

カラーモルフォロジー演算の 画像領域分割への応用と比較

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所 〒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 医用画像処理の分野において、画像の領域分割は大きな役割を担っている。本論文では frozen 死体のカラー画像に対する領域分割を目的とする。その領域分割の手法として、階層的 watershed-algorithm を用い、カラー画像に対する、モルフォロジー演算をそれに応用する。アプローチの違いによる画像領域分割の結果の比較も行う。

キーワード watershed algorithm, カラーモルフォロジー, 医用画像分割

Comparison and Application of Color Morphology operations for Image Segmentation

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 In the field of medical image processing, image-segmentation is bearing the big role. In this paper, our target is color image of frozen dead body. We employ the hierarchical watershed-algorithm and color morphology for the image segmentation. And then we also compare the results of each color morphology's approach, such as component-wise approach, HSL approach, and Vector approach.

Keyword watershed-algorithm, color morphology, medical image segmentation.

1. はじめに

画像のセグメンテーション(領域分割)とは、ある対象画像を意味のある領域に分割するものであり、現在様々な分野で応用されている。

本研究室では、その中でも、医用画像について扱っている。本研究での大きな目的は、Digital Human の提供する frozen 死体カラー画像を用い、セグメンテーションを行って、三次元の人体の(空間)データベースを作り、それを、生体における臓器・病変抽出の知識源とすること、またはその抽出の技術の開発を行う事である。本論文では、frozen 死体のセグメンテ

ーションについて取り扱う。その中でも、画像処理の一手法である、モルフォロジー演算を応用した領域分割処理について言及する。

モルフォロジー演算を応用した画像の領域分割は多くあるが、本論文では[3]で述べられたアルゴリズムを採用することとした。このアルゴリズムでは、カラー画像に対するモルフォロジーが利用されているが、カラーモルフォロジーへのアプローチによってどのような違いがあるか、等の比較も行う事とする。

2. モルフォロジー演算

画像処理におけるモルフォロジー演算とは、Minkowski 和、Minkowski 差を基礎におく、対象要素(原画像)と構造要素を用いた集合演算である。

Minkowski 和、Minkowski 差は、以下の式によって定義される。以下、モルフォロジー演算に関する定義式では、A を対象要素、B を構造要素としている。

$$\text{Minkowski和: } A \oplus B = \bigcup_{\beta \in B} (A + \beta) \\ \{x | x = \alpha + \beta, \alpha \in A, \beta \in B\} \quad (1)$$

$$\text{Minkowski差: } A \ominus B = \bigcap_{\beta \in B} (A + \beta) \\ \{x | x - \beta, \beta \in B\}$$

モルフォロジー演算は提案された当初、2 値画像に対するものであった。モルフォロジー演算は構造要素の形を変えることで、演算に幅を持たせる事ができ、また、(1)を利用して定められるモルフォロジーの 4 つの基本演算、dilation, erosion, opening, closing を組み合わせる事で新たな効果を持つ演算を定義する事ができる。これに関してはこれまで様々な演算が提案されてきた。このため、モルフォロジー演算は画像処理において強力なツールとなっている。やがてモルフォロジー演算は濃淡 (gray-scale) 画像に対しても用いられるように拡張された。ここで、gray-scale 画像とは、濃淡階調を持つ多値画像のことをいう。また、gray-scale モルフォロジーにおける構造要素も、やはり、濃淡値を持つ事ができる。以下に grayscale 画像に対するモルフォロジー演算における上に述べた 4 つの基本演算の定義式を示す。以下の式において、A は対象濃淡画像、B は構造要素を示す。

$$\text{dilation: } D_G(A, B) = \max_{j,k \in B} \{a[m-j, n-k] + b[j, k]\} \quad (2)$$

$$\text{erosion: } E_G(A, B) = \min_{j,k \in B} \{a[m+j, n+k] - b[j, k]\} \quad (3)$$

$$\text{opening: } O_G(A, B) = D_G(E_G(A, B), B) \quad (4)$$

closing:

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

ここで定義された dilation, erosion を用いて、一次微分(morphological- gradient)を定義する事ができる。この処理は係数行列によるフィルタ処理同様、画像の輪郭線抽出に用いる事ができる。以下に定義式を示す。

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

今、gray-scale モルフォロジーについて触れたが、カラー画像に対するモルフォロジー処理はアプローチが一つに定まっておらず、現在まで様々な手法が提案されてきた。そのうちの幾つかをここでは示す。

まず Component-wise approach (CA) について触れる。CA では、色空間を RGB 表色系(Red, Green, Blue)で表し、その RGB 各要素に対して、grayscale モルフォロジーを適用するものである。その後、出力として RGB 値をやはり得て、演算の結果とする。

HSL approach (HA)は、HSL 表色系と呼ばれる、人間の色の認知に近い表色系を利用した手法である。H は Hue(色相)、S は Saturation(彩度)、L は Lightness(輝度)を示し、このうち、一つの要素のみを利用するもの、複数の要素を利用するもの等、複数手法が存在する。但し、Hue に対するモルフォロジー演算には、上記の定義式を使わず、Unit Circle モルフォロジー演算[1]を利用する。

L*a*b* approach(LA)は、L*a*b*表色系を利用した手法である。L*a*b*表色系は、対象となる色を見たときに、同じ色差をもつ色同士の距離を均等にしてある色空間のことを言い、製品の色彩管理など、産業面で非常によく利用されるものである。

最後に Vector approach(VA)とは、モルフォロジー演算時の構造要素によって定められる近傍画素の比較基準に、RGB ユークリッド空間における、原点から対象画素までのユークリッド距離を用いたものである。

3. 画像のセグメンテーション

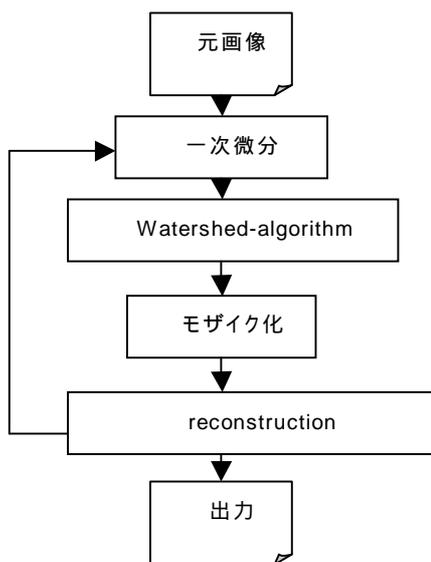
画像のセグメンテーションには様々な手法

があり、それら単一を利用するだけでなく、複合して使用することもある。本論文では、セグメンテーションの手法に、watershed-algorithm[3][4][5]と呼ばれる手法を使用する。このアルゴリズム自体にも様々な手法が存在するが、本論文では immersion algorithm と呼ばれる手法を使用した[4]。watershed- algorithm は強力なセグメンテーションの手法ではあるが、過分割を引き起こすという欠点を持つ。そこで、それを解消するために、[3]で述べられた、階層的な watershed- algorithm (hierarchical watershed algorithm) を使用する。

領域分割処理の一連の流れを図 1. に示す。まず、元画像から、一次微分の値をとる。その画像に対して、watershed-algorithm を適用する。その結果、得られた画像にモザイク化を行うが、ここで、モザイク化とは、同じ領域内の画素の RGB 値の平均値を取り、その新しい RGB 値を領域の色として設定するものである。しかし、watershed-algorithm では、分割されたどの領域にも属さない画素が出てくるため(図 2 では白いラインで表されているの部分)それを geodesic erosion[6]によって、reconstruction を行い、その部分を埋める。geodesic erosion はモルフォロジー演算の一種で、次式で定義される。

$$GE = \bigcap_{n \geq 1} E_A^n(M) \quad (7)$$

$$E_A^n(M) = E_A^1(E_A^{n-1}(M)) \quad E_A^1 = E_G(M, B) \cup A$$



[図 1] 階層的 watershed-algorithm の流れ

最終的に得られた画像は、この時点では過分割されているため、さらにそれに対して一次微分を行い、図 1 の流れを繰り返す。この事により、過分割が解消される。

また、watershed-algorithm は、本来 gray- scale 画像に対する手法であるため、そのままでは本研究の目的である frozen 死体のカラー画像には適用できない。しかし、一旦、カラー画像において一次微分を取り、それを grayscale 化することで、watershed- algorithm を使用することができる[2]。図 2. に、このアルゴリズムの繰り返し回数(level)による分割数の比較を行った画像を示す。繰り返し回数が上がるにつれて、分割数が減っている事が確かめられる。但しここで的一次微分には component- wise approach を用いた。

4. 実験

この実験では 2048×1216 の男性の frozen 死体のカラー (24bit/ pixel) 画像 5 枚を用いた。その選んだ画像はどれも、主に胸部の映ったスライス画像であり、肺や、心臓などを見る事ができる。この画像に対して、前節で述べた階層的 watershed- algorithm を適用するが、一次微分のステップでは、以下の 6 種類のカラーモルフォロジー演算による一次微分を用いた。

- (a) component-wise gradient
- (b) L gradient
- (c) HSL gradient
- (d) HSL-based gradient
- (e) L*a*b* gradient
- (f) Vector gradient

各アプローチに説明を加えると、(a) の component- wise gradient は、モルフォロジー演算の節で述べた CA のアプローチを採ったものであり、RGB の各要素に対して、式(5)を適用する。(b)は H A に対して、L(輝度)のみに式(5)を適用したもの。(c)は、HSL の各要素に対して適用したもの、(d)は、モルフォロジー演算の比較基準として、HSL 表色系を用いたもので、[7]で提案された手法である。モルフォロジー演算時の比較が、L S H の順番で行われる。(e) は、LA であり、L*a*b*の要素のユークリッド距離においてモルフォロジー演算時の比較演算を行ったものである[2]。(f)は R G B 色空間のユ

ークリッド距離によってモルフォロジー演算時の比較演算を行ったものである

最後に、比較実験として、実験画像を gray-scale に落とした画像に対して、今回のアルゴリズムを適用するアプローチを(g)として用意した。また、いずれの場合にも、4近傍(十字型)の構造要素を用いている。

一次微分後の画像はカラーであるため、grayscale 画像に変換するが、その際、過分割を防ぐため、閾値をもうけ、それ以下の値は考慮しない事にした(式(8))。但し、Iは(x,y)における濃淡値とする。

$$I(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{if } I(x, y) \leq \text{threshold} \\ I(x, y) & \text{else} \end{cases}$$

(8)

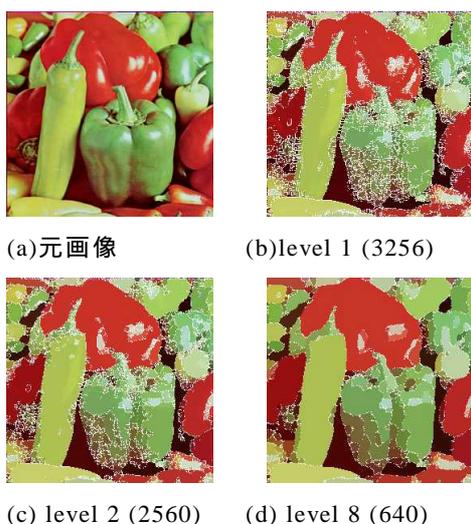
図1のプロセスの中で、一次微分と、watershed-algorithm の間でその処理が行われる事になる。本実験

では、この閾値を10と設定している。また、RGB値から、gray-scale 値への変換には以下の式を用いた。

$$I = \sqrt{(R^2 + G^2 + B^2)} / 3 \quad (9)$$

この後、watershed-algorithm を実行し、図[1]に示されたモデルを任意の回数だけ繰り返して領域分割された画像を得る。

実験結果として、肺(気管支を含む)に着目



[図2] 分割の様子.level は繰り返した回数、()内は分割された領域数

し、それらが、どれだけ良く領域分割できたかで評価を行う。表1に、各画像(4枚分)に対するアプローチの評価を与える。「良い」という基準は、

- ・ 対象領域(肺)が他領域と結合していないか
 - ・ 分割された対象領域(肺)が形を成しているか
 - ・ 過分割でないか
- という項目で与える。

評価は $\cdot \cdot \cdot \times$ で与える。 \times は領域分割に失敗したものを示すものであり、 \cdot は、大まかに、分割はできたが、不備がある(領域内に大きなノイズが多い等)場合につける。但し対象領域が、他領域と結合していても、過分割である場合は評価を与えない。また、括弧内の数値は評価を下した時点での level である。level は、1~5まで行い、level 5の時点で \cdot と判断されたものに対しては、level 8まで実験を行った。に与えられる level は、 \cdot と判断されたうちの最小の level、 \cdot に与えられる level は、 \cdot と判断されたうち最大の level をあらわすことになる。

5. 考察

表1に着目すると、(a)Component-wise gradient (c) HSL gradient の二つのアプローチが、他のアプローチに比べ、良い結果を導き出していることが分かる。対して、それに比べると、(b) L gradient (d) HSL-based gradient (e) Lab gradient (g) gray-scale 画像による実験は、良い結果を出していない。(f)はその中間に属する)

L gradient は、(c)の HSL gradient よりも、比較的次元数が少ないため、画像がカラーである事を活かしきれず(c)より劣っていたものと思われる。

図3に、画像#3に対する出力画像を示す。各アプローチのレベルは、表1の括弧内で与えられたものとし、 \times で評価された grayscale 画像による実験は level1 を示す。分割領域は、同色によって、色分けされてある。但し以下のことに注意が必要である。図3では同じ領域に属するピクセルならば同じ色で表しているが、必ずしもその逆は成り立たない。つまり、同じ色だからといって同じ領域であると

	#1	#2	#3	#4	#5
(a)	(5)	(4)	(5)	(4)	(7)
(b)	(5)	x	(5)	x	(3)
(c)	(5)	(4)	(4)	(4)	(2)
(d)	x	x	(7)	x	x
(e)	(2)	x	(4)	x	(5)
(f)	(5)	x	(5)	(5)	(4)
(g)	(1)	x	x	x	x

[表 1] 各アプローチに対する評価

#1 ~ #5 は実験に用いた画像に割り当てた ID

は限らない。ということである。同じ色で塗られた領域が、真の意味で同じ領域かという事は、その領域が接触しているかどうか等の判断基準による。また、gray-scale 画像による実験以外は、#3 の実験はうまく肺の部分を取り出せている。特に着目すべき点としては、(a)以外のアプローチが、左肺・気管支・右肺を一つの領域として扱っているのに対して、(a)のアプローチはその部位ごとに領域分割できているという点である。

一方(g)の gray-scale 画像を用いた領域分割に関しては全体的に他のカラーモルフォロジーによるカラー画像を用いたセグメンテーションより劣っていることが分かる。

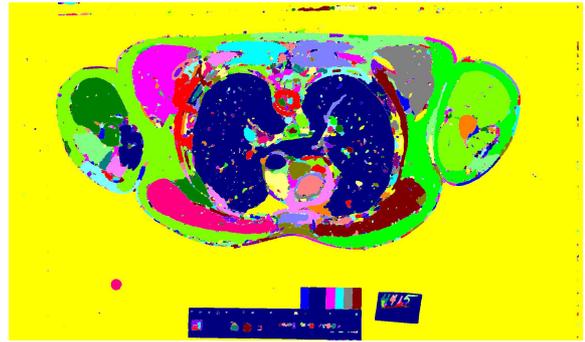
6. まとめ

本実験では、frozen 死体のスライスカラー画像のセグメンテーションに階層的 watershed-algorithm を導入した。その中で 6 種のアプローチのカラーモルフォロジーによる一次微分を用い、アプローチによる比較を行った。そして今回実験では、(a),(c)のアプローチにおいて、有効性が認められ、また、ほぼ、どのアプローチでも gray-scale 画像を用いたアプローチに性能が優った。医用画像は、一般に器官間の境界がはっきりしないため、セグメンテーションが難しい。その中で、今回用いた方法はある程度良い結果を導き出す事に成功した。但し、肺に関しては、用いた画像には、右肺に上葉、中葉、下葉、左肺に上葉、下葉の部位が写った画像があったが、そこまでは領域分割が及ばなかった。これからは各アプローチによって特性

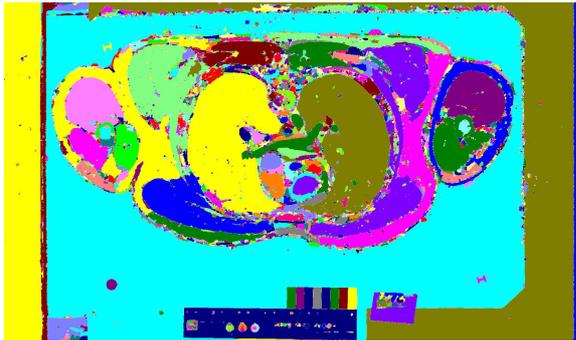
がある為、優劣を見るためにさらに実験を重ねていき、セグメンテーションのプロセスについても改善していく方針である。また、今回は、2次元の医用カラー画像のセグメンテーションについて扱ったが、厚みのある、すなわち、3次元の医用カラー画像のセグメンテーションに拡張する予定である。



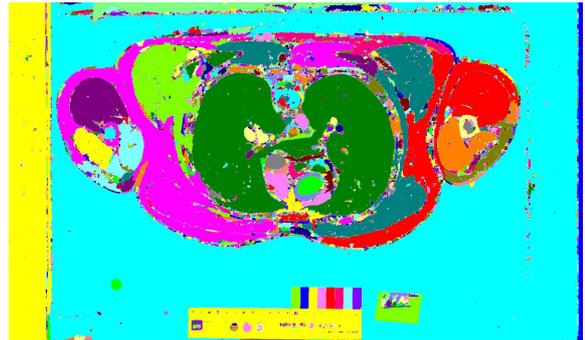
元画像



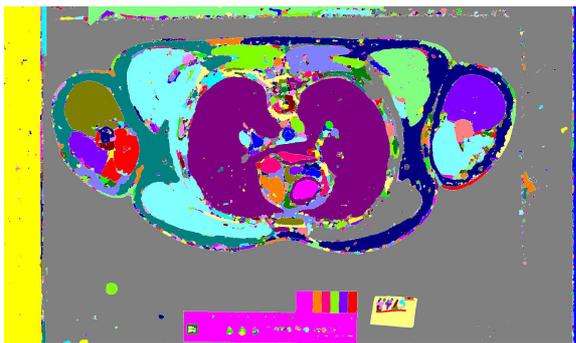
(d) HSL-based gradient



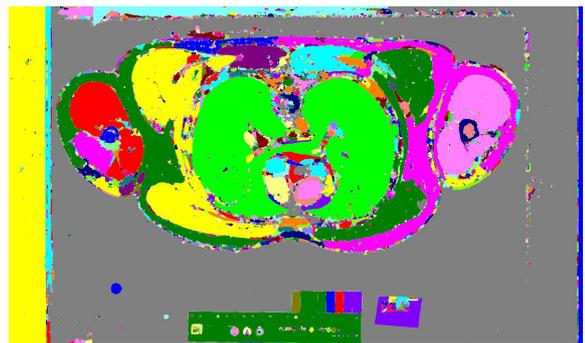
(a) CA gradient



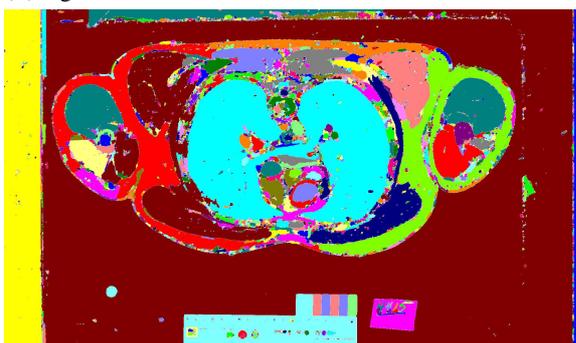
(e) Lab gradient



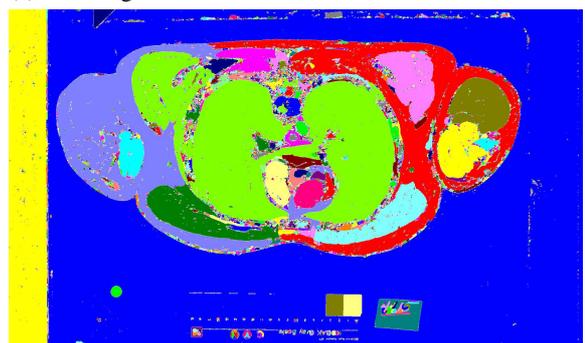
(b) L gradient



(f) vector gradient



(c) HSL gradient



(g) grayscale 画像による実験

[図 3]
それぞれのアプローチによるセグメンテーション結果

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。

文 献

- [1] Allan G. Hanbury and Jean Serra “Morphological Operation on the Unit Circle” IEEE Transactions on Image Processing, VOL 10, NO.12, December 2001
- [2] Allan G. Hanbury and Jean Serra “Mathematical Morphology in the L*a*b* Colour Space” Technical Report N-36/01/MM, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris, 2001
- [3] Jesus Angulo and Jean Serra “COLOR SEGMENTATION BY ORDERED MERGINGS ” ICIP VOL.2 page II-125 September 2003
- [4] Jos B.T.M. Roerdink and Arnold Meijster “The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization strategies” Fundamenta Informaticae VOL. 41 2001
- [5] Joshua E. Cates, Ross T. Whitaker, Greg M. Jones ”Case Study An Evaluation of User-Assisted Hierarchical Watershed Segmentation” Medical Image Analysis, 2004
- [6] Kevin Robinson and Paul F. Whelen “Efficient Morphological Reconstruction : A Downhill Filter” Pattern Recognition Letters VOL.25 NO.15 January 2004
- [7] Mei YU, Rangding Wang, Gangyi JIANG, Xiao LIU and Tae-Young CHOI “NEW MORPHOLOGICAL OPERATORS FOR COLOR IMAGE PROCESSING” IEEE 2004