

무인기 탑재 다중 센서 기반 국지 산불 감시 및 상황 대응 플랫폼 설계 및 구현

신 원 재*, 이 용 태**

Design and Implementation of Local Forest Fire Monitoring and Situational Response Platform Using UAV with Multi-Sensor

Won-Jae Shin*, Yong-Tae Lee**

요 약 최근의 해마다 발생하는 자연재해를 살펴보면 사망, 실종과 같은 심각한 인명 피해와 더불어 수억 원에 달하는 재산 피해가 동반된다. 이를 극복하기 위해 사회적, 경제적 손실을 최소화할 수 있는 ICT 기반의 자연재난 감시 및 대응 기술 개발에 대한 관심이 높아지고 있다. 제안하는 플랫폼은 무인기에 탑재된 다중 센서 데이터의 실시간 처리·분석을 통해 국지적 산불 재난의 감시 및 상황대응을 지원하고, 통합경보 시스템과 연동하여 대국민 재난 정보 전달 서비스를 제공하는 서비스이다. 본 논문에서는 재난 영상의 획득, 분석, 대응을 수행하는 재난 감시 및 대응 플랫폼의 세부 기능들에 대해서 소개하고, 재난 인지에 핵심요소 기술인 Deep Learning 기반의 산불 영상 분석 기술을 제안한다. 제안하는 Deep Learning 기반 재난 영상 분석은 과거로부터 반복적으로 발생하는 재난이 촬영된 영상 정보를 사전에 미리 학습함으로써, 새롭게 획득한 재난 영상에 대한 재난 발생 여부를 판단한다. 제안하는 산불 영상 분석 알고리즘에 대한 실험 결과를 확인하여 제안하는 기법의 성능을 검증한다.

Abstract Since natural disaster occurs increasingly and becomes complicated, it causes deaths, disappearances, and damage to property. As a result, there is a growing interest in the development of ICT-based natural disaster response technology which can minimize economic and social losses. In this letter, we introduce the main functions of the forest fire management platform by using images from an UAV. In addition, we propose a disaster image analysis technology based on the deep learning which is a key element technology for disaster detection. The proposed deep learning based disaster image analysis learns repeatedly generated images from the past, then it is possible to detect the disaster situation of forest-fire similar to a person. The validity of the proposed method is verified through the experimental performance of the proposed disaster image analysis technique.

Key Words : Disaster-Monitoring, Early-Warning-System, Forest-Fire-Detection, Multi-sensor, Unmanned-Aerial-Vehicle,

1. 서론

최근 10년간 대한민국에서는 연평균 389건 산불 발생으로 776ha의 산림이 소실이 되고 있다. 산불 낙

뢰에 의한 산불 재난의 경우 기상악화(비, 번개 바람 등)로 시야확보가 어려워 헬기 운영이 불명확한 관계로 대부분 인력을 투입하여 산불을 진화함에 따라 진화의 어려움 있고, 장시간의 뒷불감시와 인명감시 같은 사후

This work was supported by the ICT R&D program of MSIT/IITP.[R0190-17-2034, Development of Unmanned Aerial Vehicle Sensor-based Smart Eye Technology for Local Disaster Monitoring and Situational Response]

*Electronics and Telecommunications Research Institute

**Corresponding Author : Electronics and Telecommunications Research Institute (ytlee@etri.re.kr)

Received December 14, 2017

Revised December 18, 2017

Accepted December 18, 2017

관리가 더욱 필요하다. 또한 재난의 다양화와 복잡화로 인한 피해규모의 증대로 인하여 국민들의 재난에 대한 안전의식과 경각심은 더욱 높아져가고 있으며, 적극적인 재난방재기술로서 체계적인 재난원인 예측, 분석기술 개발이 무엇보다 필요하다. 이에 대한 해결책으로 무인기를 활용하는 방식은 운용하는 비용이 상대적으로 저렴하며 탑재 센서들의 경량화 및 고도화로 기존의 헬기 및 인력을 통해 분석하는 방식 대비 재난 감시 및 대응에 효과적으로 활용될 수 있다[1]. 또한 기존의 무인기를 이용한 방식[2,3]은 자동화된 감지가 불가능하며, 영상처리 기반의 화재 감지 기법[4]은 굉장히 복잡하고 성능향상이 쉽지 않은 단점이 있다.

본 논문에서 제안하는 산불 감시 및 대응 플랫폼은 무인기에 탑재된 센서에서 획득한 가시광 센서의 영상 정보를 활용함으로써, 반복 발생하는 산불 재난의 피해 저감을 위한 영상 분석 기술 개발을 목표로 한다. 제안하는 영상 분석 기술은 최근 학계에서 주목받고 있는 딥러닝 기술을 활용한다[5~13]. 제안하는 재난 대응 및 경보전달 플랫폼 기술을 통하여 인명과 재산의 피해를 최소화하고 사후 발생하는 2, 3차 피해를 방지하여 재난 복구비용 절감 효과를 얻고자 한다.



그림 1. 산불감시 플랫폼 기술 개념도
Fig.1 Conceptual diagram of forest-fire detection platform

2. 플랫폼 소개

본 논문에서는 산불 상황에 대하여 감시, 분석 및 상황 대응을 위해 그림 1과 같이 플랫폼의 전체 프레임 워크를 무인기 기반 다중센서 운용부, 초대용량 재난영상 실시간 처리부, 재난 감시 및 상황 대응부로 구현 하였다. 다중 센서가 탑재된 무인기 기반 다중센서 운용부에서 산불 영상을 획득하고 초대용량 재난영상

실시간 처리부로 전달한다. 전달된 영상은 DB에 저장 이 되고 전처리 과정을 거쳐 재난감시 및 상황대응부 로 송신되어 산불 감지와 경보 전달을 하게 된다.

2.1 무인기 다중 센서 운용부

무인기 다중 센서 운용부는 그림 2의 왼쪽과 같이 무인기에 가시광센서와 열화상센서를 탑재하여 산불 영상을 획득 하고 전송 할 수 있도록 설계 되었다. 탑재된 다중 센서들은 동기화된 영상 촬영과 송수신을 위해 그림 2의 오른쪽 과 같이 미니컴퓨터에 플러그인 플러그아웃 할 수 있는 시스템으로 구현 하였다. 센서 별 촬영과 데이터 전송을 하나의 보드에서 수행하여 공간과 전력소모를 최소화 하였다. 해당 탑재체에서는 일정 시간 마다 영상을 동시에 촬영하여 JPEG 형식으로 압축 한 뒤에 LTE/WIFI 등의 무선통신을 통해 지상의 영상처리센터로 전송을 한다. 여기에 추가로 대응 및 경보를 위해 GPS/풍향/풍속/시간/온습도 등의 메타데이터를 텍스트 파일로 함께 전송한다.



그림 2. 무인기 탑재체 센서 및 보드
Fig 2. UAV-mounted payload system

2.2 초대용량 재난 영상 실시간 처리부

무인기에서 획득한 영상은 실시간으로 전처리 모듈 과 Array DBMS 모듈로 구성된 초대용량 재난 영상 실시간 처리부로 전송이 된다. 항공 영상은 지상에서 획득한 영상에 비해 대기 및 기상 환경의 영향을 받아 영상이 열화 될 가능성이 높다. 따라서 제안하는 플랫폼에서는 전처리 단계로 약천후 영상 개선과 저조도 영상 개선 알고리즘을 수행한다. 약천후 영상개선은 이 미지 리샘플링을 통해 전역적인 대기의 빛과 빛의 전달량을 추정하는 방식을 적용하였다. 약천후 영상 개선 후 IDCP(Improved Dark Channel Prior)를 이용하여 저조도 영상개선을 수행한다[14,15]. 보정된 영상

은 array DBMS를 이용해 저장하여 재난 정보를 효율적으로 관리하며 호출 할 수 있도록 설계 하였다.

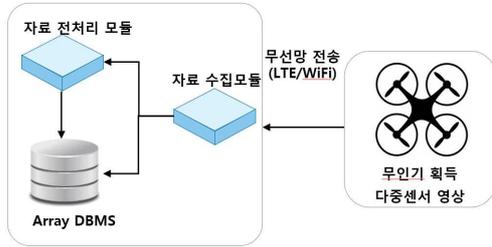


그림 3. Array DBMS 기반 대용량 센서 영상 분석
Fig 3. Array DBMS based large capacity sensor image analysis

2.3 재난 감지 및 상황 대응부

영상 기반의 자동 산불 재난 감지를 위해서는 재난 영상의 특징점 검출을 해야 한다[5]. 산불 재난의 경우 특징점은 화염과 연기를 예로 들 수 있다. 이러한 특징점을 인공지능을 통해 검출하기 위해 딥러닝 기반의 분석 알고리즘을 적용 하였고[6,7], 해당 알고리즘은 그림 4와 같이 Deep Convolutional Neural Network으로 구현 하였다. 구현된 알고리즘은 Convolutional Neural Network에서 Convolutional Layer, Rectified Linear Unit Layer, Pooling Layer를 반복적으로 적용하여 특징점을 검출한다. 또한, Convolutional Neural Network를 구성하는 Weight 변수를 Back-propagation 방식의 최적화를 통해 반복적으로 업데이트함으로써, 특징점을 위한 최적의 Weight 변수를 도출하며, 해당 알고리즘의 자세한 설명은 3절에서 하도록 한다.

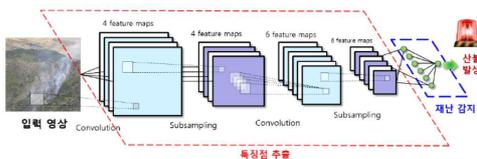


그림 4. 산불 감지를 위한 Deep Convolutional Neural Network의 블록 다이어그램
Fig 4. Blockdiagram of Deep Convolution Neural Network for forest-fire detection

그림 5는 산불 재난을 감지 및 대응하기 위한 웹기반 시각화 S/W의 화면을 나타낸다. 앞 절에서 소개한

각종 재난 정보 및 분석 결과 자료를 활용하여 웹기반 프레임워크로 시각화 구현한 S/W이다. 해당 S/W는 산불 발생 현황부터 재난 경보 발생 까지 해당 플랫폼의 모든 과정을 Geographic Information System 기반으로 웹에서 통제 할 수 있다. 또한, 발생한 재난에 대한 적절한 대응 시나리오를 표출 및 제시할 수 있도록 구현 하였다.

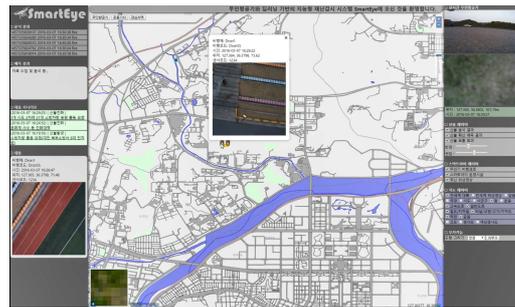


그림 5. 웹기반 재난관리 시각화
Fig 5. Visualization of webbase disaster management

3. 산불영상 분석 알고리즘

3.1 딥러닝 기반 산불영상 분석 알고리즘

제안하는 Convolutional Neural Network 기반의 산불 영상 분석 알고리즘은 그림 6과 과 같이 구현 하였다. 산불 재난 감지를 위한 제안하는 딥러닝 구조는 아래의 그림과 같이 세 개의 Convolutional Layer (CL)와 세 개의 Pooling Layer와 두 개의 Fully Connected Layer로 구성된다. 학습 단계를 거쳐서 완성된 딥러닝 구조는 재난 감지 및 상황 대응부에 적용되어 실시간 산불 감시를 위한 영상 분석을 수행한다.

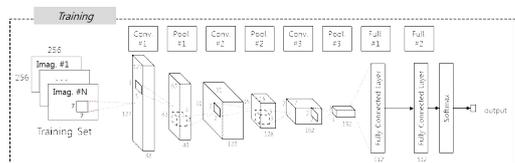


그림 6. Convolutional Neural Network 기반 산불 영상 분석
Fig 6. Analysis of forest fire images based on Convolutional Neural Network

딥러닝 기반 영상 분석의 필수 요소인 학습을 위해 서는 과거 기 발생한 산불 재난에 대한 학습영상의 수집이 필요하다[8], 또한 수집된 학습영상에 대한 분류 과정과 각 분류에 대한 Labeling이 필요하다[9]. 표 1은 화재-비화재에 대한 분류 방식 과 해당 분류에 대한 Label을 나타낸다. 학습을 위해 사용한 영상들은 화재 학습을 위해 불-(주간,야간), 연기의 이미지들로 구성 되고, 오버피팅 문제[10]를 피하기 위한 비화재 학습 영상은 봄-가을과 여름, 겨울로 구성된다. 이를 클래스로 구분하면 Label-2는 화재, 비화재 2개로 구분되고, Label-6는 불-(주간, 야간), 연기, 봄-가을, 여름, 겨울의 총 6개의 클래스로 구분하여 학습을 진행 하였다.

표 1. 학습 영상 및 Label 정의
Table 1. Learning images and definition of Label

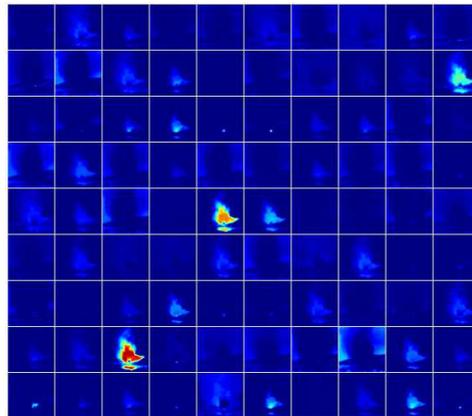
Label-2	화재			비화재		
Label-6	불-야간	불-주간	연기	봄-가을	여름	겨울
학습 영상						

3.2 성능평가

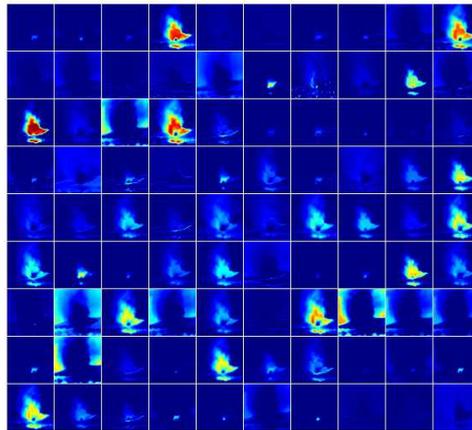
본 논문에서 제안하는 산불 재난 감지 딥러닝 알고리즘의 학습을 위해 54,928장의 영상을 이용하여 학습을 하였다. 또한 이를 검증하기 위한 영상 데이터는 총 13,732장을 사용하였다. 이를 검증하기 위해 CPU i7-5903K, RAM 64GB, GPU GeForce GTX Titan X으로 구성된 분석 서버를 구축 하였다.



(a) 화재영상



(b) Label-2



(c) Label-6

그림 7. 화재 영상에 대한 CL1의 필터 출력
Fig 7. Filter outputs of CL1 for fire images

그림 7은 산불 영상의 Convolutional Layer 1에 해당하는 Label-2 및 Label-6의 필터 출력을 나타낸다. 그림 7의 (b)는 Label-2에 대한 필터 출력을 나타내며, (c)는 Label-6에 대한 필터출력을 나타낸다. 이를 비교하였을 때, 화염에 대한 Activation이 Label-2의 필터 출력보다 Label-6에 대한 필터 출력이 크게 나타나는 것을 확인 할 수 있으며, 이는 전체 화재 검출을 측면에서 성능차이로 나타난다.

표 2는 Label-2와 Label-6의 학습시간 및 정확도 비교를 나타내며 정확도는 다음과 같다. (정확도)=(정확하게 검출된 횟수) / (전체 테스트 영상 수)×100 (%). 표 2에서 확인할 수 있듯이, Label-6가 Label-2보다 높은 정확도를 보인다. 하지만, 학습시간의 경우 Label-6가 Label-2보다 긴 것을 확인할 수 있다. 이와 같이 Label-6 학습시간이 더 긴 이유는 Label-6의 상세한 분류기법이 화재와 비화재에 대하여 더 구체적인 특징을 추출하기 때문이고, 이를 기반으로 더 높은 정확도를 얻을 수 있다.

표 2. 학습시간 및 정확도 비교
Table 2. Comparison of learning time and accuracy

	학습시간	정확도
Label-2	5h15m	81.46%
Label-6	6h20m	88.54%

Label-2와 Label-6에 대하여 더 상세한 정확도를 제공하기 위해, Confusion Matrix를 표 3과 표 4에 계산하였다. Confusion Matrix는 True Positive, False Negative, False Positive 그리고 True Negative를 포함한다[12]. True Positive는 제안 플랫폼이 화재 영상에 대하여 알람 출력을 갖는다는 것을 의미한다. True Negative는 제안 플랫폼이 비화재 영상에 대하여 비알람 출력을 갖는다는 것을 의미한다. 즉, True Positive와 True Negative는 제안 플랫폼이 입력 영상에 대하여 올바른 출력을 갖는 것을 의미한다. 이와 반대로 False Positive와 False Negative는 제안 플랫폼이 입력 영상에 대하여 잘못된 출력을 갖는 것을 의미한다.

표 3. Label-2에 대한 Confusion matrix
Table 3. Confusion matrix of the label-2

Label-2	화재	비화재
알람	True positive 77.71%	False positive 15.74%
비알람	False negative 22.29%	True negative 84.26%

표 4. Label-6에 대한 Confusion matrix
Table 4. Confusion matrix of the label-6

Label-6	화재	비화재
알람	True positive 89.71%	False positive 12.34%
비알람	False negative 10.29%	True negative 87.66%

표 3과 표 4를 비교해보면, Label-6가 Label-2보다 True Positive는 22.00%, True Negative는 3.40% 더 높은 것을 알 수 있다. 이와 같은 결과에서 확인할 수 있듯이, Label-6의 True Positive가 Label-2에 비해 산불 감지에 높은 성능개선 효과를 얻을 수 있다. 즉, Label-6의 구체적인 특징과 더 많은 수의 클래스를 기반으로 한 필터 출력으로 인해, Label-6가 Label-2보다 더 신뢰도 높은 화재 검출 결과를 얻을 수 있는 것을 확인 할 수 있었다.

4. 결론

본 논문에서는 산불 감지 및 상황 대응 플랫폼의 세부 시스템을 소개하고, 국지적 산불 재난 검출 성능을 검증하기 위해 구현한 H/W 및 S/W의 주요 기능들을 살펴보았다. 또한 산불 감시 플랫폼의 딥러닝 기반 영상분석 알고리즘을 제안하고, 산불 재난 검출에 대한 성능을 제시하였다. 제안하는 딥러닝 기반의 산불 영상 분석 알고리즘과 산불 감시 플랫폼을 통하여 산불 감시 및 대응의 자동화, 비용저감, 피해저감 효과를 얻을 수 있다. 본 논문에서 제안하는 딥러닝 기반의 산불 영상 분석 알고리즘은 현재 광학 영상을 기준으로 설계하였다 여기에 추가로 위성 및 열화상 영상 과 같은 다중 센서를 이용하여 영상을 융합 분석하는 연구가 진행 될 예정이다. 향후, 실제 재난 상황에서 본 논문에서 제안한 산불 감지 및 대응 플랫폼의 설계와 시뮬레

이선 결과를 통하여 제안하는 플랫폼이 산불로부터 국가와 국민의 안전을 위해 활용 될 수 있기를 기대한다.

REFERENCES

- [1] Luis Merino et al., "An Unmanned Aircraft System for Automatic Forest Fire Monitoring and Measurement" *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 65, no. 1, pp 533-548, Jan. 2012.
- [2] Luis Merino et al., "An Unmanned Aircraft System for Automatic Forest Fire Monitoring and Measurement," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 65, no. 1, pp 533-548, Jan., 2012.
- [3] ByoungChul et al., "Survey of computer vision based natural disaster warning systems," *Opt. Eng.*, vol. 51, no. 7, pp 1-12, Jul., 2012.
- [4] Turgay Celik, "Fast and Efficient Method for Fire Detection Using Image Processing," *ETRI JOURNAL*, Vol. 32, No. 6, pp. 881-890, De., 2010.
- [5] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, May 2015.
- [6] Sangheon Park, Taejae Jeon, Sanghyuk Kim, Sangyoun Lee, and Juwan Kim, "Deep learning based symbol recognition for the visually impaired", *The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, Vol.9, No.3, pp.249-256, 2016.
- [7] Jin-Taek Seon, "Analysis of Signal Recovery for Compressed Sensing using Deep Learning Technique", *The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, Vol.10, No.4, pp.257-267, 2017.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *In NIPS*, pp. 1106-1114, 2012.
- [9] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, "Going deeper with convolutions," *In CVPR 2015*, 2015.
- [10] G.E. Hinton, N. Srivastava, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R.R. Salakhutdinov, "Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors." *arXiv preprint arXiv:1207.0580*, 2012.
- [11] Byung Gyu Chae, "Neural Network Image Reconstruction for Magnetic Particle Imaging," *ETRI JOURNAL*, Vol. 39, No. 6, pp. 841-850, Dec., 2017.
- [12] S. Kim, W. Lee, Y. Park, H. Lee, and Y. Lee, "Forest fire monitoring system based on aerial image." *Information and Communication Technologies for Disaster Management*, Dec. 2016.
- [13] S. Kim, W. Lee, J. Yim, Y. Park, and Y. Lee, "Human monitoring system using drones for riverside area." *International Conference on ICT Convergence*, Oct. 2017.
- [14] Atul Gujral, Aditi, Shailender Gupta and Bharat Bhushan, "A Comparison of Various Defogging Techniques," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol. 7, No. 3, pp. 147~170, May, 2014.
- [15] Kaiming He, Jian Sun, and Xiaoou Tang, "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior," *IEEE trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 12, pp. 2341-2353, Dec. 2011.

저자약력

신 원 재 (Won-Jae Shin)

[정회원]



- 2007년 8월: 세종대학교 인터넷학과 (이학사)
- 2009년 8월: 세종대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2015년 2월: 세종대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 2016년 1월 ~ 현재: 한국전자통신연구원 스마트미디어연구그룹 (선임연구원)

<관심분야> 신호처리 및 시스템, 무선통신

이 용 태 (Yong-Tae Lee)

[정회원]



- 1993년 : 한국항공대학교 항공전자공학 학사
- 1995년 : 한국항공대학교 전자공학 석사
- 2007년 : 연세대학교 전기전자공학 박사
- 1995년 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 미디어연구본부 (기술총괄)

<관심분야> 재난 관리 시스템, 재난 방송, 신호처리, 디지털 통신 시스템