

농업분야의 AI 활용

이 주 량*

본 고에서는 농업 분야에서 인공지능(AI)이 적용될 수 있는 활용 영역을 체계적으로 분석한다. 분석은 AI 활용 분야를 기능적 영역(functional domains)별로 구분하고, 각각이 농업 시스템에 미치는 잠재적 영향을 중심으로 구성하였다. 본 고에서 제시하는 활용 사례(use cases)는 다음의 5가지 핵심 기능 영역에 걸쳐 제시된다.

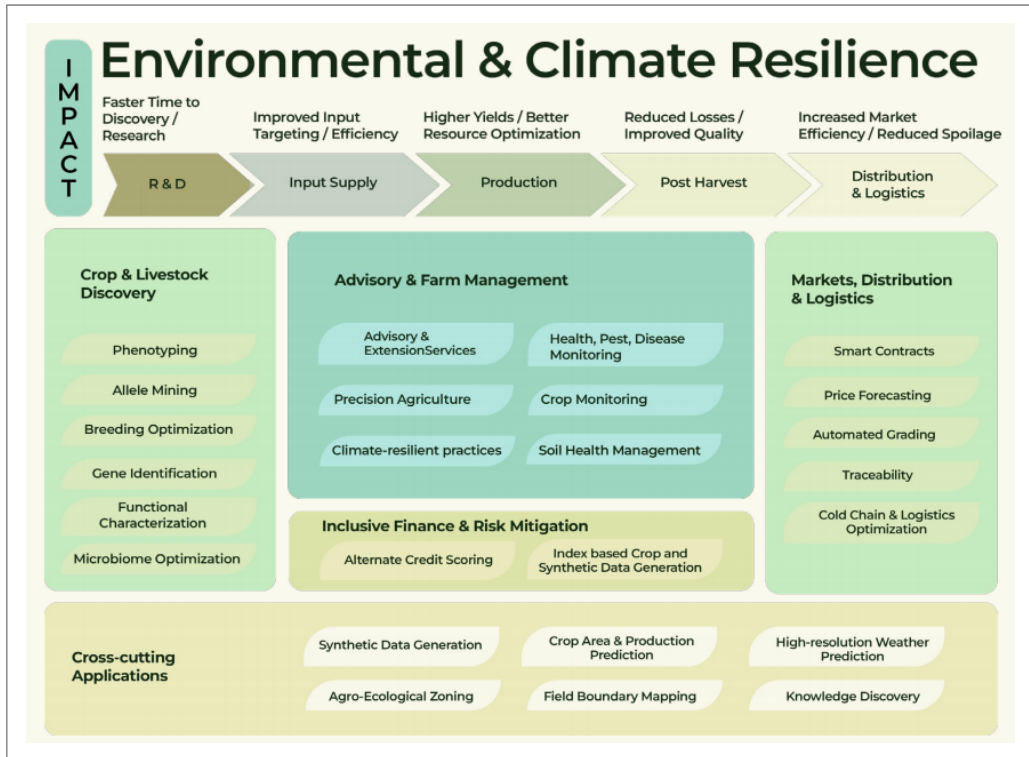
1. 작물 및 가축 개량(Crop and Livestock Discovery)
2. 자문 및 농장 관리(Advisory and Farm Management)
3. 포용적 금융 및 위험 완화(Inclusive Finance and Risk Mitigation)
4. 시장, 유통 및 물류(Markets, Distribution and Logistics)
5. 횡단적(공통) 활용 분야(Cross-Cutting Applications)

이후 각 장에서는 위 기능 영역별로 대표적인 AI 활용 사례를 상세히 다루며, 농업 가치 사슬 전반에서 AI가 지닌 변혁적 잠재력을 보여주는 사례를 제시한다. 각 장은 실제 적용 사례(case studies)를 포함한다.

* 과학기술정책연구원 선임연구위원 (jrlee@stepi.re.kr)

본 고는 World Bank에서 2025년 11월에 발간한 "Harnessing Artificial Intelligence for Agricultural Transformation" 보고서의 제3장(Applications of AI in Agriculture)의 내용을 토대로 번역 및 보완, 재구성하여 작성됨.

〈그림 1〉 농식품 분야에서 AI의 핵심 활용 분야



자료: Gates 재단 (2025); World Bank(2025: 30), 재인용.

1. 작물 및 가축 개량(Crop and Livestock Discovery)

인공지능(AI)은 작물 및 가축 연구·개발(R&D)의 가장 기초적인 영역을 근본적으로 변화시키고 있다. 이 분야는 농업 혁신의 토대가 되는 핵심 연구 활동을 포함하며, 구체적으로는 표현형 분석(phenotyping), 대립유전자(allele) 탐색, 육종 전략 최적화, 생물학적 투입재(bio-inputs) 개발, 유전자 식별, 미생물군집(microbiome) 최적화 등을 포괄한다.

AI가 이러한 영역에 적용되면서, 생산성은 물론이고 지속가능성이 강화된 작물 품종과 가축 개체를 보다 빠르고 정밀하게 개량할 수 있는 기반이 마련되고 있다.

1.1. 표현형 분석: 수작업에서 자동화 분석으로

전통적인 표현형 분석은 개체의 키, 잎 면적, 병징 등 관찰 가능한 특성을 평가하는 과정으로, 노동집약적이고 주관성이 크며, 대규모 적용에 한계가 있었다. 이러한 제약은 농업 연구의 속도와 정밀도를 크게 제한해 왔다. AI 기반 영상 분석 기술은 이 영역을 획기적으로 전환시켰다. 딥러닝, 특히 합성곱 신경망(CNN)¹⁾을 활용한 시스템은 위성영상, 드론, 지상 카메라, 현미경 영상 등 다양한 영상 데이터를 분석하여 다음과 같은 특성을 고속·대량으로 자동 측정할 수 있다. 측정대상은 식물 높이와 생체량, 잎 면적 및 생육 속도, 병해 증상 및 스트레스 징후, 형태적 특성(morphology) 등 모든 생체정보가 해당된다.

이러한 시스템은 인간 연구자가 처리할 수 없는 규모와 속도로 복잡한 시각적 데이터에서 의미 있는 패턴을 추출함으로써, 육종 프로그램에 활용할 우수 형질을 신속히 식별할 수 있게 한다.

1.2. 대립유전자 탐색 및 육종 최적화: 형질 발굴의 가속화

작물과 가축 유전자원 은행(gene bank)에 보존된 유전적 다양성은 기후변화와 생산성 저하에 대응할 수 있는 핵심 자산이다. 그러나 수천~수만 개의 자원 중에서 유용한 유전자 변이(대립유전자)를 찾아내는 작업은 오랫동안 병목 지점으로 작용해 왔다. AI는 다음과 같은 방식으로 이 과정을 가속화하고 있다. 이러한 접근은 기존 대비 훨씬 빠르고 체계적인 형질 발굴을 가능하게 한다.

- **유전체 데이터 기반 표현형 예측:** 기존의 유전자-형질 데이터로 학습된 머신러닝 모델은 아직 현장 시험이 이루어지지 않은 유전자원의 성능을 예측하여 유망 자원을 선별할 수 있게 한다.
- **육종 전략 최적화:** 고급 알고리즘은 유전자 간 상호작용과 환경 변수를 함께 고려하여, 유전적 이득을 극대화하면서도 다양성을 유지하는 육종 설계를 가능하게 한다.

1) Convolutional Neural Networks(CNNs)는 이미지와 같은 격자형(grid-like) 데이터를 처리하기 위해 설계된 딥러닝 기반 신경망 구조로, 합성곱(convolution) 연산과 가중치 공유(parameter sharing)를 통해 특징을 자동으로 추출하며, 주로 이미지 분류, 객체 인식, 영상 분석 등에 활용됨(Taye, M. M., 2023).

- **진화 시나리오 시뮬레이션:** AI는 여러 세대에 걸친 선택 압력이 형질 발현에 미치는 영향을 모의 실험함으로써, 장기적인 육종 전략 수립을 지원한다.

1.3. 유전자 식별 및 기능 규명: AI 기반 유전자 지도화

중요 농업 형질의 유전적 기반을 이해하는 것은 전통 육종뿐 아니라 유전자 편집·공학적 접근에서도 필수적이다. AI는 다음과 같은 방식으로 유전자 식별과 기능 분석을 지원한다. 이러한 기술은 유전자 기능 이해에 소요되는 시간과 비용을 획기적으로 줄이며, 품종 개발 주기를 단축시킨다.

- **유전체 데이터 내 패턴 인식:** 딥러닝 알고리즘은 비선형적이고 복잡한 DNA 서열 패턴 속에서 특정 형질과 연관된 신호를 찾아낸다.
- **단백질 구조 예측:** AlphaFold와 같은 AI 도구는 단백질 구조를 정밀하게 예측함으로써, 효소 설계나 생물학적 투입재 개발의 가능성을 크게 확장한다.
- **유전자 발현 분석:** 머신러닝은 환경 조건에 따른 유전자 발현 조절 메커니즘을 분석하여, 핵심 조절 지점을 규명한다.

1.4. 미생물군집(microbiome) 최적화: 보이지 않는 동맹

토양, 식물, 가축의 소화기관에 존재하는 미생물군집(microbiome)은 생산성과 지속가능성에 결정적인 역할을 한다. AI는 복잡한 미생물 생태계를 이해하고 활용하는 데 중요한 도구가 되고 있다. 이를 통해 특정 토양·기후·작부체계에 맞춘 맞춤형 미생물 컨소시엄 개발이 가능해진다.

- **군집 구조 분석:** 머신러닝은 미생물 구성과 작물·가축의 건강 및 생산성 간의 연관성을 식별한다.
- **기능 예측:** AI 모델은 미생물 구성 정보를 바탕으로 대사 기능을 예측하여, 유익한 기능을 강화하는 전략을 제시한다.

- **상호작용 모델링:** 네트워크 분석을 통해 미생물과 숙주 간 상호작용을 규명하고, 핵심 종(key species)을 식별한다.

1.5. 도전 과제와 향후 전망

AI의 도입은 작물 및 가축 발굴 연구를 단순히 “고도화”하는 수준을 넘어, 농업 연구 수행 방식 자체를 근본적으로 전환하고 있다. 분자 수준의 상호작용부터 생태계 규모의 과정까지 다양한 스케일을 아우르는 데이터 분석을 통해, 농업 혁신의 속도와 범위를 획기적으로 확장하고 있다. 이러한 흐름은 향후 AI 보조 농식품 시스템(AI-augmented agrifood systems)으로의 전환을 가속화 할 것이며, 이는 스마트함과 포용성을 동시에 갖춘 농업으로 이어질 잠재력을 지닌다.

그러나 이러한 전환이 실질적인 성과로 이어지기 위해서는 몇 가지 구조적 한계를 극복해야 한다. 첫째, 농업 데이터는 지역·기후·품종·재배방식에 따라 편차가 커 AI 모델의 일반화가 어렵고, 양질의 라벨링 데이터 부족이 지속적으로 제약요인으로 작용한다. 둘째, 알고리즘 편향과 설명가능성 부족은 연구 결과의 신뢰성을 떨어뜨릴 수 있으며, 데이터 소유권과 활용 동의 문제는 기술 확산의 장애가 된다. 셋째, 연구기관과 현장 간 디지털 역량 격차, 그리고 AI 인프라(컴퓨팅 자원·전문 인력) 부족은 농업 분야에서 AI의 활용 속도를 제한할 수 있다.

〈글상자 1〉 국제미작연구소(IRRI)의 AI 기반 유전자원 활용 혁신 사례

국제미작연구소(IRRI)는 Google.org의 ‘AI for Social Good’ 프로그램의 지원을 받아, 기후변화 대응과 식량안보 확보를 위해 유전자원은행(genebank) 활용 분야에서 AI 기반 혁신을 선도하고 있다. 전통적으로 IRRI가 보유한 132,000개의 벼 유전자원 시료 중 실제로 활용된 것은, 기존 선별(screening) 방식이 느리고 비용이 많이 들기 때문에 단 5%에 불과했다. 이를 해결하기 위해 IRRI는 머신러닝 시스템을 개발하여, 씨앗 이미지를 분석함으로써 가뭄 및 침수(홍수) 내성과 같은 핵심 형질을 가진 유전자원을 식별하고, 분류하며, 그룹화할 수 있도록 했다.

이 혁신적인 기술은 단 3개월 동안 이미 60,000개의 유전자원을 선별했는데, 이는 침수 내성 형질 연구에서 지난 50년 동안 달성했던 성과보다 더 많은 수준이다. AI 기반 접근 방

(계속)

식은 전체 선별 작업을 기존에는 2년이 걸리던 것을 단 2개월로 단축할 수 있으며, 비용도 1/6 수준으로 줄일 수 있다. 또한 향후 5년 동안 총 30억 7,900만 달러(약 3.079 billion 달러) 규모의 경제적 효과가 발생할 것으로 전망된다. 이 시스템은 확장성을 고려하여 설계되었으며, 전 세계적으로 작물 육종(crop breeding)을 변화시킬 잠재력을 지니고 있다. 특히 식물 유전자원의 활용도를 크게 높이고, UN 지속가능발전목표(SDGs) 달성에도 기여할 것으로 기대된다.

자료: World Bank(2025: 33).

〈표 1〉 AI를 활용한 작물·축산 분야 탐색: 주요 신흥 트렌드, 도전 과제 및 향후 전망

주요 신흥 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> • 딥러닝과 컴퓨터 비전을 활용한 AI 기반 표현형 분석(작물 및 축산 대상). 예: 드론, 휴대형 영상 장비, 분광 센서 	<ul style="list-style-type: none"> • 영상 시스템의 높은 비용과 기술적 복잡성; 소농 관련 형질에 대한 주석(라벨링) 데이터 부족 	<ul style="list-style-type: none"> • 중-저소득국(LMICs)을 위한 저비용·오픈액세스 표현형 키트 및 커뮤니티 기반 라벨링 데이터셋
<ul style="list-style-type: none"> • 머신러닝을 활용한 유전체 예측 및 대규모 데이터 마이닝을 통한 기후 회복력 품종 육종 가속화 	<ul style="list-style-type: none"> • 유전자원은행 간 데이터 사일로; 상호운용 가능한 표준 부재; 학습 데이터에서 지역 품종의 과소대표 	<ul style="list-style-type: none"> • 다수 파트너 간 연합학습(Federated Learning)을 활용한 글로벌 디지털 육종 플랫폼
<ul style="list-style-type: none"> • 유전자형-환경 상호작용(G×E) 모델링을 위한 AI 활용, 기후 스트레스 하에서의 육종 지원 	<ul style="list-style-type: none"> • 농생태 데이터 부족; 중-저소득국(LMICs)에서의 미보정(under-calibrated) 모델 	<ul style="list-style-type: none"> • 미래 기후 시나리오에서 형질 성능을 시뮬레이션하는 기후 스마트 육종 모델
<ul style="list-style-type: none"> • 단백질 구조 예측(예: AlphaFold)을 활용한 유전자 기능 주석 고도화 및 생물학적 투입재 R&D 가속 	<ul style="list-style-type: none"> • 전문가 해석 필요; 농업 분야(식물·미생물 표적)로의 적용 제한 	<ul style="list-style-type: none"> • 작물 형질 개량 및 효소 설계를 위한 농업 특화 단백질 예측 도구
<ul style="list-style-type: none"> • AI를 활용한 마이크로바이옴 엔지니어링: 유익 미생물 컨소시엄 예측 설계 	<ul style="list-style-type: none"> • 미생물 혼합체의 맥락 의존성; 글로벌 사우스 지역에서 토양·장내 미생물 데이터의 확장성 부족 	<ul style="list-style-type: none"> • 토양 유형·기후·작물-축산 시스템에 맞춘 AI 기반 맞춤형 비료 및 가축 프로바이오틱스

자료: WorldBank(2025: 34).

2. 자문 및 농장 관리(Advisory and Farm Management)

AI는 농민이 전문적인 조언을 받는 방식, 공공기관이 농업 서비스를 제공하는 방식, 그리고 농장이 일상적으로 운영·관리되는 방식 자체를 빠르게 변화시키고 있다. 이 분야는 디지털 자문 서비스(예: AI 기반 농업지도·농민 상담 서비스), 공공 부문의 서비스 제공(예: 정부 주도의 조기경보 시스템, 농업 행정의 전자화), AI 기반 농장관리 플랫폼(예: 농장 운영 의사결정을 최적화하는 의사결정 지원 시스템) 등을 포함한다.

2.1. AI를 통한 농업 지도 및 자문 서비스의 혁신

농업 지도 및 자문(extension) 서비스는 전 세계 약 5억 7천만 명에 달하는 소농을 지원하며, 농업기술과 모범 사례를 보급함으로써 식량안보와 농촌 발전에 기여하는 핵심 역할을 수행해 왔다. 그러나 현실적으로 이러한 서비스는 기관 역량 부족, 접근성 제한, 최신 과학지식의 현장 전달 어려움 등 여러 구조적 문제에 직면해 있다.

언어 또한 중요한 장벽이다. 자문 서비스가 세계 주요 언어로만 제공되는 경우, 많은 지역의 농민들은 지역 언어나 방언으로 정보를 이해하기 어렵다. 하지만 최근 발표된 Nature Food 연구²⁾는 생성형 AI가 대규모 언어모델(Large Language Model, 이하 LLM) 기반 챗봇을 통해 농업 지도·자문 시스템을 혁신할 잠재력이 있다고 분석하고 특히 다음 두 가지 역량이 핵심적이라고 강조했다.

첫째, LLM은 복잡한 과학적 지식을 검색·분석·요약하여 농민이나 농업지도사가 이해할 수 있는 쉬운 언어로 제공할 수 있다. 이는 시간과 전문성이 부족해 긴 보고서나 논문을 직접 읽기 어려운 현장 인력에게 매우 중요한 기능이다.

둘째, LLM은 표준화된 일괄 권고를 넘어, 각 농가가 처한 개별적 상황을 반영한 맞춤형 자문을 제공할 수 있다. 즉 농가의 조건과 문제에 따라 데이터 기반으로 개인화된 조언을 제시할 수 있다는 것이다.

생성형 AI는 기존 농업 지도 및 자문 체계가 겪어온 구조적 문제를 극복할 수 있는 유력한 기술로 평가된다. 초기 적용 사례들에서도 그 효과가 확인되고 있다.

- **Digital Green의 AI 기반 챗봇(Farmer.Chat)³⁾**: 6개국에서 거의 40만 명의 농민 및 농업 지도사에게 확산되었고, 10개 이상의 언어를 지원한다. 평가 결과, 농민의 약 70%가 Farmer.Chat의 권고에 따라 실제 행동을 취한 것으로 나타났다.

2) Tzachor et al. (2023), https://www.nature.com/articles/s43016-023-00867-x.epdf?sharing_token=H0GuFj2W1qZjZ6-vMvntWNRgNOjAjWel9jnR3ZoTv0NtXGsdSi40pRsG_6jTzulz_Y8PXDdbHoH1H1eD_uw9cD24Qw5QLGR8G3mzf4nv6Zyo9aepZ_CzqVf2Zw3v3E2XLoberomLR5V3-jji9q_bJWpD9A_jwxHeg-fern0qMGtjIMxrjuW8P-iPloueavPEph4Dd8JCB7RqbFr1RLV1UO5X54-46MG3tCmfprFRbCl%3D&tracking_referrer=www.ifpri.org, World Bank(2025: 35). 재인용.

3) Digital Green(2025.1.23.), "A New Frontier for Farmer.Chat: Enhanced Smallholder Farmer Support with OpenAI's Operator Research Preview", <https://digitalgreen.org/a-new-frontier-for-farmer-chat-enhanced-smallholder-farmer-support-with-openais-operator-research-preview/>, World Bank(2025: 36). 재인용.

- **iSDA의 Virtual Agronomist**: 7개 아프리카 국가에서 17개 작물을 대상으로 20만 개 이상의 농지 구획⁴⁾을 지원하고 있으며, AI 기반 맞춤형 영농 자문을 WhatsApp⁵⁾으로 제공하여 생산량을 최대 1.9배, 이익을 최대 4.7배까지 증가시킨 것으로 보고되었다.
- **Kisan e-Mitra AI 챗봇⁶⁾**: 인도에서는 PM-KISAN(소농 소득지원 직불 프로그램) 관련 문의 820만 건 이상을 해결했으며, 500만 명의 농민이 자기 언어로 상담을 받았다.

AI는 인간 전문가를 대체하는 것이 아니라 보완한다. AI는 농업지도사나 전문가를 대체하기보다, 이들의 역량을 확장하고 강화하는 역할을 한다. 예를 들어 PlantVillage Nuru⁷⁾와 같은 스마트폰 기반 도구는 컴퓨터 비전을 활용해 인터넷 연결 없이도 병해충 진단을 가능하게 하여, 현장 농업지도사가 즉시 문제를 파악하고 대응할 수 있도록 지원한다.

실제 사례로, 인도 비하르(Bihar) 지역에서는 한 농업지도사가 AI 보조 도구를 활용해 기후친화적 병해충 방제법을 자신 있게 안내할 수 있었는데, 과거에는 외부 전문가 자문이 필요했던 수준의 정보를 현장에서 바로 제공할 수 있게 된 것이다. 이처럼 AI는 현장 농업 지도사를 ‘준전문가(para-experts)’로 확장시키는 효과를 가진다.

2.2. 공공 농업 서비스와 정책 결정에서의 AI 활용 확대

공공기관 또한 AI를 활용하여 지역 단위의 농업 위험을 예측하고 관리하기 시작했다. 머신러닝 모델은 위성영상, 기상 추세, 병해충 발생 데이터를 분석하여 위험을 조기에 탐지하고 경보를 발령할 수 있다.

예를 들어, 세계은행 지원으로 케냐 농업연구기구(KALRO)가 개발한 Kenya Agricultural

4) ISDA(2025.3.21.), “200,000 Plots and Counting: Celebrating One Year of Our Virtual Agronomist AI Advisory Service”, <https://www.isda-africa.com/posts/virtual-agronomist-one-year/>, World Bank(2025:35). 재인용.

5) WhatsApp은 Meta Platforms(인 Facebook)에서 운영하는 세계 최대 규모의 메신저 앱으로 인터넷을 통해 문자, 전화, 사진 등을 주고 받을 수 있음(<https://www.whatsapp.com/about?lang=ko>, 검색일: 2026.3.21.).

6) Press Information Bureau(PIB)(2024), Union Agriculture Minister highlights achievements and key initiatives in first 100 days of government, <https://www.pib.gov.in/PressReleasePage.aspx?PRID=2056695>, World Bank(2025: 36), 재인용.

7) FAO(2019), “Advanced agricultural technology for smallholder farmers in Africa: PlantVillage”, <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/a67f6ac7-a1a9-44c2-ad89-a7ec79e510e3/content>, World Bank(2025: 36), 재인용.

Observatory Platform⁸⁾은 실시간 기상예보와 원격탐사를 결합하여 110만 명의 농민에게 고해상도 농업 자문을 제공하고 있으며, 이를 통해 파종 및 수확 시기를 최적화하도록 돕는다.

공공 부문에서 AI 활용은 농민 자문을 넘어 정책 수립과 자원 배분에도 확장되고 있다. 인도 카르나타카(Karnataka)에서는 AI 기반 가격 예측 도구가 시장 및 생산 데이터를 분석해 3개월 뒤의 품목 가격을 예측하고, 이를 통해 정부가 최저지지가격(MSP) 결정과 구매 계획을 보다 정교하게 수립할 수 있도록 지원한다.⁹⁾ 또한 정부는 위성 데이터를 기반으로 한 머신러닝 모델을 활용하여 가뭄 스트레스나 병해충 피해가 집중되는 지역을 조기에 식별하고, 피해 지역에 농업지도·투입재 공급·재난 지원을 집중할 수 있다.

코로나19 팬데믹 시기에는 토고 정부가 위성영상 AI 분석을 활용해 취약 계층을 식별하고 모바일머니를 통한 현금 지원을 제공한 사례도 있으며, 이는 AI가 농업과 관련된 공공 지원 정책의 정확성과 효율성을 높일 수 있음을 보여준다.

디지털 데이터 생태계가 성숙할수록, 농업부처는 투입재 공급망 관리부터 지역별 맞춤형 영농자문 제공까지 다양한 영역에서 AI 기반 대시보드와 의사결정 시스템을 활용하게 될 가능성이 높다.

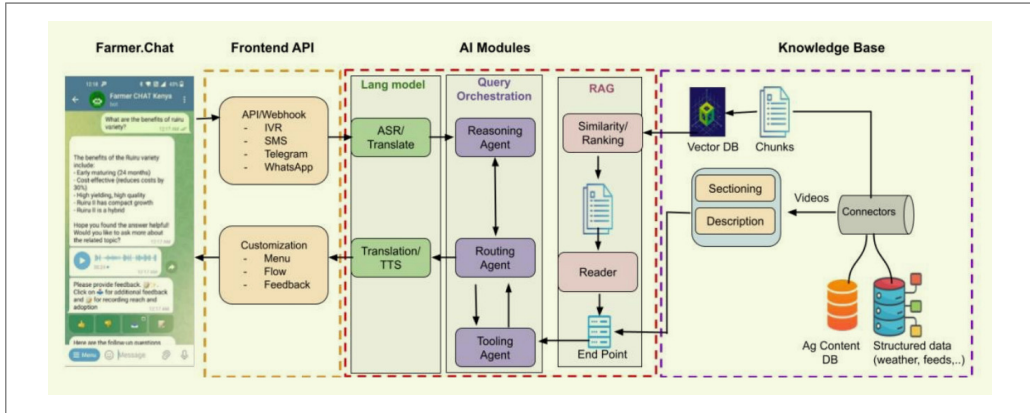
Farmer.Chat은 생성형 AI가 농업 지도·자문 서비스를 어떻게 변화시킬 수 있는지를 보여주는 대표 사례다. Digital Green¹⁰⁾이 개발한 이 플랫폼은 기존 농업 지도 체계의 한계를 해결하기 위한 오픈소스 기반 디지털 공공 인프라(DPI)로 설계되었다(〈그림 2〉 참조).

8) World Bank(2025), "Is Artificial Intelligence the Future of Farming? Exploring Opportunities in Sub-Saharan Africa", <https://blogs.worldbank.org/en/agfood/artificial-intelligence-in-the-future-of-sub-saharan-africa-far>, World Bank(2025: 36), 재인용.

9) Microsoft (2017), Government of Karnataka inks MoU with Microsoft to use AI for digital agriculture, <https://news.microsoft.com/en-in/government-karnataka-inks-mou-microsoft-use-ai-digital-agriculture/>, World Bank(2025: 36), 재인용.

10) Digital Green은 농업 분야에서 디지털 기술을 활용해 소규모 농가를 지원하는 국제 비영리기관임(Digital Green, <https://digitalgreen.org/about-us/>, 검색일: 2026.3.20.).

〈그림 2〉 Farmer.Chat 개념도



자료: WorldBank(2025: 37).

Farmer.Chat의 시스템 구조는 다음 요소들로 구성된다.

- **지식 기반 구축(Knowledge Base Builder):** 연구 논문, 정책 문서, 멀티미디어 자료 등 전문가 검증 콘텐츠를 수집하여 비정형 정보를 구조화하고 검색 가능한 형태로 전환한다.
- **AI 모듈(AI Modules):** Retrieval-Augmented Generation(RAG) 방식¹¹⁾을 활용하여 사실 기반이면서도 대화형 응답을 제공한다. 또한 사용자 의도를 분석해 적절한 정보원을 선택하고 결합하는 질의 조정 기능을 포함한다.
- **접근성 기능(Accessibility Features):** 다국어 지원 및 자동 언어 감지·번역 기능을 제공하며, 문해력이 낮은 사용자들을 위해 음성 입력·음성 출력 기능도 제공한다. WhatsApp, Telegram 등 널리 쓰이는 메신저 플랫폼과도 연동된다.
- **지속 학습(Continuous Learning):** 사용자 피드백과 대화 데이터를 분석해 응답 품질과 지식 범위를 지속적으로 개선한다.

이 플랫폼은 오픈소스 디지털 공공 인프라로서, 다른 기관들이 처음부터 시스템을 개발하지 않고도 Farmer.Chat 기반 위에 맞춤형 서비스를 구축할 수 있도록 한다. 이를 통해

11) Retrieval-Augmented Generation(RAG) 방식이란 외부 데이터베이스나 문서에서 관련 정보를 검색한 후 이를 기반으로 텍스트를 생성하는 AI 기법임(Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., et al. (2020))

도입 비용 절감 및 신규 지역 확산 가속, 작물·언어·영농 방식에 맞춘 맞춤형 가능, 공동 개선을 통한 생태계 발전, 농업 데이터 시스템과의 상호운용성 확보 등의 효과를 기대할 수 있다. 또한 초기 적용 결과에서도 농민의 의사결정 개선과 시의적절한 정보 접근성 향상에 긍정적 효과가 확인되고 있다.

2.3. 농장 관리 플랫폼에서 AI 활용 확대

자문 서비스 외에도 AI는 농장 관리 플랫폼에 깊숙이 통합되고 있다. 이러한 플랫폼은 의사결정 지원 시스템(DSS)으로서, 기상·토양·작물·시장 데이터를 결합하여 일상 및 계절 단위의 농장 운영을 위한 권고를 제공한다. 현대적 농장 관리 앱은 파종일, 투입재 사용량, 비용 등을 기록할 수 있을 뿐 아니라, AI를 적용하면 토양 조건 대비 비료 투입이 부족하거나 과도한 경우 경고, 생육 상태를 바탕으로 수확량 예측, 병해충 발생 가능성 조기 탐지, 영양 결핍 가능성 예측 등의 분석에 기초한 정보를 제공 받을 수 있다.

AI는 패턴 인식과 결과 예측에 강점을 가지므로 농장 계획 수립에 특히 유용하다. 예를 들어 브라질의 사례 연구에서는 AI 모델이 수확 90일 전부터 대두 수확량을 상당히 정확하게 예측할 수 있었으며, 이를 통해 농민이 재배 관리와 시장 판매 전략을 더 체계적으로 세울 수 있었다.¹²⁾

또한 AI 기반 미세기후 예측 기술도 등장하고 있다. DeepMC 같은 프로젝트는 딥러닝을 활용해 특정 지역의 온도와 습도를 예측함으로써, 농민이 관개나 방제 작업을 보다 정밀하게 수행하도록 돕는다.¹³⁾ 과거에는 이러한 예측 정보가 대규모 농기업에만 제공되었으나, 클라우드 기반 서비스와 스마트폰 앱을 통해 저·중소득국 소농도 점차 접근이 용이해지고 있다.

2.4. 물 및 비료 관리에서 AI 효과

AI가 농장 관리에서 가장 즉각적인 효과를 보이는 영역 중 하나는 물 사용 효율화다. AI

12) Monteiro, et al. (2022), Potential Use of Data-Driven Models to Estimate and Predict Soybean Yields at National Scale in Brazil, https://www.researchgate.net/publication/363367413_Potential_Use_of_Data-Driven_Models_to_Estimate_and_Predict_Soybean_Yields_at_National_Scale_in_Brazil, World Bank(2026: 38), 재인용.

13) Elbehri, et al. (2021), <https://doi.org/10.4060/cb7142en>, World Bank(2025: 38), 재인용.

기반 스마트 관개 시스템은 토양 수분 센서, 기상 예측, 작물 모델 데이터를 분석해 언제 얼마만큼 관개할지를 자동으로 결정한다. 이러한 AI 관개 시스템은 물 사용량을 최대 50% 까지 줄이면서도 수확량을 약 30% 향상시킬 수 있는 것으로 나타난다.¹⁴⁾ 이는 과잉 관개를 방지하고 작물이 생육 단계별로 필요한 수분을 정확히 공급하기 때문이다.

비료 관리에서도 AI 활용이 확대되고 있다. 대표 사례로 국제미작연구소(IRRI)가 개발한 Rice Crop Manager라는 디지털 의사결정 지원 도구는 농민의 간단한 설문 응답을 바탕으로 비료 종류, 투입량, 시기 등을 개인 맞춤형으로 추천한다.¹⁵⁾ 국제미작연구소의 Shalini Gakhar을 중심으로 구성된 연구진은 위성영상, 토양 데이터베이스, 과거 수확량 데이터 등 추가 정보를 활용하여 더 적은 입력으로도 정확한 추천이 가능하도록 AI와 머신러닝을 통합하고 있다. 이는 디지털 문해력이 낮거나 시간이 부족한 농민에게 특히 유용하며, 방글라데시·인도·필리핀 등 여러 국가에 적용되고 있다.

2.5. 도전 과제와 향후 전망

AI 기반 농장 관리 시스템은 성장하고 있으나, 특히 소농 중심 지역에서는 여러 장벽이 존재한다. 소농이 소프트웨어 사용에 익숙하지 않은 경우가 많아, 시스템은 단순하고 현지화되어야 한다. 일부 플랫폼은 농민이 직접 사용하기보다, 농업지도사나 협동조합 리더가 대시보드를 통해 AI 권고를 받아 전달하는 방식으로 운영되기도 한다. 이는 인간-AI 협업 모델의 한 형태다. 또 하나의 중요한 문제는 지속가능한 자원 구조다. 많은 서비스가 정부나 NGO 지원으로 무료 제공되지만, 장기적으로 운영비를 어떻게 확보할지는 불확실하다. 따라서 민간 부문 참여 또는 공공-민간 협력(PPP)을 포함한 새로운 지속가능 모델을 모색할 필요가 있다. 이러한 모델은 소농의 부담을 최소화하면서도 서비스 확산과 안정적인 운영을 가능하게 할 수 있다.

14) Farmonaut (2025), Revolutionizing Agriculture: How Smart Irrigation and AI are Transforming Water Management for Sustainable Farming, <https://farmonaut.com/precision-farming/revolutionizing-agriculture-how-smart-irrigation-and-ai-aretransforming-water-management-for-sustainable-farming/#:~:text=%E2%80%9CAI,%E2%80%9D>, World Bank(2026: 38), 재인용.

15) IRRI(2025.11.28.), New World Bank report examines AI applications in global agrifood systems(<https://www.irri.org/news-and-events/news/new-world-bank-report-examines-ai-applications-global-agrifood-systems>, 검색일: 2026.3.20.)

AI 기반 농업 자문과 농장 관리는 농업을 보다 정밀하고, 포용적이며, 적응력 있는 시스템으로 전환시키고 있다. 초기 사례들에서 수확량 증가, 자원 낭비 감소, 대응 속도 향상 등의 성과가 확인되고 있으며, 특히 인간의 지원 체계 및 신뢰할 수 있는 전달 채널과 결합될 때 효과가 더욱 크다. 디지털 생태계가 성숙하고 기술 비용이 하락함에 따라, 저·중소득국 소농들도 점차 고도화된 예측과 맞춤형 서비스를 활용할 수 있게 될 것이다. 다만 AI의 잠재력을 충분히 실현하기 위해서는 포용성, 신뢰, 사용성, 그리고 장기적 지속가능성에 대한 초점을 유지해야 한다. 적절한 투자와 부문 간 협력이 뒷받침된다면, AI는 미래의 회복력 있고 공정한 식량 시스템 구축에 핵심적인 역할을 할 수 있다.

〈표 2〉 AI를 활용한 자문 및 농장 관리: 주요 신흥 트렌드, 도전 과제 및 향후 전망

주요 신흥 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> 농업 자문을 위한 대화형 AI: 실시간 맞춤형 안내를 지역 언어로 제공하는 챗봇 및 음성 비서(휴대전화 기반으로 농민 누구나 이용 가능) 	<ul style="list-style-type: none"> 언어 및 맥락의 한계: 많은 AI 모델이 지역 방언이나 작물별 농업 지식에 어려움을 겪음. 적절히 현지화되지 않으면 부정확한 추천을 할 수 있어, 농민들이 초기에는 AI 권고를 신뢰하지 않을 가능성 	<ul style="list-style-type: none"> 보편적 가상 농업 자문 시스템: 모든 언어 방언을 지원하고 지역 기반 모델로 운영. 또한 품질 인증 체계(정확성 보장)와 전문가 연계(필요 시 원활한 연결)를 통해 신뢰 가능한 농업 보조 시스템으로 정착
<ul style="list-style-type: none"> 농업 지도·기술보급(extension) 분야의 예측 분석: 기상 원격탐사·시장 동향·토양 정보 등 빅데이터를 활용해 수확량·병해충·질병·수량·손실 등을 예측하고 조기 경보 또는 예방 조치를 제공 	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 격차와 품질: 신뢰할 수 있는 AI 예측을 위해서는 기후·토양·작물 프로파일이 풍부한 데이터셋이 필요하나, 특히 원격지 및 소농 지역에서는 데이터가 부족. 기관별 데이터 분절과 소유권 문제로 분석이 제한될 수 있음 	<ul style="list-style-type: none"> 초지역(하이퍼로컬) 예측 시스템: 글로벌 지역 데이터를 학습한 AI 모델이 농가 단위의 구체적 예측 제공. 정부가 농업 데이터 저장소 및 커뮤니티 센싱에 투자하면 정확도 향상 가능
<ul style="list-style-type: none"> 통합 농장 경영 플랫폼: 농업 경영의 전 과정을 하나의 디지털 플랫폼으로 통합(예: 토지·투입재 사용, 물·비료, 노동, 일정관리 등)하여 농장 운영의 디지털 트윈을 구축 	<ul style="list-style-type: none"> 디지털 격차와 도입 장벽: 중·저소득국(LMICs)의 소농은 스마트폰 연결성 부족, 사용 편의성 낮은 시스템 등으로 인해 농장 관리 도구 도입이 어렵다. 다양한 기술을 사용자 친화적 플랫폼으로 통합하는 것 자체가 기술적으로 복잡하고 비용이 큼 	<ul style="list-style-type: none"> 포용적 스마트농업 생태계: 저가 또는 오프라인 기반으로도 활용 가능한 시스템(예: SMS/USSD, 저비용 음성 지원) 개발. 공공-민간 협력을 통해 하드웨어 지원 및 교육 제공
<ul style="list-style-type: none"> 공공 농업 지도·기술보급 시스템에서의 AI 도입: 농업청·지자체 등 공공기관이 AI 기반 도구(예: 농장 경영 대시보드, 작물·비료 추천 챗봇)를 활용하여 공식 농업 서비스 및 콘텐츠 제작을 강화 	<ul style="list-style-type: none"> 제도적 준비 부족: 공공기관의 기술 역량과 데이터 확보가 제한적이며, AI 과신 또는 불신이 동시에 존재. 권고 내용이 잘못될 경우 책임 소재 문제가 발생할 수 있음. 또한 정책·규제 체계가 미성숙하여 공공서비스 내 AI 활용에 대한 윤리·책임 문제가 제기됨 	<ul style="list-style-type: none"> AI 보강형(extension) 인력 체계: 기술보급 인력이 AI 도구를 활용해 농민을 지원하며, 명확한 프로토콜과 교육 체계를 갖춘. 디지털 혁신 단위가 현지 AI 도구를 개발하고, 강력한 거버넌스 하에 AI 기반 정책결정 지원도 가능

(계속)

주요 신흥 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> 기후 스마트 의사결정 지원: AI 기반 적응 전략 제공(예: 기후 회복형 작물 품종 추천, 최적 파종 시기 알림, 변화하는 기상 패턴에 맞춘 투입재·작부체계 조정) 	<ul style="list-style-type: none"> 변화하는 환경에서의 모델 견고성: 기후 변화가 가속되면서 과거 데이터만으로 미래 조건을 정확히 예측하기 어려움. 따라서 지속적 모델 업데이트가 필요하지만, 신뢰할 수 있는 조언을 유지하기가 어렵고, 많은 소농은 외부 지원 없이 AI 권고를 실행할 자원·역량이 부족 	<ul style="list-style-type: none"> 적응형·회복탄력적 AI 시스템: 미래 농장 경영 AI는 실시간 학습 메커니즘을 통해 변화하는 기후 조건에 맞춰 스스로 조정. 기후 연계 신용·보험과 결합하면, 시가 농민의 계획과 실천을 동적으로 보완할 수 있음

자료: WorldBank(2025: 40).

3. 포용적 금융 및 위험 완화(Inclusive Finance and Risk Mitigation)

포용적 금융과 위험 완화는 AI가 농업 분야에서 가장 직접적으로 농가의 생계 안정성과 회복력을 강화하는 영역 중 하나다. 전통적으로 소농은 높은 거래비용, 신용 이력 부족, 담보 부재 등의 이유로 금융 서비스에서 배제되어 왔다. AI는 이러한 구조적 한계를 극복함으로써, 농업 금융의 접근성과 효율성을 크게 향상시키고 있다. 머신러닝 기반 신용평가, AI 활용 농업 보험, 자동화된 보상 지급 시스템 등은 특히 아프리카와 아시아의 소농을 대상으로 빠르게 확산되고 있다. 이들 기술은 이미 실증 단계를 넘어 실제 확산 단계에 진입한 사례도 많으며, 농가의 투자 여력과 위험 대응 능력을 동시에 강화하고 있다.

3.1. 대안적 신용평가: 금융 포용의 재구성

전통적인 금융기관은 신용 이력이나 담보가 부족한 소농에게 대출을 제공하기 어렵다. AI는 이러한 문제를 해결하기 위해 비전통적 데이터(alternative data)를 활용한 신용평가 모델을 도입하고 있다. AI 기반 신용평가 시스템은 농지 면적 및 작물 상태(위성영상 기반), 작황 및 생육 지표, 휴대전화 사용 기록 및 결제 이력, 투입재 구매 패턴, 상환 행동 및 지역 사회 데이터 등과 같은 데이터를 종합적으로 분석한다. 이러한 데이터는 개별 농가의 실제 위험 수준을 보다 정밀하게 반영하며, 기존 금융 시스템에서 '보이지 않던' 농민을 금융권으로 편입시키는 역할을 한다. 대표적인 사례로, 케냐에서 시작된 모바일 기반 소액금융 서비스는¹⁶⁾ 통신 데이터와 모바일 결제 기록을 활용해 신용도를 평가하고, 휴대전화만

으로 단기 대출을 제공함으로써 수백만 명의 비은행 인구를 금융 시스템에 편입시켰다.¹⁷⁾ 이후 이러한 모델은 농업 금융에 특화되어, 작물 생육 정보와 위성 데이터를 결합한 형태로 발전하고 있다.

AI 기반 신용평가는 대출 승인 소요 시간을 수개월에서 수분 단위로 단축시키고, 금융기관의 운영 비용과 위험을 동시에 낮추는 효과를 보이고 있다. 다만 데이터 품질 부족, 알고리즘 편향, 개인정보 보호 문제는 여전히 해결해야 할 과제로 남아 있다. 최근에는 대출, 보험, 농업 자문을 하나의 패키지로 제공하는 번들형(bundled) 금융 서비스가 확산되고 있다. AI는 이러한 복합 서비스의 핵심 조정자 역할을 수행한다. 예를 들어, AI는 농가의 토양·기후·작황 데이터를 분석해 적정 투입재(종자, 비료 등)를 추천하고, 이에 필요한 금융을 제공하며, 동시에 기후 위험을 반영한 보험 상품을 자동으로 결합한다. 상환 시점 또한 수확 주기에 맞춰 조정된다. 이러한 모델은 단순한 자금 제공을 넘어, 농가의 생산성 향상과 위험 관리를 동시에 달성할 수 있도록 설계되어 있다. 특히 소농에게는 “금융 + 기술 + 자문”이 결합된 형태가 단일 서비스보다 훨씬 높은 효과를 보인다.

3.2. AI 기반 지수 보험과 블록체인: 자동화된 농업 안전망 구축

기후변화로 인해 가뭄, 홍수, 병해충 확산 등 농업 위험이 증가하면서, 보험의 중요성은 더욱 커지고 있다. 그러나 전통적인 농업 보험은 피해 조사 비용이 높고, 소규모 필지에 대한 개별 손실 평가가 어려워 소농에게 적합하지 않았다. AI 기반 지수(index) 보험은 이러한 한계를 극복한다. 이 방식은 개별 농가의 실제 피해를 직접 조사하는 대신에 강수량, 온도 등 기상 지표, 위성 기반 식생 지수(NDVI 등), 지역 단위 수확량 추정치 등과 같은 객관적 지표를 기준으로 보상 여부를 판단한다.

AI는 과거 기후·수확 데이터를 학습해 위험 모델을 구축하고, 실시간 원격탐사 데이터를 활용해 보험 지급 조건 충족 여부를 자동으로 판단한다. 조건이 충족되면 현장 조사 없이도 보험금이 자동 지급된다. 이 방식은 거래비용을 획기적으로 낮추어, 소액 보험(micro-

16) Safaricom(2023.2.23.), CBA Partners With Safaricom to Launch M-Shwari, <https://www.safaricom.co.ke/media-center-landing/press-releases/cba-partners-with-safaricom-to-launch-m-shwari>, World Bank(2025: 41), 재인용.

17) CGAP(2015.4.2.), Top 10 Things to Know About M-Shwari, <https://www.cgap.org/blog/top-10-things-to-know-about-m-shwari>, World Bank(2025: 41), 재인용.

insurance)을 소농에게도 실질적으로 제공할 수 있게 한다. 또한 농민이 기후 재해로 모든 수확을 잃을 위험이 줄어들면, 더 나은 종자나 비료에 투자할 유인이 생기게 된다.

일부 지역에서는 AI와 블록체인을 결합한 보험 및 금융 모델¹⁸⁾도 등장하고 있다. 블록체인은 보험 계약과 지급 조건을 투명하게 기록하고, AI는 기상·위성 데이터를 분석해 조건 충족 여부를 판단한다. 이러한 스마트 계약(smart contract) 기반 보험은 보험 조건과 지급 기준의 투명성 제고, 지급 지연 및 분쟁 감소, 중개 비용 절감, 농민의 신뢰 확보 등과 같은 장점을 가진다. 특히 보험금이 디지털 지급이나 모바일 머니로 즉시 지급되는 구조는, 재해 직후 농가가 빠르게 재기할 수 있도록 돕는다.

〈금상자 2〉 데이터 기반 농업보험을 통한 기후 회복력 강화 사례

Pula Advisors는 고급 데이터 분석, 원격탐사, 디지털 플랫폼을 활용해 소농을 위한 농업 보험을 혁신해 왔다. 이들은 가뭄, 과도한 강우, 병해충, 질병 등으로 인한 위험을 아프리카·아시아·라틴아메리카 전역에서 포괄적으로 보장하는 지수 기반(index-based) 보험을 제공한다.

특히 Pula는 보험료를 종자·비료와 같은 핵심 농자재 비용에 포함시키는 방식으로, 농민이 별도의 보험료를 지불하지 않아도 되는 구조를 만들었다. 이를 통해 보험 가입 장벽을 낮추고 접근성과 부담 가능성을 크게 높였다. 또한 정부, 농업기업, 금융기관과의 파트너십을 통해 이러한 모델을 확산시키고 있다.

Pula의 지역 수확량 지수(Area Yield Index) 및 하이브리드 지수 보험 상품은 농생태 구역 설정과 실시간 데이터를 활용해 자동 보상 지급을 가능하게 하며, 행정적 부담을 줄이고 기존에 보험 혜택을 받지 못했던 무보험·비은행권 인구의 신뢰를 높이고 있다.

이러한 접근 방식은 기후 충격으로부터 농민의 생계를 보호할 뿐만 아니라, 피해 이후 신속한 회복, 농장 재투자, 그리고 지역 사회 내 식량 및 금융 안정성 강화로 이어지도록 돕는다.

자료: World Bank(2025: 43).

18) CryptoAltruism(7.21.), Etherisc - Using blockchain technology to deliver agricultural insurance, <https://www.cryptoaltruism.org/blog/etherisc-using-blockchain-technology-to-deliver-crop-insurance>, World Bank(2025: 42), 재인용.

3.3. 도전 과제와 향후 전망

AI 기반 농업 금융과 보험은 빠르게 성숙하고 있으나, 여전히 해결해야 할 과제가 있다

- **기초 데이터 부족:** 일부 지역에서는 장기 기상·수확 데이터가 부족해 위험 모델의 정확도가 제한된다.
- **기준 위험(basis risk):** 지수 보험의 특성상, 실제 피해와 지표 결과가 불일치하는 경우 농민의 신뢰가 저하될 수 있다.
- **디지털 접근성:** 보험이나 금융 서비스 이용을 위해 필요한 디지털 기기와 연결성이 부족한 농가도 여전히 많다.
- **규제 및 제도 정비:** 금융 규제 당국이 AI 기반 신용평가와 보험 모델을 어떻게 인정하고 감독할 것인지에 대한 명확한 기준이 필요하다.

그럼에도 불구하고 AI·빅데이터·핀테크의 결합은 농업 금융을 보다 개인화되고, 지역 맞춤형이며, 회복력 있는 시스템으로 진화시키고 있다. 향후에는 개별 농가의 위험 프로필에 따라 보험·대출·자문 조건이 실시간으로 조정되는 초개인화 금융 서비스로 발전할 가능성이 크다.

〈표 3〉 AI 기반 포용적 금융 생태계를 향한 혁신, 도전 과제 및 향후 전망

주요 신흥 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> • AI 기반 대안 신용평가: 모바일 사용 기록, 위성영상, 농장 데이터 등을 활용해 기존 신용 이력이 부족한 소농의 신용도를 평가. 예: 머신러닝 기반 모델이 휴대전화 결제 이력을 분석해 소액대출 제공 	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 공백과 품질 문제: 소농, 특히 디지털 발자국이 적은 계층의 신용 데이터가 부족함. 알고리즘 편향 위험(디지털 기록이 많은 농가에 유리). 규제 당국이 불투명한 알고리즘 승인에 신중함 	<ul style="list-style-type: none"> • 은행과 중·저소득국(MFI)의 폭넓은 도입으로 대안 신용평가가 표준화. IoT 센서 데이터(토양 수분 등)를 신용위험 평가에 통합. 대출기관 간 연합학습 네트워크를 통해 편향을 줄인 소농 맞춤형 신용 AI 구축
<ul style="list-style-type: none"> • 묶음형 디지털 금융 서비스: 대출, 보험, 자재 공급, 농산물 유통, 농업 컨설팅을 하나의 플랫폼에서 통합 제공. 예: Apollo 같은 원스톱 앱이 대출·보험·농업자문을 함께 제공 	<ul style="list-style-type: none"> • 복잡한 전달 구조: 은행·보험사·농업 서비스 제공자 간 정교한 협업 필요. 사용자 온보딩과 금융 이해도 부족(다수 서비스 이용의 어려움). 취약계층 대상 보조금 번들 제공 시 수익성 확보가 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> • 농민용 '슈퍼앱' 확산: 대출·보험·자재·판매를 하나의 플랫폼에서 제공. 개인별 맞춤형 금융 번들(대출 규모, 보험 수준 조정). 가치사슬 내 금융 내재화(수확 전 대출+보험 패키지 등)

(계속)

주요 신흥 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> AI 기반 지수보험: 기상 위성 기반 지수 상품으로 강우, 가뭄, 온도, NDVI 수확량 예측을 활용해 자동 보상 지급 	<ul style="list-style-type: none"> 기초 위험(basis risk): 개인 손실과 보상액 불일치 가능. 보험에 대한 낮은 이해도와 문화적 장벽. 일부 지역은 기후 기록이 짧아 AI 위험 모델 신뢰성 부족 	<ul style="list-style-type: none"> 초지역(하이퍼로컬) 지수보험: 위성-드론-현장 센서 데이터를 결합해 농가 단위 정밀 보험 설계. 기후 적응형 보험 상품(계절-예측 모델 반영). 대규모 공공-민간 연계로 재해 구호 및 사회보호 체계와 통합
<ul style="list-style-type: none"> 블록체인 및 스마트 계약 기반 농업보험: 분산원장 기술을 활용해 투명하고 자동화된 보험 운영 	<ul style="list-style-type: none"> 기술 접근성 문제: 농촌 지역의 연결성. 디지털 지갑 보급 한계. 상호운용성 표준 부족(블록체인-데이터 오라클 연계). 규제 불확실성(보험-블록체인 관련 법적 미비) 	<ul style="list-style-type: none"> 분산형 보험 컨소시엄: 농협-지자체가 위험을 공동 분담하는 지역 단위 보험 기금. 스마트 계약 기반 즉시 보상. AI 기반 피해 평가로 현장 대응 속도 향상. 글로벌 재보험과 연계해 위험 분산 및 보험료 인하

자료: World Bank(2025: 44).

4. 시장, 유통 및 물류(Markets, Distribution and Logistics)

인공지능(AI)은 농산물이 농장에서 소비자에게 도달하는 전 과정을 근본적으로 변화시키고 있다. 특히 저-중소득국(LMICs)에서는 AI를 통해 유통 효율성, 시장 투명성, 조정 능력이 크게 향상되고 있으며, 이는 소농과 농식품 기업 모두에게 실질적인 이익을 제공하고 있다. 작물 수확부터 최종 판매에 이르기까지, 머신러닝·컴퓨터 비전과 같은 전통적 AI 기술뿐 아니라 생성형 AI까지 활용되면서 물류 최적화, 시장 접근성 개선, 식품 손실 감소가 가능해지고 있다. 정부, 국제기구, 농식품 기업 간 협력을 통해 이러한 기술은 점차 소농과 농업 종사자에게까지 확산되고 있다.

4.1. 품질 검사 및 등급 판정

농산물 품질과 안전성 확보는 시장 기능의 핵심 요소다. 기존의 수작업 검사 방식은 시간이 오래 걸리고 주관적이며 오류 가능성이 높았다. AI, 특히 컴퓨터 비전과 센서 기반 머신러닝은 이 과정을 자동화·표준화함으로써 속도와 일관성을 크게 개선하고 있다.

AI 영상 인식 시스템은 과일과 채소를 크기, 색상, 결함 여부에 따라 고속으로 분류할 수 있으며, 이를 통해 인력 비용을 줄이고 품질 분쟁을 최소화한다. 특히 인도의 Intello Labs

는 스마트폰 카메라만으로도 농산물의 색상, 질감, 손상 정도를 분석해 객관적인 품질 등급을 산출한다.¹⁹⁾

축산 분야에서도 AI는 활용 범위를 넓히고 있다. 호주의 경우, 쇠고기의 마블링이나 색상, 근육 특성을 영상으로 분석해 즉시 등급을 판정하는 기술인 MEQ 카메라(MEQ Camera)²⁰⁾를 활용하여 도축·가공 과정의 효율성을 높이고 있다.²¹⁾ 이러한 자동화된 품질 판정은 생산자가 고품질 제품에 대해 정당한 프리미엄을 받을 수 있도록 돕는다.

또한 AI는 부패 및 오염 물질 탐지에도 활용된다. 전자코(e-nose), 분광 센서 등과 결합된 AI 알고리즘은 우유나 곡물에 포함된 화학적 혼입물이나 미생물 오염을 수 초 내에 감지할 수 있다.²²⁾ 이는 전통적인 실험실 검사보다 훨씬 빠른 대응을 가능하게 하며, 식품 안전 사고를 사전에 차단하는 데 기여한다.

4.2. 공급망 최적화 및 시장 정보 고도화

농산물의 품질이 확보된 이후에는 적시에, 적절한 시장으로, 합리적인 가격에 유통하는 것이 관건이다. AI는 공급망 전반에서 이러한 의사결정을 지원하는 핵심 기술로 자리 잡고 있다.

전 세계적으로 수확 후 손실(post-harvest loss)은 약 14%에 달하며, 과일·채소 등 신선 농산물의 경우 손실률이 50%를 넘기도 한다.²³⁾ 이러한 맥락에서 AI는 생산량, 수요, 운송 조건에 대한 실시간 데이터를 분석해 유통경로를 최적화함으로써 수확 후 손실을 줄일 수 있는 것으로 기대된다. 예를 들어 AI 기반 경로 최적화 알고리즘은 도로 상황, 기상 조건, 주문 물량을 고려해 수거 차량의 이동 순서를 조정하거나, 농산물이 가장 빨리 판매될 수

19) Intello Labs(<https://www.intellolabs.com/>), World Bank(2025: 45), 재인용.

20) MEQ Solution이라고도 불리며 생체 가축부터 도체까지, 실시간 데이터를 바탕으로 생산자, 비육장, 가공업체, 브랜드 프로그램, 유통 및 외식 부문의 의사결정을 지원하고 실질적인 사업 성화를 창출함(MEQsolution, <https://meqsolutions.com/>, 검색일: 2026.3.23.).

21) Food Technology and Manufacturing (2023.5.23.), Using the power of AI in meat grading, <https://www.foodprocessing.com.au/content/ingredients/news/using-the-power-of-ai-inmeat-grading-538080921>, World Bank (2025: 45), 재인용.

22) Chung, T., Tam, I.Y.S., Lam, N.Y.Y. et al.(2022), Non-targeted detection of food adulteration using an ensemble machine-learning model, <https://www.nature.com/articles/s41598-022-25452-3>, World Bank(2025: 46), 재인용.

23) Murimi Gitari(2024), ACRE Africa cultivating resilience through agricultural insurance, <https://panagrimedia.com/acre-africa-cultivating-resilience-through-agricultural-insurance/>, World Bank(2025: 47), 재인용.

있는 인근 시장을 추천한다. 생성형 AI는 홍수나 기상 재해 발생 시 유통망이 어떻게 영향을 받을지 시뮬레이션하고, 대체 경로와 대응 전략을 제시할 수도 있다.

AI는 또한 가격 예측과 시장 정보 제공에서 중요한 역할을 한다. 머신러닝 모델은 과거 가격, 기후 데이터, 작황 전망, 위성영상 등을 종합해 향후 수주~수개월 단위의 가격 변동을 예측한다. 이를 통해 농민은 저장·출하 시점을 전략적으로 결정할 수 있고, 정부는 가격 급등락에 선제적으로 대응할 수 있다. 최근에는 뉴스, 정책 발표, 질병 발생 보고 등 비정형 정보를 생성형 AI가 분석해 가격 전망에 반영하는 사례도 늘고 있다. 이는 숫자 데이터 만으로는 포착하기 어려운 시장 심리와 정책 변화를 함께 고려할 수 있게 한다.

4.3. 디지털 시장 연계와 수급 매칭

AI는 디지털 농산물 시장(digital marketplace)에서 수급 매칭 알고리즘으로 활용되며, 농가의 잉여 생산물과 시장의 수요를 실시간으로 연결한다. 이러한 시스템은 특정 지역의 과잉 공급 문제를 완화하고, 다른 지역의 공급 부족을 해소하는 데 기여한다.

코로나19와 같은 위기 상황에서 AI 기반 매칭 시스템은 기존 유통망이 붕괴된 농산물을 대체 시장이나 전자상거래 채널로 신속히 전환하는 데 중요한 역할을 했다. 또한 저장 시설에 설치된 센서와 AI를 통해 온도·습도 상태를 모니터링하고, 상품의 잔존 유통기한을 예측함으로써 선입선출(First-In, First-Out) 관리도 가능해진다.

농식품 공급망이 디지털화되면서, 원산지·이력 추적성은 소비자 신뢰와 시장 접근의 핵심 요소가 되고 있다. AI와 블록체인은 함께 사용될 때, 농산물의 '농장에서 식탁까지' 전 과정을 투명하게 기록하고 검증할 수 있는 기반을 제공한다.

블록체인은 각 단계의 거래·이동 기록을 위변조가 불가능한 형태로 저장하고, AI는 기록되는 데이터의 정확성을 검증하며 이상 징후를 탐지한다. 예를 들어, 갑작스러운 생산량 급증이나 냉장 유통 과정에서의 온도 이상은 AI가 자동으로 감지해 경고할 수 있다.

QR 코드나 디지털 토큰을 활용하면 소비자는 스마트폰으로 농산물의 생산자, 재배 방식, 수확일, 유통 조건 등을 확인할 수 있다. 생성형 AI는 이러한 복잡한 데이터를 자연어로 요약해 제공함으로써, 일반 소비자도 쉽게 이해할 수 있도록 돕는다.

또한 스마트 계약은 일정 조건이 충족되면 자동으로 결제나 통관 절차를 실행한다. 예를

들어 품질 검사 결과가 기준을 충족하면 대금이 자동 지급되거나, 디지털 검역 증명이 확인되면 물류가 자동으로 진행되는 방식이다. 이는 거래 비용과 지연을 크게 줄이고, 국제 농산물 거래에서도 효율성을 높인다.

4.4. 도전 과제와 향후 전망

시장·유통·물류 분야에서의 AI 활용은 큰 잠재력을 지니고 있으나, 몇 가지 도전 과제가 존재한다. 농촌 지역의 디지털 인프라 부족, 데이터 표준화와 시스템 간 상호운용성 문제, 데이터 프라이버시와 소농의 배제 가능성, AI 권고에 대한 신뢰 부족 등이 대표적이다.

그럼에도 불구하고, 자동화된 품질 검사, AI 기반 가격·물류 예측, 디지털 추적성 시스템은 점차 비용이 낮아지고 접근성이 높아지고 있다. 생성형 AI의 도입은 복잡한 시장 정보를 비전문가도 이해할 수 있게 만드는 전환점을 제공하고 있다.

종합하면, AI는 농식품 가치사슬을 더 투명하고, 효율적이며, 공정한 구조로 전환시키는 핵심 동력으로 작용하고 있다.

〈표 4〉 AI 기반 시장·유통·물류 분야의 주요 트렌드, 도전 과제 및 향후 전망

주요 트렌드	도전 과제	향후 전망
<ul style="list-style-type: none"> • 자동화 품질 검사: AI 기반 등급 판별 기술이 작물, 우유, 육류의 품질 검사 속도와 일관성을 향상 	<ul style="list-style-type: none"> • 소농을 중심으로 AI 도구 및 디지털 인프라 접근성이 제한됨 	<ul style="list-style-type: none"> • 농촌 시장 전반에 저비용·대규모 확산 가능한 품질 등급 판별 장비 보급
<ul style="list-style-type: none"> • 예측 기반 물류 및 가격 결정: AI가 시장 수요를 예측하고 공급망을 최적화 	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 단절, AI 예측 결과에 대한 신뢰 부족, 모델이 외부 충격에 취약 	<ul style="list-style-type: none"> • AI 기반 자가 조정형·회복탄력적 공급망 구축
<ul style="list-style-type: none"> • 엔드투엔드 추적성: AI와 블록체인을 활용해 생산자부터 소비자까지 제품 추적·검증 가능 	<ul style="list-style-type: none"> • 분절된 시스템, 데이터 프라이버시 우려, 표준의 불일치 	<ul style="list-style-type: none"> • 스마트 계약을 기반으로 한 상호운용 가능한 글로벌 추적·거래 시스템
<ul style="list-style-type: none"> • 시장 인사이트를 위한 생성형 AI: 뉴스, 정책, 시장 신호를 종합 분석하여 의사결정 지원 	<ul style="list-style-type: none"> • 데이터 품질 문제, 환각(hallucination) 위험, 설명 가능성 부족 	<ul style="list-style-type: none"> • 농산물 시장 정보를 위한 자연어 인터페이스(NLI) 확산

자료: World Bank(2025: 50).

5. 횡단적 활용 분야(Cross-Cutting Applications)

횡단적(cross-cutting) 활용은 특정 기능 영역에 국한되지 않고, 농식품 시스템 전반에 공통적으로 적용될 수 있는 AI 활용 영역이다. 이러한 횡단적 활용은 앞서 논의한 연구·자문·금융·시장 영역을 서로 연결하며, AI의 시스템적 영향력을 극대화하는 역할을 한다. 특히 이 영역의 AI 활용은 환경·기후 회복력 강화, 정책 의사결정 지원, 데이터 격차 해소라는 측면에서 중요한 의미를 지닌다.

5.1. 고해상도 기상·기후 예측 및 농업·환경 모니터링

기상 정보는 농업 의사결정의 핵심 요소이지만, 많은 저·중소득국에서는 지역 단위의 정밀한 예측이 어렵다. AI는 기존 수치예보 모델을 보완하거나 대체함으로써, 보다 세밀하고 지역 맞춤형 기상·기후 예측을 가능하게 한다. 딥러닝 기반 기상 모델은 대규모 계산 자원이 필요한 전통 모델보다 빠른 예측성, 위성영상, 레이더, 기상 관측소 데이터의 통합 분석 역량, 특정 농업 지역이나 마을 단위의 초국지 예측 가능성 등이 장점이 있다. 이러한 예측은 파종 시기 결정, 병해충 방제 타이밍, 관개 관리, 수확 일정 조정 등 다양한 농업 활동에 활용된다.

또한 기후변화로 인해 증가하는 극한 기상(폭염, 집중호우, 가뭄)에 대한 조기경보 시스템 구축에도 기여한다. 이는 AI는 원격탐사와 결합되어 토지이용 변화, 산림 훼손, 토양 열화, 수자원 상태 등을 지속적으로 모니터링하는데 활용되며, 농업 생산성뿐 아니라 생태계 보전과도 직결된다. 머신러닝 모델은 위성영상을 분석해 작물 재배면적과 작부체계 변화, 토지 피복 변화 및 사막화 징후, 산불 위험 및 산림 파괴 탐지, 수질 악화 및 수자원 고갈 위험과 같은 정보를 빠르고 정확하게 추출할 수 있다. 이러한 정보는 정부와 지방자치단체가 농업정책, 환경규제, 토지 이용 계획을 수립하는 데 중요한 근거로 활용된다. 또한 국제기구와 개발은행은 AI 기반 분석을 통해 기후 적응 및 완화 사업의 효과를 평가할 수 있다.

5.2. 합성 데이터(synthetic data) 활용

농업 분야에서는 개인정보 보호, 데이터 부족, 비용 문제로 인해 실제 데이터를 충분히 확보하기 어려운 경우가 많다. AI는 이러한 제약을 완화하기 위해 합성 데이터를 생성하는데 활용된다.

합성 데이터란 실제 데이터의 통계적 특성과 구조를 유지하면서도, 특정 개인이나 농가를 식별할 수 없는 인공 데이터다. AI 모델 학습을 위한 데이터 보완, 민감한 농가·토지 데이터 보호, 희귀 기후 사건이나 극단 상황 시뮬레이션 등 과 같은 용도로 활용 가능하다. 특히 합성 데이터는 소농 데이터가 부족한 지역에서 AI 모델의 편향을 줄이고, 보다 공정하고 일반화 가능한 예측 모델을 만드는 데 기여한다.

5.3. 생성형 AI를 활용한 지식 접근성 확대 및 공공적 활용

생성형 AI는 농업·기후·정책 관련 지식에 대한 접근성 자체를 변화시키고 있다. 기존에는 전문가나 기관 내부에만 축적되던 복잡한 정보가, 생성형 AI를 통해 다양한 이해관계자에게 쉽게 전달될 수 있다. 생성형 AI는 복잡한 기술·정책 문서의 요약 및 설명, 농민·공무원·정책결정자를 위한 맞춤형 정보 제공, 지역 언어 및 방언 기반 정보 전달, 음성 기반 질의응답을 통한 저문해 환경 대응 등의 역할을 수행한다. 이는 농민뿐 아니라 지방정부 공무원, 농업지도사, 협동조합 리더 등 중간 매개자(intermediaries)의 역량을 강화하는 데도 중요한 역할을 한다.

AI는 점차 농업 정책 설계와 평가 과정에도 활용되고 있다. 다양한 시나리오를 시뮬레이션하고, 정책 개입의 잠재적 영향을 사전에 분석함으로써 보다 근거 기반의 의사결정을 가능하게 한다. 예를 들어 AI 모델은 특정 보조금 정책이 작물 선택과 수자원 사용에 미칠 영향, 기후 재해 발생 시 가장 취약한 지역과 농가, 투입재 가격 변동이 소농 소득에 미치는 파급 효과 다등과 같은 질문에 답할 수 있다. 이러한 분석은 정책 효과를 사후적으로 평가하는 데 그치지 않고, 정책 설계 단계에서부터 위험을 줄이고 효과를 극대화하는 데 기여한다.

5.4. 도전 과제와 향후 전망

횡단적 활용 분야에서 중요한 또 하나의 이슈는 책임 있는 AI(responsible AI)다. 농업에서의 AI 활용은 데이터 편향으로 인한 소농·취약 지역 배제, 개인정보 및 농업 데이터 주권 침해, 에너지 집약적 AI 모델로 인한 탄소 배출 증가 등과 같은 위험을 동반할 수 있다. 따라서 AI 설계와 배포 전 과정에서 윤리적 기준, 투명성, 설명 가능성, 환경적 지속가능성을 함께 고려해야 한다. 특히 공공 부문과 국제기구가 주도하는 AI 활용에서는 이러한 원칙이 더욱 중요하다.

횡단적 AI 활용은 개별 기술이나 서비스의 성과를 넘어, 농식품 시스템 전체를 연결하고 조정하는 역할을 수행한다. 기상, 환경, 금융, 시장, 정책 데이터를 통합함으로써, 보다 회복력 있고 포용적인 농업 시스템으로의 전환을 가능하게 한다. 그러나 AI는 그 자체가 목적이 아니라, 인간의 판단과 제도를 보완하는 도구다. 따라서 기술 도입의 성공 여부는 알고리즘의 성능뿐 아니라, 제도 설계, 데이터 거버넌스, 현장 수용성에 달려 있다. 이러한 조건이 충족될 때, AI는 농업을 보다 지속가능하고 공정하며 기후 회복적인 방향으로 이끄는 핵심 촉매로 작용할 수 있다.

6. 결론: 농식품 시스템 전환을 위한 기반 기술로서의 AI

본 고에서는 작물 및 가축 개량, 자문 및 농장 관리, 포용적 금융 및 위험 완화, 시장·유통·물류, 그리고 횡단적 활용 분야를 중심으로 농업에서의 AI 적용 가능성과 활용 사례를 분석하였다. 이를 종합하면, AI는 단순히 농업 현장의 노동을 자동화하는 기술을 넘어, 농식품 시스템 전체를 하나의 데이터 기반 의사결정 구조로 재편하는 연결(connecting) 기술로 기능하고 있음을 확인할 수 있다.

첫째, AI는 농업 생산의 핵심 기반인 연구·육종 혁신을 가속화하는 연결 기술이다. 전통적으로 작물 및 가축 개량은 현장 시험과 반복 관찰에 의존하여 시간과 비용이 크게 소요되었다. 그러나 AI 기반 영상 분석과 표현형(phenotyping) 자동 측정 기술은 드론, 위성, 지상 카메라를 활용하여 생육 특성, 병해 징후, 스트레스 반응 등을 대규모로 정량화할 수

있게 하였다. 또한 머신러닝 기반 유전체 예측과 대립유전자 탐색은 유전자원은행에 축적된 방대한 유전적 다양성을 보다 빠르게 활용할 수 있도록 하며, AlphaFold와 같은 단백질 구조 예측 기술은 유전자 기능 규명과 생물학적 투입재 개발을 촉진한다. 이처럼 AI는 분자 수준의 유전체 정보와 포장 단위의 생육 데이터를 연결함으로써, 기후 회복형 품종과 고효율 가축 개발을 위한 연구개발 체계를 근본적으로 변화시키고 있다.

둘째, AI는 농업 현장에서 발생하는 기후·병해충·투입재·생산성 불확실성을 관리하는 운영 기술이다. 농업은 기후변화로 인해 가뭄·홍수·폭염 등 극한 기상 리스크가 증가하고 있으며, 병해충 확산 속도 또한 빨라지고 있다. 이러한 상황에서 AI는 농장 운영을 경험 중심에서 데이터 기반으로 전환시키는 역할을 한다. 생성형 AI 기반 농업 자문 챗봇은 복잡한 과학·기술 정보를 농민이 이해할 수 있는 언어로 제공하고, 지역 언어와 음성 기반 서비스로 확장되면서 지도·자문 체계의 한계를 보완한다. 또한 AI 기반 병해충 진단, 수확량 예측, 스마트 관개 및 비료 추천 시스템은 물과 비료 사용을 최적화하고 생산량 안정화를 지원한다. 더 나아가 AI 기반 고해상도 기상·기후 예측은 파종·수확 시기 결정, 방제 타이밍 조정, 재해 조기경보 등 농업 의사결정 전반을 정밀화한다. 결과적으로 AI는 농업 생산과 경영의 핵심인 “불확실성”을 줄이는 방향으로 작동하며, 농업을 보다 회복탄력적인 시스템으로 전환시키는 기반이 된다.

셋째, AI는 농업의 구조적 취약점으로 지적되어 온 금융 접근성과 시장 효율성을 개선하는 가치사슬 통합 기술이다. 소농은 신용 이력 부족과 담보 부재로 인해 금융에서 배제되어 왔으나, AI는 위성영상 기반 작황 정보, 모바일 결제 기록, 투입재 구매 패턴 등 비전통적 데이터를 활용해 대안적 신용평가를 가능하게 한다. 또한 기상·NDVI 등 지표 기반 보험에서 AI는 위험 모델을 구축하고 보상 지급을 자동화함으로써 농업 안전망의 효율성을 높인다. 시장·유통·물류 영역에서도 AI는 품질 등급 판정 자동화, 가격 예측, 물류 경로 최적화, 공급망 추적성 강화에 활용되며, 이는 수확 후 손실 감소와 시장 투명성 제고로 이어진다. 특히 AI와 블록체인 결합은 생산지부터 소비지까지 이력 추적을 강화하고, 스마트 계약을 통해 거래와 결제를 자동화함으로써 농식품 공급망을 보다 신뢰 가능한 구조로 재편할 수 있다. 즉 AI는 생산의 혁신을 넘어, 금융과 유통을 포함한 농식품 가치사슬 전반을 연결하여 농업의 경제적 지속가능성을 높이는 역할을 수행한다.

그러나 AI 활용이 농식품 시스템 전환으로 이어지기 위해서는 데이터 편향과 품질 문제,

설명가능성 부족, 개인정보 및 농업 데이터 주권 문제, 디지털 인프라 격차, 그리고 공공 부문의 제도적 역량 부족이라는 제약을 해결해야 한다. 특히 AI 기반 권고가 실제 농가의 의사결정으로 이어지기 위해서는 신뢰할 수 있는 전달 체계, 현장 맞춤형 서비스 설계, 그리고 책임 있는 AI 원칙의 제도화가 필수적이다.

종합하면, 농업에서 AI는 단순히 스마트농업 장비의 부속 기술이 아니라, 연구개발-생산-금융-유통-정책을 하나의 데이터 흐름으로 통합하는 농식품 시스템 전환의 연결 기술이다. 향후 AI가 농업의 생산성 제고뿐 아니라 기후 회복력 강화, 위험 관리 고도화, 시장 효율성 개선, 포용성 확대라는 구조적 목표를 실현하기 위해서는 기술 고도화와 더불어 데이터 생태계 구축, 거버넌스 정립, 공공-민간 협력 기반 확산 전략이 함께 추진되어야 할 것이다.

■ 참고문헌

- Gates Foundation(2025), “AI in Agrifood Systems: High-Impact Use Cases and Pathways for Scale”, Bill & Melinda Gates Foundation.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., et al.(2020), “Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks”, 34th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020), Vancouver, Canada., <https://proceedings.neurips.cc/paper/2020/file/6b493230205f780e1bc26945df7481e5-Paper.pdf>, 검색일: 2026.3.21.
- Taye, M. M. (2023), “Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network,” Computers, 11(3).
- World Bank(2025), Harnessing Artificial Intelligence for Agricultural Transformation. World Bank.

