

# 송전선 검출을 위한 다중 초기 블록 모델

박은수, 유재성, 김승환, 류은석  
성균관대학교

espark804@skku.edu, jaesungryu96@skku.edu, whitekomani@skku.edu, esryu@skku.edu

## Multi-First Block Model for Power Line Detection

Park Eun-Soo, Ryou Jaesung, Kim SeungHwan, Ryu Eun-Seok  
Sungkyunkwan Univ.

### 요약

본 논문에서 육안으로도 구별하기 힘든 송전선과 같은 객체를 효과적으로 검출하는 방법을 제안한다. 베이스라인 모델은 VGG 19 를 이용하였다. SRCNN 과 같은 연구에서 모델의 첫 번째 층에서 영상의 edge 를 추출하는 것을 이용하여 제안하는 모델은 VGG 19 에서 첫 번째 블록을 확장하여 edge 의 정보를 기존 VGG 19 보다 더 많이 획득한 상태로 학습 및 테스트를 진행한다. 실험은 mean subtraction 전처리를 적용하였고, 실험에 이용한 데이터 셋이 작은 편이기 때문에 K-fold 기법을 적용하였다. 실험 결과로 전체적으로 기존의 VGG 19 모델보다 영상 내 송전선 존재 여부 이진 분류 성능이 향상됨을 볼 수 있었다.

### I. 서론

한국전력공사에서 발표한 2019 년 한국전력통계에 따르면, 2018 년 기준 전체 송전선 설비의 총 길이는 약 215,988km, 지지물의 개수는 종류 구분 없이 42,577 개이다. 이와 같은 송전 설비의 수치는 시간이 흐를수록 증가하는 추세이다[1]. 송전과 관련된 설비는 상당히 위험한 설비이기 때문에 사람이 직접 모든 것에 대해 유지보수를 하는 것에는 위험성이 따른다. 그렇기 때문에 UAV 헬기를 이용하여 송전선을 촬영하는 등의 유지보수 기법이 존재한다. 그러나, UAV 헬기의 촬영 결과물은 그림 1 과 같이 주변 배경의 영향으로 인해 송전선을 특정 짓기 쉽지 않다.

최근 자율 운전 기술의 발달로 선 검출 알고리즘에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[2, 3]. 선 검출 알고리즘에는 Canny edge detection, Hough transform 등이 있다. 그러나 위 언급한 기법은 영상 내의 모든 edge 를 검출하는 기법으로 본 논문의 초점과 맞지 않는다. 본 논문의 초점과 맞는 송전선 검출 연구는 다음과 같다. 송전선의 특징을 고려하고, PCNN 필터를 적용하여 송전선을 검출하는 연구[4]. 드론으로 촬영한 송전선에서 특징점이 존재하는 경우 같은 곳을 여러 장 촬영한 데이터를 이용, 에피플라 라인을 형성하여 송전선 검출한 연구[5], 전처리 후 CNN 모델 두 개의 성능을 비교 분석한 연구 등이 있다[6].

본 논문에서 그림 1 과 같은 특징 추출이 어려운 객체의 존재 여부를 컴퓨터 비전 처리에 특화된 Convolutional neural network(CNN)을 통해 특징 추출하는 기법을 소개한다.

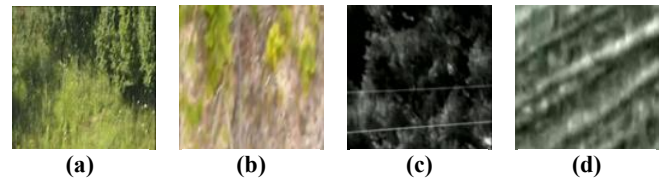


그림 1 Power line database sample data (a) VL, TV (b) VL, TY (c) IR, TV (d) IR, TY

### II. Multi-First Block for Power Line Detection

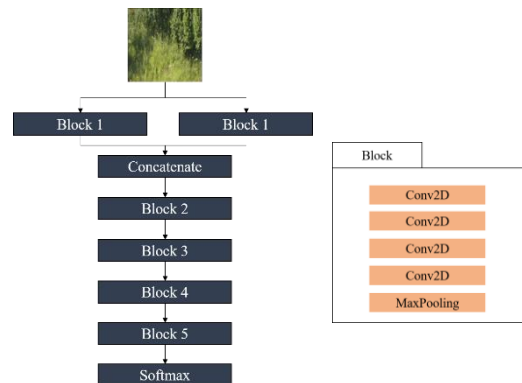


그림 2 Multi-First Block 모델 개요도

본 논문에서 그림 2 와 같은 모델을 적용한 송전선 검출 기법을 제안한다. 여러 논문의 실험 결과 딥러닝 모델의 가장 첫 번째 층에서 영상의 edge 를 잘 추출한다고 알려져 있다[7]. 본 논문에서 첫 번째 레이어가 영상의 edge 를 잘 추출한다는 특성을

이용하여 VGG 19에서 1번째 블록을 확장하여 총 2개의 1번째 블록의 output을 concatenate 하였다.

학습에 이용한 데이터 셋은 Power line database를 이용하였다. Power line database는 UAV 헬기에서 송전선을 촬영한 데이터 셋으로 도메인은 Infrared (IR)과 Visible Light(VL)이 있으며 각각 2,000개의 송전선이 존재하는 이미지(TV)와 4,000개의 송전선이 존재하지 않는 이미지(TY)로 구성되어 있다.

본 논문에서 딥러닝 모델에 학습하기 이전 데이터를 전처리를 적용하였다. 전처리 방법은 데이터들의 평균값을 각 데이터의 값에서 빼는 연산을 진행한다. 이는 mean subtraction으로 불리는 전처리 기법으로 많은 연구에 사용되는 기법이다. 이 전처리 기법의 효과는 데이터들의 위치를 원점을 기준으로 이동시키는 것인데, 이는 실험적으로 학습에 효과적이라는 연구가 있다.

학습 기법으로 적은 양의 데이터 셋으로 효과적인 학습이 가능한 학습 기법인 K-fold 기법을 사용하였다. K-fold 기법은 데이터 셋을 K개로 나누어 테스트 데이터를 변경해가며 학습하는 기법이다. 제안하는 모델에서 마지막 activation function을 softmax로 사용하였기 때문에 loss function은 categorical crossentropy를 사용하였다. Optimizer는 adam을 사용했으며, learning rate는  $0.1/(2 * k)$ 이며, 이때 k는 동일 모델 학습의 횟수이며 본 논문에서  $k=5$ 로 설정하였다. 초기 가중치는 pre-train을 하지 않았기 때문에 random 하게 설정을 진행하였고 여러 모델을 동일한 조건으로 실험하기 위하여 random seed를 3으로 설정하였다.

실험 결과는 표 1, 2와 같다. 실험은 앞서 언급한 Power line database에서 test 데이터로 실험을 진행하였다. 표 1와 2에서 기존 VGG 19 모델보다 2 first block 모델의 성능이 더 높은 것을 확인할 수 있다. 3 first block 모델은 VL 데이터에서 성능이 다소 높았다. 그러나 오버 피팅이 잘 발생하는 것을 보인다.

표 1 VL, mean subtraction을 적용한 데이터 실험 결과

K	2	3	4	5	6
VGG 19	78.1	76.3	77.2	74.5	73.7
2first	78.6	77.0	80.0	76.5	76.5
3first	80.8	78.7	77.0	77.7	77.7

표 2 IR, mean subtraction을 적용한 데이터 실험 결과

K	2	3	4	5	6
VGG 19	76.0	78.3	77.1	74.3	78.8
2first	81.0	79.6	78.8	74.3	80.0
3first	76.5	77.8	79.6	77.1	78.6

### III. 결론 및 향후 연구

본 논문에서 딥러닝 모델의 초반 층이 edge를 잘 추출한다는 특성을 육안으로도 구별하기 힘든 영상 내 송전선 존재 여부 이진 분류에 적용하였다. 실험 결과는 기존 베이스라인 모델인 VGG 19보다 최대 5% 성능 향상을 보였다. 추후 연구로 mean subtraction을 기반으로 scaling 등의 추가 전처리를 적용하고, ImageNet과 같은 대용량 데이터 셋의 pre-train을 적용한 실험이 필요하다.

### ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 한국전력공사의 2016년 선정 기초연구개발과제 연구비에 의해 지원되었음 (과제번호: R17XA05-68), 이 논문은 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1010476).

### 참고 문헌

- [1] No.88(2018), Korea Electric Power Statistics, Korea Electric Power Corporation, pp.96-97, 2019
- [2] C. H. Park, K. Choi and I. Lee, "Lane Extraction through UAV Mapping and Its Accuracy Assessment," Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, Vol.34, pp.11-19, 2016
- [3] J. S. Lee, H. S. Kim and J. B. Park, "Multi-lane Detection and Driving Lane Information Extraction Algorithm Using Inverse Perspective Mapping," The Korean Institute of Electrical Engineers (KIEE), pp.257-258, 2016
- [4] Li, Z., Liu, Y., Hayward, R., Zhang, J., & Cai, J. (2008, November). Knowledge-based power line detection for UAV surveillance and inspection systems. In 2008 23rd International Conference Image and Vision Computing New Zealand (pp. 1-6). IEEE.
- [5] Y. J. Kim, J. H. Oh, C. N. Lee, "Electric Power Line Dips Measurement Using Drone-based Photogrammetric Techniques" Journal of the Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry and Cartography, Vol.35(6), pp.453-460, 2017
- [6] Yetgin, O. E., Benligiray, B., & Gerek, O. N. (2018). Power Line Recognition from Aerial Images with Deep Learning. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems.
- [7] Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2015). Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 38(2), 295-307.