

3次元人体カラー画像からの半自動による肺領域抽出

城戸英彰[†] 牧之内顕文[‡]

[†]九州大学大学院システム生命科学府 〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1
[‡]九州大学大学院システム情報科学研究院 〒812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1

E-mail: [†] kido@db.is.kyushu-u.ac.jp, [‡] akifumi@is.kyushu-u.ac.jp

あらまし 医用画像から,肺,心臓,肝臓,または各部位の腫瘍などの目的領域を抽出する事は,医師の診断支援や,医学生の学習支援等に有用とされる.この時,自動,または半自動的に画像処理を行い目的領域の抽出の支援を行うことが期待される.本論文では,その中でも,3次元人体カラー画像からの肺領域の抽出に関して述べる.

キーワード watershed algorithm, morphology, 医用画像分割

Semiautomatic Extraction of Lung Region from 3D-Color Image of Frozen Human Body

Hideaki Kido[†] and Akifumi Makinouchi[‡]

[†] Graduate School of Systems Life Sciences Kyushu University

6-10-1 Hakozaki, Higashiku, Fukuoka, 812-8581 Japan

[‡] Graduate School of Information Science and Electrical Engineering,

6-10-1 Hakozaki, Higashiku, Fukuoka, 812-8581 Japan

E-mail: [†] kido@db.is.kyushu-u.ac.jp, [‡] akifumi@is.kyushu-u.ac.jp

Abstract Segmentation of 3D medical images is increasing focused on by many image processing researchers. We use watershed-algorithm for the segmentation. One of the features of the method is that image is segmented into many small regions. We use this feature to extract a specific organ region from 3D medical image. This paper describes an algorithm to extract the lung region from the 3D-Color Image of Frozen Human Body.

Keyword watershed-algorithm, morphology, medical image segmentation.

1. はじめに

医用画像から,肺,心臓,肝臓,または各部位の腫瘍などの目的領域を抽出する事は,医師の診断支援や,医学生の学習支援等に有用とされる[5~8].その時,自動,または半自動的に画像処理を行い,支援を行う事が期待される.この目的領域の抽出の手法の一つとして watershed-algorithm の利用が挙げられる[6][8].

本論文で対象とする画像は Visible Human の frozen 死体の人体カラー画像であり,その肺領域の抽出に, watershed-algorithm を用いた.この手法では,初めに小領域群を得てそれらを結合することによって,目的領域を得る.しかしその結合時に目的領域(肺)に対して不要領域(肝臓等)が結合してしまうという問題がおきた.本論文では,その過結合してしまった不要領域を目的領域から watershed-algorithm の特徴を生かして切除する手法を幾つか提案し,人体カラー画像からの肺領域の抽出に関してまとめる.

2. モルフォロジー処理

この章では後の章で頻出するモルフォロジー処理について初めにまとめておく.

画像処理におけるモルフォロジー処理とは集合演算を基礎におく対象要素(元画像)と構造要素を用いた集合演算である.初め,モルフォロジー処理は2値画像に対するものであったが,やがて濃淡画像に対しても適用できるように拡張された.

モルフォロジー処理は基本演算として dilation, erosion, closing, opening の四演算を持つが,これらを組み合わせたり,構造要素を変化させたりする事によって,様々な演算を定義する事が出来る.これらの利便性から,モルフォロジー処理は画像処理の分野で強力なツールとなっている.

以下に濃淡画像に対するモルフォロジーの4基本演算の定義を示す.但し,特に断らない限り,A を元画像,B を構造要素とする.

dilation:

$$D_G(A, B) = \max_{j,k \in B} \{a[m-j, n-k] + b[j, k]\} \quad (1)$$

erosion:

$$E_G(A, B) = \min_{j,k \in B} \{a[m+j, n+k] - b[j, k]\} \quad (2)$$

opening:

$$O_G(A, B) = D_G(E_G(A, B), B) \quad (3)$$

closing:

$$C_G(A, B) = E_G(D_G(A, B), B) \quad (4)$$

ここで、以下の章に出てくる複合演算を示しておく。

一次微分 (morphological-gradient) が式(5)、平滑化処理 (morphological-smoothing) が式(6)、Conditional-dilation[5]が、式(7)のようにそれぞれ定義される。但し式(7)の演算子 \oplus^i は dilation を i 回繰り返す処理である。

$$MG = (D_G(A, B) - E_G(A, B)) \quad (5)$$

$$MSmth = (D_G(E_G(E_G(D_G(A, B), B), B), B)) \quad (6)$$

$$CD_i(V, M) = (M \oplus^i B) \cap V$$

where i is satisfying

$$CD_i(V, M) = CD_{i-1}(V, M) \quad (7)$$

一次微分処理は Sobel フィルタや Prewitt フィルタといった係数行列によるフィルタ処理同様画像の輪郭線、エッジ抽出に用いる事が出来、やはり平滑化処理も mean フィルタなどのような効果を得ることが可能である。Conditional-dilation は、ここでは2値画像処理であり入力として Marker(M)と Mask(V)の2種類の2値画像を与え、図1の様にMaskにたいしてMarkerの指す領域のみを得る処理である。



mask(V) marker(M) 結果の画像
図1) Conditional dilation

3. 肺領域の抽出アルゴリズム

3.1. watershed-algorithm

watershed-algorithm 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、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 [6][8]. 特に [6] では眼球や視神経の領域抽出に、watershed-algorithm の有用性が挙げられている。

Watershed-algorithm は本質的に出力として過分割された小領域群を与えるので、目的の領域を得るためには何らかの手法を用いてそれらの小領域同士を結合させなければならない。図2)に本論文で用いた watershed-algorithm の結合までの一連の流れを示す。

Watershed-algorithm は一般にグレースケール画像のエッジ情報を入力として取る。しかし、本研究で用いた画像は、カラー画像である為、式(8)を用いてグレースケール化し、式(5)を用いて、その一次微分を取り、watershed-algorithm の入力とした。

$$G = (0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B) \quad (8)$$

平滑化処理は watershed-algorithm の過分割を抑制する為に使用したもので、式(6)を用いた。また、閾値処理(ここではある閾値 τ 以下の濃淡値を持つ画素の濃淡値の繰上げ)も過分割の抑制のために用いている。

次に Watershed-algorithm によって得られた小領域同士の結合であるが、筆者はこの結合を行うために、まず初めにそれぞれの小領域内の RGB 各値の平均値を取り各々の小領域の特徴量として定めた。(式9)その後小領域を一つのノードとした隣接グラフを作成し、各ノード間のエッジの重み(相違度)を、小領域同士の RGB 空間におけるユークリッド距離の2乗とした。式(10)。但し S, T は接続している小領域をあらわす。

$$f_R(S) = 1/|S| \cdot \sum_{x \in S} R(x)$$

$$f_G(S) = 1/|S| \cdot \sum_{x \in S} G(x)$$

$$f_B(S) = 1/|S| \cdot \sum_{x \in S} B(x) \quad (9)$$

$$dissim(S, T) = (f_R(S) - f_R(T))^2 + (f_G(S) - f_G(T))^2 + (f_B(S) - f_B(T))^2 \quad (10)$$

この隣接グラフを利用し、相違度がある一定の値(閾値 ϵ)以下ならば、同じ領域として結合させ、目的領域を得ようと試みた。

しかしながら、本論文で扱う人体のカラー画像は全体的に同じような色が多く(図2-(a)),上記の RGB ユークリッド空間距離を利用した相違度による結合だけで

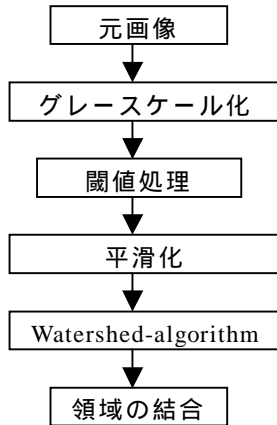


図 2) watershed-algorithm の流れ

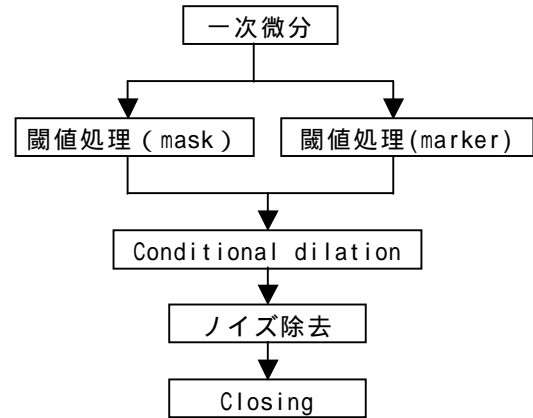


図 3) Edge-Marker 作成手順

は目的領域である肺領域以外の領域まで抽出してしまうという問題が出た(図 2-(c)).

この問題の解決方法を以下の節で提案する。

まず,次節では Edge-marker の利用による不要領域の削除を,3.3 節では小領域単位による縮小・拡張を用いた不要領域の削除を,3.4 節では,グラフ分割アルゴリズムを用いた不要領域の削除について各々言及する。

3.2. Edge-Marker

色情報による結合だけでは,watershed-algorithm の入力として用いられる元画像の一次微分処理によって得られたエッジの情報が十分に用いられない.これを解消する為,図 3 の様にして得られる 2 値の画像データ Edge-marker と呼び利用する.まず,グレースケール化した一次微分の画像から Conditional dilation のための Marker 及び Mask の 2 値画像を異なる閾値によって 2 値化(閾値処理)する事によって得る.但し二つの閾値は, (Marker) > (Mask) を満たすものとする.このようにして得られた Marker と Mask から式 7 の Conditional-dilation によって Edge-Marker を作成する.このようにして得られる Edge-Marker はノイズがある場合がある為,それ以下の処理でノイズ削減を行う。

Watershed-algorithm によって得られる小領域間の境界は基本的には式 5 によって得られる一次微分値の高い部分に沿う.その為,小領域間の境界上にこのようにして得られた Edge-marker が存在するとき,その領域間の相違度 Δ を与え,領域を結合していく事により,不要領域の分離を行うことができる。

直接一次微分処理後に閾値処理を使わず,図 3 の様な手続きを取ったのは閾値が下がるにつれて現れてくるエッジ情報を軽減し,閾値が大きいつきに現れるエッジ情報により重みを持たせる為である.また,ノイズの除去の役割も担う。

3.3. 小領域単位による拡大縮小

この章では小領域単位による拡大 (Region Expanding) と縮小 (Region Shrinking) について述べる.この処理の前段階として,以下のような特徴を持つ小領域を Surface として定義する。

・抽出目的領域に属する小領域を TRUE,それ以外を FALSE とラベル付けした時 FALSE の小領域に隣接する TRUE の小領域。

この時,Region Shrinking を,Surface を FALSE, Region Expanding を Surface に接続する小領域を TRUE にする処理として定義する(図 4)。Region Shrinking だけで目的領域の切除は行うことが出来るが,目的領域が全体に小さくなってしまいます.これを回避する為にその後,目的領域の開始点を与えて小領域単位で領域拡張させ目的領域のみを残し, Region Expanding で,Region Shrinking によって縮んだ目的領域をより望ましい大きさに戻すといった手順を踏む事によって,過結合した領域の分離を行うことができる.但し,この処理は強力な過結合領域を分離する方法である一方,以下のような問題を含む。

1. watershed-algorithm によってある程度十分に過分割が行われていることが前提となった処理である。
2. 自明だが,ある小領域群 A に対し,Region Shrinking の後に Region-Expanding の処理をして出力が B で得られた場合,B の大きさは A の大きさと等しいかより小さくなる。(同じ大きさである事が保障されない)

3.4. グラフ分割アルゴリズム

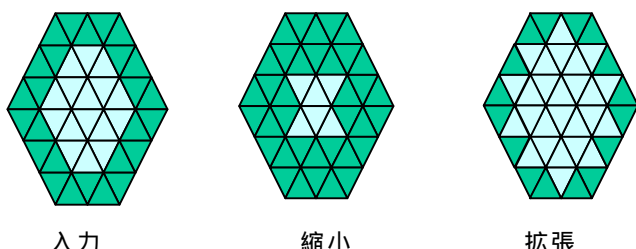
小領域群を頂点,小領域間の相違度を頂点間の辺の重みと置き換えることで隣接グラフを作る事ができ,不要領域の切除のアルゴリズムとしてグラフ分割アルゴリズムを使用することが出来る. グラフ分割アルゴリズムには様々な手法があり,その問題・用途も多岐にわたる [1][3][4]

本論文では,[3]の論文で提案されている手法(MCODE : Molecular Complex Detection)を用いた.この手法は Clustering by density と呼ばれる[1].Clustering by density は,頂点毎に特徴量(density)を与え何らかの手法によって,一つのグラフを分離させる手法である.この手法は,[1]において,計算量が $O(n)$ (n は頂点数)であり,有効なグラフ分割アルゴリズムであると言及されている.さて,[3]では,ある頂点とその隣接頂点のみによって構成されるグラフ $G1$ を考えたときに,この density を $G1$ の部分グラフを取ったときに最小次数が最大となる部分グラフを元に決めてある.しかし,その様な部分グラフは複数存在する可能性がある為,ある頂点に対して,density が一意に定まるとはいえない.そこで本論文では density の決定に[1]で述べられた決め方を参考にした.この論文における density (De) の定義は式(11)のとおりである.(E はグラフの辺の集合, X,Y は元のグラフの頂点集合の部分集合である)

$$De = \frac{|(y,z) \in E \text{ such as } (x,y) \in E, (x,z) \in E|}{\frac{1}{2}Dg(x)(Dg(x)+1)}$$

但し,
 $Dg = |\Gamma(x)|$
 $\Gamma(Y) = \{x \in X \setminus Y \text{ such that } \exists y \in Y, (x,y) \in E\}$ (11)

本論文では,これに De の分子に適当な 1 以下の重み m を加え,使用した.これは上式のままだと,ある小領域の隣接する小領域同士が,仮に辺を持たない場合, De が 0 になる事を避けるためである.



△ TRUE ▲ FALSE
 図4) 小量粋単位での縮小・拡張

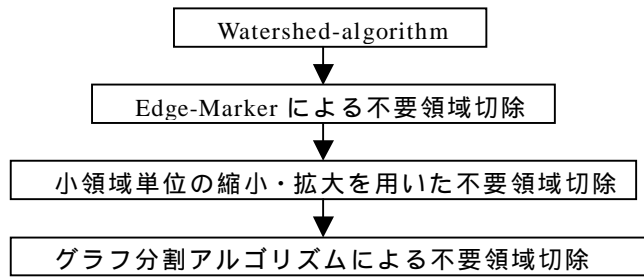


図5) 全体の流れ

MCODE では,この与えられた density を元に領域拡張を行い(ある頂点の隣接頂点の density がその頂点の density の定数(1-vpw)倍以上ならば拡張),グラフの分離を行う.

4. 実験

実験は,Pentium IV 3.20GHz, 1.98GB RAM, Windows XP SP2 のもとで行った.

対象画像は Visible Human の男性の frozen 死体のスライス画像である.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,肺領域を目的領域として実験を行った.本論文の処理はこれらのセットを各々一つの 3 次元画像として扱い,処理した.

3 章で述べたアルゴリズムを用いて図5のように全体の流れを構築し,適用した.これらの処理を上から step1, step2, step3, step4 と呼ぶ事にする.

但し,グラフ分割アルゴリズムの入力として与えられるグラフは,その 1 ステップ前までの処理によって得られた抽出領域の小領域群を頂点集合とし,辺集合を 2 つの小領域間(頂点間)の相違度の重みが未満である時,その 2 つの頂点は接続している(2 頂点間に辺がある)として,得るようなグラフである.

この実験において以下のパラメーターは全て共通の元で行った.

1. 閾値及び De の重み
 $t_1=20$, $marker = 24$, $mask = 56$, $m=0.5$, $vpw = 0.5$
2. モルフォロジー処理における構造要素
 watershed-algorithm での MG: radius=3, sphere 型
 平滑化・Edge-Marker での MG: radius = 2, sphere 型
 Edge-Marker での closing : radius = 2, cube 型

また, E は 16,24,36,48 と変化させ実験を行った. E が 16 以下の時,抽出される領域は欠損が大きい(抽出過少)ため,本論文では考察の対象外とした.その中で,

最も抽出の度合いの良かった $E = 36$ の時の抽出結果を図 6 (左肺),及び図 7 (右肺)に示す.この画像は,人体を真正面から見るような方向で結果の 3 次元画像から与えている.

なお,どちらも抽出領域を黒で示しており,(b)は手動による肺領域抽出の結果である.また,本アルゴリズムを用いた抽出領域内に白い線が多く入っているように見えるが,これは watershed-algorithm によって得られる小領域同士の境界線であり watershed-line と呼ばれるものである.

5. 結果と考察

不要領域の切除処理の結果のよしあしは以下の 2 項目によって判断される.

1. 処理後に不要領域を切除している
2. 処理後に目的領域が欠損していない

つまり,今回の場合切除の処理後に,目的領域である肺の領域がそれ以外領域と結合していないか,処理時に目的領域である肺領域の一部を不要領域であると見なして切除していないかという事が結果のよしあしの判断基準となる.

当然の事であるが,閾値 E が大きくなればなるほど過結合の度合いは酷くなる.しかし,本論文の提案手法をとることで,ある程度,過結合した領域の分離を行うことは出来た.ここで”ある程度”と言うのは,左肺に於いては腎臓と心臓の一部との過結合,右肺に於いては肝臓との過結合が E に関わらずいずれの場合も分離できなかったが,その他の所では上手く作用した事を言う.

step1 の段階で,上の事項を除けば最も良く抽出が行われているのは,左肺・右肺共に $E=16$ の時であったが,step3 の時点で肺領域が大きく欠損してしまう.そのため,この $E=16$ の領域抽出に於いては,step3 は有効ではなく,step2,4 のみで,(左肺は腎臓と心臓の一部,右肺は肝臓以外の)過結合の分離が達成できた.

$E = 36$ とした図 6,図 7 をステップ毎に見ていく.

まず左肺(図 6)を見ると,step を重ねるごとに領域が切除されていくのが分かる.最終的に step4 で得られた領域を観察すると,心臓の一部(図 6-(f)の左側に現れている領域)と,図に派表れていないが腎臓が結合しており,これらを切除する事が出来なかった.

次に右肺(図 7)を見てみると,やはり step を追うごとに不要領域が切除されているものの,その分,領域の欠損が見られた.この領域の欠損は特に step3 で起きている.右肺は肝臓(図 7-(f)において大体下 3 分の 1 は肝臓領域である)と一緒に取り出されてしまっており,この

二つを分離する事はかなわなかった.

抽出結果から見るに,step3 の小領域の縮小・拡大による不要領域の切除は効果的ではあるものの,同時に目的領域の欠損のリスクを抱えている事,また,step4 で今回利用したグラフ分割アルゴリズムはさほど効果のあるようには働かなかった事が言える.

6. まとめと今後の課題

前章で述べたように左肺右肺共に,提案手法はある程度の効果が確認できた.しかし,右肺における肝臓との過結合と左肺における腎臓との過結合は,今回のアルゴリズムでは解消されていない.他にも 3.2 節で示した小領域単位での縮小・拡大による領域の再構築は過結合した領域の分離に於いてメリットも大きいものの,デメリットも大きい.これに代わり,かつ更に有用なアルゴリズムを考案する事が今後の課題となる.

7. 謝辞

本研究の一部は,日本学術振興会科学研究費補助金 課題番号 17650031,(A)(2)16200005, 研究種目 萌芽研究による.

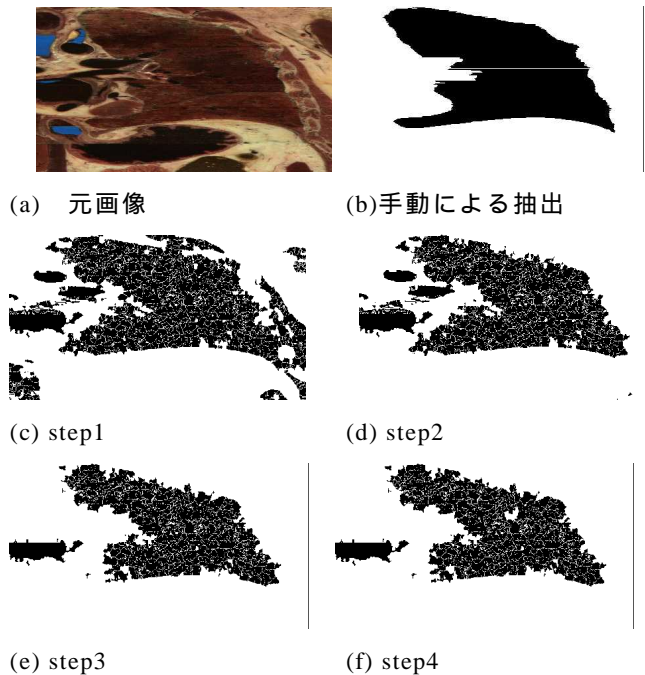
8. 参考文献

- [1] A. Guénoche “Comparing recent methods in graph partitioning” Electronic Notes in Discrete Mathematics, Volume 22, 15 October 2005, Pages 83-89
- [2] Dirk Bartz, Dirk Mayer, Jan Fischer, Sebastian Lay, Anzo del Rio, Steffi Thust, Claus Peter Heussel Hans-Ulrich Kauczor, and Wolfgang Straber “Hybrid Segmentation and Exploration of the Human Lungs” Proceedings of the 14th IEEE Visualization 2003 (VIS'03), pages 24
- [3] Gary D Bader and Christopher WV Hogue “An Automated method for finding molecular complexes in large protein interaction networks”, BMC Bioinformatics 2003, 4:2
- [4] GUY EVEN, JOSEPH (SEFFI) NAOR, SATISH RAO, AND BARUCH SCHIEBER "FAST APPROXIMATE GRAPH PARTITIONING ALGORITHMS " Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM) J.COMPUT 1999 ,Vol. 28, No. 6, pp. 2187
- [5] Hideyuki Fujimoto, Lixu Gu, and Toyohisa Kaneko "Recognition of Abdominal Organs Using 3D Mathematical Morphology" System and Computers in Japan, Vol.33, No.8, 2002
- [6] 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

[7] Michela Antonelli, Beatrice Lazzerini, Francesco Marcellori " Segmentation and reconstruction of the lung volume in CT images" Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing, pages 255 – 259

[8] 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



(図 6) 左肺領域の抽出

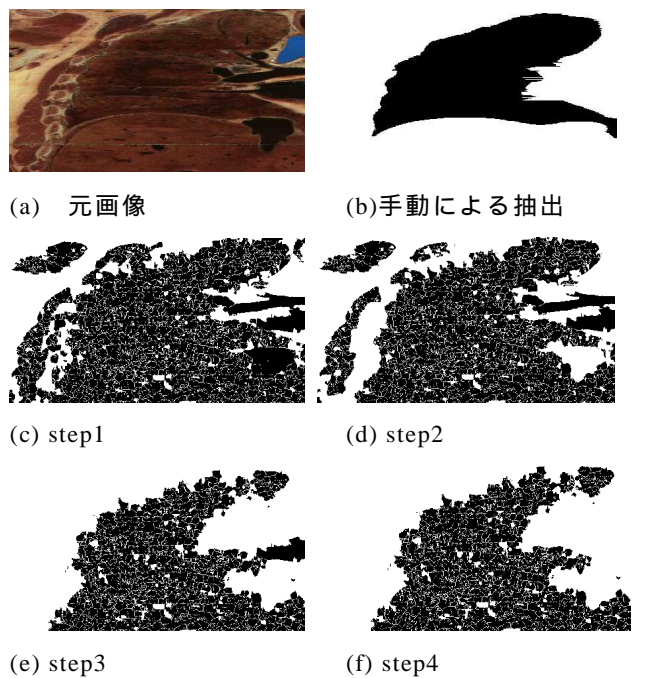


図 7) 右肺領域の抽出