

多クラス AdaBoost を用いた 3 次元腹部 CT 像における 腹部血管領域への血管名自動命名手法に関する研究： 血管名識別器における検討

ブイフイ ホアン[†] 小田 昌宏[†] 二村 幸孝^{††} 北坂 孝幸^{†††}

三澤 一成^{††††} 藤原 道隆^{†††††} 森 健策^{†††††}

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科

^{††} 名古屋大学情報連携統括本部情報戦略室

^{†††} 愛知工業大学情報科学部情報科学科

^{††††} 愛知県がんセンター

^{†††††} 名古屋大学大学院医学系研究科

あらまし 外科手術における医師の血管構造把握を支援するため、我々は腹部血管を対象とした血管名自動命名法の研究を行ってきた。この手法は、抽出した血管領域から血管木構造を作成し、血管木構造の各血管枝ごとに多クラス AdaBoost を用いた識別器により血管名を命名する。しかし、識別器の誤分類により誤った名前を命名されたり名前なしと命名された血管枝が多数存在した。そこで、新しい特徴量を追加し、更に AdaBoost に用いる識別器学習時の重み調整により、識別器の命名対象血管に対する命名性能を向上させた。提案手法を 3 次元 CT 像 38 症例に適用したところ、血管名命名の平均再現率と平均適合率はそれぞれ 87.6% と 72.5% であった。

キーワード 動脈, CT 像, 血管名命名, 識別器, 多クラス AdaBoost

A study on automated anatomical labeling to abdominal arteries in 3D abdominal CT images by using multil-class AdaBoost : Improvement of classifiers of the artery names

Bui HUY HOANG[†], Masahiro ODA[†], Yukitaka NIMURA^{††}, Takayuki KITASAKA^{†††},
Kazunari MISAWA^{††††}, Michitaka FUJIWARA^{†††††}, and Kensaku MORI^{†††††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

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

^{†††} Faculty of Information Sciences, Aichi Institute of Technology

^{††††} Aichi Cancer Center Hospital

^{†††††} Graduate School of Medicine, Nagoya University

Abstract We have developed an automated anatomical labeling method for the abdominal arteries to support understanding of the structure of the arteries for doctors in abdominal surgeries. This method labels artery names by using classifiers constructed with the multi-class AdaBoost. However, miss-labelings of the classifiers were caused in many cases. In this paper, we present a method to improve artery name labeling performance by adjusting weights of the classifiers of the AdaBoost. We also introduce new future values for the classifiers. We applied the proposed method to 38 cases of 3D contrasted abdominal CT images. The average recall and precision rates of the proposed method were 87.6% and 72.5%, respectively.

Key words arteries, CT image, anatomical labeling, classify, multi-class AdaBoost

1. はじめに

体内の血管の分岐状態は人によって様々であり、その分岐の状態に応じて、外科手術の術中の操作手順などを変更する場合がある。また、術野の血管は通常脂肪組織に覆われており、術中に一見して血管の走行状態を把握するのは容易ではない。外科手術の安全性と精度を高めるためには、手術前に血管の分岐状態や走行位置といった、血管解剖情報を正確に把握しておくことが極めて重要といえる。従来の研究では、腹部血管の詳細な立体構造を、手術支援画像として提示、利用してきた[1]。例えば、外科手術の計画段階において、腹部3次元CT像からの血管領域抽出[2]を用いて血管構造を3次元的に表示することにより、医師が各患者の血管構造を術前に確認することができる。また、実際の手術現場では、仮想的な術や画像を実際の内視鏡の動きに合わせて提示する手術ナビゲーションが行われている。これにより、術中でも医師が手術対象の臓器と関連する血管の対応位置を容易に観察することができる。このような手術支援画像生成の高度化の一つの手法として、コンピュータによる腹部血管名の自動認識により、血管領域上に血管名を重畳表示し、より高度な解剖情報を理解しやすい形で医師に提供することが考えられる。

解剖学的名称自動命名に関する研究として、江種らは組み合わせ尤度を用いて上腹部血管への血管名命名を行っている[3]。しかし、この手法は上腹部血管の命名だけを行なっている。Hoangらは、共通の命名手法で上腹部と下腹部血管領域を対象とする血管名命名手法を提案した[4]。ここでは、3次元CT像から抽出した血管領域から血管木構造を作成し、各血管名の特徴を学習した識別器を用いて血管枝に候補血管名を命名する。候補血管名を得た後、多数決処理により枝の最終的な血管名を決定する。しかし文献[4]では、識別器による誤命名が多数存在した。そこで、識別器に用いる新たな特徴量の追加により血管名命名精度を改善する。また、従来手法[4]に用いた識別器では、識別器の学習において識別誤り数の最小化により訓練を行っていた。しかし、名前なし血管クラスの学習サンプル数が命名対象血管のクラスに比べて非常に多く、命名対象血管の識別誤り数よりも名前なし血管クラスの識別誤り数が重視された識別器学習が行われていた。そこで、AdaBoostを用いた識別器学習において、学習サンプル数に基づくクラスごとの重みづけを行い、学習におけるクラス間の学習サンプル数差異による影響軽減を図った。本稿では、(1) 識別器に用いる新しい特徴量の追加、(2) 識別器の重み調整により血管名命名精度向上を図る。以下、2.で血管名命名手法、3.で実験および結果、4.で考察を述べる。

2. 血管名命名手法

2.1 概要

本研究では、上腹部と下腹部の14の血管を血管名自動命名の対象とする(図1)：(1) 腹部大動脈(Ao)；(2) 腹腔動脈(CA)；(3) 右腎動脈(RRA)；(4) 左腎動脈(LRA)；(5) 総肝動脈(CHA)；(6) 脾動脈(SA)；(7) 上腸間膜動脈(SMA)；

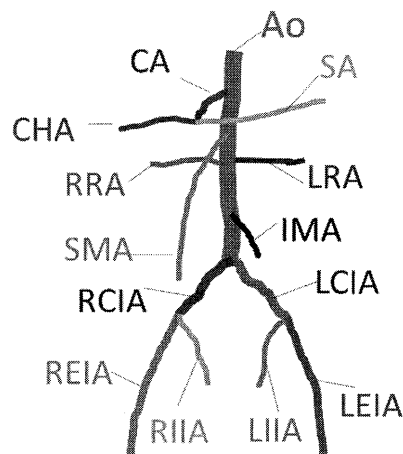


図1 腹部動脈の構造。Ao：腹部大動脈；CA：腹腔動脈；RRA：右腎動脈；LRA：左腎動脈；CHA：総肝動脈；SA：脾動脈；SMA：上腸間膜動脈；IMA：下腸間膜動脈；RIIA：右内腸骨動脈；LIIA：左内腸骨動脈；RCIA：右総腸骨動脈；LCIA：左総腸骨動脈；REIA：右外腸骨動脈；LEIA：左外腸骨動脈。

(8) 下腸間膜動脈(IMA)；(9) 右内腸骨動脈(RIIA)；(10) 左内腸骨動脈(LIIA)；(11) 右総腸骨動脈(RCIA)；(12) 左総腸骨動脈(LCIA)；(13) 右外腸骨動脈(REIA)；(14) 左外腸骨動脈(LEIA)。これ以降血管名は上記の略語を用いて記す。これらの血管の中で、Ao, RCIA, LCIA, REIA, LEIAは血管の太さや分岐情報に基づいたルールベースの手法により高い精度で命名できる。残り9つの血管は、走行方向などのパターンが多様なため、まず、機械学習で血管名候補を求め、次に最適化処理により最終的な血管名を決定する。この9つの血管を次の3つのグループ：(Group 1) {CA, RRA, LRA, SMA, IMA}, (Group 2) {LIIA, RIIA}, (Group 3) {CHA, SA}に分けて、それぞれのグループに対して血管名命名処理を適用する。なお、Group 3の血管はCAから分岐するため、Group 1を命名した後にCAの命名結果を用いて命名処理を行う。本稿では以降、Group 1, Group 2, Group 3の血管名命名に用いる識別器はそれぞれ識別器1, 識別器2, 識別器3とする。次の2.3節で新しい特徴量追加や2.4節で識別器の重み調整について説明する。

2.2 前処理

前処理では従来手法[4]と同様に、血管芯線の木構造化処理を行う。まず、CT像から抽出した血管領域から血管の芯線を抽出する[5]。その後、芯線上のある分岐点から次の分岐点までを1つの枝 b_i とする木構造 $B = \{b_i, i = 1 \dots M\}$ を作成する。なお、 M は血管芯線の枝数であり、 i は、幅優先探索法により木構造を構築するときを得られた枝の番号である。

2.3 特徴量追加

従来手法[4]では、血管枝ごとに特徴量ベクトルを算出し、識別器訓練に用いた。なお、枝 b_i がAoから最初に分岐する画素を δ_i とする。この特徴量ベクトルは、

- 血管枝の平均太さ(1次元)[mm]：血管枝芯線上のすべての画素から血管領域の境界までの最短ユークリッド距離の平均

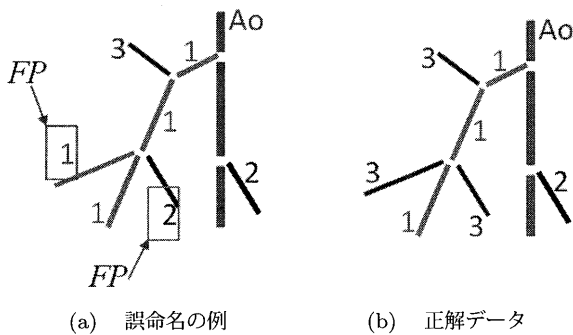


図 2 本稿で新たに導入した特徴量利用による、名前なしの血管に対する誤命名軽減の概念図。(a) 誤命名を含む血管枝。(b) は (a) の正解データ。Ao：腹部大動脈の芯線。図内の数字は各血管枝における識別器の命名結果 (1：SMA, 2：IMA, 3：名前なしの血管)。誤って 1 に命名された枝から Ao までの組み合わせの平均湾曲度が SMA の平均湾曲度より大きいため、(b) のように正しく命名可能。また、誤って 2 に命名された枝から Ao までの芯線の長さが IMA の長さより大きいため、(b) のように正しく命名可能である。

- 血管枝の平均湾曲度 (1 次元)：血管枝芯線上のすべての画素から、開始画素と終端画素を通る直線までの最短ユークリッド距離の平均

- δ_i と Ao 芯線の終端画素間を結ぶ芯線の長さ (1 次元) [mm]

- 血管枝の開始ベクトル (3 次元)：血管枝芯線の開始画素から芯線上をたどって 10 番目の画素までのベクトル

- 血管枝の終端ベクトル (3 次元)：血管枝芯線の終端画素から芯線上をたどって 10 番目の画素から、その終端画素までのベクトル

- 走行単位ベクトル (3 次元)：血管枝芯線の開始画素から終端画素へ向かう単位ベクトル

- δ_i から血管枝芯線の終端画素までのベクトル (3 次元)

- Ao の芯線の終端画素から注目している血管枝の芯線の開始画素までのベクトル (3 次元)

を含む 18 次元ベクトルである。

しかし、従来手法 [4] の結果では、他の血管に誤って命名された血管枝が多少存在した。例えば、名前なしの血管が SMA に誤って命名された枝数が 66 個であった。血管命名精度を向上させるために、本稿では、下記の新しい 2 つの特徴量を追加する。

- δ_i と血管枝芯線の終端画素を結ぶ芯線の長さ (1 次元) [mm]。この特徴量は、形状や方向が同じであるが、Ao までの長さが異なる血管を認識するのに用いる。図 2 を見ると、誤って 2 に命名された枝 (図 2 (a)) から Ao までの芯線の長さが IMA の長さより大きいため、図 2 (b) に示すように正しく命名可能である

- δ_i と血管枝芯線の終端画素を結ぶ芯線の平均湾曲度 (1 次元)：この芯線上に属する全ての画素から、 δ_i と血管枝芯線の終端画素を通る線までのユークリッド距離の平均。この特徴量は 3 つのグループの血管枝を名前なしの血管枝と分類するのに用いる。図 2 に示すように、誤って 1 に命名された枝 (図 2 (a))

から Ao までの組み合わせの平均湾曲度が SMA の平均湾曲度より大きいため、図 2 (b) に示すように正しく命名可能。

木構造上の各血管枝に対して、上記のものを含む 20 次元の特徴量ベクトルを算出し、識別器の学習や識別に用いる。

2.4 識別器の重み調整

2.4.1 識別器の構築

本処理では、識別器を構築するために multi-class AdaBoost [6] を用いる。Multi-class AdaBoost は、2 クラス分類の AdaBoost を K クラス分類ができるように拡張したものである。AdaBoost による弱識別器訓練の基本は、訓練データ上に定義された確率分布 (又は重み) によるサンプリングを用いることである [7]。弱識別器 f_t の訓練におけるこの分布によるサンプル n ($n = 1 \dots N$, N はサンプルの数) 上の重みを $D_t(n, k)$ とする。なお、 K は識別器のクラス数、 T は弱識別器とする。初期化では、サンプル n ($n = 1 \dots N$) のクラスが k である場合 $D_1(n, k) = 0$ 、その他の場合は $D_1(n, k) = 1/(N(K-1))$ と設定される。毎回、弱識別器 f_t を訓練すると、 D_t が更新される。その更新では、弱識別器により誤って予測された学習サンプルの重みを増やし、正しく分類された学習サンプルの重みを減らし、より難しい事例に集中して学習する [7]。

しかし、表 1 に示すように、名前なしのクラスの学習サンプルが命名対象血管のクラスに比べて非常に多い。識別誤り数を最小化するように識別器を構築すると、学習サンプル数の多いクラスの識別誤りが少ない識別器が得られる。しかし、同時に学習サンプル数の少ないクラスの識別誤りが生じやすくなる。本手法では、命名対象血管のクラスの学習サンプル数が少ないため、学習により得られる識別器は、命名対象血管の誤識別を生じやすい。そこで、学習サンプル数に基づいて識別器のクラスごとの重みを変更し、命名対象結果のクラスの識別性能向上を図る。

2.4.2 識別器の重み調整

正しく命名される命名対象血管の枝数を向上するために、学習サンプル $\{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$ (N はサンプル数、各サンプル \mathbf{x}_n のクラスは y_n とする) を基に識別器の初期の重み D_1 を調整する必要がある。具体的には、学習サンプル数が多いクラス k に属するサンプル n の $D_1(n, k)$ を小さく、逆に学習サンプル数が少ないクラス k' に属するサンプル n' の $D_1(n', k')$ を大きく調整する。ここでの調整方法は、アルゴリズム 1 に示すようにクラス K (名前なしのクラス) に属する全てのサンプルの $D_1(n, K) (y_n = K)$ の和を μ ($0 < \mu < 1$) と設定する。一方、各クラス k ($k \neq K$) に属する全てのサンプルの $D_1(n, k) (y_n = k)$ の和を均等化し、つまり $\frac{1-\mu}{K-1}$ と設定する。

Algorithm 1. D_1 の調整

入力: $\{\mathbf{x}_n, y_n\}_{n=1}^N$

1: 初期化 $num[n] = 0$ ($n = 1 \dots N$)

2: for $n = 1$ to N do

3: $num[y_n] += 1$

表 1 3つの識別器における各血管クラスの学習サンプル数。どの識別器も、名前なしの血管クラスの学習サンプル数は他より非常に多い。

(a) 識別器 1					
CA	SMA	RRA	LRA	IMA	名前なし
52	150	32	39	29	1079

(b) 識別器 2			(c) 識別器 3		
RIIA	LIIA	名前なし	CHA	SA	名前なし
39	47	435	28	41	339

```

4: end for
5: for k = 1 to K - 1 do
6:    $\psi[k] = \frac{N}{num[k]} \frac{1-\mu}{K-1}$ 
7: end for
8:  $\psi[K] = 1/\mu$ 
9: for n = 1 to N do
10:  for k = 1 to K do
11:   if  $y_n = k$  then
12:     $D_1(n, k) = \psi[k] \times \frac{1}{N(K-1)}$ 
13:   else  $D_1(n, k) = 0$ 
14:  end for
15: end for
16: return  $D_1$ 
    
```

上記のアルゴリズムにおいて、行 2 と 3 はクラス k に属する学習サンプルの数 $num[k]$ を数える。行 5, 6, 7, 8 は、 D_1 の値を調整するために用いる各クラス k の調整係数 $\psi[k]$ を計算する。なお、 $\psi[k]$ はクラス k に属するサンプル n の $D_1(n, k) (y_n = k)$ の値を調整する係数である。行 9 から行 15 までは、得られた係数 $\psi[k]$ を用いて、 D_1 を計算する。

本稿では、 μ が 0.5 と $\frac{1}{K}$ という 2 つの値で D_1 を調整する。 $\mu = 0.5$ の場合は、名前なしのクラスに属する全てのサンプルの $D_1(n, k) (y_n = K)$ の和を 1/2 にし、他の血管クラスに属する全てのサンプルの $D_1(n, k) (y_n = k, k \neq K)$ の和を $\frac{1}{2(K-1)}$ に設定する。また、 $\mu = \frac{1}{K}$ の場合、血管クラス $k (k \leq K)$ に属する全てのサンプルの $D_1(n, k) (y_n = k, k = 1 \dots K)$ の和を $1/K$ と設定する。

3. 実験および結果

本手法を用いて、3次元腹部 CT 像の 38 症例から抽出した動脈領域データに対して血管名を自動的に命名する実験を行った。入力データの画像サイズは $512 \times 512 \times (481 \sim 1061)$ [pixel]、画素サイズは $(0.625 \sim 0.782) \times (0.625 \sim 0.782) \times 0.500$ [mm] である。血管名命名精度は枝ごとに正解データとの比較を行い、再現率と適合率の 2 つの尺度で評価を行う。ここで、再現率と適合率は

$$\text{再現率 (\%)} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (1)$$

$$\text{適合率 (\%)} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (2)$$

表 5 18次元と 20次元特徴量における 3つのグループの全血管の TP, FN, FP , 平均再現率, 平均適合率。(i): 識別器の重み修正なしの結果; (ii): $\mu = 1/2$ で識別器の重み修正した結果; (iii): $\mu = 1/K$ で識別器の重み修正した結果。

(a) 18次元特徴量ベクトル					
	TP	FN	FP	平均再現率 (%)	平均適合率 (%)
(i)	307	159	165	65.9	65.0
(ii)	340	127	173	72.9	65.0
(iii)	383	83	343	82.2	52.8

(b) 20次元特徴量ベクトル					
	TP	FN	FP	平均再現率 (%)	平均適合率 (%)
(i)	293	173	72	62.8	80.3
(ii)	346	120	313	74.2	80.3
(iii)	393	73	337	85.6	72.1

表 6 20次元特徴量、 $\mu = \frac{1}{K}$ で識別器の重み修正と、多数決処理適用の条件で 3つのグループの全血管における TP, FN, FP .

TP	FN	FP	平均再現率 (%)	平均適合率 (%)
408	58	151	87.6	72.5

と定義する。ただし、あるクラス A の血管枝について、 TP は血管名 A が正しく命名された血管枝の数、 FN はクラス B (A と違うクラス) の血管に誤って命名された血管枝の数、 FP は B の血管に血管名 A が誤って命名された枝の数とする。本手法では、leave one out 法 [8] を用いて血管名命名精度の評価を行う。

表 2 は、識別器の D_1 を調整しない場合に特徴量ベクトルが 18次元と 20次元 (新しく追加した 2 つの特徴量を含む) の場合について求めた命名結果を示す。表 3 は、特徴量ベクトルが 18次元で、かつ、 D_1 を調整した場合 ($\mu = \frac{1}{2}$ と $\mu = \frac{1}{K}$) の命名結果を示し、そして、表 4 は、特徴量ベクトルが 20次元で、かつ、 D_1 を調整した場合 ($\mu = \frac{1}{2}$ と $\mu = \frac{1}{K}$) の命名結果を示す。

3つのグループ血管における TP, FN, FP , 平均再現率, 平均適合率を表 6 に示す。図 3 は血管名を命名した結果を表す。本手法による平均再現率と平均適合率はそれぞれ 87.6% と 72.5% である。

4. 考 察

本手法では、新しい特徴量追加と識別器の重み修正により、腹部血管領域への血管名自動命名精度を改善した。表 2 に示すように、新しい特徴量を追加することにより各血管が他の血管に誤って命名される枝数が減少した。特に、SMA に誤って命名された名前なしの血管の枝数が、66 個から 6 個に大きく減少した。図 4 では、新しい特徴量を用いることによって命名精度が改善された 1 つの例を示す。今後、誤命名の血管の枝数をさらに減少させるために、血管の分岐や形状をより反映できる特徴量の追加が必要である。

表 3, 4 の各識別器の命名結果から見ると、識別器の重み調整により、正しく命名された命名対象血管の枝数が増加した。従来は全てのクラスの重みを等しくしており、識別誤り数を最

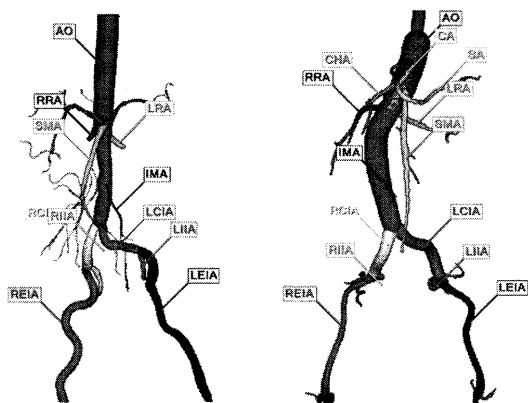


図3 提案手法の命名結果の2つの例。Ao：腹部大動脈；CA：腹腔動脈；RRA：右腎動脈；LRA：左腎動脈；CHA：総肝動脈；SA：脾動脈；SMA：上腸間膜動脈；IMA：下腸間膜動脈；RIIA：右内腸骨動脈；LIIA：左内腸骨動脈；RCIA：右総腸骨動脈；LCIA：左総腸骨動脈；REIA：右外腸骨動脈；LEIA：左外腸骨動脈。

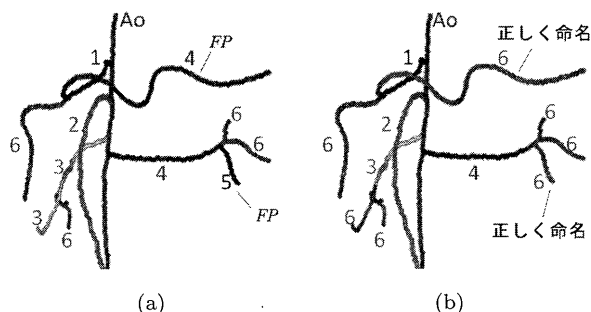


図4 新しい特徴量追加により命名精度が改善された例。(a)：特徴量ベクトルが18次元の場合。(b)：特徴量ベクトルが20次元の場合。Ao：腹部大動脈の芯線。図内の数字は各血管芯線の枝が識別器に付けられた番号(1：CA, 2：SMA, 3：RRA, 4：LRA, 5：IMA, 6：名前なしの血管)。新しい特徴量追加により、18次元特徴量の場合で誤って命名された血管枝(図(a))が、図(b)に示すように正しく命名された。

小とする識別器を構築していたため、学習サンプル数の多いクラスほど識別誤りが少なく、学習サンプル数の少ないクラスは識別誤りが多くなっていた。今回は、学習サンプル数の多いクラスの重みを小さくすることで、識別器学習におけるクラス間の学習サンプル数の差異による影響を軽減した。これにより、名前なし血管クラスに対して学習サンプル数の少ない命名対象血管における命名精度改善が見られた。

また、表3, 4が示すように、 $\mu = \frac{1}{K}$ の場合が $\mu = \frac{1}{2}$ の場合より TP が多いが、 FP も多くなってしまった。これは、名前なしのクラスの重みが命名対象血管クラスの重みより小さくなるからである。つまり、 μ が小さくなると TP が多くなり、同時に FP も多くなる。表5に示すように、特徴量追加と識別器の重み調整による命名結果 (TP, FN, FP) から見ると、従来手法の結果と比べて大きく変わらないが、識別器で命名された結果に、更に多数決処理[4]を適用すると表6に示すように TP が増加し、同時に、 FP が減少した。よって、血管命名精度を向上するために、識別器で TP を改善し、一方 FP は後で

多数決処理などで削減する方法が挙げられる。

5. むすび

本稿では、部血管領域への血管名自動命名精度を向上するために、新しい特徴量追加と識別器の重み調整を行った。これにより、命名対象血管の TP 数が上昇した。 FP も増加したが、識別器で命名した結果に多数決処理を適用すると、 FP を減少させることが可能だった。本手法により平均再現率は 87.6%、平均適合率は 72.5%であった。今後の課題としては、命名精度を向上するために、識別器に用いる新しい特徴量追加や、学習サンプル数の追加が挙げられる。また、識別器の結果である FP を削減するために、多数決処理の改善が必要である。

謝辞 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、ならびに名古屋大学村瀬研究室の出口大輔先生に感謝する。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、愛知県「知の拠点」、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] 鳥協純一郎, "[特別公演] 医用画像の診断支援 (CAD) における画像処理技術の展開," 信学技術 MI2002-21, pp.27-34, 2002
- [2] 二村 幸孝, 北坂 孝幸, 森 健策, "局所濃淡構造解析に基づく線の走行方向を利用した血管領域抽出," 第 28 回日本医用画像工学会大会予稿集, OP2-02, 2009
- [3] 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
- [4] Bui Huy Hoang, 小田昌宏, 北坂孝幸, 三澤一成, 藤原道隆, 森健策, "3次元腹部CT像における多クラスAdaBoostを用いた腹部血管領域への血管名自動命名手法," 第30回日本医用画像工学会大会予稿集, OP1-12, 2011
- [5] 鳥協純一郎: "3次元デジタル画像処理," 昭晃堂, 2002
- [6] Ling Li, "Multiclass Boosting with Repartitioning. ACM International Conference Proceeding Series," Vol.148, pp.569-576, 2006
- [7] Yoav Freund, Robert E. Schapire, "A Short Introduction to Boosting," Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence, Vol.14, No.5, pp.771-780, 1999. (In Japanese, translation by Naoki Abe.)
- [8] Ron Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection" Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vol. 2, No.12, pp. 1137-1143, 1995

表 2 識別器 1,2,3 における命名結果. 各血管種類において, 破線の左は 18 次元特徴量ベクトルの場合, 破線の右は 20 次元特徴量ベクトルの場合である.

(a) 識別器 1

正解 \ テスト	CA		SMA		RRA		LRA		IMA		名前なし	
	18	20	18	20	18	20	18	20	18	20	18	20
CA	37	34	9	7	0	0	0	0	0	0	5	10
SMA	17	10	104	89	0	0	0	0	0	0	28	50
RRA	2	2	0	0	23	20	0	0	0	0	8	11
LRA	0	0	7	5	0	0	20	22	0	0	13	13
IMA	2	1	1	0	1	1	0	0	19	19	10	12
名前なし	10	3	66	6	7	6	8	3	11	4	919	999

(b) 識別器 2

正解 \ テスト	RIIA		LIIA		名前なし	
	18	20	18	20	18	20
RIIA	25	23	1	0	14	17
LIIA	0	0	36	34	12	14
名前なし	3	2	5	6	407	407

(c) 識別器 3

正解 \ テスト	CHA		SA		名前なし	
	18	20	18	20	18	20
CHA	15	19	0	0	15	11
SA	0	0	28	33	14	9
名前なし	6	10	9	6	331	337

表 3 特徴量ベクトルが 18 次元で, かつ, $\mu = \mu_1, \mu_2$ で D_1 を調整した場合の命名結果.

$\mu_1 = \frac{1}{2}, \mu_2 = \frac{1}{K}$ (K は識別器のクラス数) である.

(a) 識別器 1

正解 \ テスト	CA		SMA		RRA		LRA		IMA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	CA	43	46	1	1	0	0	0	0	0	0	7
SMA	20	21	90	115	0	0	1	4	1	0	37	9
RRA	0	0	0	0	32	33	0	0	0	0	1	0
LRA	0	0	6	7	0	0	24	31	0	0	10	2
IMA	2	2	1	1	1	1	0	0	22	26	7	3
名前なし	6	33	20	97	9	29	9	48	20	32	957	782

(b) 識別器 2

正解 \ テスト	RIIA		LIIA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	RIIA	33	36	1	1	6
LIIA	0	0	43	45	5	3
名前なし	14	22	10	14	391	379

(c) 識別器 3

正解 \ テスト	CHA		SA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	CHA	21	15	0	0	9
SA	0	0	32	36	14	6
名前なし	15	14	14	17	317	311

表 4 特徴量ベクトルが 20 次元で, かつ, $\mu = \mu_1, \mu_2$ で D_1 を調整した場合の命名結果.

$\mu_1 = \frac{1}{2}, \mu_2 = \frac{1}{K}$ (K は識別器のクラス数) である.

(a) 識別器 1

正解 \ テスト	CA		SMA		RRA		LRA		IMA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	CA	41	43	2	4	0	1	0	0	0	0	8
SMA	18	17	96	121	0	0	2	2	0	0	33	9
RRA	1	0	0	0	29	32	0	0	0	0	3	1
LRA	0	0	6	7	0	0	28	30	0	0	6	3
IMA	2	2	0	1	1	1	0	1	23	26	7	2
名前なし	10	29	16	80	14	33	13	53	19	36	949	790

(b) 識別器 2

正解 \ テスト	RIIA		LIIA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	RIIA	34	38	1	1	5
LIIA	0	0	40	46	8	2
名前なし	15	14	10	20	390	381

(c) 識別器 3

正解 \ テスト	CHA		SA		名前なし	
	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2	μ_1	μ_2
	CHA	21	20	0	0	9
SA	0	0	34	37	8	5
名前なし	11	17	9	18	326	311