

계층적 모방학습을 이용한 시뮬레이션 기반

험지 환경에서의 자율주행 자동차 학습

박동혁[○], 김경중^{*}

광주과학기술원 융합기술원 융합기술학제학부
skypia0906@gist.ac.kr, kjkim@gist.ac.kr

Hierarchical Imitation Learning for Driving Off Road in Simulated Environment

Dong Hyeok Park[○], Kyung-Joong Kim^{*}

School of Integrated Technology, Gwangju Institute of Science and Technology

요 약

최근 딥러닝을 사용한 인공지능 연구가 활발히 진행되면서 다양한 산업에서 이를 적용하려는 연구가 이뤄지고 있다. 여러 산업 중에서 딥러닝 인공지능 기술을 접목한 자율주행 자동차가 대표적이다. 다양한 딥러닝 모델에 관한 연구가 소개되면서 기존의 규칙 기반의 자율주행 자동차 연구 대신 방대한 데이터를 통해 학습하는 모방학습 또는 환경과 에이전트 그리고 보상 함수를 통해 학습하는 강화학습으로 연구가 진행되고 있다. 하지만, 자율주행 자동차에 관한 대다수의 연구가 일반적인 도심 환경에 초점이 맞춰져 진행되고 있으며, 험지 환경이나 비포장 도로 등 특수한 환경에서의 연구는 부족하다. 본 연구는 주행 도로의 상태를 파악하는 상위 인식 모델과 도로의 상태에 알맞은 행동을 예측하는 하위 행동 모델을 두는 계층적 모방학습 구조를 제안한다. 또한, 제안한 모델을 일반적인 도심 지형이 아닌 험지 환경 시뮬레이션에서 실험을 진행하여 제안한 계층적 모방학습 모델이 얼마나 전문가의 행동 정책과 유사한지 확인한다.

1. 서 론

최근 다양한 딥러닝 모델에 관한 연구가 이뤄지면서 이를 자동차 주행에 접목한 자율주행 자동차에 관한 연구 또한 활발히 진행되고 있다[1]. 자율주행 자동차를 위해 적용된 딥러닝 모델의 학습 방법 중 하나인 모방학습(Imitation Learning)은 전문가가 수집한 데이터를 사용하며, 신경망 학습을 통해 딥러닝 모델이 전문가의 행동 정책을 모방할 수 있도록 한다. 하지만, 모방학습은 복잡한 행동 정책을 학습하는데 있어, 방대한 데이터가 필요할 뿐만 아니라 자동차의 행동을 결정하는 조향, 가속 등 연속적인 값을 예측해야 하는 회귀(Regression) 문제에서는 학습이 수렴되기 어렵다. 또한, 현재 자율주행 자동차에 관한 연구는 일반적인 도심 지형에서의 자율주행을 목적으로 진행되고 있어, 특수한 환경에서의 자율주행 자동차에 관한 연구는 부족하다.

본 연구에서는 자율주행 자동차가 가지는 복잡한 행동 정책을 보다 쉽게 학습하기 위해 모델의 구조를 계층적으로 가지는 계층적 모방학습 모델을 제안한다. 제안한 모델은 상위 인지 모델과 하위 행동 모델로 나뉘며, 하위 행동 모델은 자율주행 자동차의 행동 정책 중 직진, 좌회전, 우회전을 각각 독립된 모델로 학습한다. 또한, 본 연구에서 제안한 모델을 학습 및 평가하기 위한 환경은 숲, 바위, 비포장 도로 등을 배치한 일반적인 도심 지형과 다른 특수한 환경으로 제안한 모델이 험지 환경에서도 안정적으로 주행할 수 있음을 보인다.

2. 관련 연구

2.1 모방학습

모방학습은 수집된 데이터를 바탕으로 딥러닝 모델을 학습하는 지도학습(Supervised Learning)의 일환이다. 모방학습은 전문가가 수집한 데이터를 통해 딥러닝 모델을 학습함으로써 전문가의 행동 정책을 얻는다. 또한, 모방학습은 학습 중인 딥러닝 모델이 도출한 행동과 전문가 데이터에 포함된 행동을 손실 함수(Loss Function)를 사용해 모델과 데이터가 서로 다른 정도를 비교하면서 경사 하강법(Gradient Descent)을 통해 손실 함수가 최소화되는 방향으로 학습을 진행한다. 본 연구에서는 도로의 상태에 따라 알맞은 행동 정책을 보일 수 있는 세 가지의 하위 행동 모델을 두어 모방학습을 이용한 자율주행 자동차 연구를 진행하였다. 또한, 학습한 세 가지의 하위 행동 모델을 도로의 상황에 알맞게 선택할 수 있도록 현재 도로의 상황을 인지할 수 있는 상위 인지 모델을 두어 보다 원활한 주행이 가능하도록 하였다.

2.2 자율주행 자동차 시뮬레이터

딥러닝을 활용한 자율주행 자동차에 관한 연구가 여러 산업체와 연구 시설 등에서 활발히 이뤄지는 만큼 다양한 자율주행 자동차 시뮬레이터가 존재한다. AirSim, Carla, LG SVL 등 다양한 시뮬레이터가 공개되어 있으며, 이러한 시뮬레이터들은 자율주행 자동차를 위한 물리 엔진 기반 차량뿐만 아니라 LiDAR, GPS, 카메라 등 정보 획득에 필요한 다양한 센서를 함께 제공하고 있다. 본 연구에서는 다양한 시뮬레이터 중 AirSim 시뮬레이터

* 본 연구는 UD180026RD 위탁연구의 일환으로 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었음

* 교신저자

를 사용하여 연구를 진행한다.

AirSim 시뮬레이터[3]는 언리얼 엔진 기반으로 구현된 오픈 소스 시뮬레이터로 다양한 환경이 구성된 여러 버전을 제공한다. 또한, 사용자가 쉽게 수정할 수 있도록 언리얼 플러그인 형태로 제공하기 때문에, 환경을 일부 수정하거나 새로운 형태의 환경을 제작할 수 있다. 또한, 원활한 딥러닝 모델 학습을 위해 차량의 정보를 얻거나 제어할 수 있는 파이썬 API를 제공하고 있어 쉽게 시뮬레이터에 사용할 수 있다. 그림 1은 3절에서 서술할 자체 제작한 험지 환경에 AirSim 시뮬레이터를 연동한 것이다.



그림 1 험지 환경을 적용한 AirSim 시뮬레이터

3. 환경 제작 및 제안 모델

3.1 험지 환경 생성

본 연구에서 제안하는 모델 학습과 실험을 진행하기 앞서 AirSim 시뮬레이터 플러그인과 언리얼 엔진을 사용하여 필요한 험지 환경을 제작하였다. 언리얼 엔진[4]은 게임, 시뮬레이션 환경 등을 제작하는데 주로 사용되며 제공하는 기능을 활용하여 조도, 날씨, 물체 등을 쉽게 제작 및 배치할 수 있다. 본 연구에서 사용한 험지 환경은 언리얼 엔진의 랜드스케이프 기능을 사용하여 지형을 제작하였으며, 나무, 잔디, 바위, 비포장 도로 등 그림 2에 나열된 3D 모델 에셋을 사용하여 생성된 지형에 배치하여 그림 3과 같은 험지 환경을 제작하였다. 제작된 험지 환경은 일반적인 도심 환경에서는 볼 수 없는 요소를 추가하였고 다양한 경사를 갖는 비포장 도로를 두어 실제 험지 환경과 최대한 유사하게 제작되었다.

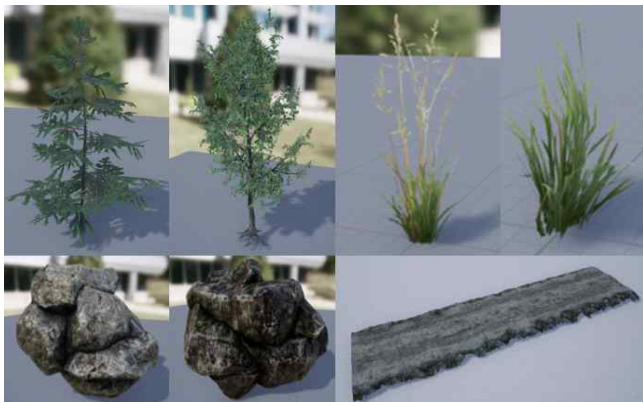


그림 2 험지 환경 제작에 사용된 에셋



그림 3 험지 환경 조감도

3.2 자율주행용 계층적 모방학습 모델

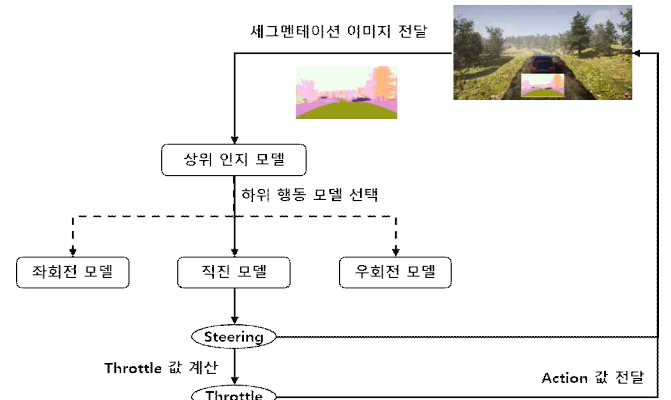


그림 4 계층적 모방학습 모델 구조

본 연구에서 제안한 계층적 모방학습 모델은 그림 4와 같다. 상위 인지 모델은 AirSim 시뮬레이터에서 나온 세그멘테이션 이미지를 입력으로 받는다. 도로의 상태가 직진, 좌회전 또는 우회전인지 판단한다. 상위 인지 모델을 통해 도출된 도로의 상태는 세 가지의 하위 행동 모델 중 도로의 상태에 알맞은 행동을 할 수 있는 모델을 선택한다. 선택된 하위 행동 모델은 상위 인지 모델과 동일한 세그멘테이션 이미지를 입력으로 받아 구성된 신경망을 거쳐 차량의 조향을 제어하는 Steering 값을 도출한다. 그림 5는 본 연구에서 진행한 상위 인지 모델과 하위 행동 모델의 신경망 구조이다.

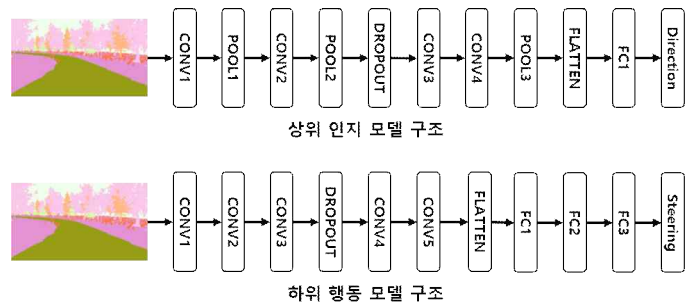


그림 5 상위 인지 및 하위 행동 모델의 신경망 구조

4. 실험 및 향후 연구

본 연구에서 제안한 모델은 제작한 험지 환경에서 학습과 평가를 진행하였다. 상위 및 하위 모델을 학습시키기 전에 학습에 필요한 데이터를 수집하기 위해 시뮬레이터 상에서 Pygame 패키지와 드라이빙 장비인 Logitech G920을 연동하였고, 전문가가 직접 주행하며 데이터를 수집하였다. 각각 다른 시작 위치에서 20회씩 주행하였으며, 1회 주행 당 약 5,000개의 학습에 필요한 세그멘테이션 이미지와 상태, 행동 값들을 수집하였다. 그림 6은 데이터 수집에 사용한 아키텍처이며, 표 1은 모델 학습에 필요한 데이터를 나타낸 것이다.



그림 6 데이터 수집 아키텍처

표 1 모델 학습 데이터 정보

데이터	타입	설명
세그멘테이션	이미지 (256×144×3)	상위 인지 및 하위 행동 모델 학습에 필요한 세그멘테이션 이미지 데이터
행동 값	실수 [0, 1]	Steering, Throttle, Brake 값이 포함된 하위 행동 모델의 정답 데이터

데이터 수집 이후 상위 인지 모델의 학습을 위해 수집된 데이터 중에서 직진, 좌회전, 우회전에 해당하는 세그멘테이션 이미지를 각 500개씩 샘플링하여 상위 인지 모델을 학습하였다. 또한, 하위 행동 모델을 학습하기 위해 수집된 데이터에서 직진, 좌회전, 우회전에 해당하는 데이터를 분류하였으며, 분류된 데이터로 각각의 하위 행동 모델을 학습시켰다. 각 모델의 학습이 완료된 이후 평가 단계에서 제안한 모델이 험지 지형을 한 바퀴 주행하는 것을 목표로 하였다. 제안 모델의 세부 평가는 상위 인지 모델이 직진, 좌회전, 우회전의 예측 정확도와 하위 행동 모델은 전문가의 행동과 얼마나 일치하였는지 측정하였다.

상위 인지 모델 평가에 있어 모델 학습에 사용되지 않은 데이터를 사용하여 평가를 진행하였으며, 표 2와 같은 정확도를 보였다. 또한, 하위 행동 모델은 평가에 있어 한 바퀴를 주행하는 동안 모델에서 예측한 Steering 값을 수집한 전문가 데이터와 비교하여 측정하였다. 그림 7은 학습을 완료한 제안한 모델의 행동 값과 전문가 데이터의 행동을 비교한 것으로 두 행동 정책이 거의 일치하는 것을 볼 수 있다. 또한, 모델에서 예측한 Steering 값과 수식 1을 이용하여 Throttle 값을 계산하여 자동차의 최종 행동을 결정하였다. 본 연구에서 진행한 시뮬레이션 실험 동영상은 유튜브에서 확인할 수 있다.

표 2 상위 인지 모델 정확도

도로 타입	Test Accuracy
직진	92.6%
좌회전	91.4%
우회전	89.5%

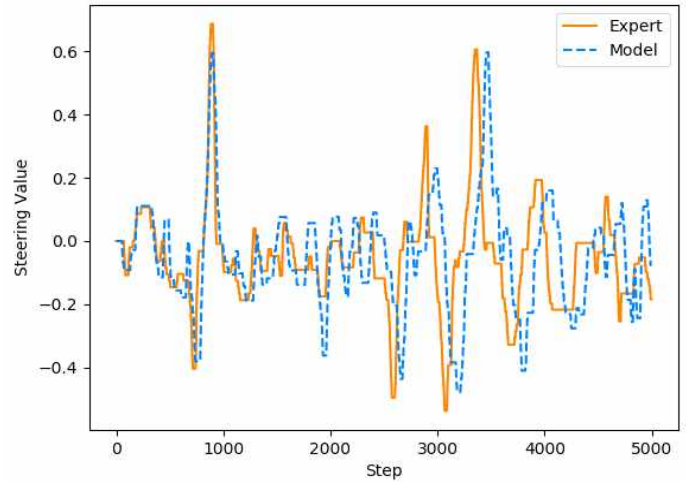


그림 7 전문가 행동과 모델 행동 비교

$$Throttle = (0.8 - 0.4 \times |Steering|) \times 0.85$$

수식 1 Throttle 값 계산 식

향후 연구로는 현재 주행할 도로의 상태를 파악하는 상위 인지 모델을 개선하여 주행할 방향을 파악할 뿐만 아니라 주행이 가능한 영역과 불가능한 영역을 판단하도록 개선할 예정이다. 또한, 개선된 상위 인지 모델을 바탕으로 하위 행동 모델에서 장애물 회피 또는 정지 등 차량의 다양한 행동을 제어할 수 있는 행동 모델들을 반영하여 연구를 진행할 예정이다. 또한, 본 연구에서 제안한 계층적 모방학습 모델은 알맞은 행동을 도출하기 위해 세그멘테이션 이미지만을 입력 값으로 사용하지만 보다 복잡한 행동이나 긴급 상황을 해결하기 위해 LiDAR, RADAR 센서 등을 함께 사용하여 모델의 성능을 개선시킬 예정이다.

참고문헌

- [1] 이병윤. “국내외 자율주행자동차 기술개발 동향과 전망.” 한국통신학회지 (정보와통신) 33.4 (2016) 10-16.
- [2] M. Bojarski, D. Del Testa, D. Dworakowski, B. Firner, B. Flepp, P. Goyal, L. Jackel, M. Monfort, U. Muller, J. Zhang, X. Zhang, J. Zhao, and K. Zieba. “End to End Learning for Self-Driving Cars”, Technical Report, <http://arxiv.org/abs/1604.07316>, 2016
- [3] Arisim, <https://microsoft.github.io/AirSim/>
- [4] Unreal Engine, <https://www.unrealengine.com/>