

반능동 MR 유체 감쇠기를 이용한 지진하중을 받는 구조물의 신경망제어

Neuro-Control of Seismically Excited Structures using Semi-active MR Fluid Damper

이 헌 재* 정 형 조** 오 주 원*** 이 인 원****
Lee, Heon-Jae Jung, Hyung-Jo Oh, Ju-Won Lee, In-Won

ABSTRACT

A new semi-active control strategy for seismic response reduction using a neuro-controller and a magnetorheological (MR) fluid damper is proposed. The proposed control system consists of the improved neuro-controller and the bang-bang-type controller. The improved neuro-controller, which was developed by employing the training algorithm based on a cost function and the sensitivity evaluation algorithm replacing an emulator neural network, produces the desired active control force, and then the bang-bang-type controller causes the MR fluid damper to generate the desired control force, so long as this force is dissipative. In numerical simulation, a three-story building structure is semi-actively controlled by the trained neural network under the historical earthquake records. The simulation results show that the proposed semi-active neuro-control algorithm is quite effective to reduce seismic responses. In addition, the semi-active control system using MR fluid dampers has many attractive features, such as the bounded-input, bounded-output stability and small energy requirements. The results of this investigation, therefore, indicate that the proposed semi-active neuro-control strategy using MR fluid dampers could be effectively used for control of seismically excited structures.

1. 서 론

-
- * 한국과학기술원 건설·환경공학과 석사과정
 - ** 한국과학기술원 건설·환경공학과 연구조교수
 - *** 정희원·한남대학교 토목공학과 정교수
 - **** 정희원·한국과학기술원 건설·환경공학과 정교수

인공신경망은 인공신경망의 학습능력이 해석적인 답을 얻기 어려운 복잡한 공학문제를 풀 수 있는 새로운 가능성을 제시하였기 때문에 공학의 여러 분야에 널리 이용되어 왔다. 특히, 신경망을 이용한 진동해석을 받는 구조물의 진동제어에 관한 연구는 Ghaboussi 등(1995)과 Chen 등(1995)에 의해 동시에 제안되었다. 그들은 신경망이 구조물의 진동제어의 한 방법이 될 수 있음을 보여주었으나 학습시 목표응답을 구하는 문제와 에뮬레이터 신경망을 사용해야 하는 등의 문제점이 드러났다. Kim 등(2000)은 가격함수와 민감도 계산기법을 제안함으로써 위와 같은 문제점을 해결하였다.

기존의 신경망을 이용한 구조물의 진동제어 방법은 능동제어방법이기 때문에 구조 시스템을 불안정하게 할 가능성이 있다. 그에 비해 반응동제어는 수동제어 시스템이 가지고 있는 신뢰성 (Reliability) 뿐 만 아니라 능동제어기법의 장점인 적응성 (Adaptability)을 확보할 수 있기 때문에 구조 시스템을 불안정하게 할 가능성이 전혀 없고, 적은 양의 전력을 가지고도 제어가 가능하다. 최근 들어 MR 유체 감쇠기와 같은 반응동 제어장치가 구조물의 응답을 줄이기 위해 활발하게 연구되어지고 있다.

본 연구에서는 가격함수와 민감도 계산기법을 이용하여 학습시킨 신경망 제어알고리즘을 MR 유체 감쇠기의 제어 알고리즘으로 적용하였다. 수치해석에는 Dyke 등(1996)이 사용한 구조물을 고려하였고, 대표적인 지진으로 많이 쓰이고 있는 El Centro 지진으로 신경망을 학습시킨 뒤, Northridge 지진과 California 지진으로 검증하였다.

2. 신경망에 대한 간단한 소개

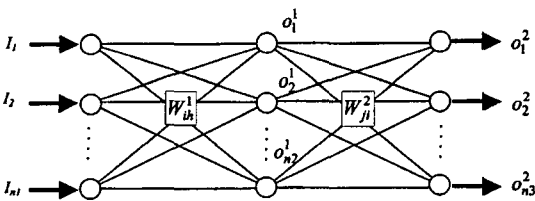


그림 1. 다층신경망

고 입력층에서의 값이 I_h ($h=1,2,\dots,n1$)로 표현될 때, 은닉층에서의 출력값은 다음식으로 표현된다.

$$o_i^1 = f^1(net_i^1), \quad i=1,2,\dots,n2 \quad (1)$$

여기서 f^1 은 활성화함수(activation function)를 나타내고 net_i^1 은 은닉층의 i 번째 노드에서의 입력값으로 다음과 같이 표현된다.

$$net_i^1 = \sum_{h=1}^{n1} W_{ih}^1 I_h + b_i^1 \quad (2)$$

식 (2)에서 W_{ih}^1 은 입력층과 은닉층 사이의 가중치를 b_i^1 은 은닉층의 편차(bias)값을 나타낸다. 마찬가지로

지로 출력층의 출력값은 식 (3)과 같다.

$$o_j^2 = f^2(net_j^2), \quad j=1,2,\dots,n3 \quad (3)$$

여기서 net_j^2 는 다음과 같다.

$$net_j^2 = \sum_{i=1}^{n2} W_{ji}^2 o_i^1 + b_j^2 \quad (4)$$

3. 신경망을 이용한 능동제어시스템

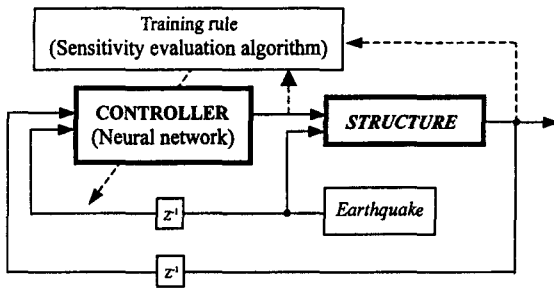


그림 2. 능동 제어시스템의 블록 다이어그램

그림 2는 신경망을 이용한 능동제어의 블록 다이어그램이다. 외부하중을 받는 구조물의 진동을 예측하여 신경망의 입력으로 사용하고 신경망의 출력을 제어력으로 사용하여 구조물의 진동을 저감시킨다. 신경망을 적절한 제어력을 계산하도록 학습시켜야 하는데, 제어기 신경망의 학습규칙은 Kim 등 (2000) 이 제안한 식 (5)와 같은 가격함수를 이용하여 쉽게 구할 수 있다.

$$\hat{J} = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N_f-1} \{ \mathbf{z}_{k+1}^T \mathbf{Q} \mathbf{z}_{k+1} + \mathbf{u}_k^T \mathbf{R} \mathbf{u}_k \} = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N_f-1} \hat{J}_k \quad (5)$$

여기서 $\mathbf{z}(n \times 1)$ 와 $\mathbf{u}(m \times 1)$ 은 각각 구조물 응답의 상태벡터와 제어력 벡터이고, $\mathbf{Q}(n \times n)$ 와 $\mathbf{R}(m \times m)$ 은 상대 가중치 행렬이다. 그리고 k , N_f 는 각각 샘플단계, 총 샘플갯수를 의미한다. 식

(5) 괄호안의 첫 번째 항은 진동에너지, 두 번째 항은 제어에너지를 나타낸다. 가격함수를 최소화하기 위해 gradient descent 규칙을 k 번째 가격함수에 적용하면 은닉층과 출력층 사이의 가중치 수정량은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta W_{ji}^2 = -\eta \frac{\partial \hat{J}_k}{\partial W_{ji}^2} \quad (6)$$

이 때 η 는 학습률이다. 식 (6)의 편미분에 chain rule을 적용하면 식 (7)을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial W_{ji}^2} = \frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial W_{ji}^2} \quad (7)$$

일반화된 오차를 식 (8)과 같이 정의하면, 가중치 수정량은 최종적으로 식 (9)와 같이 표현된다.

$$\delta_j^2 = -\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_j^2} = -\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial o_j^2} \frac{\partial o_j^2}{\partial net_j^2} = -\left(z_{k+1}^T Q \left\{ \frac{\partial z_{k+1}}{\partial u_{k,j}} \right\} + u_k^T r_j \right) G_j (f^2)' \Big|_{net_j^2} \quad (8)$$

$$\Delta W_{ji}^2 = \eta \delta_j^2 o_i^1 \quad (9)$$

여기서 r_j 는 R 행렬의 j 번째 열벡터이고, G_j 는 제어력의 이득상수이며 다음 식을 만족한다.

$$u_j = G_j o_j^2 \quad (10)$$

같은 방법으로, 편차값의 학습량도 식 (11)처럼 구할 수 있다.

$$\Delta b_j^2 = \eta \delta_j^2 \quad (11)$$

입력층과 은닉층 사이의 가중치와 편차값의 학습규칙도 같은 방법으로 식 (12)부터 식 (14)처럼 유도된다.

$$\Delta W_{ih}^1 = \eta \delta_i^1 I_h \quad (12)$$

$$\delta_i^1 = -\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_i^1} = -\sum_{j=1}^{n^3} \frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial o_i^1} \frac{\partial o_i^1}{\partial net_i^1} = \sum_{j=1}^{n^3} \delta_j^2 W_{ji}^2 (f^1)' \Big|_{net_i^1} \quad (13)$$

$$\Delta b_i^1 = \eta \delta_i^1 \quad (14)$$

여기서 민감도 $\left\{ \frac{\partial z_{k+1}}{\partial u_{k,j}} \right\}$ 는 kim 등(2001)이 제안한 민감도 계산기법을 이용하여 제어기 신경망의 학습을 용이하게 하였다.

4. MR 유체 감쇠기를 이용한 반능동 신경망 제어시스템

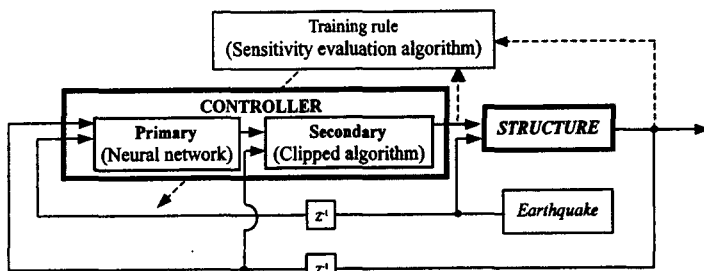


그림 3. 반능동 신경망 제어시스템의 블록 다이어그램

그림 3은 본 논문에서 제안하고 있는 MR 유체 감쇠기를 이용한 반능동제어의 블록다이어그램이다. 이는 두 가지 제어기로 이루어져 있다. 이전 장에서 설명한 능동제어시스템이

목표제어력 f_d 를 계산하는 첫번째 제어기로 사용되고, MR 유체 감쇠기를 위해 식 (15)와 같은 제어시스템이 두번째 제어기로 사용되었다.

$$f_{sa} = \begin{cases} f_a, & f_a \cdot \dot{x}_{dev} < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

여기서 f_{sa} 와 \dot{x} 는 각각 MR 유체 감쇠기의 제어력과 damper에 걸린 속도를 나타낸다. MR 유체 감쇠기는 구조시스템의 에너지를 가해줄 수 없는 에너지 소산장치이기 때문에 목표제어력 f_d 를 계산하는 첫번째 제어기의 설계에 주의를 기울여야 한다.

5. 수치해석

5. 1. 해석 모델

수치해석에서 사용한 모델은 Dyke 등(1996)이 사용한 그림 4의 3층 전단건물이다. 1층에 MR 유체 감쇠기가 설치되었으므로, f_{sa} 를 계산하는데 쓰이는 \dot{x} 는 1층의 속도가 된다.

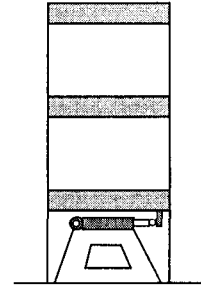


그림 4. 수치해석모델

5. 2. 제어기의 학습

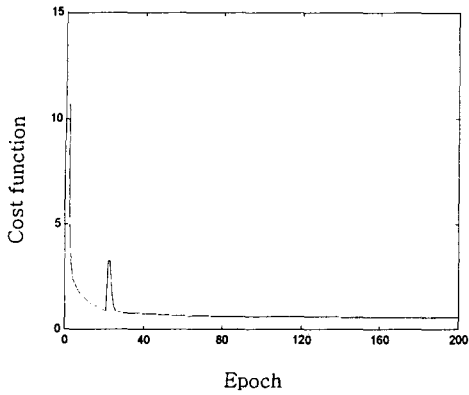
제어기 신경망은 입력, 은닉, 출력층으로 구성되었고, 입력층은 1층과 3층의 변위, 속도 및 지반의 가속도를 위한 5개의 노드를 사용하였다. 은닉층은 5개의 노드를 사용하였고 출력층은 제어신호를 위한 한 개의 노드를 사용하였다. 그리고 상대 가중치 행렬은 식 (16)을 사용하였다.

$$\mathbf{Q} = \text{diag}(1, 0, 1, 1, 0, 1), \quad r = 10^{-10} \quad (16)$$

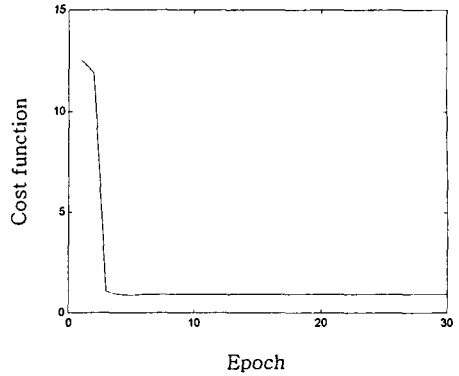
수치해석 모델에 대하여 대표적인 지진으로 자주 쓰이는 El Centro(1940, 0.348g) 지진에 대하여 제어기 신경망을 학습시켰고, 이와 다른 지진에 대하여 제어기의 성능을 검증하였다.

5. 3. 제어 성능

El Centro 지진의 일부에 대해 학습된 신경망을 이용하여 El Centro 지진 전체와 최대가속도크기와 주파수 분포가 서로 다른 두개의 지진 즉, Northridge(0.334g) 지진과 California(0.156g) 지진에 대한 제어기능의 성능을 검증하였다. 그림 5에는 각각 능동제어와 반능동제어에서의 신경망의 학습되는 과정을 나타내는 가격함수(cost function)의 변화추이를 나타내었다. 또한, 그림 6은 각 지진에 대한 3층의 변위와 가속도를 나타내고 있다. (a)를 살펴보면, 신경망을 El Centro 지진의 일부에 대하여 학습시켰기 때문에 El Centro 지진 전체에 대해서는 제어성능이 매우 좋음을 알 수 있다. 또한, (b)와 (c)에서 보는 바와 같이 최대가속도크기와 주파수 분포가 서로 다른 두 지진에 대해서도 마찬가지로 뛰어난 제어성능을 보여주고 있다. 즉, MR 유체 감쇠기를 이용한 신경망 제어기의 성능이 매우 좋으며, 학습하지 않은 지진이 발생하여도 진동제어 효과가 우수한 것으로 나타났다.

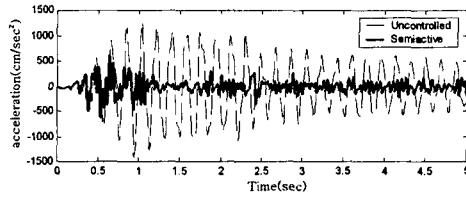
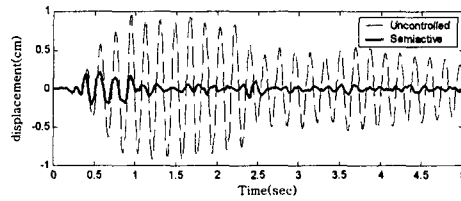


(a) 능동제어시스템의 가격함수

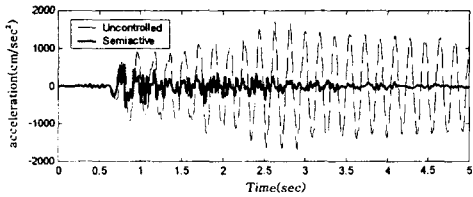
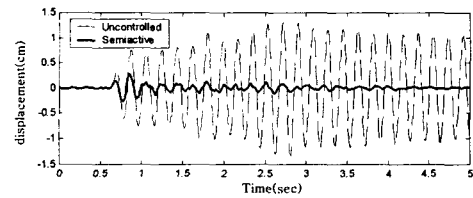


(b) 반능동제어시스템의 가격함수

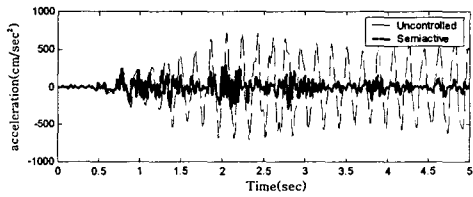
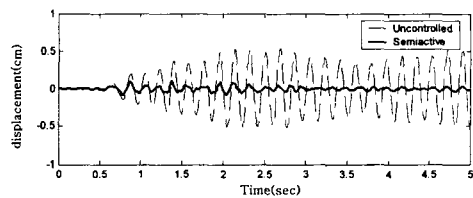
그림 5. 각 제어시스템의 가격함수



(a) El Centro 지진에서의 3층의 응답



(b) Northridge 지진에서의 3층의 응답



(c) California 지진에서의 3층의 응답

그림 6. 여러지진에 대한 3층의 응답

표 1. 각 지진에 대한 최대 응답 (비율)

Control Strategy	El Centro Earthquake			Northridge Earthquake			California Earthquake		
	Uncontrolled	Active neuro-control	Semi-active neuro-control	Uncontrolled	Active neuro-control	Semi-active neuro-control	Uncontrolled	Active neuro-control	Semi-active neuro-control
x_i (cm)	0.549 (1.00)	0.098 (0.18)	0.138 (0.25)	0.683 (1.00)	0.093 (0.14)	0.177 (0.26)	0.316 (1.00)	0.043 (0.14)	0.069 (0.22)
	0.836 (1.00)	0.133 (0.16)	0.198 (0.24)	1.102 (1.00)	0.174 (0.16)	0.254 (0.23)	0.476 (1.00)	0.051 (0.11)	0.084 (0.18)
	0.973 (1.00)	0.215 (0.22)	0.216 (0.22)	1.343 (1.00)	0.210 (0.16)	0.273 (0.20)	0.544 (1.00)	0.081 (0.15)	0.099 (0.18)
d_i (cm)	0.549 (1.00)	0.198 (0.18)	0.138 (0.25)	0.683 (1.00)	0.093 (0.14)	0.177 (0.26)	0.316 (1.00)	0.043 (0.14)	0.069 (0.22)
	0.317 (1.00)	0.124 (0.39)	0.136 (0.43)	0.422 (1.00)	0.108 (0.26)	0.129 (0.39)	0.169 (1.00)	0.046 (0.27)	0.060 (0.36)
	0.203 (1.00)	0.082 (0.40)	0.092 (0.45)	0.248 (1.00)	0.095 (0.38)	0.084 (0.34)	0.104 (1.00)	0.041 (0.39)	0.042 (0.40)
\ddot{x}_{ai} (cm/sec ²)	880 (1.00)	660 (0.75)	777 (0.88)	917 (1.00)	661 (0.72)	693 (0.76)	581 (1.00)	358 (0.62)	429 (0.74)
	1065 (1.00)	569(0.53)	887 (0.83)	1287 (1.00)	593 (0.46)	837 (0.65)	662 (1.00)	270 (0.41)	515 (0.78)
	1414 (1.00)	567 (0.40)	639 (0.45)	1726 (1.00)	659 (0.38)	587 (0.34)	726 (1.00)	286 (0.39)	291 (0.40)
f (N)	-	1000	803	-	1000	790	-	522	537

표 1에는 신경망에 의해 제어된 구조물의 최대 응답들이 제어되지 않은 구조물의 그것과 비교되어 있다. 표에서 보는 바와 같이 능동 신경망 제어 시스템과 제안된 반능동 신경망 제어 시스템 응답의 최대 비가 각각 변위에서 0.22, 0.26 층간변위에서 0.40, 0.45, 가속도에서 0.75, 0.88 이었다. 제안된 방법의 최대 제어력은 능동 신경망 제어 시스템의 그것에 비해 California 지진을 제외하고는 상대적으로 작았다. 이는 능동 신경망 제어 시스템 뿐만 아니라 제안된 반능동 신경망 제어시스템도 역시 세 지진에 대한 응답을 줄이는데 있어 매우 효율적이라는 것을 보여주고 있다. 강진의 경우 전원이 끊어지거나 하는 이유로 기존 신경망 제어 시스템 같은 능동제어 시스템은 작동하지 않을 수도 있다. 그런 면에서 능동제어에 비해 훨씬 더 적은 전력으로 비슷한 성능을 내는 신경망 제어 시스템이 효율적인 제어기법 중의 하나라는 것을 알 수 있다.

6. 결 론

가역함수와 민감도 계산 기법을 이용한 신경망 학습법을 기존 능동 제어 시스템 뿐만 아니라 MR 유체 감쇠기를 이용한 반능동 제어 시스템에 적용하였다. 수치해석 결과 학습시켰던 지진이 아닌 다른 지진에서도 제안된 방법이 기존 능동 제어 시스템과 비슷하거나 더 나은 성능을 내고 있다는 것을 확인하였다. 반능동 제어 시스템은 수동제어 시스템이 가지고 있는 신뢰성 (Reliability) 뿐 만 아니라 능동제어기법의 장점인 적용성 (Adaptability)을 확보할 수 있는 장점을 가지고 있기 때문에 기존의 능동 제어 시스템과 비교하여 더 효율적인 제어기법 중 하나라는 것을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 국가지정 연구실인 구조물 내진제어 연구실의 지원 하에 이루어졌습니다. 지원에 깊은 감사를 드립니다.

참고 문헌

1. Ghaboussi, J. and Joghataie, A., "Active control of structure using neural networks," *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 121, No. 4, 1995, pp.555~567
2. Chen HM, Tsai KH, Qi GZ, Yang JCS, Amini F., "Neural network for structural control," *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 9, No. 2, 1995, pp. 168~176
3. Kim JT, Jung HJ and Lee IW, "Optimal structural control using neural networks," *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 126, No. 2, 2000, pp. 201~205
4. Kim DH, Lee IW, "Neuro-control of seismically excited steel structure through sensitivity evaluation scheme," *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 30, No. 9, 2001, pp. 1361~1378
5. Dyke SJ, Spencer BF Jr., "Modeling and control of magnetorheological dampers for seismic response," *Smart Material and Structures*, Vol. 5, 1996, pp. 565~575