

설명 가능한 인공지능의 농업 적용 연구 동향

양민호, 최태종*

전남대학교

likepeople99@jnu.ac.kr, *ctj17@jnu.ac.kr

Research Trend in Explainable Artificial Intelligence for Agriculture

Min Ho Yang and Tae Jong Choi*

Chonnam National Univ.

요약

본 논문은 설명 가능한 인공지능(XAI)이 농업 분야에 어떻게 적용되는지를 연구한 동향을 소개한다. XAI는 AI 시스템의 결정 과정을 사용자가 이해하고 신뢰할 수 있도록 돕는 기술로, 모델 설계 과정 또는 완성된 모델에서 이를 실현한다. 농업 분야는 다양한 복잡한 변수들이 얽혀 있어 투명하고 신뢰할 수 있는 의사 결정 과정이 특히 중요하다. 본 연구에서는 정밀 관개 시스템, 작물 수확량 예측 및 비교 분석, 농작물 생산성 예측 등 다양한 농업 적용 사례를 통해 XAI가 농업 생산성을 높이고 의사 결정의 투명성을 제공하는 방법을 설명한다. 이러한 연구 동향 분석은 XAI가 농업 분야에서 중요한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

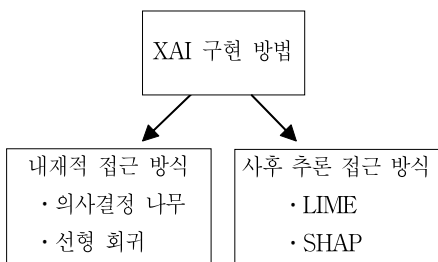
I. 서론

설명 가능한 인공지능(Explainable AI, XAI)은 사용자가 AI 시스템의 결정을 이해하고 신뢰할 수 있게 돕는 기술이다[1]. 대부분의 AI 알고리즘 모델은 수많은 매개변수를 가지고 있어 의사 결정 과정을 명확히 알 수 없는 '블랙박스' 형태이다. 이로 인해 모델의 판단과 근거를 설명하기 어려운 한계가 있다. 그러나 XAI는 결과가 도출된 이유를 밝힘으로써 이러한 한계를 극복할 수 있다. 특히, 의사결정의 투명성과 책임성이 중요한 국방, 금융, 법률, 의료 분야에서 XAI의 적용 사례가 늘고 있다[2].

XAI 구현 방법은 그림 1과 같이 모델을 설명하는 시점에 따라 크게 내재적(Intrinsic) 접근 방식과 사후 추론(Post-hoc) 접근 방식으로 나뉜다[3]. 내재적 접근 방식은 모델 설계 초기부터 복잡도를 낮춰 결정 과정을 설명할 수 있도록 하며, 학습된 모델의 의사 결정 과정을 설명한다. 반면, 사후 추론 접근 방식은 복잡한 머신러닝 및 딥러닝 모델을 사용하며, 모델이 작동한 후에 그 동작을 설명한다.

그림 1. 모델을 설명하는 시점 기준

XAI 구현 방법. [3]에서 발췌



농업은 기후, 농법, 토양 등 여러 복잡한 변수가 작용하는 산업이기 때문에 AI 기술 도입에 신중해야 한다. 새로운 기술에 익숙하지 않은 농업 종사자들은 AI의 의사결정 과정과 그 신뢰성을 의심할 수 있다. 따라서 XAI는 AI 기술의 의사결정 과정을 투명하게 하여 농업에 적용할 때 많은 이점을

제공할 것으로 기대된다. 본 논문은 XAI가 농업에 어떻게 적용되고, 효율성과 투명성을 강화하여 농업 종사자들의 신뢰를 구축하는지 살펴본다. 또한, 농업에서 XAI가 기여할 수 있는 잠재적인 영역에 대해 간략히 설명한다.

II. 설명 가능한 인공지능 농업 분야 적용 사례

1. 정밀 관개 시스템

정밀 관개 시스템[4]은 농업에서 XAI(설명 가능한 인공지능)의 실제 적용 사례를 보여준다. 이 시스템은 GS3 센서로 토양의 온도, 전도율, 유전율을 측정하고, ATMOS 기상 센서로 기후 데이터를 관측하여 데이터를 수집한다. 이렇게 수집된 데이터는 자동으로 퍼지 규칙 기반 시스템(FRBS)에 입력된다. FRBS는 입력된 데이터를 바탕으로 최적의 관개 시기와 필요한 농업용수의 양을 추론한다. 계산된 증발산량에서 강수량을 뺀 값이 작물이 필요로 하는 농업용수의 양이다. FRBS는 퍼지 논리를 사용하여 도메인 지식을 언어적 규칙으로 통합, 복잡한 결정 과정을 단순화하고 시스템의 결정을 이해하기 쉽게 만든다. 퍼지 시스템은 기존의 시스템에 비해 더 부드럽고 연속적인 출력을 제공하여 농업 종사자들이 시스템의 작동 방식을 쉽게 이해하고 신뢰할 수 있다. 실제로 북부 그리스 테살로니키의 아리스토텔레스 대학교에서 수행한 파일럿 테스트에서 FRBS는 평균 제곱근 오차(RMSE)가 0.63mm로 다른 방법에 비해 가장 높은 예측 정확도를 기록했다. 이 XAI 기반 정밀 관개 시스템은 농업용수 절약을 통해 정밀 관개를 달성할 수 있음을 보여준다.

2. 작물 수확량 예측 및 비교분석

XAI는 농업에 따른 작물 수확량 예측 및 비교 분석에 효과적이다. 연구 [5]에서는 설명 가능한 부스팅 머신(EBM)을 활용하여 여러 소스의 데이터에서 목화 수확량을 예측하는 방법을 제안했다. EBM은 강수량, 기온, 태양 복사량 등 기후 데이터와 토양의 모래 함량, 점토 함량 같은 토양 변수, 그리고 향상된 식생 지수(EVI), 잎 면적 지수(LAI) 같은 생물물리학적 변수를 통합하여 변수 간 상호작용을 사후 추론 없이 직접적으로 분석할 수 있다. 연구

결과, 표 1에 나타난 것처럼 EBM은 릿지 회귀(RLR), 라쏘 회귀(LASSO), 결정 나무(DT) 등의 모델과 비교했을 때, 가장 낮은 평균 절대 오차(MAE), 평균 제곱근 오차(RMSE), 평균 절대 백분율 오차(MAPE)를 보였으며, 가장 높은 결정계수(R^2)를 기록했다.

표 1. 4가지 머신 러닝 모델의 정확도 측정 항목. [5]에서 발췌

Models	MAE	RMSE	MAPE	R^2
RLR	110.56	143.29	0.14	0.60
LASSO	96.04	130.76	0.12	0.67
DT	94.94	130.00	0.12	0.67
EBM	87.41	118.57	0.10	0.73

다른 예로, XAI를 사용하면 머신러닝 모델이 특정 조건에서 무경운 농업이 경운 농업보다 수확량을 증가시킨다는 예측을 설명할 수 있다. [6]에서는 선형 회귀 모델과 의사결정 나무를 포함한 여러 머신러닝 모델을 적용하고, 로컬 대리 분석(LIME) 기법을 사용하여 해석을 수행했다. LIME 기법은 복잡한 모델을 특정 데이터 주변에서 단순한 모델로 근사하여 모델 예측을 설명한다. 연구 결과, 최대 기온이 32°C 이상이고 수확량이 5,000kg/ha 미만일 때, 무경운 농업이 경운 농업보다 더 높은 수확량을 기록했다. 경운 농업이 무경운 농업보다 더 많은 자원을 필요로 한다는 점을 고려할 때, 적절한 지역에서 무경운 농업을 도입하면 작물 수확량을 최적화할 수 있다. 이 연구는 XAI를 활용하여 무경운 농업이 수확량을 증가시킬 수 있는 조건에 대한 통찰을 제공했다.

3. 녹조 현상 예측

연구 [7]에서는 녹조를 나타내는 엽록소 농도를 예측하는 XGBoost 모델에 XAI 기법 중 하나인 SHAP(Shapley Additive Explanations) 분석을 적용하여 모델 예측의 투명성을 높이고, 모델 개발에 필요한 입력 변수를 선택할 수 있는 방법을 제안했다. 연구에서는 금강 상류 지역에서 측정된 수질 데이터를 사용했다. XGBoost 모델에서는 측정 지점의 기온, 엽록소 농도, 전도도, 산소 농도 등 총 18개의 입력 변수를 사용했다. 제안된 모델을 기반으로 SHAP 분석 방법을 활용하여 Shapley 값, 특성 중요도, 분산 팽창 계수를 지표로 사용해 입력 변수를 선택했을 때, RMSE를 관측값의 표준편차로 나눈 RSR 값의 범위가 0.67~1.00에서 0.61~0.74로 줄어들었다. 이를 통해 SHAP 분석이 모델 개발에 필요한 변수의 수를 줄여 현장 자료수집에 드는 비용을 절감할 수 있음을 확인했다. XAI 기법인 SHAP 분석은 수질 관리와 녹조 현상 예측에 중요한 변수를 식별하고, 녹조 현상 방지 대책을 수립하는 데 기여할 수 있음을 보여준다.

III. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 농업 분야에서 설명 가능한 인공지능(XAI)이 적용된 연구를 다루었다. 주요 연구 사례로는 정밀 관개 시스템, 작물 수확량 예측 및 비교 분석, 녹조 현상 예측 등이 있다. 이러한 사례들을 통해 XAI가 농업 생산성을 어떻게 증대시키는지 설명하고 있다. XAI는 복잡한 농업 데이터를 효과적으로 처리하고, 머신러닝 모델의 예측을 명확히 이해하도록 지원하며, 투명한 의사결정을 제공한다. 이는 농업 종사자들이 AI 기술을 신뢰하고 폭넓게 활용할 수 있도록 하는 데 중요한 역할을 한다.

그러나, XAI를 활용한 농산물 가격 예측에 관한 연구는 아직 진행되지 않았다. 농산물 가격은 기후, 수요와 공급, 경제 상황 등 다양한 변수의 영향을 받기 때문에 예측이 매우 어렵고, 예측 결과를 시장 참여자들에게 설명하기가 쉽지 않다. 향후 연구에서는 유전 프로그래밍(Genetic Programming) 등 유전 알고리즘 기법을 활용하여 설명 가능한 농산물 가격 예측 모델을 구현

할 예정이다. 이를 통해 시장 참여자들이 이해하고 신뢰할 수 있는 모델을 개발할 것이다. 이러한 향후 연구 방향은 XAI가 농업 분야에서 더 중요한 역할을 하게 하고, 농업 종사자들이 AI 기술을 신뢰하고 효과적으로 활용할 수 있는 기반을 마련할 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00214326 및 RS-2023-00242528).

참고 문헌

- [1] Donghee Shin, "The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI", *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 146, Feb, 2021.
- [2] 오현석, "설명가능 인공지능 연구 동향 및 응용 사례", *소음·진동*, Vol. 32(5), pp.17~21, Sep, 2022.
- [3] Yi Mei et al. "Explainable Artificial Intelligence by Genetic Programming: A Survey", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 27, pp.621~641, Jun, 2023.
- [4] Nikolaos L. Tsakiridis et al. "Versatile Internet of Things for Agriculture: An eXplainable AI Approach", *Artificial Intelligence Applications and Innovations*, Vol. 584, pp.180~191, May, 2020.
- [5] Mehmet Furkan Celik et al. "Explainable Artificial Intelligence for Cotton Yield Prediction With Multisource Data", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 20, Aug, 2023.
- [6] Masahiro Ryo, "Explainable artificial intelligence and interpretable machine learning for agricultural data analysis", *Artificial Intelligence in Agriculture*, Vol. 6, pp.257~265, Nov, 2022.
- [7] Jungsu Park et al. "Interpretation of ensemble learning to predict water quality using explainable artificial intelligence", *Science of The Total Environment*, Vol. 832, Aug, 2022.