原 著

動的輪郭モデルを用いた側脳室下角領域抽出法の改良

服部真澄・小山修司¹⁾・小寺吉衛¹⁾東海記念病院放射線科
1) 名古屋大学医学部保健学科論文受付
2007年 3 月 2 日
論文受理
2007年 6 月 13 日
Code No. 532

はじめに

老年期・初老期に起きる認知症性疾患において、以前は脳血管性認知症が最も多く、過半数を占めると考えられていた。しかし、最近ではAlzheimer型認知症 (Alzheimer-type dementia: ATD) が最も多く、認知症全体の約半数を占めるといわれている。一方、ATDの治療薬として発売されたdonepezil (Arisept) は認知症進行の遅延化に効果があり、ATDの早期発見が重要となった¹⁾。

ATDは記憶障害が中核症状であり、その記憶をつかさどる海馬の萎縮が高度に生じることによって起こる。そのため、海馬およびその周辺の萎縮の定量評価が有用とされている。側頭葉内側の体積評価には、海

馬を直接計測する方法と側脳室下角を計測することにより間接的に評価する方法がある¹⁻⁷⁾。そのなかで、後者の下角計測はcomputed tomography (CT) またはmagnetic resonance imaging (MRI) の1~2枚の断層面を用いることによって容易に行える。この計測はATDを診断するうえで十分精度が高く、病勢の進行度とも相関があるとの報告があり、臨床的に有用性が高い。そして、側頭葉内側部の一次元計測と側脳室下角面積計測に関する臨床的有用性について述べられた報告はあるが、われわれが調べた範囲内で自動計測に関する報告はなかった^{1, 8-13)}。

そのため、われわれはATDにおいて側頭葉内側部の局所的萎縮が高度になることから、側頭葉内側部の間

Method of Segmenting Inferior Horns of Lateral Ventricles Using Active Contour Models

Masumi Hattori, Shuji Koyama,¹⁾ and Yoshie Koder¹⁾

Department of Radiology, Tokai Memorial Hospital

1) Department of Radiological Technology, Nagoya University School of Health Sciences

Received March 2, 2007; Revision accepted June 13, 2007; Code No. 532

Summary

Recent research has suggested that the measurement of regional atrophy in the structure of the medial temporal lobe is a promising way to discriminate Alzheimer-type dementia patients from healthy control subjects. There are some reports that the inferior horns of the lateral ventricles are expanded by atrophying the structure of the medial temporal lobe. We developed a technique to automatically detect the region of the inferior horns of the lateral ventricles by gray-level thresholding and morphological processing. However, there were some incorrect regions in this method. Accordingly, we proposed a technique for which active contour models (ACM) were used. Our ACM incorporates the improved edge-based image and the external constraint to improve convergence and to reduce its dependence on initial estimation. In this study, we present the details of an algorithm that traces the contours of the inferior horns of the lateral ventricles and its performance relative to manual methods. The average degree of correspondence between the extract region and manual trace was measured in 30 inferior horns of 15 subjects. The average degree of correspondence of the proposed method was about 4% higher than that of the conventional method. These results suggest that the proposed method is more accurate than the conventional method.

Key words: active contour models (ACM), computed tomography (CT), inferior horns of lateral ventricles, segmentation

別刷資料請求先: 〒487-0031 春日井市廻間町大洞681-47
東海記念病院放射線科 服部真澄 宛

接的体積評価である側脳室下角の拡大に注目し⁸⁻¹³⁾、頭部CT画像を用いて側脳室下角領域を自動抽出するアルゴリズムをしきい値処理とモルフォロジー処理¹⁴⁾を用いて開発した¹⁵⁾。しかし、側脳室下角以外の領域を誤検出する場合があり、下角輪郭を抽出するのにしきい値処理に基づく手法ではうまく抽出できないことがあった。そこで、側脳室下角領域をより良好に抽出する手法を提案する。

近年、CT・MRIにおいては撮影枚数の増大化により、読影する医師の負担軽減や診断の定量化を目的としたコンピュータ支援診断システムの研究がさかんになってきた。このようなコンピュータ支援診断システムでは、より正確な臓器領域を抽出することが重要であるが、しばしばそれが困難な場合もある。最近、対象領域の抽出について、その対象物に関する事前知識と画像上の濃度情報を同時に利用し、ノイズの多い画像に対しても優れた性能を示す動的輪郭モデル(active contour models: ACM)を用いたセグメンテーション手法が注目されている。この手法は、80年代後半のKassらによるSnakes¹⁶⁾の提案以降から頻繁に用いられるようになり、適応範囲も広範囲に及び、ACMを用いた輪郭抽出手順が多数報告されている¹⁷⁻²⁴⁾。Snakes¹⁶⁾は、対象物の近傍に設置した閉曲線をあらかじめ定義したエネルギー関数を最小化するように変形し、輪郭抽出を行う手法である。しかし、KassらのSnakes¹⁶⁾に用いられるエネルギー関数では、画像ノイズにより輪郭変形が局所解にトラップされる問題があり、この問題を改善するためにエネルギー関数の改良を行った。

本論文では、しきい値処理とモルフォロジー処理を用いたアルゴリズムで自動抽出した側脳室下角領域を初期輪郭とし¹⁵⁾、われわれの提案するACMを用いて輪郭変形を行った本手法の有効性を検討する。

1. 方 法

本手法の処理は、(1)初期輪郭の検出、(2)初期輪郭の変形処理からなる。以下では、しきい値処理とモルフォロジー処理¹⁴⁾を用いて開発した側脳室下角輪郭の抽出アルゴリズムの概要を述べた後、エネルギー関数の最小化に基づくACMについて述べる。続いて、頭部CT画像から左右の側脳室下角領域を抽出した結果を評価する。

当院において頭部CT検査を施行した症例のうち、明らかな脳梗塞・脳出血のない18症例の側脳室下角を計測対象とした。そのうちの3症例でアルゴリズムの設計を行い、残り15症例30側(男性7例、女性8例、平均年齢 68.7 ± 10.9 歳)で評価を行った。なお、この15

Fig. 1 Flowchart of the initial contour extraction process.

症例はさまざまな症例の計測を対象とするため、側脳室下角のサイズが小さな症例から大きな症例まで、そして側脳室下角の形状が線状、円形状、三日月状のものを含めるように選択した。CT装置は、Lemage SX/E (GE横河メディカルシステム社製)を用い、使用した頭部CT画像はorbitomeatal line(OM line)に平行な5mm厚断面の手動で選ばれた1枚から成り、スキャンパラメータは120kV、180mA、2秒、512×512マトリックス、再構成関数はstandard, none helicalである。すべてのCT画像データは、DICOMフォーマットでパソコンへ転送され、計測処理はDelphi 4(インプライズ株式会社)で作成したプログラムで行った。

1-1 初期輪郭の抽出

Fig. 1に初期輪郭抽出までの流れを示す。はじめに原画像からしきい値処理により背景、骨領域、頭蓋骨内側領域を抽出する。ここでのしきい値は固定値“1080”を用いた。この頭蓋骨内側領域の2値画像から正中矢状面の検出を行う¹⁵⁾。次に、側脳室下角の位置と大まかな領域を検出するために、頭蓋骨内側領域のヒストグラムをベースとしたしきい値から2値画像を作成する。そして、ノイズ除去のためにオープニング処理の後にクロージング処理を行った。この2値画像から、Fig. 2に示す下角の解剖学的位置情報を参考にした左右の長方形領域を設定し、この領域に入るものを下角領域とした。この長方形領域の位置とサイズはアルゴリズム設計用に用いた3症例から求め、サイズは40×50ピクセルとした。また、ここでの2値画像は頭部の重心をFOVの中心座標に移動し、正中矢状面を画像水平面に対して垂直にした、位置的に正規化した検出用画像に変換し、固定した位置に長方形領域を設定した¹⁵⁾。ここで求めた左右の下角領域から2枚の2値画像を作る。

これらの画像は左右別々の下角領域抽出に適したしきい値を決定するのに使われる．最初に，下角領域を広げるために膨張処理を3回行い，この広げられた領域のヒストグラムを求める．次に，判別分析法を用いて脳実質と下角を判別するためのしきい値を求め，左右それぞれの画像に2値化処理を行い，下角初期輪郭を抽出した．

1-2 ACMの概要と提案手法

ACM，特にKassらのSnakes¹⁶⁾とその改良された方法¹⁷⁻²⁴⁾は対象物のセグメンテーション技術として広く使われている．初期輪郭から始まり，輪郭は対象物の望む境界へ引き寄せられるためにさまざまな影響力の下で変形する．影響力には，連続性と曲率のような輪郭の本質的特性，画像特徴から得られる外部特性，あるいは使用者による外部入力がある．Snakesでは，初期輪郭から最適な状態への輪郭の変形がエネルギー関数の最小化によって行われる．画像平面上で表現されたSnakesの閉曲線を $v(s)$ ($x(s)$, $y(s)$) $s \in [0, 1]$ で表すと，そのエネルギー関数を次のように表すことができる．

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 [E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{con}}(v(s))] ds$$

E_{int} は曲線の曲率のためのスプラインによる内部エネルギー， E_{image} はエッジに基づく画像特徴から得られる画像エネルギー， E_{con} は外部からの強制力を表す外部エネルギーである．

内部エネルギー項は，輪郭の本質的特性を定式化している．

$$E_{\text{int}} = (w_1 |v'(s)|^2 + w_2 |v''(s)|^2) / 2$$

ここで，一次微分 $v'(s)$ は輪郭の連続性を表現し，二次微分 $v''(s)$ は曲率を表現している． w_1 と w_2 はそれぞれの重み係数である．この式から分かるように，より低い連続性エネルギーは輪郭の収縮を促進し，より低い曲率エネルギーは滑らかな輪郭へと導く．

E_{image} 項は，エッジに基づく画像特徴から得られ，画像勾配により次式のように与えられる．

$$E_{\text{image}} = -w_g |\nabla I(x, y)|$$

$I(x, y)$ は画像濃度， ∇ はナブラ，そして w_g は重み係数を表す．この関数は，輪郭上の画素における画像濃度の一次微分の和が大きいほど小さい値となるため， E_{image} を最小にすることは大きな画像勾配のピクセル位置へ輪郭点を引き寄せることになる．これらのエネルギー項は，Snakesらの文献¹⁶⁾において一般的であり輪郭あるいは画像の部分的特徴を使用しているため，画像ノイズなどにより輪郭変形が局所解にトラップされ

Fig. 2 Definition of the rectangular areas. Bold line boxes denote two rectangular areas for right and left inferior horns.

る問題がある．この問題を改善するために E_{image} の改良と E_{con} の導入を行った．

われわれの提案するアプローチはACMによる変形処理を1回行った後，その結果に対してもう1回ACMの変形処理を行う2段階の処理からなる．第一段階のACMによる変形処理では望む画像エッジ方向へ初期輪郭を引き寄せる．この処理を実行するために， E_{image} はCanny filter²⁵⁾によって原画像とコンボリューションされることでエッジの2値画像を作り，続いて距離変換²⁶⁾を行った多値のエッジ画像とした．第二段階のACMによる変形処理では，原画像にエッジ保存の平滑化フィルタ(V filter²⁷⁾)を付加した後に，差分フィルタのSobel filterを付加したエッジ画像を使用する，このエッジ画像を用いた E_{image} は，より正確な輪郭点で変形を止める．そして，下角輪郭の形状が，多くは三日月状である形状特性を利用した外部からの強制力 E_{con} を導入した．

ここまでに用いた重み係数(w_1 , w_2 , w_g)は，正方形を目標輪郭領域，円形を初期輪郭点とするテストパターンを使用して，正方形の角の描出具合を視覚的に評価して決定した．

1-2-1 第一段階のACM処理に用いる E_{image}

Canny filterは，広い窓を処理単位とする最適フィルタを用いたエッジ検出法であり，Canny²⁵⁾は一次微分的なフィルタ処理でエッジ検出を行うために，次の三つの評価基準を定めた．

- (1) 真のエッジの検出に失敗する確率とエッジでない点をエッジと誤る確率がともに低いこと．
- (2) 検出したエッジは真のエッジ近くにあること．

Fig. 3 Outlines of Gaussian $g(x, y)$ and its x -directional derivative $g'_x(x, y)$

(3) 一つのエッジに対して複数のエッジ応答を与えないこと。

そして、その最適フィルタの一般解として

$$fc(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin \omega x + a_2 e^{\alpha x} \cos \omega x + a_3 e^{-\alpha x} \sin \omega x + a_4 e^{-\alpha x} \cos \omega x + c$$

を導き出し($\alpha, \omega, c, a_1 \sim a_4$ は定数), これがガウス関数 $G(x) = (1/\sqrt{2\pi}\sigma) \exp(-x^2/2\sigma^2)$ の1次導関数

$$G'(x) = -\frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

で近似できることを示した²⁸⁾。Fig. 3に、二次元のガウス関数とその x 方向の1次導関数の形状を示す。

具体的なエッジ検出手順としては、各画素位置において多くの方向(例えば、22.5度ごとの8方向)に対してフィルタの出力値を求め、それらの最大値を与える方向を見つける。そして、その最大値が同じ方向の両隣の画素におけるフィルタ出力値よりも大きくて、しきい値を超える場合に、その画素をエッジ点とする²⁸⁾。

距離変換²⁶⁾は図形中の対象物画素の値を、その画素から背景画素までの最短距離に置き換える操作で、距離変換画像に示す画素値は輪郭部からその画素までの距離の値が書き込まれることとなり、その値は図形の内部に入るほど大きな値となる。この値をポテンシャル場と定義する。

距離変換によって得られた多値エッジ画像は、比較的遠くまで及ぶエッジのポテンシャル場を作成する。Fig. 4にCanny filterで検出したエッジ画像と距離変換を行ったときのエッジのポテンシャル場を示す。

1-2-2 第二段階のACM処理に用いる E_{image}

V filter²⁷⁾は、画素 (x, y) がエッジに関係しているとき、局所領域での各画素の濃度分布の分散がエッジの含まれていない領域の分散よりも大きくなる性質を利

用して、エッジが含まれている領域を避け、エッジが含まれていない領域を効率よく平滑化するフィルタである。ここで使用した方法は、Fig. 5に示す9個の局所領域内の濃度分散をそれぞれ計算し、分散が最小となる領域の平均濃度を画素 (x, y) における出力濃度とする。

ここでの E_{image} は、原画像にV filterを付加した後に、Sobel filterを付加したエッジ画像を用いる。

1-2-3 E_{con} の設定

下角の形状が三日月状で、頭部の重心方向へ線状に長い形状となることが多いため、頭部重心と下角輪郭の最内側点との間に互いに引き合う弾性力を加えた (Fig. 6)。弾性力は、次式となり

$$E_{\text{con}} = -K(x_1 - x_2)^2$$

K は重み係数、 x_1 は対象点で下角輪郭の内側点、 x_2 は頭部領域の重心点である。 x_1 と x_2 のユークリッド距離が小さいほど E_{con} は小さくなり、2点間に引き合う弾性力が働く。ここでの重み係数 K は臨床画像から経験的に決定した。

1-3 抽出領域の評価法

提案手法を15例の頭部CT画像に適用し、左右30側の側脳室下角領域を抽出した。続いて、2名の放射線技師が手動方法で求めた抽出領域との一致度を求め評価した。自動抽出領域と手動抽出領域の一致度は次式となる。

$$\alpha(\%) = \frac{n(M \cap A)}{n(M \cup A)} \times 100$$

A は自動抽出領域、 M は手動抽出領域、 $n(Z)$ は領域 Z に含まれる画素数である。一致度が高いほど自動抽出領域が手動抽出領域に近くなることを意味している。

Fig. 4 Example of potential images obtained by distance transformation.
 (a) Original image (left inferior horn of lateral ventricles)
 (b) Edge image obtained by Canny filter.
 (c) Potential image.
 (d) Schematic of a potential image that illustrates the pixel values by applying distance transformation.
 (e) to (h) Binary images at each pixel value.
 (e) Pixel value is four.
 (f) Pixel value is three.
 (g) Pixel value is two.
 (h) Pixel value is one.

Fig. 5 Selective local area of edge-preserving smoothing filter.

Fig. 6 Creating a spring for the external constraint energy.
 Other end of the spring is anchored at a barycenter of the skull region connected to a medial point of the inferior horn on ACM.

2. 結果

Fig. 7に、提案手法によって自動抽出を行った結果の1例を示す．ここで、Fig. 7の(a)は右側側脳室下角の原画像、(b)はACMを用いないで従来法により自動抽出した輪郭、(c)はACMを用いた提案手法により自動抽出した輪郭、(d)は白線が従来手法による輪郭線で、黒線が提案手法による輪郭線である．提案手法が脳脊髄液による低信号領域(下角領域)をより正確に抽出している．

ACMのエネルギーで外部からの強制力 E_{con} を使用して効果のあった画像をFig. 8に示す．Fig. 8の(a)は左側側脳室下角の原画像、(b)は E_{con} を使用しないで抽出した輪郭、(c)は E_{con} を使用して抽出した輪郭である． E_{con} の使用によって下角内側部(矢印)が内側へ向かって左側へ凸状に張り出す形状となり、輪郭形状が改善されている．

Tableに、提案手法により自動抽出した輪郭と放射線技師2名により手動方法で抽出した輪郭との一致度の平均値を示した．この結果から、一致度の平均値は提案手法で 71.6 ± 7.1 [%]、従来手法で 67.4 ± 8.7 [%]と提案手法の方が4.2%高くなった．両手法の t 検定を行った結果、 p 値は0.000961($p < 0.001$)となり、提案手法で一致度が有意に高くなった．そして、一致度の最大値の比較では差はなかったが、最小値においては提案手法で56.5 [%]、従来手法で45.5 [%]と提案手法の方が約11%高くなっていた．

3. 考察

今回提案した手法により求めた側脳室下角輪郭線としきい値処理、モルフォロジー処理を用いた従来手法

Fig. 7 Examples of deformed contours.
(a)Original image.
(b)Resultant image without ACM.
(c)Resultant image with ACM.
(d)Contour image with(b)and(c)
(White line: without ACM, Black line: with ACM)

から求めた側脳室下角輪郭線の結果を原画像と重ねて比較評価した結果、Fig. 7で示したように、従来手法で求めた輪郭領域より提案手法で求めた輪郭領域の方が少し広い領域となり、一致度も高くなっていた．このことは、判別分析法により求めたしきい値処理では脳脊髄液による低信号領域を本来の下角領域より少し狭い領域とするためである．提案する手法では、

Fig. 8 Examples of deformed contours.
(a)Original image.
(b)Resultant image without E_{con} .
(c)Resultant image with E_{con} .
Arrows indicated in white show region improved by E_{con} .

a | b | c

Table Degree of correspondence between the automated and manual methods.

	Average[%]	Maximum[%]	Minimum[%]
Conventional method (without ACM)	67.4±8.7	83.0	45.5
Proposed method (with ACM)	71.6±7.1	84.0	56.5

ACMの変形処理を2回行う2段階の処理とした。このことは、 E_{image} 項で述べた濃度勾配 ∇I をエッジ画像に用いた場合、エッジ付近にのみエネルギーが存在するため、濃度勾配が存在しない位置においては画像エネルギーの場が一様になるため、エッジへ引き寄せる効果がなくなる。そのため、第一段階の変形処理では、Canny filterと距離変換により比較的広範囲のエネルギーポテンシャル場 E_{image} を用いることで、比較的遠いエッジから初期輪郭点を引き寄せる効果が大きくなる。ここで使用した比較的広範囲のエネルギーポテンシャル場は、引き寄せる効果は大きい、反対に正確なエッジで変形処理を止めるのが難しくなる。そこで、続く第二段階の変形処理を行う。第二段階の変形処理では、エッジをばかすことなく雑音を除く効果のある ∇ filter(ぼけたエッジを鮮鋭化の特徴がある ∇^2)を付加した後にSobel filterを付加したエッジ画像を用いて、より正確な輪郭点で変形処理を止める。

第一段階の変形処理にCanny filterを使用したのは、より正確なエッジ点を検出するためである。これまでに数多くのエッジ検出法が提案されているが、そのなかで最もよく用いられる差分オペレータにSobel filterがある。しかし、最近ではエッジ画像から各エッジ点の接線情報を直接抽出して、より高精度でロバストなエッジ検出法が提案されている。このようなエッジ検出を実現するためには、Sobel filterのような3×3画素の窓を処理単位とする差分オペレータよりも、より広い窓を処理単位とする最適フィルタによるエッジ検出が適しており、その代表的なものにCanny filter²⁵⁾がある²⁸⁾。提案手法では窓サイズが27×27画素のCanny filterを用いて、より高精度なエッジの2値画像を作成した。また、Fig. 8で示したように、 E_{con} をACMのエネルギー項に加えることにより下角内側部の形状が視覚的評価で改善されている症例があった。これは、側脳室下角の一般的形状が三日月状をしており、その屈曲点の一つは頭部の内側へ伸びる形状特性を利用して、側脳室下角輪郭の最内側点と頭部領域の重心点の間に互いに引き合う強制力を働かせることで、ACMの内部エネルギー項による曲線を滑らかにする効果を抑制して、下角内側部が内側へ凸状に張り出す形状を作り、形状が改善されたと考えられた。

提案手法と従来手法に対する手動手法との一致度の比較は、Tableに示したように平均値の比較では従来手法より提案手法の方が4.2%高くなった。 t 検定においても提案手法の方が有意に一致度が高くなっていた($p < 0.001$)。そして、一致度の最大値の比較では差がなかったが、最小値の比較では提案手法の方が約11%高くなっていた。この一致度の最大値に変化がなく、最小値で大きく一致度の改善がみられたのは、従来手法で行った画像上の濃度情報のみを使用したしきい値処理では下角輪郭の誤検出が生じるが、ACMにポテンシャル場を作成したエッジ情報と E_{con} による対象物に関する事前情報を利用することにより、濃度情報の不正を補って側脳室下角領域をより良好に抽出したと考えられた。しかし、一致度の平均値は、従来法で67.4 [%]、提案手法でも71.6 [%]と劇的に精度が高くなったわけではない。その理由は、対象とする側脳室下角の抽出領域のサイズが小さいこと、そして一致度の評価に使用した15症例は、サイズの小さいものから大きなもの、形状も線状、円形状、三日月状のものを含めたため、検出の困難な小さいもの、三日月状の辺縁の線状部分などで一致度が低くなったと考えられる。この改善策としては、検出困難な線状部分を全く別の新たな手法から抽出し、その結果を組み合わせることで精度を上げることができると考える。

認知症の画像診断において、その第1選択はCT、MRIによる脳血管障害、慢性硬膜下血腫、正常圧水頭症といった変性疾患以外の疾患の除外を行い、次にPET/SPECTによる核医学診断にてATDなどの変性認知症の診断を行うのが現状である。そのなかで、MRIに画像統計解析手法を使ったVoxel-based Specific Regional analysis system for Alzheimer's Disease (VSRAD)が話題となり、MRIを用いてATDの早期診断が可能になると期待されている。一方CTでは、CTの登場以来、海馬およびその周辺の萎縮の定量評価について数多くの研究があり、側脳室下角の計測は断面1~2枚を用いて簡便で、ATDを診断するうえで十分精度が高いこと、病勢の進行度と相関することが示されている^{1, 8-13)}。

MRIに比べ、CTでは放射線の被曝があり、コントラスト分解能も劣ると考える。しかし、われわれの

行った下角の計測では、CTでの除外診断に使われるデータを使用すれば追加撮影がないこと、検査時間が短く患者の苦痛が少ないこと、そして萎縮評価を経過観察して変化を見ることでより診断が正確になるとの報告¹²⁾もあるため、MRIより普及率の高いCTで自動計測を行うことも有効と考える。

4. 結 語

本論文では、側脳室下角領域を抽出して計測に使用

するために正確な領域抽出が必要なことから、ACMを用いた下角領域抽出法を提案し有効性を述べた。手法としては、しきい値処理とモルフォロジー処理を用いて抽出した初期輪郭に対して、今回われわれが提案するACMによる変形処理を行った。この提案手法では、ポテンシャル場を作成したエッジ情報と対象物の事前情報を利用した E_{con} を導入することで側脳室下角領域をより良好に抽出したと考えられた。

参考文献

- 1) 百島祐貴, 藤原広和: 痴呆のCT・MRI. 臨床放射線, 47(7), 861-874, (2002).
- 2) 森 悦朗: ビジュアル・レクチャーシリーズ 8. 痴呆の診断 - 症例を中心に -. Dementia, 10(3), 341-350, (1996).
- 3) 井門ゆかり, 羽生春夫, 岩本俊彦, 他: アルツハイマー病における脳梁の萎縮とmagnetization transfer ratio. 臨床神経学, 38(12), 1014-1018, (1998).
- 4) 佐々木真理: MRIによるアルツハイマー病の画像解析. 老年期痴呆研究会誌, 11, 59-61, (1999).
- 5) 北垣 一: 高齢者脳のMRI. 画像診断, 21(6), 674-688, (2001).
- 6) 児玉直樹, 島田哲雄, 福本一朗, 他: MR画像に基づいたアルツハイマー型痴呆客観的診断システムの基礎的研究. 日放技師会誌, 49(4), 360-366, (2002).
- 7) 歸山智治, 児玉直樹, 島田哲雄, 他: アルツハイマー型痴呆のMRI画像診断に対するランレングス行列の応用. 日放技学誌, 58(11), 1502-1508, (2002).
- 8) 羽生春夫, 中野正剛, 阿部晋衛, 他: アルツハイマー型痴呆におけるMRIの診断的意義. 日本老年医学会雑誌, 31(5), 388-395, (1994).
- 9) Frisoni GB, Beltramello A, Weiss C, et al.: Linear Measures of Atrophy in Mild Alzheimer Disease. AJNR, 17(May), 913-923, (1996).
- 10) Fox NC, Scahill RI, Crum WR, et al.: Correlation between rates of brain atrophy and cognitive decline in AD. American Academy of Neurology, 52(May), 1687-1689, (1999).
- 11) Frisoni GB, Geroldi C, Beltramello A, et al.: Radial Width of the Temporal Horn: A Sensitive Measure in Alzheimer Disease. AJNR, 23(January), 35-47, (2002).
- 12) Fox NC, Freeborough PA, and Rossor MN: Visualisation and quantification of rates of atrophy in Alzheimer's disease. LANCET, 348(July 13), 94-97, (1996).
- 13) George AE, de Leon MJ, Stylopoulos LA, et al.: CT Diagnostic Features of Alzheimer Disease: Importance of the Choroidal / Hippocampal Fissure Complex. AJNR, 11(January/February), 101-107, (1990).
- 14) 小畑秀文: M - フィルタ. モルフォロジー. pp.91-125, コロナ社, 東京, (1996).
- 15) 服部真澄, 小山修司: 頭部CT画像を用いた側頭葉内側部の自動計測法の開発. 日放技学誌, 60(7), 993-999, (2004).
- 16) Kass M, Witkin A, and Terzopoulos D: Snakes: Active Contour Models. Int J Comput Vision, 1(4), 321-331, (1988).
- 17) 美濃導彦, 天野 晃: Snakes: 現在・過去・未来. 信学技報, 458(12), 81-88, (1997).
- 18) 清水昭伸: 可変形状モデルを用いた医用画像のセグメンテーション手法の概説. Med Imag Tech, 20(1), 3-12, (2002).
- 19) Amini AA, Weymouth TE, and Jain RC: Using dynamic programming for solving variational problems in vision. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 12(9), 855-867, (1990).
- 20) 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁: 弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭追跡手法. 信学論 D-II, J75-D-II, 1, 111-120, (1992).
- 21) Cohen LD, and Cohen I: Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 15(11), 1131-1147, (1993).
- 22) Yezzi A, Kichenassamy S, Kumar A, et al.: A geometric snake model for segmentation of medical imagery. IEEE Trans Med Imaging, 16(2), 199-209, (1997).
- 23) Poon CS, and Braun M: Image segmentation by a deformable contour model incorporating region analysis. Phys Med Biol, 42, 1833-1841, (1997).
- 24) TSAGAAN Baigalmaa, 清水昭伸, 小畑秀文, 他: 可変形状モデルを用いた腎臓領域抽出法の改良と評価. コンピュータ支援画像診断学会論文誌, 6(1), 1-10, (2002).
- 25) Canny J: A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 8(6), 679-698, (1986).
- 26) 村上伸一: 3.3 2 値画像の変換. 理工学講座 画像処理工学. pp.39-41, 東京電機大学出版局, 東京, (1996).
- 27) 岡部哲夫, 瓜谷富三 編: 2. 1 画像処理の一般化. 医用放射線科学講座14 医用画像工学. pp.96-97, 医歯薬出版, 東京, (1998).
- 28) 渡辺孝志, 佐々木貴志, 木村彰男: エッジ検出のための最適フィルタISEFの改良. 信学論 D-II, J87-D-II, 3, 914-918, (2004).

図表の説明

- Fig. 1 初期輪郭抽出手順のフローチャート
- Fig. 2 長方形領域の定義
太線の矩形領域は左右下角を検出するための二つの長方形領域を示す。
- Fig. 3 ガウス関数 $g(x, y)$ とその x 方向の1次導関数 $g_x(x, y)$
- Fig. 4 距離変換を使ったポテンシャル画像の例
(a) 原画像
(b) Canny filterによるエッジ画像
(c) ポテンシャル画像
(d) 距離変換を行ったポテンシャル画像のピクセル値を示す図
(e)~(h)は、それぞれのピクセル値での2値画像
(e) ピクセル値が“4”
(f) ピクセル値が“3”
(g) ピクセル値が“2”
(h) ピクセル値が“1”
- Fig. 5 エッジ保存の平滑化フィルタの局所領域
- Fig. 6 外部エネルギーのための弾性力の作成
弾性力の一端は頭部領域の重心点に置かれ、もう一端はACM上の下角内側点につながれた。
- Fig. 7 変形した輪郭の例
(a) 原画像
(b) ACMを使用しないときの結果画像
(c) ACMを使用したときの結果画像
(d) (b)と(c)を重ねた輪郭画像(白線はACM非使用、黒線はACM使用))
- Fig. 8 変形した輪郭の例
(a) 原画像
(b) E_{con} を使用しないときの結果画像
(c) E_{con} を使用したときの結果画像
(矢印は E_{con} によって改善された領域を示す)
- Table 自動計測法と手動計測法の一致度