

教師なし学習のハイブリッド化による頭部 MR 画像の組織分類

Segmentation of Brain MR Images Using Unsupervised Hybrid Learning

大谷 寿光
Toshimitsu Otani

佐藤 和人
Kazuhiro Sato
秋田県立大学

間所 洋和
Hirokazu Madokoro

Akita Prefectural University
m11a004@akita-pu.ac.jp

Abstract: 本論文では、脳ドックにおける読影医の負担軽減と脳萎縮の客観的な診断支援を目的として、教師なし学習の SOM (Self-Organizing Maps) と Fuzzy ART (Adaptive Resonance Theory) をハイブリッド化し、頭部 MR 画像が示す輝度特性や輝度分布のみから脳組織を分類する。SOM の入力空間上における結合荷重の位相関係を保持しながら学習を行い写像する点と、Fuzzy ART の対象画像に適切なカテゴリ数に統合できる点に着目しハイブリッド化を行った。本手法は、頭部 MR 画像を対象に SOM で高粒度の組織分類を行い、組織分類した結合荷重を基に Fuzzy ART を用いて細分化した組織の領域を統合する。臨床現場で撮影された MR 画像に本手法を適用した結果、医師による脳萎縮の診断を支援するために、有効かつ客観性の高い分類結果が得られたので報告する。

1 はじめに

画像撮像装置の進歩に伴い、医療現場では高解像度の医用画像が大量に使用されている。医用画像は医師が診断に利用するばかりでなく、電子カルテによる共有化やインフォームドコンセント等に幅広く利用されている。このような利用形態を考えた場合、撮影された画像をそのまま使用するのではなく、診断精度の向上や負荷の低減などの観点から、対象となる組織ごとにオブジェクト化することが望ましい。したがって、頭部 MR 画像を用いた診断において、より客観性の高い診断を実現するためには、オペレータの主観に左右されることなく脳組織を分類することが必要である。一方、MR 画像では脳組織ごとの境界は不明瞭であるため、脳組織の分類は困難とされている。脳実質は、主に神経細胞体からなる灰白質と、神経繊維からなる白質から構成されている。脳萎縮は、灰白質領域が減少することと起こり、神経細胞数が減少するが、白質領域は必ずしも減少するとは限らないとされている。さらに、脳が萎縮した領域に流入する脳脊髄液は、萎縮の進行と共に拡大する。したがって、読影専門医による脳萎縮の程度を診断する場合、視覚的に確認が容易な脳脊髄液領域に着目している。今日まで様々な脳組織分類法が提案されているものの、頭部 MR 画像を用いた脳萎縮の診断では、専門医が画像所見から経験的、主観的に脳萎縮の程度を判断しているのが現状である。専門医の負担軽減と客観的な診断を支援するためにも客観的な脳組織分類が必要となる。

頭部 MR 画像を対象とした組織分類には、様々な手法が提案されている [1] ~ [6]。従来法は、分類対象組織の代表点をオペレータが事前に指定する方法と、そのような操作を必要としない手法がある。代表点をオペレータが事前に指定する方法では、精度面で優位であるものの、分類結果がオペレータの主観に強く依存する傾向にある。さらに代表点の数が多いとオペレータに対する負担が大きい。また、代表点の数が少ないと、例えばニューラルネットワークに代表される学習機能を用いる手法では、学習データの不足から特化した学習が行われ汎化能力が低下してしまう。一方で、注目されているのが、オペレータによる代表点の設定を必要としない組織分類法である。そのひとつに間所ら

の、SOM (Self-Organizing Maps) がもつ自己写像特性に着目し、頭部 MR 画像における輝度特性や輝度分布のみから脳組織 (脳脊髄液、灰白質及び白質) を分類する手法がある [7]。間所らの手法では SOM のマップ層 (Kohonen 層) を 5 ユニットとしているが、対象画像によって対応づけられる組織の構成は異なる。臨床現場において最も使用頻度の高い T2 強調画像では、浮腫や腫瘍が高輝度に画像化されるが、白質と灰白質の輝度値の差異はわずかであり、脳実質が白質と灰白質に分割できないことが多い。したがって、マップ層が 6 ユニット以上になった場合は、オペレータが組織との対応関係を確認しながら割当てを行っていた。個人差による影響の大きい MR 画像では、オペレータの主観によらず教師なしで脳組織分類を行うことが重要となる。

本論文では、脳ドックにおける読影医の負担軽減と客観的な診断支援を目的として、頭部 MR 画像を対象に脳組織 (脳脊髄液、灰白質及び白質) を教師なしで分類し、脳萎縮の程度を定量化する手法を提案する。使用する頭部 MR 画像は、脳ドックなどの臨床現場でも使用され、脳萎縮を評価する際に用いられる T2 強調画像である。スライス位置は、脳萎縮が顕著に見られる前頭葉が現れる水平断像を用いる。T2 強調画像は、特に我々が着目している脳脊髄液が他の頭部 MR 画像と比べ、高輝度に画像化されるため視覚的に確認が容易であるとされている。灰白質は高輝度側に、白質は低輝度側にそれぞれ位置する。また、本論文で用いた頭部 MR 画像データは、解像度が 512×512 pixel、輝度値が 16bit のオリジナルデータに対して直線量子化を用いて 8bit (256 階調) に変換している。

本手法は自己写像特性を有する SOM を用いて、近傍領域を形成しながら脳組織の輝度特性を写像し、カテゴリ分類する。さらに、SOM で学習した近傍領域を保持しつつ、輝度分布の順序性に従ったカテゴリの統合を Fuzzy ART で行うことで脳組織は解剖学的構造情報に沿った分類結果となる。本手法を用いた分類結果は組織の境界があいまいな領域が明確になり、細部にわたる分類結果が得られた。また、本手法を臨床現場で撮影された萎縮の進行が顕著に現れる 30 代から 70 代の男女の頭部 MR 画像に適用した結果、解剖学的構造情報に沿った組織分類結果が得られ

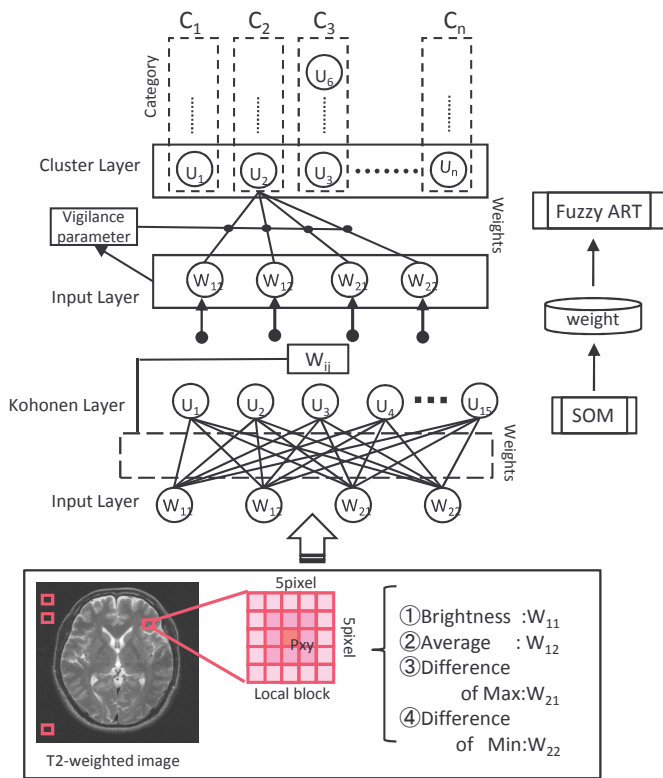


Fig. 1: Network architecture of our method.

た。また、読影専門医の目視による評価において、いずれも脳構造に沿った結果であることから脳萎縮の程度を定量化するために客観性の高い診断支援が確認されたので報告する。

2 ハイブリッド型組織分類法

頭部 MR 画像が示す輝度特性は輝度ヒストグラム上にも明確な特徴として現れないため、組織の境界を判別することは困難である。そこで我々が提案する組織分類法は、教師なし学習の SOM と Fuzzy ART をハイブリッド化し、オペレータによる代表点の選択を必要とせず、輝度分布やエッジ、テクスチャ情報などの画像特性から脳組織を分類する手法である。SOM の入力空間上における結合荷重の位相関係を保持しながら学習を行い写像する点と、Fuzzy ART の対象画像に適切なカテゴリ数に統合できる点に着目しハイブリッド化を行った。本手法では、SOM で対象画像の組織分類に合わせて写像空間を高い粒度で分類し、Fuzzy ART でオペレータの主観によらず、カテゴリを統合し組織分類を行った。本手法の処理フローを Fig.1 に示し、詳細のステップを以下に記す。

Step1: 頭蓋内領域の抽出

原画像から脳実質と脳脊髄液のみを抽出するために、対象画像における頭蓋・硬膜領域を除去する必要がある。頭蓋・硬膜領域の除去は、はじめに背景領域と頭蓋・硬膜領域、頭蓋内領域からなる 2 値化画像を大津法を用いて作成する [8]。作成後、最大オブジェクトを抽出し、内側を塗りつぶしてオブジェクトプレーンを作成する。オブジェクトプレーン外を背景領域として再定義することにより、頭蓋・硬膜領域を取り除き頭蓋内領域を抽出する。しかし、対象画像によっては頭蓋骨と脳実質の間に混在する硬膜が脳実質に接触しているため、脳実質に硬膜を含んだ領域を頭蓋内領域として抽出してしまう問題がある。我々は大津法による閾値処理で抽出した後、動的輪郭モデルである LSM (Level Set Methods) を用いて、硬膜領域にかかわらず頭蓋内領域の抽出を行った。LSM は、位相変化が可能な動的

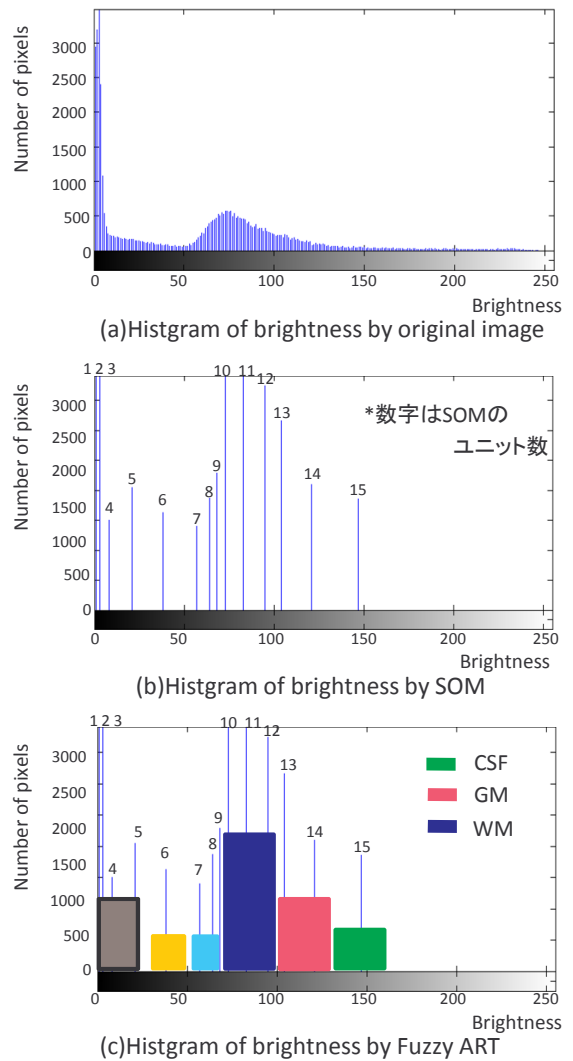


Fig. 2: Analysis of segmentation results of gray and white matters according to vigilance parameters.

輪郭モデルであり、領域の分離、結合が可能であり、曲線の状態（収縮、膨張、曲率変化等）を偏微分方程式により表現している [9]。境界の進行は偏微分方程式の解として更新する。境界線の変形や統合、分離が可能であることから、個人によって大きさや形状の異なる脳表面輪郭を抽出するために有効である。LSM の輪郭は、更新する前に初期輪郭を決める必要がある。大津法によって得られた最大オブジェクトの外輪郭を初期輪郭とし、境界線の更新を行う。偏微分方程式に基づく境界線は、画像が示す輝度勾配やエネルギーに依存するため、低輝度側に位置する硬膜にかかわらず頭蓋内領域の抽出が可能であると考え適用した。

Step2: SOM による非線形量子化

頭部 MR 画像の輝度ヒストグラムを Fig.2(a) に示す。輝度分布は非線形であり、ダイナミックレンジが広く、輝度ヒストグラム上でも脳組織の境界は明確に現れない。したがって、SOM の自己写像特性を用いて頭部 MR 画像が示す各種特徴量の位相関係から、輝度分布を量子化し組織に対応づけてカテゴリを形成する。SOM は近傍学習を行うことから、頭部 MR 画像の示す輝度分布を高輝度から低輝度まで順序性を保持しながら近傍領域を形成する特徴を有する。ここで、SOM の学習によって形成されるカテゴリ数は、SOM のマップ層ユニット数に依存している。しかし、分類対象としている脳組織数は 3~5 であり、SOM のマップ層ユニット数を 3~5 ユニットとすると、輝度分

布に対し写像空間が狭く、対象画像によっては分類対象組織に対してユニット数が足りず、組織を分類できないことが多い。したがって、組織分類をカテゴリ数が未知な問題として定義し、SOMの写像空間を十分に広げる必要がある。つまり分類対象数の2~5倍程度にして、各ユニットの重みづけを行う。Fig.2(b)はSOMによる非線形量子化を示している。頭部MR画像の示す輝度ヒストグラムは、SOMによって対象画像の特徴量を反映し、組織の境界に従って量子化している。このように写像空間を広げることで、広いダイナミックレンジを示す輝度分布に対し、高粒度な組織分類が可能となる。なお、マップ層の具体的なユニット数は、次節の予備実験において詳細を記述する。

SOMの入力層に入力する特徴量は、対象画像における注目画素の輝度値及び算出した各種特徴量である。まず対象画像からランダムに注目画素を選択し、局所ブロックを決定する。次に局所ブロック内の各種特徴量（輝度分布、エッジ、テクスチャ情報等）を算出する。その結果、SOMに入力する特徴量は、輝度値、平均値、最大値差分及び最小値差分の4種類とした。輝度値のみを入力とした場合では、白質領域内に灰白質成分が混在しており、また、灰白質領域内においても白質領域が混在している。頭部MR画像は異なる組織においても類似した輝度値で画像化される。このようなノイズを多く含んでしまうのは、画像の特徴量が画素単位で独立した情報となり、脳組織における連続性が考慮されていないからである。したがって特徴量は、組織の連続性として平均値、組織の境界として最大値差分、最小値差分を選択し、SOMに入力して自己学習を行った。

SOMは、競合学習型ニューラルネットワークで、多次元の入力データを位相的な関係を保ちながら1次元や2次元などの低次元空間に自己写像する教師なし学習である[10]。SOMは入力空間上に提示された特徴量のみから自己学習を行い、入力空間における特徴量の位相関係を保存し、ネットワーク内部にトポロジカルに写像する自己写像特性を有する。したがって、SOMを用いることにより、位相特性が類似する組織を自己写像することが可能であると考える。

SOMの学習アルゴリズムを以下に記す。

1. $w_{ij}(1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m)$ を時刻 t における入力層ユニット i からマップ層ユニット j への結合荷重とする。ここで結合荷重を乱数で初期化しておく。
2. $x_i(1 \leq i \leq n)$ を時刻 t における入力層ユニット i への入力データとする。
3. x_i と w_{ij} のユークリッド距離 d_j を計算する。

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i(t) - w_{ij}(t))^2} \quad (1)$$

4. d_j が最小となるマップ層ユニット c を探索する。
 5. $N_c(t)$ で定義される近傍領域に含まれる結合荷重を更新する。
- $$w_{ij}(t+1) = w_{ij} + \alpha(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (2)$$
- $\alpha(t)$ は学習率係数 ($0 < \alpha < 1$)、 $N_c(t)$ は近傍領域であり、学習の進行とともに減少させる。
6. ステップ2~5を最大学習回数に達するまで繰り返す。

Step3: Fuzzy ARTによるカテゴリの統合

Fuzzy ARTは、追加学習型のニューラルネットワークであり、過去の記憶を保持しつつ新しいパターンの学習が可能である。SOMの分類結果から得られ、入力とした4つの特徴量（輝度値、平均値、最大値差分及び最小値差分）

の結合荷重を持ったカテゴリごとにFuzzy ARTで学習する。SOMによって頭部MR画像の示す輝度分布は、分類対象数の2~5倍程度にカテゴリ分類されている。Fig.2(c)はFuzzy ARTによるカテゴリの統合を示している。SOMによって非線形に量子化した輝度分布は、SOMのマップ層ユニット数に依存しているため脳組織と対応した分類ではない。Fuzzy ARTを用いて、SOMの近傍学習によって隣接したマップ間に形成される近傍領域を保持しつつ、順序性に従ってカテゴリを統合することで、脳組織に対応した分類結果が得られる。また、分類対象としている脳組織数は対象画像によらず一定の基準である必要がある。Fuzzy ARTは分類過程の分解能を制御するビジランスパラメータ（警戒パラメータ）によって一定の粒度でカテゴリの統合が可能である。なお、Fuzzy ARTのビジランスパラメータは、次節の予備実験で決定する。

Fuzzy ARTは安定性と可塑性を保ちながら適応的にカテゴリを形成する自己組織化ニューラルネットワークである[11]。形成された位相空間が完全に保存された状態のまま細かな位相空間の類似したカテゴリの統合が可能で、入力パターンの記憶・クラスタリング、連想の能力を有する。

Fuzzy ARTの学習アルゴリズムを以下に記す。

1. 初期化入力データベクトルセットのデータベクトル数 M を、入力データベクトルセットの繰り返し呈示回数 K をとし、すべての結合荷重 $w_i(i = 1, \dots, n)$ のすべての要素を1に初期化する。
2. 繰返し
入力データベクトル I を順番に $M \times N$ 回呈示して次の操作を繰返す。
3. カテゴリ選択
入力 I と F2 層の各ニューロン i に対して、選択強度 T_i を次式により計算する。

$$T_i = \frac{|I \wedge w_i|}{a + |w_i|} \quad (3)$$

ここで、 M -次元ベクトル u と v に対して、ファジーANDオペレータは、

$$(n \wedge v)_j \equiv \min(u_j \wedge v_j) \quad (4)$$

により定義され、ノルムは、

$$|u| \equiv \sum_{j=1}^m |u_j| \quad (5)$$

により定義される。 T_i の最大値を与える i_0 、すなわち

$$T_{i_0} = \max\{T_i | i = 1, \dots, n\} \quad (6)$$

となる i_0 を勝者としてカテゴリを選択する。もし複数の勝者が存在するときは、最小のインデックスのカテゴリが選択される。カテゴリ i_0 が選択されたとき、F2層の i_0 番目のニューロンの活動が1、それ以外のニューロンの活動は0となる。

4. 共鳴リセットの判定入力 I が3で選択されたカテゴリに共鳴するか、そのカテゴリをリセットするかの判断は、カテゴリ数を決定するパラメータである、ビジランスパラメータ ρ によって決まる。すなわち、F2層の i_0 番目のニューロンからの信号のF1層への伝達によるF1層の活動値 $I \wedge w_{i_0}$ に対して、マッチング関数が、

$$|I \wedge w_{i_0}|/|i| \geq \rho \quad (7)$$

のとき、入力 I とカテゴリ i_0 が共鳴し、カテゴリ i_0 の選択が確定するとともに、5 でそのカテゴリの学習が入力 I に関してなされる。一方、上式が成り立たないときは、カテゴリ i_0 はリセットされ、次に大きい T_i の値を与えるカテゴリが再選択され、同様に共鳴かりセットかの判定がなされる。すべてのカテゴリがリセットされた場合は 6 へいく。

5. カテゴリ i_0 と、結合荷重ベクトル w_{i0} に従って成される。

$$w_{i0} = r(I \wedge w_{i0}) + (1 - r)w_{i0} \quad (8)$$

学習パラメータ $r = 1$ のときを高速学習と呼ぶ。

6. いずれのカテゴリにも属しないと判断されたときは、F2 層に新たなニューロン、すなわちカテゴリが追加される。

Step4: マッピング画像の作成

Step1, Step2 の学習後、マッピングカラーを決定する。組織分類結果は、脳組織がカラーで色分けされていると視覚的にも確認が容易である。T2 強調画像における組織の輝度特性は、脳脊髄液が最も高輝度であり、灰白質、白質の順になり、背景が最も低輝度である。したがって、マッピングカラーは結合荷重が大きいものからこの順とシラベリングする。マッピングカラーは、脳脊髄液を緑、灰白質を赤、白質を青で示した。対象画像の全画素に対して、マッピングする値を算出してマッピング画素を作成する。オブジェクトプレーン内にマッピング結果を重ね合わせた画像が最終的な組織分類結果となる。

3 予備実験

3.1 マップ層ユニット数の決定

対象画像によって対応づけられる SOM のマップ層ユニット数と脳組織の構成は異なる。特に T2 強調画像では、白質と灰白質の輝度値の差異はわずかであり、脳実質が白質と灰白質に分割できないことが多い。対象組織数よりも高い粒度で分類するよう、頭部 MR 画像によって適した写像空間を扱う必要がある。予備実験では、SOM のマップ層ユニット数を決定するためにマップ層を 5 ユニット、7 ユニット、9 ユニット、11 ユニットと写像空間を広げていき、すべての対象画像に対応づけるために予備実験を行った。なお、発火ユニットに対し、第一近傍、第二近傍と対応づけるため、マップ層は 2 ユニット毎で値を変化させた。マップ層ユニット数を決定するために行った予備実験の結果を Fig.3 に示す。マップ層が 5 ユニットでは、対象画像によっては組織分類するには写像空間が不十分であり、組織の境界があいまいになってしまい、高輝度領域である脳脊髄液領域は広範囲につぶれた分類結果となる。これらの画像に対し、7 ユニット、9 ユニット、11 ユニットで適用した結果、精度良く組織分類できることを確認した。また、対象画像によって最適なユニット数があり、11 ユニットよりも 7 ユニットの方が高い精度で組織分類できる場合もあることを確認した。しかし、マップ層が 17 ユニットでは、写像空間が広くなりすぎてしまい、MR 画像上の特徴を持たない未発火のユニットが現れてしまう。本手法では、組織分類するために十分な写像空間かつ未発火のユニットが現れない 15 ユニットとした。

3.2 ビジランスパラメータの決定

Fuzzy ART における学習はパラメータの変化に非常に敏感に反応する。本手法では最も影響の大きいパラメータのひとつである、ビジランスパラメータは分類過程の分解能を制御している。マップ間に形成された近傍領域を保持しつつ、一定粒度でカテゴリを統合しているが、分類目標としている組織数と分類粒度の対応づいた統合が必要となる。予備実験では、ビジランスパラメータ値を 0.80 ~ 0.95

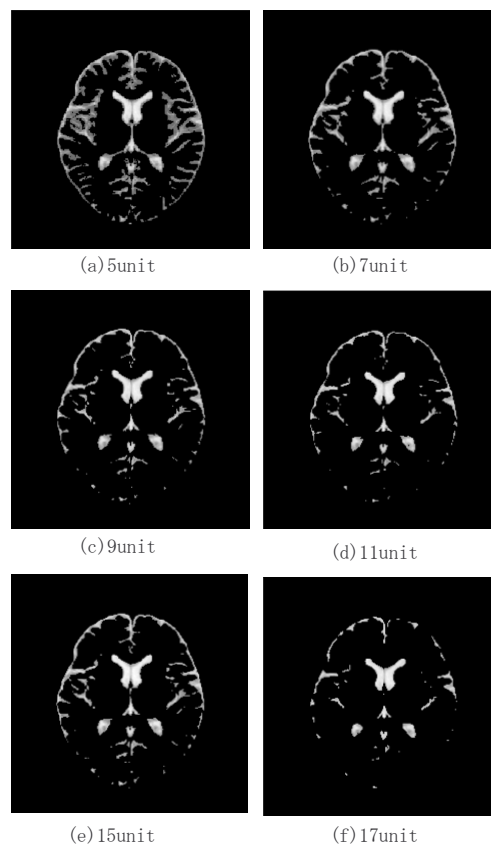


Fig. 3: Segmentation results of CFS according to mapping unit.

で実験を行った。0.025 毎で予備実験を行い、その中でも良好であると判断した結果と、比較のため決定したパラメータ値の前後を Fig.4 に示す。ビジランスパラメータ値が高いと高粒度に統合され、灰白質領域を 2 つの領域に分けてしまう問題がある。また、ビジランスパラメータ値が低いと低粒度に統合され、灰白質領域と白質領域がつぶれて抽出される。ビジランスパラメータ値が 0.90 では、灰白質領域が 2 つの領域に細かく分類された結果となっている。これは、統合する粒度が高いため、組織間の境界となるカテゴリを独立した 1 つの組織として分類され、脳組織に対応した統合ができていないことがわかる。また、ビジランスパラメータ値が 0.85 では、灰白質は脳脊髄液と白質の境界に沿った連続した帯状の領域を形成して、比較的良好な分類結果であるが、対象画像によっては灰白質と白質が 1 つの組織として統合してしまい、灰白質領域が広範囲に分類される。したがって、対象画像が変化しても脳脊髄液と白質の境界に灰白質が帯状の領域を形成する結果を示すビジランスパラメータ値の 0.875 とした。統合した結果を読影専門医の目視により判断してもらい、低輝度側である灰白質と白質の境界が組織に沿った良好な結果であるとの見解が得られた。

4 評価実験

4.1 頭蓋内領域の抽出結果

LSM を用いて頭蓋内領域を抽出した結果を Fig.5 に示す。なお、ここで示した画像は、脳萎縮の程度が顕著に現れる前頭葉において、大津法を用いても硬膜が脳実質に接触していたため、頭蓋内領域の抽出が失敗した例を対象に LSM を適用した。LSM の境界線は Fig.5 中の点線であり、頭蓋内領域の輪郭を形成していることがわかる。つまり、大津法では除去できなかった硬膜領域は、LSM を用いる

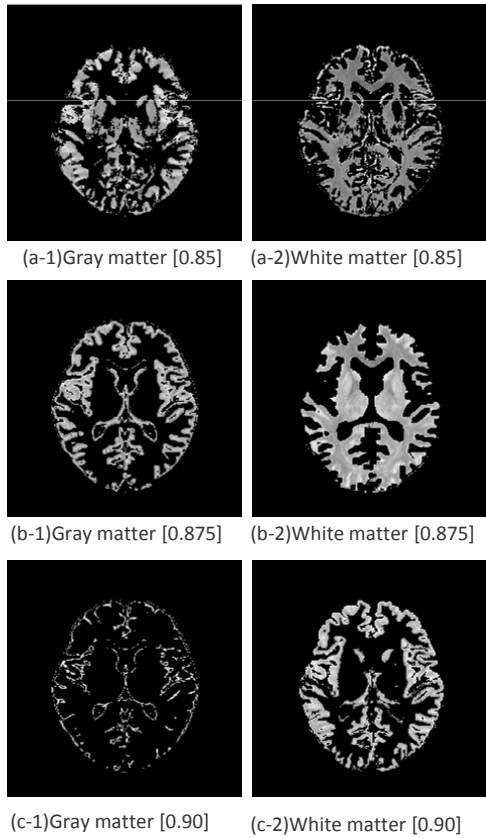


Fig. 4: Analysis of segmentation results of gray and white according to vigilance parameters.

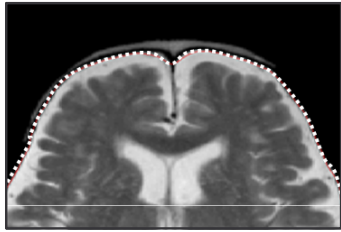


Fig. 5: Extraction procedure of brain surface using LSM.

ことで除去できている。頭蓋内領域の示す輝度勾配は硬膜領域の示す輝度勾配よりも大きいため、LSMの境界線は脳表面輪郭を形成し頭蓋内領域の抽出が可能となった。

4.2 組織分類結果

前節で決定したパラメータを用いて、従来法では誤分類されていたケースの対象画像に本手法を適用した。本手法を用いた組織分類結果を Fig.6(a) に、また、比較のために従来法の組織分類結果を Fig.6(b) に併示する。従来法を用いた組織分類結果では、脳脊髄液は広範囲にわたり分類され、灰白質とみなすべき領域まで及んでいる。同様に、灰白質、白質領域も広範囲にわたり組織分類されている。これは、SOMのマップ層を5ユニットと固定的に割り当てていたため、頭部MR画像が示す輝度特性を十分なマップ層ユニット数で写像できていないと考えられる。また、対象画像によっては対応づけられる組織の輝度特性は異なることから、さらに広範囲に分類された結果となった。

これに対し、輝度特性を写像するために十分なマップ層15ユニットで高粒度にカテゴリを形成し、さらに、Fuzzy ARTによって脳組織に対応づくようカテゴリ統合する本

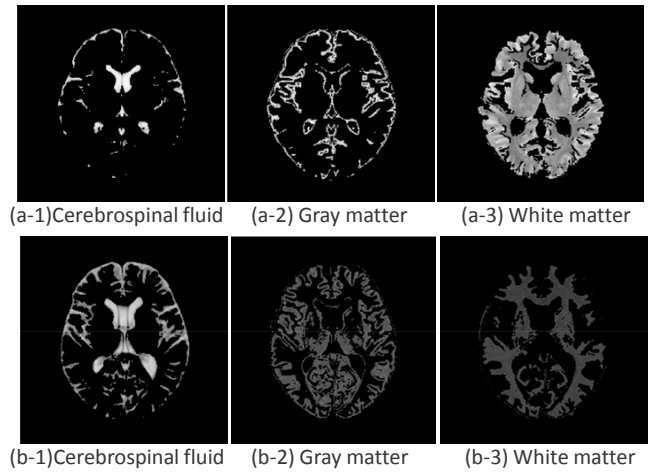


Fig. 6: Results of classification tissue compare using our method with conventional method.

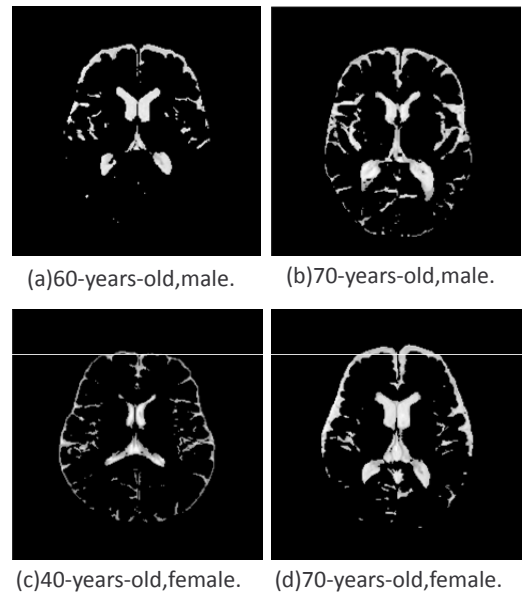


Fig. 7: Segmentation results of the clinical MR image.

手法の組織分類結果では、特に脳萎縮の定量化のために我々が着目した脳脊髄液領域は、高輝度に沿って正しく抽出できていることがわかる。脳脊髄液と灰白質の境界は類似したコントラストを示すにもかかわらず、明確に分類できたことから、このような結果が得られたと考えられる。灰白質は、脳脊髄液と白質の境界に沿う連続した帯状の領域を形成している。つまり、脳組織の連続性及び境界を反映した分類結果が得られた。

4.3 臨床画像への適用

本手法を脳ドック受診者(30代から70代の男女計30名)の頭部MR画像に適用し、臨床応用に関する評価を行った。我々が特に着目した脳萎縮の程度を示す脳脊髄液の実験結果を Fig.7 に示す。なお、適用した臨床画像の中から、特に画像特性の違いが表れている代表的な画像を示した。脳構造には、個人差があり、様々な特徴があるにもかかわらず組織分類結果では、脳脊髄液と灰白質の境界が明確となり、脳脊髄液は高輝度領域に沿って正しく抽出できている。SOMのマップ層を15ユニットと、輝度特性に対し十分な写像空間を用いたため高輝度領域は高粒度な分

類結果が得られ、Fuzzy ARTによるカテゴリの統合によって低輝度領域の組織の割り当てが反映された結果が得られた。また、読影専門医の目視による評価で、いずれも脳構造に沿った良好な結果であることを確認した。したがって、脳萎縮の診断に必要なとされる組織（脳脊髄液、灰白質及び白質）を脳構造に沿った高い精度で分類できていることから、脳萎縮の診断を支援するために客観性の高い情報提供ができると思われる。

5 むすび

本論文では、脳萎縮の診断支援を目指し、脳萎縮の定量化を目的に研究を行った。萎縮に伴い変化する脳組織の中でも、特に萎縮の進行と共に拡大する脳脊髄液領域に着目し、頭部 MR 画像が示す輝度特性、輝度分布から、脳組織分類することで、脳萎縮の客観的な診断支援を試みた。我々は、SOMの自己写像特性を用いて、頭部 MR 画像が示す特徴量の結合荷重を持った各ユニットの集合を近傍領域を形成しながら細かくカテゴリ分類し、さらに Fuzzy ART を用いて近傍領域を保持しつつ、順序性に従って一定粒度でカテゴリの統合をすることで組織の境界があいまいな領域を分類する手法を提案した。つまり SOM と Fuzzy ART をハイブリッド化することで、対象画像に合わせた組織分類に適切な写像空間の割当てが可能となった。本論文で得られた成果は以下の通りである。

(1) 頭蓋内領域を抽出するために、大津法による閾値処理で抽出した後、動的輪郭モデルである LSM を用いた。その結果、大津法のみでは除去できなかった硬膜領域などの混在領域にかかわらず、頭蓋内領域の抽出を行った。

(2) MR 画像によって適切な分類領域は異なり、それに伴い、SOMのマップ層は対象組織数よりも高い粒度のユニット数が必要である。少ないマップ層ユニット数では組織の境界があいまいになってしまう頭部 MR 画像に対して、ユニット数を増やしていくことで、精度の高い分類結果が得られたことから、SOMの写像空間を広げる有効性を確認した。

(3) 脳組織の連続性及び境界を反映した組織分類の実現が可能となり、脳の解剖学的構造情報に沿った分類結果を得ることができた。

(4) 提案手法を、臨床現場で撮影された頭部 MR 画像に適用した結果、精度の高い組織分類結果が得られた。また、読影専門医の目視による評価において、いずれも脳構造に沿った結果であることが確認された。これにより医師による脳萎縮の診断を支援するために、客観性の高い情報提供が実現できる見通しを得た。

一方、頭蓋内領域の抽出において、LSMの境界線は偏微分方程式に基づき、画像が示す輝度勾配やエネルギーに依存することから、低輝度側に位置する硬膜などの除去が可能である。しかし、前頭葉は高輝度側に位置する脳脊髄液領域が比較的多いため硬膜を除去することができるが、後頭葉は脳脊髄液領域が少なく、硬膜と脳実質の輝度値の差は小さい。また、頭部 MR 画像の示す輝度値や硬膜の体積は対象画像によって異なる。したがって、LSMの境界線は対象画像に合わせたパラメータ設定が必要となる。さらに LSM は、境界の統合や分離などの位相変化が可能であるという特徴を有するが、後頭部に位置する矢状静脈洞は硬膜によって厚く覆われていることから正確に抽出できていない。本論文で頭蓋内領域の抽出するため実験的に LSM を用いたが、今後、症例数を増やし、脳表面輪郭を抽出するために研究を進める必要がある。対象画像に合わせた LSM のパラメータ設定を行うために、現在、進化的学習の GA (Genetic Algorithms) に基づくパラメータの最適化について研究を進めている。GA は、膨大な数の組み合わせの中から有効な解を見つけ出すのに効果的である探索手法であり、LSM の繊細なパラメータを設定するために有効であると考えている。同時に、形状と内部の明

度分布を同時に表現することのできる統計モデルの AAM (Active Appearance Models) を用いて、特徴点の見え方の統計モデルを作成し、矢状静脈洞を抽出する手法についても検討中である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、臨床画像の提供と分類結果に対する臨床評価を快く御協力頂いた、秋田組合総合病院診療部長の犬上篤先生に深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] K. sato, K. Sugawara, Y. Narita, and I. Namura, "Consideration of the method of image diagnosis with respect to frontal lobe atrophy," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, Vol.43, no.6, pp.3230-3238, Dec. 1996.
- [2] W.E. Reddick, J.O. Glass, E.N. Cook, T.D. Elkin, and R.J. Deaton, "Automated segmentation and classification of brain using ARTificial neural networks," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.16, no.6, pp.911-918, Dec. 1997.
- [3] R. Sammouda, N. Niki, and H. Nishitani, "Segmentation of brain MR images based on neural networks," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E79-D, no.4, pp.349-356, April. 1996.
- [4] R. Sammouda, N. Niki, and H. Nishitani, "A comparison of Hopfield neural network and Boltzmann machine in segmenting MR images of the brain," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol.43, no.6, pp.3361-3369, Dec. 1996.
- [5] O.-K. Yoon, D.-M. Kwak, B.-S. Kim, D.-W. Kim, and K.-H. Park, "Automated segmentation of MR brain images using 3-dimensional clustering," *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, vol.E85-D, no.4, pp.773-781, April. 2002.
- [6] M.C. Clark, D.b. Goldgof, R. Velthuisen, F.R. Murtagh, and M.S. Silbiger, "Automatic tumor segmentation using knowledge-based techniques," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.17, no.2, pp.187-201, April. 1998.
- [7] 間所洋和, 佐藤和人, 石井雅樹, 門脇さくら, "自己写像特性を用いた頭部 MR 画像の組織分類," *信学論 (D-II)*, vol.J87-D-II, no.1, pp.117-125, Jan 2004.
- [8] 大津展之, "判別および最小 2 乗基準に基づく自動しきい値選定法," *電気通信学会論文誌*, Vol. J63-D, No.4, pp.349-356, 1980.
- [9] Chunming. Li, Chenyang. Xu, Changfeng, Gui, Fox. M.D, "Level Set Evolution Without Re-initialization A New Variational Formulation," *IEEE Computer Society Conference*, Vol.1, Issue , 20-25, pp.430-436 June 2005.
- [10] T. Kohonen, *Self-organizing maps*, Springer Series in Information Sciences, 1995.
- [11] T. Kamio, S. Soga, H. Fujisaka, and K. Mitsubori, "An adaptive state space segmentation for reinforcement learning using fuzzy-ART neural network," *Proc. IEEE MWSCAS 2004*, vol.3, pp.117-120, 2004.