

딥러닝을 활용한 감자 수확량 모니터링 시스템 설계

장성혁, 이상희*, 최용, 김태형, 신소영
농촌진흥청 국립농업과학원 농업공학부

Design of a Potato Yield Monitoring System Using Deep-Learning

Sung-Hyuk Jang, Sang-Hee Lee*, Yong Choi, Tae-Hyeong Kim, So-Young Shin
Department of Agricultural Engineering, National Academy of Agricultural Science, RDA

요약 감자는 세계 4대 식량자원 중 하나로서 국내 농가 소득에 크게 기여하고 있다. 최근 정밀농업의 중요성이 대두됨에 따라 수확량 모니터링 기술에 대한 관심 또한 증가하고 있다. 수확량 정보는 정밀 농업에 있어 변량 시비, 수급 조절 등에 활용될 수 있는 중요한 기술이지만 미국, 일본 등 해외에 비해 국내 연구가 활발하게 이뤄지고 있지 않은 실정이다. 본 연구는 기계시각을 활용하여 감자의 수확량을 측정하기 위한 기초 연구로서 딥러닝 알고리즘을 적용하여 감자 기계수확 중 감자의 개수를 셀 수 있는 시스템을 개발하고자 수행되었다. 수확기 내 이송부는 감자 외에도 돌, 흙 등의 이물질이 빠른 속도로 이송되기 때문에 빠른 속도를 보이는 YOLOv5 알고리즘을 사용하여 각 개체를 판별하였다. 이송되는 감자는 모두 형태가 유사하기 때문에 정확한 추적을 하기 위해 DeepSORT 알고리즘을 사용하여 각 감자에 고유 ID를 부여하였다. 이후 감자가 특정 지점에 도달하였을 때 감자의 개수를 카운팅 하도록 알고리즘을 구성하였다. YOLOv5 학습 모델을 평가한 결과 300회 학습하였을 때 정밀도(precision), 재현율(recall), mAP(mean Average Precision), F1 Score는 각각 0.9997, 0.9994, 0.9872, 0.9996로 나타나 높은 성능을 보였다. 본 연구에서는 감자 수확량 모니터링 시스템에 있어 딥러닝 알고리즘의 적용 가능성을 확인할 수 있었으며, 향후 영상을 이용한 감자의 무게 예측, GPS 센서의 추가 구성을 통해 위치별 감자 수확량 정보를 활용할 수 있도록 추가 연구가 필요하다.

Abstract Globally, potato is one of the major crops and contributes greatly to the farmers' income. Also, the importance of precision agriculture has been growing in recent years. Notably, yield monitoring is an important precision agricultural technology of increasing interest that can be used in variable fertilization, supply/demand control, etc. However, yield monitoring research is not conducted actively in South Korea compared to other countries, such as the United States and Japan. Hence, this research developed a potato yield monitoring system to count the potatoes harvested by a potato harvester. In particular, this system used machine vision and a deep learning algorithm. First, the YOLOv5 object detection model identified the potatoes and other substances, such as stone, soil, and potato plant stem, on the potato harvester's conveyor. Further, each harvested potato identified by the YOLOv5 object detection model was assigned a unique ID by the DeepSORT deep learning algorithm to trace the harvested potatoes. Finally, these harvested potatoes were counted when they arrived at a certain point on the potato harvester's conveyor. A performance test on this potato yield monitoring system's YOLOv5 object detection model showed that this model had a precision, recall, mAP, and F1 score of 0.9997, 0.9994, 0.9872, and 0.9996, respectively. Hence, this research demonstrated machine vision and deep learning in a potato yield monitoring system. However, further research on the potato yield monitoring system developed by this research is necessary to create potato yield maps based on potato weight estimation and GPS.

Keywords : Deep Learning, Machine Vision, Potato Yield Monitoring, Precision Agriculture, YOLOv5

본 논문은 농촌진흥청 농업과학기술 연구개발사업의 연구과제(과제번호 : PJ01569501)로 수행되었음.

*Corresponding Author : Sang-Hee Lee(RDA)

email: shlee8868@korea.kr

Received March 28, 2022

Revised April 19, 2022

Accepted May 6, 2022

Published May 31, 2022

1. 서론

감자는 쌀, 밀, 옥수수과 더불어 세계 4대 식량자원 중 하나로 국내 재배면적은 2020년 23,599 ha, 생산량은 553,194 ton에 달하는 주요 발작물 중 하나이다[1]. 하지만, 농촌인구 감소와 고령화로 인해 인건비는 지속적으로 상승하여 생산비는 증가하고 있으며[2], FTA 등 시장개방 가속화로 값싼 농산물이 유입되고 있어 국내산 발작물의 경쟁력 확보가 필요하다[3]. 이에 대한 대안으로 투입자재를 절감하여 생산비는 줄이면서 생산성은 증가시킬 수 있는 정밀농업(Precision Agriculture)의 중요성이 대두되고 있다. 정밀농업은 포장 내 토양의 특성, 작물의 생육 및 수확량 등을 측정하고 탑재된 GPS(Global Positioning System)의 위치정보와 결합하여 포장 내 공간변이를 파악하여 위치별 특성에 맞춰 투입자원을 줄이면서 생산성은 높일 수 있는 농업을 말한다[4].

포장 내 수확량 변이 정보는 당해 연도 재배결과 및 다음 연도 계획 수립을 위한 기초적이며, 필수적인 정보로 중요성이 높다[5]. 수확량 측정을 위해 로드셀(Load Cell), 기계시각(Machine Vision), 포토센서(Photosensor)를 활용한 방법 등이 연구되었으며[6-12], 미국, 유럽 및 일본 등에서는 콤바인에 로드셀을 부착하여 수확량을 측정하는 시스템이 실용화되어 사용되고 있다.

기계시각을 활용한 수확량 측정 방법은 가장 많이 사용되고 있는 로드셀을 사용한 방법보다 공간의 제약을 받지 않고, 비교적 간단하게 시스템을 구성할 수 있어 적용 범위가 넓은 방법이다[13]. Larsson(1994)은 CCD카메라(Charge-Coupled Device Camera)를 컨베이어 벨트 끝단에 설치하여 투영면적의 픽셀 수 분석을 통해 떨어지는 감자의 크기를 측정하였으며[14], Hofstee와 Molema(2002)는 라인 스캔 카메라를 설치하여 2D 정보를 기반으로 대량 추정법을 개발하였다[12]. Yaowei Long(2018)은 스테레오비전을 이용하여 2차원 감자 영상에 깊이 정보를 더해 체적을 측정하였다[15]. Lee(2018)는 포장에 굴취된 감자의 영상을 획득하고 획득된 영상에서 감자를 검출하여 회귀식을 통해 무게를 추정하였다[13]. 하지만, 연속적으로 촬영되는 영상에서 겹치는 동일한 감자를 제거해야 하며, 경계 부분에 위치하여 잘린 감자를 제외하는 문제점이 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해서는 최근 산업에서 폭넓게 활용되고 있는 인공지능(Artificial Intelligence)의 활용이 대안이 될 수 있다. 객체검출(Object Detection)에 활용되는 인공지능경망으로는 RCNN(Region with

Convolutional Network), Fast RCNN, Faster RCNN 방식이 있다. 이러한 R-CNN 계열의 검출 방법들은 영상에서 물체가 있을법한 추측되는 후보를 뽑고(region proposal), 이후 검출기를 통하여 물체를 분류(classification)하는 두 개의 네트워크로 구성된 검출기(2-stage detector)이다. 이 방식은 정확도가 높다는 장점은 있으나 여전히 처리 속도에 한계가 있어 수확 작업 중 컨베이어에서 이송되는 감자를 실시간으로 검출하는데 한계가 있다. 반면, 기존 2-stage detector에서 region proposal 단계를 제거하고 한 번에 객체를 탐지하는 방식(1-stage detector)은 Localization 및 Classification이 동시에 이뤄지는데 속도는 매우 빠르지만, 정확도에 있어서 2-stage detector에 비해 다소 낮은 경향이 있다.

따라서, 본 연구에서는 컨베이어 이송 속도를 고려하여 1-stage detector 중 하나인 YOLOv5를 사용해 객체를 판별하고 추적하며 최종적으로 감자의 개수를 세는 시스템을 설계하고, 실제 감자 수확기에서 이송되는 영상을 활용하여 성능을 분석하였다.

2. 수확량 모니터링 시스템 구성

2.1 모니터링 시스템 설계



Fig. 1. Potatoes harvester used in image acquisition

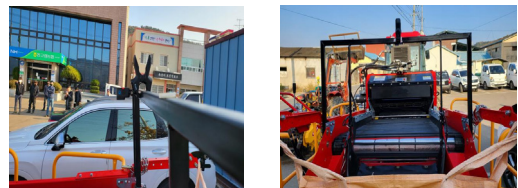


Fig. 2. View of installed camera on potatoes harvester

감자 수확량 모니터링 시스템은 다음과 같이 구성되었다. Fig. 1과 같은 수확기의 수집부 상단에 Fig. 2와 같이 감자 수확기의 2차 이송 컨베이어 끝단에 카메라

(GoPro Hero 10, GoPro, USA)를 부착하고 작업자의 1차 선별 이후 영상을 실시간으로 촬영하도록 구성하였다. 사용된 감자 수확기는 감자를 굴취하며 이물질들을 분리하고, 500 kg 톤백에 수집하는 수집형 수확기로 상세 제원은 Table 1과 같다.

Table 1. Specifications of potato harvester

Items	Specification
L×W×H(mm)	3,750 × 2,210 × 1,375
Weight(kg)	1,100
Effective working width(mm)	900
Collecting capacity(kg)	500

촬영된 영상은 딥러닝을 활용하여 감자 객체와 이물질들을 분류하고, 분류된 감자 객체에는 고유의 ID를 부여하여 객체를 추적하였다. 이후 각 객체가 영상 내 특정 위치에 도달하였을 때 객체를 카운팅하고 사진을 추출하였다. 본 연구에서 설계된 시스템은 크게 촬영, 분류, 추적, 처리 과정으로 이루어지며, 이를 도식화하면 Fig. 3과 같다.

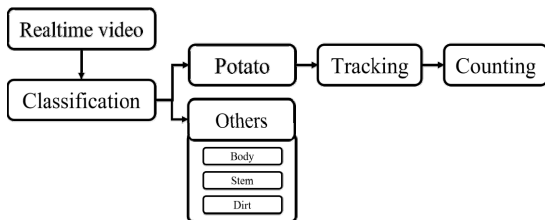


Fig. 3. Schematic diagram of potato yield monitoring system

2.2 딥러닝 기반 객체 분류

2.2.1 학습데이터

본 연구에서 사용된 학습데이터는 2021년 11월 18일 가을감자를 대상으로 경상남도 고령에 위치한 감자 재배 포장에서 획득하였다. 감자의 품종은 수미였으며, 파종 후 약 100일이 경과한 포장에서 수확 영상을 획득하였다. 영상 획득 시 영상 크기는 1090x1080 pixels, FPS는 240으로 촬영하였다. 촬영한 영상은 각 프레임의 이미지를 추출하였고, 이 중 감자가 온전히 컨베이어 내에 위치한 이미지만을 따로 선별하여 9,906개의 학습데이터를 구성하였다. 이미지 하단에 위치한 톤백 부분은 Detect 작업 시 제외되므로 Fig. 4와 같이 컨베이어 부분만을 잘라 해당 영역의 라벨링 작업을 수행하였다.

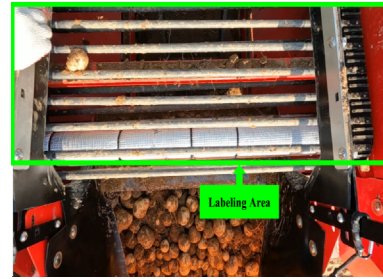


Fig. 4. Labeling area in image

라벨링 작업은 drainingsun GitHub에서 배포 중인 Ybat - YOLO Bbox Annotation Tool [16]을 사용하여 Fig. 5와 같이 감자, 흙·돌 등 이물질, 줄기, 신체 4가지로 분류하여 수행하였다.

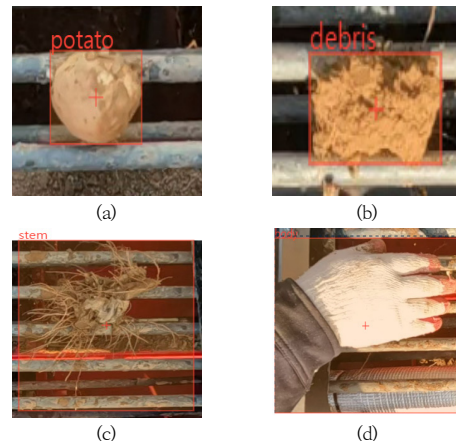


Fig. 5. Classification of materials in image for deep learning
(a) potato (b) debris (c) stem (d) body

이후 추가적인 데이터의 확보를 위해 python의 albumentation library[17]를 사용하여 Equalization, Flip(Horizontal, Vertical), Rotate, Brightness Contrast, Gaussian Blur, CLAHE, Gaussian Noise, HSV, Down scale, Sharpen, Random Gamma 기법에 가중치를 랜덤으로 주고 10세트씩 데이터를 증폭하였다. 추가적으로 모든 기법이 랜덤으로 적용된 데이터 10세트를 포함하여 전체 데이터를 227,838개로 증폭하였다.

2.2.2 학습 모델 - YOLOv5

본 연구에서는 감자의 객체를 분류하기 위하여 YOLOv5 알고리즘을 사용하였다. YOLO(You Only Look Once)는 v1에서 v5까지 여러 버전들이 발표되어

왔으며, 기본적으로 YOLO 알고리즘은 먼저 이미지를 SxS의 그리드로 나누고, 각 그리드 셀들의 Bounding Box와 confidence score를 예측한다.

이후 각 그리드를 합치는 과정에서 NMS(Non-maximum Suppression) 작업을 수행하여 Bounding Box의 위치를 조정하여 최종적인 객체를 추론하게 된다 [18]. 향후 수확기 내에 소형 컴퓨터를 부착하여 수확량 모니터링 시스템을 구축할 예정인 점과, 수확기 내 이동 속도가 빠르다는 점을 고려하여 본 연구에서는 YOLOv5 알고리즘을 선정하였다.

YOLOv5 알고리즘의 경우 네트워크의 크기에 따라 v5n, v5s, v5m, v5l, v5x로 나뉘는데, 가장 큰 모델인 v5x 네트워크 크기가 크고, 속도가 느린 대신 정확도가 높고, v5n으로 갈수록 정확도가 다소 낮아지는 대신 속도가 증가하게 된다. 본 연구에서는 전체 화면 대비 감자 객체의 크기와 수확기 내 감자의 이송 속도 그리고 모델 자체의 용량을 고려하여 상대적으로 모델 정확도는 낮으나 빠른 FPS를 보여주는 YOLOv5s 모델을 사용하였다.

학습에 사용된 PC 환경은 CPU는 AMD의 Ryzen 9 5950X 16 Core, GPU는 NVIDIA Geforce RTX 3090 2개, RAM은 128GB, OS는 Windows10 pro 64bit로 구성되었으며, Python - Pytorch를 사용하여 전체 데이터를 8:2 비율로 Train과 Valid로 랜덤하게 나누고 batch-size는 64로 300회 학습을 수행하였다.

2.3 객체 추적 - DeepSORT

수확기 내 컨베이어를 따라 흘러가는 감자의 수를 세기 위해서는 각 감자에 고유 ID를 부여하고, 이를 정확히 추적할 필요가 있다. 정확한 추적을 위해서는 각 개체에 부여된 고유의 ID가 변하지 않아야 하는데, 고전적으로 Kalman filter를 이용한 추적 알고리즘이 사용되어 왔다. 대표적으로는 SORT 알고리즘을 들 수 있는데, SORT 알고리즘은 Kalman filter와 Hungarian 알고리즘을 사용하여 영상 내 객체를 추적하는 알고리즘이다[19].

본 연구에서는 기존 SORT 알고리즘에 CNN을 추가하여 정확도를 높인 DeepSORT 알고리즘을 YOLOv5를 통하여 인식된 객체에 적용하여 추적하는 방법을 사용하였다. DeepSORT 알고리즘은 이전 프레임에서 추출한 객체 정보들을 Kalman filter를 이용하여 각 객체의 현재 값을 추정하고, 이 정보와 현재 프레임에서 추출한 객체들의 정보를 이용하여 Mahalanobis 거리를 구한다. 동시에 이전 프레임과 현재 프레임의 객체들의 특징값을 이용해 Cosine 거리를 구하고, 두 프레임의

Mahalanobis 거리 값과 Cosine 거리 값을 합쳐 Eq. (1)을 통해 계산된 c 값이 정해진 임계값 이상일 경우 두 프레임 내 객체는 같은 객체로 인식된다[20,21].

$$c = \lambda d_m + (1 - \lambda) d_c \quad (1)$$

Where, d_m denotes Mahalanobis distance, d_c denotes Cosine distance, λ denotes hyperparameter

추적된 감자 객체의 Bounding Box를 이용하여 객체의 중심 좌표가 Fig. 6과 같이 영상 내 미리 정해진 Counting Line을 통과할 경우, 카운팅 작업을 수행하였다. 또한 감자의 개체들은 유사한 모양들이 많아 동일 ID가 부여될 경우를 방지하기 위하여 End Line을 지날 경우, 동일 ID가 다시 부여되지 않도록 누적 방식을 사용하였다.

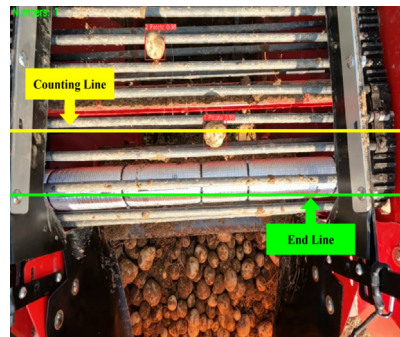


Fig. 6. Count line(yellow) and end line(green) in image

3. 구현 결과

3.1 수확량 모니터링 시스템 구현 결과

수확량 모니터링 시스템은 Python 언어를 이용하여 구현하였으며, 시스템은 영상부와 작업기록부로 구성되었다. Fig. 7 (a)는 수확량 모니터링 시스템의 영상부를 보여준다. 메인 윈도우는 2개의 탭으로 구성되어 있으며, 연결된 카메라 혹은 녹화된 비디오 영상을 입력으로 받아 첫 번째 탭 영역에 실시간 영상을 송출하게 된다. 이때 송출되는 영상은 YOLOv5 훈련 모델을 통해 감자가 검출될 시 Bounding Box로 표시하여 감자의 검출 유무를 실시간으로 확인할 수 있게 된다. 이후 검출된 감자 객체가 노란색으로 표시된 Counting Line에 도달할 시 메인 윈도우 아래 서브 윈도우 영역으로 검출된 객체들

의 모습을 확인할 수 있다. Fig. 7 (b)는 수확량 모니터링 시스템의 기록부를 나타낸다. 기록부는 크게 3부분으로 나누어져 있다. 메인 윈도우 우측 상단에는 초당 수확된 감자의 개수가 표시되며, 하단에는 시간에 따라 수확된 감자의 수를 그래프로 표현해 준다. 메인 윈도우의 2번째 탭의 테이블은 위의 정보 및 누적 개수를 테이블 형태로 기록되도록 구성하였다.

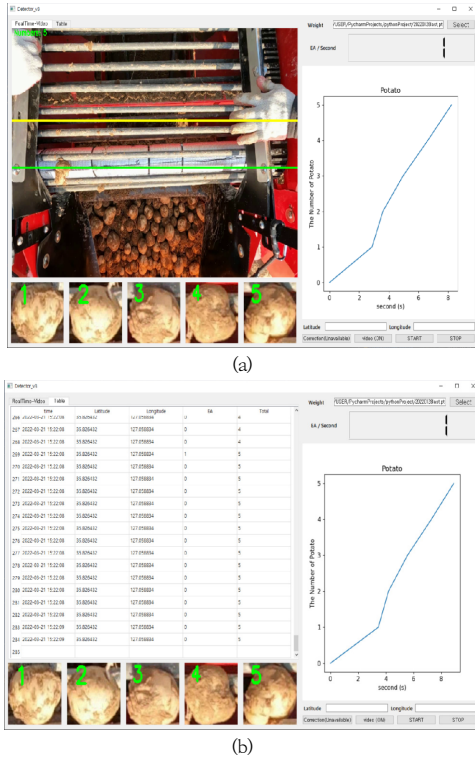


Fig. 7. potato yield monitoring system
(a) Imaging part (b) Record part

3.2 학습 모델 평가

본 연구에서는 YOLOv5 모델을 평가하기 위하여 정밀도(precision), 재현율(recall), mAP(mean Average Precision), F1 Score의 평가지표를 사용하였다. 정밀도와 재현율은 Eq. (2)와 Eq. (3)과 같이 계산되었으며, 데이터 클래스 간 불균형이 심할 때 사용되는 지표인 F1 Score는 정밀도와 재현율의 조화평균으로 Eq. (4)와 같이 계산되었다. 또한 컴퓨터 비전 분야에서 지표로 사용되는 mAP는 평가지표 중 하나로서 IoU(Intersection of Union) Threshold를 0.5에서 0.05씩 증가시켜 0.95까지 계산된 값들의 평균값을 사용하였다. 평가에

사용된 영상데이터는 학습데이터를 추출한 원본 영상과 실험실 내 실시간 영상을 사용하였다.

$$precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (2)$$

$$recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (3)$$

Where, *True Positive* denotes an outcome where the model correctly predicts the positive class, *False Positive* denotes an outcome where the model incorrectly predicts the positive class, *True Negative* denotes an outcome where the model correctly predicts the negative class, *False Negative* denotes an outcome where the model incorrectly predicts the negative class.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Table 2. Performance of training model

epoch	Precision	Recall	mAP ¹⁾ 0.5:0.95	F1 Score
1	0.8608	0.7793	0.5770	0.8180
100	0.9959	0.9966	0.9692	0.9827
200	0.9968	0.9979	0.9796	0.9974
300	0.9997	0.9994	0.9872	0.9996

¹⁾ mAP(mean Average Precision) : The mAP compares the ground-truth bounding box to the detected box and returns a score. mAP 0.5:0.95 is the average of this score over different IoU thresholds from 0.5 to 0.95 using step-size 0.05.



Fig. 8. Result of classification

평가 결과는 Table 2와 같이 학습 횟수(epoch)의 증

가에 따라 모든 평가지수가 증가하였다. 300회 학습하였을 때 정밀도, 재현율, mAP 및 F1 Score는 각각 0.9997, 0.9994, 0.9872, 0.9996으로 나타났으며, Fig. 8은 관심 영역에서 각 객체의 분류 결과를 보여준다.

3.3 문제점 및 개선 방향

수확량 모니터링 시스템을 설계하고 구현하는 동안 발생한 문제점과 개선해야 할 점이 있었는데, 가장 큰 부분은 훈련 데이터의 품질 문제였다. 감자 수확기를 이용하여 감자를 수확하게 되면 감자의 표면엔 흙이 묻어있는 상태이기 때문에 데이터 학습 시 사람의 눈으로도 감자와 흙덩어리의 구별이 쉽지 않았다. 이는 검출 결과에도 영향을 미쳤는데, 신체와 줄기의 경우 잘 분류되었으나, 감자와 크기, 색, 형태의 유사성이 높은 흙의 경우 오분류가 발생하기도 하였다. 감자 수확기 작업의 경우 컨베이어 내에서 작업자들이 손수 1차 분류를 수행하므로 유입되는 이물질의 양이 많진 않으나, 향후 이를 구분할 수 있는 연구가 필요하다고 판단된다.

또한 수확량 모니터링 시스템의 평가는 GoPro 카메라를 연결한 실험실 내 실시간 영상과 현장에서 수확 작업이 녹화된 영상 두 가지 영상을 이용하여 테스트를 진행하였다. 테스트 결과 실시간 영상(1080p, FPS 30)에서 프레임 드랍(frame drop) 현상이 발생하였다. 단순히 3.2에서 설명한 영상부만을 수행하였을 때는 동일 현상이 발생하지 않았으나, 후속 작업을 수행하면서 연산이 많아져 발생한 문제로 판단된다. 본 연구에서는 파이썬을 이용하여 프로그램을 구성하였으나, C, C++ 등 C 계열의 언어를 사용하면 빠른 연산 처리로 최적화에 크게 기여할 수 있을 것이라 판단된다. 또한 최대한 연산 부하가 걸리지 않도록 처리 단순화, 프레임 스킵(frame skip) 등의 기법을 적절히 도입할 필요가 있다고 판단된다.

4. 결론

본 연구는 영상과 최신 기술인 딥러닝 알고리즘을 이용하여 감자의 수확량 모니터링 시스템을 설계하고 성능을 평가하였다. 이를 위하여 감자 수확기 이송부에 카메라를 설치하여, 이송되는 감자와 이물질을 판별하는데 YOLOv5 알고리즘을 적용하였고, 이후 DeepSORT 알고리즘을 이용해 감자의 위치를 추적하고 특정 카운팅 라인에 도달하게 될 시 감자의 수를 누적하는 방식을 설계하였다. 파이썬을 사용하여 이러한 알고리즘이 적용된

프로그램을 구현하였다. 설계된 방식의 평가 결과를 요약하면 다음과 같다.

- 1) YOLOv5 알고리즘을 이용하여 감자 수확기 내 감자와 이물질의 판별이 가능하였으나, 검출기의 성능을 향상할 필요가 있다.
- 2) DeepSORT 알고리즘을 적용하여 각 개체를 추적하고 감자의 수를 카운팅하는 것은 가능하였으나, 실시간 영상에 적용하기 위해서 이러한 알고리즘을 최적화시킬 필요가 있다.
- 3) 본 연구를 통해 영상을 이용한 수확량 모니터링의 가능성을 확인할 수 있었지만, 최적 영상 처리 알고리즘, 감자와 흙 정확한 판단 등 성능을 향상시킬 수 있는 추가적인 연구가 필요하다. 더불어 영상을 이용한 감자의 무게 예측, GPS 센서의 추가 구성을 통해 위치별 감자 수확량 정보를 활용하여 최종적으로 수확량 지도까지 작성하는 연구를 수행할 예정이다. 또한, 본 연구에서와 같은 시스템을 적용하면 감자 외에도 양파 등과 같은 땅속 작물 수확 모니터링에도 적용할 수 있을 것이라 판단된다.

References

- [1] KOSIS, "Potatoes Production(Field)", Korea Statistical Information Service, 2022
Available From: <https://kosis.kr/>
- [2] W. S. Kang, Y. B. Shin, S. H. Kim and Y. C. Hahm, "Development of a potato harvester for tractors", *Journal of Biosystems Engineering*, Vol.18, Issue 1, pp.21-29, Mar. 1993.
- [3] I. S. Choi, *Design of the seed metering device for seeder of foxtail millet & sorghum*. Master's thesis, Chungnam National University, 2014.
- [4] R. Bongiovanni and J. Lowenberg-DeBoer, "Precision Agriculture and Sustainability", *Precision Agriculture*, Vol 5, pp.359-387. Aug. 2004.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/B:PRAG.0000040806.39604.a4>
- [5] C. K. Lee, Y. Choi, H. J. Jun, H. J. Kim, S. B. Lee and C. S. Ryu, "Development of a Rice Weighing System for Head-Feed Combine", *Journal of Biosystems Engineering*, Vol. 32, Issue 5, pp.332-338, Oct. 2007.
DOI: <https://doi.org/10.5307/JBE.2007.32.5.332>
- [6] BRAIN. Investigation reporter for precision agricultural mechanization technology in USA, 2000.
- [7] T. Chosa, K. Kobayashi, M. Daikoku. "Investigation of the deviation of the yield in a direct sowing paddy field", *Japanese Journal of Farm works research*, Vol.

33, Extra Issue 1, pp.27-28. 1998.

[8] K. Kobayashi, Y. Kanetani, Y. Ogura, Y. Sasaki and K. Tasaka, "Prototype yeild monitoring comnines(head-feed type)", *Japanese Journal of Farm works research*, Vol. 33, Extra Issue 1, pp.29-30. 1998.

[9] P. Reyns, B. Missotten H. Ramon and J. De Baerdemaeker, "A review of combine sensors for precision farming", *Precision Agriculture*, Vol. 3, pp.169-182. June 1998.
DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1013823603735>

[10] R. Chinchuluun, and W. S. Lee, "Machine vision-based citrus yield mapping system", *Proceedings of the Florida State horticultural society*. Florida State Horticultural Society, Tampa, Florida, Vol. 119, June 2006.

[11] D. A. Persson, L. Eklundh, P. -A. Algerbo, "Evaluation of an Optical sensor for tuber yield monitoring", *Transactions of the ASAE*, Vol. 47, 5, pp.1851-1856, 2004.
DOI: <http://dx.doi.org/10.13031/2013.17602>

[12] J. W. Hofstee and G. J. Molema, "Machine vision based yield mapping potatoes", *2002 ASAE Annual Meeting*, American Society of Agricultural and Biological Engineers, St. Joseph, Michigan, No. 021200, 2002
DOI: <https://doi.org/10.13031/2013.9699>

[13] Y. J. Lee, *Development of potato yield monitoring system using machine vision*, Master's thesis, Kangwon National University, 2019

[14] K. Larsson, "Bildbehandlingsteknik för sortening av potatis", *Teknik för Lantbruket*, 43, pp. 7, 1994

[15] Y. Long, Y. Wang, Z. Zhai, L. Wu, M. Li, H. Sun and Q. Su, "Potato volume measurement based on RGB-D camera", *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 51, 17, pp.515-520, Sept. 2018
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.157>

[16] drainingsun, "ybat - YOLO BBox Annotation Tool", Available From: <https://github.com/drainingsun/ybat>

[17] A. Buslaev, V. I. Iglovikov, E. Khyedchenya, A. Parinov, M. Druzhinin and A. A. Kalinin, "Albumentations: fast and flexible image augmentations", *Information*, Vol. 11, 2, 125.
DOI: <https://doi.org/10.3390/info11020125>

[18] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection", *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, IEEE, Las Vegas, NV, USA, June 2016.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

[19] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos and B. Upcroft, "Simple online and realtime tracking", *In 2016 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, IEEE, Phoenix, AZ, USA, pp.3464-3468, Sept. 2016.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICIP.2016.7533003>

[20] N. Wojke, A. Bewley and D. Paulus, "Simple online

and realtime tracking with a deep association metric", *In 2017 IEEE international conference on image processing (ICIP)*, IEEE, Beijing, China, pp.3645-3649, Sept. 2017.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICIP.2017.8296962>

[21] S. J. Yang, I. H. Jung, D. H. Kang and H. B. Baek, "Real-time multi-object tracking using mixture of SORT and DeepSORT", *Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 19, No. 10, pp.1-9, Oct. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.14801/jkiit.2021.19.10.1>

장 성 혁(Sung-Hyuk Jang)

[정회원]



- 2018년 2월 : 전북대학교 대학원 농업기계공학과 (공학석사)
- 2021년 9월 ~ 현재 : 국립농업과학원 석사후연구원

<관심분야>

농업기계, 정밀농업

이 상 희(Sang-Hee Lee)

[준회원]



- 2018년 2월 : 전북대학교 대학원 농업기계공학과 (공학석사)
- 2015년 10월 ~ 현재 : 국립농업과학원 농업연구사

<관심분야>

농업기계, 정밀농업

최 용(Yong Choi)

[정회원]



- 2001년 8월 : 전남대학교 대학원
농공학과 (공학석사)
- 2006년 2월 : 전남대학교 대학원
농공학과 (공학박사)
- 2007년 7월 ~ 현재 : 국립농업과
학원 농업연구관

〈관심분야〉

농업기계, 자동제어

김 태 형(Tae-Hyung Kim)

[준회원]



- 2019년 2월 : 전북대학교 대학원
농업기계학과 (공학석사)
- 2019년 5월 ~ 현재 : 국립농업과
학원 석사후연구원

〈관심분야〉

농업기계, 정밀농업

신 소 영(So-Young Shin)

[정회원]



- 2017년 9월 : 규슈대학교 대학원
생물자원환경과학부 (농학석사)
- 2020년 9월 : 규슈대학교 대학원
생물자원환경과학부 (농학박사)
- 2020년 10월 ~ 현재 : 국립농업과
학원 박사후연구원

〈관심분야〉

농업기계, 농기계안전성