

# An Intelligent Fire Learning and Detection System Using Convolutional Neural Networks

Kyungjoo Cheoi<sup>†</sup> · Minseong Jeon<sup>††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose an intelligent fire learning and detection system using convolutional neural networks (CNN). Through the convolutional layer of the CNN, various features of flame and smoke images are automatically extracted, and these extracted features are learned to classify them into flame or smoke or no fire. In order to detect fire in the image, candidate fire regions are first extracted from the image and extracted candidate regions are passed through CNN. Experimental results on various image shows that our system has better performances over previous work.

Keywords : Convolution Neural Network, Fire Learning, Fire Recognition

## 컨볼루션 신경망을 이용한 지능형 화재 학습 및 탐지 시스템

최 경 주<sup>†</sup> · 전 민 성<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 컨볼루션 신경망 모델을 이용한 지능형 화재 학습 및 탐지 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템에서 사용된 신경망의 컨볼루션 층을 통해 불꽃 이미지와 연기 이미지에 대한 특징맵을 생성하고, 생성된 특징맵에 대하여 불꽃과 연기를 분류하는 학습을 진행한다. 이렇게 학습된 신경망에 움직임 특징 및 색상 특징만을 이용한 간단한 처리를 통해 검출된 화재 후보 영역 이미지를 입력시키면 입력된 영역에 화재가 발생했는지의 여부를 알 수 있다. 다양한 영상을 대상으로 실험한 결과 학습된 신경망은 화재 후보 영역에서 불꽃과 연기를 분류하는데 뛰어난 효과를 보여줌을 확인하였다.

키워드 : 컨볼루션 신경망, 화재 학습, 화재 탐지

## 1. 서 론

화재는 자연과 인간의 생활을 위협하는 주요한 요소이다. 다른 사고들과 다르게 화재는 번지는 속도가 굉장히 빨라 초기 발견이 늦어질수록 그에 따른 피해는 진압하기 힘들 정도로 급격하게 커진다. 국민안전처 국가화재정보센터의 기록에 따르면 매년 화재사고의 건수는 평균 40,000건이며, 2015년 기준으로 대한민국 전국의 화재건수는 44,435건으로 굉장히 많은 화재 사건이 일어나고 있다. 이로 인한 재산피해는 약 4,330억에 다다르고, 사망자수는 253명, 부상자는 1,837명에 이른다.

이러한 화재로 인한 피해를 줄이기 위해 실내에서는 열 감지 센서나 연기 센서를 사용한 화재 감지 시스템이 많이 이용되고 있다. 하지만 열 감지 센서의 경우 주변과의 온도 차가 어느 정도 생긴 후에 감지가 되므로, 이런 경우에는 이미 화재가 번진 이후이기 때문에 감지가 늦다는 단점이 있다. 또한 연기 센서의 경우 공기의 확산으로 인해 연기 센서에 감지되지 않을 수도 있다. 이러한 문제를 극복하려면 센서를 규칙적으로 여러 개를 사용해야 하므로 실용적이지 못한 점이 있다. 또한 이러한 센서를 이용한 감지 시스템은 제한적 공간에서만 사용이 가능하며, 실외의 개방적인 공간에 적용하기에는 무리가 있다[1]. 이로 인해 개방된 공간에 대한 화재 탐지 시스템의 개발이 대두되어지고 있고, 최근까지도 화재 영상 데이터를 이용하여 다양한 영상처리 기법으로 화재를 감지하는 시스템들이 개발되어지고 있다.

Chen[2] 등은 연기의 색깔이 회색을 띄고 있다는 사실과 연기가 발생할 때 그 움직임이 불규칙한 모양으로 확산된다

\* This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(NRF-2011-0023674).

† 중신회원 : 충북대학교 소프트웨어학과 교수  
†† 비 회 원 : 충북대학교 컴퓨터과학과 석사과정  
Manuscript Received : October 5, 2016  
Accepted : October 13, 2016

\* Corresponding Author : Kyungjoo Cheoi(kjcheoi@chungbuk.ac.kr)

는 특성을 이용하여 RGB/HSI 색 공간에서 경험적 임계값을 사용하여 연기를 감지하는 시스템에 대하여 연구를 수행하였고, 황준철[3]은 화염이 높은 명도를 가지고 있는 점을 이용하여 특정 명도의 문턱치와 영상 전체의 명도 값을 비교하여 화재를 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 또한 이병무[4]는 인접 프레임(frame)간의 차 영상을 구하여 화재 영역을 예측하는 시스템을, 손동구[5]는 YCbCr 색 공간을 이용한 색상 분할과 배경 차감 알고리즘을 이용하여 화재를 검출하는 시스템을 제안하였다. Toreyin[6] 등은 화재의 초기단계에서 연기가 반투명하게 보인다는 사실에 기반을 두어 입력 영상을 웨이블릿변환 하여 고주파성분의 변화를 특징으로 사용하여 연기를 탐지하는 시스템을 제안하였고, 최경주[1]는 인간의 하이브리드 시각주의에 기반한 시간 현저함으로 화재 예상 지역을 추출하고 공간 현저함으로 불꽃과 연기를 탐지하는 화재 학습 및 탐지 시스템을 제안하였다. 그러나 이러한 시스템들은 외부 요인에 인한 오검출 등의 한계가 존재하고, 불꽃과 연기를 정확히 구분하는 작업이 어려운 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 한계점을 극복하고자 심층학습(Deep Learning)이라는 새로운 접근법을 사용하고자 한다. 기계학습의 한 분야인 심층학습은 최근 빅데이터(big data)와 과적합(Overfitting) 방지, 하드웨어의 성능향상으로 인해 다양한 컴퓨터 비전 분야에서 기존의 성능을 크게 넘어서고 있다. 기존의 영상 처리 방식은 사람의 지식에 기반을 두어 특징(feature)을 설계하는데 집중했다면, 심층학습은 인공지능을 이용해 특징들을 데이터로부터 직접 학습하는 방식을 취한다. 여러 가지의 심층학습을 사용하는 신경망 중에서도 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Networks)은 이동, 크기, 회전에 내성을 갖기 때문에 영상 데이터 학습과 분류에 적합하다. 본 논문에서는 이러한 컨볼루션 신경망을 이용하여 화재를 학습하고, 이를 탐지하는 시스템을 제안하고자 한다.

다음 2장에서 컨볼루션 신경망과 제안하는 화재 학습 및 탐지 시스템에 대하여 설명하고, 3장에서 학습 데이터의 구성, 실험 및 결과를 설명한다. 그리고 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 제안하는 화재 탐지 시스템

본 논문에서 제안하는 전체 시스템의 구성도는 Fig. 1과 같이 화재 학습과 탐지의 2단계로 구분될 수 있다. 화재가 발생했는지를 감지하기 위해서 우선 화재가 무엇인지 학습하는 학습 단계를 거치게 되는데, 화재 학습 단계에서는 화재 시 발생하는 불꽃과 연기에 대한 영상 데이터를 수집하여 학습 데이터 세트로 먼저 구성하고, 구성된 학습 데이터 세트가 컨볼루션 신경망을 통과시켜 불꽃과 연기에 대한 특

징을 추출한 후, 이 특징들을 불꽃 또는 연기로 학습한다. 화재 인식 단계에서는 카메라를 통해 실시간으로 입력된 영상에 대하여 불꽃 또는 연기로 추정되는 화재 후보 영역을 검출한 뒤, 화재 후보 영역에 해당하는 이미지를 미리 학습된 컨볼루션 신경망을 통과시켜 화재 발생 여부를 결정하게 된다. 각 단계별 구체적인 처리과정은 다음 2.1절과 2.2절에서 상세하게 다루도록 한다.

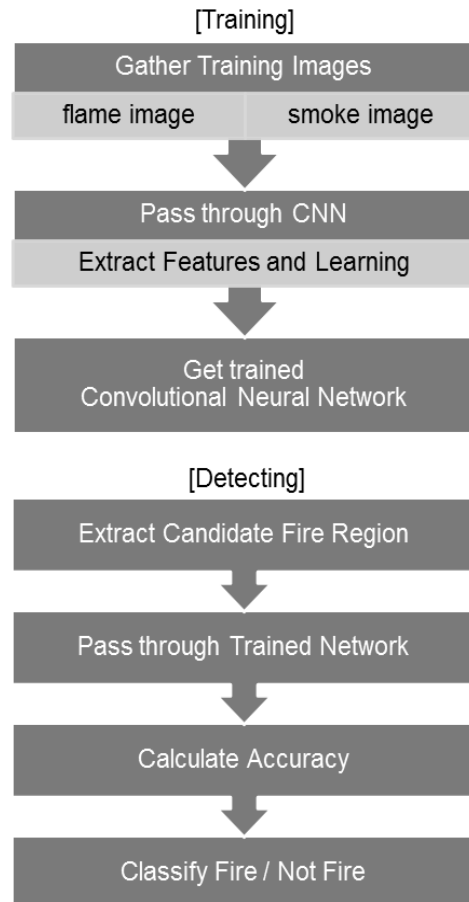


Fig. 1. Overall Process of the System

### 2.1 화재 학습

#### 1) 컨볼루션 신경망

컨볼루션 신경망은 인간의 시신경 구조를 모방한 기술로 영상처리에서 시작해 글자인식, 영상인식, 사물인식에 이르기까지 인식에 필요한 특징을 자동으로 학습하면서도 형태변이를 효과적으로 흡수할 수 있는 알고리즘이다[7]. 컨볼루션 신경망은 2차원 구조의 영상 데이터를 입력 데이터로 충분히 활용할 수 있고, 다른 심층학습 신경망 구조들과 비교해서 영상과 음성 분야에서 좋은 성능을 보여준다고 알려져 있다.

컨볼루션 신경망의 핵심적인 부분 중 하나는 컨볼루션 신경망을 통해 특징들을 자동적으로 추출하고, 이를 이용하여 개체들을 분류한다는 것이다. 컨볼루션 신경망의 컨볼루션 층(layer)은 하나의 층마다 다수의 컨볼루션 필터(Convolution Filter)를 가지고 있는데, 필터들은 학습을 통하여 가중치로써 자동적으로 결정된 것이다. 학습을 통해 결정된 컨볼루션 필터들은 입력 데이터의 특징을 자동적으로 추출하는 특징 추출기로서 역할을 수행한다. 또 한가지 중요한 개념 중 하나는 학습에 사용되는 활성화 함수(Activation Function)로 ReLU(Rectified Linear Unit)를 사용한다는 것이다. 기존에 많이 사용되던 활성화 함수 중 하나인 시그모이드 함수는 양 끝의 기울기 즉, 비용의 변화율이 '0'으로 수렴하게 되어 층이 깊어질수록 더 이상 학습이 진행되지 않는다는 오류에 빠질 수 있는데, ReLU를 사용하면 이러한 오류에 빠지지 않게 된다.

제안하는 시스템에서는 화재 여부를 판단하는 부분에 있어 지도 학습(supervised learning) 방법을 사용하였고, 화재 학습에 사용된 입력 데이터는 화재 이미지와 연기 이미지이다. 학습이 진행됨에 따라 이 2가지를 분류하기 위해 연결 강도가 조절된다.

2) 화재 특징 추출 및 학습

화재를 감지하려면 우선 화재의 대한 학습이 이루어져야 한다. 불꽃의 형태를 가진 이미지와 연기의 형태를 가진 이미지를 다량으로 수집하여 학습 데이터 세트로 구성한 후, 컨볼루션 신경망을 통과시키면 학습이 진행됨에 따라 신경망의 가중치들이 조절된다. 제안하는 시스템의 컨볼루션 신경망의 구성도는 아래의 Fig. 2와 같다.

학습에 사용되는 데이터가 입력되면 가장 먼저 컨볼루션 필터를 거치면서 불꽃과 연기의 특징을 추출하는 컨볼루션(S층)을 거치고, 맥스 풀링(Max Pooling, C층)을 통하여 차원을 축소(Subsampling)시키는 과정을 2번 반복한다. 이러한 과정을 거쳐 생성된 2차원의 특징 맵은 화재 탐지를 위

한 분류(Classification)를 위해 1차원의 벡터로 변환되어 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron)에 전달되어 학습된다. 첫 번째 컨볼루션 층(C1,S1)에서는 각기 다른 임의의 가우시안(Gaussian) 분포를 따르는 3×3 필터 16개를 컨볼루션한 후, 풀링을 수행시키고, 두 번째 컨볼루션 층(C2,S2)에서는 동일한 방식으로 3×3 필터 64개를 컨볼루션 한 후 풀링을 수행한다. 3개의 채널의 입력 이미지가 첫 번째 층(C1,S1)을 통과하면 입력 데이터는 컨볼루션(C1)과 맥스 풀링(S1)을 거쳐 16×16×16차원의 특징맵이 생성되고, 두 번째 층(C2,S2)을 통과하면 8×8×16×64의 특징맵이 생성된다. 컨볼루션을 수행할 때에는 입력 이미지의 경계부분을 모두 1의 값으로 추가하여 원본 이미지 크기가 손실되지 않도록 처리하였으며 맥스풀링의 경우 전체 화소의 수를 반으로 줄이는 다운샘플링을 수행하였다. 첫 번째 층의 16개의 필터와, 두 번째 층의 64개의 필터들은 학습이 진행되어질수록 불꽃과 연기를 분류할 수 있는 수의 조합으로 학습이 이루어진다. 또한 학습을 시킬 때에는 Drop-out[10]을 사용하여 확률적으로 50%의 특징맵만을 임의적으로 선택해 학습에 참여시킴으로써 과적합이 일어나지 않도록 하였다.

학습에 사용되는 이미지는 32×32로 잘려져서 신경망에 입력된다. 불꽃, 연기의 경우 모양이 뚜렷하지 않고, 고정적인 위치적 특징을 가지고 있지 않으며, 형태의 변환이 많다. 이러한 점은 학습 시에 신경망이 규칙적인 특징을 찾아내기 어렵게하고 결과적으로 검출 정확도가 낮아지게 되는 단점이 된다. 이러한 점을 해결하기 위하여 학습 데이터를 수집할 때, 크기가 큰 불꽃, 연기의 데이터를 한 데이터로 학습시키지 않고, 해당 영상에서 불꽃이나 연기가 존재하는 부분을 32×32 크기로 잘라내어 각각의 위치에서 가지는 여러 가지 형태들을 수집하여 학습시켰다. 또한 화재 탐지에서는 불꽃이나 연기의 형태만큼 색이 가지는 의미도 크기 때문에 RGB 채널의 데이터를 모두 사용한다. 따라서 최종적으로 입력되는 데이터의 크기는 32×32×3 차원의 크기를 가지며, 시스템이 구별하는 부류(Label)의 종류는 '불꽃', '연기' 2가

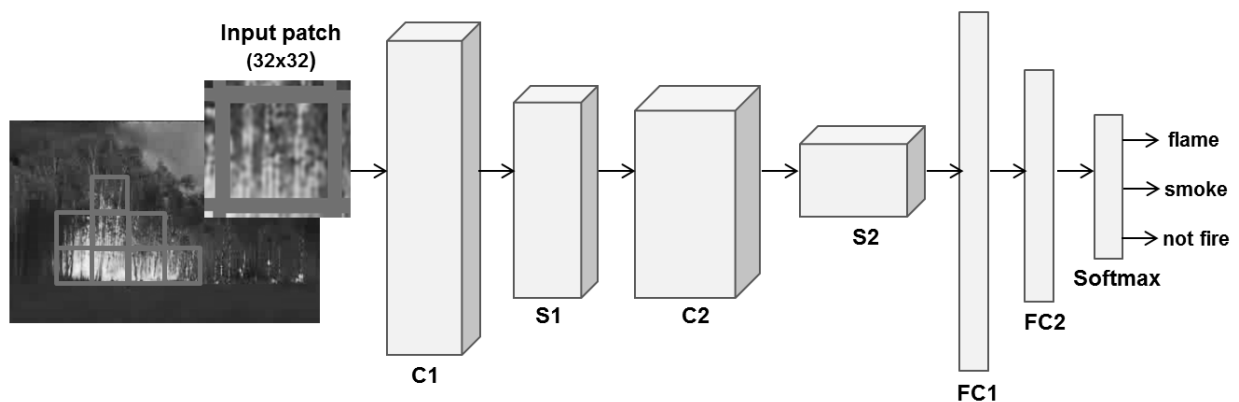


Fig. 2. The Architecture of the CNN Fire Classifier

지인데, 이들은 0과 1사이의 로그로 치환된 확률 값을 가진다. 이 결과 값은 어떤 부류에 적합한지 분류하기 위한 값으로 이중 가장 높은 값을 가지는 부류로 입력 데이터를 분류하게 되는데, 불꽃, 연기로 계산되어진 2개의 결과 확률값의 차이가 적을 경우에는 화재가 아닌 것으로 간주한다.

2.2 화재 인식

화재 인식 단계에서는 화재를 인식하고자 하는 영상의 현재 프레임 영상(f), 이전 프레임영상(f-1)을 입력받아 불꽃과 연기로 추정되는 화재 후보 영역을 검출한 뒤, 화재 후보 영역에 해당하는 이미지를 미리 학습된 컨볼루션 신경망을 통과시켜 화재 발생 여부를 결정한다.

1) 화재 후보 영역 검출

화재 후보 영역을 검출하는 과정은 Fig. 3과 같다. 화재 후보 영역을 검출하기 위해서는 먼저 영상의 현재 프레임 (f)와 이전 프레임(f-1)을 7×7 가우시안 필터를 통과시켜 영상의 잡음(Noise)을 제거한다. 가우시안 필터를 거치면서 영상에 포함된 고주파 성분을 제거한다. 그 후 시간차를 가지는 두 프레임간의 차 영상을 계산하여 움직이는 영역을 추출하게 되는데 이를 우선 연기가 발생한 후보 영역으로 추출하고, 그 후보 영역을 RGB 채널로 분리한 뒤 R채널의 영상이 화염의 명암도 문턱치보다 큰 명암도일 경우에는 불꽃 의심 영역으로 추출한다. 다만 예외로써 태양광과 같은 경우 불꽃과 함께 R채널의 문턱치로 해결되지 않는 경우가 생길 수 있다. R채널에서 태양광과 불꽃의 경우 모두 높은 숫자를 유지하는 반면, G채널에서 차이를 보인다. 데이터의 촬영 방법과 날씨 그 외의 조건들에 따라 약간의 변화는 있지만, 태양광의 같은 경우 G채널 문턱치도 높은 수치를 보이지만, 불꽃이 가지는 G채널의 값은 R채널의 비해 상대적으로 낮은 수치를 보인다. 이렇게 추출되어진 모든 화재 후보 영역을 32×32 크기의 블록으로 나누어 미리 학습된 컨볼루션 신경망에 통과시켜 결과 값에 따라 연기와 불꽃여부를 인식한다.

Fig. 4는 불꽃은 없는 영상을(연기 의심만 있는 경우) 추출한 결과이며, Fig. 5는 움직임(연기 의심)과 R채널 명암도(불꽃 의심)가 함께 있는 영상의 결과이다.

2) 컨볼루션 신경망을 통한 화재 인식

카메라로부터 실시간으로 전해지는 영상 정보에서 후보 영역이 생길 경우 이를 학습된 신경망으로 전송하여 네트워크를 통과하면서 화재의 여부를 파악한다. 화재 후보 영역으로 추려진 이미지 조각은 학습에 맞는 구조로 변환한 뒤 학습되어진 신경망의 가중치를 통한 연산을 거쳐 최종적으로 불꽃 또는 연기와 일치하는 정도를 출력함으로써 화재여부를 판단한다. 시스템이 구별하는 부류의 종류는 ‘불꽃’, ‘연기’ 2가지이지만 불꽃, 연기로 계산되어진 2개의 결과 확률

값의 차이가 적을 경우에는 화재가 아닌 것으로 간주한다. 차이를 결정하는 임계값은 실험적으로 결정하여 사용하였다.

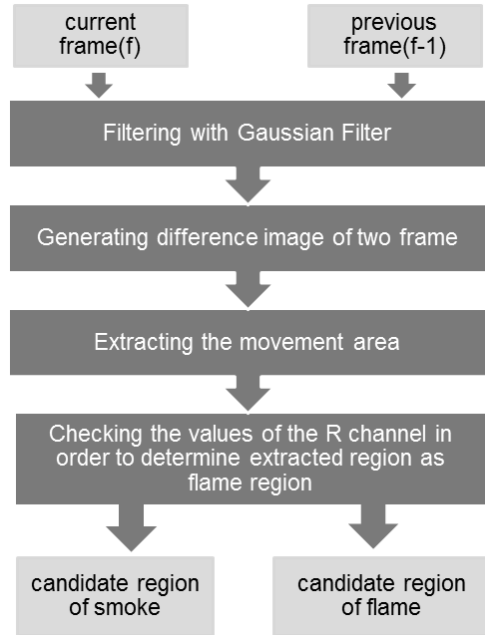


Fig. 3. Candidate Fire Region Extraction Process

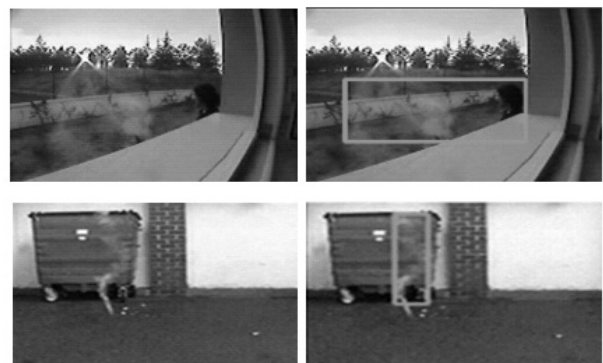


Fig. 4. Extracted Candidate Region of Smoke

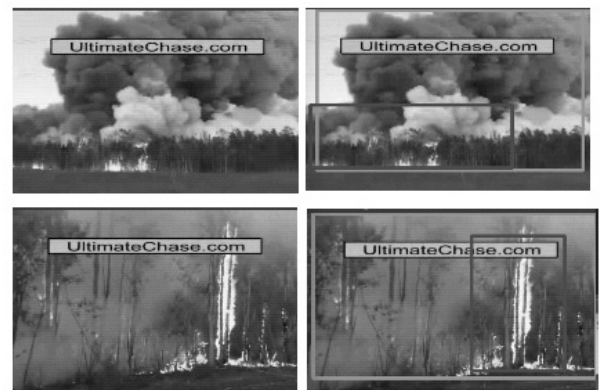


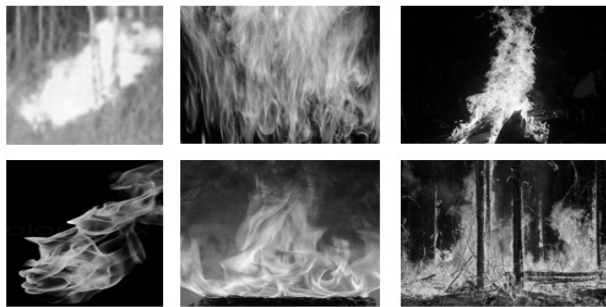
Fig. 5. Extracted Candidate Region of Flame and Smoke



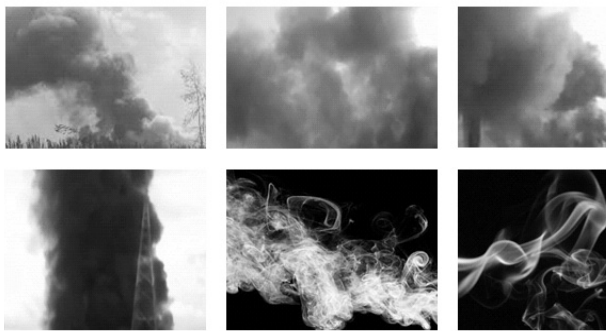
### 3. 실험 및 결과

#### 3.1 실험 데이터 구성

학습에 사용된 영상은 32×32크기의 불꽃 영상 447개, 연기 영상 635개로 아래의 Fig. 6과 같은 영상들에서 32×32의 크기로 잘라 사용하였으며 총 1082장의 영상 데이터를 50%의 Drop-Out 확률을 가지는 컨볼루션 신경망에서 200번 반복 학습된 네트워크를 사용하여 학습시켰다. 화재가 아닌 영상의 경우에는 실제로 화재가 나지 않은 일반 영상을 대상으로 따로 학습키시기가 현실점에서 매우 어려웠기 때문에 학습을 따로 진행하지는 않았고, 워 질에서도 언급했지만 인식 프로세스에서 불꽃, 연기로 계산되어진 2개의 결과 확률값의 차이가 적을 경우에는 화재가 아닌 것으로 간주하도록 하였다. 향후 여러 부류로 미리 학습된 객체인식용 신경망을 가져다가 그 위에 불꽃, 연기를 더하여 학습시키는 방향으로 개선시킨다면 좀 더 성능이 좋아질 것으로 생각된다.



(A)



(B)

Fig. 6. Examples of Training Images (A) Flame Image (B) Smoke Image

제안하는 시스템의 성능 평가를 위하여 2가지 실험을 진행하였다. 첫 번째 실험은 기존의 연구와 비교 실험하는 것으로 비교실험을 할 기존의 연구로 최경주[1] 및 Toreyin[6], 이인규[8]의 연구를 선택하였고, 두 번째 실험은 자체 성능 평가를 위해 여러 가지 다른 종류의 화재 영상들을 대상으로 실험하여 성능을 평가하였다.

Table 1. Test videos used in the first experiment

No	Description
1	Indoor video which includes an explosion and smoke
2	Outdoor video which includes smoke and moving person
4	Outdoor video which includes smoke and flame
5	Mountain video which includes flame and it is taken from a long distance
6	Mountain video which includes smoke

첫 번째 실험에 사용된 실험 영상은 위 연구들에서 사용된 영상과 동일한 데이터를 웹사이트[9]를 통해 획득하여 사용하였다. 최경주[1] 및 Toreyin[6], 그리고 이인규[8]의 연구간의 비교 실험 내용 및 결과는 [1]에서 자세하게 살펴볼 수 있기 때문에, 본 논문에서는 보다 좋은 성능을 보인다고 발표한 최경주[1]의 연구결과와의 비교실험에 집중하였다. Table 1은 첫 번째 실험에 사용된 실험 영상들을 요약하여 설명한 것이다. 실험영상에 대한 그림은 [5]의 논문에 나와 있으니 이를 참조하길 바란다.

두 번째 실험에는 서로 다른 특징을 가지는 3가지의 비디오를 사용하였는데 Fig. 7에서 확인할 수 있다. Fig. 7A는 큰 통 안에서 화염이 일어나는 비디오로 처음부터 통 안에 불이 타고 있고, 총 45장의 프레임으로 구성되어 있다. Fig. 7B 적색의 물체 앞에 뿌연 연기가 피어오르는 영상으로 Fig. 7A와 마찬가지로 작게 연기가 피어오르다가 점점 크기가 커졌다가 작아졌다가를 반복한다. 이 비디오는 총 92개의 프레임으로 구성되어 있다. 마지막 비디오인 Fig. 7C는 먼 곳에서 촬영된 것으로 멀리 산 중턱에 뿌연 연기가 작게 피어오르는데, 처음에는 연기가 나지 않다가 중반부쯤 나기 시작하고 얼마 있다가 다시 꺼진다. 이 비디오는 총 62개의 프레임으로 구성되어 있다.



(A)

(B)

(C)

Fig. 7. Examples of Test Videos Used in the Second Experiment (A) Video 1 (B) Video 2 (C) Video 3

### 3.2 실험 및 결과

성능 평가를 위해 화재가 발생한 프레임에 대하여 화재가 발생하였다고 인식했을 경우의 프레임 수의 비율인 화재 정탐지율(True Positive Rate)과 화재가 발생하지 않은 프레임 을 화재가 발생하였다고 잘못 인식하였을 경우의 프레임 수의 비율인 화재 오탐지율(False Positive Rate), 화재가 발생한 프레임을 화재가 발생하지 않았다고 잘못 인식했을 경우의 프레임 수의 비율인 화재 미검출율(Missing Rate)을 성능평가척도로 사용하여 결과를 분석하였다.

제안하는 시스템은 실험에 사용한 테스트 비디오의 각 프레임 영상에 대하여 불꽃 및 연기 후보영역을 검출해내는데, 이 때 하나의 프레임 영상에 대하여 여러 개의 화재 후보 영역이 검출될 수 있고, 이렇게 검출된 후보 영역을 차례대로 모두 신경망에 통과시켜 화재 여부를 인식한다. 화재 후보 영역을 검출할 때에 실제 불꽃이나 연기 영역이 아닌데도 화재 후보 영역이라 검출할 수도 있고, 신경망 인식에 있어서도 실제 화재 영역인데, 화재가 아니라고 인식할 수도 있다. 그런데 성능평가에 있어서는 화재가 일어난 하나의 프레임 영상에 대하여 신경망으로 들어가는 많은 후보 영역에 대하여 하나 이상의 화재가 일어난 영역을 화재 영역으로 제대로 인식하면 해당 프레임에서는 화재가 발생했다고 판단하고 정탐지 했다고 평가하였다. 즉 테스트 비디오의 각 프레임 영상마다 화재가 발생하는 공간상의 모든 영역에 대하여 화재가 발생한 부분을 영역별로 제대로 잘 탐지했느냐를 성능평가 척도로 사용한 것이 아니라, 해당 프레임에서 화재가 발생했는지의 여부만을 제대로 잘 알아 내는가를 성능평가의 척도로 사용한 것이다.

최경주[1] 및 Toreyin[6], 그리고 이인규[8]의 연구와의 비교 실험결과는 Fig. 8 ~ Fig. 10과 같다. Fig. 8 ~ Fig. 10의 x축은 실험에 사용되어진 비디오의 번호이고 y축은 화재 정탐지율, 화재 오탐지율, 화재 미검출율에 대한 백분율 값이다. 위 절에서 이미 기술했듯이 최경주[1] 및 Toreyin[6], 그리고 이인규[8]의 연구 간의 비교 실험결과는 [1]에서 자세하게 살펴볼 수 있기 때문에, 본 논문에서는 보다 좋은 성능을 보인다고 발표한 최경주[1]의 연구결과에 대해 집중적으로 비교 분석하였다.

먼저 Fig. 8을 보면 제안하는 시스템의 결과는 다른 연구 들과 다르게 모두 제대로 분류하여 화재를 탐지하였다. 또한 Fig. 9를 보면 최경주[1]의 시스템에서는 화재 미검출율이 발생했던 반면 제안하는 시스템에서는 화재 미검출율이 발생하지 않고 제대로 화재를 탐지할 수 있었다. 마지막으로 Fig. 10을 보면 Toreyin[1] 및 이인규[8]의 연구에서 존재하는 화재 오탐지율이 제안하는 시스템에서는 발생하지 않았음을 확인할 수 있다.

다음 Table 2는 기존 연구와의 비교 실험 영상 이외의

Fig. 7에 보이는 3개의 비디오를 가지고 실험한 결과이다. 3개 비디오의 각 프레임 영상에 대하여 화재가 일어난 프레임의 경우 화재가 일어났다고 인식하였고, 화재가 일어났는데도 화재가 나지 않았다고 인식한 프레임은 없었다. 다만 화재 Fig. 7C의 경우 시스템은 도로에서 아주 작게 촬영된 이동 중인 자동차를 화재 후보 영역 탐지 과정에서 연기라고 판단하여 추출하였고, 이렇게 작은 이미지를 신경망에 통과하기 위해 강제로 이미지의 크기를 조절하는 과정에서 이미지의 정보가 상실되었고, 그 결과 연기로 잘못 분류하는 결과를 가져왔다. 이 부분은 화재 후보 영역 검출 알고리즘과 신경망으로의 입력 부분에 대한 약간의 수정을 가하면 해결될 수 있는 문제라고 생각된다.

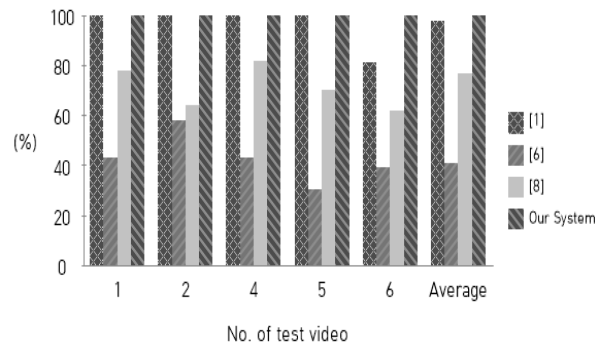


Fig. 8. True Positive Rate Results of the First Experiment

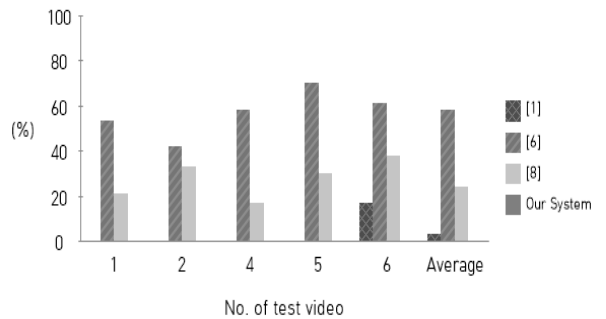


Fig. 9. Missing Rate Results of the First Experiment

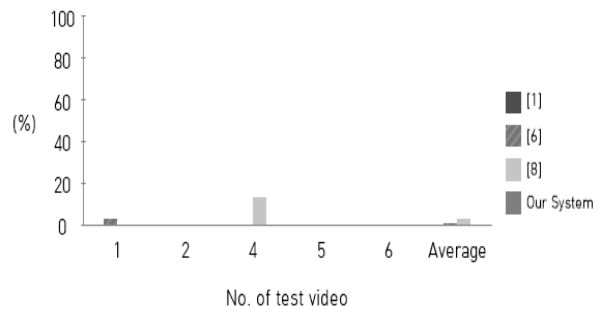


Fig. 10. False Positive Rate Results of the First Experiment

Table 2. Test Videos Used in the First Experiment

Video	True Positive Rate	Missing Rate	False Positive Rate
Fig. 7A	100%	0%	0%
Fig. 7B	100%	0%	0%
Fig. 7C	100%	0%	8.02%

#### 4. 결 론

본 논문에서는 컨볼루션 신경망을 이용하여 불꽃과 연기를 학습한 뒤, 추후 화재가 일어나는지를 탐지하기 위하여 입력 영상에 대하여 화재 후보 영역을 검출한 후, 검출된 영역을 학습되어진 신경망에 통과시켜 화재의 발생여부를 판별하는 시스템을 제안하였다. 실험결과로부터 알 수 있듯이 제안하는 시스템은 움직임과 색상만으로 간단하게 화재 후보영역을 검출한 후, 이를 2개의 컨볼루션 층을 가지는 간단한 구조의 컨볼루션 신경망을 사용하였음에도 불구하고 성능이 우수함을 실험결과를 통해 확인할 수 있었다. 학습된 신경망은 산불 화재 후보 영역에서 불꽃과 연기를 검출하는데 특히 좋은 효과를 보여주었다. 또한 논문에서 제안한 시스템은 불꽃과 연기를 구분하여 인식하기 때문에 다른 후처리를 추가한다면 더욱 실용적인 시스템으로 구현될 가능성이 충분하며, 현재 충분치 않은 학습 데이터의 양을 늘리고 화재의 원인물질에 따른 불꽃의 색깔과 형태나, 연기의 색깔 등을 구분하여 학습시킨다면 단순한 화재 탐지 이상으로, 어떠한 화재이며 화재의 원인도 분석할 수 있는 좋은 수단이 될 것이다. 또한 컨볼루션 신경망의 구조를 개선하여 컨볼루션 층의 개수를 늘리고 특징을 결합하는 방법을 개발하여 다수의 최적화된 특징을 찾아낸다면 높은 정확도를 통하여 더 신뢰할만한 여러 가지 분석을 할 수 있을 것이다. 형태와 색깔이 불분명하며 주변 환경에 쉽게 변하기 쉬운 불꽃과 연기에 대하여 컨볼루션 신경망이 보여준 학습의 효과를 본 논문에서의 결과로 보여주었기에, 화재의 판별 여부뿐만 아니라 더 복잡한 환경의 문제에서도 적용할 수 있는 좋은 접근 방법임을 알 수 있다. 차후 화재 후보 영역을 검출하는 비전 처리에 대한 보정과, 입력과 출력 데이터의 형식, 신경망 구조에 대한 성능개선 연구가 지속적으로 필요하겠다.

#### References

[1] K. Cheoi, "An Intelligent Fire Learning and Detection System," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.18, No.3, pp.359-367, 2015.

[2] T. Chen, Y. Yin, S. Huang, and Y. Yen, "The Smoke Detection for Early Fire-Alerting System Base on Video Processing," *Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal*, pp.427-430, 2006.

[3] J. Hwang, "Study on the 3-step Fire Detection Algorithm Based on Color Image Processing," Master's Thesis, Kongju University, 2012.

[4] B. Lee, "A Study on Development of Tunnel Fire Detection Algorithm using the Image Processing," Master's Thesis, Sejong University, 2008.

[5] D. Son, "Research of video based real-time fire detection algorithm using GPU," Master's Thesis, Ulsan University, 2015.

[6] B. Toreyin, Y. Dedeoglu, and A. Cetin, "Contour based smoke detection in video using wavelets," *Proceedings of 14th European Signal Processing Conference of EUSIPCO*, pp.1-5, 2006.

[7] Editorial department of Hayeon, "Business Trends of Deep Learning and Big Data," Hayeon Press, 2016.

[8] I. Lee, B. Ko, and J. Nam, "Fire-Smoke Detection Based on Video using Dynamic Bayesian Networks," *The Journal of Korea Information and Communication Society*, Vol.34, Issue 4C, pp.388-396, 2009.

[9] Index of /VisiFire/Demo/FireClips [Internet], <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/>.

[10] Image Scaling using Deep Convolutional Neural Networks [Internet], <http://engineering.flipboard.com/2015/05/scaling-convnets/>.



#### 최 경 주

e-mail : kjcheoi@chungbuk.ac.kr

1996년 충북대학교 컴퓨터과학과(이학사)

1999년 연세대학교 컴퓨터과학과

(공학석사)

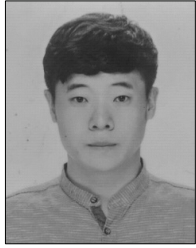
2002년 연세대학교 컴퓨터과학·산업시스템

공학과(공학박사)

2002년~2005년 LG CNS 연구개발센터

2005년~현재 충북대학교 소프트웨어학과 교수

관심분야: 컴퓨터비전, 뇌정보처리, 유비쿼터스컴퓨팅



**전 민 성**

e-mail : mywjsalstjd@naver.com

2016년 충북대학교 소프트웨어학과  
졸업(공학사)

2016년~현 재 충북대학교 컴퓨터과학과  
석사과정

관심분야: 컴퓨터비전, 딥러닝