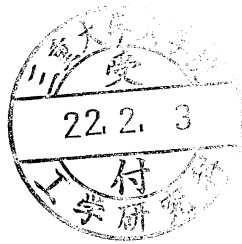


修士論文

MR 画像を用いた頸動脈抽出と 形状解析に関する研究



平成 21 年度修了
三重大学大学院 工学研究科
博士前期課程 情報工学専攻

和田 惇

目次

第1章	はじめに	1
第2章	基礎知識	2
2.1	MR 画像と CT 画像	2
2.2	血管性病変部について	3
第3章	従来手法	4
3.1	概要	4
3.2	血管抽出について	4
3.3	形状解析について	5
第4章	血管抽出についての提案手法	6
4.1	概要	6
4.2	画像データ入力	7
4.3	血管核抽出	8
4.3.1	大津の判別分析法について	9
4.4	雑音除去	10
4.5	血管形補正	11
4.5.1	画素毎に適応する場合	11
4.5.2	3次元の領域に分けてから適応する場合	11
4.5.3	局所的に判別分析法を適応し閾値を求める場合	13
第5章	形状解析についての提案手法	16
5.1	概要	16
5.2	血管断面の再構成	16
5.2.1	最小二乗法について	21
5.3	抽出血管内部にプラークが存在する場合	22
5.4	抽出血管外部にプラークが存在する場合	23

第 6 章 血管抽出についての実験及び考察	24
6.1 概要	24
6.2 血管核抽出・雑音除去	26
6.2.1 画像の上下部を削除した後, 判別分析法を利用した場合	26
6.3 血管形補正	28
6.3.1 画素毎に適応する場合	28
6.3.2 3次元の領域に分けてから適応する場合	31
6.3.3 局所的に判別分析法を適応し閾値を求める場合	33
6.4 従来手法との比較	34
第 7 章 形状解析についての実験及び考察	38
7.1 概要	38
7.2 血管モデルの作成	38
7.3 ブラークの検出	39
7.3.1 血流部分とブラーク部分の間で輝度値が落ちる場合	39
7.3.2 血流部分とブラーク部分の間で輝度値が落ちない場合	43
第 8 章 まとめ・今後の課題	45
謝辞	46
参考文献	47

第1章

はじめに

・背景

近年、画像診断技術の進歩により、診断業務における画像診断の占める割合が増加している。血管の画像診断方法としてはMRI装置によるMR画像を用いた方法や、X線CT画像を用いた方法などがある。それらの特徴については第2章で述べる。非造影によるMRIの撮影にはX線被曝がないこと、造影剤を使用しないので患者への負担が少ないなどの理由により利用者が増加している。医師は、利用者一人に対して数百枚というMR画像を診て診断を下すので、その診断作業に大幅に時間を割かねばならず、医師本来の診察等の業務をこなす時間が削られてしまっている。このように、利用者の増加にともない医師の負担も膨大なものとなっている。

また、近頃盛んに行われている脳ドックにおいて、脳だけでなく頸部のMR画像も同時に撮影するケースが多々あるので、その画像を利用できれば動脈硬化等、血管性病変部の早期発見につながると思われる。

欧州ではX線の危険度がさげばれ、診断画像の撮影法においてX線CTからMRへの移行が進められている。我が国では画像診断における優位性の観点から、依然X線CTが多く使用されているが、いつMRへの移行が始まってもおかしくない。ところがX線CTについての画像処理技術に関しては多くの研究が行われてきたが、非造影MR画像についての研究はこれまで盛んには行われおらず、十分とは言えない。先に述べた観点から非造影MR画像についての画像処理技術の開発は急務であると考えられる。

・目的

医師の負担の軽減や血管性病変部の早期発見につなげるため、本研究ではMR画像からスクリーニングで利用できる精度の頸動脈を自動抽出し、診断作業の時間を短縮するための、医師の診断支援を行い、さらに形状解析を行うことでプラークを含む血管形状を解析・抽出することを目的としている。

第2章

基礎知識

2.1 MR 画像と CT 画像

現在の画像診断法には大きく分けて2種類の方法が存在する。MR 画像を用いた方法と、X 線 CT 画像を用いた方法である。それぞれについて特徴を示す。

- MR(Magnetic Resonance:磁気共鳴) 画像を用いた診断法
 - － X 線 CT と比較して撮影時間が長い
 - － X 線 CT と比較して解像度が低い
 - － 患者への身体的負担が少ない

MR 画像は専用の装置により図1のような画像を得ることができる。

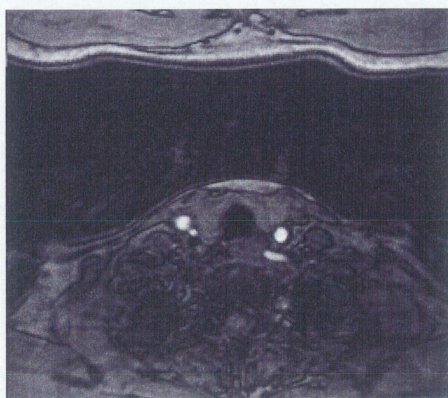


図1 MR 画像例

- X 線 CT(Computed Tomography:コンピュータ断層撮影装置) 画像を用いた診断法
 - － 造影剤の注入により、血管部分がはっきりと表示されるため診断のしやすい画像が得られる
 - － 患者への身体的負担が大きい

X 線 CT 画像は専用の装置により画像を得ることができる。血管だけでなく、設定により様々な画像を得ることができる。

医療画像処理として利用するならば、血管部分がはっきり表示される X 線 CT 画像を用いた方がよいと考えられる。しかし、患者の身体的負担を考慮して、MR 画像を用いた診断を利用するケースが多くなってきており、MR 画像に対応した画像処理が求められるようになってきている。また、近年の予防診断への関心の高まりから、脳ドックなどの健康診断を受ける人が増えているが、この場合は、被曝の危険性がなく、負担の少ない MR 画像が適している。

2.2 血管性病変部について

血管性病変には動脈瘤・静脈瘤・動静脈奇形・動脈硬化、あるいは血栓症による血管の狭窄および閉塞などが含まれる。

その中で様々な病気のシグナルとされる動脈硬化について説明する。医師の診断によって発見できる動脈硬化は、自覚症状がなく進行し、心臓病や脳血管障害など様々な病気を起こす要因となる。動脈硬化は『血管の老化現象』と言われ、高齢になると誰にでも見られるものだが、老化のスピードは日々の生活習慣で変わってくる。また、たとえ動脈硬化になってしまったとしても、早期発見することで生活習慣を改善し、その進行を遅らせることができる。このように、動脈硬化は予防と早期発見が重要となっている。

第 3 章

従来手法

3.1 概要

この章では、これまでに発表されている血管抽出手法について説明する。

3.2 血管抽出について

これまでの血管抽出法は、2 章で述べた特徴から、主に X 線 CT 画像に対して行われている [1]～[6]。X 線 CT 画像については、適切なデータを与えれば、高画質な 3 次元表示を得られる手法が多数開発されており、臨床診断などに幅広く利用されている。しかし、非造影 MR 画像を用いた画像認識の場合、脳血管の抽出などが行われている [7]～[10] が、臨床診断を行うには十分な精度が得られていない。もし、非造影 MR 画像でも X 線 CT 画像と同等の精度が得られれば、X 線 CT 画像にて実用化されている様々な応用手法が適応できると期待されている。また、その際の精度評価については、抽出出来ていることを目視で主観的に確認しているものや、医師・放射線技師による目視抽出画像により有用性を確かめているものがほとんどで客観的な数値で精度評価を行っているものは少ない。

その中で「枝単位リージョンローイングによる頭部 MRA からの血管抽出」[10]にて 3 次元データの投影画像 (今後この画像を MIP 画像と呼ぶ) から数値的に抽出データを評価している。この研究の特徴としては、

- リージョンローイングによる領域拡張・血管抽出
- 拡張条件の局所的 (動的) 変更についての考察
- 分岐部の連結判定・拡張経路の途切れ対策

が挙げられる。論文中のリージョンローイングでの拡張条件は、局所的に行うことも検討されているが、最終的には固定値を使用している。また、拡張開始点は静的に定めている。論文を通して、血管抽出精度よりも、分岐部の連結判定・途切れ先への再接続方法に力を入れていると受け取れる。これは分岐の多い脳血管の特徴によるもので、今回取り上げている頸動脈はそれほど分岐が多い訳ではない。そこで、従来手法の問題点として

- リージョングローイングのため，拡張開始点を静的に与えなければならない
- 拡張条件に固定値を使用しているため，汎用性に欠ける

が挙げられる．

そこで本研究ではリージョングローイングに代わる新たな血管抽出手法を提案し，問題点を解決した上で精度評価を行い，より精度のよい血管抽出を行うことを目標とする．

3.3 形状解析について

これまでの血管に対する形状解析については，先に述べたように X 線 CT 画像にて様々な手法が実用化されている．例えば狭窄部の検出などがそれにあたる．これらの処理を行うには血管部分が抽出できていることが前提となる．また，X 線 CT 画像は血管の形状に関しても解像度が高く抽出できる特徴を持っている．

それに対し，非造影 MR 画像は解像度が低く，画像そのものから形状の解析を行うのは難しい．この理由により，非造影 MR 画像に対する血管形状の解析についてはあまり研究が進んでいない．

そこで非造影 MR 画像では脂肪部分もある程度高輝度に映るという特徴を活かし，輝度値からブランクを検出することを目標とする．

第 4 章

血管抽出についての提案手法

4.1 概要

この章では MR 画像から頸動脈部分を抽出するため，本研究で提案する手法について説明する．基本的には本研究の前身である自身の卒業論文 [15] のものと重複する部分があるが，基本的な処理について説明を行う．

まず DICOM 形式である原画像を入力し，処理を行い，血管として抽出した部分 (以後この部分を血管核と呼ぶ) のみを取り出す．

血管核部分のみを取り出す為に，血管外組織等の雑音部分を除去する．

次に血管核部分のみでは抽出出来ていない血管部分を抽出するために，血管核に対して血管の形状補正を行う．これらの処理を実装することにより，頸動脈部分の抽出を行う．全体の処理の流れを下に示す．

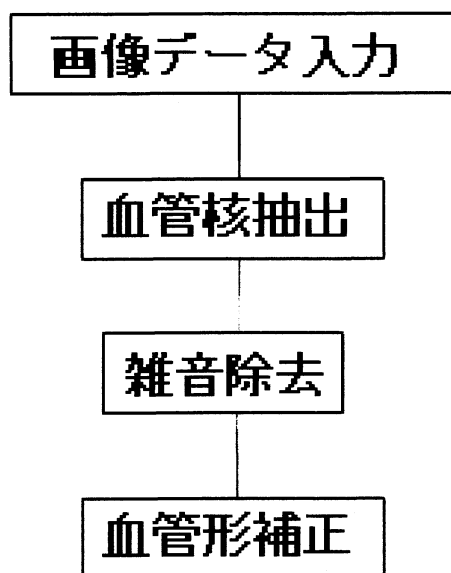


図 2 血管抽出処理

以下で各処理について詳しく述べる．

4.2 画像データ入力

今回使用している MR 画像 (図 3) は 16bit の DICOM 形式の画像である。16bit の画像を表示・閲覧するためには OsiriX のような 16bit 対応のソフトウェアを使用する必要がある。しかし多くの画像処理ソフトウェアでは、8bit の画像にしか対応していない。そこで、今回は画像閲覧用に様々な画像を作成し、血管とその他の組織に大きな差があるので、処理においてもこの画像を使用している。

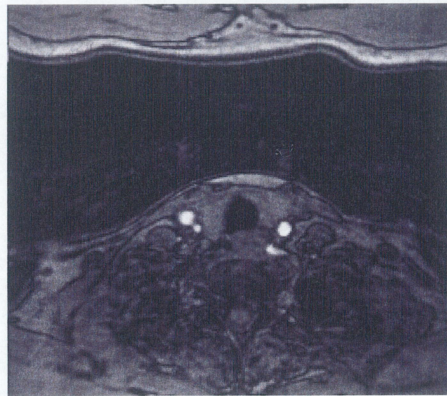


図 3 例:DATA306 NO.031 原画像

4.3 血管核抽出

血管部を抽出するために、まずは血管核の抽出を行う。本研究で用いる MR 画像はその輝度値により血管、血管外組織、背景部に大別出来る。そこで統計的特徴によって 2 種類に分類する閾値決定法である大津の判別分析法 [11] を用いることにした。1 度だけ大津の判別分析法を用いると、MR 画像中の背景部と組織部 (血管・血管外組織) に分離する閾値が得られる。その閾値で 2 値化することで組織部のみを抽出することが可能となる。次に、組織部として抽出された部分のみを原画像から取り出し、その部分でもう 1 度大津の判別分析法を用いる。すると、血管と血管外組織を分離する閾値が得られる。その閾値で 2 値化することで血管のみを抽出する。この方法で抽出される血管には、血管でありながら、血液の乱流等の原因により、MR 画像では血管外組織に近い輝度値になってしまう血管は含まれない。そこで本研究では、ここで得られた血管を血管核とし、後の処理で血管形を補正することとした。

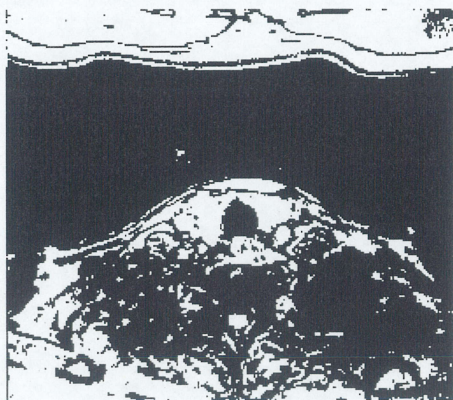


図 4 判別分析法 1 回目

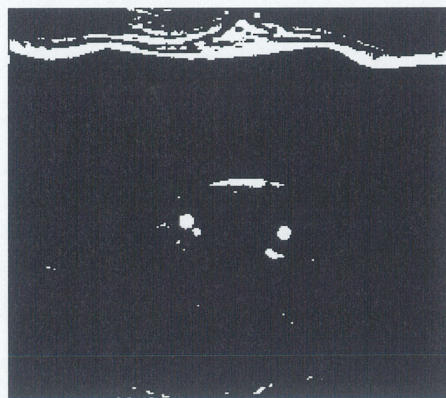


図 5 判別分析法 2 回目

4.3.1 大津の判別分析法について

濃度ヒストグラム (図 6) を入力することでそれを 2 分するような閾値を得られる。この方法は計算時間も速く、極めて優れた方法でヒストグラムに谷の部分がはっきりしない場合でも閾値を決定することが出来る。

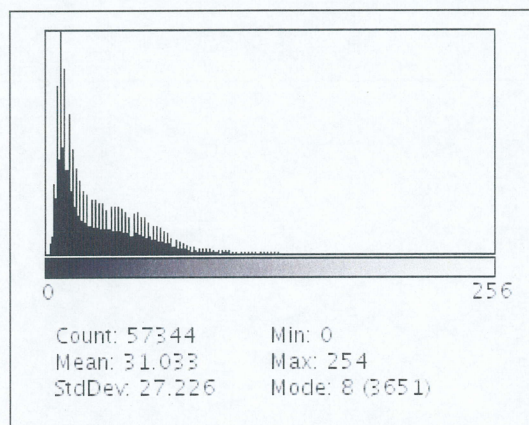


図 6 入力画像のヒストグラム

● 変数について

NGR … 濃度レベル数
RHST(NGR) … 濃度ヒストグラム

● アルゴリズム

- 濃度ヒストグラムより全体の平均と分散を求める。これを μ_T^2 , σ_T^2 とする。
- k は $1 \sim \text{NGR}-1$ まで変え, $\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]}$ が最大となる k^* をもとめる。

$$\begin{aligned} \text{但し, } \mu_T &= \sum_{i=1}^{\text{NGR}} (i-1) * RHST(i) && \cdots \quad \text{全体の平均値} \\ \omega(k) &= \sum_{i=1}^k RHST(i) && \cdots \quad \text{ヒストグラムの 0 次累積モーメント} \\ \mu(k) &= \sum_{i=1}^k (i-1) * RHST(i) && \cdots \quad \text{ヒストグラムの 1 次累積モーメント} \\ \sigma_B^2(k) &&& \cdots \quad \text{クラス間分散} \end{aligned}$$

となり、閾値は $k^* - 1$ となる。

4.4 雑音除去

次の領域併合法へと繋げるためには、血管核部分のみを取り出す必要がある。そこで3次元ラベリングを利用して雑音除去を行う。

各スライスを調べ、最も領域数が少なく、安定しているスライスを自動で選び、そこから3次元ラベリング処理を施す。また、血管領域が一つづきになっているので、その部分は領域数も大きくなり、雑音部分と見分けることができる。これらのことを利用し、小成分除去を行うことで雑音領域を取り除く。



図 7 雑音除去前

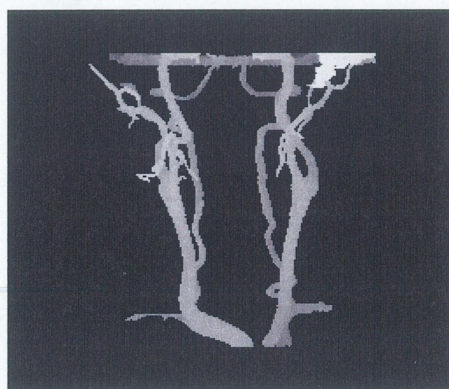


図 8 雑音除去後

4.5 血管形補正

血管核抽出後、血管核の周辺部の画素が血管であった場合、それらを血管として取り出すために領域拡張・併合法を用いて血管を抽出する。領域拡張・併合法の利用法として、画素毎に拡張・併合するかを決めていく方法と、3次元の領域に分けてからその領域を拡張・併合するかを決めていく方法、さらに局所部分で判別分析法を適応し、より良い閾値を求めていく方法が考えられる。

4.5.1 画素毎に適応する場合

各スライスにおいて、血管核として抽出された画像をラベリングし、輝度値を比較することでその周囲の画素が血管に含まれるべきかどうかの判定を行う。ラベリング領域毎の平均輝度値を算出しておき、その輝度値とラベリング領域の周囲の画素の差が小さければ統合する。もし1画素でも統合されればもう一度ラベリング領域毎の平均輝度値を算出する所から繰り返す。今回は統合される画素について、スライス内のノイズが加わらないようにするために、その画素を中心とする3*3の領域でラベリング領域にまだ含まれていない所の平均値を出して統合するかどうかを決める。

4.5.2 3次元の領域に分けてから適応する場合

血管核の周囲を3次元領域に分割し、その分割領域毎に血管とするかどうかの判定を行う。それぞれの領域が、血管に含まれるならば領域拡張・併合処理を施す。

3次元で領域拡張・併合法を適応させるには以下の作業が必要である。

- 3次元の領域分割

処理時間短縮の為、血管核の周辺部のみに焦点を当てる。まず血管核抽出画像に対し膨張処理を行い、血管核の周辺部のみを取り出す。今回は血管核を中心に6画素分の領域に膨張した画像(図9)を用いた。そこに3次元の領域分割(図10)を施す。3次元の領域分割には領域成長法を用いる。今回の領域成長法では、3次元なので6近傍ラベリングを行っている。ラベリングの条件として、ラベリング領域の平均画素と注目画素との差が一定以内であれば同一の領域として取り込むことにしている。

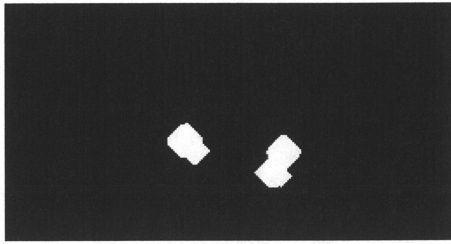


図 9 膨張処理

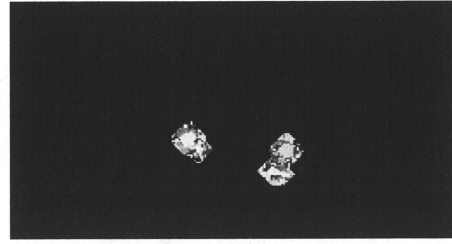


図 10 3次元領域分割結果

- 併合判定法の実装

血管核に接する領域の平均輝度値が血管核とその他の組織のどちらに近いかを判定し、血管核に近ければ血管として取り込む。

今回は、血管核として抽出された部分とその他の組織の平均輝度値を算出し、この2つの輝度値の中間点で2分する。血管核に接する領域の平均輝度値がこの中間点より血管核に近ければ血管であると判断して取り込むことにしている。

4.5.3 局所的に判別分析法を適応し閾値を求める場合

判別分析法は、谷の部分がはっきりしない場合でも閾値を決定することが出来るが、2クラスが同程度の数量に分けられる時によりよい閾値が導き出される性質がある。そこで、各血管の各領域に対して局所的に判別分析法を用いることで、さらにより閾値が得られると考えられる。そこで今回は血管の形状に注目して、以下のフローチャートで示す処理を実装する。

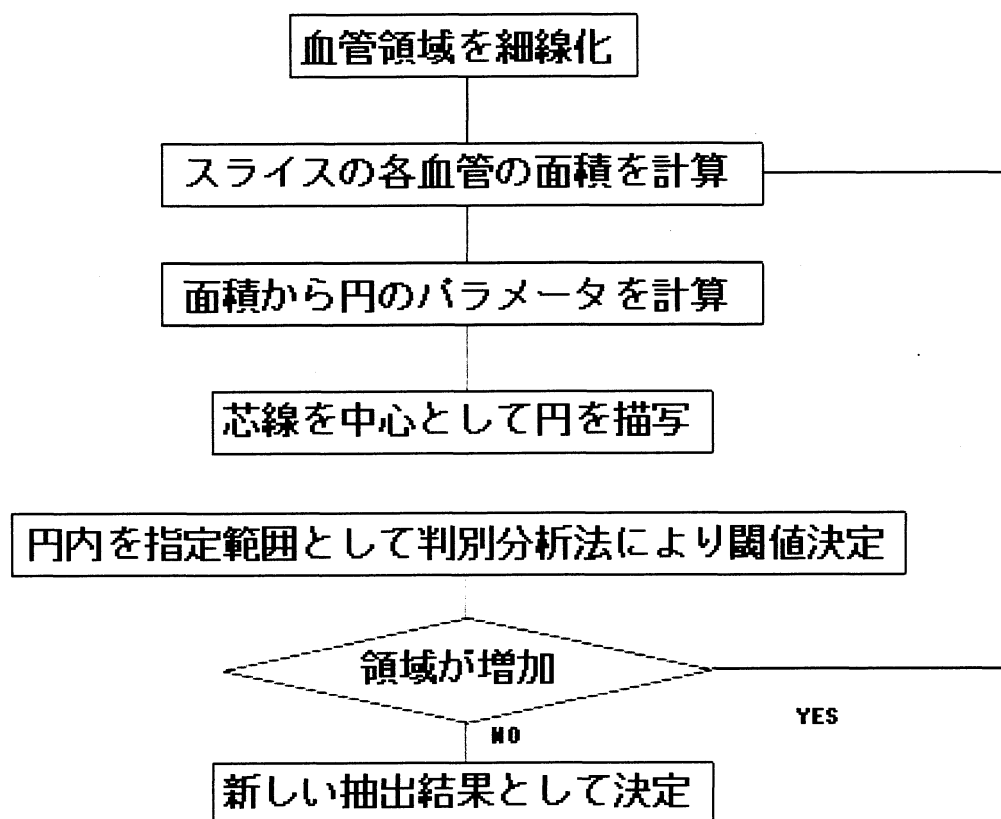


図 11 血管形状補正処理

まず血管領域を細線化して芯線を抽出する。その際にユークリッド距離による細線化を使用することでトポロジを保存した細線化を実現している。細線化処理にはひげの出現を抑えた方法として発表されている「ユークリッド距離変換を用いた3次元デジタル画像の薄面化および細線化の逐次型アルゴリズムとその諸性質」[13]の処理を利用した。

以下が抽出血管に細線化処理を実行した際の結果画像となる。細線化画像を見ると、ひげの出現を抑えて血管芯線が抽出されていることがわかる。

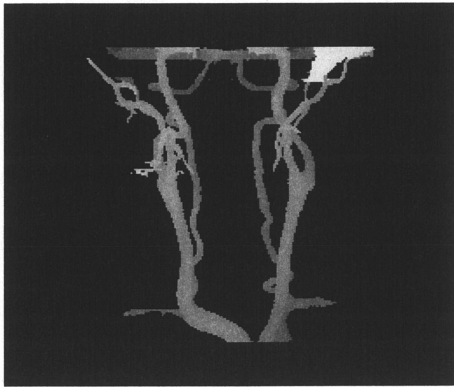


図 12 血管核 3D 表示

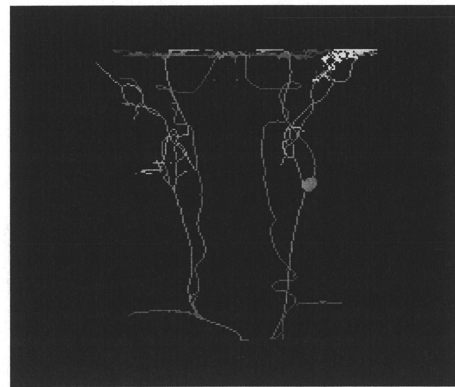


図 13 細線化画像

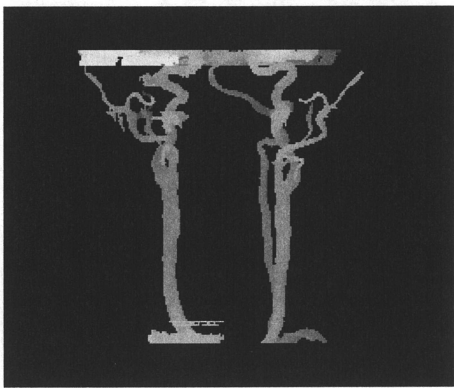


図 14 血管核 3D 表示

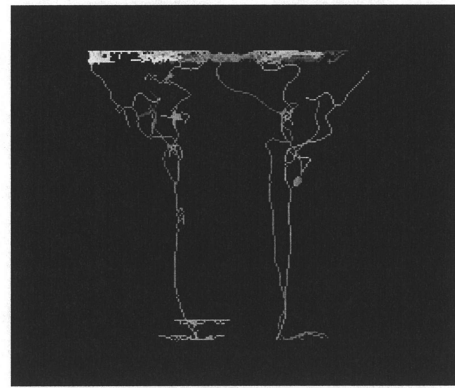


図 15 細線化画像

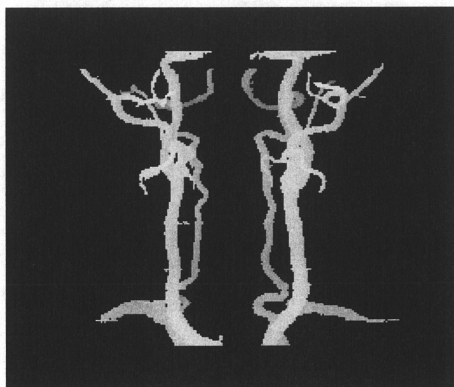


図 16 血管核 3D 表示

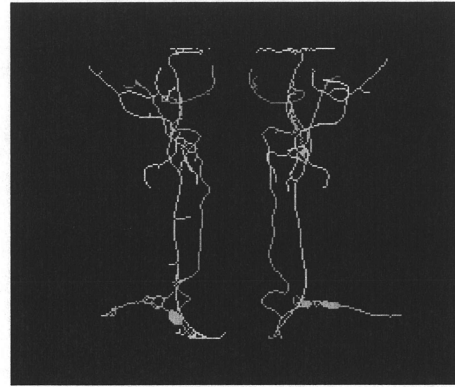


図 17 細線化画像

次に、ある血管に注目して、その血管を構成する各スライスの面積を計算する。その面積から判別分析法にかける範囲である円のパラメータを計算する。そのパラメータにしたがい芯線を中心に円を描画し、その円の範囲内にある原画像の輝度値を取り出し、閾値を決定し、円内をその閾値で2値化する。その2値化画像と、最初の面積計算を行った画像との差分をとり、変化していたらもう一度繰り返す。もし変化していなかったらそこで処理を終了し、結果画像を新しい抽出結果として決定する。これをスライス数繰り返す。

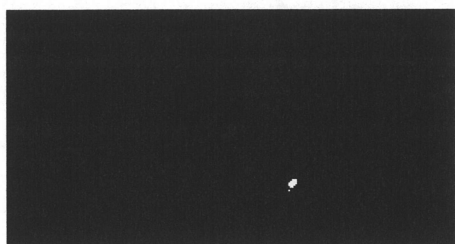


図 18 スライス画像

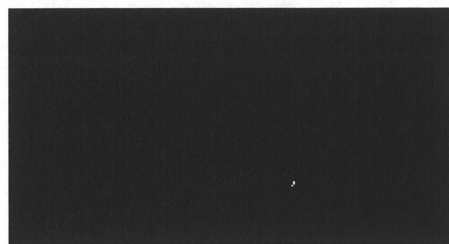


図 19 芯線

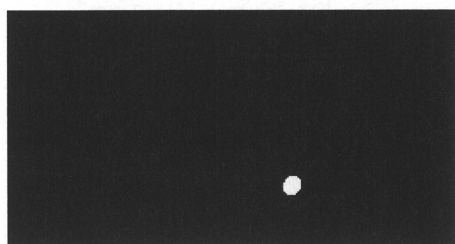


図 20 芯線を中心に円を描画

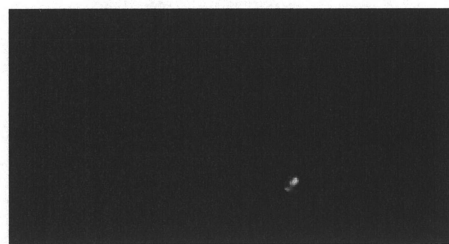


図 21 原画像から抽出

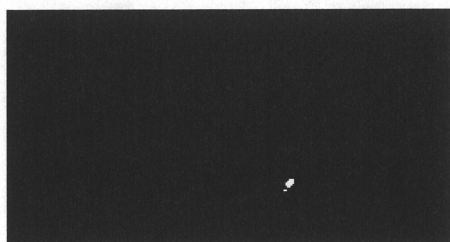


図 22 結果画像

第 5 章

形状解析についての提案手法

5.1 概要

この章では 3 章での抽出画像から頸動脈での血管形の異常部を検出するため、本研究で提案する手法について説明する。

正常な血管形が円・楕円に近いことを利用して、抽出血管の形状を調べることで異常部の検出を行えると考えられる。

また、形状の解析だが、プラークが存在する場合、以下の 2 種類があることが考えられる。

- 抽出血管内部にプラークが存在する場合
- 抽出血管外部にプラークが存在する場合

そこで本研究では、今後形状の詳細な解析のための基礎研究として、血管の断面の再構成を行う。

また、抽出血管内部・外部にプラークが存在する場合についての輝度値による検出手法について述べると共に、抽出血管内部にプラークが存在する場合について、実験的に調べることにした。

5.2 血管断面の再構成

スライス断面で見ているのは血管の走行状態により様々な断面が出てくると考えられる。そこで血管芯線の各点において血管に垂直な断面を得るため次のフローチャートで示す処理を実行する。

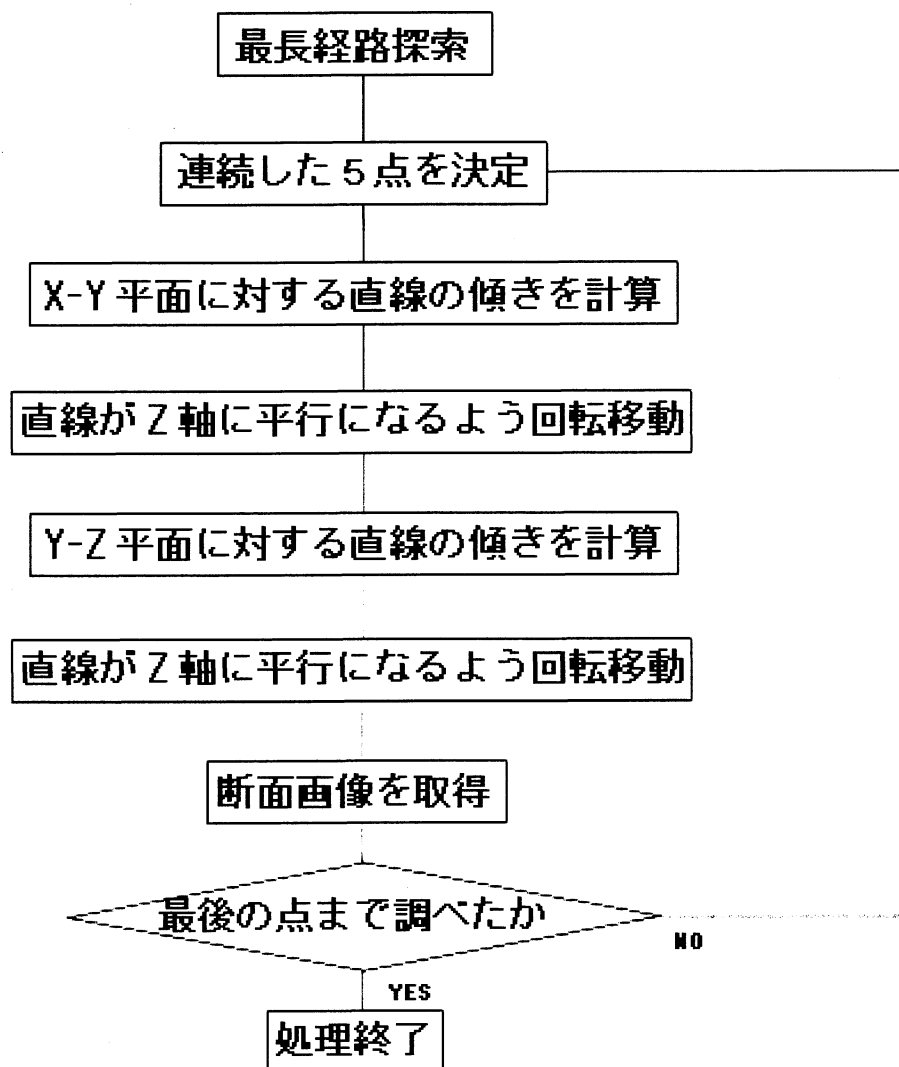


図 23 血管断面抽出処理

今回、芯線を構成するある点に注目してその前後2点を含めた計5点により、最小二乗法を用いて芯線の傾きを求め、回転移動を行うことで断面の再構成を行う。そこで、分岐がある血管において、どの線をたどるかにより結果が変わってくる。

もしひげなどが存在し、そこを選んでしまった場合には血管が途中で切れてしまう部分で再構成を行ってしまうので、再構成結果は形状解析に適さないものが出てきてしまう。



図 24 使用する血管



図 25 芯線

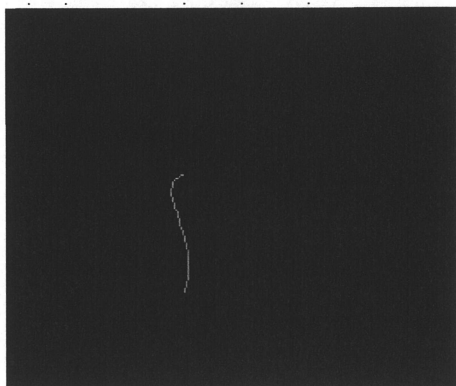


図 26 失敗画像の芯線

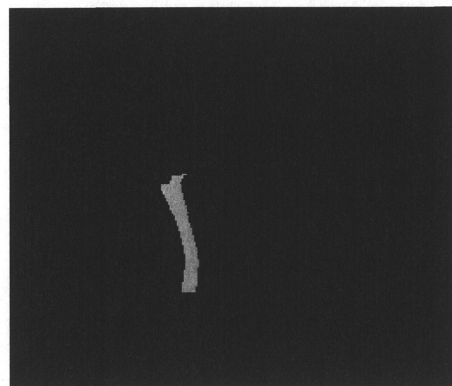


図 27 失敗画像

また、血管性病変部は分岐部分の前後に出やすいといわれている [12] ので、その部分は確実に含んでおきたい。こうしたことを考慮した結果、方向としては心臓方面から脳部分に向けて最長経路探索を行うことで、断面再構成を行う血管を選択する。

最長経路探索の結果、2種類の経路が同コストとして出てきてしまったが、両方共に分岐部前後の血管を含んでいるので、どちらの血管を利用しても再構成画像は求めるものが抽出できると考えられる。

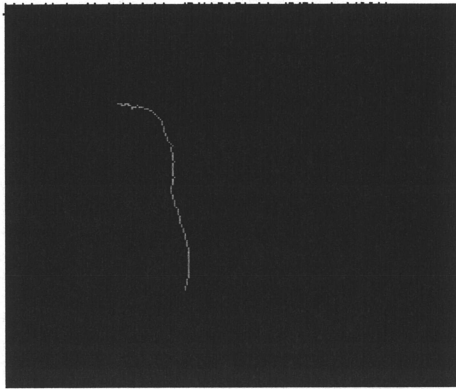


図 28 最長経路探索結果 1

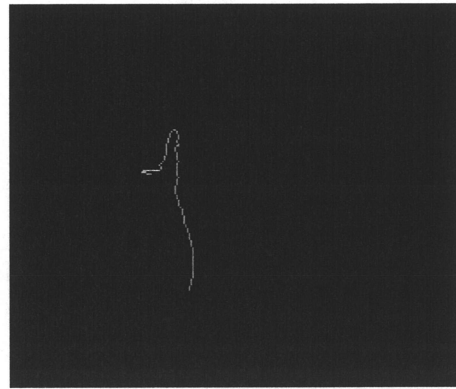


図 29 最長経路探索結果 2

最長経路の芯線において，注目点と前後 2 点，併せて 5 点で X-Z 方向での直線の傾きを最小二乗法で求める．得られた直線が Z 軸に平行になるように全ての点を注目点を中心に求めた傾きだけ回転移動する．

回転後の画像を使い，同様に Y-Z 方向での直線の傾きを求める．得られた直線が Z 軸に平行になるように全ての点を注目点を中心に直線の傾きだけ回転移動する．

以上の処理により注目点における血管に垂直な断面で切断した際の血管の断面が得られる．

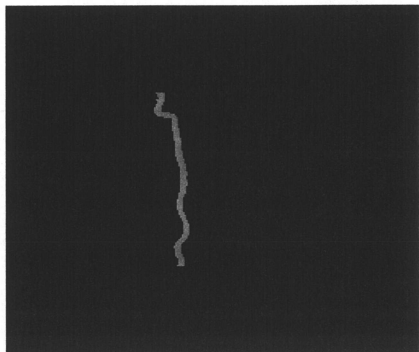


図 30 回転移動前 X-Z 方向

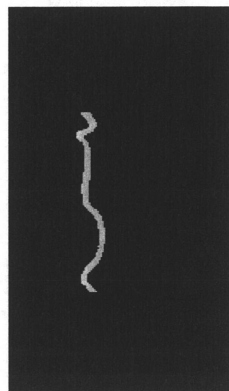


図 31 回転移動前 Y-Z 方向

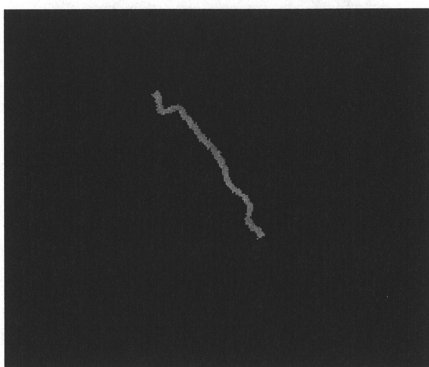


図 32 X-Z 方向回転移動後 X-Z 方向の例

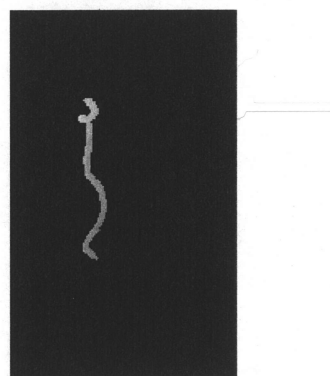


図 33 X-Z 方向回転移動後 Y-Z 方向の例



図 34 X-Z 方向回転移動後 X-Z 方向の例

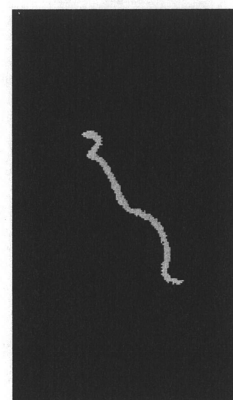


図 35 X-Z 方向回転移動後 Y-Z 方向の例

5.2.1 最小二乗法について

最小二乗法とは，測定で得られた数値の組を，適当なモデルから想定される一次関数，対数曲線など特定の関数を用いて近似するときに，想定する関数が測定値に対してよい近似となるように，残差の二乗和を最小とするような係数を決定する方法である。

今回の場合は芯線の X-Z 方向，Y-Z 方向での直線の傾きを求めるものなので，直線に近似している。その計算式は以下の式になる。

$$\text{傾き} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2}$$

5.3 抽出血管内部にプラークが存在する場合

抽出血管内にプラークが含まれていた場合、血流領域とプラーク部分の間の内膜部分または線維性被膜部分で輝度値が僅かながら下がる場合と下がらずに分離が難しい場合が考えられる。輝度値が下がる場合では、血管芯線を中心に放射状に血管内の輝度値分布を調べることでその分離部分の検出を行う。

血管芯線を中心に放射状に 0° , 45° , 90° , 135° の4方向について輝度値の移り変わりを調べる。その中で一定以上の差がある谷部分が存在した場合、そこを内膜と考え、プラークが抽出血管に含まれているとして検出を行う。

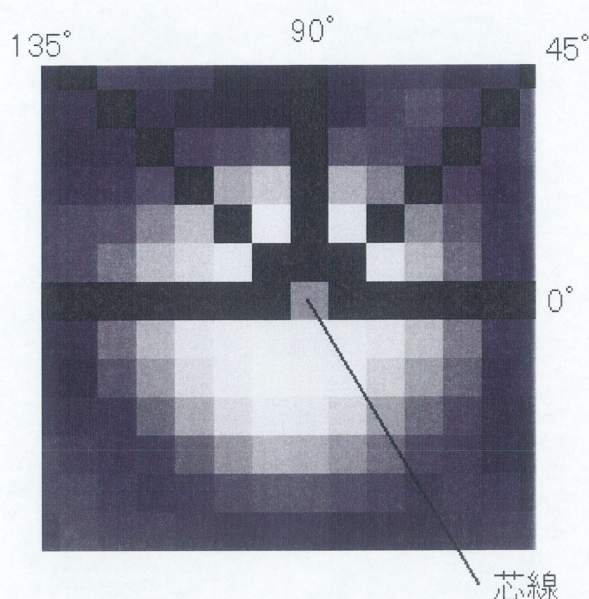


図 36 調べる角度

内膜部分または線維性被膜部分で輝度値が下がらずに分離が難しい場合であっても、プラーク部分では血流部分に比べて輝度値は下がる。中心から放射状に見て両側の輝度値平均が離れている場合、プラークが存在する可能性がある。さらに、抽出血管内での輝度値に偏りが出てくると考えられるので、輝度値で重み付けした重心位置を出し、実際の重み付け無しの重心位置との距離を計測し、ずれが大きければ、プラークが存在する確率が高いといえる。そこで、輝度値平均の差と重心位置のずれが大きくなるものが出現する場所を検出する。

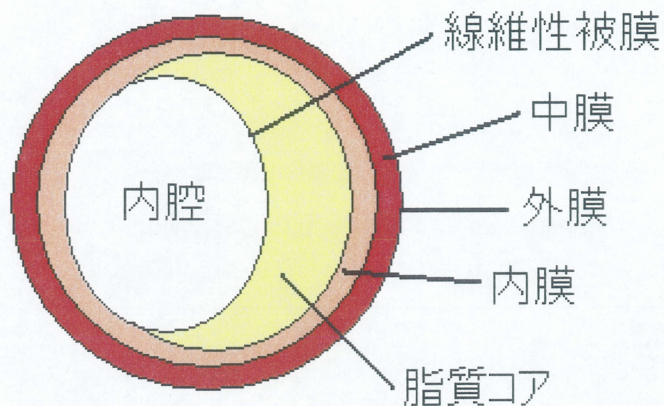


図 37 プラークが抽出血管内にある例

5.4 抽出血管外部にプラークが存在する場合

抽出血管内にプラークが含まれていない場合，血管の直近に輝度値が平均より明らかに高い部分があればプラークの疑いがある．そこで抽出血管に対し膨張処理を行い，抽出血管との差分をとり，その中の輝度値を調べることでその部分の検出が行えると考えられる．

具体的には，調べる血管を一つに限定し，その血管を膨張処理により膨張させる．膨張画像から血管部分を除き，原画像から輝度値を抽出して，抽出部分の平均輝度値を調べる．

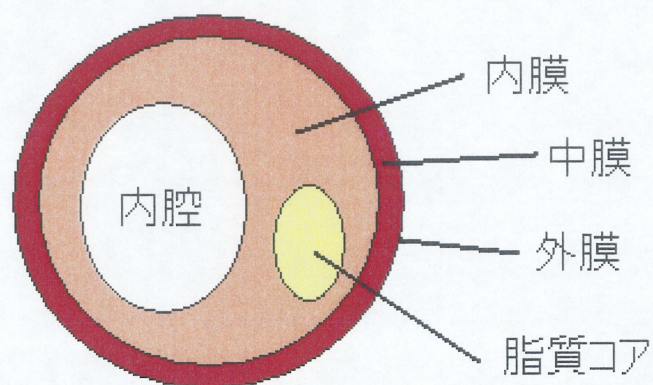


図 38 プラークが抽出血管外にある例

第 6 章

血管抽出についての実験及び考察

6.1 概要

今回は 1 データ 168 枚で構成される MR 画像を用いて実験を行う。

精度の評価基準として以下に示す方法で抽出精度の測定を行う。

- 抽出精度の測定

本研究では医師の目視で血管と認識する部分を抽出することを目的としている。しかし今回、医師の目視による血管部分の例を得ることが出来なかった。そこで自分が目視によって血管と認識し抽出したものと、実験で得られた画像とを比較し、どの程度の精度で抽出出来ているかを調べる。

血管部分はパーシャルボリュームエフェクト (スライス間での輝度値をとるため滲み現象が起こること) の影響により精度評価の過度の低下を防ぐため、輝度値を重みとした重み付けを行った。

プラークが発見されやすいのが、総頸動脈から内・外頸動脈に分岐する部分であることが知られているので、評価する範囲を分岐部前後に限定することとした。

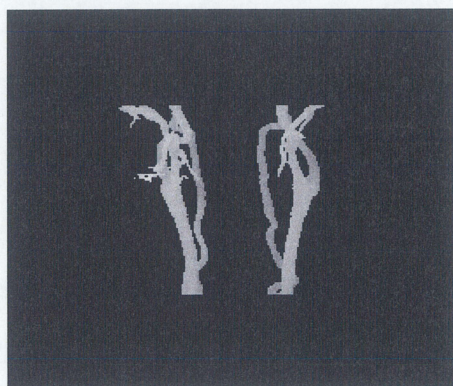
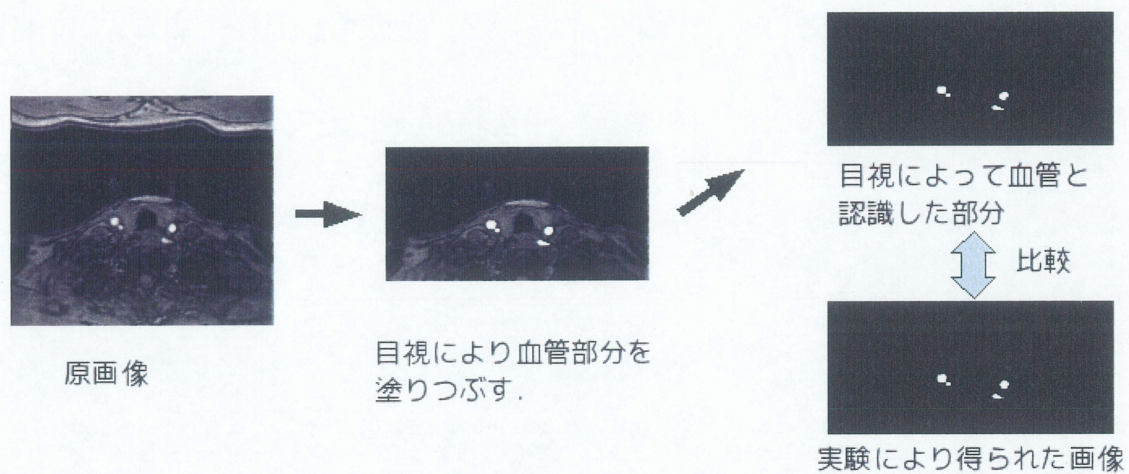


図 39 精度評価のため限定した領域

さらに、目視による血管抽出画像も 1 データについて 3 例作成し、その平均値をとることにした。これによりより一般的なデータとして評価できることが期待できる。



精度として，画像全画素数に対する TP(True Positive:血管を血管として認識できた割合)・FP(False Positive:過抽出の割合)・TN(True Negative:背景を背景として認識できた割合)・FN(False Negative:抽出もれの割合)を示すと共に，輝度値で重み付けした際の精度，さらに目視の重み付け血管領域値に対する抽出画像の再現率を示し，どの程度の精度改善が行えたのかを示すと共に，それについての考察を述べる。

6.2 血管核抽出・雑音除去

血管核抽出において判別分析法を用いることとしたが、以下のように様々な方法と組み合わせて血管核の抽出精度を上げることとした。

- 判別分析法のみを利用した場合
- エッジ強調と判別分析法を利用した場合
- 極大点と判別分析法を利用した場合
- 画像の上下部を削除した後、判別分析法を利用した場合

なお、それぞれの精度については自身の卒業論文に示しているので、今回はそこで採用することとした。「画像の上下部分を削除した後、判別分析法を利用した場合」についての説明と、今回の精度評価での精度を載せることとする。

6.2.1 画像の上下部を削除した後、判別分析法を利用した場合

本研究で用いる MR 画像では血管位置がほぼ中央にあるという特徴を利用して、高輝度成分のアーティファクトが多く存在する上下部を削除する。その後判別分析法を2回適応して血管核を抽出するための閾値を決め、その値で2値化することで血管核を抽出する。

今回は削除割合を上下 20 % とした。

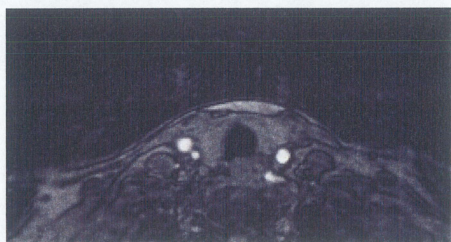


図 40 上下削除画像



図 41 判別分析法後

このままでは血管外組織の雑音部分が多く存在しているので、雑音除去処理も同時に行った。

● 考察

画像の上下部を削除した後、判別分析法を利用した場合、雑音除去後(図 43) はほぼ血管核のみが抽出できている。また、エッジ強調を利用した場合で血管核が抽出出来ないスライスが存在したが、今回の方法ではうまく抽出できている(図 45)。よって判別分析法の閾値が上手く設定されていると考えられる。

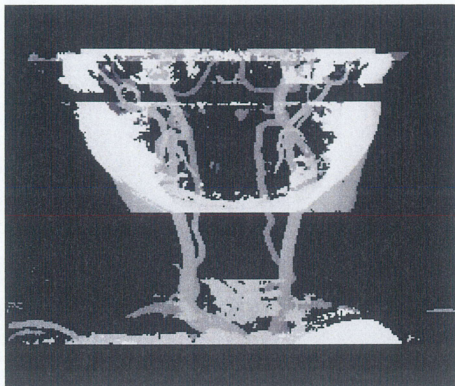


図 42 3D 表示

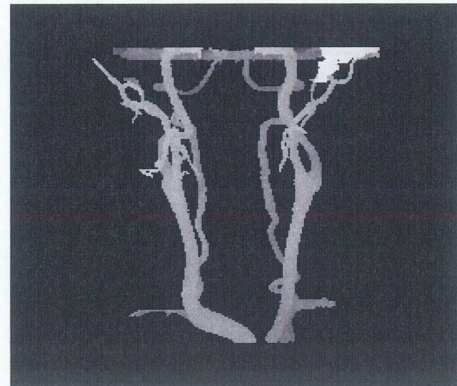


図 43 雑音除去後

- エッジ強調では血管核が抽出出来ていなかったスライス

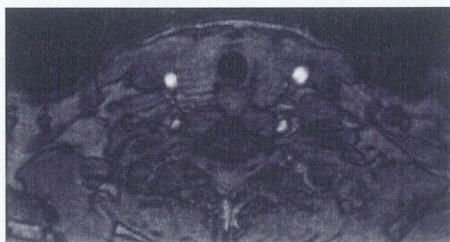


図 44 原画像



図 45 判別分析法後

血管核のみの抽出精度を測定した結果，次のようになった。

表 1 血管抽出画素精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	0.4663	0.1163
	その他	0.0270	99.3903

表 2 血管抽出重み付け精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	3.4071	0.3700
	その他	0.1151	96.1079

血管抽出画素精度の表 1 では，画像全体の画素数を 100 %とした時のそれぞれの割合を示している。この表から，血管部分は画像全体の 1 %にも満たないことが分かる。

再現率の表 3 では，目視で血管となった部分の総輝度値を 100 %として，抽出結果が血管となった割合が 90.4078 %であることを示している。

また，血管外領域の総輝度値を 100 %として，過抽出が 0.1195 %であることを示している。

表 3 再現率

平均目視血管領域総輝度値	9047761
血管抽出精度	90.4078
過抽出割合	0.1195

6.3 血管形補正

血管形補正で拡張すべき血管部分を目視と血管核の差分をとることで出力した。本研究では、抽出した血管画像をできるだけ目視画像に近づけることを目的としているので、ここで出力した部分を併合できるような処理を行うことが必要となってくる。

領域拡張・併合法を画素毎に適応する場合と、3次元の領域に分けてから適応する場合については、自身の卒業論文にて行った方法であるが、今回新たに追加した、局所的に判別分析法を適応する場合のものと比較するため、それらの実験結果と今回使用している精度についても同時に示すこととした。



図 46 差分画像例

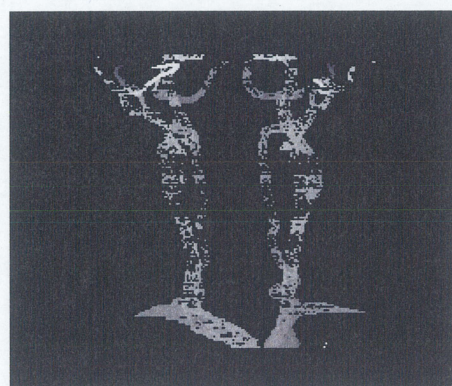


図 47 3D 表示

6.3.1 画素毎に適応する場合

血管核の周囲の画素に対して、血管核の平均輝度値と注目画素を比較し、その差が小さければ、血管として領域拡張・併合処理を施す。

画素毎に領域拡張・併合法を適応する処理を行った結果を次に示す。

● 成功例

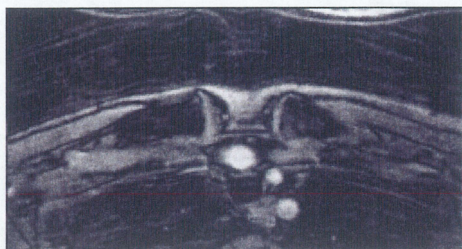


図 48 原画像



図 49 血管核



図 50 領域拡張・併合法適応後

● 失敗例



図 51 原画像

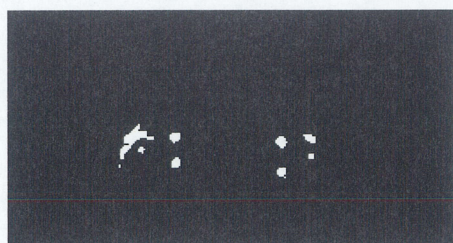


図 52 血管核



図 53 領域拡張・併合法適応後

画素毎の領域拡張・併合法の抽出精度の測定を行った。

表 4 血管抽出画素精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	0.4665	0.1162
	その他	0.0711	99.3463

表 5 血管抽出重み付け精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	3.4075	0.1162
	その他	0.2139	96.0090

表 6 再現率

平均目視血管領域総輝度値	9047761
血管抽出精度	90.4198
過抽出割合	0.2222

● 考察

画素毎の領域拡張・併合法によって血管核の形状が補正されたスライス (図 50) が確認できた。ただし、拡張のしすぎにより、血管外組織にまで血管の拡張をしてしまったスライス (図 53) もあった。

拡張のしすぎで、血管の過抽出が増加していることが表 6 でも確認できる。

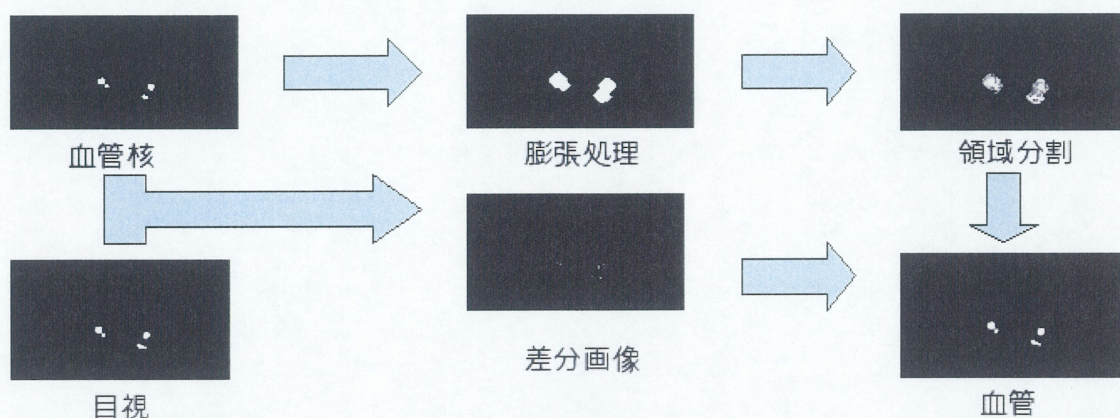
6.3.2 3次元の領域に分けてから適応する場合

血管核の周囲を3次元領域に分割し、その分割領域毎に血管とどうかの判定を行い、血管に含まれるならば領域拡張・併合処理を施す。

- 3次元の領域分割

血管の周囲の領域のみを対象とするために、まず血管核に膨張処理を施す。その画像を3次元領域に分割することで3次元領域分割画像を得る。

今回の領域分割・併合法の実装では、血管核画像と目視画像の差分画像部分が抽出できればより精度の高い結果が得られる。



- 併合判定法の実装

血管核に接する領域の平均輝度値が血管核とその他の組織のどちらに近いかを判定し、血管核に近いければ血管として取り込む。

併合判定法を実装し、実験を行った結果を次に示す。



図 54 原画像



図 55 血管核



図 56 併合判定法適応後

次に併合判定法の抽出精度の測定を行った。

表 7 血管抽出画素精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	0.4755	0.1072
	その他	0.0654	99.3519

表 8 血管抽出重み付け精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目視	血管	3.4392	0.3379
	その他	0.1822	96.0407

表 9 再現率

平均目視血管領域総輝度値	9047761
血管抽出精度	91.2468
過抽出割合	0.1892

- 考察

血管核の抽出精度と比べて、血管の抽出漏れは若干の改善が見られたものの、血管の過抽出も増加してしまっている。このことから、今回の併合法を改善するか、輝度値だけでなく、血管の形状に着目した血管形補正など他の要因による血管抽出が必要であると考えられる。また、今回真値とした目視画像において、パーシャルボリュームエフェクトにより血管かどうか曖昧な画素が存在しているので、その画素が血管に含まれるかの検討をする必要があると考えられる。

6.3.3 局所的に判別分析法を適応し閾値を求める場合

表 10 血管抽出画素精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目 視	血管	0.4671	0.1156
	その他	0.0290	99.3884

表 11 血管抽出重み付け精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目 視	血管	3.4102	0.3668
	その他	0.1246	96.0983

表 12 再現率

平均目視血管領域総輝度値	9047761
血管抽出精度	90.4923
過抽出割合	0.1293

- 考察

血管核の抽出精度と比べて、血管の抽出漏れは若干の改善が見られ、血管の過抽出もこれまでの方法に比べて抑えられている。実際に過抽出として増加してしまった画素数は 78 画素で、増加割合は約 0.3 % である。目視血管画素数に対して相対的に見ると、この数字は小さいことが分かる。このことから、精度の良い血管抽出が行えたと言える。

6.4 従来手法との比較

従来手法で紹介したリージョンローイングを実装し，本研究の手法で抽出した結果との比較を行う．

比較法方として，従来手法で比較されている MIP 精度と，本研究で使用した精度評価にて行う．MIP 精度として，正面・側面・上方からの MIP 画像から目視で正解部分を抽出し，正解画素数，過抽出画素数，未抽出画素数を示し，考察を行う．

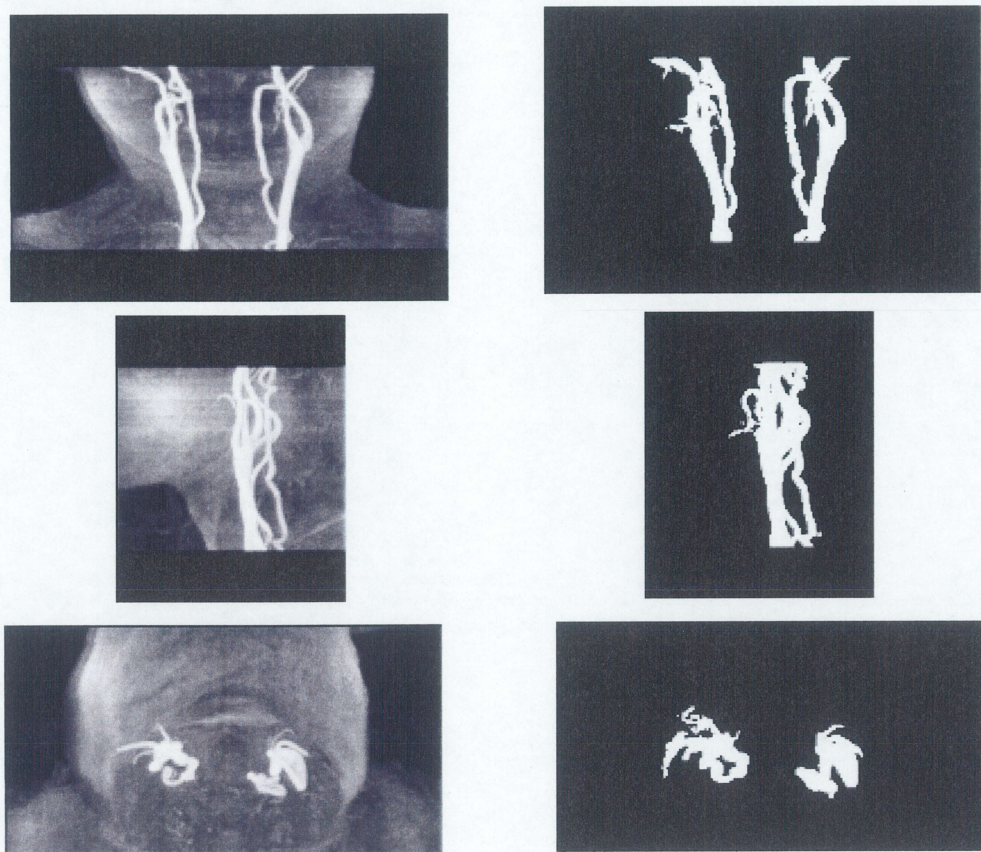


図 57 原画像 MIP 画像 (左) と抽出画像 MIP 画像 (右)

リージョンローイングの拡張条件は固定値であるので，まず様々な閾値で精度を出し，最良の閾値を見つける．また，拡張開始点として，画像芯線を利用する．

表 13 抽出画像の MIP 精度

	正面	側面	上方	計
画像画素数	43008	22680	34560	100248
正解画素数	2950	2060	1338	6348
過抽出画素数	422	446	634	1502
未抽出画素数	75	76	46	197

表 14 従来手法の MIP 精度

閾値		正面	側面	上方	計
150	過抽出画素数	747	446	366	1559
	未抽出画素数	99	97	68	164
160	過抽出画素数	624	380	312	1316
	未抽出画素数	120	119	102	341
170	過抽出画素数	530	341	278	1149
	未抽出画素数	161	167	106	434
180	過抽出画素数	422	296	228	946
	未抽出画素数	243	243	136	622
190	過抽出画素数	288	249	188	725
	未抽出画素数	367	317	198	882

過抽出画素数と未抽出画素数の合計値だけ見れば、閾値 180 が最も良い閾値であることが分かる。しかし、3D 表示で見たとき、未抽出部分が明らかに増えていることが分かる。

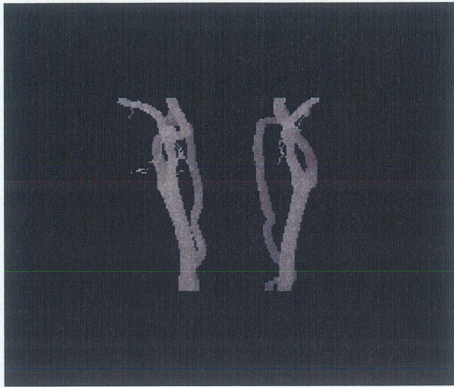


図 58 閾値 160

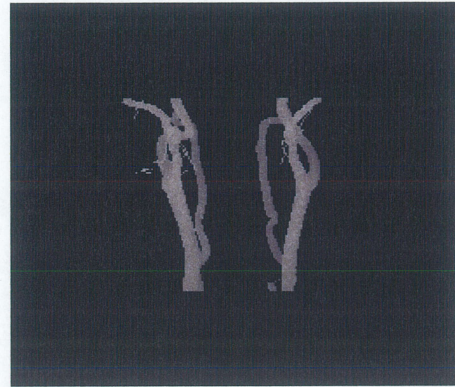


図 59 閾値 170

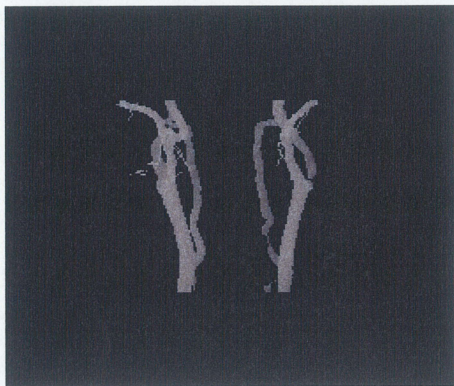


図 60 閾値 180

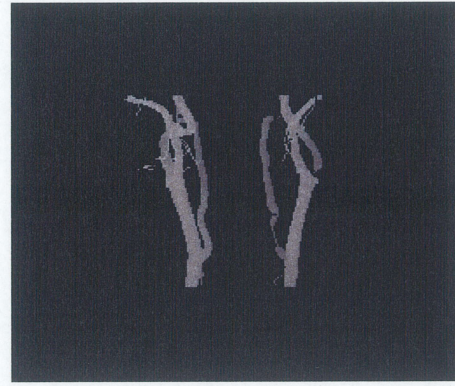


図 61 閾値 190

スライスごとの精度評価をしてみると，閾値 170 が上回ることが分かる．

表 15 従来手法の精度

閾値	血管抽出精度	過抽出割合
160	88.8047	0.2865
170	85.6250	0.2291
180	80.4919	0.1745
190	75.1460	0.1251

閾値 170 での各血管抽出精度は表 16 のようになる。

表 16 血管抽出画素精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目 視	血管	0.4481	0.1345
	その他	0.0807	99.3366

表 17 血管抽出重み付け精度 [%]

		抽出結果	
		血管	その他
目 視	血管	3.2295	0.5476
	その他	0.2207	96.0022

● 考察

MIP 精度では従来手法の方が提案手法のものより高くなっているが、スライスごとの精度で見た場合、本研究で提案した手法の方がより過抽出を抑えた血管精度向上が行えていることが分かる。なぜ MIP 精度では結果が悪くなってしまったかという点、MIP では表面上見えない所の過抽出・未抽出画素によるもので、実際に血管形がおかしな形で出ていても MIP では検出出来ないことがあることを表している。実際の 3 次元血管の血管精度を表していない MIP 精度は血管走行等を診る場合には有用だが、今後の応用手法を適応するにあたり、評価値として問題があることが今回の結果より示された。

また、従来手法では拡張開始点を手動で定めなければならないが、本研究の手法ではそういったことは必要ない。これは血管抽出の自動化を行う上で重要なことだと言える。

以上より、従来手法よりも本手法の方が有用性があることが示された。

第 7 章

形状解析についての実験及び考察

7.1 概要

提案手法で述べた処理について実装し、それぞれの方法で血管異常部が検出できるか血管画像を用いて実験し、その検出率について考察を述べる。

7.2 血管モデルの作成

血管にプラークが存在するデータが手元がないので、実際の例 [14] をもとに自身でモデルを作成し、プラークが検出できるかについての検討を行う。

モデルを考えるにあたり、プラークが抽出血管に含まれている場合と含まれていない場合について考えなければならない。プラークが抽出血管に含まれている場合、血管形に異常はないものの、内部の輝度値に特徴が表れると考えられる。使用している MR 画像では血流部分と脂肪部分の輝度値が高くなるので、血流部分とプラーク部分の輝度値が上がり、その間の組織（内膜・線維性被膜）部分で輝度値が落ちると考えられる。このことから図 63 のような血管断面であると考えられる。

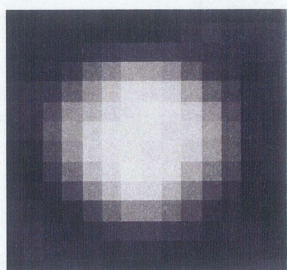


図 62 血管例

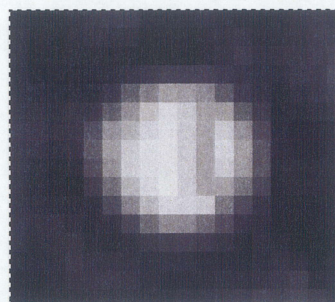


図 63 作成したモデル

血流部分とプラーク部分の間の組織（内膜・線維性被膜）部分で輝度値が落ちなかった場合は、図 64 で示すような血管画像になる。

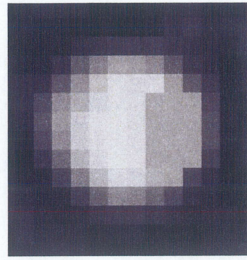


図 64 作成したモデル

7.3 プラークの検出

7.3.1 血流部分とプラーク部分の間で輝度値が落ちる場合

モデルとして作成したプラークを含む血管画像を手元の血管画像に手動で埋め込む。どの方向にプラークが存在するかは不明なので、同様のモデルを 0° , 45° , 90° , 135° 方向に、スライス番号 75 を中心に、3, 5, 7 スライスに渡ってプラークが拡がっている場合の計 12 例を作成し、検出率を出す。

輝度値を調べ、今回は 10 以上の落差のある谷部分が見つかった場合にその数を出力する処理を実装した。また、その部分が連続、もしくは何らかの原因で抽出出来なかった場合を考えて、一つとびで出てきている所を抽出し、その角度とスライス番号を表示している。

img_num	0	45	90	135					
30 :::::	0	1	0	0					
31 :::::	0	0	0	0					
32 :::::	0	0	0	0					
33 :::::	0	0	0	0					
34 :::::	0	0	0	0					
35 :::::	0	0	0	0					
36 :::::	0	0	0	0					
37 :::::	0	0	0	0					
38 :::::	0	0	0	0					
39 :::::	0	0	0	0					
40 :::::	0	0	0	0					
41 :::::	0	0	0	0					
42 :::::	0	0	0	0					
43 :::::	0	0	0	0					
44 :::::	0	0	0	0					
45 :::::	0	0	0	0					
46 :::::	0	0	0	0					
47 :::::	0	0	0	0					
48 :::::	0	0	0	0					
49 :::::	0	0	0	0					
50 :::::	0	0	0	0					
51 :::::	0	0	0	0					
52 :::::	0	0	0	0					
53 :::::	0	0	0	0					
54 :::::	0	0	0	0					
55 :::::	0	0	0	0					
56 :::::	0	0	0	0					
57 :::::	0	0	0	0					
58 :::::	0	0	0	0					
59 :::::	0	0	0	0					
60 :::::	0	0	0	0					
61 :::::	0	0	0	0					
62 :::::	0	0	0	0					
63 :::::	0	0	0	0					
64 :::::	0	0	0	0					
65 :::::	0	0	0	0					
					65 :::::	0	0	0	0
					66 :::::	0	0	0	0
					67 :::::	0	0	0	0
					68 :::::	0	0	0	0
					69 :::::	0	0	0	0
					70 :::::	0	0	0	0
					71 :::::	0	0	0	0
					72 :::::	0	0	0	0
					73 :::::	1	0	0	0
					74 :::::	1	0	0	0
					75 :::::	1	0	0	0
					76 :::::	1	0	0	0
					77 :::::	1	0	0	0
					78 :::::	0	0	0	0
					79 :::::	0	0	0	0
					80 :::::	0	0	0	0
					81 :::::	0	0	0	0
					82 :::::	0	0	0	0
					83 :::::	0	0	0	0
					84 :::::	0	0	0	0
					85 :::::	0	0	0	0
					86 :::::	0	0	0	0
					87 :::::	0	0	0	1
					88 :::::	0	0	0	0
					89 :::::	0	0	0	0
					90 :::::	0	0	0	0
								
					angle 0 slice NO.73				
					angle 0 slice NO.74				
					angle 0 slice NO.75				
					angle 0 slice NO.76				
					angle 0 slice NO.77				

図 65 0° 方向に 7 スライスに渡って埋め込んだ場合

img_num	0	45	90	135				
...								
30 :::::	0	1	0	0	65 :::::	0	0	0
31 :::::	0	0	0	0	66 :::::	0	0	0
32 :::::	0	0	0	0	67 :::::	0	0	0
33 :::::	0	0	0	0	68 :::::	0	0	0
34 :::::	0	0	0	0	69 :::::	0	0	0
35 :::::	0	0	0	0	70 :::::	0	0	0
36 :::::	0	0	0	0	71 :::::	0	0	0
37 :::::	0	0	0	0	72 :::::	0	0	0
38 :::::	0	0	0	0	73 :::::	1	1	1
39 :::::	0	0	0	0	74 :::::	1	1	0
40 :::::	0	0	0	0	75 :::::	1	1	0
41 :::::	0	0	0	0	76 :::::	1	1	1
42 :::::	0	0	0	0	77 :::::	0	1	0
43 :::::	0	0	0	0	78 :::::	0	0	0
44 :::::	0	0	0	0	79 :::::	0	0	0
45 :::::	0	0	0	0	80 :::::	0	0	0
46 :::::	0	0	0	0	81 :::::	0	0	0
47 :::::	0	0	0	0	82 :::::	0	0	0
48 :::::	0	0	0	0	83 :::::	0	0	0
49 :::::	0	0	0	0	84 :::::	0	0	0
50 :::::	0	0	0	0	85 :::::	0	0	0
51 :::::	0	0	0	0	86 :::::	0	0	0
52 :::::	0	0	0	0	87 :::::	0	0	0
53 :::::	0	0	0	0	88 :::::	0	0	1
54 :::::	0	0	0	0	89 :::::	0	0	0
55 :::::	0	0	0	0	90 :::::	0	0	0
56 :::::	0	0	0	0				
57 :::::	0	0	0	0	angle 0 slice NO.73			
58 :::::	0	0	0	0	angle 0 slice NO.74			
59 :::::	0	0	0	0	angle 0 slice NO.75			
60 :::::	0	0	0	0	angle 0 slice NO.76			
61 :::::	0	0	0	0	angle 45 slice NO.73			
62 :::::	0	0	0	0	angle 45 slice NO.74			
63 :::::	0	0	0	0	angle 45 slice NO.75			
64 :::::	0	0	0	0	angle 45 slice NO.76			
65 :::::	0	0	0	0	angle 45 slice NO.77			
					angle 90 slice NO.75			
					angle 90 slice NO.76			

図 66 45° 方向に 7 スライスに渡って埋め込んだ場合

スライス番号 75 前後の部分を検出した数と、角度も合致していた数、スライス番号 75 前後以外を検出した数を誤検出として、それぞれのデータで結果を出した。調べる血管を 4 本とし、それぞれにモデル画像を埋め込んだので、実際の検出総数はデータ 1 例に対し 48 箇所 (各スライス範囲 16 箇所) である。

表 18 プラーク検出表

データ番号	スライス範囲	検出数	角度合致	誤検出数
MR306	3	6	6	5
	5	12	10	
	7	14	11	
MR313	3	8	6	6
	5	11	9	
	7	12	11	
MR315	3	9	8	9
	5	12	11	
	7	15	13	

表 19 各データの検出割合 [%]

データ番号	検出数割合	角度合致割合
MR306	66.67	56.25
MR313	64.58	54.17
MR315	75.00	66.67

● 考察

各データにおいて、プラーク検出割合が 70 %前後となった。表 20 を見ると、スライス範囲 3 の検出結果が低くなっていることが分かる。プラークが存在するスライス範囲が狭いと、検出率が悪くなることが分かった。これはプラークが存在するスライス番号を検出する際に、ある程度連続している部分を取っている為で、その検出手法を改善する必要があることを示している。

また、スライス範囲 5, 7 については、高い検出率が望めることが確かめられた。

今回、輝度値の谷部分の検出を行ったが、この部分が固定値になっているので、この部分を動的に決定することが出来れば、プラーク検出率の向上や、その他の検出数の改善が出来ると考えられる。

7.3.2 血流部分とプラーク部分の間で輝度値が落ちない場合

モデルとして作成したプラークを含む血管画像を手元の血管画像に手動で埋め込む。どの方向にプラークが存在するかは不明なので、同様のモデルを 0° , 45° , 90° , 135° 方向に、スライス番号 75 を中心に、3, 5, 7 スライスに渡ってプラークが拡がっている場合の計 12 例を作成し、検出率を出す。

輝度値を調べ、中心から見て両側の平均輝度値の差が固定値 (今回は 70) 以上であることと、輝度値で重み付けした重心と、重み付けしていない重心の距離が平均値以上であることの 2 点に合致したスライス番号を抽出した。また、その部分が連続、もしくは何らかの原因で抽出出来なかった場合を考えて、一つとびで出てきている所をプラーク存在箇所として抽出した。

スライス番号 75 前後の部分を検出した数と、角度も合致していた数、スライス番号 75 前後以外を検出した数をそれぞれの例で出した。調べる血管を 4 本とし、それぞれにモデル画像を埋め込んだので、実際の検出総数はデータ 1 例に対し 48 箇所 (各スライス範囲 16 箇所) である。

表 20 プラーク検出表

データ番号	スライス範囲	検出数	角度合致	誤検出数
MR306	3	7	2	18
	5	7	5	
	7	7	4	
MR313	3	4	2	8
	5	5	2	
	7	4	1	
MR315	3	4	3	14
	5	8	6	
	7	8	5	

表 21 各データの検出割合 [%]

データ番号	検出数割合	角度合致割合
MR306	43.75	22.92
MR313	27.08	10.42
MR315	41.67	29.17

- 考察

各データにおいて、ブランク検出割合に幅があったものの、その値は低くなってしまった。原因としては、平均輝度値の差の判定に固定値を使用したことで、データ間の検出率に幅が出てしまったと考えられる。また、誤検出数を抑えるために条件を厳しくしたことが、検出率の低下につながったと考えられる。誤検出してしまったスライスを見てみると、図 67 のように、今回、ブランクが存在すると仮定したモデルに非常に近い血管があるが、実際にはここは分岐部分であり、ブランクが存在している訳ではない。これは 6.3.1 の血流部分とブランク部分の間で輝度値が落ちる場合の誤検出にも関わっていると考えられる。

誤検出を抑えるため、分岐部には今回の手法とは異なる処理を施す必要性があることが分かった。分岐部と分岐でない部分とで処理を分けることで、分岐でない部分の条件を緩めることが出来るので、検出率の上昇、また分岐部に新たに条件を付けることで、誤検出の抑制につながると考えられる。

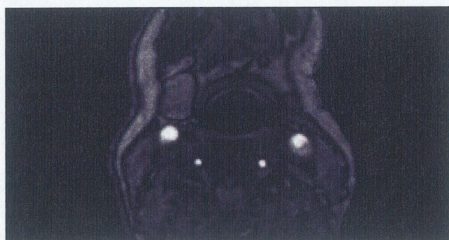


図 67 誤検出した画像

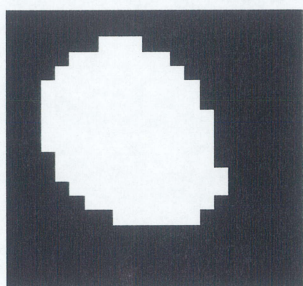


図 68 抽出部分

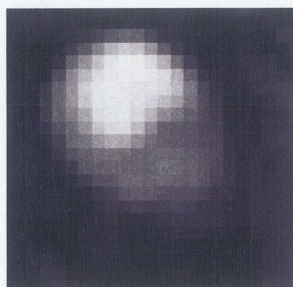


図 69 拡大図

第 8 章

まとめ・今後の課題

・まとめ

本研究では、MR 画像からの血管核の抽出と雑音除去、血管形補正の手法と、抽出血管にブランクが含まれていた際の輝度値による検出手法について実装・実験を行った。

その結果、抽出精度を調べることで、これらの手法が有効であることが確認できた。

血管形補正について、局所的に判別分析法を用い、閾値を決定することで、血管の抽出漏れは若干の改善が見られた。そのことについては成功しているといえるが、血管の過抽出も増加しており、さらなる改善が必要であることが分かった。

従来手法と比較して、MIP 画像での精度はほとんど変化しなかったが、スライス毎の精度に関して、血管抽出精度・過抽出割合共に改善することが出来た。また、従来手法で問題点として挙げた各問題に対して本研究の手法で解決することが出来た。

形状解析については、ブランクが存在する場合のモデルを作成し、ブランクの検出を行い、血流部分とブランク部分の間で輝度値が下がる例については実験的に検証し、モデルケースを検出することが出来ると確認できた。

また、血流部分とブランク部分の間で輝度値が下がらない例については、検出率の改善と誤抽出を抑制するための新たな手法が必要であることを確認した。

・今後の課題

血管の抽出を自動化するために、画像の上下部削除割合等、各種パラメータの自動化を行う必要がある。

また、血管のさらなる抽出精度向上のため、今回の実験で用いた血管形補正の改善を行う為の新たな方法を模索する必要がある。

今回は 1 データ 168 枚で構成される MR 画像 3 例を用いて実験を行ったので、他データでもこの提案手法が有効であるか確認する必要がある。

形状解析として行ったブランクの検出に関しては、検出率の改善と誤抽出を抑制するための手法の開発と、ブランクが抽出血管外に存在する場合の検出手法の実装と実験を行い、実データでの検証が必要となる。

謝辞

日ごろから多くの御指導を頂きました太田義勝教授，鈴木秀智准教授に深く感謝いたします。そして，日頃何かとお世話になりました落合美子事務員に感謝いたします。また，本論文作成にあたって特にお世話になりました鈴木秀智准教授に深く感謝いたします。最後に，日頃から熱心に討論して頂いた研究室の諸氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] 呂 山，英保 茂，"X 線造影像からの冠動脈血管の自動検出"，Med.Image.Tech Vol.10 No.5 December 1992
- [2] 久保 満，戸崎 哲也，仁木 登，中川 晋一，江口 研二，金子 昌弘，大松 広伸，森山 紀之，山口 直人，"Thin Section CT 画像を用いた肺血管抽出アルゴリズム"，電子情報通信学会・信学技報，1997
- [3] 宋 在旭，清水 昭伸，長谷川 純一，鳥脇 純一郎，森 雅樹，"Deformable Model を用いた胸部 X 線像からの血管影の自動抽出手順"，MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY Vol.17 No.5 September 1999
- [4] 井田 義宏，"マルチスライス CT による心臓診断技術"，日本放射線技術学会誌 第 62 巻 第 6 号 2006 年 6 月
- [5] 近藤 武，高嶺 真一，安野 泰史，元山 貞子，"マルチスライス CT による冠動脈評価"，第 46 回日本脈管学会総会，2006 年 6 月
- [6] 北川 輝彦，周 向榮，原 武史，藤田 広志，横山 龍二郎，近藤 浩史，兼松 雅之，星 博昭，"肝臓電子アトラスと線強調フィルタによる体幹部非造影 X 線 CT 像からの中肝静脈の自動抽出"，日本放射線技術学会誌 第 63 巻 第 12 号 2007 年 12 月
- [7] 石本 剛，"MR を用いた冠動脈血管壁評価の可能性"，日本放射線技術学会誌 第 63 巻 第 6 号 2007 年 6 月
- [8] 松田 浩一，"MRA からの細部血管抽出のための MIP 画像を用いたセグメンテーション法"，情報処理学会研究報告 2008 年
- [9] 引地 政征，畑中 雅彦，"血管の曲線近似モデルを用いた 3DMRA 画像データからの脳血管網の表現"，Med Imag Tech Vol.19 No.5 September 2001
- [10] 関口 博之，杉本 直三，英保 茂，花川 隆，浦山 慎一，"枝単位リージョンローイングによる頭部 MRA からの血管抽出"，電子情報通信学会論文誌 D-2 Vol.J87-D-2 No.1 pp.126-133 2004 年 1 月
- [11] 大津 展之，"判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選定法"，電子通信学会論文誌 '80/4 Vol.J63-D No.4，1980 年
- [12] 前川 利満，福成 洋，畝村 毅，大島 まり，"医用画像に基づく血管モデリングと流体構造連成解析"，第 21 回数値流体力学シンポジウム 2007 年
- [13] 齋藤 豊文，森 健策，鳥脇 純一郎，"ユークリッド距離変換を用いた 3 次元デジタル画像の

薄面化および細線化の逐次型アルゴリズムとその諸性質”，電子情報通信学会論文誌 Vol.J79 D-II No.10 1996

- [14] 山田 直明, 東 将浩, 長束 一行, 飯原 弘二, 由谷 親夫, 植田 初江, ”MRI による不安定ブランクの描画の現状について-頸動脈を中心に-”, THE JOURNAL of JAPANESE COLLEGE of ANGIOLOGY Vol.46,2006
- [15] 和田 惇, ”領域併合法を用いた血管抽出精度向上手法の開発”, 三重大学 平成 19 年度卒業論文