

신경회로망을 이용한 구조물의 운동 중 진동의 제어에 관한 연구

이 신 영* , 정 현 술*

Vibration Control of Moving Structures by Neural Network

Sin-Young Lee* , Heon-Sul Jeong*

ABSTRACT

In moving structures such as robots and feeders of production lines, vibrations while moving may not be ignored. Recently it becomes a big problem to control the vibration in a motion because moving structures are in higher speed, larger size and lighter weight. In this study a nonlinear system was modelled and identified by using neural networks and the vibration in motions was controlled actively by using a neural network controller. To investigate validity of this method, an experimental apparatus was made and tested. The model was composed of a DC servomotor, a carrier and a flexible plate. Its motion was measured by a gap sensor and an encoder. Trapezoidal, cycloid and trapeclloid type trajectories were used in this experiment. Computer simulations and experiments were done for each trajectory.

Key Words: Neural Network(신경회로망), Vibration in a Motion(운동 중 진동), Neural Network Controller(신경회로망 제어기), Identification(인식), Trajectory(궤도)

1. 서 론

공장의 생산라인 등에 사용되는 搬送裝置와 로봇 등과 같이 起動, 移動 및 정지의 운동을 하는 구조물에 있어서 운동 중의 진동과 정지후의 잔류진동을 무시할 수 없는 경우가 많다. 최근에는 운동을 하는 구조물이 고속화, 대형화 및 고효율화의 관점으로부터 경량화가 진행되고 있어서 기동 및 이동 중의 진동변위와 정지후의 잔류진동을 억제하는 것이 대단히 중요한 과제로 되어 있다⁽¹⁾. 이런 문제를 해결하기 위하여, LQ제어 등 능동적인 진동제어가 사용되고 있고 큰 효과가 얻어지고 있다. 그러나, 구조

물이 비선형을 갖는 유연구조물 등의 경우에는 선형 시스템에 사용되는 LQ제어 등으로는 충분한 진동제어가 행해지지 않는다⁽²⁾. 본 논문에서는 신경회로망이 갖는 비선형성에 주목하여 비선형 시스템을 신경회로망으로 모델링하여 구조물의 진동을 능동적으로 제어하는 것을 목적으로 한다. 신경회로망은 그 특징으로써 비선형성, 학습능력, 최적화능력 등을 가지며 이들의 특징을 활용하여 비선형제어, 적응제어 등에 적용되어 성과를 거두고 있다⁽³⁾⁻⁽⁵⁾. 또 진동특성인식의 분야에 있어서도 신경회로망이 적용되어 자동차의 현가계 모델에 있어서의 유효성은 이미 확인되었다⁽⁶⁾. 그러므로, 운동을 수반하는 구조물의 제어에

* 군산대학교 생산기계공학과

신경회로망을 사용하는 것은 유효한 수단이라고 생각된다. 신경회로망 연구분야에 유전적 알고리즘⁽⁷⁾이 도입되어 학습의 효과를 거두고 있는 결과도 보고되고 있으나⁽⁸⁾, 본 논문과 같은 운동 중 진동의 시스템 인식에 적용되기에는 아직 충분하지 못한 상황이다.

본 논문에서는 서보모터에 의하여 운동하는 구조물을 제어대상으로 하여 신경회로망에 의한 계의 특성확인과 능동적 진동제어를 한다. 그리고, 그 유효성을 시뮬레이션 및 실험을 통하여 검증한다.

2. 신경회로망 이론

2.1 신경 모델

신경회로망은 생체의 신경회로와 신경세포의 기능을 추상화, 모델화한 공학적 연산방법으로 다입력 1출력의 뉴런(neuron)이라고 부르는 단위소자로 구성된다. 이 뉴런 사이에는 시냅스라고 부르는 網目狀 결합으로 연결되어 있다. 각 뉴런의 내부상태 U_i^n (제 n 층 i 번째)와 출력 O_i^n (은 결합계수 $W_{j,i}^{n-1,n}$ (제 $n-1$ 층 j 번째와 제 n 층 i 번째 사이의 加重值)와 역치(threshold) θ_i^n 를 사용하여 다음 식과 같이 표현된다.

$$U_i^n = \sum_{j=1}^{m^{(n-1)}} W_{j,i}^{n-1,n} O_j^{n-1} + \theta_i^n \quad (1)$$

$$O_i^n = f(U_i^n) \quad (2)$$

여기에서 $m^{(n-1)}$ 은 $n-1$ 층의 뉴런의 수를 나타낸다. 본 논문에서는 출력함수 $f(x)$ 로서 다음과 같은 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x/a)} - 1 \quad (3)$$

여기에서 a 는 함수의 기울기를 나타내는 상수이고 각 뉴런마다 다른 값을 갖는다. 또한 일반적인 신경회로망은 뉴런모형을 Fig. 1에 표시한 바와 같이 계층형으로 배치하고 이것들을 網目狀으로 결합한 네트워크로 사용한다.

2.2 오차역전파법

오차역전파법 알고리즘은 입력층, 중간층, 출력층으로 구성되는 계층형의 구조를 한 신경회로망에 대하여 Rumelhart 등에 의하여 1986년에 제안된 교사학습법이다.⁽⁹⁾

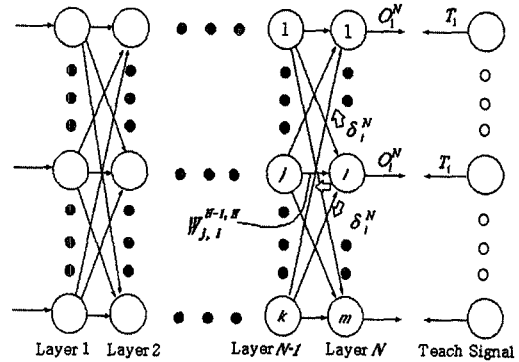


Fig. 1 N layer neural network

Fig. 1에 표시한 N 층구조의 신경회로망을 고려하면, 제 $N-1$ 층의 유닛(neuron)의 수를 $m^{(N-1)}$ 이라할 때 제 N 층 i 번째 유닛의 내부상태 및 출력은 다음 식과 같다.

$$U_i^N = \sum_{j=1}^{m^{(N-1)}} W_{j,i}^{N-1,N} O_j^{N-1} + \theta_i^N \quad (4)$$

$$O_i^N = f(U_i^N) \quad (5)$$

최종항 N 층에서의 오차제곱을 평가함수 J 라 하고 다음과 같이 정한다.

$$J = \sum_{i=1}^{m^{(N)}} (T_i - O_i^N)^2 / 2 \quad (6)$$

여기에서 $m^{(N)}$ 은 N 층의 유닛의 수이고, T_i 는 교사신호라고 부르는 것으로 입력신호에 대한 理想出力值이다. 이 평가함수 J 가 최소(극소)로 되는 상태를 최적네트워크이라고 하고, 각 층간의 결합계수 및 역치를 최급강하법을 이용하여 학습하는 것을 고려한다. 최급강하법에 의하면 일반적으로 제 $n, n-1$ 층간에 있어서 결합계수 및 역치의 수정은 다음 식과 같이 행해진다.

$$W_{j,i}^{n-1,n}(t+1) = W_{j,i}^{n-1,n}(t) + \Delta W_{j,i}^{n-1,n}, \quad \theta_i^n(t+1) = \theta_i^n(t) + \Delta \theta_i^n \quad (7)$$

여기에서,

$$\Delta W_{j,i}^{n-1,n} = -\epsilon \frac{\partial J}{\partial W_{j,i}^{n-1,n}}, \quad \Delta \theta_i^n = -\epsilon \frac{\partial J}{\partial \theta_i^n} \quad (8)$$

ϵ 은 양의 상수이다. 제 $N, N-1$ 층 사이의 결합계수 W 에 대한 평가함수 J 의 증분율(gradient)은 다음 식과 같이 나타내진다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial W_{j,i}^{N-1,N}} &= \frac{\partial J}{\partial O_i^N} \frac{\partial O_i^N}{\partial U_i^N} \frac{\partial U_i^N}{\partial W_{j,i}^{N-1,N}} \\ &= -(T_i - O_i^N) f'(U_i^N) O_j^{N-1} \end{aligned} \quad (9)$$

또한, 출력 N 층에서의 역치에 대해서도 다음 식과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_i^N} = \frac{\partial J}{\partial O_i^N} \frac{\partial O_i^N}{\partial U_i^N} \frac{\partial U_i^N}{\partial \theta_i^N} = -(T_i - O_i^N) f'(U_i^N) \quad (10)$$

여기에서 제 N 층에서의 오차신호로써

$$\delta_i^N = \frac{\partial J}{\partial U_i^N} = -(T_i - O_i^N) f'(U_i^N) \quad (11)$$

라고 놓으면, 각 수정량은 다음 식과 같이 표현된다.

$$\Delta W_{j,i}^{N-1,N} = -\epsilon \delta_i^N O_j^{N-1}, \quad \Delta \theta_i^N = -\epsilon \delta_i^N \quad (12)$$

제 $N-2$ 층 s 번째와 제 $N-1$ 층 j 번째 유닛 사이의 결합계수 $W_{s,j}^{N-2,N-1}$ 에 대한 평가함수 J 의 증분율은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial W_{s,j}^{N-2,N-1}} &= \frac{\partial J}{\partial O_j^{N-1}} \frac{\partial O_j^{N-1}}{\partial U_j^{N-1}} \frac{\partial U_j^{N-1}}{\partial W_{s,j}^{N-2,N-1}} \\ &= \left(\sum_{i=1}^{m^{(N)}} \frac{\partial J}{\partial U_i^N} \frac{\partial U_i^N}{\partial O_j^{N-1}} \right) \frac{\partial O_j^{N-1}}{\partial U_j^{N-1}} \frac{\partial U_j^{N-1}}{\partial W_{s,j}^{N-2,N-1}} \\ &= \left(\sum_{i=1}^{m^{(N)}} \delta_i^N W_{j,i}^{N-1,N} \right) f'(U_j^{N-1}) O_s^{N-2} \end{aligned} \quad (13)$$

같은 모양으로 제 $N-1$ 층의 j 번째 유닛의 역치 θ_j^{N-1} 에 대하여도 다음 식과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \theta_j^{N-1}} &= \frac{\partial J}{\partial O_j^{N-1}} \frac{\partial O_j^{N-1}}{\partial U_j^{N-1}} \frac{\partial U_j^{N-1}}{\partial \theta_j^{N-1}} \\ &= \left(\sum_{i=1}^{m^{(N)}} \delta_i^N W_{j,i}^{N-1,N} \right) f'(U_j^{N-1}) \end{aligned} \quad (14)$$

여기에서 제 $N-1$ 층에서의 오차신호로써

$$\delta_j^{N-1} = \left(\sum_{i=1}^{m^{(N)}} \delta_i^N W_{j,i}^{N-1,N} \right) f'(U_j^{N-1}) \quad (15)$$

이라 놓으면, 제 $N-1, N-2$ 층 사이의 결합계수 및 역치값의 각 수정량은 다음 식과 같이 나타내진다.

$$\Delta W_{s,j}^{N-2,N-1} = -\epsilon \frac{\partial J}{\partial W_{s,j}^{N-2,N-1}} = -\epsilon \delta_j^{N-1} O_s^{N-2} \quad (16)$$

$$\Delta \theta_j^{N-1} = -\epsilon \frac{\partial J}{\partial \theta_j^{N-1}} = -\epsilon \delta_j^{N-1} \quad (17)$$

일반적으로, 제 n 층 ($n \neq N$)의 유닛으로부터 제 $n-1$ 층의 유닛에 역전파되는 오차신호는 제 n 층의 유닛의 수를 $m^{(n)}$ 이라고 하면, 다음 식과 같이 표현된다.

$$\delta_j^n = \left(\sum_{k=1}^{m^{(N)}} \delta_k^{n+1} W_{j,k}^{n+1} \right) f'(U_j^n) \quad (18)$$

또, 학습의 수렴을 빨리하기 위하여 결합계수와 역치의 수정법으로써 다음에 나타낸 바와 같은 관성항을 고려한 모멘트(moment)법 등이 제안되어 있다.

$$\Delta W_{j,i}^{n-1,n}(t) = -\epsilon \delta_i^n O_j^{n-1} + \alpha \Delta W_{j,i}^{n-1,n}(t-1) \quad (19)$$

$$\Delta \theta_i^n(t) = -\epsilon \delta_i^n + \alpha \Delta \theta_i^n(t-1) \quad (20)$$

여기에서 t 는 수정의 횟수를 나타내고 α 는 모멘트 계수를 나타낸다. 오차역전파법에서 최대의 결점은, 학습이 최급강하법을 사용하는 것이고 극소치에 떨어질 가능성이 높은 점이다. 이 결점을 피하기 위하여 본 논문에서는 다양한 변화를 주어서 계의 특성을 인식하는 데 사용하였다. 그 첫째는 전전회의 수정량을 고려하는 방법(이른바 假想임피던스법¹⁰⁾)을 사용하였다. 둘째는 식 (8)의 둘째 식과 유사한 방법으로 평가함수의 시그모이드함수 기울기에 대한 증분율을 계산하여 수정함으로써 시그모이드함수의 기울기도 학습변수에 포함시켜 오차역전파법에 의하여 기울기를 결정하는 방법을 사용하였다.

2.3 신경회로망에 의한 계의 특성 결정

제어대상의 모델화는 그 장치의 특성과 물리적 현상의 파악이 필요하고, 제어성능 자체에 큰 영향을 주는 중요

한 요인이다. 제어대상의 시스템이 다음의 n 차 미분방정식으로 기술될 수 있다고 한다.

$$\dot{x}(t) = f_s(x(t), u(t)) \quad (21)$$

여기에서, $x(t)$ 는 상태량, $u(t)$ 는 제어입력을 나타내고 첨자 s 는 연속시스템을 의미한다. 연속제인 시스템을 미소 시간 Δt 로 離散化하면,

$$x(k+1) = f_{sd}(x(k), u(k)) \quad (22)$$

로 된다. 여기에서 첨자 sd 는 이산화시스템을 의미하고 $t = k\Delta t$ 라 한다. 이 이산화된 시스템의 운동을 신경회로망을 사용하여 특성을 결정한다. Fig. 2에 나타난 4층 신경회로망을 고려하여, 이것을 시스템 네트워크라고 부른다. 제 1층은 $(n+r)$ 의 유닛으로 되고, 시각 $k\Delta t$ 의 상태량 $x(k)$ 과 제어입력 $u(k)$ 이 입력된다. 제 3층 및 제 4층은 제각기 n 개의 유닛으로 되고, 제 3층의 출력은 Δt 후의 상태량의 변화분이며, 제 4층에서 시각 $(k+1)\Delta t$ 의 상태량

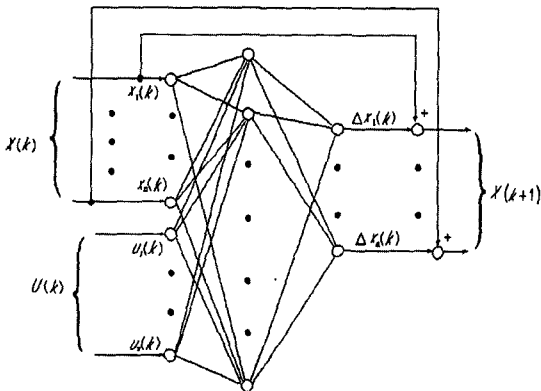


Fig. 2 System neural network

$x(k+1)$ 이 출력된다. 이 시스템 네트워크를 사용하여 시스템의 동역학 특성을 획득하려면, 제 1, 2층간 및 제 2, 3층간의 결합 가중치를 실제의 운동을 기초로 하여 학습을 행하면 된다. 제 3층의 理想출력을 실제 운동에서의 상태량의 변화분으로 하고 이것을 교사신호로 하여, 각 시각에서 출력신호와 교사신호의 차의 제곱합이 최소로 되도록 오차역전파법에 의하여 학습을 한다. 다수의 교사신호

를 주어 학습을 행하면, 시스템의 동특성치를 획득할 수 있다.

2.4 신경회로망 제어기 導出法

최적제어 이론은 제어대상의 응답을 평가하는 함수를 설정하고 이것을 최소로 하도록 제어입력을 결정하는 것이다. 평가함수로서 가장 일반적으로 사용되는 것이 2차 형식 평가함수이다. 제어대상이 선형시스템으로 주어진 경우 이 평가함수를 최소로 하는 제어입력은 상태의 되먹임(feedback)에 의하여 주어지고 안정성도 증명되어 있다. 신경회로망 만을 사용하여 제어기를 도출하기 위해서는 우선 제어대상의 운동을 시스템 네트워크 내에 획득시킬 필요가 있다. 다음에 설정된 평가함수를 최소로 하는 신경회로망 제어기를 학습에 의하여 생성한다. 본 논문에서는 직렬(cascade) 형태로 배치한 시스템 네트워크 및 신경회로망 제어기를 이용한 학습법을 사용한다.

어느 시각의 상태량 $x(k)$ 을 입력으로 하고, 제어입력 $u(k+1)$ 을 출력하는 3층 신경회로망을 Fig. 3에 나타낸다. 이것을 신경회로망 제어기라고 부른다. 시스템 네트워크와 구별하기 위하여 제 1층을 제 A층, 제 2층을 제 B층, 제 3층을 제 C층이라고 부른다. 제 A층은 n 개의 유닛으로 되고, 제 C층에서 시각 $(k+1)\Delta t$ 의 제어입력 r

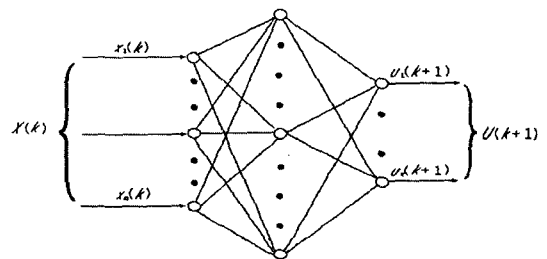


Fig. 3 Neural network controller

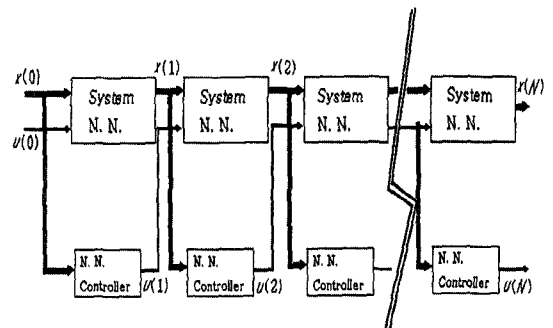


Fig. 4 Neural network arranged as cascade structure

개를 출력한다. 이 신경회로망 제어기와 학습을 마친 시스템 네트워크를 Fig. 4에 나타낸 바와 같이 N 개 배열하면, 각 단위회로는 이산화된 각 시각에 대응한다. 평가함수 J 로써 상태변수에 대한 평가함수 J_s 와 제어입력에 대한 평가함수 J_u 의 합을 고려한다.

$$J = J_s + J_u = \sum_{k=1}^N (J_s[k] + J_u[k]) \quad (23)$$

$$J_s[k] = J_s\{x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)\} \quad (24)$$

$$J_u[k] = J_u\{u_1(k), u_2(k), \dots, u_r(k)\} \quad (25)$$

초기치 $x(0)$ 및 $u(0)$ 가 주어진 때, 이 평가함수를 최소로 하도록 신경회로망 제어기를 오차역전파법에 의하여 유도한다. 초기치를 주면, 시스템 네트워크로부터 각 시각의 상태량 $x(k)$ 이, 신경회로망 제어기로부터 각 시각의 제어량 $u(k)$ 이 출력된다. 신경회로망 제어기는 초기 상태에서는 예기하지 않은 값이 출력되기 때문에 평가함수의 값은 크게 된다. 그러나, 상태량 $x(k)$ 및 제어량 $u(k)$ 에 대하여 오차신호를 다음 식과 같이 역전파하면 목적하는 평가함수를 최소로 하는 신경회로망 제어기의 결합계수 수정량을 구할 수 있다.

$$W_{ij}^{AB}(t+1) = W_{ij}^{AB}(t) + \Delta W_{ij}^{AB} \quad (26)$$

$$\Delta W_{ij}^{AB} = \sum_{k=1}^N \Delta W_{ij}^{AB}[k] \quad (27)$$

$$W_{ij}^{BC}(t+1) = W_{ij}^{BC}(t) + \Delta W_{ij}^{BC} \quad (28)$$

$$\Delta W_{ij}^{BC} = \sum_{k=1}^N \Delta W_{ij}^{BC}[k] \quad (29)$$

각 단위회로에서의 결합계수의 수정량은 다음 식으로 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij}^{AB}[k] &= -\varepsilon \frac{\partial J}{\partial W_{ij}^{AB}[k]} = -\varepsilon \frac{\partial J}{\partial O_j^B[k]} \frac{\partial O_j^B[k]}{\partial U_j^B[k]} \frac{\partial U_j^B[k]}{\partial W_{ij}^{AB}[k]} \\ &= -\varepsilon \delta_j^B[k] O_i^A[k] \end{aligned} \quad (30)$$

$$\Delta W_{ij}^{BC}[k] = -\varepsilon \frac{\partial J}{\partial W_{ij}^{BC}[k]} = -\varepsilon \delta_j^C[k] O_i^B[k] \quad (31)$$

제 k 단위회로에 있어서 신경회로망 제어기의 제 A, B층 및 시스템 네트워크의 제 1, 2층 사이의 오차신호 $\delta_j^A[k]$, $\delta_j^B[k]$, 및 $\delta_j^1[k], \delta_j^2[k]$ 은 다음 식과 같이 구해진다. 여기에서 $m^{(B)}, m^{(C)}$ 는 각각 제어기 제 B층과 제 C층의 유닛의 수이고, $m^{(2)}, m^{(3)}$ 은 각각 시스템 네트워크 제 2층과 제 3층의 유닛의 수이다.

$$\delta_j^A[k] = \sum_{l=1}^{m^{(B)}} \{\delta_l^B W_{jl}^{AB}[k]\} f'(U_j^A[k]) \quad (32)$$

$$\delta_j^B[k] = \sum_{l=1}^{m^{(C)}} \{\delta_l^C W_{jl}^{BC}[k]\} f'(U_j^B[k]) \quad (33)$$

$$\delta_j^1[k] = \sum_{l=1}^{m^{(2)}} \{\delta_l^2 W_{jl}^{12}[k]\} f'(U_j^1[k]) \quad (34)$$

$$\delta_j^2[k] = \sum_{l=1}^{m^{(3)}} \{\delta_l^3 W_{jl}^{23}[k]\} f'(U_j^2[k]) \quad (35)$$

또한 시스템 네트워크의 제 3층의 오차신호 $\delta_j^3[k]$ 는,

$$\begin{aligned} \delta_j^3[k] &= \frac{\partial J}{\partial O_j^3[k]} f'(U_j^3[k]) = \frac{\partial J_s[k]}{\partial O_j^3[k]} f'(U_j^3[k]) \\ &= \delta_j^4[k] f'(U_j^3[k]) \end{aligned} \quad (36)$$

로 된다. 최종 제 N 단위회로에서의 시스템 네트워크의 제 4층 및 신경회로망 제어기의 제 C층의 오차신호 $\delta_j^4[N]$ 및 $\delta_j^C[N]$ 는 다음 식과 같이 나타내진다.

$$\begin{aligned} \delta_j^4[N] &= \frac{\partial J}{\partial O_j^4[N]} f'(U_j^4[N]) = \frac{\partial J_s[N]}{\partial O_j^4[N]} f'(U_j^4[N]) \\ &= \frac{\partial J_s[N]}{\partial O_j^4[N]} \end{aligned} \quad (37)$$

$$\delta_j^C[N] = \frac{\partial J}{\partial O_j^C[N]} f'(U_j^C[N]) = \frac{\partial J_u[N]}{\partial O_j^C[N]} f'(U_j^C[N]) \quad (38)$$

또한, 제 $k(k \neq N)$ 단위회로에서의 오차신호는 이하와 같이 된다.

$$\delta_j^4[k] = \delta_j^4[k+1] + \frac{\partial J_s[k]}{\partial O_j^4[k]} + \delta_j^1[k+1] + \delta_j^A[k+1] \quad (39)$$

$$\delta_j^c[k] = \left(\frac{\partial J_u[k]}{\partial O_j^c[k]} + \delta_{n+j}^1[k+1] \right) f_c'(U_j^c[k]) \quad (40)$$

이와 같이 오차신호를 역전파하여 신경회로망 제어를 학습시키는 것에 의하여 평가함수 J 가 감소해간다. 최적 제어이론에서 2차형식 평가함수는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$J = \frac{1}{2} \int_0^T \left\{ \sum_i^n q_{ii} x_i^2(t) + \sum_i^r \gamma_i u_i^2(t) \right\} dt \quad (41)$$

여기에서 q_{ii} 와 γ_i 는 각각 상태량 및 제어입력의 가중치를 의미한다. 이것을 이산시간으로 표현하고 적분구간을 $T = \Delta t$ 부터 $N\Delta t$ 까지 잡으면,

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \left\{ \sum_i^{m(4)} q_{ii} x_i^2(k) + \sum_i^{m(c)} \gamma_i u_i^2(k) \right\}$$

$$x_i(k) = O_i^4[k], \quad u_i(k) = O_i^c[k] \quad (42)$$

이 된다. 이 경우 오차신호는

$$\frac{\partial J_s[k]}{\partial O_i^4[k]} = q_{ii} O_i^4[k] \quad (43)$$

$$\frac{\partial J_u[k]}{\partial O_i^c[k]} = \gamma_i O_i^c[k] \quad (44)$$

이 된다. 시스템 네트워크 및 신경회로망 제어기의 오차신호는 다음과 같이 표현된다.

$$\delta_j^4[N] = q_{ii} O_j^4[N] \quad (45)$$

$$\delta_j^4[k] = \delta_j^4[k+1] + q_{ii} O_j^4[k] + \delta_j^1[k+1] + \delta_j^4[k+1], \quad k \neq N \quad (46)$$

$$\delta_j^c[N] = \gamma_{ii} O_j^c[N] f'(U_j^c[N]) \quad (47)$$

$$\delta_j^c[k] = (\gamma_j O_j^c[k] + \delta_{n+j}^1[k+1]) f'(U_j^c[k]), \quad k \neq N \quad (48)$$

위의 식 (45)-(48)과 식 (32)-(36)을 이용하면 신경회로망 제어기의 결합계수 수정량을 구할 수 있다. 많은 초기치에 대하여 학습을 하면 평가함수를 최소로 하는 신

경회로망 제어가 구해진다.

3. 실험 및 결과의 검토

제한한 해석 방법의 유효성을 검토하기 위하여 실험장치를 제작하여 실험하고 그 결과를 선형제어의 결과와 비교하였다.

Fig. 5는 실험장치의 개략도를 나타낸다. 모델은 서보모터에 의하여 구동되는 직선운동발생장치인 캐리어와 그 위에 설치된 유연구조물인 평판으로 구성된다. 컴퓨터에서 계산된 제어입력은 카운터보드의 주파수발생기를 통하여 서보앰프로서 서보모터를 구동하고, 이 운동이 캐리어를 통하여 평판에 전달되며, 서보모터의 회전수와 캐리어의 위치는 엔코더에 의하여 측정된다. 유연구조물은 두께 4.5 mm, 폭 100 mm, 길이 500 mm 이다. 유연구조물의 변위는 동일한 운동을 하는 두꺼운 판에 설치된 유도형(inductive) 잭 센서에 의하여 측정되는 데 잡음에 매우 민감하기 때문에 RC회로를 이용한 저주파 필터링을 하였다. 이 검출량은 A/D 변환기에 의해 컴퓨터 내에 입력된다. 또 캐리어의 변위신호는 컴퓨터 내에 입력된 후 그 차분을 취하는 것에 의하여 속도로 변환된다. 본 실험에서는 캐리어에 주는 운동지령 궤도로써 Fig. 6과 같이 사다리꼴(trapezoid), 사이클로이드 형 및 트랩클로이드(trapecloid) 형상을 사용하였다. 평판의 진동의 평가는 평판의 캐리어에 대한 상대변위로 한다. 또 진동 제어 방법으로써는 별도의 제어구동장치를 사용하지 않고 서보모터의 궤도지령에 제어지령을 더하는 것에 의하여 진동제어가 행해진다.

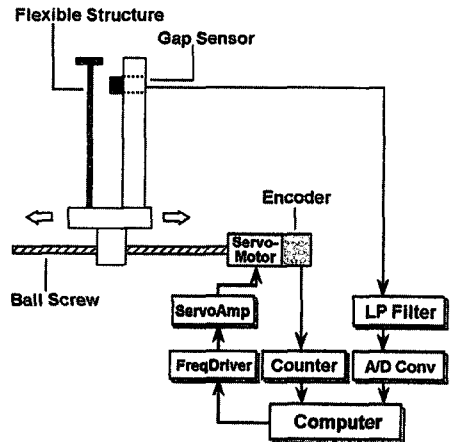
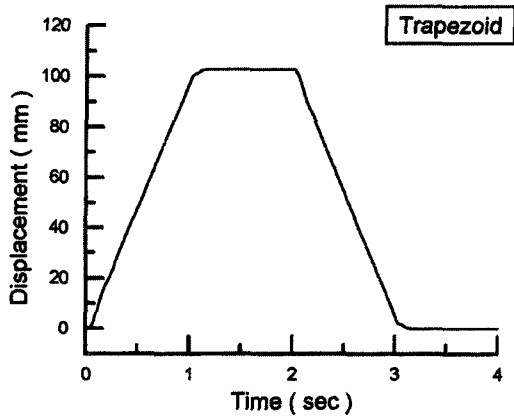
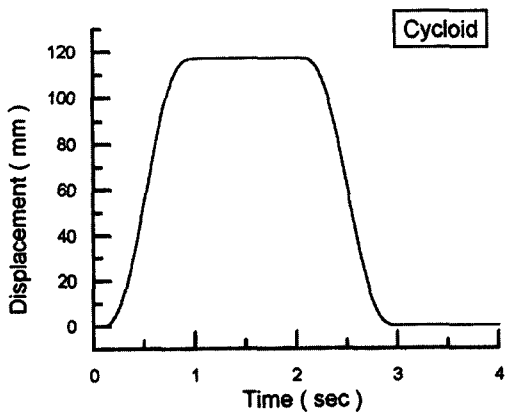


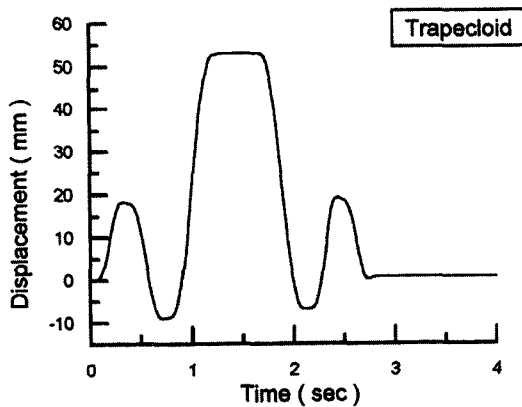
Fig. 5 Experimental apparatus



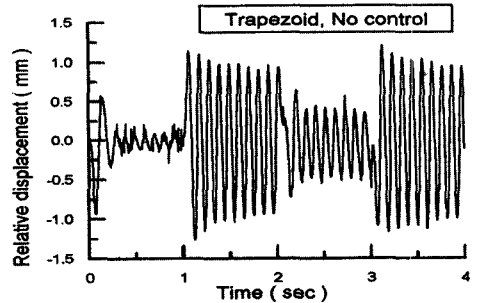
(a) Trapezoidal trajectory



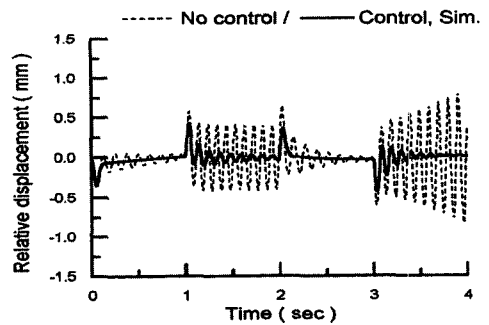
(b) Cycloidal trajectory



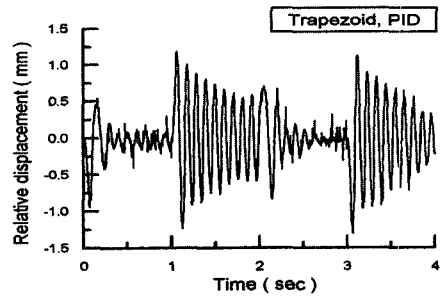
(c) Trapecloidal trajectory



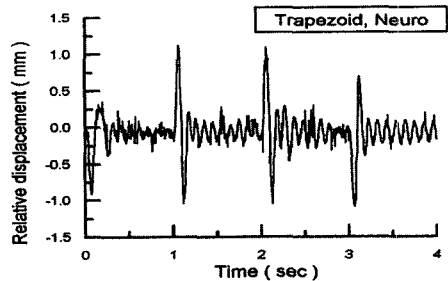
(a) experiment without control



(b) computer simulation of neural control



(c) experiment with PID control



(d) experiment with neural network control

Fig. 6 Trajectories used in experiments

Fig. 7 Results of a trapezoidal trajectory

Fig. 7은 사다리꼴 궤도에 대한 실험 및 모사결과를 나타낸다. (a)는 제어를 행하지 않았을 경우에 캐리어와 평판의 상대변위를 나타내고, (b)는 이 경우 신경회로망으로 계를 학습하여 제어를 모사한 결과이다. (c)는 참조용으로 비례제어(PID control)을 행한 실험결과이고, (d)는 신경회로망 제어기에 의한 제어실험 결과를 나타낸다.

Fig. 8은 사이클로이드 궤도에 대한 실험 및 모사결과를 나타낸다. (a)는 제어를 행하지 않았을 경우에 캐리어와 평판의 상대변위를 나타내고, (b)는 이 경우 신경회로망으로 계를 학습하여 제어를 모사한 결과이다. (c)는 참조용으로 비례제어를 행한 실험결과이고, (d)는 신경회로망 제어기에 의한 제어실험 결과를 나타낸다.

Fig. 9는 트랩클로이드 궤도에 대한 실험 및 모사결과를 나타낸다. (a)는 제어를 행하지 않았을 경우에 캐리어와 평판의 상대변위를 나타내고, (b)는 이 경우 신경회로망으로 계를 학습하여 제어를 모사한 결과이다. (c)는 참조용으로 비례제어를 행한 실험결과이고, (d)는 신경회로망 제어기에 의한 제어실험 결과를 나타낸다.

Fig. 7과 Fig. 8 및 Fig. 9는 대체적으로 공통적인 분석결과를 나타내고 있다. 각각의 궤도에 대하여 제어를 행하지 않고 계의 입력과 출력으로부터 계의 특성을 신경회로망으로 인식함에 있어서 0.0001 정도의 학습계수를 이용하여 학습을 하였고, 1차 모멘트는 0.7 내외, 2차 모멘트는 -0.1 을 사용하여 학습하였다. 잡음이 심한 부분과 잡음이 비교적 약한 부분을 구별하여 분석해보면, 캐리어의 운동이 비교적 큰 부분에서 잡음이 심하고 또한 계의 인식 정도가 떨어지는 것으로 나타났다. 신경회로망 제어기를 사용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 행한 결과인 Fig. 7(b), Fig. 8(b) 및 Fig. 9(b)를 보면 준정적 성분(10)이라고 할 수 있는 운동궤도에 따른 상대적 변위의 제어는 잘 되지 않으나, 순수 동적성분인 운동궤도 성분 이외의 상대진동은 원만히 제어되고 있음을 알 수 있다. 신경망제어기의 제어정도를 참조적으로 검토하기 위하여 비례제어를 행하고 그 결과를 Fig. 7(c), Fig. 8(c) 및 Fig. 9(c)에 나타내었다. 비례제어의 경우 비제어시와 비교하면, 상당한 정도의 진동제어 효과가 있었다. 단, 본문에서 도표상으로 제시하지는 않았지만 비례제어의 경우 원래의 운동궤도를 정확히 추종하지 못하는 문제점이 나타났다. 그 이유는 본 연구의 경우 별도의 제어구동장치를 사용하지 않고, 운동궤도를 부여하는 서보모터만의 운동에 의하여 원하는 운동궤도를 구현하면서 진동을 감소시키는 경우 진동을 감소시키기 위하여 캐리어가 운

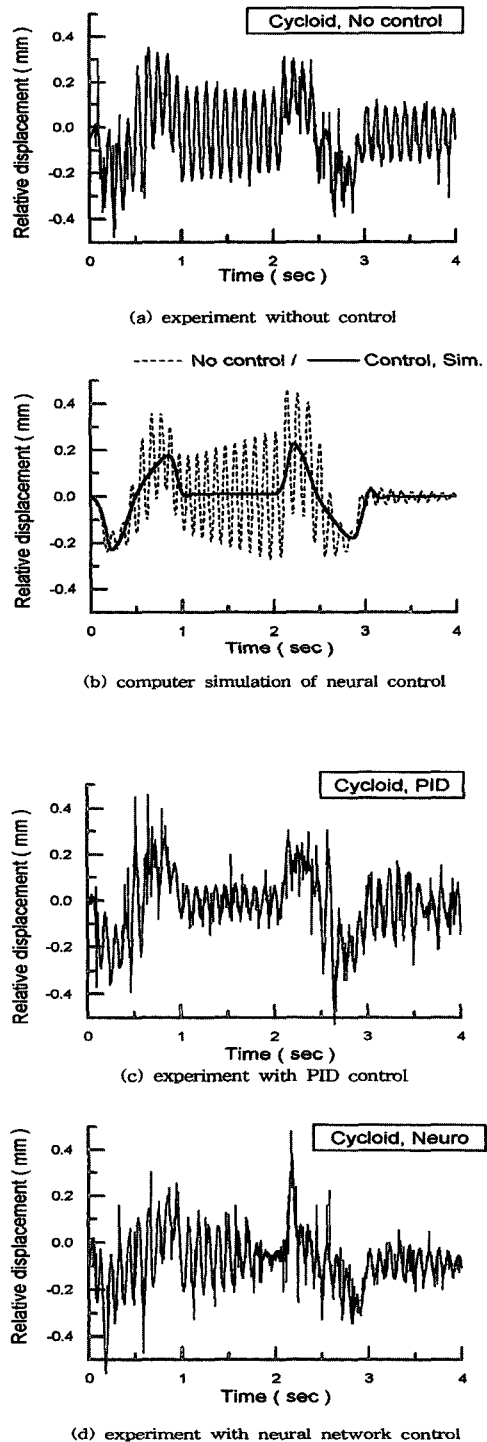


Fig. 8 Results of a cycloidal trajectory

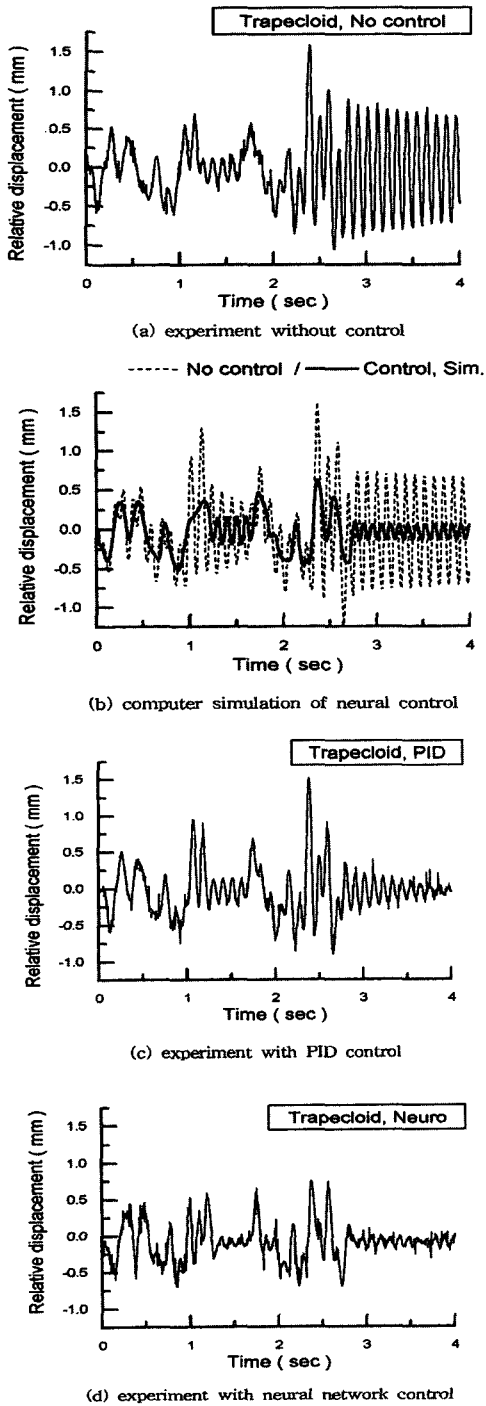


Fig. 9 Results of a trapezoidal trajectory

동을 하게 됨으로 원래의 운동궤도에서 약간 이탈하게 되었다고 고찰된다. 신경망제어기를 사용하여 제어실험을 행한 결과가 Fig. 7(d), Fig. 8(d) 및 Fig. 9(d)이다. 신경망 제어기를 사용하여 제어실험을 행한 결과를 고찰하면, 비례제어의 경우와 동등이상의 제어효과가 관찰되었고, 진동제어를 위하여 운동궤도의 요동이 있음에도 불구하고 전체적으로는 원래의 운동궤도를 충실히 이행하였다.

진동제어 결과를 더욱 가시적으로 확인하기 위하여 일정한 초기가진을 준 상태에서 운동궤도를 부여하고, 제어하지 않을 경우와, 비례제어를 한 경우 및 신경망 제어기에 의한 제어의 각각의 경우에 대하여 캐리어와 유연 판의 상대진동을 측정하였다. Fig. 10(a)는 사다리꼴 궤도

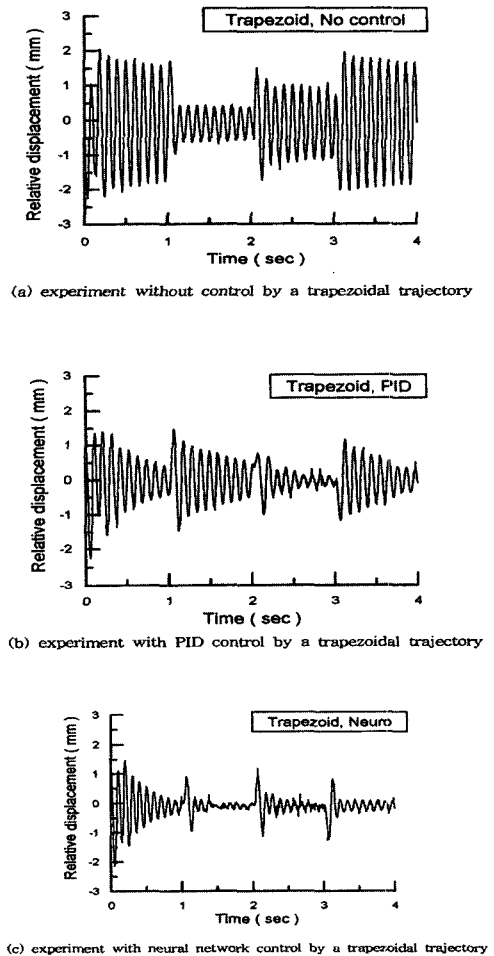


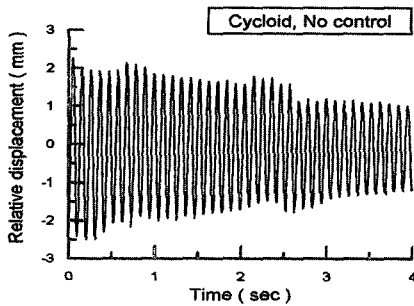
Fig. 10 Results with initial excitations by a trapezoidal trajectory

의 경우 제어를 하지 않은 경우이고 Fig. 10(b)는 비례 제어를 실시한 경우이며, Fig. 10(c)는 동 궤도에 대하여 신경망 제어기에 의한 제어를 행한 경우의 상대진동을 나타낸다. Fig. 10의 초기변위 사다리꼴 궤도에서 3가지의 경우 초기변위를 대체적으로 유지하였음에도 불구하고 제어를 행할 경우 상대진동이 확실히 감소함을 알 수 있으며, 신경망 제어기를 사용한 경우가 비례제어의 경우보다 진동저감효과가 컸다. 신경망 제어기의 경우는 운동궤도 속도가 급격히 변하는 부근에서는 준정적 성분의 가진으로 인한 부분을 제외한 전 분야에서 진동저감 효과가 뚜렷하였다.

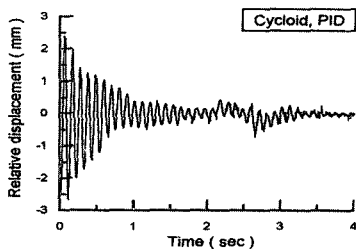
Fig. 11(a)는 사이클로이드 궤도의 경우 제어를 하지 않은 경우이고 Fig. 11(b)는 비례제어를 실시한 경우이

며, Fig. 11(c)는 동 궤도에 대하여 신경망 제어기에 의한 제어를 행한 경우의 상대진동을 나타낸다. Fig. 12(a)는 트랩클로이드 궤도의 경우 제어를 하지 않은 경우이고 Fig. 12(b)는 비례제어를 실시한 경우이며, Fig. 12(c)는 트랩클로이드 궤도에 대하여 신경망 제어기에 의한 제어를 행한 경우의 상대진동을 나타낸다. 사이클로이드 궤도 및 트랩클로이드 궤도의 경우에도 Fig. 10의 사다리꼴 궤도와 같은 비제어/제어 효과가 있음을 알 수 있다.

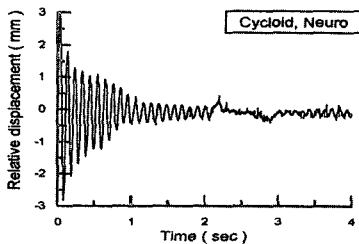
신경회로망 제어기에 의한 제어실험 결과를 선형제어 제어기와 비교하면 同等이상이라고 할 수 있다. 또한 모델링이 어려운 서보모터를 포함하여 실험 데이터 만으로부터 제어가 작성될 수 있다는 점은 매우 유효하다고



(a) experiment without control by a cycloidal trajectory

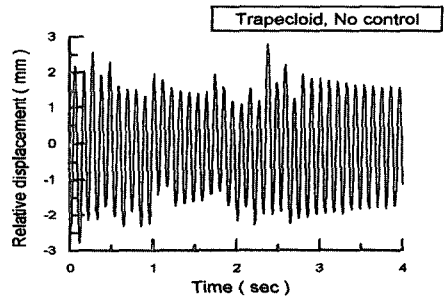


(b) experiment with PID control by a cycloidal trajectory

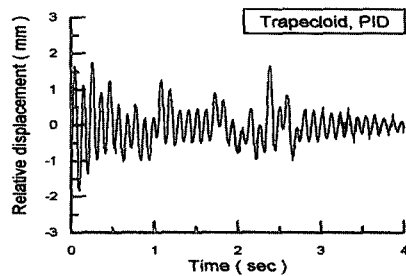


(c) experiment with neural network control by a cycloidal trajectory

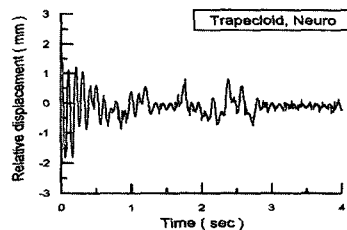
Fig. 11 Results with initial excitations by a cycloidal trajectory



(a) experiment without control by a trapezoidal trajectory



(b) experiment with PID control by a trapezoidal trajectory



(c) experiment with neural network control by a trapezoidal trajectory

Fig. 12 Results with initial excitations by a trapezoidal trajectory

말할 수 있다. 또한 신경회로망은 비선형의 경우에 적용될 수 있기 때문에 비선형성분을 갖는 경우에도 제어성능이 기대될 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 운동 중 구조물의 진동문제에 대하여 신경회로망을 사용하여 실험 데이터 만으로부터 학습에 의하여 시스템을 同定하고, 얻어진 시스템 특성으로부터 신경회로망 제어기를 도출하였다. 또 신경회로망 제어기를 사용하여 실험을 수행하였다. 그 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 시스템 네트워크의 학습에 있어서 시스템을 실험 데이터만으로부터 同定을 하고, 그 유효성을 확인하였다.

(2) 시스템의 특성인식시에 시그모이드 함수의 기울기도 학습에 포함시켰으며, 전회의 수정량을 가산하는 1차 모멘트 뿐 아니라 전전회의 수정량을 가산하는 2차 모멘트를 이용하여 학습함으로써 학습의 속도가 향상되었다.

(3) 상태량을 되먹임하는 최적제어형 신경회로망 제어기를, 운동을 수반하는 구조물의 제어에 적용하고 실험으로부터 그 제어성능이 유효함을 확인하였다. 또 실험 데이터만으로부터 최적제어 이론에 상당하는 제어기가 학습에 의하여 획득될 수 있었다.

(4) 별도의 제어용 구동장치를 두지 않고 운동원의 운동제어를 통하여 원하는 운동궤도를 수행하면서 운동으로 인하여 발생하는 진동을 최소화할 수 있음을 확인하였다.

(5) 신경회로망 제어기가 선형성이 강한 계에 있어서 최적제어 제어기와 同等의 제어성능을 갖는다는 것로부터 신경회로망을 비선형성이 강한 계의 제어에 응용하는 것도 기대될 수 있다.

후 기

이 논문은 1995년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비(KRA427-01E0081)에 의하여 연구되었으며, 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

1. 이장무, 기계진동학, 문운당, pp. 1 ~ 24, 1996.
2. 伊藤博幸 外, "ジャーク値を制約とした最適軌道による振動制御", 日本機械學會論文集(C), 59卷 558號, pp. 372 ~ 376, 1993.
3. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J., "Learning Representations by Back-propagating Errors", Nature, Vol. 323, pp.533 ~ 536, 1986.
4. M. Brown and C. Harris, Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control, Prentice-Hall, London, pp.30 ~ 63, 1994.
5. K. Lou and R.A. Perez, "On the Study of the Multilayer Neural Networks and Kalman Filtering for System Identification", ASME Dynamic Systems and Control, pp.547 ~ 562, 1994.
6. 鹽塚稔也, 太田和重, 吉田和夫, 長松昭男, "ニューラルネットワークによる四輪操舵車の同定と制御", 日本機械學會論文集(C), 59卷 559號, pp. 708 ~ 713, 1993.
7. 土居洋文, "發生のアルゴリズム", 數理科學(일본), No. 328, pp.42 ~ 51, 1990.
8. V.Williams, 徳成 剛, 松岡清利, "遺傳的アルゴリズムによるニューラルネットの學習", 電子情報通信學會技術報告(일본), NC91-77, pp.93 ~ 99, 1991.
9. 淺川和雄, 渡部信雄, 川村 旭, 益岡龍介, 棚橋純一, 山田 博, "階層ニューラルネットワークの機能と學習の高速化", 電學論C(일본), 110卷 3號, pp.141 ~ 146, 1990.
10. 이신영, "유연 구조물의 운동중 발생하는 진동의 해석", 대한기계학회논문집, 제18권 제6호, pp.1503-1509, 1994.