

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

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^{††,†}

[†] 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情報科学科 〒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 〒466-8550 愛知県名古屋市昭和区鶴舞町65番地
^{†††††} 愛知県がんセンター 〒464-8681 愛知県名古屋市千種区鹿子殿1-1

あらまし 本稿では腹部3次元CT像からの臓器領域抽出手法を提案する。本手法ではCT画像間で臓器存在尤度アトラスを用いて抽出を行う。この際、単一の臓器存在尤度アトラスを用いるのではなく、複数の臓器存在尤度アトラスを選択的に用いる。具体的には、まず、画像間類似度に基づき画像のクラスタリングを行う。各クラスタの平均画像を作成し、平均画像上での臓器存在尤度アトラスの構築を行う。入力画像が与えられた際には平均画像との画像間類似度が最大となる臓器存在尤度アトラスを用いて抽出を行う。選択された臓器存在尤度アトラスと入力画像からMAP推定により粗抽出を行い、最後に、粗抽出結果を基にグラフカットを用いて精密抽出を行う。腹部CT像100例に対して実験を行い、平均一致度は肝臓88.6%、脾臓73.9%、膵臓42.0%、腎臓79.8%であった。

キーワード セグメンテーション, 腹部CT像, グラフカット, 複数アトラス

Organ segmentation from 3D abdominal CT images using likelihood atlas of organ existence and graph cut

Teruhisa NAKAOKA[†], Masahiro ODA^{††}, Takayuki KITASAKA^{†††}, Kazuhiro FURUKAWA^{††††},
 Kazunari MISAWA^{†††††}, Michitaka FUJIWARA^{††††},
 and Kensaku MORI^{††,†}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University
^{††} Information Planning Office, Information and Communications Headquarters, Nagoya University
^{†††} School of Information Science, Aichi Institute Of Technology
^{††††} Graduate School of Medicine, Nagoya University
^{†††††} Aichi Cancer Center

Abstract In this paper, we propose a multi organ segmentation method from 3D abdominal CT images. In our method, we extract organs using multiple likelihood atlases of the organ existence, instead of single atlas. In our method, first we apply a clustering method to training image datasets based on image similarity. We generate average images and atlases for each cluster. When an input image is given, we select an atlas that has the maximum image similarity between the average image and the input image. We use the selected atlas to extract organs. Then, we extract multi organs roughly by the MAP estimation from the selected atlas and the input image. Finally, we perform precise segmentation by using a multi label graph cut. We apply this method to 100 cases of abdominal CT images. Jaccard indices were 88.6% for liver, 73.9% for spleen, 42.0% for pancreas, and 79.8% for kidney, respectively.

Key words segmentation, abdominal CT image, graph cut, multi-atlas

1. はじめに

近年、3次元CT像を用いた診断が広く行なわれるようになってきている。また、医用画像撮影機器の性能向上により、高解像度のCT像を短時間で撮影可能となった。その一方で、CT像の情報量増加に伴い、読影医師の負担増が問題となっている[1]。このため、診断を支援するコンピュータ支援診断(Computer Aided Diagnosis: CAD)システムの開発が望まれている。このCADシステムの基本的な処理として、臓器領域のセグメンテーションは必要不可欠である。

臓器領域抽出手法の従来研究として、文献[2]ではCT値分布特徴に基づく手法を提案している。近年では、CT値以外の特徴量として、人体の統計的情報を利用した研究が行われている。たとえば、文献[3]では臓器存在位置情報である、臓器存在尤度アトラスを用いて抽出を行っている。文献[4]では臓器の統計的な形状情報を利用したセグメンテーション手法を提案している。一方、大域的なコスト最小化が可能なグラフカットを用いた臓器領域抽出手法が近年注目されている。文献[5]では手入力により与えた前景・背景のシードポイントを元に、グラフカットによる半自動の臓器領域抽出手法を提案した。これを応用して自動化した研究も行われている。文献[6]では、統計的位置情報である臓器存在尤度アトラスを利用し、前景・背景情報を与え、肝臓領域の抽出を行っている。この際、形状制約を与えるコストを加えることで過抽出を抑制している。本研究では、文献[7]の脳のセグメンテーションで行われている複数の臓器存在尤度アトラスを用いた手法を腹部領域に応用する。

臓器存在尤度アトラスを構築する際、ある基準となる症例上に位置合わせを行い、臓器の位置情報を抽出する。この際、基準となる症例と大きく臓器位置が異なる症例は位置合わせ誤差が大きくなり、その臓器の位置情報は外れ値となり易い。また、入力画像の臓器位置が基準となる症例と大きく異なる場合は、位置合わせ誤差の増加が抽出精度低下の原因となる。そこで本論文では、類似した画像同士で複数の臓器存在尤度アトラスを構築し、その中から臓器存在尤度アトラスを選択的に用いることにより、より多くの症例に対応可能な手法の開発を目指す。また、複数臓器を考慮したグラフカットにより、さらなる精度向上を図る。以下、2.で提案手法、3.で実験および結果、4.で結果に対する考察を述べる。

2. 手法

2.1 概要

本手法では、臓器の位置情報を表す臓器存在尤度アトラスを複数用いて肝臓、脾臓、膵臓、腎臓の4つの臓器領域の抽出を行う。図1に本手法のフローチャートを示す。まず、学習用画像から複数の臓器存在尤度アトラスの構築を行う。具体的には、画像間類似度に基づき学習用画像のクラスタリングを行い、各クラスタの平均画像および、その平均画像上における臓器存在尤度アトラスを構築する。ここで、画像のクラスタリングとは、複数の画像を、類似した画像の集合に分類することを意味する。ここでは画像の類似性の尺度として画像間類似度を用いクラス

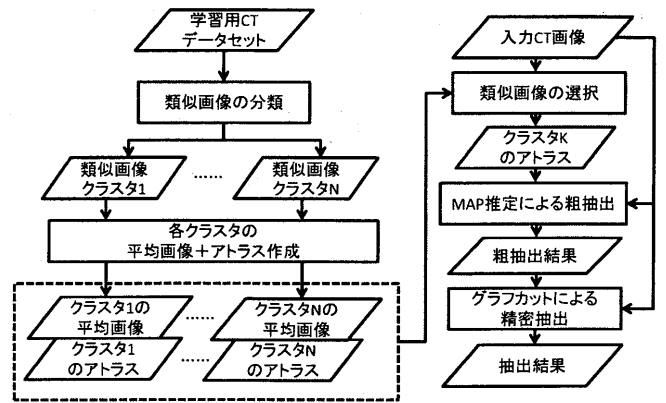


図1 本手法のフローチャート

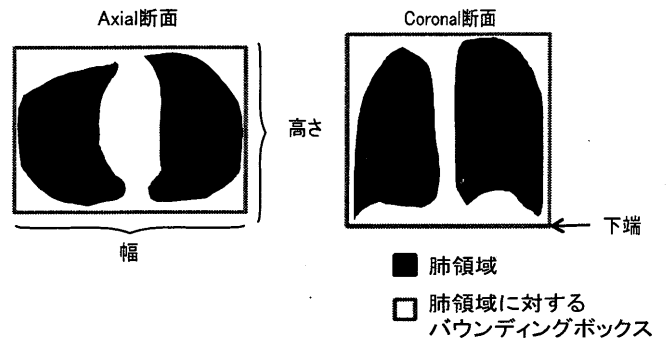


図2 肺領域を用いた体格の正規化

タリングを行う。入力画像と各クラスタの平均画像の画像間類似度を比較し、最も類似度が高い平均画像に対する臓器存在尤度アトラスを選択する。選択した臓器存在尤度アトラスと入力画像をもとにMAP推定により粗抽出した後、粗抽出結果を基に各臓器の前景・背景を与えることでグラフカットによる精密抽出を行う。以下に手法の詳細を述べる。

2.2 体格の正規化

体の大きさなどの症例間の変動を小さくするため、本手法で用いる画像は全て、以下に記す体格の正規化処理を適用した画像を用いる。正規化は肺領域を用いた剛体変形により行う。具体的には、まず、肺領域をしきい値処理により抽出し、肺領域の下部が画像の中心となるように平行移動を行う。また、肺領域の幅、肺領域の高さが150[mm]×150[mm]となるように拡大・縮小を行う。また、体軸方向の画素解像度が1[mm]となるように拡大縮小を行う。ここで、肺領域の幅、高さ、下端は図2に示すとおりである。

2.3 類似画像の分類

本手法ではまず、画像間類似度を用いて類似画像进行分类する。画像間類似度が高い画像を類似した画像とする。画像間類似度として正規化相互相関(Normalized Cross Correlation: NCC)を用いる。NCCは

$$R_{NCC}(S, T) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{L-1} (S(i, j, k) - S) (T(i, j, k) - T)}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{L-1} (S(i, j, k) - S)^2 \times \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{L-1} (T(i, j, k) - T)^2}} \quad (1)$$

により計算される。ここで、 N, M, L はそれぞれ、 x, y, z

軸方向の画像のサイズである。ここで、人体の右側から左側方向を x 軸、腹側から背側方向を y 軸、頭側から尾側方向を z 軸とする。また、 S, T は画像を表し、 \bar{S}, \bar{T} は濃度値の平均を表す。 $S(i, j, k)$ は点 (i, j, k) における画像 S の濃度値とする。まず、臓器存在尤度アトラスを構築するための学習用データセットすべての画像間の位置合わせを行う。位置合わせにはレジストレーションソフトウェア Drop [8] [9] を用いる。Drop は画像間類似度に基づいた非剛体位置合わせを行うソフトであり、非剛体変形に B-Spline 補間に基づいた FFD モデルを用いている。Drop では格子点の移動量が滑らかに変化するとき、2つの画像間の類似度を最大化する位置合わせ問題をマルコフ確率場 (Markov Random Field : MRF) による最適化問題としてとらえ位置合わせを行っている。このとき、MRF の最適化は Fast-PD アルゴリズム [10] により行われる。

位置合わせ後、すべての画像 I^i, I^j 間の類似度 $R_{NCC}(I^i, I^j)$ を計算し類似度グラフを構築する。このグラフを基に Normalized Cut [11] によりクラスタリングを行う。Normalized Cut はグラフに基づいたクラスタリングアルゴリズムの一種である。グラフに基づいたクラスタリングでは、グラフ $G = (V, E)$ を2つの独立した頂点の集合 A, B に分割する問題を考える。ここで、 $A \cup B = V, A \cap B = \emptyset$ である。また、グラフの枝は重みを持っており、頂点 i と頂点 j を結ぶ枝の重みを $w(i, j)$ とする。このとき、Normalized Cut では、

$$Ncut(A, B) = \frac{\sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)}{\sum_{u \in A, t \in V} w(u, t)} + \frac{\sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)}{\sum_{v \in B, t \in V} w(v, t)} \quad (2)$$

のコストを最小化することにより、クラスタ A とクラスタ B に分割を行う。今回は画像 I^i, I^j 間の類似度 $R_{NCC}(I^i, I^j)$ を用いて、頂点 i と頂点 j を結ぶ枝の重みを

$$w(i, j) = 1 + R_{NCC}(I^i, I^j) \quad (3)$$

として、本手法ではこの2分割を再帰的に行うことで、計4つのクラスタに分割する。

2.4 臓器存在尤度アトラスの構築

2.3 節で分類したそれぞれのクラスタごとに臓器存在尤度アトラスを構築する。この際、臓器の位置や体積の個人差を減少させるために、基準となる空間上で構築を行う。この際、基準となる空間として、今回は各類似画像クラスタの平均画像を利用する。平均画像は文献 [12] の手法により作成する。

平均画像は図3のように作成を行う。まず、参照画像を一つ選択し、参照画像以外の画像を参照画像に対し非剛体位置合わせを行う。このときの変形後の画像と、変形場をもとに、濃度値の平均画像、変形場の平均を求める。この濃度値の平均画像を平均変形場により変形し平均画像を作成する。この処理を参照画像の変化が無くなるまで繰り返すことにより、平均画像の生成を行う。直感的に言えば、図4のように参照画像に平均ベクトルを加え逐次的に平均画像を作成する手法である。本手法では、初期参照画像として、画像間類似度の合計

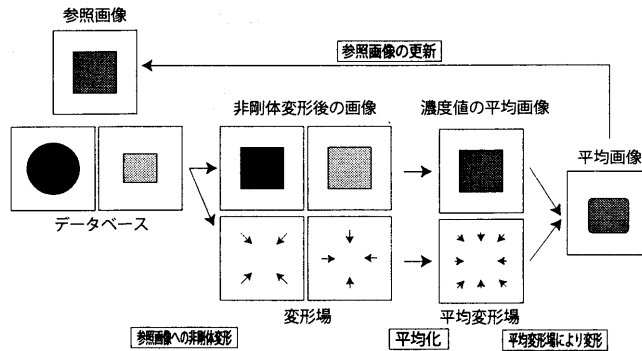


図3 平均画像の生成

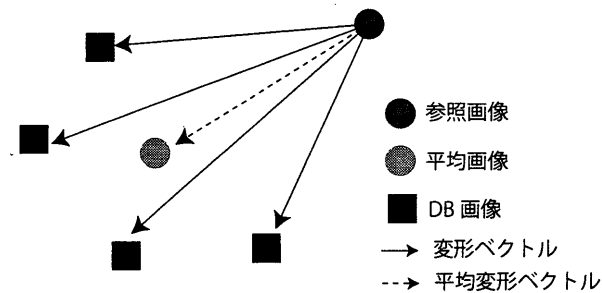


図4 平均画像の生成

$d(i) = \sum_j w(i, j)$ が最大となる画像 $I^r (r = \arg \max_i d(i))$ を用いる。

平均画像作成後、Drop を用いて学習用画像すべてを平均画像に対して位置あわせを行う。位置合わせ後、

$$A_p^j(l) = \frac{\sum_{D^j: i \in D^j} S(L_p^{j,i}, l)}{|D^j|} \quad (4)$$

$$S(l, l') = \begin{cases} 1 & \text{if } l = l' \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

によりクラスタ j に対する臓器 l の臓器存在尤度アトラス $A_p^j(l)$ を構築する。ここで、 D^j はクラスタ j に属する画像に対するラベル画像の集合であり、クラスタ j の i 番目のデータのラベル画像 $L_p^{j,i}$ は画素 p に臓器ラベル l が格納されている画像である。なお、肝臓、脾臓、膵臓、腎臓の臓器ラベル l はそれぞれ、1, 2, 3, 4 とし、背景のラベルを 0 と定義する。また、 $|D^j|$ はクラスタ j に属するラベル画像の個数である。

2.5 臓器存在尤度アトラスの選択

本手法では、まず、複数の臓器存在尤度アトラスから入力画像に類似した臓器存在尤度アトラスの選択を行う。これは、各クラスタ j の臓器存在尤度アトラス A^j に対する平均画像 M^j と入力画像 I との類似度 $R_{NCC}(M^j, I)$ を比較し、一番類似度が高い臓器存在尤度アトラス $A_p^c(l)$ を選択する。ここで、 $c = \arg \max_j R_{NCC}(M^j, I)$ である。

2.6 MAP 推定による粗抽出

選択した臓器存在尤度アトラス $A_p^c(l)$ を用いて MAP 推定による粗抽出を行う。まず、各臓器の CT 値分布を正規分布、入力画像の CT 値分布をこれらの混合正規分布と仮定し、EM ア

ルゴリズム [13] により各臓器の平均濃度値 μ_l および濃度値の分散 σ_l^2 を推定する。推定した μ_l, σ_l^2 を用いて、画素 p に臓器 l が存在するときの条件つき確率 $\Pr_p(I_p|l)$ を

$$\Pr_p(I_p|l) = \Pr(I_p | \psi_l) \quad (6)$$

により正規分布で表す。また、臓器存在尤度アトラス A を用いて画素 p における臓器 l の事前確率を

$$\Pr_p(l) = A_p^c(l) \quad (7)$$

とする。以上で定義した式を使用し、事後確率

$$\Pr_p(l|I_p) = \frac{\Pr_p(I_p|l)\Pr_p(l)}{\Pr_p(I_p)} \quad (8)$$

を計算し、

$$C_p = \arg \max_l \Pr_p(l|I_p) \quad (9)$$

となる臓器ラベルを各画素 p に割り当てることにより粗抽出画像 C を得る。ここで $\Pr_p(I_p)$ は

$$\Pr_p(I_p) = \sum_{l=1}^K \Pr_p(I_p|l)\Pr_p(l) \quad (10)$$

とし、 $\Pr_p(I_p)$ の値が T 以下の画素に関しては背景ラベルを与える。なお K は抽出対象とする臓器の数であり、今回は 4 (= 肝臓, 脾臓, 膵臓, 腎臓) である。

2.7 グラフカットによる精密抽出

2.6 節で得られた粗抽出結果 C と入力画像から精密抽出を行う。多値ラベルグラフカット [14]~[16] により

$$E(L) = \sum_{p \in P} R_p(L_p) + \sum_{(p,q) \in N} B_{p,q}(L_p, L_q) \quad (11)$$

を近似最小化する。ここで、 L はラベル画像であり、各画素は 0 から 4 のいずれかの臓器ラベルをとる。 P は入力画像の画素の集合、 $N = \{(p,q) | p \in P, q \in N^p\}$ とし、 N^p は画素 p の近傍の集合を表す。

本手法では、粗抽出結果 C により領域項 R を

$$R_p(l) = \begin{cases} 0 & \text{if } C_p = l \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

と定義し、粗抽出結果から各臓器の前景と背景情報を与える。ここで $l \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$ である。また、境界項 B を

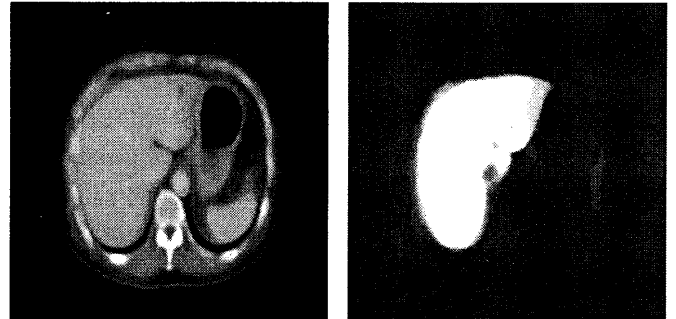
$$B_{p,q}(l, l') = \begin{cases} 0 & \text{if } l = l' \\ \lambda \frac{1}{(1 + |I_p - I_q|) \text{dist}(p,q)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

とする。ここで、 λ は境界項に対する重み係数であり、 $\text{dist}(p, q)$ は画素 p, q 間のユークリッド距離を表す。この尺度は、ボクセル間の画素値が近く、また距離が近いほど大きくなる。

以上の尺度は、ラベル画像 L と粗抽出結果 C の差異が少なく、かつ臓器の境界に存在する画素間の CT 値の差が大きいに小さくなるコストである。以上で定義したコストを多値ラベルグラフカットにより最小化することで精密抽出する。

表 1 CT 画像の仕様

スライス内画素数 [pixels]	512 × 512
スライス枚数 [枚]	263 ~ 538
画素サイズ [mm]	0.546 ~ 0.820
スライス厚 [mm]	0.400 ~ 0.800



(a) 平均画像

(b) 肝臓の臓器存在尤度アトラス

図 5 平均画像およびそれに対する臓器存在尤度アトラスの例。臓器存在尤度アトラスは輝度値が高いほど存在尤度が高い。

3. 実験および結果

CT 像 100 例に対して実験を行った。学習用データ 50 例に対して評価用データ 50 例を用いた交差検定により評価を行った。評価尺度には再現率・適合率を用いた。再現率・適合率は

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 (\%) \quad (14)$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 (\%) \quad (15)$$

により計算される。TP, FP, FN はそれぞれ、一致画素数、過抽出画素数、未抽出画素数である。

実験に用いた CT 画像の仕様を表 1 に示す。実験環境として、Intel(R) Xeon(R) W5590 3.33GHz × 2 プロセッサ、メモリ 24.0GB の計算機を使用した。計算時間は画像のクラスタリングに約 15 時間、平均画像の作成に約 4 時間、臓器存在尤度アトラスの構築に約 1 時間であった。抽出処理に要する時間は 1 症例当たり約 10 分であった。実験で用いたパラメータは $T = 0.001$, $\lambda = 25$ とした。今回、領域項における前景と背景情報は粗抽出結果によって与えた、しかし、粗抽出結果には過抽出領域や未抽出領域が含まれる。このため、境界項に対するコストに対する重み λ を大きく設定することで、境界項によるコストを重点的に最適化した。図 5 に平均画像、およびそれに対する臓器存在尤度アトラスの例を示す。

単一臓器存在尤度アトラスを用いた場合の抽出精度 (全学習用画像から 1 つの臓器存在尤度アトラスを生成し、2.6 以降の処理を実行)、複数臓器存在尤度アトラスを用いた場合のグラフカット適用前の抽出精度、適用後の抽出精度を表 2 に示す。また、抽出結果の例を図 6 に示す。図 7 に複数臓器存在尤度アトラスを用いたことで FP が削減できた例を、図 8 に複数臓器存在尤度アトラスを用いたことで FN が増加した例を、図 8 に

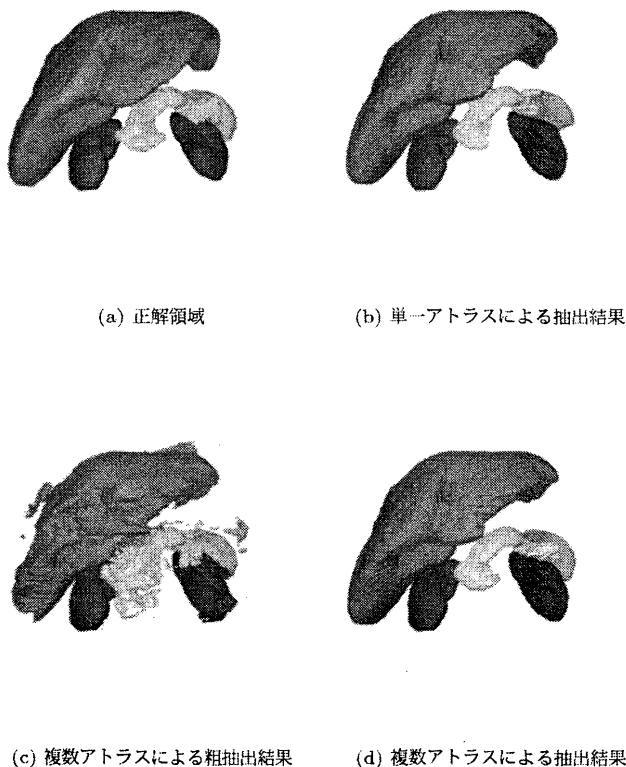


図 6 抽出結果の例.

グラフカットを用いた精密抽出処理により抽出精度が低下した例をそれぞれ示す.

4. 考 察

表 2 から, 単一臓器存在尤度アトラスと複数臓器存在尤度アトラスを用いた場合を比べた場合, 一部臓器の適合率が向上していることが分かる. これは複数臓器存在尤度アトラスを用いた場合, 位置合わせ誤差の少ない臓器存在尤度アトラスが選択されたため, 図 7 のように過抽出を削減できたと考えられる. しかしながら, 再現率が低下した症例も見られた. これは, 図 8 のように複数臓器存在尤度アトラスを構築した場合, 各臓器存在尤度アトラスを構築する際のデータ数が単一臓器存在尤度アトラスを構築する場合と比べ減少したためであると考えられる. このため, 臓器存在尤度アトラスを構築する際のデータ数を増加させる必要がある. また, 今回クラスタ数を 4 つに設定したが, 最適なクラスタ数についても今後調査が必要である.

表 2 よりグラフカットを用いたことで過抽出が大きく減少していることが分かる. 一方, 膵臓においてはグラフカットを用いることにより再現率が低下した例が存在した(図 9). これは, 今回境界項に対するコストに対する重み λ を大きく設定したことで, 境界項のコストが大きくなり, 切断する境界を減少させるように作用したことで, 抽出不足が発生したと考えられる. このため, 症例ごとに最適な重み係数 λ を探索することが必要である.

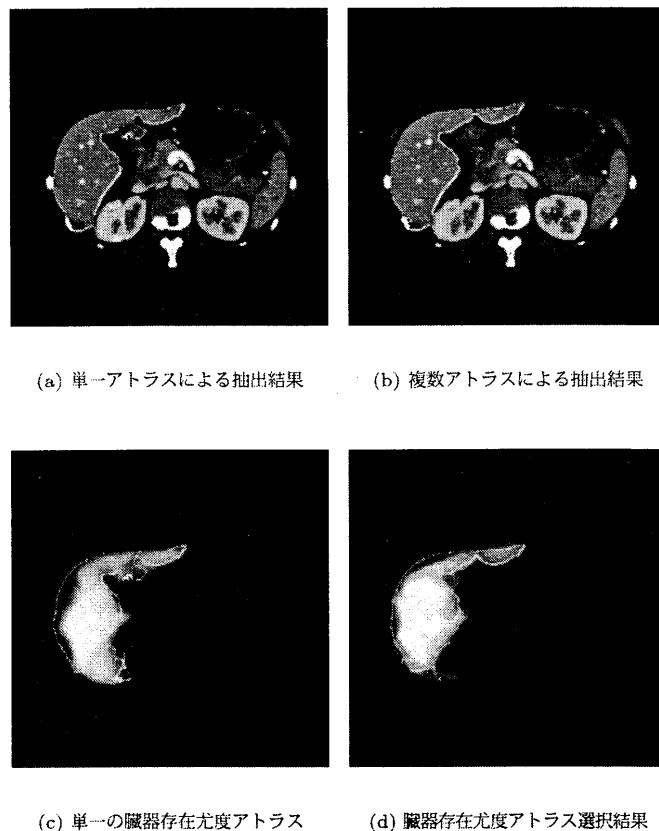


図 7 複数アトラスを用いることにより過抽出の削減ができた例. 実線で囲まれた領域が抽出された領域. (c)(d) は抽出に用いられた臓器存在尤度アトラスであり, 輝度値が高いほど存在尤度が高い.

今回, 画像の正規化は肺野領域を用いて行ったが, それだけでは症例間の体格の正規化には不十分である. このため, 他のランドマークを用いた正規化の改善も必要である.

5. む す び

複数の臓器存在尤度アトラスを選択的に用いた腹部臓器領域の抽出手法を提案した. 腹部 3 次元 CT 画像 100 例に対して, 実験を行ったところ平均一致度は肝臓 88.6%, 脾臓 73.9%, 膵臓 42.0%, 腎臓 79.8% の精度で抽出可能であった. 複数の臓器存在尤度アトラスを用いることにより過抽出の削減が可能であった. 今後の課題として, 画像の正規化手法の改善, 多データを用いた評価, 最適なクラスタ数の調査, 対象臓器の追加などが挙げられる.

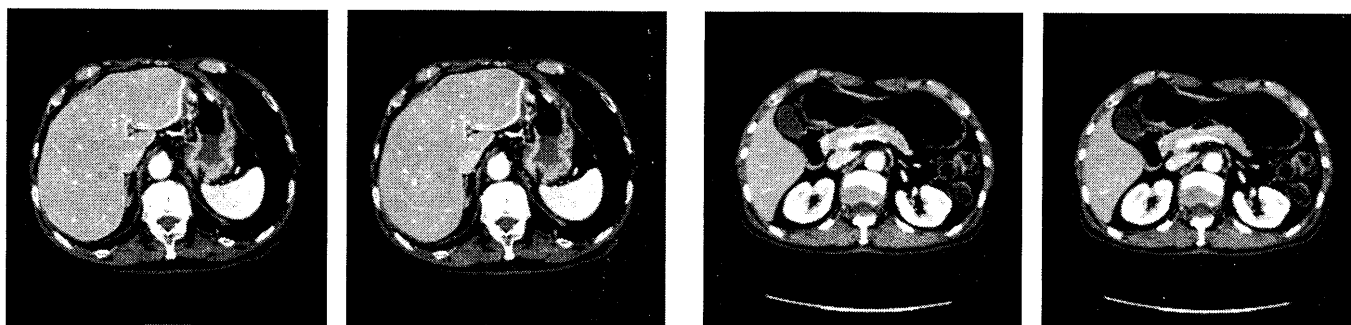
謝辞 謝辞日頃から熱心に御討論頂く名古屋大学森研究室の諸氏に感謝する. 本研究の一部は, 日本学術振興会科学研究費補助金, 国立がん研究センターがん研究開発費, 愛知県「知の拠点」, 栢森情報科学振興財団研究助成金による.

文 献

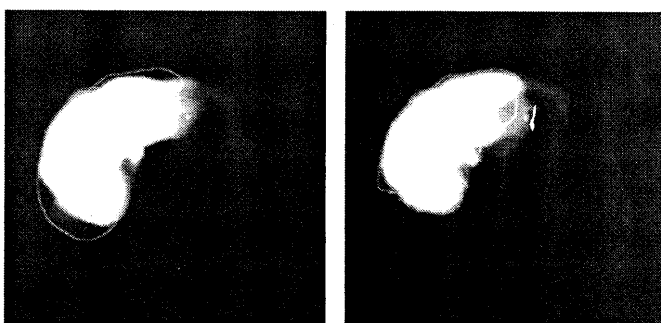
- [1] 縄野繁, “読影フィルムが津波のように押し寄せてくる,” CADM News Letter, no.28, pp.12-13, 2000.
- [2] 坂下牧子, 出口大輔, 北坂孝幸, 森健策, 末永康仁, “CT 値分布推定を用いた 4 時相腹部 3 次元 CT 像からの複数臓器領域の抽出手法,” MI2006-48, pp.49-54, 2006.

表 2 各臓器の抽出結果

	単一アトラス		複数アトラス (粗抽出結果)		複数アトラス (最終結果)	
	平均再現率	平均適合率	平均再現率	平均適合率	平均再現率	平均適合率
肝臓	92.0%	95.8%	84.3%	94.7%	92.0%	95.9%
脾臓	76.8%	90.1%	72.4%	85.3%	80.4%	90.0%
膵臓	60.4%	61.2%	59.7%	45.8%	55.0%	63.8%
腎臓	87.7%	89.8%	85.3%	84.2%	87.9%	89.6%



(a) 単一アトラスによる抽出結果 (b) 複数アトラスによる抽出結果 (c) 粗抽出結果 (d) 最終結果



(c) 単一の臓器存在尤度アトラス (d) 臓器存在尤度アトラス選択結果

図 8 肝臓の臓器存在尤度アトラスの比較. (a)(b) の実線で囲まれた領域が抽出された領域である. (c)(d) は抽出に用いられた臓器存在尤度アトラスであり, 輝度値が高いほど存在尤度が高い.

図 9 グラフカットを用いた精密抽出処理により抽出精度が低下した例. 実線で囲まれた領域が抽出された領域. 再現率が 12.9% 低下した

[3] H. Park, P.H. Bl, and C.R. Meyer, "Construction of an abdominal probabilistic atlas and its application," *IEEE Trans. on MI*, vol.22, no.4, pp.483-492, 2003.

[4] 横田圭太, 岡田俊之, 中本将彦, 堀雅敏, 中村仁信, 佐藤嘉伸, "臓器間の隣接関係を考慮した統計的形状モデルを用いた 3 次元 CT 画像からの階層的複数臓器抽出," *MI2007-70*, pp.43-46, 2008.

[5] Y. Boykov, and M.P. Jolly, "Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images," *ICCV*, pp.105-112, 2001.

[6] 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," *MI2009-54*, vol.109, no.127, pp.79-84, 2009.

[7] P. Aljabar, R.A. Heckemann, A. Hammers, J.V. Hajnal, and D. Rueckert, "Multi-atlas based segmentation of brain images: Atlas selection and its effect on accuracy," *NeuroImage*, vol.46, pp.726-738, 2009.

[8] mrf registration.net, "http://www.mrf-registration.net/deformable/index.html,"

[9] B. Glocker, N. Komodakis, G. Tziritas, N. Navab, and

N. Paragios, "Dense image registration through mrfs and efficient linear programming," *Medical Image Analysis*, vol.12, no.6, 2008.

[10] N. Komodakis, and G. Tziritas, "Approximate labeling via graph-cuts based on linear programming," *IEEE Trans. on PAMI*, vol.29, pp.1436-1453, 2007.

[11] J. Shi, and J. Malik, "Normalized cuts and image segmentation," *IEEE Trans. on PAMI*, vol.22, pp.888-905, 1997.

[12] A. Guimond, J. Meunier, and J.P. Thirion, "Average brain models: A convergence study," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.77, no.77, pp.192-210, 1999.

[13] 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, B*, vol.39, no.1, pp.1-38, 1977.

[14] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Efficient approximate energy minimization via graph cuts," *IEEE Trans. on PAMI*, vol.20, no.12, pp.1222-1239, 2001.

[15] V. Kolmogorov, and R. Zabih, "What energy functions can be minimized via graph cuts?," *IEEE Trans. on PAMI*, vol.26, pp.147-159, 2002.

[16] Y. Boykov, and V. Kolmogorov, "An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision," *IEEE Trans. on PAMI*, pp.1124-1137, 2004.