

합성 데이터셋과 딥러닝 모델을 이용한 식물 엽면적 추정

*서현권, 안주연, 박현지

세종대학교

*davidsuh79@sejong.ac.kr

Plant leaf area estimation using synthetic dataset and deep learning model

*Hyun Kwon Suh, Juyeon Ahn, Hyeonji Park

Sejong University

요 약

이 논문에서는 합성된 애기장대 데이터셋을 활용하여 딸기의 엽면적을 추정할 수 있는 딥러닝 모델을 제안한다. 제안된 모델에서는 개별 잎 검출을 위하여 합성 데이터셋으로 학습된 Mask R-CNN의 객체 검출 모델을 사용하였고, 이어 이미지 후처리 작업에 해당되는 모폴로지 연산의 침식 및 팽창, 픽셀 카운터를 통해 엽면적을 추정하였다. 각기 다른 역할을 수행하는 신경망 계층에 어텐션 메커니즘 적용하여 검출 성능의 향상과 검출 시간을 단축하였다. 제안된 모델은 딸기 데이터셋을 사용하지 않는 합성된 데이터셋만으로도 실제 온실에서 획득한 다양한 이미지에서의 딸기 엽면적을 추정하는 데에 우수한 성능을 보여준다.

1. 서론

식물 재배에서의 센서 기반 모니터링과 식물 생육에 대한 분석은 재배 자동화와 더불어 지속 가능한 농업을 실현하는 중요한 요인이 된다. 식물 생육에 관련된 주된 요인으로는 잎의 색, 모양, 엽면적 등이 있는데, 이 중 엽면적의 경우 과채류 재배 생육에서 주요한 개념으로 사용되는 엽면적지수(Leaf Area Index)를 추정하는 기반이 되고, 또한 광합성, 증발, 그리고 에너지 균형과 같이 식물의 생물리학적 변화 과정을 모니터링하는 주요 인자로 활용된다[1].

엽면적을 추정하는 방법으로 이미지 센서에 기반하여 딥러닝을 활용하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 노지재배 현장에서 UAV를 통해 확보된 이미지(RGB, 다분광영상 등)를 대상으로 합성곱 신경망 기반의 심층신경망 모델들이 활용되었으며[2][3], 시설온실에서는 스마트폰 카메라를 통해 수집한 이미지(RGB)를 대상으로 유사한 심층신경망 모델이 활용되었다[4]. 하지만 재배기간이 제한적인 식물의 특성과 현장에서의 이미지 수집에 많은 노동력과 비용이 발생하기에, 모델 학습에 필요한 충분한 데이터셋이 확보되지 못하였다.

본 논문에서는 가상으로 합성된 애기장대(arabidopsis) 이미지 데이터셋을 활용하여 딸기의 엽면적을 추정할 수 있는 딥러닝 모델을 제안한다. 제안된 모델에서는 개별 잎 검출을

위하여 합성 데이터셋으로 학습된 Mask R-CNN 객체 검출 모델을 사용하였다. 이미지 객체 분할(instance segmentation)을 수행하여 딸기의 개별 잎을 검출하였고, 모폴로지(morphology) 연산의 침식과 팽창(erosion and dilation), 그리고 픽셀 카운터로 이어지는 이미지 후처리(post-processing) 연산을 통해 면적을 추정하였다. 검출 성능의 향상과 검출 시간의 단축을 위해 신경망 계층에 어텐션 메커니즘(attention mechanism)을 적용하였다.

2. 합성 데이터셋

본 연구에서 활용된 애기장대 합성 이미지(synthetic image)는 10,000개의 top-down view를 가지는 데이터셋으로써, 그림 1과 같이 개별 애기장대 식물 이미지와 개별 잎들이 분할 레이블을 제공한다. 본 데이터셋은 CVPPP(Computer Vision Problems in Plant Phenotyping) Leaf Segmentation Challenge에서 최초 공개되었다[5]

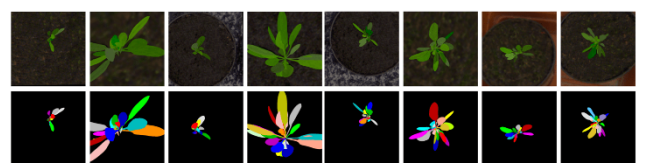


그림 1. 합성된 개별 애기장대 이미지(위)와 식물체의 개별 잎 분할 레이블(아래)

3. 엽면적 추정 모델

Mask R-CNN 은 이미지 객체 분할을 위한 대표적인 모델로써, 2016 년 COCO suit of challenge 의 3 개 종목에서 우수한 성능을 보여주었다[6]. 모델이 효율적이며 학습이 용이하고 넓은 범위의 유연한 구조 설계가 가능하다는 장점으로 인하여 많은 연구에서 활용되고 있다. 또한 최근 컴퓨터 비전 기반의 다양한 사례들에서는 어텐션 메커니즘의 적용을 통한 성능 향상이 보고되고 있다[7]. 어텐션 메커니즘은 네트워크가 입력된 데이터로부터 유효한 특징(feature)들에 대하여 더 잘 반응할 수 있도록 만들어 검출 및 분할 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 연구에서는 [8]에서 제안된 방법을 적용하여, 하위 레이어와 최상위 특징 레이어(feature layer) 사이에 상향식 경로(bottom-up path)를 추가하여 하부층의 정보가 상부층으로 전파되기 용이하도록 구성하였다 (그림 2).

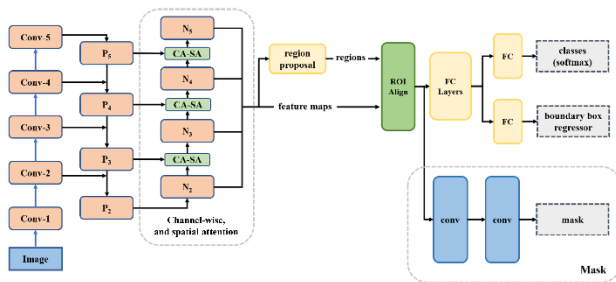


그림 2. 엽면적 추정 모델에 적용된 네트워크 구조 ([8]에서 재인용)

4. 실험환경 및 성능평가

엽면적 추정 모델은 파이썬으로 구현된 Matterport Mask R-CNN 을 기반으로 [5]에 공개된 pre-trained 모델을 사용하였고, 실험을 위한 하드웨어로는 16GB RTX 3080 GPU 가 사용되었다. 학습된 모델의 성능평가에는 AI 허브에 공개된 딸기 시설 작물 개체 이미지들 중 top-down view 식물 잎 이미지를 사용하였다.



그림 3. 딸기 시설 작물 이미지의 엽면적 추정 결과

AI 허브에 공개된 딸기 시설 작물 개체 이미지들을 대상으로 수행한 엽면적 추정 모델에서의 개별 잎 탐지에 대한 mAP(mean Average Precision, @0.5)는 73.2 이었다. 그림 3 은 테스트 데이터셋을 기반으로 엽면적 추정을 수행해본 결과 이미지들을 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 가상으로 합성된 애기장대(arabidopsis) 이미지 데이터셋을 활용하여 딸기의 엽면적을 추정할 수 있는 딥러닝 모델을 제안하였다. 합성된 애기장대 데이터셋만을 사용하여 학습을 수행하였음에도 딸기의 개별 잎에 대한 탐지 성능은 mAP 73.2 로 우수함을 확인할 수 있었다.

감사의 글

본 연구 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 출연금으로 수행하고 있는 정보통신방송기술 국제공동연구 옛지 컴퓨팅 지원 스마트팜 정밀 농업용 AI 서비스 플랫폼 기술 개발(No.2021-0-01578)의 연구결과임.

참고문헌

- [1] 하림, 신형진, 박근애, 홍우용, 김성준, “MODIS LAI (엽면적지수) Product 의 활용성 평가,” 한국지리정보학회지, vol. 11, no. 2, pp. 61-72, 2008.
- [2] H. Qi et al., “Estimation of Peanut Leaf Area Index from Unmanned Aerial Vehicle Multispectral Images,” Sensors 2020, Vol. 20, Page 6732, vol. 20, no. 23, p. 6732
- [3] Y. Ma et al., “Feasibility of Combining Deep Learning and RGB Images Obtained by Unmanned Aerial Vehicle for Leaf Area Index Estimation in Rice,” Remote Sensing 2021, Vol. 13, Page 84, vol. 13, no. 1, p. 84, Dec. 2020
- [4] S. Baar, Y. Kobayashi, T. Horie, K. Sato, H. Suto, and S. Watanabe, “Non-destructive Leaf Area Index estimation via guided optical imaging for large scale greenhouse environments,” Computers and Electronics in Agriculture, vol. 197, p. 106911, Jun. 2022
- [5] D. Ward, P. Moghadam, and N. Hudson, “Deep Leaf Segmentation Using Synthetic Data,” British Machine Vision Conference 2018, BMVC 2018, Jul. 2018
- [6] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, and R. Girshick, “Mask R-CNN,” Proceedings of the IEEE International Conference

on Computer Vision, vol. 2017-October, pp. 2980-2988, Dec. 2017

- [7] M. H. Guo et al., "Attention mechanisms in computer vision: A survey," *Computational Visual Media* 2022 8:3, vol. 8, no. 3, pp. 331-368, Mar. 2022
- [8] X. Nie, M. Duan, H. Ding, B. Hu, and E. K. Wong, "Attention Mask R-CNN for ship detection and segmentation from remote sensing images," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 9325-9334, 2020