

미시적 교통 시뮬레이션을 활용한 실시간 수요대응형 자율주행 버스 영향 평가

Impact Assessment of an Autonomous Demand Responsive Bus in a Microscopic Traffic Simulation

박 상 응* · 김 주 영**

* 주저자 : 퍼듀대학교 토목공학과 박사과정

** 교신저자 : 한국교통대학교 교통정책학과 교수

Sang ung Park* · Joo young Kim**

* Lyles School of Civil Engineering, Purdue University, USA

** Dept. of Transportation Planning & Management, Korea National University of Transportation

† Corresponding author : Joo young Kim, jykim@ut.ac.kr

Vol. 21 No.6(2022)
December, 2022
pp.70~86

pISSN 1738-0774
eISSN 2384-1729
<https://doi.org/10.12815/kits.2022.21.6.70>

Received 31 October 2022
Revised 11 November 2022
Accepted 29 November 2022

© 2022. The Korea Institute of
Intelligent Transport Systems. All
rights reserved.

요 약

실시간 수요대응형 자율주행 버스는 자율주행 버스와 실시간 수요대응형 버스의 단점을 상쇄시킨 미래교통수단이다. 하지만 버스 기능의 고도화로 실시간 수요대응형 자율주행 버스 도입 시 영향에 관한 정량화된 연구는 활발하지 않은 실정이다. 본 연구에서는 강화학습 기반 실시간 수요대응형 자율주행 버스를 미시적 교통 시뮬레이션에 적용하여 실시간 수요대응형 자율주행 버스의 정량화된 효과평가를 실시하였다. 구체적으로 수요 변화에 따라 실시간 수요대응형 자율주행 버스가 도로 네트워크에 끼치는 영향과 이용자 대기시간을 미시적 시뮬레이션 안에서 구현하였다. 시뮬레이션 대상지로는 한국교통대학교 인근을 선정하였다. 시뮬레이션 결과, 실시간 수요대응형 자율주행 버스는 기존 노선 고정형 버스 대비 이용자 대기시간과 평균제어지체는 감소하였고, 평균통행속도는 증가하였다. 본 연구를 통해 실시간 수요대응형 버스의 도입을 정량적으로 평가하는 것이 기대된다.

핵심어 : 자율주행 대중교통, 수요대응형 버스, 실시간 수요 대응형 모빌리티, 미시적 교통 시뮬레이션, 이용자 대기시간

ABSTRACT

An autonomous demand-responsive bus with mobility-on-demand service is an innovative transport compensating for the disadvantages of an autonomous bus and a demand-responsive bus with mobility-on-demand service. However, less attention has been paid to the quantitative impact assessment of the autonomous demand-responsive bus due to the technological complexity of the autonomous demand-responsive bus. This study simulates autonomous demand-responsive bus trips by reinforcement learning on a microscopic traffic simulation to quantify the impact of the autonomous demand-responsive bus. The Chungju campus of the Korea National University of Transportation is selected as a testbed. Simulation results show that the introduction of the autonomous demand-responsive bus can reduce the wait time of passengers, average control delay, and increase the traffic speed compared to the results with fixed route bus service. This study contributes to the quantitative evaluation of the autonomous demand-responsive bus.

Key words : Autonomous Public Transportation, Demand-responsive bus, Mobility-on-demand, Microscopic traffic simulation, Passenger waiting time

I. 서 론

자율주행차량기술(CAV: Connected and autonomous vehicles)은 IoT 통신 기술과 도로교통체계를 융합하여 퍼스트 마일-라스트 마일 문제(First-mile and last-mile problem)와 같이 도로교통에서 야기되는 여러 문제를 해결해주는 기술이다(Kopelias et al., 2020). 자율주행차량기술의 도입으로 우리는 총통행시간의 획기적인 감소와 통행자의 편의성 증대를 기대하고 있다(Jin et al., 2022; Mahmassani, 2016). 하지만 대도시권과 같이 토지와 도로가 제한되어 있지만 경제활동이 많이 일어나는 지역의 경우, 자율주행차량만으로는 총 통행거리의 증가와 총 차량대수의 증가로 총통행시간이 증가하여 대용량 통행수요를 감당하기 어렵다(Golbabaei et al., 2021; Butler et al., 2020; Rau et al., 2019; Leich and Bischoff, 2019).

최근 연구에서는 이런 대용량 유발통행수요를 해결하기 위해 기존 교통수단과 자율주행차량 기술을 융합한 공유자율주행차량(SAV: Shared Autonomous Vehicles)(Golbabaei et al., 2021; Leich and Bischoff, 2019)과 자율주행 버스(Autonomous Bus)(Rau et al., 2019)의 도입을 대안으로 제시하고 있다. SAV는 모바일 애플리케이션(Mobile phone applications)을 통해 한 차량에 도착지가 비슷한 여러 명의 통행자들이 탑승할 수 있는 통행을 제공해주기 위해 만든 교통수단으로 차량공유(Car-sharing)와 승차공유(Ride-sharing)의 개념을 합친 서비스이다(Leich and Bischoff, 2019). SAV의 편의성은 대중교통(PT: Public Transportation)보다 공유 자율주행 택시(Autonomous taxi)에 더 가깝게 설계되어 있다(Fagnant and Kockelman, 2014). 이렇기 때문에 SAV가 대중교통 수요에서 전환될 수요를 감당하기 위해서는 일반 노선 기반 버스보다 더 많은 차량의 운행이 필요하다(Golbabaei et al., 2021). 이는 CAV와 마찬가지로 총 통행거리의 증가로 인한 도로교통의 혼잡과 그에 따른 연료의 비효율성을 증대시킬 수 있다(Leich and Bischoff, 2019). 그에 반해 자율주행 버스는 편의성 측면에서 기존 대중교통 수단의 개념과 더 유사하기 때문에 기존 대중교통 수요를 그대로 수용할 수 있으며, 도로상황에도 유연하게 대처할 수 있다는 점에서 각광을 받고 있다(Rau et al., 2019). 하지만 자율주행 버스는 기존 노선 기반 버스가 가지고 있지 못한 장점인 쉬운 경로 변경 기능을 이용하지 않게 되므로 비효율적이다.

자율주행 버스 기능의 효율성을 극대화하기 위해서 실시간 수요 대응형 모빌리티 서비스(MoD: Mobility-on-Demand)가 고려되고 있다. MoD 버스 서비스는 기존 노선 기반 대중교통의 단점을 보완하기 위해 고안된 서비스로 실시간 수요에 대응한 가변노선을 운영한다(Steiner and Irmich, 2020). 이는 요청 수요에 응답하여 대중교통을 운영한다는 Dia-a-Ride 개념을 구현한 수요 응답형 버스 서비스(DRT: Demand-responsive transport) 중 하나로(Kim et al., 2022b), 본 논문에서는 기능상 MoD를 결합한 DRT버스로 칭하기로 한다. 기존 Dial-a-ride 기반 DRT 버스 서비스와 MoD를 결합한 DRT 버스의 차이점은 실시간 예약 승객을 위한 노선 변경 기능의 유무에 있다. 기존 Dial-a-ride 기반 DRT 버스 서비스는 실시간 예약 승객을 위한 노선 변경 기능이 없는 반면, MoD를 결합한 DRT 버스는 이를 가능하게 한다.

MoD를 포함한 DRT 버스 서비스는 기존 노선을 운영하는 형태에 따라 분류해보면 기·종점의 운행시간만 정해져 있는 준다이나믹형 DRT 버스 서비스에 해당한다(Jeon et al., 2012). 준다이나믹형 DRT 버스 서비스는 기존 고정노선형(Fixed), 콜에 따라 노선을 이탈하는 경로이탈형(Semi-fixed) DRT 버스 서비스의 단점을 모빌리티 데이터 등 실시간 수요 데이터를 활용하여 상쇄하고, 수요가 많은 대도시권에서도 DRT 버스 서비스의 개념을 적용하여 이용자 대기시간을 최소화하게 해주는 역할을 한다.

준다이나믹형 DRT 버스는 수요가 없는 정류장을 정차하지 않고 건너뛰는 Skip-stop scheduling(Cao and Ceder, 2019)과 많은 수요가 생기는 장소 인근을 가상 정류장으로 취급하여 승·하차를 가능하게 해주는 기술을 제공하여 추가적인 대기시간과 통행시간의 감소를 기대해볼 수 있기 때문에 버스의 효율을 최대한으로 끌어낸다. 하지만 MoD 서비스는 실시간으로 수요를 분석하여 노선을 제공해야하기 때문에 운전자에게 큰

피로를 제공할 수 있고, 그에 따라 노선이 변경되어 대기시간과 통행시간이 추가적으로 늘어나게 되는 상황이 발생할 수 있다.

MoD 기반 자율주행 DRT 버스는 준다이나믹형 DRT 버스의 단점인 운전자의 피로도에 의한 부정적인 영향을 자율주행기술로 해결하는 동시에 자율주행 버스의 단점인 경로 변경 기능을 이용할 수 없다는 점을 상쇄할 수 있는 교통수단이다. 본 연구에서는 편의상 MoD 기반 자율주행 DRT 버스(Mobility on demand service based autonomous demand-responsive bus)를 자율주행 DRT 버스로 칭하기로 한다. 우리는 자율주행 DRT 버스를 통해 승객들의 퍼스트 마일-라스트 마일 문제를 해결함과 동시에 대기시간과 통행시간의 추가적인 감소를 기대해볼 수 있다.

하지만 자율주행 DRT 버스의 여러 장점에도 불구하고, 현재 자율주행 DRT 버스에 대한 정량화된 효과분석은 미비한 실정이다. 왜냐하면 자율주행 DRT 버스는 자율주행 버스와 DRT 버스 서비스의 두 기술을 융합해야 하는데 이 배차 및 노선 변경을 위한 알고리즘 구현은 복잡하다. 이러한 자율주행 DRT 버스 알고리즘의 복잡성은 수요응답형 자율주행 버스의 도입 영향을 분석하는데 있어 장애물이 되고 있다.

이런 DRT 버스 혹은 자율주행 버스의 복잡한 알고리즘을 대체하기 위해 행위자(Agent)의 행동(Action)으로 인해 누적된 보상(Reward)을 최대화하는 행동 및 행동전략을 찾는 강화학습(RL: Reinforcement Learning)이 사용되기도 한다(Wang and Chang, 2021; Wang and Sun, 2020). 강화학습은 행동과 환경이 정해진 상황에서의 보상을 최대화 하는 학습을 통해 최적의 행동을 얻을 수 있기 때문에 최적 버스 노선 운행계획을 세움에 있어 용이하게 적용될 수 있는 방법론이다(Kim et al., 2022a; Wang and Chang, 2021; Son and Lee, 2022).

이에 따라 본 연구에서는 강화학습 기반 자율주행 DRT 버스와 미시적 교통 시뮬레이션을 결합한 시뮬레이션을 통해 실시간 교통정보를 제공받아 자율주행 DRT 버스의 정량화된 효과평가를 하고자 한다. 구체적으로 실시간 수요의 변화에 따라 자율주행 DRT 버스가 도로 네트워크에 끼치는 영향과 이용자 대기시간을 미시적 시뮬레이션 안에서 구현하고자 한다.

II. 선행연구 고찰

1. 자율주행버스에 관한 정량적 연구

자율주행버스에 대한 정량화된 효과분석은 미시적 교통시뮬레이션의 상위 분류인 행위자 기반 모형(ABM: Agent-based model)(Nguyen et al., 2021)을 중심으로 개발되었다. ABM을 활용한 자율주행버스의 효과분석은 자율주행버스를 구현하기 위해 기존 버스에서 개선된 수치를 적용하거나(Wang and Chang, 2021) AV controller를 사용하여 차량의 경로설정, 디스패칭 등을 가능하게 만들었다(Azevedo et al., 2016). 이를 예제 네트워크와 실제 사례에 대입하여 모형의 적합도를 판단하였다. 자율주행버스의 효과평가척도로는 대중교통이라는 점을 고려해 총 통행시간(Hatzenbühler et al., 2020; Basu et al., 2018), 총 이용자 대기시간(Wang and Chang, 2021; Hatzenbühler et al., 2020; Basu et al., 2018), 환승횟수(Hatzenbühler et al., 2020), 차두간격(Hatzenbühler et al., 2020) 등을 사용하였다. 시나리오 분석 결과, 자율주행버스를 도입함에 따라 효과평가척도가 전반적으로 개선되는 결과를 가져왔다. 하지만 기존 대용량대중교통(MRT)를 포함한 현재의 교통수단과 자율주행버스를 포함한 자율주행차량기술을 비교되었을 시, 전환수요를 감당하지 못하고 총통행시간이 증가하는 시나리오도 존재한다(Basu et al., 2018). 다른 측면으로는 자율주행버스의 도입으로 인건비가 절감됨에 따라 장기적인 운영비용이 개선된다는 것을 밝혀냈다(Basu et al. 2018; Melis and Sorensen, 2022).

2. 실시간 수요 대응형 모빌리티 서비스에 관한 정량적 연구

MoD 서비스에 대한 효과분석은 최적화 모형(Zhang and Pavone, 2016; Cao and Ceder, 2019)과 대기행렬이론(Zhang et al., 2016), ABM 등 다양한 방법론을 통해 연구되었다. 그중에서도 MoD 기반 DRT 버스 서비스에 관한 대다수의 연구는 ABM을 중심으로 연구되었다(Shen et al., 2018; Papanikolaou and Basbas, 2021; Viergutz and Schmidt, 2019; Cao and Ceder, 2019). MoD 기반 DRT 버스의 효과평가지표로는 주로 자율주행 버스와 유사하게 총 통행거리(Vierygutz and Schmidt, 2019; Shen et al., 2018), 차내시간(Cao and Ceder, 2019; Vierygutz and Schmidt, 2019), 차외시간(Shen et al., 2018), 통행비용(Papanikolaou and Basbas, 2021; Shen et al., 2018), 이용자 대기시간(Vierygutz and Schmidt, 2019), 운영비용(Papanikolaou and Basbas, 2021; Melis and Sorensen, 2022), 환경비용(Vierygutz and Schmidt, 2019) 등이 선택되었다. MoD 기반 DRT 버스 관련 선행연구에서는 자율주행버스와 마찬가지로 MoD 서비스 도입 시 효과평가척도가 개선되었다. 특히 Azevedo et al. (2016)은 AV Controller와 직접 개발한 미시적 교통시뮬레이션인 MITSIM을 단기 수요 예측에, Ben-Akiva가 제시한 대중교통의 동적 통행배분모형(Dynamic traffic assignment)을 공급 예측에 사용하여 지역접근성, 행위자의 일별 활동과 통행 패턴을 모형화하였고, 시뮬레이션 결과에 기반하여 MoD 서비스의 최적 운행 대수 등을 제시하였다.

3. 실시간 수요 대응형 자율주행 버스에 관한 연구

자율주행 버스와 MoD 기반 DRT 버스는 기술 간 융합이 기대되는 기술들이면서도 불구하고, 두 기술을 동시에 고려한 자율주행 DRT 버스(MoD 기반 자율주행 DRT 버스의 약칭)에 대한 정량적인 연구는 미비한 실정이다. Rau et al.(2019)은 자율주행 DRT 버스와 기능과 활용도가 유사한 Dynamic Autonomous Road Transit(DART)의 기능인 IoT 통신기술, 군집주행(Platooning), 끊김 없는 환승(Seamless Transfer)을 위한 가상 정류장, 컨트롤타워 기반 실시간 수요 추적을 통한 버스 운영 등을 소개하였다. 또한 자율주행 DRT 버스 시뮬레이션을 위해 미시적 교통시뮬레이션인 VISSIM과 DART간 매 단위시간마다 실시간 차량 정보와 운영 전략을 교환하는 API를 제안했다. KoNuT(2022)은 자율주행 버스와 DRT 서비스를 융합한 버스 서비스를 한국교통대학교 캠퍼스에 도입하려는 시도가 있었다. Kim et al.(2022a)은 강화학습 중의 하나인 Q-learning을 통해 유턴을 고려한 자율주행 DRT 버스의 행동을 최적화하여 Skip-stop scheduling, 자율주행, MoD 서비스 등 각 기능에 대한 자세한 알고리즘 없이도 효율적인 대중교통 서비스를 제공할 수 있게 했다. 자율주행 DRT 버스의 평가지표로는 서비스 완료율, 이용자 평균 대기시간, 통행시간, 유턴빈도, 10분 이내 서비스 달성율을 고려하였다.

4. 소결

자율주행 버스와 MoD 버스는 각각 효과평가에 관한 정량적인 연구는 주로 ABM을 기반으로 진행되었다. 두 기술을 각각 도입 한 후 기존 도로 네트워크와 비교한 결과, 전반적인 효과평가척도는 개선되었다. 두 기술을 융합한 자율주행 DRT 버스에 대한 효과에 관한 정량적인 연구는 Kim et al.(2022a) 뿐이다. 하지만 이 연구 역시 일반적인 도로에서 다른 차들과의 상호작용을 고려하지 않은 주행 시뮬레이션 결과를 제시하였고, 승객들의 수요 역시 고정되어 있거나 소규모 네트워크에서만 적용이 가능하다는 한계를 가지고 있었다. 본 연구에서는 해당 논문이 지니고 있는 한계점 중 다른 차들과의 실시간 상호작용에 집중하여 교통 혼잡 및 대기를 고려한 자율주행 DRT 버스 시뮬레이터를 만들고, 그에 따른 효과평가를 하고자 한다.

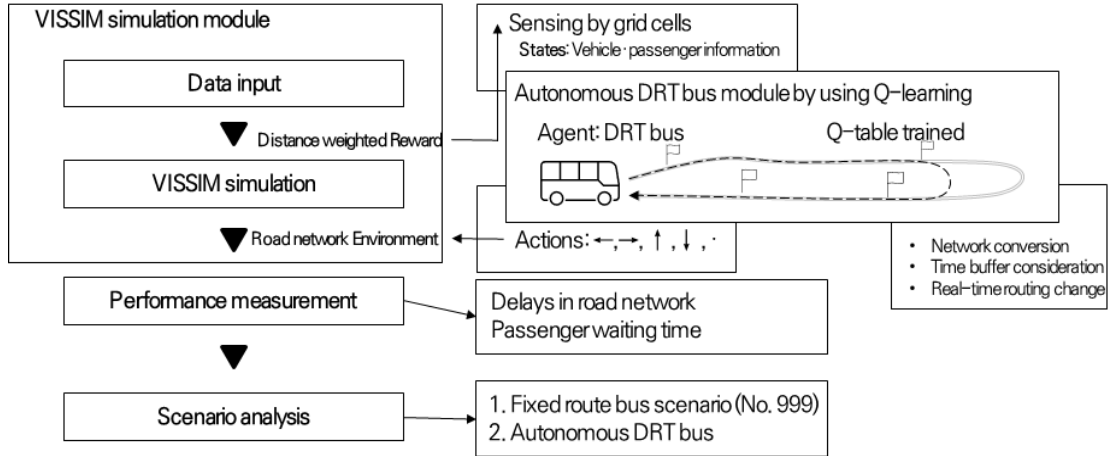
<Table 1> Reviews on related studies

No.	Category	Authors / Year	Objective	Methodology	Study Area
1	Autonomous bus	Wang and Chang (2021)	Solve bus fleet control problem and minimize passenger waiting time	ABM + MARL	15 bus stations with 5 buses
2	Autonomous bus	Hatzenbühler et al.(2020)	Study impacts of autonomous bus adoption in line-based PT systems	ABM	Kista, Stockholm
3	Autonomous MoD	Basu et al.(2018)	Compare AMoD and Mass Transit Mass transit	Multi modal ABM	Large virtual city with 12 bus lines and 86 stops
4	Autonomous MoD	Zhang et al.(2016)	Model a predictive control algorithm for autonomous MoD with real-world constraints	MILP	NY taxi trips, US
5	Autonomous MoD	Zhang and Pavone (2016)	Model operational and economic aspects of autonomous MoD systems	Spatial-queueing model	NY, US and Singapore
6	MoD bus	Shen et al.(2018)	Model integrated autonomous vehicles and PT system	ABM	Singapore
7	MoD bus	Papanikolaou and Basbas(2021)	Identify demand thresholds of DRT services	Analytical models	3 bus stations (Lagkadas, Greece)
8	MoD bus	Melis and Sorensen(2022)	Reveal the impact of dynamic requests on MoD bus	Metaheuristic	121 random bus stations
9	MoD bus	Viergutz and Schmidt(2019)	Compare DRT and PT	ABM	Colditz, Germany
10	MoD bus	Cao and Ceder(2019)	Optimize PT timetable by skip-stop tactic based on real-time passenger demand	MIP	Auckland, New Zealand
11	MoD bus	Azevedo et al.(2016)	Design and evaluate the autonomous vehicle systems	ABM+DTA	Singapore CBD area
12	Autonomous MoD bus	Kim et al.(2022a)	Develop adaptive routing algorithm for Autonomous MoD bus	RL	KoNUT campus
13	Autonomous MoD bus	Rau et al.(2019)	Introduce Dynamic Autonomous Road Transit features in Singapore	Introduce features	Small Singapore area

III. 연구방법론

1. 연구 흐름도

<Fig. 1>은 본 연구의 연구 흐름도를 나타내고 있다. 전체적인 구성은 강화학습을 통한 자율주행 DRT 버스 모듈과 미시적 교통시뮬레이션인 VISSIM모듈이 실시간으로 상호작용하여 시나리오에 따라 자율주행 DRT 버스 도입에 따른 영향평가를 하는 것이다. 자율주행 DRT 버스 모듈은 Kim et al.(2022a)의 강화학습을 활용한 자율주행 DRT 버스 알고리즘과 승객 분포의 결과를 사용한다(세부사항은 III.2, III.3절 참조). VISSIM 모듈은 해당 자율주행 DRT 버스의 입력값으로 도로네트워크 환경에서 일어나는 차량의 움직임을 전달해주고, 출력값으로 자율주행 DRT 버스의 위치를 VISSIM에 전송하여 도로네트워크와 버스가 서로 상호작용하는 환경을 만든다. 이를 제시된 시나리오에 따라 자율주행 DRT 버스 도입 영향평가를 실시하여 시나리오별 영향평가를 비교하고자 한다.



<Fig. 1> Methodological flowchart

2. 분석환경 검토

본 연구에서는 한국교통대학교 충주캠퍼스와 캠퍼스 타운앞 교차로를 분석환경으로 설정하였다. 현재 한국교통대학교 충주캠퍼스는 캠퍼스 내부를 충주시 시내버스 999번 노선이 방문하여 대학교의 접근통행을 담당하고 있으며, 운행대수는 2대, 배차간격은 20분으로 설정되어있다. 999번 버스의 대부분 통행 대상자가 학생이기 때문에 통행이 (1) 특정 정류장에 몰리거나, (2) 출·퇴근과 같은 일반적인 첨두시간대가 아닌 시간대에 몰리는 성격을 가진다. 이는 실시간 수요에 바로 응답할 수 있으며 운전자의 항시 대기가 필요하지 않은 자율주행 DRT 버스를 실험하기 용이한 분석환경이다.

3. 시뮬레이션 환경 구축

본 연구는 미시적 교통시뮬레이션인 VISSIM을 기반으로 DRT 버스의 통행을 강화학습을 통해 구현하였다. 해당 시뮬레이션은 (1) 자율주행 DRT 버스 모듈과 (2) VISSIM 시뮬레이션 모듈 총 두 가지의 모듈로 구성되어 있다. 두 모듈의 상호작용을 통해 자율주행 DRT 버스는 자율주행기능과 MoD 기능 총 두 가지의 핵심적인 기능을 제공하고 있다. 본 연구에서는 MoD 서비스를 결합한 자율주행 DRT 버스가 실시간 수요에 따라 동적 경로를 생성하는 기능에 중점을 맞추어 진행하였다. 자율주행기술을 탑재함으로써 얻게 되는 주요 기능인 인지-반응시간 개선에 관한 개선점은 적용하지 않았다. 그 이유는 버스 한 대의 인지-반응시간이 개선된다고 전체적인 교통류 흐름의 개선이 기대되지 않기 때문이다. 자율주행기능이 추가됨에 따라 추가적으로 얻게 된 버스 운행 속도는 Kim et al.(2022a)에서 제시한 20km/h이다. 현재 대한민국에서 진행되고 있는 자율주행버스의 최고 속도인 25km/h와 승·하차를 위한 정차 및 유턴 환경을 고려해야하기 때문이다.

본 연구에서는 자율주행 DRT 버스 출발 이후 생기는 실시간 수요에 관해서는 수요 대비 여유 시간을 고려하여 경로를 수정할 수 있게 만들었다. 이로 인해 본 연구에서는 실시간 수요에 반응하는 자율주행 MoD 서비스를 할 수 있게 만들었다.

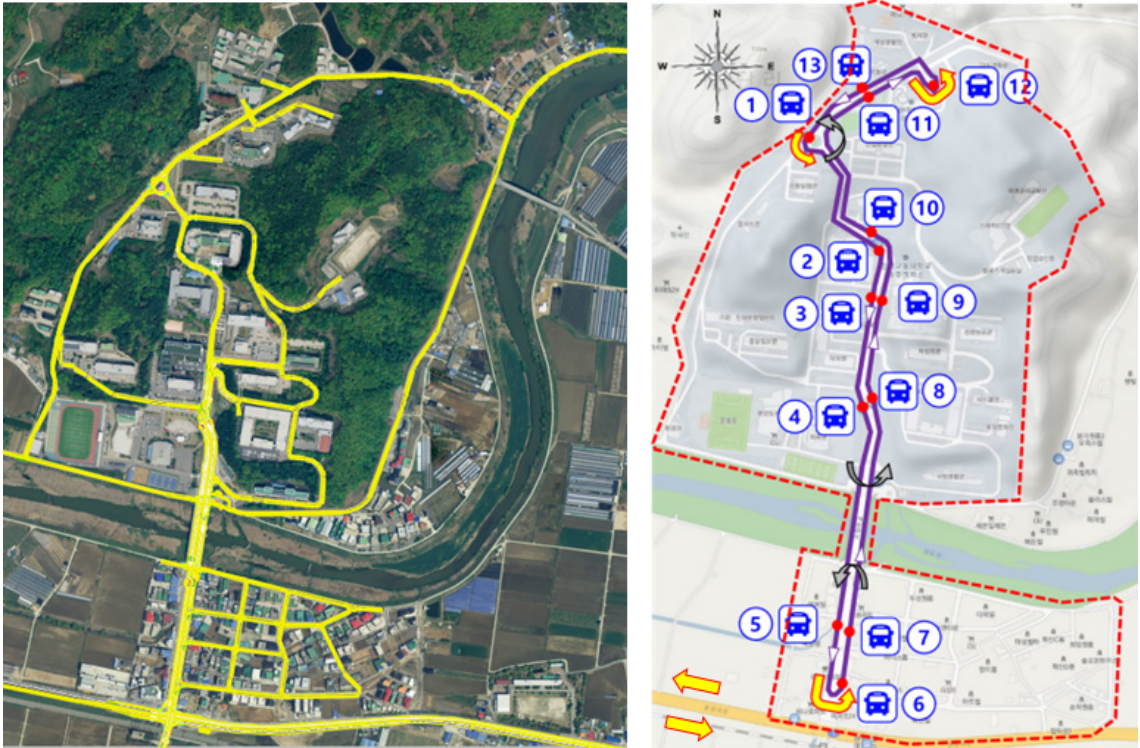
1) 강화학습을 이용한 경로 생성 알고리즘

강화학습을 이용한 자율주행 DRT 버스 모듈의 세부조건과 파라미터는 Kim et al.(2022a)을 참고해 <Table 2>에 정리하였다. Kim et al.(2022a)이 사용한 강화학습은 기본적인 Q-Learning이다. Kim et al.(2022a)이 사용한 Q-Learning은 격자형 네트워크 환경(Environment) 내에서 13가지 가상 정류장을 미리 설정하였다. 13개의 가상정류장은 기존 999번 버스가 통행하던 노선 상의 정류장을 포함한 주요 승·하차 지점을 커버할 수 있게 만들었다. 이후, 상, 하, 좌, 우, 정지 5가지의 행동(Action)을 할 수 있는 버스(Agent)를 생성시키고, 거리에 따른 가중치를 가지고 있는 보상함수를 가지고 Q-table을 최대화시키는 경로를 찾는 방법을 사용하였다. 승객은 1명부터 23명까지 시간대·정류장 별로 균등하게 발생시켜 순차적으로 증가시키며 최적 동적 경로 생성을 학습시켰다. 더 자세한 자율주행 DRT 버스의 제원 및 알고리즘의 조건은 Kim et al.(2022a)을 참고하였다. 본 연구에서 제시한 출발 이후 실시간 수요에 따라 노선을 변경하는 모듈은 다음 항에서 제시된 VISSIM 내 자율주행 DRT버스 모듈 중 세 번째인 여유시간을 포함한 최적경로 갱신 기능을 기반으로 생성되었다.

<Table 2> Specification of an autonomous DRT bus module (Kim et al., 2022a)

No.	Category	Value
1	Average speed	20 (km/h)
2	Grid cell size	10 × 10 (meter)
3	The number of U-turn road segments	3
4	Time step	2 (seconds)
5	Capacity	15
6	Available actions	←, →, ↑, ↓, ·(Hold)
7	Maximum number of calls in each episode	23
8	Discounting factor	0.95
9	Maximum of time of each episode	40 (minutes)
10	Maximal in-vehicle travel time	10 (minutes)
11	The number of episodes for training	10,000
12	ϵ (Stability parameter)	0.99999
13	Available call time range	30 (minutes)
14	Learning rate in training	1
15	The number of virtual stations	13
16	Reward weight of arrivals	By distance
17	Penalty reward if driving	10

2) VISSIM을 활용한 자율주행 DRT 구현



<Fig. 2> Study site for VISSIM (Left) and Autonomous DRT bus (Right). Yellow lines on the left figure show the simulated road networks. White dotted area on the left figure represents the intersection of two figures.

VISSIM은 시뮬레이션에 필요한 기초 도로 네트워크 자료에 맞춰 단위시간별 도로 상에 있는 차량들의 움직임과 더 나아가 보행자의 통행과 대중교통 운영을 모형화하기 위해 독일 PTV group에서 개발한 미시적 교통시뮬레이션이다. 본 연구에서는 VISSIM에서 제공하는 COM Interface를 통해 VISSIM 모듈과 자율주행 DRT 버스 모듈 간 실시간으로 버스정보와 승객정보를 받을 수 있게 만들었다.

VISSIM 모듈은 시뮬레이션에 필요한 도로 네트워크 및 신호 자료, 교통량, 버스 노선 등의 데이터를 입력 받는다. 입력교통량은 <Fig. 2> 오른쪽 그림의 하단의 두 노란색 화살표에 해당하는 방향의 교통량을 사용하였고, 상·하행 모두 동일하게 1,400대/시를 적용하였다. 이는 해당 도로인 국도3호선의 인근 2021년 실측교통량인 17,947대/일에 Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs(2013)에서 제시한 중방향보정계수(0.6)와 설계시간계수(0.12)를 고려한 값인 1,292대/시와 유사하다.

본 연구에서 사용된 버스 노선은 20분의 배차간격을 가진 45인승 충주시 시내버스 999번 버스 노선 중 일부이다. 999번 버스 노선은 총 운행대수가 2대인 버스 노선으로 한국교통대학교와 충주공용버스터미널을 잇는 노선이다. 본 연구에서는 해당 노선 중 일부인 한국교통대학교와 국도3호선과의 교차로까지의 버스노선을 선택하여 시행하였다. 자세한 버스 노선 및 정류장은 <Fig. 2> 오른쪽 그림에 묘사되었다. 다른 한 편, 자율주행 DRT 버스 도입 영향을 평가하기 위한 시나리오에서는 DRT 버스 모듈에서 제시한 값을 사용한다. 이후 입력된 자료와 교통류 흐름 모형을 이용하여 차량의 위치와 신호 및 버스 노선 등과의 상호작용, 버스 승객 위치 등을 실시간으로 나타낸다. VISSIM 모듈은 난수에 따라 차량 위치 및 결과가 달라지기 때문에 난수

1~10을 설정한 시뮬레이션을 10번 시행한 평균값을 사용하였다.

버스 이용자는 VISSIM 모듈과 자율주행 DRT 버스 모듈 모두에 동일하게 적용하게 조정되었다. 버스 이용자는 13개의 가상 버스 정류장에 균등하게 생성되었고, 40분 기준 23명이 생성되게 만들었다. 정류장별 평균 승객 수는 40분 기준 1.77명이다.

VISSIM 내 자율주행 DRT 버스 모듈은 네트워크 변환 기능, 자율주행 DRT 버스 배차 기능, 여유시간을 포함한 최적경로 갱신 기능, 실시간 경로변경 기능, 총 4가지의 모듈로 구성되어 있다. 첫 번째 네트워크 변환 기능은 도로형 네트워크 자료를 격자형 셀 양식으로 변경해준다. 그 이유는 강화학습은 VISSIM 모듈과 달리 도로 네트워크를 격자형 셀(Cell)로 이루어진 그리드(Grid)로 인식하기 때문이다.

두 번째 기능은 현재 위치와 실시간 수요에 따라 자율주행 DRT 버스를 배차하기 위한 기능이다. 현재 버스를 배차하기 위한 조건은 이용자가 두 명 이상이거나, 이용자 대기시간이 10분이 넘어갈 것으로 예상되는 경우이다. 해당 기능을 통해 본 연구에서는 실시간 수요 발생 후 10분 이내 탑승한 비율과 이용자대기시간 10분 이내 달성률을 100퍼센트로 달성할 수 있었는데 그 이유는 버스 두 대를 기준으로 시뮬레이션에서 제시한 승객 수를 자율주행 DRT 버스가 모두 감당할 수 있었기 때문이다.

세 번째 기능은 Kim et al.(2022a)에서 사용한 강화학습과 함께 여유시간(Buffer time: δ)이 포함된 최적 경로를 갱신하게 된다. <Table 3>와 <Fig. 3>는 이를 설명한 Pseudo code와 그림이다. 이는 현재 위치와 실시간 수요에 따라 경로를 갱신하는 문제는 최적화 문제 중 집배와 배달을 포함한 동적 경로 배정 문제(Dynamic vehicle routing problem with pickups and deliveries rejecting customers)와 유사하지만, 해당 문제에서는 기존 승객에 대한 차내 시간 증가로 인한 불편 등을 일반적으로 고려하지 않기 때문에 다른 문제이다(Kuncharska, 2019). 다른 한 편, 해당 문제는 차량뿐만 아니라 이용자의 보행 조건도 고려하여 동적 노선을 생성하고 차내 시간 증가와 같은 제약변수도 고려한 Kim and Bang(2022)이 제안한 문제와도 유사하다. 하지만 해당 문제는 동적 수요에 따라 가상 정류장을 생성하고 그에 따른 노선이 정해지고 난 후, 실시간 수요를 고려하지 않았다는 점에서 현 문제와 다르다. 본 연구에서는 동적 경로 배정 문제(Dynamic vehicle routing problem)에서 일반적으로 사용되는 휴리스틱한 제약조건 중 하나인 Triangle Inequality에서 확장된 제약조건인 여유시간을 이용하여 최적 경로를 갱신하는 방법을 사용한다. 이에 대한 자세한 과정은 아래와 같다.

Triangle Inequality는 집배와 배달을 포함한 동적 경로 배정 문제에서 일반적으로 존재하는 제약조건으로, 새로운 경로의 통행시간이 기존 경로의 통행시간보다 작으면 새로운 경로를 채택한다는 원칙을 해당 경로 배정 문제에서 고려하기 위한 제약조건이다. 구체적으로 집배지와 기존 도착지간 통행시간과 기존 도착지와 추가된 도착지 간 통행 시간을 합한 값이 집배 위치에서 각 도착지 간 통행시간을 합친 값보다 작다면 현재 경로에 해당 도착지를 추가하여 총 통행시간을 줄이는 방법이다.

본 연구에서는 여유 시간을 버스를 이용하는 승객과 도로에서 예상되는 교차로에서의 딜레이, 혹은 교통 혼잡에 의한 딜레이를 고려하기 위한 시간으로 정의하였다. 여유 시간을 고려한 최적 경로를 갱신하는 방법은 Triangle Inequality에서 두 경로 간 통행시간을 비교할 때 갱신될 통행시간에 여유시간을 추가적으로 더해 비교하였다. 본 연구에서는 이 여유 시간을 허용가능 최대 차내 시간의 15%에 해당하는 값 (1.5분)으로 설정되었다.

버스 운행 중 실시간 수요가 주어지고 해당 수요가 기존의 최적 노선에 들어있다면, 일정 여유 대기 시간을 더해 기다리거나, 해당 실시간 수요가 기존의 최적 노선에 없더라도 거리가 일정 여유 대기 시간 안에 승객을 태우고 다시 최적의 경로로 돌아올 만큼 짧다면 해당 승객을 태울 수 있게 최적 노선을 갱신한다. 만약 해당 차내 시간에 들어오지 못한다면, 현실에서는 해당 승객의 자율주행 DRT 버스의 쿨은 거절되고 통행을 완성시키기 위한 세 가지 대안을 받게 된다. 첫째, 다음 자율주행 DRT 버스를 기다린다. 둘째, 도착지와 좀

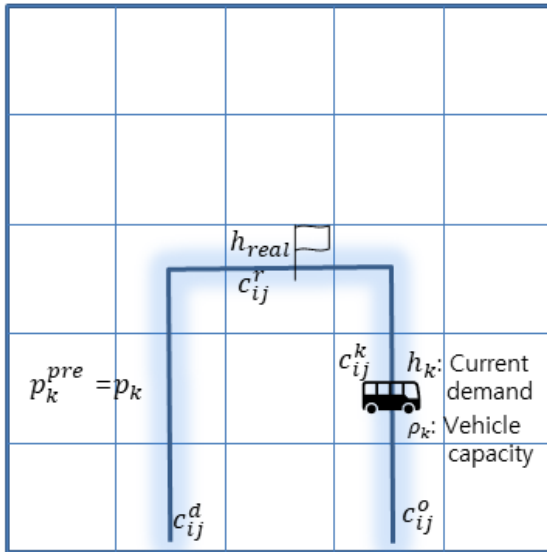
더 가까운 정류장으로의 보행 통행을 실시한다. 셋째, 다른 교통수단을 고려해야 한다. 본 연구에서는 첫 번째 대안인 다음 자율주행 DRT 버스를 기다리는 것을 구현하였다. 장거리 통행 수요가 거절되는 경우는 강화 학습에서 사용한 거리 비례 보상과는 반대인 개념이다. 상보적인 두 경우를 통해 자율주행 DRT 버스는 출발 전 들어온 장거리 수요에 관해서는 제약조건 내에서 탑승을 위해 거리에 비례한 보상을 주어 장거리 승객 수요를 감당하고, 버스 출발 이후 실시간 노선이 변하는 과정에서는 장거리 수요에 의해 기존 노선이 크게 변해 통행시간이 실시간 장거리 수요의 수에 비례하여 급격하게 변하는 상황을 배제하기 위해 고려되었다. 자세한 사항은 아래 알고리즘을 통해 소개된다.

네 번째는 두 번째 최적경로 기능의 결과로 나온 갱신된 자율주행 DRT 버스의 경로 p_k 를 토대로 자율주행 DRT 버스의 위치와 경로를 실시간으로 변경하는 기능이다. 자율주행 DRT 버스 모듈의 단위시간인 2초를 단위시간으로 삼았고, 2초 내 추가된 실시간 수요는 다음 단위시간에 고려하게 설계하였다. 이를 통해 VISSIM 모듈과 강화학습 모듈은 서로 원활하게 자율주행 DRT 버스 정보를 주고받게 된다.

<Table 3> Pseudo code of the heuristic algorithm about buffer time for passengers and autonomous DRT buses.

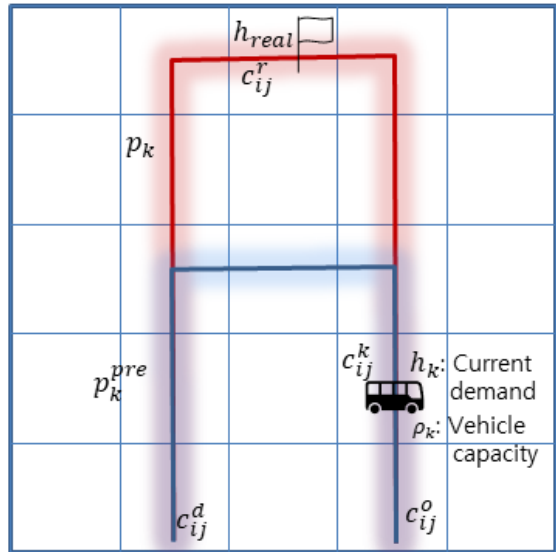
<p>Set a predetermined route of autonomous DRT bus k as $p_k^{pre} \subset G_{grid} = \{c_{ij} : c_{ij} \text{ represents the } (i, j) \text{ cell}\}$. p_k^{pre} must start with the origin c_{ij}^o and ends at the destination c_{ij}^d.</p> <p>Set the real time call demand as h_{real}. h_{real} is located at the cell c_{ij}^r.</p> <p>Set the number of current passengers as h_k, buffer time $\delta_k = \delta$, and a capacity as ρ_k of the k-th vehicle. p_k^{pre} is the sequence of cells over time by the results of reinforcement learning module.</p> <p>Set $p_k = p_k^{pre}$.</p> <p>Search $p_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}, p_k^{c_{ij}^r \rightarrow c_{ij}^d}$, where c_{ij}^k, c_{ij}^d represent the current cell c_{ij}^k and the destination cell c_{ij}^d. $t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}$ is the travel time between c_{ij}^k and c_{ij}^r.</p> <p>If p_k contains c_{ij}^r:</p> <p style="padding-left: 20px;">If $\rho_k \geq (h_{real} + h_k)$ and $t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r} < \delta_k$:</p> <p style="padding-left: 40px;">When $c_{ij}^k = c_{ij}^h$, $h_k = h_k + h_{real}$ $\delta_k = \delta_k - t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}$</p> <p>Else:</p> <p style="padding-left: 20px;">If $\rho_k \geq (h_{real} + h_k)$ and $t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r} < \delta$: $p_k = Append(p_k[0 : c_{ij}^k], p_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}, p_k^{c_{ij}^r \rightarrow c_{ij}^d})$, where the append function concatenates the sequences.</p> <p style="padding-left: 20px;">When $c_{ij}^k = c_{ij}^h$, $h_k = h_k + h_{real}$ $\delta_k = \delta_k - t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}$</p>
--

Case 1. If p_k contains c_{ij}^r ,



If 1) current capacity (ρ_k) does not exceed the expected number of passengers ($h_k + h_{real}$) and
 2) increased travel time ($t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}$) does not exceed the buffer time (δ_k),
 then we keep the blue route and update the number of passengers and buffer time when the bus visited real time call cell c_{ij}^r .

Case 2. If p_k does not contain c_{ij}^r ,



(Conditional statement is same as that of case 1.)
 If 1) current capacity (ρ_k) does not exceed the expected demand ($h_k + h_{real}$) and
 2) increased travel time ($t_k^{c_{ij}^k \rightarrow c_{ij}^r}$) does not exceed the buffer time (δ_k),
 then we choose red route and update the red route, the number of passengers and buffer time when the bus visited real time call cell c_{ij}^r .

<Fig. 3> Explanations on the heuristic algorithm about buffer time for passengers and autonomous DRT buses.

4. 시뮬레이션 시나리오 설정

본 연구에서는 자율주행 DRT 버스의 도입에 따른 영향을 평가하기 위해 총 네 가지의 시나리오를 구성하였다. 첫 번째 시나리오(S1)는 기존 노선 고정형 버스인 999번이 존재하는 경우, 두 번째 시나리오(S2)는 노선형 버스가 제거되고 모든 대중교통 수요가 개인 차량으로 전환된 경우, 세 번째 시나리오(S3), 네 번째 시나리오(S4)는 자율주행 DRT 버스가 도입되었을 때를 가정하였다.

첫 번째 시나리오는 기존 노선 고정형 버스인 999번을 구현한 시나리오이다. 기존 노선 고정형 버스인 999번은 VISSIM 내에 존재하는 버스 통행 시뮬레이션을 이용하여 현실과 동일하게 구현하였다. 다른 시나리오들과 다른 점은 노선 승객 분포인데, 이는 다른 시나리오와 마찬가지로 40분 동안 23명이 시간대별 정류장별로 VISSIM 내에서 구현하였다. 평균 승객 수는 다른 시나리오와 동일하다.

두 번째 시나리오는 모든 대중교통 수요를 개인 차량으로 전환한 경우이다. 이는 해당 네트워크에서 버스 노선이 감당하고 있는 통행을 분석해 봄으로써 대중교통시스템과 같은 대용량 통행을 감당하는 교통수단이 사라질 경우의 도로 영향에 관해 분석하기 위해 생성한 시나리오이다.

세 번째, 네 번째 시나리오는 자율주행 DRT 버스가 현재 안전상 제한된 속도인 20km/h와 50km/h를 도입되었을 때를 가정하였다. 세 번째 시나리오에서의 20km/h는 자율주행 버스의 안전성을 평가하기 위해 현존

하는 속도제한을 적용한 시나리오이고, 네 번째 시나리오에서의 50km/h는 자율주행 버스가 현존하는 버스와 동일한 속도로 주행할 시 나타날 영향에 대해 밝히기 위해 해당 시나리오를 구성하였다. 두 시나리오에서는 위에서 상술한 자율주행 DRT 버스의 모든 기능이 적용되어 실시간으로 노선 변경이 가능한 자율주행 DRT 버스를 구현하였다.

두 번째 시나리오와 첫 번째 시나리오와의 비교(S2-S1)를 통해 버스 노선의 필요성을 평가해보고, 세 번째, 네 번째 시나리오와 첫 번째 시나리오와의 비교(S3-S1, S4-S1)를 통해 자율주행 DRT 버스 노선 도입 영향을 평가해보고자 한다. 또한 두 가지 시나리오의 비교를 통해 버스노선 대비 버스노선 도입 영향을 정량화하고자 한다.

5. 시뮬레이션 평가지표 검토

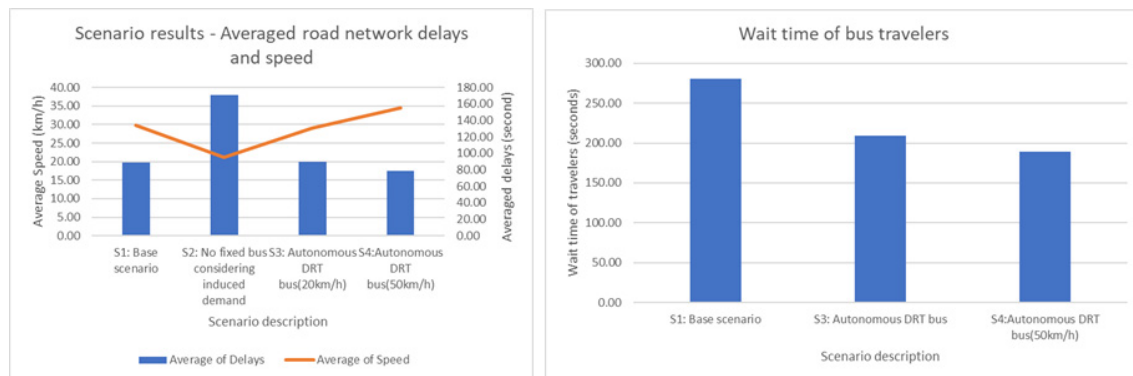
자율주행 DRT 버스는 기존 노선 고정형 버스와 다르게 처리하는 방식이 다르기 때문에 다른 평가지표를 가져야 한다. 예를 들어, 노선 고정형 버스의 정시성은 자율주행 DRT 버스의 배차간격이 존재하지 않기 때문에 적용할 수 없다. 본 연구에서는 선행연구에서 제시했던 8가지 평가지표(총 통행시간, 총 이용자 대기시간, 환승횟수, 차두간격, 10분 이내 서비스 달성율, 10분 이내 버스 탑승 이용자 달성율, 차내통행시간 10분 이내 달성률)와 미시적 교통시뮬레이션에서 주로 사용하는 3가지 평가지표(교차로 평균제어지체, 평균통행 속도, 이용자 평균 대기시간)을 고려하였다.

이 중, Kim et al.(2022a)에서 자율주행 DRT 버스의 평가지표로 사용되었던 10분 이내 서비스 달성율, 10분 이내 버스 탑승 이용자 달성율, 차내통행시간 10분 이내 달성률은 본 연구에서 100%로 설정되어있기 때문에 평가지표로 사용하지 않았다. 그 이유는 본 연구의 핵심 기능 중 하나인 자율주행 DRT 버스 배차 기능에 있는 제약조건 때문이다. 만약 이용자 대기시간이 10분 이상으로 예상될 경우 새로운 자율주행 DRT 버스가 배차된다. 또한 환승횟수는 대상지 주변에 뚜렷한 경쟁노선이 없기 때문에 고려하지 않았다.

본 연구에서는 자율주행 DRT 버스가 도로 네트워크에 끼치는 영향에 집중해서 도로통행속도와 교차로 평균 통행 지체에 집중해서 분석하였다. 추가적으로 통행자 입장에서 본 이용자 평균 대기시간을 추가로 사용했다. 평균 통행시간지체는 시뮬레이션 상 교차로에서 생긴 각 차량의 지연 시간의 총합으로 주로 신호에 의해 생긴다. 이용자 평균 대기시간은 각 이용자의 대기시간을 평균을 내어 적용하였다. 자율주행 DRT 버스는 이용자의 호출 수요에 따라 버스를 배차하기 때문에 기존 노선 고정형 버스 대비 이용자 평균 대기시간을 감소시킬 수 있다. 이용자의 통행시간 중 대기시간은 통행시간에 많은 부분을 차지하지는 않지만 통행 수단이 변경됨에 따라 효과적으로 감소시킬 수 있는 평가지표이다.

IV. 분석결과

시나리오별 분석결과는 <Fig. 4>에 묘사되어있다. 2번 시나리오는 버스 이용자들이 존재하지 않는 시나리오이므로 버스 이용자 대기시간을 표시하지 않았다. 1번 시나리오 대비 2번 시나리오(S2-S1)의 평균통행속도는 28.67% 감소 (21.25 km/h)하였고, 평균제어지체는 91.63% 증가 (170.49 초)하였다. 이는 해당 도로에 버스 노선이 많은 통행을 감당하고 있고, 버스노선이 없어질 경우 전환된 수요를 감당할 경우 통행속도가 현저히 감소하는 것을 볼 수 있었다.



<Fig. 4> Scenario analysis results for averaged road network delays and average speed (Left) and wait time of bus travelers (Right)

1번 시나리오 대비 3번 시나리오(S3-S1)의 평균통행속도는 2.31% 감소(29.11 km/h)하고, 평균제어지체는 1.29% 증가(90.12 초)하였다. 이는 자율주행 DRT 버스의 통행속도 제한(25 km/h) 때문에 생기는 지체 때문이다. 1번 시나리오 대비 3번 시나리오(S3-S1)의 결과를 통해 우리는 자율주행 DRT 버스 통행속도 제한이 도로 네트워크에 끼치는 영향이 컸음을 알 수 있다. 자율주행 DRT 버스가 통행함으로 인해 뒤따라오는 차량들의 속도가 감소되고, 이는 전체적인 평균통행속도와 평균제어지체의 소폭 증가로 이어지게 되었다. 그럼에도 불구하고, 자율주행 DRT 버스의 이용자 대기시간은 25.6% 감소(208.81 초)하였다. 이는 자율주행 DRT버스의 제약조건에도 불구하고 노선 고정형 버스의 통행 수요를 감당하였다는 것을 알려준다.

1번 시나리오 대비 4번 시나리오(S4-S1)의 평균통행속도는 15.56% 증가(34.43 km/h)하였고, 교차로 평균제어지체는 11.88% 감소(78.40 초)하였다. 이 결과는 기존 노선 고정형 버스 대비 자율주행 DRT 버스를 도입했을 경우 노선고정형 버스가 감당하던 통행수요를 감당할 수 있다는 것을 나타낸다. 이용자 대기시간은 189.02초로 1번 시나리오 대비 32.65% 감소하였다. 4번 시나리오는 1번 시나리오 대비 네트워크 측면과 이용자 대기시간 측면 모두 개선되었음을 알 수 있다. 3번 시나리오 대비 4번 시나리오(S4-S3)를 실험한 결과 평균통행속도는 18.28% 증가하였고, 평균제어지체는 13.00% 감소하였다. 이는 기존 자율주행 DRT 버스 통행속도 제한이 기존 버스 속도 수준으로 완화되었을 경우, 교통네트워크의 두 지표인 평균통행속도와 평균제어지체 모두 개선되었음을 알 수 있다. 이용자 대기시간은 3번 시나리오 대비 9.48% 감소하였고 이는 3번 시나리오 대비 4번 시나리오가 모든 면에서 개선되었음을 알 수 있다.

2번 시나리오 대비 3번 시나리오(S3-S2)의 평균 통행속도는 36.96% 증가하고, 평균제어지체는 47.14% 감소하였다. 이는 자율주행 DRT 버스의 도입으로 도로혼잡이 개선됨을 알 수 있다. 2번 시나리오 대비 3번 시나리오(S3-S2)와 1번 시나리오 대비 3번 시나리오(S3-S1)을 비교하면, 자율주행 DRT 버스는 노선 고정형 버스와 유사한 결과를 가지고 있다. 이는 자율주행 DRT 버스에 있는 안전상 속도제한 제약이 있다면, 노선 고정형 버스가 도로에 끼치는 영향과 유사하고, 노선 고정형 버스의 통행 수요를 자율주행 DRT 버스가 감당하여 기존 버스 통행수요가 도로에 추가적으로 끼치는 영향이 없다는 것을 알 수 있다.

자율주행 DRT 버스는 이용자 대기시간이 줄어든다는 장점을 가지고 있고, 연료비용, 운전자 비용 등이 대폭 감소함에 따라 장기적인 운영비용이 감소될 여지가 충분하다. 또한 4번 시나리오의 결과를 통해 통행속도제한이 완화된다면 네트워크의 전반적인 향상이 기대된다. 따라서 자율주행 DRT 버스의 도입은 전체적인 도로네트워크와 도로네트워크를 이용하는 이용자, 그리고 운전자 등 세 가지 측면에서 모두 긍정적인 영향

을 끼치게 되기 때문에 4번 시나리오를 최선의 시나리오로 선택할 수 있고, 속도제한이 있는 현재의 제도상에서는 자율주행버스를 도입하는 3번 시나리오를 가장 좋은 시나리오로 선택할 수 있다.

V. 결론 및 제언

본 논문에서는 자율주행 DRT 버스의 정량화된 효과평가를 위해 강화학습 기반 자율주행 DRT 버스를 미시적 교통 시뮬레이션과 결합하여 사용하였다. 구체적으로 실시간 수요의 변화에 따라 자율주행 DRT 버스가 네트워크에 미치는 영향과 이용자 대기시간을 미시적 시뮬레이션 안에서 구현하고자 한다. 이를 위해 한국교통대학교 충주캠퍼스를 실험 대상으로 선정하였고, 현존하는 노선 고정형 버스 대비 자율주행 DRT 버스가 미치는 영향을 조사하였다. 자율주행 DRT 버스를 시뮬레이션 내에서 구현하기 위해 강화학습을 이용한 Kim et al.(2022)의 연구를 적용했고 이를 실시간 수요에 대응하기 위해 자율주행 DRT 버스 배차 기능, 여유시간을 고려한 경로변경 기능 등을 추가로 적용하였다.

본 연구에서는 네 가지 시나리오를 구성하였는데, 첫째, 노선 고정형 버스 노선이 있는 경우, 둘째, 노선 고정형 버스가 없고, 모든 버스 수요가 차량으로 전환되었을 경우, 셋째, 자율주행 DRT 버스를 25km/h 속도 제한이 있는 현재 제도에 맞게 도입했을 경우, 넷째, 자율주행 DRT 버스를 속도제한이 일반 버스와 유사한 속도로 완화된 50km/h로 도입했을 경우이다. 분석 결과, 기존 속도제한이 있는 현재 제도에 맞게 자율주행 DRT 버스를 도입할 경우(S3), 기존 노선 고정형 버스와 비슷한 것으로 나타났지만 이용자 대기시간은 25.6% 감소하였다. 이는 자율주행 버스 혹은 DRT 버스로 인한 이용자 대기시간 감소, 평균통행속도 증가를 밝혔던 선행연구와 다른 결과이다. 결과가 다른 이유는 현존하는 자율주행 버스의 최고속도제한(25km/h) 때문인데 이는 일반적인 버스의 통행속도인 50km/h의 50%에 해당한다. 시뮬레이터에서는 자율주행 DRT 버스의 통행속도가 다른 차량의 통행속도를 감소하게 되는 원인이 되고 이에 따라 자율주행 DRT 버스가 도로네트워크에 미치는 영향이 과소평가되는 경향을 보였다. 만약 자율주행 DRT 버스의 통행속도 제한이 일반 버스 통행속도와 유사한 50km/h로 완화될 경우 기존 연구결과와 동일하게 이용자 대기시간 감소와 평균통행속도 증가를 얻을 수 있다.

본 연구는 자율주행 DRT 버스 연구의 세 가지 측면에서 기여를 하고 있다. 첫째, 자율주행차량 시대에 대비해 기존 노선 고정형 버스가 감당하고 있던 통행량이 전부 차량으로 전환되었을 시 일어날 영향에 대해 서술하였다. 이는 자율주행차량의 도입이 확산되어도 해당 지역의 버스노선의 필요성을 반증해주는 연구결과이다. 둘째, 독립적으로 평가되었던 자율주행 DRT 버스를 실제 도로네트워크와 교통류 흐름에 적용하여 자율주행 DRT 버스 도입 시 도로네트워크에 끼치는 자율주행 DRT 버스의 영향을 정량화하였다. 선행 연구에서는 기존 자율주행 DRT 버스의 기능이 복잡해 구현하기 어려웠던 시뮬레이션을 기존 다른 연구에서 제시되었던 강화학습을 이용해 시뮬레이션에 직접 적용할 수 있게 만들었다. 이는 버스 도입에 따른 도로 영향과 그에 따른 경제성 분석을 용이하게 해주는 역할을 하였다. 셋째, 현재 존재하는 자율주행 차량의 속도제한이 완화될 경우의 교통 영향을 정량화하였다. 이는 차후 차량 안전이 개선되며 속도제한이 풀릴 경우의 교통 영향을 정량화하는 역할을 하였다.

본 연구는 두 가지 한계점을 지니고 있다. 첫째, 본 연구에서는 자율주행 DRT 버스 강화학습이 지니고 있는 비현실적인 제약조건을 고려하였다. 해당 강화학습은 균일한 평균 통행속도, 40분 내 최대 승객 수 제한, 기 제시된 정류장 등 비현실적인 제약조건 하에서 행해진 강화학습 결과이다. 추후 연구에서는 (1) VISSIM 내에서 나온 주변차량 통행속도와 (2) 가상 정류장 동적 생성 알고리즘 등 현실적인 제약조건을 강화학습 중

에 반영할 수 있게 적용하여 극복할 수 있다. 둘째, 본 연구에서는 VISSIM 내에서 자율주행 DRT 버스와 밀접하게 연관된 평가지표인 10분 이내 서비스 달성율, 10분 이내 버스 탑승 이용자 달성율, 차내통행시간 10분 이내 달성률을 사용하지 못했다. 이는 본 연구에서 제시한 VISSIM 내 자율주행 DRT 배차조건 때문이다. 구체적으로 본 연구에서는 자율주행 DRT 버스 운행대수를 최대 2대로 가정했었고 그에 따라 모든 시뮬레이션 결과에서 그 이상의 버스가 필요한 경우는 없었다. 하지만, 실험대상지가 확장되고 균등한 수요 발생이 아닌 실제 수요 데이터를 이용할 경우, 100%가 아닌 경우가 생길 수 있으며 이 경우 운행대수에 따른 평가 지표인 10분 이내 서비스 달성율, 이용자 대기시간 달성율 등을 평가지표로 제시할 수 있을 것이다.

미래 교통수단으로 각광받고 있는 자율주행 DRT 버스의 정량화된 효과분석은 자율주행 DRT 버스 도입에 도움을 줄 수 있다. 특히 자율주행 DRT 버스 도입 시 영향은 경제성 분석 측면에서 반드시 필요했지만 시뮬레이션 구현의 어려움으로 경제성 분석이 어려웠다. 본 연구를 통해 자율주행 DRT 버스 도입이 활성화된다면 기존 노선 고정형 버스 대비 통행비용과 운영비용이 모두 절감되는 효과를 가질 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 국토교통과학기술진흥원의 지원(Grant 22AMDP-C161962-02)으로 수행하였습니다.

REFERENCES

- Azevedo, C. L., Marczuk, K., Raveau, S., Soh, H., Adnan, M., Basak, K., Loganathan, H., Deshmunkh, N., Lee, D., Frazzoli, E. and Ben-Akiva, M.(2016), “Microsimulation of demand and supply of autonomous mobility on demand”, *Transportation Research Record*, vol. 2564, no. 1, pp.21-30.
- Basu, R., Araldo, A., Akkinipally, A. P., Nahmias Biran, B. H., Basak, K., Seshadri, R., Deshmukh, N., Kumar, N., Azevedo, C. L. and Ben-Akiva, M.(2018), “Automated mobility-on-demand vs. mass transit: a multi-modal activity-driven agent-based simulation approach”, *Transportation Research Record*, vol. 2672, no. 8, pp.608-618.
- Butler, L., Yigitcanlar, T. and Paz, A.(2020), “Smart urban mobility innovations: A comprehensive review and evaluation”, *IEEE Access*, vol. 8, pp.196034-196049.
- Cao, Z. and Ceder, A. A.(2019), “Autonomous shuttle bus service timetabling and vehicle scheduling using skip-stop tactic”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 102, pp.370-395.
- Fagnant, D. J. and Kockelman, K. M.(2014), “The travel and environmental implications of shared autonomous vehicles, using agent-based model scenarios”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 40, pp.1-13.
- Golbabaei, F., Yigitcanlar, T. and Bunker, J.(2021), “The role of shared autonomous vehicle systems in delivering smart urban mobility: A systematic review of the literature”, *International Journal of Sustainable Transportation*, vol. 15, no. 10, pp.731-748.
- Hatzenbühler, J., Cats, O. and Jenelius, E.(2020), “Transitioning towards the deployment of

- line-based autonomous buses: Consequences for service frequency and vehicle capacity”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 138, pp.491-507.
- Jeon, S., Chung, S. and Kim, S.(2012), “A Study on Analysis of Operating Cost Properties to Demand Responsive Transport System in Rural Areas”, *Journal of the Korean Society of Civil Engineers D*, vol. 32, no. 6, pp.571-577.
- Jin, H., Kim, S. and Kim, T.(2022), “A Study on Safety of Urban Road Traffic Flow of Autonomous Vehicles in Adverse Conditions”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 40, no. 2, pp.161-177.
- Kim, H., Yoo, S., Lee, J., Baek, B. and Shin, J.(2022), “Real-Time Dynamic Route Generation Algorithm for Demand-Responsive Driverless Transit Operation (DRDTO) Applied to Corridors to Consider U-Turns”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 40, no. 2, pp.260-276.
- Kim, J. and Bang, S.(2022), “Development of a Model for Dynamic Station Assignment to Optimize Demand Responsive Transit Operation”, *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 21, no. 1, pp.17-34.
- Kim, J.(2020), “Assessment of the DRT system based on an Woptimal routing strategy”, *Sustainability*, vol. 12, no. 2, p.714.
- Kim, W., Lim, S. H. and Hong, S. H.(2022), “An Influence of Demand Responsive Transport Service on User’s Activities: An Empirical Analysis of the Differences between Regions”, *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 40, no. 3, pp.335-343.
- Kopelias, P., Demiridi, E., Vogiatzis, K., Skabardonis, A. and Zafiropoulou, V.(2020), “Connected & autonomous vehicles-Environmental impacts-A review”, *Science of the Total Environment*, vol. 712, p.135237.
- Korea National University for Transportation(KoNuT)(2022), *Smart Campus Challenge Project: A Demonstration of Multi-purpose Mobility Service Using OHMIO Shuttle*, <https://smartcity.go.kr/en/%ED%94%84%EB%A1%9C%EC%A0%9D%ED%8A%B8/%EC%8A%A4%EB%A7%88%ED%8A%B8-%EC%B1%8C%EB%A6%B0%EC%A7%80/%EC%8A%A4%EB%A7%88%ED%8A%B8%EC%BA%A0%ED%8D%BC%EC%8A%A4-%EC%B1%8C%EB%A6%B0%EC%A7%80/>, 2022.09.03.
- Kucharska, E.(2019), “Dynamic vehicle routing problem-Predictive and unexpected customer availability”, *Symmetry*, vol. 11, no. 4, p.546.
- Leich, G. and Bischoff, J.(2019), “Should autonomous shared taxis replace buses? A simulation study”, *Transportation Research Procedia*, vol. 41, pp.450-460.
- Mahmassani, H. S.(2016), “50th anniversary invited article-Autonomous vehicles and connected vehicle systems: Flow and operations considerations”, *Transportation Science*, vol. 50, no. 4, pp.1140-1162.
- Melis, L. and Sörensen, K.(2022), “The real-time on-demand bus routing problem: The cost of dynamic requests”, *Computers & Operations Research*, vol. 147, p.105941.
- Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs(2013), *Korean Highway Capacity Manual*, Ministry of Land, Transport and Maritime Affairs, p.7.
- Nguyen, J., Powers, S. T., Urquhart, N., Farrenkopf, T. and Guckert, M.(2021), “An overview of agent-based traffic simulators”, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, vol. 12,

p.100486.

- Papanikolaou, A. and Basbas, S.(2021), “Analytical models for comparing Demand Responsive Transport with bus services in low demand interurban areas”, *Transportation Letters*, vol. 13, no. 4, pp.255-262.
- Rau, A., Tian, L., Jain, M., Xie, M., Liu, T. and Zhou, Y.(2019), “Dynamic autonomous road transit (DART) for use-case capacity more than bus”, *Transportation Research Procedia*, vol. 41, pp.812-823.
- Shen, Y., Zhang, H. and Zhao, J.(2018), “Integrating shared autonomous vehicle in public transportation system: A supply-side simulation of the first-mile service in Singapore”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 113, pp.125-136.
- Son, H. and Lee, J.(2022), “Transit Bus Network Design using Multi-Agent Reinforcement Learning”, *The 86th Conference of Korean Society of Transportation*, vol. 86, pp.330-331.
- Steiner, K. and Irnich, S.(2020), “Strategic planning for integrated mobility-on-demand and urban public bus networks”, *Transportation Science*, vol. 54, no. 6, pp.1616-1639.
- Sutton, R. S. and Barto, A. G.(2018), *Reinforcement learning: An introduction*, MIT Press, p.93.
- Talebpour, A. and Mahmassani, H. S.(2016), “Influence of connected and autonomous vehicles on traffic flow stability and throughput”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 71, pp.143-163.
- Viergutz, K. and Schmidt, C.(2019), “Demand responsive-vs. conventional public transportation: A MATSim study about the rural town of Colditz, Germany”, *Procedia Computer Science*, vol. 151, pp.69-76.
- Wang, J. and Sun, L.(2020), “Dynamic holding control to avoid bus bunching: A multi-agent deep reinforcement learning framework”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 116, p.102661.
- Wang, S. J. and Chang, S. K.(2021), “Autonomous Bus Fleet Control Using Multiagent Reinforcement Learning”, *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2021, 6654254.
- Zhang, R. and Pavone, M.(2016), “Control of robotic mobility-on-demand systems: A queueing-theoretical perspective”, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 35, no. 1-3, pp.186-203.
- Zhang, R., Rossi, F. and Pavone, M.(2016), “Model predictive control of autonomous mobility-on-demand systems”, *In 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA)*, vol. 2016, pp.1382-1389.