

자기유변유체감쇠기의 동특성을 고려한
지진하중을 받는 구조물의 반능동 신경망제어
Semiactive Neuro-control for Seismically Excited
Structure considering Dynamics of MR Damper

이헌재* 정형조** 오주원*** 이인원****
Lee, Heon Jae Jung, Hyung Jo Oh, Ju Won Lee, In Won

ABSTRACT

A new semiactive control strategy for seismic response reduction using a neuro-controller and a magnetorheological (MR) fluid damper is proposed. The proposed control system adopts a clipped algorithm which induces the MR damper to generate approximately the desired force. 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 damper to generate the desired control force. The 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 effectively used for control seismically excited structures.*

1. 서론

인공신경망은 인공신경망의 학습기능이 해석적인 답을 얻기 어려운 복잡한 공학문제를 풀

* 한국과학기술원 건설 및 환경공학과 박사과정
** 정회원-세종대학교 토목환경공학과 조교수
*** 정회원-한남대학교 토목공학과 정교수
**** 정회원-한국과학기술원 건설 및 환경공학과 정교수

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 학습시 목표응답을 구하는 문제와 에블레이터 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 구조시스템을 불안정하게 할 가능성이 있다. 그에 비해 반응동제어는 수동제어 시스템이 가지고 있는 신뢰성(Reliability) 뿐만 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 유체감쇠기와 같은 반응동 제어장치가 구조물의 지진응답을 줄이기 위해 활발하게 연구되어지고 있다.

본 연구에서는 가격함수와 민감도 계산기법을 이용하여 학습시킨 신경망 제어알고리즘을 MR 유체 감쇠기의 제어알고리즘으로 적용하고, Clipped 알고리즘으로부터 MR 유체 감쇠기에 입력되는 전압을 정해줌으로써 구조물의 반응동제어를 실현하였다.

2. 신경망을 이용한 능동제어시스템

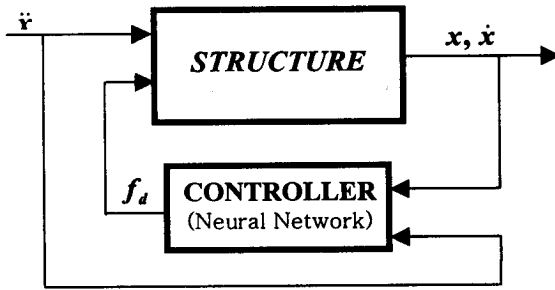


그림 1. 능동 제어시스템의 블록다이어그램

그림 1은 신경망을 이용한 능동제어시스템의 블록다이어그램이다. 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(2002)이 제안한 식 (1)과 같은 가격함수를 이용하여 쉽게 구할 수 있다.

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

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 (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, η 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 최종적으로 식 (5)와 같이 표현된다.

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

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

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.

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

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

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

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

3. 신경망과 MR 유체감쇠기를 이용한 반능동제어시스템

그림 2는 본 논문에서 제안하고 있는 MR 유체 감쇠기를 이용한 반능동제어시스템의 블록다이어그램이다. 이는 능동제어시스템에서 사용한 동일한 신경망 제어기와 clipped algorithm을 사용하였다. Clipped algorithm은 그림 3에서 보는 바와 같이 MR 유체 감쇠기에서 발생하는 힘 f 와 신경망 제어기에서 계산되어진 힘 f_d 를 비교하여 0 아니면 최대전압을

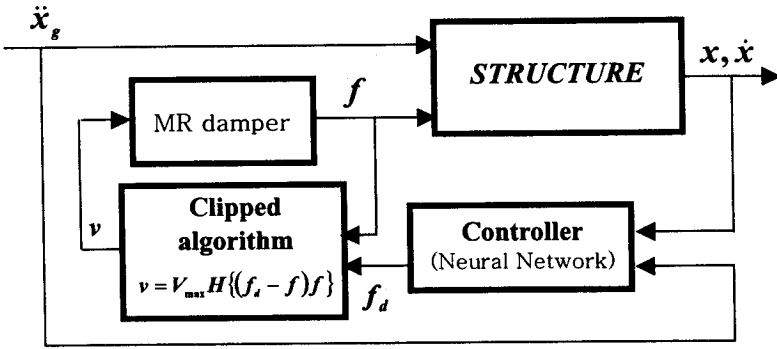


그림 2. MR 유체 감쇠기를 이용한 반능동 신경망제어시스템의 블록다이어그램

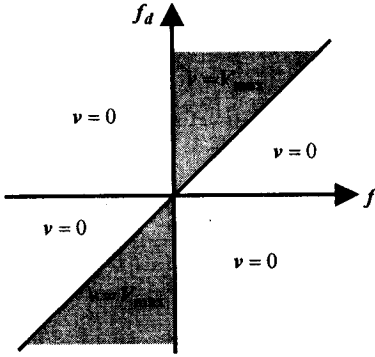


그림 3. Clipped Algorithm의 개념도

결어주는 알고리즘이다. MR 유체감쇠기를 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 (11-1)부터 (11-7)까지의 7개의 방정식으로 표현된다. 여기서 x 는 MR 유체 감쇠기의 변위를 x_0 는 스프링의 초기변위를 나타내고 y 는 MR 유체 감쇠기의 유사변위(pseudo displacement), u 는 전압 1차 필터의 출력, v 는 명령전압을 각각 나타낸다. 나머지 여러 가지 변수들은 실험 데이터에 의해 구할 수 있으며, 그 값들이 표 1에 나타

나 있다.

$$F = c_1 \dot{y} + k_1(x - x_0) \quad (11-1)$$

$$\dot{z} = -\gamma|\dot{x} - \dot{y}|z|z|^{n-1} - \beta(\dot{x} - \dot{y})|z|^n + A(\dot{x} - \dot{y}) \quad (11-2)$$

$$\dot{y} = \frac{1}{(c_0 + c_1)} \{ \alpha z + c_0 \dot{x} + k_0(x - y) \} \quad (11-3)$$

$$\alpha = \alpha_a + \alpha_b u \quad (11-4)$$

$$c_1 = c_{1a} + c_{1b} u \quad (11-5)$$

$$c_0 = c_{0a} + c_{0b} u \quad (11-6)$$

$$\dot{u} = -\eta(u - v) \quad (11-7)$$

표 1. 개선된 Bouc-Wen 모델의 변수들

Parameter	Value	Parameter	Value
c_{0a}	21.0 N-sec/cm	α_a	140 N/cm
c_{0b}	3.50 N-sec/cm-V	α_b	695 N/cm
k_0	46.9 N/cm	γ	363 cm ⁻²
c_{1a}	283 N-sec/cm	β	363 cm ⁻²
c_{1b}	2.95 N-sec/cm-V	A	301
k_1	5.00 N/cm	n	2
x_0	0.0 cm	η	190 sec ⁻¹

4. 수치해석

4.1 해석모델

수치해석에서 사용한 모델은 Dyke 등(1996) 이 사용한 그림 4의 3층 전단건물이다. 1층에 MR 유체 감쇠기가 설치되어 있다.

4.2 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 능동제어의 경우 식 (12)를 제안방법의 경우 식 (13)을 사용하였다.

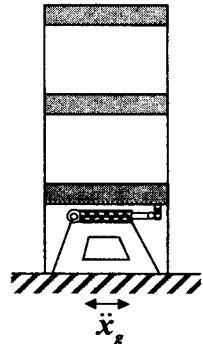


그림 4. 수치해석모델

$$Q = \text{diag}(1,0,1,1,0,1), \quad r = 10^{-10} \quad (12)$$

$$Q = \text{diag}(1,0,20,1,0,1), \quad r = 10^{-9} \quad (13)$$

수치해석 모델에 대하여 대표적인 역사지진인 El Centro 지진(1940, 0.348 g)에 대하여 제어기 신경망을 학습시켰다.

4.2 제어기의 학습

학습된 신경망제어기의 검증을 위하여 학습된 신경망 제어기를 주파수 분포와 지진의 세기가 서로 다른 Kobe 지진(1995, 0.8337 g)과 California 지진(1994, 0.156 g)으로 검증하였다. 또, 지진의 세기와 제어성능과의 관계를 알아보기 위해 El Centro 지진의 0.5, 2.0배 지진과 Kobe 지진의 0.25, 0.5배 지진, California 지진의 2.0, 3.0배 지진으로도 검증하였다. 표 2 부터 표 4 까지는 여러 가지 세기의 각 지진들에 대한 능동신경망제어, clipped 최적제어, 제안방법의 최대응답의 비율이 나타나있다. 결과적으로 제안방법의 제어성능이 기존의

표 2. 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	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method
x_i (cm)	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 (cm)	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} (cm/sec ²)	0.579	1.047	0.600	0.538	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

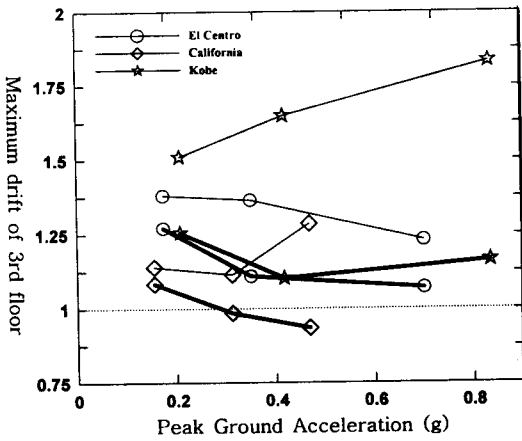
표 3. 여러 가지 세기의 Kobe 지진에 대한 각 방법의 최대응답의 비율

	0.25×Kobe (PGA:0.208 g)			0.5×Kobe (PGA:0.417 g)			1.0×Kobe (PGA:0.834 g)		
	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method
x_i (cm)	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 (cm)	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} (cm/sec ²)	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

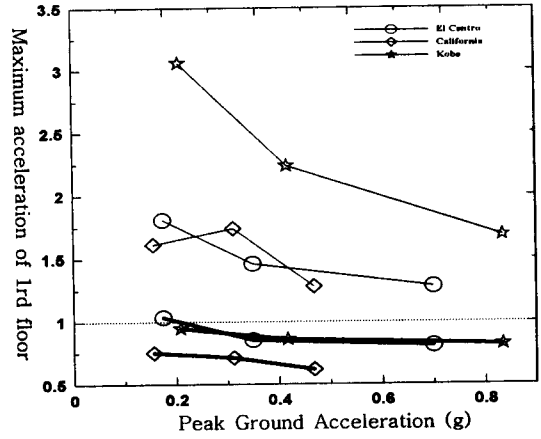
표 4. 여러 가지 세기의 California 지진에 대한 각 방법의 최대응답의 비율

	1.0×California (PGA:0.156 g)			2.0×California (PGA:0.312 g)			3.0×California (PGA:0.468 g)		
	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method	Active neuro	Clipped optimal	Proposed Method
x_i (cm)	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 (cm)	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	0.249	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} (cm/sec ²)	0.423	0.683	0.318	0.431	0.736	0.301	0.435	0.561	0.264
	0.354	0.436	0.383	0.362	0.453	0.317	0.367	0.525	0.284
	0.335	0.383	0.367	0.336	0.371	0.330	0.339	0.317	0.317

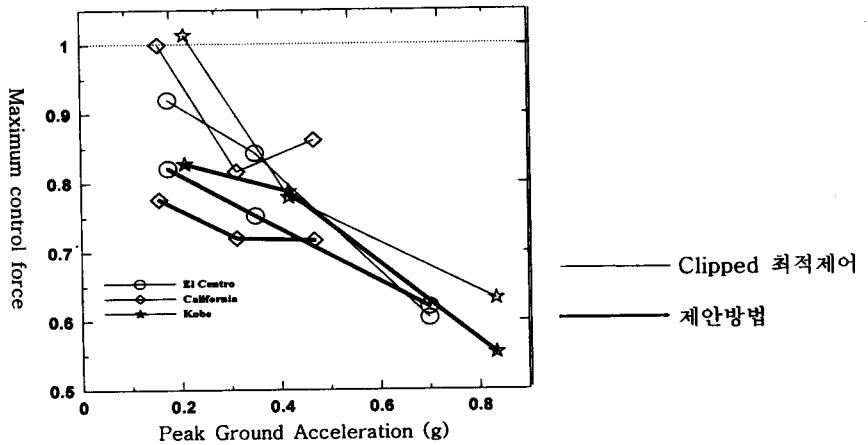
clipped 최적제어의 성능보다 많은 부분에서 더 좋음을 알 수 있다. 또한 능동신경망제어에 비해서도 그렇게 제어성능이 떨어진다고 할 수는 없고, 오히려 비슷하거나 더 좋은 성능을 내는 부분도 있다는 것을 알 수 있다. 여기서 능동신경망제어는 제어장치의 동적특성을 전혀 고려하지 않은 매우 이상적인 경우이므로, 제안방법의 제어성능이 능동신경망제어의 제



(a) 3층 최대층간변위에 대한 성능비교



(b) 1층 최대가속도에 대한 성능비교



(c) 최대 제어력에 대한 성능비교

그림 5. Clipped 최적제어와 제안방법의 능동 신경망제어와의 성능비교

어성능과 비슷하다면, 제안방법이 지진하중을 받는 구조물의 응답을 줄이기 위한 방법으로 매우 효율적인 방법이란 결론을 내릴 수 있다. 또한 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.

또한, 그림 5는 세 가지 지진과 세기를 변화시킨 지진에 따른 clipped 최적제어와 제안방법의 3층 최대 층간 변위와 1층 최대가속도 및 최대제어력을 능동 신경망제어의 성능과 비교한 그래프이다. 3층의 최대 층간 변위를 나타낸 그림 5의 (a)를 살펴보면, 제안방법은 모든 경우의 지진에 대해 clipped 최적제어보다 좋은 결과를 나타내고 있고, 능동 신경망제어와도 최대 25% 정도 차이를 보이며, california의 경우 더 능동 신경망 제어보다 더 좋은 성능을 내고 있는 것을 알 수 있다. 또한 1층의 최대가속도를 나타낸 (b)에서는 오히려 제안방법이 능동 신경망 제어보다도 더 성능이 좋은 것으로 나타났다. 최대제어력에 대한 (c)에

서도 제안 방법은 능동 신경망제어나 clipped 최적제어보다 대체적으로 더 작은 최대제어력을 갖는 것으로 나타났다. 결론적으로, 제안방법이 기존 방법보다 더 작은 제어력으로 더 좋은 성능을 내고 있다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 지진하중을 받는 구조물의 응답을 감소시키기 위해 MR 유체 감쇠기와 개선된 신경망 제어를 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 최대 층간변위: 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 최대 층간변위: 6 % 감소 ~ 24 % 증가, 1층 최대가속도: 38 % 감소 ~ 3 % 증가). 하지만, 반능동 제어방법은 능동제어방법에서 발생할 수 있는 시스템의 불안정성 문제가 없고 적은 전력으로도 제어가 가능하기 때문에, 보다 안정적으로 구조물에 적용할 수 있다. 그러므로 제안된 반능동 신경망제어방법은 지진하중을 받는 구조물의 진동을 저감시키는데 매우 효율적인 방법이다.

감사의 글

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

참고문헌

1. Ghaboussi, J. and Joghataie, A., "Active Control of Structure using Neural Network", 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. Ju-Tae Kim, Hyung-Jo Jung, In-Won Lee, "Optimal Structural Control using Neural Networks", ASCE Journal of Engineering Mechanics, Vol.126, No.2, 2000, pp.201-205.
4. Dong-Hyawn Kim, In-Won Lee, "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 Damper for Seismic Response", Smart Material and Structures, Vol.5, No.5, pp.565-575.