

비디오 기반 딥러닝 융합 알고리즘에 의한 화재 감지 시스템에 관한 연구

유시영*, 노승환^o

A Study on a Video-Based Deep Learning Fusion Algorithm for Fire Detection Systems

Siyeong Ryoo*, Soonghwan Ro^o

요 약

본 논문에서는 네트워크 감시 카메라를 이용해 실시간 화재 감지를 위한 인공지능 시스템을 제안하였다. 화재를 감지하기 위해서 화염의 특징을 사용하여 화재 후보 영역을 인식한다. 그러나 화재와 유사한 색을 갖는 물체를 구분하기 위해서 매우 빠른 화재 분류기를 개발하였다. 이 모델의 마지막 계층은 딥 러닝 컨볼루션 신경망(CNN)을 기반으로 하는 이미지 분류기이다. 또한 연기는 초기 단계에서 화재를 감지하는 데 매우 중요한 단서가 될 수 있으므로 연기 감지 알고리즘도 제안하였다. 이 알고리즘도 화재 감지와 유사하게 계층적 분류 모델은 연기가 나지 않는 움직이는 물체를 제거하는 데 사용되며, 마지막으로 화재 및 연기 감지 알고리즘의 결과가 융합하여 최종 결정을 한다. 본 논문에서 제시된 결과는 매우 효과적이며, 성능도 양호하므로 실제로 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

키워드 : 화재 감지, 연기 감지, 딥러닝, 객체 인식, CNN

Key Words : Fire detection, smoke detection, deep learning, object detection, tracking, CNNs

ABSTRACT

In this paper, we proposed an artificial intelligence system for real-time fire detection using network surveillance cameras. To detect fire, fire candidate areas are recognized using flame characteristics. Therefore, we developed a very fast classifier that distinguishes real fires non-fire regions that resemble fires. The final layer of this model is an image classifier based on a deep learning convolutional neural network (CNN). Also, smoke detection algorithm is proposed because smoke can be a very important clue in detecting fire in the early stage. Similar to fire detection in this algorithm, the hierarchical classification model is used to remove non-smoke moving objects, and finally, the results of the fire and smoke detection algorithms are fused to make a final decision.

1. 서 론

화재로 인해 많은 인명과 재산 피해가 발생한다. 따

라서 화재를 조기에 발견할 수 있다면 화재로 인한 피해를 예방하거나 최소한 줄일 수 있다. 따라서 인명과 재산을 보호하기 위해서는 화재를 조기에 자동으로 감

* First Author : Kongju National University, syyoo@kongju.ac.kr, 정회원

^o Corresponding Author : Kongju National University, rosh@kongju.ac.kr, 종신회원

논문번호 : 202106-122-D-RN, Received June 7, 2021; Revised June 23, 2021; Accepted June 25, 2021

지할 수 있는 시스템을 개발하는 것이 중요하다.

기존의 많은 연기 및 화재 감지 시스템은 이온화 감지기(ionization detector), 광전 센서 및 이산화탄소 감지기와 같은 센서를 사용했다. 그러나 이러한 센서 기반의 감지 시스템에는 많은 제한이 있으며, 정확도도 매우 낮은 편이다.

각 센서의 감지 영역은 넓지 않으며, 센서에서 멀리 떨어진 화재는 감지 할 수 없다. 또한 센서를 사용하는 화재 감지는 센서가 설치된 밀도와 신뢰성이 크게 영향을 미치기 때문에 넓고 개방된 지역에서는 제약이 크며, 경보가 누락되거나 잘못된 확률이 높다.

디지털 카메라 (CCTV)는 보안 감시 분야에서 빠르게 진화하고 있다. 카메라 기반의 감지 시스템은 센서 기반 시스템에 비해 설치가 쉽고 넓은 개방 영역을 모니터링하는 데 사용할 수 있기 때문에, 최근에는 센서 기반의 화재 감지 시스템을 대체하는 추세이다. 다양한 비디오 분석 및 이미지 분석에 의한 연기 및 화재 감지 알고리즘이 제안되었으며, 그 중 일부는 상당한 성공을 거두었다. 컴퓨터 비전 기반 화재 감지 시스템이 센서 기반 시스템에 비해서 장점이 있는 것으로 나타났지만 여전히 현장에서 설치되어 실용화되기 위해서는 많은 보완이 요구되고 있는 상황이다.

기계 학습(ML)이란 “학습 데이터” 라고 하는 샘플 데이터를 사용하여 수학적 모델을 자동적으로 구축함으로써 결정을 내리는 알고리즘이다. 기계 학습은 1950년대부터 발전해 왔으나 초기에는 알고리즘을 적용하기에는 학습에 필요한 컴퓨터의 성능과 학습데이터 수집의 한계로 인해서 실용적으로 활용하기가 매우 어려웠다. 그러나 최근 컴퓨터의 속도가 빨라지고 특히 인터넷의 폭발로 인해 데이터 수집이 쉬워짐으로써 기계 학습의 개발이 빠르게 진행되고 있다. 최근에는 딥러닝이라는 새로운 머신 러닝 분야가 첨단 머신 러닝 알고리즘으로 등장했다. 이러한 알고리즘은 물체 감지 및 이미지 분류를 포함하여 컴퓨터 비전 응용 분야에 매우 우수한 성능을 보여주고 있다. 이러한 딥러닝의 발전으로 인해서 비디오 기반 연기 및 화재 감지를 포함하여 컴퓨터 비전에서 기존에 해결되지 못 했던 많은 문제들을 해결할 수 있었다.

이 논문의 개요는 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구에 대해서 소개하며, 3장에서는 비디오 기반 화염 감지 및 연기 감지를 융합하여 화재를 감지하는 알고리즘에 대해서 설명하고, 4장에서는 제안된 알고리즘을 적용한 테스트와 결과에 대해서 설명하고 마지막으로 5장에서 결론을 제시한다.

II. 관련 연구

2.1 영상에 의한 화염 감지

컴퓨터 비전에서 색상은 매우 중요한 단서이며 대부분의 화재 알고리즘에서 화재를 감지하는 주요 기준이 된다¹⁻⁶⁾. 이러한 특징에 의해 Gunawaardena¹⁾는 YCrCb 색 공간을 사용하여 화염 픽셀을 분류하기 위해서 색상 모델을 추정하였다. 또한 이 알고리즘은 화염을 움직이는 물체로 취급하고 배경 모델링 방법을 사용하여 가능한 화염 픽셀을 분할한다. 다음 단계는 후보 구역을 탐지하기 위해서 색상 화염 픽셀과 움직이는 화염 픽셀을 융합하는 것이다. 마지막으로 후보 지역은 시간 및 공간적 강도의 변화와 같은 화재 화염의 특징 기반에 의해 확률 모델을 사용하여 화재와 화재가 아닌 것으로 분류된다.

유사하게, Jessica Ebert³⁾는 화재의 후보 영역을 먼저 검출하고 화재의 강도와 공간적 색상 변화에 대한 시간 변화를 사용하여 화재가 아닌 영역을 제거하기 위한 확률 모델을 추정하는 알고리즘을 제안하였다. 그러나 YCbCr 색상 모델과 배경 모델링을 사용하여 화염 픽셀을 감지하는 대신 RGB 색상 모델을 사용하여 불 깜빡임 에너지(flickering energy)를 누적한다.

Toreyin은 컬러 비디오에서 화재 감지를 위한 알고리즘을 제안하였으며, 이 제안에서 전경 이동 객체를 감지하기 위해 하이브리드 배경 모델을 사용하고, RGB 색상공간에서 화염 색상 픽셀을 검출하기 위해 가우시안 모델을 사용하였다. 마지막으로 1 차원 웨이블릿(wavelet) 변환을 사용하여 시간적 색상 변화를 검사하고 2 차원 웨이블릿 변환을 사용하여 화재 불꽃의 공간 색상 변화를 확인한다⁷⁾.

최근에는 Bag of Visual Words를 구성하고 기계 학습 기술을 적용하기 위해 로컬 이미지 특징(예 : HOG (Histogram of Oriented Gradients) 및 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform))을 사용하는 이미지 분류 방법이 있다. 그 다음에 벡터 기계(vector machine) 또는 랜덤 포리스트(random forest)와 같은 기계 학습(machine learning) 기술을 사용하여 이미지 분류기(image classifier)를 학습시킨다.⁶⁾ 이 접근법은 향상된 결과를 보여 주었지만 시각적 단어(visual words)에 의존하는 분류기는 패치(patch)간의 공간적 관계(spatial relationship)를 무시하고 객체의 상황(context)이 표현될 때 배경 정보를 혼동한다.

최근에는 컨볼루션 신경망 (convolutional neural networks, CNNs)⁷⁻⁹⁾에 의한 딥 러닝(deep learning) 알고리즘이 이미지 분류에 광범위하게 적용되고 있다.

이러한 알고리즘은 이미지를 분류하는 것뿐만 아니라 컴퓨터 비전 응용 프로그램에서 매우 뛰어난 성능을 보이고 있다. 그러나 CNN을 사용하는 알고리즘도 객체의 영역을 파악하는데(object localization) 문제가 있고 계산이 소요되는 비용이 매우 높지만 (computationally expensive)이 비싸지만, 객체 감지를 위한 백그라운드 모델링과 CUDA와 같은 하드웨어 가속기를 이용해서 시스템 성능을 향상시킴으로써 이러한 문제를 해결할 수 있습니다. 따라서 CNN을 사용하는 이미지 분류 알고리즘은 화재를 분류하는데 잘 적용될 수 있다¹⁰⁾.

• 화염 픽셀 분류

모든 픽셀들은 색상 맵과 깜빡임 에너지 맵을 이용하여 화염 픽셀과 화염이 아닌 픽셀로 구분된다. 유용한 화재 모델은 ¹⁴⁾에서 소개되었다. 이 모델을 기반으로 본 논문에서는 화염 픽셀을 분류하기 위해서 약간의 수정을 하였다. 만일 이미지의 픽셀이 다음 식 (1), (2) 그리고 (3)을 만족하면 화염 픽셀로 분류된다. 여기서 H, R 및 S는 각각 색조(hue), 적색 채널의 강도 및 이미지 픽셀의 채도를 나타낸다. HT1, HT2, RT 및 ST 값들은 많은 실험에 의해 정의됩니다. HT1, HT2의 범위는 일반적으로 0 ~ 70 이며, ST는 약 60이고 RT는 약 120 이다.

$$H_{T1} \leq H \leq H_{T2} \quad (1)$$

$$R > R_T \quad (2)$$

$$S > (255 - R) S_T / R_T \quad (3)$$

• 화재 후보 영역 감지

깜빡임 에너지 맵과 컬러 맵을 융합하여 화재일 가능성이 있는 맵을 얻은 다음 형태학적 작업에 의해 잡음을 제거하고 화염 픽셀들을 화재 후보영역으로 분류한다. 화재 감지의 또 다른 중요한 특징은 화염의 깜빡임(flickering)이다.

Marbach et al.¹³⁾은 휘도의 깜빡거림에 의해 효과적으로 화재를 감지하는 방법을 개발 하였다. 이 방법을 따르면 누적 깜빡임 에너지 맵(flicker energy map)을 아래와 같이 추정 할 수 있습니다.

$$E(t) = I(t) - I(t-1) \quad (4)$$

$$A(t) = aE(t-1) + (1-a)E(t) \quad (5)$$

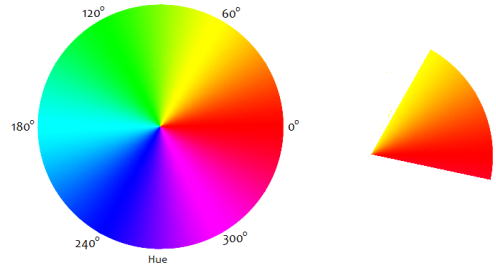


그림 1. HSV 색 공간에서의 화재 색상 모델
Fig. 1. Fire Color Model in HSV Color Space

여기서, I(t) 및 E(t)는 시간 t에서 이미지 픽셀의 강도 및 깜빡임 에너지이며, A(t)와 a는 누적 깜빡임 에너지와 누적 인자를 각각 나타낸다.

화재 프레임을 둘러싼 누적 깜빡임 에너지가 다른 영역보다 훨씬 높다는 것을 쉽게 알 수 있다. 이러한 특징에 따라 화염 픽셀의 누적 깜빡임 에너지가 실험적으로 정의된 임계값을 초과하면 이 픽셀은 화염 픽셀로 분류된다.

$$A(t) > e_T \quad (6)$$

화재 가능한 맵에서 가능성이 있는 모든 화재 픽셀을 화재 후보 영역의 서브 영역으로 묶는다.

• 화재 분류

종속(cascade) 모델을 사용하여 일련의 요소 분류자 결합하는 화재 분류기를 개발했다. 이 모델은 종속 모델의 모든 레이어를 통과하는 경우에만 후보 영역을 실제 화재로 분류한다. 캐스캐이드 모델에서는 이동 물체를 분류, 표면 특징을 분류 및 시각적 흐름에 의한 분류를 한 후에 CNN을 이용한 화재 분류를 하기 위해 딥러닝을 적용한다.

• 시간 분석

화재 탐지의 정밀도를 높이기 위해 최종 결정을 내리기 전에 계단식 모델을 통과한 화재영역에 대해서 일정 시간동안 분석한다.

2.2 영상에 의한 연기 감지

비디오 분석을 통한 연기를 감지하는 많은 이미지 처리 알고리즘이 제안되었으며, 그 중 일부는 상당히 좋은 결과를 보여주었다. 다음은 연기 감지에서 가장 많이 알려지거나 사용되는 알고리즘 들이다.

제안 된 대부분의 알고리즘들은 연기를 움직이는 물체로 간주하고 연기가 나타날 때 배경 모양이 바뀐다

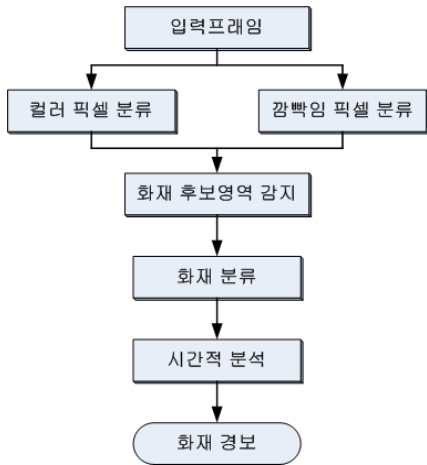


그림 2. 비디오 기반 화재 감지 알고리즘의 흐름도
Fig. 2. Video based Fire detection flow

고 가정한다¹⁰⁻¹⁴. 배경 변화를 감지하는 것은 연기 후보 지역을 감지하고 연기가 아닌 고정된 물체를 제거하는 알고리즘의 첫 번째 단계로 자주 사용되는 기술이다. 배경 변화를 감지하는 가장 효과적인 기술은 배경 모델링¹⁵, 배경 제거 및 광학 흐름 추정(optical flow estimation)을 포함한다.

배경이 변화하는 것을 감지하는 것은 연기의 후보 지역을 찾는 데 도움이 되지만 사람, 차량 또는 다양한 배경 조명과 같은 고정되지 않은 물체와 연기를 구별하는 것이 쉽지 않다. 따라서 감지된 연기 물체를 확인하려면 추가적인 분석 단계가 필요하다.

색상을 이용한 분류 방법에서는 회색, 밝은 회색, 흰색 또는 어두운 회색으로 나타날 수 있는 연기를 분류하는 데 널리 사용된다⁴⁻⁵. 그러나 실제로는 비슷한 색을 가진 물체가 많고, 연기가 반투명하여 배경색의 영향을 받는 경우도 있다. 따라서 색상만을 이용해서 연기가 감지할 수 있다고 보장할 수는 없다.

따라서 위와 같은 한계를 보완하기 위해서 임의적인 연기 영역 크기¹¹, 매끄럽지 못한 연기 윤곽^{13,16} 및 팽창하는 연기 영역의 크기¹⁶와 같은 현상을 반영하여 연기를 감지하는 알고리즘을 제안하였다. 그러나 이러한 방법중에서 완벽한 방법은 없으며, 모든 방법은 특정 상황에서 긍정적인 양성 오탐(false positive)과 음성 오탐(false negative)을 모두 생성하는 경향이 있다.

연기 분류에 대한 또 다른 흥미로운 접근 방식은 웨이블릿 기반(wavelet-based) 분석이다¹³⁻¹⁴. 배경 이미지의 전체 또는 일부가 연기로 인해 흐려지면 연기 영역 표면에서 고주파 성분과 이미지의 선명도가 감소할 수 있다. 웨이블릿 에너지(wavelet energy)가 감소

하는 것을 계산하면 연기를 감지하는데 중요한 단서가 될 수 있다. 그러나 이러한 특성이 항상 맞는 것은 아니다. 예를 들어서, 연기가 부드러운 배경 면의 가장자리 에너지를 증가시키거나, 부드럽고 넓은 표면을 갖는 연기가 아닌 물체가 배경의 가장자리의 선명도를 감소시킬 수 있다.

그림 3은 비디오 기반 연기 감지 알고리즘의 순서도를 보여준다. 제안된 접근 알고리즘은 연기 후보 지역 감지, 연기 및 연기가 아닌 지역의 분류, 최종 분류 결정을 위한 시간적 분석의 세 단계로 나눌 수 있다¹⁷.

• 후보 연기 영역 감지

가장 효율적인 배경 모델링 알고리즘인 MOG (Mixture of Gaussian Background Modeling)¹⁸를 사용하여 배경 픽셀의 변화를 감지한다. 그 다음 연결된 픽셀을 후보 연기 영역의 하위 영역으로 클러스터링한다.

• 연기 분류기

“캐스케이드 모델”이라고 하는 분류기(레이어) 세트는 연기 및 비 연기 영역을 분류하는 데 사용된다. 후보 연기 영역은 모든 레이어를 통과하는 경우 실제 연기로 분류된다. 최상위 레이어에서는 색상, 임의의 크기 변화 및 가장자리 에너지와 같이 약하지만 빠르게 처리되는 기능을 사용하여 연기가 아닌 영역을 제거한다. 그러나 연기가 아닌 영역만 제거되도록 임계 값을 선택해야 한다. 임계값을 크게 정하면 더 많은 오탐을 만들 수 있지만 나중에 분류기 계층에 의해 감소될 수 있다. 캐스케이드 모델의 최종 계층은 후보 연기 영역을 확인하기 위한 딥 러닝 이미지 분류기이다.

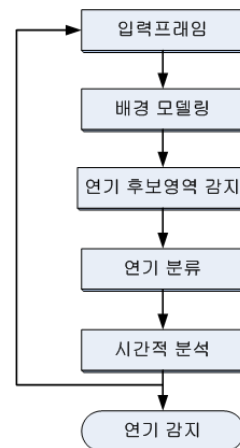


그림 3. 비디오 기반 연기감지 알고리즘
Fig. 3. Video based smoke detection flow

- 시간적 분석(temporal analysis)

연기 감지의 최종 단계는 시간적 분석 단계이며, 연기를 감지하는 정확도를 높이기 위한 단계이다.

III. 융합 알고리즘에 의한 화재 감시

2장에서 화재와 연기를 독립적으로 각각 감지하는 접근 방식을 설명했다. 그러나 화재와 연기를 동시에 감지하는 두 알고리즘을 결합하면 조기에 화재를 감지할 수 있는 확률이 높아진다. 3장에서는 이 두 알고리즘을 결합하는 융합 알고리즘 방식을 제안한다.

그림 4는 융합 방식의 블록 다이어그램을 보여주며, 화재 후보와 연기 후보가 동시에 감지된다. 그 다음 화재 후보는 캐스케이드 화재 분류기를 통과해야 하고 연기 후보는 캐스케이드 연기 분류기를 통과해야 한다.

캐스케이드 화재 분류기 및 캐스케이드 연기 분류기의 구조는 3장에서 두 모델의 마지막 레이어를 조금 수정하여구성된다. 딥 러닝 화재 분류기 및 딥 러닝 연기 분류기는 캐스케이드 모델에서 제거 된 후에 이미지를 화재, 연기 및 알 수 없는 물체를 포함한 세 가지 하위 범주로 분류하도록 학습한 딥 러닝 이미지 분류기라는 새로운 레이어로 병합된다. 알 수없는 물체는 화재가 아니거나 연기가 나지 않는 움직이는 물체 일 수 있다.

실제 화재인지 실제 연기인지 판단하기 위해 분류된 화재 후보 및 연기 후보는 다음 단계로 넘어간다. 시간적 분석은 최종 결정의 신뢰도를 높이기 위해

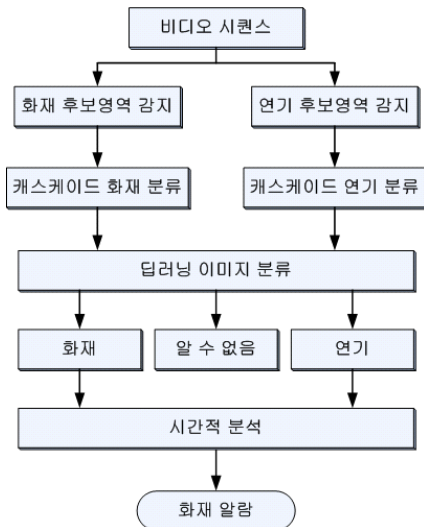


그림 4. 연기와 화염에 의한 화재 감시 시스템
Fig. 4. Fire detection system using fusion algorithm

일정 기간 동안 감지 된 실제 연기 및 실제 화재 물체의 기록을 분석하는 최종 단계이다.

3.1 화재, 연기 및 기타 객체 분류를 위한 딥러닝 이미지 분류

앞에서 이미지를 화재, 연기 및 알 수 없는 물체의 세 가지 하위 범주로 분류 할 수 있는 딥 러닝 이미지 분류를 위한 새로운 모델을 소개했다. 본 절에서는 이 모델에 대해 좀 더 자세히 설명한다. 그림 5는 딥러닝을 이용하여 화재, 연기 및 알 수 없는 이미지 분류에 대한 모델을 보여준다.

그림 6은 CNN의 구조를 보여준다. 이 구조는 AlexNet 모델을 수정한 것으로, 세 개의 하위 범주를 분류하기 위해 수정 된 마지막 계층을 제외한 모든 네트워크 계층이 변경되지 않는다.

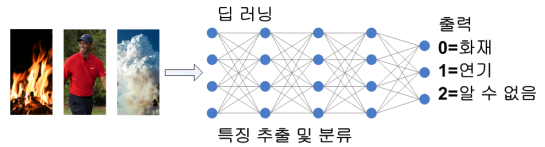


그림 5. 딥러닝 이미지 분류 모델
Fig. 5. Deep learning image classification model

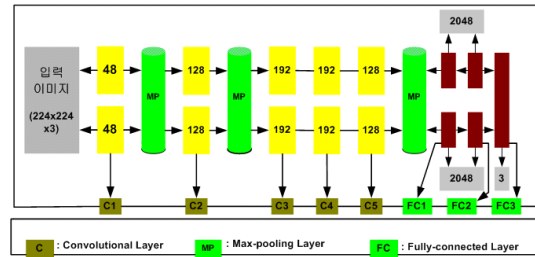


그림 6. 3 종류 객체 분류를 위한 CNN 모델
Fig. 6. CNNs for image classification of the three object classes

3.2 학습 데이터 셋과 CNN 학습

이 모델의 학습 데이터 세트는 화재/비 화재에 사용되는 데이터 세트와 연기/비 연기에 사용되는 데이터 세트가 혼합된 데이터이다. 그러나 이미지에 다시 레이어 블링을 해야 한다. 화재/비 화재 분류 모델의 훈련 프로세스와 유사하게, 새로운 데이터 세트에서 네트워크를 다시 학습시킨다. 학습된 화재 분류 모델의 정확도는 97%, 음성 오답 비율은 3.5%, 양성 오답 비율은 2.4% 이다.

3.3 시간적 분석(temporal analysis)

시간적 분석은 결정의 신뢰도를 높이기 위한 최종 검증 단계이다. 화염이 포함 된 프레임과 연기가 포함 된 프레임은 모두 시간 분석에 따라 화재로 간주된다. 일정 시간 동안 화재가 발생한 프레임 수가 80 %를 초과하면 화재가 감지된 것으로 간주한다.

IV. 테스트 및 결과

2장과 3장에서 소개 한 화재와 연기 알고리즘과 융합 알고리즘을 평가하기 위해 준비한 학습 데이터 세트에서 융합 알고리즘을 테스트했다.

4.1 화재 감지 테스트 결과

화재 및 연기 감지를 위한 테스트는 VS2015 및 오픈 소스 라이브러리 OpenCV 2.4.10, NVIDIA CUDA SDK 및 Caffe Deep Learning 및, 인텔® 코어 TM i7-4790, Windows 10 및 NVIDIA GeForce GTX 750 이 설치된 컴퓨터에서 실험을 수행하였다.

- 화재 감지 테스트 결과

테스트 데이터는 화재가 포함된 10개의 비디오와 화재가 없는 개체가 포함 된 5 개의 비디오로 구성되었다. 그림 7은 화재 테스트 비디오의 예제 프레임들을 보여준다. 왼쪽 위는 1번 비디오이고 오른쪽 아래가 15



그림 7. 화재 감지를 위한 테스트 비디오 프레임
Fig. 7. Test video frame for fire detection

번 비디오이다. 처음 10 개의 비디오에는 실제 화재가 포함되어 있고 나머지 5개의 비디오에는 화재와 비슷한 색상의 움직이는 물체가 포함되어 있다.

표 1은 화재 감지의 테스트 결과를 보여주고 있다.

성능 테스트에서는 알고리즘의 모든 단계에 대한 처리 시간을 측정하였다. 화재 픽셀 분류에는 약 8 msec의 시간이 소요되며, 움직이는 물체 및 표면 특징 분류를 위해서는 1msec 미만의 시간이 소요되었다. 광학 흐름 분류에 필요한 시간은 물체의 크기에 따라 약 2~3 msec의 시간이 소요되었다. 가장 시간이 많이 걸리는 단계는 딥 러닝 이미지 분류단계이다. CUDA GPU 를 사용했을 때 필요한 시간은 약 10msec 초가 걸렸다.

그러나 모든 프레임에 대해 딥 러닝 이미지 분류를 사용할 필요가 없다. 따라서 이미지 프레임을 처리하는

표 1. 화재 감지 알고리즘의 테스트 결과
Table 1. Test results of fire detection algorithm

비디오 번호	화재 구분	화재 감지/긍정 오탐(false positive)			
		Gunawaardena[1]	Jessica Ebert[19]	Toreyin[7]	제안된 알고리즘
1	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
2	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
3	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
4	실내 화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
5	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
6	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
7	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
8	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
9	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
10	실외 주간화재	화재 감지	화재 감지	화재 감지	화재감지
11	차량 후미 등	긍정 오탐	긍정 오탐	긍정 오탐	화재미감지
12	이동하는 사람	화재 아님	화재 아님	화재 아님	화재미감지
13	이동하는 사람	화재 아님	화재 아님	화재 아님	화재미감지
14	움직이는 사람	긍정 오탐	긍정 오탐	긍정 오탐	화재미감지
15	이동하는 사람	화재 아님	화재 아님	화재 아님	화재미감지

표 2. 화재 감지 성능 평가 결과
Table 2. Performance result of fire detection

비디오 번호	화재 구분	감지시간 (sec)	fps
1	화재	3	50
2	화재	3	50
3	화재	3	50
4	화재	5	50
5	화재	7	50
6	화재	3	50
7	화재	6	50
8	화재	5	50
9	화재	7	50
10	화재	5	50
11	미화재(움직이는 물체)	감지 안됨	50
12	미화재(움직이는 물체)	감지 안됨	50
13	미화재(움직이는 물체)	감지 안됨	50
14	미화재(움직이는 물체)	감지 안됨	50
15	미화재(움직이는 물체)	감지 안됨	50

전체 시간은 약 20msec 이며, 이 시간은 실시간 응용에 적용 가능하다.

표 2는 제안된 화재 감지 알고리즘의 성능 테스트 결과를 보여준다. 화재를 감지하는데 약 10초 미만의

시간이 걸렸으며, 처리 시간은 50fps에서 안정되게 실행이 되었다.

• 연기 감지 테스트 결과

테스트 데이터는 연기가 포함된 10개의 비디오와 연기가 없는 개체가 포함 된 5개의 비디오로 구성되었다. 그림 8은 연기 테스트 비디오의 예제 프레임을 보여준다. 왼쪽 위는 1번 비디오이고 오른쪽 아래가 15번 비디오이다. 처음 10 개의 비디오에는 연기가 포함되어 있고 나머지 5개의 비디오에는 연기가 포함되지 않은 움직이는 물체가 포함되어 있다.

표 3은 연기 감지의 테스트 결과를 보여주고, 표 4는 연기 감지 성능 테스트 결과를 보여준다. 테스트 결



그림 8. 연기 감지를 위한 테스트 비디오 프레임
Fig. 8. Test video frame for smoke detection

표 3. 연기 감지 알고리즘의 테스트 결과
Table 3. Test results of smoke detection algorithm

비디오 번호	화재 구분	프레임 수	연기 감지/공정 오탐(false positive)			
			T. X. Tung[11]	Toreyin[13]	C. Ko[20]	제안된 알고리즘
1	연기 비디오	2000	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
2	연기 비디오	2000	연기 감지	연기 감지	감지 오류	연기 감지
3	연기 비디오	2000	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
4	연기 비디오	2000	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
5	연기 비디오	1000	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
6	연기 비디오	1000	감지 오류	감지 오류	연기 감지	연기 감지
7	연기 비디오	500	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
8	연기 비디오	1499	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
9	연기 비디오	898	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
10	연기 비디오	1398	연기 감지	연기 감지	연기 감지	연기 감지
11	움직이는 물체(연기 아님)	296	공정 오탐	연기 아님	연기 아님	연기 아님
12	움직이는 물체(연기 아님)	1942	연기 아님	연기 아님	연기 아님	연기 아님
13	움직이는 물체(연기 아님)	298	연기 아님	연기 아님	연기 아님	연기 아님
14	움직이는 물체(연기 아님)	430	연기 아님	연기 아님	연기 아님	연기 아님
15	움직이는 물체(연기 아님)	4000	공정 오탐	공정 오탐	연기 아님	연기 아님

표 4. 연기 감지 성능 평가 결과
Table 4. Performance result of smoke detection

비디오번호	연기 구분	감지시간(sec)	fps
1	연기	3	40
2	연기	10	40
3	연기	5	40
4	연기	4	40
5	연기	4	40
6	연기	5	40
7	연기	3	40
8	연기	5	40
9	연기	5	40
10	연기	3	40

과 알고리즘은 초당 40 프레임을 처리 할 수 있으며 3~10 초 내에 연기를 감지할 수 있음을 보여준다. 따라서 제안된 알고리즘은 실시간 응용 시스템에 적합할 것으로 기대된다.

• 융합 알고리즘에 의한 화재 감지 테스트 결과

표 5는 융합 알고리즘의 테스트 결과를 설명한다. 표 5에 요약된 결과에 의하면 정확도는 각각의 알고리즘으로 할 때와 동일하지만 감지 속도는 향상된다. 화재 및 연기 알고리즘을 별도로 실행하면 총 처리 시간에 비해 융합 알고리즘의 처리 시간이 향상되는 것을 알 수 있다. 화재 및 연기 감지를 개별적으로 실행하는데 걸리는 총 처리 시간은 약 45msec이지만 융합 알고

표 5. 융합 알고리즘에 의한 성능 평가 결과
Table 5. Performance result by fusion algorithm

데이터 셋	비디오 번호	비디오 구분	화재 + 연기				융합 알고리즘	
			화염감지 시간(ms/fr)	연기감지 시간(ms/fr)	전체처리 시간(ms/fr)	결과	처리시간 (ms/fr)	결과
화재	1	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	2	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	3	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	4	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	5	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	6	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	7	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	8	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	9	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	10	화재	20	25	45	화재감지	35	화재감지
	11	비화재,이동물체	20	25	45	화재미감지	35	화재미감지
	12	비화재,이동물체	20	25	45	화재미감지	35	화재미감지
	13	비화재,이동물체	20	25	45	화재미감지	35	화재미감지
	14	비화재,이동물체	20	25	45	화재미감지	35	화재미감지
	15	비화재,이동물체	20	25	45	화재미감지	35	화재미감지
연기	1	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	2	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	3	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	4	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	5	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	6	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	7	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	8	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	9	연기	20	25	45	연기감지	35	연기감지
	10	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지
	11	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지
	12	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지
	13	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지
	14	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지
	15	비연기,이동물체	20	25	45	연기미감지	35	연기미감지

리즘을 사용했을 때 약 35msec로 시간이 단축되는 것을 알 수 있다.

따라서 화염과 연기를 감지하는 융합 알고리즘을 사용할 때에는 두 개의 알고리즘을 별도로 사용할 때보다 시스템이 단순화되며, 메모리의 점유를 줄일 수 있고, 계산비용이 감소하고, 두 개의 딥러닝 분류모델이 아닌 하나의 모델로 분류를 하며, 화염과 연기를 모두 감지하므로 화재를 감지하는 확률을 높일 수 있는 장점이 있다.

V. 결 론

융합 모델은 화염 및 연기 감지 알고리즘의 장점을 결합하여 화재 감지 확률을 높이기 위해 제안되었다. 이 모델은 또한 시스템을 단순화하고 시스템 성능을 향상시킬 수 있다.

조기에 화재를 감지하는 것은 많은 인명을 구하고 재산 피해를 예방할 수 있으므로 매우 중요합니다. 화재 감지를 위해서 예전에는 일반적으로 센서를 사용하는 감지 시스템이 사용되었다. 이러한 센서는 화재 발생시 생성되는 화학 물질에 반응하며, 이러한 화학 물질이 물리적으로 센서에 도달하고 이온화 또는 광도 측정을 통해 감지가 되는 경우에만 경보가 발생한다. 따라서 센서에 의한 화재 감지는 거리와 위치에 따라 감지 확률이 영향을 많이 받는다. 또한 이러한 센서는 넓은 지역에 많은 센서를 설치해야 하므로 실외에서 사용하기가 어렵다.

최근 감시 카메라 시스템의 발전과 지능형 모니터링에 대한 수요가 증가함에 따라 인명과 재산 손실을 줄이기 위한 비디오 기반 재난 감지에 대한 관심이 높아지고 있다. 카메라 기반 감지 방식은 센서에 의한 접근 방식보다 조기에 경고를 제공할 수 있으며 캡처된 이미지 또는 비디오로 네트워크를 통해 결과를 원격으로 확인할 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서는 감시 카메라 시스템을 사용하여 초기 화재 및 연기 감지를 융합하는 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘에서는 시스템의 정밀도를 높이기 위해 딥러닝 이미지 분류도 개발되었다. 실험 결과는 제안된 융합 알고리즘이 이전 연구에 비해 향상된 결과를 보여주었으며, 또한 시스템이 실제 응용에 적합하다는 것을 보여주었다.

References

- [1] A. E. Gunawaardena, R. M. M. Ruwanthika, and A. G. B. P. Jayasekara, "Computer vision based fire alarming system," *MERCOn*, pp. 325-330, Sri Lanka, Apr. 2016.
- [2] G. Marbach, M. Loepfe, and T. Brupbacher, "An image processing technique for fire detection in video images," *Fire Safety J.*, vol. 41, no. 4, pp. 285-289, Jun. 2006.
- [3] X. Qi and J. Ebert, "Computer vision based method for fire detection in color videos," *Int. J. Imaging and Robotics*, vol. 2, no. S09, 2009.
- [4] P.-H. Huang, J.-Y. Su, and J.-S. Pan, "A fire-alarming method based on video processing," *Int. Conf. Intell. Inf. Hiding and Multimedia Sign. Process.*, pp. 359-364, 2006.
- [5] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. Gudukbay, and A. E. Cetin, "Computer vision based method for real-time fire and flame detection," *Pattern Recognition Lett.*, vol. 27, pp. 49-58, 2006.
- [6] A. Bosch, A. Zisserman, and X. Munoz, "Image classification using random forests and ferns," *Int. Conf. Computer Vision*, pp. 1-8, 2007.
- [7] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *INIPS*, vol. 1, pp. 1097-1105, Lake Tahoe, Nevada, Dec. 2012.
- [8] Angie K. Reyes, Juan C. Caicedo, and Jorge E. Camargo, "Fine-tuning deep convolutional networks for plant recognition," *CLEF*, 2015.
- [9] *BAIR/BVLC CaffeNet Model*, https://github.com/BVLC/caffe/tree/master/models/bvlc_refere_nce_caffenet
- [10] N. M. Dung, B. Choi, and S. Ro, "A study on for fire detection algorithm using surveillance camera systems," *J. KICIS*, vol. 43, no. 06, pp. 921-929, Jun. 2018.
- [11] T. X. Tung and J.-M. Kim, "An effective four-stage smoke-detection algorithm using video images for early fire-alarm systems," *Fire Safety J.*, vol. 46, no. 5, pp. 276-282, Jul. 2011.
- [12] W. Zheng, W. Xingang, A. Wenchuan, and C. Jianfeng, "Target-tracking based early fire smoke detection in video," in *Proc. ICIG '09*,

pp. 172-176, Sep. 2009.

- [13] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, and A. Enis Cetin, "Contour based smoke detection in video using wavelets," in *Proc. 14th Eur. Sign. Process. Conf.*, pp. 1-5, Sep. 2006.
- [14] C.-Y. Lee, C.-T. Lin, C.-T. Hong, and M.-T. Su, "Smoke detection using spatial and temporal analysis," *Int. J. Innovative Comput., Inf. and Contr.*, vol. 8, no. 7(A), Jul. 2012.
- [15] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Adaptive background mixture models for real-time tracking," in *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, 1999.
- [16] A. Genovese, R. D. Labati, V. Piuri, and F. Scotti, "Wildfire smoke detection using computational intelligence techniques," *CIMSA*, pp. 1-6, Sep. 2011.
- [17] N. M. Dung, D. Kim, and S. Ro, "A video smoke detection algorithm based on cascade classification and deep learning," *KSII Trans. Internet and Info. Syst.*, vol. 12, no. 12, pp. 6018-6033, Dec. 2018.
- [18] N. M. Dung and S. Ro, "Fire detection algorithm by image recognition," in *Proc. KICS Winter Conf.*, Pyeongchang, Jan. 2018.
- [19] X. Qi and J. Ebert, "Computer vision based method for fire detection in color videos," *Int. J. Imaging and Robotics*, vol. 2, no. S09, 2009.
- [20] B. C. Ko, J. Y. Kwak, and J. Y. Nam, "Wildfire smoke detection using temporal-spatial features and random forest classifiers," *Opt. Eng.*, vol. 51, no. 1, Feb. 2012.

유시영 (Siyeong Ryoo)



1988년 3월 : 단국대학교 전자공학과 (공학사)
 1990년 2월 : 한양대학교 전자공학과 (공학석사)
 2002년 2월 : 한양대학교 전자공학과 (공학박사)
 1995년 3월~현재 : 국립 공주대학교 정보통신공학부 교수

<관심분야> 신호처리, 자동제어
 [ORCID:0000-0001-6097-7727]

노승환 (Soonghwan Ro)



1987년 8월 : 고려대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 1989년 8월 : 고려대학교 전자공학과 석사 (공학석사)
 1993년 8월 : 고려대학교 전자공학과 박사 (공학박사)
 1994년 3월~현재 : 공주대학교 교수

<관심분야> 임베디드 시스템, 영상처리, 열화상카메라, 네트워크
 [ORCID:0000-0001-6091-796X]