

## 頭部 CTA・MRA 画像からの血管領域の抽出

前田 真也<sup>†</sup> 山村 雄太郎<sup>†</sup> 金 亨燮<sup>†</sup>

タン ジュークイ<sup>†</sup> 石川 聖二<sup>†</sup> 山本 晃義<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>九州工業大学大学院工学府 〒804-8550 福岡県北九州市仙水町 1

<sup>‡</sup>共愛会戸畑共立病院 〒804-0093 福岡県北九州市戸畑区沢見 2-5-1

E-mail: <sup>†</sup> kim@cntl.kyutech.ac.jp

**あらまし** がんに対する治療法の一つとして放射線療法がある。放射線療法とは、腫瘍部に対して放射線を照射する治療法である。放射線療法では、正常組織の放射線被ばくを抑え、腫瘍部にのみ放射線を照射する必要がある。このような腫瘍位置の把握には CT, MR などの画像が用いられるが、各画像を重ね合わせて表示することにより、腫瘍位置を効果的に表示可能となる。画像間の重ね合わせについては、画像内の特徴点の情報を用いたものが代表的なものとしてあげられる。本稿では、放射線療法の対象のひとつである脳腫瘍の治療における、画像重ね合わせに用いる特徴点として、CTA および MRA 画像から脳血管領域を抽出するための手法を提案する。頭部実 CTA・MRA 画像に対して提案手法を適用し、その有用性について検討した。

**キーワード** 放射線治療, 頭部 CTA 画像, 頭部 MRA 画像, 脳血管, セグメンテーション, レジストレーション

## Cerebrovascular Segmentation from CTA and MRA Image

Shinya MAEDA<sup>†</sup> Yutaro YAMAMURA<sup>†</sup> Hyoungseop KIM<sup>†</sup>

Joo Kooi TAN<sup>†</sup> Seiji ISHIKAWA<sup>†</sup> and Akiyoshi YAMAMOTO<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Technology 1 Sensui-cho, Tobata-ku, Kitakyushu-shi, Hukuoka, 804-8550 Japan

<sup>‡</sup> Kyoaikai Tobata Kyoritsu Hospital 2-5-1 Sawami, Tobata-ku, Kitakyushu-shi, Hukuoka, 804-0093 Japan

E-mail: <sup>†</sup> kim@cntl.kyutech.ac.jp

**Abstract** Radiation therapy is one of treatment technique for tumor. In the treatment, tumor parts are exposed by radiation beams from several angles. To avoid radiation exposure to normal tissues in the treatment, radiation beams are aimed accurately to tumor. Consequently, to comprehend tumor parts from CT and/or MR images is important in treatment planning. The tumor parts are displayed effectively by applying the image registration between CT and MR images. Feature based image registration technique is one of typical approaches for image registration. In this study, to develop assistance system of radiation therapy for brain tumor, cerebrovascular segmentation method which is utilized as feature position detection of image registration technique for head CTA and MRA images has been proposed. Availability of proposed method has been investigated by applying to head CTA and MRA images.

**Keyword** Radiation Therapy, Head CTA Image, Head MRA Image, Cerebrovascular, Segmentation, Registration

### 1. はじめに

がんに対する治療法の一つとして、放射線療法がある。放射線療法とは、腫瘍部に対して体内および体外から放射線を照射する治療法である。外科手術による治療と比較して、がんが発生した臓器の形態、機能を維持しつつ治療を行うことができる。

放射線治療においては、治療時に正常組織の放射線被ばくを抑え、腫瘍部にのみ放射線を照射する必要がある。そのためには、腫瘍部の位置、大きさなどを正確に把握することが重要となる。このような腫瘍位置

の把握には、CT, MR などの画像が用いられる。CT, MR はともに形態画像であるが、CT が骨などの描出に優れている一方で、MR は軟部組織の描出を得意とする。そこで、CT, MR の各画像を重ね合わせて表示することにより、それぞれの画像の特徴を効果的に表示可能となる。

画像間の重ね合わせ（レジストレーション）の技術については、画像内の特徴点の情報を用いたものが代表的なものとしてあげられる[1], [2]。このような、特徴点としては、血管、骨など解剖学的に特徴的なもの

が用いられる。しかし、特徴点の抽出精度が、重ね合わせ結果に大きく影響するという問題点がある。

そこで本稿では、代表的な放射線療法の対象である脳腫瘍の治療において、画像重ね合わせに用いるための特徴点として、脳血管領域を抽出するための手法を提案する。本稿では、CT Angiography (CTA), および MR Angiography (MRA)の各モダリティの画像を対象とし、提案手法の有用性を検討する。

## 2. 脳血管の抽出手法

### 2.1. 脳領域の抽出

#### 2.1.1. 大まかな脳領域の抽出

まず、前処理として3次 B-Spline 補間による Voxel サイズの等方化を行う。大まかな脳領域の抽出では、頭部アトラス画像を対象画像  $I_T$ , 本稿で用いる頭部画像を参照画像  $I_R$  として、両画像間のレジストレーションを行う。本稿では、頭部アトラス画像として MNI152 標準脳モデル[3]により提供されている、T1 強調画像から生成された標準脳モデルを用いる。また、レジストレーションにおける画像変換としてアフィン変換を用いる。アフィン変換は回転移動、スケーリング、せん断、平行移動により表される。

また、正規化相互情報量を用いて画像間の類似度を次式で表す。

$$C(A, B) = -\frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} \quad (1)$$

ここで、 $H(A)$ ,  $H(B)$ は $A$ ,  $B$ の周辺エントロピー、 $H(A, B)$ は結合エントロピーである。このとき、アフィン変換  $T$  とし、評価関数を  $C(I_R, T(I_T))$  として最適化を行う。

レジストレーションにより得られた変換  $T$  により、MNI152 標準脳モデルにより提供されている脳マスクを変形し、得られたマスクを大まかな脳領域とする。

#### 2.1.2. 詳細な脳領域の抽出

大まかな脳領域の抽出後、詳細な脳領域の抽出を行う。詳細な脳領域の抽出には、Level Set Method による動的輪郭モデルである Geodesic Active Contour モデル[4]を用いる。なお、大まかな脳領域の抽出により得られた領域を収縮した後、Fast Marching Method[5]により符号付き距離関数を生成し、初期 Level Set 関数とする。

Geodesic Active Contour モデルは次式で表される。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \alpha g \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \beta g |\nabla \phi| + \gamma \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (2)$$

ここで、 $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ は定数である。 $\phi$ は Level Set 関数であり、位置  $\mathbf{x}$ が曲線  $C$ の内部にある場合は  $\phi(\mathbf{x}) > 0$ ,  $\mathbf{x}$ が  $C$ の外部にある場合は  $\phi(\mathbf{x}) < 0$ ,  $\mathbf{x}$ が  $C$ 上にある場合は  $\phi(\mathbf{x}) = 0$ となる。また、 $g$ は輝度勾配に関する項であり、本稿では、次式によるものを用いる。

$$g(I) = \frac{1}{1 + \frac{\nabla G_\sigma * I}{k}} \quad (3)$$

ただし、 $I$ は画像、 $G_\sigma$ はスケール  $\sigma$  の Gaussian カーネルであり、 $k$ は定数である。

### 2.2. 血管中心線の抽出

抽出した脳領域を関心領域として、Bauer らによる手法[6]により、血管径、血管方向の情報を取得した後、その情報をもとに血管中心線を抽出する。

#### 2.2.1. 血管径および血管方向の推定

画像内における血管のような管状構造の情報は、ヘッセ行列の固有値解析により推定できる。ヘッセ行列の固有値  $|\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq |\lambda_3|$ , および各固有値に対応する固有ベクトルを  $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ ,  $\mathbf{v}_3$ としたとき、 $\mathbf{v}_3$ は血管構造の方向を表し  $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ は  $\mathbf{v}_3$ と垂直な面を構成する。また、中心に向かうほど高輝度になるような管状の構造の場合、 $\lambda_1 \leq 0 \cap \lambda_2 \leq 0$ となる。なお、スケール  $\sigma$  の Gaussian フィルタ適用後の画像  $I^{(\sigma)} = G_\sigma * I$  に対するヘッセ行列は、マルチスケールでのスケール正規化を考慮し、次式で表される。

$$H(\mathbf{x}) = \sigma^2 \begin{bmatrix} I_{xx}^{(\sigma)} & I_{xy}^{(\sigma)} & I_{xz}^{(\sigma)} \\ I_{yx}^{(\sigma)} & I_{yy}^{(\sigma)} & I_{yz}^{(\sigma)} \\ I_{zx}^{(\sigma)} & I_{zy}^{(\sigma)} & I_{zz}^{(\sigma)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

ヘッセ行列の固有値解析により、血管構造の境界らしさは次式で表される。

$$b_i = |\sigma \nabla I^{(\sigma)}(\mathbf{x} + \sigma \mathbf{v}_{\alpha_i}) \cdot \mathbf{v}_{\alpha_i}| \quad (5)$$

また、平均境界らしさ  $R_0^+$ は次式で表される。

$$R_0^+(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} b_i \quad (6)$$

ここで、 $N = \lfloor 2\pi\sigma + 1 \rfloor$ はサンプル数であり、 $\alpha_i = 2\pi i/N$ はサンプリング角度である。また、 $b_i$ は半径  $\sigma$ における輝度勾配の、半径方向  $\mathbf{v}_{\alpha_i} = \cos(\alpha_i) \mathbf{v}_1 + \sin(\alpha_i) \mathbf{v}_2$ に対する成分となる。

式(6)においては、ノイズなどを検出する可能性があるため、血管方向に関して円対称な構造を検出するように考慮する必要がある。境界らしさの分散

$s^2(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (b_i - \bar{b})^2$ を用い、重み  $w$ を次式で表す。

$$w(\mathbf{x}, \sigma) = 1 - \frac{s^2(\mathbf{x}, \sigma)}{\bar{b}^2} \quad (7)$$

このとき、式(6)、式(7)より血管構造らしさは次式で表される。

$$R^+(\mathbf{x}, \sigma) = w(\mathbf{x}, \sigma) R_0^+(\mathbf{x}, \sigma) \quad (8)$$

また、血管構造の境界付近の出力値を抑制するため、勾配情報  $R^-(\mathbf{x}, \sigma) = \sigma |\nabla I^{(\sigma)}(\mathbf{x})|$ を用い、最終的な血管構

造らしさは次式で表される.

$$R(\mathbf{x}, \sigma) = \max\{R^+(\mathbf{x}, \sigma) - R^-(\mathbf{x}, \sigma), 0\} \quad (9)$$

さらに, マルチスケール処理により血管構造の大きさの変化に対応する. マルチスケールによる血管構造らしさは次式で表される.

$$R_{\text{multi}}(\mathbf{x}) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} \{R(\mathbf{x}, \sigma)\} \quad (10)$$

このとき, 式(10)において最大値を示すようなスケール  $r = \{\sigma_e | R(\mathbf{x}, \sigma_e) = R_{\text{multi}}(\mathbf{x})\}$  を血管構造の半径の推定値とし, 同様に  $\mathbf{t} = \mathbf{v}_3$  を血管方向の推定値とする.

### 2.2.2. 血管中心線の抽出

血管中心線の抽出においては, まず, しきい値  $r_{\text{high}}$  以上の血管構造らしさを示す位置を検出し, 血管中心線探索の開始点  $\mathbf{x}_0$  とする. 開始点  $\mathbf{x}_0$  から, 対応する血管方向  $\mathbf{t}_0$  および, その逆方向  $-\mathbf{t}_0$  について探索を行う.

現在の探索点を  $\mathbf{x}_i$ ,  $\mathbf{x}_i$  における方向を  $\mathbf{t}_i$  としたとき,  $\overline{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^n} \cdot \mathbf{t}_i > 0$  となるような近傍点  $\mathbf{x}_i^n$  から, 最も大きい血管構造らしさを示す位置を次の探索点  $\mathbf{x}_{i+1}$  とする. また,  $\mathbf{x}_{i+1}$  における方向  $\mathbf{t}_{i+1}$  については,

$$\mathbf{t}_{i+1} = \text{sign}(\overline{\mathbf{x}_i \mathbf{x}_{i+1}} \cdot \mathbf{t}_i) \mathbf{t}_i \quad (11)$$

として探索方向を調整する.

以上の探索処理を, しきい値  $r_{\text{low}}$  以下の血管構造らしさを示す点に到達, または既に探索済みの点に到達するまで繰り返す.

### 2.3. 脳血管領域の抽出

脳血管領域の抽出ではまず, 抽出された血管中心線的位置をシード点とし対応する半径値を距離値として与え, Fast Marching Method により符号付き距離関数を生成する. 得られた符号付き距離関数を初期 Level Set 関数として, Geodesic Active Contour モデルにより血管領域を抽出する.

## 3. 実験および考察

### 3.1. データ

同一被験者から得られる CTA 画像, MRA 画像の組を 1 症例とし, 計 2 症例のデータを用いた. 画像データの仕様を Table 1 に示す. 前処理における Voxel サイズの等方化においては, 等方化後の解像度およびデータの増加量を考慮し, Voxel サイズが CTA の Pixel Spacing である 0.683mm となるように変換した.

また, 抽出精度の評価に用いる Ground truth データは, 医師の指導のもと手動で抽出した.

### 3.2. 脳領域の抽出

脳領域の抽出では, 式(2)の Geodesic Active Contour モデルのパラメータについては, CTA, MRA の両画像に対して同じ値を用い  $\alpha = -1.0$ ,  $\beta = 1.0$ ,  $\gamma = 1.0$  とした.

Table 1 Image specifications.

	CTA	MRA
Number of Slices	110	172-178
Image Size	512×512 pixel	512×512 pixel
Pixel Spacing	0.683 mm	0.547 mm
Slice Thickness	2 mm	1 mm

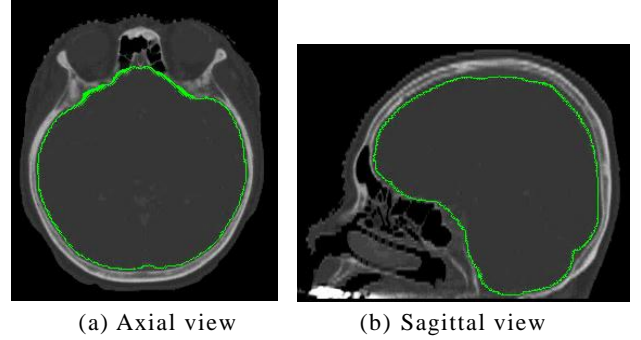


Fig. 1 Result of brain segmentation of CTA image.

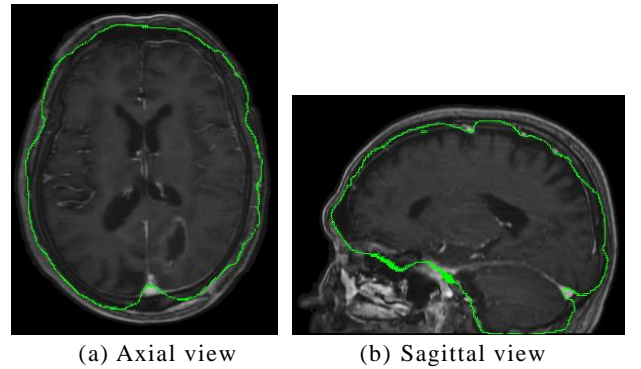


Fig. 2 Result of brain segmentation of MRA image.

また, 式(3)のパラメータについては, CTA 画像については  $k = 1$ , MRA 画像については  $k = 20$  とした. Fig. 1, Fig. 2 に同一被験者の CTA, MRA 画像から得られた脳領域の抽出結果の例を示す.

脳領域の抽出についての評価には, 次式に示す Dice Metric により評価を行った.

$$DM = \frac{2(X \cap Y)}{X + Y} \quad (12)$$

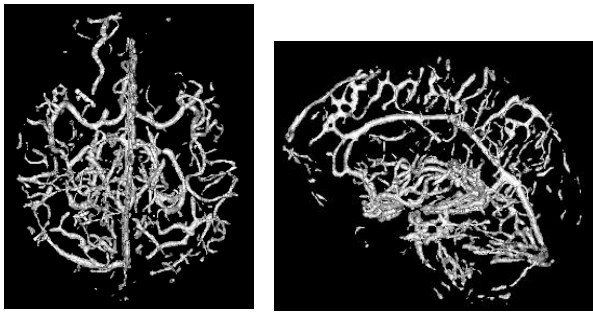
ここで,  $X$  は Ground truth データの領域,  $Y$  は提案手法により抽出された領域である. Table 2 に脳領域に関する Dice Metric の評価結果を示す. Table 2 に示すように, Dice Metric による評価値は CTA については平均で 0.951, MRA については平均で 0.861 となった.

### 3.3. 脳血管領域の抽出

脳血管の抽出では, 式(10)のマルチスケールにおける, スケールの集合として,

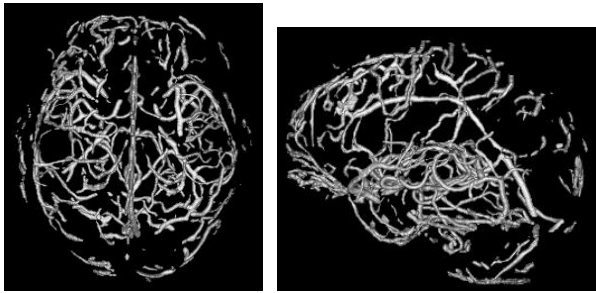
$$S = \{0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5\} \quad (13)$$

を用いた. ただし, スケールの単位は mm である. ま



(a) Axial view (b) Sagittal view

Fig. 3 Result of cerebrovascular segmentation of CTA image.



(a) Axial view (b) Sagittal view

Fig. 4 Result of cerebrovascular segmentation of MRA image.

た、血管中心線の抽出におけるしきい値は、CTA については  $r_{\text{high}} = 4$ ,  $r_{\text{low}} = 1$ , MRA については  $r_{\text{high}} = 200$ ,  $r_{\text{low}} = 50$  とした. 式(2)の Geodesic Active Contour のパラメータについては、CTA, MRA の両画像に対して同じ値を用い  $\alpha = 1.0$ ,  $\beta = 1.0$ ,  $\gamma = 1.0$  とした. また、式(3)のパラメータについては、CTA 画像については  $k = 1$ , MRA 画像については  $k = 20$  とした.

Table 3 に脳血管領域の抽出における、Dice Metric による評価結果を示す. また、Fig. 3, Fig. 4 に、同一被験者の CTA, MRA 画像から得られた脳血管領域の抽出結果の例を示す. Table 3 に示すように、Dice Metric による評価値は CTA については平均で 0.690, MRA については平均で 0.543 となった.

Fig. 3, Fig. 4 に示す CTA, MRA における脳血管領域の抽出結果より、CTA, MRA 画像上で主要な脳血管が抽出されていることがわかる. しかし、対応する脳血管領域の一部が抽出されていない部分が存在する. 位置合わせへの応用を考慮した場合、CTA, MRA 画像間で抽出される脳血管の対応が重要となるため、さらなる抽出精度の向上が必要である.

#### 4. まとめ

本稿では、脳腫瘍の放射線治療において、CT, MR 画像の重ね合わせに利用される、血管領域の抽出手法

Table 2 Evaluation of results of brain segmentation.

	CTA	MRA
Case 1	0.949	0.871
Case 2	0.952	0.850
Ave.	0.951	0.861

Table 3 Evaluation of results of brain vessel segmentation.

	CTA	MRA
Case 1	0.672	0.514
Case 2	0.708	0.574
Ave.	0.690	0.543

について検討を行った. 提案法による脳血管領域の抽出結果は、放射線治療システムの一つである CyberKnife[7]による治療における、CT, MRI 画像間の位置合わせへの応用が可能であることを示唆した. 今後は、さらなる抽出精度の向上を図り、脳腫瘍の放射線治療への応用を目指す.

#### 謝辞

本研究は、文部科学省科学研究費補助金基盤 (C) 23560506 の補助を受けている.

#### 文献

- [1] C.V. Stewart, C.L. Tsai, and B. Roysam, "The dual-bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration," IEEE Trans. Med. Imag., vol.22, no.11, pp.1379-1394, 2003.
- [2] M. Betke, H. Hong, D. Thomas, C. Prince, and J.P. Ko, "Landmark detection in the chest and registration of lung surfaces with an application to nodule registration," Med. Imag. Analysis, vol.7, no.3, pp.265-281, 2003.
- [3] D.L. Collins, P. Neelin, T.M. Terrence, A.C. Alan, et al., "Automatic 3D intersubject registration of MR volumetric data in standardized Talairach space," Journal of Computer Assisted Tomography, vol.18, no.2, pp.192-205, 1994.
- [4] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic active contours," International Journal of Computer Vision, vol.22, no.1, pp.61-79, 1997.
- [5] J.A. Sethian, "A fast marching level set method for monotonically advancing fronts," Proc. of the National Academy of Sciences, vol.93, no.4, pp.1591-1595, 1996.
- [6] C. Bauer, T. Pock, E. Sorantin, H. Bischof, and R. Beichel, "Segmentation of interwoven 3D tubular tree structures utilizing shape priors and graph cuts," Med. Imag. Analysis, vol.14, no.2, pp.172-184, 2010.
- [7] È Coste-Manière, D. Olender, W. Kilby, and R.A. Schulz, "Robotic whole body stereotactic radiosurgery: clinical advantages of the CyberKnife® integrated system," Intl. Journal of Robotics and Computer Assisted Surgery, vol.1, no.2, pp.28-39, 2005.