

Dynamic Programming Distance を利用した領域拡張法による 3次元医用画像からの特定領域の抽出

森井 喬[†] 牧之内 顕文[‡]

九州大学大学院システム情報科学府[†]

九州大学大学院システム情報科学研究所[‡]

1. はじめに

本研究では、領域分割処理を行い特定領域の抽出を行う。3次元医用画像を対象として臓器の抽出を行い、表示の補助などをするを目的としている。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、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、領域拡張法を用いた手法など多数存在する。しかし、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る。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多数の報告が存在する。

本研究ではヒストグラムを特徴量として用いる Histogram Distance を利用した領域拡張法により臓器抽出を行う。本論分では新規に動的計画法を利用した Histogram Distance を提案する。3次元医用画像から肺領域を抽出する実験を行った結果、既存の L1 Distance などより良い結果が得られた。

2. 領域分割処理

2.1 領域拡張法

領域分割処理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拡張を行っていく。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。新たに抽出される画素が無くなるまで繰り返し拡張を行う。拡張は小領域単位で行う。4 * 4 * 2 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、隣接する小領域の Histogram Distance を計算する。相違度が閾値以下である場合に拡張を行う。

2.2 Histogram Distance

Histogram Distance の計算は大きく2つに分けられる。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である(bin by bin)。もう1つは異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)[1]。

既存の Histogram Distance の計算では以下のような問題がある。bin by bin では対応するビン同士の比較のみなので、ビンが1つずれている場合でも相違度は大きくなる。cross bin ではすべてのビン同士の比較を行うため、すべてのビンに分散している場合にどのようなヒストグラムと比較しても相違度はあまり変わらない。

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[2]。この動的計画法を利用した Dynamic Programming Distance (DP Dist) を提案する。動的計画法で以下のいずれかの漸化式に従って、最適なビンの対応を求めて相違度を計算する(図1)。

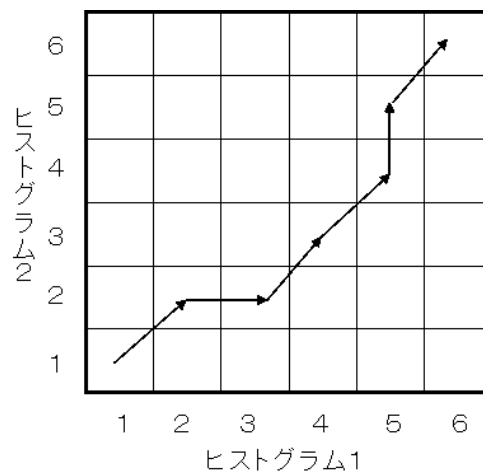


図1：動的計画法

Dynamic Programming Distance – a new Histogram Distance for 3D medical image segmentation
Takashi Morii[†] Akifumi Makinouchi[‡]
[†]Graduate School of Information Science and Electrical Engineering

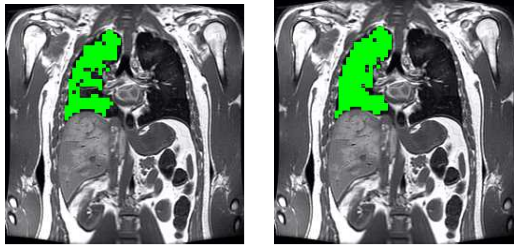


図2 : Histogram Distance の比較の結果
(左 : L1 Dist, 右 : DP Dist)

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

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

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。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。

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

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

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

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

3 . 評価実験

National Library of Medicine's Visible Human Project[3]で配布されているMRIから構成した3次元画像に対して右肺の抽出を行う実験を行った。閾値は実験結果に大きく作用する。本実験では、実験者が試行錯誤の結果最適と思う値をHistogram Distanceごとに選定した。

評価基準としてAccuracy, Precision, Recallを用いた。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。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。Recallは抽出されるべき画素が抽出された割合を示す。

L1 Distance(L1 Dist), ² Statistic(² Stat), Jeffrey Divergence(Jef Dive),
表1 : Histogram Distance の比較の結果

	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

Quadratic Form Distance(QF Dist), Kolmogorov Smirnov Distance(KS Dist)との比較を行った。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。結果は図2、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、このことが原因ではないかと思われる。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。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。

4 . まとめ

本論分て提案しているDP Distと従来の手法の比較を行った。DP Distはbin by binのHistogram Distanceをcross binのHistogram Distanceに拡張したものとなっている。領域拡張法を用いて肺の抽出を行い比較した。結果はDP Distが最も良い結果となった。ただし、用いる手法や対象とする画像によって最適な漸化式やコスト計算式も変化することが考えられる。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] National Library of Medicine's Visible Human Project
http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html