

1M-1

動的モデルによる医用画像の 漸進的領域抽出と体積測定

高橋 秀樹

北海道大学工学研究科 北海道大学大型計算機センター

山本 強

1 はじめに

今日、医療画像診断の場では Volume scan 可能な高速 CT や MRI の普及によって、volume data を扱うことが一般的なものになりつつある。これに伴い臓器や腫瘍のサイズを測定する目的で、従来の 1 画像上での直線距離からおおよそのところを推定する方法から、直接体積を求めることが可能になってきている。

この際に問題となるのが対象領域の抽出である。今までに自動的に領域抽出を行う様々な方法が提唱されてきたが、いまだに決定的なものはない。また手動で体積を測定しようとした場合、設定者の主観が反映され追跡調査などの際に差となって現れてくる可能性がある。

今回、我々は以上のような事情をふまえ、動的領域抽出モデルを処理の支援としての立場で捉えて実装していくことを考えている。

2 方法

今回の研究では、X 線 CT によって得られた 3 次元空間上のデータセットに対し、それを処理するための multi-resolution の処理空間を対応させ、その要素を celler automaton のように扱うことで動的領域分割を進めていく。

この際、すべての解像度の空間で一度に処理を行うわけではなく、低解像度から高解像度の空間へ順次計算を行うようになっている。

各解像度空間での処理は、3 状態を持つ automaton の情報伝達によって動的に行われる。この方式はデータに対応した状態遷移式やエネルギー関数を設定できるというメリットがある。

2.1 各解像度空間の初期状態

もっとも解像度の低い空間から計算を開始する。この時の計算の始点は手動のオペレーションにより設定され、そこから領域の分割を開始していく。

高解像度空間では、それ以前に完成している低解像度空間の分割結果を参考に初期状態を設定する。言い換えると、低解像度空間のボクセルをサブボクセルに分割する際には、サブボクセルの配置が対象ボクセル周囲の空間と相似形であると仮定した配置が行われる。

2.2 3 状態 celler automaton による分割

今回の実装方法では、各解像度空間内での 1 ボクセルは一つの cell に対応し、この cell の状態が近接する別の cell に伝搬していくことによって、対象領域の分割が行われる。この cell は 3 つの状態を有する。その 3 つとは領域分割の観点からみると (1) 領域外、(2) 領域境界、(3) 領域内である。以下、各々を状態 1、2、3 と呼ぶ。これらの状態は次に示す遷移則によって動的に変化していく。

1. 状態 1 の cell は、隣接する cell に状態 3 のものがあるばあい、
 - (a) その箇所のボクセル値が閾値の中に収まっている場合状態 3 に変化、さらに周囲に状態 2 の cell がある場合、周囲の状態 1 の cell を状態 2 に変化させる
 - (b) 同様にボクセル値が閾値のなかに収まっていないときは、状態 2 に変化する
2. 状態 1 の cell は、隣接する cell に状態 3 に変化したものがあったときには、状態 2 に遷移する
3. 状態 3 の cell はそれ自体では変化しない
4. 状態 2 の cell は、状態 3 の cell が隣接していない場合、状態 1 に変化する
5. 状態 2 の cell は自身の状態エネルギーを計算、必要に応じて隣接する cell を状態 2 に変化させ、自分自身は状態 1 に移行する。

以上のような遷移則によって、状態 3 の cell の周りを状態 2 の cell が取り囲むように動作する。特に遷移則 1-4 によって、人間の手動修正の介入などによる矛盾した状態が発生しても、自動的に復元動作が起こる。

遷移則 5 については、状態エネルギーを考えた上の動作となる。ここでの状態エネルギーとしては

1. 領域内部からの圧力 (E_{int})
2. 領域外部からの圧力 (E_{ext})
3. 辺縁をまっすぐにする力 (stiffness、 E_s)
4. 辺縁の長さを最小にする力 (tension、 E_t)

の3種類を考えている。エネルギー全体では

$$E = w_i E_{int} - w_e E_{ext} - w_s E_s - w_t E_t \quad (1)$$

となり、この値が大きくなると領域を大きくする方向にcellの状態伝達が起こる。すなわち、状態2のcell周囲の状態1のcellが状態2に変化する。逆に小さくなれば領域を小さく引き締めるように状態の伝達が行われていく。

3 結果

今回処理対象としたのは、X-CTのコンベンショナルスキャンによる人体画像を積み重ねたものである(図1)。このため、voxelサイズは、x-y方向(図示してある平面の方向)には1mm以下、z方向は10mmと細長い形状になっている。また、撮影方法として造影剤によるContrast Enhancementが行われたものを使用したが、これは実質的にそれほど影響はないと思われる。



図1：処理対象データの一部

人体上の位置は、横隔膜下10数cmの領域を使用、脾臓の抽出処理を行った。この漸進的な処理の様子を図2に示す。

これは人為的な修正を行っていない例であるが、およそ正しく脾臓を分割していることがわかる。

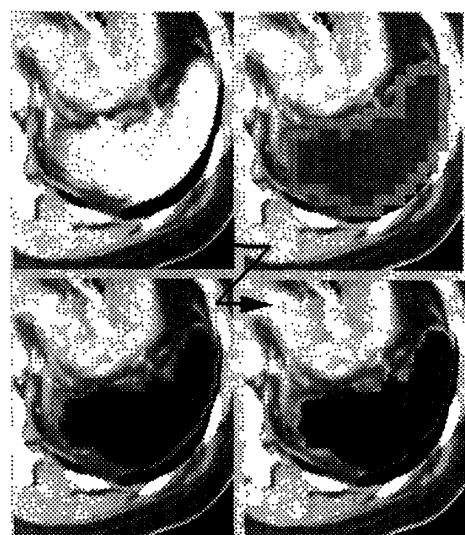


図2：漸進的進行

4 まとめ

今回提唱した、低解像度空間から順に動的領域分割を適用していく方法にはいくつかのメリットがある。第1に、エッジ候補点の発見が早く、計算の収束までの時間が短縮できることがある。第2に、各解像度空間の計算中に手動/自動の修正を行うことができるがあげられる。特に手動によって参照点などを入力するケースなどには、低～中解像度空間内で人間の認識には十分と思われる情報量が提供できるため、結果として対話的に処理を行うことが可能になると思われる。そしてもちろん、動的領域分割のメリットも得ることができる。

問題となる点は、エネルギー関数に使われる荷重係数などの多数のパラメータの設定である。パラメータ次第で分割結果は変化してしまうので、これを自動的に設定、最適化していくのは重要な課題として残っているように思われる。

参考文献

- [1] Luomin Gao, Devid G. Health, Brian S. Kuszyk, Elliot K. Fishman, "Automatic Liver Segmentation Technique for Three-dimensional Visualization of CT Data," Radiology 1996; 201:359-364
- [2] Anthony Yezzi, Jr., Satyanad Kichenassamy, Arun Kumar, Peter Olver, and Allen Tannenbaum, "A Geometric Snake Model for Segmentation of Medical Imagery," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.16, No.2, April 1997