

# Grad-CAM을 활용한 식물 병해 이미지 객체 분류 분석

장경민, 조용운, 박장우, 신창선\*

순천대학교

jangkm0625@csu.ac.kr, yycho@scnu.ac.kr, jwpark@scnu.ac.kr, css@scnu.ac.kr

## A Study on Image Object Classification Using CAM

Kyeong Min Jang, Young Yun Cho, Jang Woo Park, Chang Sun Shin\*

\*Sunchon National Univ.

### 요약

4차 산업혁명 이후 세계적으로 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 혹은 기계학습(Machine Learning, ML)에 대한 관심이 높아지고 있으며 특히 딥러닝의 활용이 활성화 되고 있다. 그 중 합성곱 신경망 구조(Convolutional Neural Network(CNN))는 컨볼루션과 풀링 계층을 반복적으로 적층하고 각 컨볼루션 계층에서 필터를 통해 중요한 로컬을 찾는 방식으로 이미지 인식 분야에 많이 활용된다. 하지만 분류의 예측 원인을 판단할 수 없다는 단점으로, CNN의 단점을 보완할 수 있는 Grad CAM(Gradient-weighted Class Activation Mapping)이 개발되었다. 본 연구에서는 kaggle에서 제공하는 사과나무 잎사귀의 질병 이미지 데이터는 1,821장에 MobileNet V2를 적용하여 질병 여부와 종류를 분류했다. epoch를 10으로 설정하여 모델 성능을 확인해본 결과 Loss=0.43177, Accuracy=86.34%의 성능을 보였다. 그 후 Grad-CAM을 적용하여 이미지의 질병 분류 원인을 확인·분석하였다. Grad CAM 기능을 활용하여 모델의 결과 분석원인 파악이 가능해지며 더 나아가 원인 파악을 통한 모델의 문제 해결이 가능하며 heatmap을 기준으로 불필요한 이미지 제거 등을 통한 모델 성능 개선 등에도 활용 가능하다. 향후 본 연구 내용을 활용하여 식물의 다양한 병해 분류 모델 구현, 병해 이미지 생성 모델 구현 등에 적용해보고자 한다.

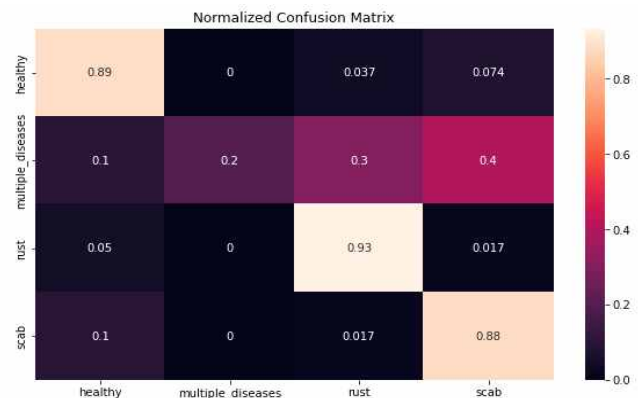
### I. 서론

4차 산업혁명 이후 세계적으로 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 혹은 기계학습(Machine Learning, ML)에 대한 관심이 높아지고 있으며 특히 딥러닝의 활용이 활성화되고 있다[1]. 딥러닝이란 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)기술 기반으로 하여 학습을 수행하는 기계학습 기법 중 하나로 다중 인공신경망을 이용해 물체 감지, 음성인식, 언어 번역 등이 가능하며 특히 빅데이터를 처리하는 데에 많이 응용되고 있다[2, 3]. 그 중 합성곱 신경망 구조(Convolutional Neural Network, CNN)는 컨볼루션과 풀링 계층을 반복적으로 적층하고 각 컨볼루션 계층에서 필터를 통해 중요한 로컬을 찾는 방식으로 이미지 인식 분야에 많이 활용된다[4]. 하지만 CNN은 구조상 마지막 레이어를 FC-Layer로 Flatten 시키면서 각 픽셀들의 위치 정보를 잃게 되어 결과를 통해 분류의 예측 원인을 판단할 수 없다는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 CAM(Class Activation Mapping)과 Grad CAM(Gradient-weighted Class Activation Mapping)이 개발되었다. CAM은 R. R.Selvaraju et al.이 제안한 방법으로 GAP(Global Average Pooling) 레이어를 이용하여 입력값의 픽셀이 출력값(라벨)에 영향을 미치는 정도를 색으로 구분할 수 있다. Grad-CAM은 CAM의 단점을 보완한 방법으로 GAP 없이도 CAM을 생성할 수 있다[5]

본 논문에서는 kaggle에서 제공하는 식물의 질병 이미지에 MobileNet V2를 사용하여 질병의 여부와 종류(healthy, multiple\_diseases, rust, crab)를 분류하였다. 그리고 분류된 이미지에 Grad-CAM을 적용하여 이미지의 질병 분류 원인을 확인·분석하여 판별 모델의 성능을 향상시킬 수 있는 방안을 모색하였다.

### II. 본론

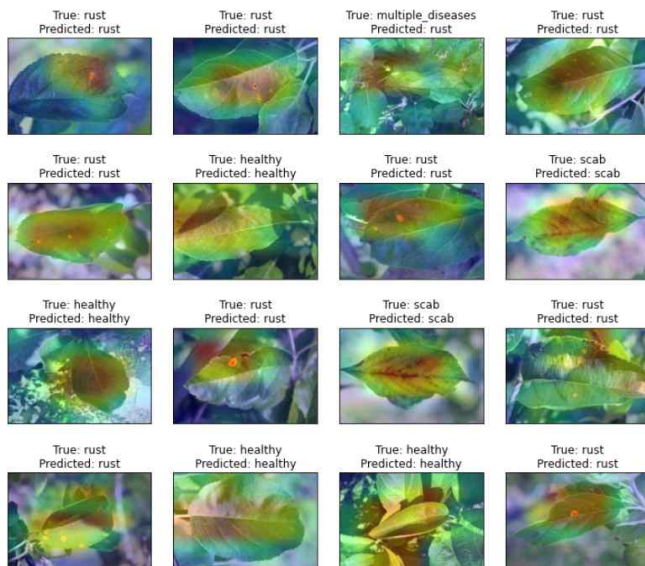
본 논문에서는 kaggle에서 제공하는 사과나무 잎사귀의 질병 데이터를 활용하였다. 이미지 데이터는 총 1,821장으로 healthy(건강) 516장, rust(녹병, 곰팡이병) 622장, scab(붉은곰팡이병) 592장, multiple\_diseases(다발성 질병) 91장의 4가지로 구성되어있다. train 데이터는 전체 데이터의 90%로 설정하고 그 중 20%를 validation 데이터로 분리하고, 전체의 10%를 test 데이터로 분리한 후, 이미지의 사이즈를 224X224픽셀로 변경하였다. 분류 모델은 MobileNetV2를 사용하였다. MobileNet은 공간과 채널을 모두 고려하는 기존 합성곱(Convolution)방식을 깊이별 합성곱(Depthwise Covolution)과 점별 합성곱(Pointwise Covolution)으로 분리하는 방식으로, 파라미터 수와 연산량을 감소시킨 경량모델이다. MobileNetV2는 MobileNet 모델에서 내부 채널을 확장하고 압축시키는 형태의 역 잔차 블록(Inverted Residual Block)을 추가하여 더욱 경량화된 모델이다[6]. epoch를 10으로 설정하여 모델 성능을 확인해본 결과 Loss=0.43177, Accuracy=86.34%의 성능을 보였다.



더 자세한 분류 결과를 확인하기 위해 상관관계 그래프를 사용하여 확인 해본 결과 rust, healthy, scab의 순서로 높은 분류 정확도를 보였으며, multiple\_diseases의 경우 약 0.2의 낮은 분류 정확도를 보였다. accuracy 뿐만 아니라 다양한 방법으로 모델의 성능을 평가해본 결과 rust의 recall=0.98, f1-score=0.92, support=60으로 가장 높은 성능을 보였고, multiple\_diseases는 recall=0.20, f1-score=0.33, support=10의 매우 낮은 성능을 보였다.

	recall	f1-score	support
healthy	0.89	0.86	54
multiple_diseases	0.20	0.33	10
rust	0.93	0.92	60
scab	0.83	0.87	59

분류된 이미지 데이터의 마지막 레이어를 기준으로 heatmap 기능을 사용하여 분류의 판별원인을 시각화해보았다. rust와 scab을 분류할 때에는 주로 잎사귀에 생긴 상처나 변색된 부분, healthy는 주로 잎사귀 전체적으로 붉은색으로 표시되어있는 것을 확인할 수 있으며 multiple\_diseases의 경우 잎사귀에 생긴 상처나 변색된 부분이 붉은색으로 표시되어있으나 종합적인 질병을 구분하지 못하는 것을 확인할 수 있다. multiple\_diseases 이미지는 rust와 scab의 특징을 모두 가지고 있어 rust 또는 scab으로 분류되는 문제가 발생하는 것으로 판단된다. 이미지 데이터 양의 불균형으로 multiple\_diseases가 충분히 훈련되지 못하여 성능 정확도에 차이가 발생하는 것으로 질병 별 데이터 불균형 문제를 해결할 경우 multiple\_diseases의 분류 정확도가 향상될 것이라고 판단된다.



### III. 결론

본 논문에서는 Grad CAM(Gradient-weighted Class Activation Mapping)을 사용하여 사과나무 잎사귀의 질병 분류 모델을 구현해보았다. MobileNetV2를 사용하여 분류 모델 성능의 정확도 확인해본 결과 Loss=0.43177, Accuracy=86.34%의 성능을 보였으며 heatmap 기능을 사용하여 분류의 판별원인을 시각화해본 결과 잎사귀에 생긴 상처나 변색된 부분, 잎사귀 전체적인 부분 등 분류 특징에 맞춰 heatmap이 적절하게 분포된 모습을 확인할 수 있었다. Grad CAM 기능을 활용하여 모델의 결과 분석원인 파악이 가능해지며 더 나아가 원인 파악을 통한 모델의 문제

해결이 가능하며 heatmap을 기준으로 불필요한 이미지 제거 등을 통한 모델 성능 개선 등에도 활용 가능하다. 향후 본 연구 내용을 활용하여 식물의 다양한 병해 분류 모델 구현, 병해 이미지 생성 모델 구현 등에 적용해보고자 한다.

### ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by Korea Institute of Planning and Evaluation for Technology in Food, Agriculture and Forestry(IPET) through Smart Farm Innovation Technology Development Program, funded by Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs(MAFRA) and Rural Development Administration(RDA) and Ministry of Science and ICT(MSIT)(421028-3) and "Regional Innovation Strategy(RIS)" through the National Research Foundation of Korea funded by the Ministry of Education(MOE)(2021RIS-002).

### 참 고 문 헌

- [1] 안성만. "딥러닝의 모형과 응용사례" 한국지능정보시스템학회 vol22, no.2, 2016, pp127-142.
- [2] 강세혁. "Grad-CAM을 이용한 적대적 예제 생성 기법 연구", 한국멀티미디어학회, vol25, no.6, 2022, pp878-885.
- [3] 문경환, 윤진희 and 이지은. "퍼지자료를 이용한 딥러닝 분석" 한국지능시스템학회, vol30, no.5, 2020, pp380-385.
- [4] 김태석. "CNN을 활용한 CTR 예측 시각화 분석" Journal of The Korean Data Analysis Society, vol22, no.6, 2020, pp2603-2614
- [5] 강세혁, "CAMICAP : Grad-CAM을 적용한 RICAP 기반 데이터 증강 기법 성능 향상 알고리즘 연구", 한국지능시스템학회, vol32, no.4, 2022, pp299-306.
- [5] 변민지, 전은주, 김지수, 황재준 and 정승화. "VGG-16 딥러닝 알고리즘을 활용한 우식치아와 건전치아 분류", 대한구강보건학회, vol45, no.4, 2021, pp227-232
- [6] 노주형, 민세홍 and 공민석. "합성곱 신경망 기반 분류 모델의 화재 예측 성능 분석" 한국화재소방학회, vol36, no.6, 2022, pp70-77