状態変数パターン評価のためのニューラルネット 構築手法の検討

正員 西村 和夫 (東芝)

正員 川崎 美穂 (東芝)

正員 島田 毅 (東芝)

Methods to Build Neural Networks for Evaluation of State Variable Patterns

Kazuo Nishimura, Member, Miho Kawasaki, Member, Tsuyoshi Shimada, Member (Toshiba Corp.)

Evaluation of system state is becoming imperatively important in supervising and controlling huge systems such as power generation and transmission systems, and industrial plants.

In this paper, the authors discuss two methods to build the neural networks for the purpose. One is based upon backpropagation and the other is a new method proposed by the authors. Unlike backpropagation which forms the completely distributed activation structure of neurons, the proposed method enables self-organization of the modules which are activated selectively to an input pattern. The new method not only makes biologically natural structure of neural network but also shortens considerably the learning time by localizing the links to be updated in the learning process.

キーワード：ニューラルネット、バックプロパゲーション、LVQ、パターン認識、系統監視

1. ま え が き

近年、逐次形計算機を強化・補完する計算機システムとして、単純な素子の集合体による並列演算が脚光をあびている。特に、生体の神経網を模擬した神経回路網演算装置（ニューラルネットワーク、neural network、以下、NNと略記）は、学習能力、高速性、信頼性などの特徴が指摘されている。これらの特徴のうち、現在特に注目されているものはその学習能力であり、この能力を種々の応用に有効利用する試みが各所においてなされている⁽¹⁾。

本論文は、電力系統や工業プラントにおいて、状態変数パターンから、その時点でのシステムの状態を評価するNNを考え、このような目的に用いるNNを構築するための、新しい手法を提案するものである。

従来の構築手法としては、Rumelhartによるバックプロパゲーション（Backpropagation、以下、BP

と略記）を学習アルゴリズムとして、3層のNNを構築する手法が広く用いられているが、この手法では、ある入力パターンに対して活性化されるニューロン群が広く分散して、特定の領域に限定されない。これに対して、提案する手法はNN内にモジュール化された活性領域を生成するものであり、上記の手法の実用上の問題である膨大な学習時間を短縮することを目的として開発した手法である。

そして、このようなモジュール構造によって学習における重み修正が局所化されるため、高速なNNの構築が可能となる。

本論文では、状態変数パターン評価システムとして、電力系統における電圧パターンからその系統の電圧状態に専門的な評価を与えるシステムを題材とし、上記二種類の手法を学習性能と補間性能について比較する。

2. 学習によるニューラルネットワークの自己組織化

NNは生体の神経網を模擬したもので、ニューロンの集合体である。ニューロンはユニットとも呼ばれ、本論文では主にユニットと呼ぶものとする。以下に述べる二通りのNN構築手法は共に入力ユニット群(入力層)、中間ユニット群(中間層)、出力ユニット群(出力層)からなるネットワークを対象とする。NNにおける学習とは、NNが望ましい入出力関係を実現するようにユニット間の結合の大きさを調整することであるが、これは望ましい入出力信号をNNに繰返し印加することによって見掛け上自然形成される。この過程は、NNが与えられた入出力信号に対して、その組織を自己形成するかのように見えるので、これを以下、学習による自己組織化と呼ぶものとする。

本論文では、学習による自己組織化を二種類に分けて検討している。一つは、実現されるNNにおいて、ある入力信号に対する活性化ユニットが分散しているものである。従来のBPは、このような自己組織化がなされる学習手法である。この自己組織化は、いわば非晶質的なNNを実現するものである。以下では、これを分散活性化構造への自己組織化と呼ぶ。

これに対して、提案するNN構築手法は、ある入力信号に対して選択的に反応する部分領域の集まりとしてNNが自己組織化されることを目指すものである。例えば人間の視覚神経系が特徴ごとに選択的に反応する細胞群によってできている事実などに照らすと、この手法のほうが自然である。上述の非晶質的なNNに向かう自己組織化に対して、この自己組織化はモジュール構造へ向かうものなので、以下これをモジュール構造への自己組織化と呼ぶものとする。

〈2・1〉 分散活性化構造への自己組織化 この自己組織化を行うNN構築手法として本論文で扱うのはBPに基づく手法であるが、BPは既によく知られており、ここでは要点のみ述べる。BPで扱うNNでは、ユニット j の出力 v_j は次式で表される。

$$v_j = f_j \left(\sum_i w_{ji} v_i - \theta_j + I_j \right) \quad \cdots \cdots \cdots (1)$$

ここで、 v_i : 他ユニット i の出力、 w_{ji} : ユニット i の出力がユニット j に及ぼす影響を示す重み係数、 θ_j : しきい値、 I_j : 外部入力

f_j としては、通常S字形の特性を用いる。学習では望ましい出力、すなわち教示パターンと、実際の出力パターンとで定義される次の誤差関数を用いて重みを修正する。

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (t_j - v_j)^2 \quad \cdots \cdots \cdots (2)$$

ここで、 t_j と v_j はそれぞれ出力ユニット j への教示データ(望ましい出力)およびそのユニットの出力である。これより、 E を小さくする重み係数の修正量 Δw_{ij} は次式によって計算される。

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad \cdots \cdots \cdots (3)$$

ここで、 η : 学習率を示す正の数

入力パターンは教示データ $\{t_j\}$ と対にして指定され、これによってNNへの入出力パターンの対応付けがなされる。NNの著しい特徴は、複数の入力パターンと出力パターンとを関連づけることである。

〈2・2〉 モジュール構造への自己組織化 モジュール構造への自己組織化がなされるNN構築手法として、著者らはKohonenのLVQ (Learning Vector Quantization, ベクトル量子化)⁽²⁾における重み修正規則と、活性化ユニット間のリンク強化とを組合せた。対象となるNNは図1に示すものであり、LVQは入力層と中間層間リンクの学習に、活性化ユニット間リンクの強化は中間層と出力層間リンクの学習に適用される。LVQは、代表として与えられる入力パターン群に対して、選択的反應領域を中間層に形成する。活性化ユニット間リンクの強化は、この反應領域と教示パターンとを関連付けるものである。LVQでは入力量はベクトル x として扱い、

$$x = \text{col.} (x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n) \quad \cdots \cdots \cdots (4)$$

とする。また、各入力ユニット i ($i=1 \sim n$) から中

図1 ニューラルネットワークの構成(SOMA)
Fig. 1. Structure of neural network (SOME).

間ユニット j への重み w_{ji} もベクトル

$$m_j = \text{col.} (w_{j1}, w_{j2}, w_{j3}, \dots, w_{jn}) \dots\dots\dots (5)$$

を構成するとする。そして、以下の学習を繰返す。

(1) 与えられた入力ベクトルに最も近い重みベクトル m_c を求める。すなわち、

$$\|m_c - x\| = \min \|m_j - x\| \dots\dots\dots (6)$$

(2) m_c に対応する中間ユニット u_c を中心とした半径 r の領域を近傍 N_c とする。

$$N_c = \{u_j | d(u_j, u_c) \leq r\} \dots\dots\dots (7)$$

(3) N_c 内のユニット u_j について、リンク荷重ベクトル m_j を更新する。

$$\Delta m_j = \alpha(x - m_j) \quad (\alpha: \text{学習率}) \dots\dots\dots (8)$$

(4) 入力ベクトルを変えて(1)に戻る。

ここで、半径 r と学習率 α は繰返しが進むにつれて減少させる。また、入力ベクトルは代表ベクトルを順番に何回も教示する。LVQ によって中間層の選択的反応領域形成が終了した後、中間ユニット j と出力ユニット k 間の重み係数 w_{kj} の学習を次式に従って行う。

$$\Delta w_{kj} = \beta(T_k - O_k)A_j \dots\dots\dots (9)$$

ここで、 T_k と O_k : それぞれ出力ユニット k の教示信号および出力、 A_j : 中間ユニット j の出力、 β : 学習率

あるパターンに対する中間層の活性領域は局部化されているため、この部分の学習は高速に行われる。 O_k は次の式で与えるものとし、後述の例では A_j が 0.6 以上のものを加算の対象としている。

$$O_k = \sum_j w_{kj} A_j \dots\dots\dots (10)$$

LVQ における中間ユニットの入出力特性は、通常の BP で利用している S 字形関数とは異なり、入力ベクトルと重みベクトルの近さを反映するものでなければならない。本検討では次式の特性を仮定した。

$$A_j = 1/(\|m_j - x\| + 1)^4 \dots\dots\dots (11)$$

以上の NN 構築手法では、BP と同様にパターン教示の繰返しによって入出力特性を形成できる。BP と異なる点は、BP が出力誤差を多数のリンクの重み修正にフィードバックさせているのに対し、この手法では、あるパターンに対して活性度の高い領域が形成され、その領域に沿った伝搬経路を構成するリンクが強化されることである。この NN 構築手法は、前述のモジュールへの自己組織化を活性度伝搬領域に沿っての重み修正によって実現する手法なので、本論文では SOMA (Self-Organization to Modules by Activity propagation) と呼んで BP に基づく構築手法と区別することにする。以下、電力系統の電圧パターン評価

システムを題材として、これらの学習方法の学習性能や補間性能について検討する。

3. 電力系統の状態評価システム

状態変数パターンの評価システムの例として本論文で扱う電力系統の状態評価システムは、筆者らが提案した新しいシステムである⁽³⁾⁽⁴⁾。これと類似のシステムとして、系統の緊急時に大量に発生するアラームの内容を整理して、操作員が系統状態を把握することを支援する装置（アラームプロセッサ）が考えられており、これを知識工学に基づいて実現しようという試みがあるが、提案するシステムはこのようなシステムと同様の目的をもつ。異なる点は、提案するシステムではアラーム情報を整理するのではなく、状態量のパターンから直接評価内容を与えることである。また、このシステムは系統の安定度などを緊急時のみならず常時監視することも目的とする。なお、系統の状態量としては、電圧、通過電力、相角度など考えられるが、本検討はとりあえず電圧のみを対象としている。

本検討では 35 ノードのモデル系統を仮定し、そのうち 25 ノードにおいて電圧が観測されるものとする。また、その系統で 14 個の代表的電圧パターンを仮定する。図 2 にその一例を示す。電圧は 1.0 pu からの偏差で表している。更に、これらのパターンに対する評価内容を表 1 のように仮定する。表中の丸印は、各パターンに対して成立する評価項目を示す。例えば、パターン 11 は昼間の電圧パターンで、系統の北東部において電圧が異常低下していることを示している。電圧パターンは潮流計算で作成したが、実際の系統では、代表的な電圧パターンは系統の運用実績から求める必要があり、またそれらのパターンに対する評価も系統解析と経験的蓄積から行う必要がある。NN によ

図 2 代表電圧パターンの例
Fig. 2. Example of typical voltage pattern.

表 1 代表電圧パターンに対する評価項目
Table 1. Evaluation items for typical voltage patterns.

評価	パターン	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1. 昼間		○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
2. 夜間															
3. 健全電圧	○														
4. やや低下		○													
5. 低下			○		○	○	○	○							
6. 異常低下				○					○	○	○	○	○	○	○
7. 北東部								○				○			
8. 北西部									○				○		
9. 南東部						○				○					○
10. 南西部					○				○					○	
11. 重負荷													○	○	
12. 全域	○	○	○	○											

るパターン情報の処理には、学習による知識の移入ができ知識の厳密な記述が不要、データの全体的な把握がなされる、若干の知識変更に対する再学習性、耐雑音性、補間機能などの利点が期待されるが、本論文では、学習性能と補間性能について上記の二とおりの NN 構築技術の比較をする。

4. 学習性能

〈4・1〉 BP に基づく場合 NN は図 3 のものを用いた。また、入力形式は図 4 に示す方法を用いた。この方法では 0.93~1.03 pu までの電圧を 0.01 pu 幅で 10 段階に離散化し、ノード番号とこの電圧範囲でメッシュを作る。NN の入力層では、このメッシュ 1 個に入力層のユニット 1 個を割り当てる。電圧を観測するノードは、全 35 ノードから発電機ノードを除く 25 ノードであり、入力ユニット数は 250 個となる。離散幅はやや粗いが、今回の検討目的には十分である。図 4 の入力形式では 1.0 pu を基準電圧として、この基準電圧とノード電圧の間に存在するユニットを活性化させる。

中間ユニット数は 10 または 20、出力ユニット数は 12 である。出力ユニットは表 1 の 12 個の評価項目に対応する。表 1 の評価項目のうち、成立項目は 1.0、不成立は 0.0 として教示パターンを作り、パターン 1 からパターン 14 の順で教示を繰返した。中間ユニットが 10 個のとき、約 20,000 回で学習が完了した。学習は最も収束しにくいパターンにおいて出力値が教示値 1.0 に対しては 0.7 以上、教示値 0.0 に対しては 0.3 以下になるまで行った。計算時間は 32 ビットの

図 3 ニューラルネットワークの構成 (BP)
Fig. 3. Structure of neural network (BP).

図 4 ニューラルネットワークへの入力形式
Fig. 4. Input data form to neural network.

図 5 ニューラルネットワークの出力例 (BP)
Fig. 5. Example of output from neural network (BP).

小形コンピュータで 150 分程度要した。NN の出力の一例を図 5 に示す。
次に、学習回数と中間ユニット数との関係についても調べたが、それによれば中間ユニットが多いほど必要な学習回数は減少する。これは 1 回の学習で修正される重みの数が増加することによって出力誤差の低下

量が大きくなるためであるが、学習回数1回あたりの計算時間も中間ユニット数にほぼ比例して増加するため、全計算時間という点ではほとんど変わらない。ただし、中間ユニット数がある程度以下（ここでは6）になると必要な学習回数および全計算時間は急激に増加した。また、図3以外の入力形式についても検討したが、パターン間の特徴が薄められる入力形式の場合ほど学習回数は増加した。

〈4・2〉 SOMA による場合 採用したNNの構造は既に図1に示したものである。この場合は、各ノード電圧値をアナログ値のまま25個の入力ユニットに入力する。各ノード電圧は0.9 puからの偏差で表す。中間ユニットの数は特に断らない限り15×15個である。出力ユニットは12個で表1の評価項目に対応する。図6は学習済みNNに代表電圧パターンを入力したときのNNの状態例であるが、ある代表パターンに対して中間層の一群のユニットが選択的に反応している。各パターンに対する反応領域の位置は外部から指定するのではなく、LVQによって、代表パターンの繰返し教示によって自然に生成される。活性図の横に示される12個の項目は出力ユニットの出力である。入力層と中間層間の学習は選択的反応領域が形成されるに従い効率が落ち、中間層と出力層間の学習は選択的反応領域が形成されるまでは効率が低いので、今回用いたプログラムではこれらの二とおりの繰返し学習は特に分離せず、同時に行ったが、出力層における2乗誤差総和が0.0001以下となることを学習収束の基準にした場合、教示回数約840回を要し、約16分で収束している。BPによる場合にはすべてのパターンの区別が明確にできるまでに約150分かかっているため、以上の結果より対象とした問題に関する限り、提案する学習アルゴリズムは、BPによる学習と

比べて10倍近く高速である。

学習過程はリンクに付随する重み係数の修正の繰返しなので、ネットワークの規模については、計算時間という観点からはリンク数がおおよそ目安を与える。両手法で扱うネットワークの形や入力方式は、今回の目的に対して同程度の良好な性能を示すように、それぞれの手法ごとに試行的に決められ、厳密にリンク数が同じになるような工夫はしていないが、今回の検討では、BPによるもののリンク数は5,240本、SOMAによるものは8,325本となっており、同程度の規模のネットワークと考えてよい。BPでは上記のリンクのすべてが修正対象となるのに対して、SOMAでは今回の例ではリンク数はやや多いものの、選択的反応領域の形成後は実際の修正対象となるリンク数が減少するため、計算時間が短縮される。

計算時間はネットワークの大きさにもよるため、中間ユニット数を変えて計算時間を調べた。中間ユニットを増やすにつれて計算時間はやや増加する傾向にあるが、BPの場合と同様に中間ユニットが増すにつれて必要な教示回数は減るので、この計算時間の増加は顕著なものではない。SOMAの場合には代表パターンの識別能力は、中間層を大きくするほど向上し、代表パターンのうち最も類似する二つのパターンによって必要な中間層の大きさが決まる。

5. 補間性能

補間性能は、代表的なパターンとしてあらかじめ想定していなかったような状態量パターンが発生した場合に、そのパターンに類似した複数の代表パターンの合成としてその状態量パターンの特徴を表現する能力である。補間性能を調べるために、本研究では二つの代表的パターンをある比率で混合させたパターンを作り、それに対するNNの応答を調べた。混合パターンとしては次の代表パターンによるものを用いた。

- (1) 全域やや低下（パターン2）と
異常低下（パターン4）
- (2) 北東部低下（パターン7）と
北西部低下（パターン8）

〈5・1〉 全域電圧やや低下と異常低下 BPおよびSOMAの場合について、パターン2「全域電圧やや低下」と、パターン4「全域電圧異常低下」の混合パターンに対する出力を図7に示す。BPでは中間ユニットが10個よりも20個の場合のほうが補間性能は良好であったので、ここではその結果を示す。また、SOMAの場合には中間層が10×10と15×15について検討したが、結果が良好であった後者について示し

図6 ニューラルネットワークの出力例 (SOMA)

Fig. 6. Example of output from neural network (SOMA).

ている。BP と SOMA とでは NN 構造が異なるために特性は若干異なるが、ともに電圧低下の大きさを示す出力ユニット 4, 5, 6 は、4 から 6 へ出力の大きさが連続的に移行しており、人間の感覚と一致する良好な補間性能となっている。

〈5・2〉 北東部低下と北西部低下 この例ではパターン 8「北西部電圧低下」にパターン 7「北東部電圧低下」を混合し、パターン 8 の特徴が次第に薄れていくときの NN の応答に着目する。BP および SOMA の場合について、NN の入出力特性を図 8 に示す。混合比率が 4:1 のときには、北西部低下パタ

ーンが北東部低下パターンによって変わりを受けているが、パターンとしての全体的特徴は北西部低下パターンのものを保持しているため、大きな出力を出しているユニットは混合比率が 1:0 の場合と変わらない。混合比率が 3:2 の場合には、BP の場合も SOMA の場合もパターン 1「健全」への引込みが見られるが、これはパターンの類似性という点では適切である。しかし、電力系統制御の専門家であれば、全体的には健全状態に近いパターンではあっても、重大な結果が引き起こされるかも知れない北西部の電圧低下に近い状態として、一応パターン 8 との類似性に注目すると考えられる。そしてこのような判断には、単なる形状的な類似性のみならず、論理的な解釈を伴う。この点において現在の NN は専門家の補間能力の一部にすぎない。この結果より、提案する SOMA は BP の場合とほぼ同程度の補間性能をもつことがわかる。

6. まとめ

以上、電力系統における電圧パターンの認識を題材として、BP および提案する手法によって構築した NN の性能について実験的に検討をした。これによれば、BP に基づいて構築した NN は、中間ユニット数や入力形式を適切に設定すれば、パターンとして与えられる知識の処理に有効である。しかしながら、BP は学習のために膨大な計算時間を必要とし、これが大

図 7 電圧に関する補間特性
Fig. 7. Interpolation between different typical patterns in voltage reduction.

図 8 場所に関する補間特性
Fig. 8. Interpolation between different typical patterns in area.

規模なシステムへの適用において大きな障害となり得る。この問題を解決するために提案した NN 構築手法は、ある入力パターンに対して選択的な反応領域が中間層に形成されるものであり、BP による NN が活性領域にモジュール性のない分散活性構造であることと対照的である。このようなモジュール性をもつことによって、学習における重み修正が局所化されるため、提案する手法は、今回検討した例では、学習速度は BP に比べて一けた近く高速になっている。また、代表パターン以外の入力に対する補間特性も BP の場合と同程度であり、少なくとも今回検討対象としたような適用分野では、BP に劣らない実用性能が期待できる。

しかしながら、BP においても提案する手法においても、論理的な解釈や、その基礎となる事例からの一般化能力は十分とは言えない。実用化において高度な性能を得るには、今後、事例からの一般化や論理の導入などの研究が必要と考えられる。

(平成元年 2 月 28 日受付、同元年 9 月 13 日再受付)

文 献

- (1) R. Hecht-Nielsen: "Neurocomputing: picking the human brain", IEEE Spectrum, p. 37 (1988)
- (2) T. Kohonen: "Learning Vector Quantization for pattern recognition", Report TKK-F-A601, (1986) Helsinki Univ. of Tech.
- (3) 西村:「ニューラルネットの電力システムへの適用に関する考察」, 電気学会システム・制御研究, SC-88-10 (昭 63)
- (4) 西村, 川崎:「ニューラルネットワークによる状態変数パターンの評価システム」, 電気学会情報処理研究, IP-88-2 (昭 63)

西 村 和 夫 (正員)

昭和 26 年 9 月 12 日生。54 年 3 月東京大学大学院電気工学専門課程博士課程修了。工学博士。同年 4 月(株)東芝入社。重電技術研究所において電力系統工学の研究に従事。62 年より(株)東芝システム・ソフトウェア技術研究所において分散制御, ニューラルネットワークに関する研究に従事。IEEE, International Neural Network Society 会員。

川 崎 美 穂 (正員)

昭和 39 年 12 月 31 日生。62 年 3 月東京農工大学工学部数理情報工学科卒業。同年 4 月(株)東芝入社。以来システムソフトウェア技術研究所にて、ニューラルネットワーク、マンマシンインタフェースの研究に従事。

島 田 毅 (正員)

昭和 37 年 6 月 3 日生。63 年 3 月北海道大学大学院文学研究科行動科学専攻修士課程修了。同年 4 月(株)東芝入社。現在システム・ソフトウェア技術研究所において神経回路網技術の研究に従事。INNS 会員。