

(17) ニューラルネットワークによる円錐形シェルの振動制御

Vibration Control of Conical Shell Structures by Neural Network

平塚 聖敏* 新宮 清志**
Kiyotoshi HIRATSUKA and Kiyoshi SHINGU

*修士(工学)日本大学大学院生 情報科学専攻(〒274 千葉県船橋市習志野台7-24-1)

**工博 日本大学教授 理工学部海洋建築工学科(〒274 千葉県船橋市習志野台7-24-1)

Neural network algorithm is applied to vibration control of a shell structure, which is influenced by seismic forces. The control object is the conical shell structure that is comprised dampers, which work in vertical direction at the antinodes of the first and the second mode. The purpose of control is the reduction of relative displacements to the ground at the whole shell through adjusting damping ratios, which alternate between 0.02 and 0.2. The control effects are estimated by comparison with two other simulation results. One of them is that the damping ratio is 0.2 (constant) at the antinodes of the first and the second mode, and the other is 0.02 (constant).

Keywords: shell structure, vibration control, neural network

1.はじめに

ニューラルネットワークアルゴリズムを用いた運動制御の研究は多くなされている。例えば、Jordan, Rumelhart¹⁾は制御シミュレーションによって制御アルゴリズムの提案を行っている。また、川人・五味²⁾は生理学的実験結果の解析と、人工神経回路網によるシミュレーション結果との対比から神経回路網による運動制御のアルゴリズムの推定を行っている。いずれも学習方法と情報の流れに注目している。

ニューラルネットワークによる運動・振動制御の工学への応用研究としては、藤井・浦・黒田³⁾の海中遊泳ロボットや森下・黒田・浦⁴⁾の片持ち梁の振動制御、平塚・新宮^{5,6)}の質点系構造物の振動制御などがあげられる。

本論では、円錐形シェルに上下動地震力が作用する場合について、ニューラルネットワークを用いた振動制御について述べる。なお、ニューラルネットワーク振動制御のラーメン構造^{5,6)}及びシェル構造への応用⁷⁾は平塚・新宮によって最初になされた。

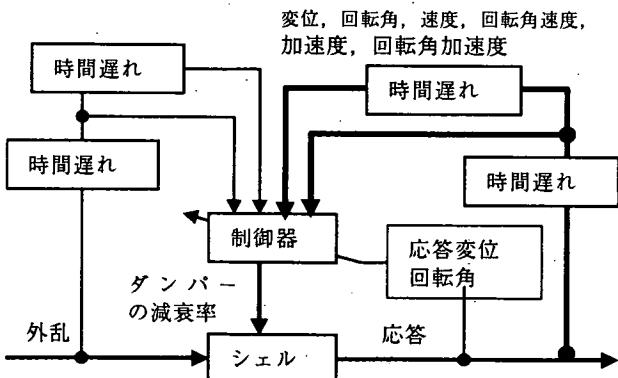
2.構造物の振動制御

本研究で用いたニューラルネットワークによるシェルの制御方法について述べる。

2.1 シェルの振動制御の流れ

シェルの振動制御において、制御目標は地盤に対する相対変位がゼロの一定値とする。ここでの変位とは、シミュレーション時においては、離散化されたシェル構造物の節

点での鉛直変位のことであり、実際の構造物では、この節点部分に取り付けられた計測装置により得られる地盤に対する相対鉛直変位に相当する。制御目標がゼロの一定値である理由は、各点での地盤に対する相対変位が小さくなれば応力が小さくなり、ひいては構造物の破壊を避けられるためである。制御器への入力値は時間遅れの変位、回転角、速度、回転角速度、加速度、回転角加速度、地震波の加速度とする。制御信号をシェル構造物に付加したダンパーに送り、これの粘性を変えることでシェルの振動制御を行う(Fig.1 参照)。制御器としては3層階層型ニューラルネットワークを用い、学習則は制御結果の相対変位を用いたバックプロパゲーションに従うものとする。



2.2 制御対象

制御対象としては、固定支持され、更に1次モード及び2次モード腹部分に上下方向に稼動するダンパーを取り付けた円錐形シェルとする(Fig.2参照)。解析には有限要素法⁸による振動方程式を用い、振動解析は減衰率が逐次変化することを考慮した改良された逐次積分法⁹によって行う。ここで質量行列には集中質量を用いる。振動方程式は式(1)のように表される。

$$[M]\{\ddot{d}\} + [C]\{\dot{d}\} + [K]\{d\} = -f\{m\} \quad (1)$$

但し、

$[M]$, $[K]$: 質量、剛性行列

$[C]$: 減衰行列

$$\begin{aligned} [C] &= 2\omega_1 \text{diag.}(m_1\zeta_1, m_1\zeta_1, m_1\zeta_1, \dots, \\ &\quad m_8\zeta_1(1,t), m_8\zeta_8, m_8\zeta_8, \dots, \\ &\quad \dots, \\ &\quad m_{14}\zeta_1(2,t), m_{14}\zeta_{14}, m_{14}\zeta_{14}, \dots, \\ &\quad m_{15}\zeta_{15}, m_{15}\zeta_{15}, m_{15}\zeta_{15}, \dots, \\ &\quad m_{16}\zeta_1(3,t), m_{16}\zeta_{16}, m_{16}\zeta_{16}, \dots, \\ &\quad \dots, \\ &\quad m_{20}\zeta_{20}, m_{20}\zeta_{20}, m_{20}\zeta_{20}) \end{aligned}$$

$$\zeta_p = 0.02 \quad (p = 1, \dots, 20)$$

$$0.02 \leq \zeta(i,t) \leq 0.2 \quad (i = 1, 2, 3)$$

(ダンパー取り付け部分の減衰率範囲)

ω_1 : 1次の固有角振動数

$$\{\ddot{d}\}, \{\dot{d}\}, \{d\}$$

: 加速度、速度、変位ベクトル

f : 入力外力の加速度

$$\{m\} = \{m_1, 0, 0, m_2, 0, 0, \dots, m_{20}, 0, 0\}^T$$

: 質量ベクトル

1, ..., 20 : 分割要素番号

本解析で用いたシェル構造物の定数等を以下に示す。

ライズ : 14 m

スパン : 70 m

シェル厚 : $t = 1.0$ m

等価ヤング係数 :

$$E = 1.38 \times 10^4 \text{ kgf/cm}^2$$

ポアソン比 : $\nu = 0$

質量密度 :

$$\rho = 4.079531 \times 10^{-7} \text{ kgf} \cdot \text{sec}/\text{cm}^4$$

分割要素数 : 円錐台形要素 20

支持条件 : 周辺固定支持

(節点番号は、頂点を 1 とし支持部分を 21 とする。)

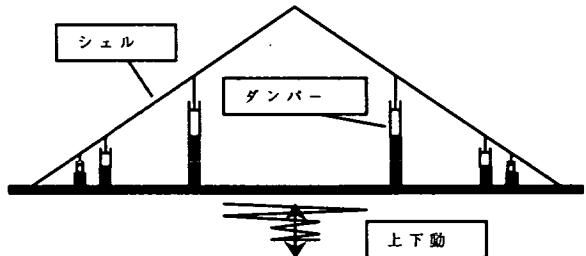


Fig.2 Conical shell with dampers

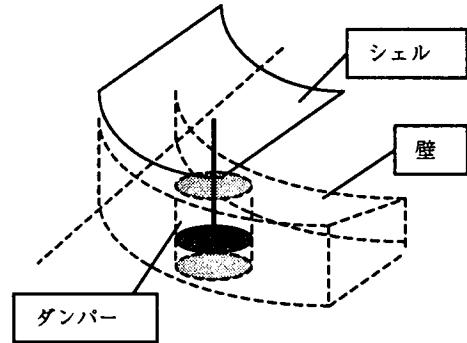


Fig.3 Configuration of a damper

2.3 ニューラルネットワーク

制御には、入力層・中間層・出力層よりなる3層階層型ニューラルネットワークを用い(Fig.4参照)，各層のユニットの応答関数はシグモイド関数とする。

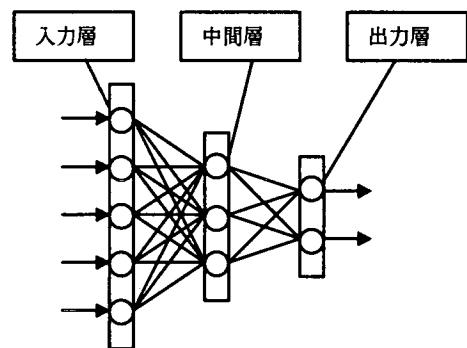


Fig.4 Neural network

2.4 制御シミュレーションの流れ

制御シミュレーションは、(i)～(iv)を繰り返すことにより行う(Fig.5参照)。

(i) ニューラルネットワークへの入力

ニューラルネットのユニット数は、入力層 362, 中間層 181、出力層 3 とする。ユニットの応答関数は前述のようにシグモイド関数を用いる。 $n+1$ ステップ時のニューラルネットワークへの入力を n と $n-1$ ステップでの各節点の変位、速度、加速度と地震波の加速度とすると(2), (3)式によってネットワークからの出力値が求まる。

中間層からの出力値：

$$u_j = s \left(\sum_{k=1}^{362} w_{jk}^{(1)} x_k - \vartheta_j \right) \quad (j = 1, \dots, 181) \quad (2)$$

出力層からの出力値：

$$o_i = s \left(\sum_{j=1}^{181} w_{ij}^{(2)} u_j - \varphi_i \right) \quad (i = 1, 2, 3) \quad (3)$$

ここで $w_{jk}^{(1)}$ は中間層と入力層との結合の重みを、 $w_{ij}^{(2)}$ は出力層と中間層の結合の重みを表している。 ϑ_j 、 φ_i はそれぞれ中間層、出力層の閾値を表している。

入力層への入力値は次のものとする。

$$\begin{aligned} & \{x_1, \dots, x_{362}\} = \\ & \{u_{n-1,1}^*, w_{n-1,1}^*, \chi_{n-1,1}^*, \dots, u_{n-1,20}^*, w_{n-1,20}^*, \chi_{n-1,20}^*, \\ & u_{n,1}^*, w_{n,1}^*, \chi_{n,1}^*, \dots, u_{n,20}^*, w_{n,20}^*, \chi_{n,20}^*, \\ & \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \\ & u_{n-1,1}, w_{n-1,1}, \chi_{n-1,1}, \dots, u_{n-1,20}, w_{n-1,20}, \chi_{n-1,20}, \\ & \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \\ & u_{n,1}, w_{n,1}, \chi_{n,1}, \dots, u_{n,20}, w_{n,20}, \chi_{n,20}, \\ & \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \\ & u_{n-1,1}, w_{n-1,1}, \chi_{n-1,1}, \dots, u_{n-1,20}, w_{n-1,20}, \chi_{n-1,20}, \\ & \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \dots, \\ & u_{n,1}, w_{n,1}, \chi_{n,1}, \dots, u_{n,20}, w_{n,20}, \chi_{n,20}, \\ & f_{n-1}, f_n\} \end{aligned}$$

但し

u^*, w^*, χ^* : 鉛直、水平方向の変位、及び回転角

$u^*, w^*, \dot{\chi}^*$: 鉛直、水平方向の速度、及び回転角速度

$u^*, w^*, \ddot{\chi}^*$: 鉛直、水平方向の加速度、

及び回転角加速度

添字 n : 逐次積分時の時刻 n ステップ目

添字 $1, \dots, 20$: 節点番号

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} : \text{シグモイド関数}$$

(ii) 減衰率の算定

$n+1$ ステップ時のニューラルネットワークの出力値を用いて(4)式で減衰率を求める。

$$\zeta(i, t) = 0.02 + 0.18 o_i \quad (i = 1, 2, 3) \quad (4)$$

(iii) 応答解析

前述の逐次積分法⁹⁾によって $n+1$ ステップでの応答変位を求める。

(iv) 学習

制御時にニューラルネットワークは逐次学習を行う。学習則とは、ネットワークの重みの更新方法であり、学習するとは、入力データと制御結果を用い、学習則に従ってネットワークの重みを更新することである。ここでは学習則はバックプロパゲーションに従った方法で重みを更新するものとする。 $n+1$ ステップのときの変位を用いてネットワークの重みを変えることで学習を行う。重みの変更は以下の式で計算する。式(5)～(9)によって重みの変量を求め、式(10)～(13)で重みを更新する。ここに ϵ は 0.0021 とする。

$$\delta E_i = \epsilon D_{n+1,i} \quad (5)$$

但し

$$\begin{aligned} \{b\} &\equiv \{u_{n+1,1}^*, w_{n+1,1}^*, \chi_{n+1,1}^*, \dots, \\ & u_{n+1,20}^*, w_{n+1,20}^*, \chi_{n+1,20}^*\} \\ &\equiv \{b_1, \dots, b_{60}\} \end{aligned}$$

$|b_{p1}| \geq |b_{p2}| \geq |b_{p3}| \geq \dots \geq |b_{p60}|$ とするとき
 p_1, \dots, p_{60} は $1, \dots, 60$ の数で
 $p_1 \neq p_2 \neq \dots \neq p_{60}$ である。

$$D_{n+1,1} = b_{p2}, D_{n+1,2} = b_{p1}, D_{n+1,3} = b_{p3} \quad (6)$$

$$\delta w_{ij}^{(2)} = \delta E_i o_i (1 - o_i) u_j \quad (7)$$

$$\delta w_{jk}^{(1)} = \sum_{i=1}^3 \delta E_i o_i (1 - o_i) w_{ij}^{(2)} u_j (1 - u_j) x_k \quad (8)$$

$$\delta \vartheta_j = \sum_{i=1}^3 \delta E_i o_i (1 - o_i) w_{ij}^{(2)} u_j (1 - u_j) \quad (9)$$

$$w_{ij}^{(2)} \leftarrow w_{ij}^{(2)} + \delta w_{ij}^{(2)} \quad (10)$$

$$\varphi_i \leftarrow \varphi_i + \delta \varphi_i \quad (11)$$

$$w_{jk}^{(1)} \leftarrow w_{jk}^{(1)} + \delta w_{jk}^{(1)} \quad (12)$$

$$\vartheta_j \leftarrow \vartheta_j + \delta \vartheta_j \quad (13)$$

$$(i = 1, 2, 3) \quad (j = 1, \dots, 181) \quad (k = 1, \dots, 362)$$

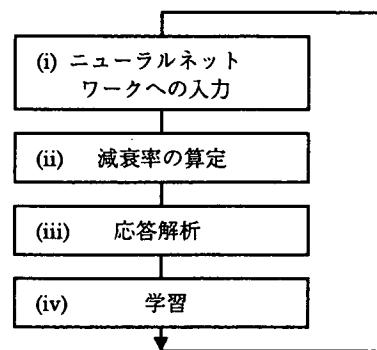


Fig. 5 Flow of Simulation

3. 固有振動解析結果

固有振動解析結果の1～3次モードの鉛直方向成分のみをFig.6の(a)～(c)に示す。

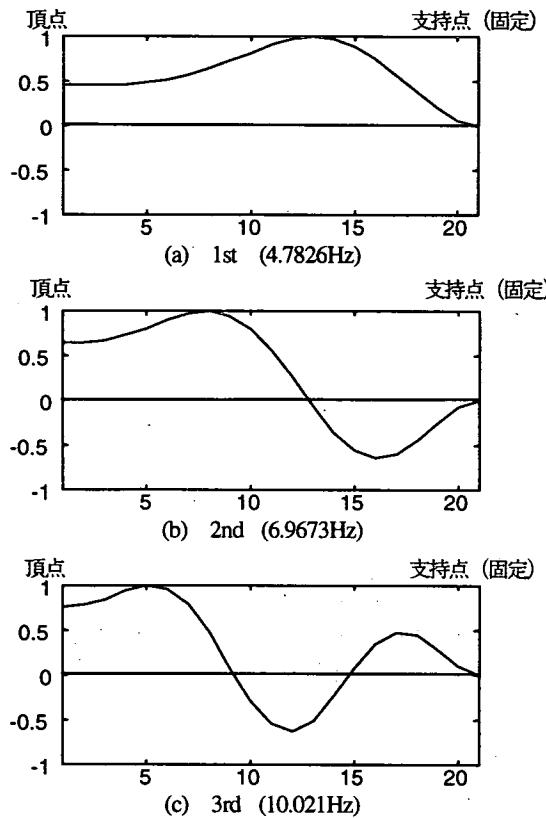


Fig.6 Natural vibration modes

4. 制御シミュレーション結果

制御シミュレーションは、入力地震波として1978年6月12日の宮城県沖地震波(UD)(Fig.7参照)を最大加速度が200galになるように波形全体を拡大して用いる。また制御効果の評価は、制御時($\zeta(t) = 0.02 \sim 0.2$)・非制御時($\zeta(t) = 0.02$)、及び減衰率最大固定時($\zeta(t) = 0.2$)の3種類の各節点ごとの最大応答変位を比較することによって行う。また制御効率については制御時の平均減衰率と非制御時・最大固定時との対比によって考察する。以下に制御シミュレーション結果を示す。

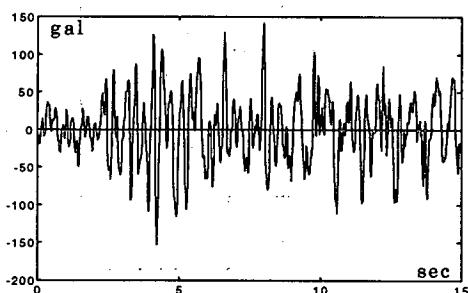


Fig.7 Seismic acc.(UD)

4.1 最大応答変位

3種類のシミュレーションにおいて最大応答変位を示した時刻はそれぞれ異なり、非制御時では8.16秒、制御時では4.28秒、減衰率最大固定時では4.26秒である。そこで最大応答変位の絶対値のみで各節点ごとに比較を行う。以下にその表を示す。

Table 1 Maximum response displacements

(unit : cm)

節点番号	1	2	3
非制御時	0.3641	0.3649	0.3676
制御時	0.3210	0.3216	0.3234
最大固定時	0.2943	0.2948	0.2968

4	5	6	7	8
0.3742	0.3877	0.4121	0.4507	0.5044
0.3282	0.3394	0.3608	0.3955	0.4435
0.3020	0.3131	0.3334	0.3649	0.4075

9	10	11	12	13
0.5704	0.6419	0.7086	0.7583	0.7787
0.5019	0.5638	0.6199	0.6598	0.6739
0.4586	0.5123	0.5605	0.5941	0.6046

14	15	16	17	18
0.7602	0.6980	0.5939	0.4573	0.3046
0.6552	0.6004	0.5111	0.3948	0.2645
0.5861	0.5362	0.4562	0.3526	0.2366

19	20
0.1587	0.0469
0.1388	0.0414
0.1244	0.0372

4.2 最大応答変位時の変位

最大応答変位時の鉛直及び水平方向の各点の変位をそれぞれ示す。

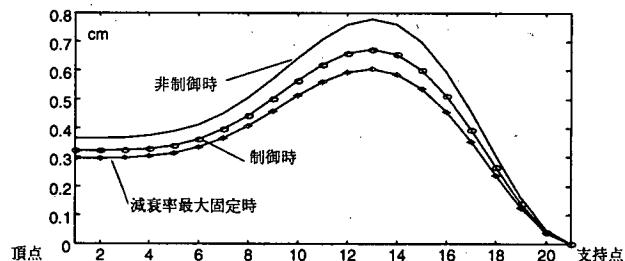


Fig.8 Vertical displacements

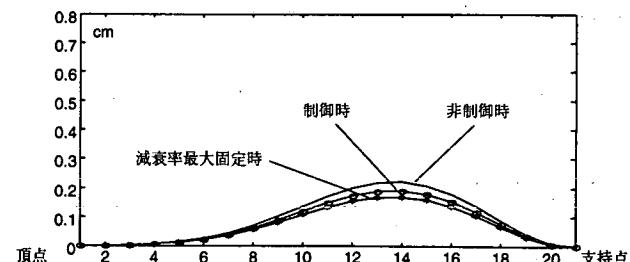


Fig.9 Horizontal displacements

4.3 減衰率変化及び平均減衰率

制御時の減衰率変化と平均減衰率を示す。

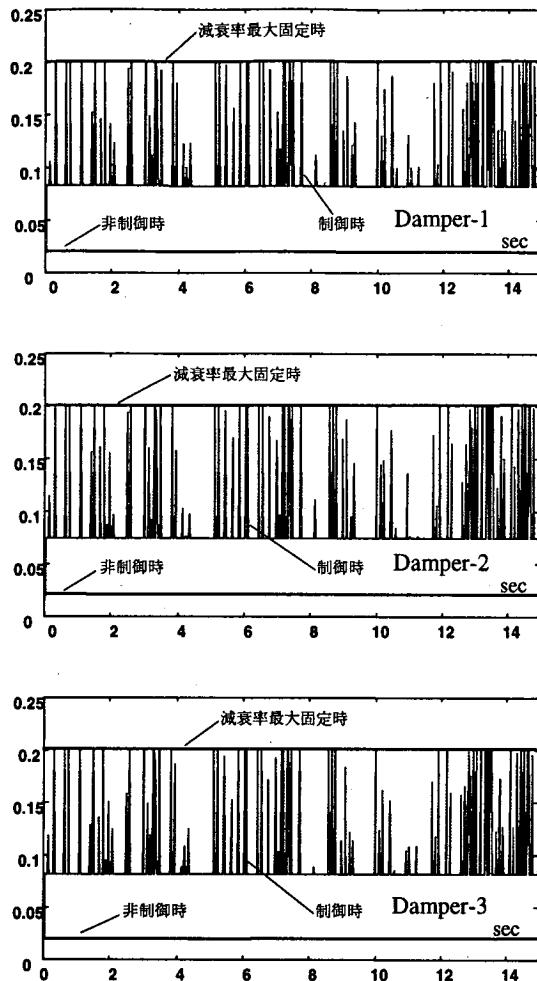


Fig.9 Time histories of damping ratios

Table 2 Damping ratio averages of dampers

ダンパー	1	2	3
非制御時減衰率	0.02	0.02	0.02
制御時平均減衰率	0.0943	0.0868	0.0932
減衰率最大固定時	0.2	0.2	0.2

5. 考察

3 節点（線）のみで制御されているが、制御時の最大応答変位が非制御時に比べて全体的に小さくなっている、即ち制御点以外の所も良く抑制されていることが解る。なお鉛直方向変位の頂点付近では制御時と減衰率最大固定時との差が、非制御時との差と比べて小さくなっている。平均減衰率は最大固定時の 50%弱と小さく押さえられている。更に減衰率変化の様子から、ほとんどの時刻でダンパーごとに低い一定の減衰率に定まっており、瞬間に減衰率を変化させていることから比較的低い減衰率で効率的に制御されていると言える。

謝辞 本研究に当たり日本大学理工学部特別推進研究費（研究代表者：新宮清志）を使用した。

参考文献

- 1) Michael I. Jordan , David E Rumelhart : Forward models: Supervised learning with a distal teacher, MIT Center for Cognitive Science, Occasional Paper #40
- 2) 川入, 五味:脳の中の運動モデル, 「脳から心へ」(岩波書店), pp235-244
- 3) 藤井, 浦, 黒田：“自己生成型ニューラルネットコントローラシステムの開発と潜水機の運動制御への適用”, 日本造船学会論文集, Vol.168, pp.275-281(1990)
- 4) 森下, 黒田, 浦：“可変減衰系動吸振器による適応的振動制御”, 日本機械学会論文集 C 編, 第 58 卷 550 号, pp1748-1754(1992-6)
- 5) 平塚, 新宮：“ニューラルネットワークアルゴリズムを用いた多質点系構造物への振動制御の応用に関する研究”, 日本計算工学会, 計算工学講演会論文集, Vol2, No2, pp677-680(1997-5)
- 6) 新宮, 平塚：“建築構造物の免震および知的制御—免震シェル構造・ラーメン構造へのファジィおよびニューラル応用—”, シミュレーション, 第 16 卷第 3 号, pp157-165(1997-9)
- 7) 平塚, 新宮：“ニューラルネットワークアルゴリズムを用いた上下地震動を受ける円錐形シェルの振動制御についての一考察”, 平成 9 年度京都大学防災研究所共同研究集会「シェル・空間構造の自然災害時非線形挙動とその抑止対策」論文集, pp167-171(1997-10)
- 8) 西村：“ベクトルとシェル構造”, 彰国社
- 9) 新宮, 福島：“地震力を受ける回転体シェルのファジィ制御に関する研究”, 日本ファジィ学会誌, 第 5 卷 3 号, pp650-662(1993-6)