

지도학습과 강화학습을 이용한 준능동 중간층면진시스템의 최적설계

Optimal Design of Semi-Active Mid-Story Isolation System using Supervised Learning and Reinforcement Learning

강 주 원*
Kang, Joo-Won

김 현 수**
Kim, Hyun-Su

Abstract

A mid-story isolation system was proposed for seismic response reduction of high-rise buildings and presented good control performance. Control performance of a mid-story isolation system was enhanced by introducing semi-active control devices into isolation systems. Seismic response reduction capacity of a semi-active mid-story isolation system mainly depends on effect of control algorithm. AI(Artificial Intelligence)-based control algorithm was developed for control of a semi-active mid-story isolation system in this study. For this research, a practical structure of Shiodome Sumitomo building in Japan which has a mid-story isolation system was used as an example structure. An MR (magnetorheological) damper was used to make a semi-active mid-story isolation system in example model. In numerical simulation, seismic response prediction model was generated by one of supervised learning model, i.e. an RNN (Recurrent Neural Network). Deep Q-network (DQN) out of reinforcement learning algorithms was employed to develop control algorithm. The numerical simulation results presented that the DQN algorithm can effectively control a semi-active mid-story isolation system resulting in successful reduction of seismic responses.

Keywords : Supervised learning, Reinforcement learning, Semi-active control, Mid-story isolation system, Deep Q-network

1. 서론

면진시스템은 지진하중에 대한 구조물의 피해를 저감시키기 위한 장치로서 건축구조물에 널리 사용되고 있다^{1,2)}. 중저층 건물에 대해서는 기초면진의 형태로 면진시스템이 활용되면 매우 효과적인 지진응답 저감성능을 발휘할 수 있다. 그러나 고층건물에 기초면진의 형태로 활용이 된다면 큰 지진이 발생했을 때 고층건물의 전도 위험이 증가하게 되고 평상시에도 고층건물의 큰 하중을 면진시스템이 지지해야 하는 문제가 발생하게 된다. 따라서 고층건물을 대상으로 면진시스템을 적용할 때는 기초면진보다 중간층면진이나 최상층면진의 형태로 활용되고 있고 우수한 지진응답 저감 성능을 보여주고 있다³⁻⁵⁾.

근래에는 전통적인 수동 중간층면진시스템의 지진응답 저감성능을 향상시키기 위하여 준능동 중간층면진시스템에 대한 연구도 다양하게 진행되고 있다^{6,7)}. 준능동 중간층면진시스템의 제어성능을 결정하는 가장 중요한 요소 중의 하나가 제어알고리즘이다⁸⁾. 준능동 제어시스템을 위한 제어알고리즘으로는 groundhook 및 skyhook과 같은 전통적인 on-off 준능동 제어알고리즘⁹⁾과 최적능동 제어알고리즘을 기반으로 한 준능동 제어알고리즘¹⁰⁾이 널리 사용되어왔다. MR (magnetorheological) 감쇠기와 같은 비선형성이 강한 준능동 감쇠기로 구성된 준능동 제어시스템에 매우 효과적인 제어성능을 발휘하는 유전자 알고리즘과 퍼지논리제어기와 같은 소프트 컴퓨팅 기법도 연구자들의 많은 관심을 끌어들였다^{11,12)}.

최근에는 인공지능이 다양한 산업분야에 적용되어 혁신적인 성과를 내고 있으며 제어공학 분야에서도 매우 우수한 성과를 내고 있다¹³⁾. 건축구조물에 대해서는 특히 설비시스템 제어분야에 딥러닝을 적용한 사례가 다수 발표되고 있다¹⁴⁾. 딥러닝 및 기계학습이 건축공학 및

* 정회원, 영남대학교 건축학부 교수, 공학박사
School of Architecture, Yeungnam University
** 교신저자, 정회원, 선문대학교 건축학부 교수, 공학박사
Division of Architecture, Sunmoon University.
Tel: 041-530-2315 Fax: 041-530-2839
E-mail : hskim72@sunmoon.ac.kr

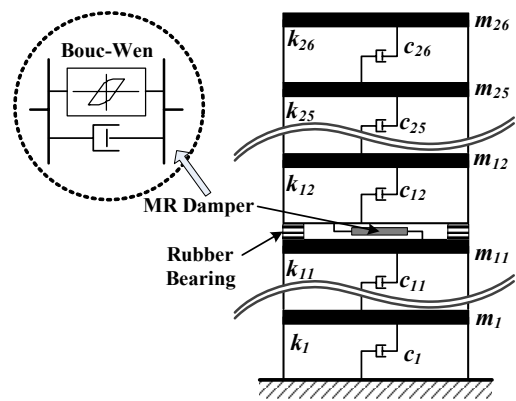
구조공학의 다양한 분야에 활용되어 우수한 성과를 내고 있지만 아직 건축구조물의 준능동 제어알고리즘 개발에 적용된 연구는 많지 않다. 특히 준능동 중간층면진시스템의 제어알고리즘에 기계학습이 적용된 사례는 국내외적으로 찾아보기 어렵다.

이러한 배경을 바탕으로 본 연구에서는 기계학습을 활용하여 준능동 중간층면진시스템의 최적 제어알고리즘을 개발하고 지진응답 제어성능을 평가해보았다. 이를 위하여 중간층 면진시스템을 가지고 일본에 건설된 Shiodome Sumitomo 건물¹⁵⁾을 예제구조물로 사용하였다. 이 건물은 일반적인 고무적층 베어링과 납 및 강재 댐퍼로 구성된 수동 중간층 면진시스템으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 납 댐퍼를 대신하여 MR 감쇠기를 사용하여 준능동 면진시스템을 구성하였다.

준능동 중간층면진시스템의 제어알고리즘을 개발하기 위해서 일반적으로 유한요소 해석모델을 구성하고 수치적분을 통해 지진응답을 계산한다. 디버깅을 통해서 제어알고리즘을 개발하기 위해서는 학습과정에서 수천 번에서 수만 번 이상의 시간이력해석이 필요하므로 매우 많은 계산시간이 소요된다. 본 연구에서는 이러한 단점을 개선하기 위해서 예제구조물에 지진하중과 제어명령을 가했을 때 발생하는 지진응답을 예측할 수 있는 신경망모델을 지도학습을 통하여 개발하였다. 다양한 신경망 모델 중 시간이력 데이터 예측에 강점을 보이는 RNN(Recurrent Neural Network) 모델을 사용하였다. 매 순간 변하는 주변의 상태에 따라서 최적의 행동을 결정할 수 있는 강화학습을 적용하여 준능동 중간층면진시스템의 제어알고리즘을 개발하였다. 개발한 알고리즘에서는 예제구조물의 지진피해를 최소화하기 위한 행동으로 준능동 중간층면진시스템을 구성하는 MR 감쇠기로 전달될 최적의 명령전압을 생성한다. 개발된 제어알고리즘의 지진응답 저감성능을 수치해석을 통하여 검증하였다.

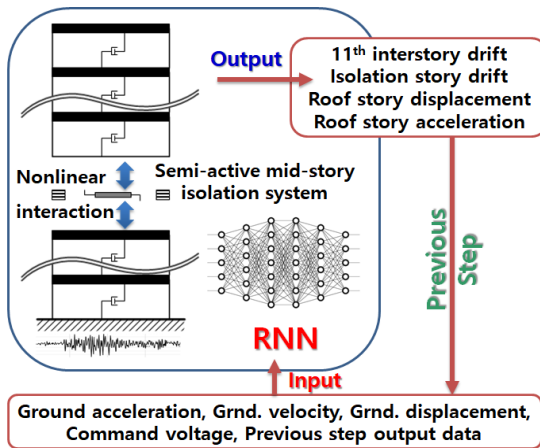
2. 지도학습을 통한 예제구조물 해석 모델

기계학습(Machine Learning)은 크게 지도학습(Supervised Learning), 비지도학습(Unsupervised Learning) 및 강화학습(Reinforcement Learning)으로 구분될 수 있다. 본 연구에서는 지진하중과 MR 감쇠기로 전달되는 명령전압을 입력으로 하고 구조물의 응답을 출력으로 하는 신경망 모델을 생성해야 하므로 입력과 출력의 정답을 사용하여 학습을 수행하는 지도학습을 사용하였다. 다양한 지도학습 알고리즘 중에서 시간이력 응답예측에 우수한 성능을 보이는 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)을 이용하여 구조물의 지진응답 예측모델을 개발하였다. 예제구조물인 준능동 중간층 면진시스템이 설치된 Shiodome Sumitomo 건물의 해석모델을 <Fig. 1>에 나타내었다. 예제구조물의 질량, 강성 등의 구조적 특성은 선행연구¹⁶⁾의 값을 그대로 사용하였다. MR 감쇠기의 비선형 동적거동을 표현하기 위해서 그림에 나타난 바와 같이 현재 가장 널리 사용되고 있는 수치해석모델인 Bouc-Wen 모델¹⁷⁾을 사용하였다. MR 감쇠기의 비선형성이 강한 동적거동을 표현하기 위한 Bouc-Wen 모델을 포함한 유한요소 해석모델을 사용하여 수치적분을 이용한 시간이력해석을 수행한다면 제어알고리즘 학습에 매우 많은 시간이 소요되므로 RNN을 이용하여 지진응답 예측모델을 생성하였다.



<Fig. 1> Analytical model of example building

RNN 모델의 입력과 출력은 <Fig. 2>에 나타난 바와 같다. 입력은 지반가속도, 지반속도, 지반변위의 지반운동 데이터와 명령전압 및 이전 스텝의 출력 데이터로 구성되어 있다. 출력은 예제구조물의 지진응답 중에서 구조물의 피해 및 동적거동을 효과적으로 나타낼 수 있는 응답으로 선택하였다. 즉, 구조물의 지진피해와 직접적으로 연결되는 응답이 층간변위이므로 가장 큰 층간변위가 발생하는 11층 층간변위를 선택하였고 과도한 면진층 변위가 발생하면 중간층 면진시스템이 파괴될 수 있으므로 면진층 변위도 선택하였다. 그리고 고층건물의 동적거동을 대표적으로 표현할 수 있는 지붕층 변위와 가속도응답을 출력으로 선택하였다. 그림에 나타난 바와 같이 RNN 모델은 준능동 중간층면진시스템과 이에 의해서 분리되는 상하부 구조물의 비선형적인 상호작용을 고려한 동적응답을 표현한다. RNN 모델을 학습할 때 적절한 하이퍼파라미터를 적용하는 것이 필요한데 본 연구에서는 선행연구¹⁸⁾에서 선택한 값을 그대로 사용하였다.



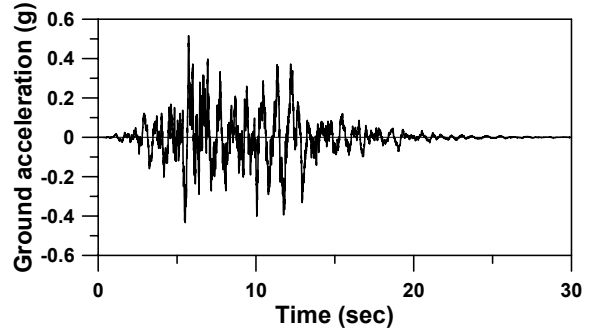
<Fig. 2> Configuration of RNN model

RNN 모델의 학습을 위한 지반운동 데이터를 얻기 위해서 인공지진하중을 생성하였다. 인공지진하중을 생성하기 위하여 강진지역 지반운동(s)의 특성을 잘 표현하는 식(1)의 필터¹⁹⁾를 사용하였다.

$$F(s) = \frac{4\zeta_g \omega_g s}{s^2 + \zeta_g \omega_g s + \omega_g^2} \quad (1)$$

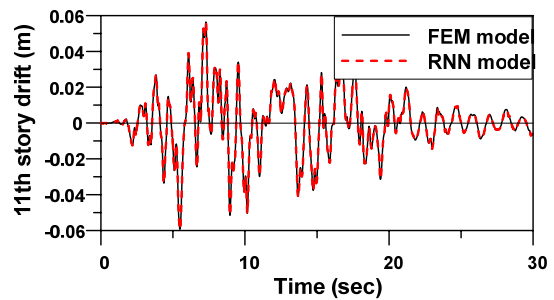
여기서, $\omega_g = 2\pi \text{ rad/s}$ 이고 $\zeta_g = 0.3$ 의 값을 사용하였다. 인공지진의 최대지반가속도(Peak ground acceleration, PGA)를 0.7g로 생성한 0.005초 시간간격의 백색잡음을 위 필터에 통과시킨 지진하중 시간이력에 포락선(envelope)을

적용시켜 일반적인 지진하중의 형태를 갖도록 생성한 인공 지반가속도를 <Fig. 3>에 나타내었다. 학습에 사용한 지반 속도 및 지반변위는 가속도를 적분하여 구하였다.

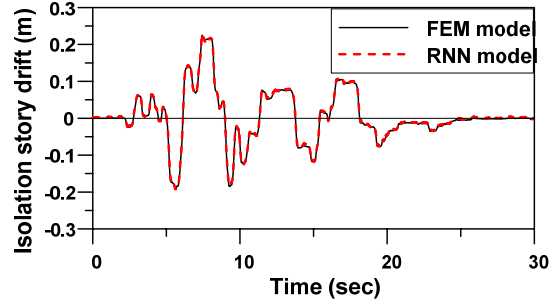


<Fig. 3> Artificial ground acceleration

RNN 모델의 입력에는 지반운동 이외에 명령전압이 사용된다. 본 연구에서 사용된 MR 감쇠기는 0~10volt의 전압이 사용되므로 이 사이의 값이 랜덤하게 생성될 수 있도록 백색과를 사용하였다.



<Fig. 4> Comparison of 11th story drift

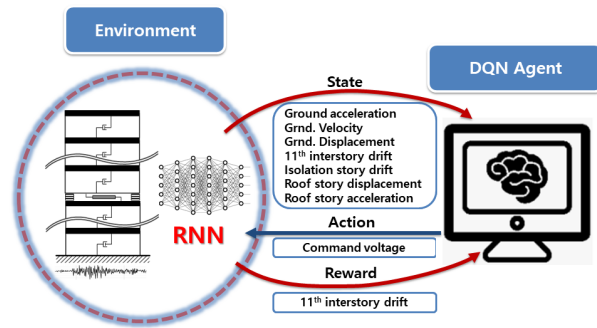


<Fig. 5> Comparison of isolator drift

이러한 데이터를 이용해 학습한 RNN 모델과 정확해라고 할 수 있는 FEM 모델의 응답을 비교해 <Fig. 4>와 <Fig. 5>에 나타내었다. 그림에서 볼 수 있듯이 RNN 모델을 사용해서 FEM 모델의 응답을 매우 정확하게 모사할 수 있는 것을 확인할 수 있다. FEM 모델의 응답을 정확해로 하고 RNN 모델에 의한 출력값의 평균제곱근오차(root mean squared error, RMSE)를 구한 결과 1.232×10^{-3} 로써 매우 작은 것을 확인하였다.

3. 강화학습을 이용한 준능동 중간층면진시스템의 제어알고리즘

앞 절에서 개발한 준능동 중간층면진시스템을 포함한 예제건축구조물의 동적응답을 예측하는 RNN 모델은 강화학습의 환경을 구성하는데 활용된다. 현재까지 발표된 다양한 강화학습 알고리즘 중에서 본 연구에서는 딥마인드가 개발하여 다양한 분야에서 우수한 성과를 내고 있는 Deep Q-Network (DQN)을 사용하였다²⁰. DQN 강화학습은 환경과 에이전트의 상호작용을 통해서 학습이 이루어지는데 본 연구에서 DQN 에이전트는 구조물의 실시간 동적응답을 기반으로 해서 최적의 명령전압을 행동으로 결정한다. 이를 위해 RNN 모델로 구성된 환경은 준능동 중간층면진시스템을 제어하는 DQN 에이전트와 상호작용을 하여 데이터를 주고받는데 이를 <Fig. 6>에 나타내었다.



<Fig. 6> Reinforcement learning configuration

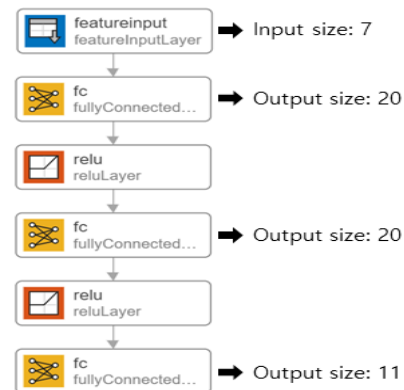
그림에서 보는 바와 같이 에이전트가 환경에서 관측하는 상태는 지반운동인 지반가속도, 지반속도, 지반변위와 함께 구조물 응답인 11층 층간변위, 면진층 층간변위, 지붕층 변위 및 지붕층 가속도로 선택하였다. 이렇게 매 시간 스텝마다 변하는 7개의 동적응답 상태를 기반으로 DQN 에이전트는 실시간 계산을 하여 준능동 중간층면진시스템을 제어하는 명령전압을 행동으로 출력하게 된다. DQN 에이전트가 취한 행동에 대해서 적절한 보상을 설계하는 것이 매우 중요한데 본 연구에서는 구조물의 지진하중에 대한 피해를 가장 효과적으로 나타낼 수 있는 최대 층간변위(11층 층간변위)를 사용하여 보상을 계산하였다. 본 연구에서는 매 시간 스텝마다의 11층 층간변위의 역수를 보상으로 하여 DQN 에이전트가 보상을 최대화하는 방향, 즉 11층 층간변위를 최소화하는 방향으로 학습이 이루어지도록 하였다.

DQN 에이전트의 효율적인 준능동 중간층면진시스템 제어를 위하여 강화학습에서 사용한 하이퍼파라미터를 <Table 1>에 나타내었다. 이 값들은 여러 번의 반복적인 매개변수 연구를 통해서 결정하였다. 기존 강화학습 알고리즘의 성능을 개선한 DQN 특성 중의 하나인 타겟 네트워크(target network) 분리하는 방법론을 적용하였고 5번의 학습 이후에 학습중인 DQN 네트워크를 타겟 네트워크로 업데이트 하였다. 학습률은 0.001, 활성화 함수는 Relu, 최적화 함수는 Adam을 사용하였고 10,000 번의 에피소드를 거쳐서 학습을 수행하였다.

<Table 1> Hyperparameter for DQN

Item	Value
Learning rate	0.001
Target update frequency	5
Discount factor	0.99
Mini batch size	256
Activation function	Relu
Optimizer	Adam
Gradient threshold	1
Max. episode	10,000

DQN 모델을 구성하는 신경망에 너무 과도한 노드를 사용하면 과적합이 발생하여 다른 동적특성을 가진 지진하중에 대한 적응성이 떨어질 수 있다. 이를 고려하여 본 연구에서는 <Fig. 7>에 나타낸 바와 같이 신경망을 설계하였다. DQN 신경망의 입력은 7개로서 앞 장에서 설명한 지반운동 및 구조물 응답 7개의 상태변수를 입력한다. 제일 마지막 출력은 준능동 중간층면진시스템을 구성하는 MR 감쇠기로 전달되는 명령전압 범위 0-10V를 1V 간격으로 나누어 총 11개의 출력 크기를 가진다. DQN 신경망은 20개의 크기를 가지는 완전연결층 2개로 구성하였다. 본 연구에서는 파이썬 버전 3.6 과 텐서플로 버전 1.6.0을 사용하여 DQN 모델을 생성하였다.



<Fig. 7> Configuration of DQN

4. 준능동 중간층면진시스템의 지진응답 제어성능

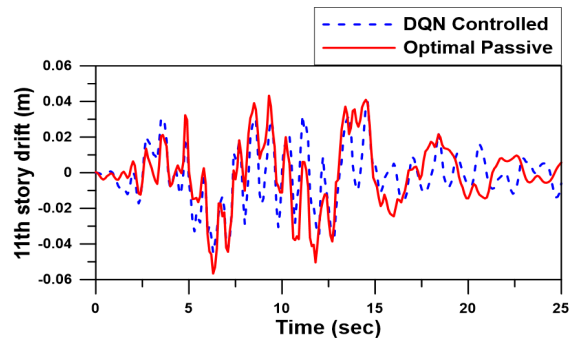
전술한 바와 같이 본 연구에서는 10,000 에피소드를 이용하여 강화학습을 수행하였다. 강화학습을 진행하여 에피소드가 증가함에 따라서 DQN 에이전트는 누적되는 보상이 많은 방향으로 발전하게 된다. 본 연구에서는 DQN 에이전트가 강화학습시 입력으로 주어진 특정한 상태에 대한 행동을 선택할 때 ϵ -greedy 정책을 사용한다. ϵ -greedy 정책은 ϵ 을 사용하여 계산된 확률로 학습된 신경망에서 예측하는 가장 높은 가치의 행동을 탐욕에 기반하여 선택하고 나머지 확률로 랜덤한 행동을 선택하도록 한다. 이 방법을 적용하면 항상 최적의(greedy) 행동을 선택하지 않고, 일정 확률로 모험을 하게 됨으로써 지역 최적해(local minimum)에 빠지지 않도록 학습된다. 본 연구에서 사용한 DQN의 강화학습 학습과정에서 모험(exploration)을 할지 아니면 현재의 지식을 활용(exploitation)할지를 ϵ 값을 통해서 조절할 수 있다. ϵ 값은 아래의 식을 통해서 계산되며 매 스텝마다 0-1사이의 랜덤값을 발생시켜서 계산된 ϵ 보다 작으면 임의의 명령전압을 사용하여 그렇지 않으면 학습된 DQN 신경망에서 예측한 행동을 사용한다.

$$\epsilon = 1 / (\text{episode} / 10) \quad (2)$$

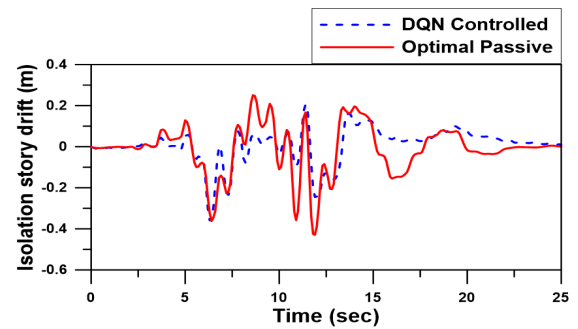
이 학습의 초기단계에는 ϵ -greedy 정책에서 사용하는 ϵ 값에 의하여 모험(exploration)을 많이 하기 때문에 보상의 변동폭이 크지만 에피소드가 증가할수록 ϵ 값이 줄어들어서 현재의 지식을 활용(exploitation)하는 경향이 커지므로 변동폭이 줄어들게 된다.

학습한 DQN 에이전트 모델을 준능동 중간층면진시스템(Semi-active Misdstory Isolation System, SMIS)의 제어 알고리즘으로 이용하여 제어한 예제구조물의 지진응답 저감성능을 검토하였다. 이를 위해서 예제구조물에 대해 최적의 수동 중간층면진시스템(Passive Misdstory Isolation System, PMIS)을 사용하여 제어한 경우에 대해서 함께 비교하였다. 지진하중에 대한 예제 구조물의 동적거동을 대표하여 표현할 수 있는 11층 층간변위, 면진층 층간변위, 지붕층 변위, 지붕층 가속도응답의 시간이력을 각각 SMIS와 PMIS에 대해 비교하여 <Fig. 8>-<Fig. 11>에 나타내었다. 최적의 PMIS 설계값을 찾기 위하여 SMIS에 전달되는 명령 전압을 0-10V사이를 1V간격으로 일정하게 가하여 가장 작

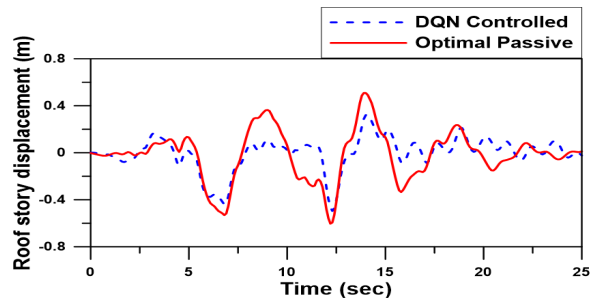
은 11층 층간변위를 나타내는 전압으로 선택하였다. SMIS와 PMIS의 최대치 응답을 정량적으로 비교하기 위하여 제어시스템별 4개 응답의 최대치와 각 응답의 비를 계산하여 <Table 2>에 나타내었다. 응답의 비를 얻기 위하여 SMIS의 최대응답을 PMIS의 최대응답으로 나누어 계산하였다. 따라서 응답의 비가 1보다 작으면 작을수록 SMIS의 제어성능이 PMIS의 제어성능보다 더 우수한 것을 의미한다.



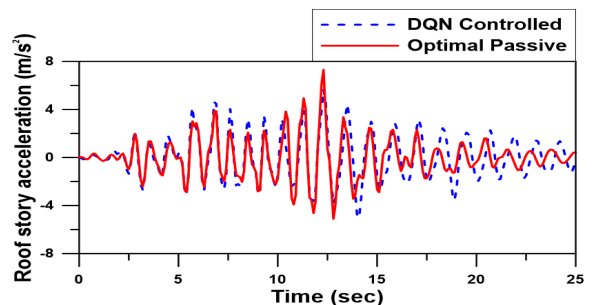
<Fig. 8> 11th story drift



<Fig. 9> Isolation story drift



<Fig. 10> Roof story displacement



<Fig. 11> Roof story acceleration

〈Table 2〉 Comparison of peak responses

Response	SMIS	PMIS	Ratio(S/P)
11 th story drift(m)	0.045	0.057	0.79
Isolator drift(m)	0.358	0.429	0.83
Roof story disp.(m)	0.495	0.603	0.82
Roof story acc.(m/s ²)	5.655	7.303	0.77

각각의 그림에서 비교한 4개의 응답을 보면 ‘DQN Controlled’로 표현된 SMIS의 응답이 ‘Optimal Passive’로 표현된 PMIS의 응답에 비하여 전반적으로 작게 나타나므로 본 연구에서 개발한 DQN 에이전트 기반 제어알고리즘이 준능동 중간층면진시스템을 효과적으로 제어하는 것을 알 수 있다. 일반적으로 구조물의 지진피해를 대표하는 응답인 최대 층간변위와 면진층의 층간변위는 서로 상충하는 관계를 보인다. 즉, 면진시스템이 효과적으로 지진에너지를 소산시키기 위해서는 면진층에서 충분한 움직임이 발생해야하고 이는 층간변위의 감소로 이어진다. 그러나 지진응답 제어성능을 증가시키기 위해서 과도한 면진층 층간변위를 허락한다면 면진시스템의 안전성을 위협하게 되고 심한 경우 면진시스템의 파괴에 의해서 구조물에 심각한 피해를 초래할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 강화학습을 통하여 얻은 다수의 DQN 에이전트 중에서 11층의 층간변위와 면진층의 층간변위를 동시에 적절하게 저감시킬 수 있는 모델을 선택하였다. 그 결과 선택한 DQN 제어알고리즘은 PMIS에 비해 11층 층간변위는 21%, 면진층 층간변위는 17%를 더 저감시킬 수 있었고 이를 〈Table 2〉에서 확인할 수 있다. 설계 기준인 1.5%의 허용 층간변위비는 예제 구조물에서 72mm로 계산되므로 중간층 면진시스템을 적용하면 이 기준을 만족시킬 수 있는 것으로 확인되었다.

지진하중에 대한 예제구조물의 전체적인 동적거동을 파악할 때 구조물의 지붕층 응답을 검토하는 것이 바람직하다. 따라서 본 연구에서는 지붕층 변위 및 가속도 응답을 검토하였다. 두 응답의 시간이력그래프를 보면 SMIS가 PMIS보다 최대 응답뿐만 아니라 전반적인 응답 수준을 매우 효과적으로 낮출 수 있다는 것을 알 수 있다. 〈Table 2〉를 통해서 두 시스템

의 응답차이를 정량적으로 살펴보면 최대 지붕층 변위응답과 가속도응답에 대해서 SMIS를 적용하면 PMIS를 사용한 경우에 비하여 각각 18%와 23% 더 저감시킬 수 있다는 것을 확인하였다. 구조물의 대표적인 동적응답인 변위응답과 가속도응답 또한 서로 상충하는 관계에 있기 때문에 SMIS를 제어하는 DQN 제어알고리즘을 선택할 때 설계의 목적에 따라서 적절한 모델을 선택하는 것이 필요하다고 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 준능동 중간층면진시스템의 효율적인 제어를 위한 알고리즘을 개발하기 위해서 강화학습 알고리즘인 DQN을 사용하였고 효용성 및 적용성을 검토하였다. 준능동 중간층면진시스템이 설치된 고층건물을 기존의 일반적인 FEM 모델을 사용하여 수치해석을 수행하면 강화학습에 매우 많은 시간이 소요되므로 본 연구에서는 지도학습의 일종인 RNN 모델을 이용하여 예제구조물의 지진응답 예측모델을 개발하였고 정확성을 검증하였다. 개발한 RNN 모델을 사용하여 강화학습의 환경을 구성하였다. 지반의 동적응답과 예제구조물의 대표적인 4개의 응답을 DQN 에이전트로 전달되는 상태로 결정하였고 준능동 중간층면진시스템의 제어를 위한 명령전압을 행동으로 정의하였다. 본 연구를 통해서 지도학습과 강화학습을 사용하여 준능동 중간층면진시스템을 효과적으로 제어할 수 있는 DQN 제어알고리즘을 개발할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구결과를 일반화하고 실용화하기 위해서는 더 다양한 예제구조물 및 다양한 지진하중을 사용한 검토가 추후 필요하다고 판단된다. 또한 본 연구에서는 구조물의 응답저감에 대해서 집중적으로 검토하였지만 실제 구조물에 적용하기 위해서는 면진장치에 대한 이력특성, 면진층의 최대변위에 의한 면진장치의 전도 안전성 검토 등도 이루어져야 할 것이다.

감사의 글

본 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (No. NRF-2019R1A2C1002385).

References

1. Naeim, F. and Kelly, J.M., Design of Seismic Isolated Structures: from Theory to Practice. Wuley: New York. 1999.
2. Kelly, J.M., "The current state of base isolation in the Unite States", Proc. Second World Conference on Structural Control, Kyoto, Japan, 1999, pp.1043-1052.
3. Hur, M. W., "Construction of Isolation Device for DONG-IL High-Vill New City", Review of Architecture and Building Science, Vol. 54, No. 5, pp.81-86, 2010.
4. Tsuneki, Y., Torii, S., Murakami, K. and Sueoka, T., "Middle-Story Isolated Structural System of High-Rise Building", Proceeding of The 14th World Conference on Earthquake Engineering, 2008.
5. Mele, E. and Faiella, D., "Inter-story isolation systems (IIS) for tall buildings: design considerations", Structural Engineering, CTBUH Journal, Issue 2, pp. 34-41, 2018.
6. Chey, M.H., Chase, J.G., Mander, J.B. and Carr, A.J., "Semi-active control of mid-story isolation building system", AKC 2009, Asia Korean Conference on Advanced Science & Technology, 2009.
7. Kim, H.S. and Kang, J.W., "Simultaneous multi-objective optimization of semi-active intermediate isolation system and building structures", International Journal of Steel Structures, Vol. 21, pp. 604-612, 2021.
8. Symans, M.D. and Constantinou, M.C., "Semi-active control systems for seismic protection of structures: a state-of-the-art review", Engineering Structures, Vol. 21, pp. 469-487, 1999.
9. Koo, J.H., "Using magneto-rheological dampers in semiactive tuned vibration absorbers to control structural vibrations", Ph.D. Dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University, USA, 2003.
10. Yoshioka, H., Ramallo, J.C. and Spencer Jr., B.F., "Smart base isolation strategies employing magnetorheological dampers", Journal of Engineering Mechanics, Vol. 128, pp. 540-551, 2002.
11. Kim, H.S. and Kang, J.W., "Vibration control performance evaluation of hybrid mid-story isolation system for a tall building", Journal of Korean Association for Spatial Structures, Vol. 18, No. 3 pp. 37-44, 2018.
12. Bathaei, A., Zahrai, S.M. and Ramezani, M., "Semi-active seismic control of an 11-DOF building model with TMD+MR damper using type-1 and -2 fuzzy algorithms", Journal of Vibration and Control, Vol. 24, No. 13, pp. 2938-2953, 2018.
13. Raffaele, C., Marta, T., Giuseppina, P., Antonella, P. and Fabio, D.F., "Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Smart Production: Progress, Trends, and Directions", Sustainability, Vol. 12, No. 2, 2020.
14. Wei, T., Wang, Y. and Zhu, Q., "Deep reinforcement learning for building HVAC control", 54th ACM/EDAC/IEEE Design Automation Conference (DAC), pp. 1-6, 2017.
15. Sueoka, T., Torii, S. and Tsuneki, Y., "The Application of Response Control Design using Middle-Story Isolation System to High-Rise Builising", The 13th World Conference on Earthquake Engineering, 2004.
16. Kim, H.S. and Kang, J.W., "Vibration control performance evaluation of hybrid mid-story isolation system for a tall building", Journal of the Korean Association for Spacial Structures, Vol. 18, No. 3, pp. 37-44, 2018.
17. Sues, R. H., Mau, S. T. and Wen, Y. K., "System identification of degrading hysteretic

- restoring forces”, *Journal of Engineering Mechanics*, ASCE, Vol. 114, pp. 833-846, 1988.
18. Kim, H.S. and Parkg, K.S., “Research on hyperparameter of RNN for seismic response prediction of a structure with vibration control system)”, *Journal of the Korean Association for Spacial Structures*, Vol. 20, pp. 51-58, 2020.
19. Nagarajaiah, S. and Narasimhan, S., “Smart base-isolated benchmark building. Part II: phase I sample controllers for linear isolation systems”, *Journal of Structural Control and Health Monitoring*, Vol. 12, pp. 589-604, 2006.
20. Volodymyr, M., Koray, K., David, S., Andrei, A.R., Joel, V., Marc, G.B., Alex, G., Martin, R., Andreas, K.F., Georg, O., Stig, P., Charles, B., Amir, S., Ioannis, A., Helen, K., Dharshan, K., Daan, W., Shane, L. and Demis, H., “Human-level control through deep reinforcement learning”, *Nature*, Vol. 518, pp. 529-533, 2015.

- Received : October 26, 2021
- Revised : November 03, 2021
- Accepted : November 03, 2021