

## 감시 시스템을 위한 효과적인 움직이는 물체 탐지 알고리즘

최정환, 백영민, 나진희, 최진영  
서울대학교 전기컴퓨터 공학부

### Effective Moving Object Detection Algorithm for Surveillance System

Jeong Hwan Choi, Young Min Baek, Jin Hee Na, Jin Young Choi  
School of Electrical Engineering Seoul National University

**Abstract** - 우리는 동영상에서 낮은 연산량으로 강인하게 움직이는 물체를 탐지하는 방법을 제안한다. 동영상에서 움직이는 물체를 탐지하기 위한 많은 방법들이 제안되었는데, 각각의 방법은 접근 방법에 따라 탐지 성능과 처리속도에 trade-off가 존재한다. 최근 폭넓게 사용되고 있는 가우시안 혼합모델을 이용한 배경모델생성법의 경우 탐지 성능은 우수하나 연산량이 많고, 차영상(Temporal difference)을 이용한 방법은 연산량은 적으나 노이즈에 민감하게 반응한다. 또한 알고리즘 특성상 탐지된 물체에 Hole과 Ghost가 발생하는 문제가 있다. 우리는 이러한 단점들을 극복하기 위해 이 두 가지 알고리즘을 효율적으로 결합하여 움직이는 물체를 탐지하였다. 실험은 사람, 차, 오토바이와 같이 실외환경에서 흔히 움직이는 물체로 탐지되는 요소들이 다양한 환경에서 실시하였으며, 실험한 결과 배경영역에서 발생하는 노이즈는 효과적으로 제거하면서 움직이는 물체를 탐지하였다.

#### 1. 서 론

물체탐지(Object Detection)는 감시 시스템에서 첫 번째 단계이다. 정확한 탐지 성능은 움직이는 물체가 무엇인가 확인하는 인식단계에 큰 영향을 미치게 되는데, 물체의 형상이 왜곡되거나, 일부영역을 정확하게 탐지하지 못하면 그만큼 정확한 인식물 또한 기대하기 어렵다. 물체 탐지분야는 크게 차영상을 이용한 방법(Temporal Difference Method), 배경차감법(Background Subtraction Method) 그리고 광류를 이용한 방법(Optical flow method)으로 구분할 수 있다.

차영상을 이용한 방법은 연속하는 2개의 그레이스케일 이미지(Gray-scale image)에서, 두 이미지간의 차로 얻어진 값을 사전에 설정된 임계값(threshold)값과 비교하여 움직임이 발생한 영역을 탐지하는 방법이다. 이 방법은 움직임이 발생한 영역을 찾는 데는 매우 효과적이거나 임계값에 따라 노이즈가 많이 발생하며 노이즈를 줄이기 위한 임계값 설정 시 움직임 영역이 감소하는 문제가 발생한다. 또한 이전 이미지와 현재 이미지간 겹침영역(overlapping part)으로 인해 움직임이 있는 영역에서 중앙 부분에 공백이 생기는 'Hole'과 이전 이미지의 잔상인 'Ghost'가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Cheng-Chi Chang은 변형된 차영상 방법(Modified temporal difference method for change detection)[1]을 제안하였다. 그러나 이 방법은 입력영상의 첫 번째 영상에서 움직임이 있는 물체가 없어야 한다는 제한점이 있다. 즉, 사전에 배경 이미지를 확보해야만 원하는 결과를 얻을 수 있다.

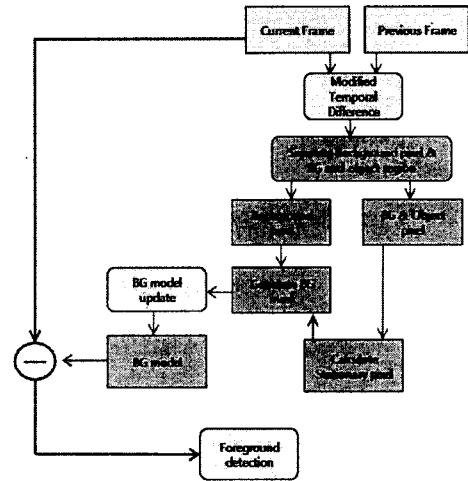
배경차감법은 일정 시간동안 입력된 이미지에서 각 픽셀 정보의 변화량을 측정하여 배경 이미지를 생성하고 이를 이용하여 움직임 영역을 탐지하는 방법이다. Chris Stauffer[2]는 가우시안 혼합모델(Gaussian mixture model)을 이용하여 배경모델을 만들고 움직임 영역을 탐지하였다. 이 방법은 비교적 다양한 환경에 대해 강인한 결과를 나타낼 수 있으나, 갑작스러운 밝기 값 변화에 취약하며, 또한 그림자 처리에 대한 문제점을 갖고 있다. 이를 해결하기 위해 Ying-Li Tian[3]은 가우시안 혼합모델과 더불어 움직임 영역의 표면(Texture)정보 및 밝기값(Intensity)정보를 이용하여 갑작스러운 조명변화와 그림자 처리에도 강인한 탐지 성능을 보여주었다. 배경모델을 이용한 방법은 배경변화에 적용할 수 있다는 장점이 있지만, 효과적인 적용모델을 생성하기 위해서는 다수의 가우시안(Gaussian)분포를 생성해야 한다. 때문에 차영상을 이용한 방법과 비교 시 상대적으로 처리속도가 낮고, 만약 생성된 배경과 유사한 색상 또는 밝기 정보를 갖는 물체에 대해서는 정확한 탐지 성능을 유지하기 어렵다.

광류를 이용한 방법은 현재 이미지의 픽셀값과 이전 이미지의 픽셀값을 비교하여 유사한 정보를 갖는 픽셀을 찾아 양 픽셀간의 움직임 벡터(Motion Vector)를 계산하여 움직임 영역을 찾아내는데, 움직임이 일어난 영역은 주변영역의 움직임 벡터보다 확연히 구분되는 벡터값을 갖게 된다. 이 방법은 약한 움직임이 있는 카메라에서도 비교적 움직임 영역 효과적으로 탐지할 수 있으나, 연산량이 많아 실시간성을 갖기 어렵다.

본 논문에서는 (1)고정화 제거법을 이용한 변형된 차영상 방법(Modified Temporal Difference with Stationary Pixel Remove)과 (2) 적용 임계값을 이용한 배경 모델 생성방법(Background modeling method with Adaptive threshold)을 결합하여, 움직임이 있는 후보영역을 우선 탐지하고, 해당 후보영역과 배경모델을 비교하여 전경(Foreground)에 해당하는 영역만을 탐지하는 방식으로 물체를 탐지하였다.

#### 2. 본 문

우리가 제안하는 탐지 방법 절차는 1) 변형된 차영상 방법을 이용하여 움직임이 발생한 픽셀을 추출하고 2) 추출된 픽셀을 집단화(Grouping)한 뒤 3) 집단화된 영역에서 각각의 픽셀값이 지속적으로 모델링되는 배경 픽셀값과의 차이에 구하여 4) 그 차이에 따라 배경픽셀과 전경영역을 구분한다. 5) 또한 움직임이 있는 영역 중 움직임의 변화가 작거나 거의 없는 경우 고정화 제거법을 이용하여 배경으로 처리한다. 그림<1>은 본 논문에서 제안된 탐지방법의 구조도이다.



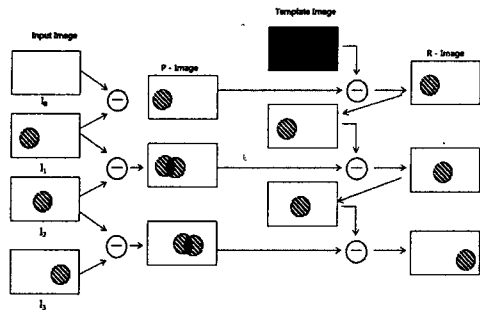
〈그림 1〉 움직이는 물체 탐지 구조도

- 변형된 차영상(MTD) : 전통적인 차영상 방법은 Hole과 Ghost로 인해 물체의 형상을 원형에 가깝게 표현하기 어렵다. 이에 반해, MTD는 탐지된 물체의 이전 정보를 저장하여 사용함으로써 물체의 형상을 원형에 가깝게 표현할 수 있다. 그러나 이 방법은 첫 번째 입력영상에 물체가 없어야 한다는 제한점이 있는데, 만약 첫 번째 영상에서 물체가 있으면 지속적으로 잔상이 남는 Trail이 발생한다.
- 고정화 제거 : MTD의 단점을 개선하기 위해 일정 시간이상 임계값 내서 변화하는 픽셀을 추적하여, 그 추적량이 사전에 설정된 임계값을 넘게 되면 배경으로 간주하여 처리하기 위해 사용된다. 이러한 기능은 MTD에서 첫 번째 입력영상의 물체존재 유무와 상관없이 사용이 가능하게 하며, 또한 주차된 차량을 배경화 하거나, 지속적으로 움직이는 나무잎 등을 배경으로 모델링하기 위해 사용한다.
- 배경 모델링 : MTD를 통해 확실한 배경영역을 찾아 모델링하고, 모델링된 배경의 update는 전경영역에 대해서만 수행한다.

#### 2.1 변형된 차영상(Modified Temporal Difference)

변형된 차영상 방법은 그림<2>와 같이 연속하는 그레이스케일 이미지에서 차영상(P-image)을 구한 뒤, 다시한번 차영상과 템플릿 이미지의 차를 구하여 움직이는 물체를 탐지한다. 또한 그 결과를 R-이

미지로 저장하고 다음 단계에서 저장된 R-이미지를 템플릿 이미지로 사용하는 재귀적 방법을 사용한다. 단, 첫 번째 단계에서는 모든 픽셀 값이 '0'인 템플릿 이미지를 생성하여 사용한다.



<그림 2> 변형된 차영상 방법

### 2.1.1 고정픽셀 제거(Stationary Pixel Remove)

변형된 차영상 방법은 첫 번째 입력영상에서 움직이는 물체가 없어야 한다는 제한점이 있다. 첫 번째 영상에 움직임이 있는 물체가 존재할 경우 그림<3>의 (b)에서처럼 잔상이 지속적으로 남는 문제가 발생한다. 따라서 우리는 이와 같은 문제를 해결함과 동시에 주차된 차영상과 같이 처음에는 움직임이 있는 물체였으나, 일정시간동안에도 변화가 없는 픽셀은 배경으로 처리하기 위해 고정픽셀 제거방법을 사용하였다. 이를 위해 우리는 임계값 이내에서 변화되는 각 픽셀의 밝기값을 누적하여 그 값이 일정 시간을 초과하면 배경으로 인식하게 하였다.

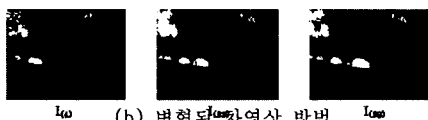
$$S_{i+1}(x) = \begin{cases} S_i(x)+1 & ; \min(x) < I(x) < \max(x) \\ S_i(x) & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{if } S_i(x) > S_{\max} \longrightarrow \text{remove} \quad (2)$$

여기서  $I(x)$ 는 픽셀의 밝기값이며,  $S_{\max}$ 는 누적되는 고정픽셀을 배경화 하기 위한 임계값이다.



(a) 고정화소 제거를 이용한 변형된 차영상 방법



<그림 3> 고정픽셀 제거 비교

그림<3>의 결과에서 알 수 있듯이 고정화소 제거방법을 이용한 (a)의 경우 시간이 갈수록 첫 번째 입력영상으로 인한 잔상이 사라지는 것을 알 수 있다.

### 2.2 적응적 배경모델 생성(Adaptive Background Modeling)

우리는 의미있는 움직임 영역만을 추출함과 동시에 실외환경에서 끊임없이 발생하는 여러 가지 무의미한 노이즈에 강한 탐지성능을 유지하기 위해 적응적 배경모델을 생성하였다. 변형된 차영상에서 움직임이 작은 픽셀의 밝기값에 대한 평균과 분산을 구해 가우시안 분포를 만들고, 현재 영상과 과거영상의 입력되는 영상의 밝기값에 따라 분산을 조절하였다. 다음 식은 학습률( $\alpha$ )에 따른 각 픽셀에 대해서 평균과 분산의 값이 변화를 나타낸다.

$$\mu_i = (1 - \alpha)\mu_{i-1} + \alpha I_i \quad (3)$$

$$\sigma_i^2 = (1 - \alpha)\sigma_{i-1}^2 + \alpha(I_i - \mu_i)^2 \quad (4)$$

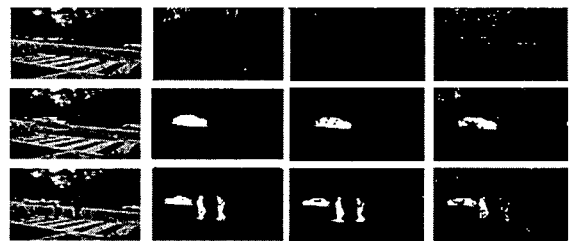
각 픽셀의 평균과 분산값을 이용해서 현재 밝기 정보값이 배경인지 움직이는 사물인지를 검출하여, 현재 픽셀의 밝기값이 평균과 분산으로 구성된 가우시안 모델의 임계확률(Threshold)을 넘지 않을 경우 해당 픽셀은 배경으로 인식한다. 이러한 확률 모델은 픽셀의 특성에 따라 변화하기 때문에 각 픽셀의 현재 조건에 맞춰서 적용하며, 배경을 모델링할 수 있게 된다. 예를 들어 흔들리는 나뭇잎의 경우 배경으로 판단되면, 밝기값의 변화가 크기 때문에 분산이 커지며, 해당 픽셀은 밝기 변화에 대한 허용치가 커지게 된다. 이에 따라 배경임에도 불구하고 움직이는 사물로 인식될 수 있는 부분은 제거할 수 있다.

### 2.3 실험결과

알고리즘의 성능 검증을 위해서 실외에서 직접 촬영한 동영상 및 PETS 동영상을 사용하여, 처리속도, 탐지성능, 노이즈에 대한 강인성을 비교하였다. 실험은 3개 차영상의 교집합을 구하여 움직임 영역을 탐지하는 방법과 RGB영역에서 가우시안 혼합모델(GMM)로 배경을 생성하는 방법과 비교하여 실시하였으며, 320\*240으로 촬영된 동영상을 대상으로 펜티엄4 2GHz에서 구동하였다. 아래 표<1>과 그림<4>는 각 알고리즘별 처리속도와 탐지성능을 비교한 결과이다.

<표 1> 알고리즘별 처리속도 비교

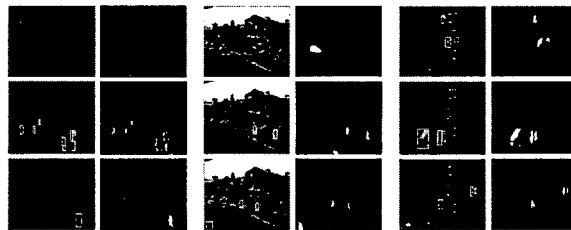
구분	3-frame 차영상	배경모델(GMM)	제한된 방법
처리속도	25 frame/sec	15 frame/sec	19 frame/sec



(a) 입력영상 (b) 제한한 알고리즘 (c) 움직임영역을 기반으로 한 배경모델 생성법 (d) 3-frame 차영상 방법

<그림 4> 알고리즘별 탐지결과

실험결과 처리속도는 차영상을 이용한 방법이 가장 빠르나 노이즈를 포함한 모든 움직이는 물체를 탐지하여 실제 탐지성능은 매우 낮았고, GMM을 이용한 배경모델 생성방법과 비교 시 탐지성능은 비슷하게 나타났으나, 처리속도는 보다 빠르게 나타났다.



<그림 5> PETS 동영상 실험 결과

PETS 동영상을 대상으로 한 실험결과 배경에서 발생하는 노이즈 없이 모든 크기의 물체 대해 뛰어난 탐지 성능을 나타내었으며, 갑작스러운 조명변화에도 지속적인 탐지성능을 유지하였다. 이와 같은 결과는 고정화소제거를 이용한 MTD를 이용하여 움직임 영역을 우선 탐지하기 때문에 배경영역에 대한 밝기값 변화폭을 크게 설정하여도 탐지성능에 영향을 받지 않기 때문으로 분석된다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 기존 알고리즘들이 가지고 있던 단점을 서로 보강하면서 성능을 극대화 하는 방법을 제안하였다. 변형된 차영상 방법들 통해 기존에 차영상을 이용한 방법에서 나타났던 한계를 극복하면서 움직임이 발생한 영역을 빠르게 탐지하였고, 적응적 배경모델을 통해 흔들리는 나무와 같이 불필요하게 탐지되는 영역을 최소화 하였다. 제안된 방법을 통해 가우시안혼합모델에 의한 배경 생성법보다 빠른 처리 속도와 배경변화에 강한 탐지성능을 나타내었다. 추후과제는 카메라가 흔들렸을 경우나, 움직였을 경우에 발생하는 노이즈에 대해 강인하게 움직이는 물체를 탐지할 수 있도록 하는 것이다. 또한 연산량의 증가나 형태의 변형 없이 부분적으로 발생하는 Hole을 효과적으로 제거하는 것이다.

### [참 고 문 헌]

- [1] Cheng-Chi Chang, et al, "Modified temporal difference method for change detection", Optical Engineering Vol.44(2), 2005
- [2] Chris Stauffer, et al, "Adaptive background mixture models for real-time tracking", CVPR, Vol.2 pp.246-252, 1999
- [3] Ying-Li Tian, et al, "Robust and Efficient Foreground Analysis for Real time video surveillance"CVPR, Vol.1 pp.1182-1187, 2005
- [4] Ismail Haritaoglu, et al, "W4: Real-time surveillance of people and their activities", PAMI, Vol.22, pp.809-830, 2000
- [5] Robert T.Collins, et al, "A system for video surveillance and monitoring", 1999
- [6] Stefan Huwer, et al, "Adaptive Change detection for real-time surveillance applications" Proc.of the 3rd IEEE Workshop on visual surveillance, pp.37-45, 2000