Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 14, No. 5 pp. 2430-2436, 2013

http://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2013.14.5.2430

적응적 배경영상을 이용한 교차로 내 정지 객체 검출 방법

강성준[1*], 서암석[2], 정성환[3]
[1]전북대학교 기계시스템공학과, [2](주)라인인포, [3]전자부품연구원

Stop Object Method within Intersection with Using Adaptive Background Image

Sung-Jun Kang[1*], Am-Seog Sur[2] and Sung-Hwan Jeong[3]
[1]Dept. of Machine System Eng., Chonbuk National University
[2]Corp. LINE-INFO, [3]Korea Electronics Technology Institute

요 약 본 논문에서는 교차로 내에 위험의 원인이 되는 정지 객체를 검지하는 방법을 제안한다. 교차로 내에 설치된 CCTV에서 실시간 영상을 입력받아 객체의 크기를 일정하게 하기 위하여 역원근변환을 수행하였다. 원근변환된 영상에서 검지영역을 설정하고 객체의 이동 정보를 이용한 적응적인 배경영상을 생성하였다. 정지한 객체의 검출은 배경영상 차이법을 사용하여 정지한 객체의 후보 영역을 검출하였다. 검출된 후보 영역의 진위 여부를 파악하기 위하여 영상의 기울기 정보와 EHD(Edge Histogram Descriptor)를 이용하는 방법을 제안한다. 제안한 알고리즘의 성능을 알아보기 위하여 교차로에 설치된 DVR을 통해 출퇴근 시간 및 주간 대의 영상을 저장하여 실험하였다. 실험 결과 교차로 내의 검지영역 내에 정지한 차량을 효율적으로 감지할 수 있었으며 검지영역의 면적에 따라 초당 13~18프레임의 처리속도를 나타내어 실시간 처리에 문제가 없을 것으로 판단된다.

Abstract This study suggests a method of detecting the still object, which becomes a cause of danger within the crossroad. The Inverse Perspective Transform was performed in order to make the object size consistent by being inputted the real-time image from CCTV that is installed within the crossroad. It established the detection area in the image with the perspective transform and generated the adaptative background image with the use of the moving information on object. The detection of the stop object was detected the candidate region of the stop object by using the background-image differential method. To grasp the appearance of truth on the detected candidate region, a method is proposed that uses the gradient information on image and EHD(Edge Histogram Descriptor). To examine performance of the suggested algorithm, it experimented by storing the images in the commuting time and the daytime through DVR, which is installed on the cross street. As a result of experiment, it could efficiently detect the stop vehicle within the detection region inside the crossroad. The processing speed is shown in 13~18 frame per second according to the area of the detection region, thereby being judged to likely have no problem about the real-time processing.

Key Words : Intersection Incident Detection, Incident Detection, Traffic Surveillance, Stop Objects Detection

1. 서론

교통이 복잡한 도심내 교차로에서는 차량의 신호위반, 정지선 위반, 꼬리물기, 교통사고 등 다양한 위험 상황이 발생할 수 있다. 현재 설치되어 있는 CCTV 단속 장비는 위반 차량의 번호판을 취득하기 위한 장비이며 교차로 내 발생하는 위험상황을 자동으로 단속하기는 어렵다. 교차로에서 발생하는 위험요소 중에 하나는 교차로 내에 정지하는 정지차량으로 간주할 수 있다. 정지차량은 신호위반 및 다른 차량의 진행에 불편함을 발생시키며 주로

*Corresponding Author : Sung-Jun Kang(Chonbuk National Univ.)
Tel: +82-10-3677-7846 email: sjkang@jbnu.ac.kr
Received April 5, 2013 Revised April 15, 2013 Accepted May 9, 2013

급하게 정지하는 차량, 차선 위반, 사고 차량, 꼬리 물기 차량으로 간주할 수 있다. 따라서 교차로를 감시 할 수 있는 카메라를 이용하여 교차로 내 위험상황을 자동으로 인식하는 연구가 진행되고 있다[1].

영상을 이용하여 교차로 내에 객체를 검지하는 방법으로 현재 영상끼리의 차영상 방법, 배경영상을 생성하고 현재 영상과 배경영상간의 차 영상을 이용하는 방법, 특징점을 추출하여 특징점을 그룹핑하는 방법, 모델 기반 방법으로 구분 될 수 있다[2].

Ki[1]등은 교차로 내의 현재영상과 이전영상의 차 영상에서 차량 객체를 추출하여 교차로 내 사고 차량을 감지하였으며, Kamijo[3]등은 배경영상을 생성하여 현재 영상과의 차 영상을 통하여 객체를 추출하고 추출된 객체를 추적하여 교차로 내 사고를 판단하였다. Kim[2]은 배경영상과 현재영상에서 특징점을 추출하여 배경영상에 나타난 특징점을 제외하고 현재 영상에서 나타난 특징점을 그룹핑하여 교차로 내 사고 감지에 이용하였다. Kim[4], Haag[5], Han[6] 등은 차량 모델을 미리 생성하여 객체를 추출하였다. 이 방법은 현재 영상에서 영상의 기울기 정보를 이용하여 객체를 추출하며 차량의 흐름 방향이 일정하거나 차량 겹침 현상이 비교적 적게 발생하는 경우에 사용이 용이하다. 교차로 내부는 차량의 이동 방향이 다양하며 환경적인 잡음이 발생하여 객체의 기울기 정보가 없어질 경우 차량을 추출 할 수 없는 문제점이 있다.

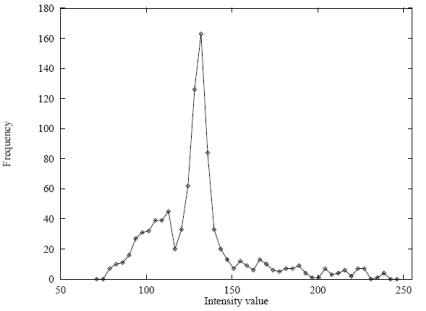
영상검지에 있어서 객체를 추출하기 위한 방법으로 빠른 연산속도와 비교적 정확히 객체를 추출할 수 있는 배경영상을 이용하는 방법이 가장 많이 사용되고 있다. 배경영상에 되도록 움직이는 객체가 포함되는 것을 최소화하고자 현재 영상에서 객체가 나타나는 부분만을 배경영상에 업데이트 하지 않는 방법들이 연구되고 있지만 이 역시 차량이 많을 경우에는 배경영상에 객체 잡음이 발생되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 현재 영상에서 빈번한 객체의 움직임이 발생되는 영역과 객체의 움직임이 발생하지 않는 영역을 구분하여 적응적인 배경영상을 생성하였다. 카메라의 원근에 따라 객체의 크기가 달라지므로 이를 일정하게 하기 위하여 역원근변환을 수행하고 검지영역을 지정하여 검지영역 내에서 적응적인 배경영상의 생성, 객체의 움직임 정보에 따른 정지 객체 후보 영역 생성, 현재 영상과의 에지 정보 및 EHD(Edge Histogram Descriptor)를 이용한 교차로 내에 위험요소인 정지 객체를 검지하는 방법을 제안하였다.

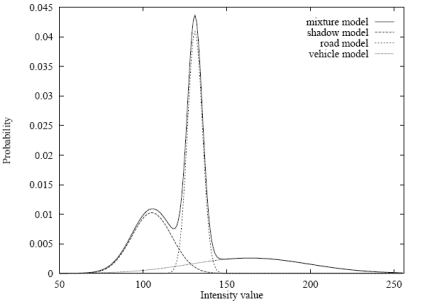
2. 정지 객체 검지 방법

2.1 배경영상 생성 방법

본 논문에서는 배경영상 생성방법으로 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용하였다[7]. GMM은 픽셀단위로 확률 분포를 모델링 하는 방법으로 실시간으로 각 화소의 평균과 분산을 업데이트하여 배경, 객체, 그림자로 구분하는 것을 의미한다. Fig. 1의 경우 1000프래임 이상동안 한 픽셀에서의 Intensity 분포를 나타낸 것으로 약 140 전후의 Intensity 값이 가장 빈번이 나타났다는 것을 알 수 있다. Fig. 1의 Intensity 분포에서 Shadow Model, Road Model, Vehicle Model로 한 픽셀에서의 Intensity 분포를 3개의 모델로 표현할 수 있으며 Fig. 2와 같이 혼합 모델(Mixture Model)로 나타낼 수 있다.



[Fig. 1] Empirical distribution of intensity value for pixel over 1000 frames



[Fig. 2] Fitted three-component Gaussian mixture model for the data

한 개의 픽셀에서의 Intensity Value를 3개의 모델로 가정하여 표현한 혼합 모델중에 가장 빈번이 나타나는 분포를 Road Model, 그림자 영역과 같은 Intensity Value를 Shadow Model, 이동하는 객체의 다양한 Intensity Value를 Vehicle Model로 간주하여 한 개의 픽셀에서는 총 3개의 혼합모델로 표현할 수 있다는 것을 나타낸 것이다. 여기서 가장 빈번히 나타나는 Road Model이 배경영

상 모델(Background Model)이며 3개의 모델을 혼합하여 GMM이라 표현한다.

GMM 배경영상 생성방법에서는 온라인 근사법을 이용하여 모델을 갱신하고, 파라미터 값을 조절하여 다양한 환경에 적응하는 배경을 추출할 수 있다. 시간 t에서 픽셀 (x_0,y_0)의 과거 히스토리는 식 (1)과 같다.

$$\{X_1, ..X_i, .., X_t\} = \{I_i(x_0,y_0) : 1 \le i \le t\} \quad (1)$$

각 화소의 최근 히스토리를 k개의 가우시안으로 나타내면 식 (2)와 같다.

$$P(x_t) = \sum_{j=1}^{k} w_{j,k} \cdot \eta(X_t, \mu_{j,k}, \sigma_{j,t}) \quad (2)$$

식 (2)에서 $w_{j,t}$는 시간 t에서 j번째 가우시안 모델의 가중계수로 하나의 화소위치에 여러 개의 배경 분포가 나타나는 경우 그 분포의 강도이며, 모든 분포의 강도의 합은 1로 정규화 시킨다. 강도가 높은 분포의 의미는 최근 프레임에 자주 나타나는 값들을 대표하는 분포이다. $\mu_{j,t}$와 $\sum_{j,t}$는 시간 t에서 j번째 가우시안의 평균과 공분산 행렬로 계산상의 이유로 $\sum_{k,t} = \sigma_k^2 I$라고 가정한다. 배경영상을 생성하기 위해서는 각 분포의 계수를 초기화한 후 새로 들어온 프레임의 화소 X_t에 대하여 각 분포의 표준 편차를 구하고, 표준 편차가 2.5이내인 매칭 분포를 찾은 후, 구한 분포를 w_k/σ_k값이 큰 순서대로 정렬하여 이중 몇 개의 분포를 영상의 배경으로 간주 하고 다음과 같이 계수를 갱신한다.

$$w_{k.t} = (1-\alpha) w_{k,t-1} + a(M_{k,t}) \quad (3)$$

$$\mu_{k,t} = (1-\rho)\mu_{k,t-1} + \rho X_t \quad (4)$$

$$\sigma_{k,t}^2 = (1-\rho)\sigma_{k,t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_{k,t})(X_t - \mu_{k,t}) \quad (5)$$

where

$$M_{k,t} = \begin{Bmatrix} 1\text{: for } the \text{ model } which \text{ } matched \\ 0\text{: for } the \text{ } remaining \text{ model} \end{Bmatrix} \quad (6)$$

$$\rho = \alpha\eta(X_t|\mu_k, \sigma_k) \quad (7)$$

여기서 망각 요인(forgetting factor) α(alpha)는 사용자가 정한 0과 1사이의 값을 가지는 실수로, 배경영상을 만들 때 이전 프레임의 영향을 조절하는 상수이다. 즉 이 값이 작으면 배경영상을 갱신할 과거 영상에 의한 관성이 커져서 과거 영상에 의한 배경 효과가 강하게 나타난다. GMM의 경우 배경영상 생성에 사용되는 α에 따라서 배경 갱신 속도가 좌우되며 객체가 존재하지 않는 깨끗한 배경을 획득하기 위하여 α를 0에 가까운 값으로 설정할 경우 배경영상의 업데이트 속도가 느려져 현재영상의 배경을 반영하지 못하여 객체를 추출할 수 없게 되며 α를 1에 가까운 값으로 설정할 경우 객체 잡음(Ghost Noise)이 나타나게 된다. 따라서 배경영상 생성에 사용되는 α를 적절히 설정할 필요가 있다.

2.2 적응적인 α값 결정 방법

교차로와 같이 차량의 이동이 빈번하게 발생하는 경우 배경영상에 객체잡음(Ghost Noise)이 포함되는 현상이 발생하게 된다.

본 논문에서는 GMM에서 배경영상에 사용되는 망각요인 α를 실시간 영상에서 객체의 움직임에 따라 모든 픽셀에 달리 적용하여 배경영상에 발생되는 객체 잡음을 최소화 하고자 하였다.

현재영상과 이전영상, 현재영상과 배경영상의 차 영상을 기준으로 객체의 이동이 빈번하게 발생하는 영역의 α 값을 매우 작게 하여 배경영상에 포함되는 속도를 매우 느리게 하며, 객체의 이동이 빈번히 발생하지 않는 영역의 경우 객체가 존재하지 않는 배경부분으로 간주하여 α를 크게 하여 현재 영상이 배경영상에 포함되는 속도를 빨리 하였다. 식 (8)의 RB_n은 현재 영상과 이전 영상의 차 연산 결과이며 I_t는 현재 영상, I_{t-1}은 이전 영상을 나타낸다. 식 (9)의 TB_n은 배경영상과 현재영상의 차 연산 결과이며, BG_{buf}는 일정한 간격마다 업데이트 되는 배경영상 버퍼를 나타낸다.

$$RB_n(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I_t(i,j) - I_{t-1}(i,j)| > T_B \\ 0 & else \end{cases} \quad (8)$$

$$TB_n(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I_t(i,j) - BG_{buf}(i,j)| > T_B \\ 0 & else \end{cases} \quad (9)$$

$$E_n(i,j) = \sum_{t=n-T}^{n} RB_t(i,j) \quad (10)$$

$$E_t(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if}(E_n(i,j) > TF) \\ 0 & else \end{cases} \quad (11)$$

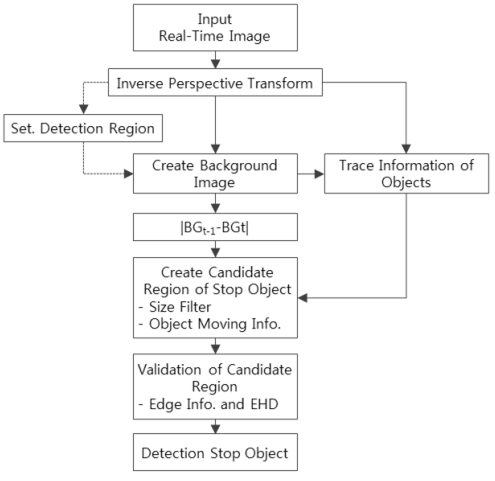
$$\Omega_n(i,j) = TB_n(i,j) \,\&\, E_t(i,j) \quad (12)$$

$$\alpha(i,j) = \begin{cases} Small\ Value(0.00001) & \text{if}(\Omega_n(i,j) = 1) \\ Large\ Value(0.008) & else \end{cases} \quad (13)$$

T_B는 차 연산의 임계값을 나타내며, n은 프레임을 나타낸다. 본 제안방법에서 T_B는 2로 설정하였으며 이는 배경색과 비슷한 차량까지 객체로 판단하기 위함이다. 식 (10), (11)은 현재 차 영상에서 객체의 이동이 자주 발생하는 픽셀을 나타낸다. 식 (10)의 T는 차 영상의 프레임 개수를 나타낸다. 식 (10)의 $E_n(i,j)$는 T프레임 동안 객체의 이동을 누적하여 더한 것으로 픽셀에서 객체가 빈번한 이동했음을 의미한다. 식 (11)은 $E_t(i,j)$가 1일 경우(임계값 *TF*보다 클 경우) 객체의 이동이 빈번이 나타난 픽셀임을 의미한다. 임계값 *TF*가 작을 경우 잡음까지 객체의 이동영역으로 판단되어 지므로 이를 최소화하고 객체의 이동 정보를 파악하기 위해 본 제안 방법에서는 4로 설정하였다. 식 (12)의 $\Omega_n(i,j)$는 객체 이동이 자주 발생하는 픽셀과 배경영상과 현재 차 영상에서 객체로 나타나는 부분을 의미한다. 식 (13)의 $a(i,j)$는 식 (3)과 식 (7)에서 배경영상 생성 시 사용되는 각 픽셀에서의 α를 의미하며 객체의 이동에 따른 각 픽셀 마다 현재 영상이 배경영상에 포함되는 속도를 조절한다.

2.3 교차로 내 정지 객체 검지 방법

교차로 내 정지 객체를 검지하기 위한 방법은 Fig. 3과 같다. 실시간 영상을 입력받고 객체의 크기를 일정하게 하기 위한 역원근변환을 수행한 후 검지영역을 지정한다. 고정되어 있는 카메라에서는 최초에 산출된 좌표를 이용하기 때문에 매 프레임 역원근변환을 수행할 필요가 없다. 검지영역 정보가 있는 경우 검지영역 내에서만 적응적 배경영상을 생성하고 배경끼리의 차영상을 통해 정지한 객체를 추출하였다.



[Fig. 3] Flowchart for Stop Object Detection

이동 후 정지한 객체가 배경에 등록되어 배경끼리의 차 연산에서 객체로 나타나기까지 객체의 이동 정보를 유지해야 실제 객체인지 잡음인지를 판단할 수 있다. 객체 이동 정보 누적은 식 (14), (15)와 같다.

$$M_{mi}(i,j)=\begin{cases}1/\alpha(Large\ Value) & \text{if}(\Omega_n(i,j)=1)\\ 0 & else\end{cases} \tag{15}$$

$$\text{for } every\ pixel \\ \text{if}(M_{mi}(i,j)>0)\ then\ M_{mi}(i,j)=M_{mi}(i,j)-1; \tag{16}$$

$$AciReg(i,j)=\begin{cases}1 \text{ if}(oB_n(i,j)=1 \text{ and } M_{mi}(i,j)>0)\\ 0\ else\end{cases} \tag{17}$$

식(15)의 M_{mi}는 식(12)의 AND 논리 연산으로 현재영상과 이전영상, 현재영상과 배경영상의 차 영상에서 동일하게 객체로 나타나는 픽셀일 경우, 즉 Ω_n이 1일 경우, $1/\alpha$(α=Large Value)로 초기화되며 프레임이 진행되는 동안 순차적으로 감소하며 실제 정지객체가 배경에 등록되는 때까지 양의 값으로 움직임 정보를 유지한다.

식(15)에서 Ω_n이 1일 경우 식 (13)과는 다르게 α는 Large Value를 사용한다. 식 (17)의 $AciReg(i,j)$는 정지 후보로 등록된 객체가 이전에 움직임 정보가 있었다면 후보영역은 보존하고 움직임 정보가 없는 영역은 삭제한 것을 나타낸다. 즉 식 (14)의 oB_n이 1인 영역 중에 M_{mi}이 완전히 감소하지 않은 영역 즉 이전에 움직임이 있었던 영역만을 정지한 후보객체로 등록하는 것이다.

정지 객체로 등록 된 후 일정 기간 동안 동일 차량이 정지 해 있는지를 확인해야 한다. 이를 판단하기 위해 현재 영상과 이전 영상의 에지정보와 배경영상과 현재 영상에서의 EHD를 이용하여 정지한 객체의 영역을 검증하였다. 에지정보의 추출은 소벨(sobel)연산자를 이용하였으며 EHD는 Global-Bins [8]만을 이용하여 정지한 객체 영역을 검사하여 연속적으로 같은 객체로 검증될 경우 교차로 검지영역내에 정지한 객체가 발생하였다고 판단하였다.

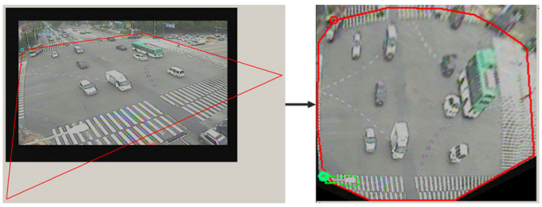
3. 실험 및 결과

본 실험에 사용한 교차로 영상은 실제 교차로에 설치된 CCTV를 통하여 저장된 DVR에서 주간시간대의 영상

을 저장하여 사용하였다. 실험에 사용한 영상 크기는 320×240이며 현재 영상 입력은 Matrox Frame Grabber (Morphis)를 사용하였으며, Intel Core2 Duo 3.2GHz, 3GRam, Visual C++ 6.0을 이용하여 개발 및 실험을 진행하였다.

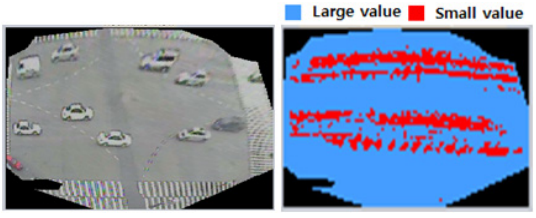
Fig. 4의 (a)는 현재 영상에서 역원근변환에 필요한 좌표 4개를 입력받아 역원근변환을 수행하며 변환된 영상 (b)에서 검지 영역을 설정한다. Fig. 4의 (b)는 검지영역을 지정한 것으로 왼쪽 아래 점선 부분은 교통섬이나 가로등에 의해 객체 가려짐 현상이 발생하는 영역으로 불필요한 연산량을 줄이기 위하여 검지영역에서 제거한 영역이다.

Fig. 5는 교차로에서 차량의 이동에 따른 Alpha Map을 나타낸 것으로 Fig. 5의 (b)는 식 (13)의 결과에 따라 Large Value는 파란색 영역, Small Value는 빨간색 영역으로 나타낸 것이다. Fig. 5에서 객체의 움직임의 적용, 미적용에 따른 배경영상 생성 결과를 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 6의 (b) 배경영상이 (a) 배경영상에 비해 객체 잡음이 발생한 것을 확인할 수 있다.



(a) (b)

[Fig. 4] Inverse Perspective Transform and Set Detection Region (a) Input Point for Inverse Perspective Transform (b) Set Detection Region

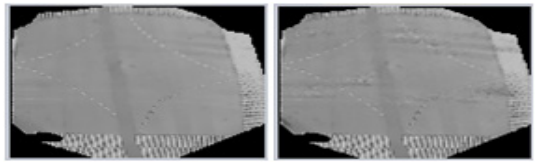


(a) (b)

[Fig. 5] Create Alpha Map using Moving Information of Objects (a) Real-Time Image (b) Create Alpha Map

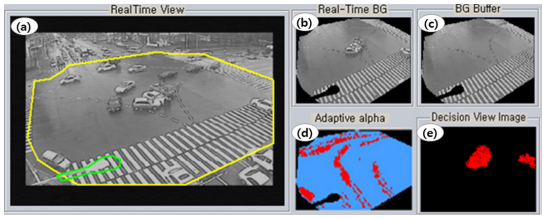
Fig. 7은 본 논문에서 제안한 방법을 실험한 결과 영상이다. 해당 영상은 교차로 내에 사고가 발생한 차량과 횡단보도 위에 정지한 차량을 감지한 결과를 나타낸 것이다. 사고 차량 및 횡단보도 위에 정지한 차량의 경우 정지 이전에 움직임 정보가 발생했던 영역이며 정지한 객체가 연속적으로 같은 객체로 판단되어 정지한 객체로 감지하였다. Fig. 8은 횡단보도 위에 정지한 객체를 감지한 결과를 나타낸 것이다.

객체의 이동정보를 이용하는 배경영상 생성방법과 배경영상끼리의 차영상을 이용한 객체 추출, 객체의 움직임을 이용한 객체 필터링 및 EHD의 영상 비교를 통하여 움직임 후 정지한 객체를 검지할 수 있었다. 또한 검지 영역의 크기에 따라 13~18프레임의 처리속도를 보였다.

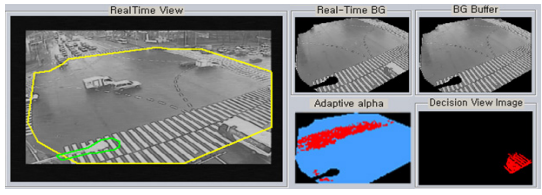


(a) (b)

[Fig. 6] Result of Background Image (a) Adaptive Background Image (b) Non-Adaptive Background Image



[Fig. 7] Result of Stop Object Detection (a) Real-Time Image (b) Current Background Image (c) Background Buffer (d) Alpha Map (d) Result Image



[Fig. 8] Stop Object Detection on the Crosswalk

4. 결론

본 논문에서는 교차로 내에 검지영역을 설정하고 검지영역 내에 정지하는 객체를 검지하는 방법을 제안하였다. 실험 결과, 객체의 움직임 정보에 따라 적응적인 배경영상을 생성하고 배경영상끼리의 차 영상 및 움직임 정보

를 이용한 이진영상의 필터링을 이용하여 잡음을 제거하였고 EHD 방법을 이용하여 정지한 객체가 연속적으로 같은 객체인지를 검사하여 교차로 내 정지한 객체를 감지 할 수 있었다. 실험 영상은 총 3시간 영상이며 검지영역 내 정지한 객체의 실제 수는 117건 이였으며 본 제안 방법을 통하여 검지한 정지 객체의 수는 109건으로 검지율은 93%이며, 검지하지 못한 경우는 검지영역내에 정지한 객체 크기가 작은 경우 객체를 검지하지 못하였다. 본 제안 방법은 주간 및 주간 우천시 영상을 획득하여 실험하였다. 차후 다양한 환경에서 녹화된 영상을 취득하여 추가적인 실험이 필요하다. 본 제안 방법을 이용하여 정지선 위반 차량, 사고 차량과 같은 위험상황을 자동적으로 판단하는데 이용할 수 있을 것으로 사료된다.

References

[1] Young-Kul Ki, Dong-Young Lee, "A Traffic Accident Recording and Reporting Model at Intersections," IEEE Transaction on Intelligent Transportation System, Vol. 8, No. 2, 2007.
DOI: http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2006.890070

[2] ZuWhan Kim, "Real Time Object Tracking based on Dynamic Feature Grouping with Background Subtraction," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
DOI: http://dx.doi.org/10.1109%2fCVPR.2008.4587551

[3] Shunsuke Kamijo, Yasuyuki Matsushita, Katsushi Ikeuchi, Masao Sakauchi, "Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections," IEEE Transaction on Intelligent Transportation System, Vol. 1, No. 2, 2000.
DOI: http://dx.doi.org/10.1109/6979.880968

[4] ZuWhan Kim, Jitendra Malik, "Fast Vehicle Detection With Probabilistic Feature Grouping and Its Application to Vehicle Tracking," IEEE International Conference On Computer Vision, Vol. 1, pp. 524-531, 2003.
DOI: http://dx.doi.org/10.1109/ICCV.2003.1238392

[5] Michael Haag, Hans-Hellmut Nagel, "Combination of Edge Element and Optical Flow Estimates for 3D-Model-Based Vehicle Tracking in Traffic Image Sequence," International Journal of Computer Vision, Vol. 35, No. 3, pp. 295-319, 1999.
DOI: http://dx.doi.org/10.1023/A:1008112528134

[6] Dongjin Han, Matthew J. Leotta, David B. Cooper, Joseph L. Mundy, "Vehicle Class Recognition from Video based on 3D Curve Probes," 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, pp. 285-292, 2005.

[7] DarShyang Lee, "Effective Gaussian Mixture Learning for Video Background Subtraction," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 5, pp. 827-832, May 2005.
DOI: http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2005.102

[8] Chee Sun Won, Dong Kwon Park, Soo Jun Park, "Efficient Use of MPEG-7 Edge Histogram Descriptor," ETRI Journal, Vol. 24, No. 1, pp. 23-30, 2002.
DOI: http://dx.doi.org/10.4218/etrij.02.0102.0103

강 성 준(Sung-Jun Kang) **[정회원]**

- 1983년 2월 : 서울대학교 조선공학과 (공학사)
- 1985년 2월 : 서울대학교 조선공학과 (공학석사)
- 1990년 2월 : 서울대학교 조선공학과 (공학박사)
- 1992년 6월 ~ 1993년 2월 : 원자력연구소 선임연구원
- 1993년 3월 ~ 현재 : 전북대학교 기계시스템공학부 교수

<관심분야>
전산구조해석, 구조설계, Machine Vision

서 암 석(Am-Seog Sur) **[정회원]**

- 1980년 2월 : 수원과학대졸
- 1983년 9월 : 삼성전자(주) 광통신사업부 연구원
- 1993년 1월 ~ 현재 : ㈜라인인포 대표이사

<관심분야>
정보통신, 영상전송 구축 시스템

정 성 환(Sung-Hwan Jeong) **[정회원]**

- 2004년 2월 : 전주대학교 컴퓨터공학과(공학사)
- 2006년 2월 : 전북대학교 의용생체공학과(공학석사)
- 2012년 8월 : 전북대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 2012년 5월 ~ 현재 : 전자부품연구원 연구원

<관심분야>
영상처리, 패턴인식, Vision-ITS, 인공지능