



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2011년11월09일
(11) 등록번호 10-1081051
(24) 등록일자 2011년11월02일

(51) Int. Cl.

G08B 17/00 (2006.01) G01J 1/38 (2006.01)

G01J 1/02 (2006.01) G01J 5/48 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2010-0113616

(22) 출원일자 2010년11월16일

심사청구일자 2010년11월16일

(56) 선행기술조사문헌

KR100918436 B1

KR1020060008254 A

영상기반 지능형 무인 화재감시 시스템[한국지능
시스템학회 논문지 제20권 제4호 2010.8)

열과 연기농도를 입력변수로 갖는 퍼지로지컬 이
용한 화재감시시스템(한국화재소방학회 논문지
제18권 제4호 2004.12)

전체 청구항 수 : 총 10 항

(73) 특허권자

계명대학교 산학협력단

대구 달서구 신당동 1000번지

(72) 발명자

고병철

대구광역시 달서구 호산동 374번지 현대하이츠 빌
302호

남재열

대구광역시 수성구 범물동 서한화성 103동 1401호

함선재

대구광역시 북구 침산1동 1043-2번지

(74) 대리인

김진우

심사관 : 이재훈

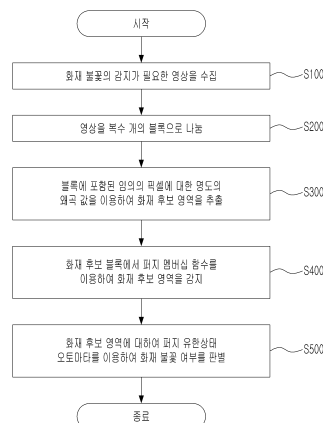
(54) 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법

(57) 요약

본 발명은 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 (1) 화재 불꽃의 감지가 필요한 영상을 수집하는 단계; (2) 상기 영상을 복수 개의 블록으로 나누는 단계; (3) 상기 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 이용하여 화재 후보 블록을 추출하는 단계; (4) 상기 화재 후보 블록에서 색상 확률 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 감지하는 단계; 및 (5) 상기 화재 후보 영역에 대하여 퍼지 유한상태 오토마타를 이용하여 화재 불꽃 여부를 판별하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따르면, 일반적으로 연속적이며 불규칙한 패턴을 갖고 있는 불꽃 영역에 대하여, 명도와 웨이블릿 에너지의 왜도 값과 모션의 상승 방향성을 이용하여 확률모델을 생성하고 퍼지 유한상태 오토마타에 적용함으로써, 다양한 화재 영상에서 성공적으로 불꽃을 감지할 수 있도록 하여 화재 불꽃 감지의 정확성을 대폭 향상시킬 수 있다.

대표도 - 도1



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2010-007230

부처명 교육과학기술부

연구관리전문기관 한국연구재단

연구사업명 일반연구자지원사업

연구과제명 주야간 산불화재 감지를 위한 비전기반의 퍼지 유한 상태 오토마타 개발

기여율 1/1

주관기관 계명대학교

연구기간 2010.05.01 ~ 2012.04.30

특허청구의 범위

청구항 1

화재 불꽃 감지 방법에 있어서,

- (1) 화재 불꽃의 감지가 필요한 영상을 수집하는 단계;
- (2) 상기 영상을 복수 개의 블록으로 나누는 단계;
- (3) 상기 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 이용하여 화재 후보 블록을 추출하는 단계;
- (4) 상기 화재 후보 블록에서 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 화재 후보 영역을 감지하는 단계; 및
- (5) 상기 화재 후보 영역에 대하여 퍼지 유한상태 오토마타를 이용하여 화재 불꽃 여부를 판별하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 단계 (3)는,

- (3a) 상기 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 계산하여 임계값 이상인 경우 상기 픽셀을 움직임 픽셀로 판단하는 단계; 및
- (3b) 상기 블록 내에서 상기 움직임 픽셀이 50% 이상인 경우, 상기 블록을 화재 후보 블록으로 지정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 단계 (3a)에서,

상기 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값은 다음의 수학적 식 a, 수학적 식 b에 의하여 계산되는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 식 a>

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

여기서, p는 임의의 픽셀, Y()는 명도, $\mu()$ 는 픽셀 p에서의 명도 평균값, $\sigma_Y()$ 는 표준편차, α_Y 는 명도 왜곡 파라미터이다.

<수학적 식 b>

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

여기서, μ_Y 는 픽셀 p에서의 명도 평균값, BD_Y 는 명도의 왜곡 값(Brightness Distortion)이다.

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 단계 (4)는,

- (4a) 색상 확률 모델을 통해 상기 화재 후보 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 전체 색상채널의 확률 값을 계산하는 단계;

(4b) 상기 전체 색상채널의 확률 값이 임계값 이상인 경우, 상기 픽셀을 화재 후보 픽셀로 지정하는 단계; 및

(4c) 상기 화재 후보 블록에 포함된 모든 픽셀들에 대하여 화재 후보 픽셀 지정 여부를 판단한 후, 상기 화재 후보 픽셀들의 집합을 상기 화재 후보 영역으로 감지하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 (4a)에서, 색상 확률 모델인 수학적 c를 이용하여 임의의 픽셀에 대한 각 색상채널의 확률 값을 계산하고, 수학적 d를 이용하여 임의의 픽셀에 대한 전체 색상채널의 확률 값을 계산하며,

상기 (4b)에서, 수학적 d를 이용하여 화재 후보 픽셀을 지정하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 c>

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

$i \in R, G, B$

여기서, $I_i(x,y)$ 는 새로운 입력 픽셀, μ 는 학습데이터로부터 얻어진 i 색상 채널의 평균, σ_i 는 i 색상 채널의 분산, P_i 는 i 채널 확률 값이다.

<수학적 d>

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

if $(I(x,y)) > \tau$ then Fire
else NonFire

여기서, $p(I(x,y))$ 는 전체 색상 채널의 확률 값, τ 는 화재 후보 픽셀 지정을 위한 임계값이다.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 단계 (5)에서 상기 퍼지 유한상태 오토마타는,

수학적 e와 같이 6개의 튜플(tuple)로 정의되는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 e>

$$\tilde{F} = \{Q, \Sigma, \delta, R, Z, w\}$$

여기서, Q 는 화재 불꽃의 상태 집합으로서 {VH(Very High), H(High), L(Low), VL(Very Low)}, VH 내지 VL은 화재 불꽃일 확률에 대한 상태, Σ 는 퍼지 유한상태 오토마타에서 발생하는 이벤트로서 VH 내지 VL 간의 모든 이동 경우의 수의 집합인 {a11...a14, a21...a24, a31...a34, a41...a44}, δ 는 퍼지 전이 함수로서 $Q \times \Sigma \times Q \rightarrow (0,1]$, R 은 퍼지 유한상태 오토마타의 초기 상태로서 VH, Z 는 출력 값의 집합으로 {accept(Fire), reject(Non-Fire)}, w 는 출력 함수로 $Q \rightarrow Z$ 이다.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 단계 (5)는,

(5a) 화재 불꽃의 상태 별로 상기 화재 후보 영역의 명도, 웨이블릿 에너지(Wavelet Energy), 모션 방향성에 대

한 멤버십 값을 각각의 퍼지 멤버십 함수를 통해 계산하는 단계;

(5b) 상기 화재 불꽃의 상태 별로 상기 멤버십 값의 평균을 시간에 따른 멤버십 값으로 지정하는 단계;

(5c) 상기 화재 후보 영역에 대해 상기 시간에 따른 멤버십 값을 상기 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터로 표현하는 단계;

(5d) 상기 상태 벡터에 수학적 f로 표현되는 퍼지 전이 함수의 상태 전이 가중치를 곱하여 상태 값을 구한 뒤, 가장 큰 상태 값을 최종 상태 값으로 결정하는 단계; 및

(5e) 상기 최종 상태 값에 대응되는 화재 불꽃의 상태를 이용하여 화재 불꽃 여부를 출력하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 f>

$$t = [a_{ij}]_{n \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

여기서, a_{ij} 는 퍼지 유한상태 오토마타의 상태가 i에서 j로 전이될 때의 상태 전이 가중치, i는 현재 상태, j는 다음 상태, n은 유한한 개수이다.

청구항 8

제7항에 있어서, 상기 단계 (5a)에서,

명도에 대한 멤버십 값은 시간에 따른 명도 값을 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산하고, 웨이블릿 에너지에 대한 멤버십 값은 수학적 g에서의 웨이블릿 에너지를 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산하며, 모션 방향성에 대한 멤버십 값은 수학적 h에서의 모션의 상승방향 비율을 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 g>

$$E_i(x,y) = LH_i(x,y) + HL_i(x,y) + HH_i(x,y)$$

여기서, $E_i(x,y)$ 는 i번째 블록의 웨이블릿 에너지, LH(Low-High), HL(High-Low), HH(High-High)는 각각 웨이블릿 변환이 수행된 이미지로부터 획득한 수평 성분 계수, 수직 성분 계수, 대각 성분 계수이다.

<수학적 h>

$$Up_i = \frac{\sum_{f=1}^n 1(M_f^t)}{N}$$

여기서, Up_i 는 모션의 상승방향 비율, N은 프레임, M_f^t 는 블록 내의 모션 방향으로 다음 수학적 i에 의하며, 1()는 M_f^t 가 2~4의 값을 가질 때 1을 반환하고 그 외의 값을 가질 때 0을 반환하는 함수이다.

<수학적 i>

$$M_{code}^b = \left\lfloor \frac{atan(mv_y^b/mv_x^b) \times 10}{8} \right\rfloor + 1$$

여기서, M_{code}^b 는 블록 내의 모션 방향, mv_x^b 는 x-방향의 모션벡터, mv_y^b 는 y-방향의 모션벡터이다.

청구항 9

제8항에 있어서, 상기 단계 (5a)에서,

모션 방향성에 대한 멤버십 값의 경우 VH 확률 밀도 함수와 VL 확률 밀도 함수를 수학적 j와 수학적 k로 변형하여 사용하는 것을 특징으로 하는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 j>

$$\mu_{M-VH}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_{VH}}{\sigma_{VH}}\right)^2} & x < \mu_{VH} \\ 1 & x \geq \mu_{VH} \end{cases}$$

<수학적 k>

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

여기서, m_{VH} , m_{VL} , σ_{VH} , σ_{VL} 은 각각 모션 방향에 대한 VH 상태와 VL 상태의 확률 밀도 함수의 평균과 분산이며, μ_{VH} , μ_{VL} , μ_{M-VH} , μ_{M-VL} 은 각각 모션 방향에서 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수와 변형된 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수이다.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 단계 (5c)에서, 상기 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터는 수학적 l에 의하여 표현되고,

상기 단계 (5d)에서, 상기 상태 값은 수학적 m에 의하여 계산되는 것을 특징으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법.

<수학적 l>

$$q = [m_k]_{1 \times n} = [m_1 \cdots m_n]$$

여기서, q는 상태 벡터, n은 화재 불꽃의 상태, m_k 는 n번째 상태의 멤버십 값이다.

<수학적 m>

$$\tilde{q} = q \circ t = [m_1 \cdots m_n] \cdot \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

여기서, t는 수학적 f와 같다.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 관한 것으로서, 특히 화재 불꽃의 시각적 특징들을 확률적인 멤버십 함수로 모델링하고, 이를 퍼지 유한상태 오토마타에 적용하여 불꽃 감지 성능을 대폭 향상시킨 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 최근 들어 각종 테러나 자연재해로 인한 사건사고가 빈번하게 발생함에 따라, 이를 예방하기 위한 공공장소 모니터링이 관심을 받고 있다. 특히, 화재사고는 대규모 인명피해와 재산피해를 수반하기 때문에, 피해를 줄이기 위한 자동 화재 감지 연구는 더 큰 관심을 받고 있다.

- [0003] 그러나 기존의 화재경보시스템은 대부분 적외선센서나 광학센서, 이온센서 등을 기반으로 하여 연기나 열, 방사선과 같은 화재의 물리적, 화학적 특성에 의존하기 때문에, 연기나 열이 센서에 도달하기 전까지는 감지가 불가능하고 화재의 발생 위치나 확산 정도와 같은 추가적인 정보를 제공할 수 없다는 문제점이 있다. 따라서 화재경보시스템에 의해 화재 경보가 발생하여도 시스템 관리자는 현장에 직접 출동하여 화재 발생의 실제 여부를 육안으로 확인해야 한다.
- [0004] 따라서 최근에는, 이와 같은 전통적인 센서 기반 화재경보시스템의 문제점을 보완하고 더욱 신뢰도가 높은 화재 감지 결과를 제공하기 위하여, CCD 카메라를 이용한 화재경보시스템에 대한 개발 연구가 꾸준히 진행되고 있다. 구체적인 예로, S. Y. Foo는 연속적인 이미지 프레임에서 이미지 감산과 히스토그램으로부터 획득한 통계적 측정값의 집합을 사용하여 항공기 트라이 베이와 엔진실에서의 화재를 감지하기 위한 퍼지 로직 접근법을 제안하였으며, B. U. Toreyin은 움직임 영역을 배경모델에 의해 검출하고 후보 영역에 대해 화재-컬러 모델과 후보 영역에 대한 시/공간상의 웨이블릿 고주파 계수의 변화량을 측정하여 화재를 검증하는 방법을 제안하였다. 또한, C-C Ho는 화재의 스펙트럼과 시공간 특징을 이용하여 불꽃과 연기를 감지하는 실시간 경보 시스템을 제안하였다. 이 경우 스펙트럼과 공간 확률 밀도의 통계적 분포는 불꽃과 연기영역을 검출하기 위한 퍼지 로직 추론 시스템의 가중치로 사용되었고, CAMSHIFT는 불꽃과 연기의 실시간 위치를 피드백하기 위해 사용되었다.
- [0005] 뿐만 아니라, T. Chen은 RGB/HIS 컬러 모델과 불꽃영역이 불규칙적으로 확산된다는 정보를 이용하여 화재를 분석하는 방법을 제안하였고, D. Han은 터널에서 화재와 연기를 색상과 움직임의 변화를 이용하여 감지하는 시스템을 제안하였으며, T. Celik은 YCbCr색상에서 Y, Cb, Cr의 관계에 따른 차이를 퍼지 로직에 이용하는 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 끊임없는 연구에도 불구하고, 화재 불꽃의 연속적이고 불규칙적인 패턴 특성으로 인하여 아직까지 화재 불꽃 검출에 대한 만족스러운 정확성을 획득하지 못하였다는 문제점이 있다.
- [0006] 이 외에도 SVM에 기반을 둔 화재감지방법이 제안된 바 있으나, 이는 서포트 벡터의 차원과 개수에 따라 많은 계산 시간이 요구되는 문제점으로 인하여, 비록 다른 화재감지방법보다 더 나은 감지성능을 보였음에도 불구하고 실시간 감지 프로그램으로는 적합하게 사용될 수 없다는 단점을 나타냈다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 일반적으로 연속적이며 불규칙한 패턴을 갖고 있는 불꽃 영역에 대하여, 명도와 웨이블릿 에너지의 왜도 값과 모션의 상승 방향성을 이용하여 확률모델을 생성하고 퍼지 유한상태 오토마타에 적용함으로써, 다양한 화재 영상에서 성공적으로 불꽃을 감지할 수 있도록 하여 화재 불꽃 감지의 정확성을 대폭 향상시킨 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법을 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0008] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른, 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법은,
- [0009] (1) 화재 불꽃의 감지가 필요한 영상을 수집하는 단계;
- [0010] (2) 상기 영상을 복수 개의 블록으로 나누는 단계;
- [0011] (3) 상기 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 이용하여 화재 후보 블록을 추출하는 단계;
- [0012] (4) 상기 화재 후보 블록에서 색상 확률 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 감지하는 단계;
- [0013] (5) 상기 화재 후보 영역에 대하여 퍼지 유한상태 오토마타를 이용하여 화재 불꽃 여부를 판별하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

[0014] 바람직하게는, 상기 단계 (3)는,

[0015] (3a) 상기 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 계산하여 임계값 이상인 경우 상기 픽셀을 움직임 픽셀로 판단하는 단계; 및

[0016] (3b) 상기 블록 내에서 상기 움직임 픽셀이 50% 이상인 경우, 상기 블록을 화재 후보 블록으로 지정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (3a)에서,

[0018] 상기 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값은 다음의 수학적 a, 수학적 b에 의하여 계산될 수 있다.

[0019] <수학적 a>

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

[0020]

[0021] 여기서, p는 임의의 픽셀, Y()는 명도, $\mu()$ 는 픽셀 p에서의 명도 평균값, $\sigma_Y()$ 는 표준편차, α_Y 는 명도 왜곡 파라미터이다.

[0022] <수학적 b>

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

[0023]

[0024] 여기서, μ_Y 는 픽셀 p에서의 명도 평균값, BD_Y 는 명도의 왜곡 값(Brightness Distortion)이다.

[0025] 바람직하게는, 상기 단계 (4)는,

[0026] (4a) 색상 확률 모델을 통해 상기 화재 후보 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 전체 색상 채널의 확률 값을 계산하는 단계;

[0027] (4b) 상기 전체 색상 채널의 확률 값이 임계값 이상인 경우, 상기 픽셀을 화재 후보 픽셀로 지정하는 단계; 및

[0028] (4c) 상기 화재 후보 블록에 포함된 모든 픽셀들에 대하여 화재 후보 픽셀 지정 여부를 판단한 후, 상기 화재 후보 픽셀들의 집합을 상기 화재 후보 영역으로 감지하는 단계를 포함할 수 있다.

[0029] 더욱 바람직하게는,

[0030] 상기 (4a)에서, 색상 확률 모델인 수학적 c를 이용하여 임의의 픽셀에 대한 각 색상 채널의 확률 값을 계산하고, 수학적 d를 이용하여 임의의 픽셀에 대한 전체 색상 채널의 확률 값을 계산하며,

[0031] 상기 (4b)에서, 수학적 d를 이용하여 화재 후보 픽셀을 지정할 수 있다.

[0032] <수학적 c>

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

$i \in R, G, B$

[0033]

[0034] 여기서, $I_i(x,y)$ 는 새로운 입력 픽셀, μ 는 학습데이터로부터 얻어진 i색상 채널의 평균, σ_i 는 i색상 채널의 분산, P_i 는 i채널 확률 값이다.

[0035] <수학식 d>

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

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

[0036]

[0037] 여기서, $p(I(x,y))$ 는 전체 색상 채널의 확률 값, τ 는 화재 후보 픽셀 지정을 위한 임계값이다.

[0038] 바람직하게는, 상기 단계 (5)에서 상기 퍼지 유한상태 오토마타는,

[0039] 수학식 e와 같이 6개의 튜플(tuple)로 정의될 수 있다.

[0040] <수학식 e>

$$\tilde{F} = \{Q, \Sigma, \delta, R, Z, w\}$$

[0042] 여기서, Q는 화재 불꽃의 상태 집합으로서 {VH(Very High), H(High), L(Low), VL(Very Low)}, VH 내지 VL은 화재 불꽃일 확률에 대한 상태, Σ 는 퍼지 유한상태 오토마타에서 발생하는 이벤트로서 VH 내지 VL 간의 모든 이동 경우의 수의 집합인 {a11...a14, a21...a24, a31...a34, a41...a44}, δ 는 퍼지 전이 함수로서 $Q \times \Sigma \times Q \rightarrow (0,1]$, R은 퍼지 유한상태 오토마타의 초기 상태로서 VH, Z는 출력 값의 집합으로 {accept(Fire), reject(Non-Fire)}, w 는 출력 함수로 $Q \rightarrow Z$ 이다.

[0043] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (5)는,

[0044] (5a) 화재 불꽃의 상태별로 상기 화재 후보 영역의 명도, 웨이블릿 에너지(Wavelet Energy), 모션 방향성에 대한 멤버십 값을 각각의 퍼지 멤버십 함수를 통해 계산하는 단계;

[0045] (5b) 상기 화재 불꽃의 상태별로 상기 멤버십 값의 평균을 시간에 따른 멤버십 값으로 지정하는 단계;

[0046] (5c) 상기 화재 후보 영역에 대해 상기 시간에 따른 멤버십 값을 상기 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터로 표현하는 단계;

[0047] (5d) 상기 상태 벡터에 수학식 f로 표현되는 퍼지 전이 함수의 상태 전이 가중치를 곱하여 상태 값을 구한 뒤, 가장 큰 상태 값을 최종 상태 값으로 결정하는 단계; 및

[0048] (5e) 상기 최종 상태 값에 대응되는 화재 불꽃의 상태를 이용하여 화재 불꽃 여부를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

[0049] <수학식 f>

$$t = [a_{ij}]_{n \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

[0050]

[0051] 여기서, a_{ij} 는 퍼지 유한상태 오토마타의 상태가 i에서 j로 전이될 때의 상태 전이 가중치, i는 현재 상태, j는 다음 상태, n은 유한한 개수이다.

[0052] 더더욱 바람직하게는, 상기 단계 (5a)에서,

[0053] 명도에 대한 멤버십 값은 시간에 따른 명도 값을 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산하고, 웨이블릿 에너지에 대한 멤버십 값은 수학식 g에서의 웨이블릿 에너지를 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산하며, 모션 방향성에 대한 멤버십 값은 수학식 h에서의 모션의 상승방향 비율을 왜도의 확률 밀도 함수로 변환하여 계산할 수 있다.

[0054] <수학식 g>

$$[0055] \quad E_i(x,y) = LH_i(x,y) + HL_i(x,y) + HH_i(x,y)$$

[0056] 여기서, $E_i(x,y)$ 는 i 번째 블록의 웨이블릿 에너지, LH(Low-High), HL(High-Low), HH(High-High)는 각각 웨이블릿 변환이 수행된 이미지로부터 획득한 수평 성분 계수, 수직 성분 계수, 대각 성분 계수이다.

[0057] <수학식 h>

$$[0058] \quad Up_i = \frac{\sum_{i=1}^n 1(M_i^t)}{N}$$

[0059] 여기서, Up_i 는 모션의 상승방향 비율, N 은 프레임, M_i^t 는 블록 내의 모션 방향으로 수학식 i에 의하며, $1()$ 는 M_i^t 가 2~4의 값을 가질 때 1을 반환하고 그 외의 값을 가질 때 0을 반환하는 함수이다.

[0060] <수학식 i>

$$[0061] \quad M_{code}^b = \left\lfloor \frac{atan(mv_y^b/mv_x^b) \times 10}{8} \right\rfloor + 1$$

[0062] 여기서, M_{code}^b 는 블록 내의 모션 방향, mv_x^b 는 x-방향의 모션벡터, mv_y^b 는 y-방향의 모션벡터이다.

[0063] 더욱더 바람직하게는, 상기 단계 (5a)에서,

[0064] 모션 방향성에 대한 멤버십 값의 경우 VH 확률 밀도 함수와 VL 확률 밀도 함수를 수학식 j와 수학식 k로 변형하여 사용할 수 있다.

[0065] <수학식 j>

$$[0066] \quad \mu_{M-VH}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-\mu_{VH}}{\sigma_{VH}})^2} & x < \mu_{VH} \\ 1 & x \geq \mu_{VH} \end{cases}$$

[0067] <수학식 k>

$$[0068] \quad \mu_{M-VL}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-\mu_{VL}}{\sigma_{VL}})^2} & x > \mu_{VL} \\ 1 & x \leq \mu_{VL} \end{cases}$$

[0069] 여기서, μ_{VH} , μ_{VL} , σ_{VH} , σ_{VL} 은 각각 모션 방향에 대한 VH 상태와 VL 상태의 확률 밀도 함수의 평균과 분산이며, μ_{VH} , μ_{VL} , μ_{M-VH} , μ_{M-VL} 은 각각 모션 방향에서 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수와 변형된 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수이다.

[0070] 더욱 바람직하게는,

[0071] 상기 단계 (5c)에서, 상기 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터는 수학식 l에 의하여 표현되고,

[0072] 상기 단계 (5d)에서, 상기 상태 값은 수학식 m에 의하여 계산될 수 있다.

[0073] <수학식 l>

$$[0074] \quad q = [m_k]_{1 \times n} = [m_1 \cdots m_n]$$

[0075] 여기서, q 는 상태 벡터, n 은 화재 불꽃의 상태, m_k 는 n 번째 상태의 멤버십 값이다.

[0076] <수학식 m>

$$\tilde{q} = q \circ t = [m_1 \cdots m_n] \cdot \begin{bmatrix} a_{11} \cdots a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 \cdots a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

[0077]

[0078] 여기서, t는 수학식 f와 같다.

발명의 효과

[0079] 본 발명에서 제안하고 있는 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따르면, 일반적으로 연속적이며 불규칙한 패턴을 갖고 있는 불꽃 영역에 대하여, 명도와 웨이블릿 에너지의 왜도 값과 모선의 상승 방향성을 이용하여 확률모델을 생성하고 퍼지 유한상태 오토마타에 적용함으로써, 다양한 화재 영상에서 성공적으로 불꽃을 감지할 수 있도록 하여 화재 불꽃 감지의 정확성을 대폭 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0080] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 순서도.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S300의 순서도.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S400의 순서도.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에서 감지된 화재 후보 영역을 나타내는 도면.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 퍼지 유한상태 오토마타와 그에 적용되는 상태 전이 행렬을 나타내는 도면.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S500의 순서도.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따라 화재 영역의 특징을 분석한 도면.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따라 비-화재 영역의 특징을 분석한 도면.

도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 퍼지 멤버십 함수.

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 실험에 사용된 영상을 나타낸 도면.

도 11은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 실험 결과를 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0081] 이하에서는 첨부된 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있도록 바람직한 실시예를 상세히 설명한다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예를 상세하게 설명함에 있어, 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 유사한 기능 및 작용을 하는 부분에 대해서는 도면 전체에 걸쳐 동일 또는 유사한 부호를 사용한다.

[0082] 덧붙여, 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 ‘연결’되어 있다고 할 때, 이는 ‘직접적으로 연결’되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 ‘간접적으로 연결’되어 있는 경우도 포함한다. 또한, 어떤 구성요소를 ‘포함’ 한다는 것은, 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이

아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다는 것을 의미한다.

[0083] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 순서도이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법은, 화재 불꽃의 감지가 필요한 영상을 수집하는 단계(S100), 영상을 복수 개의 블록으로 나누는 단계(S200), 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 이용하여 화재 후보 블록을 추출하는 단계(S300), 화재 후보 블록에서 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 화재 후보 영역을 감지하는 단계(S400) 및 화재 후보 영역에 대하여 퍼지 유한상태 오토마타를 이용하여 화재 불꽃 여부를 판별하는 단계(S500)를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

[0084] 단계 S100에서는, 화재 불꽃의 감지가 필요한 영상을 수집한다. 영상 수집은 카메라를 이용할 수 있으며, 다만 화재 불꽃의 감지가 명확히 이루어질 수 있도록, 고정된 프레임에 대한 영상을 수집하는 것이 바람직하다.

[0085] 단계 S200에서는, 영상을 복수 개의 블록으로 나눈다. 영상을 M*N 블록으로 나누고, 모든 연산을 블록 단위로 처리함으로써, 실시간 처리가 가능하도록 한다. 이와 같이 실시간 처리를 수행하는 것은, 화재 불꽃이 감지된 경우 신속한 대처가 요구되기 때문이다.

[0086] 단계 S300에서는, 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 이용하여 화재 후보 블록을 추출한다. 명도의 왜곡 값을 이용하는 것은 움직임 영역을 감지하여 화재 후보 블록을 추출하기 위함이며, 움직임 영역의 감지를 위해 본 발명은 Horprasert의 배경모델링 알고리즘을 사용할 수 있다. 속도 개선을 위하여 기존의 RGB 채널 각각에 대한 연산 대신에 명도 성분만을 추출하여 적용하였고, 현재 프레임을 포함한 이전 3프레임에서 평균과 분산을 계산하도록 하였다. 이하 단계 S300에 대하여 도 2를 참조하여 상세히 설명하도록 한다.

[0087] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S300의 순서도이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S300은, 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 계산하여 임계값 이상인 경우 픽셀을 움직임 픽셀로 판단하는 단계(S310), 블록 내에서 움직임 픽셀이 50% 이상인 경우, 블록을 화재 후보 블록으로 지정하는 단계(S320)를 포함할 수 있다.

[0088] 단계 S310에서는, 임의의 픽셀에 대한 명도의 왜곡 값을 계산하여 임계값 이상인 경우 픽셀을 움직임 픽셀로 판단한다. 영상 내의 임의의 픽셀 p는 4-요소(μ_p , σ_p , α_p , BD_p)로 구성된다. 각 변수에 대한 계산은 수학적 식 1과 수학적 식 2와 같다. 이때 입력 픽셀의 명도의 왜곡 값이 임계값 이상일 경우 움직임 픽셀로 판단한다.

수학적 식 1

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

[0089]

[0090] 여기서, p는 임의의 픽셀, Y()는 명도, $\mu()$ 는 픽셀 p에서의 명도 평균값, $\sigma_Y()$ 는 표준편차, α_p 는 명도 왜곡 파라미터이다.

수학식 2

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

[0091]

[0092]

여기서, μ_Y 는 픽셀 p 에서의 명도 평균값, BD_Y 는 명도의 왜곡 값(Brightness Distortion)이다.

[0093]

단계 S320에서는, 블록 내에서 움직임 픽셀이 50% 이상인 경우, 블록을 화재 후보 블록으로 지정한다. 물론 지정 기준을 50% 이상으로 제한하는 것은 아니며, 필요에 따라 얼마든지 조정될 수 있다.

[0094]

단계 S400에서는, 화재 후보 블록에서 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 화재 후보 영역을 감지한다. 색상 모델을 이용하여 화재 후보 영역을 감지하는 것이며, RGB채널에 대한 확률적 모델을 구성하고 이로부터 화재 후보 영역을 결정한다. 이하 단계 S400에 대하여 도 3을 참조하여 상세히 설명하도록 한다.

[0095]

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S400의 순서도이다. 도 3에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S400은, 퍼지 멤버십 함수를 통해 화재 후보 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 전체 색상 채널의 확률 값을 계산하는 단계(S410), 전체 색상 채널의 확률 값이 임계값 이상인 경우, 픽셀을 화재 후보 픽셀로 지정하는 단계(S420), 화재 후보 블록에 포함된 모든 픽셀들에 대하여 화재 후보 픽셀 지정 여부를 판단한 후, 화재 후보 픽셀들의 집합을 화재 후보 영역으로 감지하는 단계(S430)를 포함할 수 있다.

[0096]

단계 S410에서는, 색상 확률 모델을 통해 화재 후보 블록에 포함된 임의의 픽셀에 대한 전체 색상 채널의 확률 값을 계산한다. 각 색상 RGB채널의 분포는 서로 독립적이고 가우시안 분포를 보인다고 가정하고, 수학식 3을 이용하여 색상 확률 모델을 생성한다.

수학식 3

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

[0097]

$i \in R, G, B$

[0098]

여기서, $I_i(x,y)$ 는 새로운 입력 픽셀, μ 는 학습데이터로부터 얻어진 i 색상 채널의 평균, σ_i 는 i 색상 채널의 분산, P_i 는 i 채널 확률 값이다.

[0099]

이렇게 구해진 각 채널의 색상 확률 모델로부터 새로운 입력 픽셀 $I_i(x,y)$ 의 i 채널 확률 값을 알 수 있다. 이 후 각 색상 채널의 확률 값을 이용하여, 수학식 4를 통해 전체 색상 채널의 확률 값을 계산한다.

수학식 4

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

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

[0100]

- [0101] 여기서, $p(I(x,y))$ 는 전체 색상 채널의 확률 값, τ 는 화재 후보 픽셀 지정을 위한 임계값이다.
- [0102] 단계 S420에서는, 전체 색상 채널의 확률 값이 임계값 이상인 경우, 픽셀을 화재 후보 픽셀로 지정한다. 단계 S420은 앞서 언급한 수학적 식 4에 따라 수행될 수 있다.
- [0103] 단계 S430에서는, 화재 후보 블록에 포함된 모든 픽셀들에 대하여 화재 후보 픽셀 지정 여부를 판단한 후, 화재 후보 픽셀들의 집합을 화재 후보 영역으로 감지한다. 단계 S430에 대하여 도 4를 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0104] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에서 감지된 화재 후보 영역을 나타내는 도면이다. 도 4에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 의해 화재 후보 영역을 감지한 경우, 화재 불꽃과 유사한 색상을 가지며 움직임이 있는 몇몇 블록에서 오감지를 보이는 것을 확인할 수 있다.
- [0105] 단계 S500에서는, 화재 후보 영역에 대하여 퍼지 유한상태 오토마타를 이용하여 화재 불꽃 여부를 판별한다. 화재 영상에서 배경모델과 화재 색상 모델을 적용하여 검출된 화재 후보 영역은, 대부분 정확한 검출 결과를 보이지만 불꽃의 반사나 화재와 유사한 색상을 갖는 움직임 오브젝트로 인한 오감지가 여전히 남아있다. 따라서 이러한 오감지를 제거하기 위해서는 추가적인 화재감지 절차가 필요하다. 본 발명의 단계 S500에서는 이전의 휴리스틱한 방법들과는 대조적으로 화재 후보 영역이 실제 화재 불꽃인지 아닌지를 증명하기 위하여 퍼지 멤버십 함수를 기반으로 하는 퍼지 유한상태 오토마타를 사용하였다.
- [0106] 퍼지 로직은 많은 시스템이 가지는 고유한 특성들에 대한 불확실성과 모호함을 처리하기에 매우 효과적인 방법이기 때문에 광범위한 분야에서 많은 관심을 받고 있다. 그리고 유한상태 오토마타는 컴퓨터 시스템과 그에 관련된 언어나 소프트웨어의 개발에 중요한 영향을 미치는 이론으로 어떤 문제에 대해 확실적인 접근으로 문제를 해결할 수 있기 때문에 논리적 설계가 요구되는 시스템에서 매우 유용하게 사용되고 있다. 그러므로 이러한 퍼지 로직과 유한상태 오토마타가 결합된 퍼지 유한상태 오토마타는, 시스템의 상태가 끊임없이 변화하거나 수학적으로 모델링하기 어려운 응용 프로그램에 매우 적합하다. 또한 퍼지 유한상태 오토마타는 연속적인 공간에서 발생하는 불규칙적이고 불확실한 문제뿐 아니라 불연속적인 응용프로그램에서 발생하는 문제까지 효과적으로 결정짓는데 유용한 방법으로 알려져 있다.
- [0107] 화재 불꽃의 모양은 시간이 흐름에 따라 끊임없이 변화하며 이러한 변화가 매우 불규칙적이고, 감지하고자 하는 영역이 불꽃영역인지 아닌지에 대한 결정을 할 수 있는 기준이 매우 모호하다. 따라서 앞서 설명했듯이 시간 축 상에서 발생하는 변화가 불규칙하고 다양한 특성들을 효과적으로 분석할 수 있는 퍼지 유한상태 오토마타는 화재 불꽃 감지에 매우 적절한 방법 중 하나이다. 이때 단계 S500에서 사용되는 퍼지 유한상태 오토마타는, 수학적 식 5와 같이 6개의 튜플(tuple)로 정의될 수 있다.

수학적 식 5

- [0108] $\tilde{F} = \{Q, \Sigma, \delta, R, Z, w\}$

- [0109] 여기서, Q는 유한한 개수의 화재 불꽃의 상태 집합으로서 화재 불꽃의 상태를 의미하며 $Q = \{VH(\text{Very High}), H(\text{High}), L(\text{Low}), VL(\text{Very Low})\}$ 와 같이 4가지의 상태로 정의된다. VH, H, L, VL은 각각 화재 불꽃일 확률이 매우 높은 상태, 높은 상태, 낮은 상태, 매우 낮은 상태를 의미한다. Σ 는 퍼지 유한상태 오토마타에서 발생하는 이벤트로서, 본 발명에서는 상태를 집합 Q와 같이 4가지(VH, H, L, VL)로 정의하였기 때문에 4가지 화재 불꽃의 상태 사이에서 발생할 수 있는 모든 이동 경우의 수를 원소로 하는 경우, $\Sigma = \{a11 \cdots a14, a21 \cdots a24, a31 \cdots$

a34, a41...a44)와 같이 16가지로 정의할 수 있다. δ 는 퍼지 전이 함수(fuzzy transition function)로서, $\delta = Q \times \Sigma \times Q \rightarrow (0,1]$ 이며, 퍼지 멤버십 함수가 가질 수 있는 값의 범위인 0에서 1 사이의 입력 값에 따른, 현재 상태에서 다음 상태로의 전이를 정의하기 위해 사용된다. R은 퍼지 유한상태 오토마타의 초기 상태로서 본 발명에서는 VH라 가정한다. 즉 초기의 VH 멤버십 값은 1이 되고, $\mu^{t_0}(VH)=1.0$ (여기서 μ^{t_0} 는 시간 t_0 에서의 멤버십 값)과 같은 수식이 성립한다. Z는 출력 값의 집합으로 $Z=\{\text{accept(Fire)}, \text{reject(Non-Fire)}\}$ 와 같이 2가지의 최종 출력 값을 가지며, 퍼지 유한상태 오토마타의 최종 상태가 VH나 H일 경우 최종 출력 값은 accept(Fire)가 되고 해당 영역은 불꽃영역으로 판단한다. 반대로 최종상태가 VL이나 L일 경우 최종 출력 값은 reject(Non-Fire)가 되고 해당 영역은 불꽃이 아닌 영역으로 판단한다. ω 는 출력 함수로서 $\omega=Q \rightarrow Z$ 와 같은 식으로 나타내며 입력 값과 출력 값 사이의 연관성을 정의하여 입력 값에 대한 출력 값을 획득하기 위해 사용된다.

[0110] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 퍼지 유한상태 오토마타와 그에 적용되는 상태 전이 행렬을 나타내는 도면이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 퍼지 유한상태 오토마타 F의 상태 집합인 Q는 각각 원으로 나타나며, 현재 상태에서 다음 상태로의 전이 이벤트 σ 는 상태 전이 가중치와 함께 화살표로 나타난다. 본 발명에서는 상태전이가 다음과 그 다음 상태로의 전이만 가능하도록 설계하였다. 따라서 VH상태는 한 번의 동작에서 H나 L 상태만으로의 전이가 가능하고 VL상태로의 전이는 불가능하다. 이는 화재 불꽃 특성상 VH상태에서 VL상태로 급격하게 변하지 않고 단계를 거쳐 서서히 변하는 경우가 대부분이기 때문이다. VL에서 VH로의 상태 변환도 같은 규칙을 따른다.

[0111] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S500의 순서도이다. 도 6에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 단계 S500은, 화재 불꽃의 상태별로 화재 후보 영역의 명도, 웨이블릿 에너지(Wavelet Energy), 모션 방향성에 대한 멤버십 값을 각각의 퍼지 멤버십 함수를 통해 계산하는 단계(S510), 화재 불꽃의 상태별로 멤버십 값의 평균을 시간에 따른 멤버십 값으로 지정하는 단계(S520), 화재 후보 영역에 대해 시간에 따른 멤버십 값을 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터로 표현하는 단계(S530), 상태 벡터에 퍼지 전이 함수의 상태 전이 가중치를 곱하여 상태 값을 구한 뒤, 가장 큰 상태 값을 최종 상태 값으로 결정하는 단계(S540), 최종 상태 값에 대응되는 화재 불꽃의 상태를 이용하여 화재 불꽃 여부를 출력하는 단계(S550)를 포함할 수 있다.

[0112] 단계 S510에서는, 화재 불꽃의 상태별로 화재 후보 영역의 명도, 웨이블릿 에너지(Wavelet Energy), 모션 방향성에 대한 멤버십 값을 각각의 퍼지 멤버십 함수를 통해 계산한다. 단계 S510에 대해서, 도 7 내지 도 9를 참조하여 상세히 설명하도록 한다.

[0113] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따라 화재 영역의 특징을 분석한 도면이고, 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에 따라 비-화재 영역의 특징을 분석한 도면이며, 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 퍼지 멤버십 함수를 나타낸다.

[0114] 도 7에서 (a)는 특징 변화량을 추출할 화재 영역이며, (b)는 명도 변화, (c)는 웨이블릿 에너지 변화, (d)는 2~4가 상승방향인 모션 정보를 나타낸다. 또한 도 8에서 (a)는 특징 변화량을 추출할 비-화재 영역이며, (b)는 명도 변화, (c)는 웨이블릿 에너지 변화, (d)는 2~4가 상승방향인 모션 정보를 나타낸다.

[0115] 기존의 연구들에서 도출된 일반적인 불꽃영역의 특징들은 다음과 같다.

[0116] i) 일반적으로 화재 영역은 배경에 비해 높은 명도 값과 고주파 성분을 가진다.

- [0117] ii) 불꽃의 색상은 매우 다양한 범위를 갖는다.
- [0118] iii) 화재 영역은 시간 축 상에서 매우 불규칙적으로 끊임없이 변화하는 패턴을 가진다.
- [0119] iv) 바람과 같은 외부의 영향이 크지 않다면 상승방향성을 가진다.

[0120] 이러한 불꽃의 특징들을 고려하여 퍼지 유한상태 오토마타에 적용되는 멤버십 함수를 생성하기 위해, 명도와 웨이블릿 에너지의 변화를 효과적으로 측정할 수 있는 왜도 값과 모선의 상승방향 비율 값을 특징값으로 사용하였다. 퍼지 멤버십 함수는 응용분야에 따라 다양한 모양과 방법으로 모델링 될 수 있으며, 본 발명에서는 불꽃이 가지는 3가지 특징을 모델링하기 위해 가우시안 함수를 사용하였다.

[0121] 단계 S510에서는, 먼저 명도 변화에 대하여 연속적인 프레임에서 각 블록의 시간 축 상의 변화를 측정하였다. 도 7의 (b)에 도시된 바와 같이 화재 영역에서는 명도 값의 변화가 연속적으로 불규칙하게 발생하는 반면, 도 8의 (b)에 도시된 바와 같이 불꽃이 아닌 움직이는 일반 오브젝트 영역에서는 제한된 구간에서 몇 번의 변화만 발생하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 명도 변화의 특징 추출을 위하여 화재 영상과 비-화재 영상에 대하여 100개의 프레임의 블록 값을 큐에 저장하여 수학적 6을 통해 왜도 값을 측정하였고, 추정된 왜도를 다시 가우시안 함수를 이용하여 확률 밀도 함수로 표현하였다. 도 9의 (a)는 명도에 대한 퍼지 멤버십 함수로서, 화재와 비-화재에 대한 확률 밀도 함수를 각각 VeryHigh(VH), High(H), Low(L), VeryLow(VL)와 같이 퍼지 유한상태 오토마타의 각 상태에 적용하기 위한 형태로 변형시켜 획득하였다.

수학식 6

[0122]
$$S(x) = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3$$

[0123] 수학식 6은 피어슨의 왜도 계수 식(pearsonian coefficient of skewness)이며, 여기서 S(x)는 왜도 값, n은 자료 개수, x_i 는 i번째 자료, $\bar{x}$ 는 평균, σ 는 표준편차이다.

[0124] 두 번째 특징인 웨이블릿에너지(E_i)는 수학식 7과 같이 구할 수 있다. 화재 후보 영역에서 웨이블릿 에너지를 추출하기 위해 도버시 웨이블릿 변환(Daubechies Wavelet Transform)을 적용하고 3가지의 주파수 성분(LH, HL, HH)만을 사용하였다.

수학식 7

[0125]
$$E_i(x,y) = LH_i(x,y) + HL_i(x,y) + HH_i(x,y)$$

[0126] 여기서, $E_i(x,y)$ 는 i번째 블록의 웨이블릿 에너지, LH(Low-High), HL(High-Low), HH(High-High)는 각각 웨이블릿 변환이 수행된 이미지로부터 획득한 수평 성분 계수, 수직 성분 계수, 대각 성분 계수이다.

[0127] 도 7의 (c), 도 8의 (c)에서는 웨이블릿 에너지 또한 명도의 변화와 마찬가지로 화재 영역에서는 끊임없이 변화하지만 비-화재 영역에서는 그렇지 않음을 확인할 수 있다. 그러므로 웨이블릿 에너지의 퍼지 멤버십 함수 역시 왜도의 확률 밀도 함수를 이용하여 모델링할 수 있으며, 도 9의 (b)와 같이 VH, H, L, VL 상태에 대해 나타낼 수 있다.

[0128] 마지막으로 뜨거운 공기는 상승하기 때문에 불꽃의 모션벡터는 상승하는 경향이 있다. 이러한 특징을 추출하기 위하여 현재 프레임을 포함하는 이전 100 프레임에서 모션 벡터를 측정하였다. 우선 블록에서 3단계 탐색(3-step search) 알고리즘을 사용하여 움직임 벡터를 추출하고, 블록 내의 움직임 방향을 수학식 8를 이용하여 8개

의 방향으로 정규화하였다.

수학식 8

$$M_{code}^b = \left\lfloor \frac{atan(mv_y^b/mv_x^b) \times 10}{8} \right\rfloor + 1$$

여기서, M_{code}^b 는 블록 내의 모션 방향, mv_x^b 는 x-방향의 모션벡터, mv_y^b 는 y-방향의 모션벡터이다.

화재 영역에서는 상승방향인 값들이 많이 나타나지만 비-화재 영역에서는 상승방향 값들이 낮게 나타남을 도 7의 (d), 도 8의 (d)에서 확인할 수 있다. 모션의 상승방향 비율(Up_i)은 연속적인 N(100) 프레임이 진행되는 동안 i^{th} 번째 블록의 상승모션을 수학식 9에 적용함으로써 획득할 수 있다.

수학식 9

$$Up_i = \frac{\sum_{j=1}^n 1(M_j^t)}{N}$$

여기서, Up_i 는 모션의 상승방향 비율, N은 프레임, M_j^t 는 블록 내의 모션 방향으로 수학식 8에 의하며, 1()는 M_j^t 가 2~4의 값을 가질 때 1을 반환하고 그 외의 값을 가질 때 0을 반환하는 함수이다.

도 9의 (c)에서는 화재와 비화재의 확률밀도 함수가 VH, H, L, VL 각 상태에 대해 표현된 것을 확인할 수 있다. 다른 멤버십 함수와는 달리 모션 멤버십 함수의 VH, VL 그래프는, 모션정보는 상승방향 비율이 높을수록 화재일 확률이 높고 상승방향 비율이 낮을수록 비-화재일 확률이 높다는 특징 때문에, 수학식 10과 11를 이용하여 도 9의 (c)와 같이 변형되었다.

수학식 10

$$\mu_{M-VH}(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_{VH}}{\sigma_{VH}})^2} & x < \mu_{VH} \\ 1 & x \geq \mu_{VH} \end{cases}$$

수학식 11

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

여기서, m_{VH} , m_{VL} , σ_{VH} , σ_{VL} 은 각각 모션 방향에 대한 VH 상태와 VL 상태의 확률 밀도 함수의 평균과 분산이며, μ_{VH} , μ_{VL} , μ_{M-VH} , μ_{M-VL} 은 각각 모션 방향에서 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수와 변형된 VH 상태와 VL 상태에 대한 멤버십 함수이다.

단계 S520에서는, 화재 불꽃의 상태별로 멤버십 값의 평균을 시간에 따른 멤버십 값으로 지정하였다. 본 발명

은 불꽃 감지를 위해 명도, 웨이블릿 에너지, 모션의 방향성의 3가지 특징값을 입력으로 사용하기 때문에, 시간 t에서 각 상태의 멤버십 값은 도 9와 수학적식 12과 같이 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 추정된다.

수학적식 12

$$m_k = \text{Mean}(\mu_{i-k}, \mu_{w-k}, \mu_{m-k}) = \frac{\mu_{i-k} + \mu_{w-k} + \mu_{m-k}}{3}$$

여기서, μ_{i-k} , μ_{w-k} , μ_{m-k} 는 시간 t에서 해당 블록의 명도와 웨이블릿 에너지의 왜도 값과 모션의 상승방향 비율을 나타내는 입력 값 a_{i-k} , a_{w-k} , a_{m-k} 에 대해 각각의 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 추정된 멤버십 값이다.

단계 S530에서는, 화재 후보 영역에 대해 시간에 따른 멤버십 값을 화재 불꽃의 상태에 따른 상태 벡터로 표현한다. 전통적인 오토마타는 상태가 1 또는 0으로 정의되고 이러한 상태들이 개별적으로 표현되며, 여러 가지의 상태를 각각의 행렬로 따로따로 나타내어야 하는 반면, 퍼지 유한상태 오토마타는 퍼지 멤버십 함수를 이용하여 상태 멤버십 값을 확률적으로 결정하기 때문에, 수학적식 13와 같이 각 상태들을 상태 벡터 q로 나타낼 수 있다.

수학적식 13

$$q = [m_k]_{1 \times n} = [m_1 \dots m_n]$$

여기서, q는 상태 벡터, n은 화재 불꽃의 상태, m_k 는 n번째 상태의 멤버십 값이다.

예를 들어, 화재 불꽃의 상태가 VH(VeryHigh)일 확률이 0.6을 가짐과 동시에 H(High)일 확률이 0.4, L(Low)일 확률이 0.2, VL(VeryLow)일 확률이 0이라면, 상태 벡터 q의 멤버십 값은 벡터 $q=[0.6, 0.4, 0.2, 0]$ 과 같이 나타낼 수 있다.

단계 S540에서는, 상태 벡터에 퍼지 전이 함수의 상태 전이 가중치를 곱하여 상태 값을 구한 뒤, 가장 큰 상태 값을 최종 상태 값으로 결정한다. 본 발명에서 사용되는 퍼지 유한상태 오토마타에서는, 전이 이벤트가 발생할 때 다음 상태의 멤버십 값을 추정하기 위해 현재 상태의 멤버십 값($\mu^t(q_i)$)과, 앞서 설명한 상태 전이 가중치를 동시에 이용한다. 본 발명에서 사용하는 퍼지 유한상태 오토마타는, 시스템의 여러 가지 특성을 분석하여 결과를 도출하기 때문에 상태 멤버십 값을 결정하기 위해 입력되는 값의 종류 또한 다양하다. 즉, 한 개가 아닌 여러 개의 퍼지 멤버십 함수가 사용되며 시간 t+1에서의 상태 멤버십 값($\mu^{t+1}(q_i)$)을 결정하기 위해서는, 이러한 값들을 하나의 값으로 결합해 주어야 한다. 그러므로 이를 해결하기 위해 퍼지 유한상태 오토마타에서 멀티 입력 결정(multi-membership resolution) 방법의 하나인 수학적식 14와 같은 산술 평균을 이용한다.

수학적식 14

$$\mu^{t+1}(q_n) = \left[\sum_{i=1}^n F(\mu^t(q_i), \delta(q_i, a_n, q_j)) \right] / n$$

여기서, n은 퍼지 멤버십 함수의 개수, 즉, 입력 값의 개수이다. 입력 값 a_k 에 의해 이전 상태 q_i 로부터 다음 상태 q_j 로 전달되는 상태 전이 가중치 $\delta(q_i, a_k, q_j)$ 는 이전 상태의 멤버십 값($\mu^t(q_i)$)과 함께 멤버십 값 할당 함수 F에 적용되어 새로운 멤버십 값을 결정하는데 사용된다. F는 $0 \leq F(\mu, \delta) \leq 1$, $F(0,0)=1$, 그리고 $F(1,1)=1$ 과 같이 세 가지의 원칙을 따르며 본 발명은 멤버십 값 할당 함수(F)를 수학적식 15와 같이 곱 연산으로 정의하였

다.

수학식 15

[0149]
$$F(\mu, \delta) = \text{Prod}(\mu, \delta) = \mu \cdot \delta$$

[0150] 만약 현재 상태 벡터 q 에서 이벤트가 발생한다면, 다음 상태 벡터 q 는 수학식 16을 이용하여 결정된다. 수학식 16은 수학식 14를 본 발명에 맞도록 변형한 것이다.

수학식 16

[0151]
$$\tilde{q} = q \circ t = [m_1 \cdots m_n] \cdot \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

[0152] 여기서, q 는 이전 상태의 멤버십 값이고, t 는 미리 정의된 상태 전이 가중치이다. 이때 t 는 다음 수학식 17로 표현될 수 있다. 이러한 두 값의 곱으로 상태 벡터 q 가 결정되고 나면 그 다음으로 수학식 18과 같은 최댓값 연산을 통해 퍼지 유한상태 오토마타의 최종 상태를 결정한다.

수학식 17

[0153]
$$t = [a_{ij}]_{n \times n} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n-1} & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{nn-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$$

[0154] 여기서, a_{ij} 는 퍼지 유한상태 오토마타의 상태가 i 에서 j 로 전이될 때의 상태 전이 가중치, i 는 현재 상태, j 는 다음 상태, n 은 유한한 개수이다. 예를 들어 $a_{12}=0.3$ 과 같은 수식은, 현재 상태 1에서 다음 상태 2로 전이될 때 적용되는 상태 전이 가중치가 0.3이라는 것을 의미한다. 따라서 본 발명의 퍼지 유한상태 오토마타는, 이벤트가 개별적으로 동작하는 이산 이벤트 시스템과는 달리 각각 다른 가중치를 가진 이벤트가 시스템상에 여러 개 존재할 수 있고, 서로에게 영향을 미치며 동작한다.

수학식 18

[0155]
$$f_c = \text{Max}[\tilde{q}_1 \cdots \tilde{q}_n]$$

[0156] n 개의 상태 중 최댓값을 가지는 상태를 최종상태로 결정하는 것으로 예를 들어, $[q_1, q_2, q_3, q_4]=[0.3, 0.5, 0.2, 0.1]$ 과 같은 상태 벡터에서는, 최댓값 0.5를 가지는 상태 q_2 가 최종상태로 결정된다.

[0157] 고전적인 결정적 유한상태 오토마타(deterministic finite automata)에서는 최종 결과 값이 현재의 상태에 의해 유일하게 결정된다. 시스템이 끝났을 때의 현재 상태와 미리 지정해둔 최종상태가 동일하면 출력 값이 수락(accept)이 되지만 그 외의 상태에서 시스템이 끝이 날 경우에는 그에 대한 출력 값이 명시적이지 않다. 반면에 무어 머신(Moore machine)의 출력은 모든 상태에서 수락(accept) 또는 거부(reject)를 나타낼 수 있다. 따라서 본 발명은 출력 값에 대한 유한상태 집합 Z 를 오직 2가지의 값만을 가지도록 $Z=\{\text{accept(Fire)}, \text{reject(Non-Fire)}\}$ 와 같이 정의한다. 또한 마지막 상태의 집합은 $Q_{fin}=\{VH, H\}$ ($Q_{fin} \subseteq Q$)와 같이 VH(VeryHigh)와 H(High)상태의 두 가지로 정의하고 수학식 19에 따라 화재 불꽃 감지 시스템의 최종 결정이 이루어진다. 결론

적으로 최종상태 (f_q)가 Q_{fin} 의 요소일 경우에는 화재 불꽃으로, 그렇지 않을 경우에는 비-화재로 결정짓게 된다.

수학식 19

$$\begin{aligned} w(q_i) = \text{accept}(\text{Fire}) &\Rightarrow f_i \in Q_{fin} \\ w(q_i) = \text{reject}(\text{Non-Fire}) &\Rightarrow f_i \notin Q_{fin} \end{aligned}$$

도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 실험에 사용된 영상을 나타낸 도면이다. 도 10에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법에서의 멤버십 함수 생성을 위하여 총 12개의 학습 영상을 사용하였으며, 이 중 6개의 영상은 화재 불꽃이 포함된 영상으로 FASTData (<http://fire.nist.gov/fastdata/>)로부터 획득하였고, 다른 6개의 영상은 화재와 유사한 색상을 띠는 움직임 오브젝트가 포함된 영상으로 CAVIAR (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>)로부터 획득하였다. 또한 본 발명에서는 가우시안 확률 밀도 함수 생성을 위한 값들을 추출하기 위하여 5×5 크기의 1056개 블록을 12개의 학습 영상에서 선택하여 사용하였다. 도 10에서 적색 상자로 표시된 부분은, 본 발명에 의하여 불꽃을 감지된 결과를 나타낸다.

표 1은 각 영상에 대한 정보를 나타낸다. 영상 1, 3, 4, 6은 실내 화재 불꽃 영상이고 영상 2, 5는 실외 화재 불꽃 영상이다. 추가로 실제 화재 불꽃과 화재와 유사한 색상과 움직임을 보이는 오브젝트들을 분류하는 능력을 평가하기 위해, 화재 유사 색상의 움직이는 오브젝트를 포함한 영상 7, 8, 9, 10을 사용하였다.

표 1

Video Sequence	Number of frames	Description
Movie 1	329	Foam mattress (indoor)
Movie 2	750	Fire in garden (outdoor)
Movie 3	892	Burning bed (indoor)
Movie 4	402	Burning Christmas tree (indoor)
Movie 5	645	Fire in field (outdoor)
Movie 6	549	Laptop battery fire (indoor)
Movie 7	314	Three men walking outside (outdoor)
Movie 8	209	Three men walking in hallway (indoor)
Movie 9	304	Fire-colored moving cars (outdoor)
Movie 10	182	Accident in tunnel (indoor)

도 11은 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 실험 결과를 나타낸 도면이다. 본 발명의 알고리즘과 비교를 위한 2개의 알고리즘에 대해 각각의 검출률(TP: True Positive), 오검출률(FP: False Positive), 미검출률(M: Missing Rate)을 측정하였다. 도 11에 도시된 본 발명의 일실시예에 따른 퍼지 유한상태 오토마타를 이용한 화재 불꽃 감지 방법의 실험 결과에서 확인할 수 있듯이, 본 발명의 평균 검출률은 97.7%로 Toreyin이나 Ko의 91.55%, 78.47%의 결과보다 좋은 검출률을 보여주고 있으며, 평균 오검출률은 0.2%로 다른 두 가지 알고리즘의 3.26%, 2.86%에 비해 낮게 나타났고, 미검출률 또한 2.1%로 5.19%와 18.27%로 가장 낮게 나타났다.

각 불꽃 영상들의 특징들에 근거한 실험결과를 분석해보면, 1번 영상은 불꽃의 명도가 높고 매우 활발하게 움직이며 상승방향이 뚜렷하게 나타나는 전형적인 불꽃의 특징을 보이지만 불꽃이 확산되면서 바닥이나 벽과 같은

주변영역에 불빛이 반사된다. 따라서 컬러나 웨이블릿 에너지로만 불꽃 감지를 한 Toreyin 알고리즘과 밝기 맵과 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 Ko의 알고리즘의 경우 밝기에 민감하기 때문에 불빛의 반사로 인해 발생하는 밝은 영역에서 오검지가 발생하여 오검지률이 높은 것을 확인할 수 있다.

[0164] 2번 영상은 불꽃이 작으며 다른 영상들에 비해 불꽃의 밝기 변화량이 크지 않고 주변 영역과 유사한 컬러 값을 가지며, 바람에 의해 불꽃이 좌우로 움직이기 때문에 상승방향성이 낮다. 따라서 2번 영상에서 본 발명은 낮은 명도 변화량과 낮은 상승모션으로 인해 다른 영상에 비해 높은 미검출률을 나타내고 있다. 3번 영상의 불꽃도 1번 영상과 마찬가지로 불꽃의 전형적인 특성을 나타내기 때문에, 실험에 사용된 모든 알고리즘에서 검출률이 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

[0165] 4번 영상은 초기 50프레임 동안은 불꽃의 발생이 없고 그 이후 불꽃이 점차 확산되는 영상이기 때문에, Toreyin 알고리즘의 미검출률이 높다. 또한 불꽃이 확산되며 벽면에 불빛이 반사되기 때문에, Ko의 알고리즘에서 높은 오검출률이 나타난다. 4번 영상에서 본 발명의 오검출률이 가장 높은 이유는, 영상에서 불꽃이 발생할 때 아래에서부터 위로 확산되기 때문에 벽면에 반사되는 불빛 또한 점차 아래쪽에서 위쪽으로 향해가며 밝아지므로, 불꽃이 확산되는 동안 벽면에 반사된 불빛은 높은 명도 값과 상승방향성을 가지기 때문이다.

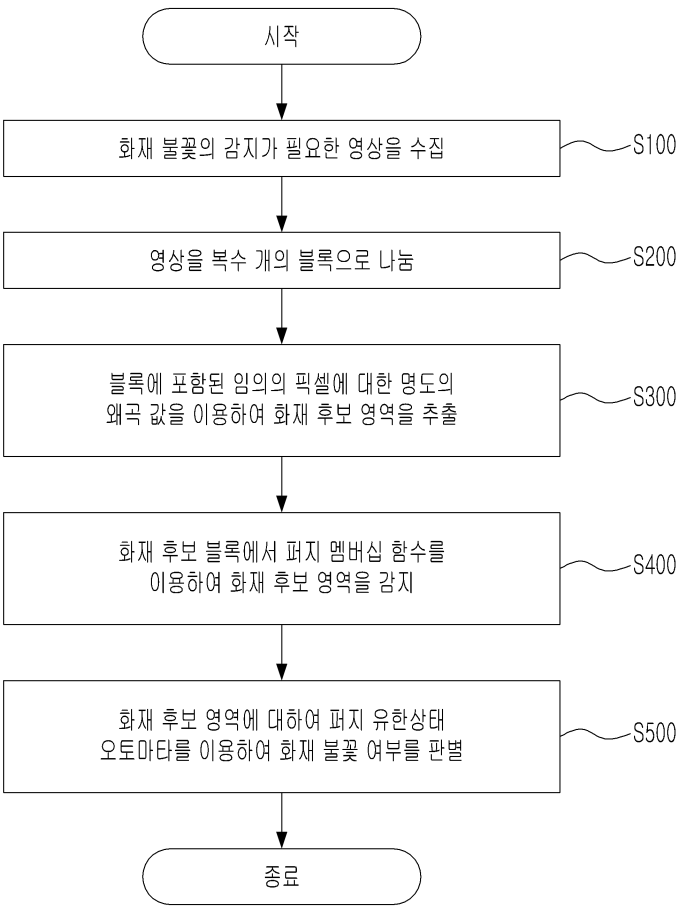
[0166] 5번 영상은 2번 영상과 유사하게 실외 화재 불꽃으로 바람의 영향에 의해 불꽃이 좌우로 움직이기 때문에, 본 발명의 미검출률이 높게 나타나고 있으며, 6번 영상은 1번, 3번 영상과 같이 전형적인 불꽃의 특징을 보이며 주변영역에 불빛의 반사가 없기 때문에, 3가지 알고리즘 모두 좋은 결과를 나타내고 있음을 보여준다.

[0167] 결론적으로 실험 영상에서 Toreyin과 Ko의 방법이 본 발명보다 높은 오검출률(FP)을 나타내는 주된 이유는, 해당 동영상에 포함된 불꽃이 확산되면서 주변영역에 반사되어 벽과 같은 불꽃이 아닌 영역을 불꽃으로 검출하기 때문이다. 하지만 본 발명은 실제 불꽃 검증을 위해 100프레임 동안의 특징 변화율을 통계적으로 분석하였고, 이를 이용하여 확실적인 멤버십 함수를 만든 후 퍼지 유한상태 오토마타에 적용하였기 때문에, 오검출률을 효과적으로 제거할 수 있었다. 영상 7, 8, 9, 10에서는 모든 알고리즘에서 오브젝트의 움직임이 불꽃으로 감지되지 않기 때문에 검출률은 100%이며, 오검출률과 미검출률은 0%로 나타난다. 따라서 본 발명은, 불꽃의 모호하고 불확실한 정보를 확률적으로 모델링할 수 있고 효과적으로 불꽃을 감지할 수 있으며, 이전의 방법들에 비해 불꽃 감지에 더욱 강력하고 빠른 성능을 나타낸다.

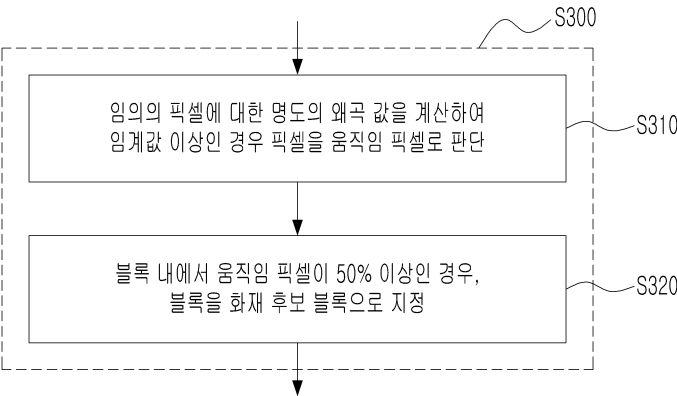
[0168] 이상 설명한 본 발명은 본 발명이 속한 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의하여 다양한 변형이나 응용이 가능하며, 본 발명에 따른 기술적 사상의 범위는 아래의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

도면

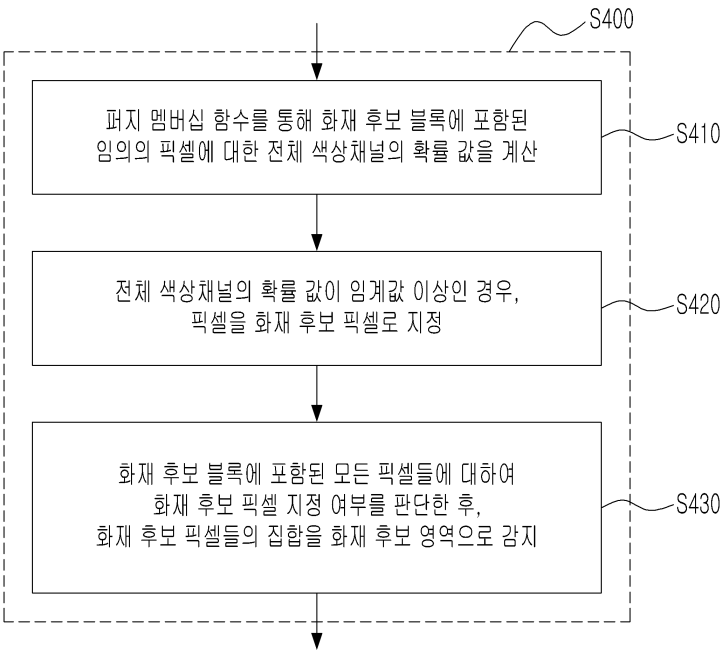
도면1



도면2



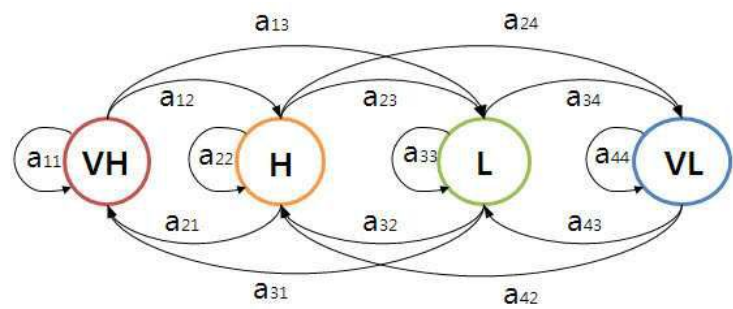
도면3



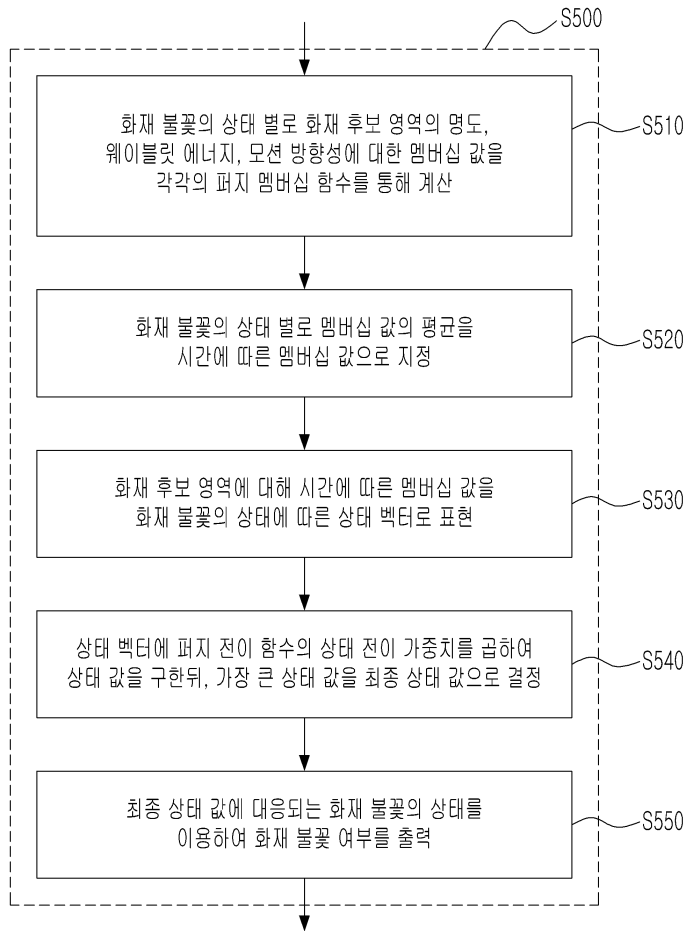
도면4



도면5



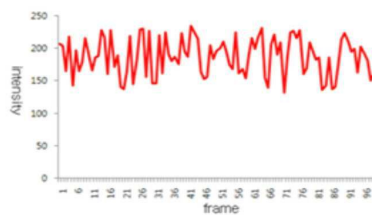
도면6



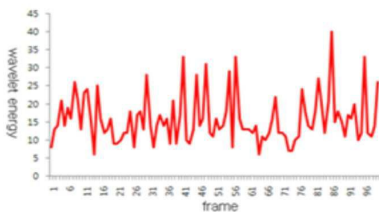
도면7



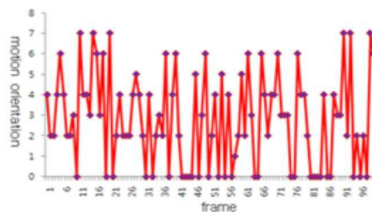
(a)



(b)



(c)

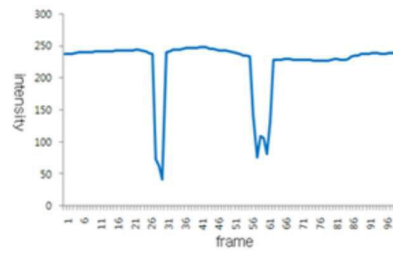


(d)

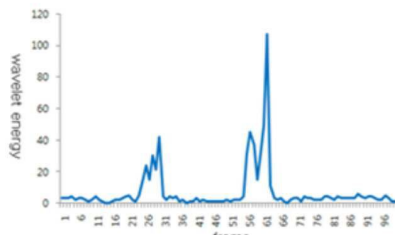
도면8



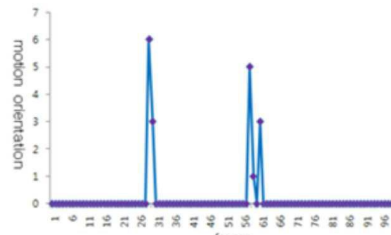
(a)



(b)

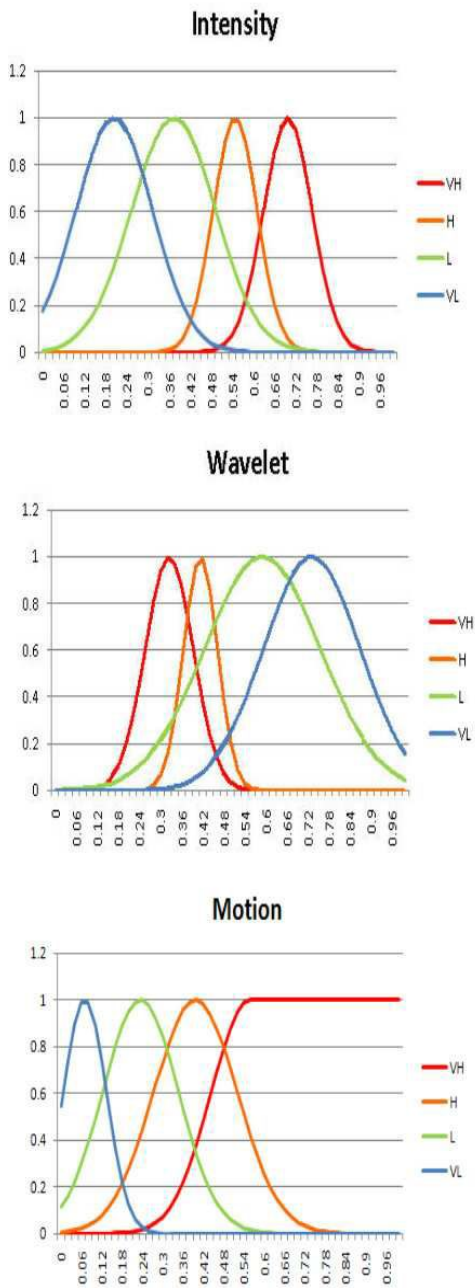


(c)



(d)

도면9



도면10



도면11

