

研究論文

非剛体レジストレーションを適用した多時相腹部
造影CT画像からの肝臓領域自動抽出法梶本 潤*¹ 佐藤 嘉伸*¹堀 雅敏*² 村上 卓道*² 上甲 剛*³ 中村 仁信*² 田村 進一*¹

要旨 本論文は、異なる時間に撮影された2つの時相の画像を用いた、腹部造影CT画像からの肝臓領域抽出方法について述べたものである。撮影時間の異なる画像間には、患者の呼吸、体動などにより画像間に位置ずれを生じている。そこで我々は、画像間の肝臓領域の変形を補正する非剛体レジストレーションを導入し、画像間の位置ずれを補正した。肝臓領域の抽出は、使用する2つの時相の画像内における肝臓のCT値分布状態を二次元ガウス分布として推定した後、これを用いて肝臓領域強調画像を生成、閾値処理することにより肝臓領域を抽出する手法を提案する。本手法では、この肝臓領域のCT値分布状態を局所的に推定する方法を提案し、肝臓内部における造影剤の不均一な浸透に対しても考慮した。最後に微小な肝臓領域抽出漏れに対する補正方法を提案した。4症例に対し比較評価実験を行い、これらの手法を導入することによる性能向上を調べ、それぞれの手法の有効性を示した。

Key words : liver segmentation, 2D histogram, non-rigid registration, sigmoid function

1. はじめに

近年、画像撮影機器は急激に性能が向上しており、特にマルチスライスCT[Hu99]の登場以来、従来よりも格段に高解像度な画像を短時間で撮影することが可能になった。そこでCT画像を用いた高精度な3次元処理が行えるようになってきた。体内の各臓器における3次元処理を行うために必要不可欠となるのが、対象臓器の抽出である。本論文では腹部肝臓領域を対象とした臓器抽出方法を提案する。肝臓領域における腹部CT画像撮影は、造影剤を用いたダイナミックCT撮影が一般的であり、撮影時間の異なる複数の3次元画像が得られる。そこで我々は、異なった時間に撮影された2つの3次元画像を用いた臓器抽出方法を提案した[梶本01]。これにより、単一時相からの肝臓抽出法では、肝臓とまったく同じCT値をもつ他の組織との境界分離は根本的に困難であった[Bae93][Gao96][横山02]という問題を解決することができる。しかし、この手法は双方の画像にほぼ位置ずれがないという前提のもので開発した手法であり、用いた画像は一回の息止めで撮影された画像を用いることにより実現している。息

止めは通常、長くて数十秒のため、この時間内では体内に造影剤が十分浸透せず、肝臓に対する造影効果を効率よく利用することが困難である。

複数の時相の画像を用いた手法として、近年さまざまな手法が提案されており[渡辺02][一杉02][増谷02]、基本的にこれらの手法では、複数の時相画像から、肝臓の概形を抽出するという方法を用いている。その抽出された肝臓領域は、画像間の位置ずれなどにより、実際の肝臓領域より小さく抽出してしまう場合が多く、Level set methodを用いた手法[一杉02]や、Radial based functionを用いた手法[増谷02]などで、肝臓領域を補正する方法を提案している。そこで、本論文では、非剛体レジストレーションを用いて、この根本的な画像のずれを補正し[Masumoto02]、位置ずれが存在する画像間でも、正確な造影効果を利用できる手法を提案する。また、非剛体レジストレーション補正精度限界、およびパーシャルボリューム効果などの影響によって、実際の肝臓領域より小さく抽出してしまった肝臓輪郭部の補正方法も提案する。

2. 肝臓領域抽出手順

本手法は撮影時間の異なる2系列の3次元CT画像を使用するものとする。本手法は、さらに複数の時相の画像を用いた手法に容易に拡張可能である。本手法では大きく分けて、

- (1) 異なる2つの時相の画像間のずれ補正

*¹ 大阪大学大学院医学系研究科 多元的画像解析分野 (〒 565-0871 大阪府 吹田市 山田丘 2-2)

*² 大阪大学大学院医学系研究科 生体情報医学 (放射線医学) 教室 (〒 565-0871 大阪府 吹田市 山田丘 2-2)

*³ 大阪大学医学部保健学科 (〒 565-0871 大阪府 吹田市 山田丘 2-2)

- (2) 異なる 2 つの時相からの肝臓領域抽出
- (3) 肝臓輪郭部の微修正

の 3 ステップからなる。まず (1) において、患者の呼吸、体動などによる画像間のずれを補正する。これに関して我々は、CT 腹部肝臓領域を対象とした、非剛体レジストレーション手法を提案した [Masumoto02]。これは CT 画像内における肝臓領域のみの変形を補正するレジストレーション評価尺度 C を提案したものであり、画像空間を特定の間隔ごとの制御ポイント (Φ) に区切り、この制御ポイントの位置を評価尺度が最大になるように制御し、画像空間の変形ベクトル場を推定する [Rueckert99]。具体的な手順は以下の通りである。

- ・制御ポイント (Φ) の初期化
 - ・repeat
 - ・ C の微分ベクトルを計算する。

$$\nabla C = \frac{\partial C(\Phi^l)}{\partial \Phi^l}$$
 - ・ while $\|\nabla C\| > \epsilon$ do
 - ・ 制御ポイントの再計算

$$\Phi = \Phi + \mu \frac{\nabla C}{\|\nabla C\|}$$
 - ・ 微分ベクトル ∇C の再計算
 - ・ 制御ポイントの階層を細かくする。 ($\Phi^l \rightarrow \Phi^{l+1}$)
- until 最高階層度

次に (2) の処理において、我々は 2 つの画像間における肝臓領域の CT 値分布状態を 2 次元ガウス関数で近似し、これを用いた領域抽出方法を考案した [榎本 01]。しかし、この手法は、肝臓領域内部における造影剤の浸透はほぼ一様であるという仮定があった。そこで本論文において、造影剤の不均一な浸透にも対処させる方法を提案する。最後に (3) の処理において、前段階まで抽出が完全でない肝臓輪郭部における微小な抽出漏れの補正方法を提案する。本論文においては上記のうち、以下の 2 点に関しての手法の提案を行う。

- (1) 肝臓領域の CT 値分布関数の局所推定法
- (2) 肝臓輪郭部の補正方法

2.1 肝臓領域の CT 値分布関数の局所推定法

まず、 x 軸に第 1 時相の CT 値を、 y 軸に第 2 時相の CT 値をとる 2 次元特徴空間を考える。この空間に、2 つの画像系列の CT 値の頻度を明るさとして反映させた 2 次元ヒストグラムを図 1 に示す。空間内の明るい部分が頻度の高い部分を表している。2 つの画像間で CT 値の変化がなければ、そのボクセルは $y = x$ 上に

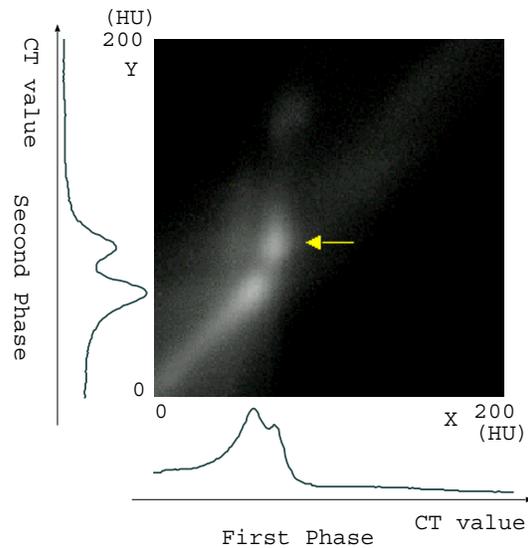


Fig. 1: 2D histogram . X axis: CT value of the first phase . Y axis: CT value of the second phase . (An arrow: The region of the liver)

分布する。造影剤を用いたダイナミック撮影における肝臓領域の CT 値は、図 1 の矢印の部分のように、他の組織と異なった分布状況を示している。 $I_1(x)$, $I_2(x)$ をそれぞれ第 1, 第 2 時相の CT 画像とする。ここで、 $x = (x, y, z)$ はボクセル位置を表す。このとき、肝臓らしさをあらかず肝臓強調画像 $Y(x)$ は以下のように表現される。

$$Y(x) = L(v) \quad (1)$$

ここで、 v は $v = \begin{pmatrix} I_1(x) \\ I_2(x) \end{pmatrix}$ であり、関数 $L(v)$ は以下の式で表現される。

$$L(v) = e^{-\frac{1}{2}(v - \overline{v}_{global})^T \Sigma_{global}^{-1} (v - \overline{v}_{global})} \quad (2)$$

\overline{v}_{global} , および Σ_{global} は、それぞれ 2 次元特徴空間内における最頻値を中心とした、半値幅の 3 倍の領域内における、平均値、および共分散行列である。図 2 に推定前、推定後の肝臓領域の CT 値分布状態を示す。この推定を正確に行うため、本手法では、あらかじめ肝臓が必ず含まれると考えられる関心領域 (Volume Of Interest (VOI)) を指定しておき、その領域内から推定を行った。肝臓領域の CT 値の分布状況は、各患者によって大きく変動する。特に、2 次元特徴空間においては各患者元来の CT 値の分布状態と、造影剤の浸透速度の双方の影響を受ける。我々の手法では各患者による CT 値の分布状態の変動を自動的に推定し、その差を吸収することができる。

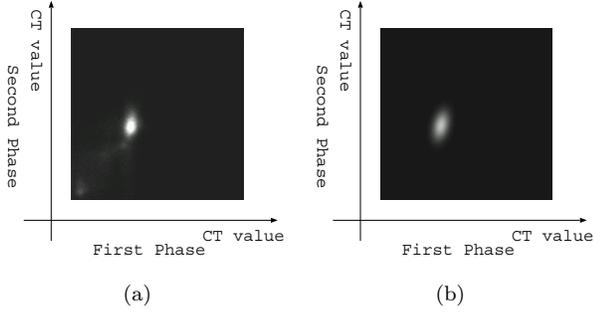


Fig. 2: Distributions of the liver . X axis: CT value of the first phase . Y axis: CT value of the second phase . (a) Real distribution in VOI . (b) Estimated distribution .

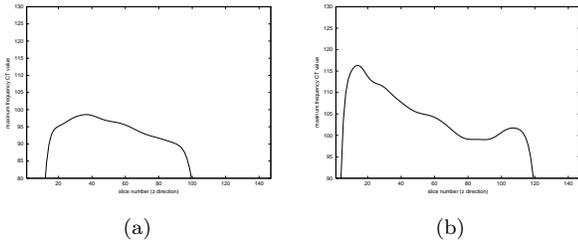


Fig. 3: Maximum frequency CT value at each slice. X axis: Slice number . Y axis: Maximum frequency CT value . (a)The case that effect of contrast material is uniform. (b)The case that effect of contrast material is not uniform.

しかしこの推定法は、肝臓領域の造影剤の浸透が一定であるという仮定下の方法であり、肝臓内部で造影剤の浸透に不均一な部分が存在した場合、このように画像全体の肝臓の CT 値分布を、1つの2次元ガウス関数として推定することは不適切である。具体的に、ある症例において各スライスごとにおける最頻 CT 値の分布を調べると、図3のように、スライスの位置によっては大幅に最頻値が変わることもある。さらに同一スライス内においても、同様のことが生じる可能性がある。図4にその例を示す。肝臓の左側部分が、右側部分に比べて、低い値を示しているのがわかる。

そこで我々は、このガウス関数推定を局所的に行うことを考えた。まず、3次元画像を図5(b)のように、 x, y, z 軸方向にそれぞれ、 N_x, N_y, N_z 個に分割する。そしてそれぞれのブロック領域に関して、大域的に推定した方法と同じ方法で、局所的に二次元ヒストグラムを解析し、その主成分である組織の CT 値分布関数を式(2)の $L(v)$ で示される形に対比させて、以下のような2次元ガウス関数として定義する。

$$G_{i,j,k}(v) = e^{-\frac{1}{2}(v - \overline{v_{i,j,k}})^T \Sigma_{i,j,k}^{-1} (v - \overline{v_{i,j,k}})} \quad (3)$$



Fig. 4: The case that effect of contrast material is not uniform.

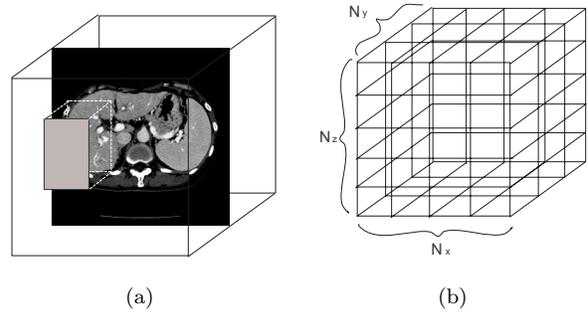


Fig. 5: Local VOI . (a) Conventional VOI. (b) Local VOI.

$0 \leq i \leq N_x - 1, 0 \leq j \leq N_y - 1, 0 \leq k \leq N_z - 1$ であり、その他のパラメータについては、式(2)の場合と同じである。 $\overline{v_{i,j,k}}, \Sigma_{i,j,k}$ は、各局所空間における、最頻値および、共分散行列である。

この $\overline{v_{i,j,k}}, \Sigma_{i,j,k}$ は各局所領域内から計算されるため、この値をそのまま使用した場合、ブロック領域の境界では、推定された2次元ガウス関数が不連続になる。そこで、 $\overline{v_{i,j,k}}, \Sigma_{i,j,k}$ を用いて、空間内の任意の点において線形補間された $\overline{v_{local}}, \Sigma_{local}$ を計算する。これを用いることにより、以下のような連続的な CT 値分布関数が定義できる。

$$G_{local}(v) = e^{-\frac{1}{2}(v - \overline{v_{local}})^T \Sigma_{local}^{-1} (v - \overline{v_{local}})} \quad (4)$$

この $G_{local}(v)$ は、局所空間内における主成分の組織の分布を分析しているため、その領域の主成分が肝臓でない場合、肝臓の CT 値分布を表現していない。そのため、このまま式(2)における $L(v)$ の代わりに使用す

ることはできない．そこで，従来からの大域分布関数推定と，この局所分布関数推定を，適切に利用する方法を提案する．まず，大域分布関数推定時の関心領域から計算されるパラメータである， $\overline{v}_{global}, \Sigma_{global}$ に許容誤差 \overline{v}_c, Σ_c を与える．

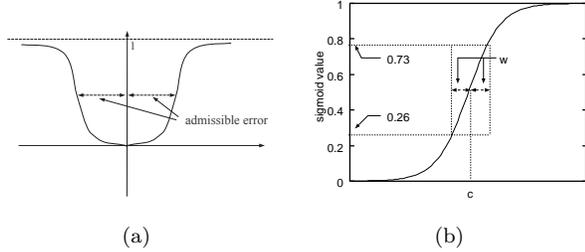


Fig. 6: (a) Admissible error function . (b) Sigmoid function

さらにこれら許容誤差の判定のための許容誤差関数 $g(x)$ を定義する．これは，パラメータ x が許容誤差範囲内から許容誤差範囲外になるに従い，0 から 1 に単調増加する連続関数である． x が 1 次元の場合の例を図 6(a) に示す．この関数の例として sigmoid 関数がある．sigmoid 関数は以下の式で表現される．

$$S(x; c, w) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x-c}{w}}} \quad (5)$$

c はシグモイド関数の中心値であり， w はその幅係数である（図 6(b)）．ここでは，この sigmoid 関数を利用した，許容誤差関数 $g(\overline{v}), g(\Sigma)$ を次のように定義する．ただし今回は，共分散における誤差を無限大と考え，誤差を考慮しないものとする．

$$g(\overline{v}; \overline{v}_c, w) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{|\overline{v} - \overline{v}_c|}{w}}} \quad (6)$$

$$g(\Sigma) = 1$$

これより，任意の三次元位置における最頻値 \overline{v}_{final} ，および共分散行列 Σ_{final} は，次のように計算される．

$$\overline{v}_{final} = g(\overline{v}_{global} - \overline{v}_{local}; \overline{v}_c, w) \cdot \overline{v}_{global} + (1 - g(\overline{v}_{global} - \overline{v}_{local}; \overline{v}_c, w)) \cdot \overline{v}_{local}$$

$$\Sigma_{final} = g(\Sigma_{global} - \Sigma_{local}) \cdot \Sigma_{global} + (1 - g(\Sigma_{global} - \Sigma_{local})) \cdot \Sigma_{local}$$

最終的に，局所推定における肝臓 CT 値分布関数は以下のように定義できる．

$$G_{final}(v) = e^{-\frac{1}{2}(v - \overline{v}_{final})^T \Sigma_{final}^{-1} (v - \overline{v}_{final})} \quad (8)$$

この $G_{final}(v)$ を式 (2) の $L(v)$ としたときに得られる肝臓強調画像を局所肝臓強調画像とする．この画像に対して正規化閾値 T_{normal} により閾値処理する．得られた領域に対して Opening, Closing 処理を施し，肝臓領域を抽出することができる．

2.2 肝臓輪郭部の補正方法

抽出された肝臓領域は，パーシャルボリューム効果，および非剛体レジストレーションの精度不足，正規化閾値処理により，実際の肝臓領域より多少小さくなっている場合が多く，理想的な境界線に沿った輪郭とはならない場合が多い（図 7）．そのため，最終的に抽出したい相において，輪郭の補正が必要である．まず抽出したい「輪郭候補」を，肝臓の平均 CT 値から標準偏差の k 倍低い CT 値を下限とし， k 倍高い CT 値を上限とした閾値処理を行ったときに確認できる輪郭とする．この「輪郭候補」には，肝臓以外の臓器の輪郭なども含まれている（図 8(a) 点線 (candidate of the liver contour))．まず前段階で抽出された肝臓輪郭線に対して，「輪郭候補」までの最小距離を計算する．さらに輪郭線にこの最小距離を半径とする円領域を考え，その中の領域を肝臓領域として追加する．この際，不要な領域も追加されることを防ぐため，その半径を近傍 s mm 内でガウス平滑化処理を行う．XY 断面での処理の様子が図 8 である．同様のことを YZ, XZ 断面にも行う．

この手法の問題点として，肝臓輪郭部で大きく不要領域と接触している部分では，この補正により不必要な領域が追加されることがある．そのため，できるだけこの補正サイズは小さいほうが望ましい．補正する最大半径（図 8(b)）を D_{max} とする．さらに原理的に，図 8(a) 矢印のように先端がとがった領域に関して，初期ずれが大きい場合に，抽出に失敗する可能性がある．補正前に肝臓領域の位置補正が正しく行われていることが望ましい．これにより得られた領域を最終的な肝臓領域とする．

3. 実験手法

本手法を 4 症例（各症例，単純相および，門脈相画像， $512 \times 512 \times 150 \sim 250$ 程度）に対して適用した．評価は専門家が抽出した肝臓領域を正解とし，以下で示す一致度 (overlap rate) を計算した．最終的な抽出結果は，門脈相画像にて評価した．また，今回は正解デー

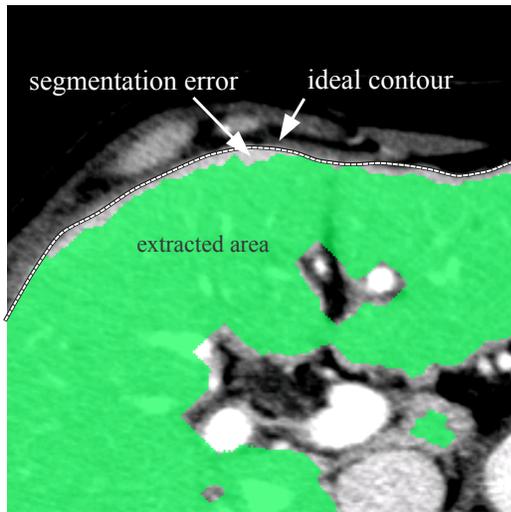


Fig. 7: Difference between the liver contour extracted by our method and ideal contour before contour modification.

タに下大静脈本幹は含めないほうが正解とした。

$$\text{一致度} = \frac{n(T \cap R)}{n(T \cup R)} \quad (9)$$

ここで T は正解肝臓領域で, R は, 抽出された肝臓領域である. 非剛体レジストレーションにより, 肝臓抽出がどの程度向上するかを調べるため, 異なる時相画像間の非剛体レジストレーションによる補正を行う場合と, 行わないときの2つを比較した. さらに, 局所推定の分布関数を用いた場合と, 従来の大域推定の分布関数を用いた場合の比較も行った. これらの手法を A とし, 手法を使用しないときを \bar{A} とする. このとき, 手法を導入することによる性能向上率を以下のように定義した.

$$\text{向上率} = \frac{A}{\bar{A}} \times 100 \quad (10)$$

それぞれの場合において, 最終結果に大きく影響を及ぼすと考えられる, 肝臓強調画像から肝臓領域を得るための正規化閾値 T_{normal} , および輪郭補正最大サイズ D_{max} を変化させることによって, 抽出精度に対する影響を調べた. 正規化閾値は 1, 10, 50, 100, 150, 輪郭補正最大サイズは 0.0 mm, 1.5 mm, 3.0 mm, 4.5 mm, 6.0 mm に対して実験を行った. その他のパラメータは表 1 に示す値に固定した.

4. 実験結果

まず, 以下の条件において, 各手法の性能向上率を調べた. ただし, A が局所分布関数推定使用, \bar{A} が大域

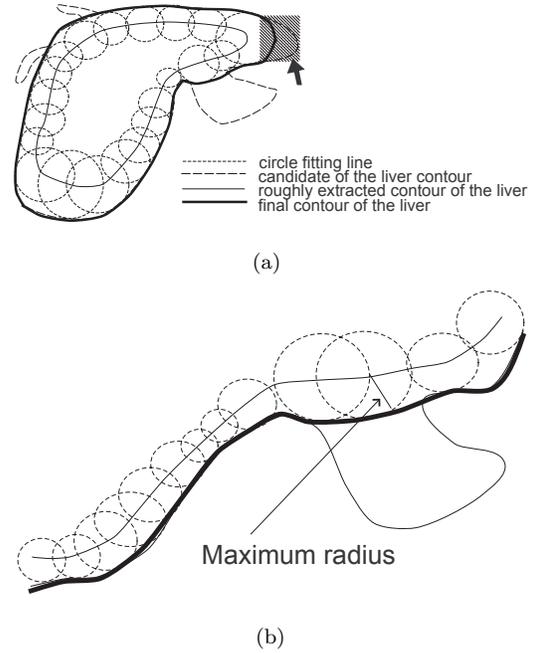


Fig. 8: Modification method of the liver contour. (a) Basic concept of our method. (b) Enlarged illustration of (a).

Table 1 Parameters in our experiments

名前	説明	値
\vec{v}_c	各相の画像の CT 値誤差	(5, 5)
w	sigmoid 関数の幅	5
s	平滑化範囲	10 mm
k	輪郭候補の閾値係数	3
N_x, N_y, N_z	1 辺 40 mm の立方体	(画像依存)

分布関数推定使用, B が非剛体レジストレーションを行う, \bar{B} が非剛体レジストレーションを行わないという条件とする.

[条件 1] 大域分布関数推定使用下における非剛体レジストレーション手法導入による性能向上率

$$C_1 = \frac{\bar{A} \& B}{A \& \bar{B}} \times 100$$

[条件 2] 局所分布関数推定使用下における非剛体レジストレーション手法導入による性能向上率

$$C_2 = \frac{A \& B}{\bar{A} \& \bar{B}} \times 100$$

[条件 3] 非剛体レジストレーションを行わない場合の局

所分布関数推定法の導入による性能向上率

$$C_3 = \frac{A \& B}{\overline{A \& B}} \times 100$$

[条件 4] 非剛体レジストレーションを行う場合の局所分布関数推定法の導入による性能向上率

$$C_4 = \frac{A \& B}{\overline{A \& B}} \times 100$$

Table 2: Rate of the improvement in each condition (%).

Case No.	C_1	C_2	C_3	C_4	平均
1	104.2	103.9	101.3	100.1	102.4
2	104.8	104.3	108.4	107.9	106.4
3	102.6	102.4	101.3	101.1	101.9
4	104.7	104.1	101.5	100.9	102.8
平均	104.1	103.7	103.1	102.5	103.4

Table 3 Rate of the improvement in case no.1 (%).

	1	10	50	100	150
0.0 mm	106.4	107.3	107.9	107.8	108.1
1.5 mm	105.1	105.9	106.4	106.4	106.6
3.0 mm	102.7	103.4	104.0	104.2	104.4
4.5 mm	101.3	101.7	102.0	102.0	102.1
6.0 mm	100.8	101.2	101.4	101.4	101.5

Table 4: Overlap rate with non-rigid registration using local estimation of the liver distribution in case no.1.

	1	10	50	100	150
0.0 mm	0.82	0.81	0.79	0.77	0.75
1.5 mm	0.85	0.85	0.84	0.83	0.81
3.0 mm	0.86	0.87	0.88	0.87	0.86
4.5 mm	0.86	0.87	0.88	0.88	0.88
6.0 mm	0.86	0.87	0.89	0.88	0.88

表 2 は、正規化閾値 T_{normal} (5 パターン) および、輪郭補正最大サイズ D_{max} (5 パターン) を、実験方法で述べた全条件で行い、その平均性能向上率を示したものである。条件 1 および条件 2 より、非剛体レジストレーションを行ったときの方が、行わなかったときより、全症例において平均約 3.9% の性能向上が見られた。一例として、表 3 に症例 1 の全パラメータの結果を示した。これより、補正サイズが大きくなるに従い、その性能向上率が 100% に近くなっていた。これは補正サ

Table 5: Overlap rate without non-rigid registration using local estimation of the liver distribution in case no.1.

	1	10	50	100	150
0.0 mm	0.77	0.76	0.74	0.72	0.70
1.5 mm	0.81	0.81	0.79	0.78	0.76
3.0 mm	0.84	0.84	0.85	0.84	0.83
4.5 mm	0.85	0.86	0.87	0.86	0.86
6.0 mm	0.85	0.86	0.87	0.87	0.87

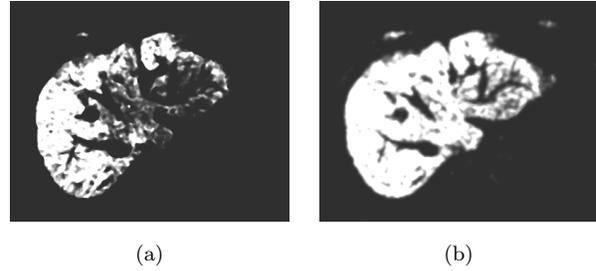


Fig. 9: Estimation of the liver distribution in case that effect of contrast material is uniform. (a) Global estimation of the liver distribution. (b) Local estimation of the liver distribution.

イズが小さいときには、非剛体レジストレーションを行ったほうが、初期位置ずれが小さくなるため性能がよいが、補正サイズが大きくなると、この補正自体が効率的に作用することにより、レジストレーションを行わない場合でも、同等の精度が得られることを示していた。すなわち、輪郭部の補正の有効性が確認できた。しかし、補正サイズが大きくなると、肝臓領域が他の組織と輪郭部で広範囲に接触している部分で誤抽出が生じていた(図 10)。補正サイズは小さい方が望ましいことが確認できた。また表 4,5 に、表 3 の計算に

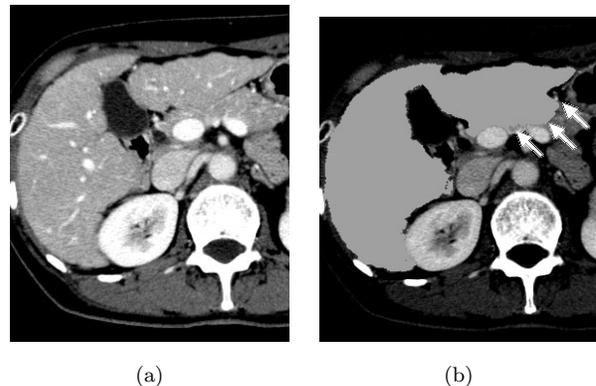


Fig. 10: Example of miss segmentation of the liver. (a) Original image. (b) Segmentation result. (An arrow: The region of miss segmentation)

用いた、非剛体レジストレーションを使用する場合としない場合の一致度を示した。表 5 の補正なしの 3.0 mm の精度に注目すると、表 4 の補正ありの 1.5 mm の精度とほぼ等価であった。非剛体レジストレーションを行った場合、行わない場合に比べて、補正サイズが約 1.5 mm 小さい条件で、同等の結果が得られていた。他の症例もこれとほぼ同等の値を示していた。また、一致度の精度向上率を見てみると、表 4 では約 3.0 mm、表 5 では、約 4.5 mm 程度でほぼ一致度が上限となっていた。すなわち、今回の非剛体レジストレーションの導入により、それぞれの画像間の位置ずれを約 3.0 mm 程度以下のずれまで修正可能であり、今回の症例においては、平均して約 1.5 mm の補正を行えたということであった。さらに正規化閾値の面から見ると、閾値 10 から 50 の間で最大の一致度を示していることも確認できた。

次に表 2 の条件 3、および条件 4 について、局所分布関数推定の導入に関する性能向上率を調べた。この表より、症例 2 は、平均約 8.2% の性能向上率が得られ、その他の症例では、局所分布関数推定の導入によっても、ほぼ性能は変わらないことが確認できた。これはつまり、症例 2 には、肝臓内部で造影剤の不均一な部分が存在し、その部分が局所分布関数推定の導入により、改善されたことを意味し、同時に肝臓内部が均一な場合においても、性能に悪影響を及ぼすことがないことが確認できた。実際に図 9 に、症例 2 における肝臓領域内で造影が不均一な部分を、大域分布関数推定した場合と、局所分布関数推定した場合の結果を示した。肝臓の右側と左側の造影パターンが異なっており、これが局所分布関数推定をすることにより、改善していることが確認できた。

最終的な肝臓抽出精度に関して、上記実験での最適パラメータを使用し、実験に用いた 4 症例の肝臓抽出結果を図 11 に示した。今回用いた 4 症例に関しては、図 11(c) の心臓との接触部に、一部誤抽出が確認できる程度であり、その他大きく抽出に失敗する点は確認できなかった。また、実験に用いなかった未知の 6 症例に対して、この最適パラメータで肝臓抽出した結果を図 12 に示した。こちらに関しては、図 12(a) において、下大静脈本幹が肝臓実質と区別がつかない CT 値を持っていたため、この部分付近で抽出に失敗していた。また、図 12(c) のように、心臓との接触部においても境界が不明瞭なため、輪郭補正が的確に働かず、失敗している場所が確認できた。その他の症例に関しては、大きな誤抽出は確認できなかった。

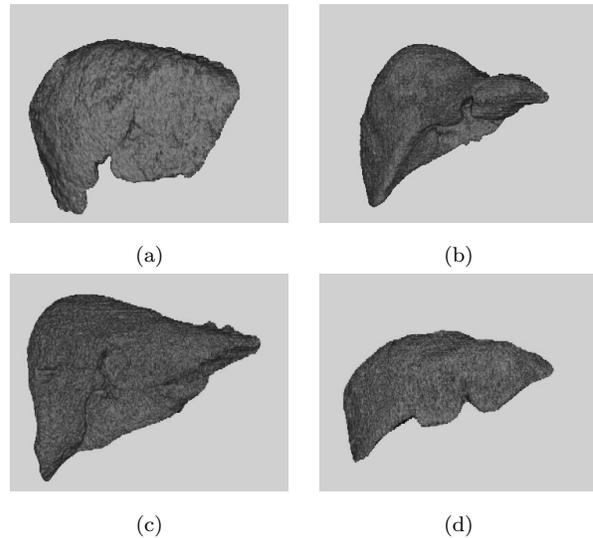


Fig. 11: 3D visualization of four clinical data sets which were used in our estimation of parameters.

5. 考察

本稿における VOI の設定に関しては、患者固有ではなく固定領域としている。これは、腹部 CT 撮影が脊椎の位置を基準にして撮影されることから、肝臓が存在する範囲もほぼ確定することができるため、VOI 領域をあらかじめ設定しておく手法をとった。肝臓領域が一定の CT 変化をしているため、VOI 領域内の大部分を肝臓が占めている限り、そこから計算される最頻 CT 値、標準偏差などにはほとんど影響がないものと考えられる。実際に本稿で定めた VOI 領域に対して、そのサイズおよび中心位置にガウス乱数 (標準偏差:10pixel) を加え、実験に用いていない他の 9 症例に対して、各時相の肝臓平均値の推定誤差を実験したところ、全症例で標準偏差 3(HU) 以下であった。この誤差は最終的な肝臓領域抽出精度にほとんど影響がないものと考えられる。

肝臓領域は、一部の不要組織の接触により誤抽出が存在していたが、抽出された肝臓輪郭部は、補正処理の成果で境界線を正確に抽出できていた。実際に肝臓を抽出した後のマニュアル補正を考えると、明確な輪郭の抽出の精度をあげたほうが、多少の過抽出の部分は簡単なカッティング処理で修正可能であるので、本手法は有効だと考えられる。今後、「輪郭候補」の定義を改良することにより、精度向上を目指す必要がある。

本手法は、事前に非剛体レジストレーションを行うことにより、各画像間の対応関係を明確に知ることができ、どちらかの相の画像で領域を抽出するだけで、

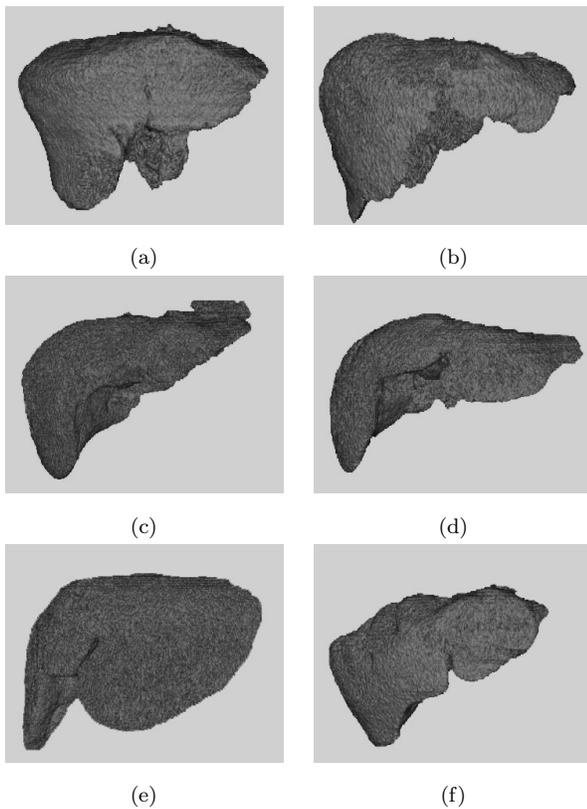


Fig. 12: 3D visualization of six clinical data sets which were not used in our estimation of parameters.

もう一方の画像における抽出も同時に行うことができるという点が優れている。そのため、コントラストの悪い、非造影画像（単純相）における領域抽出も、造影画像から抽出した領域をそのまま変換することにより行うことが可能である。

肝臓内部に存在する、門脈、静脈、動脈といった血管系、および腫瘍に関しては、本手法では、一切考慮していないため、これらの部分で抽出に失敗する可能性がある。これらの領域に関しては、本手法を適用した後に別処理により、領域補正を行う方法を考える必要がある。

今回の手法では、計算時間に関して一切考慮していない。今回の実験においては1症例あたり、画像間の位置あわせの補正に約3時間、抽出に10分程度であり、位置補正時間の短縮が必須である。位置補正に関しては、その精度とのトレードオフで時間が短縮できるため、その実験も行う必要がある。また、本論文で用いた非剛体レジストレーションは完全に並列化可能であり、並列計算機を用いることにより、ほぼCPU数に比例した大幅な時間短縮ができることを実際に実機に搭載し確認した。

6. まとめ

本論文では、腹部CT画像からの肝臓領域自動抽出を、肝臓領域のCT値の分布関数をガウス関数と推定し、これを用いた手法を提案した。またこの推定方法を局所的に行う方法を提案し、肝臓内部の造影剤の不均一性にも対処した。また根本的に画像間に存在する位置ずれを、非剛体レジストレーションの導入により補正し、肝臓領域の抽出精度を向上させた。さらに、肝臓輪郭部の微小な抽出誤差を補正する、より高精度な抽出方法を提案した。今後、肝臓内部に存在する各血管などの自動分離を行うことなどを考え、診断支援システムや手術シミュレーションなどに適用できるように検討していく。また、本手法をさらに多相化し、安定した抽出精度を維持できるように改良していきたい。

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に深謝する。また本研究の一部は、日本学術振興会未来開拓推進事業「外科領域を中心とするロボティックシステムの開発」より援助を受けている。

参考文献

- [Hu99] Hu H : Multi-slice helical CT : scan and reconstruction, *Medical Physics*, vol. 26, no. 1, pp. 5-18, 1999.
- [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, *信学論 (D-2)*, vol. J84-D-2, no. 9, pp. 2150-2161, Nov. 2001.
- [Bae93] Bae KT, Giger ML, Chen CT, et al : Automatic segmentation of liver structure in CT images, *Medical Physics*, vol. 20, no. 1, pp. 71-78, 1993.
- [Gao96] Gao L, Heath DG, Kuszyk BS, et al : Automatic liver segmentation technique for three-dimensional visualization of CT data, *Radiology*, vol. 201, no. 2, pp. 359-364, 1996.
- [横山 02] 横山耕一郎, 北坂孝幸, 森建築, 他 : CT値の分布特徴に基づいた非造影腹部X線CT像からの肝臓領域の抽出, 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会, pp. 217 - 218, 2002.
- [渡辺 02] 渡辺恵人, 野方円, 長谷川純一, 他 : 腹部単純・造影X線CT像からの肝臓領域全自動抽出法の開発, 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会, pp. 215 - 216, 2002.

- [一杉 02] 一杉剛史, 清水昭伸, 小畑秀文: Level Set Method を用いた肝臓領域の自動抽出法の開発, 第 12 回コンピュータ支援画像診断学会大会, pp. 219 - 220, 2002.
- [増谷 02] 増谷佳孝, 木村文彦, 佐久間一郎: 三次元医用画像における形状特徴の抽出とその肝臓形状モデリングへの応用 < 第二報 >, 第 12 回コンピュータ支援画像診断学会大会, pp. 223 - 224, 2002.
- [Masumoto02] Masumoto J, Sato Y, Hori M, et al : A New Similarity Measure for Nonrigid Volume Registration Using Known Joint Distribution of Target Tissue : Application to Dynamic CT Data of the Liver, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2489 (MICCAI2002), part 2, pp. 493-500, 2002.
- [Rueckert99] Rueckert D, Sonoda LI, Hayes C, et al : Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 8, pp. 712-721, 1999.

著者紹介



榎本 潤 (ますもと じゅん)
1998 年 阪大・基礎工・情報中退。現在, 大阪大学大学院 基礎工学研究科博士後期課程在学中。医用画像解析の研究に従事。



佐藤 嘉伸 (さとう よしのぶ)
1982 年 阪大・基礎工・情報卒。1988 年 同・大学院博士課程修了。工博。1988-1992 年 NTT ヒューマンインタフェース研究所勤務。1992 年 阪大・医・機能画像診断教室・助手。現在, 同・助教授。この間, 1996-1997 年 ハーバード大学・医・Surgical Planning Laboratory 客員研究員。医用画像解析, 手術ナビゲーションシステムの研究に従事。



堀 雅敏 (ほり まさとし)
1993 年 阪大・医卒。2001 年 同大学院医学系研究科博士課程修了。医博。現在, 阪大・医・放射線医学教室助手。



村上 卓道 (むらかみ たかみち)
1986 年 神戸大・医卒。1991 年 阪大大学院医学研究科博士課程修了。医博。1993 年 阪大・医・放射線医学教室助教授。1992 年 阪大・医・放射線医学教室講師。1993 年 阪大・医・放射線医学教室助手。現在, 同・助教授



上甲 剛 (じょうこう たけし)
1988 年 阪大・医卒。1992 年 阪大大学院医学研究科博士課程修了。医博。1992 年 阪大・医・放射線医学教室講師。1993 年 阪大・医・放射線医学教室助手。現在 大阪大学保健学科・教授



中村 仁信 (なかむら ひろのぶ)
1971 年 阪大・医卒。1978 年 阪大・医・放射線医学教室助手, 現在, 同・教授。医博。



田村 進一 (たむら しんいち)
昭 41 年: 阪大・基礎工・電気卒。昭 46 年: 同大学院博士課程了同年: 同大・基礎工・情報・助手。現在: 同大医学部 教授 (兼) 基礎工学研究科教授。工博。

Automated Liver Segmentation Method for Dynamic CT Data Using Non-Rigid Registration

Jun MASUMOTO*¹

Yoshinobu SATO*¹

Masatoshi HORI*² Takamichi MURAKAMI*² Takeshi JOHKOH *³ Hironobu NAKAMURA*² Shinichi TAMURA*¹

*¹ Division of Interdisciplinary Image Analysis, Osaka University Graduate School of Medicine, Suita, Osaka, 565-0871, Japan

*² Department of Radiology, Osaka University Graduate School of Medicine, Suita, Osaka, 565-0871, Japan

*³ School of Allied Health Sciences, Faculty of Medicine, Osaka University, Suita, Osaka, 565-0871, Japan

Abstract

This paper describes a method for automated liver segmentation using two different time-phases of CT images with and without contrast materials acquired from a multislice CT scanner. Because of patient's respiratory motion, images acquired at different phase might be out of alignment. So, we introduce the non-rigid registration, which enable us to get correct alignment of these images. We estimate the intensity distribution of the liver as a gaussian distribution in two dimensional feature space, whose axes correspond to two phases of CT values, and generate the liver region-enhanced image. We can get liver region by thresholding this liver region-enhanced image. We also define the candidate of the liver contour and modify the liver region by fitting this contour. We evaluated this method using four cases of CT data sets, and showed its usefulness.