

Radial Structure Tensor および機械学習に基づく縦隔リンパ節検出手法

小田 紘久[†] 羅 雄彪^{††} 二村 幸孝^{††} 小田 昌宏[†] 北坂 孝幸^{†††} 岩野 信吾^{*}
本間 裕敏^{**} 高島 博嗣^{***} 森 雅樹^{**} 名取 博^{****} 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

^{††} 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

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

^{*} 名古屋大学大学院医学系研究科 〒466-0065 愛知県名古屋市昭和区鶴舞町 65

^{**} 札幌厚生病院 〒060-0033 北海道札幌市中央区北 3 条東 8

^{***} 札幌南三条病院 〒060-0063 北海道札幌市中央区南 3 条西 6

^{****} 恵和会西岡病院 〒062-0034 北海道札幌市豊平区西岡 4 条 4-1-52

あらまし 本稿では、胸部 CT 像から縦隔リンパ節を自動検出する手法を提案する。縦隔リンパ節は CT 像において、周囲より高い CT 値をもつ塊状の組織として観察されるが、他の組織に隣接しているリンパ節や、リンパ節と同様に周囲より高い CT 値をもつ組織が多数存在する。このため提案手法では、入力 CT 像に対し、周辺組織の影響を受けにくい Radial Structure Tensor による塊状構造強調フィルタ (R-BSE) を適用し、各リンパ節候補領域を得る。さらに、サポートベクタマシンにより各候補領域がリンパ節であるか否かを判定する。判定に用いる特徴量として、候補領域の形状、位置および CT 値の情報を用いる。動脈相胸部 CT 像 46 例に対する縦隔リンパ節検出実験の結果、短径 5.0 [mm] 以上のリンパ節を 85.6 % 検出するとき、FP (False Positive) 領域数は 1 症例あたり 14.9 個であった。また、短径 10.0 [mm] 以上のリンパ節を 88.5 % 検出するとき、FP 領域数は 1 症例あたり 14.8 個であった。

キーワード CAD, 肺がん, サポートベクタマシン

Mediastinal Lymph Node Detection Method Based on Radial Structure Tensor and Machine Learning

Hirohisa ODA[†], Xiongbiao LUO^{††}, Yukitaka NIMURA^{††}, Masahiro ODA[†],
Takayuki KITASAKA^{†††}, Shingo IWANO^{*}, Hirotoishi HONMA^{**}, Hirotsugu TAKABATAKE^{****},
Masaki MORI^{**}, Hiroshi NATORI^{****}, and Kensaku MORI^{††,†}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

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

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

^{*} Graduate School of Medicine, Nagoya University

^{**} Sapporo-Kosei General Hospital

^{***} Sapporo Minami-sanjo Hospital

^{****} Keiwakai Nishioka Hospital

Abstract In this paper, we present a method for detecting mediastinal lymph nodes from 3D chest CT volumes. Mediastinal lymph nodes are observed as blob structures which have higher CT values than the surrounding regions. However, there are lymph nodes adhering other tissue and tissue which have as high CT value as lymph nodes. In the proposed method, a blobness structure enhancement filter based on Radial Structure Tensor (R-BSE) is utilized to obtain candidate regions because the R-BSE is robust for influence of neighboring tissues. The candidate regions are classified into lymph nodes and others by the support vector machine. Shape, location, and CT value of candidate regions are used as feature values. We applied the proposed method to 46 cases of arterial phase 3D CT volumes. The method detected 85.6 % of lymph nodes whose minor axis is no less than 5.0 [mm] with 14.9 FP(False Positive)s per patient. The method also detected 88.5 % of lymph nodes whose minor axis is no less than 10.0 [mm] with 14.8 FPs per patient.

Key words CAD, Lung Cancer, Support Vector Machine

1. まえがき

肺がんによる死亡は、世界における男性のがん死亡数の第1位である [1]。肺がんの的確な治療のためには、がんの進行度を正確に把握しなければならない。リンパ節転移の有無は肺がんの予後・治療方針に関係する。特に縦隔リンパ節転移の有無は手術の適応判断に関係するため、術前診断が重要である。放射線科医は胸部 CT 上で腫大リンパ節を視覚的に評価し、転移リンパ節であるか否かを診断している。

CT 像からの腫大リンパ節探索の際、リンパ節には輪郭の不明瞭なものや、周辺の物体と接続して見えるものなどが存在し、リンパ節を見落とすことが懸念される。そのため、計算機により CT 像を解析し、縦隔リンパ節を自動検出する手法が複数提案されている [2-5]。自動検出したリンパ節を医師に提示することで注意を促し、見落としを防止することが期待される。

2. 関連研究

CT 像上で縦隔リンパ節は、中心付近において高い CT 値をもつ塊状の領域として観察される。このため、ハッセ行列による塊状構造強調フィルタ (H-BSE) [6] により検出を行う手法が提案されている。しかし、周辺より高い CT 値をもつ物体として血管や食道なども縦隔領域に存在する。H-BSE は血管や食道などの一部にも反応することがあり、これにより多数の FP (False Positive) 領域が発生する。

このため従来手法 [4] は、H-BSE [7] によりリンパ節の候補領域を抽出した上で、機械学習による FP 領域削減を試みた。H-BSE の出力は一般に、リンパ節のような塊状組織の中心付近に極大点をもつため、極大点を始点とする領域拡張を行い、リンパ節候補領域を抽出する。さらに、各候補領域がリンパ節であるか否かを、候補領域およびその周辺の CT 値に基づき判定する。しかし、領域拡張が良好に行われず、FN (False Negative) 領域が多数存在した。

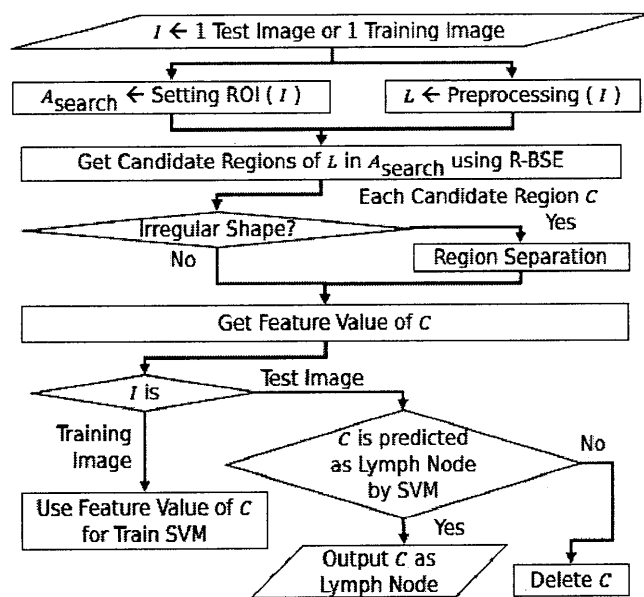


図1 処理の流れ

Algorithm 1 Extract Mediastinal Area A_{media}

```

for z = 0 to max(z) do
  for y = 0 to max(y) do
    a1 = 0
    for x = 0 to max(x) - 1 do
      if  $A_{lung}(x, y, z) = 1 \cap A_{lung}(x + 1, y, z) = 0$  then
        a1 ← a1 + 1
      end if
    end for
    if  $a1 \geq 2$  then
      a2 = 0
      for x = 0 to max(x) - 1 do
        if  $1 \leq a2 < a1 \cap A_{lung}(x + 1, y, z) = 0$  then
           $A_{media}(x, y, z) \leftarrow 1$ 
        end if
        if  $A_{lung}(x, y, z) = 1 \cap A_{lung}(x + 1, y, z) = 0$  then
          a2 ← a2 + 1
        end if
      end for
    end if
  end for
end for
  
```

そこで、リンパ節候補領域の抽出に Radial Structure Tensor に基づく塊状構造強調フィルタ (R-BSE) [8] を用いる手法が提案されている [5]。R-BSE は H-BSE に比べて周辺組織の影響を受けにくく、しきい値処理によりリンパ節候補領域を良好に抽出可能である。従来手法 [4] の検出漏れの主な原因であった領域拡張処理を不要とすることで、検出率を向上させている。得られた各候補領域がリンパ節であるか否かを領域周辺の CT 値に基づき判定するが、リンパ節に類似する CT 値分布をもつ FP 領域が残存する場合があった。

そこで本研究では、CT 値だけでなく、候補領域の形状や位置に基づく特徴量を追加して FP のさらなる削減を行う。たとえば従来手法で心臓付近に発生した FP 領域は、位置に基づく情報により削減できると考えられる。また従来手法では、明らかにリンパ節と異なる形状をもつ FP 領域も多数発生していたが、これらは形状に基づく情報により削減できると考えられる。

3. 手法

3.1 概要

入力 CT 像に対するリンパ節検出手法を述べる。前処理を施した入力 CT 像に対し、リンパ節の探索範囲を設定する。探索範囲内において Radial Structure Tensor に基づく塊状構造強調フィルタ [8] を適用し、その出力に対するしきい値処理によりリンパ節候補領域を抽出する。さらに各候補領域の形状や位置、CT 値に基づき、その候補領域がリンパ節であるか否かを判定する。処理の流れを図 1 に示す。

以下、入力画像からリンパ節を抽出するため、1 個の位置基準画像と m 個の学習用画像を用いる。学習画像にはリンパ節領域が手入力されている。3 次元画像において右左方向を x 軸方向、腹背方向を y 軸方向、頭尾方向を z 軸方向で表すものとする。入力画像 I の点 $\mathbf{x} = (x, y, z)$ における入力画像の CT

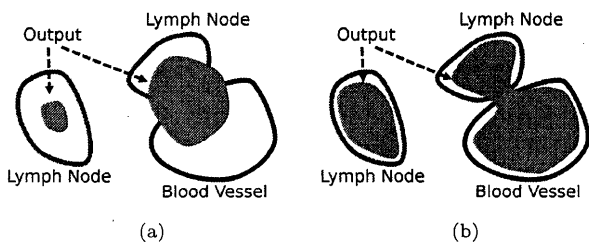


図 2 H-BSE と R-BSE 出力形状の概念図. 単独で存在するリンパ節および、血管に隣接するリンパ節を示す. (a) H-BSE の出力. リンパ節が単独で存在するときは、中心付近に高い出力値が現れる. 複数の塊状組織が隣接すると、高い出力値が両者の中間付近に現れる. (b) R-BSE の出力. リンパ節が単独で存在するときは、辺縁付近まで形状が良好に抽出される. リンパ節が血管に隣接するときもリンパ節領域全体が抽出されるが、血管に発生した出力と接続することがある.

値を $I(x) = I(x, y, z)$ とする. さらに位置基準画像を J とする. 位置基準画像は、非剛体レジストレーションにより、さまざまな入力画像における組織の位置の違いを吸収するための CT 像である. 胸壁領域の抽出や、候補領域の位置特徴量の算出のために用いられる. なお、位置基準画像の胸壁領域（皮膚から胸膜までの領域）を手入力したラベル画像を J_{wall} とする. 以下、提案手法を詳述する.

3.2 リンパ節探索範囲設定

本手法では縦隔におけるリンパ節検出を行う. このためリンパ節の探索範囲の設定を行う. まず入力画像に肺野領域抽出手法 [9] を適用する. 得られた肺野領域を A_{lung} とする. 左右の肺野領域に挟まれた領域 A_{media} を求めるため、Algorithm 1 を実行する. Algorithm 1 は、肺野領域 A_{lung} 全体を x 軸に沿って走査し、1 回の走査につき肺野領域に 2 回以上接触した場合、それらに挟まれる領域のみを 1, 他を 0 とすることで、縦隔領域 A_{media} を抽出するものである.

得られた縦隔領域 A_{media} には、脊椎や胸壁領域の一部が含まれており、探索範囲から除外する必要がある. そのため、位置基準画像 J を学習画像 I に非剛体レジストレーション [10] し、位置基準画像の胸壁画像 J_{wall} を同一の変形場により変形することで得られる入力画像の胸壁領域を A_{wall} とする.

以上で得られた縦隔領域 A_{media} および胸壁領域 A_{wall} を用いて、探索範囲 A_{search} は

$$A_{search} = A_{media} - A_{wall} \quad (1)$$

により求める.

3.3 候補領域抽出

3.3.1 前処理

R-BSE は、探索範囲の一部における急激な CT 値の変動により、たとえその周辺領域が塊状構造を呈していたとしても、出力が低下する傾向がある. このため、入力画像 I に対し以下の前処理を行い、造影領域や空気領域など、リンパ節に比べて CT 値が大幅に高いか低い領域の値を選択的に平滑化する必要がある.

まず、 I にマスクサイズ $r_{med} \times r_{med} \times r_{med}$ 画素のメジアンフィルタを施した結果を I' とする. ここで $I'(x) \geq t_{high1}$ を

満たす領域を 1, それ以外を 0 とするラベル画像 H を得る. H は造影領域だけでなく、一部のリンパ節の中心付近においても 1 となる. このため H に、半径 r_{pre} [mm] の球を構造要素とする Opening 処理を施すことでリンパ節に相当する領域を削除し、造影領域のみを 1 としたラベル画像を H' とする.

次に、 $H'(x) = 1$ または $I'(x) < t_{low}$ を満たす領域では i_{out} , それ以外では $I'(x)$ の値をもつ画像を I'' とする. さらに、 I'' に対し、

- $H'(x) = 1$ を満たす領域とのユークリッド距離が l_{pre1} 以下
- $H'(x) = 1$ を満たす領域とのユークリッド距離が l_{pre2} 以下かつ $I''(x) \geq t_{high2}$

の各領域において、標準偏差 r_{gauss} [mm] のガウス平滑化を施した画像を、前処理後画像 L とする.

3.3.2 R-BSE 適用

R-BSE によるリンパ節候補領域の抽出を行う. ここでは、入力画像に前処理を施した結果である L のうち $A_{search}(x) > 0$ を満たす領域に対して R-BSE を適用する. R-BSE は、塊状構造の内部に存在する領域において高い値を出力するフィルタである. 図 2 に示すように、出力に対するしきい値処理の結果は、H-BSE に比べてリンパ節の形状を良好に抽出できる. Radial

表 1 候補領域 C_t の特徴量. p は Dilation 処理における構造要素の番号を表し、 $1 \leq p \leq P$ である.

種類	記号	内容
形状	v_1	C_t の体積 [mm ³]
	v_2	C_t の表面積 [mm ²]
	v_3	$R(v_1, v_2)$
	v_4	$R(C_t$ の内接球の体積 [mm ³], v_2)
	v_5	$R(C_t$ の外接球の体積 [mm ³], v_2)
	v_6	C_t の長径 [mm]
	v_7	C_t の短径 [mm]
	v_8	重心点における C_t の横断面積 [mm ²]
	v_9	重心点における C_t の矢状断面積 [mm ²]
	v_{10}	重心点における C_t の冠状断面積 [mm ²]
	v_{11}	体積 v_1 の球の半径 [mm]
	v_{12}	C_t 内の任意の 2 画素間の最大距離 [mm]
位置	v_{13}	x 座標の最小値
	v_{14}	y 座標の最小値
	v_{15}	$E(C_t)$ の z 座標の最小値
	v_{16}	外接直方体の x 座標の最大値
	v_{17}	y 座標の最大値
	v_{18}	z 座標の最大値
	v_{19}	$E(C_t)$ の重心の x 座標
	v_{20}	$E(C_t)$ の重心の y 座標
	v_{21}	$E(C_t)$ の重心の z 座標
CT 値	$v_{22+8(p-1)}$	I の CT 値の平均値
	$v_{23+8(p-1)}$	I の CT 値の分散値
	$v_{25+8(p-1)}$	I の CT 値の中央値
	$v_{26+8(p-1)}$	I の CT 値の最大値
	$v_{27+8(p-1)}$	I の CT 値の最小値
	$v_{28+8(p-1)}$	I の CT 値の尖度
	$v_{29+8(p-1)}$	I の CT 値の歪度

Structure Tensor $\mathbf{T}(\mathbf{x})$ は注目点 \mathbf{x} において,

$$\mathbf{T}(\mathbf{x}) = \sum_i \sum_j \alpha(\mathbf{x}_{ij}) \mathbf{g}(\mathbf{x}_{ij}) \cdot \mathbf{r}_i^T \quad (2)$$

で表される. この \mathbf{T} を求めるために, \mathbf{x} を始点として各方向 r_i に沿って探索する. \mathbf{r}_i は i 番目の探索方向の単位ベクトルを表す. 探索位置 \mathbf{x}_{ij} はステップサイズ Δr を用いて, $\mathbf{x}_{ij} = x + j\Delta r \mathbf{r}_i$ と表される. $\alpha(\mathbf{x}_{ij})$ および \mathbf{g}_{ij} は, 前処理後画像 L における局所不透明度および局所 CT 値勾配をそれぞれ表す. 局所不透明度は, CT 値の評価用パラメータ f_{\min}, f_{\max} および注目点 \mathbf{x} と探索点 \mathbf{x}_{ij} の CT 値の差の絶対値 $h_{ij} = |L(\mathbf{x}_{ij}) - L(\mathbf{x})|$ を用いて

$$\alpha(\mathbf{x}_{ij}) = \begin{cases} 0 & \text{if } h_{ij} \leq f_{\min} \\ 1 & \text{if } h_{ij} \geq f_{\max} \\ (h_{ij} - f_{\min}) / (f_{\max} - f_{\min}) & \text{otherwise} \end{cases}$$

と定義される. 探索方向 \mathbf{r}_i への探索は, 積算不透明度 $\beta_j = \beta_{j-1} + (1 - \beta_{j-1})\alpha(\mathbf{x}_{ij})\Delta r$ が 1 に近づくか, 探索距離 $j\Delta r$ が R_{\max} を超えた場合に停止する. ただし, $\beta_0 = 0$ である. これにより周辺への不要な探索を避け, 周辺構造物の影響を軽減している.

塊状構造内の領域では $\mathbf{T}(\mathbf{x}) + \mathbf{T}^T(\mathbf{x})$ の 3 つの固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ がいずれも負となる. このため H-BSE [6] と同様に塊状度を算出し, 注目点 \mathbf{x} におけるフィルタ出力とする.

R-BSE の出力画像を B とし,

$$B(\mathbf{x}) > t_{\text{BSE}} \quad (3)$$

を満たす個々の領域のうち, 体積が半径 t_{size} の球の体積 $\frac{4}{3}\pi t_{\text{size}}^3$ 以上のものを候補領域とする.

ただし候補領域の中には, リンパ節と食道など, 複数の組織が接続して抽出されているものがあり, これらしくはびれ部分で切断する必要がある. そのため, 球形度 t_{irr} 未満の候補領域には図形分割処理 [11] を施し, 個々の分割結果の体積が $\frac{4}{3}\pi t_{\text{size}}^3$ 以上であれば候補領域とする. 得られた n 個の候補領域を $\{C_1, \dots, C_t, \dots, C_n\}$ とする.

3.4 機械学習による FP 領域削減

3.4.1 特徴量ベクトル計算

候補領域がリンパ節であるか否か判定するため, 候補領域の形状や位置, 領域内および周辺の CT 値に関する特徴量を求める. 候補領域 $\{C_1, \dots, C_t, \dots, C_n\}$ それぞれについて, N 次元の特徴量ベクトル $\mathbf{v} = \{v_1, \dots, v_N\}$ を計算する. ただし $N = 21 + 8P$ であり, P は後述する Dilation に用いる構造要素の球の半径の集合 D の要素数である. 候補領域 C_t の特徴量一覧を表 1 に示す. ここで, 領域の体積 V と表面積 S により, 球形度 $R(V, S) = \frac{1}{36\pi} \cdot \frac{V^2}{S^3}$ とする. また, $E(C_t)$ は, 入力画像 I を位置基準画像 J に非剛体レジストレーションすることで得られる C_t の体格正規化結果領域を表す. $D(C_t, d_p)$ は, C_t に半径 d_p [mm] の球を構造要素とする Dilation 処理を施すことで得られる領域を表し, 用いる球の半径を $D = \{d_1, \dots, d_p, \dots, d_P\}$ とする. 表 1 の CT 値に関する特徴量には, 半径 d_p [mm] の球で Dilation した候補領域により得られる特徴量を示す. 長径

表 2 実験に使用したパラメータ

記号	値	記号	値
r_{med}	3 [画素]	i_{out}	-100 [H.U.]
t_{high1}	250 [H.U.]	t_{size}	1.25 [mm]
t_{high2}	100 [H.U.]	t_{irr}	0.1
t_{low}	-100 [H.U.]	f_{max}	30 [H.U.]
r_{pre}	2.0 [mm]	f_{min}	5 [H.U.]
r_{gauss}	5.0 [mm]	R_{max}	20 [mm]
l_{pre1}	3.0 [mm]	d	{0, 1, 2, 3} [mm]
l_{pre2}	4.0 [mm]	θ	2.0
t_{BSE}	0.001	γ	1.0

および短径はそれぞれ, C_t を主成分分析することで求めた長軸方向または短軸方向において, 主成分スコアの最大値から最小値を減算して求める.

3.4.2 学習ステップ

以上の方法で全学習画像から得た候補領域の特徴量ベクトルを用いて, サポートベクタマシン (SVM) の学習を行う. 候補領域のうち, 重心がリンパ節領域内に存在しないものの特徴量ベクトルを不正解サンプル, 重心が検出対象とするサイズのリンパ節領域内に存在するものの特徴量ベクトルを正解サンプルとする.

3.4.3 識別ステップ

学習が行われた SVM により, 各候補領域 $\{C_1, \dots, C_t, \dots, C_n\}$ のうち不正解と判定されたものを除去する.

4. 実験

4.1 条件

動脈相胸部 CT 像 46 例を用いて Leave-One-Out 交差検定を行う. これらとは別に位置基準画像として, 動脈相胸部 CT 像 1 例を用いる. すべての CT 像は東芝メディカルシステムズ製 Aquilion 64 により撮影されている. 画素数は $512 \times 512 \times 338 \sim 463$ [画素] であり, 画素サイズは $0.625 \sim 0.782 \times 0.625 \sim 0.782 \times 0.799 \sim 0.801$ [mm³] である. SVM ライブラリとして LIBSVM 3.12 [12] を使用し, RBF カーネルのトレードオフパラメータを θ , ガウス関数の内部パラメータを γ とする. 実験に利用したパラメータの値を表 2 に示す.

4.2 評価方法

リンパ節は一般に短径 10 [mm] 以上のリンパ節をがん転移とみなすため [13], 従来研究の一部は短径 10 [mm] 以上のリンパ節を検出対象としている [3]. しかし実際には, 短径が 10 [mm] に満たない場合も腫大リンパ節とみなす場合があり, より小さなリンパ節を検出対象とした研究もある [2] [4] [5]. このため本稿では, 短径 5.0 [mm] 以上, 10.0 [mm] 以上のリンパ節を対象とする評価をそれぞれ行う. なおリンパ節の短径は, 正解画像を主成分分析することで求めた短軸方向における主成分スコアの最大値から最小値を減算して求める.

4.3 結果

提案手法を用いて, 短径 5.0 [mm] 以上, 10.0 [mm] 以上のリンパ節を対象としてそれぞれ得た FROC 曲線を図 3(a) に示す. 各曲線は, SVM の正解サンプルの重み W_{true} を 1 に固定し, 不正解サンプルの重みを $W_{\text{false}} =$

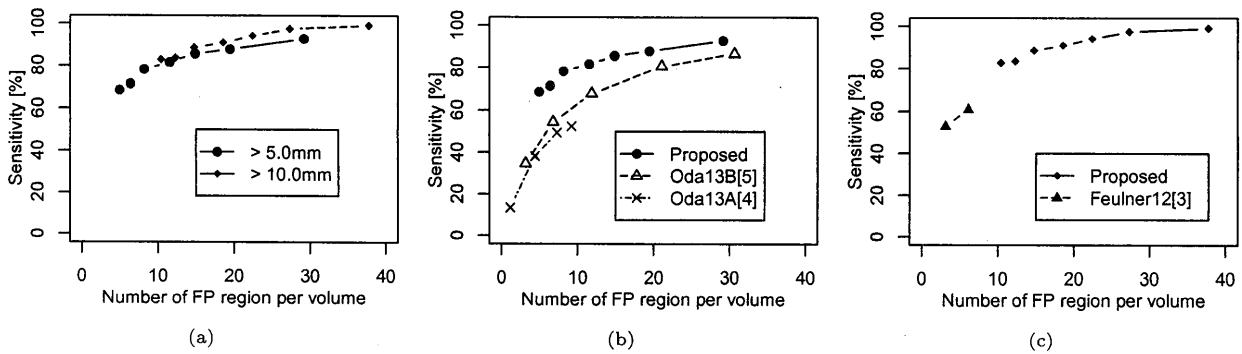


図 3 FROC 曲線. (a) 対象とするリンパ節の短径 5.0 [mm], 10.0 [mm] それぞれの提案手法の結果. (b) 短径 5.0 [mm] 以上のリンパ節を対象とし, 他の手法と比較. (c) 短径 10 [mm] 以上のリンパ節を対象とし, 他の手法と比較.

{0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.30, 0.40, 0.50} に変更することで得た.

図 3(b) および表 3 は, 短径 5.0 [mm] 以上のリンパ節を検出するときの従来手法との比較である. 従来手法 [4] [5] の結果は, サポートベクタマシンの不正解サンプルの重みを変更して得られたものである. 図 3(c) および表 4 は, 短径 10.0 [mm] 以上のリンパ節を検出するときの従来手法との比較である. 従来手法 [3] の結果はクラスタリングのしきい値を変更することにより得られたものである.

たとえば短径 5.0 [mm] 以上のリンパ節を対象とし, 検出率 85.6 % のとき FP 数は症例あたり 14.9 個 (短径 5.0 [mm] 以下のリンパ節 0.24 個を含む) であった. 対象が短径 10.0 [mm] 以上の場合, 検出率 88.5 % のとき FP 数が症例あたり 14.8 個 (短径 10.0 [mm] 以下のリンパ節 6.5 個を含む) であった.

5. 考 察

5.1 FP 領域削減に用いる特徴量

図 4(a)(b) は TP 領域の例である. いずれもリンパ節領域を辺縁付近まで良好に抽出している. リンパ節は楕円形に近い形状をもつものが多い. このため R-BSE の出力形状も, 楕円形に近い形状を呈することが多い.

図 4(c)(d) は従来手法 [5] では FP 領域となり, 提案手法では FP 削減処理により除去されたものである. このうち図 4(c) は食道に R-BSE が反応したもので, 抽出形状に大きな突起が存在するほか, 領域内部に穴ができています. 図 4(a)(b) のように一般にリンパ節の抽出結果に突起や穴は存在しないため, 削減できたものと考えられる. 図 4(d) は心臓付近に発生した FP 領域である. 学習画像の正解リンパ節はこの付近に存在しないため削減できた.

表 3 短径 5.0 [mm] 以上のリンパ節に対する各手法の検出性能.

	Oda13A [4]	Oda13B [5]	提案手法
検出率 [%]	52.4	86.6	87.8
FP 数 [個/症例]	9.0	30.7	19.5

表 4 短径 10.0 [mm] 以上のリンパ節に対する各手法の検出性能.

	Feulner12 [3]	提案手法
検出率 [%]	60.9	82.8
FP 数 [個/症例]	6.1	10.4

図 4(e)(f) は従来手法 [5] でも提案手法でも FP 領域となったものである. このうち図 4(e) は食道の一部と血管にまたがったものである. 血管造影により局所的に高い CT 値をもつため CT 値の構造がもつ領域である. このように局所的に造影が残っている箇所は, 前処理で低い CT 値に置換することができない. ただし, 食道のセグメンテーションを行い, その結果との位置関係を含めることにより削減できる可能性がある. また図 4(f) は心嚢水あるいは心膜嚢胞であり, 形状や位置にはリンパ節と明確な違いが存在しない. リンパ節と比べて若干, 辺縁付近の CT 値変化が緩やかであることから, 候補領域周辺の CT 値分布を得るための Dilation 幅を調節したり, CT 値に関する別の特徴量を追加することで, 削減できる可能性がある.

5.2 R-BSE 出力形状の FP 領域削減への影響

図 4(g)(h) は誤って削減されたリンパ節の候補領域である. このうち図 4(g) に示すものはリンパ節と食道の双方にまたがっているが, 候補領域形状に明瞭なくびれが存在しないため, 図形分割が行われなかった. 図形分割以外の領域分割方法を検討する必要がある.

また図 4(h) はリンパ節の一部のみが候補領域となっている. これはリンパ節領域のうち造影血管に近い部分の CT 値が高く, 前処理においてリンパ節領域の一部もガウス平滑化されたためである. 図 5 に入力画像および前処理の結果を示す. リンパ節領域に影響を与えないよう前処理を変更する必要がある.

このように候補領域がリンパ節領域外にはみ出していたり, リンパ節の辺縁付近まで抽出されていない場合, 誤って削減されることがある. 上に述べた方法のほか, R-BSE の内部パラメータの調節, 補正処理の追加などにより, リンパ節領域の形状をより正確にする必要がある.

6. む す び

本稿では R-BSE による CT 像からの縦隔リンパ節検出手法を提案した. 実験の結果, 高い検出率を保ちつつ FP 領域の多くを削減することができ, 有効性が示された. しかし, 食道付近などに未だ FP 領域が残存する. またリンパ節の形状を正しく反映していない場合, 誤って削減される場合がある.

今後, FP 削減に用いる情報の追加, R-BSE の内部パラメー

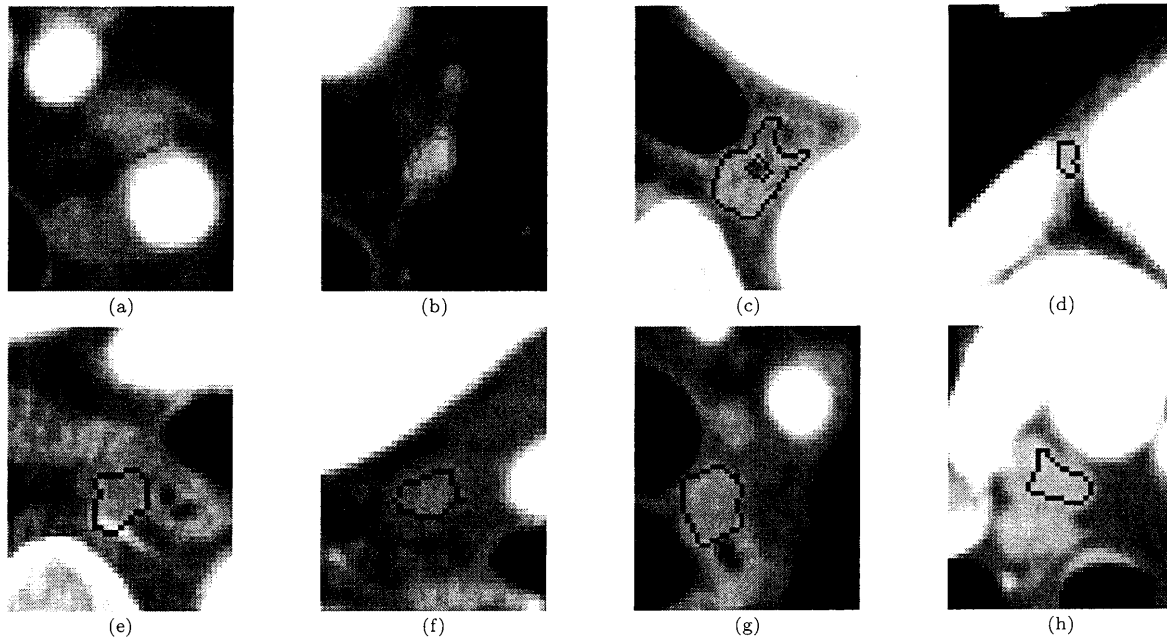


図4 FP領域削減の結果。(a)(b)TP領域。(c)(d)従来手法[5]ではFP領域となったが、提案手法では削減できた候補領域。(e)(f)削減できなかったFP領域。(g)(h)誤って削減されFNとなったリンパ節。

タ調整による出力形状の高精度化などを行う予定である。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 21103006, 25242047, および栢森情報科学振興財団研究助成金によった。

文 献

[1] S. Mirsadraee, D. Oswal, Y. Alizadeh, A. Caulo, E. JR van Beek, "The 7th lung cancer TNM classification and staging system: Review of the changes and implications," *World Journal of Radiology*, vol.4, no.4, pp.128-134, 2012.

[2] M. Feuerstein, B. Glocker, T. Kitasaka, Y. Nakamura, S. Iwano, K. Mori, "Mediastinal Atlas Creation from 3-D Chest Computed Tomography Images: Application to Automated Detection and Station Mapping of Lymph Nodes," *Medical Image Analysis*, vol.16, no.1, pp.63-74, 2012.

[3] J. Feulner, S.K. Zhou, M. Hammon, J. Hornegger, D. Comaniciu, "Lymph node detection and segmentation in chest CT data using discriminative learning and a spatial prior," *Medical Image Analysis*, vol.17, no.2, pp.254-270 2013.

[4] 小田 紘久, 羅 雄彪, 二村 幸孝, 小田 昌宏, 北坂 孝幸, 岩野 信吾, 本間 裕敏, 高島 博嗣, 森 雅樹, 名取 博, 森 健策, "塊状構造強調フィルタとスケール推定に基づく縦隔リンパ節検出に関する予備的検討," 第 32 回日本医用画像工学会大会予稿集, OP3-6, 2013.

[5] 小田 紘久, 羅 雄彪, 二村 幸孝, 小田 昌宏, 北坂 孝幸, 岩野 信吾, 本間 裕敏, 高島 博嗣, 森 雅樹, 名取 博, 森 健策, "Radial Structure Tensor による縦隔リンパ節検出の基礎的検討," 平成 25 年度日本生体医工学会東海支部学術集会大会, 2013.

[6] A.F. Frangi, W.J. Niessen, R.M. Hoogeveen, T. van Walsum, M.A. Viergever, "Model-based Quantitation of 3D Magnetic Resonance Angiographic Images," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol.18, no.10, pp.946-956, 1999.

[7] Y. Sato, C.F. Westin, A. Bhalerao, S. Nakajima, N. Shiraga, S. Yoshida, G. Zientara, R. Kikinis, "Tissue Classification Based on 3D Local Intensity Structures for Volume Rendering", *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol.6, no.2, pp.160-180, 2000.

[8] R. Wiemker, T. Klinder, M. Bergtholdt, K. Meetz, I.C. Carlsen, T. Bulow, "A Radial Structure Tensor and Its Use for Shape-Encoding Medical Visualization of Tubular and Nodular Structures," *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol.19, no.3, pp.353-366, 2012.

[9] M. Feuerstein, T. Kitasaka, K. Mori, "Adaptive branch tracing and image sharpening for airway tree extraction in 3-D chest CT," *Second International Workshop on Pulmonary Image Analysis*, pp.273-184, 2009.

[10] B. Glocker, A. Sotiras, N. Komodakis, N. Paragios, "Deformable Medical Image Registration: Setting the State of the Art with Discrete Methods," *Annual Review of Biomedical Engineering*, vol.13, pp.219-244, 2011.

[11] T. Saito, J. Toriwaki, "New algorithms for n-dimensional Euclidean distance transformation," *Pattern Recognition*, vol.27, no.11, pp.1551-1565, 1994.

[12] C.C. Chang, C.J. Lin, "LIBSVM : a library for support vector machines," *ACM Trans. Intelligent Systems and Technology*, vol.2, no.27, pp.1-27, 2011.

[13] E.A. Eisenhauer, P. Therasse, J. Bogaerts, L.H. Schwartz, D. Sargent, R. Ford, J. Dancey, S. Arbuck, S. Gwyther, M. Mooney, L. Rubinstein, L. Shankar, L. Dodd, R. Kaplan, D. Lacombe, J. Verweij, "New response evaluation criteria in solid tumours: Revised RECIST guideline (version 1.1)," *European Journal of Cancer*, vol.45, no.2, pp.228-247, 2009.

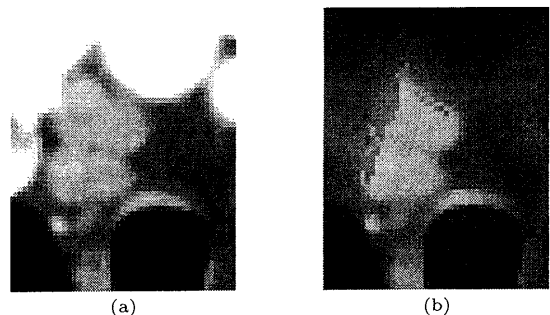


図5 前処理がリンパ節領域に影響を与えた例。図4(h)と同一のスライスである。(a)入力画像。(b)前処理結果。2個のリンパ節領域の一部にもガウス平滑化が施されている。