

# 영상기반 차량인식 기법을 이용한 교통류 추정에 관한 연구

## A Study on Estimation of Traffic Flow Using Image-based Vehicle Identification Technology

김민정\* · 정대한\*\* · 김희경\*\*\*

\* 주저자 : 동아대학교 도시계획공학과 박사과정

\*\* 공저자 : 동아대학교 도시계획공학과 석사과정

\*\*\* 교신저자 : 동아대학교 도시계획공학과 부교수

Minjeong Kim\* · Daehan Jeong\* · Hoe Kyoung Kim\*

\* Dept. of Urban Planning and Engineering, Dong-A University

† Corresponding author : Hoe Kyoung Kim, hoekim@dau.ac.kr

Vol.18 No.6(2019)

December, 2019

pp.110~123

pISSN 1738-0774

eISSN 2384-1729

<https://doi.org/10.12815/kits.2019.18.6.110>

2019.18.6.110

Received 30 October 2019

Revised 13 November 2019

Accepted 18 November 2019

© 2019. The Korea Institute of  
Intelligent Transport Systems. All  
rights reserved.

### 요약

교통 데이터는 교통계획이나 교통시스템 운영에 필요한 기초 자료이며 최근 ADAS 카메라로 측정된 선행 차량과의 거리를 이용하여 교통류를 파악하는 방법이 시도되고 있다. 본 연구는 영상기반 차량인식의 거리오차를 반영한 미시적 시뮬레이션 분석을 통해 교통류를 추정하기 위한 ADAS 차량의 활용 가능성을 살펴보았다. 차로수, 교통수요, 프로브 차량의 점유율(MPR), 시공간 검지영역 등에 따른 교통류 추정치의 표준 평균 제곱근 오차를 통해 분석을 수행하였다. 분석 결과, ADAS 카메라의 최대 인식거리의 한계로 저밀도 교통류(LOS A, LOS B)의 추정치는 신뢰할 수 없는 수준이다. 다차로나 교통수요가 크고 점유율(MPR)이 높을 경우 추정치의 신뢰성이 개선될 수 있지만, 인위적으로 점유율(MPR)을 높이는 것은 현실적으로 어려움이 있다. 또한, 검지영역의 시간범위를 연장함으로써 추정치의 신뢰성을 개선할 수 있지만, 가장 크게 영향을 미치는 것은 ADAS 차량의 주행행태로서 해당 차량이 도로의 교통류와 상이한 주행행태를 보일 경우 그 추정치는 신뢰할 수 없게 된다. 결론적으로 모든 교통류를 정확히 추정하지는 못 하지만 ADAS 카메라의 성능이나 기능을 개선함으로써 ADAS 차량의 활용 가능성은 확대될 것이다.

핵심어 : 첨단 운전자 지원시스템, 영상기반 차량인식, 프로브 차량, 점유율, 표준 평균 제곱근 오차

### ABSTRACT

Traffic data is the most basic element necessary for transportation planning and traffic system operation. Recently, a method of estimating traffic flow characteristics using distance to a leading vehicle measured by an ADAS camera has been attempted. This study investigated the feasibility of the ADAS vehicle reflecting the distance error of image-based vehicle identification technology as a means to estimate the traffic flow through the normalized root mean square error (NRMSE) based on the number of lanes, traffic demand, penetration rate of probe vehicle, and time-space estimation area by employing the microscopic simulation model, VISSIM. As a result, the estimate of low density traffic flow (i.e., LOS A, LOS B) is unreliable due to the limitation of the maximum identification distance of ADAS camera. Although the reliability of the estimates can be improved if multiple lanes, high traffic demands, and high penetration rates are implemented, artificially raising the penetration rates is unrealistic. Their reliability can be improved by extending the time dimension of the estimation area as well, but the most influential one is the driving behavior of the ADAS vehicle. In conclusion, although it is not possible to accurately estimate the traffic flow with the ADAS camera, its applicability will be expanded by improving its performance and functions.

Key words : Advanced driver assistance system, Image-based vehicle identification, Probe vehicle, Market penetration rate, Normalized root mean square error

## I. 서론

교통 데이터는 교통계획이나 교통시스템 운영에 필요한 기초 자료로 쓰이고 있다. 현재의 교통문제를 진단하고 장래의 교통상황을 예측하기 위해서는 신속하고 광범위한 양질의 데이터 수집이 필요하다. 일반적으로 교통 데이터는 특정 위치에 고정으로 설치되어 있는 AVC(Automatic Vehicle Classification), VDS(Vehicle Detection System), AVI(Automatic Vehicle Identification) 등의 검지기를 통해 수집한 후 지점 및 구간 데이터 방식으로 집계되고 있다.

주로 고정식 검지기를 통해 수집된 데이터를 이용하여 연속류 도로의 효과적도인 밀도를 추정하고 있지만, 2018년 6월 기준 고속도로와 국도를 포함한 전국 110,714km의 도로에 3,745개의 검지기(상시조사 630개, 수시조사 3,115개)가 설치되어 단순 계산으로 약 30km 간격으로 교통 데이터가 수집되고 있는 실정이다(TMS, 2018). 이와 같은 공간적 한계뿐만 아니라 고가의 검지기 설치비용으로 인해 전국단위 연속류 도로의 교통 데이터 수집에 어려움이 있다.

최근 고정식 검지기의 한계를 극복하기 위한 다양한 기술과 연구들이 시도되고 있으며, 일부 연구자들은 주행하는 차량을 이용하여 교통류를 파악하는 방법을 제시하였다(Seo and Kusakabe, 2015; Seo et al., 2015; Seo et al., 2015). 이 방법은 차량에 장착된 첨단 운전자 지원시스템(Advanced Driver Assistant System, ADAS) 카메라를 통해 측정된 선행 차량과의 거리를 이용하여 밀도를 추정하는 방식이다.

ADAS 장치는 차로이탈경고(Lane Departure Warning, LDW), 전방충돌경고(Forward Collision Warning, FCW), 자동 비상제동(Autonomous Emergency Braking, AEB) 등의 기능을 탑재하여 운전자의 안전과 편의를 도모하는 목적으로 사용되고 있다. 특히 FCW나 AEB 기능의 구현을 위해서는 선행 차량과의 거리 측정이 필수적인 요소이다. 한국에서는 사업용 차량으로 인한 교통사고의 피해를 줄이기 위해 2017년부터 9m 이상의 승합자동차 및 20톤을 초과하는 화물·특수 자동차에 ADAS 장치의 장착을 의무화하고 있다(Korea Ministry of Government Legislation, 2017). 그로 인해 교통류 추정에 ADAS 카메라와 연계된 영상기반 차량인식 기법의 적용 가능성이 확대되고 있다.

본 연구에서는 차량 주행동선의 추적과 ADAS 카메라로 관측한 선행 차량과의 거리를 이용하여 교통류 이론에 근거한 연속류 도로의 교통류(속도, 밀도, 교통량)를 추정하는 방식을 소개하고 있다. 영상기반 차량 인식에 대한 이론적 거리오차와 실험적 거리오차를 분석한 후, 선행 차량의 거리 측정 시에 적용하여 좀 더 현실적인 추정 값을 도출하고 있다. 본 연구의 목적은 차로수나 교통량과 같은 교통관련 파라미터와 ADAS 차량의 점유율(Market Penetration Rate, MPR), 검지영역의 시공간 범위 등 다양한 파라미터에 따른 추정치의 오차를 분석함으로써 연속류 도로의 교통류 추정을 위한 ADAS 차량의 활용 가능성을 살펴보고 오차가 최소화되는 운영방식을 제시하는 것이다.

## II. 이론적 고찰 및 선행연구 검토

### 1. ADAS 장치를 이용한 교통안전 관련 연구

ADAS 장치는 궁극적으로 주변차량과 형성되는 돌발상황에서 운전자의 반응을 유도하는 경보를 발생시키거나 차량이 스스로 대응하게 함으로써 운전자의 안전을 확보하는 목적이 있다(Heijden and Marchau, 2005). 이러한 교통안전성에 대한 ADAS 장치의 효과분석은 위험한 교통상황을 재현하는 것을 대신하는 시뮬레이션 기법에 의존하고 있다.

ADAS의 도입 유무에 따른 사고발생확률 예측 및 유형별 사고 감소효과를 추정한 결과, LDW는 정면충돌 사고의 약 10~14%의 감소효과를 보이고 AEB는 추돌사고의 약 50%의 감소효과를 보이는 것으로 나타났다(Jeong, 2013). 또한 Jeon and Dae(2009)는 FCW의 3단계 정보(주의, 경계, 경고) 중 하나의 정보만 제공하는 것보다 연속해서 다른 정보를 제공하는 것이 교통안전에 더 효과적인 것을 확인하였다.

시뮬레이션 모델을 활용하여 AEB 시스템의 효과를 분석한 연구 결과, 선행 차량과의 충돌 발생 건수가 38% 감소하고 사망 확률도 44% 감소하는 것으로 나타났으며, 차간거리가 15m인 범위 내에서 전방의 끼어들기 차량에 대한 충돌을 방지할 수 있음을 확인하였다(Sugimoto and Sauer, 2005; Lee et al., 2011). 하지만 전방에서 접근하는 좌회전 차량의 위치와 속도의 파악이 어려워 AEB 역할을 수행하지 못 하는 경우도 나타났다(Tak et al., 2017).

또한 EU의 연구지원비를 통한 TRACE project에서는 19가지 첨단안전시스템의 효과를 분석한 결과, 지능형 속도 적응 시스템, 자동 충돌 알림시스템, 충돌경고 및 회피시스템 등은 부상자 수를 6~11%까지 줄일 수 있을 것으로 기대하였다(Page et al., 2009).

## 2. 교통류의 추정에 관한 연구

속도와 교통량은 특정 지점에 설치된 검지기를 통해 비교적 용이하게 분석이 가능하지만 일정한 구간에 분포되어 있는 밀도의 분석은 어려움이 있다. 초기 밀도 측정 방식은 주로 사진 촬영 기법을 사용하였으나 검지기의 발달로 인하여 1960년대부터는 교통류 이론을 이용한 방법, 점유율(MPR)을 이용한 방법 그리고 영상검지기를 이용한 방법 등이 활용되고 있으며(Han et al., 2016; May, 1990), 최근에는 프로브 차량과 같은 이동식 검지기 방법이 시도되고 있다(Seo and Kusakabe, 2015; Seo et al., 2015; Seo et al., 2015).

### 1) 교통류 이론을 이용한 밀도 추정 방식

교통류 이론을 이용한 밀도 추정 방식은 교통량과 속도의 관계식을 통해 밀도를 계산하는 것으로 그룹 내 차량 속도는 일정하다고 가정한다. 그러나 실제 도로에서는 차량의 속도가 일정하지 않아 오차 발생 가능성이 존재하며, 차량 그룹의 속도 분산이 클수록 오차도 크게 나타나는 문제점이 있다(May, 1990).

$$q = u \times k \dots\dots\dots (1)$$

여기서,  
 $q = \text{traffic flow(veh/h)}$   
 $u = \text{space mean speed(km/h)}$   
 $k = \text{density(veh/km)}$

### 2) 점유율을 이용한 밀도 추정 방식

지점 검지기를 통해 밀도를 추정하는 방식에는 점유율(occupancy)을 이용하는 방식이 있으며, 크게 퍼센트 점유율을 이용하여 밀도를 계산하는 방식과(May, 1990) 수집되는 점유율 및 차종 비율을 고려하여 밀도를 산정하는 방식이 있다(Gerlough et al., 1997). 점유율을 이용한 밀도 산정 방식은 차량의 평균 길이를 적용하기 때문에 오차의 발생 가능성이 존재한다.

$$k = \frac{1,000}{L_c} \left( \frac{\sum t_0}{T} \right) \dots\dots\dots (2)$$

여기서,

$k$  : density(veh/km)  
 $L_e$  : average vehicle length  
 $\sum t_0$  : detector occupancy time  
 $T$  : time interval

3) 영상검지방식을 이용한 밀도 추정 방식

특정 도로 구간의 밀도를 직접적으로 산출하는 방식으로 영상검지 방식이 있으며, 영상촬영 장치로 도로 구간을 지속적으로 촬영하여 산출하는 방식이다(Do, 1989). 그러나 해당 방법 또한 지점 설치 방식으로 공간적 한계를 가진다.

4) 차량 궤적정보를 이용한 밀도 추정 방식

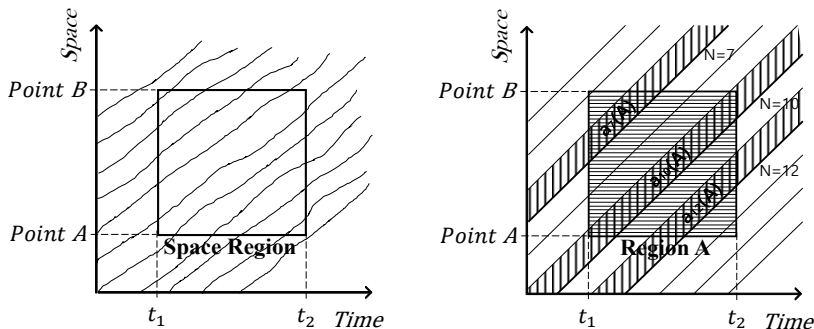
Edie(1963)는 특정 시공간 검지영역을 주행하는 전체 차량의 궤적 정보로부터 통행시간과 통행거리를 도출한 후, 검지영역과 면적의 관계를 통해 밀도를 추정하는 방식을 제안하였다. Seo and Kusakabe(2015), Seo et al.(2015)와 Seo et al.(2015)는 Edie(1963)의 방식을 기본적으로 이용하고 있지만, <Fig. 1>에서 알 수 있는 바와 같이 전체적인 시공간 검지영역을 사용하는 대신 프로브 차량(ADAS 차량)과 선행 차량 간에 형성되는 차두거리를 시간축으로 연장하여 검지영역으로 활용하였다.

$$\hat{q}(A) = \frac{\sum_{n \in P(A)} d_n(A)}{\sum_{n \in P(A)} |a_n(A)|} \dots\dots\dots (3)$$

$$\hat{k}(A) = \frac{\sum_{n \in P(A)} t_n(A)}{\sum_{n \in P(A)} |a_n(A)|} \dots\dots\dots (4)$$

$$\hat{u}(A) = \frac{\sum_{n \in P(A)} d_n(A)}{\sum_{n \in P(A)} t_n(A)} \dots\dots\dots (5)$$

여기서,  
 $\hat{q}(A), \hat{k}(A), \hat{u}(A)$  : flow, density and speed estimators for region A  
 $P(A)$  : a set of all probe vehicles in the region A  
 $a_n(A)$  : a time-space region between vehicle n and its leading vehicle in the region A  
 $d_n(A)$  : distance traveled by vehicle n in the region A  
 $t_n(A)$  : time spent by vehicle n in the region A



<Fig. 1> Density estimation method using vehicle trajectories by Edie and Seo et al.

또한, Duan et al.(2015), Kawasaki et al.(2017), Khan et al.(2017)과 Zhao et al.(2019)는 커넥티드 차량(Connected Vehicles) 환경이나 호출형 차량공유서비스 등의 보급으로 생성되는 주행동선 빅 데이터를 이용하여 교통류를 추정하는 다양한 알고리즘을 개발한 후, 기존의 알고리즘이나 실제 도로 주행을 통해 수집된 자료 등과 비교한 결과, 그 추정치의 신뢰성이 확보되는 것을 확인하였다.

### 3. 연구의 차별성

본 연구와 기존 연구들과의 가장 큰 차이점은 ADAS 차량에 대한 연구의 관점을 교통안전이 아닌 새로운 교통 데이터 수집체계로 이해하고 이에 대한 평가를 수행한다는 것이다.

Seo and Kusakabe(2015), Seo et al.(2015)와 Seo et al.(2015)의 연구에서는 ADAS 차량과 선행 차량과의 거리오차에 대한 이해가 고려되지 않았으며, 서비스수준별 교통량이나 ADAS 차량의 점유율(MPR) 변화에 대한 평가가 충분하지 못 하였다. 하지만 본 연구는 ADAS 카메라의 영상기반 차량인식 기법에 대한 이론적 거리오차와 현장실험에 의해 도출된 거리오차를 분석한 후 미시적 시뮬레이션 모델(VISSIM)에 반영함으로써 좀 더 현실적인 추정결과를 도출하고 있다.

Seo et al.(2015)의 실도로 주행과는 달리 다양한 도로의 기하구조(차로수), 교통수요(서비스수준별 교통량) 그리고 ADAS 차량의 점유율(MPR) 등의 파라미터가 본 연구의 교통류 추정 결과에 미치는 영향을 분석하고 있다. 또한 시공간 검지영역의 범위를 변수로 처리하여 상황별로 적합한 시공간 검지영역을 제시하고 있다.

## Ⅲ. 연구의 방법

본 연구는 ADAS 카메라를 통한 선행 차량의 위치 및 거리를 산정하기 위하여 개별차량들의 위치와 이동 경로 등의 추적이 가능한 미시적 시뮬레이션 모델(VISSIM)을 활용하고 있다.

Equations (6)~(8)은 본 연구에서 제시하는 ADAS 카메라를 활용한 연속류 도로구간의 교통류를 추정하기 위한 방법이다. 교통류율의 추정치는 일반적인 교통류 이론에 근거하고 있으며 속도의 추정치는 검지영역 내부를 주행하는 모든 프로브 차량들의 공간평균속도를 의미한다. 여기서 검지영역의 정의에 따라 개별 프로브 차량들의 주행거리와 주행시간은 상이하다. 또한 밀도의 추정치는 검지영역을 주행하는 모든 프로브 차량을 통해 수집된 선행 차량과의 거리의 평균을 통해 구할 수 있다. 단 동일한 프로브 차량이라 하더라도 프로브 차량이나 선행 차량의 주행행태에 따라 ADAS 카메라의 최대 인식거리를 벗어나는 경우가 발생하면 밀도 추정의 과정에서 배제된다. Seo et al.(2015)의 연구에서는 매 15초 단위로 선행 차량과의 거리를 측정하고 있지만 본 연구는 시뮬레이션 단위 시간(1초)마다 거리를 측정함으로써 더 정확한 추정이 가능하다.

$$\hat{q}(A) = \hat{u}(A) \times \hat{k}(A) \dots\dots\dots (6)$$

$$\hat{u}(A) = \frac{\sum_{n \in P(A)} d_n(A)}{\sum_{n \in P(A)} t_n(A)} \times 3.6 \dots\dots\dots (7)$$

$$\hat{k}(A) = 1,000 / \frac{\sum_{n \in P(A)} \sum_{m \in P(n)} h_m(A)}{P(A)M} \dots\dots\dots (8)$$

여기서,

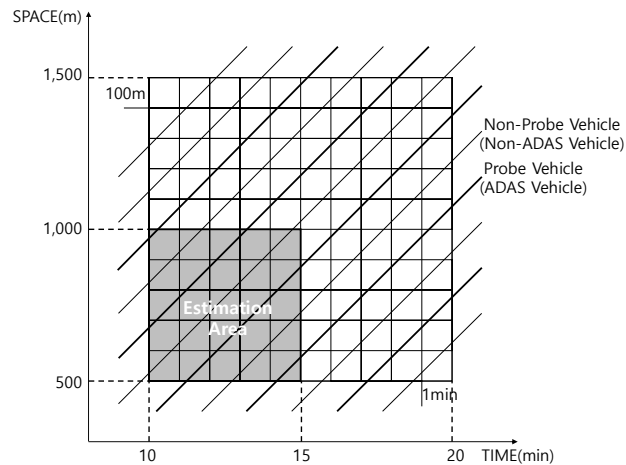
$P(n)$  : a set of all simulation time units of probe vehicle  $n$  in the region  $A$

$h_m(A)$  : headway of probe vehicle  $n$  at the  $m$ th simulation time in the region  $A$

$M$ : average number of simulation time spent by all probe vehicles to measure the distance of the leading vehicles in the region  $A$

연속류 교통류 추정에 대한 신뢰성에 영향을 미치는 일차적인 파라미터는 차로수(1~3차로), 교통수요(LOS A~F), ADAS 차량의 점유율(MPR)(5%씩 증가하며 5~50%)과 시공간 검지영역의 범위(60초씩 증가하며 60~600초, 100m씩 증가하며 100~1,000m)이며, 이를 고려하여 18,000개의 시나리오에 대한 분석을 실시하였다. 개별 시나리오에 대하여 ADAS 차량 점유율(MPR) 기준에 해당하는 프로브 차량을 30회씩 무작위 정의함으로써 총 540,000번의 시뮬레이션을 구동하였고, 이를 통해 취득한 속도, 밀도, 교통량의 추정 값을 분석에 사용하였다.

<Fig. 2>는 시공간적으로 100가지 검지영역을 제시하고 있으며, 정의되는 검지영역에 따라 동일한 교통수요에서도 차량대수나 차량들의 통행시간과 통행거리가 상이하다.



<Fig. 2> Concept of estimation area with ADAS vehicles (e.g., 300sec×500m area)

한편, ADAS 차량의 선행 차량 최대 인식가능 거리와 거리오차 또한 본 연구의 신뢰성에 영향을 주는 파라미터이다. 국토교통부의 “자동차 및 자동차부품의 성능과 기준에 관한 규칙”에서 정의하고 있는 ADAS 차량의 FCW 및 AEB 성능기준에 의하면 ADAS 차량과 선행 차량과의 충돌발생예상시간(Time-to-Collision, TTC)이 3초 이하일 경우 AEB 기능이 작동되어야 한다(Ministry of Land, Infrastructure and Transport, 2019). FCW는 TTC가 3초보다 클 경우에 작동되어야 하므로 TTC를 4초로 정의하고 차량주행속도 100kph를 고려할 때 선행 차량과 약 111m 거리에서 FCW 기능이 작동되어야 하지만, 본 연구에서는 120m를 ADAS 카메라의 최대 인식가능 거리로 설정하고 시뮬레이션 분석을 수행하였다.

ADAS 카메라를 통한 교통류 추정의 신뢰성은 표준 평균 제곱근 편차(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)를 이용하여 평가하였다. NRMSE는 단위가 다른 집단 간 오차를 표준화하여 평가하기 위한 방법으로 교통량, 밀도, 속도와 같이 동일한 시나리오에 대한 서로 다른 추정치를 해석하기 위해 사용하고 있다. 개별 시나리오에 대한 교통류의 참값은 VISSIM 시뮬레이션 모델의 link evaluation 값을 통해서 확보하였다.

교통량, 밀도, 속도의 관측 값( $q_i, u_i, k_i$ )은 link evaluation에서 시나리오별로 도출한 하나의 고정 값( $q, u, k$ )으로 처리하며 관측 값들의 평균( $\bar{q}, \bar{u}, \bar{k}$ )도 같은 값( $q, u, k$ )을 가진다. 교통류 이론에 근거하여 Equation (9)에서

교통량의  $NRMSE$ 는 속도의 측정 값( $u$ )과 추정 값( $\hat{u}$ )이 유사할 경우 밀도의  $NRMSE$ 와 같은 결과를 가진다.

$$\begin{aligned}
 NRMSE(q) &= \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (q_i - \bar{q})^2}{N}}}{\bar{q}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (q - \hat{q}_i)^2}{N}}}{q} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (uk - \hat{u}_i \hat{k}_i)^2}{N}}}{uk} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (u^2 k^2 - 2u\hat{u}_i k \hat{k}_i + \hat{u}_i^2 \hat{k}_i^2)}{N}}}{uk} \\
 &= \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N u^2 (k^2 - 2k\hat{k}_i + \hat{k}_i^2)}{N}}}{uk} = u \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (k^2 - 2k\hat{k}_i + \hat{k}_i^2)}{N}}}{uk} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (k - \hat{k}_i)^2}{N}}}{k} = NRMSE(k) \dots\dots\dots (9)
 \end{aligned}$$

여기서,

$N$ : number of samples

$NRMSE(q)$ ,  $NRMSE(k)$ : normalized root mean square errors of flow and density

$q, u, k$ : true value of flow, speed and density

$q_i, u_i, k_i$ :  $i$ th observed value of flow, speed and density

$\bar{q}, \bar{u}, \bar{k}$ : average value of flow, speed and density

$\hat{q}_i, \hat{u}_i, \hat{k}_i$ :  $i$ th estimated value of flow, speed and density

#### IV. ADAS 카메라 거리오차 분석 및 시뮬레이션 분석

##### 1. ADAS 카메라의 거리오차

ADAS 카메라를 이용한 영상기반 차량인식 기법에서는 동적오차(dynamic error)와 고정오차(static error)를 고려해야 한다. 동적오차(dynamic error)는 경사, 방지턱 등의 오차 유발 원인으로부터 발생하며 무한한 경우가 존재하기 때문에 본 연구에서는 고려하지 않는다. 고정오차(static error)는 매개변수오차(parameter error), 이산화오차(discretization error), 보정오차(calibration error)로 구성되어 있으며 기계내부 계산과정에서 고정적으로 발생하기 때문에 계산식을 통해 오차 범위의 도출이 가능하다.

이 중 매개변수오차(parameter error)는 경험적으로 허용오차 범위 내에서 발생하여 무시할 수 있으며 나머지 두 오차는 Equations (10)~(15)을 통해 산출할 수 있다. 결과적으로 고정오차를 구성하는 이산화오차(discretization error)(Equation (13))와 보정오차(calibration error)(Equation (14))는 선행차량의 거리(Equation (12))와 직접적인 관계를 가지는 것을 알 수 있다(PLK, 2017). 본 연구에서는 고정오차(static error) 추정에 사용되는 파라미터의 보편적인 값을 이용하여 선행차량의 거리에 따른 이론적 거리오차를 계산하였다.

$$y = \lambda \frac{h}{Z} = ps(py - py_0) \dots\dots\dots (10)$$

$$py - py_0 = \lambda \frac{h}{ps \times Z} \dots\dots\dots (11)$$

$$Z = \left( \frac{\lambda h}{ps} \times \frac{1}{py - py_0} \right) \dots\dots\dots (12)$$

$$|\Delta Z|_{discretization} = \left( \frac{\lambda h}{ps} \times \frac{1}{(py - py_0)^2} \right) \dots\dots\dots (13)$$

$$|\Delta Z|_{calibration} = \left( \frac{\lambda h}{ps} \times \frac{1}{(py - py_0)^2} \right) |\Delta py_0| \dots\dots\dots (14)$$

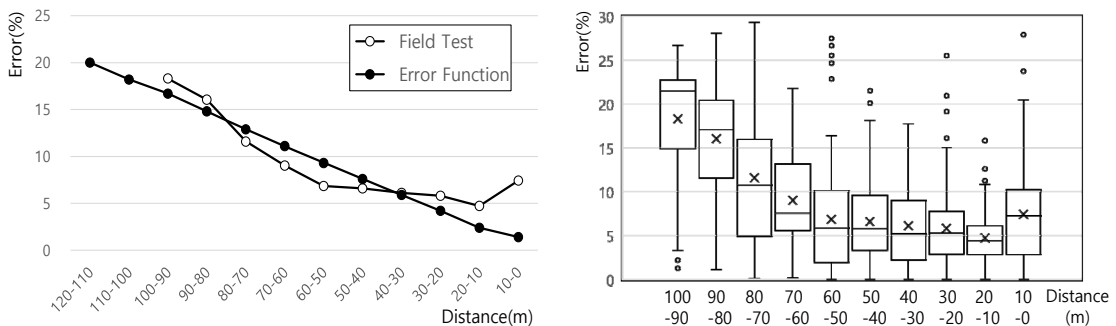
$$|\Delta Z|_{static} = |\Delta Z|_{discretization} + |\Delta Z|_{calibration} \dots\dots\dots (15)$$

여기서,  
*Z*: distance to the leading vehicle  
 $\Delta Z$ : distance error  
 $\lambda$ : nominal focal length = 6.7mm  
*h*: camera height = 1.3m  
*ps*: pixel size = 7.5 $\mu$ m  
*py*: pixel coordinate of the physical coordinate *y*  
*py*<sub>0</sub>: location of vanishing point of *py* = 180  
*pyrange*: [190, 360]

ADAS 카메라의 이론적 거리오차 산정과 더불어 2019년 7월 4일 충청남도 천안시에 위치한 자동차부품연구원 실험도로에서 ADAS 카메라의 거리인식 성능평가를 위한 차량 주행실험을 실시하였다. 레이더와 ADAS 카메라 장비를 장착한 실험차량이 일정한 속도로 주행 중인 피실험차량을 향하여 고속으로 접근하는 방식으로 진행되었으며, 동일한 과정을 40회 반복함으로써 실제거리(레이더 관측 거리)와 ADAS 카메라의 거리오차를 분석하였다. 주행실험에서 실험차량과 피실험차량의 최대거리는 100m로 설정하였다.

<Fig. 3>은 0m에서 최대 인식거리 120m까지 10m 간격으로 산출된 이론적 평균 거리오차와 실험적 평균 거리오차를 비교하고 현장실험 거리오차의 분포를 나타내고 있다. 80m 이상의 거리에서는 현장실험을 통한 거리오차가 이론적 거리오차보다 크게 나타나고 그 이하 30m까지는 반대의 결과를 보이지만 서로 유사한 경향을 보였다. 특히 30m 이하의 거리에서 현장실험 거리오차의 편차가 크게 발생하는 이유는 실험차량이 피실험차량을 향해 고속으로 접근하는 상황에서 차량 속도를 줄이지 않고 차선을 변경하는 방식으로 실험을 수행하였기 때문이다.

본 연구는 좀 더 현실적인 분석 결과의 도출을 위하여 미시적 시뮬레이션 모델을 통해 10m 간격으로 정의된 이론적 평균 거리오차를 최대 거리오차로 정의한 후 시뮬레이션 단위시간마다 ADAS 차량과 선행 차량과의 차두거리에 반영하였다.



<Fig. 3> Comparison of theoretical and experimental distance errors with ADAS camera



## 2. 시뮬레이션 분석

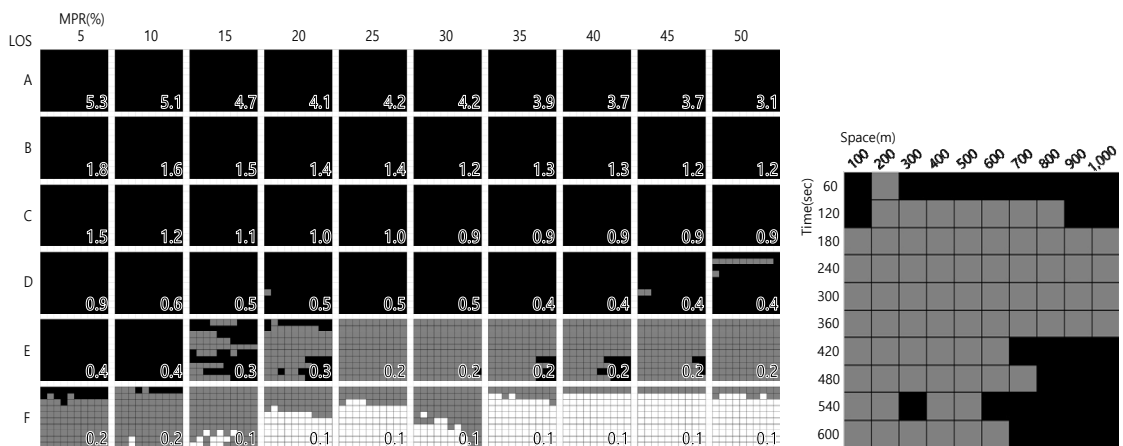
<Fig. 4-6>은 개별 시나리오마다 추정되는 교통량, 밀도, 속도에 대한 *NRMSE*를 10% 이하, 10% 초과 30% 이하, 그리고 30% 초과로 구분하여 각각 매우 안정적인 추정(하얀색), 대체로 안정적인 추정(회색), 그리고 불안정한 추정(검정색)으로 정의하고 있으며, 개별 교통수요(LOS)와 개별 점유율(MPR)에 해당하는 100개의 시나리오에 대한 평균 *NRMSE*를 제시하고 있다.

속도는 검지영역 내 프로브 차량의 진출입 시점과 주행거리를 통해 추정되어 해당 구간의 참값과 유사한 매우 안정적인 추정으로 판명되었다. 또한 Equation (9)에서 제시한 바와 같이 속도의 안정적인 추정으로 교통량의 *NRMSE*와 밀도의 *NRMSE*가 같은 값을 갖게 되므로 밀도의 *NRMSE*만을 이용하여 분석하였다.

<Fig. 4>는 1차로에 해당하는 밀도의 *NRMSE*와 평균 *NRMSE*를 나타내고 있다. 교통량과 점유율(MPR)이 늘어날수록 밀도 추정치의 오차가 개선되고 있으며, 특히 LOS A에서 LOS B로 교통수요가 늘어날 경우 밀도 추정치의 오차가 크게 개선되고 있다. 그 이유는 1차로 LOS A에 해당하는 참값 밀도는 평균 3.5pcpkmpl이며 이는 평균 차두거리 288.6m에 해당하지만 본 연구의 ADAS 카메라 최대 인식거리는 120m로서 해당 차두거리를 만족시킬 수 없는 반면 LOS B부터는 120m의 인식거리로 분석이 가능하기 때문이다.

참 값 밀도와 밀도 추정치의 오차 대부분은 정확한 밀도 추정에 요구되는 차두거리보다 더 짧은 거리를 유지하면서 주행하는 차량들로 인해 발생하는 것으로 파악되었다. LOS E와 점유율(MPR) 15%부터 비로소 밀도 추정치의 오차범위가 30% 이내로 진입하기 시작하였으며 LOS F에서는 오차범위가 10~20% 수준으로 상대적으로 신뢰성 높은 밀도 추정이 가능하다.

검지영역을 기준으로 살펴보면 LOS E-F에서 검지시간이 늘어날수록 오차가 줄어드는 반면 검지구간이 늘어난다고 해서 오차가 줄어들지 않는 이유는 시속 80kph로 주행하는 차량들은 100m 단위로 범위가 늘어나더라도 새로운 차량의 추가가 여의치 않지만 60초 단위로 시간범위가 늘어나게 되면 다수의 차량들이 추가적으로 분석에 포함될 수 있기 때문이다. 또한 LOS E 수준 몇몇 점유율(MPR)의 540~600초와 900~1,000m 검지영역에서 오차범위가 커지는 현상은 점유율(MPR)이 커지면서 짧은 차두거리를 유지하는 차량들이 다수 포함되어 전체적으로 30%의 경계선을 넘어서기 때문이다.

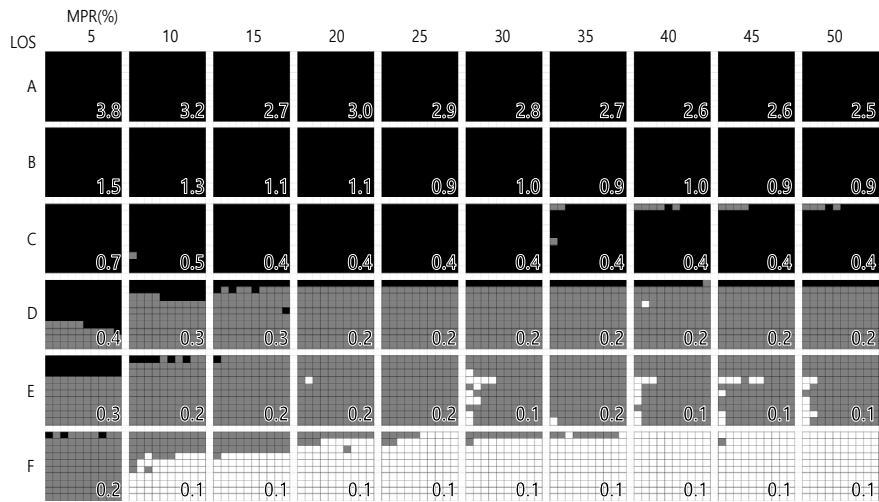


<Fig. 4> Estimated density evaluation of 1-lane

<Fig. 5>는 2차로에 해당하는 밀도의 *NRMSE*와 평균 *NRMSE*를 나타내고 있다. 1차로의 분석결과와 마찬가지로 교통수요(LOS)가 늘어나고 점유율(MPR)이 커짐에 따라 추정치의 오차가 개선되는 것을 알 수 있다. 1차로보다 2차로에서 오차가 줄어드는 이유는 선행 차량과 형성된 차두거리의 변경이 쉽지 않은 1차로와는 달리 차로별로 차량의 발생 주기가 다양하고 차선변경 등이 가능하기 때문이다.

1차로에서와 마찬가지로 오차의 대부분은 짧게 형성된 차두거리 때문이며 LOS가 커지면서 짧은 거리에 해당하는 밀도 추정치와 참값 밀도의 차이가 점점 줄어들게 된다. LOS D와 점유율(MPR) 5%에서부터 밀도 추정치의 오차 범위가 30% 이내로 진입하고 LOS F와 점유율(MPR) 10%에서부터 본격적으로 10% 수준의 오차를 보임으로써 신뢰성이 크게 개선되고 있다.

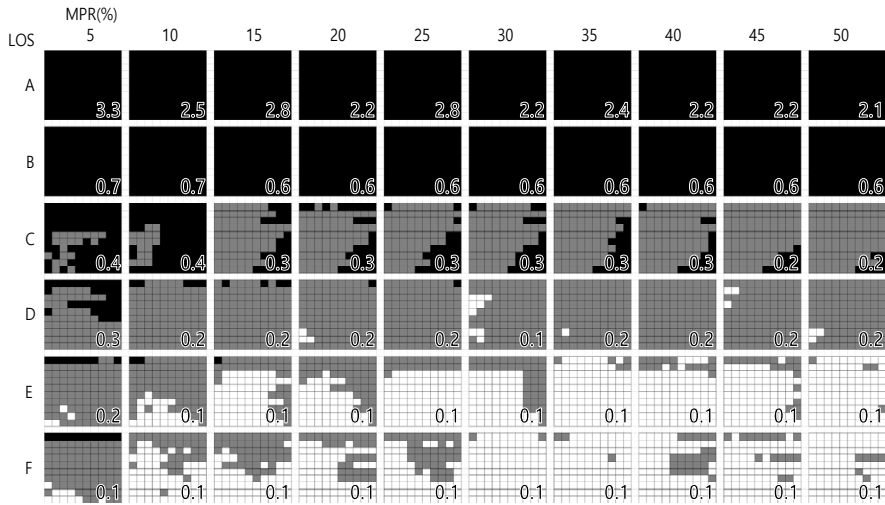
검지영역에 대해서는 1차로에서와 마찬가지로 공간범위보다는 시간범위가 신뢰성 개선에 영향을 미치고 있으며 LOS E 수준 몇몇 점유율(MPR)의 240~600초와 100m 검지영역에서 오차범위가 작지만 검지영역이 늘어나면서 추가되는 프로브 차량들로 인해 10%의 오차 범위를 벗어나고 있다.



<Fig. 5> Estimated density evaluation of 2-lane

<Fig. 6>은 3차로에 해당하는 밀도의 *NRMSE*와 평균 *NRMSE*를 나타내고 있다. 1차로와 2차로의 분석결과와 마찬가지로 교통수요(LOS)와 점유율(MPR)이 오차 범위의 개선에 영향을 미치고 있다. 다양한 차두거리의 형성으로 인해 1차로나 2차로보다 오차가 줄어드는 상황이며 LOS C와 점유율(MPR) 5%에서부터 30%의 오차 범위가 발생하고 있다. 또한 LOS E와 점유율(MPR) 15%에서부터 10% 수준의 오차를 보여 상대적으로 높은 신뢰성을 나타내고 있다.

시공간 범위의 변화에 따른 신뢰성 개선은 LOS E와 LOS F의 결과에서 알 수 있는 바와 같이 공간범위의 증가보다는 시간범위의 증가가 오차를 더 효과적으로 개선하는 것을 알 수 있으며 이것은 1차로와 2차로의 결과와 동일하다. 하지만 LOS C 수준의 모든 점유율(MPR)에서 긴 구간 그리고 장시간의 추정범위에 대해 지속적으로 30%대의 오차 범위를 보이는 이유는 3차로 LOS C에서 선행 차량과 근접해서 주행하는 차량들이 상대적으로 많았으며 점유율(MPR)이 증가함에도 불구하고 지속적으로 이 차량들이 프로브 차량으로 정의되었고 시간범위나 공간범위가 늘어날수록 주행거리가 증가하여 지속적으로 30% 이상의 오차범위를 보이기 때문이다.



<Fig. 6> Estimated density evaluation of 3-lane

## V. 결론

교통 데이터는 교통계획이나 교통시스템 운영에 필수 요소이며 다양한 수단을 통해 수집되고 있다. 최근 연속류 도로구간을 중심으로 주행차량을 이용한 교통류의 파악에 대한 연구가 시도되고 있다. Seo and Kusakabe(2015), Seo et al.(2015)와 Seo et al.(2015)는 실도로에서 ADAS 차량의 카메라를 이용하여 선행 차량과의 거리를 통해 밀도를 추정하는 연구를 수행하였다. 한국의 경우 2017년부터 특정 사업용 차량을 중심으로 ADAS 장치를 의무 장착하고 있어 이에 대한 활용 가능성을 선제적으로 분석할 필요가 있다.

본 연구에서는 선행연구와는 달리 ADAS 카메라의 영상기반 차량인식 기법에 대한 이론적 거리오차와 현장 실험 거리오차를 분석한 후, 미시적 시뮬레이션 모델(VISSIM)에 반영함으로써 좀 더 현실적인 추정결과를 도출하고 있다. 또한 차로수, 교통수요, ADAS 차량 점유율(MPR), 검지영역의 시공간 범위를 고려하여 18,000개의 시나리오에 대한 분석을 실시하였다. 시나리오별 30회 무작위로 프로브 차량을 정의함으로써 540,000번의 시뮬레이션을 구동하여 교통량, 밀도, 속도에 대한 *NRMSE*를 통해 ADAS 카메라를 이용한 교통류의 추정에 대한 평가를 실시하였다.

분석결과에 의하면 ADAS 카메라의 최대 인식거리의 한계로 인해 차로별 LOS A에 해당하는 저밀도 교통류의 추정이 여의치 않으며 LOS E나 LOS F를 제외하고 다른 교통수요에서도 선행 차량과 근접해서 주행하는 차량이 검지영역을 통과할 경우 그 추정 값의 신뢰성이 상대적으로 낮은 것으로 분석되었다. 이러한 문제점은 점유율(MPR)을 증가시킴으로써 어느 정도 완화할 수 있다.

차로수가 증가할수록 더 작은 교통수요에서도 추정 값의 신뢰성이 상대적으로 개선되는 것을 확인하였으며 이는 차로별로 다양한 차두시간의 구현과 차선변경으로 인해 밀도 추정 값을 높이는 짧은 차두거리의 검지 기회를 줄이기 때문이다.

시공간적 검지영역의 관점에서는 공간범위의 변경보다는 시간범위의 변경이 교통류 추정의 신뢰성에 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났으며 이는 속도 80km나 100km로 주행하는 연속류에서는 100m 범위를 증가시키더라도 3~5초 내에 주행이 가능하여 새로운 차두거리 측정이 가능한 차량의 추가가 어렵지만 60초 범위

의 증가는 상대적으로 더 많은 차량을 검지영역에 포함시킬 수 있기 때문이다.

개별 시나리오별로 점유율(MPR)에 대해서 30회 무작위로 프로브 차량을 발생시켜 일반화된 밀도 추정 값의 평가 결과를 도출하고자 하였지만, 해당 교통류에 부합하지 않는 차량들이 프로브 차량으로 반복 선정되게 되면 추정 값의 신뢰성을 훼손하게 되며 점유율(MPR)을 증가시키거나 시공간적으로 검지영역을 확대하더라도 개선되지 않는 것으로 나타났다.

결론적으로 ADAS 카메라의 최대 인식거리의 한계로 인해 저밀도 교통류 즉 LOS A나 LOS B에서의 밀도 추정치는 신뢰할 수 없다. 다차로이거나 교통수요가 크고 점유율(MPR)이 높은 경우 추정치의 신뢰성이 개선되지만 인위적으로 점유율(MPR)을 높이는 것은 현실적으로 어려움이 있다. 검지영역은 시간범위를 연장함으로써 추정치의 신뢰성을 개선할 수 있다. 무엇보다도 추정치의 신뢰성에 가장 크게 영향을 미치는 것은 ADAS 차량의 주행행태로서 해당 차량이 도로의 교통류와 상이한 주행행태를 보일 경우 그 추정치는 신뢰할 수 없다.

한국에서 ADAS 차량의 보급률이 증가함에 따라 교통류를 추정하기 위한 수단으로서 그 활용 가능성이 확대될 것으로 판단되지만, 본 연구의 결과에서 알 수 있는 바와 같이 극복해야할 한계점들이 존재한다. 이러한 문제점들을 해결하기 위한 대안으로는 ADAS 카메라의 성능 향상을 통해 최대 인식거리를 늘리거나 후방카메라나 측면차로의 차량들을 인식할 수 있는 기능을 보완하여 낮은 점유율(MPR)에서도 충분한 데이터를 수집함으로써 교통류 추정치의 신뢰성을 개선하는 것이다.

본 연구에서는 향후 ADAS 카메라의 기능과 성능향상을 고려한 교통류 추정치의 신뢰성 분석을 수행하며 ADAS 카메라를 이용한 단속류 교통류 추정에 대한 연구와 커넥티드 차량(Connected Vehicles) 환경에서 교통류 추정에 관한 연구까지 확대할 예정이다.

## ACKNOWLEDGEMENTS

본 연구는 2019년도 정부(국토교통부)의 재원으로 국토교통과학기술진흥원의 지원을 받아 수행한 연구입니다. (18TLRP-B148386-01)

본 논문은 2019년 4월 19일 제주한라대학교에서 개최된 한국ITS학회 춘계학술대회에서 우수논문상을 받은 논문을 수정·보완하여 작성하였습니다.

## REFERENCES

- Do C.(1989), *Principle of Transportation Engineering*, Cheongmoongak, pp.57-58.
- Edie L. C.(1963), "Discussion of Traffic Stream Measurements and Definitions," *Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Traffic Flow*, London, U.K., pp.139-154.
- Gerlough D. L. and Huber M. J.(1975), "Traffic Flow Theory A Monograph," *Transportation Research Board*, Special Report 165, pp.8-13.
- Han E., Kim S. B., Rho J. H. and Yun I.(2016), "Comparison of the Methodologies for Calculating Expressway Space Mean Speed Using Vehicular Trajectory Information from a Radar Detector," *Journal of Korea Institute of Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 3, pp.34-44.

- Heijden R. and Marchau V.(2005), "Editorial: Advanced Driver Assistance Systems: Behavioural Implications of Some Recent Developments," *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, vol. 5, no. 4, pp.239-252.
- Jeon Y. Y. and Dae M.(2009), "Influence on Driver Behavior According to Providing Collision Avoidance Information on Highway," *Journal of Korean Society of Transportation*, vol. 27, no. 4, pp.137-143.
- Jeong E. B.(2013), "Methodology for Estimating Safety Benefits of Advanced Driver Assistant Systems," *The Journal of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 12, no. 3, pp.65-77.
- Kawasaki Y., Seo T., Kusakabe T. and Asakura Y.(2017), "Fundamental Diagram Estimation Using GPS Trajectories of Probe Vehicles," *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Yokohama, Japan.
- Khan S. M., Dey K. C. and Chowdhury M.(2017), "Real-Time Traffic State Estimation with Connected Vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, no. 7, pp.1687-1699.
- Korea Ministry of Government Legislation(2017), *Article 30 of the Enforcement Rules of the Traffic Safety Act*.
- Lee T. Y., Yi K. S. and Lee J. W.(2011), "Development of Safety-index for Evaluations of Advanced Emergency Braking System," *Proceedings of The Korean Society of Automotive Engineers*, vol. 2011, no. 5, pp.1591-1596.
- Lv Y., Duan Y., Kang W., Li Z. and Wang F.(2015), "Traffic Flow Prediction with Big Data: a Deep Learning Approach," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 16, no. 2, pp.865-873.
- May A. D.(1990), *Traffic Flow Fundamentals*, Prentice Hall, pp.127-130.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport(2019), *Announcement No. 2019-1200*.
- Ministry of Land, Infrastructure and Transport, [http://www.molit.go.kr/USR/law/m\\_46/dtl.jsp?r\\_id=6323](http://www.molit.go.kr/USR/law/m_46/dtl.jsp?r_id=6323), 2019.10.01.
- Page Y., Hermitte T., Chauval C., Elslande P. V., Hill J., Kirk A. and Hautzinger H.(2009), "Reconsidering Accident Causation Analysis and Evaluating the Safety Benefits of Technologies: Final Results of the TRACE Project," *Proceedings of the 21st International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles(ESV)*, Paper No. 09-0148, Stuttgart, Germany.
- PLK(2017), *Development of Technology for Developing AEB System based on Monocular Camera*, KIAT(Korea Institute for Advancement of Technology).
- Seo T. and Kusakabe T.(2015), "Probe Vehicle-based Traffic State Estimation Method with Spacing Information and Conservation Law," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 59, pp.391-403.
- Seo T., Kusakabe T. and Asakura Y.(2015), "Estimation of Flow and Density Using Probe Vehicles with Spacing Measurement Equipment," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 53, pp.134-150.
- Seo T., Kusakabe T. and Asakura Y.(2015), "Traffic State Estimation with the Advanced Probe

Vehicles Using Data Assimilation,” *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Las Palmas, Spain.

Sugimoto Y. and Sauer C.(2005), “Effectiveness Estimation Method for Advanced Driver Assistance System and its Application to Collision Mitigation Brake System,” *Proceedings of 19th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles(ESV)*, Washington D.C., U.S., Paper No. 05-0148-O.

Tak S. H., Yu H. P. and Yeo H. S.(2017), “A Study on the Intersection Accident Defense Performance of Automatic Emergency Braking System Based on Major Accidents Scenarios,” *Proceedings of The Korea Institute of Intelligent Transport Systems*, vol. 2017, no. 10, pp.135-140.

TMS(Traffic Monitoring System)(2018), [http://www.road.re.kr/itms/itms\\_1.asp?pageNum=3&subNum=1](http://www.road.re.kr/itms/itms_1.asp?pageNum=3&subNum=1), 2019.10.01.

Zhao Y., Zheng J., Wong W., Wang X., Meng Y. and Liu H. X.(2019), “Various Methods for Queue Length and Traffic Volume Estimation Using Probe Vehicle Trajectories,” *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 107, pp.70-91.