



무인비행체 영상 정보와 생육인자를 활용한 머신러닝 기반 밀 수량 예측 모형 개발

Development of a Wheat Yield Prediction Model based on
UAV Imageries and Growth Factors using Machine Learning Technique

정재영¹, 석승원¹, 박현수², 장태일², 김솔희¹, 김태곤^{1*}

Jaeyoung Jung¹, Seungwon Seok¹, Hyunsu Park², Taeil Jang², Solhee Kim¹, Taegon Kim^{1*}
전북대학교 스마트팜학과¹, 전북대학교 지역건설공학과²

¹Department of Smart Farm, Jeonbuk National University, Jeonju-si, Jeonbuk State, Jeonju 54896 Republic of Korea

²Department of Rural Construction Engineering, Jeonbuk National University, Jeonju-si, Jeonbuk State, 54896 Republic of Korea



2024 생물환경조절학회 춘계학술발표회
2024.04.25 ~ 2024.04.26
국립안동대학교

Introduction

- 2025년까지 밀 자급률 5%를 목표로 하고 있지만, 2023년 국산 밀 자급률은 2.2%로 식량안보 및 국제 시장 변동에 취약
- 밀 생산 경쟁력 강화를 위해 생산량 향상 계획 수립 및 그 효과를 정량화하고, 환경 변이에 따른 생산량 변화를 분석할 수 있는 밀 수량 예측 모델 필요

- 밀 생육단계별로 무인비행체 영상 정보와 생육인자 데이터 수집
- 변수 중요도 분석을 통한 밀 수량 예측에 유의한 조사항목 발굴
- 머신러닝 기법을 적용한 밀 수량 예측 모델 개발

Material & Methods

실험 장소 및 조건

- 품종: 황금알
- 실험 장소: 전북특별자치도 익산시
- 실험 기간: 파종 2022년 11월 4일 ~ 수확 2023년 6월 15일
- 실험 설계: 파종 방법(광산파/세조파), 관개 여부, 추비 여부 처리 수준에 따라 8처리
- 시비 방법
 - 기비: 복합비료 14.5kg/10a 기준 질소 4.2kg/10a, 인산 3.kg/10a, 칼리 1.0kg/10a
 - 추비: 요소(46%) 기준 11.9kg/10a
- 수분 처리
 - 포장용수량(-33kPa) 및 위조점(-1,500kPa)을 기준으로 실시간 토양수분 모니터링을 통해 관개량 산정 및 관개

데이터 수집

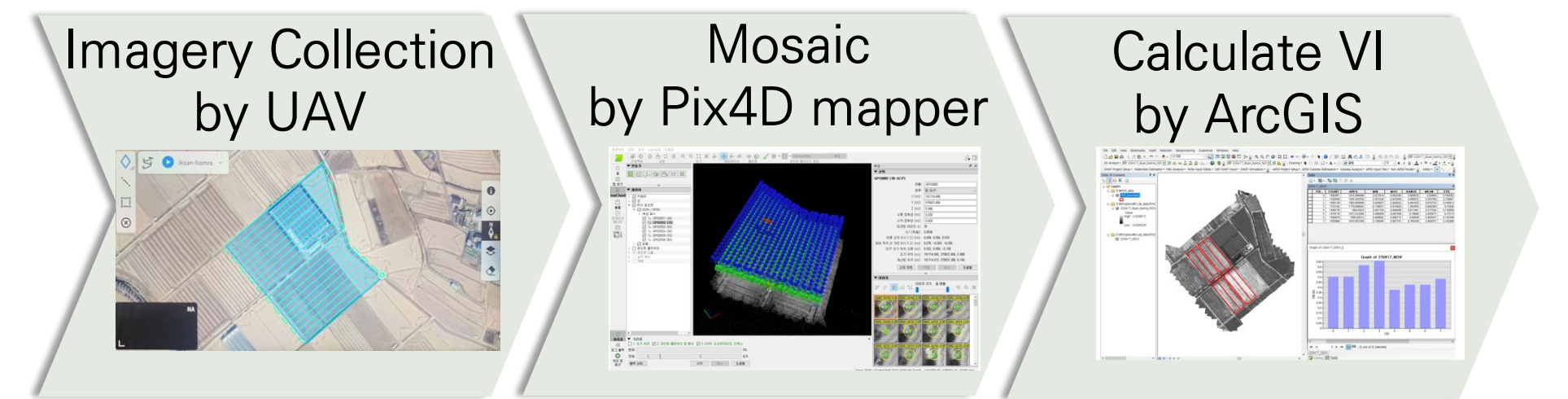
- 수집 기간: 생육단계별로 총 7회 <표1>
- 생육조사 데이터: 초장, SPAD, LAI, 엽록소 함량, 단위면적당 생산량 등 <표2>
- 무인비행체 영상 기반 식생지수 데이터: NDVI, NDRE, GNDVI, RVI, CVI <표3> <그림1>

<표 1> 생육단계에 따른 데이터 수집일

생육단계	데이터 수집일
분얼전	2023.01.30
분얼전기	2023.03.21
분얼후기	2023.04.17
개화기	2023.05.01
개화후2주	2023.05.20
개화후4주	2023.06.01
수확기	2023.06.15

<표 2> 생육단계별 생육조사를 통한 조사 항목

생육단계	조사항목
분얼기	초장, 유수 길이, SPAD, LAI
개화 이후	간장, 수장, LAI, 엽록소 함량, 1수 영화수, 단위면적당 생산량



<그림1> 무인비행체 영상 촬영 및 전처리 과정

<표 3> 각 식생지수별 산정식

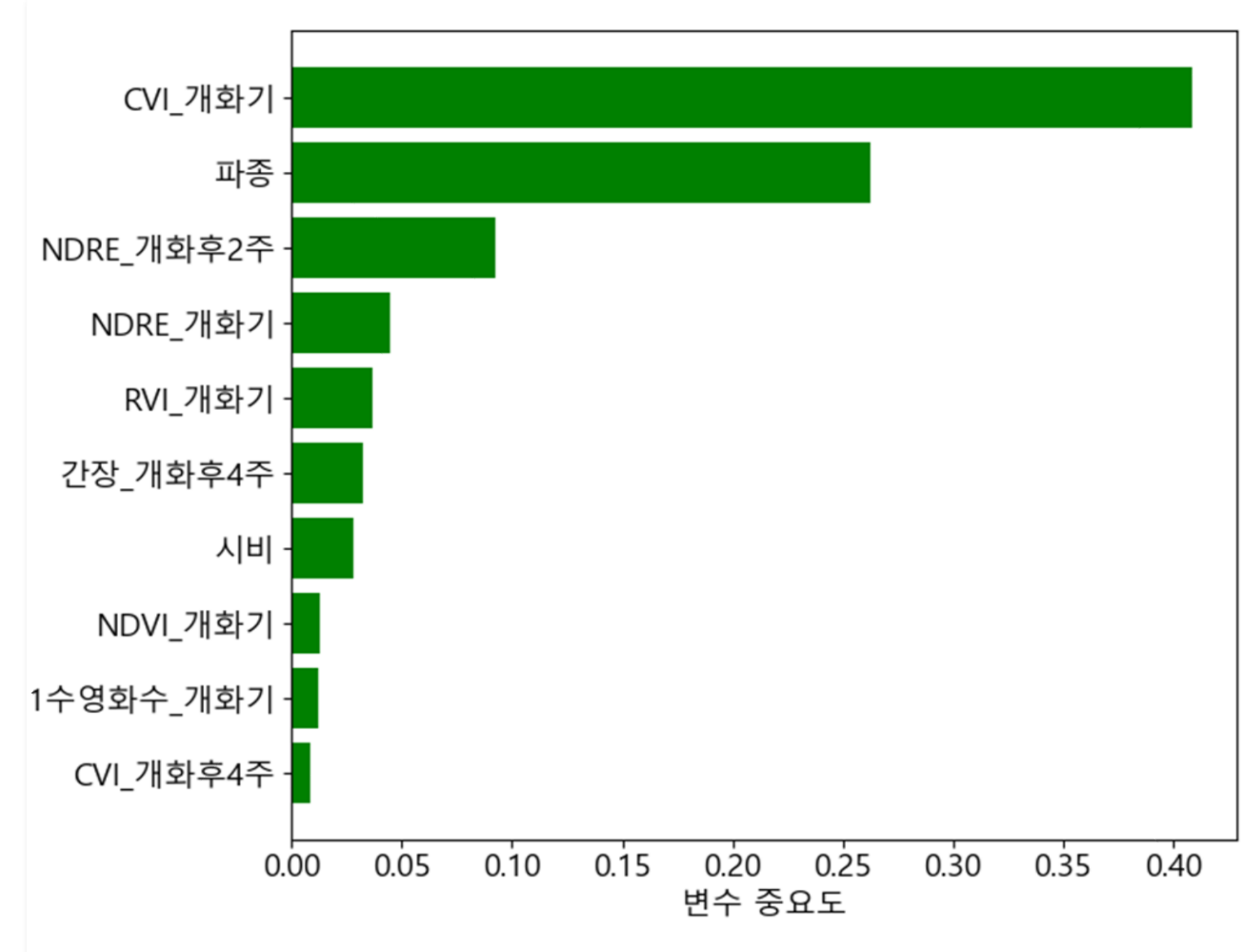
Vegetation Index	Equation	Reference
NDVI (Normalized difference vegetation index)	$\frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$	Rouse et al. (1974)
NDRE (Normalized difference Red Edge)	$\frac{(NIR - RED\ EDGE)}{(NIR + RED\ EDGE)}$	Barnes et al. (2000)
GNDVI (Green normalized difference vegetation index)	$\frac{(NIR - GREEN)}{(NIR + GREEN)}$	Louhaichie et al.(2001)
RVI (Ratio vegetation index)	$\frac{NIR}{RED}$	Pearson and Miller (1972)
CVI (Chlorophyll vegetation index)	$NIR \times (\frac{RED}{GREEN^2})$	Vincini et al. (2008)

모델 학습

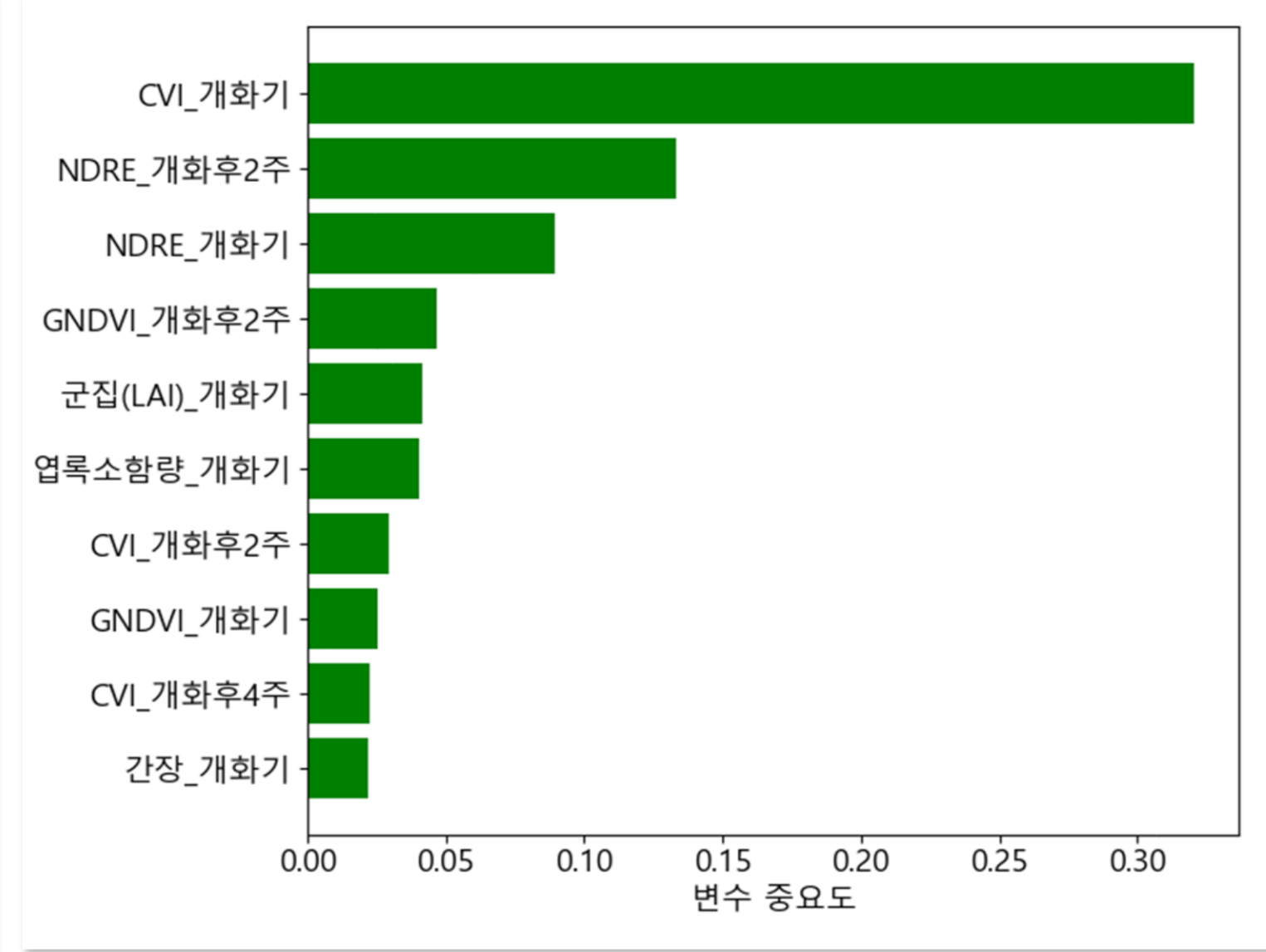
- 의사결정나무 기반의 지도학습 알고리즘인 XGBoost와 Random Forest 사용
- 입력변수로 수집한 생육조사 데이터, 영상기반 식생자료, 영농관리(파종, 관개, 추비에 따라 0과 1값을 갖는 더미변수)를 사용하고, 목표변수로 단위면적당 생산량을 사용함
- 모델의 학습과 검증을 위해 데이터를 8:2로 나누어 학습 데이터와 테스트 데이터를 구축
- 모델의 정확도 평가를 위한 평가지표로 R², RMSE 사용

Results & Discussion

변수 중요도 분석 결과



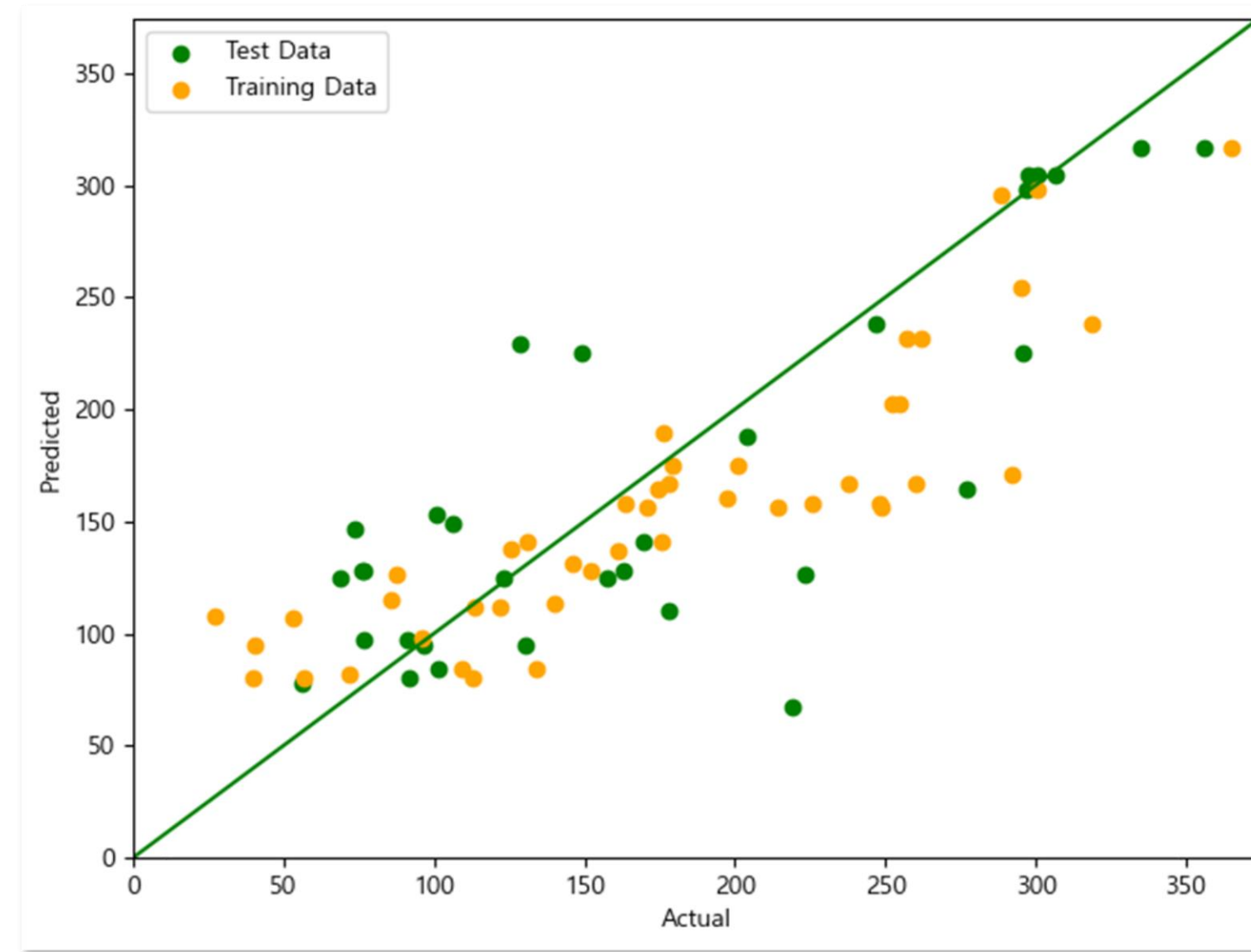
<그림 4> XGBoost 변수 중요도 상위 10개



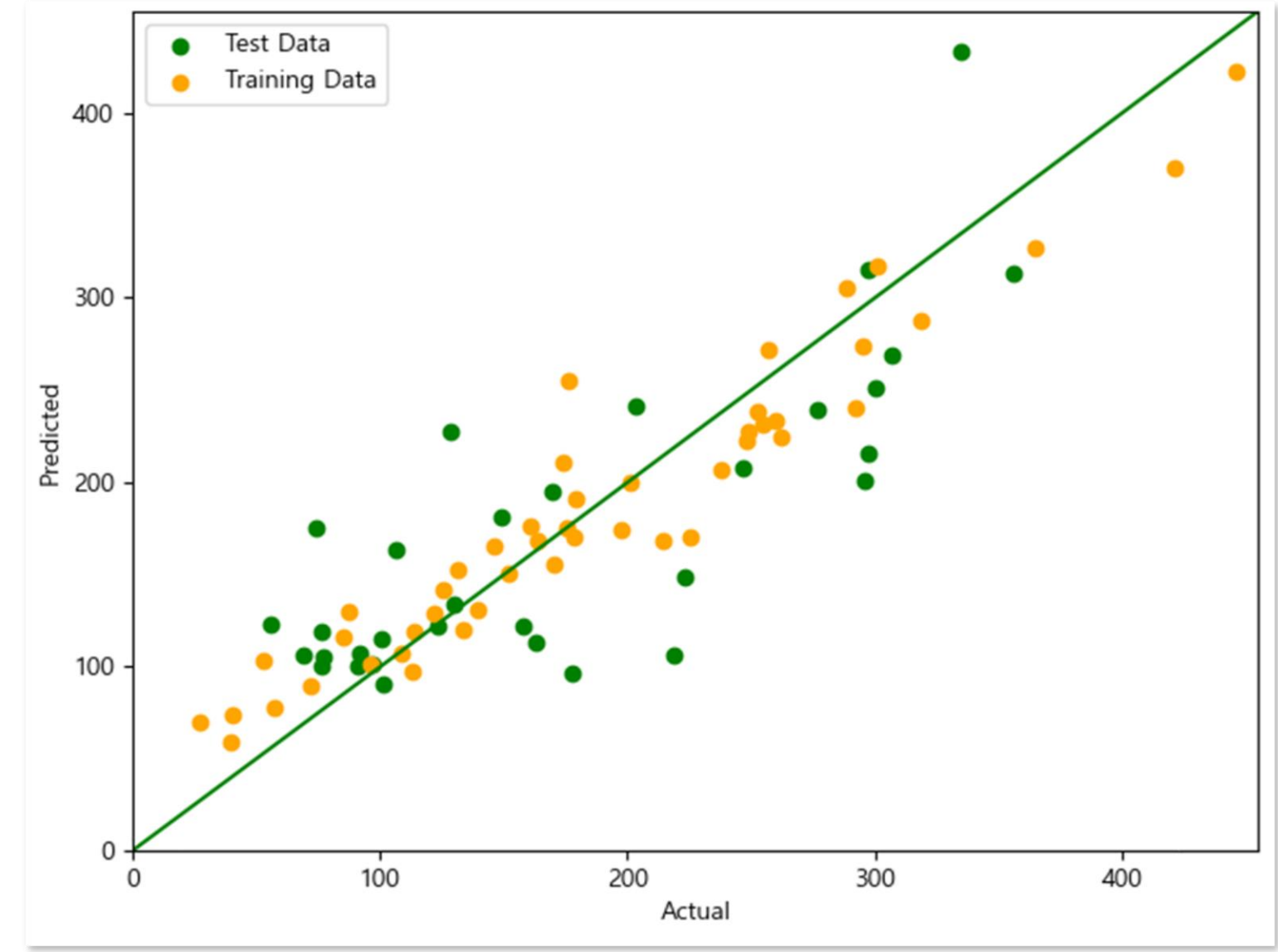
<그림 5> Random Forest 변수 중요도 상위 10개

- 주요 인자로 무인비행체 영상에서 파생된 식생지수가 상대적으로 다수 분포
- 각 머신러닝 모델별로 높은 중요도를 보이는 변수를 선별하고, 모델의 입력변수로 활용해 불필요한 노이즈 제거를 통한 정확도 향상 및 과적합 방지
- 무인비행체 영상 정보는 필지 내의 식생의 변이성을 포착하는 반면, 영농관리는 필지 간 변이성을 나타냄. 공간적 변이성을 고려한 생산량 예측에 영상정보가 더 민감하게 반응함

모델 학습 결과



<그림 2> XGBoost 학습 결과



<그림 3> Random Forest 학습 결과

<표 4> 밀 수량 추정 모델 학습 결과

Model	R ²	RMSE
XGBoost	0.45	55.86
Random Forest	0.52	54.24

- Random Forest가 XGBoost에 비해 더 좋은 성능을 보이며, 더 간단한 모델로 해석 가능 <그림2> <그림3> <표4>

Conclusion

- 밀 수량 예측을 위한 데이터 수집 과정에서의 효율성과 예측 모델의 정확도를 확보하기 위해 무인비행체 영상 및 밀 생육 관련 변수의 중요도를 분석하고, 이를 반영하여 예측 모델을 개발함
- 향후 연구에서는 토양인자를 고려하고, 추가적인 데이터 수집을 통해 생육 시기별로 예측력을 평가하고자 함. 영상자료 기반으로 실시간 밀 수량 예측 모형을 개발할 계획임