

多クラス AdaBoost を用いた腹部静脈領域に対する 解剖学的名称自動対応付け手法

松崎 哲朗[†] 小田 昌宏[†] 北坂 孝幸^{††} 三澤 一成^{†††} 森 健策^{††††}

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科 〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 愛知工業大学情報科学部情報科学科 〒470-0392 愛知県豊田市八草町八千草 1247

^{†††} 愛知県がんセンター 〒464-8681 愛知県名古屋市千種区鹿子殿 1-1

^{††††} 名古屋大学情報連携統括本部情報戦略室 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

あらまし 腹部外科手術では血管構造の把握が重要であり、そのために CT 像を利用する場合がある。しかし、体内を複雑に走行する血管の構造を多数のスライスを含む CT 像から理解することは困難である。そこで、腹部静脈領域に対して計算機により自動的に解剖学的名称を対応付ける手法を提案する。3次元腹部 CT 像から抽出された静脈領域は細線化され、木構造として表現される。最初に、特徴的な血管の名称を、分岐数や血管枝の末端の位置などに基づきルールベースで対応付ける。次に、それ以外の血管に対して、機械学習を利用して構築された尤度関数により枝が各血管である尤度を算出する。その後、子枝のうち尤度が最大である枝を探索することにより、血管名を対応付ける。本手法を 3次元腹部 CT 像から抽出した静脈領域画像 20 症例に対して適用したところ、対応付けの再現率は 86.3%、適合率は 85.7%、F 値は 86.0%であった

キーワード 血管, 静脈 CT 像, 解剖学的名称認識, 血管構造解析

A method for automated anatomical labeling of abdominal veins by using multi-class AdaBoost

Tetsuro MATSUZAKI[†], Masahiro ODA[†], Takayuki KITASAKA^{††},

Kazunaru MISAWA^{†††}, and Kensaku MORI^{††††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} School of Information Science, Aichi Institute of Technology

^{†††} Aichi Cancer Center Hospital

^{††††} Information Planning Office, Information and Communications Headquarters, Nagoya University

Abstract In abdominal surgeries, understanding of structures of blood vessel is important. Surgeons utilize CT images for such purpose. In this paper, a method for automated anatomical labeling of the abdominal veins is presented. A thinning process is applied to a abdominal vein region extracted from a 3D CT image. The result of the thinning process is expressed as a tree structure. Firstly, a characteristic blood vessel is labeled with a rule-based method. For the rest of blood vessels, likelihoods are labeled by using a machine learning technique. Then, branches in the tree structure are labeled by searching a child branch whose likelihood is the maximum. In the experiment using 20 cases of abdominal vein images which are manually extracted from 3D CT images, recall rate, precision rate, and F-measure were 86.3%, 85.7%, and 86.0%, respectively.

Key words blood vessel, vein CT images, recognition of anatomical names, analysis of blood vessel structures

1. まえがき

腹部外科手術を安全に行うためには、術中の血管損傷を避けるため、その構造を把握することが重要である。腹腔鏡下手術のように視界の限定される場合はもちろん、直接目視で確認する場合であっても脂肪などに覆われた血管の構造は容易に確認できないためである。そこで、医師はCT像を参考にして手術計画の立案を行う場合がある。しかし、血管は体内を複雑に走行しており、多数のスライスを含むCT像から立体的な構造を理解するのは容易ではない。近年の医用撮像装置の発展に伴い、より高精細なCT像を取得することが可能になった反面、画像に含まれるスライス枚数はさらに増加し、読影する医師の負担も増大している。そのため、計算機で自動的に血管構造を解析するCADシステム[1]や、手術計画立案の支援や術中ナビゲーションを行うCASシステム[2]の開発が期待されている。その具体的な機能としては、血管構造を立体的に表示し、その上に血管名を重畳表示することなどが挙げられる。そのような処理を行うためには、血管構造を自動的に認識する必要がある。

管腔臓器への解剖学的名称対応付けの研究は、気管支[3]～[6]や脳血管[7],[8]などに関して多く行われている。これらの研究は入力画像とテンプレート画像のマッチングなどにより対応付けを行うが、腹部血管は患者間の個人差が大きく、これらの手法を直接適用することは困難である。腹部血管名を対象とした対応付けに関する研究も既にいくつか行われている。他臓器の情報を利用した研究としては、臓器との位置関係を利用する篠田ら[9]の手法や、あらかじめ抽出された大動脈と主要な臓器との間の線上構造を抽出することにより各動脈をそれぞれ抽出し、対応付けを行う鈴木ら[10]の手法を挙げることができる。しかし、これらの手法には、対応付け精度が臓器抽出精度に依存するという問題があった。この問題を解消するため、血管構造の情報のみを用い組み合わせ最適化問題を解くことにより各血管の名称を求める江種ら[11]の手法や、部位ごとに識別器を用いて血管枝を分類し枝数に基づく命名を行うホアンら[12]の手法が提案された。

以上の研究は全て腹部動脈を対象としたものであるが、腹部外科手術においては静脈の構造把握もまた重要である。静脈は脆く、術中に誤って傷付けると修復が困難であるためである。ところが、腹部静脈に対して解剖学的名称を対応付ける研究はこれまで報告されていない。そこで、本稿では腹部静脈に対して血管名対応付けを行う。以下、2.で提案手法、3.で実験とその結果、4.で考察を述べる。

2. 手 法

2.1 概 要

本手法は、腹部静脈の中でも門脈系を対象とし、4種類の血管に対して名称を対応付ける(図1)。対象血管は、門脈(PV: Portal Vein), 上腸間膜静脈(SMV: Superior Mesenteric Vein), 脾静脈(SV: Splenic Vein), 左胃静脈(LGV: Left Gastric Vein)である。また、上記の血管以外は全てその他として扱う。本手法の入力はCT像から抽出された門脈系のマーク画像と

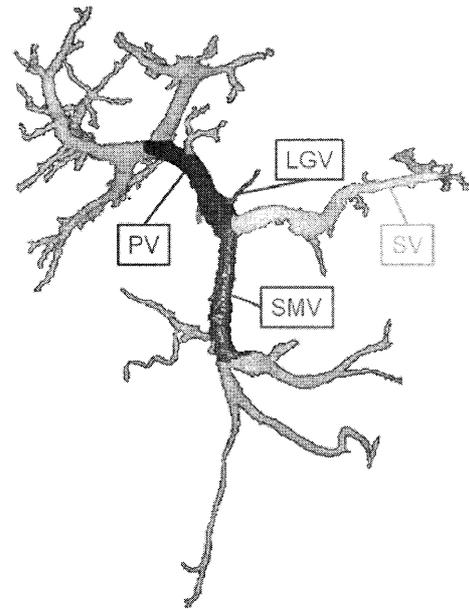


図1 腹部静脈の構造。PV: 門脈, SMV: 上腸間膜静脈, SV: 脾静脈, LGV: 左胃静脈。

する。マーク画像とは静脈領域を1, それ以外を0とする2値画像である。入力画像の静脈領域は細線化され、木構造が構築される。対象血管のうち最も特徴的な血管である門脈はルールベースで血管名対応付けを行い、それ以外の血管については機械学習によって血管名を対応付ける。最終的に各枝に血管名が対応付けられた木構造を出力とする。

ここで、血管は、(1)ルールベースで対応付けられる血管、(2)機械学習で対応付けられ子枝の名称が一意に決定されない血管、(3)機械学習で対応付けられ子枝の名称が一意に決定される血管の3種類に分類できる。(1)の血管の数を N_1 , (2)の血管の数を N_2 , (3)の血管の数を N_3 とし、ルールベースで対応付ける血管の名前を v_1, v_2, \dots, v_{N_1} , 機械学習で対応付ける枝で子枝が一意に決まらない血管の名前を $v_{N_1+1}, v_{N_1+2}, \dots, v_{N_1+N_2}$, 一意に決まる血管の名前を $v_{N_1+N_2+1}, v_{N_1+N_2+2}, \dots, v_{N_1+N_2+N_3}$ で表す。本手法では門脈のみをルールベースで対応付けるから $N_1 = 1$ であり、機械学習で分類する枝のうち子枝が一意に決定できるのはその他の枝のみであるから $N_2 = 3, N_3 = 1$ である。また、枝を b_k ($k = 1, 2, \dots, K$) で表す。 K は木構造に含まれる枝の数である。

2.2 木構造構築

まず、入力画像の空洞の塗り潰しを行う。空洞があると、細線化が正しく行えないためである。そのためには、前景と背景を反転してラベリングを行い、最も外側にある連結成分を背景、それ以外を前景とする。

次に、26近傍細線化を行う。これにより、静脈領域の芯線を取得することができる。

木構造の構築は、得られた芯線に含まれる画素の中で最も人体の右側にある画素から開始し、この点を根とし、根を最初の枝の始点とする。始点から芯線上の隣接画素を1画素ずつたどり、分岐点または端点に到達したら、その点を枝の終点とする。

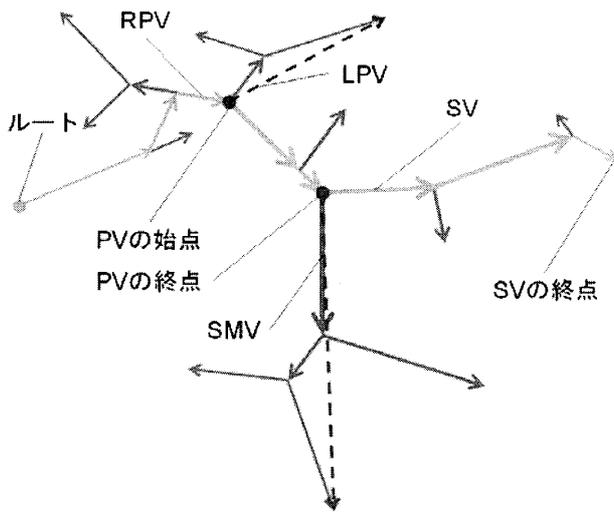


図 2 ルールベースの対応付けで用いられる血管の構造。黄色：門脈候補，赤：推定された上腸間膜静脈，紫：推定された門脈左枝。

終点が分岐点であれば、その点に隣接している全ての未走査画素について同様の処理を行い、取得された枝を子枝とする。以上のような再帰的な処理により、木構造を構築する。

2.3 ルールベースによる血管名対応付け

ルールベースによって対応付けられる血管名 v_1, v_2, \dots, v_{N_1} の血管名対応付けを行う。本手法では門脈のみをルールベースで対応付ける。門脈は脾静脈と上腸間膜静脈が合流し、門脈右枝 (RPV : Right branch of Portal Vein) と門脈左枝 (LPV : Left branch of Portal Vein) へ分岐する。

最初に、門脈の候補となるパスを求める。根は最も人体の右側にある点であるため、通常門脈右枝から分岐する枝の末端である。また、脾臓は人体の左側にあるため、最も左側にある点は脾静脈から分岐する枝の末端であると考えられる。すなわち、根から、人体の最も左側にある点へのパス上に門脈が存在するはずであるから、このパスを門脈候補とする。門脈候補は図 2 において黄色で示されるパスとなる。

次に、上腸間膜静脈と門脈左枝を推定する。まず、門脈候補から分岐する各部分木について、分岐数を求め、分岐数が平均未満の部分木は上腸間膜静脈と門脈左枝の候補から除外する。これらの血管は多数の分岐があるはずだからである。残った候補の中で、分岐点から最も左側にある点へのベクトルの左右方向成分が最大である部分木を門脈左枝 (図 2 の紫の破線の矢印) とし、最も下側にある点へのベクトルの頭尾方向成分が最大である部分木を上腸間膜静脈 (図 2 の赤の破線の矢印) とする。この方法ではそれぞれの血管の末端にある枝を正しく推定できないが、分岐点付近は十分正しく推定することができるため、門脈を対応付けるためには十分である。実際、20 症例を用いた実験において上腸間膜静脈の分岐点は全ての症例で、門脈左枝への分岐点は 19 症例で正しく推定できた。門脈左枝の分岐点 (図 2 の紫の点) から上腸間膜静脈の分岐点 (図 2 の赤の点) へのパス上の枝は門脈に対応付けられる。以上の処理で用いられる血管の構造を図 2 に示す。

2.4 機械学習による血管名対応付け

2.4.1 尤度関数構築

各枝 b_k が血管名 v_i ($i = N_1 + 1, N_2 + 2, \dots, N_1 + N_2 + N_3$) である尤度を算出するために、尤度関数 f_i ($i = 1, 2, \dots, N_1 + N_2$) を構築する。尤度関数 f_i は枝 b_k の特徴ベクトル \mathbf{X}_k を入力とし、その枝が血管名 v_i を持つ枝の子枝である場合に、血管名がクラス $c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,M_i}$ である尤もらしさを組にした M_i 次元ベクトル $\mathbf{Y}_{k,i} = (y_{k,i,1}, y_{k,i,2}, \dots, y_{k,i,M_i})$ を出力する。ただし、 M_i は血管名が v_i である枝の子枝となりうる血管の数である。

特徴ベクトルは以下に示す 24 次元の特徴量からなる。

- 枝の太さの門脈の開始枝の太さとの比 x_1 .
- 親枝の太さと枝の太さの比 x_2 .
- 子枝の太さと枝の太さの比の平均 x_3 , 最大 x_4 , 最小 x_5 .
- 兄弟枝の太さと枝の太さの比の平均 x_6 , 最大 x_7 , 最小 x_8 .
- 枝の長さ x_9 .
- 門脈の始点から枝の始点への距離 x_{10} .
- 枝の終点から子孫枝の末端枝の終点への距離の最大値 x_{11} .
- 兄弟枝の始点からその子孫枝の末端枝の終点への距離の最大値 x_{12} .
- 子孫枝の分岐数 x_{13} .
- 兄弟枝およびその子孫枝の分岐数 x_{14} .
- 枝の湾曲度 x_{15} .
- 枝の始点から終点への単位方向ベクトル (x_{16}, x_{17}, x_{18}) .
- 枝の始点の位置ベクトル (x_{19}, x_{20}, x_{21}) .
- 枝の終点の位置ベクトル (x_{22}, x_{23}, x_{24}) .

ただし、枝の太さは、その枝を構成する画素における距離値の平均とする。各画素における距離値は、静脈領域にユークリッド距離変換を施すことにより求める。これにより、静脈領域の各画素について、背景からのユークリッド距離が得られる。また、位置ベクトルの原点は門脈の始点とする。湾曲度は、枝を構成する各画素から、その枝の始点と終点を結ぶ直線に下した垂線の長さの平均とする。

尤度関数の構築には多クラス AdaBoost [13] の手法を利用する。本来、多クラス AdaBoost は機械学習により識別器を構築する手法の 1 つである。学習段階では、複数の弱識別器が構築され、各クラスに対する理想的な出力系列が記録される。識別段階では、入力された特徴ベクトルに対する出力系列と理想的な出力系列の一致度が最大となるクラスを識別器の出力とする。ただし、本手法では各クラスに関する出力系列の一致度をそのクラスに関する尤度とし、それらを組にしたベクトルを出力する。

2.4.2 尤度算出

各枝 b_k について、各血管に関する尤度の組 $\mathbf{L}_k = (l_{k,1}, l_{k,2}, \dots, l_{k,N_1+N_2+N_3})$ を求める (図 3)。本節の処理は門脈の始点を根とする部分木を対象とする。

ルールベースで血管名 v_i ($i = 1, 2, \dots, N_1$) に対応付けられる枝の血管 v_j に関する尤度は

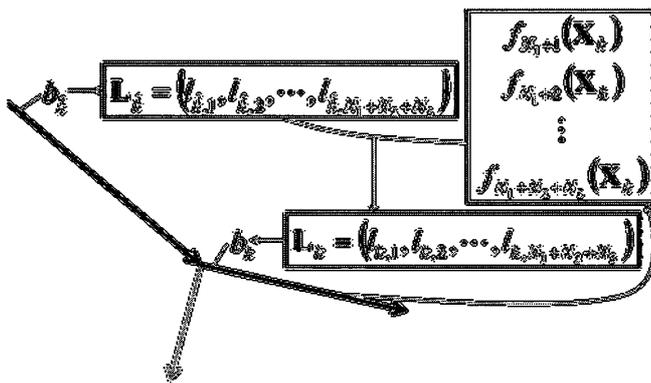


図3 尤度の計算. 枝 b_k の特徴ベクトル \mathbf{X}_k を各尤度関数 f_i に入力し, その出力 $\mathbf{Y}_{k,i}$ から $\mathbf{Z}_{k,i}$ を得る. 親枝 b_k の尤度 $l_{k,i}$ を重みとする重み付き和をとることにより最終的な尤度 \mathbf{L}_k を求める.

$$l_{k,j} = \begin{cases} 1 & (j = i) \\ 0 & (j \neq i) \end{cases} \quad (1)$$

により求められる.

ルールベースで対応付けられなかった枝については以下のようにして求める. まず, b_k の特徴ベクトル \mathbf{X}_k を求め, 尤度関数 f_i ($i = 1, 2, \dots, N_1 + N_2$) を順に適用することにより, それぞれの i に関する尤度の組 $\mathbf{Y}_{k,i}$ ($i = 1, 2, \dots, N_1 + N_2$) を得る. $\mathbf{Y}_{k,i}$ は血管名が v_i である枝の子枝に対応付けられる可能性がある血管名に関する尤度のみを含むから, それを全ての血管名に関する尤度ベクトル $\mathbf{Z}_{k,i}$ に変換する必要がある. 尤度関数 f_i による枝 b_k の尤度の組 $\mathbf{Z}_{k,i} = (z_{k,i,1}, z_{k,i,2}, \dots, z_{k,i,N_1+N_2+N_3})$ は, $c_{i,m} = v_j$ を満たす添え字 m ($m = 1, 2, \dots, M_i$) が存在するならば,

$$z_{k,i,j} = \max \left(\frac{\exp(y_{k,i,m}) - \mu_{k,i}}{\sigma_{k,i}}, 0 \right) \quad (2)$$

により求める. そのような添え字 m が存在しない, すなわち v_j が v_i の子枝ではないとき, $z_{k,i,j} = 0$ である. ただし, $\mu_{k,i}, \sigma_{k,i}^2$ はそれぞれ $\exp(y_{k,i,m})$ ($m = 1, 2, \dots, M_i$) の平均, 分散を表す. また, $c_{i,m}$ ($m = 1, 2, \dots, M_i$) は尤度関数 f_i により尤度が算出されるクラス, すなわち血管 v_i の子枝となりうる枝を表すクラスである.

以上のようにして全ての i に関して $\mathbf{Z}_{k,i}$ を求めたら, $\mathbf{Z}_{k,i}$ の重み付き和として最終的な尤度 \mathbf{L}_k を求める. $\mathbf{Z}_{k,i}$ は親枝 b_k が血管 v_i である場合の子枝の尤度を示すから, b_k の v_i に関する尤度 $l_{k,i}$ をその信頼度として用いることができる. そこで, それを合計が 1 となるように正規化したものを重みとして用いる. また, ルールベースで対応付けられる血管にはなりえないことを考慮すると, $N_1 < j \leq N_1 + N_2 + N_3$ に対する尤度は

$$l_{k,j} = \frac{\sum_{i=1}^{N_1+N_2} l_{k,i} z_{k,i,j}}{\sum_{i=1}^{N_1+N_2} l_{k,i}} \quad (3)$$

となる. ルールベースで対応付けられる $0 < j \leq N_1$ に対して

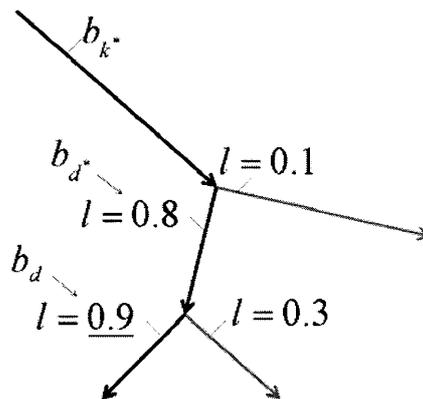


図4 血管名候補を求める処理の例. ある血管に関する尤度 l が上に示すようになっているとする. このとき, b_{k^*} の子孫の枝のうち尤度が最大であるのは $l = 0.9$ の枝であるので, それを b_d とする. b_d の先祖の枝のうち親枝が b_{k^*} である枝を b_{d^*} とし, その枝に血管名候補を追加する. b_{d^*} を次の b_{k^*} として末端に到達するまで同様の処理を繰り返す.

は, $l_{k,j} = 0$ である.

2.4.3 枝名決定

各枝の尤度の組を利用して最終的な枝名を決定する. 枝名は機械学習により対応付けられる $v_{N_1+1}, v_{N_1+2}, \dots, v_{N_1+N_2+N_3}$ の中から選択される. そのために, 各枝 b_k の血管名候補集合 C_k を求める. 全ての C_k はその他で初期化される. まず, 門脈の開始枝を注目枝 b_{k^*} とし, その子孫の添え字の集合を D_{k^*} と書く. $d = \arg \max_{k \in D_{k^*}} l_{k,i}$ とし, b_d 自身またはその先祖の枝のうち親が b_{k^*} である枝を b_{d^*} とし, C_{d^*} に v_i を追加する. 次に, $k^* = d^*$ とし, 末端に到達するまで同様の処理を繰り返す. 以上の処理を全ての血管に対して行ったら, 各 b_k に対して $i^* = \arg \max_{i \in C_i} l_{k,i}$ で定まる v_{i^*} を対応付ける. この処理の例を図4に示す.

3. 実験と結果

3次元腹部CT像20症例に対して領域拡張を行い, 静脈領域を粗抽出し, その結果を手動で修正することによって静脈領域画像を作成した. それらの画像に対して本手法を適用した. CT像の仕様は, 画像サイズ 512×512 [pixels], スライス枚数 $777 \sim 1065$, 画素間隔 $0.594 \sim 0.781$ [mm], 再構成間隔 500 [mm] である. 精度評価は再現率 (Recall rate), 適合率 (Precision rate) および F 値 (F-measure) という3種類の基準により行う. これらは,

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100[\%] \quad (4)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100[\%] \quad (5)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} [\%] \quad (6)$$

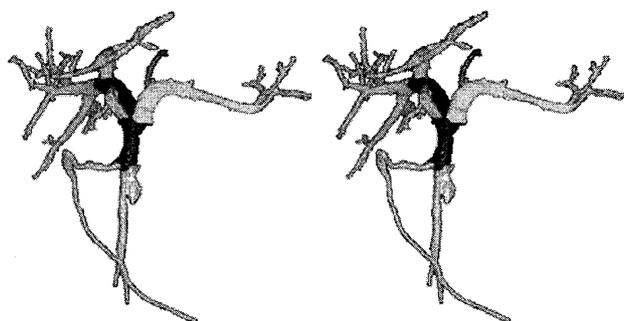
により定義される. ただし, ある血管名 v_i に関する TP とは正しく対応付けられた枝の数, FN とは v_i に対応付けられべきであるが対応付けられなかった枝の数, FP は実際には v_i で

表 1 実験結果から得られたコンフュージョンマトリックス.

結果 \ 正解	PV	SMV	SV	LGV	その他
	PV	SMV	SV	LGV	その他
PV	111	0	0	0	3
SMV	0	95	0	0	19
SV	0	4	181	7	26
LGV	0	0	8	40	4
その他	0	13	18	18	7681

表 2 各血管の対応付け精度.

血管	TP	FN	FP	再現率 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
PV	111	0	3	100.0	97.4	98.7
SMV	95	17	19	84.8	83.3	84.1
SV	181	26	37	87.4	83.0	85.2
LGV	40	25	12	61.5	76.9	68.4
合計	427	68	71	86.3	85.7	86.0



(a) 正解 (b) 対応付け結果

図 5 対応付けに成功した例. 各色はそれぞれ青: 門脈, 赤: 上腸間膜静脈, 黄色: 脾静脈, 緑: 左胃静脈, 灰色: その他の血管を示す.

ないにもかかわらず v_i に対応付けられた枝の数である.

Leave-one-out 法により評価を行ったところ, コンフュージョンマトリックスは表 1 のようになった. また, 血管ごとの対応付け精度は表 2 のようになった. 対応付け結果の例を図 5~7 に示す. 図 5 は対応付けに成功した例である. 正解と対応付け結果を比較すると, 各血管が正しく対応付けられていることが分かる. 図 6 はルールベースでの門脈の対応付けに失敗した例である. 門脈の対応付けが過剰に行われており, それ以外の血管についても誤りがある. 図 7 は機械学習による対応付けに失敗した例である. この例では, 脾静脈が別の枝に対応付けられている. また, 左胃静脈が対応付けられていない.

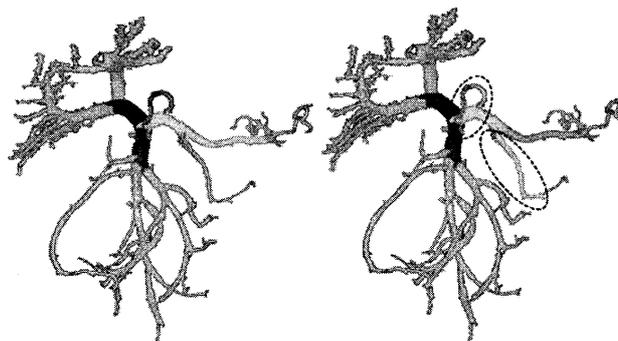
4. 考 察

表 2 を見ると, 全体での再現率, 適合率, F 値はどれも 80% を超えている. 門脈に関してはほとんど誤りは無い. 上腸間膜静脈や脾静脈に関しても, 全ての評価基準において 80% 以上の精度で対応付けが出来ている. しかし, 左胃静脈については, 適合率が 76.9% と他の血管と比べると低く, 再現率に関しては 61.5% にとどまっている. これは, 左胃静脈が他の対応付け対



(a) 正解 (b) 対応付け結果

図 6 ルールベースでの対応付けに失敗した例. 各色はそれぞれ青: 門脈, 赤: 上腸間膜静脈, 黄色: 脾静脈, 緑: 左胃静脈, 灰色: その他の血管を示す. 門脈の対応付けが過剰に行われた箇所を黒い破線で囲んで示す. また, 門脈の対応付けに失敗したことに伴い, 上腸間膜静脈と左胃静脈についても誤った対応付けが行われている.



(a) 正解 (b) 対応付け結果

図 7 機械学習での対応付けに失敗した例. 各色はそれぞれ青: 門脈, 赤: 上腸間膜静脈, 黄色: 脾静脈, 緑: 左胃静脈, 灰色: その他の血管を示す. 誤った対応付けが行われた箇所を黒い破線で囲んで示す. 脾静脈は正解とは別の箇所に対応付けられ, 左胃静脈は全く対応付けられていない.

象血管と比べると細く, 末端まで抽出できていない場合も多いため, その他の枝と区別することが困難であることが原因と考えられる. そのため, あらかじめ明らかに対応付け対象とはならない血管を除外することによりこの問題を解決できると考えられる. 例えば, 長さや分岐数などの特徴量を利用して, 長さがあるしきい値以下であり子枝を持たない枝を除外する. しかし, そのような処理の結果, 左胃静脈を誤って削除してしまう危険もあり, 必ずしも容易ではない.

門脈は通常肝門部で門脈右枝と門脈左枝に分岐し, 門脈右枝はさらに門脈前区域枝 (AS: Anterior Segmental branch of portal vein) と門脈後区域枝 (PS: Posterior Segmental branch of portal vein) に分岐する (図 8(a)). しかし, これとは異なる特殊な分岐パターンが存在し, 門脈後区域枝が門脈から直接分

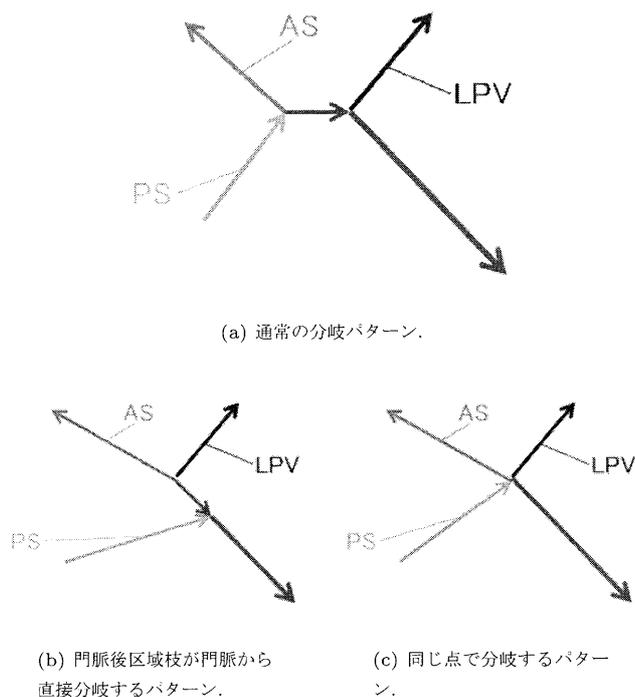


図 8 門脈の肝門部における 3 種類の分岐パターン。

岐するパターン (図 8(b)) が 6%, 門脈前区域枝, 門脈後区域枝, 門脈左枝が同時に分岐するパターン (図 8(c)) が 12% 存在する。実験で使用した 20 症例のうち, 前者の分岐パターンを持つ症例が 1 症例だけ存在し, その症例において門脈の対応付けに失敗した (図 6)。門脈は機械学習による対応付けを行うときに基準となるため, 正確に抽出を行う必要がある。実際, 図 1 の症例では門脈以外の症例についても正しく対応付けられていないが, 門脈の始点の位置が正しくないことが原因の 1 つであると考えられる。そのため, どのような分岐パターンにも対応できる方法を考案する必要がある。

5. むすび

本稿では, 3 次元腹部 CT 像から抽出された静脈領域に対して血管名を自動的に対応付ける手法について述べた。まず, 静脈領域画像を細線化し, 得られた芯線を基に木構造を構築する。次に, 最も特徴的な血管である門脈をルールベースで対応付ける。その後, 多クラス AdaBoost により構築した複数の尤度関数により各枝の尤度を算出し, 子枝の中で最大の尤度を持つ枝を探索することを繰り返すことによって解剖学的名称の対応付けを行う。本手法を 3 次元腹部 CT 像から手動で抽出した静脈領域画像 20 症例に対して適用したところ, 再現率, 適合率および F 値の平均はそれぞれ 86.3%, 85.7%, 86.0% であった。

今後の課題としては, まず, 現在の対応付け対象血管は 4 種類と少ないため, 対象血管を追加する。さらに, 本手法を門脈系以外の管腔臓器, 例えば腹部動脈などに対して適用する。

謝辞

日頃から熱心に御討論頂く名古屋大学森研究室の諸氏に感謝する。本研究の一部は, 文部科学省・日本学術振興会科学研究

費補助金, ならびに栢森情報科学振興財団研究助成金によった。

文 献

- [1] 鳥脇純一郎, “医用画像の診断支援 (CAD) における画像処理技術の展開,” 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, vol.102, no.54, pp.27-34, 2002.
- [2] 佐藤嘉伸, “外科手術支援システム研究の現状と将来展望,” 電子情報通信学会誌, vol.89, no.2, pp.144-150, 2006.
- [3] K. Mori, J. Hasegawa, Y. Suenaga, and J. Toriwaki, “Automated anatomical labeling of the bronchial branch and its application to the virtual bronchoscopy system,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.19, no.2, pp.103-114, 2000.
- [4] J. Tschirren, G. McLennan, K. Pálágyi, E. A. Hoffman and M. Sonka, “Matching and Anatomical Labeling of Human Airway Tree,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.24, no.12, pp.1540-1547, 2005.
- [5] 太田峻輔, 出口大輔, 北坂孝幸, 森健策, 末永康仁, 長谷川好規, 今泉和良, 岩野信吾, 高島博嗣, 森雅樹, 名取博, “気管支鏡ガイドシステムのための自動気管支構造認識手法の開発,” 電子情報通信学会技術研究報告, MI, vol.108, no.385, pp.421-426, 2009.
- [6] 江間慎弥, 北坂孝幸, 森健策, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, 末永康仁, 高島博嗣, 森雅樹, 名取博, “複数モデルの動的選択に基づく気管支枝名自動対応付け手法,” 電気情報通信学会論文誌, D, vol.J91-D, no.7, pp.1851-1861, 2008.
- [7] 山内将史, 内山良一, 小椋潤, 横山龍二郎, 原武史, 安藤弘道, 山川弘保, 岩間亨, 星博昭, 藤田広志, “MRA 画像における脳血管名の自動対応付け手法開発,” 生体医工学, vol.45, no.1, pp.27-35, 2007.
- [8] H. Bogunović, J. M. Pozo, R. Cárdenes, and A. F. Frangi, “Anatomical Labeling of the Anterior Circulation of the Circle of Willis Using Maximum a Posteriori Classification,” MICCAI 2011, Part III, LNCS 6893, pp.330-337, 2011.
- [9] 篠田多郎, 北坂孝幸, 森健策, 末永康仁, 三澤一成, 藤原道隆, “3 次元 CT 像から抽出された腹部動脈に対する血管名自動対応付けに関する研究,” 電子情報通信学会技術報告, PRMU2007-268, pp.145-150, 2008.
- [10] 鈴木裕紀, 岡田俊之, 横田太, 堀雅敏, 富山憲幸, 佐藤嘉伸, “大血管と臓器領域間の最短経路探索に基づく多時相三次元腹部 CT 画像からの血管名自動対応付け,” 電子情報通信学会技術研究報告, MI, vol.111, no.389, pp.401-406, 2012.
- [11] 江種友彦, 小田昌宏, 北坂孝幸, 森健策, 三澤一成, 藤原道隆, “血管情報に基づく腹部動脈への血管名自動対応付け手法,” 日本コンピュータ外科学会誌第 18 回日本コンピュータ外科学会大会特集号, vol.11, no.3, pp.292-293, 2009.
- [12] ブイフイホァン, 小田昌宏, 北坂孝幸, 三澤一成, 藤原道隆, 森健策, “多クラス AdaBoost を用いた 3 次元腹部 CT 像における下腹部血管領域への血管名自動対応付けに関する研究,” 電子情報通信学会技術研究報告, MI, vol.110, no.195, pp.81-86, 2010.
- [13] L. Li, “Multiclass Boosting with Repartitioning,” Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, pp.569-576, 2006.