

논문 2016-11-32

동적 배경에서의 고밀도 광류 기반 이동 객체 검출

(Dense Optical flow based Moving Object Detection at Dynamic Scenes)

임 호 진, 최 연 규, 구엔 락 쿙, 정 호 열*

(Hyojin Lim, Yeongyu Choi, Cuong Nguyen Khac, Ho-Youl Jung)

Abstract : Moving object detection system has been an emerging research field in various advanced driver assistance systems (ADAS) and surveillance system. In this paper, we propose two optical flow based moving object detection methods at dynamic scenes. Both proposed methods consist of three successive steps: pre-processing, foreground segmentation, and post-processing steps. Two proposed methods have the same pre-processing and post-processing steps, but different foreground segmentation step. Pre-processing calculates mainly optical flow map of which each pixel has the amplitude of motion vector. Dense optical flows are estimated by using Farneback technique, and the amplitude of the motion normalized into the range from 0 to 255 is assigned to each pixel of optical flow map. In the foreground segmentation step, moving object and background are classified by using the optical flow map. Here, we proposed two algorithms. One is Gaussian mixture model (GMM) based background subtraction, which is applied on optical map. Another is adaptive thresholding based foreground segmentation, which classifies each pixel into object and background by updating threshold value column by column. Through the simulations, we show that both optical flow based methods can achieve good enough object detection performances in dynamic scenes.

Keywords : Optical flow, Farneback motion estimation, Moving object detection, Dynamic scene, Column based thresholding

1. 서 론

주차장에서 운전자가 차량을 주차하기 위해 비어있는 공간을 찾는 도중, 운전자가 보행자를 인식하지 못하거나, 혹은 다른 움직이는 객체를 인식하지 못했을 경우에 교통사고가 종종 발생한다. 이러한 상황이 일어난다면, 운전자와 보행자 또는 임의의 이동 객체 간의 교통사고를 피하기 어렵고 위험

에 처할 수 있다. 그래서 운전자는 항상 주의 깊게 차량 주변을 확인하면서 주행하여야 한다. 하지만, 운전자가 다른 생각을 하거나, 주의하지 않는 순간도 발생하게 된다. 이러한 경우는 교통사고로 즉시 연결된다. 따라서 운전자 및 보행자 혹은 이동 객체의 안전을 위해 카메라 기반의 이동 객체 검출 시스템이 필요하다.

이동 객체 검출 기술은 움직이는 객체가 어떠한 객체인지 인식하는 객체 인식의 전처리 기술로 사용이 될 수 있다. 또한, 현재 영상에서 이동 객체의 유무를 판별하여 알람을 주는 시스템으로도 사용되고 있다. 이러한 이유로 최근 많은 연구자는 이동 객체 검출 기술에 관한 연구를 활발하게 진행하고 있다. 수많은 이동 객체 검출 알고리즘들은 카메라의 위치가 고정되어있는 상황에서 개발이 이루어졌다. 이러한 경우, CCTV (closed circuit television) 보안 시스템과 같이 배경이 고정되어 있다. 배경이

*Corresponding Author (hoyoul@yu.ac.kr)

Received: 19 Aug. 2016, Revised: 22 Sep. 2016,

Accepted: 28 Sep. 2016.

H.J. Lim, Y.G. Choi, Cuong N.K, H.-Y. Jung:
Yeungnam University

※ 이 논문(저서)은 2014년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신창의인력양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2014H1C1A1073141)

고정된 경우, 배경 차감 기법이 다양한 이동 객체 검출 기법에 활용되어왔다. [1]에서는 가우시안 혼합 모델을 이용한 배경 차감 기법이 사용하여 이동 객체를 검출하였다. 가우시안 혼합 모델 기반의 배경 차감 기법은 각 픽셀을 시계열로 가우시안 분포도를 구하여 값의 변화가 큰 경우 이동 객체로 분류한다. 이 방법은 배경의 픽셀값은 시간에 따라 비슷하다고 가정한다. 또한, 이 방법은 배경이 변하더라도 적응적으로 가우시안 혼합 모델이 변하기 때문에 배경 변화에 강인하다. 하지만 가우시안 모델의 개수를 지정해야 하는 단점이 존재한다. [2]에서는 확률적 슈퍼 픽셀 (probabilistic super pixel)과 Markov random field를 이용하여 이동 객체를 검출하였고, [3]에서는 모션 기반의 배경 차감을 이용한 이동 객체 검출을 위해 적응적 커널 밀도 추정 (adaptive kernel density estimation)을 이용하였다. 이 외에도 메디안 필터[4], 근사 메디안 필터링 기법 (approximated median filtering technique) [5], 그리고 칼만 필터 [6] 등을 이용한 배경차감 기법들이 있다. [7]에 따르면 가우시안 혼합 모델을 이용한 배경 차감 기법을 포함한 상기 4개의 배경 차감 기법 중, 이동 객체 검출 성능은 가우시안 혼합 모델을 이용한 배경 차감 기법이 가장 좋은 성능을 나타낸다고 발표되어 있다. 최근에는 연속적으로 카메라의 위치가 바뀌어 배경이 동적인 경우의 이동 객체 검출 방법도 연구가 진행되고 있다. [8]에서는 슈퍼 픽셀을 이용하여 전반적인 배경 차감 (generalized background subtraction) 방법을 이용하여 연속적으로 동적 배경에서 이동 객체를 검출하였다. 하지만 이 방법의 가장 큰 단점은 초기에 객체에 대한 라벨을 사용자가 지정하여야 알고리즘이 실행된다. [9]에서는 동적 배경에서 베이지안 (Bayesian) 객체 검출이 사용되었다. 베이지안 객체 검출 방법은 MAP-MRF 결정 프레임 워크를 사용하였다. 하지만 [9]에서 정의하는 동적 배경은 카메라의 위치가 고정되고, 천정의 선풍기, 시계추, 에스컬레이터와 같은 고정된 위치에서 일정하게 움직이는 것을 포함한 배경을 동적 배경이라 정의하였다. 본 논문에서의 동적 배경에 대한 정의는 [9]의 정의와는 다르게 카메라의 위치가 변경되어 배경이 움직이는 상황으로 정의 하였다.

본 논문에서는 동적 배경에서의 이동 객체 검출을 위해 두 가지 알고리즘을 제안한다. 두 가지 알고리즘은 모두 고밀도 광류 기반의 이동 객체 검출 방법을 제안한다. 첫 번째 알고리즘은 정적 배경에서의 배경 모델링 성능이 가장 좋다고 알려진 가우

시안 혼합 모델 기법을 적용한 이동 객체 검출 알고리즘을 제안하고, 또 다른 하나는 열에 따른 적응적 thresholding을 적용한 이동 객체 검출 알고리즘을 제안한다.

먼저 제II장에서는 본 논문에서 적용하고자 하는 동적 배경에서의 이동 객체와 배경의 광류 특징과 제안하는 두 가지의 이동 객체 검출 알고리즘 구성에 대해 설명한다. 제III장에서는 실제 야외의 주차장 환경에서 촬영된 비디오풀을 이용한 이동 객체 검출 알고리즘 시뮬레이션 결과를 나타내고, 마지막으로 제IV장에서는 결론을 맺는다.

II. 동적 배경에서의 이동 객체 검출

일반적으로 차량에 탑재되는 상업용 블랙박스 혹은 차량용 카메라의 위치는 룸미러 뒤에 장착된다. 그러므로 카메라가 장착된 차량이 주행하는 경우, 카메라로부터 입력받은 영상은 이동 객체와 배경이 모두 이동하는 것과 같이 나타난다. 따라서 이동 객체와 배경 모두 광류 (optical flow)가 나타난다. 이동 객체와 배경 모두 광류를 나타내지만, 이동 객체는 배경에 비하여 더 큰 크기의 광류를 나타내는 것을 여러 실험을 통해 확인할 수 있었다. 또한, 입력 영상의 중앙으로부터 좌우 끝으로 갈수록 배경의 광류 크기도 점점 커지는 현상도 확인할 수 있었다. 본 논문은 이동 객체와 배경에서 추정되는 광류의 방향성 또한 관찰하였다. 이동 객체가 배경과 동일한 방향으로 이동하는 경우 (차량과 반대 방향으로 이동하는 경우), 광류의 방향성은 배경과 동일하게 나타났다. 그 반대의 경우 (차량과 동일한 방향으로 이동하는 경우), 사람의 눈은 이동 객체가 배경과 반대로 이동하는 것을 인지할 수 있지만, 영상에서의 이동 객체와 배경으로부터 추정된 광류의 방향성은 비슷한 방향으로 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 관찰을 기반으로 본 논문에서 제안하는 동적 배경에서의 이동 객체 검출 시스템은 광류의 크기 기반으로 알고리즘 개발을 진행하였다.

본 논문에서는 동적 배경에서의 이동 객체 검출 시스템을 위해 두 가지 방법을 제안한다. 제안하는 두 가지 방법은 그림 1과 같이 전처리 단계, 전경 분할 단계, 마지막으로 후처리 단계로 이루어져 있으며, 두 가지 제안 방식은 동일한 전처리 단계와 후처리 단계로 구성되며 전경 분할 단계에서 서로 다른 알고리즘이 적용된다. 전처리 단계로는 관심 영역 설정, 흑백 영상 변환, 광류 추정 및 광류 맵 추정으로 이루어져 있다. 전경 분할 단계에서는

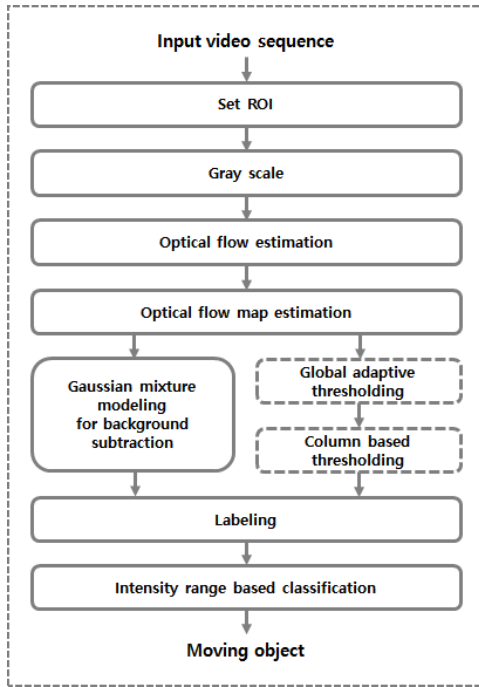


그림 1. 제안하는 시스템 블록 다이어그램
Fig. 1 Functional block diagram of the proposed system

가우시안 혼합 모델을 적용한 알고리즘과 열 기반 thresholding 기법이 적용된 알고리즘으로 나누어진다. 전경 분할 단계의 결과로는 이동 객체 후보 블로브가 배경으로부터 분할된다. 후처리 단계로는 이동객체 후보 블로브를 추출하기 위해 라벨링을 진행하고, 노이즈 블로브를 제거하기 위해 추출된 블로브의 빛 밝기 범위 기반 분류를 진행하였다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 이동 객체의 위치추적 (tracking)단계는 고려하지 않았다.

본 논문에서는 야외 주차장에서 차량이 15km/h로 직선 주행한다고 가정하였고, 광류를 추정하기 위해서 고밀도 Farneback 광류 기법을 사용하였다. 초기 일정 프레임은 배경 모델링에 사용되고, 그 이후로 연속적으로 배경이 변하는 상황, 즉, 동적 배경에서의 이동 객체 검출을 진행하였다.

1. 전처리 단계

전처리 단계에서는 우선, 영상의 관심 영역 (region of interest)을 설정한다. 영상 전역에서 광류를 추정하면 모든 픽셀에 대해 광류를 추정하기 때문에 시스템의 속도가 늦어진다. 관심 영역의 설정

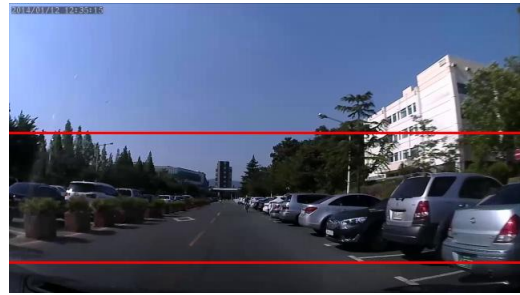


그림 2. 관심영역 지정의 예시
Fig. 2 An example of region of interest (ROI) setting

으로 관심 영역 내에서만 광류를 추정하기 때문에 전역에서 광류를 추정하는 것보다 시스템의 속도를 높일 수 있다. 본 논문은 이동 객체가 나타날 확률이 가장 높은 곳을 관심 영역으로 설정하였다. 그림 2는 관심 영역 설정의 예를 보여준다.

관심 영역 설정 후, 광류 추정을 위해 원 영상을 흑백 영상으로 변환한다. 광류 추정은 연속된 프레임에서의 빛 밝기의 변화를 분석하는 것이다. 따라서 광류를 추정하기 위해서 RGB 영상을 흑백 영상으로 변환한다.

흑백 영상으로 변환 후, 광류를 추정한다. 대표적인 광류 추정 기법으로는 Horn-Schunck [10]와 Lucas-Kanade [11]로부터 발표된 광류 추정 기법이 자주 이용된다. Horn-Schunck 광류 추정 방법은 영상 전역에서 광류를 추정하는 방법이고, Lucas-Kanade의 광류 추정 방법은 국부적으로 하나의 픽셀을 기준으로 작은 윈도우 내에서 광류를 추정하는 방법이다. 하지만 Lucas-Kanade의 광류 추정 방법은 해당 픽셀이 빠르게 이동할 경우 광류를 제대로 추정하지 못하는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 피라미드 Lucas-Kanade 광류 추정 기법 (pyramidal Lucas-Kanade optical flow estimation method)도 소개되었다 [12]. 피라미드 Lucas-Kanade 광류 추정 기법을 이용하면 빠르게 움직이는 광류를 추정할 수는 있지만, 하늘 또는 바닥과 같이 비슷한 빛 밝기를 갖는 영역에서 광류를 추정하면 오류가 발생한다. [13]에 따르면 다항식의 확장 (polynomial expansion) 기반의 Farneback 광류 추정 기법이 Lucas-Kanade 광류 추정 기법보다 평균 에러가 낮은 것을 알 수 있다. 따라서 본 논문은 광류 추정에 평균 에러가 낮은 다항식의 확장 기반의 광류를 추정하는 Farneback 광류 추정 기법 [13]을 적용하였다.

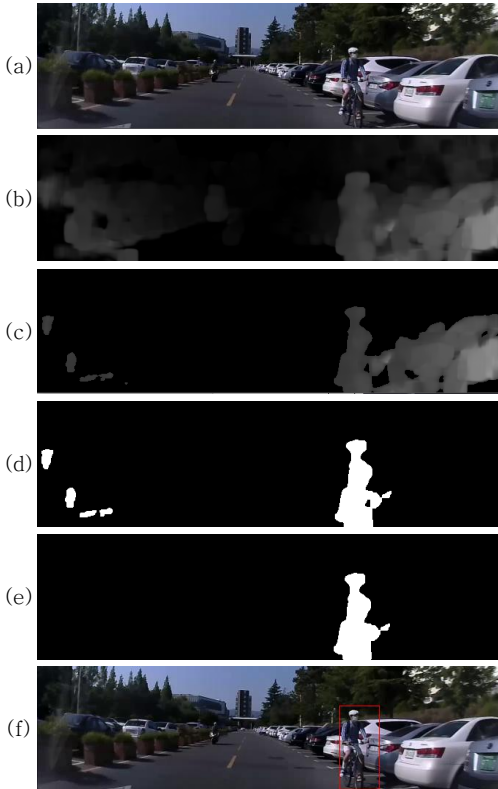


그림 3. 열 기반 thresholding 알고리즘 실행 결과

- (a) 원영상의 관심영역, (b) 광류 맵
(c) $M_{T1,t}(x,y)$, (d) $M_{T2,t}(x,y)$
(e) 전경 분할 결과, (f) 검출 결과

Fig. 3 A result of the column based thresholding algorithm

- (a) ROI of the original, (b) the optical flow map
(c) $M_{T1,t}(x,y)$, (d) $M_{T2,t}(x,y)$
(e) foreground segmentation result
(f) result of detection

본 논문은 동적 배경에서도 정적배경과 비슷한 효과를 낼 수 있는 방법에 대해 고민하였고, 여러 실험을 통해 시간이 연속적으로 변해 배경이 변하더라도 영상의 위치에 따라 배경의 광류 크기가 비슷하다는 것을 알 수 있었다. 즉, 영상의 중앙에서는 배경의 광류 크기가 작게 나타나고, 영상의 좌우 끝으로 갈수록 배경의 광류 크기가 점점 커지는 것을 알 수 있었다. 이러한 특징을 활용하여 동적 배경이지만 정적 배경과 비슷한 특징을 갖는 광류 맵을 추정한다. 광류 맵은 고밀도 광류를 추정하고, 추정된 광류의 크기를 분석하고, 분석한 광류의 크기

를 0에서 255로 정규화 하여 하나의 영상으로 나타낸 것으로 정의한다. 본 논문은 광류 맵을 추정하여 이동 객체 검출 시스템에 사용하였다. 본 논문에서는 광류 맵 추정하기 위해 광류의 크기 기반으로 추정하였지만 광류 크기 이외의 다른 광류의 특징을 이용할 수도 있다. 그림 3.(b)는 원 영상 그림 3.(a)의 광류 맵 $M_i(x,y)$ 의 예를 보여준다.

2. 전경 분할 단계

본 논문은 전처리 단계에서 추정한 광류 맵을 이용하여 전경 분할 단계에서 이동 객체 후보를 배경으로부터 분할한다. 본 논문은 전경 분할 단계에서 두 가지를 제안한다. 가우시안 혼합 모델을 적용하여 이동 객체 후보 블로브(blob)을 얻는 알고리즘과 열 기반 thresholding 기법을 적용하여 이동 객체 후보 블로브를 얻는 알고리즘을 제안한다.

2.1 가우시안 혼합 모델

본 논문에서 제안하는 가우시안 혼합 모델 기반의 이동 객체 검출 알고리즘은 일반적으로 가우시안 혼합 모델의 입력 값으로 사용되는 RGB 색공간이 아닌 전처리 단계에서 추정된 광류 맵의 크기 값을 입력 값으로 사용하였다.

가우시안 혼합 모델은 현재 프레임에서 각 픽셀 크기의 분포를 K 개의 가우시안 분포도로 나타낸 것이다. 시간 t 에서 프레임에 존재하는 각 픽셀 크기의 확률은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(M_i(x,y)) = \sum_{k=1}^K w_{k,t} \times N(M_i(x,y), \mu_{k,t}, \sigma_{k,t}^2) \quad (1)$$

$w_{k,t}$, $\mu_{k,t}$, 그리고 $\sigma_{k,t}^2$ 는 k 번째의 혼합 가우시안의 가중치, 평균 그리고 분산을 의미한다.

새로운 입력 $M_i(x,y)$ 는 각 가우시안 요소에 대하여 가장 가까운 가우시안 분포를 찾는다. 그리고 파라미터 $w_{k,t}$, $\mu_{k,t}$, $\sigma_{k,t}^2$ 는 입력 값을 포함하여 새롭게 갱신된다. 이러한 특징으로 인해 배경이 변하는 경우에도 가우시안 혼합 모델은 좋은 배경 모델링의 성능을 가진다. 또한, 가우시안 혼합 모델은 배경일 가능성이 높은 픽셀을 제거하는 것에 매우 유용하다.

2.2 열 기반 thresholding

앞서 언급한 본 논문의 관찰과 같이 그림3.(b)를 보면, 이동 객체의 광류 크기는 동적 배경의 광류 크기보다 다소 크게 나타나는 걸 확인 할 수 있다.

따라서 배경을 최대한으로 제거하기 위해서 열 기반 thresholding의 전처리 단계로 광류 맵의 전역에서 적응적 thresholding (global adaptive thresholding)을 적용하였다. 전역 적응적 thresholding은 다음과 같다.

$$M_{T_{1,t}}(x,y) = \begin{cases} M_t(x,y) & M_t(x,y) > T_{g,t} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

$M_t(x,y)$ 는 추정된 광류 맵이고 $T_{g,t}$ 는 광류 맵 전역에서 적응적 thresholding을 위한 임계값이다. 그에 따른 결과는 $M_{T_{1,t}}(x,y)$ 로 나타난다. 전역 적응적 thresholding을 위한 임계값 $T_{g,t}$ 는 다음과 같다.

$$T_{g,t} = \mu_{g,t} + \sigma_{g,t} \quad (3)$$

$$\mu_{g,t} = \frac{1}{w_M \times h_M} \sum_{x=0}^{w_M} \sum_{y=0}^{h_M} M_t(x,y) \quad (4)$$

$$\sigma_{g,t} = \sqrt{\frac{1}{w_M \times h_M} \sum_{x=0}^{w_M} \sum_{y=0}^{h_M} (M_t(x,y) - \mu_{g,t})^2} \quad (5)$$

$\mu_{g,t}$ 와 $\sigma_{g,t}$ 는 추정된 광류 맵 크기의 평균과 표준편차를 의미한다. w_M 과 h_M 은 $M_t(x,y)$ 의 너비와 높이를 의미한다. 그림 3.(c)는 광류 맵 그림 3.(b)에서 전역 적응적 thresholding이 적용된 결과 $M_{T_{1,t}}(x,y)$ 를 보여준다.

그림 3.(b)를 보면 차량이 직선 주행하는 경우, 광류는 입력 영상 기준으로 중앙에서 좌우 가장자리로 갈수록 광류의 크기가 증가하는 것을 알 수 있다. 또한, 동적 배경은 시간에 따라 연속적으로 배경이 변하기 때문에 배경을 시간에 따라 모델링해야 한다. 본 논문은 이러한 특징을 기반으로 전역에서 적응적 thresholding을 거친 추정된 광류 맵 $M_{T_{1,t}}(x,y)$ 를 영상에서 각각 열에 따라 적응적으로 thresholding을 진행하였다. 열 기반 thresholding은 다음과 같다.

$$M_{T_{2,t}}(x,y) = \begin{cases} 1 & M_{T_{1,t}}(i,y) > T_{B,t,i} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

$T_{B,t,i}$ 는 시간 t 에서의 i 번째 열의 임계값이고, $M_{T_{1,t}}(i,y)$ 는 시간 t 에서의 i 번째 열에 있는 전역 적응적 thresholding 결과의 크기 값이다. 열 기반 thresholding의 임계값 $T_{B,t,i}$ 는 다음과 같다.

$$T_{B,t,i} = \hat{\mu}_{B,t,i} + k \hat{\sigma}_{B,t,i} \quad (7)$$

$$\hat{\mu}_{B,t,i} = (1-\alpha)\hat{\mu}_{B,(t-1),i} + \alpha \mu_{B,t,i} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_{B,t,i} = (1-\alpha)\hat{\sigma}_{B,(t-1),i} + \alpha \sigma_{B,t,i} \quad (9)$$

$$0 < \alpha < 1$$

$\mu_{B,t,i}$ 는 시간 t 에서의 i 번째 열에 있는 $M_{T_{1,t}}(i,y)$ 의 평균 픽셀 크기 값이고, $\sigma_{B,t,i}$ 는 표준편차이다. $\hat{\mu}_{B,t,i}$ 와 $\hat{\sigma}_{B,t,i}$ 은 $T_{B,t,i}$ 를 구하기 위한 시간에 따라 적응적으로 갱신되는 평균과 표준편차이다. 수식 (8)과 수식 (9)로 인해 시간에 따라 적응적으로 $T_{B,t,i}$ 를 구할 수 있다. α 는 학습율 (learning rate)이다. α 는 0에서 1 사이의 값을 가지게 된다. 새로운 평균 및 표준편차 값을 빠르게 변화시키려면 α 를 높게 설정하고, 그 반대로 느리게 변화시키기 위해서는 α 를 0에 가깝게 설정한다. 본 방식은 배경 차감을 위한 가우시안 혼합 모델을 사용하는 기법을 참고하였다 [1].

초기 $T_{B,t,i}$ 를 구하기 위해서는 전역 적응적 thresholding을 거친 $M_{T_{1,t}}(i,y)$ 의 초기 일정 프레임의 크기 값을 누적시켜 $\hat{\mu}_{B,t,i}$ 와 $\hat{\sigma}_{B,t,i}$ 를 구한 후, 수식 (7)에 적용한다.

$M_{T_{1,t}}(i,y)$ 의 크기 값 중 $T_{B,t,i}$ 보다 작은 값은 배경이라고 판단할 수 있다. 배경이라 판단되는 크기 값은 다음 프레임의 배경 제거를 위한 임계값 갱신에 적용된다. $M_{T_{1,t}}(i,y)$ 의 크기 값 중 $T_{B,t,i}$ 보다 작은 크기 값에 대한 현재 프레임의 평균 및 표준편차는 다음과 같다.

$$\mu_{B,t,i} = \frac{1}{c_{t,i}} \sum_{y=0}^h M_{T_{1,t}}(i,y) \quad (10)$$

$$\sigma_{B,t,i} = \sqrt{\frac{1}{c_{t,i}} \sum_{y=0}^h (M_{T_{1,t}}(i,y) - \mu_{B,t,i})^2} \quad (11)$$

$$c_{t,i} += \begin{cases} 1 & M_{T_{1,t}}(i,y) \neq 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (12)$$

$c_{t,i}$ 는 시간 t 에서의 i 번째 열에서 $M_{T_{1,t}}(i,y)$ 의 픽셀 크기 값이 0이 아닌 다른 값을 갖는 픽셀의 개수이다.

그림 3.(d)는 전역 thresholding이 적용된 그림 3.(c)에서 열 기반 thresholding이 적용된 결과이다.

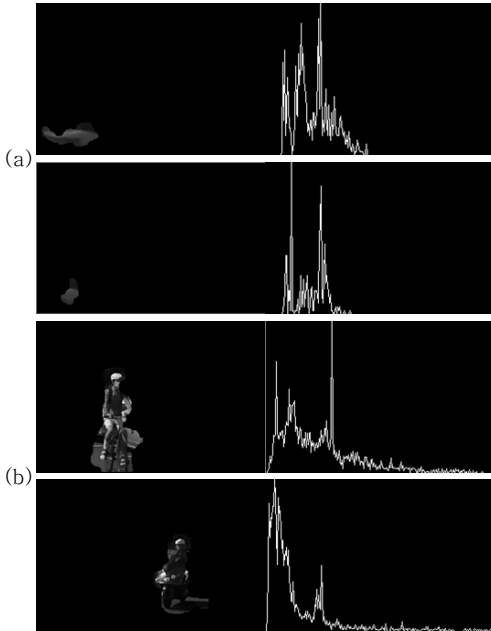


그림 4. 빛 밝기 범위의 예시

(a) 노이즈영역의 히스토그램

(b) 이동 객체 영역의 히스토그램

Fig. 4 An example of gray histogram

(a) histogram of noise region

(b) histogram of moving object region

3. 후처리 단계

전경 분할 단계에서 가우시안 혼합 모델을 이용한 배경 차감 또는 열 기반 thresholding을 적용한 후, 이동 객체 후보 블로브 (blob)를 추출하고 노이즈와 이동 객체를 분류하여 최종적으로 이동 객체를 검출하는 단계이다.

먼저, 이동 객체 후보 블로브를 추출하기 위해서 라벨링을 진행한다. 라벨링 단계에서는 이진화 영상에서 각 픽셀의 8 방향으로 검색하여 하나의 블로브로 묶어준다. 라벨링한 결과로 블로브의 바운딩 박스 (bounding box) 및 해당 블로브 영역 내의 흑백 영상의 빛 밝기 범위를 구할 수 있다.

라벨링 된 이동 객체 후보는 다수의 노이즈와 실제 이동 객체를 포함하고 있다. 이동 객체 후보를 실제 이동 객체와 노이즈로 분류하기 위해 빛 밝기 범위 기반 분류를 진행한다. 빛 밝기 범위 기반 분류는 이동 객체와 노이즈를 분류하기 위해서 이동 객체 후보 블로브를 하나의 마스크로 사용하여 광류를 추정하기 위해 사용되었던 흑백 영상을 복사한다. 블로브 영역 내에서 복사된 흑백 영상을 이용



그림 5. 시뮬레이션 환경

Fig. 5 Simulation environments

하여 0에서 255 범위를 가진 히스토그램을 생성한다. 그림 4는 블로브 영역 내의 흑백 영상에 따른 히스토그램을 보여준다. 그림 4를 보면 노이즈 영역의 밝기 범위가 이동 객체의 밝기 범위보다 좁게 분포하는 것을 알 수 있다. 그 이유는 노이즈는 대부분 차량의 일부분 혹은 차선 및 도로에서 자주 나타나게 되어 비슷한 빛 밝기를 갖는다. 따라서 빛 밝기 범위가 이동 객체에 비해 좁게 분포하게 된다. 이러한 특성을 이용하여 빛 밝기 범위 기반 분류는 다음과 같이 노이즈와 이동 객체를 분류한다.

$$F(x,y) = \begin{cases} 1 & R_{t,j} > T_R \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (13)$$

$F(x,y)$ 는 이동 객체로 판별된 블로브의 결과이다. $R_{t,j}$ 는 시간 t 에서의 j 번째 이동 객체 후보 블로브 영역 내에 있는 흑백 영상의 빛 밝기 범위이고, T_R 는 임의의 임계값이다. 그림 3.(e)는 빛 밝기 범위 기반의 분류를 한 결과를 보여준다.

III. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 동적 배경에서의 고밀도 광류 기반 이동 객체 검출 시스템의 유효성을 검증하기 위해서 실제 야외 주차장 환경에서 15km/h 이하로 직선 주행하는 차량의 룸미러 후면에 부착된 블랙박스를 이용하여 촬영된 비디오를 사용하여 4가지의 시뮬레이션을 진행하였다. 그림 5는 4가지 시뮬레이션 환경을 보여준다. 그림 5.(a)는 주차장

에 차량이 가득 주차되어있는 상황에서 자전거와 오토바이가 지나가는 환경이고, 그림 5.(b)는 주차장에 차량이 드물게 주차되어있는 상황에서 한 사람이 지나가는 환경이다. 그리고 그림 5.(c)는 그림 5.(b)와 비슷한 배경에 여러 사람이 차량 방향으로 지나가거나 도로를 가로지르는 상황이고, 마지막으로 그림 5.(d)는 차량이 드물게 주차되어있으며 오토바이가 지나가는 환경이다.

본 논문은 광류 기반의 이동 객체 검출 알고리즘으로 두 가지 알고리즘을 제안했다. 두 알고리즘은 전처리 단계인 관심 영역 지정, 흑백 영상 변환, 광류 추정 및 광류 맵 추정단계와 후처리 단계인 라벨링, 빛 밝기 범위 기반 분류 단계는 동일하게 적용하였지만, 전경 분할 단계에서 두 알고리즘은 다른 기법을 적용하였다. 전경 분할 단계의 첫 번째로 제안한 알고리즘은 정적 배경에서 좋은 성능을 가진다고 알려진 가우시안 혼합 모델을 적용한 알고리즘이고, 두 번째로 제안한 알고리즘은 가우시안 혼합 모델보다 조금 더 간단하게 설계할 수 있는 열 기반의 thresholding 기법을 적용한 알고리즘이다. 전경 분할 단계의 입력 영상은 전처리 단계의 결과인 광류 맵을 이용하였고, 두 알고리즘의 α 는 동일하게 0.001 값을 적용하였다. 또한, 두 알고리즘의 시물레이션 테스트 프레임은 동일하게 100프레임으로 실험을 진행하였다.

본 논문의 열 기반 thresholding이 적용된 알고리즘은 초기 100프레임 동안 광류 맵의 값을 누적시켜 초기 $\hat{\mu}_{B,t,i}$ 와 $\hat{\sigma}_{B,t,i}$ 를 설정하였고, 수식 (7)에서 사용된 k 는 2로 설정하였다.

빛 밝기 범위 기반 분류를 위한 T_r 값은 밝기 범위 (0~ 255)의 0.45배를 적용하였다.

본 논문은 동적 배경에서의 이동 객체 검출 시스템의 성능 측정을 위한 척도로는 리콜(recall)과 프리시전 (precision)을 사용하였다.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (14)$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (15)$$

여기서 P 는 포지티브로 이동 객체를 나타내며, true positive (TP)는 실제 이동객체가 포지티브로 검출된 블로브의 수이다. False positive (FP)는 실제 이동 객체가 아니지만 포지티브로 검출된 블로브의 수이다. 즉, 오검출된 블로브의 수이며, False

표 1. 동적 배경에서의 이동 객체 검출 성능 결과 비교

Table 1. Comparison of the detection results of the moving objects detection at dynamic scenes

video	object	type	recall	precision
a	42	Column	1.000	0.618
		GMM	0.976	0.323
b	23	Column	0.913	0.500
		GMM	1.000	0.639
c	119	Column	0.840	0.599
		GMM	0.899	0.585
d	44	Column	0.795	0.473
		GMM	0.795	0.795
total	228	Column	0.868	0.564
		GMM	0.904	0.528

negative (FN)는 미검출된 블로브의 수이다. 리콜이 높을수록 이동 객체 검출 성능이 좋은 것으로 판단할 수 있고, 프리시전이 낮을수록 이동 객체 검출 성능의 오검출이 많아 배경 제거 효과가 낮다고 판단할 수 있다.

본 논문은 제안하는 가우시안 혼합 모델 기반과 열 기반 thresholding 기법 기반의 이동 객체 검출 시스템의 알고리즘 성능을 비교하였다. 표 1은 각 시물레이션 환경별로 가우시안 혼합 모델이 적용된 알고리즘과 열 기반 thresholding 기법이 적용된 알고리즘의 이동 객체 검출 성능 결과를 보여준다.

표 1에 따르면 평균적으로 전경 분할 단계에서 가우시안 혼합 모델을 적용한 알고리즘의 이동 객체 검출 성능의 리콜 (recall)이 조금 더 높은 것을 알 수 있다. 이러한 이유는 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘은 하나의 배경에 대해서 모델링을 하지만 가우시안 혼합 모델의 경우는 K 개의 가우시안 분포로 모델링하기 때문에 조금 더 좋은 성능을 나타낸다. 하지만, 가우시안 혼합 모델보다 단순화한 열 기반 thresholding 기법은 설계가 간단하지만, 그에 비해 성능은 비슷하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 또한, 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘이 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘보다 배경이 다소 복잡하게 변하는 상황 (차량이 드물게 주차되어있는 환경)에서 배경 모델링의 성능이 비슷하거나 다소 좋은 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 동적 배경에서 고밀도 광류 기반

의 이동 객체 검출 시스템을 위해 가우시안 혼합 모델을 적용한 알고리즘과 열 기반 thresholding을 적용한 알고리즘을 제안하였다. 이동 객체 검출 시스템은 기본적으로 관심영역지정, 흑백 영상 변환, 광류추정, 광류 맵 추정단계를 전처리 단계로 사용하였다. 광류를 추정하기 위해, 고밀도 Farneback 광류 기술을 사용하였다. 추정된 고밀도 광류는 광류의 크기를 계산하고, 그 크기 기반의 광류 맵을 추정하였다. 광류 맵을 추정하기 위해서 추정된 광류의 크기를 0에서 255로 정규화 하였다. 추정된 광류 맵은 전경 분할 단계에서 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘과 열 기반 thresholding 기반의 알고리즘의 입력 값으로 사용되었다. 전경 분할 단계 중, 가우시안 혼합 모델 기법이 적용된 알고리즘은 추정된 광류 맵을 기반으로 배경을 모델링하고 배경을 차감하고 그에 따른 결과 영상을 이진화하였다. 또 다른 전경 분할 단계인 열 기반 thresholding 기법이 적용된 알고리즘은 추정된 광류 맵을 전역 적응적 thresholding을 전처리 단계로 적용한 후, 열 기반으로 다시 thresholding을 진행하였다. Threshold의 임계값을 시간에 따라 새롭게 갱신하기 위해 배경으로 제거된 영역의 광류 맵 크기 값을 새로운 임계값 설정을 위해 사용하였다. 전경 분할 단계의 결과인 이동 객체 후보 블로브를 후처리 단계로 이동 객체 후보 블로브 추출을 위한 라벨링 및 이동 객체와 노이즈를 최종 분류하기 위한 빛 밝기 범위 기반 분류를 진행하였다. 빛 밝기 범위 기반 분류를 통해 최종적으로 검출된 이동 객체 블로브는 마운딩 박스로 최종 이동 객체 검출의 결과를 나타내었다. 본 논문의 성능을 검증하기 위해 4가지의 시뮬레이션을 실험하였고, 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘과 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘을 비교하였다. 비교 성능 검증 척도로는 리콜 (recall)과 프리시전 (precision)을 이용하였다. 표 1에 따르면 동적 배경에서의 고밀도 광류 기반 이동 객체 검출 시스템을 위해 제안한 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘과 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘 중, 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘이 리콜 측면에서 평균적으로 조금 높게 나타났다. 그리고 가우시안 혼합 모델을 보다 단순화 시킨 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘은 설계가 단순하지만, 그에 비해 성능은 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘과 비슷하게 나타났다. 또한, 가우시안 혼합 모델 기반의 알고리즘이 열 기반 thresholding 기법 기반의 알고리즘보다 배경이 다소 복잡하게 변하는

상황에서 배경 모델링의 성능이 비슷하거나 다소 좋은 성능을 나타내었다.

References

- [1] Z. Zivkovic, "Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction," Proceedings of IEEE the 17th International Conference on Pattern Recognition. Vol. 2. pp. 28-31, 2004.
- [2] A. Schick, M. Bauml, R. Stiefelhagen, "Improving foreground segmentations with probabilistic super pixel markov random fields," Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp. 27-31, 2012.
- [3] A. Mittal, N. Paragios, "Motion-based background subtraction using adaptive kernel density estimation," Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp. II-302 - II-309, 2004.
- [4] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, A. Parti, "Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, No. 10, pp. 1337-1342, 2003.
- [5] N.J. McFarlane, C.P. Schofield, "Segmentation and tracking of piglets in images," Machine vision and applications, Vol. 8, No. 3, pp. 187-193, 1995.
- [6] D. Koller, J. Weber, J. Malik, "Robust multiple car tracking with occlusion reasoning," Springer Berlin Heidelberg, pp. 189-196, 1994.
- [7] S.C. Sen-Ching, C. Kamath, "Robust techniques for background subtraction in urban traffic video," Electronic Imaging 2004, International Society for Optics and Photonics, pp. 811-892, 2004.
- [8] J. Lim, B. Han, "Generalized Background Subtraction Using Superpixels with Label Integrated Motion Estimation," Proceedings of European Conference on Computer Vision, pp. 173-187, 2014.
- [9] Y. Sheikh, M. Shah, "Bayesian object detection in dynamic scenes," Proceedings of

IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 20-26 2005.

- [10] B.K. Horn, B.G. Schunck, "Determining optical flow," Technical symposium east, International Society for Optics and Photonics, Vol. 17, pp. 319-331, 1981.
- [11] B.D. Lucas, T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," Proceedings of 7th Conference on

Artificial Intelligence, Vol. 81, pp. 674-679, 1981.

- [12] J.Y. Bouguet, "Pyramidal implementation of the affine lucas kanade feature tracker description of the algorithm," Intel Corporation Vol. 5, pp. 1-10, 2001.
- [13] G. Farnebäck, "Two-frame motion estimation based on polynomial expansion," Proceedings of Scandinavian conference on Image analysis, Springer Berlin Heidelberg, pp. 363-370, 2003.

Hyojin Lim (임 효 진)



He is received B.E. degree in department of information and communication engineering from Yeungnam University, Gyeongsan, Republic of Korea, in 2015. He is currently a master candidate in department of information and communication engineering, Yeungnam University. His research interests include intelligent vehicle and image processing.

Email: hylim@ynu.ac.kr

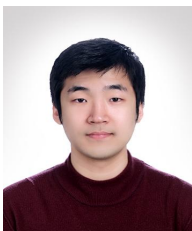
Cuong Nguyen Khac (구엔 착 쿡)



He is received the B.S. degree in dept. of computer science from the HANOI University of Science and Technology, Vietnam, in 2000 and the M.S. degree in information and communication engineering from Yeungnam University, Rep. of Korea, in 2010. He completed the Ph.D. course works and is currently working toward the Ph.D. graduation in intelligent systems, computer vision, and moving object recognition, Yeungnam University, Rep. of Korea. His research interests include computer vision, machine learning, intelligent vehicles, and intelligent driver assistance systems.

Email: cuongnguyenkhac@hotmail.com

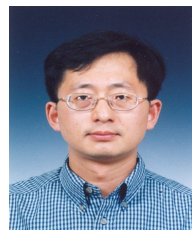
Yeongyu Choi (최연규)



He is received B.E. degree in department of electronic engineering from Kumoh national institute of technology, Gumi, Republic of Korea, in 2015. He is currently a master candidate in department of information and communication engineering, Yeungnam University. His interests include intelligent vehicle and image processing.

Email: ygchoi1111@gmail.com

Ho-Youl Jung (정호열)



He is received the Ph.D. degree in Electronics Engineering from the Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (INSA de Lyon), France, in 1988. He is currently a Professor in the Department of Information and Communications Engineering, Yeungnam University, Korea. Both teaching and research interests include digital signal/image processing, intelligent vehicles, and nonlinear systems.

Email: hoyoul@yu.ac.kr