

構造解析に基づく CT 画像からの肝臓血管抽出

Liver Vessel Extraction from a CT Image Based on Structure Analysis

日浦孝介*, 張山昌論*, 尾形吉隆*, 亀山充隆*, 下田貢**

Kosuke Hiura*, Masanori Hariyama*, Yoshitaka Ogata*,
Michitaka Kameyama*, Mitsugi Shimoda**

*東北大学, **獨協医科大学

*Tohoku University, ** Dokkyo Medical University

キーワード: コンピュータ支援手術計画 (Computer-Assisted Surgical Planning),
3次元画像処理 (3-D image processing), 門脈 (Portal Vein),
ラインフィルタ (Line Filter), リージョングローイング (Region Growing)

連絡先: 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05
東北大学大学院情報科学研究科 亀山・張山研究室

日浦孝介, Tel.: (022)795-7155, Fax.: (022)263-9167, E-mail: hiura@ecei.tohoku.ac.jp

1. はじめに

近年, 医療画像装置の進歩により, CT/MRI 画像などの医療画像を用いた診断が普及し, 患部の3次元構造の構築など画像処理を用いた画像診断支援技術の需要が高まっている. しかしながら, 肝臓のように複雑な構造を有する臓器の3次元構造の構築においては, 現状の画像処理ソフトウェアの抽出性能が低いため, インタラクティブな修正を必要とするため, 作業者の熟練度により構築結果が異なるといった問題がある.

これらの問題を解決するために, 本研究グループでは肝臓外科手術を対象とした精度の高い臓器抽出, 血管抽出, 術式を考慮した支配領域推定等の自動化を目標とし, 研究を行っている¹⁾⁻⁴⁾.

本稿では肝臓の主要な血管である門脈 (Fig.1) を正確に抽出することを目的とし, その手法として, 血管の局所構造に着目しラインフィルタ

を用いて CT 画像中の血管部分を強調する手法, リージョングローイング時に誤抽出を除去する手法, 血管のより大局的な構造を解析することにより誤抽出を除去する手法を提案する.

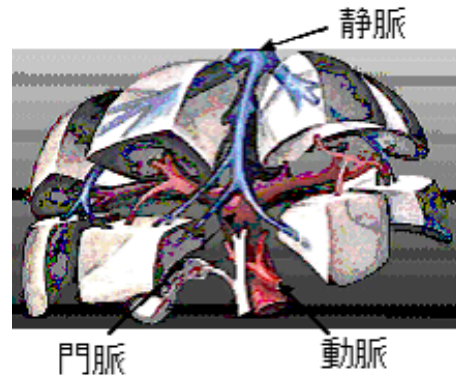


Fig. 1 肝臓の血管構造⁽⁵⁾より引用)

2. ラインフィルタを用いた強調処理

CT 画像中には画像の再構成やノイズによる影響により, Fig.2 のように血管が途切れて写っている箇所があり, これは血管抽出の妨げとなる. そこで, 前処理としてラインフィルタ⁶⁾を用いた CT 画像中の血管部分の強調処理を行う. ラインフィルタとはヘッセ行列に基づく円柱状の構造を強調する処理である.

ヘッセ行列とは, 二階偏導関数全体が作る正方行列であり, 3次元画像の場合, 式(1)で表される.

$$\nabla^2 = \begin{pmatrix} I_{xx}(x) & I_{xy}(x) & I_{xz}(x) \\ I_{yx}(x) & I_{yy}(x) & I_{yz}(x) \\ I_{zx}(x) & I_{zy}(x) & I_{zz}(x) \end{pmatrix} \quad (1)$$

ラインフィルタはまず始めにガウシアンフィルタをかけ, その後ヘッセ行列の固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$) を計算する. 血管部分の固有ベクトルの向きを表すと Fig.3 のようになり, このとき固有値は式(2)の関係を満たす.

$$\begin{cases} \lambda_1 \simeq 0 \\ \lambda_2 \simeq \lambda \ll 0 \end{cases} \quad (2)$$

ここで, 血管部分において λ_1 は血管軸方向の2階編微分を表し, λ_2, λ_3 は血管の半径方向の2階編微分を表している. ラインフィルタは式(2)の関係を利用し, 血管部分を強調する. ラインフィルタの処理は式(3),(4),(5)で表される.

$$\lambda_{123} = \begin{cases} |\lambda_3| \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{\gamma_{23}} \left(1 + \frac{\lambda_1}{|\lambda_2|}\right)^{\gamma_{12}} & (\lambda_3 < \lambda_2 < \lambda_1 \leq 0) & (3) \\ |\lambda_3| \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{\gamma_{23}} \left(1 - \alpha \frac{\lambda_1}{|\lambda_2|}\right)^{\gamma_{12}} & (\lambda_3 < \lambda_2 < 0 < \lambda_1 < \frac{|\lambda_2|}{\alpha}) & (4) \\ 0 & (otherwise) & (5) \end{cases}$$

ここで, $\gamma_{23}, \gamma_{12}, \alpha$ は重み調整のパラメータであり, それぞれ $0 < \gamma_{23}, 0 < \gamma_{12}, 0 \leq \alpha \leq 1$ である. このパラメータを調整することで, 輝度が低下して途切れてしまっている血管部分を強調す

ることができる. 血管部分では式(2)の関係があるため, $\frac{\lambda_2}{\lambda_3}$ の値が大きくなり, 血管部分を強調することができる. また, 式(3)の $\lambda_1 \leq 0$ は血管部分において注目している点の輝度が周辺の点の輝度よりも高い場合であり, 式(4)の $0 < \lambda_1$ は血管部分にあっても暗く写っている場合を表している. α を調整することにより途切れている箇所をどの程度強調するかを定めることができる. また, 様々な血管の太さに対応するため, ガウシアンフィルタのスケール σ を変えて λ_{123} を計算し, その中で値が最大となるものをラインフィルタの出力 λ_{line} とする. これを式で表すと式(6)となる.

$$\lambda_{line} = \max_i (\lambda_{123}(x, \sigma_i)) \quad (6)$$

ラインフィルタ適用前後の画像を Fig.4 に示す. この処理により, ノイズを低減し, 血管の途切れている箇所を復元することができる.



Fig. 2 血管が途切れて写っている箇所

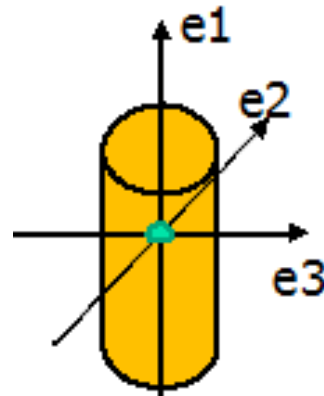


Fig. 3 血管部分の固有ベクトル



(a) 適用前



(b) 適用後

Fig. 4 ラインフィルタ適用例

3. リージョングローイング時の誤抽出除去

ラインフィルタ適用後の画像の血管の隣接箇所を調べると、隣接箇所は血管部分よりも輝度が低くなっている。この輝度の変化を利用して誤抽出を防ぐ。まず、リージョングローイング時の抽出条件の閾値を高く設定し、門脈を抽出する。そこから徐々に閾値を下げていき、Fig.5のように血管の抽出数の変化を調べる。このとき、閾値が隣接箇所の輝度値の値を下回ると、隣接した異なる血管も抽出してしまうため、Fig.5のように抽出数が急激に増加する。このように、抽出数の急激な変化を検出した時、現在の閾値で抽出された領域をそれぞれ調べ、抽出数の多い領域を誤抽出と判断し、除去する。その様子を Fig.6に示す。円で囲まれている箇所が誤抽出と判断され、除去された領域である。この手法を用いることで、誤抽出を防ぎつつ閾値を下げられるため、暗く写ってしまっている血管まで抽出することが可能となる。

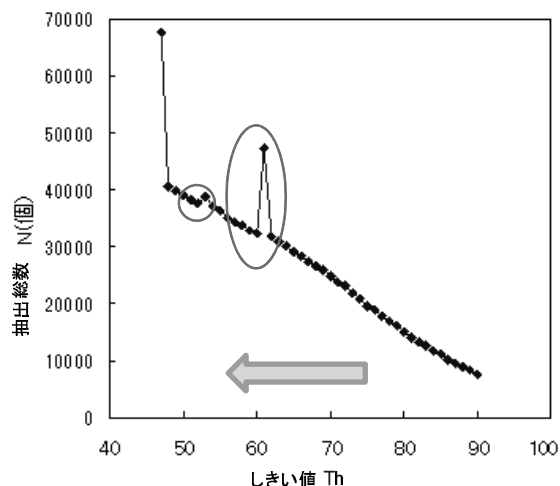


Fig. 5 抽出数の変化



(a) 閾値 Th_{n-1}



(b) 閾値 Th_n

Fig. 6 閾値を変化させたときに抽出した領域

4. 血管の構造解析による誤抽出除去

先で述べた輝度情報のみを用いた門脈抽出手法では、腫瘍やノイズなどの影響により、全ての門脈を正確に抽出することは困難である。そこで、まず始めにリージョングローイング時に誤抽出を許容して門脈全体を抽出し、その後、構造解析を行うことで誤抽出した血管や腫瘍の除去を行う。

構造解析ではまず、抽出された門脈を細線化し、端点と分岐点をノードとしてグラフ化する。

正しい血管の構造上の特徴として、滑らかに曲がる、末端へ向かって細くなるという特徴がある。それに対して誤抽出箇所は、急激に曲がる、末端へ向かっているのに太くなるという特徴がある。この特徴を利用して誤抽出を除去する。門脈の肝臓への入口の最も太い箇所にあるノードをスタートノードとし、スタートノードから血管末端に向かって構造を解析する。血管のつながる角度が $\theta > 100^\circ$ 、または、血管の半径が $r - r_{min} > 0.5$ のとき誤抽出と判断し、エッジを除去する。ここで、 θ はエッジの探索方向のなす角度、 r_{min} は通過したパス中の血管の最小半径である。

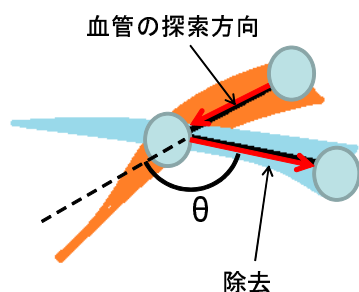
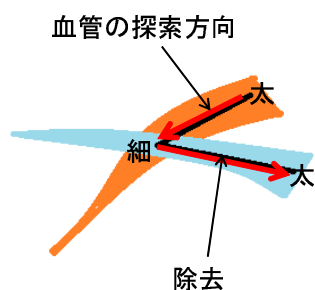
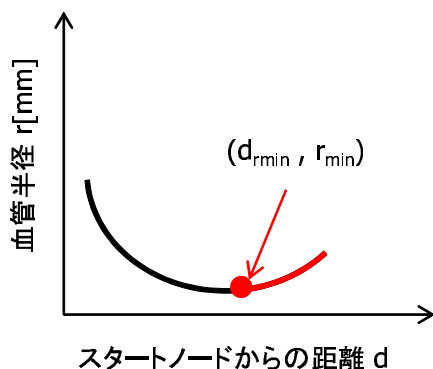


Fig. 7 角度情報を用いた誤抽出除去



(a) 探索方向



(b) 誤抽出を含むパスの太さ変化

Fig. 8 太さ情報を用いた誤抽出除去

5. アルゴリズムの評価

誤抽出を含む門脈の画像を用いて、構造解析による誤抽出除去の評価を行う。使用するデータはリージョン Growing で抽出した門脈の画像データで 11 箇所の誤抽出を含む。評価の指標には除去率と誤除去率を用いる。除去率と誤除去率はそれぞれ式 (7), (8) で表される。

$$\text{除去率} = \frac{\text{正しく除去した数}}{\text{全誤抽出数}} \quad (7)$$

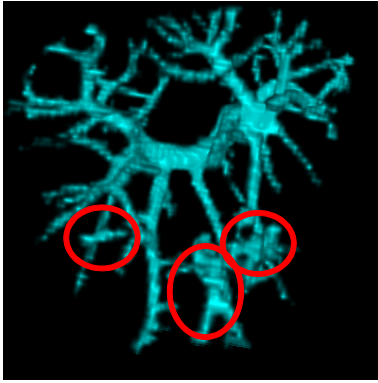
$$\text{誤除去率} = \frac{\text{誤って除去した数}}{\text{全除去数}} \quad (8)$$

除去率は高いほど誤抽出を除去できていることを表す。誤除去率は高いほど正しい箇所を誤って除去していることを示す。よって、除去率が高く、誤除去率が低いほどよい結果であるといえる。

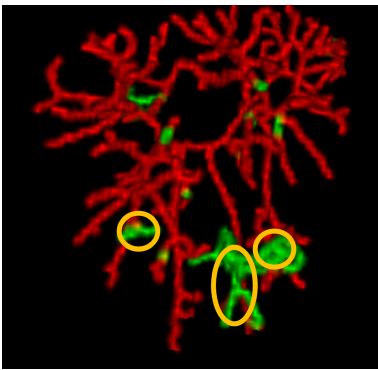
構造解析の結果を Fig.9 に示す。実験の結果、全誤抽出数=11, 除去できた誤抽出数=8, 誤って除去した数=4, 全除去数=12 であり、除去率は 72.7%, 誤除去率は 33.3% であった。提案手法では、血管構造をグラフ化し、局所的な構造情報を用いて解析をしたために誤除去率が高くなってしまったと考えられる。除去率、誤除去率の改善のためには、局所的な情報だけでなく、複数のエッジのつながりを調べて誤抽出の判断をする必要がある。

6. まとめ

本稿では血管抽出のインタラクティブな操作を不要とする手法として、リージョン Growing 時の誤抽出の除去方法と、血管構造解析を用いた誤抽出の除去方法を提案した。提案手法により、血管抽出の自動化の可能性を示した。今後の課題として、構造解析の条件を工夫して除去率、誤除去率を改善し、実験例を増やして個人差や画像の影響を受けないようロバスト性を高めることが必要となる。



(a) 除去前の誤抽出箇所



(b) 除去の結果

Fig. 9 構造解析の除去結果

参考文献

- 1) 尾形吉隆:構造解析に基づく CT 画像からの肝臓血管抽出に関する研究,(2013)
- 2) 谷澤理一:人体解剖モデルを用いた CT 画像からの自動肝臓抽出,(2013.5.29)
- 3) 岡田萌:肝臓切除手術のための門脈支配領域推定に関する研究,(2012.3.26)
- 4) 山田駿平:外科解剖モデルを用いた下大静脈抽出に関する研究,(2013.3.23)
- 5) Priesching A. Leberresektionen. Urban Schwarzenberg, München,(1986)
- 6) Y.Sato, S.Nakajima, N.Shiraga, H.Atsumi, S.Yoshida, T.Koller, G.Gerig, and R.Kikinis: Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images Med.Image Anal., vol2, no.2, pp.143-168(1998)