

야간 영상 감시를 위한 GMM기반의 배경 차분

(Background Subtraction based on GMM for Night-time Video Surveillance)

여정연*, 이귀상**

(Jung Yeon Yeo, Guee Sang Lee)

요약

본 논문에서는 야간 영상 감시(night-time video surveillance)에 특화된 GMM(Gaussian mixture model)기반의 배경 모델링(background modeling)을 이용한 배경 차분(background subtraction)방법을 제안한다. 야간 영상에서는 낮 영상에 비해 배경과 객체의 구분이 뚜렷하지 않아 매우 흡사한 픽셀 값들을 이용하여 배경을 분리해야 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 전처리 단계에서 조정된 범위의 히스토그램 스트레칭을 이용하여 입력 픽셀 값을 배경 모델링에 이로운 픽셀 값으로 변경해준다. 조정된 픽셀 값을 이용하여 가장 이상적인 배경을 찾기 위해 픽셀 단위로 GMM기반의 배경 모델링 방법을 적용한다. GMM을 기반으로 한 배경모델링 방법에서는 새로운 픽셀 값이 입력되었을 때 어떤 가우시안에도 속하지 않는다면 가장 낮은 가중치를 가진 가우시안 분포를 제거함으로써 이전의 축적된 배경의 정보를 무시하는 결과를 낳게 된다. 따라서 본 논문에서는 낮은 가중치의 가우시안을 제거하는 대신 기존 가우시안의 평균과 입력된 픽셀 값의 차를 이용하여 새로운 평균에 적용함으로써 기존의 쌓여진 정보를 고려한다. 실험결과 제안된 배경 모델링 방법이 기존 방법의 이점을 유지하면서 야간 영상 감지에 특화된 배경 차분 결과를 보였다.

■ 중심어 : 야간 영상 감시; 히스토그램 스트레칭 ; 배경 모델링 ; 가우시안 믹스처 모델 ; 배경 차분

Abstract

In this paper, we present background modeling method based on Gaussian mixture model to subtract background for night-time video surveillance. In night-time video, it is hard work to distinguish the object from the background because a background pixel is similar to a object pixel. To solve this problem, we change the pixel of input frame to more advantageous value to make the Gaussian mixture model using scaled histogram stretching in preprocessing step. Using scaled pixel value of input frame, we then exploit GMM to find the ideal background pixelwisely. In case that the pixel of next frame is not included in any Gaussian, the matching test in old GMM method ignores the information of stored background by eliminating the Gaussian distribution with low weight. Therefore we consider the stacked data by applying the difference between the old mean and new pixel intensity to new mean instead of removing the Gaussian with low weight. Some experiments demonstrate that the proposed background modeling method shows the superiority of our algorithm effectively.

■ keywords : Night-time video surveillance; Histogram stretching ; Background modeling ; Gaussian mixture model ; Background subtraction

I. 서론

야간 범죄율에 따른 CCTV의 확산과 이로 인한 영상 장비 및 카메라 기술의 발달로 영상 감시 시스템이 고속 성장하였다. 발달된 시스템에 따라 이를 따라갈 영상 감시 기술

의 발전이 필요로 해졌고, 불필요한 인력 감소를 위해 컴퓨터가 영상을 입력받아 분석하고 감지하며 인지하는 자동적인 지능형 영상 감시 시스템이 발전하고 있다. 따라서 자동적으로 일련의 영상을 감지하고 이를 실시간으로 적용하기 위해 영상 안에서 움직이는 객체를 감지하며 여러 객체의 경우 이를 각각의 객체로 인지하여 자동적으로 추적하는 기

* 학생회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과

** 정회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과

이 논문은 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(2015-024474)과 중소기업청의 융복합기술개발사업(S2173771)의 지원을 받아 수행되었음.

접수일자 : 2015년 09월 03일

수정일자 : 2015년 09월 30일

게재확정일 : 2015년 09월 30일

교신저자 : 이귀상 e-mail : gslee@jnu.ac.kr

술들이 이슈가 되고 있다. 영상 감지를 위해 움직이는 객체를 감지하는 기술은 자동적인 지능형 영상 감시 시스템의 가장 기본적인 영상 처리 기술에 해당되며, 이를 이용하여 여러 객체의 인지와 객체 추적이 가능하다. 따라서 영상 속에서 동물이나 사람 혹은 자동차와 같은 객체를 감지하는 기술은 지능형 영상 감시 시스템에서 매우 중요한 단계로 적용된다.

객체 감지 기술은 입력 영상을 배경과 전경으로 분리하고 움직이는 물체를 전경으로 감지한다. 객체를 분리하기 위해 배경 제거(background subtraction) 과정은 필수적으로 이용되는 전처리 과정 중에 하나이다. 가장 이상적인 방법은 움직임으로 인해 계속적으로 변하는 전경(foreground)에 비해 영상 안에서 비교적 움직임이 없는 배경(background)을 구하는 것이다. 이상적인 배경을 얻기 위해서는 초기에 주어진 영상을 배경으로 지정하거나 연속으로 입력되는 영상을 이용하여 적절한 배경을 생성한다. 다음으로 현재 입력 영상과의 비교를 통해 배경을 제외한 객체만을 분리해 낸다.

객체 감지 기술에서 가장 적절한 배경을 얻기 위한 방법으로 픽셀 단위의 단봉의 가우시안 모델이 제안되었다 [1]. 이 방법은 입력 영상의 픽셀 단위로 가우시안 모델을 생성하며 파라미터(parameter)를 업데이트하여 이상적인 배경을 모델링한다. 그러나 단봉의 가우시안 모델은 움직임이 적은 배경에만 적용 가능하므로 시간의 변화에 따른 천천히 움직이는 구름이나 바람에 흔들리는 나뭇가지의 변화에 대해서는 적응적인 효과를 보이지 않는다. 이를 보완하기 위한 방법으로 Stauffer와 Grimson은 입력 영상의 픽셀 단위의 다봉(multimodal) 가우시안 모델을 제안했다 [2]. 제안된 방법은 다양한 배경을 다봉의 가우시안으로 모델링하므로 시간의 변화에 따라 물체 검출이 안정적이며, 앞서 서술한 단봉 가우시안 모델을 효과적으로 보완한다. 따라서 정적인 배경과 동적인 배경 모두에 강인하여 가장 광범위하게 이용되는 배경 모델링 방법이다. 하지만 이 방법 또한 파라미터 초기화를 위한 초기 영상의 배경에 전경이 없어야 한다는 한계점이 있다 [2]. 이를 보완하기 위해, 전경이 있는 이미지에서의 초기화를 위해 배경을 재건하는 알고리즘이 제안되었다 [3].

또한, 초기 GMM기반의 배경 차분 방법에서는 비디오의 모든 픽셀에 대하여 학습비율(learning rate)을 상수로 고정하며 이로 인해 픽셀들의 변화에 강건하지 못했으며 이로 인해 학습비율을 자동적으로 조절해주는 알고리즘이 제안되었다 [4]. 실제 비디오 영상에서 흔하게 발생하는 조명 변화에 대응하기 위해, 에지 검출(Edge detection)과 로컬 특징(local feature)을 이용하고, 움직임의 변화에 대응하기 위해 GMM 기반의 모델링을 통합적으로 적용하는 방법도 제안되었다 [5, 6]. 또한 동적인 객체들을 감지하기 위해 GMM과 다시점(multiview) 배경을 이용하는 방법이 제안되었으며, 객체를 감지하는 데 있어 불필요한 그림자를 제거

하는 방법이 후처리로 과정으로 제안되었다 [7, 8].

본 논문에서는 기존의 GMM 기반의 배경 차분 방법과 다른 새로운 방법을 제안한다. 전체적인 GMM기반의 배경 모델링의 순서는 동일하나 특별히 야간 영상에 적용하기 위해 히스토그램 스트레칭을 통해 전처리를 한다. 가우시안 모델의 초기 파라미터는 첫 프레임을 이용하여 적용하여, 매칭 단계에서의 가우시안 모델 생성에서는 평균과 표준편차 그리고 가중치를 업데이트하는 새로운 방법을 제안한다. 또한 표준편차는 배경에서 그림자가 자주 변하거나 전경에 해당하는 픽셀이 오래 머물러 있는 경우에 불안정한 배열을 보인다. 이에 대비하여 가중치만을 이용하여 가우시안의 분포를 배열한다.

본문에서는 1절에서 기존의 픽셀단위의 GMM기반의 배경 차분 알고리즘을 소개하고, 2절에서는 제안하는 방법을 이용한 GMM의 파라미터 업데이트 방법과 가우시안의 표준편차를 제외한 순차적인 배열방법을 소개한다. 3절에서는 기존의 방법과 제안하는 방법의 실험결과를 비교, 분석하며 결론을 맺는다.

II. 본 론

1. GMM 기반의 배경 차분

전경을 추출하기 위한 GMM기반의 배경 차분 방법은 세 가지 단계로 나누어진다. 첫 번째는 GMM을 생성하기 위한 초기 파라미터 설정 단계이고 두 번째는 전경을 감지하고 세 번째로 다음 프레임의 전경을 감지하기 위한 GMM의 파라미터 업데이트 단계이다.

가. 가우시안 분포의 초기 파라미터 설정

가우시안의 평균, 공분산 그리고 가중치는 각각 기본 파라미터이며, 각각의 픽셀들은 기본적으로 RGB칼라 값(intensity)을 특징으로 하므로 확률 값은 다음과 같다.

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

여기서 X_t 는 t 번째 프레임의 RGB칼라 공간에서의 픽셀 값이며, K 는 가우시안 분포의 개수이고, $\omega_{i,t}$, $\mu_{i,t}$, $\Sigma_{i,t}$ 는 각각 t 번째 프레임의 i 번째 가우시안의 가중치, 평균, 공분산이며, η 는 다음 공식 (2)의 가우시안 확률 분포 함수이다.

$$\eta(X_t, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)\Sigma^{-1}(X_t - \mu)} \quad (2)$$

여기서 RGB칼라 값들이 독립적이라고 가정하면 같은 분산을 가지므로 공분산행렬은 다음의 공식(3)과 같다.

$$\Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I \quad (3)$$

여기서 $\sigma_{i,t}$ RGB칼라 공간의 분산이고, I 는 단위 행렬이다.

Stauffer and Grimson [1]은 K 를 3 ~ 5으로 권장하였으며, 오랜 계산량이 요구되는 EM알고리즘보다 비교적 짧은 시간으로 실행 가능한 K-means알고리즘을 제안하였다.

나. 전경 감지를 위한 가우시안 매칭(matching)

Stauffer와 Grimson [1]은 각각의 가우시안 분포들의 정렬을 위해 비율 $r_i = \omega_i / \sigma_i$ 를 이용하였다. 움직이는 전경에 비해 배경은 픽셀 값이 거의 일정하여 표준편차가 작고 가중치가 크기 때문에 비율 r 값이 전경에 비해 크다. 따라서 다음의 공식(3)에 의하여 특정 임계값 T 보다 큰 b 개의 가우시안 분포들을 배경이라고 한다.

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_{i,t} > T \right) \quad (4)$$

나머지는 전경으로 간주되며 새로운 $t+1$ 번째 프레임의 픽셀 값이 들어오면 다음의 Mahalanobis 거리 공식 (4)에 따라 매칭 테스트를 한다.

$$\sqrt{(X_{t+1} - \mu_{i,t}) \Sigma_{i,t}^{-1} (X_{t+1} - \mu_{i,t})} < k \sigma_{i,t} \quad (5)$$

여기서 k 는 2.5로 권장된다.

만약 공식 (5)를 만족하는 가우시안 분포가 있다면 그 가우시안 분포는 배경이 되며, 이에 해당하는 픽셀 또한 배경으로 분류되고 그렇지 않다면 전경으로 분류된다.

다. 가우시안 분포의 파라미터 업데이트

다음 프레임에서 전경을 감지하기 위해서는 현재 프레임의 정보를 이용하여 가우시안 분포의 파라미터를 업데이트 해야 한다. 이 단계에서도 공식(5)가 용하며 두 가지 경우가 나타날 수 있다.

첫 번째로, i 번째 가우시안 분포가 공식(5)를 만족한다면 다음의 파라미터 업데이트 과정을 거치게 된다 :

$$\omega_{i,t+1} = (1 - \alpha) \omega_{i,t} + \alpha \quad (6)$$

$$\mu_{i,t+1} = (1 - \rho) \mu_{i,t} + \rho X_{t+1} \quad (7)$$

$$\sigma_{i,t+1}^2 = (1 - \rho) \sigma_{i,t}^2 + \rho (X_{t+1} - \mu_{i,t+1}) (X_{t+1} - \mu_{i,t+1})^T \quad (8)$$

$\rho = \sigma \cdot \eta(X_{t+1}, \mu_i, \Sigma_i)$ 이며, σ 는 학습비율(learning rate)을 나타낸다.

그리고 나머지 가우시안 분포들의 평균과 공분산은 그대로 유지하며 다음과 같이 가중치만을 업데이트한다.

$$\omega_{j,t+1} = (1 - \alpha) \omega_{j,t} \quad (9)$$

두 번째로, 어떤 가우시안 분포도 공식(5)를 만족하지 않는 경우 가장 가능성이 적은 즉, 가장 가중치가 작은 가우시안만을 다음의 과정을 통해 업데이트 한다 :

$$\omega_{k,t+1} = \text{Low Prior Weight} \quad (10)$$

$$\mu_{k,t+1} = X_{t+1} \quad (11)$$

$$\sigma_{k,t+1}^2 = \text{Large Initial Variance} \quad (12)$$

2. 야간 영상 감시에 적응적인 GMM기반의 배경 차분 방법

본 논문에서 제안하는 야간 영상 감시를 위한 개선된 GMM기반의 배경 차분 방법은 기존의 Stauffer와 Grimson [2]의 알고리즘을 새롭게 변형하였으며 그 과정은 그림 1에서 보여준다. 우선 야간 영상이라는 제한점에 강건하기 위해 배경과 전경의 미세한 색깔 차이를 보완하는 히스토그램 스트레칭을 하였고, 다음으로 가우시안 분포의 파라미터 업데이트 방법을 다양한 실험 영상에 강건하게 수정하였으며, 마지막으로 적절히 정렬의 방식을 수정하였다.

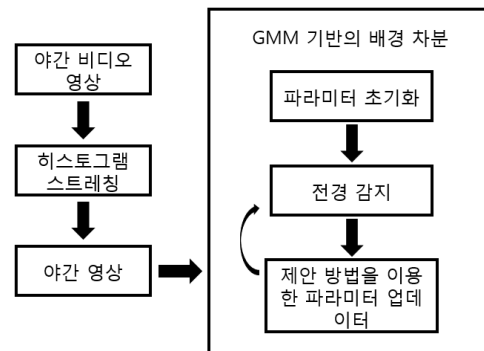


그림 84. 제안된 방법의 알고리즘

가. 전처리 단계 - 히스토그램 스트레칭

야간 감시 영상과 같이 흔히 어두운 영상의 경우 움직임을 보이는 객체가 사람의 눈으로는 식별이 가능하나 배경과 전경의 비슷한 칼라 정보로 인하여 컴퓨터에 의한 지능적 영상 감지 시스템에서는 구별이 미비한 경우가 있다. 이를

보완하기 위해 본 논문에서는 적절한 범위조정을 통한 히스토그램 스트레칭을 적용하여 전경과 배경의 대비를 높임으로써 배경과 비슷한 색깔의 전경을 효과적으로 구분하고자 한다. 일반적으로 널리 알려진 히스토그램의 스트레칭은 최솟값이 0이 되고 최댓값이 255가 되어(8-bit unsigned integer 기준) 픽셀 값의 차이가 너무 극명하게 되므로 객체 추적의 어려움이 따른다. 따라서 적절한 범위 조정을 통해 히스토그램을 스트레칭한다. 그림 2 는 원본 이미지와 객체가 지나가는 위치(파란색 동그라미)에서의 한 픽셀 값에 대한 히스토그램, 히스토그램 스트레칭 후의 이미지와 그 히스토그램을 보여준다. 그 결과 움직이는 객체의 자취에 따라 칼라 정보의 강도 대비가 뚜렷해졌음을 스트레칭된 히스토그램의 그래프를 통해 알 수 있다.

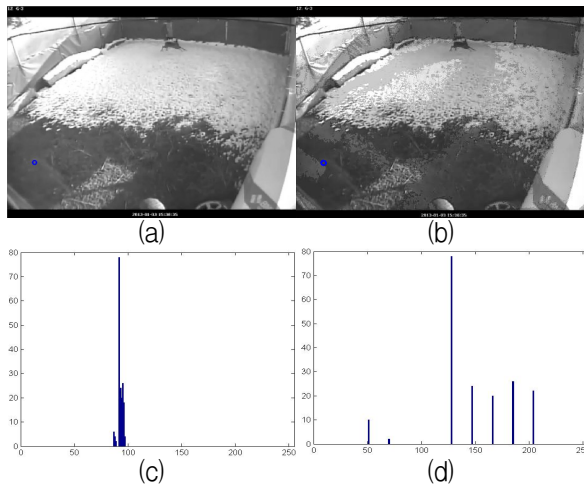


그림 2. (a)원본 이미지, (b)원본 이미지의 히스토그램, (c)히스토그램 스트레칭 후의 이미지, (d)히스토그램 스트레칭 후의 히스토그램

나. 제안된 방법 기반의 파라미터 업데이트

2절에서 서술하였듯이 기존 GMM기반의 배경 차분 방법에서는 새로운 픽셀 값이 어느 가우시안 분포에도 매칭되지 않을 경우, 평균은 새로운 픽셀 값을 그대로 적용하고 표준편차는 초기 지정 파라미터 값으로 대체하며, 가중치는 이전 프레임에서의 가중치를 사용한다 [2]. 이러한 파라미터 업데이트 방법을 그대로 적용하면 새로운 가우시안에 해당하는 픽셀은 무조건적으로 전경으로 분류되는 오류가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 새로운 가우시안 분포의 파라미터 업데이트 방법을 제안한다. 우선 기존의 새로운 픽셀 값에 상관없이 가장 배경과 동떨어지다고 판단되는 가중치가 작은 가우시안 분포를 제거하는 방법과 달리 본 논문에서는 기존의 평균과 새로운 픽셀 값의 차를 이용하여 가장 비슷한 하나의 가우시안을 선택하여 업데이트 한다. 그리고 새로운

평균은 기존의 정보들을 유지하기 위해 이전의 평균과 새로운 픽셀 값의 적절한 비율로 정의한다.

분산과 가중치는 또한 이전의 분산과 가중치에 학습비율을 이용하여 다음과 같이 업데이트 한다 :

$$k = \operatorname{argmin}_i (\mu_{i,t} - X_{t+1}) \tag{13}$$

$$\mu_{k,t+1} = (\mu_{k,t} + 2X_{t+1})/3 \tag{14}$$

$$\text{if } (|w_{k,t} - w_{\text{other},t}| < Th) \text{ then} \tag{15}$$

$$\sigma_{k,t+1}^2 = \text{Initial Variance}$$

$$w_{k,t+1} = \alpha w_{k,t}$$

$$\text{else } \sigma_{k,t+1}^2 = (1 - \alpha) \sigma_{k,t}^2$$

$$w_{k,t+1} = (1 - \alpha) w_{k,t}$$

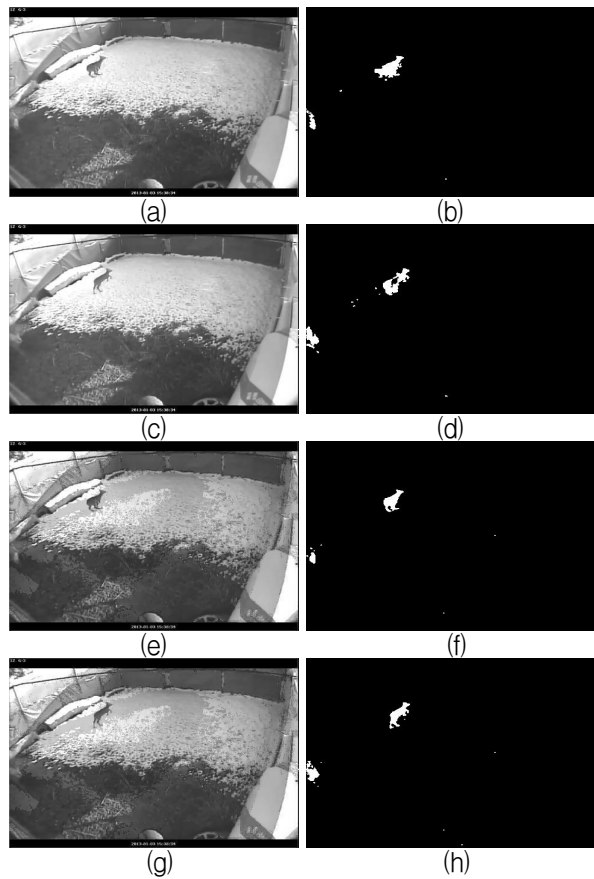


그림 3. (a) 와 (c) : 174번째, 175번째 프레임의 원본 이미지, (b)와 (d) : 175번째, 176번째 프레임의 전경 추출 이미지, (e)와 (g) : 174번째, 175번째 프레임의 히스토그램 스트레칭 후의 이미지, (f)와 (h) : 175번째, 176번째 프레임의 수정된 파라미터 업데이트 방법이 적용된 후의 전경 추출 이미지

그림 3 - (d)에서 볼 수 있듯이, 기존의 파라미터 업데이트 방식을 적용하면 원본 이미지에서 뚜렷이 보이는 객체가 배경으로 인식되는 오류가 생긴다. 이는 새로운 Gaussian을 정의할 때, 이전의 가중치를 그대로 사용하기 때문에 객체가 조금만 머물러도 곧바로 배경으로 인식될 만큼의 가중치를 갖게 된다. 하지만 수정된 파라미터 업데이트 방법을 사용하면 그림 3 - (h)에서 볼 수 있듯이 객체가 뚜렷이 전경으로 구분되는 것을 알 수 있다.

다. 제안된 방법의 정렬(ordering)방식

기존의 GMM기반의 배경 차분 방법은 가중치와 표준편차를 동시에 이용하여 가우시안 분포들을 순차적으로 정렬하였는데, 이는 전경에 해당하는 픽셀이 오래 머물러 있거나 배경에서 그림자가 자주 변하는 경우 전경의 표준편차가 배경보다 작아진다 [2]. 따라서 본 논문에서는 불안정한 표준편차를 배제하고 가중치만을 이용하여 비율을 $r_j = w_j$ 라고 정의하여 가우시안 분포들을 정렬한다.

3. 실험결과

실험을 통해 Stauffer와 Grimson이 제안한 기존의 GMM기반의 배경 차분 방법과 본 논문에서 제안하는 야간 영상 감시를 위한 새로운 GMM기반의 배경 차분 방법을 비교하였다. 그림 4-(b)열의 결과 이미지에 비해 (c)열의 결과 이미지가 객체의 특징을 정확히 반영하고 있으며 야간 영상의 한계점인 배경과 비슷한 칼라의 전경에 대해서도 객체가 더 정확히 추출되었음을 알 수 있다.

III. 결론

본 논문에서는 야간에서의 영상 감시를 위해 배경 차분을 위한 GMM기반의 배경 차분 방법을 제안하였다. 특별히 야간 영상에서는 사람의 눈으로는 식별이 가능하나 컴퓨터를 이용한 지능적 영상 감지 시스템에서는 구별이 미비하다. 따라서 이를 보완하기 위해 배경과 비슷한 색깔의 전경을 구분하고자 히스토그램 스트레칭을 통해 전경과 배경 픽셀 값의 대비를 높였다. 또한, 전경 감지를 위한 배경 차분 방법 중 가장 이상적인 픽셀 단위의 GMM 방법을 이용하였으며 기존의 GMM의 파라미터 업데이트 방법을 효과적으로 수정하여 영상에서 쌓여진 정보를 유지하였다. 그리고 불안정한 표준편차를 배제하고 가중치만을 고려하여 가우시안 분포들을 정렬하여 전경 감지의 오인식을 줄였다.

그러나 배경과 완전히 똑같은 픽셀 값을 가진 전경에 관해서는 분리가 불가능하며, 히스토그램 스트레칭으로 인해 그림자와 같은 배경이 전경으로 처리되는 오류를 범하게 된

다. 이는 그림자 제거와 같은 후속처리를 통해 개선될 것으로 생각된다.

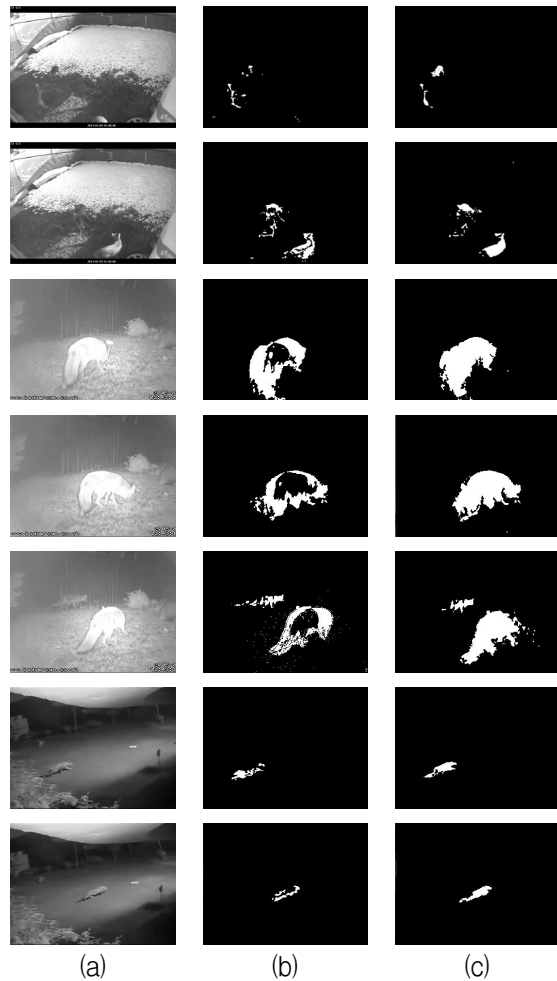


그림 4. (a) 사슴영상의 297, 648번째 프레임과 여우영상의 15, 20, 46번째 프레임과 사자영상의 96, 146번째 프레임의 원본 이미지, (b) 기존 GMM의 방법을 이용한 전경 추출 이미지, (c) 제안하는 방법의 전경 추출 이미지

REFERENCES

- [1] C. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. Pentland, "Pfinder: Real-time tracking of the human body," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 780-785, 1997
- [2] C. Stauffer and W. Grimson, "Adaptive

background mixture models for real-time tracking,” *Proc IEEE conf on CVPR*. pp. 246-252, 1999

- [3] Y. Zhang, Z. Liang, Z. Hou, H. Wang and M. Tan, “An adaptive mixture gaussian background model with online background reconstruction and adjustable foreground merge time for motion segmentation,” *ICIT*, pp. 23 - 27, 2005
- [4] B. White and M. Shah, “Automatically tuning background subtraction parameters using particle swarm optimization,” *IEEE Int Conf on Multimedia & Expo (ICME)*, pp. 1826 - 1829, Beijing, China, 2007
- [5] J. Zheng and H. Wang, “An improved foreground detection method in intelligent video surveillance,” *International Journal of Advancedments in Computing Technology(IJACT)*, vol. 4, no. 17, pp. 443-450, September, 2012
- [6] S. Yushinaga, A. Shimada, H. Nagahara, and R. Taniguchi, “Background model based on Statistical local difference pattern,” *Computer Vision, ACCV. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7723, pp. 327-332, 2013
- [7] R. Diaz, S. Hallman, C.C. Fowlkes, “Detecting dynamic objects with multi-view background subtraction,” *Computer Vision ICCV, IEEE International Conference*, pp. 273-280, 2013
- [8] K. Kumar and S. Agarwal. “An efficient hierarchical approach for background subtraction and shadow removal using adaptive GMM and color discrimination,” *International Journal of Computer Applications(0975-8887)*, vol. 75, no. 12, August, 2013
- [9] T. Bouwmans, F.E. Baf, B. Vachon, “Background Modeling using Mixture of Gaussians for Foreground Detection - A Survey,” *Recent Patents on Computer Science*, vol. 1, no. 3, pp. 219-237, 2008
- [10] T. Bouwmans, “Traditional and recent approaches in background modeling for foreground detection : an overview,” *Computer Science Review*, pp. 31-66, 2014

저 자 소 개



여정연(학생 회원)

2014년 전남대학교 수학과통계학부 (수학전공) 학사 졸업.
2015년 전남대학교 전자컴퓨터공학과 석사 재학.

<주관심분야 : 멀티미디어 영상 처리, 패턴 인식>



이귀상(정회원)

1980년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업.
1982년 서울대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.
1991년 펜실베니아주립대학교 컴퓨터과학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 영상 처리, 컴퓨터 비전, 비디오 과학 기술>