

動的計画法による Histogram Distance を用いた 領域拡張法の 3 次元医用画像への応用

森井喬* 牧之内顕文**

*九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻

**九州大学大学院システム情報科学研究院

あらまし 本論分では領域拡張法を利用した臓器抽出の手法について述べる。領域拡張法は抽出領域に隣接している画素について条件判定を行い、条件を満たしている場合に拡張を行う。そのため、領域拡張法では拡張条件が非常に重要である。本研究では拡張条件に Histogram Distance を用いる。拡張候補の画素と近傍画素によりヒストグラムを作成する。始めに画像を 3 次元メッシュ状に区切り、作成された小領域の Histogram Distance により結合を行う。その後、得られた結果を初期領域として画素単位で拡張を行う。本報告ではそのアルゴリズムと実験結果を報告する。

Dynamic Programming Distance for the region growing to segment 3D medical images

Takashi Morii † Akifumi Makinouchi †

†Graduate School of Information Science and Electrical Engineering

Abstract In this paper, we propose to use Dynamic Programming Distance to measure the distance between two histograms. This distance is needed for the region growing method that is usually employed to extract regions from 3D medical images. To compare the proposed distance with other distances, we made experiments using MRI of Visible Human Project and showed our distance is better than others.

1 . はじめに

近年 CT , MRI 等の医用画像が診断や術前計画、治療効果の評価などに使われている。これらの医用画像は診断などに対する有効性も報告されている。しかしこれらの画像は 3 次元であり、データが膨大なため医師の負担が増大している。そのため計算機による診断支援システムが期待されている。計算機による支援を行うためには画像の理解が必要であり、画像からの臓器抽出は画像の表示、診断

支援などで必要とされている。臓器抽出のために用いられている手法は動的輪郭モデルを用いた手法[1]、手動で抽出した結果から各画素が目的の臓器内である確率を求めて利用する手法[2]、領域拡張法を用いた手法[3][4]等多数存在する。動的輪郭モデルを用いる場合はある程度良い初期輪郭が必要となり、確率アトラスを用いる場合は多数のセグメンテーションの結果が必要となる。領域拡張法はこのような結果は必要とせず、良い結果が得ら

れている報告がある[3][4]。これらの手法では1画素単位で領域拡張が行われている。

本研究では領域拡張法により臓器の抽出を行う新しい手法を提案する。拡張条件にHistogram Distanceを利用し、固定の大きさの小領域単位と画素単位で拡張単位を途中で変更する。セグメンテーションは半自動で行う。ユーザは領域拡張法を行う際の初期領域の指定、Histogram Distanceの閾値を入力する。

2. セグメンテーション手法

領域拡張法を用いて臓器の抽出を行う。処理の流れは図1のようになる。最初に画像を4*4*4のように決まった大きさで区切り、この小領域単位で領域拡張法を行う。小領域単位の領域拡張法により大まかな結果を得た後、画素単位の領域拡張法により詳細な結果を得る。領域拡張法では初期領域のヒストグラムを基準として、拡張候補の画素のヒストグラムとの相違度を計算し、拡張条件とする。領域拡張法については2.1で詳しく述べる。

本手法では初期領域のヒストグラムをヒストグラムの比較の際に、基準のヒストグラムとして用いる。ヒストグラムは雑音の影響や偏りを減らすために構成する画素が多いほうが望ましい。1回目の領域拡張法では、初期領域はユーザが指定した画素とする。閾値を低めにして抽出される画素の濃淡値が、ユーザの指定した画素の値と近い画素のみになるよう設定する。拡張は小領域単位で行い、拡張候補の小領域のヒストグラムを作成し、基準のヒストグラムと比較する。相違度が閾値以下である小領域を抽出する。ユーザの入力である初期領域の指定で十分な数の画素を指定した場合は、1回目の領域拡張法は必要ないため、指定された画素を初期領域として2

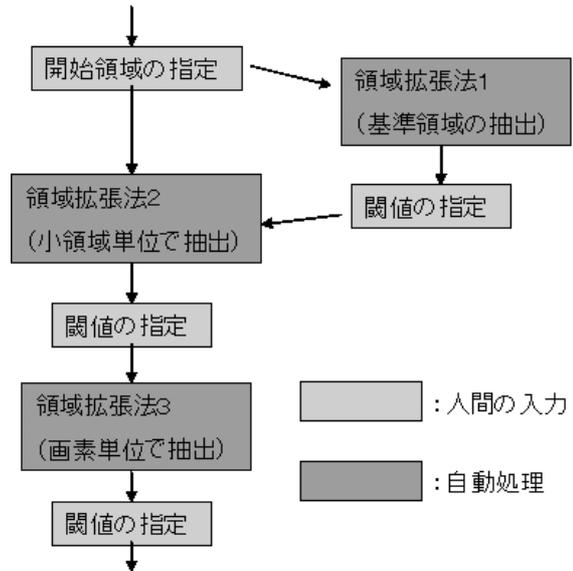


図1：処理の流れ

回目の領域拡張法を行う。

2回目の領域拡張法では、ユーザが指定した画素、または1回目の領域拡張法の結果を初期領域として使用する。拡張は小領域単位で行い、拡張候補の小領域のヒストグラムを作成し、基準のヒストグラムと比較する。2回目の領域拡張法でおおまかな抽出が完了する。

小領域単位の領域拡張法で得られた領域を初期領域として用いて画素単位で領域拡張法を行う。画素単位で拡張を行う場合は拡張候補の画素と26近傍の画素でヒストグラムを作成し、基準となるヒストグラムとの比較を行う。

2.1 領域拡張法

セグメンテーションは領域拡張法を用いて行う。領域拡張法は取り出したい領域の一部を指定し、その部分を始点として領域拡張を行う。領域拡張は抽出領域と隣接している画素に対して条件判定を行い、条件を満足している場合はその画素を抽出領域の画素とする。

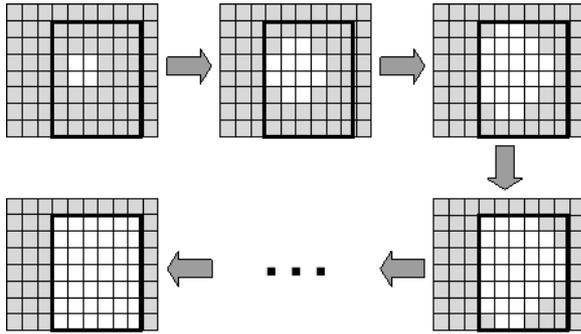


図2 領域拡張法

画素が取り出された場合は、その画素に隣接している画素について条件判定を行う。新たに取り出される画素が無くなるまで繰り返し拡張を行う(図2)。本手法ではヒストグラムを特徴量として用いる。ヒストグラムの比較の際に画素数が異なる場合があるため、Histogram Distance の計算の際にヒストグラムの値は0から1の間の値に正規化を行う。

小領域単位で拡張を行う場合は、 $4 * 4 * 4$ のようにある程度の大きさでまとめて扱う。この小領域ごとにヒストグラムを作成し、基準となるヒストグラムとの Histogram Distance を計算する。Histogram Distance が閾値以下である場合に拡張を行う。基準のヒストグラムは初期領域のヒストグラムとする。

画素単位で拡張する場合は、ヒストグラムを拡張候補の画素と26近傍の画素を用いて作成する。作成したヒストグラムと基準のヒストグラムの Histogram Distance の値が閾値以下である場合に拡張を行う。

2.2 Histogram Distance

Histogram Distance の計算はさまざまな方法がある[5]。大きく2つに分けられ、1つはヒストグラムの対応するビン同士の情報のみを参照する方法(bin-by-bin)、もう1つは異なる

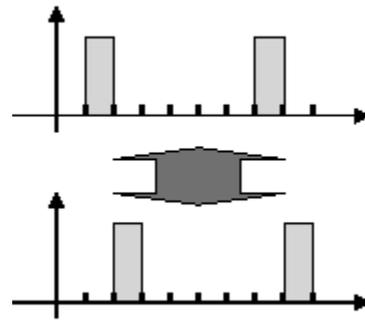


図3：ビンが少しずれている場合

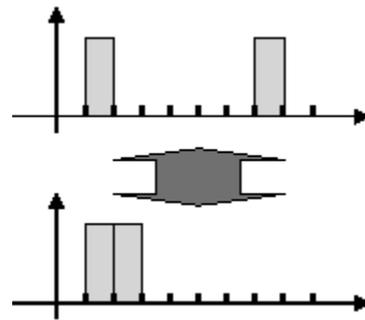


図4：ビンの一方が重なっている場合

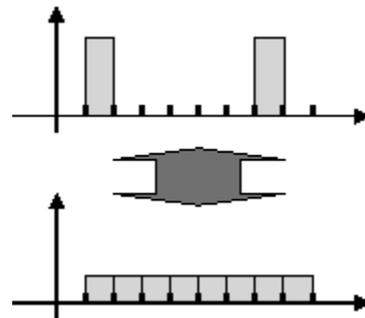


図5：すべてのビンに分散している場合

なるインデックス同士の情報も参照する方法である(cross-bin)。

多くの Histogram Distance は以下のような問題がある。bin-by-bin の Histogram Distance は対応するビン同士の比較のみなので図3のようにビンが1つずれている場合でも相違度は大きくなる。そのため図1の相

違度は図4の相違度よりも大きくなる。

cross-binのHistogram Distanceはすべてのピン同士の比較を行うため図5のようにすべてのピンに分散しているような場合にどのようなヒストグラムと比較しても相違度は比較的小さくなってしまふ。そのため図5の相違度は図3の相違度よりも小さくなる。

本手法ではHistogram DistanceはDynamic Programming Distanceを使用する。Dynamic Programming Distanceは動的計画法を利用したcross-binのHistogram Distanceである。cross-binのHistogram Distanceで起こる問題が起き難いように設計してある。

2.3 Dynamic Programming Distance

動的計画法は音声認識など、様々な分野で広く使われている手法である。音声認識では2つの音声波形が同じ言葉を発音したかを識別する際に用いられている[6]。波形は発音の仕方によって長く発音されることがあるが、動的計画法ではこのような場合でも正しく認識することができる。波形を部分的に伸縮し、2つの波形の相違度を計算することで適切な時間の対応を求めることができる。

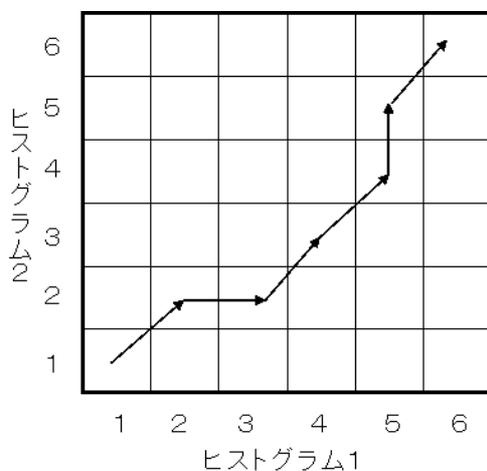


図6：動的計画法

動的計画法をヒストグラムの相違度を計算するために利用することを提案する。動的計画法では漸化式にしたがって図6のように最適な経路を求め、その経路の相違度を2つのヒストグラムの相違度とする。

漸化式は相違度の対称性のために以下の式を用いる。

$$g(i, j) = d + \min(g(i-1, j-1), g(i, j-1) * \frac{1}{2}, g(i-1, j) * \frac{1}{2}) \dots (1)$$

$$g(i, j) = d + \min(g(i-1, j-1), g(i-2, j-1) * \frac{3}{2}, g(i-1, j-2) * \frac{3}{2}) \dots (2)$$

漸化式で $g(i, j) = d + g(i-1, j-1)$ 以外が選ばれた場合は比較するピンがずれるためコストにペナルティを加える。ただしペナルティは経路が対角線から離れる方向にずれた場合のみとする。図4の場合は(2,2)から(3,2)へ進む部分でペナルティを加えるが(5,4)から(5,5)へ進む部分ではペナルティは加えない。各ノードのコスト計算は以下の(3),(4),(5)式のいずれかを用いる。 h_1, h_2 はピン数が M のヒストグラムである。

$$d = |h_1[m] - h_2[n]| \dots (3)$$

$$d = \frac{(h_1[m] - h_2[m])^2}{h_1[m] + h_2[m]} \dots (4)$$

$$d = h_1[m] \log \frac{h_1[m]}{h} + h_2[n] \log \frac{h_2[n]}{h} \dots (5)$$

$$h = \frac{(h_1[m] + h_2[n])}{2}$$

式(3)は既存のHistogram DistanceであるL1 Distanceの計算式を参考にしてある。式(4),(5)も同様に ² statistic、Jeffrey Divergenceの計算式を参考にした。

ノードのコスト計算を式(3)を用いて計算

する場合を考える。漸化式を選択ですべて $g(i,j)=d+g(i-1,j-1)$ が選ばれた場合は

$$d_{DP}(h_1, h_2) = \sum_{m=1}^M |h_1[m] - h_2[m]|$$

となり、L1 Distance と同じ結果となる。同様に式(4)(5)を用いた場合もそれぞれ ² statistic、Jeffrey Divergence と同じ結果となる。DP Distance は bin-by-bin の Histogram Distance を拡張したものである。DP Distance は bin-by-bin の短所である対応するピン以外に関する情報も考慮し、cross-bin の問題の原因となる必要のないピン同士の比較も少ないため有効であると考えられる。

3 . 実験

3 . 1 Histogram Distance の比較

National Library of Medicine's Visible Human Project[7]で配布されているMRIに対して右肺の抽出を行う実験を行った。256*256の画像をスライス間隔4mmで撮影した50枚の画像から構成した3次元画像である。各スライスの解像度は1.88mmである。小領域単位での領域拡張法の比較を行った。領域拡張法を行う際の小領域の大きさは4*4*2とした。実験者が肺と認識した領域を手動で抽出し、その結果を正しい抽出領域とした。

L1 Distance(L1 Dist), ² Statistic(² Stat), Jeffrey Divergence(Jef Dive), Quadratic Form Distance(QF Dist), Kolmogorov Smirnov Distance(KS Dist)との比較を行った。Dynamic Programming Distance (DP Dist)は予め実験を行い最も良かった式を使用する。漸化式は式(2)、コスト計算は式(3)を用いた。

評価基準として以下の式で求められる

Accuracy, Precision, Recall を用いた。

$$Accuracy = \frac{100 * (TP + TN)}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

TP: 抽出されるべき画素でかつ実験で抽出された画素

TN: 抽出されるべきでない画素でかつ実験で抽出されなかった画素

FP: 抽出されるべきでない画素だが実験で抽出された画素

FN: 抽出されるべき画素だが実験で抽出されなかった画素

Accuracy は正しい結果と実験の結果がどれだけ一致しているかを示す。正しく抽出された画素、正しく抽出されなかった画素が多いほど大きい値となる。Accuracy は総合的な結果の良さを示す。Precision は実験の結果抽出された画素が正しかった割合を示す。本来抽出されるべきでない画素が抽出されると値が低くなる。Precision は過抽出の有無の指標となる。Recall は抽出されるべき画素が抽出された割合を示す。抽出されるべき画素が多く抽出されると値が大きくなる。Recall は抽出不足の指標となる。

結果は図7、表1のようになった。DP Dist が最も良い結果となった。DP Dist 以外では cross-bin の Histogram Distance は良い結果が得られなかった。本実験ではヒストグラム中の画素数が少ないので、このことが原因となっているのではないかと考えられる。DP Dist のコスト計算式(3)の場合の結果と L1 Dist の結果と比較すると DP Dist の方が良い結果が得られている。 ² Stat、Jef Dive と DP Dist で対応するコスト計算式を用いた場合も同様に DP Dist の方が良い結果であった。

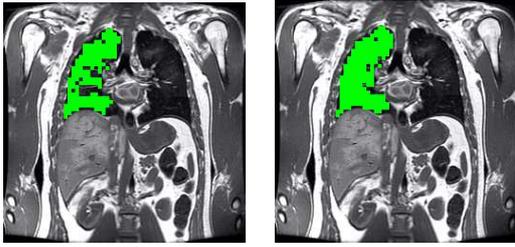


図 7 : Histogram Distance の比較
(左 : L1 Dist, 右 : DP Dist)

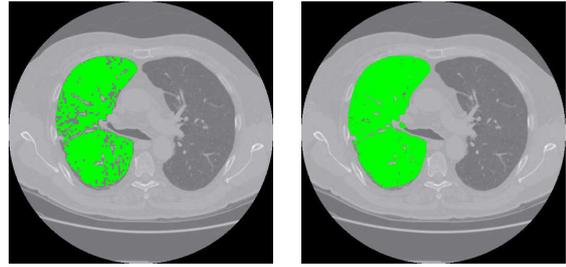


図 8 セグメンテーションの結果

表 1 : Histogram Distance の比較

	Accuracy	Precision	Recall
L1 Dist	0.991658	0.91633	0.81372
² Stat	0.992847	0.90717	0.86508
Jef Dive	0.992305	0.92329	0.82855
QF Dist	0.488522	0.02403	0.37823
KS Dist	0.989620	0.90960	0.75031
DP Dist	0.993370	0.90072	0.89109

このことから動的計画法を用いて最適なピンの対応を求めることは有効であると考えられる。

3.2 セグメンテーション結果

2章で示した手法でセグメンテーションを行った結果を示す。画像は National Cancer Institute[8]のCTを使用した。512*512の解像度0.70mmの画像をスライス間隔0.63mmで撮影した画像他、解像度とスライス間隔が若干異なる画像23組を対象とした。

Histogram DistanceはDP Dist、小領域の大きさは4*4とした。

結果は図8のようになった。肺領域はほぼ抽出されている。領域内部に細かい空洞が存在するが、region filling、モルフォロジー処理などを利用することで改善できると思われる。しかし、閾値を上げていくと図9のよう

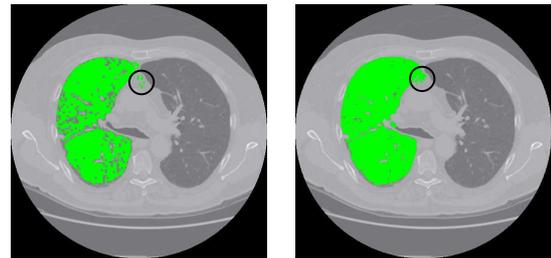


図 9 過抽出が起きている例

に、抽出領域内部の基準のヒストグラムの濃淡値に近い画素が抽出されてないにもかかわらず、基準のヒストグラムと明らかに異なる濃淡値を持つ画素が抽出されることがあった。DP Distはcross-binのHistogram Distanceであるため対応するピン以外でも比較を行うため、ヒストグラムの形は似ているが中心の位置がずれている場合に値が比較的小さくなっているのではないかとと思われる。DP Distの計算でペナルティを与えることによりある程度軽減されるが、ペナルティを高くしすぎるとcross-binの利点が失われてしまう。この問題は、画素の平均値などに対して新たに条件を加えることで改善できるのではないかと考えられる。

4.まとめ

本論分では、拡張条件にHistogram Distanceを用いて領域拡張法によるセグメ

ンテーション手法の提案を行なった。
Histogram Distance は動的計画法を用いた
Dynamic Programming Distance を使用し
た。既存の Histogram Distance と比較実験
を行った結果、既存の Histogram Distance
より良い結果が得られた。

参考文献

- [1] Jiann-Der Lee, Neng-Wei Wang,
Chung-Hsien Huang, Li-Chang Liu and
Chin-Song Lu, "A Segmentation Scheme
of Brainstem and Cerebellum using
Scale-Based Fuzzy Connectedness and
Deformable Contour Model",
Proceedings of the 2005 IEEE
Engineering in Medicine and Biology
27th Annual Conference Shanghai,
China, September 1-4, 2005
- [2]清水明伸, 柳田友尚, 池上隆哉, 小畑秀文,
縄野繁, "3次元腹部CT像を対象とした
複数臓器の同時抽出手法の開発", 第二回
多次元医用画像の知的診断支援シンポジ
ウム論文集, pp.7-14, 2004
- [3] Heimann T, Thorn M, Kunert T,
Meinzer H-P, "New Methods for Leak
Detection and Contour Correction in
Seeded Region Growing Segmentation",
20th ISPRS Congress, Istanbul 2004,
International Archives of
Photogrammetry and Remote Sensing,
Vol.XXXV, Part B, pp.317-322, 2004.
- [4] 関口博之, 杉本直三, 英保茂, 花川隆, 浦
山慎一, "枝単位リージョングロウイング
による頭部MRAからの血管抽出", 電子
情報通信学会論文誌 VOL.J87-D2 No.1
January 2004
- [5] Y. Rubner, J. Puzicha, C. Tomasi, and J.

M. Buhmann, "Empirical evaluation of
dissimilarity measures for color and
texture", Computer Vision and Image
Understanding, vol84, no1, pp.25-43,
October 2001.

- [6] 迫江博昭, 千葉成美, "動的計画法を利用
した音声の時間正規化に基づく連続音声
認識", 日本音響学会誌, Vol. 27, no. 9, pp.
483-490, 1971.
- [7] National Library of Medicine's Visible
Human Project,
http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html
- [8] National Cancer Institute
<http://www.cancer.gov/>