

三次元生体医用カラー画像からの watershed 法による臓器領域抽出の実験
 Experiment of detecting organ region based watershed algorithm
 from three-dimensional medical image

城戸 英彰*
Kido Hideaki

金子 邦彦**
Kunihiko Kaneko

牧之内 顕文***
Akifumi Makinouchi

1. 初めに

watershed 法は入力画像を多くの小領域に分割 (小領域という言葉 watershed 法によって分割された一つのボクセル集合と定義する)するアルゴリズムである。本稿では Visible Human の男性 frozen 死体の人体カラー画像にこの watershed 法を用いて多数の小領域に分割し、その後一定の条件を満たす目的小領域群の抽出を行う事によって肺領域を抽出する。ユーザーはその為に、肺領域中の一点と閾値 (τ color, τ_p , τ_s)を指定する必要がある。

2. 先行研究

watershed 法は画像のセグメンテーションの分野で多く用いられる手法であり [3], 医用画像処理の分野でもこのアルゴリズムを用いた手法が研究されている[1],[2].

Watershed 法は入力画像を多くの小領域に分割するアルゴリズムである。一般に元の画像のエッジ情報(グレースケール画像)を入力として取り、そのエッジ情報の山の峰に囲まれたボクセルを一つの小領域とし、多数の小領域群を出力として与える。

肺領域を得るために、本稿ではノードを watershed 法で分割された小領域、エッジを小領域同士が隣接しているか否か、ノードもしくはエッジの重みを入力画像の色情報やグラフ自体の形状情報から導き出される量とした領域隣接グラフ(Region Adjacency graph)を利用する。Watershed 法に領域隣接グラフを用いてセグメンテーションを行う手法は [1][2]等で提案されている。どの様にノードまたはエッジに重みを与えるかというのが重要であるが、[1]ではノードに depth と呼ばれる重みを与えており、[2]ではエッジに濃淡値に基づいたコストを与えている。一方本稿で与えるエッジの重みは色情報・Edge-Marker の存在確率・グラフの形状に基づいた重みの三種である。

3. 目的小領域群の抽出

目的小領域群の抽出ではまず領域隣接グラフを生成し、そのグラフのノードにラベル付けを行う。領域隣接グラフを作成する為に watershed 法で画像を領域に分割するが、そ

の小領域を取得するまでの一連の流れを図1に示す。ここで平滑化処理①にはガウシアンフィルタ、一次微分処理にはモルフォロジー演算の一種である morphological-gradient、平滑化処理②にはやはりモルフォロジー演算の一種である morphological-smoothing を充てる。

3.1 領域隣接グラフの生成

領域隣接グラフは watershed 法で分割した一つの小領域、を一つのノードとする。その後小領域同士が隣接しているか否かを判断し隣接している場合はエッジを与える。更にそのノードおよびエッジに本研究では、画像の色情報に基づく属性、Edge-Marker に基づく属性、グラフの形状に基づく属性の3つの属性を与える。また、ノードの重みを特徴量、エッジの重みをその両端のノードがどれだけ違うかをあらわす相違度と呼ぶ。

3.2 ラベル付け

この様な領域隣接グラフはノードが小領域のため、ノードに抽出すべきノード(TRUE)のラベルとそれ以外のノード(FALSE)というラベルを与え、TRUE のラベルを持つノードの集合(小領域の集合)を得る事で、目的の肺領域を得る事が出来る。

TRUE, FALSE のラベル分けは、手順としてユーザーが抽出領域に属するボクセルを一点与え、それを含む小領域(ノード)をまず TRUE とする。その次にそのノードから、上で述べた4つのエッジの重み(相違度)がすべて各相違度に対応した閾値 τ_i 未満であるようなエッジのみを辿って到達できるようなノードを TRUE とする。逆に、それ以外のノードは FALSE とすることで領域隣接グラフの全てのノードに対してこの二値のラベル付けを行う。

次章では表1で示したノードとエッジの重みの属性について詳述する。

4. ノードとエッジの属性

4.1 色情報に基づく属性

この節で与えられる相違度 $dissim_1$ は入力画像の色情報に由来する。まずノードの重みに各小領域内でその小領域に属するボクセルの RGB 各値の平均値という属性および特徴量を与える。エッジの重みの属性には色差を与え、この相違度を特徴量の RGB 空間におけるユークリッド距離の二乗として定義する。閾値は τ_{color} とする。

4.2 Edge-Marker に基づく属性

ここでは画像の一次微分情報に基づく量を相違度 $dissim_2$ として定める。なおこの節でノードの属性及び特徴量は定義されない。

まず画像の一次微分の結果に対し2つの閾値でそれぞれ2値化した画像を入力としてモルフォロジー演算の一種の

*九州大学システム生命科学府

*Graduate School of Information Science and Electrical Engineering

**九州大学システム情報科学院

Faculty of Information Science and Electrical Engineering

***久留米工業大学工学部

*** Faculty of Engineering Kurume Institute of Technology

conditional-dilation を行い, 2 値画像データを得る. この 2 値画像データ(1 or 0)のうち 1 のラベルを持つボクセル集合を Edge-marker と呼ぶ. この Edge-marker を利用し p を以下の式で定める

$$p = \frac{B(s,t) \cap M}{B(s,t)}$$

但し, $B(s,t)$ は小領域 s,t の領域境界上に存在するボクセルの集合, M は Edge-Marker に属するボクセルの集合を表す. 閾値は τ_p とする.

4.3 SURFACE に基づく相違度

ここでの相違度は, 領域隣接グラフのエッジに 3.1 節 3.2 節で示された相違度を与え, この時点で, ノードを TRUE と FALSE のどちらかにラベル付けされている事が前提として与えられる. この相違度 $dissim3$ の定義の前段階としてノードの属性として SURFACE を与える. これは FALSE の小領域に隣接する TRUE の小領域として定義される.

この時エッジの両端が SURFACE であるようなエッジに相違度 1 を与え, 他のエッジには相違度 0 を与える.

閾値は τ_s とする. この値は普通 1 である.

4. 実験

対象画像は Visible Human の男性 frozen 死体のスライス画像である. 元々, この画像は縦 1216×横 2048. スライス数 1878 枚の画像であるが, 処理の簡便化のため, 肺を含む領域のみを取り出し, 用いた. その結果用いた画像は縦 640×横 450 スライス数 250 枚(24bit/pixel, スライス間隔 1mm/枚)の 2 セット (右肺・左肺) である.

処理の手順はまず図 1 に示した処理の後を行う. その後領域隣接グラフを作成, 3.1, 3.2, 3.3 に示した相違度を与え, 2 章に示した手法で TRUE, FALSE のラベル付けを行い, 目的領域を抽出する. 最後に得られた結果に対して平滑化のため, モルフォロジー演算の一種である Closing を行って最終的な結果とする.

実験結果の評価値に recall, precision, f-measure を用いる.

recall は抽出対象領域のボクセルが抽出されたボクセルである確率と定義され, precision は抽出されたボクセルが抽出対象領域(肺領域)のボクセルである確率と定義される. この時 f-measure は以下の式で定義される.

$$f - measure = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision}$$

この値が大きければ大きいほど良い抽出結果であるとする. 表 1 に閾値 τ_{color} を変えて実験(その他の閾値は固定)した中での f-measure の最良値を取る時の自身の値, 及び recall と precision の値と用いた閾値を示す. ①が上述の手順での結果, ②が①の手順に於いて相違度に 3.1 で定めた色差のみを使った場合の比較実験結果である. この表より f-measure を比較するとこの実験での単に 3.1 で定めた色差を用いて抽出を行うよりも本一連の手法を用いる方が有効であることが分かる. また, 表 1-①の抽出結果を観察すると左肺では心臓の一部, 右肺では肝臓領域等が余分に抽出されている. 右肺の結果の precision の値が他よりも小さいのは, この過抽出された肝臓領域の体積が大きい為である. 図 2 に中秋津結果の画像を示す. 図 2-a が現画像, 2-b が抽出画像である(左肺)

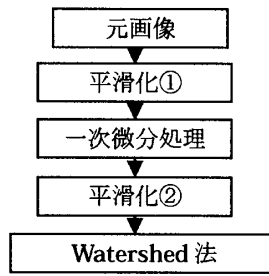


図 1: 小領域分割の流れ

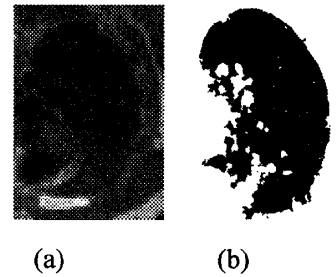


図 2: 抽出結果

		右肺	左肺
①	f-measure	0.686	0.846
	Recall	0.851	0.834
	Precision	0.574	0.858
②	f-measure	0.583	0.771
	Recall	0.634	0.561
	Precision	0.540	0.981

表 1 f-measure の最良値

- ① 【右肺】 $\tau_{color}=100, \tau_p=0.8, \tau_s=1$
 【左肺】 $\tau_{color}=120, \tau_p=0.8, \tau_s=1$
- ② 【右肺】 $\tau_{color}=10, \tau_p=0.8, \tau_s=1$
 【左肺】 $\tau_{color}=20, \tau_p=0.8, \tau_s=1$

5. まとめ

我々は人体カラー画像から, モデル無し, 及び半自動的に肺領域をセグメンテーションする際に領域隣接グラフを用い, 3 章で示したような相違度を提案し, 肺領域を抽出した. 前章まで述べたように提案手法は肺領域の抽出において右肺が f-measure=68.6%, 左肺が f-measure=84.6% の精度で抽出に成功した. しかし, 右肺における肝臓, 左肺における心臓との過結合は, 今回の提案手法では解消されておらず, 課題が残った.

6. 謝辞

本研究の一部は日本科学技術振興会科学研究費補助金課題番号 HBB62000005, 研究種目基盤研究(A), 萌芽研究 17650031 による.

7. 参考文献

- [1] Kostas Haris, Serafim N. Efstratiadis, Nicos Maglaveras, and Aggelos K. Katsaggelos, Fellow, "Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging Haris", Image Processing, IEEE Transactions on Volume 7, Issue 12, Dec. 1998 Page(s):1684 - 1699
- [2] Joshua E. Cates, Ross T. Whitaker and Greg M. Jones "Case study: an evaluation of user-assisted hierarchical watershed segmentation" Medical Image Analysis, Volume 9, Issue 6, December 2005, Pages 566-578
- [3] Stanislav L. Stoev, Wolfgang Straßer "Extracting regions of interest applying a local watershed transformation" Proceedings of the conference on Visualization '00 table of contents, Salt Lake City, Utah, United States, 2000, Pages: 21 . 2