

**A study on an improvement of MRI
workflow**

- Automated positioning for MRI images -

MRI ワークフロー改善に関する研究
- MRI 画像の自動位置決めに関する検討-

博士学位論文

2014 年 9 月

後藤 隆男

宇都宮大学大学院 工学研究科 システム創成工学専攻

Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the
degree of Doctor of Philosophy in Engineering

An Improvement of MRI Workflow
- Automated positioning for MRI images –

Takao Goto

Supervised by: Professor Satoshi Ito
Department of Innovation System Engineering,
Graduate School of Engineering, Utsunomiya University
September, 2014

Copyright © 2014, Takao Goto. All rights reserved.

概要

近年 MRI (Magnetic Resonance Imaging) における画像化技術の進歩は目ざましいものがある。ファンクショナル MRI は既に技術的に確立し、脳研究に広く用いられている。また、血管撮像技術であるアンジオグラフィ (angiography) は、定量評価のできる血流動態画像解析に発展し、高速撮像化技術では、パラレルイメージングはもとより、スパース性を利用した圧縮センシングによる技術が実用化に近いところに来ている。さらに撮像される患者側に特に配慮した静音化技術の開発も最近著しい進歩を遂げている。このような新しい撮像技術は、入力するパラメータや撮像計画を多様化させることになり、MRI 検査に従事する診療放射線技師や臨床検査技師などのオペレータが行う操作は年々高度化、複雑化している。しかしながら、検査自体には従来通りの時間的制約があるため、オペレータ操作の自動化のニーズが年々高まってきている。このようなオペレータが行う作業であるオペレータワークフローの改善は、検査を効率的かつ正確にこなし、オペレータによる操作のばらつきを抑えることができるという利点がある。本論文ではこうした背景を受けて、上記ワークフローの改善を実現することが大きな目的である。特に本研究では、オペレータワークフローの中で最も手間がかかり、かつ経験と技量が求められる撮像計画に注目する。撮像部位に関しては、頭部、腰椎頸椎などの部位は MRI が最も得意とされる場所であり、すでに撮像計画の自動化が一部実用化されている。一方、腹部に関しては撮像時間が長い MRI が不得意とする場所であり、ゆえにオペレータに経験と技量がより要求される部位である。よって、腹部において、オペレータに依存しない一貫した検査を実現するという意義は他の部位に比べてより大きいといえる。本研究では、腹部の中で最も MRI で撮像される機会の多い肝臓検査の撮像計画の自動化を主目的とする。

本論文では、上記ワークフローの改善を実現するため、肝臓検査に関する 3 つの項目を検討する。第一の項目は、肝臓の撮像面を自動で計画する手法である。肝臓の撮像面

は殆どがアキシャルであるが、肝臓上部のエッジから下部エッジまでを画像化するようにスライス面を設定する。オペレータは全肝が含まれるように何度も coronal 面や sagittal 面を見てスライス面を設定しており、ワークフローを低下させる要因となっている。第二の項目は、肝臓造影検査におけるボーラストラッカーの自動設定である。ボーラストラッカーは、造影剤の到達を検知するマーカーであり、マーカー内の MR 信号を常に検出している。ボーラスがマーカーの設定位置に到達すると MRI の実際の撮像が開始される。このトラッカーの設定は 3 次元的な構造を持つ大動脈内部に設定する必要があり、位置を決めるための画像に大動脈が明瞭に映ってない場合には別の手段によって明瞭な画像を得て設定する。造影検査は短時間の内に続けて何枚も撮像する必要があり、このトラッカーの設定の成否が造影検査の結果に影響を与える。第三の項目は、肝臓の動き補正に用いられるナビゲータトラッカーの自動設定である。このトラッカーは呼吸に伴う肝臓の動きを MR 信号でモニターする領域を設定するもので、肝臓上部のピーク位置付近に設定する必要がある。この設定においても、設定箇所が適切でないと検出されるナビゲータ信号にノイズが混入し、肝臓の動きが良好に反映されない MR 信号が検出されてしまうなど、結果の画像に与える影響が大きい。ボーラストラッカーと同様、ワークフローを低下させる作業の一つであり、オペレータによっては技量の差が出やすい作業である。以上の3つの項目は腹部検査において特に時間をかけて慎重に行っているもので、これらを改善することによってワークフローを大幅に改善できると考えられる。

本論文は「序論」から「結論」までの5章で構成される。

第1章は「序論」として本論文の目的および全体の構成についてまとめている。まずは MRI の画像化技術の進歩が、MRI のオペレータワークフローにどのような影響を与えているか、肝臓検査のみならず、他の MRI 検査も含めて具体的に述べる。さらに MRI 検査のワークフロー改善全体について、これまで提案されてきた手法について述べ、肝臓検査に関するワークフロー改善の意義と本研究の位置付けを明らかにする。

第2章では、肝臓の撮像面を自動で計画する方法について、2つの手法を提案する。肝臓スライス面の自動設定については、単純には肝臓のセグメンテーションを行えば容易に上部エッジと下部エッジの位置が求まるが、現状では MRI 画像から肝臓を正確にセグメンテーションする技術は確立されていない。また、3次元処理のため計算時間は数分以上を必要とする。そこで第一の手法では、新たに取得する3次元の画像から coronal と sagittal の2次元投影(プロジェクション)画像を作成する。この投影画像には肝臓の上部下部エッジ両方の情報が含まれているので、この画像から肝臓投影像の輪郭を抽出することによって、肝臓上部エッジと下部エッジを検出してスライス面の自動設定が可能になる。本法ではこの輪郭の抽出には統計的モデル手法一つである Active Shape Model (ASM)を適用した。

ASM では、学習した形状データに基づき変形して輪郭を抽出するので、ノイズなどの誤差の影響を受けにくいという特徴がある。しかしながら、学習データに無いような肝臓の変形、例えば、肝臓疾患による肝臓組織と大きさの変形、手術による肝臓の変形などにも適用可能にしようとすると膨大な学習データになり、ASM のような線形な変形では対応しきれなくなってしまう。そこで第二の手法では、肝臓の多様な変形に適用可能なように MAP 推定を用いた手法を新たに提案する。本手法では学習を行う必要はなく、変形した肝臓に柔軟に対応できる。はじめに肝臓疾患や手術の影響により変形した肝臓を正常肝臓からシミュレーションによって作り出し、これに本手法を適用して有効性を確認した。最後に実際の患者データにより本手法の効果を確認し、問題点も明らかにした。

第3章では、ポーラストラッカーの自動設定を実現する手法について述べる。ポーラストラッカーの自動設定のためには、大動脈の位置を同定することが必要である。提案法では、大動脈がアキシャル面において、上から下へ脊椎の周りに反時計周りに回転するように配置されることを利用した。はじめに脊椎の位置を検出し、その周りをアンサンブル機械学習手法のひとつである AdaBoost を利用して大動脈の位置を検出した。また、計算時間を短縮するため、探索範囲を一個前のスライスの大動脈検出位置から扇状に設定して、スライス毎に探索範囲を変えていった。また、第三の方法もそうであるが、解析画像は、撮像面設定のために短時間でアキシャル、コロナル、サジタルの3平面の画像を取得するスカウトスキンの画像を利用した。この画像は、画質は良好ではないが検査の冒頭に必ず撮像される。よって、解析画像を得るために新たな撮像を追加する必要がないので、患者一人あたりの総撮像時間が延びるということはない。

第4章では、ナビゲータトラッカーの自動設定を実現する手法について述べる。ナビゲータトラッカーを設定するには肝臓上部エッジの輪郭を正確に求めなければならない。提案法では、微分画像の肝臓上端付近に位置するエッジ点を抽出し、肝臓上部のエッジの条件を満足するエッジ点を肝臓上部のエッジ点として検出する。さらに、偽陽性のエッジ点を減らすために、エッジ点の上下近傍画像から成るサブウィンドウ(sub-window)を設定した。このサブウィンドウ内のデータ点から特徴ベクトルを作り出し、AdaBoost に入力して、真の肝臓上端のエッジ点であるかどうかの識別を行った。この方法でも肝臓上端付近に疾患などがあり、コントラストが変化していると上端と認識されない場合があるので、最終的に求めたエッジ点を動的計画法で接続し、2 次曲線にフィッティングしてドーム形状を求めた。これにより疾患による組織のコントラスト変化にもロバストな方法を実現した。

第5章は「結論」として論文全体の統括と今後の課題について述べる。

A study on an improvement of MRI workflow

- Automated positioning for MRI images -

Takao Goto

Abstract

Recently, the image processing technology in MRI is remarkably progressing with various clinical applications. At the same time, the operation of MRI system is getting complicated and has to accomplish the examination in the very limited time. Therefore alleviation of the operator workflow is urgent requirement in the recent MRI. The improvement of the operator workflow can achieve consistent examination independent on a skill of operator. Also patients can receive the benefit of advanced applications of MRI. Our main purpose is to improve the operator workflow. Particularly, we focus on the automated positioning, which is the most complicated and time consuming in the operator workflow. Our target organ is a liver that have not yet commercialized before. Only few reports are known about the liver workflow and do not obtain satisfactory results yet.

We studied three automation methods in MRI liver scans. One is slice positioning, which is mostly axial slice positioning and need to know the only upper and lower edges of liver. We applied Active Shape Model (ASM) to 2 D projection images to save computational time for 22 volunteers. While, as for deformed liver due to liver disease, ASM was not effective. We used a new probability model based on a maximum a posteriori (MAP) estimate for the deformed liver. Another automated method is the placement of bolus tracker, which indicates the area to acquire MR signal to detect the arrival of bolus in MR dynamic study. The bolus tracker should be placed inside aorta carefully. It is necessarily to extract the position and size of the aorta for the automated placement. Pipeline processing with AdaBoost classifier is used for the aorta detection by rotating sub-window around spine. The last one is to place navigator tracker. Navigator tracker detects the movement of liver due to a respiration. Similar to bolus tracker, AdaBoost classifier detects the upper edge of liver in usual 2 D scout images. The navigator tracker was placed on the peak of the curve fitted to quadratic function.

Although the automated slice positioning by ASM for the volunteers showed the 0 – 15

mm error comparing to the manual positioning. MAP estimate method improved this one third. The pipeline processing in the bolus tracker effectively detected the center of bolus in volunteers' datasets. On the other hand, the automated navigator tracker placement shows satisfactory results in 126 volunteers and 73 patients' datasets with 2 – 3 cm error.

In the automated slice positioning, the ASM and MAP estimate methods were effective for normal and deformed livers, respectively. A half reduction of the error is necessarily for actual clinical use. Outlier detection and slice tracking techniques will help a lot to increase the accuracy of the positioning. Towards actual clinical use of the automated bolus tracker, further improvement of the appearance of the non-signal aorta leads satisfactory results. Our automated navigator tracker showed sufficient results for not only volunteers but also patients. The navigator tracker was placed on the appropriate position without overlapping on neither body side nor heart wall. The time will be saved in the workflow would be around 15–90 s in most of navigator tracker placements. The computational time in our three methods was acceptable for actual clinical use. No worse effects to workflow were given by applying our methods.

Our study demonstrated the workflow improvement was possible using our three methods in MRI liver scans. In particular, the automated navigator tracker is the situation very close to commercial use. Also other two methods have potentials for actual clinical use. Further blushing up will achieve the real workflow improvement.

目次

概要	i
Abstract	iv
目次	vi
図目次	viii
表目次	x
第 1 章 序論	1
1.1 まえがき	1
1.2 研究の背景	1
1.3 関連研究と本研究の位置づけ	2
1.4 本論文の構成と各章の概要	4
第 2 章 スライス位置決め自動化	6
2.1 まえがき	6
2.2 Active Shape Model を使ったスライス位置決め自動化の方法	7
2.3 結果	12
2.4 考察とまとめ	14
2.5 MAP 推定によるスライス位置決め自動化の方法	14
2.6 結果	21
2.7 考察とまとめ	26
2.8 むすび	28
第 3 章 ボーラストラッカー位置決め自動化	29
3.1 まえがき	29
3.2 ボーラストラッカー位置決め自動化の方法	30
3.3 結果	37
3.4 考察とまとめ	39
3.5 2 段階識別による方法	40
3.6 結果	42
3.7 考察とまとめ	45

3.8	むすび.....	46
第 4 章	ナビゲータトラッカー位置決め自動化.....	48
4.1	まえがき.....	48
4.2	ナビゲータトラッカー位置決め自動化の方法.....	49
4.3	結果.....	55
4.4	考察.....	59
4.5	むすび.....	60
第 5 章	結論.....	61
	参考文献.....	63
	謝辞.....	69

目次

2.1	自動位置決めフロー	7
2.2	自動閾値処理	8
2.3	2次元投影画像と1次元投影データの各方向のプロット	8
2.4	ASM上のランドマークと直交する線	8
2.5	新しいランドマークの探索	10
2.6	自動閾値処理の結果	12
2.7	ASMによる肝臓外形の抽出結果	13
2.8	改良手法のフローチャート	16
2.9	上部エッジの検出とアンカーポイントの認識	17
2.10	ROI内の平均と標準偏差のR/L方向の変化	17
2.11	ROIの位置と近傍ピクセル	18
2.12	下部エッジを検出するためのカーネルスキャンの方法	20
2.13	肝臓上部エッジの最初の検出結果	22
2.14	下部エッジの検出誤差のヒストグラム	22
2.15	変形した肝臓から下部エッジを検出した結果	23
2.16	肝臓の変形例	24
2.17	下部エッジ誤差のヒストグラム	25
2.18	患者データに対する下部エッジ検出結果の例	26
3.1	ボーラストラッカーの設定例	29
3.2	ボーラストラッカー位置決めのためのフローチャート	31
3.3	CSF検出のためのフローチャート	32
3.4	体躯領域の算出方法	32
3.5	CSF検出用 Haar-like 特徴量	33
3.6	大動脈内の血管信号を除去する方法	34
3.7	大動脈検出のために付け加えた EOH 特徴量	34
3.8	連続するスライスにおける探索領域の制限	36
3.9	Z dephaser を元の大きさから N 倍変えた時の血管信号の変化	37
3.10	連続するスライスにおける大動脈の検出結果、高 Z dephaser (N=4)	39

MRI ワークフロー改善に関する研究

3.11	連続するスライスにおける大動脈の検出結果、低 Z dephaser (N=1).....	39
3.12	2 段階識別のためのフローチャート.....	40
3.13	dark aorta (a,c) と bright aorta (b,d) の例.....	41
3.14	大動脈の検出結果.....	44
3.15	ボーラストラッカー設定の例.....	44
4.1	ナビゲータエコーシーケンス.....	48
4.2	ナビゲータトラッカー設定の例.....	48
4.3	ナビゲータトラッカー自動位置決めのためのフローチャート.....	51
4.4	肝臓上部エッジの探索領域.....	52
4.5	肝臓上部エッジの位置検出.....	52
4.6	Haar-like 特徴量.....	53
4.7	肝臓上部エッジの検出.....	53
4.8	トラッカー位置の認識.....	55
4.9	R/L 方向の設定誤差.....	57
4.10	各方向での設定誤差のヒストグラム.....	58
4.11	ナビゲータトラッカーの自動設定例.....	58

表目次

2.1	3D データから求めたエッジと投影像から求めたエッジの差	12
2.2	肝臓上部下部エッジの検出誤差	13
2.3	MAP 推定による肝臓上部下部エッジの検出誤差	21
2.4	患者データに対し MAP 推定による方法を適用したときの肝臓上部下部エッジの検出誤差	25
3.1	大動脈の検出誤差	38
3.2	学習とテストにおけるサンプルの数とアキシャル画像の数	42
3.3	テストデータに対する成功率と計算時間	42
3.4	動脈中心の検出誤差	43
4.1	サンプル、ボランティアの数とテストデータに対する成功率	56
4.2	右端ランドマーク有無でのナビゲータトラック配置誤差、及び S/I 方向肝臓ドーム位置決めの誤差	57
4.3	患者データ 73 人を加えて評価した設定誤差	57

第1章 序論

1.1 まえがき

近年 MRI における画像化技術の進歩には目ざましいものがある。ファンクショナル MRI [1, 2] は既に技術的に確立し、脳研究に広く用いられている。また、血管撮像技術であるアンジオグラフィ(angiography) [3, 4] は、定量評価のできる血流動態画像解析 [5, 6] に発展している。高速撮像技術では、パラレルイメージング(parallel imaging) [7, 8] はもとより、画像に備わるスパース性を利用した圧縮センシング(compressed sensing) [9, 10] による技術が実用化に近いところに来ている。さらに撮像される患者側に配慮した静音化技術 [11] の開発も最近著しい進歩を遂げている。このような新しい撮像技術は、入力する撮像のためのパラメータ(以降、スキャンパラメータと称する)や撮像計画を多様化させることになり、主に診療放射線技師や臨床検査技師(以降、オペレータと称する)の操作は年々高度化、複雑化している。しかしながら、検査自体には従来通りの時間的制約があるため、オペレータ操作の自動化のニーズが年々高まってきている。ここで、MRI 検査に従事するオペレータが行う作業全般をオペレータワークフローと呼ぶ。このようなオペレータワークフローの改善は、検査を効率的かつ正確にこなし、オペレータによる操作のばらつきを抑えることができるという利点がある。このようにオペレータワークフローの改善により、質の高い MRI 検査をより多くの人々が享受できることになる。本章では、MRI ワークフローの改善に関する研究の背景および関連研究についてまとめ、研究全体の目的について述べる。

1.2 研究の背景

MRI におけるオペレータワークフローは、大きく分けると次の 4 つのワークフローに分けられる。

1. 患者のセッティング。これは患者の呼び出しから始まり、MRI のテーブル(ベッド)に寝かせる、受信コイルを装着する、MRI ボア内に患者を送り込むなどの予備作業。
2. コンソールからの患者情報の入力、スキャンパラメータおよび撮像計画の入力とスキャンの実行、スキャン中の患者の監視。
3. 患者の取り出し、次のスキャンの準備。
4. 画像の後処理。例えば、血管画像の MIP 処理、拡散画像の ADC¹の計算・神経線維画像の作成など、画像処理の実行 [12, 13]。

この 4 つの中で大半を占め、複雑で最も時間がかかるのが 2.の中のスキャンパラメータおよび撮像計画の入力である。ここで、スキャンパラメータの入力は MRI パルスシーケンス²の各パラメータ(TR/TE, スライス枚数、スライス厚など)を入力することを意味し、撮像計画は実際にどの部分を撮像断面(以降、スライスと呼ぶ)や励起位置とするか画像を見ながら入力するワークフローである。この2つのうち、スキャンパラメータはMRIのパルスシーケンス毎に標準となる値が決まっている(メーカー側から推奨値が提案されるのが一般的)。一方、撮像計画に関してもテンプレートとなる標準位置が決まっているが、患者の体格、解剖の個人差、疾患、および手術の有無によって、標準の撮像計画から臨機応変に変更しなければならない。よって、ワークフロー改善に関するニーズが多く、実現できればインパクトも大きい。一方、撮像部位毎にワークフローを見ると、頭部、腰椎頸椎などの部位は MRI が最も得意とされるところであり、既に撮像計画の自動化が一部 MRI メーカーにおいて実用化されている。一方、腹部に関しては撮像時間が長い MRI が不得意とするところであり、ゆえにオペレータに経験と技量がより要求される部位である。よって、腹部に関するオペレータワークフローの自動化は、オペレータに依存しない一貫した検査を実現するという意義は他の部位に比べてより大きいといえる。

1.3 関連研究と本研究の位置づけ

MRI における撮像計画は、次のような処理にさらに細かく分けられる。

1. スライス位置の設定
2. 空間的に飽和させる(90° パルスなどにより MR 信号を消失させる)位置の設定

¹ MRI の拡散強調画像において、灌流の影響も含めたみかけ上の拡散係数である。

² MRI では、システムが具備する傾斜磁場発生コイルにパルス状の電流を流して画像を得る。このパルスのタイミング、長さ、方向を変化させることにより異なるコントラストの画像を得ることができる。このパルスの一連の組み合わせ、すなわち、シーケンスを MRI パルスシーケンス(略してシーケンス)と呼び、パルスの長さや大きさを制御するパラメータをスキャンパラメータと呼ぶ。

3. ナビゲータトラッカーやボーラストラッカーなど、空間的に励起位置を指定するもの
の設定
4. MR 滯留画像を取得する場合、ラベリングする位置の設定 [5, 6]

実際のワークフローでは、どのようなパルスシーケンスにおいても 1.のスライス位置の設定が必要である。3.のナビゲータトラッカーは、患者の動きの情報を含むナビゲータエコーを得るため、励起領域を指定するマーカーであり、呼吸による影響を低減する手法で使われる。ボーラストラッカーは、造影剤の到達を知るため、到達位置を指定するマーカーである。関連研究においては、1.のスライス位置の設定の自動化に関連する研究に集中している。これまで頭部、脊椎、膝、心臓 [14-20] など、様々な部位に関するスライス位置設定自動化の方法の提案がなされてきている。その他にも肩や乳房なども含めて既に製品として組み込まれ、実際の臨床の場で使われているものもある。基本的にこれらの方法は、スカウトスキャンと呼ばれる短時間シーケンスにより 3 次元データを収集し、スライス設定の指標となりうる特徴点(部位)を認識して自動設定を行っている。例えば、頭部の場合、あらかじめテンプレート脳³にスライス面を設定しておき、患者脳に対してテンプレートと 3 次元のレジストレーションを行うことによりスライス面を得る方法 [14] や、3 次元ボリューム像から正中面 (Mid-Sagittal Plane)を取り出し、この面内から抽出される特徴点をもとにスライス位置を決める方法 [15] などが提案されている。一方、本研究で検討する腹部に関しては、1.のスライス位置設定はもちろんのこと、2.の空間的に飽和させる位置の設定、3.のナビゲータトラッカーやボーラストラッカーによる励起位置の設定も必要に応じて行われる。これら腹部の撮像計画の自動化に関しては、患者テーブルを移動させながら 4 分割されたアキシャル⁴面の平均信号を解析して、肝臓の上部・下部をおおまかに検出し、3D Active Shape Model (ASM) [22]を適用して、肝臓をセグメンテーションすることによって、スライス位置を得る方法が唯一提案されている [23, 24]。この ASM では、3 次元モデルの各頂点と周辺に対し、エネルギーモデルを適用し、学習データの制約のもとにセグメンテーションを行っている。また、同様のモデルが膝の自動位置決めに関しても適用されている。膝に関しては、後に Zhan [21] らがアンサンブルベース(Ensemble-base)の識別器を階層的に適用すると同時に膝の疾患等による変形も考慮した冗長性のある位置決めアルゴリズムを提案している。

³ 標準脳とも呼ばれる。何百人の脳から極めて平均的な脳のモデルを作ったもの。

⁴ アキシャル(Axial)は横断面であり、体軸に直交する面である。アキシャルに直交する 2 平面は、サジタル(Sagittal)、コロナル(Coronal)であり、矢状面、冠状面となる。

1.4 本論文の構成と各章の概要

本論文は「序論」から「結論」までの5章で構成される。

第1章は「序論」として本論文の目的および全体の構成についてまとめている。まずは MRI の画像化技術の進歩が、MRI のオペレータワークフローにどのような影響を与えているか、肝臓検査のみならず、他の MRI 検査も含めて具体的に述べる。さらに MRI 検査のワークフロー改善全体についてこれまで提案されてきた手法について述べ、肝臓検査に関するワークフロー改善の意義と本研究の位置付けを明らかにする。

第2章では、肝臓の撮像面を自動で計画する方法について、2つの手法を提案する。肝臓スライス面の自動設定については、単純には肝臓のセグメンテーションを行えば容易に上部エッジと下部エッジの位置が求まるが、現状では MRI 画像から肝臓を正確にセグメンテーションする技術は確立されていない。また、3次元処理のため計算時間は数分をはるか越えたものとなる。そこで第一の手法 [25] では、3次元のスカウトスキャンの画像から coronal と sagittal の 2次元投影 (プロジェクション) 画像を作成する。この投影画像には肝臓の上部と下部エッジの情報が含まれているので、この画像から肝臓投影像の輪郭を抽出することによって、肝臓の上部と下部エッジを検出してスライス面の自動設定が可能になる。本法ではこの輪郭の抽出には統計的モデル手法一つである **Active Shape Model (ASM)** を適用した。ASM では、学習した形状データに基づき変形して輪郭を抽出するので、ノイズなどの誤差の影響を受けにくいという特徴がある。しかしながら、学習データに無いような肝臓の変形、例えば、肝臓疾患による肝臓組織と大きさの変形、手術による肝臓の変形についても適用可能にしようとする膨大な学習データを必要とし、ASM のような線形な変形では対応しきれなくなってしまう。そこで第二の手法 [26] では、肝臓の多様な変形にも適用可能なように MAP 推定を用いた手法を新たに提案する。はじめに肝臓疾患や手術の影響により変形した肝臓を正常肝臓からシミュレーションによって作り出し、これに本手法を適用して有効性を確認した。最後に実際の患者データにより本手法の効果を確認した。

第3章では、ボーラストラッカーの自動設定を実現する手法について、本研究で提案する手法について述べる。ボーラストラッカーの自動設定のためには、大動脈の位置を同定することが必要である。提案法では、大動脈がアキシャル面において、上から下へ脊椎の周りに反時計回りで回転するように配置されることを利用した。はじめに脊椎の位置を検出し、その周りをアンサンブル機械学習手法のひとつである **AdaBoost** を利用して大動脈の位置を検出した。また、計算時間を短縮するため、探索範囲を一個前のスライスの大動脈検出位置から扇状に設定して、スライス毎に探索範囲を変えていった。また、解析画像は通

常、撮像計画のためだけに撮像される2次元のスカウトスキャンの画像を利用した。これにより、解析画像を得るために新たなスキャンを追加しないので、患者一人あたりの総撮像時間が伸びるということはない。

第4章では、ナビゲータトラッカーの自動設定を実現する手法について述べる。ナビゲータトラッカーを設定するには肝臓上端の輪郭を正確に求めなければならない。提案法では、微分画像の肝臓上端付近に位置するエッジ点を抽出し、肝臓上端のエッジの条件を満足するエッジ点を肝臓上端のエッジ点として検出する。さらに、偽陽性のエッジ点を減らすために、エッジ点の上下近傍画像から成るサブウィンドウを設定した。このサブウィンドウ内のデータ点から特徴ベクトルを作り出し、AdaBoost に入力して、真の肝臓上端のエッジ点であるかどうかの識別を行った。それでも肝臓上端付近に疾患などがあり、コントラストが変化していると上端と認識されない場合があるので、最終的に求めたエッジ点の左右の端を動的計画法で接続し、2次曲線にフィッティングして肝臓ドーム形状⁵を求めた。これにより疾患による組織のコントラスト変化にもロバストな方法を実現した。

第5章は「結論」として論文全体の統括と今後の課題について述べる。

⁵肝臓上部の横隔膜に接する、上に凸のドーム状部分。息を吐いている時に表れやすい。

第2章 スライス位置決めの自動化

2.1 まえがき

前章で述べたように、腹部の撮像計画に関しては、一手法のみ提案されている [23][24]。この方法では、3次元の Active Shape Model (ASM)を用いて特徴点または形状を抽出する方法である。したがって、3次元的な位置合わせと探索処理が必要になり、計算時間の面で不利となる。通常、肝臓の MRI スキャンにおいては、スライス面はアキシャルであり、肝臓の下部エッジから上部エッジまで肝臓全体を画像化するようにスライス面を設定する。したがって、肝臓の上部エッジと下部エッジを検出するのみでスライス面を自動設定可能である。第2章で提案する第一の方法では、計算負荷を減らして高速に両エッジを検出するために、3次元のデータを2次元の投影画像に変換する。さらに2次元投影データから2つの1次元投影データを解析して肝臓のおおまかな位置を把握する。このおおまかな位置をもとに2次元ASM [29,30]を coronal 投影画像に適用し、結果として得られるモデルの最上部と最下部それぞれのエッジからアキシャル画像の位置決めを行った。38例のボランティアデータに本手法を適用し、下部エッジは上部エッジよりも誤差が多いが、これまで提案された方法の中では最も良い結果が得られた。

第一の手法 [25,26]では、感度補正 [31,32]が適用された3次元のデータセットを用いることを前提としたので、感度補正のための参照スキャン⁶が終了してからでないと位置決めはできない。また、実際の患者データにおいては、疾患による肝臓の変形、大域的、部分的なコントラストの変化、手術による肝臓の大きな変形が伴い [33]、線形変換である Active Shape Model では全ての臨床データについて対応できる見込みがない。そこで、第二の手法 [27][28]では、肝臓エッジ付近の部分的な特徴を既に分かっている情報と組み

⁶ MRIの感度補正では、感度が最も均一なコイル(通常、撮像体積が最も大きいコイル)の画像をもとに各受信コイルの感度分布を知ることができる。よって、スカウト画像と同様に検査のはじめに均一なコイルの画像を撮像しておく必要がある。このためのスキャンを参照スキャンと呼んでいる。

合わせて上部下部エッジ検出を試みた。はじめに計算機内で数値的に変形させた肝臓について本手法を適用し、第一の手法との比較を行った。次に実際の患者データに適用し、本手法の有効性と限界について検討した。

2.2 Active Shape Model を使ったスライス位置決め自動化の方法

2.2.1 スライス位置決め自動化の方法

図 2.1 は、本研究で検討したスライス位置設定方法の処理流れを示す図である。使用した MRI システムは GE Healthcare 社製 Signa HDx 1.5T である。

スライス位置を設定するためのスカウトスキャン⁷は、パラレルイメージングを併用した T1 アキシャル 3 次元シーケンス(LAVA-xv)を用いる。スキャンパラメータは、TR/TE = 3.8/1.8 ms, 256 × 160 × 60 スキャンマトリクス, スライス厚 3 mm, 0.9 Phase FOV (field of view)⁸, フリップアングル 11°, NEX (積算回数) 1, FOV 400 × 320 ×

360 mm (縦×横×厚み)、脂肪抑制パルス併用、スキャン時間は 17 秒であり、スキャン中は息止め(呼吸止め)により体動の影響を軽減する。なお、画像再構成とともに B1 不均一⁹

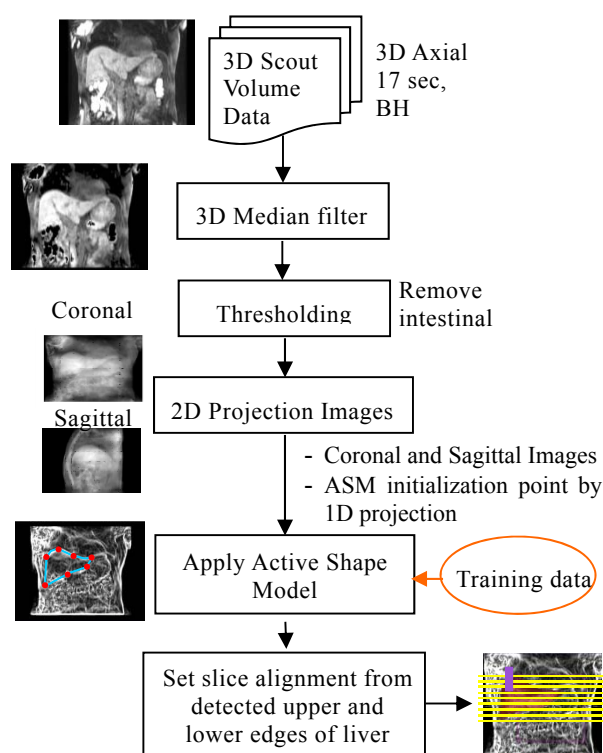


図 2.1 自動位置決め処理の流れ

⁷ スライス位置を決めるだけの目的で行われる撮像で、診断には使われない。短時間で撮像したいので、分解能を低く設定することが多い。通常、検査の冒頭にアキシャル、サジタル、 coronal の 3 平面を 5 枚ずつほど、撮像時間 20 秒以下で撮像する。

⁸ 位相方向のエンコード数をフルビュー (通常、256 または 512) から 0.9 倍に減らして FFT 補間を行う方法。撮像時間を減らすことができる。

⁹ 受信コイルが受信感度分布を持つように、送信で使うコイルにおいても送信磁場 (B1) にも不均一になり、全体として画像に信号強度の不均一ができてしまう。通常は、送受信とも同じコイルで行われる場合は B1 不均一だけ考えておけばよい。

による画像上の感度補正が適用される。256× 256×120 のマトリクスで再構成された 3 次元データセットは、まず 3 次元 メジアンフィルタ (Median filter) でノイズを低減した後に、自動閾値処理 (Thresholding) を行い、肝臓よりも高輝度に現われる腸の内容物からの信号や、脂肪の消え残りを除去する。3 次元データセットは A/P (Anterior / Posterior) 方向と R/L (Right / Left) 方向に積算して 2 次元のコロナルとサジタルの投影画像に変換する。検出すべき肝臓の上下のエッジ情報は投影画像においても失われないと考え、コロナル投影画像に 2 次元 ASM を適用して肝臓投影画像の輪郭を得る。この際、ASM の初期位置はコロナル投影画像から計算される。

2.2.2 自動閾値処理と投影画像

本研究で用いたスカウトスキャンにより、肝臓は他の臓器と比べると高信号を呈して、良好なコントラストが得られる。しかし、腸の内容物や B1 不均一による脂肪の消え残りは、さらに高輝度の信号を発生し、特に腸の内容物は肝臓近くにも存在するため、後の ASM 適用の際に障害となる。そこで、メジアンフィルタの後に、これらを除去する目的で自動閾値処理を行った。3 次元データセットのヒストグラムは大半が肝臓からの信号で占

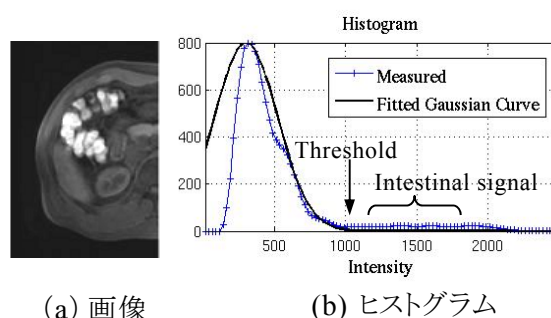


図 2.2 自動閾値処理 (a) サンプル画像 (b) (a) のヒストグラム、黒はガウス関数でフィッティングしたもの

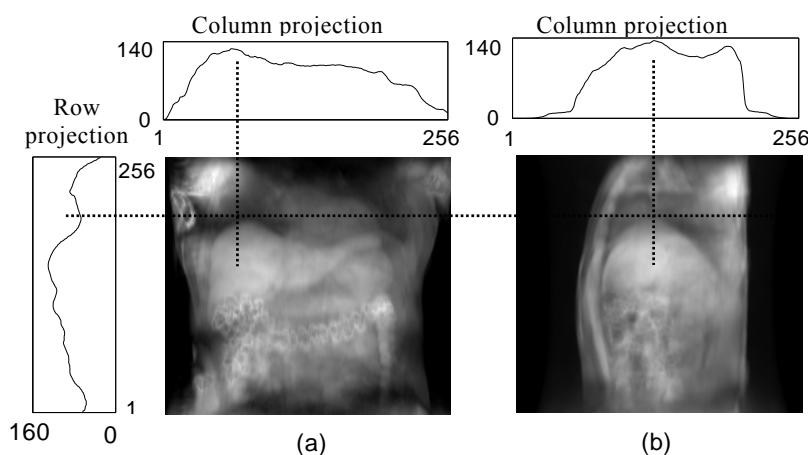


図 2.3. 2 次元投影画像と 1 次元投影データの各方向のプロット (a) コロナル投影画像, (b) サジタル投影画像。 (a) の点線の交点に平均形状の ASM を置く

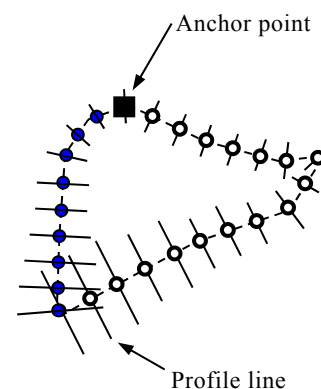


図 2.4 ASM 上のランドマークと直交する線、プロファイルラインと呼ぶ。

められており、一方、腸のヒストグラム値は肝臓のヒストグラム値と比べると非常に小さく、そのまま通常の閾値処理を行うのは難しい。そこで、2次元のスライス毎に閾値処理を行い、さらに閾値はスライス毎に連続に変化するようフィッティング処理を行った。実質的には肝臓が2次元スライスの大半を占めない下部付近までが閾値処理の対象となる。図 2.2 は自動閾値処理が行われる2次元のスライス画像とそのヒストグラムを表している。ピークは腸の信号以外の実質部なので、その部分にガウス関数でフィッティングを施し、そのガウス関数との差を高信号から低信号へ見ていき、ある一定値以下になった時を閾値としている。自動閾値処理された3次元データセットに対して肝臓の上部・下部エッジを検出するため、そのまま3次元セグメンテーションを行うことは計算時間や処理の複雑さから考えて今回の場合得策ではない。そこで本方法では、3次元データセットを積算してA/P方向は coronal 投影画像を、R/L方向にはサジタルの投影画像を作成し、これらの投影画像を利用することにした。図 2.3(a)は coronal 投影画像、同図(b)はサジタル投影画像の一例である。coronal またはサジタル投影画像の行方向の1次元投影プロット(図 2.3(a)左のグラフ)を得るとその鞍部は S/I(Superior / Inferior)方向の肺との境界付近に相当する。また、同図列方向の1次元投影プロット(図 2.3(a)上のグラフ)のピークは R/L 方向の肝臓の上部エッジ付近に相当する。この鞍部を通る R/L 方向の線と、ピークを通る S/I 方向の線の交点をアンカーポイントと呼び、次節の ASM の基準位置となる。一方、サジタル投影画像列方向の1次元投影プロットのピークは、A/P 方向における肝臓の上部エッジに相当する。

2.2.3 Active Shape Model の適用

先のステップにて得られた coronal 投影画像に2次元 ASM を適用する。図 2.4 に示すように、ASM のランドマーク数は 27 で、本研究では 16 例のボランティアデータに対してマニュアル処理にて選択した。個々のデータは、アフィン変換により対応するランドマーク間の距離が最小になるように繰り返し処理を行う [22]。得られたデータセットに対して主成分分析(Principal Component Analysis)を適用して、平均シェイプ¹⁰(Mean Shape)と共分散行列を計算する。

ASM による肝臓投影画像の抽出は次のような手順で行われる。まず、coronal 投影画像から求めたアンカーポイントに平均シェイプのアンカーポイント(ここでは特定のランドマーク。図 2.4 中、四角)に合わせる。これが ASM の初期化となる。次に coronal 投影画像および coronal 投影画像の微分画像を用いて、平均シェイプのランドマークに対応する coronal

¹⁰ 健常者の肝臓の代表的な形を表す。通常は何十人もの肝臓をアフィン変換して位置を合わせながら平均して求める。

ル投影画像上のランドマークを平均シェイプに直交するプロファイルライン (Profile line) 上で探索する。探索の方法として本法ではランドマークの位置毎に異なる方法を適用した。すなわち、健常人においては肝臓と肺の間の境界は非常に明瞭であるので、この部分のランドマークに対しては微分画像のエッジの検出を行う。一方、肝臓の右サイドのランドマーク (図 2.4 中の円) については、紛らわしいエッジが現われることがあるので、動的計画法を使ったエッジ検出[33][34] を適用した。また、残る肝臓下側の部分については、他の周辺臓器などによるエッジが混入してくる場合があり、ここにはエッジとピクセル強度の変化の両方を鑑みて、より最適なランドマークの探索を行った。また、探索範囲となるプロファイルラインの長さはランドマーク毎に変化させた (図 2.4 参照)。

図 2.5 は、動的計画法によるランドマーク探索の方法を表す図である。 $\mathbf{p}^k = (x^k, y^k)$, $k \in \{1, 2, \dots, N_L\}$ はランドマークであり、 N_L はランドマークの数、 $P_m = (\mathbf{p}^k, \mathbf{p}^{k+1}(m))$, $m \in \{1, 2, \dots, N_C\}$ は、ランドマーク間のパスである。ここで、 \mathbf{p}^k は探索済みのランドマークであり、 \mathbf{p}^{k+1} が新たに探索しようとするランドマークである。 N_C は \mathbf{p}^{k+1} の候補点の数であり、図 2.5 中、Profile の複数のピークの数に対応している。選択すべき \mathbf{p}^{k+1} は、次式によって求められる。

$$\mathbf{p}^{k+1} = \arg \min_{m=1, \dots, N_C} C(P_m) \quad (2.1)$$

ここで $C(\cdot)$ はコスト関数であり、次式を利用した。

$$C(P_m) = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \frac{1}{g(x_i)} \quad (2.2)$$

ここで、 g は coronal 投影画像の微分画像、 x_i は動的計画法によって選択される最小コストパス上のピクセル位置であり、 N_d はそのピクセルの数である。この探索を行うにあたっての最初の \mathbf{p}^0 は、図 2.4 中のアンカーポイントであり、 \mathbf{p}^1 はその左隣の点となる。いったん、 \mathbf{p}^1 が決まれば、次に \mathbf{p}^1 を基準として \mathbf{p}^2 を決める。以上のような探索を最後のランドマークに達するまで繰り返す。

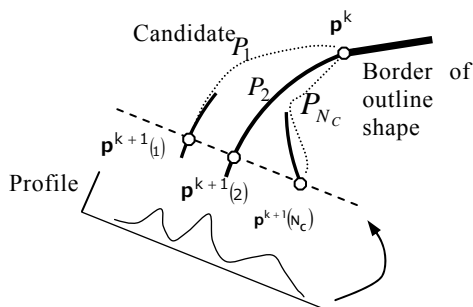


図 2.5 新しいランドマークの探索

他方、肝臓の下側の部分については、ピクセル強度の変化を見るため、画像のピクセル値によるベクトル (Appearance Vector) を以下のように定義する。

$$f(n) = (I(\mathbf{p}^1), \dots, I(\mathbf{p}^n), \dots, I(\mathbf{p}^{N_p})) \quad (2.3)$$

ここで、 $I(\cdot)$ は coronal 投影画像のピクセル強度の関数 (いわゆるイメージ関数) であり、 N_p はプロファイル上の評価点の数である。本研究ではトレーニングデータか

ら各ランドマーク毎にプロファイルのテンプレートを作成し、このテンプレートと画像のピクセル値によるベクトルとの相互相関係数 R_f を計算して評価する。また、同様に微分画像についてもプロファイル上のテンプレートを作っておき、勾配ベクトルとの相互相関係数 R_g を評価する。結局、次式によってプロファイル上の新たなランドマークを決定する。

$$\mathbf{p}^{k+1} = \mathbf{p}^{k+1}(u) \text{ if } R_g(u) \geq R_{g\min} \text{ otherwise, no update the landmark}$$

$$\text{where } u = \arg \max_{n=1,2,\dots,N_p} (R_f(n)) \quad (2.4)$$

このようにして全ての新たなランドマークが設定された後に、トレーニングデータに基づく形状制約が適用される。以上の操作を繰り返し行うことによって肝臓投影画像の輪郭を抽出していく。なお、 coronal 投影画像は、 128×60 マトリクスサイズから元画像の 256×120 に順次分解能を上げながら ASM を適用した。

2.2.4 Active Shape Model の初期化

肝臓の様々な大きさに対応できるよう ASM の平均シェイプのスケールングを今回行った。スケールングは 128×60 の投影画像に適用し、アンカーポイントを原点として、R/L 方向と S/I 方向について行う。全てのスケール値の組み合わせについて ASM を適用し、ランドマーク毎の相関係数 R_g を用い、次式で最適スケールングを選択する。

$$(s_x, s_y) = \arg \max_{s_x \in S_x, s_y \in S_y} \left(\sum_{k=1}^{N_l} R_g^k(s_x, s_y) \right) \quad (2.5)$$

ここで、 S_x, S_y はスケールングの離散値の集合であり、今回は実験にて $S_x = \{0.8, 0.9, 1.0\}$ 、 $S_y = \{1.0, 1.1, 1.2, 1.3\}$ と定めた。 R_g^k は k 番目ランドマークの相関係数である。

2.2.5 ボランティア評価の方法

本研究においては、社内倫理委員会の承認の後、個々にインフォームドコンセントを得てボランティアスキャンを行った。

3次元データは、先に述べたスカウトスキャンにより取得し、健常人 38 人分のデータの内、16 例を使ってトレーニングデータを構築し、残る 22 例のデータにスライス位置の自動位置決め方法を適用した。トレーニングデータは呼吸による体動アーチファクトの影響を避けるためスカウトスキャンと同様、呼気止めにて取得した。

検出誤差は、3次元データセットの中から肝臓の上部・下部エッジ位置(S/I 方向)を手

動にて読み取ったものと(すなわち、Ground Truth¹¹とする)、 coronal 投影画像中の肝臓の上部・下部エッジの位置を手動にて読み取ったものとの差を計算して評価した。

2.3 結果

2.3.1 投影画像を用いることの妥当性

本手法では、肝臓投影画像の輪郭から実際の肝臓の上部・下部エッジが検出できることを前提としているが、この仮定の妥当性について検証した。表 2.1 より検出誤差は下部エッジにおいて、最大 6 mm, 2 ピクセル分であり、標準偏差は 1 ピクセル以内に収まっている。このことから今回の結果からは大きな検出誤差は見られなかった。

表 2.1 3D データから求めたエッジと投影画像から求めたエッジの検出誤差(共に手動で求めた)

Difference [mm]	Mean	Standard Deviation	Absolute Max.
Upper Edge	0.70	1.69	3.0
Lower Edge	-1.77	2.27	6.0

2.3.2 自動閾値処理の結果

図 2.6 は自動閾値処理の結果である。処理前(a)と処理後(b)の画像を比較すると、腸の内容物からの信号が除去されているのがわかる。また、画像上左上の高信号は FOV 端の B1 不均一による影響であるが、肝臓の上の離れた場所に位置することから今回の処理の対象にはなっていない。

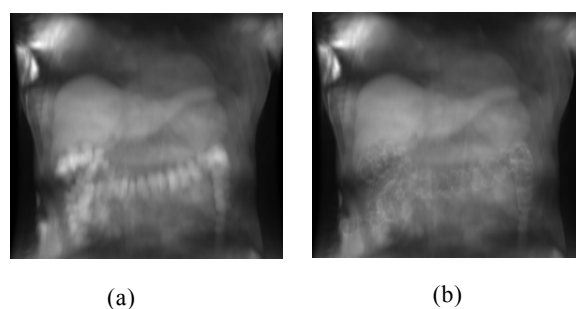


図 2.6 自動閾値処理の結果 (a)自動閾値処理無し, (b)自動閾値処理有り

2.3.3 肝臓上部・下部エッジの検出結果

表 2.2 は 2.3.1 で求めた Ground Truth と、本方法で自動的に検出した肝臓投影画像の

¹¹ いわゆる絶対的正解である。絶対的でなければそれにできるだけ近いもの。

上部・下部エッジの位置の差である。肺との境界付近に位置する上部エッジの検出精度はやはり高い。下部エッジについては周辺臓器、腸の消え残りの影響などにより誤差が生じやすく、全てのデータで過小評価 (Under Estimate) の結果となった。最大 15 mm の誤差は ASM のトレーニングデータでは見られなかったシャープなエッジに追従できなかったためである。肝臓スキャンにおいては、肝臓全体を画像化するようなスライス設定が重要である。通常の肝臓スキャンでは、スライス間間隔は 8 - 9 mm なので、今回の場合、スライス 2 枚分をオフセットとして下部エッジの検出結果に加えれば確実に肝臓全体を画像化できると考えられる。一方、当然ながら誤差が大きいほど無駄なスライスを撮像してしまうことになり、スキャン時間が長くなり、逆にスループットが上がらなくなる場合があることに注意を要する。

図 2.7 は、肝臓投影画像の ASM による検出結果を示したものである。図中、(a)(b)共に左側が coronal 投影画像、右側が coronal 投影画像の微分像であり、(a)は上部・下部共に 1 ピクセル以内の差、(b)は下部で最大 15 mm の過小評価が生

表 2.2 肝臓上部下部エッジの検出誤差

Detection error [mm]	Mean	Standard Deviation	Absolute Max.
Upper Edge	2.59	2.5	6.0
Lower Edge	6.81	3.72	15.0

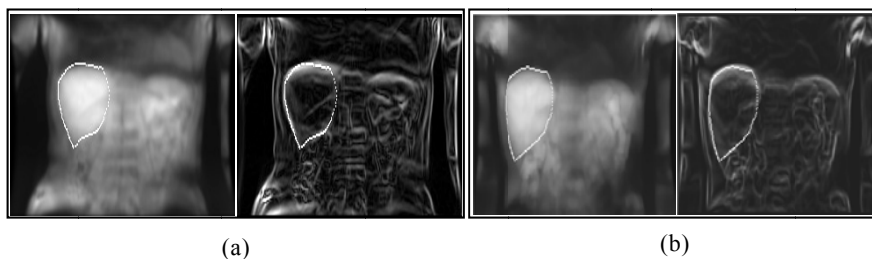


図 2.7 ASM による肝臓外形の抽出結果(白線)、(a) 1 ピクセルの誤差、(b) 上部エッジで 3mm 誤差、下部エッジで 15mm の誤差で真のエッジはさらに下部側にある。(a),(b)とも左側が投影画像、右側が投影画像を縦横に微分して絶対値をとった画像である。

じたケースである。なお本結果は、文献 [23][24] の結果(約 16 mm の平均誤差、最大誤差約 50 mm)と比較してもよい結果が得られている。

3 次元データを得てから肝臓の上部・下部エッジを検出するまでの計算時間は最大 5.2 秒 (Pentium4 3GHz, 4 GB メモリ) であり、実用上十分な性能が得られた。

2.4 考察とまとめ

MRI 肝臓スキャンにおいて、ワークフローの改善および診断精度の改善を可能にする技術として、スライス位置の自動位置決めを検討を行った。今回提案の方法では、スカウトスキャンにて取得した 3 次元データセットを 2 次元投影画像に変換し、この 2 次元投影画像からの情報をもとに 2 次元 ASM を 2 次元投影画像に適用したことに大きな特徴がある。これにより、3 次元データをそのまま使用する場合の複雑な解析を避け、計算時間を実用上、十分耐えうるものとした。38 人のボランティアデータを利用した評価実験の結果、肝臓下部エッジの検出は、上部エッジと比べると周辺部の臓器などの影響により誤差がやや大きくなった。エッジの検出は ASM のアンカーポイントによる初期化の位置にも依存しており、今後、より最適な位置へ配置できる初期化の方法が必要と考える。スライス位置の実用上必要な精度に関して、今回は明確な数値を上げていないが、これについては今後技師、医師による評価を経て求める予定である。本研究での調査によると、最も重要なことはスキャン時間の大幅な延長がなく、確実に肝臓全体を画像化できるようなスライス設定が行えることである。また、今回は健常ボランティアのみの評価であったが、実際の患者画像の場合、健常人とのコントラストとの違い、疾患による肝臓の形状変化が予想される。本手法の場合、2 次元 ASM を用いて、例外的な形状についてはある程度対応可能としているが、今後実際の患者画像のテストが実用化に向けて非常に重要になってくると考えられる。なお、本手法は、肝臓のコントラストが T1 画像で高い特徴を利用して肝臓形状を検出している。他の T2、プロトンなどの撮像条件については周辺臓器が肝臓より目立つなど、検出が困難になることも予想され、本手法が必ずしも有効な方法であるとは限らない。

2.5 MAP 推定によるスライス位置決め自動化の方法

2.5.1 ASM による手法の問題点と改良方法

2.1 の ASM による手法では以下のような問題点があった。

1. 感度補正の適用された 3 次元画像データを必要とするため、感度補正のための参照スキャンが終了してからでないと位置決めはできない。これまで用いられてきている 2 次元スカウトスキャン(感度補正必要無し)の代わりに本手法で用いる 3 次元スカウトスキャンが使えれば、スカウトスキャンの時間は共に 15-20 秒であるので検査全体の時間は延びない。しかし、感度補正のための参照スキャンを行う場合、参照スキャンの位置決

めのための 2 次元スカウトスキャンが追加で必要となる。その後には本手法の 3 次元スカウトスキャンを行うので、追加の分の時間 15-20 秒だけ検査時間が長くなる。また、参照スキャンを必要としない感度補正の手法 [32,33]も提案されているが、特にエッジ部分の処理が難しく、同時に画像全体のコントラストが変化する問題がある。このような問題は画像処理を一層難しくなるため今回はそのような方法は採らなかった。

2. 超音波や X 線 CT がスクリーニング検査として用いられるのに対し、MRI の肝臓検査は、スクリーニングの後の詳細検査として行われている。よって MRI 肝臓検査の被験者は何らかの疾患を患っていることが多い。肝臓の疾患、例えば肝硬変(HC: hepatic cirrhosis)や肝細胞癌(HCC: hepatocellular carcinoma)などは肝臓の変形と縮小が伴うことで知られている。通常、肝臓の左葉が右葉よりも大きくなり、下部エッジが中心から前側(anterior)にせり出してくる変形を引き起こす。日本の 5 施設へのインタビューでは、全体の患者の 7~8 割に肝臓の変形が生じている。さらにこのような疾患のため肝臓の手術を行うと、肝臓の一部が切除されるのでより変形の度合いが増してしまう。

第一の問題については、感度補正されていない画像に対して位置決めができればよい。感度補正無しでまず問題となるのは閾値処理である(図 2.1 参照)。閾値処理を正確に行うには感度の均一性が必要である。本研究では、肝臓下部に存在する小腸に含まれる残渣は非常に明るい信号を呈し、これがうまく除去できないと下部エッジの検出の際に問題となる。この小腸の信号は、被験者の食事の種類や量、健康状態および撮像タイミング(食事の直後か時間が経っているかということ)に依存しており、条件に依らず閾値処理が行えるには感度補正が必要であった。ここでは閾値処理は行わず、以降の処理でも感度補正が無くとも位置決めができる方式とした。

第二の問題については、考えられる肝臓の変形は非常に複雑であり、主成分分析をもとにした線形変換を考える ASM では対応しきれない。そこで、今回は ASM を使わず、上部エッジと下部エッジを検出する手法を提案する。

図 2.8 は、提案する第二の手法のフローチャートである。はじめの 3D スカウトスキャンである LAVA (liver acquisition with volume acceleration) は、第一の手法で使われた T1 コントラストの 3 次元スキャンであり、全く同じスキャンパラメータを使用している。メジアンフィルタとノイズ値についても検出方法は同一である。2 次元投影像は、投影像を作るための元の 2 次元画像の枚数を制限すればするほど、エッジのボケ(blurring)が減るため、後のエッジに基づく処理において正確性が増す。よって、ここでは 2 次元投影像を作るための 2 次元画像の枚数を制限した。また、上部エッジも新たな手法に変更し、投影像のボケの影響を低減した。上部エッジの検出から最適なアンカーポイントを検出し、ROI により統計情報を測定した。その情報をもとに、小腸の影響および感度分布の不均一を避けるため、小さい領

域毎に確率モデルを適用する MAP 推定 (a maximum a posteriori estimate) の手法を使用した。最後の 2 つのステップについては次節以降に説明する。

2.5.2 上部エッジの検出とアンカーポイントの認識

図 2.9 に新しいステップを示す。はじめに、投影像が作る画像のボケを低減するために 3 次元のスカウトデータの半分のみから 2 次元のサジタル投影像を作る (図 2.9(a))。次にサジタル投影像

の S/I 方向 (画像の垂直方向) の 1 次元プロファイルを作り、体躯のサジタル方向の厚みを算出する。ここでは点線のノイズレベルから厚みを決める (図 2.9(b) の Th1, Th2)。この厚みの範囲にある 3 次元データから 2 次元のコロナル投影像を作る (図 2.9(c))。このコロナル投影像から確実に肝臓の上部エッジを決めるため、S/I 方向毎にテンプレートマッチングを行う。テンプレートは上部エッジを含む S/I 方向の画像のピクセル値によるプロファイルであり、今回は 21 人の健常ボランティアのデータから作成した (図 2.9(d) グラフの点線)。このテンプレートをコロナル投影像の S/I 方向の列毎に実行し、相関係数 (Rg) が 0.85 以上の点を抽出する (図 2.9(d) 十字印)。抽出した点の S/I 方向の座標を肝臓上部位置に極めて近い位置とする (図 2.9(d) 肝臓上部の点線)。最後にサジタル投影像に ASM を適用して肝臓ドームのピークを検出し、これを上部エッジの位置とする。肝臓ドームの形状は極端な変形はしないので、ASM を適用した。ここで、ASM のランドマーク数は 5 であり、21 人の健常ボランティアから学習させた。第一の手法の ASM と同じく、モデルの形状の変化に際しては、ランドマークと直交する方向のライン上の勾配プロファイルとランドマーク毎に学習データから得られたテンプレートプロファイルとの相関をとり、最も高い相関を示した位置を肝臓ドーム形状のエッジと判断し、ASM の形状を決定した。これにより ROI を置くべきアンカーポイントの A/P, S/I 方向の位置が決定する。残る R/L 方向の位置を決める方法を示したのが図 2.10 である。

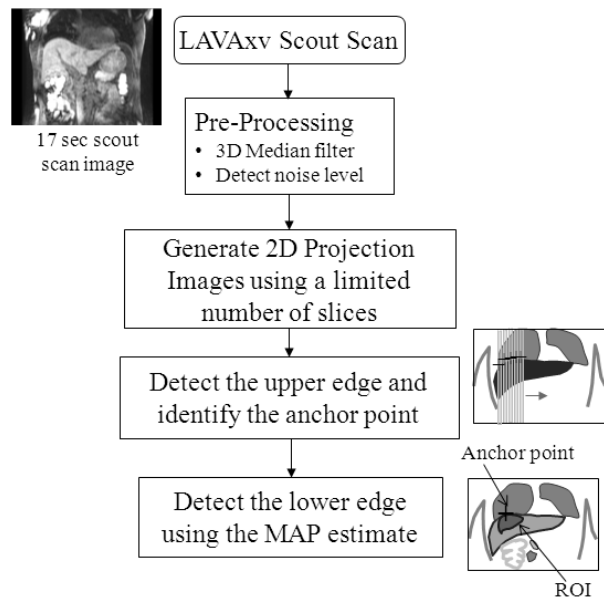


図 2.8 改良手法のフローチャート

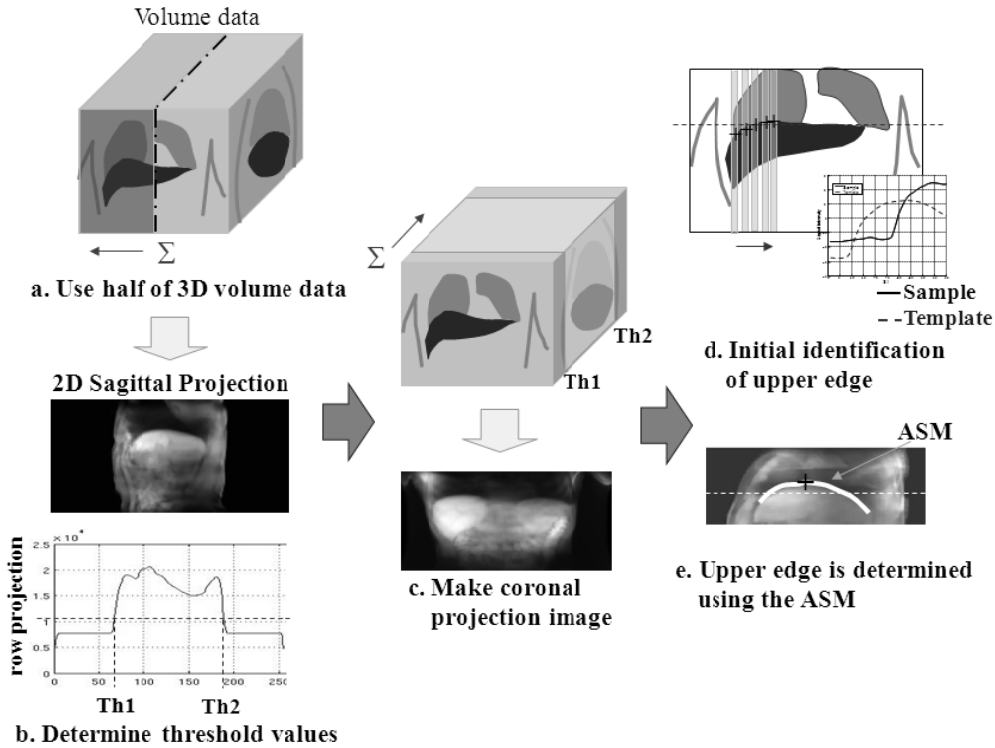


図 2.9 上部エッジの検出とアンカーポイントの認識

まず、肝臓の平均形状の大きさを半分にスケールダウンした ROI を、既に求めた S/I 方向のアンカーポイントの位置に置く。R/L 方向については最も画像の左端に置く(図 2.10(a)左)。次にこの ROI を右側にずらしつつ、ROI 内の平均と標準偏差を計算する。ここで、R/L 方向の ROI の最適値は平均値が最大平均値の 95%以内(図 2.10(b))であり、その中で標準偏差が最少となる点とした。この方法によると、ROI 内の平均とそのばらつきを見ているのでノイズや大きなエッジの影響を受けにくいといえる。

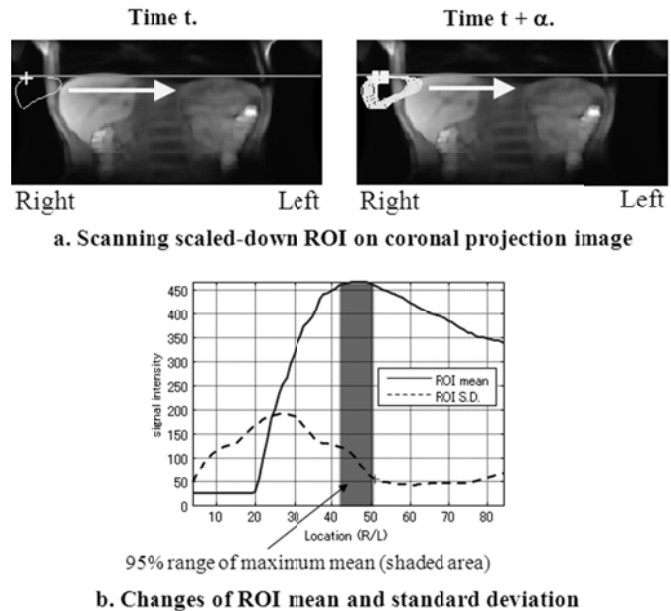


図 2.10 ROI 内の平均と標準偏差の R/L 方向の変化

2.5.3 下部エッジの検出

下部エッジの検出において難しい点は、肝臓と似たピクセル強度の組織や器官（例えば、残渣のない小腸、すい臓など）が下部エッジの周りに存在していることである。しかし、肝臓の周りのこれら紛らわしい組織や器官は、良く観察すると肝臓内部と比べると変化が大きく、複雑な形をしているものが多い。よって、このような特徴をうまく使えば肝臓の下部エッジとそれ以外をうまく判別することが

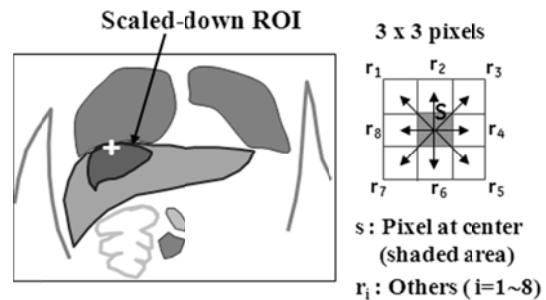


図 2.11 ROI の位置と近傍ピクセル

とができる。本研究では、これをギブス分布 [38,39] を使った事前情報として表した。まずそれには肝臓内の信号の統計情報を得る必要がある。それには図 2.10 と同じように肝臓の平均形状を縮小した ROI を前節で求めた coronal 投影像上のアンカーポイントに置き、ROI 内部の平均 (μ_i) と分散 (σ_i^2)、および、注目ピクセルの 8 近傍についての差の平均 (μ_n) と分散 (σ_n^2) を求める。図 2.11 はアンカーポイントによって肝臓内部に設定された ROI と、 μ_n , σ_n^2 を求める際の 8 近傍ピクセルを表している。肝臓内部のピクセルが持つ事前確率はギブス分布を使って次のように表すことができる。

$$p(X = x_1) \propto \exp\left(\sum_{c \in C} \beta \cdot U_c(x_c)\right) \quad (2.6)$$

x_c はラベルを意味する確率変数であり、(x_1 (肝臓), x_{others} (肝臓以外)). のどちらかをとる。また、

$$U_c(x_c) = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{\text{lower}} \leq |y_s - y_r| \leq y_{\text{upper}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.7)$$

$$\text{where, } y_{\text{lower}} = \mu_n - \alpha \cdot \sigma_n \\ y_{\text{upper}} = \mu_n + \alpha \cdot \sigma_n$$

α , β は定数である。あるピクセルとその周辺の 8 近傍のピクセルの組み合わせを考える。図 2.11 右の図の場合は、 $C = \{(s, r_1), (s, r_2), (s, r_3), (s, r_4), (s, r_5), (s, r_6), (s, r_7), (s, r_8)\}$ と表現できる。ここで $s, r \in S$ であり、 S はピクセル全ての集合、 s は注目ピクセル、 r_i ($i = 1..8$) は s の周りの近傍ピクセルである。式(2.6)中、 c は C の部分集合である。すなわち、 $c \in C$ となる。 y_s, y_r は、それぞれピクセル s と r における信号強度である。 $U_c(x_c)$ は、式(2.7)において、1 か 0 の値をとり、その結果、式(2.6)の \exp の項は 0 から 8β までの値をとる。近傍ピクセルのラ

ベルは、近傍ピクセルの信号強度の差によって決まると考えられ、仮に組織や器官内部の均一性が肝臓の均一性より良いか同程度であるならば、それが肝臓である確率 $p(X=x_l)$ は増加する。一方、それらの均一性が悪ければ、 $p(X=x_l)$ は減少する。

一方、肝臓内部のピクセル強度の分布は以下のガウス分布で表せる。

$$p(Y = y|X = x_l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_l^2}} \exp\left(-\frac{(y - m_l)^2}{2\sigma_l^2}\right) \quad (2.8)$$

ここで、 x_l は肝臓のラベルを表しており、事後分布はベイズの定理から以下のようになる。

$$p(X = x_l|Y = y) = \frac{p(Y = y|X = x_l) \cdot p(X = x_l)}{p(Y = y)} \quad (2.9)$$

ここで、

$$p(Y = y) = p(Y = y|X = x_l) \cdot p(X = x_l) + p(Y = y|X = x_{\text{others}}) \cdot p(X = x_{\text{others}}) \quad (2.10)$$

この項は定数とみなすことができ省略することができる。よって、

$$p(X = x_l|Y = y) \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_l^2}} \exp\left(-\frac{(y - m_l)^2}{2\sigma_l^2}\right) \cdot \exp\left(\sum_{c \in C} \beta \cdot U_c(x_c)\right) \quad (2.11)$$

仮に式(2.11)が N ピクセルの小さな領域に適用されると、それは尤度関数と事前分布を結合し、次のように表せる。

$$P(X = x_l|Y = \mathbf{v}) \propto \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_l^2}} \exp\left(-\frac{(y_i - m_l)^2}{2\sigma_l^2}\right) \cdot \exp\left(\sum_{c \in C} \beta \cdot U_c(x_c)\right) \quad (2.12)$$

ここで、 $\mathbf{v} := \{y_i\}_{i=1}^N$ 、すなわち、 N ピクセルの小さな領域の集合である。今回は 5×5 ピクセルからなる正方領域(カーネルと呼ぶ)を使った。式(2.12)の自然対数をとって符号を反転すると、

$$E(X = x_l|Y = \mathbf{v}) = -\log P(X = x_l|Y = \mathbf{v}) \propto \frac{1}{2} \log(2\pi\sigma_l^2) + \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{(y_i - m_l)^2}{2\sigma_l^2} - \sum_{c \in C} \beta \cdot U(s_i, r) \right\} \quad (2.13)$$

式(2.13)は、もしカーネル領域が肝臓内部にあれば、外部にあるときよりも低い値を示す。別の言い方をすると、 E はエネルギー変数を表しており、低いエネルギーは安定な状態、すなわち、それらの領域は肝臓である確率が高いことを意味する。肝臓領域は次の最大事後確率評価 (MAP estimate: a maximum a posteriori estimate) として認識できる [40]。

$$\hat{x}_1 = \arg \min_x [E(X = x_1 | Y = v)] \quad (2.14)$$

式(2.14)中、 x は 5×5 のカーネル領域を移動させる変数である。式(2.13)、(2.14)を使って肝臓の下部エッジを検出するには、注目ピクセルの上と下にそれぞれカーネル領域を設定し、上下のカーネルの式(2.13)の値を計算し、差をとる。図 2.12 において、この2つの領域のエネルギーは E_{in} , E_{out} で表している。もし注目ピクセルが上部エッジの境界にあれば、2つのカーネルの間のエネルギー差 $E_{in} - E_{out}$ は最大になり、下部エッジの位置にあれば最大になる。よって下部エッジは次式によって求まる。

$$\text{Lower edge} = \arg \min_{p \in L} [E_{in} - E_{out}] \quad (2.15)$$

ここで、 p は図 2.12 上の垂直線上に存在するピクセルの集合 L 内の点である。本法は、繰り返し計算をしないので計算コストが小さい。さらに式(2.13)の信号強度項と均一性を表す項は下部エッジの境界において、同じ信号強度を呈する組織や器官があっても、うまく切り分けることができる。さらに ASM を使用していないので、肝臓の大きさがどのように変形しても原理上は下部エッジを検出可能である。

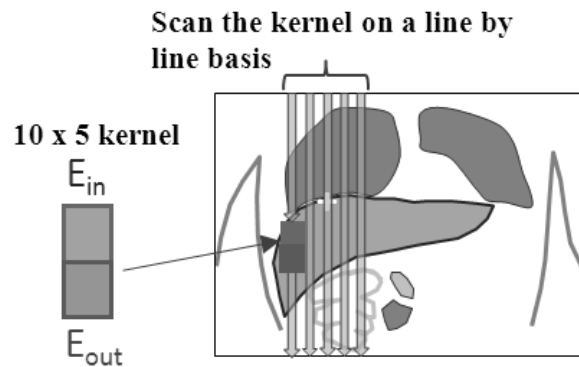


図 2.12 下部エッジを検出するためのカーネルスキャンの方法

2.5.4 ボランティア評価の方法

社内レビューによる承認の後、個々にインフォームドコンセントを得て、45 人の健常ボランティアにより評価を行った。さらに 7 つの例について、撮像された肝臓をアフィン変換により変形させ、本手法を適用した。変形の方法は実際の疾患をもった患者画像をもとになるべく実際に近い形とした。

検出誤差は、2.2.5 と同じように、3 次元データセットの中から肝臓の上部・下部エッジ位置 (S/I 方向) を手動にて読み取ったものを Ground Truth とし、 coronal 投影画像中肝臓投影画像の上部・下部エッジの位置を手動にて読み取ったものとの差を計算して評価した。

2.6 結果

2.6.1 ボランティアデータを用いたシミュレーション結果

表 2.3 は肝臓の上部エッジと下部エッジの検出誤差である。ここで正の符号は、過大評価（検出点が肝臓の外側）、負の符号は過小評価（検出点が肝臓の内側）を示している。

図 2.13 は肝臓上部エッジの最初の検出結果を示している。図中、 coronal 断面は、 coronal 投影像であり、下側の2つずつの画像は、検出された上部エッジを線で示したサジタルと coronal 画像である。緑の十字印は、0.85 以上の相関係数を満たした上部エッジピクセルである。一方、黄色と赤の印は、0.85 より小さい相関係数を示したピクセルである。水平の線（ coronal 投影像で青、サジタル coronal 画像で白）は、検出した上部エッジ位置を通る線である。 coronal 投影像における青の垂直線は、緑と赤の印の境界に当たる点を垂直に通る線である。

図 2.14 は、下部エッジ検出誤差のヒストグラムを表している。分布のピークは 0 より負側に数 mm～5 mm シフトしている。また、10 mm 以上の誤差に5点の大きい誤差を示すデータがあった。これはアルゴリズムが適正に機能していないことを示しており、これは今回の手法を適用しても依然として5点が肝臓の外側の組織や器官を下部エッジとしていることを示している。表 2.2 と表 2.3 のボランティア同士で比較すると、今回の方法は誤差の標準偏差を2倍に増加してしまっている。

表 2.3 MAP 推定による肝臓上部下部エッジの検出誤差

Detection error [mm]	Mean	Standard Deviation	Maximum	Minimum
Upper Edge	1.87	2.04	6	-3
Lower Edge	-0.90	7.84	21	-15

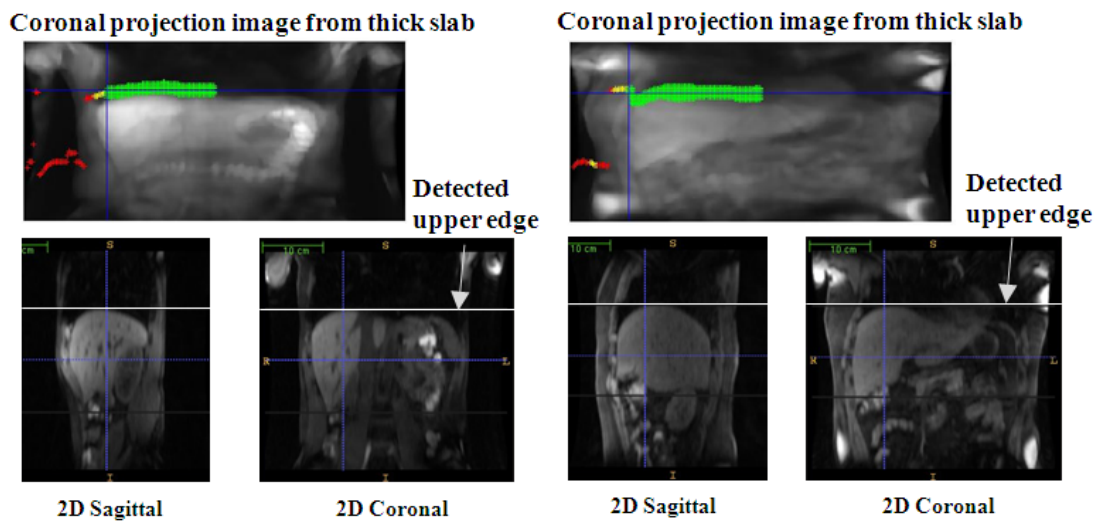


図 2.13 肝臓上部エッジの最初の検出結果(テンプレートマッチングによる。

図 2.9 参照)

図 2.15 は、アフィン変換で変形した肝臓に本手法と 2.2 の ASM による手法を適用し比較した結果である。図 2.15(a,b)は、手術後の変形した肝臓を模擬しており、左葉よりも右葉が大きくなっている。図 2.15(c)は肝臓肥大を模擬した肝臓であり、右葉が非常に大きくなっている。点線は本手法により検出した下部エッジ点を通る水平線であり、ASM で検出した肝臓輪郭(白い線)と比べると、本手法の方がより正確に下部エッジを検出していることがわかる。

3次元データを得てから肝臓の上部・下部エッジを検出するまでの計算時間は、CPUにクロック周波数が 2.4 GHz のインテル社製 Core i5 プロセッサを使用し、4 GHz のメモリを搭載したラップトップ PC 上で 10 秒以下であり、実用上十分な性能が得られた。なお、アルゴリズムのコードは Matlab ver. R2012a (MathWorks, USA) で書かれている。計算時間の約 2/3 は、最初の処理であるメジアンフィルター、投影像の作成、アンカーポイントの認識に費やされた。

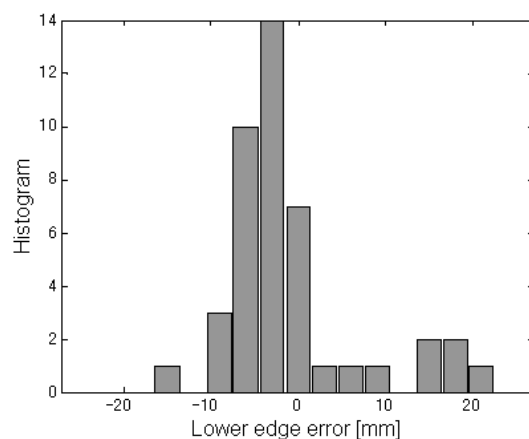


図 2.14 下部エッジの検出誤差のヒストグラム

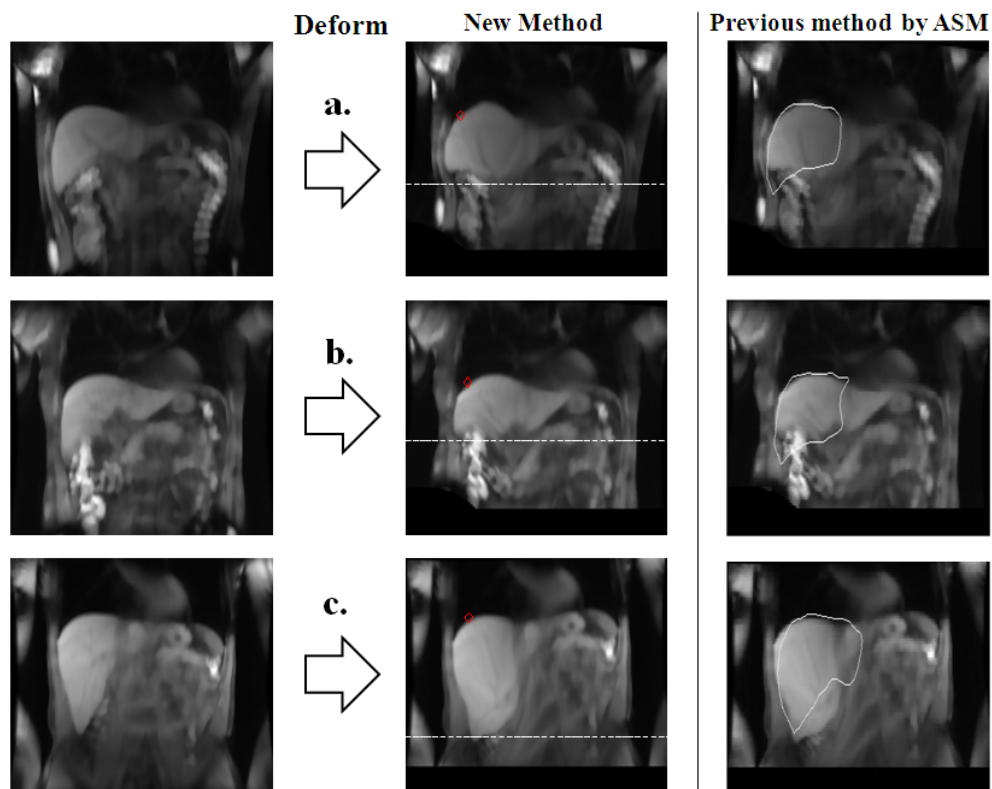


図 2.15 変形した肝臓から下部エッジを検出した結果 (a)(b) 左葉が右葉より大きくなった肝臓に対する結果, (c) 右葉が肥大化した肝臓に対する結果

2.6.2 肝臓の変形例

図 2.16 は実際の肝臓の変形例である。マニュアル操作でセグメンテーションした結果を赤でラベル付けしてある。画像は左上からアキシャル、サジタル、マニュアルでセグメンテーションした結果の 3D 表示、コロナルである。(a)と(b)は、手術により左葉が右葉より大きくなった肝臓、左葉は Anterior 側(前側)にせり出している(矢印)。(c)のサジタル画像でみると上部ピークの真下に下部エッジがきていない。コロナル投影像を作る時の範囲に下部エッジが入っていない例である。(d)は肝臓の周りに似た信号レベルの組織が多く、ASM が機能していない例である。このように疾患、手術を伴った肝臓の変形の度合いは大きい

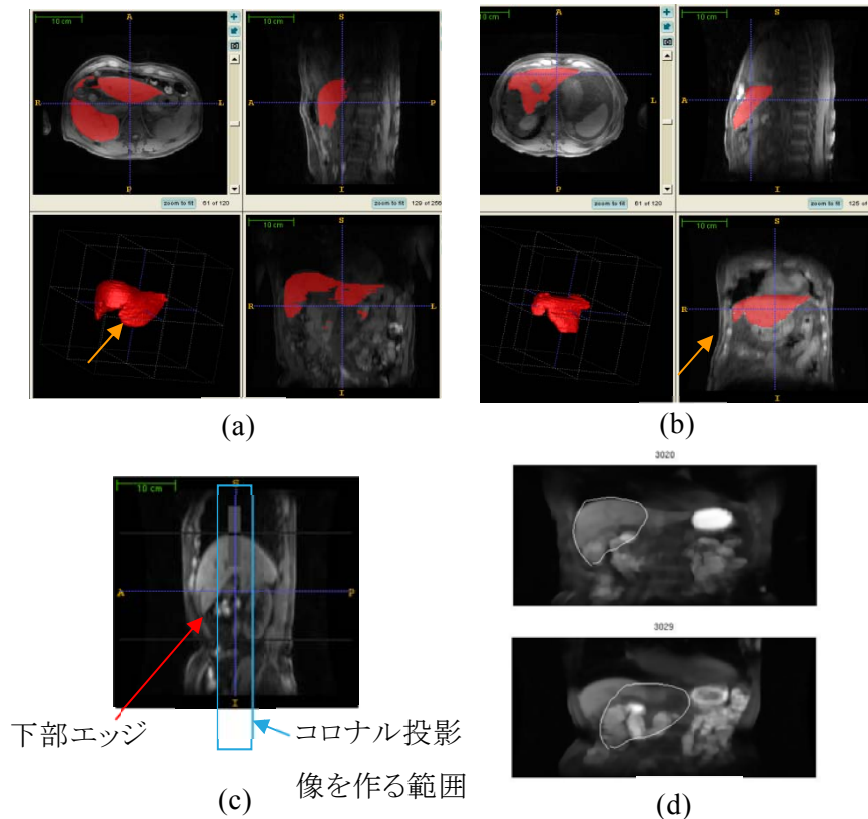


図 2.16 肝臓の変形例 (a)(b) 手術により左葉が右葉より大きくなった肝臓 (赤でラベル付け)、左葉は Anterior 側 (前側) にせり出している。各々の図で左下はマニュアルセグメンテーションの 3D の図 (c) サジタル画像でみると上部ピークの真下に下部エッジがきていない。 coronal 投影像を作る時の範囲に下部エッジが入っていない。(d) 肝臓の周りに似た信号レベルの組織が多く、ASM が全くうまくいかない例

2.6.3 MAP 推定による方法の患者データへの適用結果

表 2.4 は、95 例の患者データにオフラインで本手法を適用した結果である。同じデータに対し、ASM を適用すると平均値 -5.84 mm, 標準偏差 31.93 mm であったので、誤差のばらつきは $1/3$ 以下に低減されている。ただし、誤差の最大値はまだ 39 mm と大きい。図 2.17 は、検出誤差のヒストグラムである。中心の分布に対し、両サイドに大きな外れ値があり、本手法が有効に機能しない例があることを示している。

図 2.18 は、変形した肝臓に対する MAP 推定による手法の適用結果で下部エッジのみを示している。下部エッジの検出位置を白い点線で表示し、同時に誤差値も示している。図中、緑の十字が各垂直のラインで下部エッジ点と認識された点を示しており、この中で最も下に位置する点を下部エッジ点とする(図 2.12 参照)。図の左側(a)は、検出誤差が 18 mm 以下であったもので、ASM によるボランティアの検出結果とほぼ同程度の誤差のものである。一方、図の右側(b)は検出誤差が 18 mm より大きかったものを示している。ここで、b1 は、疾患により肝臓が萎縮し、肝臓下部の周りの構造が複雑化している。b2 は、人間の目で見ても肝臓下部エッジが認識しづらい。b3 では肝臓下部エッジ付近にコントラストが周りとはっきり違う斑状の疾患がありこれの上部エッジを下部エッジとしてしまっている。b4 は、多発性の腫瘍の例で、設定 ROI の値は信用できなくなる。

表 2.4 患者データに対し MAP 推定による方法を適用したときの肝臓上部下部エッジの検出誤差

Detection error [mm]	Mean	Standard Deviation	Maximum	Minimum
Upper Edge	1.02	2.63	6	-9
Lower Edge	-6.06	9.62	39	-30

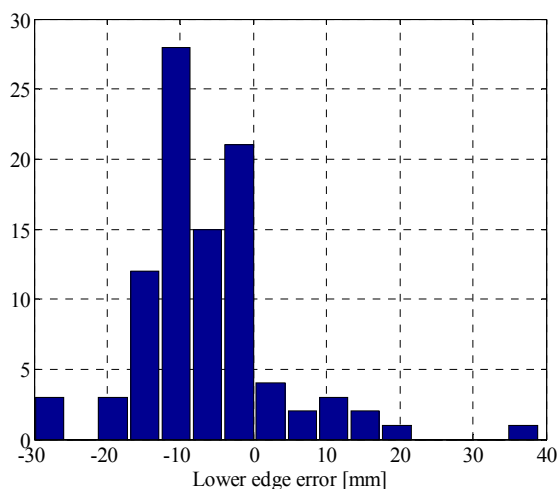


図 2.17 下部エッジ誤差のヒストグラム

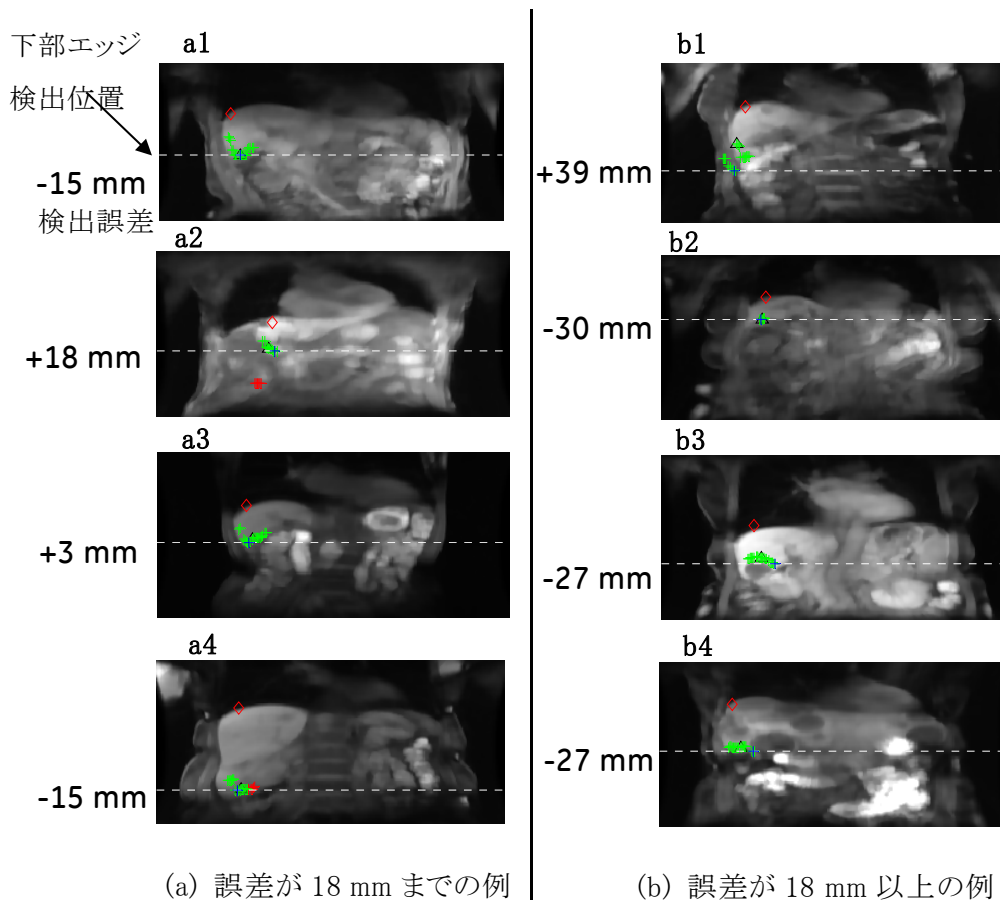


図 2.18 患者データに対する下部エッジ検出結果の例

2.7 考察とまとめ

表 2.3、図 2.15、表 2.4、図 2.18 の結果から、本手法は変形した肝臓においても、ASM による手法と比べて下部エッジが良好に検出できることが示された。計算時間も 10 秒以下であり、十分実用的である。しかしながら本手法では下部エッジを過小評価する傾向がある (図 2.14、17)。これは下部エッジの検出能が、MAP 推定の際のカーネルのサイズに依存していることによる。つまり、下部エッジの凸部分がカーネルサイズと比べて小さく、シャープに尖っている場合には、先端の上の 5×5 領域のカーネルにおいて、一部が肝臓外の領域を含んでしまうのでエネルギー的に高くなってしまう。よって、カーネル領域に肝臓全体が含まれる実際下部エッジより上の点の方がエネルギー的に低く、過小評価になってしまうのである。これは、今回のカーネルサイズでいったん下部エッジを求めてから、カーネルサイズを 3×2 などの小さいサイズに設定し直し、その下方の点でそれ以下か同等のエネ

ルギーを示す点を求めて、より正確な下部エッジ点とすることで改善できると考えられる。また、本法では肝臓の統計情報がアンカーポイントで設定した ROI 中のピクセル点の情報と一致していると仮定したが、ROI の大半が疾患(嚢腫、腫瘍、血腫など)により他の組織とコントラストが変わってしまっている場合には、うまく上下のエッジを検出できない。図 2.18 b4 はそのようなケースの 1 つと考えられる。この場合、正確な統計情報の取得方法も今後の課題である。また、ボランティアデータに対しては、かえって誤差の標準偏差が 2 倍になってしまった。実際、現状では偽陽性の下部エッジ点が数点検出されてしまうと、それらに結果が悪影響を受けてしまう傾向があった。今後、外れ値検出の手法を取り入れて、偽陽性の点を減らす工夫が必要である。もしくは、はじめに ASM による手法と MAP 推定による手法を組み合わせることも考えられる。その際に、その切り替えを何らかの信頼度で表すことが重要である。

今回、投影画像のボケを減らすために coronal 投影画像を作る際の元の coronal 画像の数を減らした(図 2.9 参照)。数はサジタル投影画像の肝臓上部ピークをセンターとして前後に均等の枚数分ずつ選択したが、疾患や手術によっては肝臓の下部エッジが肝臓上部ピークの位置(A/P 方向)と一致しない場合があり(図 2.16(c))、肝臓下部エッジが coronal 投影画像に含まれない。これは coronal 投影画像を複数枚用意し、各々に対し下部エッジを求め、そのうち最も下(Inferior 側)に位置するエッジを真の下部エッジとすることで対応できる。ただし、計算時間が coronal 投影画像の枚数分だけ増え、また、検出すべきエッジの数が全体的に増えるので精度をさらに上げる必要がある。

肝臓 MRI の 2 次元画像の撮像では、スライス厚 7 – 8 mm、間隔 2 mm に設定される(施設による多少の違いはある)。撮像では息止めするが不意の動きや息止めの位置が安定しない患者がいるので、それら人の動きも考えて肝臓の上下に余分に数枚のスライスを付け足す。したがって、人の動きがなければ、今回の 15 mm 程度のアルゴリズムの誤差は吸収できる。ただし、検出位置が上にずれ、体動で肝臓が下にずれるなど、誤差の方向と動きの方向が一致してしまった時は、本手法は正確な位置決めができない。したがって、実用的なものとするには少なくともさらに半分以下の誤差とする必要がある。さらに 3 次元画像の撮像では、スライス厚が 4 -6 mm と設定されるので、さらなる改善が必要である。ただし、人の動きに関しては、スライストラッキングの技術を用いることにより息止めの不安定性による誤差は補正できると考えられる [41,42]。スライストラッキングは、ナビゲーターエコーを通常の画像を得るシーケンスの前に得て、肝臓の位置を算出する。仮に算出した位置が以前に息止めした位置よりずれたときには、ずれた分だけ NMR 信号を得るための励起位置を変えて常に同じ位置の撮像断面を得る技術である。なお、息止めの場合だけでなく、自由呼吸の場合の撮像でも常に肝臓の位置をモニターし、ある一定の位置に来たら NMR

信号を得るようにすれば同様に呼吸による動きの影響を低減できる。ただし、患者の呼吸が大きく違ってしまった場合には並進移動だけでなく、肝臓そのものが変形してしまうので、肝臓の上部の位置だけをモニターする方式のスライストラッキングでは完全に位置を補正できるとは限らないことに注意を要する。

2.8 むすび

MRI ワークフローの中で最も時間を要する撮像計画について、肝臓スキャンの位置決め自動化の方法を検討した。自動位置決めを実現しても計算時間が長くなってしまっただけでかえってワークフローを悪化させることになる。本研究では計算時間を短縮するため、3次元データを処理するのではなく、2次元投影像に変換してから計算処理を行った。このようにしても肝臓のスライス位置決めに必要な上部下部エッジの情報は保たれる。また、 coronal 投影像における肝臓の輪郭を抽出するために Active Shape Model (ASM) を応用した。ASM を使うにあたっては、初期位置が非常に重要であるが、これを coronal 投影像の 1次元プロファイルから求めた。22例のボランティアに本研究の手法を適用し、有効性を確認した。しかしながら下部エッジについては最大 15 mm ほどの誤差が考えられ、実用するうえではさらに半分ほどの誤差とする必要がある。同時に患者の呼吸や不意の動きの影響が誤差の方向と同じ向きに働いてしまうと誤差が増幅されてしまう。よって本手法を適用する際にはスライストラッキングに代表される動きの影響を補正する手法との併用が不可欠である。一方、実際の患者データについては、インタビューや実際の画像から、MRI では変形した肝臓を検査する割合が大きく、ASM による手法では、これらバリエーションに富む変形に追従できないことがわかり、肝臓の周りのローカルな部分の特性に注目する MAP 推定による方法を考案した。本手法によると、実際の患者データ、つまり変形した肝臓に対しては、ASM による結果の性能を大きく上回り、その有効性を確認できた。今後の課題としては次の4点が挙げられる。

1. 外れ値に対する対策
2. coronal 投影像を複数枚用意して下部エッジを正確にとらえる
3. ASM と MAP 推定を組み合わせる手法
4. 患者の動きの影響を低減できるパルスシーケンス(例えば、スライストラッキング)との組み合わせ

本研究によって 2次元画像の撮像については、実用上に近いことがわかった。3次元撮像についてはさらなる精度が必要になるので、今後の大きな検討課題となる。

第3章 ボーラストラッカー 一位置決め自動化

3.1 まえがき

MRI 肝臓造影検査においては、肝特異性造影剤 (Gd-EOB-DTPA) を用いた検査が肝腫瘍性病変の診断に有効であり、現在では広く普及している [43]。しかし、この検査では、ボーラス投与後の画像化するタイミングを正確に捉えないと動脈相を良好に描出することはできない。ボーラストラッカー (MRI メーカーによっては SmartPrep tracker: スマートプレップトラッカーと呼ばれる) は、造影剤が通過する大動脈中の信号を観測するために、大動脈内に図 3.1 に示すように設定される。この設定領域か

らの MR 信号をもとに、造影剤の到達による信号変化を観測し続け、そのピークから実際の撮像の自動トリガーを作り出す機能をもっている。しかし、3 次元的構造を持つ大動脈内に正確にトラッカーを置かないとボーラスのきれいなピークが得られず、ボーラストラッカーの設定には、オペレータの技量と経験が必要とされる。よってこの設定を自動化、または支援できる機能があれば MRI 肝臓スキャンにおけるワークフローの改善に貢献できると考えられる。

ボーラストラッカーの自動設定を可能にするには大動脈 (Aorta) を複数の画像からセグメンテーションしなければならない。大動脈をセグメンテーションする方法としては、Geometric Deformable Models を用いて上行・下行大動脈を抽出する方法 [44]、Adapting Active Shape Model による方法 [45]、Active Contour Model を Phase Contrast シーケンスのマスキメージに適用する方法 [46]、大動脈の特徴的な形状に着目してハフ変換を基

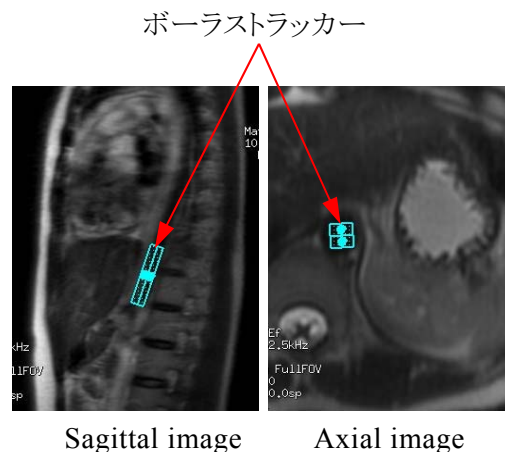


図 3.1 ボーラストラッカーの設定例

本に構造を追跡する方法 [47,48]、レベルセット法から 3 次元構造を抽出、4次元の動きを解析する方法 [49] など、多数の手法が提案されている。これら方法では、セグメンテーションの結果から大動脈内の動脈瘤、石灰化、または先天的な疾患の判断に役立てようとするものであり、ボーラストラッカーのような造影剤の信号変化をモニターするトラッカーの位置を決定する手法はこれまで提案されていない。

MRI においては血管を直接画像化する多数の手法 (MR Angiography、以下 MRA) が既に実用化されている [3]。このような画像では血管以外の背景信号は十分低減されているので、大動脈のセグメンテーションに適しているが、MRA の画像を得るためには、通常の肝臓スキャンに加えて新たに MRA 用のスキャン (20 秒～1, 2 分、手法により撮像時間は変わる) を行う必要があり、全体の検査時間が延びてしまう。そこで代わりに肝臓スキャンにおいてははじめに実施されるスカウトスキャンで得られる画像を利用すれば全体の検査時間が延びることはない。このスカウトスキャンには、Spin Echo 系の Single Shot Fast Spin Echo (SSFSE) による画像と、Gradient Echo 系の Fast Spoiled Gradient Echo (FSPGR) による画像が代表的であるが、本研究では磁場不均一に強く、周りとのコントラストが明瞭な SSFSE の画像を用いることとした。実際に臨床の間でも用いられているのも 8 割が SSFSE である。ボーラストラッカーの自動設定のためには、設定位置およびトラッカーの大きさの 2 つの自動決定が必要となるが、本研究では設定位置の自動決定に注目して検討を行った。基本的には複数のアキシャル画像における大動脈の中心位置を同定し、その位置を S/I (Superior / Inferior) 方向に繋げれば、大動脈の 3 次元的位置を得ることができる。ボーラストラッカーの S/I 位置は、例えば肝臓の上端の位置を別手法 [27,50] で検出し、そこを基準に決めればよいことになる。また、実際の臨床の間ではボーラストラッカーの大きさは、大動脈 (10～20 mm の直径) 内に収まり、かつトラッカーが血管壁に接する程度に調整され、長さはおおよそ 50 mm に通常設定される (図 3.1 参照)。

3.2 ボーラストラッカー位置決め自動化の方法

図 3.2 は、今回検討したボーラストラッカー設定方法の流れを示す図である [51,52]。使用した MRI システムは GEHC 社製 Signa HDx 1.5T である。

トラッカー位置を設定するためのスカウトスキャンには、SSFSE シーケンス用い、スキャンパラメータは、 320×192 スキャンマトリクス、スライス厚 8 mm、スライス間隔 5 mm、0.54 NEX (積算回数)、FOV 400×400 mm (または 480×480 mm)、得られる画像は、アキシャル 5～14 枚、サジタル 1 枚、コロナル 5 枚であり、スキャン時間は 24 秒、スキャン中は

息止めを行っていない。なお、スカウトスキャンなので画像上の感度補正は一切行っていない。解析に用いた画像のマトリクスサイズは 256×256 である。

本手法では、大動脈が脊椎の周りに配置されることに着目し、脊椎の中心を回転軸とする長形状のサブウィンドウを回転および大きさを変えながら、大動脈がサブウィンドウに含まれるかどうかを判断して大動脈の位置を検出する。SSFSE のような T2 weighted 画像では脊髄の中心に

位置する脳脊髄液 (Cerebral Spinal Fluid、以下 CSF) が高信号となるので、これを同定することによってサブウィンドウの中心とする。その際に、モルフォロジー処理を行ってアキシャル画像から体躯の領域を決定しておき、CSF を探索する範囲に制限をかける。CSF の位置は、機械学習の一手法である AdaBoost [53] を使って求める。さらに大動脈がサブウィンドウ内に含まれるかどうかの判断も AdaBoost を使って行う。最後のステップではサブウィンドウから決定される大動脈の位置を開始点として Mean shift [54] を適用して大動脈の中心を求める。このようにして各アキシャル画像において大動脈の中心位置を決定していく。本手法において、AdaBoost を用いた理由は、エッジベースの特徴量を用いれば信号強度の変化に対して強くなり、今回のような感度補正を行っていない画像に対して適していること、および大動脈の検出に際しては、対象となるアキシャル画像が胸部から腹部にかけ解剖学的に変化し、かつコントラストも多様に変化するようなケースについては、弱識別器を多く組み合わせることで強識別器となる AdaBoost が有効であることなどがあげられる。

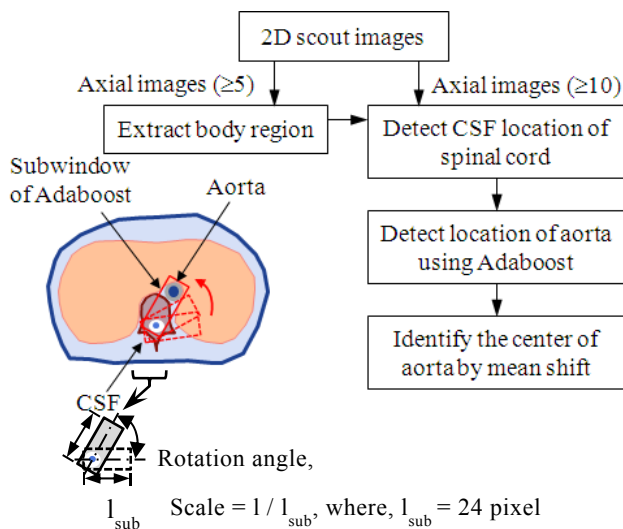


図 3.2 ポーラストラッカー位置決めのためのフローチャート

3.2.1 CSF の検出

全体の流れと説明を図 3.3 に示した。まず、CSF の探索領域を制限するために R/L (Right/Left) 方向の体躯の存在範囲を求める。図 3.4 にその手順を示す。基本的にアキシャル画像 (①) を 2 値化して 0 でない値の R/L 方向の存在範囲を求めればよいが、通常 MRI の体躯の撮像では腕が画像内に入るのを除去する必要がある。はじめに領域拡張

法 (Region Growing) により 2 値化を行うが、Seed Region¹²は画像上の下部(患者テーブルに相当する位置よりも下であり、必ず背景となる位置)に設定する。2 値化の際の閾値は画像から算出した

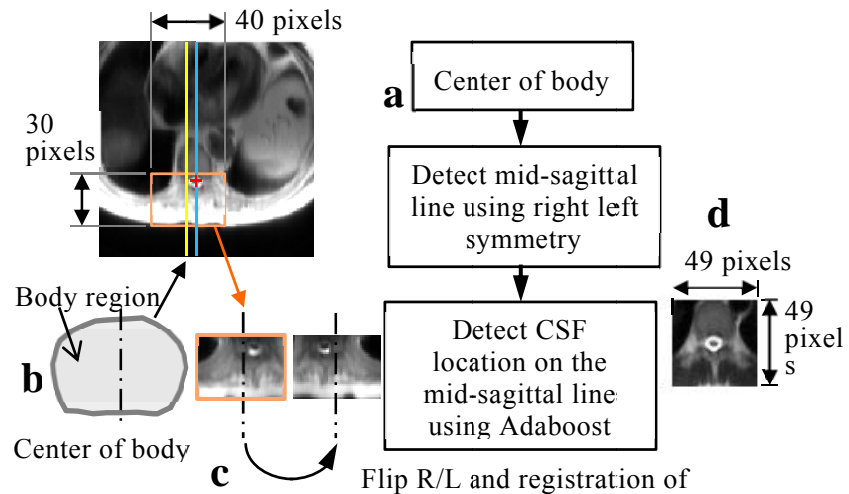


図 3.3 CSF 検出のためのフローチャート

ノイズ [55]とする。拡張する領域を 0 とすると図 3.4②のように、肺も埋めた体躯部分の 2 値画像が得られる。肺も埋めることによって、次の縮小・拡大処理により肺が背景と繋がってしまうのを避けることができ、次の縮小・拡大処理を正しく行うことができる。次に腕を削除するため縮小(Erosion、8 近傍)、拡大(Dilation、8 近傍)処理を行うが、縮小処理の後に体躯に相当する部分のみを選択するため、ここでも領域拡張法(論理値 1 で拡張)を行う。Seed Region は画像上の縦の中心線から両側 5 ピクセルの矩形領域で、必ず体躯のどこかを通り、腕を含まない領域である(③)。縮小・拡大処理は 2 回繰り返して行った。以上の処理により体躯の R/L 方向の存在範囲(Width in R/L、図 3.4④)が求まる。図 3.3 における体躯の中心を通る線(図 3.3 中には b) Center of body と記載)は、この存在範囲の中央を通る垂直な線である。スカウトスキャンにおけるアキシャル 画像は胸部から腹部にかけて 5 枚の画像が得られる。その全てに対して以上の処理を行い、アキシャル画像 5 枚の存在範囲の中央値から体躯の中心を通る線を求める。しかし、この線は必ずしも CSF の中心を通るとは限らないので、脊椎の左右の対称性を利用する。すなわち、求めた体躯の中心線を軸に左右に反転した画像どうしの平行移動を行いレジストレーションする(図 3.3(c))と、その左右方向の移動量の 1/2 が体躯の中心線から補正すべき量

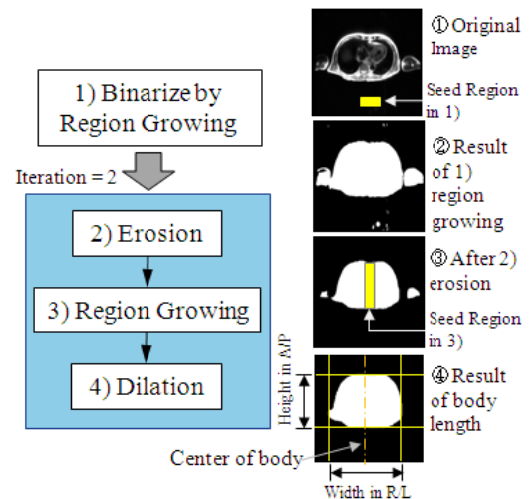


図 3.4 体躯領域の算出方法

¹² 領域を拡張させるための最初の領域。指定する必要がある。

となる。なおここで、脊髄の存在領域は体躯の範囲が求めればある程度絞ることができ、その領域のみを抽出してレジストレーションを行う。ここでは体躯の中心線から左右に 20 ピクセル、体躯の下端から上に 30 ピクセルの矩形領域を抽出した。図 3.3 では十字マークを通る線が求められた中心線であり、この線上で A/P (Anterior / Posterior) 方向の位置とスケールを変えながら CSF を探索する。探索には Haar-like 特徴量を使う AdaBoost を用い、あらかじめ CSF の形状を学習させておく。ここでは、 21×21 ピクセルの矩形領域をサブウィンドウとした教師データを学習に用いた (図 3.3(d))。Haar-like 特徴量は図 3.5 に示すパターンの特徴量を用い、弱識別器は白黒パターンの平均輝度を閾値と比較する最も基本的なタイプものを用いた。特徴パターンの大きさは最小構成、 1×2 、 2×1 、 1×3 、 3×1 、 2×2 (それぞれ図 3.5 (a)-(e) に対応、単位はピクセルである) から可能な限り最大まで変化させて学習を行い、その結果 100 個の弱識別器を用いた。AdaBoost の出力を $h(\cdot)$ とすると、CSF の A/P 方向の位置 とサブウィンドウの大きさを決めるスケーリング係数 は次式で求められる。

$$(\hat{y}_c, \hat{s}_c) = \arg \max_{y \in Y, s \in S} (h(\mathbf{I}_c(y_c, s_c))) \quad (3.1)$$

ここで、 \mathbf{I}_c はサブウィンドウ内の画像データを表しており、探索前のサブウィンドウ内の座標を 2 次元の列ベクトル \mathbf{x}_i ($i=1 \dots D$, D はサブウィンドウのピクセル数) とすると、サブウィンドウ全体の座標は行列 $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_D]$ として表される。ここで、 $\mathbf{T}_c(y_c, s_c)$ を A/P 方向の位置 (y_c) とスケール (s_c) を変化させる

変換行列とすると変換後の座標は、 $\mathbf{X}_c = \mathbf{T}_c(y_c, s_c) \cdot \mathbf{X}$ となる。よって変換後のサブウィンドウ内の画像は、 $\mathbf{I}_c = \mathbf{J} \circ \mathbf{X}_c$ となる。ここで、 $\mathbf{J} \circ$ は \mathbf{X}_c に対応するピクセルの値をバイ

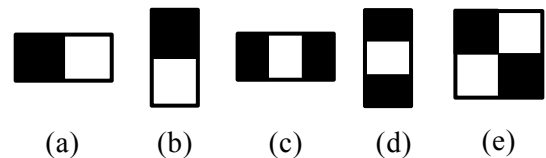


図 3.5 CSF 検出用 Haar-like 特徴量

リニア補間で \mathbf{I}_c にマッピングする作用をする。なお学習データは CSF の径がサブウィンドウに内接するように各々レジストレーションされており、 \mathbf{T}_c による変換から学習データで求めた特徴量に最も見合うサブウィンドウが選択されることになる。結局、 \mathbf{I}_c は図 3.3 で求めた CSF を通る線上で \mathbf{T}_c によって A/P 方向に移動され、 y_c は移動先の座標、 s_c は x_c をスケーリングする係数となる。ここで、

$$\begin{aligned} Y &= \{y_c : y_{\min} \leq y_c \leq y_{\max}\} \\ S &= \{s_c : s_{\min} \leq s_c \leq s_{\max}\} \end{aligned} \quad (3.2)$$

y_{\min} は体躯の下端、 y_{\max} は、体躯の高さの $1/2$ の点とし、 $S_{\min} = 0.6$, $S_{\max} = 1.4$ とした。

3.2.2 大動脈内血管信号の除去

主に S/I 方向に走行する大動脈は血流がある程度速ければ SSFSE シーケンスにおいては、励起された核スピンの結像しないので血流信号は低信号となるが、心臓の収縮期では大動脈血の速度が落ちるために高信号を呈する場合がある。このような血流信号は、血管内で血流の速度分布により均一な信号分布を示さず、大動脈中心の同定が難しくなる。よって、SSFSE シーケンスにお

いてなるべく血流信号が現れない対策を施した。図 3.6 は通常の SSFSE シーケンスの RF (Radio Frequency) パルスとスライス勾配磁場の波形を示したものである。ここで RF の両サイドに位置するスライス勾配磁場の Z dephaser (網かけ部分) の面積を大きくすると、流れをもつ血液はより Spin Echo として結像しにくくなり、信号強度が低下することになる。しかし、あまり面積を大きくし過ぎると、全ての Spin Echo 信号を取得する時間が長くなり画像がぼけるなどの影響が出てくるので最適な大きさに設定する必要がある。

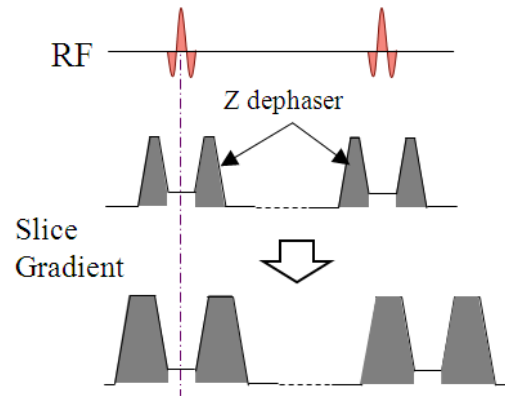


図 3.6 大動脈内の血管信号を除去する方法

3.2.3 大動脈の検出

大動脈を検出するためのサブウィンドウは、 24×13 ピクセルのサイズであり、このサイズの教師データにて大動脈の学習を行った。サブウィンドウは、サイズと回転角を変えながら CSF を中心に反時計方向に回転して大動脈を探索する。ここでは Edge of orientation histogram (以降、EOH と称する) 特徴量による AdaBoost [56] を用いた。EOH 特徴量では、エッジ方向を 8 段階に量子化し、8 方向から 2 方向をとる組み合わせ

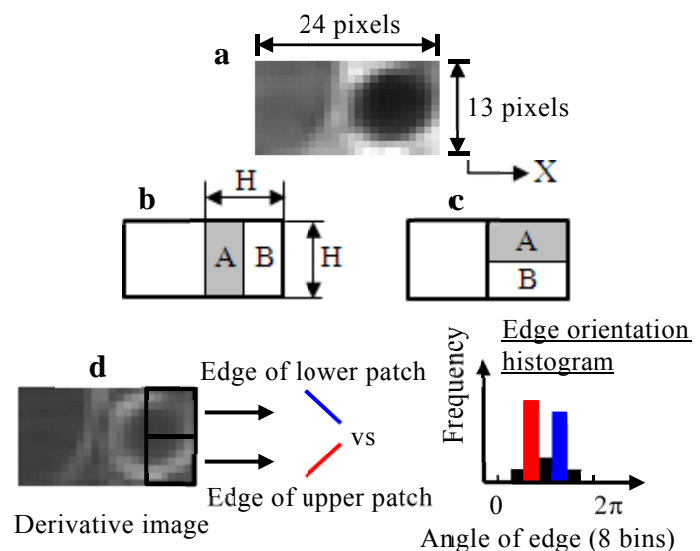


図 3.7 大動脈検出のために付け加えた EOH 特徴量, (a) サブウィンドウデータ(学習データ)(b) X 対称, (c) Y 対称 (d) EOH 特徴量

で全 28 対のエッジの比率をとる。図 3.7(d)において、微分画像の右端の2つの領域では赤と青のエッジが支配的であり、赤と青のエッジ方向ヒストグラムの比率である EOH 特徴量がこの2つの領域の特徴をよく表している。また、各 8 方向のエッジの数そのものも特徴量として加えた。さらに大動脈は円形に近い形状をしているので、図 3.7 (b) (c)に示す A と B の領域の 8 方向それぞれのエッジの数を比較する特徴量を付け加えた。弱識別器はエッジの比を閾値と比較する基本的なタイプのものを用い、全 106 個の識別器を学習から得て、大動脈の検出に用いた。

AdaBoost の出力を $h(\mathbf{I}_a)$ とすると、大動脈の位置を特定するのに必要な回転角 $\hat{\theta}_a$ とスケーリング係数 \hat{s}_a は次式で求まる。

$$(\hat{\theta}_a, \hat{s}_a) = \arg \max_{\theta \in \Theta, s \in S} (h(\mathbf{I}_a(\theta_a, s_a))) \quad (3.3)$$

ここで、 \mathbf{I}_a はサブウィンドウ内の画像データを表しており、CSF の場合と同様に探索前のサブウィンドウ内の座標は行列 $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_M]$ として表される (M はピクセル数)。ここで、 $\mathbf{T}_a(\theta_a, s_a)$ を回転角 (θ_a) とスケール (s_a) を変化させる変換行列、変換後の座標は $\mathbf{X}_a = \mathbf{T}_a(\theta_a, s_a) \cdot \mathbf{X}$ となり、変換後のサブウィンドウは、 $\mathbf{I}_a = \mathbf{J} \circ \mathbf{X}_a$ である。なお、学習データは大動脈の外径がサブウィンドウの短辺に内接するようレジストレーションされている (図 3.7(a)参照)。また、

$$\begin{aligned} \Theta &= \{\theta_a : \theta_{\min} \leq \theta_a \leq \theta_{\max}\} \\ S &= \{s_a : s_{\min} \leq s_a \leq s_{\max}\} \end{aligned} \quad (3.4)$$

である。ここで、 $\theta_{\min}, \theta_{\max}$ はそれぞれ 10, 100 [degree]、 $S_{\min} = 0.5$ 、 $S_{\max} = l_{\max}/l_{\text{sub}}$ とする。ここで、 l_{sub} はサブウィンドウの径方向の長さ、すなわち 24 ピクセルに相当する。 l_{\max} は、被験者の体軀から予測される大動脈の存在する径方向の最大長さであり、正常人においてはおよそ体軀の A/P 方向の長さの 1/2 以下になる。(3.3)によりサブウィンドウの位置、サイズが決まった後、大動脈の位置をサブウィンドウの先端の正方領域の中心とする(\mathbf{x}_j)。そして、この点を開始点として Mean shift による重み付き平均を次式で求める。

$$\mathbf{x}_j^{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i w(\mathbf{x}_i) k\left(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|/d\right)^2}{\sum_{i=1}^n w(\mathbf{x}_i) k\left(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|/d\right)^2} \quad (3.5)$$

ここで、 $k(a) = \exp(-0.5a)$ 、 n は画像上のピクセル数である。また、重み w はこの場合、次のように表せる。

$$w(\mathbf{x}) = (1.0 - \mathbf{I}(\mathbf{x})/I_{\max}) \quad (3.6)$$

\mathbf{x} は画像上の座標、 $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ は \mathbf{x} における画像のピクセル値である。(3.6)において画像のピク

セル値を反転させているのは、大動脈内部を高い確率密度とするためである。また、 d のウィンドウ幅はサブウィンドウの短辺長さの $1/2$ とする。いったん重み付き平均が求まったら、以下のように現在位置を更新する。

$$\mathbf{x}_{j+1} \leftarrow \mathbf{x}_j^{\text{new}}, j \leftarrow j+1 \quad (3.7)$$

以上を \mathbf{x} が収束するまで繰り返し、最終的な \mathbf{x} を大動脈の中心とする。

3.2.4 連続するスライスにおける検出精度の改善方法

大動脈を含むアキシヤル画像を Superior (上側) から Inferior (下側) に見ていくと、Inferior にいくに従って大動脈は脊椎の周りを反時計方向に回転していくように見える (図 3.8)。よって最も Superior 側のアキシヤル画像の大動脈を検出した後は探索範囲を制限することができる。図 3.8 ではこの探索範囲を扇状の図形として示した。探索領域は被験者やアキシヤルスライスのスライス間隔に大きく依存する。さらに最も Superior 側のアキシヤルの大動脈を 2-2 で述べた方法により検出した後は、制限した探索範囲における EOH AdaBoost の出力を信頼度マップ $c_m(\theta, s)$ として計算する。

$$c_m(\theta_a, s_a) = h(I_a(\theta_a, s_a)) \quad (3.8)$$

これから、Mean shift により、このマップの最大値を探索することで大動脈の位置が判明する。

$$(\hat{\theta}_a, \hat{s}_a) = \arg \max_{\theta \in \Theta, s \in S} (c_m(\theta_a, s_a)) \quad (3.9)$$

Mean shift による最大値の探索では、式(3.5)において、 $\mathbf{x} = (\theta_a, s_a)^t$ 、 $w(\mathbf{x}) = c_m(\mathbf{x})$ である。 n は $n (= n_\theta \times n_s)$ で、 θ_a と s_a を探索のために変化させる総数である。

このように範囲を制限して計算量が減る場合は、AdaBoost の出力を用いた方がよりなめらかな分布となり、ローカルミニマムの影響を受けにくくなる。直前のスライスで求めた大動脈の位置 (\mathbf{x}_0) を探索開始点として Mean shift により現在のスライスの大動脈の位置を求める。

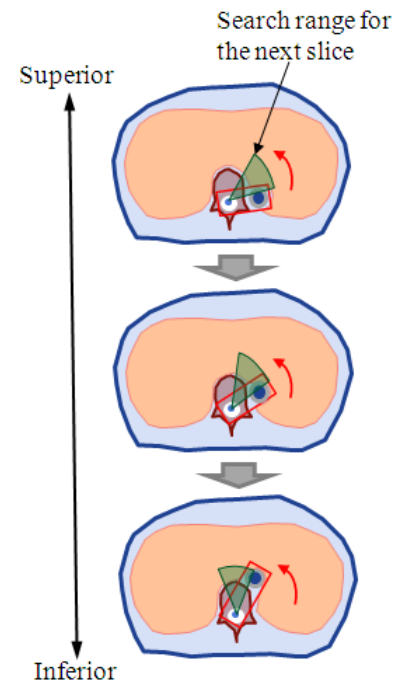


図 3.8 連続するスライスにおける探索領域の制限

3.2.5 評価方法

本研究においては、社内倫理委員会の承認の後、個々にインフォームドコンセントを得てボランティアスキャンを行い、画像データを収集した。

CSF の検出においては、マニュアルで指定した CSF の正解位置から 20 ピクセル以上離れた点を検出した場合を失敗とみなした。これは、20 ピクセル以内であれば以降の大動脈の検出には支障がなかったからである。

大動脈の検出においては、サブウィンドウが大動脈を含むように検出できなかった場合を失敗と定義した。一方、最終的なトラッカーの位置は大動脈のほぼ中心となるべきであるが、これを評価するために、手動で大動脈の中心を設定し、それとの差をみることで自動設定精度を評価した。なおサブウィンドウが大動脈を外したケースは評価対象外とした。

3.3 結果

3.3.1 CSF の検出結果

CSF 検出に用いた AdaBoost には、53 人の健常ボランティアから抽出した学習用ポジティブサンプル 265 枚、学習用ネガティブサンプル 1060 枚を用いた。ここで、ポジティブサンプルとは、CSF を中心に含む領域を図 3.3d のように切り出してきたサブウィンドウデータであり、ネガティブサンプルとは、CSF を中心に含まないサブウィンドウデータである。テスト用にはこれとは別の健常ボランティア 62 人から抽出した 377 枚のアキシャル画像を準備しテストを行ったところ、98.1%の成功率であった。

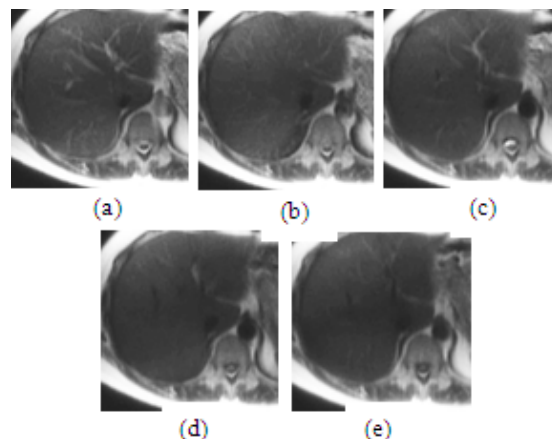


図 3.9 Z dephaser を元の大きさから N 倍変えた時の血管信号の変化. (a) オリジナル, N = 1 (b) N = 2 (c) N=3 (d) N = 4 (e) N = 6

3.3.2 大動脈血管信号の除去効果

Z dephaser のオリジナルに対する面積の比を N とし、N = 1, 2, 3, 4, 6 と Z dephaser の面積を増加させて 2 例のボランティアでその効果を確認した。図 3.9 はその一例である。N を大きくするにしたがい大動脈血管信号は N = 2 から消失しはじめ、N = 3 以降では消失して

いる。代わりに画像のボケが増し、肝臓の細かい血管が $N = 3$ 以降では見えなくなっている。ボケの影響を防ぐには $N=3$ でもよいが、より確実に大動脈血を消失させるために、本研究では $N=4$ を採用した。

表 3.1 大動脈の検出誤差

Detection error [mm]	Mean	Standard Deviation	Absolute Maximum
Right / Left	-0.23	1.58	6.56
Anterior / Posterior	-0.24	1.74	7.5

3.3.3 大動脈の検出結果

大動脈検出のための AdaBoost については、59 人の健常ボランティアから抽出した学習用ポジティブサンプル 272 枚、学習用ネガティブサンプルを 6528 枚用いた。テスト用には別の健常ボランティア 64 人から抽出した 234 枚のテスト画像を使用して、大動脈の検出能の評価を行った。なお、ここで使用したデータは Adaboost による検出能そのものを評価するため、大動脈に血管信号が残っていないものを選んで使用した。サブウィンドウが大動脈を含むように検出できなかったものは 234 例中、4 例あり、成功率は 98.3%であった。一方、自動設定精度については、サブウィンドウが大動脈を外した 4 例は評価対象外とした。表 3.1 に結果を示す。

3.3.4 連続するスライスにおける検出結果

図 3.10 は、スライス 1 の大動脈の検出を 3.2.3 の探索による方法で行い、以降のスライスは 3.2.4 で述べたように、前のスライスの検出結果を開始点として検出を行った結果である。また、大動脈の血流信号を消失させるため、図 3.6 の Z dephaser の面積を 3.3.2 の結果を考慮して通常の 4 倍の大きさにして画像データを取得している。図中、黒枠の矩形ウィンドウが大動脈を検出した時点のサブウィンドウの大きさであり、十字のマークが本法によって得られたボーラストラッカーを置くべき位置である。一方、図 3.11 は、通常の大きさの Z dephaser にて画像を取得し、大動脈の検出を行ったものである。スライス 4-6 にて大動脈内の血管が高信号を呈しており、スライス 4 においては誤検出が生じている。本方法は健常ボランティア 3 例に対して適用し、3.3.3 の結果から予想されたとおり、いずれのスライスにおいても検出誤差は 3mm 以下であった。

実用上は連続するスライスに対して大動脈を検出することになるが、図 3.10, 3.11 の場合、検出にかかった時間は、スライス 10 枚につき約 20 秒であった (Matlab R2012a Core i5

ラップトップ PC 上で動作)。

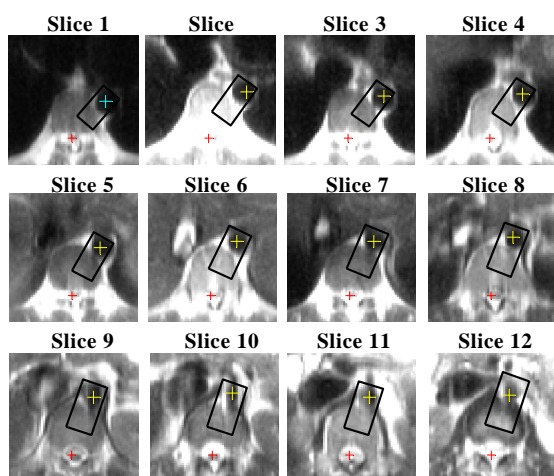


図 3.10 連続するスライスにおける大動脈の検出結果、高 Z dephaser (N=4)

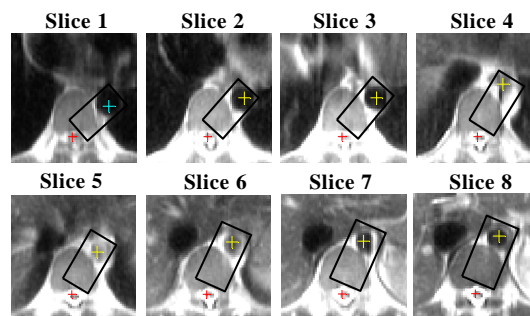


図 3.11 連続するスライスにおける大動脈の検出結果、低 Z dephaser (N=1)

3.4 考察とまとめ

CSF の検出結果において、失敗した画像ではノイズが多く、CSF のコントラストが不明瞭であったもの、および体躯が回転しており脊椎の対称性がくずれていたものがあり、それぞれ失敗の要因となったと考えられる。体躯の回転は頻繁に起こるものではないが、体躯のテンプレートによるレジストレーション、または主成分分析により、体躯の回転角度は算出でき、補正可能と考えられる。

大動脈の検出結果では、はじめの CSF 検出が失敗したことが要因のもの、大動脈の形状が予想に反して横に潰れていたもの、大動脈の左に位置する食道を間違えて検出したもの、全体的にノイズの影響が強かった画像が失敗していた。

AdaBoost による大動脈の検出では、今後、さらなる学習データの蓄積、および、最適特徴量の選択を行うことで検出の失敗を減らすことができると考えられる。また、失敗の検出が自動で可能であれば、そのデータは前後のスライスから予測するという方法も考えられ、今後取り入れたい点である。大動脈内のトラッカー位置の誤差に関しては大動脈内の血流信号の消え残りが主な誤差要因であり、これには Z dephaser を大きくすることで、本研究のようにある程度の効果は期待できるが、血流速度の個人差などを考えると完璧な方法とはなり難く、さらなる対策が必要である。また、同時に Z-dephaser の大きさと検出精度の関係

について、さらなるデータを取得し、定量評価によりその効果を明確にすることも必要である。

ボーラスの到達を捉えるボーラストラッカーの自動設定を行う方法について検討を行った。本研究ではトラッカーの位置の自動設定に注目して新しい手法を考案し、約 3mm の精度で大動脈を検出可能とした。特に本研究で用いた機械学習の手法である AdaBoost は、胸部から腹部までのバリエーションが多岐にわたる MRI のアキシャル画像から大動脈を効果的に識別するとともに、CSF の検出においても脂肪層など大きな画像のピクセル値の影響を受けずに高い検出率を達成することができた。全体的には前処理において、さらにノイズの影響を低減することが今後必要であるといえる。今後はボーラストラッカーの大きさの自動設定に関しても最適な手法を確立していく予定である。

3.5 2 段階識別による方法

3.5.1 大動脈の検出方法

前節までの 3.2 による方法では、大動脈が低信号を呈する場合はうまく検出できるが、高信号を呈する場合は成功率は下がる(図 3.11)。大動脈で信号を呈するのは主に心臓の拡張期に血流速度が低下し、NMR 信号の収集の際に核スピンの結像してしまうことによる。3.2.3 ではこれを勾配磁場の作用 (Z dephaser) によって結像を防いだのであるが、この方法によると SSFSE シーケンスのデータ収集時間が全体的に長くなり、画像がぼけるという不利な面があり、好ましくない (インタビューにて確認)。また、実際の患者や老人などでは全体的に血流の速度が若い健常人と比べて低下しており、大動脈が信号を呈する率は高くなっている。よって、画像がぼけずに大動脈が低信号となる別の手法を考えるか、大動脈が高信号でも大動

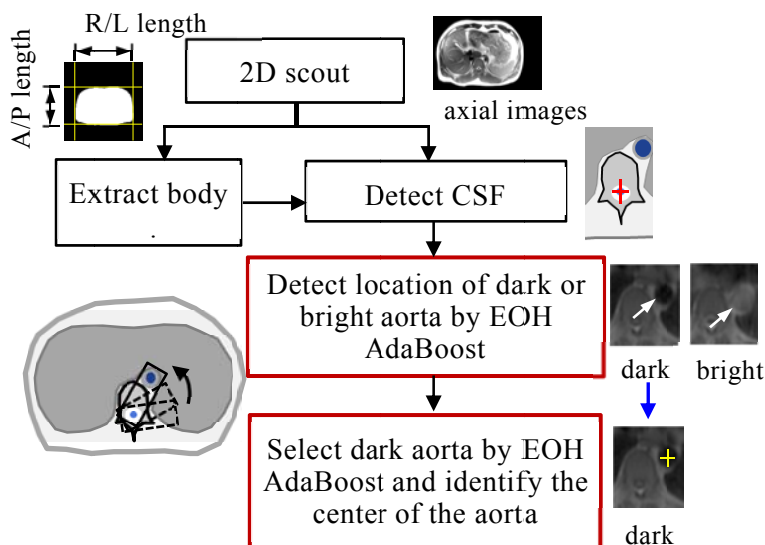


図 3.12 2 段階識別のためのフローチャート

脈の検出がうまくいく手法を考える必要がある。本研究では、改良手法として、後者の方法を提案する [57]。

図 3.12 は改良手法のフローチャートである。本法では、CSF を検出するところまでは 3.2 の手法と同じである。違う箇所を赤枠で示してある。本手法では、大動脈の検出に関して低信号を呈する大動脈(図 3.12 中、dark aorta)でも、あるいは高信号を呈する大動脈(図 3.12 中、bright aorta)でも、大動脈がある位置を AdaBoost により検出する。次にその大動脈の信号が低信号として

現れるならば、大動脈の中心を 3.2.3 と同じく Mean shift で探索する。図 3.13 は低信号で現れる大動脈と高信号で現われる大動脈の例である。高信号で現われる大動脈は血管中の血流速度が一定でなく分布を持つことにより、信号の分布が均一ではなく、Mean shift によってもその中心を正確に検出するのは難しい。よって、高信号で現われる大動脈であれば、Mean shift は適用せず、次のスライスの探索範囲を決めるための単なるアンカーポイント(図 3.8 の扇形探索領域の開始点)を決めるだけのものとする。最初から低信号として現れる大動脈を探すというアプローチも考えられるが、途中のアンカーポイントが定まらず、パイプライン処理には向いていない。実際のアルゴリズムでは高信号で現われる大動脈が連続して検出された場合には念のために探索領域を広げ、低信号として現れる大動脈が見つかれば、元の探索領域とするようにしている。

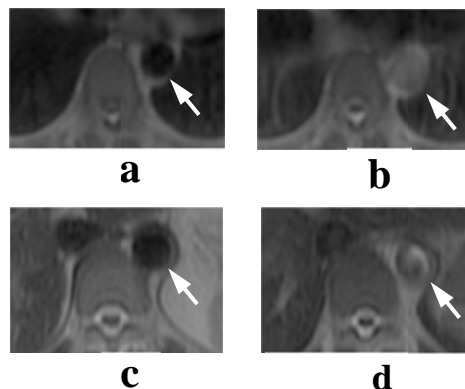


図 3.13 dark aorta (a,c) と bright aorta (b,d) の例

3.5.2 評価方法

評価方法は基本的に 3.2.5 と同じである。本研究ではボランティアの大動脈の検出結果から大動脈を通るオブリーク断面¹³にボーラストラッカーを置き表示した。この時、オブリーク断面は 3 次元の画像データから 3 次元の線形補間によって求めた。3 次元画像データを得るのには、3D Fast Gradient Echo シーケンスを用い、スキャンパラメータは次のものを使用した。TR/TE = 5.7/1.3 ms, 320 × 192 スキャンマトリクス, スライス厚 2.5 mm, 76 アキシヤルスライス, 0.69 NEX(積算回数), FOV 380 × 380 mm、スキャン時間は 20 秒、スキャン中は息止めを行った。

¹³ アキシヤル、コロナル、サジタルのどの面にも平行でない任意の斜めの断面

3.6 結果

表 3.2 に学習とテストのそれぞれの段階におけるサンプルの数とアキシャル画像の数を記す。ここで CSF サンプルは 49×49 ピクセルのサブウィンドウで図 3.3(d) に例が示されている。また、大動脈のサンプルは、 24×13 ピクセルのサブウィンドウで図 3.7(a) に例が示されている。表 3.3 はテストデータに対する成功率と計算時間である。成功率はパイプライン方式による方が、各々独立に探索するよりも 3.3 % 向上し、計算時間は 32 % 短くなっている。大動脈の識別に関しては、低信号の大動脈を高信号の大動脈としてしまう偽陽性 (false positive) の率は 5.5 %、高信号の大動脈を低信号の大動脈としてしまう真陰性 (true negative) の率は 3.1 % であった。各ボランティアにおいて、成功したか、しなかったかでいうと成功率は 100 % である。3 つのデータセットの中で 4 つの高信号を呈する大動脈が間違っただ箇所を検出されたが、高信号の大動脈は最終的に近傍の低信号の大動脈の位置によって線形補間されたので失敗はしなかった。低信号の大動脈の発生率は、本手法の成功に大きくかわるが、これは平均で 66 %、最低値は 40 % である。計算では、ボランティア一人当たりの発生率を計算し、全てのボランティアで平均をとった。表 3.4 は、大動脈中心の検出誤差である。R/L 方向と A/P 方向の誤差の二乗和の平方根は誤差を距離で表したものとなるが、これは平均 2.45 mm、標準偏差 1.33 mm とであった。図 3.14 はパイプライン処理による大動脈の検出結果である。図中、長方形のウィンドウは大動脈を検出した位置に

表 3.2 学習とテストにおけるサンプルの数とアキシャル画像の数

		CSF	Dark aorta	Bright aorta
Training set	Positive sample	256	456	455
	Negative sample	1060	7878	
	Number of volunteers	59		
Testing image	Axial image	323		
	Number of volunteers	31		

表 3.3 テストデータに対する成功率と計算時間

	CSF	Aorta	
		Independent search	Pipeline search
Success rate [%]	98.1	94.9	98.1
Computation time [s]	4	44	30

表 3.4 大動脈中心の検出誤差

Error [mm]	Mean	Standard Deviation	Mean of distance	Absolute Maximum
Right/Left	-1.19	1.55	1.95	8.06
Anterior/Posterior	-1.27	1.52	1.99	8.44

ある。図中、赤の十字はパイプライン処理ではじめて低信号の大動脈が見つかったスライスでの位置であり、それ以降にパイプライン処理で検出した大動脈の位置は黄色で示されている。水色は高信号の大動脈に対して近傍の低信号の大動脈の位置から線形補間で最後に求められた位置を表している。図 3.14(a)において、スライス 3 のサブウィンドウは大動脈を外して先端に肺を検出している。これは肺の方が信号が良好に消失し、十分低信号であり、高信号の大動脈と間違えたと考えられる。しかし、隣接した低信号の大動脈の位置の補間機能により、水色の十字が示すようにほぼ大動脈の位置を示すよう補正されている。図 3.14(b)は、低信号の大動脈の出現率が、1 ボランティアのデータセットの中で最も低かった例である。アキシャルスライス 10 枚の内、低信号の大動脈として検出されたのは 3 つのみであり、スライス 8 の低信号の大動脈は低信号として検出されなかった。4 枚の一連の下部スライス 6, 7, 9, 10 は、高信号の大動脈だったため、下部の方で正確な大動脈の位置が求まらなかった。図 3.15(a)は検出した大動脈の位置を拡大したアキシャル画像上に投影したものである。これらの検出された複数の大動脈を通る回帰直線は、大動脈の断面が最も良好に表示されるオブリーク面を作る。図 3.15(b)は、3.5.2 で述べた 3D Fast Gradient echo シーケンスのprotocolsで得た 3 次元画像データセットからオブリーク面を作り、そこにボーラストラッカーを置いて表したものである。ここで、S/I 方向のトラッカーの位置は、トラッカー中心が最初に検出された大動脈の位置(図 3.14 における赤十字の位置に相当)に置いた。図 3.15(b)の白い点線は、これら大動脈を検出した時のアキシャル面の位置を示している。

1 ボランティアあたりの計算時間は、4 GB メモリのラップトップ PC 上で 10 の大動脈を検出するのに約 30 秒であった。プログラムは MATLAB R2012a で開発した。

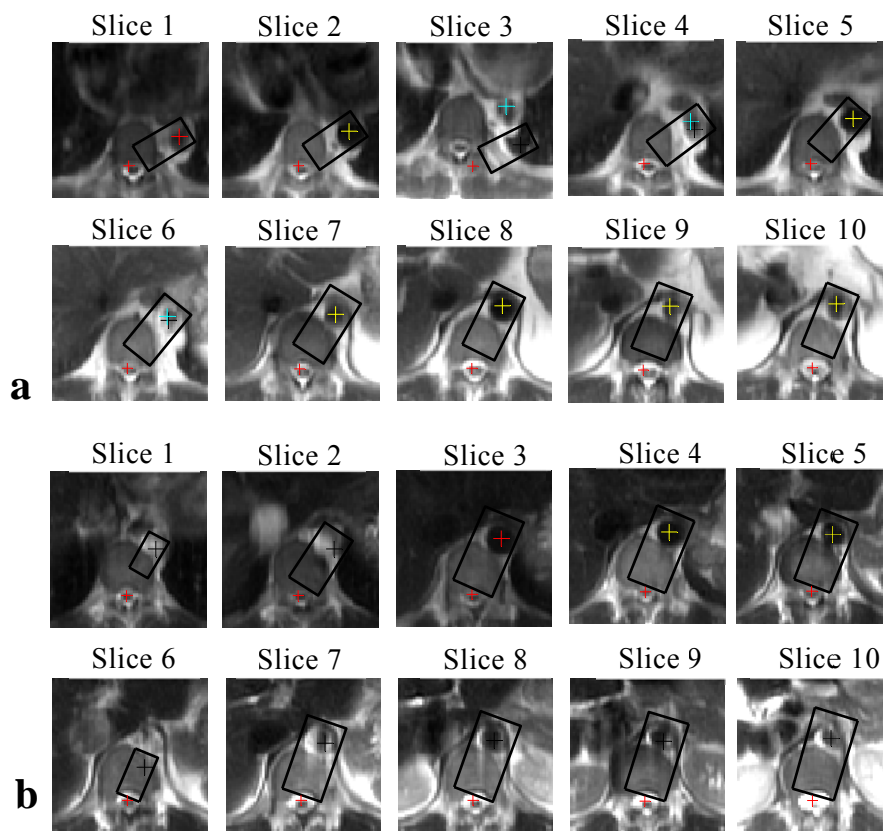


図 3.14 大動脈の検出結果

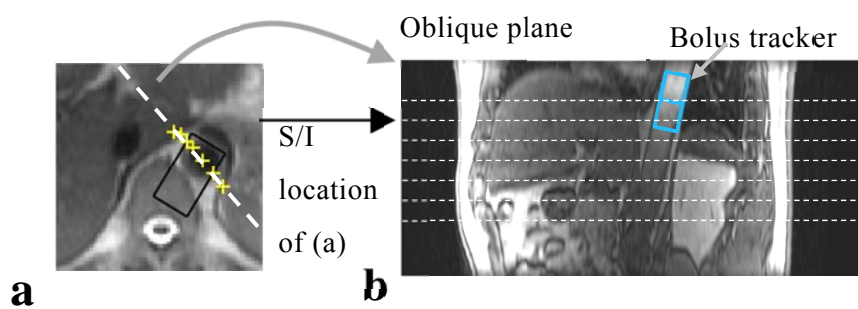


図 3.15 ボーラストラッカー設定の例

3.7 考察とまとめ

CSF の検出において失敗した画像では、CSF の信号の強さが学習時と比べて十分ではなかった。また、別の画像では体がどちらかの方向に回転していたため、左右の対称性が成り立っていなかった。そのような場合は、患者を MRI のテーブルに回転しないように注意深く寝かせればよいのだが、脊柱側弯の患者では難しい。体躯のテンプレートを作成し、実用化に当たっては、あらかじめレジストレーションを行うなどの対策が必要である。

本研究の結果からは、検出位置の失敗の原因として次のことが考えられる。

- 1) CSF の検出における大きな失敗
- 2) 大動脈の近くに存在する食道を間違えて検出
- 3) 高信号を呈する大動脈と同様の信号レベルと形を持った組織を検出 (2 例有り)

学習データをさらに積み上げて性能を改善することと同時に、外れ値検出 [58] の手法を使うことで性能をある程度改善できると考えられる。ただ、高信号の大動脈は直接大動脈の中心位置の検出に貢献しないので、高信号の大動脈の数を減らすことが本手法では重要である。図 3.14(b) で見られたように、いくつかの大動脈が連続して高信号と判断されると低信号の大動脈の数が限られてしまう。本研究の結果からは、低信号の大動脈の必要数 (Specification) までははっきりと示せないが、少なくとも 60 % 以上の大動脈が低信号である必要があると思われる。低信号を呈する大動脈の数を増やすためには、スカウトスキンのシーケンス自体の工夫が必要である。ひとつの候補は、Black-Blood SSFSE [59] と呼ばれるシーケンスであり、血流信号を消すために 2 倍反転回復パルス (a double inversion pulse) が用いられる。もう一つは、流れのスピンをより拡散させる方法で、flow-sensitive 技術 [60] と呼ばれ、これも血流信号を消すために効果的である。画像のボケも生じない。

検出誤差に関するもう一つの考察は、サブウィンドウのサイズや他の定数値に関してである。これらの値は本研究で実験的に求められたが、疾患による影響などは考えておらず、今後実用化するにあたっては実際の患者データなどでさらに検討を加える必要がある。

95%信頼区間で Table 1 の距離の誤差を考えると、大動脈中心の検出位置は真の位置から 0 - 5 mm ほどずれることが考えられる。仮にボーラストラッカーの四角の断面 (図 3.1 参照) が 10 mm 辺、大動脈の直径が 15 mm とすると、ボーラストラッカーの中心位置が 5 mm ずれたことによる MR 信号の低下は 30 % ほどとなる (大動脈に被らないトラッカーの面積を計算)。逆に 10 % の信号低下まで許されるなら、3 mm 誤差くらいまでに、さらに性能を上げる必要がある。

ワークフロー改善の見地からは、通常 5 枚のアキシアルスライスのみをスカウトスキンの

収集する場合には、さらに 5 枚 (スライス間隔が 13 mm と仮定) を追加で撮像する必要がある。その場合のスカウトスキャンの撮像時間は設定 TR に依存しておよそ 5 – 10 秒ほど延長される。仮に TR が 1500 ms の場合、延長時間は 7.5 s である。MRI 操作に 5 年以上の経験がある MRI のオペレータにインタビューを行ったところ、ボーラストラッカーを置くのに、通常 30 – 90 秒の時間がかかるという。もし、スカウトスキャンの画像で大動脈が明白に見えるように撮れてなければ、撮り直しを行うのでさらに時間がかかる。いずれにしても少なくとも 20 – 80 秒の時間は節約できるであろう。計算時間については、通常の肝臓のプロトコルではスカウトスキャンを行ってから肝臓ダイナミック撮像までには少なくとも 1 つか 2 つのスキャン (例えば、Dual Echo や参照スキャン: 6 ページ脚注 6 参照) を行い、その後ボーラストラッカーの設定を行えばよいので、スカウトスキャンが終了してから数分は計算時間として使える。よって本研究のアルゴリズムに必要な 30 秒の計算時間はワークフローには影響を与えないと考えられる。

ボーラスの到達を捉えるボーラストラッカーの自動設定を行う方法について、3.2 の改良方法について検討を行った。その結果、まず大動脈の信号有り無しに関わらず位置を検出し、その後、大動脈が高信号か信号が無いかの識別を行い、信号が無い場合についてのみ大動脈中心の位置を検出することによって、スカウトスキャンの画像にボケが生じない検出方法を実現した。検出精度については、さらに信号を呈する大動脈の数を減らすことによってさらに改善可能であり、実用レベルに達すると考えられる。また、ワークフローの面からも改善できる見通しを得た。今後は患者データを積み上げて信頼性の高い方法とした。

3.8 むすび

MRI 肝臓スキャンの中で最近重要な検査となったダイナミック撮像について、ワークフローを低下させている要因の一つであるボーラストラッカーの設定を自動化する検討を行った。ボーラストラッカーの設定を自動化するためには大動脈の位置を同定しなければならない。そのために大動脈がアキシャル面において、上から下へ脊椎の周りに反時計回りで回転するように配置されることを利用した。はじめに脊椎の位置を検出し、その周りをアンサンブル機械学習手法のひとつである AdaBoost を利用して大動脈の位置を検出した。また、計算時間を短縮するため、探索範囲を一個前のスライスの大動脈検出位置から扇状に設定して、スライス毎に探索範囲を変えていった。自動位置決め手法とは異なり、専用のスカ

ウトスキャンは追加せずに通常、検査の一番はじめに撮像される撮像計画用のスカウト画像を解析画像として利用した。これにより、解析画像を得るために新たなスキャンを追加しないので、患者一人あたりの撮像時間が延びるということはない。その結果、アキシャル面における脊椎の検出は高い成功率で検出可能であった。AdaBoost による大動脈の識別器は、肺から下腹部までの変化に富むアキシャル画像における大動脈を 90 %以上の識別率で検査した。上部から順に探索位置を変えていくパイプライン処理は計算時間の短縮と精度の向上に効果的であった。本手法のスカウトスキャンでは、スピネコー系の SSFSE を用いたため、大動脈の信号は低信号を呈する場合と高信号を呈する場合があった。高信号の場合、血流信号の分布から血管内部で信号分布が均一ではなく、中心を同定するのは難しい。第一の手法では、これをスカウトスキャンのシーケンスの工夫により、高信号の大動脈を減らしたが、スカウトスキャンの画像にボケが生じるという問題があった。第二の手法ではこの問題を解決するため、高信号を呈する大動脈と低信号を呈する大動脈の識別を行い、後者のみ大動脈の中心を求めた。中心位置の精度は 5 mm 以内であるが、数 mm まで改善できれば実用レベルである。現状では検出精度は低信号の大動脈の出現率に作用されている。この出現率を上げるために効果的なシーケンスがあり、今後このようなシーケンスによる評価を行っていきたい。また、肝臓ほどの大きな変形は考えにくいだが、大動脈の疾患や周りの臓器による大動脈の変化に注意して実際の患者での評価を行うことが実用化に向けて重要である。特に疾患をもった患者や老人では血流速が低下しているのでさらに大動脈が高信号を呈しやすくなっていると考えられる。

第4章 ナビゲータトラック カー位置決め自動化

4.1 まえがき

MRI の腹部検査においては、呼吸や心臓の動きによる影響を避けるため、種々の撮像方法の工夫がされてきている [61-64]。その中の一手法であるナビゲータエコー (navigator echo) 技術 [41,42]は、主に呼吸による体動の影響をパルスシーケンスによって常にモニタリングし、データ収集に同期をかける方法である。図 4.1 はナビゲータエコーシーケンスの一例である。ナビゲータエコーで呼吸による肝臓の動きを常に観測し、肝臓が予め定めた位置にあるとき、実際のイメージングシーケンス (Imaging sequence) が作動する。ナビゲータエコーは動きのある部分のみを励起して得られる NMR 信号であり、これを一次元フーリエ変換して、その時点での動きのある部分の信号分布 (以降、これをナビゲータプロフィールと呼ぶ)を得ることができる。ナビゲータトラッカーとは、ナビゲータエコーを得るための励起領域を指定するためのマーカーである。例えば肝臓と肺の境界にナビゲータトラッカーを置き (図 4.2)、常に呼吸による動きをモニターする。ナビゲータトラッカーの大きさは、通常、長軸方向に 10 ~ 20 cm、断面の大きさは、1 ~ 2 cm 辺の円筒状または直方体に設定される。次に得られたナビゲータプロフィールから信号の急激に変化する肺と肝臓の

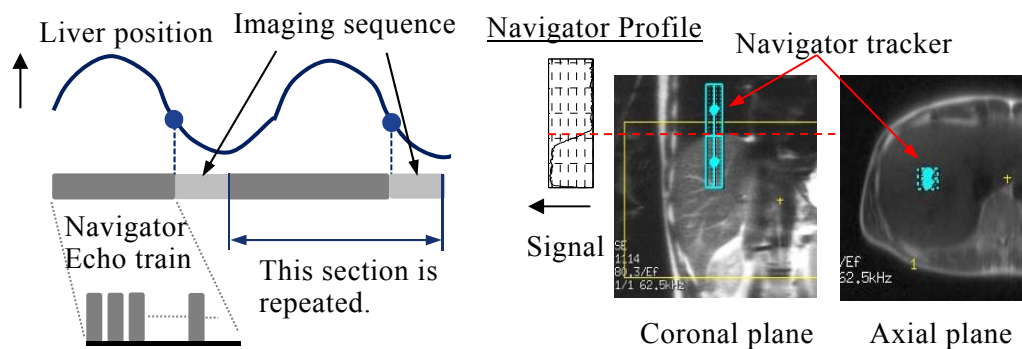


図 4.1 ナビゲータエコーシーケンス 図 4.2 ナビゲータトラッカー設定の例

境界位置を検出すれば、呼吸によってその境界位置がどのように変化したかを知ることができる。腹部全体の NMR 信号を取得する前に、ナビゲータエコーから呼吸による体動をモニターし、呼吸に同期して腹部 NMR 信号を得るのが一般的なナビゲータエコーの手法である。ナビゲータトラッカーは体動のみをモニターするため、体動がよく反映される位置であって、体動以外の主に脂肪部分の信号が原因となるノイズが同時に検出されないような位置にオペレータが手動で3次元的に設定する。通常この作業はスカウトスキャンの3つの画像を選択しながら設定する必要があるので、煩雑な作業であると同時にオペレータの技術に依存するものとなっている。したがって、この作業を自動化すれば、MRI 検査のワークフローを改善できると同時に、オペレータによる設定の違いを無くした一貫した検査が可能となる。本手法では従来の検査時間を延ばすことなく、トラッカーの位置を決めるため、通常検査の冒頭に撮像されるアキシャル、サジタル、コロナルの2次元画像から成るスカウト画像を解析することによって最適な位置を検出する。このようなナビゲータトラッカーの自動設定の研究例はこれまで報告されていない。トラッカーの位置を決めるには、肺と肝臓の境界領域にある肝臓ドーム(5ページ脚注5参照)の形状を検出しなければならない。また、検査のワークフローに影響を与えないように検出のための計算時間は迅速でなくてはならない。本研究では複数の学習画像をあらかじめ解析し、その事前情報をもとに微分画像から真の肝臓ドームのエッジを選別する。十分な識別能を得るために最終段に AdaBoost による識別器を設け、肝臓ドーム付近にノイズとなる組織や信号輝度の高い脂肪層があっても正確に肝臓ドームを識別することができている。腹部領域のスカウト画像のシーケンスには、3.1 ボーラストラッカーと同じ SSFSE (Single Shot Fast Spin Echo)と FSPGR (Fast Spoiled Gradient Echo)とがあるが、本研究では最も良く使われる SSFSE のシーケンスを用いた。

4.2 ナビゲータトラッカー位置決めの自動化の方法

4.2.1 最適なトラッカー位置

肺と肝臓の境界に位置する横隔膜の動きに関しては、MRI を使って動きの量を解析した結果が文献 [65]に示されている。これによると、横隔膜の動きとしては背中側 (Posterior) の動きは前側 (Anterior) の動きの倍近くあり、左右では右半分の肝臓に対応する部分の動きが大きい。撮像される肝臓の呼吸に伴う動きは線形ではなく非線形の複雑な動きをする。一方、トラッカー位置と画質との関連を調べた例が [66]に示されている。これによると動きの大きい背中側よりも A/P 方向の体躯の厚みの中間であって、肝臓ドームのピークかもしく

は少し左寄りにトラックを置いた方が画質的に良い結果が得られている。背中側や右側では、動きが大き過ぎて全体的な動きを必ずしも反映していないと思われる。また、前 (Anterior) 側は体躯の脂肪の多い部分に近づくため、解析の際に問題となるノイズを拾い易くなる。左側に近づきすぎても今度は心臓の動きの影響を受けてしまう。したがって、A/P 方向のトラックの位置としては体躯の中心、R/L 方向では、認識のし易い肝臓ドームピーク (肝臓が弓状形状を呈した時の頂点の位置) と決めた。

4.2.2 全体の流れ

ナビゲータトラックの位置を決めるためには、肝臓ドームの形状を求めなければならない。最も直接的な方法は、肺、または肝臓をセグメンテーションして、肝臓上部のカーブ形状を抽出する方法である。特に肺はノイズレベルに近いので求め易いように思われるが、実際には肝臓内部には大小の肺血管があり、人や呼吸の状態で見えたり見えなかったりする。また、右肺の左側に存在する心臓は、その動きの影響で一部、特に右心室の下部が欠けてしまう。さらにスカウトスキャンは受信コイルなどによる感度補正を行わずに撮像するので画像に感度ムラが発生し、ピクセル強度によるセグメンテーションはうまく機能しない。以上のような理由から、本法ではセグメンテーションは行わず、肝臓ドームの平均的な S/I 方向の位置を求め、その周辺のエッジピクセル (微分画像におけるピーク点) を含む小さなサブウィンドウを取り出し、アンサンブル機械学習の一手法である AdaBoost によって、そのエッジピクセルが求めたい肝臓ドームのエッジに属するか否かを識別して、最終的にこれらエッジピクセルを繋ぎ合わせて肝臓ドーム形状を求めた [67-70]。このように対象を小さな領域に限定すれば、感度ムラの影響を少なくすることができる。また、MR 画像はコントラストが豊富で情報量が多いという利点があるが、逆に画像処理的には情報が多すぎて共通な特性を見つけるのが難しい。そのような場合、機械学習を用いているいろいろなパターンを学習させれば、MR 画像から必要な情報のみを取り出すことが可能となる。

図 4.3 は、本研究の自動化の流れを示した図である。はじめの SSFSE シーケンスによるスカウトスキャンのプロトコルは、 320×192 スキャンマトリクス、スライス厚 8 mm、スライス間隔 5 mm、0.54 NEX、FOV 400×400 mm (または 480×480 mm)、得られる画像は、アキシャル 5 枚、サジタル 1 枚、コロナル 7 枚であり、スキャン時間は 21 秒、スキャン中は息止めを行っていない。得られた 5 枚のアキシャル画像から R/L 方向と A/P 方向の体躯の大きさを算出する。算出方法は 3.2.1 (図 3.4 参照) と同一である。この体躯の大きさから、R/L 方向と A/P 方向の肝臓ドームエッジの存在する範囲を絞り、A/P 方向の体躯の中心に最も近い 3 枚のコロナル画像を決める。その後、その 3 枚の画像に関して、肝臓ドームの S/I

方向の平均的な位置を求め、その近傍のエッジ点(微分画像のピーク点)についてピーク点での微分エッジの向き、肝臓と肺の境界条件からなる事前情報から肝臓ドームエッジの候補点(図 4.3 黄色の点)を求める。次にその点の内、真の肝臓ドームエッジにあたるか否かを AdaBoost 識別器によって分類する(図 4.3 緑の点)。同時に肝臓の右端に相当する右ランドマーク(図 4.3 赤十字)も識別する。最後に肝臓ドームの上部カーブを認識してナビゲータトラッカーを置く位置を決定する。最後の 3 つのステップについては次節以降で詳しく説明する。

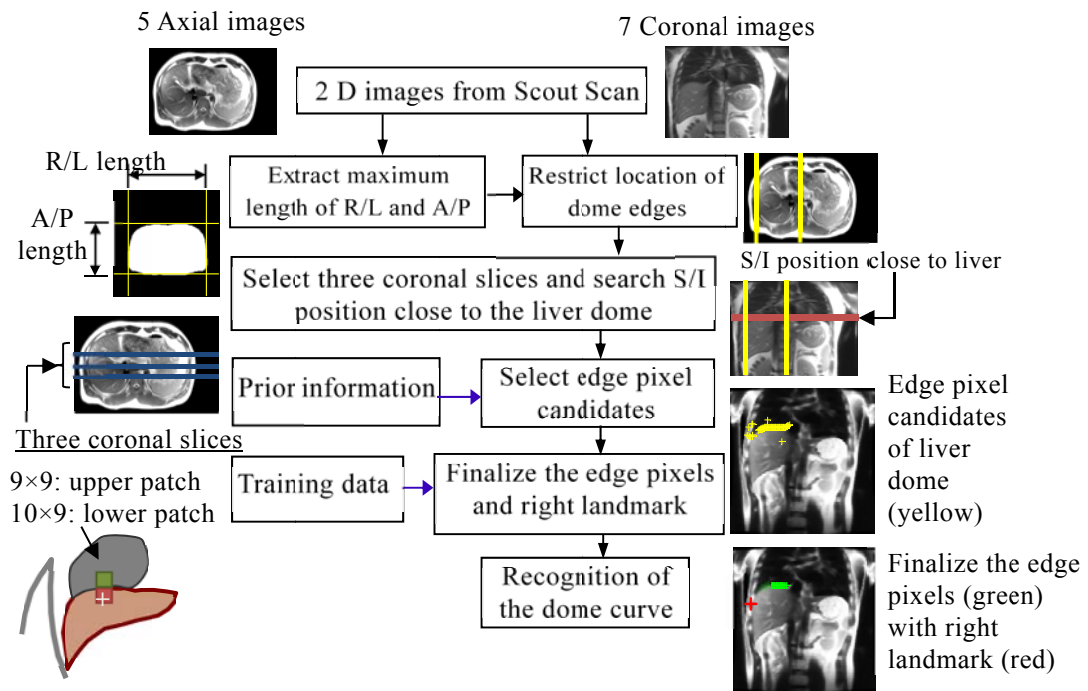


図 4.3 ナビゲータトラッカー自動位置決めのためのフローチャート

4.2.3 肝臓上部エッジ点の検出

図 4.4 は肝臓ドームのエッジを取り出す領域の制限手法を説明する図である。5 枚のアキシャル画像のモルフォロジー解析により、体躯の A/P 方向と R/L 方向の最大最小の位置がわかる(3.2.1 と同様の手順)。R/L 方向の最大最小の位置から体躯の中心を通る A/P 方向の垂直線がわかり(図中 Left limit)、R/L 方向の最小位置から全体の 1 割内側の位置の

垂直線 (Right limit) を決めることができる。これまでに得られたデータから、この両方の線の中に肝臓ドームが含まれている確率は極めて高いことがわかっている。次に coronal 画像上において、肝臓ドームの S/I 方向の平均的な位置がどの位置にあるか求める。まず、coronal 画像を Sobel フィルタにより S/I 方向に微分し、ある一定のピーク値 (実験的に求めた) を持つエッジ点を選び、これらの中で次の 3 つの条件を満足するものを選択する。

1. Sobel フィルタによる S/I 方向の微分と R/L 方向の微分から計算されるエッジの角度が 60° 以上、 120° 以下である。
2. エッジ点の上と下に 9×9 、 10×9 のパッチ領域を設定して、これらの領域のメジアンを求め、上のパッチのメジアンが下のパッチのメジアンより小さい。
3. エッジ点の下のパッチ領域のメジアンは一定値以下である。

1 は上部エッジの形状からくる条件、2 は肺と肝臓の信号値は常に肝臓の方が高く、3 は、肝臓は脂肪のような高信号を示さないという条件である。これら条件を事前情報と呼ぶ。

これら条件を満たすものの中には、実際には肝臓上部エッジにはないもの (偽陽性の点) や肝臓上部のエッジ点であるのに検出されない点 (真陰性の点) が存在する。そこで、アンサンブルベースの識別器である AdaBoost を使ってより精度良くエッジ点を。AdaBoost の入力

は、図 4.6 に示す Haar-like 特徴量であり、弱識別器は白黒パターンの平均輝度を閾値と比較する最も基本的なタイプものを用いた。特徴パターンの大きさは最小構成、 1×2 、 2×1 、 1×3 、 3×1 、 2×2 (それぞれ図 4.6(a)-(e) に対応、単位はピクセルである) から可能な限り最大まで変化させ学習を行う。これら特徴量は、エッジ点上下のパッチ領域 10×13 と 25×13 を統合した 38×13 のパッチ領域 (以下、サブウィンドウ) 内で場所とサイズを変えつつ、AdaBoost の学習時に最適なものが選択される。なお

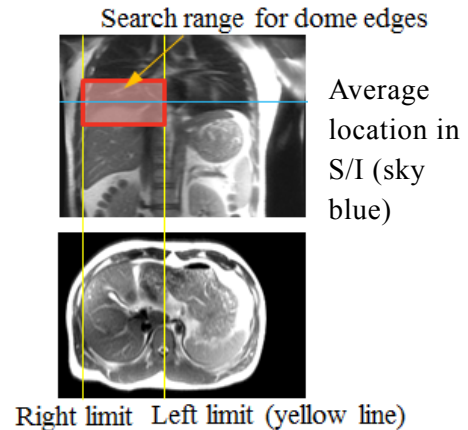


図 4.4 肝臓上部エッジの探索領域

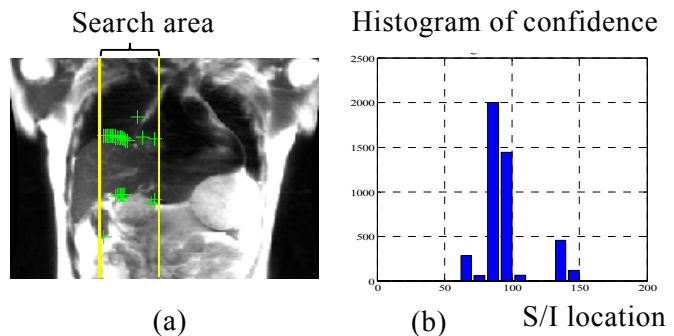


図 4.5 肝臓上部エッジの位置検出 (a) 識別器によって検出されたエッジ点 (緑十字) (b) 検出されたエッジの信頼度を S/I 方向毎に合算し得られたヒストグラム

Haar-like 特徴量を作る前に、サブウィンドウ内のピクセルの画像のピクセル値は、領域内の分散値で正規化する。AdaBoost の出力値は相対的な信頼度を示すので、これを真のエッジ点と検出した点について(図 4.5(a))、S/I 方向に積算してヒストグラムを作る(図 4.5(b))。そうするとヒストグラム上の最頻値を示す位置に肝臓上部エッジの大半があると考えられる(ここでは平均的位置と呼んだ)。当初、この位置を決めるのに、2 値化したコ

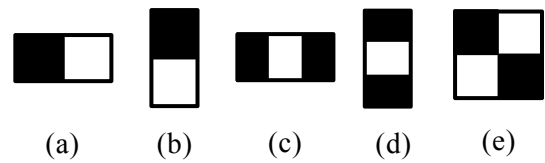


図 4.6 Haar-like 特徴量

ロナル画像の S/I 方向の投影像を作り、テンプレートマッチングにより大きな肝臓のステップを検出していたが、2 値化するときのノイズの適正值を見つけるのが難しいという問題があった。本研究のヒストグラムによる方法ではノイズの値を知る必要が無く、閾値の設定も一切ないので(識別器内部は除く)安定した結果が得られる。

以上のようにして S/I 方向の肝臓ドームの平均的な位置がわかると、真のエッジの探索領域を図 4.4 の赤の領域に絞ることができる。本研究では赤の領域上下の範囲は ± 40 ピクセルとした(図 4.7(b))。この領域の探索では、サブウィンドウサイズは探索領域に真のエッジがある確率は高く、計算時間も考え、 19×9 ピクセルとした。図 4.7(a)はサブウィンドウと、サブウィンドウの教師データを示している。図中、ネガティブ (Negative) データが肝臓の上部エッジ点でない点から作られたサブウィンドウデータであり、ポジティブ (Positive) データが肝臓の上部エッジ点から作られたサブウィンドウデータである。S/I 方向の位置検出とは別の構成の AdaBoost 識別器は、事前情報でエッジ点候補となった点の内、真の肝臓上部エッジ点を識別する。特徴量は同じく Haar-like 特徴量を用いた。図 4.7(b)は、その結果を示している。図中、緑の十字印が肝臓上部エッジ点と識別された点、黄色の十字印が肝

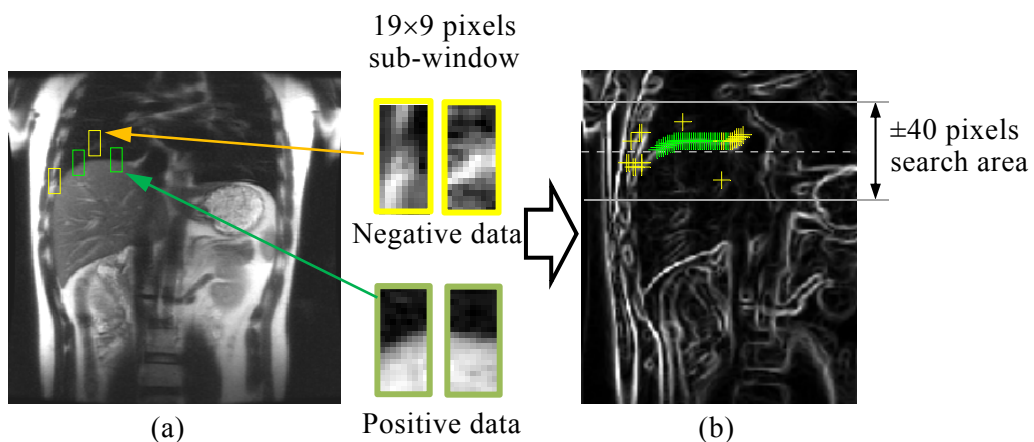


図 4.7 肝臓上部エッジの検出 (a)サブウィンドウ (b) 識別結果: 肝臓上部エッジ点と識別された点 (緑) 肝臓上部エッジ点と識別されなかった点(黄)

臓上部エッジ点と識別されなかった点である。

肝臓上部エッジの右端は体表の脂肪と肋骨などがサブウィンドウに含まれるので、他の上部エッジと混合して識別するのは難しい。しかし、右端の点を含めると肝臓ドームの上に凸の形状が明瞭になるので検出すべき点である。そこで本研究では右端の点(以下、右端ランドマーク)は、 19×19 の独立したサブウィンドウ、AdaBoost 識別器を用いて事前情報をクリアしたエッジ候補点から抽出した。右端ランドマークとして識別した点が複数ある場合には、重みを AdaBoost の出力とした重心から同定した。

4.2.4 ナビゲータトラッカーの位置決め

前節の方法により肝臓ドームのエッジ集合(右端ランドマークを含める)が求まる。この場合、ノイズなどの影響により、各ピクセルは連結されずに飛び飛びになる場合がある。特にエッジ点直下に嚢腫、腫瘍、血腫などの疾患があると肝臓内部の組織とのコントラストの差が明瞭になってしまい、AdaBoost 識別器はエッジ点を真のエッジと判定しない。このような場合でも最もエッジらしいピクセル同士を繋げる必要がある。これには動的計画法を用いた。求めたエッジ集合の中で最も右側にある点と最も左側にある点を選択し(図 4.8(a))、動的計画法を使い接続する。この時、動的計画法の重みは以下のように表される。

$$C(\mathbf{x}) = g(\mathbf{x}) + \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} K(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \quad \text{--- (4.1)}$$

ここで、 $g(\mathbf{x})$ は微分の絶対値である。すなわち、

$$g(\mathbf{x}) = \text{sqrt} \left(\frac{1}{(dI(\mathbf{x})/dx)^2 + (dI(\mathbf{x})/dy)^2 + 1} \right) \quad \text{--- (4.2)}$$

x は R/L 方向、 y は S/I 方向としている。エッジが鋭い点付近では $g(\mathbf{x})$ が小さい、すなわち重みが減る方向に働く。また、 $K(\mathbf{x})$ はカーネル関数、 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{N_d}\}$ は AdaBoost 識別器によって検出されたエッジ点の座標であり、 N_d は検出されたエッジの数である。カーネル関数は以下の式で表される。

$$K(\mathbf{x}) = \exp \left(\frac{1}{2} \left\| \frac{\mathbf{x}}{d} \right\|^2 \right) \quad \text{--- (4.3)}$$

ここで d はカーネルの拡がりを決める定数である。画像の微分値による重みだけでは、肝臓ドームエッジ近く(特に体側)に強いエッジがあると、そのエッジに強い影響を受けてしまうので、既に検出されたエッジを中心にカーネル幅(d)の重みを加えて強いエッジに

影響されないようにする。

肝臓ドームのピークを求めるためには、接続したカーブ上のピクセルを2次関数曲線でフィッティングする。フィッティングの結果により求められた2次関数の係数からドームピークの点を求めることができる。図 4.8(b)の黄色の線は、フィッティングして求めた2次関数の曲線である。点線はR/L方向のドーム位置を表しており、図では同時に求めたナビゲータトラッカーを算出された位置に置いている。

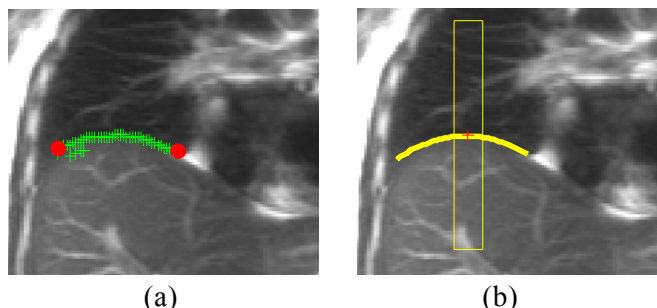


図 4.8 トラッカー位置の認識 (a) 検出されたエッジ点 (緑) と左端と右端の点 (赤) (b) 動的計画法と回帰曲線による結果、および設定されたナビゲータトラッカー (黄色の四角形).

4.2.5 評価方法

本研究においては、社内倫理委員会の承認の後、個々にインフォームドコンセントを得てボランティアスキャンを行い、画像データを収集した。

ナビゲータトラッカーの位置精度については、手動で肝臓ドーム位置と認識した点を正解 (Ground Truth) とし、実際にアルゴリズムが決めた位置との差を 3 方向で求めて評価した。

4.3 結果

表 4.1 は学習とテストのために使われたサンプル(サブウィンドウ画像)の数、および、そのサンプルを作成した時のボランティア数、サンプルのテストでの成功率である。学習とテストのサンプルは全く別のものが使われている。これらは右ランドマークの認識と、S/I 方向の肝臓ドームの位置検出について、それぞれ示されている。表 4.2 は、 coronal 画像における R/L 方向と S/I 方向の検出誤差を示しており、右ランドマークが有るときと無いとき、および、S/I 方向の肝臓ドームの位置検出の誤差についても示されている。これは 126 ボランティアのスカウト画像(テスト用サンプルに全く使われてない画像)について、本法を適用して得ら

れた結果である。表中、負の符号は、Right(右), Superior(下方)となっている。右ランドマークの有無で比較するため、平均値の違いを t 検定により調べたところ、R/L 方向については有意差有り(P=0.0014)、S/I 方向については有意差無しであった。図 4.9 には、ランドマーク有り無しについて、検出誤差のボックスプロットを示す。右ライトランドマークによって、平均的な誤差が 0 に近づいたといえる。また、R/L 方向の誤差は、S/I 方向と比べると 2 倍以上大きい。R/L と S/I 方向の誤差の二乗の平方根は距離の誤差を示し、平均 6.34 mm、標準偏差 5.38 mm であった。また、A/P 方向の最終的な誤差は、平均 0.71 mm、標準偏差 2.24 mm であった。

さらに 73 人の患者データを加え評価した。検出結果を表 4.3 に示す。図 4.10 は、各方向の設定誤差のヒストグラムを横軸スケールは同一にして表示したものである。R/L 方向の分布は他の 2 方向と比べ 2 倍以上の大きさを示している。一方、S/I, A/P 方向は、誤差がない場合が殆どであるが外れる場合もあり、アルゴリズムが時々外れ値を示すことを意味している。

図 4.11 は、ナビゲータトラッカーの設定例である。図中、黄色のボックスがナビゲータとトラッカーを表しており、各図の左側が coronal 画像から切り出した図、右側が axial 画像から切り出した図である。図 4.11 (a)-(d) はボランティアに設定した例であり、(a) 通常の体型の健常ボランティア、(b) 脂肪の多いボランティア、(c) ノイズが画像に多く含まれた例(健常ボランティア)、(d) 心臓寄りになった例、である。(e) (f) は患者データに適用した場合であり、両図とも巨大な嚢腫の例である。本手法ではこのような場合でもナビゲータトラッカーの設定は可能である。

1 ボランティアあたりの計算時間は、4 GB メモリのラップトップ PC 上で約 3 秒であった。プログラムは MATLAB R2012a で開発した。

表 4.1 サンプル、ボランティアの数とテストデータに対する成功率

		Identification of right landmark	Superior/Inferior location of liver
Training set	Positive sample	555	2154
	Negative sample	1000	1796
	Number of volunteers	47	30
Classification set	Positive sample	614	3500
	Negative sample	619	3500
	Number of volunteers	8	35
	Success rate [%]	93	92

表 4.2 右端ランドマーク有無でのナビゲータトラッカー配置誤差、および S/I 方向肝臓ドーム位置決め誤差.

		Without right landmark	With right landmark	Superior/Inferior location of liver
Error in Right/Left direction [mm]	Mean	3.67	-0.25	/
	S. D.	9.07	7.72	
	Abs. Max	39.84	28.90	
Error in Superior/Inferior direction [mm]	Mean	0.80	-0.87	6.07
	S. D.	3.28	3.00	4.92
	Abs. Max	16.88	16.88	16.88

S. D. = Standard Deviation Abs. Max. = Absolute Maximum

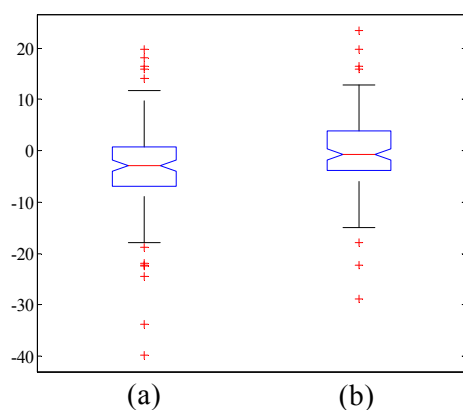


図 4.9 R/L 方向の設定誤差

- (a) 右ライトランドマーク無し
- (b) 右ライトランドマーク有り

表 4.3 患者データ 73 人を加えて評価した設定誤差

Detection error [mm]	Mean	Standard Deviation	Maximum	Minimum
Right/Left	-1.41	7.38	-25.78	19.68
Superior/Inferior	-0.39	3.77	-16.88	24.06
Anterior/Posterior	1.03	3.02	-7.5	23.44

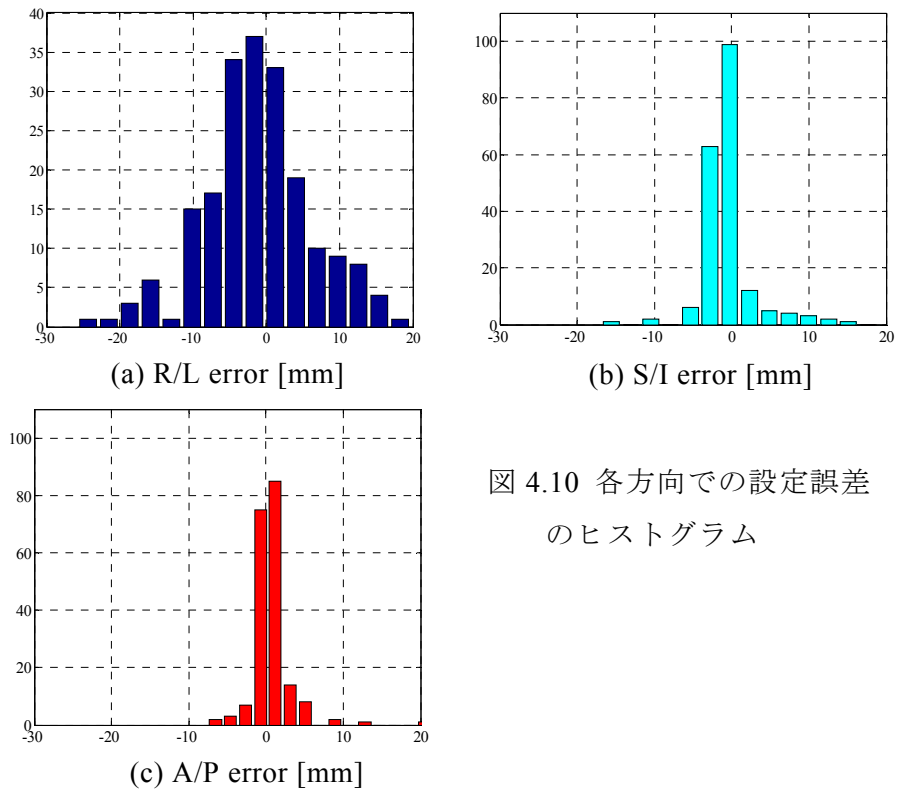


図 4.10 各方向での設定誤差
のヒストグラム

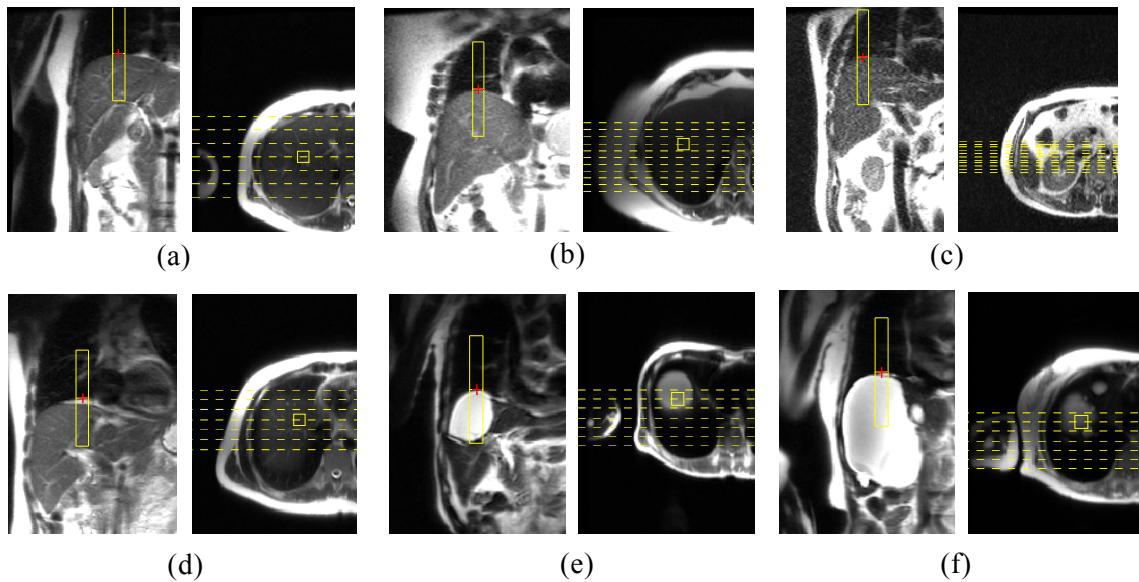


図 4.11 ナビゲータトラッカーの自動設定例 (a) ボランティア 1 (b) ボランティア 2 (c) ノイズが画像に多く含まれた例 (健全ボランティア) (d) 設定が心臓寄りになった例 (e) 嚢腫の例 1 (f) 嚢腫の例 2

4.4 考察

全体的にナビゲータトラッカーの設定誤差は、R/L 方向が他の方向よりも 2 倍以上大きかった。本研究では、スカウト画像を得るのに息止め下で行わず、自由呼吸下でスキャンを行い、画像を得た。そのため肝臓ドームの形がスキャンのデータ収集のタイミングによって大きく変わった。つまり、呼吸が呼気のタイミングでデータが収集されるとドームは上に凸の形になるが、呼吸が吸気のタイミングでデータ収集されるとドームは凸とはならない。本研究のアルゴリズムでは、明瞭に上に凸のピークが現れない場合、検出した形状の左右方向中間にトラッカーを置くようにしており、これには coronal 画像において正確に肝臓ドームの左右端を捉えないと良好に機能しない。スカウトスキャンを息止め呼気下のみで行う方法を考えることができるが、通常 MRI 肝臓スキャンでは肝臓造影検査などは息止めで行うことが多いのであまり息止めの回数を増やすことは好ましくない。また、疾患や加齢で息止めが困難な患者も増加している。今後、R/L 方向の誤差を減らすには、いくつかの肝臓ドームの形状パターンとトラッカーの設定位置を決めたテンプレートを用意しておいて、それにマッチングすることによって最適位置を決める方法が考えられる。

R/L 方向の誤差が大きいもう一つの要因は、元々ドームピークが心臓寄りに現れやすいといことがある。これは収集した全データを見てわかった性質である。さらに心臓の動きによる影響で心臓の右心室の輪郭が欠損する場合がある。このとき左心室の直下も肝臓と肺の境界とみなして肝臓ドームのカーブを作り、ピーク位置あるいは中間位置(ピークが出ない場合)が心臓寄りに設定されてしまう問題が生じる。これに関しては、識別器の入力であるサブウィンドウの情報量を増やし、心臓直下であることを認識させる必要がある。

表 4.2、図 4.9 の結果から、右ランドマークの追加によって R/L 方向の設定誤差の平均が -3.67 mm から -0.25 mm となり、平均的に 0 に近づいた方向に働いたといえる。ただし、ばらつき自体は変わっていない。肝臓ドームの右端をより確実に検出できるようになったと考えられる。距離的な誤差は最大 17 mm ($p=0.05$) と見込まれるが、肝臓ドームピークが明瞭な場合は、この程度の誤差であれば心臓内部や体側に設定されることはない。ドームピークが認められない場合については、実際のナビゲータプロファイルにおいて、今後誤差の限界点を調査する必要がある。

S/I 方向の位置検出については、-4 mm から 16 mm ($p=0.05$) の誤差であった。実際の S/I 方向の肝臓上部エッジの分布をデータから算出するとおよそ 2 mm - 25 mm であった。したがって、肝臓上部エッジ点の候補点を抽出した ± 75 mm (FOV 480 mm で ± 40 ピクセルに相当) の範囲は十分であると考えられる。以前のテンプレートを使った肝臓上部エッジ

位置の検出では、誤って肩を検出したケースが 3 例あったが、本研究ではそのような大きなご検出はなく、大きく改善されたといえる。

ワークフローの見地からは、本研究の手法は通常のスカウトスキャンの画像を用いるので特にワークフローを低下させる要因はない。ただし、 coronal 画像は、アキシャルで見た体躯の中心付近の画像が必要なので、その条件を満たすように coronal 画像の間隔、枚数を決めなくてはならないが、これを頻繁に変えることはないと思われる。実際、本研究のスカウト画像において特に coronal 画像の枚数、間隔を調整せずにスカウトスキャンを行い、ナビゲータトラックの自動設定が可能であった。本研究では開発するにあたり、異なる施設の MRI 操作経験 3 年以上の 3 人のオペレータに聴き取りを行ったところ、ナビゲータトラックの設置には 15 - 90 秒の設定時間がかかるということだった。この数値は、患者およびオペレータの経験に依存する。本研究の手法は計算時間も 3 秒と十分短いので、15 - 90 秒の時間がそのままワークフローの改善に結びついたと考えてよい。

4.5 むすび

MRI のナビゲータエコーシーケンスにおいて、ナビゲータトラックを自動設定する方法について検討を行った。体躯の寸法の情報、および注目領域の画像特徴から肝臓ドームの存在する位置を徐々に絞り、最終的にアンサンブルベースの AdaBoost 識別器によって肝臓上部エッジ点を抽出した。これら点を動的計画法によって繋ぎ合わせ、2 次関数にフィッティングすることによりナビゲータトラックの位置を決めた。この方法は数百ピクセルの狭い領域に着目して識別を行うので MRI 画像の感度分布の影響を受けにくく、AdaBoost 識別器は多様な画像のパターンにも対応できた。126 人のボランティアおよび 73 人の患者データに対して評価を行い、本手法が有効に働くことを確認した。呼吸の状態によってトラックの位置が要求どおりに設定されない場合があるが、それは大きくとも 2 cm 以下であり、心臓内部や体側に設定されることは本研究の評価ではなかった。元々トラックの位置が mm 単位でずれてナビゲータプロファイルの形が大きく変わることはない。念のために、オペレータが自動設定の結果を目で見て確認するステップを入れれば、本手法は十分実用レベルといえる。最終的にはナビゲータシーケンスがうまく動作することが非常に重要であり、最終的な R/L 方向の位置などは実際のナビゲータプロファイルの形を見て最適な位置を見つけるようなステップも入れるとより確実なものとなると考えられる。

第5章 結論

本論文ではMRIワークフロー改善に関する研究、その中でも特に腹部撮像計画における位置決めについて検討を行った。MRI 技術は年々、複雑化するが、検査自身は複雑化せずに限られた時間内で効率よく簡便に行われることが重要である。その意味での本研究の意義は非常に大きいと考えられる。序論で述べたように腹部撮像計画については、患者の動き、肝臓の変形に対する対処など、オペレータの経験、技量の差が出易い領域であり、オペレータワークフローの改善は急務といえる。

第 1 章では、研究の背景として MRI の技術が非常に大きな発展を遂げているとともに、オペレータの負担が大きくなっており、ワークフロー改善のために自動化が重要な意味を持つことを述べた。さらにオペレータワークフローの手順を細分化して検討を行い、撮像計画を自動化することがオペレータワークフローを改善するために最も効果があることを説明した。関連研究について、既に頭部、脊椎、膝、肩、乳房、心臓などは商用化されており、一般的な手法であるレジストレーションを使った手法が多く用いられている。一方、腹部では撮像断面の設定では動きの影響や肝臓の変形に伴う撮像計画の困難さがあり、ナビゲータトラッカーや造影検査で使われるボーラストラッカーもオペレータワークフローを低下させている要因であることを述べた。

第 2 章では、既に商用化されている手法と同じく、撮像断面の自動位置決めについての研究結果を述べた。今まで商用化されている手法の殆どが 3 次元画像を解析し、位置決めを行っているが、3 次元処理のため計算時間がかかってはかえってワークフローを低下させてしまう。そこで本法では 3 次元画像から 2 次元投影像を作って肝臓の上部下部エッジを求めるようにした。投影像であっても断面位置決めに必要な情報は含まれている。2 次元投影像の処理の仕方の違いから 2 つの手法を提案した。第一の手法では、2 次元投影像に Active Shape Model を適用し、肝臓の輪郭を抽出した後に、肝臓の上部下部エッジを求めた。若干のノイズや変形があっても学習データに基づくモデルの変形度合いはボランティアデータにおいては十分な有効性を示した。しかしながら、実際の患者に適用すると、加齢による体型内臓の変形と肝硬変、肝細胞癌などの疾患や手術による肝臓の変形など、Active Shape Model では対応しきれないほどの変化に富んだ肝臓形状を示す。そのため、第二の手法では肝臓とその周辺の組織を区別するために、画像中のローカルな領域における均一度を肝臓の確率モデルを組み合わせた MAP 推定による方法を提案した。患者データも含めたテストデータによる検討の結果、第一の手法で生じた誤差を 1/3 に減

小さらせることができた。2次元画像の位置決めには実用化への見通しが立ったが、3次元画像についてはスライス厚が数 mm であるので第二の手法によっても十分な結果を得ることができなかった。数 mm を実現するためには、まずは患者の動きの影響を完全に補償できるようなナビゲータシーケンスと組み合わせる必要がある。さらに、手術による変形の度合いが著しく大きい場合や、肝臓内部にコントラストの違う大きな疾患部があると肝臓の確率モデルをうまく作れなくなる問題が生じた。今後、実用化するにあたってはこのような課題の検討が必要である。

第3章では、肝臓造影検査で設定されるボーラストラッカーの自動位置決めについて検討結果を述べた。ボーラストラッカーの自動設定のためには、大動脈の位置を同定することが必要である。提案法では、大動脈がアキシャル面において、上から下へ脊椎の周りに反時計周りで回転するように配置されることを利用した。はじめに脊椎の位置を検出し、その周りをアンサンブル機械学習手法のひとつである AdaBoost を利用して大動脈の位置を検出した。また、計算時間を短縮するため、探索範囲を一個前のスライスの大動脈検出位置から扇状に設定して、スライス毎に探索範囲を変えていった。解析画像は通常、撮像計画のためだけに撮像されるスカウト画像を利用した。これにより、解析画像を得るために新たなスキャンを追加しないようにしたので、患者一人あたり、総撮像時間が延びるということはない。提案手法では、低信号を呈する大動脈をいかに数多く得るかが重要な課題であった。最終的には低信号の大動脈を得て、その中心を Mean shift により求め、高信号を呈する大動脈については最後に線形補間によって位置を決めた。位置設定の誤差は、まだ十分とは言えないが、低信号の大動脈を数多く得られるスカウトシーケンスを用いれば十分実用的な結果が得られると考える。

第4章では、ナビゲータエコーシーケンスで設定の必要のあるナビゲータトラッカーの自動位置決めについて検討した。ナビゲータトラッカーを設定するには肝臓ドームの輪郭を正確に求めなければならない。提案法では、微分画像の肝臓ドーム付近に位置するエッジ点を抽出し、AdaBoost に入力して、真の肝臓ドームのエッジ点であるか否かの識別を行った。最後に求まったエッジ点の左右の端を動的計画法で接続し、2次曲線にフィッティングして肝臓ドーム形状を求めた。解析に使う画像は、ボーラストラッカーと同じくスカウトスキャンの画像なので、撮像時間を延ばすことはない。126人のボランティアデータと73人の患者データを解析し、ほぼ満足のいく結果が得られた。本法では肝臓上部に大きな疾患があってもトラッカー位置を決めることができる。誤差は最大 2cm (5%の確率) 程度であるが、実験データでは心臓内部に設定されたり体側に設定されたりするような著しい誤検出は生じなかった。

以上、MRI ワークフローの改善として、自動位置決めに関する研究を行った。十分に実

用的である結果も得られており、今後は臨床の場で MRI ワークフローの改善に寄与することが期待される。

参 考 文 献

- [1]. S. Ogawa, T. M. Lee T, A. S. Nayak, P. Glynn, “Oxygenation-sensitive contrast in magnetic resonance image of rodent brain at high magnetic fields,” *Magn Reson Med*, vol.14, pp.68-78 (1990)
- [2]. S. Ogawa, T. M. Lee, A. R. Kay, D. W. Tank, “Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol.87, no.24, pp.9868-9872 (1990)
- [3]. M. A. Bernstein, K. F. King, X. J. Zhou, Angiographic pulse sequences. In: Bernstein MA. eds. *Handbook of MRI Pulse Sequences*. Burlington: Elsevier; pp.648–701 (2004)
- [4]. A. J. Wheaton, M. Miyazaki, “Non-contrast enhanced MR angiography: physical principles,” *J Magn Reson Imaging*, vol.36, pp.286–304 (2012)
- [5]. J. A. Detre, H. Rao, D. J. J. Wang, Y. F. Chen, Z. Wang, “Applications of Arterial Spin Labeled MRI in the Brain,” *J Magn Reson Imaging*, vol.35, pp.1026–1037 (2012)
- [6]. B. E. McGehee, J. M. Pollock, J. A. Maldjian, “Brain perfusion imaging: How does it work and what should I use?,” *J Magn Reson Imaging*, vol.36, pp.1257–1272 (2012)
- [7]. K. P. Pruessmann, M. Weiger, M. B. Scheidegger, P. Boesiger, “SENSE: sensitivity encoding for fast MRI,” *Magn Reson Med*, vol.42, pp.952–962 (1999)
- [8]. A. Deshmane, V. Gulani, A. M. Griswold, N. Seiberlich, “Parallel MR Imaging,” *J Magn Reson Imaging*, vol.36, pp.55–72 (2012)
- [9]. M. Lusting, D. Donoho, M. J. Pauly, “Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR Imaging,” *Magn Reson Med*, vol.58, pp.1182-1195 (2007)
- [10]. Y. C. Eldar, G. Kutyniok, “Compressed Sensing – theory and applications –,” Cambridge University press, Cambridge (2012)
- [11]. D. Idiyatullin, C. Corum, J. Y. Park, M. Garwood, “Fast and quiet MRI using a swept radiofrequency,” *J Magn Reson Imaging*, vol.181, no.2, pp.342-349 (2006)
- [12]. R. Attariwala, F. FANM, W. Picker, M. Hlth, “Whole body MRI: Improved lesion detection and characterization with diffusion weighted Techniques,” *J Magn Reson Imaging*, vol.38, pp.253-268 (2013)

- [13]. J. P. Basser, S. Pajevic, C. Pierpaoli, J. Duda, A. Aldroubi, "In vivo fiber tractography using DT-MRI data," *Magn Reson Med*, vol.44, pp.625-632 (2000).
- [14]. L. Itti, L. Chang, T. Ernst, "Automatic scan prescription for brain MRI," *Magn Reson Med*, vol.45, pp.486-494 (2001)
- [15]. S. Young, D. Bystrov, T. Netsch, R. Bergmans, A. M. vanMuiswinkel, F. Visser, R. Sprigorum, J. Gieseke, "Automated planning of MRI neuro scans," *Proceedings of SPIE* vol. 6144 61441M-1 (2006)
- [16]. V. Pekar, D. Bystrov, H. S. Heese, S. P. M. Dries, S. Schmidt, R. Grewer, C. J. denHarder, R. C. Bergmans, A. W. Simonetti, A. M. vanMuiswinkel, "Automated planning of scan geometries in spine MRI," *MICCAI 2007 LNCS* 4791, pp.601-608, (2007)
- [17]. S. Peschl, I. Mader, R. Strecker, J. Hennig, "Autoalignment of intervertebral disks," *J Magn Reson Imaging*, vol.25, pp.938-946 (2007)
- [18]. D. Bystrov, V. Pekar, S. Young, S. P. M. Dries, H. S. Heese, A. M. vanMuiswinkel, "Automated planning of MRI scans of knee joints," *Proceedings of SPIE* vol. 6509 65092Z (2007)
- [19]. 新田修平, 武口智行, 松本信幸, 久原重英, 竹本周平, 二宮綾子, 横山健一, 今井昌康, 石村理英子, 似鳥俊明, "心臓 MRI における knowledge-based automatic slice-alignment method の開発," 第 39 回日本磁気共鳴医学会大会 O-2-237 (2011)
- [20]. S. Dwivedi, V. Vaidya, R. Mullick, T. Foo, V. Ho, "Methodology for rapid cardiac axis generation from non-gated cardiac MR images," In *Proceedings 15th Annual Meeting ISMRM*, Berlin, Germany, 3864 (2007)
- [21]. Y. Zhan, M. Dewan, M. Harder., A. Krishnan, S. X. Zhou, "Robust automatic knee MR slice positioning through redundant and hierarchical anatomy detection," *IEEE Trans Med Imaging*, vol.30, no.2, pp.2087-2100 (2011)
- [22]. J. Weese, M. Kaus, C. Lorenz, S. Lobregt, R. Truyen, V. Pekar, "Shape constrained deformable models for 3D medical image segmentation," *IPMI 2001 LNCS* 2082, pp.380-387 (2001)
- [23]. S. P. M. Dries, D. Bystrov, V. Pekar, H. S. Hesse, P. Koken, J. Keupp, P. Bornert, "MR travel to scan image processing for real-time liver identification," In *Proceedings 16th Annual Meeting ISMRM*, Toronto, Canada, 3170 (2008)
- [24]. P. Koken, S. P. M. Dries, J. Keupp, D. Bystrov, V. Pekar, P. Bornert, "Towards automatic patient positioning and scan planning using continuously moving table MR

- imaging,” *Magn Reson Med*, vol.62, pp.1067-1072 (2009)
- [25]. 後藤隆男, 栢沢宏之, “MRI 肝臓スキャンにおけるスライス及び Navigator Tracker 位置決め自動化の検討,” *Medical Imaging Technology* (日本医用画像工学会論文誌), vol.28, no.4, pp.245-251 (2010)
- [26]. T. Goto, H. Kabasawa, “Automated scan prescription for MRI liver scans,” In proceeding 19th Annual Meeting ISMRM, Montreal, Canada, 4533 (2011)
- [27]. T. Goto, H. Kabasawa, “Automated scan prescription for MR imaging of deformed and normal livers,” *Magnetic Resonance in Medical Sciences*, vol.12, no.1, pp.11-20 (2013)
- [28]. T. Goto, H. Kabasawa, “A robust automated scan prescription for MRI liver scans,” In proceeding 20th Annual Meeting ISMRM, Melbourne, Australia, 3397 (2012)
- [29]. T. F. Cootes, C. J. Taylor, J. Graham, “Active shape models-their training and application,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol.61, pp.38-59 (1995)
- [30]. T. F. Cootes, A. Hill, C. J. Taylor, J. Haslam, “The use of active shape models for locating structures in medical images,” *Image and Vision Computing*, vol.12, pp.355-366 (1994)
- [31]. J. W. Murakami, C. E. Hayes, E. Weinberger, “Intensity correction of phased-array surface coil images,” *Magn Reson Med*, vol.35, pp.585-590 (1996)
- [32]. S. H. Lai, M. Fang, “A dual image approach for bias field correction in magnetic resonance imaging,” *Magn Reson Imag*, vol.21, pp. 121-125 (2003)
- [33]. L. W. Clements, P. Dumpuri, W. C. Chapman, B. M. Dawant, “Organ surface deformation measurement and analysis in open hepatic surgery: method and preliminary results,” *IEEE Trans Biomedical Engineering*, vol.58, pp.2280-2289 (2011)
- [34]. W. A. Barrett, E. N. Mortensen, “Interactive live-wire boundary extraction,” *Medical Image Analysis*, vol.1, pp.331-341 (1991)
- [35]. J. Liu, J. K. Udupa, “Oriented active shape models,” *IEEE Trans Medical Imaging*, vol.28, pp.571-584 (2009)
- [36]. M. S. Cohen, R. M. DuBois, M. M. Zeineh, “Rapid and effective correction of RF inhomogeneity for high field magnetic resonance imaging,” *Human Brain Mapping*, vol.10, pp.204-211 (2000)
- [37]. L. Q. Zhou, Y. M. Zhu, C. Bergot, A. M. Laval-Jeantet, V. Bousson, J. D. Laredo JD, M. Laval-Jeantetm, “A method of radio-frequency inhomogeneity correction for

- brain tissue segmentation in MRI,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol.25, pp. 379-389 (2001)
- [38]. S. Geman, D. Geman, “Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images,” *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.6, no.6, pp. 721-741 (1984)
- [39]. T. N. Pappas, “An adaptive clustering algorithm for image segmentation,” *IEEE Trans Signal Processing*, vol.40, pp.901-914 (1992)
- [40]. C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, New York: Springer Science Business + Media (2006)
- [41]. R. L. Ehman, J. P. Felmlee, “Adaptive techniques for high-definition MR imaging of moving structures,” *Magn Reson Imaging*, vol.173, pp.255-263 (1989)
- [42]. P. G. Danias, M. V. McConnell, V. C. Khasgiwala, M. L. Chuang, R. R. Edelman, W. J. Manning, “Prospective navigator correction of image position for coronary MR angiography,” *Radiology*, vol.203, pp.733-736 (1997)
- [43]. A. Frydrychowicz, M. G. Lubner, J. J. Brown, E. M. Merkle, S. K. Nagle, N. M. Rofsky, S. B. Reeder, “Hepatobiliary MR imaging with gadolinium-based contrast agents,” *J Magn Reson Imaging*, vol.35, pp.492-511 (2012)
- [44]. D. Rueckert, P. Burger, S. M. Forbat, R. D. Mohiaddin, G. Z. Yang, “Automatic tracking of the aorta in cardiovascular MR images using deformable models,” *IEEE Trans Medical Imaging*, vol.16, pp.581-590 (1997)
- [45]. M. deBruijne, B. vanGinneken, M. A. Viergever, W. J. Niessen, “Adapting active shape models for 3D segmentation of tubular structures in medical images,” In *proceedings of information processing in medical imaging*, LNCS 2732, pp.136-147 (2003)
- [46]. A. O. Al-Agamy, N. F. Osman, A. S. Fahmy, “Segmentation of ascending and descending aorta from magnetic resonance flow images,” *5th Cairo International biomedical engineering conference*, Cairo, Egypt, pp.41-44 (2010)
- [47]. T. Behrens, K. Rohr, H. S. Stiehl, “Robust segmentation of tubular structures in 3-D medical images by parametric object detection and tracking,” *IEEE Trans on systems man and cybernetics*, vol.33, pp.554-561 (2003)
- [48]. U. Kurkure, O. C. Avila-Montes, I. A. Kakadiaris, “Automated segmentation of thoracic aorta in non-contrast CT images,” *Biomedical imaging: From Nano to Macro*,

- ISBI 2008 5th International symposium, Paris, France, pp.14-17 (2008)
- [49]. F. Zhao, H. Xhang, A. Wahle, M. T. Thomas, A. H. Stolpen, T. D. Scholz, M. Sonka, "Congenial aortic disease: 4D magnetic resonance segmentation and quantitative analysis," *Medical Image Analysis*, vol.13, pp.483-493 (2009)
- [50]. T. Goto, H. Kabasawa, "Automated navigator tracker positioning for MRI liver scans," In *Proceedings 20th Annual Meeting ISMRM*, Melbourne, Australia, 3402 (2012)
- [51]. 後藤隆男, 梶沢宏之, "MRI 肝臓スキャンにおける SmartPrep Tracker 位置決め の自動化の検討," *Medical Imaging Technology* (日本医用画像工学会論文誌), vol.31, no.24, pp.105-112 (2013)
- [52]. T. Goto, H. Kabasawa, "Automated bolus tracker positioning for MRI liver scans," In *proceedings 21st Annual Meeting ISMRM*, Salt Lake City, USA, 3725 (2013)
- [53]. Y. Freund, R. E. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of Computer and System Sciences*," vol.55, pp.119-139 (1997)
- [54]. D. Comaniciu, P. Meer, "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis," *IEEE Trans Ptern Analysis. and Machine Intelligence*, vol.24, pp.603-619 (2002)
- [55]. M. Henkelman, "Measurement of signal intensities in the presence of noise in MR images," *Medical Physics*, vol.12, pp.232-233 (1985)
- [56]. K. Levi, Y. Weiss, "Learning object detection from a small number of examples: the importance of good features," *CVPR 2004*, pp.1063-1069 (2004)
- [57]. T. Goto, H. Kabasawa, "Robust Automated Bolus Tracker Positioning for MRI Liver scans," *Magnetic Resonance Imaging* (in press)
- [58]. J. V. Hodge, J. Austin, "A survey of outlier detection methodologies," *Artificial Intelligence review*, vol.22, pp.85-126 (2004)
- [59]. O. Vignaux, D. Duboc, J. Coste, C. Argaud, P. Carlier, P. L. Roux, S. Weber, P. Legmann, "Reproducibility of left ventricular mass measurement using a half-Fourier black-blood single-shot fast spin-echo sequence within a single breath hold: comparison with a conventional multiple breath-hold segmented gradient echo technique in patients," *J Magn Reson*, vol.15, pp.654-660 (2002)
- [60]. Z. Fan, J. Sheehan, X. Bi, X. Liu, J. Carr, D. Li, "3D noncontrast MR angiography of the distal lower extremities using flow-sensitive dephasing

- (FSD)-prepared balanced SSFP,” *Magn Reson Med*, vol.62, pp. 1523–1532 (2009)
- [61]. C. Dold, M. Zaitsev, O. Speck, E. A. Firlre, J. Hennig, G. Sakas, “Advantages and limitations of prospective head motion compensation for MRI using an optical motion tracking device,” *Academic Radiology*, vol.13, no.9, pp.1093-1103 (2006)
- [62]. E. M. Haacke, G. W. Lenz, “Improving MR image quality in the presence of motion by using rephasing gradients,” *American Journal of Roentgenology*, vol.148, no.6, pp.1251-1258 (1987)
- [63]. J. Deng, R. A. Omary, A. C. Larson, “Multishot diffusion-weighted SPLICE PROPELLER MRI of the abdomen,” *Magn Reson Med*, vol.59, no.5, pp.947-953 (2008)
- [64]. N. White, C. Roddey, A. Shankaranarayanan, E. Han, D. Rettmann, J. Santos, J. Kuperman, A. Dale, “PROMO – real time prospective motion correction in MRI using image-based tracking,” *Magn Reson Med*, vol.63, no.1, pp.91-105 (2010)
- [65]. S. D. Gierada, J. J. Curtin, J. S. Erickson, “Diaphragmatic motion: fast gradient-recalled-echo MR imaging in healthy subjects,” *Radiology*, vol.194, pp.879-884 (1995)
- [66]. 中野仁, 米山浩司, 酒井康宏, “Navigator echo slab tracking による Dynamic 撮像における navigator 位置設定の検討,” 第 31 回日本磁気共鳴医学会大会, 334 (2012)
- [67]. T. Goto, H. Kabasawa, “Automated navigator tracker positioning for MRI liver scans,” In proceeding 20th Annual Meeting ISMRM, Melbourne, Australia, 3402 (2012)
- [68]. 後藤隆男, 梶沢宏之, “MRI 肝臓スキャンにおける Navigator Tracker 位置決め自動化の検討,” 第 32 回本医用画像工学会大会予稿集, OP4-9 (2013)
- [69]. T. Goto, H. Kabasawa, “Robust automated navigator tracker positioning for MRI liver scans,” In proceeding 22nd Annual Meeting ISMRM, Milan, Italy, 1614 (2014)
- [70]. T. Goto, S. Ito, “Automated Navigator Tracker Placement for MRI Liver scans,” *Proceedings of MICCAI 2014 Workshop on Abdominal Imaging: Computational and Clinical Applications*, Boston, USA (in press)

謝 辞

本研究は、筆者が宇都宮大学大学院博士後期課程在学中にまとめあげたものです。

本研究の遂行並びに本論文をまとめるにあたり、終始懇切丁寧にご指導を賜りました宇都宮大学工学部情報工学科 教授 伊藤聡志先生に深く感謝いたします。これからも引き続きご指導頂けましたら幸いです。本研究を遂行するにあたり多くのご助言を賜りました情報工学科 教授 加藤茂夫先生、情報工学科 教授 東海林健二先生、情報工学科 教授 上村佳嗣先生に心から感謝いたします。

副専門分野のご指導並びに多くのご助言を賜りました情報工学科 准教授 長谷川まどか先生、情報工学科 准教授 熊谷毅先生に深く感謝いたします。

宇都宮大学 名誉教授 山田芳文先生には学部学生の頃に大変お世話になり、MRI については、その後の研究開発に大いに役に立ちました。また、このような機会に恵まれたのも山田先生からの繋がりが大きいです。心から感謝いたします。

島根大学医学部放射線医学講座 北垣 一教授、内田幸浩司先生、島根大学医学部附属病院放射線部 尾崎史郎技師には、共同研究を通して貴重なアドバイスを受け、本研究の遂行に多大なご協力を頂きました。深く感謝いたします。

博士後期課程への進学の機会を与えて頂いた GE ヘルスケアジャパン(株)研究開発部 MR 研究室 室長の柁沢宏之氏、並びに常に議論頂いた研究員 岩館雄治氏、MR 技術部 MRSAGr 三好邦博氏にも深く感謝いたします。また、MR 研究室の皆様には、最適なシーケンスについていろいろとアドバイス頂きました。ありがとうございます。

最後に無理なお願いで多くの苦勞をかけたにも関わらず最後まで暖かく見守ってくれた家族に感謝いたします。ありがとう。

2014 年 9 月

後藤 隆男