(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2011-0048417
(43) 공개일자 2011년05월11일

(51) Int. Cl.
G08B 17/12 (2006.01) *G06T 7/40* (2006.01)
(21) 출원번호 10-2009-0105202
(22) 출원일자 2009년11월02일
심사청구일자 2009년11월02일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구 달서구 신당동 1000번지
(72) 발명자
황현재
경상북도 고령군 쌍림면 안림리 56
고병철
대구 달서구 호산동 374번지 현대하이츠 빌 302호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
김일환

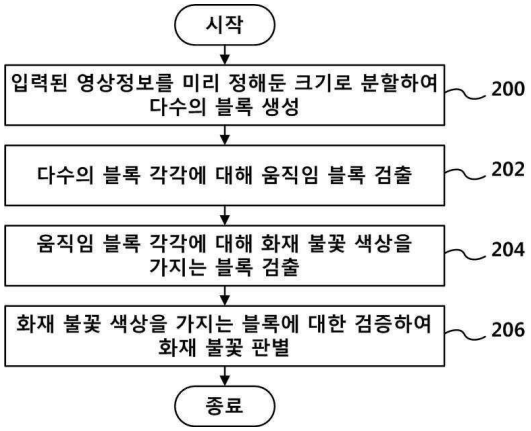
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법

(57) 요 약

본 발명은 카메라로부터의 영상정보를 다수의 블록으로 분할하고, 상기 블록 단위로 화재 불꽃 판별을 위한 특징들을 검출하고, 상기 특징들을 퍼지 규칙에 따라 검증하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법을 제공하는 것이다. 상기한 본 발명의 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법은, 영상 정보를 미리 정해둔 크기로 분할하여 다수의 블럭을 생성하는 단계; 상기 다수의 블럭 각각에 대해 움직임 여부를 판별하여 움직임 블럭을 검출하는 단계; 상기 검출된 움직임 블럭 각각에 대해 화재 불꽃 색상 여부를 판별하여 후보 블럭을 검출하는 단계; 상기 검출된 후보 블럭 각각에 대해 명도 변화와 웨이블릿 계수들의 합 변화와 모션 변화가 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 검출하는 단계; 상기 명도 변화와 상기 웨이블릿 계수들의 합 변화와 상기 모션 변화가 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 퍼지 규칙의 입력 변수들로 입력받아, 미리 정해둔 퍼지 규칙에 따라 후보 블럭이 실제 화재 불꽃 블럭인지를 검증하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

대 표 도 - 도2



(72) 발명자

강은희

대구광역시 남구 대명동 2139-12 (재)대구디지털산업진흥원 본관 1층

남재열

대구 수성구 범물동 서한화성 103동 1401호

특허청구의 범위

청구항 1

퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 있어서,

영상 정보를 미리 정해둔 크기로 분할하여 다수의 블럭을 생성하는 단계;

상기 다수의 블럭 각각에 대해 움직임 여부를 판별하여 움직임 블럭을 검출하는 단계;

상기 검출된 움직임 블럭 각각에 대해 화재 불꽃 색상 여부를 판별하여 후보 블럭을 검출하는 단계;

상기 검출된 후보 블럭 각각에 대해 명도 변화와 웨이블릿 계수들의 합 변화와 모션 변화를 검출하고, 검출된 명도 변화와 웨이블릿 계수들의 합 변화와 모션 변화 각각이 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 검출하는 단계;

상기 명도 변화와 상기 웨이블릿 계수들의 합 변화와 상기 모션 변화가 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 퍼지 규칙의 입력 변수들로 입력받아, 미리 정해둔 퍼지 규칙에 따라 후보 블럭이 실제 화재 불꽃 블럭인지를 검증하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 블록의 움직임 여부는,

수학식 11에 따라 명도 성분에 대한 3 프레임의 평균과 분산을 이용하여 산출된 명도 왜곡 값으로 판단함을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

수학식 11

$$\alpha_Y = \frac{Y(p)\mu(p)}{\sigma_Y(p)^2} \Big/ \frac{\mu(p)^2}{\sigma_Y(p)^2}$$

$$BD_Y = \sqrt{\frac{Y(p) - \alpha_Y \mu_Y(p)^2}{\sigma_Y(p)}}$$

상기 수학식 11에서 μ_P 는 픽셀 p에서의 명도 평균 값, σ_P 는 표준편차, α_P 는 명도 왜곡 파라미터, BD_P 는 명도 왜곡(Brightness Distortion)임.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 후보 블록의 명도 변화로는,

상기 후보 블록에 대한 명도 변화 정보를 추출한 후에, 수학식 4에 따라 산출된 상기 명도 변화 정보의 왜도 값이 이용됨을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

수학식 12

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

상기 수학식 12에서 $\overline{x}$ 는 평균을 의미하고 σ 은 표준 표준편차임.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 후보 블록의 웨이블릿 계수들의 합 변화로는,

상기 후보 블록에 대한 웨이블릿 변환을 통하여 고주파 성분에 해당하는 수평, 수직, 대각선 계수들의 합을 산출하고, 수학식 13에 따라 산출된 상기 수평, 수직, 대각선 계수들의 합에 대한 왜도 값이 이용됨을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

수학식 13

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

상기 수학식 13에서 $\overline{x}$ 는 평균을 의미하고 σ 은 표준 표준편차임.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 후보 블록의 모션 변화로는,

상기 후보 블록 내의 픽셀들로부터 수학식 14에 따라 모션의 방향을 산출하고,

미리 정해둔 수의 프레임에서의 상기 후보 블록 내의 픽셀들 각각에 대해 수학식 15에 따라 상승 확산 경향을 산출하고,

상기 모션의 방향 및 상기 상승 확산 경향을 수학식 16에 따라 변환된 특징값이 이용됨을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

수학식 14

$$\mu_{M_F}(x)=\begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_F}{\sigma_F})^2} & x<m_F \\ 1 & x\geq m_F \end{cases}$$

$$u_{M_NF}(x)=\begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_{NF}}{\sigma_{NF}})^2} & x>m_{NF} \\ 1 & x\leq m_{NF} \end{cases}$$

수학식 14에서 m_F, m_{NF}, σ_F, σ_{NF} 는 모션 방향에 대한 화재 및 비-화재 가우시안 확률 밀도함수의 평균과 분산을 의미하며, μ_{M_F}, μ_{M_NF} 는 모션방향에서 화재와 비-화재에 대한 변형된 화재와 비-화재의 멤

버십 함수를 의미함.

수학식 15

$$M_{code}^{b} = [\frac{atan(mv^{b_y}/mv^{b_x}) \times 10}{8}]$$

수학식 15에서 mv^{b_x}는 x방향의 변위이고, mv^{b_y}는 y방향의 변위를 나타내며, 모션 벡터의 방향성을 0~360에서 0~7의 값으로 정규화한 것임.

수학식 16

$$P(M_{code}^{b}) = \frac{\sum_{1}^{3} H_b}{\sum_{0}^{7} H_b}$$

수학식 16에서 $\sum_{0}^{7} H_b$은 전체 방향 정보의 합이고, $\sum_{1}^{3} H_b$는 상승 방향을 나타내는 정보들의 합임.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 퍼지 규칙은,

명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 모두 화재를 나타내면 매우 높음,

명도 변화(Y)와 모션 변화(m)만 화재를 나타내면 높음,

웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 존재하면 높음,

명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)가 화재를 나타내면 중간, 모션 변화(M)가 화재를 나타내면 중간,

명도 변화(Y)만 화재를 나타내면 낮음,

웨이블릿 계수들의 합 변화(W)만 화재를 나타내면 낮음,

명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 모두 화재를 나타내지 않으면 매우 낮음으로 판단하여 검증결과로 출력함을 특징으로 하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

명 세 서

발명의 상세한 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 화재 감시 기술에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 카메라로부터의 영상정보로부터 화재 불꽃 판별을 위한 특징들을 검출하고 그 검출된 특징들을 퍼지 규칙에 따라 검증하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 건물의 대형화와 복잡화는 실생활의 편의성을 높이는 반면에 화재와 같은 안전사고에 있어서 막대한 재산 및 인명 피해를 야기한다. 이에따라 정확한 화재 경보 시스템 구축의 필요성이 대두되고 있다.

[0003] 종래 화재 경보 시스템은 열, 연기 등의 센서 기반 감지기들이 대부분으로, 이들 감지기는 화재가 발생한 후 일

정 시간이 지나 열이나 연기가 확산되어 센서에 도달해야 비로소 감지를 할 수 있었다. 이러한 종래 방식들은 조기에 화재를 감지하지 못하는 문제점과 넓은 장소와 개방된 공간에서는 그 성능이 떨어지는 문제가 있다.

[0004] 이러한 문제를 해소하기 위하여 카메라를 채용한 화재 감지 시스템이 제안되었으며, 이 화재 감지 시스템은 건물 내외에 설치되어 있는 감시 카메라를 이용하여 구현이 가능하므로 추가적인 비용이 들지 않고, 화재나 연기가 발생할 경우에도 열이나 연기의 확산을 기다릴 필요없이 카메라를 통해 원격지에서 즉각적인 감지가 가능한 장점이 있다.

[0005] 상기 카메라를 이용한 화재 감지 시스템과 관련된 연구를 위해 B. U. Toreyin은 움직임 영역 감지와 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 웨이블릿 에너지를 이용한 화재 감지 방법을 제안하였고, T. Celik은 화재의 컬러 픽셀 통계치와 전경 물체 정보를 결합한 방법을 제안하였다. W. Phillips은 컬러와 프레임간 이미지의 시간적 변화량을 기반으로 하여 화재를 감지하는 알고리즘을 제안하였고, T. Chen 은 RGB/HIS 컬러 모델과 불꽃 영역이 불규칙적으로 확산된다는 정보를 이용하여 화재를 분석하는 방법을 제안하였다.

[0006] 상기한 바와 같이 컬러정보와 픽셀들의 시간적인 변화량을 이용하는 대부분의 비전 기반 방식들은 휴리스틱한 특성으로 인해서 제한적인 환경에서는 좋은 결과를 보이지만 일반적인 화재 환경에 대해서는 오검출율이 높은 문제가 있었다. 이를 해결하기 위해 K. Cheong은 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 문제가 있었다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

[0007] 본 발명은 카메라로부터의 영상정보를 다수의 블록으로 분할하고, 상기 블록 단위로 화재 불꽃 판별을 위한 특징들을 검출하고, 상기 특징들을 퍼지 규칙에 따라 검증하는 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법을 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제 해결수단

[0008] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법은, 영상 정보를 미리 정해둔 크기로 분할하여 다수의 블럭을 생성하는 단계; 상기 다수의 블럭 각각에 대해 움직임 여부를 판별하여 움직임 블럭을 검출하는 단계; 상기 검출된 움직임 블럭 각각에 대해 화재 불꽃 색상 여부를 판별하여 후보 블럭을 검출하는 단계; 상기 검출된 후보 블럭 각각에 대해 명도 변화와 웨이블릿 계수들의 합 변화와 모션 변화가 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 검출하는 단계; 상기 명도 변화와 상기 웨이블릿 계수들의 합 변화와 상기 모션 변화가 화재 특성 모델에 대응되는지 여부를 퍼지 규칙의 입력 변수들로 입력받아, 미리 정해둔 퍼지 규칙에 따라 후보 블럭이 실제 화재 불꽃 블럭인지를 검증하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

효 과

[0009] 본 발명은 카메라로부터의 영상정보를 블럭단위로 처리함으로써 화재 불꽃 감지 시간을 단축시킬 수 있는 효과가 있다.

[0010] 또한 본 발명은 블록단위로 화재 불꽃 판별을 위한 특징들을 검출하고, 상기 특징들을 퍼지 규칙에 따라 검증함으로써, 화재 불꽃 판별의 신뢰도를 높일 수 있다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

[0011] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지장치의 구성도이다. 상기 화재 불꽃 감지장치는 제어모듈(100)과 메모리 장치(102)로 구성된다. 상기 제어모듈(100)은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 화재 불꽃 감지를 이행하며, 상기 메모리 장치(102)는 상기 제어모듈(100)의 처리 프로그램을 포함하는 다양한 정보를 저장한다.

[0012] 상기한 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지장치의 동작을 도 2의 흐름도를 참조하여 상세히 설명한다.

[0013] 상기 제어모듈(100)은 영상정보를 입력받아 미리 정해둔 크기로 분할하여 다수의 블록을 생성한다(200단계). 상기한 바와 생성된 다수의 블록 각각에 대해 상기 제어모듈(100)은 움직임 여부를 판별하여 하나 이상의 움직임

블록을 검출한다(202단계). 상기 하나 이상의 움직임 블록이 검출되면, 상기 제어모듈(100)은 상기 하나 이상의 움직임 블록 각각의 색상정보를 토대로 하나 이상의 화재 불꽃 색상을 가지는 블록을 검출한다(204단계). 상기 화재 불꽃 색상을 가지는 블록이 검출되면, 상기 제어모듈(100)은 퍼지로직을 이용하여 화재 불꽃 색상이 가지는 블록에 대한 검증을 이행하여 화재 불꽃을 최종 판별한다(206단계).

[0014] 이하 상기한 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 장치의 처리 과정을 상세히 설명한다.

[0015] <움직임 블록 감지 과정>

[0016] 본 발명에 따른 움직임 영역 감지는 명도 성분에 대한 3 프레임의 평균과 분산을 이용하여 이루어진다. 먼저 본 발명은 수학식 1을 이용하여 명도 왜곡 값을 산출한다.

수학식 1

$$\alpha_Y = \frac{Y(p)\mu(p)}{\sigma_Y(p)^2} \Big/ \frac{\mu(p)^2}{\sigma_Y(p)^2}$$

$$BD_Y = \sqrt{\frac{Y(p) - \alpha_Y \mu_Y(p)^2}{\sigma_Y(p)}}$$

[0017]

[0018] 영상 내의 임의의 픽셀 p는 4-요소 $< \mu_P, \sigma_P, \alpha_P, BD_P >$ 로 구성된다. 여기서, μ_P 는 픽셀 p 에서의 명도 평균 값, σ_P 는 표준편차, α_P 는 명도 왜곡 파라미터, BD_P 는 명도 왜곡(Brightness Distortion)이다. 상기 수학식 1에서 BD_Y 값이 임계값 이상이면 움직임 픽셀로 선언하고, 선정된 블록 안에서의 움직임 픽셀의 비율이 미리 정해둔 값 이상이면 해당 블록을 움직임 블록으로 결정한다.

[0019] 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따라 움직임 블록을 추출한 결과 화면을 도시한 것이다.

[0020] <화재 불꽃 색상 블록 감지 과정>

[0021] 본 발명에 따른 화재 불꽃 색상 감지는 RGB 색 공간에서 가우시안 모델을 구성하고 이로부터 화재 불꽃 여부를 판별함으로써 이루어진다. 여기서, 적(Red), 녹(Green), 청(Blue) 채널의 분포는 서로 독립적이고 가우시안 분포를 보인다고 가정하면, 수학식 2에 따라 화재 불꽃 색상 모델을 생성할 수 있다.

수학식 2

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

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

[0022]

[0023] 상기 수학식 2에서 μ 는 학습 데이터로부터 얻어진 i 색상 채널의 평균을 의미하며, σ 은 i 색상 채널의 분산을 의미한다. 각 채널의 확률모델로부터 새로운 입력 픽셀 $I_i(x,y)$ 의 채널 확률 값이 산출된다. 하기 수학식 3은 상기 수학식 2에서 얻어진 확률값을 이용하여 화재 불꽃 후보 픽셀 여부를 결정한다.

수학식 3

$$p(I(x,y)) = \prod_{i \in R,G,B} p_i(I_i(x,y))$$
$$\begin{cases} \text{if} & (I(x,y)) > \tau \quad then \quad Fire \\ else & NonFire \end{cases}$$

[0024]

[0025] 상기 수학식 3에서 $p_i(I_i(x,y))$ 는 상기 수학식 2에서 얻어진 적(Red), 녹(Green), 청(Blue) 값들의 확률 값이고, 그 값들의 곱이 임계값 τ 이상일 경우 화재 불꽃 후보 픽셀로 판단되며, 해당 블록내의 후보 픽셀의 비율이 미리 정해둔 값 이상이면 해당 블록을 화재 불꽃 후보 블록으로 결정한다.

[0026] 도 4는 본 발명에 따른 학습 데이터로 추출한 적(Red), 녹(Green), 청(Blue) 채널에 대한 가우시안 모델 그래프이고, 도 5는 본 발명에 따른 가우시안 모델링에 대한 화재 불꽃 후보 색상 블럭만 추출한 결과 화면이다.

[0027] <퍼지 규칙을 통한 검증과정>

[0028] 본 발명에 따른 화재 불꽃 후보 블럭에 대한 검증은, 화재 불꽃 후보 블럭에 대한 특징들을 분석하고, 이를 확률적으로 모델링하여 퍼지 규칙의 멤버십 함수로 적용하는 것이다. 상기한 화재 불꽃 후보 블럭에 대한 특징들은 시간축 상에서의 명도 변화, 웨이블릿 변환을 통한 3가지 고주파 성분인 LH, HL, HH 계수, 모션 변화를 채용한다. 여기서, 불꽃은 시간축 상의 불규칙한 움직임으로 현재 프레임에서 후보 화재 영역의 과거 100 프레임을 추적하여 특징값의 변화량을 왜도(Skewness) 값으로 표현하고 확률 분포로 모델링한다.

[0029] 도 6은 본 발명에 따라 100 프레임의 시간축 상에서 불꽃 영역의 명도(좌) 및 웨이블릿 계수(우) 특징 값의 변화를 도시한 것이고, 도 7은 본 발명에 따른 100 프레임의 시간축 상에서 물체 움직임 영역의 명도(좌) 및 웨이블릿 계수(우) 특징 값의 변화를 도시한 것이다.

[0030] 상기 퍼지 규칙이 멤버십 함수로 채용되는 첫 번째 특징은 시간축 상에서의 명도 변화 정보를 이용하는 것으로, 변화량을 표현할 수 있는 왜도 값을 수학식 4를 토대로 산출한다.

수학식 4

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

[0031]

[0032] 상기 수학식 4에서 $\overline{x}$ 는 평균을 의미하고 σ 은 표준 표준편차이며, 상기 측정한 왜도 값들은 0~1로 정규화하여 가우시안 확률 모델을 생성한다.

[0033] 도 8은 본 발명에 따라 추출한 명도 변화량에 따른 왜도 값들을 정규화하여 가우시안 모델에 적용한 멤버십 함수를 화재시와 비화재시로 나누어 나타낸 것이다.

[0034] 상기 퍼지 규칙이 멤버십 함수로 채용되는 두 번째 특징은 웨이블릿 변환을 통하여 고주파 성분에 해당하는 수평(LH), 수직(HL), 대각선(HH) 계수들의 합이며, 이는 수학식 4를 이용하여 산출한다.

[0035] 상기 도 9는 본 발명에 따라 추출한 고주파 성분인 수평(LH), 수직(HL), 대각선(HH) 계수들의 합 변화량에 따른 왜도 값들을 정규화하여 가우시안 모델에 적용한 멤버십 함수를 화재시와 비화재시로 나누어 나타낸 것이다.

[0036] 상기 퍼지 규칙이 멤버십 함수로 채용되는 세번째 특징은 모션 정보로서, 상기 모션 정보는 조명의 변화에 민감하고 속도가 빠른 3단계 탐색 알고리즘을 적용하여 추출하고, 수학식 5를 이용하여 모션 정보의 방향을 산출한다.

수학식 5

[0037] $$M_{code}^{b} = [\frac{atan(mv^{b_y}/mv^{b_x}) \times 10}{8}]$$

[0038] 여기서, mv^{b_x}는 x방향의 변위이고 mv^{b_y}는 y방향의 변위를 나타내며, 모션벡터의 방향성을 0~360에서 0~7의 값으로 정규화한다.

[0039] 일반적으로 불꽃은 특성상 상승하여 확산되는 경향을 보임으로 각 후보 영역에 속한 블록들에서 수학식 5를 이용하여 M_{code}^{b}을 구한 후, 이로부터 히스토그램(H_b)을 생성하고 확률 값을 구하기 위해 수학식 6을 이용한다.

수학식 6

[0040] $$P(M_{code}^{b}) = \frac{\sum_{1}^{3} H_b}{\sum_{0}^{7} H_b}$$

[0041] 여기서, $\sum_{0}^{7} H_b$은 전체 방향 정보의 합이고, $\sum_{1}^{3} H_b$는 상승 방향을 나타내는 정보들의 합이다.

[0042] 도 10은 본 발명에 따른 추출한 모션 변화량 값들을 정규화하여 가우시안 모델에 적용한 확률 분포를 화재시와 비화재시로 나누어 나타낸 것이다.

[0043] 또한 불꽃의 모션은 특성상 화재의 경우에 비-화재의 경우보다 상승하는 경향이 있으므로 수학식 7을 이용하여 확률 분포 그래프를 퍼지 규칙의 멤버십 함수로 변형한다.

수학식 7

[0044] $$\mu_{M_F}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_F}{\sigma_F})^2} & x < m_F \\ 1 & x \geq m_F \end{cases}$$

$$u_{M_NF}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_{NF}}{\sigma_{NF}})^2} & x > m_{NF} \\ 1 & x \leq m_{NF} \end{cases}$$

[0045] 여기서, m_F, m_{NF}, σ_F, σ_{NF}는 모션 방향에 대한 화재 및 비-화재 가우시안 확률 밀도함수의 평균과 분산을 의미하며, μ_{M_F}, μ_{M_NF}는 모션방향에서 화재와 비-화재에 대한 변형된 화재와 비-화재의 멤버십 함수를 의미한다.

[0046] 도 11은 본 발명에 따른 모션 변화량의 확률 분포 그래프에 대한 멤버십 함수를 도시한 것이다.

[0047] 이제 본 발명은 배경 모델링과 컬러 정보를 이용하여 추출된 불꽃 후보 영역에 대해 입력 변수가 연속적이고 수학적으로 모델링하기 힘들거나 불가능한 응용분야에 적합한 퍼지 규칙(Fuzzy Logic)을 이용하여 최종적으로 불꽃을 검증한다.

[0048] 본 발명에 따른 불꽃을 검증하기 위한 퍼지 규칙의 멤버십 함수가 생성되면 출력 값을 예측하기 위한 퍼지 규칙을 생성한다. 상기 퍼지 규칙은 선행 명제에 해당하는 3가지의 명도 변화, 웨이블릿 계수들의 합 변화, 모션 변화를 토대로 5가지의 결과(consequent)를 결정하며, 상기 5가지의 결과는 매우 높음(Very High), 높음(High),

중간(Median), 낮음(Low), 매우 낮음(Very Low)으로 구성된다.

[0049] 도 12는 명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)를 입력변수로 하여 퍼지 규칙에 적용할 퍼지 규칙을 나타낸 것이다. 좀 더 설명하면, 명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 모두 화재를 나타내면 매우 높음, 명도 변화(Y)와 모션 변화(m)만 화재를 나타내면 높음, 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 존재하면 높음, 명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)가 화재를 나타내면 중간, 모션 변화(M)가 화재를 나타내면 중간, 명도 변화(Y)만 화재를 나타내면 낮음, 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)만 화재를 나타내면 낮음, 명도 변화(Y)와 웨이블릿 계수들의 합 변화(W)와 모션 변화(M)가 모두 화재를 나타내지 않으면 매우 낮음으로 판단한다.

[0050] 상기 본 발명에 따른 불꽃을 검증하기 위한 퍼지 규칙은 수학식 8의 Larsen Product implication을 적용한다.

수학식 8

[0051] $$\mu(x_1, x_2, x_3, y) = \phi[\mu_Y(x_1) \cdot \mu_W(x_2) \cdot \mu_M(x_3), \mu_{B_i}(y)]$$

[0052] 여기서, 퍼지 규칙의 "and"는 퍼지 집합들의 곱(Product)으로 적용되고 "else"는 수학식 9와 같이 max(Union)연산으로 적용된다.

수학식 9

[0053] $$\mu_B(y) = \phi[DOF_1, \mu_{B_1}(y)] \vee \phi[DOF_2, \mu_{B_2}(y)] \vee \cdots \vee \phi[DOF_n, \mu_{B_n}(y)]$$

[0054] 여기서, DOF(Degree of Fulfillment)는 퍼지 규칙에서 선행 명제에 대한 곱들을 의미한다.

[0055] 본 발명에 따른 불꽃을 검증하기 위한 퍼지 규칙에 대한 결과(consequent)를 위한 멤버십 함수 $\mu_{B_i}(y)$는 학습 데이터를 이용한 실험 결과에 의해 생성된다.

[0056] 도 13은 화재를 위한 결과(consequent) 멤버십 함수들이다.

[0057] 도 14는 퍼지 규칙으로 생성된 최종 결과 값을 나타내는 그래프이다. 도 14를 참조하면 미리 정해진 8개의 퍼지 규칙과 입력 변수 값을 수학식 8을 이용하여 (a)와 같이 출력 함수를 생성하고, 각 출력 함수들에 대해 수학식 9의 max(Union) 연산을 수행하여 (b)와 같이 최종 출력함수를 생성한 다음 수학식 10을 적용하여 무게 중심을 구하고 최종 확률로 결정한다.

수학식 10

[0058] $$\theta = \frac{\sum_{i=1}^{N} \mu_i * \mu_{out}(\mu_i)}{\mu_{out}(\mu_i)}$$

[0059] 여기서, μ_i는 불꽃 확률 값이고 $\mu_{out}(\mu_i)$는 불꽃 확률 값에 대한 출력 함수 값이다.

[0060] 도 15는 본 발명에 따른 불꽃 감지를 위한 결과를 가장 최근의 관련 연구인 Toeyin의 알고리즘을 이용한 실험결과와 비교한 그래프를 도시한 것이다. 여기서, Movie 1 내지 Movie 8은 도 15의 영상 번호이며, Average는 8개의 영상에 대한 평균 결과이다. 상기 도 15를 참조하면 본 발명은 평균 오검출율(False Positive)에서 거의 비슷한 수치를 나타내지만, 평균 검출율(True Positive)과 평균 미검출율(Missing)에서 Toeyin의 알고리즘에 비해 우수한 성능을 나타낸다.

[0061] 도 16은 본 발명에 따른 화재 불꽃 감지 결과를 나타낸 도면이다.

도면의 간단한 설명

[0062] 도 1은 본 발명에 따른 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 장치의 구성도.

[0063] 도 2는 본 발명에 따른 퍼지 규칙을 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 흐름도.

[0064] 도 3은 본 발명에 따른 움직임 블럭 추출결과를 예시한 도면.

[0065] 도 4는 본 발명에 따른 학습 데이터로 추출한 RGB 채널에 대한 가우시안 모델 그래프를 도시한 도면.

[0066] 도 5는 본 발명에 따른 불꽃 색상 블럭 추출결과를 예시한 도면.

[0067] 도 6은 본 발명에 따른 시간축 상에서의 화재 불꽃 블럭에서의 명도(좌) 및 웨이블릿 계수(우) 특징 값의 변화 그래프를 도시한 도면.

[0068] 도 7은 본 발명에 따른 시간축 상에서의 움직임 불꽃 블럭에서의 명도(좌) 및 웨이블릿 계수(우) 특징 값의 변화 그래프를 도시한 도면.

[0069] 도 8은 본 발명에 따른 명도 변화량에 따른 왜도 값들의 가우시안 멤버십 함수 그래프를 도시한 도면.

[0070] 도 9는 본 발명에 따른 웨이블릿 계수들의 합에 따른 왜도 값들의 가우시안 멤버십 함수 그래프를 도시한 도면.

[0071] 도 10은 본 발명에 따른 상승하는 모션 변화량에 따른 가우시안 모델 그래프를 도시한 도면.

[0072] 도 11은 본 발명에 따른 상승하는 모션 변화량에 따른 가우시안 모델 그래프를 변환한 가우시안 멤버십 함수 그래프를 도시한 도면.

[0073] 도 12는 퍼지로직에 적용할 퍼지 규칙들을 도시한 도면.

[0074] 도 13은 본 발명에 따른 퍼지 규칙에 적용할 결과(consequent) 멤버십 함수를 도시한 도면.

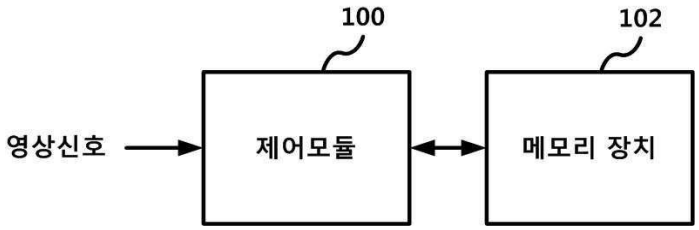
[0075] 도 14는 본 발명에 따른 퍼지 규칙에 적용한 역퍼지 과정 그래프를 도시한 도면.

[0076] 도 15는 본 발명에 따른 불꽃 감지 알고리즘과 Toeyin의 알고리즘을 이용한 실험 결과 그래프를 도시한 도면.

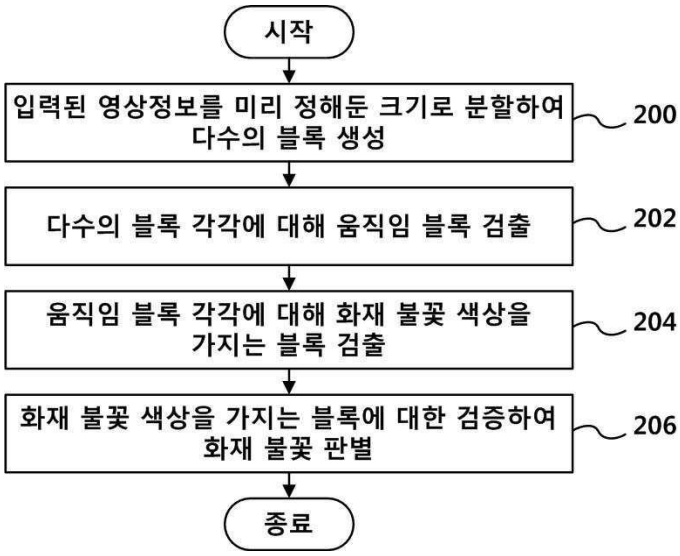
[0077] 도 16은 본 발명에 따른 불꽃 감지 결과 화면을 도시한 도면.

도면

도면1



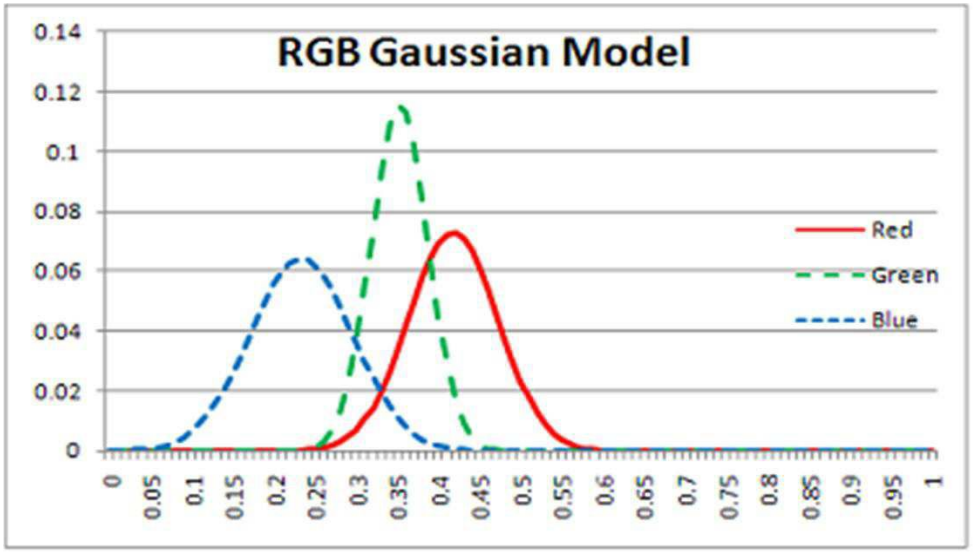
도면2


시작
입력된 영상정보를 미리 정해둔 크기로 분할하여 다수의 블록 생성
200
다수의 블록 각각에 대해 움직임 블록 검출
202
움직임 블록 각각에 대해 화재 불꽃 색상을 가지는 블록 검출
204
화재 불꽃 색상을 가지는 블록에 대한 검증하여 화재 불꽃 판별
206
종료

도면3


2:27

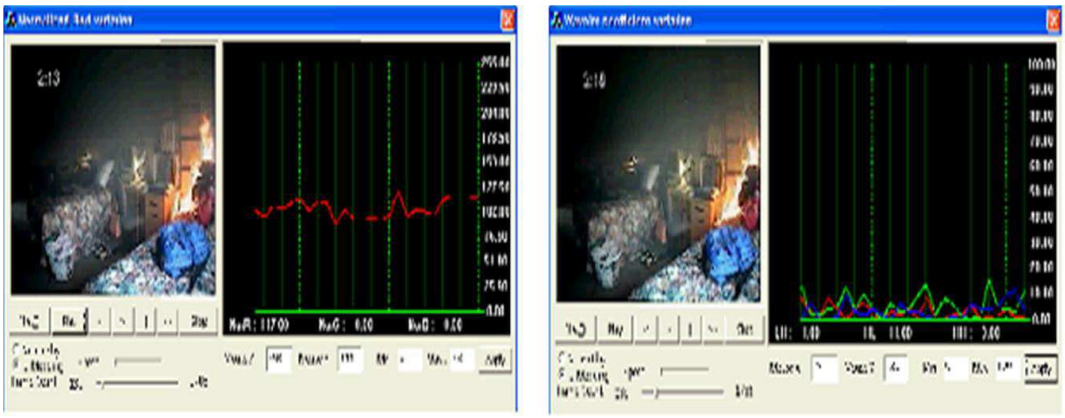
도면4


RGB Gaussian Model
0.14
0.12
0.1
0.08
0.06
0.04
0.02
0
0
0.05
0.1
0.15
0.2
0.25
0.3
0.35
0.4
0.45
0.5
0.55
0.6
0.65
0.7
0.75
0.8
0.85
0.9
0.95
1
Red
Green
Blue

도면5


2:27

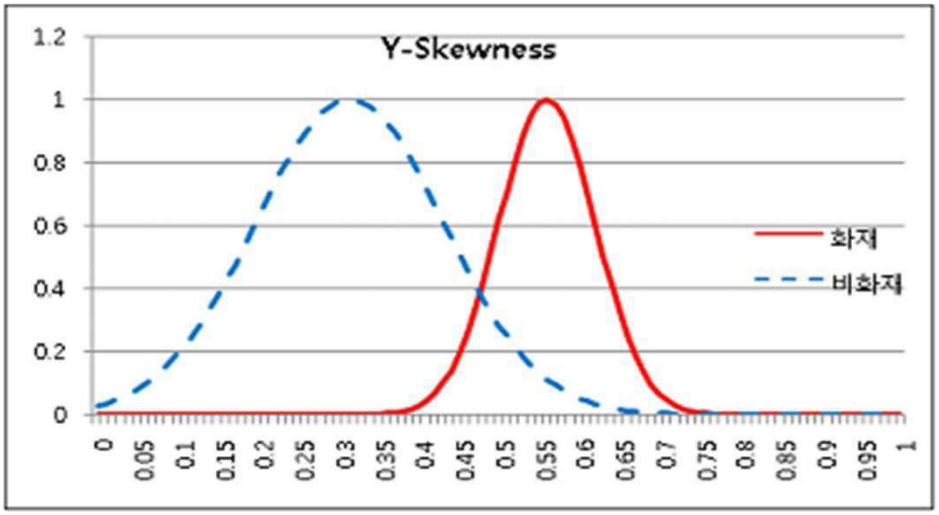
도면6



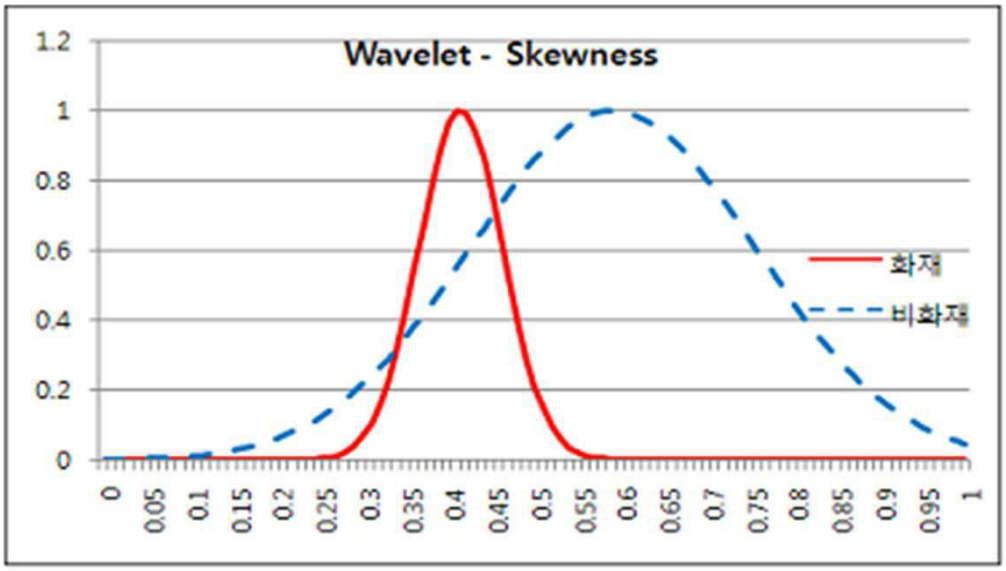
도면7



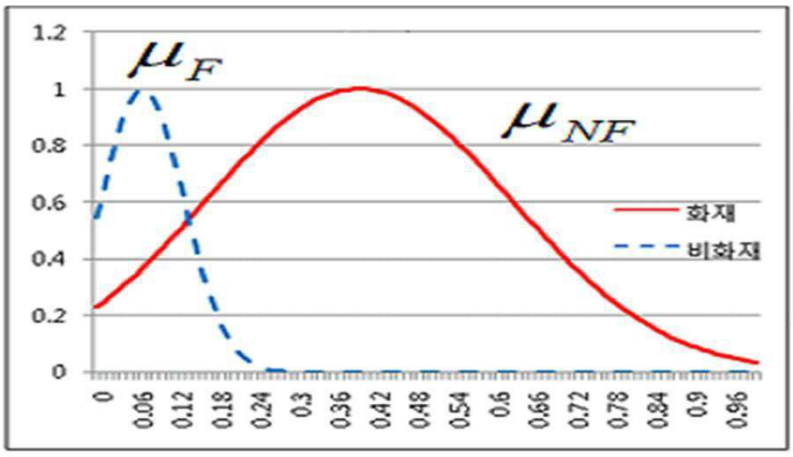
도면8


Y-Skewness
1.2
1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
0 0.05 0.1 0.15 0.2 0.25 0.3 0.35 0.4 0.45 0.5 0.55 0.6 0.65 0.7 0.75 0.8 0.85 0.9 0.95 1
화재
비화재

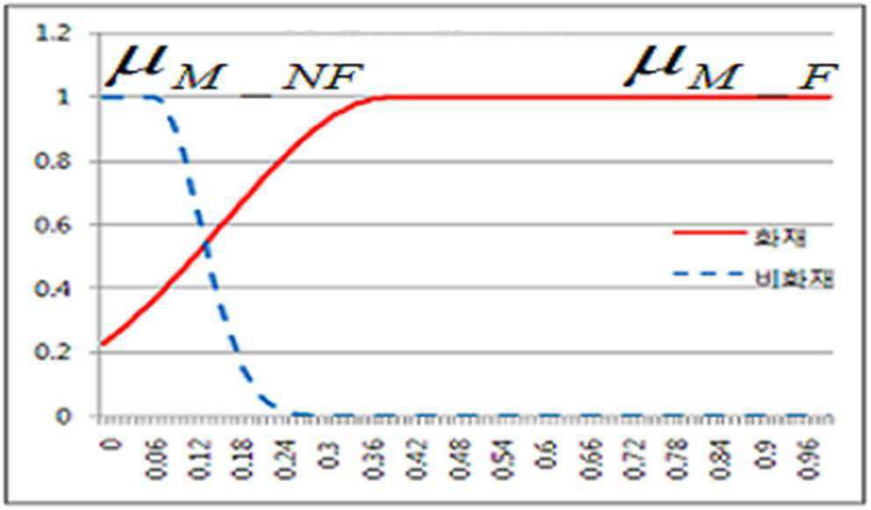
도면9


Wavelet - Skewness
1.2
1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
0 0.05 0.1 0.15 0.2 0.25 0.3 0.35 0.4 0.45 0.5 0.55 0.6 0.65 0.7 0.75 0.8 0.85 0.9 0.95 1
화재
비화재

도면10



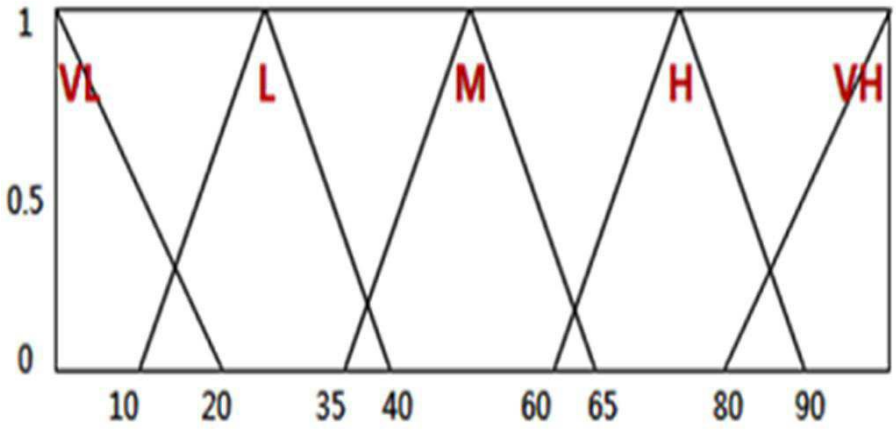
도면11



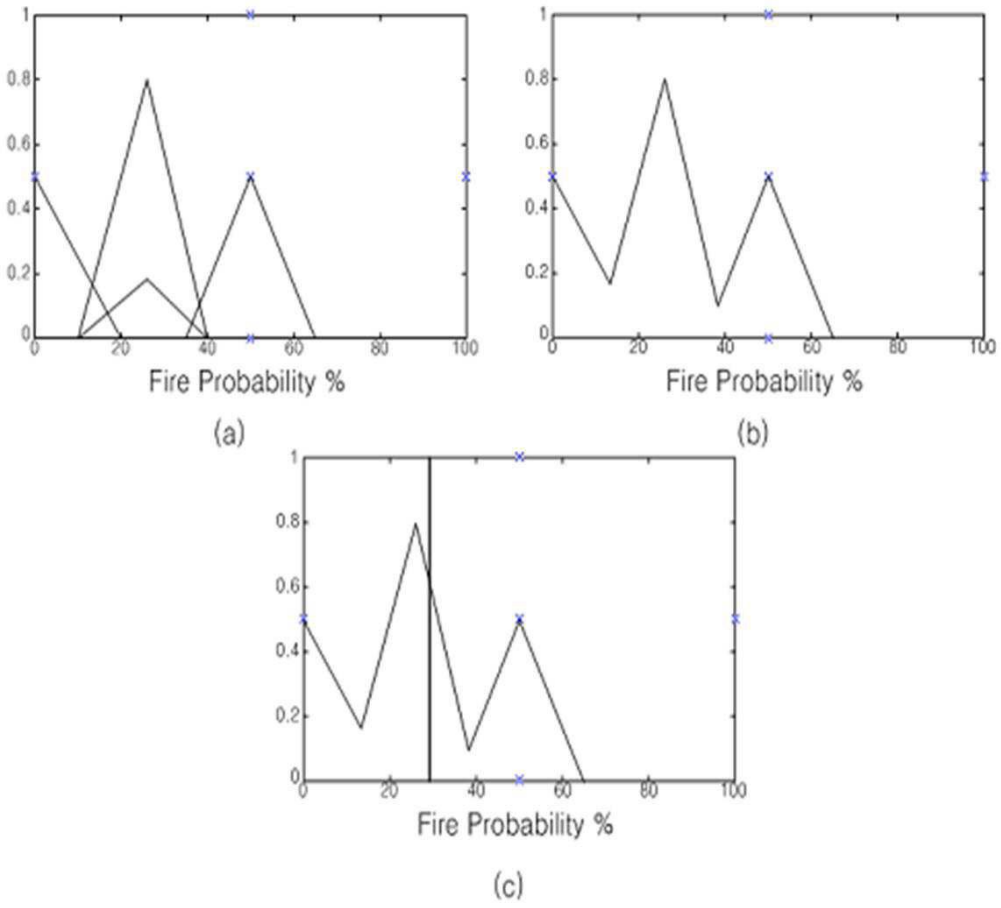
도면12

```
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
```

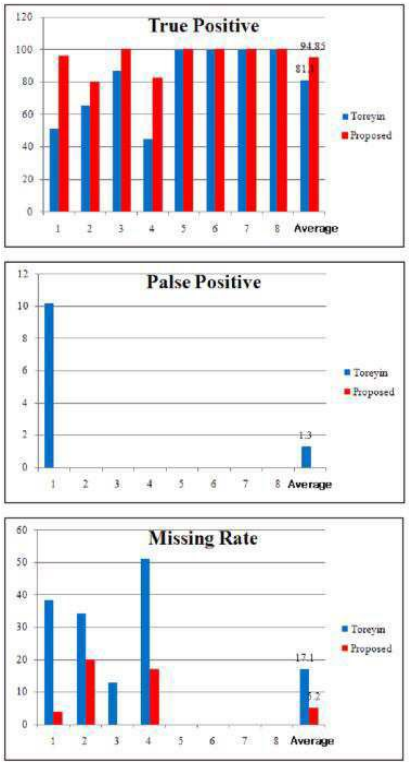
도면13


1
0.5
0
VL
L
M
H
VH
10
20
35
40
60
65
80
90

도면14


Fire Probability %
(a)
Fire Probability %
(b)
Fire Probability %
(c)

도면15


True Positive
120
100
80
60
40
20
0
94.83
81.1
1 2 3 4 5 6 7 8 Average
Toreyin
Proposed
Palse Positive
12
10
8
6
4
2
0
1.3
1 2 3 4 5 6 7 8 Average
Toreyin
Proposed
Missing Rate
60
50
40
30
20
10
0
17.1
5.2
1 2 3 4 5 6 7 8 Average
Toreyin
Proposed

도면16

