

# 학습자 중심의 자율 사물 개발을 위한 메타버스 기반 교육 프레임워크

김재현<sup>1</sup>, 윤성진<sup>1</sup>, 김원종<sup>2</sup>, <sup>1</sup>김원태\*

<sup>1</sup>\*한국기술교육대학교 컴퓨터공학과 미래융합공학전공

<sup>2</sup>한국전자통신연구원 서울SW-SoC융합R&BD센터

haha3586@koreatech.ac.kr, hiysr0308@koreatech.ac.kr,

wjkim@etri.er.kr, \*wtkim@koreatech.ac.kr

## Metaverse-based education framework for learner-centered autonomous things development

<sup>1</sup>Kim Jae Heon, <sup>1</sup>Yun Seong Jin, <sup>2</sup>Kim Wonjong, <sup>1</sup>Kim Won-Tae\*

<sup>1</sup>\*Future Convergence Engineering, Department of Computer Science & Engineering, Korea University of Technology and Education.

<sup>2</sup>Seoul SW-SoC Convergence R&DBD Center, Electronics & Telecommunications Research institute

### 요약

비대면 환경의 장점과 고가의 실습 장비 문제 해결을 위하여 가상 환경에서의 실습을 지원하는 메타버스 기반 교육 플랫폼을 활용한 온라인 교육 방식이 다양한 학문 분야에서 시도되고 있다. 온라인 공학 교육에서는 학습자의 학업 성취를 효과적으로 지원하기 위해서 다수의 온라인 학습자에게 유연하게 대처할 수 있는 자동화된 형태의 피드백 시스템을 주로 활용하고 있다. 모바일 어플리케이션 개발과 같은 공학 교육이 적용되었던 기존 분야와 달리 자율 사물 개발 교육에서는 비선형 구조로 이루어진 심층 신경망 해석이 필수적으로 요구되기 때문에 자동화된 피드백 시스템 구현에 어려움이 있다. 본 논문에서는 학습자가 설계한 인공지능 모델을 해석하여 학습자에게 피드백을 제공하기 위한 메타버스 기반의 자율 사물 개발 교육 프레임워크를 제안한다. 제안 프레임워크가 학습자의 학업 성취를 잘 판단하는지 확인하기 위하여 가상 환경의 이미지를 활용한 인공지능 해석 모듈의 정확성 분석을 통해 자동화된 피드백 시스템의 기능을 검증한다.

### I. 서론

COVID-19 이후 온라인 교육의 실효성이 입증됨에 따라 비대면 환경에서의 학습 효율을 향상하기 위한 메타버스의 교육적 활용이 시도되고 있다. 메타버스 미래포럼에서 정의한 바와 같이, 교육용 메타버스는 실제 세계의 사람과 가상 객체의 결합을 통해 새로운 교육 활동을 수행할 수 있는 디지털 플랫폼을 의미하고 있다. 초기 온라인 교육 플랫폼은 방대한 양의 강의 영상과 글을 포함하는 학습 자료를 통해 교실 외부에서의 학습 활동을 지원하는 추가적인 교육 수단으로 사용됐다. 이를 기반으로, 학습자에게 학습 내용과 과정에 대한 선택권을 제공함으로써 학습에 대한 동기부여를 강화할 수 있는 학습자 중심의 교육 방식이 이루어졌다. 하지만, 비대면 환경에서의 온라인 교육 시 교사-학습자 간 의사소통 문제 등 실습 결과에 대한 피드백이 중요한 공학 분야에서 온라인 교육 적용의 한계점이 드러났다. 이에 따라, 위와 같은 문제를 해결하기 위해 시뮬레이션 및 VR/AR 기술을 활용하여 실습과 의사소통 기능을 강화한 메타버스 기반의 공학 교육 시스템이 제안되고 있다[1].

메타버스 기반 SW 개발 교육은 학습자가 개발한 프로그램 코드를 공유하고 교사가 실시간으로 피드백을 제공하는 형태이다. 특히, 다수의 학습자가 동시에 존재하는 메타버스 환경에서 피드백을 효율적으로 제공하기 위해 자동화된 피드백 시스템을 활용하고 있다[2]. 자동화된 피드백 시스템은 학습자가 등록한 프로그램을 컴파일러를 통해 자동으로 분석하는 기능과 오류 코드에 대응하는 해설 기능을 지원하여 교수자 없이 피드백을 제공할 수 있다. 하지만, 자율주행 차량, 자율비행 드론과 같은 자율 사물의 경우 AI 기반 프로그램을 포함하고 있어 기존의 피드백 시스템을 활용

하는 것이 제약된다. 자율 사물의 AI 모델은 고차원의 데이터 공간에서 특징 정보를 추출하기 위한 복잡한 네트워크 구조로 이루어져 있어 내부 동작에 대한 분석이 제약되는 black box의 특징을 가지고 있다[3]. 따라서, 자율 사물 개발 교육은 자동화된 피드백 시스템을 구성하기 위한 추가적인 기능이 고려되어야 한다.

본 논문에서는 인지 기능에 특화된 딥러닝 모델을 해석하기 위해 XAI(explainable AI) 기능을 포함하는 학습자 중심의 메타버스 기반 자율 사물 개발 교육 프레임워크를 제안한다. 비선형적인 AI 모델의 내부 동작을 사람의 수준에서 이해할 수 있는 정보로써 표현하는 XAI 기능을 기반으로, 자동화된 피드백 시스템을 포함하는 자율 사물 SW 개발 교육 시스템을 구축하기 위한 프레임워크를 설계함으로써 미래 공학 교육 시스템이 갖춰야 할 기능을 제시한다.

### II. 관련 연구

인지 기능에 특화된 딥러닝 모델인 CNN 모델을 해석하기 위한 XAI 기법으로는 LRP(layer-wise relevance propagation)가 있다. LRP는 입력 이미지의 특정 픽셀이 예측 결과에 얼마나 영향을 주었는지 정량적 수치인 기여도(relevance score)로써 산출하는 기법이다[4]. 픽셀 별 기여도 크기는 입력 이미지 크기와 동일한 매트릭스 공간에 RGB 색상의 밝기로 변환되어 적용되며 각 이미지 픽셀이 나타내는 밝기의 강도는 출력에 영향을 준 정도와 비례한다. 이와 같은 기여도 맵을 heat-map이라고 하며 학습자는 자신이 설계한 AI 모델의 heat-map을 통해 취약 지점으로 평가되는 hidden layer의 위치를 특정할 수 있다. 그림 1은 LRP를 통해 AI 모델

을 해석하는 과정을 나타낸다.

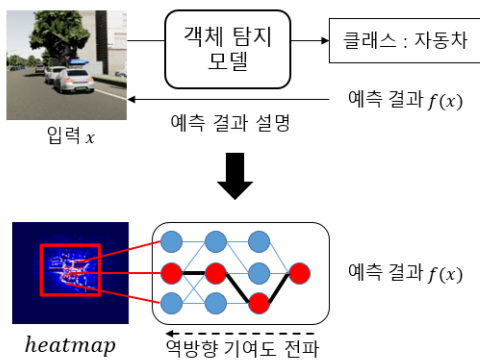


그림 1 LRP 기반 heat-map 생성 과정

### III. 본론

메타버스 기반 자율 사물 개발 교육은 학습자가 설계한 인지 SW의 해석 기능이 포함된 프레임워크가 필요하다. 프레임워크는 시뮬레이션 데이터와 학습자의 인지 SW 코드를 수집하기 위한 테스트 데이터 수집 모듈과 인지 SW의 CNN 모델을 해석하기 위한 LRP 모듈, 그리고 LRP 모듈을 통해 생성된 heat-map을 기반으로 학습자에게 피드백을 제공하는 설명 가능한 피드백 생성 모듈로 구성된다.

그림 2는 프레임워크의 핵심 모듈 간 데이터 흐름을 보여준다. 먼저, 테스트 데이터 수집 모듈은 메타버스 환경에서 CNN 모델을 포함하는 인지 SW를 테스트함으로써 CNN 모델, 입력 이미지, 예측 결과에 대한 정보를 LRP 모듈에 전달한다. LRP 모듈은 테스트 데이터 수집 모듈의 정보를 기반으로 학습자의 인지 SW에 대한 평가/분석을 진행한다. 평가/분석은 CNN 모델의 각 hidden layer에 존재하는 노드들이 예측 결과에 얼마나 영향을 주었는지 판단하기 위해 모든 hidden layer에 대한 heat-map 정보를 추출해야 한다. 이후, 설명 가능한 피드백 생성 모듈은 초급 개발자 수준의 학습자가 이해할 수 있는 설명을 제공하기 위해서 자연어 형태로 구성된 설명 템플릿을 포함한다. 설명은 노이즈 데이터가 포함되거나 특정 정보를 정확히 추출하지 못한 hidden layer를 특정할 수 있는 정보로 구성된다.

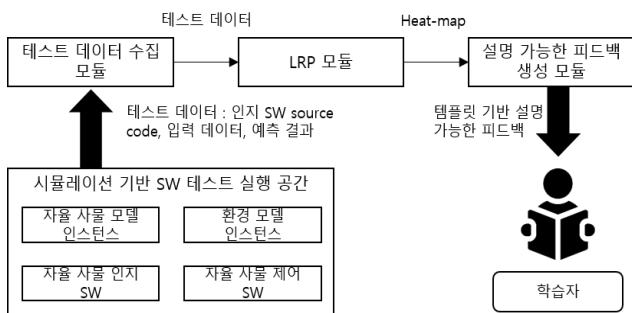


그림 2 메타버스 기반 자율 사물 개발 교육 프레임워크

### IV. 실험

본 논문의 실험에서는 Naver Labs에서 제공하는 가상 환경 이미지 데이터(virtual kitti dataset II)를 활용하여 LRP 모듈의 정확도를 산출하는 실험을 진행한다. LRP 모듈은 heat-map의 영역을 특정하고 해당 구역에서 임의의 위치에 패치를 삽입한다. 이후, 패치가 부착된 이미지(patched image)를 CNN 모델에 입력하여 특정 클래스에 대한 예측 결과를 원본 이미지에서의 예측 결과와 비교함으로써 LRP 모듈이 정확한 설명을 제공하고 있는지 판단한다. 그림 3은 각 이미지에서의 예측 결과와 heat-map

을 보여준다.

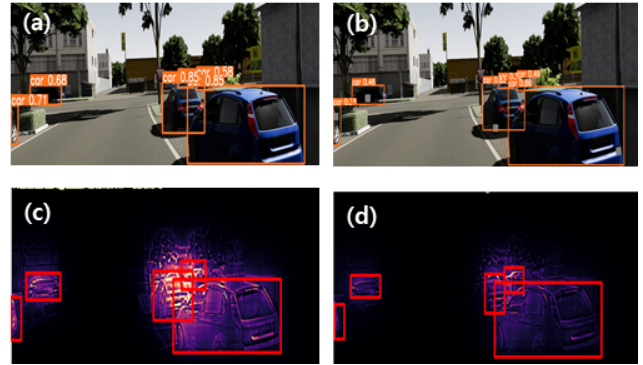


그림 3 (a) 원본 이미지 예측 결과 (b) patched image 예측 결과 (c) 원본 이미지 heat-map (d) patched image heat-map

	클래스	평균 예측값	평균 예측값 차이
원본 이미지	car 1,2,3,4	0.77	0.16
Patched image	car 1,2,3,4	0.61	

표 1 입력 데이터별 평균 예측값 변화량

표 1과 같이, patched image가 원본 이미지에서의 평균 예측값보다 0.16 낮은 정확도를 보였으며 heat-map이 정확한 설명을 제공하고 있음을 확인하였다.

### V. 결론

본 논문에서는 학습자 중심의 자율 사물 개발 교육을 위한 메타버스 기반 자율 사물 개발 교육 프레임워크를 제안하였다. 제안하는 프레임워크는 자율 사물 개발을 희망하는 학습자를 대상으로 한 온라인 교육 플랫폼이 핵심적으로 갖춰야 할 기능 사항을 포함하고 있다. 이를 통해 AI를 포함하는 프로그램도 교육할 수 있는 학습자 중심의 개발 교육 시스템이 확장될 수 있을 것으로 기대된다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정보통신산업진흥원(과제번호: NIPA-D0335-22-1022)의 지원, 2020년도 산업통상자원부 및 산업기술평가 관리원(KEIT) 연구비 (과제번호: 20011074) 및 2020년도 민군기술협력사업 (3차 원공간의 생체객체인식 및 정합 알고리즘 연구)의 지원으로 수행된 연구 성과임

### 참고 문헌

- [1] 이명숙. "해커톤 수업사례를 통한 메타버스 플랫폼의 교육적 활용방안," 컴퓨터교육학회 논문지, 24(6), pp. 61-68.
- [2] Li, et. al. "Using Fine-Grained Test Cases for Improving Novice Program Fault Localization." 2020 IEEE 44th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC), 2020.
- [3] Montavon, et. al. "Methods for interpreting and understanding deep neural networks." Digital signal processing '73, pp. 1-15, 2018.
- [4] Bach, et. al. "On pixel-wise explanations for non-linear classifier decisions by layer-wise relevance propagation." PloS one10.7, 2015.