Institute of Electronics, Information, and Communication Engineers

一般社団法人　電子情報通信学会
THE INSTITUTE OF ELECTRONICS,
INFORMATION AND COMMUNICATION ENGINEERS

信学技報
IEICE Technical Report
MI2012-72(2013-01)

固有空間法を用いた3次元X線CT像の部位推定手法の検討

加賀城　充†　中村　嘉彦††　スマディアント　エカ　プトラ†††　平野　雅嗣†　森　健策††††

† 新居浜工業高等専門学校，愛媛県
†† 名古屋大学大学院情報科学研究科，愛知県
††† Department of Electrical Engineering and Information Technology Gadjah Mada University, Indonesia
†††† 名古屋大学情報連携統括本部，愛知県
E-mail: †mkagajo@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし　本論文では，固有空間法を用いた3次元X線CT像の部位推定手法を提案する．現在，特定の臓器，症例を対象に異なるCAD(Computer Aided Diagnosis)システムの構築が行われているが，その多くは対象の臓器を含む一部の撮影範囲にしか対応していない．しかし，実際に撮影されるCT像の撮影範囲は様々である．そこで，我々は，自動的にCT像の部位を判定し，その推定結果を元に自動的に入力CT像を推定した部位を対象とするCADシステムに適用することを目的として，学習用CT像に主成分分析を適用して固有空間を作り，未知の入力CT像を固有空間上に射影して部位推定を行う手法を開発した．本手法を全身CT像，胸部CT像及び腹部CT像各2例に適用した結果，平均82%の精度で部位の推定が可能であった．

キーワード　主成分分析，固有空間法，部位推定，CT画像

Positional Classification of CT Slice Images Based on Eigenspace Method

Mitsuru KAGAJO†, Yoshihiko NAKAMURA††, Sumadianto EKA PUTRA†††,
Masatsugu HIRANO†, and Kensaku MORI††††

† Niihama National College of Technology, Yagumo-cho 7–1, Niihama, Ehime, Japan
†† Graduate School of Information Science, Nagoya University
††† Department of Electrical Engineering and Information Technology Gadjah Mada University, Indonesia
†††† Information and Communications Headquarters, Nagoya University
E-mail: †mkagajo@mori.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract　High resolution medical imaging modalities, such as MRI, CT and so on, generate more than several hundreds CT images per person. This increase in the amount of image data is an important problem to consider. For that reason, Computer Aided Diagnosis (CAD) systems have been developed. We developed a positional classification method which applies training CT images to PCA, generates eigenspace and projects test CT images on the space. We are able to apply automatically classified results to a corresponding CAD system. The purpose of this research is to develop as automatic positional classification of body parts. In this report, we describe this using an appearance-based classification method. As the results, we could estimate about 82% mean accuracy rate.

Key words　PCA, eigenspace, positional classfication, CT image

1. 緒　　言

現在，CTなどの撮像装置の高度化によってデータ量が増加しており，1患者あたり数百枚以上のCT像が得られるため，診断に時間がかかり，読影医師の負担が増加している．そこで，医師の負担を軽減するためにCAD(Computer Aided Diagnosis：コンピュータ支援診断)システムの開発が行われている．CADとは，CT像などから計算機により定量的に解析された結果を提示するもので，例えば，臓器抽出や病変抽出を行うものがある．しかし，多くのCADシステムは対象の臓器を含む一部の撮影範囲にしか対応しておらず，実際に撮影される様々な撮影範囲のCT像に対しそのまま使用することが困難である．そこで，図1に示すような自動的にCT像の部位を判定し，その推定結果を元に自動的に入力CT像を推定した部位を対象とする

This article is a technical report without peer review, and its polished and/or extended version may be published elsewhere.
Copyright ©2013 by IEICE
IEICE Electronic Library Service

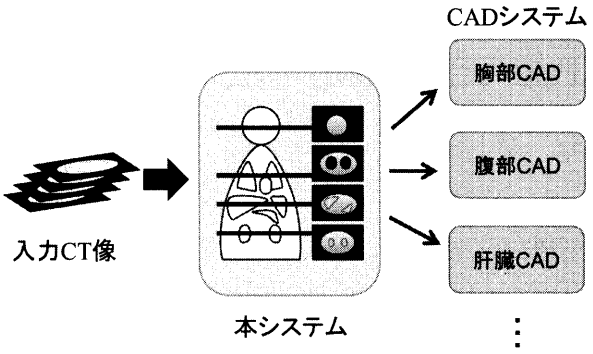


図 1　本システムによる自動 CAD 振り分けシステム

CAD システムに適用するシステムが必要である．これまでに空気・骨領域を閾値処理により抽出し，その形状を用いて部位を推定する手法 [1] や骨などの領域のセグメンテーション結果を用いたルールベースの手法 [5] があるが，推定精度が閾値などのパラメータ設定の影響を大きく受けることが考えられる．それに対して，本研究では，パラメータ設定の必要のない濃度値を特徴量としたアピアランスベース [2] の手法の検討を行った．

2. 手　　法

提案手法は，図 6 に示すように前処理と学習段階，識別段階から構成されている．(i) 各 CT スライス像の前処理，(ii) 主成分分析 (PCA:Principal Component Analysis) を用いた固有空間の構築及び (iii) 入力 CT 像の分類の 3 つのプロセスである．(i) では，各 CT スライス像を人体領域のみにトリミングを行った後，CT スライス像のサイズを均一にする．(ii) では，学習用 CT 像の各スライスについて主成分分析を用い，固有空間の構築を行う．(iii) では，固有空間に入力 CT 像を射影して，学習用 CT 像のどの臓器に近いかを最近傍決定則（NN 法）[3] により決定する．以下各処理について詳細に述べる．

2.1 前 処 理

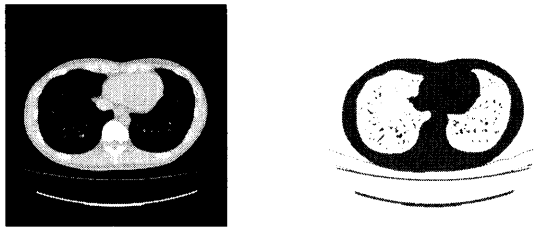
ここでは，各 CT スライス像を人体領域のみにトリミングし，画像サイズを均一にしたものを得るためのプロセスについて述べる．

2.1.1 サンプリング

1 被験者あたりの CT 像は，数百スライス以上と非常に多いが，部位の推定には全スライス像は必要ない．CT スライス像は 10 スライス毎にサンプリングし，以降の処理に用いる．

2.1.2 閾 値 処 理

CT スライス像は人体領域と非人体領域から成り，非人体領域は通常，空気領域と撮影台が含まれる．部位の推定には，人体領域だけが必要なため，非人体領域を除外する必要がある．非人体領域は主に空気領域から成り，空気は特定の CT 値を持つことを利用し，人体と空気領域を閾値処理により区別することができる．閾値処理の出力画像は，空気領域は 1，人体領域は 0 の二値画像とする．その結果例を図 2 に示す．ここで，図 2(a) は閾値処理前の CT 像，(b) は閾値処理後の画像である．



(a) 元 CT 像　　(b) 閾値処理後

図 2　閾 値 処 理

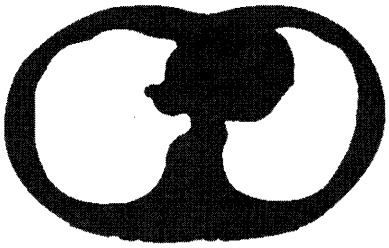


図 3　クロージング処理

2.1.3 クロージング処理

図 2(b) に示すように，閾値処理のみでは，撮影台部分などが人体領域とされてしまうため，これを除去するためにモルフォロジー演算におけるクロージング処理を施す．クロージング処理に用いる構造要素は半径 5 画素の球とする．その結果例を図 3 に示す．

2.1.4 ラベリング

非人体領域は主に空気領域からなるが，人体領域内にも肺，あるいは腸管内腔領域のような空気領域がある．そのため，図 3 のように，人体内部の空気領域が非人体領域とされてしまう．そこで，ラベリング処理によりこれらの空気領域の区別を行う．図 4 に示すように肺部分のラベルと非人体領域のラベルが異なることを利用し，肺部分の空気領域を人体領域に含める．

2.1.5 正　規　化

人体領域のみについて処理を行うため，人体領域のバウンディングボックスを作成し，スライス画像毎にトリミングする．人体領域の大きさがスライス毎に異なるため，トリミングした人体領域の大きさの正規化を行う．今回は各スライス画像を最近隣内挿法を用いて 128×128pixel の画像サイズに変更する．その結果例を図 5 に示す．

2.2 学 習 段 階

主成分分析（PCA;Principal Component Analysis）[4] を用いて固有空間の構築を行う．主成分分析は次元削減，非可逆データ圧縮，特徴抽出，データの可視化などに広く適用される手法である．

まず，学習用画像の画素値を一次元に並べたベクトルを

NII-Electronic Library Service

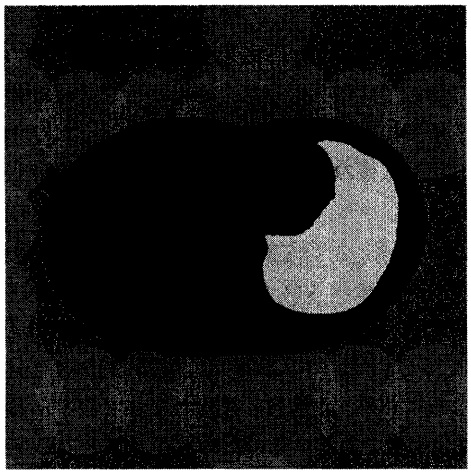


図 4　ラベリング処理

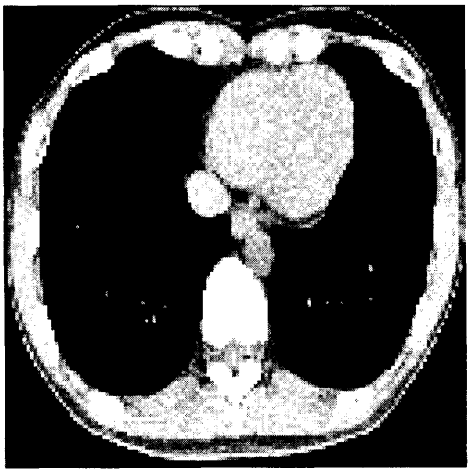


図 5　正規化後のスライス画像例

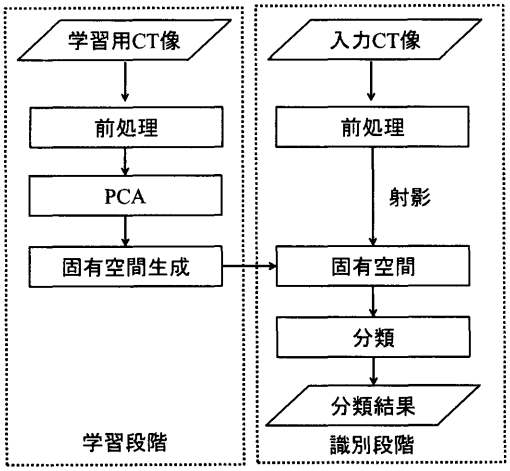


図 6　手法フローチャート

$$\boldsymbol{x}_n = [x_{n1}, x_{n2}, ..., x_{nK}]^T \tag{1}$$

と表す．ここで，n は CT 像のスライス番号を示し，K は，1 つの学習用画像の画素数である．本稿の場合 $K = 128 \times 128$ 次元となる．その平均ベクトル $\boldsymbol{M}$ と共分散行列 $\boldsymbol{S}$ を次式により求める．

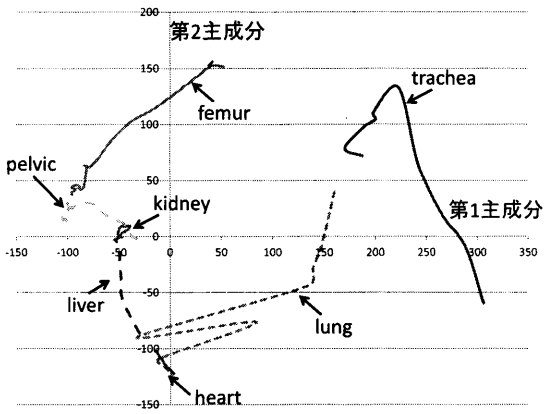


図 7　学習用 CT 像 1 例の固有空間上での分布

$$\boldsymbol{M} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{x}_n \tag{2}$$

$$\boldsymbol{S} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} (\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{M})(\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{M})^T \tag{3}$$

次式により，固有値 λ_j と固有ベクトル $\boldsymbol{u}_j$ を求める．

$$\boldsymbol{S}\boldsymbol{u}_j = \lambda_j \boldsymbol{u}_j \tag{4}$$

固有値 λ_j の大きいほうからそれに対応する固有ベクトル $\boldsymbol{u}_j$ を d 個選び $(\boldsymbol{u}_1, \boldsymbol{u}_2, \cdots, \boldsymbol{u}_d)$ を用いて固有空間を構築する．構築した固有空間上に学習用 CT 像の各スライスを射影し，学習段階を終了する．このときの，学習用 CT 像の固有空間上での分布例を図 7 に示す．グラフの横軸が第一主成分 $\boldsymbol{u}_1$，縦軸が第二主成分 $\boldsymbol{u}_2$ を示す．学習用 CT 像の各スライスの分布を固有ベクトルの上位 2 次元上に示したものであり，部位毎に分布していることがわかる．

2.3　識別段階

識別段階では 2.1 節の前処理を入力 CT 像に適用し，2.2 節の学習段階で生成された固有空間に入力 CT 像を射影する．固有空間上で入力 CT 像の各スライスと，学習用 CT 像の各スライスの距離を算出し，NN 法により最も距離の小さい学習用 CT 像のスライスを決定し，そのスライスの部位を入力 CT 像の各スライスの部位とする．

3.　実験と結果

3.1　実験条件

固有空間の構築方法として (1)1 名の CT 像を用いて 1 つの固有空間を構築，(2)3 名の CT 像を結合して 1 つの固有空間を構築，(3)5 名の CT 像を結合して 1 つの固有空間を構築及び (4)5 名の CT 像を用いてそれぞれの固有空間を構築の 4 種類の方法で比較を行う．このとき，(4) では，それぞれの固有空間を用いた場合の分類結果から多数決処理を行い最終結果を得る．各固有空間の次元数を 5，10，15，20 次元及びスライス数 −1 と変えて実験を行う．実験に用いる固有空間の構築方法などの条件の組み合わせを表 1 に示す．また，学習用 CT 像の仕様を表 2 に示す．入力 CT 像は胸部のみを 2 名，造影剤有（早

NII-Electronic Library Service

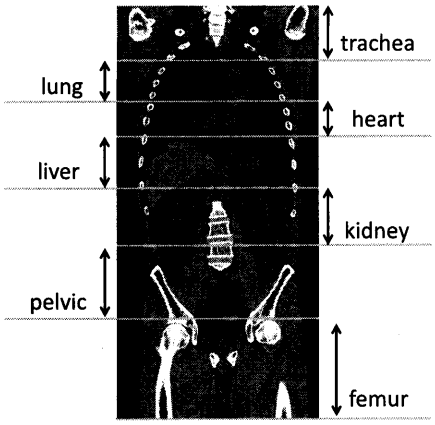


図 8　部位作成例

表 1　固有空間の構築方法

固有空間の構築方法	次元数	スライス数	組合せ
(1)1 名の CT 像		75	5 組
(2)3 名の CT 像を結合	5, 10, 15, 20,	227	1 組
(3)5 名の CT 像を結合	スライス数 − 1	381	1 組
(4)5 名の CT 像を用いて多数決		各 CT 像による	1 組

期相）と無の腹部を 1 名，全身のものを 2 名分用いた．この入力 CT 像の仕様を表 3 に示す．

本稿では，より詳細な部位の推定を行うために，スライス毎の主な臓器をサンプリング後の画像を用いて目視で確認し，そのスライスの部位として使用する．今回使用した部位は，trachea, lung, heart, liver, kidney, pelvic 及び femur の合計 8 種類である．この部位の設定例を図 8 に示す．各矢印の範囲内のスライス画像がその部位に分類される．

3.2 実験結果

分類結果のグラフを図 9〜12 に示す．(1)1 名の学習用 CT 像を使用した結果を図 9，(2)3 名の学習用 CT 像を結合した場合の結果を図 10，(3)5 名の学習用 CT 像を結合した場合の結果を図 11，及び (4)5 名の学習用 CT 像を用いて多数決を行い最終結果を得た場合の結果を図 12 にそれぞれ示す．グラフの横軸は固有空間の次元数，縦軸は正解率を表す．図中の黒の実線と一点鎖線は胸部，二点鎖線と灰色の点線は腹部，灰色の実線と黒の実線は全身の入力 CT 像の結果を示す．

また，分類失敗例を図 13〜15 に示す．図 13 が心臓を肝臓，図 14 が肝臓を腎臓及び図 15 が腎臓と骨盤領域を誤分類した結果である．

4. 考　　察

実験結果より，学習に 3 名の CT 像を用いて結合した場合（図 10）の 20 次元のときの正解率が平均 82%と最も高くなった．学習に 1 名の CT 像を用いた場合（図 9）は，ばらつきが大きくなる傾向があるが，学習に複数の CT 像を用いた場合（図 10，11）は正解率のばらつきが小さくなる傾向がある．そのため，学習用 CT 像は複数の CT 像を用いて作成した方が安定した正解率が得られると考えられる．しかし，図 10 と図 11 を比較すると単純に学習 CT 像に使う人数を増やすだけでは正解率が良くなるとは言い切れないことから，学習画像に用いる CT 画像の組み合わせについて検討する必要がある．

次に，腹部 CT1 と 2 から濃度値の異なる造影有（早期相）と造影無について比較を行った．結果として，どの構築方法においても正解率に大きな差がみられなかった．この理由のひとつとして，正規化後の各腹部 CT 像の濃度値の差が小さいことが考えられる．しかし，図 9 の 15，20 及び 74 次元の場合と図 11 において正解率の差が大きくなっているように見える．これは，サンプリング後のスライス数が原因である．図 9 の場合，入力 CT 像のスライス数と正解数を比較するとそれぞれ 29 スライス中腹部 CT1 は 13 スライス，腹部 CT2 は 16 スライスが正解となっており，正解数の差はわずか 3 枚であるが，1 スライスが 3%相当である．そのため，グラフ上での差が見かけ上大きくなると考えられる．逆に，全身 CT1 と 2 のようにスライス数が多い場合は，図 10，11 及び 12 に示されるように安定した結果が得られている．このことから，腹部や胸部のようにスライス枚数の少ない場合のサンプリングを全身の CT 像と同様に 10 スライス毎にすると，処理後のスライス数が少なくなり，安定した正解率が得られない原因となることが考えられる．そこで，CT 像の合計スライス数を考慮してサンプリングする必要がある．

また，胸部 CT2 を入力 CT 像とした場合にすべての方法で正解率が低くなっている．これは，図 16 中の矢印で示すように，クロージング処理で撮影台を除去しきれず，そのまま大きさを正規化したため，人体領域以外が処理領域に含まれてしまったことで画像の特徴が変化したことが原因である．実際に，人体領域が図 5 よりも小さくなっていることからも正しく特徴が得られていないと考えられる．このことから，正確に人体領域を抽出可能な前処理への改良が必要である．

誤分類の主な理由は，図 13 と図 14 のように臓器が重複している部分が原因である．このような部分は，目視による部位の判断も困難である．図 15 については，ランドマークとなる臓器が存在しないため，分類が困難である．これらの誤分類を削減するために，他の分類が比較的容易なスライスの分類結果から臓器の存在位置を考慮することで，結果を修正する処理を追加する．

5. 結　　言

固有空間法を用いた 3 次元 X 線 CT 像からの部位推定手法の検討を行った．本稿では，より詳細な部位の推定を行うため，人体を大まかな臓器ごとに分け，各スライス画像ごとにそれらの臓器のどの部位が撮影されているかを分類した．また，固有空間の構築方法についても比較を行った．全身 CT 像，胸部 CT 像，腹部 CT 像，各 2 例について分類精度を比較した結果，3 名分の CT 像から 1 つの固有空間を構築する手法が最も良く，その時の全入力 CT 像の分類結果は平均 82%であった．

今後の課題としては，サンプリング後のスライス枚数の違いにより正解率が大きく変動することを防ぐために，サンプリング後のスライス枚数を一定にすることや，図 16 に示すような前処理での非人体領域の削除の失敗を防ぐように改良することなどがある．また，分類を行う際に k-NN 法 [3] を用いること

NII-Electronic Library Service

表 2　学習用 CT 像

学習用 CT 像	スライス数（サンプリング前）	造影剤	撮影範囲	画像サイズ	画素サイズ
学習 CT1	81（801）	なし	全身	512 × 512	0.77 × 0.77 × 1.00
学習 CT2	76（751）	なし	全身	512 × 512	0.756 × 0.756 × 1.00
学習 CT3	70（691）	なし	全身	512 × 512	0.735 × 0.735 × 1.00
学習 CT4	75（743）	なし	全身	512 × 512	0.683 × 0.683 × 1.00
学習 CT5	79（785）	なし	全身	512 × 512	0.741 × 0.741 × 1.00

表 3　入力 CT 像

入力 CT 像	スライス数（サンプリング前）	造影剤	撮影範囲	画像サイズ	画素サイズ
腹部 CT1	28（280）	なし	腹部	512 × 512	0.763 × 0.763 × 1.00
腹部 CT2	29（281）	あり	腹部	512 × 512	0.763 × 0.763 × 1.00
胸部 CT1	32（311）	なし	胸部	512 × 512	0.763 × 0.763 × 1.00
胸部 CT2	27（266）	なし	胸部	512 × 512	0.647 × 0.647 × 1.00
全身 CT1	76（751）	なし	全身	512 × 512	0.835 × 0.835 × 1.00
全身 CT2	74（731）	なし	全身	512 × 512	0.774 × 0.774 × 1.00

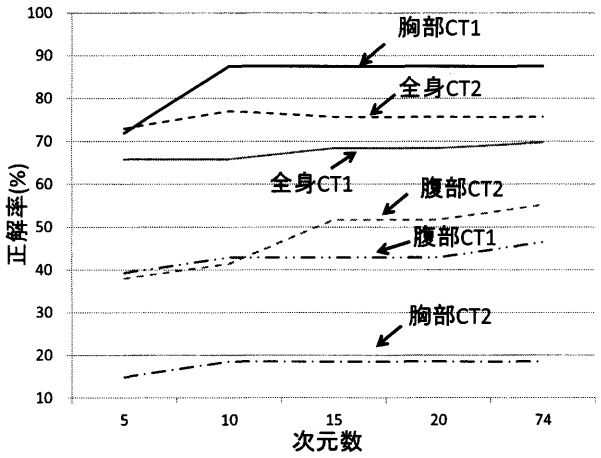


図 9　学習に 1 名の CT 像を用いた場合（5 組中の 1 組）

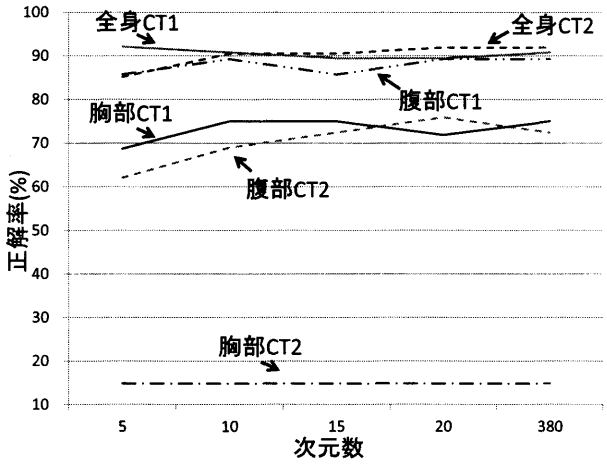


図 11　学習に 5 名の CT 像を結合を用いた場合

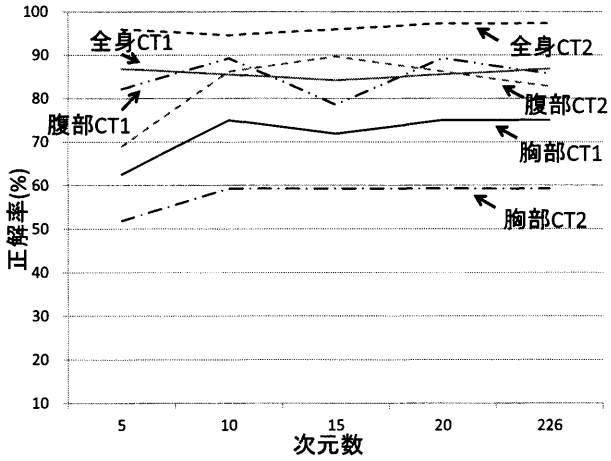


図 10　学習に 3 名の CT 像を結合を用いた場合

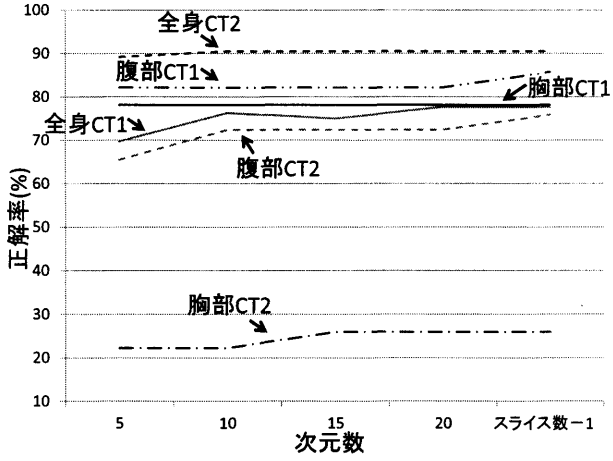


図 12　学習に 5 名の CT 像を用いて多数決を用いた場合

や臓器の存在位置を考慮した部位推定結果の修正処理を追加することなどがある．

謝辞　日頃御討論頂く名古屋大学森研究室諸氏及び新居浜高専平野研究室諸氏に感謝する．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による．

文　献

[1] 鈴木 秀宣，他，マルチスライス CT 画像を用いた部位判別アルゴリズム，Vol.107，No.57，電子情報通信学会技術研究報告，pp.137-140，2007.
[2] 村瀬 洋，古くて新しい画像認識法-固有空間法による画像認識-，情報処理学会，38 巻 1 号 1997 年 1 月，54-60.
[3] 石井 健一郎，他，わかりやすいパターン認識，(1998-8-20)，7-10，オーム社.
[4] 奥富 正敏，他，ディジタル画像処理，(2006-3-1)，224-227，財

NII-Electronic Library Service

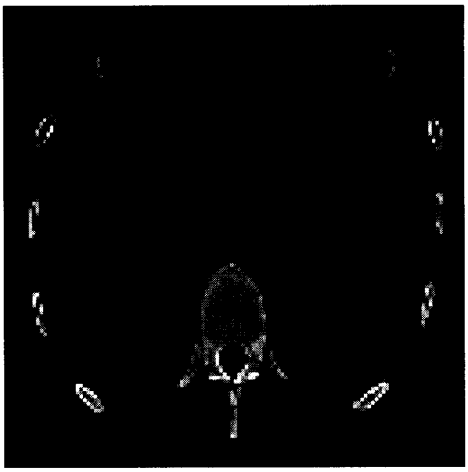


図 13　誤分類例（心臓と肝臓間）

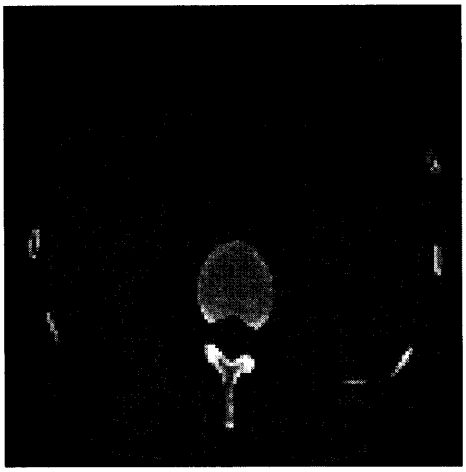


図 14　誤分類例（肝臓と腎臓間）

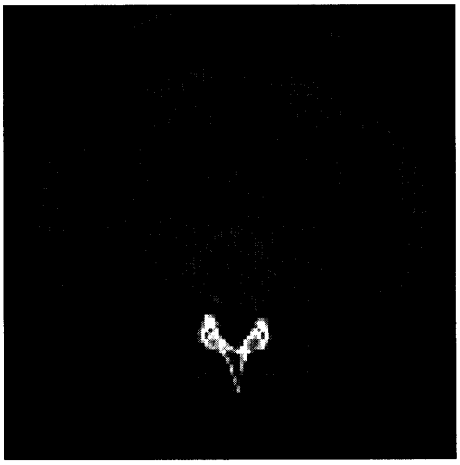


図 15　誤分類例（腎臓と骨盤間）

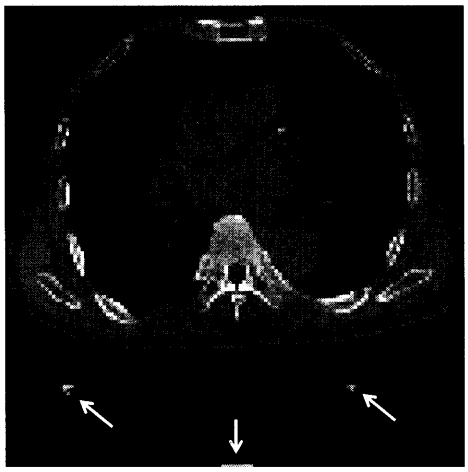


図 16　前処理失敗例

団法人画像情報教育振興協会（CG-ARTS 協会）
[5] H. Suzuki, et al., "An automated distinction of DICOM image for lung cancer CAD system, " Proceedings of SPIE, Vol.7264, pp.72640Z-1–9, 2009.

NII-Electronic Library Service