

# 연기의 통계적 특성을 이용한 실외 화재 감지

김현태\* · 박장식\*\*

Fire Detection in Outdoor Using Statistical Characteristics of Smoke

Hyun-Tae Kim\* · Jang-Sik Park\*\*

요 약

실외에서 영상기반의 화재감지는 시간, 날씨 변화에 따른 조도와 그림자 등에 의하여 성능에 영향을 받는다. 본 논문에서는 주간에 화재감지를 위하여 외부조명 변화에 강건한 배경추정 알고리즘과 결합된 연기검출 방법을 제안한다. 혼합 가우스 모델(mixture Gaussian model)을 배경추정에 적용하고 분리된 후보영역에 대하여 연기의 통계적 특성을 적용하여 연기를 검출한다. 주간 야외에서 획득한 영상에 대하여 제안하는 방법이 실외 연기검출에 유용한 것을 확인한다.

ABSTRACT

Detection performance of fire detection in the outdoor depends on weather conditions, the shadow by the movement of the sun, or illumination changes. In this paper, a smoke detection in conjunction with a robust background estimate algorithm to environment change in the outdoor in daytime is proposed. Gaussian Mixture Model (GMM) is applied as background estimation, and also, statistical characteristics of smoke is applied to detect the smoke for separated candidate region. Through the experiments with input videos obtained from a various weather conditions, the proposed algorithms were useful to detect smoke in the outdoor.

키워드

혼합 가우스 모델, 통계적 특성, 실외 환경, 연기 검출  
Gaussian Mixture Model, Statistical Characteristics, Outdoor Environments, Smoke Detection

## 1. 서 론

화재가 발생하면 인적 물적 피해가 크기 때문에 화재를 예방하는 것이 필요하고, 화재가 발생하면 조기 검출하여 대응하는 것이 필요하다. 화재감지는 실내에서의 화재 감지를 위하여 광학적 센서를 이용하고 있으나, 야외에서는 센서를 사용하는 것이 어렵다. 최근 야외에서의 화재 감지를 위하여 CCTV카메라를 이용한 영상기반의 화재검출시스템들이 제안되고 있다. 영

상기반의 화재검출 시스템은 화염과 연기의 색상정보를 이용하는 방법[1]과 동적인 움직임에 의하여 검출하는 방법[2]이 있다. 영상기반의 화재검출 방법은 유사한 색상을 가지거나 주변 조명환경에 따라서 오검출이 발생한다.

본 논문에서는 오검출을 줄이기 위하여 연기영상의 통계적인 특징(statistical characteristics)을 이용하여 화재를 검출하는 방법을 제안한다. 제안하는 영상기반 화재검출 방법은 혼합 가우스 분석(Gaussian mixture

\* 동의대학교 멀티미디어공학과(주저자, htaekim@deu.ac.kr)

\*\* 교신저자(corresponding author) : 경성대학교 전자공학과(jsipark@ks.ac.kr)

접수일자 : 2013. 11. 15

심사완료일자 : 2013. 12. 20

게재확정일자 : 2014. 02. 11

analysis)을 통하여 배경(background)을 추정하고 입력영상과 배경영상의 차영상으로부터 후보영역을 설정하고 후보영역의 밝기에 대한 통계적 특성을 분석하고 최종적으로 연기로 결정한다. 실외에서 획득한 영상을 이용하여 연기검출 실험을 하고 제안하는 방법이 연기검출에 효과적임을 보인다.

## II. 배경 추정 알고리즘

배경추정 방법(background estimation)은 고정된 카메라로부터 움직이는 물체 검출을 위해 사용되는 방법이다. 최근 몇 년간 다양한 방법들이 제안되었다[3-6]. 대표적인 방법으로 RGA(Running Gaussian Average), KDE(Kernel Density Estimation), MoG (Mixture of Gaussian) 등이 활용되고 있다.

### 2.1 Running Gaussian Average (RGA)

RGA 배경추정 알고리즘은 비교적 간단한 개념으로 입력영상에 대하여 저역통과 필터링을 적용한 것이다. RGA는 Wren 등이 제안한 방법으로 모든 화소(pixel)에서 배경값이 각 프레임별로 독립이고, 과거  $N_{RGA}$ 개의 화소값이 이상적인 가우스 확률모델(Gaussian probability density function)을 이루는 것으로 가정하여 배경을 구성하는 방법이다[7].

프레임  $t$ 에서 RGA의 평균(average)은 다음과 같다.

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

여기서,  $\mu_t$ 는 프레임  $t$ 에서 평균값,  $I_t$ 는 시간  $t$ 에서 프레임 영상이며,  $\alpha$ 는 경험적 가중치 값이며 0.9와 1사이의 값을 사용한다.  $\alpha$ 의 값에 따라서 배경영상 갱신 주기가 결정된다. 프레임  $t$ 에서 분산(variance)을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \alpha(I_t - \mu_t)^2 + (1 - \alpha)\sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

여기서  $\sigma_t^2$ 는 프레임  $t$ 에서 분산이다. 가우스 확률모델을 사용하여 식 (3)을 만족하는 화소들이 움직이는 물체(moving object, foreground)라고 판단한다.

$$|I_t - \mu_t| > T \quad (3)$$

여기서  $T$ 는 임계값(Threshold)이며, 임계값은 임의의 상수  $k$ 를 사용하여  $k\sigma$ 로 사용할 수 있다.

RGA는 각 화소에서 평균과 분산을 식 (1)과 (2)를 사용하여 계산하므로 다른 알고리즘들에 비해서 계산량이 적고, 메모리의 데이터 저장용량이 적다. Koller 등은 배경 모델 갱신을 수정하여 식 (4)을 제안하였다.

$$\mu_t = M\mu_{t-1} + (1 - M)(\alpha I_t + (1 - \alpha)\mu_{t-1}) \quad (4)$$

여기서  $M$ 은 전경이면 1, 배경이면 0을 갖는다. 이 방법은 선택적 배경 갱신으로 잘 알려져 있다. 식 (1)에서는 입력 이미지에서 들어오는 모든 픽셀 값에서 업데이트를 하는 방법이며, 식 (4)에서는 배경으로 분리된 화소만 업데이트 방법이다. 배경 모델을 갱신할 때 배경으로 분리된 것으로 배경 모델을 구성하게 되므로 식 (1)보다는 식 (4)가 배경 이미지를 잘 구성하게 된다.

### 2.2 Gaussian Mixture Model (GMM)

가우스 혼합 모델은 통계적 패턴 인식 기반으로 음성인식이나 차량인식 시스템 등에 많이 사용되어지는 모델이다.

배경에 속한 각 픽셀의 칼라 분포를 가우스 분포를 가진 다수의 분포의 결합으로 모델링하여 각 가우스 분포의 파라미터를 가중치, 평균, 공분산(covariance)을 갱신하여 배경 영상을 결정한다. 다수의 배경 모델로 다수의 배경 물체를 대처할 수 있도록 하였다.

$$P(x_t) = \sum_{i=1}^M \omega_{i,t} * g(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (5)$$

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 가우스모델의 가중치, 평균과 공분산행렬을 나타낸다.

$M$ 개의 가우스 모델들 가운데 다음 수식(6)의 조건을 만족하는 가우스 모델들이 배경 모델로 이용된다. 이때 가우스 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 가능

성이 높게 된다.

$$B = \operatorname{argmin}_a \left( \sum_{i=1}^b \omega_k > T \right) \quad (6)$$

통계적 파라미터들은 업데이트 방식으로 EM 알고리즘을 사용하였다.

### 2.3 Kernel Density Estimation (: KDE)

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

$$P(x_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_t, x_i, \Sigma_t) \quad (7)$$

여기서  $n$ 은 샘플수이고  $\Sigma_t$ 은 모두 같다고 가정을 한다.  $x_t$ 의 배경분리는 식(7)을 기반으로  $P(x_t) > T$ 를 사용한다.

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

### III. 제안하는 연기 검출 알고리즘

제안하는 연기 검출을 위한 알고리즘은 그림 1과 같이 입력영상에 대하여 조도 변화 등 주변 환경 변화에 강건한 특징을 가진 GMM을 기반으로 배경추정을 하고, 추정된 배경과 입력영상의 차영상을 이용하여 형태학적 후처리를 하고 연기 영상의 통계적인 특성을 이용하여 연기를 검출한다.

#### 3.1 주변환경에 강건한 GMM

입력 영상 데이터  $x$ 에 대한  $M$  차원의 GMM 모델링은 가우스 확률밀도함수(probability density function)의 선형결합(linear combination)으로 식(8)과 같

이 표현할 수 있다.

$$p(x|\theta) = \sum_{i=1}^M p(x|\omega_i, \theta_i) P(\omega_i) \quad (8)$$

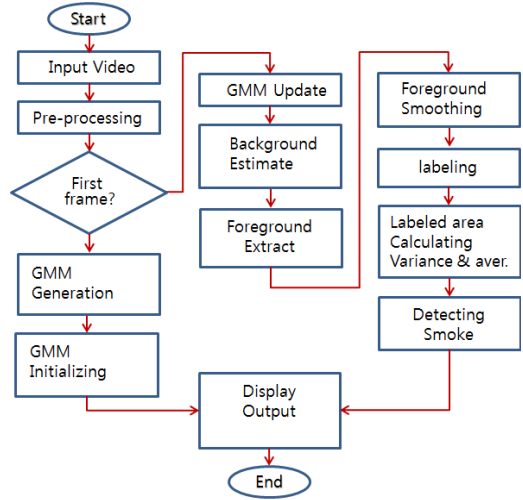


그림 1. 제안하는 전체 시스템 블록도  
Fig. 1 Block diagram for proposed total system

여기서  $M$ 은 가우스 확률밀도함수(성분 또는 클러스터)의 개수이며,  $p(x|\omega_i, \theta_i)$ 는 입력 데이터  $x$ 에 대하여  $\omega_i$  번째 성분 개수  $\theta_i$ 로 이루어진 확률밀도함수를 의미한다.  $P(\omega_i)$ 는 혼합가중치(mixture weight)로 각 확률밀도함수의 상대적인 중요도를 의미한다. 혼합가중치를 사전 확률과 같은 형태인  $\alpha_i$ 라고 하면  $0 \leq \alpha_i \leq 1$  이고  $\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1$  이 된다.

그리고, 확률밀도함수가 가우스 분포를 가질 경우  $\theta$ 는 다음 식과 같이 각 성분의 평균, 분산, 혼합가중치의 집합이 된다. 이는 GMM의 특징 계수이다.

$$\theta = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$$

그리고, 각 가우스 확률밀도함수는 식 (9)와 같이 표현된다.

$$p(x|\omega_j, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j} \exp\left(-\frac{(x - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (9)$$

여기서,  $\mu_j, \sigma_j^2$  는 각각  $j$ 번째 가우스 성분의 평균과 분산을 나타낸다. 입력 데이터 집합  $x_n$ 이 주어졌을 때,  $j$ 번째 가우스 혼합성분의 사후확률(posterior probability)을 구하는 것이 필요하며, 식 (10)과 같이 표현할 수 있다.

$$P(\omega_j|x_n, \theta) = \frac{p(x_n|\omega_j, \theta)P(\omega_j|\theta)}{p(x_n|\theta)} \quad (10)$$

$$= \frac{p(x_n|\mu_j, \sigma_j^2)\alpha_j}{p(x_n|\theta)}$$

GMM의 추출은 EM 알고리즘에 의하여, 가우스 분포를 갖는 각 성분의 평균, 분산 그리고 혼합가중치를 추정할 수 있다. 입력 데이터 집합  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 에 대하여 최우추정(maximum likelihood estimation)으로  $\mu_j, \sigma_j^2$ , 그리고  $\alpha_j$ 의 추정치를 EM 알고리즘으로 추정할 수 있다. 식(11), (12), (13)은 각각 평균, 분산, 혼합가중치의 추정치를 나타낸다.

$$\hat{\mu}_j = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)x_n}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)|x_n - \hat{\mu}_j|^2}{\sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta)} \quad (12)$$

$$\hat{\alpha}_j = \hat{P}(\omega_j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P(\omega_j|x_n, \theta) \quad (13)$$

본 논문에서 식 (11)~(13)을 사용하여 주변 환경 변화에 강건한 배경 영상을 추정하여 날씨 및 조도 변화에도 연기 영역의 오검출이 없도록 한다.

### 3.2 연기의 통계학적 특성

동일 프레임 내에서 연기영역의 통계적 특성을 보인다. 배경추정을 위하여 시간을 기준으로 전후(前後) 프레임간의 통계적 특성을 반영한 GMM과는 차별되는 또 다른 통계적 특성을 의미한다. 단일 가우스

확률 분포로 연기 특성을 모델링하였을 때 전형적인 확률분포함수는 그림 2와 같다.

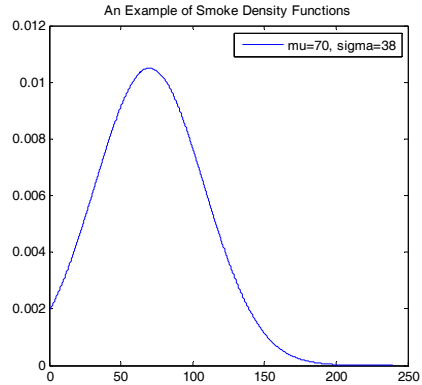
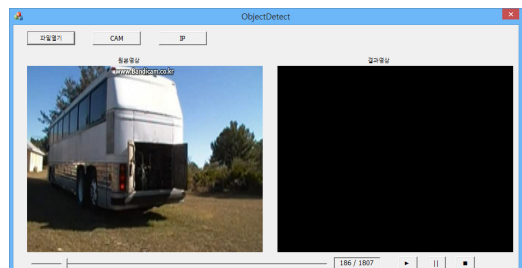


그림 2. 연기의 가우스 통계 분포  
Fig. 2 Gaussian statistical characteristics of smoke

### III. 실험 및 결과

초당 25프레임의 320x240의 연기영상으로 실험하였다. Intel(R) Core(TM) i5-2500 CPU @ 3.30GHz, window7 PC를 사용하였으며 Visual Studio2010과 영상처리 공개 라이브러리인 OpenCV를 사용하여 구현하였다.

연기에 대한 실험 결과는 그림 3과 같이 연기발생 및 확산 상황에 따라 검출 성능을 확인하였다. 그림 3과 같이 야외에서도 연기가 잘 검출되는 것을 확인할 수 있었다. (a)는 연기가 발생하지 않은 상황이고, (b)와 (c)는 연기가 발생한 상황으로 연기영역을 빨간색으로 사각형으로 표시하였다. 연기발생 초기단계와 확산 단계에서 연기를 정상적으로 검출함을 확인할 수 있다.



(a)

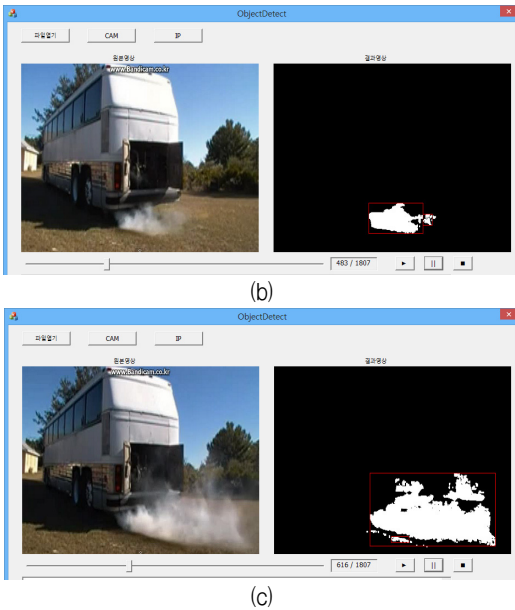


그림 3. 야외 연기 영상에 대한 실험 결과(1). (a) 연기발생 전 (b) 초기 연기발생 단계 (c) 연기확산 단계  
 Fig. 3 Experimental results(1) for smoke image in outdoor (a) before smoke (b) early smoking (c) spreading step of smoke

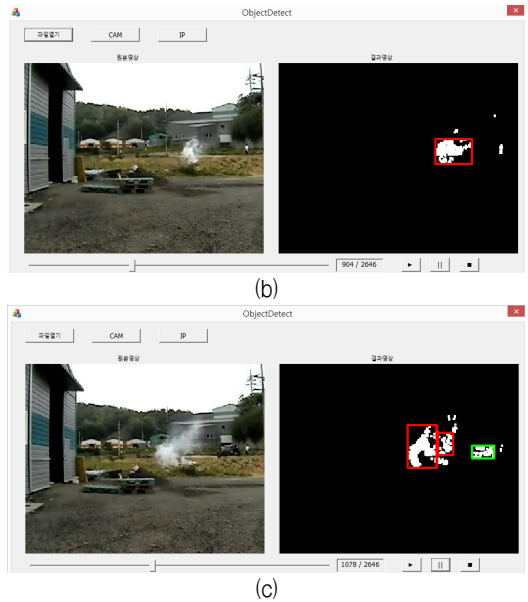


그림 4. 야외 연기 영상에 대한 실험 결과(2). (a) 연기 발생 초기 (b) 연기확산 전 단계 (c) 연기확산 단계  
 Fig. 4 experimental results(2) for smoke image in outdoor (a) early smoking (b) Just before smoke spread (c) spreading step of smoke

또한 연기와 움직이는 물체를 구분하는 실험을 하기 위하여 연기가 발생한 주변으로 움직이는 물체가 있는 경우에도 연기와 움직이는 물체를 구분하여 연기를 검출할 수 있는지 확인하였다. 그림 4는 연기가 발생한 주변에 움직이는 물체가 있는 상황에 대한 실험 결과이다. 서로 구분하여 연기는 빨간색 박스로 영역이 설정하고 연기가 아닌 객체는 녹색 박스로 영역표시하였다. (a)와 (b)에서 초기 연기발생과 확산단계의 연기를 검출하는 것을 확인할 수 있으며, (c)에서 연기와 움직이는 객체를 구분하여 검출하는 것을 확인할 수 있다.

## V. 결론

본 논문에서는 조도변화, 날씨변화 등 주변 환경 변화에 강건한 통계적 특성을 기반으로 한 배경주정 방법과 연기 영역 내 밝기 값 자체의 통계적 특성을 이용한 실외에서의 연기 검출 방법을 제안하였다. 다양한 실외 환경에서 실험하였으며, 특히 연기가 아닌 다른 움직이는 객체가 동시에 존재하는 상황에서도 서로 구분하여 검출하는 것을 확인할 수 있었다. 향후 보다 세밀히 구분 가능한 상세한 통계적 모델을 수립하는 연구를 지속할 계획이다.

### 감사의 글

이 논문은 2013년도 경성대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

\* 본 논문은 한국전자통신학회 2013년도 추계종합학술대회 우수논문학술상을 수상하였습니다.



(a)

참고 문헌

- [1] G. Healey, D. Slater, T. Lin, B. Drda, and A. D. Goedeke, "A System for Real-time Fire Detection," *Proc. on IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conf. (CVPR93)*, 1993, pp. 605-606.
- [2] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. Gudukbay, and A. E. Cetin, "Computer vision based method for real-time and flame detection," *Pattern Recognition Letters, Elsevier*, vol. 27, issue 1, 2006, pp. 49-58.
- [3] G.-Y. Kim, J.-H. Kim, J.-S. Park, H.-T. Kim, and Y.-S. Yu, "Vehicle Tracking Using Euclidean Distance," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 7, no. 6, 2012, pp. 1293-1299.
- [4] G.-Y. Kim, H.-T. Kim, J.-S. Park, and Y.-S. Yu, "Vehicle Tracking Based on Kalman Filter in Tunnel," *Springer ISA 2011, CCIS* vol. 200, 2011, pp. 250-256.
- [5] H.-T. Kim, K.-H. Lee, J.-S. P, and Y.-S. Yu, "Vehicle Detection in Tunnel using Gaussian Mixture Model and Mathematical Morphological Processing," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 7, no. 5, 2012, pp. 967-974.
- [6] K.-S. Park and H.-T. Kim, "A Study for Video-based Vehicle Surveillance on Outdoor Road," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol. 8, no. 11, 2013, pp. 1647-1653.
- [7] M. Piccardi, "Background Subtraction Techniques a Review," *Proc. on 2004 IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, 2004, pp. 3099-3104.

저자 소개

**김현태(Hyun-Tae Kim)**



1989년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1995년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

2000년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

2002년~현재 동의대학교 멀티미디어공학과 교수

※ 관심분야 : 영상 및 음향신호처리, 적응신호처리

**박장식(Jang-Sik Park)**



1992년 부산대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1994년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1999년 부산대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1997년~2011년 동의과학대학 디지털전자과 교수

2011년~현재 경성대학교 전자공학과 부교수

※ 관심분야 : 적응신호처리, 영상 및 음향신호처리, 임베디드시스템