

# 構造物の地震応答における自己学習機能を有する震動制御

佐藤忠信\*・土岐憲三\*\*・橋本雅道\*\*\*

構造物に入力する地震エネルギーを評価関数中に導入することによって地動加速度の影響を直接考慮できる閉ループ制御則を構築する。構築された制御アルゴリズムを実現するための手法として、自己学習機能を有するニューラルネットワークを用いた。自己学習は応答を予測するためのモードと最適な制御力を決定するためのモードとからなっている。自己学習機能を有しているために、制御力に作用時間遅れが有る場合、構造パラメータの推定値に誤差が含まれている場合、状態量の観測数に制約が有る場合などにたいして、制御力の最適化が比較的簡単に行えるようになった。

**Key Words** : optimal control, seismic input energy, closed-open-loop, neural network

## 1. まえがき

近年、超高層ビルなどのように、揺れることを前提として造られた構造物の出現に伴い、従来の受動的な考え方から脱皮し、より積極的に揺れを制御しようといった能動的な考えが設計に取り入れられるようになってきている。この積極的な設計思想は、構造物本体の安全性を確保し、構造物内の重要な施設の機能維持を図るという面だけでなく、揺れを少なくする点で高い居住性を追求することを可能とした。

こうした観点に立って構造物の振動を制御するために機械や航空機分野で発展してきた最適制御則を適用するための研究が行われているようになった。こうした分野においては、自動操縦装置やロボット等に既に実用化され幅広く用いられている最適制御則であるが、土木分野に最適制御の概念が導入されたのは1970年代後半と比較的新しく、それ以後今日まで風荷重や地震荷重、また、車両等の走行荷重が作用した場合の構造物の振動制御に関する研究が数多くなされてきた。こうした研究成果に基づいて、最近では、構造物の地震時における応答を制御するためのアルゴリズムの実用性を検証する目的で実大規模の建物が建造されるようになってきている<sup>1)</sup>。

これらの研究で用いられた最適制御則の多くは、最適レギュレータ、あるいはトラッキング問題と呼ばれるものである。これらは状態量と制御量の2次形式で表現される評価関数を最小とするように、制御量を決定するものである。この最適レギュレータ問題は、動的システムの最適化問題のうち、いわゆる、終端状態量自由、終端時間固定の問題に属し、一般には境界条件が、始端と終

端に分かれて存在する二点境界値問題を構成する<sup>2),3)</sup>。

しかし、この問題を解くためには外力の時刻歴が既知であることが条件となり、予測が困難な地震動に対して適切とは言い難い。Yang等<sup>4),5)</sup>は、時間依存型の評価関数を用いることにより、当該時刻までの情報のみで最的制御を行うための手法を定式化し、線形および非線形履歴特性を有する構造物の震動解析を行った。この制御則は形式的に入力地震動の影響を考慮できる形式になっているが、評価関数が状態量と制御力の2次形式として定義されているため、その制御効果は入力地震動の影響を無視した場合のものと同じものとなっていた。

こうした問題点を克服するため、構造物に入力する地震入力エネルギー量に着目し、これをYangらの時間依存型評価関数の中に含め、現時刻の状態量だけでなく地動加速度を含めた情報から制御力を決定できるアルゴリズムが提案された<sup>6)</sup>。一方、構造物の地震応答を制御する場合には、制御力の作用時間遅れ、剛性、質量などの構造パラメータの推定誤差、状態量及び地動加速度の観測精度などが、制御効果に及ぼす影響を明らかにしなければならない。制震技術を高めるためには、制御器の性能の向上や観測技術の向上といったハードの面からだけでは十分とはいえず、構造系の状態量の推定や、観測値より構造パラメータを時々刻々同定してゆくための手法などソフトの面における開発が必要となる。これらの問題を考慮し、本研究ではニューラルネットワーク<sup>7),8)</sup>を用いて震動制御を行うアルゴリズムを構築する。ニューラルネットワークは自己学習機能を持ち、各時間ステップで得られる入力と出力のデータから自らの構造を更新する特徴を有する。ゆえに、構造パラメータの推定値に誤差がある場合でも、ネットワークの持つ自己学習機能によって構造パラメータの同定が可能である。また、出力値として未来の状態量を予測するネットワークを与えれば、時間遅れを考慮した制御が可能となる。

\* 正会員 工博 京都大学防災研究所助教授  
(〒611 宇治市五ヶ庄)

\*\* 正会員 工博 京都大学防災研究所教授

\*\*\* 正会員 工修 建設省

2. 評価関数の提案

(1) 入力地震エネルギーを考慮した評価関数の提案  
 ここでは現時刻の状態量と制御量だけでなく、構造物に  
 入力する地震エネルギーを導入した評価関数を用いた  
 最適震動制御則を構築する。このために次式の評価関数  
 を定義する。地震入力エネルギーを考慮した評価関数は  
 筆者ら<sup>6)</sup>によって用いられているが、ここではそれを少  
 し修正した形で定義した。

$$J_N(t) = \int_{t-\Delta t}^t [z^T(r)Qz(r) + u^T(r)Ru(r) + \alpha\{-\dot{x}^T(r)m\ddot{X}_0(r)\}]dr \dots\dots\dots (1)$$

$Q, R, \alpha$  は制御量をどの程度にするかを定める重みで  
 あり、構造物の自由度を  $n$ 、制御を行うアクチュエータ  
 の数を  $p$  とすれば、それぞれ  $2n \times 2n, p \times p$  の準正定行  
 列、およびスカラー量である。 $z(t)$  は速度  $\dot{x}(t)$  と変位  
 $x(t)$  からなる  $2n$  次元の状態量ベクトル、 $u(t)$  は  $p$  次元  
 の制御量ベクトル、 $\dot{x}(t)$  は構造物の相対応答速度ベク  
 トル、 $\ddot{X}_0(t)$  は地動加速度である。

一方、構造物のシステム状態方程式は次式のように与  
 えられる。

$$\dot{z}(t) = Az(t) + Bu(t) + W_1\ddot{X}_0(t) \dots\dots\dots (2)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1} & -M^{-1}C \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}H \end{bmatrix} \quad W_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ -M^{-1}m \end{bmatrix}$$

ただし、 $M, C, K$  はそれぞれ質量、減衰、剛性を表す  
 $n \times n$  マトリクス、 $H$  は制御力の作用位置を表す  $n \times p$   
 マトリクス、 $m$  は  $n$  次元の質量ベクトルである。

状態方程式を積分することにより、与えられる状態量  
 $z(t)$  を制約条件式とし、式 (1) の評価関数を最小に  
 する制御量を、ラグランジュの未定係数法を用いて決定  
 すれば次式のようになる。

$$u(t) = -\frac{\Delta t}{4} R^{-1} B^T (Q^T + Q) z(t) + \alpha \frac{\Delta t}{4} R^{-1} B^T W_2 \ddot{X}_0(t) \dots\dots\dots (3)$$

$$Q' = \frac{\Delta t}{2} Q \quad R' = \frac{\Delta t}{2} R \quad W_2 = \left\{ \frac{\Delta t}{2} m \right\}$$

式 (3) より明らかなように、制御量  $u(t)$  は時刻  $t$  に  
 おける状態量  $z(t)$  に対し逆符号、地動加速度  $\ddot{X}_0(t)$  に  
 対し同符号となり、それぞれの大きさに比例した値の和  
 として求められる、いわゆる閉ループとなっている。

(2) 解析結果

解析を行う対象構造物は、3層ラーメン構造の構造物  
 を対象として、これを Sway のみの 3 自由度 3 質点系の  
 集中質点系にモデル化した。質量は各質点とも同じとし、  
 また剛性は、第 1 次固有周期が約 0.5 秒、モデルの 1 次  
 モードがほぼ直線になるように決定した。なお本研究で

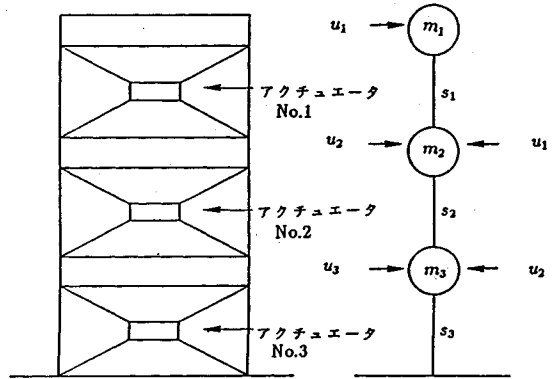


図-1 解析モデル

表-1 モデルの諸元

Active Tendon Control		
No.	Mass (ton)	Stiffness (tonf/cm)
1	0.048	23.66
2	0.048	42.59
3	0.048	47.32

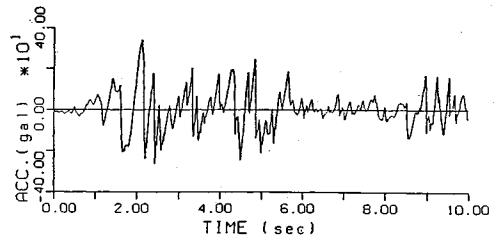


図-2 入力地震動 (El-Centro, 1940, NS)

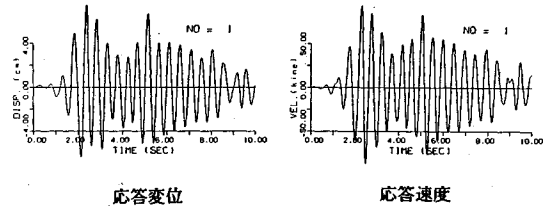


図-3 制御を行わない場合の応答変位および速度

は、バネの復元力特性が線形である場合だけを考えた。  
 また、減衰マトリクスは Rayleigh 減衰を仮定し、減衰  
 定数は 2% とした。

構造物に制御力を加えるための制御装置としては Ac-  
 tive Tendon を仮定し、Active Tendon は各層間に設置  
 し、それぞれ別個のアクチュエータによって制御するも  
 のとした。また、構造物の応答をフィードバックするセ  
 ンサーは各階に設置し、速度、変位とも観測できるもの  
 とした。モデル図、およびモデルの諸元を図-1、表-1  
 に示す。本章では、入力地震動として図-2に示す 1940  
 年の El-Centro の記録の NS 成分を用いた。

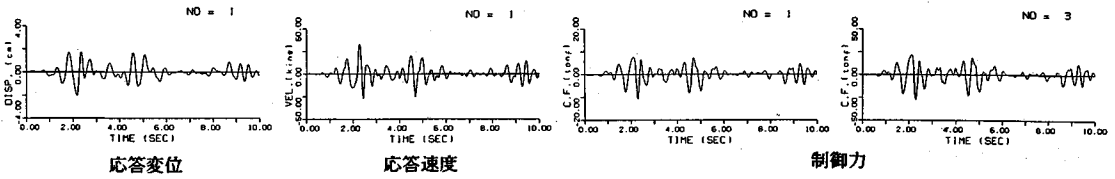


図-4 エネルギーを導入しない場合の応答変位, 速度および制御力

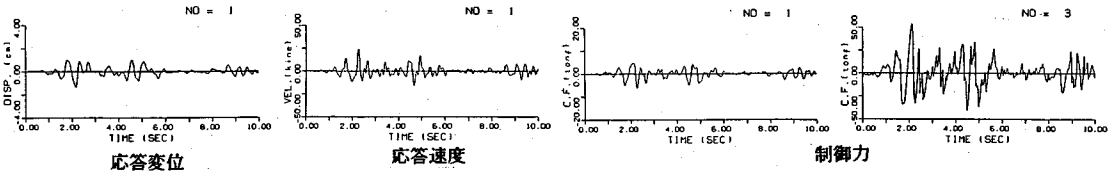


図-5 エネルギーを導入する場合の応答変位, 速度および制御力

図-3には、制御を行わない場合の最上階における応答変位、および応答速度を示す。一方、図-4には、入力地震エネルギーを導入しない場合の、アクチュエータ No. 1, 3 の制御力、最上階の応答変位および応答速度を示す。さらに図-5には、エネルギー量を導入した場合の、アクチュエータ No. 1, 3 の制御力、最上階の応答変位および応答速度を示す。重みは、制御量をどの程度にするかを決定する重要なパラメータであるが、ここでは応答変位が制御を行わない場合の 1/4 程度になる値を用いて解析を行った。

入力エネルギーを導入しない場合の制御量は、式(3)より状態量に比例する値として求められる。図-4からも分かるようにアクチュエータごとの制御力の変動に大きな差はなく、状態量とは逆位相の制御力になっている。一方、図-5に示す入力地震エネルギーを考慮する制御則の場合、アクチュエータ No. 3 の制御力は地動加速度に比例した値をとっているのに対し、No. 1 の制御力は主として状態量のみ依存しているようである。このことより、入力地震エネルギーを考慮した制御則の場合、最下層のアクチュエータに地動加速度に比例した制御力が作用することによって制御が行われる特徴を有すると考えられる<sup>6)</sup>。

### 3. 重みに関する考察

評価関数における重み  $Q, R, \alpha$  は、制御量および状態量の大きさに大きく関与し、また制御系の安定性にも関与する重要なパラメータである。 $Q, R$  の決定に関しては細かな検討を行うべきであるが、本論文では系が安定になるように著者らの前論文<sup>6)</sup>の結果を考慮して重みを決定した。

重み  $Q$  は、 $2n \times 2n$  次元で表される準正定行列である。式(3)などからもわかるように  $Q$  は状態量のフィードバックを決める重要なパラメータであるが、ここでは簡単のため次のように与えた。

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} \\ Q_{21} & Q_{22} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (4)$$

$$Q_{22} = \begin{bmatrix} 1000 & 750 & 400 \\ 750 & 700 & 400 \\ 400 & 400 & 350 \end{bmatrix} \dots \dots \dots (5)$$

$Q_{22}$  以外のマトリクスの成分の相対的な分布系は  $Q_{22}$  と全く同じであるとし、 $|Q_{11}| : |Q_{12}| : |Q_{21}| : |Q_{22}| = 100 : 10 : 10 : 1$  と以下の解析を行っている。

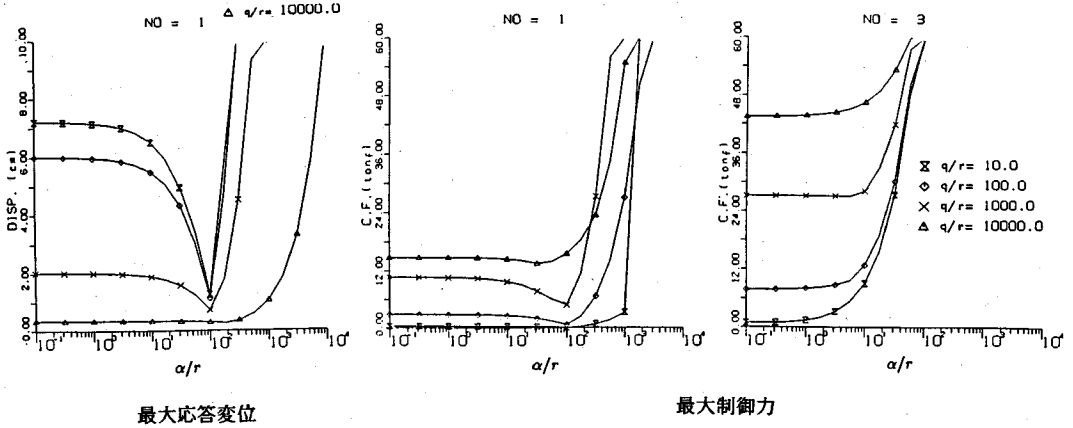
$R$  は制御力の重みであり、 $p \times p$  次元行列である。 $R$  の成分は対角項のみで全て同じ値とする。

重みの表現方法としては、 $Q$  の代表値として  $Q$  の (1, 1) 要素を  $q$  と表し、 $R$  の代表値として  $R$  の (1, 1) 要素を  $r$  と表して解析を行う。

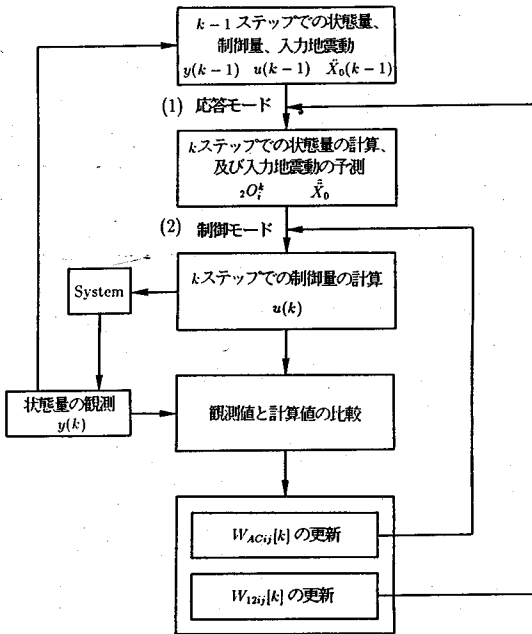
制御力は式(3)より、 $q/r, \alpha/r$  に左右されると考えられる。よって  $q/r, \alpha/r$  を変化させたときの最大応答変位、および最大制御力を求めた。図-6には最上階の最大応答変位、アクチュエータ No. 1 および 3 の最大制御力が示されている。かなり広い範囲の  $q/r$  に対して最大応答変位は  $\alpha/r$  が  $10^2$  付近までは単調に減少し、 $10^2$  以上になると最大応答変位は増大する。最大制御力において、アクチュエータ No. 3 は  $\alpha/r$  の増加にともない単調増加、No. 1 においては  $10^2$  程度まではあまり増加せず、それ以上で増大する傾向がみられた。これから、 $\alpha/r$  が  $10^2$  程度の重みの場合が、最も制御効率が良く、それ以上になると、過大な制御力が必要となり、制御効果を悪化させていると考えられる。このことから、入力地震エネルギーを考慮する場合には、 $\alpha$  を適切に設定すれば、フィードバックのみの場合よりも良い制御効果が得られるが、 $\alpha$  の値を大きく設定すると過制御となることに注意しなければならない。

### 4. 自己学習機能を有する震動制御則の提案

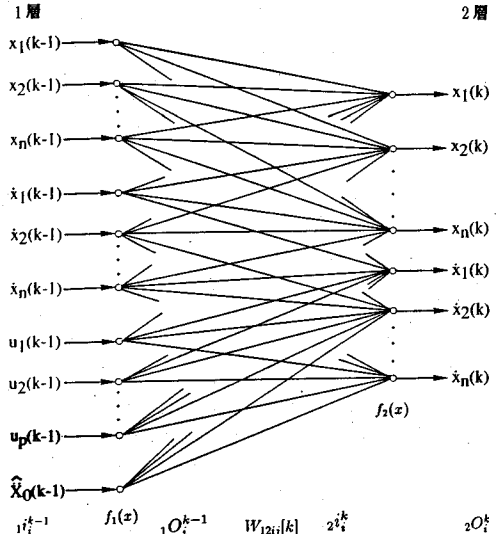
式(3)で求めた制御量  $u(t)$  は、時刻  $t$  での応答値



図—6 重みを変化させる場合の最大応答変位および最大制御力



図—7 制御アルゴリズム  
( $\hat{x}_0$ はカルマンフィルターにより予測)



図—8 応答モード

と地動加速度より求められる。しかし、制御量の計算に要する時間、アクチュエータが作動し始めるまでの時間遅れなどがあり、計算された制御力を時刻  $t$  で構造物に作用させることが困難な場合も考えられる。一方、質量、減衰、剛性などの構造パラメータの推定値に誤差が含まれる場合や、状態量の観測数に制約がある場合などが考えられる。こうした影響を解析的に補償するアルゴリズムを構築する必要がある。ここではニューラルネットワークのアルゴリズムを用いることによって、これらの時間遅れ、およびパラメータの推定誤差、観測数の制約などを補償できる制御アルゴリズムを構築する。

制御アルゴリズムは2段階のモードから構成されてい

る。すなわち、(1) 状態量を予測するモードと (2) 制御量を求めるモードである。図—7に震動制御のアルゴリズムを示した。なお本論文では離散化したデータを用いて解析を行っており、1ステップを  $\Delta t=0.01$  秒とし、時刻  $t$  を  $k$  ステップとしている。なお、入力地震動は地震動が自己回帰過程で表現できるとし、カルマンフィルターを用いてその予測を行った<sup>9)</sup>。

(1) 状態量の予測 (応答モード)

時刻  $k-1$  での観測値 (状態量, 入力地震動) と制御量より、時刻  $k$  における状態量を求めるニューラルネットワークは図—8に示される。図—8において第1層に入力する値  $i_1^{k-1}$  が時刻  $k$  での観測値であり、出力される値  $z_0^k$  が時刻  $k$  ステップでの予測される応答値である。

まず第1層に入力された  $i_1^{k-1}$  が第1層での入出力関数  $f_1(x)$  によって  $i_0^{k-1}=f_1(i_1^{k-1})$  として出力される。さ

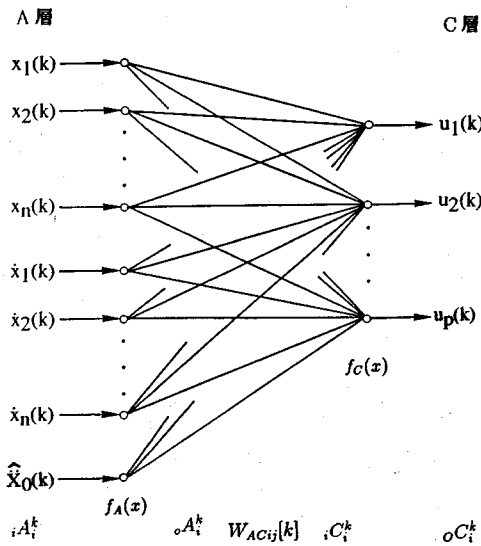


図-9 制御モード

らに第1層と第2層との間の結合の重み  $W_{12ij}[k]$  を第1層の出力値に掛けて和をとることによって第2層での入力値が  $\sum_j W_{12ij} \cdot 1 \cdot O_j^k$  として求まる。第1層の場合と同様に第2層においても入出力関数  $f_2(x)$  より出力値  $2O_j^k$  がえられ、これが時刻  $k$  での予測応答値となる。

ここで応答値の予測を決定する場合の重み  $W_{12ij}$  は時々刻々観測データを得ながら更新される。時刻  $k$  における観測値を  $y_j^k$ 、予測値を  $2O_j^k$  とすれば、次の二乗誤差を最小にするように、重みの更新を行う。

$$R = \frac{1}{2} \sum_j^{2n} (y_j^k - 2O_j^k)^2 \dots\dots\dots (6)$$

重みの更新は次式によって行われる。

$$W_{12ij}[k+1] = W_{12ij}[k] + \Delta W_{12ij}[k] \dots\dots\dots (7)$$

$$\left. \begin{matrix} i=1, 2, \dots, 2n+p+1 \\ j=1, 2, \dots, 2n \end{matrix} \right\}$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta W_{12ij}[k] &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial R}{\partial W_{12ij}[k]} \\ &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial R}{\partial 2O_j^k} \cdot \frac{\partial 2O_j^k}{\partial 2i_j^k} \cdot \frac{\partial 2i_j^k}{\partial W_{12ij}[k]} \\ &= \varepsilon \cdot (y_j^k - 2O_j^k) \cdot f_2'(2i_j^k) \cdot 1 \cdot O_i^{k-1} \end{aligned} \right\} \dots\dots (8)$$

$\varepsilon$  は学習率と呼ばれ、十分小さな値であれば、 $\Delta W_{12ij}$  は収束することが知られている。このようにして更新された  $W_{12ij}$  を用いて次式によって時刻  $k+1$  での予測応答値が計算される。

$$2O_j^{k+1} = f_2(2i_j^{k+1}) \dots\dots\dots (9a)$$

$$2i_j^{k+1} = \sum_j W_{12ij} \cdot 1 \cdot O_j^k \dots\dots\dots (9b)$$

$$1 \cdot O_i^k = f_1(1i_i^k) \dots\dots\dots (9c)$$

本研究では線形構造物を解析対象とするので、応答モードにおける入出力関数は線形であるとして次のように定

義した。

$$f_1(x) = x \quad f_2(x) = x \dots\dots\dots (10)$$

(2) 制御量の決定 (制御モード)

応答モードによって予測された時刻  $k$  での応答値および入力地動加速度より、時刻  $k$  での制御量を求めるニューラルネットワークは図-9に示される。第A層に入力する値  $1A_i^k$  が応答値および地動加速度であり、第C層から出力される値  $oC_j^k$  が時刻  $k$  に構造物に作用させる制御量である。A層とC層間の結合の重みは  $W_{ACij}$ 、またA層C層での入出力関数は  $f_A(x)$ 、 $f_C(x)$  と表現でき、C層からの出力値は応答モードと同様の方法で求められる。

ニューラルネットワークの最適化は、式(1)の評価関数を最小にする制御量が求められるように結合の重み  $W_{ACij}$  を更新することによって達成される。

いま、式(1)を次式のように書き直す。

$$J_N[k] = J_{NS}[k] + J_{NU}[k] + J_{NX}[k] \dots\dots\dots (11)$$

ここに  $J_{NS}[k]$  は状態量に関する評価関数、 $J_{NU}[k]$  は制御量に関する評価関数、 $J_{NX}[k]$  はエネルギー量に関する評価関数であり、各々式(1)の右辺第1, 2, 3項に相当している。AC間の結合の重み  $W_{ACij}$  の更新は次式で定義される。

$$W_{ACij}[k+1] = W_{ACij}[k] + \Delta W_{ACij}[k] \dots\dots\dots (12)$$

$$\left. \begin{matrix} i=1, 2, \dots, 2n+1 \\ j=1, 2, \dots, p \end{matrix} \right\}$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta W_{ACij}[k] &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial J_N[k]}{\partial W_{ACij}[k]} \\ &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial J_N[k]}{\partial i_j^k} \cdot \frac{\partial i_j^k}{\partial W_{ACij}[k]} \\ &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial J_N[k]}{\partial i_j^k} \cdot 1 \cdot A_i^k \end{aligned} \right\} \dots\dots (13)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J_N[k]}{\partial i_j^k} &= \frac{\partial J_N[k]}{\partial o_j^k} \cdot \frac{\partial o_j^k}{\partial i_j^k} \\ &= \left( \frac{\partial J_N[k]}{\partial 1i_{2n+i}^k} + \frac{\partial J_{NU}[k]}{\partial o_j^k} \right) \cdot f_C'(i_j^k) \\ &\quad (i=1, 2, \dots, p) \end{aligned} \right\} \dots\dots (14)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J_N[k]}{\partial 1i_i^k} &= \sum_j \frac{\partial J_N[k]}{\partial 2i_j^k} \cdot \frac{\partial 2i_j^k}{\partial 1i_i^k} \cdot \frac{\partial 1i_i^k}{\partial 1i_i^k} \\ &= \sum_j \frac{\partial J_N[k]}{\partial 2i_j^k} \cdot W_{12ij} \cdot f_1'(1i_i^k) \\ &\quad (j=2n+1, \dots, 2n+p) \end{aligned} \right\} \dots\dots (15)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J_N[k]}{\partial 2o_j^k} &= \frac{\partial J_N[k]}{\partial 2o_j^k} \cdot \frac{\partial 2o_j^k}{\partial 2i_j^k} \\ &= \frac{\partial J_N[k]}{\partial 2o_j^k} \cdot f_2'(2i_j^k) \\ &\quad (i=2n+1, \dots, 2n+p) \end{aligned} \right\} \dots\dots (16)$$

$$\frac{\partial J_N[k]}{\partial 2o_j^k} = \frac{\partial J_{NS}[k]}{\partial 2o_j^k} + \frac{\partial J_{NX}[k]}{\partial 2o_j^k} \dots\dots\dots (17)$$

以上のように更新された重み  $W_{ACij}$  を用いて、次式に従って制御量  ${}_oC_i^k$  を求める。ただし、式 (13)~(17) に現れる、 ${}_oA_i^k$  と  ${}_oC_i^k$  は式 (18 b, c) で与えられ、 $i^k$  は式 (9b) で定義されている。

$${}_oC_i^k = f_c({}_oC_i^k) \dots\dots\dots (18a)$$

$${}_oC_i^k = \sum_j W_{ACij} \cdot {}_oA_j^k \dots\dots\dots (18b)$$

$${}_oA_i^k = f_A({}_oA_i^k) \dots\dots\dots (18c)$$

本研究ではA層における入出力関数は簡単のため線形とする。またC層における入出力関数が線形の場合は、制御力には制限がないことを意味する。本研究では、入出力関数が線形と非線形の両方の場合に対し、5. において考察を加える。

### 5. 解析結果

#### (1) 学習率に関する考察

応答と制御モードの同定の早さや、適切な値に収束するかは、式 (8)、および (13) の学習率  $\varepsilon$  に左右される。それぞれを区別するため応答モードの学習率を  $\varepsilon_r$ 、制御モードの学習率を  $\varepsilon_c$  として考察を行う。

$W_{12ij}$  は  $(2n+p+1) \times 2n$  の行列で与えられる。本モデルでは60成分を持つ行列となり、1つの  $\varepsilon_r$  で学習してゆくのは困難であるので、 $\varepsilon_r$  をマトリクスとして次のように定義した。

$$\varepsilon_r = [S^{12}] \varepsilon_{r0} \dots\dots\dots (19)$$

$[S^{12}]$  は  $(2n+p+1) \times 2n$  の学習率行列、 $\varepsilon_{r0}$  は基準学習率である。ここでは、後述の式 (25) における  $W_{12ij}$  の大きさに比例した学習率行列を考えて次のように定義した。

$$[S^{12}] = \begin{bmatrix} [S_1] & 10[S_1] \\ \frac{1}{10}[S_1] & [S_1] \\ \frac{1}{1000}[S_2] & \frac{1}{100}[S_2] \\ \frac{1}{40000}[S_3] & \frac{1}{30000}[S_3] \end{bmatrix} \dots\dots\dots (20)$$

ただし

$$[S_1] = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.1 & 0.01 \\ 0.1 & 1.0 & 0.1 \\ 0.01 & 0.1 & 1.0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (21a)$$

$$[S_2] = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.1 & 0.001 \\ 1.0 & 1.0 & 0.1 \\ 0.1 & 1.0 & 1.0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (21b)$$

$$[S_3]^T = [1.0 \quad 1.0 \quad 1.0] \dots\dots\dots (21c)$$

さらに収束を早めるため同一ステップ内で数回の繰り返し計算を行った。

$W_{ACij}$  は  $(2n+1) \times p$  の行列であり、本モデルでは21成分からなる行列である。応答モードと同様に学習率を

次のように表した。

$$\varepsilon_c = [S^{4C}] \varepsilon_{c0} \dots\dots\dots (22)$$

$[S^{4C}]$  は  $(2n+1) \times p$  の学習率行列、 $\varepsilon_{c0}$  は基準学習率である。ここではA層に入力するデータは、変位、速度、入力地動加速度であり、それぞれの大きさに反比例した値を、学習率行列とし、次のように定義した。

$$[S^{4C}] = \begin{bmatrix} 1.0 & 1.0 & 1.0 \\ 1.0 & 1.0 & 1.0 \\ 1.0 & 1.0 & 1.0 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.0001 & 0.0001 & 0.0001 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (23)$$

#### (2) 応答モードを既知とした場合の解析

まず、応答モードの  $W_{12ij}$  が既知として、制御モードの  $W_{ACij}$  のみを学習する場合の解析を行う。 $W_{12ij}$  は、式 (2) の状態方程式を積分した次式から求められる。

$$z(k) = e^{A\Delta t} z(k-1) + \Delta t e^{A\Delta t} B u(k-1) + \Delta t e^{A\Delta t} W_1 \ddot{X}_0(k-1) \dots\dots\dots (24)$$

ただし、第  $k$  ステップの状態量を第  $k-1$  ステップまでの値で求めるため、長方形近似を行っている。ゆえに、次のように重みが与えられる。

$$W_{12ij} = \begin{cases} [e^{A\Delta t}]^T & i=1, \dots, 2n \\ [\Delta t e^{A\Delta t} B]^T & i=2n+1, \dots, 2n+p \\ [\Delta t e^{A\Delta t} W_1]^T & i=2n+p+1 \end{cases} \dots\dots\dots (25)$$

また制御モードで重み更新に使われる値は次式で与えられる。

$$\frac{\partial J_{NV}[k]}{\partial {}_oC_i^k} = 2R'u(k) \quad \frac{\partial J_N[k]}{\partial O_i^k} = 2Q'z(k) - \alpha W_2 \ddot{X}_0(k) \dots\dots\dots (26)$$

$W_{12ij}$  は、構造パラメータの推定値が正確な値であれば、式 (25) によって厳密に求められる。ここでは、 $W_{ACij}$  が未知の場合を考え、初期値をゼロとして、制御モードの同定を行う。同定では  $\varepsilon_{r0} = 0.0001$ 、同一ステップ内での繰り返し計算は10回として計算を行った。図—10には、エネルギー量を導入した評価関数を用い、ニューラルネットワークによって制御力を求める場合の最上階の応答変位およびアクチュエータ No.1の制御力が示されている。重みは、図—5の解析と同じである。厳密解による制御の図—5とニューラルネットワークによる制御の図—10を比較すれば、ニューラルネットワークを用いた場合、制御開始時間より1.5秒ぐらいまでは厳密解に比べると制御力が小さい。これは、制御を行いはじめた直後は  $W_{ACij}$  の同定が十分に行われていないことによると考えられる。そのため、図—5と比較して応答変位は大きくなっている。しかし、3秒以降はほぼ図—

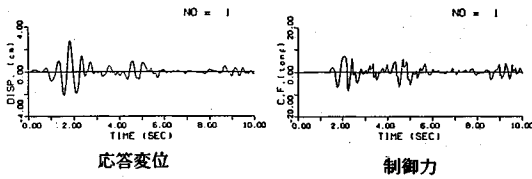


図-10 ニューラルネットワークを用いた場合の制御結果 ( $W_{ACij}$ の初期値を0とした場合)

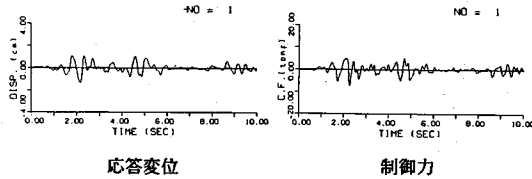


図-11  $W_{ACij}$ の初期値が厳密解で与えられる場合の制御

—5と同じような制御力が働いており、重みの同定は十分にこなされていると思われる。

また、比較のため  $W_{ACij}$  の初期値が厳密解と一致している場合を図-11に示す。このとき、 $W_{ACij}$  は次のように与えられる。

$$W_{ACij} = \begin{cases} \left[ -\frac{\Delta t}{4} R^{-1} B^T (Q^T + Q) \right]^T & i=1, \dots, 2n \\ \left[ \alpha \frac{\Delta t}{4} R^{-1} B^T W_2 \right]^T & i=2n+1 \end{cases} \dots (27)$$

図-11は、図-5とほぼ同じ結果となっており、ニューラルネットワークを用いた場合、 $W_{ACij}$  の初期値の設定が震動制御効率に大きな影響を与えることがわかる。

### (3) 感度分析

(i) 剛性の推定値に誤差がある場合：入力地動加速度および全ての階の状態量（変位，速度）を観測し，応答モードの  $W_{12ij}$  は式 (25) の値を用い，制御モードの  $W_{ACij}$  は式 (27) の厳密解によって得た結果より与え，剛性に-50% から+50% の推定誤差がある場合の感度分析を行った。なお，ここで誤差とは，正確な剛性を基準値として，推定剛性が基準値よりも小さい場合をマイナスの誤差としている。簡単のため，全ての部材の推定値に同じだけ誤差があるとして感度分析を行った。このように剛性の推定値に誤差があると， $W_{12ij}$  は正確な値とはならない。

図-12にはアクチュエータ No.1の最大制御力および質点1の最大応答変位を示す。図-12より剛性誤差が震動制御効率に与える影響は非常に小さいと考えられる。これは入力地動加速度および全ての階の状態量を観測すれば，剛性に誤差が存在しても十分震動制御を行うことができることを示している。

(ii) 観測に制約がある場合：(i)では全ての階の状態量および地動加速度が可観測とした。その場合は構

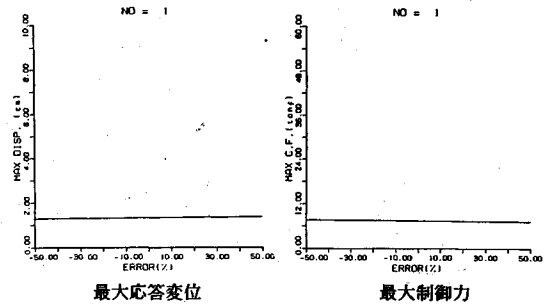


図-12 剛性の推定値に誤差がある場合の感度分析

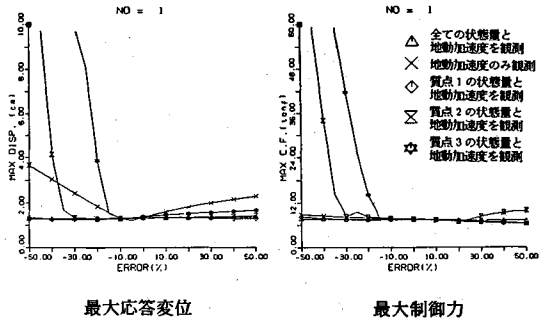


図-13 観測に制約がある場合の感度分析（剛性誤差）

造パラメータの推定値に誤差が存在しても十分震動制御を行えることがわかった。ここでは観測点が少なくなった時に，剛性の推定誤差が震動制御効率にどのように影響を及ぼすかについて考察を加える。

状態量（全階の状態量，質点1のみ，質点2のみ，質点3のみ）と入力地動加速度を観測した場合と，入力地動加速度のみしか観測できない場合の5ケースについてアクチュエータ No.1での最大制御力および質点1での最大応答変位を示したのが図-13である。図-13より質点1の状態量を観測すれば，全ての質点の状態量を観測した場合と同じ程度の震動制御効率を得ることができるのがわかる。これは質点1の状態量が最も大きく，かつ制御量に与える影響も大きいと考えられるので質点1のみの観測で制御が十分行われることを示している。状態量が観測できない場合には，剛性の推定値に誤差が含まれていると震動制御効率はかなり減少する。しかし，推定値が真値に近ければ状態量を観測しなくても地動加速度の観測のみで十分な制御ができることがわかる。

(iii) 同定を行った後制御を行う場合：剛性の推定値に誤差が存在したまま求めた  $W_{12ij}$  でも，応答モードで同定を行えば，真値に近づくように重みを修正することができる。真値に近い値に重みが同定できれば状態量を観測しなくても地動加速度の観測だけで制御ができることは前述の通りである。そこで日常起こりうる小規模な地震時において，全階での状態量の観測を行うことによって応答モードの同定を行った後，入力地動加速度のみが

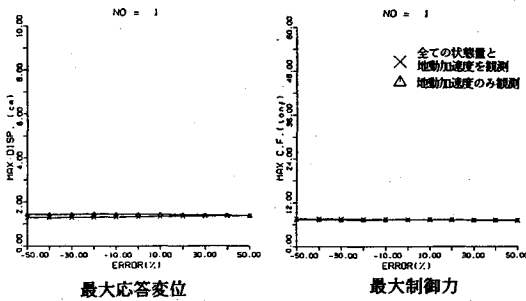


図-14 あらかじめ応答モードの同定を行う場合の感度分析

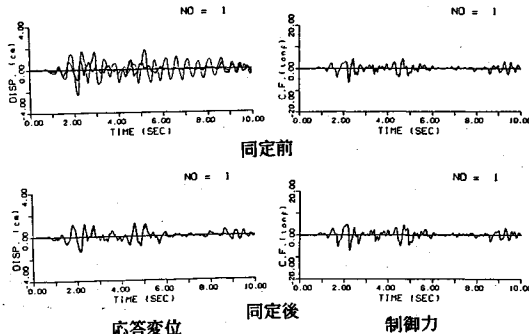


図-15 あらかじめ応答モードの同定を行う場合と行わない場合の比較 (剛性誤差 50%)

観測されるとして制御を行う解析を行った。

図-14は剛性誤差が存在する場合に感度分析を行ったものである。まず学習率  $\epsilon_0 = 0.2$ 、学習時間 50 秒、同一ステップ内での繰り返し計算 10 回で、入力地震動記録として El-Centro 波の最大入力加速度を 10 gal に修正した地震動を使うことによって同定を行った。次に、El-Centro 波をそのままの強度 (最大 342 gal) で入力し、地動加速度のみが観測されるとして制御を行った。同定を行った後に地動加速度のみの観測値で制御を行ったものと、全階の状態量および地動加速度を観測し制御を行った場合を比較すると、両者の震動制御効率率はほぼ一致した。

さらに剛性が +50% の誤差を含んだ場合の質点 1 の応答変位の時刻歴を示す。図-15には、同定を上で述べた同じ方法で行った後に地動加速度のみの観測で制御を行った結果と、同定を行わずに制御を行った結果が示されている。太線は制御量と状態量をニューラルネットワークを用いて算定した応答変位であり、細線は制御量は太線と同じ値で応答値は式 (24) を用い厳密な計算によって求めた応答値が示されている。同定前の震動制御効率は十分とはいえないが、同定後は予測値と厳密解は類似しており、応答モードの学習効果が十分発揮され、それによって制御効率が向上したと考えられる。

(4) 入出力関数に関する考察

応答モードにおいては、構造物が線形領域で運動する

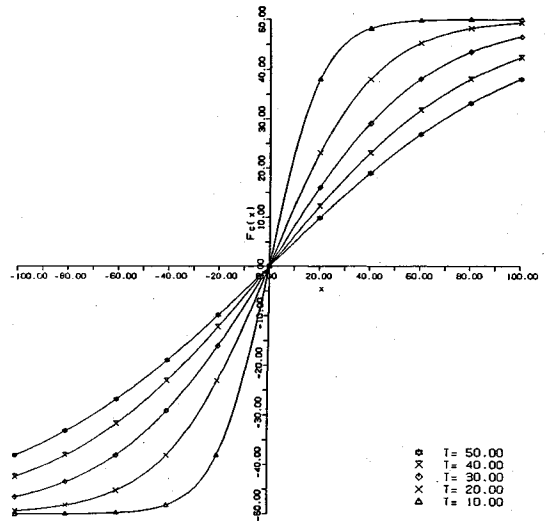


図-16 非線形入出力関数 ( $C_{max} = 50$ )

限り、入出力関数は線形でさしつかえない。しかし、制御モードにおいては、アクチュエータが発生できる制御力の大きさに限度があるので、 $f_c(x)$  を線形とすることの物理的な根拠は少ない。ここでは  $f_c(x)$  を最大値、最小値のある関数で定義することより、こうした問題を克服する。そこで、制御モードの第 C 層の入出力関数として次式を与える。

$$f_c(x) = 2C_{max} \left[ \frac{1}{1 + \exp(-x/T)} - \frac{1}{2} \right] \dots\dots\dots (28)$$

これは、最大値、最小値が、 $C_{max}$  および  $-C_{max}$  となる入出力関数である。 $C_{max} = 50$ 、 $T = 10, 20, 30, 40, 50$  と変化させた場合の  $f_c(x)$  のグラフを図-16 に示す。

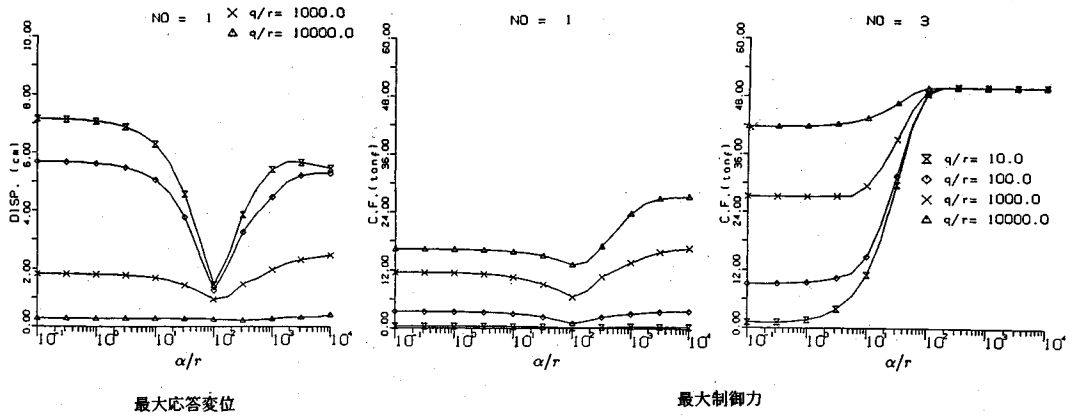
2. で提案したエネルギー量を導入した評価関数を用いて震動制御を行う場合、 $\alpha/r$  の値によっては、過大な制御力が求まり、制御系の安定性が失われる場合があった。そこで式 (28) で表される入出力関数  $f_c(x)$  を導入し、過制御を防ぎ適度な制御が行われる制御系を構築する。

$f_c(x)$  に式 (28) を導入し、 $\alpha/r$  を変化させた場合の、質点 1 の最大応答変位およびアクチュエータ No.1, 3 の最大制御力を図-17 に示す。なお、式 (28) のパラメータは  $C_{max} = 50$ 、 $T = 20$  とした。厳密な数値計算によって得た結果である図-6 と比較して、 $\alpha/r$  が  $10^2$  を越えた後も、制御力が過大にならず、応答変位も発散傾向を示すことはなく、制御効果がある程度得られていることがわかる。したがって、非線形入出力関数を利用すると制御力の制限から良好な制御系が構成されることになる。

6. まとめ

構造物に入力する地震エネルギーを評価関数に導入することによって、地震等の非定常な外力を考慮して構造物の震動が制御できるアルゴリズムが著者らによって構





図—17 重みを変化させる場合の最大応答変位および最大制御力（非線形入出力関数）

築されているが、その制御アルゴリズムを実現するための手法として、自己学習機能を有するニューラルネットワークを用いて最適震動制御則を構築し、その有効性を Tendon 型制震機構を有する簡単なモデル構造物のシミュレーション解析により検証した。以下に本研究の成果をまとめる。

1) 評価関数に入力地震エネルギーを導入すれば、地動加速度の影響を反映した震動制御が可能である。

2) 構造物の質量や減衰、剛性などの構造パラメータの推定値に誤差があると、制御効率が減少するなどの問題が生じる。この問題の克服のために、自己学習機能を有するニューラルネットワークを用いた震動制御アルゴリズムを構築した。このアルゴリズムの利用によって、構造パラメータの推定値に誤差があったり、制御力の厳密解が与えられない場合でも、かなりの精度の制御効率を得ることができることを明らかにした。

3) 状態量の観測点数が少ない場合、特に極端な場合として地動加速度の観測値しか利用できない場合でも、ニューラルネットワークを用いて応答モードの同定が十分できるなら高い制御効率を保つことができることを明らかにした。

4) 制御対象となっている構造物の動特性が前もって精度良く推定できている場合には、ニューラルネットワークの重みの初期値を厳密解に近い値として設定できるので、学習時間はほとんど無視できるオーダになること。動特性が前もって推定できていないときには、中小の地震が発生したときに、学習を行っておくことで重みの更新に要する時間が少なくてすむことなどから、ここで開発した手法は実際の構造物の制御にも適用可能である。

5) 入出力関数に非線形関数を用いることによって制御力に上下限のある場合についても制御アルゴリズムの構築が行えることを示した。

本研究で構築したニューラルネットワークを用いた制

御アルゴリズムには改良すべき問題点が多い。現段階で考える今後の研究課題としては次の事項が考えられる。

1) 応答値を推定するニューラルネットワークにおいては、全ての質点における正確な状態量の観測値がなければ、重み更新ができない。しかし、全ての状態量が常に観測されることは稀であるから、少ない観測値に基づいて重み更新を行う方法を構築する必要がある。

2) 本研究では対象構造物の復元力特性を全て線形とした。このため、応答値を求めるニューラルネットワークは、中間層の存在しない、最も単純なネットワークとなっている。しかし、実大構造物では復元力特性が非線形な場合も考えられるので、ネットワークに中間層を与え、中間層での入出力関数に非線形関数を導入し、一般的な構造物にも適用できるニューラルネットワークアルゴリズムを構築する必要がある。

#### 参考文献

- 1) T. Kobori : Technology Development and Forecast of Dynamical Intelligent Building (D.I.B.), Intelligent Structures, pp.42~59, Elsevier Applied Science, 1990.
- 2) 加藤寛一郎：最適制御入門，東京大学出版会，1987.
- 3) 辻 節三：最適制御理論，養賢堂，1967.
- 4) J.N. Yang : Control of Tall Buildings under Earthquake Excitation, Journal of the Engineering Mechanics Division, ASCE, Vol.108, No.EM5, pp.833~849, Oct., 1982.
- 5) J.N. Yang, A. Akbarpour and P. Ghaemmaghami : New Optimal Control Algorithms for Structural Control, Journal of the Engineering Mechanics Division ASCE, Vol.113, No.9, pp.1369~1386, Sep., 1987.
- 6) T. Sato, K. Toki and K. Sugiyama : Optimal Control of Seismic Response of Structure, Proceedings of JSCE, Vol.7, No.1, pp.179s~188s., Apr. 1990.
- 7) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書，1985.
- 8) 長門英明・吉田和夫：ニューラルネットワークによる震動の非線形最適制御。

- 9) 佐藤忠信・土岐憲三・橋本雅道：作用時間遅れを考慮した構造物の震動制御，土木学会論文集，No.428/I-15，

pp.193～202，1991.

(1992.4.8 受付)

---

## ACTIVE STRUCTURAL RESPONSE CONTROL WITH SELF-LEARNING MECHANISM

Tadanobu SATO, Kenzo TOKI and Masamichi HASHIMOTO

Using the concept of neural network we have developed an algorithm to control seismic responses of structures. To take into account the uncertainty of dynamic characteristics of structural system the back-propagation learning process is applied to identify the structure parameters such as mass damping and stiffness matrices. A new closed-open-loop optimal control scheme that has been derived by minimizing the sum of the quadratic time-dependent performance index and the seismic energy input to the structural system is implemented into the learning process of a layered network. This algorithm is simple and reliable for on-line control operations and effective for a structural system. Numerical examples are worked out to demonstrate the control efficiency of the proposed algorithm.

---