

Swin Transformer 모델 기반의 양파 병해 탐지 연구

김정기, 서현무, 이명훈*

*국립순천대학교

jm04722@naver.com, seohm0425@naver.com *leenh777@scnu.ac.kr

A Study on Onion Disease Detection Based on Swin Transformer

Kim Jeong Ki, Seo Hyeon Mu, Lee Meong Hun*

*Suncheon National Univ.

요약

본 논문은 노지에서 재배되는 양파 작물의 주요 병해 중 하나인 노균병을 효과적으로 탐지하기 위해 이미지 데이터를 활용하여 인공지능 모델인 Swin Transformer를 적용한 연구이다. 이에 따라 본 연구에서는 학습을 위한 양파 정상 이미지 데이터셋과 병해 이미지 데이터셋을 구성하였으며, 비교적 적은 양의 데이터로도 신뢰성 있는 학습 결과 도출이 가능한 Swin Transformer Tiny 모델을 기반으로 이미지 데이터 학습을 통해 연구를 진행하였다. 학습 결과 도출을 위해 대표 성능 확인 지표인 AUC와 F1-score를 활용하여 모델 성능을 분석하였으며, AUC는 0.92 F1-score는 0.86으로 85% 이상의 신뢰할 만한 성능지표를 나타내었다. 연구 결과, 신뢰할 수 있는 수치의 F1-score와 AUC 값을 확보함으로써 Swin Transformer 모델이 이미지 데이터 분석을 통한 노지 작물 분석 및 병해 탐지 분야의 적용 가능성을 확인하였다.

I. 서론

스마트팜, 스마트농업 등의 다양한 ICT 기술과 융합된 농업 기술 개발이 이루어지며 농업 분야 발전이 빠르게 이루어지고 있다[1]. 하지만 더욱 활발한 농업 분야 성장을 위해 해결해야 할 문제들이 있으며, 그중 하나로 병해 문제가 거론되고 있다[2]. 지구온난화로 인해 지구의 기온이 매년 증가하고 있으며, 기온 증가로 인한 병해의 규모와 피해 또한 매년 증가하고 있다. 작물을 생육하는 농업 분야에서 병해 문제는 외면할 수 없는 문제이며, 이를 대비하고 해결할 방안들이 필요한 상황이다. 그중 하나로 AI 기반 병해 탐지를 통한 작물의 정확한 상태 확인 및 예방이 병해 분야에서 연구되고 있는 방안 중 하나이다[3]. 주로 CNN 모델을 활용하여 이미지 데이터를 분석하고 이를 학습시켜 작물들의 병해 여부를 파악하는 연구가 진행되고 있지만, AI 기술 개발 수준이 높아지고 데이터 관리의 중요성이 점점 커짐에 따라 기존보다 더욱 대용량의 데이터셋을 확보하고 학습시킬 수 있는 환경 구성이 주요 연구과제로 지목되고 있다[4].

농업기술 개발의 범위도 기존의 원예 시설 위주에서 노지, 수직농장 등 점차 다양한 환경에서의 농업으로 확장되고 있고, 그중 가장 큰 면적을 차지하고 있는 노지 분야에 중요성과 관심도가 올라가고 있다[5]. 본 연구는 이러한 점에 초점을 맞춰 기존의 CNN보다 대용량의 데이터셋 학습에 장점이 있는 Swin Transformer 모델을 활용하여 연구를 진행하며, 노지 주요 작물 중 하나인 양파를 연구 작물로 선정하여 정상 및 병해 이미지 데이터 학습을 통해 병해 탐지 연구를 진행하고자 한다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서는 데이터 전처리, 데이터 증강 등의 데이터셋 구성, Swin Transformer 모델 구성, 학습 결과 등을 소개하며 3장에서는 결론을 통한 기대효과 및 향후연구 계획으로 본 논문을 마무리하고자 한다.

II. 본론

우선 본 연구를 진행하기 위한 데이터셋 구성을 진행하였으며, 각각 정상 양파 이미지와 병해 양파 이미지를 수집하였다.



그림 1. 양파 병해 이미지 데이터셋

Fig. 1. Onion Disease Image Dataset

그림1은 수집한 양파 병해 이미지 데이터이며 보다 많은 양의 데이터셋을 구성하기 위해 양파의 대표 병해 중 하나인 노균병을 대상으로 하여 이미지 데이터를 수집하였다. 그 후 이미지의 데이터의 형식 및 크기를 통일시켜 유용한 학습데이터셋 구성을 위한 데이터 전처리 과정을 진행하였다. 또한 Swin Transformer 모델을 활용하여 유의미한 결과를 나타내기 위한 조건 중 하나인 대용량의 데이터셋 구성을 하기 위해 Color jitter, Normalize 등의 데이터 증강 과정을 진행하여 데이터의 수량을 보강하였다. 전체 데이터를 훈련세트와 테스트 세트로 분리하였으며, 각각 8:2의 비율로 나누어 AI에 사용할 데이터셋을 구성하였다.

데이터셋 구성 후 학습을 위한 Swin transformer 모델 구성을 진행하였다. 모델 구성 및 학습은 Google Colab 환경의 GPU를 활용하여 진행되었으며, 클래스를 병해 이미지 데이터 Diseased, 정상 이미지인 Healthy로 구분하였고, 손실함수, 최적화 함수 등을 고려하여 다음과 같은 파라미터를 사용하였다.

```

device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
model = timm.create_model('swin_tiny_patch4_window7_224', pretrained=True, num_classes=2)
model.to(device)

criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.AdamW(model.parameters(), lr=1e-4)
num_epochs = 20

for epoch in range(num_epochs):
    model.train()
    running_loss = 0.0

    for images, labels in train_loader:
        images, labels = images.to(device), labels.to(device)

        optimizer.zero_grad()
        outputs = model(images)
        loss = criterion(outputs, labels)
        loss.backward()
        optimizer.step()

    running_loss += loss.item()

print(f"Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}], Loss: {running_loss/len(train_loader):.4f}")

```

그림 2. Swin Transformer 모델 구성

Fig. 2. Configuring Swin Transformer Models

그림 2에서는 모델 구성을 위해 작성한 코드를 나타내고 있다. 사용한 모델은 Swin Transformer 모델 중 가벼운 버전인 Swin Transformer tiny를 사용하여, 비교적 적은 데이터셋을 학습시켜도 유의미한 학습 결과가 나올 수 있도록 하였다. 출력 클래스는 앞서 작성한 대로 Diseased, Healthy 2개로 설정하였으며, AdamW 최적화 함수를 활용하여 학습의 정확도를 높일 수 있도록 설정하였다. 학습 횟수는 20번으로 설정하였고 Swin Transformer 모델의 분석 특징을 통해 데이터 로더에서 이미지와 라벨의 배치 단위를 불러오며, 디바이스로 전송한 뒤 그레디언트를 초기화 및 손실 계산 단계를 통해 가중치를 업데이트 할 수 있도록 설정하였다.

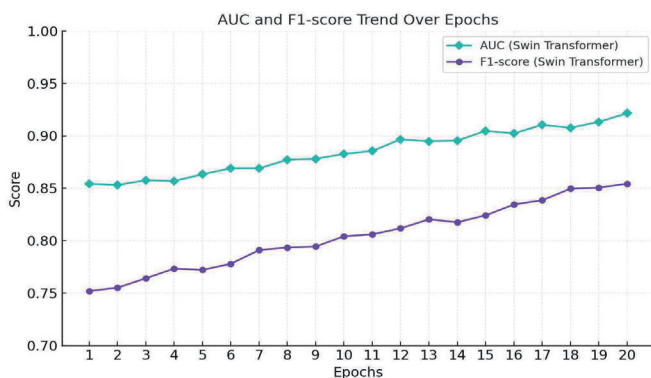


그림 3. 모델 성능 분석 결과

Fig. 3. Model Performance Analysis Results

그림3에서는 앞서 설정한 모델을 활용하여 딥러닝을 진행하였고, 학습 결과를 분석한 후 시각화를 통해 성능 평가를 나타내었다. 대표 성능 확인 지표인 AUC와 F1-score를 활용하여 모델 성능을 분석하였으며, AUC는 0.92 F1-score는 0.86으로 85%이상의 성능을 나타내었다. Swin Transformer 모델을 통해 이미지 데이터를 학습하여도 각각 학습횟수가 진행됨에 따라 학습률이 상승하여 이상적으로 학습이 완료되었음을 확인할 수 있으며, 각각의 성능지표를 통한 결과도는 85% 이상으로 Swin Transformer 모델도 신뢰할만한 모델 성능을 나타내었음을 확인하였다.

III. 결론

본 논문에서는 Swin Transformer 모델을 활용하여 양파의 노균병 탐지 가능성을 검토하였다. 이미지 데이터셋 보강을 위해 데이터 증강 기법을 적용하고, 전이학습 기반의 Swin Transformer 모델을 구성하여 데이터 학습을 진행했다. 연구 결과, 신뢰할 수 있는 수치의 F1-score와 AUC 값을 확보함으로써 Swin Transformer 모델이 이미지 데이터 분석을 통한 노지 작물 분석 및 병해 탐지 분야에 적용 가능성이 열려 있음을 확인하였다.

향후 연구를 통해 추가적인 병해 유형 및 다양한 생육 단계의 이미지 확보하여 대규모의 데이터셋을 구성하고, 이를 통해 ViT 기반의 모델을 활용하였을 때 더욱 적합한 결과가 나올 수 있도록 연구를 진행할 예정이다. 또한 실증 테스트를 통해 실제 농장 환경에서의 활용 가능성에 대한 연구를 진행하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

“본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음”(IITP-2025-2020-0-01489)

참 고 문 헌

- [1] 김주만, 정원호, “ICT 기술 고도화를 통한 스마트농업 확산,” 한국인터넷방송통신학회 논문지, vol. 18, no. 4, pp. 117 - 122, 2018.
- [2] 김창길, 박현태, 이상민, 주현정, 권오상, Robert Mendelsohn. “기후변화에 따른 농업부문 영향분석,” 한국농촌경제연구원, 2018.
- [3] Mohanty, S. P., Hughes, D. P., & Salathé, M. “Using deep learning for image-based plant disease detection,” Frontiers in plant science, 7, pp. 1419, 2016.
- [4] Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. “Deep learning in agriculture: A survey,” Computers and electronics in agriculture, 147, pp. 70-90, 2018.
- [5] 염성관, 홍성광, 고완기. “사물인터넷을 이용한 지능형 노지 농작물 관리 시스템 개발,” 한국컴퓨터통신학회논문지(JKCS), vol. 9, no. 7, pp. 63 - 70, 2018.