

# 표본 ADAS 차두거리 기반 연속류 시공간적 교통밀도 추정

## Spatiotemporal Traffic Density Estimation Based on Low Frequency ADAS Probe Data on Freeway

임 동 현\* · 고 은 정\*\* · 서 영 훈\*\*\* · 김 형 주\*\*\*\*

\* 주저자 : 차세대융합기술연구원 첨단교통체계연구실 연구원  
 \*\* 공저자 : 한국과학기술원 조천식녹색교통대학원 박사과정  
 \*\*\* 공저자 : 차세대융합기술연구원 첨단교통체계연구실 연구원  
 \*\*\*\* 교신저자 : 차세대융합기술연구원 첨단교통체계 연구실장

Donghyun Lim\* · Eunjeong Ko\*\* · Younghoon Seo\* · Hyungjoo Kim\*

\* Advanced Institute of Convergence Technology  
 \*\* Dept. of The Cho Chun Shik Graduate School for Green Transportation, KAIST  
 † Corresponding author : Hyungjoo Kim, hyungjoo@snu.ac.kr

Vol.19 No.6(2020)  
 December, 2020  
 pp.208~221

pISSN 1738-0774  
 eISSN 2384-1729  
<https://doi.org/10.12815/kits.2020.19.6.208>

Received 19 August 2020  
 Revised 19 September 2020  
 Accepted 23 October 2020

© 2020. The Korea Institute of  
 Intelligent Transport Systems. All  
 rights reserved.

### 요 약

본 연구는 첨단운전자보조시스템(Advanced Driver Assistance System, ADAS)이 빠르게 보급됨에 따라 표본 프로브 차량에 설치된 ADAS로부터 얻은 개별차량의 궤적 데이터와 전방차량과의 차두거리 데이터를 이용하여 연속류의 교통밀도를 추정 및 분석하는 것을 목적으로 한다. 과거 연속류 교통밀도는 주로 차량검지시스템(Vehicle Detection System, VDS)에서 수집되는 교통량, 속도, 점유율 등의 데이터를 가공하여 추정되거나, CCTV등의 영상정보를 활용하여 직접 차량 대수를 계수하여 추정되었다. 이러한 방식은 교통밀도 추정의 공간적 제약이 있고, 교통 혼잡시 추정의 신뢰도가 낮다는 한계를 보였다. 이에 본 연구에서는 선행연구의 한계를 극복하기 위해 ADAS로부터 수집된 개별차량 궤적 데이터와 차두거리 정보를 활용하여 도로의 공간을 검지하고 일반화된 밀도(Generalized Density)방식을 이용하여 시공간적 교통밀도를 추정한다. 이에 따라 ADAS차량의 표본율에 따른 교통밀도 추정의 정확도를 분석한 결과, 30%의 표본율일 경우 교통밀도 참 값과 약 90% 일치하는 것으로 나타났다. 이를 통해 본 연구는 향후 ADAS 및 자율주행차량이 혼재되는 도로 상황에서 신뢰도 높은 교통밀도 추정을 가능하게 하며 효율적인 교통운영관리에 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

핵심어 : 첨단 운전자 보조 시스템, 표본 프로브 차량, 교통밀도, 개발차량 주행궤적

### ABSTRACT

The objective of this study is to estimate and analyze the traffic density of continuous flow using the trajectory of individual vehicles and the headway of sample probe vehicles-front vehicles obtained from ADAS (Advanced Driver Assistance System) installed in sample probe vehicles. In the past, traffic density of continuous traffic flow was mainly estimated by processing data such as traffic volume, speed, and share collected from Vehicle Detection System, or by counting the number of vehicles directly using video information such as CCTV. This method showed the limitation of spatial limitations in estimating traffic density, and low reliability of estimation in the event of traffic congestion. To overcome the limitations of prior research, In this study, individual vehicle trajectory data and vehicle headway information collected from ADAS are used to detect the space on the road

and to estimate the spatiotemporal traffic density using the Generalized Density formula. As a result, an analysis of the accuracy of the traffic density estimates according to the sampling rate of ADAS vehicles showed that the expected sampling rate of 30% was approximately 90% consistent with the actual traffic density. This study contribute to efficient traffic operation management by estimating reliable traffic density in road situations where ADAS and autonomous vehicles are mixed.

Key words : Advanced driver assistance system, Low frequency probe data, Traffic density, Vehicle trajectory

## I. 서 론

고속도로에서는 교통사고를 포함한 다양한 교통 문제들이 발생하고 있으며, 원활한 소통과 안전성 확보를 위해서는 교통상황에 대한 분석이 필요하다. 교통밀도(Traffic Density)는 ‘특정 시각, 단위구간 내 존재하는 차량의 대수’로 정의(Korea Highway Capacity Manual, 2013)되며, 교통수요와 가장 직접적인 관련이 있는 지표로서 거시적 지표 중 가장 높은 중요도를 가진다고 할 수 있다(Roess et al., 2004). 이는 고속도로 통행의 안전 측면에서 중요한 변수인 차두간격을 표현할 수 있는 효과적인 기준으로써 고속도로 서비스수준을 나타내는 주 효과척도로 사용된다(Korea Highway Capacity Manual, 2013). 현재 교통밀도의 경우 현장에서 직접적인 수집이 어렵기 때문에 현재는 고속도로 내 설치된 다양한 수집 체계를 활용하여 산정하고 있다.

고속도로 교통상황을 분석하기 위한 기존 교통자료의 수집 체계는 정보의 공간적 범위에 따라 구간검지 체계와 지점검지체계로 구분된다. 구간검지체계는 특정구간에 대한 교통데이터를 수집할 수 있는 체계로써 대표적으로 단거리 무선통신망(Dedicated Short Range Communication, DSRC)과 차량자동인식시스템(Automatic Vehicle Identification, AVI)을 이용하는 방식 등이 있다. 본 검지 체계의 경우 간헐적 정보수집으로 인한 정보 누락시간이 발생한다는 점과 도로 상 특정 지점의 교통상황을 반영하기 어렵다는 단점이 있다(Kim et al. 2017). 지점검지체계는 검지기가 설치된 지점을 통행하는 차량의 통행정보를 수집하여 해당 지점의 교통정보를 생성한다. 대표적인 지점검지체계는 차량검지시스템(Vehicle Detection System, VDS)이 있으며, 특정 지점의 교통상황을 직접 확인할 수 있는 CCTV 영상자료도 이에 포함된다. 이러한 지점검지 시스템 기반으로 수집되는 교통자료는 높은 유지관리 비용이 소모되며, 구간 전체에 대한 교통정보가 부정확할 가능성이 존재하여 통행시간 추정 방법에 따른 정확도 편차가 상대적으로 크게 발생한다. 또한 고정된 지점 검지로 인해 교통 혼잡 시 교통밀도 추정에 있어 신뢰성이 낮은 한계를 가진다(Kim et al., 2016).

이에 본 연구에서는 고속도로 연속류의 시공간적인 교통밀도 추정을 위해 ADAS(Advanced Driver Assistance System)을 활용하고자 한다. ADAS는 첨단 감지 센서와 GPS, 통신 지능형 영상장비 등을 이용하여 주행 중 일부 상황을 차량 스스로 인지 및 판단하여 운전자를 보조하는 시스템이다. ADAS의 경우 탑재된 센서와 장비들을 통해 실시간으로 전방 차량들과의 거리를 알 수 있다. 또한 전방 차량들과의 거리 정보를 통해 도로에 대한 공간 검지(Spacing Measurement)가 가능하기 때문에 시공간적인 교통밀도 추정이 가능하다. 이러한 특성을 가진 ADAS 기반 교통밀도 추정은 기존 교통자료 수집 체계의 단점이라고 할 수 있는 높은 시스템 유지관리 비용, 교통밀도 추정의 공간적 제약성, 교통 혼잡 시의 낮은 신뢰성 등을 보완할 수 있다.

최근 들어, ADAS 시스템의 확대에 의해 전 세계적으로 2030년에는 신차의 ADAS 보급률이 71%까지 상승할 것으로 예측되고 있으며(Electronic Parts N Components, 2018), ADAS·자율주행 센서의 시장 규모는 2030년에 약 53조까지 성장할 것으로 예측되고 있다(Prescient & Strategic Intelligence, 2020). 국내의 경우 빈번하게 발생하는 대형차량 교통사고를 막기 위해 2017년부터 9m 이상의 승합자동차와 차량의 총 중량이 20톤을

초과하는 화물·특수자동차에 대해 ADAS의 장착을 의무화(Korea Ministry of Government Legislation, 2017)하고 있어, ADAS가 장착된 차량의 수는 더 증가할 전망이다. 또한 ADAS 장착 의무화에 대한 법 제정과 자율주행 및 ADAS 센서의 상용화에 따라 이를 이용한 전방 차량 검지 및 교통밀도 추정의 적용 가능성이 확대되고 있다.

따라서 본 연구는 미시적인 교통 시뮬레이션 프로그램인 VISSIM 2020을 활용하여, 표본 ADAS 장치를 통해 취득되는 차두거리 정보에 기반한 연속 교통류의 시공간적인 교통밀도 추정 가능성을 확인하고자 한다. 연속류의 시공간적 교통밀도 추정을 위해서 연구는 크게 1) ADAS의 차두거리 정보를 활용한 교통밀도 추정, 2) ADAS 차량 표본율에 따른 교통밀도 오차 추정으로 나누어 진행한다. 본 연구에서 교통밀도를 추정하는 방식은 기존의 지점검지기로부터 수집되는 교통량, 속도를 이용한 식이 아닌 단위시간 동안 X-축으로 이동한 총 통행시간과 단위시간 및 단위공간을 활용한 일반화 된 밀도(Generalized Density)방식을 이용한다 (Edie, 1963). 표본 차량들의 궤적 데이터를 이용해 전방 차량과의 차두거리를 산정하며, 차두거리 정보를 이용해 도로의 공간을 검지하고 표본율에 따른 교통밀도를 추정한다. 이를 통해 산출된 각 교통밀도의 추정 값은 평균 절대 비율 오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)와 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 이용해 교통밀도의 참 값(Ground Truth)과의 오차를 분석한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 1장에서는 연구 배경 및 목적을 설명한다. 2장에서는 지점검지를 활용한 교통밀도 추정과 프로브 차량(Probe Vehicle)을 활용한 교통밀도 추정에 관한 선행연구 검토 및 고찰을 통해 본 연구의 차별성을 도출한다. 3장에서는 표본 ADAS차량을 이용한 시공간적 교통밀도 추정 방법에 대해 설명하고, 4장에서는 방법론 적용 및 분석 결과를 도출한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구 결과를 요약하고 연구의 시사점을 제시한다.

## II. 선행연구 고찰

### 1. 지점검지를 활용한 교통밀도 문헌 고찰 및 한계점 제시

Kim et al.(2009)은 연속류 램프구간인 천호대교 진출램프 구간을 교통밀도 추정 구간으로 선정하여, 지점 1과 지점 2의 구간 사이에 측정시각 동안 머문 차량 수를 검지하는 진입·진출 검지 방법(In-Out Counting Method)을 제시하였다. 2개의 지점검지기를 이용한 구간의 교통밀도 추정 결과, 교통량의 증가 또는 측정 시간 간격이 늘어날수록 오차가 증가하는 경향을 파악하였다. 하지만 본 연구는 초기 존재하는 차량대수를 모를 경우 교통밀도 측정 시 오차가 발생할 가능성이 존재한다는 한계가 존재하였다. Lee et al.(2010)은 미시 교통 시뮬레이션 모형을 이용한 교통밀도 측정 방안 개발 연구에서 두 지점 사이의 측정간격에 따른 구간밀도 정확도에 대해 분석하였다. 이 연구는 Kim et al.(2009)의 연구에서 한계로 여겨졌던 교통밀도 추정 구간 내 초기 존재대수에 대한 해결방안을 제시하였으며, 순간밀도, 평균밀도, 측정간격이라는 개념을 정리하였다. 그러나 측정구간 길이별 시나리오에 대해 교통밀도 참 값과 비교한 결과, 측정간격이 커질수록 큰 오차가 나타나는 것으로 분석되었다.

검지기로부터 얻은 정보를 이용하는 방식 외에도 사진, 영상자료들을 통해 교통밀도를 추정한 선행 연구들이 있었다. Park et al.(2014)는 8개의 CCTV 영상을 정합하여 1km의 파노라마 영상을 생성한 후, 영상 안의 차량의 대수를 직접 계수하여 교통밀도를 측정하는 방식을 제시하였다. 이 연구는 교통밀도 측정 방법의 문제점을 실제 데이터를 통해 알아보고 적절한 수집주기를 시간적인 평균 값을 사용하는 평균밀도의 개념으로

제시하였다는 점에서 의의가 있다. 하지만 영상의 중첩을 고려하지 않았고, 연속류의 소통이 원활한 경우에 한하여 교통밀도 수집 주기를 제시했다는 한계가 있다. Park et al.(2015)은 항공사진 판독을 이용해 교통밀도를 추정 및 분석했다. 조남JC·안현JC 구간의 700m를 20m씩 35개 단위구간으로 나누고 수동으로 차량 수를 카운트하여 교통밀도를 추정하였다. 연구는 기존 CCTV를 이용한 교통밀도 추정 방식의 대안을 제시했다는 의의가 있으나, 지속적인 데이터 수집이 어렵고 특정 시간 및 구간에 대한 데이터 분석이었다는 한계가 있다. 이처럼 항공사진이나 고지대에서 촬영한 사진 및 영상을 통한 데이터 수집(May, 1990)은 기상 및 비용 등의 한계로 인해 지속적인 측정이 어려울 수 있다. Kim et al.(2016)은 레이더 검지기의 차량궤적정보를 이용하여 교통밀도를 산출하는 방식을 제시했다. 중부고속도로 358.2km 지점에 레이더 검지기를 설치하여 차량궤적 데이터를 수집하고, 동시에 레이더 검지기 전방 500m에 있는 VDS를 통해 지점데이터를 수집했다. 레이더 검지기로부터 얻은 차량궤적 정보 중 검지영역 안에서 X-축 방향으로 이동한 시간, 검지영역의 길이 및 수집시간을 이용하여 교통밀도를 추정하였다(Edie, 1963). 또한 VDS 지점데이터를 이용해 교통류이론 식을 이용하는 방법과 점유율을 이용하는 방법으로 두 가지의 교통밀도를 구하고, 차량궤적정보 기반 밀도와 나머지 두 가지 방법의 밀도를 비교 분석하였다. 그 결과, 교통밀도가 20 이하인 시간대에서는 오차가 적었지만, 20 이상인 경우에는 공간평균속도의 차이로 인하여 나머지 두 가지 방법과의 오차가 크게 분석되었다. 해당 연구는 기존 지점데이터를 교통류이론 방식 또는 점유율의 방식을 이용하지 않고 차량궤적정보 기반의 교통밀도를 산정했다는 의의가 있지만, 특정 지점에서의 교통밀도 추정에 그쳤다는 한계가 있다.

## 2. 프로브 차량을 활용한 교통밀도 문헌 고찰 및 한계점 제시

기존의 검지기를 이용해 수집한 교통정보를 활용하는 방법 외에도 차량으로부터 얻은 데이터를 활용해 밀도를 추정한 연구들이 있었다. Yang et al.(2018)은 프로브 차량에 레이더 센서를 장착하여 교통밀도를 추정했다. 프로브 차량의 주행 정보, 주변 차량 검지를 위해 수집된 레이더 센싱 데이터 및 추적 기반의 필터링 알고리즘을 이용하여 프로브 차량과 동일한 도로 구간에 존재하는 차량만을 추출하였고 추출된 차량군 정보를 바탕으로 교통관리센터에서 교통밀도를 추정하는 방법을 제안했다. 제안된 방법은 실제 프로브 차량 주행을 통해 수집한 데이터를 이용하여 테스트한 결과, 연속류 도로의 경우 70% 이상의 정확도를 보였으나, 대규모 현장 적용이 어렵다는 것은 한계로 남았다. Toru et al.(2015)은 프로브 차량에 모노아이 카메라와 GPS 장비를 설치해 교통밀도를 추정했다. 도교를 순환하는 도시고속도로 14.2km의 구간 중 GPS 장비 성능에 영향을 주는 터널이 있는 11-14.2km를 제외한 11km 구간에 대해 1시간 동안 프로브 차량을 운행시켰다. 각 프로브차량의 GPS 데이터를 이용해 맵 매칭(Map-Matching)을 하였고, 모노아이 카메라를 통해 도로의 공간 검지를 진행했다. 3.5%의 프로브 차량으로부터 얻은 데이터를 통해 5분 단위, 0.5km단위의 시공간적 교통 밀도를 추정하고 RMSPE(Root Mean Square Percentage Error)를 이용하여 오차율을 분석한 결과, 지점검지기와는 약 28%의 오차율을 보이는 것으로 분석되었다. 해당 연구는 기존의 지점검지기를 통해 수집한 데이터를 이용해 교통밀도를 산정하는 것이 아닌 표본차량의 데이터를 이용해 교통밀도를 산정하는 방법을 제시했다는 의의가 있다. 하지만 프로브 차량의 표본율이 0.2% 또는 3.5%로 고정되어서 해당 표본율 이외의 교통 상황에서의 교통밀도 추정의 정확도를 알 수 없다는 것은 한계로 남았다. Kim et al.(2019)은 ADAS 영상데이터를 활용하여 기존 지점 검지기를 통해 밀도를 추정할 때 사용하는 점유율(Occupancy)를 이용한 밀도 추정 방식을 제시하였다. ADAS의 점유율과 서비스수준에 따른 시나리오를 구성하여 시뮬레이션을 수행하고, 각 시나리오에서 ADAS 차량으로부터 수집되는 차두거리의 평균 값을 이용하여 해당 구간의 밀도를 추정하였다. 그 결과, 서비스 수준이 높은 교통류보다는 낮은 교통류에서 더 높은 신뢰도를 보였으며 ADAS의 점유율

이 커질수록 신뢰도가 높아지는 경향을 보였으나, 프로브 차량이 반복 선정되게 되면 점유율을 증가시키더라도 신뢰도가 개선되지 않았다. 해당 연구에서는 ADAS의 카메라로 관측한 선행 차량과의 거리를 이용하여 교통류 이론에 근거한 연속류 도로의 교통류(속도, 밀도, 교통량)를 추정하여 그 신뢰도를 제시하였다는 의의가 있다. 하지만, ADAS로부터 얻은 차두거리를 이용하여 해당 도로를 주행하는 차량들의 실제 주행 궤적 데이터를 수집한 것이 아닌 차두거리의 평균 값을 이용하였고, 이에 따라 각 차량들의 실제 주행 궤적 파악을 통한 연속류의 교통밀도 추정을 하지 못했다는 점은 한계로 남았다.

### 3. 선행연구와의 차이점

연속 교통류의 교통 분석을 위한 3가지 변수인 교통류율, 공간평균속도, 교통밀도 중 교통밀도는 고속도로 서비스수준을 나타내는 주 효과적으로 사용되고 있다. 교통밀도는 주로 VDS를 통해 수집되는 교통량, 점유율, 속도를 가공하여 수집되며, 이 외에도 항공사진이나 고층 건물에서 특정 구간을 지속적으로 사진 촬영하여 차량을 카운트하는 방법이 존재하나(May, 1990), 지속적인 데이터 수집을 하기에는 기상과 비용 상의 한계가 있다. 기존 교통밀도 추정에 관한 선행 연구의 경우 대부분 기존 검지기로부터 얻은 정보를 이용하거나 영상자료를 통한 방식으로 교통밀도를 추정하였다. 이러한 방식은 교통밀도 추정이 특정 구간에 한정된다는 한계를 보인다. 또한 기존의 프로브 차량 데이터를 활용하는 교통밀도 추정의 경우 고정된 표본율로 인하여 각 표본율에 따른 교통밀도 추정의 정확도 분석이 불가능하다는 점과 실제 차량들의 주행 궤적을 반영하지 못했다는 한계를 보였다. 따라서 본 연구에서는 ADAS 장치를 통해 취득한 개별 차량의 궤적 데이터와 전방 차량과의 차두거리 데이터를 활용하여 교통밀도를 추정하고 표본율에 따른 교통밀도 추정의 정확도를 분석하였다. 이에 본 연구는 구간의 제약에서 벗어나고, 정확한 공간 검지를 통해 시공간적인 교통밀도 추정이 가능하다. 이를 통해 신뢰도 높은 교통밀도 추정이 가능하며, 향후 효율적인 교통관리 효과를 도모하고자 한다.

## Ⅲ. 연구방법론

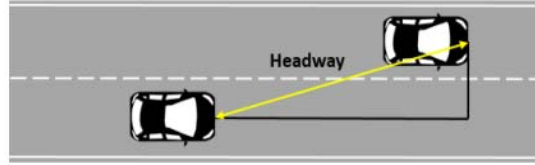
### 1. 연구 개요 및 자료 수집 방법

본 연구에서는 연속류의 교통밀도 추정을 위해 개별 차량의 차두거리 정보를 활용하여 시공간에 기반한 밀도추정 방법을 적용하였다. 연구 절차는 크게 1) 시뮬레이션을 통한 개별 차량 데이터 수집, 2) ADAS 차두거리 기반 시공간적 교통밀도 추정, 3) 차량 표본율에 따른 교통밀도 및 오차 추정으로 구분된다.

먼저, 개별 차량 데이터를 수집하기 위해 미시적 교통 시뮬레이션 프로그램인 VISSIM 2020을 이용한 연속 교통류의 시뮬레이션을 수행하였다. <Fig. 1, 2>와 같이, 시뮬레이션을 위한 시나리오의 구성은 차두간격에 따라 구분된다. 분석에 적용된 차두간격은 전방 차량 간 차두간격과 측방 차량 간 차두간격으로 구분되며, 이에 따라 차로 수 조건은 단차로인 편도 1차로와 다차로인 편도 2차로, 3차로 도로 구간으로 나누었다. 편도 1차로에서는 전방 차량 간 차두간격을 분석에 적용하였으며, 다차로의 경우는 전방 차량 간 차두간격과 측방 차량 간 차두간격을 함께 적용하였다.



<Fig. 1> Headway of one-way one-lane section



<Fig. 2> Headway of one-way multi-lane section

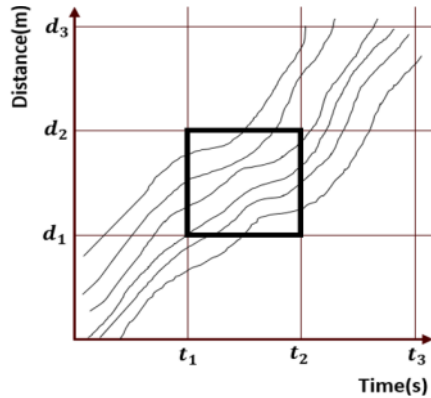
본 연구의 분석구간은 표본 ADAS에 기반한 시공간적 교통밀도 추정을 위해 1km인 토이 네트워크(Toy Network)를 활용하였다. 차량 구성은 Korea Expressway Corporation(2018)의 고속도로 통행차량 현황 조사를 참고하여 승용차:중차량:버스 비율이 90:5:5가 되도록 설정하였다. 또한 전체적인 도로 상태를 일반 상황에서 비교적 안정적인 교통류 흐름인 서비스수준(Level of Service, LOS) D로 가정하고 혼잡 시에는 차량이 불안정하게 통행하는 서비스수준 E로 가정하기 위해 시나리오의 설계속도를 각각 구분하여 설정하였다(KHCM, 2013). 이 외에도 시뮬레이션이 국내 연속 교통류 여건을 충분히 반영할 수 있도록 기존 연구 결과를 검토하여 교통 상황 조건을 설정하였으며, 전체적인 시뮬레이션 분석 시간은 3,600초(60분)에 걸쳐 수행하였다. 본 연구에서 고려된 시나리오 조건에 대한 자세한 설명은 <Table 1>과 같다.

<Table 1> Traffic condition of different scenarios

Classification	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3
Number of lane	One-Lane	Two-Lane	Three-Lane
Running time	3600s	3600s	3600s
Link length	1km	1km	1km
Traffic volume	1,000vehs/hr	1,000vehs/hr	1,000vehs/hr
Vehicle ratio	Passenger car:HGV:Bus=90:5:5	Passenger car:HGV:Bus=90:5:5	Passenger car:HGV:Bus=90:5:5
Speed	50-80km/hr	50-70km/hr	45-60km/hr

## 2. ADAS 차두거리 기반 시공간적 교통밀도 추정

시뮬레이션을 통해 수집된 개별 차량의 궤적 데이터에 기반한 시간대별 차량의 위치 정보 및 주행 차로 정보를 활용하여 전방 차량 및 측방 차량과의 차두거리를 측정하였다. ADAS는 카메라, 레이더, 라이다 등 다양한 센서를 통해 차두거리 데이터를 수집한다. 카메라를 이용하는 경우 렌즈 간 시각차를 통해 물체를 3차원으로 인지하여 형상정보와 거리정보를 수집하며, 레이더는 전자파를 이용하여 물체로부터 돌아오는 반사파를 측정하여 물체와의 거리를 파악할 수 있다. 또한 라이다의 경우 고출력의 펄스 레이저를 사용하여 전방차량과의 거리 정보를 수집한다. 이와 같이 ADAS는 차두거리 측정을 위해 어느 센서를 사용하느냐에 따라 그 성능의 차이가 존재할 수 있다. 이에 따라 본 연구에서의 ADAS의 전방 차량 검지 성능에는 제한을 두지 않고 진행하였다. 본 연구에서 교통밀도 추정을 위해 활용한 일반화 된 밀도(Generalized Density) 추정 방식은 시공간적인 영역(Spatiotemporal Diagram) 내에서 단위시간 동안 차량이 소비한 총 시간을 통해 계산된다<Equation 1>. 이 방식은 정해진 영역이 아닌 단위 시간과 단위 거리를 활용할 수 있다는 점에서 표본 분석이 가능하다는 장점이 있다.

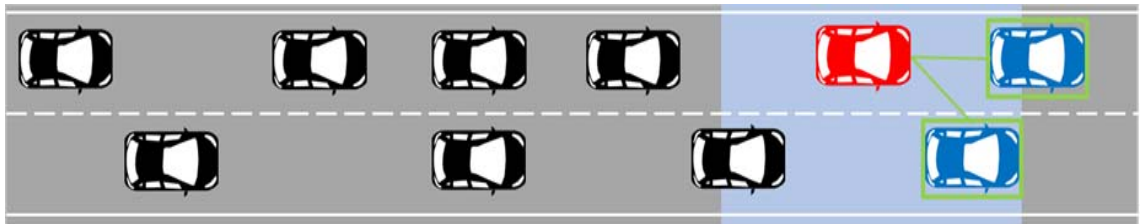


<Fig. 3> Spatiotemporal traffic density estimation using generalized density

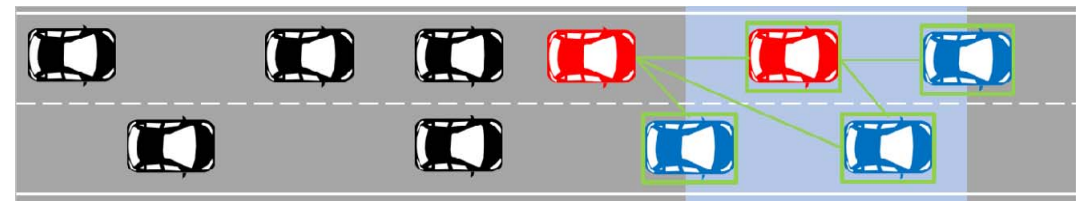
$$Density = \frac{\sum Travel\ Time}{\sum Space\ Region} = \frac{\sum Travel\ Time}{(t_2 - t_1) \times (d_2 - d_1)} = k(veh/m) \dots\dots\dots (1)$$

### 3. 교통밀도 산정 및 표본율에 따른 오차 추정

ADAS 차량의 표본율을 분석하기 위해 무작위 비복원 추출 기반으로 표본 차량을 추출하였다. 무작위 비복원 추출 방식(Sampling without Replacement)은 여러 교통상황에서 다양한 차두거리 정보 추출이 가능하며, 동일한 표본 차량의 중복된 추출을 방지할 수 있다는 장점이 있다. 표본율은 추출된 표본 차량의 전방 시점에 위치하는 시공간적 교통밀도 추정 구간 내에서 관측 가능한 차량의 비율을 통해 계산된다<Fig. 4, 5>.



<Fig. 4> Sample rate : 10%



<Fig. 5> Sample rate : 20%

시물레이션 상에서 표본율에 따라 추정된 교통밀도는 실제 교통밀도와 차이가 있을 수 있으므로 추정된 교통밀도 값의 검증을 수행하였다. 이를 위해 교통밀도의 참 값과 표본율 별로 추정된 추정 값 간의 오차 비율 비교를 통해 잔차 비교가 가능한 MAPE를 활용하였다<Equation 2>. MAPE는 참 값과 추정 값 사이의 오차를 백분율(Percentage)로 나타내기 때문에 상대 오차 측면에서 매우 직관적인 해석이 가능하며 이상값 (Outlier) 보정이 가능하다는 장점이 있다. 하지만, MAPE는 실제 오차 수치 값을 제공하지 못하기 때문에 이를 보완하기 위해 참 값과 추정 값 사이의 오차를 수치로 나타낸 RMSE를 추가적으로 활용하였다<Equation 3>. 교통밀도의 참 값은 시물레이션 상의 모든 차량의 궤적 데이터를 이용하여 구한 값을 의미하며, 표본율 별로 추정된 교통밀도는 시물레이션 상의 표본 차량들의 궤적 데이터와 표본 차량들의 전방 또는 측방에 있는 차량들과의 차두거리(Headway) 데이터를 활용하여 추정된 교통밀도 값을 말한다.

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \dots\dots\dots (2)$$

여기서,  
 $Y_i = Actual\ Traffic\ Density$   
 $\hat{Y}_i = Estimated\ Traffic\ Density$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N}} \dots\dots\dots (3)$$

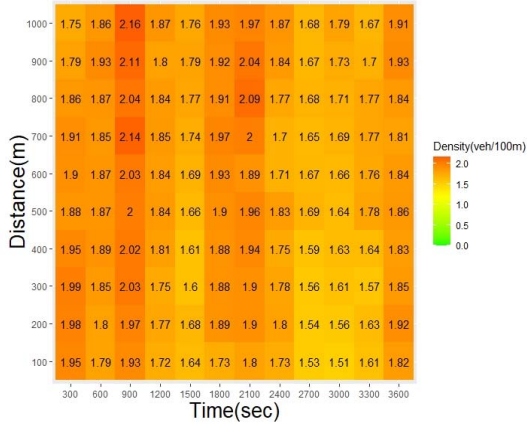
여기서,  
 $Y_i = Actual\ Traffic\ Density$   
 $\hat{Y}_i = Estimated\ Traffic\ Density$

#### IV. 방법론 적용 및 분석

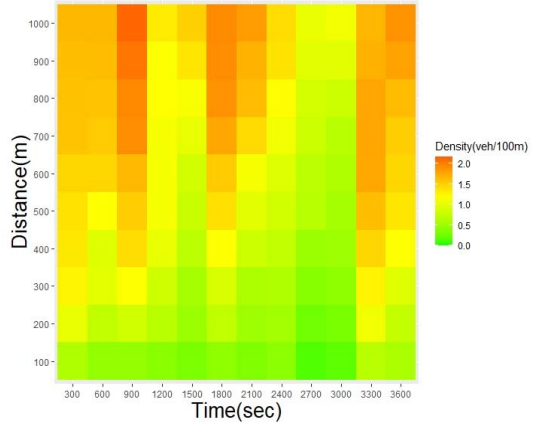
##### 1. ADAS 표본율에 따른 교통밀도 추정 (시나리오 1)

표본율에 따른 교통밀도 추정 결과와 시나리오1, 2에 대한 시물레이션 상의 모든 차량들의 궤적 데이터를 이용해 구한 토이 네트워크(Toy Network) 상의 교통밀도 참 값에 대한 MAPE와 RMSE를 비교하였다. 교통밀도의 비교 분석 범위는 300초 간격으로 100m 구간 내 존재하는 차량 대수를 활용하였다. 교통밀도 참 값과 비교 결과, 전방 차량의 차두거리에 기반한 시나리오 1의 경우 표본율이 높아질수록 참 값에 유사해짐을 확인하였다. 이는 표본율이 높아질수록 시공간적인 밀도 추정 구간내에서 관측 가능한 차량이 늘어나기 때문인 것으로 볼 수 있다. 표본율이 10% 일 때, MAPE는 39.58% 수준으로 교통밀도 추정의 정확도가 낮은 것으로 나타났다. 그러나 표본율이 30% 이상으로 증가할 경우, 교통밀도 추정 값은 약 90%의 정확도를 나타내기 때문에 유효한 추정 값으로 볼 수 있다. RMSE도 ADAS의 표본율이 높아짐에 따라 오차가 감소하는 경향을 보였다. 또한 표본율이 50% 이상으로 증가하는 경우에는 약 97%의 높은 정확도를 가지게 되어, 실제 교통량의 절반 수준인 프로브 차량을 활용하여 교통밀도를 높은 수준으로 추정 가능함을 확인하였다. <Table 2>를 통해 시나리오 1에서 각 표본율에 따른 MAPE와 RMSE를 확인할 수 있다.

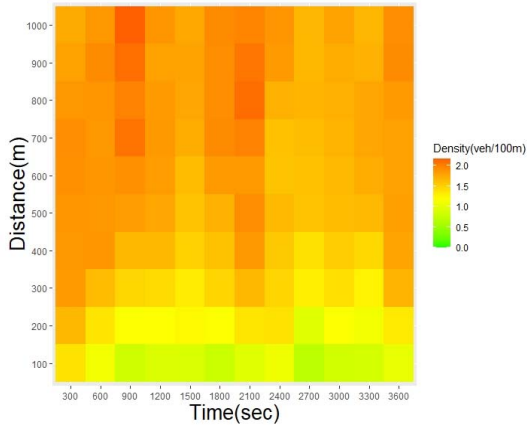




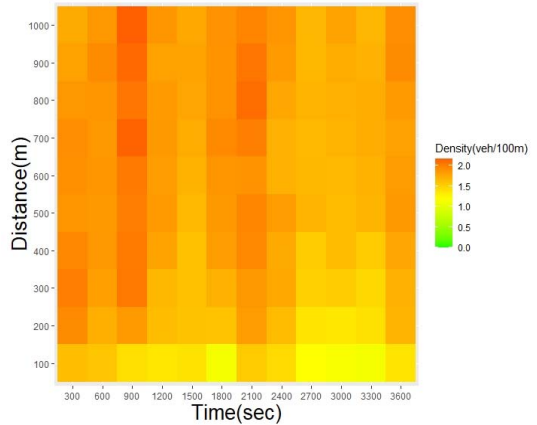
<Fig. 6> Ground truth of traffic density



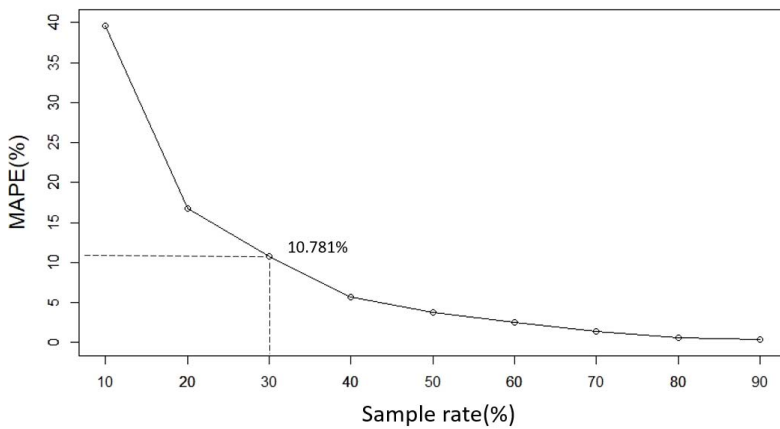
<Fig. 7> Scenario 1: Estimated density at 10% sample rate



<Fig. 8> Scenario 1: Estimated density at 30% sample rate



<Fig. 9> Scenario 1: Estimated density at 50% sample rate



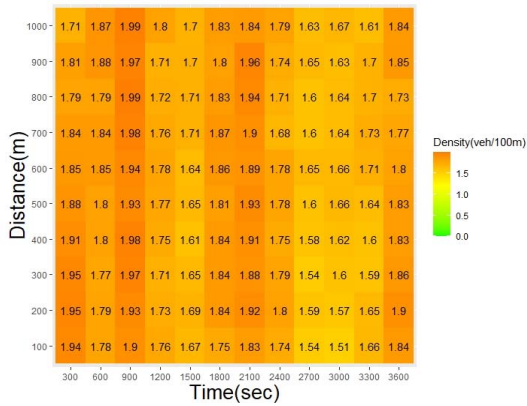
<Fig. 10> MAPE by different sample rates (Scenario 1)

<Table 2> MAPE comparison of Scenario 1

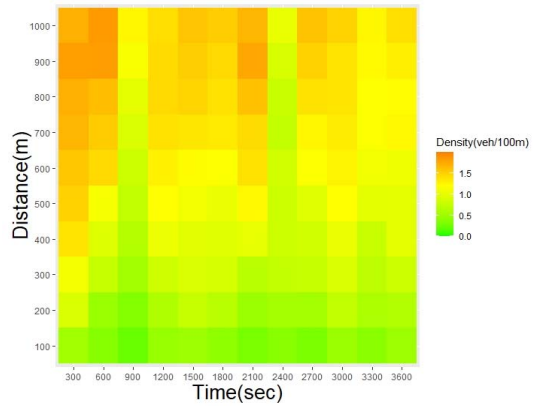
Sample rate(%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90
MAPE(%)	39.577	16.820	10.781	5.694	3.752	2.506	1.432	0.607	0.397
RMSE(veh/100m)	0.819	0.438	0.326	0.201	0.138	0.100	0.069	0.03	0.02

## 2. ADAS 표본율에 따른 교통밀도 추정 (시나리오 2)

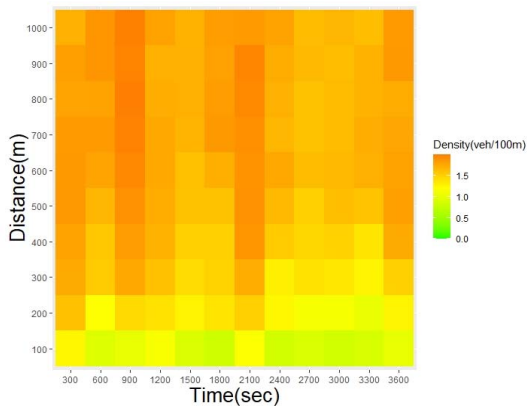
편도 2차로에 기반하여 시뮬레이션을 진행한 시나리오 2 분석 결과, 표본율이 높아질수록 교통밀도가 참 값에 유사해짐을 확인하였다. 표본율이 10% 일 때의 교통밀도 추정 값은 약 40% 수준으로 추정의 정확성이 높지 않으나, 표본율이 30%일 때, 교통밀도 추정 값의 정확도는 90% 이상으로 증가하여 높은 정확도를 보였다. 분석을 통해 시나리오 2와 시나리오 1의 예측율은 전반적으로 유사한 경향성을 가지며, 표본율의 증가에 따라 교통밀도가 참 값과 유사해지는 것을 확인하였다.



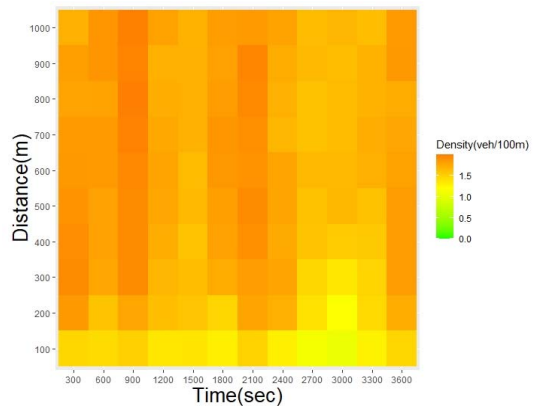
<Fig. 11> Ground truth of traffic density



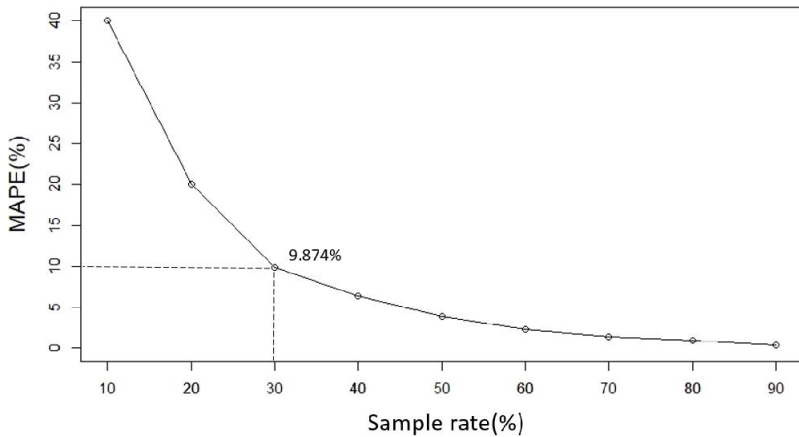
<Fig. 12> Scenario 2: Estimated density at 10% sample rate



<Fig. 13> Scenario 2: Estimated density at 30% sample rate



<Fig. 14> Scenario 2: Estimated density at 50% sample rate



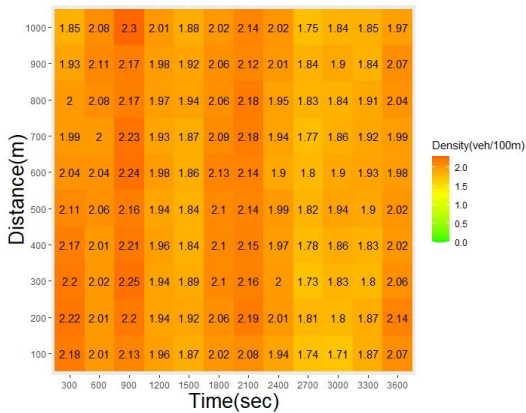
<Fig. 15> MAPE by different sample rates (Scenario 2)

<Table 3> MAPE comparison of Scenario 2

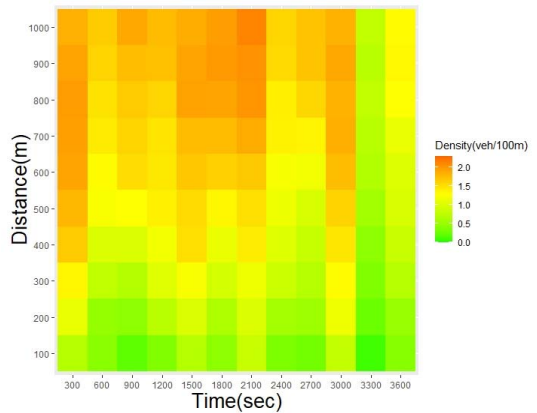
Sample rate(%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90
MAPE(%)	40.073	20.096	9.874	6.385	3.863	2.353	1.372	0.921	0.350
RMSE(veh/100m)	0.820	0.494	0.306	0.211	0.146	0.098	0.060	0.042	0.018

### 3. ADAS 표본율에 따른 교통밀도 추정 (시나리오 3)

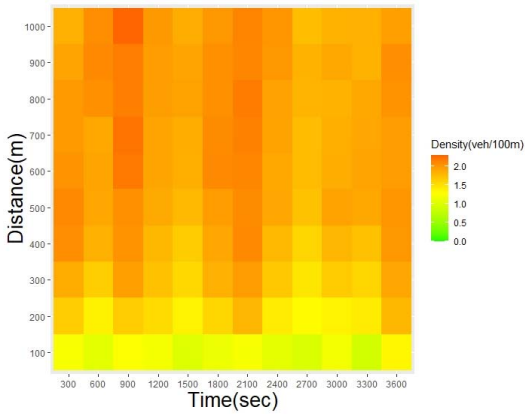
편도 3차로에 대하여 시뮬레이션을 진행한 시나리오 3을 분석한 결과, 시나리오 1, 2와 유사한 경향을 보였다. <Table 4>를 통해 시나리오 3에서의 표본율에 따른 오차율 및 수치 오차를 확인할 수 있다. 시나리오 3에서도 표본율이 높아질수록 교통밀도가 참 값에 유사해짐을 확인할 수 있으며, 표본율이 30%일 때, 교통밀도 추정 값의 정확도는 90% 이상으로 나타났으며 RMSE 역시 0.306(veh/100m)로 매우 낮은 오차를 보였다.



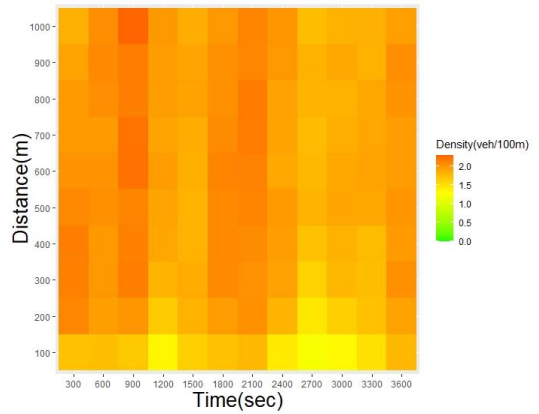
<Fig. 16> Ground truth of traffic density



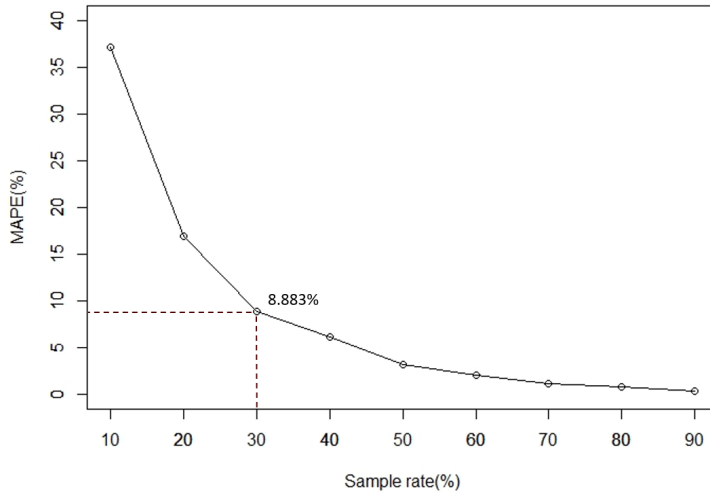
<Fig. 17> Scenario 3: Estimated density at 10% sample rate



<Fig. 18> Scenario 3: Estimated density at 30% sample rate



<Fig. 19> Scenario 3: Estimated density at 50% sample rate



<Fig. 20> MAPE by different sample rates (Scenario 3)

<Table 4> MAPE comparison of Scenario 3

Sample rate(%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90
MAPE(%)	37.232	16.873	8.883	6.148	3.141	2.026	1.068	0.752	0.333
RMSE(veh/100m)	0.905	0.514	0.319	0.233	0.139	0.100	0.600	0.449	0.205

## V. 결론

본 연구에서는 표본 ADAS를 통해 취득되는 차두거리 정보 기반 미시적인 교통 시뮬레이션 프로그램인 VISSIM 2020을 활용한 연속 교통류의 시공간적인 교통밀도를 추정하였다. 기존 선행 연구의 대부분은 교통

검지기로부터 얻은 자료나 영상자료를 활용하여 교통밀도를 추정하였다. 이런 방식은 교통밀도를 추정하는 구간에 제약을 가지며, 검지 체계의 한계로 인하여 추정된 교통밀도의 정확도가 떨어지는 한계를 가진다. 이에 본 연구는 기존 연구들의 한계를 극복하기 위한 방안으로 개별 차량의 궤적 데이터와 전방 차량의 차두거리 데이터를 활용하였으며, 이에 따라 보다 정확도 높은 공간 검지와 교통밀도 추정 결과를 도출하였다.

본 연구에서 도출한 연구 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 ADAS의 차두거리 데이터를 이용한 시공간적 교통밀도 추정으로 기존 교통밀도 추정의 대체 가능성을 확인하였다. ADAS 데이터는 탑재된 센서를 활용해 전방 차량들과의 거리를 알 수 있기 때문에 도로 상에서 공간 검지가 가능하다. 이에 따라 공간 상에 존재하는 차량 대수를 분석하는 교통밀도 추정에 효과적인 대안이 될 수 있다. 둘째, 표본율에 따른 교통밀도 오차 추정 결과, 표본율이 30% 이상일 때 약 90%의 높은 정확도를 확인하였다. 또한 실제 교통량의 절반 수준인 프로브 차량을 활용하여 연속류의 실제 교통밀도와 유사한 결과 추정이 가능함을 확인하였다. 본 연구에서 분석한 각 시나리오의 정확도는 전반적으로 유사한 경향성을 가지며, 표본율의 증가에 따라 교통밀도가 참 값과 유사해지는 것을 확인하였다. 셋째, 본 연구에서는 표본 ADAS 장치를 통해 수집된 차두거리데이터 기반 연속 교통류의 교통밀도 추정방식을 교통 시뮬레이션 프로그램인 VISSIM 2020을 통해 확인했다. 그러나 실도로의 기하구조 및 데이터를 이용한 것이 아닌 임의로 도로상황을 가정하여 토이 네트워크(Toy Network) 분석을 진행했기 때문에 실제 도로에서의 검증이 이뤄지지 않았다는 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 실제 도로 기하구조 및 교통상황을 반영한 교통밀도 추정을 통해 실제 도로에서의 ADAS 데이터 활용에 대한 종합적인 분석이 필요할 것으로 판단된다.

본 연구를 통해 향후 ADAS 차량의 증가에 따른 본 연구의 교통밀도 추정방법을 통한 혼잡구간 예측 및 정보제공 측면에서 선제적 교통운영관리가 가능할 것으로 기대된다. 또한 향후 자율주행차량과 일반차량이 혼재되는 도로 상황에서 자율주행차량의 데이터를 이용한 교통밀도 추정 시에도 본 연구의 방법이 활용되어 질 수 있을 것으로 기대된다.

## ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2020R1C1C1003296).

## REFERENCES

- Edie L. C.(1963), *Discussion of Traffic Stream Measurements and Definitions*, Port of New York. EPNC, Sensor Fusion, Latest Strategies and Technology Trends by Company, <http://www.epnc.co.kr/news/articleView.html?idxno=81050>, 2020.07.17.
- Kim H. J. and Jang K. T.(2016), "Characteristics of Travel Time Variability in Congested Traffic," *Proceedings of the 23rd ITS World Congress*, Melbourne, Australia.
- Kim H. J., Kim Y. H. and Jang K. T.(2017), "Systematic relation of estimated travel speed and actual travel speed," *IEEE Transactions on Intell. Transp. Syst.*, vol. 18, no. 10, pp.2780-2789.
- Kim M. J., Jung D. H. and Kim H. G.(2019), "A Study on Estimation of Traffic Flow Using

- Image-based Vehicle Identification Technology,” *Journal of the Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 18, no. 6, pp.110-123.
- Kim M. S., Eom K. J. and Lee C. W.(2009), “Density Measurement for Continuous Flow Segment Using Two Point Detectors,” *Journal of Korean Society of Intelligent Transportation Systems*, vol. 8, no. 1, pp.37-44.
- Kim S. J., Han E., Lee H. P., Kim H. and Yun I. S.(2016), “Comparison of Estimation Methods for the Density on Expressways Using Vehicular Trajectory Data from a Radar Detector,” *Int. J. Highw. Eng.*, vol. 18, no. 5, pp.117-125.
- Korea Expressway Corporation, <http://data.ex.co.kr/>, 2020.07.17.
- Korea Highway Capacity Manual(2013), *Ministry of Land, Infrastructure and Transport*.
- Korea Ministry of Government Legislation(2017), *Article 30 of the Enforcement Rules of the Traffic Safety Act*.
- May A. D.(1990), *Traffic Flow Fundamentals*, Prentice-Hall: Upper Saddle River, N. J., pp.192-226.
- Park B. J., Kim T. H., Yang I. C., Heo J. Y. and Son B. S.(2015), “A Method for Measuring accurate traffic density by aerial photography,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 49, pp.568-580.
- Park B. J., Roh C. G. and Kim J. S.(2014), “A Case Study of Panoramic Section Image Collection Method for Measuring Density-with matched images in the Seoul Beltway Sapaesan Tunnel,” *Journal of the Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 13, no. 4, pp.20-29.
- Prescient & Strategic Intelligence(2020), *ADAS Sensor Market Research Report: By Type (Radar, LiDAR, Camera, Ultrasonic), Vehicle Autonomy (Semi-Autonomous Vehicle, Fully-Autonomous Vehicle), Vehicle Type (Passenger Car, Commercial Vehicle), Application (ACC System, AEB System, BSD System, LKAS, AFL System, CTA System, DMS, IPA System, NVS)-Industry Size, Trend, Growth and Demand Forecast to 2030*.
- Roess R. P., Prassas E. S. and McShane W. R.(2004), *Traffic Engineering*, 3rd Ed, Pearson Prentice Hall: Upper Saddle River, N. J.
- Toru S., Takahiko K. and Yasuo A.(2015), “Estimation of Flow and Density using Vehicles with Spacing Measurement Equipment,” *Transportation Research Part C*, vol. 53, pp.134-150.
- Yang I. C., Jeon W. H., Lee H. M. and Nam D. S.(2018), “A Novel Method to Estimate Traffic Density using Automotive Radar Sensors and Deep Learning Algorithm,” *Journal of Korean Society of Civil Engineers 2018 Essay Conference-Specialized Session*, pp.324-325.