

# 유니티를 이용한 스마트 면진제어 시스템의 강화학습 환경개발

김현수  
선문대학교 건축학부

## Development of Reinforcement Learning Environment for Smart Base Isolation Control System using Unity

Hyun-Su Kim  
Division of Architecture, Sunmoon University

**요약** 근래에 강화학습을 이용해서 구조제어시스템의 제어알고리즘을 개발하고자하는 다양한 연구가 수행되고 있다. 강화학습은 주어진 외부 환경과 상호작용을 하는 에이전트가 현재의 상태에서 어떤 행동을 취하는 것이 최적인지 학습한다. 본 연구에서는 최근 여러 공학 분야에 활용되기 시작한 유니티 게임엔진을 활용해서 구조제어시스템의 강화학습 환경을 구성하고 구조제어분야에서 활용 가능성을 검토해보았다. 이를 위해서 본 연구에서는 스마트 면진제어 시스템을 유니티 물리엔진을 이용해서 구성하고 이를 제어하는 알고리즘을 에이전트로 개발하였다. 에이전트의 행동으로는 스마트 면진제어시스템을 제어할 명령전압으로 하였고 면진된 구조물의 응답이 저감되면 높은 보상을 받을 수 있도록 설계하였다. 유니티 환경에서 구성된 진동대에 인공지진하중을 가하여 시뮬레이션을 수행하였다. 개발된 시스템을 검토한 결과 유니티를 이용해서 개발한 환경을 사용하여 스마트 면진제어시스템의 제어알고리즘을 강화학습을 이용해서 개발할 수 있음을 확인할 수 있었다.

**Abstract** Recently, various research has been conducted to develop a control algorithm for a structural control system using reinforcement learning. Reinforcement learning trains an agent to take an optimal action in its current state by interacting with a given environment. The Unity game engine has recently been used in various engineering fields. In this study, it was used to construct a reinforcement learning environment for a structural control system, and the possibility of its application to structural control was evaluated. To this end, a smart base isolation control system was constructed using the Unity physical engine, and a control algorithm for an agent was developed. The agent provides a command voltage to control a smart base isolation control system. The reward was designed to be increased when the response of the isolated structure was reduced. An artificial earthquake was applied to a shaking table modeled in the Unity environment for simulation. The results show that a control algorithm for a smart base isolation control system can be developed using reinforcement learning based on the Unity environment.

**Keywords** : Smart Base Isolation System, Unity Game Engine, Structural Control Algorithm, Reinforcement Learning, Seismic Response Control

---

이 연구는 2022년도 선문대학교 교내학술연구비 지원에 의하여 이루어졌음.

\*Corresponding Author : Hyun-Su Kim(Sunmoon Univ.)

email: hskim72@sunmoon.ac.kr

Received March 6, 2023

Revised April 13, 2023

Accepted May 12, 2023

Published May 31, 2023

## 1. 서론

최근 기계학습은 구조공학의 다양한 분야에 활용되어 우수한 성과를 내고 있다[1]. 기계학습은 알고리즘이 학습하는 방법에 따라서 지도학습, 비지도학습 및 강화학습으로 분류되고 각 학습 방법마다 다양한 기법들이 존재한다. 구조공학분야에서는 기계학습을 활용하여 주로 재료의 특성이나 구조물의 응답 및 성능을 예측하고 평가하는 분야의 연구[2-4]를 주로 수행하였고 이는 기계학습 방법 중 지도학습에 속한다. 강화학습(Reinforcement Learning, RL)은 지도학습과 같이 입력과 출력의 관계를 나타내는 학습데이터를 사용하지 않고 특정 환경(Environment)에서 에이전트(Agent)라는 주체가 목표를 달성하기 위해 시행착오를 거치면서 스스로 최적의 행동 방식을 학습하는 방법이다. 이를 위해서는 에이전트가 환경 안에서의 현재 상태(State)를 인식하고, 가능한 행동(Action)들 중 어떤 것이 최적인지 판단하는 정책(Policy)을 결정해야 한다. 결정된 정책에 따라서 에이전트가 행동을 하면 그 행동에 대한 보상(Reward)이 주어지게 된다. 강화학습에서는 시간이 지나면서 에이전트가 선택한 행동과 그 결과에 대한 정보를 이용하여 정책을 개선하고, 보상을 최대화하는 방향으로 학습을 진행한다. 이러한 과정을 반복하면서 에이전트는 점점 더 나은 정책을 학습하게 되며, 최종적으로 최적의 정책을 찾아내어 목표를 달성할 수 있게된다. 이러한 강화학습은 게임이나 로봇 제어, 자율주행 등 다양한 분야에서 활용되고 있으며 구조공학 분야에서는 능동 및 준능동제어에 활용되고 있다[5,6].

강화학습이 지진하중을 받는 구조물의 제어에 적용되는 개념을 Fig. 1에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 지진하중과 구조물 및 가력기를 이용해서 강화학습을 수행할 환경이 구성되며 학습할 에이전트는 환경의 현재 상태를 입력받아 최적이라고 판단되는 행동을 수행하며

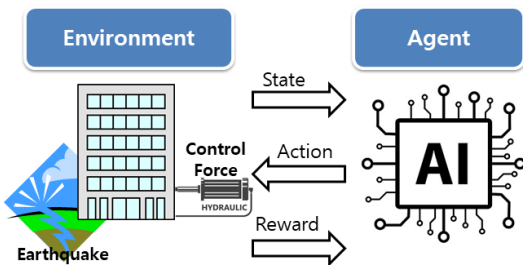


Fig. 1. Concept of RL for structural control system

그에 따른 보상을 받게 된다. 이때 에이전트는 지진응답에 따라서 가력기를 조절하는 제어알고리즘의 역할을 수행하게 된다. 이렇게 구조제어분야에 강화학습을 적용하기 위해서는 실제 구현될 구조물의 물리적 특성을 적절하게 표현할 수 있는 환경을 구성하는 것이 중요하다. 강화학습이 활용된 구조제어분야의 연구에서는 대부분 유한요소해석모델을 활용하여 환경을 구성하고 있다.

최근의 게임에서는 게임 속 가상의 캐릭터와 물체에게서 실제와 동일한 물리 현상이 나타나는 것처럼 처리해주는 물리엔진의 성능이 비약적으로 발전하고 있다. 따라서 자동차의 가상충돌 실험, 자율주행, 로봇 제어 등을 시뮬레이션할 때 게임엔진을 이용하여 구성한 환경에서 강화학습을 수행하고 있다[7]. 그러나 아직까지 구조제어공학 분야에서 게임엔진을 이용하여 강화학습 환경을 구성하고 이를 이용해 제어시스템 설계를 수행한 연구는 아직까지 국내외적으로 수행된 바가 없다. 이러한 점이 본 연구의 기존 연구대비 독창적인 점이라고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 게임엔진을 이용하여 지진하중을 받는 구조제어시스템이 설치된 구조물에 대한 강화학습 환경을 구성하고 제어알고리즘 개발에 활용 가능성을 검토해보았다.

이를 위해서 본 연구에서는 다양한 공학 시뮬레이션 연구에 사용되고 있는 유니티 게임엔진을 사용하여 강화학습 환경을 구성했다. 유니티에서는 ML-Agents (Machine Learning Agents)라는 개발도구를 제공하여 강화학습 환경을 제작하고 빌드하여 에이전트의 학습 및 시뮬레이션을 효과적으로 수행할 수 있도록 하고 있는데 이를 이용하여 강화학습 환경을 구성하였다. 본 연구에서는 MR 감쇠기와 마찰진자시스템을 이용하여 구성된 스마트 면진시스템을 예제구조물로 선택하였고 인공지능 하중을 예제구조물에 가하여 강화학습 환경을 개발하였다. 개발된 유니티 강화학습 환경이 외부 제어명령에 의해서 적절하게 제어되어 강화학습 기반의 제어알고리즘 개발에 적용할 수 있는지 활용성을 검토하였다.

## 2. 유니티 ML-Agents의 개요

강화학습을 연구하거나 활용할 때 강화학습 알고리즘을 실행할 환경을 구성하는 것이 쉽지 않은 문제였다. 이러한 어려움을 해결하기 위해서 유니티 ML-Agents가 개발되어 머신러닝 기술, 특히 강화학습을 유니티에서 편리하게 수행할 수 있도록 하고 있다[8]. 유니티

ML-Agents를 사용하는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있는데 첫 번째는 내장 알고리즘을 사용하는 것이고 두 번째는 외부에서 코딩된 알고리즘을 유니티와 데이터를 주고 받으면서 학습하고 개발하는 방법이다. 두 번째 방법은 주로 파이썬으로 구성된 외부 에이전트를 유니티에 구성된 환경에서 학습시키기 위해서 ML-Agents에서 제공하는 함수를 사용해 데이터를 주고받는 방식으로 수행된다. 이러한 방법이 다양하게 개발된 외부 알고리즘을 학습할 수 있는 자율성이 높은 방법이므로 본 연구에서는 두 번째 방법을 대상으로 연구를 수행하였다. 강화학습시 유니티에서 구현하고 빌드된 환경은 ML-Agents를 이용하여 외부 알고리즘과 상태, 보상, 행동 등의 정보를 주고받는다. 이때 파이썬으로 구성된 강화학습 알고리즘을 이용하여 주어진 상태에 맞는 행동을 선택하고 이를 유니티 환경의 에이전트에 전달하면 에이전트가 해당 행동에 따라 액션을 취하게 된다. 이러한 액션에 의해서 변화된 환경의 상태와 보상에 대한 정보를 파이썬 알고리즘에 전달하면 보상을 기반으로 강화학습 알고리즘을 학습하고 다시 상태 정보에 따라서 새로운 행동을 선택하여 유니티 환경으로 전달하는 과정을 반복하게 된다. 유니티 ML-Agents를 이용하여 3D 볼을 땅으로떨어뜨리지 않게 제어하는 강화학습을 수행하는 모습을 Fig. 2에 나타내었다.

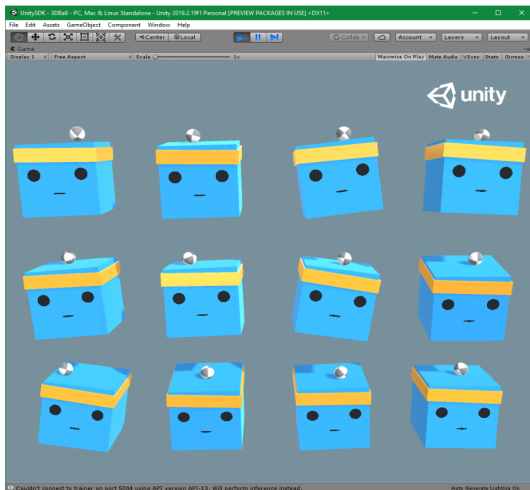


Fig. 2. 3D ball balancing training with Unity ML-Agents [8]

외부 알고리즘을 이용해서 유니티 기반 강화학습을 수행하는 ML-Agents의 프레임워크를 Fig. 3에 나타내었다. 그림을 보면 ML-Agents가 에이전트(Agent), 브레

인(Brain), 아카데미(Academy)라는 세 개의 요소들로 단계별 구성이 되어 있다는 것을 알 수 있다. 에이전트는 유니티 환경 내에서 행동을 취하는 요소로서 게임에서는 주인공에 해당하고 구조제어시스템에서는 구조물에 힘을 가하는 제어장치가 될 수 있다. 이러한 에이전트에는 브레인이 할당되는데 어떤 종류의 브레인이 할당되느냐에 따라서 에이전트의 기능이 달라진다. 유니티 ML-Agents에서 제공하는 브레인의 종류를 Table 1에 나타내었다.

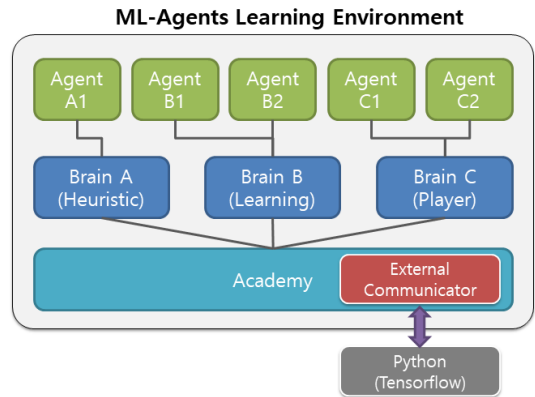


Fig. 3. RL framework in Unity ML-Agents

Table 1. Types of Unity ML-Agents brains

Brain types	Description
Player	Used for agent action testing by keyboard mapping and input
Heuristic	Hand-code the agent's logic by Decision class
Learning	Used for agent training or trained agent testing

표에서 보는 바와 같이 ML-Agents 브레인은 플레이어(Player) 브레인, 휴리스틱(Heuristic) 브레인, 러닝(Learning) 브레인으로 나누어진다. 플레이어 브레인은 에이전트를 사람이 직접 제어할 수도 있도록 하는 브레인으로 각 행동에 대해 키보드의 키를 할당하고 해당 키를 누르면 에이전트가 할당된 액션을 취하도록 한다. 휴리스틱 브레인을 이용하면 사람이 직접 코드에서 작성한 규칙대로 에이전트를 제어할 수 있다. 러닝 브레인은 에이전트를 학습시키거나 학습된 모델대로 행동하게 할 때 사용한다. 따라서 본 연구에서는 러닝 브레인을 사용하여 유니티 ML-Agents 환경을 구성한다. 모든 브레인은 아카데미를 통해서 관리되는데 여기서는 브레인의 여러 파라미터 설정 및 환경이 초기화나 리셋될 때의 처리 등

을 수행한다. 그리고 아카데미는 외부 프로그램과 브레인을 연결시켜주는 기능을 하며 이를 위한 함수를 제공한다.

### 3. 스마트 면진제어시스템의 구성

본 연구에서는 유니티 ML-Agents를 이용한 구조제어시스템 강화학습 환경개발을 위해서 스마트 면진제어시스템을 예제구조물로 선택하였다. 일반적인 면진시스템의 제어성능을 향상시키기 위해서 MR 감쇠기와 같이 전압에 의해 실시간으로 재료의 특성을 변화시킬 수 있는 ‘adaptable’ 혹은 ‘smart’라고 표현되는 특성을 가지는 제어장치가 추가된 시스템을 스마트 면진시스템이라고 한다[9,10]. 본 연구에서 사용한 스마트 면진시스템을 Fig. 4에 나타내었다. 그림에 나타낸 스마트 면진시스템은 마찰진자시스템 (Friction Pendulum System, FPS)과 MR (Magnetorheological) 감쇠기를 이용해서 구성되었으며 대만의 국립지진연구센터 (National Center for Research on Earthquake Engineering, NCEE)에서 진동대 실험을 수행한 모델을 참고해서 만들었다. 면진시스템은 구조물의 무게를 지탱하는 수직저항능력과 지진하중에 대하여 수평변위를 제어할 수 있는 능력이 있어야 하는데 대상 시스템은 FPS가 구조물의 무게를 지탱하고 또한 중력에 의해서 구조물을 원래의 위치로 되돌리는 역할을 하며 MR 감쇠기는 적절한 감쇠력을 발생시켜서 구조물의 진동을 더욱 효과적으로 줄이는 역할을 한다.

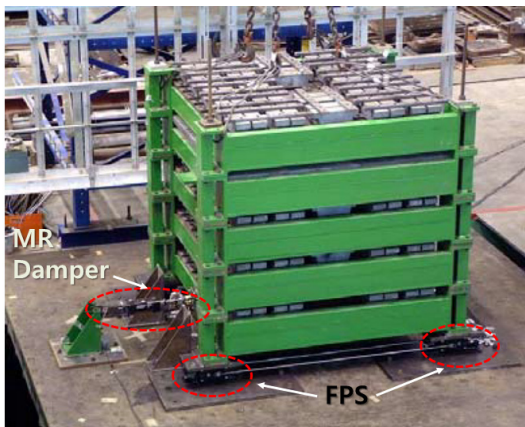


Fig. 4. Experimental model of smart base isolation system

FPS는 구조물을 지반과 격리시키는 기계장치로서 FPS의 간단한 구성도를 Fig. 5에 나타내었다. 일반적인 FPS에서는 베어링의 곡면을 따라서 상승한 구조물이 중력에 의해서 원래의 위치로 되돌아오려는 복원력이 발생하고 마찰면에서의 마찰력에 의해서 에너지가 소산된다. 본 연구에서 사용한 FPS에서는 마찰력을 가능한한 줄임으로써 MR 감쇠기가 제어할 수 있는 범위를 늘려서 MR 감쇠기의 진동제어 능력을 극대화하도록 하였다. 본 연구에서 사용된 FPS의 마찰계수는 0.03으로 하였다.

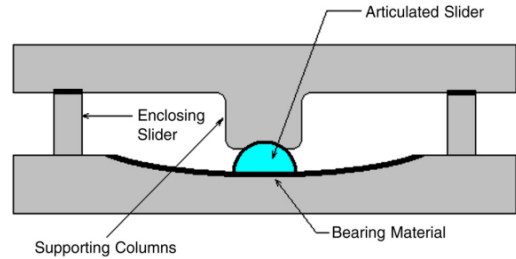


Fig. 5. Configuration of friction pendulum system

FPS로 지지된 구조물의 진동주기는 구조물의 질량과는 관계없고 베어링의 곡률반경에 의해서 결정되기 때문에 설계자의 목적에 따라서 면진된 구조물의 진동주기를 비교적 쉽게 조정할 수 있다. 또한 베어링의 횡저항력은 베어링이 지지하는 구조물의 무게에 비례하므로 면진장치의 강성중심은 면진된 구조물의 질량중심과 일치하게 된다. 이러한 특성으로 인하여 FPS를 이용하면 면진된 구조물에 질량이 불규칙적으로 배치되었거나 또는 비대칭 구조물일 지라도 구조물의 비틀림 거동을 최소화시킬 수 있다. 본 연구에서는 면진된 예제구조물의 고유진동주기가 3초가 되도록 FPS의 곡률반경을 설정하였고 실험체의 질량을 24,000kg으로, MR 감쇠기의 최대 용량은 약 50kN으로 하여 예제구조물을 구성하였다.

본 연구에서는 진동대 실험을 통해서 스마트 면진시스템의 제어성능을 검토하는 강화학습 환경을 개발하고자 한다. 진동대에 가할 지진하중으로 인공지반가속도를 생성하였다. 이를 위해서 백색잡음을 Eq. (1)에 나타낸 필터[10]에 통과시켜서 강진 지반운동(s)을 잘 표현하는 주파수성분을 갖도록 하였다. 백색잡음의 최대지반가속도 (Peak ground acceleration, PGA)를 0.7g가 되도록 하였고 생성된 인공지반가속도 시간이력에 포락선 (envelope)을 적용시켜 일반적인 지진하중의 형태를 갖도록 하였다.

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

Where,  $\omega_g = 2\pi \text{ rad/s}$  and  $\zeta_g = 0.3$

이러한 방법으로 강화학습 에이전트의 훈련 및 검증에 사용할 인공지반가속도를 생성하였고 가속도 시간이력과 응답스펙트럼을 Fig. 6과 7에 나타내었다. 응답스펙트럼 그래프를 보면 약 1초 주기 대역에서 가장 큰 가속도를 나타내며 1초를 중심으로 단주기와 장주기 대역으로 갈 수록 스펙트럼의 값이 작아지는 것을 볼 수 있다. 이것은 인공지반 가속도를 생성할 때 사용한 필터[10]의 형상과 일치하는 것으로 강진지역 지반가속도의 특성을 나타낸다.

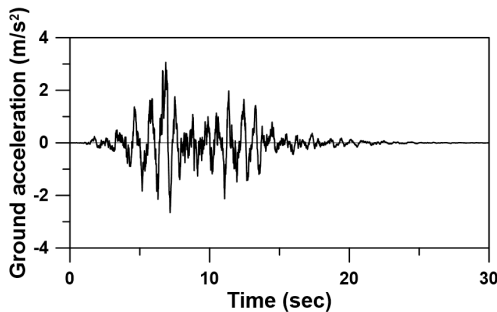


Fig. 6. Artificial ground acceleration time history

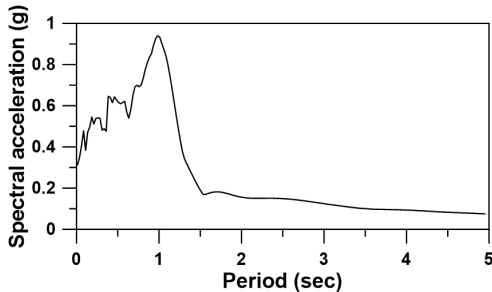


Fig. 7. Spectral acceleration of artificial ground motion

#### 4. 유니터를 이용한 스마트 면진제어 시스템의 환경개발 및 평가

스마트 면진제어 시스템의 유니터 ML-Agents 강화 학습 환경을 개발하기 위해서는 크게 2가지 단계의 작업이 수행되어야 한다. 첫 번째는 유니터 프로그램을 이용해서 구조물 및 제어시스템의 3차원 모델을 생성하는 것이고 두 번째는 C#과 파이썬을 이용한 코딩작업을 통해

서 유니터 오브젝트와 외부 에이전트 알고리즘과 연결된 스크립트를 작성하여 물리엔진이 실제 구조물의 거동을 적절하게 표현할 수 있도록 작업하는 것이다. Fig. 4에 나타낸 스마트 면진시스템의 진동대 실험체를 표현하기 위해서 유니터 프로그램을 이용하여 생성한 유니터 모델을 Fig. 8에 나타내었다. 그림에 나타낸 바와 같이 진동대 위에 4개의 FPS를 설치하고 그 위에 기둥과 구조물을 실험체와 같이 모형화하였다. 면진된 구조물과 진동대는 그림에서 볼 수 있듯이 MR 감쇠기를 통하여 연결되고 이를 통해서 제어력이 구조물로 전달된다.

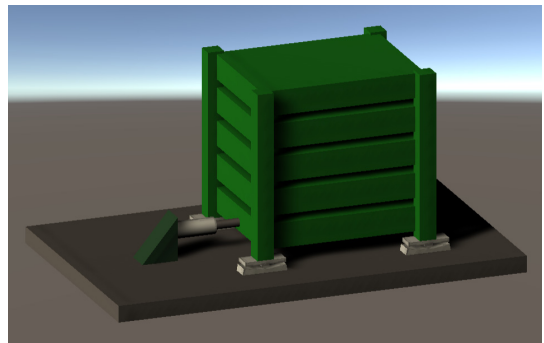


Fig. 8. Unity model of smart base isolation system

생성한 스마트 면진시스템의 유니터 모델에서 MR 감쇠기가 에이전트 역할을 해서 환경의 변하는 상태에 따라 제어력을 행동으로 취하게 된다. 앞서 생성한 인공지진하중은 유니터 모델의 진동대에 수평 X방향으로 입력되고 MR 감쇠기의 제어력도 같은 방향으로 입력된다. 유니터 강화학습 환경모델과 에이전트 간의 데이터 입출력 관계를 Fig. 9에 나타내었다. 그림에 나타낸 바와 같이 스마트 면진시스템 강화학습 환경에서 상태는 진동대 가속도, 구조물 변위, 속도, 가속도, MR 감쇠기 스트로크 변위 및 피스톤 속도로 정하였다. 유니터 외부에서 파이썬으로 구현된 에이전트 알고리즘은 입력된 상태를 바탕으로 최적의 행동을 선택하게 되고 여기서 행동은 MR 감쇠기의 제어력을 조절하는 명령전압이 된다. 제어력이 가해진 스마트 면진시스템 유니터 모델은 상태가 변하게 되는데 이 행동이 좋은 행동인지 에이전트에게 알려주기 위해서 보상을 돌려준다. 에이전트의 좋은 행동은 면진된 구조물의 지진응답을 저감시키는 것이므로 Fig. 9에 나타낸 바와 같이 면진구조물의 지진응답이 작아지면 보상이 커질 수 있도록 설계하였다.

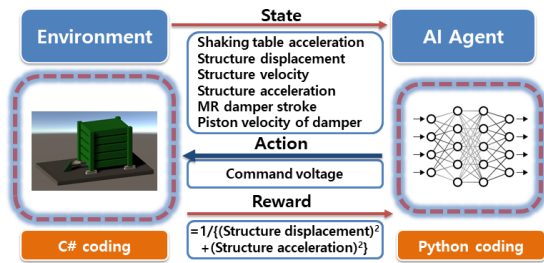


Fig. 9. RL configuration of smart base isolation system

유니티 환경에서 구성된 스마트 면진시스템은 MR 감쇠기의 제어력을 표현할 수 있어야 한다. MR 감쇠기는 액추에이터(actuator)와 같이 필요한 힘을 원하는 대로 가할 수 있는 능동 제어장치가 아니라 감쇠기의 감쇠비를 변화시킬 수 있는 준능동 제어장치이다. 유니티의 상태로 전달받은 MR 감쇠기의 상태변위 (stroke)와 상대속도(piston velocity)를 이용해서 외부 에이전트의 행동으로 명령전압을 유니티 환경에 전달한다. 명령전압을 전달받은 유니티 환경에서는 MR 감쇠기의 스트로크 변위 및 피스톤 속도에 따른 감쇠력을 계산한 후 이를 제어력으로 유니티 모델에 가한다. MR 감쇠기의 제어력 계산을 위해 널리 사용되는 Bouc-Wen 모델[11]을 사용하였고 MR 감쇠기의 최대 제어력은 50kN, 명령전압은 최소 0V, 최대 5V로 결정하였다. 외부 에이전트 알고리즘에는 DQN, DDPG 등 다양한 강화학습 기법이 사용될 수 있고 이는 파이썬을 통해서 구현된다. 외부 에이전트의 행동인 명령전압에 의한 MR 감쇠기의 제어력 계산 및 행동에 대한 보상의 계산은 유니티 환경에서 이루어지며 C#을 이용해서 코딩된다.

본 연구에서 개발된 유니티 ML-Agents 기반의 강화학습 환경이 스마트 면진시스템의 거동을 적절히 나타낼 수 있는지 검토해보았다. 이때 외부 에이전트로 강화학습 기법을 적용하면 에이전트의 판단기준이 계속 변하므로 유니티 환경의 검증에 어려움이 있어서 전통적인 준능동 제어알고리즘인 Skyhook 제어알고리즘[12]을 파이썬으로 코딩하여 외부 에이전트의 행동을 결정하도록 하였다. 앞서 소개한 인공지능하중을 사용하여 스마트 면진시스템 진동대 실험을 유니티 강화학습 환경으로 시뮬레이션한 결과를 Fig. 10-13에 나타내었다. 유니티 환경의 상태가 외부 Skyhook 제어알고리즘에 전달되고 이를 바탕으로 계산된 명령전압의 시간이력(Fig. 10)을 보면 외부 에이전트의 행동은 최소(0V) 및 최대(5V) 명령전압 사이에서 선택되는 on-off 제어의 형태로 나타나는

것을 알 수 있다. 유니티 환경으로 전달된 명령전압은 C#으로 코딩된 유니티 ML-Agents의 AgentAction 함수에서 MR 감쇠기의 제어력으로 계산되고 유니티 환경에 AddForce 함수를 이용해서 가해진다. 이렇게 계산된 MR 감쇠기 제어력의 시간이력을 Fig. 11에 나타내었다. 그림에서 볼 수 있듯이 MR 감쇠기의 최대 제어력은 약 50kN이고 Skyhook 제어알고리즘에 의해서 효과적으로 제어되는 것을 알 수 있다.

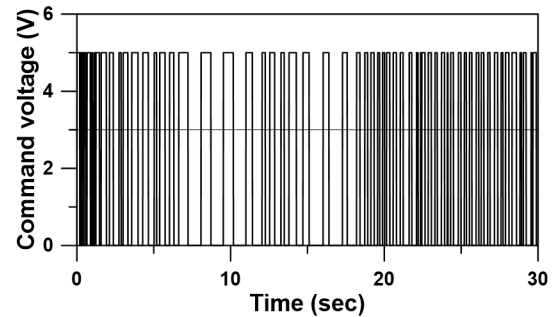


Fig. 10. Command voltage time history

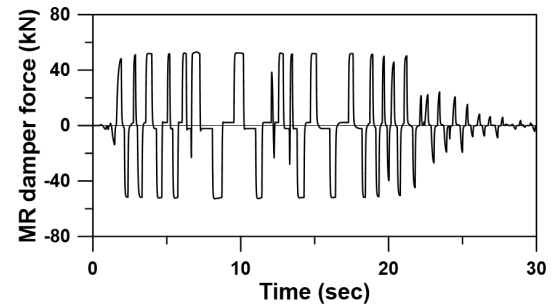


Fig. 11. MR damper force time history

개발된 유니티 강화학습 환경에서 에이전트의 행동에 대한 보상을 계산하는데 활용되는 면진 구조물의 가속도 응답(Fig. 12)도 가해지는 MR 감쇠기의 제어력에 의해서 효과적으로 제어되는 것을 확인할 수 있다. 유니티 환경모델에서 얻은 구조물 동적응답의 정확성을 검토해 보기 위해서 스마트 면진시스템 실험체의 동적응답을 정확히 표현할 수 있는 기준에 검증된 수치해석 모델[9]과 비교하여 Fig. 13에 나타내었다. 그림에서 확인할 수 있듯이 유니티 환경모델은 예제구조물의 동적 변위응답을 매우 정확하게 표현할 수 있었으며 최대응답의 오차는 1.3%로 나타났다. 이를 통하여 파이썬으로 개발된 외부 에이전트와 C#으로 개발된 유니티 ML-Agents 제어함수가 정확하게 작동하는 것을 검증할 수 있다. 향후 유니

터를 이용하여 개발한 강화학습환경으로 제어알고리즘 에이전트 개발에 효과적으로 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

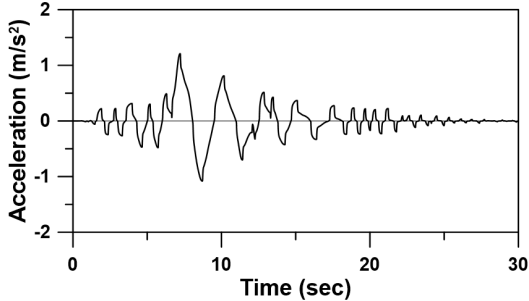


Fig. 12. Structure acceleration time history

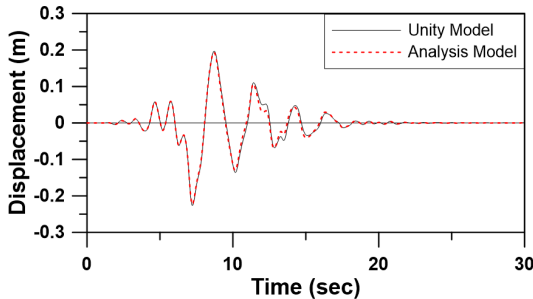


Fig. 13. Comparison of displacement responses

## 5. 결론

본 연구에서는 게임엔진으로 다양한 공학분야의 시뮬레이션에 활용되고 있는 유니터를 이용하여 스마트 구조제어시스템의 강화학습 환경을 개발하고 지진공학 분야에 활용 가능성을 검토해 보았다. 이를 위해서 유니터에서 제공하는 강화학습 개발도구인 ML-Agents를 이용하고 C#과 파이썬을 개발 언어로 사용하여 프로그램을 개발하였다. 강화학습 환경개발에 사용할 예제구조물로는 진동대 실험을 수행하는 스마트 면진시스템 실험체를 선택하였고 인공지진하중을 생성하여 지진응답을 평가하였다. 스마트 면진시스템은 MR 감쇠기와 마찰진자시스템으로 구성하였으며 강화학습 환경에서 MR 감쇠기의 제어력을 에이전트의 행동으로 고려하였다. 본 연구를 통하여 다음의 결론을 얻을 수 있었다.

1. 유니터 ML-Agents로 개발한 강화학습 환경은 외부 강화학습 알고리즘과 상태, 행동, 보상의 데이

터를 효율적으로 주고받는 것이 중요하다. 본 연구에서 C#과 파이썬으로 개발한 환경 모델을 통해 이러한 데이터 교환이 성공적으로 이루어지는 것을 확인하였다.

2. 시뮬레이션을 통한 검토결과 개발된 유니터 강화학습 환경과 외부 Skyhook 제어알고리즘이 정상적으로 데이터를 주고받으며 변하는 상태에 따라 에이전트의 행동이 정확하게 대응하는 것을 확인하였다.
3. 스마트 면진시스템의 실험결과를 표현할 수 있는 기존에 검증된 수치해석 모델을 이용하여 유니터 강화학습 환경의 정확성을 검토하였다. 이를 통해 유니터 환경을 구성하는 물리엔진이 MR 감쇠기의 제어력과 구조물의 동적응답을 효과적으로 나타낼 수 있음을 확인하였다.
4. 본 연구에서 개발한 유니터 ML-Agents 기반의 강화학습 환경 모델은 기존 수치해석 모델과 비교하여 약 1.3%의 오차만을 보이는 우수한 정확성을 나타내므로 강화학습 기법을 이용하여 능동 및 준능동 구조제어시스템을 설계하는 지진공학 분야에 효과적으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.
5. 추후 본 연구에서 개발한 유니터 강화학습 환경을 이용하여 다양한 강화학습 기법을 적용한 구조제어 알고리즘 개발하고 기존 제어알고리즘 대비 상대적 제어효과에 대한 비교·검토를 수행할 계획이다.

## References

- [1] H. T. Thai, "Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review", *Structures*, Vol. 38, pp.448-491, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.02.003>
- [2] H. S. Kim, "Development of seismic response simulation model for building structures with semi-active control devices using recurrent neural network", *Applied Sciences*, Vol. 10, Article ID 3915, June 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10113915>
- [3] M. Nematzadeh, A. A. Shahmansouri, R. Zabihi, "Innovative models for predicting post-fire bond behavior of steel rebar embedded in steel fiber reinforced rubberized concrete using soft computing methods". *Structures*, Vol. 31, pp.1141-1162, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2021.02.015>
- [4] Z. Wang, N. Pedroni, I. Zentner, E. Zio, "Seismic fragility analysis with artificial neural networks:

Application to nuclear power plant equipment”, *Engineering Structures*, Vol. 162, pp.213-225, May 2018.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.02.024>

- [5] A. Khalatbarisoltani, M. Soleymani, M. Khodadadi, “Online control of an active seismic system via reinforcement learning”, *Structural Control and Health Monitoring*, Vol. 26, e2298, March 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.2298>
- [6] S. S. Eshkevari, S. S. Eshkevari, D. Sen, S. N. Pakzad, “Active structural control framework using policy-gradient reinforcement learning”, *Engineering Structures*, Vol. 274, Article ID 115122, January 2023.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.115122>
- [7] M. Lin, L. Shan, Y. Zhang, “Research on robot arm control based on Unity3D machine learning”, *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1633, Article ID 012007, 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1633/1/012007>
- [8] Reinforcement Learning with Unity ML Agents. Available From: <https://ml.blogs.losttech.software/Reinforcement-Learning-With-Unity-ML-Agents/> (accessed Feb. 27, 2023)
- [9] H. S. Kim, P. N. Roschke, P. Y. Lin, C. H. Loh, “Neuro-fuzzy model of hybrid semi-active base isolation system with FPS bearings and an MR damper”, *Engineering Structures*, Vol. 28, pp.947-958, June 2006.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2005.09.029>
- [10] S. Nagarajaiah, S. Narasimhan, “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.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/stc.100>
- [11] R. H. Sues, S. T. Mau, Y. K. Wen, “System identification of degrading hysteretic restoring forces”, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol. 114, pp.833-846, 1988.  
DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(1988\)114:5\(833\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(1988)114:5(833))
- [12] J. H. Koo, M. Setareh, T. M. Murray, “In search of suitable control methods for semi-active tuned vibration absorbers”, *Journal of Vibration and Control*, Vol. 10, pp.163-174, February 2004.  
DOI: <https://doi.org/10.1177/1077546304032020>

김 현 수(Hyun-Su Kim)

[정회원]



- 1998년 2월 : 성균관대학교 건축공학과 (공학석사)
- 2002년 8월 : 성균관대학교 건축공학과 (공학박사)
- 2004년 12월 : Texas A&M University, Department of Civil Engineering 박사후 연구원
- 2008년 3월 ~ 현재 : 선문대학교 건축학부 교수

<관심분야>

구조해석, 진동제어, 내진설계, 기계학습