

グラフカットを用いた腹部造影 MR 画像からの肝臓領域の抽出

本田 英喜 金 亨燮 タン ジュークイ 石川 聖二
(九州工業大学工学研究院)

1 はじめに

磁気共鳴イメージング(Magnetic Resonance Imaging: MRI)の基本原理は 1970 年代に確立されたが, 現在でもなお著しい進歩が続いており, 高精細な画像を短時間で撮影できるようになった. その反面, 一回の撮影で得られる画像枚数が増大したことにより, 読影医への負担は多大なものとなっており, 病巣の見落としや診断の再現性の低下が懸念されている. このような問題を解決するため, コンピュータ支援診断(Computer Aided Diagnosis: CAD)システムの開発が盛んに行われるようになってきた. CAD とは, 医用画像をコンピュータにより定量的に解析し, 医師に“第二の意見”として提示し, 診断の効率化や疾患の早期発見による患者の QOL の向上を図るものである.

CAD システムにおいて, 対象となる臓器の抽出処理は, 位置合わせや病変部の検出の前処理として重要である. 肝臓領域の抽出に関する研究はこれまでに多数報告されているが, 臓器形状のばらつきや周辺臓器とのコントラスト差の低さなどにより, 正確な抽出はなお困難な問題となっている.

ところで近年, セグメンテーションの分野において, 低い計算コストで大域的最適化が可能なグラフカット[1]手法が盛んに用いられている. 本論文では, グラフカットを用いた肝臓領域の自動抽出法を提案し, 4 症例の腹部造影 MR 画像を用いた実験結果についての精度と今後の展開を述べる.

2 画像解析手法

画像処理の主な流れを図 1 に示す. まず, 入力された画像に対しメディアンフィルタ処理を施し, ノイズの除去を行う. 次に閾値処理により, 大まかな肝臓領域を抽出し, さらにグラフカット処理を用いた, 最終的な抽出結果を得る.

2.1 閾値処理による粗抽出[2]

閾値処理より肝臓領域の粗抽出を行うが, この際に用いる閾値はヒストグラム解析により, 症例ごとに自動で決定する. 腹部造影 MR 画像のヒストグラムの概形は図 2 のようになる. 肝臓は腹部における最大体積を示す臓器であり, 造影により比較的高い輝度値を示すため, 輝度値は図中の赤色で示した範囲に属すると考えられる. この範囲を決定するため, 以下のような処理を行う.

- (i) 平滑化処理によるヒストグラムから極大値 m を探索する.
- (ii) それぞれの極大値から左右両方向に走査し, 次の条件を満たす輝度値 l_m および r_m を探索する.
 - l_m は $h(l_m) < 0.1h(m)$, または m の左側の極小値
 - r_m は $h(r_m) < 0.1h(m)$, または m の右側の極小値
 ここで, $h(p)$ は輝度値 p を持つ画素の数を表す.
- (iii) $[l_m, r_m]$ に属する画素数をカウントし, 閾値以上となる範囲を正常な肝実質の輝度値の範囲とする.

2.2 グラフカットによる最終領域抽出

グラフカットは, 画像の各画素に対する最適なラベルの割り当てを, エネルギー最小化問題として解く手法である. 画像 V に対する各ピクセルを $v \in V$ としたとき, 有限個のラベルからなる集合 L からラベル L_v を一つずつ V の各ピクセルに割り振ったときのエネルギーを, 次のように定義する.



図1 肝臓領域抽出処理の流れ

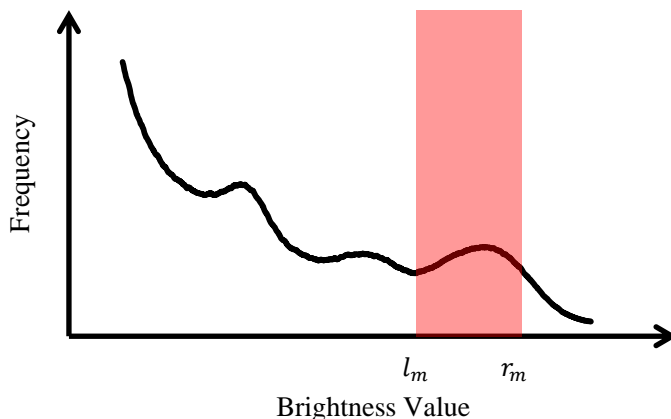


図2 腹部造影 MR 画像のヒストグラムの概形

$$E(L) = \lambda \cdot E_{data}(L) + E_{smooth}(L) \quad (1)$$

ここで, E_{data} はデータ項と呼ばれ, 画素ごとに定義された物体の尤度および背景尤度に基づいて決定され, 物体尤度が高ければ値が小さくなるような関数として定義する. また, E_{smooth} は平滑化項と呼ばれ, 隣接画素間の輝度値の差が小さいほど大きな値を出力する関数として定義する.

次に, エネルギー最小化の枠組みについて述べる. グラフカットでは, 画像から図 3 に示すようなグラフを作成する. 同図において, 各ノードは画像の各画素に対応し, さらにソース(S)とシンク(T)と呼ばれる特別なノードを定義する. ノード間を連結するエッジに対し, エネルギー関数に基づいてカットコストを決定する. このコストが最小となるようにエッジを切断することにより, エネルギーの最小化が可能とな

る。
 なお、血管や病変部などの低輝度値の領域において抽出漏れが発生するおそれがある。そこで、モルフォロジー演算により、これらの領域の穴埋めを行い、最終的な抽出結果とする

3 実験

提案手法を4症例の腹部造影MR画像に適用した。画像サイズは512×512[pixels]、ピクセル寸法は0.742[mm]、スライス厚は2.0[mm]である。

3.1 実験結果

実験結果を表1に示す。実験結果の評価指標として、以下の式で与えられる一致度を用いた。

$$\text{一致度} = \frac{A \cap B}{A \cup B} \times 100[\%] \quad (2)$$

ここで、 A は抽出した領域の面積を、 B は正解データの面積を表す。

表1 一致度による評価結果

症例番号	一致度 [%]
1	85.6
2	77.4
3	83.1
4	73.4
平均	79.9

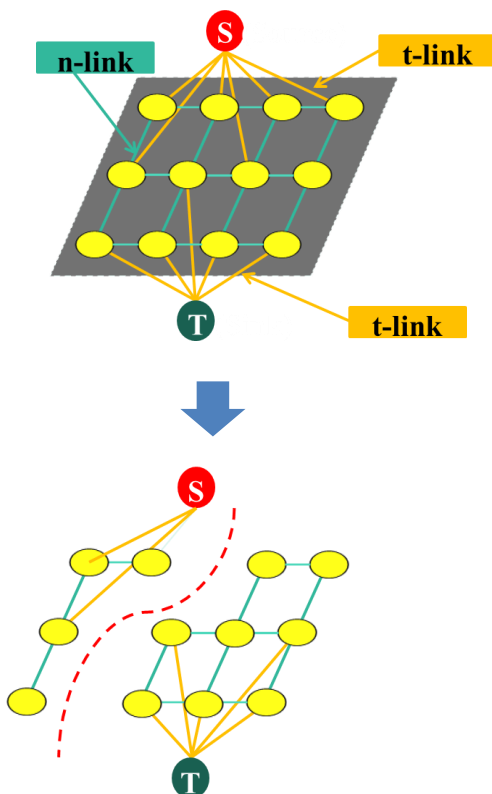
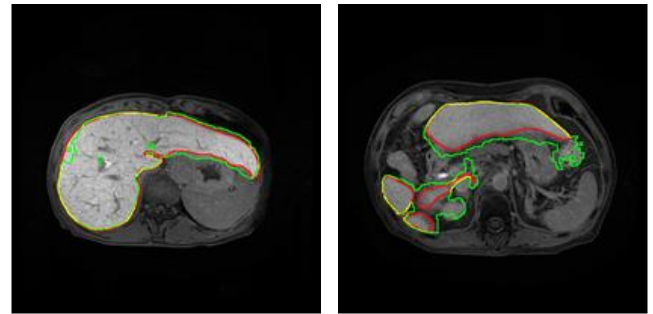


図3 画像に適用するグラフ構造とカットの例



(a) (b)

図4 最終的な抽出結果

3.2 考察

肝臓領域の最終的な抽出結果の一例を図4に示す。同図において(a)は抽出成功例を、(b)は抽出失敗例である。また、同図上の緑色で示す領域が提案手法による抽出結果、赤色で示す領域が正解領域、黄色で示す領域が両者の一致した部分を表す。図4(b)に示すように、肝臓領域と類似した輝度値を持つ周辺臓器が過抽出したケースが多くみられた。この原因として、閾値処理やグラフカット処理において、輝度情報のみを利用していることが挙げられる。抽出精度の改善策としては、訓練データから統計モデルを作成し、位置や形状などの解剖学的な情報を取り入れることが挙げられる。また、1スライス当たりの処理に約10秒を要したことから、処理時間の短縮も今後の課題である。

4 まとめ

本稿では、腹部造影MR画像を対象とし、グラフカットによる肝臓領域の自動抽出法を提案し、実験の結果、肝臓と類似した輝度値を持つ周辺臓器の過抽出が見られた。そのため、統計モデル等を利用した形状制約を導入することにより、抽出精度の改善が期待できる。

謝辞

本研究で用いた画像データは、産業医科大学病院の青木隆敏先生、村上誠一先生に提供していただきました。ここに深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] Y. Boykov, V. Kolmogorov, "An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision", *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 26(9), pp.1124-1137, 2004.
- [2] J. L. Rusko, G. Bekes, "Liver segmentation for contrast-enhanced MR images using partitioned probabilistic model", *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, Vol.6, Issue 1, pp.13-20(2011).