

강화학습을 통한 방사선감시기 시료 이송 배관 설계 구현에 대한 연구

전남율, 신수용(IT융합공학과)*

한국전력기술, 국립금오공과대학교*

jny17@kumoh.ac.kr, wdragon@kumoh.ac.kr*

A Study on Implementing the Design of Sample Transport System through Machine Learning

Jeon Nam Yul(Department of Digital Convergence Engineering),
Shin Soo Young(Department of IT Convergence Engineering)*

Kumoh National Institute of Technology

요약

기체공정유출물 방사선감시기는 샘플 채취 배관을 통하여 시료를 끌어오는 기능을 가져야 한다. 샘플 채취 배관의 성능을 고려하기 위해서는 시료 채취 배관이 ANSI/HPS N13.1에서 언급하고 있는 샘플 프루브부터 방사선감시기 기기까지의 총 이송율 성능 기준을 달성하여야 한다. 본 논문에서는 머신러닝을 통하여 이송율 성능 기준을 달성할 수 있는 시료 채취 배관 경로 설계 방법을 알아본다.

I. 서론

원자력발전소는 설계적으로 원자력발전소의 안전성을 요구받는데, 대민 보건 및 생명과 직결되기 때문이다. 방사선감시시스템은 그 안전성에 연관하는 여러 원자력발전소 내 시스템 중 하나이다. 여러 시스템 중 발전소 기체 유출물을 감시하여 방사능이 유출되지 않도록 지속적으로 감시하는 기체공정유출물방사선감시기가 있다.

기체공정유출물방사선감시기는 감시 대상 프로세스 라인(스택 혹은 덕트) 내에 설치된 노즐을 통해 시료를 채취하고, 시료 채취 라인(튜브)을 통해 시료를 끌어와 감시기 분석기에서 방사선 수치를 측정하는 Off-Line Type 형태이다. 방사선감시기의 시료 채취 라인은 기기 정확도에 있어서 한 부분을 차지하고 있으며, 이에 대해 ANSI/HPS N13.1 (1999)에서는 총 이송량에 대한 성능 기준을 “자유 흐름에서 입자 및 증기 오염물질의 총 이송(이하 이송율)은 50% 이상이 되어야 한다.”[1]라고 제시하고 있다. 이송율 50% 이상 달성이라 함은 간단히 말하면, 노즐에서 100개를 채취했다면, 방사선감시기에는 50개 이상이 도착해야 한다는 의미이다. 시료 채취라인이 길면 길수록 배관에 시료 침착이 증가하기 때문에 결국은 시료 채취라인이 짧으면 짧을수록 이송율 달성에 유리하다.

원자력발전소 내 기기들은 IEEE 603 및 IEEE에서 참고하고 있는 요건들에 따라 ‘안전급’ 및 ‘비안전급’ 기기로 분류된다. 특히 ‘안전급’ 기기로 제시되고 있는 기기는 원자력발전소 사고 시에도 발전소 안전성을 보장하기 위해서 운전할 수 있도록 요구되며, 방사선감시기의 샘플 프루브의 경우, 사고 시의 감시대상의 시료를 채취하여야 하므로 상황에 따라서 가혹한 환경에 놓이게 된다. 원자력발전소 내에는 사고 시에 방사선 조건 및 온도 조건이 가혹한 방들이 많이 있는데, 전자제품 및 반도체 부품들을 다

수 포함하고 있는 기기는 높은 방사선 및 높은 온도 조건 상에서 기능을 유지할 수 없으므로 가혹한 환경에 설치될 수 없다. 사고 시에 가혹한 환경에 설치되는 시료 채취 노즐과는 달리, 방사선감시기는 온화한 조건에 설치되어야 하므로 감시기는 상황에 따라서 노즐에서 먼 곳에 설치되어야 하는 상황에 놓인다. 그러한 경우, 이송거리가 짧을수록 유리한 이송율 특성 상, 방사선감시기의 위치를 선정하고 이에 따라 이송율에 유리하게 배관경로를 세우는 것은 설계적으로 어려움이 따른다.

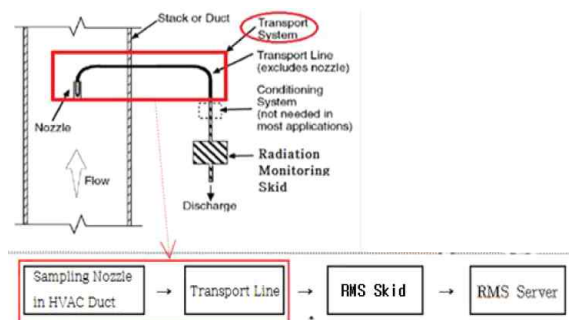


그림 1 시료채취라인의 형식

II. 본론

본 연구에서는 강화학습을 이용하여 기체공정유출물방사선감시기 시료 이송 배관 설계를 학습시켜 적절한 방사선감시기 위치를 선정하고 이송율을 만족하는 설계를 진행하는 방안을 제안한다. 강화학습은 머신러닝의 한 분야로서 컴퓨터 기반으로 개발된 에이전트가 주어진 환경 내에서 시행착오를 거친 반복적인 학습을 통하여 작업 수행 방법을 학습하는 기법이다.

강화학습은 행동하고 학습하는 주체인 “에이전트(Agent)”가 “환경(Environment)” 속에서 각 상황에 대해 상호작용하면서 “행동(Action)”한다. 행동에 따른 결과가 에이전트에게 다시 전달된다. 에이전트는 현재 환경의 “상태(Status)”를 파악하고, 행동을 정하며, 이에 따라 “보상(Reward)”를 받는다. 에이전트는 정해진 “정책(Policy)”에 따라서 행동을 정한다. 시료 이송 배관 설계에서 환경은 발전소 내 룸의 형상 및 크기 정보 등이며, 정책은 배관 길이 및 이송율에 유리한 배관 경로에 대한 상황일 것이며, 이에 따라 에이전트에게 보상이 주어질 것이다. 에이전트는 발전소 내에서 주어진 환경 및 정책에 따라 행동한다. 에피소드를 반복할수록 보상이 높은 쪽으로 에이전트는 행동하게 될 것이고, 그에 따르는 결과는 이송율에 더 유리한 시료 이송 배관 경로 제공이다.

강화학습을 수행하기 전 강화학습에 반영해야 할 시료 이송 배관의 설계 조건은 아래와 같다.

가. 발전소 환경 요건 및 룸의 크기를 반영한 시뮬레이션 공간을 만든다.
 나. 강화학습 초기 조건으로 환경이 온화한 지역에 무작위로 선정한다.
 다. 에이전트는 시료채취 이송관의 수평 길이를 최소화하여 이송관을 생성한다.

라. 설계 길이에 따른 이송율 수치는 ANSI N13.1(1999)에서 제시한 코드인 Deposition에 기인하여 반영한다.

이러한 환경, 정책 및 보상을 정하고 에이전트를 통한 강화학습을 수행하기 위한 방안으로 Unity Soft에서 제공하고 있는 Unity Editor 및 ML-Agent를 이용하였다. Unity Editor는 본래 스마트폰 게임 개발 프로그램으로 개발된 프로그램이며, 게임 개발에 최적화되어 있는 인터페이스를 통해서 에이전트가 행동을 정하게 될 환경을 조성할 수 있다. 그림 2와 같이 시료 채취 노즐, 방사선감시기, 에이전트의 위치 및 발전소 각 층별 환경을 간이로 조성하였다. 각 층에는 여러 Floor들을 조성하고 사고 시 감시기가 설치될 수 있는 온화한 환경의 Floor를 정할 수 있도록 하였다. ML-Agent가 제공하는 Agent 클래스를 통해 패키지가 정해놓은 각 메서드 별로 에이전트 이동 및 초기 환경 정보 설정 등을 하였다. 세부적으로는 발전소 내 온화한 환경과 가혹한 환경에 따른 방사선감시기 위치 설정, 에이전트 이동 거리에 따른 이송율 설정, 이송율 만족 여부에 따른 보상 설정 등을 하였다. ML-Agent 패키지를 연결하면 에이전트는 에피소드를 반복 수행한다.

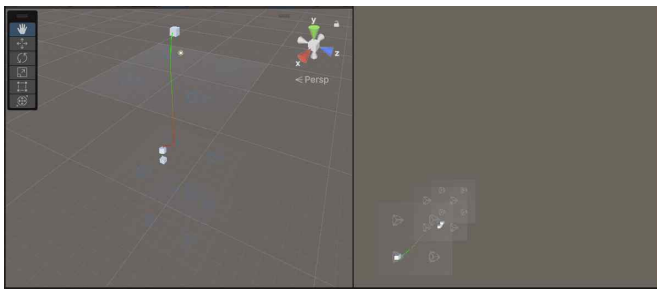


그림 2 환경 제작 인터페이스 및 ML-Agent를 통한 강화학습 장면

에이전트는 학습을 통해서 방사선감시기까지의 배관 경로를 보여주고 이에 대한 이송율 및 이송율 만족 여부를 그림 3의 디버그와 같이 보여주었다.

III. 결론

본 논문에서는 ANSI.HPS N13.1(1999)에서 성능 조건으로 제시한 이송율 조건을 만족하는 기체공정유출물방사선감시기 시료 이송 배관 설계에 대해 ML-Agent를 이용하여 환경 조성, 정책 및 보상 구현, 그리고 이에

따른 강화학습을 수행하였다.

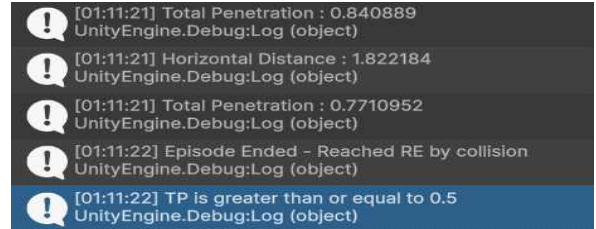


그림 3 에피소드 진행에 따른 결과 : 이송거리, 총 이송율 및 만족 여부

때 에피소드 별로 설정된 방사선감시기 설치에 따라 이송율 만족 여부를 확인할 수 있었으며, 이는 ML-Agent를 통한 강화학습을 통하여 적절한 방사선감시기 위치와 이송율을 만족하는 시료 이송 배관 경로를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

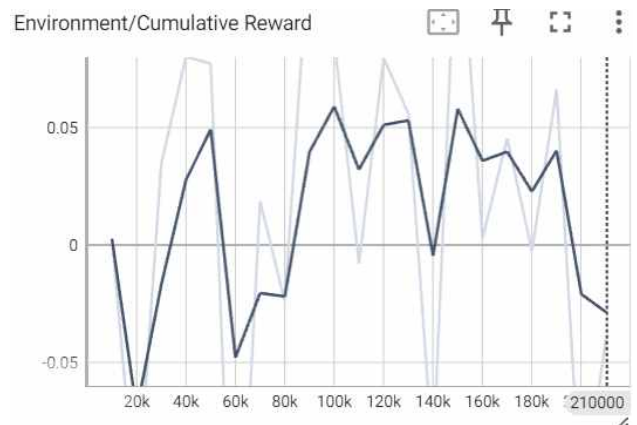


그림 4 에피소드 진행에 따른 결과, 누적 보상

다만, 그림 4와 같이 미세하게 상승 추세를 보이고 있으나 누적 보상이 추락하는 구간이 많은 것으로 보아 보상 설정을 더욱 세밀하게 제시함과 동시에 에피소드 수행량을 늘려 정확도를 더욱 높이는 것이 과제로 보인다.

참 고 문 헌

[1] ANSI/HPS N13.1, “Sampling and Monitoring Releases of Airborne Radioactive Substances from the Stacks and Ducts of Nuclear Facilities” American National Standards Institute, Health Physics Society, 1999.
 [2] IEEE 603, “IEEE Standard Criteria for Safety Systems for Nuclear Power Generating Stations”, Institute of Electrical and Electronics Engineers, pp. 11, 2009
 [3] Lars Johansson, “Deep Reinforcement Learning for Multi-Agent Path Planning in 2D Cost Map Environments”, Karlstad University, 2024.