

# 배경 학습과 Bayes 결정을 이용한 이동 물체의 추적

정회원 이규원\*, 김진웅\*

## Moving Objects Tracking by using Background Learning and Bayes Decision

Kyu Won Lee\*, Jinwoong Kim\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문에서는 고정 카메라를 통하여 포착된 영상 데이터를 대상으로 카메라의 사전 설치 정보나 좌표 보정(calibration) 없이 강체(rigid body) 혹은 비 강체(non-rigid body)의 움직이는 물체를 추출하고 추적하는 효율적인 알고리즘을 제안한다. 유동적인 배경으로부터 안정된 움직임 추출을 위하여 배경과 이동 물체를 통계적 매개변수로 모델링하고, 배경만이 존재하는 초기 연속 영상 중 일부에 대하여 통계적 특징을 학습한다. 초기의 배경만이 존재하는 영상과 이후 영상의 통계적 특징으로부터 Bayes 결정에 의하여 이동 물체를 검출한다. 또한, 검출된 움직임 화소에 대하여 연결 성분 표시(connected component labeling) 알고리즘과 투영 프로필을 적용하여 개별적인 이동 물체의 영역 분할을 행한다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 제한된 지역내의 무인 감시 시스템, 도로 환경에서 교통 흐름의 모니터링 시스템에 적용이 기대된다.

### ABSTRACT

Rigid or non-rigid moving objects tracking algorithm is proposed. The algorithm segments local moving parts from image sequence in the static camera environment and tracks them, efficiently. It requires no camera calibration and no knowledge of the installed position of camera. For robust motion detection from a dynamic background scene, the proposed algorithm performs statistical modeling of moving objects and background, and trains the statistical feature of background with the initial parts of sequence which have no moving objects. And it discriminates moving pixels from background by the Bayes decision with the Gaussian blurred background PDF of the trained sequence and the updated image. And then, moving objects segmentation is performed using the connected components labeling of moving pixels and the projection profiles of them. It can be used for the unmanned surveillance system, traffic monitoring system.

\* 한국전자통신연구원 무선·방송기술연구소 방송기술연구부(kwlee@video.etri.re.kr),

논문번호 : 99202-0517, 접수일자 : 1999년 5월 17일

※ 본 연구는 정보통신부 출연금으로 수행되었습니다.

## I. 서론

인간은 시각, 청각, 후각 등의 감각 기관을 통하여 외부 세계로부터 정보를 습득하며, 상황을 인지하여 그에 따른 적절한 판단으로 상황에 대처하는 능력을 갖고 있다. 시각 기관의 경우 컴퓨터 비전(computer vision) 기술로써, 청각 기관의 경우 음성 인식 기술로써 또한 후각 기관의 경우 센서 기술로써 인간의 감각 능력을 컴퓨터에 구현하는 연구가 주목받고 있다. 최근 지능형 교통 체계를 위한 차량 감시 혹은 제한된 지역 내의 이동 물체 감시를 위한 무인 감시 장치나 영상 회의 시스템 등에서의 응용을 목적으로 한 카메라 자동 추적 시스템의 연구 개발이 널리 진행되고 있다<sup>[1][2][3]</sup>. 전자의 경우, 도로 환경에서 속도 위반, 차로 위반의 감시 및 자가 주행의 목적으로서 또한, 이동 물체의 출현이 그다지 많지 않은 환경에서 동체의 존재를 자동으로 감지하고 이를 추적함으로써 인간의 역할을 대신할 수 있는 컴퓨터 비전 시스템으로서, 그리고 후자의 경우, 화자 또는 특정 인물의 움직임을 판단하고 이를 추적함으로써 처리 데이터의 압축을 행하여 영상 회의 시스템의 효율을 더욱 증가시킬 수 있는 응용으로서, 이른바 자동 카메라 팬의 기능을 수행할 수 있다는 점에서 높이 평가되고 있다.

움직임이 있는 연속 영상(image sequence) 내에서 물체의 이동 여부를 판단할 수 있는 가장 간단한 방법은 일정 시간 간격으로 포착된 두 개의 인접 영상에 대하여 동일 위치의 화소 단위로 근사화된 시간 미분(temporal derivative)을 행하는 것이다<sup>[4][5]</sup>. 초기의 추적 시스템은 이러한 접근 방법으로 구현되었다. 그러나, 이러한 접근 방법의 한계는 유동적인 배경과 움직이는 물체를 구분하기 매우 어렵다는 것이다. 실제로, 이동 물체 추적 시스템을 구현한다면 다음과 같은 사항들이 고려되어야 한다. 즉, 추적 시스템이 설치되는 실 세계(real world)에서 취득된 영상은 밝기 특성이나 심지어 화면 내에 존재하는 물체의 형태들도 무작위성을 나타내므로 환경에 제약을 받지 않는 알고리즘이 요구된다. 또한, 실시간 시스템 구현을 고려하여 지나치게 고 수준의 복잡한 연산은 배제되어야 한다. 이동체 추적 시스템의 안정적인 동작은 화면상의 움직임 정보의 정확한 해석에 의하여 추적 대상의 존재 여부를 정확하게 판단하는 것으로부터 비롯된다. 실제 환경에서 불규칙한 조도 변화를 야기시켜 결과적으로 추적 대상 존재 여부에 대한 판단의

정확성을 저하시키는 여러 가지 상황이 존재한다. 이를테면, 실외 환경에서 나뭇잎의 흔들림, 강우, 실내 환경에서 커튼의 흔들림, 조명의 떨림(flickering) 등을 들 수 있다.

본 논문에서는 고정(static) 카메라 환경에서 화면의 가지 범위 내의 이동 물체를 위에 열거한 상황에서서도 안정적으로 추출할 수 있도록 하는 움직임 해석 모델을 제시한다. 우선, 고정카메라 환경에서 배경과 이동 물체가 존재하는 연속 영상내 각 화소의 밝기 변화에 대한 통계적인 특성을 바탕으로 Bayes 결정 기법에 의하여 배경과 추적 대상의 움직임 정보를 효율적으로 구분한다. 본 논문의 2장에서는 관련된 기존 연구에 대한 고찰 및 연구의 배경이 된 이론에 대하여 기술하고, 3장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 부분별로 상세히 기술하며, 4장에서는 실험 결과 및 제안한 알고리즘의 성능에 대한 고찰을, 그리고 5장에서는 제안한 알고리즘의 결론과 미비점 및 향후의 보완 방안을 차례로 기술한다.

## II. 관련된 기존의 연구

일반적으로 카메라 구동에 의해 이동물체를 추적하기 위한 방법으로는 물체의 인식 기반 추적 방법과 움직임 기반 추적 방법으로 나눌 수 있다. 인식 기반 추적 방법은 3차원계의 물체를 인식함으로써 물체의 병진이동(translation), 회전(rotation), 확대/축소(zooming) 등을 해석하기는 용이하나 인식을 위한 정보 검색 공간이 커 계산량이 매우 많으며, 계산의 복잡도가 커서 실시간 시스템에 적용하기 어렵다<sup>[6][7]</sup>. 움직임 기반 추적 방법은 영상내의 움직임 에너지에 근거하여 추적을 행하므로 대상 물체의 형태나 크기의 변화에 관계없이 상대적으로 덜 복잡한 연산으로 추적 시스템을 구현할 수 있으나 잡음이 민감하며, 영상에 초래되는 전반적인 환경 변화 즉, 조도의 변화, 배경의 미세한 움직임 등에 적용하기 어렵다.

Anderson 등은 영상의 움직임량에 기반한 저 수준 특징(low-level features)을 이용하여 움직임 인식을 시도하였다. 즉, 인접 영상의 시공간 미분(spatio-temporal derivative)에 의한 움직임 에너지(motion energy)에 기초한 감시 장치에의 응용을 목적으로 이동체 검출의 방법을 기술하였다<sup>[8]</sup>. 그러나, 단순한 연산으로 움직임을 검출하므로 영상 전반적인 빛의 세기의 변화와 고정 물체의 주기적인 움직임에 대단히 민감하다. Murray는 이동 카메라 환경에서 3차원 실 좌표계의 원근 투영 변환을 이용하여 배경의 움직

입을 보정하는 배경 보상(background compensation)을 실시하며 여기서 얻은 움직임 에너지에 근거하여 단일 이동 물체의 추적을 행하였으나 물체의 비 선형 운동에 대처하지 못했다<sup>[1]</sup>. 또한, 배경의 움직임을 보상하기 위하여 6-매개변수에 의한 어파인(Affine)변환을 이용하여 3차원 실 좌표계를 2차원으로 매핑하는 연산을 행하므로 계산량이 매우 많다. Nakai는 배경의 통계적 특성을 고려한 움직임 모델을 이용하여, 국부적이고 주기적인 고정물체의 움직임(나뭇잎, 모니터 등)에 대한 오 검출율을 감소시켰다. 그러나, 고정된 배경의 통계적 특성을 이용하므로 영상 전반의 조도의 변화에 의하여 검출의 정확도가 급격히 감소한다<sup>[9]</sup>.

본 논문에서는 배경의 통계적 특성에 대한 반복 학습과 개선된 Bayes 결정 방법으로써 잡음에 강인한 이동 물체 분할 알고리즘을 제안한다.

### III. 이동 물체의 추적

이동 물체의 추적은 동체의 존재 여부 판단, 동체의 추출, 동체의 추적의 과정을 거쳐 수행된다. 우선, 이동 물체 추적 시스템의 안정적인 동작은 화면상의 추적 대상의 존재 여부를 정확하게 판단하는 것이 매우 중요하다.

본 논문에서 제안하는 이동체 추적 알고리즘은 추적 시스템이 설치되는 환경에 따라, 고정 혹은 능동 카메라 환경으로 나누어 강체나 비강체 구분 없이 효과적으로 동체를 추적할 수 있도록 한다. 고정 카메라 환경에서 배경과 이동 물체가 존재하는 연속 영상 내의 각 화소의 밝기 변화에 대한 통계적인 특성을 바탕으로 Bayes 결정 기법에 의하여 배경과 추적 대상의 움직임 정보를 효율적으로 구분한다. 이 장에서는 통계적 움직임 해석 모델을 이용하여 고정 카메라 환경에서 효율적으로 이동 물체를 추적하는 알고리즘에 대하여 기술한다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 전체적인 구성도를 그림 1에 나타내었다. 그림1과 같이 초기 상태에서 배경 영상에 대한 통계적 특성에 대한 학습(training)을 행하고 학습된 배경의 PDF에 평활화를 행한 후 Bayes결정에 의하여 이동체에 속한 화소를 안정적으로 검출한다. 검출된 움직임 화소에 대하여 연결 성분 표시(connected components labeling)과 이에 대한 수평, 수직 투영 프로필을 이용하여 이동 물체의 영역을 분할한다. 또한, 일정 시간 이상 이동이 감지되지 않으면 배경 학습을 반복함으로써 점진적인 조도의 변화에 대처한다.

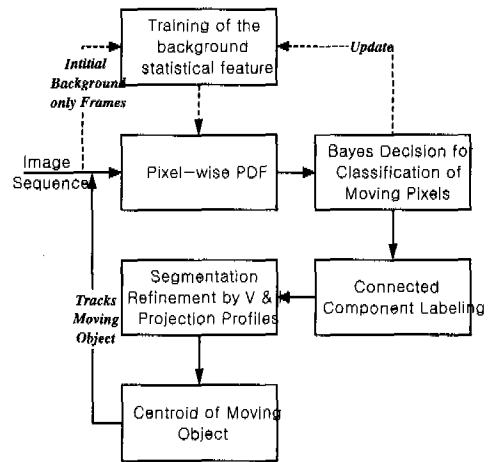


그림 1. 제안한 이동 물체 추적 알고리즘의 구성도

영상 취득의 실제 환경에서는 불규칙한 조도 변화를 야기시켜 결과적으로 추적 대상 존재 여부에 대한 판단의 정확성을 저하시키는 여러 가지 상황이 존재한다. 이를테면, 실외 환경에서 나뭇잎의 흔들림, 강우, 실내 환경에서 커튼의 흔들림, 조명의 떨림(flickering) 등을 들 수 있다. 이러한 상황은 배경 영역에 움직임 에너지를 유발하므로 일반적인 움직임 검출 방법인 인접 영상의 시공간 미분(spatio-temporal derivative)으로는 이동 물체에서 발생하는 움직임 에너지와 구별하기 힘들다. 본 논문에서는 이러한 상황에 대처하기 위하여 배경과 이동 물체를 통계적 매개변수로 모델링하고, Gaussian 커널로 평활화된 배경의 PDF에 대하여 Bayes 결정을 행함으로써 안정적으로 이동 물체를 검출하는 알고리즘을 제안한다. 고정 카메라 환경에서는 이 검출 정보를 바탕으로 추적을 행한다. 또한, 능동 카메라 환경인 경우 이를 추적 개시 기준으로 사용한다.

#### 1. Bayes 결정에 의한 이동 화소 검출

전체 영상을 독립적이며 상호 배타적으로 발생하는 두 가지 사건의 부류(class), 으로 나눌 수 있다고 가정하여 다음과 같이 정의한다.

부류  $\omega_0$ : 화소가 배경 부류에 속한 화소이다.

부류  $\omega_1$ : 화소가 이동 물체 부류에 속한 화소이다.

화소의 위치가  $(x, y)$  이고 그 화소의 밝기  $I$ 가 배경의 화소값을 갖는 부류  $\omega_0$ 일 확률을  $P(I|\omega_0)$ 라 하자. 만일, 일정 시간 동안 배경만이 존재하는 영상을 취득한다면, 이 기간 동안에 취득된 영상내의 모든 화소

는 부류  $\omega_0$ 에 속할 것이다. 따라서, 취득된 영상의 누적으로부터  $P(I|\omega_0)$ 의 근사치를 구할 수 있다.

$H(I;x,y)$ 가  $[t-k, t]$ 시간 동안 관찰된 위치에 있는 밝기  $I$ 인 화소의 수이고 화소의 제조도 값의 총 수가  $I_{max}$  라면, 확률  $P(I|\omega_0)$ 는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$P(I|\omega_0) = \frac{H(I;x,y)}{\sum_{i=0}^{I_{max}-1} H(I;x,y)} \quad (1)$$

이를 그림으로 표현하면 그림 2와 같다.

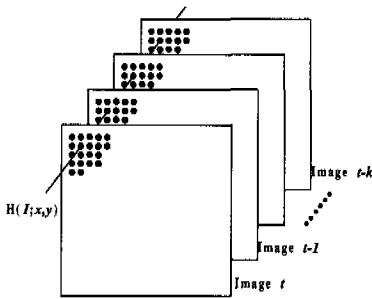


그림 2. 배경의 통계적 특성에 대한 학습

한편, 화소의 밝기  $I$ 가 물체의 화소값을 갖는 부류  $\omega_1$ 일 확률은  $P(I|\omega_1)$ 이다. 이때, 어떤 밝기의 물체가 배경 영역에 들어 올 지 알 수 없으므로  $P(I|\omega_1)$ 는 모든  $I$ 에 대하여 일정하다고 가정하면,  $P(I|\omega_1) = 1/I_{max}$ 로 정의된다. 여기서, 최종적으로 구하고자 하는 확률은  $P(\omega_1|I)$ 이다. 즉, 확률  $P(\omega_1|I)$ 는 특정한 위치에 있는 화소의 밝기가  $I$ 일 때, 그 화소가 이동 물체에 속한 화소일 확률을 나타낸다. 이 확률이 0.5이상이면 이 화소의 위치는 이동 물체에 속한 영역으로 판단한다. 확률  $P(\omega_1|I)$ 는 Bayes 규칙(rule)을 사용하여 다음과 같이 전개할 수 있다[10].

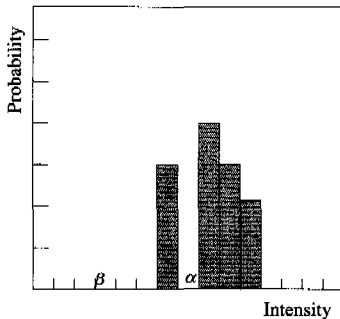


그림 3. 부정확한 물체 검출을 유발하는 확률밀도함수 경우 1

$$P(\omega_1|I) = \frac{P(I|\omega_1)P(\omega_1)}{P(\omega_1)P(I|\omega_1) + P(\omega_0)P(I|\omega_0)} \quad (2)$$

식 (3-2)에서  $P(I|\omega_0)$ ,  $P(I|\omega_1)$ ,  $P(\omega_1)P(\omega_0)$ 를 알면  $P(\omega_1|I)$ 를 계산할 수 있다. 이러한 확률들은 현재 시간이  $t$ 이고  $k$ 를 양의 정수라고 할 때, 일정 시 구간  $[t-k, t]$ 동안 포착된 배경 시퀀스로부터 얻은 초기 확률밀도함수를 바탕으로 구할 수 있다. 여기서,  $P(I|\omega_0)$ 는 식 (1)로부터 구하며,  $P(I|\omega_1)$ 은  $1/I_{max}$ 로 가정하였다. 또한, 사건  $\omega_0$ 와  $\omega_1$ 은 상호 배타적인 사건이고 이 두 사건이 전체 집합을 이루므로 확률  $P(\omega_0)$ 와  $P(\omega_1)$ 의 합은 1이 된다. 확률  $P(\omega_0)$ 와  $P(\omega_1)$ 는 시간  $t$ 에서 0.5로 초기화된다. 시간  $t$ 에서 확률  $P(\omega_0)$ 는  $P(\omega_0;t)$ , 확률  $P(\omega_1)$ 는  $P(\omega_1;t)$ 로 표기하면, 시간  $t+1$ 에서의 확률  $P(\omega_1|I)$ 는 다음 식 (3)과 같이 구한다.

$$P(\omega_1|I;t+1) = \frac{P(I|\omega_1)P(\omega_1;t)}{P(\omega_1;t)P(I|\omega_1) + (1-P(\omega_1;t))P(I|\omega_0)} \quad (3)$$

시간  $t+1$ 에서 한 화소의 밝기가  $I$ 인 경우  $P(\omega_1|I;t+1)$ 은 차기 식에서  $P(\omega_1;t)$ 로 대입되는 시간 재귀적(recursive)인 식이 되므로 시간의 진행에 대해서 해당되는 확률값을 구할 수 있게 된다. 이는 다음과 같이 간략화할 수 있다.

$$P(\omega_1|I;t+1) = \frac{1}{1 - I_{max}P(I|\omega_0)(1 - P(\omega_1;t))} \quad (4)$$

이때, 확률  $P(\omega_1|I;t+1)$ 이 0.5이상이면 해당 화소는 이동 화소로 검출되며 그 이하일 때 배경 화소로 결정한다.

### 2. 평활화된 배경 PDF를 이용한 Bayes 결정

앞의 1절에서 설명한 방법은 단순히 배경 화면으로부터 현재 화면의 밝기 차를 구하는 방법보다는 안정된 결과를 보인다. 그러나 다음과 같은 경우에 대해서는 이동 화소 검출의 결과가 부정확하다.

(1) 배경의 확률밀도함수가 그림 3과 같은 경우.

점  $(x, y)$ 의 히스토그램 즉, 확률밀도함수가 그림 3과 같고 화소 밝기가  $a$ 인 경우 이 점의  $P(I=a|\omega_0)$ 는 0이 되며 식 (3)에 의하여  $P(\omega_1|I)$ 는

1이 되어 물체로 감지된다. 하지만 이 경우 밝기  $\alpha$ 는 배경의 히스토그램을 구하는 학습 과정에서 충분치 못한 프레임 수로 인해 누락되었을 가능성이 매우 크며 결과적으로 배경인 점이 물체로 오검출되는 결과를 초래한다. 밝기  $\beta$ 의 경우는 배경이 아닐 가능성이 크며, Bayes 결정 결과도 이동 물체의 화소로 검출될 것이다.

(2) 배경의 확률밀도함수가 그림 4와 같은 경우.

밝기  $\alpha$ 의 확률 밀도가 밝기  $\beta$ 나  $\gamma$ 의 확률 밀도보다 현저하게 작은 경우 처음부터 밝기가  $\alpha$ 인 점은 계속 배경으로 감지되다가 물체가 지나가는 동안 밝기가 바뀌고 Bayes 결정 결과 물체로 감지가 된다. 물체가 지나간 후 다시 밝기가  $\alpha$ 로 되면 이 화소는 다시 배경으로 감지되어야 하지만 물체가 지나간 직후의  $P(\omega_1; t)$ 값은 1에 가까운 값이 되고  $P(I|\omega_0)$ 의 값이 작은 경우  $P(\omega_1; t+1)$ 은 아주 천천히 감소하여 계속 물체로 감지된다.

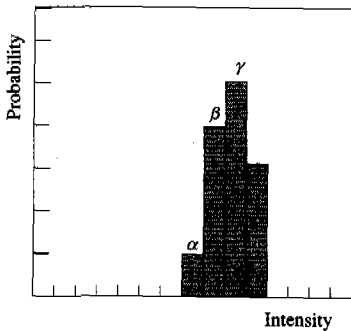


그림 4. 부정확한 물체 검출을 유발하는 확률밀도함수 경우 2

3) 낮은 프레임 취득율

낮은 프레임율로 얻은 확률밀도함수는 배경의 통계적인 특성을 충분히 갖고 있지 않다. 밝기 변화도에 비해서 프레임율이 낮은 경우 샘플링한 프레임 사이의 밝기값을 잃어버리게 된다. 따라서, 배경의 확률밀도함수가 그림 3 혹은 4와 같은 형태일 가능성이 높다.

위에 열거한 문제들은 공통적으로, 배경만이 존재하는 영상으로써 학습된 각 화소의 확률밀도함수가 그림 4의 확률축 혹은 밝기축 방향에서 불연속성을 보일 때 발생한다. 위와 같이 배경화면으로부터 학습된 확률밀도함수의 불연속성에 의하여 배경에 속한 화소가 이동 물체의 화소로 오 검출되는 현상은 불연속성을 가지는 배경의 확률밀도함수를 지역 통과 시

킨 후 Bayes 결정을 행함으로써 개선될 수 있다. 즉, 다음과 같이 정의된 가우시안(Gaussian) 커널과 확률밀도함수의 컨볼루션을 취함으로써 지역통과를 행한다.

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

여기서,  $\sigma = k/l$ 로 정의하며,  $f$ 는 프레임율(frame rate)이고  $k$ 는 비례상수이다. 학습된 배경의 확률밀도함수의 지역 통과 필터링을 위한 가우시안 커널의 분산값은 프레임율이 감소함에 따라 증가하도록 설정하며, 이는 프레임율이 작을수록 확률밀도함수의 불연속성이 증가하기 때문이다. 그림 5는 프레임율 30일 때의 가우시안 커널을 학습된 배경의 확률밀도함수의 최대값으로 정규화한 후 창 크기 5로 이산화하여, 불연속성을 갖는 확률밀도함수에 가우시안 컨볼루션에 의한 평활화를 행하는 과정을 보인 예이다. 즉,  $0 \leq x \leq I_{max} - 1$ 의 범위에서 학습된 원래의 확률밀도함수를 라고 놓으면 Gaussian blurred 확률밀도함수  $b'(x)$ 는 식(6)과 같이 주어 진다.

$$b'(x) = p(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} p(k)g(x-k)dk \quad (6)$$

여기서, 원래의 가우시안 커널  $g(x)$ 는 그림 5(b)와 같이 창크기 5로 이산화시키고 이를  $g'(x)$ 라고 한다. 따라서, 이산 Gaussian blurred 확률밀도함수  $b'(x)$ 는 식 (7)과 같이 주어 진다.

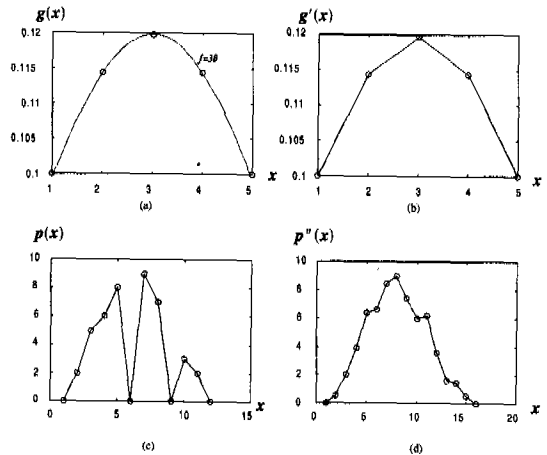


그림 5. 프레임율을 고려한 확률밀도함수의 Blurring.

- (a) Gaussian 커널
- (b) 선택된 이산 Gaussian 커널
- (c) 배경의 확률밀도함수
- (d) Gaussian Blurred 확률밀도함수

$$b''(x) = \frac{1}{I_{\max}} \sum_{k=0}^{I-1} b(k)g(x-k) \quad (7)$$

따라서, 배경화소에 대한 확률밀도함수의 평활화를 위하여 그림 5와 같이 Gaussian 커널의 컨볼루션을 취함으로써 그림 3과 4에 나타난 확률밀도함수의 불연속성을 완화시켜 화소에 대하여 배경 혹은 물체의 부류를 결정하는 데 있어서 보다 안정된 결과를 얻을 수 있다.

### 3. 물체 영역 분할

움직이는 점으로 감지된 화소들은 먼저 연결 성분 표시(connected components labeling) 알고리즘을 이용하여 화소간 거리가 일정 길이 이내인 각각의 화소를 하나의 물체로 간주한다. 이 방법을 사용하면 비교적 멀리 떨어져 있는 물체는 잘 구분해 내지만 인접해 있는 두 물체는 물체 주변의 그림자 등의 영향으로 하나의 물체로 인식되기 쉽다. 인접한 두 물체를 구분하기 위해 연결 성분내 화소들의 수평/수직 투영 프로필(profile)을 사용하여 다음의 단계를 거쳐서 이동 물체를 영역 분할한다.

**단계 1.** 배경만이 존재하는 영상 시퀀스로서 배경 학습을 행한다.

**단계 2.** Bayes 결정에 의하여 이동 화소를 검출한다.

**단계 3.** 영상 전체에 대하여 연결 성분 표시를 행한 후 다수 이동 객체 성분이 존재하는 경우, 이동 화소들의 연결 성분 리스트에서 하나의 성분(component)을 추출한다.

**단계 4.** 추출된 연결 성분내에 대해서 수직 투영 프로필을 구한다.

**단계 5.** 이 값이 주어진 임계값 이하인 경우 이 부분을 중심으로 연결 성분을 수직으로 분리한다.

**단계 6.** 분리된 연결 성분내에 대해서 수평 투영 프로필을 구하고 수직에서와 같은 방법으로 연결 성분을 수평으로 분리한다.

**단계 7.** 새로이 분리된 각 연결 성분의 상, 하, 좌, 우 극점을 구하여 이들로 이루어진 구형(rectangle) 영역을 이동 물체 영역으로 영역 분할 한다.

**단계 8.** (필요시 행함) 영역 분할 된 물체 영역의 넓이가 이전 시간  $t-1$ 에서 구한 물체 영역의 넓이에 비하여 주어진 최대, 최소 임계값을 벗어나는 경우 영역 분할 결과는 이전 시간에 예측된 이동 벡터의 위치에 이전 구형을 영역 분할 결과로 대치한다. 또한, 물체 영역내의 화소수가 주어진 임계값

보다 작을 때, 그 영역은 제거한다.

**단계 9.** 일정 시간 이상 움직임이 검출되지 않으면 배경 학습을 수행한다.

## IV. 실험 및 결과고찰

고정 카메라 환경에서 이동물체 추적의 실험은 176×144, 256 계조도를 가지며 초당 30프레임의 비율로 취득된 Hall monitor 연속 영상(sequence)과 옥외(outdoor) 연속 영상을 사용하였다. 그림 6 에는 고정 카메라 환경의 연속 원영상을 나타내었다. 연속 원영상중 1~15프레임은 배경만을 포함한 영상으로서 배경의 통계적 특성을 학습하는 데 사용하였다. 본 논문에서 제안하는 Gaussian Blurred PDF Bayes결정에 의한 이동 화소의 검출의 성능을 평가하기 위하여, 이와 유사하게 통계적 접근에 의하여 영상의 움직임을 검출한 기존의 방법중 Nakai[9]의 알고리즘을 구현하여 비교하였다.

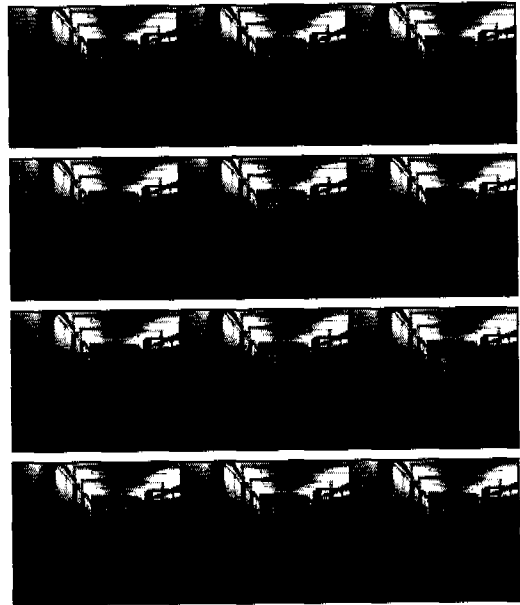


그림 6. 고정 카메라 환경의 원 영상  
(Hall Monitor: 1,25,50,75,105,135,165,195,225, 255,285,315 번째).

그림 7의 (a)와 (c)는 각각 1/30초, 1/15초 단위로 포착된 영상에 대하여 기존의 방법으로 Bayes 결정을 함으로써 움직임 화소를 검출한 결과이며, (b)와 (d)는 영상의 각 위치의 확률밀도함수에 Gaussian Blur를 행한 후 움직임 화소를 검출하는 제안한 방법

의 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 보행중인 사람 주변에 잘못 감지된 이동화소가 많음을 알 수 있다. 이러한 화소들은 특히 벽에 비친 그림자 영역에 많이 나타난다. 이것은 각 화소의 위치에 구축된 확률 밀도함수가 불연속성을 나타낼 때, 차기 영상에서 그 위치의 화소 값이 확률 밀도상에서 불연속인 값과 동일한 경우 실제로는 배경에 속한 화소임에도 불구하고 움직임 화소로 검출했기 때문이다.

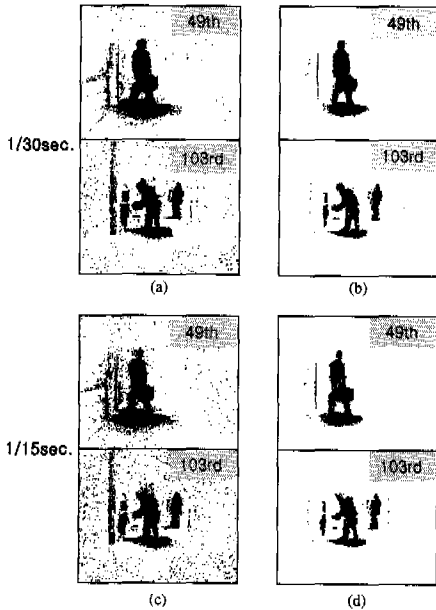


그림 7. 움직임 화소의 검출(Hall monitor:49, 103 번째)  
 (a) 기존의 방법(1/30초)  
 (b) 제안한 Gaussian blurred결정방법(1/30초)  
 (c) 기존의 방법(1/15초)  
 (d) 제안한 Gaussian blurred결정방법(1/15초)

이러한 현상은 학습에 사용한 영상의 수가 작을수록 더 심하게 나타난다. 따라서, 확률밀도함수에 Gaussian Blur를 취하여 불연속성을 완화 시킴으로써 오 검출(false positive)을 줄일 수 있다. 그림 7에 나타나 바와 같이 제안한 방법을 적용한 결과 (b)가 기존의 방법 (a)에 비하여 오 검출이 훨씬 적음을 알 수 있다. 그림 7의 (a)와 (b)는 초당 30 프레임의 비율로 취득한 영상에 대하여 그리고 (c)와 (d)는 초당 15 프레임의 비율로 취득한 영상에 대하여 움직임 화소를 검출한 결과를 나타낸 것이다. 그림에 나타난 바와 같이 취득 프레임율이 낮을수록 오 검출율이 높아짐을 알 수 있다. 그러나, 낮은 프레임율에서도 제안한 알고리즘을 사용한 결과는 움직임 화소의 검출

성능이 그다지 저하되지 않음을 알 수 있다. 그림 8의 (b)는 연결 성분 표시에 의한 영역 분할 결과이며, (c)는 움직임 화소의 수평, 수직 부영 프로필을 이용하여 (b)의 영역 분할을 개선한 결과이다.

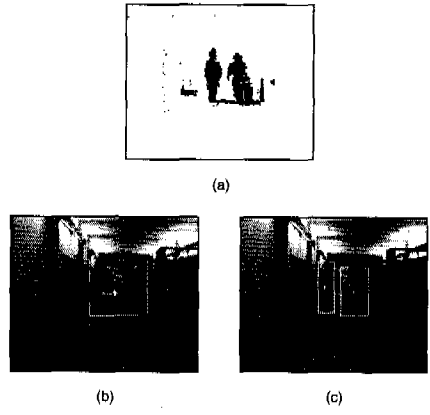


그림 8. 움직임 화소의 부영 프로필을 이용한 물체의 영역 분할  
 (a) 움직임 화소 (b) 부영 프로필 적용 이전  
 (c) 부영 프로필 적용 이후

이러한 처리는 그림과 같이 다중 이동 물체의 겹침 현상이 발생할 때, 다중의 세그먼트를 하나의 세그먼트로 분리하는 것을 방지한다. 물론, 물체간 겹침이 심할 때는 이러한 현상을 구분해 내기 힘들다. 한편, 부영 프로필 적용 이후에 그림자 영역에서 발생한 세그먼트는 이전 영상의 세그먼트의 속성(면적, 형태등)을 참조함으로써 제거할 수 있다. 그림 9에는 연속 영상에서 이동 물체를 검출한 결과를 나타내었다. 이때, 105번째 이후의 영상에서는 정지상태의 물체가 영역 분할 되었다. 이는 이동물체의 그림자의 영향을 받은 것으로서, 본 논문에서는 추적 대상 영역 세그먼트를 구성하는 최소 화소수를 설정하여 화소수가 그 이하가 되면 세그먼트를 제거하는 후처리를 행하였다(3장 1.3 절 단계6 적용). 후처리를 한 결과는 그림 10에 나타내었다. 그러나, 이와 같은 규칙만을 적용하는 경우 크기가 작은 이동물체는 검출하지 않을 가능성이 있으므로 추적 대상 물체의 형태정보까지 고려한 후처리를 행한다면 좀더 안정된 검출 결과를 얻을 수 있을 것이다. 그림 11은 실외에서 취득한 연속 영상이며, 그림 12는 이동 물체를 검출한 결과이다. 원 영상을 실제로 재생해 보면 화면이 위, 아래로 한 화소 정도 흔들리며 나뭇가지들이 잔잔하게 흔들리고 있음을 알 수 있다. 이러한 상황에서도 제안한 알고리즘을 통하여 움직이는 객체가 정확하게 추출된 것을 알 수 있다.

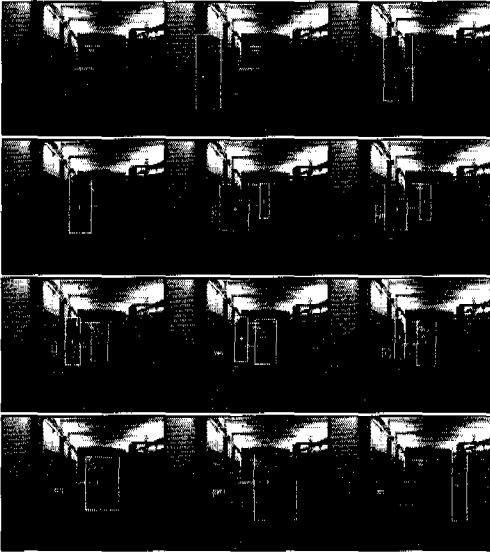


그림 9. 이동물체 영역 분할(Hall Monitor 영상).  
(1,25,50,75,105,135,165,195,225,255,285,315 번째)

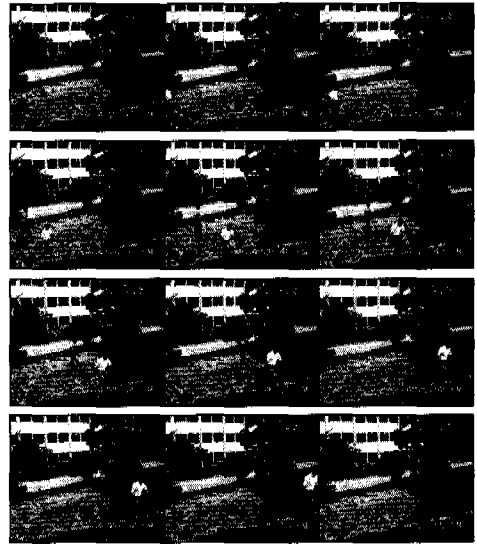


그림 11. 고정 카메라 환경의 원 영상(옥외영상).  
(1,35,50,75,105,135,165,195,225,230,255,310 번째)



그림 10. 이동물체 영역 분할(Hall monitor영상 후처리).  
(1,25,50,75,105,135,165,195,225,255,285,315 번째)

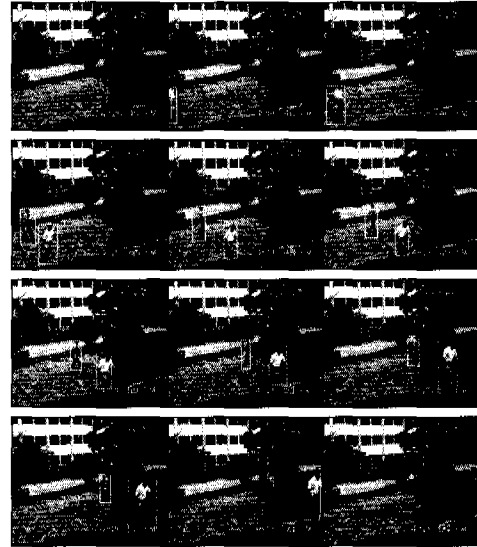


그림 12. 이동물체 영역 분할(옥외영상).  
(1,35,50,75,105,135,165,195,225,230,255,310 번째)

## V. 결론

본 논문에서는 실 시간으로 포착된 연속 영상에서 이동 물체를 추출하고 이를 추적하는 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 추적 준비상태에서 배경 영상에 대한 통계적 특성에 대한 학습(training)을 행하고 학습된 배경의 PDF에 평활화를 행한 후 Bayes 결정에

의하여 이동체에 속한 화소를 안정적으로 검출하였다. 고정 카메라 환경에서 검출된 움직임 정보에 대하여 연결 성분 표식(connected components labeling)과 이에 대한 투영 프로필을 이용하여 이동 물체를 영역 분할하였다. 또한, 일정 시간 이상 이동이 감지되지 않으면 배경 학습을 반복함으로써 점진적인 조도의 변화에 대처하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘을 고정 카메라 환경에서 취득한 Hall Monitor와 약 7분



분량의 옥의 보행영상에 적용한 결과 이동 물체의 영역 분할에 있어서 약 96%의 정확도를 보였으며, 4%의 오차는 주로 조명의 갑작스러운 변화, 배경 물체의 흔들림 등으로 순간적으로 발생하였으나 반복적인 배경학습에 의하여, 정상적인 영역 분할 과정으로 복귀함을 확인하였다. 향후, 본 알고리즘을 고속으로 이동하는 물체를 효율적으로 추적하고, 이동 물체의 명확한 식별을 위하여 이동 물체를 확대(zooming)하면서 추적할 수 있도록 보완이 요구된다. 본 알고리즘은 제한된 지역내의 무인 감시 시스템, 도로 환경에서 교통 흐름의 모니터링 시스템 등에 적용이 기대된다.

참 고 문 헌

[1] Don Murray and Anup Basu, "Motion Tracking with an Active Camera," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 5, pp.449-459, May 1994.

[2] K.W.Lee, Y.H.Kim, J.G.Jeon, and K.T.Park, "An Algorithm of Moving Object Extraction Under Visual Tracking without Camera Calibration," *Proceedings of International Conference on Electronics, Informations and Communications*, pp.II-151 ~ II-154, Yanji, China, Aug. 1995.

[3] S.M.Smith, "ASSET-2:Real-Time Motion Segmentation and Object Tracking," *Defense Research Agency Technical Report-95SMS2*, pp.1-25, 1995.

[4] S.F.Wu and J.Kittler, "A Gradient-Based Method for General Motion Estimation and Segmentation," *VCIR*, Vol.4, No.1 pp.25-38, Mar. 1993.

[5] M.Bichsel, "Segmenting Simply Connected Moving Objects in a static Scene," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16.No.11, pp1138-1142, 1994.

[6] D.B.Gennery, "Tracking known 3-D objects," *Proceedings of AAAI 2nd. Nat. Conference on Artificial Intelligence*, pp.13-17, 1982.

[7] W. Burger and B. Bhanu, "Estimating 3-D Egomotion from perspective image sequences," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

*Machine Intelligence*, Vol.12, pp.1040-1058, 1990.

[8] C.H.Anderson, P.J.Burt, and G.S. van der Wal, "Change Detection and Tracking using Pyramid Transform Techniques," *Proceedings of SPIE Conference on Intelligence Robots and Computer Vision*, pp.300-305, 1985.

[9] H.Nakai, "Non-Parameterized Bayes Decision Method for Moving Object Detection," *Proceedings of 2<sup>nd</sup> Asian Conference on Computer Vision*, Dec.5-8, 1995.

이 규 원(Kyu Won Lee)

정회원



1986년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업  
 1988년 2월 : 연세대학교 전자공학과 석사  
 1998년 2월 : 연세대학교 전자공학과 박사  
 1988년 2월~1989년 8월 LG산전(주) 연구소 연구원

1989년 9월~현재 : 한국전자통신연구원 선임연구원  
 <주관심 분야> 멀티미디어 검색, MPEG-7, Motion Analysis, 영상처리, 영상통신

김 진 웅(Jinwoong Kim)

정회원



1981년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업  
 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 석사  
 1993년 2월 : Texas A&M Univ. Dept. of Electrical Engineering 박사

1983년 3월~현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원  
 <주관심 분야> 멀티미디어 검색, MPEG-7, 신호처리, 영상통신