

# 표현체 연구를 위한 심화학습 기반 벼 종자 분할<sup>+</sup>

(Deep Learning-based Rice Seed Segmentation for Phynotyping)

정 유 석<sup>1)</sup>, 이 흥 로<sup>2)</sup>, 백 정 호<sup>3)</sup>, 김 경 환<sup>4)</sup>, 정 용 석<sup>5)</sup>, 이 창 우<sup>6)\*</sup>

(Yu Seok Jeong, Hong Ro Lee, Jeong Ho Baek, Kyung Hwan Kim, Young Suk Chung, and Chang Woo Lee)

**요 약** 농업진흥청 국립농업과학원에서는 다양한 종류의 농작물에 대해 우량 종자 확보를 위한 생육환경 모니터링 및 수확된 종자의 분석과 같은 다양한 연구를 진행하고 있다. 본 논문에서는 농업진흥청에서 보유하고 있는 다양한 종류의 농작물 씨앗을 분석하기 위해 종자 객체 검출 방법을 제안한다. 제안된 방법은 Mask-RCNN을 이용한 전이학습을 수행하며 주어진 특정 환경 (일정한 조도, 흰색 배경)에서 촬영한 입력 영상을 종자 객체 인식을 위한 적절한 매개 변수 적합 (Tuning) 과정 및 영상 분할 작업을 진행한다. 제안된 방법으로 종자 객체 검출에 대한 실험결과로 벼 이삭 영상의 경우 82%와 단순한 벼씨 영상의 경우 97%의 정확도로 벼 낱알을 검출하였다. 향후 연구로 복잡한 상황의 종자 영상 분할을 위한 심화학습 기반의 접근법 및 검출된 종자 객체로부터 길이, 폭, 두께와 같은 정밀한 데이터 분석을 통하여 우량 종자 연구를 계획하고 있다.

**핵심주제어:** 딥 러닝, 종자 영상분할, 객체 검출, 표현형

**Abstract** The National Institute of Agricultural Sciences of the Rural Development Administration (NAS, RDA) is conducting various studies on various crops, such as monitoring the cultivation environment and analyzing harvested seeds for high-throughput phenotyping. In this paper, we propose a deep learning-based rice seed segmentation method to analyze the seeds of various crops owned by the NAS. Using Mask-RCNN deep learning model, we perform the rice seed segmentation from manually taken images under specific environment (constant lighting, white background) for analyzing the seed characteristics. For this purpose, we perform the parameter tuning process of the Mask-RCNN model. By the proposed method, the results of the test on seed object detection showed that the accuracy was 82% for rice stem image and 97% for rice grain image, respectively. As a future study, we are planning to researches of more reliable seeds extraction from cluttered seed images by a deep learning-based approach and selection of high-throughput phenotype through precise data analysis such as length, width, and thickness from the detected seed objects.

**Keywords:** Deep learning, Seed segmentation, Object detection, Phenotype

\* Corresponding Author: leecw@kunsan.ac.kr

+ 이 논문은 농촌진흥청 차세대 바이오그린21사업(PJ01451202)의 지원에 의해 이루어진 것임

Manuscript received September 18, 2020 / revised October 05, 2020 / accepted October 12, 2020

1) 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 제1저자

2) 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 제2저자

3) 농촌진흥청 국립농업과학원, 제3저자

4) 농촌진흥청 국립농업과학원, 제4저자

5) 제주대학교 식물자원환경전공, 제5저자

6) 군산대학교 컴퓨터정보공학과, 교신저자

## 1. 서 론

최근 종자 확보와 보전의 중요성이 떠오르고 있다. 생명과학기술의 발달로 인해 식물의 성분을 분석하여 유전자 조작을 할 수 있게 됨으로써 인간의 건강에 불순한 성분이 포함되었던 식물도 치료하는 약이나 건강식품 등 다양한 방면으로 활용하거나 다른 식물의 유전자와 조

합하여 더 우수한 품종을 개발할 수 있게 됐다. 우수한 품종으로 개량된 종자는 국제적으로 보호받을 수 있어서 종자 확보에 앞선 나라는 사용한 대가를 통해 엄청난 국익을 얻는다. 국립농업과학원 농업유전자원센터에서는 종자유전자원을 약 26만 자원을 보유하고 있으며, 관련 종사자를 대상으로 분양 업무를 수행하고 있다. 종자량이 부족하거나 활력이 저조할 경우 증식을 통해 종자 갱신을 병행하고 있다 (Kim, 2012; GMS, 2020).

작물 증식은 기초특성조사를 수행하여 종자의 모양 등을 조사하지만 시간이 많이 걸리고 정확히 구분하기가 매우 어렵다. 또한 동일한 종자라도 생육 환경에 따라 변이가 발생하며 개별 종자들 간에도 변이의 폭이 매우 크다. 또한 연구자가 버니어캘리퍼스를 이용하여 길이, 폭, 두께를 측정하는 과정에서 오차가 발생할 수 있고, 일부 자원의 종피색은 무늬를 가지거나 다채로운 색을 띠기 때문에 연구자의 눈에 의존하여 특정색으로 범주화하기 어렵다 (Lee, 2020).

이러한 한계로 종자의 형태적 특성에 대한 연구는 육종 프로그램에서 적절하게 수행되기 어려웠다. 최근 국립농업과학원 유전자 공학과 표현체 연구실에서는 종자의 영상을 분석하여 형태적 특성을 파악함으로써, 대량 종자를 고속으로 정확하게 분석할 수 있는 시스템을 구축하였고 대량의 종자 데이터를 정확하고 빠르게 얻기 위하여 다양한 방법으로 연구가 진행되고 있다 (Baek et al., 2020). 표현체 연구란 작물의 형태적 특징을 영상 빅데이터를 통해 수치화, 객관화하여 분석하는 것이다.

본 논문에서는 농업진흥청에서 보유하고 있는 다양한 종류의 농작물 씨앗을 분석하기 위한 패턴 인식 방법을 사용한다. 패턴 인식 방법으로 Mask-RCNN (He et al., 2017)을 이용한 전이학습을 제안한다. Mask-RCNN은 객체 검출 성능이 우수한 심화학습 모델이다. 본 논문의 구성은 2장에서 시스템 구성을 설명하고 3장에서 실험을 서술한다. 4장에서는 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

## 2. 시스템 구성

제안된 방법은 Fig. 1에서 나타낸 것과 같이 입력 영상 처리와 Mask-RCNN의 내부 파라미터 변경을 통한 학습으로 이루어진다. 표현체 특성 관리를 위한 심화학습 기반 종자 영상 패턴인식을 하기 위하여 가장 먼저 특정 환경에서 찍은 종자 영상에서 종자 객체를 다각형 타입으로 레이블링 (Labeling) 과정을 수행한다. 이 과정은 심화학습 모델의 학습을 수행하기 위한 지도학습 과정의 일부이다. 레이블링 과정을 수행한 학습샘플은 json 파일로 저장하며 심화학습 모델의 입력으로 학습샘플 영상과 함께 입력된다. 다양한 심화학습 모델의 매개 변수값을 조정하여 Mask-RCNN을 통한 전이학습을 수행하며 종자 패턴을 검출하기 위해 학습된 가중치 모델 파일(.h5)을 생성한 후 종자 객체에 대한 검출을 진행한다.

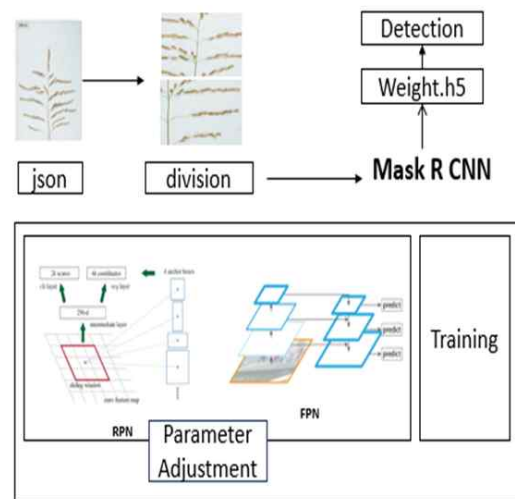


Fig. 1 Flow Chart of Proposed Method

## 3. 실험

Mask-RCNN을 이용한 신경망 전이학습의 경우 많은 수의 연산이 필요하기 때문에 빠른 연산 성능이 요구되며 하드웨어적인 시스템 사양에 따라 학습 속도의 편차가 심하다. 제안된 논문의 학습 환경은 Window 10 운영체제, CPU Intel i9-7900X, RAM 64GB, GPU NVIDIA GeForce RTX 2080TiX2를 사용하였

다. 실험의 대상이 되는 전체 데이터 집합은 Fig. 2의 예시처럼 6000×4000 크기의 특정 환경에서 찍은 카메라 영상이다. 제안된 논문에서 실험에 사용된 영상은 벼 이삭을 그대로 펼쳐서 촬영한 디지털카메라 영상이다.



Fig. 2 Example of Training Samples

제안된 방법에서 사용한 영상은 학습 데이터 집합 40장, 검증 데이터 집합 20장, 실험 데이터 집합 20장으로 사용하였다. 지도학습에 사용된 영상 데이터 집합은 Fig. 3에서처럼 VIA (VGG Image Annotator) 레이블링 프로그램 (Dutta and Zisserman, 2019)을 사용하여 수작업으로 레이블링을 진행하였다. 데이터 집합 하나당 평균 180개 정도의 종자 객체가 있으며 한 장의 영상에 대해 레이블링에 소요된 시간은 30분 정도이다. 종자 영상에서 각각의 벼씨 외각에 다각형을 사용하여 레이블링을 진행하였다.

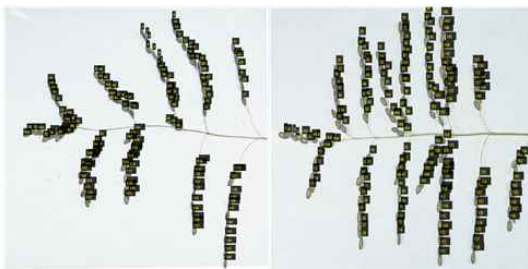


Fig. 3 Example of Labeled Dataset

가중치 학습을 위해 epoch 값을 35, Step per epoch 값을 100으로 설정하고 RPN (Region proposal network) 및 입력 영상 크기 및 객체 검출 매개 변수 값을 조정하여 매우 작은 종자

객체를 검출할 수 있도록 학습시켰다 (Hosang et al., 2015; Dai et al., 2016; Ren et al., 2017; Lin et al., 2017). Table 1은 제안된 방법에서 설정한 파라미터들이다.

Table 1 Parameter Settings

Parameters	Original	Ours
IMAGE_MIN_DIM	800	1024
IMAGE_MAX_DIM	1024	8192
DETECTION_MAX_INSTANCES	100	1000
IMAGE_RESIZE_MODE	“square”	“crop”
RPN_NMS_THRESHOLD	0.7	0.4
DETECTION_MIN_CONFIDENCE	0.7	0.5

원활한 데이터 학습을 위하여 벼 이삭이 촬영된 원본 영상을 그대로 사용하지 않았다. 학습이 한번 일어날 때 마다 원본 데이터 집합 영상에서 사각형 형태로 임의의 위치를 설정하고 부분 영상을 추출하여 진행하였다. Fig. 4는 추출된 부분 영상의 예시이다. 영상의 정규 분할 방법 대신 임의의 위치에서 부분을 추출하는 방법을 선택한 이유는 다수의 학습 영상을 확보하기 위함이었다.



Fig. 4 Example of Divided Images

제안된 방법의 학습 과정에서 step per epoch가 한번 수행될 때마다 훈련 데이터 집합에서 하나의 영상을 선택하여 1024×1024 크기로 영상을 임의 추출하여 사용하였다. 훈련 데이터 집합은 총 40장이지만 epoch와 step per epoch의 회수 (35×100)만큼 영상 추출이 일어나며 40장의 훈련 데이터 집합에서 3500장의

추출된 훈련 영상으로 학습을 하게 된다. epoch에 따른 학습 데이터와 검증 데이터의 손실(loss) 그래프는 Fig. 5에 텐서보드를 이용하여 표시하였다. 손실 (Loss) 그래프 값이 최소화되도록 하는 가중치 편향을 찾는 것이 학습의 목적이다. Fig. 5 (a) Loss Graph는 학습 데이터 집합에 대한 값이며 Fig. 5 (b) Val\_loss (Validation Loss) 그래프는 검증 데이터 집합에 대한 그래프이다. 학습 시간은 약 96시간이 소요되었다.

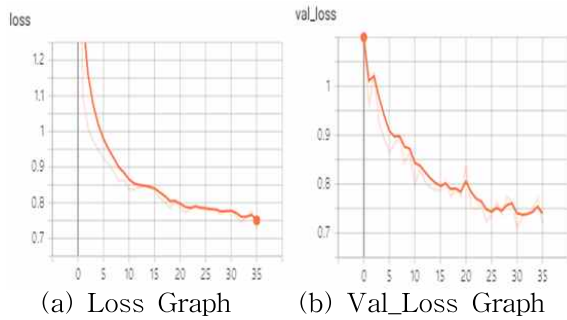
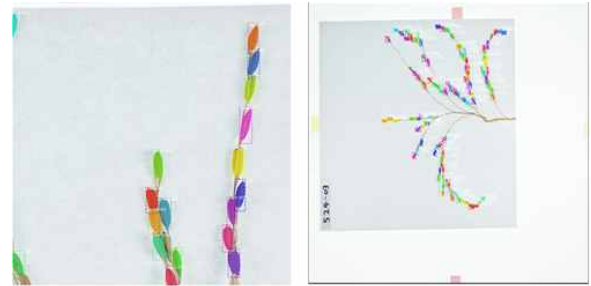


Fig. 5 Training Loss Graph

Fig. 6은 학습을 통해 얻은 가중치 모델을 실험 데이터 집합 영상에 적용하여 종자를 검출한 결과다. Fig. 6 (a)는 학습 과정에서와 동일한 방식으로 분할된 (1024 × 1024 크기) 영상을 사용하였으며, Fig. 6 (b)는 원본 크기 영상을 사용했다. Fig. 6 (a)의 분할 영상의 경우 검출 시간은 40초 정도이며 Fig. 6 (b)의 원본 영상은 검출 시간이 3분 정도 소요가 된다. 검출된 종자 객체는 각각 경계 상자와 생성된 마스크 영역으로 표시된다. 영상 검출에 시간이 많이 소요된다고 생각할 수 있지만 검출된 종자에 있는 경계 상자와 마스크 영역을 이용하여 추가적인 종자의 크기, 종자의 색, 등의 종자 데이터를 얻을 수 있는 이점이 있다.

제안된 방법으로 학습된 심화학습 모델을 이용하여 분할된 영상에서의 검출 정확도와 원본 영상을 그대로 사용했을 경우의 검출의 정확도 확인하였다. 1024×1024 크기의 분할된 영상을 대상으로 실험에서 범씨 객체 검출률은 88%였으며, 6000×4000 크기의 원본 크기 영상에서 범씨 객체 검출률은 84%로 분할된 영상에서

범씨 객체 검출률이 높았다. 이는 Fig. 7에서 보는 것과 같이 분할된 영상의 경계선에 겹치게 되는 종자 객체로 인해 중복 검출이 되는 경우가 빈번하게 발생함으로써 원본 영상을 사용한 실험에서 보다 검출결과가 높게 나온 것으로 판단된다.



(a) Divided Image (b) Original Image  
Fig. 6 Examples of Test Images

제안된 방법의 결과로 검출된 범씨로부터 종자의 특성 파악을 위한 다양한 수치데이터 추출을 수행하는 기초자료로 사용되기 때문에 본 논문에서는 범씨 검출을 위한 입력 영상으로 중복 검출을 줄여 하나의 벼 이삭에서 결실의 개수 파악 등의 수치데이터 추출의 정확도를 높이는 원본 영상을 사용하였다.

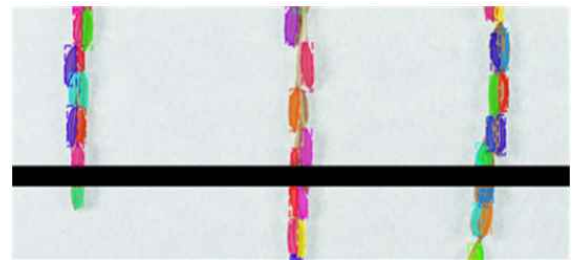
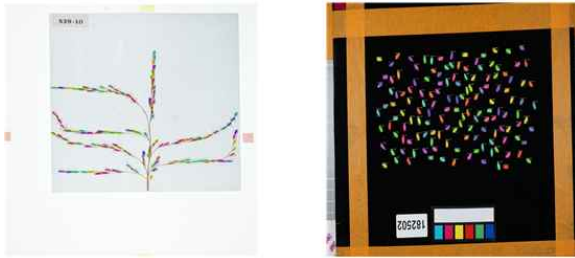


Fig. 7 Duplicated Detection in Divided Image

제안된 방법을 검증하기 위해 범씨가 벼 이삭에 붙어 있는 영상과 범씨만을 수작업으로 흠뿌려 놓은 영상을 대상으로 실험을 진행하였다. 종자 객체 검출 실험 결과로 사용한 특정 환경에서 촬영한 종자 객체 영상 데이터 집합은 Fig. 8 (a) Type A의 벼 이삭 영상과 범씨 객체만을 흠뿌려 놓은 Fig. 8 (b) Type B가 있다.

Table 2 Experimental Results

Method	Type	# of Seed	True Positive	False Negative	False Positive	Precision	Recall	Accuracy
Proposed method	A	12360	10420	1940	300	97%	84%	82%
	B	6090	6090	0	340	94%	100%	97%
Toda et al.'s method	A	12360	5480	6880	560	90%	44%	42%
	B	6090	6060	30	690	90%	99%	89%



(a) Type A                      (b) Type B  
Fig. 8 Examples of Test Images

심화학습 모델의 학습은 Fig. 8 (a) Type A로만 진행하였다. Fig. 8 (b) Type B는 학습 데이터 없이 실험 데이터로만 사용하였다. 제안된 방법으로 실험한 결과와 비교하면 Toda et al. (2020)의 방법은 종자 객체 영상 촬영 시 특정 환경의 영향을 더 받는다는 것을 확인하였다. Toda et al. (2020)의 방법은 형상 정보가 알려진 종자 객체로부터 적은 학습 데이터 집합을 이용한다. 다양한 합성 영상을 다수 생성하여 레이블링 없이 효율적으로 탐지하는 기능을 가지고 있다.

Table 2에서 정확도와 검출률을 비교해 보면 방법에만 촬영한 영상을 대상으로 한 실험에서, 제안된 방법과 Toda et al. (2020)의 방법은 종자 검출에 있어서 비슷한 성능을 보여준다 (소수점 이하는 버림으로 계산했음). 정밀도 (Precision)란 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율이다. 재현율 (Recall)이란 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율이다. 정확도 (Accuracy)란 True를 True로 다룬 것과 False를 False라고 예측한 올바른 선택을 한 경우의 비율이다. 그러나 Fig. 9에서 보듯이 Toda et

al. (2020)의 방법에서 오검출은 종자 객체 영상의 외각 배경 부분에서 많이 발생하였다. 외각 배경 부분인 흰 사각형과 다양한 색의 사각형을 종자로 오검출한 예시이다. Fig. 9의 사각형 색상영역은 의미 없이 존재하는 것이 아니라 종자 객체 촬영 후 해당 부분을 활용하여 현실과의 영상 비율을 맞춰 추후 종자 객체의 데이터를 얻는 용도이다. 이 부분을 제거하면 항상 일정한 거리에서 찍어야 한다는 조건이 붙게 되며, 실측과 촬영된 픽셀 사이의 비례를 수작업으로 입력하여야 한다.

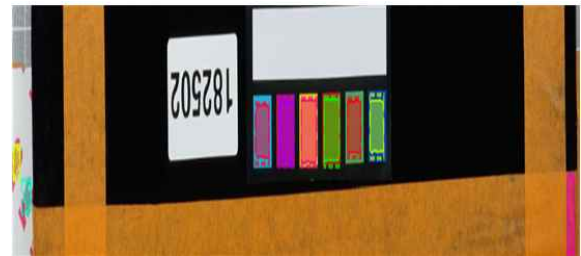


Fig. 9 Background

Fig. 10에서는 제안된 방법과 Toda et al. (2020)의 방법을 벼 이삭 영상에 대한 실험 결과로 잘못된 검출의 예시이다. 벼 이삭 영상을 대상으로 한 실험에서도 제안된 방법과 Toda et al. (2020)의 방법은 차이가 있다. Toda et al. (2020)의 방법의 경우 벼 이삭 영상에서는 종자 객체와 줄기 객체의 경계가 불분명하게 존재하기 때문에 종자 객체 검출률이 낮아지는 현상을 발생시킨다. Fig. 10 (a)에서처럼 분할 후 확대하여 검출을 진행하면 종자 줄기, 종자 껍질의 문양으로 인한 경계선으로 인해 종자 하나를 두 개 혹은 세 개로 인식하는 중복 인식이 존재하여 제안된 방법에 비해 검출률과 정확도가 낮다.

본 논문에서 제안된 방법도 검출 영상에서 항상 높은 검출률을 보여주진 않는다. Fig. 10 (b)에서처럼 결과 영상을 보면 검출률이 낮은 영상이 있다. 벼 종자를 살펴보면 벼 종자 객체 위에 다른 벼 종자 객체가 겹쳐서 있는 종자 객체들이 많이 있으며 중첩된 씨앗들로 인해 검출률이 낮아지는 결과가 나타났고, 이 부분에 대한 연구를 계속 진행할 계획이다.



(a) Toda et al.'s Method (b) Our Method

Fig. 10 Example of False Detection

#### 4. 결론

본 논문에서는 종자 객체 영상 패턴 인식을 위해 Mask-RCNN 모델을 사용하여 종자 영상에서 종자 객체를 검출하고 표시하는 연구를 수행하였다. Mask-RCNN에서 종자 객체 검출에 초점을 두어 매개 변수를 조정하였고 임의의 지점에서 영상 추출을 통하여 훈련영상의 다양성을 확보하였다. 검출 단계에서는 분할 영상의 검출률이 높았지만 영상의 경계에 걸쳐있는 씨앗의 중복 검출 때문에 발생한 결과로 판단되었다. 제안된 방법에서는 중복 검출을 줄이고 정확도를 올리기 위하여 원본 영상을 통한 실험을 진행하였고 기존의 방법보다 검출률 및 정확도가 높아졌다. 향후에 매개 변수 (RPN, FPN, ROI Threshold 등)를 최적화하여 종자 객체 검출률과 정확도를 개선할 것이며 검출된 종자 객체를 통해 우량 종자를 위한 데이터 수집을 할 계획이다. 추가 연구를 통하여 다양한 종자 객체 검출이 가능해 진다면 농업진흥청에서 보유하고 있는 많은 종자에 대한 다양한 정보를 빠르

게 구분 및 정리할 수 있을 것으로 기대된다.

#### References

- Baek, J., Lee, E., Kim, N., Kim, S. L., Choi, I., Ji, H., Chung, Y. S., Choi, Moon, M., J., and Kim, K. (2020). High Throughput Phenotyping for Various Traits on Soybean Seeds using Image Analysis, *Sensors 20: 248*, Doi:10.3390/s20010248
- Dai, J., Li, Y., He, K., and Sun, J. (2016). R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks, *Neural Information Processing Systems*, 379 - 387.
- Dutta, A., and Zisserman, A. (2019). The VIA Annotation Software for Image, Audio and Video, *International Conference on Multimedia*, 2276-2279.
- Genetic Resources Management System (GMS). (2020). Preservation Status of Agricultural Genetic Resources, <http://genebank.rda.go.kr/farmService/introPreserv.do> (Accessed on Aug, 12th, 2020).
- He, K., Gkioxari, G., Doll'ar, P., and Girshick, R. (2017). Mask R-CNN, *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322>.
- Hosang, J., Benenson, R., Dollar, P., and Schiele, B. (2015). What Makes for Effective Detection Proposals?, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 814 - 830.
- Kim, W. S., Kim, H. T., Park, K. Y., Kim, S. G., and Song, D .Y. (2012). Relationship between Seed Coat Structure and Seed Vigor in Soybean, *Korea Soybean Digest*, 29(1), 1-5.
- Lee, S. (2020). An Image Analysis-based Study of Soybean Seed Expressions (Korean), *News of the Korea Soybean Society*, 348(0), 5-7.

Lin, T.-Y., Dollar, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., and Belongie, S. (2017). Feature Pyramid Networks for Object Detection, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 21-26.

Ren, S., He, K., Girshick, R., and Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1137 - 1149.

Toda, Y., Okura, F., Ito, J., Okada, S., Kinoshita, T., Tsuji, H., and Saisho, D. (2020). Training Instance Segmentation Neural Network with Synthetic Datasets for Crop Seed Phenotyping, *Nature, Communications Biology* 3, DOI: <https://doi.org/10.1038/s42003-020-0905-5>.



**정 유 석 (Yu Seok Jeong)**

- 학생회원
- 군산대학교 컴퓨터정보과학과 공학사
- (현재) 군산대학교 컴퓨터정보통신공학부 석사과정

• 관심분야: 딥러닝, 영상처리, 컴퓨터비전



**이 홍 로 (Hong Ro Lee)**

- 정회원
- 전북대학교 전기공학과 공학사
- 전북대학교 전기공학과 공학석사

• 전북대학교 전자공학과 공학박사  
 • (현재) 군산대학교 공과대학 컴퓨터정보통신공학부 교수  
 • 관심분야 : 객체지향시스템, GIS, 스마트시티, IoT



**백 정 호 (Jeong Ho Baek)**

- 정회원
- 군산대학교 컴퓨터정보과학과 공학사
- 군산대학교 컴퓨터정보공학과 공학석사

• 군산대학교 컴퓨터정보공학과 공학박사  
 • (현재) 농촌진흥청 국립농업과학원 농업연구사  
 • 관심분야 : 표현체, 유전자기능, 빅데이터



**김 경 환 (Kyung Hwan Kim)**

- 정회원
- 경북대학교 미생물학과 이학사
- 경북대학교 미생물학과 이학석사
- 경북대학교 미생물학과 이학박사
- (현재) 농촌진흥청 국립농업과학원 농업연구관

• 관심분야 : 표현체, 유전자기능, 지방산생합성



**정 용 석 (Yong Suk Chung)**

- 정회원
- 고려대학교 원예과학학과 농학학사
- 위스콘신주립대학교 식물육종식물유전 농학석사

• 위스콘신주립대학교 식물육종식물유전 농학박사  
 • 제주대학교 식물자원환경전공 전임교수  
 • 관심분야 : 식물육종, 피노믹스



**이 창 우 (Chang Woo Lee)**

- 정회원
- 경일대학교 컴퓨터공학과 공학사
- 경북대학교 컴퓨터공학과 공학석사

• 경북대학교 컴퓨터공학과 공학박사  
 • (현재) 군산대학교 공과대학 컴퓨터정보통신공학부 정교수  
 • 관심분야 : 컴퓨터비전, 머신러닝, 패턴인식