

인스턴스 세그멘테이션 기반 토마토 병충해 탐지 모델 구현 및 적용성 평가

김은경¹, 박준용², 문용혁^{2,3*}

¹한남대학교 컴퓨터공학과

²한국전자통신연구원 인공지능연구소

³과학기술연합대학원대학교 한국전자통신연구원스쿨

kek3731@gmail.com, {junyong.park, yhmoon}@etri.re.kr

Instance Segmentation Based Tomato Pests Disease Detection for Feasibility Evaluation

Eunkyeong Kim¹, Junyong Park², Yong-Hyuk Moon^{2,3*}

¹Dept. of Computer Engineering, Hannam University

²Korea Electronics and Telecommunication Research Institute, Daejeon, Korea

³University of Science and Technology (UST), Daejeon, Korea

요 약

농축업에 ICT 기술을 접목한 스마트 팜은 생육환경을 자동으로 조절하여 노동력 등을 줄이고도 생산성과 품질을 향상시키는 것이 큰 장점이다. 하지만, 수익으로 이어지는 출하량과 품질 유지를 위해서 병충해에 주의를 기울여야 함은 여전하다. 따라서 토마토 잎 병충해 발생 시, 적절한 대응을 통해 더 큰 피해를 막을 수 있으므로, 초기 증상을 포착하는 기법을 개발한다. 오픈 데이터 셋인 Ai hub의 시설작물 질병 데이터셋과 추가로 확보한 샘플을 포함해 2개의 충해, 4개의 병해에 1,231장으로 데이터셋을 직접 구성해서 학습했다. 객체 탐지와 세그멘테이션이 동시에 가능하며 작은 병변도 잘 탐지하는 모델을 사용해서 총 6가지 병충해에 대한 뚜렷한 증상 탐지를 보여주었다.

1. 서론

4차 산업혁명이 각광받는 요즘, 다양한 분야에서 첨단과학기술을 접목하기 위해 노력하고 있다. 그 중 농업 및 축산 분야에서 스마트팜(지능형 농장)은 비닐 하우스, 유리온실, 축사 등에 자동화 기술을 접목한 것으로, 원격 및 자동으로 작물과 가축의 생육환경을 적정하게 유지하고 관리할 수 있다. 그래서 작물 생육정보와 환경정보에 대한 데이터를 기반으로 최적 생육환경을 조성하여 노동력, 에너지, 양분 등을 종전보다 덜 투입하고도 농산물의 생산성과 품질을 제고할 수 있다.[1]

스마트 팜으로 시설재배를 할 때의 장점으로, 농부가 온실에서 꾸준히 노동력을 투입하지 않아도 시설작물의 품질 높은 생육이 가능하다. 모바일 기기나 컴퓨터로 온도, 습도, CO₂ 수준 등의 생육조건을 원격으로 조종할 수 있다. 그리고 자동 제어 및 조절이

가능하므로 계획대로 생육하고 생산할 수 있다. 또한, 농업이 아닌 제조업의 관점으로 보았을 때 대규모 농업이 가능하므로 미래의 인구 증가, 기후 위기에 따른 식량 부족의 대처 방안으로도 여겨진다.

본 연구에서는 토마토 농작물의 생산성 증가와 품질 유지를 위해 병충해 조기 경보를 할 수 있는 세그멘테이션(segmentation) 기법에 대해 다룬다. 본 기술은 토마토 잎에 병충해가 발생했을 때 초기 증상을 신속히 탐지하여, 농약 및 격리 등의 적절한 대응을 할 수 있다. 따라서 농작물의 대한 막대한 경제적 피해를 최소화할 수 있으며, 발생 시기의 데이터를 토대로 추후에 병해충 방제에 도움을 얻을 수 있다.

2장에서는 학습에 사용한 데이터셋과 주석을 변경한 과정을 설명한다. 3장에서는 연구에 사용한 yolact를 간략히 설명한다. 4장에서는 실험 환경과 모델 테스트 결과를 설명한다. 5장에서는 결론과 향후 연구

의 방향성을 제시한다.

2. 데이터셋

2.1 토마토 잎 병충해 데이터셋

본 연구는 오픈 데이터 셋인 Aihub[2]의 시설작물 질병 진단 이미지 중에서 샘플이 가장 많은 병충해를 고르고, 식안으로 구별 가능한 병충해 사진 총 1,231 장을 바탕으로 병충해 데이터셋을 직접 구성했다. 해당 데이터셋은 아래 표 1 과 같이 구성되어 있다.

2.2 레이블링

본 연구 세그먼테이션을 진행하기 위한 도형을 레이블링하기 위해서 LabelMe[3]를 사용해서 주석을 새로 생성했다. 목표는 병충해가 발생한 부위 혹은 잎에 대한 병충해 식별과 영역 추출이므로, 사각형 좌표가 아닌, 여러 좌표들을 기입하여 n-차 다각형을 지정하는 것으로 진행했다. 그림 1 은 이러한 n-차 다각형으로 구성된 병충해 데이터 레이블링 과정을 보여준다. 이후 학습에 맞는 형식으로 바꾸기 위해 MS COCO[4]의 주석 형식으로 변환했다[5].

<표 1> 토마토 병충해 데이터셋 구성

병충해 종류		장수
병해		
토마토 잎 곰팡이병		375 장
토마토 황화 잎 말림 병		323 장
점무늬병	잎 전체	110 장
	갈색 병변	80 장
흰 가루 병		48 장
충해		
아메리카 잎 굴파리		239 장
청벌레		56 장
합계		1,231 장



(그림 1) 세그먼테이션 레이블링 작업 예시

3. 세그먼테이션 영역 추출 모델

3.1 Yolact 영역 추출 모델

본 연구에 사용한 Yolact(You Only Look At Coefficients) [6]는 2-stage 방법으로써 프로토타입 마스크 생성과 인스턴스 당 선형 조합 계수 세트 예측을 병렬로 수행한다. Yolact 의 구조는 Feature backbone, Feature pyramid network, Prediction head, ProtoNet 으로 구성된다. Prediction Head Network 는 Pyramid network 의 전체 레이어를 모두 input 으로 사용한다. 클래스, 박스, 상관계수 3 개의 분기로 나뉘며 클래스 분기에서는 anchor box 를 생성해서 class confidence 를 계산한다. 박스 분기에서는 박스 좌표에 해당하는 (x, y, w, h)를 계산한다. 상관계수 분기에서는 마스크를 더하고 빼는 연산을 통해 해당 클래스만 활성화한다. ProtoNet 은 Pyramid Network 의 첫 번째 레이어만 input 으로 사용한다. 프로토타입을 생성하고, 마스크 계수를 예측한다.

Yolact 는 각 인스턴스에 해당하는 예측 계수를 사용해서 프로토타입을 선형으로 결합하고 예측 경계상자를 사용해서 자른다. 프로토타입에서 다르게 나타나는 시각적, 공간적, 의미적으로 유사한 인스턴스를 마스크 자체적으로 localization 을 통해서 학습한다.

4. 실험 결과

4.1 실험 환경

<표 2> 세그먼테이션 모델 학습 환경

OS	Ubuntu 18.04.6 LTS
GPU	NVIDIA TITAN RTX
Framework	Pytorch
Backbone	Resnet 50-FPN

표 2 는 모델을 학습 및 실험을 수행한 하드웨어 환경이다. 사용한 딥러닝 프레임워크는 Pytorch 이며, backbone 으로는 Resnet 50-FPN 을 사용했다. Train 과 Validation 데이터셋 비율은 8:2 로 하였으며 최적화 함수로 SGD 를 사용하고, learning rate 는 0.001 로 설정해서 약 200 epoch 학습했다.

4.2 모델 학습 결과

<표 3> Confidence별 모델 성능 mAP 결과

Conf	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Box	28.57	28.57	28.57	14.29	0.00
Mask	28.57	28.57	28.57	14.29	14.29

표 3 은 Validation 데이터에 대한 각 Confidence 별 mAP 데이터에 대한 실험 결과이다. 208 회의 batch 에서 validation 의 box mAP 는 .80 에 14.29 를 기록했고, mask mAP 는 .95 에 14.29 를 기록했다. 모델 학습 후 score threshold 0.15 와 0.4 로 설정하고 top-k 15 로 테스트한 결과를 표 4 에 나타냈다. 1 번 토마토 잎 곰팡이 병은 잎에 노란 반점이 생기다가 병변이 커지고 갈색

으로 변한다. 반점이 많음에도 세세하게 잡아낸 것을 볼 수 있다. 2 번 토마토 황화 잎 말림병은 잎 끝이 뒤틀린 것으로 말리는 것이 특징이다. 잎이 말린 끝부분을 세심하게 labeling 하는 것에 주의를 기울였고, 결과에서도 잎 말림을 정확하게 판단하는 것을 볼 수 있다. 3 과 4 번의 점무늬병은 잎이 밀가루를 뿌린 듯 허영고 갈색 점무늬가 나타나는 것이 특징이다. 잎 전체를 레이블링 한 2 번과 3 번은 마스크 품질이 우수하다. 6 번 아메리카 잎 굴파리와 7 번 청벌레는 벌레가 잎을 갉아먹어 나타난 하얀 뱀 무늬와 여러 개의 구멍을 탐지했다. 하지만 약 50 장으로 학습한 5 번 흰가루병은 곰팡이 병과 함께 mask 되어 미흡한 점이 있다. 또한, 4 번의 갈색 병변을 labeling 한 점무늬 또한 threshold 가 0.15 일 때 mask 가 가능했으므로 흰가루병과 함께 학습이 부족한 것으로 보인다.

5. 결론 및 향후 연구

많으면 약 350 장 내외, 적으면 약 100 장인 작은 데이터셋 규모에도 유의미한 결과를 보였다. 특히 작은 병 반도 잘 인식하여 초기 병충해 판단이 가능하다. 연구 초기에 토마토 잎 곰팡이병을 100 장에서 150 장으로 늘렸을 때 학습에 발전이 있었으므로 흰가루병과 갈색병변을 레이블링한 점무늬병 데이터도 늘린다면 보다 정확하게 흰 가루 병을 탐지해낼 수 있을 것이다. 그리고 과육이나 줄기에 나타나는 데이터를 추가한다면 보다 전반적인 토마토 병충해를 판단하는 네트워크로 발전할 수 있다. 하지만 데이터 편향이 심하므로 데이터셋의 균형을 맞추는 필요가 있다. 또한, 데이터 셋의 배경이 시설 재배 현장과 일한 장만 떼어진 이미지 두 개로 나뉘어져 있으므로 전처리를 적절하게 수행해야 한다. 향후 연구에서 Ai

hub 에서 제공하는 생육 단계와 질병 피해정도 값을 추가한다면, 성장 시기에 따른 전염 면적, 수확량을 예측할 수 있을 것이다. 그리고, Yolact 를 경량화한 YolactEdge[7]의 모델 가속화, 양자화, 모델 구조 단순화 같은 기법을 참고할 수 있다. 이를 통해 추후 스마트팜 현장의 엣지 기기에서 적용하기 유리할 것이다.

Acknowledgement

이 논문은 2022 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021-0-00907, 능동적 즉시 대응 및 빠른 학습이 가능한 적응형 경량 엣지 연동분석 기술개발).

참고문헌

[1] Smart Farm Korea, <https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010102>.
 [2] Ai hub, <https://aihub.or.kr/aihub-data/primary-industry/about>.
 [3] wkentaro (2018) LabelMe [Source code.]. <https://github.com/wkentaro/labelme>.
 [4] Lin, Tsung-Yi, et al. "Microsoft coco: Common objects in context." European conference on computer vision. Springer, Cham, 2014.
 [5] fcakyon (2020) labelme2coco [Source code.]. <https://github.com/fcakyon/labelme2coco>.
 [6] Bolya, Daniel, et al. "Yolact: Real-time instance segmentation." Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. pp. 9157-9166. 2019.
 [7] Liu, Haotian, et al. "Yolactedge: Real-time instance segmentation on the edge." 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE.

<표 4> 병충해 세그먼테이션 탐지 및 영역 추출 데모

