火力プラントボイラ制御の先行信号自動調整のための ニューラルネット構成法

学生員 江 頭 克 哉 (佐 賀 大)

正 員 中 村 政 俊 (佐 賀 大)

非会員 浴 百合雄 (日 立)

正 員 野 村 政 英 (日 立)

A Neural Network Construction Method for Auto-Tuning of Feedforward Signal for Boiler Control of Thermal Power Plants

Katsuya Egashira, Student Member, Masatoshi Nakamura, Member (Saga University), Yurio Eki, Non-member, Masahide Nomura, Member (Hitachi, Co., Ltd.)

This paper proposes a construction method of a neural network for auto-tuning of feedforward signal for the boiler control of thermal power plant. The neural network constructed by the proposed method produces an appropriate feedforward signal by tuning weights of the network. The weights are adapted effectively by using PI control output of teaching signal. The proposed neural network was evaluated not only by use of the simple model which expressed crucial features of the thermal plant, but also by the detail simulator which faithfully represented the features of the actual power system, and proved to have appropriate control performances.

キーワード：ボイラ制御，先行信号，制御器自動調整，ニューラルネット，火力プラント，フィードフォワード制御器

1. ま え が き

火力プラントは、水と燃料から蒸気を作り出すボイラと、蒸気から電気を作り出すタービン発電機から構成されている。発電量はタービンに送り込まれる蒸気の温度と圧力およびその量によって決まるため、火力プラントの制御はボイラとタービン発電機の相互の干渉を考慮したボイラとタービン協調制御方式⁽¹⁾が採られている。現在、主流のボイラの一形式である定圧貫流ボイラは、蒸気の圧力と温度を常に一定に保つことを前提にして、発電量を所望の値に調整している。以上の要求を満たすために、フィードバック制御器であるPI制御器と、フィードフォワード制御器が併用されている⁽²⁾。これらの制御器のゲインなどの制御パラメータの調整は、火力プラントの初期調整段階において、熟練者により要求を満たすまで繰り返し行われているが、それはたいへんな作業である。そのため、熟練者の労力の削減と後継者育成の難しさの面から、作業の自動化が熱望されている。

PIパラメータの自動調整についての研究は、PIパラメータ決定のための限界感度法⁽³⁾をはじめとして、対象を簡単なモデルで近似して求める方法⁽⁴⁾⁽⁵⁾やニューラルネット

(NN)を利用したもの⁽⁶⁾、ファジー推論を利用したもの⁽⁷⁾などがあり、なかにはそれらの方法を組み込んだ制御器で、既に市販化されたものもある。しかし、ボイラ制御においては応答に非常に長い時間を要するため、フィードバック制御器であるPI制御器のみを用いて、そのゲインなどを調整しても、負荷変化時に制御量の誤差の発生を抑えることは不可能である。また、極配置レギュレータ理論などの現代制御理論を用いても、フィードバック制御だけでは適切な制御ができないのはPI制御の場合と同様である。そのため、制御量の目標値からの誤差の発生を抑えるにはフィードフォワード信号^{(8)~(10)}を用いて制御することが必要となり、この信号を適切に選ぶことが重要となる。

ボイラ制御のフィードフォワード制御器（以下、先行信号とする）の自動調整法として、ファジー推論を応用したもの⁽¹¹⁾がある。ファジー推論では対象にあったファジールールを作ることが必要であるが、負荷変化特性は火力プラントごとに異なるため、プラントごとにそのルールの修正が必要となる。その修正のためには熟練者あるいは自動化の手法が必要である。それに対して、ニューラルネット(NN)では、自らの学習機能をもつため、先行信号調整作業の自動化を図るための有効な手法の一つと考えられ

る。NN を利用したもの⁽⁶⁾については、先行信号と並列に用いている PI 制御器の出力をオンラインで吸収するフィードバック誤差学習法⁽¹²⁾の形態をとり、誤差逆伝播法⁽¹³⁾のアルゴリズムを用いて NN の重みの学習が行われている。しかし、これらは制御性能の要求値を満たすまでには、かなり多くの調整回数を必要とし、またプラントのむだ時間による PI 出力の遅れの影響で、NN の重みがうまく学習できない場合などの問題がある。

本論文では、火力プラントのボイラ制御における先行信号調整作業の自動化および簡略化を、NN で実現することに関して検討する。NN の重みの学習を適切かつ速やかに行うために、先行信号に要求された特性を適切に実現できるような NN 構造決定と学習方法の開発が必要である。提案した NN は、簡単なユニットを数個組み合わせ、それらを結合する重みを学習（調整）することで、適切な先行信号を表現できるという特徴を有している。この NN では NN の構造と重みのもつ意味を明確にしたため、学習アルゴリズムをより効率の良いものに改善して初期調整の回数を減少し、また営業運転の際の任意の負荷変化に対応できる先行信号を簡単に生み出すことが可能となった。ボイラ制御の基本的な特性を適切に模擬した簡略モデルを用いて、提案する手法の特性の詳しい検証を行い、更に実プラントの特性を忠実に実現した詳細シミュレータにおいても良好な結果が得られることを確認した。

2. ボイラ制御の先行信号

〈2・1〉 制御器の構成 定圧貫流ボイラでは、営業（通常）運転時には蒸気の圧力と温度を常に一定に保ちつつ、蒸気流量の調整弁で発電量を制御している。蒸気の圧力と温度を一定に保つためには、ボイラへの水と燃料の供給量の調節が大切である。このとき、ボイラへの入力である水とボイラからの出力である蒸気の圧力、およびボイラへの入力である燃料とボイラからの出力である蒸気の温度にそれぞれ強い相関があるが、前者の応答遅れ時間は後者の応答遅れ時間と比べると非常に小さい。そのため蒸気の圧力は発電量（負荷）変化時であっても、フィードバック制御のみで目標値からの誤差を要求値以内に抑えることができる。しかし、燃料を供給してから蒸気の温度が調節されるまでの応答には、非常に長い時間を要するため、蒸気の温度は負荷変化時にフィードバック制御のみ行くと、目標値からの誤差を要求値以内に抑えることができない。よって誤差の発生を（要求値以内に）抑えるためには、フィードフォワード的な燃料の供給（先行信号）が必要となる。

本研究の目的は、燃料の先行信号調整作業の自動化であり、負荷 MWD の変化の際に、蒸気の温度を目標値 Y_d 通りの一定値に保つための、燃料供給制御を適切に行う方法の開発である。問題設定を明確にするため、複雑なボイラ制御系⁽¹⁾において、燃料の先行信号と蒸気の温度を中心にした概略的構成としてとらえた図 1 を基に説明を行う。

図 1 火力プラントの簡略構成
Fig. 1. Simple construction of a thermal power plant.

図 2 先行信号の基本形状
Fig. 2. Typical forms of the feedforward control signals for load changes.

図 1 の右側が制御対象であるボイラを表し、制御量 Y が蒸気の温度（主蒸気温度）で、操作量 U がボイラに供給される燃料の量（燃料流量）であり、発電のためにボイラからタービンに送られる蒸気（主蒸気流量）を U_{MWD} とする。

図 1 の左側が制御器を表し、操作量は三つの要素

$$U = U_{MWD} + U_{FF} + U_p \quad \dots\dots\dots (1)$$

によって作り出す。ここで、 U_{MWD} は負荷 MWD に対して定常的に必要な操作量（使用主蒸気流量相当分）であり、 U_{FF} は本研究の主題である先行信号の出力であり、 U_p は PI 制御器の出力である。

〈2・2〉 先行信号調整の現状の問題 現在、電力業界で通常用いられている定圧貫流ボイラの燃料先行信号は、負荷 MWD のランプ変化に対して、図 2 に示すような形状あるいはその形状を組み合わせたような形状を有して、負荷変化ごとに、その形状の傾きや大きさが異なる。そのため、先行信号の調整は負荷変化ごとに行う必要がある。この調整作業は、通常熟練者が制御応答波形を基にして経験と勘によって行っているが、一つのボイラに対して、相当数多くの回数にわたって調整することとなり、それは調整する人にとっては非常にたいへんな作業であり、熟練者の労力の削減および後継者育成の難しさの問題の両面から、作業の自動化が望まれている。しかも開発するその自動化手法において、その初期調整ができるだけ少ない回数で完了することは、経費の削減の面から強く望まれる。

3. ニューラルネットによる先行信号自動調整

燃料供給の先行信号（図 1 の U_{FF} ）を熟練者に頼ること

なく、しかも簡単に実現するために自らの学習機能をもった NN で構成し、先行信号自動調整を可能ならしめる。このときの NN 出力 U_{NN} と重みの関係を〈3・1〉節で明らかにして、PI 出力のデータを基にした効率の良い重みの学習アルゴリズムを〈3・2〉節で示す。以上で導いた式を用いた代表的な負荷パターンに対する自動調整の一連の手順を〈3・3〉節にまとめる。また、〈3・4〉節で通常運転の際に使用する任意の負荷変化に対応する先行信号 (NN の重み) を作り出す変換式を求めた。

〈3・1〉 先行信号を表す NN 構造と重みの値 本節では先行信号の形状を適切に表現できる NN 構造と重みの値を検討する。

(1) 先行信号を作り出す NN 構造 先行信号の形状は台形の組合せで表現できるので、この台形の組合せで、ある任意の形状を出力として作り出すことのできるような NN の構造について検討する。図 2 に示す台形あるいはそれを組み合わせた形状を有する先行信号を、横軸 (時間) を入力、縦軸を出力とする 1 入力 1 出力の関数で表そうとすると、図 3 に示すように入力層はバイアス 1 個を含むユニット数 2 個、中間層はユニット数 $2k$ 個、出力層はユニット数 1 個の 3 層構造の NN で表現できる。

図 3 中の○で表す入力層と出力層のユニットはともに線形ユニットで、ユニットへの入力 Y と出力 $g(Y)$ の関係は線形 $g(Y)=Y$ とする。図中の□で表す入力層のユニットはバイアスユニットで、これは線形ユニットの 1 種であるが、入力は常に -1 の一定値である。図中の●で表す中間層のユニットは非線形ユニットで、ユニットへの入力 Y_i と出力 $f(Y_i)$ の関係が非線形のシグモイド関数 $f(Y_i)=1/(1+\exp(-Y_i))$ とする。これらのユニット間の結合重みは、以下のように定義する。入力層の線形ユニットと中間層の第 i ユニットの結合重みは W_{3i-2} とし、入力層のバイアスユニットと中間層の第 i ユニットの結合重みは W_{3i-1} とし、中間層の第 i ユニットの結合重みは W_{3i} とする。

NN の出力 $U_{NN}(=U_{FF})$ が得られる過程を示すと、入力層の線形ユニットへの入力は $X=t$ (時間)、バイアスユニットへの入力は -1 で、中間層第 i ユニットの入力は、入力層の出力に重み W_{3i-2} , W_{3i-1} が、それぞれ掛け合わされたものの和

$$Y_i = W_{3i-2}X - W_{3i-1} \quad (2a)$$

図 3 ニューラルネットの構造
Fig. 3. Structure of a neural network.

であり、中間層第 i ユニットの出力は

$$f(Y_i) = 1/(1+\exp(-Y_i)) \quad (2b)$$

となる。 $f(Y_i)$ に重み W_{3i} が掛け合わされた

$$U_i = W_{3i}f(Y_i) \quad (2c)$$

の $2k$ 個の値の線形和が、NN の出力 (出力層の出力)

$$U_{NN} = \sum_{i=1}^{2k} U_i \quad (2d)$$

となる、この出力は中間層の個数と重みの値を適切に定めることによって、任意の形状を表現することが可能である。

(2) 基本ブロック NN によって作り出した任意の出力形状は、台形に近い形状を組み合わせたものととらえられるため、できるだけ少ない中間層の個数で、効率良く出力形状を生み出す NN 構造について検討する。一つの台形に近い形状を出力可能な NN 構造は、(2c) 式の U_i が 2 個の和

$$U_{BB} = U_{2j-1} + U_{2j} \quad (3a)$$

で可能であり、これを基本ブロックと称する (図 4 と図 5 を用いて説明)。(2d) 式の NN 構造を基本ブロックの集合ととらえると

$$U_{NN} = \sum_{j=1}^k U_{BB} \quad (3b)$$

に書き改められる。

NN 出力は図 4 ($j=1$) に示す基本ブロック出力 U_{BB} (以下、上付き添字の j は省略) k 個の線形和で表されるので、以下の部分は基本ブロック 1 個の特性について詳しく

図 4 基本ブロックの構造
Fig. 4. Structure of the basic block of NN.

図 5 台形と重みの関係
Fig. 5. Relationship between the trapezoid and the weights of the basic block.

検討する。

(3) 基本ブロックの重みと台形パラメータの関係

基本ブロック (U_{BB}) は、図5上図の実線で示すような形状が出力可能である。効率の良い重み学習 (<3・2>節) およびすべての負荷変化に対応する (<3・4>節) ためには、NN (基本ブロック) 出力と NN の重みの関係を明らかにすることが必要である。そこで、基本ブロック出力 U_{BB} を (視覚的にわかりやすい) 台形的にとらえ、NN の重み決定のための媒介変数として、台形を表す五つのパラメータ (台形の四つの頂点の座標を表す b_1, b_2, b_3, b_4 と台形の高さを表す h) を、図5上図の破線で示すように定める。

台形の高さ h と基本ブロック出力 U_{BB} の最大値が一致して、かつ台形の二つの斜辺の中点 ($h/2$ の点) の値と U_{BB} の値が一致する場合、台形のパラメータと重みの値の関係を以下に示す。ただし、 U_1 で台形の左斜辺、 U_2 で台形の右斜辺を作り出すものとする。

U_1, U_2 は (2b) 式で示すシグモイド関数を使用しているため、これらを組み合わせて図5上図の実線で示すような角が滑らかな台形に近い形状を作り出すためには、図5下図に示すように重み W_3 と W_6 の符号が反転し、かつ絶対値が等しいことが必要となる。従って、台形の高さ h と重みの関係を式で表すと

$$h = W_3 = -W_6 \quad (4a)$$

となる。斜辺の中点の位置についての関係式は、以下のとおりである。台形の左斜辺の中点位置 $(b_1 + b_2)/2$ と右斜辺の中点位置 $(b_3 + b_4)/2$ は、(2c) 式の U_1 と U_2 で、それぞれ $d^2 U_1 / (dX_1)^2 = 0$ と $d^2 U_2 / (dX_1)^2 = 0$ と等しく、次の式

$$(b_1 + b_2)/2 = W_2 / W_1 \quad (4b)$$

$$(b_3 + b_4)/2 = W_5 / W_4 \quad (4c)$$

を得る。斜辺の傾きについての関係式は、台形の左斜辺の傾き $h/(b_2 - b_1)$ と右斜辺の傾き $-h/(b_4 - b_3)$ は、 U_1 と U_2 において dU_1/dX_1 と dU_2/dX_1 に、それぞれ (4b) 式の右辺と (4c) 式の右辺を代入して求めた値と等しくおいて

$$h/(b_2 - b_1) = W_1 W_3 / 4 \quad (4d)$$

$$-h/(b_4 - b_3) = W_4 W_6 / 4 \quad (4e)$$

を得る。

(4) 式を重み W について解くと、一つの台形のパラメータ数が五つであるため、基本ブロックの6個の重み ($W_3 = -W_6$) が一意に決定されて

$$\left. \begin{aligned} W_1 &= 4/(b_2 - b_1) \\ W_2 &= 2(b_1 + b_2)/(b_2 - b_1) \\ W_3 &= h \\ W_4 &= 4/(b_4 - b_3) \\ W_5 &= 2(b_3 + b_4)/(b_4 - b_3) \\ W_6 &= -h \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

となる。この関係を用いることにより、要求する台形形状を近似的に表現する基本ブロックの重みが自動的に定まる。

<3・2> 重みの学習法 NN の重みの学習 (先行信号

の調整) は、制御結果の情報を基にオフラインで行う。つまり、ある条件で制御実験を行い、そのときの PI 出力形状を基に、先行信号の新たな目標出力形状 (教師信号) を作り、その出力形状が NN で実現できるように NN の重みを調整する。

(1) 先行信号の目標出力形状 制御結果の情報を基にして、図6に示すよう、そのときの制御に使用した先行信号である NN 出力 U_{NN} と、PI 出力 U_p にむだ時間補償した値 U_p^* を足し合わせた

$$U_t = U_{NN} + U_p^* \quad (6a)$$

$$U_p^* = a e^{+L^* s} U_p \quad (6b)$$

をもって、先行信号の更新のための目標出力とする。ここで、 U_p^* はプラントのむだ時間による PI 出力の遅れの補償のため、PI 出力 U_p を時間軸上、左 (先行的) に $L^*(s)$ (補償むだ時間) 移動させたものである。ただし、 a は学習係数 (更新速度の調整を行うパラメータ) であり、通常 1 (〜2) とする。また補償むだ時間 L^* は、先行信号を加えることなしに、PI 制御器のみで制御を行って、負荷変化開始してからボイラ出力の主蒸気温度に変化が生じ始めるまでの時間の差をもって、あらかじめ計測した値を用いる。

(2) 目標出力形状から台形パラメータへの変換

先行信号の目標出力形状 U_t (教師信号) を基に、台形のパラメータ (NN の重み) を更新する。まず、高さ h を決めて、その後、台形の四つの頂点の座標 $b_1 \sim b_4$ の手順で決める。

先行信号の目標出力 U_t を基本ブロック 1 個 (台形 1 個) で表現する場合、図6に示すように、高さ h は U_t の最大値

$$h = (U_t)_{\max} \quad (7a)$$

とする。目標出力 U_t の $1/3$ と $2/3$ の高さ $h/3$ と $2h/3$ のそれぞれにおける横軸に平行な直線と、 U_t との四つの交点の横軸の座標を、左から順に c_1, c_2, c_3, c_4 とする。 $(c_1, h/3)$ と $(c_2, 2h/3)$ を通る直線と、 $(c_3, 2h/3)$ と $(c_4, h/3)$ を通る直線と、横軸 0 と、横軸 h との四つの交点の横軸の座標を左から順に b_1, b_2, b_3, b_4 とすると

$$b_1 = 2c_1 - c_2 \quad (7b)$$

$$b_2 = -c_1 + 2c_2 \quad (7c)$$

$$b_3 = 2c_3 - c_4 \quad (7d)$$

$$b_4 = -c_3 + 2c_4 \quad (7e)$$

図6 先行信号の目標出力形状

Fig. 6. Desired output form of feedforward signal.

となり、台形が確定する。

こうして決定した台形（先行信号）のパラメータを(5)式に代入すれば、重みの値は更新され、新たな目標出力を近似的に表しうる NN 出力が得られる。

U_i の形状が1個の台形で表現しにくいときは、基本ブロック k 個（台形 k 個）を用いて表現することとなるが、その場合においても、一つの台形については以上と同様の手順をふんで重みの値を決定すればよい。

〈3・3〉 先行信号自動調整の手順 〈3・1〉節と〈3・2〉節で導いた式を用いた先行信号自動調整の手順をまとめる。

(1) 先験情報による NN 構造決定 先験情報は、調整が必要な代表的負荷パターンに対する熟練者の過去の経験や知識を基にした先行信号の（目標出力）形状を意味して、この情報が豊富で初期の先行信号の形状が適切であれば、学習回数が少なくてすむ。従って、もし先験情報があればそれを積極的に利用する。しかし、原理的にはこの情報がなくても学習回数を多く繰り返すことで、望ましい形状が作り出せる。この形状を台形 k 個で表現する場合、NN の構造は(3)式で、基本ブロックの個数は k 個である。また、補償むだ時間 L^* を〈3・2〉節(1)項の要領で決定する。

(2) NN の重みの決定 先行信号の目標出力形状 U_i を基に、(7)式を用いて先行信号のパラメータ (b_1, b_2, b_3, b_4, h) を求める。 U_i は、第1回目の調整の際は手順(1)の先験情報を用いて、第2回目以降の調整の際は手順(4)の制御結果の情報を用いる。NN の重みの値は、先行信号のパラメータより(5)式で決定する。

(3) 制御実行 手順(2)で決定した NN を先行信号 U_{NN} として、所定の負荷変化を与え、(1)式で構成する制御器で操作量 U である燃料流量を決定し、制御を行う。制御性能（制御量 Y である主蒸気温度の目標値からの誤差の正の最大値 e_h と負の最大値 e_l ）が要求値以内に収まらない場合は手順(4)に進み、制御性能の要求値を満たす場合は手順(5)に進む。

(4) 制御結果の情報 制御結果の情報（PI 出力の形状）にむだ時間補償を加えた(6)式で先行信号の新たな目標出力形状 U_i を作り、手順(2)に戻り、NN の重みを更新する。

(5) 変換式に用いる先行信号のパラメータ決定 一つの代表的負荷パターンの先行信号の調整が終了する。他の代表的負荷パターンの調整も同様に、手順(1)～(4)を繰り返して求める。

〈3・4〉 通常運転のための変換式 通常運転では、任意の負荷パターンに対して、それに応じた先行信号を作り出す必要がある。従って通常運転時の負荷パターンの先行信号は、初期調整時の複数の代表的負荷パターンの先行信号を補間して作り出すことにする。(1)で初期調整を行う $6N$ 個の代表的負荷パターンの設定を行い、(2)で通常運転時の負荷パターンに対して、補間の対象となる初期調整の6個の負荷パターンの選択を行い、(3)で選択された負

表1 初期調整の負荷変化パターンと変換式で用いる変化負荷パターン

Table 1. Load change pattern of initial adjustment and load change pattern for the transformation.

変化率 変化幅		r_1	r_2	r_3	...	r_{N-1}	r_N
負 荷 上 昇	d_1	領域1 M^1 M^4		領域2 M^1 M^4		領域N-1 M^1 M^4	
	d_2	M^2 M^5	M^2 M^5	..		M^2 M^5	M^2 M^5
	d_3	M^3 M^6	M^3 M^6			M^3 M^6	M^3 M^6
負 荷 下 降	d_1	領域N M^1 M^4		領域N+1 M^1 M^4		領域2(N-1) M^1 M^4	
	d_2	M^2 M^5	M^2 M^5	..		M^2 M^5	M^2 M^5
	d_3	M^3 M^6	M^3 M^6			M^3 M^6	M^3 M^6

荷パターンの先行信号を補間するための具体式を示す。

(1) 初期調整の代表的負荷パターンの設定 負荷パターンは、負荷のランプ変化の傾きである変化率と負荷上昇あるいは負荷下降によって規定される。そのため、初期調整の代表的負荷パターンは、表1に示す N 種類の変化率 $r_1 \sim r_N$ と、負荷上昇と負荷下降それぞれ3種類の負荷変化幅 (d_1, d_2, d_3) の合計 $6N$ 個に設定する。ここで、 d_1 は通常運転で利用できる最小負荷から最大負荷までの変化幅とし、 d_1 を中間負荷 m_m で2等分した変化幅を d_2 と d_3 とする。負荷上昇（下降）の場合、 d_2 は最小（最大）負荷から中間負荷、 d_3 は中間負荷から最大（最小）負荷の変化とする。以下の説明は負荷上昇の場合を中心に行うが、負荷下降の場合は負荷上昇の場合と同様である。

(2) 補間のための負荷パターンの選択 通常運転で用いる負荷パターン M^0 が初期調整時の $6N$ 個の負荷パターンのいずれかと全く同じ場合、初期調整で得られた先行信号をそのまま用いることができる。しかし、負荷パターン M^0 は初期調整時の $6N$ 個の負荷パターンとは一般には異なるので、そのときは初期調整の負荷パターンの先行信号を補間することによって当該の先行信号を作り出す。

負荷パターン M^0 が変化率 r^0 の値と負荷上昇あるいは負荷下降という情報によって規定されるので、補間に用いる初期調整の6個の負荷パターン $M^1 \sim M^6$ を選出する必要がある。そこで、負荷の変化率 r^0 が含まれる変化率の区間と負荷上昇あるいは負荷下降のいずれかにより、表1に示す $2(N-1)$ 個の領域の一つが定まる。その一つの領域内の6個の負荷パターン $M^1 \sim M^6$ のそれぞれの先行信号パラメータ $B^1 \sim B^6$ の補間によって、通常運転時の負荷パターン M^0 の先行信号パラメータ B^0 を決める。ここで、先行信号パラメータ $B^m = (b_1^m, b_2^m, b_3^m, b_4^m, h^m)$ である。ただし、上付き添字の $m (=1, 2, \dots, 6)$ は、負荷パターン M^m の m に対応し、 $b_1^m \sim b_4^m, h^m$ は〈3・1〉節(3)項で定義したように（図5参照）、NN の重みの媒介変数であり、先行信号の形状を表すパラメータである。また、 $B^1 \sim B^6$ は〈3・3〉節の自動調整の手順に従って決定したものである。

(3) 変換式 変換は2段階からなり、まず先行信号

パラメータ $B^1 \sim B^6$ をそれぞれの負荷パターン $M^1 \sim M^6$ と M^0 の関係から物理則を用いて変換し、その変換した先行信号パラメータをそれぞれの負荷パターン $M^1 \sim M^6$ と M^0 の距離に応じて線形補間を行い、所望の先行信号パラメータ B^0 を作り出す。

負荷パターンの特徴は、負荷の変化率、変化前の負荷の値、変化後の負荷の値の三つのパラメータで表される。よって変換式への入力は、通常運転での負荷パターン M^0 を表す三つのパラメータ（負荷の変化率 r^0 、変化前の負荷の値 m_1^0 、変化後の負荷 m_2^0 ）であり、用いるデータは6種類の負荷パターン $M^m (m=1, 2, \dots, 6)$ に対する先行信号パラメータ $B^m = (b_1^m, b_2^m, b_3^m, b_4^m, h^m)$ であり、変換式の出力は負荷パターン M^0 に応じた先行信号パラメータ B^0

$$\begin{bmatrix} b_1^0 \\ b_2^0 \\ b_3^0 \\ b_4^0 \\ h^0 \end{bmatrix} = \sum_{m=1}^6 k_m^0 \left\{ \begin{bmatrix} b_1^m \\ b_2^m \\ b_3^m \\ b_4^m \\ 0 \end{bmatrix} + k_3^m \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ h^m \end{bmatrix} \right\} \quad \dots\dots\dots (8a)$$

である。

k_2^m と k_3^m は、負荷パターン $M^1 \sim M^6$ と M^0 の関係から物理則に従って、 $B^m = (b_1^m, b_2^m, b_3^m, b_4^m, h^m)$ それぞれ ($m=1, 2, \dots, 6$) について変換する重みである。 k_2^m は先行信号を台形としてとらえたときの底辺の長さの変換を表す重み

$$\left. \begin{aligned} k_2^1 &= (d^0/d_1)(r_s/r^0) \\ k_2^2 &= (2d^0/d_1)(r_s/r^0) \\ k_2^3 &= (2d^0/d_1)(r_s/r^0) \\ k_2^4 &= (d^0/d_1)(r_L/r^0) \\ k_2^5 &= (2d^0/d_1)(r_L/r^0) \\ k_2^6 &= (2d^0/d_1)(r_L/r^0) \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (8b)$$

であり、先行信号の底辺の長さは負荷の変化時間に比例する。負荷の変化時間は変化幅と比例するため、この変換は、 d^0/d_1 と $2d^0/d_1$ を用いて行う。ここで、 d^0 は通常運転で用いる変化幅 $|m_1^0 - m_2^0|$ である。負荷の変化幅が等しい場合、適切な先行信号の面積（熱量）は一定であるが、負荷の変化率が異なると適切な先行信号の形状（底辺の長さと高さ）は異なる。負荷の変化時間は変化率と反比例するため、この変換は、 r_s/r^0 と r_L/r^0 を用いて行う。ここで、 r_s と r_L はそれぞれ領域内の代表的負荷パターンの小さいほうの変化率と大きいほうの変化率である。このとき先行信号の高さは、負荷の変化率に比例するため、この変換は

$$\left. \begin{aligned} k_3^1 &= (r^0/r_s) \\ k_3^2 &= (r^0/r_s) \\ k_3^3 &= (r^0/r_s) \\ k_3^4 &= (r^0/r_L) \\ k_3^5 &= (r^0/r_L) \\ k_3^6 &= (r^0/r_L) \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (8c)$$

を用いて行う。

物理則により変換された6種類の先行信号パラメータ〔(8a)式中の〔 〕の中〕は、負荷パターン M^m と M^0 の距離に応じた線形補間の重み k^m

$$\left. \begin{aligned} k_1^1 &= rd \\ k_1^2 &= r(1-d)z \\ k_1^3 &= r(1-d)(1-z) \\ k_1^4 &= (1-r)d \\ k_1^5 &= (1-r)(1-d)z \\ k_1^6 &= (1-r)(1-d)(1-z) \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (8d)$$

でもって補間する。ここで、 r は変化率に関する採用率 $r = (r_L - r^0)/(r_L - r_s)$ であり、 d は変化幅に関する採用率を表し、 $d^0 \geq d_1/2$ の場合は $d = d^0/(d_1/2) - 1$ であり、 $d^0 < d_1/2$ の場合は $d_1/2$ の負荷パターン (M^2, M^3, M^5, M^6) のパラメータのみを使って補間を行うため、 $d=0$ である。また、 z は通常運転で用いる負荷の帯域 ($m_1^0 \sim m_2^0$) に応じた負荷パターン (M^2, M^3, M^5, M^6) のパラメータの採用率 $z = |m_1^0 - m_m|/d^0$ であり、 m_m は中間負荷〔本節(1)項参照〕である。

通常運転では、用いる負荷パターン M^0 を表す三つのパラメータを入力として(8)式によって B^0 を求め、(5)、(3)式によって、NN による適切な先行信号が生み出され、あらゆる負荷変化に対して先行信号を用いた制御が可能となる。

4. 計算機シミュレーションに基づく方法の評価

第3章で提案した先行信号自動調整のためのNN構成法の特性を調べるため、火力プラントの基本的な特性を適切に表している簡略モデルを導入して、そのモデルに対して提案方法を検証する。採用した簡略モデルは、先行信号を必要とするボイラの特性である、むだ時間と大きな時定数を有し、負荷に対してその時定数が変化するボイラの非線形特性を取り入れたものであり、負荷変化時におけるボイラの特性を集約したものである。初期調整についての検証を〈4・2〉節で、通常運転(変換式)についての検証を〈4・3〉節で行う。

〈4・1〉 簡略モデルとシミュレーション条件

簡略モデルは、むだ時間を含む一次系を拡張したもの

$$\left. \begin{aligned} Y &= (GU - U_{MWD})e^{-Ls} \\ G &= (1 + T_2s) / \{1 + (T_1 + T_2)s\} \end{aligned} \right\} \quad \dots\dots\dots (9)$$

であり、図1の操作量 U である燃料流量が入力されて、制御量 Y である主蒸気温度が出力されるまでのダイナミクスを表し、このモデルでは図2に示すような先行信号を必要とするボイラの基本的な特性を抽出したものである。モデルパラメータは、実機のボイラ応答特性に準じた値であり、むだ時間 $L=100$ s、時定数 $T_1=300$ s とした。 T_2 は、 $T_2(\text{MWD})=3(\text{MWD}-50)$ s とし、負荷MWDの関数であるため、負荷の変化に伴って時定数が変化する非線形特性をもつ。

制御器は(1)式で構成し、先行信号を第3章で提案した

NNで構成して、 U_{NN} で表す。PI出力 U_p は

$$U_p = K_p(Y_d - Y) \quad (10)$$

であり、 $K_p=1.5$ としてP動作とした。また目標値 Y_d は、実機ボイラの主蒸気温度の目標値を基準値0%として、一定値とした。

負荷変化の範囲は、最小負荷を50%、最大負荷を100%として、負荷の変化率は、 $r_1=3$ 、 $r_2=5$ 、 $r_3=7\%/min$ とした。領域ごとの調整はすべて同じ手順をふむので、以下の検証は、表1の領域1の負荷パターン $M^1 \sim M^6$ [負荷上昇、変化率 $r_1(r_s)=3$ 、 $r_2(r_L)=5\%/min$ 、変化幅 $d_1=50(50 \rightarrow 100)\%$ 、 $d_2=25(50 \rightarrow 75)\%$ 、 $d_3=25(75 \rightarrow 100)\%$] に関して行う。

〈4・2〉初期調整の妥当性の検証 先行信号自動調整を(9)式の簡略モデルに対して行った。これは初期調整における本手法の有用性の確認のためのシミュレーションであり、〈3・3〉節の手順に従って、制御性能の要求値である主蒸気温度の目標値からの誤差 $\pm 3.5\%$ 以内を満たすまでの調整を示す。ここで、先験情報は何かない(先行信号零)という厳しい条件下で調整を始め、本手法の特性を確認する。

以下に負荷パターン M^4 (変化率 $r_2=5\%/min$ 、変化幅 $d_1=50\%$) の調整の結果を示す。ここで、基本ブロックの個数 k は1、学習係数 α は1、補償むだ時間 L^* は100 sとした。

(1) 初回の制御 手順(1)の先験情報は、先行信号が零であるため、手順(2)とはばして、手順(3)に進む。制御を行った結果が図7(a)である。横軸は時間 $t(s)$ であり、左の縦軸は負荷MWD(U_{MWD})、操作量 U 、NN出

(a) 先行信号零の場合の制御結果と1回目の先行信号調整

(b) 調整3回目の先行信号による制御結果

図7 簡略モデルによるシミュレーション結果
Fig. 7. Simulation result based on the simple model of the boiler system.

力 U_{NN} 、PI出力 U_p 、目標出力形状 $U_i(\%)$ 、右の縦軸は目標値 Y_d 、制御量 $Y(\%)$ を表す。この結果を見ると、NN出力 U_{NN} が零であるため操作量 U が不足して、制御量 Y が目標値 Y_d を大きく下回っているのがわかる。このときの制御量の誤差は、 $e_i=-9.9\%$ と $e_h=0\%$ (先行信号の初期値を零として、操作量が不足する状態のため、 $|e_i| > |e_h|$ であり、以下の評価は e_i のみで行う)であった。

(2) 1回目の先行信号調整 手順(4)に進み、(6)式で U_i を作った。手順(2)の(7)式より、図7(a)の×で示す(b_1, b_2, b_3, b_4, h)=(210, 360, 710, 1220, 14.9)を得た。(5)式で、NNの重み($W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6$)=(2.7×10^{-2} , 7.6, 14.9, 8.0×10^{-2} , 7.6, -14.9)となった。手順(3)により制御を実行すると、 $e_i=-5.8\%$ となり、制御性能は要求値($\pm 3.5\%$ 以内)を満たしていないので手順(4)に進み、更に2回目の調整を行い、再び制御を実行すると $e_i=-4.1\%$ となり、更に3回目の調整を行った。

(3) 調整3回目の先行信号による制御 制御を実行すると、図7(b)のように、 U_{NN} が適切な形状となり、 $e_i=-3.1\%$ となった。調整を続けると、 e_i は更に小さくなるが制御性能の要求値を満たしたため、負荷パターン M^4 に関する調整は3回で終了した。

負荷パターン $M^1 \sim M^3(3\%/min)$ 、 $M^4 \sim M^6(5\%/min)$ に関して(〈4・1〉節参照)、同様の初期調整を行った結果を表2に示す。調整の比較的難しい変化率の大きな負荷パターン $M^4 \sim M^6$ の場合でさえ、3回の調整で要求値を満たす先行信号のパラメータを得た。代表的負荷パターンの調整がすみ、(8)式の変換式に必要な先行信号パラメータ $B_1 \sim B_6$ を得たため、初期調整は終了した。この結果は、先験情報なしという最も厳しい条件下で調整を始めた場合であり、先験情報があればそれを取り込み、より少ない回数で初期調整を終了することができる。

(4) 他手法との比較 本手法との比較のために、上記と同様の条件で、フィードバック誤差学習法⁽¹²⁾の形態を取り、誤差逆伝播法⁽¹³⁾のアルゴリズムを用いて重みの学習を行った。このときの重みの学習率 $\epsilon^{(13)}$ は 1×10^{-7} とした。負荷パターン M^4 に関して、先行信号の初期値を零とした場合、100回の学習を行っても誤差 e_i は全く減少しなかった。そのため条件をかなり大きく緩めて、本手法で1回調整した先行信号(NNの重み)を初期値として与えて重みの学習を行うと、10回目では誤差 e_i は

表2 先行信号のパラメータと誤差 e_i
Table 2. Parameters of the feedforward signal and the error e_i .

M^m	先行信号(台形)のパラメータ B^m					e_i [%]	調整 回数
	b_1^m	b_2^m	b_3^m	b_4^m	h^m		
M^1	200	350	1130	1520	14.0	-2.6	2
M^2	200	350	690	870	14.0	-2.6	2
M^3	200	380	610	1120	8.4	-3.1	1
M^4	200	320	750	1080	26.2	-3.1	3
M^5	200	320	490	670	26.0	-3.1	3
M^6	210	330	430	910	18.8	-3.1	3

表3 変換式を用いた先行信号のパラメータと誤差 e_i Table 3. Parameters of the feedforward signal by using the transformation and the error e_i .

M^0	先行信号(台形)のパラメータ B^0					e_i [%]
	b_1^0	b_2^0	b_3^0	b_4^0	h^0	
(a)	216	392	760	1138	11.8	-2.7
(b)	200	331	893	1245	19.8	-2.9
(c)	219	366	617	981	17.1	-3.1

-4.4%, 20 回目で-4.3%, 100 回目で-4.2%となり, この100回の繰返し調整後においても, 要求値 ($\pm 3.5\%$ 以内) は満たされなかった。このように誤差逆伝播法に比して, 今回提案した NN の重みの調整法は著しく効率の良い方法であることが確認された。

〈4・3〉 通常運転の妥当性の検証 通常運転時の負荷パターンが, 初期調整時の代表的負荷変化パターンと異なる場合, (8)式の変換式を用いて先行信号を作ることになるが, その変換式の妥当性の検証を簡略モデルを用いたシミュレーションで行った。

負荷パターン M^0 は,

- (a) $r^0=3\%/min$, $m_1^0=60\%$, $m_2^0=90\%$ (変化幅のみ初期調整と異なる)
- (b) $r^0=4\%/min$, $m_1^0=50\%$, $m_2^0=100\%$ (変化率のみ異なる)
- (c) $r^0=4\%/min$, $m_1^0=60\%$, $m_2^0=90\%$ (変化率, 変化幅ともに異なる)

の3通りとして, これらの負荷パターンに関して検証を行った。

(8)式の変換式より得た先行信号を用いて制御を行ったときの制御量 Y の誤差の最大値 e_i (%) は表3に示すとおりであり, すべての場合で, 制御性能の要求値 ($\pm 3.5\%$ 以内) を満たしているのがわかる。ここで比較のために, 先行信号を零とした場合の誤差 e_i は, それぞれ-6.9, -8.0, -7.7%とかなり大きな値を呈した。

以上の検証により, あらゆる負荷変化に対して, 通常運転時の制御性能は要求値を満たすことが示され, (8)式の変換式の有用性が示された。

5. 詳細シミュレータによる方法の検証

第4章で, 火力プラントの基本的な負荷変化特性を抽出した簡略モデルを用いて提案方法の検証を行い, 良好な結果を得たが, 本章では方法の一般性 (実機への適用可能性) の確認のため, 火力プラント実機の負荷変化特性を厳密に再現した詳細シミュレータに提案方法を適用して検討する。

〈5・1〉 詳細シミュレータとシミュレーション条件

詳細シミュレータは, 定圧貫流ボイラ, タービン, 発電機, 加減弁, 給水ポンプなどを物理則に従った各モジュールの組合せで表現した制御対象と, 実プラントと同様の制御器を組み込んだものであり, 数千の変数を用いて構成さ

表4 先行信号のパラメータと誤差 e_h と e_l Table 4. Parameters of the feedforward signal and the error e_h and e_l .

M^m	先行信号(台形)のパラメータ B^m					誤差 e_h, e_l [°C]	
	b_1^m	b_2^m	b_3^m	b_4^m	h^m	調整後(回)	調整前
M^1	60	414	1125	1263	6.5	2.0	10.0
	571	943	1034	1127	6.5	-2.5 (3)	-24.0
M^2	104	179	979	1231	3.2	3.0	6.0
	179	470	549	927	3.2	-1.5 (2)	-10.5
M^3	65	158	810	1290	3.7	2.0	3.5
	140	446	619	784	3.7	-1.5 (2)	-11.5
M^4	103	280	767	863	9.1	4.5	11.0
	458	575	689	768	9.1	-5.0 (5)	-24.5
M^5	103	166	776	1154	4.3	3.5	6.0
	184	259	365	521	4.3	-1.0 (3)	-11.0
M^6	41	152	676	1174	4.7	2.0	4.0
	155	233	364	534	4.7	-2.0 (2)	-9.5
通常運転 M^0	b_1^0	b_2^0	b_3^0	b_4^0	h^0	誤差 e_h, e_l [°C]	
	84	196	866	1274	4.9	+4.3	
	219	398	527	732	4.9	-3.1	

れている。モデルパラメータは, 600 MW 級の実機のボイラ応答特性に準じた値であり, ここで使用する負荷の帯域においては, 実機と同様の特性を示すとみなすことができる。

負荷パターン $M^1 \sim M^6$ の条件は, 〈4・1〉節と同じである。PI 制御器の比例ゲイン K_p は 2.5, 学習係数 α は 1.8, 補償むだ時間 L^* は 200 s とした。

〈5・2〉 初期調整の妥当性の検証 〈4・2〉節と同様の検証を詳細シミュレータに対して行った。主蒸気温度の要求値は目標値 (540°C) からの誤差 $\pm 5.0^\circ\text{C}$ 以内とした。

負荷パターン $M^1 \sim M^3$ (3%/min), $M^4 \sim M^6$ (5%/min) に対する調整結果を表4に示す。先行信号を構成する基本ブロック個数 k を2個としたため, 先行信号のパラメータ B^m は負荷パターン M^m に対して基本ブロックごとに2段で示している。誤差は各 M^m に対して2段で示しているが, 上段が e_h で, 下段が e_l であり, 調整後の誤差の括弧内の数値は調整回数を示す。また, 調整前の誤差は, 先行信号の初期値 (先験情報) を実際の調整で用いられるもの (先行信号の面積でいえば最適値の30~50%程度) として制御を行ったときの値である。この結果を見ると, 3回程度の調整 [変化率と変化幅がともに大きい負荷パターン M^4 (5%/min, 50%) のみ5回の調整を要した] で要求値を満たす先行信号が得られているのがわかる。

〈5・3〉 通常運転の妥当性の検証 〈4・3〉節(c)の負荷パターン M^0 と同様の検証を詳細シミュレータに対して行った。

表4の負荷パターン $M^1 \sim M^6$ の先行信号パラメータ $B^1 \sim B^6$ を基に変換式を用いて先行信号を作り出すと, 表4の通常運転 M^0 に示す先行信号パラメータ B^0 となった。これを用いて制御を行うと主蒸気温度の目標値からの誤差は-3.1, +4.3°Cであり, 要求値 ($\pm 5.0^\circ\text{C}$ 以内) を満たした。

以上の結果から、本手法は実火力プラントのボイラ制御
先行信号調整の自動化の手法として有効であるといえた。

6. む す び

火力プラントの定圧貫流ボイラ制御では、タービンに送
り込む蒸気の圧力と温度を一定値に保つために、操作量に
関して先行信号が必要であり、その先行信号の調整作業が
たいへんな労力を要するため、その自動化が望まれている。
そこで、NNを用いて先行信号調整作業の自動化およ
び簡略化を行うことを検討したが、その成否の鍵は適切
なNN構造の選択と学習法である。

本研究では、先行信号を作り出すNN構造と効率の良い
重み決定法を提案した。本手法では、NN構造を基本
ブロック（集合）としてとらえることにより、先験情報を
NN構造と重みの初期値にうまく取り入れるだけでなく、
学習においてはPI出力をむだ時間補償した値をそのまま
NNの重みに反映することが可能となった。そのため、
先行信号の調整をNNの重み学習法として一般によく用
いられている誤差逆伝播法に比べ、調整回数を飛躍的に減
少できて、かつ確実に自動的に行うことが可能となった。
本論文では、先行信号が必要となるボイラの特長であるむ
だ時間を含む大きな遅れ、および負荷に対して、時定数が
変化するボイラの非線形特性を実プラントのパラメータを
基に考慮した簡略モデルを用いて、初期調整、通常運転特
性の各検証を行い、提案法の有用性を確認することができ
た。更に、実際の火力プラントの負荷変化特性を忠実に再
現できる詳細シミュレータにおいても、本方法は良好な結
果を得た。従って、本方法の実火力プラントに対する先行
信号自動調整への道が開かれた。

最後に、本研究において有益な御討論をいただいた日立
製作所大みか工場の飯田 宏主管技師長をはじめ、多くの
技師の方々に深く感謝の意を表す。

(平成6年4月28日受付)

文 献

- (1) 火力原子力発電技術協会：「II. ボイラ制御」, 火力原子力発電, 33, No. 5, 62 (昭57)
- (2) 中村政俊・江頭克哉：「火力プラント制御器の自動調整の基本方策」, 同上, 45, No. 9, 70 (平6)
- (3) J. G. Ziegler & N. B. Nichols: "Optimum Settings for Automatic Controllers", *Trans. ASME*, 64, 759 (1942)
- (4) 野村政英・齊藤忠良・北森俊行：「一次遅れ+むだ時間系で近似できる系を対象にしたPIDコントローラの簡易調整方法」, 電学論C, 113, 59 (平5-1)
- (5) K. J. Åström, C. C. Hang, P. Persson & W. K. Ho: Towards Intelligent PID Control", *Automatica*, 28, 1 (1992)
- (6) 中野善之・稲原 徹・石黒興和：「ボイラプラント蒸気温度のニューラルネットワークによる適応制御」, 計測自動制御学会大会, p. 849 (平5)
- (7) 須田信夫：PID制御, p. 127 (平4) 朝倉書店
- (8) Bey-Wey Lai & C. S. Sims: "Disturbance Rejection and

Tracking Using Output Feedforward Control", *IEEE Trans. Automatic Control*, 35, 749 (1990)

- (9) K. Youcef-Toumi & A. T. Y. Kuo: "High-Speed Trajectory Control of Direct-Drive Manipulator", *IEEE Trans. Robotics & Automation*, 9, 102 (1993)
- (10) T. Hägglund & K. J. Åström: "Industrial Adaptive Controllers Based on Frequency Response Techniques", *Automatica*, 27, 599 (1991)
- (11) 大内和紀・野村政英・遠山栄二・横川 篤：「ファジィ推論応用制御パラメータ自動調整方式の開発」, 平5電気学会大会, 6, 166
- (12) 五味・川人：「フィードバック誤差学習による閉ループシステムの学習制御」, システム制御情報学論, 4, No. 1, 37 (平3)
- (13) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理, p. 50 (昭63) 産業図書

江 頭 克 哉 (学生員) 1968年4月10日生。現在、佐賀大学工学系研究科博士後期課程在学中。システム制御の研究に従事。火力原子力発電協会、計測自動制御学会員。

中 村 政 俊 (正員) 1943年8月20日生。1973年九州大学大学院工学研究科電気工学専攻博士課程修了。同年同大学助手。佐賀大学講師、同助教授、1988年同教授となり、現在に至る。工学博士。システム制御の理論と応用の研究に従事。計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本脳波・筋電図学会、日本ME学会、IEEE会員。

浴 百合雄 (非会員) 1943年2月18日生。1968年3月九州大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年4月(株)日立製作所入社。現在、同社大みか工場品質保証部勤務。主として、火力プラントの制御装置の開発に従事。火力原子力発電協会会員。

野 村 政 英 (正員) 1947年9月29日生。1972年3月京都工芸繊維大学大学院工学研究科電気工学科専攻修士課程修了。同年4月(株)日立製作所入社。現在、同社日立研究所主任研究員。主として、原子力プラントおよび火力プラント計算機制御システムの研究に従事。計測自動制御学会、電子情報通信学会、日本ファジィ学会、IEEE会員。