

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제25권 제1호, 2020년 1월 (JBE Vol. 25, No. 1, January 2020)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.1.83>

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

누적 이동량 분석을 통한 영상 기반 차량 통행량 추정 방법

임 석 재^{a)}, 정 현 석^{a)}, 김 원 준^{a)†}, 이 용^{b)}, 박 민 우^{b)}, 이 상 환^{b)}

A Novel Vehicle Counting Method using Accumulated Movement Analysis

Seokjae Lim^{a)}, Hyeonseok Jung^{a)}, Wonjun Kim^{a)†}, Ryong Lee^{b)}, Minwoo Park^{b)}, and Sang-Hwan Lee^{b)}

요 약

최근 급격한 도시화 및 인구 집중으로 다양한 교통 문제가 빈번히 발생하고 있다. 따라서, 이를 효과적으로 해결하기 위한 교통 흐름 분석 관련 연구들이 활발히 진행되고 있다. 교통 흐름 정보는 도시 교통 관리의 핵심 요소로 차량 통행량 분석을 통해 수집된다. 본 논문에서는 도로 CCTV 영상에서 교통 흐름 정보를 정밀하게 추정하기 위해 차로 중앙 지점을 기반으로 한 고정밀 차량 통행량 추정 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 심층 신경망(Deep Neural Network) 기반 객체 검출 방법을 이용하여 차량을 검출한 후, 누적 이동량을 바탕으로 각 차로의 중앙 지점을 검출한다. 또한, 객체 추적 기술을 통해 동일 차량의 궤적을 추정하여 검출된 각 차로 중앙 지점과의 거리를 비교함으로써 정밀하게 차량 통행량을 측정한다. 다양한 실험 결과들을 통해 본 논문에서 제안하는 방법이 차량 통행량 측정에 효과적임을 보인다.

Abstract

With the rapid increase of vehicles, various traffic problems, e.g., car crashes, traffic congestions, etc, frequently occur in the road environment of the urban area. To overcome such traffic problems, intelligent transportation systems have been developed with a traffic flow analysis. The traffic flow, which can be estimated by the vehicle counting scheme, plays an important role to manage and control the urban traffic. In this paper, we propose a novel vehicle counting method based on predicted centers of each lane. Specifically, the centers of each lane are detected by using the accumulated movement of vehicles and its filtered responses. The number of vehicles, which pass through extracted centers, is counted by checking the closest trajectories of the corresponding vehicles. Various experimental results on road CCTV videos demonstrate that the proposed method is effective for vehicle counting.

Keyword : traffic flow analysis, vehicle counting, centers of each lane, trajectories of vehicles, intelligent transportation systems

1. 서론

도시화에 따른 인구 집중으로 해당 지역에서의 교통 문제는 빠르게 심화되고 있으며, 이를 해결하기 위한 지능형 교통 관리 기술에 대한 수요가 증가하고 있다. 이 중 차량 통행량 예측 기술은 교통 흐름 파악을 위한 필수 요소로써, 각종 사고 및 교통 체증과 같이 빈번히 발생하는 도로 교통 문제 해결에 효과적으로 적용될 수 있다^{[1][2][3][4]}. 그러나 대부분의 기존 기술들은 차량을 수동으로 계수하는 인력식 조사^[5]와 노면에 설치된 차량 검지기 기반 조사^[6]에 의존하고 있어 인력과 비용이 많이 소요되는 문제가 있다. 최근 지능형 교통 관리 기술 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 도로 주변에 이미 설치된 CCTV 카메라를 활용한 영상 기반 교통량 예측 방법^{[2][4][7]}이 활발히 연구되고 있다. 특히, 차선별 차량 통행량은 효율적인 도로 환경 운영에 매우 유용하기 때문에 이를 위해 많은 연구자들이 차선 검출 방법을 핵심 기술로 개발해왔다. 그림 1-(a)는 주행 환경에서 차선을 검출하는 예를 보여주고 있다.

차선을 검출하기 위한 가장 기본적인 방법으로는 영상 내 에지(Edge)를 검출하고 허프 변환(Hough Transform) 등을 적용하여 직선을 추정하는 방법이 있다. 고속 도로와 같

이 차로 위 차량 간격이 여유로운 경우 해당 방법이 효과적으로 적용될 수 있으나, 도심의 복잡한 도로 환경에서는 다양한 배경 요인(예를 들어, 정체 현상, 빌딩 밀집 등)으로 인해 성능 저하가 발생한다. 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 심층 신경망(Deep Neural Network)을 이용하여 차선을 검출하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 영상 내 각 픽셀이 차선에 속하는지를 이진 분류 문제로 표현할 수 있기 때문에 영상 분할에 사용되는 기존 심층 신경망을 그대로 적용 가능하다. 그러나 차선에 속하는 픽셀의 수는 배경 대비 상대적으로 매우 적기 때문에 학습의 불균형에 의한 성능 저하가 발생한다. 따라서 최근에는 다양한 구조적 변형을 통해 차선 검출의 성능 향상을 달성하기 위한 연구가 진행되고 있다. 대표적으로 영상 분할 신경망을 통해 차선을 검출하고, 각 차선별로 압축된 특징에 대한 군집화 결과를 기반으로 검출된 차선을 서로 다른 레이블로 분할하는 방법이 있다^[8]. 또한, 소실점(Vanishing Point) 검출 결과를 바탕으로 차선 검출 정확도를 향상시키고자 하는 시도도 이루어져 왔다^[9]. [10]에서는 차선 검출을 분류가 아닌 회귀(Regression) 문제로 재해석하여 다양한 형태의 차선을 곡선 정합(Curve Fitting) 등의 후처리 과정 없이 효과적으로 해결하는 방법을 제안하였다. 이와 같이 다양한 심



그림 1. 기존 방법[9]을 이용한 차선 검출 결과 (a) 도로 주행 환경 (b) CCTV 환경

Fig. 1. Result of lane detection using VPGNet[9] (a) Driving environments (b) CCTV environments

a) 건국대학교 전기전자공학부(Department of Electrical and Electronics Engineering, Konkuk University)

b) 한국과학기술정보연구원 연구데이터공유센터(Research Data Sharing Center, Korea Institute of Science and Technology Information)

‡ Corresponding Author : 김원준(Wonjun Kim)

E-mail: wonjkim@konkuk.ac.kr

Tel: +82-2-450-3396

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>

※ 본 연구는 한국과학기술정보연구원(KISTI) ‘연구데이터 공유·확산체계 구축(K-19-L01-C03)’ 과제의 위탁연구로 수행한 것입니다.

※ This research was supported by an R&D project ‘Establishing a System for Sharing and Disseminating Research Data(K-19-L01-C03)’ of Korea Institute of Science and Technology(KISTI), Korea.

• Manuscript received November 12, 2019; Revised January 21, 2020; Accepted January 21, 2020.

층 신경망 학습을 통해 얇고 불연속적인 차선을 성공적으로 검출할 수 있으나, 대부분의 기존 연구는 주행 환경 영상을 기반으로 하고 있어 CCTV 도로 영상에 그대로 적용할 수 없는 문제점이 있다 (그림 1 참조).

이러한 한계점을 극복하기 위해, 본 논문에서는 차로 중앙 지점을 기반으로 한 CCTV 도로 영상 내 고정밀 차량 통행량 추정 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 심층 신경망 기반 객체 검출 방법^[11]을 이용해 차량을 검출한 후, 누적 이동량을 분석하여 다양한 교통상황 및 도로 형태에서도 각 차량의 중앙 지점을 효과적으로 추출한다. 또한, 객체 추적 기술^[12]을 통해 동일 차량의 궤적을 추정하며, 추정된 궤적과 가장 가까운 차로를 산출함으로써 정밀하게 차량 통행량을 측정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 차로 중앙 지점 검출 및 차량 통행량 추정 방법에 대해 자세히 설명하며, 3장에서는 다양한 실험을 통해 제안하는 방법의 효과를 검증한다. 마지막으로 4장에서는 본 논문의 결론을 내린다.

II. 제안하는 방법

본 장에서는 도로 CCTV 영상에서 차로별 중앙 지점 검출 및 차량 통행량 추정 방법에 대해 자세히 설명한다. 실험에 사용한 CCTV 영상들은 신호 대기, 교통 체증 등으로 인해

차선이 가려져 있는 환경에서 촬영되는 경우가 많아 소량의 프레임 정보만을 통해 차선을 검출하는 기존 방법^{[9][13]}들은 종종 부정확한 결과를 도출한다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 차량의 누적 이동량을 분석하여 각 차량의 중앙 지점을 검출하는 방법을 제안한다. 또한, 제안하는 방법은 객체 추적 기술^[12]을 통해 추정된 차량 궤적을 활용하여 차량 통행량 추정의 정확성을 향상시킨다. 그림 2는 제안하는 차로 중앙 지점 검출 및 차량 통행량 추정 방법의 흐름도이다.

1. 누적 이동량 분포지도 생성

제안하는 방법은 차량, 표지판, 사람에 의해 차선이 가려진 환경에서도 효율적으로 차로별 중앙 지점을 검출하기 위해 누적 이동량 분포지도를 생성한다. 차량의 이동 경향을 묘사하는 누적 이동량 분포지도는 심층 신경망 기반 객체 검출 방법^[11]을 이용하여 차량을 검출한 후, 검출된 차량의 중앙 위치를 누적하여 획득한다. 이때, 차량 검출에 사용한 객체 검출 방법^[11]은 프레임 간의 연속성을 고려하지 않기 때문에 검출된 객체 내의 중앙 위치가 불규칙하다. 이러한 문제점을 보완하기 위해, 본 논문에서는 이차원 가우시안 분포(2D Gaussian Distribution)를 이용해 검출된 각 차량의 중앙 위치를 모델링한다. 누적 이동량 분포지도의 생성은 다음 수식과 같이 표현된다.

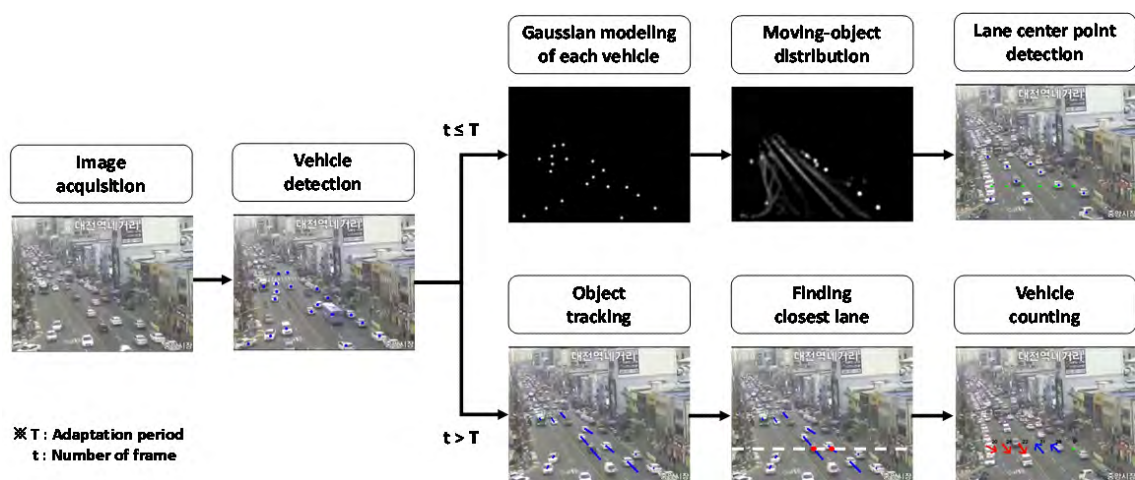


그림 2. 제안하는 방법의 흐름도(검출된 차선별 중앙 지점은 차량과 가장 가까운 차선을 검색할 때 이용된다.)

Fig. 2. The overall procedure of the proposed method. Note that the center point of each lane detected during the adaptation period is exploited for finding the closest lane with each vehicle

$$M^t = M^{t-1} + G(D(I^t), \sigma), \quad (1)$$

여기서 M^t 과 I^t 는 각각 t 번째 프레임에서의 누적 이동량 분포지도와 CCTV 영상을 의미하며, $D(\cdot)$ 와 $G(\cdot, \cdot)$ 는 각각 [11]방법에 의해 검출된 차량의 중앙 위치와 이를 이차원 가우시안 분포로 모형화해주는 함수이다. σ 는 이차원 가우시안 분포의 분산으로, 중앙 위치의 오차범위를 조절한다. 본 논문에서는 분산의 크기가 5인 이차원 가우시안 분포를 사용하였으며, 2,000 프레임 동안 누적하여 이동량

분포지도를 생성한다. 그림 3-(b)에서 볼 수 있듯이 생성된 누적 이동량 분포지도는 차량의 이동 경향을 효과적으로 표현할 수 있다.

2. 차로별 중앙 지점 검출

이번 절에서는 주변보다 차량 이동 빈도수가 높은 지점이 차로의 중앙이라는 가정을 기반으로 생성된 누적 이동량 분포지도를 분석하여 차로별 중앙 지점을 검출하는 방

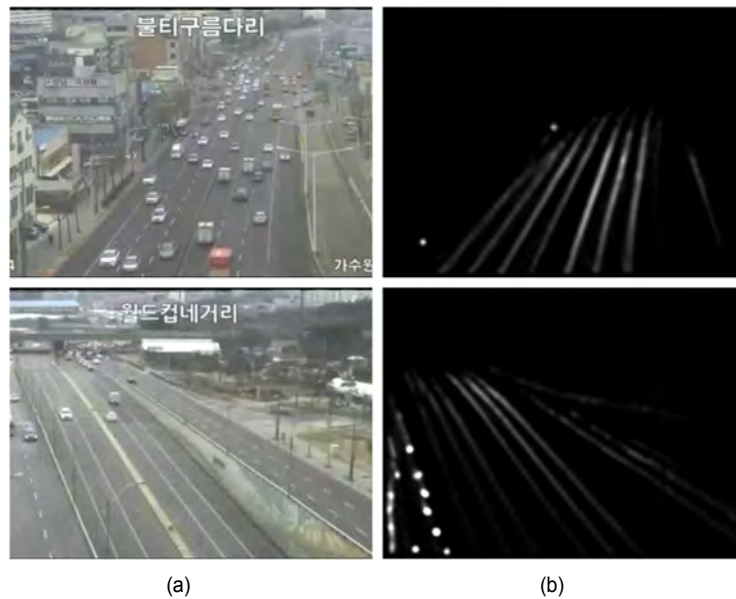


그림 3. 누적 이동량 분포지도 생성 예시 (a) CCTV 영상 (b) 누적 이동량 분포지도
Fig. 3. Examples of the moving-object distribution map (a) CCTV video (b) The moving-object distribution map

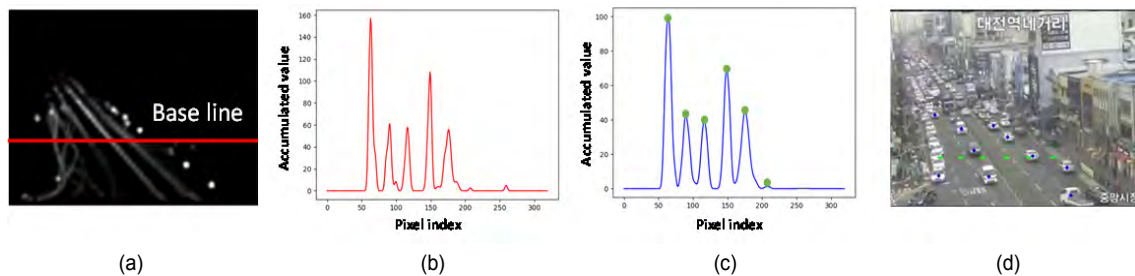


그림 4. 차로별 중앙 지점 검출 과정 (a) 누적 이동량 분포지도. (b) 3/4 높이에서 추출된 일차원 신호. (c) 이동평균 필터에 의해 정제된 신호 (d) 차로별 중앙 지점 검출 결과.

Fig. 4. The process of the center detection (a) The moving-object distribution map. (b) The 1D signal extracted from 3/4 of the height. (c) The refined 1D signal by average filtering. (d) The detection result.



그림 5. 차로별 중앙 지점 검출 결과 (a) 원활한 교통상황의 경우. (b) 교통 체증상황의 경우. (c) 복잡한 도로 형태의 경우.
Fig. 5. Results of the center detection (a) Case of smooth flow. (b) Case of traffic congestion. (c) Case of Complex road form

법을 제안한다. 먼저, 차로별 중앙 지점 검출에 필요한 일차원 신호를 추출하기 위해 대전 시내를 촬영한 52개의 CCTV 환경을 사전 분석하였으며, 누적 이동량 분포지도의 높이 3/4 지점에서 추출된 일차원 신호가 도로의 차선을 가장 많이 포함하는 것을 확인하였다. 그러나 높이 3/4 지점에서 추출된 신호는 오검출된 객체 및 검출된 차량 내 불규칙한 중앙 위치에 의한 오류를 포함하고 있다. 이를 제거하기 위해 제안하는 방법은 다음과 같이 정의되는 이동평균 필터(Moving Average Filter)를 이용하여 추출된 일차원 신호를 정제한다.

$$\tilde{S}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N/2+1}^{k+N/2} S_i, \quad (2)$$

여기서 \tilde{S} 와 S 는 정제된 신호와 원본 신호를 의미하며, N 은 이동평균 필터의 크기를 나타낸다. k 는 추출한 일차원 신호의 각 위치를 의미한다. 마지막으로 차로별 중앙 위치는 정제된 일차원 신호의 변화율이 양에서 음으로 바뀌는 변곡점을 계산함으로써 검출한다. 그림 4와 5는 각각 제안하는 방법의 차로별 중앙 지점 검출 과정과 결과를 나타낸다. 본 논문에서 제안하는 방법은 크기가 10인 이동평균 필터를 사용하여 오류를 제거하였으며, 그림 5-(b)와 5-(c)를 통해 교통 체증상황과 복잡한 도로 형태에서도 차로의 중앙 위치를 효과적으로 검출한 모습을 볼 수 있다.

3. 차량 통행량 측정

2-1절에서 언급한 것처럼 본 논문에서 사용한 객체 검출

방법^[11]은 프레임 간의 연속성을 고려하지 않아 인접한 프레임에서 검출된 동일 차량의 중앙 위치가 매우 불규칙하다. 이러한 불규칙성으로 인해 검출된 차량 내 중앙 위치의 이동 방향은 실제 차량의 이동 방향과 다르게 추정될 수 있다. 실제 이동 방향과 추정된 이동 방향의 불일치는 동일 차량으로 인한 중복계수문제를 초래하며 성능 하락의 큰 원인이 된다. 이를 해결하기 위해 제안하는 방법은 객체 추적 기술^[12]을 통해 서로 다른 프레임에 존재하는 동일 차량의 ID(Identification)를 유지하여 중복계수의 여부를 확인한다. 그리고 유지된 ID를 기반으로 각 차량의 이전 위치와 현재 위치를 비교하여 차량의 궤적을 추정한다. 차량 통행량은 차량의 궤적과 영상 높이 3/4 위치의 교차점을 계산하여 식 (3)을 통해 교차점과 가장 가까운 차선을 찾음으로써 측정된다.

$$C = \underset{j}{\operatorname{argmin}} \|L_j - P\|^2, \quad (3)$$

여기서 L_j 과 P 는 각각 검출된 차선의 j 번째 위치와 교차점의 위치를 의미하며, 따라서 C 는 측정할 차선의 번호를 의미한다. 또한, 제안하는 방법은 추정된 궤적의 시점과 종점을 기준으로 차로별 교통 방향을 측정할 수 있다. 식 (4)는 차량 궤적의 각도를 구하는 수식이다.

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_e - y_s}{x_e - x_s} \right) \quad (4)$$

여기서 (x_s, y_s) 와 (x_e, y_e) 는 각각 차량 궤적의 시점과 종

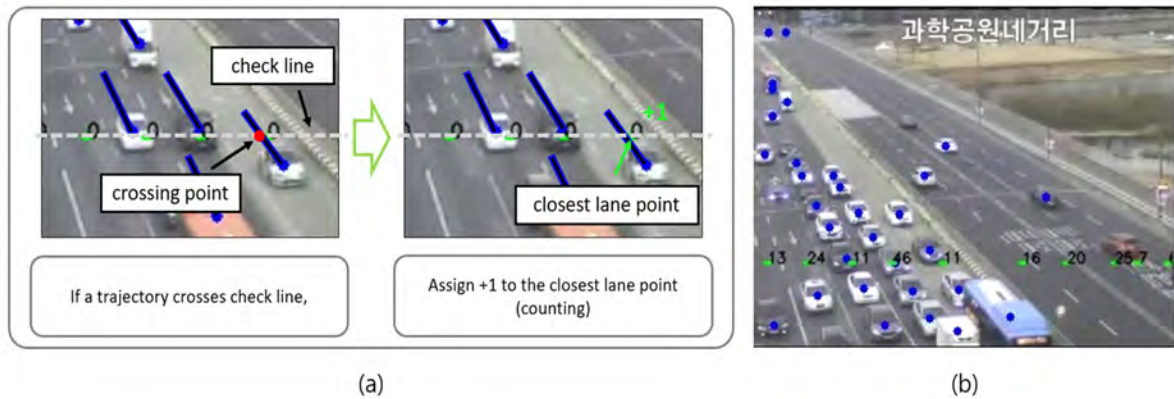


그림 6. 객체 추적 기술을 이용한 차량 통행량 측정 과정 (a) 차량 계수 알고리즘. (b) 계수 결과

Fig. 6. The process of vehicle counting using object tracking (a) The algorithm of vehicle counting. (b) result

점의 좌표이다. 본 논문에서 차량 궤적의 시점은 20 프레임마다 초기화되며, 그림 6을 통해 제안하는 차량 통행량 측정 과정을 나타내었다.

III. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 제안하는 방법의 성능평가를 위해 대전교통정보센터에서 제공하는 52개의 CCTV 카메라로 촬영된 영상^[14]을 사용하였다. 실험에 사용한 영상들은 320×240 화소의 크기를 가지며 교통 원활, 교통 체증, 신호 대기 등의 다양한 교통 상황과 여러 가지 도로 형태를 포함하고 있다. 제안하는 방법은 Python으로 구현하였으며, i7-6850K@3.60GHz CPU와 NVIDIA GTX Titan X(Pascal) GPU를 사용하였다.

1. 차로별 중앙 지점 검출 실험 결과

제안하는 차로별 중앙 지점 검출 방법의 효율성을 살펴 보기 위해, 본 논문에서는 광류^[15], 배경 제거^{[16][17]}, 심층 신경망 기반 객체 검출 방법^[11]을 이용한 검출 결과들을 비교한다. 성능 평가 지표^[18]로는 재현율(Recall), 정밀도(Precision), F1-score를 사용하였으며, 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (6)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}, \quad (7)$$

여기서 TP(True Positive)는 실제 참인 정답을 참으로 예측하는 경우, FP(False Positive)는 실제 거짓인 정답을 참으로 예측하는 경우, FN(False Negative)은 실제 참인 정답

표 1. 광류^[15], 배경 제거^{[16][17]}, 심층 신경망 기반 객체 검출 방법^[11]을 이용한 차로 중앙 지점 측정 결과 성능 비교 (주간 환경)

Table 1. Performance comparison of center detection results using optical flow^[15], background subtraction^{[16][17]}, deep neural network based object detection^[11]

Method	Optical flow based ^[15]	Background subtraction based ^{[16][17]}	Proposed method
Recall	0.7488	0.8204	0.9594
Precision	0.5324	0.5740	0.8494
F1-score	0.6223	0.6754	0.9044



그림 7. 차로 중앙 지점 결과 예시 (a) 광류를 이용한 차로 중앙 지점 검출. (b) 배경 제거방법을 이용한 경우. (c) 심층 신경망 기반 객체 검출 방법을 이용한 경우

Fig. 7. Examples of the lane center detection (a) Lane center detection using optical flow. (b) Lane center detection using background subtraction. (c) Lane center detection using deep neural network based object detection

을 거짓이라고 예측하는 경우를 의미한다. 차로별 중앙 지점 측정 결과의 정밀도, 재현율, F1-score를 표 1에 정리하였으며, 위에서 설명한 성능 평가 지표^[18]들은 값이 클수록 좋은 성능을 의미한다.

먼저, 표 1의 재현율은 세 가지 방법을 이용한 검출 방법들이 차선의 중앙 위치를 다소 정확하게 검출한다는 것을 보여준다. 이는 누적 이동량 분포지도를 사용하는 것이 차로 중앙 지점 검출에 효과적임을 증명한다. 그러나 표 1의 정밀도를 보면 광류^[15], 배경 제거^{[16][17]}이용한 방법들에서는 오검출이 많이 발생함을 알 수 있다. 이러한 오검출은 누적 이동량 분포지도 생성하는 과정에서 잡음으로 인한 오류가 누적되기 때문에 발생한다. 차량의 움직임 경향을 정밀히 파악하기 위해 본 논문에서는 심층 신경망 기반 객체 검출 방법^[11]을 이용하여 분포지도를 생성함으로써 정밀도를 효과적으로 향상시켰다. 그림 7은 세 가지 방법을 이용한 차선 검출 결과를 보여주고 있다.

2. 차량 통행량 측정 실험 결과

차량 통행량 측정 실험은 각각 4,000프레임으로 구성되어있는 20개의 CCTV 영상을 사용하였고, 총 80,000 프레임에 대하여 성능을 측정하였다. 성능 평가 지표^[18]는 차선 검출과 마찬가지로 정밀도, 재현율, F1-score를 사용하였다.

표 2. 제안하는 방법의 차량 통행량 측정 성능 (주간환경) A-1. 직선도로 형태 (좌 → 우) A-2. 직선도로 형태(우 → 좌) A. 직선도로 형태 B. 복잡한 도로 형태

Table 2. Performance of the proposed vehicle counting method A-1. Straight road form(left to right) A-2. Straight roadform(right to left) A. Straight road form B. Complex road form

Group	A-1	A-2	A	B	Total
Recall	0.8828	0.8808	0.8820	0.6615	0.8710
Precision	0.9079	0.8729	0.8942	0.9556	0.8973
F1-score	0.8960	0.8768	0.8881	0.7818	0.8840

본 논문에서는 차량 통행량 측정 결과를 프레임 단위로 저장 및 확인하여 계수를 올바르게 한 경우, 계수를 하지 못한 경우, 중복계수가 된 경우를 측정하여 성능을 계산하였다. 표 2를 참조하면, 도로 형태에 따라 다소 성능이 다른 것을 볼 수 있다. 구체적으로, 표 2-(A) 성능보다 표 2-(B)의 성능이 현저히 저하된 것을 볼 수 있는데, 이러한 현상은 영상이 촬영되는 각도가 기울어져 있을수록 차량 간 겹침 현상이 빈번히 발생하고 이로 인해 차량 검출 성능이 저하되기 때문이다. 그러나 모든 도로 형태에 대한 통합 성능을 보면 재현율 0.8710, 정밀도 0.8973, F1-score 8840의 높은 성능을 보임을 확인할 수 있다. 그림 8은 차량 통행량 측정 결과의 예시이다.



그림 8. 차량 통행량 측정 결과 예시

Fig. 8. Examples of vehicle counting

3. 한계점

본 논문에서는 차로별 중앙 지점을 검출하기 위해 차량의 누적 이동량 분석을 활용하며, 이는 객체 검출기의 성능에 크게 영향을 받는다. 즉, 야간 환경에서는 객체 검출기의 성능이 현저히 저하되기 때문에 차로별 중앙 지점 검출에 실패하는 것을 볼 수 있다(표 3 참조). 마찬가지로, 눈, 비, 안개 등의 날씨와 정밀한 차량 검출에 어려움을 주기 때문에 제안하는 방법의 성능을 저하시키는 경향이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 날씨와 조명 환경에 강인한 차량 검출기의 개발 혹은 영상 개선 등의 전처리 기법 활용이

필수적이며, 이를 앞으로의 연구 방향으로 설정하려 한다.

표 3. 제안하는 방법의 차로 중앙 지점 측정 결과 성능 비교 (야간 환경).
A-1. 직선도로 형태(좌 → 우) A-2. 직선도로 형태(우 → 좌) A. 직선도로 형태 B. 복잡한 도로 형태

Table 3. Performance comparison of center detection results (night time). A-1. Straight road form(left to right) A-2. Straight road form(right to left) A. Straight road form B. Complex road form

Group	A-1	A-2	A	B	Total
Recall	0.7260	0.7483	0.7350	0.3333	0.7038
Precision	0.8689	0.8661	0.8677	0.7778	0.8634
F1-score	0.7910	0.8029	0.7959	0.4666	0.7755

IV. 결 론

본 논문에서는 차로 중앙 지점을 기반으로 한 고정밀 차량 통행량 측정 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 영상 내 차량의 이동 빈도수가 가장 많은 곳이 차선의 중앙 위치일 확률이 높다는 가정을 바탕으로 차량의 움직임 경향을 파악하기 위해 누적 이동량 분포지도를 생성하였다. 이후, 생성된 분포지도를 분석함으로써 차로별 중앙 지점을 검출하였다. 또한, 제안하는 방법은 객체 추적 기술^[10]을 통해 검출된 차량의 ID를 유지하여 각 차량의 궤적을 추정하고 가장 가까운 차로의 중앙 지점을 산출함으로써 중복계수 등의 문제를 효과적으로 해결하였다. 다양한 실험 결과들은 본 논문에서 제안하는 방법이 교통 체증, 신호 대기, 곡선도로, 직선도로 등의 다양한 환경에서도 효율적으로 차량 통행량을 측정할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌 (References)

- [1] Y. Liu, Y. Lu, Q. Shi, and J. Ding, "Optical flow based urban road vehicle tracking," in *Proc. IEEE International Conference Computational Intelligence and Security(CIS)*, Dec. 2013, pp. 391-395.
- [2] 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*, vol. 120, pp. 672-681, Mar. 2016.
- [3] H. Zhang, and K. Wu, "A vehicle detection algorithm based on three-frame differencing and background subtraction," in *Proc. International Symposium on Computational Intelligence and Design(ISCID)*, Oct. 2012, pp. 148-151.
- [4] M. S. Shirazi, and B. Morris, "A typical video-based framework for counting, behavior and safety analysis at intersections," in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV)*, Jun. 2015, pp. 1264-1269.
- [5] Traffic monitoring system(road traffic investigation), www.road.re.kr/intro/intro_01.asp (accessed Aug. 27, 2019).
- [6] S. Cheung, S. Coleri, B. Dundar, S. Ganesh, C. Tan, and P. Varaiya, "Traffic measurement and vehicle classification with single magnetic sensor", *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1917, no. 1, pp. 173-181, Jan. 2005.
- [7] P. Barcellos, C. Bouvie, F. L. Escouto, and J. Scharcanski, "A novel video based system for detecting and counting vehicles at user-defined virtual loops," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 4, pp. 1845-1856, Mar. 2015.
- [8] D. Neven, B. D. Brabandere, S. Georgoulis, M. Proesmans, and L. V. Gool, "Towards end-to-end lane detection: an instance segmentation approach," in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV)*, Jun. 2018, pp. 286-291.
- [9] S. Lee et al., "VPGNet: vanishing point guided network for lane and road marking detection and recognition," in *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV)*, Oct. 2017, pp. 1966-1973.
- [10] S. Chougule, N. Koznek, A. Isumail, G. Adam, and V. Narayan, "Reliable multilane detection and classification by utilizing CNN as a regression network," in *Proc. European Conference on Computer Vision(ECCV) Workshops*, Sep. 2018, pp. 740-752.
- [11] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified real-time object detection," in *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, Jun. 2016, pp. 779-788.
- [12] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, and B. Uppcroft, "Simple online and realtime tracking," in *Proc. IEEE International Conference on Image Processing(ICIP)*, Sep. 2016, pp. 3464-3468.
- [13] J. Wang, T. Mei, B. Kong, and H. Wei, "An approach of lane detection based on inverse perspective mapping," in *Proc. International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC)*, Oct. 2014, pp. 35-38.
- [14] Daejeon metropolitan city road traffic cctv, <http://traffic.daejeon.go.kr/map/trafficInfo/cctv.do> (accessed Feb. 1, 2019).
- [15] G. Farnebäck, "Two-frame motion estimation based on polynomial expansion", in *Proc. Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA)*, Jun. 2003, pp. 363-370.
- [16] Z. Zivkovic, "Improved adaptive gaussian mixture model for background subtraction," in *Proc. International Conference on Pattern Recognition(ICPR)*, Aug. 2004, pp. 28-31.
- [17] Z. Zivkovic, "Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 7, pp. 773-780, May. 2006.
- [18] C. Goutte, and E. Gaussier, "A probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with implication for evaluation," in *Proc. European Conference on Information Retrieval(ECIR)*, Apr. 2005, pp. 345-359.

저 자 소 개



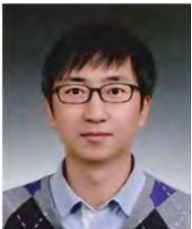
임 석 재

- 2019년 2월 : 건국대학교 학사
- 2019년 3월 ~ 현재: 건국대학교 전기전자공학부 석사과정
- 주관심분야 : 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5633-645X>



정 현 석

- 2018년 2월 : 건국대학교 학사
- 2018년 3월 ~ 현재: 건국대학교 전기전자공학부 석사과정
- 주관심분야 : 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5865-7759>



김 원 준

- 2012년 8월 : 한국과학기술원(KAIST) 박사
- 2012년 9월 ~ 2016년 2월 : 삼성종합기술원 전문연구원
- 2016년 3월 ~ 현재 : 건국대학교 전기전자공학부 조교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>
- 주관심분야 : 영상이해, 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식



이 용

- 2003년 : 일본 교토대학 사회정보학과 박사
- 2011년 ~ 2013년 : 일본 NICT연구소 연구원
- 2013년 ~ 현재 : 한국과학기술정보연구원(KISTI) 연구데이터공유센터 선임연구원
- 주관심분야 : 공간데이터 분석, 사물인터넷, 스마트시티, 인공지능



박 민 우

- 2004년 : 충남대학교 컴퓨터과학과 석사
- 1996년 ~ 현재 : 한국과학기술정보연구원(KISTI) 선임연구원
- 주관심분야 : 시스템 아키텍처, 정보보안, 사물인터넷, 스마트시티, 인공지능

저 자 소 개



이 상 환

- 2018년 : 서울시립대학교 컴퓨터공학과 박사
- 1995년 ~ 2010년 : 한국과학기술정보연구원(KISTI) 선임연구원
- 2015년 ~ 현재 : 한국과학기술정보연구원(KISTI) 연구데이터공유센터 센터장
- 주관심분야 : 빅데이터 분석, 대용량 연구 데이터, 데이터 거버넌스, 데이터 생태계, 인공지능