

## 科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成24年3月30日現在

機関番号：16101

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2009～2011

課題番号：21560428

研究課題名（和文） 医用X線CT画像からの知識工学を利用した肝臓癌自動検出システムの開発

研究課題名（英文） Developments of Computer Aided Diagnosis System of liver cancers using knowledge Engineering for Medical X-ray CT Images

研究代表者

上野 淳二 (UENO JUNJI)

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：60116788

研究成果の概要（和文）：

本研究では、医用画像診断に適した改良形 GMDH-type ニューラルネットワークアルゴリズムを開発して、肝臓癌の医用画像診断に応用した。このアルゴリズムでは、医用画像診断のための知識ベースを用いて、医用画像診断に適した改良形 GMDH-type ニューラルネットワーク構造を自己組織化しており、医用画像の特徴を正確に同定することができる。対象となる医用画像の複雑さに最も適したネットワーク構造は予測誤差評価基準(PSS)を最小にするように自動的に自己組織化されるために、医用画像診断への応用が容易であることが示された。

研究成果の概要（英文）：

A revised Group Method of Data Handling (GMDH)-type neural network algorithm for medical image diagnosis is proposed and is applied to medical image diagnosis of liver cancer that is called hepatocellular carcinoma (HCC). In this algorithm, the knowledge base for medical image diagnosis are used for organizing the neural network architecture for medical image diagnosis and the revised GMDH-type neural network algorithm can identify the characteristics of the medical images accurately. The optimum neural network architecture fitting the complexity of the medical images is automatically organized so as to minimize the prediction error criterion defined as Prediction Sum of Squares (PSS) and it was shown that the revised GMDH-type neural network could be easily applied to the medical image diagnosis.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	700,000	210,000	910,000
2010年度	600,000	180,000	780,000
2011年度	700,000	210,000	910,000
年度			
年度			
総計	2,000,000	600,000	2,600,000

研究分野：工学

科研費の分科・細目：電気電子工学・システム工学

キーワード：システム情報（知識）処理

## 1. 研究開始当初の背景

多列検出器型 CT 断層撮影装置の登場により撮影の高速化と体軸方向の空間分解能向上がもたらされ、高精細な三次元画像情報が得られるようになったが、1 回の検査で膨大なデータが発生し、それらを読影する医師にとっては負担が増大し、作業効率の低下を招く可能性が出てきた。これに対し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コンピュータ支援画像診断 (CAD) システムの開発に期待が集まっている。

本研究では、医用 X 線 CT 画像を対象にして、人工知能技術の 1 つである知識工学と人工ニューラルネットワークの 2 つの手法を用いて、肝臓癌を対象にしたコンピュータ支援画像診断 (CAD) システムの開発を試みる。

## 2. 研究の目的

CT 検査の中で上腹部の撮影頻度は高く、肝臓は多くの検査で撮影範囲に含まれる。ウイルス性肝炎から肝硬変、肝癌へと移行する疾患過程が知られており、対象となる患者数は多く、定期的な観察が必要なため、検査頻度が高い。また、肝臓癌検出のためには多時相での CT 撮影が必要なことより撮影画像枚数が多く、医師の負担を増大させる検査の一つである。本研究では、知識工学を応用して医学知識を用いた画像診断支援を行うことが可能な知識情報処理機構を備え、さらに、医用画像認識のために開発した新しい人工ニューラルネットワークの理論 Group Method of Data Handling-type Neural Network algorithm (以下 GMDH-type Neural Network algorithm) と組み合わせて肝臓癌を対象にしたコンピュータ支援画像診断 (CAD) システムを開発する。本研究で開発する新しい人工ニューラルネットワークは、生物の進化過程を模擬した進化論的計

算法の一種である発見的自己組織化法に基づいて、多列検出器型 CT から得られる 3 次元医用画像の特徴に最も適したニューラルネットワーク構造を、コンピュータの内部で自動的に自己組織化することが可能である。

## 3. 研究の方法

本研究では、コンピュータ支援画像診断 (CAD) を行うために、知識工学の手法と人工ニューラルネットワークの手法を組み合わせた新しい手法 (知識ベースを用いた改良形 GMDH-type ニューラルネットワーク) を開発した。

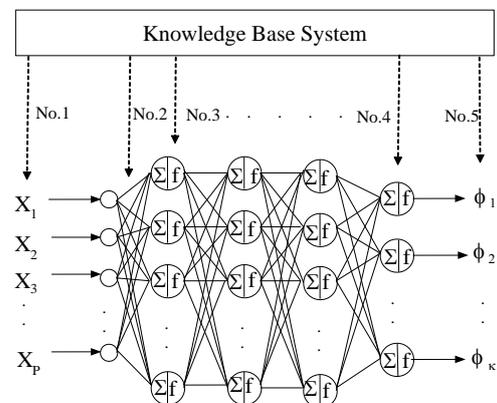


Fig.1 Architecture of revised GMDH-type neural network

Figure 1 に、知識ベースを用いた改良形 GMDH-type ニューラルネットワークの構造を示す。このニューラルネットワークスでは、知識ベースに記憶したルールに従って、人工ニューラルネットワークの自己組織化を行う。知識ベースに記憶するルールとして 5 種類のルールを定め、改良形 GMDH-type ニューラルネットワークを提案した。

改良形 GMDH-type ニューラルネットワークでは、予測誤差評価基準 (PSS) を用いて、予測誤差を評価して予測誤差が最少になる構造で自己組織化の手続きを終了している。このため、コンピュータ支援画像診断システムのような複雑な特徴を示す非線形システ

ムに対して、精度よくネットワーク構造を自己組織化できる。また、ネットワークの構造パラメータ（多層構造の層の個数、中間層のニューロンの個数、有益な入力変数、最適なニューロン構造など）は、PSSを用いて自動的に決定しているため、従来からよく用いられている誤差逆伝播法（BP法）を用いるシグモイド関数形ニューラルネットワークのように、構造パラメータやウェイトの初期値を変えて、より望ましいニューラルネットワーク構造を見つけるという操作は必要としない。また、解が局所解に収束するといった問題も発生しない。このため、実際問題への応用が容易である。

#### 4. 研究成果

改良形 GMDH-type ニューラルネットワークスを用いて、肝臓癌の画像診断とその領域抽出を行った。本研究では、医用画像としてマルチスライスCT画像を用いた。まず肝臓の正常領域を改良形GMDH-type ニューラルネットワークスを用いて画像認識させ、これらの領域を抽出した。次に、画像の後処理を行うことにより肝臓癌を含んだ肝臓の全体の領域を抽出した。そして、肝臓全体の領域から正常な領域のみを差分することにより肝臓癌の候補領域を抽出した。改良形GMDH-type ニューラルネットワークスの画像認識精度の確認を行うために、従来から用いられている誤差逆伝播法（BP法）を用いたシグモイド関数形ニューラルネットワークスによって得られた画像認識結果との比較を行った。

##### 4.1 医用画像診断に用いた原画像とニューラルネットワークスの自己組織化

Figure 2 に、腹部X線CT画像の早期相の画像を示す。この画像を原画像として用いて、ニューラルネットワークスを自己組織化する。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、平均値、分散、標準偏差、中央値、範囲、最大値、最小値などの基本統計量と位置情報（ $x$  と  $y$  座標）である。これらの特徴量の中から、平均値、標準偏差、分散、 $x$  座標、 $y$  座標の5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。統計学的な入力変数の値としては、画像濃度の値を用いた。近傍領域の大きさ  $N$  は、3 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 7 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。改良形 GMDH-type ニューラルネットワークスの計算は 6 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。Figure 3 に、PSS 値の変化を示す。PSS の値は徐々に減少して小さな値に収束した。

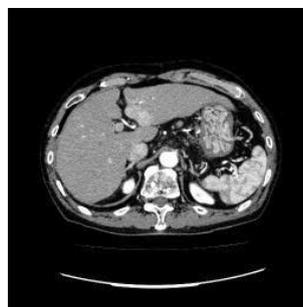


Fig.2 Original image in the early phase

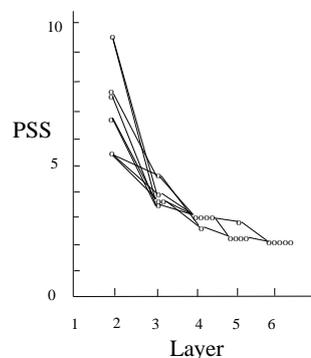


Fig.3 Variation of PSS in the GMDH-type neural network

## 4.2 肝臓癌の3次元領域の抽出

自己組織化された改良形 GMDH-type ニューラルネットワークによって肝臓領域が出力された。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、肝臓領域の内部に孤立した部分がある場合や、肝臓領域の外部にある孤立点が除去された。そして、肝臓領域の輪郭を  $N/2$  画素分だけ外側に拡張して肝臓領域を抽出した。Figure 4 に、ニューラルネットワークの出力画像に後処理を行った画像を示す。次に、肝臓の正常領域を、原画像(Fig.2)から後処理後の画像 (Fig.4) を差分することにより抽出した。Figure5 に差分画像 (グレー画像) を示す。次に、Fig.4 に対して、2 回目の画像の後処理 (クロージング) を行い、Fig.6 に示すように肝臓癌を含んだ肝臓の全体の領域を抽出した。次に、原画像 (Fig. 2) から、肝臓の全体の領域 (Fig.6) を差分することにより、肝臓全体のグレー画像を抽出した (Fig.7)。そして、Fig.7 から Fig.5 を差分することにより、肝臓癌の候補領域を抽出した。Figure 8 に、肝臓癌の候補領域を示す。次に、Fig.9 に 2 値化された肝臓癌の候補領域を示す。Figure 10 は腹部X線CT画像の後期相の画像である。Figure 2 の早期相の画像との差分を行い、得られた画像を Fig.11 に示す。この差分画像と Fig.9 の HCC の候補領域との共通領域を抽出すると Fig.12 のようになった。ここで、膨張、収縮などの 3 回目の画像後処理を行って、HCC 領域を抽出した (Fig.13)。次に、Fig.2 の原画像との差分をとることによって HCC のグレー画像を抽出した (Fig.14)。このような処理をすべてのスライスに対して実行して HCC 領域を抽出した。ボリュームレンダリングソフトウェアを用いて HCC の 3 次元領域を表示した (Fig.15)。

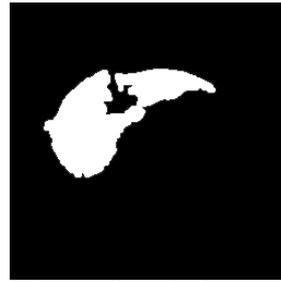


Fig.4 Output image after the first post-processing



Fig.5 Extracted image (1)



Fig.6 Output image after the second post-processing

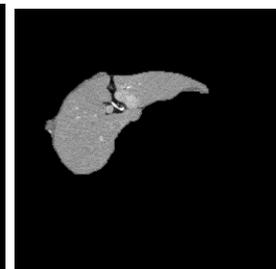


Fig.7 Extracted image (2)

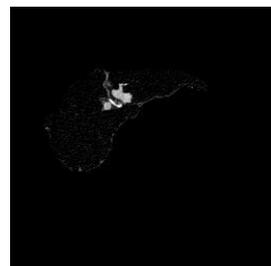


Fig.8 The candidate image of liver cancer regions



Fig.9 The binary images of the candidate regions



Fig.10 Original image obtained in the late phase

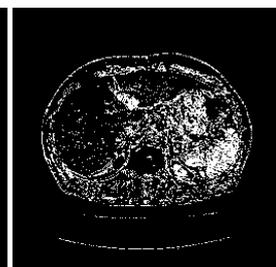


Fig.11 The image of the difference in density

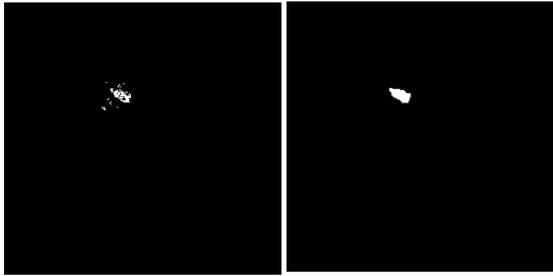


Fig.12 Extracted image of the HCC regions      Fig.13 HCC regions after the third post-processing

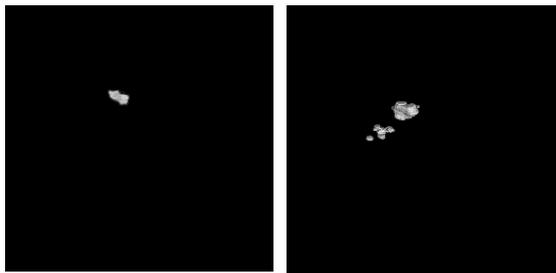


Fig.14 Grayscale image of the HCC regions      Fig.15 Three-dimensional regions of HCC

#### 4.3 バックプロパゲーション法を用いて学習する従来形ニューラルネットワークによる肝臓領域の抽出

バックプロパゲーション法を用いて学習する従来形ニューラルネットワークを用いて肝臓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。入力変数や学習データは、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10,000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。これらのニューラルネットワークの出力画像には、孤立点や肝臓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分かった。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。従来形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、よ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多くの繰り返し計算を行う必要がある。これに対して、改良形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、医用画像認識への応用が容易である。

本研究では、医用画像診断のための知識ベースを用いた改良形GMDH-typeニューラルネットワークスのアルゴリズムを提案し、肝臓癌の画像診断問題へ応用した。改良形GMDH-typeニューラルネットワークスのアルゴリズムは、医用画像診断のための知識ベースを用いて対象となる医用画像の特徴に最も適したネットワーク構造を自己組織化している。また、発見的自己組織化の原理を用いて、対象の医用画像の特徴に最も適したニューラルネットワークス構造を自己選択する機能を備えている。さらに、多層構造の層の数、中間層のニューロンの個数、有益な入力変数、最適なニューロン構造などの構造パラメータを、予測誤差平方和(PSS)を最小にするように自己選択する機能を備えている。このため、実際問題への応用が非常に容易である。本研究で提案した医用画像診断のための知識ベースを用いた改良形GMDH-typeニューラルネットワークスのアルゴリズムでは、知識(ルール)を入れ換えることにより、他の臓器の画像診断に応用することが可能である。本研究では、腹部X線CT画像を用いた

肝臓癌の画像診断へ応用してその有効性を確認した。

## 5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 16 件)

- ① Tadashi Kondo, Junji Ueno and Shoichiro Takao: Medical image diagnosis of liver cancer using neural network and artificial intelligence, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 査読有, Vol.15, 2011, pp.714-722  
<http://www.fujipress.jp/finder/xslt.php?mode=present&inputfile=JACII001500060010.xml>
- ② Tadashi Kondo, Chihiro Kondo, Shoichiro Takao and Junji Ueno: Feedback GMDH-type neural network algorithm and its application to medical image analysis of cancer of the liver, *Journal of Artificial Life and Robotics*, 査読有, Vol.15, 2010, pp.264-269,  
DOI: 10.1007/s10015-010-0805-8
- ③ Masahiro Nakagawa, Tadashi Kondo, Kudo Tsuyosi, Shoichiro Takao and Junji Ueno : Three-dimensional medical image recognition of the cancer of the liver by a revised radial basis function (RBF) neural network algorithm, *The Journal of Artificial Life and Robotics*, 査読有, Vol.14, No.2, 2009, pp.118--122, DOI:10.1007/s10015-009-0640-y

[学会発表] (計 12 件)

- ① Tadashi Kondo, Junji Ueno and Shoichiro Takao: Medical Image Diagnosis of Liver Cancer by Multi-layered GMDH-type Neural Network Using Knowledge Base, *Sixth International Conference on Innovative Computing Information and Control*, 2011 年 12 月 24 日, Kitakyushu International Conference Center (Kitakyushu), Japan.
- ② Tadashi Kondo, Junji Ueno and Shoichiro Takao: Hybrid GMDH-type neural network using artificial intelligence and its application to medical image diagnosis of liver cancer, *2011 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, 2011 年 12 月 22 日, Kyoto University (Kyoto), Japan,
- ③ Tadashi Kondo and Junji Ueno: Medical Image Diagnosis of Liver Cancer by Multi-layered GMDH-type Neural

Network Using Artificial Intelligence Technology, *The 43<sup>rd</sup> ISCIE international symposium on stochastic systems theory and its applications*, 2011 年 10 月 28 日, Ritsumeikan University (Shiga), Japan.

- ④ Tadashi Kondo, Junji Ueno and Shoichiro Takao: Medical image diagnosis of liver cancer by revised GMDH-type neural network using Knowledge base, *International forum on medical imaging in Asia 2011*, 2011 年 1 月 18 日, Tenbusu (Naha), Japan
- ⑤ Tadashi Kondo and Junji Ueno: Medical image diagnosis of liver cancer using multi-layered GMDH-type neural network, *SCIS & ISIS 2010*, 2010 年 12 月 8 日, Okayama Convention Center (Okayama), Japan
- ⑥ Tadashi Kondo and Junji Ueno: Feedback GMDH-type neural network and its application to medical image analysis of the liver cancer, *The 42<sup>nd</sup> ISCIE international symposium on stochastic systems theory and its applications*, 2010 年 11 月 26 日, Okayama University of Science (Okayama), Japan.

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

○取得状況 (計 0 件)

[その他]

なし。

## 6. 研究組織

(1) 研究代表者

上野 淳二 (UENO JUNJI)

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：60116788

(2) 研究分担者

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