ディープ GMDH-type ニューラルネットワークを用いた 臓器の医用画像認識

Medical Image Recognition of Organs Using Deep GMDH-type Neural Network

近藤 正（京都情報大学院大学）
Tadashi Kondo（The Kyoto College of Graduate Studies for Informatics）

Abstract

本研究では，多層構造型 GMDH（Group Method of Data Handling）-type ニューラルネットワークとコンボリューショナルニューラルネットワーク（CNN）を組み合わせて構成したハイブリッド型ディープニューラルネットワークを，AIC（赤池の情報量規準）や PSS（予測誤差平方和）などの予測誤差評価基準を最小にするように構成する。CNN の内部では多くの画像特徴量を畳み込み積分やプーリング処理によって自動的に発生させ，これらの発生した画像特徴量を，従来の画像認識で用いられていた画像特徴量と合わせてディープ GMDH-type ニューラルネットワークの入力変数として用いる。ディープ GMDH-type ニューラルネットワークのアルゴリズムでは，中間層の層数，最適なニューロンの構造，有益な入力変数などが自己選択され，これらの自己選択されたハイパーパラメータを用いて，多くの中間層を備えたディープニューラルネットワーク構造を自動的に構成する。このディープニューラルネットワークのアルゴリズムを頭部の医用画像認識に応用し，脳の実質，白質，脳室などの臓器をディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークを用いて画像認識してこれらの領域を抽出する。

In this study, the deep multi-layered Group Method of Data Handling (GMDH)-type neural network is combined to the Convolutional Neural Network (CNN), and the hybrid deep neural network is organized so as to minimize prediction error criterion defined as Akaike's Information Criterion (AIC) or Prediction Sum of Squares (PSS). In the convolutional neural network, many image features are automatically generated using the convolutional calculations and the pooling calculations, and these generated image features are used as the input variables of the deep GMDH-type neural network appending the conventional image features which were used in the conventional image recognitions. The deep GMDH-type neural network algorithms have abilities of self-selecting the number of hidden layers, the optimum neuron architectures and useful input variables, and they can automatically organize the deep neural network architectures which have many hidden layers. This deep neural network algorithm is applied to medical image recognitions of brain regions, and the organs such as brain, the white matter and the lateral ventricle, are recognized and these regions are extracted using the deep multi-layered GMDH-type neural networks.

1. はじめに

本研究では，ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークとコンボリューショナルニューラルネットワーク（CNN）を用いたハイブリッド型ニューラルネットワーク [1] を用いて，頭部臓器の医用画像認識を行う。ディープ GMDH-type ニューラルネットワークのアルゴリズムは，著者らのグループにより，各種のアルゴリズムが提案されている [1]-[5]。 これらのディープ GMDH-type ニューラルネットワークスは，脳，肝臓，骨，血管，脾臓などのいろいろな臓器の医用画像認識問題に応用されている [1]-[3]。また，肺がんの医用画像診断にも応用されている [4]。 ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークは，進化論的計算法の一種である改良形発見的自己組織化法を用いて，多層構造をしたディープニューラルネットワークを自動的に構成することができる。中間層の個数，最適なニューロン構造，有益な入力変数の選択などのネットワークの構造パラメータ（ハイ

パーパラメータ）を，予測誤差評価基準（情報量規準 AIC [8] や予測誤差平方和（PSS）[9]）を最小にするように, 自動的に決定している。さらに, ニューロンの活性化関数として，シグモイド関数型活性化関数, 放射基底関数（Radial Basis Function（RBF））型活性化関数，多項式型活性化関数などの中から，対象となる非線形システムの特徴に最も適した活性化関数を予測誤差評価基準（PSS または AIC）を最小にするように自己選択する機能を備えている。

本研究では，医用画像からコンボリューショナルニューラルネットワークを用いて画像特徴量を発生させ，これらの画像特徴量に，従来から用いられている画像特徴量や位置情報などを加えて，ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークの入力変数とする。ディープ GMDH-type ニューラルネットワークでは, すべての入力変数に対して, これらの入力変数の高次の項を含めた非線形な組み合わせを発生させて統計解析することにより，有益な変数の組み合わせのみを自己選択して，複雑な構造をした非線形システムの特徴に最も適するようにディープニューラルネットワーク構造を自動的に自己組織化する。本研究では，ハイブリッド型ディープニューラルネットワークを頭部臓器の医用画像認識に応用する。医用画像としては頭部 MRI 画像を用いて，脳の実質，白質，脳室などの領域を画像認識させて領域抽出する。そして，自己組織化されたディープニューラルネットワークの構造を比較検討する。

2. 改良形発見的自己組織化法 [1, 4]

ディープ GMDH-type ニューラルネットワークスのアルゴリズムは，GMDH 法で用いられている発見的自己組織化法 [6, 7] に基づいて，ニューラルネットワークスの構造を自己組織化している。以下に改良形発見的自己組織化法 [1, 4] について述べる。

改良形発見的自己組織化の原理では，次に示す 7 つのステップによりディープニューラルネットワーク構造を構成する。

1）原データのトレーニングデータとテストデータへの分割

トレーニングデータはニューロンの活性化関数のパラメータの推定に用い，テストデータはディープニューラルネットワークの構造選択に用いる。

2）入力変数の組み合わせの発生

すべての入力変数の組み合わせを発生させる。

3）最適なニューロン構造の発生

各々の組み合わせに対して，トレーニングデータを用いて回帰分析を行い，最適なニューロン構造を発生させる。発生したニューロンの出力を中間変数と呼ぶ。

4）中間変数の自己選択

テストデータに対する誤差（テストエラー）を小さくする L 個の中間変数を自己選択する。

5）総合特性変数の発生

自己選択した L 個の中間変数を用いて，トレーニングデータにより回帰分析を行うことにより，総合特性変数を発生させる。

6）多層構造の構成

自己選択した L 個の中間変数と総合特性変数を次層の入力変数にセットして，入力変数のすべての組み合わせを発生させて繰り返し計算を行い，多層構造を構成していく。

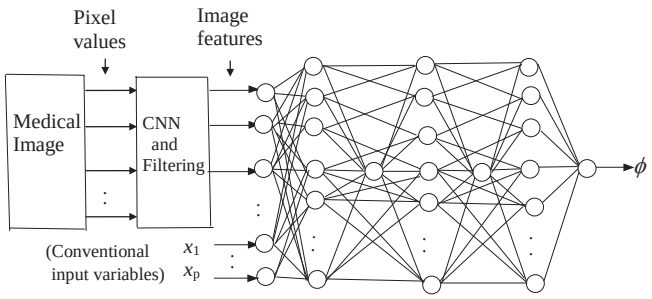
7）多層構造の繰り返し計算の停止

この繰り返し計算は，テストエラーが減少しなくなった層で停止する。そして，ディープニューラルネットワーク構造は，各層で自己選択したニューロンを用いて構成する。

以上の手続きにより構成される発見的自己組織化法は基本的な概念が進化論的計算法と同じである。

3. ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスと CNN を用いたハイブリッド型ディープニューラルネットワーク [1]

ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークとコンボリューショナルニューラルネットワークを用いたハイブリッド型ディープニューラル



Optimum activation function is automatically selected from *Sigmoid function, Radial basis function and Polynomial*

Fig.1 Hybrid deep neural network architecture of deep multi-layered GMDH-type neural network and convolutional neural network (CNN)

ネットワークの構造を，Fig.1 に示す。

このニューラルネットワークでは，CNN とフイルターリングによって画像特徴量を発生させる。さらに，従来から医用画像に用いられている画像特徴量や位置情報などと合わせてディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークの入力変数にする。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークでは，これらの入力変数のすべての非線形な組み合わせを発生させて，有益な変数の組み合わせのみを自己選択する。自己選択した変数の組み合わせを用いてディープニューラルネットワーク構造を自己組織化する。

3.1 CNN とフイルターリング

本研究では，学習に用いる大量の画像データを準備できなかったために，CNN での学習は行わずに，CNN のフイルターの値としてはあらかじめ既存のものを準備する。そして，フイルターとしてはガウシアンフイルターとラプラシアンフイルターを用いてコンボリューション層で計算を行い画像特徴量を発生させる。次に，プーリング層では，最大値，最小値，範囲などのフイルターリングを行い，画像特徴量の抽出を行う。

3.2 ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワーク

本アルゴリズムの概要を以下に示す。本研究では，原データをすべてトレーニングデータとして用いる。そして，予測誤差評価基準（AIC または PSS）をテストデータの代わりに用いる。

[1] 第 1 層

$$u_j = x_j \qquad (j=1,2,\ldots,p) \tag{1}$$

ここで，x_j はシステムの入力変数を示す。

[2] 第 2 層

入力変数どうしを組み合わせて，すべての組み合わせを発生させる。ニューロンは 1 型と 2 型の 2 種類を用い，さらに 1 型と 2 型に 3 種類のニューロン構造を発生させて，対象となる非線形システムの特徴に最も適したニューロン構造を，予測誤差が最小になるように自己選択する。

1）シグモイド関数型ニューラルネットワークス

i）1 型ニューロン構造

Σ: (Nonlinear function)

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_iu_j + w_4u_i^2 + w_5u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{2}$$

or

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_k + w_4u_iu_j + w_5u_iu_k + w_6u_ju_k + w_7u_i^2 + w_8u_j^2 + w_9u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{3}$$

f: (Nonlinear function)

$$y_k = 1/(1+exp(-z_k)) \tag{4}$$

ii）2 型ニューロン構造

Σ: (Linear function)

$$z_k = w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 + \cdots + w_ru_r - w_0\theta_1 \quad (r<p) \tag{5}$$

f: (Nonlinear function)

$$y_k = 1/(1+exp(-z_k)) \tag{6}$$

2）放射基底関数（RBF）型ニューラルネットワークス

i）1 型ニューロン構造

Σ: (Nonlinear function)

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_iu_j + w_4u_i^2 + w_5u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{7}$$

or

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_k + w_4u_iu_j + w_5u_iu_k + w_6u_ju_k + w_7u_i^2 + w_8u_j^2 + w_9u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{8}$$

f: (Nonlinear function)

$$y_k = exp(-z_k^2) \tag{9}$$

ii）2 型ニューロン構造

Σ: (Linear function)

$$z_k = w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 + \cdots + w_ru_r - w_0\theta_1 \quad (r<p) \tag{10}$$

f: (Nonlinear function)

$$y_k = exp(-z_k^2) \tag{11}$$

3）多項式型ニューラルネットワークス

i）1 型ニューロン構造

Σ: (Nonlinear function)

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_iu_j + w_4u_i^2 + w_5u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{12}$$

or

$$z_k = w_1u_i + w_2u_j + w_3u_k + w_4u_iu_j + w_5u_iu_k + w_6u_ju_k + w_7u_i^2 + w_8u_j^2 + w_9u_j^2 - w_0\theta_1 \tag{13}$$

f: (Linear function)

$$y_k = z_k \tag{14}$$

ii）2 型ニューロン構造

Σ: (Linear function)

$$z_k = w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 + \cdots + w_ru_r - w_0\theta_1 \quad (r<p) \tag{15}$$

f: (Linear function)

$$y_k = z_k \qquad (z_k > 0 \text{ の場合})$$

$$y_k = 0 \qquad (z_k < 0 \text{ の場合}) \tag{16}$$

ここで，各々のニューロンは Σ と f の 2 個の関数から構成され，w はニューロンの重み係数，p は入

力変数の個数を示す。

ディープ GMDH-type ニューラルネットワークスは，上記の 6 種類の活性化関数の中から，対象とする非線形システムの特徴に最も適した活性化関数を，AIC または PSS を用いて自己選択する能力がある。ここで，もしニューロンの活性化関数として，（5）式と（6）式のみを用いた場合，従来からよく用いられている多層構造をしたシグモイド関数型ニューラルネットワークを，ディープ GMDH-type ニューラルネットワークアルゴリズムを用いて構成でき，学習アルゴリズムとして誤差逆伝播法（BP 法）を適用できる。次に，ニューロンの活性化関数として，（10）式と（11）式のみを用いた場合，多層構造をした放射基底関数（RBF）型ネットワークをディープ GMDH-type ニューラルネットワークアルゴリズムを用いて構成できる。次に，（15）式と（16）式のみを用いた場合, ディープラーニングで用いられているディープニューラルネットワークと同様なネットワーク構造を，ディープ GMDH-type ニューラルネットワークアルゴリズムを用いて構成できる。さらに，ニューロンの活性化関数として，（12）式，（13）式と（14）式のみを用いた場合，非線形システム同定手法である GMDH 法と同じ高次非線形多項式ネットワークを構成できる。

次に，ニューロンの重み w の値は，主成分回帰分析 [10] を用いて次のように推定する。

4）重み w の推定

まず，各々のニューロンに対して z_k^{**} の値を計算する。

i）シグモイド関数型ニューロン

$$z_k^{**}=log_e(\phi'/(1-\phi')) \tag{17}$$

ii）RBF 型ニューロン

$$z_k^{**}=(-log_e\,\phi')^{1/2} \tag{18}$$

iii）多項式型ニューロン

$$z_k^{**}=\phi \tag{19}$$

ここで，ϕ はシステムの出力変数，ϕ' は 0 から 1 の間の値に規準化された出力変数を示す。重み w は，次に示す主成分回帰分析 [10] を用いて推定する。

各々のニューロンに対して，トレーニングデータを用いて, 主成分回帰分析により重み w を推定する。主成分回帰分析を用いることにより，層を通過すると発生していた中間変数間の多重共線性を防止することができ，高精度な学習計算を実行することができる。そして 3 種類のニューロンを各々の入力変数の組み合わせに対して構成する。

主成分回帰分析を用いたニューロンの学習計算では，入力変数の組み合わせに対して主成分の抽出を行う。（2）式のニューロンの場合を例にとる。

まず，固有ベクトルを計算する。

$$\underline{\boldsymbol{v}} = H \cdot \underline{\boldsymbol{u}} \tag{20}$$

ここで，

$\underline{\boldsymbol{v}} = (v_1, v_2, \ldots, v_5)$

$\underline{\boldsymbol{u}} = (u_i\ u_j,\ u_iu_j,\ u_i^2,\ u_j^2)$

$\underline{\boldsymbol{v}}$ は固有ベクトル，H は固有行列で次式により固有値問題を解くことによって計算する。

$$R \cdot H = H \cdot \Lambda \tag{21}$$

ここで，R は相関行列を表す。次に，変数 z_k を直交回帰分析により計算する。

$$\begin{aligned} z_k &= \underline{\boldsymbol{w}}^T \cdot \underline{\boldsymbol{v}} \\ &= w_1v_1+w_2v_2+\ldots+w_5v_5 \end{aligned} \tag{22}$$

この場合，出力変数として z_k^{**} を用いる。そして，AIC または PSS を変数選択の評価基準として変数選択型重回帰分析法 [10] を用いて有益な主成分のみを選択する。

次に，各々の組み合わせに対して，シグモイド関数型ニューロン，RBF 型ニューロン，多項式型ニューロンの 3 種類のニューロンを発生して，発生した 3 種類の各々のニューロンに対して，AIC 値または PSS 値の小さいものを L 個選択する。

5）総合特性変数（ϕ^*）の発生

総合特性変数（ϕ^*）は，シグモイド関数型，RBF 型，多項式型ニューラルネットワークの 3 種類のニューラルネットワークに対して，次の線形結合式を用いて計算する。

$$\phi^* = a_0 + \sum_{k=1}^{L} a_k y_k \tag{23}$$

ここで，L は中間変数の個数，y_k は中間変数を示す。y_k は AIC または PSS を用いた変数選択型重回帰分析法により，AIC または PSS 値の小さいものを自己選択する。次に，（23）式の AIC または PSS 値が小さなニューロン構造を 3 種類の構造の中から，ディープ GMDH-type ニューラルネットワークの構造として自己選択する。次層の計算では，自己選択したニューロン構造のみを用いてニューラルネットワークスの計算を行う。具体的には，総合特性変数（ϕ^*）と自己選択した L 個のニューロン

の出力値を次層の入力変数にセットして，次層の計算に移る。

[3] 3 層以上の層

3 層以上の層では，第 2 層と同じ計算を繰り返す。ただし，ニューロンの構造は自己選択した構造のみを使用する。そして，(23) 式の AIC または PSS の値が減少しなくなる層で中間層の計算を停止する。中間層の計算を停止した場合，最終の中間層を出力層とする。そして，ディープニューラルネットワーク構造は，各層で自己選択したニューロンを用いて構成する。

以上の手続きにより，多層構造をしたディープ GMDH-type ニューラルネットワークスを構成できる。

本研究で使用したディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークでは，入力層に近い層で，対象となる非線形システムの部分的な特徴を同定しており，層を積み重ねることにより，徐々に非線形システムの全体的な特徴を同定するようになっており，層を積み重ねてネットワークが十分な複雑性を備えて，非線形システムの全体の特徴をネットワーク上に記憶したときに，ネットワークの層の積み重ね計算を停止している。そして，予測誤差評価基準の AIC 値または PSS 値が最も小さくなるディープニューラルネットワーク構造を自動的に自己組織化している。

4. 頭部臓器の医用画像認識への応用

本研究では，ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスを用いて，頭部臓器の医用画像認識とその領域抽出を行った。本研究では，医用画像として MRI 画像を用いた。なお，本研究では予測誤差の評価基準として PSS を用いた。

4.1 脳実質領域の医用画像認識と領域抽出

Fig.2 に，ニューラルネットワークスを自己組織化するために用いた原画像を示す。ニューラルネットワークスの入力変数としては $N \times N$ 近傍領域の画像特徴量を用いた。これは，CNN において，ガウシアンフイルター，ラプラシアンフイルター，最大値フイルター，最小値フイルター，レンジフイルターにより発生した 5 個の画像特徴量と，従来から用いられている統計学的特徴量である平均値，分散，標準偏差，及び位置情報（x と y 座標）の合計 10 個の入力変数を用いた。これらの特徴量の中から，平均値，標準偏差，分散，x 座標，y 座標，範囲（レンジ）の 6 個の変数がニューラルネットワークスにより有益な入力変数として自己選択された。近傍領域の大きさ N は，2 から 10 の値に対してニューラルネットワークスを自己組織化した。その結果，N が 3 の場合に，最も良い画像認識精度を得た。ニューラルネットワークスの出力変数は，0 か 1 の値をとり，対象臓器の領域内部では 1 の値を出力するように学習させた。ディープ GMDH-type ニューラルネットワークスは，ニューラルネットワーク構造としてシグモイド関数型ネットワーク構造を選択した。Fig.3 に，第 2 層で計算された 3 種類のニューロンの誤差を示す。ディープ GMDH-type ニューラルネットワークスの計算は第 9 層で終了した。そして，各々の中間層では 5 個のニューロンが自己選択された。Fig.4 に，各層における PSS 値の変化を示す。層を通過することにより PSS 値は徐々に減少して予測誤差が小さな値に収束した。

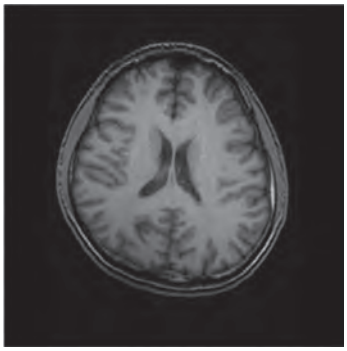


Fig.2 Original image

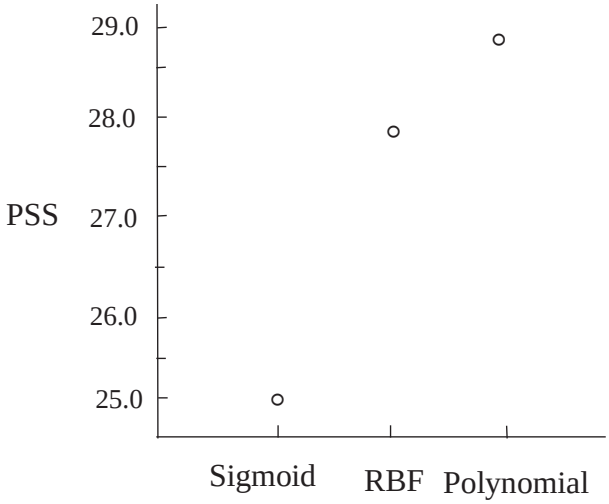


Fig.3 PSS values of three types of neuron (1)

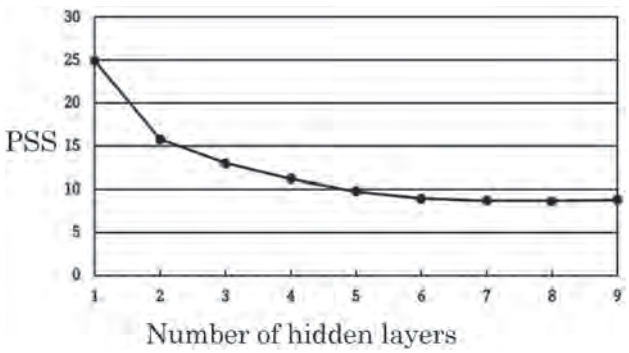


Fig.4 Variation of PSS in the deep GMDH-type of NN(1)

自己組織化されたディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスによって脳実質領域を出力する。Fig.5 に，ニューラルネットワークの出力画像を示す。脳実質領域が抽出されている。脳実質の外部の領域（孤立点）はほとんど含まれていないことがわかる。次に，出力画像に対して画像の後処理が行われた。ニューラルネットワークの出力画像に対する後処理では，画像の膨張処理と収縮処理を行い，脳実質領域の内部に孤立した部分がある場合や，脳実質領域の外部にある孤立点が除去された。そして，脳実質領域の輪郭を N/2 画素分だけ外側に拡張した。Fig.6 に，ニューラルネットワークスの出力画像に後処理を行った画像を示す。原画像との一致性を確認するために，原画像との重ね合わせを行った。Fig.7 に原画像と後処理後の出力画像を重ね合わせた画像を示す。この画像から，ニューラルネットワークスによって画像認識された脳実質領域は，原画像の脳実質領域によく一致していることがわかる。そして，脳実質領域を，原画像（Fig.2）から後処理後の画像（Fig.6）を差分することにより抽出した。Fig.8 に差分画像（グレー画像）を示す。

誤差逆伝播法（BP 法）を用いて学習する従来型ニューラルネットワークを用いて脳実質領域の画像認識を行い，画像認識結果の比較を行った。ニューラルネットワークは，入力層，中間層，出力層の 3 層構造とした。学習データは，ディープ GMDH-type ニューラルネットワークと同じものを用いた。学習では，各々の学習データを 100,000 回学習させた。結合加重の初期値は乱数により設定した。本研究では，中間層のニューロン数（m）を変化させて画像認識を行った。Fig.9 に，m=5，m=7 と m=9 の場合の出力画像を示す。出力画像は Fig.5 に対応している。これらのニューラルネットワークの出力画像には，孤立点や脳領域でない領域を多く含んでおり，画像認識精度が十分でないことがわかる。また，中間層のニューロン数（m）を変化させた場合に，異なった出力画像が得られた。従来型のニューラルネットワークスでは，ネットワーク構造の自己選択機能を持たないため，中間層のニューロンの個数や中間層の個数などの構造パラメータを変化させて，より望ましいネットワーク構造を見つけ出す必要がある。このため，構造パラメータを変化させて，非常に多くの繰り返し計算を行う必要がある。さらに，解が局所解に収束した場合には，良い精度が得られないために結合加重の初期値を変化させてさらに多くの繰り返し計算を行う必要がある。これに対して，ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークでは，このような構造パラメータを変化させた繰り返し計算を必要としないため，1 回の計算で複雑な構造をしたニューラルネットワークを自己組織化できる。

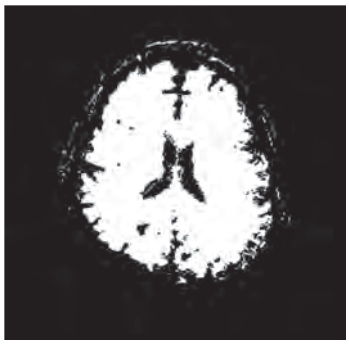


Fig.5 Output image of the neural network (1)

Fig.6 Output image after the post-processing (1)

Fig.7 Overlapped image (1)

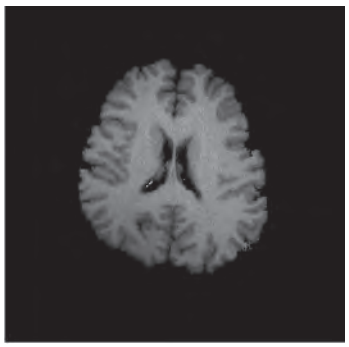
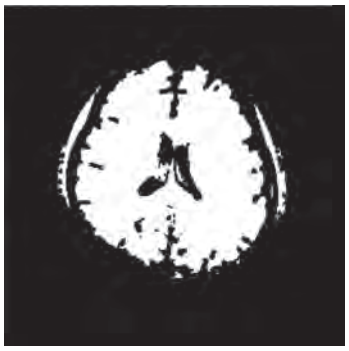
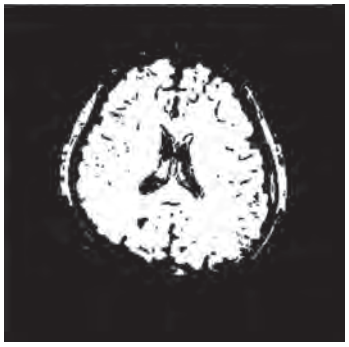


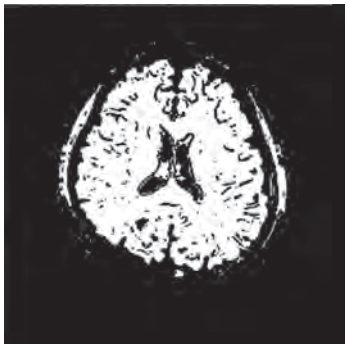
Fig.8 Extracted gray scale image (1)



(a) m=5



(b) m=7



(c) m=9

Fig.9 Output images of the conventional sigmoid function neural network (1)

4.2 白質領域の医用画像認識と領域抽出

白質領域の抽出を目的にした新しいニューラルネットワークスを自己組織化した。ニューラルネットワークスの入力変数としては 4.1 のニューラルネットワークと同じ 10 個の入力変数を用いた。そして，平均値，X 座標，Y 座標，範囲，ガウシアンフイルターの出力値，ラプラシアンフイルターの出力値の 6 個の入力変数が自己選択された。近傍領域の大きさ N は，2 から 10 の値に対してニューラルネットワークスを自己組織化した。その結果，N が 3 の場合に，最も良い画像認識精度を得た。ニューラルネットワークスの出力変数は，0 か 1 の値をとり，白質の内部では 1 の値を出力するように学習させた。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスは，ニューラルネットワーク構造としてシグモイド関数型ネットワーク構造を選択した。Fig.10 に，第 2 層で計算された 3 種類のニューロンの誤差を示す。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスの計算は第 15 層で終了した。Fig.11 に，各層における PSS 値の変化を示す。層を通過することにより PSS 値は徐々に減少して予測誤差が非常に小さな値に収束した。

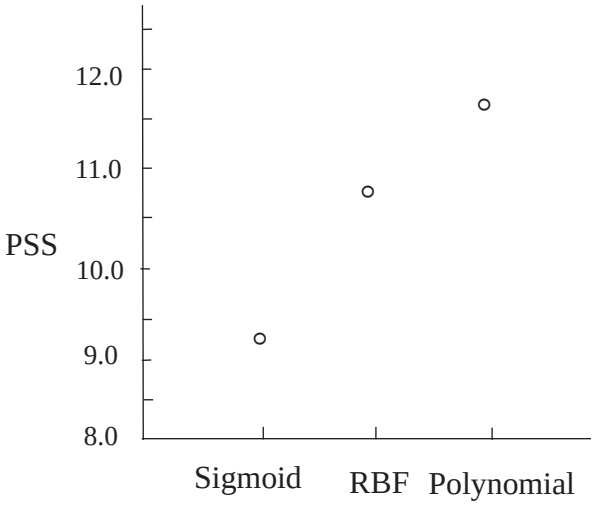
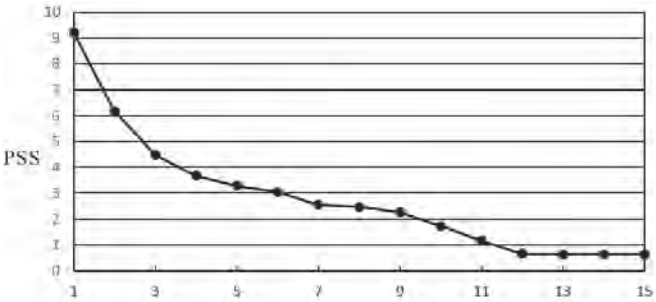


Fig.10 PSS values of three types of neuron (2)



Number of hidden layers

Fig.11 Variation of PSS in the deep GMDH-type NN (2)

Fig.12 に最終層で得られた出力画像を示す。次に，この出力画像に対して画像の後処理を行った。ニューラルネットワークの出力画像に対する後処理では，画像の収縮処理と膨張処理を行い，白質領域の外部にある孤立点が除去された。そして，白質領域の輪郭を N/2 画素分だけ外側に拡張した。Fig.13 に，ニューラルネットワークスの出力画像に後処理を行った画像を示す。原画像との一致性を確認するために，原画像との重ね合わせを行った。Fig.14 に原画像と後処理後の出力画像を重ね合わせた画像を示す。この画像から，ニューラルネットワークスによって画像認識された白質領域は，原画像の白質領域によく一致していることがわかる。そして，原画像から差分を行うことにより白質領域のグレー画像が抽出された。Fig.15 に，白質領域のグレー画像を示す。Fig.16 に BP 法を用いて学習する 3 層構造の従来型ニューラルネットワークによって得られた画像認識結果を示す。学習方法は 4.1 の脳の実質領域の場合と同じである。

Fig.12 Output image of the neural network (2)

Fig. 13 Output image after the post processing (2)

Fig. 14 Overlapped image (2)

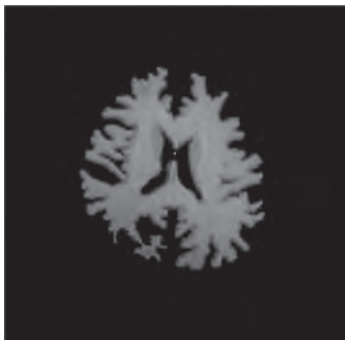


Fig.15 Extracted gray scale image (2)

(a) m=5

(b) m=7

(c) m=9

Fig.16 Output images of the conventional sigmoid function neural network (2)

4.3　脳室領域の医用画像認識と領域抽出

脳室領域の抽出を目的にした新しいニューラルネットワークスを自己組織化した。ニューラルネットワークスの入力変数としては 4.1 のニューラルネットワークと同じ 10 個の入力変数を用いた。そして，平均値，X 座標，Y 座標，範囲，ガウシアンフイルターの出力値，最大値の 6 個の入力変数が自己選択された。近傍領域の大きさ N は，2 から 10 の値に対してニューラルネットワークスを自己組織化した。その結果，N が 3 の場合に，最も良い画像認識精度を得た。ニューラルネットワークスの出力変数は，0 か 1 の値をとり，脳室領域では 1 の値を出力するように学習させた。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスは，ニューラルネットワーク構造としてシグモイド関数型ネットワーク構造を選択した。Fig.17 に，第 2 層で計算された 3 種類のニューロンの誤差を示す。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスの計算は第 6 層で終了した。Fig.18 に，各層における PSS 値の変化を示す。層を通過することにより PSS 値は徐々に減少して予測誤差が非常に小さな値に収束した。Fig.19 に最終層で得られた出力画像を示す。次に，この出力画像に対して画像の後処理を行った。ニューラルネットワークの出力画像に対する後処理では，画像の収縮処理と膨張処理を行い，脳室領域の外部にある孤立点が除去された。そして，脳室領域の輪郭を N/2 画素分だけ外側に拡張した。Fig.20 に，ニューラルネットワークスの出力画像に後処理を行った画像を示す。原画像との一致性を確認するために，原画像との重ね合わせを行った。Fig.21 に原画像と後処理後の出力画像を重ね合わせた画像を示す。この画像から，ニューラルネットワークスによって画像認識された脳室領域は，原画像の脳室領域によく一致していることがわかる。そして，原画像から差分を行うことにより脳室領域のグレー画像が抽出された。Fig.22 に，脳室領域のグレー画像を示す。Fig.23 に，BP 法を用いて学習する 3 層構造の従来型ニューラルネットワークによって得られた画像認識結果を示す。学習方法は 4.1 の脳の実質領域の場合と同じである。

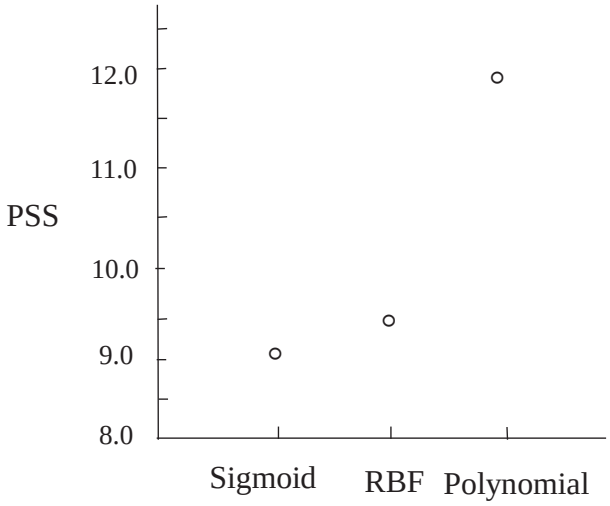


Fig.17 PSS values of three types of neuron (3)

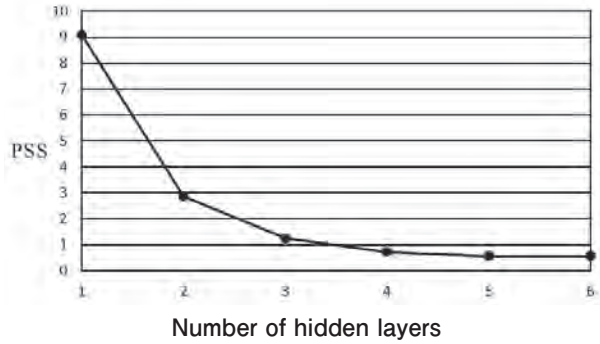


Fig.18 Variation of PSS in the deep GMDH-type NN (3)

Fig.19 Output image of the neural network (3)

Fig. 20 Output image after the post processing (3)

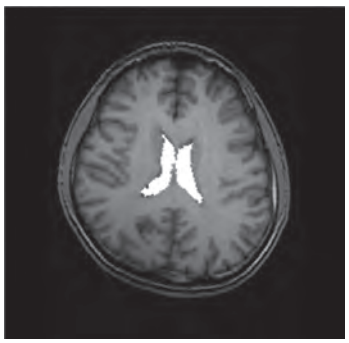
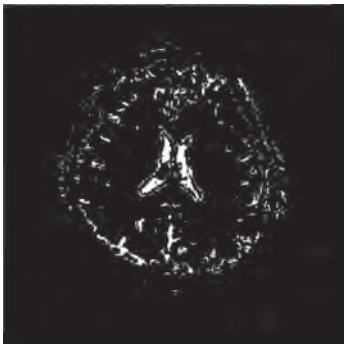


Fig. 21 Overlapped image (3)

Fig.22 Extracted gray scale image (3)

(a) m=5



(b) m=7

(c) m=9

Fig.23 Output images of the conventional sigmoid function neural network (3)

4.4 考察

本研究では，脳実質，白質，脳室の各々の領域を画像認識して領域抽出する，3つのディープニューラルネットワークスを自己組織化した。まず，Table1に，各々のディープニューラルネットワークの層数とニューラルネットワークの種類を示す。層数では，脳の実質では9層，白質では15層，脳室では6層のディープニューラルネットワークスが自己組織された。また，3つのディープニューラルネットワークの種類としては，すべてシグモイド関数型ニューラルネットワークが自己選択された。画像認識結果（Fig.4, Fig.11, Fig.18）から，予測誤差評価基準値（PSS）は，層を積み重ねるごとに徐々に減少していき，最終層ではPSS値が小さな値に収束した。第1層のPSS値と比較すると，最終層ではPSS値が大幅に減少したことがわかる。

次に，Table2に有益な入力変数の自己選択結果を示す。従来のディープGMDH-typeニューラルネットワークの研究では，平均値，分散，標準偏差，X座標値，Y座標値の5つの入力変数がよく用いられていた。本研究では，3つのニューラルネットワークで共通に自己選択された入力変数は，平均値，範囲，X座標，Y座標の4変数であった。CNNやフィルターリングで発生された画像特徴量も自己選択されており，対象となる臓器の画像認識に最も適した画像特徴量が，各々のディープニューラルネットワークスにおいて自己選択されていることがわかる。

今後の研究では，学習に用いる医用画像を大幅に増やしてCNNにおいて学習を行い，CNNで発生させた画像特徴量をディープGMDH-typeニューラルネットワークの入力変数に加えて自己選択させることにより，さらに予測精度の向上を試みる予定である。

Table 1 Number of layers and type of neural networks

Regions	Number of layers	Type of neural network
Brain	9	Sigmoid function NN
White matter	15	Sigmoid function NN
Lateral ventricle	6	Sigmoid function NN

5. むすび

本研究では，ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークとコンボリューショナルニューラルネットワーク（CNN）を用いたハイブリッド型ニューラルネットワークを用いて，頭部臓器の医用画像認識を行った。ディープ多層構造型 GMDH-type ニューラルネットワークスは，対象となる複雑な構造をした非線形システムの特徴によく適合するように，ディープニューラルネットワークスの種類の自己選択（最適なニューロンの活性化関数の自己選択），中間層の層数の自己選択，有益な入力変数の自己選択などの機能を備えており，予測誤差評価基準（AIC や PSS）を最小にするように，複雑な構造をしたディープニューラルネットワーク構造を自動的に自己組織化している。このため，ニューラルネットワークの構造パラメータ（有益な入力変数の選択，層数の選択，ニューロンの活性化関数の選択，各層のニューロン数の選択，BP 法における乱数の初期値の選択など）を変化させて，最適なディープニューラルネットワーク構造を見つけるために学習計算を繰り返す必要がないため，実際問題への応用が非常に容易である。本研究では，頭部臓器の医用画像認識問題へ応用して，画像認識結果を比較してその有効性を確認した。

参考文献

[1] S. Takao, S. Kondo, J. Ueno and T. Kondo: Hybrid deep neural network of deep multi-layered GMDH-type neural network and convolutional neural network and its application to medical image recognition of spleen regions, *Proceedings of the Twenty-Third International Symposium on Artificial Life and Robotics 2018 (AROB 23rd 2018)*, pp.84-88 (2018)

[2] S. Takao, S. Kondo, J. Ueno and T. Kondo: Deep feedback GMDH-type neural network and its application to medical image analysis of MRI brain images, *Artificial Life and Robotics,* vol.23, No.2, pp.161-172 (2018)

[3] S. Takao, S. Kondo, J. Ueno and T. Kondo: Medical image analysis of abdominal X-ray CT images by deep multi-layered GMDH-type neural network, *Artificial Life and Robotics,* vol.23, No.2, pp.271-278 (2018)

[4] T. Kondo, S. Kondo, J. Ueno and S. Takao: Medical image diagnosis of lung cancer by deep logistic GMDH-type neural network using revised heuristic self-organization, *Proceedings of the Twenty-Second International Symposium on Artificial Life and Robotics 2017 (AROB 22nd 2017)*, (2017)

[5] T. Kondo: GMDH neural network algorithm using the heuristic self-organization method and its application to the pattern identification problem, *Proc. of the 37th SICE Annual Conference*, pp.1143-1148 (1998)

[6] S. J. Farlow ed.: Self-organizing methods in modeling, GMDH-type algorithm, New York: Marcel Dekker Inc. (1984)

[7] A. G. Ivakhnenko: Heuristic self-organization in problems of engineering cybernetics, *Automatica*, vo.6, no.2, pp.207-219 (1970)

[8] H. Akaike: A new look at the statistical model identification, *IEEE Trans. Automatic Control,* vol.AC-19, no.6, pp.716-723 (1974)

[9] H. Tamura, T. Kondo: Heuristics free group method of data handling algorithm of generating optimum partial polynomials with application to air pollution prediction, *Int. J. System Sci.,* vol.11, no.9, pp.1095-1111 (1980)

[10] N. R. Draper, H. Smith: *Applied Regression Analysis,* New York: John Wiley and Sons (1981)

◆ 著者紹介

近藤　正 Tadashi Kondo

京都情報大学院大学教授

Table 2 Selection of useful input variables in the deep multi-layered GMDH-type neural networks

Regions \ Input variables	Gaussian filter	Laplacian filter	Maximum filter	Minimum filter	Range filter	Mean	X	Y	Variance	Standard deviation
Brain					○	○	○	○	○	○
White matter	○	○			○	○	○	○		
Lateral ventricle	○		○		○	○	○	○		