

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제22권 제4호, 2017년 7월 (JBE Vol. 22, No. 4, July 2017)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2017.22.4.448>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

Optical Flow 기반 CCTV 영상에서의 차량 통행량 및 통행 속도 추정에 관한 연구

김 지 혜^{a)}, 신 도 경^{a)}, 김 재 경^{a)}, 권 철 희^{a)}, 변 혜 린^{b)†}

Optical Flow Based Vehicle Counting and Speed Estimation in CCTV Videos

Jihae Kim^{a)}, Dokyung Shin^{a)}, Jaekyung Kim^{a)}, Cheolhee Kwon^{a)}, and Hyeran Byun^{b)†}

요 약

본 논문에서는 교통관제용 CCTV로부터 촬영된 영상에서 교통 상황 분석을 위해 차량의 통행량 및 통행 속도를 획득하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 촬영된 영상에 역 투영 사상(IPM, Inverse Perspective Mapping) 방법을 이용하여 카메라 각도에 따른 시각적 관점에서 기인한 왜곡을 제거하고, 차선 검출 알고리즘을 통해 1) 차량 통행량, 2) 차량 통행 속도를 측정할 소정 영역을 획득한다. 소정 영역에 대하여 광류(Optical flow) 기반 모션 추정을 이용하여 차량 통행량 및 통행 속도를 획득한다. 본 논문에서 제안한 방법을 지역별 다양한 CCTV 영상인 총 106,993 프레임, 약 세 시간 길이의 영상에 적용하여 88.94%의 검출 성능을 얻을 수 있었다.

Abstract

This paper proposes a vehicle counting and speed estimation method for traffic situation analysis in road CCTV videos. The proposed method removes a distortion in the images using Inverse perspective Mapping, and obtains specific region for vehicle counting and speed estimation using lane detection algorithm. Then, we can obtain vehicle counting and speed estimation results from using optical flow at specific region. The proposed method achieves stable accuracy of 88.94% from several CCTV images by regional groups and it totally applied at 106,993 frames, about 3 hours video.

Keyword : Vehicle Counting, Vehicle Speed Estimation, Inverse Perspective Mapping, Optical Flow, Traffic Situation Analysis

a) LIG넥스원 항공연구소, Project 5팀(LIG Nex1 Avionics R&D Lab)

b) 연세대학교 컴퓨터과학과(Yonsei University, Dept. Computer Science)

† Corresponding Author : 변혜린(Hyeran Byun)

E-mail: hrbyun@yonsei.ac.kr

Tel: +82-2-2123-3876

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3082-3214>

※ 이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2016-0-00152, Deep Learning 기반의 보행자 안전 지원 스마트카 비전 기술의 개발).

· Manuscript received April 3, 2017; Revised July 7, 2017; Accepted July 7, 2017.

Copyright © 2017 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

1. 서 론

최근 10년 사이 지능형 교통 시스템(ITS, Intelligent Transportation System)에 대한 관심이 고조되었으며^{[1]-[3]}, 다양한 영상기술을 응용한 내비게이션 관련 기술 또한 활발히 연구되고 있다. 이러한 ITS 기술에서 교통 상황을 분석하는 것은 도로와 주행 차량에게 유용한 정보를 제공할 수 있다. 하지만 현재의 교통 상황 측정 관련 기술은 노면에 설치된 센서를 이용하여 구간속도를 측정하는 방법을 사용하고 있어 설치 및 관리 비용이 높으며 차량 자체의 속도가 아닌 구간속도를 제공하는 단점이 있다.

차량 통행량 및 통행 속도 정보는 교통 상황을 분석에 있어 핵심적인 지표가 될 수 있다^{[4],[5],[6],[7],[8]}. 이러한 정보들은 교통량이 집중되는 시간대의 교통 상황을 파악할 수 있고, 교통 상황에 관한 통계 또는 교통관제에 기초 정보로 사용될 수 있다. 교통관제에서의 활용 예로는 교통량을 바탕으로 신호등이 바뀌는 시기를 조절하는 것을 들 수 있다. 교통량에서도 일정 시간동안 통과하는 차량의 수를 측정하기 위해 직접 수동으로 지나가는 차량의 수를 세는 방법이 있다. 이 방법은 사람에 의한 수작업으로 진행되므로 정확도는 높을 수 있으나 인력과 시간이 많이 투입되어야 하는 문제점이 있다. 따라서 현대에는 도로에 설치된 카메라에서 제공하는 영상들을 지능형 교통 시스템에 광범위하게 이용하고 있다. 최근 지능형 교통 시스템에서는 교통 상황을 분석하기 위해 다양한 컴퓨터 비전 및 영상처리 알고리즘^{[4],[6],[9]}을 개발 및 적용하고 있다. 이 방법들을 통해 비디오 영상에서 차량 통행량 및 통행속도 추정을 자동화하여 수동으로 측정하는 방법보다 인력과 시간의 소비를 획기적으로 줄일 수 있다.

비디오 영상에서 차량 통행량을 측정하기 위해서는 차량을 검출하는 것이 가장 핵심적인 부분이다. 이것을 위한 연구들도 다양한 방법으로 진행되어왔다^{[4],[5]}. 예를 들면 광류(OF, Optical Flow)를 기반으로 한 방법, 프레임 간의 차이를 이용한 차영상(FD, Frame Difference), 그리고 배경제거(BS, Background Subtraction)와 같은 방법들이 있다. 차량 통행 속도를 측정하기 위한 방법으로는 직·간접적인 측정 방법, 모델-기반 측정 방법^[10]과 비전(Vision)기반 접근 방법^{[6],[7],[9],[11],[12]}이 있다.

본 논문에서는 교통 상황 분석을 위해 차량 통행량 및 통행 속도를 추정한다. 도로의 CCTV로부터 촬영된 영상에서 카메라 각도에 따른 시각적 관점에서 오는 왜곡을 제거하기 위해 역 투영 사상(IPM, Inverse Perspective Mapping)^[13] 방법을 이용하여 영상을 탑-뷰(Top-view) 형태로 변환한다. 탑-뷰 형태의 영상에 차선 검출 알고리즘을 적용하여 차량 통행량 및 통행속도를 측정할 소정의 영역을 획득한다. 소정의 영역에 대하여 광류를 이용하여 차량의 모션을 측정하는 방법을 제안한다. 그림 1은 본 논문이 제안하는 교통 상황 분석 방법의 전체 흐름을 보여준다. 각 요소기술에 대한 설명은 이하의 장에서 소개한다.

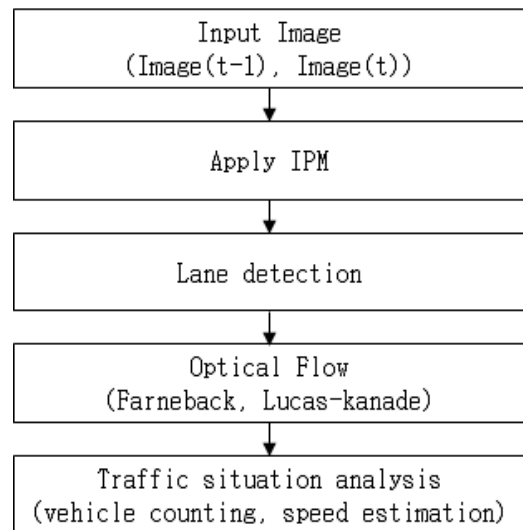


그림 1. 제안하는 방법의 흐름도

Fig. 1. The flow of the proposed method

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존에 연구되었던 차량 통행량 및 통행 속도 측정 방법에 대한 기존의 연구 내용들을 살펴보고, 3장에서는 IPM과 차량 통행량 및 통행 속도를 측정할 소정 영역을 획득하기 위한 차선 검출 알고리즘을 소개한다. 그리고 광류 기반 모션 추정을 이용하여 소정 영역에서의 차량 통행량 및 통행 속도 추정 방법을 제안한다. 4장에서는 제안하는 방법의 성능을 평가하고 실험 결과를 살펴보고, 마지막으로 5장에서는 본 논문에서 제안한 방법에 대한 결론을 내리고 향후 연구 방향으로 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

비디오 영상에서 교통 상황 분석을 위한 연구는 다양한 방법으로 시도되었다. 본 장에서는 교통 상황 분석을 위해 차량 통행량 추정 및 통행 속도 추정에 대해 다루며, 각 관련된 연구에 대해 이하의 절에서 소개한다.

1. 차량 통행량 추정

차량 통행량 추정을 위한 차량 검출 방법에는 노면에 설치되는 센서를 이용한 방법과 영상 분석을 이용한 방법이 있다. 영상 분석을 이용한 대표적인 방법으로는 차영상(FD, Frame Difference), 배경제거(BS, Background Subtraction), 광류(OF, Optical Flow)가 있다^{[4],[5],[14],[16]}.

차영상(FD, Frame Difference)을 이용한 방법^{[4],[5]}은 두 개의 인접한 프레임에서의 각 화소별 밝기 변화를 측정하여 움직임이 있는 영역을 추정하는 단순한 방법이다. 이 방법은 역동적인 모션이 존재하는 환경에서도 변화 검출이 용이한 장점이 있으나, 이동 물체와 배경의 색상이 비슷할 경우에는 물체와 배경을 구별하는 데에 정확성이 떨어진다는 단점이 있으며, 일시적 또는 장기간 정지한 물체에 대해서는 검출이 불가능하다.

배경제거(BS, Background Subtraction) 방법^{[14],[16]}은 움직이거나 멈춰있는 차량을 검출하는 데에 효율적인 방법이라고 알려져 있다. 물체는 처리될 영상과 배경 영상의 차이를 측정하여 검출된다. 배경제거 방법의 정확도는 배경 모델링(background modeling)을 통해 얻게 되는 배경영상의 질에 의존하게 된다. 따라서 배경 모델링 방법의 효율성은 조명 변화, 카메라의 가벼운 흔들림, 일정하지 않은 바람 등에 의한 세기 변화에 영향을 받는다는 단점이 있다. 기존의 차량 통행량 추정에 관한 연구에서는 배경제거 방법을 이용한 경우가 많았으나^{[14],[16]} 도로에 CCTV가 설치된 환경에서는 배경 모델링 방법의 효율성이 떨어지는 경향이 있다.

광류(OF, Optical Flow)를 기반으로 한 모션 측정 방법^{[15],[17]}은 픽셀수준의 세기 측정을 기반으로 하며 영상에 대한 사전 정보 없이 움직이는 물체를 검출할 수 있다. 이 방법은 카메라가 움직이는 경우에 대해서도 검출이 안정적인

모션 추출이 가능한 장점이 있으나 필요한 연산량이 많은 단점이 있다.

2. 차량 통행 속도 추정

차량 통행 속도를 측정하기 위해 차량의 모션을 검출하는 방법으로는 직접/간접 측정방법, 모델-기반 측정 방법, 비전-기반 측정 방법이 있다^{[6],[7],[9],[11],[12],[18]}.

직접적인 측정 방법으로는 차량의 센서들을 이용하는 것이다. 예를 들어 Inertial Navigation System(INS) 센서나 바퀴 속도 센서(wheel speed sensor)가 있다. 이러한 센서들을 통해 얻은 정보의 간단한 연산을 통해 차량의 통행 속도를 얻을 수 있다. 이러한 방법의 장점으로는 간단한 연산을 이용하여 빠른 시간의 성능을 보일 수 있지만, 이 센서들의 소음과 센서 자체의 속도가 느릴 수 있다는 점과 데이터 수집이 용이하지 않은 단점이 있다.

간접적인 측정 방법의 예로는 height-precision GPS 장치를 이용한 방법이 있다. 이러한 방법은 다소 높은 정확도를 보여주고 있으나 단점으로는 장치의 가격이 매우 비싸고 GPS를 이용하는 특성상 나무, 높은 빌딩과 같은 장애물이 있는 경우에는 오류율이 높아진다는 점이 있다.

모델-기반 측정 방법^[18]은 kinematic 또는 dynamics model을 사용하여 차량의 모션을 측정하는 방법이다. 이 방법은 결과의 정확도에 모델이 직접적인 영향을 준다는 것이 단점이다. 모델의 파라미터 값이 잘못되면 측정 오류율도 함께 커지게 될 것이다.

위와 같은 방법들의 단점을 보완하기 위해 최근에는 차량의 모션을 측정하는 비전-기반 접근 방법^{[6],[7],[9],[11],[12]}을 사용하고 있다. [7],[11]에서는 광류를 이용하여 움직이는 물체의 속도를 측정한다. [12]에서는 광류 방법 중 Lucas-Kanade 방식과 Horn-Schunck 방식을 비교하여 속도를 측정하였다.

III. CCTV 영상 기반 교통 상황 분석

본 장에서는 도로 주변에 설치된 CCTV 영상을 분석하여 교통량과 주행속도를 추정하는 방법에 대하여 소개한다. 본 논문에서 제안하는 CCTV 영상에서 교통량을 분석하는

과정은 크게 1) 역 투영 사상(IPM, Inverse Perspective Mapping) 적용, 2) 차선 검출 알고리즘을 통한 소정 영역 획득, 3) 광류(OF, Optical Flow)기반 모션 추출, 4) 교통량 판단의 4단계 구조로 구성된다. 본 논문에서는 카메라의 화각에 따른 시각적 관점의 왜곡(perspective distortion)을 제거하기 위해 IPM을 이용하여 교통량을 판단할 소정영역을 탑-뷰 영상으로 변환하여 사용하였고, 차량의 모션을 측정할 소정영역을 획득하기 위해 차선 검출 알고리즘을 사용하였다. 그리고 광류기반 모션 측정 방법을 이용하여 차량의 모션을 측정하여 교통량을 판단하였다. 그 과정에 대하여 간략히 설명하자면, 먼저 사용자로부터 IPM을 적용할 소정의 영역을 입력받아 IPM을 적용한 탑-뷰 영상에 차선 검출 알고리즘을 적용한다. 검출된 차선을 이용하여 각 차선별로 교통량을 측정할 소정의 영역을 획득한다. 획득한 소정 영역에서 광류를 이용하여 차량의 모션을 측정한다. 이를 통해 획득한 차량의 통행량 및 통행 속도 정보를 이용하여 교통량을 판단하게 된다.

1. 역 투영 사상(IPM, Inverse Perspective Mapping)

일반적인 정지영상과 마찬가지로 도로에 설치된 CCTV 카메라에서 획득한 영상의 차선은 중앙부의 소실점을 향하여 모이는 형태로 촬영된다. 이는 카메라 렌즈의 화각에 비례한 원근법에 의한 자연스러운 현상이다. 따라서 차량의 모션을 정확히 인식하기 위해서는 이러한 왜곡을 제거하는 것이 필수적이다. 본 절에서는 역 투영 사상(IPM, Inverse Perspective Mapping)^[13]을 이용한 탑-뷰 영상 생성 방법에 대하여 설명한다.

실제 차선의 파라미터 값은 실세계 좌표계에 대한 절대 값이다. 따라서 이는 차선의 특징들이 포함된 2차원 영상이며, 이를 3차원 실세계 좌표계로 표현된 영상으로 변환했을 때 각 차선별 차량의 모션에 대한 분석이 가능하게 된다.^[19]는 역 투영 사상을 이용하여 원근 효과가 제거된 조감도 영상을 생성하는 방법을 제안하였다. 제안하는 조감도 영상을 얻기 위해서는 입력 영상의 각 픽셀들을 조감도 영상이라는 새로운 2차원 평면으로 리샘플링(resampling)하는 작업이 필요하다. 이를 위해 다음과 같은 2개의 유클리디언(Euclidean) 공간을 정의하였다.

$$\begin{aligned} W = (x, y, z) \in E^3 & : \text{3차원 실세계 좌표계,} \\ I = (u, v) \in E^2 & : \text{2차원 영상 좌표계.} \end{aligned} \quad (1)$$

실세계 좌표계에서의 카메라 위치(l, d, h), 수평화각($\bar{\gamma}$)과 수직 화각($\bar{\theta}$), 조리개의 각도(2α), 그리고 해상도 정보($n \times n$)를 이용하여 아래의 식 (2)의 과정을 수행함으로써 2차원 영상 좌표계인 I 를 3차원 영상 좌표계 W 로 맵핑하여 조감도 영상을 생성할 수 있다.

$$\begin{aligned} x(u, v) &= \frac{h}{\tan[(\bar{\theta} - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1}]} \times \cos[(\bar{\gamma} - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1}] + l, \\ y(u, v) &= \frac{h}{\tan[(\bar{\theta} - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1}]} \times \sin[(\bar{\gamma} - \alpha) + u \frac{2\alpha}{n-1}] + d, \\ z &= 0. \end{aligned} \quad (2)$$



(a) Input image



(b) Vanishing point detection



(c) Result of IPM

그림 2. 역 투영 사상 과정 및 결과의 예
Fig. 2. Examples of applying IPM

그림 2는 차량 상단에 탑재된 카메라에서 촬영한 입력영상에서 IPM을 적용한 결과의 예를 보여준다. 입력영상에서 도로에 해당하는 영역을 추출하기 위해, 차선이 모이게 되는 소실점을 검출하여 소실점 기준 하단 영역에 대하여 IPM을 적용하였다.

2. 차선 검출 알고리즘

본 절에서는 IPM이 적용된 탑-뷰 영상에서 차선의 수량과 위치를 인식하여 차량 통행량 및 통행 속도를 측정할 소정 영역을 획득하는 방법을 소개한다.

본 연구에서는 기존의 차선 검출 알고리즘^{[13],[20]}을 기반으로 그림 3과 같은 시스템을 구축하였다. 입력 영상은 그림 3(a)와 같이 3.1절에서의 IPM이 적용된 탑-뷰 영상을 사용하였다. 변환된 탑-뷰 영상에서 차선의 후보가 되는 흰 페인트를 추출하고 그 중 수직선을 기반으로 차선을 검출한다. 차선은 좁고, 도로면보다 밝다는 특성이 있으므로 주변부에 비해 밝은 영역만 남기는 탑-햇(top-hat) 필터를 흑백영상에 적용한 뒤 임계값을 기준으로 이진화한다. 이진화된 영상은 그림 3(b)와 같으며, 수직성분만 추출하기 용

이하도록 그림 3(c)와 같이 외곽선만 남긴다. 외곽선^[21] 영상에 수평모양의 구조요소(structuring element)로 침식연산, 팽창연산을 이용하여 수직선을 추출하였다. 추출된 수직선이 포함된 영상은 그림 3(d)와 같다.

이 영상에서 영상의 열(column)별로 이진 값들의 개수를 열 히스토그램으로 쌓고, 생성된 열 히스토그램을 5픽셀 단위로 양자화 하여 획득한 빈(bin)의 위치를 차선의 위치로 한다. 획득한 빈의 위치는 그림 3(e)와 같고 탑-뷰에 덧그린 결과는 그림 3(f)와 같다. 검출한 차선의 수량과 위치를 바탕으로 도로의 중앙 기준 가로길이는 차선 너비의 2/3, 세로길이는 20픽셀인 소정영역을 획득하였다. 획득한 차량 통행량 및 통행 속도를 측정할 소정 영역은 그림 3(g)와 같다.

탑-뷰 영상으로 변환하였음에도 불구하고 차선들이 정확히 수직으로 퍼지지 않고 기울어져 있을 경우 한 차선의 히스토그램이 두 개의 빈에 걸쳐서 나타나는 문제가 발생한다. 식 (3)과 같이 연속한 $n-1$ 번째, n 번째 빈의 차이가 표준편차(σ_L)의 0.6배 보다 작은 경우, 같은 차선에 해당하는 수직선이라고 판단할 수 있으므로 이를 이용하여 해결하였다.

$$L_n - L_{n-1} < \sigma_L \times 0.6. \quad (3)$$

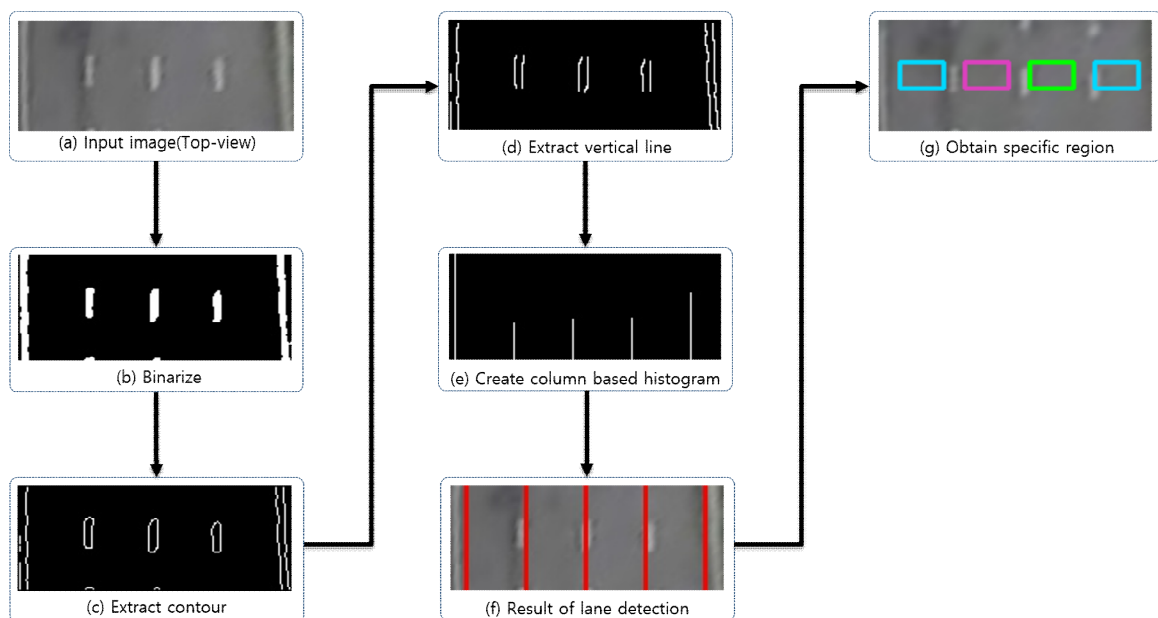


그림 3. 차선 검출 알고리즘의 흐름
Fig. 3 Flow of lane detection algorithm

3. 차량 통행량 추정

본 절에서는 도로의 CCTV에서 촬영된 영상에서 차량 통행량 추정 방법에 대하여 소개한다. 제안하는 통행량 추정 방법은 IPM 방법이 적용된 영상에서 차량의 모션을 이용한 방법이다. 본 연구에서는 영상에서 모션을 추정하는 다양한 방법 중 Farneback 방식의 고밀도 광류(dense optical flow)를 사용하였다.

제안하는 통행량 추정 방법을 설명하기에 앞서 본 논문에서 차량의 모션을 추정하기 위해 사용한 고밀도 광류에 대해 소개한다. 먼저 광류란 이미지에서 밝기 패턴이 어떻게 이동하였는지를 나타내는 분포로, 이를 통해 지역적으로 물체들의 이동 정보를 얻을 수 있다. 광류는 크게 저밀도 광류(sparse optical flow), 고밀도 광류(dense optical flow)로 나눌 수 있다.

저밀도 광류의 예로는 Lucas-kanade 방식이 있으며, 이는 특징점에 대하여 모션을 측정하는 방법이지만 고밀도 광류는 보다 조밀하게 모든 픽셀에 대하여 모션을 측정하는 방법이다. 따라서 고밀도 광류의 계산량이 더 많아 시간이 더 소비되지만 더욱 정확하게 모션을 측정할 수 있다는 장점

이 있다. 본 절에서는 차량 통행량 추정을 위해 고밀도 광류 중 Farneback 방식을 사용하였다.

Farneback 방식의 광류는 고정 크기의 영상 블록에서 발생한 모션의 방향과 크기를 추정한다. 그림 4와 같이 모션을 측정할 픽셀은 일정 크기의 step 마다 그리드 형식으로 지정하였다. 본 연구에서는 3.2절의 차선 검출 알고리즘을 통해 획득한 소정의 영역을 차량 통과지역으로 설정하여, 그 영역 내에 발생하는 모션 측정을 통해 차량의 통과 대수를 측정하였다.

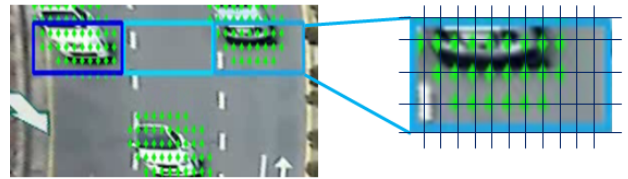


그림 4. 모션을 측정할 영역 획득의 예
Fig. 4. Example of motion measuring region counting

그림 5에서는 차량 통행량 추정 방법에 대한 흐름을 나타낸다. 각 차선별 차량 통행량을 측정하는 방법은 3.2절의 차선 검출 알고리즘을 통해 획득한 각 차선별 교통량 측정구

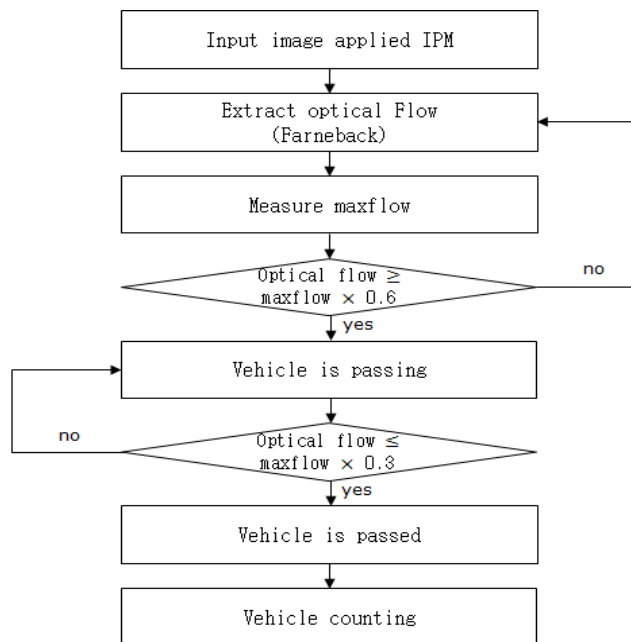


그림 5 차량 통행량 추정 흐름도
Fig. 5 The flow of vehicle counting

간에서 차량이 지나가는 동안 발생한 모션 정보를 이용한다. 획득한 영역에 발생할 수 있는 최대 모션의 개수(maxflow)는 식 (4)와 같이 표현된다.

$$\text{maxflow} = (w/\text{step}) * (h/\text{step}), \quad (4)$$

$$\text{thr}_S = \text{maxflow} * 0.6, \quad (5)$$

$$\text{thr}_E = \text{maxflow} * 0.3, \quad (6)$$

여기서, w 는 획득한 영역의 너비, h 는 획득한 영역의 높이이며 step 은 모션을 추출할 픽셀의 간격을 나타낸다. w 와 h 를 step 으로 나눈 값은 각각 획득한 영역에서 추출할 픽셀의 행과 열을 나타내므로 이를 곱하여 최대 모션의 개수를 계산할 수 있다. 본 연구에서 step 의 값은 4로 지정하여 실험하였다.

획득한 영역에서 차량이 지나가고 있는지의 유무를 알기 위해 그 지표를 나타내는 임계값을 정의하였다. 차가 지나가고 있다고 판단할 수 있는 시작 임계값(thr_S)과 차가 지나가는 것을 멈추었다고 판단할 수 있는 종료 임계값(thr_E)은 식 (5), (6)과 같이 표현된다. 획득한 영역에 발생하는 모션의 개수가 시작 임계값 이상이면 차량이 지나가기 시작했다고 판단하고, 획득한 영역에 발생하는 모션의 개수가 종료 임계값 이하면 차량이 완전히 지나갔다고 판단하여 차량의 대수를 측정한다. 위 방식을 통하여 차량 통행량을 계산할 수 있다.

4. 차량 속도 추정

본 절에서는 도로의 CCTV에서 촬영된 영상에서 차량의 통행 속도 추정 방법에 대하여 소개한다. 역 투영 사상 방법이 적용된 소정의 영역에서 Lucas-Kanade 방식의 광류를 사용하였다.

앞선 3.2절에서의 방법과는 달리 차량 속도를 추정하기 위해서 저밀도 광류의 Lucas-Kanade 방식을 사용하였다. 저밀도 광류이기 때문에 코너와 같은 두드러진 속성을 가진 특징점에서 모션의 방향과 크기를 측정한다. 이를 이용하여 본 연구에서는 차량의 모션 방향과 크기를 측정하였고, 통행 속도 측정을 위해 모션의 크기를 이용하였다.

각 차량별 속도를 측정하는 방법은 3.2절의 차선 검출 알

고리즘을 통해 획득한 각 차선별 교통량 측정 구간에서 차량이 지나가는 동안 발생한 모션들의 크기를 이용한다. 차량의 모션은 Lucas-Kanade 방식을 이용하여 플로우의 형태로 나타나게 되는데, 본 연구에서는 한 차량에 대하여 표현된 플로우들의 평균 크기 값을 이용하였다.

속도를 계산하기 위해서 고속도로에서 차선의 점선 길이가 각 고속도로의 유형별로 규정되어 있는 것을 이용하였다. 규정된 차선의 점선 길이를 이용하여 픽셀단위의 평균 플로우의 크기를 계산하기 위해 차선의 점선 길이와 평균 플로우의 크기의 비율 관계를 이용하였다. 여기에서 도로 면에서 차선의 점선 길이는 각 도로의 유형별로 규정되어 있다는 특성을 이용하였다. 예를 들어 고속도로에서 차선의 점선 길이(d_R)는 1000cm(10m)로 규정되어있다. 그 과정은 식 (7)로 표현된다.

$$f_R = \frac{f_P \times d_R}{d_P}, \quad (7)$$

여기서, f_P 는 픽셀단위의 평균 플로우 크기 값, f_R 은 평균 플로우 크기 값을 실제 거리단위로 계산하였을 때의 값, d_P 는 픽셀단위의 차선의 점선 길이를 나타낸다. 즉 이들의 관계를 비례식으로 나타내면 식 (7)과 같이 실제 거리단위의 평균 플로우 크기 값을 계산할 수 있다.

차량의 통행 속도를 측정하는 방법은 식 (8)로 표현된다.

$$\text{speed} = f_R \times \text{FPS} \times C, \quad (8)$$

여기서, f_R 은 식 (7)을 통해 구한 실제 거리단위의 평균 플로우 크기 값, FPS는 초당프레임 수이며 C 는 속도의 단위를 km/h로 나타내기 위한 상수이다. 즉 식 (8)은 속도를 시간과 거리에 대해 나타낸 식을 의미하므로 이를 이용하여 차량의 실제 통행 속도를 계산할 수 있다.

IV. 실험 결과 및 평가

1. 테스트 셋

제안하는 교통량 분석 방법의 성능 평가를 위해 공개된 고속도로 CCTV 영상을 사용하였다. 본 논문의 성능 평가

를 위해 사용한 테스트 셋은 도로 중간의 철탑에 설치된 카메라로 촬영되었다.

표 1은 실험을 위해 구성한 테스트 셋을 보여주고 있다. 테스트 셋 영상은 2차선, 3차선, 4차선 영상으로 구성되어 있다. 각 지역별로 주간영상(Day)과 야간영상(Night)을 모두 포함하여 총 16개의 영상에 대하여 실험을 진행하였다. 제공받은 영상을 프레임단위로 저장하여 사용하였고, 총 106,993 프레임에 대하여 실험을 진행하였다. 표 2에서는 구성된 16개 영상의 테스트 셋에 대한 예시를 보여주고 있다.

















표 1. 실험을 위한 테스트 셋 구성

Table 1. Test set composition for experiment

| CCTV | Day | Night | total |
|-----------|--------|--------|---------|
| Busan | 7,000 | 6,218 | 13,218 |
| Goyang | 7,000 | 7,000 | 14,000 |
| Gimpo1 | 7,000 | 7,000 | 14,000 |
| Gimpo2 | 5,575 | 6,787 | 12,362 |
| Yangsan | 7,000 | 7,000 | 14,000 |
| Ceongdo | 7,000 | 7,000 | 14,000 |
| Suseong | 5,873 | 5,813 | 11,686 |
| Namyangju | 6,727 | 7,000 | 13,727 |
| total | 53,175 | 53,818 | 106,993 |

표 2. 성능 평가를 위한 테스트 셋 구성

Table 2. Composition of testset for evaluation

| # lane | CCTV | | | |
|--------|--|---|--|--|
| 4 |  Busan_D |  Busan_N |  Goyang_D |  Goyang_N |
| 3 |  Gimpo1_D |  Gimpo2_D |  Yangsan_D | |
| |  Gimpo1_N |  Gimpo2_N |  Yangsan_N | |
| 2 |  Ceongdo_D |  Suseong_D |  Namyangju_D | |
| |  Ceongdo_N |  Suseong_N |  Namyangju_N | |

2. 성능 측정 방법

본 논문에서는 교통 상황 분석을 위해 차량 통행량과 통행 속도 추정에 대한 성능을 측정하였다. 먼저 차량 통행량에 대한 성능을 측정하기 위해 각 차선별 차량 통행량의 ground truth값과 제안하는 방법을 이용해 얻은 값의 차이를 통해 정확도를 측정하였다. 이를 식 (9)와 식 (10)에서 나타내고 있다.

$$Absolute\ Error(AE) = |G - C|, \quad (9)$$

$$Accuracy = 1 - \frac{AE}{G}. \quad (10)$$

여기서, G는 통행 차량 수의 ground truth 값을, C는 제안하는 방법을 이용해 얻은 통행 차량 수를 나타낸다. 식 (9)를 통해 구한 AE값을 이용하여 식 (10)과 같이 정확도를 계산하였다. 차량 통행 속도에 대하여는 각 차선별 평균 속도를 측정하였다.

3. 실험 결과

차량 통행량 및 속도 추정에 대한 성능평가 결과에 대하여 표 3부터 표 5까지 ground truth(G), experimental result(C), 정확도, 평균속도를 이용하여 나타내고 있다. 표 3에서는 4차선 영상들의 성능측정 결과를 나타내고 있으며,

표 4와 표 5는 각각 3차선, 2차선에 대하여 같은 형식으로 나타내고 있다. 그림 6에서는 표 3에서 표 5까지의 내용을 그래프로 표현하여 보여주고 있다. 각 지역별로 왼쪽 막대 그래프는 ground truth(G), 오른쪽 막대 그래프는 experimental result(C), 그리고 꺾은 선 그래프는 정확도를 나타내고 있다. 총 16개의 영상에 대하여 평균 88.94%의 안정적인 정확도의 성능을 보이고 있다.

표 6에서는 주간영상과 야간영상에서의 차량 통행량에 대한 정확도를 평균 정확도 값으로 나타내었다. 주간영상의 경우에는 평균 90.55%, 야간영상의 경우에는 87.32%의 정확도를 보인다. 야간영상에서는 차량의 헤드라이트 부분도 차량의 모션으로 인식하기 때문에 주간영상 보다 정확도가 낮아지는 것을 확인할 수 있다.

그림 7에서는 차량 통행량에 대한 기존 연구에서 가장 많이 사용된 배경제거(background subtraction)방법^[14], 광류(optical flow)에서 Lucas-kanade 방식을 사용한 방법과 제안하는 방법의 실험 결과를 비교하고 있다. 막대 그래프에서 가장 왼쪽 막대 그래프는 배경제거 방법, 가운데 막대 그래프는 광류 방법, 가장 오른쪽 막대 그래프는 제안하는 방법을 이용하였을 때의 정확도를 나타내고 있으며, 각각 평균 56.94%, 평균 63.57%, 평균 88.94%의 정확도를 확인할 수 있었다. 배경제거 방법은 조명변화에 약하기 때문에 특히 야간 영상에서 제안하는 방법을 이용하였을 때 더 높은 정확도를 확인하였다. Gimpo2 지역의 야간영상에서는

표 3. 4차선 영상 실험결과

Table 3. Experiment result of 4 lanes of video

| CCTV | | | Lane 1 | Lane 2 | Lane 3 | Lane 4 | total |
|--------|---|---------------------|--------|--------|--------|--------|-------|
| Busan | D | ground truth | 67 | 114 | 157 | 111 | 449 |
| | | experimental result | 74 | 122 | 165 | 108 | 469 |
| | | accuracy(%) | 89.55 | 92.98 | 94.90 | 97.30 | 93.68 |
| | | average speed(km/h) | 82 | 84 | 78 | 77 | 80.25 |
| | N | ground truth | 39 | 87 | 112 | 85 | 323 |
| | | experimental result | 43 | 97 | 125 | 90 | 355 |
| | | accuracy(%) | 89.74 | 88.51 | 88.39 | 94.12 | 90.19 |
| | | average speed(km/h) | 62 | 76 | 72 | 68 | 69.5 |
| Goyang | D | ground truth | 51 | 82 | 88 | 74 | 295 |
| | | experimental result | 51 | 81 | 98 | 73 | 303 |
| | | accuracy(%) | 100.00 | 98.78 | 88.64 | 98.65 | 96.52 |
| | | average speed(km/h) | 73 | 73 | 73 | 71 | 72.5 |
| | N | ground truth | 25 | 32 | 41 | 23 | 121 |
| | | experimental result | 28 | 37 | 41 | 23 | 129 |
| | | accuracy(%) | 88.00 | 84.38 | 100.00 | 100.00 | 93.09 |
| | | average speed(km/h) | 61 | 58 | 55 | 52 | 56.5 |

표 4. 3차선 영상 실험결과

Table 4. Experiment result of 3 lanes of video

| CCTV | | | Lane 1 | Lane 2 | Lane 3 | total |
|---------|---|---------------------|--------|--------|--------|-------|
| Gimpo1 | D | ground truth | 23 | 30 | 18 | 71 |
| | | experimental result | 21 | 28 | 19 | 68 |
| | | accuracy(%) | 91.30 | 93.33 | 94.44 | 93.03 |
| | | average speed(km/h) | 70 | 56 | 50 | 58.67 |
| | N | ground truth | 18 | 26 | 15 | 59 |
| | | experimental result | 19 | 28 | 17 | 64 |
| | | accuracy(%) | 94.44 | 92.31 | 86.67 | 91.14 |
| | | average speed(km/h) | 62 | 47 | 39 | 49.33 |
| Gimpo2 | D | ground truth | 21 | 31 | 34 | 86 |
| | | experimental result | 18 | 29 | 33 | 80 |
| | | accuracy(%) | 85.71 | 93.55 | 97.06 | 92.11 |
| | | average speed(km/h) | 89 | 81 | 64 | 78 |
| | N | ground truth | 27 | 29 | 33 | 89 |
| | | experimental result | 27 | 30 | 35 | 92 |
| | | accuracy(%) | 85.71 | 96.55 | 93.94 | 92.07 |
| | | average speed(km/h) | 64 | 62 | 57 | 61 |
| Yangsan | D | ground truth | 83 | 90 | 46 | 219 |
| | | experimental result | 81 | 89 | 46 | 216 |
| | | accuracy(%) | 97.59 | 98.89 | 100.00 | 98.83 |
| | | average speed(km/h) | 91 | 81 | 82 | 84.67 |
| | N | ground truth | 34 | 48 | 18 | 100 |
| | | experimental result | 34 | 47 | 18 | 99 |
| | | accuracy(%) | 100.00 | 97.92 | 100.00 | 99.31 |
| | | average speed(km/h) | 66 | 73 | 78 | 72.33 |

표 5. 2차선 영상 실험결과

Table 5. Experiment result of 2 lanes of video

| CCTV | | | Lane 1 | Lane 2 | total |
|-----------|---|---------------------|--------|--------|--------|
| Ceongdo | D | ground truth | 55 | 72 | 127 |
| | | experimental result | 54 | 74 | 128 |
| | | accuracy(%) | 98.18 | 97.22 | 97.70 |
| | | average speed(km/h) | 50 | 49 | 49.50 |
| | N | ground truth | 46 | 57 | 103 |
| | | experimental result | 46 | 57 | 103 |
| | | accuracy(%) | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| | | average speed(km/h) | 50 | 48 | 49 |
| Suseong | D | ground truth | 18 | 36 | 54 |
| | | experimental result | 18 | 38 | 56 |
| | | accuracy(%) | 100.00 | 94.44 | 97.22 |
| | | average speed(km/h) | 61 | 68 | 64.50 |
| | N | ground truth | 15 | 28 | 43 |
| | | experimental result | 18 | 29 | 47 |
| | | accuracy(%) | 80 | 96.43 | 88.21 |
| | | average speed(km/h) | 78 | 65 | 71.50 |
| Namyangju | D | ground truth | 47 | 35 | 82 |
| | | experimental result | 46 | 35 | 81 |
| | | accuracy(%) | 97.87 | 100.00 | 98.94 |
| | | average speed(km/h) | 89 | 76 | 82.50 |
| | N | ground truth | 34 | 43 | 77 |
| | | experimental result | 35 | 43 | 78 |
| | | accuracy(%) | 97.06 | 100.00 | 98.53 |
| | | average speed(km/h) | 83 | 66 | 74.50 |

표 6. 주간영상과 야간영상에서의 차량 통행량 정확도

Table 6. Accuracy of vehicle counting on day and night video

| | Accuracy(%) |
|-------|-------------|
| Day | 90.55 |
| Night | 87.32 |
| total | 88.94 |

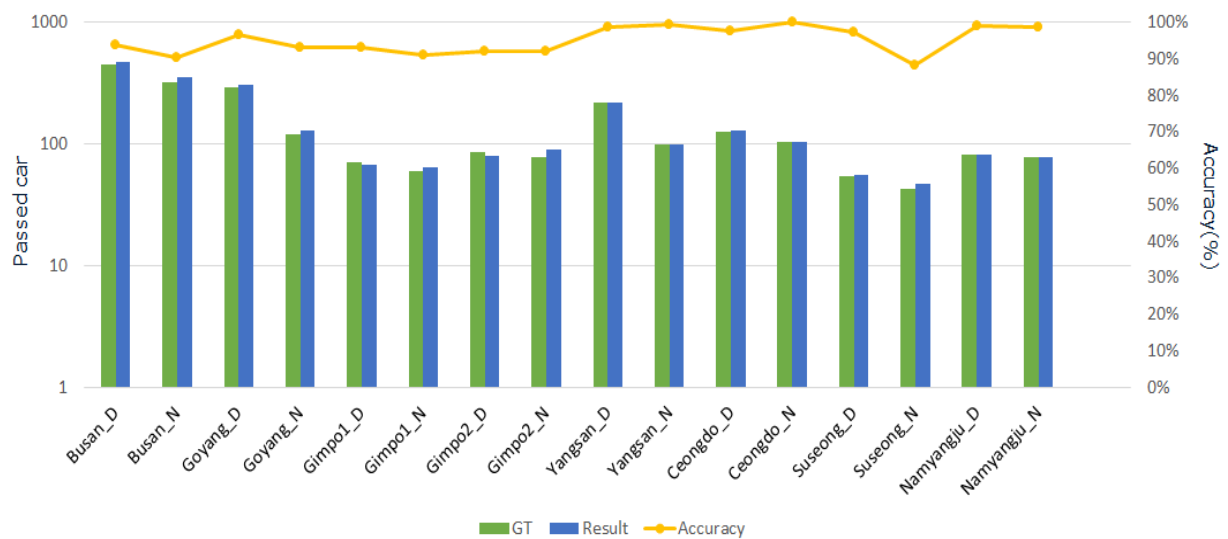


그림 6. 차량 통행량 추정 실험 결과

Fig. 6. Result of vehicle counting experiment

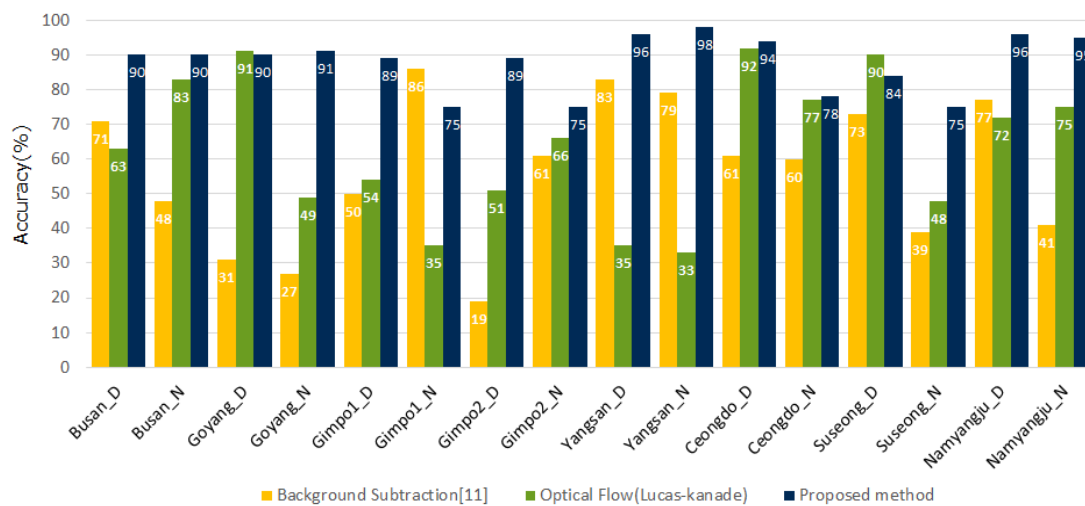


그림 7. 차량 통행량 추정 비교실험 결과

Fig. 7. Result of vehicle counting with comparative experiment

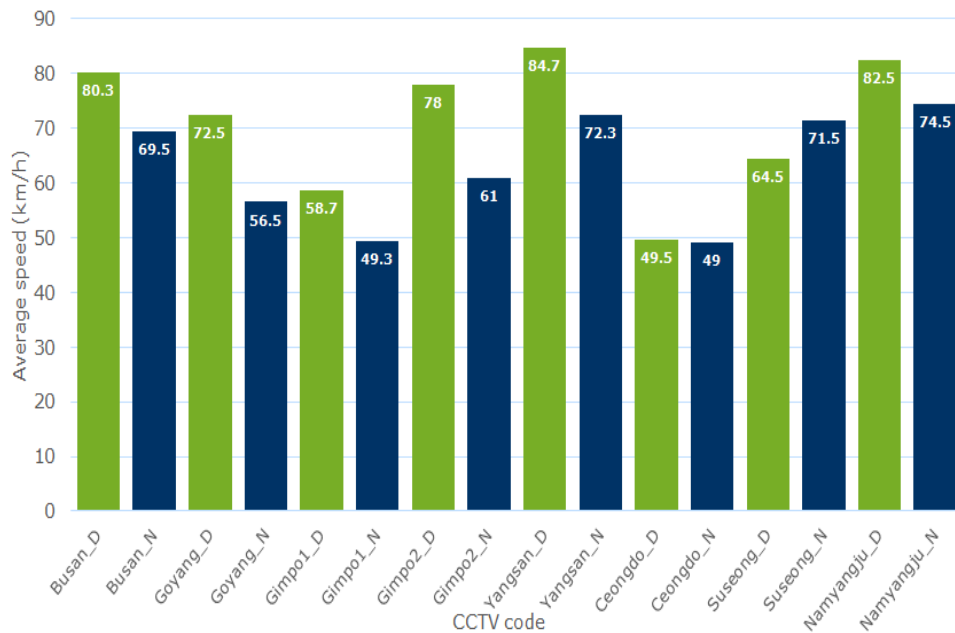


그림 8. 차량 속도 추정 실험 결과
Fig. 8. Result of vehicle speed estimation

배경제거 방법에서 더 높은 정확도를 보이고 있다. 그 이유는 이 영상에서 화물 차량과 같은 큰 크기의 차량이 많아 광류가 다른 차선까지의 영역에서도 발생되었기 때문이다. 따라서 차량 한 대를 블롭화하여 인식하는 배경제거 방법이 이 영상에 대해서는 더 높은 정확도를 보였다. 광류에서 제안하는 방법인 Farneback 방식을 이용하였을 때는 소정 영역에서 발생하는 광류의 비율을 통해 차량의 통행량을 추정한 반면, Lucas-kanade 방식은 특징점에서만 광류가 발생하므로 전체 소정영역에 대하여 발생하는 광류의 비율을 알 수 없다. 따라서 소정영역에서 발생하는 광류의 임계값을 통해 차량 통행량을 추정하며 그 임계값은 영상의 상태에 크게 의존하게 된다. 따라서 Farneback 방식을 이용하였을 때 더욱 안정적인 정확도를 확인할 수 있다.

그림 8에서는 차량 통행 속도 추정의 실험 결과를 보이고 있다. 본 연구에서는 각 차선별 평균 통행 속도를 측정하였으며, 그림에서는 영상별 평균 통행 속도를 나타내고 있다. 대부분 같은 지역의 야간영상에서의 평균 통행 속도가 주간영상에서의 평균 통행 속도보다 낮은 것을 확인할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 도로의 CCTV로부터 촬영된 영상에서의 교통 상황 분석을 위해 차량의 통행량 및 통행 속도를 획득하는 방법을 제안하고 실험을 통하여 그 효과를 검증하였다. 카메라 각도에 따른 시각적 관점에서 오는 왜곡을 제거하기 위해 역 투영 사상 변환(IPM, Inverse Perspective Mapping)을 이용하였고, 차량 통행량 및 통행 속도를 측정할 소정 영역을 획득하기 위해 차선 검출 알고리즘을 이용하였다. 그리고 소정 영역에서의 차량 통행량 및 통행 속도를 획득하기 위해 광류 기반 모션 추정을 이용하였다.

카메라의 시점이 차량과 가깝고, 설치 환경이 양호하며 주간 영상에 대해서만 정확한 차량 통행량 추정이 가능했던 기존의 연구에서 가장 많이 사용한 배경제거 방법과는 달리, 시점이 조금 먼 첩탑에서 찍은 CCTV 영상과 주간 및 야간 영상 모두에 실험하여 높고 안정적인 성능을 얻을 수 있었다. 향후 연구로는 차량이 많아 정체현상이 있는 영상에 대하여 추가적인 연구를 진행하고자 한다. 차량과 같은 장애물로 인한 차선 검출 알고리즘의 오류율을 낮추고,

정체현상으로 인해 차량의 모션이 매우 작게 나타나는 경우에서의 차량 통행량 추정의 정확도를 높이는 것이다.

참 고 문 헌 (References)

- [1] EunJu Lee, Jae-Yeal Nam, ByoungChul Ko, "Speed-limit Sign Recognition Using Convolutional Neural Network Based on Random Forest", The Korean Institute of Broadcast and Media Engineers, pp.938-949, 2015.
- [2] Kum, Chang-Hoon, Cho, Dong-Chan, Kim, Whoi-Yul, "Development of Lane Detection System using Surrounding View Image of Vehicle", The Korean Institute of Broadcast and Media Engineers, pp.331-334, 2013.
- [3] Hyung-Sub Kang, Dong-Chan Cho and Whoi-Yul Kim, "Passing Vehicle Detection using Local Binary Pattern Histogram", The Korean Institute of Broadcast and Media Engineers, pp.261-264, 2010.
- [4] A. Tourani and A. Shahbahrami, "Vehicle Counting Method Based on Digital Image Processing Algorithms," IEEE Transactions on International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, pp. 1-6, 2015.
- [5] Y. Xia, X. Shi, G. Song, Q. Geng and Y. Liu, "Towards improving quality of video-based vehicle counting method for traffic flow estimation," Signal Processing, pp. 672-681, 2016.
- [6] X. Qimin, L. Xu, W. Mingming, L. Bin and S. Xianghui, "A Methodology of Vehicle Speed Estimation Based on Optical Flow," IEEE International Conference on Service Operations and Logistics and Informatics, pp. 33-37, 2014.
- [7] J. Lan, J. Li, G. Hu, B. Ran, L. Wang, "Vehicle speed measurement based on gray constraint optical flow algorithm," International Journal of Light and Eletron Optics, pp. 289-295, 2014.
- [8] M.S. Shirazi and B. Morris, "A Typical Video-based Framework for Counting, Behavior and Safety Analysis at Intersections," IEEE Transactions on Intelligent Vehicles Symposium, pp. 1264-1269, 2015.
- [9] S.C. Diamantas and P. Dasgupta, "Active Vision Speed Estimation from Optical Flow," Towardss Autonomous Robotic Systems, pp. 173-184, 2014.
- [10] X. Yu, X. Gao, "Review of Vehicle State Estimation Problem under Driving Situation," Chinese Journal of Mechanical Engineering, pp. 20-33, 2009.
- [11] D.C. Luvizon, B.T. Nassu and R. Minetto, "Vehicle speed estimation by license plate detection and tracking," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 6563-6567, 2014.
- [12] E. Patel and D. Shukla, "Comparison of Optical Flow Algorithms for Speed Determination of Moving Objects," International Journal of Computer Applications, Vol. 63, No. 5, pp. 32-37, 2013.
- [13] D. Ding, J.S. Yoo, J.K. Jung and S. Kwon, "An Urban Lane Detection Method Based on Inverse Perspective Mapping," NGCIT, Advanced Science and Technology Letters, vol. 63 pp.53-58, 2014.
- [14] S. Aslani and H. Mahdavi-Nasab, "Optical Flow Based Moving Object Detection and Tracking for Traffic Surveillance," International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering, Vol. 7, No. 9, pp. 1252-1256, 2013.
- [15] A. Glowacz, Z. Mikrut and P. Pawlik, "Video Detection Algorithm Using an Optical Flow Calculation Method," Multimedia Communications, Services and Security, Vol. 287, pp. 118-129, 2012.
- [16] H.Y. Cheng and S.H. Hsu, "Intelligent Highway Traffic Surveillance With Self-Diagnosis Abilities," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 12, No. 4, pp. 1462-1472, 2011.
- [17] M. Mizushima, Y. Taniquchi, G. hasegawa, H. Nakano and M. Matsuoka, "Counting Pedestrians Passing through a Line in Video Sequences based on Optical Flow Extraction", Recent Advances in Circuits, Systems and Automatic Control, pp. 129-136, 2013.
- [18] K. Jo, K. Chu, K. Lee, M. Sunwoo, "Integration of Multiple Vehicle Models with IMM Filter for Vehicle Localization," IEEE Transactions on Intelligent Vehicles Symposium, pp. 746-751, 2010.
- [19] M. Bertozzi, A. Broggi and A. Fascioli, "An extension to the Inverse Perspective Mapping to handle non-flat roads," IEEE International Conference on Intelligent Vehicle, pp. 305-310, 1998.
- [20] M. Aly, "Real time Detection of Lane Markers in Urban Streets", IEEE Transactions on Intelligent Vehicles Symposium, 2008.
- [21] S. Suzuki and K. Abe, "Topological Structural Analysis of Digitized Binary Images by Border Following", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 30, No. 1, pp. 32-46, 1985.
- [22] L. Imsland, T.A. Johansen, T.I. Fossen, et al, "Vehicle velocity estimation using nonlinear observer," Automatica, pp. 2091-2103, 2006.
- [23] R. Zhao and X. Wang, "Counting Vehicles from Semantic Regions," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 14, No. 2, pp. 1016-1022, 2013.

저 자 소 개



김 지 혜

- 2017년 : 연세대학교 컴퓨터과학과 졸업(공학석사)
- 2017년 ~ 현재 : LIG넥스원 항공연구소
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-0640-3022>
- 주관심분야 : 영상처리, 영상인식, 컴퓨터비전, 지능형 자동차



신 도 경

- 2008년 2월 : 한양대학교 일반대학원 컴퓨터공학과(공학석사)
- 2015년 2월 : 한양대학교 일반대학원 컴퓨터공학과(공학박사)
- 2015년 3월~현재 : LIG넥스원 항공연구소
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0001-9918-7132>
- 주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 인지공학



김 재 경

- 2012년 8월 : 아주대학교 일반대학원 NCW학과(공학석사)
- 2000년 12월 ~ 현재 : LIG넥스원 항공연구소
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-8535-3184>
- 주관심분야 : 네트워크 미들웨어, 영상처리, NCW



권 철 희

- 2000년 2월 : 고려대학교 일반대학원 제어계측공학과(공학석사)
- 2000년 1월 ~ 현재 : LIG넥스원 항공연구소
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-5811-1622>
- 주관심분야 : RF신호처리, 디지털 신호처리, 융합네트워크



변 혜 란

- 1980년 : 연세대학교 수학과 졸업(이학사)
- 1983년 : 연세대학교 대학원 수학과 졸업(이학석사)
- 1987년 : University of Illinois, Computer Science(M.S.)
- 1993년 : Purdue University, Computer Science(Ph.D.)
- 1994년 ~ 1995년 : 한림대학교 정보공학과 조교수
- 1995년 ~ 1998년 : 연세대학교 컴퓨터과학과 조교수
- 1998년 ~ 2003년 : 연세대학교 컴퓨터과학과 부교수
- 2003년 ~ 현재 : 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-3082-3214>
- 주관심분야 : 패턴인식, 영상처리, 영상인식