

# 자기유변유체감쇠기의 동특성을 고려한 지진하중을 받는 구조물의 반능동 신경망제어

## Semiactive Neuro-control for Seismically Excited Structure Considering Dynamics of MR Fluid Damper

이헌재\* · 정형조\*\* · 윤우현\*\*\* · 이인원\*\*\*\*

Lee, Heon Jae · Jung, Hyung Jo · Yoon, Woo Hyun · Lee, In Won

### Abstract

A new semiactive control strategy for seismic response reduction using a magnetorheological (MR) fluid damper controlled by a neuro-controller is proposed. 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 by using the clipped algorithm the appropriate command voltage is selected in order to cause the MR fluid damper to generate the desired control force. The numerical simulation results show that the proposed semiactive neuro-control algorithm is quite effective to reduce seismic responses. In addition, the semiactive control system using MR fluid dampers has many attractive features, such as bounded-input, bounded-output stability and small energy requirements. The results of this investigation, therefore, indicate that the proposed semiactive neuro-control strategy using MR fluid dampers could be effective used for control seismically excited structures.

**Keywords** : *semiactive control, neural network, MR fluid damper, clipped algorithm, sensitivity evaluation algorithm*

### 요 지

본 논문에서는 지진하중을 받는 구조물의 응답을 줄이기 위해 신경망 제어기와 자기유변 유체감쇠기(MR fluid damper)를 이용한 새로운 반능동제어기법을 제안하였다. 여기서 사용된 신경망은 가격합수와 민감도계산기법을 이용하여 학습을 용이하게 하였으며, clipped 알고리즘을 이용하여 자기유변유체감쇠기가 신경망에서 계산된 요구력을 낼 수 있도록 유도하였다. 수치해석 결과 제안된 반능동 신경망제어기법은 지진응답을 줄이는데 매우 효율적임을 알 수 있었다. 더불어 자기유변 유체감쇠기를 이용한 반능동제어시스템은 수동제어시스템이 가지고 있는 신뢰성(reliability) 뿐만 아니라 능동제어시스템의 적응성(adaptability)을 확보할 수 있기 때문에 구조 시스템을 불안정하게 할 가능성이 거의 없고, 적은 양의 전력을 가지고도 제어가 가능하다는 등의 뛰어난 장점을 가지고 있기 때문에 제안된 자기유변유체감쇠기를 이용한 반능동 신경망제어기법은 지진하중을 받는 구조물을 제어하는데 있어 매우 효율적인 방법이라 할 수 있다.

**핵심용어** : 반능동제어, 신경망, 자기유변유체감쇠기(MR damper), Clipped 알고리즘, 민감도계산기법

### 1. 서 론

인공신경망은 학습기능을 통해 해석적인 답을 얻기 어려운 복잡한 공학문제를 풀 수 있는 새로운 가능성을 제시하였기 때문에 공학의 여러 분야에 널리 이용되어 왔다. 특히, 신경망을 이용한 지진하중을 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 신경망을 학습시킬 때, 목표

응답을 구하는 문제와 에뮬레이터(emulator) 신경망을 사용해야 하는 등의 문제점이 드러났다. Kim 등(2001)은 가격합수와 민감도 계산기법을 제안함으로써 위와 같은 문제점을 해결하였다.

기존의 신경망을 이용한 구조물의 진동제어 방법은 능동제어 방법이다. 능동제어는 임의의 외부하중에 대한 적응성(adaptability)이 뛰어나고, 제어성능도 뛰어나다는 장점이 있는 반면, 큰 외부전원이 필요하고, 구조 시스템을 불안정하게 할 가능성이 있다는 단점이 있다. 그에 비해 반능동제어

\*한국과학기술원 건설 및 환경공학과 박사과정(E-mail: widhawk7@hanmail.net)

\*\*정희원 · 세종대학교 토목환경공학과 조교수(E-mail: hjung@sejong.ac.kr)

\*\*\*정희원 · 경원대학교 산업환경대학원 부교수(E-mail: ywh@mail.kyungwon.ac.kr)

\*\*\*\*정희원 · 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 교수(E-mail: iwlee@kaist.ac.kr)

는 수동제어가 가지고 있는 신뢰성 (reliability) 뿐 만 아니라 능동제어의 장점인 적응성을 확보할 수 있기 때문에 구조 시스템을 불안정하게 할 가능성이 거의 없고, 적은 양의 전력을 가지고도 제어가 가능하다. 그러나, 반능동제어의 성능이 능동제어의 성능보다는 약간 좋지 않다고 알려져 있다. 최근들어 자기유변유체감쇠기와 같은 반능동 제어장치가 구조물의 지진응답을 줄이기 위해 활발하게 연구되고 있다.

본 연구에서는 가격함수와 민감도계산기법을 이용하여 학습시킨 신경망 제어알고리즘을 자기유변 유체감쇠기의 제어 알고리즘으로 적용하고, clipped 알고리즘으로부터 자기유변 유체감쇠기에 입력되는 전압을 0 V 아니면 최대전압으로 정해줌으로써 구조물의 반능동제어를 실현하였다.

## 2. 신경망을 이용한 능동제어시스템

그림 1은 신경망을 이용한 능동제어시스템의 개념도이다. 외부하중을 받는 구조물의 응답을 예측하여 신경망의 입력으로 사용하고 신경망의 출력을 제어력으로 사용하여 구조물의 진동을 저감시킨다. 이때, 신경망을 적절한 제어력을 계산하도록 학습시켜야 하는데, 제어기 신경망의 학습규칙은 Kim 등(2001)이 제안한 식 (1)과 같은 가격함수를 이용하여 쉽게 구할 수 있다.

$$\hat{J} = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N_f-1} \{z_{k+1}^T Q z_{k+1} + u_k^T R u_k\} = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N_f-1} \hat{J}_k \quad (1)$$

여기서  $z(n \times 1)$ 와  $u(m \times 1)$ 는 각각 구조물 응답의 상태벡터와 제어력 벡터이고,  $Q(n \times n)$ 와  $R(m \times m)$ 은 상대 가중치 행렬이다. 그리고  $k, N_f$ 는 각각 샘플단계, 총 샘플갯수를 의미한다. 식 (1) 괄호안의 첫 번째 항은 진동에너지, 두 번째 항은 제어에너지를 나타낸다. 가격함수를 최소화하기 위해 gradient descent 규칙을  $k$ 번째 가격함수에 적용하면 본 연구에서 사용한 신경망의 은닉층과 출력층 사이의 가중치 수정량은 다음과 같이 표현될 수 있다.

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

이 때,  $\eta$ 는 학습률이다. 식 (2)의 편미분에 chain rule을 적용하면, 식 (3)을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial W_{ji}^2} = \frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_j^2} \frac{\partial net_j^2}{\partial W_{ji}^2} \quad (3)$$

일반화된 오차를 식 (4)와 같이 정의하면 가중치 수정량은

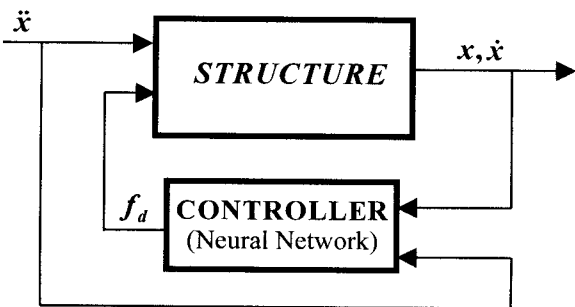


그림 1. 신경망을 이용한 능동제어시스템의 개념도

최종적으로 식 (5)와 같이 표현된다.

$$\delta_j^2 = -\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial o_j^2} \frac{\partial o_j^2}{\partial net_j^2} = -\left( z_{k+1}^T Q \left\{ \frac{\partial z_{k+1}}{\partial u_{k,j}} \right\} + u_k^T r_j \right) G_j(f^2) \Big|_{net_j^2} \quad (4)$$

$$\Delta W_{ji}^2 = \eta \delta_j^2 o_i^1 \quad (5)$$

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

$$u_j = G_j o_j^2 \quad (6)$$

같은 방법으로, 편차값의 학습량도 식 (7)처럼 구할 수 있다.

$$\Delta b_j^2 = \eta \delta_j^2 \quad (7)$$

본 연구에서 사용한 신경망의 입력층과 은닉층 사이의 가중치와 편차값의 학습규칙도 같은 방법으로 식 (8)부터 식 (10)처럼 유도된다.

$$\Delta W_{ih}^1 = \eta \delta_i^1 I_h \quad (8)$$

$$\delta_i^1 = -\frac{\partial \hat{J}_k}{\partial net_i^1} = \sum_{j=1}^{n_3} \delta_j^2 W_{ji}^2 (f^1)' \Big|_{net_i^1} \quad (9)$$

$$\Delta b_i^1 = \eta \delta_i^1 \quad (10)$$

## 3. 신경망과 자기유변유체감쇠기를 이용한 반능동제어시스템

그림 2는 본 논문에서 제안하고 있는 자기유변유체감쇠기를 이용한 반능동제어시스템의 개념도이다. 여기서는 능동제어시스템에서 사용한 동일한 신경망 제어기와 clipped 알고리즘을 사용하였다. Clipped 알고리즘은 그림 3에서 보는 바와 같이 자기유변유체감쇠기에서 발생하는 힘  $f$ 와 신경망 제어기에서 계산되어진 요구력  $f_d$ 를 비교하여, 0 V 아니면 최대전압을 걸어주는 알고리즘이다. 즉, 발생하는 힘이 요구력보다 작을 때는 더 큰 힘을 낼 수 있도록 최대전압을 걸어주고, 클 때는 작은 힘을 내도록 0 V를 걸어준다.

자기유변유체감쇠기를 실제로 모사하기 위해서 Spencer 등 (1997)이 제안한 개선된 Bouc-Wen 모델을 사용하였다. 개선된 Bouc-Wen 모델은 기존 Bouc-Wen 모델이 작은 크기의 속도구간을 제대로 모사하지 못하는 점을 개선한 모델이고, 식 (11)부터 (17)까지의 7개의 방정식으로 표현된다.

$$F = c_1 \dot{y} + k_1(x - x_0) \quad (11)$$

$$\dot{z} = -\gamma |\dot{x} - \dot{y}| z |z|^{n-1} - \beta(\dot{x} - \dot{y}) |z|^n + A(\dot{x} - \dot{y}) \quad (12)$$

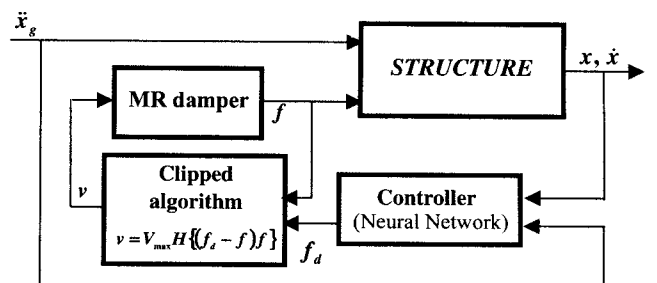


그림 2. 자기유변유체감쇠기를 이용한 반능동제어시스템의 개념도

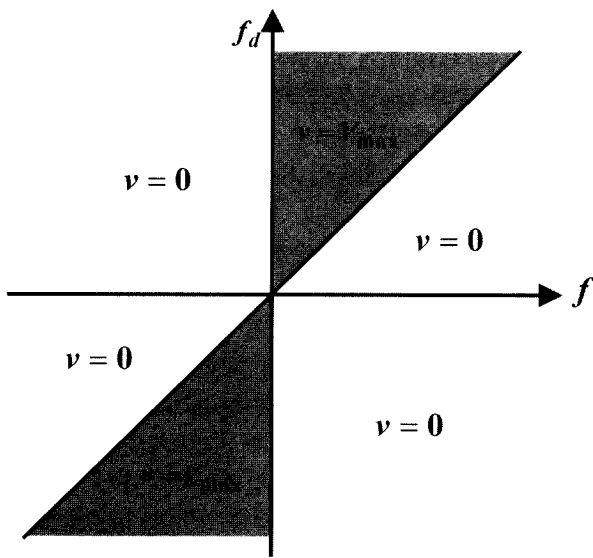


그림 3. Clipped 알고리즘의 개념도

표 1. 개선된 Bouc-Wen 모델의 변수들 (Spencer 등 1996)

변수	값	변수	값
$c_{0a}$	21.0 N · sec/cm	$\alpha_a$	140 N/cm
$c_{0b}$	3.50 N · sec/cmV	$\alpha_b$	695 N/cm · V
$k_0$	4.69 N/cm	$\gamma$	363 cm <sup>-2</sup>
$c_{1a}$	283 N · sec/cm	$\beta$	363 cm <sup>-2</sup>
$c_{1b}$	2.95 N · sec/cm · V	$A$	301
$k_1$	5.00 N/cm	$n$	2
$x_0$	0.0 cm	$\eta$	190 sec <sup>-1</sup>

$$\dot{y} = \frac{1}{(c_0 + c_1)} \{ \alpha z + c_0 \dot{x} + k_0(x - y) \} \quad (13)$$

$$\alpha = \alpha_a + \alpha_b u \quad (14)$$

$$c_0 = c_{1a} + c_{1b} u \quad (15)$$

$$c_0 = c_0 + c_{0b} u \quad (16)$$

$$\dot{u} = -\eta(u - v) \quad (17)$$

여기서  $x$ 는 자기유변유체감쇠기의 변위를,  $x_0$ 는 스프링의 초기변위를 나타내고,  $y$ 는 자기유변 유체감쇠기의 유사변위 (pseudo displacement),  $u$ 는 전압 1차 필터의 출력,  $v$ 는 명령전압을 각각 나타낸다. 그리고,  $c_0$ 와  $c_1$ 은 각각 큰 속도와 작은 속도에 대한 점성감쇠계수이고,  $k_0$ 는 큰 속도값에 대한 강성을  $k_1$ 은 압축시의 매우 작은 감쇠력과 관련된 강성을 나타낸다. 마지막으로  $\gamma$ ,  $\beta$ ,  $A$ 는 시간이력변수이고,  $\alpha$ 는 내부변수  $z$ 와 관련된 계수이다. 이러한 여러 가지 변수들은 실험데이터에 의해 구할 수 있으며, 그 값들이 표 1에 나타나 있다.

## 4. 수치해석

### 4.1 해석모델

제안방법의 제어성능을 검증하기 위해, 본 연구에서는 Dyke 등(1996)이 사용한 1개의 자기유변유체 감쇠기가 설치

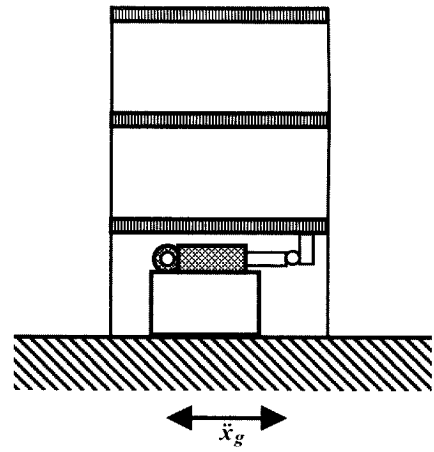


그림 4. 수치해석모델 (Dyke 등 1996)

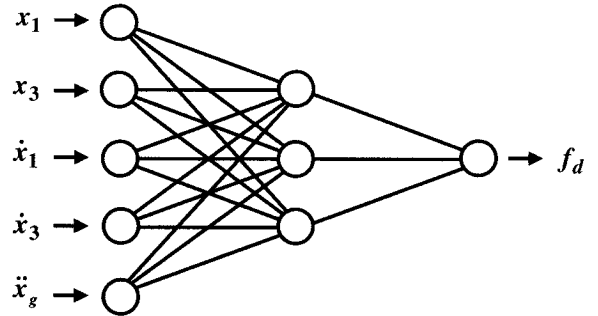


그림 5. 수치해석에 사용된 인공신경망 제어기

된 3층 전단 건물 모형을 대상구조물로 고려하였다. 자기유변유체감쇠기는 바닥과 1층 사이에 강결되어있다. 자기유변유체감쇠기의 설치모습은 그림 4와 같다.

그리고 본 연구에서는 수많은 인공신경망 모델의 민감도 해석을 거쳐 그림 5와 같은 구조를 최적의 신경망 구조로 채택하였다. 결정해야 할 것들은 입력의 개수와 종류, 은닉층의 개수, 각 은닉층의 노드의 수인데, 그 중 가장 중요한 것은 어떤 입력을 신경망의 입력으로 할지 결정하는 것이다. 되도록 적은 수의 입력, 은닉층, 은닉층의 노드를 사용하려고 노력하면서, clipped 최적제어 이상의 제어효과를 나타낼 때까지 수치해석을 실시하였다.

채택된 인공신경망 제어기는 1층의 변위, 3층의 변위, 1층의 속도, 3층의 속도, 지반가속도의 5개의 입력을 받아 제어력을 출력으로 내보내는 구조를 갖고 있다. 또한 채택된 신경망은 내부에 3개의 노드를 갖는 1개의 은닉층을 갖는다. 그리고 입력층과 은닉층 사이는 hyperbolic tangent sigmoid 함수(MATLAB에서 'tansig')를 은닉층과 출력층 사이는 pure linear 함수('purelin')를 활성화함수로 사용하였다.

### 4.2 제어기의 학습

수치해석에 사용된 모든 역사지진은 대상구조물 자체가 일반 구조물에 비해 축소된 모형이기 때문에, 시간을 1/5로 압축하여 사용하였다. (Dyke 등 1996) 그림 6은 수치해석에서 사용된 각 지진의 가속도 시간이력을 나타내고 있다.

제안방법의 신경망 모델과 능동제어시스템의 신경망모델은 대표적인 역사지진인 El Centro 지진(1940, PGA(Peak Ground Acceleration): 0.3495 g)의 일부(0~4 sec 부분)를 이용하여 학습을 시켰고 공정한 비교를 위하여 똑같은 구조를 갖는

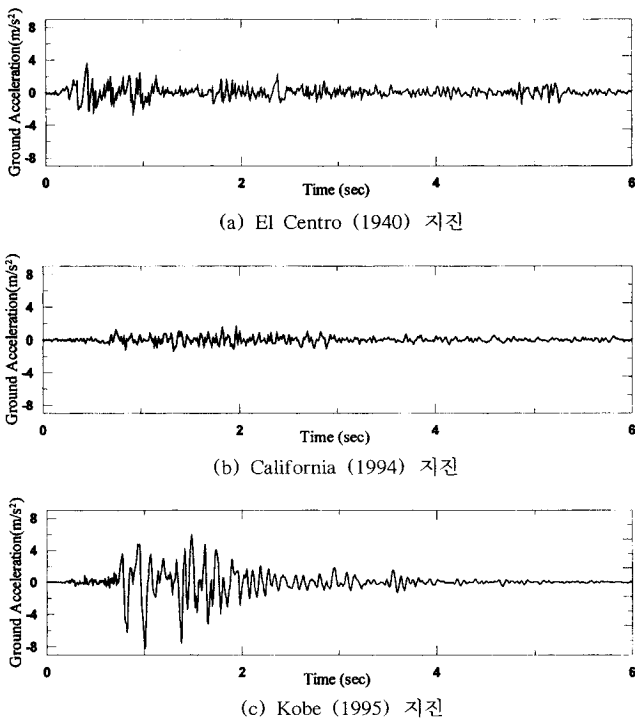


그림 6. 수치해석에 사용된 각 지진의 가속도 시간이력 그래프

신경망모델을 사용하였다. 신경망의 학습에 있어서 상대 가중치 행렬이 제어 성능에 미치는 영향이 가장 크다. 그 중 제어력의 가중치인  $r$ 이 학습의 성공여부에 더 민감하기 때문에, 가격함수가 발산하지 않고 수렴하는  $r$ 의 범위를 먼저 찾고, 각각의  $r$ 값에 따라  $Q$ 를 변화시켜 가며 신경망이 최적의 제어성능을 보이도록 상대가중치 행렬을 정한다. 이렇게 결정된 상대 가중치 행렬을 능동신경망제어와 제안방법으로 나

표 2. 각 제어방법에 따른 최적의 상대 가중치 행렬

	$Q$	$r$
능동신경망제어	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$10^{-10}$
제안 방법	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 200 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$10^{-9}$

\*여기서  $Q = \text{diag}(q_{x1}, q_{x3}, q_{\dot{x}1}, q_{\dot{x}3})$

표 3. 학습이 완료된 신경망들의 가중치

	$W_{ih}^1$	$b_i^1$	$W_{ji}^2$	$b_j^2$
능동 신경망제어	$\begin{bmatrix} 0.5401 & -0.4714 & -3.0701 & -1.4218 & 0.0535 \\ 0.3925 & 0.3783 & 0.7939 & 1.4481 & 0.2536 \\ 0.4997 & 0.5024 & 0.8328 & -0.2816 & -0.1935 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.0147 \\ 0.0724 \\ 0.0393 \end{bmatrix}$	$[-2.9420 \ 0.8055 \ 1.00884]$	$[-0.0430]$
제안방법	$\begin{bmatrix} (-0.4525) & 0.6534 & -0.3693 & -0.2505 & 0.6124 \\ 0.5353 & -0.0178 & 0.1385 & 0.0350 & 0.5047 \\ 0.1985 & 0.6145 & -0.5463 & -0.0410 & 0.0258 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -0.0199 \\ 0.0149 \\ 0.0064 \end{bmatrix}$	$[-1.1857 \ 0.4798 \ -0.8531]$	$[-0.0025]$

누어 표 2에 나타냈다. 학습의 완료에 대해서는 학습 도중에 가격함수가 0.1이하가 되거나, epoch의 수가 200보다 커지거나, 일정 수의 epoch동안 가격함수의 변화가 미미할 때 학습을 마치도록 하였다.

이와 같은 방법으로 학습이 완료된 신경망의 가중치 들은 표 3과 같다.

이와 같이 학습된 신경망 제어기들을 주파수 분포와 지진의 세기가 서로 다른 Kobe 지진(1995, PGA: 0.8337 g)과 California 지진(1994, PGA: 0.156 g)으로 검증하였다. 또, 지진의 세기와 제어성능과의 관계를 알아보기 위해 EI Centro 지진의 0.5, 2.0배 지진과 Kobe지진의 0.25, 0.5배 지진, California 지진의 2.0, 3.0 배 지진으로도 검증하였다.

제안방법의 제어성능의 효율성을 증명하기 위해, 능동신경망제어의 제어성능 및 대표적인 기존방법인 clipped 최적제어(Dyke 1996)의 제어성능과 제안방법의 제어성능을 비교·분석하였다.

### 4.3 수치해석 결과

그림 7은 제안방법에서 인공신경망으로부터 계산된 요구력

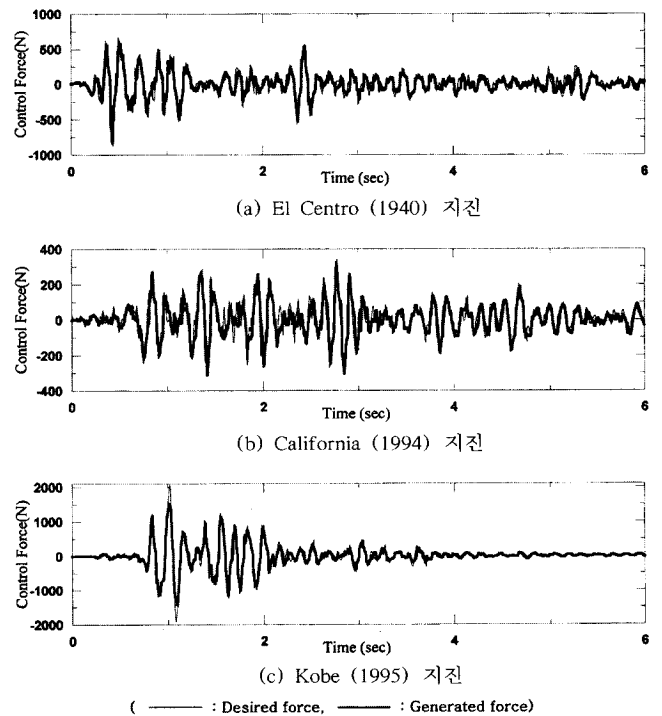


그림 7. 제안방법에서 각 지진에 대한 인공신경망의 요구력과 자기유변유체 감쇠기의 감쇠력

표 4. El Centro 지진에 대한 각 방법의 최대응답(비율)

	Uncontrolled	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$ (cm)	0.541	0.097 (0.179)	0.115 (0.213)	0.117 (0.216)
	0.825	0.094 (0.114)	0.186 (0.225)	0.171 (0.207)
	0.963	0.167 (0.173)	0.220 (0.228)	0.240 (0.249)
$d_i$ (cm)	0.541	0.097 (0.179)	0.115 (0.213)	0.117 (0.216)
	0.320	0.107 (0.334)	0.090 (0.281)	0.111 (0.347)
	0.201	0.074 (0.368)	0.101 (0.502)	0.082 (0.408)
$\ddot{x}_{ai}$ (cm/sec <sup>2</sup> )	861	502 (0.583)	733 (0.851)	429 (0.498)
	1040	474 (0.456)	746 (0.770)	503 (0.484)
	1401	513 (0.366)	705 (0.503)	571 (0.408)
$f(N)$	-	1132	954	852

표 5. California 지진에 대한 각 방법의 최대응답(비율)

	Uncontrolled	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$ (cm)	0.314	0.043 (0.137)	0.054 (0.172)	0.032 (0.137)
	0.380	0.045 (0.094)	0.094 (0.196)	0.071 (0.148)
	0.576	0.069 (0.120)	0.114 (0.198)	0.100 (0.174)
$d_i$ (cm)	0.314	0.043 (0.137)	0.054 (0.172)	0.043 (0.137)
	0.179	0.042 (0.235)	0.041 (0.229)	0.048 (0.268)
	0.107	0.036 (0.336)	0.041 (0.383)	0.039 (0.364)
$\ddot{x}_{ai}$ (cm/sec <sup>2</sup> )	570	241 (0.423)	389 (0.683)	181 (0.318)
	653	231 (0.354)	285 (0.436)	250 (0.383)
	744	249 (0.335)	285 (0.383)	273 (0.367)
$f(N)$	-	411	411	319

표 6. Kobe 지진에 대한 각 방법의 최대응답(비율)

	Uncontrolled	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$ (cm)	1.486	0.294 (0.198)	0.700 (0.471)	0.480 (0.323)
	2.373	0.428 (0.180)	1.181 (0.498)	0.819 (0.345)
	2.877	0.554 (0.193)	1.444 (0.502)	1.013 (0.352)
$d_i$ (cm)	1.486	0.294 (0.198)	0.700 (0.471)	0.480 (0.323)
	0.895	0.280 (0.313)	0.487 (0.544)	0.373 (0.417)
	0.528	0.179 (0.339)	0.328 (0.621)	0.208 (0.394)
$\ddot{x}_{ai}$ (cm/sec <sup>2</sup> )	2337	1149 (0.492)	1936 (0.828)	940 (0.402)
	2793	1065 (0.381)	1929 (0.691)	1438 (0.515)
	3676	1248 (0.339)	2280 (0.620)	1445 (0.393)
$f(N)$	-	2394	1324	1513

표 7. 여러 가지 세기의 El Centro 지진에 대한 각 방법의 최대응답의 비율

	0.5×El Centro (PGA: 0.175 g)			1.0×El Centro (PGA: 0.349 g)			2.0×El Centro (PGA: 0.699 g)		
	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$	0.185	0.196	0.214	0.179	0.213	0.216	0.181	0.255	0.226
	0.116	0.213	0.206	0.114	0.225	0.207	0.122	0.273	0.228
	0.177	0.245	0.266	0.173	0.228	0.249	0.173	0.301	0.266
$d_i$	0.185	0.196	0.214	0.179	0.213	0.216	0.181	0.255	0.226
	0.338	0.325	0.400	0.334	0.281	0.347	0.313	0.275	0.319
	0.366	0.505	0.465	0.368	0.502	0.408	0.356	0.438	0.381
$\ddot{x}_{ai}$	0.579	1.047	0.600	0.583	0.851	0.498	0.562	0.719	0.455
	0.465	0.683	0.538	0.456	0.717	0.484	0.414	0.554	0.402
	0.369	0.509	0.471	0.366	0.503	0.408	0.355	0.436	0.381

과 실제 자기유변유체감쇠기에서 발생된 제어력을 비교하고 있는 그래프이다. 그림에서 보는 바와 같이 clipped 알고리즘을 이용하더라도 발생된 제어력이 인공신경망에서 계산된 요구력과 거의 비슷한 것을 알 수 있고, 이로써 인공신경망의 학습이 원활히 이루어졌음을 알 수 있다.

표 4부터 표 6까지는 각 지진들에 대한 각 제어방법들의 최대 응답과 제어하지 않았을 때와의 비율을 나타내었다. 제안방법의 제어성능이 기존의 clipped 최적제어의 제어성능보다 많은 부분에서 더 좋음을 알 수 있다. 또한, 본 연구에서 능동신경망제어는 제어장치의 동적특성을 전혀 고려하지

표 8 여러 가지 세기의 California 지진에 대한 각 방법의 최대응답의 비율

	1.0×California (PGA: 0.156 g)			2.0×California (PGA: 0.312 g)			3.0×California (PGA: 0.468 g)		
	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$	0.137	0.172	0.137	0.144	0.213	0.133	0.148	0.207	0.147
	0.094	0.196	0.148	0.096	0.226	0.149	0.098	0.221	0.160
	0.120	0.198	0.174	0.122	0.224	0.171	0.124	0.226	0.184
$d_i$	0.137	0.172	0.137	0.144	0.213	0.133	0.148	0.207	0.147
	0.235	0.229	0.268	0.235	0.246	0.249	0.236	0.247	0.262
	0.336	0.383	0.364	0.335	0.373	0.330	0.340	0.437	0.318
$\ddot{x}_{ai}$	0.423	0.683	0.318	0.431	0.736	0.301	0.435	0.561	0.364
	0.354	0.436	0.383	0.362	0.453	0.317	0.367	0.525	0.384
	0.335	0.383	0.367	0.336	0.371	0.330	0.339	0.438	0.317

표 9. 여러가지 세기의 Kobe 지진에 대한 각 방법의 최대응답의 비율

	0.25×Kobe (PGA: 0.208 g)			0.5×Kobe (PGA: 0.417 g)			1.0×Kobe (PGA: 0.834 g)		
	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method	Active neuro-control	Clipped optimal	Proposed method
$x_i$	0.180	0.411	0.282	0.186	0.448	0.296	0.198	0.471	0.323
	0.148	0.433	0.275	0.158	0.470	0.289	0.180	0.498	0.345
	0.171	0.424	0.288	0.177	0.468	0.298	0.193	0.502	0.352
$d_i$	0.180	0.411	0.282	0.186	0.448	0.296	0.198	0.471	0.323
	0.334	0.478	0.388	0.336	0.515	0.385	0.313	0.544	0.417
	0.326	0.492	0.409	0.333	0.549	0.367	0.339	0.621	0.394
$\ddot{x}_{ai}$	0.497	1.521	0.471	0.500	1.118	0.430	0.492	0.828	0.402
	0.385	0.646	0.358	0.382	0.701	0.379	0.381	0.691	0.515
	0.330	0.493	0.410	0.334	0.551	0.367	0.339	0.620	0.393

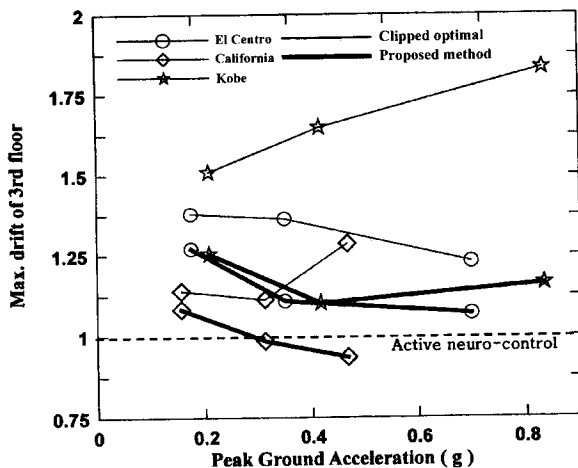


그림 8. Clipped 최적제어와 제안방법의 3층 최대변위에 대한 능동신경망제어와의 성능비교

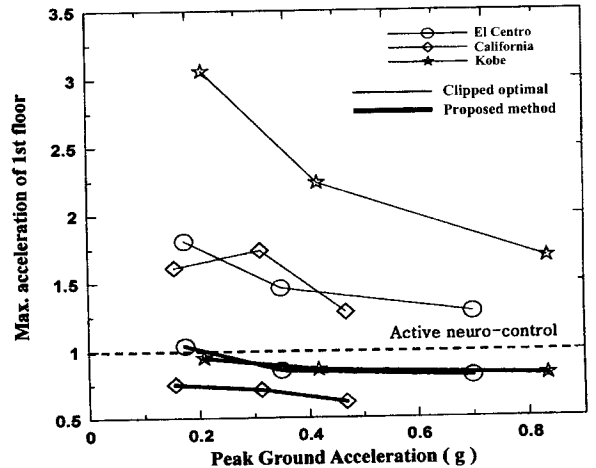


그림 9. Clipped 최적제어와 제안방법의 1층 최대가속도에 대한 능동신경망제어와의 성능비교

않은 매우 이상적인 경우이므로 제어장치의 동특성을 고려할 경우 제어성능이 나빠질 수 있다. 또한, 능동제어의 특성상 구조시스템을 불안정하게 할 가능성이 있기도 하다. 그에 비해 반능동제어 방법인 제안방법이나 clipped 최적제어 같은 경우 이미 자기유변유체감쇠기의 동특성이 고려되어 있고, 에너지 소산을 중심으로 한 반능동제어의 특성상 신뢰성이 뛰어나다. 그러므로 제안방법의 성능이 능동신경망제어에 비해 크게 나빠지 않기 때문에, 제안방법이 지진하중을 받는 구조물의 응답을 줄이기 위한 방법으로 매우 효율적인 방법이라는 결론을 내릴 수 있다.

표 7부터 표 9까지는 지진의 세기에 따른 각 제어방법들

의 제어성능을 나타내었다. 이로부터 clipped 최적제어방법은 지진을 달리했을 때 제안방법보다 제어성능이 좋아지지 않음을 알 수 있고, 일부 응답의 경우 제어하지 않은 경우의 응답보다 더 큰 경우도 있음을 알 수 있다. 제안방법은 대부분의 경우 능동신경망제어와 비슷한 제어성능을 보임으로써 지진하중을 줄이는 데 효과적인 방법이라는 것을 보여주고 있다. 이로써, 제안방법이 clipped 최적제어방법보다 임의의 외부하중에 대한 적응성(adaptability)이 더 뛰어나음을 발견하였다. 이는 신경망이 제어 대상이 되는 구조시스템의 수학적 모델을 필요로 하지 않고, 신경망의 입력에 지진하중의 데이터가 들어가기 때문이다.

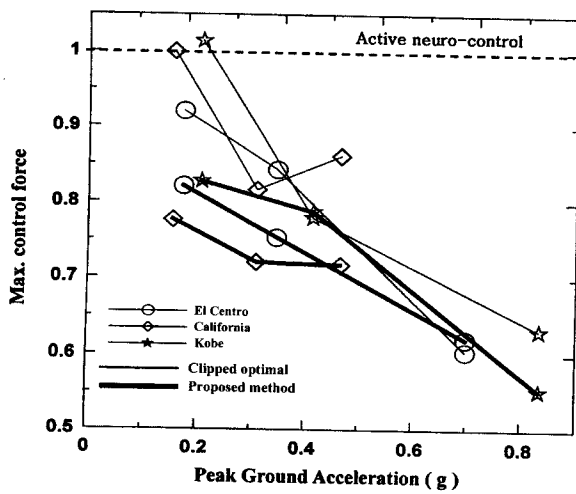


그림 10. Clipped 최적제어와 제안방법의 최대제어력 대한 능동 신경망제어와의 성능비교

마지막으로, 그림 8부터 그림 10까지는 세 가지 지진과 세기를 변화시킨 지진에 따른 clipped 최적제어와 제안방법의 3층 최대 층간 변위와 1층 최대가속도 및 최대제어력을 능동 신경망제어와 비교한 그래프이다.

3층의 최대 층간 변위를 나타낸 그림 8를 살펴보면, 제안 방법은 모든 경우의 지진에 대해 clipped 최적제어보다 좋은 결과를 나타내고 있고, 능동 신경망제어와도 최대 25%정도 차이를 보이며, California 지진의 경우 능동 신경망 제어보다 더 좋은 성능을 내고 있는 것을 알 수 있다. 또한 1층의 최대가속도를 나타낸 그림 9에서는 오히려 제안방법이 능동 신경망 제어보다도 더 성능이 좋은 것으로 나타났다. 최대제어력에 대한 그림 10에서도 제안방법은 능동 신경망 제어나 clipped 최적제어보다 대체적으로 더 작은 최대제어력을 갖는 것으로 나타났다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 지진하중을 받는 구조물의 응답을 감소시키기 위해 자기유변유체 감쇠기와 개선된 신경망 제어기를 이용한 반능동 제어방법을 제안하였다. 제안방법의 효율성을 증명하기 위해서 3층 전단 건물 모형을 이용한 수치해석을 수행하였다.

수치해석 결과, 지진의 종류와 세기에 관계없이 제안방법의 성능이 기존에 반능동제어방법으로 널리 사용되고 있는 clipped 최적제어방법의 성능보다 우수함을 알 수 있었다(3층 최대층간변위: 5~34% 감소, 1층 최대가속도: 37~69% 감소). 그리고, 제안방법이 능동 신경망제어 방법에 비해 대체적으로 층간변위의 제어 효과는 다소 떨어졌지만, 절대가속도의 제어효과는 다소 뛰어났다(3층 최대층간변위: 6% 감소~24% 증가, 1층 최대가속도: 38% 감소~3% 증가). 그러므로 능동 신경망제어 방법보다 안정적으로 구조물에 적용할 수 있는 제안된 반능동 신경망제어방법은 지진하중을 받는 구조물의 진동을 감소시키는데 매우 효율적인 방법이다.

일반적으로 신경망제어는 어떤 응답을 입력으로 사용해야 할지 미리 정해줘야 하고, 신경망의 구조, 상대 가중치 등을 시행착오를 거처가며 결정해야 한다. 이러한 과정은 매우 번

거롭기 때문에 추후 이러한 문제점을 보완하는 연구가 이루어져야 할 것이라 판단된다.

## 감사의 글

본 연구는 과학기술부의 국가지정연구실(과제번호: 2000-N-NL-01-C-251) 및 과학기술부, 한국과학재단 지정 우수연구센터인 “스마트 사회기반시설 연구센터”의 지원으로 이루어졌습니다. 이에 깊은 감사를 드립니다.

## 참고문헌

- Bani-Hani, K. and Ghaboussi, J. (1998) Neural networks for structural control of a benchmark problem, active tendon system, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 27, 1225-1245.
- Bani-Hani, K. and Ghaboussi, J. (1998) Nonlinear structural control using neural networks, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 124, No. 3, 319-327.
- Chang, Chih-Chen and Zhou, Li (2002) Neural network emulation of inverse dynamics for a magnetorheological damper, *Journal of Structural Engineering*, Vol. 128, No. 2, 231-239.
- Chen, H.M. Tsai, K.H. Qi, G.Z. Yang, J. C.S. and Amini, F. (1995) Neural network for structural control, *ASCE Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 9, No. 2, 168-176.
- Dyke, S.J. Spencer Jr., B.F. Sain, M.K. and Carlson, J.D. (1996) Modeling and control of magnetorheological dampers for seismic response reduction, *Smart Material and Structures*, Vol. 5, No. 5, 565-575.
- Dyke, S.J. Spencer Jr., B.F. Sain, M.K. and Carlson, J.D. (1998) An experimental study of MR dampers for seismic protection, *Smart Material and Structures*, Vol. 7, No. 5, 693-703.
- Ghaboussi, J. and Joghataie, A. (1995) Active control of structure using neural network, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 121, No. 4, 555-567.
- Jansen, L.M. and Dyke, S.J. (2000) Semiactive control strategy for MR dampers: A comparative study, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 126, No. 8, 795-803.
- Jung, Hyung-Jo, Spencer Jr., Billie F. and Lee, In-Won (2002) Semi-active control of a seismically excited cable-stayed bridge considering dynamic model of MR fluid dampers, *7th U.S. National Conference on Earthquake Engineering*, Boston, Massachusetts.
- Kim, Dong-Hyawn and Lee, In-Won (2001) Neuro-control of seismically excited steel structure through sensitivity evaluation scheme, *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, Vol. 30, No. 9, 1361-1378.
- Kim, Ju-Tae, Jung, Hyung-Jo and Lee, In-Won (2000) Optimal structural control using neural networks, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 126, No. 2, 201-205.
- MATLAB (1996) The Math Works, Inc., Natick, Massachusetts.
- Nikzad, K. and Ghaboussi, J. (1996) Actuator dynamics and delay compensation using neurocontrollers, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 122, No. 10, 966-975.
- Ni, Y.Q. Chen, Y. Ko, J.M. and Cao, D.Q. (2002) Neuro-control of cable vibration using semi-active magnetorheological dampers, *Engineering Structures*, Vol. 24, No. 3, 295-307.
- Spencer Jr., B.F. Dyke, S.J. Sain, M.K. and Carlson, J.D. (1996) Phenomenological model for magnetorheological dampers, *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 122, No. 3, 230-238.

(접수일:2004.1.13/심사일:2004.4.29/심사완료일:2004.4.29)