



ViT 기반 해충 분류 모델 및 웹기반 서비스 개발

Development of insect classification model and web-based service based on ViT

정재영¹, 하다은¹, 양희원¹, 전해진¹, 석승원¹, 김솔희¹, 신태영², 김태곤^{1*}

Jaeyoung Jung¹, Daeun Ha¹, Huiwon Yang¹, Hyejin Jeon¹, Seungwon Seok¹, Solhee Kim¹, Tae Young Shin², Taegon Kim^{1*}

¹전북대학교 스마트팜학과, ²전북대학교 농생명학과

¹Department of Smart Farm, Jeonbuk National University, Jeonju 54896, Korea

²Department of Agricultural Biology, Jeonbuk National University, Jeonju 54896, Korea

2023 생물환경조절학회 추계학술발표회

2023. 09. 21 ~ 2023. 09. 22

서울대학교 시흥캠퍼스

Introduction

- 해충 발생 시기와 그 종류가 매우 다양하며, 피해 정도가 크기 때문에 농산물 품질과 생산성 제고를 위해 해충 예찰 및 방제가 필요함.
- 기존의 해충 검출은 사람의 육안으로 확인 후, 전문가에 의해 예찰 및 방제가 수행되어 많은 비용과 시간이 투자되었음.
- 딥러닝 기반의 이미지 분석 기법을 통해 해충을 자동 인식 및 분류함으로써 전문가 지식을 모델에 내재하고, 병충해 진단에 필요한 노동력 및 처리 시간을 최소화해 농가의 부담을 줄이기 위한 연구가 필요함.

ViT와 기존의 연구에서 주로 사용되었던 CNN를 비교하고 개발한 해충 분류 모델을 Gradio를 이용하여 웹 기반 서비스로 구현함.

Materials & Methods

학습 이미지 데이터 수집

- 데이터 출처
- 총 2,253장: 정상(188장), 진딧물(742장), 담배가루이 성충(708장), 약충(615장)



Fig. 1. 학습 이미지

이미지 데이터 전처리

- 데이터 증강 후 총 6,759장: 상하좌우반전, 상하반전, 좌우반전
- 이미지 크기: 224 X 224
- PNG 형식으로 통일



Fig. 2. 증강 후 이미지

모델 학습

- 딥러닝 모델: ViT(Vision Transformer), CNN(Convolutional Neural Network)
- Python 3.8, PyTorch 1.31.1
- 학습 이미지: 전체 80% (5,407장)
- 검증 이미지: 전체 20% (1,352장)
- 평가지표: F1-Score, Accuracy

Table 1. 모델 학습 파라미터

모델	ViT	CNN
Epoch	10	70
Learning rate	2e-5	0.001
Batch size	8	8

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

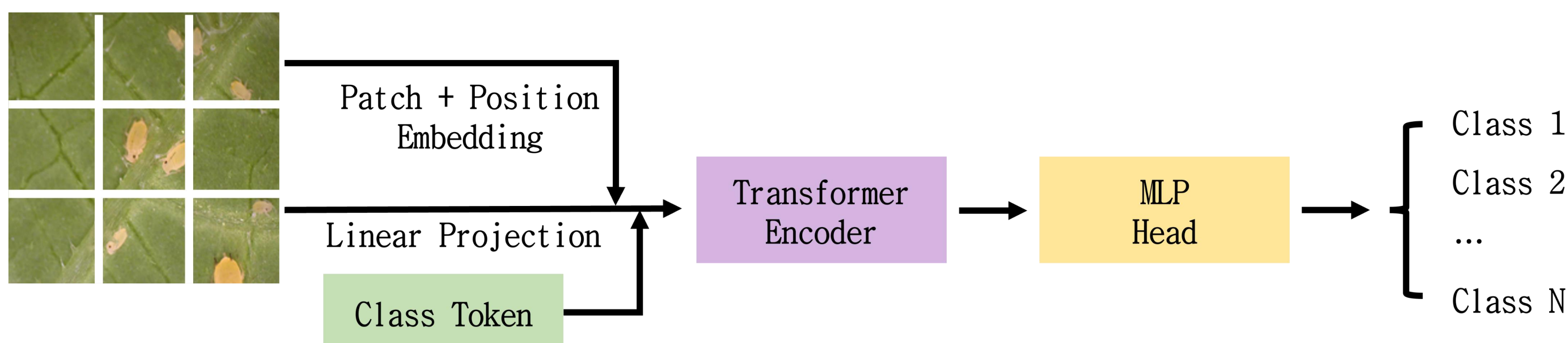


Fig. 3. ViT(Vision Transformer) 구조 (Alexey Dosovitskiy, 2021)

Results

ViT와 CNN 모델 학습 결과

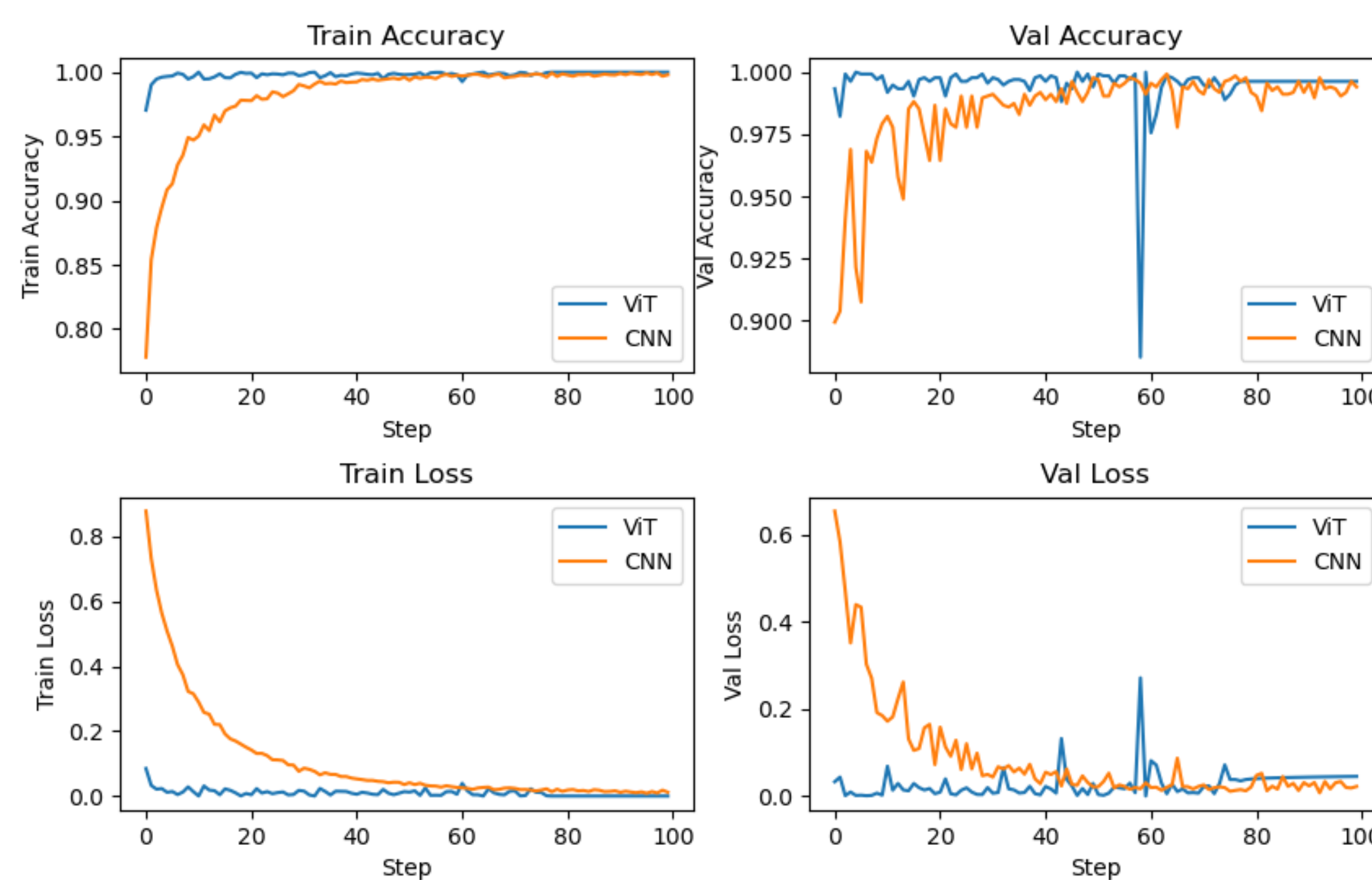


Fig. 4. ViT와 CNN 모델 학습 결과

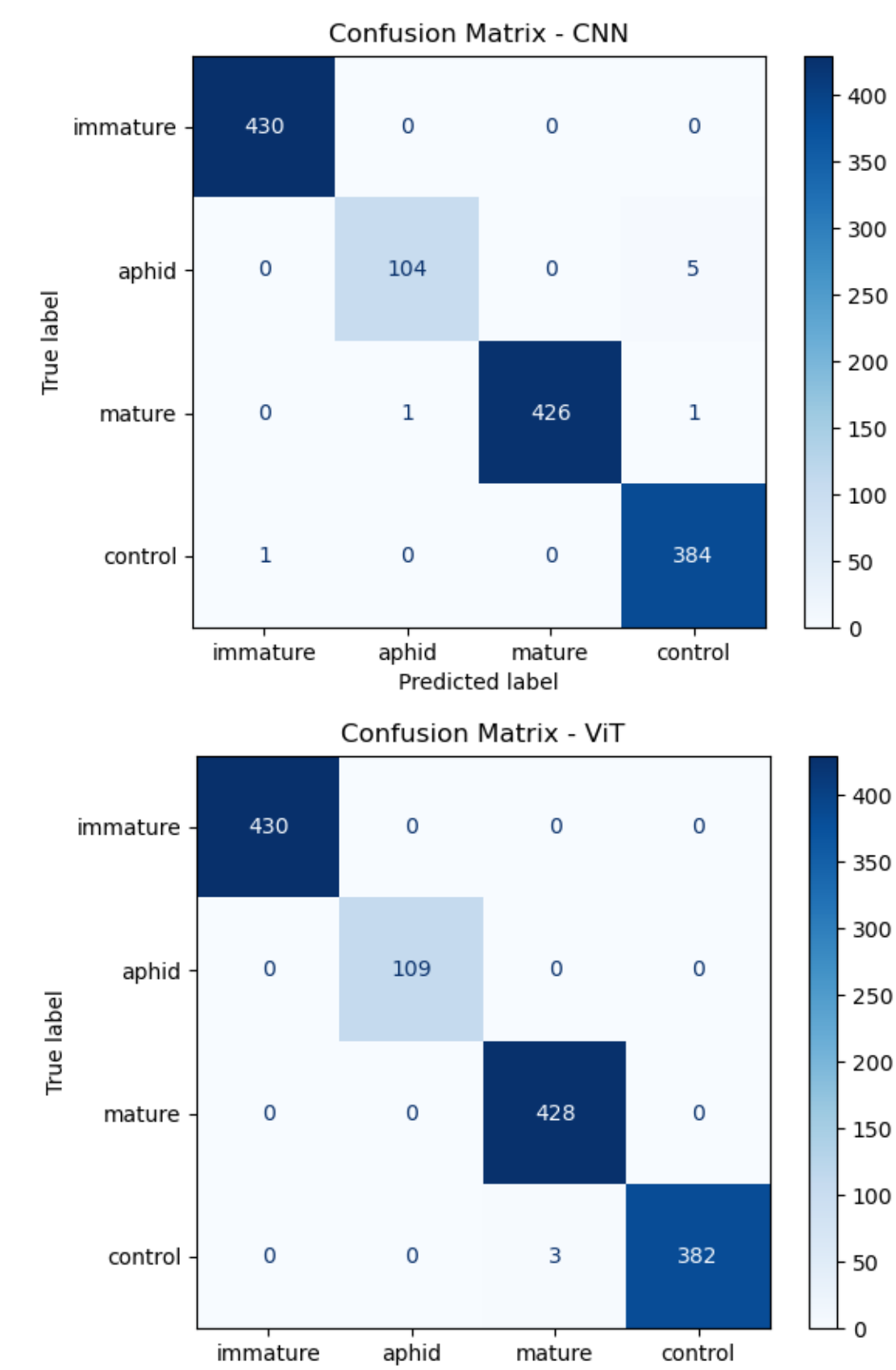


Fig. 5. ViT와 CNN Confusion Matrix

Table 2. ViT와 CNN 평가 결과

모델	평가지표	정상	진딧물	담배가루이	
				성충	약충
ViT	F1-Score	1.00	1.00	1.00	1.00
	Accuracy	1.00	1.00	0.99	1.00
CNN	F1-Score	1.00	0.99	0.97	1.00
	Accuracy	1.00	0.98	0.99	1.00

- CNN, ViT 모두 해충 분류 성능은 우수하나, ViT의 정확도가 더 높음(Fig. 4).
- CNN 오분류 이미지 확인 결과 정상을 성충으로 분류하는 경우가 발생하며, 이미지가 모호한 것으로 확인 됨(Fig. 5, 6).
- ViT 오분류 이미지 확인 결과 성충을 정상으로 분류하는 경우가 발생함(Fig. 7).



Fig. 6. CNN 오분류 이미지 확인 결과



Fig. 7. ViT 오분류 이미지 확인 결과

Gradio를 이용한 웹 기반 서비스 구현

- 머신러닝/딥러닝 모델을 웹 애플리케이션 형태로 빌드하고 배포할 수 있도록 하는 Python 라이브러리인 Gradio를 사용하여 해충 분류 웹 서비스를 구현함(Fig. 7).
- 사용자가 ViT와 CNN 모델 중 택 1 하여 분류 결과를 확인할 수 있도록 함.
- Softmax 함수를 사용하여 모델의 출력을 확률로 변환하고 분류 결과의 정확도를 확인할 수 있도록 함.

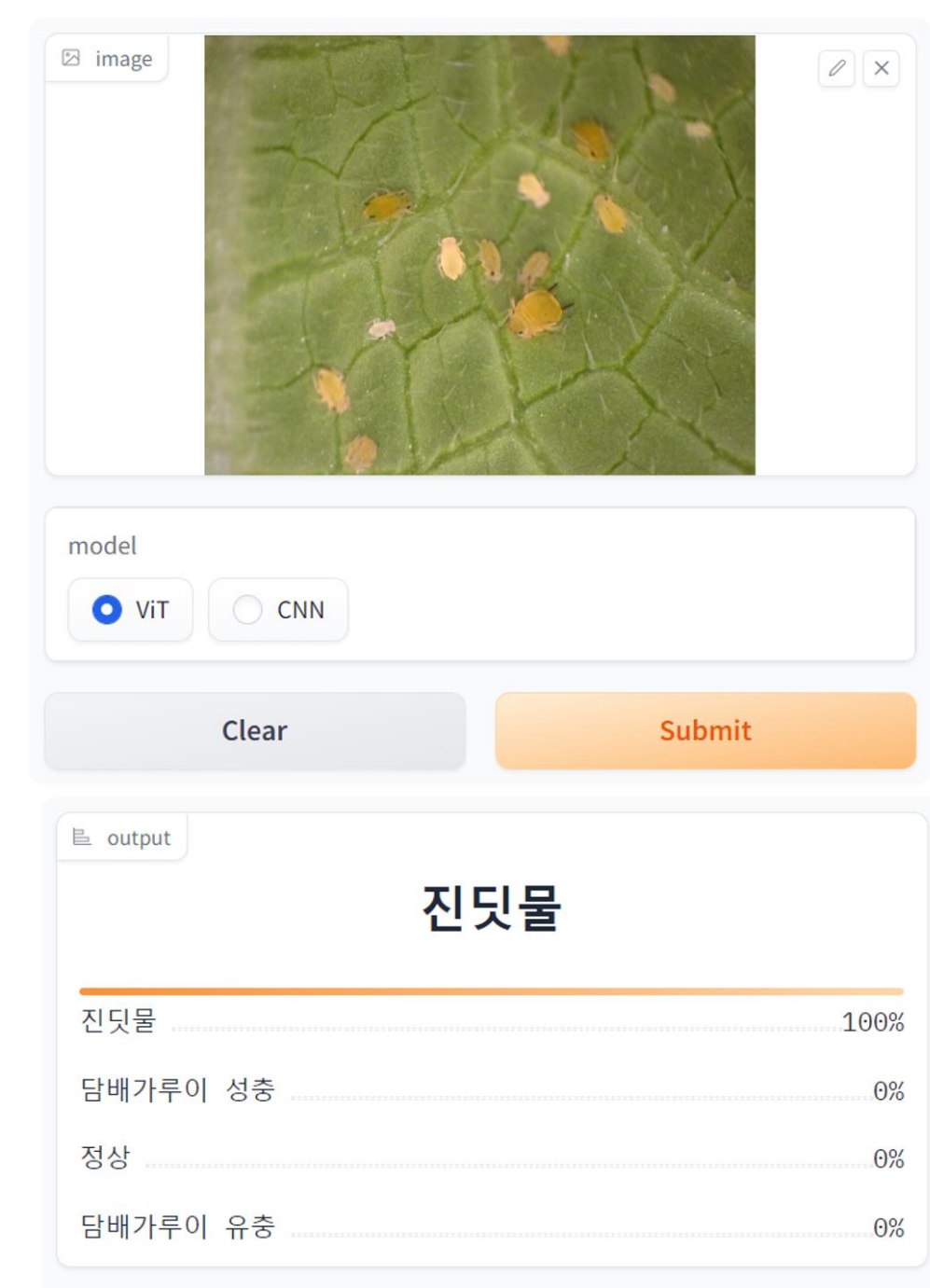


Fig. 8. 해충 분류 웹 서비스

Discussion & Conclusion

- ViT 모델은 Few-Shot Learning으로도 좋은 성능을 보임.
- CNN 모델은 정상과 담배가루이 약충에서 좋은 성능을 보이지만, 일부 다른 클래스에서 오분류가 발생하는 등 일부 개선의 여지가 있음.
- 본 모델을 활용하여 농업 현장에서 실시간으로 해충 감지 및 분류를 수행할 수 있고, 적절한 방제 대책을 수립하는 기여할 수 있음.