□ 서식4_한이음 ICT멘토링 프로젝트 결과보고서

2022년 한이음 ICT멘토링 프로젝트 결과보고서

프로젝트명

Unity ML-Agent를 이용한 이동체 로봇 주행 기술 개발

요 약 본

	프로젝트 정보
주제영역	□ 생활 ■ 업무 ■ 공공/교통 □ 금융/핀테크 □ 의료 □ 교육 □ 유통/쇼핑 □ 엔터테인먼트
기술분야	□ loT □ 모바일 □ 데스트톱 SW ■ 인공지능 □ 보안 □ 가상현실 □ 빅데이터 □ 자동제어기술 □ 블록체인 □ 영상처리
달성성과	■ 논문게재 및 포스터발표 □ 앱등록 □ 프로그램등록 □ 특허 □ 기술이전 □ 실용화 ■ 공모전(한이음 ICT 공모전) □ 기타()
프로젝트명	Unity ML-Agent를 이용한 이동체 로봇 주행 기술 개발
프로젝트 소개	- 로봇 분야의 강화 학습을 위해 게임 엔진을 이용해 가상 환경을 만들고 가상 환경에서 로봇을 학습하여 로봇에 적용하는 방법인 sim-to-real을 적용하고자 함 - 아직 실제 로봇에 적용하기에 완전한 기술은 아니지만, 선행 기술에 대해 학습해보면서 실제 로봇에 적용해보고자 함 - 유니티 게임 엔진을 이용하여 가상 환경을 만들고, ML-Agent를 이용하여 가상 환경에서 강화 학습을 하고 학습된 모델을 ROS(Robot Operating System) 기반 로봇에 적용하고자 함
개발배경 및 필요성	- 자율 주행이 가능한 로봇에 관한 관심이 증가하면서 다양한 로봇 제품들이 개발되고 있고 이 기술은 서빙 로봇, 배달 로봇 무인 경비 로봇 등 다양한 분야의 핵심기술로 서 서비스를 개발하기 위해서 강화 학습을 이용한 연구가 많이 진행되고 있음 - 하지만 로봇 분야의 강화 학습은 데이터를 얻기 쉽지 않아 학습에 어려움이 있음
프로젝트 주요기능	- 자율 주행 : ROS를 이용한 로봇 기능 개발 - 강화 학습 : ML-Agent를 이용한 학습 모델 - 가상 환경 : Unity를 이용한 가상 환경 개발
작품의 기대효과 및 활용분야	- 로봇 티칭 : 가상 환경을 이용한 로봇 티칭에 활용 - 서비스 로봇 : 서비스 로봇, 배달 로봇 등 다양한 분야에 활용

(본문) 프로젝트 결과보고서

I. 프로젝트 개요

가. 프로젝트 소개

- o 유니티 게임 엔진을 이용하여 가상 환경을 만들고, ML-Agent를 이용해 가상 환경에서 강화 학습을 하여 학습된 모델을 ROS(Robot Operating System) 기반 로 봇에 적용하고자 한다. 이러한 가상 환경에서의 강화 학습된 모델을 통해 실제로봇에 적용함으로써 이동체 로봇 주행 기술을 개발한다.
- o 강화 학습은 기계 학습의 한 영역으로, 어느 환경 안에서 학습하는 시스템을 에 이전트(Agent)라고 부르며, 에이전트가 현재의 상태를 인식하여 선택 가능한 행동 중 보상을 최대화하는 행동 혹은 행동 순서를 학습하도록 하는 방법이다. 시 가이 지나면서 가장 큰 보상을 얻기 위해 최상의 전략을 스스로 학습한다.

나. 개발배경 및 필요성

- o 최근 자율 주행이 가능한 로봇에 관한 관심이 증가하면서 다양한 로봇 제품들이 개발되고 있다. 서빙 로봇, 배달 로봇, 무인 경비 로봇 등 적용 분야가 광범위한 핵심기술이다. 이런 로봇들의 서비스를 개발하기 위해서는 강화 학습을 이용한 연구가 많이 되고 있다. 하지만 로봇 분야의 강화 학습은 데이터를 얻기가 쉽지 않아 학습에 어려움이 많다.
- o 이러한 문제를 보완하기 위해 게임 엔진을 이용해 **가상 환경**을 만들고 가상 환경이 경에서 로봇을 학습하여 로봇에 적용하는 방법인 sim-to-real을 많이 연구하고 있다. 실제 환경과 달리 가상 환경에서는 대량의 데이터를 손쉽게 생성해 낼 수 있고 많은 시행착오를 겪어볼 수 있다는 이점이 있다. 아직 실 로봇에 적용하기에 완전한 기술은 아니지만, 선행 기술에 대해 학습해보면서 실제 로봇에 적용해보고자 한다.

다. 작품 구성도



라. 작품의 특징 및 장점

- O Unity는 다른 시뮬레이션과 달리 ROS 연동이 손쉽고 다양한 에셋이 존재하여 개발을 더 쉽고 빠르게 가능함
- o 가상환경에서 다양한 환경을 구현 할 수 있기 때문에 새로운 환경에 대비해 학습해 둔다면 현실에서의 다양한 환경에서도 구동이 가능함
- o 가상 뿐만 아니라 현실의 데이터도 ROS를 통해 받아와서 학습 데이터로 활용하여 강화학습의 정확도를 높힐 수 있음

田. 프로젝트 수행결과

가. 주요기능

구분	기능	설명
	Unity	가상 환경 구축을 위한 3D 개발환경을 제공하는 게임 엔진
S/W	ML-Agent	지능형 에이전트를 훈련 시키는데 필요한 환경 역할을 할 수 있는 오픈소스 Unity 플러그인
	Pytorch	파이썬을 활용한 딥러닝 네트워크를 구현하는 사용하는 프레임워크
	ROS	로봇 응용프로그램 개발에 필요한 오픈소스 기반 메타 OS
11.047	Turtlebot3	학습된 모델을 적용할 ROS 기반 모바일 로봇
H/W	Lidar	로봇 주행 시 사물 간의 거리, 형태를 파악하 는 센서
	Camera	주행에 필요한 영상처리 수행
	Block	로봇을 구동 시킬 가상 공간의 맵과 동일한 임의의 맵 구축

나. 프로젝트 개발환경

	구분	항목	적용내역
	OS	Window10, ubuntu 18.04, ubuntu 20.04 (ROS2)	Unity 환경 구축 및 모바일 로봇 구동을 위 한 OS
S/W 개발환경	개발환경(IDE)	Unity 20.3.30, ML-Agent	강화학습 알고리즘을 위한 툴
	개발도구	PC, Rasberry Pi4	터틀봇3 제어 및 원격 구동
	개발언어	Python, C#	Unity 및 강화학습 알고리즘 개발
	디바이스	Turtlebot3, Rasberry Pi4, OpenCR	터틀봇3 구동을 위한 임베디드 보드
H/W	센서	LDS-02	자율주행에 필요한 라이다 센서
구성장비	통신	Tcp/lp	같은 네트워크 기반 터틀봇과 Unity 통신
	개발언어	Python, C#	Unity 및 강화학습 알고리즘 개발

다. 장비(기자재/재료) 활용

번호	품명	작품에서의 주요기능
1	Turtlebot3	- 학습된 모델을 적용할 ROS 기반 모바일 로봇
2	LiDAR	- 로봇 주행 시 사물 간의 거리, 형태를 파악하는 센서
3	Camera	- 주행에 필요한 영상처리 수행

- 라. 프로그램 작동 동영상
- o https://youtu.be/mLbzI0aVMZ8
- 마. 결과물 상세 이미지







바. 달성성과

논문게재 및	게재(발표)자명	논문(포스터)명	게재(발표)처	게재(발표)일자
포스터발표	오세현박주환초홍용	KS7世の長式ない。	한국정보기술학회	2022. 12. 02.
앱(APP)	등록자명	앱(APP)명	등록처	등록일자
등록				2022. 00. 00.
프로그램	등록자명	프로그램명	등록처	등록일자
등록				2022. 00. 00.
특허/실용신안	출원자명	특허/실용신안명	출원번호	출원일자
출원				2022. 00. 00.
기술이전	기술이전기업명	기술명	금액	이전일자
기술이신				2022. 00. 00.
고디자	구분(교내/대외)	공모전명	수상여부(출품/수상)	상격
공모전				
실용화	#실용화한 내용이	베 대한 구체적 작품설명		
등유자				
7151				
기타				

피. 프로젝트 수행방법

가. 업무분장

번호	성명	역할	담당업무
1	최홍용	멘 토	- 프로젝트 총괄 및 지도, 업무 수행에 필요한 자료 제공
2	박주환	팀 장	- 학습 모델 로봇 적용 sim-to-real
3	오세현	팀 원2	- ML-agent를 활용한 강화 학습
4	김성훈	팀 원3	- ROS2 기반 모바일 로봇 구동
5	윤정훈	팀 원4	- ROS1 기반 모바일 로봇 구동
6	이진영	팀 원5	- 유니티 가상 환경 구축 및 강화 학습

나. 프로젝트 수행일정

구분	추진내용		수행일정								
12			4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	
계획	수행계획 수립 및 프로젝트 개설 신청 프로젝트 유사 사례 조사, 차별성 아이디어 구상 프로젝트 세부 미팅 계획 설정										
분석	Unity 및 인공지능 스터디										
	ML-agent 예제 분석 및 스터디										
설계	적용 로봇 모델 분석										
2/1	유니티 가상 환경 구축										
	ML-agent를 활용한 강화학습										
개발	로봇에 학습 모델 적용 및 수정										
	알고리즘 수정 및 개선										
테스트	테스트 및 보완 사항 개선										
종료	최종 점검										
온라인 미팅	지도 및 업무 총괄										

다. 문제점 및 해결방안

- ㅇ 프로젝트 관리 측면
- 프로젝트 진행에 있어서 다양한 분야를 같이 알아야 하는 작품이고 개인의

능력치가 달라 프로젝트 역할 배분에 있어 어려움이 있었음

- 기존에 경험이 있는 팀원이 새로운 분야를 접하는 인원에게 조언을 해주면서 공부 방향을 잡아 주었고 블랜디드 러닝을 함께 병행하여 프로젝트 수행 진도를 맞출 수 있었음

ㅇ 작품 개발 측면

- ROS나 Unity 등 프로젝트를 진행하면서 통신 시, 각각의 버전이 달라 하나를 맞추면 하나가 안되는 문제가 많이 발생하였음
- 같은 버전에 비슷한 기능을 하는 패키지가 있는지 찾고 설정 등을 비교 분석하여 수정해 나아갔음
- 정기 미팅을 통해 멘토님께 조언을 구하고 하나씩 차근차근 수정해 나가는 방향으로 진행하였음

IV. 기대효과 및 활용분야

- ㅇ 작품의 기대효과
- 가상 환경을 통해 실 환경에서 바로 적용하기 힘든 기술을 미리 적용 시켜볼 수 있음
- 로봇의 경우 실환경에서 필요한 대량의 데이터를 얻기 어렵지만 가상환경에서는 원하는 상황을 재연하여 최대한 많은 데이터를 얻을 수 있음
- 가변적인 실제 공간에서 데이터를 매번 얻기 어려우므로 가상 환경에서의 강화학습된 모델을 통해 적용된 로봇은 활용도가 높음
- 이러한 인공지능 모델을 활용 시 별도의 추가적인 센서 없이 동작을 가능케 함
- ㅇ 작품의 활용분야
- 본 작품은 이동체 로봇에 대한 연구이지만 가상환경을 활용한 강화학습은 4쪽 보행 로봇, 매뉴퓰레이터 등 다양한 로봇에 적용이 가능함
- 사용자가 많고 접근성이 좋은 유니티를 활용하여 구현하여 스마트 팩토리 등으로 환경을 변경하면 다양한 응용 분야에서 활용이 가능함

V. 참고자료

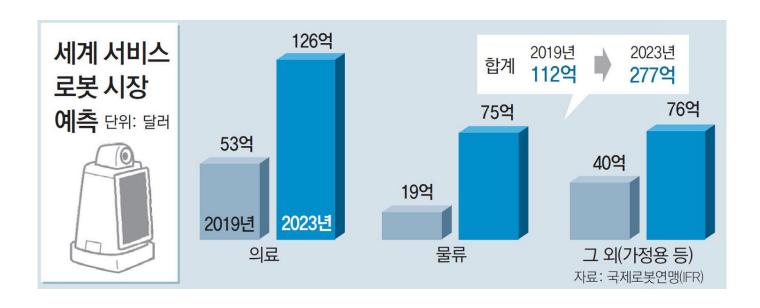
- 가. 참고 및 인용자료
- ㅇ [도서] 파이토치와 유니티 ML-Agents로 배우는 강화학습
- o [도서] 텐서플로와 유니티 ML-Agents로 배우는 강화학습
- ㅇ [K-MOOC] ML-Agent와 강화학습

SW개발/HW제작 설계서

프로젝트 명 : Unity ML-Agent를 이용한 이동체 로봇 주행 기술 개발

2022, 08, 22

| 시장/기술 동향 분석



- 서비스 로봇 시장은 급속도로 커갈 것으로 전망된다.
- 지난달 IFR는 지난해 112억 달러(약 12조4992억 원)였던 세계 서비스 로봇 시장 규모가 2012 년부터 2025년까지 연평균 25% 이상 성장할 것이라고 분석했다.
- 특히 서비스 로봇으로 분류되는 물류 자동화용 로봇이 연평균 42% 커지며 75억 달러에 이를 전망이다.



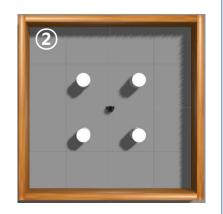
| 요구사항 정의서

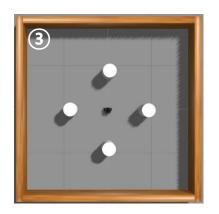
구분	기능	설명
	Unity	3D 개발환경을 제공하는 게임 엔진을 활용한 가상 환경 구축
S/W	ML-Agent	지능형 에이전트를 훈련 시키는데 필요한 환경 역할을 할 수 있는 오픈소스 Unity 플러그인
	하우스에 저장되어 있는 식물을 선택해 삭제할 수 있다.	
	ROS	로봇 응용프로그램 개발에 필요한 오픈소스 기반 메타 OS

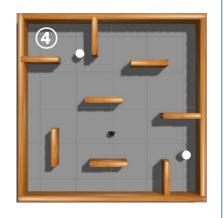
구분	기능	설명
	Turtlebot3	학습된 모델을 적용할 ROS 기반 모바일 로봇
	LiDAR	로봇 주행 시 사물 간의 거리, 형태를 파악하는 센서
H/W Camera 주행에 필요한 영상처리 수행 Block 가상 공간의 맵과 동일한 임의의 맵 구축	주행에 필요한 영상처리 수행	
	Block	가상 공간의 맵과 동일한 임의의 맵 구축

|서비스 구성도 – 서비스 시나리오







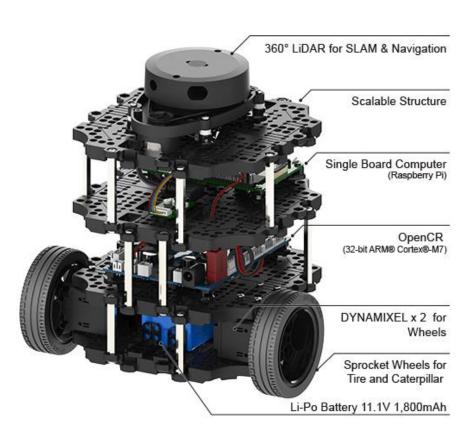


자율주행을 위한 강화학습

- ① 실제환경과 유사한 가상환경에서 학습 진행 후 자율주행 동작
- ② 가상환경에서 정적인 장애물을 추가하여 학습 진행 후 자율주행 동작
- ③ 가상환경에서 동적인 장애물을 추가하여 학습 진행 후 자율주행 동작
- ④ 복잡한 가상 환경에서 학습 진행 후 자율주행 동 작



| 하드웨어/센서 구성도



항목	버거
최대 이동 속도	0.22m/s
최대 회전 속도	2.84rad/s (162.72 deg/s)
최대 가반하중	15kgs
크기 (L x W x H)	138mm × 178mm × 192mm
무게 (+SBC+배터리+센서)	1kg
사용 시간	약 2시간 30분
충전 소요시간	약 2시간 30분
다이나믹셀	XL430-W250-T
SBC	라즈베리 파이
임베디드 컨트롤러	OpenCR (32-bit ARM® Cortex®-M7)
센서	360° LiDAR 3축 자이로 센서 3축 가속도 센서 3축 지자계 센서

| 메뉴 구성도

동일한 가상 강화학습 목적지 좌표 자율주행 환경 동일한 가상 정적 장애물 목적지 좌표 환경 회피 동일한 가상 정적 장애물 동적 장애물 목적지 좌표 회피 환경 회피 복잡한 가상 정적 장애물 동적 장애물 목적지 좌표 환경 회피 회피



| 기능 처리도(기능 흐름도)



[강화 학습]

- ① unity에 실제와 유사한 가상 환경 구축
- ② 제작된 환경에 머신러닝 에이전트 적용 및 설정
- ③ 강화학습을 이용하여 에이전트 학습
- ④ 학습이 완료된 경우 에이전트 모델을 다시 유니티에 임베 딩
- ⑤ 유니티 환경을 빌드하여 학습된 에이전트를 적용

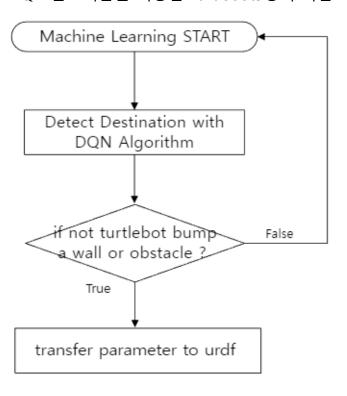
[자율 주행]

- ① Unity 와 ROS간의 통신환경 구축
- ② 유니티의 학습된 에이전트와 ROS로 구동되는 실제 로봇과 sim-to-real
- ③ 로봇이 목적지 까지 자율주행 수행



| 알고리즘 명세서

✓ DQN 알고리즘을 이용한 Turtlebot3강화 학습



✓ 알고리즘 시나리오

- ① Unity ml-agent 환경 설정을 한다.
- ② DQN 코드를 위한 파이썬 라이브러리를 불러온다.
- ③ 파라미터 값을 결정
- ④ Model 클래스에서 CNN 구조 및 손실 함수 값의 계산 및 네트워크 학습을 위한 최적화 기법 결정
- ⑤ Agent 클래스에서 DQN을 위한 행동 선택, 경험 저장, 네트워크 학습 수행을 위한 함수 정의
- ⑥ Main 함수에서 Model, Agent Class를 이용해 행동 결정
- ⑦ 유니티 환경과 통신하여 학습을 수행
- ⑧ 학습이 완료 될 시 ROS로 학습 데이터 전송



| 알고리즘 상세 설명서

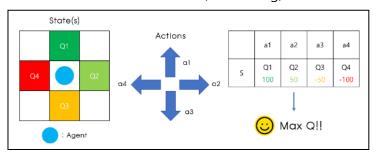
✓ 가치 기반 강화학습 – DQN 알고리즘

가치를 기반으로 의사 결정

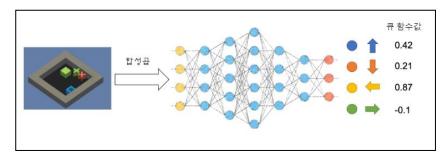
큐 함수를 학습하여 최적의 큐 함수를 얻고 이를 통해 의사결정 수행

CNN을 통해 각 상태와 행동에 대한 큐 함수들을 근사하여 모든 상태와 행동에 대한 큐 함수 값을 따로 저장하지 않고 큐 함수 값에 대한 추정을 수행한다. 그 결과 DQN은 많은 상태가 존재하는 환경에서도 학습이 가능하여 좋은 성능을 보인다.

큐함수를 기반으로 행동 선택 (Q-Learning)

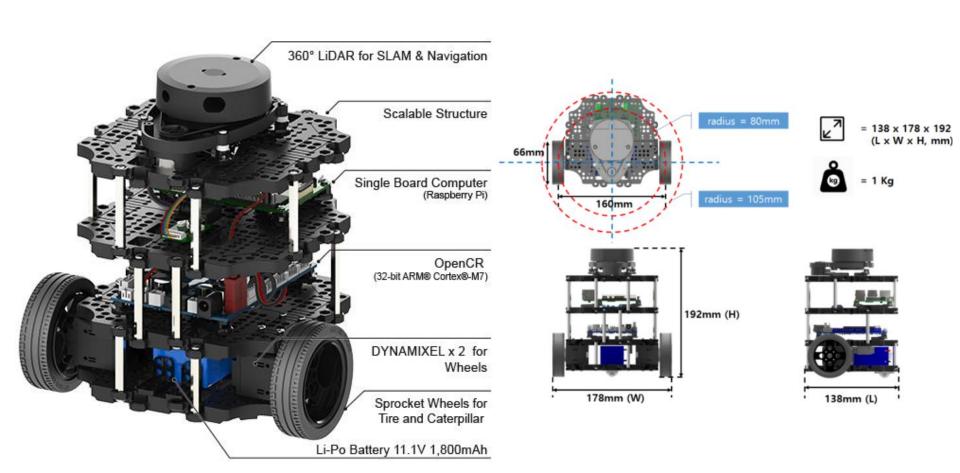


CNN을 이용해 상태마다 각 행동의 큐함수들을 근사





| 하드웨어 설계도



| 프로그램 - 목록

기능 분류	기능	기능 명
	Unity	가상 환경 생성
	ML-Agent	강화 학습
S/W	Pytorch	딥러닝 프레임워크
	ROS	로봇 운영 체제
	Turtlebot3	모바일 로봇
	LiDAR	물체 인식 센서
H/W	Camera	영상 처리
	Block	실제 맵 구축



핵심소스코드(1)

✓ Model.class 및 DQNAgent.class

TurtleBot3를 강화학습 시킴에 있어 가장 핵심이 되는 클래스들이다. Model 클래스는 DQN에서 사용하는 합성 신경망의 구조를 결정하고 손실함수 값의 계산 및 네트워크 학습을 위한 최적화 기법을 결정한다. Agent 클래스는 DQN을 위한 행동 선택, 경험 저장, 네트워크 학습 수행 등을 위한 다양한 함수를 정의한다.

```
# Model 클래스 -> 함성곱 신경망 정의 및 손실함수 설정, 네트워크 최적화 알고리즘 결정
class Model():
   def init (self, model name):
      self.input = tf.placeholder(shape=[None, state_size[0], state_size[1],
                                 state_size[2]], dtype=tf.float32)
      # 입력을 -1 ~ 1까지 값을 가지도록 정규화
      self.input_normalize = (self.input - (255.0 / 2)) / (255.0 / 2)
      # CNN Network 구축 -> 3개의 Convolutional layer와 2개의 Fully connected layer
      with tf.variable_scope(name_or_scope=model_name):
         self.conv1 = tf.layers.conv2d(inputs=self.input_normalize, filters=32,
                                 activation=tf.nn.relu, kernel_size=[8,8],
                                 strides=[4,4], padding="SAME")
         self.conv2 = tf.layers.conv2d(inputs=self.conv1, filters=64,
                                 activation=tf.nn.relu, kernel size=[4,4],
                                 strides=[2,2],padding="SAME")
         self.conv3 = tf.layers.conv2d(inputs=self.conv2, filters=64,
                                 activation=tf.nn.relu, kernel_size=[3,3],
                                 strides=[1,1],padding="SAME")
         self.flat = tf.layers.flatten(self.conv3)
         self.fc1 = tf.layers.dense(self.flat,512,activation=tf.nn.relu)
         self.Q_Out = tf.layers.dense(self.fc1, action_size, activation=None)
      self.predict = tf.argmax(self.Q_Out, 1)
      self.target_Q = tf.placeholder(shape=[None, action_size], dtype=tf.float32)
```

```
# DQNAgent 클래스 -> DQN 알고리즘을 위한 다양한 함수 정의
class DQNAgent():
   def __init__(self):
      # 클래스의 함수들을 위한 값 설정
      self.model = Model("O")
      self.target_model = Model("target")
      self.memory = deque(maxlen=mem_maxlen)
      self.sess = tf.Session()
      self.init = tf.global_variables_initializer()
      self.sess.run(self.init)
      self.epsilon = epsilon_init
      self.Saver = tf.train.Saver()
      self.Summary, self.Merge = self.Make_Summary()
      self.update_target()
      if load model == True:
         self.Saver.restore(self.sess, load_path)
```



핵심소스코드(2)

✓ Main 함수

Model클래스에서 정의한 네트워크와 Agent 클래스에서 정의한 다양한 함수들을 이용해 행동을 결정하고 유니티 환경과 통신하며 학습을 수행한다.

```
# Main 함수
if __name__ == '__main__':
  # 유니티 환경 경로 설정 (file_name)
   env = UnityEnvironment(file_name=env_name)
   # 유니티 브레인 설정
   default_brain = env.brain_names[0]
   brain = env.brains[default_brain]
   # DQNAgent 클래스를 agent로 정의
   agent = DQNAgent()
   step = 0
   rewards = []
   losses = []
   # 환경 설정 (env_config)에 따라 유니티 환경 리셋 및 학습 모드 설정
   env_info = env.reset(train_mode=train_mode, config=env_config)[default_brain]
   # 게임 진행 반복문
   for episode in range(run_episode + test_episode):
     if episode > run_episode:
        train mode = False
        env_info = env.reset(train_mode=train_mode)[default_brain]
     # 상태, episode_rewards, done 초기화
     state = np.uint8(255 * np.array(env_info.visual_observations[0]))
     episode rewards = 0
     done = False
```

```
# 한 에피소드를 진행하는 반복문
while not done:
  step += 1
  # 행동 결정 및 유니티 환경에 행동 적용
  action = agent.get_action(state)
  env_info = env.step(action)[default_brain]
  # 다음 상태, 보상, 게임 종료 정보 취득
  next_state = np.uint8(255 * np.array(env_info.visual_observations[0]))
  reward = env info.rewards[0]
  episode rewards += reward
  done = env info.local done[0]
  # 학습 모드인 경우 리플레이 메모리에 데이터 저장
  if train mode:
     agent.append_sample(state, action, reward, next_state, done)
  else:
     time.sleep(0.01)
     agent.epsilon = 0.05
  # 상태 정보 업데이트
  state = next state
  if episode > start_train_episode and train_mode:
     # 학습 수행
     loss = agent.train_model(done)
     losses.append(loss)
```



핵심소스코드(3)

✓ Train

Train을 위한 config를 정의 후 anaconda 가상환경 내에서 mlagents-learn 명령어를 통해 실행함 INFO:magents.envs:Start training by pressing the Play button in Unirt Editor 명령어가 출력 시 Unity 내 환경을 실행함

```
trainer_config - Windows 메모장
파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)
default:
  trainer: ppo
  batch size: 1024
  beta: 5.0e-3
  buffer size: 10240
   epsilon: 0.2
   gamma: 0.99
  hidden units: 128
  lambd: 0.95
  learning_rate: 3.0e-4
  max_steps: 5.0e4
  memory size: 256
  normalize: false
  num_epoch: 3
  num_layers: 2
  time_horizon: 64
  sequence_length: 64
  summary_freq: 1000
  use recurrent: false
  use_curiosity: false
  curiosity_strength: 0.01
   curiosity_enc_size: 128
```



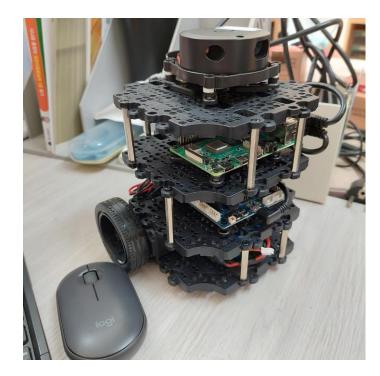
mlagents-learn trainer_config.yaml --train



| 참조-개발 환경 및 설명

	구분	항목	적용내역
		Unity	가상 환경 구축을 위한 게임 엔진
S/W	Unity	ML-Agent	Unity에서 제공하는 강화학습을 수행 하기 위한 플랫폼
개발환경		Ubuntu 18.04	로봇 구동을 위한 ROS 개발 환경
	ROS	Gazebo	ROS에서 제공하는 가상 시뮬레이션 툴로 강화 학습 예제 실습
H/W 구성장비		라즈베리파이4	터틀봇3 구동을 위한 임베디드 보드
	터틀봇3	LiDAR	주변의 사물을 인식하기 위한 센서로 로봇이 목적지 까지 장애물을 피해 이동할 수 있도록 해 줌



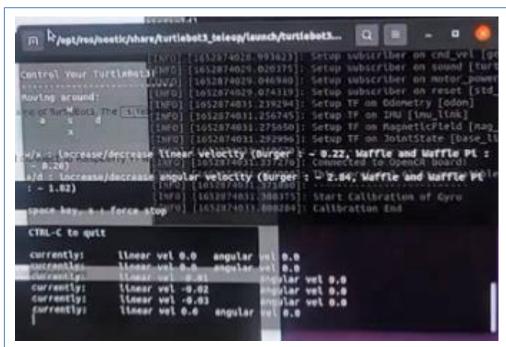


Goal

터틀봇3(로봇)

실제 주행 맵









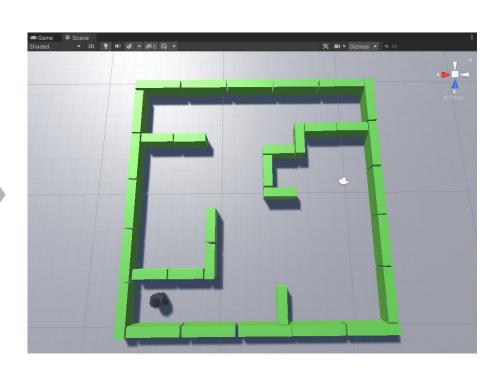
키보드 조작을 통한 터틀봇3 동작





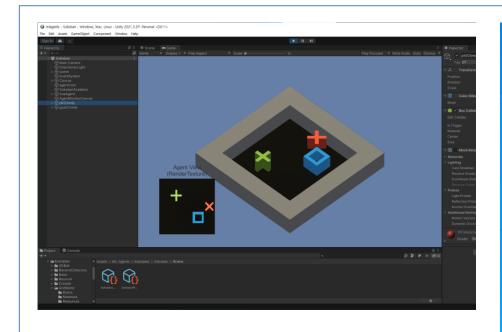


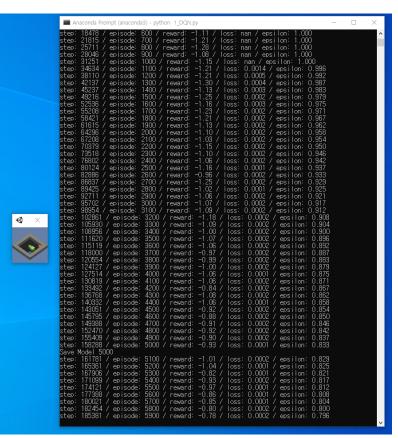




Unity 가상 환경 구축

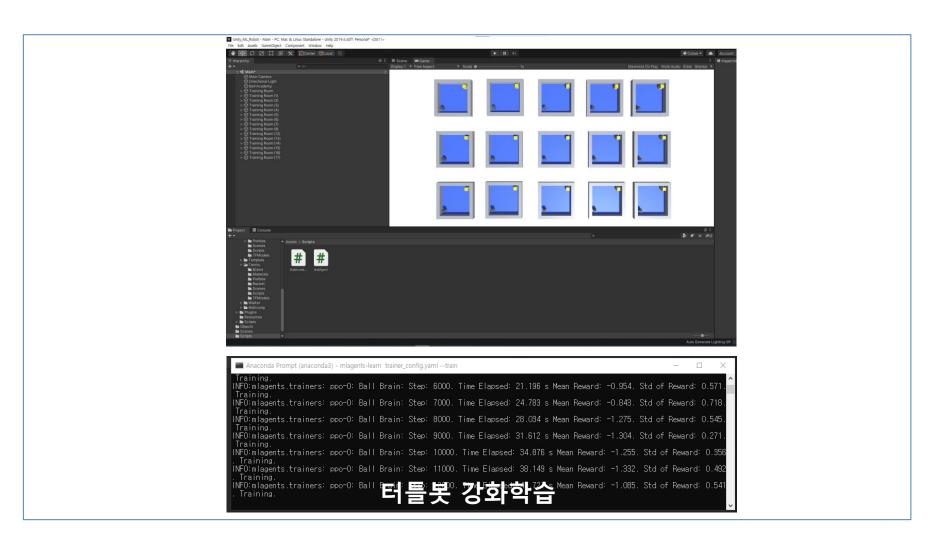




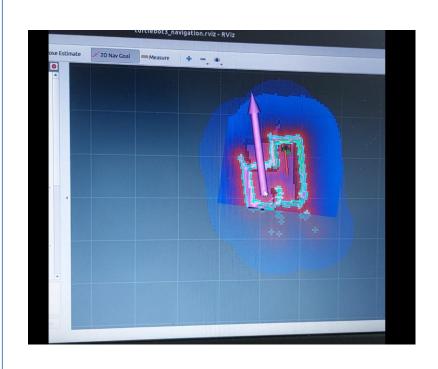


ML-Agent 소코반 예제 실습





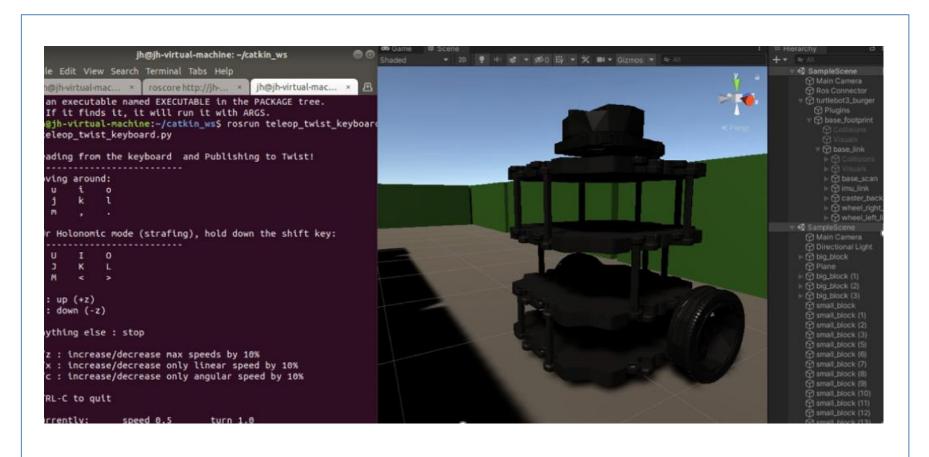






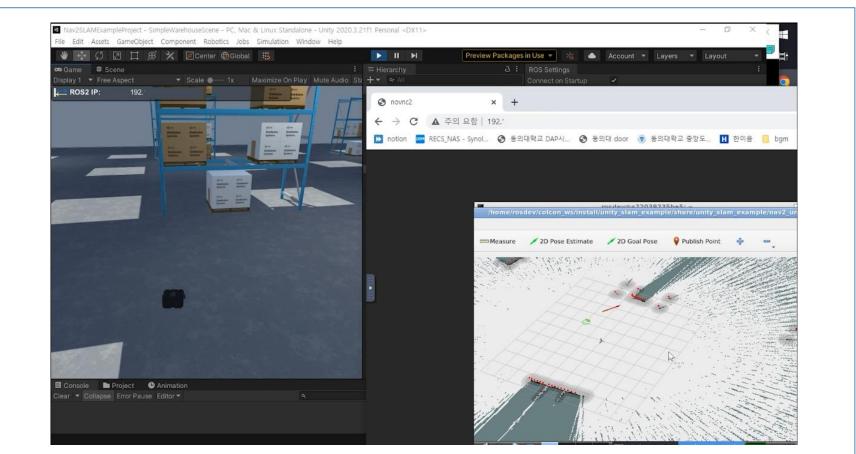
SLAM을 통한 자율주행





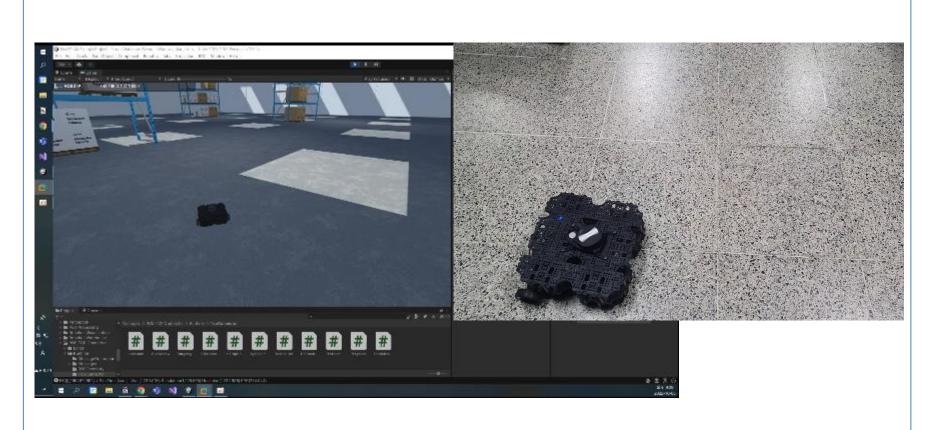
Unity <-> ROS





Unity <-> ROS2





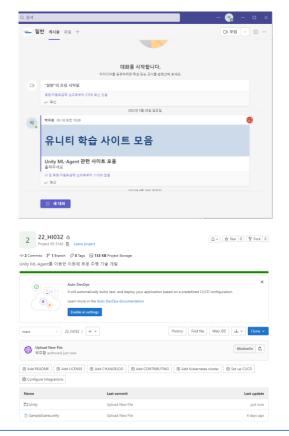
Sim-to-real



| 참조-프로젝트 관리

관련 자료 관리

- Microsoft Teams, GitLab, kakaoTalk







Thank you