

확률기반 배경제거 기법의 향상을 위한 밝기 사영 및 변환에너지 기반 그림자 영역 제거 방법

A Shadow Region Suppression Method using Intensity Projection and Converting Energy to Improve the Performance of Probabilistic Background Subtraction

황 순 민, 강 동 중*

(Soon-Min Hwang and Dong-Joong Kang)

Abstract: The segmentation of moving object in video sequence is a core technique of intelligent image processing system such as video surveillance, traffic monitoring and human tracking. A typical method to segment a moving region from the background is the background subtraction. The steps of background subtraction involve calculating a reference image, subtracting new frame from reference image and then thresholding the subtracted result. One of famous background modeling is Gaussian mixture model (GMM). Even though the method is known efficient and exact, GMM suffers from a problem that includes false pixels in ROI (region of interest), specifically shadow pixels. These false pixels cause fail of the post-processing tasks such as tracking and object recognition. This paper presents a method for removing false pixels included in ROI. First, we subdivide a ROI by using shape characteristics of detected objects. Then, a method is proposed to classify pixels from using histogram characteristic and comparing difference of energy that converts the color value of pixel into grayscale value, in order to estimate whether the pixels belong to moving object area or shadow area. The method is applied to real video sequence and the performance is verified.

Keywords: video surveillance, object tracking, background subtraction, GMM, shadow region detection, color-gray converting energy

I. 서론

실생활에서 영상 처리 기법이 무인 감시, 패턴 인식 기술, 산업 자동화 시스템 등 다양한 분야에 적용됨에 따라 더 효율적이고 지능적인 시스템의 개발이 요구되고 있다. 특히 강력 범주의 발생이 증가함에 따라 영상 감시를 위한 CCTV 시스템은 사회 안전망 구축이라는 요구와 맞물려 감시가 필요한 모든 영역에 설치되고 있으나 기존의 단순 DVR (Digital Video Recorder) 시스템은 그 한계를 드러내게 되었고, 범죄에 실시간으로 대응하여 범죄 예방의 가능성을 높일 수 있는 지능형 감시 시스템 개발이 많은 관심을 받는 분야가 되었다.

이러한 요구가 충족되기 위해 선행되어야 하는 것이 물체 이동 영역을 효과적으로 배경으로부터 분할하고 검출할 수 있는 능력이다. 일반적으로 물체 이동 영역은 검출하고자 하는 대상이 되고 이 영역을 배경으로부터 분할하기 위해 배경 추출(background subtraction) 기법이 가장 많이 사용된다. 배경 추출 기법은 배경 모델 구축으로 기존 이미지를 계산하고 이 기존 이미지로부터 새로 입력된 프레임을 서로 뺀 결과를 배경(background)과 전경(foreground)으로 분류하는 과정으로 이루어진다. 배경 추출 기법에서 배경 모델의 구축은 가장 중요하고 시스템의 성능과 정확도를 결정짓는 요소가 된다. 배경 모델을 구축하는 가장 단순한 방법은 각 픽셀에 대해 시간에 따른 평균값을 픽셀 값으로 하는 기준 이미지를 구축하

는 것이다. 그러나 이 방법은 배경 학습 시간에 움직이는 물체가 없다는 가정이 필요하고 학습 동안에 움직임이 없던 전경 물체는 학습 이후 지속적으로 전경 물체로 판단되는 경우가 발생하며 조명 변화와 같은 지속적인 변화나 순간적인 변화에 유연하게 적응하지 못하는 등 많은 문제점을 가지고 있다. 이로 인해 갖은 배경 모델의 갱신을 필요로 하고 전체적인 시스템의 성능을 떨어뜨려 실시간 처리 시스템의 필수 조건을 저해한다.

많은 배경 모델 기법들이 이러한 문제들을 해결하기 위해 제안되었고, 확률적 접근법을 이용한 배경 모델 구축은 이들 중에서도 유연하고 신뢰성이 높은 배경 모델을 설계할 수 있어 빈번하게 사용되는 기법이다[1-9].

Friedman과 Russell은 그들의 논문에서 세 개의 가우시안 분산을 갖는 파라미터 혼합 모델을 사용하여 각 픽셀을 모델화 하였다[4]. 각 분산은 픽셀의 컬러 채널에 하나씩 적용되었다. Koller는 픽셀에 대한 조명의 변화를 추적하기 위해 칼만 필터(Kalman Filter)를 사용하였다[5]. 이들은 선택적인 갱신 계획을 적용하여 단순히 평균으로 표현된 픽셀들로 구성된 배경 모델의 문제들을 해결하였다. Grimson은 K-분산 가우시안 혼합 모델(GMM: Gaussian Mixture Model)을 사용하여 나뭇가지가 바람에 흔들리거나, 물결에 의해 반사된 표면과 같이 작고 반복적인 움직임에 의한 영향을 줄이고자 시도하였고[1-3], Elgammal은 각 픽셀에 대해 커널 추정기를 사용하여 이러한 영향에 대한 더 나은 결과를 보여주었다[7].

그러나 더 정확하고 움직임에 민감한 검출을 수행하고자 한 시도는 물체 이동 영역에 포함되면 안 되는 픽셀들도 포함하게 되는 결과를 야기하게 하였다. 그 중 특히 물체 이동 영역에 따르는 그림자 픽셀의 포함은 검출 영역의 외형을 왜

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 6. 16., 수정: 2009. 9. 10., 채택확정: 2009. 10. 2.

황순민, 강동중: 부산대학교 기계공학부

(als9927@pusan.ac.kr/djkang@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 산업자원부와 한국산업기술재단의 지역혁신인력양성사업의 재원과 교육과학기술부 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No. 2009-0090165).

꼭시커 프로세스 상 뒤따르는 추적(tracking)이나 인식(recognition)과 같은 과정에서 신뢰성을 떨어뜨리는 중요한 요인이 된다. Horprasert는 이러한 문제의 해결 방법으로 컬러 공간의 색도 요소에서 밝기 요소를 분할하여 그림자 픽셀들을 억제하는 기법을 제안하였다[10]. 하지만 이 기법은 학습 과정에서 계산된 밝기의 분산 정도에 의해 많은 영향을 받고, 상대적으로 저휘도 값들(어두운 영역에 분포하는 픽셀들)이 존재할 경우 색도에 대한 임계값 설정에 어려움이 있어 물체와 그림자 영역에 대한 분류에 실패하는 경우가 발생한다. 본 논문에서는 영역의 형태적 특성을 이용하여 오분류를 판단하고, 가로와 세로 방향으로의 픽셀 누적 사영 방법을 이용하여 이동 영역을 더 세분화한다. 이렇게 세분화 된 영역에 대한 히스토그램 정보와 픽셀의 컬러-흑백 변환 시 에너지 차 정보를 분석하고 그림자 영역이 갖는 조밀한 히스토그램 분포 특성, 더 낮은 변환 에너지 값 차이 정보를 이용하여 그림자 영역을 결정하고 실제 물체 이동 영역과 그림자 영역의 분할을 시도한다.

본 논문에서 제안하는 기법은 기존의 그림자의 형태적 특징을 이용하는 모델 기반 접근법[12,13]과 색 특징을 이용하는 특성 기반 접근법[10,11]을 혼합하여 영역 분할과 영역 분류를 시도하였고, 계산 복잡도가 낮은 연산을 사용하여 실시간 영상 처리에 적용하기 쉽다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 먼저 II 장에서는 여러 배경 모델 구축 기법들 중 가장 많이 활용되고 뛰어난 배경 구축 모델로 알려져 있는 K-분산 GMM에 대한 간단한 설명을 제공한다. III 장에서는 그림자 억제를 위한 기존 연구와 이를 개선하고자 하는 본 논문의 제안점을 설명한다. IV 장에서는 연속된 비디오 영상에 제안된 방법을 적용한 결과와 기존 기법을 비교하고 V 장에서 결론을 보여준다.

II. 운동 영역 추출 및 그림자 제거

1. 배경 모델링 기법

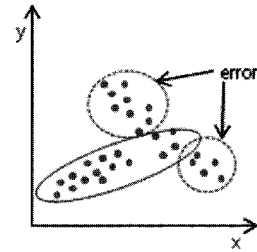
배경 추출을 위한 확률 분포 추정에 있어 많은 기법이 존재하지만, 기존 연구에서 배경 모델 구축 기법으로 가장 많이 활용되고 있는 것은 K-분산 GMM이다.

K-분산 GMM은 단일 분산이 잡음에 민감하다는 점을 보완하기 위해 K개의 분산을 사용하여 분포를 추정한다. 조명 변화나 작은 움직임(예를 들면 나뭇가지의 흔들림) 등이 존재하는 화면에 대한 배경 모델 구축에 있어서 단일 분산으로 표현된 확률 분포는 많은 오류를 내포하게 되고, 오류를 최소화 하기 위해 각각의 군집에 대해 분포를 추정하여 혼합함으로써 더 강건한 모델의 구성이 가능하게 한다(일반적으로 K는 3에서 5사이의 작은 수로 표현된다)(그림1).

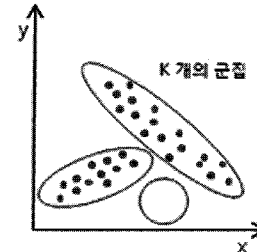
K-분산 GMM에서 어떤 픽셀이 n 시간에 x_n 으로 분포될 확률은 식 (1)과 같이 주어진다.

$$Pr(x_n) = \sum_{i=1}^K \omega_i \eta(x_n | \mu_i; \Sigma_i) \quad (1)$$

여기서 K는 확률 분포 군집의 개수를 나타내고 보통 사전에 약속된 수를 사용한다. ω_i 는 각 분산(K_i)에 대한 기여도를 나타내는 가중치로서 혼합 계수를 나타내는 파라미터이



(a) 단일 분산을 갖는 군집으로 표현된 샘플



(b) K-분산을 갖는 군집들로 표현된 샘플

그림 1. 특징들의 분포를 단일 분산으로 추정하였을 때 발생하는 오류(a)와 오류를 줄이기 위해 K-분산 확률 분포의 사용(b).

Fig. 1. Single model distribution of image feature and the use of K-distribution to solve the single mode problem.

다(ω_i 의 합은 1). $\eta(x_n | \mu_i; \Sigma_i)$ 은 i 번째 분산의 표준분포를 나타내고 식 (2)와 같이 표현된다.

$$\eta(x_n | \mu_i; \Sigma_i) = \frac{1}{(2\pi)^2 |\Sigma_i|^2} e^{-\frac{1}{2}(x_n - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_n - \mu_i)} \quad (2)$$

여기서 μ_i 는 평균을 나타내고 $\Sigma_i = \sigma_i^2 I$ 는 i 번째 확률 분포의 공분산 행렬이다. 확률 분포 추정은 $\Theta = \{\omega = (\omega_1, \dots, \omega_k), (\mu_1, \Sigma_1), \dots, (\mu_k, \Sigma_k)\}$ 를 추정하고 최적화하기 위해 EM알고리즘을 사용한다. EM 알고리즘은 수렴 조건을 만족할 때까지 반복적으로 E(expectation) – M(maximization) 과정을 거쳐 Θ 의 최적 해를 구한다[17].

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_i > T \right) \quad (3)$$

식 (3)은 각 픽셀의 배경 모델 B를 추정하는 과정으로 T는 배경이 화면에 존재하는 최소 사전 확률이다.

이러한 K-분산 GMM은 조명의 변화나 배경으로 분류되어야 하는 작은 움직임이 존재하는 영상에서도 강건한 배경 모델을 제공한다. 하지만 배경 변화에 대한 민감한 검출은 오검출을 검출 영역에 포함시키는 결과도 초래하였다. 특히 검출 영역에 그림자에 해당하는 픽셀의 포함은 많은 문제를 야기한다.

2. 그림자 억제

배경 추출 결과의 정확도를 떨어뜨리는 그림자 영역을 억제하고자 하는 다양한 시도가 제안되었다[10-16]. 그 중에서 Horprasert의 연구는 3차원 컬러 공간에서 표현되는 각 픽셀에 대해 색도에서 밝기 요소를 분리하여 밝기 차이에 따른

영향을 정의함으로써 그림자를 검출하고자 하였다[10].

R, G, B 색공간에서 $E_{(i,j)}$ 는 기대되는 색(expected color)을 나타내는 N 프레임의 픽셀 값 평균을 나타내고, $I_{new(i,j)}$ 는 새로이 입력된 이미지의 픽셀 값을 나타낸다. $\alpha_{(i,j)}$ 와 $CD_{(i,j)}$ 는 각각 밝기와 색도에 대한 왜곡 정도를 나타내며, N 프레임에 대한 각 픽셀의 밝기 왜곡의 편차가 식 (8)에 의해 구해진다. 새로이 입력된 이미지의 각 픽셀은 기대값 $E_{(i,j)}$ 에서 어느 정도 떨어져 있는지 계산되고(식 (10)), 차이 값을 임계값과 비교하여 그림자 여부를 판단한다. 구체적인 계산은 다음과 같다:

$$E_{(i,j)} = [\mu_{(i,j)}^R, \mu_{(i,j)}^G, \mu_{(i,j)}^B] \quad (4)$$

$$s_{(i,j)} = [\sigma_{(i,j)}^R, \sigma_{(i,j)}^G, \sigma_{(i,j)}^B] \quad (5)$$

$$\alpha_{(i,j)} = \frac{\left(\frac{I_{(i,j)}^R \mu_{(i,j)}^R}{\sigma_{(i,j)}^R{}^2} + \frac{I_{(i,j)}^G \mu_{(i,j)}^G}{\sigma_{(i,j)}^G{}^2} + \frac{I_{(i,j)}^B \mu_{(i,j)}^B}{\sigma_{(i,j)}^B{}^2} \right)}{\left(\left[\frac{\mu_{(i,j)}^R}{\sigma_{(i,j)}^R} \right]^2 + \left[\frac{\mu_{(i,j)}^G}{\sigma_{(i,j)}^G} \right]^2 + \left[\frac{\mu_{(i,j)}^B}{\sigma_{(i,j)}^B} \right]^2 \right)} \quad (6)$$

$$CD_{(i,j)} = \sqrt{\left(\frac{I_{(i,j)}^R - \alpha_{(i,j)} \mu_{(i,j)}^R}{\sigma_{(i,j)}^R} \right)^2 + \left(\frac{I_{(i,j)}^G - \alpha_{(i,j)} \mu_{(i,j)}^G}{\sigma_{(i,j)}^G} \right)^2 + \left(\frac{I_{(i,j)}^B - \alpha_{(i,j)} \mu_{(i,j)}^B}{\sigma_{(i,j)}^B} \right)^2} \quad (7)$$

$$A_{(i,j)} = RMS(\alpha_{(i,j)}) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\alpha_{(i,j)}^{(n)} - 1)^2}{N}} \quad (8)$$

$$B_{(i,j)} = RMS(CD_{(i,j)}) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (CD_{(i,j)}^{(n)})^2}{N}} \quad (9)$$

식 (4), (5), (8), (9)을 이용하여 각 픽셀을 $\langle E_{(i,j)}, s_{(i,j)}, A_{(i,j)}, B_{(i,j)} \rangle$ 로 모델화하고 경험적인 임계치를 설정하여 그림자 영역에 대한 판단을 한다. 식 (4)는 각 픽셀의 기대값으로 수십 프레임 동안 시간 평균된 컬러 값을 나타낸다. 식 (5)는 카메라의 컬러 채널에 대한 표현을 정규화하기 위한 표준 편차이고, 식 (6)과 식 (7)은 입력된 픽셀의 밝기 세기와 색도의 왜곡 값이다.

또한 $A_{(i,j)}$ 와 $B_{(i,j)}$ 는 각각 밝기와 색도에 대한 왜곡의 N 프레임에 대한 표준 편차를 나타낸다. 식 (8)에서는 밝기의 세기에서 기대값(1로 가정한)을 빼서 왜곡 정도를 나타냄으로써 $B_{(i,j)}$ 와 동일한 범위를 갖도록 한다. 이렇게 구해진 각 픽셀에 대한 모델은 새로 들어온 이미지에 대하여 식 (10)을 수행하여 단일 임계값이 적용되도록 하였다.

$$\hat{\alpha}_{(i,j)} = \frac{\alpha_{(i,j)} - 1}{A_{(i,j)}} \quad \hat{CD}_{(i,j)} = \frac{CD_{(i,j)}}{B_{(i,j)}} \quad (10)$$

Horprasert는 그의 논문에서 경험적 임계값으로 그림자에 해당하는 픽셀을 $\tau < \hat{\alpha}_{(i,j)} < 0$ 으로 정의하였다.

III. 색도 특성이 사라진 그림자 영역의 제거

2.2장의 그림자 억제 기법은 일반적으로 실내와 같이 비교적 약한 조명에서는 충분한 성능을 보이나 실외 조건에서는

때때로 적절하지 못한 경우가 발생한다. 또한 조명 변화에 따른 임계값 설정은 많은 반복적인 실험을 필요로 한다. 구름에 의해 햇빛이 가려지는 순간에 전체적인 밝기가 어두워져 오검출이 발생할 수 있고, 강한 햇빛이 존재할 경우, 그림자 픽셀은 대부분의 경우 오검출을 야기할 수 있다. 예를 들면 추적(tracking) 과정에서 서로 다르게 식별되어야 하는 물체간의 기하학적 결합, 인식(recognition) 과정에서 기하학적 외형 혹은 입력 특징(feature)의 왜곡, 확장된 감지 영역에 대한 불필요한 영상 특징의 포함과 같은 부정확한 정보를 제공하게 되고, 결과적으로 최종 목적의 정확도를 떨어뜨리게 된다. 실제 이와 같은 문제점은 운동 영역의 위치 추적 등 뒤따르는 응용에서 부정확한 결과의 원인이 된다.

본 논문에서 제안하는 그림자 영역 제거 기법은 크게 세 가지 방법으로 이루어진다. 먼저, 영상에서 물체 이동으로 검출된 영역에 대해 가로 방향, 세로 방향으로 누적 픽셀 사영을 이용하여 좀 더 세분화 된 영역 분할을 시도한다. 그림자 영역이 포함된 ROI (Region of Interest)의 일반적인 형태는 무게 중심이 영역의 아래쪽에 편향되고, 햇빛의 방향에 따라 좌, 우측으로 편향된 형태를 갖는다. 이러한 특징을 이용하여 누적 사영 그래프를 분석하여 영역에 대해 추가적인 세부 분할을 시도한다. 그림자 영역의 하향, 좌, 우 편향의 특징을 이용하면 그림자 영역에 대한 후보 영역을 분할할 수 있고, 각 영역에 대한 데이터 특징을 추출함으로써 전경과 그림자 영역에 대한 분류가 가능하다.

영역의 분류를 위해 영역에 분포하는 픽셀들의 색 특징을 이용한다. 본 논문에서는 물체 영역과 그림자 영역의 분류를 위해 두 가지 특징을 사용한다. 우선 분할된 각 영역 내에 존재하는 픽셀들의 히스토그램 분포를 분석하여, 이동 물체 영역과 그림자 영역에 해당하는 특징들을 추출, 분석하여 분류를 시도한다. 그림자 영역은 일반적으로 무채색과 유사한 분포를 가질 뿐만 아니라 밝기 값도 물체 이동 영역보다 더 조밀한 히스토그램 분포를 이룰 것이다. 이러한 특징을 이용하여 각 영역을 컬러 공간에서 흑백 공간으로 변환하는 과정에서 발생하는 픽셀들의 에너지 차를 정의하고, 그림자 영역의 변환 에너지가 물체 영역의 에너지 차보다 작다는 점을 이용하여 영역 분할을 시도한다.

1. 픽셀 누적 사영을 이용한 영역 분할

그림자는 일반적으로 광원으로부터의 빛에 의해 발생함으로써 갖는 몇 가지 특징이 있다[14]. 물체에 연결된 상태로 빛의 방향에 반대되게 길게 혹은 짧게 늘어져서 나타나고 그림자의 길이는 빛의 각도에 영향을 받는다. 또한, 대부분의 경우 ROI 영역 내에서 아래쪽에 위치한다. 이러한 형태적 특징을 이용하여 그림자를 검출하는 방법을 모델 기반 접근법이라 한다[12,13]. 기하학적 특성을 이용하여 그림자 영역을 잘라내기 위해 ROI의 가로와 세로 방향으로 이진화 된 픽셀의 사영을 얻는다.

그림 2는 그림자를 포함한 물체 이동 영역에 대한 픽셀 누적 사영을 도시한 것이다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이 그림자를 포함한 영상에 대한 픽셀 누적 사영은 그림자가 좌, 우 어느 방향으로 늘어져 있더라도 그림 2와 유사한 형태로 나타나고 누적된 픽셀의 사영 값이 급격히 증가하거나 감소

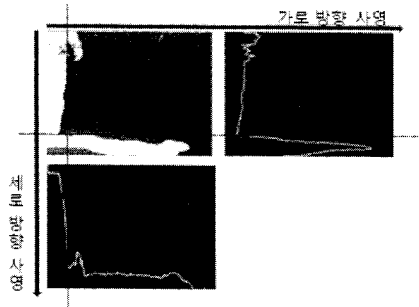


그림 2. 가로 및 세로 방향으로의 픽셀 누적 사영.

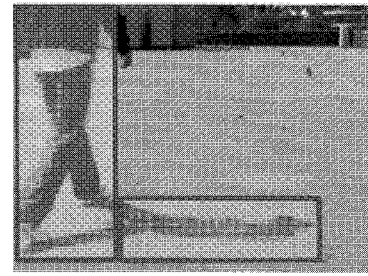
Fig. 2. Intensity value accumulation according to vertical and horizontal direction.

하는 구간이 존재한다. 이러한 구간에 따른 변화를 이용하여 그림자 영역을 유추할 수 있고 필요에 따라 잘라내거나 영역 분할을 시도할 수 있다. 실제 응용에서는 물체의 다양한 형태로 인해 사영 그래프가 증가, 감소를 반복하는 경우가 대부분이고, 잘못된 영역의 선택이 발생할 수 있다. 이를 피하기 위해 매 픽셀에 대한 증가, 감소를 구하지 않고, ROI의 가로/세로 크기에 비례하는 등간격으로 나뉘어진 구간에 대한 증가, 감소를 구하여 영역을 분할한다. 또한, 그림자의 하향 편향, 좌,우 편향 특징을 이용하여 가로 방향 픽셀 누적 사영에서는 증가 구간에 대해서만 고려하고, 세로 방향 픽셀 누적 사영에서는 ROI 내의 좌,우 기울기를 고려하여 선택적으로 증가, 감소 구간에 대해 고려함으로써 오류를 최소화 할 수 있다. 3.2장과 3.3장에서는 분할된 각 영역 내에 포함된 픽셀들을 분석하여 물체 이동 영역, 그림자 영역을 분류하는 기법을 제안한다. 제안된 방법은 작은 계산량에도 우수한 그림자 분할 결과를 제공할 수 있다. 이 방법은 또한 검출된 영역에 그림자 등의 오분류 픽셀이 포함되었는지를 판단하는 기준이 될 수 있다.

2. 히스토그램 비교

검출된 물체 운동 영역의 형태적 특징을 이용하여 영역 내에 그림자 픽셀들이 포함되었다는 것을 판단할 수 있다면, 이를 이용하여 각 세부 영역에 대한 히스토그램을 분석함으로써 실제 물체 이동 영역과 그에 따르는 그림자 영역을 구분할 수 있다.

그림 3은 픽셀 사영에 의해 분할된 영역(그림 3(a))과 각 영역에 대한 컬러 값의 히스토그램을 나타내고 있다. 각 영역에서 배경으로부터 추출된 픽셀들에 대해서 히스토그램 분포를 분석함으로써 영역 내에 존재하는 픽셀들의 특징을 추출할 수 있다. 그림 3(b)는 그림 3(a)의 물체 영역 내의 히스토그램, 그림 3(c)는 그림자 영역에 대한 히스토그램을 각각 나타낸다. 그림 3(b)와 3(c)에서 볼 수 있듯이, 물체 영역의 히스토그램은 각각 30.90, 40.80, 45.93의 평균과 33.57, 40.15, 41.43의 표준편차를 갖는 분포로 나타나고, 그림자 영역은 각각 36.92, 68.27, 62.10의 평균과 11.19, 10.60, 9.55의 표준편차를 갖는 분포로 나타난다. 이처럼 그림자 영역은 컬러의 각 채널에서 평균에 밀집된 형태의 히스토그램으로 표현되어진다. 또한 R, G, B 채널의 강도가 모두 비슷한 크기에 집중되어 있음을 알 수 있다[14]. 이러한 특징을 이용하여 픽셀 누적 사영으로 분할된 두 개의 영역에 대해 실제 물체 이



(a) 물체 영역과 그림자 영역 분할



(b) 물체 영역의 R, G, B 채널에 대한 히스토그램



(c) 그림자 영역의 R, G, B 채널에 대한 히스토그램

그림 3. 분할된 운동 영역과 각 세부 영역의 히스토그램.

Fig. 3. Semented local parts from the moving region and their histogram.

동 영역과 그에 따르는 그림자 영역을 판별할 수 있다.

3. 컬러 - 흑백 변환 에너지

컬러 공간은 일반적으로 RGB 공간과 HIS 공간으로 표현하는 것이 대표적이다. 또한, 그림자의 특성을 나타내기 위해서 흑백 이미지(gray-scale)를 사용할 수도 있다. 영상에서 그림자가 갖는 컬러 공간 상의 특성을 이용하여 그림자를 검출하는 것을 특성 기반 접근법이라 한다[10,11].

본 논문에서는 일반적인 이미지 획득 장치에서 주로 사용되고, 컴퓨팅 환경의 일반적인 표현 방식인 RGB 컬러 공간을 사용하여 영상 내 픽셀들의 특징을 사용한다. 컬러 공간 상의 이미지 픽셀을 흑백 이미지로 전환하기 위해 사용되는 식은 다음과 같다.

$$g = \frac{R+G+B}{3} \quad (11)$$

그림자 픽셀의 경우 반사 표면 색에 영향을 받기는 하지만 거의 gray-level에 가까운 색상을 나타낸다[14]. 본 논문에서는 컬러를 표현하는 각 픽셀을 gray-level로 변환하는 과정에서 발생하는 각 픽셀의 높(norm)의 차이를 에너지 차로 표현한다. 각 영역의 픽셀을 gray-level로 변환할 때 생기는 에너지 차는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{energy} = \frac{1}{N_{region}} \sum \sqrt{(R-g)^2 + (G-g)^2 + (B-g)^2} \quad (12)$$

$$E_m \geq E_s$$

여기서 E_m 은 물체 이동 영역의 E 값, E_s 는 그림자 영역의 E 값을 나타낸다. 그림 3b와 3c에서도 확인할 수 있듯이 물체 이동 영역에 해당하는 픽셀에서 발생하는 에너지 차는 그림자 영역에 대한 에너지 차보다 더 크다는 것을 알

수 있다. 즉, 픽셀 사영에 의해 분할한 각 영역에 대한 에너지 차를 이용하여 물체 이동 영역과 그림자 영역으로 분류할 수 있다.

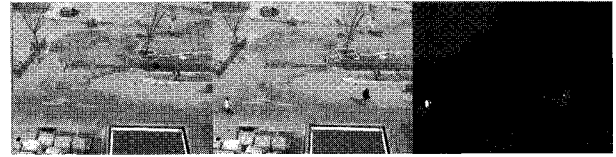
IV. 실험 결과

IV 장에서는 K-분산 GMM을 이용한 배경 추출에서 기존의 그림자 억제 기법을 실내, 실외 환경에서 적용한 결과를 보이고, 이 기법이 가진 문제점을 살펴본다. 또한 제안된 방법을 다양한 환경 조건에서 연속된 비디오 영상에 적용한 결과를 보임으로써 고안된 방법의 그림자 제거 효과를 검증한다.

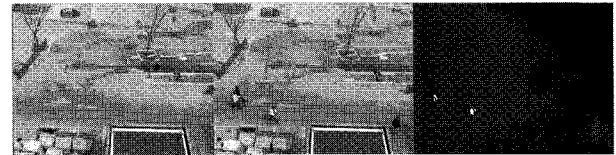
그림 4는 약한 조명 환경에서 배경 추출 과정에 기존 그림자 억제 기법이 적용된 결과를 보인다[10]. 첫 번째 행과 두 번째 행은 실내 환경에서 적용된 결과, 세 번째 행은 해질 녘 실외 환경에서 적용된 결과 화면이다. 각 행에서는 오른쪽에서 왼쪽 순서로 배경 영상, 움직이는 물체 영상, 기존 방법에 의한 그림자 억제 결과를 각각 나타낸다. 그림자 억제 결과 화면에서 움직이는 물체는 흰색, 그림자는 회색 픽셀로 표현된다. 약한 조명 환경에서는 기존의 그림자 억제 기법이 잘 적용되는 것을 확인할 수 있다. 하지만, 그림 5, 6에서 볼 수 있듯이 실외 환경에서의 조명 변화나 강한 빛에 의한 그림자 억제는 실패한 결과가 얻어진 것을 확인할 수 있다. 그림 5는 조명 변화에 따른 오검출 픽셀들의 증가, 그림 6은 강한 빛에 의해 발생한 그림자를 억제하는 것이 어렵다는 것을 각각 보여준다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서 제안된 방법을 적용한 결과는 그림 7에서 확인할 수 있다. 각각 물체의 하단에 존재하던 그림자가 제거된 결과를 나타낸다.

그림 8은 그림 6(a)와 (b)에서 실험된 장소와 동일한 조건에서 제안된 방법을 연속된 비디오 영상에 적용한 그림자 제거 결과를 보여준다. 연속 이미지에서 첫 번째, 네 번째 행에서 각각의 왼쪽 첫 번째 이미지는 이동 물체가 없는 배경 이

미지를 나타내고 행의 나머지는 이동 물체를 포함한 이미지를 나타낸다. 두 번째, 다섯 번째 행은 기존의 그림자 억제 기법을 적용했을 때의 오분류된 결과를 나타내는 이미지이고 세 번째 행과 여섯 번째 행에서는 제안된 기법을 적용하여 그림자가 제거된 물체 이동 영역을 보이고 있다. 부분적



(a) 구름에 가려지기 시작할 때 기존의 그림자 제거 기법의 효과



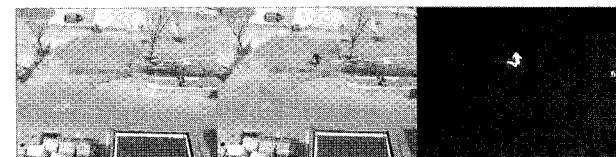
(b) 점진적으로 어두운 색의 전경이 그림자로 표현

그림 5. 실외 환경에서 구름에 의한 점진적인 조명 변화에 의한 그림자 억제 효과. 상대적으로 낮은 밝기를 가졌던 전경(어두운 옷을 입은 사람)이 그림자 픽셀로 점점 오분류 되어 진다.

Fig. 5. Shadow suppression under slowly changing illumination of outdoor environment.



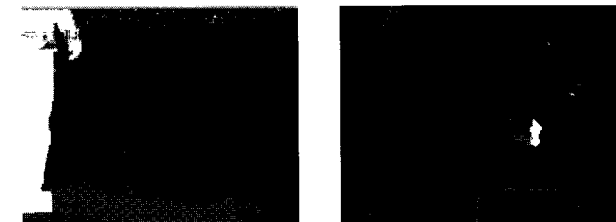
(a) 옥상에서의 실험



(b) 강한 빛에 의한 오분류 픽셀 발생

그림 6. 실외 환경에서 강한 빛에 의해 발생한 그림자의 오분류.

Fig. 6. False detection of noisy pixels by strong illumination of outdoor environment.



(a) 그림 6(a)에 대한 결과 (b) 그림 6(b)에 대한 결과

그림 7. 하나의 이미지 프레임에서 제안된 기법을 이용한 결과 화면.

Fig. 7. Experimental result of the proposed method for single image frame.



(a) 복도 실험 1



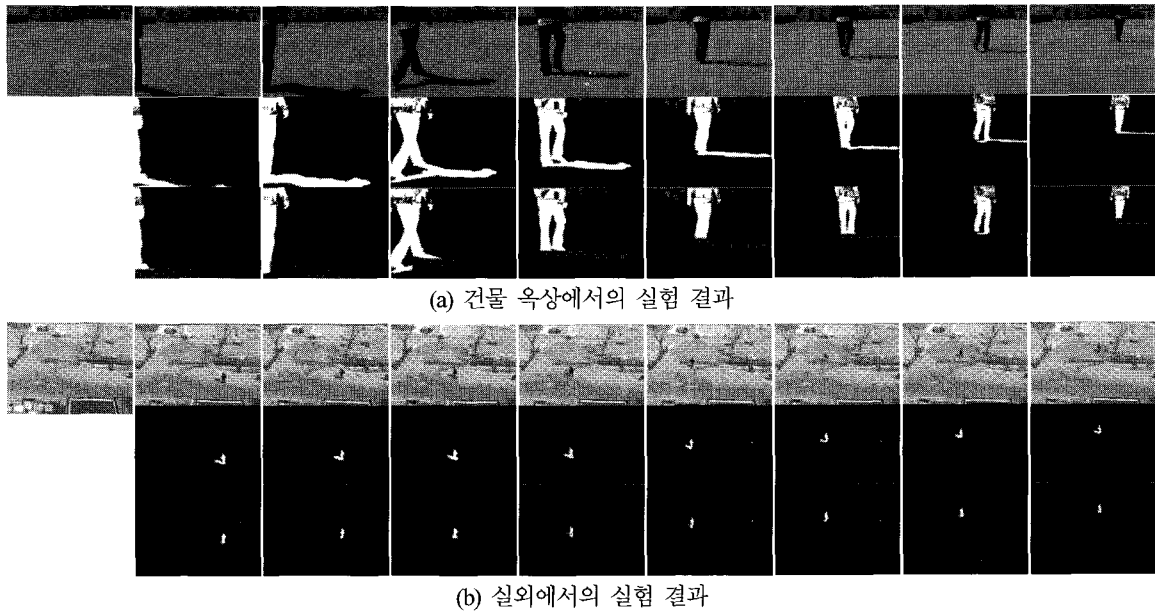
(b) 복도 실험 2



(c) 해질 녘 옥상 실험

그림 4. 비교적 약한 조명 환경에서의 실험. 각 이미지의 가장 우측의 영상은 기존 그림자 억제 기법의 결과 화면, 물체는 흰색, 그림자는 회색의 픽셀로 표현.

Fig. 4. Shadow detection experiments from weak illumination of indoor environment or the evening sunset.

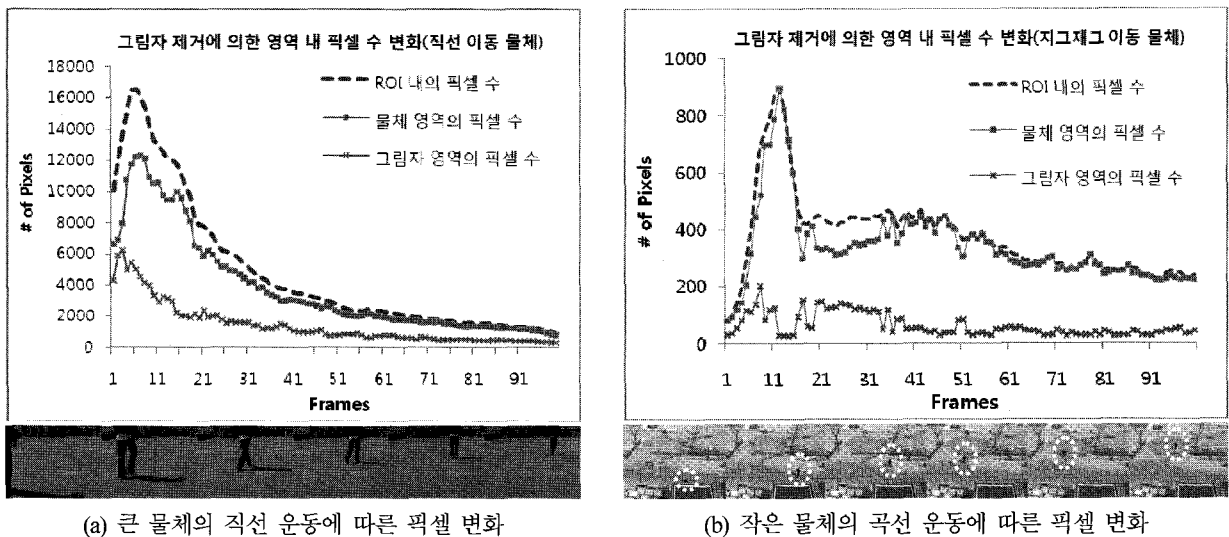


(a) 건물 옥상에서의 실험 결과

(b) 실외에서의 실험 결과

그림 8. 비디오 영상 실험 결과. 좁은 공간에서 큰 운동 영역과 넓은 공간에서 아주 작은 운동 영역에 대한 그림자 제거. 각 연속 이미지의 상단은 원 이미지, 가운데 행은 기존의 그림자 제거 기법, 하단은 제안된 방법의 결과.

Fig. 8. Experiments for video image sequence. Comparative results between big moving region in small ROI and small moving region in big ROI.



(a) 큰 물체의 직선 운동에 따른 픽셀 변화

(b) 작은 물체의 곡선 운동에 따른 픽셀 변화

그림 9. 그림 8의 연속 이미지에서 제안된 그림자 제거 기법을 사용하기 전과 후에 물체 영역 픽셀과 그림자 영역 픽셀의 분포를 나타내는 도표. 가로 축은 프레임 수를 나타내고 세로 축은 픽셀 수를 나타낸다. 각 도표 아래의 이미지는 물체의 이동 방향을 도시한다.

Fig. 9. Graph of the pixel count numbers for test image sequences: the # of ROI, object region, and shadow region pixels.

으로 물체 영역에 해당하는 픽셀들이 그림자 영역과 함께 제거된 것도 있지만, 효과적으로 그림자 영역을 제거한 결과를 얻을 수 있다. 그림 8에서 볼 수 있듯이 빛에 의해 반대 방향으로 생겨난 그림자는 발생한 그림자의 형태적 특징을 이용한 모델 기반 접근법으로써 가로/세로 방향 누적 픽셀 사영에 의해 증가/감소하는 구간으로 영역을 분할하고 각 영역의 색 분포와 색 정보를 이용한 특성 기반 접근법을 적용하여 ROI 내 그림자 픽셀들을 효과적으로 제거할 수 있다.

그림 9은 그림 8의 연속된 이미지에 대해 제안된 기법을 적용하기 전과 후의 결과에 대해 각 영역에 포함된 픽셀

수로 나타낸 것이다. 그림 9(a)는 그림 8(a)의 큰 물체의 직선 운동에 따른 픽셀 수를 나타낸다. 물체가 카메라에서 멀어짐에 따라 픽셀 수가 급격히 감소하고, 그림자 제거 방법을 적용한 후의 도표에서는 적용 전보다 오분류 픽셀이 최소화된 것을 확인할 수 있다. 그림 9(b)는 카메라에서 멀리 떨어진 작은 물체가 건물 뒤에서 나타났 후 지그재그 이동에 따른 추출 영역의 픽셀 수를 나타낸다. 물체의 전면이 화면에 나타남에 따라 분포가 급격히 증가하고 화면 상 물체의 평행 이동 시에는 완만한 분포 변화가 나타남을 알 수 있다. 그림 9(b)는 그림 9(a)에서의 오분류 픽셀 최소화

효과보다 상대적으로 적은 효과를 보임을 알 수 있는데 이는 작은 물체에 따른 상대적인 픽셀 수의 차이와 그림자의 방향과 물체의 방향이 유사한 경우가 존재하기 때문이라는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 영상 감시 시스템에서 물체 추출 기법에 대한 소개와 함께 정확한 물체 이동 영역의 추출을 위해 검출 영역 내에 오분류 픽셀들이 포함된 문제에 대해 다루었다. 특히, 오분류 픽셀들이 포함된 영역의 형태적 특징을 이용하고 각 영역에 포함된 픽셀의 히스토그램 분포와 컬러-흑백 변환 시 발생하는 에너지 차이 값을 정의하여 실제 물체 영역과 그림자 영역을 분할하려는 시도를 하였다.

제안된 방법은 일반적인 상황 하에서 오분류 픽셀들이 포함된 그림자 검출 영역을 추출함으로써 영역 분할의 신뢰도를 더 향상시키는 역할을 수행할 수 있다. 오분류 픽셀이 제거된 물체 이동 영역의 사용은 추적 및 물체 인식과 같은 상위 과정에 좀 더 신뢰성 있는 입력 데이터를 제공함으로써 시스템의 정확도를 향상시킬 수 있다. 또한, 그림자를 제거하고자 한 기존의 기법들에 비해 비교적 계산 복잡도가 적어 실시간 감시 시스템 등에 적용하기 용이하고, 배경 추출, 물체 블랍(blob), 물체 추적 등의 과정에서 계산되는 데이터를 사용함으로써, 그림자 제거 과정만을 위한 계산이 최소화할 수 있고, 데이터의 재사용이 가능하다(Intel(R) Core(TM)2 Duo E6850기준 그림자 제거 연산속도 0.125 frame/sec, 배경 추출 연산 0.064 frame/sec, 초당 5.29프레임 처리). 예를 들면 물체 블랍 과정에서 가로/세로 픽셀 누적 사영을 함께 계산할 수 있고, 물체 추적의 기법 중 하나인 optical flow를 적용하기 위한 히스토그램 분포 계산할 수 있다.

본 논문에서 제안된 방법은 몇몇 경우에 있어서 개선되어야 할 점을 가지고 있다. 가로/세로 픽셀 누적 사영을 사용하여 영역을 분할 할 경우, 그림자가 이동 물체와 겹쳐 있거나, 유사한 방향으로 생겨난 경우 그림자 영역 분할에 실패하는 경우가 발생하게 된다. 또한, 전체적으로 어두운 픽셀 분포를 갖는 이동 물체의 경우 생겨난 그림자와 유사한 색 특성을 가지므로 분류에 어려움이 있다. 각각 영역 분할과 영역 분류에 있어서 발생하는 문제점은 추후 연구에서 해결해야 할 과제이다.

참고문헌

- [1] W. E. L. Grimson, C. Stauffer, R. Romano, and L. Lee. "Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 22-29, June 1998.
- [2] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, June 1999.
- [3] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Learning patterns of activity using real-time tracking," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 22, no. 8, pp. 747-57, Aug. 2000.
- [4] N. Friedman and S. Russell, "Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach," in *The Thirteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Brown University, Providence, Rhode Island, USA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco, 1997.
- [5] D. Koller, J. Weber, T. Huang, J. Malik, G. Ogasawara, B. Rao, and S. Russell, "Towards robust automatic traffic scene analysis in realtime," *IEEE 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 126-131, Oct. 1994.
- [6] C. Ridder, O. Munkelt, and H. Kirchner, "Adaptive background estimation and foreground detection using kalman-filtering," *International Conference on recent Advances in Mechatronics, ICRAM'95, UNESCO Chair on Mechatronics*, pp. 193-199, 1995.
- [7] A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," *Proc. Sixth European Conf. Computer Vision*, vol. 2, pp. 751-767, June 2000.
- [8] P. KaewTraKulPong, R. Bowden, "An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection," in *Proceedings of the 2nd European Workshop on Advanced Video-Based Surveillance Systems*, Sept. 2001.
- [9] L. Li, W. Huang, Y. G. Irene, and Q. Tian, "Foreground object detection from videos containing complex background," *ACM Multimedia*, pp. 2-10, Nov. 2003.
- [10] T. Horprasert, D. Harwood, and L. S. Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection," *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision '99 FRAME-RATE Workshop*, 1999.
- [11] C. Jiang and M. O. Ward, "Shadow Segmentatin and Classification in a Constrained Environment," *CVGIP : Image Understanding*, vol. 59, no. 2, pp. 213-225, 1994.
- [12] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, "Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no 10, pp. 1337-1342, Oct. 2003.
- [13] A. H. Yoneyama, C. Yeh, and C. C. J. Kuo, "Moving cast shadow elimination for robust vehicle extraction based on 2D joint vehicle/shadow models," *IEEE*, 2003.
- [14] 이상주, 황동국, 최동진, 이우람, 박희정, 전병민, "컬러 특성을 이용한 그림자 영역 검출," *한국콘텐츠학회 논문지*, 제5권 제4호, pp. 103-110, 2005.
- [15] 박수우, 김정대, 도용태, "비디오 카메라 영상 내 동적 물체의 그림자 화소 검출 기법," *멀티미디어학회 논문지*, 제8권 제10호, pp. 1314-1321, 2005.
- [16] 최혜승, 왕아곤, 소영성, "물체 색정보와 예전 제거기록을 활용하는 새로운 그림자 제거방법," *정보처리학회 논문지B*, 12-B권, 4호, pp. 395-402, 2005.
- [17] R. M. Neal and G. E. Hinton, "A view of the EM algorithm that justifies incremental, sparse, and other variants," in *Learning in Graphical Models*, M. I. Jordan, Editor, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, pp. 355-368, 1998.
- [18] J. Stauder, R. Mech, and J. Ostermann, "Detection of moving cast shadows for object segmentation," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 1, no. 1, pp. 65-76, Mar. 1999.
- [19] A. Prati, I. Mikic, M. Trivedi, and R. Cucchiara, "Detecting moving shadows: Algorithms and evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, vol. 25, no. 7, pp. 918-923, Jul. 2003.



황순민

2005년 동명대 컴퓨터공학과 졸업. 2008년~현재 부산대학교 대학원 지능기계공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 인공 지능.



강동중

1988년 부산대 정밀기계공학과 졸업. 1990년 KAIST 기계공학과 석사. 1999년 KAIST 자동화 및 설계공학과 박사. 1990년~1992년 현대전자 산전 연구소 연구원. 1997년~1999년 삼성종합기술원 신호처리 연구실 선임연구원. 2004년 Cornell Univ. 방문연구원. 2000년~2005년 동명대 메카트로닉스공학과 조교수. 2006년~현재 부산대 기계공학부 조교수. 관심분야는 컴퓨터 비전, 영상 기반 검사 시스템 개발.