

輝度分布の方向ベクトル情報を用いた MRA 画像からの脳動脈瘤の検出

青山 正人[†] 楠 卓也^{†*} 椋木 雅之^{†**} 浅田 尚紀[†]
 米田 洋介^{††} 沖川 隆志^{††} 浦田 譲治^{††}

Intracranial Aneurysms Detection Using Directional Vector of Luminance Distribution in MRA Images

Masahito AOYAMA[†], Takuya KUSU^{†*}, Masayuki MUKUNOKI^{†**}, Naoki ASADA[†], Yosuke KOMEDA^{††}, Takashi OKIGAWA^{††}, and Joji URATA^{††}

あらまし 従来の脳動脈瘤検出支援に関する研究では、動脈瘤を球状の領域とモデル化し、形状特徴を利用するものがほとんどであったが、実際には様々な形状のものが見られるため、多様な形状の動脈瘤を検出できる手法が必要である。そこで本論文では、脳血管の輝度分布から計算した方向ベクトル情報を用いて、動脈瘤が血管から瘤状に突出した終端をもつという構造特徴を用いた脳動脈瘤の検出手法を提案する。2 mm 以上の動脈瘤 32 個を含む 24 症例と動脈瘤なし 26 症例の計 50 症例に本手法を適用した結果、動脈瘤の検出感度 100% のとき症例当りの平均偽陽性数 4.5 個、3 特徴を用いた線形判別法による偽陽性除去の結果、97% のとき 1.5 個という結果が得られた。

キーワード MRA 画像, 脳動脈瘤, コンピュータ支援診断, 方向ベクトル, 輝度分布

1. ま え が き

脳動脈瘤は血管の一部が膨れてできた瘤状のものをいい、破裂してくも膜下出血を呈するまで無症状に経過することが多く、最近まで外科治療の対象は、くも膜下出血を生じた破裂脳動脈瘤または巨大化し周囲脳を圧迫するようになった巨大脳動脈瘤であった。しかし、くも膜下出血は、病院に収容され治療が開始される前に死亡するいわゆる突然死や重症に至る症例が多く、その 50% 近くは医療技術が進んだ現在でも不良の転帰をとっている。このため、未破裂脳動脈瘤の早期発見は非常に重要な課題とされている [1]。

本論文では、MRA 画像の輝度分布から求められる

ヘッセ行列の固有値及び固有ベクトルのうち、特に曲率強度に応じた方向ベクトルである固有ベクトルに着目して、動脈瘤が突出方向に終端をもつという大局的な構造特徴を用いた動脈瘤検出手法を提案する。

2. 関 連 研 究

脳動脈瘤検出に関する従来研究としては、動脈瘤を球状の領域としてモデル化し、形状特徴を利用して検出を行う手法が多く報告されている [2] ~ [7]。Arimura らの球に近い形状を強調する dot enhancement filter を用いた手法 [2], [3] では、dot enhancement filter により強調された領域を動脈瘤の初期候補とし、候補領域の特徴により候補を分類した後、各グループで画像特徴による偽陽性除去を行い、最後に線形判別法による更なる偽陽性除去を行っている。このとき、Arimura らは提案手法の有効性を示すために様々な画像データベースに対して手法を適用しており、動脈瘤の検出率 97 ~ 100% で 1 症例当りの平均偽陽性数が 2.4 ~ 3.8 個となることを報告している [2], [3]。形状特徴を利用したその他の検出手法として、球状構造を強調する輝度

[†] 広島市立大学大学院情報科学研究科, 広島市 Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University, 3-4-1 Ozuka-higashi, Asa-minami-ku, Hiroshima-shi, 731-3194 Japan

^{††} 済生会熊本病院, 熊本市 5-3-1 Chikami, Kumamoto-shi, 861-4193 Japan

* 現在 (株) 日立製作所

** 現在, 京都大学学術情報メディアセンター

こう配フィルタを用いた手法 [4], [5], 三次元曲率情報を投票操作により統合することで雑音の影響を低減した手法 [6], 三次元曲率を計算して頂点状のボクセルを動脈瘤候補として色分け表示する手法 [7] がある. そのほかにも画像特徴を用いた機械学習による動脈瘤検出手法 [8], [9] や球形フィルタとのマッチングと画像特徴量を用いた動脈瘤検出のための検討 [10] がある. また, Hirai らは, Arimura らの手法 [2] で検出した動脈瘤候補を医師に提示した場合としない場合の診断能を評価し, 候補を医師に提示した方が診断能が上がることを報告している [11].

また文献 [3] では, 形状特徴に加えてスケルトンを使った構造特徴の利用についても検討されているものの, 紡錘状の動脈瘤と正常血管との区別には向かないという問題点がある.

3. 提案手法

これまで開発された手法は動脈瘤の形状特徴を利用して動脈瘤を検出するものがほとんどであるが, 近年の MRA 撮像機器の空間分解能の向上などによって脳動脈瘤の形状には様々なものが見られるようになってきた.

一方, MRA は脳血管の血流部分を高信号に描出し, 血流部分が強調された画像が得られるという特徴がある. 脳動脈瘤も血管の一部であるため, 内部の血流の乱れによって信号強度が弱くなることはあるものの, ある程度の信号強度は得られる. このとき, 脳血管は断面方向の輝度変化は大きく, 走行方向の輝度変化は小さいという特徴があり, 動脈瘤においても突出方向を走行方向と考えると, ほぼ同様のことがいえる. また, 脳血管は走行方向について連続した領域であるのに対し, 動脈瘤は血管の一部が膨れたものであるため, 走行 (突出) 方向について終端がある不連続な領域である. このことから, 動脈瘤を含む脳血管の走行方向と構造特徴の関係は動脈瘤検出に利用できると考えられる. 提案手法は, この関係を用いて動脈瘤候補を検出しようとするものである.

3.1 血管領域の抽出

動脈瘤が存在する脳血管周辺を分析するために, 図 1 に示すような MRA 画像から血管領域を抽出する. 本研究では, ノイズ除去のためにガウスフィルタによる平滑化処理を適用した画像から領域拡張法を用いて血管領域を抽出する. このとき, 検出対象とする 2mm 以上の動脈瘤がもつ輝度分布が平滑化の影響でつぶれ

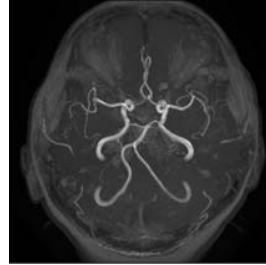


図 1 MRA 画像
Fig.1 MRA image.



図 2 血管領域
Fig.2 Blood vessel region.

てしまわないようにガウスフィルタの標準偏差 σ のパラメータを 1 ボクセルに設定し^(注1), 画像中で最もボクセル値が高いボクセルを種として領域拡張法を適用する. 具体的には, 画像中央部分の体積 $\frac{1}{4}$ の領域に対する輝度ヒストグラムを輝度値が高い方から見たとき, 接線の傾きがあるしきい値 t より小さくなるときのボクセル値以上のボクセルがなくなるまで領域拡張法を繰り返し適用し, 得られた領域を血管領域とする (図 2).

3.2 ヘッセ行列を用いた固有値, 固有ベクトルの計算

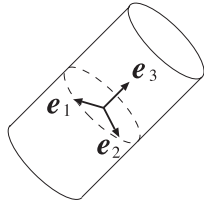
求めた血管領域とその外側 10mm の脳組織を計算領域として, 各ボクセル値を関数 $I(x, y, z)$ とみなしたとき, ヘッセ行列は各方向の二次偏導関数を要素としてもつ次式で表される.

$$H = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{yx} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{zx} & I_{zy} & I_{zz} \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで, $I_{xx} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}$, $I_{xy} = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y}$, \dots とし, これらの偏導関数は, 画像データと三次元ガウス関数の偏導関数との畳み込みによって計算する. ガウス関数の標準偏差を表すパラメータ σ_H は, 脳血管の太さと対象とする動脈瘤の大きさに応じて適切な値を設定する必要がある. 本研究では原画像に対して $\sigma_H = 1.0, 2.0, \dots, 5.0$ の 5 段階に設定し, 計算を行った.

ヘッセ行列からは三つの固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ が得られる. ここで $|\lambda_3| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_1|$ とすると, 固有値に対応する固有ベクトル e_1, e_2, e_3 は互いに直交し, その方向は各固有値から得られる曲率に対応する輝度変化の方向と一致する. 脳血管は, 走行方向の輝度変

(注1): 対象画像のボクセルサイズは 0.31mm の等方ボクセルである. 4.1 参照.



血管

図 3 固有ベクトル

Fig. 3 Eigen vector.

化は小さく、断面方向の輝度変化は大きいため、血管内部での固有ベクトルは図 3 に示す方向となる。このため本研究では、最小曲率に対応する $|\lambda_3|$ の固有ベクトル e_3 を血管の走行方向と考える。

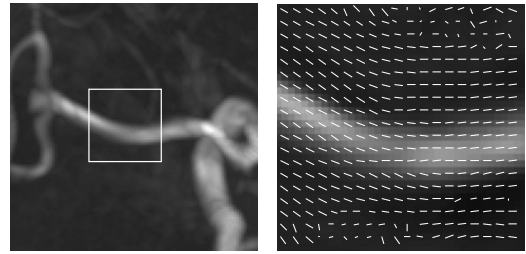
また、脳血管は位置によって太さが異なるため、固有値の正規化に基づく多重スケール概念 [12] を導入し、最適なスケールでの固有ベクトルを選択する。本研究では、 $N_2(\sigma_H) = \sigma_H^2 |\lambda_2(\sigma_H)|$ で正規化された第 2 固有値 $N_2(\sigma_H)$ が $\sigma_H = 1.0, 2.0, \dots, 5.0$ において最大値をとるときの σ_H で計算された e_3 を多重スケールにおける走行方向 e_f とする。

3.3 方向ベクトル情報を用いた動脈瘤候補の検出

3.3.1 ベクトル場における脳血管と脳動脈瘤

正常部での e_f のベクトル場を図 4 に示す。このとき、図 4(a)~(c) それぞれについて、左図の MIP 画像の白枠内で最も血管が太く描出されているスライス画像にベクトル場を重ねた画像が右図である。図 4 より、脳血管の基本構造である本幹部、分岐部、彎曲部では、彎曲部の凸部の一部で走行方向とは異なる方向を向いている部分が見られるものの基本的にはそれぞれ血管の走行方向に沿った幅をもつ同一方向の分布が確認できる。また、血管周辺の脳組織部分の e_f が走行方向に沿う方向となっている。これはヘッセ行列を計算する際の計算範囲内に血管領域が含まれると、血管に向かう方向の曲率が大きくなるために e_1 が血管に向かう方向となり、この方向に直交する方向が e_3 となるためである。

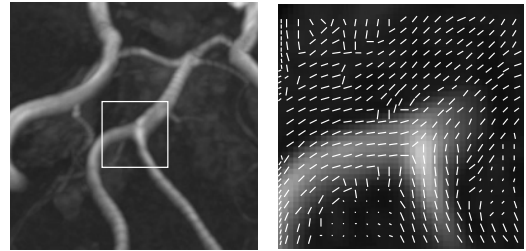
次に、動脈瘤部での e_f のベクトル場を図 4 と同じように配置したものを図 5 に示す。図 5 より、動脈瘤内部では突出方向に沿った幅をもつ同一方向の分布が確認できる。これは、動脈瘤内部では乱流の影響により正常部よりも信号強度が低下するが、正常部と同様に走行（突出）方向の輝度変化が少なく、断面方向の輝度変化が大きくなっているからである。しかし、動



MIP 画像

スライス画像とベクトル場

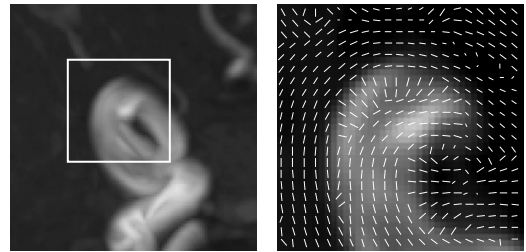
(a) 本幹部
(a) trunk.



MIP 画像

スライス画像とベクトル場

(b) 分岐部
(b) divergence.



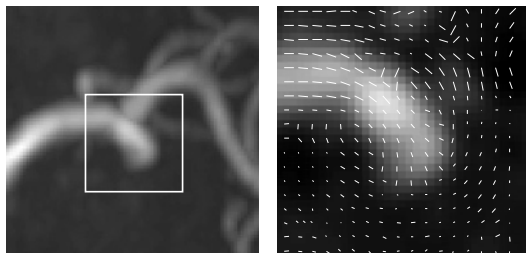
MIP 画像

スライス画像とベクトル場

(c) 彎曲部
(c) curve.

図 4 正常部の e_f のベクトル場

Fig. 4 Vector field of e_f in normal parts. (left: MIP image, right: slice image and vector field)



MIP 画像

スライス画像とベクトル場

図 5 動脈瘤の e_f のベクトル場

Fig. 5 Vector field of e_f in aneurysm. (left: MIP image, right: slice image and vector field)

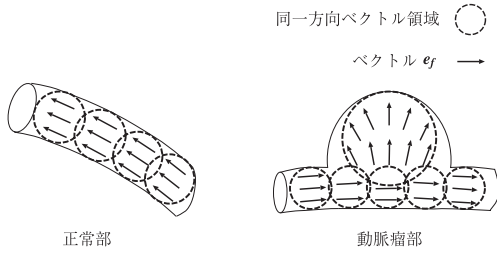


図 6 各部位における同一方向ベクトル領域 (left: normal part, right: aneurysm)

Fig. 6 Same directional vector regions (black dotted line circle) in each parts. (left: normal part, right: aneurysm)

脈瘤は突出方向において終端があるため、突出方向に沿った分布が瘤の先端で途切れている。脳血管は走行方向について途中で途切れることなく続いている連続領域と考えることができるため、このように走行方向について終端がある不連続な領域は病変した異常部分であると考えることができる。また、動脈瘤周辺の脳組織部分の e_f の分布は、正常部の血管周辺の脳組織部分の分布と同様の理由により、動脈瘤の形状に沿う方向となっていることが確認できる。

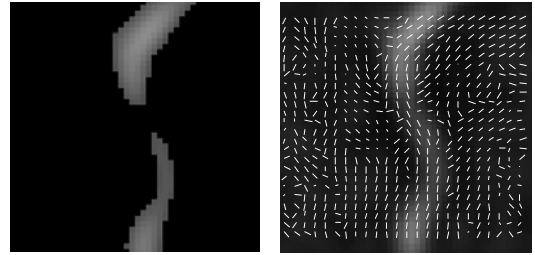
3.3.2 血管領域内における動脈瘤候補点の探索

3.3.1 で述べた特徴に基づいて構築した動脈瘤候補点の探索処理手順を以下に示す。

step 1 (輝度分布の変化点の抽出) 血管領域とその外側 10 mm の計算範囲内の全ボクセルについて、各ボクセルの方向ベクトル e_f とその終点にあるボクセルの e_f (隣接ベクトル) との角度 α を計算し、 α がしきい値以上であればそのボクセルを輝度分布の変化点とする。

step 2 (同一方向ベクトル領域の計算) 求めた変化点を用いて、血管領域の各ボクセルについて図 6 に示すように輝度分布の変化点を含まない領域を球単位で求める。これらの各ボクセルとそのボクセルごとに求められる球領域内に含まれるボクセルの方向ベクトルは同一方向とみなす。そして、この領域を同一方向ベクトル領域と呼び、領域の大きさを球の半径 r で表す。この時点で血管領域の各ボクセルは、この半径 r も保持している。

step 3 (非極大点の抑制を用いた血管中心位置の決定) 求めた半径 r の分布に対して非極大点の抑制を行う。非極大点の抑制とは、血管領域の各ボクセルにおいて、注目ボクセルに対する抑制範囲内で注目ボクセル自身が極大点でなければ、その値を 0 に抑制する処理であ



抽出された血管領域 スライス画像とベクトル場

図 7 絞込みの対象とする部位の例 (細い血管)

Fig. 7 Thinning vessel area. (left: extracted blood vessel region, right: slice image and vector field)

る。ここでの抑制範囲は注目ボクセルの e_f を法線ベクトルとする直径 2 mm の円とする。この処理により e_f に対して、半径 r が極大となる同一方向ベクトル領域の中心ボクセルが残る。このボクセルは血管領域における e_f 方向の最大球の中心 (血管中心位置) に相当する。

step 4 (終端の探索による動脈瘤の候補点検出)

step 3 で求めたすべての極大点について、そのボクセルにおける同一方向ベクトル領域を考える。そして、領域内部の e_f から計算した平均ベクトルの方向に、領域の半径 r だけ領域を移動させたとき、移動後の領域と他の同一方向ベクトル領域が重ならなければその極大点を含む領域は終端であると判断して動脈瘤の候補点とする。また、本研究では以下の条件をすべて満たす候補点のみを動脈瘤候補と考え、検出対象とする。

- 片側が血管を表す他の同一方向ベクトル領域と連結しており、孤立点でない候補
- 同一方向ベクトル領域内において $N_3(\sigma_H) = \sigma_H^2 |\lambda_3(\sigma_H)|$ で正規化された第 3 固有値 $N_3(\sigma_H)$ が $\sigma_H = 1.0, 2.0, \dots, 5.0$ において最大値をとるときの σ_H で計算された多重スケールにおける固有値 $M_3(x)$ の平均がしきい値以上の候補
- 同一方向ベクトル領域の大きさが 2 mm 以上の部分の周辺 3.5 mm に存在する候補
- 血管領域の境界と輝度分布の変化点の間の領域にない候補

3.3.3 脳組織部分の情報を利用した候補点の絞込み

3.3.2 で述べた候補点探索の処理は血管領域のみを探索しているため、図 7 左図に示すように領域拡張法による血管領域の抽出が途切れた血管や細い血管が動

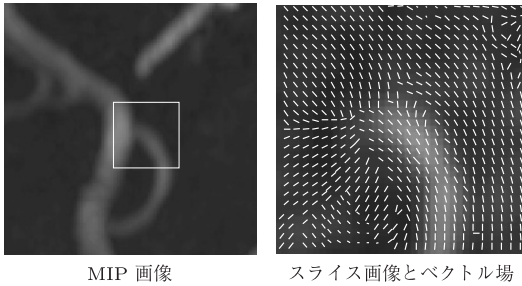


図 8 絞込みの対象とする部位の例 (分岐部)
 Fig. 8 Bifurcation area. (left: MIP image, right: slice image and vectr field)

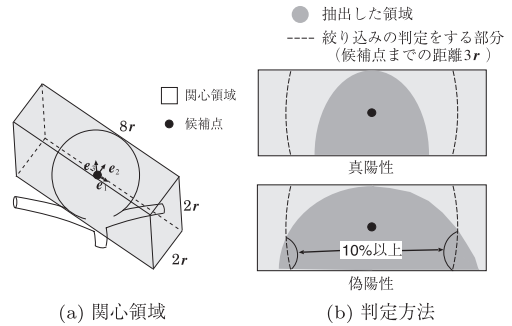


図 10 突出の判定
 Fig. 10 Determination of bump. (a) VOI, (b) decision method.

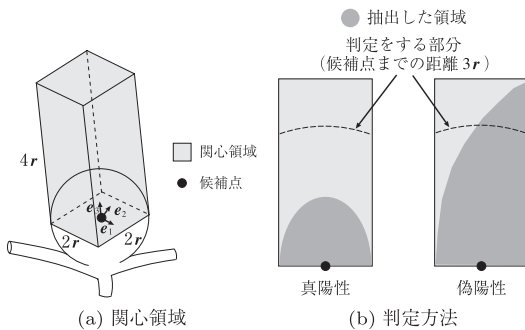


図 9 終端の判定
 Fig. 9 Determination of end point. (a) VOI, (b) decision method.

脈瘤候補として検出される。これらの部分は図 7 右図に示すようにベクトル場で確認すると走行方向に終端とはなっていない。このことから、脳組織部分の情報を用いた走行方向における終端判定処理を行う。

また一方で、図 8 に示すような分岐部から分岐した血管では、分岐点が輝度分布の変化点として抽出されるために、脳組織部分の情報を用いた終端判定を行っても終端であると判断されてしまう。図 8 に示すように、分岐部の血管では基本的には本幹部のように脳組織の e_f は走行方向となる。しかし、動脈瘤のような突出部での脳組織のベクトルは、形状に沿う方向となるため走行方向とはならない。このことから、脳組織部分の情報を用いた走行方向の法線方向における突出判定処理を行う。

具体的には、それぞれ図 9(a) に示すように候補点の e_1, e_2, e_3 の方向に $2r \times 2r \times 4r$ の直方体を底面の中心が候補点になるように配置した領域、図 10(a) については候補点の e_1, e_2, e_3 の方向に $8r \times 2r \times 2r$ の直方体を重心が候補点になるように配置した領域で

ある関心領域内で、候補点を種 (注目ボクセル) とする領域拡張法を行う。ここでいう領域拡張は、1) 注目ボクセルが関心領域内かつ輝度分布の変化点ではないとき、そのボクセルを候補点から滑らかに変化している領域としてマークし、そのボクセルの隣接 26 近傍のいずれの点にも変化点がなければ、隣接する 26 近傍すべてを次の注目ボクセルとしてマークする。2) 注目ボクセルが変化点であれば、そのボクセルは領域外としてマークする。というものである。そして抽出された領域が、終端判定では候補点からの距離が $3r$ の面上のボクセルに存在する場合、突出判定では候補点からの距離が $3r$ の面上のボクセル数の 10% 以上に存在する場合 (図 9(b), 図 10(b)) は偽陽性として候補点から除去する。

3.4 画像特徴を用いた偽陽性の除去

ここまで構造特徴を用いて動脈瘤候補の検出を行ってきた。本手法では、画像特徴を用いた線形判別法 [13] による偽陽性除去を加えることで、症例当りの偽陽性数を削減し、性能向上を図る。

偽陽性除去に有効な特徴量を選択するために候補点から動脈瘤候補領域を抽出する。この領域は、候補点を中心とする半径 $3r$ の球領域と血管領域の共通領域 A と、候補点と候補点を $-re_f, -2re_f$ 移動した 3 点のそれぞれを中心とする半径 $2r$ の球の和集合 B の共通部分 ($A \cap B$) として求められるものとする。この領域を対象に 29 種類の特徴量を計算する。それらは、候補領域の特徴量として、体積、表面積、球形度、円錐度の 4 種類、領域の内部領域と周囲 2mm の外部領域の輝度ヒストグラムに関する特徴量として、ピーク度数、ピーク輝度値、半値幅、輝度平均、輝度標準偏差、輝度の相対標準偏差、最大輝度値、最小輝度値

(8種類×2)に内部領域の最小輝度値とピーク輝度値の差を加えた17種類、内部領域と外部領域の輝度平均の差、輝度標準偏差の差、最大輝度値の差、最小輝度値の差の二つの差に基づくもの4種類、同一方向ベクトル領域の半径 r に関する特徴として平均、標準偏差、相対標準偏差、最大値の4種類からなる。これらの特徴量からラウンドロビンテスト(Leave-One-Out Method) [14]を用いて偽陽性除去に有効な組合せを探索し、得られた特徴量の組合せを用いて偽陽性除去を行い、性能を評価する。

4. 実験と考察

4.1 対象画像

対象画像は2.0mmから13.2mmの脳動脈瘤を含む臨床画像24症例(脳動脈瘤の個数は32個)と脳動脈瘤が存在しない26症例の合計50症例である。脳動脈瘤のほとんどは手術で確認されており、手術で確認されていない脳動脈瘤と動脈瘤が存在しない症例は、2名の放射線科医師の合議で決定されたものである。また、対象画像は1.5TのMRI装置において3D TOF法(T_R :33~43ms, T_E :3.4か6.8ms)で撮影された画像であり、マトリクスサイズ、ボクセルサイズ、スライス数、輝度範囲といった撮影パラメータは症例ごとに異なっている。そのため本研究では、線形補間法を用いて、最もスライスサイズのボクセルサイズが細かい0.31mm×0.31mmに合わせて等方ボクセル化処理を行った。このとき輝度範囲も0から10000に正規化した。対象画像中の動脈瘤は、嚢状動脈瘤が31例で紡

錘状動脈瘤が1例である。

4.2 方向ベクトル情報を用いた動脈瘤候補の検出
まず対象画像から血管領域を抽出した。このときのしきい値 t は、動脈瘤が血管領域内に含まれるように経験的に $t = -5000$ とした。続いて、血管領域を抽出した画像に対し、方向ベクトル情報を用いた動脈瘤候補の検出(3.3)を適用した。検出には3.3.2 step 1における α に加えて、同一方向ベクトル領域(半径 r)のうち、小領域として削除するためのしきい値と点形状としてある程度の強度をもつものを選択するための多重スケールにおける第3固有値 $M_3(x)$ の平均であるしきい値の二つのパラメータがある。本実験では、 α のしきい値を実験的に 0.25π とし、残りの2パラメータは、すべての対象画像を用いて感度が100%となるように決定した(小領域として削除するしきい値を $r^2 = 5$, $M_3(x)$ の平均であるしきい値を計算領域全体の $M_3(x)$ を0-1024で正規化したときの100)。

処理結果の一例を図11(a), (b)に示す。この例では、3.3の処理で検出された動脈瘤の候補数は5個であった。

4.3 画像特徴を用いた偽陽性の除去

3.4で求めた候補領域から29種類の特徴量を計算した。このとき各特徴量は平均0、分散1に標準化し、1特徴量から6特徴量までラウンドロビンテストを用いてすべての組合せを評価した。特徴量数ごとに整理すると、1特徴量のときは偽陰性数6個、2特徴量のときは3個、3特徴量から6特徴量のときは1個、となる組合せが存在したが偽陰性数が0個となる組合せ

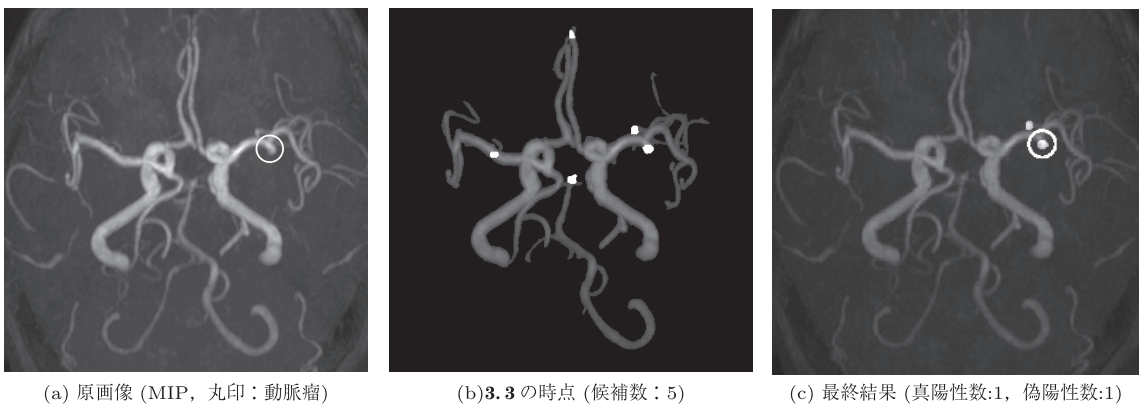


図 11 適用結果

Fig. 11 Experimental result of proposed method. (a) MIP image (aneurysm: circle), (b) at section 3.3 (5 candidates), (c) final result (1 true positive and 1 false positive).

表 1 提案手法の適用結果

Table 1 Experimental result of proposed method.

症例数	動脈瘤数	検出された動脈瘤候補の数			
		3.3 まで		3.4 まで	
		真陽性	偽陽性	真陽性	偽陽性
陽性 24	32	32	117	31	43
陰性 26	0	—	109	—	30
感度, 偽陽性数/症例		100%, 4.5 個		97%, 1.5 個	

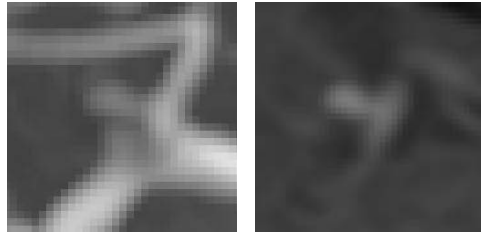


図 12 本手法で検出できなかった動脈瘤 (left: MIP 画像, right: スライス画像)

Fig. 12 False negative case. (left: MIP image, right: slice image)

は本実験では存在しなかった。そこで偽陰性が 1 個となった 3 から 6 特徴量の組合せにおいて対象画像全体の偽陽性数を確認したところ、73 個か 74 個であった。偽陽性数が少ない方の 73 個で判別に用いる特徴量数が最も少なかった 3 特徴量 (球形度, 領域内部の輝度ヒストグラムのピーク輝度値, 内部領域と外部領域の輝度平均の差) を用いたものを最終結果とする。図 11 (b) を処理した結果を図 11 (c) に示す。

以上 3.3 と 3.4 を段階的に適用したときの感度, 症例当りの平均偽陽性数をまとめたものを表 1 に示す。

4.4 考 察

まず検出できなかった動脈瘤について述べる。図 12 に示す動脈瘤が本実験で検出できなかった動脈瘤である。この動脈瘤は, 母血管から瘤先端までの長さは 2mm 以上あるものの, その形状は細く, 瘤の断面方向の幅は 5 ボクセル (1.6mm) 程度しかないことを確認している。このため, 候補領域としては瘤全体を抽出できているが, 他の瘤に比べて領域が小さくなってしまったため十分な画像特徴量が得られず, 他の動脈瘤と画像特徴が大きく異なるといった理由から偽陽性として除去されてしまったものと考えられる。

次に偽陽性として検出された動脈瘤候補 (偽陽性候補) について述べる。偽陽性候補を確認したところ, 大きく三つのタイプに分類できることが分かった。一つ目は, 図 13 (a) に示すような主要な太い血管から分岐する細い血管である。このような細い血管部分の

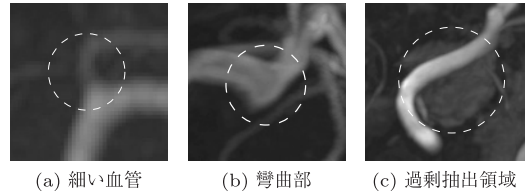


図 13 残った偽陽性

Fig. 13 Example of false positives. (a) Thinning blood vessel, (b) curve, (c) over estimated blood vessel region.

e_f は, 多重スケール概念を導入しても局所的にベクトルの方向が乱れてしまうため, 輝度分布の変化点を求めると動脈瘤のように終端を表す分布となってしまうからである。これは二次偏導関数を要素にもつヘッセ行列から方向ベクトルを求めているため, ガウス関数による平滑化を適用しても雑音の影響が残ってしまい, 細かい構造物は安定した情報が得られないことに起因する。二つ目の図 13 (b) に示す彎曲部では, 彎曲の凸部の e_f が脳組織に向かう方向となるため, 本手法では, 動脈瘤と同様に終端とみなされてしまう。また, 画像特徴も動脈瘤と似てしまうため, 偽陽性候補として残っている。三つ目の図 13 (c) に示す領域は, 血管領域抽出の際に過剰抽出された領域である。過剰抽出領域は, 周囲の脳組織よりも輝度値が高いため終端の分布となって偽陽性候補として残っている。本手法では, 領域拡張法により単一のしきい値で抽出した血管領域内を探索しているため, 過剰抽出されてしまう脳組織部分に偽陽性候補が存在する場合があるが, 血管領域抽出法を改良することで, このような過剰抽出領域の偽陽性候補は削減できると考えられる。

更に, 本研究の対象画像中に一例含まれていて, 提案手法で検出できている紡錘状の動脈瘤について述べる。文献 [3] の手法では, 紡錘状の動脈瘤はスケルトンとして残りにくいいため, 検出が困難な対象であると考えられるのに対して, 提案手法では, 紡錘状であっても, 膨れている部分に同一方向ベクトル領域が存在するので, この場合でも終点として検出できている。ただし, 特に紡錘状において, 検出対象とする 2mm 以上であっても, 紡錘状部分の膨らみが小さいために検出できなくなる可能性はあるため, しきい値の設定について, 今後も慎重に検討していく必要があると考えられる。

最後に提案手法の一例当りの処理時間について述べる。提案手法を Linux PC (CentOS5.3, CPU :

Intel Core2Duo 2.66 GHz, メモリ: 2 GByte) 上で実行すると画像入力から候補検出まで約 110 分の時間を要したが, このうち多重スケールで固有値, 固有ベクトルを計算する部分が約 93 分 (約 85%) と大部分を占めている. 今後 GPU (Graphics Processing Unit) の利用など高速化の検討が不可欠であると考えられる.

5. む す び

本論文では, MRA 画像の輝度分布から求められる方向ベクトル情報を用いた脳動脈瘤の検出手法を提案した. 動脈瘤の検出に方向ベクトル情報を用いることで, 従来の手法では検出が困難であった球状からひずんだ動脈瘤を含めた対象画像中の全動脈瘤を検出したときの症例当りの平均偽陽性数が 4.5 個となることを示した. これは, 動脈瘤が血管の終端であるという構造特徴を用いる本手法の考え方が有効であることを示している. 更に画像特徴を用いた線形判別分析では約 68% の偽陽性を除去することができ, 最終結果としては, 動脈瘤の検出感度 97% のとき平均偽陽性数は 1.5 個となり, 本手法は検出能からみても従来手法と同等以上の手法であるといえる.

今後の課題としては, 本手法の更なる有効性の検証のために, 他データベースへの適用と医師による評価を行うことや処理の高速化が挙げられる.

文 献

- [1] 菊地晴彦, 先端医療シリーズ 17・脳神経外科脳血管障害の最新医療, 先端医療技術研究所, 2002.
- [2] H. Arimura, Q. Li, Y. Korogi, T. Hirai, H. Abe, Y. Yamashita, S. Katsuragawa, R. Ikeda, and K. Doi, "Automated computerized scheme for detection of unruptured intracranial aneurysms in three-dimensional magnetic resonance angiography," *Academic Radiology*, vol.11, no.10, pp.1093-1104, 2004.
- [3] H. Arimura, Q. Li, Y. Korogi, T. Hirai, S. Katsuragawa, Y. Yamashita, K. Tsuchiya, and K. Doi, "Computerized detection of intracranial aneurysms for three-dimensional MR angiography: Feature extraction of small protrusions based on a shape-based difference image technique," *Medical Physics*, vol.33, no.2, pp.394-401, 2006.
- [4] Y. Uchiyama, H. Ando, R. Yokoyama, T. Hara, H. Fujita, and T. Iwama, "Automated computerized detection of unruptured intracranial aneurysms in MRA images," *IEICE Technical Report*, MI2005-41, 2005.
- [5] 小椋 潤, 内山良一, 山内将史, 横山龍二郎, 原 武史, 山川弘保, 安藤弘道, 岩間 亨, 星 博昭, 藤田広志, "ベクトル集中度フィルタを用いた MRA 画像における脳動脈瘤の検出法," *医用画像情報学会雑誌*, vol.24, no.2, pp.84-89, 2007.
- [6] 川下郁生, 青山正人, 浅田尚紀, 粟井和夫, "投票と多数決原理に基づいた MR Angiogram における脳動脈瘤の検出," *信学技報*, MI2005-9, 2005.
- [7] N. Hayashi, Y. Masutani, T. Masumoto, H. Mori, A. Kunimatsu, O. Abe, S. Aoki, K. Ohtomo, N. Takano, and K. Matsumoto, "Feasibility of a curvature-based enhanced display system for detecting cerebral aneurysm in MR angiography," *Magnetic Resonance in Medical Sciences*, vol.2, no.1, pp.29-36, 2003.
- [8] 餘語佐斗志, 小橋昌司, 近藤克哉, 畑 豊, "ニューラルネットワークを用いた脳動脈瘤コンピュータ診断支援システムの構築," *Med. Imaging Technol.*, vol.23, no.5, pp.333-338, 2005.
- [9] S. Kobashi, K. Kondo, and Y. Hara, "Computer-aided diagnosis of intracranial aneurysms in MRA images with case-based reasoning," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E89-D, no.1, pp.340-350, 2006.
- [10] 多田浩章, 小沢義典, 林 尚典, 大島康実, 野津 勤, "3D-MRA を用いた脳動脈瘤自動検出システムのための特徴量の検討," *日本医用画像工学会大会予稿集*, P2-41, 2004.
- [11] T. Hirai, Y. Korogi, H. Arimura, S. Katsuragawa, M. Kitajima, M. Yamaura, Y. Yamashita, and K. Doi, "Intracranial aneurysms at MR angiography: Effect of computer-aided diagnosis on radiologists' detection performance," *Radiology*, vol.237, no.2, pp.605-610, 2005.
- [12] Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, H. Atsumi, S. Yoshida, T. Koller, G. Gerig, and R. Kikinis, "Three-dimensional multi-scale line filter segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images," *Medical Image Analysis*, vol.2, no.2, pp.143-168, 1998.
- [13] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬 洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- [14] 桂川茂彦, 医用画像情報学, 南山堂, 2002.

(平成 21 年 6 月 25 日受付, 9 月 25 日再受付)



青山 正人 (正員)

1991 岡山大・工・情報卒. 1996 同大大学院 (博士課程) 了. 博士 (工学). 同年, 広島市立大学情報科学部助手, 2007 同大大学院情報科学研究科講師, 現在に至る. 2000 シカゴ大学放射線科カートロスマン放射線像研究所客員研究員 (文部省在外研究員). コンピュータ診断支援, 文書構造理解, コンピュータビジョンの研究に従事. 情報処理学会, 日本放射線技術学会各会員.



楠 卓也

2007 広島市大・情報科学・知能情報システム工卒。2009 同大大学院（修士課程）了。修士（情報工学）。同年、(株)日立製作所入社、現在に至る。在学中、医用画像診断支援の研究に従事。



椋木 雅之（正員）

1991 京大・工・情報工卒。同大大学院博士課程，同工学研究科助手，広島市立大学情報科学部助教授を経て 2009 から京都大学学術情報メディアセンター准教授，現在に至る。博士（工学）。画像認識，映像メディア処理の研究に従事。情報処理学会

会員。



浅田 尚紀（正員）

1979 京大・工・電気卒。同大大学院博士課程了，福井医科大学医学部助手，京都大学工学部助手，岡山大学工学部助教授を経て 1995 から広島市立大学情報科学部教授，2006 同大学長，現在に至る。1989 シカゴ大学客員研究員。工博。コンピュータ

ビジョン，コンピュータグラフィックス，文書画像理解，医用画像診断支援の研究に従事。1993 情報処理学会論文賞受賞。IEEE CS，情報処理学会，人工知能学会，医用画像工学会各会員。

米田 洋介

2001 九大・医短・診放卒。済生会熊本病院中央放射線部診療放射線技師。日本放射線技術学会，医学物理学会，日本放射線腫瘍学会各会員。

沖川 隆志

1997 熊本大・医短・診放卒。済生会熊本病院中央放射線部副技師長。日本磁気共鳴専門技術者認定機構認定技師。日本放射線技師会，日本磁気共鳴医学会，日本放射線技術学会各会員。



浦田 譲治

1985 熊本大・医卒。同年同放射線科入局。放射線科助手などを経て，1997 済生会熊本病院放射線科。現在中央放射線部部長。博士（医学）。2005 より熊本大・医・臨床教授。専門は画像診断，インターベンショナル・ラジオロジー。日本医学放射線学会（専門医），北米放射線学会，日本消化器内視鏡学会（専門医），日本消化器病学会（専門医），日本消化器がん検診学会（認定医），日本医師会認定産業医，日本インターベンショナルラジオロジー学会，日本磁気共鳴医学会，日本放射線腫瘍学会，日本核医学会各会員。