

## ボリュームデータにおける三次元物体の部分認識

長尾英里<sup>†1</sup> 石川由羽<sup>†2</sup> 高田雅美<sup>†3</sup> 城和貴<sup>†4</sup>

本稿では、ボリュームデータにおける3次元物体の部分認識の手法を提案する。病院の診察で利用される検査方法として、MRI(magnetic resonance imaging)やCT(Computed Tomography)で身体の内부를撮影する方法がある。これらはスライス画像群として撮影されている。このスライス画像を3次元構築し、可視化することにより、3次元物体をイメージできる。また、抽出したい部位の選択を自動化することによって、病原の情報を素早く容易に診断に役立てることができるようになる。そのために、提案手法では、スライス画像群からボリュームデータを構築し、構築したボリュームデータから3次元 SIFT 特徴量を抽出する。抽出した特徴量を基に LVQ (Learning Vector Quantization)で識別する。

キーワード：ボリュームデータ, 3次元 SIFT 特徴量, LVQ

### Partial recognition of three-dimensional object In volume data

ERI NAGAO<sup>†1</sup> YU ISHIKAWA<sup>†2</sup>  
MASAMI TAKATA<sup>†3</sup> JOE KAZUKI<sup>†4</sup>

In this paper, we propose a method of partial recognition for three dimensional object in volume data. In hospitals, MRI (magnetic resonance imaging) and CT (Computed Tomography), which take photos as slice images, are often adapted to obtain information in inner of body. By constructing slice images to a three-dimensional object, users understand information of slice images intuitively. By an automatic partial recognition, location of pathology can be clear speedy. In the proposed method, slice images are transformed into volume data and a partial recognition is performed using LVQ (Learning Vector Quantization) with the three-dimensional SIFT features.

#### 1. はじめに

病院の診察で利用される検査方法として、MRI(magnetic resonance imaging)やCT(Computed Tomography)で身体の内부를撮影する方法がある。これらはスライス画像群で撮影される。つまり、2次元画像を用いて検査結果を判断しなければならない。そのため、病変の大きさや構造などの全体像を把握するためには、複数枚の画像が必要になる。また、実際の3次元物体をイメージするためには、専門的な知識や経験が必要となるため、専門的な知識のない患者や経験の浅い医師には困難となり、病変を見落とす可能性がある。そこで、容易に3次元の物体をイメージできるように、スライス画像群を3次元空間に再構築し、可視化すべきである。この際、身体の内画像であるため、複数の物体が重なり合っていることを考慮しなければならない。重なり合った物体を適切な閾値で色分けすることによって、ある物体の後ろにある物体のみを描画することを可能とする手法としてレイキャスティング法[1]がある。レイキャス

ティング法とは、ボリュームレンダリングの一手法であり、視線にあるボクセルの色情報を足し合わせるという処理を、視線上のボクセルがなくなるまで繰り返してピクセル値を求める手法である。ボクセルとは、2次元画像のピクセルを3次元に拡張したものである。ボクセルの色情報として、色味と透明度を与えることができる。この色情報の与え方は、ボクセルの情報によって変えることができる。そのため、認識すべき病変のみを3次元空間に描画することが可能となる。

ボクセルの情報を正確に取得するためには、病変などの精密な情報に関わる必要な部位だけを抽出する技術が必要である。例えば、骨格アトラスを用いた胸部骨格のデータを学習させた情報を与え、胸郭を抽出する技術がある[2]。骨格アトラスは骨格の位置確率をモデルに作成される。また、肺葉間裂を抽出する技術がある[3]。これは、肺葉ごとに分類した血管領域を用いて葉間裂を特定し、探索領域に面強調フィルタを適用して低コントラストで薄い網膜状をもつ葉間裂を抽出する手法である。これらの例は抽出したい部位の領域選択は手動で行われており、自動化されていない。

本稿では、部位の領域選択を自動化するために、提案手法において、3次元物体を認識するために、まずMRIやCTなどで撮影されたスライス画像群からボリュームデータを構築する。ボリュームデータとは、対象物を3次元的に中身のつあったボリュームデータとして捉え、その3次

<sup>†1</sup> 奈良女子大学大学院人間文化研究科情報科学専攻  
Department of Information and Computer Sciences, Graduate School of Humanities and Sciences, Nara Women's University Nara Women's University  
<sup>†2</sup> 奈良女子大学大学院人間文化研究科複合現象科学専攻  
Department of Complex phenomenon Science, Graduate School of Humanities and Sciences, Nara Women's University  
<sup>†3</sup> 奈良女子大学大学院自然科学系情報科学領域  
Information and Computer Sciences, Faculty of natural science, Nara Women's University  
<sup>†4</sup> 奈良女子大学大学院自然科学系情報科学領域  
Information and Computer Sciences, Faculty of natural science, Nara Women's University

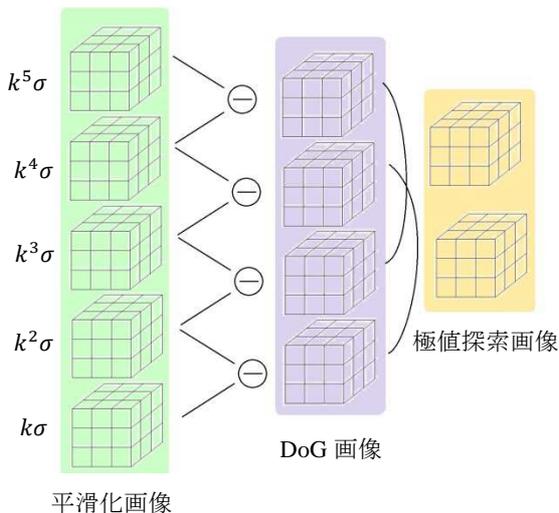


図 1 候補点の検出

元空間内の各点が持つデータのことである。MRI や CT から得られた 2 次元画像群を順に並べ、ボクセルに画素値をそのボクセルが持つデータとして与えることにより、ボリュームデータを作成することができる。構築した 3 次元物体から特徴量を抽出し、抽出した特徴量を学習機に与えることによって、物体の識別を行う。特徴量として、SIFT(Scale Invariant Feature Transform)特徴量[2]を 3 次元に拡張した 3 次元 SIFT 特徴量[4][5]を用いる。SIFT 特徴量は照明変化やスケール変化、回転に不変であるため、3 次元空間における部位領域情報の取得に適している。各部位の形状を教師として与えることが可能であるため、学習機は教師あり学習である LVQ(Learning Vector Quantization)[6]を用いる。また、LVQ は LVQ1 を基に様々な改良手法が提案されているが、本稿では最も簡単な手法である LVQ1[7]を採用する。

2 章では 3 次元 SIFT 特徴量について説明し、3 章ではボリュームデータの分類について説明する。4 章では行った実験について述べ、5 章でまとめる。

## 2. 3 次元 SIFT 特徴量

文献[4]で提案されている 3 次元 SIFT 特徴量について説明する。

3 次元 SIFT 特徴量は、特徴点の検出、特徴量の記述の 2 段階の処理によって得られる。特徴点の検出では、特徴点の候補点を検出し、その候補点を絞り込み特徴点を決定する。特徴量の記述では、各特徴点のオリエンテーションを算出し、そのオリエンテーションを基に特徴量を記述する。

### 2.1 候補点の検出

特徴点の候補点検出には、効率的な極値検出法として

DoG(Difference of Gaussian)を用いる手法が提案されている[8]。DoG 画像はスケールの異なるガウス関数と、入力画像を畳み込んだ平滑化画像の差分から求められる。しかし、スケールが一定の割合で増加し続けると、ガウシアンフィルタのウィンドウサイズが大きくなり、処理できない領域の拡大と、計算コストの増大という問題が発生する。この問題を解決するために、2 次元 SIFT 特徴量では画像のダウンサンプリングにより効率的な平滑化処理を行っている。3 次元 SIFT 特徴量では、この手法を 3 次元に拡張する。

まず、平滑化処理を行い平滑化画像を求める。スケールを  $\sigma$ 、平滑化画像を  $L(x, y, z, \sigma)$  とする。はじめに、図 1 左のように入力画像を初期値  $\sigma_0$  で平滑化し、平滑化画像  $L(\sigma_0)$  を得る。次に  $\sigma_0$  を定数  $k$  で  $k$  倍した  $k\sigma_0$  で平滑化を行い  $L_1(k\sigma_0)$  を得る。この処理を繰り返し、複数の平滑化画像を作成する。ここまでの処理を 1 オクターブとする。複数作られた平滑化画像の中から  $2\sigma_0$  で平滑化された平滑化画像  $L_1(2\sigma_0)$  を  $1/2$  のサイズにダウンサンプリングする。ダウンサンプリングをした画像を入力画像とし、1 オクターブ処理を行う。オクターブ数の最大は 3 である。

次に、図 1 中央のように生成された異なるスケールの平滑化画像 2 枚の差分から DoG 画像を生成する。生成した DoG 画像から極値を検出し、候補点とする。

極値の検出は図 1 右のように DoG 画像 3 枚から検出する。DoG 画像の注目画素とその周りの 26 近傍を比較し、極値であった場合、その画素を候補点とする。この処理をスケールの小さい画像から行い、1 度極値が検出された画素はその後極値が検出されても候補点としない。

### 2.2 候補点の絞り込み

候補点の中にはエッジ上の点や、DoG 値の低い点が混ざっているため、これらの点を削除する。主曲率によりエッジ上の点を削除し、コントラストにより DoG 値の低い点を削除する。

まず、ヘッセ行列  $H$  を計算することにより主曲率を求める。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{xy} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{xz} & D_{yz} & D_{zz} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)の行列内の導関数  $D$  は DoG 値の 2 次微分で得られる。また、ヘッセ行列から求められる 3 つの固有値の比率を  $\alpha, \beta, \gamma$  とし、 $\alpha = r\beta$ 、 $\beta = s\gamma$  とする。 $rs$  は 3 つの固有値のうち、最大の固有値と最小の固有値の比率である。

また、ヘッセ行列の対角成分の和を  $\text{Tr}(H)$ 、行列式を  $\text{Det}(H)$  とすると、式(2)が得られる。

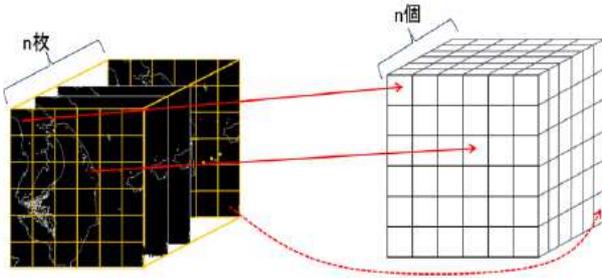


図 2 ボリュームデータの作成

$$\frac{Tr(H)^3}{Det(H)} = \frac{(rs + s + 1)^3}{rs^2} \quad (1)$$

$t = rs$ とおき、閾値とすることで候補点を削除する。

$$\frac{Tr(H)^3}{Det(H)} < \frac{(2t + 1)^3}{t^2} \quad (1)$$

この式(3)を満たさない候補点を削除することにより、エッジ上の点を削除できる。

コントラストによる絞り込みではサブピクセル位置  $\hat{x} = (x, y, z, \sigma)$ での DoG 値を算出し、その DoG 値から候補点の削除の判別を行う。ある点  $x = (x, y, z, \sigma)^T$ での DoG 関数  $D(x)$ をテイラー展開し、 $x$ に関する偏導関数を求め 0 とする。

$$\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} = -\frac{\partial D}{\partial x} \quad (2)$$

$D$  はサブピクセル位置での DoG 出力値である。式(4)を変形すると次式を得る。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \sigma \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial xz} & \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial yz} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xz} & \frac{\partial^2 D}{\partial yz} & \frac{\partial^2 D}{\partial z^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial z\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial z\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial \sigma^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial z} \\ \frac{\partial D}{\partial \sigma} \end{bmatrix} \quad (3)$$

得られた式(5)を解くことによってサブピクセル位置を得られる。サブピクセル位置での DoG 値の式は次の式(6)のように表される。

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (4)$$

式(6)の右边を閾値とし、閾値より DoG 値の絶対値が小さい場合、候補点を削除する。

以上のように候補点を絞り込むことによって特徴点を決定する。

### 2.3 オリエンテーションの算出

検出した特徴点に対してオリエンテーションの算出をする。

まず、特徴点が検出された平滑化画像  $L(x, y, z, \sigma)$ の勾配強度  $m = (x, y, z)$ と勾配方向となる方位角  $\theta(x, y, z)$ 、仰角  $\varphi = (x, y, z)$ を求める。 $\theta$ の範囲は  $-\pi < \theta \leq \pi$ 、 $\varphi$ の範囲は  $-\frac{2}{\pi} < \varphi \leq \frac{2}{\pi}$ である。

$$m(x, y, z) = \sqrt{L_x^2 + L_y^2 + L_z^2} \quad (5)$$

$$\theta(x, y, z) = \tan^{-1} \left( \frac{L_y}{L_x} \right) \quad (6)$$

$$\varphi(x, y, z) = \tan^{-1} \left( \frac{L_z}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \right) \quad (7)$$

式(7)、(8)、(9)の  $L_x$ 、 $L_y$ 、 $L_z$ は次のように表される。

$$L_x = L(x + 1, y, z) - L(x - 1, y, z) \quad (8)$$

$$L_y = L(x, y + 1, z) - L(x, y - 1, z) \quad (9)$$

$$L_z = L(x, y, z + 1) - L(x, y, z - 1) \quad (10)$$

次に勾配強度、方位角、仰角から重み付きヒストグラム  $h$ を作成する。

$$h(\theta, \varphi) = \sum_x \sum_y \sum_z \omega(x, y, z) \cdot \delta[\theta', \theta(x, y, z)] \cdot \delta[\varphi', \varphi(x, y, z)] \quad (11)$$

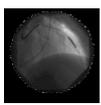
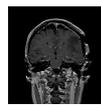
$$\omega(x, y, z) = G(x, y, z, \sigma) \cdot m(x, y, z)$$

$h$ は方位角を8方向、仰角を4方向の計32方向に量子化したヒストグラムである。また、 $\delta$ はクロネッカーのデルタであり、 $G(x, y, z, \sigma)$ はガウス窓、 $\omega$ はガウス窓と勾配強度を掛け合わせたものである。このヒストグラムの最大値から80%以上となる方向を特徴点のオリエンテーションとする。

### 2.4 特徴量の記述

算出したオリエンテーションを基に特徴量を記述する。まず、周辺領域を特徴点を中心に算出したオリエンテーシ

表 1 ポリュームデータから抽出した特徴点の数

					
特徴点の数	5406	2777	70	611	28367

ョンの方向に傾ける。次に傾けた周辺領域を  $4 \times 4 \times 4$  の 64 ブロックに分割し、オリエンテーションの算出のときと同

様の手順でブロックごとに 32 方向のヒストグラムを作成する。この処理を検出した特徴点すべてに行う。1 つの特徴点に対し、 $4 \times 4 \times 4 = 64$  ブロックに各 32 方向のヒストグラムを作成するため、 $64 \times 32 = 2048$  次元の特徴を記述することになる。

### 3. ポリュームデータの分類

提案するボリュームデータにおける 3 次元物体の部分認識について具体的な手順を説明する。

1. スライス画像群からボリュームデータを構築
2. ポリュームデータから 3 次元 SIFT 特徴量を抽出
3. 抽出した特徴点を複数個選出
4. 選出した特徴点の特徴量を要素とし、ベクトルを作成
5. 作成したベクトルを基に LVQ1 で識別

手順 1 では、スライス画像群からボリュームデータを構築する。ボリュームデータは内部の情報も保持しているため、CT や MRI など撮影された 3 次元物体に用いるのに適している。例えば人体のデータを考えたときに、ポリゴンなどの面で構成される 3 次元データは、皮膚の情報を形成するには適しているが、内臓などの内部の情報は 3 次元物体外部から認識することは非常に困難である。一方、ボリュームデータは皮膚のデータのみならず、内臓のデータをそれぞれのボクセルに数値として与えることができる。そのため、内部の必要な部位のみを描画させたい場合、その部位に関する数値を持つボクセルのみに色情報を与えることによって、レイトレーシング法によって認識することができる。また、皮膚表面の透明度を高くすることによって、外部形状を確認しながら内部の情報を視認することも可能である。図 2 は、ボリュームデータを作成するイメージ図である。図 2 左は CT や MRI で得られる画像群を表す。この画像群の各ピクセルの色情報に関する数値を、それに対

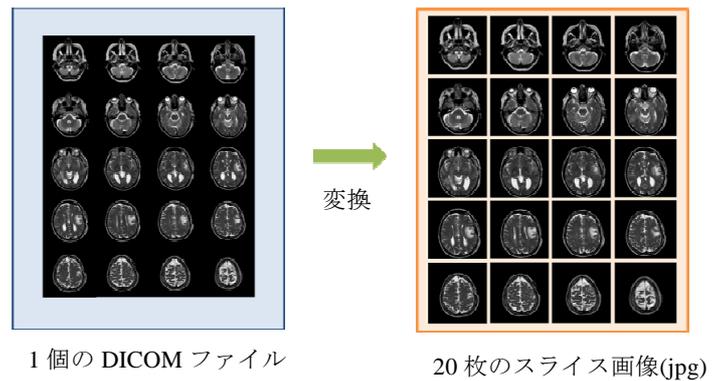


図 3 ファイルの変換

応するボクセルにボリュームデータとして与えることによって 3 次元物体が構築される。

手順 2 では、ボリュームデータから 3 次元 SIFT 特徴量を抽出する。3 次元 SIFT 特徴量は回転やスケール変化に不変であるため、3 次元物体に適している。また、3 次元 SIFT 特徴量は輝度の勾配を利用しているため、色の変化の激しい画素が特徴点として現れる。候補点の検出に、本稿では 2 章で紹介した文献[4]と同様に定数  $k = \sqrt{2}$ 、スケール  $\sigma = 1.1$  を採用し、3 オクターブ処理を行うことによって取得する。候補点の絞り込みに、3 つの固有値のうち、最大の固有値と最小の固有値の比率  $t = 5$ 、コントラストによる絞り込みの閾値に 0.03 を採用している。

3 次元 SIFT 特徴量は特徴点 1 つに対し、2048 次元の特徴量があるためデータ量が膨大になる。表 1 に、CT や MRI から構築されたボリュームデータの特徴点の数を示す。表 1 に示すように、1 つのボリュームデータから抽出できる特徴点の数が大きく違うことがわかる。これはもとのボリュームデータのサイズが違うためである。手順 5 において機械学習を適用する場合、各ベクトルの次元数は等しくなければならない。ゆえに、データ量の削減および機械学習を適用するために、特徴点を複数個選出し、機械学習に与える特徴ベクトルのサイズを等しくする必要がある。そのため、手順 3 では、抽出した特徴点から適切な特徴点を選出し、特徴ベクトルのサイズをそろえる。

手順 4 では、選出した特徴点の 2048 次元の特徴量を要素とし、1 つのボリュームデータにつき 1 つのベクトルを作成する。つまり、1 つのベクトルにつき、2048 個の要素を持つことになる。

手順 5 では、抽出した特徴量を LVQ1 で識別する。3 次元 SIFT 特徴量は、特徴点ごとに 2048 次元の特徴量が記述されている。手順 3 によって機械学習で用いられるデータ量は削減されているが、ボリュームデータの個数が数百個与えられる場合、データ量が膨大になる。そのため、学習アルゴリズムとして、識別時にカーネルなどの非線形関数を用いず、処理が速いことで知られる LVQ を採用する。また、LVQ は様々な改良手法が提案されているが、前述の通

表 2 ポリュームデータのクラス分け

クラス番号	0	1	2	3
データの個数	7 個	6 個	2 個	1 個
クラス番号	4	5	6	7
データの個数	2 個	8 個	1 個	1 個

りデータ量が膨大になることが予想されるため、本稿では最も基本的な手法である LVQ1 で識別を行う。

## 4. 実験

本稿の手法の有用性を確認するために実験を行う。作成したボリュームデータから 3 次元 SIFT 特徴量を抽出し、抽出した特徴量の中から複数個特徴点を選出し、抽出した特徴量を LVQ1 で識別する。

本稿では 3 章の手順 2 で得られる特徴点から 10 個選んで使用する。

### 4.1 実験環境

使用した OS は Ubuntu12.04(64 ビット), CPU は Intel(R) Core(TM) i7-4770 CPU @ 3.50GHz 3.50GHz, メモリは 16.0GB である。

MRI や CT など撮影されたスライス画像群を保存するために幅広く使用されているファイル形式に DICOM(Digital Imaging and COmmunication in Medicine)データ[9]がある。DICOM データとは、米国放射線学会(ACR)と北米電子機器工業会(NEMA)が開発した医用画像のフォーマットである。DICOM データは撮影したスライス画像群を 1 つの DICOM ファイルに保存することができる。また、専用のビューアを使用すると、スライス画像群を可視化することも可能である。この DICOM データを画像編集ソフトである Adobe PhotoShop[10]を使用して jpg 形式の 2 次元画像に変換し、スライス画像群を作成する。図 3 は、1 つの DICOM から 20 枚の jpeg 画像を取得するイメージ図である。このスライス画像群を基にボリュームデータを作成する。

実験では、28 個の DICOM データを用いる[11][12][13][14][15]。これらから作成されたボリュームデータを部位ごとにクラス分けし、1 つの代表ベクトルを選ぶ。表 2 は、各ボリュームデータを、腹部、頭部、顔面、心臓などにクラス分けした結果である。表 2 より、クラス数は 8 である。

表 3 実験結果

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)
正答率	100%	100%	100%	100%

### 4.2 実験方法

実験に用いるボリュームデータのクラス数は 8 である。そこで、以下の組み合わせの実験を行う。

- (i) 残り 20 個を教師ベクトル, 教師ベクトルと同じものをテストデータ
- (ii) 残り 20 個を教師ベクトル, 28 個すべてをテストデータ
- (iii) 各クラスに属する半分のデータを教師ベクトル, 残りのデータをテストデータ
- (iv) 各クラスに属する 2 つのデータを教師ベクトル, 残りのデータをテストデータ

実験(iii)および(iv)では、2 個以下のデータ数しか属さないクラスからは、テストデータを取得しない。各実験は、すべての組み合わせで行う。

実験(i)では、代表ベクトル以外のデータが正しく分類されることを確認する。実験(ii)では、すべてのデータが正しく学習されていることを確認する。実験(iii)および(iv)では、LVQ1 で用いないクラスが未知のテストデータを正しくクラス分けできることを確認する。特に実験(iv)では、教師ベクトルが非常に少ない場合でも、正しく学習することが可能かどうか調べる。

### 4.3 結果と考察

表 3 に、各実験の結果を示す。すべての実験において、正答率が 100%となっている。つまり、使用した腹部、頭部、顔、心臓などの部位のボリュームデータにおいての提案手法が有用であるものと考えられる。ただし、本実験で用いた部位は、腹部、頭部、顔、心臓のみで、クラス数も 8 と少ない。また、テストデータの数も少ない。そのため、クラス数を増やすことによってより多くの部位を対象とし、多くのテストデータでの追試は必要である。実験(iv)において、教師データが非常に少ないにも関わらず、正答率が 100%となっている。これは、身体の部位が非常に類似していることに起因するものと考えられる。

以上より、提案手法は、有効であるものと考えられる。

## 5. まとめ

本稿では、ボリュームデータにおける 3 次元物体の部分認識の手法として、ボリュームデータから 3 次元 SIFT 特徴量を抽出し、抽出した特徴量を基に LVQ で識別する手法を提案した。CT や MRI などの 2 次元画像から病変を認識

するためには、専門的知識が必要である。一方、提案手法を用いる場合、直観的に病変を見出すことが可能となる。また、ボリュームデータを用いているため、身体の内側の必要な部分のみを認識しやすいように描画させることが可能である。3次元 SIFT 特徴量は、形状や光源の影響を受けない特徴を抽出した値である。そのため、異なる人物においても、同じ部位であれば、似通った SIFT 特徴量が得られるものと思われる。ゆえに、ボリュームデータに対して3次元 SIFT 特徴量を取得することは適切である。

この手法の有用性を確かめるために実験を行った教師データが与えるテストデータの正答率への影響を確認するために、様々な組み合わせの実験を行った。その結果、どの組合せにおいても、正答率が 100%であったことから提案手法の有用性が確認できる。

今後の課題としては、各部位のボリュームデータの個数を増やし実験をした場合、結果がどのようになるかを確認する必要がある。また、実験で用いなかった肺、手足、胃などの部位のボリュームデータを使用して実験した場合も結果がどのようになるか確認する必要がある。

## 参考文献

- [1] 額田匡則, 小西将人, 五島正裕, 中島康彦, 富田眞治, “参照の空間局所性を最大化するボリューム・レンダリング・アルゴリズム(キャッシュの効率的利用)”, 情報処理学会論文誌. コンピューティングシステム, 44(SIG\_11(ACS\_3)), 137-146
- [2] 周向榮, 小林晋士, 原武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 桐生拓司, 星博昭, “胸部骨格情報を利用した三次元体幹部マルチスライス CT 画像からの胸郭の抽出”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理 J88-D-II(9)
- [3] 財田伸介, 久保満, 河田佳樹, 仁木登, 大松広伸, 森山紀之, “検診用マルチスライス CT 画像の肺葉間裂抽出アルゴリズム(セグメンテーション)”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理
- [2] D.G.Low ”Distinctive image features from scaleinvariant, International Journal of Computer Vision”, Volume 60, Issue 2, pp91-110
- [4] Allaire, S., Kim, J.J., Breen, S.L., Jaffray, D.A. “Full Orientation Invariance and Improved Feature Selectivity of 3D SIFT with Application to Medical Image Analysis”, Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on
- [5] Paul Scovanner, Saad Ali “A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition”, Proceedings of the 15th international conference on Multimedia, New York, NY, USA, 2007
- [6] T.Kohone, “Self-Organization and Associative Memory”, Springer-Verlag, 1995.
- [7] 佐藤敦, 山田敬嗣, “一般学習ベクトル量子化による文字認識”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRU, パターン認識・理, 95(583), 23-30, 1996
- [8] D. G. Lowe, “Object recognition from local scaleinvariant features”, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1150-1157, 1999.
- [9] A WEB PAGE, DICOM Homepage, available from<<http://dicom.nema.org/>>(accessed 2014-11-11)
- [10] A WEB PAGE, Adobe 社, available from<<http://www.adobe.com/jp/products/photoshop.html>>(accessed 2014-11-11)
- [11] A WEB PAGE, DICOM sample image sets, available from<<http://www.osirix-viewer.com/datasets/>>(accessed 2014-11-11)
- [12] A WEB PAGE, Medical Image Samples, available from<<http://barre.nom.fr/medical/samples/#introduction>>(accessed 2014-11-11)
- [13] A WEB PAGE, Rubo Medical Imaging, available from<<http://www.rubomedical.com/dicomfiles/index.html>>(accessed 2014-11-11)
- [14] A WEB PAGE, DICOM Library, available from<<http://www.dicomlibrary.com/>>(accessed 2014-11-11)
- [15] A WEB PAGE, Assessment of Display Performance for Medical Imaging Systems, available from<[http://deckard.mc.duke.edu/~samei/tg18#\\_DOWNLOAD\\_THE\\_TG18](http://deckard.mc.duke.edu/~samei/tg18#_DOWNLOAD_THE_TG18)>(accessed 2014-11-11)