

医用画像におけるインタラクティブな領域抽出システムの開発

熊澤 誠志[†] 土橋 宜典[†] 山本 強[†]

計算機支援診断を目的とした、医用画像における自動領域抽出手法が多数提案されている。臨床診断では、これらの自動抽出結果に対し医師の手による抽出過不足の修正が必要となるため、この負担を軽減する手法の開発が期待されている。本稿では、対象とする臓器や病変部の計算機による自動抽出結果に対して、対象領域の抽出過不足の修正を簡便でインタラクティブに行える領域抽出手法を提案する。本手法ではモルフォロジ演算と領域拡張法の併用による対象臓器の自動抽出を行い、各領域に与えられた特徴量に基づいて抽出過不足の修正をインタラクティブに行う。実際の頭部MRI画像データに対し、本手法を適用した結果を示す。

Development of interactive region extraction system for medical images

SEIJI KUMAZAWA,[†] YOSHINORI DOBASHI[†] and TSUYOSHI YAMAMOTO[†]

Many automatic region extraction methods for medical images, which aim at the computer-assisted diagnosis, have been proposed. Doctors correct the results of automatic extraction manually since these results are imperfect in most cases. Because this manual correction is a very time consuming task, it is necessary to develop the system which supports this correction. In this paper, we propose a region extraction method which can correct the results of automatic extraction interactively. The automatic extraction in our method is based on both morphological operation and region growing method. The correction for automatic extraction is performed based on the region features. Experimental results of applying the proposed method to brain MRI images are demonstrated.

1. はじめに

計算機支援診断を目的とした、各種医用画像における病変部、臓器・組織等の自動抽出に関する研究が広く行われ、これまで多くの自動抽出手法が提案されており、その抽出精度は向上しつつある^{1)~6)}。しかしながら多くの場合、その領域抽出結果において、抽出対象領域の過不足が生じる。したがって臨床診断にこれらの手法を適用する場合には、医師の手作業による修正が

必要となる。手作業による抽出過不足の修正は、手動による領域抽出作業と同様に、多くの時間と労力を要する。このため自動領域抽出手法の臨床診断への適用において、自動抽出結果に対する抽出過不足の修正を支援するシステムの開発が期待されている。

このような背景のもとで、より信頼性の高い領域抽出を実現するため、計算機による抽出処理において、抽出過不足を操作者に判断させながら領域抽出を行う手法が提案されている³⁾。しかし計算機による自動抽出結果に対して、抽出処理過程での領域情報を利用した修正を行える手法はまだ見あたらない。そこで本稿ではMRI(Magnetic Resonance Imaging)画像を対象とし、計算機に

[†] 北海道大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Hokkaido University

よる自動抽出結果に対して，抽出処理過程での領域情報を利用した抽出過不足の修正を行える手法を提案する．本手法ではモルフォロジ演算と領域拡張法の併用による対象臓器の自動抽出を行い，領域拡張法による領域分割の際に各領域に領域特徴量を保持させる．本研究では，この領域特徴量に基づいた対象領域の抽出過不足の修正をインタラクティブに行える領域抽出を試みた．

以下では本手法で用いるモルフォロジ演算と領域拡張法による領域分割について述べ，本手法を頭部 MRI 画像に適用し，大脳領域を抽出した結果を示す．

2. モルフォロジ演算による初期マスク画像の生成

本手法では，第一段階としてモルフォロジ演算により形状に基づいて対象領域 (大脳部) を抽出し，これを初期マスク画像として用いる．3次元頭部 MRI 画像に対して閾値処理を行い，頭部領域を 1，バックグラウンド領域を 0 とする 3次元の頭部領域 2 値画像と，大脳領域を 1，非大脳領域を 0 とする 3次元の脳部 2 値画像を生成する．この脳部 2 値画像に対し，Brummer らの手法⁷⁾を改良したモルフォロジ演算を行うことで，初期マスク画像を生成する．

2.1 頭部領域とバックグラウンド領域の分離

図 2(a) に示すようなスライス画像で構成される 3次元頭部 MRI 画像中の全画素の信号強度ヒストグラム (図 1(a)) を求め，これに基づいて，頭部領域とバックグラウンド領域を分離する閾値を選定する．熱的ノイズを反映したバックグラウンド領域での信号強度は，Rayleigh 分布に従う⁸⁾．このため信号強度ヒストグラムの低信号強度域に対して，Rayleigh 分布の確率密度関数の当てはめを行う．ある画素の信号強度を f とし，信号強度ヒストグラム $h(f)$ に対して，次式で与えられる二乗誤差を最小にする Rayleigh 分布確率密度関数 $R(f)$ を求める．

$$E(k, \sigma) = \sum_{f=0}^{f_c} \{h(f) - kR(f)\}^2$$

$$= \sum_{f=0}^{f_c} \left\{ h(f) - k \frac{f}{\sigma^2} \exp(-f^2/2\sigma^2) \right\}^2 \quad (1)$$

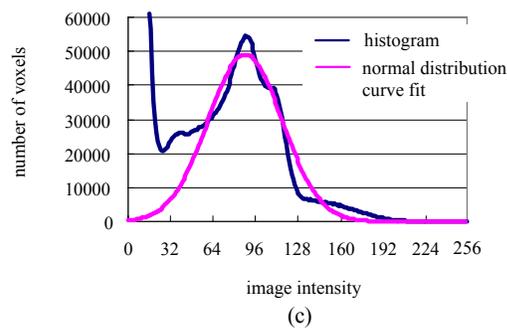
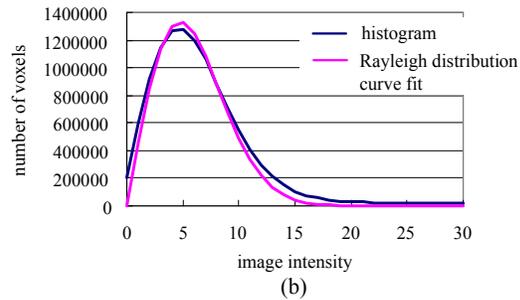
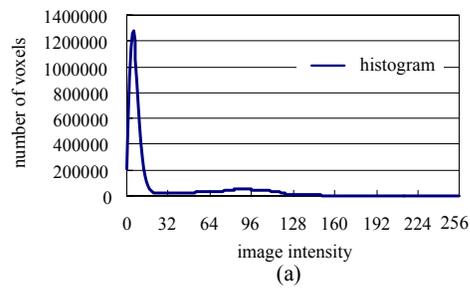


図 1 (a)MRI 信号強度ヒストグラム (b)Rayleigh 分布確率密度関数による当てはめ (c) 正規分布確率密度関数による当てはめ

ここで k は $R(f)$ のスケール係数で， σ は熱的ノイズの標準偏差を示す． f_c は信号強度域を決めるカットオフ値であり，ここでは $h(f)$ でピークを与える信号強度の 2 倍の値を用いた．式 (1) を最小にする $R(f)$ を図 1(b) に示す．

頭部領域とバックグラウンド領域を分離する閾値は，図 1(b) に示す $R(f)$ において，その信号強度を示す画素数が 1 未満となる最大の信号強度値とした．この閾値を用いて頭部領域を 1，バックグラウンド領域を 0 とする 2 値画像を生成し，孤立点除去を行った後，頭部領域内の空洞部分 (骨部領域や副鼻腔などの空気を含む領域) を埋めるため球型構造要素 (半径は画像サイズの 1/20 程度) による closing 演算を行う．この処理によって得られた 3次元頭部領域 2 値画像のう

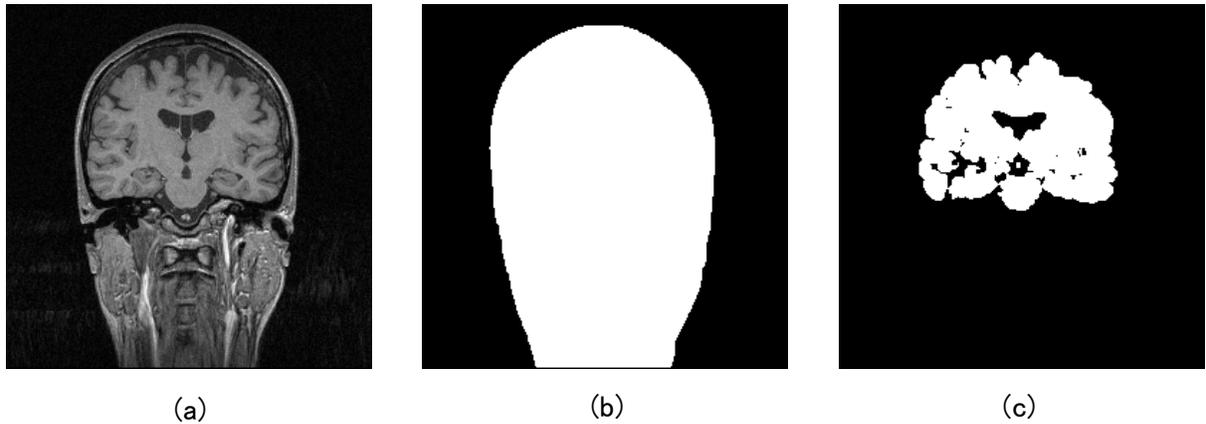


図 2 (a) 頭部 MRI 画像 (b) 頭部領域 2 値画像 (c) 初期マスク画像

ち, 図 2(a) に対応する頭部 2 値画像を図 2(b) に示す.

2.2 頭部領域から大脳領域の抽出

2.1 節で得られた頭部領域 2 値画像により, 3 次元頭部 MRI 画像をマスキングすることで, 頭部領域を抽出する. このマスキングにより抽出された 3 次元 MRI 画像の頭部領域に対して閾値処理を行い, 大脳領域を 1, 非大脳領域を 0 とする 3 次元の 2 値画像を生成する. 大脳は頭部における最大軟部組織であるため, 図 1(a) に示すヒストグラムの高信号強度域でピークを示す. 図 1(c) は図 1(a) の縦軸のスケールを変えて表示したものである. このピークの信号強度 f_{peak} に対して, 2.1 節と同様に正規分布確率密度関数の当てはめを行い (図 1(c)), 信号強度が $f_{peak} \pm 2s.d.$ の範囲にある領域を脳部領域とした 3 次元の脳部 2 値画像を生成する. この脳部 2 値画像に対して以下の処理を行うことで, 3 次元の初期マスク画像を生成する.

- (1) 孤立点除去
- (2) erosion. 半径 2 画素の球型構造要素による erosion を行い, 大脳領域と隣接する他の軟部組織領域とを分離する.
- (3) 最大領域の抽出. 大脳が頭部における最大の軟部組織であるという解剖学的知識から, (2) の erosion 後の画像から最大領域を抽出する.
- (4) dilation. (3) で抽出した領域に対して, (2) で用いた構造要素よりわずかに大きい球型構造要素 (半径 3 画素) による dilation を行う.
- (5) マスキング. dilation 後の領域に対して, (1) で生成した孤立点除去後の脳部 2 値画像でマスキングを行う.

キングを行う. これにより大脳輪郭が保持された領域が抽出される.

この処理によって得られた 3 次元の初期マスク画像のうち, 図 2(a) に対応する初期マスク画像を図 2(c) に示す.

3. 領域拡張法による領域分割

本手法での第二段階として, 3 次元 MRI 画像の頭部領域を, 組織毎の領域に分割する. 頭部領域を領域拡張法により, 信号強度に基づいて組織毎の領域に分割し, 分割された領域に対してラベリングを行う.

3.1 領域拡張法による組織領域の抽出

3 次元 MRI 画像の頭部領域中のある画素 p_s での信号強度を f_s とする. 画素 p_s を開始点とし, これに隣接する画素 p が次式で与えられる拡張条件を満たす場合, 画素 p を併合する. さらにこの画素 p に隣接する画素を同様に併合し, これを繰り返し行うことで領域拡張を行う.

$$|f - f_s| < a \quad \text{かつ} \quad |f - f_n| < b \quad (2)$$

ここで f は判定対象画素 p の信号強度で, f_n は画素 p に隣接する画素 p_n の信号強度である. 本手法では式 (2) での隣接判定に 26 近傍を用いた. 式 (2) における a, b は拡張条件を定めるパラメータであり, a は同一組織における信号強度変化の許容量を示し, b は領域境界での信号強度変化の許容量を示す. MRI 画像において, 熱的ノイズによる信号強度の変動は, 物体領域では正規分布に, バックグラウンド領域では Rayleigh 分布に従い, それぞれの標準偏差は等しい⁸⁾. このため式 (1) を最小にする $R(f)$ の σ を用いて, 式

(2) での拡張条件パラメータをそれぞれ $a = 3\sigma$, $b = \sigma$ とする . この拡張条件を満たす画素群を同一組織領域として抽出し , 抽出された領域に対してラベリングを行う .

以上の処理をラベリングされていない頭部領域の全画素に対して行い , 組織毎の領域に分割する .

3.2 領域特徴量と領域ラベル間距離

3.1 節でラベリングされた各組織領域に対して , その領域での平均信号強度と重心座標を領域特徴量として与え , この領域特徴量を用いて領域ラベル間距離を定義する . 本手法では , 自動領域抽出結果に対し , この領域ラベル間距離に基づいて抽出過不足の修正を行う .

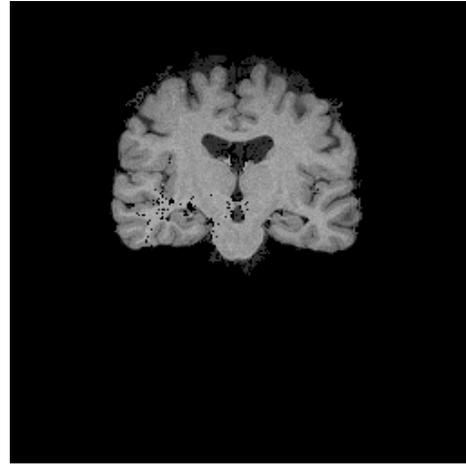
基準組織領域 T_{ref} とある組織領域 T_i の領域ラベル間距離 $D_{label(i)}$ を ,

$$D_{label(i)} = \sqrt{\alpha \left(\frac{\bar{f}_{ref} - \bar{f}_i}{\sigma_{ave}} \right)^2 + \beta \left(\frac{d_c}{\sigma_{d_c}} \right)^2 + \gamma \left(\frac{d_m}{\sigma_{d_m}} \right)^2} \quad (3)$$

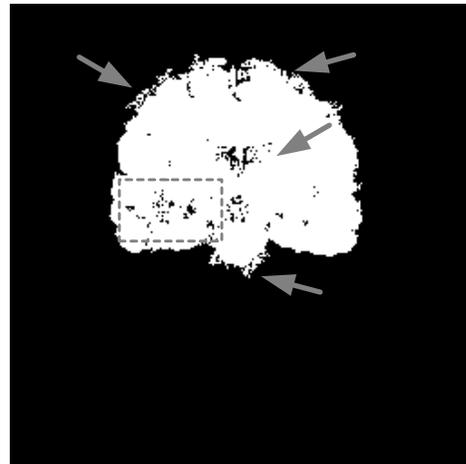
として定義する . ここで \bar{f}_{ref} , \bar{f}_i はそれぞれ T_{ref} , T_i における平均信号強度である . σ_{ave} は , 3.1 節で分割された N 個の組織領域の平均信号強度のばらつきを示す標準偏差である . d_c は T_{ref} と T_i の重心間のユークリッド距離で , σ_{d_c} は d_c のばらつきを示す標準偏差である . d_m は T_i の重心から T_{ref} までの最短ユークリッド距離で , σ_{d_m} は d_m のばらつきを示す標準偏差である . α , β , γ はそれぞれ , 平均信号強度差 , 重心間ユークリッド距離 , 最短ユークリッド距離に対する重み係数で , $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$ である . この領域ラベル間距離に対し閾値 D_{th} を設定し , 基準組織領域 T_{ref} に対して $D_{label(i)} < D_{th}$ を満たす組織領域を抽出する . 操作者はこれらのパラメータ α , β , γ , D_{th} を調整することで , 自動領域抽出結果に対する抽出過不足の修正を行う .

4. 初期マスク画像と組織領域の統合

2.2 節で述べたモルフォロジ演算による領域抽出では , erosion で用いた構造要素より小さな領域は抽出されない . したがってモルフォロジ演算によって抽出された初期マスク画像は , 図 2(c) のように大脳部の粗形状を示す . 一方 3.1 節では , 領域拡張法により式 (2) を満たす画素群を同一組織領域として抽出し , 頭部領域を多数の組



(a)



(b)

図 3 本手法による大脳領域の自動領域抽出結果 :
(a) 濃淡表示 (b) 2 値表示

織領域に分割している . 本手法では , 両アルゴリズムによって抽出された領域を統合し , 対象とする大脳領域を抽出する . モルフォロジ演算によって生成した初期マスク画像 M と , 領域拡張法によって分割された組織領域 T_i に対し ,

$$R_{auto} = M \bigcup_i T_i \quad (4)$$

となる領域 R_{auto} を自動領域抽出結果とする .

5. 3 次元頭部 MRI 画像への適用と考察

SIEMENS 社製 1.5 テスラの MRI 装置で撮像さ

れた230枚の冠状断スライス画像(FOV:250×250 mm²,画像サイズ:256×256,スライス厚:1 mm,グレイスケール:8 bit)からなる3次元頭部MRI画像に対して,本手法を適用した.本手法による自動領域抽出結果を図3に示す.図3に示した画像は図2(a)に対応するスライス画像である.

図3(a)は抽出された大脳領域を濃淡表示したもので,図3(b)は抽出画素を1,非抽出画素を0とした2値画像である.自動抽出結果において,図3(b)の矢印で示したように大脳周辺の軟部組織,脳脊髄液や脳室が過抽出されている.また大脳半球において,破線で囲まれた脳実質部位に抽出不足がある.この自動抽出結果に対して,式(3)で定義した領域ラベル間距離の各パラメータを調整し,2次元画像で抽出過不足の修正を行った結果を図4に示す.図4左は抽出された大脳領域を濃淡表示したもので,図4右は抽出画素を1,非抽出画素を0とした2値画像である.

図4(a),(b),(c)に示す修正結果は,初期マスク画像での領域を基準組織領域 T_{ref} として各組織領域 T_i との領域ラベル間距離 $D_{label(i)}$ を計算し, $D_{label(i)} < D_{th}$ を満たす組織領域が抽出されている.それぞれにおける抽出過不足の修正に用いたパラメータ α, β, γ および D_{th} は図4中に示す.図4(c)では,図3(b)の矢印で示された過抽出領域が除去され,また破線で囲まれた抽出不足領域が改善されている.

本手法での抽出過不足の修正は,与えたパラメータでの領域ラベル間距離を計算するだけで実現される.このため抽出過不足修正の度に計算コストを要する自動抽出処理を行うことなく,インタラクティブに抽出領域の過不足修正が行える.

本手法での抽出領域の過不足修正結果は,領域拡張法で分割された組織領域の組み合わせである.このため抽出過不足修正は,組織領域単位での追加,削除となり,細かな修正には適さない.またパラメータ調整だけでは,抽出対象領域内であっても周辺組織との信号強度差が大きい領域(例えば血管)の抽出は,困難であると考えられる.このため臨床診断に適用する場合,これらの点を改善する必要がある.

6. ま と め

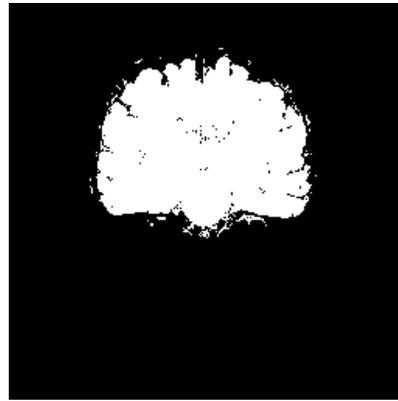
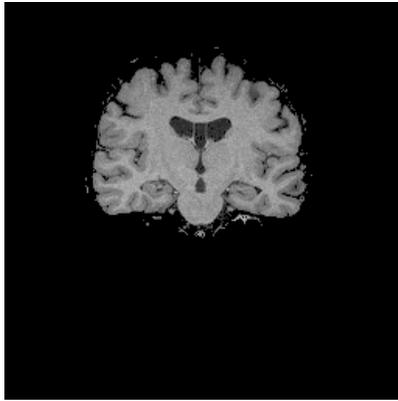
本稿では,自動抽出過程での領域情報を用いた

領域ラベル間距離を導入し,これを用いて計算機による自動抽出結果の抽出過不足の修正を行える手法を提案した.本手法は,計算コストを要する自動抽出処理を再度行うことなく,インタラクティブに抽出領域の過不足修正を行える.

今後の課題としては,領域拡張法における拡張条件の改善,組織領域単位以下の細かな修正の実現および本手法の評価が挙げられる.

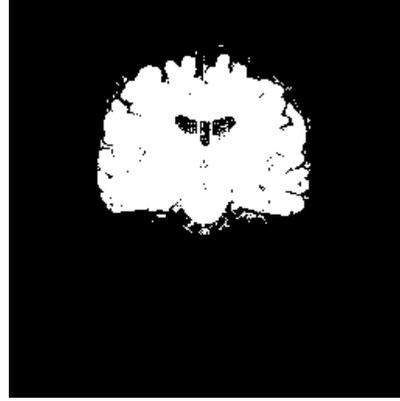
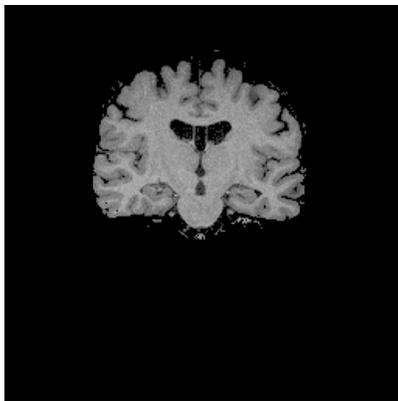
参 考 文 献

- 1) 黄恵, 奥村俊昭, 江浩, 山本眞司: 3次元頭部MRI画像からの基準点抽出, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol. 2, No. 2, pp. 1-6 (1998).
- 2) 松野下純一, 赤松茂男, 山本眞司: トップダウン型画像認識システム TOPS とそのMRI画像認識への応用, 信学論, Vol. J76-D-II, No. 2, pp. 304-314 (1993).
- 3) 関口博之, 佐野耕一, 横山哲夫: リージョングローイングをベースにした対話型3次元領域抽出法, 信学論, Vol. J76-D-II, No. 2, pp. 350-358 (1993).
- 4) 顧力棚, 金子豊久: 3次元モルフォロジによる腹部領域の抽出法, 信学論, Vol. J82-D-II, No. 9, pp. 1411-1419 (1993).
- 5) 上野育子, 藤原俊郎, 松田浩一, 亀田昌志, 土井彰男: 3次元領域拡張法を用いた脳MRI画像からの腫瘍領域抽出, 信学技報, MI2002-73, pp. 23-28 (2002).
- 6) 上野育子, 藤原俊郎, 松田浩一, 亀田昌志, 土井彰男: 3次元領域拡張法を用いた脳MRI画像からの腫瘍領域抽出, 信学技報, MI2002-73, pp. 23-28 (2002).
- 7) M. E. Brummer, R. M. Mersereau, R. L. Eisner and R. R. J. Lewine: Automatic Detection of Brain Contours in MRI Data Sets, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 12, No. 2, pp. 153-166 (1993).
- 8) W. A. Edelstein, P. A. Bottomley and L. M. Pfeifer: A signal-to-noise calibration procedure for NMR imaging systems Medical Physics, Vol. 11, No. 2, pp. 180-185 (1984).



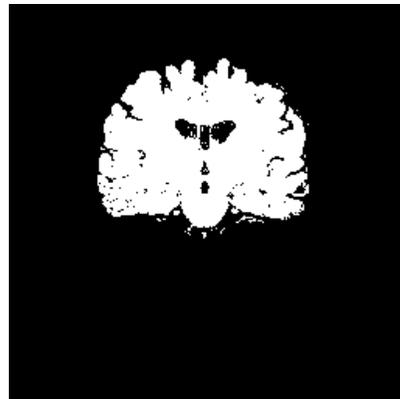
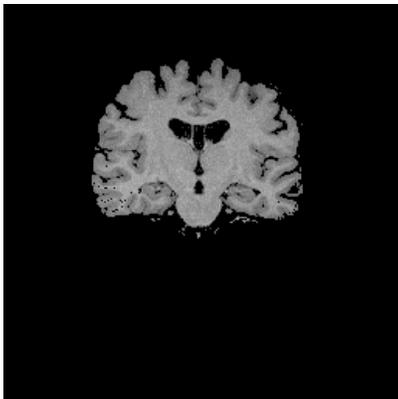
$$\alpha = 0.57, \beta = 0.80, \gamma = 0.77, D_{th} = 2.21$$

(a)



$$\alpha = 0.63, \beta = 0.91, \gamma = 0.77, D_{th} = 2.19$$

(b)



$$\alpha = 0.78, \beta = 0.78, \gamma = 0.77, D_{th} = 1.93$$

(c)

図4 領域ラベル間距離に基づく抽出過不足の修正結果