

딥러닝 기반 등검은말벌 모니터링 시스템 개발

김경철*, 서다솜, 최인찬, 홍영기, 김국환, 권경도
농촌진흥청 국립농업과학원 스마트팜개발과

Development of *Vespa velutina* Monitoring System Based on Deep Learning

Kyoung-Chul Kim*, Dasom Seo, Inchan Choi,
Young-Ki Hong, Gookhwan Kim, Kyung-Do Kwon

Division of Smart farm Development, National Institute of Agricultural Sciences, RDA

요약 4차 산업혁명 관련 기술들이 발전함에 따라, 농업 분야에도 이를 활용한 연구가 증가하고 있다. 특히, 이미지 활용 객체 인식 또는 분류에 인공지능 기술을 적용하여 농업 현장의 문제를 해결하고자 하고 있다. 최근 양봉산업에서 꿀벌 개체 수의 감소는 매우 중요한 문제 중 하나이다. 이에 대한 원인 중 가장 큰 비중을 차지하고 있는 말벌의 출현 정보를 작업자에게 전달하기 위한 모니터링 시스템을 개발하고자 한다. 대부분의 양봉장의 경우 전력공급에 제한이 있어, 저전력 기반의 태양광 충전시스템이 적용된 이미지 취득 시스템을 개발하였다. 아울러 개체 인식을 위해서 딥러닝(Yolo) 기술을 적용하여 꿀벌과 등검은말벌을 구분하여 인식할 수 있도록 하였다. 등검은말벌 인식을 위한 이미지 데이터 1,928개 중 1,350장(약 70%)는 기계학습에 사용하였으며, 나머지 578장(약 30%)로 검증을 하였다. 연구 결과 기계학습 프로세서는 약 98.2%의 정확도로 인식할 수 있었다. 추가로 현장에서 촬영된 추가 동영상 데이터를 활용하여 등검은말벌의 출현을 인지할 수 있었다. 등검은말벌 출현 알림 자동화 시스템을 통하여 말벌로부터 꿀벌의 개체수 감소를 억제할 것으로 판단되며, 향후 등검은말벌집 탐색을 위한 연구로 확대할 예정이다.

Abstract As the 4th industrial revolution technologies develop, research conducted using these technologies is also increasing in several fields, including agriculture. In particular, these technologies solve problems in the agricultural sector by applying artificial intelligence technology to image-based object recognition or classification. The recent decline in the number of bees is one of the most important issues in the beekeeping industry. We intend to develop a monitoring system to inform the appearance of wasps, which is the most significant cause for the decline in the number of bees. Most apiaries have limited power supply, so we developed an image acquisition system with a low power-based solar charging system. In addition, we applied deep learning (Yolo) technology for individual recognition distinguishing the bees and *Vespa velutina*. We used 1,350 images (about 70%) of 1,928 image data to train the black wasp recognizing machine learning and verified the remaining 578 images (about 30%). At the end of the study, the machine learning processor was able to recognize black wasps with an accuracy of about 98.2%. In addition, we were able to recognize the appearance of the *Vespa velutina* by using additional video data recorded on site. It is judged that the decrease in the number of bees from wasps can be suppressed through the automated system of notifying the appearance of *Vespa velutina*. In the future, it is planned to expand the study to explore the nearby *Vespa velutina* nest.

Keywords : Digital Agriculture, Machine Learning, Monitoring System, *Vespa Velutina*, Yolo V3

본 논문은 농촌진흥청 연구사업(PJ01497002)의 연구과제로 수행되었음.

*Corresponding Author : Kyoung-Chul Kim(National Institute of Agricultural Sciences)

email: kkcsmole@korea.kr

Received August 18, 2021

Revised September 27, 2021

Accepted October 1, 2021

Published October 31, 2021

1. 서론

농업은 인류가 삶을 유지하기 위해 가장 기본적인 자원을 제공하고 있는 산업이다. 온실가스 배출량 증가에 따른 기상이변 및 환경 오염으로 인해 미래 식량 자원 확보가 요구되고 있으며, 이를 위한 다양한 방법들이 연구되고 있다.

이중 양봉산업은 농작물의 화분 매개 기능을 하고 있어 자연환경 보전에 중요한 역할을 하고 있다. 아울러, 양봉 부산물 생산을 통한 농가의 경제적 가치 창출에도 기여하고 있다. 식량 자원의 안정적인 확보를 위해서는 화분 매개 기능이 매우 중요하나, 최근 다양한 말벌의 증가로 문제가 발생하고 있다. 이들 말벌은 양봉 산업에서 가장 위협적인 꿀벌의 포식자로 화분 매개 생태계 서비스를 감소시키고 있다[1,2]. 국내에서는 Fig. 1과 같이 다양한 종류가 존재하며, 개체 수는 꾸준히 증가하고 있다. 특히 외래종인 등검은말벌의 비율이 급증하고 있다.



Fig. 1. Type of Domestic wasp

토종 말벌인 장수말벌의 경우 벌통을 직접 공격하기 때문에 농장주의 초기 대응이 가능하나, 등검은말벌의 경우 벌통 근처에서 제자리비행을 하며 꿀벌을 사냥하기 때문에 초기 대응이 어려워 더욱 큰 피해가 발생하고 있다. 이에 본연구에서는 이러한 문제를 해결하고자 실시간 모니터링이 가능한 시스템을 개발하게 되었다. 이를 위해 객체 인식을 위한 다양한 딥러닝 모델 R-CNN, Fast R-CNN [3], Faster R-CNN [4], Mask R-CNN [5] 등이 있다[6]. 본 연구에서는 R-CNN 기반 알고리즘들의 느린 처리 속도를 보완하기 위해 등장한 YOLO(You Only Look Once) 모델을 사용하였으며, 그중 바운딩 박스 예측 단계에 객체 수를 예측하고 앵커(Anchor)박스와 정답(Ground truth) 박스 사이의 IOU(Intersection Over Union)가 가장 높은 박스를 매칭시키는 V3[7-9, 11]를 적용하였다.

본 연구를 통하여 양봉장에서 등검은말벌의 출현을 신속하게 농장주에게 알려주는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 등검은말벌과 꿀벌에 대한 이미지를 실시간으로 취득할 수 있는 시스템을 개발하고, Yolo V3 모델을 활용한 인식 모델을 개발하고자 한다.

2. 모니터링 시스템

등검은말벌 출현 알림을 위해서는 영상 이미지 기반의 양봉장 감시 모니터링 시스템이 필요하다. 이를 위해 영상 이미지를 실시간으로 취득할 수 있는 시스템과 객체 식별을 위한 딥러닝 프로그램으로 구분하여 개발하였다.

2.1 이미지 취득 시스템

본 시스템은 Fig. 2와 같이 복수개의 영상 이미지 취득 센서와 영상 데이터 무선 전송 시스템 그리고 한 개의 분석 시스템으로 구성하였다. 양봉장의 규모에 따라 영상 이미지 취득 센서의 수량이 증가할 수 있기 때문이다. 또한 장기간 외부에 노출되기 때문에 별도의 모듈로 구성하였으며, 시장에서 구입이 쉬운 제품으로 구성하였다.

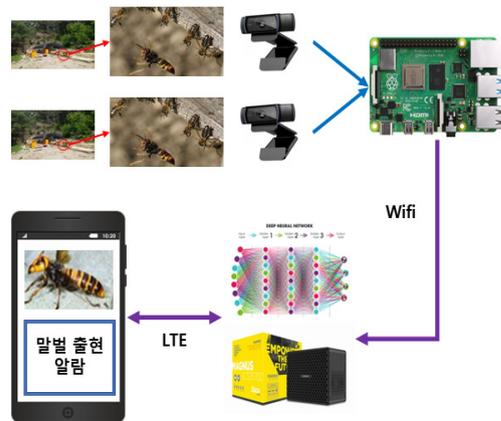


Fig. 2. System configuration

영상 이미지 취득 센서는 로지텍의 C920(FHD, 30fps)을 사용하였으며, 영상 이미지 취득은 1920X1080, 5로 실시하였다. 취득된 영상 이미지 정보를 분석 시스템으로 전송하기 위해 라즈베리파이 V4를 사용하였다. 이때 소켓 통신을 사용하여 무선(Wifi)통신을 통해 분석 시스템으로 영상 이미지 데이터를 전송하였다. 이미지 해상도가 높은 경우 무선 통신 전송시 데이터가 손실되거나, 처리속도에 비해 전송속도가 느려 시스템이 번아웃(Burn Out) 되는경우가 발생하였다. 이러한 이유로 원활한 데이터 전송을 위해 영상 이미지의 해상도는 640X480 로 변환하여 전송하였다. 분석 시스템은 인공지능 객체 인식을 위해 GPU (RTX2070)가 탑재된 저전력 기반의 베어본 PC를 사용하였다.

2.2 전원 공급 장치

대부분의 양봉장은 도심과 떨어진 산속에 있어, 전력 공급이 원활하지 않다. 이러한 이유로 이미지 취득 시스템의 전력공급은 Fig. 3과 같이 태양광 발전 시스템을 적용하였다. 이를 위해 모니터링 시스템에 대한 소비 전력을 표 1과 같이 분석하고 이를 통하여 태양광 충전시스템에 대한 개념 설계를 하였다.



Fig. 3. Example of Solar charging

Table 1. Analysis of electric power

Device	Voltage [V]	Max. Current [A]	Power [W]
Image sensor (Web CAM)	5	1	5
Wireless transmission (Raspberry Pi 4)	5	3	15
Analysis System (RTX2070)	19.5	16.4	320
Etc (Light & FAN)	12	2A	24
Total			364

공급 전압 24V에 약 370W의 전력이 요구되는 것을 확인할 수 있었다. 태양이 떠 있는 동안에만 활동을 하는 말벌의 특성상 본 시스템에 요구되는 작동 시간은 약 10 시간이다. 이는 태양광 충전이 이루어지는 시간에만 시스템이 동작한다. 아울러 태양광 충전이 어려운 날씨에는 말벌이 활동하지 않는다. 이를 고려하여 태양광 충전 판넬은 300W/h 모듈 2장과 충전 컨트롤러 (Tracer3210A)는 24V, 780W 제어가 가능한 제품을 적용하였다. 배터리는 리튬인산철(LiFePO₄) 배터리(24V, 30A) 두개를 병렬로 연결하여 충전하였다.

3. 딥러닝 기반 인식 시스템

영상 이미지 기반 개체 인식 알고리즘을 개발하기 위해 딥러닝 기술을 활용하여 이미지 전처리, 기계학습 그리고 모델 검증을 하였다.

3.1 인식 모델

본 연구에서는 객체 인식률이 높은 Yolo V3 모델을 사용하여 등검은말벌을 인식하였다. 해당 모델은 인식 대상의 종류와 위치를 추측하기 위해 Fig. 4와 같이 단일 네트워크에서 여러 개의 박스에 대해서 객체 확률을 수식 1과 같이 계산된다. 인식 대상 이미지의 분류를 위해서 Fig. 5와 같은 네트워크 구조를 갖는다[7].

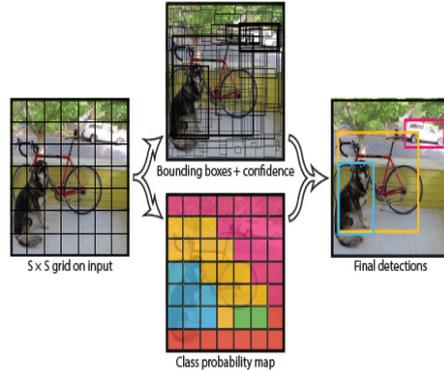


Fig. 4. Example of recognition model

$$\Pr(Class_i | Object) \times \Pr(Object) \times IOU_{pred}^{truth} = \Pr(Class_i) \times IOU_{pred}^{truth} \quad (1)$$

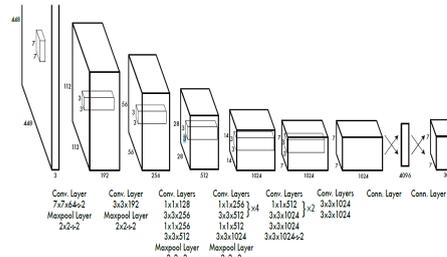


Fig. 5. Architecture of recognition model

3.2 기계학습 데이터 전처리 및 결과

기계학습 방법 중에서 지도학습은 데이터에 대한 명시적인 정답에 대해 라벨링을 통해 학습 시키는 방식이다. 지도학습의 정확도를 높이기 위해서는 모델을 설계하는 작업 못지않게 좋은 데이터를 획득하고 획득된 데이터에 대한 전처리 작업이 매우 중요하다[6]. 기계학습을 위해 수집된 이미지 데이터는 등검은말벌 482장에 대해 이미지 데이터 증강을 통하여 총 1,928개의 데이터중 약 70%인 1,350개는 학습에 사용하였으며 나머지 578개는 검증에 활용하였다. 이때 사용한 데이터 증강 방법은 좌/

우, 상/하 반전 그리고 일부는 회전을 통하여 이미지의 개수를 증가하였다. 이후 Fig. 6과 같이 해당 영역에 대한 이미지 라벨링을 실시하였다.

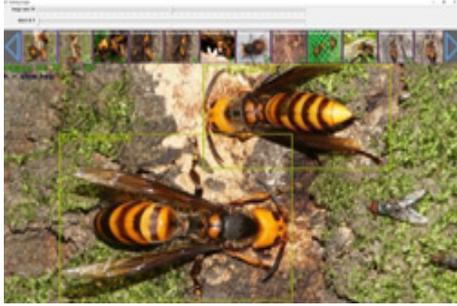


Fig. 6. Example of data labeling

기계학습은 Fig. 7과 같이 오차가 더 이상 증가하지 않을 때까지 실시하였으며 이때 반복 계산 횟수는 45,000번이다. 학습 오차는 수식 2와 같이 표현되며 [10], 학습 결과 프로세서 정확도(mAP)는 약 98.2%가 도출되었다. 수식 2에서 I_{ij}^{obj} 는 대상 물체가 존재하는 그리드셀의 테두리 상자의 픽셀 좌표를 의미하며, I_{ij}^{noobj} 는 대상 물체가 존재하지 않는 그리드셀의 테두리 상자의 픽셀 좌표를 의미한다. 두 번째 항은 대상 물체가 존재하는 그리드셀 테두리 상자에 대한 폭(w)과 높이(h)에 대한 오차를 계산한 것이다. 세 번째 항은 대상 물체가 존재하는 그리드셀 테두리 상자에 대한 Confidence score의 오차를 계산($C_i = 1$)한 것이며, 네 번째 항은 대상 물체가 존재하지 않는 그리드셀의 Confidence score의 오차값을 계산($C_i = 0$)한 것이다.

$$\begin{aligned}
 & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] \\
 & + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2] \\
 & + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\
 & + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B I_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\
 & + \sum_{i=0}^{S^2} I_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

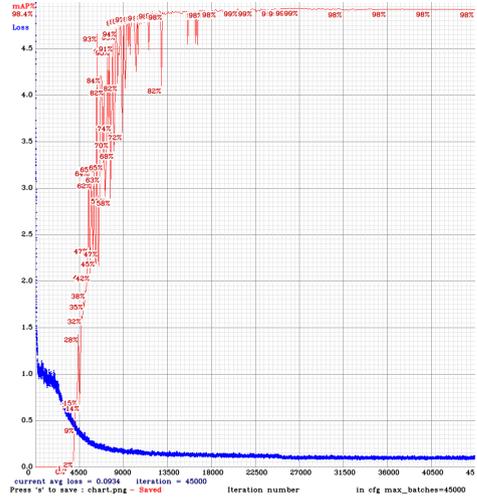


Fig. 7. Result of Machine Learning

기계학습을 통해 도출된 인식 모델을 검증 데이터를 활용하여 인식 여부를 Fig. 8과 같이 확인하였으며, Fig. 9와 같이 실제 양봉장에 등검은말벌이 출현한 동영상에 적용하여 인식 가능 여부를 추가로 검증하였다. 이때 처리능력은 평균 약 1.6fps 이었다.

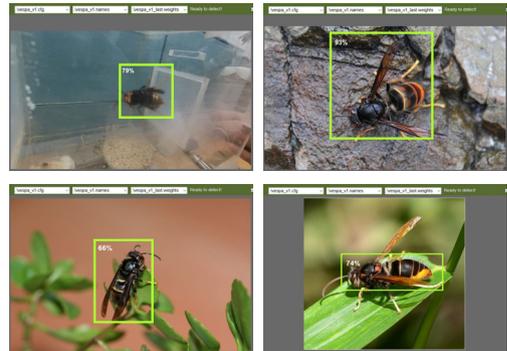


Fig. 8. Result of test set data



Fig. 9. Result of video application

3. 결론

본 논문은 벌들의 객체 수 감소를 억제하기 위해 등검은말벌에 대해 출현 알림을 위한 모니터링 시스템 개발 관련 연구이다.

모니터링 시스템을 개발하기 위해 저전력 기반의 태양광 충전시스템이 적용된 영상 이미지 취득 시스템을 개발하였다. 취득된 영상 이미지에 대한 분석을 위해 딥러닝 기반 Yolo V3를 활용하여 기계학습을 실시하고 이에 대한 인식 알고리즘을 적용하였다. 학습 결과 약 98.2%의 높은 인식 정확도가 도출되었다. 이를 실제 양봉장에서 습득한 영상에 대해 추가 검증을 통하여 인식 기능 여부를 확인하였다.

본 연구 결과를 통하여 농업 분야 인공지능 적용에 도움이 될 것으로 판단된다. 또한, 추후 본 시스템에 대한 현장 적용을 통하여 말벌로부터 꿀벌의 피해를 절감할 수 있을 것으로 예상된다.

References

[1] D. Kim, C. Jung, "Study on Defensive Behavioral Mechanism of Vaspa Hornets by Anthropogenic External Disturbance", Journal of Apiculture, Vol.34, No.3, pp.181-187, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.17519/apiculture.2019.09.34.3.181>

[2] Choi, M. B., J. K. Kim and J. W. Lee. "Checklist and distribution of Korean vespidae revisited" Korean J. Appl. Entomol. Vol.52, No.2 pp85-89, 2013.
DOI: <https://doi.org/10.5656/KSAE.2013.02.1.072>

[3] Girshick, Ross. "Fast r-cnn," Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015.

[4] Ren, Shaoqing, et al. "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," Advances in neural information processing systems. 2015.

[5] He, Kaiming, et al. "Mask r-cnn," Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017.

[6] Y. Jeong, Y. H. Lee, I. Ansari, C.H. Lee, "Real Time Hornet Classification System Based on Deep Learning", Journal of Inst. Korean electr. electron. eng., Vol.24, No.4, pp1141-1147, Dec. 2020.
DOI: <https://dx.doi.org/10.7471/ikeee.2020.24.4.1141221>

[7] J. Redmon, A. Farhadi "YOLOv3: An Incremental Improvement" arXiv:1804.02767v1, cs.CV, 8, Apr, 2018.

[8] H. J. Jeong, K. S. Park, Y. G. Ha, "Image preprocessing for efficient training of YOLO deep

learning networks," Proceeding of 2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), IEEE, pp. 635-637, Jan 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1109/BigComp.2018.00113>

[9] Y. Tien, G. Yang, Z. Wang, H. Wang, E. Li, Z. Liang, "Apple detection during defferent growth stage in orchards using the improved YOLO-V3 model," Computers and Electronis in Agriculture, vol. 153, pp. 417-426, 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.012>

[10] J. Chung, J. J. Kim, D. M. Shin, "Vehicle Height Detection System using Deep Learning-based Image Processing" Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol.22, No.7, pp.621-626, 2021.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.7.621>

[11] WILSON, Phillip Ian, FERNANDEZ, John. "Facial feature detection using Haar classifiers," Journal of Computing Sciences in Colleges, Vol.21, No.4, pp.127-133, 2006.

김 경 철(Kyoung Chul Kim)

[정회원]



- 2009년 2월 : 전북대학교 정밀기 계공학과 (공학석사)
- 2015년 8월 : 전북대학교 정밀기 계공학과 (공학박사)
- 2016년 7월 ~ 2019년 1월 : 농업 기술실용화재단 연구원
- 2019년 2월 ~ 현재 : 국립농업과학원 스마트팜개발과 연구사

<관심분야>

농업 로봇, 농업 인공지능, 농업 드론

서 다 슴(Dasom Seo)

[정회원]



- 2019년 2월 : 전북대학교 컴퓨터 공학전공 (공학석사)
- 2019년 6월 ~ 현재 : 국립농업과학원 스마트팜개발과 전문연구원

<관심분야>

인공지능, 컴퓨터비전, XAI

최 인 찬(Inchan Choi)

[정회원]



- 2003년 8월 : 중앙대학교 전자전기공학부 (공학석사)
- 2009년 2월 : 중앙대학교 전자전기공학부 (공학박사)
- 2011년 3월 ~ 2013년 2월 : 펜실베이니아대학교 의과대학 박사후연구원

• 2015년 7월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립농업과학원 농업연구관

<관심분야>

지능시스템, 인공지능, 복합환경제어

권 경 도(Kyung-Do Kwon)

[정회원]



- 2017년 2월 : 충남대학교 일반대학원 농업기계공학과 (공학석사)
- 2020년 9월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립농업과학원 농업연구사

<관심분야>

영상처리, 인공지능

홍 영 기(Young-Ki Hong)

[정회원]



- 2001년 3월 : 일본 동경농업대학교 농업공학전공 (공학석사)
- 2004년 3월 : 일본 동경농업대학교 생물환경조절학전공 (공학박사)
- 2004년 4월 ~ 2006년 3월 : 일본 동경농업대학교 종합연구소 박사후연구원

• 2007년 12월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립농업과학원 농업연구관

<관심분야>

영상처리, 패턴인식, 기계학습, 인공지능, 정보통신

김 국 환(Gookhwan Kim)

[정회원]



- 2003년 2월 : 경희대학교 일반대학원 기계공학과 (공학석사)
- 2010년 2월 : 경희대학교 일반대학원 기계공학과 (공학박사)
- 2010년 3월 ~ 2014년 12월 : 농촌진흥청 국립농업과학원 PostDoc.
- 2015년 1월 ~ 현재 : 농촌진흥청 국립농업과학원 재직

<관심분야>

농업로봇, 자율항법기술