

배경 모델 갱신을 통한 코드북 기반의 전배경 분할

정재영*

요약

최근 코드북 기반의 전·배경 분리 알고리즘에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 코드북은 입력 영상 시퀀스로부터 화소당 하나씩 만들어 지는데, 코드북 내의 각 코드워드는 동일 위치의 훈련 화소들을 대상으로 양자화를 수행한 클러스터 대표 벡터이다. 일반적인 코드북 기반 방법들은 초기 배경 모델 생성을 위하여 긴 시간동안 훈련 샘플들의 학습 과정을 거친다. 본 논문에서는 초기 몇 장의 프레임으로부터 간단한 중위수 연산을 통하여 초기 배경 모델을 생성하고, 시간의 흐름에 따라 변화된 배경 정보를 포함할 수 있도록 코드워드의 사용 빈도수에 기반하여 배경 모델을 갱신한다.

제안한 알고리즘을 OpenCV 3.0과 연동하여 C언어로 구현하여 몇 개의 PETS2009 데이터에 적용 실험하였다. 해당 데이터는 준-주기적 움직임을 갖는 영상 시퀀스, 이동 물체의 일시 정지 등의 시나리오를 포함하고 있다. 실험을 통하여 제안한 방식이 GMM 알고리즘, 표준 코드북 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 나타내고 있음을 확인하였다.

키워드 : 모델 갱신, 배경, 분할, 전경, 코드북

Codebook-Based Foreground-Background Segmentation with Background Model Updating

Jae-young Jung*

Abstract

Recently, a foreground-background segmentation using codebook model has been researched actively. The codebook is created one for each pixel in the image. The codewords are vector-quantized representative values of same positional training samples from the input image sequences. The training is necessary for a long time in the most of codebook-based algorithms. In this paper, the initial codebook model is generated simply using median operation with several image frames. The initial codebook is updated to adapt the dynamic changes of backgrounds based on the frequencies of codewords that matched to input pixel during the detection process.

We implemented the proposed algorithm in the environment of visual c++ with opencv 3.0, and tested to some of the public video sequences from PETS2009. The test sequences contain the various scenarios including quasi-periodic motion images, loitering objects in the local area for a short time, etc. The experimental results show that the proposed algorithm has good performance compared to the GMM algorithm and standard codebook algorithm.

Keywords : Model updating, Background, Segmentation, Foreground, Codebook

※ Corresponding Author: Jae-young Jung

Received : September 06, 2016

Revised : October 15, 2016

Accepted : October 20, 2016

* Dongyang University,

Dept. of Computer Information Warfare

Tel: +82-54-630-1055 , Fax: +82-54-630-1141

email: jjung@dyu.ac.kr

1. 서론

최근 지능형 감시시스템에 대한 활용 영역이 다양해지면서 출입 감시, 교통 분석, 인간의 행

■ This Research was financially supported by Dongyang University at 2014.

동 분석, 위험 상황 분석을 위한 연구가 활발하다[1-2]. 전·배경 분리를 통한 이동 객체의 검출은 지능형 시스템의 전단부에서 필수적으로 요구되는 기술로써 이후 단계에서 수행되는 객체 추적, 상황 분석의 성능을 크게 좌우한다. 문제 해결을 어렵게 하는 요인들은 다양하게 존재하는데, 대표적으로 (1)조명의 위치 변화, 구름의 이동 등에 의한 조명의 세기 변화, 전경 물체의 장시간 정지로 인하여 배경 모델 자체가 변화하는 경우, (2)분수, 흔들리는 나뭇잎 등과 같이 여러 개의 배경 모델이 준-주기적으로 순환하는 경우, (3)이동 물체의 일시 정지로 인하여 전경이 일시적으로 배경의 속성을 띠는 경우 등이 있다.

픽셀 기반의 대표적인 전·배경 분리 방법으로는 GMM (Gaussian Mixture Model)에 기초한 방법[3-6], 코드북에 기초한 방법[7-11] 등이 있다. GMM 방법은 매개변수로 설정하는 배경 학습 율에 따라 점진적인 조명 변화에는 잘 적응하지만 배경이 빠르게 변화하거나 불규칙하게 배경이 흔들리는 환경에는 만족스러운 결과를 보이지 못하고 있다. 코드북 방법은 배경 모델링의 정확도와 처리 시간 측면에서 강점을 보이는 최신의 기술로서 최근 10여 년간 활발하게 연구되고 있다. Kim[7]은 훈련 영상 시퀀스로부터 동일 위치의 화소 값들을 양자화하여 배경을 모델링하는 코드북 기반의 방법을 처음으로 제안하였다. 그러나 그의 방식에서는 급격한 조명의 변화, 매개변수 설정의 어려움 등의 문제를 보였으며, 이를 개선하기 위한 많은 방법[8-9]들이 제시되었다.

2장에서는 표준적인 코드북 기반의 전경 추출 알고리즘을 설명하고, 3장에서는 제안한 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 PETS2009에 공개된 몇 개의 벤치마크 데이터에 대하여 적용한 결과를 기존의 GMM, 표준 코드북 알고리즘과 비교하여 보이고, 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 표준 코드북 모델[7]

2.1 코드북 기반의 배경 모델 생성

코드북 알고리즘은 양자화 기법을 기반으로 화소 단위의 코드북(배경 모델)을 생성하고, 전

경 검출을 수행한다. 훈련 영상 시퀀스로부터 동일 위치의 화소들을 대상으로 클러스터링을 수행하고 대푯값을 구하여 코드워드를 생성한다. 훈련 샘플들의 색상 및 밝기 값의 분포에 따라 화소 당 여러 개의 코드워드가 생성될 수 있다.

코드워드 c_i 는 식(1)과 같이 3차원 RGB 벡터 v_i 와 6차원 속성벡터 aux_i 로 구성되는데, 클러스터의 대표 색상(v_i), 허용하는 밝기 범위(\tilde{I}_i, \hat{I}_i), 출현 빈도(f_i), 출현하지 못한 최장 시간(λ_i), 최초 출현 시점(p_i), 최근 출현 시점(q_i)을 의미한다.

$$\begin{cases} v_i = (\overline{R}_i, \overline{G}_i, \overline{B}_i) \\ aux_i = \langle \tilde{I}_i, \hat{I}_i, f_i, \lambda_i, p_i, q_i \rangle \end{cases} \quad (1)$$

생성된 초기 코드북은 전경을 모델링한 결과도 함께 포함하는데, 이를 제거하기 위하여 식(2)와 같이 λ 값을 기준으로 오랫동안 사용되지 않은 코드워드는 전경의 코드워드로 판단하고 코드북에서 삭제한다.

$$M = \{c_i \mid c_i \in M \wedge \lambda_i \leq Thr\} \quad (2)$$

코드북 생성의 구체적인 알고리즘은 <표 1>과 같다.

<표 1> 코드북 생성 알고리즘

<p>I. $L=0$(codebook size), $M=\emptyset$(empty codebook) II. for $t=1$ to N do //N:training images (i) $x_t = (R, G, B)$, $I = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$ (ii) Find the c_i in M matching to x_t (a) $Color_Distortion(x_t, v_i \text{ of } c_i)$, $d_{x_t, v_i} \leq \epsilon$ (b) $Brightness(I, \langle \tilde{I}_i, \hat{I}_i \rangle \text{ of } c_i)$, $b_{x_t, c_i} = \text{true}$ (iii) If there is no match, then $L=L+1$, Create a new codeword $c_L = \{v_L, aux_L\}$ $v_L = (R, G, B)$, $aux_L = \langle I, I, 1, t-1, t, t \rangle$ else update the matched codeword c_i. $v_i = \left(\frac{f_i \overline{R}_i + R}{f_i + 1}, \frac{f_i \overline{G}_i + G}{f_i + 1}, \frac{f_i \overline{B}_i + B}{f_i + 1} \right)$ $aux_i = \langle \min\{I, \tilde{I}_i\}, \max\{I, \hat{I}_i\}, f_m + 1, \max\{\lambda_i, t - q_i\}, p_i, t \rangle$ end for III. Refine M based on λ $M = \{c_i \mid c_i \in M \wedge \lambda_i \leq Thr\}$</p>

<Table 1> Codebook construction algorithm

2.2 전경 검출

전경 검출 과정에서는 입력 영상의 각 화소를 가지고 대응하는 배경 모델 코드북 내의 모든 코드워드와 식 (3)에 의하여 매칭 여부를 조사한다.

$$d_{x,v_i} = \sqrt{(R^2 + G^2 + B^2) - \frac{(RR_i + GG_i + BB_i)^2}{R_i^2 + G_i^2 + B_i^2}}$$

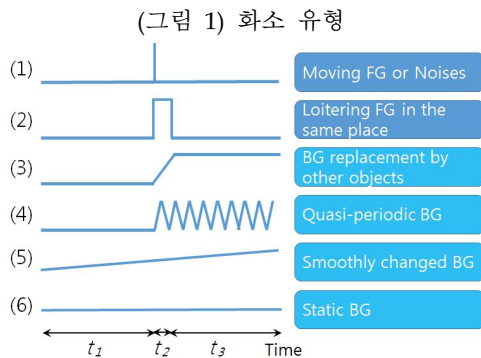
$$b_{x,c_i} = \begin{cases} true & \text{if } \alpha \check{I}_i \leq \|x\| \leq \min\{\beta \hat{I}_i, \check{I}_i/\alpha\} \\ false & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

색상이 유사하고 밝기가 일정 범위 내에 속하는 코드워드가 발견되면 배경 화소로 판단하고, 매칭이 이루어지지 않으면 전경 화소로 판단한다. 배경 화소인 경우, 해당 코드워드가 입력 화소 샘플을 포함한 대푯값이 될 수 있도록 코드워드의 속성 값을 수정한다.

3. 제안 알고리즘

3.1 화소 유형 분류

영상 내 각 화소를 전경과 배경으로 구분할 때, 전경 화소는 유사한 속성(색상, 밝기 등)의 화소가 일정 길이 이하의 짧은 시간 동안에만 나타난다. (그림 1)은 시간의 흐름에 따라 각 화소의 속성 변화를 보인 것으로, 화소의 유형을 다섯 가지 유형으로 분류하였다. 그림에서 BG, FG는 각각 배경과 전경을 의미한다. 유형 (1), (2)는 전경 화소의 패턴으로 돌출 구간(t_2)에서는 임계값 이상의 큰 속성 변화가 배경의 지속 시간과 비교할 때 매우 짧게 나타나는 유형이며, 유형 (3), (4), (5), (6)은 배경 화소의 패턴이다.



(Figure 1) Pixel categories

유형 (1)은 보행자나 자동차 등과 같은 이동 물체가 정상적인 속도로 움직일 때 물체의 경계선 부위에서 나타나는 경우이다. 이 때, Salt & Pepper 유형의 잡음이 발생하는 경우에도 시간과 위치, 크기에 상관없이 이러한 유형으로 나타난다.

유형 (2)는 이동 물체가 한 장소에서 잠시 동안 머물면서 어슬렁거리거나 배회하는 경우, 또는 동일한 속성으로 구성된 물체의 특정 영역이 정상적인 움직임으로 이동할 때 나타나는 경우로, 시간의 흐름에 따른 화소의 속성 변화가 어슬렁거리는 시간이나 동일 색상을 가지는 물체 면의 폭에 비례하여 나타나게 된다.

유형 (3)은 주차, 물건 위치 이동 등과 같이 기존 배경이 다른 배경으로 교체되는 경우이다. t_1 시간 동안 하나의 배경을 유지되다가(주차 전), t_2 시간동안 변화가 일어나고(주차 중), t_3 시간 동안 이동된 물체에 의하여 새로운 배경으로 바뀌게 된다(주차 후). 이때, t_1 및 t_3 구간은 배경 화소로, t_2 구간과 t_3 구간의 일부 시작 부분은 전경 화소로 구분된다.

유형 (4)는 나뭇잎의 흔들림과 같이 영상 내 특정 영역에서 준 주기적으로 움직이는 패턴으로, 순수 배경(그래프 톱니바퀴 모양의 하단)은 물론 나뭇잎 위치(그래프 톱니바퀴 모양의 상단)에서도 배경으로 구분한다.

유형 (5)는 조명의 변화 등에 의하여 화소 시퀀스의 속성 변화가 시간의 흐름에 따라 부드럽게 변화하는 경우이다. 본 논문에서는 문제를 단순화시키기 위하여 짧은 시간 간격 내에 있는 배경 화소 간에는 화소의 속성 변화가 크지 않고, 전체적으로는 선형적으로 변화한다고 가정한다.

유형 (6)은 가장 기본적인 배경의 패턴으로 시간의 흐름에 상관없이 일정한 속성을 유지하는 형태로 나타난다.

3.2 초기 배경 모델 생성

입력 영상 시퀀스의 첫 번째 영상에는 배경뿐만 아니라, 전경이 함께 포함되어 나타날 수 있으므로, 전경을 제거한 순수 배경 모델을 생성하는 과정이 필요하다. 본 절에서는 n 개의 훈련 영상 시퀀스를 이용하여 코드북 기반의 초기 배

경 모델을 구축하는 과정을 설명한다.

초기 n 개의 영상 시퀀스로부터 동일 위치의 화소들로 구성된 집합 X 를 생성하고, 이로부터 밝기 값의 중위수(median)를 계산하여 식 (4)와 같이 해당 x_i 를 배경 모델로 선정한다.

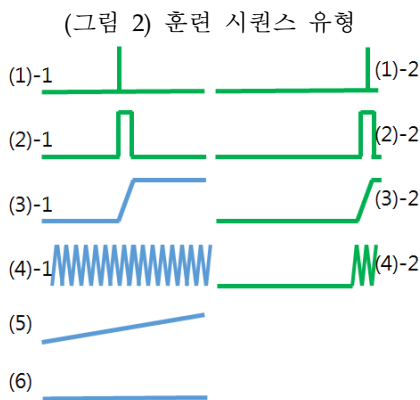
$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$$

$$g_m = \text{median}_{i=1}^n \{g(x_i)\}$$

$$B(x, y) = x_k \text{ where, } g(x_k) = g_m \quad (4)$$

이 때, x_i 는 RBG 벡터, $g(x_i)$ 는 화소 x_i 의 밝기 값, $B(x, y)$ 는 (x, y) 위치에서의 배경 모델이다.

집합 X 를 구성함에 있어 훈련시퀀스의 시작 위치 및 크기 n 을 특정할 수 없으므로, X 에 포함되는 시퀀스의 가지 수는 무수히 많다. 즉, (그림 2)에서 (1)-1의 형태로 X 를 구성할 수도 있고, 돌출 부위가 한쪽으로 치우쳐진 (1)-2의 형태로 X 를 구성할 수도 있다. 그러나 n 개의 훈련 샘플을 크기순으로 정렬하고 중위수를 계산하는 과정에서는 돌출 부위의 개수는 중요하지 않으나 위치는 무관하므로, (그림 2)에 보인 10개의 유형 중 (1)-1, (1)-2, (2)-1, (2)-2, (3)-2, (4)-2 유형(기타 유형이라 칭한다)은 하나의 유형으로 통합 가능하다. 이로 인해, X 에 포함될 수 있는 다양한 훈련 샘플 집합들을 5개의 유형으로 구분하는 것이 가능하다. 기타 유형 및 유형 (6)은 식 (4)에 의하여 하나의 배경 모델 생성으로 충분하지만, 유형 (3)-1, (4)-1, (5)은 배경의 변화로 인하여 여러 개의 배경 모델을 구할 필요가 있다.



(Figure 2) Types of training sequences

K-menas 클러스터링 알고리즘(K=2)을 이용하여 집합 X 의 원소들을 2개의 클러스터로 분할한 후, 두 클러스터 간의 거리, 두 클러스터 간의 크기 차이, 각 클러스터 내의 분산 정보를 유형별로 보이면 <표 2>와 같다.

<표 2> 화소 유형별 특징

Features	Types				
	(3)-1	(4)-1	(5)	(6)	Etc
Distance between two clusters	↑	↑	↗	↓	↑
Difference between two cluster size	↓	↓	↓	↓	↑
Variance in the any cluster	↓	↓	↑	↓	↓

<Table 2> Features for pixel categories

추가적인 배경 모델 학습이 필요한 (3)-1, (4)-1, (5) 유형에서는 그렇지 않은 유형과 비교할 때 클러스터 간 거리가 멀고, 양 클러스터 간 크기 차이가 작은 경우임을 알 수 있다. 이러한 경우에, 각 클러스터 단위로 집합 X 를 분할하고 식 (4)에 의하여 배경 모델을 복수 개 생성한다.

3.3 빈도수 기반의 배경 모델 갱신

초기에 배경 모델 코드북(M)이 정확하게 만들어졌다 하더라도, 시간의 흐름에 따라 조명의 변화, 배경의 교체 등으로 인하여 배경 모델의 지속적인 갱신이 필요하다. 배경 모델 코드북을 갱신하는 주요 내용으로는 기존 코드워드의 속성 수정, 새로운 코드워드의 삽입, 잘못된 코드워드의 삭제 작업으로 구분할 수 있다. 기존 코드워드의 수정은 표1의 II-iii과 동일한 방식으로 수행되는 바, 본 절에서는 코드워드의 사용 빈도수에 따른 삽입, 삭제 과정을 설명한다.

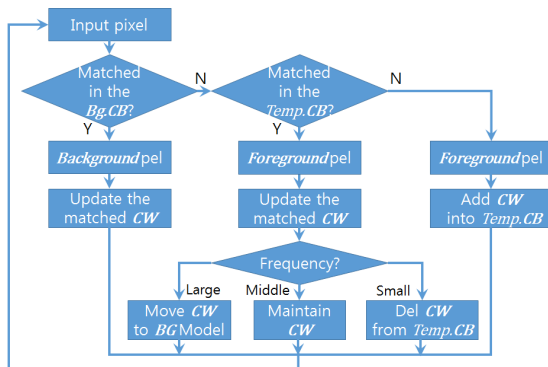
(그림 1)의 t_2 구간에서와 같이, 배경 모델 코드북에 존재하지 않는 돌출 화소가 입력되는 경우, 그 시점에서는 해당 화소가 전경 화소인지, 배경 화소인지, 잠음인지 판단하기 어렵다. 따라서 배경 모델에 존재하지 않는 화소가 입력될 경우 우선 임시 코드북(T)에 저장해 두었다가, 향후 필요한 정보를 계속적으로 수집하여 식 (5), (6)의 조건에 따라 배경 모델 코드북으로 이동시키거나 삭제된다.

$$\text{if } (t - p_i) > Thr_{span}, \psi = \frac{f_i}{t - p_i + 1} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \psi > Thr_{f1}, & T \rightarrow M \\ Thr_{f2} < \psi < Thr_{f1}, & \text{stay} \\ \psi < Thr_{f2}, & \text{delete } x_i \end{cases} \quad (6)$$

여기에서, t 는 현재 시점, p_i 는 매칭된 코드워드 x_i 가 출현한 시점, Thr_{span} , Thr_{f1} , Thr_{f2} 은 각각 충분한 시간 간격과 빈도수를 체크하기 위한 임계값으로, $Thr_{f1} > Thr_{f2}$ 조건을 만족하여야 한다. 식 (5)는 필요한 정보를 수집하기에 충분한 시간이 경과하였는지를 체크하는 것으로, 이를 만족할 때 식 (6)과 같이 주어진 시간 동안 활용 빈도 ψ 를 계산한다. 활용 빈도가 Thr_{f1} 보다 크면 배경 모델 코드북으로 이동하고, Thr_{f2} 보다 작으면 삭제한다. 그렇지 않으면 판단을 보류한다. 배경 모델 코드북에서의 삭제 과정도 식 (6)의 삭제 조건과 유사하게 진행된다. 전체적인 과정을 도식화하여 보이면 (그림 3)과 같다.

(그림 3) 배경 모델 갱신 과정



(Figure 3) Updating background model

4. 실험 결과

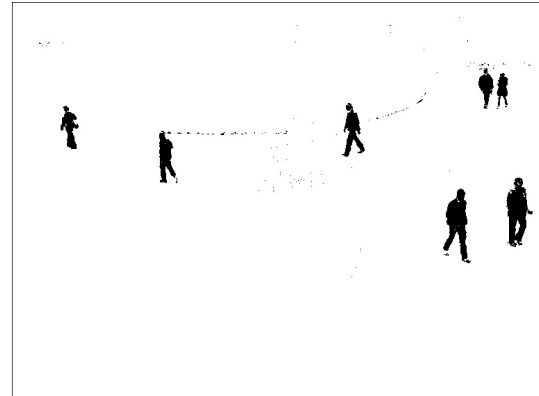
제안한 알고리즘을 OpenCV 3.0과 연동하여 C언어로 구현하여 Pets2009[12]에 연구용으로 공개된 Benchmark Dataset에 적용하였다. 초기 코드북을 생성하기 위해 사용되는 프레임 수 $n=5$ 로, $Thr_{span}=30$, $Thr_{f1}=30\%$, $Thr_{f2}=10\%$ 로 설정하여 실험하였다. (그림 4)는 영상 시퀀스의 처음부터 여러 명의 보행자들이 나타나는 예제인데, 초기 코드북 생성에서 그에 따른 영향을 받지

않고 이동 객체를 검출해내고 있는 결과를 볼 수 있다.

(그림 4) 전경이 처음부터 나타나는 영상 시퀀스



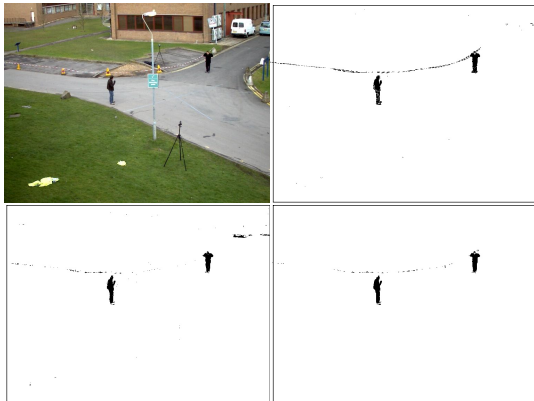
(a) Frame 1 (b) Frame 201



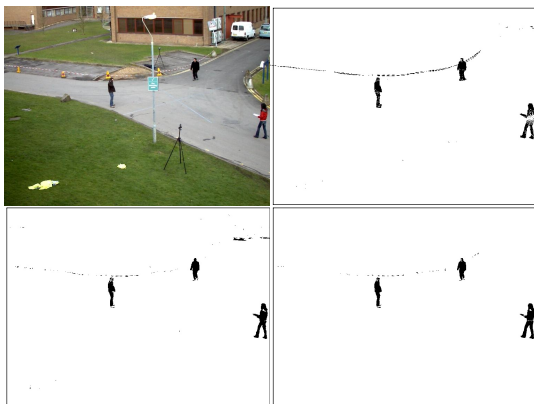
(c) Foreground detection result at 201th (Figure 4) Example images that foreground objects appear in the 1st image frame

(그림 5)는 이동 중이던 보행자가 40여 프레임 동안 제자리에 멈춰 서서 전화를 하고 있는 시나리오의 영상 시퀀스로, 전체 프레임에서 잔디 보호를 위한 진입 차단용 바늘이 바람에 심하게 흔들리고 있다. (그림 5(a))는 멈춰선 시점의 영상이고, (그림 5(b))는 제자리에서 배회하고 있는 영상이고, (그림 5(c))는 다시 이동을 시작하고 있는 영상이다. 제안한 방식의 전경 검출 결과를 기존의 GMM 방법과 표준 코드북 방법의 결과와 비교하여 보였다. 표준 코드북 방법의 실험에서 사용한 매개변수는 ϵ, α, β 의 값은 각각 10, 0.5, 1.5를 사용하였고, 훈련 프레임 수는 100개의 프레임을 사용하였다. 제안한 알고리즘의 경우에도 동일한 ϵ, α, β 값을 사용하였다. GMM 방법에서는 정지 객체의 영향을 거의 받지 않으나 준-주기적으로 흔들리는 출입 방지용 끈을 전경으로 잘못 검출하고 있으며, 표준 코드북 방식에서는 끈의 영향을 적게 받고 있으나 일시 정지 객체의 검출에 약점을 보이고 있다.

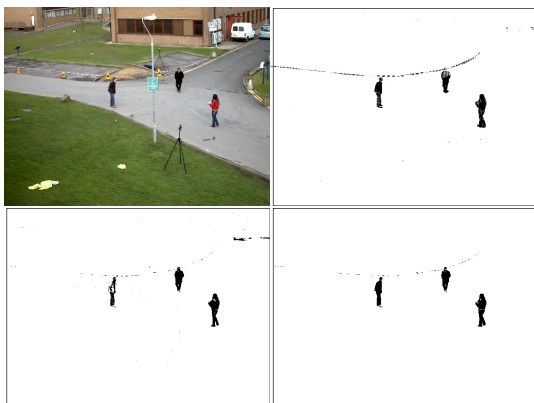
(그림 5) 배회 영상(좌상:원영상, 우상:GMM 방식, 좌하:코드북 방식, 우하:제한한 방식)



(a) frame no. 404



(b) frame no. 424



(c) frame no. 444

(Figure 5) Moving-stop sequences
(Top-left: original image, Top-right: GMM's,
Bottom-left: CB's, Bottom-right: Ours)

(그림 6)은 바람에 의하여 심하게 흔들리는

나뭇잎을 배경으로 한 사람이 빠르게 이동하는 모습의 영상 시퀀스로, 이 사람은 겉옷 안쪽에 녹색의 옷을 입고 있으며, 목 아래 부분의 오른쪽에서 밖으로 드러나 있다. GMM 방법에서는 (그림 5)에서와 마찬가지로 준-주기적으로 흔들리는 나뭇잎의 영향을 크게 받아 많은 부분에서 나뭇잎 배경을 전경으로 잘못 검출하고 있다. 3가지 방법 모두에서 나뭇잎과 색상이 유사한 녹색 옷 부위의 화소는 배경으로 잘못 검출하고 있다.

(그림 6) 흔들리는 나무 영상 (프레임번호:247)



(Figure 6) Moving Trees

(Top-left: Original image, Top-right: GMM,
Bottom-left: CB, Bottom-right: Ours)

5. 결론

코드북 기반의 전·배경 분할 알고리즘은 화소 단위로 훈련 샘플들을 양자화하여 배경 모델을 생성하고, 이를 기반으로 전경을 검출한다. 이 때 초기에 학습된 배경 모델은 시간의 흐름에 따라 변화된 배경 정보를 포함하도록 갱신될 필요가 있다. 본 논문에서는 기존의 코드북 기반 알고리즘과 달리 초기 배경 모델을 생성하기 위하여 별도의 학습을 수행하지 않고, 시퀀스 첫 부분에 나타나는 몇 장의 프레임으로부터 간단한 중위수 연산을 통하여 초기 배경 모델을 생성한다. 시간의 흐름에 따라 변화된 배경 정보를 포함할 수 있도록 화소의 빈도수를 체크하여 배경 모델을 갱신하는데, 이를 위하여 별도의 임시 코드북을 생성하고 관리한다. 임시 코드북 안에

는 전경 화소의 코드워드, 배경 화소의 코드 워드, 잡음 등 다양한 코드워드들이 존재하는데, 충분한 시간동안 관찰하여 사용 빈도수가 일정 이상일 경우에는 배경 모델로 수용한다. 제안한 방식을 PETS 2009에 공개된 몇 가지 영상을 대상으로 실험하여 GMM 기반 방법과 표준 코드북 기반 방법과 비교한 결과를 보였다.

배경과 유사한 색상의 전경 물체에 대해서는 여전히 문제점을 안고 있으며, 향후에 지속적으로 보완할 필요가 있다.

References

[1] Y. Shim, H. Park, "A Study on the Surveillance System of Multiple Object's Dangerous Behaviors," Journal of Digital Contents Society, Vol.14, No.4, pp.455-462, 2013.

[2] H. Park, "A Study on Monitoring System for an Abnormal Behaviors by Object's Tracking," Journal of Digital Contents Society, Vol.14, No.4, pp.589-596, 2013.

[3] Stauffer C, Grimson WEL. "Adaptive background mixture models for real-time tracking." Proceedings of IEEE Conference on CVPR, pp. 246-252. 1999.

[4] Dalley G, Migdal J, Grimson WEL. "Background subtraction for temporally irregular dynamic textures." IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp.1-7. 2008.

[5] X. Zhang, F. Liu, Z. Li. "An improved foreground object detection method based on Gaussian mixture models," IEEE International Conference on Multimedia Communications, pp. 90-93, 2010.

[6] J. Kim, K. Lee, T. Hwang, "Illumination influence minimization method for efficient object extraction," Journal of Digital Contents Society, Vol.14, No.1, pp. 117-124, 2013.

[7] K. Kim, T.H.Chalidabhongse, D. Harwood, L. Davis, "Real-time foreground - background segmentation using codebook model." Real-Time Imaging Vol.11, pp.172-185, 2005.

[8] J. Jung, "Codebook-Based Foreground Extraction Algorithm with Continuous Learning of Background," Journal of Digital Contents Society, Vol.15, No.4, pp.449-455, 2014.

[9] M. Wu, X. Peng, "Spatio-temporal context for codebook-based dynamic background subtraction." International Journal of Electronics and Communications, Vol.64, No.8, pp.739-747, 2010.

[10] J.M. Guo, Y.F. Liu, C.H. Hsia, "Hierarchical method for foreground detection using codebook model," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol.21, No.6, pp.804-815, 2011.

[11] S. Quan, T. Zhixing, H. Songchen, "Hierarchical codebook for background subtraction in MRF," Infrared Physics & Technology Vol.61, pp.259-264, 2013.

[12] <http://pets2009.net>



정재영

1989년 : 성균관대학교 (공학사)
 1993년 : 성균관대학교 (공학석사)
 1997년 : 성균관대학교 (공학박사)

1997년~현재 : 동양대학교 컴퓨터정보전학과 교수
 관심분야 : 인공지능(Artificial Intelligence), 패턴인식 (Pattern Recognition), 움직임 추적(Motion Tracking) 등