

# AI 기반 농업 데이터 분석 기술을 활용한 생산성 향상 메커니즘 연구

(A Study on the Productivity Enhancement Mechanism of AI-Based Agricultural Data Analysis  
Technology)

최정인

(Jung-In Choi)

## 요약

본 연구는 AI 기반 농업 데이터 분석 기술이 농업 생산성 향상에 기여하는 구체적인 메커니즘을 규명하는 데 목적이 있다. 기존 연구들이 주로 AI 기술 도입의 필요성이나 개별 성공 사례를 제시하는 데 그쳤다면, 본 연구는 예측 최적화 모델의 한계를 비판적으로 검토하고, 이를 극복하기 위한 폐쇄형 자율 학습 시스템을 제안 한다. 제안된 모델은 환경 데이터와 작물 결과 데이터를 통합하여 AI가 인과관계를 스스로 학습하고, 최적화된 재배 레시피를 생성·실행하며, 그 결과를 다시 피드백하는 순환적 과정을 포함한다. 사례 분석을 통해 본 연구는 기존 시스템이 정보 제공과 보조적 의사결정에 머물렀던 것과 달리, AI가 지식 생성과 자율 실행의 주체로 기능할 때 생산성과 효율성이 극대화될 수 있음을 입증하였다. 이러한 결과는 AI 농업 연구에 있어 단순 예측 정확도 개선을 넘어, 자율성과 순환 학습 능력의 확보가 핵심임을 보여준다. 본 연구의 의의는 단순한 기술 적용 분석을 넘어, AI가 농업 생산 과정의 주체로 자리매김할 수 있는 새로운 패러다임을 제시했다는 점에 있으며, 이는 향후 스마트 농업 정책 및 농가의 기술 도입 전략 수립에 실질적인 시사점을 제공한다.

■ 중심어 : 인공지능 ; 스마트 농업 ; 폐쇄형 학습 시스템 ; 농업 생산성

## Abstract

This study aims to elucidate the specific mechanism through which AI-based agricultural data analysis technology enhances agricultural productivity. While previous studies have primarily focused on the necessity of AI adoption or presented isolated success cases, this research critically examines the fundamental limitations of the conventional prediction-optimization (open-loop) model and proposes a novel alternative, the Closed-Loop Autonomous Learning System. The proposed mechanism incorporates a cyclical process in which AI autonomously learns causal relationships by integrating both environmental and crop outcome data, generates optimized cultivation recipes, executes them independently, and continuously improves through feedback. Through case analyses, this study demonstrates that, unlike existing systems that remain at the level of information provision and decision support, AI can maximize productivity and efficiency when it functions as a central agent for knowledge generation and autonomous execution. The findings highlight that the key to advancing AI in agriculture lies not merely in improving prediction accuracy but in ensuring autonomy and iterative learning capacity. The academic significance of this study lies in presenting a new paradigm in which AI emerges as the primary agent of agricultural production processes, moving beyond simple technological applications. Practically, the study provides meaningful implications for the development of smart agriculture policies and strategies for effective adoption of AI technologies at the farm level.

■ keywords : Artificial Intelligence ; Smart Farming ; Closed-Loop Learning System ; Agricultural Productivity

## I. 서 론

현대 농업은 기후 변화로 인한 작물 생육 환경  
의 불확실성 증대나 노동력 부족, 고령화와 같은

\* 정회원, 국립창원대학교 사립아너스 학부

This research was supported by Changwon National University in 2025~2026.

접수일자 : 2025년 10월 13일

수정일자 : 2025년 10월 28일

제재확정일 : 2025년 11월 01일

교신저자 : 최정인 e-mail : junginchoi@changwon.ac.kr

구조적 문제에 직면하여 어려움을 겪고 있다. 이러한 난관은 식량 안보와 농업의 지속가능성에 위협이 되며, 이를 극복하기 위해 최근에는 인공지능(AI), 빅데이터, 사물인터넷(IoT)이 적용된 디지털 농업(Digital Agriculture)이 자리 잡고 있다[1]. 디지털 농업은 데이터를 기반으로 한 정밀한 의사결정을 통해 전통적인 농업 방식의 한계를 극복하고 농업 생산성을 근본적으로 변화시킬 잠재력을 지닌다[2].

특히, AI 기반 예측 모델은 실시간으로 수집되는 방대한 데이터를 분석하여 작물의 생육 상태, 병해충 발생, 수확량 등을 예측하여 농업 생산성을 향상시킨다[3]. 또한 이러한 예측 모델은 불확실성을 낮추고 의사결정의 정확성을 높여 생산성을 극대화한다[4]. 나아가 AI는 농업 환경 데이터에서 유의미한 패턴을 발견하고, 이를 기반으로 최적의 재배 환경을 제시함으로써 농업의 자원 효율성을 향상시킨다[5]. 국내에서도 이러한 기술들을 농업에 접목한 다양한 연구들이 진행되었으며, 이를 통해 AI를 적용한 디지털 농업 분야의 발전 가능성이 입증되었다[6].

그러나 현재까지의 연구는 AI 기술의 도입 필요성이나 기술적 성공 사례를 개괄적으로 제시하는 데 주로 초점을 맞춰왔다. AI 기술이 농업 생산성에 기여하는 구체적인 메커니즘, 즉 어떠한 과정과 원리를 통해 생산성 향상으로 이어지는가에 대한 학술적이고 체계적인 분석은 여전히 부족한 실정이다. 예를 들어, 스마트팜 데이터 수집 과정의 문제점[7]이나 농업 빅데이터의 활용 현황을 다룬 연구[8]들은 AI 기반 분석의 진행 조건과 한계를 제시하지만, 실제 생산성 향상 메커니즘을 심도 있게 규명하지는 못하고 있다. 이로 인해 AI 기술의 잠재력을 완전히 이해되지 못하고, 농업 정책 입안자 및 농업인들이 실질적으로 기술을 활용하는 데 한계로 작용하고 있다.

따라서 본 연구는 AI 기반 농업 데이터 분석 기술이 농업 생산성을 향상시키는 구체적인 메커니즘을 제안하는 데 목적을 둔다. 이를 위해

기존의 예측-최적화 모델이 지닌 한계를 비판적으로 검토하고, 이를 극복하여 AI가 지식 생성 및 자율 실행의 주체로 기능하는 폐쇄형 자율 학습 시스템을 새로운 생산성 향상 메커니즘으로 제안한다[3, 5, 6, 8]. 본 연구는 AI 예측 모델의 작동 원리를 이론적으로 분석하고, 기존 사례에 대한 재분석을 통해 제안된 메커니즘의 타당성과 실현 가능성을 논증하며, 학술적 및 실무적 시사점을 제시하는 데 기여할 것이다.

본 연구는 문헌 연구와 사례 재분석을 주요 방법론으로 활용한다. 구체적으로, 2장에서는 기존 AI 기반 농업 시스템의 한계를 분석하고, 3장에서는 폐쇄형 자율 학습 시스템 모델을 상세히 제시한다. 4장에서는 선정된 사례에 대한 재분석을 통해 제안된 메커니즘의 실현 가능성과 우수성을 논증하며, 5장에서는 결론과 정책적 시사점을 제시한다.

## II. 관련 연구

본 연구는 AI 기반 농업 데이터 분석 기술의 생산성 향상 메커니즘을 분석하기에 앞서, 관련 선행 연구를 세 가지 측면에서 검토하였다. 먼저, 스마트 농업 예측 모델(Smart Farming Prediction Models, SFP)의 기술적 동향과 적용 사례에 관한 연구를 분석하였다. 또한, AI 기반 분석의 필수 전제 조건인 농업 데이터의 수집, 활용 및 관리와 관련된 연구를 분석하였다. 나아가 이 기술들이 적용되는 과정에서 발생하는 한계점과 과제에 대한 연구를 고찰하였다.

### 2.1 스마트 농업 예측 모델의 기술적 동향

스마트 농업 분야에서 예측 모델의 기술적 발전은 농업 생산성 향상의 핵심 동력으로 작용해 왔다. Kwaghtyo·Eke의 연구[5]에서는 스마트 농업 예측 모델에 대한 포괄적인 조사를 통해, 작물 생산량 예측, 질병 탐지, 관개 관리 등에서 머신러닝 기술이 어떻게 응용되는지를 상세히 분석하였다. 이 연구는 머신러닝 모델이 다중 변

수(온도, 습도, 토양 데이터 등)를 기반으로 예측을 수행함으로써, 농업인의 직관적 판단을 보완하는 중요한 의사결정 도구임을 강조한다. 또한 김세원의 연구[6]에서는 빅데이터와 머신러닝을 활용한 작물 생산량 예측 모델을 개발하였고, Pérez et al.의 연구[7]에서는 토마토 예측을 위한 IoT 및 AI 기술의 구현 사례를 제시하며 예측 모델의 구체적인 효용성을 입증하였다. 또한, Shabarish et al.의 연구[3]에서는 AI를 활용하여 환경 데이터에서 작물의 생육 상태와 질병 발생 패턴을 예측하였고 이를 통해 불확실성을 낮추고 최적의 농법을 제시하여 생산성을 극대화하였다[3].

국내외 연구에서는 작물 생육 상태나 수확량 예측뿐만 아니라, 특정 기술을 활용한 정밀 진단 및 예측 모델 개발에 집중해왔다. 예를 들어, 스마트팜 구동기의 고장 시기를 복합 상태 기반으로 예측하는 연구[9], Vision Transformer (ViT) 모델을 활용하여 토마토 병해를 탐지하는 연구 [10], 그리고 작물의 생존 예측을 위한 AI 분석 연구[11] 등은 AI가 농업 분야의 불확실성을 해소하고 의사결정의 정확성을 높이는 데 기여하고 있음을 보여준다.

센서, 빅데이터, AI 기술의 융합이 농업의 정밀 관리를 가능하게 하며, 다양한 ICT 기술 중에서도 특히 AI는 데이터 기반으로 최적의 재배 환경을 추천할 수 있으며 자원 투입량을 최적화할 수 있어 스마트 농업 분야에서 핵심적인 역할을 한다. 이는 스마트 농업에 AI를 단순히 적용하는 것을 넘어, 의사결정 과정을 어떻게 효율화하는지에 대한 학술적 논의가 필요함을 보여준다.

## 2.2 농업 빅데이터의 활용 및 관리

AI 기반 예측 모델의 성공은 무엇보다 양질의 데이터 확보와 체계적인 활용에 달려 있다. 여현의 연구[12]에서는 해외 농업 분야에서의 빅데이터 활용 현황을 분석하면서, 정밀농업의 발전이 방대한 데이터 축적을 토대로 가능하다는 점을

강조하였다. 특히 다양한 센서를 통해 실시간으로 수집되는 데이터는 AI 모델 학습을 위한 핵심적 자원으로, 농업 현장에서 발생하는 복잡한 변화를 정밀하게 반영할 수 있다.

오현종 외[13]는 시계열 환경 데이터 획득 시스템을 구축하여, AI 모델이 작물 생육 과정에서 나타나는 미세한 환경 변화 특성을 보다 정확하게 파악할 수 있는 기반을 마련하였다. 그러나 이러한 데이터 수집 과정은 여전히 이질적인 데이터의 통합, 비표준화된 형식, 결측치 발생 등 다양한 문제를 수반한다. 이에 따라 이현조 외 [14]는 AI 분석을 위한 농업 데이터 통합 스키마를 제안하며, 데이터의 일관된 관리 체계 확립이 필수적임을 강조하였다.

더 나아가 김송강과 남기포[15]는 스마트팜 구축 과정에서 빈번히 발생하는 데이터 수집의 비표준화, 이질적인 형식, 그리고 결측치 문제 등이 AI 모델 학습 효율을 저해할 수 있다고 지적하였다. 이러한 문제들은 AI 기반 예측 모델이 농업 현장에서 안정적으로 활용되기 위해 반드시 해결되어야 하는 과제로, 데이터 수집 단계의 개선과 함께 체계적인 데이터 통합 및 관리 시스템이 요구된다.

통합된 데이터는 AI 모델의 예측 정확도를 실질적으로 향상시킬 수 있으며, 이는 곧 농업 생산성 향상을 위한 핵심 메커니즘의 토대를 제공한다. 따라서 데이터 수집과 관리의 문제를 해결하고, 일관된 통합 체계를 마련하는 것은 단순히 AI 기술의 효율성을 높이는 차원을 넘어, AI 기반 분석이 실제 농업 현장에서 실효성을 확보하기 위한 선결 조건임을 시사한다.

## 2.3 AI 기술 적용의 한계와 과제

선행 연구들은 AI 기술의 긍정적 효과와 함께, 그 적용 과정에서 발생하는 한계와 과제에 대해서도 논의하고 있다. 일부 선행 연구에서는 스마트팜 구축 과정에서 데이터 수집의 비표준화, 결측치 발생 등으로 인해 AI 모델의 예측 정확도가

저하될 수 있음을 지적하였다[15]. 이는 AI 기술의 실효성이 결국 수집된 데이터의 품질에 크게 의존한다는 점을 시사한다. 실제로 데이터가 불충분하거나 오류를 포함하는 경우 예측 결과의 신뢰성이 저하될 수 있으며, 이는 농업 현장에서 AI 활용의 장애 요인으로 작용할 수 있다.

또한 AI 모델이 도출한 복잡한 예측 결과는 농업인들에게 블랙박스처럼 인식될 수 있으며, 이는 기술에 대한 신뢰 저하로 이어질 수 있다. 이러한 상황은 농업인들이 기술의 활용 과정에서 직관적으로 이해하고 신뢰할 수 있는 정보 제공이 이루어지지 않을 경우 더욱 심화될 수 있다.

이에 따라 AI 기술을 농업 현장에 성공적으로 정착시키기 위해서는 데이터 품질 문제와 기술적 한계를 극복하는 동시에, 사용자의 신뢰를 확보할 수 있는 직관적인 정보 제공 방안을 모색할 필요가 있다. 이러한 맥락에서, 이러한 한계점들은 결국 AI가 예측 정보만 제공하고 최종 실행은 인간에게 의존하는 기존의 예측-최적화 모델, 즉 개방형 루프 시스템의 근본적인 한계로 귀결된다. 본 연구는 이러한 한계를 극복하는 새로운 폐쇄형 자율 학습 메커니즘을 제안하는 데 기여한다.

### III. AI 기반 농업 데이터 분석 기술의 생산성 향상 메커니즘

본 연구는 AI 기반 농업 시스템을 AI 제어 방식과 피드백 유무에 따라 개방형 루프(Open-Loop) 시스템과 폐쇄형 루프(Closed-Loop) 시스템으로 정의한다. 개방형 루프 시스템은 시스템의 행동 결과가 다시 입력 데이터로 피드백되지 않는 단방향 제어 구조다. 이 시스템은 미리 정해진 명령이나 입력 데이터에 따라 작동할 뿐, 실제 결과가 목표치에 도달했는지 확인하고 수정하는 과정이 없다. 그리하여 AI 시스템을 통해 예측 정보를 제공하더라도 최종 실행은 농업인의 판단에 전적으로 의존하게 된다. 반면 폐쇄형 루프 시스템은 시스템의 실행 결과가 다시 입력

값으로 되돌아와 다음 행동을 수정하는 양방향 순환 구조다. 이 시스템은 목표와 실제 결과 간의 차이를 주기적 또는 실시간으로 측정하고, 이를 기반으로 행동을 스스로 수정하는 피드백 제어를 수행한다. 본 연구가 제안하는 메커니즘은 이와 같은 폐쇄형 루프 구조를 통해 AI가 스스로 학습하고 진화하며 생산성을 극대화하는 것을 목표로 한다. 본 장에서는 문헌 연구 및 사례 재분석을 통해 제안된 폐쇄형 루프 메커니즘의 실현 가능성과 우수성을 논증한다.

#### 3.1 초기 AI 기반 농업 시스템의 데이터 수집 및 예측-최적화 메커니즘의 한계

기존의 AI 기반 농업 시스템은 AI의 역할이 정보 제공에 머무르는 한계를 가졌으며, 이는 데이터 수집 단계에서부터 그 원인이 내재되어 있다. 이러한 시스템의 생산성 향상 메커니즘은 AI가 환경 센서, 기후 데이터 등으로부터 수집된 정보를 분석하여 작물의 생육 상태, 병해충 발생 가능성 등을 예측하고, 농업인이 이 예측 정보를 기반으로 의사결정을 내리는 예측-최적화 방식에 의존한다[16]. 오현종 외[13]의 연구가 시계열 환경 데이터를 획득하는 시스템을 구축하여 AI 모델이 작물의 미세한 변화를 감지할 수 있는 기반을 마련했으나, 이 데이터는 주로 외부 환경 변수에 한정되어 있었다.

이러한 데이터의 제한성은 AI 모델의 예측 정확도를 높이는 데 장애물로 작용했다. 즉, AI는 작물의 결과 데이터(수확량, 상품성 등)와 환경 변수 간의 복합적인 인과관계를 학습할 수 있는 충분한 정보를 얻지 못했다. 또한, 농업 현장에서 발생하는 데이터의 비표준화, 결측치 등 데이터 품질 문제는 AI의 학습 효율을 저하시켜 예측 결과의 신뢰성을 떨어뜨리는 주요 요인이 되었다[15]. 이현조 외[14]의 연구가 디지털 농업에서 데이터 큐레이션 서비스의 중요성을 강조했듯, 데이터의 선별적 수집 및 통합 없이는 AI의 잠재력을 온전히 발휘하기 어렵다. 결국 데이터 수집

의 한계와 더불어 AI의 역할이 단순 정보 제공 수준에 머무르며 AI 기술을 모두 활용하지 못했다. AI가 아무리 정확한 예측 결과를 제공하더라도 최종적인 실행은 여전히 농업인의 판단과 경험에 의존해야 했기 때문이다. 이는 예측 정보의 해석 오류나 실행 과정에서의 자연을 유발할 수 있으며, 결국 생산성 향상의 효과를 제한하는 요인인 된다. 이러한 한계는 AI의 역할이 단순한 보조 도구를 넘어 생산 과정의 주체로 진화해야 할 필요성을 제기한다.

이러한 맥락에서, 초기 AI 기반 농업 시스템은 개방형 루프 시스템으로 분류할 수 있으며, 본 연구에서는 폐쇄형 루프 시스템 기반의 메커니즘을 제안한다. 아래 표는 기존 AI 기반 농업 시스템과 본 연구가 제안하는 새로운 메커니즘의 주요 차이점을 비교하고 있다.

표 1. 기존 AI 기반 시스템과 제안된 메커니즘 비교

구분	개방형 루프 시스템	폐쇄형 루프 시스템
AI의 역할	정보 제공, 의사결정 보조	지식 생성, 의사결정 및 실행 주체
데이터 활용	실시간 환경 데이터	환경 데이터 + 결과 데이터 + 과거 이력 데이터
입력 데이터	온도, 습도, 광량, 토양 습도 등	환경 데이터 + 수확량, 품질, 병해충 발생률 등
결과물	생산량, 질병 발생 예측 정보	최적화된 재배 레시피, 자율 제어 명령
최종 실행자	농업인 (사람)	AI가 연동된 자동 제어 시스템
주요 효과	생산성 향상, 의사결정 효율화	생산성 극대화, 노동력 극단적 절감, 생산성 편차 최소화

### 3.2 AI 기반 폐쇄형 자율 학습 시스템

본 연구는 초기 AI 기반 농업 시스템의 한계를 극복하기 위한 폐쇄형 자율 학습 시스템(Closed-Loop Autonomous Learning System)을 제안한다. 이 메커니즘은 AI가 단순한 예측을 넘어 생산 과정 전체를 스스로 학습하고, 최적화된 재배 레시피를 생성하며 자율적으로 실행한다. 그리하여 시스템이 사람의 개입 없이도 스스로 행동과 결과를 피드백하여 최적의 결과를 도출하는 것을 목표로 한다.

이러한 폐쇄형 시스템이 필요한 근거는 초기 AI 시스템의 한계에서 비롯된다. 기존의 예측-최적화 모델은 AI가 아무리 정확한 예측 결과를 제공하더라도, 최종적인 실행이 농업인의 주관적인 판단과 경험에 의존해야 하는 개방형 루프 구조를 갖는다.

이에 따라 예측 정보의 해석 오류, 실행 지연, 그리고 데이터 축적의 비효율성 문제가 발생하며, AI의 잠재력이 완전히 발휘되지 못한다. 반면, 폐쇄형 시스템은 AI가 의사결정부터 실행, 그리고 그 결과에 대한 피드백까지 모든 과정을 스스로 처리하여 이러한 한계를 극복한다. 이는 곧 인간의 경험을 뛰어넘는 최적의 지식을 AI가 스스로 생성하고 적용하는 근본적인 농업 혁신으로 이어진다.

제안하는 폐쇄형 루프 자율 학습 시스템은 아래 그림과 같이 구성된다.

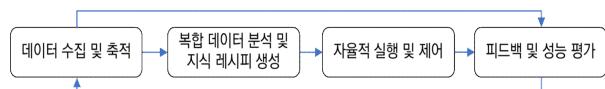


그림 1. 제안된 폐쇄형 자율 학습 시스템 구성도

동적 데이터 통합 및 인과관계 학습 단계는 AI의 학습 기반을 혁신적으로 확장한다. 기존의 실시간 환경 데이터(온도, 습도) 외에, 작물의 결과 데이터(수확량, 상품성 등)와 과거 이력 데이터를 모두 통합하여 장기간 축적한다[14]. 이러한 다종 이종 데이터의 통합은 Chowdary et al.[18]가 제안한 중앙 집중식 플랫폼과 같이 센서 및 다양한 AI 모델을 한곳에 통합하는 시스템 구축을 통해 실현 가능함을 시사한다. AI는 이 방대한 복합 데이터를 분석하여 재배 환경 변수와 결과 데이터 간의 복합적인 인과관계를 학습하고, ‘특정 생육 단계에서 CO2 농도를 높일 경우 착과수가 증가한다’와 같은 새로운 지식(레시피)을 스스로 발견하고 생성한다[14]. 이 레시피는 구조화된 데이터(예: Key-Value 또는 JSON 형식)로 지식 데이터베이스에 저장되며, 다음 학습 단계에서 지속적으로 업데이트된다. 재배 레시피는 단순히 텍스트가 아니라, 생육 단계, 환경 변수(온도, CO2), 제어 값, 기간 등 여러 요소 간의 인과관계와 조건을 담고 있다. 그리하여 {“생육 단계”: “착과기”, “제어대상”: “CO2 농도”, “제어 값”: “1200ppm”, “유지기간”: “7일”}과 같이 Key-Value 또는 JSON 형식으로 저장한다면 복합적인 정보를 체계적으로 구조화하여 저장할 수 있다. 또한 AI 모델의 결과를 기계에 전송하

면, 그 결과 데이터는 기계가 읽을 수 있는 형태어야 한다. JSON과 같이 구조화된 형식은 파싱되어 자동제어 시스템에 직접적인 제어 명령으로 전달될 수 있다.

저장된 정보를 활용한 인과관계 추론은 강화학습(Reinforcement Learning)이나 그래프 신경망(Graph Neural Networks, GNN)과 같은 AI 알고리즘을 활용하여 실현될 수 있으며, 이를 통해 AI는 단순한 상관관계를 넘어 최적의 행동을 스스로 찾아낼 수 있다.

제안된 메커니즘의 입력 데이터로는 온실 내·외부의 환경 데이터(온도, 습도, 광량, CO<sub>2</sub> 농도 등), 작물의 생육 상태를 담은 이미지/영상 데이터, 그리고 재배 사이클의 최종 결과인 결과 데이터(수확량, 상품성 등) 및 과거 이력 데이터가 모두 포함된다. 결과값은 최적화된 재배 레시피(예: 토마토 4주차에 CO<sub>2</sub> 농도를 1,200ppm으로 유지) 및 이 레시피를 실행하기 위한 자율 제어 명령이 생성된다.

자율적 실행 및 제어 단계에서 AI가 생성한 최적의 재배 레시피는 인간의 개입 없이 스마트팜 시스템에 의해 자동으로 실행된다. AI는 환경 제어 시스템과 연동하여 온도, 습도, 관수량을 자동으로 조절하거나, 병해충 발생 시 최적의 방제 솔루션을 자율적으로 실행한다[19], [20]. 이 단계는 AI가 단순히 예측 정보를 제공하는 것을 넘어, 능동적인 실행 주체로 기능함을 의미한다.

마지막은 지속적인 피드백 및 학습 단계다. AI가 자율적으로 실행한 결과는 다시 새로운 데이터로 시스템에 피드백되어 AI 모델의 학습에 활용된다. 예를 들어, AI가 제어한 환경에서 목표한 수확량을 달성하지 못했다면, AI는 그 원인을 분석하고 다음 재배 사이클에서 레시피를 스스로 수정한다. 이러한 폐쇄형 학습 루프를 통해 지속적으로 지식을 확장하고, 예측 및 실행 정확도를 개선하여 농업 시스템의 자율성을 높인다.

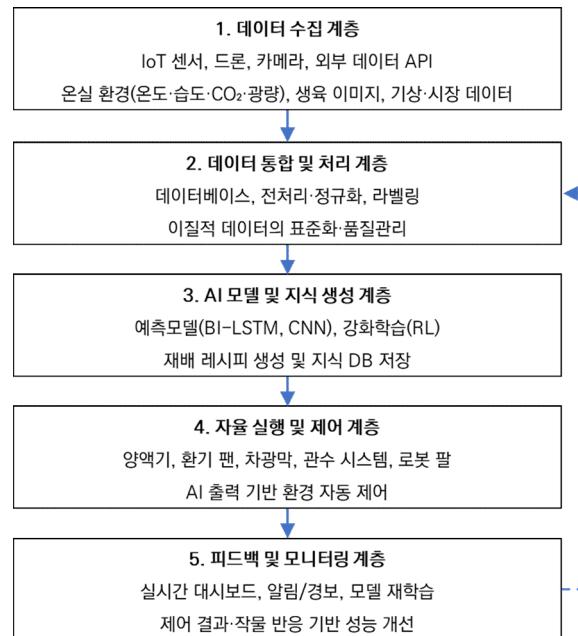


그림 2. 제안된 폐쇄형 자율 학습 시스템 5계층 아키텍처

그림 2는 본 연구에서 제안하는 폐쇄형 자율 학습 시스템의 5계층 아키텍처이다. 데이터 수집 계층은 IoT 센서, 드론, 이미지 센서 등을 통해 온실 내·외부 환경 정보와 작물 생육 데이터를 확보한다. 데이터 통합 및 처리 계층은 수집된 이질적 데이터를 표준화·정규화하고 결측치와 노이즈를 보정하여 학습 가능한 형태로 가공한다. AI 모델 및 지식 생성 계층은 예측 모델과 강화학습을 통해 생육·질병·수확량을 분석하고 최적의 재배 레시피를 생성하여 지식 데이터베이스에 저장한다. 자율 실행 및 제어 계층은 생성된 레시피를 바탕으로 양액기, 환기 팬, 차광막, 로봇 팔 등 농업 장비를 자동으로 제어한다. 마지막으로 피드백 및 모니터링 계층은 제어 결과와 작물 반응을 실시간으로 관찰하여 다시 데이터 수집 계층으로 흐류시킴으로써 모델 성능을 지속적으로 개선한다. 이러한 구조는 단순 분석을 넘어, 데이터 - AI - 제어 - 피드백이 순환하는 폐쇄형 루프 메커니즘을 통해 농업 생산성 향상을 실현한다.

### 3.3 사례 분석

본 장에서는 문헌 재분석을 통해 제안된 메커니즘의 기술적 타당성을 뒷받침한다. 대표적인 스마트 농업 최근 연구 사례들을 통해 앞서 제안

한 폐쇄형 자율 학습 시스템의 핵심 구성 요소인 지식 생성과 자율 실행이 기술적으로 실현가능함을 확인하고, 이를 기반으로 개방형 시스템에 대비하여 정량적인 효율성 증대로 이어짐을 재분석을 통해 논증한다.

사례 선정 기준으로는 (1) 폐쇄형 자율 학습 시스템의 핵심 요소인 자율 실행과 지식 생성을 반영하고, (2) 농업 생산성 관련 정량적 또는 정성적 성과를 포함하는 사례들로 선정하였다. 선정된 사례들의 주요 내용은 표 2와 같다.

표 2. 대표적 스마트 농업 사례 비교 분석

연구	적용된 주요 기술	생산성 관련 효과	폐쇄형 구성 요소	특징
[14]	오이 생육 자동 제어와 최적 작과수 예측	자동 환경 제어를 통한 효율 개선 및 농업인 개입 최소화	자율 실행	예측 결과 기반 실시간 제어
[16]	AI 전환 수준 진단 모델 (LLM + AHP)	농가별 AI 전환 촉진 및 기술 도입 개선	지식 생성	농가별 AI 활용 수준 진단, 최적의 도입 경로 제시
[17]	CNN 기반 병충해 탐지, 자동 방제	병충해 피해율 감소 경향 확인	자율 실행	이미지 기반 자동 탐지/대응
[18]	BI-LSTM 기반 토마토 생산량 예측	생산량 향상 및 품질 안정화 효과 보고	지식 생성 및 피드백	클라우드 기반 재학습 구조
[19]	AI 기반 스마트 농업 조기 경보 시스템	병해충 피해 예방 및 작물 안정성 향상	자율 실행 및 피드백	실시간 경보 및 자동 대응 구조

심홍섭의 연구[17]는 AI가 오이의 최적 작과수를 예측하고, 이를 위해 환경을 자동으로 제어하는 시스템을 개발했다. 이 사례는 AI가 예측한 환경 조건을 농부가 아닌 시스템이 자율적으로 실행함으로써, 노동력 절감과 생산성 편차 감소라는 실질적 효과를 가져올 수 있음을 보여준다. 이는 AI의 자율 실행이 개방형 시스템의 한계(인간의 해석 오류/실행 지연)를 극복하고, 실제 노동력 절감 및 생산성 편차 감소를 가져올 수 있음을 보여주며, 제안 메커니즘의 현실적 타당성을 뒷받침한다.

이세연 외[21]의 연구는 BI-LSTM 모델을 활용한 토마토 생산량 예측 시스템을 클라우드 기반으로 구축했다. 이 시스템은 농가별 데이터를 축적하고 분석하여 각 농가에 특화된 재배 레시피를 생성한다. 이 사례는 제안 메커니즘의 핵심인 데이터 축적 및 레시피 생성 단계가 이미 기술적으로 구현되고 있음을 보여주는 중요한 근

거이다. 초기 AI 시스템이 단순히 상관관계를 예측하는 데 머물렀다면, 이 시스템은 데이터를 통해 새로운 지식을 생성하는 단계로 나아가며, 이는 AI가 인과관계를 학습하고 최적의 레시피를 도출하는 폐쇄형 자율 학습 시스템의 핵심 요소임을 논증한다.

또한, 정유태 외[20], 심현·김현욱[22]의 연구들에서 AI가 이미지 데이터를 분석하여 병해충을 조기 진단하고, 필요한 조치를 자동으로 추천하거나 실행하는 방식으로 작동한다. 이 시스템들은 컴퓨터 비전 및 딥러닝(CNN)을 사용하여 작물 이미지에서 병해충을 식별한다. 이 사례들은 AI가 초기 시스템의 한정된 환경 데이터를 넘어, 이미지와 같은 복합 데이터를 활용하여 자율적인 대응을 가능하게 한다는 점에서 제안 메커니즘의 유효성을 뒷받침한다.

결론적으로, 이들 사례는 개별적으로는 특정 기능만 구현했으나, 폐쇄형 자율 학습 시스템의 핵심 구성 요소인 '지식 생성'과 '자율 실행'이 정량적 혹은 정성적 효율성 증대로 이어진다는 것을 보여준다. 이는 이러한 개별 기술들을 하나의 통합된 폐쇄형 시스템으로 구축하는 경우 생산성과 효율성이 극대화될 수 있다는 본 연구의 논지를 강력하게 뒷받침한다.

#### IV. 논의 및 제언

본 연구는 AI 기반 농업 데이터 분석 기술의 생산성 향상 메커니즘을 규명하는 과정에서, 초기 예측-최적화 모델의 한계를 극복하고 폐쇄형 자율 학습 시스템이라는 새로운 메커니즘을 제안하였다. 이와 관련하여, 본 연구는 다음과 같은 학술적 및 실무적 시사점을 제공한다.

AI 기반 농업 기술은 단순한 정보 제공을 넘어, 자율적인 의사결정 및 실행 주체로 진화하고 있다. 기존의 예측-최적화 모델은 AI가 예측 결과를 제공하면 인간이 이를 바탕으로 행동하는 개방형 루프 구조를 가졌으나, 사례 분석을 통해 AI가 이미 데이터 축적 및 지식 생성, 자율적 실행 등 개별적인 폐쇄

형 학습 요소를 구현하고 있음을 확인하였다. 심홍섭[17]의 오이 생육 제어시스템은 AI의 자율 실행을, 이세연 외[21]의 클라우드 시스템은 지식 생성의 가능성을 각각 입증한다. 이는 AI가 농업 전반을 아우르는 지능적이고 자율적인 시스템으로 통합될 수 있다는 점을 시사하며, 이는 AI 농업 연구의 새로운 방향성을 제시하는 중대한 의의가 있다. 본 연구는 단순히 기존 기술의 적용 사례를 분석하는 것을 넘어, 미래의 스마트 농업에서의 방향성을 제시한다.

첫째, 폐쇄형 학습 루프의 중요성을 논증함으로써 AI 농업 연구의 새로운 방향을 제시한다. 기존 연구가 AI의 예측 정확도 자체에 집중했다면, 본 연구는 AI가 스스로 실행 결과를 피드백 받아 모델을 개선하는 순환적 학습 과정이 생산성 향상의 핵심임을 강조한다. 이는 학계가 단순한 예측 모델 개발을 넘어, 시스템의 자율성과 지속적인 학습 능력에 초점을 맞추어야 함을 시사한다.

둘째, 단순 예측을 넘어서는 지식 창출의 가능성 을 제시한다. 기존 AI 모델은 환경 데이터와 생산량 사이의 상관관계를 보여주는 데 그쳤으나, 본 연구가 제안한 메커니즘은 AI가 인과관계를 학습하여 재배 레시피라는 새로운 형태의 농업 지식을 창출 할 수 있음을 보여준다. 이 지식은 개별 농가의 생산성 향상을 넘어, 디지털 농업 지식 데이터베이스로 축적되어 농업 전반의 지능화를 가속화할 수 있다.

셋째, AI 기술의 실질적인 현장 적용을 위한 과제를 제시한다. 사례 연구를 통해 자율 실행과 지식 생성이 이미 기술적으로 실현되고 있음을 확인했다. 개별 기술들이 하나의 통합된 폐쇄형 시스템으로 발전할 수 있음을 보여주며, 본 연구에서 제안된 모델을 학문적으로 뒷받침한다. 하지만 개별 기술들을 하나로 통합하기 위해서는 다음과 같은 한계점들이 존재한다.

폐쇄형 시스템의 현장 적용을 위해서는 (1) 이 종 데이터의 통합 표준화 및 실시간 데이터 처리 기술의 발전이 필수적이며, (2) AI가 생성한 재

배 레시피의 투명성 및 설명 가능성 확보가 중요하다. 특히 블랙박스처럼 인식될 수 있는 AI의 결정을 농업인이 이해하고 신뢰할 수 있도록 하는 기술 수용성 제고 방안이 함께 모색되어야 한다. 또한, (3) AI 시스템 도입을 위한 농가의 초기 투자 비용 및 기술적 이해도 격차를 완화하기 위한 정책적 지원이 필수적으로 요구된다.

나아가 본 연구는 폐쇄형 자율 학습 시스템이라는 개념적 모델을 제시하는 데 주력하였으나, 문헌 연구와 기존 사례에 대한 재분석에 기반하고 있어, 제안된 메커니즘의 정량적 효과(예: 수확량, 자원 효율, 노동력 절감률 등)를 검증하기 위한 실험 데이터 및 실증 분석 결과를 제시하지 못하는 명확한 한계가 있다.

## V. 결 론

본 연구는 AI 기반 농업 데이터 분석 기술의 생산성 향상 메커니즘을 규명하기 위해, 기존의 예측-최적화 모델을 재검토하고 폐쇄형 자율 학습 시스템을 새로운 대안으로 제안하였다. 사례 분석을 통해 AI가 단순히 정보를 제공하는 보조 도구가 아니라, 데이터 축적, 지식 생성, 자율 실행, 피드백의 순환적 과정을 통해 농업 생산성을 극대화할 수 있음을 확인하였다. 이는 곧 폐쇄형 학습 루프가 농업 생산성 향상의 핵심 메커니즘임을 실증적으로 보여주는 결과라 할 수 있다.

연구의 주요 시사점은 다음과 같다.

첫째, 기존의 개방형 모델 한계를 극복하고, 자율적 학습과 실행을 통해 생산성 변동성을 최소화할 수 있는 패러다임 전환을 제시하였다.

둘째, AI가 단순한 상관관계 예측을 넘어 인과관계 추론을 기반으로 한 재배 레시피 창출이라는 새로운 지식 생산 방식의 가능성을 보여주었다.

셋째, 이러한 메커니즘의 현장 적용을 위해서는 데이터 표준화, 실시간 처리 기술, 농가의 수용성 제고 및 정책적 지원이 필수적임을 제언하였다.

본 연구는 문헌 연구와 사례 분석에 기반했기 때문에, 정량적 실증 검증에는 한계가 있다. 따라

서 향후 연구에서는 다음과 같은 방향으로 연구를 심화할 필요가 있다. 먼저, 제안된 폐쇄형 자율 학습 시스템을 실제 농업 환경에 구현하고, 전통적 방식 및 기존 개방형 AI 시스템과 비교하는 실험을 통해 생산성, 자원 효율성, 노동력 절감 등 핵심 지표에 대한 정량적 효과를 실증적으로 검증해야 한다. 또한 지식 모델을 표준화 해야 한다. AI가 생성한 재배 레시피의 보편성과 적용 범위를 확장하기 위해, 농업 지식의 온톨로지(Ontology) 구축 및 시맨틱 웹 기반 데이터 표준화에 대한 추가 연구가 요구된다. 나아가 AI 학습의 안정화가 필요하다. 폐쇄형 루프 시스템의 핵심인 강화학습(RL) 기반 인과관계 추론 모델이 현장 적용 시 발생할 수 있는 데이터 노이즈 등에 대응할 수 있도록 하는 연구가 필요하다.

## REFERENCES

- [1] 조용빈, “데이터, 지능화 기반의 디지털농업 연구 추진 전략,” *한국원예학회 원예과학기술지*, 제39권, 제2호, 209쪽, 2021년 5월
- [2] 류상모, “빅데이터, 인공지능, 그리고 디지털 농업,” *KERI 한국농촌경제연구원 세계농업*, 280, 56-65쪽, 2024년 2월
- [3] Shabarish, M. S. H., Sasi Priya, B., Sooriakand, A. P., & Sujitha, D. (2022). AI Assisted Farming For Crop Recommendation and Farm Yield Prediction. *International journal of engineering technology and management sciences*, vol. 10, no. 11, pp. 1-10.
- [4] Premlal, N. (2025). Predictive Farming: Harnessing Data and AI for Smarter, Sustainable Agriculture. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management*, vol. 10, no. 1, pp. 1-10.
- [5] Kwaghtyo, D. K., & Eke, C. I. (2023). Smart farming prediction models for precision agriculture: a comprehensive survey. *Artificial Intelligence Review*, vol. 56, no. 1, pp. 1-28.
- [6] 김세원, “빅데이터 및 머신러닝 기반의 작물 생산량 예측 모델 개발,” *한국통신학회 학술대회논문집*, 1709-1712쪽, 제주도, 대한민국, 2021년 11월
- [7] Pérez, M. A. G., Guerrero González, A., Cánovas Rodríguez, F. J., Martínez Leon, I. M., & Abrisqueta, F. A. L. (2024). Precision Agriculture 4.0: Implementation of IoT, AI, and Sensor Networks for Tomato Crop Prediction. *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 6, no. 3, pp. 108-115.
- [8] 이승현, 김락우, 정득영, 박대현, “ICT 기술을 적용한 농업분야의 연구 동향,” *한국통신학회지 (정보와통신)*, 제39권, 제12호, 33-40쪽
- [9] 최현오, 이명훈, “스마트팜 구동기 복합 상태기반 고장 시기 예측 연구,” *스마트미디어저널*, 제14권, 제8호, 21-28쪽, 2025년
- [10] 김정기, 이명훈, “ViT 모델을 활용한 토마토 병해 탐지 연구,” *스마트미디어저널*, 제14권, 제8호, 35-41쪽, 2025년
- [11] 노미진, “스마트 농업의 작물 생존 예측을 위한 인공지능 분석,” *스마트미디어저널*, 제14권, 제3호, 19-26쪽, 2025년
- [12] 여현, “해외 농업 빅데이터 활용 현황,” *KERI 한국농촌경제연구원 세계농업*, 239, 44-53쪽, 2019년 1월
- [13] 오현종, 김민지, 박수환, 상완규, 서명철, 백재경, 모창연, “시계열 생육 환경 역학성 진단을 위한 IoT 기반 환경 데이터 획득 시스템 구축에 관한 연구,” *2020 한국산업식품공학회 추계 학술대회 및 워크숍*, 1780-1782쪽, 제주도, 대한민국, 2020년 11월
- [14] 이현조, 조한진, 채철주, “디지털 농업을 위한 디지털 농업 데이터 큐레이션 서비스 방안 연구,” *한국컴퓨터정보학회논문지*, 제27권, 제1호, 1-10쪽
- [15] 김송강, 남기포, “스마트팜 구축을 위한 데이터수집의 문제점 분석 연구,” *융합보안논문지*, 제22권, 제5호, 11-18쪽
- [16] 이재경, 설병문, “지능형 스마트 팜 활용과 생산성에 관한 연구: 토마토 농가 사례를 중심으로,” *벤처창업연구*, 제14권, 제1호, 93-102쪽
- [17] 심홍섭, “AI 기반 오이 생육 자동 제어시스템 데이터를 활용한 최적화 착과수 예측 모델링,” *한국컴퓨터정보학회논문지*, 제29권, 제1호, 1-10쪽
- [18] Chowdary, C. S. A., Likith, S., Maya, B. S., Lokesh, S. V., Manish, Y., & Asha, T. (2024). Centralized Platform for Sensor Integration and AI Models in Precision Agriculture. 2024 Second International Conference on Networks, Multimedia and Information Technology (NMITCON), 550-555쪽, 인도, 2024년 8월
- [19] 김희라, 이세재, 권오병, “쌀농가의 AI 전환 수준 진단을 위한 LLM 및 AHP 기반 평가모형 개발,” *지능정보연구*, 제31권, 제2호, 1-15쪽
- [20] 정유태, 김민규, 강병현, 김도은, 박건홍, “AI 기반 병충해 분석을 활용한 스마트 농업 어시스턴트 시스템,” *한국정보기술학회 2025년도 학계종합학술대회*, 제23권, 제1호, 1-8쪽
- [21] 이세연, 양현정, 김민영, 김준경, 손아영, 홍성훈, “스마트팜 활용을 위한 BI-LSTM 기반의 토마토 생산량 예측에 관한 연구,” *한국통신학회논문지*, 제48권, 제4호, 1-12쪽

- [22] 심현숙, 김현숙, "AI 기반 스마트 농업 조기경보 시스템 개발," *한국컴퓨터정보학회논문지*, 제28권, 제10호, 1-9쪽

저자소개



최정인(정회원)  
2010년 가천대학교 컴퓨터미디어학과  
학사 졸업  
2012년 이화여자대학교 컴퓨터공학과  
석사 졸업  
2017년 이화여자대학교 컴퓨터공학과  
박사 졸업  
2018~2020 부산대학교 초빙교수  
2020~2022 아주대학교 특임교수  
2023~2024 서울대학교 강의조교수  
2024.11~ 국립창원대학교 조교수

주관심분야 : 인공지능, 이상상황 인식, 인공지능 시스템, 인공지능 교육