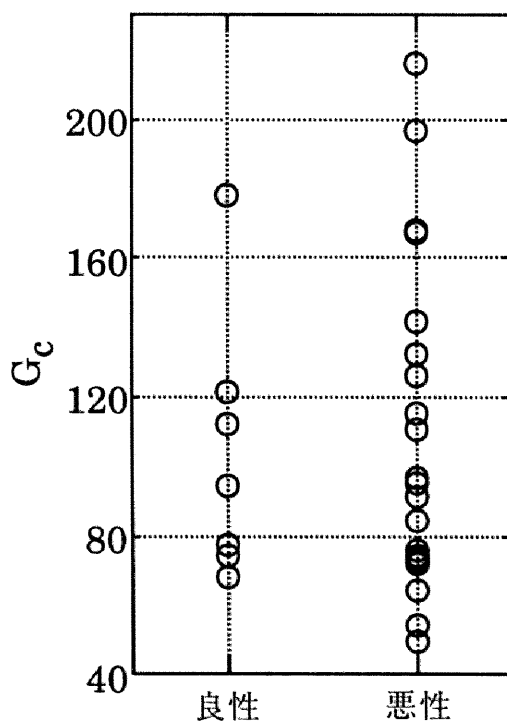


図4.16 腫瘍中心部のグラディエントベクトルの大きさの平均値 G_c と良悪性の関係

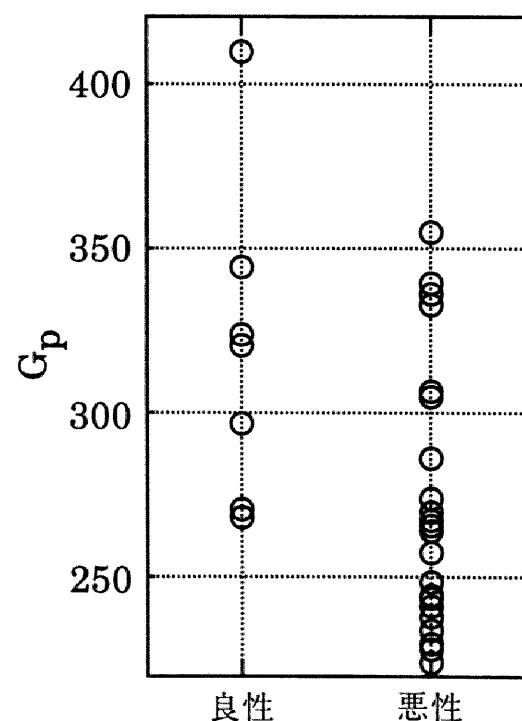


図4.17 腫瘍辺縁部のグラディエントベクトルの大きさの平均値 G_p と良悪性の関係

ところ、有意水準 0.01 で帰無仮説 H_0 は棄却された。

腫瘍の良悪性について図4.10の測定領域内での肺野内外の平均集中度の差 D_c の分布を図4.15に示す。良性症例の分布と悪症例の分布間に差があるか否かを調べるため、同じように有意差検定を行ったところ全症例を用いた場合も、例外的な1症例を除いた場合も有意水準 0.05 で帰無仮説 H_0 は保留された。

4.4.4 腫瘍内部のCT値の均一性、および腫瘍辺縁部の明瞭性の定量化

図4.16、図4.17にそれぞれの腫瘍中心部のグラディエントベクトルの大きさの平均値 G_c 、および腫瘍辺縁部のグラディエントベクトルの大きさの平均値 G_p と良悪性の関係を示す。 G_c については良性、および悪性の症例の分布間に差は見られないが、 G_p については幾分良性の方が高い傾向にある。これら2つの特徴量についてそれぞれ Mann-Whitney 検定(帰無仮説 H_0 は前出のものと同様)によって良性・悪性の分布間の有意差検定を有意水準 0.05 で行った結果、 G_p については棄却され、 G_c については保留された。

4.4.5 複数の特徴量を用いた場合の判別

C 、および D_c を用い Fisher の線形識別によって良悪性の分類を行った。2つの特徴量をそれぞれ別に、またはすべてを使って描いた ROC 曲線(パラメータは分類のしきい値)と、面積 A_z の値を図4.18に示す。血管・気管支の集束と胸膜陥入はともに悪性の腫瘍が周辺の組織を引き込んだ、という共通点をもつが、 A_z での評価では C と D_c の両方を用いた場合に、それぞれを単独で用いた場合よりも高い値を示した。

次に、 C 、 G_c 、 G_p の3つの特徴量を用い Fisher の線形識別によって良悪性の分類を行った。3つの特徴量をそれぞれ別に、またはすべてを使って描いた ROC 曲線(パラメータは分類のしきい値)と、面積 A_z の値を図4.19に示す。 C 、 G_c 、 G_p のそれぞれ1つずつについて ROC 曲線を描いた場合の面積 A_z の値は、いずれも3つの特徴量をすべて用いた場合よりも値が小さいことが分かる。したがって、それぞれの特徴量を1つずつ使って判別分析を行うよりも、3つの特徴量をすべて使って判別分析を行う方が性能が良いことが分かる。

また、本章で提案した4つの特徴量をすべて用いて Fisher の線形識別によって良悪性の分類を行い ROC 曲線を描いた(図4.20)。このとき A_z は 0.799 であり、いずれの特徴量を単独で用いるよりも高い値を示した。しかし、上記の2種類の組み合わせによる結果よりも A_z の値は低くなっており、特徴量の組み合わせの難しさが示唆される。なお、今回の実験では29症例しか用いておらず、特徴量を4つ用いて統計

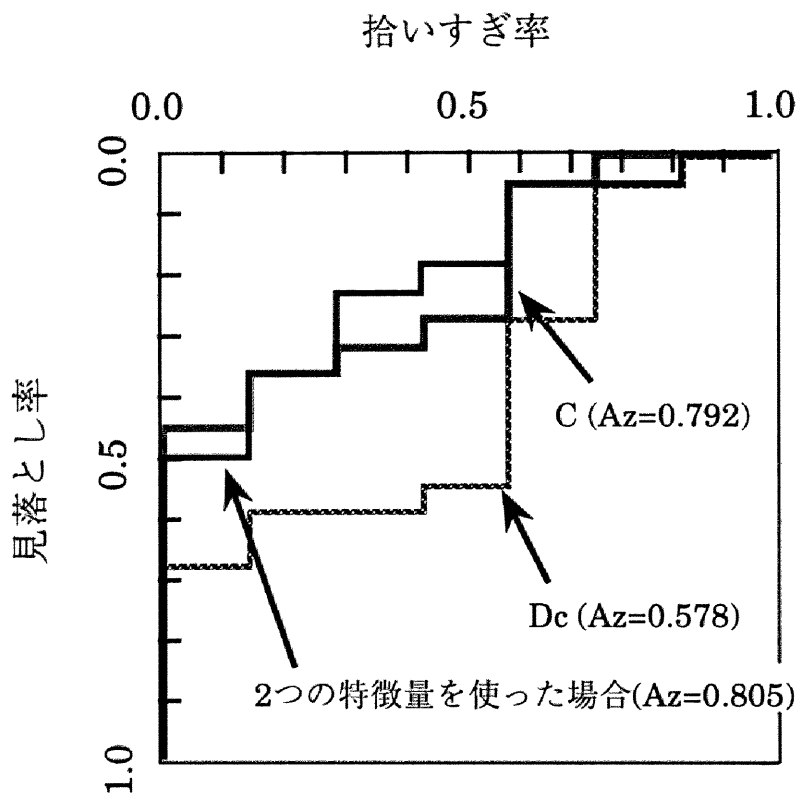


図 4.18 C, および Dc を用いて描いた ROC 曲線

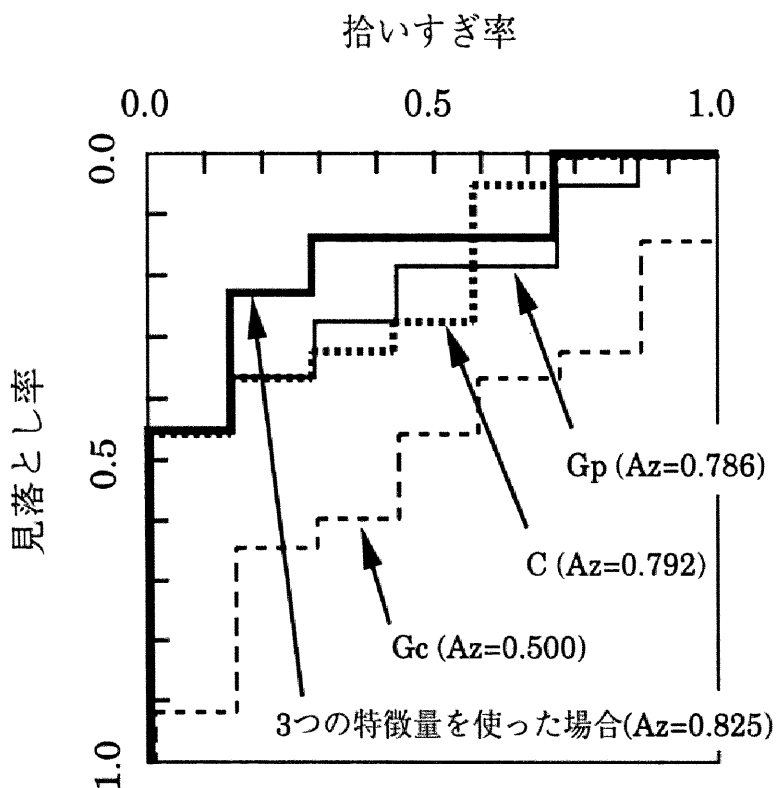


図 4.19 C, Gp, および Gc を用いて描いた ROC 曲線

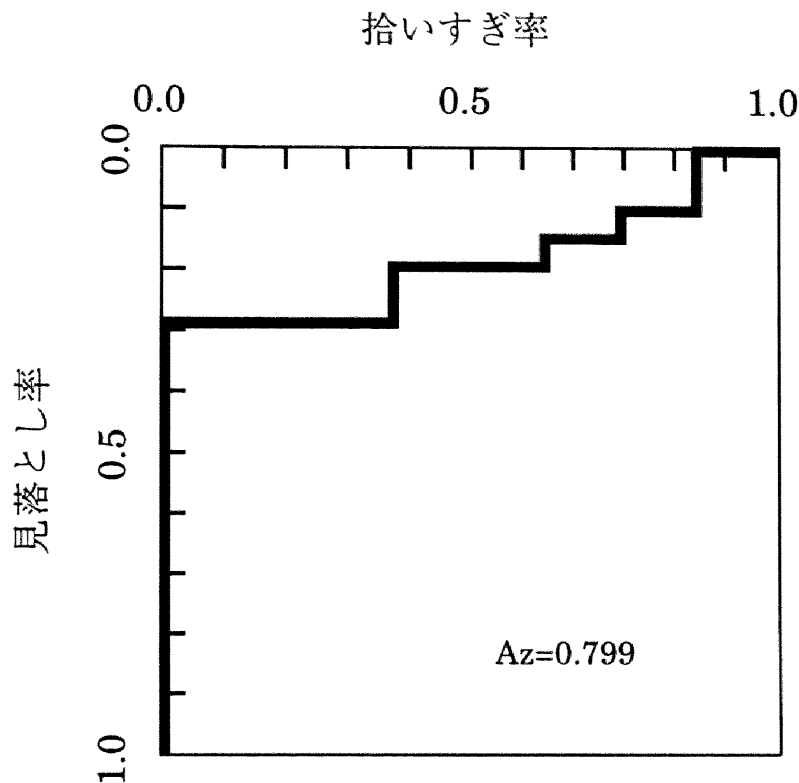


図4.20 4つの特徴量をすべて用いて描いたROC曲線

的な検討を行うには症例数が足りないと思われる。今後、多症例での検討が必要である。

4.5 むすび

本章では、医師が肺腫瘍の良悪性鑑別に用いている画像所見の一部を定量化することを試みた。

まず、3次元集中度を胸部X線CT像における血管陰影の集束の定量化に応用し、腫瘍内部の集中度の平均値(平均集中度)と医師による集束の判定結果との間に比較的明確な対応関係が見られることを示した。さらに、平均集中度と良悪性との間に比較的明確な対応関係が見られることを示した。これによって、血管・気管支の構造線を用いた3次元集中度が肺腫瘍の良悪性鑑別に有効な特徴量になり得ることが示唆される。

つぎに、3次元集中度を胸膜付近のグラディエントベクトルに適用し、胸膜陥入により引き込まれた腫瘍付近の肺野内外での集中度の平均値(平均集中度)の差と医師による胸膜陥入の有無の評価との間に比較的明確な対応関係が見られることを示した。平均集中度の差と良悪性との間には明確な対応関係は見られなかったが、他の良悪性鑑別の特徴量と組み合わせて用いることにより、判別性能を向上させる働きがあることが示された。したがって、法線ベクトルの3次元集中度が肺腫瘍の良悪性鑑別

に有効な特徴量になり得ると考えられる。

腫瘍のCT値の分布に関する画像所見を定量化した。Mann-Whitney検定を行った結果、腫瘍中心部のグラディエントベクトルの平均値では、良性・悪性の分布間で有意な差が認められなかったが、腫瘍辺縁部のそれでは、良性症例の分布が悪性症例の分布に比べ高い値をとる傾向にあることが確認された。また、これら2つの特徴量と血管・気管支の構造線を用いた3次元集中度の合計3つの特徴量を用い、Fisherの線形識別による腫瘍の良悪性の分類を行ったところ、それぞれを単独で用いるよりも性能が良いことが分かった。

今後の課題として、胸膜陥入の程度と肺野内外の平均集中度の差の関係の検討、最適な近傍領域の決定、多数の症例による検証、良悪性鑑別のための新たな特徴量の開発などが挙げられる。上記で定量化した画像特徴も含め、医師が良悪性鑑別に用いている画像特徴は悪性、あるいは良性の腫瘍に特有のものではない。したがって、複数の特徴量を用いて単一の良悪性鑑別の目安となる値を作る場合には、特徴量の重み付き線形和を用いるなど工夫が必要であると思われる。また、医師が実際に良悪性鑑別を行う際には、まず腫瘍を含気型・充実型というカテゴリに分類した後、良悪性鑑別を行う。これは含気型・充実型の腫瘍のそれぞれで注目すべき画像特徴が異なるためである。したがって、計算機により良悪性鑑別を行う場合でも、まず腫瘍を含気型・充実型というカテゴリに分けた後に、それぞれのカテゴリについて良悪性鑑別を行うことにより、その性能が向上すると考えられる。

参考文献

- [Handbook1] 医用放射線辞典編集委員会編：医用放射線辞典，共立出版，東京，1994
- [Handbook2] 日本医用工学会 医用画像工学ハンドブック編集委員会編：医用画像工学ハンドブック，篠原出版，東京，1994
- [Toriwaki99] Jun-ichiro TORIWAKI and Kensaku MORI：“Recent Progress in Medical Image Processing -Virtualized Human Body and Computer-Aided Surgery”，IEICE Trans. on Information and Systems, E82-D, 3, 1999
- [市川 91] 市川平三郎監修 山田達哉，館野之男，飯沼武編：最新 がん画像診断 - 現状と展望 -，シュプリンガー・フェアラーク東京，東京，1991
- [奥村 98] 奥村俊昭，三輪倫子，加古純一，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，2, 3, pp.1-8, 1998
- [河田 99] 河田佳樹，仁木登，大松広伸，楠本昌彦，柿沼龍太郎，森清志，西山祥行，江口研二，金子昌弘，森山紀之：“Thin-section CT像を用いた微小肺がんの質的診断支援”，信学技報，MI99-6, 1999
- [規約 95] 日本肺癌学会編：臨床・病理 肺癌取り扱い規約(改訂 第4版)，金原出版株式会社，1995
- [小畑 99] 小畑秀文：“医用画像の計算機診断支援 -現状と今後の動向-”，信学技報，PRMU99-18, MI99-13, 1999
- [齋藤 96] 齋藤豊文，森健策，鳥脇純一郎：“ユークリッド距離変換を用いた3次元デジタル画像の薄面化及び細線化の逐次型アルゴリズムとその諸性質”，信学論(D-II), J79-D-II, 10, pp.1675-1685, 1996
- [四方 98] 四方秀則，木戸尚治，増山博：“胸部X線CT像を用いたフーリエ変換による肺腫瘍の辺縁形状の定量化”，Medical Imaging Technology, 16, 3, 1998
- [高橋 79] 高橋信次：図解 コンピュータ断層法，秀潤社，東京，1979
- [特集 95] 特集：最近の医用3次元画像処理，Medical Imaging Technology, 13, 3, 1995
- [戸崎 99] 戸崎哲也，河田佳樹，仁木登，大松広伸：“胸部3次元CT像による肺野内臓器の抽出と分類”，信学論(D-II), J82-D-II, 8, pp.1327-1338, 1999
- [鳥脇 97] 鳥脇純一郎：“画像パターン認識と画像生成による診断・治療支援”，コンピュータ支援画像診断学会論文誌，1, 2, pp.1-16, 1997

[西脇 84] 西脇裕：肺癌 X 線診断ハンドブック，協和企画通信，東京，1984

[森健策 93] 森健策，長谷川純一，鳥脇純一郎，片田和廣，安野泰史：“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”，信学論(D-II), J76-D-II, 8, pp.1587-1594, 1993

[森雅樹 95] 森雅樹：肺癌のCT診断，中外医学社，東京，1995

[山本 93] 山本眞司，田中一平，千田昌弘，館野之男，飯沼武，松本徹，松本満臣：“肺癌検診用X線CT(LSCT)の基本構想と診断支援用画像処理方法の検討”，信学論(D-II), J76-D-II, 2, pp.250-260, 1993

第5章 むすび

5.1 総括

本論文では、3次元濃淡画像からその特徴的構造を表す線状図形を尾根線追跡手法によって抽出する方法、3次元画像中の構造物(線図形、および面図形)の構造解析のための特徴量、およびこれらの特徴量を用いて胸部X線CT像から医師が診断に用いる画像所見を定量化する手法について述べた。これらは、3次元画像中の構造物の形状解析のための手法の提案、およびその実際の画像への応用、と大きく2つに分けることができる。

第2章では、3次元濃淡画像に対する基本的な画像処理手法として、尾根線追跡型の細線化手法を述べた。まず、人工画像を用い、提案手法の基本的な性質を明らかにし、次に実際の胸部X線CT像から切り出した肺の血管に適用した。その結果、人工画像、およびCT像中の血管の尾根線をある程度抽出することができた。

次に、第3章では3次元集中度という3次元空間中の微小ベクトルの局所的な集中度を定量化する特徴量を提案した。まず、3次元集中度フィルタの基本的な性質を数値シミュレーションによって明らかにし、さらに、微小ベクトルとして線図形の線素(接線ベクトル)、および面図形の法線ベクトルを用いた3次元集中度フィルタの振る舞いを人工パターンを用いて検討した。次に実画像に対して適用し、それらが胸部X線CT像を用いた肺腫瘍の良悪性鑑別に応用できることを示した。

最後に第4章では、胸部X線CT像に対する質的診断支援について述べ、医師が診断に用いる画像特徴のうち腫瘍周辺の構造物の形状と、腫瘍のCT値の分布に関する特徴をそれぞれ2つずつ定量化した。前者は第3章で述べた3次元集中度フィルタを用い、腫瘍周辺の血管・気管支集束と胸膜陥入という構造物の3次元形状に着目したものである。また、後者は3次元的なCT値の分布状態から腫瘍内部、および周辺部の特徴を定量化したものである。いずれも人間の目では認識が困難、あるいは認識に熟練が必要な画像特徴である。その結果、熟練した医師が認識している数種類の画像特徴をある程度定量化できることが確認された。これにより医師の読影経験によらな

い良悪性鑑別の基準が作成できる可能性を示したとともに、質的診断支援システム構築の可能性も示した。

5.2 今後の課題、および展望

第2章で述べた尾根線追跡については、現段階では、ひげと呼ばれる短線の抽出や、連結した線図形として抽出されることが望ましい部分の一部に分断が見られる。今後、これらの点を改善すべく検討が必要である。また、本論文では尾根線追跡型の細線化について述べたが、濃淡画像中の線状構造には尾根線以外にも様々なものが考えられ、それらについても抽出手法の開発をすべきである。

さらに、線状構造だけでなく、面状構造の抽出も課題として挙げられる。今後、X線CT撮影装置のさらなる発展が見込まれる。それにともない3次元X線CT像の利用機会が増えるとともに新しい利用法も提案されて行くことと思われる。したがって、CT像のような3次元濃淡画像のための基本的な処理手法の開発がより一層強く望まれることになるであろう。

第3章の3次元集中度フィルタについては、さらなる理論的な解析が必要と思われる。とくに線素を用いた集中度と法線ベクトルを用いた集中度の関係(なんらかの関係があるとすれば)は非常に興味深いものである。3次元集中度フィルタはある程度の大きさを持った近傍を用いる局所的なフィルタである。このようなものは従来からの画像処理手法ではあまり提案されていない。人間が物体を認識するときには局所的、あるいは大局的な見方の他に、これらの中間的な見方もするものと思われる。近年、人間が行う認識という行為を計算機にやらせようという研究が盛んに研究されているなか、3次元集中度フィルタのようなタイプのフィルタも必要になってくるであろう。

最後に、第4章の胸部X線CT像を用いた肺腫瘍の画像特徴の定量化については、今後さらに多数の特徴量を提案していくとともに、開発された特徴量を用いて「腫瘍が悪性である可能性がどの程度であるのか」という1次元的な量に変換する必要がある。また、本論文では、医師が診断に用いる画像特徴を定量化したが、人間に認識できない特徴も多数あり得ると予想されるため、このような特徴も定量化する必要があると考えられる。本章の目標は、肺腫瘍の良悪性診断支援システムの構築であり、医師がこのシステムの出力結果を良悪性鑑別の参考にすることを想定している。したがって、このシステムが完成し、実用に用いられたとするならば、それは直接患者の命に関わるものとなりうる可能性がある。良悪性診断支援システムの誤診を防ぐため

にも、信頼性の高いシステムを構築すべきであると考える。また、今後、肺がんによる死亡者数は増加すると予想されており、医師に対する負担もますます増加するであろう。したがって、インタラクティブな操作、分かりやすい表示方法など、医師にとって使いやすいシステムを目指す必要がある。

謝辞

本論文で述べた研究は、筆者が名古屋大学大学院工学研究科博士課程在籍中の約4年半の間に行ったものである。本論文の成果は、多くの先生方のご指導と研究室の先輩、および同輩の温かい助言、ならびに共に実験を進められた方々によるところが大きい。以下ではこの場を借りて、これらの方々へのお礼の言葉を述べる。

まず最初に、筆者の恩師であり、本研究のきっかけを与えて頂いた本学鳥脇純一郎教授に深く感謝します。

本論文に目を通され、ご指導頂いた本学末永康仁教授、本学大西昇教授に感謝いたします。また、末永康仁教授には隣同士の研究室ということもあり、様々なことでお世話になりました。重ねて感謝いたします。

また、本研究に関して数限りない助言とご指導を頂きました。恩師である中京大学長谷川純一教授に深く感謝致します。先生には、筆者の拙文に、常に丁寧に筆を加えて頂きました。

宇都宮大学目加田慶人助手には、筆者が博士課程(前期課程)の学生として鳥脇研究室に配属されて以来、本研究のきっかけを与えて頂くとともに、研究に関する様々な助言を頂きました。また、筆者の拙文に、常に丁寧に筆を加えて頂きました。重ねて感謝いたします。

本論文で用いたCT画像を提供頂くとともに、医学的なご助言を頂きました国立病院四国がんセンター江口研二博士、ならびに国立がんセンター東病院大松広伸博士に深く感謝いたします。本研究はご提供いただいたCT像なくしては成立しなかったといっても過言ではありません。

本学齋藤豊文助教授、東京農工大学清水昭伸助教授、ならびに本学森健策助手には、研究に関する多くのご助言を頂きました。深く感謝致します。

筆者が研究を行うにあたり、必要な計算機環境の整備、および計算機管理法のご教授をしていただきました。本学大下弘技官に感謝致します。

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

日本学術振興会ならびに同会特別研究員制度に感謝いたします。同会からは、筆者が博士課程後期課程に在学中の間、様々な面において援助して頂きました。

最後に、筆者がここまでこられたのも、大学時代の多くの友人や先輩方、あるいは後輩の励ましによるところが大きい。とくに、筆者が鳥脇研究室に配属されて以来、一緒に学んだ周向栄君、安江正宏君(現ソニー株式会社)、および松坂匡芳君(現株式会社東芝)に感謝します。