

연기 영상의 정적 및 동적 텍스처를 이용한 강인한 연기 검출

Reliable Smoke Detection using Static and Dynamic Textures of Smoke Images

김재민

홍익대학교 전자전기공학부

Jaemin Kim(jmkim@hongik.ac.kr)

요약

감시 카메라를 이용하여 화재 연기를 자동 검출하는 시스템은 신뢰도 높은 연기 영상의 검출 방법을 필요로 한다. 카메라를 이용하여 공기 중에 확산하는 연기의 영상을 연속적으로 획득하였을 때, 연기 영상의 각 장면은 독특한 텍스처(정적 텍스처)를 가지며, 연기의 확산 운동으로 인하여 그 차분 영상 또한 다른 물체와 구별이 되는 독특한 텍스처(동적 텍스처)를 가진다. 특정 객체가 연기와 유사한 정적 텍스처를 가지고 있을 지라도 그 움직임의 특성이 연기 특유의 확산 운동과 다르다면, 그 차분 영상의 텍스처는 연기의 차분 영상 텍스처와 유사할 수 없다. 본 논문에서는 이 두 가지 정적 및 동적 텍스처를 이용하여 신뢰도 높은 연기 영상 검출 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 누적된 장면 차분 영상을 이용하여 변화 영역을 일차적으로 검출하고, 검출된 변화 영역의 정적 및 동적 텍스처로부터 추출한 Haralick 특징 벡터 이용하여 최종적으로 연기로 인한 변화 영역을 검출한다.

■ 중심어 : | 연기 검출 | 동적 특성 | 정적 특성 | 텍스처 | 하랄릭 특징 |

Abstract

Automatic smoke detection systems using a surveillance camera requires a reliable smoke detection method. When an image sequence is captured from smoke spreading over in the air, not only has each smoke image frame a special texture, called static texture, but the difference between two smoke image frames also has a peculiar texture, called dynamic texture. Even though an object has a static texture similar to that of the smoke, its dynamic texture cannot be similar to that of the smoke if its movement differs from the diffraction action of the smoke. This paper presents a reliable smoke detection method using these two textures. The proposed method first detects change regions using accumulated frame difference, and then picks out smoke regions using Haralick features extracted from two textures.

■ keyword : | Smoke Detection | Temporal Features | Spatial Features | Texture | Haralick Features |

1. 서론

1.1 신뢰도 높은 연기 검출의 필요성

건물 내부나 터널 등에는 화재를 감지하기 위한 연기 검출 센서가 사용되고 있다. 연기 검출 센서를 이용하는 경우 발화점에서 발생한 연기가 확산되어 센서에서

* 이 논문(저서, 전서)은 2009학년도 홍익대학교 학술연구진흥비에 의하여 지원되었음

접수번호 : #111220-009

접수일자 : 2011년 12월 20일

심사완료일 : 2012년 02월 02일

교신저자 : 김재민, e-mail : jmkim@hongik.ac.kr

감지되기까지 많은 시간이 소요되는 단점이 있다. 화재 검출 시간이 지연될수록 피해가 커지기 때문에 넓은 영역의 화재를 빠른 시간에 감지하기에는 연기 검출 센서를 이용하는 방법은 한계가 있다.

대부분의 주요 시설은 센서를 이용하여 화재 등의 위험 상황을 감시하지만, 동시에 감시카메라를 설치하여 중앙 관제소에서 관제 요원이 현장 상황을 모니터링할 수 있도록 되어 있다. 이러한 감시카메라를 이용하여 화재 연기를 자동으로 실시간 검출할 수 있다면 많은 장점을 가질 수 있다. 우선 점단위로 접촉하는 연기를 검출하는 센서에 비하여 소수의 카메라로 넓은 영역을 감시할 수 있으며, 연기가 발생한 후 짧은 시간 내에 연기를 자동 검출할 수 있다. 하지만 화재 연기의 오검출로 인한 잘못된 경보가 자주 발생한다면 관제 요원이 경보 시스템을 무시할 수 있다. 때문에 감시카메라를 이용한 자동 연기 검출을 실용화하기 위해서는 높은 신뢰도의 연기 검출 알고리즘이 필요하다.

1.2 기존 연기 검출 방법 현황

Fujiwara와 Terada는 연기 형상이 가지고 있는 자기 유사성 특징을 프랙털 코딩(fractal coding) 기법으로 확인하여 연기를 검출하는 방법을 제안하였다[1]. 하지만 연기의 시각적인 형상은 불분명하고 지속적으로 형상과 밀도가 변화하기 때문에 안정적으로 검출하는 데는 한계가 있다.

Kopilovic 등은 연기 영상에서는 화소들이 불규칙적인 움직임을 가진다는 사실에 근거하여 연기를 검출하였다. 이를 위하여 시각적 유동(optical flow) 방법으로 화소의 움직임을 추정하고, 움직임 방향 분포의 엔트로피(entropy)를 계산하여 움직임의 불규칙성을 계산하였다[2]. Vicente와 Guillemant는 비슷한 움직임을 가지는 화소를 클러스터링(clustering)하고, 움직임 속도 분포의 히스토그램을 이용하여 연기를 검출하였다[3]. Truong과 Kim은 블록 단위로 변화를 검출하고, 검출된 영역의 칼라 특성을 이용하여 후보 대상을 축소하고, 최종적으로 움직임 방향을 이용하여 연기 영역을 검출하였다[4]. 이러한 시각적인 유동을 이용한 방법들은 외부 환경으로 인한 시각적 유동과 연기의 움직임으로

인한 시각적인 유동의 차이를 구별하는 것이 쉽지 않기 때문에 노이즈가 많은 환경에서는 신뢰성이 높지 않다.

Toreyin 등은 배경 차분(background subtraction) 방법으로 배경으로부터 움직이는 영역을 분리하고, 분리된 영역에서 에너지 변화, 에지 생성 소멸 등을 시공간 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용하여 분석하고 이를 바탕으로 연기를 검출하였다[5]. Calderara 등은 웨이블릿 서브밴드에서 시간에 따른 화소의 변화의 분포를 가우시안 혼합모델로 모델링하고, 모델 계수의 변화를 분석하여 연기를 검출하였다[6]. Rafiee와 Tavakoli는 움직임 영역을 검출하고, 검출된 영역의 칼라 특성을 이용하여 후보 대상을 축소하고, 최종적으로 웨이블릿 서브밴드에서 에너지의 변화를 분석하여 연기를 검출하였다[7]. Grech-Cini 등은 상관관계, 분산, 에지 유무의 변화 등 20개나 되는 특징을 사용하여, 검출된 움직임 영역이 연기에 의한 움직임인지 사람 등의 객체에 의한 움직임인지를 구별하여 연기를 검출하였다[8]. Xiong 등은 학습된 배경 차분을 이용하여 움직임을 검출하고, 검출된 영역의 모양, 영역 내 에지의 소멸 주기 등을 분석하여 연기를 검출하였다[9]. Shen-kuen 등은 검출된 움직임 영역 내의 칼라 값의 변화, 에지의 흐려짐, 에지의 발생 소멸을 분석하여 연기 영역을 검출하였다[10].

위와 같이 화소의 동적 특성을 연기 검출에 사용하는 방법들은 단순 환경에서는 안정적으로 작동할 수 있으나, 동적 특성을 가지는 복잡한 배경에서는 신뢰성이 보장되지 않는다. 예를 들어 헤드라이트를 켜고 역주행하는 차량, 비상등을 점멸하면서 주행하는 차량 등과 같은 상황 등을 연기 검출기 학습에 고려하지 않을 수 있기 때문이다.

Maruta 등은 장면 차분 영상을 이용하여 움직임 영역을 검출하고, 연기의 동적 특성을 분석하는 대신 검출된 영역의 텍스처를 분석하여 연기를 검출하였다. 검출의 신뢰도를 높이기 위하여 일정 시간동안 연속되는 다수의 영상 프레임에서 연기 텍스처로 판정이 되면 최종적으로 연기로 판정하였다.

1.3 제안한 연기 검출 방법의 차별성

본 논문에서는 연기의 정적 및 동적 텍스처를 이용하여 빠른 시간에 신뢰도 높은 연기 영상 검출 방법을 제안한다. 카메라를 이용하여 공기 중에 확산하는 연기로부터 연속적으로 영상을 획득하였을 때, 획득한 연기 영상의 각 장면뿐만 아니라 연속된 장면의 차분 영상 또한 다른 물체와 구별이 되는 독특한 텍스처를 가지고 있다. 특정 객체가 연기와 유사한 텍스처를 가지고 있을 지라도 그 움직임의 특성이 연기 특유의 확산 운동과 다르다면, 그 차분 영상의 텍스처는 연기의 차분 영상 텍스처와 유사할 수 없다. 때문에 연기의 동적 특성을 분석하기 위하여 다수의 영상을 분석하는 대신 두 영상의 차분으로 구한 연기의 동적 텍스처를 분석하는 것이 효과적이다.

제안하는 방법은 새로이 제안하는 누적된 장면 차분 영상에서 변화가 큰 화소들을 일차적으로 검출한다. 검출한 화소들에 모폴로지 필터를 적용하여 노이즈로 인하여 검출된 화소들을 제거하고 남은 화소들은 인접한 것끼리 클러스터링하여 텍스처 분석할 영역을 형성한다. 최종적으로 각각의 검출 영역의 정적 및 동적 텍스처로부터 추출한 Haralick 특징 벡터[12] 이용하여 연기 영역을 분류한다. 본 논문에서 제시하는 방법의 전체 흐름도는 [그림 1]에서 보여주고 있다.

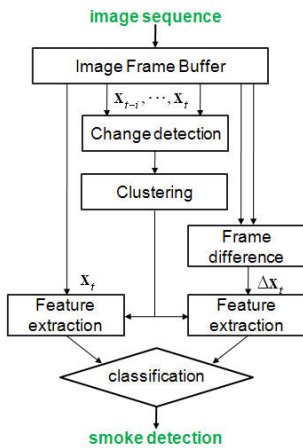


그림 1. 연기 검출 전체 흐름도

본 논문의 구성은 2장 본문에서는 누적된 장면 차분

영상을 이용한 변화 검출, 각 검출된 영역의 클러스터링, 클러스터링한 영역의 정적 및 동적 텍스처의 공발생행렬(co-occurrence matrix) 생성 및 특징 추출, 추출된 특징 벡터를 이용한 검출 영역의 분류에 대하여 기술한다. 3장에서는 실험 결과에 대하여 설명한다. 4장에서 본 논문의 결론을 기술한다.

II. 본 론

1. 변화 검출

동영상에서 변화를 검출하기 위한 많은 방법이 발표되고 있다[11][14-16]. 이러한 방법들은 영상 차분 혹은 장면 차분을 이용하여 변화를 검출하는데, 차량 및 사람과 같은 고체 객체의 움직임으로 인한 큰 변화와 연기와 같은 유체의 움직임으로 인한 작은 변화가 혼재한 상황에서는 자동 임계값을 이용하여 유체를 정확하게 검출하기 어렵다. 본 논문에서는 장면 차분 영상의 히스토그램을 이용하여 임계값을 자동으로 설정하는 대신 Su와 Amer등이 제시한 방법[15]을 이용하여 변화가 없는 영역을 일차로 찾고, 이들 영역에서 이차 모멘트(σ)를 이용하여 다음 수식과 같이 임계값(T_{th})을 설정한다.

$$T_{th} = k \cdot \sigma \quad (1)$$

식(1)에서 k값이 3인 경우 99.75%의 확률로 노이즈에 의한 변화를 검출하지 않게 되는데, 이 값으로 설정하게 되면 카메라로부터 먼 거리에 있는 연기를 검출하지 못하는 단점이 있다. 때문에 두 영상의 차분 영상을 사용하는 대신 아래 수식과 같이 누적된 영상의 차분을 이용한다.

$$\sum_{i=L}^{L+N} |I(x, y, t+i) - I(x, y, t)| > T_{th} \quad (2)$$

연기를 초당 30 프레임 캡처할 때 연기의 확산으로 인한 변화는, 연속된 영상에서는 매우 작지만 일정 시간(L 프레임 간격)이 지나면 그 값이 크다. 또한 장면 차분의 절대 값을 N 프레임 누적할 때, 노이즈는 서로

독립이어서 누적 값의 이차 모멘트는 $\sqrt{N} \cdot \sigma$ 이다. 반면에 연기의 확산으로 인한 누적 변화 값은 N배로 증가되어 노이즈가 많은 환경에서는 N 프레임 누적하는 것이 효과적이다.

2. 검출된 변화 화소들의 클러스터링

누적된 장면 차분 값에 위에서 정한 자동 임계값을 적용하여 검출한 영역은 다양한 요인으로 인한 변화 영역을 포함하고 있다. 우선 노이즈로 인한 요인을 제거하기 위하여 모폴로지 연산을 적용한다. 모폴로지 연산을 적용한 결과는 [그림 4]의 P2에서 보여주고 있다. 모폴로지 연산으로 노이즈에 의한 변화 영역을 제거한 후에는 검출된 영역을 다음과 과정으로 클러스터링을 수행한다.

- (a) 영상의 각 행(row)에서 변화 검출된 화소들의 개수 정보를 배열에 저장하고, 이를 바탕으로 행 구간을 클러스터링한다.
- (b) 클러스터링한 각 행 구간 내부의 각 열(column)에서 변화 검출된 화소들의 개수를 배열에 저장하고, 이를 바탕으로 열 구간을 클러스터링한다.
- (c) 클러스터링한 직사각형 영역의 크기가 작으면 버린다. 최종 클러스터링한 결과는 [그림 4]의 P3에서 보여주고 있다.

3. 텍스처 분석을 위한 특징 추출

각 분할 영역의 정적 및 동적 텍스처의 공발생행렬(co-occurrence matrix)을 생성하고, 생성한 공발생행렬로부터 Haralick 특징 벡터를 추출한다. 추출한 특징 벡터를 분석하여 연기 영역을 검출한다. 화소와 주변화소와의 관계를 나타내는 공발생행렬은 다음과 같다. 영상의 각 화소 (x, y) 에서 밝기 값 $f_{x,y}$ 가 $\{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ 범위 안에 있을 때, 화소 (x, y) 와 인접한 화소 $(x + dx, y + dy)$ 사이의 관계를 나타내는 $L \times L$ 공발생행렬 $T_{dx,dy}$ 는 다음과 같이 정의된다[12].

$$T_{dx,dy} = [t_{i,j}], \tag{3}$$

$$t_{i,j} = \sum_{(x,y)}^{(m,n)} \delta(f_{x,y} - i, f_{x+dx,y+dy} - j),$$

$$\delta(p,q) = \begin{cases} 1, & \text{if } p = 0, q = 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

생성된 공발생행렬은 [그림 3]에서 보여주고 있다. Haralick 특징 벡터는 공발생행렬 패턴 특징을 보여주는 것으로 다음과 같다.

$$mean, \mu_i = \sum_i i t_{x,y}, \quad i = x, y, \tag{4}$$

$$variance, \sigma_i^2 = \sum_i i^2 (t_{x,y} - \mu_i)^2, \quad i = x, y,$$

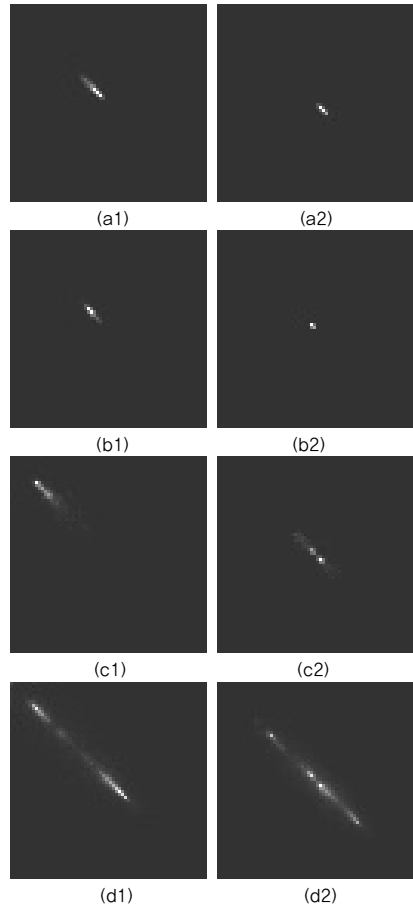


그림 2. 공발생행렬: (a1-d1) 연기, 도로 표면, 환기 팬, 사람의 정적 텍스처, (a2-d2)는 동적 텍스처

$$\text{correlation, } \rho = \frac{\sqrt{\sum_{(x,y)} xy t_{x,y} - \mu_x \mu_y}}{\sigma_x \sigma_y},$$

$$\text{contrast} = \sum_{(x,y)} |x - y| t_{x,y}^a t_{x,y}^b,$$

$$\text{uniformity} = \sum_{(x,y)} t_{x,y}^2.$$

[그림 2]는 공발생행렬을 보여주고 있는데, 좌측 열의 위로부터 연기, 도로 표면, 환기 팬, 사람의 정적 텍스처의 공발생행렬을 나타내며, 우측 열은 동적 텍스처를 나타낸다. [그림 2]의 정적 텍스처의 공발생행렬을 보면, 연기는 환기 팬, 사람과 뚜렷이 다른 패턴을 보여주고 있지만, 도로 표면과는 매우 유사한 패턴을 보여주고 있다. 일반적으로 연기는 회색의 색상을 가지고 있는데 밝기 값의 변화에 따라 어두운 회색부터 밝은 회색까지 다양한 평균값(μ)을 가지게 된다. 때문에 [그림 2] 경우 연기와 도로면의 평균값이 다르지만 평균값을 연기의 분류를 위한 특징으로 사용하기에 적합하지 않다. 반면에 우측 열의 동적텍스처를 보면, 연기의 경우는 대각선 방향으로 좁게 퍼져있고, 도로 면의 경우는 원의 형태에 가깝게 분포되어 있다. 연기의 경우는 유체의 확산운동으로 인하여 장면 차분으로 구한 동적 텍스처는 고유한 패턴을 가지게 되는데, 도로 표면의 장면 차분으로 구한 텍스처는 대부분 노이즈로 인하여 발생하기 때문에 이러한 패턴을 보여주고 있다. 이 차이는 Haralick 특징 벡터 중에서 상관관계(correlation) 값으로 쉽게 구별이 되는데 연기의 동적텍스처의 경우는 상관관계 값은 1에 근접한 값(0.95 내외)이지만 도로면의 동적 텍스처는 0에 근접한 값(0.25 내외)이다. 이와 같이 연기를 검출함에 있어 정적 텍스처에 더하여 동적 텍스처를 이용하면 검출의 신뢰도를 향상시킬 수 있다.

3. 연기 검출을 위한 텍스처 분류

객체 분류에 널리 사용되는 지지 매체 기기 분류기(support vector machine classifier, SVM)는 검출하고자 하는 양 집단(positive set)과 그 외의 나머지 음 집단(negative set)을 분류하는 방법이다. SVM은 가장 작은 예러로 두 집단을 분단하는 초평면(hyperplane)에

인접하면서 초평면을 형성하는 양 집단과 음집단의 샘플을 선택한다. 이들 샘플들을 지지 매체(support vector)라 한다. 분류는 입력 데이터와 이들 지지 매체 간의 상관관계의 가중치 합이 양인가 음인가로 판단한다. 복잡한 분포를 가지는 두 집단을 선형 분류기(hyperplane)로 나누는 것은 한계가 있기 때문에 SVM에서는 두 집단의 분포를 선형분류기로 나누기 적합하게 변환하는 다양한 커널(kernel)을 사용한다[18].

본 논문에서는 연기의 텍스처의 특성을 이용하여 연기를 검출하는데, 연기의 발생 지점과 카메라와의 거리가 변함에 따라 획득된 영상의 고주파 성분은 에너지가 변하게 되고, 그 결과 공발생행렬의 패턴이 변하게 된다. 때문에 카메라와 연기와의 거리에 따른 여러 개의 텍스처를 선택하고 이들을 매개체로 텍스처 분류를 수행하는 것이 합리적이다. 이러한 이유로 본 논문에서는 지지 매체 기기 분류기(support vector machine classifier, SVM)를 텍스처 분류기로 선택하였다. SVM에 사용되는 커널(kernel)은 아래 수식의 가우시안 커널을 사용하였다.

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2), x, x_i \in R^8 \quad (4)$$

III. 실험 결과 및 고찰

1. 성능 평가 기준 및 실험에 사용한 동영상

성능 평가 기준은 도로공사에서 정한 기준으로 연기 검출 시간, 검출된 연기 위치가 성능 평가의 기준이 되며, 연기를 15초 이내에 찾지 못하거나, 정지 혹은 움직이는 주변 객체를 연기로 검출하면 실패(fail)로 정한다. 실험의 주요 내용은 화재의 감시카메라로부터 연기의 발생 지점이 멀어짐에 따라 연기 탐지 성능이 어떻게 변하는가의 평가와 터널 내부에서 발생하는 다양한 상황에서 배경을 연기로 오검출(false accept) 하는 것이 없는가의 평가로 구성된다.

발생 지점의 거리에 따른 연기 탐지 성능 평가를 위하여 근거리, 중간거리, 원거리 3가지의 동영상을 사용하였다. 3 동영상의 주요 장면은 [그림 3]의 (a),(b),(c)

에서 보여 주고 있다. 오검출 발생 여부를 평가를 위하여 터널 내부에서 발생할 수 있는 상황을 연출한 동영상 상을 사용하였다. 주요 장면은 [그림 3]의 (d),(e),(f)에서 보여 주고 있다.

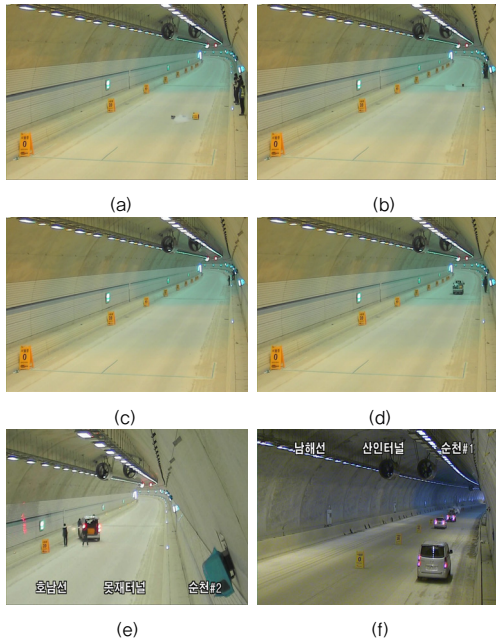


그림 3. 실험에 사용한 동영상 주요 장면: (a)근 거리, (b)중간 거리, (c)원 거리, (d)복합 환경,(e)복합 환경,(f)복합 환경

실험에 사용한 동영상은 두 개의 터널 내부에서 촬영하였다. 두 터널은 출구가 보이지 않는 곡선 터널과 외부 자연 조명에 노출된 출구가 보이는 직선 터널이다. 각각의 연기 검출 방법은 학습에 사용된 동영상과 테스트에 사용되는 동영상에 따라 그 성능에 차이가 있다. 때문에, 학습은 외부 자연 조명에 노출된 출구가 보이는 터널에서 획득한 동영상으로 수행하고, 테스트는 출구가 보이지 않는 곡선 터널에서 획득한 동영상으로 수행하였다. 동영상의 해상도는 1280x720 이다.

2. 제안한 알고리즘의 학습

2.1 변화 검출

변화 영역 검출을 필요한 변수 값들은 (1)식의 k , (2)

식의 L , N 값이 있다. 실험을 통하여 찾은 최적의 값은 $k=3.0$, $L=30$ frame, $N=2$ 이다.

2.2 특징 벡터

검출된 변화 영역이 연기의 확산으로 인한 변화인지 외부 환경의 요인으로 인한 변화인지를 분류하는 데 사용하는 특징 벡터는 공발생행렬에서 추출한 σ_x , correlation, uniformity, contrast이다. 정적 텍스처와 동적 텍스처에서 각각 4개씩, 총 8개의 특징을 사용하였다.

2.3 분류기 학습

SVM 분류기의 각각 720개의 연기 영역과 배경 영역을 사용하였다. 모든 특징 벡터의 크기는 평균값이 0, 분산이 1이 되도록 정규화 하였다. 식(4)의 $\gamma=0.0625$ 로 실험을 통하여 설정하였다.

2.4 실험 결과

비교 실험 대상은 최근에 발표된 Maruta 등의 방법 [11], 많이 인용된 Toreyin 등의 방법[5]이다. Maruta 방법의 주요 과정은 (a)장면 차분을 이용한 움직임 검출, (b)검출된 움직임 영역 분할, (c)분할 영역의 텍스처 분류, (d) 일정 시간의 연속된 장면에서 연기 텍스처 검출 등이다. 제안한 방법의 주요 과정은 (a) 장면 차분을 이용한 움직임 검출, (b)검출된 움직임 영역 분할, (c)분할 영역의 컬러스트링, (d)분할 영역의 정적 및 동적 텍스처 모두를 이용한 텍스처 분류이다. Maruta 방법과 제안한 방법의 움직임 검출, 영역 분할, 영역 분류는 제안한 방법의 방법을 사용하였다. 이는 여러 개의 정적 텍스처를 사용하는 것과 하나의 정적 및 동적 텍스처를 사용하는 것의 비교 실험을 위해서다. Toreyin 방법의 주요 과정은 (a)배경차분을 이용한 움직임 검출, (b)배경의 에지에서 연기로 인한 에너지의 감소, (c)연기로 인한 색조 변화 만족, (d)영역의 경계에서 연기로 인한 에지의 생성 소멸이 반복 등 4가지 조건을 모두 만족하는 영역을 연기 영역으로 결정한다. 색조 변화 만족 여부의 구현은 가능한 연기의 색조에 대한 정보를 저장하고 색조를 만족하는 움직임 영역만 선택하였다. 이는 [7]에서 제안한 방법으로 본 터널 환경에서는 더 좋은

성능을 보여주고 있기 때문에 이를 채택하여 실험을 하였다.

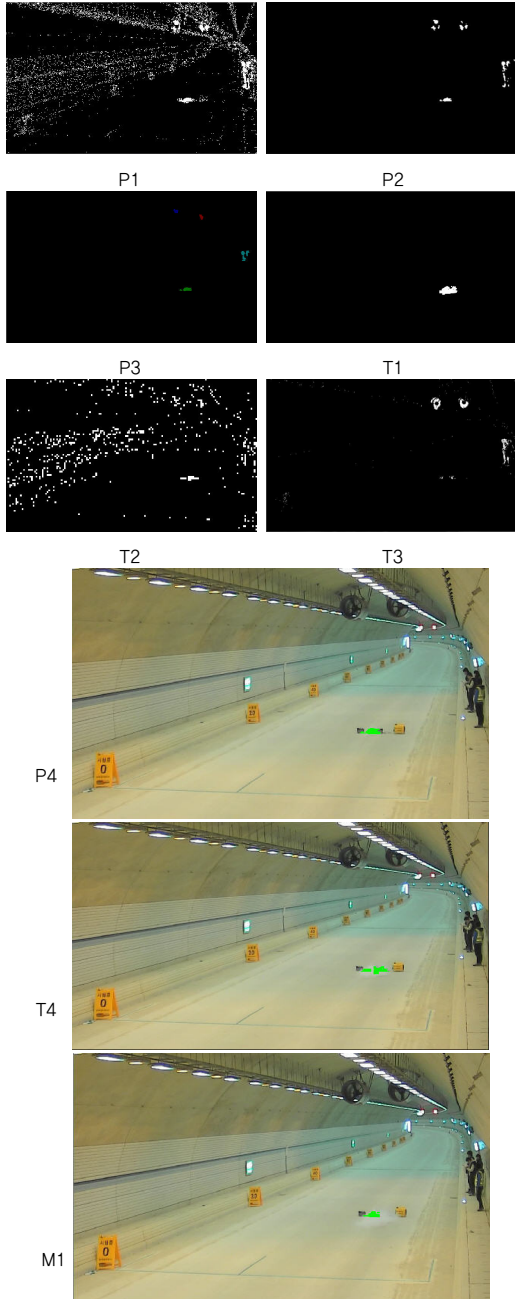


그림 4. 연기 검출 결과 : (P1-P4) 제안방법, (T1-T4) Toreyin 방법, (M1) Maruta 방법

표 1. 검출 소요 시간(초)

Table 1. Detection time (sec)

	제안방법	Maruta	Toreyin
근거리	1.1	6	4
중거리	1.6	8	4.7
원거리	3.8	14	fail

표 2. 오검출

Table 2. False accept

	제안방법	Maruta	Toreyin
단순환경	OK	OK	OK
복합환경	OK	OK	FA

[그림 4]는 근거리에서 발생한 연기를 검출한 결과를 보여주고 있다. P1-P4는 본 논문에서 제안한 방법, T1-T4는 Toreyin의 방법, M1의 Maruta의 방법이다. P4, T4, M1을 보면 제안한 방법은 연기가 조금 확산되었을 때 검출할 수 있음을 보여주고 있다. 그림4에P1은 변화 검출 결과, P2는 모폴로지 연산결과, P3는 켈러스 트링 결과, T1은 색조 조건을 만족하는 변화 검출 결과, T2는 에너지 감소가 있는 영역, T3는 에지의 소멸 생성이 반복되는 flickering이 있는 화소를 보여 주고 있다.

[표 1]은 감시카메라로부터 연기의 발생 지점이 멀어짐에 따라 연기 탐지에 소요되는 시간 변화를 보여주고 있다. 거리가 멀어질수록 획득되는 연기의 고주파 성분이 감소함으로 연기를 식별하기 어렵다. 이로 인하여 연기가 검출될 수 있게 진하게 넓게 확산되어야 하는 시간을 필요로 한다. 검출에 소요된 시간은 Maruta 방법이 가장 길고, Toreyin 방법이 그 다음, 제안한 방법이 가장 짧았다. 하지만 Toreyin 방법은 원거리인 경우 연기를 검출하지 못하였다. 이는 flickering이 있는 화소를 검지하지 못하였기 때문이다.

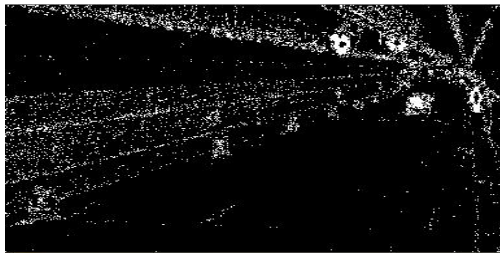
[표 2]은 다양한 복합 환경에서 배경을 연기로 검출하는 오검출의 발생 여부를 보여주고 있다. 제안한 방법과 Maruta 방법은 복합 환경에서도 오검출이 발생하지 않았다. Maruta 방법은 하나의 영상 프레임이 아니라 연속된 다수의 프레임에서 검출된 움직임 영역이 연기 텍스처로 판정되면 최종적으로 연기 영역으로 검출하는데, 오검출이 발생하는 것을 방지하기 위해서 프레임 수를 6으로 설정하였다. 이 경우 Maruta 방법은 오

검출이 발생하지 않았다. Toreyin 방법은 오검출이 발생하였다. Toreyin 방법은 헤드라이트를 켜고 천천히 역주행하는 차량과 점멸등을 켜고 천천히 주행하는 차량 주변의 벽에서 오검출입 발생하였다.

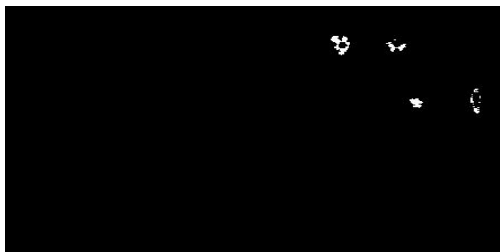
[그림 5]는 제안한 방법이 연기를 검출하지 못하는 시각의 장면을 보여주고 있다. 차량에서 연기가 발생하는 경우인데 변화 검출된 영역에 연기로 인한 변화와 차량으로 인한 변화가 혼재하였고, 이를 하나의 영역으로 클러스터링되어 연기 패턴 식별과정을 통과하지 못하였다. 연기의 변화와 주변 환경으로 인한 변화가 혼재하는 경우 분리하는 과정을 추가하는 것이 필요하다.



(a)



(b)



(c)

그림 5. 복합 환경에서 연기 변화 검출: (a) 입력 영상, (b) 변화 검출 결과, (c) 모폴로지 연산 결과,

IV. 결론

본 논문에서는 누적 장면 차분과 최적의 자동 임계값 선택으로 연기의 확산 운동으로 인한 작은 변화도 효과적으로 검출하고, 검출 영역의 정적 텍스처뿐 만 아니라 동적 텍스처를 이용하여 연기를 신뢰성 높게 검출하는 방법을 제안하였다. 실험을 통하여 제안된 방법은 연기 검출에 소요되는 시간이 짧을 뿐 아니라, 다양한 환경의 테스트에서 오검출이 발생하지 않음 입증하였다.

참고 문헌

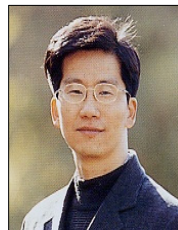
- [1] N. Fujiwara and K. Terada, "Extraction of a smoke region using fractal coding," IEEE International symposium on communication and information technology, Vol.2, pp.659-662, 2004(10).
- [2] I. Kopilovic, b. Vagvolgyi, and T. Sziranyi, "Application of panoramic annular lens for motion analysis tasks: surveillance and smoke detection," Proceedings of 15th international conference on pattern recognition, Vol.4, pp.714-717, 2000(9).
- [3] J. Vicente and P. Guillemant, "An image processing technique for automatically detecting forest fire," International Journal of Thermal Sciences, Vol.41, No.12, pp.1113-1120, 2002.
- [4] T. T. Truong and J. M. Kim "Early smoke detection system based on motion estimation," IFOST 2010 Proceedings, pp.437-440, 2010(10).
- [5] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, and A. E. Cetin, "Wavelet based real-time smoke detection in video," 13th European Signal Processing Conference EUSIPCO, 2005.
- [6] S. Calderara, P. Piccinini, and R. Cucchiara, "Smoke detection in video surveillance: A MoG

- model in the wavelet domain,” ICVS 2008, LNCS 5008, pp.119-128, 2008.
- [7] A. Rafiee, and R. Tavakoli, “Fire and Smoke Detection using Wavelet Analysis and Disorder Characteristics,” ICCRD, pp.262-265, 2011(3).
- [8] H. J. Grech-Cini, “Smoke detection,” US Patent No. US6844818B2, 2005(1).
- [9] Z. Xiong, R. Caballero, H. Wang, A. M. Finn, M. A. Lelic, and P. Y. Peng, “Video-based smoke detection: possibilities, techniques, and challenges,” SUPDET, Orlando, FL 2007.
- [10] Shen-Kuen, “Smoke detecting method and device,” US Patent No. US7859419B2, 2008(12).
- [11] H. Maruta, A. Nakamura, and F. Kurokawa, “A New Approach for Smoke Detection with Texture Analysis and Support Vector Machine,” IEEE International Symposium on Industrial Electronics, pp.1550-1555, 2010(7).
- [12] R. M. Haralic and K. Shanmugam, “Textural Features for Image Classification,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Vol.3, No.6, pp.610 - 621, 1973.
- [13] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
- [14] P. L. Rosin and E. Ioannidis, “Evaluation of global image thresholding for change detection,” Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.2345-2356, 2003.
- [15] C. Su and A. Amer, “A real-time adaptive thresholding for video change detection,” IEEE International Conference on Image Processing, pp.157-160, 2006(10).
- [16] J. M. McHugh and J. Konrad, “Foreground Adaptive Background Subtraction,” IEEE Signal Process. Lett, Vol.16, No.5, pp.390-393, 2009.

저 자 소 개

김 재 민(Jaemin Kim)

정회원



- 1984년 2월 : 서울대학교 전기공학
학과(공학사)
- 1994년 8월 : Rensselaer
Polytechnic Institute 전기공학
(공학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 홍익대학
교 전자전기공학부 교수

<관심분야> : 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터비전