原著論文

セルラニューラルネットワークによる連想記憶の医療診断への応用

章 忠¹⁾ 金川明弘²⁾ 川畑洋昭²⁾

医療診断をコンピュータ上で実現するのはある種の困難が直面される。その理由は医療診断が数十以上の項目(特徴量)からなるデータにより多数の病気群を総合的に判断する必要があるためである。本研究では優れた連想能力を持つセルラニューラルネットワーク(CNN)を用いて計算機支援医療診断システムを構成し、肝臓病を例にしてその判定能力を検討した。その結果、本研究で検討した条件において、CNN から良好な診断結果が得られた。その理由として、CNN は人間に比較的近い連想能力を持つシステムが実現でき、病気パターンの全体の特徴を掴みやすく、専門家による総合判断に極めて近い判断ができるからだと考えられる。

キーワード：ニューラルネットワーク、分類、診断、肝臓病

1. はじめに

医療診断において、臨床医は通常問診および血液検査の結果から病気を判断する。問診および血液検査の結果からだけでは判定ができない場合には、精密検査を行いその結果から再び判断を行うこととなる。健康診断や人間ドックなどのように大量のデータが発生する場合、診断効率の向上に計算機支援医療診断システムの適用が期待されている。計算機支援医療診断は医者になり代わり、責任のある診断はしないが、警告を出すところまでは到達すべきであると考え、病名の特定まで視野に入れた正確な判定システムの構築が重要である。

従来、古典的な数理統計学の立場からは、本問題は多変量解析法の判別分析問題に属すると考えられる。特に最近、「根拠に基づく医療」が盛んに議論され、医療診断の問題に対する統計的接近の研究は盛んに行われている。しかしながら、判別分析法における多変量正規分布の仮定や、多群になったときの判別関数の構成の難しさなど実際問題への適用には課題が多い。また、多くのデータから判別システムを学習により自動生成させる方法として、階層型ニューラルネットワークが知られている[1,2]。この場合のニューラルネットワークとはフィードフォワード型の信号伝播をし、誤

差逆伝播法(Error Back-Propagation)により教師データとの差の二乗和が最小になるようなシナプス結合を持つニューラルネットワークシステムが最終的に得られる。階層型ニューラルネットワークの判別分析などへの適用は、ブラックボックス的接近とみなされ、データからの知識獲得を目指した探索的データ解析と見なしにくい部分がある[3,4]。

本研究で提案するのは、相互結合型のセルラニューラルネットワーク(Cellular Neural Network, CNN)を用い、学習によらず、既存の知識に基づいてニューラルネットワークの連想記憶能力による判定を行う判別法である。CNN は図1に示すように、セルと呼ばれる単純なアナログ回路をマトリクス状に配置し構成されるものである[5,6,7]。各セルの状態は近傍 r 範囲内のセルの状態の影響を受けながら微分方程式系で変化し、システムの漸近安定平衡点(以下、平衡点と呼ぶ)に収束する特性を持っている。この特性は自己想起機能といえ、CNN を連想記憶媒体として判別問題に応用する際に重要な役割を果たしている。例えば、各データ群の特徴に基づいて作成された特徴パターン(記憶パターン)がCNN システムの平衡点に記憶させた(設定方法は2.1節で詳しく紹介する)とする。あるサンプルから作成されたパターン(初期パターン)をCNN に入力した後、各セルの状態は周囲セルの影響、すなわちパターン全体の特徴を受けながら微分方程式系で変化し、ある平衡点に収束する。これに応じて、CNN は与えられた初期パターンから平衡点にある記憶パターンを想起し、その初期パターンが想起された記憶パターンのデータ群に属することを判定する。このようなCNN は連想記憶に優れた能力を有するため、現在多くの研究者の関心が集められている[8]。著者らの研究[9,10]に

1) 岡山県工業技術センターシステム技術部 〒701-1296 岡山市芳賀5301番地 (Tel.086-286-9620)

Industrial Technology Center of Okayama Prefecture, 5301 Haga, Okayama 701-1296, Japan

2) 岡山県立大学情報工学部 〒719-1197 総社市窪木111番地 (Tel.0866-94-2092).

Okayama Prefectural University, 111 Kuboki Soja 719-1197, Japan

よれば, CNN はデータの項目(特徴量)が多いほど連想記憶能力が高く, 判定可能な群数(記憶パターン数)が項目数に比例して増加する. また, 各セルとその近傍の結合状態を表すテンプレート行列には記憶パターンの情報も含んでいるため, 分類問題に応用する際に入力データと出力結果との因果関係の検討や誤認識の原因究明などが容易である. そのため, CNN により新たな計算機支援医療診断システムを構成することが期待できる.

血液検査などの項目は“低-正常-高”や“正常-過剰-大きい過剰”というような, 3レベルで検査結果を表すことが多い. 例えば, 血液中の γ -GTP は0~50 IU/l が正常範囲であるが, 50~100 IU/l となると軽度超過, 100 IU/l 以上となると重度超過という病状が診断される. すなわち, CNN を用いて検査結果から病気を判定する際, “低-中-高”の3値に対応することが要求されている. しかし, 従来の CNN の各セルの安定状態は二種類(2値)しかない[5,6]. したがって, このような“低-中-高”の3値に対応できる CNN, すなわち各セルが三つの安定状態を有するネットワークの開発が当面の課題となる.

本研究ではまず3値出力関数の設計を提案しそれを用いる3値の CNN (Three-valued Cellular Neural Network, T-CNN)を検討する. そして, T-CNN を用いる診断システムを構成し, 肝臓病の診断を例にして提案手法の有効性を明らかにする.

2. 3値セルラニューラルネットワーク (T-CNN)の検討

2.1 2値 CNN の吟味

図1に示した CNN において, i 行, j 列のセルはそのセルの近傍とのみ連結され, その影響を受けながら次の微分方程式系で変化する[5].

$$\dot{x}_{ij} = -x_{ij} + T_{ij} * y_{ij} + S_{ij} + u_{ij} + I_{ij} \quad (1)$$

$$(1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$$

ここで x_{ij} , u_{ij} は (i, j) セルにおけるそれぞれ状態変数, 制御入力を表し, I_{ij} は閾値をあらわしている. T_{ij} , S_{ij} は (i, j) セル近傍のセルからの出力及び入力の影響をあらわすテンプレート行列である. 出力関数 $y_{ij} = \text{sat}(x_{ij})$ は図2に示すような状態 x_{ij} の区分線形関数であるため, 式(1)は各線形領域において線形微分方程式となる. ただし, 図中の L は y_{ij} の非飽和領域の大きさ, s は非飽和領域の起点である.

議論を簡単にするため, 制御入力を $u_{ij} = 0$ とし, 式(1)で与えられた $N = m \times n$ 個のセルの微分方程式を一括してベクトルの形式で表現すると,

図1 9×9 CNN と $r=2$ 近傍の例

図2 2値出力関数の例

$$\dot{\vec{x}} = -\vec{x} + T\vec{y} + \vec{I} \quad (2)$$

となる. ただし, $\vec{x}$ は状態ベクトルで, $\vec{y}$ は出力ベクトルである. T はテンプレート行列 (N 列, N 列) であり, $\vec{I}$ は閾値ベクトルである.

成分が $+1$, -1 である q 個のベクトル $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_q$ が与えられたとき, CNN を構築するにはこれらを記憶ベクトルとして持つ $T, \vec{I}$ を定めればよいことになる.

ここで, Liu & Michel[11]の方法に従って次のように仮定する.

$$\vec{\beta}_i = K \vec{\alpha}_i \quad (3)$$

ただし, パラメータ K は平衡点の位置に関するパラ

メータで, $K > L$, 出力関数の特性に左右されるものである. ベクトル $\vec{\beta}_i$ が式 (2) の平衡点での状態ベクトルであるとする, $\vec{\alpha}_i$ はその時の出力になる. この時, 式 (2) は次のようになる.

$$\left. \begin{aligned} -\vec{\beta}_1 + T\vec{\alpha}_1 + \vec{I} &= 0 \\ -\vec{\beta}_2 + T\vec{\alpha}_2 + \vec{I} &= 0 \\ \dots \\ -\vec{\beta}_q + T\vec{\alpha}_q + \vec{I} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

ここで, 行列 G, Z を

$$\left. \begin{aligned} G &= (\vec{\alpha}_1 - \vec{\alpha}_q, \vec{\alpha}_2 - \vec{\alpha}_q, \dots, \vec{\alpha}_{q-1} - \vec{\alpha}_q) \\ Z &= (\vec{\beta}_1 - \vec{\beta}_q, \vec{\beta}_2 - \vec{\beta}_q, \dots, \vec{\beta}_{q-1} - \vec{\beta}_q) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

とする. 式 (4) においてそれぞれの式と $\vec{\alpha}_q$ に関する最後の式との差をとり, 式 (5) の行列表示を用いることにより, 次式が得られる.

$$Z = TG \quad (6)$$

$$\vec{I} = \vec{\beta}_q - T\vec{\alpha}_q \quad (7)$$

ここで, 式 (6) を満たすテンプレート行列 T を求めるための煩雑で規模の大きな行列計算を避けるため, CNN 内の k 番目セル ($k = n(i-1) + j$) についてのみ着目する. その満たすべき条件式 (6) は次式となる.

$$\vec{z}_k = \vec{f}_k G \quad (8)$$

ただし, $\vec{z}_k$ は行列 Z の k 行ベクトルである. $\vec{f}_k$ は行列の T 行 k ベクトル, すなわち k セルにおけるテンプレート行列の各行要素と 0 要素を並べた行ベクトルである. 0 要素以外の値を持つものは r -近傍, すなわち r 個離れた近傍セルまで接続しているものである. 本研究において, 簡単化のため, 近傍 r の大きさは個々のセルによらず一定値にした. また, 式 (8) を満たすベクトル $\vec{f}_k$ の決定において, 0 要素以外の値が重要であるので, $\vec{z}_k, \vec{f}_k$ および G より r -近傍に属しない 0 要素を除いた次の関係式 (9) を得る.

$$\vec{z}_k^r = \vec{f}_k^r G^r \quad (9)$$

ここで G^r は行列 G より k 番目のセルの近傍に属しないセルとの結合要素を取り除いたものである. また, $\vec{z}_k^r, \vec{f}_k^r$ は行ベクトル $\vec{z}_k, \vec{f}_k$ より同様に k 番目のセルの r 近傍に属しないセルとの結合要素を取り除いたものである. 式 (9) において行列 G^r は一般に正方形列ではないため, $\vec{f}_k^r$ は特異値分解 [12] を用いて次式のように与えられる.

$$\vec{f}_k^r = \vec{z}_k^r V_k [\lambda]^{-1/2} U_k^T \quad (10)$$

ただし, $[\lambda]^{-1/2}$ は $[G^r]^T G^r$ の固有値の平方根からなる

対角行列の逆行列であり, U_k, V_k は次式を満たす単位直交行列である.

$$G^r = U_k [\lambda]^{1/2} V_k^T \quad (11)$$

この解は, 式 (9) の解の中でノルム最小のものであり, 偏りなく近傍のセルからの情報を与えられる. さらに, 式 (7) に従って $\vec{I}$ も求められる. このように設計した CNN は, 理論的に記憶パターンがシステムの微分方程式系の各平衡点に対応し, 初期パターンが与えられた際最適な記憶パターンを想起する, すなわち微分方程式系の最適解の安定平衡点に状態がとどまるようなネットワークである.

2.2 3 値出力関数およびその T-CNN の特性への影響

2 値出力関数について, 出力関数 (図 2 参照) の非飽和領域の大きさ L に対して記憶パターンを想起するための時間 (以下, 完全想起時間, Complete Association Time, CAT) CAT が最小となる最適な K が存在している. 本研究では, シミュレーションにより 2 値出力関数の最適な L を 0.5 とした. したがって, 以下では $L = 0.5$ を使用し, 3 値出力関数の設計を検討する.

ここで, 非飽和領域の大きさを $L = 0.5$ に固定して非飽和領域起点 s を変えると, 図 3 に示すように, 例えば $s = 0.1, 0.3, \dots$ などにより異なる 3 値出力関数 y_s を得ることができる. そして, 成分が $+1, 0, -1$ である図 4 に示すような 5×5 のマトリクス状における 5 個のモデルパターンを記憶パターンにし, 異なるパラメータ K を用いて 2.1 節で述べた方法により T-CNN を構成する. 図 5 に示すのはそれぞれ $s = 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1.0$ の場合の 3 値 $(-1, 0, 1)$ 出力関数を用いる T-CNN の CAT と K との関係の例である. 初期パタ

図 3 3 値出力関数の例

図4 3値(+1,0,-1)を有する5×5のモデルパターン

図5 T-CNNのCATとKとの関係の例

ーンは図4中の左から1番目のパターンに $\sigma=1.0$ のガウスノイズを加えたものを用いた。図5から分かるように、3値出力関数を用いるT-CNNはあるKの範囲の中にしか平衡点に収束しない。例えば、 $s=0.3$ の場合において、Kの値は $K=0.9$ (左境界値)および $K=3.0$ (右境界値)を越えるとT-CNNが収束しなくなる。また、どのsの出力関数に対しても、CATがほぼ放物線の形でKの増加に伴って変化しており、最適なK値が存在することがわかる。また、最適なKはsの値が大きいくほど大きくなり、近似的に

$$K \approx 0.9 + (s + 0.52)^{4.2} \quad (12)$$

で表すことができる。他の初期パターンを用いる場合もほぼ同様な結果が得られた。

ここで、簡単でなおかつ有効な3値出力関数 $y_s = \text{sat}(x)$ の設計方法を提案する。すなわち

$$\text{sat}(x) = \begin{cases} 1, & s + 0.5 \leq x \\ (x-s)/0.5, & s < x < s + 0.5 \\ 0, & |x| < s \\ (x+s)/0.5, & -s - 0.5 < x < -s \\ -1, & x \leq -s - 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

ただし、各出力関数 $y_s = \text{sat}(x)$ に対応するT-CNNの設計パラメータKは式(12)により定める。本研究では、

CNNの動作効率(CATの大きさ)を考慮し、図5より $s=0.3$ を選択した。そして、 $s=0.3$ を有する3値出力関数を用いるT-CNNの設計パラメータ $K=1.3$ が式(12)により定められている。

3. T-CNNによる医療診断

3.1 T-CNNによる診断システムの構成

計算機を用いた医療診断は本来医者による判定を、コンピュータにより自動的なおかつ正確的に与えようとする試みである。しかし、その実現はかなり困難である。ここで、T-CNNを用いて計算機支援医療診断システムを構成し、病気の判定を試みる。川崎医科大学から提供された肝臓の血液検査データ[13]は診断問題のエッセンスをあまねく有していた特徴を持ち、診断システムの性能評価によく適用されている[14]。したがって、本研究では提案手法の性能評価に肝臓の血液検査データを用いた。なお、T-CNNシステムは、2.2節で提案した3値出力関数を用いるT-CNNであり、近傍 r を4とした。肝臓の血液検査データはP1: Healthy (健康体), P2: Acute Hepatitis (急性肝炎), P3: Hepatoma (肝臓), P4: Chronic Hepatitis (慢性肝炎)およびP5: Liver Cirrhosis (肝硬変)の5種類のデータからなる。また、病気毎には患者50人のデータがあり(合計250人)、各患者は γ -GTPなど20項目の血液検査結果が与えられている。このデータの特徴は、ばらつきが大きく、たびたびデータの欠落、異常値が存在している。

そこで、T-CNNによる診断システムの構成および診断の手順を次のように提案する。

1. 血液検査の各項目を-1, 0, 1の3レベルに分け、既存の医学知識に基づいて図6に示した4×5のCNNにセットすると、P1: Healthy, P2: Acute Hepatitis, P3: Hepatoma, P4: Chronic HepatitisおよびP5: Liver Cirrhosisの典型的なパターンが得られる。
2. 第2章で述べた方法によりこれらの肝臓病のパターンをCNNの各平衡点に埋め込み、T-CNNによる診断システムを構成する。
3. 表1に示すような患者の各血液検査項目の結果を

表1 血液検査結果とパターンの特徴量との関係

q_k : Characteristic parameters	d_k : Items of blood test	Item's medicine names
$q_1 = (d_1 - 15.0) / 12.0$	d_1 : BUN	Blood Urea Nitrogen
$q_2 = d_2 / 50.0 - 1.0$	d_2 : γ -GTP	γ -Glutamyl Transpeptidase
$q_3 = \log(d_3 / 50.0)$	d_3 : AFP	Alpha-1 Fetoprotein
$q_4 = (d_4 - 3.95) / 0.75$	d_4 : Alb	Albumin
$q_5 = d_5$	$d_5 = 0.0$	Nothing
$q_6 = (d_6 - 5.0) / 5.0$	d_6 : UrA	Uric Acid
$q_7 = (d_7 - 90.0) / 60.0$	d_7 : ALP	Alkaline Phosphates
$q_8 = q_3$	d_3 : AFP	Alpha-1 Fetoprotein
$q_9 = (d_9 - 225.0) / 125.0$	d_9 : ChE	Cholinesterase
$q_{10} = (d_{10} - 25.0) / 20.0$	d_{10} : PLt	Plate Let
$q_{11} = \log(d_{11} / 50.0) / 0.5$	d_{11} : Tbil	Total Bilirubin
$q_{12} = \log(d_{12} / 90.0)$	d_{12} : GPT	Glutamic Pyruvic Transaminase
$q_{13} = (d_{13} - 5.0) / 3.8$	d_{13} : II	Ic-Terus
$q_{14} = 0.0$ (Lacking data)	d_{14} : LAP	Leucine Aminopeptidase
$q_{15} = (d_{15} - 45.0) / 30.0$	d_{15} : Dbil	Direct Bilirubin
$q_{16} = (d_{16} - 175.0) / 120.0$	d_{16} : LDH	Lactate Dehydrogenase
$q_{17} = \log(d_{17} / 90.0)$	d_{17} : GOT	Glutamic Oxaloacetic Transaminase
$q_{18} = q_{17} / q_{12}$	d_{18} : GOT/GPT	Ratio of GOT to GPT
$q_{19} = q_{17} / q_{12}$	d_{19} : GOT/GPT	Ratio of GOT to GPT
$q_{20} = d_{20}$	$d_{20} = 0.0$	Nothing

図6 肝臓病パターンの例

$[-1, 0, 1]$ 上の数値に変換する関数を与える。変換後のある患者のデータを 4×5 の初期パターン(入力ベクトル)として使用する。ただし、表1において、 d_k は血液検査値、 q_k は変換後の初期パターンの特徴量である。

4. 患者のデータから作成された初期パターンを T-CNN に入力し連想させて得られた出力パターン(記憶パターン)の病名を診断結果とする。

上述のように、CNN による診断システムはまず上述の1. による病例から学習し、2. により学習した知識をシステムに記憶させる。次に、患者の特徴パターンが

与えられたとき、CNN が判定を行い記憶中のパターンと最も似ているものを思い出して判定結果を出力する。このような CNN の判定過程は、医者が病例から学習し知識を修得して、それに基づいて病気の診断を行う過程とよく似ている。

3.2 結果と討論

表2に示すのは T-CNN による診断結果である。T-CNN のパラメータ $K=1.3$ は $s=0.3$ を有する3値出力関数に対応して式(12)により定めた。表2の行と例の意味について、例えば、P3行の No.列における数値は P3: Hepatoma に属する患者の総数を表し、P3行の P3列における数値は P3に属する患者が P3に正しく判別される患者の数を表している。また、“Other”列にある数値は P1~P5のいずれの想起結果ともならず、“その他”に判別された患者の数である。表2からわかるように、P1: Healthy および P2: Acute Hepatitis の診断率(Right Detection Ratio, RDR%)が100%に達し、P3: Hepatoma, P4: Chronic Hepatitis および P5: Liver Cirrhosis の平均診断率が70%に達した。また、病気がある患者が健康者に判定される例は一人もいなかった。

表2 3値T-CNNによる分類結果

Liver diseases	No.	P1	P2	P3	P4	P5	Other	RDR%
P1 Health Person	50	50					0	100%
P2 Acute Hepatitis	50		50				0	100%
P3 Hepatoma	50			35	1	1	13	70%
P4 Chronic Hepatitis	50			3	40	2	5	80%
P5 Liver Cirrhosis	50		1		4	30	15	60%

表3 階層型 NN による分類結果

Liver diseases	No.	P1	P2	P3	P4	P5	Other	CDR%
P1 Health Person	50	50					0	100%
P2 Acute Hepatitis	50		46				4	92%
P3 Hepatoma	50			31	2	3	13	62%
P4 Chronic Hepatitis	50	1	2		35	1	11	70%
P5 Liver Cirrhosis	50	1	1	2	6	26	14	52%

なお、同様のデータを使用し、統計的な手法を用いて診断を行った報告はまだ見られていないが、一部分(病気毎に患者20人、合計100人、各患者の血液検査結果が本研究と同じ20項目)のデータを使用し、ラフ集合を用いたファジィ・if-thenルールによる診断の結果は田中ら[14]により報告されている。診断結果の内訳は、P1: Healthyの診断率が100%, P2: Acute Hepatitisが72%, P3: Hepatoma, P4: Chronic HepatitisおよびP5: Liver Cirrhosisの断率がそれぞれ59%, 62%, 65%である。ただし、健康体以外の肝臓病患者80人の内の15人が複数の病気に判定されて判定ができなく、診断率の計算には用いられていない。また、慢性肝炎および肝硬変の患者が各一人健康体に誤判定されている。データの取り扱いや判定率の計算に差異があるため一律な比較はできないが、提案手法の優位性が確認できると考える。

さらに、図7(a)に示すような3層の階層型NNを用いて比較実験を行った。通常の階層型NNの入力ユニットは(0,1)の二つの安定状態(2値)しかない。ここで(-1,0,1)の三つの安定状態(3値)に対応できるように、図7(b)に示すような入力ユニットペアを試みた。すなわち、入力層において、各入力ユニットの代わりに入力ユニットペアを用いる。すると、例えば、 $[-1,0,1]$ 上のある数値 $x_k = -1.0$ が与えられたときに、それに対応して k 番目のユニットペアは $x_k^1 = 0.0$, $x_k^2 = 1.0$ が得られ、 $x_k = 1.0$ が与えられたときに、 $x_k^1 = 1.0$, $x_k^2 = 0.0$ が得られる。この手法は $[-1,0,1]$ の領域を、0を中心にした正と負の2領域に分け、各領域の範囲をそれぞれ $[0,1]$ に変換することに相当する。また、入力層のユニットペアの数は図6に示した特徴量に対応する

ため20個とした。中間層のユニット数は試行錯誤の結果40に設定し、出力層のユニットは5個としてそれぞれ5種類の肝臓病に対応する。学習は誤差逆伝播法を用い、教師データは図6に示した典型的なパターンのデータを用いた。なお、学習は教師データと出力値との平均二乗誤差が0.005以下になるまで繰り返した。診断結果の判別について、出力ユニットの出力値が0.8以上であればそのユニットに対応する病名を診断結果とし、出力値が0.8以下であればそれを不確実な診断とした。このようにして得られた結果、表3に示す。表3に示すように健康体が100%、急性肝炎が92%、肝臓ガン、慢性肝炎および肝硬変の平均診断率が61%であっ

(a) Structure of the NN

(b) Each input unit has a pair of units

図7 3層の階層型NNの構成

た。また、慢性肝炎と肝硬変の患者の内にそれぞれ一人ずつが健康者として誤判別された。この結果により、本論文で検討した肝臓病の診断において提案手法の優位性が確認できた。

人間は、1)二つのパターンの類似性を判定するとき、個々の項目だけではなくパターン全体の特徴で判定することが多い、2)パターンの間に異なる特徴点が明確に存在すれば、一目で区別することができる、という特徴を持っている。CNNによる診断は、従来の統計判別手法の項目毎に判定結果に寄与することと異なり、すべての項目からなる患者の特徴パターンが判定結果に寄与するという特徴を持っている。これは、人間の特徴1)とよく似ている。ところが、CNNは、特徴パターンに寄与率の特に高い項目が存在する場合(例えば、AFPが高い場合、肝臓の可能性が非常に高い)、その項目が他の項目と一律に取り扱うため、その寄与率が過小評価されるおそれがある。なお、CNNには各セルの項目設定を自由に行うことができる。通常1項目を1セルに設定することに対して、重要な項目を多数のセルに重複に設定することができる。例えば、図6に示したパターンの項目設定において、AFPは肝臓ガンに対する高い寄与率を考慮して、2つのセルに重複して設定した。このようにして、CNNは人間に比較的近い判定を行うシステムが実現でき、ほかの手法よりパターンの全体の特徴を掴みやすく、専門家による総合判断に近い判断が可能である。

なお、CNNにより判別できない患者については、やはり検査項目の欠落や異常値の存在などが多く、病気の特徴が不明確となってT-CNNによる自己想起が記憶パターンに収束することができなかった。今後、セルの項目セットの自由度を生かしながら、問診のデータを併用して判定の精度を向上させることなどを今後の研究課題としたい。

4. おわりに

以上、3値出力関数の設計を提案しそれを用いる3値のT-CNNを検討した。そして、T-CNNを用いる計算機支援医療診断システムを構成し、肝臓病を例にしてT-CNNの判定能力を検討した。得られた主な結果は次の通りである。

1. CNNについて、本論文で提案した3値出力関数の設計方法を用いる場合、出力関数に対応する最適な3値セルラニューラルネットワークT-CNNの設計パラメータ K を式(12)により定めることができる。
2. 肝臓病を例にして、T-CNNによる計算機支援医療診断システムを試み、良好な結果が得られた。

その理由としてCNNは人間に比較的近い判定を行うシステムに実現され、パターンの全体の特徴を掴みやすく、専門家による総合判断に近い判断が可能である。

参考文献

- [1] Zurada, J.M.: Introduction to Artifivial Neural Networks, West Publishing Company, New York, USA (1992).
- [2] 中野馨監修：入門と実習ニューロコンピュータ、技術評論社(1995)。
- [3] 浅野美代子：ニューラルネットワークを用いた層別因子を含む回帰構造の解析，計算機統計学，14-2. pp. 123-138(2001)。
- [4] 紙本伸明，阿部敏郎，林 鍵，大松 繁：LVQ法によるインターホンの良否識別，電気学会論文誌，122C-4, pp.648-654(2002)。
- [5] Chua, L.O. and Yang L.: Cellular neural networks: Theory, IEEE Trans. Circuits & Syst., CAS} - 35, pp.1257-1272(1988)。
- [6] Chua, L.O. and Yang L.: Cellular neural networks: Application, IEEE Trans. Circuits & Syst., CAS-35, pp.1273-1290(1988)。
- [7] 田中 衛，斉藤利通：ニューラルネットワークと回路，コロナ社(1999)。
- [8] Tetzlaff R.:Celular Neural Networks and their Applications, World Scientific(2002)。
- [9] 川畑洋昭，章 忠，金川明弘，高橋浩光，桑木宏：特異値分解を用いたセルラニューラルネットワークにおける連想記憶に対して考察，電子情報通信学会論文誌，J78-A-12, pp.1618-1626(1995)。
- [10] 章 忠，川畑洋昭：ホップフィールドネットワークとセルラニューラルネットワークによる連想記憶についての比較検討，計算機統計学，9-2. pp.93-103(1996)。
- [11] Liu, D. and Michel, A. N.: Cellular Neural Networks for Associative Memories, IEEE Trans. Circuits & Syst., CAS-40, pp.119-121(1993)。
- [12] Strang, G.: Linear Algebra and its Applications, Academic Press, Inc. NewYork (1976)，山口昌哉監訳：線形代数とその応用，産業図書(1994)。
- [13] 日本ファジィ学会編：ファジィ OR，日刊工業新聞社(1993)。
- [14] 柳井晴夫，岡太彬訓，繁榊算男，高木廣文，岩崎学：多変量解析実例ハンドブック，朝倉書店(2003)。
(2003年9月5日 受付)
(2004年3月21日 採録)

[連絡先]

〒701-1296 岡山市芳賀5301番地
岡山県工業技術センターシステム技術部
章 忠
Tel : 086-286-9620
Fax : 086-286-9632
E-mail : zhang@okakogi.go.jp

著者紹介

 しょう ちゅう
 章 忠 [非会員]

岡山県工業技術センター
 1984年中国西安公路学院修士課程修了。
 1993年岡山大学大学院博士後期課程修了。岡山県立大学情報工学部 教務職員を経て、現在、岡山県工業技術センター専門研究員、岡山県立大学連携大学院助教授兼務、博士(工学)。1998年～99年メルボルン大学客員研究員。ウェブレット解析による信号・画像処理、ニューラルネットワークの研究等に従事。日本機械学会、計測自動制御学会、自動車技術会等の正会員。

 かながわ あきひろ
 金川 明弘 [正会員]

岡山県立大学情報工学部情報通信工学科
 1983年神戸大学工学部システム工学科卒業。1989年大阪府立大学工学部経営工学科助手、1993年岡山県立大学情報工学部情報通信工学科助教授。現在に至る。博士(工学)。情報量統計学の管理技術への応用、ニューラルネットワークの組合せ最適化問題への適用等の研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、システム制御情報学会、日本経営工学会等の正会員

 かわばた ひろあき
 川畑 洋昭 [非会員]

岡山県立大学情報工学部情報システム工学科
 1967年大阪府立大学工学部電気工学科卒業。同年松下精工(株)入社。1969年大阪府立大学工学部電気工学科助手、1993同講師、1994年岡山県立大学情報工学部情報通信工学科助教授、1997年同情報システム工学科教授。現在に至る。工学博士。非線形システムにおける振動の解析および制御ニューラルネットの応用に関する研究に従事。電子情報通信学、計測自動制御学会、システム制御情報学会等の正会員。

Associative Memory using Cellular Neural Networks and its Application to Medical Diagnosis

by

Zhong Zhang, Akihiro Kanagawa and Hiroaki Kawabata

Abstract :

It is very difficult to realize medical diagnosis systems on a computer, because in order to judge many sick support groups synthetically, generally one needs to use the data that consists of dozens or more items (the amount of the features). In this paper, a computer-aided medical diagnostic system is constructed using the Three-valued Cellular Neural Network (T-CNN), which has achieved excellent results in pattern classification, and the classification capability is examined by using liver disease data as an example. Consequently, a comparatively good diagnostic result is obtained from the T-CNN under the conditions examined by this study. Because the T-CNN can realize a system which performs the judging comparatively near humans, and tends to utilize the features of the whole sickness pattern, it was concluded that it could perform judgment nearest to the overall judgment by a specialist.

Keyword : Classification Problem, Detection, Liver Diseases, Cellular Neural Networks

Contact Address : **Zhong ZHANG**

Industrial Technology Center of Okayama Prefecture
 5301 Haga, Okayama 701-1296, Japan
 TEL : 086-286-9620
 FAX : 086-286-9632
 E-mail : zhang@okakogi.go.jp