

오류 역전파 신경망 기반의 연기 검출 성능 분석

임재유*, 김원호* 종신회원

A Performance Analysis of Video Smoke Detection based on Back-Propagation Neural Network

Jae-Yoo Im*, Won-Ho Kim* Lifelong Member

요 약

본 논문은 컬러 영상에서 색상과 움직임 정보를 이용하여 후보영역을 특정하고 연기의 특성들을 추출하여 신경망을 사용한 검출의 성능을 분석하여 제시한다. 기존 연기 검출 알고리즘에서는 연기의 움직임, 색상을 분석하여 후보영역으로 특정하고 그 영역 안에서 연기의 여러 특성을 분석 하는 방법을 이용한다. 하지만 대부분 처음 발생하는 연기의 색상조건을 고려하지 않았기 때문에 조기 검출에는 적절하지 못하다. 본 논문은 연기의 색상과 움직임의 특성을 분석하여 그에 알맞은 방법을 적용하여 후보영역을 폭넓게 결정하고 그 영역 내에서 연기의 확산과 투명성을 인공신경망에 적용시킴으로써 나오는 성능을 분석하였다. 모의실험 결과는 91.31%의 검출율과, 2.62%의 오검출율 성능을 확인할 수 있었다.

Key Words : Video surveillance, smoke detection, Image processing, Neural network, Vision sensor

ABSTRACT

In this paper, we present performance analysis of video smoke detection based on BPN-Network that is using multi-smoke feature, and Neural Network. Conventional smoke detection method consist of simple or mixed functions using color, temporal, spatial characteristics. However, most of all, they don't consider the early fire conditions. In this paper, we analysis the smoke color and motion characteristics, and revised distinguish the candidate smoke region. Smoke diffusion, transparency and shape features are used for detection stage. Then it apply the BPN-Network (Back-Propagation Neural Network). The simulation results showed 91.31% accuracy and 2.62% of false detection rate.

I. 서 론

화재는 매년 발생하는 인적, 자연적인 재해라 볼 수 있다. 화재를 초기에 미리 인지하고 진압할 수 있는 방법을 찾기 위해 여러 분야에 걸쳐 연구가 활발히 진행되고 있다. 화재 를 초기에 검출하기 위해 센서기반의 연기, 화염 검출 시스템[1]과 위성을 통한 적외선 영상을 토대로 화재를 검출할 수 있는 시스템[2]이 그 예라고 할 수 있다. 또한 우리 생활하에 쓰이는 카메라 시스템에서 얻어지는 영상을 통한 화재 감지 시스템에 대한 연구가 큰 중요성을 갖는데, 센서기반의 화재 감지 시스템의 경우에는 넓은 범위를 측정하기가 어렵고 센서에 물리, 화학적인 접촉이 있어야 검출이 진행되기 때문에 조기 검출에는 적합하지 않으며, 영상기반의 화재 감지 시스템의 경우에는 검출 범위가 넓으면서도 특히 연기 검

출 시스템의 경우에는 화재가 발생하고 얼마 지나지 않아 검출이 가능하고 현재의 CCTV 시스템에 곧바로 적용될 수 있기 때문에 저비용 고효율의 화재 검출이 가능하다.

하지만 이러한 장점에도 색상, 움직임기반으로 검출한다는 특성 때문에 비슷한 색상이나, 움직임 때문에 많은 오검출 요소들이 있다. 따라서 이러한 오검출 요소들을 줄이면서 검출정확도를 높이는 알고리즘 연구가 활발히 진행되고 있다.

연기 검출알고리즘들을 살펴보면 [3]은 배경영상을 이용하여 영상의 움직이는 정보들을 얻고 그에 색상검출을 사용하여 연기 후보 영역군을 특정 짓는다. 그 뒤, 후보영역군에서 Optical Flow Algorithm을 적용시켜 특징점들에 대하여 변화를 관찰하면서 최종적으로 ANN (Artificial Neural Network)을 사용, 검출 결과를 얻는다. [4]는 색상, 움직임 정보를 토대로 후보영역군의 모양, 확산 방향정보를 관찰하

* 본 연구는 2014년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지 기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.

*공주대학교 전기전자제어공학부, 교신저자 : 김원호 (whkim@kongju.ac.kr)

접수일자 : 2014년 10월 10일, 수정완료일자 : 2014년 10월 27일, 최종게재확정일자 : 2014년 11월 04일

고 SVM (Support Vector Machine)을 사용하여 결정을 내린다. [5]의 경우에는 차분영상을 이용하여 움직임 정보를 얻은 후 색상검출을 통하여 연기 후보영역을 잡고 그 영역에 대하여 연기의 특성들을 분석하여 최종적으로 ANN, kNN (k-Nearest Neighbor)을 사용하여 두 분류기를 비교하였다. [6]은 Wavelet 변환을 이용하여 연기 후보 영역을 검출한 후 시간영역에서 특성을 분석하여 최종적인 결과를 얻는 방법을 이용한다. [7]은 배경영상과 차분영상 모두를 사용하여 움직임과 색상을 이용해 검출 SVM을 사용하여 최종적인 결과를 얻는다. 또한 [8]의 경우에는 움직임 정보를 한데 모으고 연기의 색상이 혼란스럽게 섞여있는 특성을 분석하여 퍼지 논리를 이용하여 최종적인 결정을 내리는 방법을 사용한다. [9]는 움직임 정보를 이용하여 연기의 후보영역을 특정시키고 미리 데이터베이스화되어 있는 화재 위험도를 이용하여 최종적으로 분류기를 통해 분류하는 방법을 사용한다. [10]은 가우시안 혼합 모델을 사용하여 움직임 영역을 검출한 후 퍼지기를 이용하여 색상을 분석하고 여러 시공간적 파라미터들을 이용하여 SVM을 사용, 결정을 내리는 방법이다.

이렇듯 여러 가지 분류기를 통한 최종적인 분류를 하는데, 분류기의 종류에 따라 조금씩 성능차이를 보인다. 본 논문에서는 연기의 색상과 움직임을 이용하여 후보영역을 결정하고 특징들을 이용해 신경망의 성능을 분석한다.

II. 연기 검출 알고리즘

분류기를 사용하기 이전 연기 검출 알고리즘은 연기의 색상과 움직임 정보를 사용하여 연기 후보영역을 선정하고 축적하여 연기 후보영역을 넓힌다. 그 뒤, 검출된 영역에 대하여 특징을 분석하여 분류기에 입력, 결과를 출력한다. [그림 1]은 전체적인 알고리즘 순서도이다.

1. 컬러영상의 연기 움직임 분석

움직임은 연기의 시간에 따라 확산하는 특성에 기초하는데 움직임을 관찰하는 기법으로는 배경영상차분과 영상의 프레임 차분으로 나눌 수 있는데 배경 영상차분 기법의 경우는 새로운 물체가 배경에 포함되는 경우를 고려하지 않을 수 없는데 이 때 배경을 갱신하는 기법들 또한 다양하다. 배경 영상차분의 경우 배경과 연기의 색상 차이를 이용하여 연기의 움직임정보를 포괄적으로 포함될 수 있는 장점이 있으나 배경을 지속적으로 갱신하는 과정에서 연산량을 고려하지 않을 수 없다. 반면 영상차분 기법은 일정프레임 간격을 두고 두 프레임간의 차이를 통하여 움직임 정보를 얻는 것인데 배경영상차분기법에 비해 간단한 것이 특징이다.

본 논문에서는 식 (1)과 같은 영상차분 기법을 사용한다.

$$D_M = |I_n - I_{n-offset}| > T_m \quad (1)$$

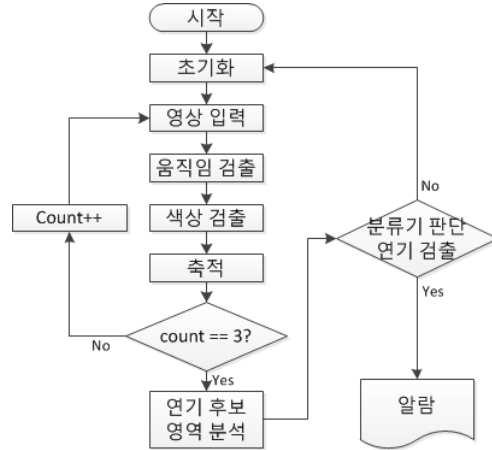


그림 1. 알고리즘 순서도

I_n 과 $I_{n-offset}$ 은 영상의 명암도가 되겠으며 T_m 은 움직임을 판별하는 문턱치이다.

문턱치는 고정 문턱치와 적응 문턱치로 나뉘는데 적응 문턱치의 경우 영상의 밝기변화에 적절하게 문턱치를 반영하게 되는데 연기에는 투명성이 있기 때문에 불투명한 움직임이 불투명한 물체의 색상변동 보다 작아서 연기의 움직임을 반영하지 못하는 경우가 있다. 따라서 본 논문에서 문턱치는 두 가지 종류의 특성을 모두 고려하여 식(2)와 같이 결정하여 사용한다.

$$T_m = T_{fix} + T_{average} \quad (2)$$

여기서 T_{fix} 는 고정된 수치로 본 논문에서 5를 적용하였고 $T_{average}$ 은 움직임 정보의 평균 수치이다.

2. 컬러영상의 연기 색상 분석

컬러영상에서 연기색상은 연소체에 따라서 다르지만 대부분의 경우 온도가 낮을 때는 푸르스름한 빛을 띄는 흰색을 가지고 온도가 점점 증가함에 따라 회색에서 검은색 사이의 색상을 가진다. RGB색상공간에서 [그림 2]와 같이 표현된다.

이러한 분석을 바탕으로 색상은 조건은, 식 (3)-(5)와 같이 정의한다.

$$Condition1 = |C_{max} - C_{min}| < T_1 \quad (3)$$

$$Condition2 = T_2 < I < T_3 \quad (4)$$

$$Condition3 = (C_{max} = B) |C_{max} - C_{min}| < T_4 \quad (5)$$

여기서 C_{max} 와 C_{min} 은 각 픽셀에서의 RGB채널, 최대값과 최소값이며 I 는 명함도 영상이다. T_1, T_2, T_3, T_4 는 고정된 문턱치를 사용한다.

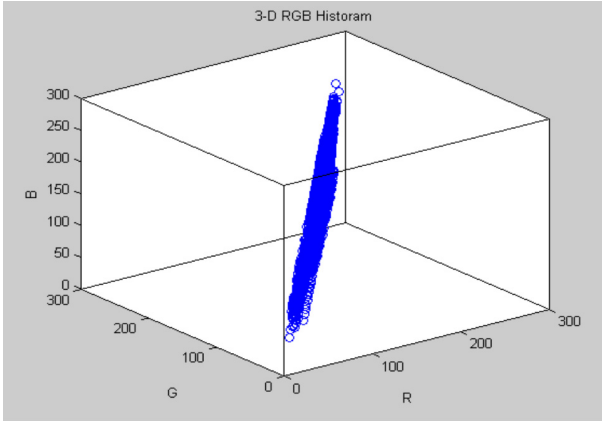


그림 2. RGB 색상공간에서의 연기색상 표현

고정 문턱치를 결정하는데 있어 연기의 투명성을 생각하지 않을 수 없는데, 연기가 투명하게 분포할 경우 모든 배경 색상에 대해 겹쳐서 표현될 수밖에 없다. 따라서 넓은 범위를 포함하기 위하여 $T_1 = 25, T_2 = 80, T_3 = 250, T_4 = 35$ 로 설정하였다.

최종적으로 연기의 색상 검출은 식 (6)을 통해 결정한다.

$$D_C = (condition1 \ \& \ condition2) \ | \ (condition2 \ \& \ condition3) \quad (6)$$

연기의 움직임과 색상조건에 의한 연기 후보영역은 [그림 3] 같다.

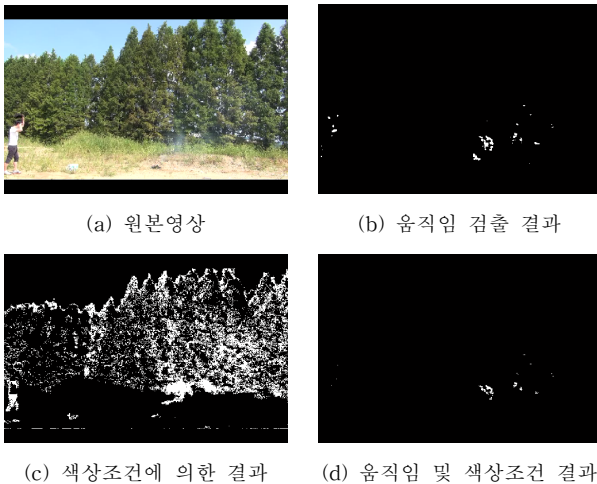


그림 3. 연기의 움직임, 색상조건에 의한 결과

3. 후보 영역의 축적

움직임 정보도 결국 컬러영상에서 얻어지는 색상의 시간적 변동량을 이용하여 계산하는 것이므로 연기가 투명할수록 그 변동량이 적어지고 연기가 일단 불투명해지기 시작하면 연기의 중심부에서는 색상의 변동량이 적은 반면, 가장자리 쪽에서는 색상 변동이 크게 일어나는 특성이 있다. 영상

차분기법을 이용함에 따라 검출되는 연기 영역이 실제 영역보다 매우 적은 경우가 대부분이다. 본 논문에서는 연기 영역을 넓히기 위하여 축적 기법을 사용하는데, 매 영상차분기법을 통하여 얻어지는 결과를 축적함으로써 시간에 따라 확장된 영역들을 일부 반영한다. 영상의 축적은 식(7)와 같이 표현한다.

$$D_{acc} = \sum_{i=0}^2 D_{MC}(n+i) \quad (7)$$

[그림 4]와 같이 축적 단계를 거침으로써 연기 후보영역을 확장되게 되며 이를 토대로 연기의 특성을 추출한다.

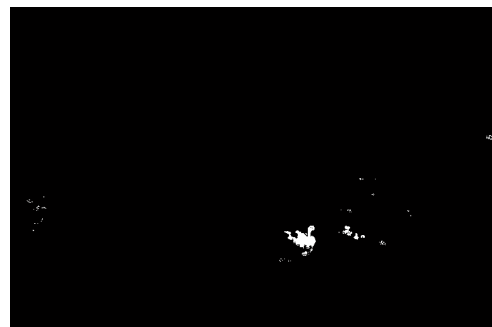


그림 4. 축적 후의 결과

4. 연기의 확산 특성

연기는 시간이 지나면 확산함에 따라 영역이 확장하는 특성을 보인다. 따라서 연기 영역의 넓이의 증감을 관찰함에 따라 연기로 판단 할 수 있는 요소가 되고 연기영역이 가장 많은 증가를 보이는 초기 화염 발생시, 연기를 검출 할 때 높은 적중률을 보이는 특성이다.

연기 영역에 대해서 넓이는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$Area_n = \sum P_n(i,j) \quad (8)$$

P_x 는 물체에 속해있는 픽셀들을 포함하는 집합이며 넓이는 물체에 포함되는 모든 픽셀을 더함으로써 계산된다. 그리고 여기에 식 (9)를 적용하여 영역넓이의 증감을 계산하여 인공지능망의 첫 번째 입력으로 한다.

$$Growing_n = Area_n - Area_{n-1} \quad (9)$$

5. 연기의 불규칙한 모양

연기라 판단할 수 있는 다른 요소로는 불규칙한 모양이다. 사람이나, 자동차와 같은 물체들은 그 모양이 일정한데 반해 연기의 경우는 아주 불규칙한 모양을 가지고 있는 것을 알 수 있다. 불규칙한 모양이라 판단할 수 있는 가장 간단한 방

법으로는 영역의 넓이와 둘레의 비율을 보는 것인데 넓이가 같을 경우 모양이 원일 때 둘레의 길이가 가장 짧은 특성을 보이며 모양이 복잡해질수록 둘레의 길이가 길어지는 특성을 보인다. 연기 영역에 대해서 모양의 불규칙성은 식 (10)와 같이 표현된다.

$$Shape_n = Contour_n / Area_n \quad (10)$$

여기서 구해진 인자는 인공신경망의 두 번째 입력으로 한다.

6. 연기의 블러링 특성

연기와 같은 거의 단일 색으로 표현되는 물체들은 물체 내에 윤곽이 거의 없는 특징이 있다. 이 특징은 배경영상의 수많은 윤곽들을 완화시키거나 거의 제거시키는 특징이 있는데 이러한 특성을 이용하는 것도 연기를 검출하는 한 요소가 될수 있다. [그림 4]와 같이 배경영상과 현재프레임간의 윤곽선들의 차이를 볼 수 있는데 물체의 후보영역 내에서 그 차이를 통해서 그러한 특성을 알아낼 수 있다. 이 때 많이 사용되는 방법 중 하나가 웨이블릿 변환이다.

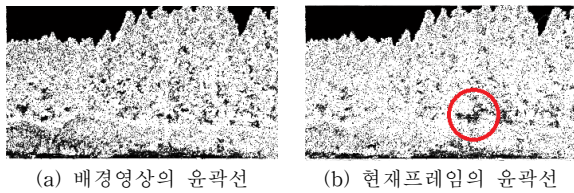


그림 4. 연기의 블러링 특성

영상을 2차원 이산 웨이블릿 변환을 사용하여 저주파수와 고주파수로 이루어진 4분할 이미지를 고주파수의 3개 성분인 가로방향(HL), 세로방향(LH), 대각방향(HH)의 세 개의 고주파 성분을 가지고 배경영상과 현재 프레임간의 윤곽선 차이를 통해서 영상 전체에 걸쳐 연기와 같은 성분을 추출하는 절차가 되겠다.

고주파 성분은 식 (11)로 적용하고 식 (12)을 이용하여 구한 값을 분류기의 세 번째 입력으로 한다.

$$e_n = |HL_n|^2 + |LH_n|^2 + |HH_n|^2 \quad (11)$$

$$Blur_n = \frac{|e_{BG(n)} - e_{I(n)}|}{e_{BG(n)}} \quad (12)$$

여기서 $e_{I(n)}$ 은 현재 이미지의 고주파 성분이 되겠고, $e_{BG(n)}$ 은 배경영상의 고주파 성분이 되겠다.

III. 실험결과

신경망은 여러 분류 상황에 대응하기 위해서 다층 퍼셉트론을 이용한 신경망을 사용하였다. 이 때문에 학습을 위해서 오류 역전파 알고리즘을 선택하였으며 이 방법이 연산량에 비해 학습 데이터들 사이의 정보들을 잘 보간하는 방법이라고 알려져 있다. 신경망 회로가 다층으로 이루어 있으면 이것을 학습시키는 방법이 중요해 지는데 이때 LMS오차를 이용하여 각 퍼셉트론 사이의 가중치들을 수정해 나가는 적응형 학습방법이 오류역전파 알고리즘이다. 인공신경망에 연기의 성장량, 불규칙한 모양, 주파수, 이 세 가지를 입력하여 신경망을 학습시키고 [그림 5]의 내용을 가지는 입력 영상을 이용하여 하였다.

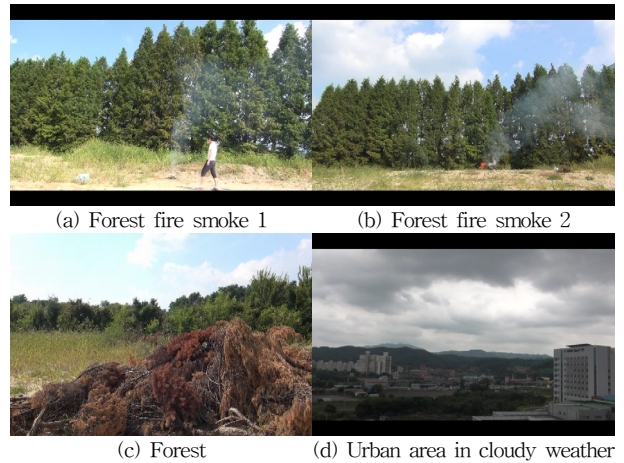


그림 5. 테스트 영상

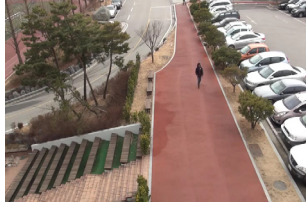
신경망 회로는 최대한의 정확도를 높이기 위하여 30개의 은닉층을 설정, 학습률은 0.05, 학습은 10^5 회 진행하였고 에러율은 0.17로 다소 높게 학습되었다.

다음으로 학습 영상과 겹치지 않는 영상을 여러 조건 하에서 7개 선정하여 실험을 진행하였으며 그 영상의 내용은 [그림 1]과 같다.





(5) Smoke in front of the gray building (6) Mountain with blue sky



(7) Pedestrian on the road

그림 6. 실험 영상

앞서 학습된 인공신경망의 가중치를 가지고 나머지 영상들을 입력해본 결과는 [표 1]과 같다.

표 1. 전체 결과

No.	검출율	오검출율
1	90.75% (108/119)	0.00% (0/122)
2	97.58% (161/165)	16.00% (32/200)
3	82.23% (574/698)	0.14% (1/698)
4	99.81% (527/528)	4.66% (26/558)
5	100.00% (102/102)	0.00% (0/102)
6	-	0.00% (0/899)
7	-	3.56% (32/898)
Tot	91.31% (1472/1612)	2.62% (125/3477)

신경망을 이용하여 여러 가지 오검출 요소들을 포함하는 연기 영상을 실험해 보았는데 하늘을 배경으로 하는 흔들리는 나뭇잎, 아스팔트 위를 달리는 자동차 등에 의해 특정영상에서는 오검출율이 높게 나오고 있다. 또 다른 요인으로는 영상의 명암 변화와 같은 환경변화에 의해서 검출율이 낮게 나오는 모습도 확인 할 수 있었다.

IV. 결론

연기 검출 성능을 테스트 해보았다. 연기의 성장성은 아주 좋은 검출 특징으로 판단할 수 있는 반면 흔들리는 나뭇잎과 원거리에서 아스팔트를 달리는 자동차와 같은 경우는 모양의 불규칙성이라는 특징이 좋게 작용하고 있지 못한 모습을 보인다. 연기의 투명성을 고려한 색상조건을 이용하여 후보영역을 넓게 잡고 그 영역 내에서 연기의 특성을 추출하여 인공신경망을 이용한 분류를 하였는데 연기의 투명성을 고려한 넓은 색상범위로 인해 연기가 투명한 시기인 초기 연기 검출의 정확도를 높일 수 있는 가능성을 확인하였다.

연기의 투명성을 고려한 색상영역을 조건으로 설정함에 따라 조금 어두운 연기영상에 대해서는 색상 분석 자체가 의미가 없어지는 효과를 보이고 있고, [그림 6]에서 보이는 나뭇잎의 경우도 나뭇잎이 그림자에 의해서 조금 어둡게 보이는 상태에 의해서도 색상 분석 자체의 의미가 많이 퇴색되는 모습을 보이고 있다. 여러 가지 환경요인을 반영하는 색상조건을 더 연구해야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] 윤동열, 김성호, “무인헬기 및 센서네트워크 기반 화재 감시 시스템 설계”, 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, Vol. 17, No. 2, pp. 173-178, April 2007.
- [2] Y. Rauste, “Forest Fire Detection with Satellites for Forest Fire Control”, Int’Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 31, Part B7, 1996
- [3] Yu Chunyu, Fang Jun, Wang Jinjun and Zhang Yongming, “Video Fire Smoke Detection Using Motion and Color Features”, Fire Technology, Volume 46, Issue 3, 2010, pp 651-663.
- [4] Hidenori Maruta, Akihiro Nakamura and Fujio Kurokawa, “A New Approach for Smoke Detection with Texture Analysis and Support Vector Machine”, Industrial Electronics (ISIE), July 2010.
- [5] “Wildfire Smoke Detection Using Computational Intelligence Techniques Enhanced With Synthetic Smoke Plume Generation”, IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics: Systems, Vol. 43, No. 4, July 2013.
- [6] R.Gonzalez-Gonzalez, V.Alarcon-Aquino, R.Rosas Romero, O.Starostenko, J.Rodriguez-Asomoza, “Wavelet-Based Smoke Detection in Outdoor Video Sequences”, Circuits and Systems (MWSCAS), August, 2010.
- [7] Ashish A. Narwade, Vrishali A. Chakkarwar, “Smoke Detection in video for early warning using static and dynamic features.”, IJRET(International Journal of Research in Engineering and Technology) Vol. 02, No.11 November 2013.
- [9] Marin Bugarcic, Toni jakovcevic, Darko Stipanicev, “Adaptive estimation of visual smoke detection parameters based on spatial data and fire risk index.”, Computer Vision and Image Understanding, Vol.118, January 2014.
- [10] Tung Xuan Truong, Jong-Myon Kim, “Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques.”, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.25, No.7, October 2012.

저자

임 재 유(Jae-Yoo Im)



- 2014년 2월 : 공주대학교 전기전자제어공학부 학사졸업
- 2014년 3월 ~ 현재 : 공주대학교 전기전자제어공학과 석사과정

<관심분야> : 영상신호처리, 마이크로 프로세서 응용

김 원 호(Won-Ho Kim)

종신회원



- 1987년 2월 : 경북대 전자공학 석사
- 1999년 2월 : 충남대 전자공학 박사
- 1989년 2월 ~ 1999년 8월 : 한국전자통신연구원(ETRI) 선임연구원
- 1999년 8월 ~ 현재 : 공주대학교 전기전자제어공학부 교수

<관심분야> : 영상 및 통신 신호처리, 위성멀티미디어통신, 지능형 영상감시 및 비전센서