

빌딩의 진동제어를 위한 신경회로망 예측 PID 제어기 개발에 관한 연구

A Study on the Development of Neural Network Predictive PID Controller for the Vibration Control of Building

조 현 철^{*}, 이 진 우, 이 권 순
동아대학교 전기공학과

Hyun C. Cho^{*}, Jin W. Lee and Kwon S. Lee
Dept. of Electrical Eng. Dong-A University, Pusan, Korea
Tel. : 051-200-7739, Fax. : 051-200-7743
E-mail : kslee@seunghak.donga.ac.kr

Abstract

In recent years, advances in construction techniques and materials have given rise to flexible light-weight structures like high-rise buildings and long-span bridges. Because these structures extremely susceptible to environmental loads, such as earthquakes and strong winds, these random loadings usually produce large deflection and acceleration on these structures.

Vibration control system of structures are becoming an integral part of the structural system of the next generation of tall building.

The proposed control system is applied to single degree of structure with mass damping and compared with conventional PID and neural network PID control system.

1. 서 론

산업경제가 급속히 성장함에 따라 빌딩은 거대화, 고층화의 추세로 되고 있다. 이런 빌딩들은 낮은 탄성과 높은 강도들로 특성화되기 때문에 바람이나 지진과 같은 환경적 부하에 매우 민감하여 빌딩은 진동을 하게 된다[1].

최근에 빌딩의 진동제어에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있으며 이것은 차세대 건축물 시스템의 한 분야로써 각광을 받고 있다.

빌딩의 진동제어 시스템은 외부 에너지의 유무에 따라 수동제어(Passive control), 능동제어(Active control), 혼합 제어시스템(Hybrid control

system)으로 크게 구분된다.

현대제어의 눈부신 발달로 인하여 여러 가지 제어기법이 제시되었으며 빌딩의 진동제어에도 많은 적용이 이루어져 왔다. 그러나 기존의 제어방식은 바람이나 지진과 같은 외란에 대하여 응답을 미리 예측할 수 없고, 시간 지연성과 구조적 불확실성에 대해 적응성과 강인성을 보장할 수 없으므로 빌딩의 진동제어에 적용하기가 어렵다[2].

본 논문은 능동 제어시스템으로써 신경회로망 예측 PID 제어시스템을 제안한다. 신경회로망은 인간의 정보 메커니즘을 본 따서 구성된 인공 정보시스템으로써 본 논문에서는 예측기와 동조기로 구성을 하였다. 신경회로망을 이용한 제어 시스템은 그 구조의 적응성과 강인성을 보장한다.

신경회로망 예측기는 빌딩의 입출력 정보를 이용하여 미래의 응답을 예측하며, 신경회로망 동조기는 예측오차와 현재오차를 보상하기 위하여 온-라인 학습(On-line learning)을 통해 최적의 제어기 파라미터를 산출하게 된다. 제어기는 산업현장에 많이 사용되는 PID 제어기로 하였다.

제안하는 시스템은 중량 댐퍼를 갖는 단자유도 빌딩에 적용하였으며 환경적 부하로는 바람을 인가하였다. 시뮬레이션을 통해 빌딩의 응답특성을 관측하였으며 기존의 제어방식과 비교분석을 하였다.

2. 본 론

2.1 중량 댐퍼를 갖는 단자유도 (SDOF) 빌딩

빌딩의 진동제어 연구에 많이 이용되는 중량 댐퍼를 갖는 단자유도 빌딩 모델은 그림 1과 같다[3]. 중량 댐퍼는 빌딩에 구조적으로 부착되어 외란 에너지를 흡수 또는 분산하여 진동을 억제한다.

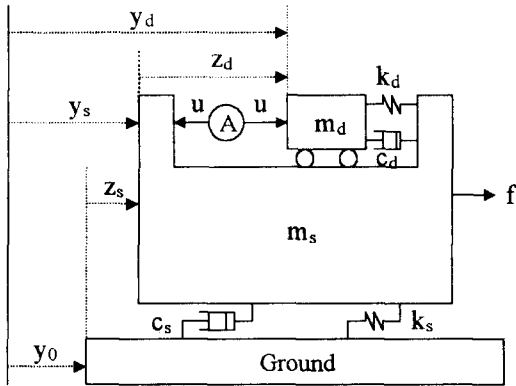


그림 1 중량 댐퍼를 갖는 단자유도 빌딩.

그림 1에 대한 운동방정식(Motion equation)은 식 1과 같다.

$$\begin{aligned} m_b(\ddot{y}_0 + \ddot{z}_b) + c_b\dot{z}_b + k_b z_b - c_d\dot{z}_d - k_d z_d &= f(t) - u(t) \\ m_d(\ddot{y}_0 + \ddot{z}_b + \ddot{z}_d) + c_d\dot{z}_d + k_d z_d &= u(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, m_b , k_b , c_b 는 빌딩의 중량(Mass), 탄성(Stiffness), 제동(Damping)을 나타내며, m_d , k_d , c_d 는 댐퍼시스템에 대한 계수들을 나타낸다.

식 1의 운동방정식을 상태공간(State space) 표현법으로 나타내면 식 2와 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_b \\ \dot{z}_d \\ \dot{z}_b \\ \dot{z}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -\frac{k_b}{m_b} & \frac{k_d}{m_b} & -\frac{c_b}{m_b} & \frac{c_d}{m_b} \\ \frac{k_b}{m_b} & -(\frac{k_d}{m_d} + \frac{k_d}{m_b}) & \frac{c_b}{m_b} & -(\frac{c_d}{m_d} + \frac{c_d}{m_b}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_b \\ z_d \\ z_b \\ z_d \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{m_b} \\ \frac{1}{m_b} + \frac{1}{m_d} \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \frac{1}{m_b} & -1 \\ -\frac{1}{m_b} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f \\ -\dot{y}_0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, f 는 빌딩에 작용하는 바람을 나타내고 \dot{y}_0 는 빌딩의 가속도로써 지진에 대한 식으로 나타낸다. u 는 능동제어기의 출력이 되며, 중량 댐퍼를 작동하기 위한 액츄에이터(Actuator)의 입력신호가 된다.

2.2 신경회로망 예측 PID 제어기 (NNPPID)

본 논문에서 제안한 제어시스템의 구성은 그림 2와 같으며 예측기, 동조기 그리고 제어기로 크게 구성이 된다.

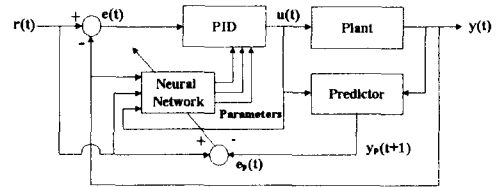


그림 2 신경회로망 예측 PID 제어시스템.

예측기의 구성은 신경회로망을 이용하였으며 플랜트의 과거와 현재의 입출력 정보를 이용하여 응답을 예측한다.

예측기를 구성하기에 앞서 신경회로망은 플랜트와 동일한 입출력을 이용하여 플랜트에 대한 모델링 학습이 이루어져야 한다[4]. 신경회로망 모델링은 식 3과 같이 표현된다.

$$y_m(t) = NN[y(t-1), y(t-2), \dots, u(t), u(t-1), \dots] \quad (3)$$

학습이 종료된 신경회로망은 플랜트의 동특성을 잘 내포하는 모델로써 플랜트의 현재 입력과 출력을 입력으로 하여 예측기를 구성할 수 있다. 예측기에 대한 표현은 식 4와 같다.

$$y_p(t+1) = NN[y(t), y(t-1), \dots, u(t), u(t-1), \dots] \quad (4)$$

예측출력은 식 5의 평가함수에 적용되어 평가함수를 줄이는 방향으로 신경회로망 동조기를 온-라인 학습하여 최적의 제어기 파라미터를 산출한다.

$$E = \frac{1}{2} (r(t+1) - y_p(t+1))^2 \quad (5)$$

여기서, $r(t+1)$ 는 설정치값이고 $y_p(t+1)$ 는 예

출력값이다.

학습법은 백프로파게이션(Backpropagation) 알고리즘을 이용하였으며 출력층과 은닉층의 가중치 변화량은 식 6과 7로 표현이 된다.

$$\Delta W_{jk}(t+1) = a\delta_k o_j + \beta \Delta W_{jk}(t) \quad (6)$$

$$\Delta W_{ij}(t+1) = a\delta_j o_i + \beta \Delta W_{ij}(t) \quad (7)$$

여기서, a 는 학습률(Learning rate)이고 β 는 모멘트 상수(Moment constant)이다. o_j 와 o_i 는 출력층의 입력값과 은닉층의 입력값을 나타내며 δ_k 는 출력층의 오차신호이고 δ_j 는 은닉층의 오차신호로써 식 8의 PID 제어기에 대한 각각의 오차신호는 식 9와 10으로 나타낼 수 있다.

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int e(t)dt + k_d \frac{de(t)}{dt} \quad (8)$$

여기서, k_p , k_i , k_d 는 제어기 파라미터로써 비례(Proportional), 적분(Integral), 미분이득(Derivative gain)을 나타낸다.

$$\delta k_p = (r(t+1) - y_p(t+1)) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} f'(netk_p) \frac{\partial u(t)}{\partial k_p}$$

$$\delta k_i = (r(t+1) - y_p(t+1)) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} f'(netk_i) \frac{\partial u(t)}{\partial k_i} \quad (9)$$

$$\delta k_d = (r(t+1) - y_p(t+1)) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} f'(netk_d) \frac{\partial u(t)}{\partial k_d}$$

$$\delta_j = \sum_k \delta_k W_{jk} f'(netj) \quad (10)$$

여기서, k 는 출력층의 노드(Node) 수이며 PID 제어기의 경우에 k 는 3이 된다. W_{jk} 은 은닉층과 출력층사이의 가중치이며 $f'(\cdot)$ 은 출력값에 대한 편미분식이고, $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$ 는 시스템의 자코비안(Jacobian)을 나타낸다.

2.3 시뮬레이션 및 결과 검토

시뮬레이션에 사용된 빌딩과 댐퍼시스템의 파라미터값은 표 1과 같다.

표 1 빌딩의 파라미터값.

Parameters	Structure	Damper
Mass[kips-sec ² /in]	104	2.08
Stiffness[kips-sec/in]	2.08	0.137
Damping[kips/in]	104	1.73

신경회로망 예측기와 동조기는 각각 3층 구조로 하였으며 각 층에 대한 노드 수는 표 2와 같다.

예측기의 은닉층 활성화 함수(Activation

Function)는 시그모이드(Sigmoid)로 하였고 출력층은 선형함수(Linear function)로 하였다. 그리고 동조기의 은닉층과 출력층은 각각 시그모이드와 선형함수로 하였다. 예측기의 학습률과 모멘트 상수는 0.08, 0.01이고 동조기는 0.009, 0.003이다. 가중치의 초기값은 -0.5~0.5 사이의 값을 랜덤하게 선택하였다.

표 2 각 층에 대한 노드 수.

Layer	Predictor	Tuner
Input	5	4
Hidden	7	8
Output	1	3

고전적 PID 제어기의 파라미터값은 ZN법을 이용하였으며 $k_p=10.57$, $k_i=2.822$, $k_d=5.194$ 를 적용하였다.

제어시간은 100[sec]로 하였으며 샘플링 시간은 0.1[sec]로 하였다. 바람에 대한 모델은 식 11다.

$$f_w = p(3 \sin \omega t + 7 \sin 2\omega t + 5 \sin 3\omega t + 4 \sin 4\omega t) \quad (11)$$

여기서, p 는 바람의 크기(Magnitude)를 나타내고 ω 는 기본 주파수(Fundamental frequency)를 나타낸다. 본 논문에서는 ω 를 1.0 [rad/sec], p 는 9.75 [kips]로 하였으며 그림 3은 파형을 나타낸다.

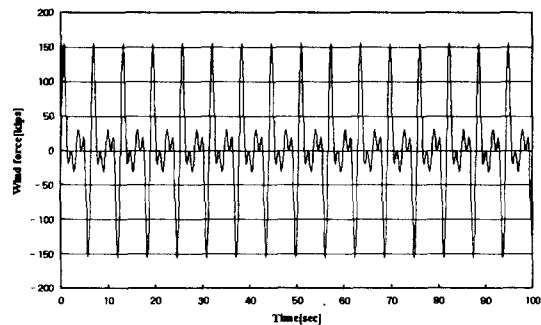


그림 3 풍력(Wind force).

그림 4는 수동 제어시스템에 대한 빌딩의 변위를 나타내고 그림 5는 PID 제어기에 대한 변위며 그림 6은 신경회로망 PID에 대한 변위이고 그림 7은 제안한 예측 PID 제어기에 대한 빌딩의 변위를 나타낸다.

수동 제어시스템은 제어초기부터 변위가 증가하다가 일정시간이 경과하게 되면 바람과 동일한 주파수로 진동이 계속된다. 그러나 능동 제어시스템을 구성하였을 때는 수동시스템보다 현저하게 변위가 줄어든 것을 알 수 있다. 특히, 제안된 제어기를 구성하였을 때는 기존의 제어시스템보다 성능이 우수함을 알 수 있다.

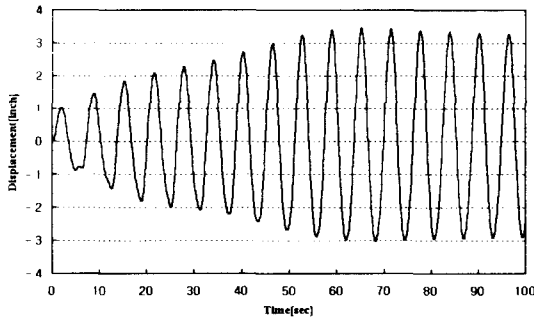


그림 4 수동 제어시스템에 대한 응답.

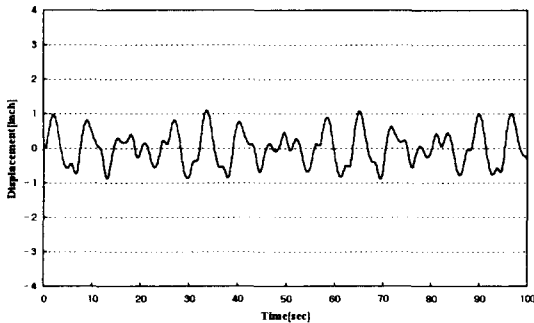


그림 5 PID 제어시스템에 대한 응답.

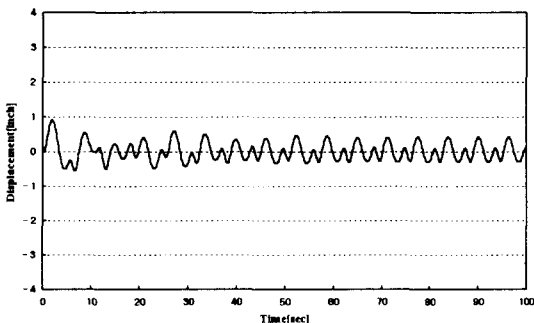


그림 6 NNPID 제어시스템에 대한 응답.

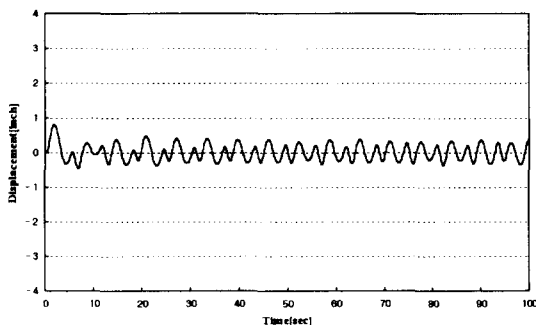


그림 7 NNPPID 제어시스템에 대한 응답.

표 3은 각각의 제어시스템에 대한 최대변위와 실효변위를 나타낸다.

표 3 각각의 제어기에 대한 빌딩의 변위

CONTROLLER	$y_s(\text{peak})$ [inch]	$y_s(\text{rms})$ [inch]
PASSIVE	3.448	1.992
PID	1.097	0.491
NNPID	0.917	0.291
NNPPID	0.883	0.186

수동 제어시스템에 대한 성능의 개선정도를 보면 최대변위의 경우 PID는 68.18%, NNPID는 73.41%, NNPPID는 74.39%의 개선을 보이고 있으며 실효변위의 경우는 PID는 75.35%, NNPID는 85.39%, NNPPID는 90.67%의 개선을 보이고 있다.

3. 결론

본 연구는 중량 댐퍼를 갖는 단자유도 빌딩의 진동 제어를 위한 예측 제어시스템을 제안하였다. 예측기는 신경회로망을 이용하여 구성하였으며 빌딩에 인가한 과거와 현재의 입출력 정보들을 이용하였다. 현재출력과 예측출력에 대한 오차를 보상하기 위해 신경회로망 동조기는 최적의 제어기 파라미터를 동조한다. 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘의 우수성을 입증하여 보았고 기존의 제어시스템과 비교 분석을 하였다.

향후 환경적 부하로써 지진에도 적용을 하여 제안한 알고리즘의 우수한 성능을 입증하려한다.

[참고 문헌]

- [1] T. Kobori, "Technology development and forecast of Dynamic Intelligent Building(D.I.B)," in intelligent Structures(K. P. Chong, S. C. Liu, and J. C. Li (Eds.)), pp. 42-59, London: Elsevier Applied Science, 1990.
- [2] Masaru Hoshiya, Member, ASCE, and Yoshihito Saito, "PREDICTION CONTROL OF SDOF SYSTEM," Journal of Engineering Mechanics, Vol. 121, No. 10, pp. 1049 - 1055, 1995.
- [3] A. C. Nerves and R. Krishnan, "Active control strategies for tall civil structures," 1995 IEEE 21st International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation, pp. 962-967, 1995.
- [4] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Network," IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 1, pp. 4-27, 1990.