

# PINN 기반 생육 및 자원 소모 예측·제어 알고리즘 설계

최현오, 이명훈\*

\*국립순천대학교

wishind@scnu.ac.kr, \*leemh777@scnu.ac.kr

## Design of a Physics-Informed Neural Network-Based Algorithm for Growth and Resource Consumption Prediction and Control

Choe Hyeon O, Lee Meong Hun\*

\*Sunchon National Univ.

### 요약

우주 탐사 및 장기 체류 임무의 확대와 함께, 극한 환경에서 안정적인 작물 재배를 위한 우주 농업 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 환경에서는 생육 상태와 환경 자원 소모를 동시에 고려한 예측 및 제어 기술이 필수적이다. 그러나 기존의 규칙 기반 또는 순수 데이터 기반 AI 모델은 데이터 제한과 환경 불확실성으로 인해 적용에 한계를 가진다. 본 논문에서는 물리 법칙을 학습 과정에 통합한 Physics-Informed Neural Network(PINN) 기반 생육 및 자원 소모 예측·제어 알고리즘 구조를 설계하였다. 제안된 구조는 환경·생육·제어 정보를 통합하여 예측 결과를 제어 의사결정에 활용하는 폐루프 제어 개념을 포함한다. 이를 통해 생육 안정성과 자원 효율을 동시에 고려할 수 있는 제어 구조의 가능성을 제시한다. 본 연구는 실험 검증 이전 단계의 개념 설계 논문으로서, 향후 우주 유사 환경 및 실제 적용을 위한 기술적 기반을 제공한다.

### I. 서론

최근 우주 탐사 및 장기 체류 계획이 가속화되면서 우주 농업(Space Agriculture)연구가 전 세계적으로 활발하게 진행되고 있다. 국제우주정거장(ISS)에서는 식물 생장을 위한 수경재배 시스템을 구축하고 다양한 작물의 생육 가능성을 검토하는 연구가 지속되고 있다. 이러한 연구는 우주 공간에서 식량 공급과 생명 유지 시스템의 자급자족 가능성을 타진하는 중요한 과학적 도전이다[1,2].

우주 환경에서는 중력, 기압, 방사선 등 극한 조건으로 인해 작물의 생육과 자원(물, 에너지, 광 등)의 소비 패턴이 지구와 본질적으로 다르게 나타난다. 장기간 우주 체류 시에는 외부 보급이 제한적이므로 생산성 높은 생육과 효율적인 자원 이용이 필수적이며, 이를 위해 환경과 작물 반응을 통합적으로 예측·제어하는 기술이 필요하다[3,4]. 전통적인 데이터 기반 AI 모델은 주로 대량의 라벨링 데이터에 의존하며, 우주 환경처럼 데이터가 제한적이고 비선형성이 강한 시스템에서는 일반화 성능과 물리적 타당성이 낮아지는 한계를 가진다. 이러한 한계는 단순히 더 많은 데이터를 수집하는 것으로 해결하기 어려우며, 물리적 상호작용과 법칙을 모델에 반영하는 접근이 요구된다[5].

Physics-Informed Neural Network(PINN)과 같은 Physics-AI 융합 모델은 기존 신경망에 물리 법칙을 직접 내재화함으로써, 데이터가 부족한 상황에서도 물리적으로 일관된 예측이 가능하다. PINN은 물리 방정식 잔차를 손실 함수에 포함하여 학습함으로써, 단순 패턴 학습에서 벗어나 시스템의 동적·물리적 거동을 반영한다[6].

본 논문에서는 PINN 기반의 생육 및 자원 소모량 예측·제어 알고리즘 구조 설계를 제안한다. 본 연구는 직접적인 실험 수행이 아닌, 우주 농업 시스템의 운영에서 필수적인 예측·제어 엔진의 기술적 설계를 제시하는 데 목적을 둔다. 이를 통해 극한 환경에서의 자원 효율성과 생육 안정성을 동시에 고려한 예측·제어 프레임워크 개발 가능성을 탐색한다.

### II. 시스템 설계

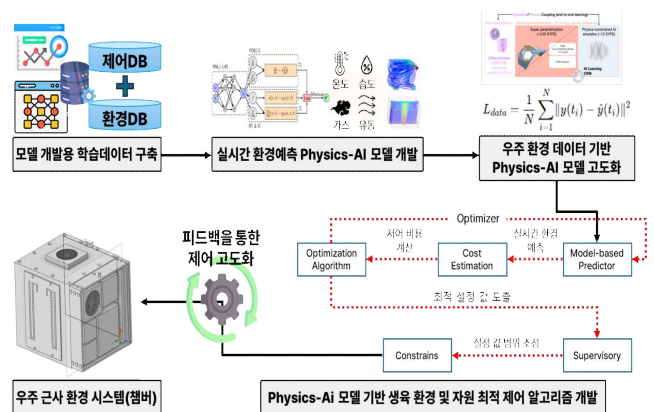


그림 1. AI 기반 예측 및 제어 알고리즘 개발 및 동작 흐름도

Fig 1. Development and operation flowchart of PINN AI-based prediction and control algorithm

본 논문에서는 제안하는 시스템 구성도는 그림 1과 같다. 제안 시스템은 우주 농사 환경 시스템을 대상으로 하여, 환경·생육·제어 정보를 통합적으로 처리하고 예측 및 제어에 활용하는 폐루프(Closed-loop) 구조로 설계되었다.

시스템의 입력은 챔버 기반 재배 환경에서 생성되는 환경 상태, 생육 상태, 그리고 제어 이력 정보로 구성되며, 이들 데이터는 모델 학습 및 실시간 예측을 위해 통합적으로 활용된다. 본 연구에서는 데이터의 상세 정의보다는, 환경·생육·제어 간 상호작용을 학습 가능한 형태로 결합하는 구조적 설계에 초점을 둔다. 입력된 정보는 PINN 기반의 Physics-AI 예측 모델로 전달된다. 해당 모델은 일반적인 데이터 기반 AI와 달리, 온도·습도·수분·가스 등의 교환 및 확산과 같은 물리적 거동을 학습 과정에 제약 조건으로 포함한다. 이를 통해 생육 상태 및 자원 소모량 예측 시 물리적으로 일관된 결과를 도출할 수 있으며, 데이터가 제한적인 극한 환경에서도 안정적인 추론이 가능하도록 설계되었다.

Physics-AI 모델의 예측 결과는 모델 기반 예측기로 전달되어, 미래 시점의 생육 변화와 자원 사용량을 추정한다. 이후 해당 결과는 비용 추정 단계로 연계되어, 에너지 소비, 수분 사용량, 환경 제어와 관련된 운영 비용으로 정량화된다. 이러한 비용 정보는 생육 안정성뿐 아니라 자원 효율성까지 함께 고려할 수 있는 의사결정 기준을 제공한다.

최종적으로 비용 추정 결과와 시스템 운전 제약 조건은 최적화 알고리즘의 입력으로 사용된다. 최적화 알고리즘은 챔버 장치의 운전 한계와 생육 안정 범위를 고려하여, 생육 환경과 자원 사용을 동시에 만족시키는 제어 입력을 도출한다. 도출된 제어 명령은 다시 재배 시스템에 적용되며, 이 과정이 반복됨으로써 Physics-AI 기반의 폐루프 제어 구조가 형성된다. 제안된 시스템 설계는 실험 검증 이전 단계에서도 적용 가능성을 논의할 수 있는 개념 설계 수준의 연구로서, 향후 우주 유사 환경 실증 또는 실제 우주 농업 시스템으로 확장 가능한 기술적 기반을 제시한다.

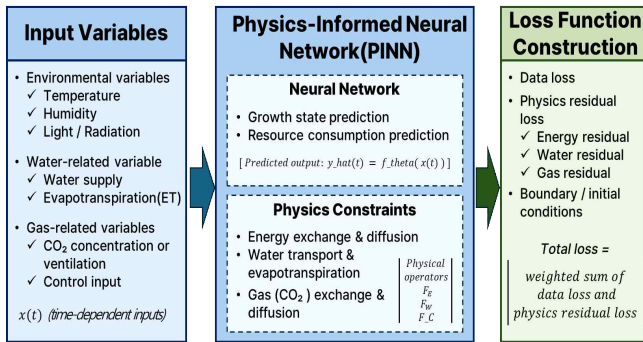


그림 2. PINN 기반 생육·리소스 예측 엔진 아키텍처

Fig 2. Architecture of PINN-based Growth & Resource Prediction Engine

그림 2는 환경 제어 입력을 기반으로 생육 상태와 자원 소모를 예측하기 위한 PINN 기반 예측 엔진의 전체 아키텍처를 나타낸다. 입력 변수는 환경(온도, 습도, 광), 수분(관수, 증발산), 가스( $\text{CO}_2$  농도 또는 환기), 제어 이력 등 시간 의존적 정보로 구성되며, 이는 PINN의 입력으로 사용된다. PINN 코어는 데이터 기반 신경망과 에너지·수분·가스 교환 및 확산을 고려한 물리 제약을 결합하여, 생육 상태와 자원 소모량을 동시에 예측하도록 설계되었다. 학습 과정에서는 관측 데이터와의 오차뿐 아니라 물리 잔차 및 경계·초기 조건을 포함한 손실 함수가 함께 고려되어, 물리적으로 일관된 예측을 유도한다. 이러한 구조를 통해 제안된 예측 엔진은 데이터가 제한적이거나 운전 조건이 변화하는 극한 환경에서도 일반화 성능을 확보할 수 있는 Physics-AI 기반 예측 프레임워크의 설계 개념을 제시한다.

### III. 결론

본 논문에서는 우주 농업과 같은 극한 환경 재배 시스템을 대상으로, 생육 상태와 환경 자원 소모를 통합적으로 예측·제어하기 위한 PINN 기반 알고리즘 구조를 설계하였다. 제안된 설계는 기존 규칙 기반 환경제어의 한계를 인식하고, 물리 제약을 내재한 예측 모델을 제어 의사결정 과정에 결합함으로써 보다 안정적이고 효율적인 환경 운영 가능성을 제시한다. 특히 본 연구는 실험 검증 이전 단계에서 적용 가능한 개념 설계 수준의 접근을 통해, 데이터가 제한적인 우주 환경에서도 활용 가능한 Physics-AI 기반 제어 구조의 기술적 타당성을 강조한다는 점에서 독창성을 가진다. 향후 연구에서는 실제 우주 유사 환경 챔버를 대상으로 예측 성능과 제어 효과를 정량적으로 검증하고, 다양한 작물 및 환경 조건에 대한 모델 일반화와 자원 최적화 전략으로 확장할 계획이다.

### ACKNOWLEDGMENT

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구 센터사업의 연구결과로 수행되었음" (RS-2025-00259703)

### 참 고 문 헌

- [1] Fazayeli, Hassan, Aaron Lee M. Daigh, Cassandra Palmer, Santosh Pitla, David Jones, and Yufeng Ge. Space Agriculture: A Comprehensive Systems-Level Review of Challenges and Opportunities, Agriculture, vol 15, no. 24, 2025.
- [2] Carillo, Petronia, Biagio Morrone, Giovanna Marta Fusco, Stefania De Pascale, and Youssef Rouphael. Challenges for a Sustainable Food Production System on Board of the International Space Station: A Technical Review, Agronomy, vol 10, no. 5, 2020.
- [3] 이창훈, 황승국, 스마트팜 재배를 위한 복합환경 제어시스템 설계. 한국지능시스템학회 논문지, 32(2), 110-116, 2022.
- [4] Chen, Shuailiang, Aolong Liu, Fei Tang, Pei Hou, Yanli Lu, and Pei Yuan. A Review of Environmental Control Strategies and Models for Modern Agricultural Greenhouses, Sensors, vol 25, no. 5, 2025.
- [5] Gunasekaran, Hemalatha, Krishnamoorthi Ramalakshmi, Saswati Debnath, and Deepa Kanmani Swaminathan. Physics-Aware Ensemble Learning for Superior Crop Recommendation in Smart Agriculture, Sensors vol 25, no. 19, 2025.
- [6] Farea, Amer, Olli Yli-Harja, and Frank Emmert-Streib. Understanding Physics-Informed Neural Networks: Techniques, Applications, Trends, and Challenges, AI vol 5, no. 3, 2024