

## 超臨界圧石炭火力発電プラントのニューラル適応制御に関する研究

### A Study of Neural Adaptive Control on Supercritical Coal-fired Thermal Power Plant

磯村聖子, 水谷弘

Seiko Isomura, Hiroshi Mizutani

東北学院大学

Tohoku Gakuin University

キーワード：ニューラル適応制御(Neural Adaptive Control), 超臨界圧石炭火力発電プラント(Supercritical Coal-fired Thermal Power Plant), 火力発電プラント制御(APC, Automatic Plant Control), 自動周波数制御(AFC, Automatic Frequency Control), ニューラルネットワーク(Neural Networks)

連絡先：〒985-8537 多賀城市中央一丁目 13-1 東北学院大学大学院 工学研究科 機械工学専攻 水谷研究室  
磯村聖子, Tel : (022)368-7059, Fax : (022)368-7070, E-mail : mizutani@tjcc.tohoku-gakuin.ac.jp

#### 1 . 緒言

超臨界圧石炭火力発電プラントにおいては、石炭の炭種・炭質が変化して制御性能が悪くなり、不安定になる可能性がある。実際の超臨界圧石炭火力発電所では手動で運転技術者が制御装置を再調整しているのが現状である。そこで本研究は、通常の AFC 運転において、詳細なシミュレーション検討がなくても実際の火力発電プラントに容易に適用できる制御方式を研究開発することを目的とする。

近年の制御方式に人工知能を導入して、高度なインテリジェント制御を行う研究開発が進んでいる。その中に、ニューラルネットワークによる制御がある。ニューラルネットワークによる制御は学習制御であるので、予め十分なシミュレーション検討を行わなくても、技術者が実際のプラントで容易に適用できる可能性がある。そこで、この手法を用い、できるだけシンプルで動特性が大きく変動しても安定な制御が得られ、かつ負荷変

化に対して良好な追従が可能な制御方式の研究開発を行った。現在、実際に火力発電所に用いられている制御装置は PID 制御装置で、運転技術者から十分に信頼されている。そこで、本研究では、現在の PID 制御装置を常に良好な調整状態にするニューラル適応制御方式の研究開発を行うこととしたのである。

#### 2 . ニューラル適応制御システム

##### 2.1 シミュレーションモデルの概要

本研究でシミュレーションに用いたプラントは、容量 500MW の実超臨界圧火力発電プラントである。本研究では動特性試験結果を基にして、石炭火力発電プラント動特性用のシミュレーションモデルを作成した。

##### 2.2 シミュレーション回路

本研究で用いた制御システムは、実発電プラントで用いられているものを基に作成した。プラン

ト動特性については、約 36 次元微分方程式に相当する伝達関数とした。そのプラント動特性シミュレーションは実プラントの動特性試験結果と極めてよく合致した精度の高い応答のものである。AFC 運転による負荷指令信号は、我が国における代表的な電力系統周波数変動スペクトル関数を用いた。

### 2.3 ニューラルネットワーク回路

本研究で用いたニューラル適応制御システムの概要を Fig. 1 に示す。

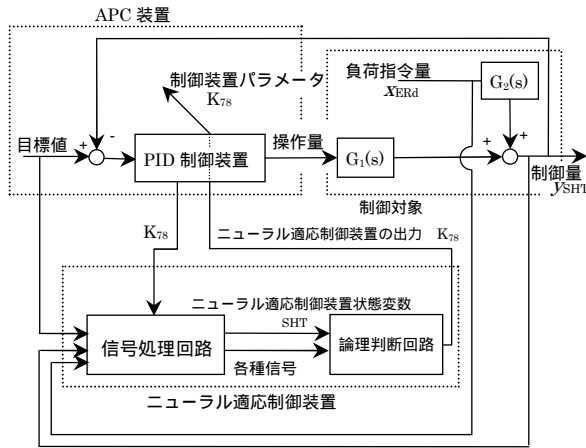


Fig.1 ニューラル適応制御システム図

### 2.4 ニューラル適応制御理論

制御量の変動と制御系の安定性の両方が評価可能な評価関数を作成することを目標とした。そのために次のニューラル適応制御装置の状態変数  $\alpha_{SHT}$  を導入する。

$$\alpha_{SHT}(t) = \frac{y_{SHT}^2}{x_{ER}^2} = \frac{\frac{1}{\tau} \int_{t-\tau}^t (y_{SHT} - y_{SHTd})^2 dt}{\frac{1}{\tau} \int_{t-\tau}^t (x_{ER} - x_{ERd})^2 dt} \quad (1)$$

ここで  $t$  : 時間、 $\tau$  : 積分開始時刻、  
 $t - \tau$  : ウィンドウ時間、 $x_{ER}$  : 負荷変化量、  
 $x_{ERd}$  : 負荷指令量、 $y_{ER}$  : 制御量、  
 $y_{ERd}$  : 主蒸気温度目標値  
 状態変数  $\alpha_{SHT}(k)$  を用いてニューラル適応制御

装置の評価関数  $V(k)$  (以下 NN 評価関数という) を次式で表す。

$$V(k) = \{ \alpha_{SHTd}(k) - \alpha_{SHT}(k) \}^2 + K_1 \{ \alpha_{SHTd}(k-1) - \alpha_{SHT}(k-1) \}^2 \quad (2)$$

ここで、

$$\alpha_{SHT}(k) = \alpha_{SHT}(k\Delta t) \quad (3)$$

を表す。以下、他関数についても同様に表す。

この NN 評価関数  $V(k)$  は、適応制御装置の状態変数  $\alpha_{SHT}(k)$ 、 $\alpha_{SHT}(k-1)$  とそれぞれの目標値  $\alpha_{SHTd}(k)$ 、 $\alpha_{SHTd}(k-1)$  の偏差の二乗和である。NN 評価関数  $V(k)$  がリアプノフ関数となるための十分条件、即ち  $V(k)$  の微分が負定となるためには、田中<sup>6)</sup>によれば次式で表される。

$$\Delta \alpha_{SHT}(k) = K_1 \{ \alpha_{SHTd}(k) - \alpha_{SHT}(k) \} + \Delta \alpha_{SHTd}(k) \quad (4)$$

ただし、 $0 < K_1 < 2$

NN 評価関数  $V(k)$  がリアプノフ関数であるならばこの制御システムはリアプノフの意味で安定になる。即ち漸近安定となる。

本ニューラル適応制御方式では最急降下法によって NN 評価関数を最小値に制御し、APC(Automatic Plant Control)制御システムの主蒸気温度制御装置のゲイン  $K_{78}$  を自動調整することとする。

$$\frac{\partial V(k)}{\partial K_{78}(k)} = \frac{\partial V(k)}{\partial \alpha_{SHT}(k)} \frac{\partial \alpha_{SHT}(k)}{\partial K_{78}(k)} + K_1 \frac{\partial V(k)}{\partial \alpha_{SHT}(k-1)} \frac{\partial \alpha_{SHT}(k-1)}{\partial K_{78}(k-1)} \frac{\partial K_{78}(k-1)}{\partial K_{78}(k)} = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial V(k)}{\partial \alpha_{SHT}(k)} = 2 \{ \alpha_{SHT}(k) - \alpha_{SHTd}(k) \} \quad (6)$$

$$\frac{\partial V(k)}{\partial \alpha_{SHT}(k-1)} = 2K_1 \{ \alpha_{SHT}(k-1) - \alpha_{SHTd}(k-1) \} \quad (7)$$

次に、

$$\frac{\partial \alpha_{SHT}(k)}{\partial K_{78}(k)} = \Delta \alpha'_{SHT}(k) \quad (8)$$

$$\frac{\partial \alpha_{SHT}(k-1)}{\partial K_{78}(k-1)} = \Delta \alpha'_{SHT}(k-1) \quad (9)$$

$$\frac{\partial K_{78}(k-1)}{\partial K_{78}(k)} = \frac{\Delta K_{78}(k-1)}{\Delta K_{78}(k)} \quad (10)$$

とおくと、式(5)は次式となる。

$$\begin{aligned} & 2\{\alpha_{SHT}(k) - \alpha_{SHTd}(k)\} \Delta \alpha'_{SHT}(k) \\ &= -2K_1 \{\alpha_{SHT}(k-1) - \alpha_{SHTd}(k-1)\} \\ & \quad \Delta \alpha'_{SHT}(k-1) \frac{\Delta K_{78}(k-1)}{\Delta K_{78}(k)} \quad (11) \end{aligned}$$

ここで  $\Delta K_{78}(k)$  : サンプル時刻  $k\Delta t$  におけるニューラル適応制御装置の出力  
よって、ニューラル適応制御装置の出力  $\Delta K_{78}(k)$  は次式で求められる。

$$\begin{aligned} \Delta K_{78}(k) = & -K_1 \frac{\alpha_{SHT}(k-1) - \alpha_{SHTd}(k-1)}{\alpha_{SHT}(k) - \alpha_{SHTd}(k)} \\ & \frac{\Delta \alpha'_{SHT}(k-1)}{\Delta \alpha'_{SHT}(k)} \Delta K_{78}(k-1) \quad (12) \end{aligned}$$

式(12)が最急降下法による最適化の解  $\Delta K_{78}(k)$  である。式(12)よりニューラル出力  $\Delta K_{78}$  を求めることは難しい。そこで、極値制御の手法を用いてニューラル出力  $\Delta K_{78}$  を近似する。そして、数値実験によって制御特性への影響を検討する。甘利の理論<sup>2)</sup>により、ニューラル制御系においてはニューラル制御装置の出力  $\Delta K_{78}$  が十分に小さいときはニューラル制御系の制御量  $y_{SHT}$  は収束することが証明されている。この場合、NN 評価関数  $V(k)$  はリアプノフ関数となり、ニューラル適応制御システムはリアプノフの意味での安定になるものと考えられる。

## 2.5 評価関数 $I$

超臨界圧石炭火力発電プラントでは主蒸気温度と主蒸気圧力の相互干渉が強い。加えて主蒸気温度制御は技術的難度が高いため、多数の制御量を主蒸気温度で代表させ、状態変数  $\alpha_{SHT}$  を導入した。この  $\alpha_{SHT}$  を用いて、制御量の変動と安定性の両方を同時に評価するニューラル適応制御装置の評価関数を前節において  $V(k)$  とした。一方、制御システム全体の制御性能を評価することが必要である。そこで制御システム全体の制御量変動を評価する関数としてプラントの効率変動

の標準偏差を意味する評価関数(以下、評価関数  $I$  という)を導入する。それを次式で表す。

$$\begin{aligned} I &= \frac{\text{効率変動の標準偏差} \quad \%}{\text{出力指令変動の標準偏差} \quad MW} \\ &= \sqrt{\frac{\frac{1}{\tau} \int_{t-\tau}^t \{(K_{TP} y_{TP})^2 + (K_{SHT} y_{SHT})^2\} dt}{\frac{1}{\tau} \int_{t-\tau}^t x_{ER}^2 dt}} \quad (13) \end{aligned}$$

ただし、効率変動は相対値である。

ここで、 $K_{TP}$  : 主蒸気圧力の効率への影響係数

$$K_{TP} = 0.0182 \frac{\%}{\text{kg/cm}^2}$$

$K_{SHT}$  : 主蒸気温度の効率への影響係数

$$K_{SHT} = 0.0488 \frac{\%}{\text{}} \quad (14)$$

$x_{ER}$  : 出力指令偏差、 $y_{TP}$  : 主蒸気圧力偏差

$y_{SHT}$  : 主蒸気温度偏差、 $\tau$  : ウィンドウ時間

本研究のニューラル適応制御システムにおいては、NN 評価関数  $V(k)$  を用いてニューラル適応制御装置の論理判断を行う。一方、ニューラル適応制御システムを設計する際には、物理的意味が明確で、実プラントの技術者が要望する評価関数  $I$  を用いて行うこととする。

このような方法でニューラル適応制御システムを構成しても、NN 評価関数  $V(k)$  は制御量の変動と安定性の両方の評価を可能にしていると考えられる。

## 3 . シミュレーション計算

### 3.1 シグモイド関数の検討

ニューラルネットにおける状態遷移関数  $\sigma$  をシグモイド関数とする。この関数のパラメータ  $\lambda$  に対する評価関数  $I$  の値を求めた。その結果を Fig.2 に示す。

$\lambda = 100$  以下の場合と、 $\lambda = \infty$  即ち step 関数の場合に評価関数  $I$  の値が小さくなる。 $\lambda = \infty$  の場

合、計算時間が短いので本実験ではその値を用いることとした。

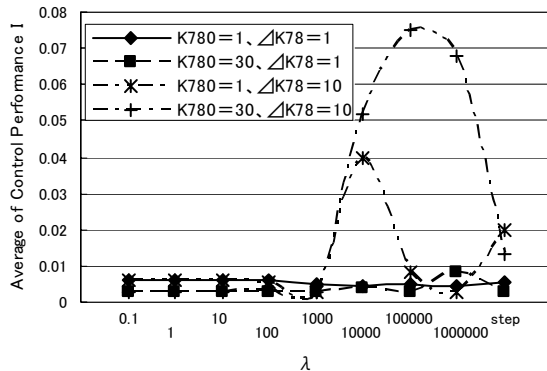


Fig.2 シグモイド関数のパラメータ - 評価関数 I の平均値特性

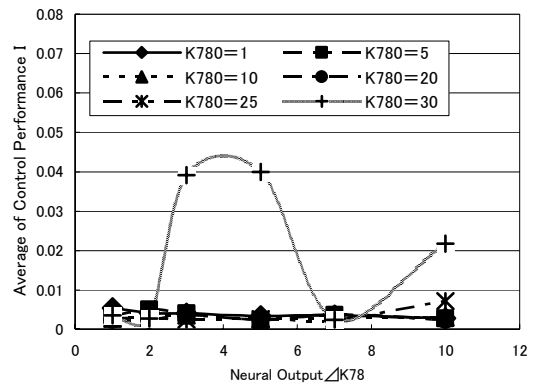
### 3.2 ニューラル適応制御装置のサンプリング時間ならびにニューラル出力固定方式の検討

本数値実験では制御量の二乗平均偏差  $\alpha_{SHT}$  がどのように変化したかにより、ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  を決定する。 $\alpha_{SHT}$  の時間変化値の比較時間間隔をニューラルサンプリング時間  $\Delta t$  とし、この  $\Delta t$  を変えて評価関数 I の最適値を求めた。その結果を Fig.3 に示す。

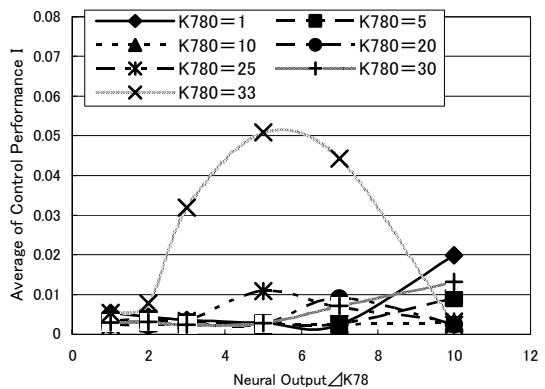
評価関数 I の平均値と制御システムの応答特性から判断してサンプリング時間  $\Delta t = 1.0$  分を用いることとした。ここで注目すべき点は主蒸気温度制御装置ゲインの初期値  $K_{780}$  がどんな値でも、ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  が小さい範囲 ( $\Delta K_{78} = 1 \sim 2$ ) であれば、制御システムは安定であるという数値実験結果を得たことである。

### 3.3 ニューラル出力可変パターンの検討

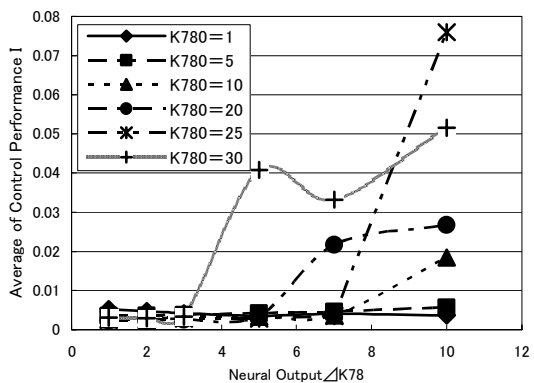
前節のニューラル出力  $\Delta K_{78}$  固定方式では、ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  の値の取り方によっては主蒸気温度制御装置のゲイン  $K_{78}$  が大きくなりすぎることがある。それを改善するために  $\Delta K_{78}$  の値を  $K_{78}$  の値の範囲によって変える方法、即ち  $\Delta K_{78}$  可変方式を検討した。(Table.1 参照)



(a) ニューラルサンプリング時間  $\Delta t = 0.1$  の場合



(b) ニューラルサンプリング時間  $\Delta t = 1.0$  の場合



(c) ニューラルサンプリング時間  $\Delta t = 10.0$  の場合

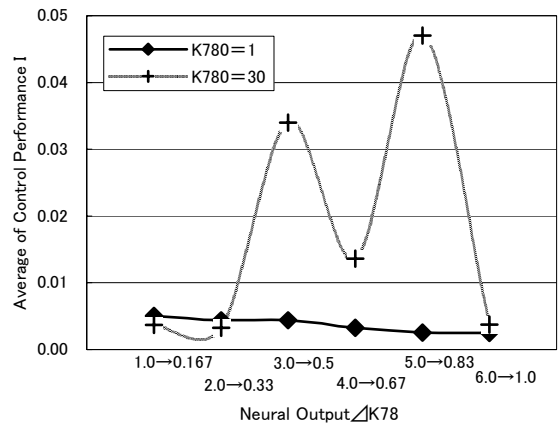
Fig.3 各種のニューラルサンプリング時間  $\Delta t$  におけるニューラル出力  $\Delta K_{78}$  - 評価関数 I の平均値特性

Table.1 ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  の可変パターン

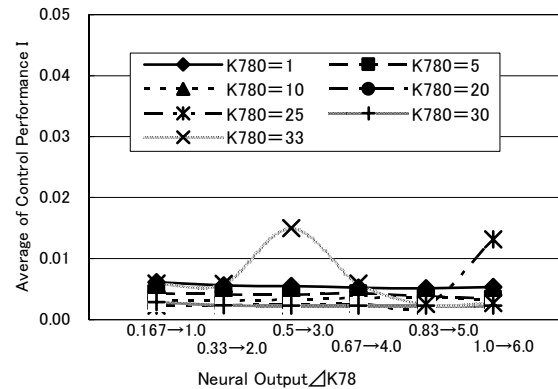
ニューラル出力 $K_{78}$						
	$0 < K_{78}$ 10	$10 < K_{78}$ 20	$20 < K_{78}$ 30	$30 < K_{78}$ 40	$40 < K_{78}$ 50	$50 < K_{78}$
パターン1	1.0	0.83	0.67	0.5	0.33	0.167
	2.0	1.67	1.33	1.0	0.67	0.33
	3.0	2.5	2.0	1.5	1.0	0.5
	4.0	3.33	2.67	2.0	1.33	0.67
	5.0	4.16	3.33	2.5	1.67	0.83
	6.0	5.0	4.0	3.0	2.0	1.0
パターン2	0.167	0.33	0.5	0.67	0.83	1.0
	0.33	0.67	1.0	1.33	1.67	2.0
	0.5	1.0	1.5	2.0	2.5	3.0
	0.67	1.33	2.0	2.67	3.33	4.0
	0.83	1.67	2.5	3.33	4.16	5.0
	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0	6.0
パターン3	0.33	0.67	1.0	1.0	0.67	0.33
	0.67	1.33	2.0	2.0	1.33	0.67
	1.0	2.0	3.0	3.0	2.0	1.0
	1.33	2.67	4.0	4.0	2.67	1.33
	1.67	3.33	5.0	5.0	3.33	1.67
	2.0	4.0	6.0	6.0	4.0	2.0

その結果を Fig.4 に示す。

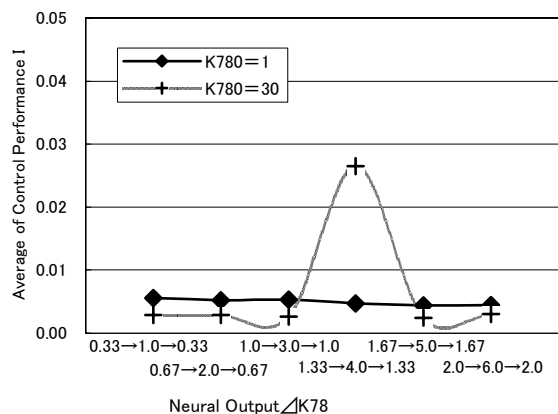
評価関数  $I$  の平均値と制御応答から判断して、可変パターン2、即ちニューラル出力  $\Delta K_{78}$  を  $K_{78}$  が小のとき小、大のとき大(以降小 大方式という)に変える方式が最適と考えられる。この場合においても主蒸気温度制御装置ゲインの初期値  $K_{780}$  の大きさに関係なくニューラル出力  $\Delta K_{78}$  が小さいとき、ニューラル適応制御システムは安定である。このように、ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  固定方式、可変方式ともに甘利の収束定理を数値実験的に実証する結果となった。  $\Delta K_{78}$  固定方式とパターン2の可変方式の制御性能を比較すると、評価関数  $I$  については、パターン2の可変方式が比較的良好という結果が得られた。



(a)ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  のパターン1のケース



(b)ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  のパターン2のケース



(c)ニューラル出力  $\Delta K_{78}$  のパターン3のケース

Fig.4 ニューラル出力  $K_{78}$ (可変) - 評価関数  $I$  の平均値特性

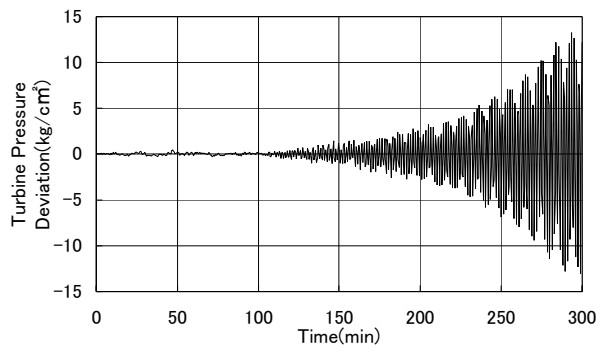
## 4. 設計法

### 4.1 ニューラル適応制御の利点

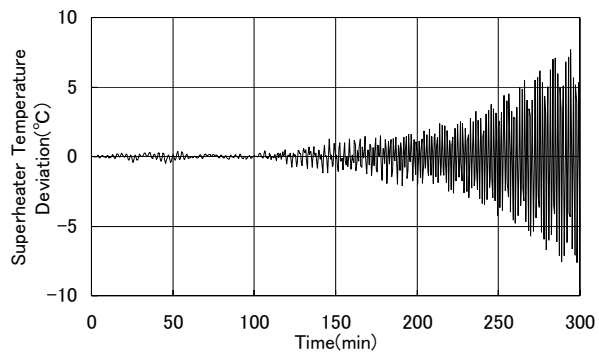
本研究の目的の一つはプラント動特性が大きく変動しても安定でかつ負荷変化に対して良好な追従が可能な制御方式を開発することである。

APC 制御システムでは主蒸気温度制御装置の

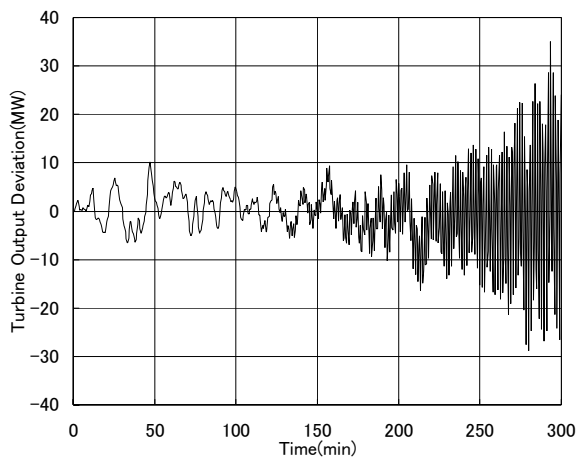
ゲインが  $K_{78} = 33$  のとき、Fig.5 のように制御システムが不安定となった。これをニューラル適応制御を用いることにより、Fig.6 に示すように  $K_{78}$  の初期値が 33 のときであっても制御システムは安定でかつ良好な制御が可能であることを数値実験により明らかにした。



(a) 主蒸気圧力

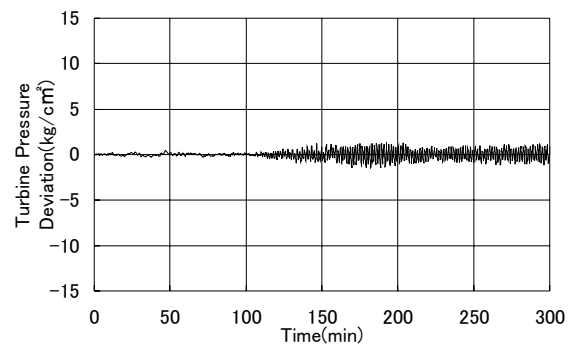


(b) 主蒸気温度

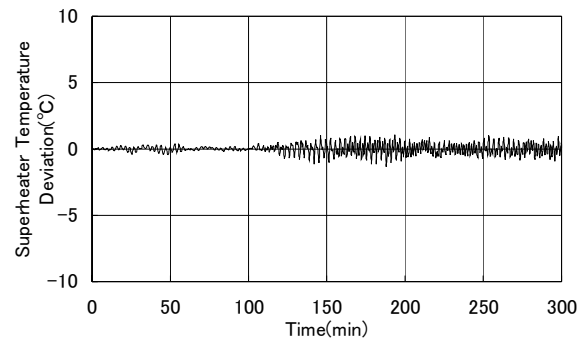


(c) タービン出力

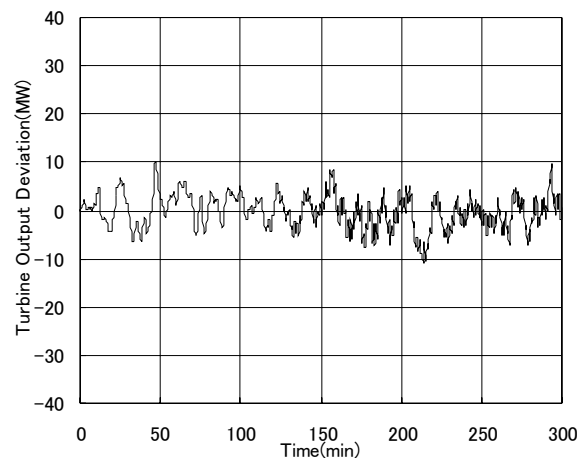
Fig.5 APC 制御による制御特性  
(主蒸気温度制御装置のゲイン  $K_{78} = 33$ )



(a) 主蒸気圧力



(b) 主蒸気温度



(c) タービン出力

Fig.6 本研究のニューラル適応制御による制御特性  
(ゲインの初期値  $K_{780} = 33$ 、 $K_{78} = 1$ 、固定方式)

#### 4.2 ニューラル適応制御システムの設計法

これまでのシミュレーション結果を基に開発したニューラル適応制御システムの設計法をフローチャートで表すと Fig.7 のようになる。

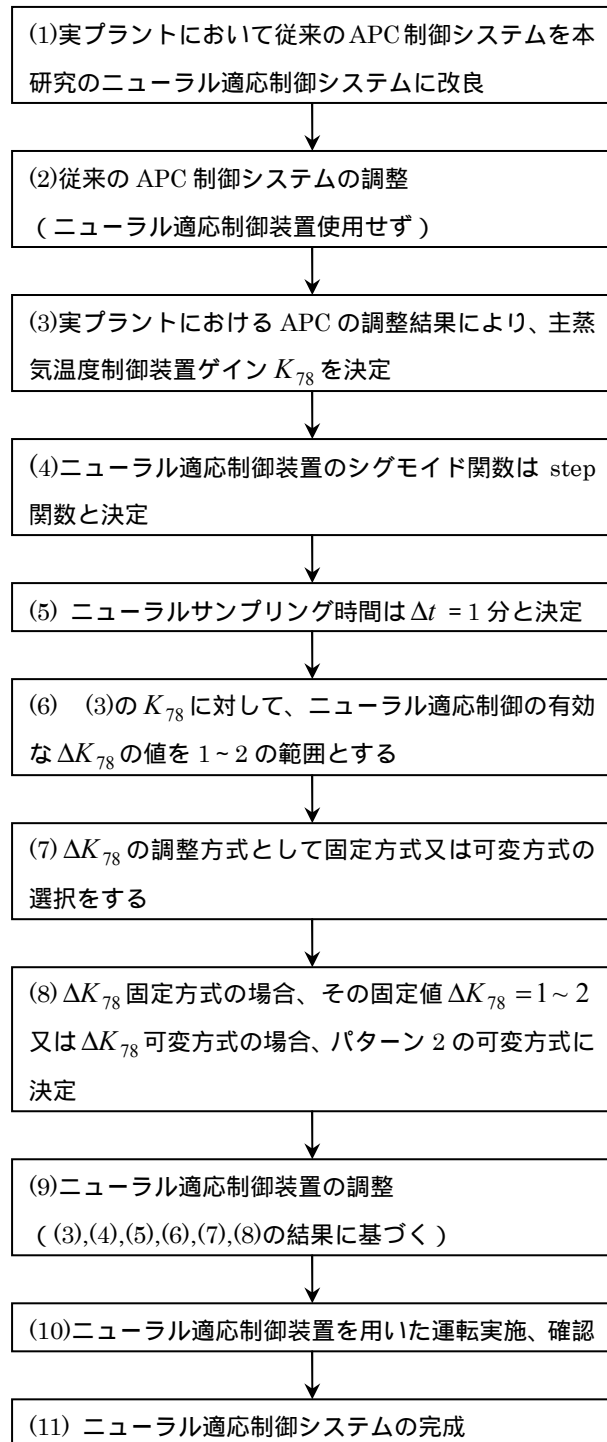


Fig.7 実プラントにおける本研究のニューラル適応制御システム設計法のフローチャート

#### 5 . 結言

AFC(Automatic Frequency Control)運転時における超臨界圧火力発電プラントにおいて、石炭の炭種・炭質の変化によるプラント動特性変化に対処可能な制御技術として、新しいニューラル適応制御システムを提案し、数値実験を行った結果、以下の結論を得た。

- (1)本ニューラル適応制御は動特性が大幅に変化しても安定であり、負荷変化に対し良好な追従制御を可能にした。
- (2)実プラントについて、予め十分なシミュレーション検討を行わなくても、ニューラルネットが学習し、良好な制御が得られる可能性のある設計法を示した。

最後に、本研究に際し御支援を頂いた東北電力株式会社、九州電力株式会社の関係者に厚く御礼申し上げます。

#### 参考文献

- 1)水谷弘、火力発電ユニットの運転特性改善に関する制御工学的研究、電力中央研究所総合報告、201 (1980)
- 2)SHUNICHI AMARI : A Theory of Adaptive Pattern Classifiers、IEEE TRANSACTIONS ON ELECTRONIC COMPUTERS ,VOL. EC-16,NO.3(1967,3)
- 3)Peter M Mills : Neuro-Adaptive Process Control、JOHN WILEY&SONS (1996)
- 4)G.W.Ng : Application of Neural Networks to Adaptive Control of Nonlinear Systems 、RESEARCH STUDIES PRESS LTD (1997)
- 5)M.R.Kaimal : NEURO-FUZZY CONTROL SYSTEMS、Narosa Publishing House (1997)
- 6)田中一男、インテリジェント制御システム、共立出版 (1999) pp.129-183
- 7)千賀敦、水谷弘、超臨界圧石炭火力発電プラントのファジィ適応制御に関する研究、日本機械学会論文集、第66巻643号C編 pp.765-77 (2000,3)