(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년01월20일
(11) 등록번호 10-2067994
(24) 등록일자 2020년01월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06K 9/46* (2006.01) *G06K 9/62* (2006.01)
*G06N 3/08* (2006.01) *G06T 3/40* (2006.01)
*G06T 5/00* (2019.01) *G06T 7/11* (2017.01)
(52) CPC특허분류
*G06K 9/46* (2013.01)
*G06K 9/6267* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0059013
(22) 출원일자 2019년05월20일
심사청구일자 2019년05월20일
(56) 선행기술조사문헌
김영진 외 1인, "CNN을 활용한 영상 기반의 화재 감지", 한국정보통신학회, 한국정보통신학회논문지 20(9), 2016.09, 1,649 - 1,656 (8 pages).
*(뒷면에 계속)*

(73) 특허권자
**한밭대학교 산학협력단**
대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)
**(주)큐디스**
서울특별시 금천구 가산디지털1로 168, 우림라이온스밸리 비동 404호, 405호, 406호 (가산동)
(72) 발명자
**이승호**
대전광역시 유성구 엑스포로 448, 402동 402호(전민동, 엑스포아파트)
**라승탁**
대전광역시 동구 대동천우안4길 100(신안동)
*(뒷면에 계속)*
(74) 대리인
**이은철**

전체 청구항 수 : 총 3 항 심사관 : 김대일

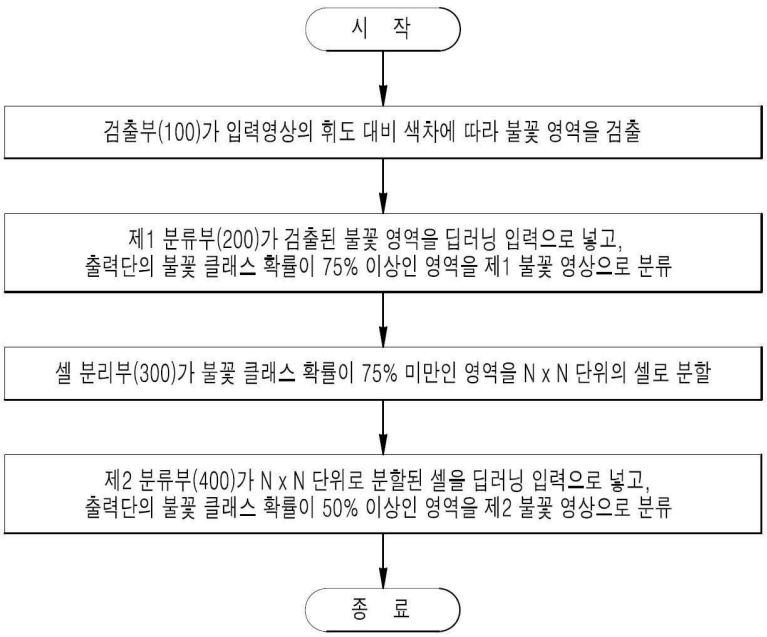
(54) 발명의 명칭 **딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템**

## (57) 요 약

본 발명은 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템에 관한 것으로서, 입력영상의 휘도 대비 색차에 따라 불꽃 영역을 검출하는 검출부; 검출된 불꽃 영역을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 제1 분류부; 제1 분류부에 의해 분류된 제1 불꽃 영상 이외의 영

(뒷면에 계속)

*대 표 도* - 도1



역(불꽃 클래스 확률이 75% 미만인 영역)을 $N \times N$ 단위의 셀로 분할하는 셀 분리부; 및 $N \times N$ 단위로 분할된 셀을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 제2 분류부를 포함한다.

상기와 같은 본 발명에 따르면, 불꽃 색깔 모델과 대응하는 불꽃 영역을 검출하여 딥러닝을 통해 불꽃 영상을 분류하고, 불꽃 영역의 $N \times N$ 셀을 분리하여 딥러닝을 통해 불꽃 모양을 분류함으로써, 낮은 리소스 환경의 임베디드 시스템에서도 정밀도를 유지하면서 정확하게 불꽃을 감지할 수 있다.

(52) CPC특허분류
*G06N 3/08* (2013.01)
*G06T 3/40* (2013.01)
*G06T 5/002* (2013.01)
*G06T 7/11* (2017.01)
*G08B 17/125* (2013.01)
*H04N 9/67* (2013.01)
*G06T 2207/20081* (2013.01)

(72) 발명자
**김성진**
서울특별시 서초구 신반포로 270, 123동 1001호(반포동, 반포자이아파트)
**이선구**
대전광역시 유성구 덕명로 63, 106동 802호(덕명동, 하우스토리아파트)

공지예외적용 : 있음

(56) 선행기술조사문헌
Muhammad 외 5인, “Efficient Deep CNN-Based Fire Detection and Localization in Video Surveillance Applications”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, Year: 2019, Vol. 49, Issue 7.
JP2018101416 A*
KR1020180105787 A*
라승탁 외 2인, “얼굴 인식률 향상을 위한 멀티 블록 방식의 딥러닝 구조에 관한 연구”, 한국전기전자학회, 전기전자학회논문지 22(4), 2018.12, 933 - 940 (8 pages).*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

입력영상의 휘도 대비 색차에 따라 불꽃 영역을 검출하는 검출부;

검출된 불꽃 영역을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 제1 분류부;

상기 제1 분류부에 의해 분류된 제1 불꽃 영상 이외의 영역(불꽃 클래스 확률이 75% 미만인 영역)을 $N \times N$ 단위의 셀로 분할하는 셀 분리부; 및

$N \times N$ 단위로 분할된 셀을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 제2 분류부를 포함하되,

상기 제2 분류부는,

$N \times N$ 단위로 분할된 셀의 특징 데이터를 추출하는 Convolution 층과, 특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정하는 Sub sampling 층과, 확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환하는 Fully-connected / Drop out 층, 및 변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 Softmax(NN) 층을

포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 검출부는,

상기 입력영상의 RGB 컬러 모델을 YCbCr 컬러 모델로 변환하여 불꽃 영역을 검출하는 것을 특징으로 하는 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템.

### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 분류부는,

검출된 불꽃 영역의 특징 데이터를 추출하는 Convolution 층과,

특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정하는 Sub sampling 층과,

확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환하는 Fully-connected / Drop out 층, 및

변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 Softmax(NN) 층을

포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템.

### 청구항 4

삭제

## 발명의 설명

### 기 술 분 야

[0001] 본 발명은 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템에 관한 것으로 더욱 상세하게는, 종래와 같이 불꽃 및 색상을 동시에 감지하는 것이 아니라, 불꽃 색깔 감지 및 불꽃 모양 감지 각각을 별도로 수행함으로써, 낮은 리소스(resource) 환경의 임베디드 시스템에서도 정밀도를 유지하면서 정확하게 불꽃을 감지하는 기술에 관한 것이다.

### 배 경 기 술

[0002] 불꽃 감지 시스템은 화재를 조기 감지하여 진압, 피난 등을 빠르게 할 수 있는 기술로 최근 복잡한 내부의 건물들에 불꽃 감지 시스템을 보급하여 화재를 조기 방지하는 추세이다. 국민안전처의 화재통계연보에 따르면 불꽃 감지 시스템이 더욱 발전되고 보급된다면 화재의 피해가 현저히 낮아질 것으로 예상되고 있다.

[0003] 한편, 지금까지의 불꽃 감지 시스템은 서버를 구성해야만 하고, 고가의 장비들을 설치하여야 하거나 오작동의 빈번함 등의 문제점을 가지고 있다. 기존의 센서 기반 감지 시스템의 경우, 연기 및 온도센서 등의 설치를 통해 화재를 감지하였으나 많은 수의 센서들을 설치하여야하기 때문에 비용적인 측면에서 문제가 있었다.

[0004] 이를 보완하기 위하여 카메라의 영상만을 이용하여 영상처리를 통해 불꽃 감지를 할 수 있는 불꽃 감지 시스템들도 나왔지만, 알고리즘으로 영상을 판단하여 불꽃을 판단하여야 하는 한계 때문에 빨간 치마 등의 불꽃과 비슷한 객체도 불꽃으로 판단하는 오작동의 빈번만 문제가 있었다.

[0005] 최근에는 딥러닝의 발달로 영상처리를 사용한 불꽃 감지의 오작동이 급격히 줄어들어 영상처리만으로도 거의 완벽한 불꽃 감지를 할 수 있게 되었으나, 고사양의 하드웨어 사양이 필요한 문제점이 있다.

[0006] 아울러, 현재 불꽃 감지 분야에서 불꽃의 유무를 판단하기 위해 많이 사용하는 딥러닝 구조는, 기본적으로 높은 하드웨어의 사양과 많은 메모리 및 연산량을 요구하여 높은 성능이 요구되고 있다.

[0007] 따라서, 본 출원인은 불꽃의 색깔과 모양에 특화된 2가지의 가벼운 딥러닝 구조를 갖으며, 저사양의 임베디드 시스템에 적용 가능하면서도 불꽃 검출률을 향상시킨 딥러닝을 이용한 불꽃 감지 시스템을 제안하고자 한다.

### 선행기술문헌

#### 특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제10-1649173(2016.08.18.공고)

(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 제10-1716036(2017.03.13.공고)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0009] 본 발명의 목적은, 종래와 같이 불꽃 및 색상을 동시에 감지하는 것이 아니라, 불꽃 색깔 모델과 대응하는 불꽃 영역을 검출하여 불꽃 색깔에 특화된 딥러닝 모델을 통해 화재 확률 75% 이상의 영상을 화재 영상으로 분류하고, 검출된 화재 영상의 영역을 $N \times N$ 셀로 분리하여 불꽃 모양에 특화된 딥러닝 모델을 통해 50% 이상이 화재로 판단되는 경우 화재영상으로 분류함으로써, 종래에 불꽃 및 색상을 동시에 감지함에 따라 많은 리소스 사용으로 인해 임베디드 시스템 환경에서 불가능했던 불꽃 감지를, 낮은 리소스 환경의 임베디드 시스템에서도 정밀도를 유지하면서 정확하게 감지하는데 있다.

[0010] 즉, 본 발명은 불꽃 색깔 모델을 통하여 화재 영역을 검출 후에 화재 확률 75% 이상에서만 화재 영상으로 분류하기 때문에, 화재 확률 75% 미만인 경우에 검출된 화재 영역을 $N \times N$ 셀로 분리하여 불꽃 모양 모델을 통해 화재 영상으로 분류함으로써, 낮은 리소스 환경의 임베디드 시스템에서도 정밀도를 유지하면서 정확하게 감지할

수 있다.

## 과제의 해결 수단

[0011] 이러한 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예는 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템으로서, 입력영상의 휘도 대비 색차에 따라 불꽃 영역을 검출하는 검출부; 검출된 불꽃 영역을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 제1 분류부; 제1 분류부에 의해 분류된 제1 불꽃 영상 이외의 영역(불꽃 클래스 확률이 75% 미만인 영역)을 $N \times N$ 단위의 셀로 분할하는 셀 분리부; 및 $N \times N$ 단위로 분할된 셀을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 제2 분류부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0012] 바람직하게는, 검출부는 입력영상의 RGB 컬러 모델을 YCbCr 컬러 모델로 변환하여 불꽃 영역을 검출하는 것을 특징으로 한다.

[0013] 제1 분류부는, 검출된 불꽃 영역의 특징 데이터를 추출하는 Convolution 층과, 특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정하는 Sub sampling 층과, 확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환하는 Fully-connected / Drop out 층, 및 변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 Softmax(NN) 층을 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0014] 제2 분류부는, $N \times N$ 단위로 분할된 셀의 특징 데이터를 추출하는 Convolution 층과, 특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정하는 Sub sampling 층과, 확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환하는 Fully-connected / Drop out 층, 및 변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 Softmax(NN) 층을 포함하는 것을 특징으로 한다.

## 발명의 효과

[0015] 상기와 같은 본 발명에 따르면, 불꽃 색깔 모델과 대응하는 불꽃 영역을 검출하여 불꽃 색깔에 특화된 딥러닝 모델을 통해 화재 확률 75% 이상의 영상을 화재 영상으로 분류하고, 검출된 화재 영상의 영역을 $N \times N$ 셀로 분리하여 불꽃 모양에 특화된 딥러닝 모델을 통해 50% 이상이 화재로 판단되는 경우 화재영상으로 분류함으로써, 낮은 리소스 환경의 임베디드 시스템에서도 정밀도를 유지하면서 정확하게 감지할 수 있다.

## 도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템을 도시한 순서도.

도 2a 및 도 2b는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 딥러닝 순서도.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 불꽃 색깔 모델을 사용한 불꽃 영역 검출 과정을 도시한 예시도.

도 4a 및 도 4b는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 레이블링 기법에 의한 불꽃 영역 검출을 도시한 예시도.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 불꽃 영상 분류 절차를 도시한 예시도.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 임베디드 시스템 기반의 딥러닝에 의한 불꽃 색깔 특화 구조를 도시한 예시도.

도 7a 및 도 7b은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 Convolution 층을 도시한 예시도.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 Sub sampling 층을 도시한 예시도.

도 9a는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 Fully-connected / Drop out 층을 도시한 예시도.

도 9b는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 Over Fitting 현상을 도시한 예시도.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 Softmax(NN) 층을 도시한 예시도.

도 11a는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 $2\times2$ 셀 분리 과정을 도시한 예시도.

도 11b는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 불꽃 색깔 특화 딥러닝 모델에서 오류를 도시한 예시도.

도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 불꽃 모양 특화 딥러닝 모델을 통한 화재영상 분류를 도시한 예시도.

도 13은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템에 의해 최종적으로 분류된 불꽃 영상과 불꽃 유사 영상을 도시한 예시도.

도 14a 및 도 14b는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템의 ImageNet 불꽃 데이터베이스를 도시한 예시도.

## *발명을 실시하기 위한 구체적인 내용*

[0017] 본 발명의 구체적인 특징 및 이점들은 첨부 도면에 의거한 다음의 상세한 설명으로 더욱 명백해질 것이다. 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야 할 것이다. 또한, 본 발명에 관련된 공지 기능 및 그 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는, 그 구체적인 설명을 생략하였음에 유의해야 할 것이다.

[0018] 도 1, 도 2a 및 도 2b를 참조하면 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템(S)은, 입력영상의 휘도 대비 색차에 따라 불꽃 영역을 검출하는 검출부(100)와, 검출된 불꽃 영역을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류하는 제1 분류부(200)와, 제1 분류부(200)에 의해 분류된 제1 불꽃 영상 이외의 영역 즉, 불꽃 클래스 확률이 75% 미만인 영역을 $N\times N$ 단위의 셀(크기가 작은 불꽃 영상)로 분할하는 셀 분리부(300), 및 $N\times N$ 단위로 분할된 셀을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류하는 제2 분류부(400)를 포함하여 구성된다.

[0019] 구체적으로, 검출부(100)는 입력영상의 RGB 컬러 모델을 [수학식 1]을 통해 YCbCr 컬러 모델로 변환하고, [수학식 2]를 통해 조도의 변화에 높은 강인성을 보이는 불꽃 색깔 모델(휘도 대비 색차)을 통해 불꽃 영역을 검출한다.

[0020] [수학식 1]

[0021]
$$\begin{aligned} Y &= 0.2568R+0.5041G+0.0979B+16 \\ Cb &= -0.1482R-0.0910G+0.4392B+128 \\ Cr &= 0.4392R-0.3678G-0.0714B+128 \end{aligned}$$

[0022] [수학식 2]

[0023]
$$F(x,y)=\begin{cases} 1, Y>Y_{mean}, Cb<Cb_{mean}, \\ Cr>Cr_{mean}, |Cr-Cb|\geq\tau \\ 0, otherwise \end{cases}$$

[0024] $Y_{mean}$ : 영상의 Y평균

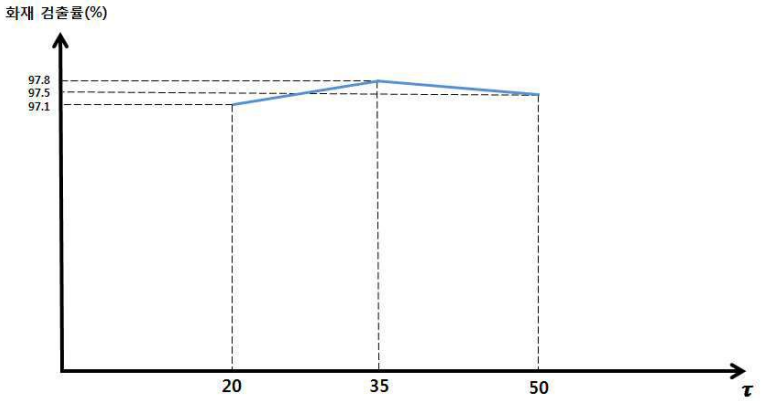
[0025] $\sigma_{mean}$ : 영상의 $\sigma$평균

[0026] $\sigma_{mean}$ : 영상의 $\sigma$평균

[0027] 도 3은 불꽃 색깔 모델을 사용한 불꽃 영역 검출 과정을 도시한 예시도이다. 여기서 왼쪽 영상은 입력된 불꽃 영상을, 오른쪽 영상은 임계값($\tau$)에 따라 상이하게 검출된 불꽃 영역을 흰색으로 나타낸다.

[0028] 이때, $\tau$는 경험적 임계값(상수)으로, 이 값이 작으면 영상 안의 불꽃을 잘 감지하지만 유사 색상의 다른 개체까지 불꽃 영역으로 검출하는 오류가 발생하게 된다. 따라서, 임계값 $\tau$는 20 내지 50의 상수로 설정하되, 바람직하게는 실험경과 불꽃 검출률이 가장 높았던 임계값인 35로 $\tau$를 설정한다.

[0029] 이때, $\tau$값에 따른 화재 검출률 그래프는 아래와 같다.




τ값에 따른 화재 검출률 그래프

[0030]

[0031] 또한, 검출부(100)의 불꽃 영역 검출은 동일 객체에 속한 모든 픽셀에 고유한 번호는 부여하는 레이블링 기법을 통해 도 4a 및 도 4b에 도시된 바와 같이 흰색의 픽셀들이 연속적으로 이어져 있는 영역을 불꽃 영역으로 검출할 수 있다. 이때, 검출부(100)는 화재 영역이 가장 많은 레이블링 영역을 선택하게 된다.

[0032] 한편, 제1 분류부(200)는 불꽃 색깔 모델을 통하여 검출된 화재 영역을 불꽃 색깔 특화 딥러닝 모델의 입력으로 넣고, 출력단의 화재 클래스 확률이 75% 이상에서만 화재 영상으로 분류한다. 이때, 화재와 유사한 색깔의 영상에서 불꽃 색깔 모델을 통한 화재 영역 검출 수행 결과 불꽃과 유사한 색상의 경우도 검출될 수 있다.

[0033] 화재 유사 영상을 불꽃 색깔 특화 딥러닝 모델의 입력으로 넣게 되면 출력단의 화재 클래스 확률은 대부분 50% 내지 75% 사이의 값이 나오게 되고, 이에 따라 불꽃 색깔 특화 딥러닝 모델에서 75% 미만의 확률로 화재 분류가 될 경우는 화재 영상으로 판단하지 않게 된다.

[0034] 제1 분류부(200)의 딥러닝을 이용한 불꽃 영상 분류 절차는 도 5에 도시된 바와 같이 Convolution 층, Sub sampling 층, Fully-connected / Drop out 층, 및 Softmax(NN) 층에 의해 수행되며, 본 발명의 일 실시예에 따른 임베디드 시스템 기반의 딥러닝에 의한 불꽃 색깔 특화 구조는 도 6 및 아래의 [표 1]과 같다.

표 1

| No | Type | Filters | Size/Stride | Output |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Conv | 16 | 3×3 / 1 | 160×160 |
| 2 | Max | | 2×2 / 2 | 80×80 |
| 3 | Conv | 32 | 3×3 / 1 | 80×80 |
| 4 | Max | | 2×2 / 2 | 40×40 |
| 5 | Conv | 64 | 3×3 / 1 | 40×40 |
| 6 | Conv | 64 | 3×3 / 1 | 40×40 |
| 7 | Max | | 2×2 / 2 | 20×20 |
| 8 | Conv | 128 | 3×3 / 1 | 20×20 |
| 9 | Conv | 128 | 3×3 / 1 | 20×20 |
| 10 | Max | | 2×2 / 2 | 10×10 |
| 11 | Conv | 128 | 3×3 / 1 | 10×10 |
| 12 | Conv | 128 | 3×3 / 1 | 10×10 |
| 13 | Max | | 2×2 / 2 | 5×5 |
| 14 | FC | | | 3200 |
| 15 | Drop | | | 3200 |
| 16 | SM | | | |

[0035]

[0036] 도 6 및 [표 1]을 참조하면, convolution 연산은 총 8번 수행하며, 필터는 3 X 3 랜덤값 필터이고 필터 개수는 No.1부터 각각 16, 32, 64, 64, 128, 128, 128, 128개이다.

[0037] 이어서, convolution 연산 다음인 No.2, 4, 7, 10, 13에서 한번씩 max sub sampling 연산을 수행한다.

[0038] No.13까지 연산 후, No.14인 Fully connected 연산은 모든 추출 특징을 연결하여 최종 특징 벡터를 생성하는 기능을 수행하고, 단순히 특징 벡터를 이어 붙여서 총 3200개의 특징 벡터를 추출한다.

[0039] No.15는 총 3,200개의 특징 벡터에서 Drop out을 통해 일부 특징 벡터의 값을 0으로 만들어 딥러닝 학습의 Over Fitting을 줄이는 기능을 수행한다.

[0040] 마지막 No.16에서는 Drop out까지 진행된 3,200개의 특징 벡터를 신경망의 입력으로 넣고 신경망 출력층의 노드 수를 학습시키는 클래스의 수로 설정한다.

[0041] 불꽃 검출의 경우, 학습시키는 클래스가 불꽃/비불꽃 2개 이므로 신경망 출력층 노드는 2개로 설정한다.

[0042] 이하, 본 발명의 일 실시예에 따른 제1 분류부(200)의 세부절차에 대해 살피면 아래와 같다.

[0043] 첫째로, 도 7a 및 도 7b에 도시된 바와 같이 제1 분류부(200)가 Convolution 층을 통해 검출된 불꽃 영역의 특징 데이터를 추출한다.

[0044] 둘째로, 제1 분류부(200)가 도 8에 도시된 바와 같이 Sub sampling 층을 통해 특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정한다(Convolution 층을 통해 추출된 특징 영상의 특징들 중에서 최적의 특징들만 선별하여 특징 영상의 크기를 감소시키는 과정).

[0045] 셋째로, 제1 분류부(200)가 도 9a에 도시된 바와 같이 Fully-connected / Drop out 층을 통해 확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환한다.

[0046] 이러한, Fully-connected 층은 Convolution과 Sub-sampling을 반복하여 추출된 최종 특징 데이터들을 일렬로 연결하여 특징 벡터로의 변환을 수행하고, Drop Out 층은 일부 특징 벡터의 값을 0으로 만들어 딥러닝 학습의 Over Fitting을 줄인다.

[0047] 여기서, Over Fitting 이란 도 9b에 도시된 바와 같이, Layer가 많아지거나 과도한 학습으로 인해 생기는 현상으로 어느 정도의 오차를 허용해야 하나 위의 원인으로 지나치게 분류를 시키는 현상을 일컫는다.

[0048] 즉, 13단계로 이루어진 Convolution 층, Sub-sampling 층 이후 모든 추출 특징을 연결하여 최종 특징 벡터를 생성하는 역할을 하게 된다. 이때, [표 1]의 No.14는 단순히 특징 벡터를 이어 붙여서 총 3200개의 특징 벡터를 추출하고, [표 1]의 No.15는 총 3200개의 특징 벡터에서 Drop out을 통해 일부 특징 벡터의 값을 0으로 만들어 딥러닝 학습의 Over Fitting을 줄이게 된다.

[0049] 넷째로, 제1 분류부(200)가 도 10에 도시된 바와 같이, Softmax(NN) 층을 통해 변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 75% 이상인 영역을 제1 불꽃 영상으로 분류한다.

[0050] 또한, Softmax 층까지 순방향 전파된 Convolution 층의 특징 필터 계수들과 NN의 가중치들은 역전파 알고리즘을 통해 학습된다. 이때, 역전파 알고리즘은 목표값과 출력값의 오차를 구조의 역방향으로 입력하여 가중치를 수정하며, 학습이 진행될수록 오차를 감소시켜 원하는 결과가 출력되도록 한다.

[0051] 한편, 셀 분리부(300)는 제1 분류부(200)에 의해 분류된 제1 불꽃 영상 이외의 영역인, 불꽃 클래스 확률이 75% 미만인 영역을 $N\times N$ 단위의 셀(크기가 작은 불꽃 영상)로 분할한다. 이때, 불꽃의 색깔이 다소 부족한 화재 영상은 화재 영상으로 분류되지 않을 수 있다.

[0052] 또한, 분할되는 $N$ 값에 따라 딥러닝 구조에 입력되었을 때 결과에 많은 영향을 미치게 된다. 실험 결과 $N=3$ 이상일 경우에, 너무 작은 셀로 분할되기 때문에 딥러닝 학습이 되지 않을 우려가 이다. $N=2$일 경우, 최소한의 불꽃으로 판단될 수 있는 특징들이 남아있어 학습이 가능한바, 본 발명의 일 실시예에서는 $N=2$로 결정하였다.

[0053] 이처럼 $2\times2$로 분할된 셀들은 딥러닝 구조에 맞추어 일정한 크기로 조정하게 된다.

[0054] 본 발명의 일 실시예에 따른 불꽃 모양 특화 딥러닝 구조의 첫 Convolution 연산의 입력으로는 128×128의 이미지가 들어가므로 $2\times2$로 분할된 셀들은 모두 128×128의 일정한 크기로 조정된다.

[0055] 이때, 불꽃 모양 특화 딥러닝 구조에 입력하기 전에 $N\times N$ 셀 분리 과정을 거치는 이유는 다음과 같다.

[0056] 전체 이미지와 셀 분리된 이미지는 각각의 특징이 존재하는데, 전체 영상은 불꽃의 색깔 정보에 특화되어 있는 이미지로 분류될 수 있고, 학습을 통해 불꽃 색깔 정보에 특화된 딥러닝 구조 형성이 가능하다. 셀 분리된 영상은 불꽃의 모양 정보에 특화되어 있는 이미지로 분류될 수 있으며, 학습을 통해 불꽃 모양 정보에 특화된 딥러닝 구조 형성이 가능하다.

[0057] 또한, 불꽃 색깔 특화 딥러닝 구조에서 불꽃의 색깔이 다소 부족하여 불꽃 영상으로 분류되지 못한 불꽃 영상도 $N\times N$ 셀 분리 과정을 거쳐 불꽃 모양 특화 딥러닝 구조로 수행하게 되면 불꽃 영상으로 분류될 수 있다.

[0058] 도 11a는 불꽃 영상으로 분류되지 못한 불꽃 영상의 $2\times2$ 셀 분리 과정을 도시한 도면이다. 우측 영상에서 우상단 셀은 불꽃 색깔 모델을 통해 검출된 불꽃 영역에서 불필요한 영역으로 볼 수 있다.

[0059] 또한, 도 11b에 도시된 바와 같이 형광등, 섬광 등의 화재 유사 영상들은 빛의 번짐 등의 이유로 영상을 전체적으로 봤을 때 불꽃의 색깔들이 많이 분포해 있어 불꽃 색깔 특화 딥러닝 모델에서 오류를 범하게 된다.

[0060] 이러한 전체 영상을 셀 분리하게 되면 우상단과 좌하단의 셀들은 불꽃의 모양이 아닌 형광등의 모양이 뚜렷하므로 화재로 판단되지 않게 된다.

[0061] 한편, 제2 분류부(400)는 $N\times N$ 단위로 분할된 셀을 딥러닝 입력으로 넣고, 출력단의 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류한다.

[0062] 첫째로, 제2 분류부(400)가 Convolution 층을 통해 $N\times N$ 단위로 분할된 셀의 특징 데이터를 추출한다.

[0063] 둘째로, 제2 분류부(400)가 Sub sampling 층을 통해 특징 데이터에 포함된 노이즈를 제거하고 이미지의 사이즈를 축소하여 특징 데이터를 확정한다.

[0064] 셋째로, 제2 분류부(400)가 Fully-connected / Drop out 층을 통해 확정된 특징 데이터를 일렬로 연결하여 특징 벡터로 변환한다.

[0065] 넷째로, 제2 분류부(400)가 Softmax(NN) 층을 통해 변환된 특징 벡터로부터 설정된 개수의 특징 벡터를 생성하여 불꽃 클래스 확률이 50% 이상인 영역을 제2 불꽃 영상으로 분류한다.

[0066] 구체적으로, 검출된 불꽃 영역의 $N\times N$ 셀 분리 이미지들은 불꽃의 모양에 특화된 이미지로 분류된다.

[0067] 이하, 도 12 및 [표 2]에 도시된 불꽃 모양 특화 딥러닝 모델을 통한 화재영상 분류에 대해 살피면 아래와

같다.

표 2

| No | Type | Filters | Size/Stride | Output |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Conv | 8 | 3×3 / 1 | 128×128 |
| 2 | Max | | 2×2 / 2 | 64×64 |
| 3 | Conv | 16 | 3×3 / 1 | 64×64 |
| 4 | Max | | 2×2 / 2 | 32×32 |
| 5 | Conv | 32 | 3×3 / 1 | 32×32 |
| 6 | Max | | 2×2 / 2 | 16×16 |
| 7 | Conv | 64 | 3×3 / 1 | 16×16 |
| 8 | Max | | 2×2 / 2 | 8×8 |
| 9 | Conv | 128 | 3×3 / 1 | 8×8 |
| 10 | Max | | 2×2 / 2 | 4×4 |
| 11 | FC | | | 2048 |
| 12 | Drop | | | 2048 |
| 13 | SM | | | |

[0068]

[0069] 먼저, convolution 층 연산은 총 5번 수행하며 필터는 3 X 3 랜덤값 필터이고 필터 개수는 [표 2]의 No.1부터 각각 8, 16, 32, 64, 128개이다. 이러한 convolution 연산을 통해 빠른 화재 감지 시간을 도출할 수 있다.

[0070] Convolution 층 연산 다음으로 [표 2]의 No.2, 4, 6, 8, 10에서 한번씩 Sub sampling 연산을 수행한다.

[0071] 이어서, No.10까지 연산 후, [표 2]의 No.11인 Fully connected 연산은 모든 추출 특징을 연결하여 최종 특징 벡터를 생성하는 역할이며, 단순히 특징 벡터를 이어 붙여서 총 2,048개의 특징 벡터를 추출한다.

[0072] 또한, [표 2]의 No.12는 총 2,048개의 특징 벡터에서 Drop out을 통해 일부 특징 벡터의 값을 0으로 만들어 딥러닝 학습의 Over Fitting을 줄이게 된다.

[0073] 마지막으로 [표 2]의 No.13에서는 Drop out까지 진행된 2,048개의 특징 벡터를 신경망의 입력으로 넣고 신경망 출력층의 노드 수를 학습시키는 클래스의 수로 설정한다. 이때, 최종적으로 분류된 불꽃 영상과 불꽃 유사 영상은 도 13에 도시된 예와 같다.

[0074] 불꽃 검출의 경우, 학습시키는 클래스가 불꽃/비불꽃 2개 이므로 신경망 출력층 노드는 2개로 설정된다.

[0075] 이하, 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템(S)의 검증을 위한 실험 결과에 대해 살피면 아래와 같다.

[0076] 실험에 사용된 임베디드 보드는 Raspberry pi-3로 채택하였으며, 하드웨어 사양은 Quad Core 1.4GHz CPU, RAM 1GB, Broadcom VideoCore IV MP2 400MHz GPU 등으로 구성되어 있다. Raspbian 운영체제에서 개발도구는 python3과 Tensorflow 라이브러리를 사용하였다.

[0077] 또한, ImageNet의 불꽃 데이터베이스를 대상으로 기존의 딥러닝 구조인 VGG, Inception-v3 구조와 실험하여 신뢰성을 평가하였다. ImageNet 데이터베이스는 총 5,063장의 불꽃 형광등, 섬광 등의 이미지로 구성되며 그 중에서 70%인 3,545장은 학습에 사용하였으며, 30%인 1,518장은 실험에 사용하였다. ImageNet 불꽃 데이터베이스는 도 14a 및 도 14b에 도시된 바와 같이 모닥불, 난로, 장작 등의 여러 불꽃 이미지를 포함한다.

[0078] [표 3]은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템에 따른 리소스 점유율을 비교한 표이고, [표 4]는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템과 종래의 딥러닝 구조의 불꽃 검출률을 비교한 표이다.

표 3

[0079]

| 실험 모델 | 제안하는 딥러닝 구조 | VGG 구조 | Inception-v3 구조 |
|---|---|---|---|
| 리소스 점유율 | 46.5% | 66.47% | 86.25% |

[0080]

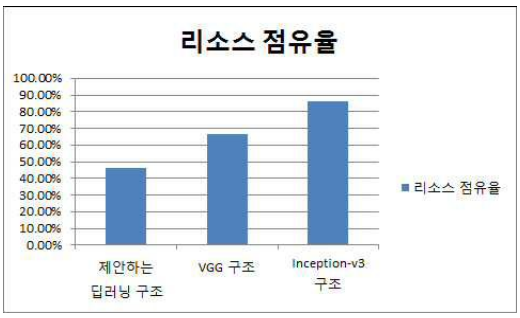
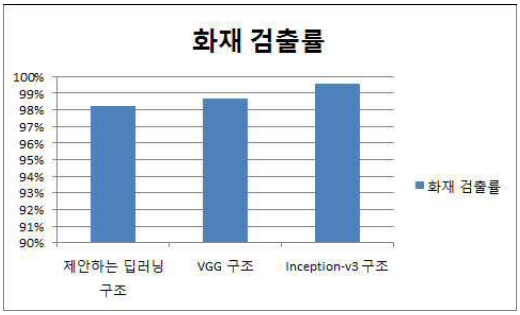



표 4

[0081]

| 실험 모델 | 제안하는 딥러닝 구조 | VGG 구조 | Inception-v3 구조 |
|---|---|---|---|
| 화재 검출률 | 98.2% | 98.7% | 99.6% |

[0082]

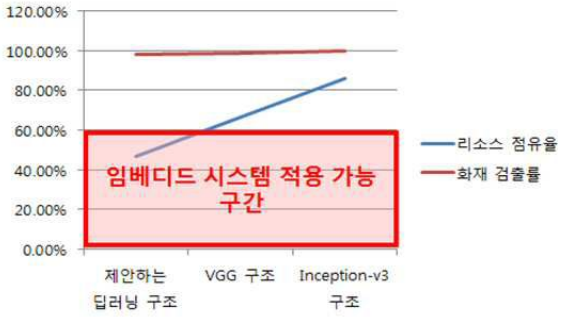



[0083] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 구조의 경우 98.2%의 검출률이 측정되었고, VGG 구조의 경우 98.7%, Inception-v3 구조의 경우 99.6%의 검출률이 측정되었다. 종래의 딥러닝 구조와 비교하여 평균 0.95% 낮은 결과를 나타내었으나, 이는 임베디드 시스템에 적합한 딥러닝 구조를 개발하기 위하여 기존의 딥러닝 구조보다 가볍게 구성한데서 나온 결과이다.

[0084] 또한, 임베디드 시스템에 적합한 딥러닝 구조의 개발을 위해 가볍게 층을 구성하려면리소스 점유율이 낮게 나와야 한다. 그러나, 가볍게 층을 구성하면 화재 검출율이 낮게 나오는 문제점이 발생한다. 따라서, 리소스 점유율과 화재 검출률간의 최적의 trade-off 점을 찾는 것이 중요하며, 실제 화재감지용 임베디드 시스템에 적용 시 60% 이하의 리소스 점유율을 확보해야 구축 가능하다.

[0085] 본 발명의 일 실시예에에서는 [표 5]에 도시된 바와 같이, 46.5%의 리소스 점유율과 98.2%의 화재 검출률을 확인하였다.

표 5




[0086]

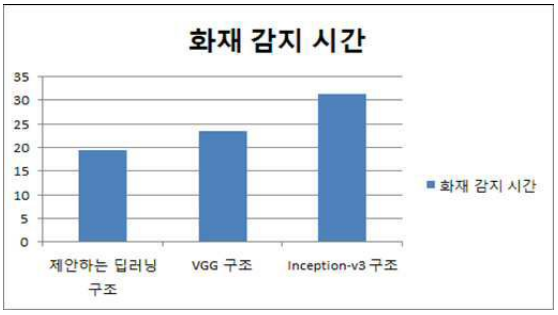
[0087] 또한, [표 6]는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 구조와 종래의 딥러닝 구조의 불꽃 감지 시간을 나타낸다. 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 구조의 경우 19.3초가 측정되었고, VGG 구조의 경우 23.4초, Inception-v3 구조의 경우 31.2초가 측정되어서, 기존의 딥러닝 구조와 비교하여 평균 8초 빠른 불꽃 감지 시간을 나타내었다.

[0088] [표 6]

[0089]

| 실험 모델 | 제안하는 딥러닝 구조 | VGG 구조 | Inception-v3 구조 |
|---|---|---|---|
| 화재 감지 시간 | 19.3초 | 23.4초 | 31.2초 |

[0090]




[0091] 정리하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 구조에 의하면, 리소스 점유율은 기존 딥러닝 구조와 비교하여 평균 29.86% 감소시킨다. 즉, 제안하는 딥러닝 구조는 임베디드 시스템에 최적화하기 위해서 기존의 딥러닝 구조보다 가볍게 설계되어 있기 때문에, 리소스를 적게 사용한다.

[0092] 또한, 화재 검출률은 기존의 딥러닝 구조와 비교하여 0.95% 낮은 결과를 나타낸다. 임베디드 시스템에 적합한 딥러닝 구조의 개발을 위해 가볍게 층을 구성하였기 때문에, 화재 검출율이 낮게 나오는 문제점이 발생한다. 실제 화재감지용 임베디드 시스템에 적용 시 60% 이하의 리소스 점유율을 확보해야 구축 가능하며, 본 발명의 일 실시예에서는 46.5%의 리소스 점유율과 98.2%의 화재 검출률을 확인하였다.

[0093] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의하면 화재 감지 시간을 기존 딥러닝 구조와 비교하여 평균 8초 감소시킨다. 즉, 제안하는 딥러닝 구조는 기존의 딥러닝 구조에 비해 훨씬 적은 층으로 설계되어 있기 때문에, 인식 결과 도출까지의 시간이 빠르다.

[0094] 이상으로 본 발명의 기술적 사상을 예시하기 위한 바람직한 실시예와 관련하여 설명하고 도시하였지만, 본 발명은 이와 같이 도시되고 설명된 그대로의 구성 및 작용에만 국한되는 것이 아니며, 기술적 사상의 범주를 일탈함이 없이 본 발명에 대해 다수의 변경 및 수정이 가능함을 당업자들은 잘 이해할 수 있을 것이다. 따라서 그러한 모든 적절한 변경 및 수정과 균등 물들도 본 발명의 범위에 속하는 것으로 간주되어야 할 것이다.

## 부호의 설명

[0095] S: 딥러닝을 이용한 임베디드 환경의 불꽃 감지 시스템

100: 검출부

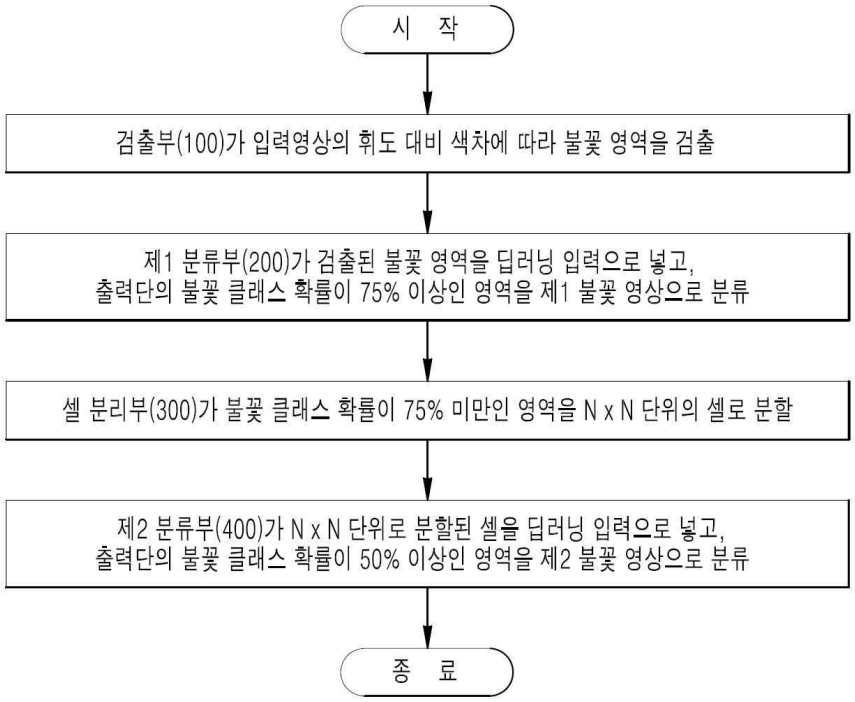
200: 제1 분류부

300: 셀 분리부

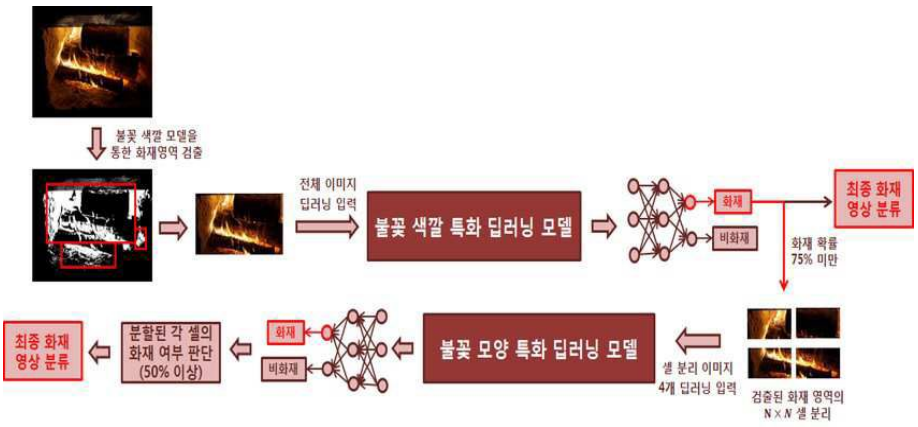
400: 제2 분류부

## 도면

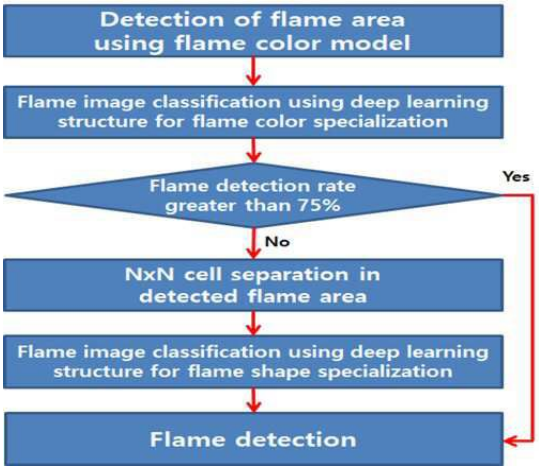
### 도면1




### 도면2a



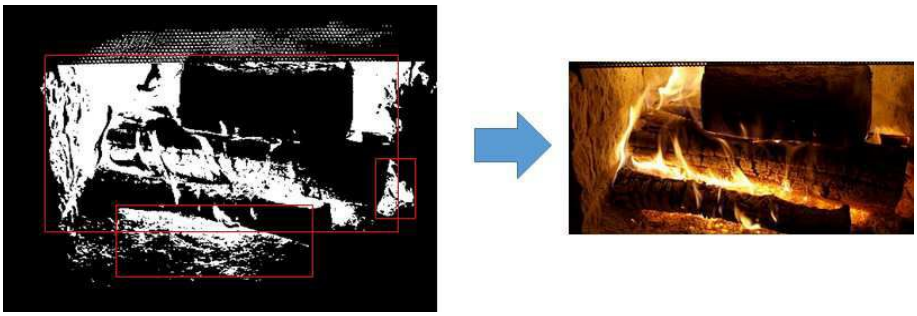
도면2b



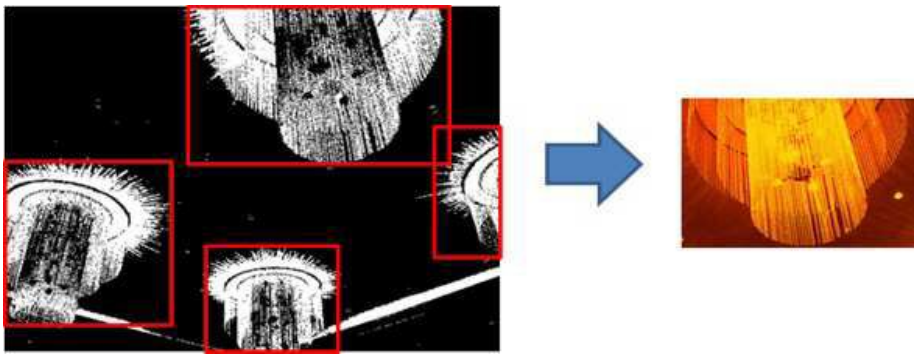

도면3



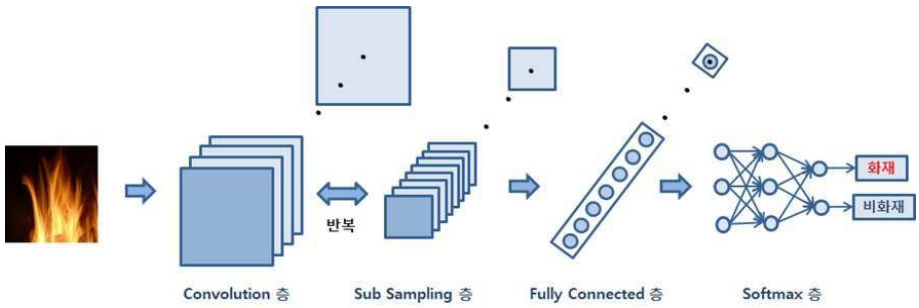

도면4a



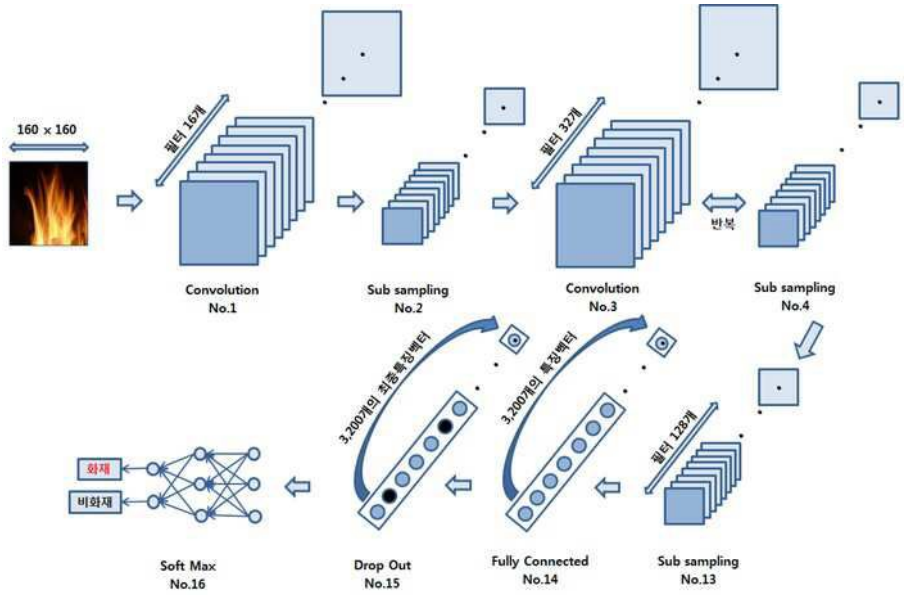
도면4b



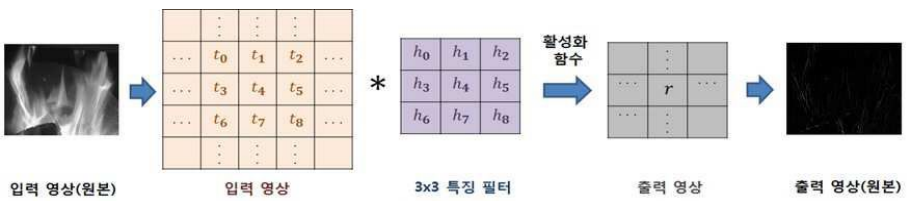
도면5



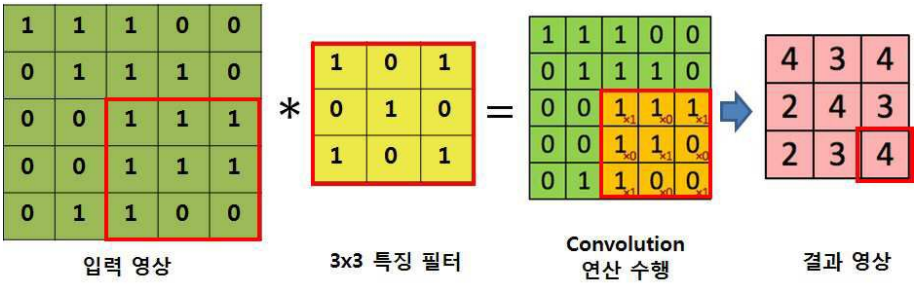

도면6



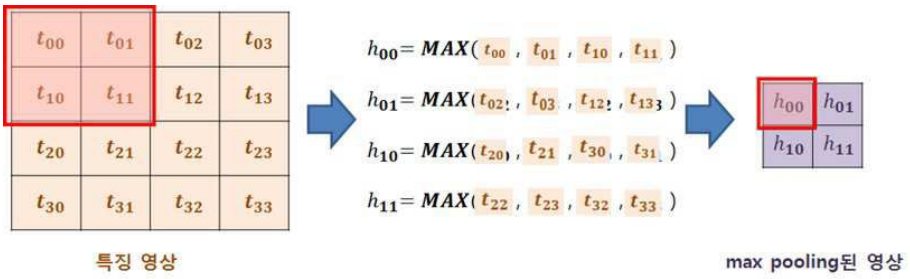

도면7a



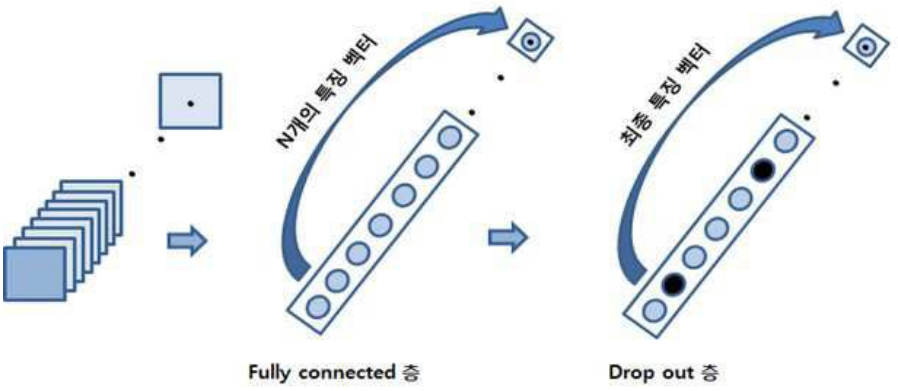
도면7b



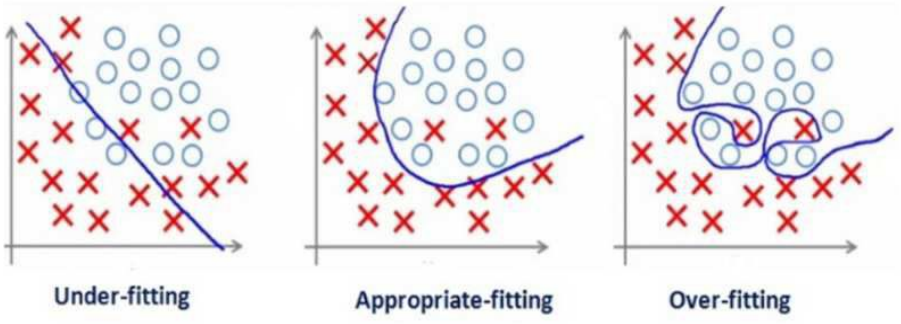

도면8



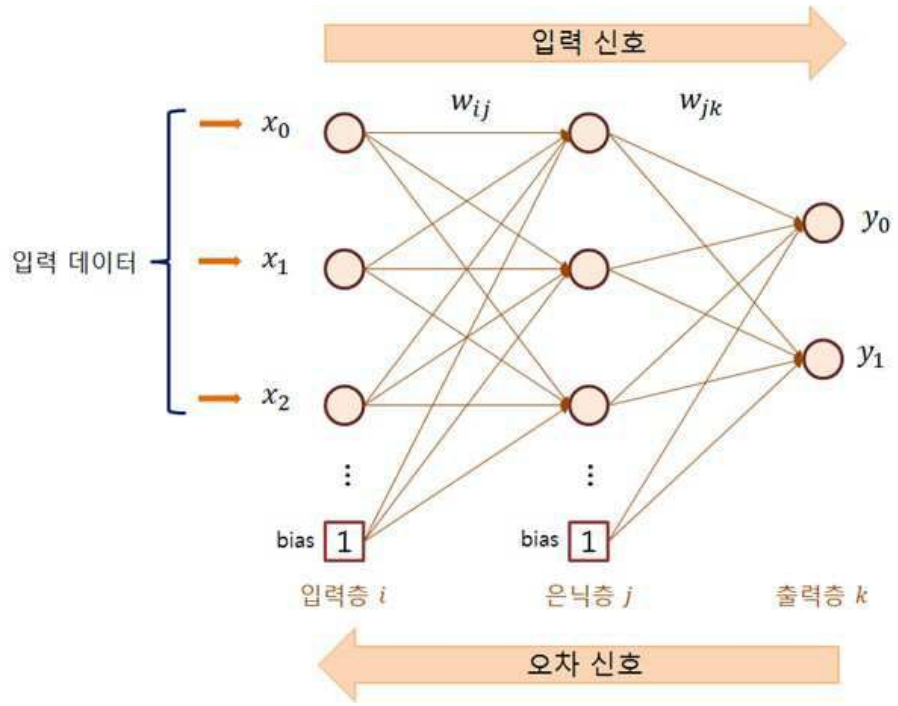

도면9a



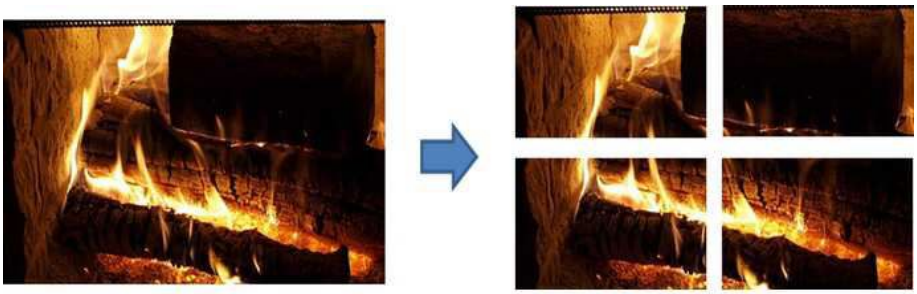

도면9b



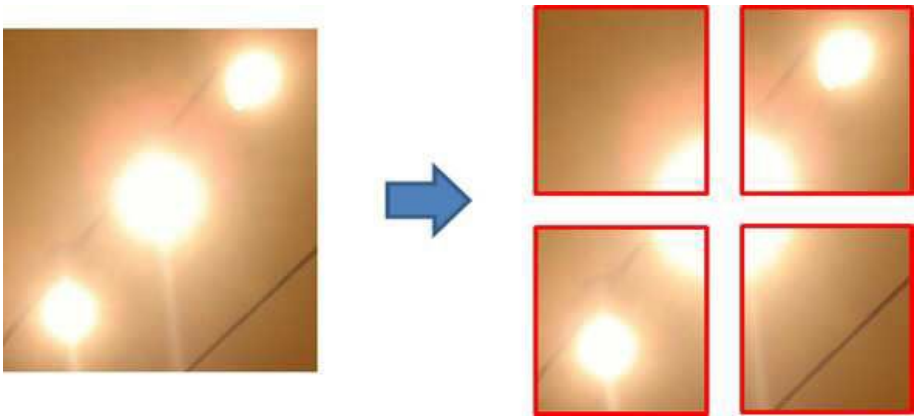
도면10



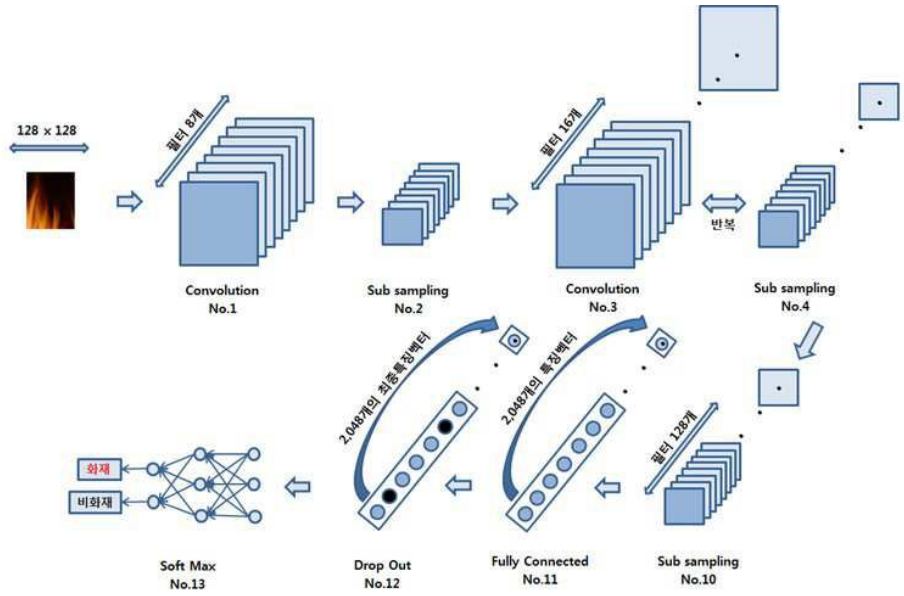

도면11a



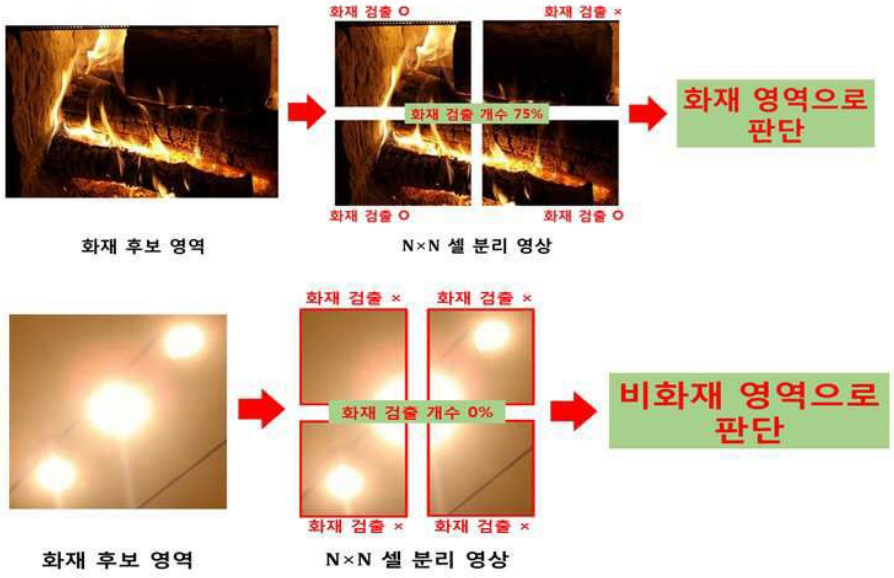
도면11b



도면12


128 x 128
필터 8개
Convolution No.1
Sub sampling No.2
필터 16개
Convolution No.3
반복
Sub sampling No.4
필터 128개
Sub sampling No.10
Fully Connected No.11
2,048개의 특징벡터
Drop Out No.12
2,048개의 최종특징벡터
화재
비화재
Soft Max No.13

도면13


화재 검출 O
화재 검출 ×
화재 검출 개수 75%
화재 검출 O
화재 검출 O
화재 영역으로 판단
화재 후보 영역
N×N 셀 분리 영상
화재 검출 ×
화재 검출 ×
화재 검출 개수 0%
화재 검출 ×
화재 검출 ×
비화재 영역으로 판단
화재 후보 영역
N×N 셀 분리 영상

도면14a



도면14b

