

CMAC 신경망을 이용한 지진시 구조물의 진동제어

Active Vibration Control of Structure using CMAC Neural Network under Earthquake

김동현* 오주원** 이규원*** 이인원****
Kim, Dong-Hyawn Oh, Ju-Won Lee, Gyu-Won Lee, In-Won

ABSTRACT

A structural control algorithm using CMAC(Cerebellar Model Articulation Controller) neural network is proposed. Learning rule for CMAC is derived based on cost function. Learning convergence of CMAC is compared with MLNN(Multilayer Neural Network). Numerical examples are shown to verify the proposed control algorithm. Examples show that CMAC can be applicable to structural control with fast learning speed.

1. 서론

1990년대 중반 이후 신경망을 이용한 구조물의 진동제어 기법이 제안 되기 시작했다. 최초로 신경망을 이용한 진동제어에 관한 연구는 J. Ghaboussi (1995) 등과 H. M. Chen (1995) 등에 의해 발표되었으며, 그 후로 K. Nikzad (1996), K. Bani-Hani (1998) 및 J. T. Kim (2000) 등에 의해 새로운 제어 기법들이 제안된 바 있다. 그러나 그들의 논문에서 사용하고 있는 신경망은 다층신경망으로 학습에 매우 시간이 많이 소요되는 단점이 있었다. 이것은 신경망 제어기의 실시간 학습이 불가능하다는 것을 의미하며 따라서 학습 시간을 단축시키는 연구가 필요하게 되었다. 본 연구에서는 이러한 목적으로 학습시간이 매우 빠른 것으로 알려진 cerebellar model articulation controller (CMAC)을 구조물의 진동제어에 적용할 수 있는지의 여부를 검토하였다. 수치해석에서 3층 전단건물의 수치적 제어를 통해 CMAC이 진동제어에도 적용 가능함을 보였다.

- * 한국과학기술원 토목공학과 박사후 연구원
- ** 한남대학교 토목환경공학과 교수
- *** 전북대학교 토목환경공학과 교수
- **** 한국과학기술원 토목공학과 교수

2. CMAC 신경망

Cerebellar model articulation controller (CMAC) 은 J. S. Albus에 의해 1975년에 개발되었다. CMAC은 주로 로봇의 제어에 사용되어 온 신경망으로 그 학습속도가 매우 빠른 것으로 알려져 있다. 그 이유는 다층신경망이 전역학습을 하는 반면 CMAC은 국부적으로 학습이 가능하기 때문이다. CMAC의 연산을 설명하면 다음과 같다.

입력변수는 다음에 사용할 연산의 편의를 위해 보통 식(1)과 같이 최소값을 빼줌으로써 모든 입력 값이 양의 값을 갖도록 한다. 즉,

$$\bar{x}_i = x_i - x_{i, \min}; \quad i = 1, 2, \dots, \Omega \quad (1)$$

여기서 $x_{i, \min}$ 은 x_i 의 최소값을, Ω 는 입력차원을 나타낸다. 입력 값에 대하여 기억공간의 특정번지를 활성화하기 위해 다음과 같은 과정을 거친다. 우선, 입력공간을 정량화 하여 여러 개의 하이퍼큐브를 형성한다. 이 하이퍼 큐브는 메모리 상의 가중치와 일대일 대응한다. 한개의 입력에 대하여 하나의 정량화 방법 상에서는 한개의 가중치만을 활성화 시키므로써 국부적 학습을 수행하게 된다. 그리고 이러한 정량화 방법을 일정한방향으로 쉬프트하므로써 여러개의 정량화를 수행한다. 이때 정량화 방법의 수를 보통 일반화 폭(N_g)이라고 한다. 일반화 폭 만큼의 정량화를 수행한 후 각각의 입력에 대하여 각 정량화 방법마다 해당하는 하이퍼큐브를 활성화하게 되는데 이러한 과정을 통해 활성화 되는 하이퍼 큐브의 위치를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$I_m = \text{ceil}\left(\frac{\bar{x}_1 - s_{m1}}{q_1}\right) + \sum_{n=2}^{\Omega} \left[\text{ceil}\left(\frac{\bar{x}_n - s_{mn}}{q_n}\right) \cdot \prod_{j=1}^{n-1} (b_j + 1) \right] + I_m^*, \quad m = 1, 2, \dots, N_g \quad (2)$$

여기서 $\text{ceil}(y)$: y 보다 크거나 같은 최소 정수,

s_{mn} : m 번째 정량화를 위한 n 번째 변수의 쉬프트량,

q_n : n -번째 변수의 정량화 간격,

b_j : j 번째 변수 정량화 간격의 수

$$I_m^* = \begin{cases} I_{m-1}^* + \prod_{n=1}^{\Omega} (b_n + 1), & (m \geq 2) \\ 1 & (m = 1) \end{cases} \quad (3)$$

CMAC의 출력은 앞에서 활성화된 번지에 해당하는 가중치를 모두 합하므로 식(4)와 같다.

$$u = \sum_{m=1}^{N_g} w(I_m) \quad (4)$$

3. CMAC을 이용한 진동제어

그림 1은 CMAC을 제어기로 사용한 제어 블럭선도이다. CMAC을 학습시키기 위하여 식(5)와 같은 가격함수를 최소화 하는 학습규칙을 유도한다.

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

여기서 $\mathbf{z}(n \times 1)$ 와 $\mathbf{u}(m \times 1)$ 는 상태벡터와 제어신호를 $\mathbf{Q}(n \times n)$ 와 $\mathbf{R}(m \times m)$ 은 가중치 행렬을 k, N_f 은 샘플단계 및 총 샘플단계를 나타낸다. k 번째 가격함수에 gradient descent rule을 적용하여

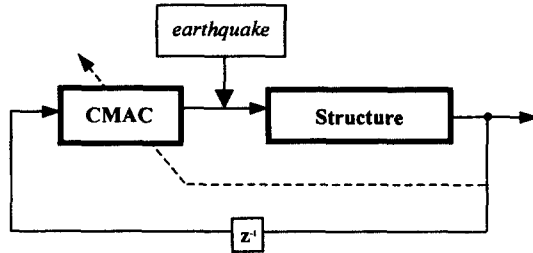


그림 1. 제어 블럭선도

가중치의 변화량을 구하면 식(6)과 같다.

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial J_k}{\partial w} \quad (6)$$

여기서 η 는 학습률을 나타낸다. 식(6)의 편미분을 chain rule로 다시 쓰면 식(7)과 같다.

$$\frac{\partial J_k}{\partial w} = \frac{\partial J_k}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w} \quad (7)$$

이 식에서 일반화된 오차를 식(8)과 같이 정의하면

$$\delta = -\frac{\partial J_k}{\partial u} \quad (8)$$

최종적으로 식(9)의 학습규칙을 얻는다.

$$\Delta w = \eta \delta \quad (9)$$

여기서

$$\delta = -\left(\mathbf{z}_{k+1}^T \mathbf{Q} \left[\frac{\partial \mathbf{z}_{k+1}}{\partial \mathbf{u}_k} \right] + \mathbf{u}_k^T \mathbf{R} \right) \quad (10)$$

이 식에서 응답의 제어신호에 대한 미분은 김동현 등 (2000)이 제안한 민감도 해석방법을 이용하여 쉽게

구할 수 있다.

4. 수치해석

4.1. 해석모델

해석에 사용한 모델은 3층 전단 건물로써 최상층에 능동질량감쇠기가 부착되어 있어 제어력을 발생시킨다. 해석을 위해서 질량구동기의 운동 동역학과 전단 강성의 비선형 효과를 고려하였다. 비선형 모델은 여러 논문에서 사용하고 있는 bilinear 모델인 Bouc Wen 모델로써 식(11)로 운동을 기술할 수 있다.

$$k_s(x_s, \dot{x}_s) = \alpha k_0 x_s + (1 - \alpha) k_0 d y \quad (11)$$

여기서 x_s 는 층간 상대변위를 k_0 와 α 는 각각 선형강성 및 그 정도를 의미한다. 또한 d 와 y 는 다음의 관계를 만족시킨다.

$$\dot{y} = \frac{1}{d} (\rho \dot{x}_s - \mu |\dot{x}_s| |y|^{p-1} y - \sigma \dot{x}_s |y|^p) \quad (12)$$

여기서 ρ, μ 및 σ 는 각각 상수이다.

4.2. 제어 결과

층간 200 kg의 질량과 2.25×10^5 N/m의 강성을 가진 구조물을 18 kg의 질량을 가진 능동질량으로 제어하였다. CMAC신경망의 학습은 El Centro지진 시 수행하였고 Northridge지진에 대하여 검증을 하였다. 학습 결과는 표 1에 다층신경망의 경우와 비교하였다. 표에서 알 수 있듯이 CMAC의 학습속도는 다층신경망(MLNN)에 비하여 매우 빠르지만 학습의 정도는 다층신경망에 약간 못 미치는 것으로 나타났다.

표 1. 가격함수 및 epoch 비교

신경망	선형 ($\alpha=1.0$)		비선형 ($\alpha=0.5$)	
	J_{min}	epoch	J_{min}	epoch
MLNN	1.77×10^{-2} (1.00)	412 (1.00)	1.91×10^{-2} (1.00)	427 (1.00)
CMAC	1.94×10^{-2} (1.09)	65 (0.15)	2.02×10^{-2} (1.00)	34 (0.08)

제어 후 응답의 비교를 그림 3에서 보였다. 다층신경망의 경우와 거의 성능이 대등하였고 그 최대값은 약간 큰 것을 알 수 있다. 학습하지 않은 지진에 대한 제어 결과는 4와 5에서 비교하였다. CMAC을 통해서도 구조물의 진동제어가 가능하며 학습속도를 획기적으로 향상시킬 수 있음을

확인하였다. 그러나 가격함수의 최소치가 다층신경망에 비하여 약간 크게 나타나는 문제는 추후연구과제로 남게 되었다.

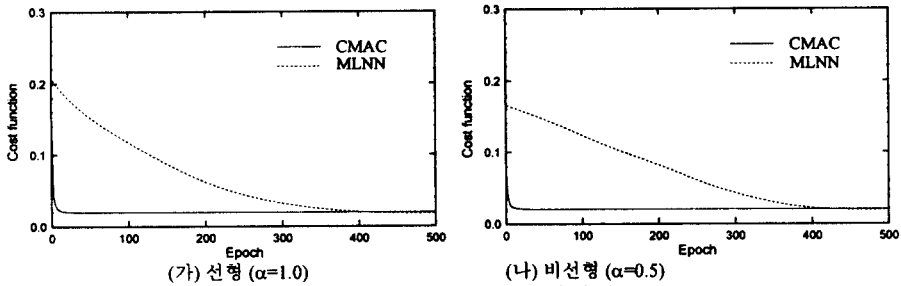


그림 2. 신경망의 학습 이력 비교

5. 결론

본 연구에서는 CMAC을 이용하여 구조물의 진동제어를 구현하였으며 다층신경망에 비해서 학습속도를 크게 향상시킬 수 있음을 보였다. 그러나 학습의 정도를 향상시키기 위한 추후연구가 필요함을 확인하였다.

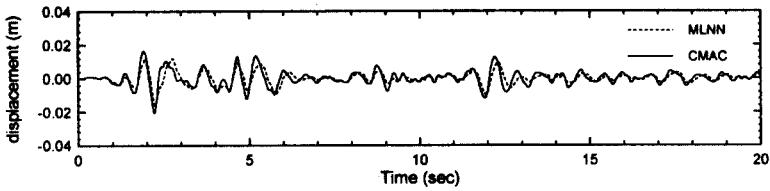


그림 3. 진동제어 결과 비교(EI Centro, 3층의 변위)

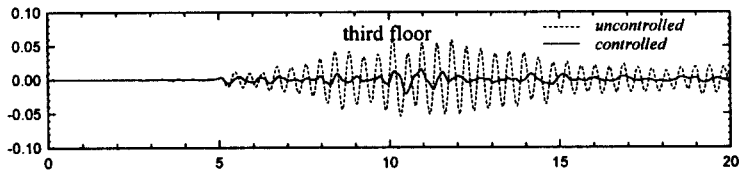


그림 4. Northridge 지진 시 3층의 변위 비교

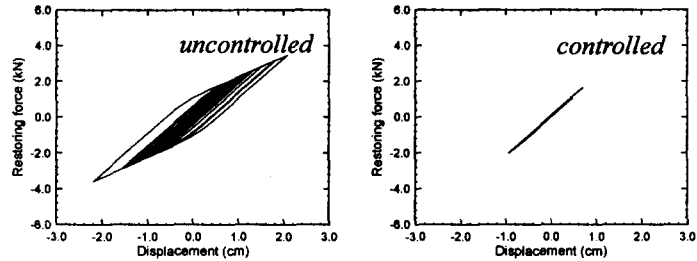


그림 5. 1층의 변위 복원력 관계 (Northridge 지진)

감사의 글

본 연구는 구조물의 내진제어를 위한 국가지정연구실 사업에 의하여 지원되었으며 연구비 지원에 감사드립니다.

참고문헌

1. J-T. Kim, H-J. Jung, and I-W. Lee(2000), "Optimal structural control using neural networks," *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, Vol. 126, No. 2, pp. 201-205.
2. D-H. Kim, J-S. Jo, and I-W. Lee(2000), "Application of CMAC neural network to real time identification of nonlinear structure," *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE(accepted for publication).
3. H-M. Chen, K-H. Tsai, G-Z. Qi, J-C-S. Yang, and F. Amini(1995), "Neural network for structural control," *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE, Vol. 9, No. 2, pp. 168-176.
4. J. Ghaboussi, A. Joghataie(1995), "Active control of structure using neural networks," *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, Vol. 121, No. 4, pp. 555-567.
5. K. Nikzad, and J. Ghaboussi(1996), "Actuator dynamics and delay compensation using neurocontrollers," *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, Vol. 122, No. 10, pp. 966-975.
6. K. Bani-Hani, and J. Ghaboussi(1998), "Nonlinear structural control using neural networks," *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE Vol. 124, No. 3, pp. 319-327.
7. 김동현, 윤정방, 이인원(2000), "민감도 자료를 이용해 학습한 신경망제어기를 이용한 강구조물의 진동제어," *한국강구조학회 학술발표회논문집*, pp. 328-333.