

平成 22 年度 博士論文

画像診断支援のための多臓器領域の

抽出法に関する研究

Study on Segmentation Methods of Multi-organs for Computer Aided Diagnosis

指導教員

金 亨燮 准教授

所 属

機械知能工学専攻制御工学分野

学籍番号

07584201

氏 名

小松 昌史

提 出 日

平成 22 年 12 月 24 日

目次

第1章 序論	1
1.1 はじめに	1
1.2 関連研究	2
1.3 研究目的	5
1.4 論文の構成	7
第2章 肋骨領域及び血管領域の抽出法	8
2.1 はじめに	8
2.2 画像処理手法	8
2.3 MIP(Maximum Intensity Projection)	9
2.4 造影 CT 画像	11
2.5 マスク処理による2次元CT画像上の血管領域の抽出	11
2.6 経時差分法を用いた2次元CT画像上の血管領域の抽出	13
2.6.1 画像前処理	14
2.6.2 画像間の初期位置合わせ(グローバルマッチング)	17
2.6.3 ローカルマッチング	19
2.6.4 画像ワーピング	19
2.6.5 画像の差分	19
2.7 Volume Rendering による血管領域の3次元表示	20
2.8 実験	22
2.8.1 ハードウェアの構成及び使用データ	22
2.8.2 実験結果	23
2.9 考察	29
2.10 結論	31

第3章 経時差分技法を用いた血管領域抽出法の精度向上	32
3.1 はじめに	32
3.2 Elastic Matching 法による 3 次元経時差分技法	32
3.2.1 画像前処理	33
3.2.2 画像間の初期位置合わせ(グローバルマッチング)	34
3.2.3 ローカルマッチング	35
3.2.4 画像ワーピング	37
3.2.5 Elastic Matching 法	37
3.2.6 ワーピングの複数回適用	38
3.2.7 画像の差分	39
3.3 Shaded Surface Display による血管領域の 3 次元表示	39
3.4 評価法	39
3.5 実験	41
3.5.1 ハードウェア構成および使用データ	41
3.5.2 実験結果	42
3.5.3 画質の評価	46
3.6 考察	47
3.7 結論	49
第4章 Region Growing と Level Set Method の併用による CT 画像からの複数臓器の 自動抽出法	50
4.1 はじめに	50
4.2 画像処理手法	51
4.2.1 肋骨情報の取得	51
4.2.2 動的計画法	53
4.2.3 Region Growing 法	53
4.2.4 Level Set Method	56
4.2.5 抽出精度の評価法	60
4.2.6 3 次元表示	60
4.3 実験	64

4.3.1	実験環境	64
4.3.2	実験結果	64
4.3.3	評価	71
4.4	考察	76
4.5	結論	80
第5章 木構造フィルタ自動構築法を用いた臓器領域の自動抽出		 81
5.1	はじめに	81
5.2	画像処理手法	82
5.2.1	進化的画像処理	82
5.2.2	木構造フィルタ自動構築法	85
5.2.3	選択	85
5.2.4	交叉	86
5.2.5	突然変異	86
5.2.6	適合度	87
5.2.7	ACTIT 構築に用いるフィルタの種類	87
5.3	実験	89
5.3.1	ハードウェア構成および使用データ	89
5.3.2	実験結果	90
5.4	考察	91
5.5	結論	93
第6章 経時的情報付加型 ACTIT と LSM による肝臓領域の自動抽出法の改良		 94
6.1	はじめに	94
6.2	経時情報付加型 ACTIT	95
6.2.1	手法	95
6.2.2	ACTIT 構築フィルタ群の再選定	95
6.3	ACTIT と LSM による2段階抽出法	99
6.3.1	手法	99

6.3.2	Level Set Method における速度関数	100
6.3.3	肋骨間のスプライン曲線補間による過抽出の低減	100
6.4	実験	102
6.4.1	ハードウェア構成および使用データ	102
6.4.2	実験結果	103
6.5	考察	107
6.6	結論	111
第7章	Active Shape Model を用いた CT 画像上の臓器領域の自動抽出法	112
7.1	はじめに	112
7.2	画像処理手法	113
7.2.1	Active Shape Model	113
7.2.2	遺伝的アルゴリズムを用いた ASM における変形パラメータの推定	116
7.3	実験	120
7.3.1	ハードウェア構成および使用データ	120
7.3.2	実験結果	121
7.4	考察	123
7.5	結論	127
第8章	考察	128
第9章	結論	132

参考文献・謝辞・付録

第 1 章 序論

1.1 はじめに

近年、医療現場において、CT(Computed Tomography)、MRI(Magnetic Resonance Imaging)、PET(Positron Emission Tomography)などの診断支援装置が普及している。特に CT 分野においては、MDCT(Multi Detector-row Computed Tomography)の普及により、より解像度の高い CT 画像を得ることが容易になった。MDCT は、複数の X 線検出器を用い、短時間で多くの断層像を得ることができるため、低被爆であり、被験者への負担が抑えられるというメリットがある。しかし、高解像度であるがゆえに、被験者一人当たりの画像枚数は飛躍的に増加し、それらを読影する医師への負担も増加しているのが現状である。そこで、計算機による診断支援(Computer Aided Diagnosis ; CAD)システムの開発が、医療現場から強く求められている。

CT 画像を用いる利点は、被験者の体の断層像を見ることにより、腫瘍などの異常部位が発見しやすいことにある。特に、悪性腫瘍(ガン)の早期発見には高い成果を上げているが、画像解析を行うためのツールが必要であり、診断精度の向上を目的とした種々のアルゴリズムの開発が進められている。ところで、ガンによる死亡者数は、年々増加傾向にある。成人男子のガンによる死亡原因は、主として、1位の気管・気管支及び肺の悪性新生物、2位の胃ガン、3位の肝臓・肝内胆管のガンなどが挙げられる[1]。しかし、これらのガンの治療にも新しい試みがなされており、肝臓 RF 手術法[2]などは有効な治療法として導入されているが、あらゆる手術において画像読影は必要であり、手術効果を向上するためには、使いやすくして便利な画像診断支援システムの構築が望まれている。特に、人体内部の各種臓器領域のセグメンテーションは重要な要素技術の一つであり、高精度のセグメンテーション法の開発が、医療現場から強く求められている。

1.2 関連研究

医用画像解析分野において、セグメンテーション法の開発に大きな期待が寄せられている。対象臓器領域のセグメンテーションは、手術前における患部の解析、診断に必要不可欠であり、多くの関連研究が報告されている。また近年、自動または半自動でセグメンテーションを行うことができる医用画像アプリケーションソフトウェアも市販されており、その精度向上に期待が寄せられている。

セグメンテーション手法は、モデルを用いる手法と、画像特徴量を用いる手法に大別できる。モデルを用いる手法の例として、清水ら[3]は動的輪郭モデルを用いた胸部 X 線画像の肺輪郭線の自動抽出法を提案した。動的輪郭モデル(Snakes)[4]は、モデルベースの領域抽出法として広く用いられており、定義したエネルギー関数が最小になるように輪郭を変形させることにより、対象領域を抽出する。Snakes の応用例として、Yezzi ら[5、6]は、グラディエントベクトルフローを利用した Snakes 法を用いた領域抽出法を提案した。また、ツァーガンら[7、8]は、動的輪郭モデルを応用した 3 次元可変形状モデルにより、腹部 CT 像からの腎臓領域の自動抽出を試みた。

さらに、モデルを用いるセグメンテーション手法の一つとして、Level Set Method(LSM)を用いた領域抽出の研究が行われている。LSM は、抽出対象を一次元高次の関数のゼロ等高面とし、速度関数を用いて関数を更新することにより領域を抽出する。一杉ら[9]は、4 時相の CT 値を利用した大まかな抽出処理を施した後、LSM に基づく詳細な抽出処理を適用することにより、肝臓領域の自動抽出を行った。南ら[10]は、従来の LSM を 3 次元に拡張した場合において未確立だった曲率の導入について、coronal、sagittal、axial 面における伝搬面の断面形状の違いを考慮した曲率導入法、および伝搬面の修正量に対する曲率・CT 値勾配の重みを変化させた二段階の抽出法を提案した。Smeets ら[11]は、Spiral Scanning Technique、Pixel Classification、Level Set Method を用いた肝臓腫瘍のセグメンテーション手法を開発した。Huang ら[12]は、MCDE フィルタ、adaptive initial contouring method、LSM を組み合わせた、胸部超音波画像上の腫瘍領域の抽出法を提案した。池上ら[13]は、複数の Level Set を協調させることによる複数臓器の同時抽出法を提案した。中口ら[14]は、エッジ情報を用いない LSM を協調させることによる膵臓領域の自動抽出法を提案した。

また、Active Shape Model(ASM)[15]を利用したモデルベースのセグメンテーション手法も研究されている。例えば上村ら[16]は、ASM を用いて顔領域を抽出した後、モ

デル内の各ランドマークを、B-スプライン曲線で繋ぐことにより、自動で似顔絵を作成するためのシステムを考案した。上瀧ら[17]は、数値地図と航空画像の位置合わせにASMを用い、数値地図の精度向上を目指した。また、ASMを発展させたOriented Active Shape Modelも提案されており、医用画像分野への応用も研究されている[18]。

またNeyら[19]は、領域の輪郭をマウスにより追跡することにより、肝臓領域を抽出する手法を提案した。Gaoら[20]は、モデルをベースとした輪郭探索法を用いた肝臓領域の自動抽出法を提案した。Baeら[21]は、ガウシアンスムージングと8点連結探索を用いた肝臓領域のセグメンテーション手法を提案した。Shimizuら[22]は、CT画像上における多臓器領域の同時自動抽出法を提案した。Baikerら[23]は、アトラス情報に基づく、ネズミの全臓器の完全自動抽出法を提案した。Schaererら[24]は、弾性モデルを用いたMR画像上の心臓領域のセグメンテーションおよびトラッキング手法を提案した。その他にも様々なモデルベースの領域抽出手法が提案されている[25-30]。

一方、近年では、関心臓器の画像特徴量を用いたセグメンテーション技術も提案されている。一杉ら[9]は、非造影および造影画像(早期相・門脈相・晩期相)の4種のCT画像より、それらの濃度差を特徴量とし、線形識別関数を用いた大まかな肝臓領域抽出手法を提案した。また、大野ら[31]は、EM(Expectation Maximization)アルゴリズムを用いた特徴量分布のパラメータ推定を行うことにより、肝臓領域の抽出精度の向上を試みた。梶本ら[32、33]は、造影剤注入直後と、注入後数十秒経過した画像から作成した2次元特徴空間より肝臓領域の尤度画像を作成し、閾値処理により肝臓領域の大まかな抽出を試みた。また、分割された各領域よりエネルギー関数を定義し、それらの大局解を求めることが可能なGraph Cutsによるセグメンテーション手法も提案されている[34、35]。他にも古屋ら[36]は、特徴量選択による乳房X線上の悪性腫瘍影判別能力を改善した。横山ら[37]は、肝臓領域のCT値の分布特徴や位置情報を利用した肝臓領域抽出法を提案した。しかし、いずれの成果においても抽出精度の問題や処理時間などの改善など、医療現場からは効率的な臓器領域のセグメンテーション手法の開発が求められている。

また、病変部候補領域の抽出についても盛んに研究が行われている。特に、異なる時相の画像を差分演算することにより、病変部の発生・進行の程度を強調表示する経時的差分技法が注目されている。例えばKinseyら[38]は、経時的差分によるX線画像

上の肺ガンの抽出法を提案した。Kano ら[39]は、胸部単純 X 線画像の局所変形量を導出するため、ローカルマッチング法を提案した。また、Ishida ら[40]は、マッチング精度の向上を図るため、マッチングの複数回適用(iteration)を行った。一方、Loeckx ら[41]は、学習により B-Spline 関数のパラメータを求め、非剛体変形を行った。さらに Li ら[42]は、右肺と左肺の形状を合わせ差分処理することにより、片肺のみに存在する異常陰影を強調表示する contralateral 差分画像の改良として、Elastic matching 法を用いた手法を提案した。しかし、3次元 CT 画像を用いた経時的差分画像に関する研究報告は少ないのが現状である。

一方、画像解析分野において、木構造フィルタ自動構築法(Automatic Construction of Tree-structural Image Transformations ; ACTIT)の利用が行われている[43]。ACTIT は、既存のフィルタを組み合わせることにより構築される木構造フィルタ列を、遺伝的プログラミング(Genetic Programming)によって最適化することにより、目的を達成するフィルタ列を自動的に生成する手法である。例えば中野ら[44]は、ACTIT を用いた拡散強調像からの異常信号領域の抽出を行った。他にも、画像分類システムへの応用[45]など、その利用分野は多岐に渡っている[46、47]。

表 1.1 セグメンテーション技術に関する研究

モデルを用いる手法	動的輪郭モデルを用いる手法[3-8] Level Set Method を用いる手法[9-14] Active Shape Model を用いる手法[15-18]
画像特徴量を用いる手法	線形識別関数を用いる手法[9] EM アルゴリズムを用いる手法[31] 尤度画像を用いる手法[32、33] Graph cuts を用いる手法[34、35]

1.3 研究目的

本研究では、医療現場における画像診断支援のための、多臓器領域の抽出についてのアルゴリズムの開発を行う。対象とする画像を胸部および腹部 CT 画像とし、人体内に存在する各種臓器領域を自動的に抽出する手法を提案する。本研究で抽出対象とする臓器領域は、骨、血管、心臓、肺臓、脾臓、腎臓、肝臓の 7 種類である。以下に詳細を示す。

① 骨、血管、肝臓領域の抽出

本研究では、腹部 CT 画像上の骨、血管、肝臓領域を自動抽出する手法を提案し、腹部 CT 画像を用いた画像診断支援システムの開発を目指す。このシステムにより、医師への負担軽減が図られると共に、手術シミュレーションなどへの応用が期待でき、その効果は大きい。骨領域の抽出に、MIP(Maximum Intensity Projection : 最大値投影法)を用いた手法を用いる。さらに血管領域の抽出手法に、マスク処理による抽出、二時相間差分を用いた抽出手法を提案する。また、肝臓領域の抽出手法に、木構造フィルタ自動構築法を用いた手法を提案する。

② 心臓、肺臓、脾臓、腎臓領域の抽出

各種臓器に対して、様々なセグメンテーション手法が提案されているが、さらなる抽出精度の改善や処理時間の短縮などが求められている。

本研究では、胸部および腹部 CT 画像より、心臓、肺臓、脾臓、腎臓領域を自動抽出し、それらを 3 次元表示するための CAD システムの開発を目指す。各種セグメンテーション結果をモニタ上に効率的に表示することにより、読影の際に医師をサポートすることができ、セカンドオピニオンとして利用することが可能となり、病変部の見落としの低減が期待できる。上記四種の臓器領域を同時抽出する手法として、アトラス情報と Region Growing 法、Level Set Method を併用した手法を提案する。さらに心臓、肺臓領域の抽出精度の向上を目指し、Active Shape Model と遺伝的アルゴリズムを併用した領域抽出手法を提案する。

これらを組み合わせることにより、人体内部の各臓器領域を、より詳細に観察することが可能となる。また、セグメンテーションされた臓器領域を 3 次元表示することにより、被験者の人体構造を詳細に把握することが可能となり、様々な分野への応用が期待される。具体的な応用例として、各種手術の術前シミュレーション、対象領域を限定することによる診断効率の向上、患者への病状説明の際のツール、さらに医師

や看護師を教育するための人体模型モデルの構築などが挙げられ、その応用範囲は広い。これらのセグメンテーション技術を実装することにより、読影の効率化や診断精度の向上が図られ有用である。さらに、セグメンテーション技術は画像計測、画像処理分野において重要な課題の一つであり、本研究での領域抽出法を応用することにより、他の研究分野への波及も可能である。

1.4 論文の構成

本論文は、以下の章によって構成される。第 1 章では序論を述べる。第 2 章では、肋骨領域および血管領域の抽出法について述べる。第 3 章では、経時的差分技法を用いた血管領域抽出法の精度向上について述べる。第 4 章では、Region Growing 法と Level Set Method の併用による CT 画像からの複数臓器の自動抽出法について述べる。第 5 章では、木構造フィルタ自動構築法を用いた臓器領域の自動抽出法について述べる。第 6 章では、経時情報付加型 ACTIT と Level Set Method による肝臓領域の自動抽出法の改良について述べる。第 7 章では、Active Shape Model を用いた CT 画像上の肺臓・心臓領域の自動抽出法について述べる。第 8 章、第 9 章では考察および結論を述べる。

第 2 章 肋骨領域及び血管領域の抽出法

2.1 はじめに

肝臓ガンは、死亡者数の多いガンの一つで、我が国においては男性死亡者数で第 3 位を占めており[1]、大きな社会問題となっている。肝臓ガンを診断または治療する場合、CT を用いた画像診断は最重要視されており、正確な治療計画を立てるためには画像解析が必要不可欠である。

本章では、肝臓ガンに対する手術を支援するための画像解析法として、腹部 CT 画像より骨・血管領域を抽出し、それらを 3 次元表示することにより、位置関係が正確に把握できるシステムの開発を行う。これにより、医師への負担軽減が図られるとともに、手術計画を立てる際の術前シミュレーションへの応用が期待でき、その効果は大きいと考えられる。

2.2 画像処理手法

図 2.1 に本研究で用いる画像処理の流れを示す。

第 1 ステップでは、MDCT 装置から得られる腹部 CT 画像データを読み込む。データは被験者一人当たり数百スライスの DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine: 「医用デジタル画像と通信」に関する標準規格)データで構成されており、入力時には全スライスを読み込む。第 2 ステップでは、読み込んだ CT 画像データより、スライス間の補間を行う。画像データは撮像時期、撮影機材の違いによりスライス厚・スライス間隔等が異なり、そのまま 3 次元表示した場合、実際の人体構造とは異なる表示となる。これを防ぐため、画像データの補間処理を行う。第 3 ステップでは、MIP(Maximum Intensity Projection: 最大値投影法)を用いた、骨領域の抽出を行う。第 4 ステップでは、異なる時相間の経時差分を施し、血管領域の抽出を行う。最後に第 5 ステップでは、抽出した血管領域の 3 次元表示を行う。

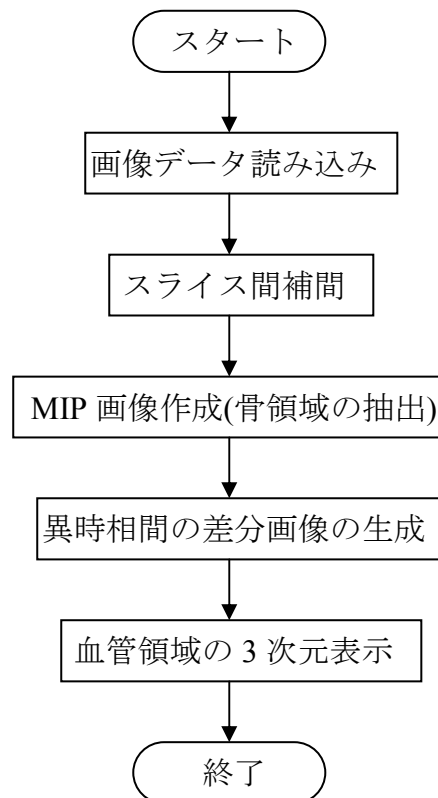


図 2.1 骨・血管領域抽出の手順

2.3 MIP(Maximum Intensity Projection)

MIP(最大値投影法)は、医用画像分野で広く用いられている 3 次元表示ツールの一つである。CT によって得られた断層像を重ね合わせることにより、3 次元座標系における立体データが生成される。この立体データに対し、ある視点から視線をのぼし、その視線上のボクセルの中で、もっとも高い CT 値を示す値を投影面に投影することにより、MIP 画像を生成する(図 2.2)。

表 2.1 に CT 画像内における主要な臓器の CT 値(単位 : [H.U.])を示す。CT 値は表 2.1 より、骨が約 1000(H.U)と最も CT 値が高いことが分かる。そのため、MIP 画像より骨領域を簡単に表示することが出来る。しかし血管領域を抽出する場合、血液が約 50(H.U.)であるのに対し、肝臓領域が 50~60(H.U.)、筋肉が 30~60(H.U.)と値が似ているため、そのままでは血管領域のみを抽出することは困難である。そこで、薬剤を用い、血液の CT 値を変化させた造影 CT 画像を用いることにより、血管領域のみを抽出するためのアプローチを試みる。

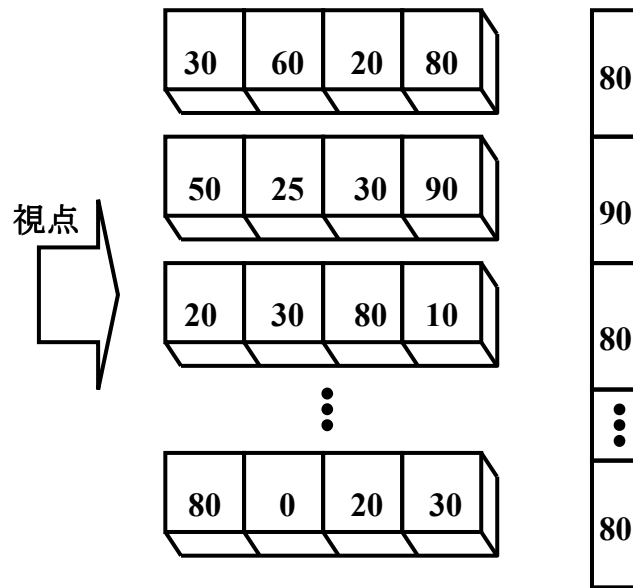


図 2.2 MIP の原理

表 2.1 主な人体組織の CT 値

組織	CT値(H.U.)
骨	1000
筋肉	30~60
肝臓	50~60
血液	50
水	0
脂肪	-100
空気	-1000

2.4 造影 CT 画像[48]

造影 CT 画像とは、造影剤といわれる薬剤を投与することにより、造影剤の通り道である血管の CT 値を変化させた状態で得られる CT 画像を指す。造影 CT 画像は一般に、造影剤注入後の時間経過とともに、動脈相(Phase 1)、門脈相(Phase 2)、晩期相(Phase 3)の 3 相の CT 画像が得られる。造影 CT 画像に対し、造影剤を用いずに得られる CT 画像を、単純 CT 画像または非造影 CT 画像と呼称する。

造影剤には、CT 値を上昇させる陽性造影剤と、CT 値を低下させる陰性造影剤とがある。腹部 CT 画像を取得する際には、一般的に陽性造影剤が用いられる。

本来、造影 CT は血管の CT 値を変化させることにより、画像のコントラストを変化させ、ガンや腫瘍などの異常部位を見やすくするためのものである。本研究では、造影剤の効果により、血管領域の CT 値が上昇することを利用し、マスク処理と経時差分処理により、血管領域の抽出を試みる。

2.5 マスク処理による 2 次元 CT 画像上の血管領域の抽出

前述の通り、血管領域の抽出において CT 値のみを用いる場合、造影剤を用いた血管領域では、CT 値を増加させることにより、画像上での読影上有利となる。しかし、造影 CT を用いた場合も、骨領域の CT 値は依然として高い CT 値を示すため、この状態で MIP 画像を作成した場合、骨領域が混在し、血管領域のみを表示するのは困難である。そこで骨領域の除去の方法として、以下の 2 つの方法を試みる。

第 1 の方法として、マスク処理による骨領域の除去を行う。これは CT 画像より骨領域の部分を抽出し、骨領域を閾値処理により削除する操作を施すものである。マスク処理の手順を図 2.3 に示す。

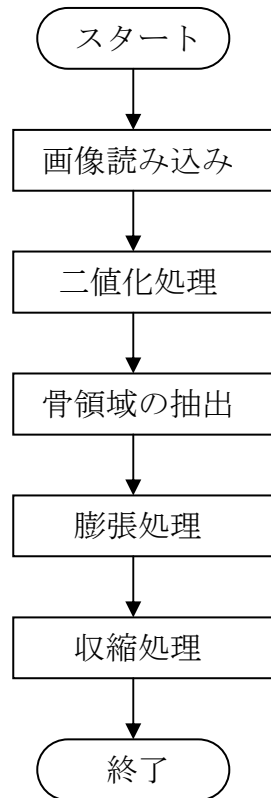


図 2.3 マスク処理の流れ

まず原画像を読み込み、2 値化処理を施す。2 値化処理後得られる骨領域の場合、骨の外周部と内部では CT 値に差が発生するため、閾値の違いにより骨内部に穴が生じる。そこで、内部まで加味した骨領域の抽出を行うため、輪郭線内の領域を統合することにより、背骨の領域を自動抽出する。その理由は、脊髄内部は肋骨と違い神経などが存在するため、2 値化処理だけでは脊髄内部を含んだマスク画像が正しく生成出来ない可能性が生じるためである。次に、膨張処理を施す。これにより、肋骨内部、脊髄内部が埋まり、内部構造を含んだ骨領域のマスクの原型が生成される。次に収縮処理を施すことにより、形状を整える。このとき、収縮回数は膨張回数よりも少なくする。その理由は、骨と筋肉の間の部分が影となり、MIP 画像中に現れるのを防ぐためである。これにより、骨領域を白画素とするマスク画像が生成できる。CT 画像中で、マスクが当たる部分の CT 値を最小値とすれば、骨領域を除去することが出来る。

2.6 経時差分法を用いた 2 次元 CT 画像上の血管領域の抽出

骨領域除去の第 2 の方法は、経時差分技法(Temporal Subtraction Method)[41、49、50]を用いる方法である。前述のマスク処理は、簡単かつ高速であるが、骨とその周りしか除去できず、他の組織は残ったままである。この残った組織や、マスク処理による除去が不完全な場合、残った骨領域がノイズとなり、観察しづらい画像が生成される可能性がある。

そこで、単純 CT 画像と造影 CT 画像における変化のない部分を除去し、造影 CT 画像上の血管領域のみを抽出するため、経時差分技法による血管領域の抽出を試みる。経時差分技法とは、過去画像と現在画像との差分画像を生成することにより、時間変化によって発生、消失した部位や、大きさが変化した部位を強調表示する手法である。経時差分技法は従来、2 次元胸部単純 X 線画像において用いられてきた手法である。例えば Katsuragawa ら[50]は、時相の異なる 2 枚の胸部 X 線画像より差分画像を生成することにより、肺野領域におけるガン、結節領域の強調表示を行っている。

本研究ではこの経時差分技法を応用し、腹部単純 CT 画像と造影 CT 画像を用いた経時差分技法による血管領域の自動抽出法を提案する。造影剤を投与する前後の画像を対象とすることにより、差分画像上では、造影剤の存在する部位が強調表示されることが予想できる。造影剤は、血管を経由して全身に行き渡るため、造影剤の存在する部位が血管領域である可能性が高いと考えられる。経時差分処理の概要を、図 2.4

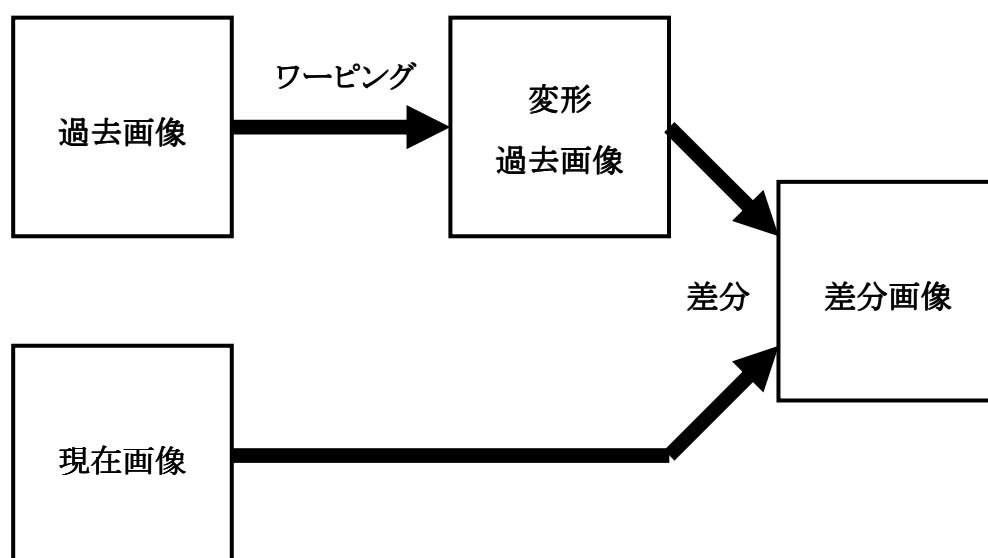


図 2.4 経時差分技法の概要

に示す。

まず、同一部位を撮影した過去画像と現在画像を用意する。次に、過去画像に変形処理を施し、現在画像との差分演算を行う。これにより、過去画像と現在画像において変化した部位は、画素値の変化により強調され、変化していない部位は、ほぼ同じ画素値のため均一化される。本研究においては、過去画像に単純 CT 画像(非造影画像)、現在画像に造影 CT 画像を用いる。

ところで、CT 撮影時において、被験者の体位の変化や撮影環境の変化などの要因により、過去画像と現在画像における人体断面の輪郭線や臓器の輪郭線が厳密にマッチングすることはほぼないため、このまま差分画像を作成した場合、体位のずれがそのまま画像中で強調されてしまうことが予想される。そこで、断面図や臓器の輪郭線を合わせることで、造影剤の浸透した部位以外を均一化することができる。

経時差分技法における画像変形処理をワーピング(Warping)処理[38、49]と呼称する。ワーピング処理のアルゴリズムを図 2.5 に示す。

まず、ワーピング処理における濃度補正を行う。これにより、差分演算時に同一部位における CT 値は均一化される。次に、平行移動、回転操作を施し、画像間における大まかな位置合わせ(グローバルマッチングと呼ぶ)を行う。さらに、局所領域における位置合わせ(ローカルマッチングと呼ぶ)を行う。最後に、変形した過去画像と現在画像との差分演算を行う。以下にその詳細を示す。

2.6.1 画像前処理

(A) 濃度補正

第 1 段階として画像の濃度補正を行う。濃度補正は過去画像の CT 値を、現在画像の CT 画像に合わせる形で行う。以下に補正式を示す。

$$Value = \frac{MAX_{pre} - MIN_{pre}}{MAX_{past} - MIN_{past}} Value_{past} + \frac{MAX_{past} MIN_{pre} - MAX_{pre} MIN_{past}}{MAX_{past} - MIN_{past}} \quad (2.1)$$

MAX_{past}, MIN_{past} : 過去画像の最大値、最小値

MAX_{pre}, MIN_{pre} : 現在画像の最大値、最小値

$Value_{past}$: 過去画像の CT 値

$Value$: 変形過去画像の CT 値

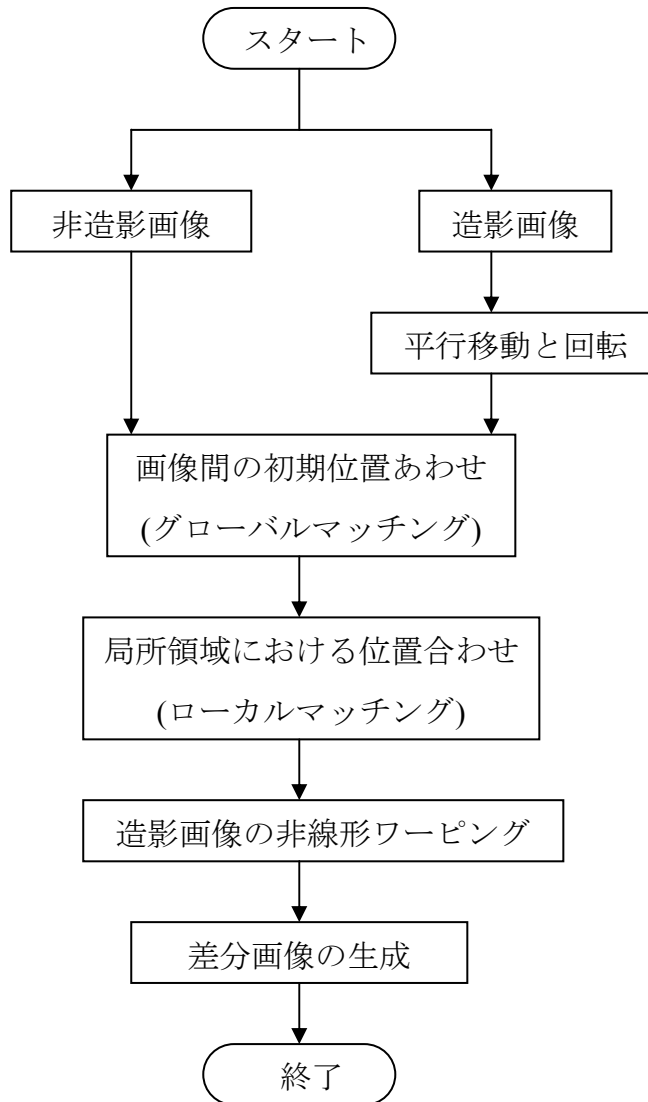


図 2.5 ワーピング処理の流れ

(B) 平行移動と回転

第2段階として、過去画像、現在画像のより厳密な位置合わせを行うため、画像の平行移動および回転操作を施す。画像の平行移動および回転操作は、ユーザ側からの移動量(pixel)、回転量(deg)の指定により行う。画像の回転は、以下の式で与える。

$$p = (i \cos \theta + j \sin \theta) / \text{zoom} + C_X \quad (2.2)$$

$$q = (j \cos \theta - i \sin \theta) / \text{zoom} + C_Y \quad (2.3)$$

p, q : 原画像の X 座標、Y 座標

i, j : 回転後の X 座標、Y 座標

θ : 回転角度

C_X, C_Y : 原画像の中心

$zoom$: 拡大倍率 (本研究では $zoom = 1$)

式(2.2)、(2.3)によって、回転後の座標に対する、原画像の座標が演算できる。一般に、演算によって求めた原画像の座標 (p, q) は、整数とは限らない。整数以外の座標には、画像データ(CT 値)が存在しないため、座標 (p, q) 上の画像データを求めるには、周辺データから補間によって求める。画像データの補間アルゴリズムに対し、図 2.6 に示す値を定義する。

p, q : 演算した座標

$\text{int}(p), \text{int}(q), \text{int}(p)+1, \text{int}(q)+1$: (p, q) を取り囲む整数座標点

この値を用い、画像データの補間アルゴリズムを以下の式で与える。

$$Value = A \times (1 - qq) + B \times qq \quad (2.4)$$

$$A = V(\text{int}(p), \text{int}(q)) \times (1 - pp) + V(\text{int}(p)+1, \text{int}(q)) \times pp$$

$$B = V(\text{int}(p), \text{int}(q)+1) \times (1 - pp) + V(\text{int}(p)+1, \text{int}(q)+1) \times pp$$

ただし、

$Value$: 補間される CT 値

$V(x, y)$: 座標 (x, y) における CT 値

$$pp = p - \text{int}(p)$$

$$qq = q - \text{int}(q)$$

である。

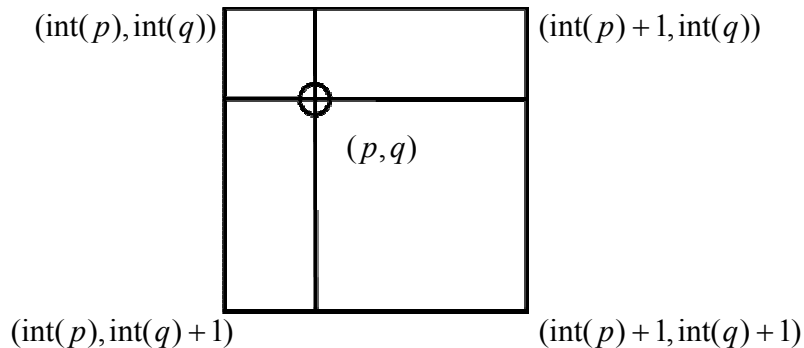


図 2.6 実数座標点を取り囲む整数座標点

画像の平行移動は、以下の式によって実現する。

$$Value(x, y) = Value(x + biasX, y + biasY) \quad (2.5)$$

$Value(x, y)$: 座標 (x, y) における CT 値

$biasX, biasY$: 平行移動量

2.6.2 画像間の初期位置あわせ (グローバルマッチング)

第3段階として、画像間の初期位置合わせを行う。この操作をグローバルマッチングと呼ぶ。グローバルマッチングの処理手順を図 2.7 に示す。

まず、骨領域の抽出で用いる MIP 画像を対象に、二値化処理を施す。これにより、骨領域のみが白画素で表示される。次に、白画素 (骨領域) に対し、重心座標を求める。画像の重心を求める式を以下に示す。

$$X = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{X_SIZE} x \quad Y = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{Y_SIZE} y \quad (2.6)$$

X, Y : 重心の X 座標、Y 座標

x, y : 白画素の X 座標、Y 座標

X_SIZE : 画像の X 方向のサイズ

Y_SIZE : 画像の Y 方向のサイズ

L : 全白画素数

重心を求めた後、もとの画像と左右反転画像を重ね合わせ、反転画像を左右にずらしながら重ねあわせ処理を繰り返し、重ね合わせた際に両画像の最も差分値の小さい状態における重心と反転画像の重心の垂直二等分線を画像の正中線とする (図 2.8) [51]。

次に、肋骨の位置を自動的に抽出するため、正中線より左右に一定範囲を設定し、画像下方よりラスタ走査を行い、白画素数をカウントする。1 ラインあたりの白画素数がしきい値以上の場合、そのラインが肋骨の最下部を示しているものと判定する。なぜなら、背骨と肋骨の接合部分では、1 ラインあたりの白画素数が急激に増加しているためである。

以上の操作を過去画像、現在画像双方に行い、肋骨最下部を示すスライスを合わせることにより、スライス間 (被験者の体軸方向) のグローバルマッチングを行う。ま

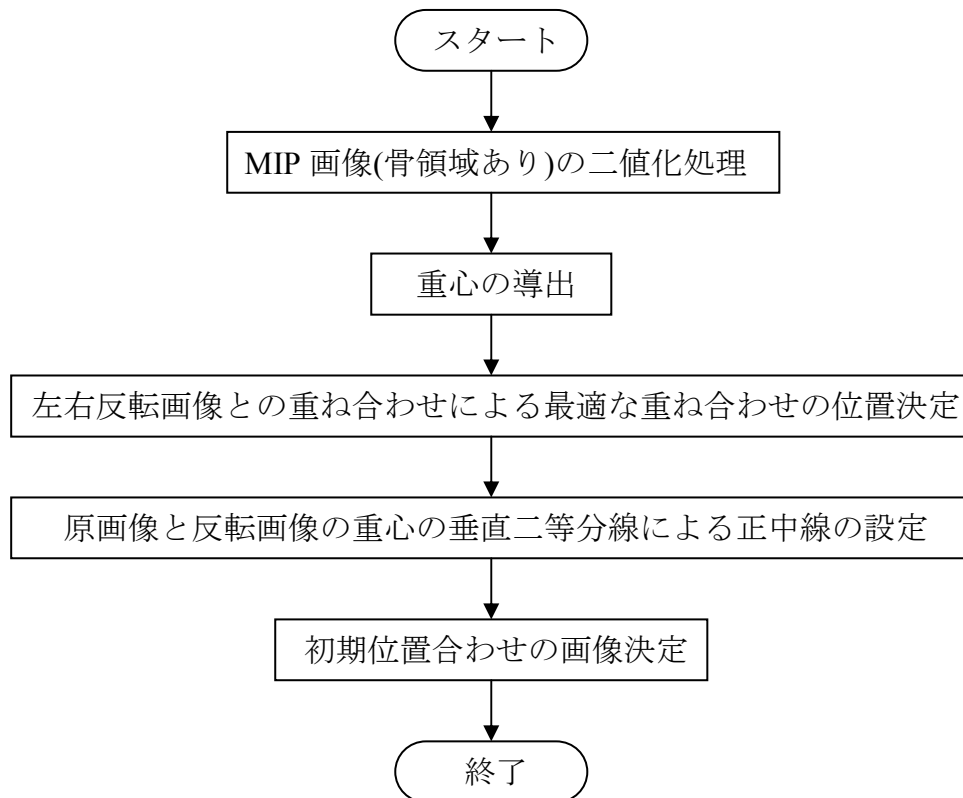


図 2.7 グローバルマッチング処理の流れ

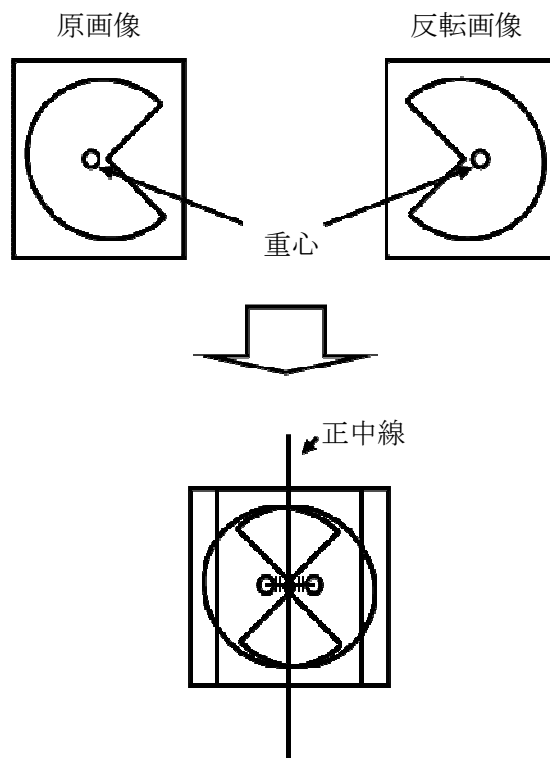


図 2.8 画像の正中線の抽出法

た、両画像の正中線同士を合わせることにより、被験者の左右方向のグローバルマッチングを行う。

2.6.3 ローカルマッチング

第4段階として、画像間の局所領域における位置合わせを行う。この操作をローカルマッチングと呼ぶ。

初期位置合わせにより、大まかな位置合わせを行った後、あるサイズのテンプレートのROI(Region Of Interest : 関心領域)を、現在画像全体に配置し、それぞれのテンプレート上のROIに対応する探索領域(テンプレートマッチング対象領域)を、過去画像上に配置する。

次に、探索領域内においてテンプレートを移動させ、最も差分値の小さかった領域と元の位置のずれを、局所的な移動量として計算する(図2.9)。この操作を全テンプレートのROIに対して行う。

2.6.4 画像ワーピング

第5段階として、ローカルマッチングで求めた局所移動量をもとに、画像内の非線形ワーピング処理を行う。

画像の変形は以下の10次の多項式によって与える。

$$x' = \sum_{i=0}^{10} \sum_{j=0}^{10-i} a_{i,j} (x \times biasX)^i (y \times biasY)^j \quad (2.7)$$

$$y' = \sum_{i=0}^{10} \sum_{j=0}^{10-i} b_{i,j} (x \times biasX)^i (y \times biasY)^j \quad (2.8)$$

x', y' : 変形後の X 座標、Y 座標

x, y : 変形前の X 座標、Y 座標

$a_{i,j}, b_{i,j}$: 係数

$biasX, biasY$: バイアス

2.6.5 画像の差分

以上の操作により、過去画像の変形操作を施す。次に、ワーピング処理により得ら

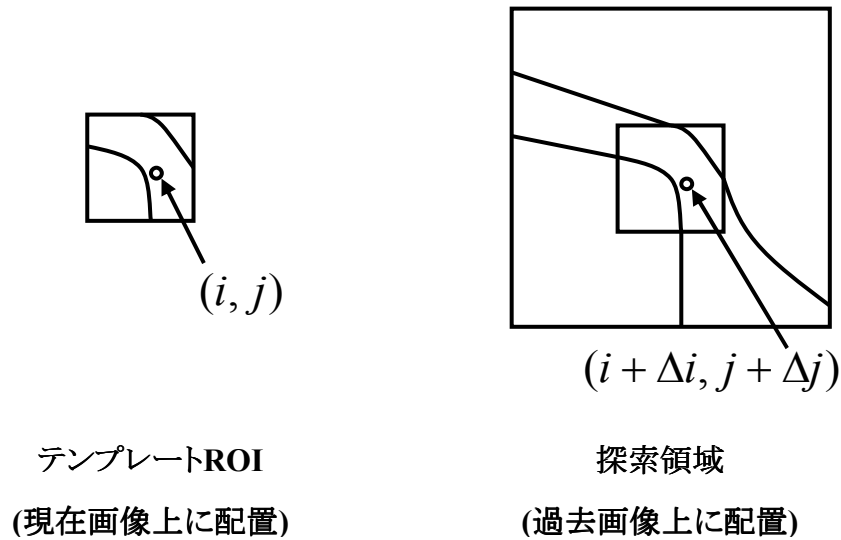


図 2.9 局所移動量決定のためのローカルマッチング

れる過去画像と現在画像との差分演算を行うことにより、経時差分画像を取得する。

2.7 Volume Rendering による血管領域の 3 次元表示

これまでの操作により、血管領域が強調された画像を取得することができる。血管領域を 3 次元表示するために、Volume Rendering (VR) 手法を用いる。

VR は、ある CT 値範囲内に連続的に変化する不透明度を設定し、光の透過と反射を計算し、影付けを行い、より実体感を持たせた表示法である。VR 手法には種々のアルゴリズムが提案されている[52]が、本研究では、常に内部が見え観察可能である Compositing 法による VR を試みる。

Compositing 法は Object-Order 法とも呼ばれる内部光源型の VR 手法である。図 2.10 にそのモデルを示す。

このモデルにおいて以下の値を定義する。

- I : 視点（投影面）での光の強さ
- $C(z)$: z 番目のボクセルにおける内部光源の強さ
- $D(z)$: z 番目のボクセルから出て行く光の強さ
- $P(z)$: z 番目のボクセルにおける不透明度（0～1）

このモデルでは、各ボクセルに光源が存在し、それが視点に向かっていく際に、 $(1 - P(z))$ の割合で減衰しながら順次伝播していく。この場合、

$$I = D(0) \tag{2.9}$$

$$D(z) = D(z+1) \cdot (1 - P(z)) + C(z) \quad (2.10)$$

となる。この方法を用いることにより、表示すべき対象の特性値を後面から前へスクリーン投影することになり、現在表示されている面と処理対象となった面を逐次合成することになる。後面から表示していくので常に内部が見え、観察することができるメリットがある。一般に、医用画像の3次元表示において内部光源の強さ $C(z)$ は、そのボクセルの画素値が用いられることが多い。本研究でも $C(z)$ は CT 値を用いる。

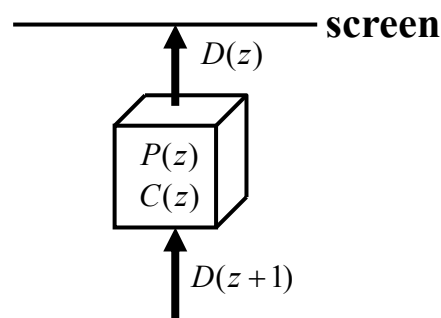


図 2.10 Volume Rendering (Compositing 法)のモデル

2.8 実験

2.8.1 ハードウェアの構成及び使用データ

本研究で使用する PC の主要スペックを表 2.2 に示す。

本研究で使用する CT 画像データは、東芝メディカル社製 Aquilion16™で撮影した DICOM 形式の画像データである。表 2.3 に使用したデータの概要を示す。本研究では、正常 3 例、肝臓ガンを患っている症例 1 例に対し、実験を行った。

表 2.2 PC の構成

CPU	Pentium 4 2.4[GHz]
RAM	512 [MB]
OS	VineLinux 3.0

表 2.3 使用データの概要

メーカー	東芝メディカル社
機種	Aquilion16™
管電圧	120[kV]
管電流	400[mA]
スライス内画素数	512×512[Pixels]
スライス厚	2.0[mm]
スライス間隔	2.0[mm]
画素サイズ	0.616~0.744[mm]

2.8.2 実験結果

(A) 骨領域の抽出

骨領域を抽出した MIP 画像を図 2.11 に示す。

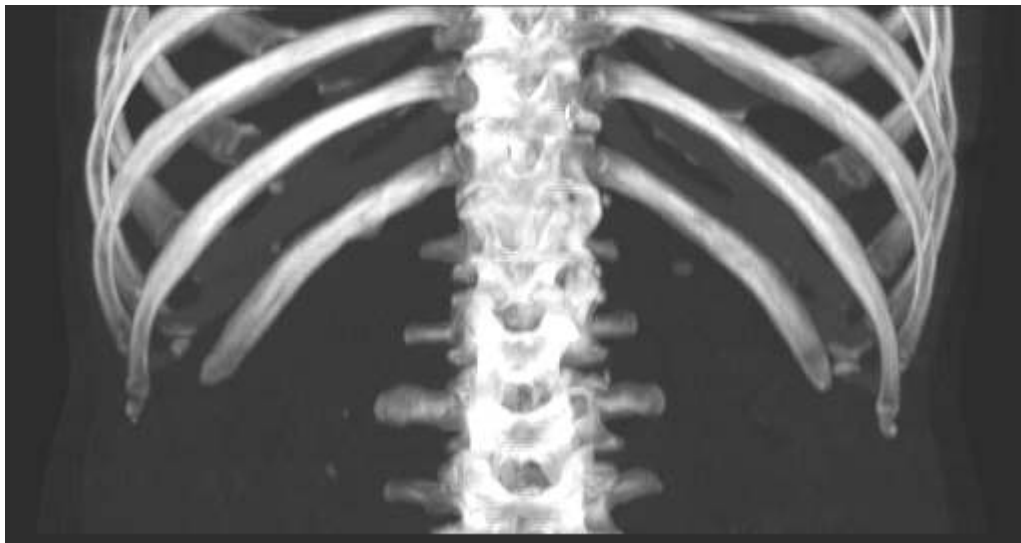


図 2.11 MIP 画像

(B) マスク処理による血管領域の抽出

図 2.12 にマスク処理による血管領域の抽出過程を示す。同図において(a)は原画像、(b)は(a)より作成したマスク画像、(c)はマスク処理を施さずに作成した MIP 画像、(d)はマスク処理を施した後作成した MIP 画像である。同図より、マスク処理により骨領域の除去が確認できる。

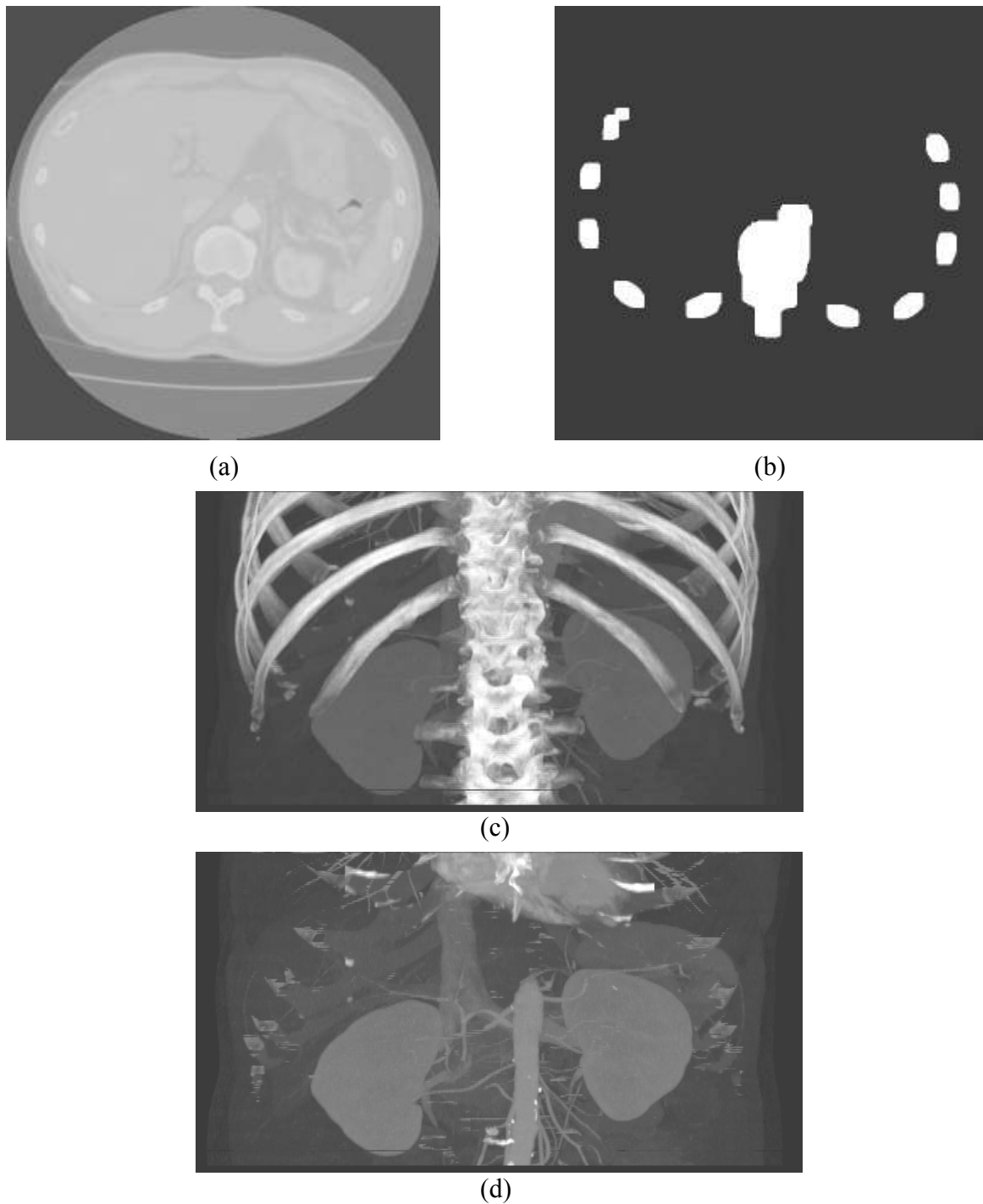


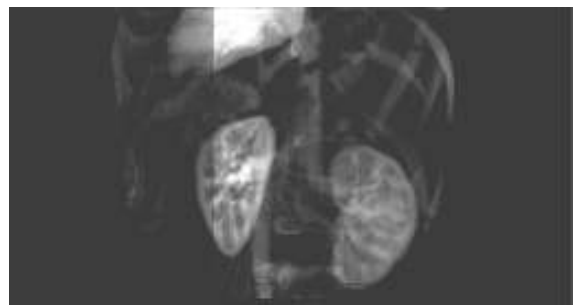
図 2.12 マスク処理による血管領域の抽出

(C) 血管領域の3次元表示(マスク処理)

図 2.13 に、マスク処理を施した CT 画像データに対する、VR 技法による血管領域の3次元表示結果を示す。同図(a)は回転角度 0 [deg]、(b)は回転角度 30 [deg]、(c)は回転角度 60 [deg]、(d)は回転角度 90 [deg] の視点変換を加えた結果をそれぞれ示す。



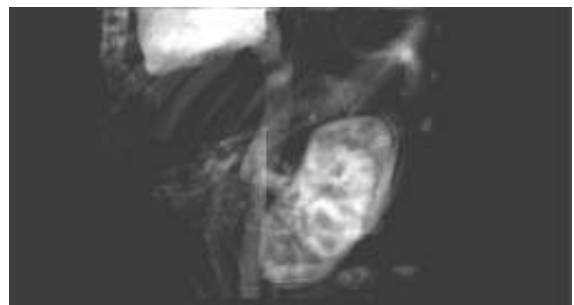
(a)



(b)



(c)



(d)

図 2.13 VR による血管領域の表示

(D) 二時相間差分におけるグローバルマッチング

図 2.14 にグローバルマッチングにおけるスライスの対応付けの過程を示す。同図(a)は処理を施す MIP 画像、(b)は(a)を二値化した画像、(c)は(b)に正中線を付加した画像、(d)は(c)に探索範囲および抽出した肋骨の最下部を付加した画像である。

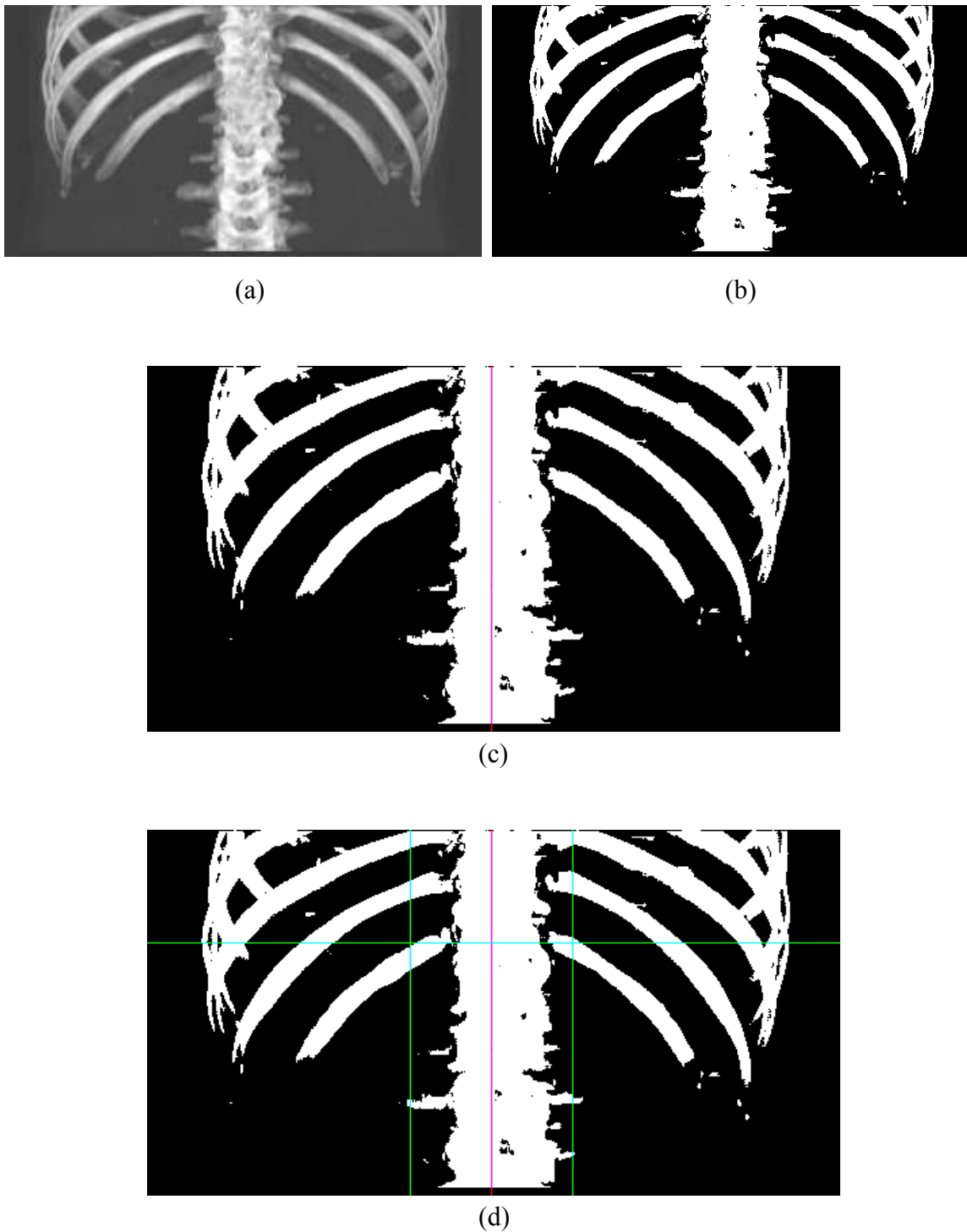


図 2.14 グローバルマッチングにおけるスライス合わせ

(E) 二時相間差分

ワーピング処理を行う際、局所移動量を求めるため、現在の画像全体に、一定範囲のテンプレート ROI、過去画像上に探索範囲を設定する。本実験では、テンプレートのサイズを 32×32 [pixels]、探索範囲を 52×52 [pixels]とした。また、スライス内において、処理の対象外の部分(空気などの領域)の移動量を 0 とし、図 2.15 に示す 152 枚のテンプレート画像に対する局所移動量で、フィッティング多項式を算出している。

図 2.16 に 2 時相間差分の過程を示す。同図(a)は変形を加える過去画像、(b)は現在画像、(c)はワーピングを施した過去画像、(d)は(b)に対し(c)を用いて差分演算を施した画像である。

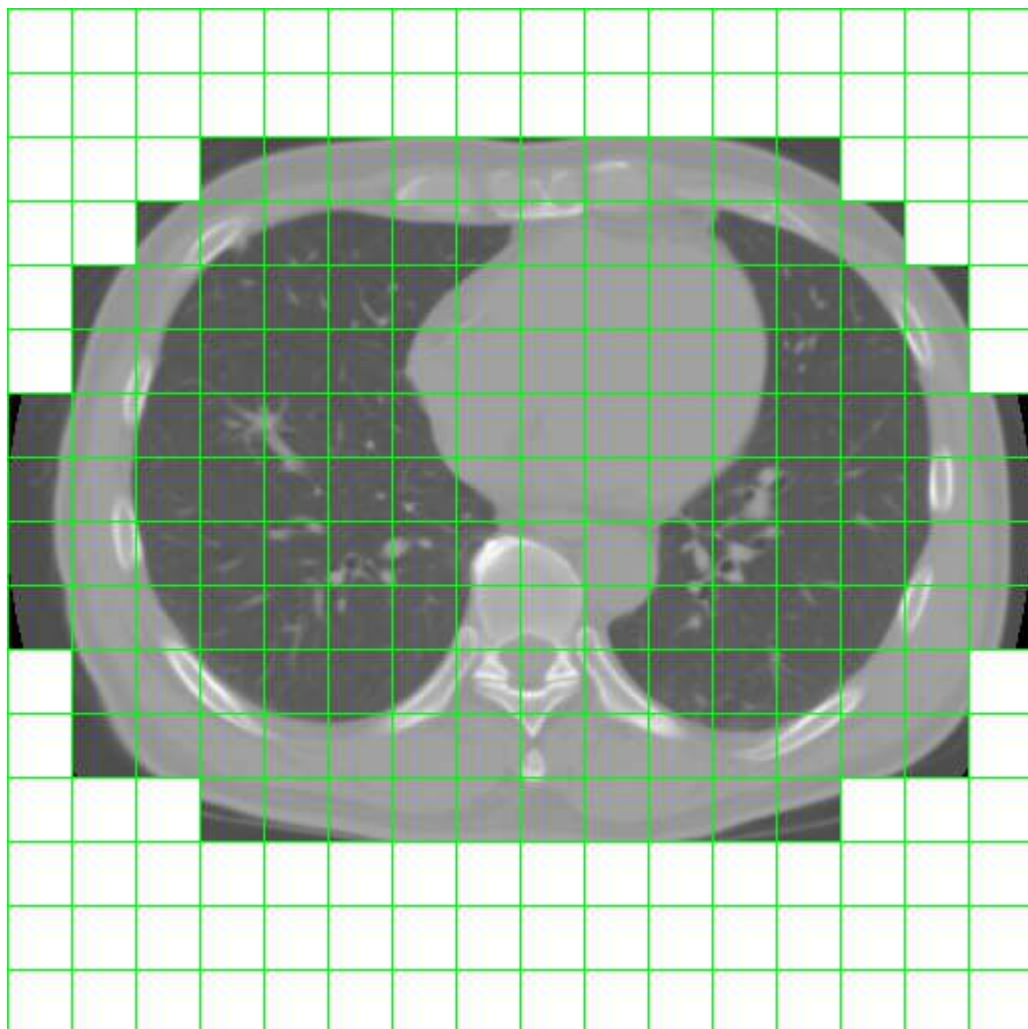
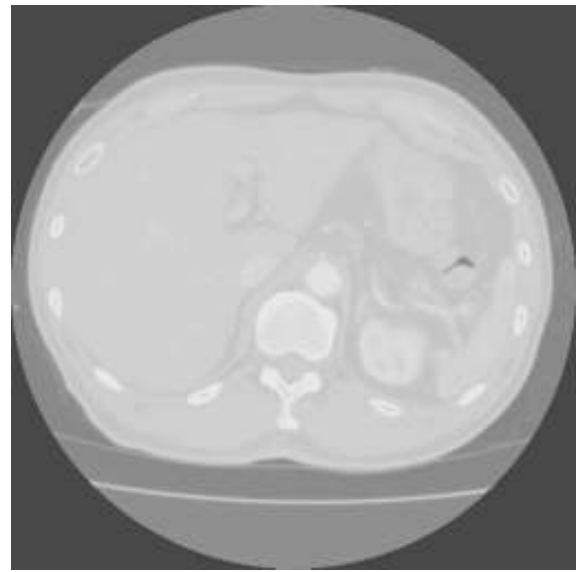


図 2.15 使用するテンプレート



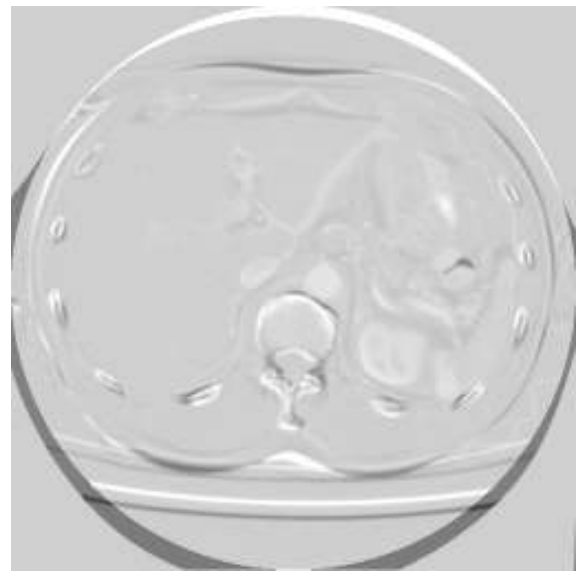
(a)



(b)



(c)



(d)

図 2.16 二時相間差分の例

2.9 考察

本研究では、腹部 CT 画像データより、骨領域および血管領域の自動抽出を行い、3次元表示を行うための手法を提案し、実 CT 画像データによる実験を行った。

まず、骨領域の抽出においては、図 2.11 に示す結果が得られた。最大 CT 値のみを表示する MIP 画像の生成だけでも、骨領域を抽出することが可能であった。肋骨の間隙が観察できる図 2.11 より、十分な情報量を含んでいると考えられる。しかし、MIP 画像は、最大 CT 値のみを投影面に投影するという特性上、画像内における前後関係は失われてしまう可能性がある(図 2.17)。そのため、VR による 3次元表示を施すことにより、さらに観察しやすい画像が得られると考えられる。ただし、この場合、本研究で血管領域の 3次元表示に用いた Compositing 法だけでは効率的に観察することが困難であると考えられる。その理由として、Compositing 法は、現在表示されている面と、処理対象となった面を合成することにより、内部が見えるように表示する VR 技法であるためである。骨領域の表示において Compositing 法を用いた場合、人体前面の骨と背中側の骨が重なり、3次元的に見えないという問題が生じる。この問題を解決するには、他の VR 技法を用いる必要があると考えられる。

次に、血管領域抽出においては、マスク処理による方法と、二時相間差分による方法を試みた。マスク処理による方法では、骨領域をマスクによって除去することにより、血管領域を抽出することに成功した。しかし、マスク処理だけでは、画像内のノイズを除去するには至っておらず、血管領域が観察しづらい例が存在する。また、前述の MIP 画像の特性上、血管の前後関係は把握できず、細かい血管領域が雑音として現れている。同じマスク処理による骨領域の除去においても、MIP 画像よりも VR 技法による 3次元画像の方が、若干観察しやすい画像となっている。3次元表示を行っているため、血管の前後関係や、任意方向からの視点変換など、VR による表示の効

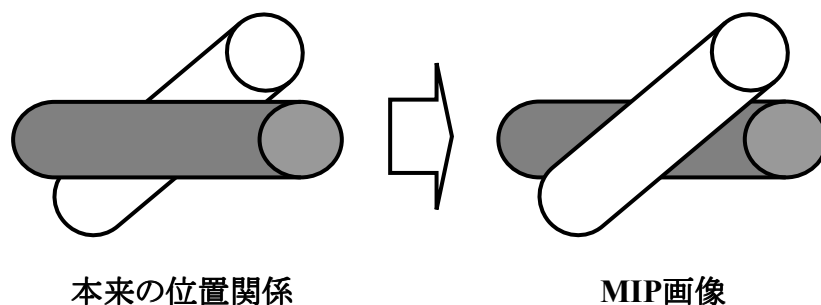


図 2.17 MIP 画像の特性

果は大きい。いずれの場合にも、血管領域ではない他の臓器も抽出してしまっていることから、臓器のセグメンテーション法の改良および実装が必要である。

一方、二時相間差分による血管領域の抽出においては、マスク処理を施した場合よりもさらに多くの問題を抱えている。まず、グローバルマッチングにおいて、肋骨の最下部を抽出し、それを基準としてスライス間の初期位置合わせを行った。これは、骨領域は内臓などの軟部組織と違い、体位のずれでも変形しにくいと考えたためである。しかし、実際には、手動でスライス合わせを行った方が、よりワーピングの効果が高い結果となった。その理由は、肋骨の最下部の抽出において、実際の位置と抽出した位置にずれがあったためであると考えられる。この解決法として、肋骨の最下部以外の基準を求めるアルゴリズムを開発し、肋骨の最下部を抽出するアルゴリズムと組み合わせることにより、より精度の高い位置合わせが可能になると考えられる。

また、ワーピング技法を用いた二時相間差分において、単純 CT 画像と造影 CT 画像との差分処理を施すことにより、差分画像内において、造影剤が存在する部位のみを強調することに成功した。しかし、ワーピング処理による画像変形を施しても、過去画像と現在画像を合わせることは、困難である。腹部断面の輪郭を合わせた場合においても、骨領域がマッチングされない場合がある。この理由として、腹部にある臓器、およびそれらを包む脂肪、筋肉は、ほとんどが軟部組織であるため、わずかな体位のずれが、組織の大きな変形となってしまう。そのため、全組織において輪郭をマッチングさせることは困難であると考えられる。

本実験における所要時間は、1 症例すべてのデータセットに対する処理を終了するまで、約 2 時間 30 分を要した(1 スライス当り平均 40 秒程度所要)。画像を用いた診断支援システムの構築のため、プログラムの改良を行い、計算時間の短縮を図る必要がある、これらは今後の課題である。

2.10 結論

本研究では、CT 画像を用いた画像解析法の一つとして、スライスセットで与えられる腹部 CT 画像より、骨領域および血管領域の自動抽出を行い、3次元表示する手法を提案し、実 CT データによる実験を行った。MIP 画像、マスク処理、二時相間差分を用いることにより、骨領域、血管領域を単体で抽出し、得られる領域に対し VR 技法を適用することにより、血管領域の3次元表示を行った。しかし、二時相間差分において、ワーピング処理を施した場合も、現在画像と過去画像を合わせることは困難であり、さらなるマッチングアルゴリズムの改良が必要とされる。

今後の課題として、以下の項目が挙げられる。

- ・ 骨領域の3次元表示(Compositing 法以外の VR 技法の適用)
- ・ 処理時間の短縮
- ・ 二時相間差分におけるマッチング法の改良
- ・ 各臓器のセグメンテーション技術の実装

上記の課題を改善することにより、腹部 CT 画像から骨・血管領域をより詳細に観察し、手術施術前の手術シミュレーション、および実際の手術時における安全性、迅速性の向上が期待できる。

第 3 章 経時差分技法を用いた血管領域抽出法の精度向上

3.1 はじめに

第 2 章では、MIP を用いた CT 画像からの骨領域の抽出、およびマスク処理と経時差分技法を用いた血管領域の抽出法を述べた。骨領域の抽出は肋骨の間隙が観察でき、十分な情報を得ることができた。またマスク処理を用いた血管領域の抽出では、ノイズが残っているものの、太い血管が観察できる画像を取得することができた。しかし経時差分技法を用いた血管領域の抽出においては、グローバルマッチングおよびローカルマッチングの双方において十分な位置合わせが行われておらず、多数のアーティファクトが発生している。

本章では、経時差分技法による血管領域抽出手法の改良について述べる。経時差分法における位置合わせでは、大域的な位置合わせであるグローバルマッチングと、局所的な位置合わせであるローカルマッチングの双方で精度よく位置合わせすることが求められる。本論文では、グローバルマッチングとして、3次元ボリュームデータにより生成した MIP 画像を用いたマッチング、ローカルマッチングとして、3次元データによる正規化相互相関を用いたマッチングを適用する。さらに Elastic Matching 法[42]の適用、およびワーピングの複数回適用による精度向上についても併せて述べる。

3.2 Elastic Matching 法による 3 次元経時差分技法

経時差分技法では、2 枚の画像の位置ずれによる偽像(アーティファクト)を軽減するため、画像の変形処理(ワーピング)を必要とする。変形処理の精度を向上させるため、Elastic Matching 法[42]が提案されている。Elastic Matching 法では画像変形に、物質の弾性特性による整合性を持たせ、実際の臓器に近い変形を行うことが可能となる。これにより、より精度の高い位置合わせが可能となる。

Elastic Matching 法による血管領域抽出の流れは、先述の図 2.5 と同様である。ただし本手法では、さらなる精度向上のため、前処理の追加、グローバルマッチング手法

の改良、ローカルマッチング手法の改良、Elastic Matching 法の追加もしくはワーピングの複数回適用を行っている。また従来手法(マスク処理・経時差分技法)では、前処理を2次元スライス毎に適用していたが、本手法では3次元ボリュームデータに対して処理を適用している。以下に詳細を示す。

3.2.1 画像前処理

血管領域抽出に先立ち、画像データに前処理を施す。この処理は、血管領域の抽出過程においてテンプレートマッチングを多用するため、その精度の向上を目的として行う。

CT 画像上には、対象となる人体断面のみならず、その周囲の空気領域、および被験者の背面に存在する CT 撮影装置上のベッド部分も存在する。これらの領域は、血管領域の抽出には無関係であり、画像中では雑音(ノイズ) 領域として扱われるものである。これらの領域を除去することにより、後の血管領域抽出の精度が向上すると考えられる。

(A) 空気領域と撮影装置上のベッド領域の除去

表 2.1 に示したように、CT 画像中の空気領域は、他の領域に比べ低い値を示している。そこで画像中で、ある閾値以下の領域を選択し、さらにその領域の中で最も画像辺縁部に近い領域を、被験者の体外空気領域とみなし除去する。

また CT 撮影装置上のベッド領域は、被験者の体内の組織に近い値を示す場合が多く、単純な閾値処理では除去できないことが多い。しかし、ベッド領域は必ず被験者の背中側に存在し、かつ領域の周辺は被験者の背面に接していない。そこで、この特性を用いたベッド領域の除去を行う。

まず、閾値処理により、ベッド領域を含む領域を選択する。次に、被験者の背面側からラスタ走査を行い、最初に検知した領域をベッド領域とみなし、原画像より除去する。

(B) 画像の平滑化

上記(A)により、CT 画像中の空気領域、および CT スキャナのベッド領域の除去を行った。しかし、デジタル画像特有のスパイク状ノイズが依然として残っている。こ

これらのノイズを除去するため、画像の平滑化処理を行う。

平滑化には、線形平滑化フィルタ(8 近傍)を用いる。このフィルタは、対象画素とその8近傍の画素値の平均値を、新たな画素値とする手法である。これにより、画像上のスパイク状ノイズを除去し、かつ、人体断面および臓器の輪郭部における急激な画素値の変化を抑制することにより、血管領域抽出過程における、テンプレートマッチングの精度向上が期待される。

3.2.2 画像間の初期位置あわせ (グローバルマッチング)

第2段階として、画像間の初期位置合わせを行う。グローバルマッチングの処理手順を、図 3.1 に示す。

まず、3次元画像データに対し coronal 面、sagittal 面、axial 面を投影面とする、MIP 画像を作成する。次に、この MIP 画像を対象に、二値化処理を施す。これにより、骨領域のみが白画素で表示される。

この操作を非造影画像、造影画像双方の3次元画像データに対し施す。よって各データに対し3枚、合計6枚の2値画像が生成される。次に、それぞれの対応する面の2値画像を用いた、テンプレートマッチングを行う。テンプレートマッチングには、正規化相互相関を用いる。正規化相互相関の式を、式(3.1)に示す。

$$C = \frac{\sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} (f_{i,j} - f_{avg}) \cdot (g_{i,j} - g_{avg})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} (f_{i,j} - f_{avg})^2 \cdot \sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} (g_{i,j} - g_{avg})^2}} \quad (3.1)$$

- C : 正規化相互相関値($0 \leq C \leq 1$)
 $f_{i,j}, g_{i,j}$: 点(i, j)における非造影画像、造影画像の画素値
 f_{avg}, g_{avg} : 非造影画像、造影画像の画素値の平均値
 $SIZE_X, SIZE_Y$: 画像のサイズ

式(3.1)の値が1に近いほど、2枚の画像の類似度が高いといえる。非造影画像をリファレンス画像とし、造影画像をテンプレートとしたテンプレートマッチングを行うことにより、対象とする投影面上の大域的な移動量(Global Shift Vector)が算出される。この Global Shift Vector を用いて造影画像を平行移動することにより、グローバルマッチングを行う。

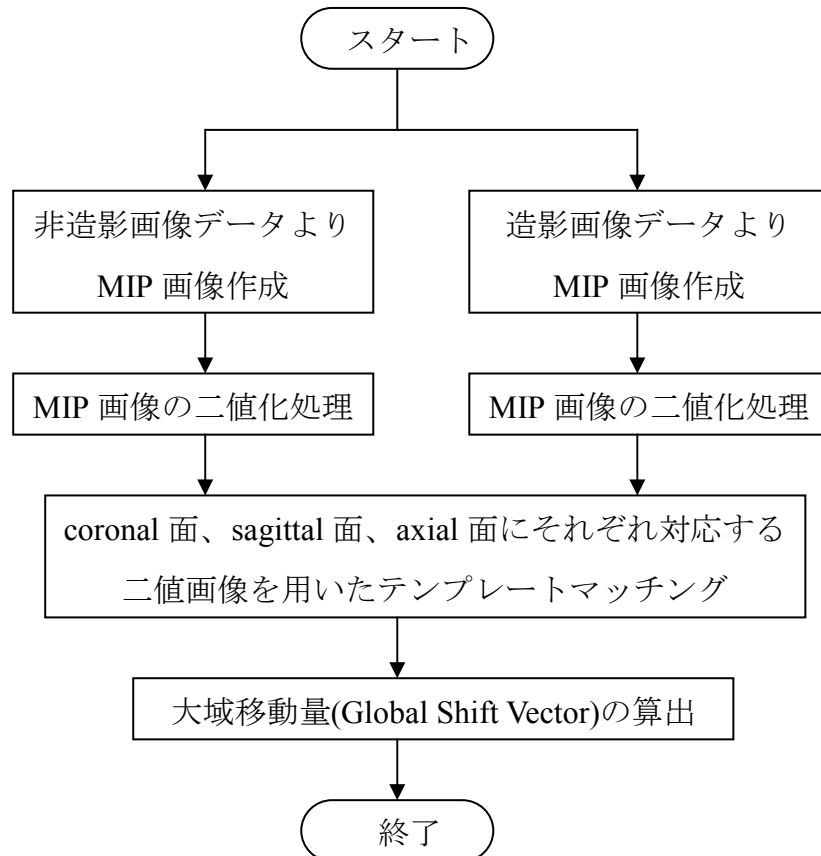


図 3.1 グローバルマッチング

3.2.3 ローカルマッチング

第3段階として、画像間の局所領域における位置合わせを行う。

初期位置合わせにより、大まかな位置合わせを行った後、3次元空間内の、あるサイズ($L \times M \times N$)をもつテンプレートの ROI を、造影画像全体に配置し、それぞれのテンプレートの ROI に対応する探索領域(テンプレートマッチング対象領域)($I \times J \times K$)を、造影画像上に配置する。

次に、探索領域内においてテンプレートを移動させ、テンプレートマッチングを施し、最も類似度が高かった領域と元の位置のずれを、局所的な移動量(Local Shift Vector)として計算する(図 3.2)。この操作を全テンプレートの ROI に対して行う。なお、類似度の算出には、グローバルマッチングと同様、正規化相互相関を用いる。三次元領域における正規化相互相関の式を、式(3.2)に示す。

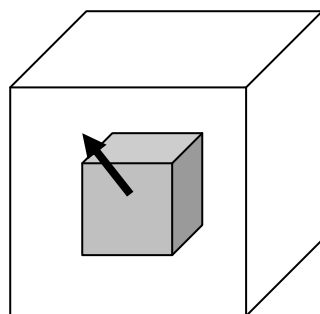
$$C = \frac{\sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} \sum_{k=0}^{SIZE_Z-1} (f_{i,j,k} - f_{avg}) \cdot (g_{i,j,k} - g_{avg})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} \sum_{k=0}^{SIZE_Z-1} (f_{i,j,k} - f_{avg})^2 \cdot \sum_{i=0}^{SIZE_X-1} \sum_{j=0}^{SIZE_Y-1} \sum_{k=0}^{SIZE_Z-1} (g_{i,j,k} - g_{avg})^2}} \quad (3.2)$$

C : 正規化相互相関値 ($0 \leq C \leq 1$)

$f_{i,j,k}, g_{i,j,k}$: 点 (i, j, k) における非造影画像、造影画像の画素値

f_{avg}, g_{avg} : 非造影画像、造影画像の画素値の平均値

$SIZE_X, SIZE_Y, SIZE_Z$: 画像のサイズ



- : テンプレート ROI
(非造影画像上に配置)
- : 探索領域 ROI
(造影画像上に配置)
- ➔ : 局所移動量
(Local Shift Vector)

図 3.2 局所移動量決定のためのローカルマッチング

3.2.4 画像ワーピング

第4段階として、ローカルマッチングで求めた局所移動量をもとに、画像内の非線形の画像ワーピング処理を行う。

画像の変形は、以下の10次の多項式によって実現される。

$$x' = \sum_{i=0}^{10} \sum_{j=0}^{10-i} \sum_{k=0}^{10-i-j} a_{i,j,k} x^i y^j z^k \quad (3.3)$$

$$y' = \sum_{i=0}^{10} \sum_{j=0}^{10-i} \sum_{k=0}^{10-i-j} b_{i,j,k} x^i y^j z^k \quad (3.4)$$

$$z' = \sum_{i=0}^{10} \sum_{j=0}^{10-i} \sum_{k=0}^{10-i-j} c_{i,j,k} x^i y^j z^k \quad (3.5)$$

- x', y', z' : 変形後の X 座標、Y 座標、Z 座標
 x, y, z : 変形前の X 座標、Y 座標、Z 座標
 $a_{i,j,k}, b_{i,j,k}, c_{i,j,k}$: 係数

3.2.5 Elastic Matching 法[42]

画像ワーピングを適用することにより、2枚の画像の位置ずれによるアーティファクトを低減させることが可能である。しかし、さらなるマッチング精度の向上を図るため、2種類の手法を適用する。第一手法は、Elastic Matching 法の適用である。

Elastic Matching 法は、画像の変形に整合性を持たせる手法である。図 3.2 に示したとおり、ローカルマッチングでは、画像中に設置した探索領域上で、テンプレートマッチングを適用することにより、局所領域における移動量を算出している。しかし、この局所移動量は、探索領域内における移動量であり、対象探索領域近傍における移動量を考慮していない可能性がある(図 3.3(a))。

一般に、変形対象となる被験者の体組織は、各種臓器の連続性を有していると考えられるため、各局所領域内における移動量は、整合性を持つべきである。整合性を考慮したマッチング法が、Elastic Matching 法である。式は以下ようになる。

$$E_{local} = (Bias_{int} \times E_{int}) + (Bias_{ext} \times E_{ext}) \quad \leftarrow \min \quad (3.6)$$

$$E_{int} = |U_x|^2 + |U_y|^2 + |U_z|^2 + |U_{xx}|^2 + |U_{yy}|^2 + |U_{zz}|^2 + 2|U_{xy}|^2 + 2|U_{yz}|^2 + 2|U_{zx}|^2$$

$$E_{ext} = -(cross_correlation)$$

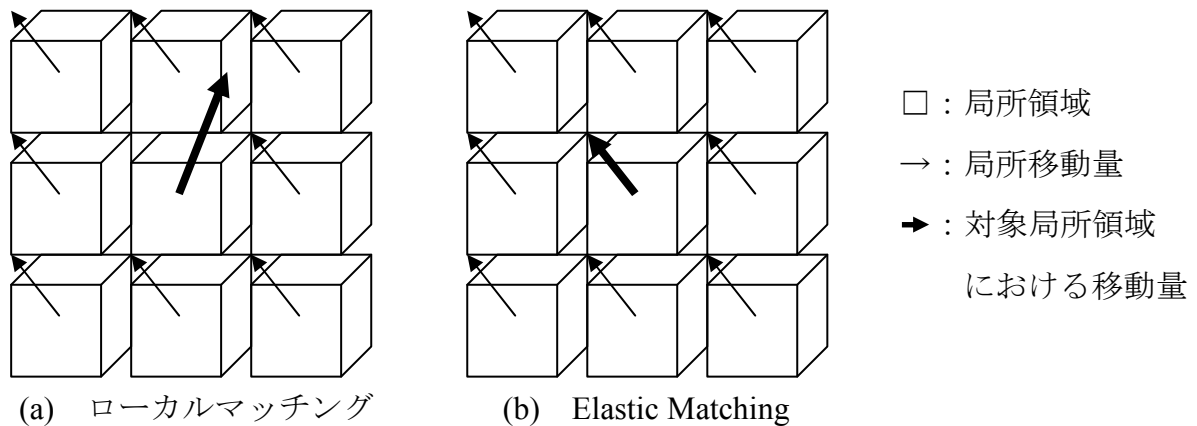


図 3.3 Elastic Matching 法の効果

ただし、 U は局所移動量、 E_{int} は内部エネルギー、 E_{ext} は外部エネルギー、 $cross_correlation$ は正規化相互相関値、 E_{local} は局所エネルギーである。この局所エネルギーを、画像中の全ての局所領域において最小化するように、局所移動量を変化させる。

Elastic Matching 法を適用することにより、画像中の局所移動量の整合性が保たれる(図 3.3(b))。Elastic Matching 法により更新された局所移動量を用い、画像ワーピング(式 (3.3)~(3.5))を適用することにより、画像変形を行う。

3.2.6 ワーピングの複数回適用

マッチングの精度向上のためのもう一つの方法として、ワーピング処理の複数回適用を行う。物理的な制約のため、一度のワーピング処理による変形の度合いは限られている。造影剤投与前後にほとんど時間差がない場合、被験者の位置ずれは微小であると考えられるので、大きな変形処理は必要ないと考えられる。しかし、わずかな呼吸などの変動により、被験者の体位が変化した場合、時相の異なる 2 枚の画像間で大きな変形が起きることも考えられる。そこで、ワーピング処理を複数回適用することにより、一度の変形処理では対応が困難な、大きな画像変形にも対応する。

本研究では、ワーピング処理を 1 回、2 回、3 回適用した場合の変形画像を作成する。

3.2.7 画像の差分

以上の操作により、造影画像の各種変形画像を取得する。次に、ワーピング処理により得られる造影画像と非造影画像との差分演算を行うことにより、経時差分画像を取得する。

3.3 Shaded Surface Display による血管領域の 3 次元表示

第 2 章では、マスク処理により抽出された血管領域の 3 次元表示法として、Volume Rendering (VR)手法(Compositing 法)を用いた。その結果、血管領域を 3 次元表示することが可能であったが、内部構造を透過して見る Compositing 法ではノイズも血管領域に重なって透過表示されてしまうため、血管表面のみを表示したい場合には都合が悪い。

そこで本章で述べた手法によって抽出された血管領域は、Shaded Surface Display(SSD)を用いて 3 次元表示を行う。

SSD は、表示させたい表面を求め、それをシェーディングした物を表示する手法である。SSD の式を、式(2.17)に示す。

$$I(x, y) = k_d I_l (L \cdot N) \quad (2.17)$$

$I(x, y)$: 出力値

k_d : 拡散反射率

I_l : 入射光の強さ

L : 光源への単位方向ベクトル

N : 面の単位法線ベクトル

3.4 評価法

医用画像分野における差分画像の画質を評価する手法として、種々の手法が提案されている[53]。中でも最も一般的なのが、医師による定量評価[42]である。この評価法では、医師がリファレンス画像と評価対象画像とを比較し、評価対象画像の画質について、表 3.1 に示す 5 段階の評価を行う。この評価を複数の医師が行い、それらの評価の平均値が、対象画像の画質の評価となる。提案法における差分画像の画質評価の場合、各時相における差分画像上のアーティファクトがどれくらい改善してるかを評価すればよい。

一方、定量的に画質評価を行う他の手法として、ヒストグラム解析を用いた画質の評価法[54]があり、本研究ではこの手法による評価を行う。手法としてはまず、差分画像上に関心領域を設け、関心領域のヒストグラムを作成する。関心領域は、アーティファクトが多く現れやすい部位を選択する。理想的な差分画像の場合、領域内は均一な灰色であるため、そのヒストグラムの分散は小さい。関心領域内のアーティファクトが多いほど、ヒストグラムの分散値が大きくなる。本研究では、底辺から6分の1の高さのヒストグラムの幅を評価値とする。

表 3.1 5段階評価

評価	評価内容
+2	非常によい、明らかに改善
+1	よい、ある程度改善
0	変化なし
-1	悪い、ある程度画質低下
-2	非常に悪い、明らかに画質低下

3.5 実験

3.5.1 ハードウェア構成および使用データ

本研究で使用する PC の主要スペックを、表 3.2 に示す。

本研究で使用する CT データは、東芝メディカル社製 Aquilion16™ で撮影した DICOM 画像データである。表 3.3 に使用したデータの概要を示す。本研究では、正常例 2 例と、肝臓ガンの領域を有する、異常症例 1 例に対し、臓器領域の抽出実験を行った。

表 3.2 PC の構成

CPU	Pentium IV 3.00[GHz]
RAM	1[GB]
OS	Vine Linux 3.2

表 3.3 使用データの概要

メーカー	東芝メディカル社
機種	Aquilion16™
管電圧	120[kV]
管電流	400[mA]
スライス内画素数	512×512[Pixels]
スライス厚	2.0[mm]
画素サイズ	0.616~0.744[mm]

3.5.2 実験結果

(A) 前処理の結果

原画像に対し、空気領域の除去、および CT 撮影装置上のベッド領域の除去等を施した例を、図 5.2 に示す。同図(c)より、前処理として処理対象の領域が正しく抽出できているのが確認できる。

(B) 3次元経時差分技法の適用結果

ワーピング処理を行う際、局所移動量を求めるため、現在画像全体に、一定範囲のテンプレート ROI、過去画像上に探索範囲を設定する。本実験では、テンプレートのサイズ($L \times M \times N$)を、 $32 \times 32 \times 5$ [pixels]、探索範囲($I \times J \times K$)を、 $52 \times 52 \times 15$ [pixels]とした。

図 3.5 に 3次元経時差分技法の過程を示す。同図(a)は、グローバルマッチングを施した第一時相の造影画像、(b)は(a)に対応する非造影画像、(c)は(a)と(b)より作成した差分画像である。さらに同図(d)は、ワーピング処理を施した第一時相の造影画像、(e)は(b)と(d)より作成した差分画像である。

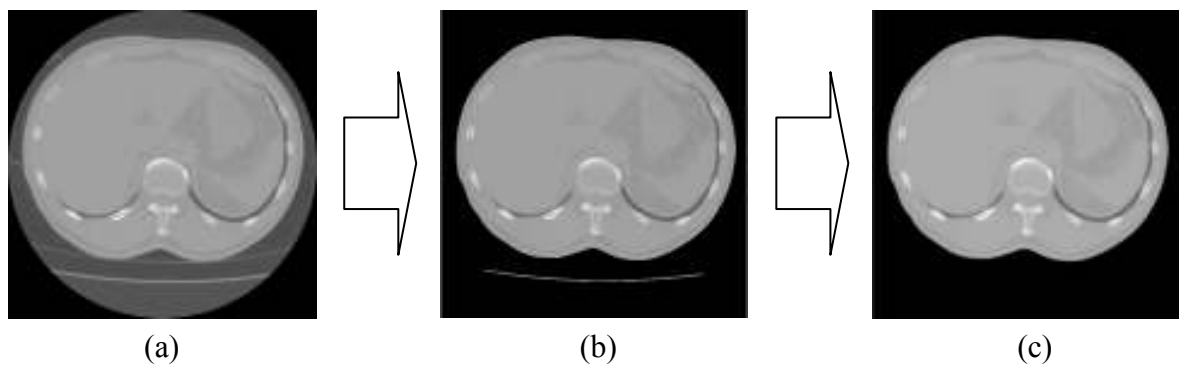


図 3.4 前処理の結果

(a) 原画像 (b) 空気領域除去後の画像 (c) ベッド領域除去後の画像

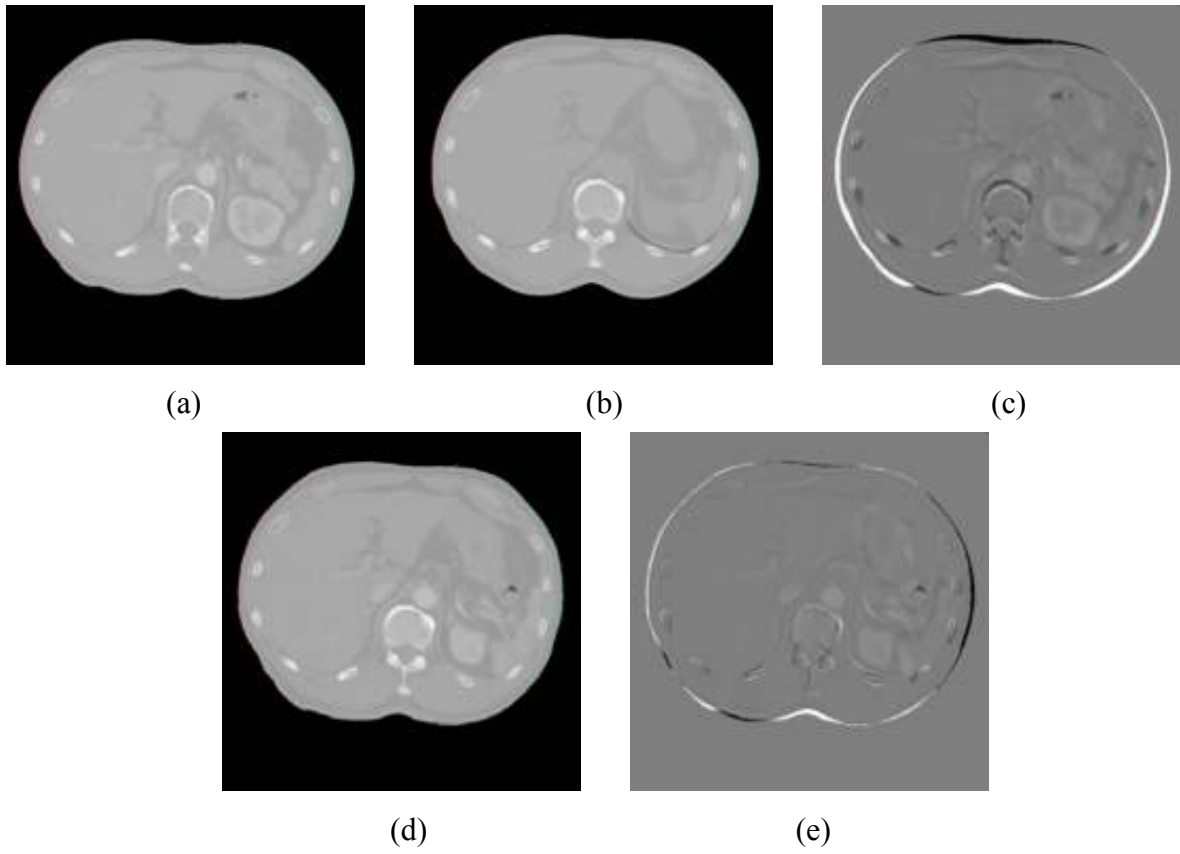


図 3.5 3次元経時差分技法の適用結果

(C) Elastic Matching 法の適用結果

図 3.6 に、Elastic Matching 法の過程を示す。同図(a)は、Elastic Matching 法を適用した第一時相の造影画像、(b)は(a)に対応する非造影画像、(c)は(a)と(b)より作成した差分画像、(d)は(a)と同一部位における、ワーピング処理のみを施した画像と(b)より作成した差分画像である。

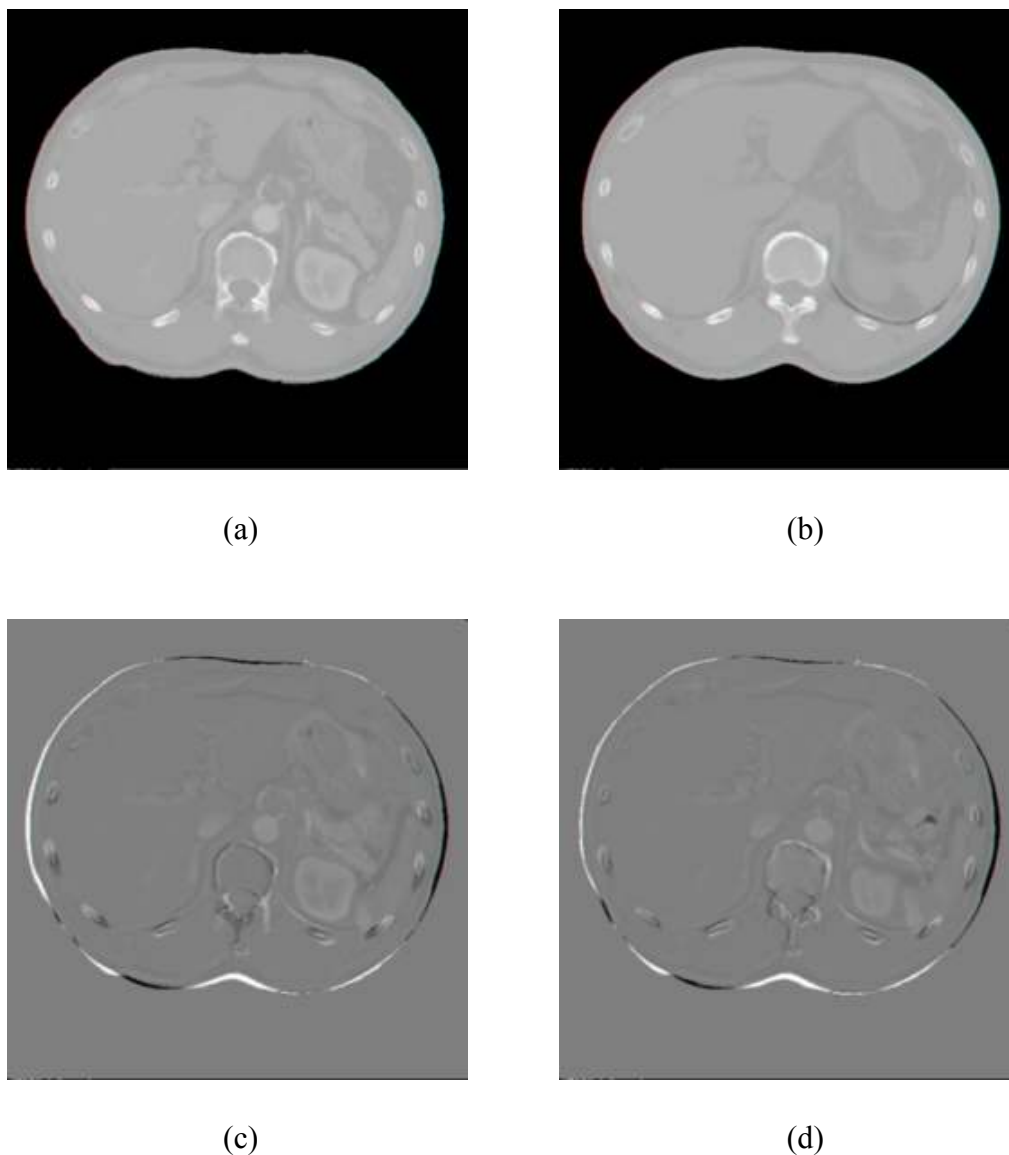


図 3.6 Elastic Matching 法の適用結果

(D) ワーピングの複数回適用の適用結果

図 3.6 に、ワーピング処理の複数回適用の過程を示す。同図(a)は、ワーピングを一回適用した場合の差分画像、(b)は二回適用した場合の差分画像、(c)は三回適用した場合の差分画像である。

(E) Shaded Surface Display

図 3.7 に、抽出した血管領域を SSD 法を用いて 3 次元表示を行った結果を示す。同図(a)は正常例、(b)は異常例を示す。

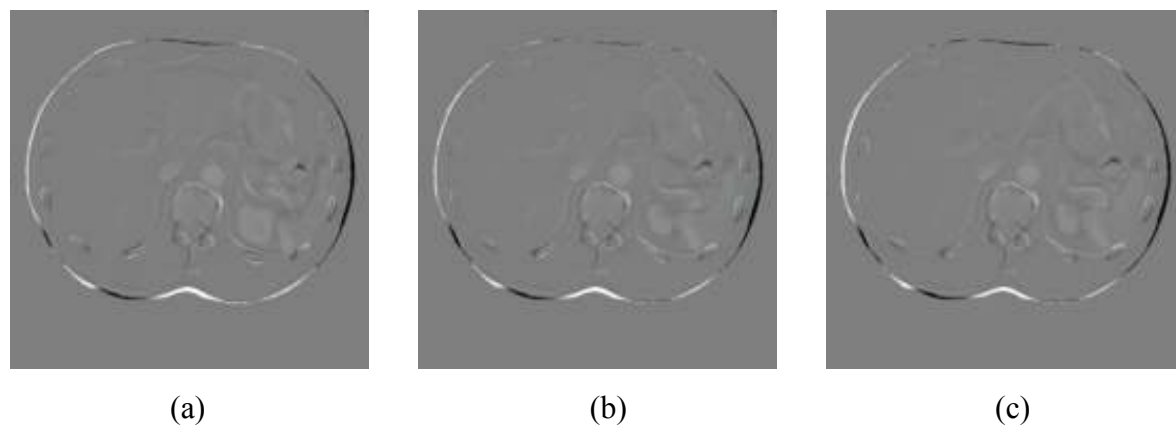


図 3.6 ワーピングの複数回適用結果

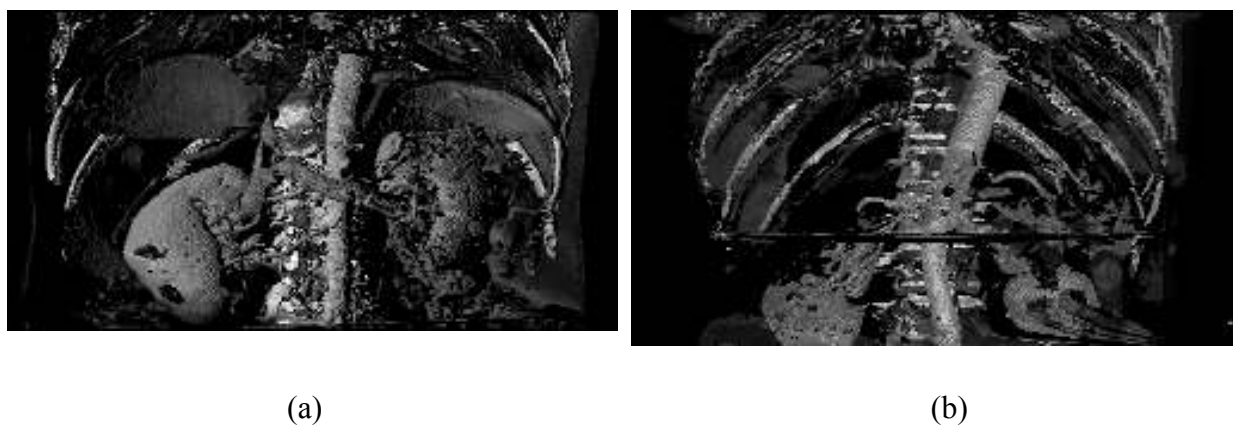


図 3.7 3次元表示

3.5.3 画質の評価

経時差分画像の画質の評価を行うため設定した ROI の例を、図 3.8 に示す。画質の評価には、背骨付近を含む、 $150 \times 190 \times 5$ [Pixels]の関心領域のヒストグラムを解析することにより評価する。症例 1(正常例)における差分画像のヒストグラム(グローバルマッチングのみを施した場合と、ワーピング処理を施した場合の比較)を図 3.9 に示す。同図で、実線はグローバルマッチングのみの適用結果を、点線はワーピング処理を施した結果をそれぞれ示す。

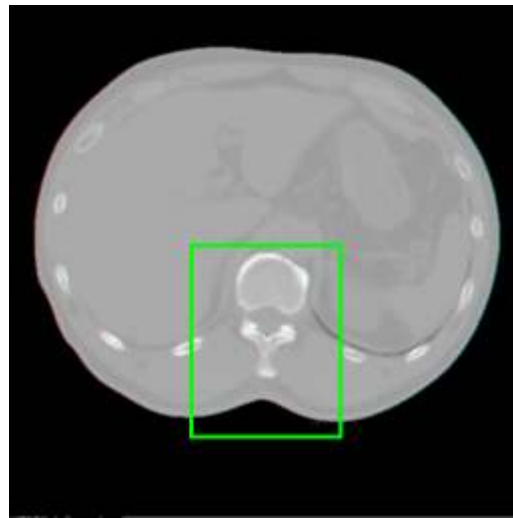


図 3.8 関心領域の設定

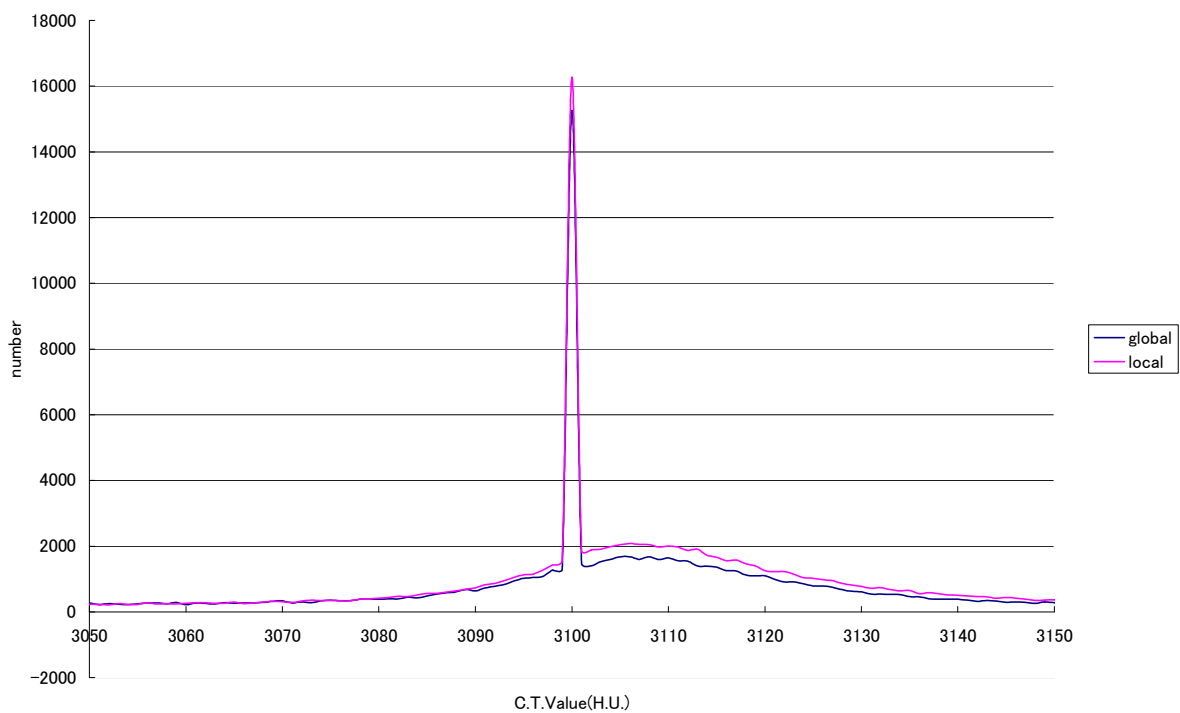


図 3.9 ヒストグラムによる画質の評価

3.6 考察

本研究では、経時差分技法を用いた腹部 CT 画像上の血管領域の自動抽出法の改良を行い、実 CT データによる実験を行った。

血管領域抽出において、3次元領域における経時差分技法を適用し、抽出を試みた。図 3.5(c)と(e)とを比較すると、(e)の画像において明らかにアーティファクトが低減されているのが確認できた。また、図 3.9 に示すヒストグラム解析においても、最大の高さの 6 分の 1 におけるヒストグラムの幅を評価値として解析を行ったところ、3 症例ともに、ローカルマッチングを適用した場合にアーティファクトの低減が図られ、画質の向上が確認できた。これにより、ワーピングの適用が、差分画像上のアーティファクトの低減に有用であることが確認できた。

さらに、ワーピングのさらなる精度向上のため、Elastic Matching 法およびワーピング処理の複数回適用を試みた。Elastic Matching 法を適用した場合とワーピング処理のみを施した場合とを比較すると、視覚的にほとんど差異は見られなかった。また、先述のヒストグラム解析による評価を行ったが、評価値にほとんど違いが見られなかった。これは、本研究における Elastic Matching 法の適用範囲が、画像全体に及んでいることに問題があると考えられる。人体は様々な臓器の集合体であり、その組織ごとに軟らかさは異なる。Elastic Matching 法は、組織の整合性を保持したまま変形処理を行う手法であるため、各組織に対して適用するのが最も効果的であると考えられる。しかし本手法では、空気領域などを除去した画像全体に適用したため、違いが顕著に現れるほどの改善が見られなかったと考えられる。この点を改善するには、肝臓などの各臓器のセグメンテーションを施し、組織ごとに Elastic Matching 法を適用することにより、改善が見込まれると考えられる。

次に、ワーピング処理の複数回適用の結果について述べる。本研究では、ワーピング処理を、それぞれ 1 回、2 回、3 回適用した差分画像を生成した。それらを比較すると、ワーピングを 2 回適用した場合、1 回のみ適用した場合に比べ、アーティファクトが低減していることが確認できた。特に、肋骨部のずれによるアーティファクトが低減、消失している画像を多く確認できた。しかし、ワーピング処理を 3 回適用した場合、2 回適用した場合と比較しても、ほとんど差異が確認できなかった。また、画像によっては、消失していたアーティファクトが再び出現している場合もあった。このことより、ワーピングの複数回適用は、2 回までは視覚的に確認できるぐらいの

改善が見込めるが、3回以上はほとんど改善が見られないと考えられる。この理由として、ワーピング処理を行う際に算出する、局所移動量の探索範囲に問題があると考えられる。本研究では、局所移動量を求める際の探索範囲($I \times J \times K$)を、 $52 \times 52 \times 15$ [pixels]、テンプレートのサイズを($L \times M \times N$)を、 $32 \times 32 \times 5$ [pixels]とした。つまり、X、Y方向に ± 10 [pixels]、Z方向(体軸方向)に ± 5 [pixels]を探索している。ワーピング処理を2回施した場合、元の位置より、最大でX、Y方向に ± 20 [pixels]、Z方向に ± 10 [pixels]移動することになる。画像データ全体は、グローバルマッチングにより大まかに位置合わせされているため、それ以上の移動量が算出されることはほぼないと考えられる。ゆえに、3回以上のワーピング処理を施しても、ほとんど効果が現れないと考えられる。なお、ワーピング処理の2回適用および3回適用の差分画像に対し、ヒストグラムによる解析を行ったが、評価値に大きな変化は確認できなかった。これはヒストグラムの対象関心領域が、背骨近辺の領域を対象に取っているため、改善が見られた肋骨近辺の情報を含んでいないためであると考えられる。

本研究では、生成した経時差分画像を用い、SSD技法により血管領域の3次元表示を行った。図3.7に示すとおり、血管領域が3次元で立体的に表示されているのが確認できた。特に、体内の中央付近に存在する大動脈と、それより分岐している血管を観察することができる。また、腎臓も観察することができる。これは、第一時相の造影画像の撮影時には、腎臓にも造影剤が存在するためである。しかし、差分画像上のアーティファクトが、3次元画像上にノイズとして残っているのが確認できる。これは、経時差分技法のマッチング精度の向上により低減、除去することが可能であると考えられる。

本実験における所要時間は、1症例すべてのデータセットに対するワーピング処理を終了するまで、約12時間を要した。しかし、局所移動量の探索領域を小さくすることにより、計算時間の短縮が可能であることが確認できた。プログラムの改良および最適な探索領域設定を行い、計算時間の短縮を図る必要があり、これらは今後の課題である。

3.7 結論

本研究では、腹部 CT 画像より、血管領域の自動抽出を行い、3次元表示する手法を提案し、実 CT データ 3 症例による実験を行った。MIP 画像の生成によるグローバルマッチング及び、3次元領域におけるローカルマッチングを適用することにより、血管領域を単体で抽出し、得られる領域に対し SSD 手法を適用することにより、血管領域の 3次元表示を行った。また、3次元経時差分技法において、ローカルマッチングの適用による、差分画像の画質改善も確認できた。しかし、経時差分技法において、ワーピング処理を施した場合も、非造影画像と造影画像を合わせることは困難であり、さらなるマッチング精度の向上を図るためのアルゴリズムの改良が必要とされる。

今後の課題として以下の項目が挙げられる。

- 骨領域の 3次元表示(Volume Rendering 技法の適用)
- 3次元経時差分技法におけるマッチング法の改良
- 3次元経時差分技法のプログラムの高速化
- 各臓器セグメンテーション技術の実装
- 医師による差分画像の定量的画質評価

また、臨床現場で利用可能な診断支援システムの開発には、以下の項目も必要である。

- 医師が使用しやすい GUI(Graphical User Interface)の実装
- より多くの症例データへの適用
- モデルを用いた臨床実験

上記の課題を改善することにより、人体構造を正確に把握することができる、医用画像診断支援システムを構築することが可能となり、医師および患者への負担軽減に大きな効果が期待できる。また、骨領域、血管領域の座標を正確に計測することにより、手術支援ロボットの開発も期待できる。

第4章 Region Growing と Level Set Method の併用による

CT 画像からの複数臓器の自動抽出法

4.1 はじめに

本章では、CT 画像からの複数臓器の自動抽出法について述べる。臨床分野においては、人体内部の病変部を効率的に解析するため、処理対象の臓器を正しく抽出し、モニタ上に表示するための種々のツールが利用されている。そのような機能を実現するため、画像情報からの臓器抽出分野では、多時相差分画像を用いた肝臓領域抽出[32]、Region Growing 法を用いた脾臓、胆嚢領域抽出[55]、臓器形状モデルとのマッチングを用いた複数臓器の同時抽出[22]など多くの研究が報告されている。しかし、周辺組織との CT 値差の小さな臓器では、抽出が困難であることや臓器の位置を自動で特定することが困難であることなどが、完全自動化の妨げになっており、いまだ有効な手法がなく、マニュアル操作によるセグメンテーション作業を必要とする。

本研究では、CT 画像から複数臓器の領域を自動抽出することを目指す。複数臓器を自動抽出し 3 次元的に表示することにより、医師の熟練度に依らず、各種臓器の位置や形状を立体的に認識することが可能となる。これにより、手術時における術前シミュレーションへの応用のみならず、インフォームドコンセントの際に、患者にとって理解しやすい情報提供のツールとしても利用できると考えられる。本章では、心臓、肺臓、脾臓、腎臓の 4 つの臓器領域の抽出および、その 3 次元表示を行い、実データによる有用性について述べる。

手法としては、CT 画像データから臓器位置の特定のために肋骨情報を取得し、Region Growing 法、Level Set Method を用いた臓器領域の抽出を行う。その後、抽出領域の 3 次元表示を、Surface Rendering や Volume Rendering 法を用いて行う。

4.2 画像処理手法

本章では、3次元 CT 画像から人体構造を表現するための画像セグメンテーション手法を提案する。特に、心臓、肺臓、脾臓、腎臓の4つの臓器を抽出し、その3次元表示法を開発する。詳細を以下に示す。

図 4.1 に全体の処理の流れを示す。まず、与えられた実 CT 画像データより、肋骨情報を取得する。その後、人体のアトラス情報を利用した肋骨情報を用い、各臓器の所在するスライスを特定し、Region Growing 法によって第1次臓器候補領域の抽出を行う。続いて、第1次臓器候補領域結果を初期領域とし、Level Set Method[56]により、第2次臓器候補領域の抽出を行い、これを最終的な臓器領域の抽出結果とする。最後に、Surface Rendering および Volume Rendering 法[57]を用いた3次元表示を行う。

4.2.1 肋骨情報の取得

本研究では、臓器位置の特定に、位置の変動が少なく比較的自動抽出が容易である肋骨の情報を用いる。本手法では、肋骨番号とスライス番号との対応を、肋骨情報として扱う。

図 4.2 に肋骨情報取得の流れを示す。まず、実 CT 画像から Coronal 面に投影した MIP 画像を作成する。MIP 画像から2値化、周辺分布によって脊椎部位を推定し、脊椎領域を含む人体右部(CT 画像上では左部)を除去する。次に、除去したデータより Sagittal 面に投影した MIP 画像を作成する。MIP 画像から同様に、2値化、周辺分布によって肩甲骨および胸骨領域を除去し、左肋骨領域を抽出する。続いて、Sagittal 面に投影した MIP 画像から周辺分布を求め、動的計画法により領域を12分割する。この領域一つ一つが肋骨領域となる。これら一つずつラベリングし、スライス番号と対応させることにより、肋骨情報を取得する。

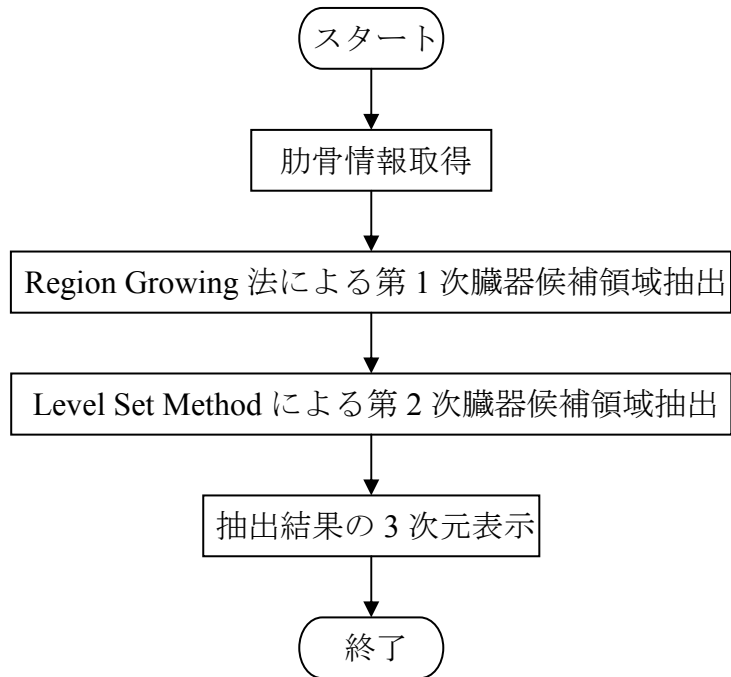


図 4.1 臓器領域抽出の処理手順

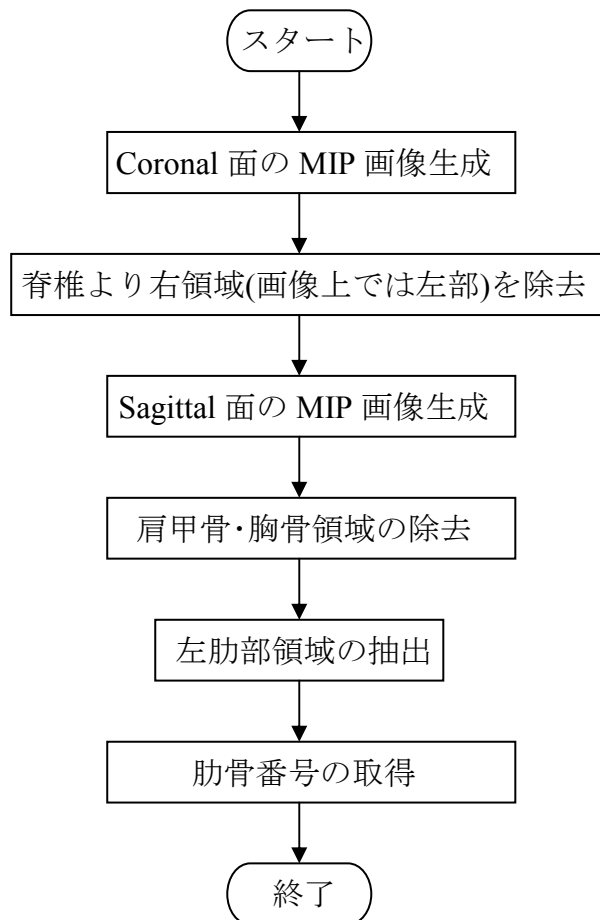


図 4.2 肋骨情報取得の流れ

4.2.2 動的計画法[58]

動的計画法とは、多値化の際の閾値を選択する手法の一つである。各クラスの分散が最大となるように閾値を選択することにより、局所解に収束することなく、最適解が得られるという特徴がある。

第 i クラスの画素数 ω_i と平均濃度値 M_i は閾値 t_{i-1} と t_i が決まれば計算できるので、クラス間分散 σ_B^2 は式(4.1)と書くことができる。

$$\sigma_B^2 = \sum_{i=1}^n \frac{\omega_i}{\omega_T} (M_i - M_T)^2 = \sum_{i=1}^n g(t_{i-1}, t_i) \quad (4.1)$$

ここで ω_T はすべてのクラスの画素数の和である。 σ_B^2 が最大となる $n-1$ 個の閾値は動的計画法によって求めることができる。 k 番目の閾値 t_k が与えられたときの最初の k 個のクラス内分散の最大値を、式(4.2)の漸化式によって逐次計算し、2次元配列の要素 $G(k, t_k)$ の値として格納する。

$$\begin{cases} G(1, t_1) = g(t_0, t_1) & (2 \leq t_1 \leq L - n + 2) \\ G(k, t_k) = \max_{k \leq t_{k-1} < t_k} \{G(k-1, t_{k-1}) + g(t_{k-1}, t_k)\} \end{cases} \quad (4.2)$$

また、 $G(k, t_k)$ の最大値を与える t_{k-1}^* を、同様に2次元配列の要素 $P(k, t_k)$ の値として格納する。

以上の結果、 σ_B^2 の最大値は $G(n, L+1)$ の値として求められる。また、 σ_B^2 を最大化する最適閾値 $t_1^*, t_2^*, \dots, t_{n-1}^*$ は、式(4.3)によって求めることができる。

$$\begin{cases} t_n^* = L + 1 \\ t_{k-1}^* = P(k, t_k^*) \quad (2 \leq k \leq n) \end{cases} \quad (4.3)$$

本研究では、動的計画法により、MIP 画像から各肋骨領域のセグメンテーションを行う。

4.2.3 Region Growing 法

Region Growing 法は、汎用性、安定性、容易性などの観点から、医用画像分野で実用的に用いられている対話的実行型の領域抽出法である[59]。注目画素と周辺画素との濃度差を比較し、その差が閾値内であれば同一領域とみなして領域拡張を行うことにより、対象領域を抽出する手法である。閾値を変化させたときの閾値と獲得 Voxel 数との関係を図 4.3 に示す。ある値を超過したときに漏れ出し領域が発生するため、閾値の設定が困難であるとされる。また、漏れ出し領域が発生する閾値での単位ステ

ステップあたりの成長 Voxel 数は、図 4.4 のようになる。対象領域辺縁部で漏れ出しが発生するため、領域拡張過程をリアルタイムにモニタする機能と、誤って抽出された領域を対話的に削除する手法が必要とされている。しかし、この手法では対人インターフェースを通して誤抽出箇所を判定する必要があるため、自動化が困難である。

そこで本研究では、漏れ出し領域の発生する閾値を超えると獲得 Voxel 数が急激に増加するという特徴から、漏れ出しが発生しにくい閾値を自動で設定する手法[60]を用い、閾値を自動設定する。本手法を、図 4.5 に示す画像サイズ 320×240 のグレースケールビットマップ画像のテストデータに適用した例に基づいて説明する。

まず、低い閾値で領域抽出を行い(粗抽出)、獲得 Voxel 数をカウントする。次に、一定間隔で閾値を変化させていき、獲得 Voxel 数を記録していく。各閾値における抽出結果を図 4.6 に示す。ここで、図 4.6(c)のように獲得 Voxel 数が急激に増加した直前の閾値を最適閾値とし、図 4.6(b)を抽出結果とする。本手法の場合、複数回の領域抽出が必要となるため、処理時間が膨大になる。そこで、多方向からの逐次処理を実装し、処理時間の低減を図る。

一般的な Region Growing 法では、並列処理によって拡張処理を行う。この手法では、領域抽出に複数回のラスタ走査を必要とする。そこで、各頂点を始点とする逐次処理によって拡張を行うことにより、処理の高速化を図る。図 4.5 に示すテストデータに対する、並列処理での抽出課程と逐次処理による抽出課程を、それぞれ図 4.7、図 4.8 に示す。

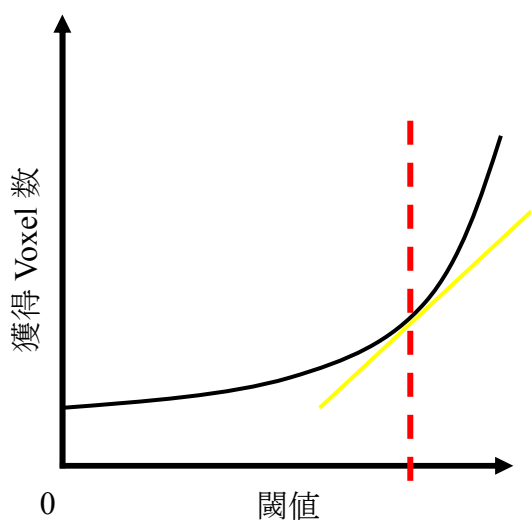


図 4.3 獲得 Voxel 数と閾値の関係

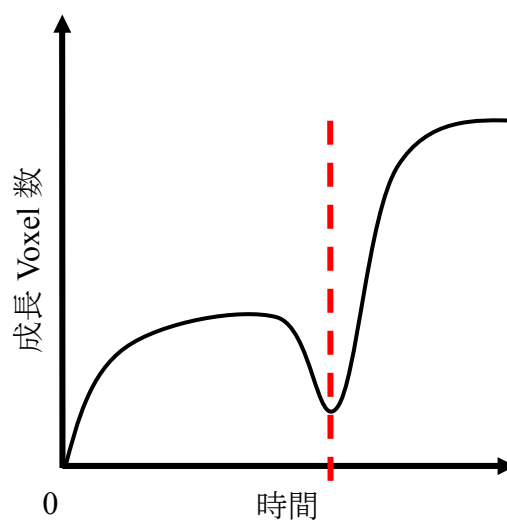


図 4.4 単位ステップあたりの成長 Voxel 数



(a) 原画像



(b) 正解データ



(c) 初期画像

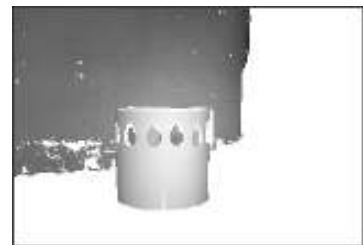
図 4.5 テストデータ



(a) 閾値 2



(b) 閾値 4



(c) 閾値 6

図 4.6 各閾値における抽出結果



(a) 1 回目



(b) 20 回目



(c) 40 回目



(d) 60 回目

図 4.7 並列処理過程



(a) 1 回目



(b) 2 回目



(c) 3 回目



(d) 4 回目

図 4.8 逐次処理過程

4.2.4 Level Set Method

2次元、3次元空間での物体抽出や幾何モデリングの分野において、Snakes[4]に代表される動的輪郭モデル(Active Contour Model)は、対象領域を閉領域として安定に抽出する手法として広く利用されている。しかし、従来の動的輪郭モデルでは、閉領域の分裂や統合といった、位相変化への対応が困難であり、正しく領域を抽出するには、あらかじめ対象の位相に関する情報が必要である。

そこで、位相変化が可能な動的輪郭モデルとして Level Set Method[56]が新たに提案されている。Level Set Method の考え方としてはまず、伝播線に対して1次元高い時間依存する曲面モデルを作成する。この曲面を時間変化に伴い変形させることによって対象領域を抽出する。以下に Level Set Method の数式モデルを示す。

図 4.8(a)のような2次元画像上に、閉曲線 $\gamma(t=0)$ がある場合を考える。その閉曲線 γ がゼロ等高面となる図 4.8(b)のような1次元高次の補助関数 $\phi(x,y,t)$ を、式(4.4)に従って作成する。

$$\phi(x,y,t=0) = \pm d \quad (4.4)$$

ここで、 d は閉曲線からの距離で、閉曲線の内側を正、外側を負とする。

Level Set Method では補助関数の発展方程式を、式(4.5)に示す偏微分方程式とし、これを解くことが目的となる。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F \cdot |\nabla \phi| \quad (4.5)$$

ここで F は伝播速度を表す速度関数である。また、式(4.6)を満たすとき、座標 (x,y) は閉曲線上に位置する。

$$\phi(x,y,t) = 0 \quad (4.6)$$

速度関数 F は、Hamilton-Jacobi 方程式によって定式化できる。Hamilton-Jacobi 方程式による定式化には、3つの大きな利点がある。一つ目は、 F が滑らかである限り、 $\phi(x,y,t)$ は存在することである。これによって閉曲線の分離や閉曲線同士の結合などの位相変化が可能となる。二つ目は、曲線の幾何特性が $\phi(x,y,t)$ から容易に導き出せることである。例えば閉曲線の法線ベクトル \mathbf{n} は、式(4.7)より求めることができる。

$$\mathbf{n} = \nabla \phi(x,y,t) \quad (4.7)$$

三つ目は、高次の閉空間への応用が、容易に行えることである。

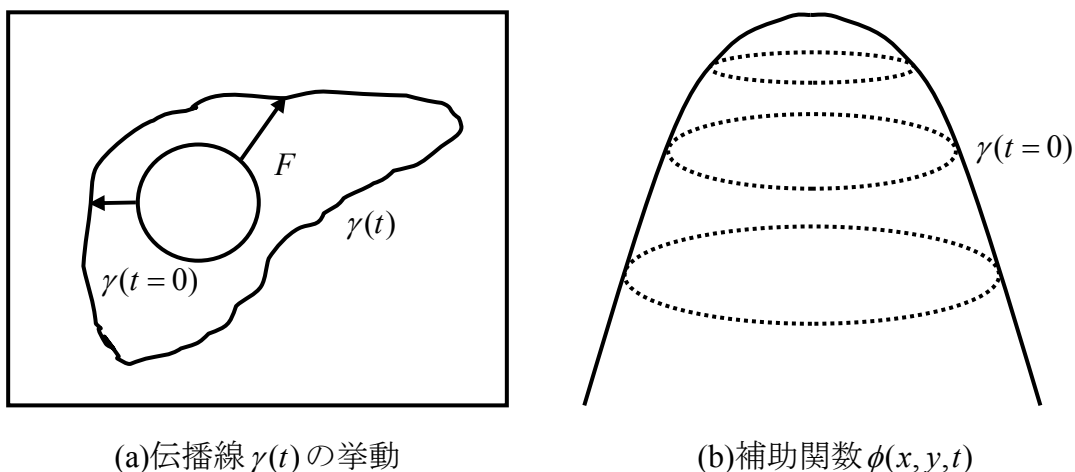


図 4.8 伝播線と補助関数

続いて、対象と背景が分離できる簡単な画像を、式(4.8)に当てはめて考える。

$$F_1(\gamma) + F_2(\gamma) = \int_{\text{inside}(\gamma)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(\gamma)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (4.8)$$

ここで、 $u_0(x, y)$ は座標 (x, y) における画素値、 c_1 は対象内の平均値、 c_2 は背景成分の平均値である。また、 $\text{inside}(\gamma)$ と $\text{outside}(\gamma)$ は、閉曲線の内側領域と外側領域を表す。閉曲線が対象外に存在する場合、 $F_1(\gamma)$ は大きな値をとるが、 $F_2(\gamma)$ は0付近の値をとる。閉曲線が対象内に存在する場合、 $F_1(\gamma)$ は0付近の値をとり、 $F_2(\gamma)$ は大きな値をとる。閉曲線が対象と背景をまたぐ場合、 $F_1(\gamma)$ 、 $F_2(\gamma)$ ともに大きな値をとる。閉曲線が対象と背景の境界上に位置する場合、 $F_1(\gamma)$ 、 $F_2(\gamma)$ ともに0付近の値をとる。このことから閉曲線が境界となるとき、式(4.8)は最小となる。

また、閉曲線形状を安定させるため、閉曲線の長さ、および閉曲線内部領域の面積を考慮する。以上より、式(4.9)のエネルギー関数が定義できる。

$$\begin{aligned}
 E(\gamma, c_1, c_2) = & \mu \cdot \text{Length}(\gamma) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(\gamma)) \\
 & + \lambda_1 \cdot \int_{\text{inside}(\gamma)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy \\
 & + \lambda_2 \cdot \int_{\text{outside}(\gamma)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy
 \end{aligned} \quad (4.9)$$

ここで、 $\mu \geq 0$ 、 $\nu \geq 0$ 、 $\lambda_1 > 0$ 、 $\lambda_2 > 0$ は定数である。本手法は、式(4.9)を最小にする閉曲線 γ を作成することを目的とする。

閉曲線 γ は式(4.6)を満たすため、 γ の変移を $\phi(x, y, t)$ の変移として置き換えることができる。そこで、新たに Heaviside 関数と Dirac 測度を考える。定義はそれぞれ式(4.10)、

(4.11)に示す。

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\delta(z) = \frac{d}{dz} H(z) \quad (4.11)$$

次に、式(4.9)における $\text{Length}(\gamma)$ と $\text{Area}(\text{inside}(\gamma))$ を $\phi(x,y,t)$ を用いた形式に変換する。 $\phi(x,y,t)$ の Heaviside 関数 $H(\phi(x,y,t))$ は、閉曲線内で 1、外側で 0 をとることから、画像内における Heaviside 関数の積分値が即ち面積となる。また、Heaviside 関数の勾配は閉曲線上で 1、その他で 0 の値となることから、画像内における Heaviside 関数の勾配の積分値が、閉曲線の長さとなる。以上のことから、 $\text{Length}(\phi)$ および $\text{Area}(\text{inside}(\phi))$ は、式(4.12)、(4.13)となる。

$$\begin{aligned} \text{Length}(\gamma) &= \int |\nabla H(\phi(x,y,t))| dx dy \\ &= \int \delta(\phi(x,y,t)) \cdot |\nabla \phi(x,y,t)| dx dy \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\text{Area}(\text{inside}(\gamma)) = \int H(\phi(x,y,t)) dx dy \quad (4.13)$$

同様に、 $F_1(\gamma)$ 、 $F_2(\gamma)$ を $\phi(x,y,t)$ を用いた形式に変換すると、式(4.15)、(4.16)となる。

$$F_1(\gamma) = \int |u_0(x,y) - c_1|^2 \cdot H(\phi(x,y,t)) dx dy \quad (4.15)$$

$$F_2(\gamma) = \int |u_0(x,y) - c_2|^2 \cdot (1 - H(\phi(x,y,t))) dx dy \quad (4.16)$$

このことから、式(4.9)を $\phi(x,y,t)$ を用いて表現すると、式(4.17)となる。

$$\begin{aligned} E(\gamma, c_1, c_2) &= \mu \cdot \int \delta(\phi(x,y,t)) \cdot |\nabla \phi(x,y,t)| dx dy \\ &\quad + \nu \cdot \int H(\phi(x,y,t)) dx dy \\ &\quad + \lambda_1 \cdot \int |u_0(x,y) - c_1|^2 \cdot H(\phi(x,y,t)) dx dy \\ &\quad + \lambda_2 \cdot \int |u_0(x,y) - c_2|^2 \cdot (1 - H(\phi(x,y,t))) dx dy \end{aligned} \quad (4.17)$$

ここで、 c_1 、 c_2 は $\phi(x,y,t)$ を用いて表現すると、式(4.18)、(4.19)となる。

$$c_1(\phi(x,y,t)) = \frac{\int u_0(x,y) \cdot H(\phi(x,y,t)) dx dy}{\int H(\phi(x,y,t)) dx dy} \quad (4.18)$$

$$c_2(\phi(x,y,t)) = \frac{\int u_0(x,y) \cdot (1 - H(\phi(x,y,t))) dx dy}{\int (1 - H(\phi(x,y,t))) dx dy} \quad (4.19)$$

以上をもって、エネルギー関数 $E(\gamma, c_1, c_2)$ を $\phi(x, y, t)$ を用いて表現することができた。
式(4.17)より Euler-Lagrange 偏微分方程式を推定したものが、式(4.20)となる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi(x, y, t)}{\partial t} = \delta(\phi(x, y, t)) \cdot & \left[\mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x, y, t)}{|\nabla \phi(x, y, t)|} \right) - \nu \right. \\ & - \lambda_1 \cdot (u_0(x, y) - c_1(\phi(x, y, t)))^2 \\ & \left. + \lambda_2 \cdot (u_0(x, y) - c_2(\phi(x, y, t)))^2 \right] \\ = 0 \end{aligned} \quad (4.20)$$

この偏微分方程式を解くにあたり、 $H(\phi(x, y, t))$ と $\delta(\phi(x, y, t))$ を整理する。微小量 ε を仮定すると、 $H(\phi(x, y, t))$ は式(4.21)に近似することができる。

$$H_\varepsilon(\phi(x, y, t)) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi(x, y, t)}{\varepsilon} \right) \quad (4.21)$$

また、式(4.11)より、 $\delta_\varepsilon(\phi(x, y, t))$ は式(4.22)に近似することができる。

$$\delta_\varepsilon(\phi(x, y, t)) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + (\phi(x, y, t))^2} \quad (4.22)$$

$H_\varepsilon(\phi(x, y, t))$ と $\delta_\varepsilon(\phi(x, y, t))$ は $\varepsilon \rightarrow 0$ とすると、 $H(\phi(x, y, t))$ と $\delta(\phi(x, y, t))$ に等しくなる。

さらに、偏微分方程式を線形離散システムとし、 $\phi(x, y, t)$ から平均曲率 κ を求めることにより、式(4.20)を式(4.23)の差分方程式へと変形することができる。

$$\begin{aligned} \frac{\phi(x, y, t + \Delta t) - \phi(x, y, t)}{\Delta t} = \delta_\varepsilon(\phi(x, y, t)) \cdot & \left[\mu \cdot \kappa - \nu \right. \\ & - \lambda_1 \cdot (u_0(x, y) - c_1(\phi(x, y, t)))^2 \\ & \left. + \lambda_2 \cdot (u_0(x, y) - c_2(\phi(x, y, t)))^2 \right] \end{aligned} \quad (4.23)$$

この差分方程式に従って $\phi(x, y, t)$ を更新し、そのゼロ等高面を対象輪郭として抽出する。

図4.5のテストデータに対して初期領域を図4.9とした抽出結果を、図4.10に示す。
図4.10(b)は前述の Region Growing の結果である図4.8(d)を用いる。

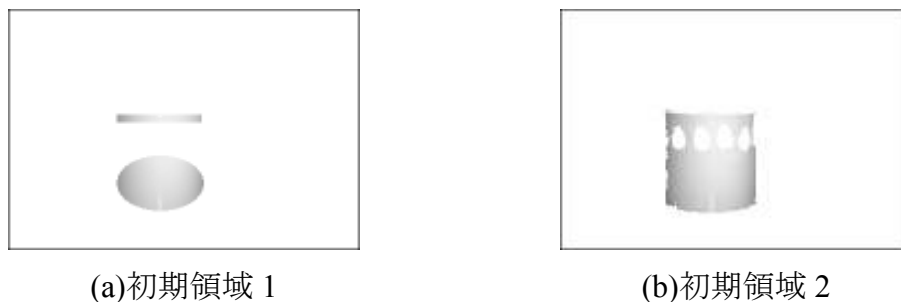


図 4.9 Level Set Method 適用初期領域

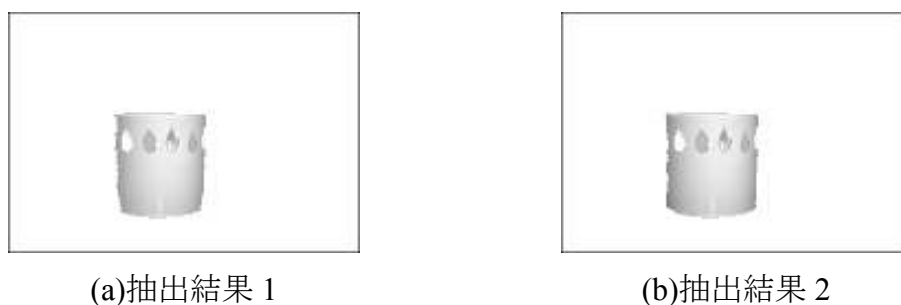


図 4.10 Level Set Method 適用の例

4.2.5 抽出精度の評価法

臓器領域の抽出精度は、一致度を用いて評価する。一致度とは、抽出領域が真の領域と、どれだけ一致しているかを測る指標である。一致度を求める式を、式(4.24)に示す。

$$(\text{一致度}) = \frac{n(X \cap T)}{n(X \cup T)} \times 100[\%] \quad (4.24)$$

ただし、 X は抽出領域、 T は真の領域、 $n(Z)$ は領域 Z に含まれる画素数を表している。本章では、真の臓器領域として医師がマニュアル操作によって抽出したセグメンテーション領域を使用する。

4.2.6 3次元表示

抽出領域の3次元表示法として、第2章では Compositing 法による Volume Rendering 法を、第3章では Shaded Surface Display を用いた。これらは末梢血管などの微小領域を含んだ領域を表示することができるが、抽出対象が臓器領域の場合、臓器の表面形状をさらに詳細に観察できる3次元表示法である方が都合がよい。また、本研究では対象臓器領域が心臓、肺臓、脾臓、腎臓の4種類であることから、それぞれ独立して

観察できる3次元表示法が必要となる。

以上の点から、本章では Surface Rendering 法および Volume Rendering 法(Compositing 法)を用いて3次元表示を行う。特に、抽出結果を感覚的に理解しやすくするため、各臓器に疑似配色を施すこととする。それぞれの詳細を以下に示す。

Surface Rendering 法は、対象の表面形状を表示する際に効果を発揮する手法である。本研究では、任意角度に設置したスクリーン面から Ray を伸ばし、対象領域に Ray が触れた箇所で、後述する Shading Model により、反射光を算出し投影値とする。ただし、正確な対象形状を描写するには、対象表面を特定する前処理が必要である。図 4.11 に Surface Rendering 法によって作成した画像の例を示す。

一方、Volume Rendering 法は、第2章で示したとおり、立体対象の内部までを可視化する3次元表示法である。表面を特定することなく描写することができるため、形状の曖昧な対象などの描写にも適している。本章では、任意角度に設置したスクリーン面の反対側から Ray を伸ばし、対象領域において式(4.25)に従って透過光を算出する。

$$C_{out} = C_{in} \cdot (1 - \alpha(x, y, z)) + f(x, y, z) \cdot \alpha(x, y, z) \quad (4.25)$$

ただし、 $\alpha(x, y, z)$ は座標 (x, y, z) における透過率を表し、 $f(x, y, z)$ は Shading Model によって算出される反射光を表している。図 4.12 に Volume Rendering 法によって作成した画像の例を示す。

< Shading Model >

反射光の輝度 R を、拡散反射光 R_d 、光沢反射光 R_s 、環境光 R_a の3つの要素に分けて考え、これらの合成として求めるフォンのモデルがある。反射光の計算式を式(4.26)に示す。

$$R = R_d + R_s + R_a \quad (4.26)$$

拡散反射光 R_d は、ランバート反射に相当する反射光である。反射光に方向性はなく、入射光に対する面の向きのみが影響する。光沢反射光 R_s は、面と光源、視点の三者の位置関係によって決まる。環境光 R_a は、間接光による明るさに伴う反射光に相当する。光源への方向ベクトル \mathbf{L} 、法線ベクトル \mathbf{n} 、視点への方向ベクトル \mathbf{V} 、反射光ベクトル \mathbf{r} の関係が図 4.13 に位置するとき、それぞれ、以下の式によって求めることができる。

$$R_d = I k_d \cos \theta = I k_d \mathbf{nL} \quad (4.27)$$

$$R_s = I k_s \cos^n \alpha = I k_s (\mathbf{rV})^n \quad (4.28)$$

$$R_a = I_a k_a \quad (4.29)$$

ここで、 I は入射光の輝度、 I_a は環境光の輝度、 k_d は拡散反射率、 k_s は鏡面反射率、 k_a は環境光反射率、 n は光沢度を表す。

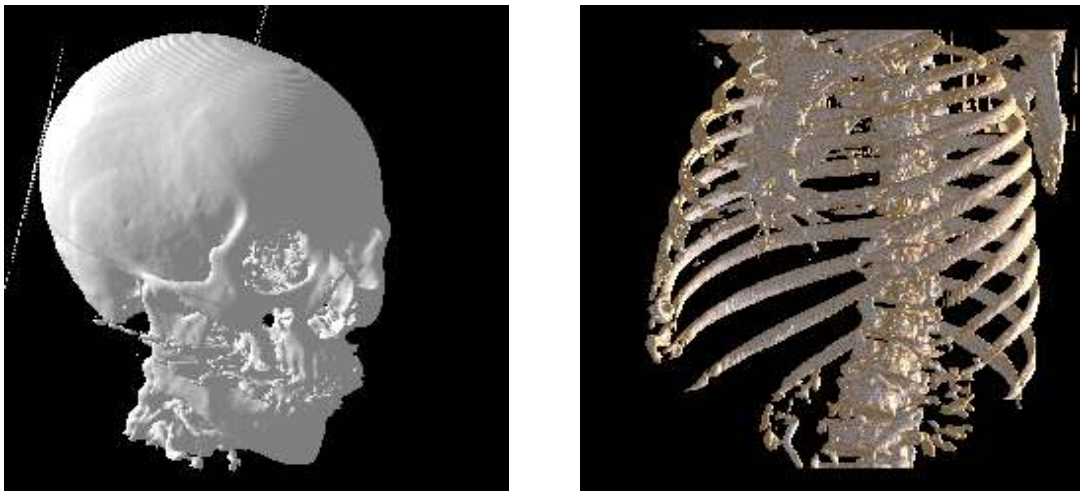


図 4.11 Surface Rendering 画像の例

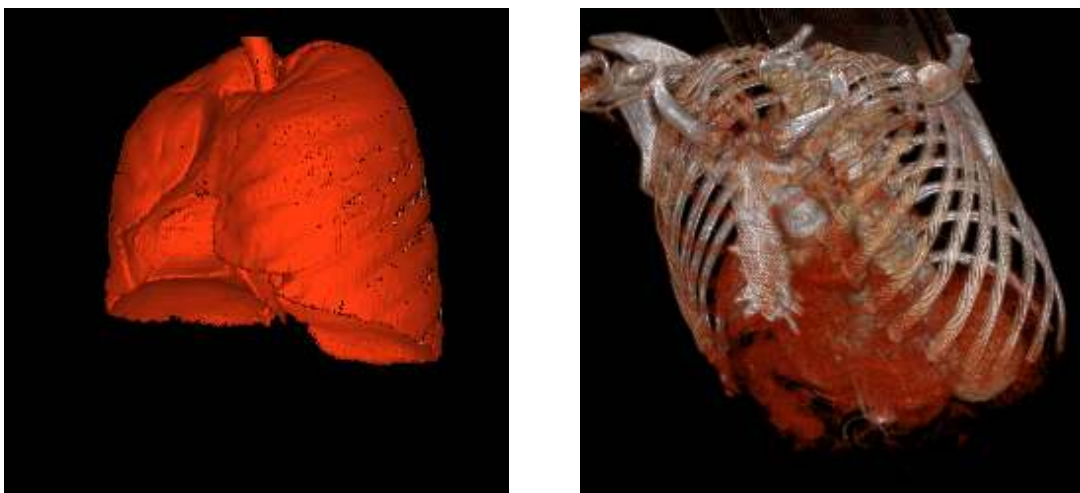


図 4.12 Volume Rendering 画像の例

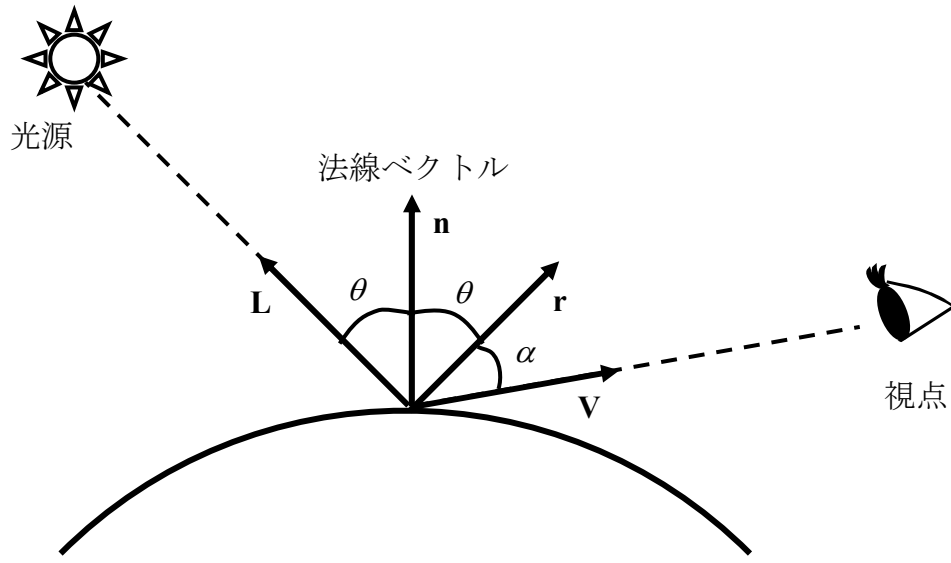


図 4.13 フォンの反射モデル

4.3 実験

4.3.1 実験環境

本研究で使用した PC の主要スペック、および実験環境を表 4.1 に示す。また、本研究で使用した CT 画像データは、東芝製の CT 装置 Aquilion16[®]で撮影した DICOM 形式の画像データである。表 4.2 に使用データの概要を示す。なお、本研究では 3 症例に対し提案法を適用した。各 CT 画像セットは、230～235 スライスから構成される。

4.3.2 実験結果

(A) 肋骨情報取得結果

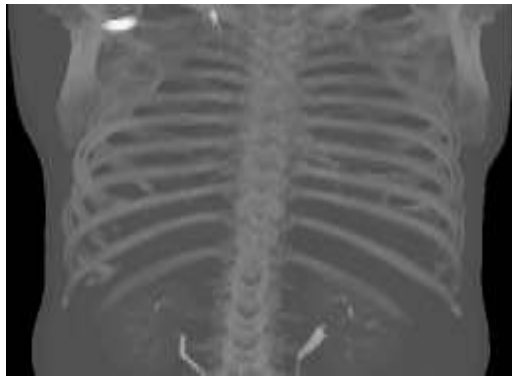
CT 画像より、肋骨の番号とスライス番号との対応付けを行い、肋骨情報を取得する。肋骨情報は図 4.2 に示した手順によって取得した。その結果の一部を図 4.14 に示す。さらに、症例 1 における、肋骨情報によって特定されたスライスを、臓器ごとに図 4.15 に示す。

表 4.1 開発環境

OS	Microsoft Windows XP Professional
開発環境	Microsoft Visual Studio .NET
CPU	Intel Pentium4 3.40[GHz]
メモリ	2[GB]

表 4.2 画像概要

1スライスの画素数	512 × 512 [pixels]
画素サイズ	0.586 ~ 0.723 [mm]
解像度	16 [bit]
スライス厚	2 [mm]



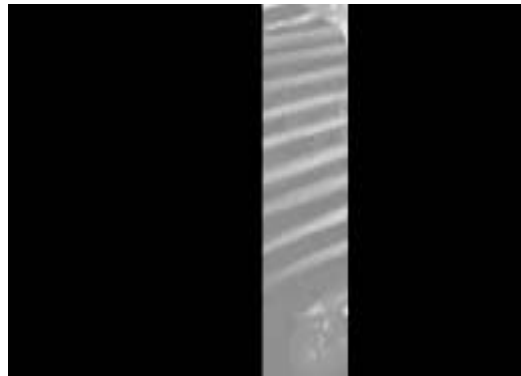
(a) Coronal 面 MIP 画像



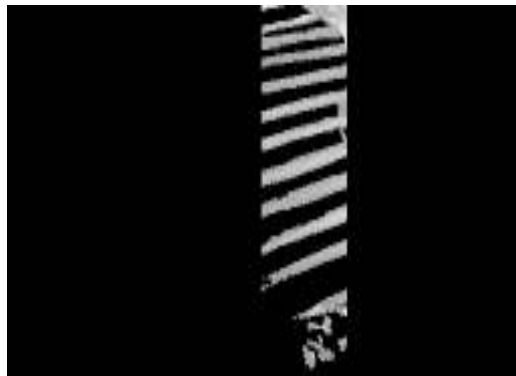
(b) 右肋骨切り出し画像



(c) Saggital 面 MIP 画像



(d) 胸骨・鎖骨切り出し画像

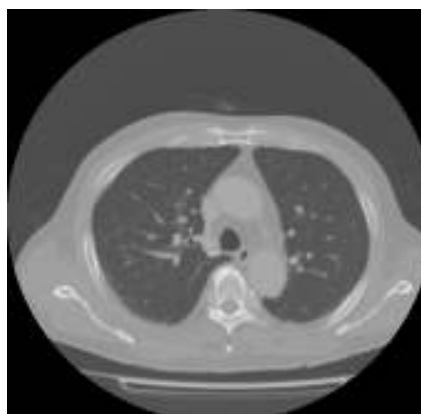


(e) 左肋骨取得画像

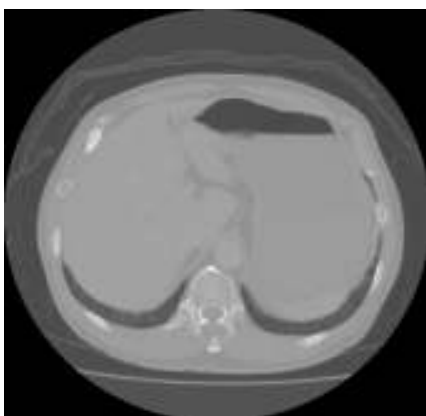
図 4.14 肋骨取得結果



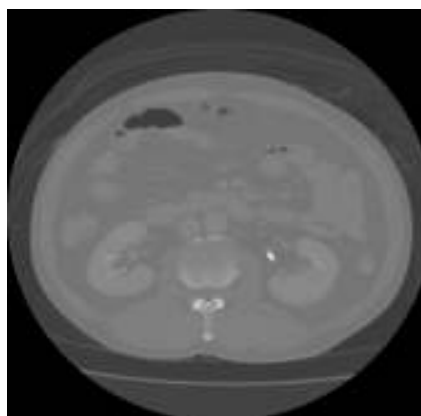
(a) 心臓の初期スライス



(b) 肺臓の初期スライス



(c) 脾臓の初期スライス



(d) 腎臓の初期スライス

図 4.15 肋骨情報により特定されたスライス

(B) 臓器領域の抽出結果

まず、肋骨情報を用いて得られた臓器ごとの初期スライスに対し、Region Growing 法を施すことにより、第1次臓器候補領域の抽出を行った。次に、第1次臓器候補領域の抽出結果を初期領域とし、Level Set Method を施し、第2次臓器候補領域の抽出を行った。

それぞれの段階での抽出結果、および正解データを、臓器ごとに図 4.16 から図 4.19 に示す。ただし抽出結果は、輪郭を原画像に重ねた画像である。



(a) 第1次領域抽出

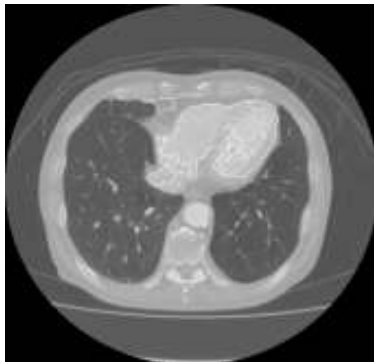


(b) 第2次領域抽出



(c) 正解データ

(i) 症例1の抽出結果



(a) 第1次領域抽出

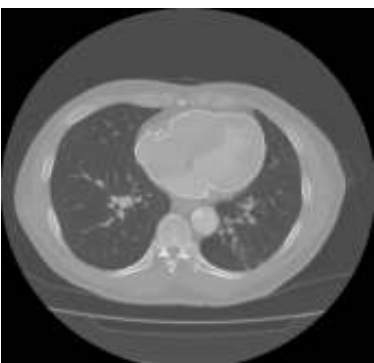


(b) 第2次領域抽出

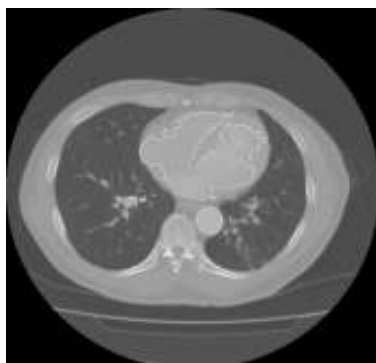


(c) 正解データ

(ii) 症例2の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



(b) 第2次領域抽出



(c) 正解データ

(iii) 症例3の抽出結果

図 4.16 心臓領域の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



(b) 第2次領域抽出



(c) 正解データ

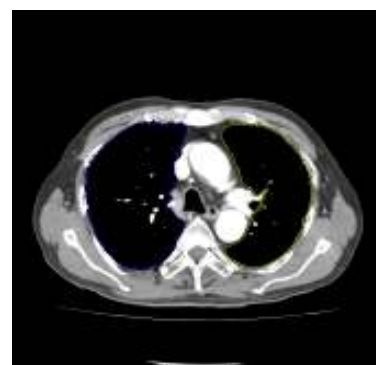
(i) 症例1の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



(b) 第2次領域抽出



(c) 正解データ

(ii) 症例2の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



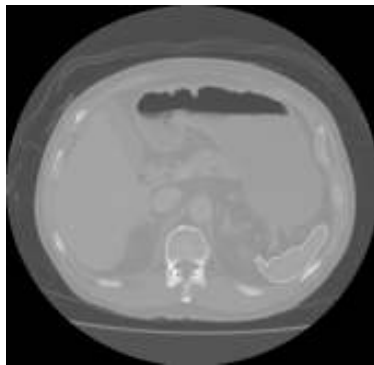
(b) 第2次領域抽出



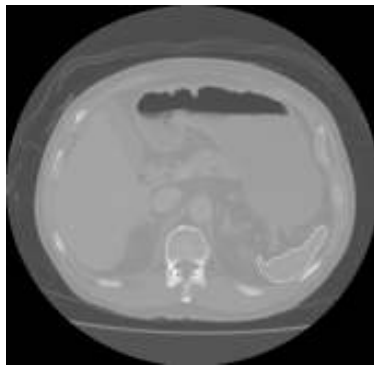
(c) 正解データ

(iii) 症例3の抽出結果

図 4.17 肺臓領域の抽出結果



(a) 第1次領域抽出

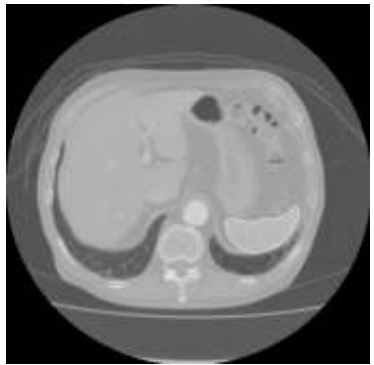


(b) 第2次領域抽出

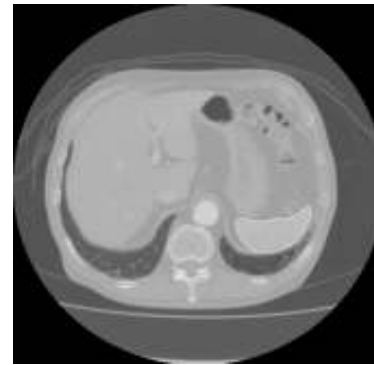


(c) 正解データ

(i) 症例1の抽出結果



(a) 第1次領域抽出

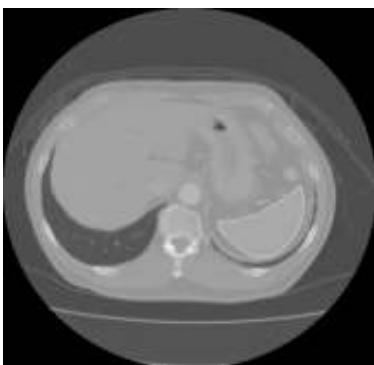


(b) 第2次領域抽出

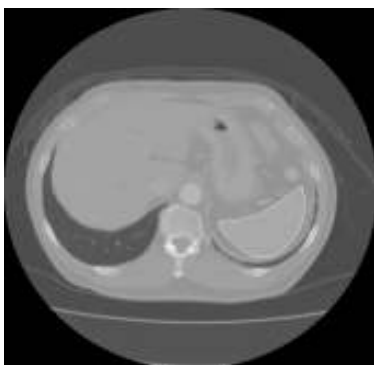


(c) 正解データ

(ii) 症例2の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



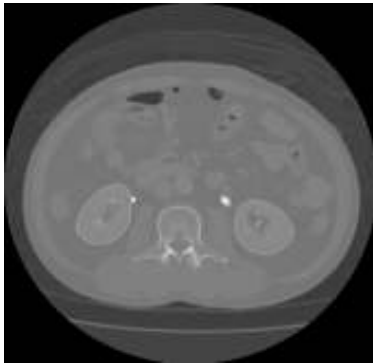
(b) 第2次領域抽出



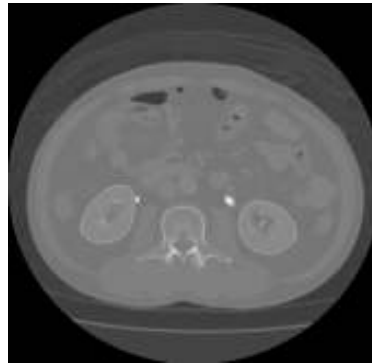
(c) 正解データ

(iii) 症例3の抽出結果

図 4.18 脾臓領域の抽出結果



(a) 第1次領域抽出

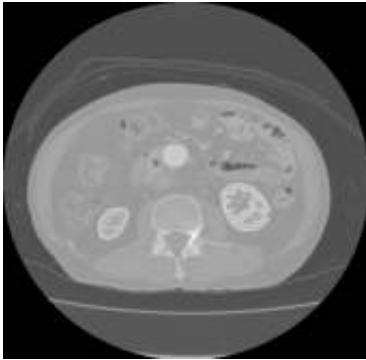


(b) 第2次領域抽出

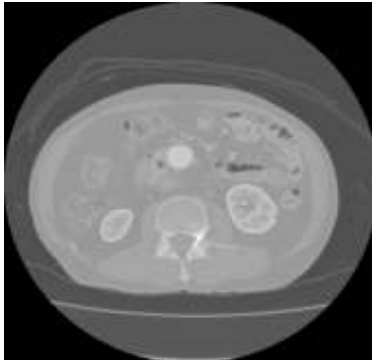


(c) 正解データ

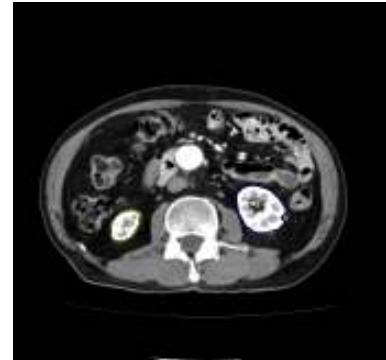
(i) 症例2の抽出結果



(a) 第1次領域抽出

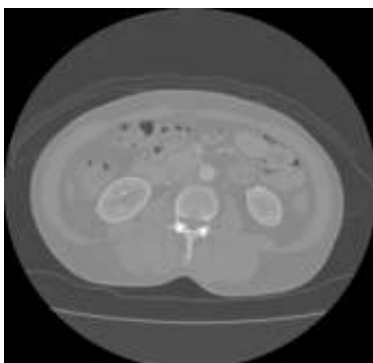


(b) 第2次領域抽出

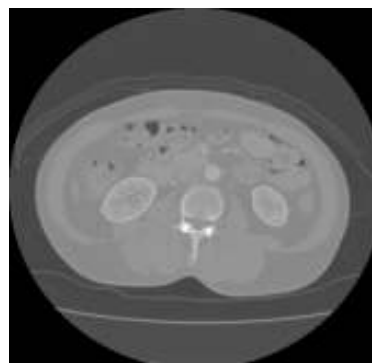


(c) 正解データ

(ii) 症例1の抽出結果



(a) 第1次領域抽出



(b) 第2次領域抽出



(c) 正解データ

(iii) 症例3の抽出結果

図 4.19 腎臓領域の抽出結果

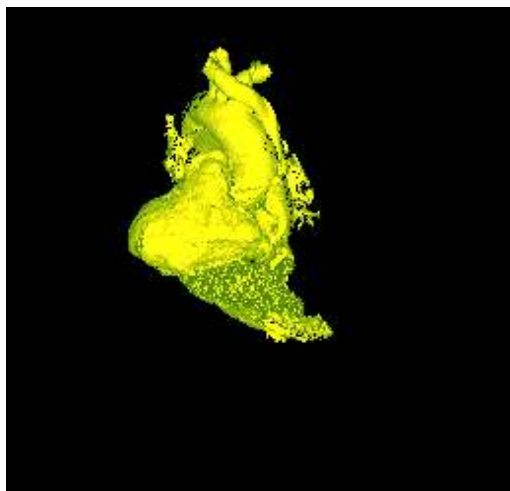
(C) 3次元表示結果

前述の(B)で得られた抽出結果を用い、3次元表示を行った。図 4.20 に Surface Rendering での3次元表示を、図 4.21 に Volume Rendering での3次元表示を示す。なお、各臓器を区別するために配色を施して表示している。画像は全て Coronal 面投影画像である。

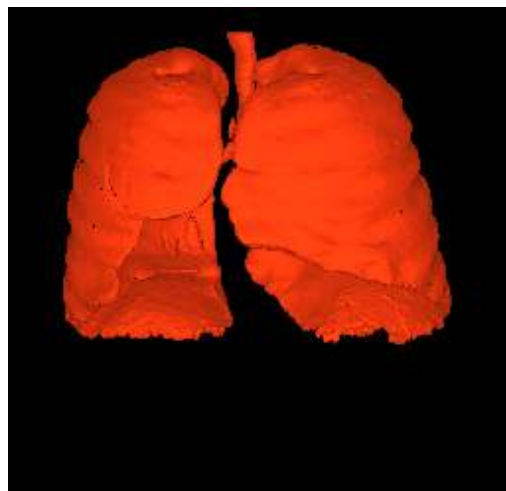
また、3次元表示は任意の断面、角度からの投影が可能である。任意角度からの投影結果画像を図 4.22 に、任意断面からの投影結果画像を図 4.23 に示す。

4.3.3 評価

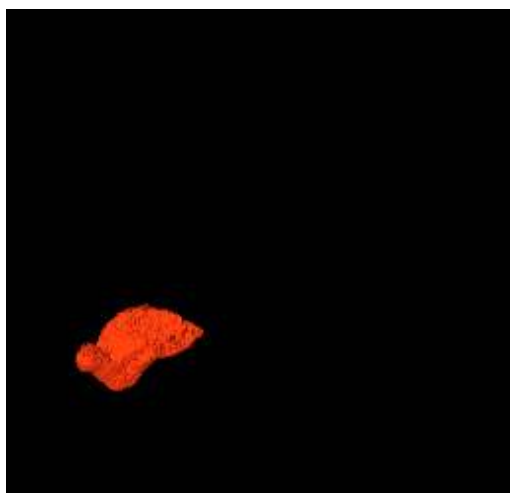
4.2.5 で述べた一致度を用い、抽出精度の評価を行った。正解データとして用いた画像は、医師が臓器領域を特定した輪郭画像のゴールドスタンダード画像を用いた。本研究では、ランダムにサンプリングされた、1臓器あたり約 10 スライスにおいて一致度を計算した。計算結果を表 4.3 から表 4.6 に示す。なお、表 4.3 において症例 2 は、9 スライスの結果より得られる一致度である。



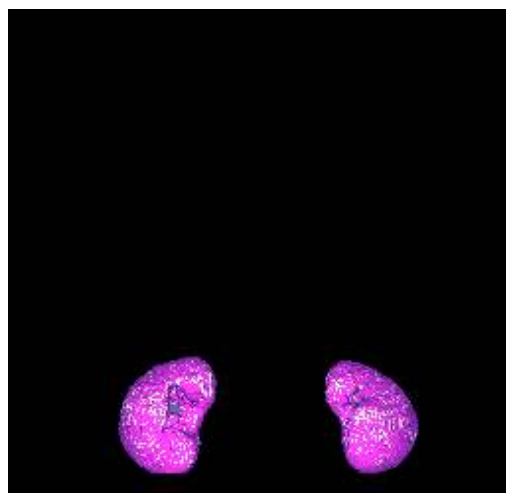
(a) 心臓



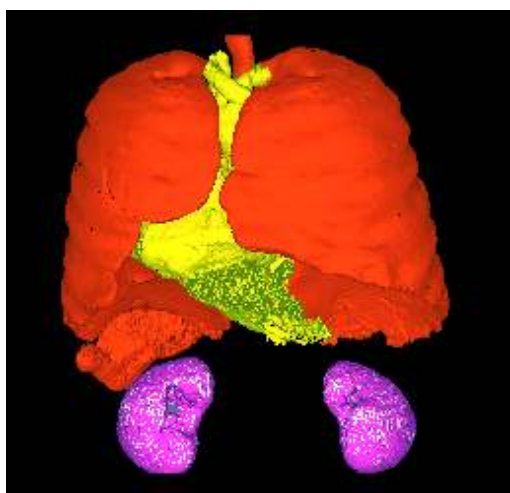
(b) 肺臓



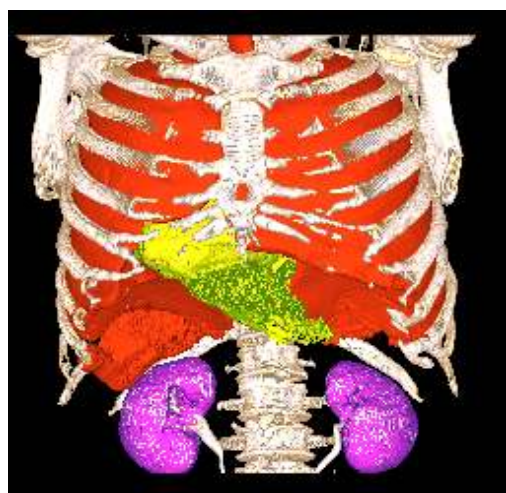
(c) 脾臓



(d) 腎臓

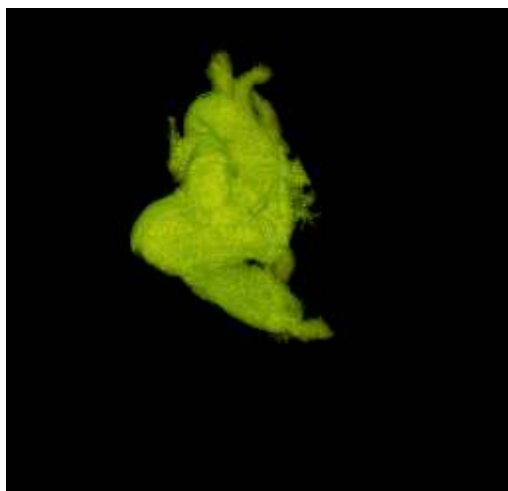


(e) 4臓器

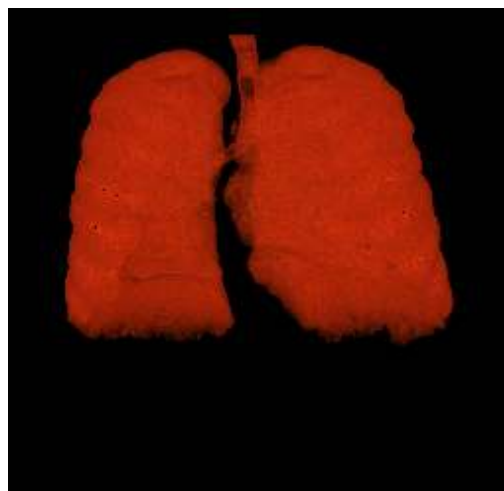


(f) 骨格付き4臓器

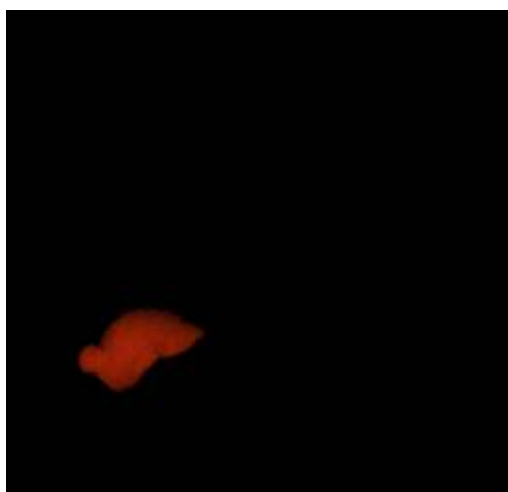
図 4.20 Coronal 面の Surface Rendering 画像



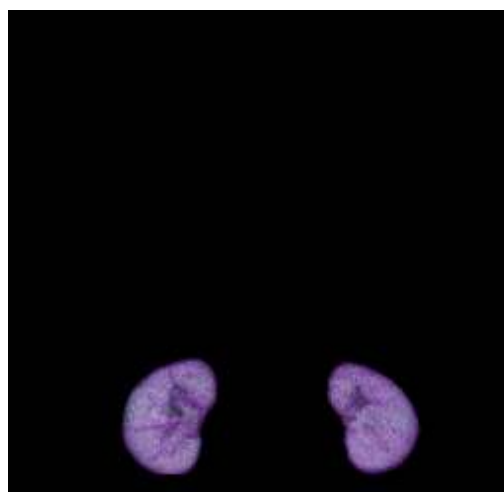
(a) 心臓



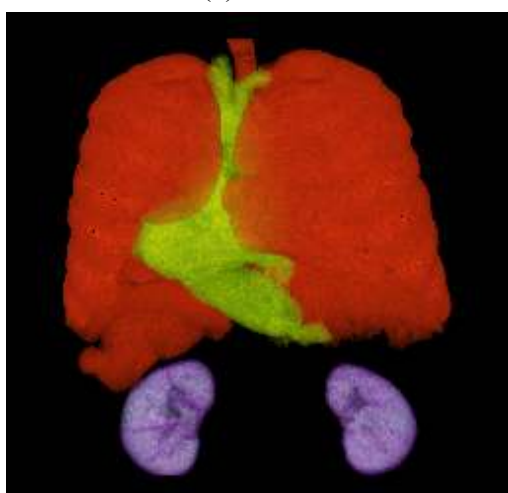
(b) 肺臓



(c) 脾臓



(d) 肝臓

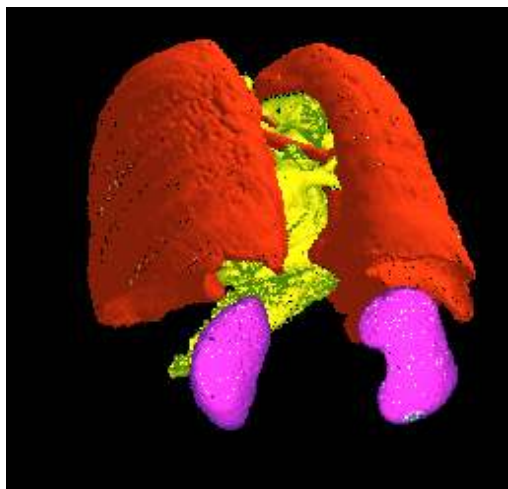


(e) 4 臓器

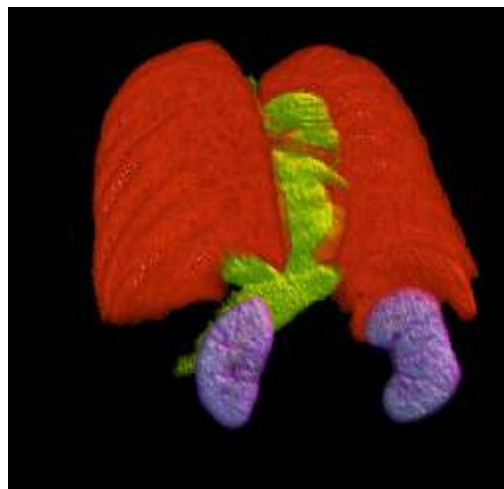


(f) 骨格付き 4 臓器

図 4.21 Coronal 面の Volume Rendering 画像

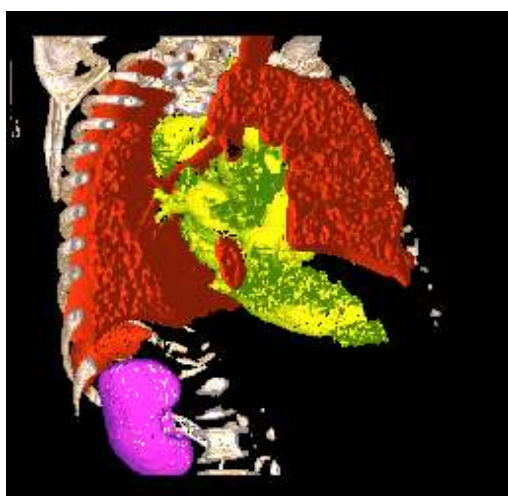


(a) Surface Rendering 画像

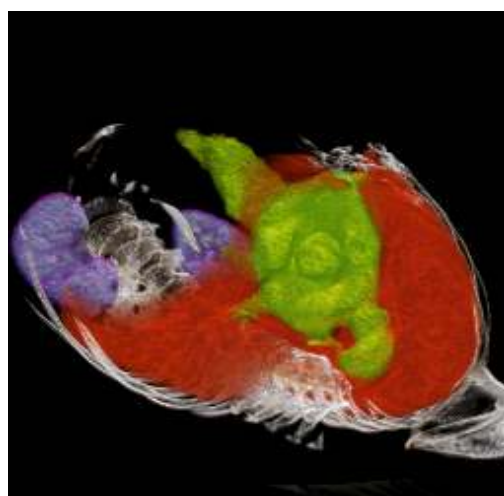


(b) Volume Rendering 画像

図 4.22 左下後方からの投影画像



(a) Surface Rendering 画像



(b) Volume Rendering 画像

図 4.23 任意断面投影画像

表 4.3 心臓領域抽出結果の一致度

		一致度[%]										
No		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ave.
症例	1	18.1	48.6	70.5	73.7	78.8	86.3	66.8	61.1	64.1	70.2	63.8
	2	52.7	46.1	47.7	50.5	53.1	60.0	57.7	44.0	7.9		46.6
	3	14.9	16.6	13.2	20.5	43.4	44.9	54.5	62.5	54.0	45.9	37.0
												49.1

表 4.4 肺臓領域抽出結果の一致度

		一致度[%]										
No		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ave.
症例	1	94.2	91.0	92.9	91.6	92.8	92.7	93.0	91.8	92.4	80.2	91.3
	2	86.2	90.1	88.3	88.0	89.2	88.9	89.4	88.9	72.4	62.1	84.4
	3	91.4	93.0	93.3	93.5	89.7	93.8	94.7	94.4	91.6	80.8	91.6
												90.4

表 4.5 脾臓領域抽出結果の一致度

		一致度[%]										
No		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ave.
症例	1	73.8	79.8	84.7	81.5	83.8	85.3	87.0	84.3	86.0	83.4	83.0
	2	42.8	92.0	72.0	94.0	92.0	91.5	88.5	89.2	89.0	67.5	81.9
	3	42.8	59.5	71.5	79.3	83.1	94.4	67.6	76.8	91.5	79.5	74.6
												79.8

表 4.6 腎臓領域抽出結果の一致度

		一致度[%]										
No		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Ave.
症例	1	54.5	75.8	81.8	77.6	63.6	53.3	63.2	68.3	65.3	68.3	67.2
	2	57.7	52.8	54.9	55.3	46.8	55.1	37.9	45.6	58.2	66.7	53.1
	3	29.5	66.5	40.4	56.7	55.9	48.6	54.2	51.2	70.8	75.1	54.9
												58.4

4.4 考察

本章では、アトラス情報に基づく人体内部の複数臓器領域の抽出法について述べ、実験によりその有効性を確認した。まず、肋骨情報の取得においては、図 4.14(e)に示す通り、同一の肋骨領域の一部が正しく抽出できてないケースもある。肋骨情報を用いた初期スライスの決定では、図 4.15 に示す通り、対象臓器が十分なサイズで映っているスライスを取得することができた。しかし、図 4.24 に示すように、第 12 肋骨が腎臓に隠れてしまい、抽出できなかつた例もあつた。これは、腎臓の CT 値が骨部位と同様に高い値を示したため、骨領域と誤認識されたのが原因であると考えられる。

第 1 次臓器領域の抽出を行うため、Region Growing 法を施すことにより、図 4.16 から図 4.19 の(a)に示すような結果が得られた。肋骨情報を用いることにより、処理領域を自動で決定し、自動抽出を行うことができた。また、提案手法により肺臓、脾臓、腎臓の 3 臓器において過抽出することなく領域拡張が行え、結果、おおむね良好なセグメンテーションの精度が得られた。しかし、心臓領域に対しては、図 4.25 に示すような臓器領域辺縁部まで拡張が行われない症例や、過抽出が見られる症例があつた。図 4.25(b)の画像が得られた原因として、X 線 CT 装置の精度によるものが考えられる。一般に、心疾患を観察するには、16 列以上の検出器を有するマルチスライス CT を用いている。その理由は、心臓の場合他の臓器と比較して脈動が激しいため、アーチファクトを多く含むためである。しかし、本研究で用いた CT 像は 4 列の MDCT からのスライス画像で、スライスによってはアーチファクトを多く含む画像もあり、その結果、抽出精度にバラツキが大きく見られる。また、心臓周辺には血管が多く、血管の CT 値が心臓の CT 値と同様の値を示すため、漏れ出しが発生したと考えられる。また、本研究では Region Growing 法に、漏れ出し領域を最小限に抑える閾値の自動決定アルゴリズムを構築しているため、漏れ出しの発生しやすい箇所においては、拡張を抑える効果が過剰に強調されたため、図 4.25(a)のような画像が得られたと考えられる。

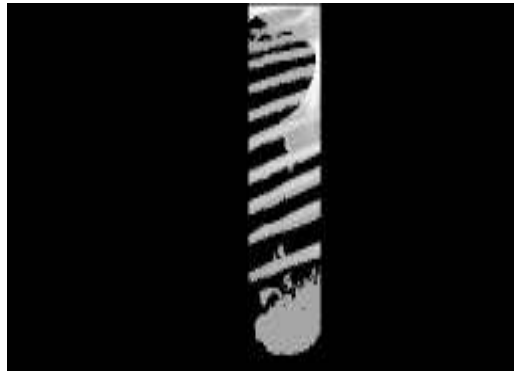
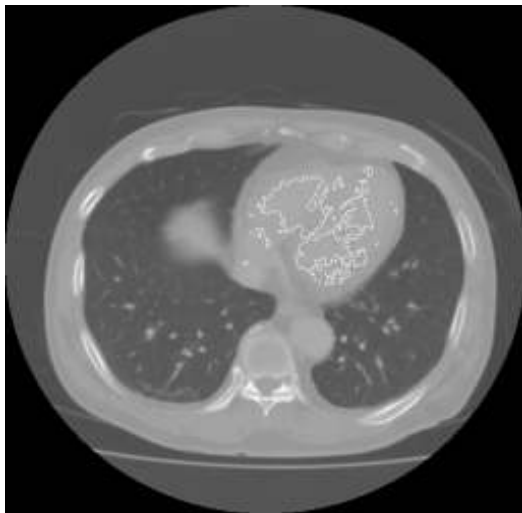
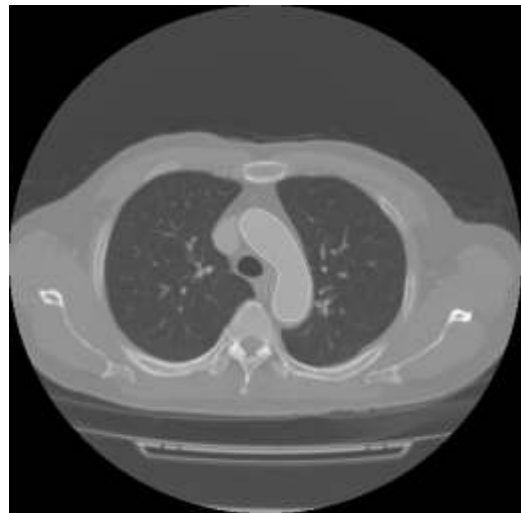


図 4.24 第 12 肋骨誤抽出例



(a) 辺縁部未到達例



(b) 過抽出例

図 4.25 心臓部位における誤抽出例

第 2 次臓器候補領域の抽出は、第 1 次臓器候補領域の抽出結果を初期領域とした Level Set Method を施すことにより、図 4.16 から図 4.19 の(b)に示すような結果が得られた。抽出結果の精度を 2.5 の評価法に基づいて評価し、結果を表 4.3 から表 4.6 に示した。また、使用データが異なるため、正確な比較にはならないが、本手法と、確率アトラスを利用した固有臓器法を用いた複数臓器位置検出手法[61]との比較を、表 4.7 に示す。

心臓領域に関して、平均一致度は 49.2[%]となった。また、臓器上下端に近づくとつれ一致度は低下した。原因としては、CT 撮影装置の性能によるアーチファクトと、周辺組織との CT 値の差が小さいため、第 1 次臓器候補領域の抽出での過抽出が考えられる。特に過抽出は、図 4.26 のように、血管部位から拡張が起こりやすいため、大

動脈が隣接している心臓上部、および下部の方に過抽出が顕著に現れたためであると考えられる。臓器形状モデルを用いた手法では、臓器形状の不自然な変形は起きにくいため CT 値の差が小さい箇所でも過抽出が抑えられ、約 80[%]の精度になったと考えられる。そこで、肋骨情報を用いて初期スライスの決定だけでなく、関心領域(ROI)を制限すれば、精度向上が図れると考えられる。

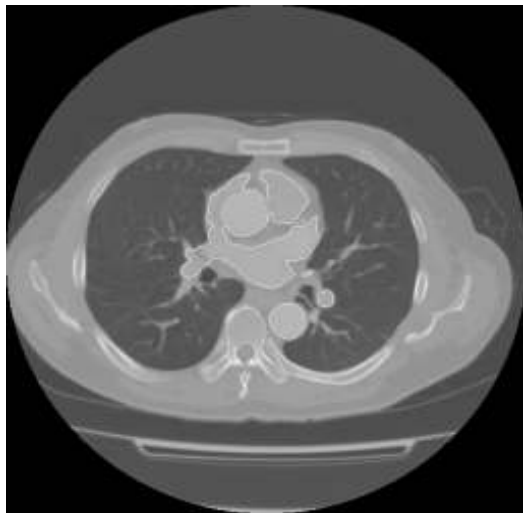
肺臓領域に対する平均一致度は、89.1[%]であった。視覚的な評価では、表面形状に大きな違いが見られない。しかし、肺臓は内部領域に血管を含んでおり、正解データにおいては血管領域も含んで抽出されているが、本手法では血管部位と肺臓部位を別領域として抽出する場合がある。そのため、肺野内部における血管領域の割合の増える上方、および下方において一致度の低下が見られたと考えられる。そこで、肺野領域において肺臓領域と血管領域を同時に抽出することによって精度の向上を図ることができると考えられる。

脾臓領域に対する平均一致度は 79.8[%]であり、比較手法[61]と同程度結果となった。スライス毎に精度を比較すると、臓器上方、および下方の臓器の大きさが小さくなる箇所において精度の低下が見られた。脾臓は比較的小さな臓器で、形状の個人差が大きいため、高精度の領域抽出は困難であると考えられる。本手法においては、形状の変形にはロバストであるため、各症例において最適なパラメータを自動で設定することによって精度の向上が図れると考えられる。

腎臓領域に対する平均一致度は、58.4[%]であった。腎臓には内側に腎門と呼ばれる血管などが集まる箇所がある。本手法では、図 4.27 に示すように、その箇所を避けて抽出したが、正解データでは含まれている。そのため腎臓のみの正解データを用いることにより、精度が変化すると考えられる。腎門は腎臓内部に位置するため、他の臓器と異なり、臓器の上方、および下方の方が精度が高くなったと考えられる。

表 4.7 抽出性能の比較

臓器	平均一致度[%]			
	心臓	肺臓	脾臓	腎臓
従来手法[61]	約 80	約 95	約 80	約 80
本手法	49.2	89.1	79.8	58.4

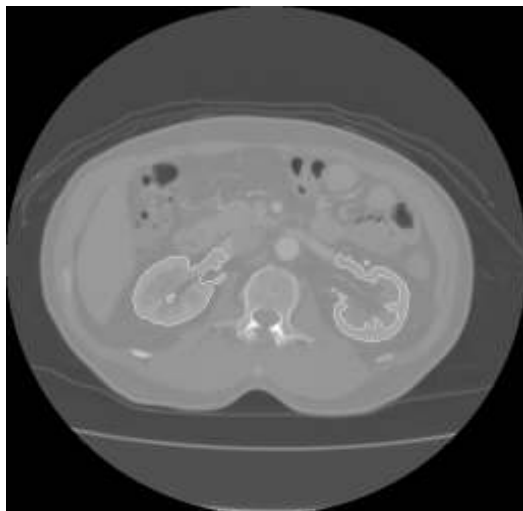


(a) 過抽出例



(b) 正解データ

図 4.26 心臓誤抽出例



(a) 過抽出例



(b) 正解データ

図 4.27 腎臓誤抽出例

4.5 結論

本研究では、肋骨情報を用いた複数臓器の自動抽出手法および、その3次元表示を行うための手法を提案し、腹部CT画像データ3例に適用した。その結果、肋骨情報を用いて心臓、肺臓、脾臓、腎臓の位置を特定することができ、Region Growing、Level Set Methodを用いて約70[%]の精度で、臓器領域の抽出を行うことができた、しかし、各臓器の抽出を同一の手法で行っているため、精度にバラツキが発生した。今後は、各臓器に適した抽出手法をそれぞれ開発・適用することにより、精度の向上が図れると考えられる。

3次元表示では、Surface Rendering、Volume Rendering法を用い、得られた各臓器領域の抽出結果を表示することができた。また、表示の際に擬似配色を施すことにより、視覚的に理解しやすい画像の作成ができた。今後、処理の高速化やShadingの高精度化を図ることによってシステムの改善が行えると考えられる。

本研究は、肝臓を含む多臓器を同時に抽出することを目指した。今後、抽出対象臓器の種類拡大や精度向上、表示法の改善を行うことにより、手術時における術前シミュレーションへの応用のみならず、実CT画像データからの人体模型モデルを作成することによるCAI(Computer Aided Instruction)への応用、医師が患者へ病状を説明する際の強力な情報提供ツールとしての応用など、幅広い分野における利用が期待できる。

第 5 章 木構造フィルタ自動構築法を用いた臓器領域の自動抽出

5.1 はじめに

第 4 章では、Region Growing 法と Level Set Method を用いた、腹部 CT 画像上の複数臓器の同時抽出法を提案した。Region Growing、Level Set Method いずれにおいても、その開始時には初期点を必要とする。前章では、CT 画像上の肋骨領域を抽出し、得られた肋骨領域とスライス番号との対応関係から、人体領域内における臓器の位置を推定し、それを Region Growing 法の初期領域と見なした。しかし、初期領域の推定が肋骨領域の抽出精度に大きく依存し、肋骨領域の抽出失敗がそのまま臓器位置の特定の失敗に直結する可能性がある。前章の実験においては、臓器位置の推定の失敗はなかったものの、腎臓領域と重なる第 12 肋骨領域の抽出に失敗した例もあった。また本手法では、肋骨の順番によって臓器位置を推定しているため、第 1 肋骨から第 12 肋骨まで存在する CT 画像セットを用いる必要がある。以上の点から、人体アトラス情報を用いることなく、単一の画像から臓器領域を抽出することができれば、より汎用性が高くなると考えられる。

一方、画像処理分野において、特定の目的を達成するためのフィルタ列を自動構築するための、進化的画像処理[62]に関する研究が行われている。画像処理を行う際には多数のフィルタを適用することになるが、フィルタの種類や適用する順番によって、出力結果は大きく変化する。フィルタ出力の結果予測は、1~2 個のフィルタを適用した場合にはある程度予測することができるが、多くのフィルタを適用した場合の出力結果は、画像処理に精通した者でも予測することが困難な場合がある。このため、特定の目的を達成するフィルタ列を構築するためには、ユーザの経験を元に多大な労力と時間をかける必要があり、結果が得られるまでに膨大なコストを必要としている。この問題に対処するため、既知のフィルタの組み合わせによって構築された線形フィルタ列を遺伝子と見なし、ランダムに生成した多数の線形フィルタ列に対し遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm : GA)を適用することにより最適なフィルタ列を自動的に構築しようとする試みがなされている。これが進化的画像処理であり、今日多くの

分野で用いられている[43、46、63、64]。

本章では、進化的画像処理を用い、腹部 CT 画像セットより臓器領域を抽出する手法について検討する。特に、フィルタ列を木構造で表現することにより、多入力 1 出力フィルタにも対応できる ACTIT(Automatic Construction of Tree-structural Image Transformations : 木構造フィルタ自動構築法)[65]を利用した臓器領域の抽出法を提案する。本研究では、2 次元スライスに対して適用することにより、3 次元画像情報が存在しない場合でも適用できる手法の開発を目指す。以下にその詳細を示す。

5.2 画像処理手法

図 5.1 に、本手法の流れを示す。まず初期遺伝子として多数のフィルタ列を生成する。次に各フィルタ列に対し対象画像を入力し、生成された出力画像と参照画像との間で一致度を計算する。そして、遺伝子群(フィルタ列)に対し淘汰、交叉、突然変異を施し、遺伝子群の最適化処理を行う。以上の処理を一致度が既定値(通常は 99%)以上になるまで繰り返すことにより、参照画像に近い画像を生成するフィルタ列を自動的に生成する。

5.2.1 進化的画像処理

進化的画像処理ではまず、一对の入力画像と参照画像を用意する。入力画像に対しフィルタ処理を施すことによって得られた出力画像が、参照画像と比較しどれぐらい類似しているかが、フィルタ列を最適化する基準となる。図 5.2 に本研究で用いる入力画像と参照画像の例を示す。同図(a)は入力画像であり、本研究では CT 画像を用いる。同図(b)で示す参照画像は、同図(a)の画像よりマニュアルで対象臓器領域を選択し、その内部を 1、外部を 0 とする 2 値画像である。

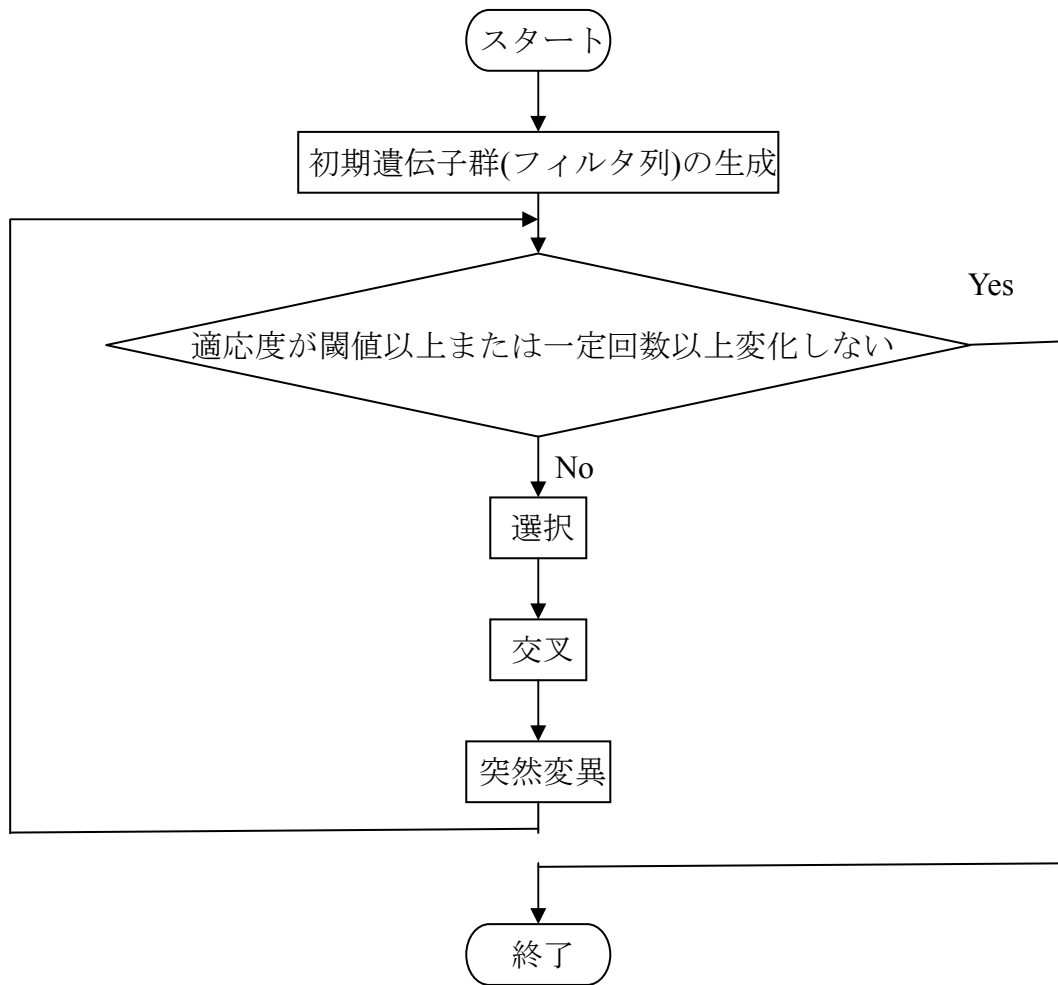


図 5.1 進化的画像処理の概要

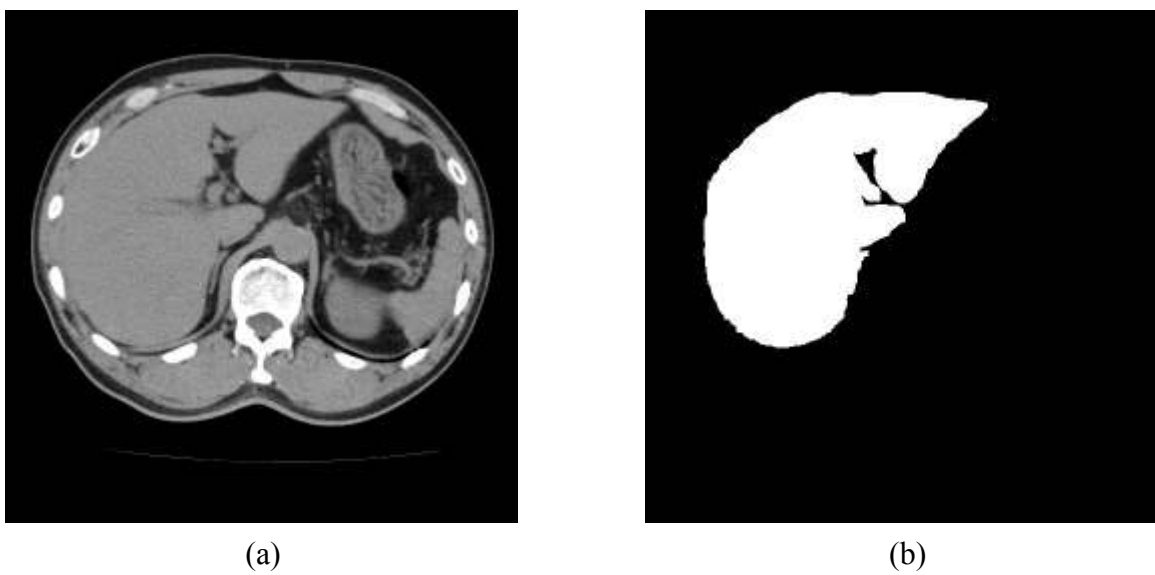


図 5.2 入力画像および参照画像の例

進化的画像処理で用いるフィルタ列の概要を図 5.3 に示す。図中の記号はフィルタの種類を示す。通常画像処理において、ある目的を達成するために適用するフィルタの種類のみならず、何種類のフィルタを適用するか、あるいはどのような順番で適用するかが分からない場合も数多く存在する。その場合、進化的画像処理で扱うフィルタ列は、必然的に可変長である必要がある。このためまず、初期遺伝子の生成段階で複数の長さを持つ遺伝子群を生成し、各々のノードにフィルタの種類を当てはめることにより、フィルタの種類、適用順、適用する個数がランダムとなる遺伝子群を生成する。各遺伝子が示すフィルタ列を入力画像に適用することにより、出力画像が得られる。さらに、各出力画像と参照画像との一致度を算出し、これを遺伝子の優性度とする。最後に一致度を算出した遺伝子群に対し、選択、交叉、突然変異を施すことにより、フィルタ列の最適化を実現する。

進化的画像処理の利点として、1 組の学習セット(対象画像と参照画像)より生成されたフィルタ列は、対象画像と同種の画像に対しても有効であるということが挙げられる。本研究ではこの性質に着目し、あらゆる腹部 CT 画像に適用できる、肝臓領域を自動抽出するための、フィルタ列の構築を目指す。

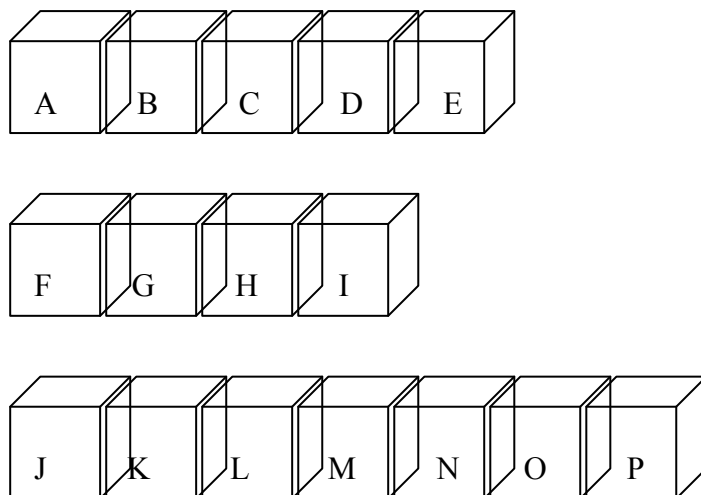


図 5.3 フィルタ列

5.2.2 木構造フィルタ自動構築法

画像フィルタは、1つの画像を入力として与え、1つの画像を出力するタイプ(1入力1出力フィルタ)と、2つ以上の画像を入力として与え、1つの画像を出力するタイプ(多入力1出力フィルタ)に大別できる。前者の例は2値化フィルタや平滑化フィルタであり、後者の例として2つの画像の差分の絶対値を返す差分フィルタなどが挙げられる。

フィルタの組み合わせ方としては、線形フィルタ列と木構造フィルタがある。線形フィルタ列は、連続する1入力1出力フィルタの組み合わせとして表現でき、構造が単純な反面、多入力1出力フィルタを内包できないという欠点がある。一方、木構造フィルタは線形フィルタ列と異なり、フィルタ列を木構造として表現できるため、多入力1出力フィルタも内包できる利点がある。画像処理分野においては、対象画像と参照画像という2種類の画像間の関係性を考慮することが多いため、木構造フィルタは1入力1出力フィルタと多入力1出力フィルタの組み合わせとして表現可能である。

従来の進化的画像処理分野においては、最適化対象とするフィルタ列を遺伝子とみなし、遺伝的アルゴリズムを適用することにより最適化を実行している。しかし、遺伝的アルゴリズムでは線形フィルタ列しか扱うことができず、例えば画像の差分のような多入力1出力フィルタに対応することは困難である。この問題に対処するため、遺伝子を木構造とみなし、遺伝的プログラミング(Genetic Programming)を用いることによって木構造の最適化を実現しようとする研究が報告されている。この手法は、木構造フィルタ自動構築法と呼ばれており、これを利用した画像処理の例が多数報告されている[45、47、65、66]。

本研究では、ACTITを用いた腹部CT画像上の肝臓領域の自動抽出法を提案する。

5.2.3 選択

GA分野における選択法には、エリート選択法やルーレット選択法など種々提案されているが、本研究ではエリート選択法を適用する。エリート選択法では、 N 個の各遺伝子に対し一致度を計算した後、最も一致度が高かった遺伝子(木構造フィルタ)をコピーし、遺伝子群に加える。同時に最も一致度が低かった遺伝子(木構造フィルタ)は淘汰され、遺伝子群から除外される。

5.2.4 交叉

GA 分野における交叉法として、一点交叉、多点交叉、一様交叉法などがあるが、本研究では枝単位による一点交叉を適用する。図 5.4 に枝単位による交叉の概念を示す。各木構造のノード間において、切断点をランダムに決定する。その後、切断点より末端方向の枝を、交叉対象の木構造同士で入れ替えることにより、遺伝子間の交叉を行う。

5.2.5 突然変異

突然変異として、木構造の各ノード(適用するフィルタに相当)に対する突然変異を適用する。突然変異が発生すると、遺伝子群の中から 1 つのフィルタが選択される。選択されたフィルタにおいて、突然変異を適用するノードをランダムに選択し、選択されたノードに使用されているフィルタを別のフィルタに置き換える。

このとき、例えば 2 入力 1 出力フィルタを 1 入力 1 出力フィルタに置き換えてしまった場合、ノード間の接続が失われてしまう。そこで突然変異が適用されるノードのフィルタが、1 入力 1 出力フィルタか 2 入力 1 出力フィルタかをあらかじめチェックしておき、同系統のフィルタに置き換える制限を設ける。

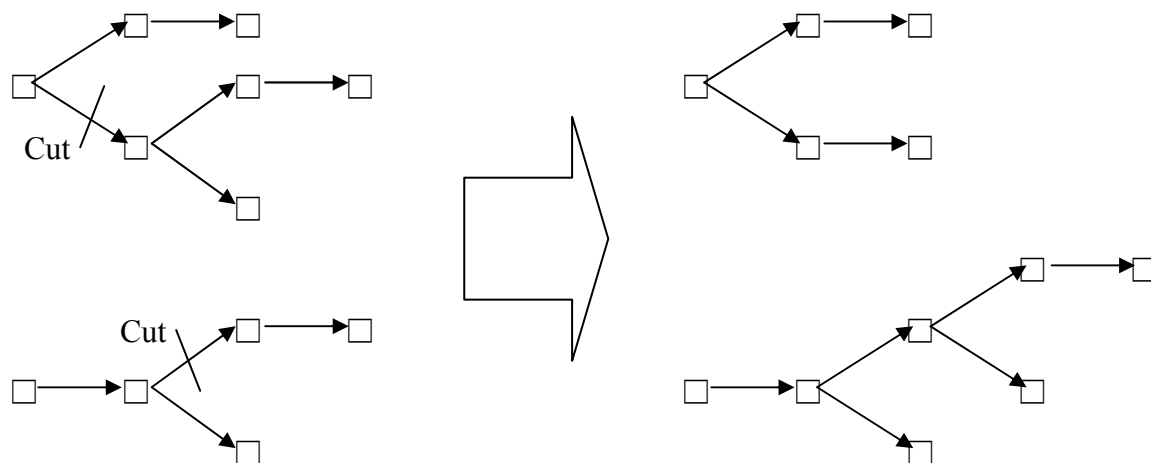


図 5.4 枝単位による交叉

5.2.6 適合度

生成された木構造フィルタを入力画像に適用することによって生成された出力画像が、参照画像にどれだけ近い画像になっているかを判定するための適合度は、次式で定義される。

$$fitness = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left\{ 1 - \frac{\sum_{x=1}^{W_x} \sum_{y=1}^{W_y} w_i(x,y) |O_i(x,y) - T_i(x,y)|}{\sum_{x=1}^{W_x} \sum_{y=1}^{W_y} w_i(x,y) \cdot V_{max}} \right\} \quad (5.1)$$

ただし $O_i(x,y)$ は出力画像、 $T_i(x,y)$ は参照画像、 $w_i(x,y)$ は重み、 V_{max} は最大画素値、 W_x は画像の幅、 W_y は画像の高さ、 K は画像の枚数である。本研究では、重み $w_i(x,y)$ を 1 としている。

5.2.7 ACTIT 構築に用いるフィルタの種類

ACTIT を適用する際には、構築される木構造フィルタを構成するフィルタ群が必要となる。本研究で用いたフィルタ群を表 5.3 に示す。

表 5.3 ACTIT 構築に用いたフィルタ群

フィルタ名	効果	採用理由
3 近傍最小値フィルタ	近傍画素の階調の最小値	画像の収縮
3 近傍最大値フィルタ	近傍画素の階調の最大値	画像の膨張
反転フィルタ	V_{max} - 階調値	反転領域の強調
原画像との差分の絶対値	原画像との差分の絶対値	原画像から変化した部位の強調
3 近傍平均値フィルタ	近傍画素の階調の平均値	画像の平滑化
収縮	平均階調値より暗い画素を 0	空気領域などの除去
膨張	平均階調値より明るい画素を V_{max}	対象領域の強調
2 次微分値(ラプラシアン)	2 次微分値(ラプラシアンフ	画像の鮮鋭化

	フィルタ)	
2次微分値+Vmax	2次微分値+Vmax(Vmaxを超えると Vmax)	エッジ強調
1次微分値	1次微分値(ソーベルフィルタ)	画像の鮮鋭化
対称な物体以外を消去	画像の正中に対し対称な画素の値が異なるならば 0	対称領域(背部筋肉組織など)を抽出
対称な物体を消去	画像の正中に対し対称な画素の値が同じならば 0	対称領域(背部筋肉組織など)を消去
論理和	2つの階調値の大きい方の階調値	物体の存在を強調
論理積	2つの階調値の小さい方の階調値	物体の消滅を強調
代数和	2つの階調値の和-積/Vmax	変化の大きい部分を強調
代数積	2つの階調値の積/Vmax	階調値の大きい部分を強調
限界和	2つの階調値の和	物体の存在を強調
限界積	2つの階調値の和-Vmax	階調値の大きい部分を強調
激烈和	2つの入力について、両方が 0 でなければ Vmax、片方が 0 ならばもう一方の値をとる	物体の存在を強調
激烈積	2つの入力について、両方が Vmax でなければ 0、片方が Vmax ならばもう一方の値をとる	Vmax 領域の強調

5.3 実験

5.3.1 ハードウェア構成および使用データ

本研究で使用する PC の主要スペックを、表 5.1 に示す。

本研究で使用する CT データは、東芝メディカル社製 Aquilion16™ で撮影した DICOM 画像データである。表 5.2 に使用したデータの概要を示す。本研究では、同一被験者の CT 画像セットより、腎臓領域および肝臓領域を抽出対象とし実験を行った。使用したスライスはそれぞれ 1 枚である。

表 5.1 PC の構成

CPU	Pentium IV 3.00[GHz]
RAM	1[GB]
OS	Windows XP Home
開発環境	Microsoft Visual C++ 2008

表 5.2 使用データの概要

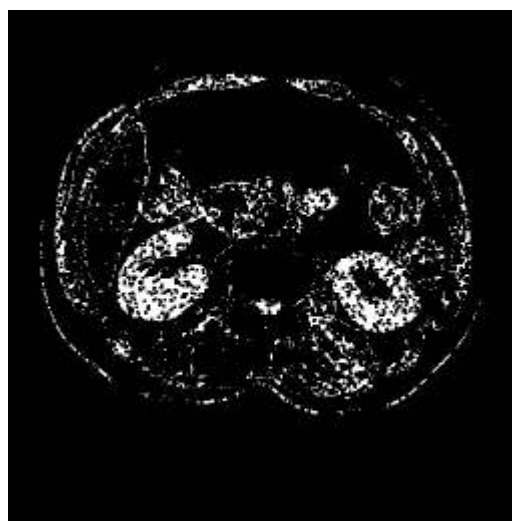
メーカー	東芝メディカル社
機種	Aquilion16™
管電圧	120[kV]
管電流	400[mA]
スライス内画素数	512×512[Pixels]
スライス厚	2.0[mm]
画素サイズ	0.616~0.744[mm]

5.3.2 実験結果

図 5.5 に実験結果を示す。まず同図(a)、(b)は、腎臓領域を抽出対象とし ACTIT を適用した結果である。同図(a)は原画像上に参照領域を投影したものであり、(b)は ACTIT を適用した結果画像である。同図(b)において、式(5.1)で定義した適合度は、0.907135 であった。同図(c)、(d)は、肝臓領域を抽出対象とし ACTIT を適用した結果である。同図(c)は原画像上に参照領域を投影したものであり、(d)は ACTIT を適用した結果画像である。同図(d)における適合度は、0.855343 であった。



(a)



(b)



(c)



(d)

図 5.5 ACTIT を用いた臓器領域の抽出結果

5.4 考察

本章では、木構造フィルタ自動構築法(ACTIT)を用いた臓器領域の自動抽出法について述べた。まず腎臓領域を抽出対象とした場合、図 5.5(b)の結果が得られた。同図から、画像上には多くのノイズが残っているものの、腎臓領域がある程度大まかに抽出されているのが分かる。特に、腎臓領域と画素値がほぼ同じ値を示す、背部筋肉組織や肝臓領域などが、結果画像上ではほぼ消去されているのが見て取れる。これにより、画像の膨張・収縮による微小ノイズの除去、および領域のクラスタリングを適用することにより、腎臓領域を抽出することができると考えられる。このような結果が得られた原因として、ACTIT を構築するフィルタ群の中に、「対称な領域を消去」あるいは「対称な領域以外を消去」するフィルタを組み込んだことが考えられる。人体内部において背部筋肉組織や肋骨領域などは、ほぼ左右対称な形状をなしている。一方の腎臓領域は、ある程度対称性があるものの、実際には若干ずれている。この違いが、木構造フィルタを構築していく上で強調され、腎臓以外の部位が消去されたと考えられる。

続いて、肝臓領域を抽出対象とした場合について考察する。肝臓領域を抽出対象とした場合、図 5.5(d)の結果が得られた。同図より肝臓領域は残っているものの、背部筋肉組織や背骨領域、肋骨の周辺の筋肉組織などがノイズとして残っている。フィルタの最適化に十分な時間を費やしたが、適合度はこれ以上上昇することはなかった。この原因として、以下の2つの要因が考えられる。

一つは、ACTIT 構築に用いたフィルタ群は、その多くが濃度値情報に基づくフィルタであったため、濃度値が類似している肝臓領域と筋肉組織を十分分離することができなかつたためであると考えられる。腎臓領域の場合、領域の周辺には濃度差があるため、臓器の境界を視認することができた。しかし肝臓領域の場合、特に画像左側の肋骨付近に顕著に見られた特徴として、臓器領域と筋肉組織が隣接しており、その境界を視認することは困難であった。そのため、濃度情報によって肝臓と肋骨周辺の筋肉組織を分離することは難しい。また、肋骨周辺の筋肉組織は画像上で背部筋肉組織と繋がっている。これらの要因により、肝臓領域と筋肉組織を分離することができなかつたと考えられる。

もう一つの要因として、肝臓の左右非対称性が挙げられる。先述の腎臓領域の場合、背部筋肉組織や肋骨領域はほぼ対称であり、腎臓領域はある程度対称形を有している

が若干ずれている。一方肝臓領域の場合、左右対称性はなく、そのほとんどは人体右側に位置する。また図 5.5(c)の中央上部(左葉先端部)のように、スライスによっては画像中央より右側に臓器が存在する場合が多い。このため、例えば「左右対称部位を消去」するフィルタを適用した場合、左葉先端部とその対称部位が消去されてしまい、肝臓領域を大きく欠損させてしまい、結果適合度の低下を招く。一方、「左右対称部位以外を消去」するフィルタを適用した場合、左葉先端部とその対象部位以外の、ほとんどの肝臓領域を消去してしまうことになり、この場合も適合度の大幅な低下が予想される。以上の要因から、肝臓領域の抽出において、左右対称度に依存したフィルタは適合度を下げる大きな要因となっており、フィルタの適用による臓器領域の欠損よりも、背部筋肉組織などのノイズが残っている方が適合度が高かったため、結果画像上で多くのノイズが残ってしまったと考えられる。

臓器抽出精度の改善のためには、画像内における臓器領域と筋肉組織との分離が不可欠である。しかし非造影 CT 画像において、臓器領域と筋肉組織は非常に類似した画素値を持っているため、画素値に依存したフィルタ処理による分離は困難であると考えられる。この問題に対処するため、撮影時にあらかじめ臓器領域と筋肉組織が識別しやすい画像を撮像できることが望ましい。具体的には、造影剤を投与した状態で撮像する造影 CT 画像を利用することにより、臓器領域と筋肉組織の分離が可能ではないかと考えられる。臓器領域は人体内の血管に繋がっており、造影剤の効果が現れやすいという特徴がある。一方、筋肉組織も血管に繋がっているが、それは末梢血管であり、大動脈等の太い血管に比べ造影剤の効果が現れにくい。この違いが臓器領域と筋肉組織の濃度差となって現れるため、造影 CT 画像を用いて ACTIT を構築することによって臓器抽出が可能であると考えられる。

5.5 結論

本章では、木構造フィルタ自動構築法(ACTIT)を用いた、腹部 CT 画像上の臓器領域の抽出法を提案した。提案手法を腎臓、肝臓領域の抽出に適用し、腎臓領域の抽出において約 91[%]、肝臓領域の抽出において約 85[%]の抽出精度を得た。腎臓領域の抽出においては、後処理を加えることによってさらに精度の高い抽出結果を得ることができると考えられる。しかし肝臓領域の抽出においては多数のノイズが残り、精度向上の必要がある。

ACTIT の利点として、1 組の学習画像セットを用意するだけで、同一種類の画像にも適用可能なフィルタ列が構築されることが挙げられる。さらに生成されたフィルタ列をデータとして保存しておけば、未知画像に対して即時にフィルタを適用することが可能であり、診断支援に大きな役割を果たすと考えられる。

今後の課題として、ACTIT 構築に用いる画像フィルタ群の再選定、3 次元画像データへの適用、多数の症例への適用などが挙げられる。これらの課題に取り組むことにより、多臓器の自動抽出が行えるフィルタ列の生成、利用が期待される。

第 6 章 経時的情報付加型 ACTIT と LSM による肝臓領域の自動抽出法の改良

6.1 はじめに

第 5 章において、ACTIT を用いた腹部 CT 画像上の臓器領域の抽出手法を提案した。本章では抽出精度の向上を図るため、非造影画像と造影画像を入力画像とし、ACTIT に経時的情報を付加し、セグメンテーションの精度向上を試みる。また、ACTIT による抽出結果を粗抽出とし、Level Set Method を詳細抽出とする二段階の領域抽出法を提案し、その有用性についても併せて検討する。

ACTIT を医用画像に適用した従来の研究[44、66]では、入力画像として 1 種類の画像を用いている。適用する目的によっては、従来手法でも十分な成果が得られているが、第 5 章で示したとおり、肝臓領域の抽出においては満足いく結果が得られなかった。これは腹部臓器の中でも、肝臓領域はとりわけ周辺筋肉組織との濃度差が小さく、ACTIT 構築時に用いたフィルタでは臓器領域と筋肉領域との分離がうまくいかなかったためであると考えられる。また肝臓領域は対称性が無いため、画像の対称性に着目したフィルタを適用した場合、左葉先端部付近において欠損が起こるといった問題も、抽出失敗の大きな要因と考えられる。

一方、第 2 章において述べたとおり、腹部 CT 画像撮影時には造影剤を用いた画像と、造影剤を用いない画像の双方を撮像する場合がある。これは造影剤の効果により画像のコントラストを変化させることにより、肝臓ガンなどの病変部の観察を容易にするためである。このとき造影剤は血管を通過して全身に行き渡るが、太い血管と繋がっている各種臓器のほうが、周辺筋肉組織よりもコントラストの変化が大きい。この特性を利用し、ACTIT に用いる入力画像として非造影画像と造影画像の双方を用いることにより、肝臓領域の抽出精度の向上を図る。

また第 4 章においては、Region Growing と Level Set Method を用いた複数臓器の自動抽出法を提案した。Region Growing、Level Set Method いずれの場合においても、手法の適用には初期領域を設定する必要がある。提案手法では、肋骨領域とアトラス情報を用いて Region Growing の初期領域を設定し、Region Growing の処理結果を Level

Set Method の初期領域とした。本章では、ACTIT の適用によって得られた領域を初期領域とし、Level Set Method を適用した結果について述べる。

6.2 経時情報付加型 ACTIT

6.2.1 手法

本研究では、ACTIT 構築時の入力画像として非造影画像と造影画像(晩期相)を用いることにより、「造影剤の有無」という経時的情報を付加することによる抽出精度の向上を試みる。

第5章で示した手法では、初期遺伝子の作成時に、木構造フィルタの終端ノード(入力画像に相当)として非造影画像のみを用いた。本手法ではこの時点で、終端ノードに2種類の符号をランダムに与え、一方には非造影画像を、もう一方には造影画像(晩期相)を割り当てることにより、経時的情報を導入する(図 6.1)。造影画像に晩期相を用いた理由は、末梢血管まで十分に造影剤が行き渡り、臓器のコントラストが非造影画像に比較して大きく変化しているためである。

6.2.2 ACTIT 構築フィルタ群の再選定

第5章では、ACTIT 構築のフィルタとして20種類を適用した。さらなる精度向上のため、フィルタ群の再選定を行った。本章で使用するフィルタ群を表 6.1 に示す。

本章で追加したフィルタは、閾値選定法の異なる2値化フィルタ2種類と、重心が左に存在する最大領域を抽出するフィルタ(前処理の違う2種類)である。

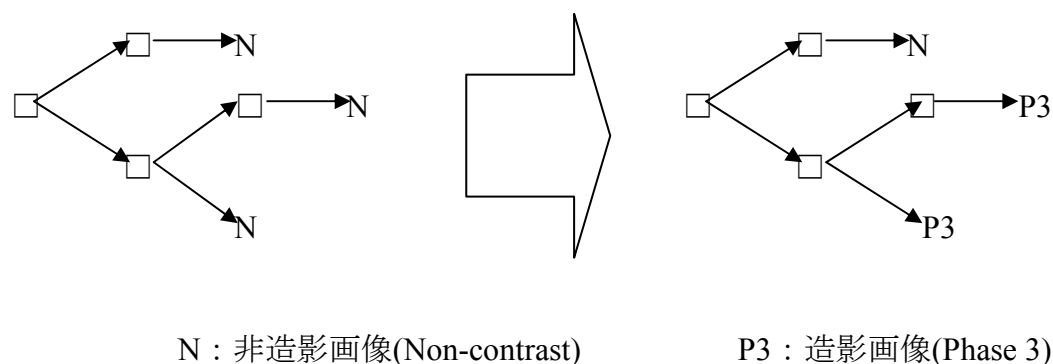


図 6.1 枝単位による交叉

2 値化は画像処理の中でも一般的なものであるが、第 2 章の実験においては導入していなかった。これは閾値そのものがパラメータであり、ACTIT に導入しづらかったことや、限界和や激烈積の効果により出力画像はおおむね 2 値で表現されており、導入の必要性がなかったことによる。しかし、最適化されたフィルタ列が長くなる可能性があることから本章での臓器領域の抽出において導入を試みる。なお閾値の決定法として、判別分析法による方法と、画像内画素値の平均値を閾値とする方法の 2 種類を、それぞれ別のフィルタとして組み込んでいる。

表 6.1 経時情報付加型 ACTIT に用いたフィルタ群

フィルタ名	効果	採用理由
3 近傍平均値フィルタ	近傍画素の階調の平均値	画像の平滑化
3 近傍最小値フィルタ	近傍画素の階調の最小値	画像の収縮
3 近傍最大値フィルタ	近傍画素の階調の最大値	画像の膨張
反転フィルタ	V_{max} - 階調値	反転領域の強調
収縮	平均階調値より暗い画素を 0	空気領域などの除去
膨張	平均階調値より明るい画素を V_{max}	対象領域の強調
2 値化(判別分析法)	判別分析法による 2 値化	濃度情報による対象領域の抽出
2 値化(画素値平均)	画素値平均を閾値とする 2 値化	濃度情報による対象領域の抽出
2 次微分値(ラプラシアン)	2 次微分値(ラプラシアンフィルタ)	画像の鮮鋭化
2 次微分値+ V_{max}	2 次微分値+ V_{max} (V_{max} を超えるとき V_{max})	エッジ強調
1 次微分値	1 次微分値(ソーベルフィルタ)	画像の鮮鋭化
重心が左に存在する最大領域抽出(前処理:判別分析法による 2 値化)	画像中の最大領域上位 3 つを取り、その重心が左に存在する最大領域のみを残す	肝臓領域の抽出
重心が左に存在する最大領域抽出(前処理:画素値平均による 2 値化)	画像中の最大領域上位 3 つを取り、その重心が左に存在する最大領域のみを残す	肝臓領域の抽出
対称な物体以外を消去	画像の正中に対し対称な	対称領域(背部筋肉組織な

	画素の値が異なるならば 0	ど)を抽出
対称な物体を消去	画像の正中に対し対称な画素の値が同じならば 0	対称領域(背部筋肉組織など)を消去
差分の絶対値	2つの画像の差分の絶対値	画像間変化情報の抽出
論理和	2つの階調値の大きい方の階調値	物体の存在を強調
論理積	2つの階調値の小さい方の階調値	物体の消滅を強調
代数和	2つ階調値の和-積/ Vmax	変化の大きい部分を強調
代数積	2つの階調値の積/Vmax	階調値の大きい部分を強調
限界和	2つの階調値の和	物体の存在を強調
限界積	2つの階調値の和-Vmax	階調値の大きい部分を強調
激烈和	2つの入力について、両方が 0 でなければ Vmax、片方が 0 ならばもう一方の値をとる	物体の存在を強調
激烈積	2つの入力について、両方が Vmax でなければ 0、片方が Vmax ならばもう一方の値をとる	Vmax 領域の強調

6.3 ACTIT と LSM による 2 段階抽出法

6.3.1 手法

ACTIT によって抽出された領域を粗抽出とし、Level Set Method を詳細抽出手法として 2 段階の抽出を行う。領域の 2 段階抽出法はセグメンテーション分野において多く利用されており、その有用性が認められている[10]。

本研究での 2 段階領域抽出法の詳細を図 6.2 に示す。まず前章までに示した ACTIT による粗抽出を行う。次に Level Set Method の初期領域とするため、粗抽出結果に対し膨張、収縮処理を適用する。これにより粗抽出される領域内部に存在する雑音成分を除去する。また収縮回数を膨張回数より多くすることにより、初期領域が臓器内部に位置するようにする。最後に Level Set Method による詳細抽出手法を適用する。

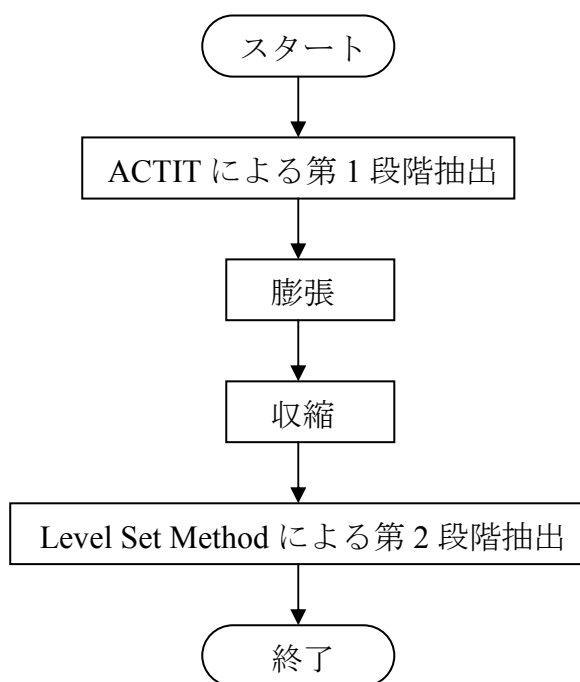


図 6.2 2 段階抽出法の流れ

6.3.2 Level Set Method における速度関数

Level Set Method の詳細については、4.2.4 で述べた。本章では、Level Set Method における速度関数について再定義する。

伝播面を $\phi(x,y,z,t)$ とすると、Level Set Method は次式で表現される。

$$\phi(x,y,z,t+\Delta t) = \phi(x,y,z,t) + F(x,y,z)\Delta t \quad (6.1)$$

ただし、 F は速度関数、 ϕ は座標 (x,y,z) における伝播面、 t は時間、 Δt は経過時間を表す。 ϕ は 4.2.4 と同様、領域の輪郭からの距離値(領域内部が正、外部が負)と定義する。

ここで速度関数について考える。画像内の輝度勾配が高い箇所は、抽出対象の輪郭である可能性が高いため、速度関数は抽出対象の輪郭線上に近づくほど 0 に近づく必要がある。また、形状が複雑な箇所においては、速度関数をある程度小さくしなければ、漏れ出しが発生する可能性が懸念される。前者は、画像の輝度勾配に関連する項目であり、後者は伝播面の曲率に関する項目である。

以上の点を踏まえ、文献[10]において以下の速度関数が定義されている。

$$F(x,y,z) = \frac{1}{1 + |\nabla \sigma_{\sigma} * I(x,y,z)|} (a - b\chi) \quad (6.2)$$

ただし、 $I(x,y,z)$ は原画像の画素値、 $|\nabla \sigma_{\sigma} * I|$ は分散 σ^2 の 3 次元ガウス関数と I の畳み込みの勾配を示している。また χ は曲率、 a 、 b はそれぞれ重みを表す。画像の輝度勾配、および伝播面の曲率が高くなるにつれ速度関数 F は小さくなるため、式(6.2)は条件を満たしている。本研究では、この速度関数を用いて Level Set Method を適用する。

6.3.3 肋骨間のスプライン曲線補間による過抽出の低減

Level Set Method の速度関数は、前述の式(6.2)で表される。この速度関数には、領域の曲率と、対象画像の濃度勾配に関連する項が存在する。対象画像は非造影 CT 画像を用いるが、スライスによっては肋骨の間の筋肉組織と肝臓領域が隣接しており、その境界が画像上で確認することができないものも存在する。この部位から過抽出が発生する可能性があるため、本研究では、肋骨領域をスプライン補間することによって抽出漏れを抑える手法を適用する。以下にその詳細を示す。

まず CT 画像より、閾値処理によって骨領域を抽出する。骨の CT 値は表 2.1 で示したとおり他の組織に比べ高いため、単純な閾値処理によって骨を抽出することがで

きる。次に、抽出した骨領域のうち、画像左半分に存在する骨のみを抽出し、これを肋骨領域とする。抽出した各肋骨に対し重心を求め、その重心を画像横軸に沿って左側に移動させ、骨領域との交点を算出する。この点同士を、スプライン曲線によって補間することにより、肋骨内側を通る曲線を生成する。この線を肋骨領域と肝臓領域を隔てる境界とし、この部分における濃度勾配を強制的に高くすることにより、Level Set Method の拡張時における過抽出を抑止する。

6.4 実験

6.4.1 ハードウェア構成および使用データ

本研究で使用する PC の主要スペックを、表 6.2 に示す。

本研究で使用する CT データは、東芝メディカル社製 Aquilion16™ で撮影した DICOM 画像データである。表 6.3 に使用した画像データの概要を示す。本研究では、正常例 3 例と、肝臓ガンの領域を有する、異常症例 1 例に対し、実験を行った。1 症例の画像セットより、肝臓の存在するスライス 5 枚をランダムに選択し、それらを木構造フィルタの構築に用いる。

表 6.2 PC の構成

CPU	Pentium IV 3.00[GHz]
RAM	1[GB]
OS	Windows XP Home
開発環境	Microsoft Visual C++ 2008

表 6.3 使用データの概要

メーカー	東芝メディカル社
機種	Aquilion16™
管電圧	120[kV]
管電流	400[mA]
スライス内画素数	512×512[Pixels]
スライス厚	2.0[mm]
画素サイズ	0.616～0.744[mm]

6.4.2 実験結果

(A) 経時情報付加型 ACTIT による肝臓領域抽出結果

図 6.3 に、経時情報付加型 ACTIT による肝臓領域抽出結果を示す。同図左側((a)、(c)、(e)、(g)、(i))は、原画像(非造影)上に参照領域を投影した画像であり、同図右側((b)、(d)、(f)、(h)、(j))は、ACTIT によって構築された木構造フィルタを原画像に適用した抽出結果である。

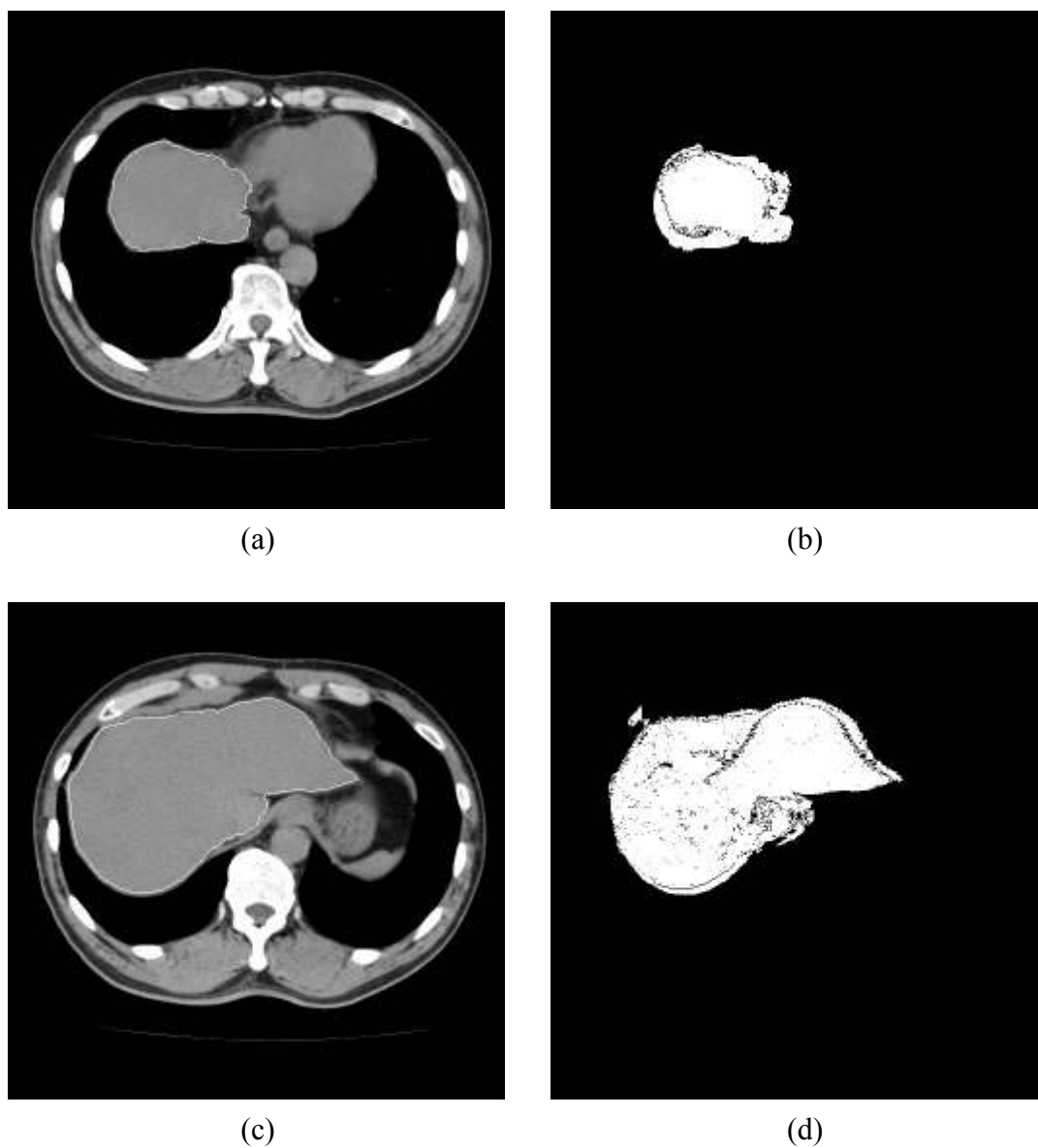
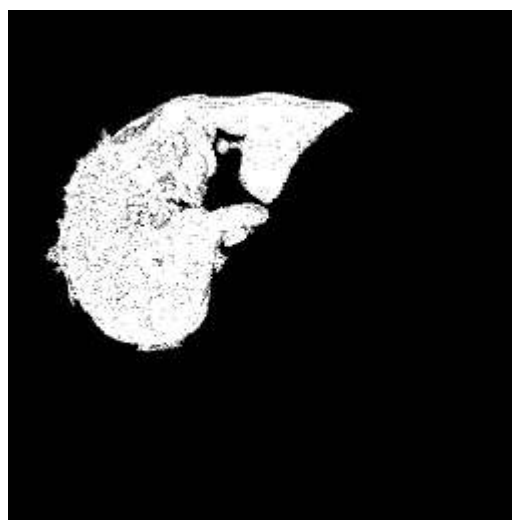


図 6.3 経時情報付加型 ACTIT による肝臓領域抽出結果(続く)



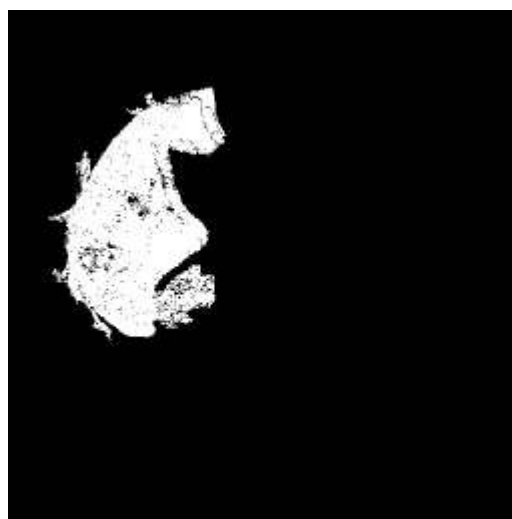
(e)



(f)



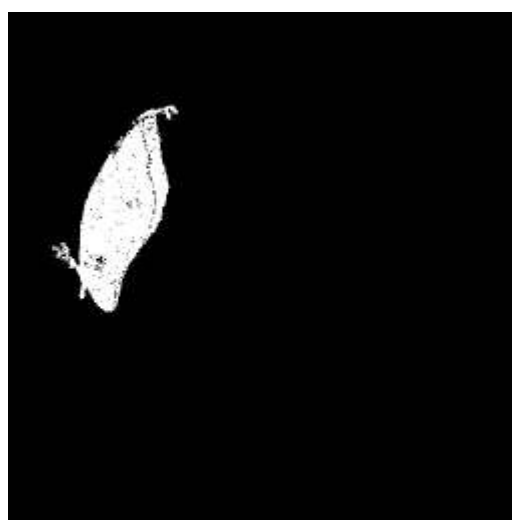
(g)



(h)



(i)



(j)

図 6.3 経時情報付加型 ACTIT による肝臓領域抽出結果

図 6.3 の結果画像を生成する木構造フィルタを、別の症例に適用した結果を図 6.4 に示す。同図(a)は原画像、(b)は木構造フィルタ適用後の結果画像を示す。

表 6.4 に、各画像に木構造フィルタを適用した際の適合度を示す。Reference の症例 (1 症例当たり 5 スライス)より木構造フィルタを生成し、生成された木構造フィルタをそれぞれの症例(1 症例当たり 5 スライス)に適用した際の平均値を示している。なお、適合度は式(5.1)で定義した式より計算し、式中の重み $w_i(x,y)$ は 1 としている。

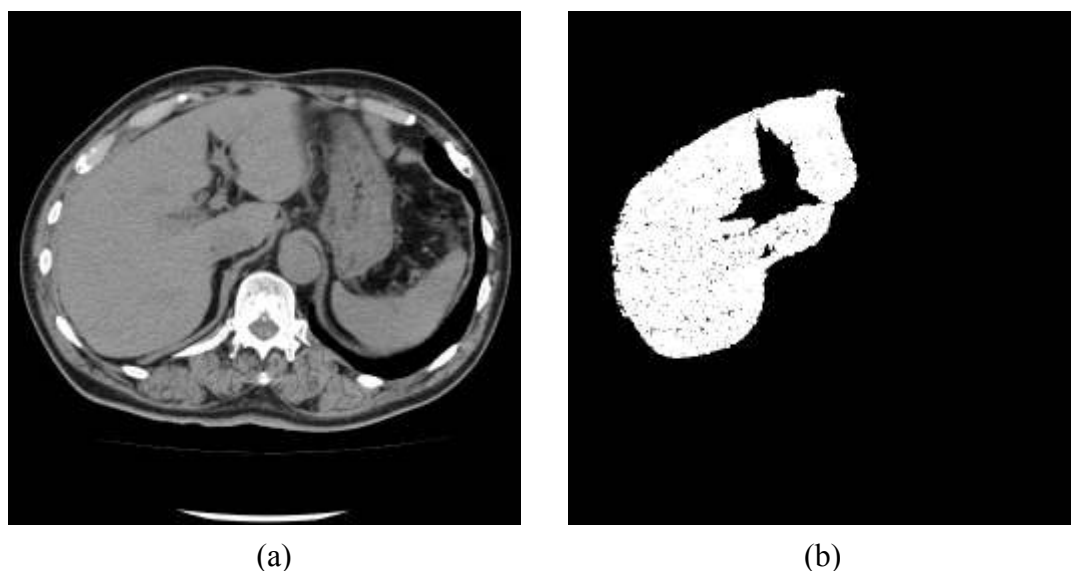


図 6.4 別症例への木構造フィルタ適用結果

表 6.4 適合度

Reference	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
Case 1	(97.95[%])	97.36[%]	97.56[%]	98.56[%]
Case 2	97.42[%]	(97.86[%])	97.38[%]	98.84[%]
Case 3	97.58[%]	97.25[%]	(97.59[%])	98.85[%]
Case 4	94.33[%]	96.41[%]	97.15[%]	(98.69[%])

(B) ACTIT と Level Set Method による 2 段階抽出法

図 6.5 に、ACTIT と Level Set Method による 2 段階抽出法の結果を示す。同図(a)は ACTIT 適用結果であり、これが Level Set Method の初期領域となる。同図(b)は Level Set Method 適用結果である。

表 6.5 に、Level Set Method 適用結果の評価を示す。表 6.4 と同様、1 症例当たり 5 枚のスライスに対し処理を施し、それらの評価値の平均を算出している。評価は、ACTIT 構築時に用いた参照画像との一致度を計算することによって導出し、計算式は式(5.1)、重みを 1 としている。

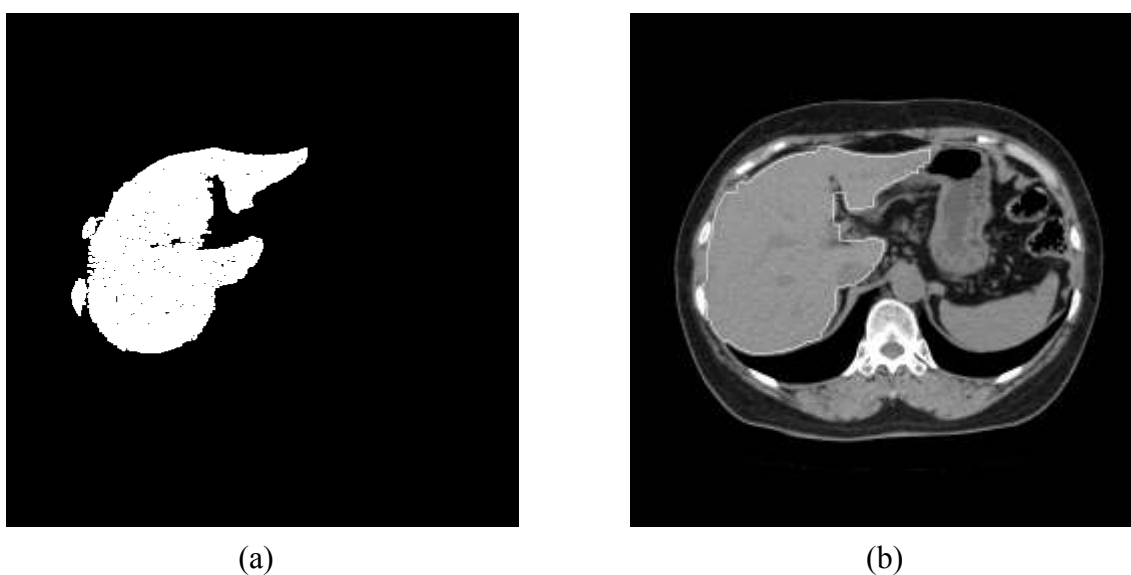


図 6.5 Level Set Method 適用結果

表 6.5 Level Set Method 適用結果の一致度

Reference	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Ave
Case 1	(97.61[%])	97.62[%]	97.46[%]	98.62[%]	97.90[%]
Case 2	96.72[%]	(97.54[%])	97.00[%]	98.65[%]	97.46[%]
Case 3	96.95[%]	97.71[%]	(97.33[%])	98.64[%]	97.77[%]
Case 4	93.66[%]	97.21[%]	97.11[%]	(98.53[%])	95.99[%]
Ave	95.68[%]	97.51[%]	97.19[%]	98.64[%]	97.27[%]

6.5 考察

本章では、非造影 CT 画像と造影 CT 画像を入力画像として与えることにより、経時情報を付加した ACTIT による肝臓領域の自動抽出法を新たに提案した。提案手法を実 CT 画像 4 症例に適用したところ、表 6.4 の抽出結果を得た。

第 5 章で述べた従来の ACTIT を用いた臓器領域の抽出においては、遺伝的プログラミングによる木構造フィルタの最適化に十分な時間を割いたにも関わらず、背部筋肉組織などのノイズが残る結果となった。これは、筋肉組織の CT 値が臓器の CT 値とほぼ変わらず、ACTIT の構築に用いたフィルタでは十分分離することができなかつたためだと考えられる。この問題に対処するため、本章では入力画像に非造影画像と造影画像を用いることにより、造影剤の有無という経時情報を ACTIT に付加する手法を提案し、実験によりその有効性を確認した。図 6.3 に示す画像より、抽出された領域は肋骨の間(肋間部)の筋肉組織を抽出することなく、肝臓領域のみを抽出することができている。また、得られた木構造フィルタを他の症例に適用したところ、木構造フィルタ生成に用いた症例の一致度とほぼ同等の一致度で領域抽出が可能であった。しかし、一部の画像において過抽出や誤抽出が確認された。

抽出漏れ・誤抽出の例を図 6.6 に示す。同図左側((a)・(c))は参照画像、右側((b)・(d))は抽出結果を示す。同図(b)において、参照画像では領域が二つに分かれているが、抽出結果画像では小さい方の領域が抽出できていない(白円部)。これは、木構造フィルタを構成するフィルタ群の中に、「重心が左に存在する最大領域抽出」というフィルタを加えているためであると考えられる。肝臓は人体腹部の中で大きい臓器であり、人体右部(CT 画像上では左部)に存在している。このアトラス情報をフィルタに加味したのが、先述のフィルタである。しかし肝臓は、スライスによってはいくつかの部位に分かれており、さらに形状が複雑なため、2 つの部位に分かれて存在する可能性がある。しかし先述のフィルタは最大の領域のみを抽出するため、領域が 2 つ以上に分離する場合には対応できない。これは、提案手法を 3 次元に拡張することによって対処できると考えられる。

また、同図(d)では、異なる領域の結果が得られている。これは症例 4 によって生成されたフィルタを症例 2 のスライスに適用した結果の 1 枚であるが、他の症例 2 のスライスではおおむね 96%から 99%の一致度を示したのに対し、このスライスでは一致度が 90.62%となっている。これは、木構造フィルタを構築するのに十分な時間を取



図 6.6 抽出漏れ・誤抽出の例

らず局所解に陥ったためであると考えられる。本研究では、フィルタ生成時点での一致度が99%を超える、もしくは30世代一致度が変化しない場合を終了条件としたが、一致度が99%を超えて終了した症例はなく、おおむね97%から98%の一致度で処理が終了した。このため、フィルタ列の最適化が十分でなく局所解に陥ったため、誤抽出が発生する原因となったと考えられる。この問題に対処するためには、フィルタ生成に十分な時間を与え、高い一致度が得られるまで処理を繰り返す必要があると考えられる。一度フィルタが生成されてしまえば、他症例に適用する際にはあらかじめ最適化済みのフィルタを適用すれば良いため、フィルタ生成にかかる時間は問題とならな

いと考えられる。

フィルタ列生成時の問題として、ほとんどのスライスにおいて一致度が 90%を超えているが、実際の画像においては一部で過抽出などが見られる。これは一致度の計算において、画像内のピクセルの重要度を決定する重み(式(5.1)の重み w)を全て 1 にしていることが原因と考えられる。画像内において大部分を占める体外領域を一致度計算に含めているため、画像全体の一致度が高くなってしまったと考えられる。このため、ROI を設定して一致度計算対象領域を制限したり、参照画像内の白画素領域(臓器の正解領域に相当)の重みを 1、それ以外の重みを小さくすることにより、一致度の高さと画像の見た目の乖離を防ぐことができると考えられる。

ACTIT による臓器抽出結果を粗抽出とし、Level Set Method による詳細抽出を施した 2 段階抽出を行い、図 6.5、表 6.5 の結果を得た。実験結果から、ACTIT のみを適用した場合に比べ、16 例中 12 例において一致度の低下が見られた。

一致度の低下を招いた失敗例を図 6.7 に示す。同図(a)、(b)のケースは、境界が不鮮明であり、そこから漏れ出しが発生したケースである。肝臓の上部は心臓に隣接しており、CT 画像上でもその境界が不鮮明な場合が多い。Level Set Method の速度関数において、画像の濃度勾配に関する項を加えているが、同図(a)や(b)のようにエッジが不鮮明な部位では速度関数が低下せず、領域が拡張し続ける。この問題に対処するには、スライス厚の薄い画像に対して提案手法を適用する必要があると考えられる。心臓付近では、心臓の拍動によるモーションアーチファクトによってエッジが不鮮明になりやすいが、スライス厚が薄い CT 画像ならばアーチファクトを最小限に抑えることができると考えられる。

図 6.7(c)のケースは、肋間領域に漏れ出しが発生したケースである。本研究では、肋間領域への漏れ出しを防ぐため、肋骨領域をスプライン補間することによる漏れ出し抑制法を適用した。ほとんどの画像で抑制法の効果を確認できたが、一部の画像では漏れ出しを確認した。この原因として、Level Set Method の初期領域が最初から肋間領域にはみ出していたことと、漏れ出し抑制のための強制エッジをパルス状にしたことが考えられる。前者は ACTIT 適用時点で既に肋間領域にはみ出していたため、漏れ出し抑制エッジの外側に領域が伝播したためであると考えられる。後者は、漏れ出し抑制エッジをスプライン曲線によって設定したが、それをパルス状エッジにしたため、伝播面が内部になれば十分な漏れ出し抑制効果が得られなかったためである

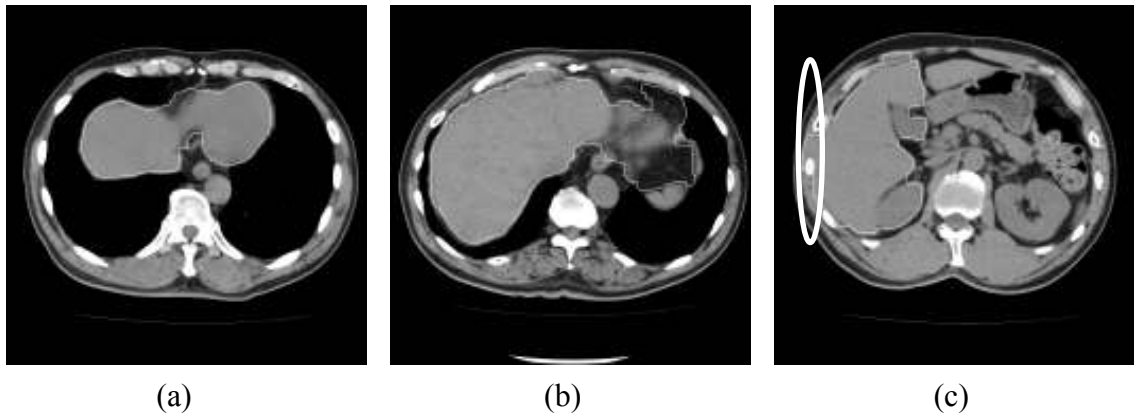


図 6.7 Level Set Method の失敗例

と考えられる。これらへの対策として、Level Set Method の初期伝播面をさらに小さめに取りることが考えられる。

6.6 結論

本章では、造影剤投与前後の CT 画像を入力画像として与え、経時情報付加型 ACTIT による肝臓領域抽出法を提案した。結果として、97%前後の一致度で肝臓領域を抽出することができ、手法の有効性を確認した。しかし、過抽出・抽出漏れが存在し、アルゴリズムのさらなる改良が求められる。

また、ACTIT と Level Set Method による 2 段階抽出法の検討を行った。ACTIT による粗抽出結果を用いることにより、Level Set Method の初期伝播面の自動設定を行うことができた。しかし、画像の濃度勾配に起因する過抽出も確認され、さらなるアルゴリズムの改良が必要である。

今後の課題として、ACTIT による臓器領域抽出フィルタの生成の精度向上が挙げられる。フィルタ列生成時に用いるフィルタ群を、対象臓器の濃度特徴、形状特徴、アトラス情報などを元に再選定し、十分な処理時間を与えてフィルタ構築を行うことにより、より抽出精度の高いフィルタの生成が可能であると考えられる。

本研究では、抽出対象領域を肝臓領域としたが、ACTIT を用いた領域抽出は、腎臓や脾臓などの他臓器のみならず、肺野内結節状陰影などの病変部候補領域の抽出にも応用が可能だと考えられる。各目的に合わせたフィルタを生成することにより、医師を補助する CAD システムへの応用も期待できる。

第7章 Active Shape Model を用いた CT 画像上の臓器領域の自動抽出法

7.1 はじめに

第4章において、アトラス情報を用いた CT 画像上の多臓器抽出について述べた。対象領域は、心臓、肺臓、脾臓、腎臓の4種であり、このうち肺臓、脾臓、腎臓の3種については比較的良好な結果が得られたものの、心臓領域については抽出漏れ、過抽出が存在するケースが見られた。原因として、心臓の拍動によるアーティファクトが多数発生し、臓器の境目が不鮮明であったこと、心臓に繋がる太い血管が心臓領域と同様の CT 値を示すため、そこから漏れ出しが発生したことなどが挙げられる。

心臓領域の自動抽出分野において、桜井ら[67]により人体のアトラス情報を用いた抽出法が提案されているが、心臓領域の抽出精度は8割程度であり、さらなる改善が必要である。

本章では、Active Shape Model(ASM)[15]を用いた肺臓、心臓領域の自動抽出法を提案する。従来の ASM において、変形パラメータの推定には ROI 内の全探索を行っていた。本研究では、変形パラメータの推定に遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた手法を用い、計算時間の低減を試みる。

7.2 画像処理手法

図 7.1 に、本手法の流れを示す。まず、ASM を用いてモデルを作成する。次に GA を用い、ASM の変形パラメータを推定し、変形処理を行うことによって対象臓器領域の抽出を行う。以下に詳細を示す。

7.2.1 Active Shape Model

ASM は、対象形状を統計的モデルによって表現するセグメンテーション手法の一つである。モデルを、対象に形状が合うように繰り返し変形を行うことにより、領域抽出を行う。この際、その形状はモデル作成に使用したデータ群に制約される。以下に詳細を示す。

ASM において形状 \mathbf{X} は n 個の点の集合として表現される(式(7.1))。

$$\mathbf{X}=(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n)^T \quad (7.1)$$

上記のモデルは、モデル作成に使用するデータによって位置、大きさ、回転パラメータが異なる。これらのパラメータを合わせるため、モデルに対し平行移動、拡大、縮小、回転操作を適用することにより、変形形状 \mathbf{x} を作成する(式(7.2))。

$$\mathbf{x}=T_{tx,ty,s,\theta}(\mathbf{X}) \quad (7.2)$$

ただし、 tx 、 ty は平行移動量、 s は拡大(縮小)率、 θ は回転角度を表す。

このように表現された m 個のデータより、以下の式(7.3)によって平均形状を求める。

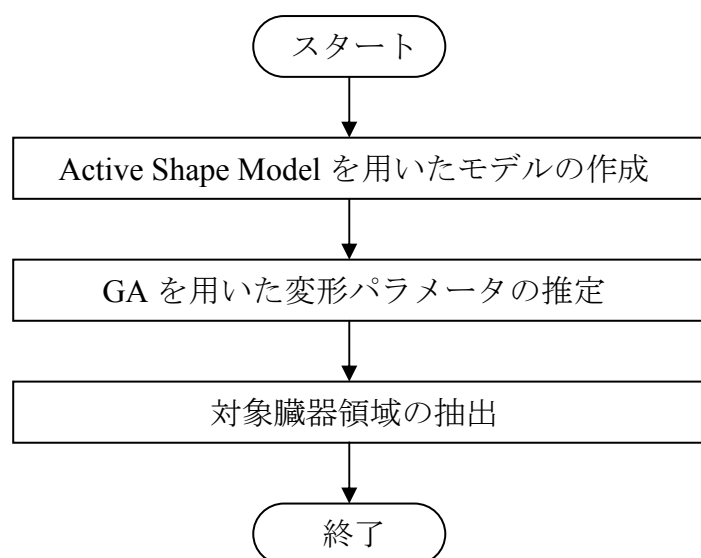


図 7.1 手法の流れ

$$\bar{\mathbf{x}} = \sum_{i=0}^m \mathbf{x}_i \quad (7.3)$$

次に、上記平均形状から式(7.4)により共分散行列 \mathbf{S} を求める。

$$\mathbf{S} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d\mathbf{x}_i d\mathbf{x}_i^T \quad d\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}} \quad (7.4)$$

次に、共分散行列から式(7.5)を用い、固有値 λ_i および固有ベクトル \mathbf{p}_i を求める。

$$\mathbf{S}\mathbf{p}_i = \lambda_i \mathbf{p}_i \quad (7.5)$$

求めた固有ベクトル行列 $\mathbf{P}=(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_m)$ と重みベクトル \mathbf{b} を用い、最終的なモデルを以下の式(7.6)により得る。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b} \quad (7.6)$$

ここで式(7.6)におけるパラメータ \mathbf{b} を変えることにより、モデルの変形が行える。図

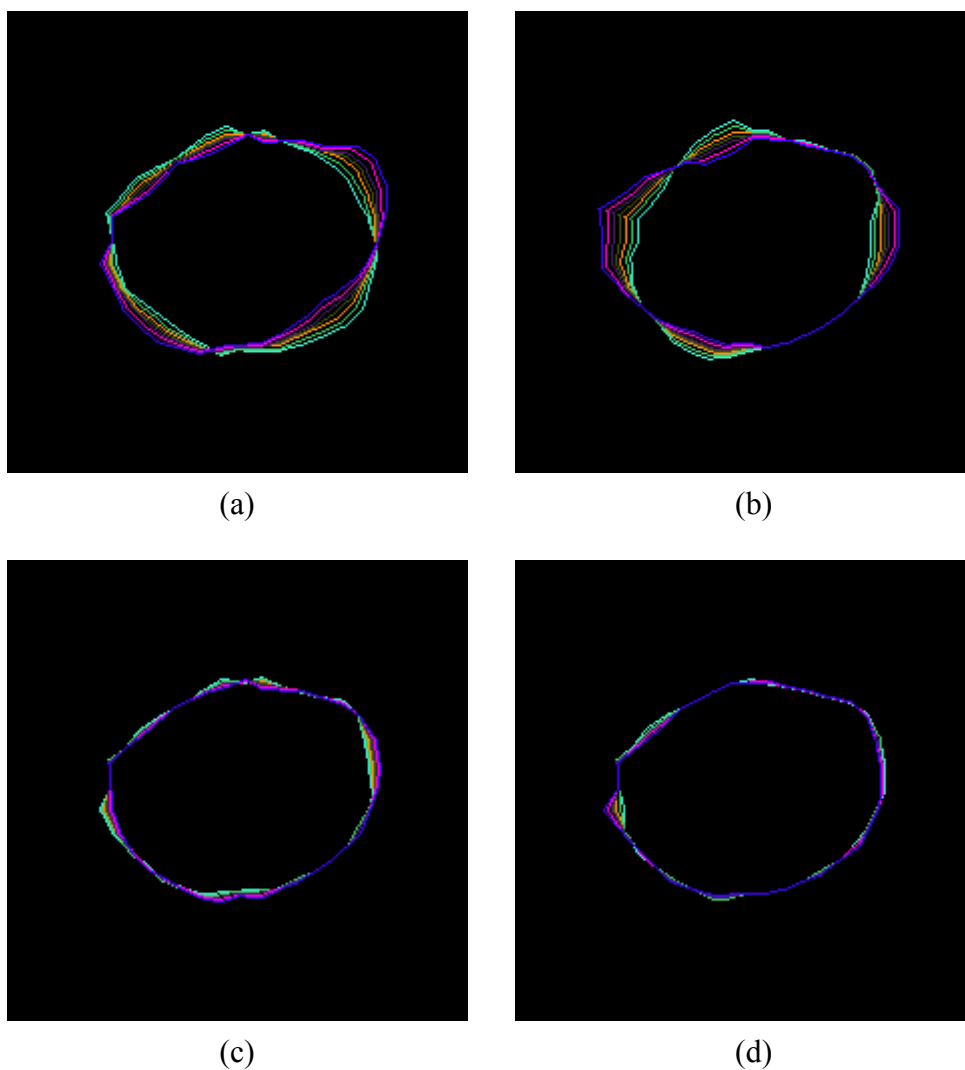


図 7.2 心臓モデルの変形

7.2 に、重み \mathbf{b} を変えることによる、心臓モデルの変形例を示す。同図(a)は、第 1 パラメータのみを変化させた場合、同図(b)は第 2 パラメータのみを変化させた場合、同図(c)は第 3 パラメータのみを変化させた場合、同図(d)は第 4 パラメータのみを変化させた場合である。

ASM では、変形パラメータを推定する際に、モデルを構成する点の周辺の濃度差を考慮する。図 7.3 に、モデルの最適変形点の探索の様子を示す。モデルを構成する点の法線方向を探索範囲とし、探索範囲における濃度勾配をチェックする。濃度勾配が最も高い点を最適位置とし、その座標より変形パラメータ \mathbf{b} を、式(7.7)、式(7.8)により算出する。

$$d\mathbf{b} = \mathbf{P}^T d\mathbf{x} \quad (7.7)$$

$$\mathbf{b}_{i+1} = \mathbf{b}_i + d\mathbf{b} \quad (7.8)$$

ただし、 $d\mathbf{x}$ はモデル構成点の移動量である。

本研究では、肺臓領域の抽出手法として、ASM による抽出法を提案する。

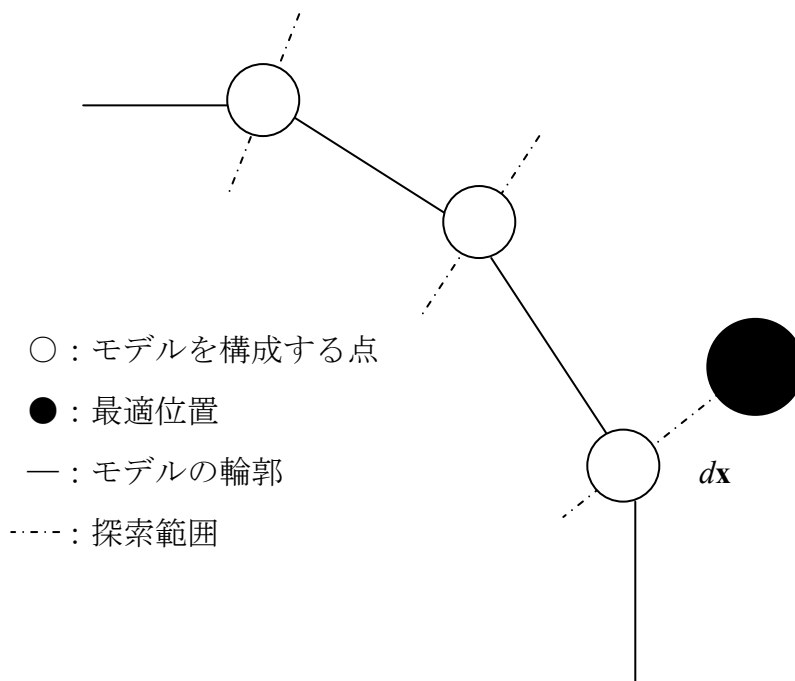


図 7.3 モデルの最適位置の探索

7.2.2 遺伝的アルゴリズムを用いた ASM における変形パラメータの推定

心臓領域の抽出において問題となる点の一つに、CT 画像中のコントラストの低さが挙げられる。心臓は常に拍動しており、CT 画像上ではエッジの不鮮明さや偽像(アーティファクト)として現れる。特にエッジの不鮮明さは、領域抽出を行う上で大きな障害となっている。

本研究で用いる ASM においては従来、モデルの最適位置の探索基準として、画像の濃度勾配を用いていた。しかし ASM を心臓に適用する場合、拍動によるエッジの不鮮明さにより、濃度勾配を用いたモデルの最適位置を探索するのは困難である。

上記の問題点を改善するため、本研究では心臓領域抽出時における最適位置の探索に、遺伝的アルゴリズム(GA)を用いる。GA は最適化手法の一つであり、生物の進化過程を工学的にモデル化したものである。図 7.4 に、GA による ASM パラメータの最適化の概要を示す。

まず、遺伝子の定義を行う。本研究では遺伝子として、モデルのアフィン変換パラメータ(平行移動量、回転量、拡大(縮小)率)と、ASM の変形パラメータを設定する。次に、定義した遺伝子の構造に合わせ、初期遺伝子群を生成する。本研究では、150 個の遺伝子群を生成している。さらに、各遺伝子より生成されたパラメータを用いてモデルを変形させ、変形モデルと原画像との一致度を求める。一致度には、モデル内部の濃度値を考慮した正規化相互相関値を用いる。一致度が一定回数以上変化しない場合、処理を終了する。そうでなければ、選択、交叉、突然変異を適用する。選択にはエリート選択法、交叉には一点交叉、突然変異は全遺伝子の半分に対して適用し、その確率は 1[%]としている。

(A) 濃度値情報を考慮した一致度の算出

ASM 適用時に生成されるモデルは、形状に関する情報のみを保持している。しかし、心臓領域のエッジの不鮮明さにより、形状情報のみで変形パラメータを推定するのは困難である。

本研究では、変形モデルと原画像との一致度として、モデル内部の濃度値情報を用いた正規化相互相関値を用いる。概要を以下に示す。

まず、平均モデルを作成する際、式(7.3)で算出した座標モデル以外に、モデル作成用各学習画像の対応する座標値の平均値を画素値とする、濃度モデルをあらかじめ作

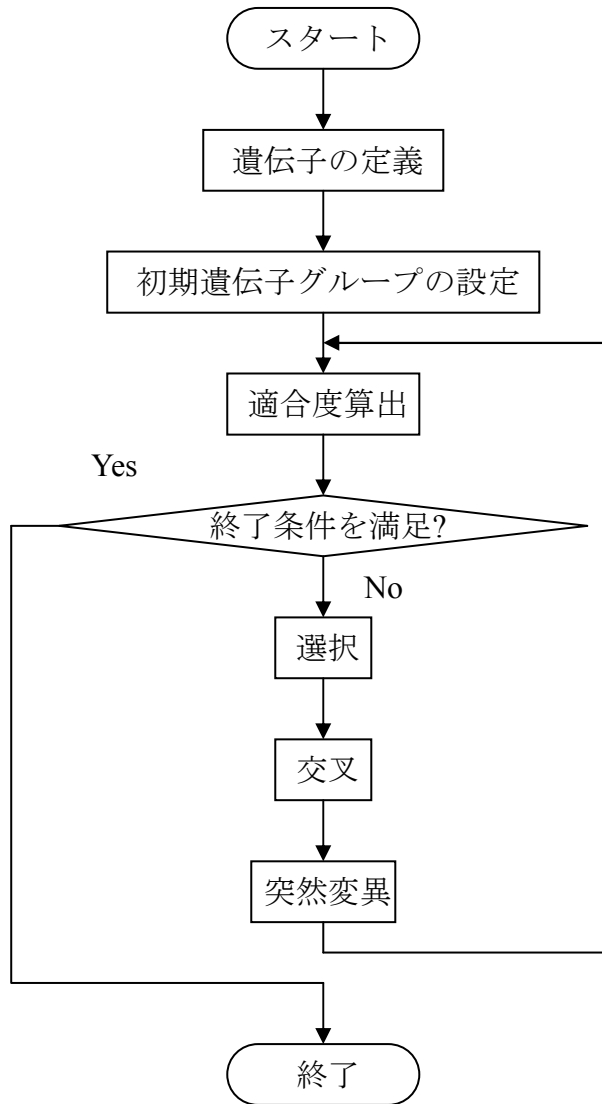


図 7.4 GA による ASM パラメータの最適化

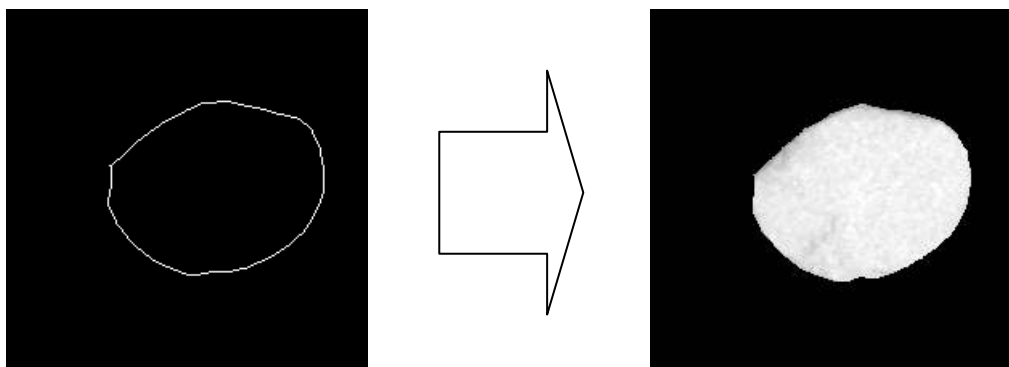


図 7.5 濃度モデル作成

成する(図 7.5)。

次に、平均モデルを各ランダムマークを結ぶ三角形領域に分割する(図 7.6)。そして変形後のモデルのランダムマークを元に、三角形領域を Piece wise affine 変換[68]によって変形することにより、変形後のモデル内部に濃度値情報を与える。この濃度値情報が付加されたモデルと原画像を用い、正規化相互相関値を算出する。これを GA における一致度とする。正規化相互相関は次式で表される。

$$R_{ZNCC} = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} ((I(i, j) - \bar{I})(T(i, j) - \bar{T}))}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} (I(i, j) - \bar{I})^2 \times \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} (T(i, j) - \bar{T})^2}} \quad (7.9)$$

ただし I は原画像、 T はモデル画像、 \bar{I} 、 \bar{T} はそれぞれの画像の平均値である。

(B) Piece wise affine

変形後の平均モデル内の濃度値情報の算出には、Piece wise affine を用いる。図 7.6 で示される三角形領域において、各頂点の座標を $\mathbf{x}_i=(x_i, y_i)(i=1,2,3)$ とする。三角形領域内部の 1 点 \mathbf{x} は、式(7.10)より求められる。

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{x}_1 + \beta (\mathbf{x}_2 - \mathbf{x}_1) + \gamma (\mathbf{x}_3 - \mathbf{x}_1) \\ &= \alpha \mathbf{x}_1 + \beta \mathbf{x}_2 + \gamma \mathbf{x}_3 \quad (\alpha = 1 - \beta - \gamma) \end{aligned} \quad (7.10)$$

また、変形前の三角形領域のある一点は、アフィン変換(平行移動、拡大(縮小)、回転)により、変形後の三角形領域のある 1 点に写像される。これらの点から、変形前後の三角形領域の頂点、および α 、 β 、 γ の値より、変形後の三角形領域内部 \mathbf{x} は以下の式で求めることができる。

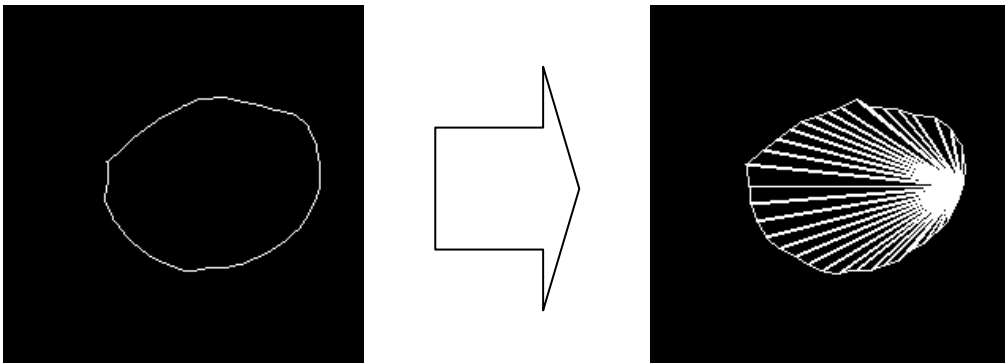


図 7.6 モデルの領域分割

$$\mathbf{x}' = \alpha \mathbf{x}'_1 + \beta \mathbf{x}'_2 + \gamma \mathbf{x}'_3 \quad (7.11)$$

$$\alpha = 1 - \beta - \gamma$$

$$\beta = \frac{yx_3 - x_1y - x_3y_1 - y_3x + x_1y_3 + xy_1}{-x_2y_3 + x_2y_1 + x_1y_3 + x_3y_2 - x_3y_1 - x_1y_2}$$

$$\gamma = \frac{xy_2 - xy_1 - x_1y_2 - x_2y + x_2y_1 + x_1y}{-x_2y_3 + x_2y_1 + x_1y_3 + x_3y_2 - x_3y_1 - x_1y_2}$$

本研究では、これらにより得られるモデルを用い、対象臓器の領域抽出を行う。

7.3 実験

7.3.1 ハードウェア構成および使用データ

本研究で使用する PC の主要スペックを表 7.1 に、使用する CT データの概要を表 7.2 に示す。本研究では、肺臓 5 症例、心臓 5 症例に対し臓器領域の抽出実験を行った。

表 7.1 PC の構成

CPU	Intel Core 2 Duo 3.0[GHz]
RAM	4[GB]
OS	Windows 7 Home Premium
開発環境	Microsoft Visual C++ 2008

表 7.2 使用データの概要

スライス内画素数	512×512[Pixels]
スライス厚	0.5[mm]
画素サイズ	0.683 ~0.723[mm]
CT スキャナ	Toshiba Aquilion
解像度	16[bits]

7.3.2 実験結果

(A) 肺臓領域の抽出結果

図 7.7 に、肺臓領域の抽出結果の一例を示す。図中で緑の線は、設置した初期平均形状モデル、赤の線は ASM 適用後の抽出結果を示す。

実験結果に対し、評価を行った。評価値は、次式で定義される。

$$\frac{T \cap S}{T \cup S} \times 100 [\%] \quad (7.12)$$

提案手法を適用した 5 例の評価値を、表 7.3 に示す。

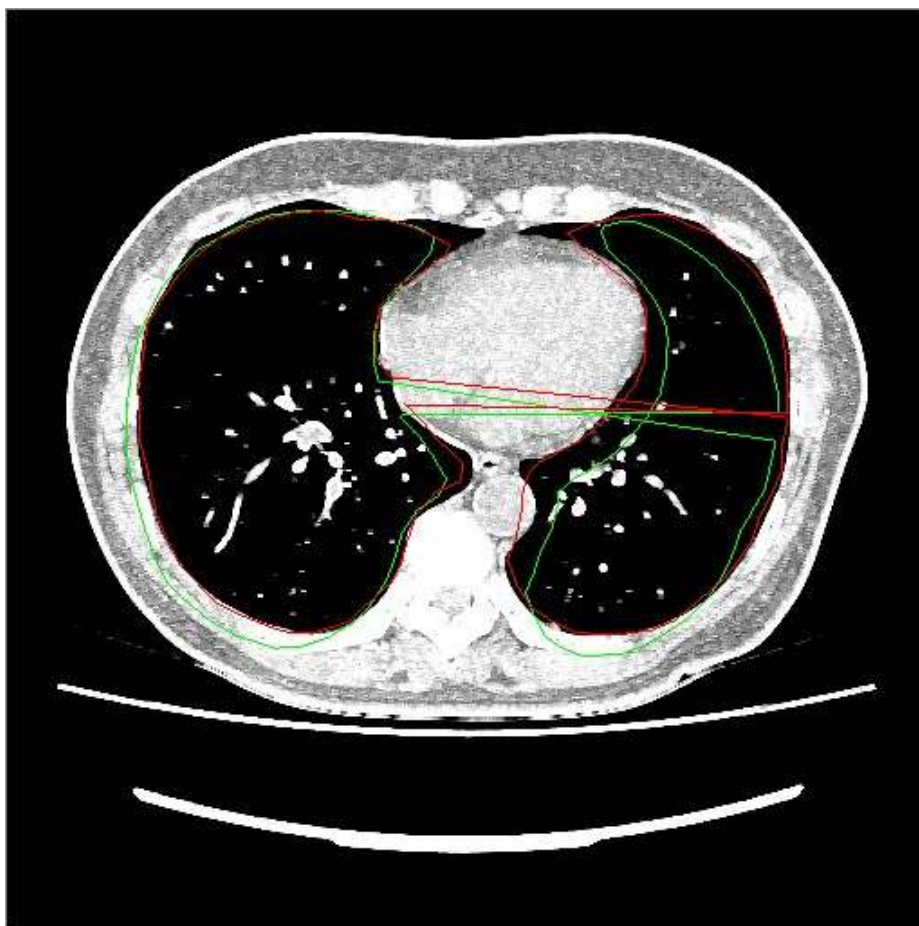


図 7.7 肺臓領域の抽出結果

(B) 心臓領域の抽出結果

図 7.8 に、心臓領域の抽出結果を示す。同図(a)は実験結果、同図(b)は医師によって作成されたゴールドスタンダード、同図(c)は(a)と(b)をオーバーラップさせた画像である。

提案手法を適用した 5 例の評価値を、表 7.4 に示す。

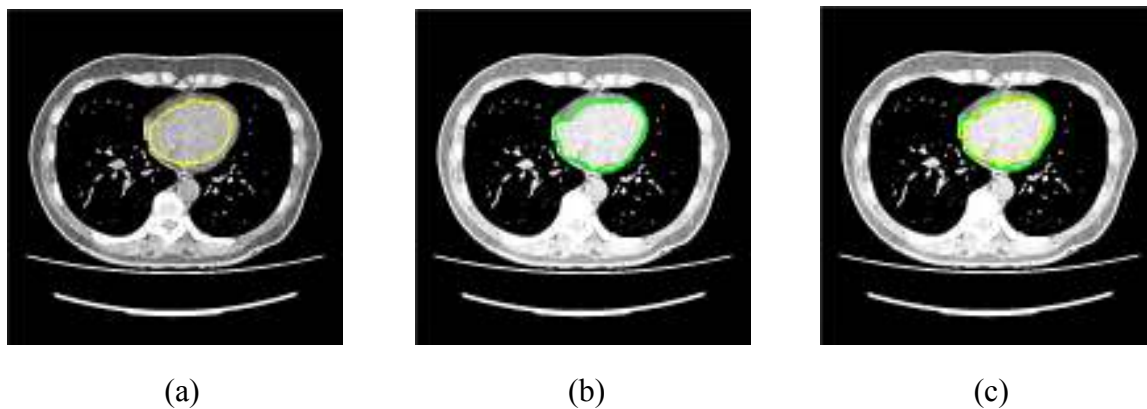


図 7.8 心臓領域の抽出結果

表 7.3 肺臓領域抽出結果の評価

Case	1	2	3	4	5	Ave
Fitness[%]	94.5	89.3	92.5	91.5	87.2	91.0

表 7.4 心臓領域抽出結果の評価

Case	1	2	3	4	5	Ave
Fitness[%]	82.7	85.8	71.7	89.0	79.3	81.7

7.4 考察

本章では、ASM を用いた肺臓、心臓領域の自動抽出法について述べた。心臓領域抽出時において、モデルの最適位置の探索法として GA を利用する手法を提案し、実験により有用性を確認した。しかし、いくつかの症例においては過抽出および抽出不足が観察された。

肺臓領域抽出の失敗例を図 7.9 に示す。どちらも左肺前方(画像右上)において、モデルが輪郭に追従できていないことが確認できる。この原因として、以下の2点が挙げられる。

第一点は、右肺と比較して左肺の変形度が変形パラメータに対し敏感であることである。図 7.10 に肺臓領域のモデルの変形例を示す。本研究で平均モデル作成に用いた学習画像において、右肺領域はどの症例でもほぼ同じ大きさであったのに対し、左肺領域は大きさが異なっている。これにより、作成した変形モデルの左肺領域は変形パラメータに敏感になり、右肺に比べ変形量が大きくなったと考えられる。よって右肺領域に比べ、左肺領域のエッジへの追従が困難であったと考えられる。

第二点は、モデルを構成するランドマーク点が近距離に存在したため、探索範囲がオーバーラップしてしまうという問題点である。左肺前方は CT 画像上で細くなっており、各ランドマーク点の探索範囲がオーバーラップしやすい。最適位置の探索は画像の濃度勾配を参照しているため、上記の領域では、例えば本来画像上方のエッジに

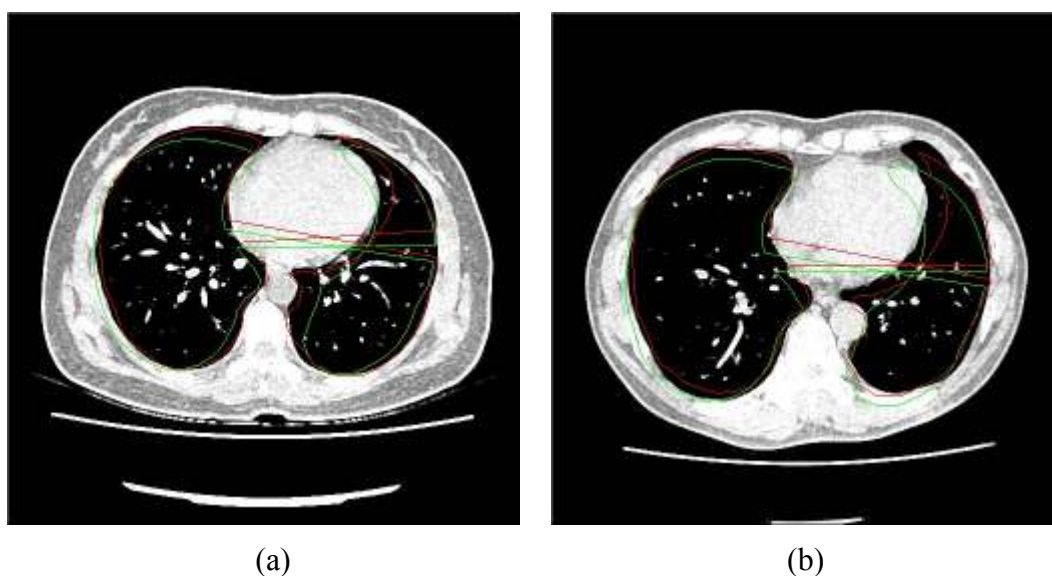


図 7.9 失敗例(肺臓)

追従するはずのランドマークが、画像下方のランドマークに追従するといった場合がある。これにより、正しいモデルが生成できず、結果肺臓領域に追従しなかったと考えられる。

これらの問題を解決するため、右肺、左肺をそれぞれを独立にモデル化し、ASMを適用することや、探索範囲がオーバーラップしている箇所は探索範囲を制限することが有効であると考えられる。

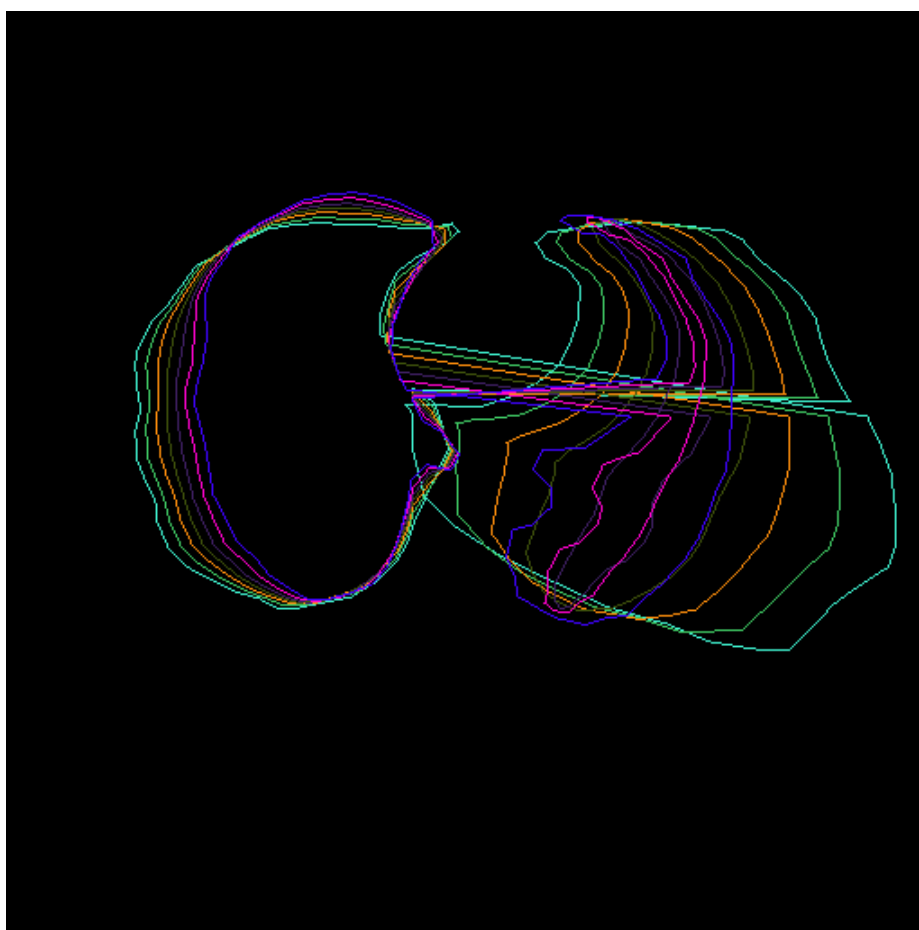


図 7.10 肺臓モデルの変形

続いて、心臓領域抽出の失敗例を図 7.11 に示す。同図(a)はゴールドスタンダード、(b)は(a)に対する抽出結果である。この症例は、心臓形状が複雑なため、ASM のモデルが追従できない場合である。ASM の変形度は、モデル作成に使用した学習画像の形状に依存する。本研究で用いた学習画像では、同図(a)のように複雑な形状をしている画像を使用していない。これにより、複雑な形状に追従できなかったと考えられる。より多くの症例をモデル作成に用いることにより、複雑な形状をしている心臓領域にも追従できると考えられる。また、同図(c)はゴールドスタンダード、(d)は(c)に対する抽出結果である。この症例は、大きさの変化に追従できない場合である。本研究では、モデルの拡大率の決定にも GA を利用しているが、突発的な変形を防ぐため、各

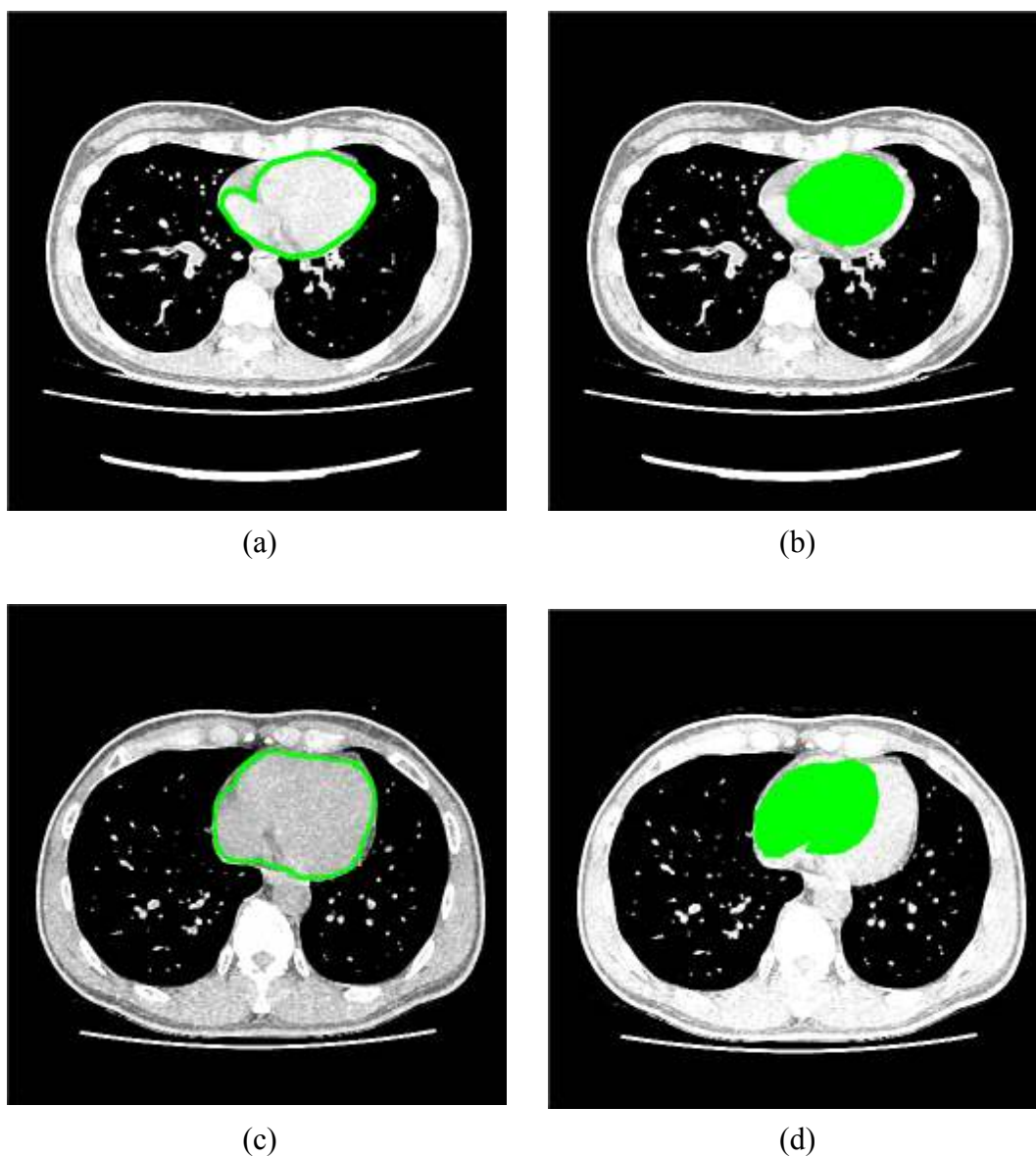


図 7.11 失敗例(心臓)

パラメータの値に制限を設けている。このため、結果画像の状態で局所解に陥った可能性が高いと考えられる。この問題に対処するため、パラメータの変化幅を再考する必要があると考えられる。また、心臓周辺の縦隔領域を含んだモデルを作成することも有効だと考えられる。心臓領域と肺臓領域の間に存在する縦隔領域は、心臓の大きさに対しほぼ一定の割合の大きさを保っている。このため、モデルに縦隔領域を加えることにより、心臓の突発的な縮小を抑制することが可能であると考えられる。

本研究では、2次元スライス画像に対しASMによる臓器領域の抽出法を適用した。拍動により、心臓領域は上部、中央部、下部で大きさが異なっている。今後、3次元データに対し手法を適用することにより、各臓器領域の抽出精度の向上が期待できる。

7.5 結論

本章では、ASM を用いた肺臓領域の抽出、およびパラメータ推定に GA を利用した ASM による心臓領域の自動抽出法を提案した。結果として、肺臓領域に対し平均 91.0[%]、心臓領域に対し平均 81.7[%]の精度で領域を抽出し、その有効性を確認した。しかし、過抽出・抽出漏れが存在するスライスも存在し、アルゴリズムのさらなる改善が求められる。

今後の課題として、モデル作成の際の学習画像を増やし、複雑な形状にも追従できるモデルの構築が挙げられる。また、単一臓器のみならず、複数臓器(肺臓と心臓・縦隔と心臓)を組み合わせ、位置関係を考慮したモデルを作成することにより、さらなる精度向上が見込まれる。

臓器モデルを用いた対象領域の自動抽出は、画像の濃度値に依存しないため、心臓のようなアーティファクトの多い物体に対して特に有効である。肺臓・心臓のみならず、各種臓器のモデルを生成することにより、多臓器の自動抽出が可能となり、医師を補助する CAD システムへの応用が期待できる。また、各種臓器を 3 次元表示することにより、医師や看護師の教育に用いられる人体模型モデルへの応用も考えられる。

第 8 章 考察

本研究では、胸部・腹部 CT 画像を対象とする、各種臓器の自動抽出手法について研究を行った。特に、血管、骨、肝臓領域の抽出に重点を置き、さらに関連する周辺臓器の抽出についても検討を行った。以下に、それぞれの研究に関する考察を述べる。

①血管、骨領域の抽出

第 2 章では、腹部 CT 画像データより、骨領域および血管領域の自動抽出を行い、3 次元表示を行うための手法を提案した。骨領域の抽出に関しては、MIP 画像を用いた肋骨領域の抽出を行い、良好な結果を得た。また、血管領域の抽出に関しては、骨領域をマスク処理によって除去することによって抽出する手法と、造影剤の投与前後の画像を用いた二時相間差分演算による抽出法を試みた。マスク処理による手法では、骨領域を除去することによって血管領域を MIP 画像上に投影することが可能であった。しかし、マスク処理のみでは、他臓器領域や消去に失敗した骨領域がノイズとして残っており、また細かい血管領域の観察も難しい場合もある。特に他臓器領域(主に腎臓)が残っていることから、臓器領域のセグメンテーション法を実装、消去することにより、さらに血管領域が観察しやすい画像が取得できると考えられる。

一方、二時相間差分による血管領域抽出では、画像間のマッチングミスに起因するアーティファクトが発生する場合があった。単純 CT 画像と造影 CT 画像との差分演算を行うことにより、造影剤の通り道である血管領域を強調表示することができたものの、被験者の体位のずれや撮像環境の変化による画像上の位置ずれも強調表示され、血管領域のみを観察するための画像取得には困難な場合が見られた。画像間の位置合わせ精度をさらに向上させ、差分画像上のアーティファクトを低減させることが、大きな課題として挙げられる。

第 2 章での課題を踏まえ、第 3 章では経時的差分技法による腹部 CT 画像上の血管領域の自動抽出法の改良を試みた。特に、3 次元領域に対する Elastic Matching 法を適用し、人体構造の連結性を考慮したマッチング法の改良を行った。結果、ワーピング処理を施すことにより、差分画像上におけるアーティファクトの低減が確認できた。しかし、Elastic Matching 法を適用した場合、適用前と比較して大きな画質改善は確認

できなかった。これは画像全体に Elastic Matching 法を適用したためであると考えられる。画像内には、複数の臓器や腹腔内部の空気領域など、さまざまな臓器が多数存在しており、臓器の連結性が保たれていない箇所も存在する。このため、領域ごとに Elastic Matching 法を適用することにより、組織の連結性を保ちつつ、臓器の違いによる不連続性も考慮した画像変形が可能であると考えられる。

②腹部多臓器領域の自動抽出

第 4 章では、アトラス情報に基づく人体内部の複数臓器抽出法について述べた。3 次元 CT 画像データより肋骨領域を抽出し、各肋骨領域と臓器の位置関係をアトラス情報より取得することにより、各種臓器の大まかな位置の推定を行い、推定した位置情報から Region Growing 法による第一次臓器候補領域抽出、Level Set Method による第二次臓器候補領域という二段階の領域抽出を行った。実験より、各種臓器位置の推定の自動化に成功し、提案法の臓器領域抽出法の有用性を確認した。本研究で対象とした 4 つの臓器のうち、肺臓、脾臓、腎臓についてはおおむね良好なセグメンテーション結果を得ることができたものの、心臓領域については脈動によるアーティファクトを主因とする抽出不足、過抽出の例が一部で見られた。本研究では、対象臓器全てに対し、同一手法による領域抽出を試みたが、各臓器の形状特徴やアトラス情報を加味した手法を適用することにより、さらなる精度向上が見込まれる。

③ACTIT を用いた臓器領域の自動抽出

第 5 章では、木構造フィルタ自動構築法(ACTIT)を用いた臓器領域の自動抽出法について検討した。提案手法を腎臓領域、肝臓領域の抽出に適用したところ、腎臓領域に関してはある程度高い精度で領域を抽出することが可能であったが、肝臓領域は多数のノイズが残る結果となった。腎臓領域に関しては、右腎、左腎ともに大まかに領域抽出しつつ、画素値が近似している背部筋肉組織、肝臓領域がほぼ消去されており、ノイズ除去などの後処理を加えることによって腎臓領域を抽出することが可能であることが確認できた。一方、肝臓領域に関しては、臓器領域のみならず多数のノイズも画像内に残っている。肝臓領域の抽出に失敗した要因としては、両者の形状特性の違いが考えられる。本研究で除去すべき臓器以外の領域、例えば筋肉組織や骨組織などは、人体の正中に対しほぼ対称形をなしている。また腎臓領域は、多少ずれている

もののある程度対称性があり、例えば右腎部が人体正中より左側に存在することはないと考えられる。一方の肝臓領域は、人体腹部においても最大の大きさを示す臓器であり、その一部は人体左側まで達しているため、対称性が認められない。この違いによって、同一フィルタ群を用いた ACTIT では、腎臓領域を正しく抽出できた場合も、肝臓領域の抽出に失敗する場合があると考えられる。また、肝臓は肋間領域において筋肉組織と隣接しており、両者を濃度値に依存するフィルタで分離することは困難である。これも、肝臓領域抽出を阻害する一員であると考えられる。肝臓領域の抽出精度向上のためには、形状特徴と濃度特徴を考慮した ACTIT の再構築が必要である。形状特徴に関しては、対称性ではなく、臓器の大きさ、位置に関する特徴を加味した画像フィルタを採用することにより、抽出精度を向上させることが可能であると考えられる。一方、濃度特徴に関しては、造影剤を投与した画像を用いることにより、臓器と筋肉組織の間に濃度差を与えることにより、臓器抽出が容易になると考えられる。

前章における問題点を踏まえ、第 6 章では、非造影 CT 画像と造影 CT 画像を用いた経時情報付加型 ACTIT の提案と実装、ACTIT と Level Set Method の併用によって肝臓領域抽出の精度向上を目指した。造影剤を投与する前後の画像を ACTIT の入力画像とすることにより、ACTIT に経時情報を付加し、臓器領域と筋肉組織に濃度差を与えた。また、ACTIT 構築のためのフィルタ群に、肝臓の形状情報を加味したフィルタを加え、抽出精度の向上を図った。その結果、従来の ACTIT のみを適用した場合に比べ、背部筋肉組織や背骨、肋間領域などのノイズの大幅な低減に成功した。また、1 症例より得られた木構造フィルタを別の 3 症例にそれぞれ適用し、ほぼ同等の一致度で領域抽出が可能であることを確認した。これにより、「一对の学習画像から生成したフィルタ列が、同種の未知画像にも適用可能である」という ACTIT の特徴が確認でき、汎用性の高い領域抽出フィルタ列の自動生成の可能性が高まった。しかし、誤抽出や過抽出、抽出不足が見られる画像も一部確認された。抽出不足の一因として、ACTIT 構築のためのフィルタ群に、「最大領域のみを残すフィルタ」を加えたことが挙げられる。肝臓領域はその形状ゆえ、スライスによっては 2 つに分割した状態で存在する場合もある。この場合、大きさが小さい領域は前述のフィルタを適用することによって除去されてしまい、抽出不足の一要因となる。しかし肝臓は、3 次元的に見れば一つの領域であるため、ACTIT を 3 次元に拡張することにより、この問題は解決可能であると考えられる。

④ASM を用いた肺臓・心臓領域の自動抽出

第 7 章では、ASM を用いた肺臓、心臓領域の自動抽出法について述べた。特に心臓領域抽出において、モデルの最適位置の探索法として GA を用いる手法を提案し、実験によりその有用性を確認した。

肺臓領域において、特に左肺前方(画像右側)において抽出不足が見られた。これはモデル生成において、左肺領域が右肺領域に比べ変形パラメータに敏感であったため、肺臓領域のエッジに追従できなかつたためであると考えられる。また、モデルを構成するランドマーク点の探索範囲がオーバーラップし、本来追従してほしいエッジとは別のエッジに追従しようとした結果、モデルが変形したためであると考えられる。これらの問題に対処するため、右肺と左肺を個別にモデル化すること、探索範囲がオーバーラップしている箇所において、探索範囲を制限することなどが有効であると考えられる。

心臓領域においては、形状が複雑な場合にモデルが追従できない症例が一部存在した。これは、モデル作成に使用する学習画像を増やすことにより、より汎用性の高い変形モデルを作成することができると考えられる。本研究においては、ASM の変形パラメータとともに、モデルの拡大率も GA によって決定した。しかし、モデルの突発的な変形を防ぐため、各パラメータの値に制限を設けている。このため、モデルが十分に拡大する前に収束してしまつたと考えられる。さらに、周辺領域(縦隔領域)も含んだモデルを用いて ASM を適用することにより、モデルの不自然な変形を回避することが可能であると考えられる。

第9章 結論

現在医療現場では、CT、MRI、PET など様々な医用画像取得装置が用いられるようになった。これにより病変の早期発見・早期治療が可能となり、生活の質は急激に向上した。また新しい手術法の開発、施術により、患者に負担をかけることなく高度な治療を行うことが可能となった。しかし、撮像される画像枚数の増加に伴い、読影する医師への負担は年々重いものとなっており、疲労や経験不足による患部の見落としが懸念されている。本研究では、医師を支援する CAD システムを構築するため、胸部および腹部 CT 画像を対象とする、各種臓器の自動抽出手法について研究を行った。

まず腹部 CT 画像上より、骨、血管領域の抽出を行った。骨の抽出については、MIP 画像を用いた抽出を行い、十分な抽出結果が得られた。また、血管領域の抽出については、骨のマスキ処理による抽出、非造影画像と造影画像を用いた異時相間差分、Elastic Matching を用いた異時相間差分の改良を行った。しかし一部の実験結果においては、ノイズが残る結果となった。特に、異時相間差分に関しては、画像の位置合わせが不十分だったことに起因するアーティファクトの発生が問題である。今後、さらにマッチング精度の向上に努めることにより、血管領域抽出精度の改善が求められる。

次に、腹部多臓器を対象とした自動抽出法について検討した。3次元画像データより肋骨領域を抽出し、アトラス情報を用いて各種臓器の位置を推定し、推定した位置における Region Growing 法、Level Set Method を用いた2段階の領域抽出法を適用した。心臓、肺臓、脾臓、腎臓の4臓器に対し提案手法を適用し、肺臓、脾臓、腎臓については比較的良好な結果を得た。しかし、心臓領域に関しては、モーションアーティファクトに起因する過抽出、抽出不足が見られた。本研究では同一手法による抽出を試みたが、各種臓器の形状、位置に関する特徴を用いた個別の手法に切り替えることにより、さらなる精度の向上が見込まれる。

さらに、ACTIT を用いた臓器領域の自動抽出について研究を行った。非造影画像のみを入力画像とした場合、腎臓領域に関しては大まかな抽出が可能であったものの、肝臓領域に関しては得られる臓器領域以外にもノイズが残る結果となった。この結果を踏まえ、入力画像に非造影画像と造影画像を用いることにより、造影剤の有無という経時情報を付加する ACTIT を新たに提案し、実装した。その結果、肝臓領域の抽

出に関して、平均約 97[%]という一致度で臓器領域を抽出することが可能であった。また、ACTIT と Level Set Method を併用することによる抽出精度の向上を目指したが、特に心臓付近を含む画像において抽出漏れが一部見られた。木構造フィルタの構築に用いるフィルタ群の再選定や、構築そのものに十分な時間をかけることにより、さらに精度の高い領域抽出フィルタを構築することが期待される。

さらに、ASM を用いた肺臓・心臓領域の自動抽出法を提案した。肺臓領域は平均 91.0[%]、心臓領域は平均 81.7[%]の精度で領域抽出を行うことができた。しかし、いくつかの画像で過抽出、抽出漏れが存在した。今後、複数臓器を含んだモデルを用いる、モデル作成用学習画像の症例を増やし、汎用性の高いモデルを構築するなど、アルゴリズムのさらなる改善が求められる。

これまでの研究結果を発展させることにより、胸部および腹部 CT 画像を対象とした CAD システムの構築が期待される。本研究で扱った抽出対象臓器は骨、血管、心臓、肺臓、脾臓、腎臓、肝臓である。それぞれの抽出手法を改善し、さらにそれらを 3 次元表示することにより、医師が患者に病状を説明するためのツールとしての利用が期待できる。また肝臓ガンなどの患部を観察する際にも、対象臓器を自動的に抽出することによって他の非対象臓器の除去が可能となり、より患部のみを集中して観察することができ、結果読影における見落としの低減が期待できる。また、実 CT 画像からの各種臓器の抽出、3 次元表示を利用すれば、手術時にどの方向から開腹、施術するかといったことを検討できる、手術シミュレーションへの応用も期待できる。

また、本研究で扱った事例は CAD システムへの利用にとどまらない。各種臓器を自動抽出し、その位置も加味した 3 次元データとして再構築することにより、医師や看護師が人体内部の構成を学習するための、人体模型モデルとしての利用も考えられる。このような CAI(Computer Aided Instruction)への応用も期待されている。

このように、本研究の研究成果を発展、改良することにより、医用画像を扱う医師のサポート、ひいては治療の恩恵を受ける患者の治療レベルの向上が期待される。さらに、画像セグメンテーション技術は、画像理解を始めとするコンピュータビジョン分野における最重要テーマの一つであり、本研究での領域抽出法は、他の画像処理分野への応用も可能である。

参考文献

- [1] 厚生労働省 平成 21 年(2009)人工動態統計(確定数)の概況 第 7 表「死因簡単分類別にみた性別死亡数・死亡率(人工 10 万対)」,
<http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei09/dl/7hyo.pdf>
- [2] 椎名秀一朗, “肝癌治療の進歩－内科的治療”, 第 123 回日本医学会シンポジウム記録集, pp.64-69, 2003.
- [3] 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.
- [4] M. Kass, A. Witkin , D. Terzopoulos, “Snakes : Active Contour Models”, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No.4, pp. 321-331, 1988.
- [5] A. Yezzi Jr., S. Kichenessamy, A. Kumar, P. Olver, A. Tannenbaum, “A Geometric Snake Model for Segmentation of Medical Imagery”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 16, No. 2, pp. 109-209, 1997.
- [6] C. Xu, J. L. Prince, “Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow”, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 7, No. 3, pp. 359-369, 1998.
- [7] ツァガン・バイガルマ, 清水昭伸, 小畑秀文, 宮川国久, “3 次元可変形状モデルによる腹部 CT 像からの腎臓領域抽出法の開発”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J85-D-II, No. 1, pp. 140-148, 2002.
- [8] TSAGAAN Baigalmaa, 清水昭伸, 小畑秀文, 宮川国久, “可変形状モデルを用いた腎臓領域抽出法の改良と評価”, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 6, No. 1, pp.1-10, 2002.
- [9] 一杉剛志, 清水昭伸, 田村みさと, 小畑秀文, “Level set method を用いた肝臓領域抽出処理手法の開発と評価”, コンピュータ支援診断学会論文誌, Vol. 7, No. 4-2, pp. 1-9, 2003.
- [10] 南雅範, 小林健, 堀口進, 阿部亨, “Level Set Method を用いたらせん走査型 CT データからの臓器の三次元領域自動抽出”, 信学技報, PRMU 97-211, pp.29-36, 1998.
- [11] Dirk Smeets, Bert Stijnen, Dirk Loeckx, Bart De Dobbelaer, Paul Suetens,

- “Segmentation of Liver Metastases Using a Level Set Method with Spiral-Scanning Technique and supervised Fuzzy Pixel Classification”, *In : 3D Segmentation in the Clinic : A Grand Challenge II – Liver Tumor Segmentation*, 2008.
- [12] Yu-Len Huang, Yu-Ru Jiang, Dar-Ren Chen, Woo Kyung Moon, “Level Set Contouring for Breast Tumor in Sonography”, *Journal of Digital Imaging*, Vol. 20, No.3, pp.238-247, 2007.
- [13] 池上隆哉, 柳田友尚, 清水昭伸, 小畑秀文, 縄野繁, “腹部 CT 像からの複数臓器モデル協調によるセグメンテーション手法の開発”, *信学技報*, MI2004-83, pp. 13-18, 2005.
- [14] 中口俊哉, 奥井雅博, 津村徳道, Ken Museth, 三宅洋一, “複数の Level Set を用いた CT 画像からの臓器抽出と術前シミュレーションシステムへの応用”, *信学技報*, PRMU2006-30, MI2006-30, pp.61-66, 2006.
- [15] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, J. Graham, “Active Shape Models – Their Training and Application”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No.1, pp. 38-59, 1995.
- [16] 上村拓矢, 小川淳也, 瀬尾昌孝, 陣延偉, “B-スプライン曲線と Active Shape Model(ASM)を用いた似顔絵の自動作成システム”, *平成 20 年電気関係学会関西支部連合大会抄録集*, G311, 2008.
- [17] 上瀧剛, 内村圭一, 胡振程, “ネットワーク型 Active Shape Model による道路地図の更新と精度の検証”, *信学技報*, ITS2005-116, pp.37-42, 2006.
- [18] Jiamin Liu, J. K. Udupa, “Oriented Active Shape Models”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 28, No. 4, pp.571-584, 2009.
- [19] D. R. Ney, R. A. Drebin, E. K. Fishman, D. Magid, “Volumetric rendering of computed tomography data : Principles and techniques”, *IEEE Comput. Graph. Appl.*, Vol.10, pp.24-32, 1990.
- [20] L. Gao, D. G. Heath, B. S. Kuszyk, E. K. Fishman, “Automatic liver segmentation technique for three-dimensional visualization of CT data”, *Radiology*, Vol.201, No.2, pp.359-364, 1996.
- [21] K. T. Bae, M. L. Giger, C. T. Chen, C. E. Kahn Jr., “Automatic segmentation of liver structure in CT images”, *Med. Phys.*, Vol.20, No.1, pp.71-78, 1999.

- [22] A. Shimizu, T. Ikegami, T. Yanagita, H. Kobatake, “Simultaneous segmentation of multi-organ in three dimensional abdominal CT images”, *Proc. of CARS*, P.1275, 2005.
- [23] Martin Baiker, Julien Milles, Joue Dijkstra, Tobias D. Henning et al., “Atlas-based whole-body segmentation of mice from low-contrast Micro-CT data”, *Medical Image Analysis*, Vol. 14, pp.723-737, 2010.
- [24] J. Schaerer, C. Casta, J. Pousin, P. Clarysse, “A dynamic elastic model for segmentation and tracking of the heart in MR image sequences”, *Medical Image Analysis*, Vol.14, pp738-749,2010.
- [25] 横田圭太, 岡田俊之, 中本将彦, 堀雅俊, 中村仁信, 佐藤嘉伸, “臓器間の隣接関係を考慮した統計的形状モデルを用いた3次元CT画像からの階層的複数臓器抽出”, 信学技報, MI2007-70, pp.43-46, 2008.
- [26] 朝木卓見, 金子豊久, “リージョングロウイングと3次元細線化を利用したセグメンテーション”, 1997年電子情報通信学会総合大会抄録集, p.206, 1997.
- [27] 北川輝彦, 周向荣, 原武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 近藤浩史, 兼松雅之, 星博昭, “体幹部非造影 X線 CT 画像における肝臓アトラスの構築とその肝臓自動抽出法への応用”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-D, No.7, pp. 1837-1850, 2008.
- [28] 荻原義裕, 荻原由香里, 小畑秀文, “複数臓器抽出のための3次元 Thin-Plate Spline による人体構造のモーフィング”, 信学技報, MI2004-28, pp.1-6, 2004.
- [29] 渡辺恵人, 瀧剛志, 長谷川純一, 目加田慶人, “領域拡張法を用いた多時相腹部 X線 CT 像からの肝臓領域自動抽出手順”, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 7, No. 4-4, pp.1-8, 2003.
- [30] 中津川敏也, 荻原義裕, 荻原由香里, 小畑秀文, 島地重幸, “複数臓器セグメンテーションにおけるマッチングのためのコントロールポイントの検討”, 信学技報, MI-2005-23, pp.5-8, 2005.
- [31] 大野玲奈, 桜井博紀, D. Smutek, 清水昭伸, 小畑秀文, 縄野繁, “特徴量分布のパラメータ推定に基づく複数臓器の同時抽出法の改良”, 信学技報, Vol. 105, No. 579, pp. 159-162, 2006.
- [32] 榎本潤, 堀雅敏, 佐藤嘉伸, 村上卓道, 上甲剛, 中村仁信, 田村進一, “マルチ

- スライス CT 画像からの肝臓領域自動抽出” , 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J84-D-II, No. 9, pp.2150-2161, 2001.
- [33] 梶本潤, 佐藤嘉伸, 堀雅敏, 村上卓道, 上甲剛, 中村仁信, 田村進一, “非剛体レジストレーションを適用した多時相腹部造影 CT 画像からの肝臓領域自動抽出法” , コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 7, No. 4-1, pp.1-10, 2003.
- [34] 永橋知行, 藤吉弘亘, 金出武雄, “平滑化処理の繰り返しによる画像セグメンテーションのためのグラフカット” , 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), pp. 241-248, 2007.
- [35] Y. Boykov, V. Kolmogorov, “An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 9, pp.1124-1137, 2004.
- [36] 古屋早知子, 魏軍, 荻原義裕, 清水昭伸, 小畑秀文, 縄野繁, “特徴量選択による乳房 X 線上の悪性腫瘍影判別能力の改善と選択基準の評価” , 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J86-D-II, No. 5, pp.587-597, 2003.
- [37] 横山耕一郎, 北阪孝幸, 森健策, 目加田慶人, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, “CT 値の分布特徴を利用した 3 次元腹部 X 線 CT 像からの肝臓領域抽出” , コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 7, No. 4-3, pp.1-11, 2003.
- [38] J. H. Kinsey , B. D. Vannelli : “Application of Digital Image Change Detection to Diagnosis and Follow – Up of Cancer Involving the Lungs” , *SPIE*, Vol.70 ,Medicine IV , pp.99-112, 1975.
- [39] A. Kano, K. Doi, H. MacMahon, D. D. Hassell, M. L. Giger, “Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change” , *Medical Physics*, Vol. 21, No. 3, pp.453-461, 1994.
- [40] T. Ishida, S. Katsuragawa, K. Nakamura, H. Macmahon, K. Doi, “Iterative image warping technique for temporal subtraction of sequential chest radiographs to detect interval change” , *Medical Physics*, Vol. 26, No. 7, pp.1320-1329, 1999.
- [41] D. Loeckx , F. Maes , D. Vandermeulen , P. Suetens, “Temporal Subtraction of Thorax CR-images Using a Statistical Deformation Model” , *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.22 , No.11 , pp.1490-1504, 2003.
- [42] Quang Li, Shigehiko Katsuragawa, Kunio Doi , “Improved contralateral subtraction

- images by use of elastic matching technique”, *Med.Phys.*, Vol.27, No.8, pp.1934-1942, 2000.
- [43] T. Nagao, S. Masunaga, “Automatic construction of image transformation processes using genetic algorithm”, *Proceedings of the ICIP’96*, Vol.3, pp.731-734, 1996.
- [44] 中野雄太, 長尾智晴, 竹林茂生, “3D-ACTIT による拡散強調像からの異常信号領域の抽出”, *MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY*, Vol.25, No.5, pp.362-370, 2007.
- [45] 榎本雅仁, 長尾智晴, “ACTIT による画像分類システムの提案”, *信学技報*, PRMU2002-42, pp.83-90, 2002.
- [46] 榎永慎哉, 長尾智晴, “サンプル画像を用いた画像変換プロセスの自動構築”, *映像情報メディア学会誌*, Vol.51, No.8, pp.1278-1283, 1997.
- [47] 平津大輔, 長尾智晴, “フィルタ型 3 次元 ACNN と ACTIT システムとの融合”, *信学技報*, NC2000-70, pp.71-77, 2000.
- [48] 岩井喜典, *電子工学進歩シリーズ 9 CT スキャナ -X 線コンピュータ断層撮影装置-*, コロナ社, pp.232-233, 1979.
- [49] <http://www.ipa.go.jp/archive/NBP/ITX2001-1/result/PDF/jisedai/033.pdf>
- [50] S. Katsuragawa, K. Doi, H. Macmahon, “Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography : Detection and characterization of interstitial lung disease in digital chest radiographs”, *Med.Phys.*, Vol. 15, pp.311-319, 1988.
- [51] 石川聖二, 竹田照人, 加藤清史, “平面図形の潜在的対称軸の抽出”, *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J77-D-II, No. 9, pp. 1950-1952, 1994.
- [52] 周藤安造, “医療応用におけるボリューム・レンダリングの有効性の評価”, *The Bulletin of School of High-Technology for Human Welfare, Tokai University*, 創刊号, pp. 87-96, 1992.
- [53] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, D.L.G. Hill, M. O. Leach, D. J. Hawkes, “Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.18, No.8, pp.712-721, 1999.
- [54] 村上誠一, 小田紘弘, 中田肇, 二神恵津朗, 藤本啓司, 陣内裕介, 渡辺秀幸, 桂川茂彦, 土井邦雄, “胸部 CR の経時的差分処理画像に及ぼす吸気量の影響”, *日本放射線技術学会雑誌*, 第 57 巻, 第 7 号, pp.845-852, 2001.

- [55] S. Toyota, H. Kim, S. Ishikawa, A. Yamamoto : “Automatic detection of spleen and gallbladder region employing rib information”, *IEICE*, MI2006-97, pp. 53-54, 2007.
- [56] S. Osher, J. A. Sethian, “Fronts Propagation with Curvature Dependent Speed : Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations”, *J. A. Journal of Computational Physics*, Vol. 79, pp.12-49, 1988.
- [57] 千葉則茂, 土井章男, 3次元CGの基礎と応用, サイエンス社, pp.104-115, 1997.
- [58] 田村秀行, コンピュータ画像処理, オーム社, pp.141-142, 2002.
- [59] 岡部哲夫, 藤田広志, 医用放射線科学講座第14巻医用画像工学, 医歯薬出版株式会社, 2002.
- [60] K. Mori, J. Hasegawa, J. Toriwaki, H. Anno, K. Katada, “Automated Extraction of Bronchus Area from Three Dimensional X-ray CT Images”, *IEICE*, IE93-142, PRU93-149, pp. 49-56, 1994.
- [61] C. Yao, T. Wada, A. Shimizu, H. Kobatake, S. Nawano, “Probabilistic Atlas-guided Eigen-organ Method for Simultaneous Bounding Box Estimation of Multiple Organs in Volumetric CT Images”, *Medical Imaging Technology*, Vol. 24, No.3, pp.191-200, 2006.
- [62] 長尾智晴, 進化的画像処理, 昭晃堂, 2002.
- [63] S. Masunaga, T. Nagao, “Automatic Generalization of Image Transformation Processes Using Genetic Algorithm”, Proceedings of the *IWNVMT-97*, pp. 101-106, 1997.
- [64] 石田伯仁, 長尾智晴, “GAによる画像処理フィルタの自動合成”, 電子情報通信学会技術研究報告, HCS97-11, pp.29-36, 1997.
- [65] 青木紳也, 長尾智晴, “木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT”, 映像情報メディア学会誌, Vol.53, No.6, pp.888-894, 1999.
- [66] Yuta Nakano, Tomoharu Nagao, ”Proposition of 3D-ACTIT and Its Application to PET image processing”, *Medical Imaging and Information Sciences*, Vol. 24, No. 4, pp.119-125, 2007.
- [67] 桜井博紀, 清水昭伸, 小畑秀文, 縄野繁, Daniel Smutek, “近傍情報を考慮した事後確率のカスケード処理による3次元CT像からの複数臓器同時抽出”, 信

学技報, MI2006-173, pp.61-64, 2007.

- [68] Mikkel Bille Stegman, “Active Appearance Models – Theory, Extensions & Cases 2nd Edition”, *LYNGBY 2000 Master Thesis IMM-EKS-2000-25*, 2000.

謝辞

本研究の遂行にあたり、熱心にご指導頂いた金亨燮准教授に深く感謝し、この場を借りて御礼申し上げます。

また、本学工学部の石川聖二教授、田川善彦教授、芹川聖一教授には、論文の推敲ならびにご指導を賜りました。諸先生方に感謝の意を表します。

また、タンジュークイ先生をはじめ、本学工学部機械知能工学科制御工学教室の先生方には、日頃ご鞭撻を賜りました。謹んで諸先生方に感謝の意を表します。

また、研究を進めるにあたり医学的助言を頂きました、医療法人共愛会戸畑共立病院 山本晃義先生、産業医科大学病院 村上誠一先生に感謝申し上げます。

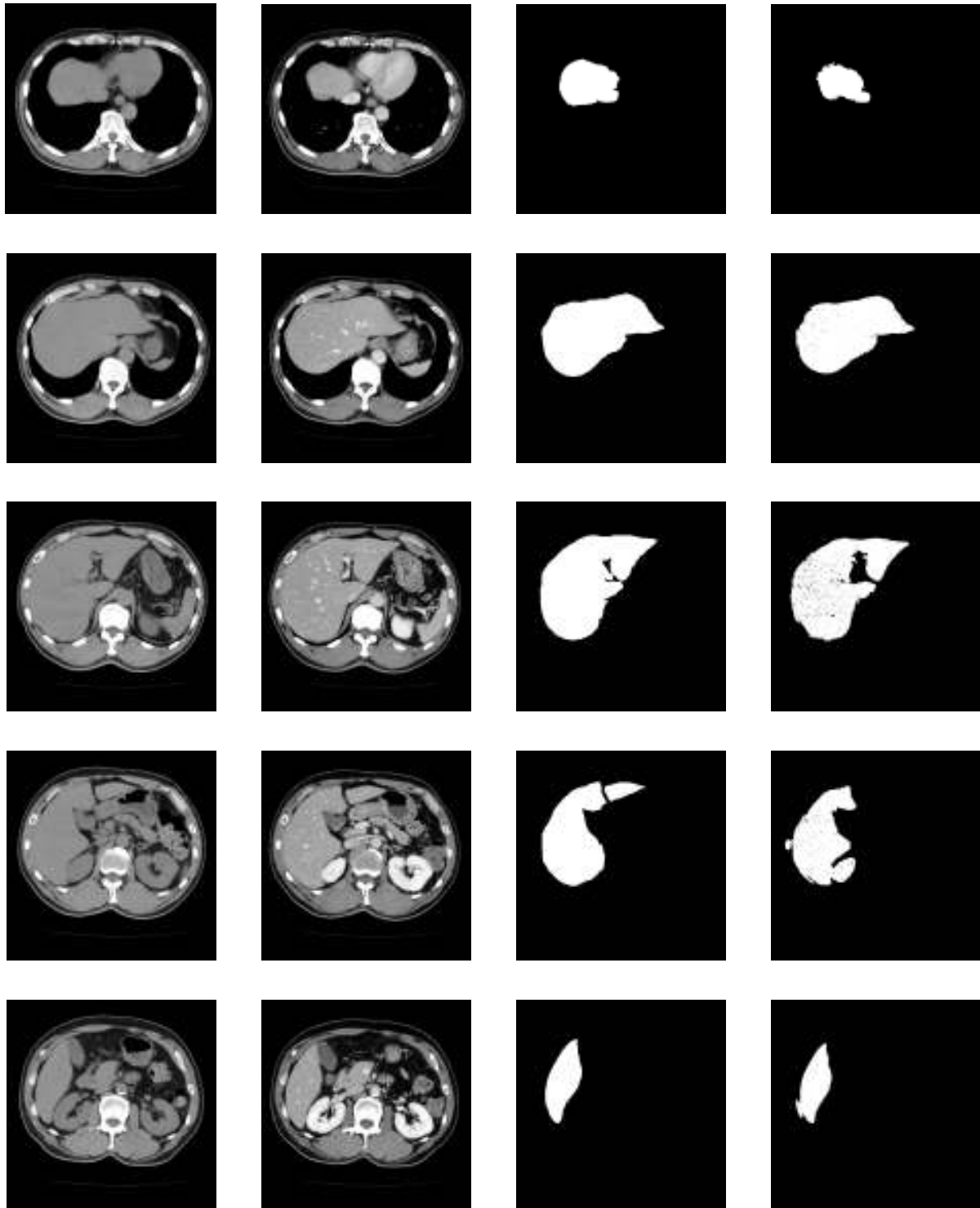
最後に、画像処理に関する多大な助言を頂いた、金研究室および石川研究室の卒業生・在学生の方々に心から感謝いたします。

付録 A

本論文第 6 章で用いた画像セットからのセグメンテーション結果を以下に示す。なお(a)は入力画像(非造影)、(b)は入力画像(造影・Phase 3)、(c)は参照正解画像、(d)は木構造フィルタ生成時の最終出力結果である。また、(e)、(f)、(g)は学習画像群より生成された木構造フィルタを、未知画像群に適用した場合のセグメンテーション結果である。

① 症例 1 を学習画像群として使用 (5 スライス)

(e)は症例 2 に適用した結果、(f)は症例 3 に適用した結果、(g)は症例 4 に適用した結果である。

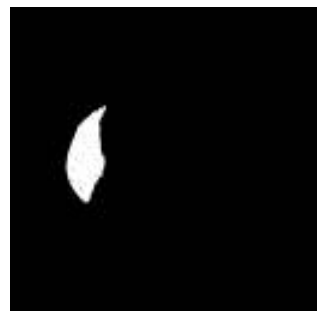
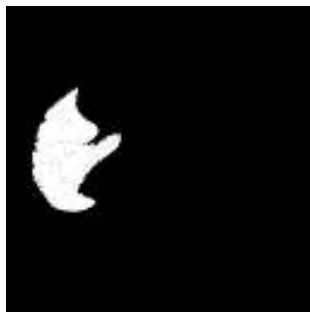
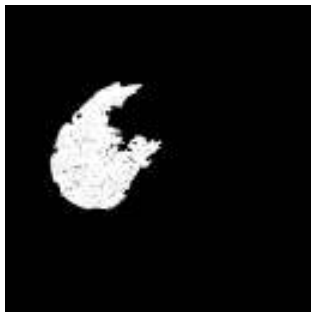
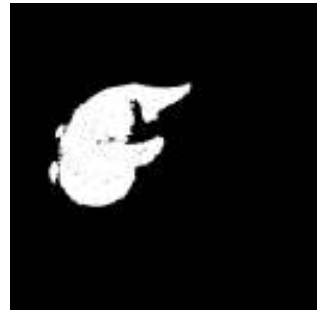
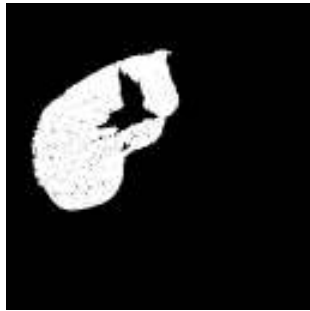
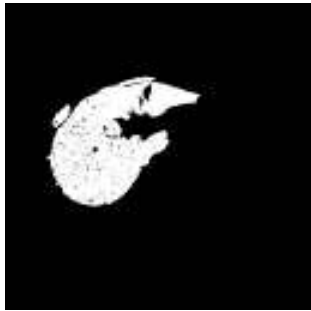
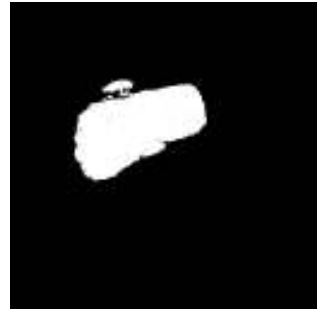
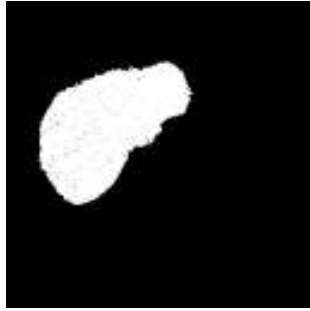
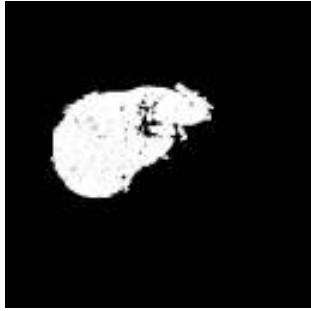


(a)

(b)

(c)

(d)



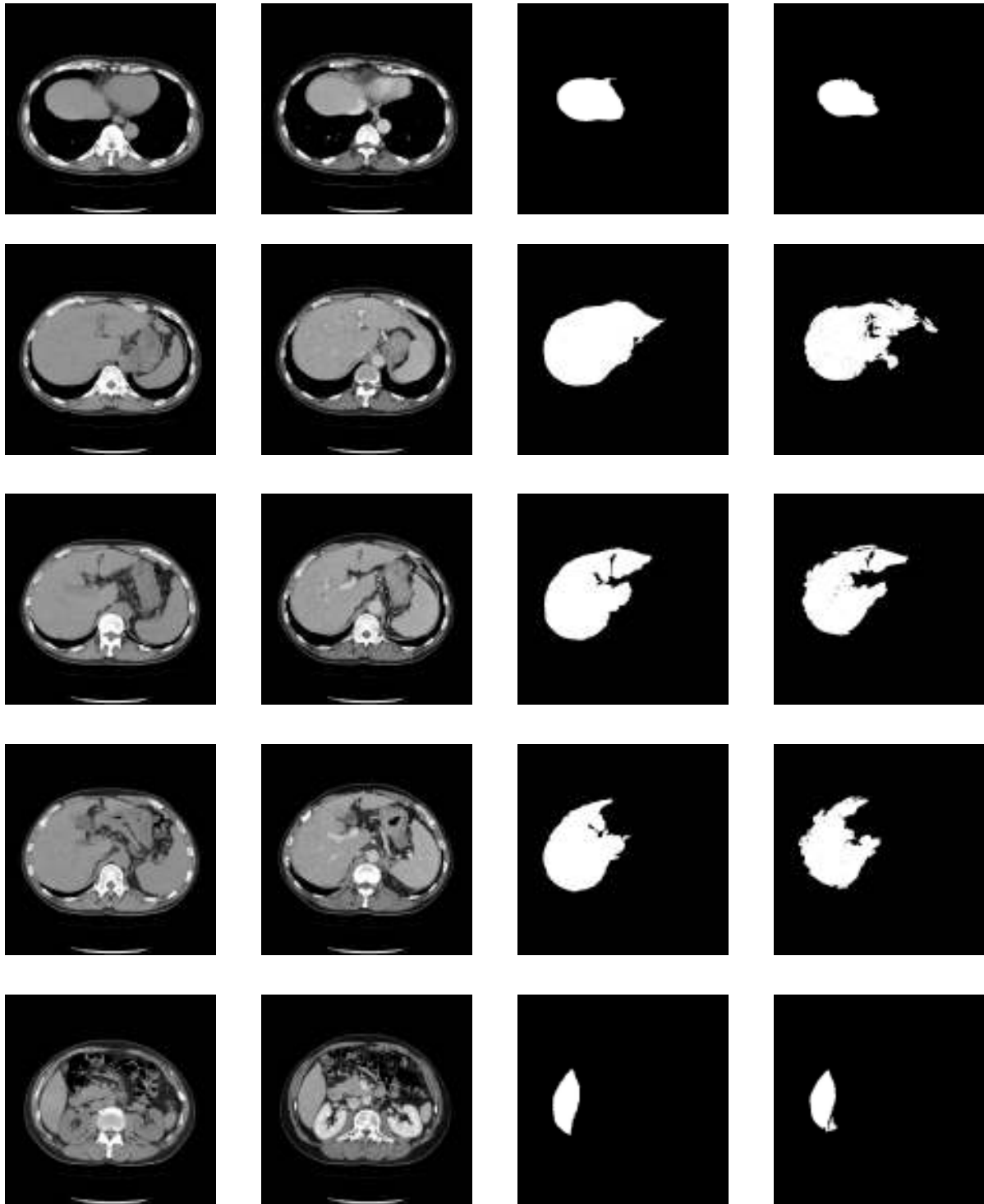
(e)

(f)

(g)

② 症例 2 を学習画像群として使用 (5 スライス)

(e)は症例 1 に適用した結果、(f)は症例 3 に適用した結果、(g)は症例 4 に適用した結果である。

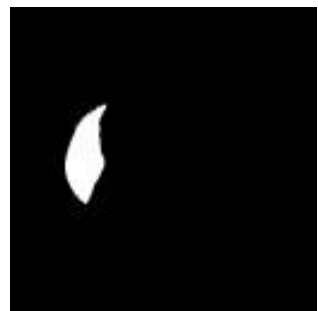
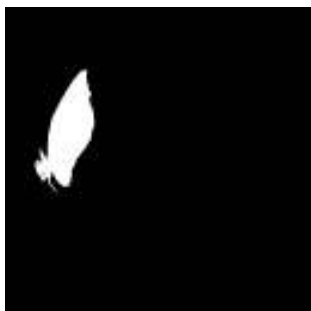
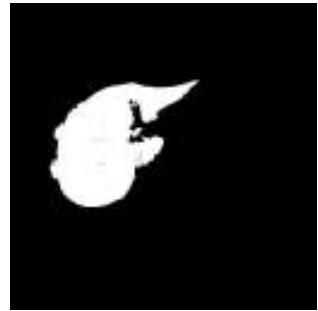
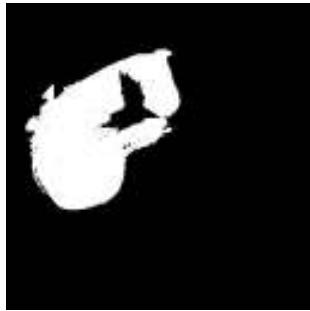
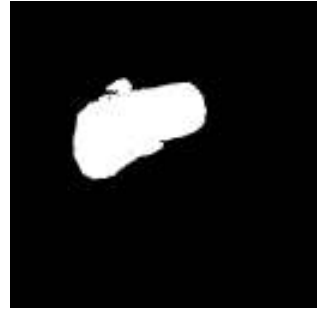
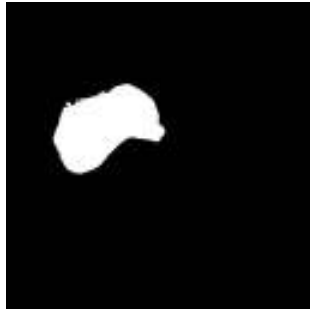


(a)

(b)

(c)

(d)



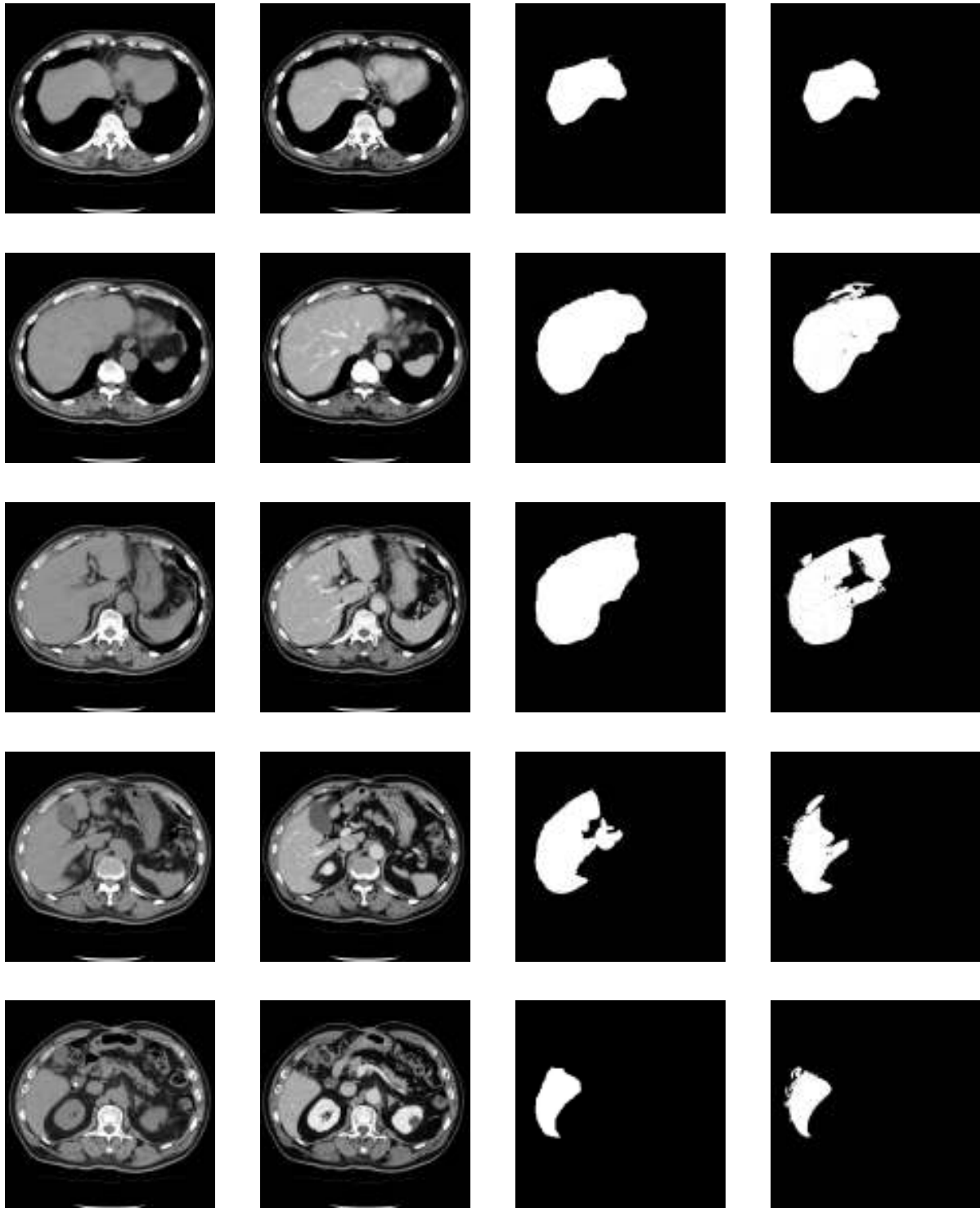
(e)

(f)

(g)

③ 症例 3 を学習画像群として使用 (5 スライス)

(e)は症例 1 に適用した結果、(f)は症例 2 に適用した結果、(g)は症例 4 に適用した結果である。

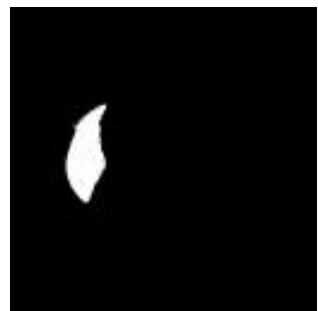
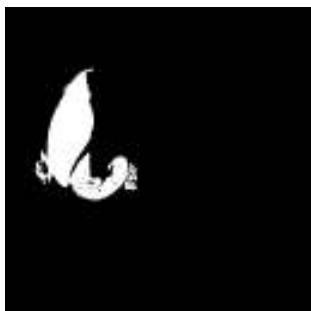
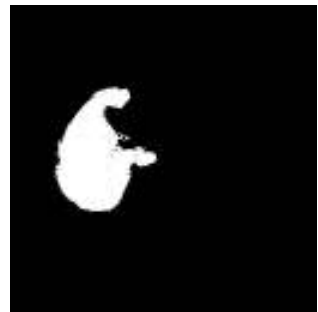
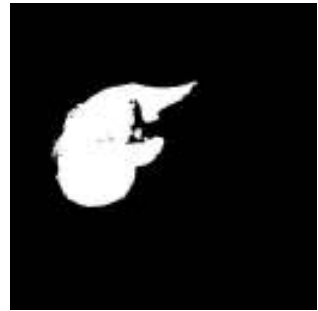
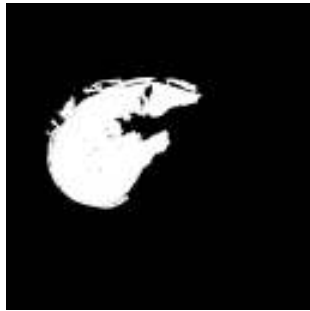
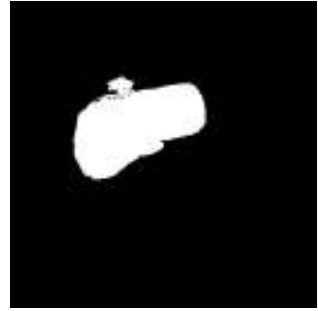
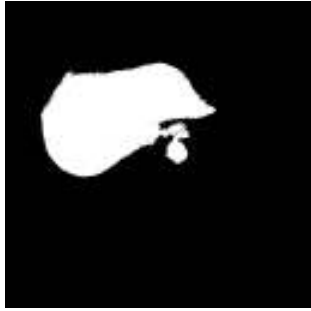
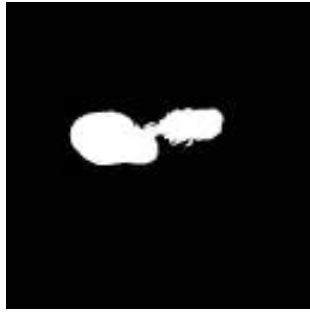


(a)

(b)

(c)

(d)



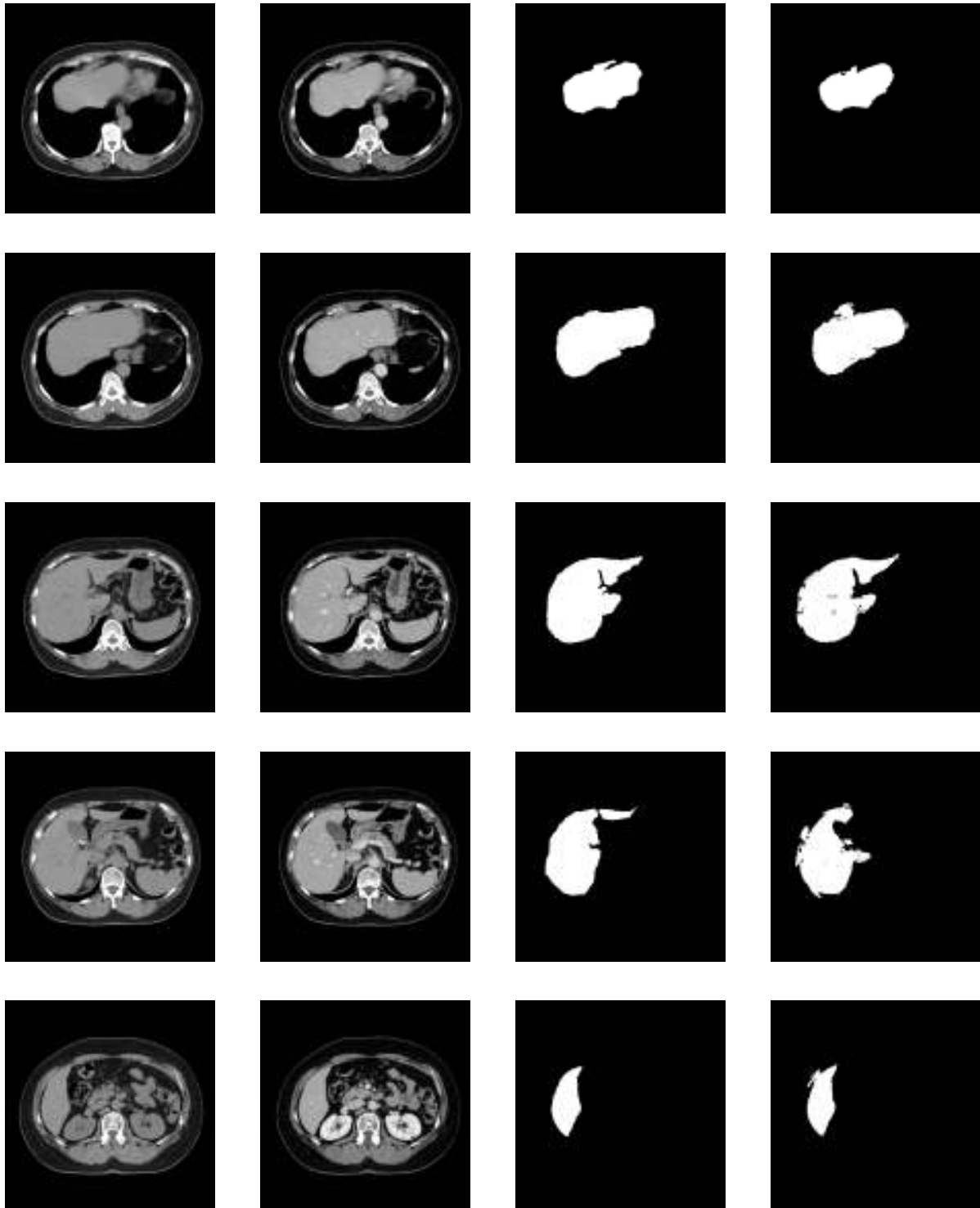
(e)

(f)

(g)

④ 症例 4 を学習画像群として使用 (5 スライス)

(e)は症例 1 に適用した結果、(f)は症例 2 に適用した結果、(g)は症例 3 に適用した結果である。

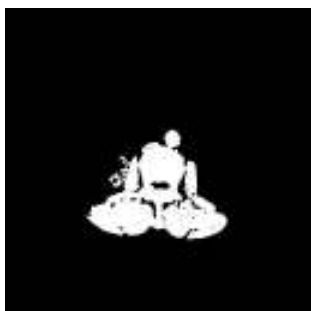
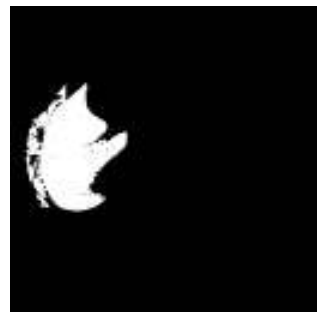
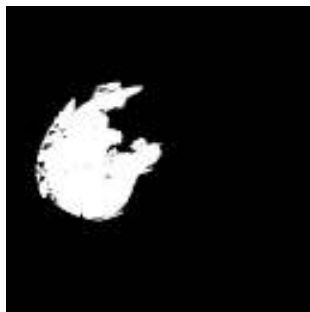
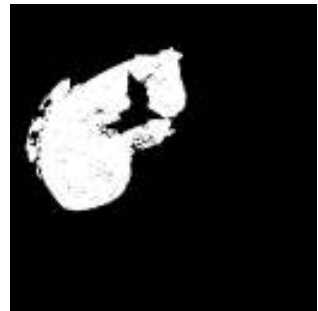
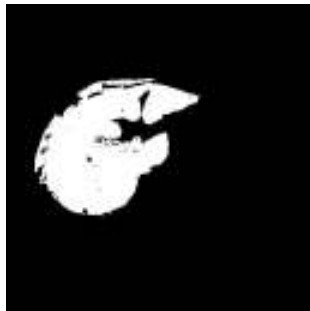
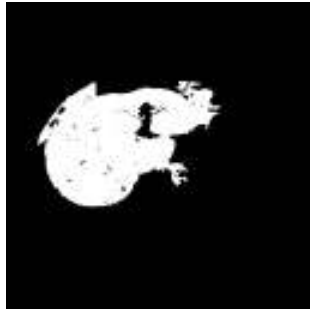


(a)

(b)

(c)

(d)



(e)

(f)

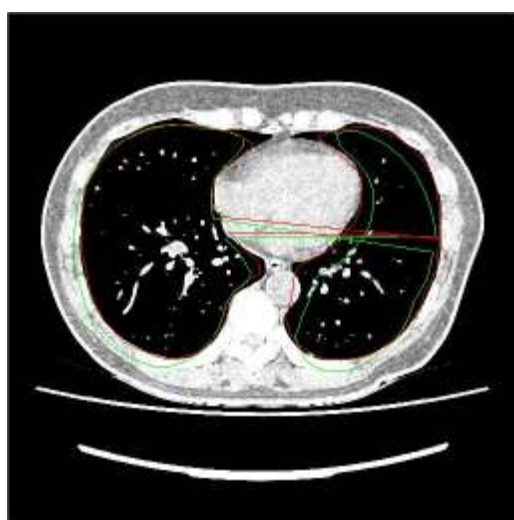
(g)

付録 B

本論文第 7 章の実験結果を示す。

① 肺臓領域抽出結果

図中の緑の線は初期平均形状モデル、赤の線は変形後のモデル(抽出結果)を示す。なお図中の(a)~(e)は症例番号を示す。



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

② 心臓領域抽出結果

図中の(a)は正解領域、(b)は抽出結果を示す。添字は症例番号を示す。



(a-1)



(a-2)



(a-3)



(b-1)



(b-2)



(b-3)



(a-4)



(a-5)



(b-4)



(b-5)