

入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルの検討

6E-5

～原子炉出力分布予測への適用～

中尾 隆司 浜口 幸雄

日立エンジニアリング(株) システム研究所

1. はじめに

多層ニューラルネットワークにおいて、入力次元数より少ないユニット数の中間層を1層以上設けた情報圧縮型(または砂時計型)のネットワークでは、恒等写像を学習させることによって入力次元数よりも少ない次元で入力ベクトルの特徴が表現できることが知られている[1]。また、入力ベクトルの内部表現が中間層に形成されることが簡単な実験によって示されている[2]。我々は、それぞれ連続値(実数値)からなる入力データ群と出力データ群との関係を学習する問題に情報圧縮型ネットワークを適用する上で、入力データ群と出力データ群に対しそれぞれ独立に誤差逆伝播法(Back Propagation, 以下BP法)によって恒等写像を学習させた後、各ネットワークの中間層に形成された特徴空間をそれぞれ入力データおよび出力データとした3層ネットワークモデルを構築した。認識時には7層となるこのニューラルネットワークモデル(ここではこれを入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルと呼ぶ)を原子炉における全炉心出力分布予測問題に適用し、従来の3層ニューラルネットワークに比べて最大誤差が抑えられることを確認した。

2. モデル構成

図1に入出力情報圧縮型ニューラルネットワークのモデル構成を示す。

まず入力データ群と出力データ群を5層の情報圧縮型ニューラルネットワークによって、恒等写像をそれぞれ独立にBP法で学習させる。ここで第2層、第4層のみを非線形ユニット(sigmoid)とし、入力層、第3層、および出力層は線形ユニットとしている。こうして得られる各学習済みネットワークの第3層に、それぞれ入力データ群および出力データ群の特徴が形成される。

次に入力側の第3層を入力層、出力側の第3層を出力層として、結合用中間層を1層設けた3層のニューラルネットワークを構成し、BP法で学習させる。すなわち、オリジナルの各データ群から形成される空間か

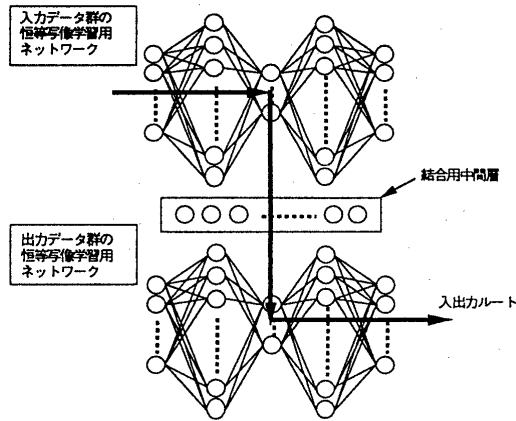


図1 入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデル

ら得られたそれぞれの特徴空間を、入力データ群および出力データ群としてネットワークを構成するわけである。

最終的に入力から出力を特定するには、図1に示すような方向に7層のニューラルネットワークを構成することになる。

3. 全炉心出力分布予測問題に対する適用

炉心設計において、原子炉の運転制限値および目標燃焼度を満足すべく全炉心の最適燃料配置パターンを決定する過程を燃料交換計画と呼ぶ。燃料交換パターンと全炉心出力分布との関係は種々の要因によって決定するため、最適燃料配置パターンの決定には設計解析コードによる拡散計算および燃焼計算等の数値シミュレーションを繰り返し行っている。

我々は、入力データ群と出力データ群の関係が極めて複雑な問題に対する入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルの汎化能力を評価するため、上記全炉心出力分布予測問題を対象に実験を行った。すなわち燃料交換配置パターン(燃料集合体の無限増倍率)を入力データ群とし、そのときの全炉心出力分布を出力データ群とした。

ここで本実験対象とした炉心モデルは4バッチ（サイクル）としたため、入力データは4種類である。また本実験は 1/4 炉心、24 燃料集合体を対象とした簡易モデルに対するものである。

入力層および出力層ユニット数はともに 24 であり、ここではこれを半数に情報圧縮できるものと仮定し、恒等写像を行う情報圧縮型ニューラルネットワークの構成を 24-120-12-120-24 とした。

このようにして入力データ群および出力データ群に対しそれぞれ独立に恒等写像を学習した各ネットワークの第3層を、それぞれ入力データおよび出力データとして学習するための結合用中間層のユニット数は 30 とし、12-30-12 の3層ネットワークを構成した。

また、実験データは36サンプルを学習用データとし、4サンプルを評価用データとして用いた。

4. 実験結果

入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルの入力データ群および出力データ群の恒等写像の学習における収束条件を共に 0.01 としたところ、それぞれ学習回数 40 万回、および 70 万回で収束した。また結合用中間層を1層設けた3層ネットワークの学習は 300 万回まで学習させた。入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルと従来法の3層ネットワーク（構成は 24-48-24）との汎化能力を比較するため、ウェイトおよびバイアス値の総更新回数をほぼ等しくした。この更新回数で学習を打ち切った時の評価用データの平均2乗誤差と最大誤差は共に減少途中であった。

表1はこのときの実験結果を示したものである。学習用データに対する平均2乗誤差と最大誤差、および評価用データに対する平均2乗誤差は従来法の3層ネットワークの方がわずかではあるが精度が良い。しかしながら評価用データに対する最大誤差は従来法の3層ネットワークが5.17%であるのに対し、入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルでは2.76%まで抑えられている。

図2は評価用サンプルに対する入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルの実験結果を示したものである。また、図3は同データにおける誤差比率を示したものであり、最大誤差がかなり抑えられていることがわかる。

表1 従来比較（単位：%）

		学習用データ	評価用データ
3層ネットワーク（従来法）	平均2乗誤差	0.12	0.83
	最大誤差	0.49	5.17
入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデル	平均2乗誤差	0.25	1.03
	最大誤差	1.11	2.76

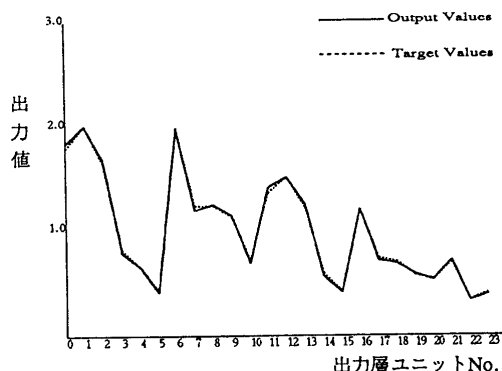


図2 出力結果（評価用データ）

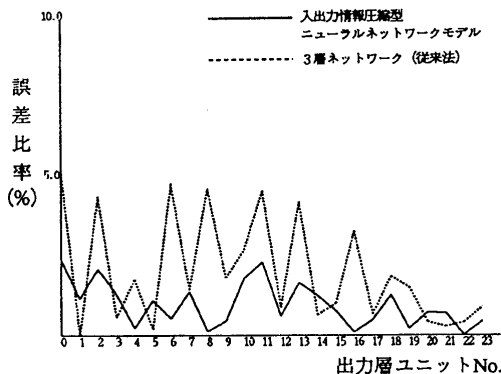


図3 誤差比率（評価用データ）

5. おわりに

連続値からなる入力データ群と出力データ群を、2つの情報圧縮型ニューラルネットワークにそれぞれ独立に恒等写像をBP法で学習させた後、各ネットワークの中間層に形成された特徴空間をそれぞれ入力層、出力層とし、結合用中間層を1層設けた3層のニューラルネットワークを構成する入出力情報圧縮型ニューラルネットワークモデルを開発し、通常の3層構成に比べて最大誤差が抑えられることを実験により示した。今後は更に複雑な例について検討し、理論的整備を行っていく必要がある。

謝辞 本研究に関する実験データを提供して頂いた当社コンサルティングエンジニアリング部増田部長ならびに金澤主任技師に感謝致します。

参考文献

[1] G.W. Cottrell and P. Munro and D. Zisper : "Image compression by back propagation", "Advances in Cognitive Science" (vol.3), Norwood NJ ; Ablex.
 [2] 入江, 川人: "多層パーセプトロンによる内部表現の獲得", 信学論D-II, Vol.J73-D-II, No.8, p.p.1173-1178(1990).