

頭部 CT 画像を用いた
側頭葉内側部萎縮の自動計測法の開発

名古屋大学大学院医学系研究科
医療技術学専攻

服 部 真 澄

平成 19 年度学位申請論文

頭部 CT 画像を用いた
側頭葉内側部萎縮の自動計測法の開発

名古屋大学大学院医学系研究科
医療技術学専攻

(指導：小寺吉衛 教授)

服 部 真 澄

目次

第 1 章	総論	7
第 2 章	認知症の画像診断	9
2.1	Alzheimer 病	
2.1.1	側頭葉の萎縮	
2.1.2	側頭葉以外の萎縮	
2.1.3	DLB	
2.2	前頭側頭型認知症	
2.3	皮質基底核変性症	
2.4	進行性核上麻痺	
2.5	Huntington 病	
第 3 章	しきい値処理とモルフォロジー処理を用いた側頭葉内側部の 自動計測アルゴリズムの試作	11
3.1	はじめに	
3.2	方法	
3.2.1	計測項目	
3.2.2	側頭葉内側部検出アルゴリズム	
3.2.3	計測値の評価	
3.3	結果	
3.4	考察	
3.5	結語	
第 4 章	動的輪郭モデルを用いた側脳室下角領域抽出の改善	21
4.1	はじめに	
4.2	方法	
4.2.1	初期輪郭の抽出	
4.2.2	ACM の概要と提案手法	

4.2.2.1	第 1 段階の ACM 処理に用いる E_{image}	
4.2.2.2	第 2 段階の ACM 処理に用いる E_{image}	
4.2.2.3	E_{con} の設定	
4.2.3	抽出領域の評価法	
4.3	結果	
4.4	考察	
4.5	結語	
第 5 章	ACM を用いた側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの評価	36
5.1	はじめに	
5.2	方法	
5.2.1	手動修正	
5.2.2	アルゴリズムの評価	
5.3	結果	
5.4	考察	
5.5	結語	
第 6 章	全体総括	55
謝辞		57
文献		58
本論文に関連する研究業績一覧		61

目次

3.1	側頭葉内側部の 1 次元計測	12
3.2	側頭葉内側部の計測方法のフローチャート	13
3.3	原画像	14
3.4	頭骨領域の 2 値画像	14
3.5	大脳縦裂の検出	14
3.6	頭骨内側領域のヒストグラム	15
3.7	OC-フィルターの効果	15
	a) 処理前	
	b) 処理後	
3.8	長方形領域の定義	16
3.9	手動計測値と自動計測値の関係	17
	a) 1 次元計測	
	b) 側脳室下角面積	
3.10	側頭葉内側部の計測値の 1 症例	18
	a) 側頭葉内側部の 1 次元計測	
	側脳室下角径：18.5%	
	側頭葉内側径：15.5%	
	鉤間距離：26.7%	
	b) 側脳室下角面積　：0.54%	
3.11	自動計測における誤検出の症例	19
	a) 1 次元計測	
	“ ” は、不正確な計測ライン	
	b) 側脳室下角の面積	
	“ ” は、不正確な輪郭線	
4.1	初期輪郭抽出手順のフローチャート	23
4.2	拡張された領域のヒストグラムからのしきい値決定	23
4.3	モデルの変形処理過程	25
4.4	エネルギー関数	26
4.5	ガウス関数 $g(x,y)$ とその x 方向の 1 次導関数 $g_x'(x,y)$	27
4.6	距離変換を使ったポテンシャル画像の例	29
	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 "	
4.7 エッジ保存の平滑化フィルタの局所領域	30
4.8 外部エネルギーのための弾性力の作成	30
4.9 抽出領域と手動トレース領域の一致度	31
4.10 変形した輪郭の例	32
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))	
4.11 変形した輪郭の例	33
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	
5.1 25 例のテスト画像における観察者 A によって計測された下角横径	
に対する、コンピュータによって計測された下角横径のグラフ	41
5.2 25 例のテスト画像における観察者 A によって計測された側頭葉内	
側径に対する、コンピュータによって計測された側頭葉内側径の	
グラフ	42
5.3 側頭葉内側部の線状領域に誤検出のある症例	42
a) 左側脳室下角の原画像	
b) 側脳室下角横径の計測ライン	
c) 側脳室下角の輪郭	
5.4 25 例のテスト画像における観察者 A によって計測された鉤間距	
離に対する、コンピュータによって計測された鉤間距離のグラフ ...	43
5.5 25 例のテスト画像における観察者 A によって計測された下角面積	
に対する、コンピュータによって計測された下角面積のグラフ	43
5.6 25 例のテスト画像における観察者 B によって計測された下角横径	
に対する、コンピュータによって計測された下角横径のグラフ	45

5.7	25 例のテスト画像における観察者 B によって計測された側頭葉内側径に対する，コンピュータによって計測された側頭葉内側径のグラフ	45
5.8	25 例のテスト画像における観察者 B によって計測された鉤間距離に対する，コンピュータによって計測された鉤間距離のグラフ	46
5.9	25 例のテスト画像における観察者 B によって計測された下角面積に対する，コンピュータによって計測された下角面積のグラフ	46
5.10	25 例のテスト画像における 2 名の観察者によって計測された下角横径に対する，コンピュータによって計測された下角横径のグラフ	47
5.11	25 例のテスト画像における 2 名の観察者によって計測された側頭葉内側径に対する，コンピュータによって計測された側頭葉内側径のグラフ	48
5.12	25 例のテスト画像における 2 名の観察者によって計測された鉤間距離に対する，コンピュータによって計測された鉤間距離のグラフ	48
5.13	25 例のテスト画像における 2 名の観察者によって計測された下角面積に対する，コンピュータによって計測された下角面積のグラフ	49
5.14	側脳室下角周辺の低信号領域による誤検出の症例	52
	a) 右側脳室下角の原画像	
	b) 右側脳室下角の輪郭	
	c) 手動修正後の画像	

表目次

4.1	自動計測法と手動計測法の間的一致度（観察者 A）	33
4.2	自動計測法と手動計測法の間的一致度（観察者 B）	33
4.3	自動計測法と手動計測法の間的一致度（2名の観察者）	34
5.1	25例のCT画像における自動計測法と手動計測法で得られた側頭葉内側部萎縮の計測値（観察者 A）	38
5.2	25例のCT画像における自動計測法と手動計測法で得られた側頭葉内側部萎縮の計測値（観察者 B）	39
5.3	25例のCT画像における自動計測法と手動計測法で得られた側頭葉内側部萎縮の計測値（2名の観察者）	40
5.4	8名の観察者によって10症例を計測したときの自動計測法と手動計測法の標準偏差（CV）	50
5.5	1名の観察者が10症例を10回計測したときの自動計測法と手動計測法の標準偏差（CV）	50

第 1 章

総論

第 1 章 総論

コンピュータの性能が飛躍的に向上し、加えて画像処理技術の進歩によって、コンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis : CAD) に関する研究が盛んになってきている。CAD とは、コンピュータによる画像の解析情報を読影医に対する「第 2 の意見」として提示することにより、画像の診断精度を向上させ診断バラツキを減少させる技術である[1]。また、同時に診断時間が短縮されることにより診断業務の効率化に寄与できる可能性も期待されている。これまでに、乳房をはじめ、胸部、頭部、血管、腹部などを対象にした多くの CAD 関連の研究・開発が行われてきた[1-2]。その中で、中枢神経系疾患の診断において、老年性の大脳萎縮や小脳萎縮などの定量評価が重要である[3]。

脳萎縮は、なんらかの原因によって脳実質組織が失われ、その容積が減少した状態である。病理組織学的には、神経細胞や軸索の脱落、繊維性グリアの増生、髄鞘の病変などがみられ、肉眼的にはこれらの変化により、脳室・脳溝の拡大や脳実質内の嚢胞病変などがみられる。原因として、脳血管障害、外傷、感染症、脱髄疾患などから二次的に起こりうるが、多くは原因不明の変性疾患や高齢者に加齢とともに認められる[3]。脳萎縮は肉眼的病理所見に対して、computed tomography(CT)上は脳室・脳槽・脳溝などの髄液腔の拡大として描出される。脳表上面のスライスでは、割られた胡桃様に萎縮した脳回が認められる。髄液腔は加齢に伴って増大し、脳室は 40 歳以後拡大傾向が出現し、60 歳以後には加速度的に拡大が進行するのに対して、脳溝は 40 歳以前にも前頭葉に加齢に伴って拡大が起こり、60 歳以後では脳室と同様に急速に拡大する。CT は非侵襲的に萎縮の程度を描出でき、経過観察にも有用である。日常の診療では視覚的段階評価法、すなわち CT 画像上での脳室・脳槽・脳溝の大きさを視覚的に評価し、年齢を考慮して、主観的に正常か軽度、中程度、高度の脳萎縮というような 4 段階に分類して読影するのが一般的である。しかし、各疾患での比較検討や萎縮の進行程度の判定には、より客観的な定量方法が必要になる[3]。

脳室、脳溝の定量的計測法として、幅を求める 1 次元計測法、面積を求める 2 次元計測法、体積を求める 3 次元計測法などの各種の方法がある。後者ほど正確で信頼性が高いが、複雑かつ煩雑になる欠点がある。

1 次元計測法の簡単な指標としては、側脳室前角の幅が同レベルでの頭蓋内径の 1/3 以上、尾状核頭部内側での前角幅が、同レベルでの頭蓋内径の 1/6 以上を示す場合、側脳室拡大が疑われる。第 3 脳室幅は 7mm 以下が正常である。大脳脳溝幅は 60 歳以下で 3 mm 以下、半球間裂は 5mm 以下が正常とされる。このように 1 次元計測法は、簡単で最もよく利用される方法である。しかし、スキャン角度に垂直な部位の計測誤差は少ないが、他の角度ではパーシャルボリューム効果により正確な計測が困難で、

計測値の変動となる。2次元計測法は、1～2枚のCT画像でプラニメータや格子により側脳室の面積と頭蓋内腔の全面積を測定し両者の比 VBR (ventricular-brain cross sectional area percentage ratio) を求める方法がある。この方法は視覚的判定を面積比により客観的に表現した計測法といえるが、頭蓋の形態やCTのスライス角度により、計測した解剖学的部位が変化したり、脳溝の定量が困難で再現性に問題がある。

最近、変性疾患の中で、老年期・初老期に起きる認知症性疾患において、最も多い Alzheimer 型認知症 (Alzheimer-type dementia : ATD) が話題になっている。ATD では、病理学的に ATD の主座の一つと考えられる海馬を含む、側頭葉内側部の萎縮が強い傾向があるといわれている。そのため、側頭葉内側部萎縮の定量評価が有用とされている[4-11]。

本研究の目的は、正確で主観性を最小限にした側頭葉内側部萎縮評価を行うための自動計測アルゴリズムを開発することである。我々は、側脳室下角の輪郭を抽出し、下角面積と側頭葉内側部の1次元計測を自動で計測するアルゴリズムの詳細を述べる。そして、自動計測法の手動計測法に対するパフォーマンスについて述べる。

第2章では、脳萎縮の原因で最も多い変性疾患の画像診断の概説を述べる。ここでは、認知症をきたす種々ある疾患の中で、老年期・初老期に起きる老化性認知症の中の脳実質性認知症について記述した。第3章ではCT画像を用いて、側頭葉内側部の1次元計測と側脳室下角面積を自動計測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を用いて開発し、手動計測と比較した。その結果、自動計測結果と手動計測結果の間に高い相関が見られたが、視覚的評価において誤検出する場合があった。そこで第4章では、側脳室下角領域をより良好に抽出する手法を提案する。第3章で抽出した側脳室下角領域を初期輪郭とし、我々の提案する動的輪郭モデル (active contour models : ACM) を用いて輪郭変形を行った本手法の有効性を検討した。この提案手法では、ACM に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。第5章では、第3章と第4章で開発した、1次元計測アルゴリズムと側脳室下角領域の抽出アルゴリズムを使用して、側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの評価を行った。アルゴリズムの評価は、計測値の定量評価、手動修正機能を使った自動計測法と手動計測法の観察者間と観察者内の再現性について検討した。第6章では、CT画像を用いて、側頭葉内側部の1次元計測と側脳室下角面積を自動計測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を用いたアルゴリズムの試作から改良までの本論文の結論をまとめ、今後の課題について述べた。なお、本研究で使用したCT画像データは、名古屋大学医学部倫理委員会の承認を得て、倫理的な配慮を行っている。

第 2 章

認知症の画像診断

第2章 認知症の画像診断

認知症は、知能障害の一種で、出生前後の脳障害のために知能の発達が悪い精神遅滞(以前は精神薄弱と呼ばれ、最近では一般に知的障害と呼ばれる)とは異なり、普通に発達した知的機能が後天的な脳の広範な損傷により日常生活に支障をきたす程度にひどく障害された状態である。しかし、認知症は単に知能の障害を示すだけでなく、感情・意欲・人格などの他の精神機能の障害をも多少とも伴うものである[4]。

現在では、認知症の診断は DSM- [4]の診断基準が一般に使用される。また、認知症の評価には、改訂版長谷川式簡易認知症審査スケール(HDS-R) [4]、mini-mental state examination (MMSE) [4]、などがよく使用されるが、これらの簡易認知症審査スケールのみで認知症を評価することには慎重でなければならない。認知症の評価は、病歴、身体所見や精神所見、さらには脳波や画像などの臨床検査所見などを総合して行われるべきである。

画像診断は認知症の臨床診断に有用であるのみならず、CT の登場以来、各種病態の理解、分類に画像診断が果たしてきた役割は大きい。ここでは、変性疾患を中心に、認知症性疾患の画像診断を脳萎縮の観点から概説する[4]。

2.1 Alzheimer 病

Alzheimer 病 (Alzheimer disease : AD) は、初老期認知症の代表的疾患であるが、初老期認知症は、一般に 65 歳以前に発症するものをさし、65 歳以降に発症する場合は Alzheimer 型老年認知症 (Senile dementia of Alzheimer type : SDAT) として区別することが多い。臨床的には、SDAT と AD の画像所見に明らかな差はなく、断らない限り AD として扱うこととする。

2.1.1 側頭葉の萎縮

AD の基本的な画像所見はびまん性脳萎縮であるが、脳萎縮は生理的加齢においても認められることから、その鑑別が問題になる。AD における脳萎縮は生理的加齢にみられる萎縮に比して有意に強いが、特に病理学的に AD の主座のひとつと考えられる海馬を含む側頭葉内側に強い傾向がある。一方、生理的加齢においては、海馬の体積はほとんど変化しないことから、画像上もこの点に注目することにより鑑別を期待できる。

2.1.2 側頭葉以外の萎縮

AD では、脳梁の萎縮が有意に認められる。対応する大脳皮質の萎縮に伴う二次的な変化と推測され、認知症の程度との相関も示されている。

2.1.3 DLB

ADの近縁疾患としてLewy小体を伴う認知症(Dementia with Lewy bodies : DLB)が知られている。画像所見は,ADと同様に側頭葉内側の萎縮をみるものの,ADに比較して萎縮の程度が有意に軽度であることが特徴と考えられている。

2.2 前頭側頭型認知症

前頭側頭型認知症(frontotemporal dementia : FTD)は,前頭葉,側頭葉の皮質に限局性が強い高度の萎縮をみる疾患で,臨床的には記憶障害を主体とするADと異なり,人格障害,言語障害が前景に立つ特徴がある。画像所見は,前頭葉,側頭葉あるいはその双方の高度萎縮である。脳萎縮の程度は,ADなどの他の認知症性疾患に比較して特に高度であり,knife blade様と表現される特徴的な尖った脳回の形態が認められる。ADと異なり,側頭葉の萎縮は外側面に優位で,海馬を含む内側面は比較的保たれる。

2.3 皮質基底核変性症

皮質基底核変性症(corticobasal degeneration : CBD)は,比較的新しい病態で,前頭葉,頭頂葉皮質の萎縮,黒質・線条体の変性をみる原因不明の変性疾患である。CT, MRI所見は,初期には正常のこともあるが,非対称性の前頭葉,頭頂葉の萎縮,特に神経症状と対側の中心溝付近の強い萎縮が比較的的特徴的と考えられる。

2.4 進行性核上麻痺

進行性核上性麻痺(progressive supranuclear palsy : PSP)の画像所見は,中脳被蓋,特に上丘の萎縮が顕著であることが特徴的で,90%以上の症例に証明できる。大脳半球の萎縮も80%に認められるが,CBDと異なり対称性である。

2.5 Huntington 病

常染色体優性遺伝を示す変性疾患で,30~40歳代に四肢,顔面の不規則な不随意運動で発症することが多い。病理学的には線状体に主座をもつ変性が特徴的で,画像診断でも比較的初期より尾状核の萎縮が認められる。側脳室前角の外側縁には尾状核頭部が接するため内側凸の輪郭を示すのが正常であるが,本症では尾状核頭部が萎縮するため,この輪郭が直線化したり,あるいは逆に外側凸となる特徴的な形状を示す。しかし同様の所見は,前述のFTDなどでも認められる。

以上に述べたように,認知症では特徴的な脳萎縮が認められることがあり,その定量評価が有用と考えられる。

第 3 章

しきい値処理とモルフォロジー処理を用いた
側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの試作

第3章 しきい値処理とモルフォロジー処理を用いた側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの試作

本章では、臨床で最も普及している CT 画像を用いて、側頭葉内側部の 1 次元計測と側脳室下角面積を自動計測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を用いて開発し、手動計測と比較した。

3.1 はじめに

CT は非侵襲的に萎縮の程度を描出でき、経過観察にも有用と言われている[3]。日常の診療では、CT 画像上での脳室・脳槽・脳溝の大きさを視覚的に評価し、年齢を考慮して、主観的に読影するのが一般的である。しかし、各疾患での比較検討や萎縮の進行程度の判定には、より客観的な定量方法が必要である[3]。そして、いくつかの側頭葉内側部萎縮の定量計測方法が臨床的に検討されているが、側頭葉内側部萎縮の自動計測を行った報告はない。

本章では、臨床で最も普及している CT 画像を用いて、側頭葉内側部の 1 次元計測と側脳室下角面積を自動計測するアルゴリズムを開発し、手動計測と比較した。

3.2 方法

東海記念病院において、頭痛・めまい等で単純頭部 CT 検査を施行した症例のうち、明らかな脳梗塞、脳出血の無いもの 13 症例を計測対象とした。そのうち 3 症例でアルゴリズムの設計を行い、残り 10 症例で自動計測の精度を評価した。トレーニング用画像の 3 症例は、さまざまな症例を計測可能とするため側脳室下角の大きさが比較的小さな症例と中程度の症例、そして脳萎縮が強く側脳室下角が比較的大きな症例を選択した。評価用画像の 10 症例においても側脳室下角の大きさがさまざまなものを選択し、加齢に伴って脳萎縮が進行して脳実質の CT 値が低下することを考慮し年齢幅を 15 歳から 88 歳と広くした。

CT 装置は Lemage SX/T (GE 横河メディカルシステム社製) を用い、撮影条件は管電圧 120kV、管電流 200mA、撮影時間 2.0s、スライス厚 5mm、none helical で頭蓋底面に平行な鞍上槽レベルのスライス画像を撮影した。本画像データをワークステーション (Advantage windows 2.0, GE 横河メディカルシステム社製) から GP7-600 パーソナルコンピュータ (日本ゲートウェイ株式会社) へ DICOM を取り扱うソフトウェアである eFilm1.5 により 2 バイトデータで転送し、Pascal 言語処理系

の Delphi4(インプライズ株式会社)でプログラミングしたソフトウェアを使用し解析及び計測を行った。

3.2.1 計測項目

Fig.3.1 に鞍上槽レベルの CT トレース画像を示す。この画像にそれぞれの計測ラインを表示し、計測項目を説明する。側頭葉内側部の 1 次元計測は、両側の側脳室下角横径 (Fig.3.1 の $A+A'$)、両側の側脳室下角内側端から鉤内側までの距離 (側頭葉内側径, Fig.3.1 の $B+B'$)、両側鉤内側間距離 (鉤間距離, Fig.3.1 の C) をピクセル数とピクセルサイズの積により「mm」単位で表した。側脳室下角面積は、ピクセル数とピクセル面積の積により「 mm^2 」単位で表した[11]。

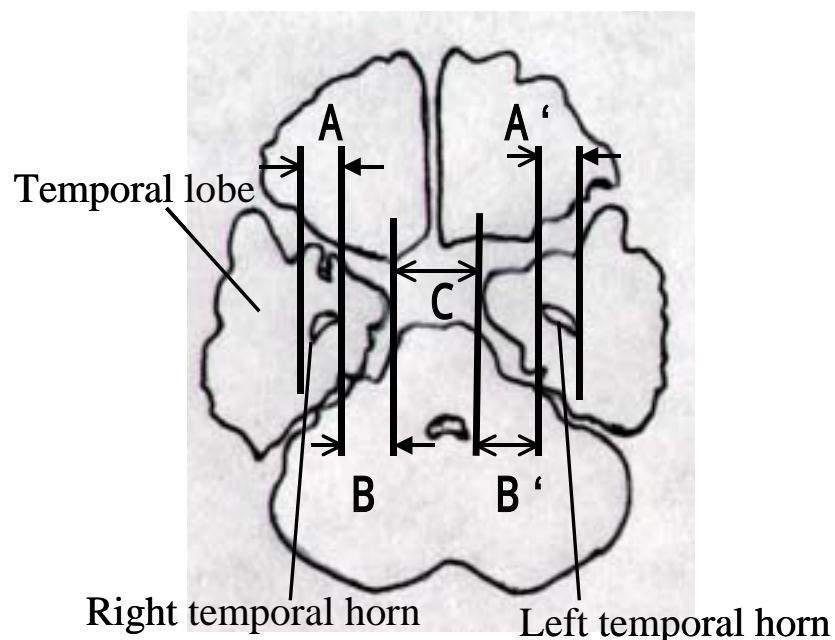


Fig.3.1 Linear measurements of the medial temporal lobe.

3.2.2 側頭葉内側部検出アルゴリズム

検出アルゴリズムのフローチャートを Fig.3.2 に示す。はじめに原画像 (Fig.3.3) から頭部領域を抽出するため、単純 2 値化処理により頭骨外領域と頭骨内領域を抽出した。ここで、2 値化するためのしきい値は乳突蜂巣の描出状態によって実験的に決定した (Fig.3.4)。

次に、正中矢状面の検出は頭骨内領域の 2 値画像を用いて、大脳縦裂による脳内への窪みを検出することにより行った。実際には、頭骨外領域の重心座標を通る垂線を左右に 1 度ずつ 5 度まで傾けて引き、頭骨内領域を通るピクセル数を計数し、最もピク

セル数が少ない直線を正中矢状面とした (Fig.3.5).

側脳室下角面積の計測は，前処理として頭骨内領域のヒストグラムを求め，ピーク値からピクセル値が “ 10 ” 小さい値をしきい値として 2 値化処理を行い (Fig.3.6) ，ノイズ除去のために opening 処理後の closing 処理 (OC-filter) を行った (Fig.3.7) . ここでのしきい値は，トレーニング画像を用いて下角の描出状態によって実験的に決定した . OC-filter を使用した理由として，ノイズのような細かな変動を取り除くのに効果がある中央値フィルタでは，中央値信号の根を求めるために中央値フィルタを何回か繰り返し掛ける必要があるが，OC-filter は opening と closing を一度ずつ施せばルート信号となり安定した結果が得られるためである [12-14] .

得られた 2 値画像を位置的に正規化するため，頭部の重心座標を FOV の中央座標に移動させ，正中矢状面の検出で求めた角度から正中矢状面を画像水平線に対し垂直に回転し，検出用画像を作成した . トレーニング画像から求めた頭骨外領域の重心位置から下角領域位置情報を参考にして，検出用画像の FOV の中央座標から決めた長方形領域を設定し，この領域に入るものを側脳室下角とした (Fig.3.8) . 長方形領域は，トレーニング画像から下角領域に外接する長方形領域を求め，さらに数ピクセル広い領域に設定した . また，下角検出のときに片側で複数の領域が検出された場合は，面積の最も大きなものを下角領域と認識させた .

1 次元計測に必要な鉤内側の位置は，検出用画像 (2 値画像) を用いて頭蓋腔領域の重心位置 (頭蓋骨外板で囲まれた領域の重心位置で，鞍上槽内に存在する) から左右に外側へ向かってピクセルを調べ，ピクセル値が “ 0 ” (画像上で黒) から “ 1 ” (画像上で白) に変わる所とした . 側脳室下角横径は，検出用画像をラベリングし下角領域のラベリング番号の中で X 座標方向に最も離れた 2 点の差から求めた .

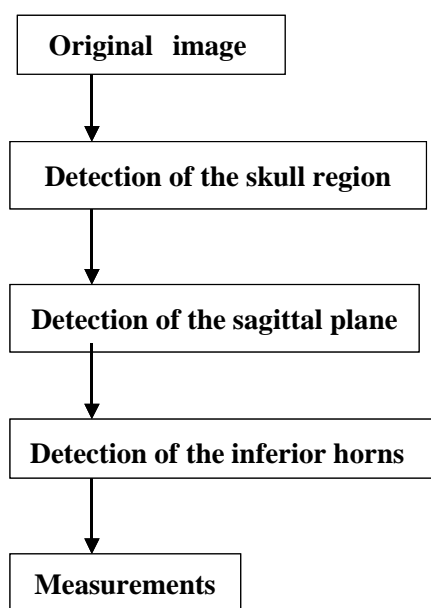


Fig.3.2
Flowchart of our measurements method for the medial temporal lobe.



Fig.3.3 Original image.



Fig.3.4 Binary image of the skull region.

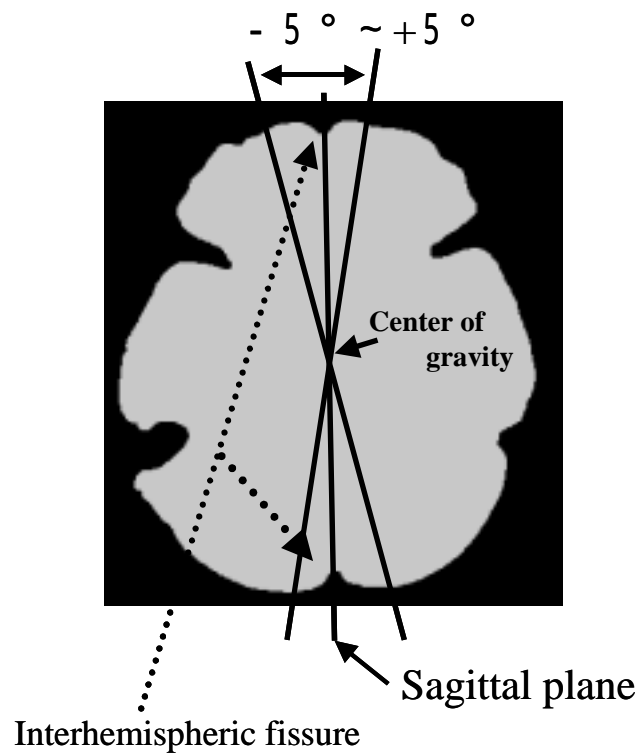


Fig.3.5 Detection of the interhemispheric fissure.

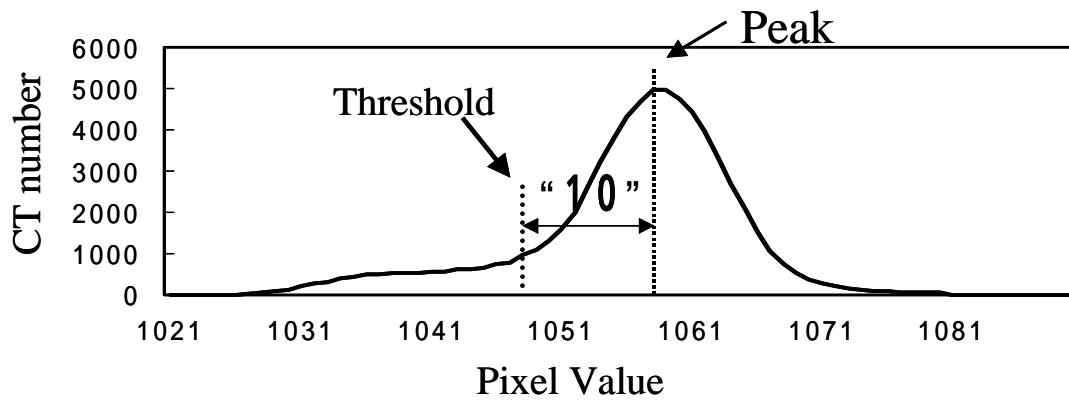


Fig.3.6 Histogram of the inner region of the skull.

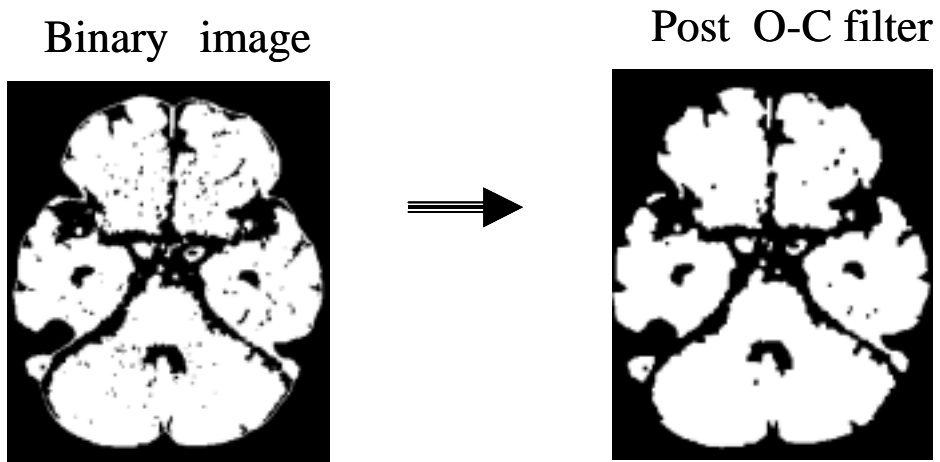


Fig.3.7 Effect of the OC- filter.

a | b

- (a) Preprocessing
- (b) Postprocessing

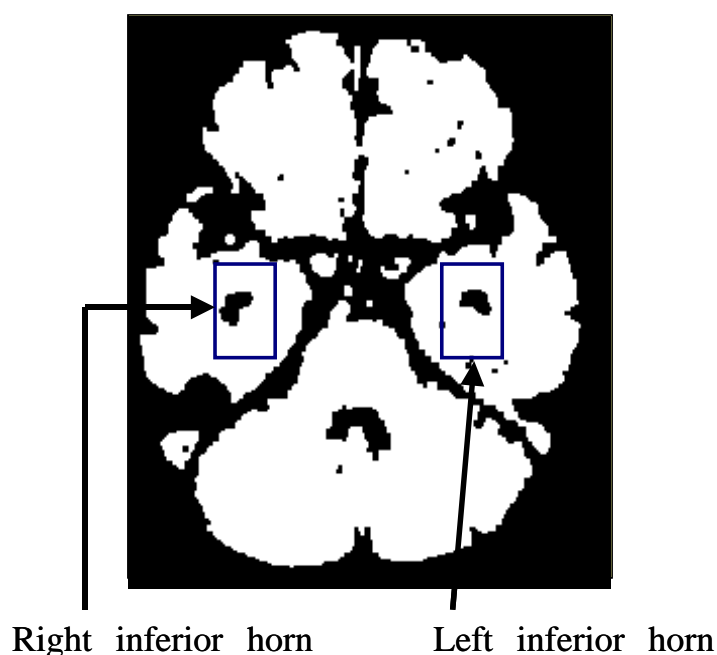


Fig.3.8 Definition of the rectangular areas.
 Bold line boxes denote two rectangular areas for left and right inferior horns.

3.2.3 計測値の評価

手動計測は、ワークステーション上で側脳室下角部分を 1.5 倍から 2 倍に拡大し、輪郭をトレースして行った。上述の自動計測により得られた結果と手動計測とを比較し相関係数を求めた。一方、原画像と原画像に計測ライン、下角の輪郭線を描画した画像を視覚的に比較し、正確に計測ライン、下角輪郭線を抽出しているものから抽出に失敗しているものまでを“良好”、“ほぼ良好”、“失敗”の 3 段階で視覚的評価を行った。観察者は経験年数 20 年以上で CT 撮影に携わったことのある放射線技師 1 名とした。

3.3 結果

側頭葉内側部の 1 次元計測と下角面積計測において、手動計測値と自動計測値の関係をグラフに表したものを Fig.3.9 に示す。1 次元計測での手動計測値と自動計測値の相関係数は 0.988 となり、回帰直線の傾きは 0.87 であった。一方、下角面積計測での手動計測値と自動計測値の相関係数は 0.980 となり、回帰直線の傾きは 0.73 となり、共に高い相関があった。

視覚的評価の結果は 10 症例で評価を行ったので、1 次元計測では 1 症例に 6 本の計測ラインを検出するため総計測ラインは 60 ライン (10 症例×6 本 = 60) となり、3 段階評価のうち“良好”と評価した割合は 60 ライン中 56 ラインの 93%であった。一方、下角面積では、1 症例で左右に 2 個の下角が存在するので総数 20 (10 症例×2 個 = 20) となり、3 段階評価のうち“良好”と評価した割合は 20 側中 15 側の 75%と少し低い値であった。

今回、開発した自動計測アルゴリズムを用いて、側頭葉内側部萎縮の計測結果例を Fig.3.10 に示す。図の上部は 1 次元計測ラインの結果を表示し、図の下部は下角面積の輪郭線抽出結果を表示している。ここでの各計測値の表示は個体差変動を少なくするため、1 次元計測は側頭葉外側横径に対する割合(%)で表し、下角面積は頭蓋腔面積 (頭蓋骨外板で囲まれた面積) に対する割合(%)で表した。各計測値を羽生らの文献 [11]から引用したコントロール群の平均値 ±SD 値と比較したところ、側脳室下角横径は $13.0 \pm 2.9\%$ に対して 18.48%と高い値、側頭葉内側径は $20.1 \pm 3.5\%$ に対して 15.51%と低い値、鉤間距離は $18.1 \pm 2.0\%$ に対して 26.73%と高い値となり、側頭葉内側径だけ低い“V パターン”で側頭葉内側部の萎縮を示した。また、下角面積も $0.16 \pm 0.07\%$ に対して 0.54%と高い値となり側頭葉内側部の萎縮を示した。

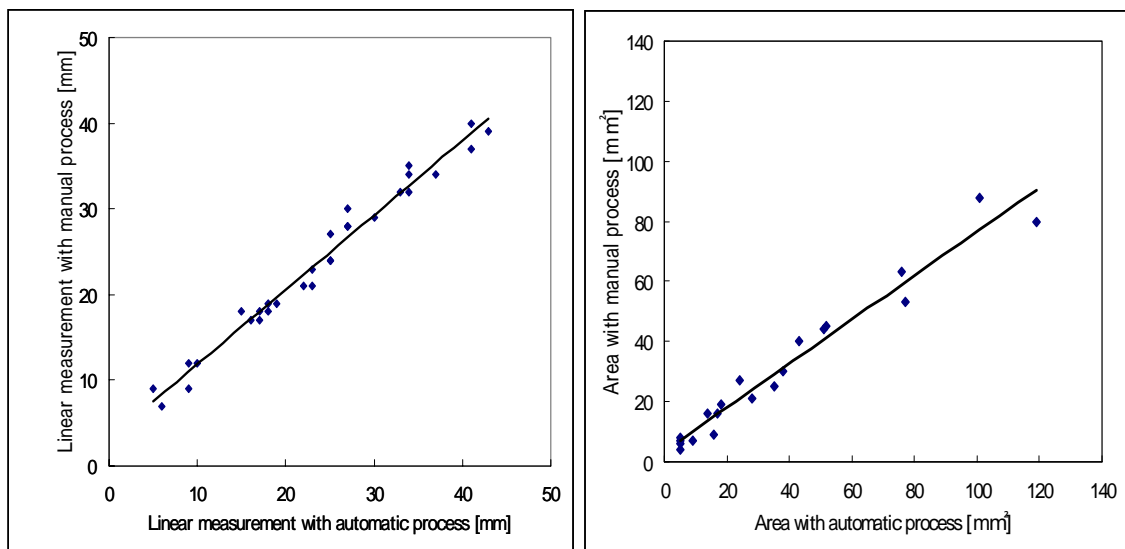


Fig.3.9 Relationship between manual and automatic measurements.

(a) Linear measurements

a b

(b) Area of the inferior horns of the lateral ventricles

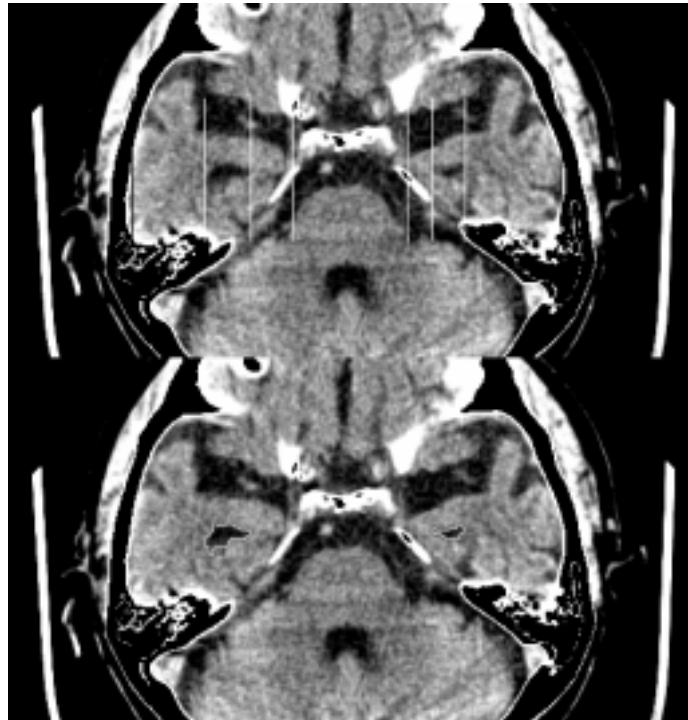


Fig.3.10 Measurements of the medial temporal lobe in a patient.

(a) Linear measurements of the medial temporal lobe

Width of the inferior horns of the lateral ventricles : 18.5%

Width of the medial temporal lobe : 15.5%

Interuncal distance : 26.7%

(b) Area of the inferior horns of the lateral ventricles : 0.54%

3.4 考察

今回作成した側頭葉内側部の自動計測処理によって計測した結果と手動計測による結果の相関係数は、1次元計測において0.988と高い相関があったが、回帰直線の傾きは0.870となり、自動計測が手動計測より大きな値となる傾向があった。視覚的評価において良好と評価されたのは93%で高い正解率が得られたと考えるが、残り7%の誤検出については二つの原因が考えられた。そのうちの一つは、下角領域の辺縁で線状の細長い部分がある場合に、この線状部分が削り取られることにより下角横径が過小評価されたためである。もう一つの原因は、鞍上槽の両辺縁の計測ラインを検出するとき、ウイルス動脈輪部の血管と思われる実質性の信号強度部分を脳実質と認識してしまうことにより、鞍上槽の横径を過小評価するためである(Fig.3.11a)。誤検出の原因の前者は、しきい値を変えて再計算することにより改善されたが、後者の血管を誤検出する場合には違う手法を考案する必要があった。

下角面積の計測について手動計測と自動計測の相関係数は 0.980 と高い相関があったが、回帰直線の傾きは 0.732 で自動計測値が大きくなる傾向となった。また、視覚的評価において 75% が良好と評価されたが、やや低い正解率に終わった。下角の自動抽出領域の輪郭を視覚的に観察したところ、下角輪郭線の誤検出の原因は、計測ラインの場合と同様に下角辺縁で線状に細長い部分が削り取られて下角領域の内側を輪郭とすることから、面積を過小評価していたためであった。また、その他の原因として、下角領域の周りの微小低濃度領域が類円形の突出像として抽出されるため、下角領域に含まれ面積を過大評価していたことが挙げられる。この場合もしきい値を数ピクセル変えることによって改善された(Fig.3.11b)。

下角が拡大している症例では、パーシャルボリューム効果によって下角辺縁の濃度勾配がゆるやかになる場合があり、輪郭が不明瞭となり下角辺縁を広く評価し過大評価された。しかし、この場合には手動計測においても下角領域とするのか脳実質領域とするのか迷うことがある。観察者により計測値が変動することを考慮すれば単純 2 値化処理により下角領域を決定した方が再現性のあるデータが得られるため有用と考えられる。

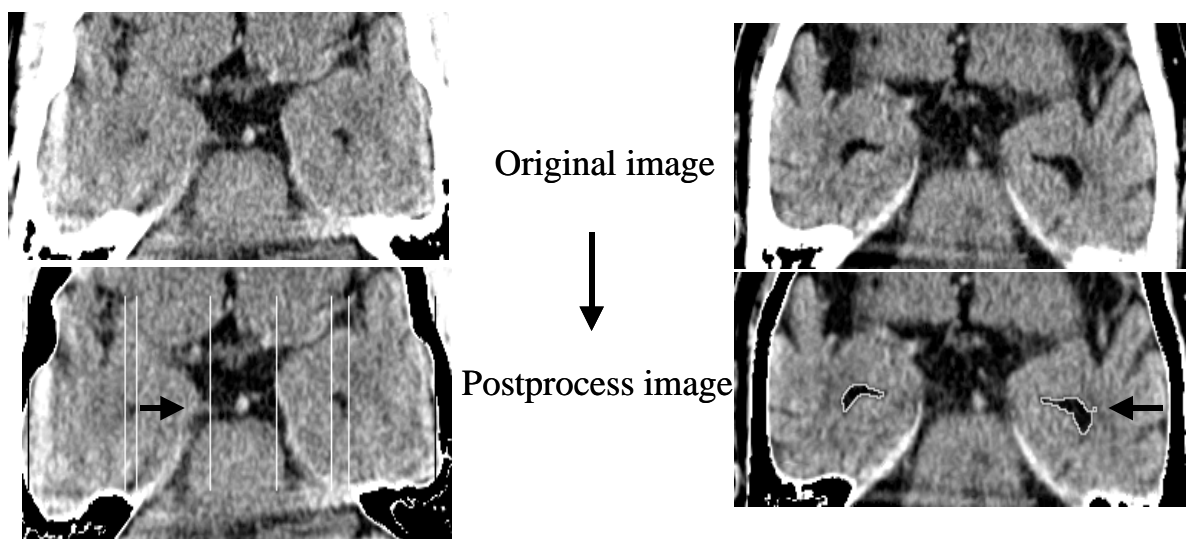


Fig.3.11 Examples of incorrect detection for the automated measurements. a | b

(a) Linear measurements

“ ” is incorrect line.

(b) Area of the inferior horns of the lateral ventricles

“ ” is incorrect contour.

今回開発したソフトウェアは、臨床的に実用性の高いものとするため計測結果に誤検出があった場合、1次元計測での計測ラインが1ピクセル単位で修正でき、下角面積ではしきい値をピクセル単位で変えて再計測が行えるようにした。また、体軸方向の傾きにより左右の下角が違うスライスに描出された場合、2枚の画像を入力し片側ずつ処理し計測できるようにした。このように誤検出があった場合は手動による修正機能を加えることで、視覚的評価の全例において計測処理結果が“良好”という結果が得られた。

上述のように、臨床の場で実用的に使用できる初歩的なソフトウェアの開発を行った。今後はアルゴリズムのさらなる改良を行う予定である。

3.5 結語

本章では、側頭葉内側部の萎縮を自動計測する初歩的なアルゴリズムを開発した。自動計測結果と手動計測結果を比較したところ、両者に高い相関が見られたが、視覚的評価において誤検出する場面があった。しかし、計測ソフトに修正機能を加えたことで全例が“良好”な結果となり、臨床現場で簡便に側頭葉内側部萎縮が定量できると考えられた。今後、より計測精度を上げるため、アルゴリズムのさらなる改良を行う予定である。

第 4 章

動的輪郭モデルを用いた
側脳室下角領域抽出の改善

第 4 章 動的輪郭モデルを用いた側脳室下角領域抽出の改善

第 3 章において我々は、側頭葉内側部の局所的萎縮を定量するために、側頭葉内側部の間接的体積評価である側脳室下角の拡大に注目し[4-11]、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[12]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ます、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。

4.1 はじめに

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診断支援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、しばしば困難な問題でもある。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 Snakes[16]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]。Snakes[16]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 Snakes[16]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。

本章では、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]、我々の提案する 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。

4.2 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を用いて開発した側脳室下角輪郭の抽出アルゴリズム[15]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。

東海記念病院において単純頭部 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 ）で評価を行った．なお，この 15 症例は様々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，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/T（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 orbitmeatal 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．

4.2.1 初期輪郭の抽出

Fig.4.1 に初期輪郭までの流れを示す．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．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 opening 処理の後に closing 処理を行った．この 2 値画像から，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(Fig.3.8)．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．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 dilation 処理を 3 回を行い，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(Fig.4.2)．

4.2.2 ACM の概要と提案手法

Active contour models(ACM)，特に Kass ら[16]の Snakes 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．

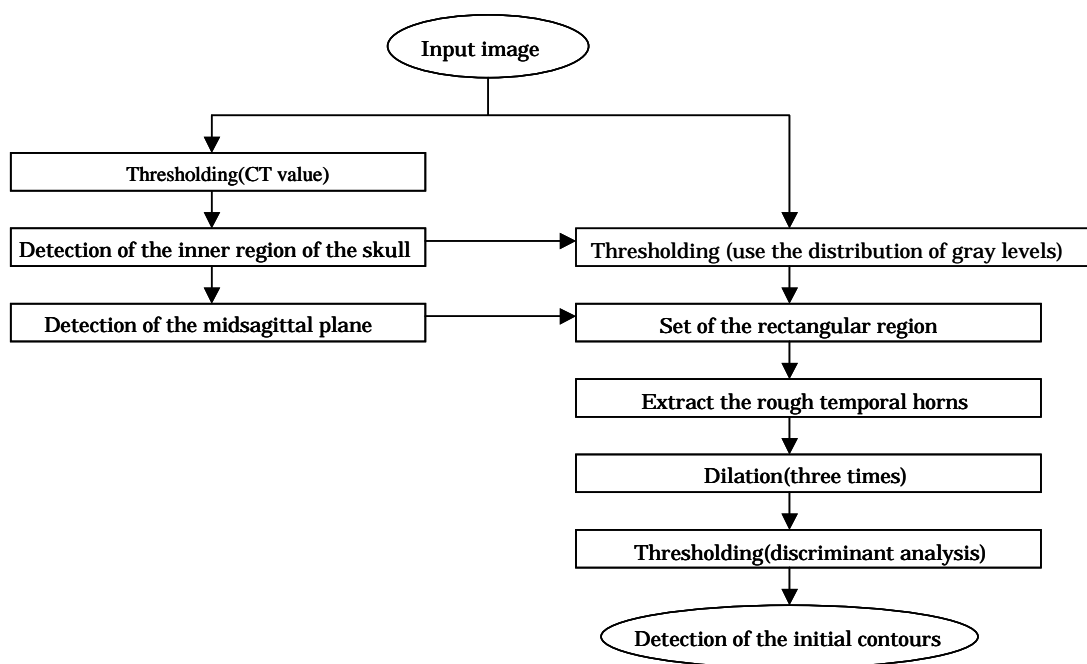


Fig 4.1 Flowchart of the initial contour extraction process.

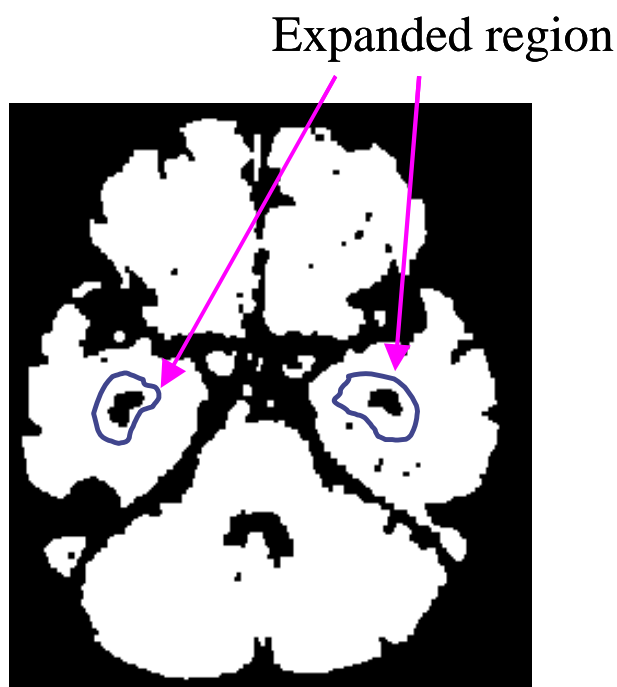


Fig4.2 Gray-level threshold value is selected based on the histogram within this expanded region.

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。

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

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。

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

ここで、1 次微分 $v'(s)$ は輪郭の連続性を表現し、2 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。

$$E_{\text{image}} = -w_g | \nabla I(x,y) | \quad (3)$$

$I(x,y)$ 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 1 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。

ここで Snakes の動きをテストパターンで確認した結果を Fig.4.3 に示す。図の白線の四角形を初期輪郭、目的の抽出領域を灰色の円形とし、2 ピクセル程度の移動の変形処理結果を表示した。Fig.4.3 の a) から f) になるほど四角形が円形に近づき、f) で円形領域を抽出するのを確認した。

Snakes は画像上の濃度変化の大きい滑らかな輪郭に収束するようにモデル化され、エネルギー最小化問題として記述されている。Snakes の数値計算法としては、式(1)のオイラー方程式を通常、最急降下法を用いて解くことになる。この問題は、数学的にはかなり特異な問題である[17]。モデル化された式においては Fig.4.4 に示すように、 E_{int} は輪郭点が一点に収束すればエネルギーは最小となる単調関数である。また、 E_{image} は画像の濃度変化の大きい点へ向かうような勾配があるときに、その方向へ輪郭線が変化すれば小さくなる。画像に勾配がないときは、 E_{int} により輪郭線は短くなる方向へ動き、 E_{int} の重みが大きすぎると必ず一点に収束し無意味となる。すなわち、数学的には Snakes の定式化はエネルギー最小化問題ではなく、初期値の付近で極小解を求める問題である。

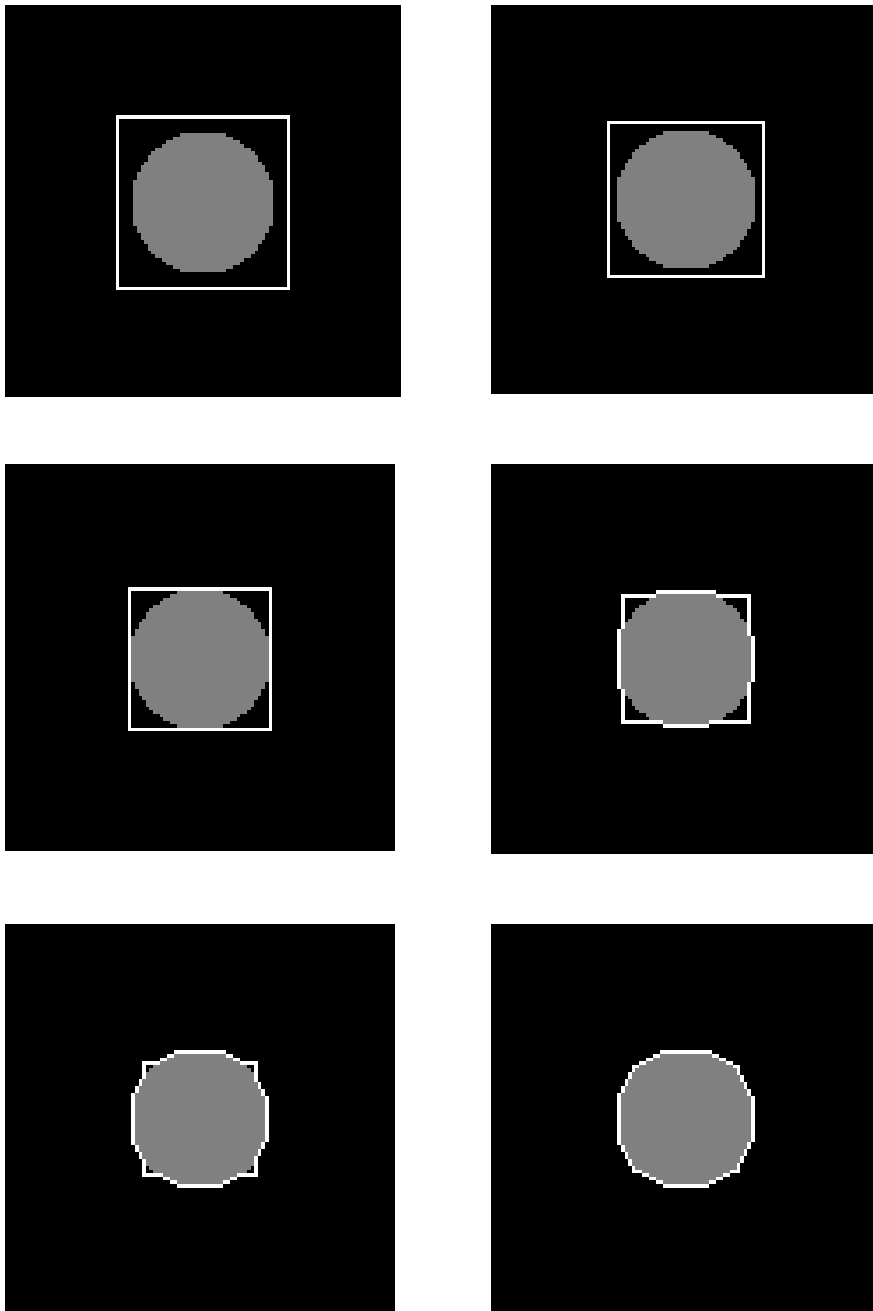


Fig.4.3 Shrinking process of the model.

a	b
c	d
e	f

上述したエネルギー項は、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。

我々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 1 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させる。この処理を実行するために、 E_{image} は Canny filter[25]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 2 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 filter) [27]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。

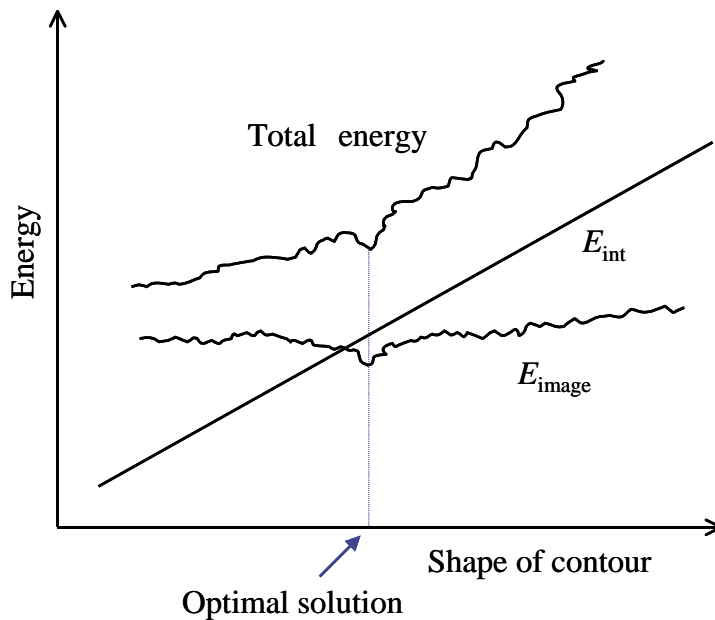


Fig.4.4 Energy function.

4.2.2.1 第1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、Canny[25]は1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。

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。

検出したエッジは真のエッジ近くにあること。

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

$$f_c(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin \omega x + a_2 e^{\alpha x} \cos \omega x + a_3 e^{-\alpha x} \sin \omega x + a_4 e^{-\alpha x} \cos \omega x + c \quad (4)$$

を導出し (, , 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

$$G'(x) = -\frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

で近似できることを示した[28] .Fig.4.5 に2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。

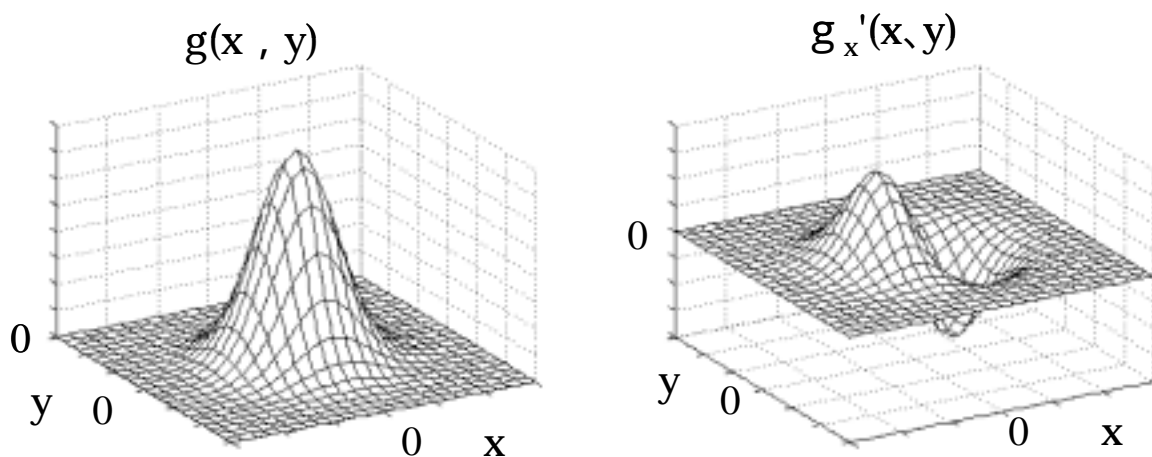


Fig.4.5 Outlines of Gaussian $g(x,y)$ and its x -directional derivative $g'_x(x,y)$.

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生成する。Fig.4.6 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。

4.2.2.2 第 2 段階の ACM 処理に用いる E_{image}

V filter[27]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.4.7 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。

4.2.2.3 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.4.8)。弾性力は、次式となり

$$E_{\text{con}} = -K / (x_1 - x_2)^2 \quad (6)$$

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。

4.2.3 抽出領域の評価法

提案手法を 15 症例の頭部 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、経験年数 20 年以上で CT 撮影に携わったことのある放射線技師 2 名が、手動方法で求めた抽出領域との一致度の平均を求め評価した。自動抽出領域と手動抽出

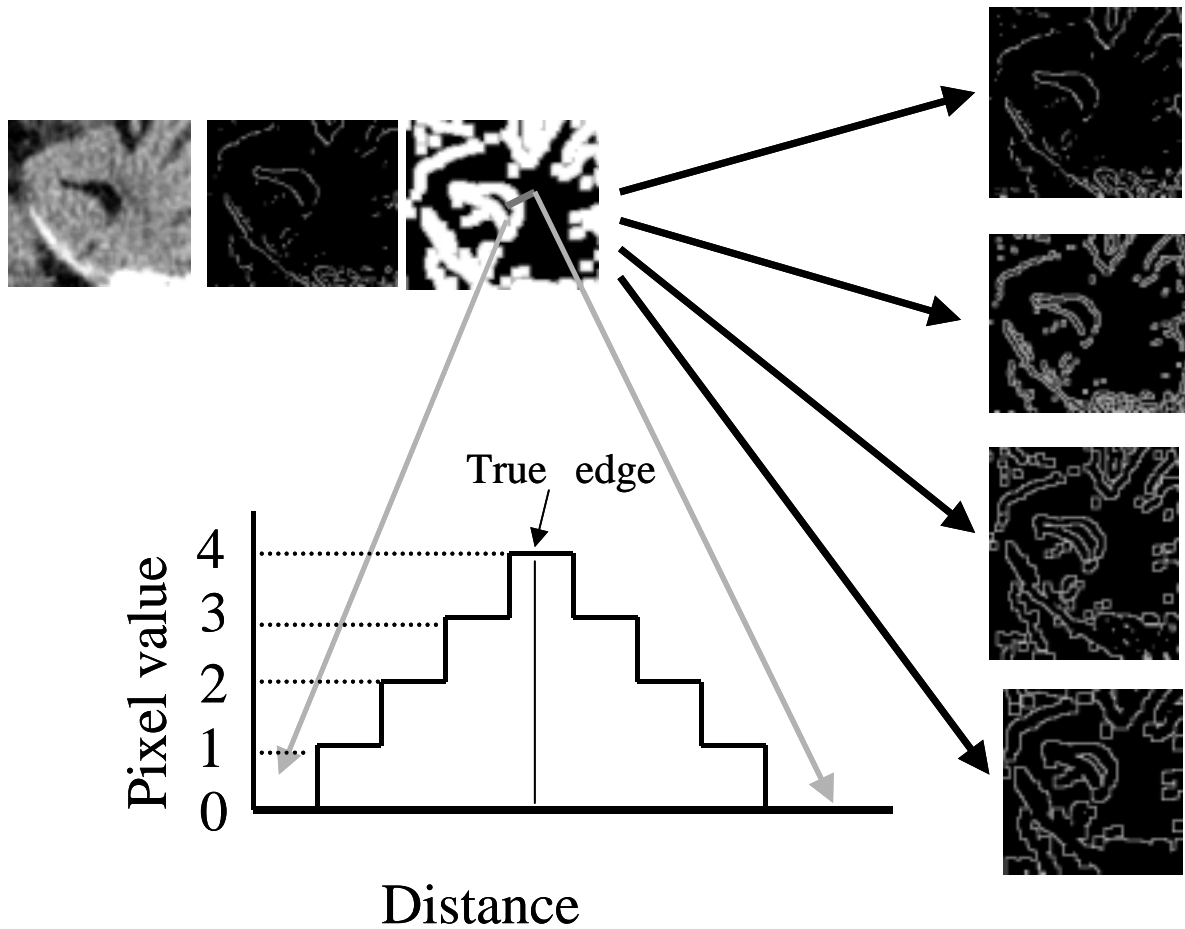


Fig.4.6 Example of potential images by distance transformation.

- a) Original image (Left inferior horn of lateral ventricles)
- b) Edge image by Canny filter.
- c) Potential image.
- d) Schematic of a potential image that illustrates the pixel values by applying distance transformation.
- e-h) are 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.

			e
a	b	c	f
			g
	d		h

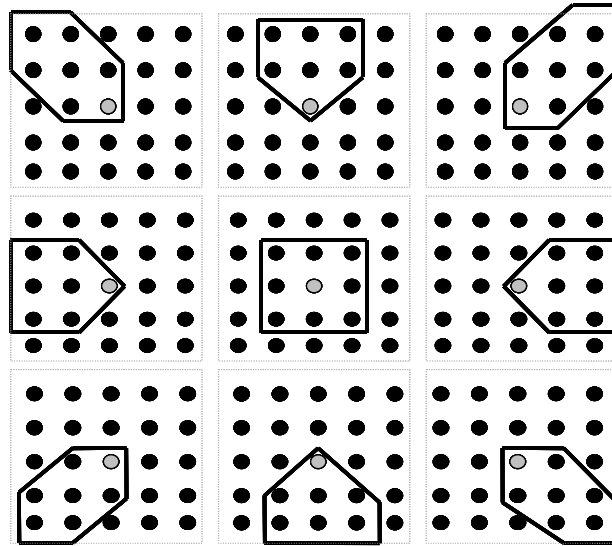


Fig.4.7 Selective local area of edge preserving smoothing filter.

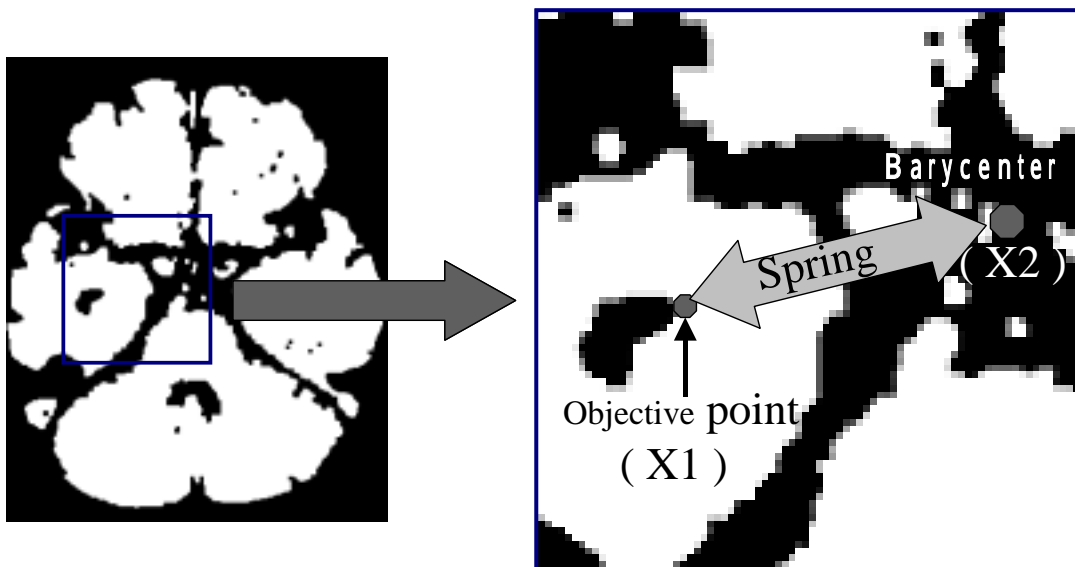


Fig.4.8 Creating a spring for the external constraint energy.

The other end of the spring is anchored at a baraycenter of the skull region, connected to a medial point of the inferior horn on ACM.

領域の一致度は次式となる(Fig.4.9) .

$$C(\%)=n(M \cap A)/n(M \cup A) \times 100$$

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 .

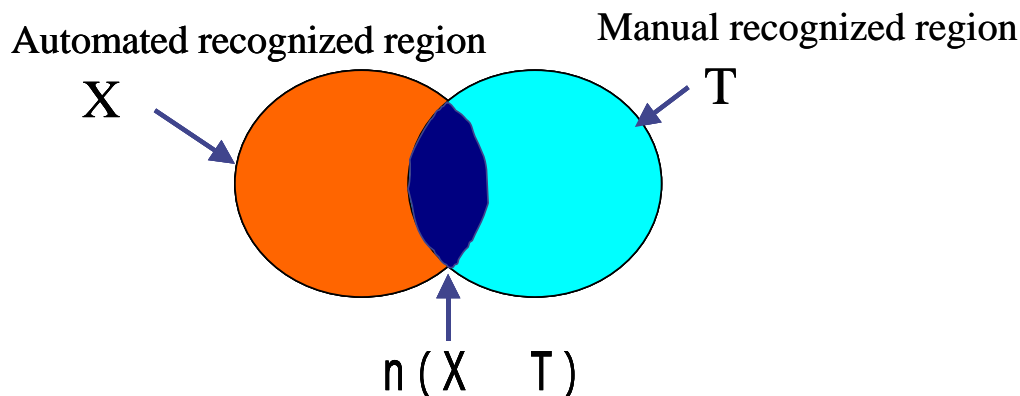


Fig.4.9 Degree of correspondence between the extract region and manual trace.

4.3 結果

Fig.4.10 には , 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.4.10 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.4.11 に示す . Fig.4.11 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) 凸状に張り出す形状となり , 輪郭形状が改善されている .

Table4.1 と Table4.2 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を示した . 観察者 A に比べ観察者 B の方が一致度の最小値 , 最大値 , 平均値のすべてで大きな値となったが , 従来法と提案手法の一致度の変化は同じ傾向があった . Table4.3 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 Table4.3 から , 一致度の平均値は提案手法で $71.6 \pm 7.1[\%]$, 従来手法で $67.4 \pm 8.7[\%]$ 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無かったが，最小値においては提案手法で 56.6[%]，従来手法で 45.5[%]と提案手法の方が約 11%高くなっていた．

4.4 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.4.10 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

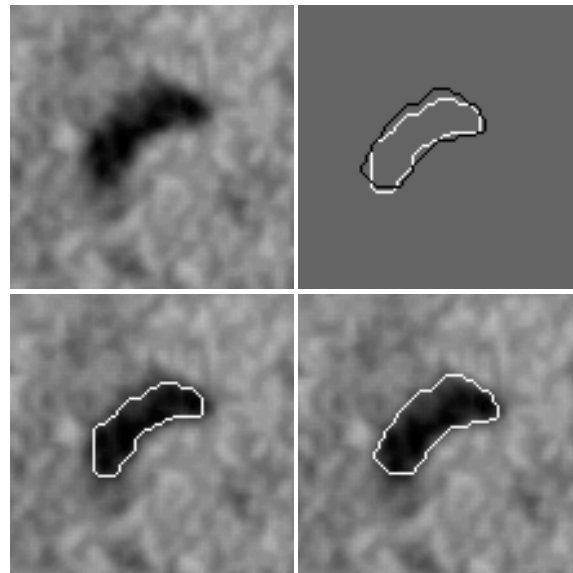


Fig.4.10 Examples of deformed contours.

- a) Original image.
- b) Resultant image without ACM.
- c) Resultant image with ACM.
- d) Contour image with b) and c).

a	d
b	c

(White line: without ACM, Black line: with ACM)

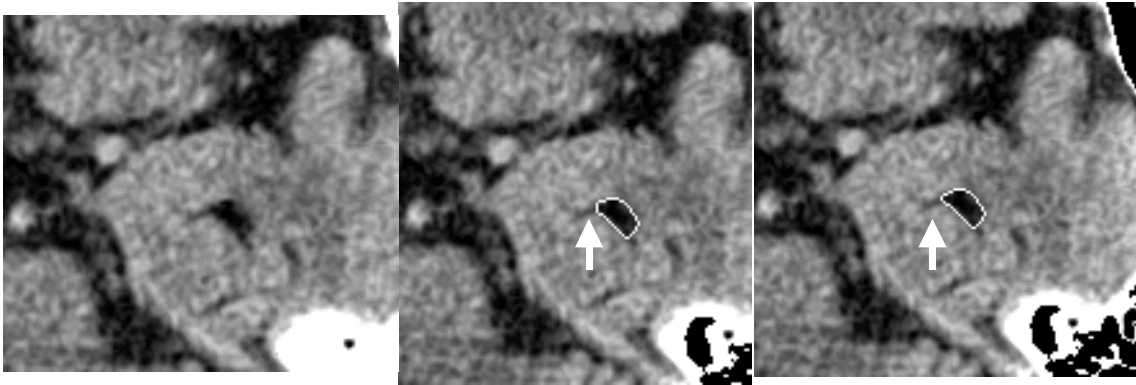


Fig.4.11 Examples of deformed contours.

a) Original image.

b) Resultant image without Econ.

c) Resultant image with Econ.

a | b | c

Arrows indicate in white shows improved region by Econ.

Table4.1 The degree of correspondence between automated method and manual method (reader A)

	Minimum[%]	Maximum[%]	Average[%]
Conventional method (without ACM)	37.0	78.0	60.9 ± 9.4
Proposed method (with ACM)	47.0	80.0	66.4 ± 9.4

Table4.2 The degree of correspondence between automated method and manual method (reader B)

	Minimum[%]	Maximum[%]	Average[%]
Conventional method (without ACM)	54.0	88.0	73.9 ± 9.1
Proposed method (with ACM)	66.0	88.0	76.8 ± 5.9

Table4.3 The degree of correspondence between automated method and manual method (two readers)

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

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，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，エッジへ引き寄せさせる効果がなくなる．そのため，第 1 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さ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，引き寄せさせる効果は大きいですが，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 2 段階の変形処理を行う．第 2 段階の変形処理では，エッジをぼかすことなく雑音を除く効果のある V filter (ぼけたエッジを鮮鋭化する特徴がある) [27] 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 1 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，その中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 filter [25] 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.4.11 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、Table4.3 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 11%高くなっていた。この一致度の最大値に変化が無く、最小値で大きく一致度の改善が見られたのは、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値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まった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。

4.5 結語

本章では、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、今回我々が提案する 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。

第 5 章

ACM を用いた
側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの評価

第 5 章 ACM を用いた側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの評価

本章では，第 3 章と第 4 章で開発した 1 次元計測アルゴリズムと側脳室下角領域の抽出アルゴリズムを使用して，側頭葉内側部の自動計測アルゴリズムの評価を行う．

5.1 はじめに

前章までに開発した側頭葉内側部萎縮を自動計測するアルゴリズムを用いて，アルゴリズムの定量評価と計測値の主観性を最小限にする再現性の良い計測が行えるかを，自動計測法と手動計測法の比較で評価する．

5.2 方法

アルゴリズムの評価は，東海記念病院において単純頭部 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 30 症例，江東老人医療センターで単純頭部 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 9 症例，そして木沢記念病院で単純頭部 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 21 症例の合計 60 症例を計測対象とした（女性は 30 例、男性は 30 例、平均年齢 = 72.2 ± 9.4 歳）.CT 装置は，東海記念病院では Lemage SX/T(GE 横河メディカルシステム社製)，江東老人医療センターでは LightSpeed Ultra (GE 横河メディカルシステム社製)，木沢記念病院では LightSpeed Plus (GE 横河メディカルシステム社製) を用いた．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 , 180 ~ 200mA , 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．そして解析は，AMD 1.53GHz CPU , 256Mbyte のメインメモリ，OS は Windows XP の標準 PC で行われた．

5.2.1 手動修正

我々が開発したソフトは，下角輪郭が抽出されると，計測結果は自動で保存され Delphi 4 で開発されたソフトを使って原画像に重ね合わせ表示される．このソフトで側脳室下角の 1 次元計測と下角面積が表示画像の上に自動で重ね合わせ表示された画像を Fig.3.10 に示す．もし手動修正が必要ならば，計測者は手動修正の実行と結果画像をモニタ上で見ることができる．たとえば自動計測において，1 次元計測結果のいくつかの計測ラインが誤検出されていたら，手動修正でラインの位置を修正するため

にキーボード入力を行う。そして手動修正が適用されると、修正後の計測値はすべて自動で再表示される。

5.2.2 アルゴリズムの評価

アルゴリズムの定量評価として自動計測法と手動計測法の比較を行った。評価試料は東海記念病院で施行された 30 例のアルゴリズムテスト用データの中からランダムに 25 例（女性は 14 例、男性は 11 例、平均年齢 = 69.4 ± 10.0 歳）を選び、観察者は経験年数 20 年以上で CT 撮影に携わったことのある放射線技師 2 名とした。最初に、手動計測法と自動計測法で得られた 1 次元計測値の相関を 25 例のアルゴリズムテスト用データから計算した。1 次元計測の各項目の距離は、自動計測ではアルゴリズムによって、そして手動計測では 2 名の観察者がキーボード入力によって計測ラインを決定することによって評価した。第 2 に、手動計測法と自動計測法で得られた下角面積の相関を 25 例のアルゴリズムテスト用データから計算した。下角の面積は自動計測ではアルゴリズムによって、そして手動計測では 2 名の観察者によってマウスで輪郭をトレースすることによって計算した。手動計測で使用した画像は、4 倍拡大像を使って計測し、計測結果は Stat View 5.0(SAS Institute Inc.)を使用して r^2 と RMSE を計測項目ごとに回帰分析で求めた。なお、自動計測法では手動修正を使用しなかった。

自動計測法と手動計測法の再現性を評価した。評価試料は東海記念病院で施行された 30 例のアルゴリズムテスト用データの中からランダムに 10 例（女性は 6 例、男性は 4 例、平均年齢 = 68.7 ± 11.6 歳）を選び、観察者は経験年数 6 年以上で CT 撮影に携わったことのある放射線技師 8 名とした。最初に、自動計測法と手動計測法における観察者間の再現性は 8 名の観察者が 10 例の CT 画像を、自動計測法で 1 回、手動計測法で 1 回の 1 次元計測値（側脳室下角横径、側頭葉内側径、鉤間距離）と下角面積値の計測を連続して行う。この時、4 名は手動計測を先に行った後に自動計測を連続して行い、残りの 4 名は自動計測を先に行った後に手動計測を連続して行った（観察者間の変動性）。続いて、観察者 8 名のうち 1 名は、計測日を変えて自動計測を 6 回、手動計測を 6 回の合計 12 回（計測日の間隔を、それぞれ 2 日、4 日、3 日、2 日、3 日を空けて 6 回行った）の計測を行った（観察者内の変動性）。この時、3 回は手動計測を先に行った後に自動計測を連続して行い、残りの 3 回は自動計測を先に行った後に手動計測を連続して行った。また、観察者の計測時には、実験前にテスト画像を用いて自動計測ソフトの使い方、手動計測法の仕方を説明し理解してもらった。評価は、各計測項目の計測値の標準偏差と変動係数（coefficient of variation: CV）の平均値を比較した[29]。なお、ここでの自動計測法は、観察者の判断により手動修正を使用した。

自動計測法で決定された特徴量の全体の成功率は、経験年数 20 年以上で CT 撮影に携わったことのある放射線技師 2 名の観察者が 60 例のアルゴリズムテスト用画像の自動計測結果を視覚評価することで計算した。おのこの画像で観察者は、自動計測法で決定された 1 次元計測ラインと下角面積領域が正しく決定されているかどうかを評価した。視覚評価は、計測ライン、下角の輪郭線を描画した画像を視覚的に比較し、正確に計測ライン、下角輪郭線を抽出しているものを「良好」、計測値に大きな影響がない程度の誤検出が一部にある場合「ほぼ良好」、明らかな誤検出がある場合「失敗」の 3 段階で視覚的評価を行った。

5.3 結果

2 名の観察者がマウストレースによって 25 例の CT 画像から 1 次元計測値と下角面積を計測した。自動計測法と手動計測法による観察者 A による計測結果を Table5.1 に、観察者 B による計測結果を Table5.2 に、2 名の観察者の平均を Table5.3 に示す。

Table5.1 Rough measures of manually and automatically obtained medial atrophy in 25 CT images (reader A)

	Manual method*	Automated method*	r ² **	RMSE	P [†]
Width of the temporal horn R & L	7.9 ± 3.1(mm)	7.1 ± 2.8(mm)	0.882	0.97	<0.0001
Width of the medial temporal lobe R & L	15.8 ± 2.7(mm)	16.3 ± 2.6(mm)	0.854	0.99	=0.0003
Interuncal distance	25.2 ± 2.4(mm)	25.4 ± 2.4(mm)	0.894	0.80	=0.1576
Area of the temporal horn R & L	30.5 ± 17.8(mm ²)	30.7 ± 18.8(mm ²)	0.824	7.95	=0.8281

* measures are mean ± SD

** r-square

† significance on t-test versus manual method

Table5.2 Rough measures of manually and automatically obtained medial atrophy in 25 CT images (reader B)

	Manual method*	Automated method*	r ² **	RMSE	P [†]
Width of the temporal horn R & L	8.1 ± 3.2(mm)	7.1 ± 2.8(mm)	0.912	0.83	<0.0001
Width of the medial temporal lobe R & L	15.5 ± 3.0(mm)	16.3 ± 2.6(mm)	0.882	0.90	<0.0001
Interuncal distance	25.5 ± 2.4(mm)	25.4 ± 2.4(mm)	0.955	0.52	=0.6003
Area of the temporal horn R & L	29.1 ± 19.8(mm ²)	30.7 ± 18.8(mm ²)	0.932	4.90	=0.0382

* measures are mean ± SD

** r-square

† significance on t-test versus manual method

Table5.3 Rough measures of manually and automatically obtained medial atrophy in 25 CT images (two readers)

	Manual method*	Automated method*	r2**	RMSE	P†
Width of the temporal horn R & L	8.0 ± 3.2(mm)	7.1 ± 2.8(mm)	0.912	0.83	<0.0001
Width of the medial temporal lobe R & L	15.6 ± 2.8(mm)	16.3 ± 2.6(mm)	0.886	0.88	<0.0001
Interuncal distance	25.3 ± 2.4(mm)	25.4 ± 2.4(mm)	0.939	0.61	=0.4570
Area of the temporal horn R & L	29.8 ± 18.5(mm ²)	30.7 ± 18.8(mm ²)	0.914	5.48	=0.2551

* measures are mean ± SD

** r-square

† significance on t-test versus manual method

Fig.5.1 は、25 例のテスト画像において観察者 A によって決定した下角横径に対してコンピュータにより決定した下角横径の計測値を示す。グラフ中の直線は、計測データの分布傾向を評価するのに役立つ。単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.882$, $P < 0.0001$, $RMSE = 0.97$ mm)。Pair t-test は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の mean difference に統計的な意味があった ($p < 0.0001$, mean difference = 0.783mm)。評価者 A による下角横径は、自動計測法より手動計測法でより大きくなる傾向があった。側頭葉内側径の観察者 A からの計測値を示し、自動計測値と比較した結果を Fig.5.2 に示す。グラフ中の直線は計測データの分布傾向を評価するために加えた。単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.854$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.99$ mm)。Pair t-test は、Table5.1 から計測値の傾向を確認した。手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間の mean difference は統計的意味があった ($p = 0.0003$, mean difference = -0.567mm)。観察者 A による側頭葉内側径は、手動計測法より自動計測法でより小さくなる傾向があった。これらは、erosion 操作によって下角内側の線状領域を削除されたためである (Fig.5.3)。Fig.5.4 は、観

察者 A と自動計測法で決定した鉤間距離の間の一致の程度をグラフに示す . 評価者 A の計測値と自動計測法で計測した鉤間距離は良好な一致を示した ($r^2 = 0.894$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.80\text{mm}$). 観察者 A の計測値と自動計測法で決定した鉤間距離の間の mean difference に統計的有意差が無いことを pair t-test は示した ($p = 0.1576$, $\text{mean difference} = -0.234\text{mm}$). 手動計測法と自動計測法の間計測値の傾向は無かった . Fig.5.5 は , 観察者 A と自動計測法で決定された下角面積の間の一致の程度をグラフに示す . 観察者 A の計測値と自動計測法によって決定した下角面積は良好な一致を示した ($r^2 = 0.824$, $p < 0.0001$, $RMSE = 7.95\text{mm}^2$). 観察者 A と自動計測法により計測した下角面積値の間の mean difference は統計的に重要でないことを pair t-test は示した ($p = 0.8281$, $\text{mean difference} = -0.244\text{mm}^2$).

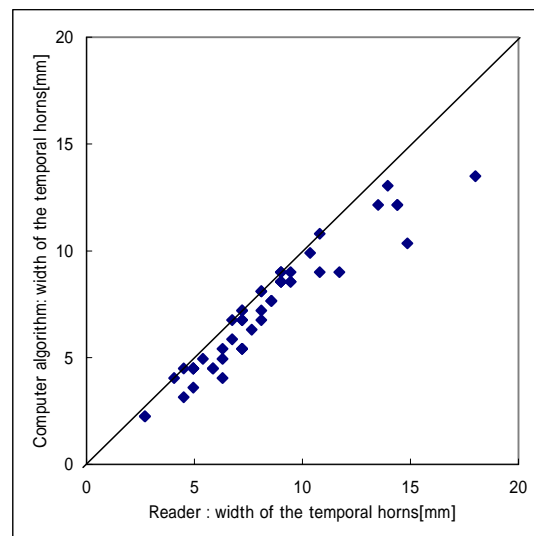


Fig.5.1 The width of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the width of the temporal horn determined by the reader A to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

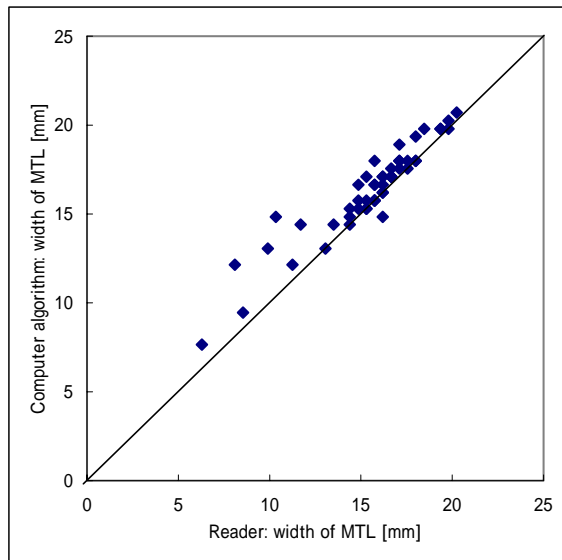


Fig.5.2 The width of the medial temporal lobe determined by the computer algorithm plotted against the width of the medial temporal lobe determined by the reader A to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

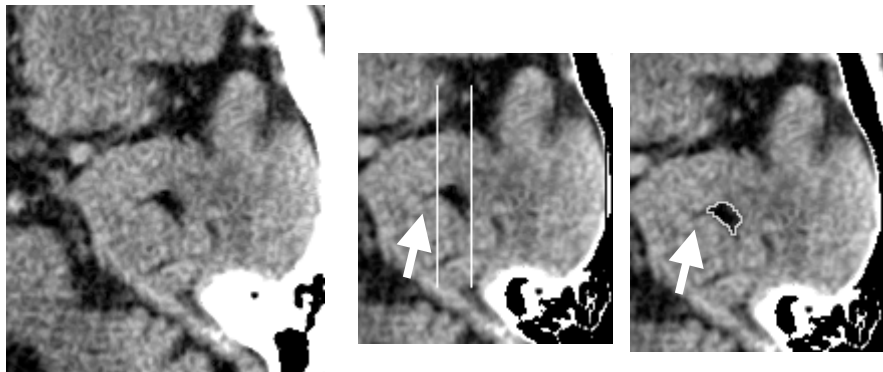


Fig.5.3 Demonstration of the erroneous result for the linear region image of the medial temporal horn. (a) The original image of the left temporal horn. (b) The measure lines of the width of the temporal horn. (c) The contour of the temporal horn. Allows indicated in white was deleted by the erosion treatment.

a | b | c

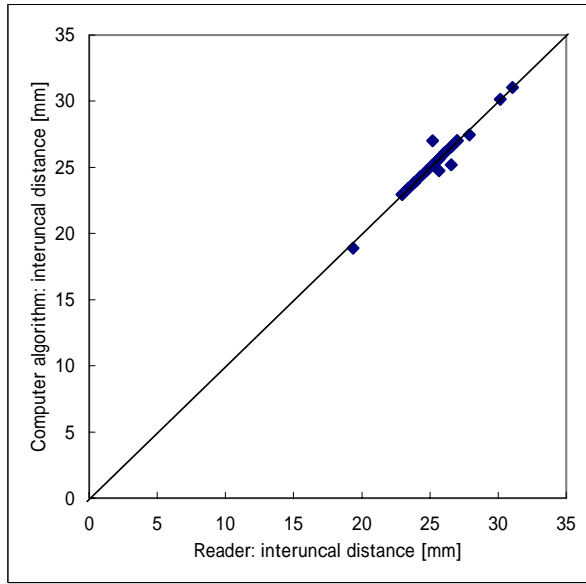


Fig.5.4 The interuncal distance determined by the computer algorithm plotted against the interuncal distance determined by the reader A to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

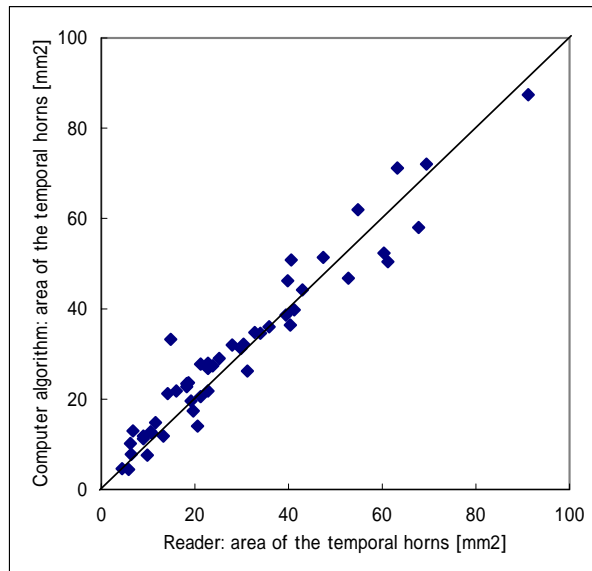


Fig.5.5 The area of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the area of the temporal horn determined by the reader A to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

Fig.5.6 は、25 例のテスト画像において観察者 B によって決定した下角横径に対してコンピュータにより決定した下角横径の計測値を示す。グラフ中の直線は、計測データの分布傾向を評価するのに役立つ。単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.912$, $P < 0.0001$, $RMSE = 0.83\text{mm}$)。Pair t-test は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の mean difference に統計的な意味があったことを示した ($p < 0.0001$, mean difference = 0.999mm)。評価者 B による下角横径は、自動計測法より手動計測法でより大きくなることを示した。側頭葉内側径の観察者 B からの計測値を示し、自動計測値と比較した結果を Fig.5.7 に示す。グラフ中の直線は計測データの分布傾向を評価するために加えた。単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.882$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.90\text{mm}$)。Pair t-test は、Table5.2 から計測値の傾向を確認した。手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間の mean difference は統計的な意味があった ($p < 0.0001$, mean difference = -0.828mm)。観察者 B による側頭葉内側径は、手動計測法より自動計測法でより小さくなる傾向があった。これらは、erosion 操作によって下角内側の線状領域を削除されたためである (Fig.5.3)。Fig.5.8 は、観察者 B と自動計測法で決定した鉤間距離の間の一致の程度をグラフに示す。評価者 B の計測値と自動計測法で計測した鉤間距離は良好な一致を示した ($r^2 = 0.955$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.52\text{mm}$)。観察者 B の計測値と自動計測法で決定した鉤間距離の間の mean difference に統計的有意差が無いことを pair t-test は示した ($p = 0.600$, mean difference = 0.054mm)。手動計測法と自動計測法の間で計測値の傾向は無かった。Fig.5.9 は、観察者 B と自動計測法で決定された下角面積の間の一致の程度をグラフに示す。観察者 B の計測値と自動計測法によって決定した下角面積は良好な一致を示した ($r^2 = 0.932$, $p < 0.0001$, $RMSE = 4.90\text{mm}^2$)。観察者 B と自動計測法により計測した下角面積値の間の mean difference は統計的に意味があることを pair t-test は示した ($p = 0.0382$, mean difference = -1.560mm^2)。

Fig.5.10 は、25 例のテスト画像において 2 名の観察者によって決定した下角横径の平均値に対してコンピュータにより決定した下角横径の計測値を示す。グラフ中の直線は、計測データの分布傾向を評価するのに役立つ。単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.912$, $P < 0.0001$, $RMSE = 0.83\text{mm}$)。Pair t-test は、手動計測法と自動計測法で計測した下角横径の mean difference に統計的な意味があったことを示した ($p < 0.0001$, mean difference = 0.89mm)。観察者 2 名による下角横径の平均値は、自動計測法より手動計測法でより大きくなることを示した。側頭葉内側径の 2 名の観察者からの平均値を計算した、そして自動計測値と比較した結果を Fig.5.11 に示す。グラフ中の直線は計測データの分布傾向を評価するために加えた。

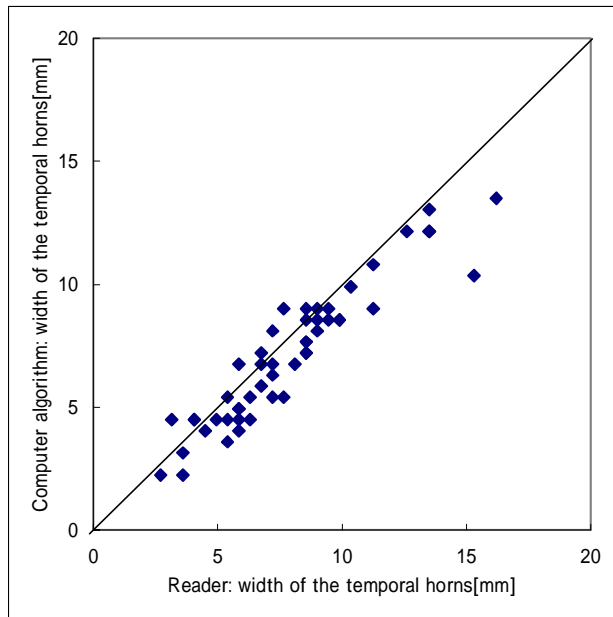


Fig.5.6 The width of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the width of the temporal horn determined by the reader B to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

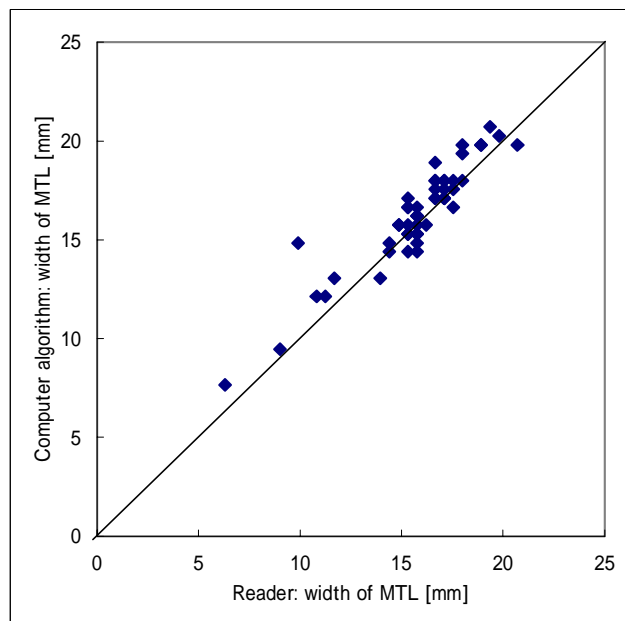


Fig.5.7 The width of the medial temporal lobe determined by the computer algorithm plotted against the width of the medial temporal lobe determined by the reader B to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

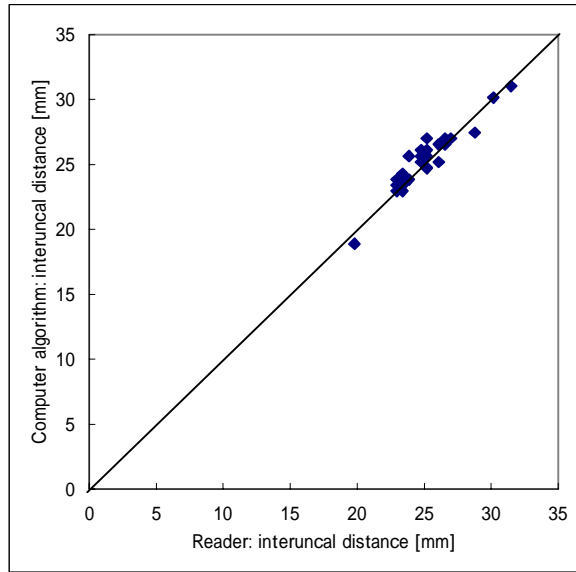


Fig.5.8 The interuncal distance determined by the computer algorithm plotted against the interuncal distance determined by the reader B to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

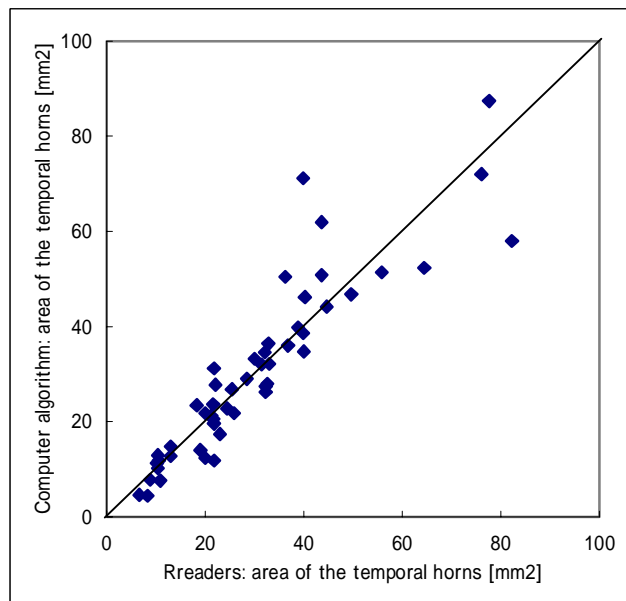


Fig.5.9 The area of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the area of the temporal horn determined by the reader B to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

単回帰分析は、手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間で良好な一致を示した ($r^2 = 0.886$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.88\text{mm}$)。Pair t-test は、Table 5.3 で計測値の傾向を確認した。手動計測法と自動計測法で計測した側頭葉内側径の間の mean difference は統計的意味があった ($p < 0.0001$, mean difference = -0.70mm)。2名の観察者の平均値による側頭葉内側径は、手動計測法より自動計測法でより小さくなる傾向があった。これらは、erosion 操作によって下角内側の線状領域を削除されたためである (Fig. 5.3)。Fig. 5.12 は、2名の観察者の平均値と自動計測法で決定した鉤間距離の間の一致の程度をグラフに示す。2名の観察者の平均値と自動計測法で計測した鉤間距離は良好な一致を示した ($r^2 = 0.939$, $p < 0.0001$, $RMSE = 0.61\text{mm}$)。2名の評価者の平均値と自動計測法で決定した鉤間距離の間の mean difference に統計的有意差が無いことを pair t-test は示した ($p = 0.457$, mean difference = -0.009)。手動計測法と自動計測法の間計測値の傾向は無かった。Fig. 5.13 は、2名の観察者の平均値と自動計測法で決定された下角面積の間の一致の程度をグラフに示す。2名の観察者の平均値と自動計測法によって決定した下角面積は良好な一致を示した ($r^2 = 0.914$, $p < 0.0001$, $RMSE = -5.48\text{mm}$)。2名の観察者の平均値と自動計測法により計測した下角面積値の間の mean difference は統計的に重要でないことを pair t-test は示した ($p = 0.2551$, mean difference = -0.90mm^2)。

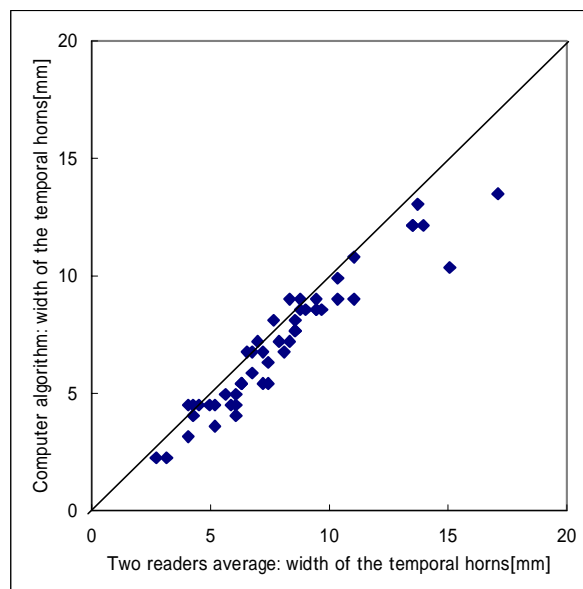


Fig. 5.10 The width of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the width of the temporal horn determined by the two readers to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

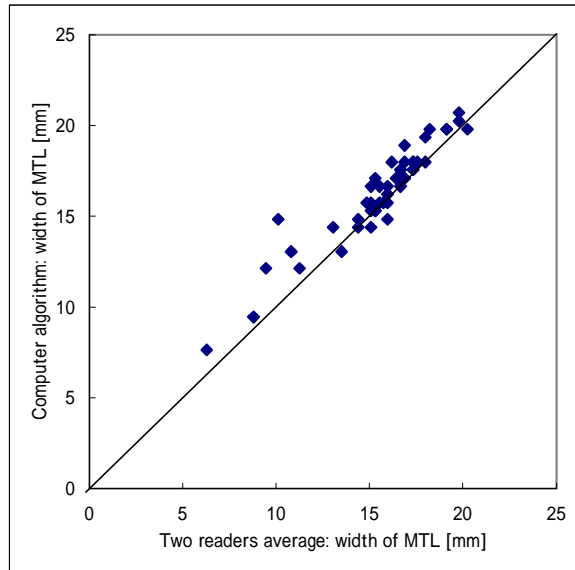


Fig.5.11 The width of the medial temporal lobe determined by the computer algorithm plotted against the width of the medial temporal lobe determined by the two readers to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

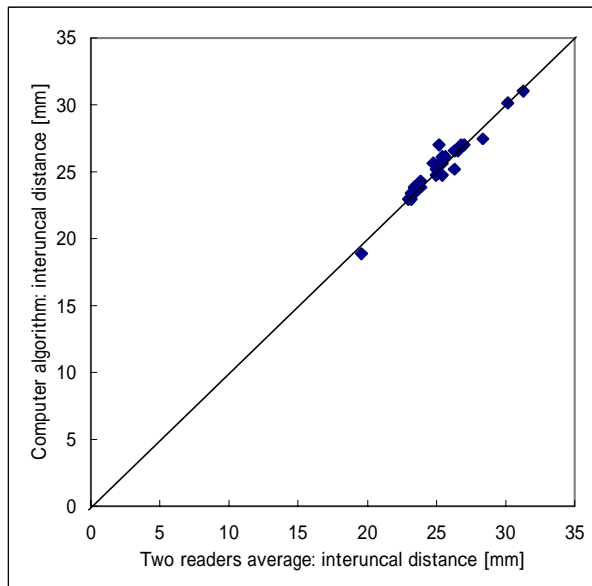


Fig.5.12 The interuncal distance determined by the computer algorithm plotted against the interuncal distance determined by the two readers to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

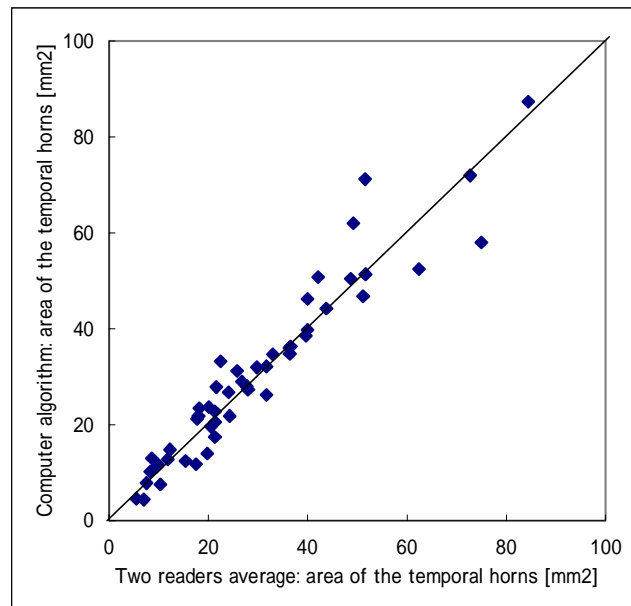


Fig.5.13 The area of the temporal horns determined by the computer algorithm plotted against the area of the temporal horn determined by the two readers to measure the 25 test images. The line of equality is indicated on the plot.

自動計測法と手動計測法における観察者間の再現性を Table5.4 に示す。10 枚の画像を 8 名の観察者が各計測項目を計測したときの変動性は、鉤間距離では手動計測法の標準偏差=2.2mm，CV=4.0%に対して自動計測法の標準偏差=0.9mm，CV=1.6%と自動計測法の方が変動の小さい結果となったが，両者の Pair t-test では有意差は無かった（ $p=0.1732$ ）。下角面積では手動計測法の標準偏差=52.3mm，CV=11.9%に対して自動計測法の標準偏差=20.3mm，CV=5.6%と自動計測法の方が変動の小さい結果となり，両者の Pair t-test では有意差があった($p=0.0111$)。しかし，下角横径では手動計測法の標準偏差=2.3mm，CV=5.9%に対して自動計測法の標準偏差=2.9mm，CV=8.1%と自動計測法の方が変動のやや大きい結果となり，側頭葉内側径では手動計測法の標準偏差=2.1mm，CV=3.3%に対して自動計測法の標準偏差=2.2mm，CV=3.4%とほぼ同じ変動性であった。下角横径と側頭葉内側径の Pair t-test では，それぞれ $p=0.0883$ と $p=0.7740$ になり有意差が無かった。

自動計測法と手動計測法における観察者内の再現性を Table5.5 に示す。10 枚の画像を一人の観察者が各計測項目を計測したときの変動性は，下角横径では手動計測法の標準偏差=1.1mm，CV=2.9%に対して自動計測法の標準偏差=1.0mm，CV=2.6%と自動計測法の方が変動のやや小さい結果となり，側頭葉内側径では手動計測法の標準偏差=1.0mm，CV=1.6%に対して自動計測法の標準偏差=0.9mm，CV=1.3%と自動

計測法の方が変動のやや小さい結果となった。下角横径と側頭葉内側径の Pair t-test では、それぞれ $p=0.7696$ と $p=0.6210$ になり有意差が無かった。鉤間距離では手動計測法の標準偏差=0.6mm、CV=1.1%に対して自動計測法の標準偏差=0.2mm、CV=0.3%と自動計測法の方が変動の小さい結果となった。両者の Pair t-test では有意差があった ($p=0.0022$)。下角面積でも手動計測法の標準偏差=26.0mm、CV=7.0%に対して自動計測法の標準偏差=7.3mm、CV=2.1%と自動計測法の方が変動の小さい結果となった。両者の Pair t-test では有意差があった ($p<0.0001$)。このように、標準偏差と CV の値はすべての計測項目で自動計測法が小さい値となったが、下角横径と側頭葉内側径では変動性の差はほとんど無かった。

Table5.4 The SD (CV%) for automated method and manual method derived from ten cases assessed by eight readers.

	Width of the temporal horn (mm)	Width of the medial temporal lobe (mm)	Interuncal distance (mm)	Area of the temporal horn (mm ²)
Manual method	2.3(5.9)	2.1(3.3)	2.2(4.0)	52.3(11.9)
Automated method	2.9(8.1)	2.2(3.4)	0.9(1.6)	20.3(5.6)

Table5.5 The SD (CV%) for automated method and manual method derived from ten cases assessed by one reader six times.

	Width of the temporal horn (mm)	Width of the medial temporal lobe (mm)	Interuncal distance (mm)	Area of the temporal horn (mm ²)
Manual method	1.1(2.9)	1.0(1.6)	0.6(1.1)	26.0(7.0)
Automated method	1.0(2.6)	0.9(1.3)	0.2(0.3)	7.3(2.1)

自動計測法の成功率を 2 名の観察者によって視覚評価された 60 枚の画像から求めた。観察者 A による視覚評価の結果は，“良好”が 49 例，“ほぼ良好”が 7 例，“失敗”が 4 例で，成功率を“良好”のみから計算すると 81.7%となり，“ほぼ良好”以上から計算すると 93.3%の高い成功率となった。観察者 B による視覚評価の結果は，“良好”が 44 例，“ほぼ良好”が 11 例，“失敗”が 5 例となり，成功率を“良好”のみから計算すると 73.3%となり，“ほぼ良好”以上で計算すると 91.7%の成功率であった。両観察者の“良好”のみから成功率を計算すると 77.5%となり，“良好”と“ほぼ良好”で成功率を計算すると 92.5%の成功率であった。

処理速度を評価するために処理時間を計算した。1 次元計測と下角面積を計測する 1 画像の平均で約 37 秒の処理時間が必要であった。すべての処理は CPU AMD Athlon 1.53GHz(NEC、Lavie、Japan)のパーソナルコンピュータで実行処理した。

5.4 考察

アルゴリズムの定量評価において、観察者 A と観察者 B による自動計測法と手動計測法の比較では、各計測項目の平均値と標準偏差はほぼ同じ値となった。 r^2 が観察者 A、観察者 B ともに高い値となったが、観察者 B の方が全体に少し高い r^2 値であった。手動計測法と自動計測法の mean difference の t 検定も観察者 A と観察者 B で同じ傾向があったが、観察者 B の下角面積の p 値は $p=0.0382$ となり $p=0.05$ で判定した場合、平均値の差があるとの結果になった。これは、 r^2 が観察者 A も観察者 B もともに高いこと、そして下角横径で自動計測法の計測値が小さくなるのとは違い、下角面積では自動計測法の計測値が大きくなることから、観察者 B の輪郭トレース時の嗜好性が現れたと考えられる。

自動計測法に用いた側頭葉内側部を計測するアルゴリズムは、マウスを使った手動計測法で得られた側頭葉内側部計測の観察者 2 名の平均値とコンピュータによる側頭葉内側部計測の定量評価によって両方法の良好な一致を示していた。単回帰分析では、自動計測法が評価者の平均と強い一致があったことを示す。しかし、自動計測法による下角横径は手動計測法により求めた下角横径よりわずかに小さくなる傾向があった。そして、自動計測法による側頭葉内側径は手動計測法による側頭葉内側径よりわずかに大きくなる傾向があった。これは、下角領域の周りに線状の細長い組織がある場合に、その線状領域のいくらかの部分が erosion 操作によって削り取られるためである。そのため、erosion 操作による下角内側の線状領域の削除は、自動計測法で決定した下角横径では低い値となり、側頭葉内側径では高い値になると考えられる(Fig.5.3)。そして、下角内側の線状領域は観察者が輪郭の辺縁を決定するときの変動が生じやすいところと考え、手動計測法の計測値の変動する原因になると我々は考える。また、自動計測法は同じ画像を異なった評価者が手動で計測するときの変動性を減少すると

考える．この後で手動計測法の再現性について考察する．

自動計測法と手動計測法の間で良好な一致を確認できたが，いくつかの制限が存在する．第一に，下角内側の線状領域は抽出された側頭葉内側部領域に間違って含まれる傾向がある．第二に，下角の周りの低信号領域は抽出された下角領域に間違って含まれる傾向がある (Fig.5.14). 第三に，乳様蜂層のような骨からのアーティファクトは同様な誤検出になる．幸いにも，そのような影響は手動修正によって減少させることができる．

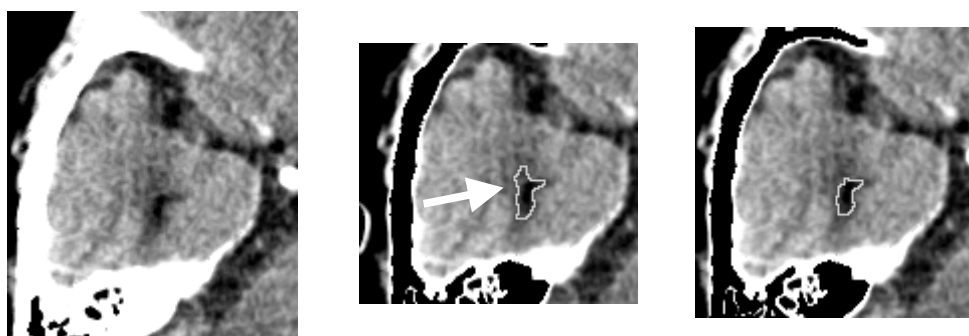


Fig.5.14 Demonstration of the erroneous result for the low density area around the temporal horn. (a) The original image of the right temporal horn. (b) A contour of the right temporal horn. (c) The post manual editing image. Allows indicated in white was the erroneous region.

a | b | c

自動計測法と手動計測法の観察者間の再現性の評価では，鉤間距離の手動計測法の CV=4.0%に対して自動計測法の CV=1.6%となり，自動計測法の方が変動が小さく再現性の良い結果となったが統計的に有意差は無かった．下角面積においては手動計測法の CV=11.9%に対して自動計測法の CV=5.6%となり，自動計測法の方が変動が小さく再現性の良い結果となり統計的に有意差があった．そして，下角横径と側頭葉内側径では，手動計測法の CV は 5.9%と 3.3%に対して自動計測法の CV は 8.1%と 3.4%となり，自動計測法の変動の方がやや大きい結果となったが統計的に有意差は無かった．これは，前述したように下角内側の線状領域がある場合，側脳室下角の内側端を決定するときに観察者の嗜好性が現れて変動が大きくなったと考える．特に，この再現性をみる視覚評価では，自動計測法で手動修正機能を観察者の判断で使用可能としたため(観察者の嗜好性が入ると思われる)，手動計測法より自動計測法の方が変動の大きな原因になったと考える．観察者内の評価は，下角横径，側頭葉内側径，鉤間距離，下角面積のすべての計測項目で自動計測法の方が再現性が良い結果となったが，下角横径と側頭葉内側径に関しては変動性に大きな差はなく統計的に有意差は無かつ

た．このことは，観察者間の再現性の評価と同様に，下角内側端を決定するときの変動によるものと考える．

再現性評価の症例数については，数が少なすぎても「正規分布」が成り立たず，多すぎると時間と労力が増えて困難な作業となるので，ここでは 10 症例で再現性の評価を行った．しかし，正確に有意差を検定するためには，より多くの症例数で再現性の評価を行うことが必要であるが，観察者間の再現性評価では下角面積計測で統計的に有意差があり，観察者内の再現性評価では下角面積計測と鉤間距離計測に統計的有意差があり，手動計測の主観性を確認できたと考えられ，手動修正機能を使った自動計測の方が再現性のある計測法と考える．

再現性の実験では，自動計測と手動計測を連続して計測したことによるバイアスが生じると考えられる．そのため，このバイアスの影響を小さくするために，観察者間の評価では自動計測を先に行うグループ（4名）と手動計測を先に行うグループ（4名）に分けて実験を行った．また，1名の観察者が6回の自動計測と手動計測を行う間隔が2日間から4日間であるためにバイアスが生じる可能性があるが，観察者内の評価結果から自動計測法の方が変動性が小さくなる傾向が見られた．

手動修正機能を使った自動計測法は，観察者間と観察者内の変動性の結果から，観察者間の変動性は下角面積において，観察者内の変動性は鉤間距離と下角面積において変動性が小さく再現性があり，手動計測法では主観性があると考え．そして，下角横径と側頭葉内側径については自動計測法と手動計測法はほぼ同じ変動性となった．これは，下角の内側部の線状領域がパーシャルボリューム効果により，境界領域を不鮮明にしているためと考える．ここで強調したい一つのポイントは，自動計測法で手動修正機能を使わない場合は，変動性がまったく無い，再現性の良い計測法であると考え．そして，自動計測法の視覚評価が観察者2名で“良好”であった成功率の平均が77.5%であったことを考慮すると，さらなるアルゴリズムの改良が必要であると考え．

今回，我々が開発した側頭葉内側部萎縮の定量評価を行う自動計測法の適用としては，認知症の中でも海馬周辺の萎縮が局所的に生じ側頭葉内側部の萎縮評価が重要とされている Alzheimer 型認知症（Alzheimer-type dementia : ATD）への使用が考えられる[30-34]．しかし，ATD の補助診断情報として利用するには，今後さらに多くの臨床例を用いて検討する必要がある．

5.5 結語

本章では，第3章と第4章で開発したアルゴリズムを用いてアルゴリズムの定量評価，そして自動計測法と手動計測法の再現性について検討した．その結果，自動計測値と手動計測値の比較ではすべての計測項目で良好な一致があったが，下角横径は自

動計測法から求めた計測値が少し小さい値となり，側頭葉内側径は自動計測法から求めた計測値が少し大きな値となる傾向があった．自動計測法と手動計測法の観察者間と観察者内の再現性の評価では，観察者間の嗜好性が現れ手動計測法の主観性を確認できた．そして，自動計測法で手動修正機能を使わない場合は，変動性がまったく無い再現性の良い計測法であると考えが，自動計測法の成功率が 77.5%であったことを考慮すると，さらなるアルゴリズムの改良が必要であると考える．

第 6 章

全体総括

第6章 全体総括

コンピュータの性能が飛躍的に向上し、加えて画像処理技術の進歩によって、コンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis : CAD) に関する研究が盛んになってきている。これまでに、乳房をはじめ、胸部、頭部、血管、腹部などを対象にした多くの CAD 関連の研究・開発が行われてきた。その中で、中枢神経系疾患の診断において、特に側頭葉内側部萎縮の自動計測法のアルゴリズム開発を行った。

本研究では、臨床で最も普及している CT 画像を用いて、側頭葉内側部の 1 次元計測 (側脳室下角横径、側頭葉内側径、鉤間距離) と側脳室下角面積を自動計測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を用いて開発した。そして、自動計測結果と手動計測結果を比較したところ、両者に高い相関があった。しかしながら、視覚的評価において計測ライン、下角面積に誤検出があった。特に、側脳室下角以外の領域を誤検出する場合があります。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した。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、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。そのため、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、我々の提案する ACM を用いて輪郭変形を行った本手法を提案した。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外部エネルギー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。しかし、抽出領域の一致度の平均値は、提案手法で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まった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。

続いて、これまでに開発したアルゴリズムの定量評価と計測値の再現性について検討した。その結果、自動計測値と手動計測値の比較ではすべての計測項目で相関が高かったが、下角横径は自動計測法から求めた計測値が少し小さい値となり、側頭葉内側径は自動計測法から求めた計測値が少し大きな値となる傾向があった。手動修正機能を使う自動計測法と手動計測法の観察者間と観察者内の再現性の評価では、観察者間の嗜好性が現れ手動計測法の主観性を確認できた。そして、自動計測法で手動修正機

能を使わない場合は、変動性がまったく無い再現性の良い計測法であると考え、自動計測法の成功率が 77.5%であったことを考慮すると、さらなるアルゴリズムの改良が必要であると考え。

これからも、CAD 関連の研究・開発がさらに進み、日常臨床で煩雑な計測をコンピュータによる客観性の高い測定で行い、それがさまざまな部位にコンピュータを使った自動計測法として行われ、その補助診断情報を医師へ提供するようになるであろう。そして、3次元構築などの技師の画像処理を手助けするようなソフトが開発されてくるだろう。

我々が開発した側頭葉内側部萎縮評価を行う自動計測法の適用としては、認知症の中でも海馬周辺の萎縮が局所的に生じ側頭葉内側部の萎縮評価が重要とされている Alzheimer 型認知症 (Alzheimer-type dementia : ATD) への使用が考えられる [4][11][30-34]。ATD の補助診断情報として使用するための今後の課題は、Frisoni ら [32] の提案する orbitomeatal line に対して尾側へ約 20 度傾けた 2mm 厚のスライスから radial width of the temporal horn の計測を検討したり、近年 ATD の早期診断が可能になることが期待されている 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) [35-36] との比較検証を行う必要があると考える。また、multi-detector row CT (MDCT) の登場により容易に Volume データが得られるようになったため、薄いスライスの多数枚画像から下角体積を評価する 3次元計測法を検討する必要があると考える。

謝辭

謝辞

本研究は指導教員である本学医学部保健学科 小寺吉衛教授の指導のもとに行われました。御指導並びに御鞭撻を賜りましたことを心から感謝致します。

本学医学部保健学科 石樽信人教授，伊藤茂樹教授には本論文作成にあたり貴重な御意見，御指導をいただき感謝いたします。

本学医学部保健学科 小山修司講師には，数々の親身な御指導を賜り心よりお礼申し上げます。

本研究に御協力いただいた，東海記念病院放射線科 酒井功，小嶋基雄，棚田信春，澤野誠，内堀新司，吉川雅司，長瀬亜紀 技師に感謝します。

本研究にあたり頭部 CT 画像データの提供に御協力いただいた木沢記念病院放射線科 井戸靖司技師長，浅野宏文技師，江東老人医療センター 小暮陽介技師に感謝いたします。

最後に，本研究の遂行において，多大な御助力を賜りました関係諸氏にお礼申し上げます。

文献

文献

- [1] 特集:CAD 最前線 . 医用画像情報学会雑誌 , 21(1) , 8-158 ,(2004) .
- [2] CAD 技術論文特集号 : 日本放射線技術学会雑誌 , 56(3) , 318-369 , (2000) .
- [3] 阿部悟 , 宮坂和男 : 脱髄・変性疾患 . 放射線医学大系 (第 5 巻 B 《脳疾患 》) . pp131-152 , 中山書店 , 東京 , (1988) .
- [4] 百島祐貴 , 藤原広和 : 痴呆の CT・MRI . 臨床放射線 , 47(7) , 861-874 , (2002) .
- [5] 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) .
- [6] 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) .
- [7] 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) .
- [8] 北垣 一 : 高齢者脳の MRI . 画像診断 , 21(6) , 674-688 , (2001) .
- [9] 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 . 日本放射線技師会雑誌 , 49(4) , 360-366 , (2002) .
- [10] 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クス行列の応用 . 日本放射線技術学会雑誌 , 58(11) , 1502-1508 , (2002) .
- [11] 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) .
- [12] 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) .
- [13] 井上誠喜 , 八木伸行 , 林正樹 , 他 : C 言語で学ぶ実践画像処理 . オーム社 , 東京 , (1999) .
- [14] 横山龍二郎 , 李 鎔範 , 原 武史 , 他 : 脳 MR 画像におけるラクナ梗塞領域の自動検出の試み . 日本放射線技術学会雑誌 , 58(3) , 399-405 , (2002) .
- [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 . 日本放射線技術学会雑誌 , 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 . 電子情報通信学会技術研究報告 , 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 A A, Weymouth T E and Jain R C: 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. *電子情報通信学会論文誌(D-)*, J75-D- ,1, 111-120 ,(1992).
- [21] Choen L D, Choen I: Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 15, 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 C, 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誌*, 20(1), 1-10, (2002).
- [25] Canny J: A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*, 6(11), 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, 東京電気大学出版社, 東京, (1996).
- [27] 岡部哲夫・瓜谷富三: 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, 医歯薬出版株式会社, 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. *電子情報通信学会論文誌(D-)*, J87-D- , 3, 914-918, (2004).
- [29] 中前光弘, 盛岡雅幸, 河合寿夫, 他: 視覚評価の信頼性について - 分析形および嗜好形評定実験の特性と問題点 -. *日本放射線技術学会雑誌*, 53(10), 1525-1529 ,(1997)
- [30] Frisoni GB, Beltramello A, Weiss C, et al.: Linear Measures of Atrophy in Mild Alzheimer Disease. *AJNR*, 17(May), 913-923, (1996).
- [31] 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).
- [32] 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).

- [33] Fox NC, Freeborough PA, and Rossor MN: Visualisation and quantification of rates of atrophy in Alzheimer's disease. THE LANCET,348(July 13),94-97,(1996).
- [34] George AE, deLeon MA, Stylopoulos LA,et al.: CT Diagnostic Features of Alzheimer Disease: Inportance of the Choroidal/Hippocampal Fissure Complex.AJNR,11(January/February),101-107,(1990).
- [35] 松田博史：MRI の画像統計解析によるアルツハイマー型痴呆の早期診断．老年精神医学雑誌，15，21-28，(2004)．
- [36] 松田博史：早期アルツハイマー型認知症診断支援システム VSRAD について．第33回秋季学術大会セミナー，鹿児島，2005-10，日本放射線技術学会，日本放射線技術学会雑誌，62(8)，1066-1072，(2006)．

本論文に関連する研究業績一覧

本論文に関連する研究業績一覧

本論文に関わって公表された論文、学会などでの発表

論文

- ・ Masumi Hattori ,Shuji Koyama ,Yoshie Kodera ,Yosuke Kogure ,Yasushi Ido, Hirofumi Asano : Automated measurement of medial temporal lobe atrophy by computed tomography . International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery , 1(6) , 321-330 ,(2007).
- ・ 服部真澄 , 小山修司 , 小寺吉衛 : 動的輪郭モデルを用いた側脳室下角領域抽出法の改良 . 日本放射線技術学会雑誌 , 63(8) , 862-870 ,(2007).
- ・ 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 . 日本放射線技術学会雑誌 , 60(7) , 993-999 ,(2004).

学会報告

- ・ 服部真澄 , 小山修司 , 棚田信春 , 酒井功 , 小寺吉衛 : 遺伝的アルゴリズムによるウェーブレット展開における重み係数の決定のための基礎的検討 . 第 34 回日本放射線技術学会秋季学術大会 (札幌) , 2006 年 10 月
- ・ 服部真澄 , 小山修司 , 棚田信春 , 酒井功 , 小寺吉衛 : Snakes (Active contour models) に用いるエッジ画像の検討 . 第 62 回日本放射線技術学会総会学術大会 (横浜) , 2006 年 4 月
- ・ 服部真澄 棚田信春 酒井功 小山修司 : SNAKES (動的輪郭モデル) を使用した側脳室下角輪郭の検討 . 日本放射線技術学会中部部会 (名古屋) , 2005 年 2 月

- 服部真澄 小山修司：頭部 CT 画像を用いた脳萎縮の基礎的検討．第 60 回日本放射線技術学会総会学術大会（横浜），2004 年 4 月
- 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の検討．第 60 回日本放射線技術学会総会学術大会（横浜），2004 年 4 月
- 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の検討．第 136 回医用画像情報学会研究会（岐阜），2003 年 5 月