

平成 21 年 5 月 28 日現在

研究種目：基盤研究 (C)

研究期間：2007～2008

課題番号：19500389

研究課題名 (和文) 人工ニューラルネットワークを用いた臓器領域の3次元医用画像解析

研究課題名 (英文) Three-dimensional medical image analysis of the organ regions using artificial neural networks.

研究代表者 近藤 正 (Tadashi Kondo)

徳島大学・大学院ヘルスバイオサイエンス研究部・教授

研究者番号：80205559

研究成果の概要：マルチスライスCTやMRI装置から得られた3次元構造をした医用画像データを対象にして、いろいろな臓器の3次元領域を正確に画像認識することが可能な改良的GMDH-typeニューラルネットワークアルゴリズムを開発した。この改良形GMDH-typeニューラルネットワークスは

- 1) 最適な画像特徴量 (入力変数) の自己選択機能
- 2) 最適なニューラルネットワーク構造の自己選択機能

のような機能を備えている。開発した3次元医用画像解析システムを用いて

- 1) 頭部のマルチスライスCT画像の解析。
- 2) 心臓のマルチスライスCT画像の解析

などの各種臓器の画像認識を行い得られた画像を解析した。そして、開発した3次元画像認識用のニューラルネットワークアルゴリズムの改良を行った。

交付額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	500,000	150,000	650,000
2008年度	300,000	90,000	390,000
年度			
年度			
年度			
総計	800,000	240,000	1,040,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：人間医工学・医用生体工学

キーワード：医用・生体画像、人工ニューラルネットワーク

1. 研究開始当初の背景

近年、医療現場では電子カルテシステムが本格的に導入され始め、医用画像のデジタル化も急ピッチで進んでいる。また、MRI、マルチスライスCTなどの医用画像診断機器の性能の向上が著しく、一人の患者から撮影されるスライス画像（2次元画像）の枚数は数百枚にも達している。このために最近ではこれらの多くのスライス画像から高精細な3次元画像を作成して、3次元画像による診断が始まっている。しかしながら、医師の画像診断に使えるような3次元画像を作成することは、かなりの医用画像処理技術が必要とし、作成にも多くの時間が必要とされている。このような状況により、コンピュータを用いて大量に発生する医用画像を効率よく処理して、医師の診断支援を行うための3次元医用画像解析システムの実用化に期待が集まっている。

本研究では、医用画像の中でも、最近、臨床で使われ始めた3次元医用画像を対象にして、人工知能技術の一つである人工ニューラルネットワークの新しいアルゴリズム（Group Method of Data Handling (GMDH)-type ニューラルネットワークアルゴリズム）を開発し、このアルゴリズムを用いて臓器の3次元領域の画像認識とその領域抽出を行い、対象領域の画像を解析する3次元医用画像解析システムを開発する。そして、開発したシステムを用いていろいろな臓器の3次元医用画像を解析する。

2. 研究の目的

本研究では、3次元の医用画像解析に適した改良形GMDH-typeニューラルネットワークアルゴリズムを開発する。

従来からよく使われているバックプロパゲーション法を用いるシグモイド関数型人工ニューラルネットワークスのアルゴリズム

では、ネットワークの構造の同定機能が備えられていなく、対象となる医用画像の特徴に適したニューラルネットワーク構造を自動的に構成することは困難である。また、ネットワーク構造が複雑になると局所解に陥りやすく、必ずよい学習結果が得られるという保障はない。

本研究で開発するアルゴリズムは、発見的自己組織化法を用いてニューラルネットワーク構造を自己組織化する機能を備えており、いろいろな種類の医用画像の特徴に適した人工ニューラルネットワーク構造を医用画像データから自己組織化することができ、そして、本研究で開発する3次元医用画像解析システムは、マルチスライスCTやMRIなどから得られる医用画像に適用することができ、さらに脳、肺、肝臓、心臓などのいろいろな臓器の3次元医用画像に適用することが可能な汎用的なシステムである。

3. 本研究の方法

本研究では、医用画像認識に適した最適なネットワーク構造を自己選択する改良形GMDH-typeニューラルネットワークスを進化論的計算方法の一種である発見的自己組織化の原理を用いて自動的に自己組織化する。そして、自己組織化した人工ニューラルネットワークを用いて3次元医用画像認識を行う。

改良形GMDH-typeニューラルネットワークスの構造をFig.1に示す。フィードバックループの計算回数、中間層におけるニューロンの個数、有益な入力変数、最適なニューロンの構造は、予測誤差平方和(PSS)を最小にするように決定される。このニューラルネットワークスはフィードバックループを備えており、このフィードバックループを用いた計算により、徐々にネットワークの複雑さ

を増加させる。

本アルゴリズムの概要を以下に示す。

本アルゴリズムでは、予測誤差評価基準 (PSS) を用いているので原データを 2 組に分割する必要がなく、すべてのデータをトレーニングデータとして用いる。

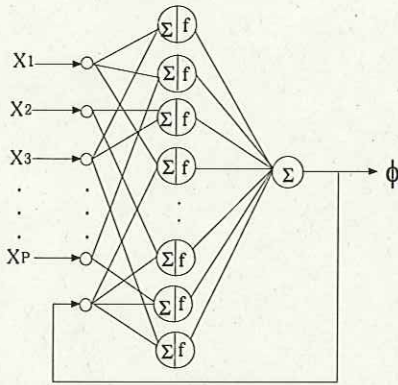


Fig.1 Architecture of the revised GMDH-type neural network

[1] 最初のフィードバックループ計算

(1) 入力層

$$u_j = x_j \quad (j=1, 2, \dots, p) \quad (1)$$

ここで、 x_j はシステムの入力変数を示す。

(2) 中間層

入力変数どうしを組み合わせ、多くの組み合わせを発生させる。ニューロンはタイプ 1 とタイプ 2 の 2 種類を用い、ニューラルネットワーク構造の種類によってニューロンの構造が異なる。

<シグモイド関数型ニューラルネットワークス>

i) The first type neuron

Σ : (Nonlinear function)

$$z_k = w_1 u_i + w_2 u_j + w_3 u_i u_j + w_4 u_i^2 + w_5 u_j^2 + w_6 u_i^3 + w_7 u_i^2 u_j + w_8 u_i u_j^2 + w_9 u_j^3 - w_0 \theta_1 \quad (2)$$

f : (Nonlinear function)

$$y_k = 1 / (1 + \exp(-z_k)) \quad (3)$$

ii) The second type neuron

Σ : (Linear function)

$$z_k = w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_3 + \dots + w_r u_r - w_0 \theta_1 \quad (r < p) \quad (4)$$

f : (Nonlinear function)

$$y_k = 1 / (1 + \exp(-z_k)) \quad (5)$$

<RBF 型ニューラルネットワークス>

i) The first type neuron

Σ : (Nonlinear function)

$$z_k = w_1 u_i + w_2 u_j + w_3 u_i u_j + w_4 u_i^2 + w_5 u_j^2 + w_6 u_i^3 + w_7 u_i^2 u_j + w_8 u_i u_j^2 + w_9 u_j^3 - w_0 \theta_1 \quad (6)$$

f : (Nonlinear function)

$$y_k = \exp(-z_k^2) \quad (7)$$

ii) The second type neuron

Σ : (Linear function)

$$z_k = w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_3 + \dots + w_r u_r - w_0 \theta_1 \quad (r < p) \quad (8)$$

f : (Nonlinear function)

$$y_k = \exp(-z_k^2) \quad (9)$$

<多項式型ニューラルネットワークス>

i) The first type neuron

Σ : (Nonlinear function)

$$z_k = w_1 u_i + w_2 u_j + w_3 u_i u_j + w_4 u_i^2 + w_5 u_j^2 + w_6 u_i^3 + w_7 u_i^2 u_j + w_8 u_i u_j^2 + w_9 u_j^3 - w_0 \theta_1 \quad (10)$$

f : (Linear function)

$$y_k = z_k \quad (11)$$

ii) The second type neuron

Σ : (Linear function)

$$z_k = w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_3 + \dots + w_r u_r - w_0 \theta_1 \quad (r < p) \quad (12)$$

f : (Linear function)

$$y_k = z_k \quad (13)$$

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。ニューロンの重み w の値は、重回帰分析を用いて次のように推定する。

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

$$z_k = \log_e(\phi'/(1-\phi')) \quad (14)$$

ii) RBF 型ニューロン

$$z_k = (-\log_e \phi')^{1/2} \quad (15)$$

iii) 多項式型ニューロン

$$z_k = \phi \quad (16)$$

ここで、 ϕ はシステムの入力変数、 ϕ' は 0 から 1 の間の値に規準化された出力変数を示す。

次に、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、PSS を変数選択の評価基準に用いる変数選択型重回帰分析法により重み w を推定する。このとき、(2),(4),(6),(8),(10),(12)式に含まれる有益な入力変数のみを自己選択する。このようにして 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。

次に、構成した 3 種類の各々のニューロンに対して、PSS 値の小さいものを L 個選択する。 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、出力層の計算に移る。

(3) 出力層

出力層では、中間層の出力値 y_k を線形結合する。

$$\phi^* = a_0 + \sum_{k=1}^L a_k y_k \quad (17)$$

ここで、 y_k は PSS を用いた変数選択型重回帰分析法により、PSS 値の小さいものを自己選択する。次に、PSS 値が小さなニューロン構造を 3 種類の構造の中から自己選択する。2 番目以後のフィードバックループ計算では、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。

[2] 2 番目以後のフィードバックループ計算

2 番目以後のフィードバックループ計算では、出力値 ϕ^* をシステムの入力変数 x_j ($j=1,2,\dots,p$) と組み合わせる。そして、多くの組み合わせを発生させて、第 1 番目のフィード

バックループ計算と同じ手続きを繰り返す。(17)式の PSS 値が減少しなくなった層で、フィードバックループ計算を停止し、全体のニューラルネットワークスを構成する。

以上の手続きによりフィードバックループを持つ改良形 GMDH-type ニューラルネットワークスを構成できる。

4. 研究成果

本研究では、医用画像認識に適した人工ニューラルネットワークアルゴリズム (改良形 GMDH-type ニューラルネットワーク) を提案し、心臓領域と脳領域の 3 次元医用画像解析へ応用してその有効性を確認した。

このアルゴリズムでは、医用画像の特徴に適した最適な人工ニューラルネットワーク構造が自動的に、発見的自己組織化の原理を用いて構成されるために、医用画像解析に応用することが容易である。

(1) 心臓領域の画像解析。

医用画像としては心臓領域のマルチスライス CT 画像を用いた。Fig. 2 の画像を用いてニューラルネットワークを自己組織化した。ニューラルネットワークの入力変数としては、近傍領域の統計学的特徴量 (濃度の平均値、分散、標準偏差、レンジなど) と位置情報 (画像の X と Y 座標) などを用いて学習させて、有益な入力変数を自己選択させた。ニューラルネットワークの出力変数は 0 から 1 の値を取り、対象の臓器内部では 1 の値をとるように学習させた。Fig. 3 にニューラルネットワークの出力画像を、Fig. 4 に画像の後処理後の画像を示す。Fig. 5 に、原画像への重ね合わせ画像を示す。輪郭が正確に抽出されていることがわかる。Fig. 6 に原画像から差分を行った画像を示す。このような処理をすべてのスライス画像に行い、レンダリングソフトウェアにより 3 次元表示した (Fig 7)。また、BP 法を用いる従来型人工

ニューラルネットワークによる画像認識結果と比較することによりその有効性を確認した。

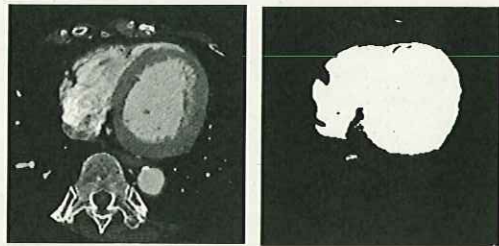


Fig.2 Original image

Fig.3 Output image

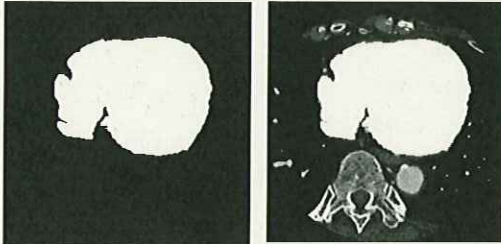


Fig.4 Output image after post processing

Fig.5 Overlapped image

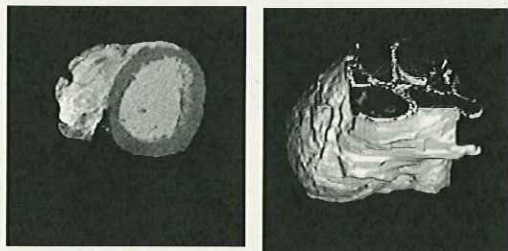


Fig.6 Subtracted image

Fig.7 3-dimensional image

(2) 脳領域の画像解析

脳領域の3次元画像解析を行った。

Fig. 8 にニューラルネットワークの自己組織化に用いた原画像を示す。Fig. 9 はニューラルネットワークの出力画像を示す。Fig. 10 にニューラルネットワークにより抽出された脳領域の3次元表示を示す。同様にして、ニューラルネットワークを用いて抽出した脳血管領域の3次元表示をFig. 11 に示す。

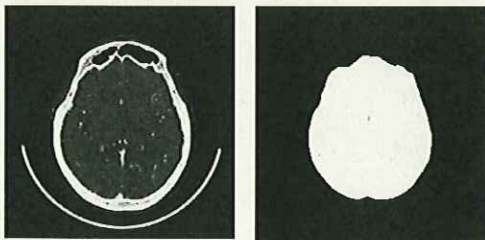
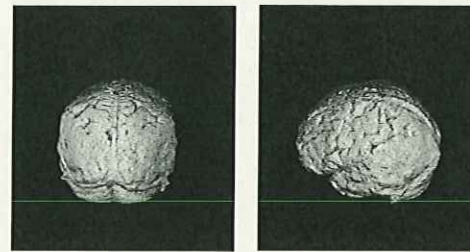


Fig.8 Original image

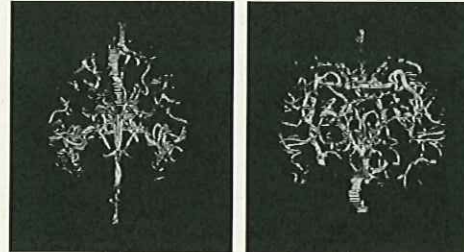
Fig.9 Output image



(a)

(b)

Fig.10 3-dimensional image of the brain



(a)

(b)

Fig.11 3-dimensional images of blood vessels

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計14件)

- (1) T.Kondo and J.Ueno, Medical image recognition of abdominal multi-organs by RBF GMDH-type neural network, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol.5, no.1, pp.225-240 (2009)
- (2) C.Kondo and T.Kondo, Three-dimensional medical image analysis of the heart by the revised GMDH-type neural network self-selecting optimum neural network architecture, *Proceedings of AROB 2009*, pp.397-400 (2009)
- (3) C.Kondo and T.Kondo, Revised GMDH-type neural network algorithm self-selecting optimum neural network architecture, *Proceedings of AROB 2009*, pp.410-413 (2009)
- (4) T.Kondo and J.Ueno, Revised GMDH-type neural network algorithm for medical image recognition and its application to 3-dimensional medical image analysis of the heart, *Proceedings of the 40th ISICIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications*,

pp.148-153 (2009)

(5) T.Kondo, Feedback GMDH-type neural network using prediction error criterion and its application to 3-dimensional medical image recognition, *Proceedings of SICE Annual Conference 2008*, pp.1050-1055 (2008)

(6) T.Kondo, Feedback GMDH-type neural network algorithm using prediction error criterion for self-organization, *Proceedings of SICE Annual Conference 2008*, pp.1044-1049 (2008)

(7) T.Kondo and J.Ueno, Medical image recognition of Abdominal organs by RBF GMDH-type neural network, *Proceedings of the 39th ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications*, pp.177-182 (2008)

(8) T.Kondo and J.Ueno, Multi-layered GMDH-type neural network self-selecting optimum neural network architecture and its application to 3-dimensional medical image recognition of blood vessels, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, pp.175-187 (2008)

(9) T.Kondo, Nonlinear pattern identification by multi-layered GMDH-type neural network self-selecting optimum neural network architecture, *Neural Information Processing*, pp.882-891 (2008)

(10) T.Kondo, A.S.Pandya and H.Nagashino, GMDH-type neural network algorithm with a feedback loop for structural identification of RBF neural network, *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering System*, Vol.11, pp.157-168 (2007)

(11) T.Kondo and J.Ueno, Logistic GMDH-type neural network and its application to identification of X-ray film characteristic curve,

Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.11, No.3, pp.312-318 (2007)

(12) T.Kondo and J.Ueno, Medical image recognition of abdominal X-ray CT image by RBF GMDH-type neural network, *Proceedings of SICE Annual Conference 2007*, pp.1112-1116 (2007)

(13) T.Kondo and J.Ueno, Feedback GMDH-type neural network self-selecting optimum neural network architecture and its application to 3-dimensional medical image recognition of the lungs, *Proceedings of IWIM 2007*, pp.63-70 (2007)

(14) T.Kondo and J.Ueno, Multi-layered GMDH-type neural network self-selecting optimum neural network architecture and its application to nonlinear system identification, *Proceedings of IWIM 2007*, pp.55-62 (2007)

〔学会発表〕 (計 5 件)

(1) 近藤 正、最適なネットワーク構造を自己選択する GMDH-type ニューラルネットワークアルゴリズムとその医用画像認識への応用、電子情報通信学会技術研究報告, Vol.108, No.29, pp.17-24 (2008)

(2) 近藤 正、最適なネットワーク構造を自己選択する改良形 GMDH-type ニューラルネットワークによる 3 次元医用画像認識、電子情報通信学会 ME とバイオサイバネテックス研究会 (MBE)、平成 19 年 7 月 20 日、徳島大学工学部。

6. 研究組織

(1) 研究代表者

近藤 正 (KONDO TADASHI)

徳島大学・大学院ヘルスバイオサイエンス
研究部・教授

研究者番号 : 80205559