

# 퍼지 로직을 이용한 화재 불꽃 감지

황 현 재<sup>†</sup> · 고 병 철<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문은 기존의 센서 기반 화재 감지기가 넓은 장소와 개방된 공간에서 성능이 저하되는 단점을 보완하기 위하여 카메라 영상을 이용한 화재 불꽃 감지 알고리즘을 제안한다. 기존의 연구에서는 다수의 휴리스틱한 정보를 이용하거나 속도가 느린 문제점을 보여주었다. 이를 해결하기 위하여, 통계적인 값들을 사용했으며 속도를 개선하기 위해 블록 단위로 처리하였다. 먼저 입력된 영상에서 배경 모델과 불꽃 색상 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 추출한다. 그 후 후보 블록에 대하여 시간축 상에서의 명도 변화, 웨이블릿 계수 변화, 모션 변화를 추출하여 확률 모델을 생성하며, 생성된 모델들을 퍼지 로직의 멤버십 함수로 사용하였다. 마지막으로 역퍼지(defuzzification) 과정을 통해 최종 결과 함수를 생성하고 이로부터 불꽃 발생 확률값을 예측하였다. 실험에서는 제안한 화재 불꽃 감지 알고리즘을 성능이 가장 좋다고 알려진 Töreyn의 알고리즘과 비교하여 성능이 개선되었음을 보여주고 있다.

키워드 : 불꽃 감지, 퍼지로직, 멤버십 함수, 웨이블릿 변환, 모션벡터, 왜도

## Fire-Flame Detection Using Fuzzy Logic

Hyun-Jae Hwang<sup>†</sup> · Byoung-Chul Ko<sup>\*\*</sup>

### ABSTRACT

In this paper, we propose the advanced fire-flame detection algorithm using camera image for better performance than previous sensors-based systems which is limited on small area. Also, previous works using camera image were depend on a lot of heuristic thresholds or required an additional computation time. To solve these problems, we use statistical values and divide image into blocks to reduce the processing time. First, from the captured image, candidate flame regions are detected by a background model and fire colored models of the fire-flame. After the probability models are formed using the change of luminance, wavelet transform and the change of motion on time axis, they are used for membership function of fuzzy logic. Finally, the result function is made by the defuzzification, and the probability value of fire-flame is estimated. The proposed system has shown better performance when it compared to Töreyn's method which perform well among existing algorithms.

Keywords : Fire-Flame Detection, Fuzzy Logic, Membership Function, Wavelet Transform, Motion Vector, Skewness

### 1. 서 론

최근 들어 각종 테러 및 안전사고가 빈번하게 발생함에 따라, 다양한 조기 경보 시스템에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 특히, 화재로 인한 인명 및 재산상의 피해가 막대함으로 이에 대한 정확한 조기 경보의 필요성이 대두되고 있다. 현재 주로 사용되고 있는 화재 경보 시스템은 열, 연기 등의 센서기반 감지기들을 주로 사용하며, 이들 감지기는 화재가 발생한 후 열이나 연기가 확산되어 센서에 도

달해야 비로소 감지가 가능하다. 이러한 방식들은 조기에 화재를 감지하지 못하는 문제점과 넓은 장소나 개방된 공간에서는 그 성능이 떨어진다는 문제점이 있다. 이에 반해 카메라를 이용한 화재 감지 시스템은 건물 내외에 설치되어 있는 감시카메라를 이용하여 감지가 가능하므로 추가적인 비용이 들지 않고, 화재나 연기가 발생할 경우 열이나 연기의 확산을 기다릴 필요 없이 카메라를 통해 즉각적인 감지가 가능한 장점이 있다.

카메라를 이용한 기존의 화재감지 방법은 다음과 같다. Chen[1] 등은 RGB/HIS 컬러 모델과 불꽃 영역이 불규칙적으로 확산된다는 정보를 이용하여 화재를 분석하는 방법을 제안하였다. 그러나 두 연속적인 프레임 사이에서만 차이점을 고려하여 측정하였기에 결정 규칙은 움직임 영역과 노이즈로부터 화재를 정확히 구분하지 못하는 문제점이 있다.

\* 본 연구는 계명대학교 학술 연구 논문 장학금 지원에 의한 것입니다.

† 준 회 원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 공학석사

\*\* 정 회 원 : 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수(교신처자)

논문접수: 2009년 7월 31일

수정일: 1차 2009년 9월 14일, 2차 2009년 10월 7일

심사완료: 2009년 11월 6일

Töreyn[2]등은 움직임 영역을 배경 모델에 의해 검출하고, 후보 영역에 대해 화재-컬러 모델과 후보 영역에 대한 시/공간상의 웨이블릿 고주파 계수의 변화량을 측정하여 화재를 검증하는 방법을 제안하였지만 다수의 휴리스틱 값을 사용하여 몇몇 데이터에서는 좋은 결과를 나타내지만 새로운 데이터에 대해서는 좋지 않은 결과를 나타내었다. Han[3]등은 터널에서 화재와 연기를 색상과 움직임의 변화를 이용하여 감지하는 시스템을 제안하였다. 그러나 이 방법의 경우도 다수의 실험적 임계값이 사용되었고, 타 연구와의 비교 평가가 이루어지지 않아 결과를 신뢰할 수 없는 문제점이 있으며, T. Celik[4]등은 YCbCr색상에서 Y, Cb, Cr의 관계에 따른 차이를 퍼지 로직에 이용하는 방법을 제안하였지만 경험에 의한 휴리스틱 멤버십 함수를 사용하였기에 새로운 데이터에 대해서는 좋지 않은 결과를 나타내었다. B. Ko[5]등은 배경 모델링 기법과 밝기 맵을 이용하여 후보 불꽃 영역을 감지하고 10프레임동안의 불꽃의 변화량을 감지하여 SVM(Support Vector Machine)으로 최종 불꽃을 감지하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 좋은 감지 결과를 나타내지만, SVM의 고차원에 의한 많은 계산 시간이 필요하기 때문에 실시간 애플리케이션으로는 적절하지 않은 문제점이 있다. 정광호[6]등은 적응적 배경 감산 모델과 화재 색상 모델을 이용하여 후보 불꽃 영역을 감지하고 Red 성분과 웨이블릿 계수값에 관한 100프레임동안의 불꽃 변화량을 감지한 후 베이저안 네트워크 분류기에 적용하여 최종 불꽃을 감지하는 방법을 사용하였다. 그러나 이 방법은 빠르고 성능이 좋지만 몇몇 영상에 대해서는 오검출이 발생하였다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 휴리스틱한 임계값들을 사용하지 않고 시간축 상에서 추출한 특징들의 통계적인 값들을 사용했으며 속도를 개선하기 위하여 블록 단위로 처리하여 더 좋은 감지 결과를 도출하였다.

제안한 화재 불꽃 감지 과정은 먼저 영상을 블록으로 분할하고, 블록 단위에서 움직임과 색상 정보를 이용하여 화재 후보 영역을 검출한다. 다음단계에서, 후보 영역에 대하여 이전 100프레임에 대한 명도 성분과 고주파 웨이블릿 계수의 에너지합 그리고 모션 방향 정보들을 추출한다. 추출된 정보는 퍼지 로직을 위해 설정된 규칙(rule)들과 각 규칙을 위한 멤버십 함수에 적용되어 최종 화재로 판별될 확률을 계산하게 된다.

본 논문에서는 화재 불꽃 감지를 위하여 퍼지 로직을 이용한 새로운 방법을 제안한다. 본 논문의 2장에서는 움직임과 색상을 이용한 화재 후보 블록 감지 방법을 소개하고, 3장에서는 앞서 소개된 감지 방법을 통하여 퍼지 추론을 이용한 불꽃 검출 방법을 소개한다. 4장에서는 제안하는 방법에 대한 성능 평가 실험으로 검출율과 오검출율, 미검출율을 평가하며, 마지막으로 5장에서는 결론과 차후 연구 방향에 대해 간략히 기술한다.

## 2. 제안하는 불꽃감지 시스템

화재 영역은 붉은색을 많이 포함하며 주변 영역에 비해서 일반적으로 밝은 특성을 가지고 있다. 또한 바람이나 연소 재료에 의해서 그 형태가 끊임없이 변화한다. 이러한 특성을 이용하여 카메라로 입력되는 영상으로부터 움직임 영역을 감지하고 그 영역에서 화재 색상 모델을 적용하여 화재 후보 블록을 도출한다. 본 논문에서는 연산속도를 빠르게 하기 위해 영상을  $M \times N$  블록으로 설정하고 블록단위로 연산을 하도록 하였다.

### 2.1 움직임과 색상을 이용한 후보블록 감지

움직임 영역을 추출하기 위하여 본 논문에서는 Horprasert 알고리즘[7]을 사용하였다. 속도 개선을 위해 우리는 기존의 RGB 각각에 대한 연산 대신 명도 성분만을 추출하여 적용하였고, 현재 프레임을 포함한 이전 3프레임에서 평균과 분산을 계산하도록 수정하였다.

배경 모델 후의 검출된 움직임 블록은 (그림 1)과 같다.

색상을 이용하여 화재 영역을 감지하기 위해, Korpilovic[8]은 화재의 색상정보에 가장 민감한 R(Red)채널의 임계값과 채도값을 이용하는 방법을 제안하였다. 하지만 이 방법은 3가지 조건에 대한 경험적 임계값들을 요구함으로써 범용적인 화재 영역 검출을 위해서 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 RGB채널에 대한 확률적 모델을 구성하고 이로부터 화재 후보 영역을 결정하는 방법을 사용하였다.

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

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

$i \in R, G, B$

수식 (1)에서  $\mu$ 은 학습데이터로부터 얻어진  $i$ 색상 채널의 평균을 의미하며,  $\sigma$ 은  $i$ 색상 채널의 분산을 의미한다. 이렇게 구해진 각 채널의 확률모델로부터 새로운 입력 픽셀  $I_i(x,y)$ 의  $i$ 채널 확률 값은 수식 (1)을 통해 알 수 있다.

이렇게 구해진 각 색상 채널의 확률 값을 이용하여 수식 (2)와 같이 전체 색상채널의 확률 값을 계산하고 이 값이



(그림 1) 배경 모델 적용 후 화재 후보 영역

임계값  $\tau$ 를 넘을 경우 화재 후보 색상 픽셀로 선언한다.

$$p(I(x,y)) = \prod_{i \in R,G,B} p(I_i(x,y)) \quad (2)$$

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

색상 모델을 이용하여 검출된 화재 후보 블록은 (그림 2)와 같다.



(그림 2) 색상 모델 적용 후 화재 후보 영역

2.2 퍼지 추론을 이용한 불꽃 검출

화재 영상에서 배경 모델과 화재 색상 모델을 적용하여 검출된 화재 후보 영역은 대부분 정확한 검출 결과를 보이지만 화재와 유사한 색상을 갖는 움직임 객체의 경우 여전히 화재로 검출되는 오류가 발생한다. 또한, 화재 불꽃의 특성상 공기의 흐름이나 인화물질에 따라 화재 모양 및 색상이 불규칙하게 변화하는 성질을 가지며 이러한 특성이 정확한 화재 불꽃 검출을 어렵게 만드는 주요 요인이 된다. 따라서, 본 논문에서도 연속적으로 불규칙한 값을 갖는 화재의 특성을 파악하기 위해 퍼지로직(Fuzzy Logic)을 사용하였다.

퍼지로직은 정밀성을 요구하는 통제 시스템이나 의사 결정을 위한 전문가 시스템 등에서 가장 많이 사용되는 성공적인 기술 중의 하나이다. 특히 퍼지로직은 입력 변수가 연속적이고 수학적으로 모델링하기 힘들거나 불가능한 응용분야에 가장 적합하다[9].

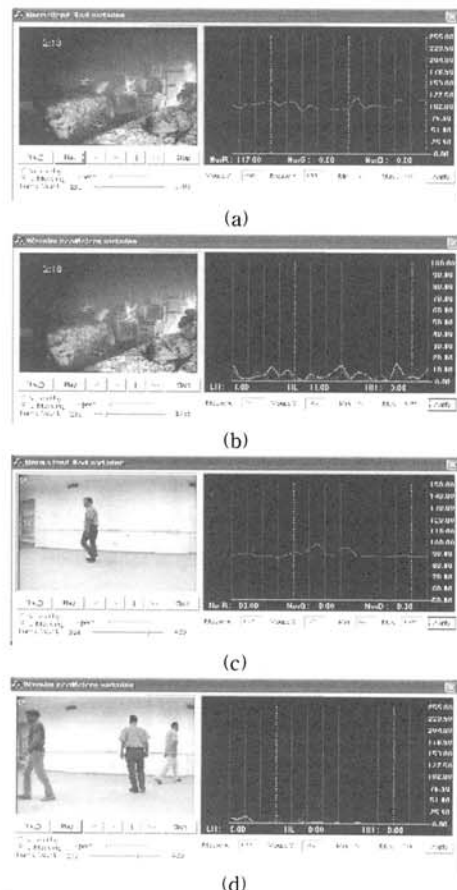
불꽃 영역의 불규칙성을 반영하기 위해 본 논문에서는 시간 축 상에서 일정 프레임 동안 명도변화 정보, 웨이블릿 에너지 변화 정보, 모션 방향 변화 정보를 분석하여 이를 퍼지 로직의 입력 변수로 사용하였다.

2.2.1 특징 추출 및 퍼지 멤버십 함수 생성

퍼지 로직에서 성능에 가장 큰 영향을 미치는 멤버십 함수(membership function)는 학습 집합으로부터 생성된 특징들의 가우시안 확률모델로 구성된다. 특징 추출을 위해 화재 불꽃의 특성을 분석하면 아래와 같은 특성을 보임을 알 수 있다.

- 화재 불꽃은 주변보다 높은 명도 값을 갖는다.
- 화재 불꽃의 색상은 매우 다양한 범위를 갖는다.
- 화재 불꽃 영역은 고주파 성분을 갖는다.
- 화재 불꽃은 외부의 영향(예, 바람)이 크지 않다면 상승 방향으로 움직인다.
- 화재 불꽃은 시간축 상에서 매우 불규칙한 움직임을 갖는다.

위와 같은 특성을 기반으로 명도, 웨이블릿 계수, 모션의 방향 정보 등을 이용하여 학습 동영상으로부터 불꽃 영역의 특징 값을 추출한다. 이 때, 불꽃은 (그림 3)과 같이 시간축 상에서 불규칙하게 움직이므로 현재 프레임에서 후보 화재 영역의 과거 100프레임을 추적하여 특징 값의 변화량을 왜도(Skewness)값으로 표현하고 이를 확률분포로 모델링 한다. (그림 3)의 (a)와 (b)와 같이 불꽃 영역에서의 명도값과 웨이블릿 계수 에너지의 변화에서는 불꽃을 포함하는 블록에서는 불규칙적으로 값들이 연속적으로 변화하는 반면, (c)와 (d)의 경우에는 움직임이 없다가 물체 오브젝트가 지나가는 순간에만 명도와 웨이블릿 계수 에너지 변화가 나타나는 것을 확인할 수 있다. (그림 3)과 같이 불꽃 영역에서는 100 프레임에서 주기적으로 불규칙한 변화를 보여줌으로 물체 움직임과 구분 짓기 위해 분산을 이용할 수 있지만, 평균에서 떨어져 있는 정도에 대한 값을 측정하는 분산보다는 치우친 정도까지 표현이 가능한 왜도를 사용하였다. 왜도값이 0일때는 표준 왜도 형태를 따르고 양수인 경우에는 왼쪽으로 치우친 양의 왜도 형태를 따르며, 음수인 경우에는 오른쪽으로 치우친 음의 왜도 형태를 따른다.



(그림 3) 100프레임의 시간축 상에서 불꽃 영역과 물체 움직임 영역 사이의 특징값 변화 (a) 불꽃 영역에서의 명도 특징 값의 변화 (b) 불꽃 영역에서 웨이블릿 계수 에너지의 변화 (c) 물체 움직임 영역에서 명도 특징 값의 변화 (d) 물체 움직임 영역에서 웨이블릿 계수 에너지의 변화

본 논문에서는 학습 데이터를 이용하여 각 특징에 대한 가우시안 확률 분포를 생성하였다.

학습 데이터는 화재와 화재색상인 움직임 오브젝트를 포함하는 총 12개의 학습 동영상으로부터 추출하였다. 임의로 2640개의 학습 블록(1320개의 화재 블록, 1320개의 화재 색상 움직임 오브젝트 블록)에서 특징을 추출하였고, 화재 동영상은 FASTData(<http://fire.nist.gov/fastdata/>)에서, 비-화재 동영상은 CAVIAR 프로젝트 데이터 (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>)에서 선택하였다.

특징 추출을 위해 화재 동영상과 비-화재 동영상에 대하여 명도 정보를 100개의 프레임에 대하여 큐에 저장하고 명도의 변화량을 표현해 줄 수 있는 왜도값을 수식 (3)을 이용하여 측정하였다.

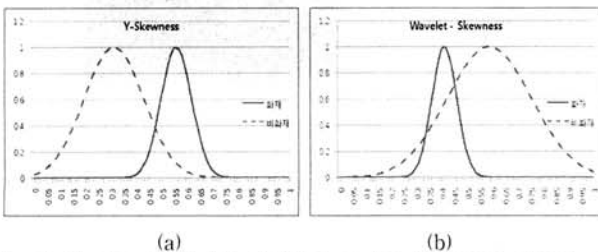
$$S(x) = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \quad (3)$$

위 수식에서  $\bar{x}$ 는 블록의 평균을 의미하고  $\sigma$ 는 블록의 표준편차를 의미하며, n은 구간(100프레임)을 의미한다. 측정된 왜도 값들은 값의 분포에 따라 음수부터 양수의 값을 가짐으로 이를 0~1로 정규화하여 (그림 4-(a))와 같이 수식 (4)를 이용하여 가우시안 확률 모델을 생성하였다. 학습데이터로부터 구해진 명도 변화에 대한 화재 영역과 비-화재 영역의 가우시안 함수는 퍼지 로직을 위한 멤버십 함수(화재:  $\mu_{Y-F}(x)$ , 비-화재:  $\mu_{Y-NF}(x)$ )로 사용된다.

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (4)$$

위 수식에서  $\mu$ 는 정규화 된 왜도 값들의 평균을 의미하고,  $\sigma$ 는 정규화 된 왜도 값들의 표준편차를 의미한다.

다음으로 웨이블릿 계수의 변화량을 측정하기 위해 웨이블릿 변환을 적용하고, 고주파 성분에 해당하는 LH, HL, HH의 계수의 합을 계산하여 에너지를 구하고 이를 명도 변화량과 동일한 방법으로 가우시안 모델을 생성하였다. 웨이블릿 에너지의 변화량에 대한 가우시안 밀도 함수는 (그림 4-(b))와 같다. 명도 변화와 동일하게 학습데이터로부터 구해진 웨이블릿 에너지 변화에 대한 화재 영역과 비-화재 영역의 가우시안 함수는 퍼지 로직의 규칙(rule)을 위한 멤버십함수(화재:  $\mu_{W-F}(x)$ , 비-화재:  $\mu_{W-NF}(x)$ )로 사용된다.

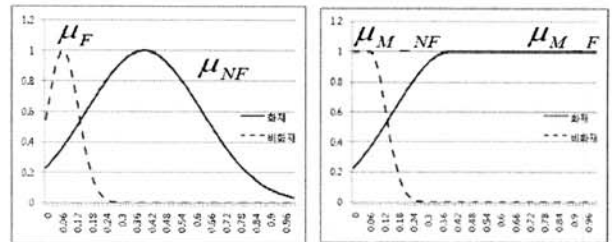


(그림 4) 명도 변화(a)와 웨이블릿 에너지 변화(b)를 이용한 가우시안 멤버십 함수

마지막으로 시간에 따른 화재 영역의 모션 변화량을 측정하기 위해서, 화재와 움직임을 갖는 비-화재 영역에 대해 3단계 탐색(3-step search) 알고리즘으로 움직임 벡터를 추출하고, 블록내의 움직임 방향을 수식 (5)를 이용하여 0~360도의 방향을 1~8로 정규화 하였다.

$$M_{code}^b = \left\lfloor \frac{atan(mv^{b_x}/mv^{b_y}) \times 10}{8} \right\rfloor \quad (5)$$

위 수식에서  $mv^{b_x}$ 와  $mv^{b_y}$ 는 각각 이전 프레임과 현재 프레임의 블록간에 픽셀 값을 이용한 움직임 거리를 나타낸다. 불꽃은 일반적으로 상승방향으로 불규칙하게 움직임으로 8방향의 움직임 방향에서 2, 3, 4에 해당하는 상승정보를 이용한다. 우선 N(100)개의 프레임에서 특징 위치의 후보 블록이 2, 3, 4 상승방향을 가질 경우를 카운트(C)하여 C/N의 확률값으로 표현한다. 이 과정을 학습데이터에 적용하여 화재 영역 및 비-화재 영역에 대해 (그림 5-(a))와 같이 가우시안 확률 모델을 생성하였다. 모션 정보는 상승방향 비율이 높을수록 화재일 확률이 높기 때문에 가우시안 확률 함수는 (그림 5-(b))와 같이 변형되어 규칙(rule)의 멤버십 함수로 사용된다. 변형된 멤버십 함수는 수식 (6), (7)과 같다.



(그림 5) 모션방향에 대한 가우시안 확률 모델(a)과 변형된 멤버십 함수(b)

수식 (6), (7)에서  $m_F, m_{NF}, \sigma_F, \sigma_{NF}$ 는 모션방향에 대한 화재 및 비-화재 가우시안 확률 밀도함수의 평균과 분산을 의미하며,  $\mu_F, \mu_{NF}, \mu_{M-F}, \mu_{M-NF}$ 는 모션방향에서 화재와 비-화재에 대한 멤버십 함수와, 변형된 화재와 비-화재의 멤버십 함수를 의미한다.

$$\mu_{M-F}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_F}{\sigma_F}\right)^2} & x < \mu_F \\ 1 & x \geq \mu_F \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{M-NF}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_{NF}}{\sigma_{NF}}\right)^2} & x > \mu_{NF} \\ 1 & x \leq \mu_{NF} \end{cases} \quad (7)$$

### 2.2.2 퍼지 로직

각 입력값에 대한 멤버십 함수가 생성되면 출력값을 예측하기 위한 퍼지규칙을 생성해야 한다. 퍼지 규칙은 if.. then.. else.. 로 구성되는데, 본 논문에서는 위의 3가지 특징

값에 대한 규칙을 (그림 6)과 같이 구성하였다.

(그림 6)에서 3가지 입력 변수가 사용되는데, Y는 명도 변화, W는 웨이블릿 에너지 변화 그리고 M은 모션 변화를 위한 변수를 의미한다.

입력값과 퍼지규칙이 정해진 후에, 이를 이용하여 퍼지 시스템의 출력 결과값을 결정해야 한다. 우선 입력 값은 멤버십 함수를 기반으로 퍼지화 되고, 각 퍼지 규칙에 수식 (8)과 같이 Larsen [10]이 제안한 곱 조건명제(product implication)를 적용하였다.

$$\mu(x_1, x_2, x_3, y) = \phi[\mu_Y(x_1) \cdot \mu_W(x_2) \cdot \mu_M(x_3), \mu_B(y)] \tag{8}$$

Larsen의 알고리즘에서 “and”는 수식 (8)와 같이 퍼지 집합들의 곱(Product)으로 적용되고 “else”는 아래 수식 (9)와 같이 max(Union)연산으로 적용된다.

$$\mu_B(y) = \phi[DOF_1, \mu_{B_1}(y)] \vee \phi[DOF_2, \mu_{B_2}(y)] \vee \dots \vee \phi[DOF_n, \mu_{B_n}(y)] \tag{9}$$

수식 (9)에서 DOF(Degree of Fulfillment)는 규칙에서 선행 명제에 대한 곱을 의미하는 것으로 첫 번째 규칙에 대해서 수식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

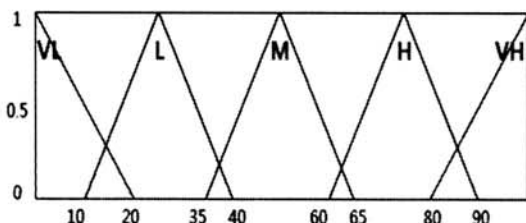
$$DOF_j = \mu_Y(x_1) \cdot \mu_W(x_2) \cdot \mu_M(x_3) \tag{10}$$

화재에 대한 각 규칙에서 결과(consequent)를 위한 멤버십 함수  $\mu_{B_j}(y)$ 는 (그림 7)과 같으며, 2.2.1 장에서 설명한 12개의 학습 동영상으로부터 추출한 학습데이터를 이용하여 실험에 의한 가장 좋은 성능을 보여주는 멤버십 함수를 생성하였다.

미리 정해진 8개의 규칙과 입력 변수 값에 수식 (8)에 적

IF Y is Fire	and W is Fire	M is Fire	then Fire is VeryHigh	else
IF Y is Fire	and W is NotFire	M is Fire	then Fire is High	else
IF Y is NotFire	and W is Fire	M is Fire	then Fire is High	else
IF Y is Fire	and W is Fire	M is NotFire	then Fire is Median	else
IF Y is NotFire	and W is NotFire	M is Fire	then Fire is Median	else
IF Y is Fire	and W is NotFire	M is NotFire	then Fire is Low	else
IF Y is NotFire	and W is Fire	M is NotFire	then Fire is Low	else
IF Y is NotFire	and W is NotFire	M is NotFire	then Fire is VeryLow	

(그림 6) 퍼지 로직에 적용할 규칙



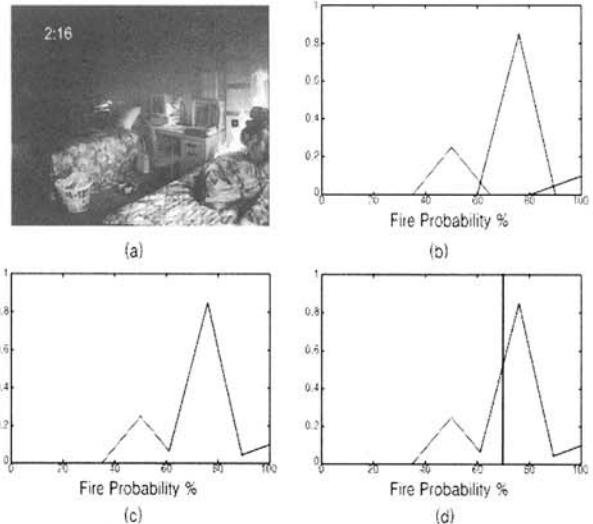
(그림 7) 화재에 대한 결과(consequent) 멤버십 함수들 (VH:Very High, H:High, M:Medium, L:Low, VL:Very Low)

용하여 (그림 8-(b))와 같이 출력 함수를 생성하고, 각 출력 함수들에 대해 수식 (9)의 max(union) 연산을 수행하여 (그림 8-(c))와 같이 최종 출력함수 ( $\mu_{out}(x)$ )를 생성한다. 마지막으로 생성된 출력 함수에 수식 (11)을 적용하여 무게 중심을 구하고 해당 지점의 확률 값을 (그림 8-(d))와 같이 최종 확률로 결정한다.

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_i * \mu_{out}(\mu_i)}{\mu_{out}(\mu_i)} \tag{11}$$

위 수식에서  $\mu_i$ 는 화재 확률값이고  $\mu_{out}(\mu_i)$ 는 화재 확률 값에 대한 출력 함수값을 의미한다.

(그림 8)는 역퍼지(defuzzification) 과정을 통해 최종 출력값을 예측하는 과정을 보여준다. (그림 8)에서 최종 불꽃이 발생 했을 확률 값은 70%이다.



(그림 8) 결과 함수들을 이용한 역퍼지(defuzzification) 과정. (a) 퍼지 로직에 적용될 블록 (b) 규칙적용을 통해 생성된 출력 함수들 (c) 출력함수에 대해 max연산을 적용하여 생성된 최종 출력함수 (d) 최종 출력함수에 대한 무게중심 추정

### 3. 실험결과 및 분석

제안된 알고리즘의 성능을 기존의 알고리즘과 비교 분석 하기 위하여 본 논문에서는 10개의 테스트 동영상을 사용하였다. 5개의 동영상은 화재불꽃 감지에서 가장 우수한 성능을 보여주는 것으로 알려진 Töreyn[2]의 실험에 사용된 동영상(Movie 2, 7, 8, 9, 10)이고, 3개의 동영상은 미국의 표준 기술 연구소(NIST, <http://fire.nist.gov/>)에서 제작한 표준 참조 데이터베이스(Standard Reference Database) 동영상 (Movie 1, 3, 4)이며, 2개의 동영상은 웹사이트(www.youtube.com)를 통해 얻은 동영상(5, 6)이다. Movie 1, 3, 4, 5는 실내에서 화재가 발생한 동영상이고, Movie 2는 실외에

서 화재가 발생한 동영상이다. Movie 6, 7, 8, 9, 10은 실제 불꽃과 구별하기 위하여 사용한 화재 색상을 가지는 움직임 오브젝트를 포함하는 동영상이다. 비교 대상인 Töreyn의 알고리즘은 초기 배경 모델에 의해 움직임 영역을 검출하고 후보 영역에 대해 화재-컬러 모델과 후보 영역에 대한 시/공간상의 웨이블릿 고주파 계수의 변화량을 측정하여 화재를 검증하는 방법을 사용하였다. 제안한 방법과 유사하지만 Töreyn은 화재의 불규칙한 특징을 마르코브 모델에 적용하였으며, 웨이블릿 값에서 고주파 성분의 합들에 대한 저주파 성분의 비율이 경험에 의한 임계값보다 클 경우 화재로 판단하는 휴리스틱한 정보를 이용했다.

제안한 알고리즘(Method 2)과 Töreyn(Method 1) 알고리즘에 대한 성능비교 결과는 <표 1>과 같다.

불꽃 감지 시스템의 성능 비교는, 다음과 같이 3가지의 분류 성능 측정 방법을 이용하여 테스트 하였다.

- True Positive(TP) : 실제 화재 영역( $Y=1$ )을 실험에서도 화재 영역으로 분류( $\hat{Y}=1$ )하는 경우

$$TP = P(\hat{Y} = 1 | Y = 1) \quad (12)$$

- False Positive(FP) : 실제 비-화재 영역( $Y=0$ )을 실험에서는 화재 영역으로 분류( $\hat{Y}=1$ )하는 경우

$$FP = P(\hat{Y} = 1 | Y = 0) \quad (13)$$

- Missing Rate(M) : 실제 화재 영역( $Y=1$ )을 실험에서는 비-화재 영역으로 분류( $\hat{Y}=0$ )하는 경우

$$M = P(\hat{Y} = 0 | Y = 1) \quad (14)$$

수식 (12), (13), (14)에서  $Y$ 가 1인 경우 화재 영역을 포함한 프레임의 의미하고, 0인 경우 화재 영역을 포함하지

<표 1> Töreyn의 알고리즘과(Method1) 제안된 알고리즘(Method2)의 성능 비교표

Seq.	True Positive(TP, %)		False Positive(FP, %)		Missing Rate (M, %)	
	Method		Method		Method	
	1	2	1	2	1	2
Movie 1	51.3	96	10.2	0	38.5	4
Movie 2	65.7	80	0	0	34.3	20
Movie 3	87	100	0	0	13	0
Movie 4	44.8	82.8	0	0	51.2	17.2
Movie 5	58.8	97.5	12	0	29.2	2.5
Movie 6	93.2	99.8	6.8	0.2	0	0
Movie 7	100	100	0	0	0	0
Movie 8	100	100	0	0	0	0
Movie 9	100	100	0	0	0	0
Movie 10	100	100	0	0	0	0
Average	80.08	95.61	2.9	0.02	16.62	4.37

않은 프레임의 의미한다. 그리고  $\hat{Y}$ 가 1인 경우 화재로 판단된 프레임으로 의미하고, 0인 경우 화재로 판단하지 않은 프레임의 의미한다.

수식 (12)에서 TP는 화재를 포함하는 프레임들 중에서 화재라고 판단한 프레임의 비율이고, 수식 (13)에서 FP는 화재를 포함하지 않는 프레임들 중에서 화재라고 판단한 프레임의 비율이다. 그리고 수식 (14)에서 M은 화재를 포함하는 프레임들 중에서 화재가 아니라고 판단한 프레임의 비율이다.

<표 1>의 결과에서 본 논문에서 제안한 방법은 평균 95%의 검출율(TP)을 보여준 반면, Töreyn의 알고리즘은 81%의 검출 성능을 보여주고 있다. 하지만, 본 논문에서 제안한 방법은 Movie2에서처럼 불꽃 색상이 어둡거나, 불꽃이 급격히 확산되는 Movie4의 경우에는 현재 프레임에서 화재가 발생했다라도 이전 프레임들은 비-화재인 경우가 많아 100프레임 동안의 특징변화율을 통계적으로 분석하여 사용했을 시 검출율이 감소하는 경향이 있었다.

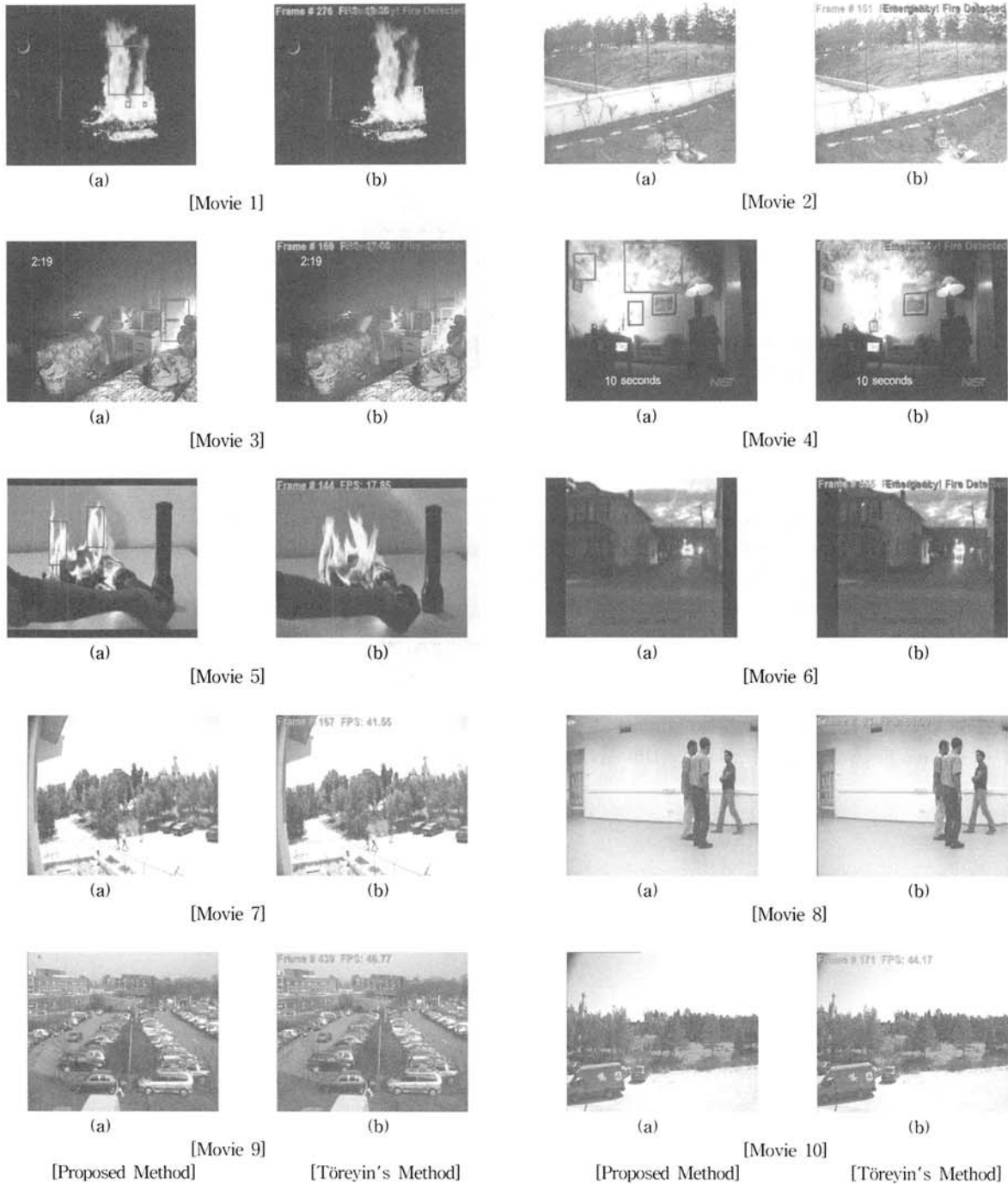
오검출율(FP)결과에서는 본 논문의 알고리즘은 0.02% 성능을 보여준 반면 Töreyn의 알고리즘은 2.9%의 성능을 보여주었다. Töreyn의 알고리즘은 Movie1에서 10%의 오류를 보여주고 있는데, 이것은 해당 동영상에 포함된 불꽃이 확산되면서 주변영역에 반사되어 벽과 같은 잘못된 영역에서도 불꽃을 검출하기 때문이고, Movie5에서 12%의 오류를 보여주고 있는데 이것은 레이저를 이용하여 불을 내는 과정에서 레이저에 의한 오검출 때문이다. 하지만, 본 논문의 알고리즘에서는 100프레임 동안에 특징변화율을 통계적으로 분석하고 퍼지로지직에 적용하였기 때문에 오검출을 효과적으로 제거할 수 있었다.

미검출율(M)의 경우 Töreyn의 알고리즘은 평균 16%로 제안한 알고리즘에 비해 약 12% 높게 나타났으며, 비-화재 동영상의 경우 Töreyn의 알고리즘은 Movie6에서 소방차의 라이트에서 6.8%의 오검출이 발생하였다. 100프레임 동안의 특징 변화율을 통계적으로 분석하는 방법은 불꽃이 급격히 확산되는 동영상에서는 검출율이 다소 감소한다는 문제점이 존재하지만 오검출을 효과적으로 제거하였으며, 제안한 알고리즘이 Töreyn의 알고리즘보다 검출율이 높고, 오검출율이 낮으며, 미검출율이 낮아 모든 부분에서 우수하다는 것을 보여주고 있다.

(그림 9-(a))는 제안된 방법을 이용하여 불꽃을 감지한 결과 화면이고, (그림 9-(b))는 Töreyn이 제안한 방법을 이용하여 불꽃을 감지한 결과 화면이다. 제안한 방법의 보다 자세한 동영상 데모는 <http://cvpr.kmu.ac.kr>에서 확인할 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 넓은 장소와 개방된 공간에서는 효율이 떨어지는 기존의 센서 기반 화재 감지기의 단점을 보완하기 위해 카메라 영상을 이용한 화재 불꽃 감지 알고리즘을 제



(그림 9) 제안된 알고리즘(a)과 Töreyn의 알고리즘(b)을 이용하여 실험한 결과 화면

안하였다. 입력된 영상으로부터 배경 모델과 불꽃 색상 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 추출하고, 후보 블록에 대하여 시간축 상에서의 명도 변화, 웨이블릿 계수 변화, 모션 방향 변화율을 추출하여 확률 모델을 생성하고, 생성된 모델들을 퍼지 로직의 멤버십 함수로 사용하였다. 역퍼지(defuzzification) 과정을 통해 최종 결과 함수를 생성하고 이로부터 불꽃 발생 확률값을 예측하였다.

향후 연구에서는 퍼지 로직의 입력 변수로 사용될 특징들

의 개선과, 퍼지 규칙의 검증등을 통해 보다 정확한 불꽃 감지 결과를 도출할 수 있도록 할 것이다.

### 참고 문헌

[1] T. Chen, P. Wu and Y. Chiou, "An early fire detection method based on image processing," International Conference on Image Processing, pp.1707-1710, 2004.

[2] B.U. Töreyn, Y. Dedeoglu, U. Gudukbay and A. E. Cetin, "Computer vision based method for real-time fire and flame detection," Pattern Recognition Letters, 27, pp.49-58, 2006.

[3] D. Han and B. Lee, "Development of Early Tunnel Fire Detection Algorithm Using the Image Processing," International Symposium on Visual Computing, pp.39-48, 2006.

[4] T. Celik, H. Ozkaraman and H. Demirel "Fire pixel classification using Fuzzy Logic and Statistical Color model," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp.I-1205-I-1208, 2007.

[5] B. Ko, K-H Cheong and J-Y Nam, "Fire detection based on vision sensor and support vector machines," Fire Safety Journal, Vol.44, Issue 3, pp.322-329, 2009.

[6] 정광호, 고병철, 남재열, "베이지안 네트워크를 이용한 자동 화재 감지 시스템," 정보처리학회논문지B, Vol.15B, No.2, pp.87-94, 2008.

[7] T. Horprasert, D. Harwood, L.S Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection," IEEE Workshop on Frame Rate, pp.1-19, 1999.

[8] I. Kopilovic, B. Vagvolgyi, T. Sziranyi, "Application of Panoramic Annular Lens for Motion Analysis Tasks: Surveillance and Smoke Detection," IEEE International Conference on Pattern Recognition, Vol.4, pp.14-717, 2000.

[9] Y. F. Simon, "A Fuzzy Logic Approach to Fire Detection in Aircraft Dry Bays and Engine Compartments," IEEE Trans. On Industrial Electronics, Vol.47, No.5, pp.1161-1171, 2000.

[10] P. M. Larsen, "Industrial applications of fuzzy logic control," International Journal of Man-Machine Studies, Vol.12, No.1, pp.3-10, 1980.



**황 현 재**

e-mail : friend7448@nate.com

2008년 계명대학교 컴퓨터공학 졸업(학사)

2010년 계명대학교 컴퓨터공학(공학석사)

관심분야: 컴퓨터비전, 패턴인식



**고 병 철**

e-mail : niceko@naver.com

1998년 경기대학교 전자계산학 졸업(학사)

2000년 연세대학교 컴퓨터과학(공학석사)

2004년 연세대학교 컴퓨터과학(공학박사)

2004년~2005년 삼성전자 통신연구소 책임

연구원

2005년~현 재 계명대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야: 영상검색, 컴퓨터비전, 패턴인식