

## 영상에서의 배경추정알고리즘 성능 비교

도진규\* · 김규영\* · 박장식\*\* · 김현태\* · 유윤식\*

\*동의대학교 부산IT융합부품연구소, \*\*경성대학교 전자공학과

### Performance Comparison of Background Estimation in the Video

Do Jin Kyu\* · Gyu-Yeong Kim\* · Jang-Sik Park\*\* · Hyun-Tae Kim\* · Yun-Sik Yu\*

\*Convergence of IT Devices Institute Busan, Donggeui University

\*\*Division of Electronics Engineering, Kyungsung University

E-mail : jsipark@deu.ac.kr, htaekim@deu.ac.kr

### 요 약

입력영상에 대하여 전처리과정으로 배경을 분리하는 것이 영상처리 및 인식 성능에 중요한 영향을 준다. 본 논문에서는 화재검출을 위한 영상인식 전처리로 활용하는 다양한 배경추정 알고리즘에 대하여 계산량과 배경추정 성능 분석하였다. 비교하는 배경추정알고리즘은 Gaussian Running Average 추정기법, Mixture of Gaussian 모델, 그리고 KDE (kernel density estimate) 알고리즘에 대한 성능을 평가하였다. 입력영상에 대하여 배경영상차로부터 연기를 검출하는데 있어 KDE 알고리즘이 배경추정 성능은 우수한 것을 확인하였다.

### ABSTRACT

The background estimation algorithms had a significant impact on the performance of image processing and recognition. In this paper, background estimation algorithms were analysis of complexity and performance as preprocessing of image recognition. It was evaluated the performance of Gaussian Running Average, Mixture of Gaussian, and KDE algorithm. The simulation results show that KDE algorithm outperforms compared to the other algorithms.

### 키워드

background estimate, Gaussian running estimate, Gaussian Mixture Model, Kernel Density Estimate.

### 1. 서 론

화재, 강력 범죃, 차량 사고 등이 발생하고 인명, 재산 피해가 증가함에 따라 지능형 실시간 보안 감지 시스템에 대한 요구들이 증가되고 있다. 또한, 고해상도 카메라가 등장함에 영상 기반 터널 유고, 화재 조기 감지 및 지능형 교통 시스템들과 같은 지능형 감지 시스템들은 영상 처리 및 인식을 실시간으로 처리하기 위한 알고리즘들이 필수적으로 필요하다.

위와 같은 시스템에서 입력 영상으로부터 배경 분리, 객체검출 및 추적 알고리즘들은 핵심적인 기술 요소들이다. 현재까지 전처리 과정으로 움직이는 객체와 배경을 분리하는 배경추정 알고리즘들이 개발되어져 왔으며 영상처리 및 인

식 성능에 중요한 영향을 줄 수 있다.

본 논문에서는 주변 조명이나 물체의 강한 빛 반사 등에 민감하며 고정된 형태와 크기를 갖지 않는 연기 및 화재검출을 위한 다양한 배경 분리 검출하는 알고리즘에 대하여 계산량과 배경추정 성능 분석한다. 비교하는 배경추정알고리즘은 Gaussian Running Average (GRA) 추정기법, Mixture of Gaussian(MoG) 모델, 그리고, KDE (kernel density estimate) 알고리즘에 대하여 연기를 검출하는데 있어 KDE 알고리즘이 배경추정 성능은 우수한 것을 확인할 수 있다.

## II. 본 론

배경 모델의 업데이트 방법으로 첫 번째는 계산량이 적고 메모리 요구량이 적은 GRA 추정기법을 설명하고, 두 번째로 계산량이 첫 번째 방법보다 많고 메모리 요구량을 많이 차지하지만 여러 가지의 경우에 대해서 배경 모델을 구성할 수 있는 장점을 가지는 MoG를 설명하고, 마지막으로 메모리 요구량이 많으나 성능면에서 최적인 KDE (kernel density estimate) 방법에 대해서 비교 설명한다.

### 2.1 Gaussian Running Average

가우시안 이동 평균 추정 알고리즘은 일정한 시간 동안의 영상들을 평균하여 배경을 얻어내는 방법이다. 이 방법은 일시적으로 정지한 물체도 추출 가능하며 다소의 조명 변화에도 적응적으로 사용되어질 수 있다. 그러나, 물체가 일시 정지, 움직임이 많은 지역에서는 잔상효과가 있으며 정확한 배경 추출을 위해서는 많은 수의 이전 영상들이 필요 되어진다.

$$\mu_t = \alpha I_t + (1 - \alpha)\mu_{t-1} \quad (1),$$

여기서  $I_t$ 는 현재 픽셀 값,  $\mu_t$ 는 이전 프레임의 평균,  $\alpha$ 는 경험적 가중치로서  $\alpha$ 값이 크면 업데이트가 속도가 증가하지만 평균값이 크게 변하고,  $\alpha$ 값이 작아지면 반대로 작용한다.  $\alpha$ 는 0과 1사이의 값을 실험치로 사용한다.

$$|I_t - \mu_t| < T \quad (2),$$

여기서  $T$ 는 임계치이고, 정확한 배경분리를 위해서 실험 영상에 맞게 임계치를 구하여 사용하여야한다. 또한 영상의 잡음에 민감하게 반응하지 않게 하기위해서 배경으로 분리된 값에서만 업데이트를 실행하여 모델을 구성한다.

### 2.2 Mixture of Gaussians

가우시안 혼합 모델은 통계적 패턴 인식 기반으로 음성인식이나, 차량 인식 시스템에 많이 사용되어지는 모델이다.

배경에 속한 각 픽셀의 칼라 분포를 가우시안 분포를 가진 다수의 분포의 결합으로 모델링하여 각 가우시안 분포의 파라미터들 가중치, 평균, 공분산을 갱신하여 배경 영상을 결정한다. 다수의 배경 모델로 다수의 배경 물체를 대처할 수 있도록 하였다 [3].

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^M \omega_{i,t} * g(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (3),$$

여기서  $x_t$ 는 현재 픽셀값,  $M$ 은 혼합 모델의

개수,  $\omega_{i,t}$ ,  $\mu_{i,t}$ 와  $\Sigma_{i,t}$ 는 시간  $t$ 에서  $i$ 번째 가우시안모델의 가중치, 평균과 공분산행렬을 나타낸다.

$M$ 개의 가우시안 모델들 가운데 다음 수식(4)의 조건을 만족하는 가우시안 모델들이 배경 모델로 이용된다. 이때 가우시안 모델들은  $\omega_k/\sigma_k$  값에 의해서 미리 정렬되어 있다. 가중치가 높은 모델은 동일 시간 내에 더 많은 빈도로 발생하였으므로 배경일 가능성이 높으며, 분산이 적을수록 정적이므로 마찬가지로 배경일 가능성이 높게 된다.

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

통계적 파라미터들은 업데이트 방식으로 EM 알고리즘을 사용하였다.

### 2.3 KDE (Kernel Density Estimate)

KDE 모델은 통계적 파라미터를 사용하지 않는 비모수적인 접근방식으로 모델을 구성하는 방법이다. 통계적 파라미터를 사용하지 않고서도 다수의 배경 물체에도 적응이 가능하며, 샘플 데이터의 개수가 증가하면 통계적 모델로 접근하는 특징을 가지고 있다. 하지만 메모리와 계산량의 제한으로 샘플의 개수는 제한이 필요하다. 일반적으로 샘플의 수를 100이하로 설정하여서 사용한다.

$$P(x_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_t, x_i, \Sigma_i) \quad (5),$$

여기서  $n$ 은 샘플수이고  $\Sigma_i$ 는 모두 같다고 가정을 한다.  $x_t$ 의 배경분리는 식(5)를 기반으로  $P(x_t) > T$ 를 사용한다.

모델의 업데이트는 선택적 업데이트에 의해 선입선출(FIFO) 순서대로 배경 값의 버퍼를 업데이트하여 얻는다.

## III. 성능 평가

2장에서 설명한 알고리즘들에 관한 성능을 비교, 분석하기 위한 척도를 제공한다. 여기서 올바르게 검출된 객체(연기) 영역의 픽셀 개수는 NSOC (Number of Smoke Object Correction), 배경 영역으로 올바르게 분류된 픽셀의 개수는 NBOC (Number of Background Object Correction), 배경 영역이나 객체(연기)로 오인식된 픽셀 개수는 NBOF (Number of Background Object False), 실체는 객체(연기)이나 배경 영역으로 오인식한 픽셀 개수는 NSOF (Number of Smoke Object False), 정확율은 CP (Correct Precision), 재현률은 R(Recall)이라고 수식은 다음과 같이 정의된다.

$$CP = \frac{NSOC}{NSOC + NSOF} \times 100 \quad (6),$$

$$R = \frac{NSOC}{NSOC + NBOF} \times 100 \quad (7),$$

#### IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 Inter(R) Core(TM)2 Duo 3.16Hz에 CPU E8500를 탑재한 컴퓨터를 사용하였다. 그리고 Visual Studio 2010와 Opencv와 VTune Amplifier XE 2011을 이용하여 각각 알고리즘의 성능을 평가하였다.

표 1은 화재 영상이 있는 총 50 프레임의 평균 속도를 나타내고 표 2는 정확률과 재현율을 나타낸다. 가우시안 이동 평균 추정방법이 가장 적은 계산량을 가지나 인식율의 정확성은 가장 떨어짐을 알 수 있다. 가우시안 혼합모델은 다수의 배경모델을 사용함에 따라 계산량이 늘어남을 알 수 있으며 모델링되어지는 수가 많아지면 계산량이 더욱 증가된다. 최적의 모델 개수의 설정이 필요하다. KDE 알고리즘은 n개의 이전영상을 버퍼에 저장하여 히스토그램을 구성하는 방법이다. 검출율은 위의 2가지 방법보다 좋으나 많은 메모리 사용의 단점을 개선하여야 한다.

표 1. 프레임 처리 속도

	RGA	GoM	KDE
1	0.042	5.012	1.554
2	0.038	4.835	1.285
...	...	...	...
49	0.052	7.128	2.277
50	0.039	6.587	1.945
평균	<b>0.035</b>	<b>5.232</b>	<b>1.778</b>

표 2. 알고리즘에 대한 평가척도

	RGA	GoM	KDE
CP	70.7	88.5	91.2
R	35.1	28.3	19.5

#### V. 결론

본 논문에서는 효과적인 배경영역 추출 알고리즘의 성능을 비교, 분석하였다. 이러한 방법들은 배경 추정에 있어서 RGA를 제외하고 가중치, 이전 프레임 개수, 커널 등 적절한 선택이 성능에 중요한 요소임을 알 수 있다. 여기서

KDE 방법이 연기 검출하는데 우수한 것을 확인하였고 효율적인 메모리 사용을 하면 더 나은 성능개선을 이룰 수 있다.

#### 감사의 글

본 연구는 지식경제부(정보통신산업진흥원), 부산광역시 및 동의대학교의 지원을 받아 수행된 연구결과임.(08-기반-13, IT특화연구소:"부산IT융합부품연구소" 설립 및 운영)

#### 참고문헌

- [1] C. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A.P.Pentland, "Pfinder: real-time tracking of the human body," IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 19, no. 7, pp.780-785, 1997.
- [2] D. Koller, J. Weber, T. Huang, J. malik, G. Ogasawara, B. Rao, and S. Russell, "Towards Robust Automatic Traffic Scene Analysis in Real-time", Proc. ICPR'94, pp. 126-131, Nov. 1994.
- [3] C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," Proc.IEEE CVPR 1999, pp.246-252, June 1999.
- [4] A. Elgammal, D. Harwood, and L.S. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," Proc.ECCV 2000, pp.751-767, June 2000.
- [5] A. Elgammal, D. Harwood, and L.S. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," Proc. ECCV 2000, pp.751-767, June 2000.

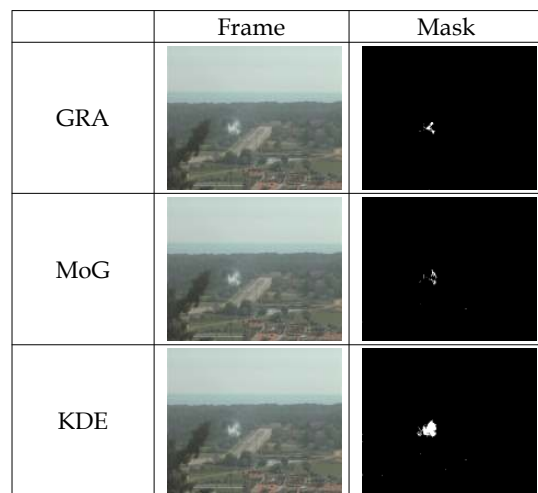


그림 1. 화재 영상의 추출 예