

Level set method を用いた肝臓領域抽出手法の開発と評価

一杉 剛志, 清水 昭伸, 田村みさと, 小畑 秀文
東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所

要旨: 本論文では, 3次元腹部CT像から肝臓領域を自動抽出する手法を提案する. この方法は, 造影なしと3時相のCT像を用いた大まかな抽出処理, 及びその領域を基に精密な領域を抽出する詳細な抽出処理からなる. ここで, 後者の処理にはLevel Set Methodを用いたが, その速度関数は肝臓領域の形状や位置に関する知識を用いて設計した. 本文では, この手法を13症例から撮影した3次元腹部CT像52画像に適用して性能を評価した結果について示す.

Keywords: 3D CT image, liver, level set method

1. はじめに

マルチスライスCT装置の登場により, 体軸方向にも解像度の高い人体の3次元画像が容易に得られるようになり, 診断精度の向上が期待されている[1]. しかし, その一方で一回に撮影されるスライス枚数は数百枚にのぼり, 読影医師への負担の大きさが問題となっている[2]. そこで, 計算機による診断支援(Computer-aided Diagnosis: CAD)システムの開発が期待され, 腎臓や肝臓などの腹部の臓器を対象としたシステムの開発が盛んに検討されている[3-15].

本論文では肝臓を対象としたCADシステムに注目するが, そのシステムにとって肝臓領域の自動抽出処理は, 異常部位の検出処理の計算コスト削減や処理精度の向上のために大変重要な処理である. 従来, 肝臓領域の抽出手法としては, 2値化処理とモルフォロジー演算を組合せた手法[6-12]や, Radial Basis Function[13], およびLevel Set Method[14, 16, 17]を用いた手法が提案されている. 本研究は主にLevel Set Methodに基づくが, この手法を用いて肝臓を抽出した例としては, 2次元のCT像に対する処理[16]やスライス間隔の大きな3次元CT像に対する処理[17]は報告されているが, マルチスライスCT像のような高解像度の3次元CT像には適用されていない. また, 臨床で用いられている造影条件の異なる4時相(造影なし, 早期相, 門脈相, 晩期相)の画像を統合して処理を行う例も報告されていない.

本論文では, 4時相のCT値を利用した大まかな抽出処理と, Level Set Methodに基づく詳細な抽出処理によって, マルチスライスCT像から肝臓領域を自動抽出する手法を提案する. また, 手法の学習(処理パラメータの決定)に用いた10症例40シリーズ(以降, シリーズのことを画像と呼ぶ)に対

する結果と, 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会の肝臓領域抽出コンテスト[18, 19]で使用された3症例12画像に適用した結果について報告する. なお, 本論文では, 「画像」は常に「3次元画像」のことを意味し, 以下では特に次元数については明記しない. また, 処理は全て3次元で行っており, スライス像単位の処理は存在しない.

2. 提案する肝臓領域抽出手順

本手法は大まかな領域抽出処理と詳細な領域抽出処理の二つからなり (Fig.1 参照), 詳細は以下の通りである.

2.1 大まかな領域抽出処理

処理の概略をFig.2に示したが, ここではそれぞれの処理について説明する.

1) 4つの時相の画像の位置合わせ

まず, 造影なしの画像を基準として他の時相の画像の位置合わせをする. 具体的には, 最初に4時相全ての画像から脊椎と肋骨を抽出する(閾値TH1以上を1). 次に, 造影された3時相の画像に対して, 抽出された骨の重心を中心に脊椎の2値テンプレートを切り出す. 最後に, そのテンプレートを造

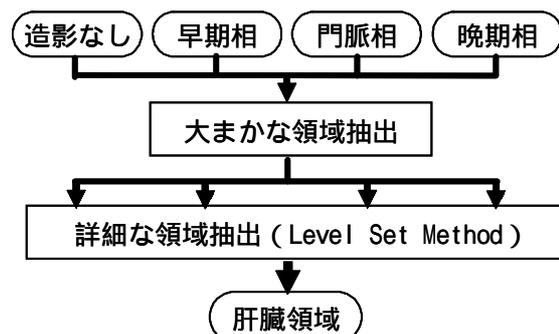


Fig.1 提案手法の概略

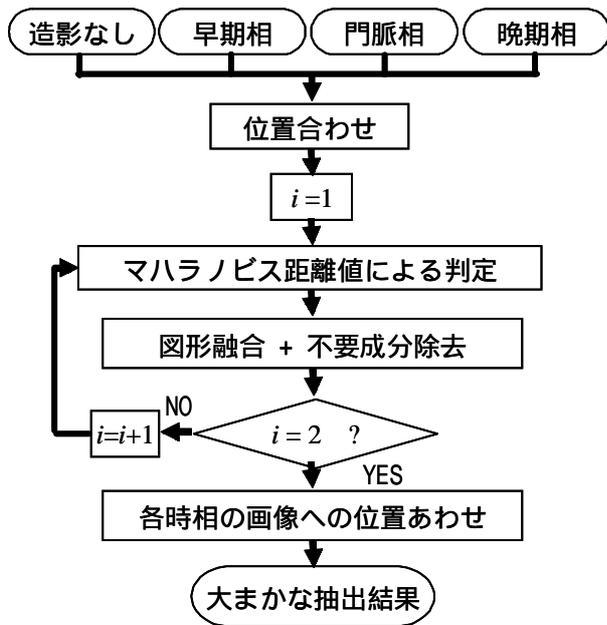


Fig.2 大まかな抽出処理の流れ

影なしの骨の画像（2 値）上で走査させながら，自乗誤差を最小とする位置を求める．原画像と 2 値テンプレートのスライス像の例を Fig.3 と 4 に示す．

2) マハラノビス距離による画素単位の判定

ここでは，位置合わせ後の画像上の各点で，造影なし，早期相，門脈相，および晚期相の CT 値（こ

れらを ct1, ct2, ct3, 及び ct4 と定義する）を元に以下の 4 つの特徴量を求める．

$$f1 = ct2/ct1 - ct1/ct1$$

$$f2 = ct3/ct1 - ct2/ct1$$

$$f3 = ct4/ct1 - ct3/ct1$$

$$f4 = ct1$$

これらの特徴量は，基本的には連続する 2 つの時相間の CT 値の差を表すが，個人差や撮影条件の差による影響を考慮して，造影なしの CT 値 ct1 で割って正規化した．次に，上記の特徴量に基づいて肝臓領域内か否かの判定をする．具体的には，画像上の各点において，その点における上記特徴量の値と学習データから求めた特徴量の平均値との間のマハラノビス距離を求め，その値が閾値 TH2 以下なら肝臓領域とする．抽出結果の 1 例（スライス像）を Fig.5 に示す．

3) 図形融合処理 + 不要成分除去

上の処理結果に対してまず，closing(半径 r1)を行い，次に肝臓抽出のために最大体積の連結成分

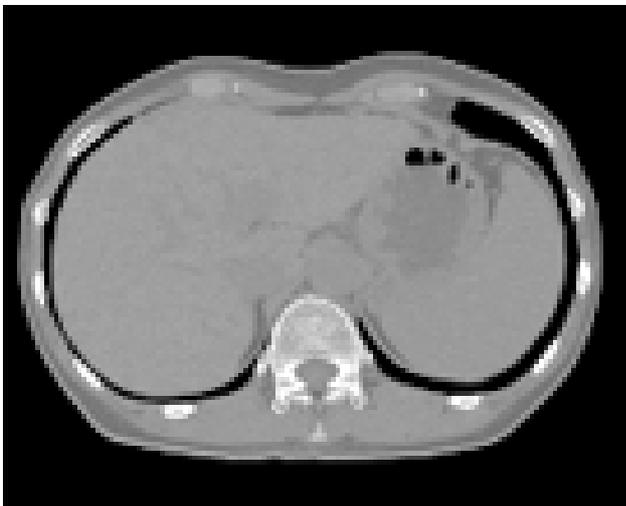


Fig.3 原画像（造影なし . NCCHE_3DABD_1_1）
（補足：NCCHE で始まる文字は腹部 CT 像データベースのファイル名を示すが，詳細は文献[19]参照）



Fig.4 脊椎の 2 値テンプレート (41 x 61 x 41(voxel))

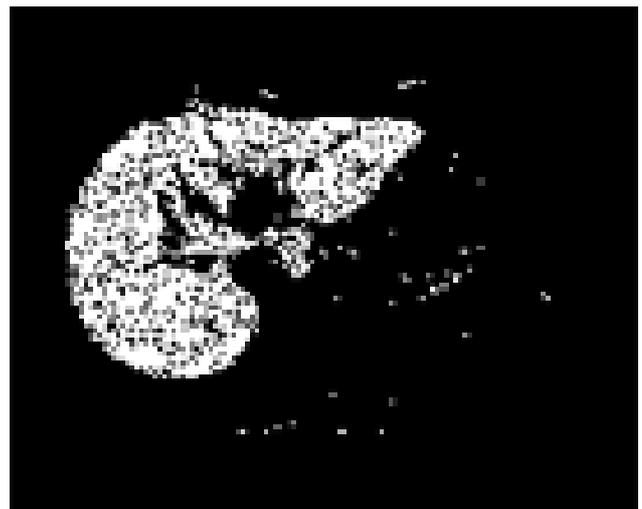


Fig.5 マハラノビス距離による判定後

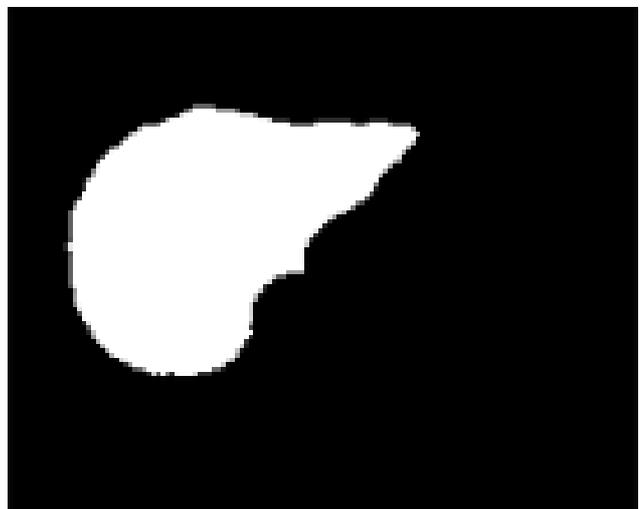


Fig.6 大まかな抽出結果

を抽出する．また，肝臓内の血管影による空洞や窪みを埋めるために再度 closing(半径 r2)を行い，その結果に対して erosion(半径 r3)を施す．さらに，ここまでの領域には胆嚢などが含まれることが多いため，抽出された領域内に限定して造影なしの原画像の CT 値に対して 2 値化処理 (閾値 TH3) を行なう．最後に，その結果に対して半径 1(voxel)の構造要素で opening と closing を行ない，最大体積の連結成分を抽出した後で空洞を埋めたものをこの処理での結果とする．

4) 処理 2 と 3 の反復

上記の処理 2) の判定の際に用いた共分散や平均値はある学習データから求めたものである．しかし，実際に入力されるデータの中には，これらとは値がやや異なり，抽出結果が不十分になる場合がある．そこで，ここまでの段階で抽出された領域から再度共分散と平均値を推定し，それをを用いて求めたマハラノビス距離を元に再判定を行なう (閾値 TH4)．また，上記 3) の処理 (パラメータ変更なし) も続けてもう一度行う．最終的な結果を Fig. 6 に示した．

5) 各時相の画像への位置あわせ

ここまでに得られた領域を最初の 1) の位置あわせの処理で得られた位置ずれの情報を用いて各時相の画像に位置合わせをして，大まかな抽出結果とする．

2.2 詳細な領域抽出処理

この処理では Level Set Method[16,20-22]を用いる．この手法の特徴としては，入力画像よりも 1 次元高い空間を用いているので，輪郭のトポロジーの変化や特異点の発生などに自然に対応できることが挙げられる．説明図を Fig. 7 に示した．実際の処理は 3 次元画像に対して行っているため，説明図は一次元高い 4 次元で描く必要がある．しかし，4 次元の図は描き難いため，ここでは 2 次元画像に対する説明図を示した．

まず，画像 $I(x, y, z)$ の座標軸 x, y, z に直交する第 4 の軸 t を考え，適当な関数 $\phi(x, y, z, t=0)$ (伝播面と呼ぶ． t は時間を示す．) を定義する．今回は，初期伝播面を 2.1 で抽出した図形の輪郭面か

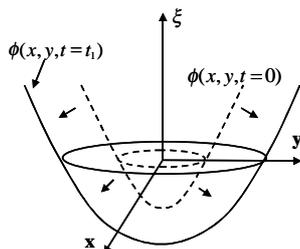


Fig.7 Level Set Method の説明図(2次元の場合)

らのユークリッド距離値 (図形内部の距離値には - 1 を乗じた) とした．

次に，その伝播面を以下の速度関数を用いて逐次的に変形させる．

$$F(x, y, z) = [g(I)(-a + B(x, y, z) \times \kappa) |\nabla \phi| + \nabla g(I) \cdot \nabla \phi] \times D \dots (1)$$

ここで，

$$g(I) = 1 / (\sigma \sqrt{2\pi}) \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-\frac{t^2}{2\sigma^2}) dt$$

(G は標準偏差 のガウシアン)

$$D = \begin{cases} d_s^2 / 2D_s^2 & (d_s \leq \sqrt{2}D_s) \\ 1 & (else) \end{cases}$$

である．また， a は定数， B は抽出された輪郭面の平均曲率， κ はその曲率に対する重み係数である (Fig. 8 参照)．さらに， d_s は体表面 (閾値 TH5 で抽出) から注目画素までの距離値， D_s は体表面から骨まで (閾値 TH1 で抽出) の距離の平均値 μ と標準偏差 σ から画像ごとに次式によって推定した．

$$D_s = \mu + \alpha \sigma \dots (2)$$

ここで， α は学習データを用いて正解との自乗誤差が最小になるように実験的に求めた．

直感的には， $g(I)$ は CT 値勾配の高い位置で伝播面の動きを停止させる働きがあり，曲率 κ の重み係数 B が大きいところでは滑らかな輪郭面が得られる．また， $\nabla g \cdot \nabla \phi$ は伝播面を画像のエッジにひきつける働きがあり， D は体表面に伝播面が近づきすぎないようにする役割がある．

抽出輪郭面は伝播面 $\phi(x, y, z, t) = 0$ の超平面との交差点と定義されるが， t 秒後の伝播面を以下の式で

$B(x, y, z)$ (y, z に関しては一定)

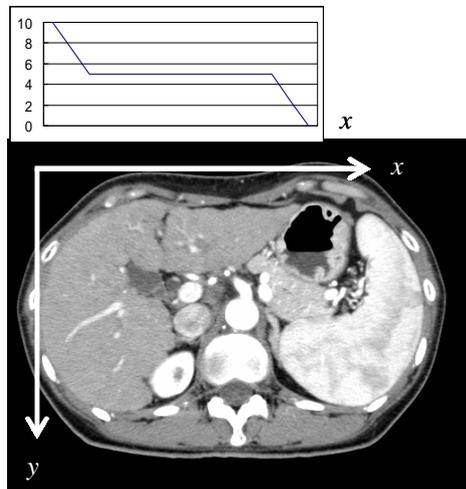


Fig.8 曲率の重み係数項

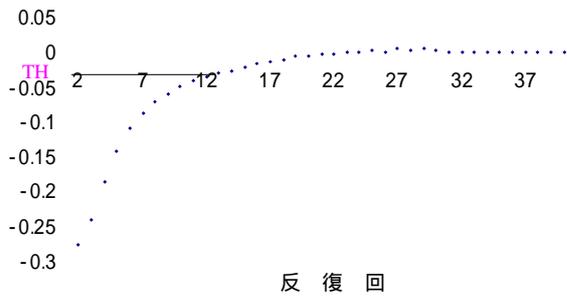


Fig.9 反復回数と $E\{\nabla g(I) \cdot \nabla \phi\}$ の関係

近似し，この処理を反復することで，輪郭面が逐次的に変形をすることになる．

$$\phi(x, y, z, t + \Delta t) = \phi(x, y, z, t) + F(x, y, z) \Delta t \dots (3)$$

反復処理の終了条件は，(1)式の中の $\nabla g \cdot \nabla \phi$ の抽出輪郭面上の平均値がある値 TH 以上になる場合とした．これは，この項の値は輪郭以外では負の値をとるが，輪郭上では 0 になると期待されるためである (Fig.9)．

従来提案されている速度関数との関係は，(1)式から D を除き B を一定値とすると文献[20,21]で提案されている速度関数と一致する．つまり，今回は従来の速度関数に対して，肝臓の輪郭面の曲率の分布を考慮して曲率の重み係数を位置の関数として拡張したこと，また，伝播面が体表面に近づきすぎないように D によって速度の絶対値を制御したことが新しい点といえる．

3 . 実験

学習用の試料画像には，10人の被検者に対して4通りの条件（造影なし，早期相，門脈相，晚期相）で撮影した3次元腹部CT像40画像を用いた．また，評価用として，肝臓領域抽出コンテストで配布された3症例12画像のCT像を用いた．いずれも国立がんセンター東病院のマルチスライスCT装置を用いて撮影され，縄野繁博士により提供されたものである[19]．画像サイズ，画素間隔，スライス厚，およびスライス間隔は，学習用の画像はそれぞれ， $512 \times 512 \times 154 \sim 260$ (voxels), $0.546 \sim 0.625$ (mm), 2 (mm), および 1 (mm)，評価用の画像は， $512 \times 512 \times 156 \sim 267$ (voxels), $0.606 \sim 0.625$ (mm), 2 (mm), 1 (mm)である．なお，実際の処理では，3次補間によって空間解像度をスライス内の解像度に合わせて等方化した後，計算コストを考慮して原画像を3分の1に圧縮をして用いた．

3 . 1 大まかな領域抽出結果

この処理のパラメータは以下の通りであり，全

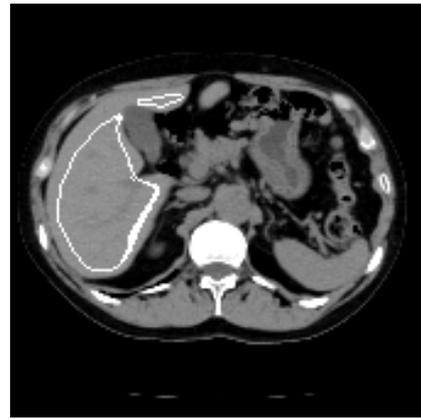


Fig.10 大まかな処理結果 (NCCHE_3DABD_4_1)
(表示法：スライス像 + 抽出領域との交線)

て実験的に決定した．

TH1=250(H.U.)，TH2=2.3，TH3=25(H.U.)，TH4=4.0，TH5=-700(H.U.)， $r1 = \sqrt{2}$ (voxel)， $r2 = 10$ (voxel)， $r3 = \sqrt{2}$ (voxel)

ここで，本処理の精度に大きな影響を与えられと考えられる TH1 と TH5 はそれぞれ骨と体表を抽出するための閾値であるが，いずれも周辺組織とのコントラストが大きいため，閾値の変動に対して結果は影響を受け難いことを確認している．

実験ではまず，異なる時間間の画像の位置あわ



Fig.11 大まかな結果(黒線)と詳細な結果(白線)
(NCCHE_3DABD_1_1)

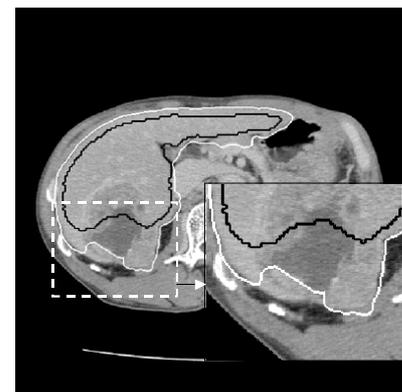
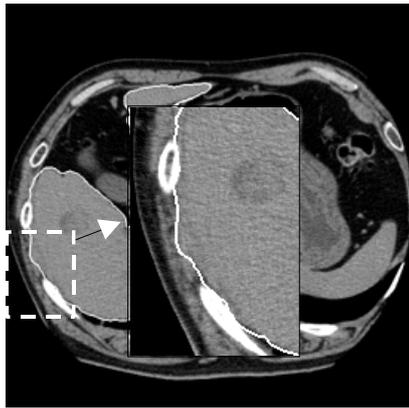
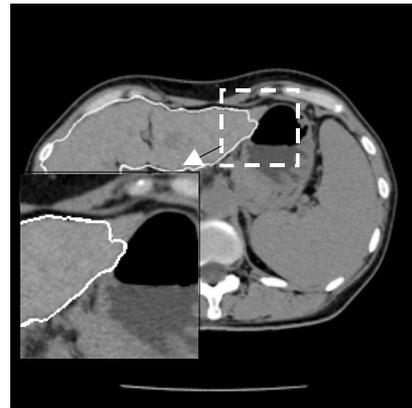


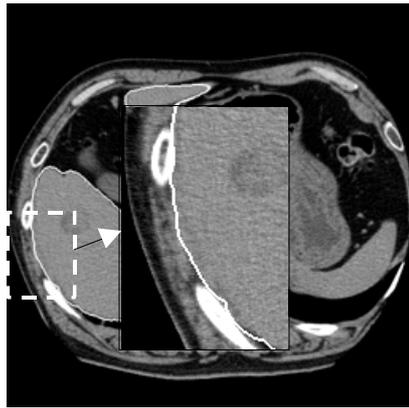
Fig.12 失敗例 (NCCHE_3DABD_11_4)



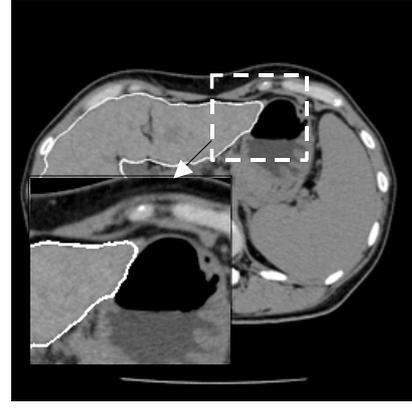
(a) D_s 一定



(a) B 一定



(b) D_s を画像ごとに推定した場合



(b) B を位置の関数に拡張した場合

Fig.13 体表面からの距離に基づく頂 D の改良

(NCCHE_3DABD_3_1)

Fig.14 曲率頂の重み係数 B の改良

(NCCHE_3DABD_1_1)

せの精度を評価した。テンプレートに用いた脊椎に注目して目視で位置あわせをした場合と比較すると、絶対誤差は平均約1mmと大変小さいことが知られた。しかし、肝臓の位置に注目して目視で位置あわせをした結果と比較すると、今回の方法では平均4mm程度の誤差があることが確認された。これは、脊椎の移動と肝臓の移動が一致していなかったためであるが、今回は、位置あわせの結果は大まかな抽出処理に用いるため、精度はそれほど高くなくても良いと考え、そのまま次の処理に進んだ。

次に、上記の位置あわせの結果を用いて大まかな抽出処理を最後まで行ったが、結果の一例をFig.10に示す。これから、肝臓領域がほぼ大まかに抽出されていることが確認できた。

なお、複数の時相の画像の情報を用いて肝臓の抽出を行う手法としては文献[9,10]からも報告されているが、そこでは2つの時相の画像しか用いられていないこと、画像間の位置あわせの方法や肝臓領域内かどうかの判別方法が本手法とは異なる。

3.2 詳細な領域抽出結果

速度関数のパラメータは $\alpha = 2$, $a = 1$ とし、終了条件を決める閾値 TH は以下の様に設定した。

造影なし, 早期相, 晩期相 $TH = -0.03$

門脈相

..... $TH = -0.02$

また、造影された画像にはノイズ除去の目的で前処理としてメディアンフィルタ(3x3)を適用した。なお、これらのパラメータも実験的に決定した。

詳細な抽出処理による結果の一例をFig.11に示す。図中の黒線は大まかな領域抽出処理、白線は詳細な領域抽出処理による輪郭を表している。この図を見ると、肝臓領域が2段階処理によって精度良く抽出されることが確認された。ただし、Fig.12のように大まかな領域の輪郭線が真の境界から遠く離れてしまったり、level set methodにおける変形の途中にコントラストの強いエッジが存在する場合には上手く抽出できないという問題点があることも同時に確認された。

次に、2章の最後で述べた速度関数に対する改良の効果について検討する。まず、 D_s を一定とした場合の従来の結果をFig.13(a)に、画像ごとに推定した今回の結果を同図(b)に示す。これから、画像ごとに D_s を推定することによって、体表の筋肉へのはみ出しが少なくなることが分かった。また、今回学習用に用いた全てのデータに対してはみ出しの抑制効果があることも確認された。次に、曲率の重み係数 B を位置の関数として拡張した効果につい

Table1 目視評価の結果 (学習用 40 画像)

	過抽出	抽出不足
上端	5	0
下端	0	5
左端	3	6
右端	3	0

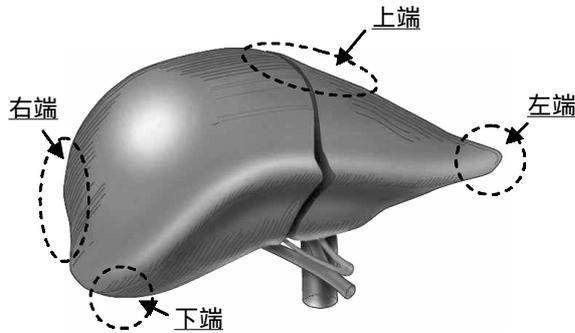


Fig.15 目視による評価箇所(肝臓の図は[23]より引用)

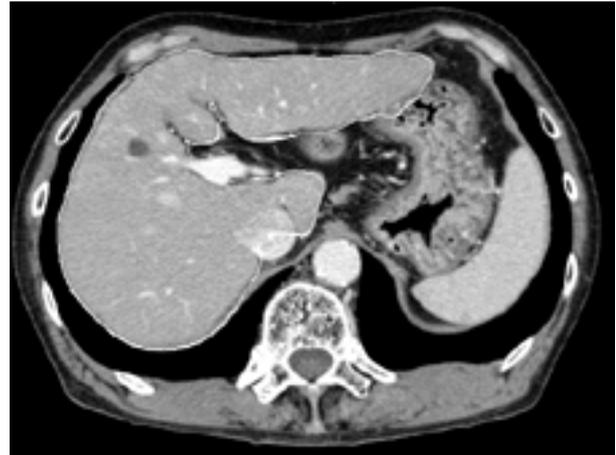
て検討する. Fig.14(a)に従来の結果, 同図(b)に今回の結果を示す. まず, 従来の手法(重み係数大)で先端部の抽出精度が低いのは, 曲率の大きな先端部で輪郭面を滑らかに(曲率を小さく)しようとする働きが強すぎたためである. これに対して, 今回の手法では重みを小さくしたために先端部もうまく抽出できたと考えられる. なお, Bをxの一変数関数とした(y, zに関して一定とした)のは, 従来失敗していた部位ではx座標が大きいうという特徴が共通して見られたためである.

全ての学習用の40画像に対して評価した結果をTable1にまとめた. ここで, 本手法の場合, 抽出に失敗する場所がFig.15に示した部位に偏っていたため(図表の左右は被検者の左右を表す), それらの部位のみについて目視で評価した. 評価方法は, 抽出輪郭面が真の輪郭を5mm以上超えていたら過抽出, 5mm以上届いていないなら抽出不足とした. これから, いずれの場所でも過抽出や抽出不足の問題点が残されていることが分かるが, いずれも隣接する他の組織とのコントラストが極端に小さい部位や領域の幅の狭い部位で発生しており, これらの部位に関する改良が今後の課題である.

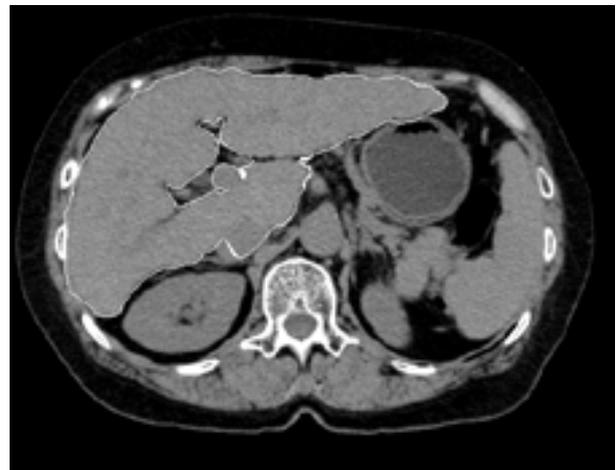
なお, 本手法の計算時間は, 1症例あたり20~30分(PentiumIII 1GHz)であった.

3.3 評価用画像データに対する結果

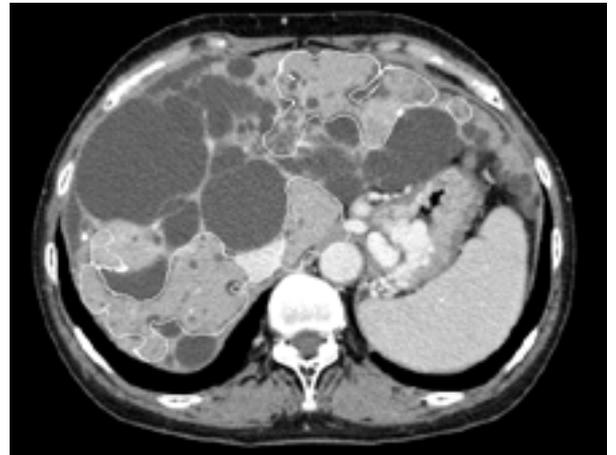
Fig.16に評価用の画像データに適用した結果を示す. これらの画像は, 第12回コンピュータ支援画像診断学会大会の当日, 肝臓領域抽出コンテストへのエントリーのあった5施設に対して配布され, その場でプログラムを適用した後, 施設名を伏



(a) 症例1 (L1C1_3)



(b) 症例2 (L3C3_1)



(c) 症例3 (L4C4_3)

Fig.16 評価用画像に対する結果

Table2 評価用データに対する医師の評価結果

	評価点(10点満点/症例)
症例1	9
症例2	8
症例3	2

せた状態で3名の医師によって評価された[18,19]. 本手法に対する医師の評価結果をTable2に示す. 医師からは, 症例1の抽出領域は良好であるとの評価を受けたが, 症例2では脾臓にわずかに領域がみでていることが指摘された. また, 症例3では多発している嚢胞の大部分が大まかな領域抽出処理では上手く抽出できず, 最終的にも抽出に失敗していた. この症例は学習データには全く含まれていなかった新しいタイプの症例であるため, 今後はこの画像を含めて手法を開発する必要がある.

4. むすび

本論文では, 4時相のCT値に基づく大まかな抽出処理と, Level Set Methodに基づく詳細な抽出処理の2段階処理によって肝臓領域を精密に抽出する手法について述べた. また, この手法を処理パラメータの決定に用いた10症例40画像と, 評価用の3症例12画像に適用した結果を示した. その結果, 過抽出や抽出不足の部位がやや見られるものの, 全体的に精度の高い良好な抽出結果が得られる事が確認された. しかし, 嚢胞の多発した症例では上手く抽出できないなどの問題点も明らかになり, この点の改良が今後の課題である. その他の課題としては, 多試料による評価, 2時相の画像のみを用いた処理の開発, 抽出された領域内から異常部位を検出するための処理の開発[15]などがあげられる. また, 計算コストに関しては, 処理の高速化の他に, 医師が同程度の領域を手入力で作成するために必要な時間との比較なども課題として考えている.

謝辞 貴重な試料画像をご提供していただいた国立がんセンター東病院の縄野繁博士に深謝する. また, 日ごろ熱心にご討論頂く東京農工大学の小畑・清水研究室の各位に感謝する. なお, 本研究の一部は文部科学省科学研究費, および, 厚生労働省がん研究助成金による.

文 献

[1]片田和廣: マルチスライスCTの現状と近未来. 新医療10月号, pp.46-56 (1999)
 [2]縄野繁: 読影フィルムが津波のように押し寄せてくる. コンピュータ支援画像診断学会ニューズレター, No.28, pp.12-13 (2000)
 [3]榎本 潤 他: X線CT画像からの肝腫瘍自動抽出の検討. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D11, No.1, pp.219-227 (2000)

[4]Jae-Sung HONG et al.: Automatic Liver Tumor Detection from CT. IEICE Trans. INF. & SYST., Vol.E84-D, No.6, pp.741-748 (2001)
 [5]ツアガンバイガルマ 他: 3次元可変形状モデルによる腹部CT像からの腎臓領域抽出法の開発. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-II, No.1, pp.140-148 (2002)
 [6]藤本 秀行 他: 3次元モフォロジー法による腹部臓器の認識. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D11, No.5, pp.843-850 (2001)
 [7]田村雄太 他: 血管追跡に基づいた肝臓領域の自動認識. 第11回CADM大会講演論文集, pp.197-198 (2001)
 [8]深田章敬 他: 腹部CT門脈相画像からの肝臓領域自動抽出. 第11回CADM大会講演論文集, pp.199-200 (2001)
 [9]榎本潤 他: マルチスライスCT画像からの肝臓領域自動抽出. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D11, No.9, pp.2150-2161 (2001)
 [10]榎本潤 他: 異なる時相の画像情報を用いた肝臓領域自動抽出法. 第12回CADM大会講演論文集, pp.219-220 (2002)
 [11]横山耕一郎 他: CT値の分布情報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CADM大会講演論文集, pp.217-218 (2002)
 [12]渡辺恵人 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CADM大会講演論文集, pp.215-216 (2002)
 [13]増谷佳孝 他: 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2報). 第12回CADM大会講演論文集, pp.223-224 (2002)
 [14]一杉剛志 他: Level Set Methodを用いた肝臓領域の自動抽出手法の開発. 第12回CADM大会講演論文集, pp.221-222 (2002)
 [15]中川潤哉 他: 3次元腹部CT画像からの肝腫瘍影の自動抽出手法の開発<第2報>. 信学技報, MI2002-95, pp.89-94 (2003)
 [16]R.Malladi, et al.: Shape modeling with front propagation: a level set approach. IEEE Trans. on PAMI, Vol.17, No.2, pp.158-175 (1995)
 [17]南雅範 他: Level Set Methodを用いたらせん走査型CTデータからの臓器の三次元領域自動抽出. 信学技報, PRMU97-211 (1998)
 [18]清水昭伸: 肝臓領域抽出コンテスト速報. CADM News Letter No.37 (2003)
 [19]<http://www.tuat.ac.jp/~simizlab/CADM/database.html>

[20] V.Caselles et.al : Minimal Surface Based Object Segmentation, IEEE Trans. on PAMI, Vol.19, No.4, pp.394-398 (1997)

[21]A.Yezzi et al. : A geometric snake model for segmentation of medical imagery. IEEE Trans. on Medical imaging Vol.16, pp.199-209 (1997)

[22]V. Caselles et al. : A geometric model for active contours. Numerische Mathematik Vol.66, pp.1-31 (1993)

[23]http://www.transweb.org/qa/qa_txp

著者紹介



一杉剛志 (ひとすぎたけし)
平13 東京農工大学・工・電気電子卒 . 平15 同大・大学院・生物システム応用科学研究科了 .
在学中は3次元医用画像処理に関する研究に従事 .



田村みさと (たむらみさと)
平15 東京農工大学・工・電気電子卒 . 現在, 同大・大学院・生物システム応用科学研究科に在籍中 .
3次元医用画像処理に関する研究に従事 .



清水昭伸 (しみずあきのぶ)
平元名大・工・電気卒 . 平6同大・大学院博士課程了 . 同年同大・工・助手 . 平10東京農工大学・大学院助教授 . 博士(工学) . 医用画像処理に関する研究に従事 .
電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本エム・イー学会, 日本医用画像工学会, IEEE 各会員



小畑秀文 (こばたけひでみつ)
昭42東大・工・計数卒 . 昭47同大・大学院博士課程了 . 工学博士 . 東京大学宇宙航空研究所・助手を経て, 昭50東京農工大学・工学部助教授 . 昭61同教授 . 音響・音声・画像の処理や認識などの研究に従事 .
著書: 「信号処理」(計測自動制御学会), 「CAI デジタル信号処理」(コロナ社), 「モルフォロジー」(コロナ社) など . 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 日本音響学会, 日本エム・イー学会, 日本医用画像工学会, IEEE 各会員

Development of a liver extraction method using a level set method and its performance evaluation

Takeshi HITOSUGI, Akinobu SHIMIZU, Misato TAMURA, Hidefumi KOBATAKE
Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering,
Tokyo University of Agriculture and Technology

Abstract : This paper proposes an automated extraction method for liver regions in three dimensional abdominal CT images. The method consists of two steps; a rough extraction step of liver regions using original and triple-phase helical CT images and a precise extraction step which can refine the extracted region by the first step. The latter step uses a level set method whose speed function is designed based on knowledge of shape and position of liver regions. This paper also shows experimental results of applying the proposed method to fifty two abdominal CT images and evaluating the performances.

Keywords : 3D CT image, liver, level set method