

일반논문 (Regular Paper)

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

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.1.48>

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

CCTV영상 내 교통량 분석을 위한 적응적 계수선 검출 방법

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

Adaptive Counting Line Detection for Traffic Analysis in CCTV Videos

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

요 약

최근 영상 인식 기술의 급격한 발전으로 도로 교통 CCTV영상 내에서의 객체 분석 요구가 증대되고 있다. 본 논문에서는 도로 교통 CCTV영상 내의 교통량 분석을 위한 계수선(Counting Line)을 도로의 형태에 따라 적응적으로 검출할 수 있는 방법을 제안한다. 우선 도로 위의 차량을 검출하고 검출한 차량의 위치를 이차원 가우시안 형태의 함수로 모델링 한 후, 이를 연속된 프레임 상에서 누적하여 차량의 이동 경로를 표현하는 누적 가우시안 지도를 얻어낸다. 이렇게 얻어낸 누적 가우시안 지도에 군집화 및 선형 회귀를 적용하여 도로의 주방향을 구하고, 이 주방향을 이용하여 최종적으로 교통량 분석을 위한 계수선을 검출한다. 다양한 CCTV상황에서 제안하는 방법을 적용하였을 때 계수선을 효과적으로 검출할 수 있는 것을 실험적으로 확인하였다.

Abstract

Recently, with the rapid development of image recognition technology, the demand for object analysis in road CCTV videos is increasing. In this paper, we propose a method that can adaptively find the counting line for traffic analysis in road CCTV videos. First, vehicles on the road are detected, and the corresponding positions of the detected vehicles are modeled as the two-dimensional pointwise Gaussian map. The paths of vehicles are estimated by accumulating pointwise Gaussian maps on successive video frames. Then, we apply clustering and linear regression to the accumulated Gaussian map to find the principal direction of the road, which is highly relevant to the counting line. Experimental results show that the proposed method for detecting the counting line is effective in various situations.

Keyword : Image Recognition, Traffic Analysis, CCTV Videos, Counting Line

a) 건국대학교 전기전자공학부(Department of Electrical and Electronic 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 September 11, 2019; Revised November 21, 2019; Accepted November 21, 2019.

Copyright © 2020 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.”

I. 서론

지능형 교통 시스템(Intelligent Transportation System)이란, 도로 교통 분야에 전자·정보통신 기술을 접목하여 다양한 교통 상황에서의 효율성과 안정성을 향상시키는 시스템을 말한다. 영상 데이터의 증가 및 영상 인식 기술의 급격한 발전에 따라, 지능형 교통 시스템의 여러 요소들 중 도로 교통 CCTV영상을 통한 교통 분석 또한 활발히 연구되고 있다. 도로 교통 CCTV영상을 통해 도로 위 교통의 흐름을 예측하여 실시간으로 교통 신호를 바꾸거나 우회 경로 정보를 제공하여 교통 혼잡을 줄일 수 있고, 차량의 종류 및 위치 그리고 속도를 인식하여 제한 속도 위반 또는 전용차로 위반 행위를 검출하여 더욱 안전한 교통 상황을 만드는 등 영상을 이용한 교통 분석의 활용 범위는 매우 넓다. 이러한 영상 기반 교통 분석을 위해 CCTV영상을 이용하여 교통량을 측정하는 방법 또한 꾸준히 연구되어 왔다^{[1][3]}. 기존 연구들에서는 교통량 측정을 위해 CCTV영상 내 도로 위에 가상의 계수선(Counting Line)을 수동으로 설정하는 방식을 사용하였다. 계수선은 통행 차량을 계수(Counting)하기 위해 사용되는 영상 내 가상의 선으로, 차량 검출과 같은 기술을 이용하여 검출한 차량이 이 계수선을 통과하게 되면 차량을 계수하게 된다. 그러나 이 방식은 카메라가 도로를 바라보는 각도에 따라 사람이 일일이 수동으로 계수선을 지정해야하는 번거로움이 있고, 복잡한 도로 환경에서는 차선의 일부가 누락되는 문제점이 있다(그림 1(c) 참조).

CCTV영상을 통해 획득되는 대표적인 도로의 형태를

그림 1(a)와 (b)에 나타내었다. 고정된 높이의 단일 수평선을 계수선으로 사용하게 되면 그림 1(a)와 같이 도로의 형태가 단순한 경우에는 문제가 없으나, 그림 1(b)와 같이 도로가 한 쪽으로 치우쳐져 있는 경우에는 일부 차선이 카메라의 사각 영역에 존재하게 된다. 따라서 그림 1(c)에서 볼 수 있듯이 해당 차선을 통해 지나가는 차량은 계수하기 힘든 문제가 발생할 수 있다. 이 문제의 해결을 위해 CCTV마다 수평 계수선의 높이를 다르게 설정하여야하므로, 특정 높이를 계수선으로 설정하는 방법은 다양한 환경에 대해 일괄적으로 적용할 수 없다는 단점이 있다. 기존 방법과 달리, 본 논문에서는 CCTV영상에 나타나는 도로의 형태에 따라 계수선의 기울기와 높이를 적응적으로 찾아낼 수 있는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 차량 검출을 이용하여 차량의 이동 경로를 표현하는 방법을 소개하고, 여기에 군집화(Clustering) 및 선형 회귀(Linear Regression)를 적용하여 도로의 형태에 맞게 적응적으로 차량 계수선을 검출할 수 있는 방법을 제안한다. 그리고 3장에서는 본 논문에서 제안하는 방법의 실험 결과 및 그에 따른 성능 평가를 제시하였으며, 마지막으로 4장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 도로 교통 CCTV영상이 주어졌을 때, 먼저 해당 CCTV영상의 연속된 프레임 상에

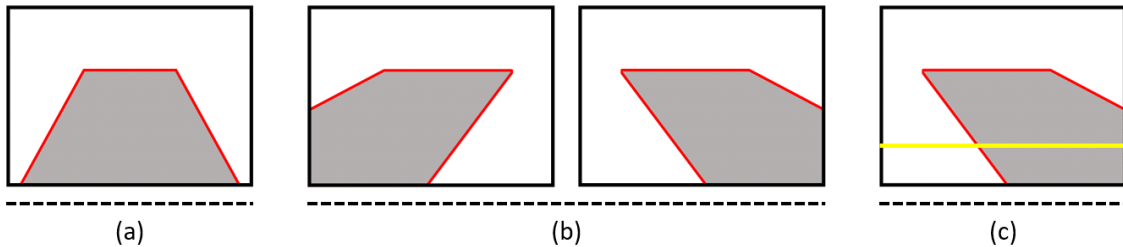


그림 1. CCTV영상에 나타난 도로의 형태. (a) 한 쪽으로 치우치지 않은 형태 (b) 한 쪽으로 치우친 형태 (c) 한 쪽으로 치우친 형태의 도로에서 수평 계수선(노란색 실선)이 모든 차선을 포함하지 못하는 경우 (가장 우측 차선)

Fig. 1. The shape of the road in CCTV videos. (a) Normal case (b) Partially occluded cases (c) An example where the horizontal counting line (yellow line) cannot cover all lanes (the rightmost lane)

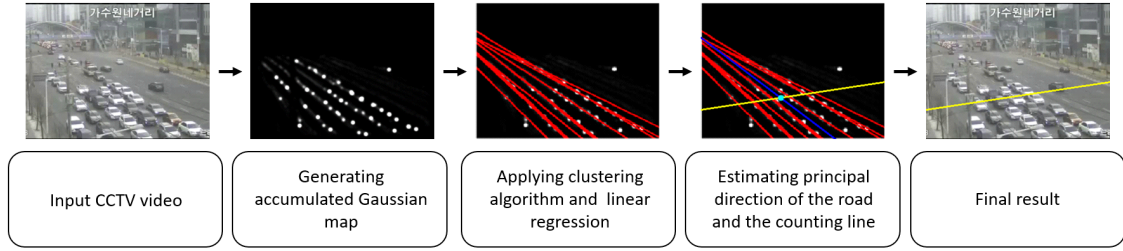


그림 2. 제안하는 방법의 전체적인 절차

Fig. 2. Overall procedure of the proposed method

서 차량을 검출하여 차량의 이동 경로를 표현하는 누적 가우시안 지도를 생성한다. 이후 군집화와 선형 회귀를 적용하여 이를 바탕으로 도로의 계수선 검출을 수행한다. 제안하는 방법의 전체적인 절차를 그림 2에 나타내었다. 각 단계에 대한 세부적인 내용은 이어지는 절에서 자세히 설명한다.

1. 차량 이동 경로 표현을 위한 누적 가우시안 지도 생성

차량의 이동 경로를 표현하는 누적 가우시안 지도를 생성하기 위해 차량 검출을 우선적으로 수행한다. 본 논문에서는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 이용한 다양한 객체 검출 방법들^{[4]-[9]} 중 YOLO(You Only Look Once)^[7]의 세 번째 버전^[9]을 사용하였다. CNN의 학습을 위해 대전광역시 도로 교통 CCTV영상^[10]에서 승용차, 트럭, 버스 등의 객체 데이터를 사각형 영역(Bounding Box)의 형태로 총 3,563개 수집하였다. 그리고 COCO 데이터셋^[11]을 기반으로 사전 학습된(Pre-trained) 가중치를 수집한 데이터 기반 추가 학습을 통해 미세조정(Fine-tuning)하였고, 이를 이용해 CCTV영상 내 차량을 검출하였다.

다음으로는 차량 검출 결과를 이용하여 누적 가우시안 지도를 생성한다. 우선, t 번째 프레임의 i 번째 차량 검출 위치 (u_i^t, v_i^t) 를 중심으로 하는 이차원 가우시안 패치(Patch) $G_i^t(x, y)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$G_i^t(x, y) = \begin{cases} \exp(-((x-u_i^t)^2 + (y-v_i^t)^2)/\sigma^2), & u_i^t - l \leq x \leq u_i^t + l \text{ and } v_i^t - l \leq y \leq v_i^t + l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서 (x, y) 는 영상 내 픽셀의 위치를 표현하는 이차원 좌표를 나타내며, 차량 검출 위치 (u_i^t, v_i^t) 는 검출된 차량의 사각형 영역(Bounding Box) 중심 좌표이다. 추후 누적 시 불필요한 값들의 누적을 방지하기 위해 일정 범위 밖의 값은 0으로 하였고, 이 범위의 설정을 위해 l 이라는 매개변수를 사용하였다. 검출된 차량의 크기와 영상에 나타난 차선의 너비를 고려하여 l 의 값은 10, 그리고 σ 의 값은 5를 사용하였다. 이를 모든 차량에 대해 구한 후, 전부 합하여 다음과 같이 t 번째 프레임에 대한 점별 가우시안 지도(Pointwise Gaussian Map, PGM)를 얻는다.

$$PGM^t(x, y) = \sum_{i=1}^N G_i^t(x, y), \quad (2)$$

여기에서 N 은 해당 프레임 내에서 검출된 차량의 수이다. 이렇게 구할 수 있는 점별 가우시안 지도를 연속된 프레임 상에서 다음과 같이 누적하여 누적 가우시안 지도(Accumulated Gaussian Map, AGM)를 얻는다.

$$AGM(x, y) = \sum_t PGM^t(x, y). \quad (3)$$

CCTV 영상 당 총 2,000프레임을 누적하였으며, 누적 가우시안 지도를 생성하는 과정을 그림 3에 나타내었다. 이렇게 생성한 누적 가우시안 지도에는 차량의 이동 경로가 나타나며, 이를 통해 CCTV영상에 나타난 도로들의 방향을 추정할 수 있다.

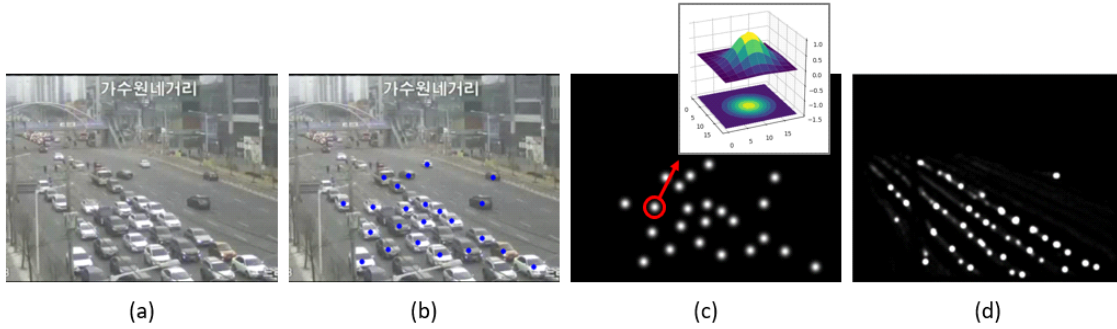


그림 3. 주어진 CCTV영상에서 차량 검출을 이용하여 누적 가우시안 지도를 생성하는 과정. (a) 입력 CCTV영상 (b) 차량 검출 결과 (파란색 점) (c) 점별 가우시안 지도($PGM^l(x,y)$) (d) 누적 가우시안 지도($AGM(x,y)$)

Fig. 3. The procedure of generating accumulated Gaussian map using vehicle detection in a given CCTV video (a) Input CCTV video (b) Vehicle detection result (blue dots) (c) Pointwise Gaussian map($PGM^l(x,y)$) (d) Accumulated Gaussian map($AGM(x,y)$)

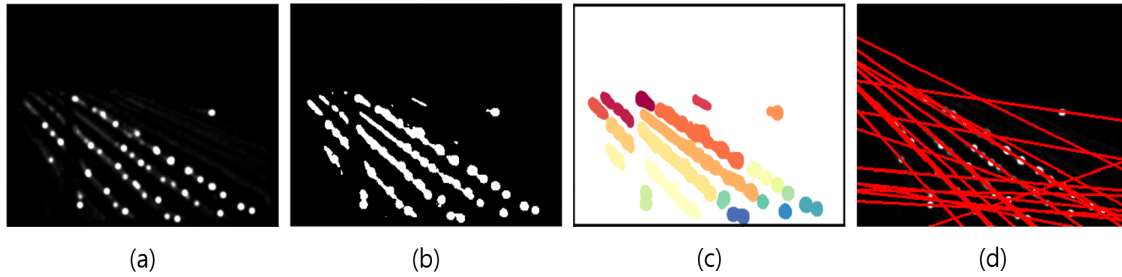


그림 4. 주어진 누적 가우시안 지도에 군집화와 선형 회귀를 적용하는 과정. (a) 누적 가우시안 지도 (b) 이진화된 누적 가우시안 지도 (c) 군집화를 적용한 모습 (d) 각 군집에 선형 회귀를 적용하여 얻어낸 직선을 시각화한 모습

Fig. 4. The procedure of applying clustering and linear regression to a given accumulated Gaussian map. (a) Accumulated Gaussian map (b) Binarization of the accumulated Gaussian map (c) The result of clustering (d) Visualization of lines obtained by applying linear regression to each cluster

2. 군집화 및 선형 회귀

도로의 주방향(Principal Direction)을 추정하기 위해 누적 가우시안 지도 $AGM(x,y)$ 에 나타난 차량의 이동 경로를 군집화 기법을 이용해 분리한다. 우선 군집화에 필요한 픽셀들을 선별하기 위해 누적 가우시안 지도를 이진화(Binarization)한다. 이진화 과정에서 임계값(Threshold Value) 이상의 값을 가지는 픽셀을 군집화에 필요한 픽셀로 간주한다. 다양한 CCTV 영상에서 약 2,000프레임을 누적해보았을 때 임계값을 20으로 설정하였을 때의 결과가 차량의 이동 경로를 잘 표현하며, 군집화 이후 선형 회귀를 위한 픽셀의 개수 측면에서도 적절한 것을 알 수 있었다(그림 4(b) 참조). 본 논문에서는 군집화를 위해 DBSCAN^[12] 알고리즘을 사용한다. 이는 밀도(Density) 기반의 군집화

알고리즘으로, K-means와 같은 중심(Centroid) 기반 군집화 알고리즘에 비해 군집화 대상이 복잡한 형태로 분포하는 경우에도 강인한 동작이 가능하다^[12]. 군집화를 적용한 결과는 그림 4(c)와 같고, 그림에서 같은 색으로 표시된 영역은 같은 군집임을 나타낸다.

다음으로 각각의 군집에 대해 선형 회귀를 적용하여 각 군집이 분포하는 형태를 직선으로 근사화할 수 있다. 이 때 선형 회귀의 목적함수(Objective Function)는 다음과 같다.

$$\min_{a,b} \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (ax_i + b - y_i)^2, \quad (4)$$

여기에서 m 은 군집 내 픽셀의 개수이고, (x_i, y_i) 는 해당 군집 내의 i 번째 픽셀의 좌표이다. 위와 같은 형태의 선형

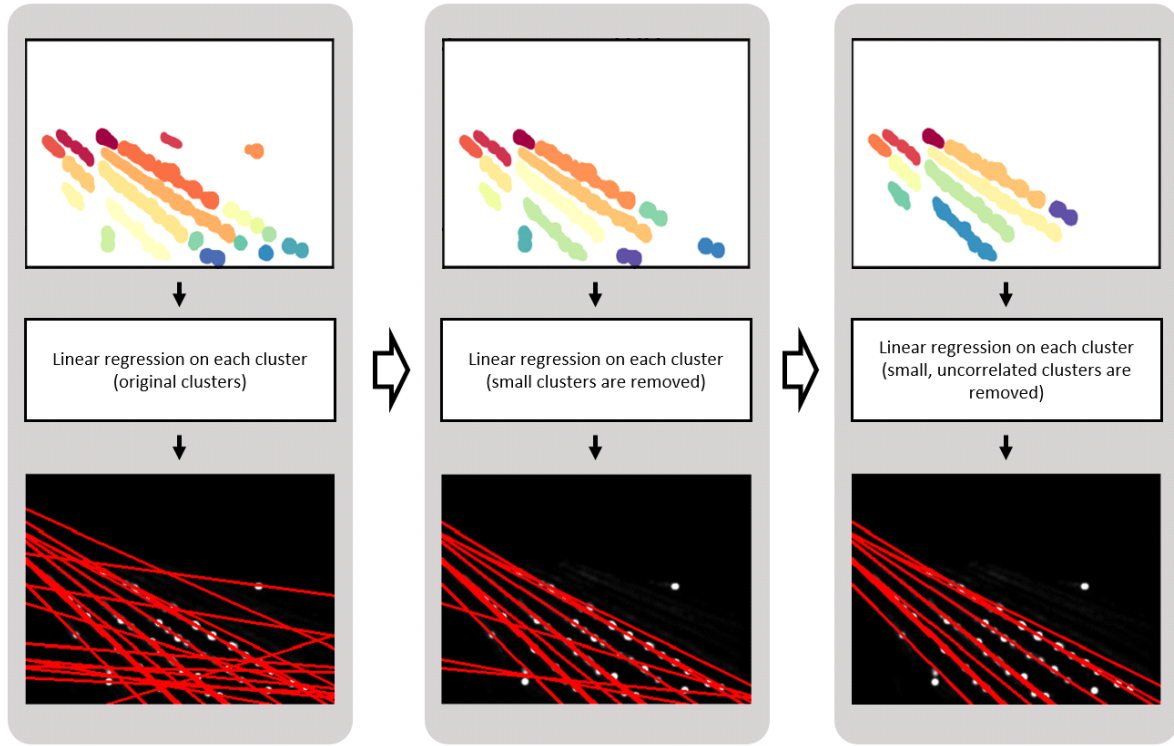


그림 5. 크기와 분포 형태에 따라 군집을 제거하면서 선형 회귀를 적용하였을 때의 결과

Fig. 5. The results of linear regression, removing clusters according to size and shape

회귀는 최소자승법(Least Squares)을 이용한 닫힌 형태의 해(Closed-form Solution)가 존재하며, 그 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{w} = (X^T X)^{-1} X^T \mathbf{y}, \quad (5)$$

X 는 $m \times 2$ 행렬이며 X 의 첫 번째 열은 (x_1, \dots, x_m) 이고, 두 번째 열은 $(1, \dots, 1)$ 이다. 그리고 \mathbf{y} 는 (y_1, \dots, y_m) 이고, $\mathbf{w} = (a, b)$ 이다. 이와 같은 방법을 이용해 각 군집의 분포를 근사한 직선의 기울기 a 를 구할 수 있다. 그리고 각 군집에 대한 기울기 a 를 이용하여 도로의 주방향을 추정한다.

그러나 군집화 알고리즘을 이용해 얻어낸 모든 군집에 대해 선형 회귀를 적용하여 주방향을 추정할 때에는 문제점이 있다. 군집의 크기가 작거나, 군집의 분포 형태가 일정한 방향성을 가지고 있지 않은 경우(원형 등)에는 선형 회귀를 적용하여 직선을 구하였을 때, 구한 직선이 도로의 실

제 방향을 제대로 반영하지 못하는 문제가 발생한다(그림 4(d) 참조). 이러한 직선들은 추후 도로의 주방향을 추정할 때 방해가 되는 요소이다. 따라서 군집의 크기와 분포 형태라는 두 가지 요소를 고려하여 도로의 주방향을 추정하는데 방해가 될 가능성이 있는 군집들은 제거하였다. 첫 번째 요소인 군집의 크기를 고려해 보았을 때, 군집 내의 픽셀 개수가 100개 이하인 군집은 제거하였다. 그리고 두 번째 요소인 군집의 분포 형태를 고려하기 위해 군집 내 픽셀 좌표 (x, y) 의 각 변수 간 상관 계수(Correlation Coefficient)를 이용하였고, 이 상관 계수는 다음과 같이 정의되는 Pearson 상관 계수^{[13][15]}를 사용하였다.

$$\rho_{x,y} = \frac{\text{cov}(x,y)}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (6)$$

여기에서 $\text{cov}(x,y)$ 는 확률변수 x 와 y 의 공분산(Covariance)이고, σ_x 와 σ_y 는 확률변수 x 와 y 의 각각에 대한 표준

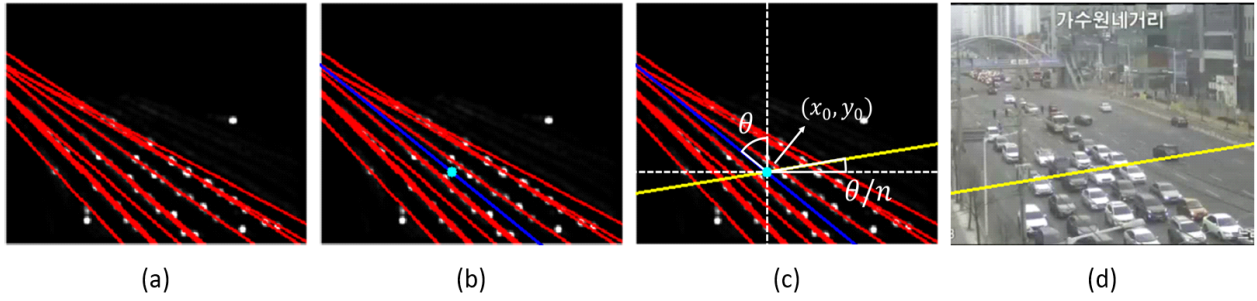


그림 6. 선형 회귀 결과와 누적 가우시안 지도를 이용하여 도로의 주방향을 나타내는 직선(파란색 실선)과 계수선(노란색 실선)을 구하는 과정. (a) 불필요한 군집을 제거하고 난 후 선형 회귀를 적용한 결과 (b) 도로의 주방향을 나타내는 직선을 시각화한 것 (c) 도로의 주방향을 이용해 얻어낸 계수선을 시각화한 것 (d) 얻어낸 계수선을 원본 CCTV영상 위에 시각화한 것

Fig. 6. The procedure of finding the line (blue line) that represents the principal direction of the road and the counting line (yellow line) using the linear regression results and the accumulated Gaussian map. (a) The results of linear regression after removing small, uncorrelated clusters (b) The line that represents the principal direction of the road (c) The counting line obtained from the principal direction of the road (d) Visualization of the obtained counting line overlaid on the given CCTV video

편차(Standard Deviation)이다. 상관 계수는 -1과 1사이의 값이며, 상관 계수의 절댓값이 1에 가까울수록 군집 내 픽셀 좌표의 x, y 값들이 선형 상관관계를 가지게 되어 군집내 픽셀들의 분포 형태가 일정한 방향성을 띄게 된다. 일반적으로 상관 계수의 절댓값이 0.7보다 크면 강한 선형 상관 관계를 갖는 것으로 해석하므로^{[16][17]}, 강한 선형 상관 관계를 갖는 군집만 남기기 위해 상관 계수의 절댓값이 0.7 이하인 군집은 제거하였다.

그림 5는 크기와 분포 형태에 따라 군집을 제거한 후 선형 회귀를 적용하였을 때의 결과를 나타낸 것이다. 이러한 방식으로 불필요한 군집을 제거하고 선형 회귀를 적용하였을 때 얻어진 직선들이 실제 도로의 형태를 더욱 잘 반영하는 것을 볼 수 있다.

3. 도로 주방향 추정 및 계수선 검출

이렇게 얻어낸 각 군집들의 기울기 a 를 이용하여 CCTV 영상 내 도로의 주방향을 추정하고, 이를 통해 최종적으로 계수선을 검출한다. 우선 도로의 주방향을 나타내는 직선의 기울기 $a_{principal}$ 은 각 군집들의 기울기 a 의 산술평균으로 하였고, 직선이 지나는 한 점 (x_0, y_0) 는 이진화된 누적 가우시안 지도에서 밝기 값이 0이 아닌 픽셀 좌표들의 산술평균으로 하였다. 이를 나타내는 직선의 방정식은 다음과 같다(그림 6(b) 참조).

$$y - y_0 = a_{principal}(x - x_0). \quad (7)$$

도로의 주방향을 나타내는 직선을 얻어낸 것과 마찬가지로, 계수선도 직선이기 때문에 기울기와 한 점을 알면 직선의 방정식을 구할 수 있다. 도로의 주방향을 나타내는 직선이 수직선을 기준으로 반시계 방향으로 θ 만큼 기울어져 있다고 하였을 때, 구하고자 하는 계수선은 수평선을 기준으로 반시계 방향으로 θ/n 만큼 기울어져 있는 것으로 가정하였다(그림 6(c) 참조). 여기에서 n 은 $n > 1$ 인 양의 실수이며, 구하고자 하는 계수선의 기울기를 구하기 위해 도로의 주방향을 어느 정도 반영할 것인지를 결정하는 매개변수이다. n 의 값이 1일 경우, 계수선은 도로의 주방향을 나타내는 직선에 수직이 되며 n 의 값이 1보다 커질수록 계수선은 수평선에 가까워지게 된다. 다양한 CCTV영상^[10]에 제안하는 방법을 적용해 보았을 때, n 의 값은 6으로 하는 것이 가장 적절하였다. 이 때, 도로의 주방향을 나타내는 직선의 기울기는 $a_{principal} = \tan(\pi/2 + \theta)$ 이고 계수선의 기울기는 $a_{counting} = \tan(\theta/n)$ 이다. 이를 통해 계수선의 기울기 $a_{counting}$ 을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$a_{counting} = -\tan\left(\frac{\tan^{-1}(1/a_{principal})}{n}\right), \quad (8)$$

계수선이 지나는 한 점은 도로의 주방향을 나타내는 직

선과 마찬가지로 이진화된 누적 가우시안 지도 $AGM(x, y)$ 에서 값이 0이 아닌 점들의 산술평균으로 정하였다. 그림 6(d)는 이렇게 최종적으로 구한 계수선을 주어진 CCTV영상 위에 시각화한 예를 보여주고 있다.

III. 실험 결과 및 평가

본 논문에서는 온라인에 공개된 대전광역시 도로 교통 CCTV영상^[10]을 사용하였고, 그 중 주간에 촬영된 52개의 CCTV장면을 제안하는 방법의 실험에 사용하였다. 영상의 해상도는 320×240 픽셀 크기이며, 초당 프레임 수는 30이다. 그리고 한 영상 당 30초이고, 총 900프레임의 길이를 가지고 있다. 제안하는 방법에서 설명한 2,000프레임의 누적을 위해 장면 당 연속된 세 개의 영상을 이어 붙여 사용하였다. 실험에 대한 평가 방법은 다음과 같다. 계수선을 이용하여 교통량을 측정하는 기존 방법들^{[11][13]}은 영상의 높이를 수동으로 지정하여 해당 높이를 갖는 수평선을 계수선으로 사용하므로, 실험에서는 영상의 높이를 5등분하여 5분의 1 지점부터 5분의 5지점까지의 각 높이에서 수평선을 그어 계수선으로 정한 것과 본 논문에서 제안하는 방법으로 얻어낸 계수선의 성능을 비교한다. 성능은 CCTV영상 내에서

계수선이 포함하는 차선수의 실제 차선 수에 대한 비율로 다음과 같이 측정한다.

이 값이 클수록 계수선이 차선들을 누락하지 않고 잘 포함한다는 의미이므로, 추후 통행 차량 계수를 이용한 교통량 분석을 수행할 때에도 해당 CCTV영상에 나타난 차선을 통해 지나가는 차량들을 놓치지 않고 교통량을 분석할 수 있다.

실험에 사용한 52개의 CCTV장면에 제안한 방법을 적용한 후, 위에서 설명한 평가 방법을 이용하여 평가한 결과는 표 1과 같다. 표에 나타난 성능은 실험에 사용한 52개 CCTV장면에서의 평균 성능이다. 표 1을 보면 고정된 높이에서 수평선을 그어 이를 계수선으로 사용하였을 때보다 제안하는 방법을 적용하여 얻어낸 계수선이 더 나은 성능을 보이는 것을 알 수 있다. 실험에 사용한 52개 장면 중, 그림 1(b)와 같이 CCTV에 나타난 도로의 형태가 한 쪽으로 치우쳐 있는 18개의 경우만 골라내어 성능을 측정하여 표 2에 나타내었다.

그림 7은 제안하는 방법을 다양한 CCTV영상에 적용하여 계수선을 검출한 결과를 보여주고 있다. 그림 7에서도 확인할 수 있듯이, 제안하는 방법을 적용하여 얻은 계수선이 다양한 CCTV영상에서 차선들을 누락하지 않고 잘 포함하고 있는 것을 알 수 있다.

$$\text{Accuracy (\%)} = \frac{\text{CCTV영상내에서 계수선이 포함하는 차선수}}{\text{CCTV영상내의 실제 차선수}} \quad (9)$$

표 1. 고정된 높이 값을 사용한 수평 계수선과 제안한 방법의 성능 비교

Table 1. Performance comparison of the fixed-height horizontal line and proposed method

Method	Fixed-height horizontal line					Proposed
	1/5 of the height	2/5 of the height	3/5 of the height	4/5 of the height	5/5 of the height	
Accuracy (%)	40.45%	81.64%	93.30%	92.06%	85.36%	96.03%

표 2. CCTV영상 내 도로가 한 쪽으로 치우친 경우에 대해 고정된 높이 값을 사용한 수평 계수선과 제안한 방법의 성능 비교

Table 2. Performance comparison of the fixed-height horizontal line and proposed method for partially occluded road

Method	Fixed-height horizontal line					Proposed
	1/5 of the height	2/5 of the height	3/5 of the height	4/5 of the height	5/5 of the height	
Accuracy (%)	36.08%	84.18%	91.14%	86.08%	72.15%	96.84%

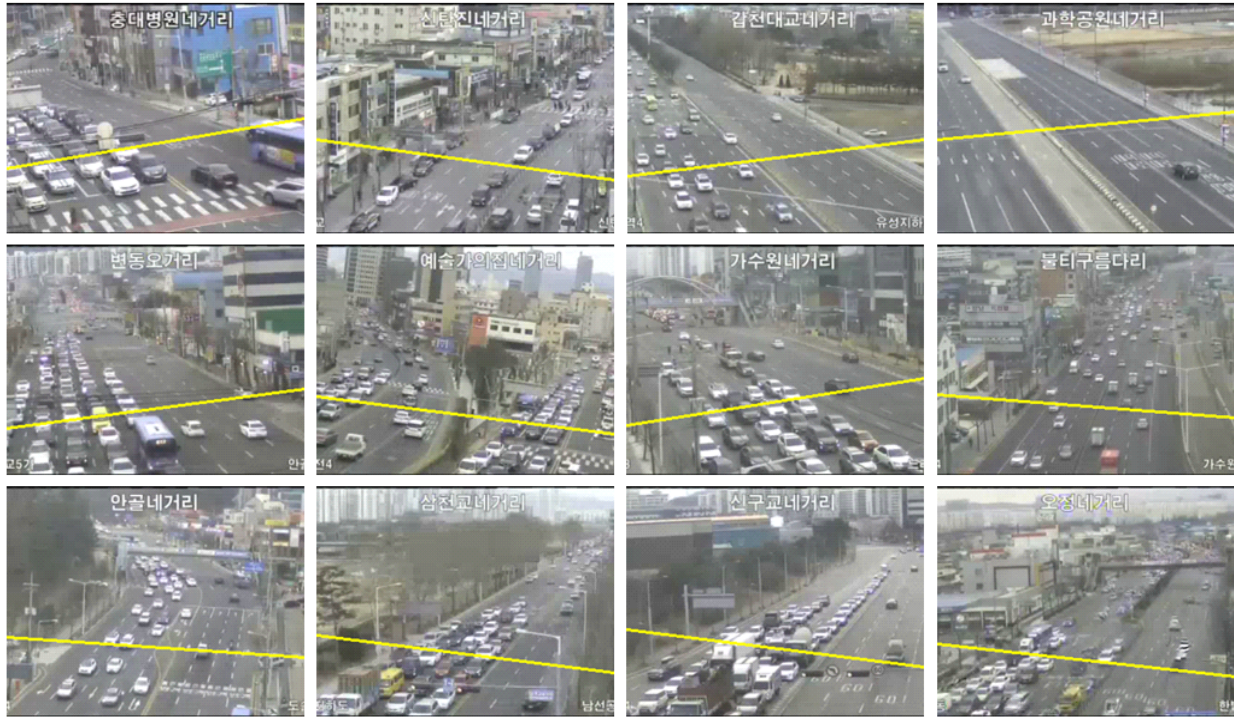


그림 7. 제안하는 방법을 다양한 상황의 도로 교통 CCTV영상에 적용한 예

Fig. 7. The examples of the counting line obtained by applying proposed method to various CCTV videos

IV. 결 론

본 논문에서는 도로 교통 CCTV영상을 이용한 교통량 분석에 이용할 수 있는 계수선(Counting Line)을 CCTV영상에 나타난 도로의 형태에 따라 적응적으로 검출하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 우선 차량 검출을 이용하여 차량의 이동 경로를 표현하는 누적 가우시안 지도(Accumulated Gaussian Map)를 생성하였다. 그리고 차량의 이동 경로를 군집화(Clustering) 기법을 이용하여 분리하였으며, 이렇게 분리된 각각의 군집에 선형 회귀(Linear Regression)를 적용하여 도로의 주방향(Principal Direction)을 추정하였다. 이 과정에서 도로의 주방향을 추정하는데 방해가 되는 군집들은 군집의 크기와 군집 내 픽셀 좌표들의 상관계수(Correlation Coefficient)를 이용하여 제거하였다. 마지막으로, 추정된 도로의 주방향을 이용하여 최종적인 계수선을 검출하였다. 또한 다양한 CCTV 영상에 대한 실험을 통해 제안하는 방법이 효과적인 것을 확인하였다.

참 고 문 헌 (References)

- [1] S. Kamkar and R. Safabakhsh, "Vehicle detection, counting and classification in various conditions," *IET Intelligent Transport Systems*, Vol.10, No.6, pp.406-413, July 2016.
- [2] S. Bouaich, M. A. Mahraz, J. Riffi, and H. Tairi, "Vehicle counting system in real-time," *Proceeding of IEEE International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*, pp.1-4, 2018.
- [3] J. -P. Lin and M. -T. Sun, "A YOLO-based traffic counting system," *Proceeding of IEEE Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI)*, pp.82-85, 2018.
- [4] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster r-cnn: towards real-time object detection with region proposal networks," *Proceeding of Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, pp.91-99, 2015.
- [5] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster r-cnn: towards real-time object detection with region proposal networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.39, No.6, pp. 1137-1149, June 2017.
- [6] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. -Y. Fu, and A. C. Berg, "SSD: single shot multibox detector," *Proceeding of European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp.21-37, 2016.
- [7] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: unified, real-time object detection," *Proceeding of IEEE*

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.779-788, 2016.
- [8] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLO9000: better, faster, stronger," *Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.7263-7271, 2017.
- [9] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: an incremental improvement," *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, April 2018.
- [10] Daejeon metropolitan city road traffic CCTV, <http://traffic.daejeon.go.kr/map/trafficInfo/cctv.do> (accessed Feb. 1, 2019).
- [11] T. -Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, L. Bourdev, R. Girshick, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, C. L. Zitnick, and P. Dollar, "Microsoft coco: common objects in context," *Proceeding of European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp.740-755, 2014.
- [12] M. Ester, H. -P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," *Proceeding of International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, pp.226-231, 1996.
- [13] K. Pearson, "Mathematical contributions to the theory of evolution. - III. Regression, heredity and panmixia," *Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Series A*, Vol.187, pp.253-318, 1896.
- [14] O. J. Dunn and V. A. Clark, *Applied Statistics: Analysis of Variance and Regression*, Wiley, New York, 1974.
- [15] J. L. Rodgers and W. A. Nicewander, "Thirteen ways to look at the correlation coefficient," *The American Statistician*, Vol.42, No.1, pp.59-66, February 1988.
- [16] M. M. Mukaka, "A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research," *Malawi Medical Journal*, Vol.24, No.3, pp.69-71, September 2012.
- [17] B. Ratner, "The correlation coefficient: its values range between +1/-1, or do they?," *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, Vol.17, No.2, pp.139-142, May 2009.

저 자 소 개



정 현 석

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



임 석 재

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

저 자 소 개



박 민 우

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



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



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