

[Original article]

(2008年6月30日 Accepted)

## 濃度特徴を用いた

## 胸部 MDCT 像からのスリガラス状陰影の自動抽出

金 亨燮、板井 善則、タン ジュークイ、石川 聖二

九州工業大学

**要約:** 近年医療分野では、CT や MRI などの画像情報を用いた、コンピュータ画像診断に関する研究が盛んに行われている。その中でも、胸部マルチスライス CT 画像からのスリガラス状陰影の抽出は重要であるが、スリガラス状陰影の場合、他の結節影などに比べ、薄い濃度値を示すため、単純な処理では抽出が困難である。本論文では、胸部 CT 画像からの、スリガラス状陰影の抽出を目的とする CAD システムの開発を行う。本稿では、微小なスリガラス状陰影の形状ではなく、主として濃度分布に着目した特徴量を用いる。提案法ではまず、第一段階として原画像より肺野領域を自動抽出する。次に、血管、空気領域を除去し、スライス間相関による、第1次病変部候補領域の抽出を行う。最後に、濃度特徴量を用いた判別分析を行うことにより、最終的な病変部候補領域を得る。提案法を32症例のマルチスライス CT 画像セットに適用し、71.7%の平均識別率を得た。

**キーワード:** スリガラス状陰影、コンピュータ画像診断支援、胸部CT画像、Gabor フィルタ

## Automatic detection of ground glass opacity by use of the density features on multi detector-row CT images

Hyoungseop Kim, Yoshinori Itai, Joo Kooi Tan, Seiji Ishikawa

Kyushu Institute of Technology

**Abstract:** Automatic detection of abnormal shadow area on a multi detector CT image is important task under developing a computer aided diagnosis system. Ground glass opacity is one of the important features in lung cancer diagnosis of computer aided diagnosis. It may be seen as diffuse or more often as patchy in distribution taking sometimes a geographic or mosaic distribution. A large number of diseases can be associated with GGO on CT image. We propose a technique for automatic detection of ground glass opacity from the segmented lung regions by computer based on a set of the thoracic CT images. In this paper, we segment the lung region for extraction of the region of interest employing binarization and labeling process from the inputted each slices images. The region having the largest area is regarded as the tentative lung regions. Furthermore, the ground glass opacity is classified by correlation distribution on the successive slice from the extracted lung region with respect to the thoracic CT images. Experiment is performed employing 32 thoracic CT image sets and 71.7% of recognition rates were achieved. Some experiment results are shown along with discussion.

**Keywords:** Ground Glass Opacity, Computer Aided Diagnosis, Thoracic MDCT Image, Gabor Filter

Hyoungseop KIM

1-1, Sensui, Tobata, Kitakyushu, 804-8550, Japan

Phone: +81-93-884-3185, E-mail: kim@cntl.kyutech.ac.jp

## 1. はじめに

現在の医療現場における、コンピュータ断層法 (Computed Tomography ; CT) や磁気共鳴装置 (Magnetic Resonance ; MR), ポジトロン断層法 (Positron Emission Tomography ; PET) といった、デジタル画像処理技術を用いた画像診断は、疾病の早期発見、早期治療に有効であり、欠かせないものとなっている。これらの装置の中でも、CT による診断は代表的であり、診断の初期に多く用いられている。また、近年の医療機器の高性能化に伴い、高分解能、高精細な撮影が可能となり、微小病変部の発見もできるようになった。その一方で、被験者一人当たりから得られる CT 画像の枚数は大幅に増加し、また、医師の慢性的な不足に伴い、コンピュータによる医療診断支援 (Computer Aided Diagnosis ; CAD) システムの開発に対する、社会的要望が高まっている。

CAD に関する研究分野では、医・工の連携により、共同でシステムの開発・研究が進められている。特に、CT 画像を対象とした研究では、病変部の解析を行うため必要となる、領域のセグメンテーションに関する報告が、多数見られる[1,2]。さらに、病変部などの異常陰影を自動抽出するための報告も多数発表されている[3,4]。特に、胸部 MDCT 画像を対象とした CAD 分野においては、肺野領域内の病変部候補領域の抽出を行うための手法として、結節陰影の抽出法の開発などが既に行われている[5,6]。しかし、肺ガンの早期状態において呈されるスリガラス状陰影(GGO; Ground Glass Opacity)の抽出法に関する報告は少ないのが現状であり、胸部 MDCT 像を対象とした CAD 研究分野では、大きく立ち遅れている。その理由は、スリガラス状陰影の場合、他の結節影などに比べ、薄い濃度値を示すため、単純な処理では抽出が困難であるのが一因である。GGO とは[7,8]、間質性陰影の一つであり、気管支、血管、リンパ管の走行に沿ったスリガラス状の陰影で、しばしばびまん性の広がりを持つ。ウイルス性肺炎、肺繊維症などの間質性肺炎に見られ、特に疾病の初期に対応する。これは、陰影内部に含気があるためである。病変内部に含気が見られるのは、間質性疾患では、胸膜炎で肺胞壁の肥厚があるが肺胞腔内に含気が残る場合や、繊維化が肺胞隔壁に局限する場合、また肺胞性疾患では、不均等な肺胞充填性病変で、一部含気のある肺胞が残り、これが全体として薄い程度を示す場合などである。

そこで本論文では、胸部 CT 画像からの、スリガラス状陰影の抽出を目的とする CAD システムの開発を行う。この分野においては、小結節抽出法を拡張した、第1次病変部候補領域の抽出法が用いられ、そこから、さまざまな特徴量を使用した、第2次病変部候補領域の抽出を行うという処理の流れが一般的となっている。本稿では、微小なスリガラス状陰影の形状ではなく、主として濃度分布に着目した特徴量を用いる。我々のこれまでの研究では、血管領域を病変部領域とした過抽出が多くみられるため、問題であった[9,10]。この課題を解決するため、新たに血管領域の除去処理を加える。さらに、過剰な情報を削減した後に、特徴量を算出することにより、より拾いすぎを低減できる病変部の候補領域の抽出を実現する。これらの病変部抽出・表示法等を改良することにより、診断の効率化が図られ、QOL (Quality of Life) の高いサービスが提供できる。

## 2. 画像処理手法

与えられるマルチスライス CT 画像から、異常陰影を抽出するため、第一段階では、原画像より肺野領域を抽出する。次に、血管、空気領域を除去し、スライス間相関による、第1次病変部候補領域の抽出を行う。さらに、濃度特徴量を用いた判別分析を行うことにより、最終的な病変部候補領域を得る。図1に処理の流れを示す。

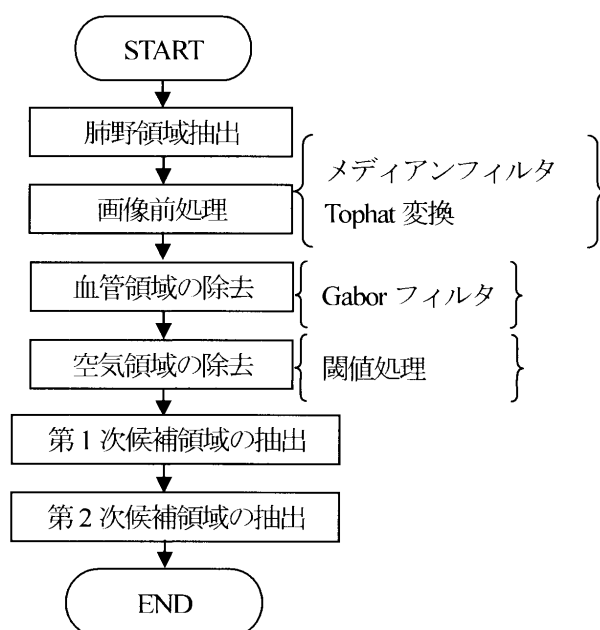


図1 処理の流れ

## 2-1 関心領域の抽出と画像前処理

まず、複数のスライス画像として与えられるマルチスライス CT 画像から、関心領域である肺野領域の抽出を行うため、閾値処理による肺野領域とその他の領域との分離を行う。さらに、前処理として、メディアンフィルタによる雑音除去処理、Tophat 変換によるコントラスト強調処理を施す。Tophat 変換とは、原画像と、原画像にモルフォロジー演算での Opening 処理を施した画像との差分を求める処理である[11]。Tophat 変換を施すことにより、構造要素に比べ、緩やかに変化するようなトレンドが除去される効果が期待できる。Tophat 変換では、 $T(x,y)$ を Tophat 変換後の演算結果とすると、次式で表される。

$$T(x,y)=f(x,y)-(f \circ g)(x,y) \quad (1)$$

ここで、 $f(x,y)$ は原画像、 $g(x,y)$ は構造要素、「 $\circ$ 」は Opening 演算を表す。構造要素の値が 0、定義域が  $3 \times 3$  の大きさを持つ正方形であるとき、Opening 演算の具体的な計算は、次式で表される。

$$(f \circ g)(x,y)=\max\{f^{(1)}(x-1,y-1), f^{(1)}(x,y), f^{(1)}(x+1,y+1)\} \quad (2)$$

ここで、

$$f^{(1)}(x,y)=\min\{f(x-1,y-1), f(x,y), f(x+1,y+1)\} \quad (3)$$

である。

次に、関心領域内の正常構造である、血管や空気領域を除去するため、Gabor フィルタ[12]を用いた血管領域の抽出を施し、Tophat 変換により得られる肺野画像との差分演算を行うことにより、正常構造である血管領域の除去を行う。Gabor フィルタとは、大脳の視覚野の反応特性をよく近似した関数である Gabor 関数を、フィルタカーネルとして使い、局所的な方向成分の抽出を行う。CT 画像では、方向性を持つ血管を除去する働きが期待できる。2次元 Gabor 関数は、

$$G(x,y)=e^{-\left(\frac{x'^2+y'^2}{2\sigma^2}\right)} \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda}\right) \quad (4)$$

で表される。ただし、

$$x'=xcos\theta+ysin\theta,$$

$$y'=-xcos\theta+ycos\theta$$

であり、 $x',y'$ は  $x,y$  座標を  $\theta$  回転させたものである。

また、 $\gamma$ 、 $\sigma$ 、 $\lambda$ はそれぞれ、アスペクト比、ガウス窓幅の半径、波長である。図2に Gabor フィルタの適用例を示す。なお、本稿では、雑音除去後の肺野領域画像に Gabor フィルタを適用し、血管領域抽出画像を

作成する。この画像と肺野領域画像との差分演算を行うことにより、正常構造である血管領域を除去した画像を作成する。さらに、空気領域を除去するため、肺野領域画像の大部分を占める空気領域を、平均 CT 値以下の領域として除去する。

## 2-2 第一次候補領域の抽出

本稿では、病変部候補領域を自動抽出するため、2段階処理による異常陰影の絞り込みを行う。まず、第一次病変部候補領域を抽出するため、スライス間相関を用いたスリガラス状陰影の候補領域の抽出を行う。胸部 CT 画像において血管領域は、スライスごとに位置が変化するが、スリガラス状陰影を含む異常陰影の病変部領域は、数スライス連続してほぼ同じ位置に現れることを利用したものである。

相関係数は、

$$r_{fg} = \frac{\sigma_{fg}}{\sigma_f \sigma_g} \quad (5)$$

で表される。ただし、

$$\sigma_{fg} = \frac{1}{T^2} \sum_{x=0}^T \sum_{y=0}^T (f(x,y) - m_f)(g(x,y) - m_g)$$



図2 Gabor フィルタの適用例

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{x=0}^{T-1} \sum_{y=0}^{T-1} (f(x,y) - m_f)^2}$$

$$\sigma_g = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{x=0}^{T-1} \sum_{y=0}^{T-1} (g(x,y) - m_g)^2}$$

であり,  $f(x,y)$ ,  $g(x,y)$ は対象画像のCT値,  $m_f, m_g$ は, それぞれ $f(x,y)$ ,  $g(x,y)$ のマスクサイズ $T \times T$ における平均値である. なお, 本稿ではマスクサイズ $T$ を実験的に決定している.

### 2-3 第二次候補領域の抽出

次に, 第二次候補領域抽出として, マハラノビス距離を用いた判別分析により, 最終的な病変部候補領域を得る. 特徴量としては, 濃度ヒストグラムの分散, 歪度, 尖度, また, 濃度共起行列, 濃度差分行列をもとにしたテクスチャ特徴を用いる. ただし, それぞれの特徴量を抽出する前に, 動的計画法による多値化[13]を施した画像を用いる. 多値化を行う理由は, CT画像では濃度階調のレンジ幅が, 3000程度と非常に大きいので, 濃度ヒストグラムの分散が大きく, 統計的特徴量を用いる際, 問題となることがある. 一方, 人の目で識別可能な白黒濃淡階調数は, 16~24階調程度であるが, 病変部の認識は可能である. よって, 多値化による濃度階調数の低減を行い, 特徴量の算出を行う.

第 $i$ クラスの画素数 $\omega_i$ と平均濃度値 $M_i$ より, クラス間分散 $\sigma_B^2$ は次式で表される.

$$\sigma_B^2 = \sum_{i=1}^n \frac{\omega_i}{\omega_T} (M_i - M_T)^2 = \sum_{i=1}^n g(t_{i-1}, t_i) \quad (6)$$

ただし,  $\omega_T$ はすべてのクラスの画素数の和である.  $\sigma_B^2$ が最大となる $n-1$ 個の閾値を, 動的計画法により求め $n$ 値化を施す.  $k$ 番目の閾値 $t_k$ が与えられたときの最初の $k$ 個のクラス内分散の最大値を, 次式の漸化式によって逐次計算し, 2次元配列の要素 $G(k, t_k)$ の値として格納する.

$$\begin{aligned} G(1, t_1) &= g(t_0, t_1) & (2 \leq t_1 \leq L - n + 2) \\ G(k, t_k) &= \max_{k \leq t_{k-1} \leq t_k} \{G(k-1, t_{k-1}) + g(t_{k-1}, t_k)\} \end{aligned} \quad (7)$$

ここで,  $G(k, t_k)$ の最大値を与える $t_{k-1}^*$ を同様に, 2次元配列の要素 $n$ の値として格納する. 以上の計算の結果,  $\sigma_B^2$ の最大値は,  $G(n, L+1)$ の値として求められ

る. また,  $\sigma_B^2$ を最大化する最適閾値 $(t_1^*, t_2^*, \dots, t_{n-1}^*)$ は, 次式によって求める.

$$\begin{aligned} t_n^* &= L + 1 \\ t_{k-1}^* &= P(k, t_k^*) \quad (2 \leq k \leq n) \end{aligned} \quad (8)$$

また, 濃度共起行列とは, 濃度 $i$ の点から, ある一定の位置関係,  $\delta=(d, \theta)$ だけ離れた点の濃度が $j$ となる頻度 $P_\delta(i, j)$ ( $i, j=0, 1, 2, \dots, L-1$ )を要素とした行列である. この濃度共起行列を用い, 以下のような特徴量を得ることができる.

エネルギー;

$$E = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \{P_\delta(i, j)\}^2 \quad (9)$$

エントロピー (Spatial Gray Level Dependence Method ; SGLDM) ;

$$H = - \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_\delta(i, j) \log P_\delta(i, j) \quad (10)$$

慣性;

$$I = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-j)^2 P_\delta(i, j) \quad (11)$$

相関;

$$C = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} ij P_\delta(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (12)$$

ただし,  $P_\delta(i, j)$ は確率をあらわすものとし,

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{n-1} \left\{ i \cdot \sum_{j=0}^{n-1} P_\delta(i, j) \right\}, \quad \mu_y = \sum_{j=0}^{n-1} \left\{ j \cdot \sum_{i=0}^{n-1} P_\delta(i, j) \right\}$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{n-1} \left\{ (i - \mu_x)^2 \cdot \sum_{j=0}^{n-1} P_\delta(i, j) \right\}$$

$$\sigma_y^2 = \sum_{j=0}^{n-1} \left\{ (j - \mu_y)^2 \cdot \sum_{i=0}^{n-1} P_\delta(i, j) \right\}$$

である. 濃度差分行列は, 濃度共起行列と同様に, 2点の濃度差が $i$ となる確率 $F_\delta(i)$ を要素とする行列である. この確率より, 以下のような特徴量を得る.

コントラスト;

$$CON = \sum_{i=0}^{n-1} i^2 F_\delta(i) \quad (13)$$

エントロピー (Gray Level Difference Method ; GLDM) ;

$$ENT = \sum_{i=0}^{n-1} F_\delta(i) \log F_\delta(i) \quad (14)$$

2次モーメント;

$$ASM = \sum_{i=0}^{n-1} \{F_{\delta}(i)\}^2 \quad (15)$$

平均;

$$MEAN = \sum_{i=0}^{n-1} iF_{\delta}(i) \quad (16)$$

### 3. 識別法と評価

正常・異常の自動識別を行うため、マハラノビス距離による線形識別を行う。マハラノビス距離  $D(i=1,2,\dots,k)$  は、 $k$  個の群  $w_i$  ごとの特徴量の重心と、判別対象との距離を表している。  $d$  個の特徴を用いることにすると、 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_d)^T$  を特徴ベクトルとし、マハラノビス距離は、次式で表される。ここで、 $i$  は転置を表す。

$$D_i^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i) \quad (17)$$

ただし、 $\mathbf{m}_i$ ,  $\Sigma_i$  は、それぞれ群  $i$  の平均ベクトル、分散共分散行列であり、

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in \chi_i} \mathbf{x}, \quad \Sigma_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in \chi_i} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_i)^T$$

で表される。ここで、 $n_i$  は群  $w_i$  のデータ数、 $\chi_i$  は群  $w_i$  のデータ集合を表す。各群までの  $D_i^2$  を求め、最も小さいものの群が、対象の属する群であると判別する。

本法により得られる識別結果の性能を評価するため、表1に示すROC (Receiver Operating Characteristic) 解析による全体の性能評価を行う。同表における、感度 TP (True Positive fraction), 偽陰性率 FN (False Negative rate), 偽陽性率 FP (False Positive rate) はそれぞれ、次式で表せる。

$$TP = \frac{a}{a+b}$$

$$FN = 1 - TP = \frac{b}{a+b}$$

$$FP = \frac{c}{c+d}$$

表1 ROC 解析

	疾患あり	疾患なし
検査陽性	a	c
検査陰性	b	d

また、本稿では、Leave-one-out 法によるシステム全体の性能評価を行う。Leave-one-out 法とは、いくつものモデルを作成したときに、モデルによる評価の偏りを低減するための解析方法である。全データから1つのデータを除き、残りのデータでモデルを作成し、あらかじめ作成した評価基準により、未知データを評価する方法である。

### 4. 実験結果

提案法をMDCT装置から得られる胸部CT像に適用した。本稿で用いるCT画像は、画像サイズ512×512画素で、全32症例であり、すべての症例において、スリガラス状陰影の存在するスライスを含んでいる。なお、全てのデータセットにおいて、スリガラス状陰影は、医師により病変部の位置が判明したものをを用いており、実験に使用したCT画像のスライス間隔は2ミリである。実験ではまず、2-1における関心領域を設定するため、閾値処理には、CT値-200を閾値とし、閾値以上を示す領域を肺野領域とみなす。また、3×3サイズのメディアンフィルタ、構造要素が33×33サイズのTophat変換を用いている。さらに、2-2で述べた第一次候補領域の抽出のため、連続するCT画像において、同位置の21×21サイズのマスク領域における相関係数  $r_{co}$  が0.5以上である領域を抽出し、中間画像とした。これらの中間画像の論理積を取ることにより、最終的な第1次候補領域抽出結果画像を得ている。

図3に肺野領域の抽出結果および前処理の結果を示す。同図(a)は原画像、(b)は肺野領域の抽出結果、(c)は(b)にTophat変換を施した結果、(d)はGaborフィルタを用いた血管領域の除去を行った結果、(e)は閾値処理による空気領域の除外後の結果をそれぞれ示す。

さらに、提案法により得られる最終的な異常陰影の候補領域の抽出結果を図4に示す。同図で(a)は原画像を、(b)は画像前処理を施した結果をそれぞれ示す。さらに、(c)は連続するスライス間の相関により得られる第1次病変部候補領域の抽出結果を、(d)は最終的に得られる病変部候補領域を、四角の正方形領域として表す。得られた結果画像において、ROC解析による評価を行った。実験では、胸部CT画像、全32症例を  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$  の3つのクラスに分割し、これら3つのクラスにleave-one-out法を適用したところ、表2に示すような、平均識別率を得た。ここで第1行、第1列の認識率は、 $S_1$  を学習データとして用い、残りの  $S_2$ ,  $S_3$  を識

## 濃度特徴を用いた胸部 MDCT 像からのスリガラス状陰影の自動抽出

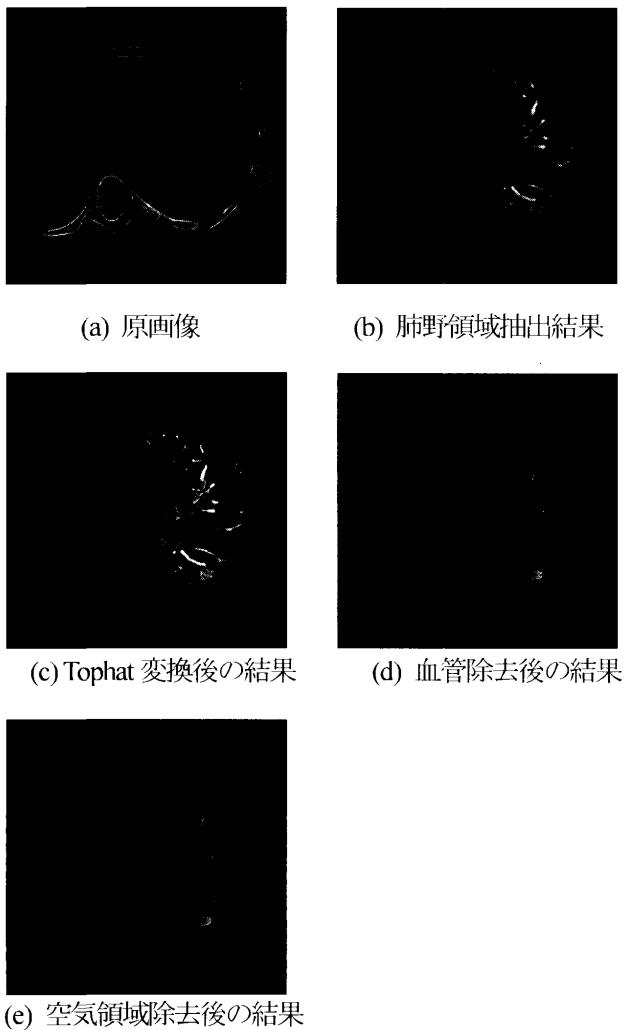


図3 前処理の結果

別に用いた結果である。平均として 71.7% の平均認識率を得た。

## 5. 考察とむすび

濃度特徴を用いた胸部マルチスライス CT 画像からの、スリガラス状陰影の自動抽出法の提案を行い、提案法を、スリガラス状陰影を一ヶ所以上含む、全 32 症例に適用し、leave-one-out 法による提案法の評価を行ったところ、平均感度 (TP) 71.7%、平均偽陽性率 (FN) 51.3% の識別結果を得た。

一部のスライスにおいて見落としや過抽出が発生しているが、見落としの原因として、肺野領域の抽出処理を行う際、病変部が胸壁と接していた場合、肺野として領域抽出が正しく行われていないことが原因の一つとして挙げられる。図 5 に肺野領域の抽出失敗例を示す。同図 (b) に示すように、肺野領域の一部が欠如しており、結果として抽出漏れが生じていると考えられ

る。その解決法としては、関心領域をより正確に抽出するための、動的輪郭モデル [14] を用いた肺野領域の抽出法など、他の領域抽出法の適用が考えられる。また、連続するスライス間における相関画像を作成する際、病変部が出現するスライスと、病変部が見えなくなるスライスにおいて異常陰影の候補領域の抽出に失敗する可能性がある。これは、過抽出が多くなる原因の一つであり、改善が必要である。今後は、より高い認識率を得るため、他の特徴量の導入や識別法の検討も必要である。

表2 識別結果 (%)

	$S_1$	$S_2$	$S_3$	Average
TP	72	76	69	71.7
FN	28	26	31	28.3
FP	48	55	51	51.3

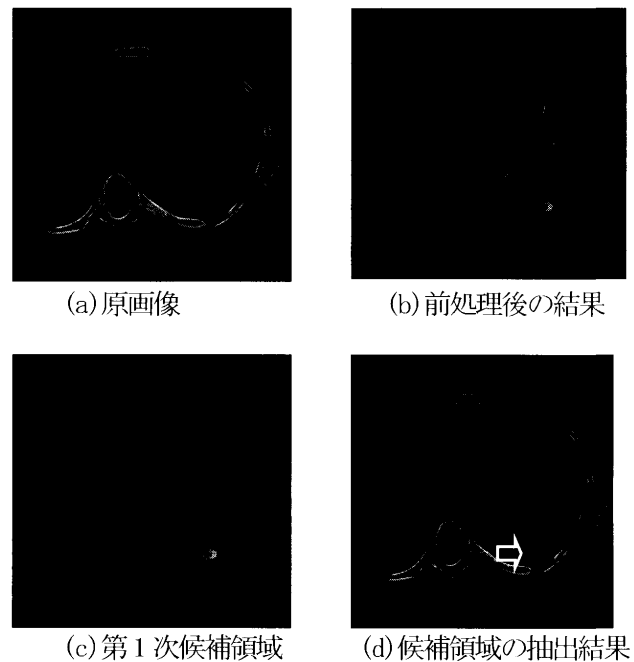


図4 実験結果

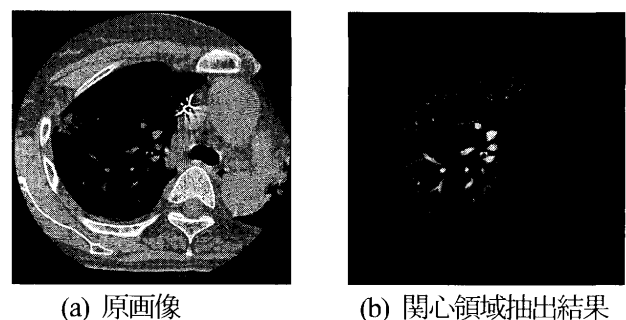


図5 抽出失敗の例

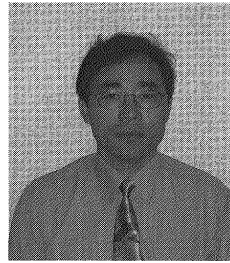
## 謝辞

本研究に至る上で有益な助言を頂いた、九州厚生年金病院の佃正明医師に、感謝致します。本研究の一部は、(財)人工知能研究振興財団の助成によるものである。記して謝意を表する。

## 参考文献

- [1] D.R.Ney, R.A.Drebin, E.K.Fishman *et al* : “Volumetric rendering of computed tomography data : principles and technique”, *IEEE Comput.Graph Appl.*, Vol.10, pp.24-32 (1990).
- [2] M. S. Brown, M. F. McNitt-Gray, N. J. Mankovich *et al.*, “Method for segmenting chest CT image data using an anatomical model: Preliminary results”, *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol.16, No.6, pp.828-839 (1997).
- [3] A.Kano, K.Doi, H.MacMahon *et al* : “Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change”, *Med. Phys.*, Vol.21, pp.453-461 (1994).
- [4] S. Katsuragawa, K. Doi, H. MacMahon: “Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography: Detection and characterization of interstitial lung disease in digital chest radiographs”, *Med. Phys.*, vol.15, 311-319 (1988).
- [5] 中村, 魚住, 高橋 他 : “びまん性肺疾患の経時的増悪の検出における経時的サブトラクション法の有用性”, *臨放*, Vol.45, No.1, pp.135-141 (2000).
- [6] 宮下, 平野, 目加田, 村瀬 : “胸部 X 線 CT 像における小結節像からの炎症性小結節の自動認識の一手法”, *Med. Img. Tech.*, Vol.23, No.3, pp.161-171 (2005).
- [7] 酒井 : “すぐ身につく胸部 CT”, 秀潤社, pp.78-82 (2002).
- [8] 松原, 田中, 桑原他 : “胸部 CT の異常陰影—立体解剖による CT アトラス”, 金芳堂 (1995).
- [9] 金, 前門, 石川, 佃 : “胸部 CT 像からの肺野領域とスリガラス状陰影の自動抽出”, *バイオメディカル・ファジー・システム学会誌*, Vol.6, No.1, pp.50-56(2004).
- [10] 金, 前門, タン, 石川, 佃 : “胸部 CT 像からのスライス間相関を用いたスリガラス状陰影の自動抽出”, *画像電子学会*, 第 35 巻, 第 2 号, pp.110-116(2006).
- [11] 小畑 : “モルフロジー”, コロナ社(1996).
- [12] A.K.Jain, N.K.Ratha and S.Lakshmanan: “Object Detection Using Gabor Filters”, *Pattern Recognition*, Vol.30, No.2, pp.295-309(1997).

- [13] 田村 : “コンピュータ画像処理”, オーム社出版局(2002).
- [14] M.Kass, A.Witkin, D.Terzopoulos : “Active Contour models”, *Int. Comput. Vision*, Vol.1, pp.321-331 (1987).



金 亨燮 (きむ ひよんそぶ)

1994年九州工業大学工学部卒。1996年同大学大学院工学研究科博士前期課程修了。1997年より九州工業大学工学部助手(機械知能工学科)。03年同大学講師、05年より同大学工学部准教授。医用画像処理、パターン認識に関する研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、IEEE、日本医用画像工学会、バイオメディカル・ファジー・システム学会、医用画像情報学会の各会員