

腹部複数スライス CT 画像における肝臓領域自動抽出に関する研究

古賀 道雄¹ 本田 城二¹ 鹿嶋 雅之¹ 佐藤 公則¹ 渡邊 睦¹

概要: 肝硬変や肝細胞癌などの肝臓疾患の診断を行う際には、一般的に CT 画像が用いられる。しかし、医師は多数の断面像を目視で精査しなければならず、負担が多いためである。このような背景から、セカンドオピニオンとしての診断補助や定量的評価による診断支援を目的として CT 画像から画像処理によって肝臓領域の抽出を行う手法を開発した。まず、取得した原画像の明度分布を解析し、正規分布モデルあてはめにより閾値を設定し二値化を行う。その後、モルフォロジー演算とラベリング処理を用いてノイズを低減し動的輪郭モデルを適用することにより粗抽出領域の境界を決定する。次に、境界内部の画素を適応的に選択することによりパラメータ学習を自動化したグラフカット法を用いて肝臓領域全体を精密に抽出する。本手法を臨床 CT 画像に適用し、基本的な有効性を確認した。

キーワード: 腹部複数スライス CT 画像, 肝臓領域抽出, グラフカット法, 計算機診断支援

Research on Automatic Liver Region Detection from Multi-Slice Abdominal CT Images

Abstract: In the diagnosis of liver affection of cirrhosis and hepatocellular carcinoma, etc, the CT Images are generally used. However, the physician must scrutinize the many CT Images, therefore, the problem is the heavy burden on the physician. Then, we have developed a method of auto-extracting the whole liver from an abdomen CT Images due to aided diagnosis through quantitative as second opinion. First, analyze the distribution of brightness of the original image. Second, determine the threshold of binarization automatically, and do it. Next, it reduces the noise using morphology operation and labeling processing. And, determine the boundaries of the crude extraction region by applying a active contour model. Finally, we extract the whole liver region precisely using graph cut method which automated the parameter learning by adaptively choosing the pixels of the inside of boundary. Experimental results of clinical abdominal CT Images have shown the fundamental effectiveness of the proposed method.

Keywords: Abdomen multi-slice CT Image, Liver segmentation, Graph Cut Method, Computer-aided diagnosis

1. はじめに

現在、日本には肝硬変患者が約 20~25 万人、肝細胞癌患者が約 3~5 万人おり、肝炎などを合計すると肝臓病患者は約 200~300 万人いると言われている。医療の現場において肝臓については肝細胞がんを早期発見することが非常に重要である。しかし、肝臓は「沈黙の臓器」と言われ、病気になってもはっきりとした自覚症状が少なく、検査で

指摘される事や、病状が進んで他覚症状が出る事によって初めて病気の存在に気がつくことも多い。肝臓病として深刻な障害をきたす可能性の高い肝硬変や肝細胞癌などの肝臓疾患診断には CT が一般的に用いられているが、個人差や撮影のタイミングの違いにより CT 値の濃淡にもムラがあり、多数の断面像を目視で精査せねばならないため医師の負担が多いためである。

本研究では、CT 画像から画像処理によって肝臓領域の抽出や肝臓内病変領域候補の検出を行い、セカンドオピニオンとしての診断補助や定量的評価による診断支援を本研

¹ 鹿児島大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University

究の目的とする。今回は、その第一段階として CT 画像から画像処理によって肝臓領域の抽出を行う手法を開発した。

2. 関連研究

CT 画像を用いた肝臓領域を抽出する研究は高い抽出精度を実現するために、手動による処理が入った抽出を行う研究と、省力化を狙い自動で肝臓領域を抽出する研究に分類できる。

手動による処理が入った抽出を行う研究では約 90%以上の高い精度で肝臓領域抽出を行なっているものの処理中に対話的修正を行なっている [1][2][3]。Lim ら [1] の研究は前処理として CT の ROI を手動で作成しており、北川ら [2] の研究は肝臓アトラスを生成する時や抽出処理の途中で過抽出領域の削除や抽出不足領域の補完をする際に手動の操作が入っている。Deng Wang Li ら [3] の研究も確率アトラスを作成する際に手動の操作が入る。CT 検査は一回の検査で非常に多数の断面像を撮影するため、[1][2][3] のような対話的修正が処理中に入ると作業量が非常に増えてしまい、医師の負担がかえって増えてしまう可能性がある。

このような研究に対して、省力化を狙い自動で肝臓領域を抽出する研究では成平ら [4] や、中岡ら [5] は標準化された臓器存在尤度アトラスやグラフカットによる抽出手法を提案している。これらの手法は肝臓抽出のみを取り扱った研究ではないものの、肝臓領域の抽出を 88.6%~89.3%の精度で行なっている。しかし、スライス間関連性の利用やグラフカットに与えるパラメータの設定の改善次第では更なる精度向上を図れると考える。また、出口ら [6] や岸ら [7] の研究も 90%前後の高い精度で肝臓領域抽出を行なっているが出口らの研究は評価に用いた症例数が 4 スライス、岸らは 2 スライスと評価症例数が少なく、他の症例に適さない可能性がある。

本研究では、統計的推定に基づく閾値設定を行うことで二値化の閾値を適応的に定め、また、スライス間関連性の利用やグラフカットに与えるパラメータを肝臓領域内から多数学習すること等の手法を用いることで対話的修正を行わず、自動で肝臓領域の抽出を行なっていくこととする。

3. 提案手法

3.1 全体の概要

本研究の全体の流れを図 1 に示す。本研究は粗抽出と精密抽出から構成される。粗抽出ではまず、前処理として症例毎にスライスを指定し、平滑化を行う。次に、明度 (CT 値) 分布の解析を行い、二値化の閾値を設定する。そして、モルフォロジー演算やラベリング処理を行いノイズを低減させ、その結果に動的輪郭モデルを適用することで輪郭検出を行い、検出した輪郭とその内部を粗抽出領域とする。最後に他のスライスへ閾値の伝搬を行う。

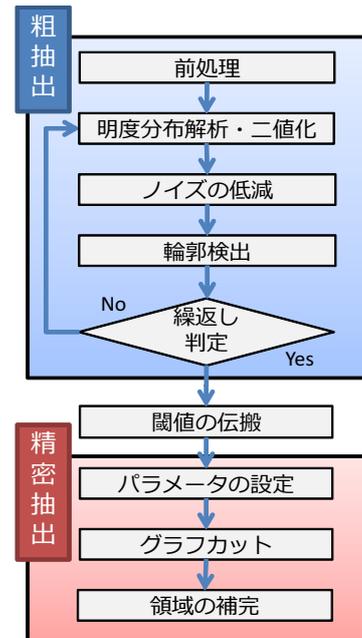


図 1 本研究の流れ

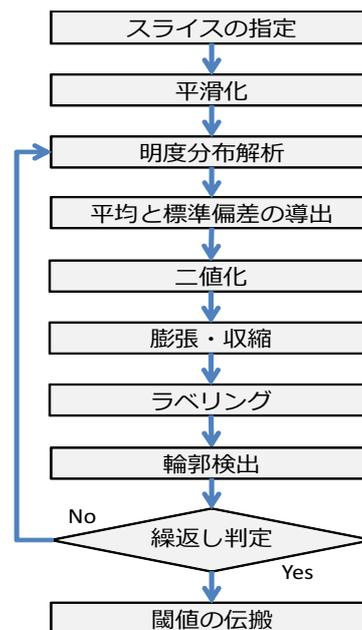


図 2 粗抽出の流れ

精密抽出では、パラメータ自動学習によるグラフカットを行う。その後、肝臓領域の補完として、再度輪郭検出を行い検出した輪郭とその内部を最終的な抽出結果として出力する。

3.2 粗抽出

粗抽出の処理の流れを図 2 に示す。領域の粗抽出は、統計的推定に基づき閾値を設定した二値化処理、モルフォロジー演算やラベリング処理によるノイズの消去、輪郭検出からなり、その後他スライスへ閾値の伝搬を行う。

3.2.1 スライスの指定

閾値の伝搬の部分で基準となるスライスを決める必要が有るため、症例毎に肝臓領域が大部分を占めるスライスの指定を行う。

3.2.2 画像の平滑化

撮影時のCT画像には明度にムラが存在する。明度分布からムラをなくしノイズを低減させるために、取得した画像にガウシアンフィルタをかけ平滑化を行う。

3.2.3 統計的推定に基づく閾値設定

CT画像の明度分布は造影剤を入れた後の時間経過や、個人差等により1スライスごとに異なる。このような事に対応するため、統計的推定に基づき閾値を適応的に設定し二値化を行う。

まず、平滑化後の画像の明度分布解析を行う。ここで、肝臓の明度分布は正規分布と仮定し、明度値の平均から標準偏差に n を掛け、足した値と引いた値を二値化する際の閾値の上下とする。この明度分布解析では1回目は画像全体の明度分布を解析するが、2回目からは輪郭検出後に抽出された領域のみを対象に解析を行う。このステップを s 回行うことで二値化の際の閾値を動的に設定し、画像の二値化を行う。予備実験で $n=1.25$, $s=4$ とした時に良好な結果が得られたので、この値で閾値を適応的に設定する。

3.2.4 ノイズの低減

二値化後の画像にオープニング処理を施し、二値化処理の際に生じる微小なノイズを低減させる。その後、ラベリングを行い最大領域のみ抽出することで肝臓領域以外のノイズを消去する。

3.2.5 輪郭検出

本研究では、Kassらによって提案された動的輪郭モデル(Snakes[8])を用いて輪郭検出を行う。ラベリング処理によって抽出され領域にSnakesを適用することで輪郭を検出し、輪郭とその内部を抽出領域とする。

3.3 閾値の伝搬

閾値の伝搬の処理の流れを図3に示す。統計的推定に基づく閾値設定は肝臓領域が大きいスライスでは有効である。しかし、肝臓領域がCT画像中に占める割合が少ないスライスでは、明度分布の標準偏差が収束しにくく、結果として肝臓領域以外を誤検出してしまうが多かった。その為、症例毎に処理の最初に基準となる肝臓領域が大部分を占めるスライスを指定し、そのスライスとそのスライスの上下 m スライスの計 $m+1$ スライスで閾値の動的設定を行う。予備実験において、 $m=2$ とした時の結果が良好であったため、5スライスの平均で閾値を設定する。統計的推定に基づく閾値設定によって導出された閾値の上下の平均を求め、ここで求めた閾値を他のスライスに適用することで、抽出精度向上を図る。

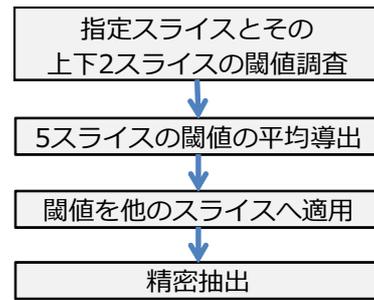


図3 閾値の伝搬の流れ

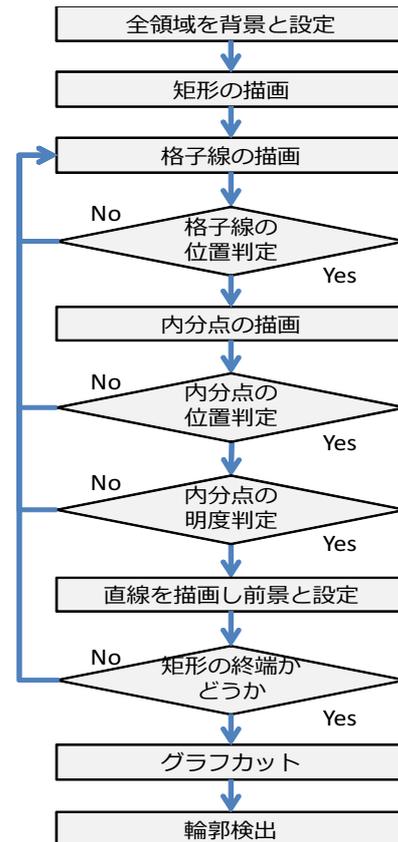


図4 精密抽出の流れ

3.4 領域の精密抽出

領域の精密抽出は、グラフカットと輪郭検出からなる。グラフカットを行うには、対象となる前景と背景を設定する必要がある。この項ではその設定法について述べ、処理の流れを図4に示す。

3.4.1 グラフカット法を用いた領域抽出

3.4.2 グラフカット法

グラフカットはBoykovら[9]によって提案された画像分割手法である。以下、グラフカット法について説明する。

まず、画像領域分割をMRFのMAP推定問題として定式化する。座標の集合 I で定義された確率変数 $A = \{A_x\}_{x \in I}$ を考慮したとき、各 A_x は顕著(1)及び非顕著(0)のそれぞれに対応する集合 $L = 0, 1$ から値 a_x をとる。

MR F のMAP 推定は、エネルギー最小化問題として定式化することができる。配置 a に相当するエネルギーは、MR F の対数事後確率 $E(a|D) = -\log(A = a|D)$ である。このとき D は入力画像を表している。エネルギー関数は以下のように定義される特徴量尤度項 (以下、尤度項) と顕著領域事前確率項 (以下、事前確率項) で構成される。

$$E(A|D) = \sum_{x \in a} \{ \psi_1(D|A_x) + \xi_1(A_x) + \sum_{y \in N_x} (\psi_2(D|A_x, A_y) + \xi_2(A_x, A_y)) \} \quad (1)$$

C_x を位置 x のRGB 値とすると、第1 尤度項は $\psi_1(D|A_x) = -\log p(C_x|A_x)$ から与えられる。事前確率 $p(A_x)$ はユーザーから手動で与えられるラベルにより決定することができる。

第2 の尤度項 $\psi_2(D|A_x, A_y)$ は、それぞれの位置に対応する輝度値の相違によって決定される。

式 (1) の形式のエネルギーの最小化はこのMR F と等価なグラフの最小カットを見つけることにより実行できる。MR F の各確率変数 A_x は、グラフでは頂点 v_x によって表される。 v_x から出る (有向) 辺は、 x の近傍 N_x に対応する各頂点に繋がられる。これらの近傍を接続するエッジは neighborhood link (n-link) と呼ばれる。頂点 v_x から v_y へ向かって繋がる n-link(x, y) のコスト $c(v_x, v_y)$ は第2 の尤度と事前確率の総和により与えられる。

$$c(s, v_x) = \psi_1(D|A_x = 0) + \xi_1(A_x = 0) \quad (2)$$

これらの頂点とは別に、それぞれ” 顕著 ” と ” 非顕著 ” に対応する、別の頂点 (source s, sink t) を準備し、terminal link(t-link) と呼ばれる有効辺により source から各位置に対応する頂点、及び各位置に対応する頂点から sink に向けて繋がれている。t-link のコスト $c(s, v_x)$ 及び $c(v_x, t)$ は、第1 の事前確率及び尤度の総和により与えられている。

$$c(v_x, t) = \psi_1(D|A_x = 1) + \xi_1(A_x = 1) \quad (3)$$

$$c(v_x, v_y) = \psi_2(D|A_x, A_y) + \xi_2(A_x, A_y) \quad (4)$$

上記のように構成したグラフについて、source と sink とを分割する最小カットを求める。この最小カットを導入する問題は、最大フロー最小カットの定理 [10] により、source から sink への最大フローを求める問題に帰着させる。

本研究のグラフカット処理では最大フローを多項式時間で導入するアルゴリズムとして Boykov らの提案する Ford-Fulkerson アルゴリズム [11] を用いる。上記のように導出した最小カットにより、グラフは source につながる部分グラフと sink に繋がる部分グラフに分割される。source に繋がる部分グラフの各頂点にラベル 1, sink に繋がる部分グラフの各頂点にラベル 0 を与えることで、MR F の最適配置 \hat{a} すなわちMAP の最尤解が決定される。

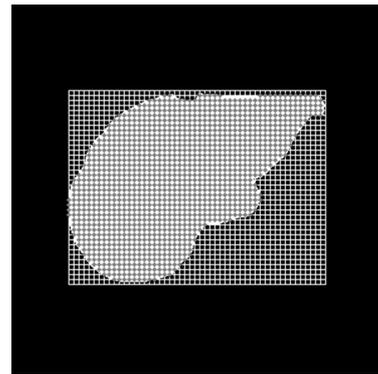


図 5 矩形と格子線の描画

3.4.3 グラフカットの対象の自動設定

グラフカット法において、領域のどの部分を前景と背景のパラメータとして設定するかが重要である。本手法では、まず、画像の全領域を背景と設定する。次に、粗抽出領域とその輪郭線のそれぞれを内包する矩形を作り、内部・外部両方に一定間隔の格子を作成する。この時、粗抽出領域に対して描画した矩形が重ならないように、矩形をやや大きく設定する。そして、粗抽出領域を遍く前景と設定できるように、格子線が粗抽出領域上に存在する部分から点を複数個取り、その点を結び線を引くという処理を一番上の格子線から一番下の格子線まで行うことで、対象となる前景の設定を行う。予備実験において、格子線を 2:8 に内分する点、格子線の midpoint、格子線を 8:2 に内分する点の 3 つの点を一つの格子線ごとに取り、計 3 本の線を引いた時の結果が良好であった為、上記の点の取り方でパラメータを設定する。また、線を引く際に肝臓でない領域を対象と設定しないために、ラベリング処理で抽出した領域と比較し、明度が外れている点は結ばないようにした。その他に、粗抽出領域の端の部分に存在する点を結ぶと過剰検出が多くなるという傾向が見られた。その対策として、上下数本分の格子線上に存在する点は前景のパラメータから除外した。以上の処理を自動で行い対象となる前景を設定しグラフカットを行う。図 5 に矩形と格子線を描画した様子を、図 6 にグラフカットの前景のパラメータを自動で設定した様子を示す。

3.5 輪郭検出

本手法では、ラベリング処理で抽出した領域と比較し、明度が外れている点はグラフカットの前景のパラメータに設定していない。その為、肝臓内部に明度値が異なる部位が存在するとその部位を抽出できず、図 7 のように肝臓内部の一部領域を見落としてしまうことがあった。このような事態を防ぐために、グラフカット処理後の抽出結果に再度 Snakes を用いて輪郭検出を行い、肝臓内部の欠落を補完する。



図 6 パラメータの設定

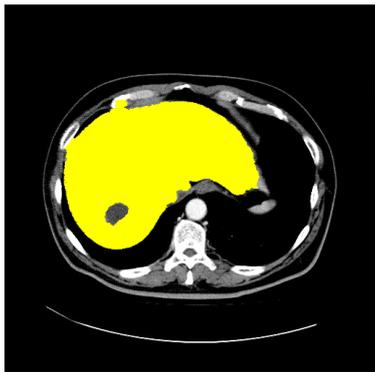


図 7 見落としの例

4. 評価実験

4.1 実験データ

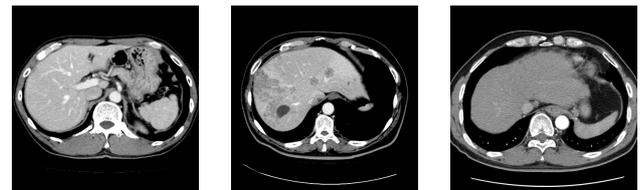
実験データとして、第二著者から提供された腹部 CT 臨床画像を用いた。X 線 CT 装置からの臨床データは医用画像機器の通信プロトコル及び画像フォーマットの標準規格である DICOM(Digital Imaging and COmmunication in Medicine) 形式で出力される。この DICOM データを変換ソフトを用いて 16bit グレースケールに変換して用いた。

4.2 実験対象

肝臓内に腫瘍や腹水を含む、腹部 CT5 症例 100 スライスを処理の対象とした。実際に 1 回の撮影で得られる画像はこれより多いが、肝臓を含むスライスのみを対象としたので 1 症例当たり約 20 スライス程度である。また、評価の際に用いる肝臓領域の真値は、医学的知識のある第二著者の監修のもとに作成したものを使用した。処理に用いた腹部 CT の一例を図 8 に、その真値を図 9 に示す。

4.3 肝臓領域の粗抽出結果

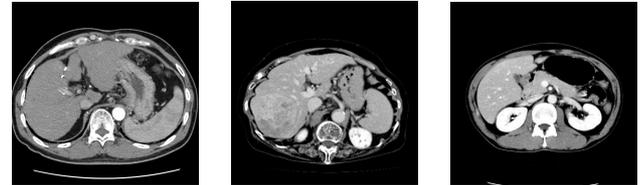
図 10 に肝臓領域の粗抽出を行った結果を示す。明るく着色されている部分が抽出した部分である。



(a) 症例 1

(b) 症例 2

(c) 症例 3 その 1

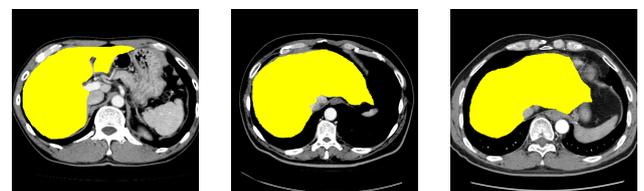


(d) 症例 3 その 2

(e) 症例 4

(f) 症例 5

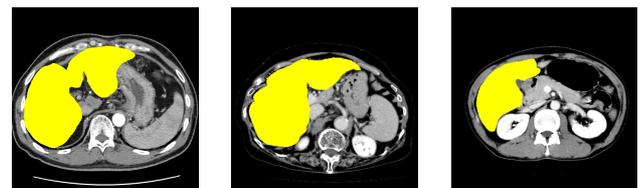
図 8 原画像



(a) 症例 1

(b) 症例 2

(c) 症例 3 その 1

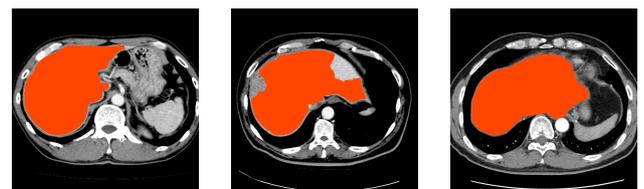


(d) 症例 3 その 2

(e) 症例 4

(f) 症例 5

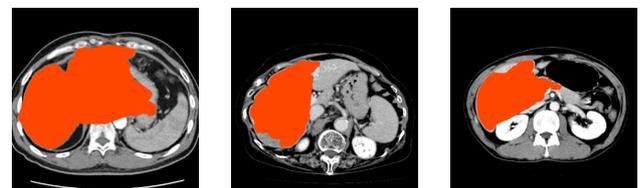
図 9 真値



(a) 症例 1

(b) 症例 2

(c) 症例 3 その 1



(d) 症例 3 その 2

(e) 症例 4

(f) 症例 5

図 10 粗抽出結果

4.4 閾値の伝搬

3.3 の処理結果を図 11 に、真値を図 11(a) に示す。図 11(b) は統計的推定に基づき閾値を設定し処理を 4 回繰り返した結果、図 11(c) は閾値を伝搬させ処理を行った結果である。

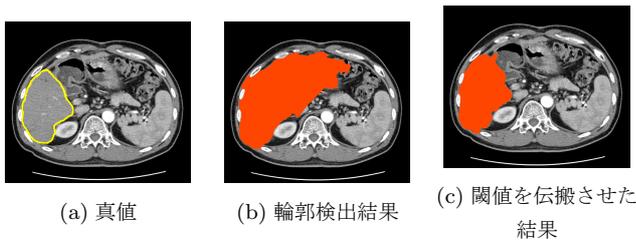


図 11 閾値の伝搬結果

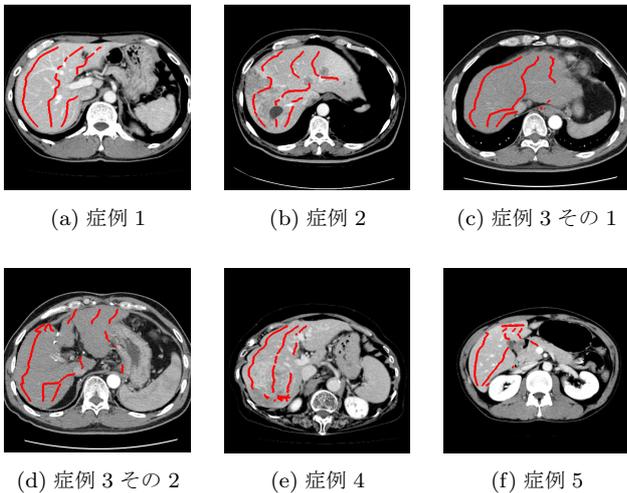


図 12 前景のパラメータ設定結果

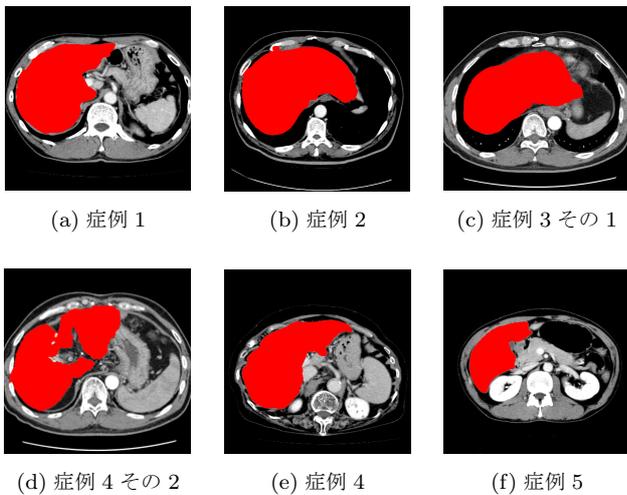


図 13 精密抽出結果

4.5 肝臓の精密抽出結果

図 12 にグラフカットの前景のパラメータを自動学習させた結果を、図 13 に肝臓領域の精密抽出を行った結果を示す。

4.6 実験結果

4.2 で示したデータに対して処理を行い、精密抽出の結果をピクセル数により評価した。各面積は抽出結果の画素数を計算することによって求めている。肝臓領域の真値のピクセル数を S_t 、検出面積のピクセル数を S_d 、肝臓領域の真値と検出面積の一致面積を S_c とし、検出率と過剰検

表 1 症例 1 のスライス毎の検出率 (%) と過剰検出率 (%)

	検出率	過剰検出率
スライス 1	57.98	0.03
スライス 2	95.77	6.77
スライス 3	98.92	11.45
スライス 4	96.38	7.35
スライス 5	96.36	7.95
スライス 6	94.61	7.98
スライス 7	96.03	8.88
スライス 8	95.18	7.56
スライス 9	91.13	1.89
スライス 10	92.62	2.02
スライス 11	98.57	2.62
スライス 12	98.94	3.05
スライス 13	98.98	4.97
スライス 14	95.36	3.27
スライス 15	98.57	3.50
スライス 16	96.60	2.07
スライス 17	94.88	3.66
スライス 18	95.82	0.90
スライス 19	96.82	2.47
スライス 20	95.43	0.37
平均	94.25	4.44

出率はそれぞれ以下の式で定義した。

$$\text{検出率} = \frac{S_c}{S_t} \times 100(\%)$$

$$\text{過剰検出率} = \frac{S_d - S_t}{S_t} \times 100(\%)$$

表 1 から表 5 に症例 1 から症例 5 のスライスごとの検出率と過剰検出率の結果を、表 6 に精密抽出の症例毎の平均検出率、平均過剰検出率の結果を示す。表 1 から表 5 の全ての症例で、スライス 5 を基準とするスライスに指定した。

5. 考察

5 症例 100 スライス腹部 CT に対し肝臓領域抽出処理を行った。本実験結果に対して以下の考察を述べる。

5.1 肝臓領域抽出

図 1 の手法を用いることにより、肝臓領域の平均検出率は 94.9%であった。図 10(a), (c) のように、粗抽出の段階で精度の高い肝臓領域抽出ができた事例もあった。しかし、大半のスライスでは 10(b) のように肝臓領域の一部の抽出に失敗することや、図 10(d) のように、肝臓領域以外を過剰に検出してしまふことが多かった。

一方、粗抽出の結果をもとに行った精密抽出では図 13(d) の結果では、血管付近の肝臓領域でない部分を切り落とすことに成功している。また、図 13(e) の結果では、肝臓領域の端の部分の細かい抽出ができていたことが分かる。このように、高い精度を達成できた理由として、図 12 で示

表 2 症例 2 のスライス毎の検出率 (%) と過剰検出率 (%)

	検出率	過剰検出率
スライス 1	83.52	21.21
スライス 2	99.01	16.90
スライス 3	88.19	3.73
スライス 4	92.35	2.50
スライス 5	98.05	4.67
スライス 6	99.15	4.89
スライス 7	98.87	7.62
スライス 8	99.35	12.89
スライス 9	99.33	13.13
スライス 10	98.44	13.78
スライス 11	99.11	29.46
スライス 12	98.94	35.78
スライス 13	99.34	46.79
スライス 14	99.55	53.78
スライス 15	98.89	16.79
スライス 16	98.79	18.15
スライス 17	99.74	11.83
スライス 18	97.07	2.33
スライス 19	95.88	3.84
スライス 20	97.84	2.43
平均	97.07	16.12

表 4 症例 4 のスライス毎の検出率 (%) と過剰検出率 (%)

	検出率	過剰検出率
スライス 1	86.27	4.60
スライス 2	93.46	5.04
スライス 3	91.41	8.05
スライス 4	98.76	79.21
スライス 5	98.39	13.02
スライス 6	98.21	3.63
スライス 7	98.58	42.66
スライス 8	96.19	1.00
スライス 9	51.03	0.50
スライス 10	98.41	51.65
スライス 11	97.85	53.69
スライス 12	97.39	47.28
スライス 13	96.01	6.50
スライス 14	96.68	1.52
スライス 15	91.29	1.05
スライス 16	91.70	0.77
スライス 17	95.00	2.65
スライス 18	80.91	0.53
スライス 19	89.11	0.75
平均	91.93	17.06

表 3 症例 3 のスライス毎の検出率 (%) と過剰検出率 (%)

	検出率	過剰検出率
スライス 1	83.32	6.83
スライス 2	97.47	8.46
スライス 3	97.80	10.17
スライス 4	97.20	8.50
スライス 5	93.57	2.28
スライス 6	99.58	5.70
スライス 7	99.40	8.73
スライス 8	99.34	7.19
スライス 9	99.33	6.94
スライス 10	99.22	7.85
スライス 11	99.36	9.39
スライス 12	96.06	15.31
スライス 13	91.08	52.25
スライス 14	99.61	13.53
スライス 15	99.65	7.36
スライス 16	99.18	5.91
スライス 17	98.72	8.25
スライス 18	97.38	18.77
スライス 19	96.30	11.92
スライス 20	98.96	3.63
スライス 21	97.42	2.98
平均	97.14	10.57

表 5 症例 5 のスライス毎の検出率 (%) と過剰検出率 (%)

	検出率	過剰検出率
スライス 1	83.36	0.13
スライス 2	91.79	1.91
スライス 3	92.33	4.11
スライス 4	92.01	0.90
スライス 5	92.12	0.89
スライス 6	92.67	3.52
スライス 7	93.38	6.27
スライス 8	93.78	8.13
スライス 9	95.11	10.84
スライス 10	95.18	1.35
スライス 11	95.29	1.98
スライス 12	97.68	4.60
スライス 13	98.98	9.16
スライス 14	97.06	3.42
スライス 15	96.39	3.61
スライス 16	89.92	1.15
スライス 17	91.17	1.48
スライス 18	95.54	0.86
スライス 19	96.45	1.02
スライス 20	97.16	2.06
平均	93.87	3.37

すように肝臓領域を遍く前景のパラメータとして設定できたからだと考える。しかし、精密抽出の段階でも、肝臓領域の端の部分が検出できなかったスライスや、肝臓領域の端に位置し、閾値外の明度を持つ部分の検出に失敗したスライスもあった。

これらの見落としが発生した原因は、過剰検出の低減のために、閾値外の明度値を持つ点や粗抽出領域の端に位置する点をグラフカットの前景のパラメータに与えなかった事に起因すると考えられる。この問題への対策として、症例毎に基準とするスライスとその上下のいくつかのスライスの抽出結果を他のスライスの抽出結果へ Level Set 法を用いて波及させ、欠落した領域の補完を行うという、スラ

表 6 精密抽出の症例毎の平均検出率 (%) と平均過剰検出率 (%)

	平均検出率	平均過剰検出率
1 症例目	94.25	4.44
2 症例目	97.07	16.12
3 症例目	97.14	10.57
4 症例目	91.93	17.06
5 症例目	93.87	3.37
平均	94.9	10.25

イス間関連性の利用を検討している。

5.2 過剰検出

一方で、平均過剰検出率は 10.25%であった。過剰検出の大半は、肝臓に隣接する類似した明度分布を持つ部位を誤って検出することや、粗抽出や精密抽出の輪郭検出の際に、肝臓以外の部分を抽出してしまうことで発生した。本研究では、粗抽出の結果を利用して精密抽出を行う。その為、粗抽出時の過剰検出が多いと、精密抽出で修正できず過剰検出がそのまま残ってしまうことが多かった。

これらの問題への対策としては粗抽出や精密抽出の際に行う輪郭検出によって検出された領域外部の画素を削除することや、グラフカット後に輪郭検出を行うかを適応的に判断する処理の追加、輪郭検出を行う際に用いる動的輪郭モデルを Snakes ではなく、分離や結合など境界の位相変化に強い LevelSet 法を用いることを検討している。またその他にも、スライス間の関連性に注目することで過剰検出の低減を行うことも検討している。肝臓領域は基本的に前後のスライスで大きく変化せず、CT 画像は一定間隔で撮影される。これらの理由から腹部 CT 画像において、スライス間の関連性を利用しやすい。現時点でスライス間の関連性は閾値を伝搬させる時のみ利用しており、他の処理では利用していない。その為、前後のスライスの抽出結果が大きく違っても、そのまま抽出結果として出力されてしまう。そこで、グラフカット後の抽出結果をボクセルデータや Level Set 法を用いて 3 次元に拡張し、スライス間の関連性に注目することで過剰検出の低減を行うことを検討している。また、標準的な肝臓の形状モデルと検出結果を比較し、過剰検出領域の削除を行うことも検討している。

6. まとめ

腹部 CT 画像に対して、明度分布を解析することで適応的に閾値を設定しながら二値化を行い、その後輪郭検出等を行うことによって得られた粗抽出領域から、前景の設定を自動化したグラフカット法を施し、輪郭追跡を行うことにより肝臓領域全体を抽出する手法を考案し、基本的な有効性を確認した。今後は、処理の最初に行うスライス指定の自動化や、スライス間の関連性の利用を行うことに加え、さらに多くの症例、スライスに対して実験により定量的評

価を実施していく。

また、濃度パターンの違いや他の時相のスライスとの比較を行うことで、肝臓内病変の検出まで行なっていきたい。

参考文献

- [1] Seong-Jae Lim, Yong-Yeon Jeong, Yo-Sung Ho, "Automatic liver segmentation for volume measurement in CT Image", *Hoa Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.17, Issue 4, pp.860-875, (2006)
- [2] 北川輝彦, 周向栄, 原武史, 藤田広志, 横山龍二郎, 近藤浩史, 兼松雅之, 星博昭, "体幹部非造影 X 線 CT 画像における肝臓アトラスの構築とその肝臓自動抽出法への応用", *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J91-D No.7, (2008)
- [3] Deng Wang Li, Hong Jun Wang, Da Chen, Yong Yin, "Automated Liver Segmentation for Cone Beam CT Dataset by Probabilistic Atlas Construction", *Applied Mechanics and Materials*, Vols.195-196, pp.583-588, (2012)
- [4] 成平拓也, 清水昭伸, 小畑秀文, 縄野繁, 篠崎賢治, "単純と造影 CT 像からの転移性肝腫瘍セグメンテーション処理", *電子情報通信学会技術研究報告*. MI, 医用画像 Vol. 109, No. 127, pp. 79-84, (2009)
- [5] 中岡輝久, 小田昌宏, 北坂孝幸, 古川和宏, 三澤一成, 藤原道隆, 森健策, "臓器存在尤度アトラスとグラフカットを用いた腹部 3 次元 CT 像からの臓器領域抽出 (一般)", *電子情報通信学会技術研究報告*. MI, 医用画像 Vol. 110, No. 364, pp. 223-228, (2011)
- [6] 出口大輔, 林雄一郎, 北坂孝幸, 森健策, 目加田慶人, 末永康仁, 長谷部純一, 鳥脇純一郎, "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", *コンピュータ支援画像診断学会論文誌*. MI, Vol. 9, No.4, pp. 36-48, (2005)
- [7] 岸佳史, Maklad Ahmed, 河田佳樹, 仁木登, 西岡将規, 島田光生, 西谷弘, "腹部マルチスライス CT 画像からの肝臓領域の抽出 (CT)", *電子情報通信学会技術研究報告*. MI, 医用画像 Vol. 109, No. 407, pp. 453-455, (2010)
- [8] Michael Kass, Andrew Witkin, Demetri Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models", *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, Issue 4, pp.321-331,(1988)
- [9] Y.Boykov and G.F. Lea, "Graph cuts and efficient N-D image segmentation," *IJCV*, Vol. 70, No. 2, pp. 109-131, (2006)
- [10] P. Elias, A. Feinstein, and C. E. Shannon, "note on maximum flow through a network," *IRE Transactions on Information Theory* IT-2, pp. 117-119, (1956)
- [11] L. R. Ford and D. R. Fulkerson, "Maximal Flow Through A Network," *Canadian Journal of Mathematics* 8:pp. 399-404, (1956)
- [12] 福地賢, 宮里 洸司, 赤嶺 一馬, 木村 昭悟, 高木 茂, 大和 淳司, 柏野 邦夫 "グラフコストの逐次更新を用いた映像顕著領域の自動抽出," *電子情報通信学会技術研究報告*. PRMU, パターン認識・メディア理解 Vol. 109, No. 64, pp. 89-94, (2009)