

베이지안 네트워크를 이용한 자동 화재 감지 시스템

정 광 호[†] · 고 병 철^{**} · 남 재 열^{***}

요 약

본 논문에서는 실시간 화재 감지를 위해 비전 기반의 새로운 화재 감지 기법을 제안한다. 기존의 비전기반 화재감지 기법에서는 컬러정보와 픽셀들의 시간적인 변화량 검출을 위해 다수의 휴리스틱한 특징들을 적용함으로써 실험결과가 환경의 변화에 민감한 문제들이 존재했다. 또한 정확한 화재감지를 위해서 많은 연산을 수행함으로써 감지시간 길어지는 단점이 있었다. 이러한 문제점들을 극복하기 위해서 본 논문에서는 시간축 상에서 불규칙하게 변화하는 화재의 특성을 분석하고 이를 토대로 확률 모델을 구성하여 이를 베이지안 네트워크(Bayesian network)에 적용하는 새로운 방법을 제안한다. 우선, 배경 모델링과 컬러 모델을 적용하여 화재 후보 영역을 검출하고, 이 후보 영역에서 명암도에 평균화된 Red 색상의 왜도(skewness)와 웨이블릿 변환을 통하여 얻어진 3가지 고주파 성분의 왜도를 노드로 갖는 베이지안 네트워크를 구성하여 최종 화재를 감별한다. 실생활 환경에서 촬영된 화재 영상에 대한 실험 결과는 빠른 검출 속도와 우수한 화재 검출 성능을 보여주고 있다.

키워드 : 화재감지, 베이지안 네트워크, 왜도, 웨이블릿 변환

Automatic fire detection system using Bayesian Networks

Kwang-Ho Cheong[†] · Byoung-Chul Ko^{**} · Jae-Yeal Nam^{***}

ABSTRACT

In this paper, we propose a new vision-based fire detection method for a real-life application. Most previous vision-based methods using color information and temporal variation of pixel produce frequent false alarms because they used a lot of heuristic features. Furthermore there is also computation delay for accurate fire detection. To overcome these problems, we first detected candidate fire regions by using background modeling and color model of fire. Then we made probabilistic models of fire by using a fact that fire pixel values of consecutive frames are changed constantly and applied them to a Bayesian Network. In this paper we used two level Bayesian network, which contains the intermediate nodes and uses four skewnesses for evidence at each node. Skewness of R normalized with intensity and skewnesses of three high frequency components obtained through wavelet transform. The proposed system has been successfully applied to many fire detection tasks in real world environment and distinguishes fire from moving objects having fire color.

Key Words : Fire Detection, Bayesian Network, Skewness, Wavelet Transform

1. 서 론

건물의 대형화와 복잡화는 실생활의 편의성을 높이는 반면에 화재와 같은 안전사고에 있어서 막대한 재산 및 인명 피해를 야기한다. 이에 따라서 정확한 화재 경보 시스템 구축의 필요성이 대두되고 있다. 현재의 화재 경보 시스템은 열, 연기 등의 센서기반 감지기들이 대부분이며, 이들 감지기는 화재가 발생한 후 일정시간이 지나 열이나 연기가 확산되어 센서에 도달해야 비로소 감지가 가능하다. 이러한 방식들은 조기에 화재를 감지하지 못하는 문제점과 넓은 장소와 개방된 공간에서는 그 성능이 떨어지는 단점이 있다

[1]. 이에 반하여 카메라를 이용한 화재 감지 시스템은 건물 내외에 설치되어있는 감시카메라를 이용하여 구현이 가능하므로 추가적인 비용이 들지 않고, 화재나 연기가 발생할 경우 열이나 연기의 확산을 기다릴 필요 없이 카메라를 통해 원격지에서 즉각적인 감지가 가능한 장점 등이 있다.

카메라를 이용한 화재 감지 시스템과 관련된 연구를 위해 B. U. Töreyn[1]등은 움직임 영역 감지와 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 웨이블릿 에너지를 이용한 화재 감지 방법을 제안하였고 T. Celik [2]등은 화재의 컬러 픽셀 통계치와 전경 물체 정보를 결합한 방법을 제안하였다. W. Phillips[3]등은 컬러와 프레임간 이미지의 시간적 변화량을 기반으로 하여 화재를 감지하는 알고리즘을 제안하였고, T. Chen [4]등은 화재 컬러와 프레임간의 차 영상을 이용하여 화재 연기를 감지하는 방법을 제안하였다.

컬러정보와 픽셀들의 시간적인 변화량을 이용하는 대부분

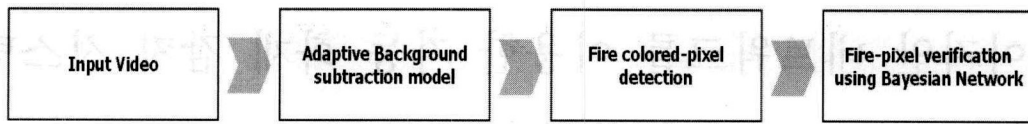
※ 본 연구는 산업자원부의 지역혁신 인력양성사업의 연구결과로 수행되었음.

† 준 회 원 : 계명대학교 컴퓨터공학 석사

** 정 회 원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수(교신저자)

*** 정 회 원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수 : 2007년 10월 5일, 심사완료 : 2007년 11월 29일



(그림 1) 비전기반 화재 감지 시스템 알고리즘

의 비전 기반 방식들은 휴리스틱한 특성으로 인해서 제한적인 환경에서는 좋은 결과를 보이지만 일반적인 화재 환경에 대해서는 오검출율이 높아지는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 K. Cheong[5]등은 10개의 연속된 프레임에서 화소들의 웨이블릿 변화를 모델링하고 이를 SVM(Support Vector Machine)에 적용하여 화재와 비-화재를 검증하는 방법을 제안하였지만, 이 방법은 성능의 우수함에 비해 많은 연산을 필요로 하기 때문에 실시간 화재 감지를 위해서는 적합하지 않은 문제점이 있다.

본 논문에서는 이전 방법론들과는 다르게 빠르고 정확하며 경험적 방법이 아닌 확률적 모델을 이용한 화재 검출 알고리즘을 제안한다. 우선 화재 후보 영역에 대해서 명암도로부터 색상정보를 분리한 Red 색상과 웨이블릿 변환을 이용하여 얻어진 3가지 고주파(LH, HL, HH) 성분을 연속된 10프레임으로부터 추출한다. 그런 뒤에, 각각 큐에 저장된 연속적인 픽셀들로부터 왜도(Skewness)를 추정하여 확률모델을 구성하고 이 확률모델을 베이지안 추론을 위한 확률값으로 적용하여 계산 시간을 감소시키고 검출 성능을 향상시키는 새로운 알고리즘을 소개한다. (그림 1)은 전체 시스템에 대한 계략도이다.

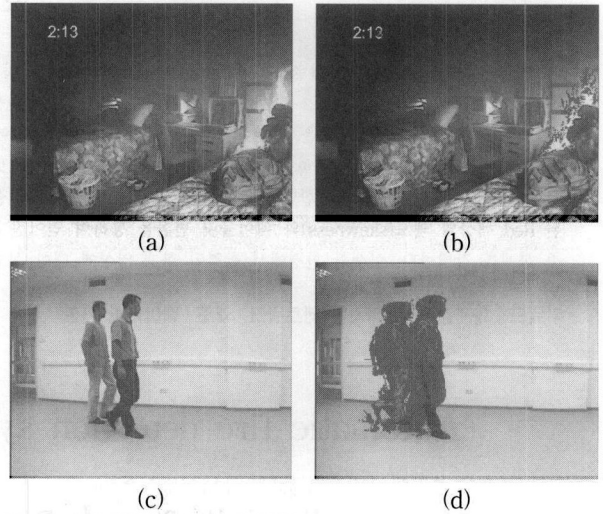
본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 적응적 배경 감산 모델과 화재 컬러 모델을 이용하여 시간적인 변화량이 많은 움직임 영역을 추출하고 화재의 컬러적 특성을 이용하여 화재와 유사한 색상을 갖는 화재 후보 영역을 감지한다. 3장에서는 화재와 비-화재 영역이 시간적인 변화량에서 구별되는 특징을 이용하여 명암도에 평준화된 Red 색상과 웨이블릿의 고주파 성분의 왜도로 베이지안 네트워크를 구성하고 감지된 화재 후보 영역을 최종 화재로 감별한다. 4장에서는 다양한 비디오 영상에 대한 화재 검출 성능을 측정해보고, 5장에서는 결론 및 향후 연구 과제에 대해 언급한다.

2. 움직임과 컬러를 이용한 화재 후보영역 감지

화재 영역은 붉은 색에 민감한 컬러적인 특성과 주변에 비해서 일반적으로 밝은 특성을 갖고 있다. 또한 바람 등의 영향으로 인해서 그 형태가 끊임없이 변화한다. 이러한 화재의 특성을 이용하여 카메라로부터 입력되는 영상 내에서 움직임이 있는 영역을 감지하고 그 영역에 대해서 화재 색상 모델을 적용하여 화재 후보 영역을 도출한다.

2.1 적응적 배경 감산 모델을 이용한 전경 감지

움직임이 있는 전경 부분과 움직임이 거의 없는 배경 부분을 분리하기 위해서 기존에 다양한 알고리즘이 제안되었



(그림 2) 적응적 배경 감산 모델을 이용하여 감지된 화재 후보 영역

다. 대표적으로 Stauffer[11]등은 가우시안 혼합 모델을 사용하여 배경을 모델링 하는 방법을 제안하였고, Kim[12]등은 코드북(codebook) 모델을 이용한 전경-배경 알고리즘을 제안하였다. 하지만 본 연구에서는 정밀한 전경-배경이 분리 필요치 않고 실시간 처리를 위해 적은 메모리와 빠른 검출 시간을 보여 알고리즘이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 Dedeoglu[6]이 제안한 배경 초기화 및 업데이트 방식을 이용한다. 이 방법에서는 우선 첫 프레임의 그레이 영상을 초기 배경으로 초기화($B_0 = I_0$) 설정하고 이후에 들어오는 영상에 대해서 식 (2)와 (3)을 적용하여 초기 배경을 업데이트 하도록 한다. 식 (1)에서 $I_n(x)$ 는 현재 프레임에서 입력 영상 내의 x 위치에 대한 그레이 영상이고 $B_n(x)$ 는 현재 프레임에서 배경을 의미한다. 이 $I_n(x)$ 와 $B_n(x)$ 의 차분이 임계값 $T_n(x)$ 보다 큰 경우에 이 x 위치의 픽셀 값은 전경 영역에 포함되고 작은 경우의 값은 배경 영역에 포함된다.

$$|I_n(x) - B_n(x)| > T_n(x) \tag{1}$$

전경 영역 혹은 배경 영역에 포함된 각 픽셀 값은 아래의 식 (2)에 의해서 업데이트되고 임계값 $T_{n+1}(x)$ 는 식 (3)에 의해서 업데이트 된다.

$$B_{n+1}(x) = \begin{cases} \alpha B_n(x) + (1-\alpha)I_n(x), & x \in BG \\ \beta B_n(x) + (1-\beta)I_n(x), & x \in FG \end{cases} \tag{2}$$

$$T_{n+1}(x) = \begin{cases} \alpha T_n(x) + (1-\alpha)(\gamma \times |I_n(x) - B_n(x)|), & x \in BG \\ T_n(x), & x \in FG \end{cases} \tag{3}$$

식 (2)와 식 (3)에서 α, β 와 γ 는 가중치 값으로 현재 프레임과 이전 배경 프레임의 반영 정도를 의미한다. α, β 는 0에서 1사이의 값을 가질 수 있는데 본 논문에서는 이 값을 0.3과 0.6으로 설정하였다. (그림 2)는 적응적 배경 감산 모델을 이용하여 감지된 전경 영역을 보여준다.

2.2 화재 색상 픽셀 감지

색상을 이용하여 화재영역을 감지하기 위해 Kopilovic[7]은 화재의 색상정보에 가장 민감한 R(Red)채널의 임계값과 채도값을 이용하는 방법을 제안하였다. 하지만 이 방법은 3가지 조건에 대한 경험적 임계값들을 요구함으로써 범용적인 화재영역 검출을 위해서 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 Celik[2]의 알고리즘을 응용하여 RGB채널에 대한 확률적 모델을 구성하고 이로부터 화재 후보영역을 결정하는 방법을 사용한다.

우선 각 색상 RGB 색상 채널의 분포는 서로 독립적이고 가우시안 분포를 보인다고 가정하고, 100개의 학습용 화재 프레임으로부터 다음 수식을 이용하여 확률 모델을 생성한다.

$$p_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left(-\frac{(I_i(x,y) - \mu)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4)$$

$i \in \{R, G, B\}$

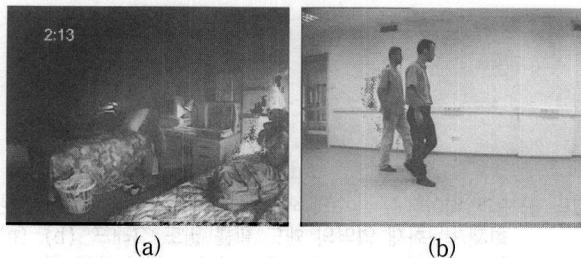
수식(4)에서 μ 는 학습데이터로부터 얻어진 i 색상 채널의 평균을 의미하며, σ 는 i 색상 채널의 분산을 의미한다. 이렇게 구해진 각 채널의 확률모델로부터 새로운 입력 픽셀 $I_i(x,y)$ 의 i 채널 확률값을 수식(4)를 통해 알 수 있다.

이렇게 구해진 각 색상 채널의 확률값을 이용하여 수식 (5)와 같이 전체 색상채널의 확률값을 계산하고 이 값이 임계값 τ 를 넘을 경우 후보 화재색상 픽셀로 선언한다.

$$p(I(x,y)) = \prod_{i \in \{R, G, B\}} p_i(I_i(x,y)) \quad (5)$$

$\begin{cases} \text{if } (I(x,y)) > \tau & \text{Then Fire} \\ \text{else} & \text{Nonfire} \end{cases}$

(그림 3)은 적응적 배경 감산 모델을 이용하여 얻은 화재 후보 영역에서 화재 색상 모델을 적용하여 최종 화재 후보 영역을 감지한 것을 보여준다. (그림 3)에서 보는 것과 같이



(그림 3) 움직임 검출 후 화재 컬러 모델을 적용하여 감지된 화재 후보 영역

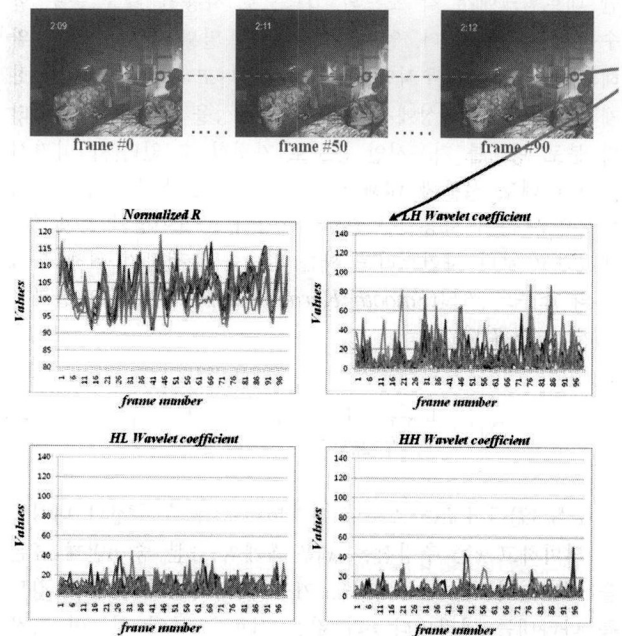
(그림 3)-(a)의 경우 화재 영역이 정확히 검출되었지만 (그림 3)-(b)의 경우 배경 혹은 움직임 객체에 포함되어 있는 일부 영역들이 화재 영역으로 잘못 검출된 것을 알 수 있다.

3. 가우시안 커널을 이용한 확률밀도 추정과 베이지안 네트워크를 이용한 화재 검출

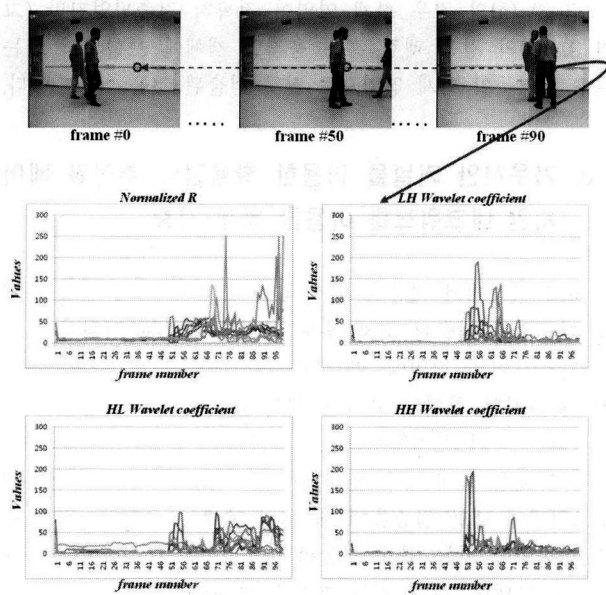
화재 영상에서 적응적 배경 감산 모델과 화재 색상 픽셀을 적용하여 검출된 화재 후보 영역은 대부분 정확한 검출 결과를 보이는 반면에 비-화재 영상에서는 많은 영역들이 제거되었지만 화재와 유사한 색상의 움직임 객체를 화재로 오인하는 등의 부정확한 검출 결과를 나타낸다. 이를 해결하기 위해서 화재 후보 영역에 대한 검증이 필요하다. 화재 후보영역에 대한 검증을 위해 본 논문에서는 불규칙적인 픽셀 변화량을 갖는 화재 영상의 특성을 분석하여 이를 확률적으로 모델링 할 수 있는 방법을 제안하였다.

3.1 가우시안 커널을 이용한 확률밀도 추정과 베이지안 네트워크를 이용한 화재 검출

화재영역은 그 특성상 영역이 끊임없이 변화하므로 이를 물체의 움직임으로 인한 오검출과 구분할 수 있는 새로운 모델을 만들 수 있다. 이를 위해 본 논문에서는 후보 화재 영역에 대해 100개의 이전 프레임을 큐에 저장하고 각각의 픽셀에 대해 동일한 위치의 이전 100프레임에 대해 시간축상의 움직임 변화량을 분석해 보았다. (그림 4)와 (그림 5)에서 보는 것과 같이 화재 영역은 픽셀의 변화량이 연속적이며 불규칙적이지만 물체의 움직임의 경우 실제 움직임이 발생한 시간적 구간에서만 변화량이 발생함을 알 수 있다.



(그림 4) 화재 영역에서 픽셀의 평균화된 R과 웨이블릿 계수 (LH, HL, HH)의 시간적 변화 모습



(그림 5) 움직임 영역에서 픽셀의 평균화된 R과 웨이블릿 계수 (LH, HL, HH)의 시간적 변화모습

하지만 이렇게 불규칙적으로 변화하는 픽셀의 특성을 모두 반영하기에는 특징벡터의 차원이 너무 큼으로 본 논문에서는 각 픽셀의 변화량 가장 잘 표현해 줄 수 있는 왜도 (Skewness)를 수식 (6)을 이용하여 측정하였다. 수식 (6)에서 \bar{x} 는 평균을 의미하고 σ 는 표준편차를 의미한다.

$$S(x) = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \quad (6)$$

100개의 학습데이터로부터 왜도 성분을 측정하고 베이지안 네트워크에서 각 노드의 입력으로 사용될 확률 분포 함수를 추정해야 한다. 일반적으로 확률 밀도 함수 추정을 위해 확률분포가 가우시안 분포를 보인다고 가정[8]하지만 화재 영역은 시간축상에서 불규칙한 특성을 가짐으로 데이터의 분포 형태를 가우시안 분포로 가정할 수 없다[8]. 따라서 측정된 왜도 성분에 대해 비 모수적 밀도 측정 방법 중 일반적으로 많이 사용되는 Parzen 창의 불연속성의 문제점을 해결하고 보다 자연스러운 확률 밀도를 추정하기 위해 수식 (7)의 스무드 커널(Smooth-Kernel)을 사용하였고 그 결과는 (그림 6)과 같다.

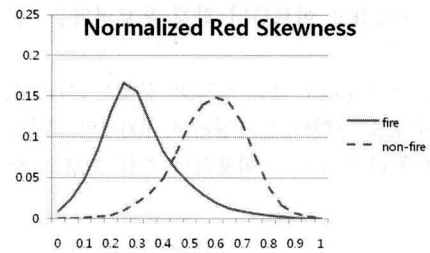
$$P(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{(2\pi h^2)} \exp\left(-\frac{\|x - x_n\|^2}{2h^2}\right) \quad (7)$$

수식 (7)에서 h 는 스무딩 파라미터로 표본 추정의 대역폭을 의미하고 x 는 추정점을, x_n 은 N 개의 표본 중 n 번째 표본을 의미한다. 본 논문에서는 가우시안 커널의 완만함 정도를 나타내는 파라미터 h 의 값을 실험을 통해 성능이 가장 좋은 0.3으로 결정하였다.

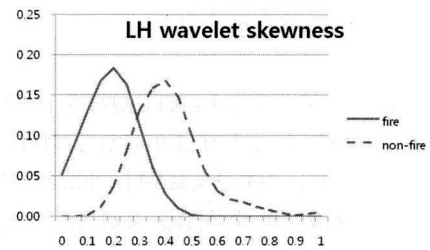
확률 밀도를 추정하기 위해 특징을 선택해야 하는데, 본

논문에서는 실험과 분석을 통해 색상성분에서 RGB 채널 중 Red 채널과 웨이블릿 변화에 의한 고주파(LH, HL, HH) 계수값의 변화에 가장 민감하게 반응하는 것을 발견하였다. 따라서 학습 집합에 대해 Red 성분과 3가지 웨이블릿 고주파 성분에 대한 왜도 값을 추출하고 각각의 특징값은 수식 (8)의 최대-최소 평준화[9] 방법에 의해 정규화 된 후 스무드 커널을 이용하여 확률밀도를 추정하게 된다. (그림 5)는 Red 성분과 웨이블릿 고주파 성분에 대한 최종 확률 밀도를 보여주고 있다.

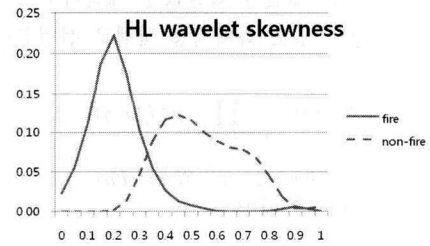
$$y' = \left(\frac{y - \min_1}{\max_1 - \min_1} \right) (\max_2 - \min_2) + \min_2 \quad (8)$$



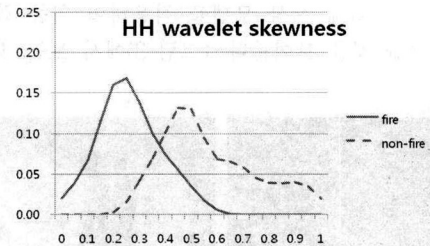
(a)



(b)



(c)



(d)

(그림 6) R과 웨이블릿 계수의 왜도 확률 밀도. (a) : R에 대한 화재/비-화재 영역의 왜도 확률 밀도 그래프. (b), (c), (d): 웨이블릿 계수(LH, HL, HH)에 대한 왜도 확률 밀도 그래프

3.2 베이지안 네트워크를 이용한 화재 영역 검증

적응적 배경 감산 모델과 컬러정보를 이용하여 추출된 화재 후보 영역에 대해 불확실성에 강인한 확률 모델인 베이지안 추론(Bayesian inference)을 이용하여 최종적으로 화재를 검증한다. 본 논문에서의 베이지안 네트워크는 (그림 7)과 같이 화재와 비화재의 가설(hypotheses)과 명암도로 평균화된 R의 왜도와 수평(LH), 수직(HL), 대각선(HH) 웨이블릿 계수의 왜도를 노드(node)로 갖도록 설계되었다.

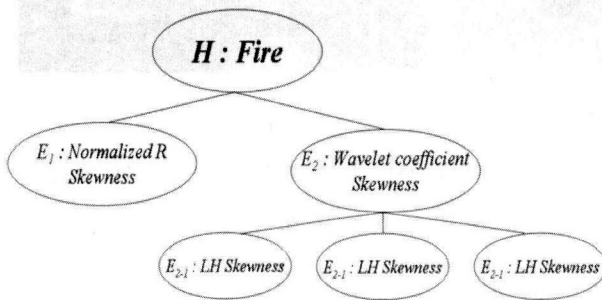
(그림 7)에서 보는 것과 같이 추론 근거 E₂의 확률은 하부 추론 근거 E₂₋₁, E₂₋₂, E₂₋₃의 결합 확률로 결정된다.

$$P(E_2 | E_{2-1}, E_{2-2}, E_{2-3}) = \frac{\prod_{i=1}^3 P(E_{2-i} | E_2) P(E_2)}{\prod_{i=1}^3 P(E_{2-i} | E_2) P(E_2) + \prod_{i=1}^3 P(E_{2-i} | \neg E_2) P(\neg E_2)} \quad (9)$$

추론 근거 E₂에 대한 확률값이 결정되고 나서 화재 영역을 검증하기 위해서 식(10)을 이용한다. 식(9)와 (10)의 추론 근거(Evidence) E_i는 표 1에 나타내었다.

$$P(F | E_1, E_2) = \frac{\prod_{i=1}^2 P(E_i | F) P(F)}{\prod_{i=1}^2 P(E_i | F) P(F) + \prod_{i=1}^2 P(E_i | \neg F) P(\neg F)} \quad (10)$$

식 (10)에서 필요한 사전확률 P(F)와 P(¬F)는 각각 0.5로 정의하였으며, P(E_i|F)와 P(E_i|¬F)는 (그림 5)의 R과 웨이블릿 왜도 확률모델에서 추정할 수 있다. 식 (10)에서 계산된 값이 0.5 이상이면 해당 픽셀은 화재 영역으로 최종 판단하게 된다.



(그림 7) 베이지안 네트워크 구성

<표 1> 화재 후보 영역을 검증하기 위한 추론 근거

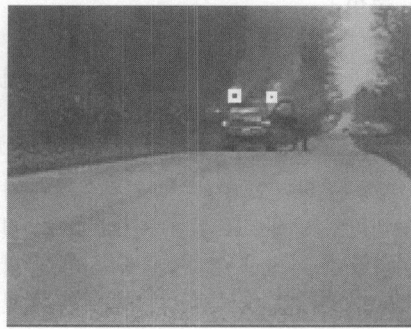
Hypotheses	Evidence	
Fire	E ₁ : Normalized Red Skewness	
	E ₂	Wavelet coefficient Skewness for Fire
		E ₂₋₁ : LH Wavelet coefficient Skewness
		E ₂₋₂ : HL Wavelet coefficient Skewness
		E ₂₋₃ : HH Wavelet coefficient Skewness

4. 실험 결과 및 분석

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 본 논문에서는 가장 최근의 관련 연구인 Töreyn[1]의 알고리즘을 이용한 실험결과와 비교하였다. 실험에 사용된 비디오 영상은 Töreyn의 실험에서 사용된 비디오 6개와 추가적으로 웹사이트에서 얻은 3개의 비디오 영상으로 실험을 했으며 그 결과를 Table 2에 정리하였다. 제안한 알고리즘을 사용한 방식을 Method 1로, Töreyn의 알고리즘을 이용하여 실험한 방식을 Method 2로 나타내었다. 표 2에서 Movie 1부터 Movie 5는 화재 영상이고, Movie 6부터 Movie 9는 움직임이 포함된 비-화재 영상이다. 실험결과에서 평균 검출율(Detection rate)은 제안된 Method 1의 경우 94.1%로써 Method 2의 68.9%보다 뛰어나다. 평균 오검출율(False Positive rate)과 미검출율(Missing rate)의 경우도 Method 1은 5.7%, 0.2%로 Method 2의 26.2%, 4.9% 보다 우수함을 알 수 있다. Method 2의 경우 Movie 1, Movie 2, Movie 4, Movie 5의 화재 영상에서 화재 영역이 작아서 검출이 되지 않거나 빛의 반사로 인해 오인하는 경우가 잦았다. 특히 Movie 1은 불의 영역이 주변에 비해 아주 작기 때문에 Method 1과 Method 2 모두 미검출율이 높은 편이었다. Movie 2와 Movie 5는 화재 주변의 나뭇가지나 담벽 혹은 땅에 햇빛이 반사되어 비슷한 색상을 가지며 바람 등의 영향으로 움직임이 많기 때문에 Method 2에서 오검출율이 높게 나타났다. 비-화재 영상인 Movie 6, Movie 7, Movie 9에서 Method 1의 경우 빛의 반사로 인해 오검출율이 발생하였으며 그 값은 1%미만으로 Method 2와 비교했을 때 큰 차이를 보이지 않는 것을 확인 할 수 있다. (그림 8)은 제안된 방식을 이용해서 화재를 감지하는 모습을 나타낸다.

<표 2> 제안된 알고리즘(Method 1)과 Töreyn의 알고리즘(Method 2)의 비교표

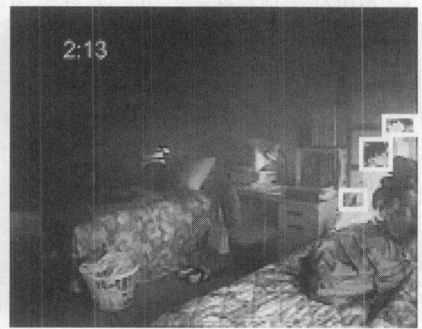
Sequence	Detection (%)		Missing (%)		False positive (%)		Description
	Method		Method		Method		
	1	2	1	2	1	2	
Movie 1	56.4	7.9	43.6	92.1	0	0	A burning truck
Movie 2	99.1	51.2	0.9	4.7	0	44.1	Fire in garden
Movie 3	99.1	81.2	0.9	18.8	0	0	A burning bed
Movie 4	94.6	20.3	5.4	79.7	0	0	A burning Christmas tree
Movie 5	99.1	59.5	0.9	40.5	0	0	A burning tree
Movie 6	99.2	100	0	0	0.8	0	A fire-colored moving truck
Movie 7	99.4	100	0	0	0.6	0	Three men walking on the ground
Movie 8	100	100	0	0	0	0	Three men walking in the hallway
Movie 9	99.7	100	0	0	0.3	0	A crowded parking lot
Total	94.1	68.9	5.7	26.2	0.2	4.9	



(a) Movie 1



(b) Movie 2



(c) Movie 3



(d) Movie 4



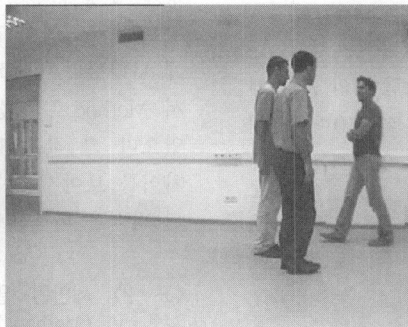
(e) Movie 5



(f) Movie 6



(g) Movie 7



(h) Movie 8



(i) Movie 9

(그림 8) 제안된 알고리즘을 이용하여 실험한 결과. (a)~(e)는 화재 영상, (f)~(i)는 비-화재 영상. 사진속의 박스 영역이 화재로 감지된 영역

4. 결론 및 향후 연구 과제

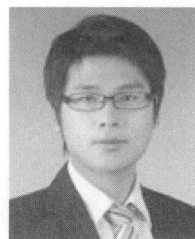
본 논문에서는 조기감지가 늦고 넓은 장소와 개방된 공간에서는 효율이 떨어지는 기존의 센서 기반 화재 감지기의 단점을 보완할 수 있는 감시카메라를 이용한 비전 기반의 화재 감지 시스템을 제안하였다. 이를 위해 카메라로부터 입력된 영상에 대해 적응적 배경 감산 모델링 방법과 화재 색상 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 추출하고, 추출된 후보 영역에 대해서 R채널과 웨이블릿 계수 성분분에 대한 왜도로부터 스무드 커널을 적용하여 확률 모델을 추정하였다. 각 특징들의 확률 분포는 베이지안 네트워크의 각 단계 별 노드에 적용되어 추론에 사용되었고 그 결과값에 따라

최종 화재영역과 비-화재 영역을 검증하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 다양한 화재 영역에 대해 빠르고 정확한 성능을 보여줌을 실험결과를 통해 알 수 있었다. 차후에는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 전방향 카메라에 적용시켜 한 대의 카메라를 통해 넓은 범위의 공간에서 동시에 화재 감지가 가능하도록 연구를 확대할 것이다.

참고 문헌

- [1] B. U. Töreyn, Y. Dedeoglu, U Güdükbay, A. E. Çetin, "Computer vision based method for real-time fire and

- flame detection”, Pattern Recognition Letters, Vol.27, pp.49-58, Jan. 2006.
- [2] T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli, M. Uyguroglu, “Fire detection using statistical color model in video sequences”, Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.18, pp.176-185, Apr. 2007.
- [3] W. Phillips, III, M. Shah, and N. da Vitoria Lobo, “Flame recognition in video”, Fifth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Vol.23, pp.224-229, Jan. 2000.
- [4] T. Chen, P. Wu, Y. Chiou, “An early fire-detection method based on image processing”, ICIP, Vol.3, pp.1707-1710, Oct. 2004.
- [5] K. Cheong, B. Ko and J. Nam, “Vision sensor-based fire monitoring system for smart home”, The first Int. Conference on Ubiquitous Information & Applications, Vol.1, pp.1453-1462, Feb. 2007.
- [6] Y. Dedeoglu, “Moving object detection, tracking and classification for smart video surveillance”, Master’s Thesis, Dept. of Computer Eng. Bilkent University, Ankara, 2004.
- [7] I. Kopilovic, B. Vagvolgyi, T. Sziranyi, “Application of Panoramic Annular Lens for Motion Analysis Tasks: Surveillance and Smoke Detection”, In IEEE International Conference on Pattern Recognition, Vol.4, pp.14-717, 2000.
- [8] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, “Pattern Classification”, Willey-Interscience, Second Edition, 2001.
- [9] H. Byun, B. Ko, “Robust Face Detection and Tracking For Real-Life Applications”, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol.17, No.6, pp.1035-1055, Feb. 2003.
- [10] T. Celik, H. Demirel, H. Ozkaramanli and M. Uyguroglu, “Fire detection using statistical color model in video sequences”, Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.18, pp.176-185, 2007.
- [11] C. Stauffer and W. Grimson, “Adaptive background mixture models for real-time tracking”, IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.2, pp.246-252, 1999.
- [12] K. Kim, T.H. Chalidabhongse, D. Harwood and L. Davis, “Real-time foreground-background segmentation using codebook model”, Real-time imaging, Vol.11, Issue 3, pp.167-256, 2005.



정 광 호

e-mail : tommarow@naver.com
 2006년 계명대학교 컴퓨터공학(학사)
 2008년 계명대학교 대학원컴퓨터공학
 (공학석사)
 관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식,
 홈네트워크



고 병 철

e-mail : niceko@naver.com

- 1998년 경기대학교 전자계산학(학사)
- 2000년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학 (공학석사)
- 2004년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학 (공학박사)

2004년~2005년 삼성전자 통신연구소 책임연구원

2005년~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야: 영상검색, 컴퓨터비전, 패턴인식



남 재 열

e-mail : jynam@naver.com

- 1983년 경북대학교 전자공학(학사)
- 1985년 경북대학교 대학원 전자공학 (공학석사)
- 1991년 University of Texas at Arlington 전기공학(공학박사)

1985년~1987년 한국전자통신연구소 연구원

1991년~1995년 한국전자통신연구소 선임연구원

1995년~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 동영상/정지영상 압축/전송, 정지영상/동영상 검색