

적외선영상내 전력선 검출을 위한 하이브리드 방법

A Hybrid Method for Recognizing Existence of Power Lines in Infrared Images

김 종 희*, 정 찬 호**★

Jonghee Kim*, Chanho Jung**★

Abstract

In this paper, we propose a hybrid image processing and deep learning-based method for detecting the presence of power lines in infrared images. Deep learning-based methods can learn feature vectors from a large number of data without much effort, resulting in outstanding performances in various fields. However, it is difficult to apply human intuition to the deep learning-based methods while image processing techniques can be used to apply human intuition. Based on these, we propose a method that exploits both advantages to detect the existence of power lines in infrared images. To this end, five methods have been applied and compared to find the most effective image processing technique for detecting the presence of power lines. As a result, the proposed method achieves 99.48% of accuracy which is higher than those of methods based on either image processing or deep learning.

요 약

본 논문에서 우리는 열화상에서 전력선 유무를 검출하는 영상처리 기법과 딥러닝 기반의 하이브리드 방법을 제안한다. 딥러닝은 다수의 데이터로부터 목적에 부합하는 특징 벡터를 학습할 수 있는 장점 덕분에 영상 인식, 객체 검출 등 다양한 분야에서 기존의 직접 설계한 특징 벡터를 사용하는 방법들보다 높은 성능을 달성할 수 있는 장점이 있고, 영상처리 기법은 사람의 직관을 그대로 적용할 수 있다는 장점이 있다. 두 장점을 모두 이용하여 열화상에서 전력선 유무를 검출하는 방법을 제안한다. 전력선 유무 검출에 가장 적합한 영상처리 기법을 찾기 위해 총 5가지 방법을 적용 및 비교하였고, 그 결과로 제안하는 방법은 기존의 영상처리 기반 방법과 딥러닝 기반의 방법 두 가지 모두에 비해 더 높은 99.48%의 정확도로 전력선 유무를 검출할 수 있다.

Key words : infrared image, power line existence recognition, a hybrid image processing and deep learning-based method, image processing, deep learning

* ETRI, Korea. Senior Researcher.

** Dept. of Electrical Engineering, Hanbat National University, Korea. Associate Professor.

★ Corresponding author

E-mail : peterjung@hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1095

※ Acknowledgment

This research was supported by the research fund of Hanbat National University in 2022.

Manuscript received Oct. 29, 2022; revised Oct. 29, 2022; accepted Nov. 4, 2022.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

근 드론 등 저고도에서 비행하는 물체들이 얇은 두께 때문에 식별이 쉽지 않은 전력선과 충돌하는 일들이 많 아지면서 전력선 유무 검출의 필요성이 증가하고 있다[1, 2]. 전통적인 영상처리 기법 기반의 방법[3]은 직접 설계 한 DCT 기반의 특징 벡터를 사용하여 열화상에서 전력 선 유무를 검출하였고, [4]에서는 딥러닝 기반의 분류기 를 사용하여 검출 성능을 높이는 방법을 제안하였다. 딥 러닝 기반의 분류기는 다수의 데이터로부터 목적에 부합 하는 특징 벡터를 학습할 수 있기 때문에 영상 인식, 객

체 검출 등 다양한 분야에 적용되어 높은 성능을 달성하고 있지만, 그 이유를 설명하기 어렵고, 사람의 직관을 바로 적용하기에는 어렵다는 문제가 있다. 이를 고려하여 본 논문에서는 딥러닝 기반의 방법에 영상처리 기법을 도입하여 사람의 직관을 이용하여 검출 정확도를 높일 수 있는 방법을 제안한다. 이를 위해, 총 5개의 영상처리 방법을 적용 및 비교하였다. 그 결과로, 제안하는 방법은 기존의 영상처리 기반의 방법[3]과 딥러닝 기반의 방법[4]에 비해 더 높은 성능을 달성할 수 있었다.

II. 제안하는 방법

본 논문에서는 딥러닝 기반의 방법과 영상처리 기법을 같이 이용하는 하이브리드 방법의 전력선 유무 검출기를 제안하려고 한다. 먼저, 기반이 되는 딥러닝 기반의 검출기에 대해 설명하고, 이에 영상처리 기법을 결합하는 방법, 그리고 결합될 영상처리 기법들의 후보를 설명한다.

1. 딥러닝 기반의 방법

딥러닝 기반의 방법은 [4]의 방법을 사용하였다. [4]의 방법은 ResNet-18 [5] 기반의 전력선 유무 검출기로 검출기의 깊이를 깊지 않게 하여 과적합(Overfitting) 문제를 해결한 방법이다. 이 검출기의 구성을 나타내면 표 1과 같다. 여기서, $k \times k \text{ conv}_c \times n$ 은 $k \times k$ 의 크기를 가지는 필터를 c 개 가지는 컨볼루션 연산이 n 번 반복됨을 의미하고, fc_c 은 c 개의 노드를 가지는 fully connected layer를, $()$ 는 residual block을 의미한다. 검출기의 학습을 위한 목적 함수는 (1)과 같다.

$$L(I, y) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \log(f(I_i)) + (1 - y_i) \log(1 - f(I_i))) \quad (1)$$

여기서 I_i 는 i 번째 영상, y_i 는 I_i 의 전력선 포함 여부(0: 미포함, 1: 포함)를 나타낸다. (1)의 목적 함수를 최소화하는 검출기 f 를 학습하기 위하여 통계적 경사 하강(stochastic gradient descent) 방법을 이용한다. 학습은 총 25번 이루어지며, 처음 학습률(learning rate)은 10^{-3} 에서 시작하고, 각각 8, 16번째에서 학습률에 0.1을 곱한다.

2. 영상처리 기법 결합 방법

딥러닝 기반의 방법은 다수의 데이터로부터 특징을 잘 추출하는 능력을 가지고 있기 때문에 이 능력을 최대한

활용하기 위해 특징 벡터를 추출하는데 있어서는 영상처리 기법을 배제한다. 대신, 사람의 직관을 이용하여 영상을 개선한 뒤, 딥러닝 기반으로 특징을 추출할 수 있도록 한다. 즉, 딥러닝 기반 전력선 유무 검출기의 입력 전에 영상처리를 적용하여 검출기의 성능을 높이도록 한다.

Table 1. Deep-learning-based recognizer of power line existence.

표 1. 딥러닝 기반의 전력선 유무 검출기

ResNet-18
7×7 conv_64
maxpool
$\begin{pmatrix} 3 \times 3 \text{ conv}_{64} \\ 3 \times 3 \text{ conv}_{64} \end{pmatrix} \times 2$
$\begin{pmatrix} 3 \times 3 \text{ conv}_{128} \\ 3 \times 3 \text{ conv}_{128} \end{pmatrix} \times 2$
$\begin{pmatrix} 3 \times 3 \text{ conv}_{256} \\ 3 \times 3 \text{ conv}_{256} \end{pmatrix} \times 2$
$\begin{pmatrix} 3 \times 3 \text{ conv}_{512} \\ 3 \times 3 \text{ conv}_{512} \end{pmatrix} \times 2$
GAP
fc_2

3. 영상처리 기법 후보

위에서 말한 것과 같이 영상의 특성을 바꾸어 줄 수 있는 영상처리 기법들을 적용한다. 영상처리 방법들 중 후보로 선정한 방법들은 히스토그램 평활화, 3종의 잡음 제거, 에지 추출이다. 먼저, 히스토그램 평활화는 영상의 밝기 분포를 고르게 하여, 저대비 및 고대비 영상의 대비를 일정하게 만들어 검출기에서 비슷한 특성을 가지는 영상을 취급할 수 있도록 한다. 다음으로 잡음 제거는 서로 특징이 다른 세 가지의 방법을 이용하였다. 먼저, 메디안 필터는 영역 내의 중간 값을 이용하여 필터링하는 방법으로, salt-pepper 잡음과 같은 형태의 잡음을 없애는데 효과적이고, (2)와 (3)에 나타난 가우시안 필터와 스무딩 필터는 영상을 전체적으로 부드럽게 만들어 잡음을 제거하는데 사용된다.

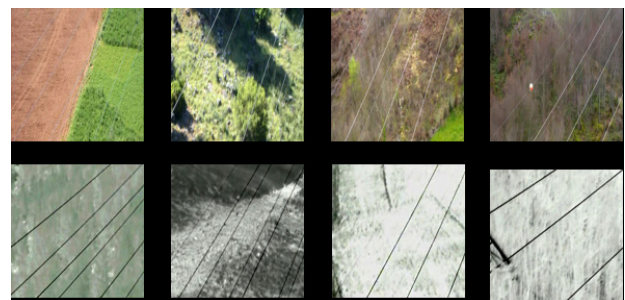


Fig. 1. Examples of Powerline Image Dataset [6].

그림 1. 데이터셋[6] 예시

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

$$\frac{1}{9} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 5 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

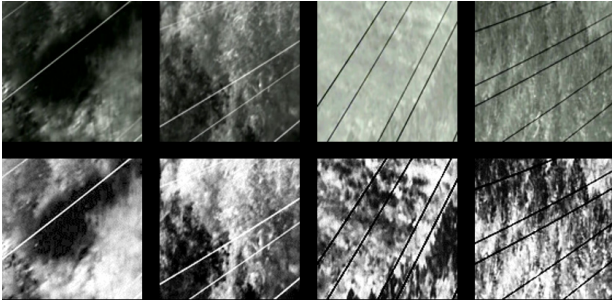


Fig. 2. Histogram equalization results.
그림 2. 히스토그램 평활화 결과

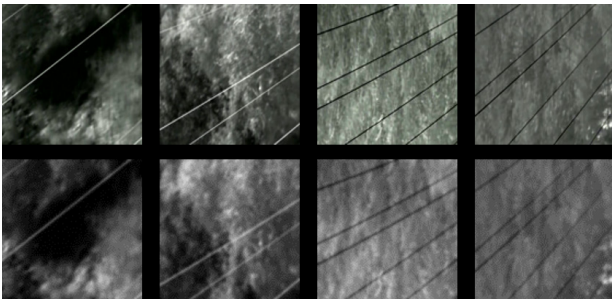


Fig. 3. Denoised results.
그림 3. 잡음 제거 결과

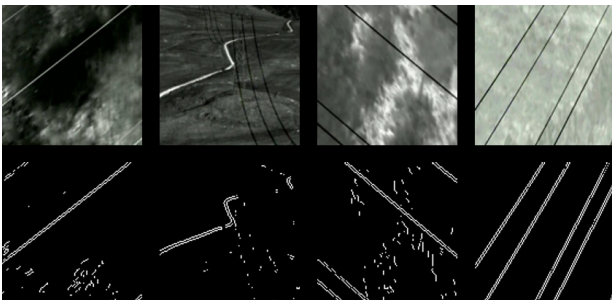


Fig. 4. Edge detection results.
그림 4. 에지 추출 결과

Table 2. Comparison results of candidate image processing methods.

표 2. 영상처리 기법 후보 비교 결과

Method	Accuracy (%)
ResNet-18 [4]	98.28
Histogram Equalization + ResNet-18	97.32
Gaussian blur + ResNet-18	96.98
Smoothing filter + ResNet-18	97.23
Median filter + ResNet-18	97.10
Edge detection + ResNet-18	99.48

열화상은 일반 영상에 비해 잡음이 많이 존재하여, 잡음 제거가 검출기에서 불필요한 정보를 취급하지 않도록 할 수 있다. 마지막으로, 에지 추출도 필터링 기반의 방법으로 (4)의 필터를 사용하고 있다. 작업에 따라 전체 영상 보다 에지가 더 영상을 잘 표현하는 경우도 있어, 검출기에서 더 중요한 정보만 취급할 수 있도록 한다.

$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Table 3. Comparison results with state-of-the-arts.

표 3. 최신 방법들과의 비교 결과

Method	Accuracy (%)
DCT + Random Forest [3]	97.38
VGGNet-16 [4]	73.25
VGGNet-19 [4]	67.58
ResNet-18 [4]	98.65
ResNet-34 [4]	98.58
ResNet-50 [4]	94.48
Proposed method	99.60

III. 실험 결과

제안하는 방법의 학습 및 평가를 위하여 Powerline Image Dataset [6]을 사용하였다. 이 데이터셋은 그림 1과 같이 총 8,000장의 공중에서 촬영된 영상을 포함하며, 4,000장은 실화상, 나머지 4,000장은 열화상으로 구성되어있다. 실화상과 열화상 모두 각각 2,000장의 전력선 포함 영상과 2,000장의 전력선 비포함 영상으로 구성된다.

공정한 비교를 위하여 [3]의 실험과 같은 교차 검증 방식으로 평가를 진행하였다. 즉, 데이터셋 중 4,000장의 열화상을 10개의 균등한 집합으로 나누고, 그 중 9개의 집합으로 학습하고, 나머지 1개의 집합으로 성능을 평가하였다. 평가용 집합을 바꾸어가며 총 10번의 실험을 진행한 뒤, 평균 정확도를 사용하여 비교하였다. 본 논문에서는 영상 처리 기법 후보 중 최종 방법을 선정하기 위해서는 속도를 고려해 2개의 집합으로 나누어 실험하고, 최종 성능 비교를 위해서는 기존 방법과 같이 10개의 집합을 사용하여 비교하였다.

후보 영상처리 기법들을 적용한 결과는 그림 2, 3, 4와 같다. 그림 2에서는 히스토그램 평활화 결과를 나타내며, 히스토그램 평활화시 대비가 균일해지면서 전력선이 뚜렷하게 나타남을 확인할 수 있다. 그림 3에서는 잡음을 제거하면서, 영상 전체를 흐릿하게 만드는 것을 확인할 수 있다. 그림 4에서는 에지 추출을 통해 영상에서 에지에 해당하는 부분만을 강조하여, 강한 선에 가까운 전력선들이 더 부각되는 효과를 얻을 수 있다. 이러한 영상처리 기법 후보들과 딥러닝 기반의 방법을 결합했을 때의 평가 성능은 표 2와 같다. 먼저, 히스토그램 평활화 방법의 결과를 보면 정확도가 0.84% 하락하여, 검출기의 입력으로 대비를 조절하는 것이 오히려 성능 하락을 시킬 수 있음을 확인하였다. 다음으로 잡음 제거 방법들의 성능을 비교해보면, 메디안 필터, 가우시안 필터, 스무딩 필터 모두 성능이 하락하는 것을 확인할 수 있어 잡음 제거로 인한 이득 보다는 스무딩 효과로 인해 영상의 특징이 없어지는 손해가 더 큼을 확인할 수 있다. 특히, 가우시안 필터는 스무딩 필터 보다 더 큰 필터의 크기를 가져, 더 큰 스무딩 효과를 나타내고, 이는 더 큰 성능 하락으로 나타남을 확인할 수 있다. 마지막으로 에지 추출 적용 시의 성능을 보면, 딥러닝 기반의 검출기 보다 에지 추출을 같이 적용했을 때의 성능이 1.20% 상승함을 확인할 수 있다. 특히, 전력선 유무 검출의 경우, 전력선이 대부분 선 형태로 나타나기 때문에 선 성분 추출에 효과적인 에지 추출 방법이 딥러닝 기반 검출기에도 효과적임을 확인할 수 있다.

그리고, 최종 성능을 기존의 방법들과 비교하면 표 3과 같다. 기존의 영상처리 기반의 특징 추출 방법을 활용하는 [3]의 경우, VGGNet[7] 기반의 딥러닝 방법들에 비해서는 더 좋은 성능을 보였지만, ResNet[5] 기반의 딥러닝 방법들 보다는 낮은 정확도를 보였다. 특히, ResNet-18 기반의 방법이 98.65%의 정확도로 기존 방법들 중에서는 가장 높은 성능을 보였다. 제안하는 방법은 ResNet-18 기반의 방법에 에지 추출을 더한 하이브리드 방법으로 영상처리 기반의 방법인 [3]에 비해 2.22%, ResNet-18 기반의 딥러닝 방법에 비해 0.95% 높은 정확도를 달성하면서 가장 높은 성능을 달성하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 열화상에서 전력선 존재 여부를 판별하기 위하여 영상처리 기법과 딥러닝을 모두 활용하는 하이브리드 방법을 제안하였다. 일반적으로 사용되는 5가

지의 영상처리 기법 중 딥러닝과 결합하기 적합한 기법을 확인할 수 있었으며, 제안하는 영상처리, 딥러닝의 하이브리드 방법이 영상처리 기반의 방법과 딥러닝 기반의 방법들에 비해 더 높은 성능을 보임을 확인하였다.

References

- [1] T. Mao et al., "Defect Recognition Method Based on HOG and SVM for Drone Inspection Images of Power Transmission Line," *Int. Conf. on High Performance Big Data and Intelligent Systems*, pp.254-257, 2019.
DOI: 10.1109/HPBDIS.2019.8735466
- [2] A. La Cour-Harbo, "Quantifying risk of ground impact fatalities of power line inspection BVLOS flight with small unmanned aircraft," *Int. Conf. on Unmanned Aircraft Systems*, pp.1352-1360, 2017. DOI: 10.1109/ICUAS.2017.7991323
- [3] Ö. E. Yetgin, Ö. N. Gerek, "Automatic recognition of scenes with power line wires in real life aerial images using DCT-based features," *Digital Signal Processing*, Elsevier, Vol.77, pp.102-119, 2018.
DOI: 10.1016/j.dsp.2017.10.012
- [4] J. Kim, S. Shin, C. Jung, and C. Kim, "A Deep-Learning-Based Method for Recognizing Existence of Power-Lines in Infrared Images," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol.45, No.1, pp.159-162, 2020. DOI: 10.7840/kics.2020.45.1.155
- [5] K. He et al., "Identity mappings in deep residual networks," *European Conf. on Computer Vision*, pp.630-645, 2016.
DOI: 10.1007/978-3-319-46493-0_38
- [6] Ö. E. Yetgin, Ö. N. Gerek, "Powerline Image Dataset (Infrared-IR and Visible Light-VL)," *Mendeley Data* 7, 2017.
- [7] K. Simonyan, and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.