

## 研究論文

# 多時相 CT 像からの CT 値の確率分布推定 に基づく肝臓領域抽出

出口 大輔<sup>\*1</sup> 林 雄一郎<sup>\*1</sup> 北坂 孝幸<sup>\*1</sup> 森 健策<sup>\*1</sup>  
目加田 慶人<sup>\*2</sup> 末永 康仁<sup>\*1</sup> 長谷川 純一<sup>\*2</sup> 鳥脇 純一郎<sup>\*2</sup>

要旨 本論文では、造影 3 次元腹部 X 線 CT 像から CT 値の確率分布を解析することにより、肝臓領域を自動抽出する手法について述べる。肝臓の CT 値分布は隣接する脾臓や筋肉の CT 値分布と非常に類似しているため、単一時相からしきい値処理を用いて肝臓領域を抽出することは困難である。本論文では、早期相と晩期相の 2 次元ヒストグラムから肝臓、脾臓、筋肉に対応する CT 値分布を推定し、肝臓領域抽出に用いるしきい値を自動的に決定する。具体的には、各臓器の CT 値分布を正規分布と仮定し、EM アルゴリズムを用いてそれぞれの分布を推定する。推定された分布を用いて、肝臓領域、肝細胞がん領域を抽出することで、肝細胞がんを含む肝臓領域を抽出する。また、肝臓外領域を抽出することで肝臓に隣接する筋肉等への過抽出を抑制し、最後に輪郭を補正し肝臓領域を得る。本手法を早期相、晩期相の 3 次元腹部 X 線 CT 像 26 例に適用した結果、24 例で良好に肝臓領域を抽出することが可能であった。

Key words : liver, EM-algorithm, dynamic CT, segmentation, computer aided diagnosis

## 1. はじめに

近年、臨床現場への CT 装置の普及が進み、CT 画像を用いた診断が広く行われるようになってきた。さらに、ここ数年では CT 装置の高性能化に伴って、撮影されるスライス枚数は飛躍的に増大している。そのため、読影医師は被検者ごとに数百枚ものスライスの読影が必要となってきており、その負担は増すばかりである。特に、肝臓がんや膵臓がんの検査では、非造影の CT 像に加え、早期相、門脈相、晩期相の 4 時相を用いて診断が行われており、撮影される CT スライスの数は非常に多い。これらの読影医師の負担軽減を目的とした、コンピュータ支援診断 (Computer Aided Diagnosis: CAD) システムの研究が非常に重要となってきている [縄野 00]。

肝臓を対象とする CAD システムの機能として、病変の検出、過去画像との比較、体積計測、肝葉・肝区域の分類が挙げられる。これらの機能の実現には、肝臓領域の抽出が必要不可欠な前処理となる。肝細胞がん (Hepatocellular carcinoma: HCC) の診断においては、早期相と晩期相の 2 時相のみで 80% 以上の肝臓腫瘍が鑑別可能であるため、上述の 4 時相の中でも早期相と晩期相が重要とされている [縄野 01, 縄野 03]。そのため、肝細胞がんの診断支援を目的とした CAD システムの構築において、早期相と晩期相からの肝臓

領域自動抽出手法の開発が重要となる。

コンピュータ支援画像診断学会が主催する肝臓領域抽出コンテスト [縄野 01, 縄野 03, 清水 05] が行われるようになってから、多時相 CT 像から肝臓領域を抽出する研究が盛んに行われるようになってきている。多時相 CT 像から肝臓領域を抽出する手法は、単一時相のみを用いる手法と複数時相を同時に用いる手法に分けることができる。

単一時相のみを用いる手法として、文献 [横山 03, 渡辺 03, 増谷 04, 林 04, 古川 04] が挙げられる。単一時相のみを用いた手法では、CT 値に対するしきい値処理のみでは肝臓領域と血管・脾臓等の接触他臓器を分離することが困難なため、これらの手法では肝臓の形状情報を利用して接触他臓器の分離を試みている。文献 [横山 03, 渡辺 03] では、領域拡張法における構造要素の大きさを調整することで肝臓に接する他臓器への誤抽出を抑制している。しかし、肝臓の形状は個人差が大きいので、適切な大きさを持つ構造要素を設定することは困難である。また、横山ら [横山 03] は肋骨情報から胸郭内側包絡面を推定し、抽出対象外領域を設定することで肝臓に接する筋肉領域への過抽出を抑制している。このように、肝臓以外の組織の情報を利用して過抽出を抑制する手法は非常に有効であると考えられる。林ら [林 04] は、まず晩期相の CT 値ヒストグラムを解析して求めた CT 値によりおおまかな肝臓領域を抽出し、その後ユークリッド距離に基づく図形の分割統合処理により接触他臓器の分離を行っていた。しかし、左葉の先端部が細くなっている場合や、複雑な形状をした肝臓領域を抽出することは困難である。

\*1 名古屋大学大学院情報科学研究科  
〔〒464-8603 名古屋市千種区不老町〕

\*2 中京大学生命システム工学部  
〔〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101〕  
投稿受付：2005 年 5 月 31 日  
最終稿受付：2005 年 10 月 20 日  
採用決定日：2005 年 10 月 24 日

一方、複数時相を同時に用いて肝臓領域を抽出する手法として、文献 [榎本 01, 榎本 03, 清水 04] が挙げられる。これらの手法は、複数時相の中に含まれる造影効果の時間変化に関する情報を利用することで、より頑健な肝臓領域抽出を試みている。榎本ら [榎本 01, 榎本 03] は、2 時相の CT 像 (文献 [榎本 03] では非造影 CT 像と門脈相) から肝臓強調画像を作成することで、症例間での CT 値のばらつきや造影むらへの対応を行っている。しかし、この手法では初期関心領域 (VOI) を必ず肝臓が含まれるように設定する必要があり、初期 VOI 内に肝臓以外の臓器 (筋肉等) が多く含まれる場合や CT の撮影範囲が異なる場合には適切に動作しない。

本論文では、早期相と晚期相の 2 時相から CT 値ヒストグラムを解析し、肝臓、脾臓、筋肉に対応する CT 値の確率分布 (以下、CT 値分布と書く) を推定することで肝臓領域の抽出を試みる。ヒストグラム情報のみを用いて CT 値分布の推定を行うことで、肝臓の存在位置に依存しない肝臓抽出パラメータの自動決定を行う方法を提案する。これは、症例間での CT 値のばらつきに対応可能な手法となっている。本手法では、造影効果の違いにより早期相と晚期相から作成した 2 次元ヒストグラム上に各臓器毎の特徴的な分布が現れることを利用する (図 1)。このヒストグラムから、2 時相における肝臓、筋肉、脾臓に対応する CT 値分布を同時に推定する。推定された分布を用いて肝臓領域、および肝細胞がん候補領域を抽出し、それらを肝臓領域内に含める。そして、肝臓に隣接し肝臓と非常に類似した CT 値を示す筋肉や脾臓等を抽出し、それらを肝臓外領域とすることで肝臓以外の臓器への過抽出を抑制する。最後に、輪郭補正を行うことで最終的な肝臓領域を得る。以下、2. で具体的な肝臓抽出処理について述べ、3. で実験結果を示し、4. で考察を加える。

## 2. 肝臓領域抽出手順

### 2.1 概要

本手法では、早期相と晚期相の 2 時相の画像を用いて肝臓領域を抽出する。早期相は、造影剤を注入してから 35~50 秒後に撮影した画像であり、主に血管や脾臓等が造影剤の効果により高 CT 値となる。しかし、肝臓には造影剤がそれほど浸透していないため、肝臓は筋肉と同程度の CT 値となる。晚期相は、造影剤を注入してから 3~5 分後に撮影された画像であり、肝臓内に一様に造影剤が浸透しているため肝臓が高 CT 値を示す。逆に、造影剤が抜けた脾臓の CT 値は早期相におけるそれと比べて低くなり、肝臓の CT 値と同程度となる。どちらの時相においても、筋肉に対する造影剤の影響は小さく、各時相を通してほぼ一定の CT

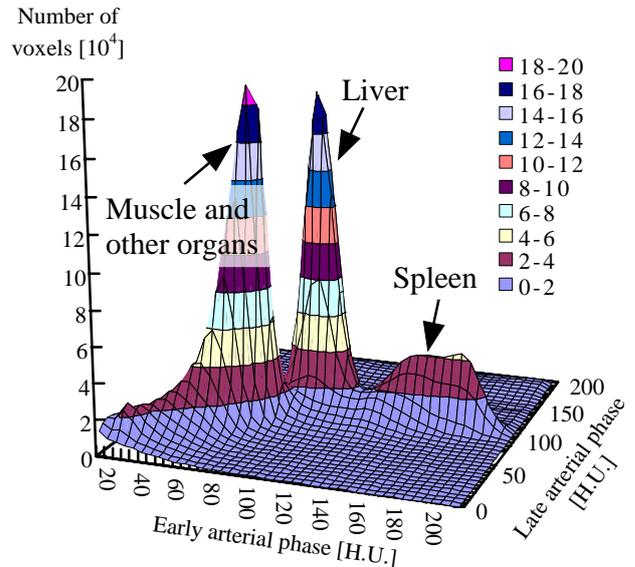


Fig. 1 Joint histogram generated from early and late arterial phase CT images.

値となる。このように、各臓器毎に造影剤の影響が異なるため、早期相と晚期相の 2 時相から作成した 2 次元ヒストグラム上には肝臓、脾臓、筋肉等に対応する特徴的な分布が現れる (図 1)。そこで、本手法では各臓器の CT 値分布を混合正規分布と仮定して、これを EM アルゴリズム [Dempster77] を用いて推定し、各臓器を抽出する際のパラメータを自動的に決定する。まず、しきい値処理によりおおまかな肝臓領域を抽出する。そして、肝細胞がんの候補領域を抽出し、肝臓領域に加えることで肝細胞がんの未抽出を防ぐ。また、肝臓外領域 (筋肉や脾臓等) を抽出し、肝臓領域の輪郭補正に用いることで過抽出の抑制を図る。

本手法は大きく分けて、(a) 前処理、(b) CT 値分布の推定、(c) おおまかな肝臓領域の抽出、(d) 輪郭補正、の 4 つの処理から構成される。なお、本論文では早期相と晚期相の 2 時相を入力とし、晚期相における肝臓領域を抽出する手順を示す。以下で、具体的な処理内容を示す。

### 2.2 前処理

早期相と晚期相の各入力画像に対して、メディアンフィルタ ( $3 \times 3 \times 3$  画素) を施し、ノイズを除去する。早期相と晚期相の CT 像では撮影時刻が異なるため、患者の体動や呼吸に伴い臓器の位置や形状が変化する可能性がある。図 2(a) に示すように、早期相と晚期相で臓器の対応が適切に取れない場合は、2.3 節で述べる CT 値分布推定が適切に行われない。そこで、平行移動と回転の 6 自由度のパラメータを用いた剛体レジストレーションを行った後、文献 [Rueckert99] の非剛体レ

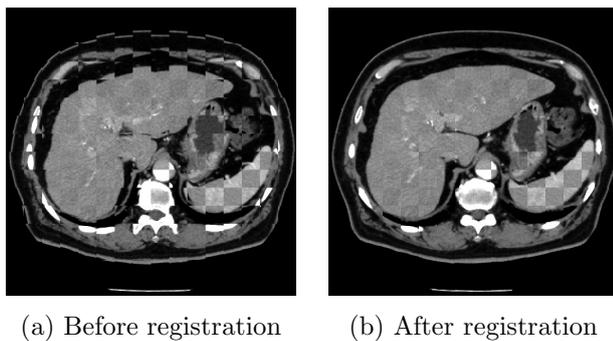


Fig. 2 Registration result. (a) and (b) are generated by combining registered early and late arterial phase CT images. Both CT images are placed as the checkerboard.

ジストレーションにより早期相と晩期相の CT 像の位置合わせを行う。ここで、レジストレーションにおける画像間類似度には文献 [Studholme99] の正規化相互情報量を用いる。この処理には非常に多くの計算時間を要するため、各軸方向の画素数を 4 分の 1 にした縮小画像を用い、各時相における撮影時の Image Position の差を剛体レジストレーションの初期値とする。本処理により臓器の位置や形状の変化を補正し、図 2(b) に示すような早期相と晩期相における臓器間の対応付けを得る。以降の処理にはレジストレーション後の画像を用いる。

### 2.3 CT 値分布の推定

造影剤の浸透には個人差があり、撮影のタイミングによっても各臓器に対応する CT 値ヒストグラムの形状が異なる可能性がある。そこで本手法では、早期相、晩期相の各時相から各臓器の CT 値分布の大まかな推定を行い、その結果を 2 次元ヒストグラムから分布推定を行う際の初期値とする。これにより、個人差や撮影のタイミングによる CT 値ヒストグラム形状の変化に対応し、分布推定の安定化を図る。具体的には、

- 早期相における CT 値分布推定
- 晩期相における CT 値分布推定
- 早期相と晩期相の 2 次元ヒストグラムからの CT 値分布推定

の 3 つの処理から成る。早期相の CT 値ヒストグラム上では肝臓（筋肉等を含む）と脾臓等に対応する特徴的な分布が現れ、晩期相 CT 値ヒストグラム上では、肝臓（脾臓等を含む）と筋肉等に対応する特徴的な分布が現れる（図 3）。そこで、それぞれの時相においてそれらの分布を推定することにより、処理 (c) における EM アルゴリズムでの初期値を自動決定する。

本論文では、肝臓・脾臓・筋肉等の各臓器に対応する CT 値の分布は正規分布であり、早期相、晩期相の分布はそれらの混合分布であると仮定する。そして、ヒストグラムから EM アルゴリズムを用いて各臓器に対応した CT 値分布を推定する。ここで、推定する各正規分布  $i$  のパラメータを、混合重み  $w_i$ 、平均値  $\mu_i$ （もしくは平均値ベクトル  $\boldsymbol{\mu}_i$ ）、分散  $\sigma_i^2$ （もしくは共分散行列  $\boldsymbol{\Sigma}_i$ ）とし、1 次元の場合を  $\boldsymbol{\psi}_i = (w_i, \mu_i, \sigma_i^2)$ 、2 次元の場合を  $\boldsymbol{\Psi}_i = (w_i, \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)$  で表す。次節で具体的な推定手順を示す。

#### 2.3.1 EM アルゴリズムを用いた分布推定

EM アルゴリズムは、評価関数の期待値が最大となるパラメータを逐次処理により求める手法である。本論文では、次式 (1) で与えられる対数尤度が最大となる正規分布のパラメータを求めることで、各臓器に対応する CT 値分布を推定する。

$$\sum_{n=1}^N \log \left\{ \sum_{q=1}^Q \lambda_q(\mathbf{x}_n) w_q p(\mathbf{x}_n | \boldsymbol{\Psi}_q) \right\} \quad (1)$$

ここで、 $N$  は入力となる CT 像の画素数であり、 $Q$  は求める正規分布の個数を表す。また、 $\lambda_q(\mathbf{x}_n)$  は画素  $\mathbf{x}_n$  が正規分布  $\boldsymbol{\Psi}_q$  に属する確率を表し、正規分布  $p(\mathbf{x}_n | \boldsymbol{\Psi}_q)$  の確率密度関数は次式で与えられる。

$$p(\mathbf{x}_n | \boldsymbol{\Psi}_q) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\boldsymbol{\Sigma}_q|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{(\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_q)^T \boldsymbol{\Sigma}_q^{-1} (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_q)}{|\boldsymbol{\Sigma}_q|} \right] \quad (2)$$

ここで、 $d$  は正規分布の次元数を表す。

EM アルゴリズムにおける各パラメータの更新は、以下の式を順次適用することで行われる。

$$\lambda_q(\mathbf{x}_n) = \frac{w_q^{(t)} p(\mathbf{x}_n | \boldsymbol{\Psi}_q^{(t)})}{\sum_{q=1}^Q w_q^{(t)} p(\mathbf{x}_n | \boldsymbol{\Psi}_q^{(t)})} \quad (3)$$

$$w_q^{(t+1)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\mu}_q^{(t+1)} = \frac{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) \mathbf{x}_n}{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n)} \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_q^{(t+1)} = \quad (6)$$

$$\frac{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n) (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_q^{(t+1)}) (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_q^{(t+1)})^T}{\sum_{n=1}^N \lambda_q(\mathbf{x}_n)}$$

上述の処理を式 (1) の値が増加しなくなるまで繰り返し、最終的な正規分布のパラメータ  $\boldsymbol{\Psi}_q$  を得る。

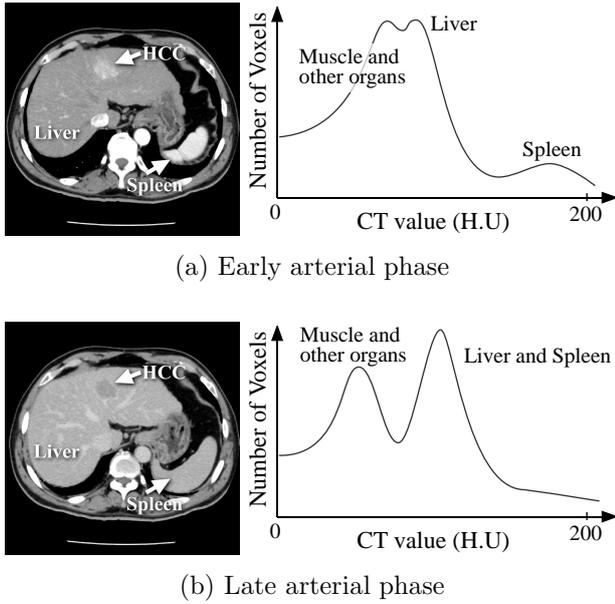


Fig. 3 Examples of CT slices and CT value histograms in early and late arterial phases.

2.3.2 早期相における CT 値分布推定

図 3(a) に示すように、早期相の CT 値ヒストグラム上では肝臓（筋肉等を含む）と脾臓（心臓、血管を含む）に対応する特徴的な分布が現れる．そこで、早期相の CT 値ヒストグラムから肝臓領域  $\psi_{l_1}$  と脾臓等の領域  $\psi_s$  の CT 値分布を推定する．EM アルゴリズムに与える分布の初期値には、肝臓領域  $\psi_{l_1}^{(0)} = (0.75, 70, 7.5^2)$ ，脾臓等の領域  $\psi_s^{(0)} = (0.25, 140, 7.0^2)$  を用いる．

2.3.3 晩期相における CT 値分布推定

晩期相の CT 値ヒストグラム上では、図 3(b) のように肝臓（脾臓を含む）と筋肉等に対応する特徴的な分布が現れる．そこで、晩期相の CT 値ヒストグラムから肝臓領域  $\psi_{l_2}$  と筋肉等の領域  $\psi_m$  の CT 値分布を推定する．EM アルゴリズムに与える分布の初期値には、肝臓領域  $\psi_{l_2}^{(0)} = (0.5, 100, 5.0^2)$ ，筋肉等の領域  $\psi_m^{(0)} = (0.5, 60, 5.0^2)$  を用いる．

2.3.4 早期相と晩期相からの CT 値分布の推定

早期相と晩期相の CT 像から図 1 に示すような 2 次元ヒストグラムを作成する．図 1 から分かるように、2 次元ヒストグラム上には肝臓領域、筋肉等の領域、脾臓の領域に対応する特徴的な 3 つの CT 値分布が現れる．これら肝臓  $\Psi_l$ ，筋肉等  $\Psi_m$ ，脾臓  $\Psi_s$  の CT 値分布パラメータを EM アルゴリズムを用いて推定する．その際、レジストレーション誤差や今回対象としない臓器の影響により、分布推定が適切に動作しない可能性がある．そこで、これらの影響はヒストグラム全体

に広く分布すると仮定し、その他の領域  $\Psi_o$  に対する CT 値分布の推定を行うことで、肝臓、筋肉等、脾臓の分布推定への悪影響を防ぐ．

EM アルゴリズムに与える分布の初期値（肝臓領域  $\Psi_l^{(0)}$ ，筋肉等の領域  $\Psi_m^{(0)}$ ，脾臓の領域  $\Psi_s^{(0)}$ ，その他の領域  $\Psi_o^{(0)}$ ）を各時相において推定した分布パラメータ  $\psi_{l_1}$ ， $\psi_{l_2}$ ， $\psi_s$ ， $\psi_m$  を用いて次のように設定する．

$$\Psi_l^{(0)} = \left\{ 0.8\omega_{l_1}\omega_{l_2}, \begin{pmatrix} \mu_{l_1} \\ \mu_{l_2} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{l_1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{l_2}^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (7)$$

$$\Psi_m^{(0)} = \left\{ 0.8\omega_m, \begin{pmatrix} \mu_m \\ \mu_m \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_m^2 & 0.5\sigma_m^2 \\ 0.5\sigma_m^2 & \sigma_m^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (8)$$

$$\Psi_s^{(0)} = \left\{ 0.8\omega_s\omega_{l_2}, \begin{pmatrix} \mu_s \\ \mu_{l_2} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_s^2 & 0 \\ 0 & 9^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (9)$$

$$\Psi_o^{(0)} = \left\{ 0.2, \begin{pmatrix} \mu_m \\ \mu_m \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 50^2 & 0.5 \times 50^2 \\ 0.5 \times 50^2 & 50^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (10)$$

2.4 おおまかな肝臓領域の抽出

本処理では、2 次元ヒストグラムから推定した分布パラメータ  $\Psi_l$ ， $\Psi_m$ ， $\Psi_s$  を用いて、肝臓領域、肝細胞がん領域、肝臓外領域（筋肉や脂肪等）を抽出する．肝細胞がんは、肝臓領域と異なる造影パターンを示すため、2.3 で推定した肝臓領域の分布  $\Psi_l$  には含まれない．また、レジストレーション誤差等により筋肉や心臓の一部が  $\Psi_l$  に含まれる可能性がある．そこで、肝臓領域に加えて肝細胞がん候補領域、肝臓外領域を抽出することで、肝細胞がんの未抽出、筋肉等の肝臓外への過抽出を抑制する．以降の処理では、2 時相間に対応する画素の早期相での CT 値  $v_1$ ，晩期相での CT 値  $v_2$  を成分とするベクトル  $v = (v_1, v_2)^T$  を用い、しきい値処理とモルフォロジ演算によりおおまかな臓器領域を抽出する．その際、しきい値処理により抽出した肝臓候補領域を  $\mathcal{L}$  とし、小成分除去を行ったものをおおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$ ，肝細胞がん候補領域を  $\mathcal{H}$ ，肝臓外領域を  $\mathcal{O}$  とする．また、臓器  $i$  の分布パラメータ  $\mu_i$ ， $\Sigma_i$  の要素を、

$$\mu_i = \begin{pmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \end{pmatrix}, \quad \Sigma_i = \begin{pmatrix} \sigma_{i11}^2 & \sigma_{i12}^2 \\ \sigma_{i21}^2 & \sigma_{i22}^2 \end{pmatrix} \quad (11)$$

と記述し、分布  $\Psi_i$  の平均値  $\mu_i$  とベクトル  $v$  間のマハラノビス距離  $d_i(v)$  を次式で表す．

$$d_i(v) = (v - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (v - \mu_i) \quad (12)$$

2.4.1 肝臓候補領域の抽出

推定された肝臓領域の CT 値分布  $\Psi_l$  を用い、図 4(a) に対応する領域を肝臓候補領域  $\mathcal{L}$  として抽出する．具

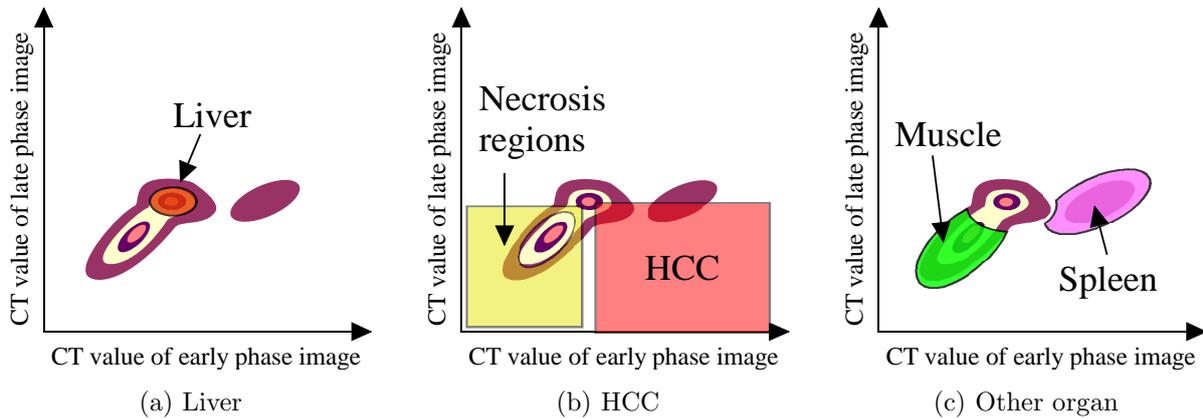


Fig. 4 Joint histograms for extracting liver, HCC, and other organs.

体的には、各画素の早期相と晩期相の CT 値から成るベクトル  $v = (v_1, v_2)^T$  が次式を満たす場合、その画素を画素集合  $\mathcal{L}$  に追加する。

$$d_l(v) < d_l\left((\mu_{l1} - 1.5\sigma_{l11}, \mu_{l2} - 1.5\sigma_{l22})^T\right) \quad (13)$$

抽出される領域には、レジストレーション誤差等の影響で筋肉や心臓等の輪郭の一部が含まれている。そこで、 $\mathcal{L}$  に対し半径 8 画素の最頻値フィルタ<sup>1</sup>を施した後、最大成分をおおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  として抽出する。

#### 2.4.2 肝細胞がん候補領域の抽出

肝細胞がんの CT 値は、早期相で肝臓領域よりも高く、晩期相で肝臓領域よりも低くなる。これは、2次元ヒストグラム上では図 4(b) に示す HCC の範囲に対応する。そこで、肝臓領域の分布パラメータ  $\Psi_l$  を用いて、次の条件を満たす画素の集合を肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  として抽出する。

$$\begin{aligned} &(\mu_{l1} + 0.5\sigma_{l11} < v_1 < 300) \\ &\wedge (0 < v_2 < \mu_{l2} - 0.5\sigma_{l22}) \end{aligned} \quad (14)$$

また、肝細胞がんの一部が壊死している場合には、式 (14) の条件では抽出することができない。壊死領域の CT 値は、肝臓領域より低く、筋肉等とは異なる CT 値をとるため、図 4(b) の黄色の範囲を壊死領域として抽出し、肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  に含める。具体的には、次式で与えられる 2 つの条件を共に満たす画素集合を壊死領域とする。

$$\begin{aligned} &(20 < v_1 < \mu_{l1} - \sigma_{l11}) \wedge (20 < v_2 < \mu_{l2} - \sigma_{l22}) \quad (15) \\ &d_m(v) > d_m\left((\mu_{m1} - 1.5\sigma_{m11}, \mu_{m2} - 1.5\sigma_{m22})^T\right) \end{aligned}$$

得られた領域に対して半径 6 画素の最頻値フィルタおよび半径 10 画素の Closing 処理を行う。脾臓や脾臓

の一部が肝細胞がんと同様の CT 値分布を示すため、抽出された領域には肝細胞がん以外の領域が含まれる可能性がある。肝細胞がんは肝臓内に存在するため、2.4.1 で抽出したおおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  に非常に近い位置に存在する、もしくは内包されていると考えられる。そこで、抽出された各肝細胞がん候補領域に対して、おおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  からの距離を調べることで、肝細胞がんの拾いすぎを削減する。具体的には、以下の手順により肝細胞がん候補領域の抽出を行う。

1. おおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  の背景画素に対してユークリッド距離変換 [Maurer03] を施す。
2. 式 (14) と (15) の条件でしきい値処理し、モルフォロジ演算を施す。
3. 処理 2 で得られる 2 値画像に対してラベリング処理を行い、各ラベルの境界画素における距離値の平均値  $l_{ave}$  および最小値  $l_{min}$  を調べる。
4.  $l_{ave} < T_{ave}$  かつ  $l_{min} < T_{min}$  を満たすものを肝細胞がん候補領域とする。ここで、肝臓に肝細胞がん候補領域が内包される場合には、 $l_{ave}$  および  $l_{min}$  とともに非常に小さな値となる。
5. 処理 4 の段階で得られる候補領域には、肝臓に接する肋骨の一部が含まれる可能性がある。そこで、球形度  $C$  を計算することでさらに拾いすぎの削減をはかる。具体的には、各ラベルの体積から理想的な球の半径を計算し、各ラベルの重心を中心とする球と各ラベル領域の共通部分の割合を  $C$  とする。 $C > T_c$  を満たすラベルを、最終的な肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  とする。

#### 2.4.3 肝臓外領域の抽出

レジストレーション誤差や造影剤の影響により、2.4.1 の処理では、筋肉、脾臓、骨の一部を肝臓領域として過抽出する可能性がある。そこで、2.3.4 で推定した肝臓

<sup>1</sup>画像内の各画素  $x$  に対し、 $x$  を中心とする半径  $r$  の球内で図形画素と背景画素の画素数が多い方の値を代入するフィルタ。

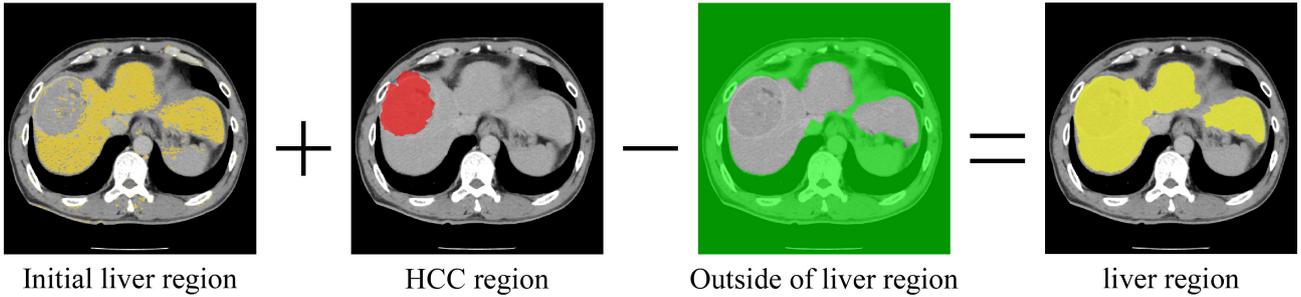


Fig. 5 Liver region obtained by combining initial liver, HCC, and other organ regions.

の分布  $\Psi_l$ , 筋肉等の分布  $\Psi_s$ , 脾臓の分布  $\Psi_m$  を用いたしきい値処理とモルフォロジ演算により, 筋肉, 脾臓領域を抽出し, 肝臓外領域とすることでそれらの領域への過抽出を抑制する. また, 脂肪領域, 骨領域, 空気領域を固定のしきい値で抽出し肝臓外領域に加える.

以下で, 各領域を抽出する際の具体的なしきい値について述べる.

**筋肉領域** 筋肉に対応する分布  $\Psi_m$  内で, 肝臓と異なる CT 値を示す画素を筋肉領域として抽出する. 具体的には, 図 4(c) に示す筋肉領域を以下の 2 つの条件を共に満たす領域として抽出する.

$$\begin{aligned} d_m(v) &< d_m\left((\mu_{m_1} - 3.0 \sigma_{m_{11}}, \mu_{m_2} - 3.0 \sigma_{m_{22}})^T\right) \\ d_l(v) &> d_l\left((\mu_{l_1} - 2.0 \sigma_{l_{11}}, \mu_{l_2} - 2.0 \sigma_{l_{22}})^T\right) \end{aligned} \quad (16)$$

**脾臓領域** 図 4(c) に示す脾臓領域を, 分布  $\Psi_s$  内で, 肝臓と異なる CT 値を示す画素として抽出する. 具体的には, 以下の 2 つの条件を共に満たす画素として抽出する.

$$\begin{aligned} d_s(v) &< d_s\left((\mu_{s_1} - 3.0 \sigma_{s_{11}}, \mu_{s_2} - 3.0 \sigma_{s_{22}})^T\right) \\ d_l(v) &> d_l\left((\mu_{l_1} - 2.0 \sigma_{l_{11}}, \mu_{l_2} - 2.0 \sigma_{l_{22}})^T\right) \end{aligned} \quad (17)$$

**脂肪領域** 次に示す条件を満たす画素を脂肪領域とする.

$$(-150 < v_1 < -10) \vee (-150 < v_2 < -10) \quad (18)$$

**骨領域** 以下に示す条件を満たす画素を骨領域とする.

$$(200 < v_1) \vee (200 < v_2) \quad (19)$$

**空気領域** 以下の条件を満たす画素を空気領域とする.

$$(v_1 < -1000) \vee (v_2 < -1000) \quad (20)$$

上述のしきい値を用いて抽出した筋肉, 脾臓, 脂肪, 骨の 4 つの領域を統合し, 2.4.2 で抽出した肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  を取り除く. そして, 半径 5 画素の Opening

および Closing 処理を行い, 穴埋め処理を行った後に画素数が最大の連結成分を抽出する. そして, 得られる領域に抽出した空気領域を加えることで, 最終的な肝臓外領域  $\mathcal{O}$  とする.

#### 2.4.4 抽出領域の統合

2.4.1 の処理で得られるおおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  には, 肝細胞がん領域が含まれていない. そこで, 次の手順により再度おおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  の抽出を行う. 図 5 のように, 2.4.1 で抽出した肝臓候補領域  $\mathcal{L}$  に肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  を加えた後, 肝臓外領域  $\mathcal{O}$  を取り除く. そして, 半径 5 画素の最頻値フィルタを施した後, 穴埋め処理を行うことでおおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  を得る. ここで得られる肝臓領域  $\mathcal{L}'$  は, 早期相と晩期相のレジストレーション誤差等の影響で, 肝臓の輪郭部分が若干未抽出となる可能性がある. そこで, 次節で述べる輪郭補正を行い, 最終的な肝臓領域を得る.

#### 2.5 輪郭補正

本手法の最終的な出力は, 早期相もしくは晩期相のどちらかの時相上での肝臓領域である. しかし, 早期相と晩期相のレジストレーション誤差の影響により, 2.4.4 で抽出した肝臓領域を各時相にマッピングを行った場合, 肝臓領域の細部が未抽出となる可能性がある. そこで, 2.4.4 で得られる肝臓領域を各時相の CT 像にマッピングした後, その輪郭を補正することで各時相上での肝臓領域を得る. 以下では晩期相における抽出手順を示すが, 式 (21) の条件を変更することにより, 同様の手順で早期相上での肝臓領域を抽出可能である.

具体的には, 2.4.4 で得られる肝臓領域に対し, 背景と 6 近傍で接する画素を境界画素として抽出する. そして, 各境界画素に対し, 境界画素を中心とする半径  $r$  の球を配置し, 球内の全ての画素値が次式を満たす場合, その球内の全画素を肝臓領域に加える.

$$(\mu_{l_2} - 1.5 \sigma_{l_{22}}) < v < (\mu_{l_2} + 3.0 \sigma_{l_{22}}) \quad (21)$$

本処理を, 球の半径  $r$  を徐々に大きくしていき, 式 (21)

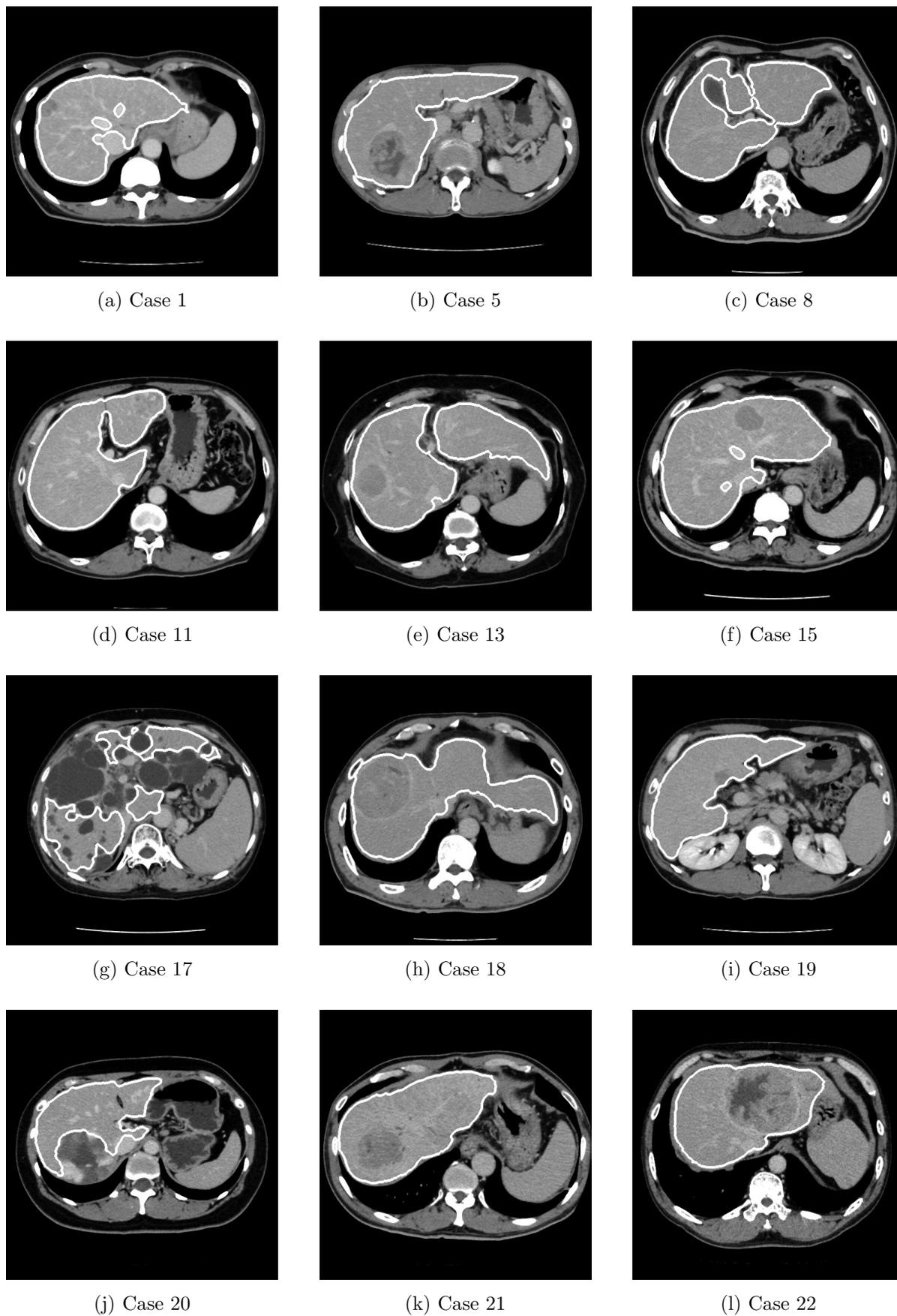


Fig. 6 Extraction results of liver regions by the proposed method.

**Table 1** Coincidence rates of the extraction results against manually traced regions.

Case No.	1	2	3	4
Coincidence	94.8%	91.1%	93.3%	93.3%

**Table 2** Evaluation results of extracted liver regions by visual inspection.

The result contains whole liver region and HCC.

The result contains HCC region and the liver region has some under or over extraction.

× The result does not have HCC region or the liver region has large under or over extraction.

Case No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Case No.	10	11	12	13	14	15	16	17	18
									×
Case No.	19	20	21	22	23	24	25	26	
		×							

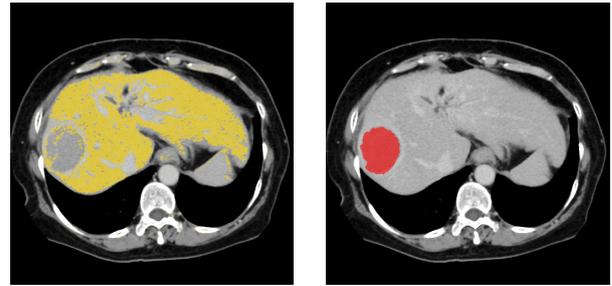
の条件を満たさなくなるまで繰り返す．全ての境界画素に対して適用した結果を最終的な肝臓領域として出力する．

### 3. 実験

本手法をコンピュータ支援画像診断学会で配布されている3次元CT像データベース[CADM]に含まれる造影X線CT像21例, 2004年の第14回コンピュータ支援画像診断学会大会で行われた肝臓抽出コンテストの5例, の合計26例に適用した．実験に用いたCT像の仕様は次のとおりである．

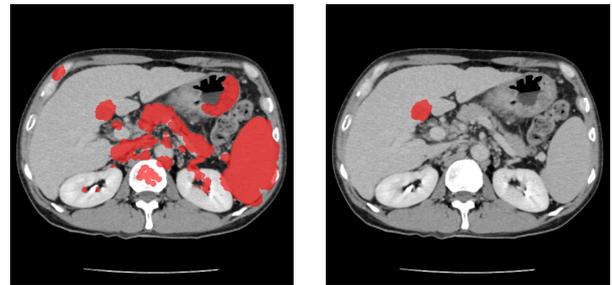
スライス内画素数	...	512×512画素
スライス枚数	...	161~464枚
スライス内画素サイズ	...	0.546~0.625mm
スライス厚	...	1.0~2.0mm
再構成間隔	...	0.5~1.0mm

ただし, 利用可能なメモリ量の制約から, 再構成間隔を全て1.0mmに変換したものを入力画像として用いた．また, 2.4.2における肝細胞がん候補領域を抽出する際のしきい値はそれぞれ,  $T_{ave} = 12\text{mm}$ ,  $T_{min} = 3\text{mm}$ ,  $T_C = 0.85$ とした．実験計算機としてOS: WindowsXP, CPU: Xeon 3.4GHz×2を用い, 処理時間は1症例あたり約50分(早期相と晩期相のレジストレーションに約40分, 肝臓領域抽出に約10分)を要した．最終的な肝臓領域を晩期相上で抽出した結果の一部を図6に示す．コンピュータ支援画像診断学



(a) Initial liver region  $\mathcal{L}$  (b) HCC region  $\mathcal{H}$

**Fig. 7** Extracted initial liver region  $\mathcal{L}$  and HCC region  $\mathcal{H}$  of Case 13.



(a) (b)

**Fig. 8** The result of HCC region  $\mathcal{H}$  extracted from Case 19. (a) HCC regions  $\mathcal{H}$  are extracted by using thresholding and morphology operation. (b) HCC regions  $\mathcal{H}$  are eliminated by evaluating distances from liver region  $\mathcal{L}'$  and circularities.

会では, 医師の評価が行われた症例1~4の4例に対する正解肝臓データが配布されている．そこで, これらのデータを用い, 本手法の抽出結果を一致度を用いて評価した．配布されている正解データは非造影CT像上での肝臓領域であるため, これらのデータを基に筆者らが手作業により晩期相画像上での正解肝臓データを作成し, 抽出結果との一致度を計算した(表1)．また, 抽出結果を筆者らが目視により評価した結果を表2に示す．評価基準として, 肝細胞がん領域が欠損している場合や肝臓領域に直径20mm以上の抽出過不足が存在した場合は×, 肝臓領域に抽出過不足が存在したとしても目視で確認できる真の肝臓輪郭からの距離が5mm以下の場合, それ以外で肝臓領域に抽出過不足が存在するものをとした．

### 4. 考察

表2を見ると, 若干の抽出過不足は存在するものの26例中24例で良好に肝臓領域が抽出されており, 先に示した正解データの配布されている4例で一致度を評

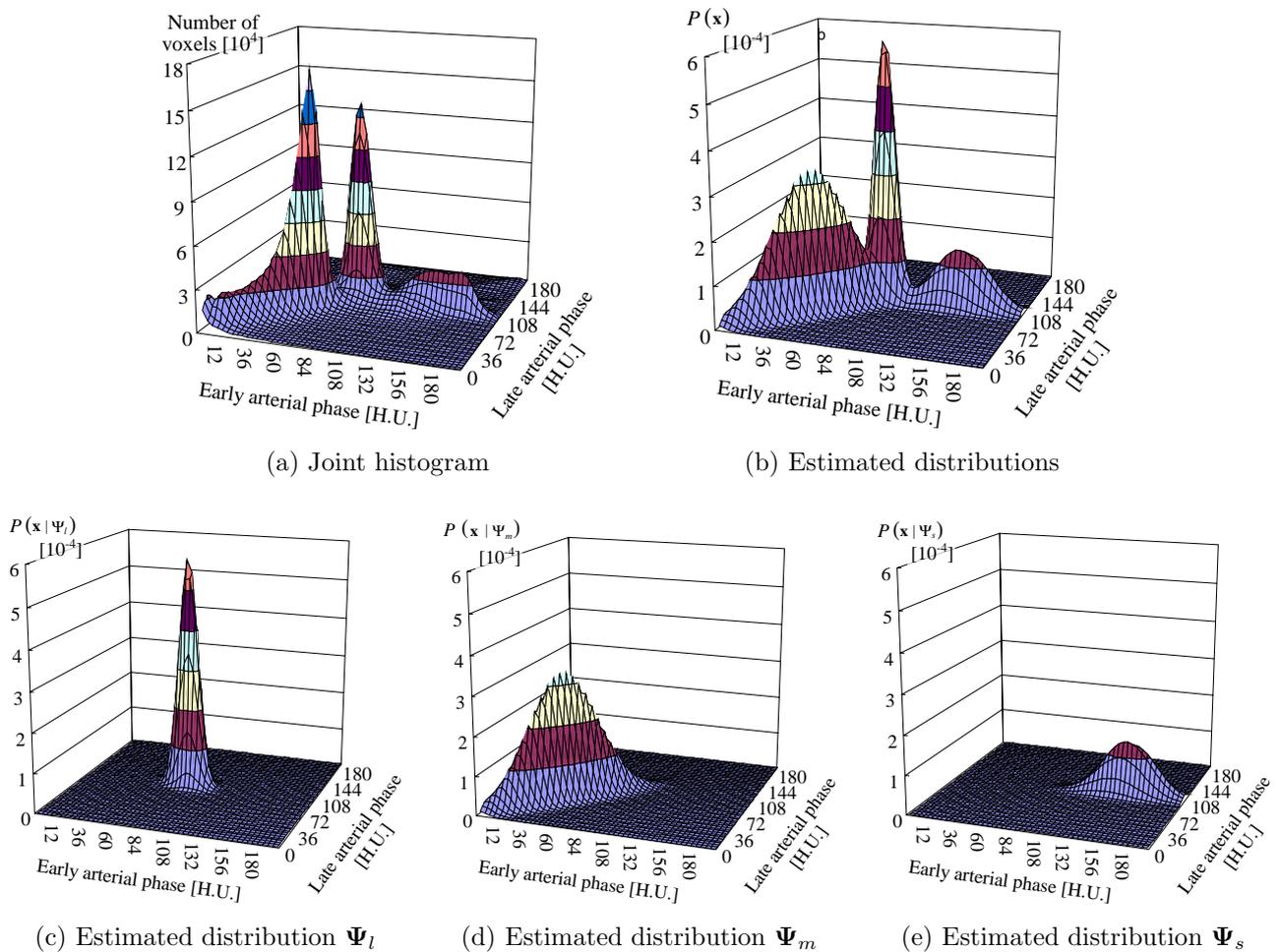


Fig. 9 Estimated distributions  $\Psi_l$ ,  $\Psi_m$ , and  $\Psi_s$  from the joint histogram of Case 1.

価した結果は 90%以上であった。また、図 6 から分かるように、肝細胞がんを含む肝臓領域を良好に抽出できていることが分かる (Case 13, 15, 18, 21, 22)。特に図 6(h) (Case 18) では右葉と左葉の接続部分が非常に細く、領域拡張法や図形分割を用いて肝臓と接触他臓器の分離を行っている従来手法 [横山 03, 渡辺 03, 林 04] では抽出が困難であった部位である。このように細くつながった部分を抽出するしきい値を適切に設定することが難しく、これらの手法においては抽出に失敗していた。それに対し、本手法では 2 時相の画像から肝臓の CT 値分布を推定し、しきい値処理とモルフォロジ演算のみで肝臓領域を抽出している。そのため、肝臓の一部が細くなっている場合でも良好に抽出することができる。一方、造影むらが存在する症例では肝臓の一部が未抽出となった。これは、本手法では肝臓全体を単一のしきい値で抽出しているためである。榎本ら [榎本 03] のように、肝臓内を複数ブロックに分割し分布推定を行うことで改善可能であると考えられる。また、一部の症例で肋骨や胃壁の一部が過抽出となった。今後、輪郭補正処理を見直す必要がある。

図 7 に、式 (13) によるしきい値処理で抽出した肝臓候補領域  $\mathcal{L}$  と 2.4.2 の処理で抽出した肝細胞がん候補領域  $\mathcal{H}$  を示す。図 7(a) から分かるように、式 (13) によるしきい値処理のみで筋肉等を除く肝臓領域を良好に抽出できていることが分かる。これは、EM アルゴリズムによる肝臓領域の CT 値分布推定が良好に動作し、肝臓、脾臓、筋肉等の CT 値分布を適切に設定できたためである。しかし、肝細胞がんの領域は式 (13) の条件のみでは抽出できていない。そこで、図 7(b) に示す肝細胞がん領域のみを抽出し、肝臓領域に含めている。2.4.2 の肝細胞がん抽出処理では、式 (14) と (15) で抽出する図 4 の肝細胞がん候補領域には、脾臓や膵臓の一部が含まれる。そのため、しきい値処理とモルフォロジ演算を用いて抽出した領域には、図 8(a) のように肝細胞がん以外の領域が多数含まれる。本手法では、おおまかな肝臓領域  $\mathcal{L}'$  からの距離および球形度を用いることで肝細胞がんの拾いすぎを削減し、図 8(b) に示す肝細胞がん領域のみを得ている。このように、肝臓と肝細胞がんを別々の処理で抽出することで、26 例中 24 例で肝細胞がんを肝臓内に含めることが可能で

あった。しかし、図 6(g) や (j) のように、肝臓内に嚢胞が多数存在する場合や、肝細胞がんと異なる CT 値の分布を示す良性腫瘍は抽出できていない。今後、これらの領域を肝臓内に含める処理の検討が必要である。

処理 2.3 で推定された症例 1 の正規分布のグラフを図 9 に示す。図 9(a) に示す早期相と晩期相から作成した 2 次元ヒストグラムと、図 9(b) の推定された肝臓  $\Psi_l$ 、脾臓  $\Psi_s$ 、筋肉等  $\Psi_m$  の混合分布を比較すると、肝臓と脾臓の分布は良好に推定されていることが分かる。しかし、筋肉等の分布は入力 of 2 次元ヒストグラムと異なっている。これは、レジストレーション誤差や筋肉以外の組織の影響で、2 次元ヒストグラム中の筋肉等に対応する分布が正規分布に従っていないことが原因であると考えられる。今後、筋肉等の分布を複数の正規分布を用いて表現することにより、より良い分布推定が可能になると考えられる。

2.3.2 および 2.3.3 で述べた EM アルゴリズムの初期値は、Case 1 ~ 21 の CT 値ヒストグラムから実験的に決定した値である。分布パラメータの推定における初期値の影響を調べるために、EM アルゴリズムに与える各臓器の初期分布パラメータを変化させ分布推定を行った。各症例において肝臓領域の平均 CT 値を手作業により計測し、計測した値の症例間での標準偏差を調査したところ、標準偏差は 10 H.U. 未満であった。そこで、分布パラメータ  $\psi_{l_1}$ ,  $\psi_{l_2}$ ,  $\psi_s$ ,  $\psi_m$  の平均 CT 値  $\mu$  を  $\pm 10$  H.U. の範囲で 0.5 H.U. ずつ変化させ実験を行った。その結果、得られる分布パラメータの  $\mu$  と  $\sigma$  のばらつきは、最大でも 0.5 H.U. 未満であり、安定した分布推定が可能であった。また、2.3.2 および 2.3.3 で述べたパラメータを用いて抽出した肝臓領域と、パラメータを変化させて抽出した肝臓領域の一致度は、平均で 99% 以上であり、安定した肝臓領域抽出が可能であった。この結果から、入力 CT 像の CT 値が多少変化したとしても、安定して肝臓領域抽出が可能である。

本論文で提案した各臓器の分布パラメータ推定法は、臓器の位置に依存しないため、CT の撮影範囲が異なる場合でも適切に動作する。また、撮影のタイミングや造影剤の浸透具合の違いによって、各臓器の CT 値分布は変化するが、本手法ではヒストグラムから各臓器の分布パラメータを推定することで、このような CT 値分布の変化に対応している。このように、撮影条件が異なる場合でも適切に動作する本手法は非常に有効であると考えられる。また、推定された分布には早期相と晩期相の 2 つの時相情報を含むため、2.5 における式 (21) の条件を変更することで、早期相における肝

臓領域抽出も可能である。本論文では、早期相と晩期相の 2 時相から肝臓、脾臓、筋肉等の CT 値分布を推定したが、非造影、早期相、門脈相、晩期相の 4 時相から各臓器の CT 値分布を推定することで、肝臓内血管等を抽出する際のしきい値決定へも応用可能である。

## 5. むすび

本論文では、多時相 CT 像からの CT 値分布推定を用いた肝臓領域抽出手法について述べた。早期相と晩期相から作成した 2 次元ヒストグラム上には、肝臓、脾臓、筋肉等に対応する特徴的な CT 値分布が現れる。そこで、EM アルゴリズムを用いて早期相と晩期相の 2 時相から肝臓、脾臓、筋肉等に対応する CT 値分布を推定し、撮影条件に依存しない肝臓抽出パラメータの自動決定法を提案した。また、肝臓領域と肝細胞がん領域を別々の処理で抽出し、それぞれの領域を統合することで肝細胞がんを含む肝臓領域の抽出を試みた。最後に、推定された分布パラメータを用いて肝臓外領域を抽出し、筋肉や脾臓への過抽出の抑制を行った。

本手法を造影 3 次元 X 線 CT 像 26 例に適用し、24 例で良好に肝臓領域が抽出可能であることを確認した。今後の課題として、良性腫瘍を含む症例や嚢胞が存在する症例における抽出精度向上、レジストレーション手法の改善、4 時相を用いた肝臓内血管の抽出手法の検討、医師による評価が挙げられる。

謝辞 貴重な CT 画像を提供して頂いた国立がんセンター東病院放射線部縄野繁博士、および、有用なコメントを多数頂いたコンピュータ支援画像診断学会肝臓領域抽出コンテストの審査員の先生方に深謝する。日頃ご指導いただく名古屋大学村瀬洋教授、ならびに日頃御討論頂く名古屋大学末永・村瀬研究室諸氏に感謝する。特に、実験の多くを手伝っていただいた末永研究室の松岡寿典氏に深く感謝する。本研究の一部は、文部科学省 21 世紀 COE プログラム「社会情報基盤のための音声・映像の知的統合」、文部科学省・日本学術振興会科学研究費補助金、文部科学省私立大学 HRC 補助金、ならびに厚生労働省がん研究助成金によった。

## 参考文献

- [縄野 00] 縄野 繁：読影フィルムが津波のように押し寄せてくる, CADM News Letter, Vol. 28, pp. 12-13, Jan 2000
- [縄野 01] 縄野 繁, 清水 昭伸：3 次元腹部 CT 像の画像処理コンテスト, CADM News Letter, Vol. 31, pp. 8-10, 2001
- [縄野 03] 縄野 繁：肝臓抽出コンテストの講評と今後について, CADM News Letter, Vol. 38, pp. 6-7, 2003
- [清水 05] 清水 昭伸：肝がん診断支援システムのコンテスト (@第 14 回 CADM 大会) 速報, CADM News Letter, Vol. 43, pp. 4-6, 2005
- [横山 03] 横山 耕一郎, 北坂 孝幸, 森 健策, 他：CT 値の分布特徴を利用した 3 次元腹部 X 線 CT 像からの肝臓領域抽出, コンピュータ支援画像診断論文誌, Vol. 7, No. 4-3, pp. 48-58, 2003

- [渡辺 03] 渡辺 恵人, 瀧 剛志, 長谷川 純一, 他: 領域拡張法を用いた多時相腹部 X 線 CT 像からの肝臓領域自動抽出手順, コンピュータ支援画像診断論文誌, Vol.7, No.4-3, pp. 59-66, 2003
- [増谷 04] 増谷 佳孝, 木村 文彦, 佐久間 一郎: 境界形状の特徴抽出および動径基底関数による形状再構成に基づく X 線 CT 像における肝臓領域の自動抽出と形状モデリング, コンピュータ支援画像診断論文誌, Vol.8, No.1-3, pp.10-17, 2004
- [林 04] 林 雄一郎, 出口 大輔, 森 健策, 他: 造影 3 次元腹部 X 線 CT 像からの肝臓領域自動抽出手法の開発, コンピュータ支援画像診断論文誌, Vol.8, No.1-3, pp. 18-30, 2004
- [古川 04] 古川 寛, 上田 克彦, 橋 理恵, 他: Watershed 法を用いた腹部 CT 画像からの肝臓領域の抽出, 第 14 回コンピュータ支援画像診断学会大会・第 13 回コンピュータ支援外科学会合同講演論文集, pp. 295-296, 2004
- [樹本 01] 樹本 潤, 堀 雅敏, 佐藤 嘉伸, 他: マルチスライス CT 画像からの肝臓領域自動抽出, 電子通信情報学会論文誌 D-II, Vol. J84-D-II, No. 9, pp. 2150-2161, 2001
- [樹本 03] 樹本 潤, 佐藤 嘉伸, 堀 雅敏, 他: 非剛体レジストレーションを適用した多時相腹部 CT 画像からの肝臓領域自動抽出法, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 7, No. 4-1, pp. 1-10, 2003
- [清水 04] 清水 昭伸, 田村 みさと, 小畑 秀文: 病変部の濃度特徴に注目した肝臓領域抽出手法の開発, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 8, No. 1-1, pp. 1-9, Nov 2004.
- [Dempster77] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin: Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm, Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Vol. 39, No. 1, pp. 1-38, 1977
- [Rueckert99] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, et al.: Non-rigid Registration Using Free-Form Deformations Application to Breast MR Images, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 18, No. 8, pp. 712-721, 1999
- [Studholme99] C. Studholme, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes: An overlap invariant entropy measure of 3D medical alignment, Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 71-86, 1999
- [Maurer03] C. R. Maurer, Jr., R. Qi, and V. Raghavan: A Linear Time Algorithm for Computing Exact Euclidean Distance Transforms of Binary Images in Arbitrary Dimensions, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, No. 2, pp. 265-270, 2003
- [CADM] “3 次元 CT 像データベース”, <http://www.tuat.ac.jp/similzlab/CADM/database.html>



出口 大輔 (でぐち だいすけ)

2001 年名古屋大学・工・情報卒。現在同大学院博士後期課程に在学中。軟性内視鏡ナビゲーションシステムの開発および 3 次元医用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本生体医工学会, 日本医用画像工学会各会員。



林 雄一郎 (はやし ゆういちろう)

1999 年名大・工・情報卒。2005 年同大学院工学研究科博士課程後期課程了。主に 3 次元医用画像処理に関する研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会, 日本生体医工学会, 日本医用画像工学会, 日本コンピュータ外科学会各会員。



北坂 孝幸 (きたさか たかゆき)

1997 年名古屋大学・工・情報卒。2002 年同大学院博士課程後期課程満了。2003 年より同大学院情報科学研究科助手。医用画像処理の高度化とその計算機診断支援システムの開発に関する研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会, 日本エム・イー学会, 日本医用画像工学会各会員。



森 健策 (もり けんさく)

1992 年名大・工・電子卒。1996 年同大学院博士課程後期課程修了。1994 ~ 1997 年まで日本学術振興会特別研究員。1997 年より名大学院工学研究科助手。2001 年同大難処理人工物研究センター助教授。2001 年より 2002 年まで米国スタンフォード大学客員助教授。2003 年より名古屋大学大学院情報科学研究科助教授。現在に至る。主に 3 次元画像処理とコンピュータグラフィックスの医用画像への応用に関する研究に従事。日本エム・イー学会論文賞, 丹羽記念賞, 電子情報通信学会情報システムソサイエティソサイエティ論文賞, 日本気管支学会優秀演題賞各賞受賞。工博。日本エム・イー学会, 電子情報通信学会, 日本医用画像工学会, 日本気管支学会各会員。IEEE Member。



目加田 慶人 (めかだ よしと)

1991 年名古屋大学・工・情報卒。1996 年同大学院博士課程後期課程修了。同年, 宇都宮大学工学部情報工学科助手。2001 年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻助教授, 2004 年より中京大学生命システム工学部教授。パターン認識, 3 次元画像処理とその医用応用に関する研究に従事。博士 (工学)。IEEE, 電子情報通信学会, 日本医用画像工学会各会員。



末永 康仁 (すえなが やすひと)

1968年名大・工・電子卒。1973年同大大学院博士課程了。同年日本電信電話公社(現NTT)電気通信研究所に入社。一貫して画像処理, 画像認識, 画像生成の研究に従事。1985年3月より1年間, 米国マサチューセッツ工科大学メディア研究所客員研究員。NTTヒューマンインタフェース研究所研究グループリーダー, 主幹研究員を経て, 1997年2月より, 名大大学院工学研究科計算理工学専攻教授。2003年4月同大学院情報科学研究科教授。文部科学省21世紀COEプログラム・名古屋大学情報系COE「社会情報基盤のための音声・映像の知的統合」拠点リーダー。電子情報通信学会, 情報処理学会会員。工博。



長谷川 純一 (はせがわ じゅんいち)

1974年名古屋大学工学部卒。1979年同大大学院博士課程了。同年名古屋大学工学部助手, 1986年同講師。1987年中京大学教養部助教授。1992年同情報科学部教授。2004年同生命システム工学部教授, 現在に至る。工博。パターン認識, 画像理解とそれらの医療・スポーツへの応用に関する研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 人工知能学会, 日本エム・イー学会(現日本生体医工学会), 日本医用画像工学会, コンピュータ支援画像診断学会, 芸術科学会, 米国IEEEなどの各会員。1991, 1996, 1998年度日本医用画像工学会論文賞, 1996年度日本エム・イー学会論文賞・阪本賞, 2000年度第16回NICOGRAPH/MULTIMEDIA論文コンテスト最優秀論文賞, 2004年度芸術科学会論文賞, MIRU2004優秀論文賞などを受賞。



鳥脇 純一郎 (とりわき じゅんいちろう)

1962年名大・工・電子卒。1967年同大大学院博士課程了。同年名古屋大学工学部助手。1980年豊橋技術科学大学教授, 1983年名古屋大学工学部(後に大学院工学研究科)教授。2003年中京大学情報科学部教授, 2004年より同大学生命システム工学部教授。工博。パターン認識, 画像処理, グラフィックス及びそれらの医学情報への応用に関する研究に従事。最近は3次元画像処理, コンピュータ外科, コンピュータ支援診断, パーチャルエンドスコピーなどが中心である。著書:「画像理解のためのデジタル画像処理 I, II」(昭晃堂), 「3次元デジタル画像処理」(昭晃堂), 「認識工学」(コロナ社), 画像情報処理(コロナ社), など。電子情報通信学会, 情報処理学会, コンピュータ支援画像診断学会, IEEE等各会員。

# A method for automated liver region extraction basing upon estimation of CT value distributions from multi-phase CT images

Daisuke Deguchi<sup>\*1</sup>    Yuichiro Hayashi<sup>\*1</sup>    Takayuki Kitasaka<sup>\*1</sup>    Kensaku Mori<sup>\*1</sup>    Yoshito Mekada<sup>\*2</sup>  
Yasuhito Suenaga<sup>\*1</sup>    Jun-ichi Hasegawa<sup>\*2</sup>    Junichiro Toriwaki<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup> Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-8603 Japan

<sup>\*2</sup> School of Life System Science and Technology, Chukyo University, 101 Tokodachi, Kaizu-cho, Toyota, Aichi, 470-0393, Japan

## Abstract

This paper proposes a method for automated liver region extraction by analyzing distributions of CT values from multi-phase 3D abdominal X-ray CT images. A simple thresholding method does not work well for extracting liver regions from single phase CT images, since CT values of a liver region are very similar to those of other organs such as the spleen and muscle. The proposed method estimates CT value distributions of liver, spleen, and muscle regions using early and late arterial phase CT images. We assume these distributions as Gaussian and their mixture, and estimate the distributions by the EM algorithm. The estimated distributions are used for determining the optimum threshold values for extracting initial liver region, Hepatocellular carcinoma (HCC), and other organs. Then, the liver region is obtained by combining initial liver region and HCC region, and other regions are used for eliminating over extraction of the liver region. Finally, the surface of the extracted liver region is smoothed along the border of the liver region. We applied the proposed method to 26 cases of multi-phase abdominal CT images. The experimental results showed that the proposed method succeeded in the satisfactory extraction of liver regions.