

글로벌 가우시안 모델링 기반의 이동 외부 그림자 영역 검출

*김철문 *곽재호 *김희울

한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

cmkim@vision.hanyang.ac.kr.

Moving Cast Shadow Detection based on Global Gaussian Modeling

*Kim, Cheol-Mun *Kwak, Gae-Ho *Kim, Whoi-Yul

Dept. of Electrical and Computer Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 정확한 비디오 객체 분할을 위한 글로벌 가우시안 모델 기반의 이동 외부 그림자영역 검출방법을 제안한다. 이 방법은 현재 픽셀과 배경 픽셀의 컬러 벡터간의 사이 각을 가중치 함수로 변환하고, 이를 그림자 모델의 확률 밀도에 곱하여 구한 값을 그림자 검출에 사용하고 이를 다시 그림자 모델의 입력으로 하여 검출된 픽셀들의 분포가 자동으로 영상의 실제 그림자 분포에 근접하게 하였다. 또한, 잘못 검출된 그림자 영역을 제거하기 위해 영역의 위치 정보를 이용한다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법은 적응적으로 그림자를 검출하면서도 높은 분할 정확도를 가지고 있음을 보인다.

1. 서론

영상 감시, 교통량 분석, 비디오 코딩 등을 수행하는 영상 시스템에 있어 장면 내에서 이동 객체의 추출은 전체 영상 처리 단계 중에서 기본적인면서도 시스템의 성능을 결정하는 주요한 문제이다. 이동 객체의 추출을 위해 일반적으로 사용되는 방법은 고정된 배경 이미지를 구하고 현재 영상과의 변화 영역을 구하는 배경 추출기법이다[1]. 이 방법은 영상 내부의 그림자나 하이라이트와 같이 글로벌 하거나 지역적인 조명의 변화가 존재하면 이들을 변화 영역으로 잘못 검출하는 문제가 있다. 특히 객체에 의한 빛의 차단에 의해 생성되는 이동 외부 그림자는 검출된 오브젝트의 모양 변화와 병합, 손실을 일으켜 물체 추적이나 사람 수 측정, 영상 인식 등의 기능을 수행하는 영상 시스템의 성능을 감소시키기 때문에 이를 제거하여야 한다.

2. 관련 연구

장면 내에 존재하는 외부그림자 영역의 검출을 위해 다양한 방법이 제안되고 있다. 기존의 연구에서 가장 빈번하게 적용되는 외부그림자의 특징은 색채항등성(color constancy) 이다 [2]. 하지만 색상 특징만을 이용한 외부 그림자를 검출 접근방법은 객체 영역이 그림자로 잘못 검출되는 경우가 있어 최근에는 통계적 접근 방법으로써 영상 내의 특징 값들의 분포(density function)를 추정하여 적응적으로 그림자를 검출할 수 있는 접근 방법들 [3] [4] 이 주로 연구되고 있다.

[5]에서는 기존의 그림자 검출 접근 방법들을 4 분류로 나누어 기존에 제안된 대표적인 그림자 검출 알고리즘들의 성능을 비교하였다. 제시된 비교 방법 중 Horprasert 의 방법 [3] 은 비 모수적 통계 방법으로 다른 방법들과의 비교하여 가장 높은 그림자 검출 정확도와 구분 정확도를 나타내었다. 이 방법은 RGB 색상 공간에서 영상 내 외부그림자 성분의 밝기 왜곡(brightness distortion)과 컬러 왜곡(color distortion) 값을 두 특징 값으로 사용하였다. 이 후 두 특징 값을 히스토그램에 누적하고 검출 율(detection rate)에 따른 임계치를 구하여 이동

그림자를 검출하였다. 하지만 히스토그램 분포에 따라 오브젝트 영역을 그림자 영역으로 잘못 분류될 수 있으며, 사용된 컬러 왜곡 값은 픽셀 값이 어두운 픽셀을 그림자로 잘못 구분하는 단점이 있다. N. Martel-Brisson은 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model, GMM) 이용한 배경 상태 모델링 방법 [6] 을 확장하였다 [4]. 이 방법은 지역적인 모델링 방법으로 모든 픽셀에 대해 그림자 모델이 학습되기 때문에 그림자 모델이 생성되기까지 많은 프레임이 필요로 한다.

본 논문은 글로벌 모델링에 기반하여 이동하는 외부 그림자를 빠르고 정확하게 구분할 수 있는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 외부 그림자의 상태를 밝기 왜곡 값과 RGB 채널 각각의 밝기 값 감소 비율을 특징 값으로 가우시안 모델링 하였다. 또한 현재 픽셀과 배경 픽셀의 컬러 벡터간의 사이 각에 대한 가중치 함수를 이용하여 자동으로 가우시안 모델이 실제 이동 그림자 영역에 대한 특징 값 분포로 수렴하게 하는 방법을 제시하였다. 논문의 구성은 3장에서는 배경 모델 생성과 전경 영역 분할 방법을 제시하고, 4장에서는 이동 그림자 영역의 특징과 제안하는 이동 그림자 영역 분할 방법을 단계적으로 설명할 것이다. 5장에서는 제안하는 방법과 Horprasert 방법 [3] 을 이용했을 때의 그림자 검출 성능을 비교할 것이다. 6장에서는 결론을 맺으면서 앞으로의 연구방향을 제시할 것이다. 그림 1(a) 는 제안하는 방법의 전체적인 흐름도이다. 그림 1(b)는 그림자 영역 추출을 위한 세부 단계를 나타낸다.

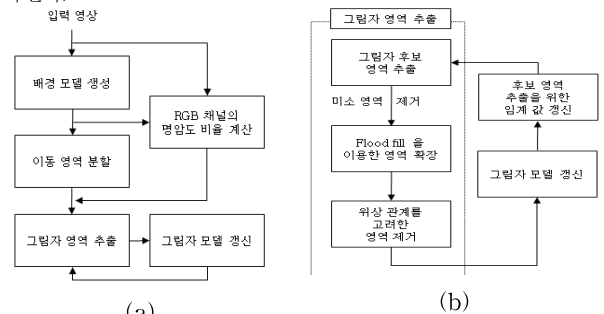


그림 1 제안하는 방법의 전체적인 흐름도

3. 배경 모델 생성과 이동 객체 영역 추출

[7] 은 Grimson 이 제안한 가우시안 혼합 모델 [6] 의 학습 속도를 적응적으로 변화시킴으로써 빠른 배경 모델 생성이 가능하게 하였다. 온라인 EM 방법은 초기 가우시안 배경 모델 생성시 오버피트 영역의 값으로 초기화된 배경 상태가 실제 배경 상태로 빠르게 대체 되도록 한다. 이 후 L-recent window 방법으로 변환하여 배경의 변화를 빠르게 모델링 하도록 한다. 하지만 [7] 에서 사용된 L-recent window 수식을 적용하면 가우시안 모델의 평균과 분산 값이 계속 증가하는 경우가 있어 이러한 현상을 방지하기 위해 이를 식(1)과 같이 변형하여 사용하였다.

$$\begin{aligned}\hat{\mu}_k^{N+1} &= \hat{\mu}_k^N + \frac{1}{\hat{w}_k^{N+1}L} (\hat{p}(w_k|x_{N+1})x_{N+1} - \hat{\mu}_k^N) \\ \hat{\Sigma}_k^{N+1} &= \hat{\Sigma}_k^N + \frac{1}{\hat{w}_k^{N+1}L} D \\ D &= (\hat{p}(w_k|x_{N+1})(x_{N+1} - \hat{\mu}_k^N)(x_{N+1} - \hat{\mu}_k^N)^T - \hat{\Sigma}_k^N)\end{aligned}\quad (1)$$

RGB 컬러 영역에서의 이동 객체 추출은 조명 성분의 변화에 의해 생성되는 그림자나 하이라이트와 등에 민감하게 영향을 받는다. 이 중 하이라이트에 의해 잘못 검출된 영역을 제거하고 그림자 모델 생성 과정에서 미리 제외시키기 위해 이동 영역으로 검출된 각 픽셀 p 에서, 배경과 전경간의 정규화된 rgb 컬러 공간의 각 요소의 절대값 차이, 전경 픽셀의 명암도 $I_t(p)$ 와 배경 픽셀의 명암도 $B_t(p)$ 의 비, $\gamma_t(p)$ 가 임계 범위 이내인지 검사한다. 이 후 하이라이트가 제거된 영상 내의 이동 영역을 MVO_{filter} 라 한다.

4. 이동하는 외부 그림자 영역 검출

가. 색채 항등성

K. Lo 과 M. Yang 은 Lambertian 표면상의 외부 그림자가 생성된 영역 내에서 전경과 배경에서 구한 인접한 두 픽셀간의 밝기(intensity) 비는 같아짐을 보이고 이러한 특성을 픽셀간의 색채항등성(color constancy between pixels)이라 명명하였다 [2]. 이러한 특성을 만족하는지 검사하는데 필요한 검사 속도를 높이기 위해 입력 영상과 배경 영상 각각에 대해 로그 영상을 구하고 이 영상에서 인접한 두 픽셀간의 차영상을 구한다. 이를 전경과 배경 영상에 대한 로그 비 맵(logarithm ratio map)이라고 한다. 하지만 [2]에서 제안한 로그 비 맵을 구하기 위해서는 전경과 배경 영상의 픽셀 값에 대해 모두 로그 변환을 수행하여 많은 연산이 필요하므로 제안하는 방법은 이를 현재 픽셀에서의 밝기 비로 구하였다. 여기서 d_c 는 동일한 위치에서 구한 전경과 배경 픽셀간의 밝기 비를 로그스케일로 변화시킨 값으로, 전경과 배경간의 밝기 비 값에 로그를 취하여 필요한 로그 계산이 반으로 줄어들어 [2]의 방법보다 더 효율적이다.

$$\begin{aligned}\frac{I(x,y)}{I(x+1,y)} &= \frac{I'(x,y)}{I'(x+1,y)}, \frac{I(x,y)}{I'(x,y)} = \frac{I(x+1,y)}{I'(x+1,y)} \\ d_c(x,y) &= \ln \frac{I(x,y)}{I'(x,y)}, d_c(x+1,y) = \ln \frac{I(x+1,y)}{I'(x+1,y)}\end{aligned}\quad (2)$$

F. Porikli 와 J. Thornton 는 배경에 생성된 외부 그림자는 원래의 색조 (hue) 값을 변화시키지 않는 점에 착안하여 식(3)을 이용하여 현재 픽셀과 배경 픽셀의 컬러 벡터간의 각도 차이 ϕ 을 특징 값으로 사용하여 그림자를 분류하였다[8].

제안하는 방법은 그림자 검출 대상 픽셀을 제한하기 위해 현재 픽셀과 배경 픽셀의 컬러 벡터간의 각도차이 ϕ 을 구하고 식(4)를 이용하여 임계 값 이하인지를 검사하였다. 또한 영상의 외부 그림자 특성에 따른 적응적인 임계값을 정하기 위해 배경과 검출된 그림자의 컬러 벡터간의 각도 차이 ϕ 값에 따라 임계 값, τ_t 이 반복적으로 갱신되도록 하였다. 제안하는 방법은 이를 픽셀 내 색채 항등성(color constancy within pixel) 조건이 만족하는지를 검사하기 위해 사용하였다.

$$\phi(p) = \arccos\left(\frac{\langle I(p), B(p) \rangle}{\|I(p)\| \|B(p)\|}\right)\quad (3)$$

$$\phi(p) < \tau_t, p \in MVO_{filter}\quad (4)$$

이 후 식(4)를 만족하는 픽셀들에 대해 그림자에 의해 발생한 밝기의 감소 비율이 일정 범위 내에 있는지를 검사한다. 이를 위해 배경 모델에서의 RGB 채널 각각에 대한 변화량을 고려한 밝기 왜곡 (brightness distortion) $\alpha(p)$ 을 사용하였다 [3].

본 연구에서는 밝기 왜곡이 1보다 작고 0.3보다 큰 값을 그림자에 의해 발생할 수 있는 밝기 왜곡의 유효 범위로 정하여 해당 범위의 픽셀들을 그림자 픽셀이 될 수 있는 후보 픽셀로 제한한다.

나. 글로벌 그림자 모델링에 의한 그림자 영역 검출

$$L\gamma_t(p) - \log\gamma_t(p), L\alpha_t(p) - \log\alpha_t(p)\quad (5)$$

제안하는 방법은 장면 내에 존재하는 외부 그림자의 상태를 전경과 배경에서 구한 RGB 색상공간에서의 밝기 비와 밝기 왜곡 값 [3]을 로그 스케일로 변환하여 가우시안 모델링의 입력 값으로 사용하였다.

$$W_{shadow} = \frac{1}{2} \tanh\left(\frac{-0.5(\phi - \mu_\phi)}{\sigma_\phi^2}\right) + \frac{1}{2}\quad (6)$$

제안하는 방법은 전체 영상의 그림자 상태를 글로벌 모델링 하기 위해 이동 객체의 조명 차단에 의해 생성되는 모든 외부그림자의 조도(irradiance) 감소 비율이 유사하며 본영에서 반영으로의 밝기 변화가 매우 적음을 이용하였다. 영상 내에 존재하는 이동 그림자 영역내의 픽셀에서 구한 $L\gamma, L\alpha$ 값의 분포는 가우시안 확률 밀도 함수로써 모델링 된다. 또한 4장의 (가) 절에서 구한 전경과 배경 픽셀의 컬러 벡터간의 각도 차이 ϕ 에 따라 그림자 픽셀로 추정할 수 있는 정도를 식(7)과 같은 시그모이드(sigmoid) 함수 형태의 가중치 값으로 변환하여, 그림자 모델 생성시 ϕ 이 낮은 분포들이 갖는 특징 값으로 그림자 모델이 수렴되도록 하였다. 본 연구에서는 이를 그림자 가중치(shadow weight)라고 하고 식(6)과 같은 형태로 나타낸다.

이 후 그림자 픽셀 검출을 위해 4장의 (가) 절에서 구한 후보 픽셀에 대해 식(7)과 같이 그림자 가중치와 그림자 모델의 확률 밀도 값의 곱이 임계 값 $c \cdot \tau_{wp}$ 이상인 픽셀을 초기 그림자 영역으로 검출한다.

$$\begin{aligned}W_{shadow} P_{shadow} &> c \cdot \tau_{wp} \\ &= W_{shadow} P(L\gamma_t(p)|G_{L\gamma_t(p)})P(L\alpha_t(p)|G_{L\alpha_t(p)}) > \tau_{wp}\end{aligned}\quad (7)$$

여기서 τ_{wp} 은 이전 프레임에서 검출된 외부 그림자 픽셀의 $W_{shadow} P_{shadow}$ 값에 대한 이동 평균 값으로 이를 구하는 방법을 4장의 (바)절에서 설명하였다. 또한 주어진 영상에 대한 외부그림자의 $L\gamma_t(p)$ 와 $L\alpha_t(p)$ 값에 대한 사전 정보(priori)는 그림자 모델링 이전에 알 수 없기 때문에 가우시안 모델링의 초기 상태는 현재 실제 외부 그림자들이 가지는 분포와 매우 상이하다. 그래서 초기 상태에는 실제 그림자 픽셀일지라도 W_{shadow} 값은 크지만 P_{shadow} 값은 현재 추정

된 그림자 모델의 평균과 분산이 실제 외부 그림자 픽셀의 분포와 근접함에 따라 점차 증가한다. 그러므로 안정적인 그림자 모델 생성 전에 $L\gamma_t(p)$ 와 $L\alpha_t(p)$ 값의 모델링을 위한 그림자 픽셀들이 잘 검출될 수 있도록 $c \cdot \tau_\phi$ 값을 작게 설정한다. 이 후 장면 내부에서 검출된 그림자 픽셀들의 ϕ 값에 따라 가중치 함수의 평균과 분산 값을 적응적으로 갱신한다.

다. 검출된 그림자 영역의 확장

4장의 (나)절에서 설명한 방법을 이용하면 본영과 반영에서의 조도비가 달라지거나, 오브젝트와 이동 그림자의 경계에서 이동 그림자의 밝기가 감소하여 외부 그림자 영역의 일부가 검출되지 않는 경우가 있다. 이러한 영역을 검출된 외부 그림자 영역에 포함하기 위해 글로벌 그림자 모델링을 통해 검출된 초기 그림자 픽셀을 초기(seed) 픽셀로 정하고 FloodFill 알고리즘 [9] 을 이용하여 8방향으로 영역을 확장한다.

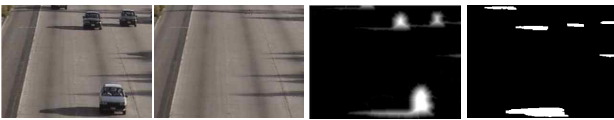
$$(L\gamma_t(r) - L\gamma_t(p))^2 < \tau_r^2, (r,p) \in N \quad (8)$$

식(9)는 임의의 그림자 픽셀 p 에 대한 영역 확장 조건으로, 4장의 1절에 설명된 픽셀간의 색채 항등성 특징에 따르면 임의의 그림자 픽셀 p 은 이웃한 최 근접 픽셀들 r 과 RGB 공간의 밝기 값 비율이 거의 같다고 볼 수 있으므로 식(8)을 검사하여 만족한다면 r 방향으로 영역을 확장한다.

라. 영역의 위치 정보를 이용한 오 검출 영역의 제거

이동 객체 영역에서 잘못 검출된 이동 그림자 영역을 제거하기 위해 먼저 이동 그림자로 분할된 영역의 연결 요소(connected component) 를 구하여 미소 영역을 제거한 후, 거리 맵(distance map) [10] 을 구하고 이를 이용하여 영역의 경계 픽셀에서 구한 배경까지의 거리의 평균이 임계 값 이상이면 이를 잘못 검출된 그림자 영역들로 보고 이동 객체 영역으로 수정한다. 이러한 과정을 통해 오 검출이 제거 된 후 남은 영역을 최종 그림자 영역 R_{shadow} 으로 검출한다.

그림 3은 입력 영상(a)과 배경(b)을 이용하여 검출된 전경 영역의 거리 맵(c)을 구하여 배경과 인접한 영역을 제거한 후 구한 외부 그림자 검출 결과(d)를 보여준다. 여기서 그림 3(c)의 영상은 거리 맵을 구한 결과를 15배 스케일링 하여 밝기 값으로 나타낸 결과이다. 외부 그림자가 제거된 객체 영역 MVO_{Finit} 은 3장에서 구한 MVO_{filter} 영역에서 최종 그림자 영역 R_{shadow} 를 제거하여 구한다.



(a) 입력영상 (b)배경 (c) 거리맵 (d) 그림자
그림 3 거리 맵을 이용한 오 검출 영역 제거

마. 그림자 모델의 갱신

그림자 모델의 $L\gamma$ 과 $L\alpha$ 값에 대한 평균과 분산이 장면내의 이동 그림자 픽셀들이 가지는 분포로 점점 수렴하도록 식(9)와 같이 검출된 R_{shadow} 영역 내 픽셀 p 들의 $L\gamma$ 과 $L\alpha$ 에 대한 평균과 분산 값의 이동평균(moving average)을 구하여 그림자 모델을 갱신한다.

여기서 α 는 그림자 모델이 학습되는 속도(learning rate)를 가리킨다. 그림자 가중치를 나타내는 시그모이드 함수는 검출된 그림자 픽셀과 배경간의 컬러 벡터 각도 차이 ϕ 에 대한 평균과 분산 값의 이동

평균을 구하여 갱신한다.

바. 그림자 후보 영역 추출을 위한 임계 값 갱신

4장의 (나) 절에서 설명한 것과 같이 그림자 모델이 실제 그림자 분포에 수렴함에 따라 실제 그림자 픽셀의 $W_{shadow} P_{shadow}$ 값이 증가하게 되므로 τ_{wp} 값 또한 해당 값에 따라 갱신되어야 한다. 이를 위해 R_{shadow} 에서 구한 각 픽셀 p 의 $W_{shadow} P_{shadow}$ 값 변화에 대한 이동 평균을 구한다. 마지막으로 4장의 1 절에서 사용된 τ_t 값은 4장의 5절에서 구한 $\mu_{\phi,t-1}$ 값의 상위 일정 부분으로 정한다.

사. 후처리

영상내의 노이즈 성분에 의해 잘못 검출된 객체 영역을 제거하기 위해 4장의 (라)절에서 구한 MVO_{Finit} 영역에 3×3 크기의 이진 모폴로지 침식 연산(binary morphological erosion)을 수행한 후 결합 요소(connected component)를 구하여 미소 영역을 제거하고 MVO_{IS} 와 MVO_{FORG} 와 영역으로 정한다.

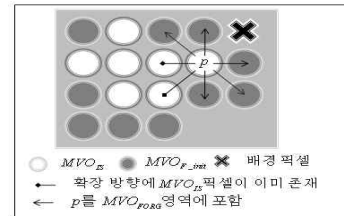


그림 4 이동 객체 영역 확장 방법

이 후 원래의 오브젝트 영역의 형태를 복원하기 위해 그림 4와 같이 MVO_{IS} 영역 내의 임의의 픽셀 p 의 8방향 최 근접 픽셀 r 이 MVO_{Finit} 에 포함되는지 판단하여 그렇다면 픽셀 p 를 r 방향으로 확장하여 MVO_{FORG} 영역에 포함시킨다. MVO_{IS} 영역의 모든 픽셀에 대해 위의 영역확장 방법을 통해 얻은 MVO_{FORG} 영역을 최종 이동 객체 영역으로 구한다.

5. 실험 결과

본 연구를 통해 제안하는 방법과 Horprasert [3]가 제안한 이동 그림자검출 접근 방법 [3] 의 그림자 검출 결과 측정을 위해 웹 사이트(<http://cvrr.ucsd.edu:88/aton/shadow>)에서 실험영상과 오브젝트 영역과 객체 영역이 분할된 Ground truth 영상을 구하였다. 이후 두 방법을 실험영상에 적용하여 그림자가 포함되지 않은 객체 영역과 그림자 검출 영역을 구하고 그라운드 트루스 영역과 비교하였다. 객체 영역에 대한 정량적 평가 척도로써 식(9)과 같이 검출 율(detection rate) DR을 구한다 [5]. 이동 그림자 영역의 검출 성능은 잘못 검출된 그림자 픽셀의 위치가 배경 영역인지 오브젝트 영역인지에 따라 이동 객체 영역의 검출 성능이 결정되므로 이를 감안하여 식(10)을 이용하여 그림자 검출 정확도(shadow detection accuracy), η ,와 그림자 분별 정확도(shadow discrimination accuracy), ξ ,를 구한다 [5].

$$DR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$\eta = \frac{TP_s}{TP_s + FN_s}, \xi = \frac{\overline{TP}_F}{TP_F + FN_F} \quad (10)$$

식(10)에서 $\overline{TP_F}$ 는 그림자 영역을 제외한 객체영역의 Ground truth 픽셀 수에서 해당 영역 내에서 이를 그림자로 잘못 검출한 픽셀의 수를 뺀 값이다. 그림 5의 (a), (b), (c)는 제안하는 방법과 Horprasert 방법 간의 프레임 별 비교 수치결과 그래프이다. 테스트 영상에서 처음 138프레임은 그림자 모델 생성을 위한 트레이닝 기간으로 검출 율 측정에서 제외하였다. 그림 5의 (d)는 전체 프레임에 대한 검출 율의 평균이다. η 와 ξ 값을 통해 제안하는 방법은 영상 내의 실제 이동 그림자 영역과 더욱 유사하게 검출이 이루어지면서도 객체 영역을 그림자, 배경 영역과 잘 구분됨을 알 수 있다. 또한 검출된 오브젝트 픽셀에 대해 구한 DR 수치를 보면 제안하는 방법이 영상내의 전체 오브젝트 픽셀을 더 잘 찾으면서도 배경이나 그림자 영역을 객체 영역으로 잘못 분류 하는 경우가 적음을 알 수 있다.

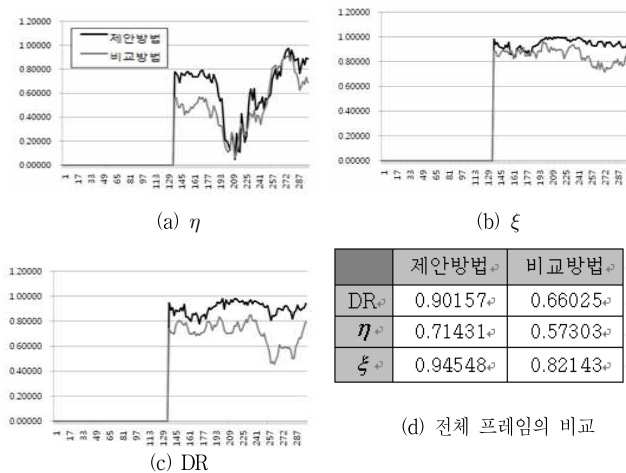


그림 5 기존 방법과 제안한 방법의 성능 비교

그림 6은 임의의 프레임에서 RGB 컬러 공간상의 B 채널에 대한 $L\gamma$ 값의 변화에 따른 $G_{L\gamma}$ 값의 분포를 나타낸 것이다. 그림 6에서 보듯이 $L\gamma$ 값의 변화에 따른 $G_{L\gamma}$ 값의 분포는 시간이 지남에 따라 임의의 가우시안 확률 밀도 함수로 수렴함을 볼 수 있다.

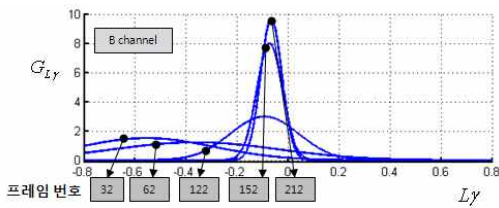


그림 6 가우시안 확률 밀도 함수의 수렴

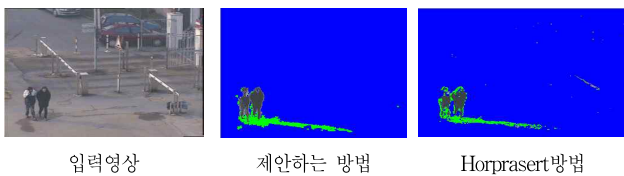


그림 7 실외에서 촬영된 영상의 그림자 검출

그림 7은 실외에서 촬영된 영상에 대한 외부 그림자 검출 결과이다. 제안하는 방법과 달리 Horprasert 방법은 영상 내 이동 그림자의 밝기 변화 값을 모델링 하지 않아서 컬러 왜곡(color distortion)이 유사하다고 판단된 영역이 그림자 영역으로 잘못 분류되었다. 실험을 위해 Pentium 4 3.0G CPU와 1G 메모리 용량을 가진 PC를 사용하였으며, 제안된 방법의 구현을 위해 Visual studio 2008을 이용하였다.

6. 결론

본 논문에서는 글로벌 가우시안을 이용한 이동 그림자 모델링 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 그림자 가중치를 그림자 모델의 확률 밀도에 곱한 값으로 이동 그림자 픽셀을 분류하고 이들을 다시 그림자 검출을 위한 모델 생성에 사용하여 검출된 픽셀들의 분포가 자동으로 영상의 실제 그림자 분포에 근접하게 하였다. 실험결과 기존의 Horprasert의 방법보다 우수한 성능을 보였다.

참고문헌

- [1] J. Heikkila, O. Silven, "A Real-Time System for Monitoring of Cyclists and Pedestrians," Proceedings of the Second IEEE Workshop on Visual Surveillance, pp. 74, 1999.
- [2] K. Lo, M. Yang, "Shadow Detection by Integrating Multiple Features," Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), vol. 64, pp. 743-746, 2006.
- [3] T. Horprasert, D. Harwood, L. Davis, "A Statistical Approach for Real-time Robust Background Subtraction and Shadow Detection," in Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, Frame Rate Workshop (ICCV '99), pp. 1-19, 1999.
- [4] N. Martel-Brisson, A. Zaccarin, "Moving Cast Shadow Detection from a Gaussian Mixture Shadow Model," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), vol. 2, pp. 643-648, 2005.
- [5] A. Prati, I. Miki, R. Cucchiara, M. Trivedi, "Comparative Evaluation of Moving Shadow Detection Algorithms," in IEEE CVPR workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision, Kauai, pp.1-18, 2001.
- [6] C. Stauffer, W. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," Computer Vision and Pattern Recognition, 1999 IEEE Computer Society Conference on, vol. 2, 1999.
- [7] P. KaewTraKulPong, R. Bowden, "An Improved Adaptive Background Mixture Model for Realtime Tracking with Shadow Detection," In Proc. 2nd European Workshop on AVBS01. VIDEO BASED SURVEILLANCE SYSTEMS: Computer Vision and Distributed Processing, 2001.
- [8] F. Porikli, J. Thornton, "Shadow flow: A recursive method to learn moving cast shadows," IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2005.
- [9] W. Newman, R. Sproull, "Principles of Interactive Computer Graphics" sec 17.2, 2nd edition 1989 McGrawHill.
- [10] G. Borgefors, "Distance transforms in digital images," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 34, pp. 344-371, 1986.