

食用作物農業分野における 人工知能の活用

キム・ギョンジン 弁護士

本書は人工知能によって整理・制作されたものです。
世界の主要言語で書かれた資料を収集し、まとめました。

<https://notebook.google.com/notebook/96fac57b-0c9e-495f-a778-dcd3daec88db>

上のリンクは、本書の制作で参照した資料を収集・保存した公開NotebookLMです。
NotebookLMでは、資料の言語によって質問の言語が制限されません。「設定」で希望する「出力言語」を指定すると、その言語で質問、回答、生成結果が続けられます。

目次

第1章	デジタル農業インフラとAIプラットフォーム
1.1	デジタル公共インフラ（DPI）と農業向けAIプラットフォーム
1.2	IoTセンサーとエッジAIによるモニタリング
1.3	データガバナンスと資源管理
第2章	精密農業における作物モニタリングと画像診断
2.1	ドローン（UAV）と衛星リモートセンシング解析
2.2	コンピュータービジョンと生育表現型（Phenomics）解析
2.3	深層学習による病害虫と雑草の早期診断
第3章	生育予測と資源最適化
3.1	機械学習・深層学習による収量予測モデル
3.2	精密灌漑および可変施肥（VRA）制御
3.3	作物発育段階（DVS/DVI）予測シミュレーション

目次（続き）

第4章	ゲノミクスとAI分子育種
4.1	作物ゲノムビッグデータおよびパンゲノム（Pan-genome）の構築
4.2	遺伝子編集（CRISPR）および精密育種
4.3	気候変動対応型耐性品種の開発
第5章	AIによる意思決定と自動化
5.1	農業特化型マルチモーダル大規模言語モデル（Agri-LLM）
5.2	農業ロボティクスおよび作業自動化
5.3	小規模農家向けAIツールの活用
第6章	気候スマート農業と持続可能な生態系
6.1	気候スマート農業（CSA）と土壌生態系の管理
6.2	農家のESG経営と地域社会との連携
6.3	世界の食料安全保障と農業デジタル転換の未来

第1章

デジタル農業インフラとAIプラットフォーム

1.1

デジタル公共インフラ（DPI）と農業向けAIプラットフォーム

全羅南道務安郡海際面の田園は、いまは雑草だけが生き茂る空き地です。数年後、この21.6ヘクタールの土地にガラス温室と大きな選果場が建ちます。2026年4月、韓国農林畜産食品部は、国家農業AXプラットフォーム事業の優先交渉対象者に全羅南道コンソーシアムを選定しました。事業費は2546億ウォンです。

農業に携わる人は減り、年齢は上がり続けています。天候の振れ幅も年々大きくなっています。干ばつや豪雨が例年とは違う時期に襲うようになり、土を手で触ってきた経験だけでは、いつ水を入れ、いつ収穫するかを決めにくくなりました。多くの国の政府が、ほぼ同じ時期に同じ結論へたどり着きました。一戸の農家や一社の力だけではこの変化に耐えられない。まず国が、データをやり取りする基盤から整えるべきだという結論です。

温室がすべて完成すれば、ここで生み出されるのはレタスやトマトだけではありません。温室屋根のセンサー、人工衛星、農家の携帯電話が絶えずデータをやり取りします。このデータを必要な場所へ正しく届けるため、国があらかじめ敷設する基盤をデジタル公共インフラ（Digital Public Infrastructure, DPI）と呼びます。封筒に住所を書かなければ、どれほどすばらしい手紙でも相手には届きません。デジタル公共インフラは、国がつくる住所の仕組みです。複数の機関のデータが同じ規則で行き来できるよう、あらかじめ定めた約束でもあります。

この仕組みは四つの層から成ります。最下層では、土に挿したセンサーが窒素、リン、カリウム、水分を測り、気象観測所が風と雨を測り、ドローンと人工衛星が水田の色を撮影します。一つの土壌センサーで、窒素、リン、カリウム、水分、温度、酸性度、電気伝導度まで七項目を同時に測ることもあり、現場では七種センサーと呼ばれます。欧州宇宙機関のSentinel衛星や米国のLandsat衛星が撮った一枚の画像には、一つの村が丸ごと収まります。第二層では、こうした値がLoRaWANのような低消費電力無線網や第5世代移動通信網を通して移動します。現場のそばに置かれた小型コンピューターであるエッジゲートウェイが、ノイズを取り除き、単位をそろえ、値を整えます。第三層は、集めた値を保存し、計算する場所です。データレイクと呼ばれる大きな保管庫に値が蓄積されると、多数の決定木を束ねて多数

決で答えを出すモデルやニューラルネットワークがそれを読み、病気を見つけ、収量を計算します。農業専用の大規模言語モデル（LLM）もここにつながり、農家が言葉で尋ねると、データを検索して答えをつくります。最上層は、人が実際に使う画面と装置です。スマートフォンの音声アシスタントが方言を聞き取り、灌漑バルブが自動で開閉します。

四つの層を積み上げる前に、先に済ませなければならない仕事があります。学校が新学期を始める前に、生徒名簿からつくるのと同じです。農家一人ひとりに固有番号を付け、その人が耕す水田と畑を衛星地図上に正確に描き、その土地に植えた作物名を記録します。農家台帳、土地地図、作物記録の三つがかみ合って初めて、上層に積み上がるセンサー値や人工知能の判断が誰のものか分かります。この記録がなければ、どれほど精密なモデルでも、特定の農家に合わせた処方はいせません。

データの役割はここで終わりません。秋に収穫した穀粒の重さを、春にモデルが出した予測値と比べれば、予測がどれほど当たっていたかが分かります。予測が外れた水田では、その理由をさかのぼって確かめ、答えをもう一度モデルに入れます。一年の農作業が終わるたび、モデルは少しずつ学び直します。この過程が止まれば、モデルの判断は年を追うごとに現場からずれていきます。

データが四つの層を行き来するには、守るべき規則も必要です。インドのDigital Personal Data Protection Act, 2023は段階的に施行されており、同意、処理、データ主体の権利を定めた中核条項は2027年5月に施行される予定です。AgriStackはこの法律とは別に、同意管理者を介したデータ交換の仕組みを掲げています。法律の条文とプラットフォームの運用手順を同一視することはできません。別の機関でもデータを読めるようにするには、共通語彙も必要です。国連食糧農業機関のAGROVOCは、コメやトウモロコシといった言葉を異なるソフトウェアでも同じ意味として読めるよう整理した農業用語集です。

こうした基盤がなかった時代、種をまき、水を入れる日は、村に蓄積された経験と空を見る目で決めていました。インドは、その判断に公共データを加えています。インド政府の集計では、2026年7月にAgriStackのFarmer IDは1億180万件に達しました。2025年11月時点で、作物調査の対象区画は2億3,500万筆でした。2026年2月に始まったBharat Vistaarは、同年7月までに30万人を超える農家が利用し、720万件の問い合わせを処理しました。5,280万人という数字はBharat Vistaarの利用者数ではなく、別の人工知能による気象・モンスーン助言が届いた農家の人数です。Farmer ID、圃場地図、相談記録が同じ画面に並んでいても、異なる事業の実績は分けて読む必要があります。

数字だけを見れば成功しています。しかし、市民団体は懸念を取り下げていません。インド国民全員に発行される生体認証身分証のAadhaar番号と土地台帳、衛星位置情報が一か所に結び付けられれば、その情報の束が流出したときの被害は、個別の漏えいよりはるかに大きくなるからです。

韓国はまだ出発段階にあります。務安の田園に建設される国家農業AXプラットフォームは、2026年から2030年まで、官民が共同出資する特別目的法人（SPC）を設立して運営する計画です。栽培、選別、流通を一つのデータの流れて結ぶ構想ですが、まだ実際に運営されたことはありません。すでに数千万戸の農家の実データを5年以上扱ってきたインドのAgriStackと比べれば、韓国の事業はまだ設計段階です。計画と実行の間にあるこの隔たりが、現在の韓国農業AIが直面する課題です。

こうした取り組みが、国ごとに完全に孤立しているわけではありません。国連食糧農業機関は2025年4月、デジタル農業と人工知能をテーマに初のグローバル対話を開き、農業AIの開発と管理の原則を議論しました。ドミニカ、グレナダ、エチオピア、モロッコで運営されたデジタル農業イノベーション・ハブは、それ以前の2021年から続く別事業です。グローバル対話とイノベーション・ハブにはつながりがありますが、原データは国内に置き、要約値だけを国境外へ送るという特定の技術構造まで、公式ロードマップが定めたわけではありません。各国でデータ法、通信網、農業行政が異なる以上、共通原則と現場事業は分けて見るのが正確です。

日本は、農林水産省と傘下の研究機関が構築した公共データプラットフォームWAGRIを通じて、土壌、気象、病虫害予測の情報をつないでいます。WAGRIと連携するZero-Agriは、水田の水位管理装置ではなく、トマト、イチゴ、キュウリなど施設園芸作物の灌水・液肥制御システムです。水田の水位センサーと自動給水バルブは、農業研究機関が開発した別の水管理システムで試験されてきました。同じデータ駆動型農業でも、ガラス温室の養液バルブと水田の水口は別の機器です。同じプラットフォームの周辺に名前が並んでいても、同じ機械としてまとめて説明することはできません。

プラットフォームがどれほど精巧でも、扱える人がいなければ役に立ちません。世界経済フォーラムの2025年調査では、農林漁業分野の雇用主の68%が、労働市場のスキル格差を産業転換の障壁に挙げました。この数字は、農業従事者の68%が自ら格差を感じたという調査でも、農学部学生の準備度を測った調査でもありません。必要なのは、巨大なモデルの使い方だけを教える授業ではありません。葉の写真の背景が変わると精度が落ちる理由、センサーが途切れたときにどの値から疑うべきか、モデルが自信を持って間違えたときに誰が判断を止めるのかを、圃場と教室の両方で扱う訓練です。

各国の農業大学は、コンピューター科学、農学、データ科学を束ねた教育・研究組織を設けています。教授と学生だけでは、水田で生じる問題をすべて見ることはできません。政府は行政データを開放し、企業は機器とソフトウェアを提供し、農家は土と作物の変化を記録します。大学、政府、企業、農家、地域社会がつながる五重らせんモデルは、この関係を説明する枠組みです。五つの主体が知識と責任をどう分担するかを整理するもので、参加機関の数を数えた世界統計ではありません。

農作業の処方箋を、人の手を介さず直接機械へ渡すことには、まだ危険が伴います。そのため、多くの国では、AIが出した答えを農業普及員がもう一度確認してから農家へ届ける手順を設けています。規制サンドボックスと呼ばれる一時的な許可区域では、新しいAIサービスが正式に提供される前に、限られた地域と期間で試験されます。値を読み違えたモデルが、見当違いの畑に農薬をまくよう案内する事故を防ぐための、最低限の安全装置です。

その道は誰のものかという問いは、まだ解かれていません。トラクター会社や巨大クラウド企業が農家の現場データを自社の囲いの中にだけ集めれば、実際にデータを生み出した農家が、自分の資料を取り出して使えなくなります。業界ではこれをベンダーロックインと呼びます。鍵を他人に預けた結果、自分の家の扉を自分で開けられなくなる状態です。

高齢の農家にとって、この問題はさらに重くのしかかります。回線が弱い山間の村では、そもそも電波が入らないことがあります。画面の小さな文字を読むために眼鏡を直す農家の前では、どれほど精密な人工知能も無力です。インドでも日本でも、現場の普及員が村を回り、代わりに画面を押し、結果を言葉で伝える人の手が今も必要です。こうした安全装置とデータ経路を敷くには、多額の費用もかかります。務安の一か所だけに2546億ウォンが投じられることを見れば、国全体を緻密なデジタル公共インフラで覆うのに、どれほど大きな費用が必要か想像できます。財政に余裕のない国は、この競争に参加すらできず、データの多い国と少ない国の格差だけが広がる危険があります。

この流れが次に向かう場所は、すでにある程度見えています。中央の巨大サーバー一台が全農家の原データを集める代わりに、原データは各農場のコンピューターに置いたまま、そこで学んだ結果だけを交換する連合学習（Federated Learning）が試されています。データ交換の記録を改ざんできないようブロックチェーンに刻む試みも進んでいます。そこに自ら判断して行動する自律型AIが加われば、農家が画面を見ていなくても、AIが天候と土壌の値を総合し、バルブを開け、ドローンを飛ばす日が来ます。ただし、その判断が誤ったときに誰が責任を負うのかは、まだ誰も決めていません。

いまの務安の田園には、ガラス温室もセンサーもまだありません。雑草の間に測量杭が数本打たれ、将来建つ温室の四隅を示しているだけです。数年後、この土地から最初のデータが生まれたとき、そのデータの所有者は農作物を育てた農家でしょうか。それとも、データの通り道を敷いた会社でしょうか。

出典・参考文献

1. MDPI. (2025). Big data analytics and machine learning for smart agriculture. MDPI.
<https://doi.org/10.3390/books978-3-7258-4878-2>
2. Agriculture INDIA. (2026). Post budget webinar 2026: Bharat Vistaar, AI-powered digital public infrastructure for agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=H_Wfqw3lbhc
3. WBG Civil Society Engagement. (2026). CSPF: Examining how AI and digital agriculture create jobs in developing countries [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=9rRCamBUBpU>
4. Committee on World Food Security. (2026). Morning session: Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
5. C-DAC. (2026). AI in agriculture: Transforming India's Krishi landscape [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=lv3_VnWiBpM
6. University of Agricultural Sciences, Dharwad. (2026). National conference on next-gen farming: Artificial intelligence, automation and digital transformation [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=BbcYxst1Mfc>
7. MIT College of Management, Pune. (2026). AgriTech, AI, and digital transformation in agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=hEwX3Bj_M6o
8. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). Digital agriculture and AI: Innovation at FAO.
<https://www.fao.org/innovation/digital-agriculture-and-ai-innovation/en>
9. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). The global network of digital agriculture innovation hubs.
<https://www.fao.org/in-action/global-network-digital-agriculture-innovation-hubs/en>
10. 韓国農林畜産食品部. (2026). 国家農業AXプラットフォームSPC設立公募指針書. 韓国農林畜産食品部.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/791/594309/download.do>
11. Press Information Bureau, Government of India. (2026). Bharat VistaarとAI農業助言：公式進捗数値.
<https://www.pib.gov.in/PressReleaselframePage.aspx?PRID=2289031>

1.2

IoTセンサーとエッジAIによるモニタリング

午前5時、田んぼの畦の泥に、指二本ほどの太さの灰色の棒が一本挿さっています。先端で緑色の光が3回点滅し、消えます。夜の間にとれほど水が染み込み、土の中の温度が何度まで下がったかを測っている合図です。田んぼの持ち主はまだ布団の中にいながら、まず携帯電話の画面をつけます。そこには昨夜の三つの水田の水位と土の状態が折れ線グラフで表示されています。

灰色の棒の正体は、モノのインターネット（IoT）センサーです。土に挿したまま電気の通りやすさを測り、水分量に換算します。その隣には、窒素、リン、カリウムの濃度をppm単位で測る養分センサー、酸性度を測るpHセンサー、空気の温度と湿度を測る気象センサーと一緒に設置されることも少なくありません。田んぼの上には小さなカメラもつり下げられます。数秒ごとに稲の葉を撮り、黄変している場所がないか、穀粒に虫が付いていないかを確認します。広い田を歩いてすべて見回するには丸一日かかりますが、各水田に数個のセンサーを埋めておけば、その仕事を一晩中代わりに行います。

土、空気、葉から値を測る装置は、それぞれ異なる経路で信号を送ります。近距離ではZigBee無線網が信号を中継し、値を受け取ったという確認信号までやり取りします。信号が途切れれば再送します。集められた値は畦に置かれた小型ゲートウェイへ流れ込み、そこで計算を終えて初めて、バルブやスプリンクラーといった実機を動かします。それでも、要約された結果だけを選び、インターネットにつながったときにクラウドへ送ります。広い平野部の水田では、おおむね50メートルから100メートルごとにセンサーを一つ挿す形で配置間隔を決めます。地面の起伏が激しい場所や、土質にばらつきがある場所では、地理情報分析によって、どこにセンサーをより密に置くべきかを事前に計算します。

問題は、この数字をどこで計算するかです。センサー値を遠いサーバーへ送り、答えを待つ方法では、通信状況とデータ量によって遅延時間が変わります。山が信号を遮ったり、豪雨が基地局を揺さぶったりする日は、その差が大きくなります。そこで使われるのが、田んぼのそばの小型コンピューターが画像を縮小し、異常値を選別して、必要な結果だけを送るエッジAI（Edge AI）です。Raspberry PiやJetson Nanoのようなボードがその仕事を担います。作物が熱や水不足から受ける

被害は、品種、生育段階、曝露時間によって異なるため、センサーの判断も一つの温度しきい値だけには頼りません。

小型コンピューターの中で、大きなモデルをそのまま動かすのは困難です。計算値を少ないビットで表す量子化、影響の小さい結合を取り除く枝刈り、大きなモデルの判断を小さなモデルへ移す知識蒸留が使われます。2026年のTinyWeedNet研究は、公開DeepWeeds試験データで97.26%の精度、STM32H7ボード上で90ミリ秒未満の推論時間、約1.815メガバイトのモデルサイズを報告しました。ただし、水田の中で行った長期試験ではなく、公開画像データを使ったベンチマークです。間断灌漑による節水とメタン削減は、この画像分類モデルとは別の圃場試験で検討すべき課題です。

カメラが撮った写真も、そのままモデルへ入るわけではありません。元の写真は大きさも明るさも異なるため、エッジコンピューターはまず写真を縦横224ピクセルの正方形に切りそろえ、バイリニア補間という計算でピクセル間の隙間を滑らかに埋めます。色の値も、あらかじめ定めた基準に合わせて均一に調整します。この処理を終えた一枚の写真が、ようやく病害虫を見分けるモデルの前に置かれます。

カメラを載せた四輪車が作物の列に沿って走る試験もあります。Raspberry Pi上でCannyエッジ検出とHough変換を実行した車両は、30メートルのトウモロコシ畑区間を10回走行しました。平均横方向誤差は、曇天で6.2センチ、晴天で8.0センチ、薄暮で12.5センチでした。この論文には、カルマンフィルター、1秒に20回の方向補正、水田除草用の刃、施肥量の決定機能は出てきません。作物列を追従した性能と、雑草を抜いたり施肥処方を出したりする性能は、別の試験として扱う必要があります。

現場は教科書のように整っていません。冬はバッテリー性能が落ち、山と豪雨は無線信号を切断します。センサーは通常スリープ状態にあり、決められた時刻や値が大きく変わったときだけ動作することで電力を節約します。数キロメートル先まで小さな電力で値を送るLoRaWANの世界的な導入基盤は、2025年末に1億2,500万台を超えました。LoRa Allianceが示した25%以上という数字は、単年の伸び率ではなく年平均成長率です。通信距離と速度は、出力、アンテナの高さ、地形、障害物によって変わるため、日本のある一農場の数値を一般仕様のようには記すことはできません。

整えられた要約値は、さらに遠くへ送られます。ドローンやトラクターのように水田の外にも移動する機器は、第4世代、第5世代移動通信や衛星回線を併用します。通信網さえ届きにくい山奥の畑では、古くから使われてきたテキストメッセージ用通信モジュールが残り、速度は遅くても短い値一つだけは運びます。インターネット

トがまったく届かない辺地の畑では、ゲートウェイが独自の小型無線サーバーを開き、インターネットなしでも農家の携帯電話アプリと直接値をやり取りします。通信が活着しているときには、精製した値を軽量メッセージプロトコルでクラウドデータベースにも上げ、次回モデルを再学習するときに記録を使います。

クラウドとエッジの速度や電力消費を比べるには、同じカメラ、同じモデル、同じ無線網で試験しなければなりません。異なる論文から持ってきた応答時間、バッテリー消費率、パケット損失率を、一つの機器を導入する前後の成績のように並べれば、比較は成り立ちません。現場で先に画像を小さくすれば、サーバーへ送るデータが減り、通信が切れても一部の判断を続けられるという方向性は明らかです。ただし、削減幅は、機器、作業、無線条件を明らかにした一つの試験の数字として示す必要があります。

誤った値を出すセンサーに気付くのも簡単ではありません。土の中に数か月挿された養分センサーは、塩分と化学反応のため、金属電極が少しずつ腐食します。実際には水が十分でも、画面には乾き切ったような低い値が出たり、逆に正常な土をいつも湿っていると表示したりします。熱がないのに、壊れた体温計が39度を指すようなものです。こうした誤差を濾過するため、エッジコンピューターは値が入るたびに何層もの検査を行います。最近の値の平均から大きく外れた数値を選ぶ箱ひげ図方式、瞬間的な跳ね上がりを抑える移動平均フィルター、数秒の間に物理的にあり得ないほど値が動いた場合はまず疑い、直前の値で一時的に埋める補間法が同時に動きます。

2025年に発表されたある研究はさらに一歩進み、複数のセンサー値を束ね、互いの類似度とばらつきを同時に見るクラスタリングによって、故障したセンサーを見分ける方法を示しました。センサー故障は大きく二つに分かれます。一方へ偏った値のまま固まる故障と、時間とともに少しずつずれていく故障です。どちらも、田畑という過酷な環境では実験室よりはるかに頻繁に起きます。夏の豪雨で水田が丸ごと浸かったり、冬の霜で基板の接点が凍り付いたりする事故も珍しくありません。韓国農村振興庁は、pHセンサーとECセンサーは毎月目盛りを合わせ、表面に付いた土や異物を拭き取るよう勧めています。機械がどれほど正確でも、泥の付いた手でセンサーヘッドを一度洗う人の手まで代わることはできません。

各農場のボードで別々に学んだモデルは、人名や水田位置を含む原データではなく、学習過程で変化したパラメーターだけを中央サーバーへ送ることができます。これを連合学習と呼びます。原データが農場外へ出にくい利点がありますが、パラメーターから情報が漏れたり、参加農場が悪意ある値を送ったりする危険まで消えるわけではありません。インドの個人情報法を順守する効果がすでに実証されたと言え

る段階でもありません。連合学習はプライバシー保護に役立つ設計の一つであり、法的根拠、アクセス制御、セキュリティ点検は別に必要です。

エッジAIを導入した農場では、水、通信量、農薬の使用が減ったり、作業時間が短くなったりした事例が報告されています。しかし、25%から50%という範囲を複数作物の平均値と呼べるメタ分析は示されていません。土壌、気候、機器価格、通信費、修理人員によって結果は大きく変わります。センサーやロボットを最初に購入する費用は、小規模農家にとって高い壁です。太陽光発電ボード、共同リース、作業代行が論じられる理由も、一つの数字より、この費用構造にあります。

計算を終えた判断は、画面上の文字だけでなく、方言を理解する音声でも伝えられます。文字を読むのが難しい高齢農家には、スピーカーから流れる一言の方がグラフより頼もしく感じられます。

エッジAIモニタリングは、ここで止まりません。色を見る通常カメラの隣に、熱を読むサーモグラフィカメラ、人の目に見えない波長まで分けて見るハイパースペクトルカメラを並べ、衛星が撮った植生指数画像まで、畦のボード内で一度に重ねて読む方向へ進んでいます。複数の機器が同時に測った値を一つに合わせると、干ばつ被害と病害虫を見分ける精度が上がります。農業専用の大規模言語モデルともつながり、農家が方言交じりの言葉で水田の問題を尋ねると、直前に測ったセンサー値を根拠に、その日にすべき仕事を教える方向へも広がっています。

こうして濾過された値だけが農家の携帯電話に届きます。昨夜は二つの水田で水が足りず、バルブが自動で開いたこと、一つはセンサーの誤りと判断して値を捨てたことが、通知と一緒に表示されます。農家は通知を確認してから、ようやく長靴を履きます。

出典・参考文献

1. Geethanjali, S. G., & Karan, N. (2025). Vision Transformer-Assisted IoT System for Smart Agriculture and Multi Crop Disease Detection. IARJSET, 12(8).
<https://doi.org/10.17148/IARJSET.2025.12832>
2. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. International Journal of Science, Strategic Management and Technology, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijssmt.v2i5.232>
3. Hajirad, I. (2026). Precision and Smart Agriculture: Harnessing IoT for Enhanced Productivity and Sustainability. Intelligent Agriculture, 2(1), 84-105.
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2408>
4. Edge intelligence for smart agriculture: An artificial intelligence framework for precision farming and sustainable crop management. (2026).
<https://doi.org/10.21474/jncs01/133>

5. Hermantoro, Renjani, R. A., & Supriyanto, G. (2026). Artificial Intelligence and IoT-Based Precision Irrigation for Energy-Efficient Tropical Agriculture. *International Journal of Management and Business Intelligence*, 4(3), 685-698.
<https://doi.org/10.59890/ijmbi.v4i3.25>
6. AgroPest-Trust Edge : conception et audit d'un système frugal, explicable et conscient de l'incertitude pour la reconnaissance de ravageurs et stress biotiques sur smartphone. (2026).
<https://doi.org/10.61532/rime262136>
7. 農業農村情報通信環境整備 準備会. (2025). 第2回オンラインセミナー「気候変動と農業の未来 ～ICT・IoT活用によるデータ駆動型農業の重要性～」 [動画]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=iqLmEFT1wZo>
8. LoRa Alliance. (2026). LoRaWAN enters its next growth phase as massive IoT scales globally.
<https://resources.lora-alliance.org/home/lorawan-enters-its-next-growth-phase-as-massive-iot-scales-globally>
9. Kavinsky, M. (2026). LoRaWAN pushes deeper into smart agriculture with satellite-backed connectivity. IoT Business News.
<https://iotbusinessnews.com/2026/07/08/lorawan-pushes-deeper-into-smart-agriculture-with-satellite-backed-connectivity/>
10. Zhang, Y., Lu, Y., Martinez-Rau, L. S., Qiu, Q., & Bader, S. (2026). Real-time on-device weed identification using a hardware-efficient lightweight CNN. *Frontiers in Plant Science*, 17, 1747863.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1747863>
11. A novel data healing framework for outlier detection and recovery approach in the internet of agriculture things sensor network. (2025). *Quality & Quantity*.
<https://doi.org/10.1007/s11135-025-02402-5>
12. Alda, M. C., & Eker, B. (2026). Development and Field Evaluation of an Autonomous Four-Wheel-Drive Agricultural Vehicle Tracking Crop Rows Using Computer Vision Technology. *Journal of Agricultural Production*, 7(1), 13-19.
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>

1.3

データガバナンスと資源管理

田に水が満ちて揺れる6月の午後、畦にしゃがんだ農家がスコップを置き、携帯電話を取り出します。スマート灌漑アプリの画面に青いボタンが一つ現れます。位置情報と営農情報の収集に同意するかという問いです。このボタンを押した瞬間、水田で使った水の量、土の状態、稲が育つ速度まで、すべてがどこかのサーバーへ流れていきます。

畑で測った数字の持ち主を決めるのは難しいことです。欧州連合の農業データ共有行動規範は、農家をデータの発生者または情報源の提供者と位置付け、農家がデータへのアクセス条件と利用条件を契約によって管理できるようにすべきだと勧告しています。これを、法的な物権として、すべてのデータの所有権が農家に帰属するという規則として読んではなりません。元のセンサー値と、企業が加工した予測値には、異なる権利や営業秘密が絡むことがあります。この規範は法律ではなく勧告であるため、実際の権利はサービス契約と各国の法律によって異なります。

2026年4月、米国ネブラスカ州が初めてこの問題を法律で扱いました。州知事が農業データプライバシー法（Agricultural Data Privacy Act）に署名し、農場から生じた土壌、気候、作物、家畜のデータは、公開されず、複数の農家のデータと混ぜられていない限り、その農場主のものだと明記しました。企業がデータを使うには、まず農家と書面で契約を結ばなければなりません。2027年からは、農家の書面による同意なしに元データを転売する行為自体が禁じられます。

この法律に違反した場合、罰を科す主体も定められています。ネブラスカ州司法長官が違反を通知し、45日間の是正機会を与えます。それでも直らなければ、違反一件につき1000ドルの制裁金が科されます。この法律には農家が企業を直接訴える道はなく、代わりに政府が監視役を担います。ただし、この法律にも隙間があります。データが複数の農家のものと混ざった瞬間、そのデータは一人の農家だけの所有物ではなくなりますが、一つの大きなまとまりに混ぜるかどうかを決めるのは、データを集める企業です。

所有権争いが終わる前に、もっと身近な問題が起きることもあります。データを保管していた企業が事業をやめる場合です。スマートファームサービスを何年も使ってきた農家が、ある日、アプリ終了の通知を受け取ると、積み上げてきた土壌検査

記録、施肥履歴、毎年の収量グラフが一度に消えるかもしれません。データを自分のコンピューターや紙の帳簿に移していなかったためです。サーバーの中だけにあった数字は、サーバーが止まった瞬間、持ち主を問うこと自体が難しくなります。

自分のデータを定期的にダウンロードし、別に保存する習慣、いわゆるデータポータビリティを実際に確保している農家は、まだ多くありません。権利が法律の条文にあっても、身に付いた習慣にならなければ役に立ちません。こうした経験をした農家ほど、次のサービスにデータを預けるときには慎重になり、アプリを使わない選択をすることもあります。

同意が本当の同意であるには、強制されずに決め、何が起きるかを事前に聞き、後から決定を撤回する道がなければなりません。長い規約とボタン一つだけの画面では、この条件を満たすのが困難です。欧州連合データ法は、コネクテッド製品の利用者が、機器の生み出したデータへアクセスする権利を定めています。法律の原則的な適用日は2025年9月12日です。2026年9月12日は、それ以降に市場へ投入されるコネクテッド製品と関連サービスに、データへ容易にアクセスできる設計を求める基準日です。権利の施行日と製品設計義務の基準日は、分けて読む必要があります。

複数農家の値が一つのサーバーに蓄積されれば、企業は個々の農家には見えない地域全体の姿を見られます。インドのUnified Farmer Service Interface (UFSI) は、政府と民間サービスを標準形式で接続し、同意を得た範囲で中核レジストリへアクセスできるようにする交換仕様です。2026年7月にAgriStackのFarmer IDが1億180万件に達したという構築実績は確認されています。しかし、UFSIだけで灌漑用水を20%から30%節約し、保険金と融資審査も速くなったという複合的成果は、公式な検証結果ではありません。データ交換機能、個別の灌漑技術による節水効果、金融サービスの処理時間は、それぞれ分けて評価する必要があります。

このデータには、性格の異なる二種類の情報が混ざっています。一つは個人情報です。水田の位置を示す座標に所有者の氏名と電話番号が付いた瞬間、そのデータは一人の人物を特定できる個人情報になります。ドローンが撮った畑の写真も、境界線と地番と一緒に写れば同じです。氏名と番号を消しただけで安心もできません。村に水田が数枚しかない地域では、位置、面積、作物の種類だけが残っていても、どこの家の田かを近所の人は知っています。名札を外しても、服の形と大きさだけで誰の服か推測できるのと同じです。匿名化したという言葉は、実際に特定できないことを意味しません。

もう一つは営業秘密です。同じ水田で毎年どれほど収穫したか、肥料をどれほど使ったか、人件費をどれほどかけたかは、その農家の経営情報です。近隣農家や資材を

売る企業がこの数字を知れば、次の取引で値段を付けるとき、その農家より有利になります。いつ、どれほど肥料を買うかという流れを見るだけで、次の季節に何を植えるのかを先に推測できるからです。二つの情報は性格が異なるため、扱い方も変えるべきですが、現場では同じサーバー、同じアプリの中に混ぜて保存されることが少なくありません。

韓国政府が進める国家農業AXプラットフォームも、この問題を避けられませんでした。全羅南道と光州広域市のコンソーシアムが、2026年7月に事業者として最終選定されました。全羅南道務安に2546億ウォンを投じて建設するプラットフォーム計画には、集めたデータの中から個人情報と機微情報を別々に見つけて選別する手続きを、最初から盛り込むという条件が付けられました。データをすべて集めた後に個人情報を選ぶのではなく、集める瞬間から二つを区別するという意味です。

複数の情報源からデータを集め、灌漑や施肥の配分を自動計算するエンジンをつくるには、データ同士が通じ合わなければなりません。この基準として、国際的な農業研究コミュニティはFAIR原則をよく挙げます。見つけられること、アクセスできること、異なるシステムとも相互運用できること、再利用できることの四条件です。言葉は簡単でも、現場には多くの障害があります。ある機関は肥料成分をppm単位で記し、別の機関はヘクタール当たりキログラム (kg/ha) で記します。行政区域名の表記も機関ごとに少しずつ異なります。この数字をそのまま一つのモデルに押し込むと、単位を取り違えたモデルが、肥料量を実際とは大きく異なる値で計算することがあります。

国連食糧農業機関（FAO）が管理する農業用語集AGROVOCを、共通基準にしようという提案も、ここから生まれます。同じ言葉を同じ意味で使うという合意が先になければ、データを分かち合う意味がないからです。国際的な農業研究機関CABIは、ビル&メリンダ・ゲイツ財団の支援を受け、2025年から責任ある農業データ共有を支援する事業を行いました。その結論は明確でした。データを技術的に適切に整理する基準はつくれても、最初にデータを出した農家へ実際に利益を戻す方法は、地域と状況ごとに設計し直す必要があるというものでした。

水と肥料を分配する計算では、センサーのない水田が画面から消える危険があります。機器を備えた水田では、水不足が数字として表示されます。しかし、機器のない水田は、同じ干ばつを経験しても記録に残りません。ケニア政府が2026年3月に公表したのは、施行中の確定した法律ではなく、農業データ政策案とデジタル農業情報法案の草案です。同月末に意見公募が行われ、その後も文案の作業が続きました。小規模農家の権利がすでに法律で保障されたと書くのではなく、データ所有とアクセス権を法案に盛り込む議論が始まったと記すのが正確です。

資源の話をも農場の柵の外まで広げると、前後が食い違う図が見えてきます。農場では、センサーと人工知能が一滴の水、一握りの肥料を節約するために使われます。ところが、その人工知能を学習させ、動かすデータセンターは正反対のことをします。サーバーを冷やす冷却水と電力の消費は少なくありません。水田で節約した水を、どこかのデータセンターが同じだけ、あるいはそれ以上使うかもしれません。この矛盾を減らす方向はすでに示されています。大きく重いモデルの代わりに、センサーのそばで計算を終える軽量人工知能（TinyML）を使い、データセンターにも電力と用水の使用量に上限を設ける予算制を適用するという提案です。

再びあの畦です。農家はボタンを押します。水田の使用水量と土の状態が、どこかのデータベースに一行の記録として残ります。その一行が、来年春に干ばつが起きたとき、この水田へ先に水を送るか、後に送るかを決める根拠になるかもしれません。農家は同意画面を写真に撮り、携帯電話へ保存します。後になって誰かが、このデータをどう使ったのかと尋ねる日に備えるためです。

出典・参考文献

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Mole, M. (2025). Revolutionizing agricultural water management through AI-driven irrigation systems: A comprehensive framework for sustainable farming practices. *International Journal of Computing and Engineering*, 7(21), 1-11.
<https://doi.org/10.47941/ijce.3092>
3. Amar, S., Bori, N., & Cörvers, R. (2026). From collection to control: Data governance, digital technologies, and the politics of inclusion in the digitalisation of smallholder agriculture. *Outlook on Agriculture*, 55(1), 19-27.
<https://doi.org/10.1177/00307270251410944>
4. Scobey, W. (2026). Nebraska's Agricultural Data Privacy Act and similar state efforts. National Agricultural Law Center.
<https://nationalaglawcenter.org/nebraskas-agricultural-data-privacy-act-and-similar-state-efforts/>
5. European Commission. (2026). Data Act. Shaping Europe's Digital Future.
<https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/data-act>
6. NewsPim. (2026). 国家農業AXプラットフォームの民間事業者を選定……年内に特別目的法人を設立.
<https://www.newspim.com/news/view/20260727001240>
7. Penrhys-Evans, T. (2025). Making data work better in agriculture with FAIR principles. CABI Blog.
<https://blog.cabi.org/2025/05/27/making-data-work-better-in-agriculture-with-fair-principles/>
8. Committee on World Food Security. (2026). Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition: Morning session [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
9. Agriculture INDIA. (2026). Post budget webinar 2026: Bharat Vistaar, AI-powered digital public infrastructure for agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=H_Wfqw3lbhc

第2章

精密農業における作物モニタリングと 画像診断

2.1

ドローン（UAV）と衛星リモートセンシング解析

早朝、霧がまだ晴れない畦で、一人の人がタブレットを手にドローンを飛ばします。稲株の上を低く飛んだ機体から届く画面には、緑、黄、赤の斑点が散らばる地図が現れます。同じ水田なのに、ある場所は深緑で、別の場所は黄ばんでいます。人の目には、ただ一様に青い水田にしか見えません。

違いをつくるのは光です。葉の中のクロロフィルは、光合成に必要な赤色光を吸収します。一方、人の目には見えない近赤外線は、葉の内部の細胞層に当たって反射します。健全な葉ほど細胞層が厚く、粗く組まれているため、近赤外線を強く反射します。病気や乾燥した葉では、この反射が弱まります。吸収した光と反射した光の比率が、健康な葉としおれた葉を分けます。人の目では読めないこの比率を、複数の波長に分けて撮影するセンサーは読み取れます。

この比率を一つの数字に変えたものが、正規化植生指数（NDVI）です。近赤外線の反射量から赤色光の反射量を引き、その値を二つの反射量の合計で割ります。一つの数字で、今日この畑が生き生きしているか、ぐったりしているかを示します。ただし限界もあります。稲が密に茂ると、近赤外線の反射量は一定水準を超えたところで上がらなくなります。目盛りがいっぱいになると、100キログラムの人も150キログラムの人も同じ100と表示される体重計のようなものです。この限界を超えるためにつくられたのが、正規化差分レッドエッジ指数（NDRE）です。緑色光と近赤外線の間にある狭い波長帯、レッドエッジを代わりに読み、葉のクロロフィル濃度と窒素濃度をより細かく見分けます。

光の反射だけが信号ではありません。葉の裏側にある気孔の開き方によって、葉面温度も変わります。水が不足した稲は、気孔を閉じて蒸散を減らします。すると、微熱のある人のように葉の温度が少し上がります。サーモグラフィセンサーは、この温度変化を離れた場所から測り、干ばつストレスを人の目より早く見つけます。LiDARセンサーは、レーザーを数万回照射し、葉層に当たって戻るまでの時間を測ることで、作物の高さと体積を測定します。ハイパースペクトルセンサーは、数十から数百の細かな波長チャンネルに分けて葉を撮影し、病原体が侵入した細胞のわずかな色の变化まで捉えます。

衛星は数百キロメートル上空から、同じ土地を繰り返し撮影します。Sentinel-2のデータは無料で、再訪周期は約5日です。Landsat 8と9も無料で、各衛星は16日、二つを合わせれば8日の間隔で同じ地点を通過します。PlanetScopeはほぼ毎日観測しますが、商用サービスです。国単位の面積を見るには広域で無料の画像が役立ち、病気が広がる数日間を見るには撮影間隔の短い画像が必要です。農家はいつも、価格と時間分解能の間で判断を迫られます。

韓国は2026年、観測衛星をもう一つ手に入れました。韓国航空宇宙研究院は7月、米国バンデンバーグ宇宙軍基地から次世代中型衛星4号を打ち上げました。韓国農林畜産食品部が明らかにした仕様では、重さ514キログラム、観測幅120キロメートル、解像度は5メートル級です。作物と森林の生育を見分けるのに適した五つの分光バンドを搭載し、3日に一度、朝鮮半島全域を走査することが目標です。ただし、この衛星はまだ性能検証と画像補正の途中にあり、農家が実際に衛星情報を受け取るサービスは来年になってから始まります。衛星を打ち上げることと、その画像を正確に読み取ることの間には、このような時間差があります。

ドローンは、衛星地図の片隅を拡大する虫眼鏡に近い存在です。雲の下を飛ぶため、衛星画像の雲による遮蔽には縛られにくいものの、雨、霧、突風、低い視程は、飛行と画像品質を妨げます。一画素が数ミリメートルから数センチに収まるほど細かく撮影できる代わりに、一度に見られる土地は広くありません。バッテリー、操縦者、飛行許可も必要です。

ドローンが撮ってくる写真は、もともと一枚の地図ではありません。一回の飛行で数百枚の写真がたまり、それぞれの縁が重なるように撮影されています。

Structure from Motion (SfM) と呼ばれる写真測量技術が、重なった部分を手掛かりに数百の断片を一つに組み合わせ、高低差の情報を加えて、水田全体の立体地図をつくります。ただし、その前に必要な手順があります。撮影現場に反射率が分かっている補正板を広げ、その瞬間に空から差す光の強さも測っておかなければなりません。この基準値がないと、曇天の写真と晴天の写真が別の尺度で読まれ、昨日と今日の稲が実際には同じでも違って見えます。

梅雨の時期には、光学衛星が数週間にわたり雲で遮られることがあります。このとき、合成開口レーダー衛星 (SAR) は、マイクロ波を送り、戻ってくる信号から水田の水と作物の構造を読み取ります。夜間にも観測できる利点があります。レーダー画像と光学画像を重ねて水稻栽培地を分類した一つの地域研究では、約95%の精度が報告されました。この数字は、すべての国や季節で固定された性能ではありません。移植時期、品種、地形、学習データが変われば、分類結果も変わります。

こうして集めた画像は、実際の農作業へつながります。台風が過ぎた後、ドローン写真に深層学習モデルをかければ、どの区域の稲がどれほど倒伏したかを、人が歩いて数えるよりはるかに速く、細かく描き出せます。この地図は、保険金を決める損害評価資料としても直接使われます。稲こうじ病やいもち病が発生したときは、超近接ドローン画像とレッドエッジ指数を一緒に読み、病気の区域と窒素不足の区域を見分けます。得られた情報は、その区域だけに肥料と薬剤を追加するよう指示する処方地図となって、農家の手に渡ります。

病気は外見に現れる前に、組織の反射特性を変えます。小麦赤かび病の研究では、トラクターに搭載したハイパースペクトル装置で、圃場内の感染信号を地図化しました。稲こうじ病を扱った2021年のRemote Sensing研究は、無人機のハイパースペクトルデータから発生区域を抽出しました。2026年の別研究は、改良YOLOv12nで病気の穂を検出し、平均精度80.7%を報告しました。一方は波長から病気の区域を描き、もう一方は画像の中から穂を見つけました。

小麦畑では、ドローンで葉面積と水分ストレスを読み、収量を予測します。ある研究の決定係数は、品種と生育段階によって約0.75から0.99まで大きく変わりました。若い葉を撮った日の成績と、穂が出た後に撮った日の成績は同じではありません。トウモロコシの個体数を数えるモデルと、標的除草モデルも別々の試験を受けます。個体数の計測、収量予測、除草剤の削減は、それぞれ別の基準で測る必要があります。

精度をさらに上げる方法は、一種類のセンサーだけにこだわらないことです。ドローンに付けたカメラ、サーモグラフィセンサー、土壌水分の測定値を同時にモデルへ入れ、小麦収量を予測した研究では、一つのセンサーだけを使った場合より、予測誤差が明らかに減りました。衛星とドローンを併用する方法も同じです。衛星が広く走査した値と、ドローンが細かく撮影した値を一つの機械学習モデルに入れ、作物状態を判断した研究もあります。一つの機器が見落とす部分を、別の機器が補います。

窒素の読み方も変わっています。植生指数は、葉の緑色から窒素状態を間接的に推定します。ハイパースペクトルセンサーはより狭い反射波長帯を使いますが、窒素分子そのものを直接数える装置ではありません。実験室で測った窒素濃度と反射スペクトルを対応させる較正モデルを通して値を推定し、クロロフィル、水分、葉の構造の影響も受けます。肥料価格の上昇で関心が高まって、画面上の窒素地図は、較正と現地検証を経た予測値です。

ドローンが描いた窒素不足区域と、地理情報システムに保存された土壌データを重ねれば、区域ごとの施肥処方図をつくれます。2025年のAgriculture論文は、無人

機とGISを組み合わせた可変施肥システムを提案し、試験しました。研究で処方地図をつくった事実と、商用肥料トラックのノズルをリアルタイムで開閉した事実は異なります。実際の散布まで説明するには、散布機、位置誤差、バルブ反応、対照区を示した圃場試験が必要です。

作物は播種から収穫まで、決まった順序をたどります。苗代を出て分けつし、穂を出し、穀粒を満たす段階を飛ばすことはありません。衛星が数日おきに撮った植生指数を一行に並べると、不規則な波になります。そこで、雲に遮られて跳ねた値と、本当の生育変化を見分ける作業が必要です。まず平滑化の計算を行い、その後、時系列を記憶する深層学習モデルへ入れると、稲がいまどの段階にあるか、今後、穀粒がどこまで実るかを事前に読めます。さらに、APSIMやDSSATのように長く使われてきた物理ベースの生育モデルに、衛星で測った値をその都度取り込み、予報を更新する方法もあります。天気予報が毎朝、観測値を受け取ってその日の予報を書き直すように、作物生育モデルも衛星が新しい値を送るたび、収量見通しを少しずつ修正します。

しかし、常に正しく読めるわけではありません。低い雲が垂れ込めた日、光学衛星が影の区域をしおれた作物と読み違えることがあります。水田と農道が一画素に一緒に入ると、コンピューターはその一マスを水田と呼ぶべきか、道と呼ぶべきか判断できません。芽を出したばかりの雑草とトウモロコシは色も形もほぼ同じで、モデルが雑草をトウモロコシとして数えたり、逆にトウモロコシを雑草として数えたりする例も報告されています。一地域の水田で学習したモデルを、土の色や日差しの違う地域へそのまま持っていくと、精度が急落することも珍しくありません。熱帯や梅雨時のように、雲と影が多い場所では、同じ作物が別の作物に分けられたり、違う作物が一つにまとめられたりする誤りが目立って増えます。

技術が田畑に根付く速さは国によって異なります。ケニアの女性小規模農家を対象とした2026年の調査では、AIを使った営農ツールを知っていると答えた人の中でも、実際に使ったことのある人はずっと少数でした。スマートフォンのデータ通信料金、文字を読み、画面を操作する負担、助言を受けても実行する資金がないという事情が重なったためです。どれほど精密な地図を受け取っても、次の作業に使う金と人がなければ、地図は画面の中にとどまります。

価格も障害です。ハイパースペクトルカメラを載せた産業用ドローンを一式そろえるには、一般的な小型トラクター一台の価格を大きく上回ります。それに加え、飛行許可を取り、画像を処理する人も別に必要です。ドローンを一度飛ばすたびに、数ギガバイトから数十ギガバイトの写真が生まれます。それを現場で直ちに選別する小型演算装置までそろえるのは、小規模農家には重い負担です。そのため、ドロー

ンを自ら購入する代わりに、農業組合や代行業者へ撮影と分析を委託するドローン・アズ・ア・サービスが、多くの地域に広がっています。

負担を減らす技術的な試みもあります。害虫を検出する深層学習モデルにTransformer構造と超解像技術を組み合わせ、サイズを大きく縮めたモデルをドローンへ直接搭載した研究が、2023年にAgriculture誌で紹介されました。写真をすべてクラウドサーバーへ送り、答えを待つ代わりに、ドローンや現場の小型コンピューターがその場で判断します。通信が途切れやすい山間農地や、インターネットが遅い地域ほど、この種のモデルが役立ちます。今後は、衛星が異常の兆候がある区域を先に示し、ドローンがそこへ飛んで精密撮影し、地上に埋めたセンサー値までまとめる、三層の観測体系が定着していくとみられます。

再び、あの畦です。ドローンが着陸し、画面の赤い斑点が一つ、そのまま残っています。病気なのか、影なのか、それとも水がたまっただけなのか、画面は答えません。最後に答えを出すのは、長靴を履いて水田へ入り、葉を一枚、手で触る人です。

出典・参考文献

1. Integrated AI and Remote Sensing Framework for Sustainable Agriculture and Environmental Monitoring. (2026).
<https://doi.org/10.64137/3108088x/ijaes-v2i2p101>
2. Development of a UAV-based crop disease detection system using deep learning algorithms to enhance precision agriculture. (2026).
<https://doi.org/10.2478/ijssis-2026-0031>
3. Systematic Literature Review: Machine Learning and Deep Learning Approaches for Crop Yield Prediction Using Remote Sensing Data. (2026).
<https://doi.org/10.37595/mediainfo.v25i2.496>
4. CMAViT: Integrating Climate, Management, and Remote Sensing Data for Crop Yield Prediction With Multimodal Vision Transformers. (2026). IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.
<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>
5. Trimble Geospatial. (2026). eCognition Webinar: Deep Learning, UAVs and Precision Agriculture [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=alrseDYV8Lo>
6. Solvi. (2026). Webinar: From Sensors to Science: A Research Grade Drone Imaging Workflow for Agricultural Research [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=xTXOXkABmHU>
7. 韓国農林畜産食品部. (2026). 韓国初の農林衛星時代が開幕、3日周期の朝鮮半島観測体制を構築. 韓国農林畜産食品部報道資料.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>
8. Deep Learning Applications for Crop Mapping Using Multi-Temporal Sentinel-2 Data and Red-Edge Vegetation Indices: Integrating Convolutional and Recurrent Neural Networks. (2025). Remote Sensing, 17(18), 3207.
<https://doi.org/10.3390/rs17183207>

9. Yield Prediction of Winter Wheat (*Triticum aestivum*) Varieties Using UAV-Derived Multispectral Vegetation Indices Across Growth Stages. (2026). *Agronomy*, 16(9), 939.

<https://doi.org/10.3390/agronomy16090939>

10. AgTechNavigator. (2026). Fertiliser shock fuels interest in hyperspectral satellites for precision nitrogen use.

<https://www.agtechnavigator.com/Article/2026/04/07/fertiliser-shock-fuels-interest-in-hyperspectral-satellites-for-precision-nitrogen-use/>

11. Artificial intelligence (AI) adoption and its perceptions among smallholder women farmers in Kenya. (2026).

<https://doi.org/10.1007/s44279-026-00626-z>

2.2

コンピュータービジョンと生育表現型（Phenomics）解析

水田の真ん中にしゃがんだ人が、巻き尺とぬれた手帳を持ち、稲株を一つ選んで根元から穂先までの高さを測ります。隣の株へ移り、分けつ、つまり一株から枝分かれた茎の数を、指で一つずつ数えます。丸一日を費やしても、一人が測れる稲株は多くて数十株です。書き留めた数字は夜に表へ移され、翌朝になれば、また最初から始まります。

植物が外見に示す高さ、葉の形、色、穂数を表現型と呼びます。表現型は、種子に記された遺伝子と、その種子が育った土地、天候、肥料が一緒につくった結果です。同じ袋から出した二粒の種を、水の多い水田と少ない水田に分けて植えても、秋には二株の高さが違う理由がここにあります。よく育った稲が目立っても、その種子が優れているとは限りません。単にその水田に肥料が多かったり、水の入りがよかったりしただけかもしれません。本当に良い遺伝子を選び出すには、同じ種を複数の水田に分けて植え、環境がつくった差を取り除いた後にも残る差を探す必要があります。育種学者が知りたいのは、遺伝子がつくった差と、水田が上塗りした環境の差を分けて読むことです。かつて、その差を見つける目は人の経験と勘でした。いまはカメラと計算が役割を担います。

人の手と目では追いつかない仕事を代行するのが、コンピュータービジョンです。カメラと人工知能が組になって植物を撮影し、写真から高さ、葉数、色を自動で読み取ります。この方法をハイスループット表現型解析（HTP）と呼びます。2025年に紹介されたTraitDiscoverという装置を見ると、カメラの組み合わせがよく分かります。目に見える色を撮る通常カメラ、人の目には見えない数百の波長に分けて撮るハイパースペクトルカメラ、葉の表面温度を測るサーモグラフィカメラ、レーザーで深さを測る3Dスキャナーが、一つのアームに並んで取り付けられています。さらに、葉が実際にどれほど光合成しているかを蛍光信号で捉えるセンサーも加わります。アームはミリメートル単位で動く三軸駆動装置に載り、昨日撮った葉と今日の同じ葉を、まったく同じ位置から撮影します。日が沈むと自ら照明をつけ、夜も撮影する装置があります。太陽の角度が変わって生じる影のノイズを避けるためです。

最初に計算される値は、平面写真だけでも求められます。上から撮った写真で、緑色の画素が土色の画素をどれほど覆っているかを数えれば被覆率が分かり、その比率に葉の重なり具合を掛ければ、単位面積の地面に何倍の葉面積が広がっているかを示す葉面積指数が得られます。この指数が高いほど、稲は広く日光を受け、より多く光合成できます。かつては、この値一つを求めるために、葉を一枚ずつ取ってスキャナーへ置き、面積を測りました。測定後の稲は、もう育ちませんでした。写真で測れば、稲を折らずに同じ値を翌日も求められます。ただし、平面写真が数えるのは上から見える葉だけで、その下に幾重にも隠れた葉は数えられません。そこで、次に3D点群が登場します。

カメラとLiDARは、葉、茎、穂の表面を点に変え、3D点群をつくります。複数の写真をつなぐNeural Radiance FieldとGaussian Splattingも、植物の立体構造を復元するために使われます。2026年に公開されたプレプリントは、26本の植物画像シーケンスで、再構成時間を平均6.52分から1.58秒へ短縮したと報告しました。この数値は査読を終えた現場標準ではなく、事前公開研究の限られた試験結果であるという点は残す必要があります。

圃場を走る車両の中には、カメラで作物列を見つけ、その線に沿って走る機器があります。先ほどの四輪車は、トウモロコシ畑の30メートル区間で、平均6.2センチから12.5センチの横方向誤差を示しました。この試験は作物列の追従性能を測ったもので、稲と雑草を画素単位に分け、刃で抜いた試験ではありません。目と手を一機のロボットに入れる研究は続っていますが、走行精度だけで除草性能や一日の作業面積を代わりに語ることはできません。

点群のどこまでが茎で、どこから葉が始まるかは、ニューラルネットワークが分割します。2025年のAgriculture誌に掲載されたトウモロコシ研究では、分割精度は学習データで92.6%、試験データで86.1%でした。分離した点群から計算した七つの形質は、人の測定値と高い相関を示しました。しかし、精度は一日に何株処理できるかを示しません。数千株を測る現場機器にするには、撮影、送信、点群復元にかかる時間も測り直す必要があります。

カメラが毎日同じ位置から同じ水田を撮ると、一枚の写真ではなく、日付ごとに連なる記録ができます。移植後の苗が根付く時期、茎が分かれて株が広がる時期、穂が出る時期、穀粒が実る時期を、人工ニューラルネットワークが写真の色と形の変化だけで区別します。実際の水田で試験したあるシステムは、自ら向きを変えるカメラとサーモグラフィセンサーを付けて、この流れを追い、葉色を分析して、クロロフィル濃度を示す値と窒素状態を示す指数を毎日算出しました。出穂直前、つまり稲が最後に肥料分を吸い上げる数日間に追肥すれば、穀粒がしっかり実ることは

古くから知られていました。ただ、その数日を正確に見つけることは、人の目ではいつも見当を付けるしかありませんでした。写真が毎日積み重なると、その見当が日付に変わりました。同じ方法で穀粒が完全に実る日を前もって知らせれば、コンバインを呼ぶ日も先に決められます。

こうしたカメラに出会うのは、稲とトウモロコシだけではありません。小麦の穂の写真にハイパースペクトルカメラと人工ニューラルネットワークを組み合わせれば、人が穂を一つずつ開かなくても、赤かび病に感染した穀粒が穂全体に占める割合を計算できます。ジャガイモは土の中にあるため、カメラでいもを直接見ることはできません。それでも、地上に出た葉と茎の体積を写真で測り、その体積が増える速度を追えば、地下のいもがどれほど大きくなっているかを事前に見積もれます。

ただし、カメラ、ロボット、レール設備をそろえる費用は軽くありません。一つの温室にレール撮影装置を置くだけで数千万ウォンかかり、3Dスキャナーとハイパースペクトルカメラを加えれば、さらに価格が上がります。集めた写真と点群は保存容量を急速に埋めるため、画像を整理し、計算するサーバーと人員も一緒に用意しなければなりません。大きな研究所や育種会社は費用を負担できますが、水田を数枚耕す個人農家には手が届きません。国が研究費で費用を補い、試験場へ機器を入れるところもありますが、そのような支援がない地域では、資本のある種子会社だけが先に技術へ近づきます。現在、カメラの下に立つ作物の多くは、新品種を選ぶ育種試験場のものです。結果が種子と栽培方法に変わった後、ようやく一般農家へ届きます。

一枚の写真から遺伝子と環境の痕跡を一緒に読むという言葉は、こういう意味です。葉の緑が濃いか薄いか、葉脈の間の色が均一か、まだらかという模様は、その品種が生まれつき持つ色と、過去数日に葉が経験した出来事が重なってつくられます。TraitDiscoverは、大豆、トウモロコシ、イネでこの模様の読み取りを試しました。成果をまとめた2026年の論文によると、装置は目に見える症状が出る4日前に干ばつストレスを捉え、除草剤被害も人が手で調べて記録する24時間前に見つけました。人の目は葉が垂れたり、色が薄くなったりして初めて異常に気がしますが、カメラはそれ以前に変わる反射光のわずかな差を捉えます。同じ装置は、異なる気候帯に植えた同一品種が、各地域の環境にどれほど適応したかも写真だけで比較しました。1万を超える育種系統を並べて植え、写真を撮るだけで、どの系統が干ばつに強く、どの系統が病気に弱いかを、人の手を介さず選び出せます。以前なら、この選抜は数年をかけて人が水を断ち、病気を移し、目で見守って、ようやく終わる仕事でした。

しかし、カメラが常に正しく見るわけではありません。風が吹けば葉が揺れ、同じ葉が、直前の写真と次の写真で違う位置に写ります。複数角度の写真を重ねて立体形状をつくる計算法は、植物が静止していることを前提にしますが、風がその前提を壊します。室内温室はまだ条件がよく、扉を閉めれば風がなく、照明も一定だからです。問題は、風がそのまま吹く水田と畑で起きます。雲が太陽を遮るたびに影の位置が変わるのも同じです。つい先ほどまで明るかった葉が突然日陰に入ると、色を基準に葉と土を分けていたプログラムが、影を葉脈間の病斑と読み違えることがあります。熟練した観察者なら日陰と病斑を一目で見分けますが、機械は色と明るさの数値だけで判断し、しばしば的を外します。

葉が茂った圃場では、上の葉が下の葉を隠すこともよくあります。カメラは隠れた葉の部分を撮影できないため、その葉の面積を実際より小さく計算します。ある実験では、隠れた葉の点群をそのまま計算したとき、面積誤差は平均15.88平方センチ、実際の値とのずれは22.11%に達しました。深層学習によって隠れた葉面の形を推定し、埋める補正を行うと、誤差は6.79平方センチ、ずれは8.82%に減りました。それでも完全には消えませんでした。温室内の一定照明で学んだモデルを、曇りと晴れが一日に何度も入れ替わる露地へそのまま移すと、精度が大きく落ちることもよくあります。

モデルが間違える瞬間とは別の問題もあります。深層学習ニューラルネットワークは、葉の写真一枚を見て病気だと判定しながら、なぜそう判断したかを自ら説明できません。計算の中では数百万の数字が混ざり合い、人が一行ずつ追える論理になっていないからです。この問題を解くため、研究者はモデルが写真のどの区域を根拠にしたかを、赤いヒートマップで重ねて示します。赤い部分が本当の病斑に正確に重なればモデルを信頼できますが、無関係な背景に出れば、その判断は偶然当たっただけかもしれません。そのため育種学者は、カメラが出した数字をそのまま書き写さず、疑わしい結果を前にすれば自ら葉を裏返します。説明のない数字だけで、何年もかけた新品種契約を決める育種会社はありません。

最初の水田へ戻ります。しゃがんで巻き尺を握っていた手は、いまタブレットを持っています。画面には、レールカメラが送ったばかりの写真に数字が重なり、その横に昨日と一昨日の値が小さなグラフで並びます。ところが、一つの区画で高さの値が突然下がり、赤く表示されます。風が吹き、一枚の葉が写真の中で別の葉を隠した瞬間です。画面の数字を信じるか、長靴を履いてその株まで歩き、もう一度目で確かめるかは、まだ人が決めます。

出典・参考文献

1. Advancing computer vision frontiers for sustainable precision agriculture. (2025). Asian-Australasian Journal of Bioscience and Biotechnology, 10(3).
<https://doi.org/10.3329/aajbb.v10i3.83439>
2. Chen, H., Liu, S., Wang, C., Wang, C., Gong, K., Li, Y., & Lan, Y. (2023). Point cloud completion of plant leaves under occlusion conditions based on deep learning. Plant Phenomics, 5, 0117.
<https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0117>
3. Development and field evaluation of an autonomous four-wheel-drive agricultural vehicle tracking crop rows using computer vision technology. (2026).
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>
4. Gupta, S. K., & Agarwal, R. (2025). Comparative analysis of unmanned aerial vehicle and ground-level data using computer vision in agriculture. Cureus Journal of Computer Science, 2, es44389.
<https://doi.org/10.7759/s44389-025-10304-8>
5. Jia, H., Zhou, W., Zhou, W., Li, Y., Lu, H., & Wu, T. (2026). The turning point of 3D plant phenotyping: 3D foundation models enable minute-to-second cross-crop reconstruction and beyond. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2607.01753>
6. Pasupuleti, M. K. (2026). Vision transformers for crop intelligence and sustainable precision agriculture. International Journal of Academic and Industrial Research Innovations (IJAIRI) Research Book Series.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-685658-6-9>
7. Selvaraj, M. (2025). AI-powered phenomics: Transforming crop science for climate-resilient future [Video]. IPPN (International Plant Phenotyping Network).
<https://www.youtube.com/watch?v=eoTvCz3YTzo>
8. Xu, L., Zhang, J., Li, S., Zhu, G., Zhao, H., Yang, J., Li, W., Nie, H., An, W., Yang, B., Hu, W., & Han, Z. (2025). TraitDiscover: An automated high-throughput platform for multimodal plant phenotyping with real-time trait analysis. Smart Agricultural Technology.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375525009220>
9. Zhao, Y., Liu, D., Wang, Z., Yao, J., Yu, J., Wang, Z., & Jia, Z. (2025). Automated phenotyping of maize from 3D point clouds using an optimized deep learning approach. Agriculture, 15(23), 2430.
<https://doi.org/10.3390/agriculture15232430>
10. Zong, Z., Feng, B., Wang, S., Zhang, C., Li, C., & Xu, Y. (2025). Review of Research on Recognition and Monitoring of Plant Growth Phenotype Based on Deep Learning. INMATEH Agricultural Engineering, 81-99.
<https://doi.org/10.35633/inmateh-77-07>

2.3

深層学習による病虫害と雑草の早期診断

7月の畦に立つ人が腰をかがめ、指先で稲の葉を一枚めくります。葉の縁に黄色い筋が広がっています。水不足なのか、虫が食べた跡なのか、カビが入り込んだのか、目だけでは判断できません。手にした携帯電話を葉に向けると、画面に病名と対処法が表示されます。

食用作物を食い荒らす病気、虫、雑草は、毎年、世界の作物生産量の20%から40%を奪います。国連食糧農業機関が示した範囲です。植物病による経済損失は年間2,200億ドル、侵入昆虫による損失は700億ドルを超えます。同じ資料には、化学的・生物学的防除を取り除けば損失が2倍になるという数字はありません。損失の大きさだけでも、巡回と早期診断が必要な理由は十分です。

この隙間を埋めるために登場した技術が、深層学習（Deep Learning）です。写真を一枚入れると、何層にも積み上がった人工ニューラルネットワークが、色、模様、葉脈の質感を自ら分析し、病名を出します。黄色が何%を超えたら病気といった、人が事前に定めた規則に従うものではありません。病気の葉を数万枚見せると、何を見るべきかを機械が自ら見つけます。いもち病、小麦赤かび病、ジャガイモ疫病のように、名前も聞き慣れない病気を、実験室では98%を超える精度で検出します。数字だけを見れば、人の専門家より優れています。

この技術には、異なる仕事を担う複数のモデルがあります。一枚の葉全体を見て病名を一つ答える分類モデルには、ResNetやEfficientNet系が使われます。一枚の水田写真に散らばる害虫を一匹ずつ数え、位置を示す仕事は、YOLO系の検出モデルが担います。葉面で病斑が占める割合や、稲の茎と雑草の葉が画素単位でどこから分かれるかを描く仕事は、UNet系のセグメンテーションモデルが担います。同じ深層学習でも、問う内容が違えばモデルも変わります。

問題は、その実験室です。深層学習モデルの学習に広く使われるPlantVillageデータセットは、葉一枚を白い紙や均一な背景の上に置き、正面から撮った約5万4千枚の写真で構成されています。照明は均一で影がなく、葉の後ろに雑草、土、別の葉が重なることもありません。このように学んだモデルは、同じ方法で撮った試験写真で99%を超える点数を取ります。しかし、水田と畑は白い紙ではありません。

Frontiers in Plant Scienceが2026年に掲載した論文は、この落差を数字で示しました。PlantVillageで学習したResNet50モデルは、同じ条件の試験写真で99.73%を正しく分類しました。ところが、実際の畑で撮影したPlantDoc写真へ同じモデルをそのまま適用すると、精度は32.05%に落ちました。その場で67.7ポイントが消えたことになります。モデルは誤答しながらも、平均79.76%という確信度を保っていました。自分が間違っているという信号さえ出さず、自信を持って誤診したのです。研究チームがGradCAMを使い、モデルが写真のどこを見て判断したかを描くと、PlantVillage写真では病斑の中心を向いていた視線が、畑の写真では土、雑草、影へ散っていました。色の濃さ、葉の縁の鮮明さ、葉が写真に占める面積まで、二つのデータは統計的な性質が違っていました。

この差を埋める試みも続けました。同じ論文は、確信度を下げる較正手法を試しましたが、誤診の危険は依然として高く、二つのドメインを無理に合わせようとした敵対的学習は、精度を32%台から25%台へさらに落としました。ラベルのない写真から事前に学んだDINOv2のような新しいモデルを使っても、精度は43.2%にとどまりました。研究チームは、標準的な較正と軽量の適応手法で差を縮めることはできても、なくすことはできないと結論付けました。白い紙の上の写真だけを見て勉強した生徒が、本番の試験会場で戸惑うようなものです。実験室精度という一つの数字だけを信じて、モデルを水田へ送り出してはならない理由がここにあります。

珍しい病気は、写真そのものが少ないことも障害です。ある病気は一地域、一季節にしか現れず、数千枚の写真を集めるのが困難です。そこで研究者は、写真を回転させ、反転させ、明るさを変える手軽な方法を超え、敵対的生成ネットワーク（GAN）と拡散モデルで、本物らしい偽の病斑写真をつくり、学習データへ混ぜます。この方法は、データが少ない病気の認識率を上げますが、偽写真の質感が本物の病斑とわずかに異なる場合、かえってモデルを混乱させることもあります。

雑草は、若い作物と色や形が似ているため、見分けにくい存在です。ハイパースペクトルカメラと深層学習を組み合わせ、苗代段階のヒエを見分ける研究が続き、イネと8種類の水田雑草を検出した改良RetinaNet研究は、平均適合率94.1%、毎秒24.3フレームを報告しました。この成績は高性能機器で得た検出結果です。Raspberry Piに載せた軽量モデルは、畦で使う前に速度と精度を測り直す必要があります。

ある研究はSegNetを使い、画面をイネ、背景、雑草の三種類に分けました。主な雑草はオモダカ類のSagittaria trifoliaで、平均画素精度は92.7%、頻度加重IoUは84.4%でした。前の数字は画面の画素を正しく分類した割合、後の数字は予測領域

と実際の領域がどれほど重なるかを測ります。同じ画面でも、二つの指標は異なる問いに答えます。

干ばつでしおれた葉と病気の葉を分ける問題も似ています。水不足で黄ばんだ葉と、カビに侵されて黄ばんだ葉は、カメラの前でほぼ同じ色に見えます。このとき、画像だけでは判定しません。土壌水分センサーと気温センサーの値を一緒に置き、土に十分な水があるのに葉が黄色なら、病気だという判断を固めます。画像とセンサー値を重ねることで誤診が減ります。さらに、GradCAMのような説明技術を使い、モデルが葉のどの跡を見て病気と判断したかを画面上に赤く示せば、根拠が分からず信用できなかった農家も、判断を目で確かめられます。

GradCAMの一枚だけでは足りない場面もあります。病虫害名、気象条件、土壌状態の因果関係を深層学習だけに判断させると、ときにもっともらしい誤答、いわゆるハルシネーションを出すからです。この場合、病虫害の生理と発生条件を事前にまとめた知識グラフと一緒に使います。ビジョンモデルが病斑を見つけると、知識グラフがその時期の気温、湿度、最近の降雨記録を照合し、本当にその病気が起きる条件だったかを振り返ります。二つの判断が食い違えば、システムは確定診断の代わりに再確認を求めます。

韓国の国家農作物病虫害管理システムは、農家が投稿した病気の葉の写真を基に、病名を見分ける画像診断を運営しています。韓国農村振興庁の2024年発表では、平均精度は95%以上で、人の認知精度は95.3%でした。当時の診断対象は31作物、182病虫害でした。気象と栽培環境と一緒に読む統合予測は、開発が続いている段階です。一枚の写真による診断と、季節全体を追う予測の間には、まだ距離があります。

こうしたシステムを切実に必要とするのは、大農場だけではありません。アジアの稲作は、手のひらほどの小さな水田をいくつもつないで耕す小規模農家为中心です。専門の病虫害診断員を呼ぶ余裕のない農家ほど、手の中の携帯電話一台が、実質的に唯一の相談窓口になります。機器価格が下がれば、小さな水田が先にこの技術を使うようになります。

作物病診断の数字は、それぞれ異なるものを測ります。accuracyは全体の正答率、recallは見逃さなかった割合、F1は適合率と再現率の均衡、mAPは複数の判定しきい値での検出性能を測ります。実験室の葉写真、ドローン画像、顕微鏡の孢子写真、携帯電話で撮った現場写真では、難しさも異なります。イネ、トウモロコシ、ジャガイモのモデルの%を並べる前に、データセットと指標をそろえる必要があります。

畦のスマート害虫捕獲装置は、灯火に集まる昆虫を撮影し、人工知能で種類と数を数える方向で開発されています。韓国農村振興庁は、ガ類とカメムシ類の3種を対象に装置を適用中だと明らかにしました。すべての誘虫灯がYOLOでリアルタイム判定を行い、経済的被害のしきい値を超えたときにTelegramと農家アプリへ警報を送ると一般化することはできません。対象種、開発段階、警報方式は、装置ごとに確認する必要があります。

病害虫地図と標的散布機器をつなげれば、薬剤が必要な場所だけでノズルを開けられます。アーカンソー大学の3年間の試験で、See & Sprayは除草剤散布量を43%から59%減らしました。感度を低く設定すると、Palmer amaranthの個体群が毎年280%増える危険も現れました。2027年型の機器は、前世代のほぼ4倍に当たる種類の雑草と、直径1/4インチの小さな雑草を認識するように設計されています。薬剤を減らした分だけ、見逃した雑草が種を残すことも併せて見る必要があります。

薬剤を節約すれば、費用と環境負荷を減らせます。収穫をどれほど守れるかは、作物、病気、感染時期、薬剤、対照区によって変わります。病気のを場所を早く見つけても、薬が効かなかったり、散布直後に雨が降ったりすれば、損失は減りません。機器価格、バッテリー、ソフトウェア更新費も農家の選択を左右します。一つの汎用削減率ではなく、作物別の圃場試験が必要な理由です。

モデルの精度を高めるには、より多くの水田写真が必要です。しかし、各農家の病害虫写真をすべて外部サーバーへ集めると、プライバシーとセキュリティの問題が生じます。そこで、写真は各農家の端末内にだけ置き、端末内で学んだ結果だけを中央サーバーへ送って統合する連合学習が試されています。ただし、農家ごとに栽培品種と気候が異なり、結果を統合する過程で精度が揺らぐ問題は、まだ解決の途中です。

診断が早いほど、守れる収穫も増えます。インド農業研究機関の2011年の記録は、適切な時期にpropiconazoleを散布したことで、小麦さび病によって生じ得た200万トンから300万トンの損失を回避したと推定しました。これを、防除地域と未防除地域の実際の収量差として読むではありません。トマト黄化葉巻病ウイルスの試験では、移植30日後の感染で98.43%、75日後の感染で5.44%の損失が報告されましたが、反復のない圃場試験という限界があります。時期の重要性を示す事例として使うことはできますが、研究設計を隠すべきではありません。

日暮れ時、最初に畦へ立っていた人が、携帯電話の画面に浮かぶ赤い印をもう一度見ます。病斑は水田の片隅、わずかに数株にとどまっています。人は背負い式噴霧器ではなく、その一角だけが示された地図を手に、そこへ向かって歩きます。残りの水田は、緑のままです。

出典・参考文献

1. Albayrak, A., Kuran, E. C., & Kayaalp, F. (2025). Deep learning approaches in precision agriculture: A comprehensive review of crop classification, disease detection, and weed detection techniques. *Konya Journal of Engineering Sciences*, 13(4), 1318-1360.
<https://doi.org/10.36306/konjes.1583103>
2. 韓国農村振興庁. (2024). 人工知能に基づく作物病害虫画像診断の成果.
https://rda.go.kr/board/boardfarminfo.do?CONTENT1=&dataNo=100000798541&mode=view&prgId=day_farmpmnmInfoEntry
3. Thakur, M., & Soni, B. (2026). Deep learning-based crop disease detection for precision agriculture: A survey. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 14(3), 77562.
<https://doi.org/10.22214/ijraset.2026.77562>
4. Pasupuleti, M. K. (2026). Vision transformers for crop intelligence and sustainable precision agriculture. *International Journal of Academic and Industrial Research Innovations Research Book Series*.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-685658-6-9>
5. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. *International Journal of Science, Strategic Management and Technology*, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijssmt.v2i5.232>
6. Ma, X., Deng, X., Qi, L., Jiang, Y., Li, H., Wang, Y., & Xing, X. (2019). Fully convolutional network for rice seedling and weed image segmentation at the seedling stage in paddy fields. *PLOS ONE*, 14(4), e0215676.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0215676>
7. International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science. (2025). Pest and disease detection system using machine learning for Myanmar rice crops.
<https://doi.org/10.56726/irjmets81664>
8. Asami, H., & Nakamura, T. (2026). Effects of an automatic weed suppression robot for paddy fields in a semi-mountainous area on weed suppression and the growth and yield of paddy rice. *Japanese Journal of Crop Science*, 95(1), 28-35.
<https://doi.org/10.1626/jcs.95.28>
9. Xiang, K., Shi, D., & Zhu, X. (2026). Quantifying the reliability gap in cross-domain plant disease classification: Benchmarking the limited efficacy of standard mitigation techniques under controlled-to-field shift. *Frontiers in Plant Science*, 17, Article 1826962.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1826962>
10. Lovett, J. (2025). Precision agriculture research measures effectiveness of See & Spray technology. University of Arkansas System Division of Agriculture, Arkansas Agricultural Experiment Station.
<https://aaes.uada.edu/news/see-and-spray-research/>
11. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). Understanding the context. *FAO Pest and Pesticide Management*.
<https://www.fao.org/pest-and-pesticide-management/about/understanding-the-context/en/>
12. 韓国IT産業ニュース. (2026). 2026年5月、リンゴ・サボテン・ホンコンカボックの病害虫相談が相次ぐ……NCPMS AI診断で即時対応が可能.
<https://www.koreaiin.com/news/903825>

第3章

生育予測と資源最適化

3.1

機械学習・深層学習による収量予測モデル

4月末、苗代から植え替えられたばかりの苗は、水田の水面から指二節ほどしか出ていません。根もまだ十分に定着せず、穂の気配はどこにもない時期です。ところが同じ頃、道庁の農政課の事務室では、その田が秋に米を何俵収穫するかという数字が、すでにモニターに表示されています。田はまだ緑一色に覆われてもいません。

収量を前もって知るとは、占いをすることではありません。ある生徒が毎日何時間机に向かい、前の試験で何点を取ったかを知っていれば、教師は次の試験の点数のおおよその範囲を見当づけられます。水田も同じです。その田でここ数年にどれだけ収穫したか、今年の春にどれだけ雨が降ったか、土の中にどれだけ肥力が残っているかを集めれば、秋に出る数字の輪郭を前もってつかめます。この計算を人が手作業で行うのは、あまりに負担が大きいのです。変数を一つずつ見れば簡単な計算でも、数十万枚の水田と畑を同時に扱うとなれば、人の頭では処理しきれません。そこで機械学習（Machine Learning）と深層学習（Deep Learning）が、この計算を引き受けます。

モデルが見るデータは、天候、土壌、衛星画像、過去の収穫記録です。作物の熱量の積み上がりを測る有効積算温度（GDD）は、通常、日最高気温と日最低気温の平均から作物ごとの基準温度を引き、負の値を0として加算します。上限温度を設けるかどうかは、モデルによって異なります。土壌水分と養分の分析、播種・灌漑・施肥の記録も加わります。衛星の正規化植生指数（NDVI）は、葉の緑色と生育状態を間接的に示し、雲の多い日にはレーダーデータが光学画像の空白を埋めることがあります。

数百本の論文を積み上げ、どの資料がどれだけ使われたかを数えた研究者もいます。その集計では、気温を用いた研究が88件で最も多く、降水量を用いた研究が79件で続きました。土壌の種類、農業管理の記録、衛星資料がその次で、病害虫の発生記録と土壌中の養分値は比較的少なく使われていました。あれこれのデータをすべて入れれば答えが良くなるわけではありません。不要な数字が混じれば、モデルが見当違いの場所で規則を見つけてしまう副作用が生じます。だから研究者は、数百の候補変数から本当に役立つものだけを選び出す作業に力を注いでいます。

データをまとめて答えを出す方法には、いくつかの種類があります。ランダムフォレストは多くの決定木の答えを集め、LSTMは気温、雨、植生指数の時間的な推移を記憶します。気象記録、農業管理、衛星画像を一緒に読むマルチモーダルモデルも登場しました。2026年のFARM研究が報告した R^2 0.8105は、カナダのカノーラの郡単位の収量を30メートル格子に補間したラベルを対象にした値です。独立した実際のコンバイン計測資料と照合した試験では、約 R^2 0.768でした。圃場で直接測った収量を当てた成績より一段離れた、地図上の評価でした。

作物の生理を方程式に置き換えたAPSIMやDSSATと、機械学習を組み合わせる方法もあります。栽培モデルが計算した葉面積、土壌水分、窒素ストレスを学習データに加えれば、生理法則と観測データを一緒に見ることができます。結合モデルが純粋な統計モデルより良い成績を出した研究はありますが、改善の幅は作物、地域、基準モデル、評価年によって大きく異なりました。物理法則を加えたというだけで、いつでも同じ幅の誤差縮小が保証されるわけではありません。

予測性能を読むときは、まず指標の向きを区別しなければなりません。決定係数 R^2 は1に近いほど観測値の変動をよく説明し、0なら平均値だけを使った予測と似た水準です。RMSEとMAEは予測と観測の距離を測るため、小さいほど良い値です。中国のイネ、米国のトウモロコシ、欧州のコムギの点数を比べるなら、同じ指標と独立した試験データを使ったかを確認すべきです。数字の大きさより先に、どのような基準で測ったかを見る必要があります。

モデルがどうやってその数字を出したのか、内部をのぞき込みにくいことも障害です。膨大なデータを丸ごと飲み込んだ深層学習ほど、内部は見えにくくなります。農家の立場からすれば、根拠の分からない数字をそのまま信じて、その年の施肥計画を立てることはためらいがあります。この問題を解くために現れた道具がSHAPです。SHAPは予測値一つ一つについて、どの変数がどれだけ寄与したかを数字で分けて示します。真夏の干ばつが予想収量をどれほど引き下げたか、その後の晴天がその損失をどれほど取り戻したかが、項目別に展開されます。こうした説明が添えられれば、農家もその予測をもう少し信頼できるようになります。

問題は、田が一度も経験したことのない夏に出会うときに生じます。ある地域で学んだモデルは、土壌、気候、品種、農法が異なる隣の地域では誤差が大きくなる場合があります。研究者はこれをドメインシフトと呼びます。干ばつと猛暑が重なる年のように、学習データではまれな条件でこの問題はより大きく表れます。ある地域で95パーセントだったという根拠のない代表値より、学習地域の外で行った独立試験の成績を示す方がよいのです。

観測所がまばらな場所では、モデルが見る天候もまばらです。山岳地帯の雨と気温は近い距離でも異なりますが、少ない観測値を広い格子へ広げると、地域差が消えてしまいます。ネパールの平野と山岳地帯、ヨルダンの乾燥農地を扱った研究は、観測網の密度とデータの質が予測の土台を決めることを示しています。記録されなかった雨や霜を、モデルも知ることはできません。

2026年にFrontiers in Plant Scienceに掲載されたAgriFMは、240万件のfield-season時系列を学習しました。過去のデータによる後ろ向き評価では、干ばつと猛暑の複合ストレスを、衛星データだけを用いたベースラインより18日から24日早く知らせました。研究チームは、実際の農家への有用性を示すには前向き試験が必要だと述べています。18日という数字は、迫る災害を現場で予告した商用サービスの記録ではなく、過ぎ去った事象を再検討した試験における早期警報の幅です。

これらすべてが無料というわけではありません。衛星データを取得し、複数年にわたる気象データを購入し、モデルを動かすサーバーを借りるには、いずれも費用がかかります。数千ヘクタールを耕作する大農場なら、その費用を増収分で容易に埋められますが、水田を数マジギしか耕作しない小農にとっては、購読料そのものが負担です。そこで政府や協同組合が予測サービスを代わりに買い上げ、農家には無料、または非常に安い価格で配る方式がよく用いられます。

それでも予測が当たれば、得るものは多くあります。ジャガイモを例にとると、掘り上げる前にその年の収量を知ることができたため、貯蔵倉庫の予約と出荷日程を収穫の数か月前から組めるようになりました。農家にとっては、いつ人を雇い、いつトラックを呼ぶかを、秋が来る前から計画できるということです。コムギやダイズを作る農家なら、どの区域がよく育ち、どの区域が振るわないかをあらかじめ知り、振るわない区域だけに肥料を多く与えることで、費用も減らせます。

食料安全保障を担う人々にとっては、この数字は別の重みを持ちます。一国全体のコムギやトウモロコシの収量が平年よりどれだけ少なくなるかを夏のうちに見当づけられるなら、秋の収穫が終わる前に、どこからどれだけ買い入れるかの交渉を始められます。反対に豊作が予想される年なら、急いで高値で輸入する理由はありません。こうした判断が数週間遅れるだけでも、国際穀物市場では価格が上がったり、物量を取り逃がしたりします。

韓国の農林衛星は2026年7月7日に打ち上げられ、初の交信に成功しました。解像度5メートル、観測幅120キロメートル、5つのスペクトルバンド、およそ3日の再訪周期という仕様は正確です。しかし衛星はまだ初期運用と画像補正を進める段階にあり、通常任務は2027年に始まる予定です。農業観測や災害評価につなげる計画はありますが、保険金の自動算定や損害評価期間が数週間から数日に短縮された

という成果が、すでに出ているわけではありません。打ち上げ成功と商用サービスの効果を同じ時制で書いてはいけません。

市場では、数字が出た瞬間に価格が動きます。米国では、農務省が毎月発表する需給見通しのたびに、トウモロコシとダイズの先物価格が揺れます。こうした当局者の手計算の傍らでは、XGBoostのような機械学習アルゴリズムで日ごとに収量を再計算し、比較する自動化システムも試されています。予測が一日でも早く、正確になれば、その情報を先に手にした側が売買の判断で先行します。

もう一度、4月の苗代に戻ります。水面から指二節ほどしか出ていないその苗が、秋に本当に何俵になるのか、それを自分の目で見た人はまだ誰もいません。サーバーの中の数字はすでに答えを決めています、田にしゃがみ込み、土を手で触っている人は、別のものを感じているかもしれません。画面に出た数字と、その指先の勘。秋が来れば、どちらが当たるのでしょうか。

出典・参考文献

1. Chowdhury, P., Maiti, B., Mudi, L. K., & Chatterjee, S. (2026). Artificial intelligence for sustainable agriculture: A review of machine learning and deep learning techniques for crop growth and yield prediction. *International Journal of Applied Resilience and Sustainability*, 2(3), 176-207.
<https://doi.org/10.70593/deepsci.0203007>
2. Haikal, M. F., & Furqon, M. A. (2026). Systematic literature review: Machine learning and deep learning approaches for crop yield prediction using remote sensing data. *Media Informatika*, 25(2), 126-137.
<https://doi.org/10.37595/mediainfo.v25i2.496>
3. Jagadeesan, J., & Nagarajan, R. (2026). A review of federated machine learning for crop yield prediction: Sustainable integration of IoT and smart agriculture. *Indian Journal of Computer Science and Technology*, 2026(502), 532-543.
<https://doi.org/10.59256/indjcst.20260502059>
4. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. (2026). CMAViT: Integrating climate, management, and remote sensing data for crop yield prediction with multimodal vision transformers.
<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>
5. Albahli, S., & Shiraz, M. (2026, July). A multimodal geospatial foundation model anticipates crop stress and yield failure across climates and species. *Frontiers in Plant Science*, 17, 1883297.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1883297>
6. Nejadshamsi, S., Zhang, Y., Porth, B., Zaki, S., Porth, L., & Khoshdel, V. (2026). FARM: Crop yield prediction via regression on Prithvi's encoder for satellite sensing. *AgriEngineering*, 8(1), 2.
<https://doi.org/10.3390/agriengineering8010002>
7. 農林畜産食品部. (2026, 7月5日). 韓国初の農林衛星時代の幕開け、3日周期で韓半島全域を観測し科学農政への転換を始動. 農林畜産食品部報道資料.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>
8. ニュースピム. (2026, 7月3日). 韓国初の農林衛星を打ち上げ……作物の生育から災害まで3日ごとに精密観測.
<https://www.newspim.com/news/view/20260703000799>

3.2

精密灌漑および可変施肥（VRA）制御

太陽が中天にかかった7月の昼、農家が水口のそばの土を指で押してみます。水が入りの近くの稲株は濃い緑でふっくら育っているのに、田の奥の隅にある稲株は葉先が黄色く枯れています。同じ日に植え、同じ雨を受けたイネなのに、わずか20歩の間で育ち方が異なります。手にした携帯電話の画面には、田を四角い区画に分けた地図が表示され、青い区画は水が十分な場所、赤い区画は水が足りない場所です。

一枚の畑の中でも、土の性質は場所ごとに異なります。ある区域は砂が多く、水がすぐ抜け、別の区域は粘土が多く、水を長く抱えます。傾斜のある畑なら、上の方は乾き、下の方はぬかるみます。土の中で電気がどの程度よく流れるかを測る電気伝導度の値、酸性度を示す水素イオン濃度（pH）の値、等高線をそのまま移したデジタル標高地図まで加えると、一見同じに見えた畑が、実はいくつもの小さな畑に分かれていたことが分かります。

昔のやり方は、クラスの子も30人に同じ大きさの水筒を一つずつ配るようなものでした。のどが渴いた子も、すでに満ち足りた子も、同じ量を受け取ります。その結果、ある区域では肥料が余り、雨水に洗われて小川へ流れ、別の区域では肥料が足りず、イネがやせました。残った肥料は土を塩辛くする塩類集積につながり、水に浸かった水田では温室効果ガスまで多く放出されます。

精密灌漑と可変施肥は、畑の区域ごとに異なる処方を作る技術です。土壌水分は、静電容量式またはTDRセンサーで測れます。電気伝導度センサーは、土に溶けたイオン全体の状態を示すだけで、窒素、リン、カリウムをそれぞれ測るものではありません。イオン選択性センサーも、水分、温度、ほかのイオンによる干渉を補正する必要があります。センサー画面の濃度と、作物が実際に受けている養分欠乏は同じことではありません。現場のセンサー、土壌診断、作物の生育を一緒に見て、初めて処方になります。

地中のセンサーだけでは、畑全体は分かりません。ドローンと人工衛星がその隙間を埋めます。ドローンのカメラが撮った葉の色は植生指数という数字になりますが、濃い緑が畑を密に覆うと、古い指数（NDVI）はどこでも同じように高い値を示し、区域差を見分けられません。そこで近赤外線と、それより少し赤に寄った波長を一

緒に読む新しい指数（NDRE）に切り替えると、窒素が足りない区画と余っている区画が地図上で色分けされます。人工衛星画像でも同じことができます。ドローンを飛ばし、地面にセンサーを埋める余裕のない畑では、数枚の衛星写真、主成分分析という統計手法、機械学習アルゴリズムだけで、土壌水分と養分が不足する区域を選び出す方法が代わりに使われることもあります。

処方地図の区画の大きさは、センサー、衛星、ドローン、農業機械の位置精度によって変わります。縦横1メートルがすべての圃場の標準ではありません。地図とGPSをつないだ散布機は区域別にバルブを調整でき、灌漑バルブは土壌水分と天気予報と一緒に読みます。2025年のハラペーニョ温室における8週間の試験では、強化学習制御は慣行の時間制御より灌漑量を36.9パーセント減らしながら、土壌水分を永久しおれ点より上に維持しました。この結果は一つの温室と一つの作物での試験であり、露地全体の自動灌漑性能へ広げることはできません。

イネ栽培では、水田をずっと湛水したままにせず、水を入れたり抜いたりする間断灌漑が用いられます。タイ国家科学技術開発庁は2026年、超音波水位センサーを使うHandySenseを、ピット、ランパーン、チェンマイの水田にある20か所を超える研究拠点へ設置しました。水を15パーセントから30パーセント、メタンを30パーセントから50パーセント削減するという数値は、これらの拠点全体で確定した実測平均ではなく、同機関が示した期待効果です。データ収集のための設置と、効果が検証された圃場試験は区別しなければなりません。

イネが間断灌漑を守ったかどうかは、レーダー衛星と水位センサーで調べられます。2026年の研究は、条件によりおよそ80パーセントから93パーセントの判別精度を報告しました。この結果は、灌漑の実施を遠隔で確認する研究です。ブロックチェーン台帳が、直ちに農家へカーボנקレジットの収益を戻したという現場成果ではありません。炭素市場で使うには、現場測定、不確実性の計算、独立した検証、取引規則がさらに必要です。

畑作物では、点滴灌漑と土壌水分センサーを組み合わせ、根の周りへ必要な分だけ水を送ります。水を途切れさせて供給するパルス灌漑は、土壌条件によって水利用効率を高められます。ドローンの窒素地図と傾斜度のデータを施肥計画に加える研究も続いています。マルチエージェントやナীবベイズのような計算法も試されていますが、節水、肥料削減、収量増加を同時に示したかは、作物ごとの圃場データで改めて確認する必要があります。

広い畑では、センターピボット灌漑機のノズルごとに流量を変えたり、衛星で窒素の処方地図を作ったりできます。英国のYaraPlusは2026年、牧草地の農家に無料の窒素可変施肥地図を提供しました。携帯電話には無料で地図が表示されますが、

畑で施肥量を変えるには、その地図を読む互換散布機が必要です。地図が無料でも、散布機の値段は農家が負担しなければなりません。

しかし、この技術にも影があります。土の中に長く埋められたセンサーは、塩分と化学反応のため、時間が経つにつれて見当違いの数字を出し、昨日は湿っていた場所を今日は乾いていると表示することがあります。誤った数字を信じて水を誤って与えた農家は、処方地図を切り、昔の方法に戻ることもあります。数か月に一度は人が直接田畑へ出て、センサー値を手で測った値と照らし合わせる手入れが必要であり、無線信号の届かない山あいの畑では、苦勞して設置したセンサーが一行のデータも送れないまま止まることもあります。こうした誤差を減らすため、センサーのそばに置いた小さな計算装置が数値を直ちに選別する自動補正プログラムを組み込む方法も使われますが、人の手を完全に代替することはできません。

値段はさらに重いものです。可変施肥ノズル一つ、ドローン一台、いくつものセンサーをそろえるには、普通の小農の一年の純収益を超える資金が必要です。最初の一年は節減効果を期待して機器を導入したものの、センサーの誤差と通信断が重なった二年目には、機器を倉庫へしまい、スコップと目測に戻る農家も少なくありません。

機器の価格だけを下げても、普及の問題は解けません。国際食糧政策研究所は、教育、融資、サプライチェーン、修理人員の不足を、小規模灌漑技術の障壁として指摘しました。ティグライはエチオピア北部にあり、Southern Tigray Zoneはその州の南部地区です。機器が壊れたときに部品が届く道筋、水を分ける規則、借金を負担できる所得がそろって初めて、ポンプは次の季節にも動きます。

技術が向かう先には、農場をコンピューターの中に写し取ったデジタルツインがあります。センサー値で数日後の土壌水分を計算し、複数の灌漑シナリオを比べる試験が続いています。農地全体の水と電力の配分に量子コンピューティングを使い、削減記録を炭素資産として取引する構想は、まだ見通しと研究提案に近いものです。現在、農家で効果が確認された技術と、これから試す計算法を同じ時制で置いてはいけません。

再び早朝の畦道です。携帯電話の画面の赤い区画は、水口をさらに開けるよう促す信号で、青い区画はそのままにするよう促す信号です。農家は画面をもう一度見て、水口の留め具に手を置きます。この地図を使う水田と使えない水田を分けるのは、技術の性能よりも、その価格を支払えるかという事情です。

出典・参考文献

1. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. *International Journal of Science, Strategic Management and Technology*, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijssmt.v2i5.232>
2. Sheetal, V. A., Vikranth, B. M., & Adarsha Sagar, H. V. (2026). AI-driven multi-agent framework for smart irrigation and crop health monitoring in Indian rice and sugarcane farming. *Plant Science Today*, 13(sp2), 1-16.
<https://doi.org/10.14719/pst.12797>
3. Hermantoro, Rengga Arnalis Renjani, & Gani Supriyanto. (2026). Artificial intelligence and IoT-based precision irrigation for energy-efficient tropical agriculture. *International Journal of Management and Business Intelligence*, 4(3), 685-698.
<https://doi.org/10.59890/ijmbi.v4i3.25>
4. Research Square. (2026). Impact of improved irrigation technology adoption under groundwater irrigation and its impact on smallholder farmers' crop productivity, income, and food security in Southern Tigray Zone, Ethiopia (プレプリント) .
<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9797920/v1>
5. Agremo, & TerraXploreDrones. (2026). AI crop monitoring & variable rate applications (ウェビナー動画) . YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=NW9g73zQ4Yo>
6. Ali, A., Hussain, T., & Zahid, A. (2025). Smart irrigation technologies and prospects for enhancing water use efficiency for sustainable agriculture. *AgriEngineering*, 7(4), 106.
<https://www.mdpi.com/2624-7402/7/4/106>
7. MDPI. (2026). Alternate wetting and drying irrigated rice paddy field water status monitoring with ALOS-2 three components and IoT sensors. *Remote Sensing*, 18(8), 1183.
<https://www.mdpi.com/2072-4292/18/8/1183>
8. MDPI. (2025). Greenhouse irrigation control based on reinforcement learning. *Agronomy*, 15(12), 2781.
<https://doi.org/10.3390/agronomy15122781>
9. National Science and Technology Development Agency. (2026). HandySense alternate wetting and drying (AWD) by NSTDA advances low-carbon rice farming in Thailand. NSTDA News.
<https://www.nstda.or.th/en/news/news-years-2026/handysense.html>
10. Yara UK. (2026). Variable rate nitrogen mapping available free to grassland farmers. Yara UK News.
<https://www.yara.co.uk/crop-nutrition/news/news/2026/variable-rate-nitrogen-mapping-available-free-to-grassland-farmers/>
11. Ringler, C., & Lefore, N. (2026, June 10). Are subsidies the solution for 'costly' small-scale irrigation technologies? International Food Policy Research Institute.
<https://www.ifpri.org/blog/are-subsidies-the-solution-for-costly-small-scale-irrigation-technologies/>
irrigation technologies? International Food Policy Research Institute.
<https://www.ifpri.org/blog/are-subsidies-the-solution-for-costly-small-scale-irrigation-technologies/>

3.3

作物発育段階（DVS/DVI）予測シミュレーション

6月のある朝、田植えを終えたばかりの水田のそばで、農家が携帯電話を見つめます。画面には短い一文が表示されています。この田のイネは8月15日頃に出穂するという予報です。苗箱から移してきた幼い苗はまだ足首の高さにも届かないのに、手の中の機械は二か月後の一日をすでに指し示しています。

その一日は単独では来ません。出穂のおよそ20日前に、もう一度肥料を与える必要があり、出穂日の前後数日は、冷害と高温害を防ぐために田の水を深く張らなければなりません。出穂後は、いもち病と稲こうじ病を防ぐ薬を散布する時期が決まり、籾が十分に熟せば、コンバインを田に入れる日と乾燥場へ運び入れる順番まで決まります。イネがいつ穂を出すかを当てることは、だから一年の農作業全体の暦を決めることなのです。

この日付を当てる古い方法は、温度を積み上げて数えることでした。気温がある閾値を下回っている間、イネの生長速度はほとんど上がらず、閾値を超えた分だけがその日の生長として蓄積されます。この閾値を基準温度と呼び、その日の平均気温から基準温度を引いた値を、毎日貯金箱に入れるように積み上げる計算法が有効積算温度（GDD）です。引いた値が0より小さければ、その日は0を入れて終えます。イネはこの貯金箱を一日も休まず満たしながら育ちます。

積算温度を生育の目盛りに変えた値は、モデルによってDVSまたはDVIと呼ばれます。一部のイネモデルでは、田植えを0、出穂を1、成熟を2とします。しかし、0.2を幼苗期、0.5を分けつ期、1.5を登熟期に固定する規則は、すべての品種とモデルに共通するものではありません。基準点と中間段階は、作物、品種、計算式に応じて補正されます。一つの数字で田を読むには、その数字を作ったモデルの定義から明らかにしなければなりません。

しかしイネは、気温だけに反応するわけではありません。昼の長さが短くなることも感知します。イネは夜が長くなって初めて、葉と茎を育てる仕事から穂を作る仕事へ切り替える植物であり、真夏に日が短くなり始める信号も生育速度に反映されます。田に水が足りず根が乾けば生育は遅くなり、反対に水不足を経験したイネが

急いで穂を出すこともあります。気温、昼の長さ、水、この三つがその日の生育速度と一緒に決めます。

農家が長く使ってきた方法は、手になじんだ暦でした。田植えから何日たてば出穂するという経験則です。しかし毎年、春と秋の気温は上下するため、この方法で定めた出穂日が実際と一週間から二週間近くずれる年は珍しくありませんでした。肥料を早く与えすぎればイネは徒長して倒れ、遅すぎれば穂の数が減ります。一つの日を逃した代償が、田全体の収穫となって返ってきました。別の計算法がなかった時代には、その誤差を空のせいにして翌年を待つほかありませんでした。

積算温度の計算法に機械学習が加えたものは、大きく二つあります。一つは、物理法則を含むモデルと、記録から規則を探すモデルを並べることです。APSIMやDSSAT、日本でイネ向けに整えられたSIMRIWのような作物生育モデルは、温度、水、窒素がイネの中でどう動くかを方程式で解きます。長短期記憶（LSTM）やトランスフォーマーのような人工ニューラルネットワークは、方程式ではなく数万枚の水田の過去記録からパターンを学びます。二つのモデルをつなげれば、方程式だけでは説明できないその田固有の特性を、ニューラルネットワークが補ってくれます。イネが0から2へ向かうだけで逆戻りしないという事実を一つの規則として固定すれば、ニューラルネットワークが発育段階を逆に計算する誤りも防げます。

一つの田園地帯にも、早生種と中晩生種と一緒に植えられています。地域の平均気温一つだけで発育指数を回すと、早く熟す品種と遅く熟す品種が一つの計算に混ざってしまいます。そこで計算では、品種ごとに異なる基準温度と日長感応性を別々に入れ、隣の田と並んでいても、それぞれ異なる曲線を描かせます。

もう一つは、空から撮った写真で計算をリアルタイムに修正していくことです。衛星とドローンが田を撮影すると、葉がどれだけ茂っているかを示す葉面積指数のような数値が得られます。この数値を計算上のイネの状態と比べ、ずれた分だけ前へ、または後ろへ動かす方法をデータ同化と呼びます。ナビゲーションが実際の位置情報を受け取るたびに、到着予定時刻を知らせ直すのと同じです。数か月前に立てた計算がそのまま当たるはずはないので、田を撮った一枚一枚の写真が、計算を少しずつ正してくれます。

この補正作業の中身を見ると、粒子フィルタという方法が現れます。コンピュータの中に同じ田を数百枚複製しておき、それぞれが少しずつ違う仮定で発育指数を計算するようにします。衛星写真が一枚入ると、その写真に近い答えを出した複製には大きな重みを与え、離れた答えを出した複製はふるい落とします。アンサンブルカルマンフィルタという方法も原理は似ており、観測値と計算値の差の分だけ、毎回予測を少しずつ修正します。

韓国初の農林衛星は2026年7月7日、米国のヴァンデンバーグ宇宙軍基地から打ち上げられ、初の交信に成功しました。解像度5メートル、観測幅120キロメートル、およそ3日周期の観測能力を備えます。ただし2026年には初期運用と画像補正が進められ、通常任務は2027年に始まる予定です。イネとダイズの生育画像が農家にすでに3日ごとに届いている、と現在形で書く段階ではありません。

このような3日間隔の観測を数千枚の水田にわたって集めれば、一つの地域、さらには一つの国のイネが今年どれだけ収穫されるかも前もって描けます。農林畜産食品部は、こうして集めた発育情報をダイズやハクサイなどほかの作物の需給見通しと併せて確認し、価格が急に上がったり下がったりする前に対応する時間を得る計画を立てています。一枚の田の出穂日を当てる計算が、食卓の物価を扱う計算へつながります。

計算結果を農家の質問に合わせて説明する窓口も準備されています。農村振興庁は、農業技術資料と大規模言語モデルを結びつけたAIエージェント「AI Isak」を開発しています。公式の2026年業務計画に記されたサービス予定時期は2027年です。今、農家の携帯電話で動いている病害虫の画像診断と、将来、出穂日と開花期を対話で説明するAI Isakは、開始時期が異なります。

この日付が一日遅れると、実際には何が起きるのでしょうか。出穂の20日から25日ほど前、イネの体内で穂が形作られる幼穂形成期に窒素肥料を与える期間は、わずか数日です。この数日を逃して遅く与えると、茎だけが徒長して倒れやすくなり、早すぎると穂に粃がつく前に肥料の力が抜け、粃の数が減ります。発育指数0.75という一つの数字が、肥料袋をいつ開けるかを決めます。

水を入れる日の期間も狭いものです。出穂期の前後数日、水田の水をいつもより深く張らなければ、穂は花粉を十分に作れず、寒気と異常高温に耐えられません。この水を一日遅く入れれば、花粉はすでに傷んだ後であり、一日早く抜けば、まさに危険な日に田は乾いています。イネ、ダイズ、コムギを輪作する水田では、前の作物を収穫する日と次の作物を植える日まで、この計算一つにつながっているため、一日の誤差が次の作物の播種計画まで押しやります。

この通知は一枚の田だけに表示されるものではありません。同じ貯水池の水を分け合う下流の数百筆の水田が、一緒にこの計算を受け取ります。植えた日、田の向き、土の深さが筆ごとに少しずつ異なるため、同じ品種を植えても発育指数が開く田が現れ、水利組合はその開きの分だけ水を入れる順番を組み直します。

十分に熟した後の収穫日も、数日の違いで品質を揺るがします。コンバイン作業と乾燥場の順番を前もって組まなければならないからです。積算温度と天気予報は、

経験で定めた日付を補正するのに使えます。しかし誤差がどれほど減るかは、地域、品種、播種日、評価年で異なります。日付を一日絞ったことが収量の何パーセントにつながるかも、台風、雨、乾燥場での待ち時間を一緒に測って初めて分かります。

この一日二日は、一枚の田で終わりません。コンバイン一台を複数の農家で回して使う村では、前の田の収穫日が一つずれると、その後を待つ次の田、そのまた次の田まで順番が後ろへずれます。発育指数の計算が複数の田の予定日を一度に並べて見せることで、村全体がコンバインの順番を前もって組むことも、ずっと容易になりました。

猛暑と熱帯夜は、生育暦の前提を揺るがします。トウモロコシは開花期に高温と水不足が重なると、花粉と受精の過程が損なわれることがあります。極端高温の研究では、コムギとトウモロコシの熱ストレス指標として32度超のKDDを用いました。コムギの低温障害も、品種、生育段階、曝露温度と時間と一緒に見る必要があります。暦の日付が合っていても、その日の天候が過去の範囲を外れれば、粳は空になることがあります。

昆虫と菌類の発育も、同じ方法で計算されます。トウモロコシの葉をかじるツマジロクサヨトウは、気温が上がると幼虫から成虫へ育つ速度が速くなり、この速度も積算温度で計算できます。問題は、この虫が育つ速度とトウモロコシが育つ速度が、同じ夏の中で異なる動きをすることです。ある年には虫が平年より二週間早く羽化し、作物が最も弱い発育段階にあるときに、ちょうどその虫の群れと出会います。だから近年の病害虫予測モデルは、作物の発育指数と害虫の発育速度を並べ、両者が重なる危険な数日を前もって突き止める方向へ進んでいます。

2025年に国際学術誌Earth's Futureに掲載された研究チームの分析を見ると、米国のコムギとトウモロコシは、干ばつと猛暑が重なると、収量と実際に収穫できる粳の割合、いわゆる収穫可能分率がともに低下しますが、その幅は作物がどの発育段階にあったかによって異なりました。開花期の前後に猛暑を受けた畑と、それより早い時期に猛暑を受けた畑は、同じ暑さを経験しても受けた被害が異なるということです。園芸作物の積算温度モデルを集めて整理した2025年の国際学術誌レビュー論文も、既存の公式は気温が閾値を超えた分を足すだけで、暑すぎる日にはかえって生長が止まる事情を計算に入れていないと指摘します。そこで近年のモデルは、暑すぎる日の熱を別に取り出し、ペナルティのように課す形で計算法を書き換えています。

発育指数の計算は、この夏の日だけを狙うものではありません。気候変動に関する政府間パネル（IPCC）が示した複数の将来気候シナリオを同じ計算式に入れば、30年後にこの田の出穂日が今よりどれだけ早まるかも前もって描けます。温室

効果ガスを今のように出し続けるシナリオを入れると、イネが出穂する日が年ごとに少しずつ早まる曲線が現れ、排出を大きく減らすシナリオを入れると、その曲線ははるかに緩やかになります。

計算が精密になっただけ、残る問題もあります。イネでもコムギでも、品種ごとに基準温度と日長への反応の程度が異なるため、新品種が出るたびに、温度と光を人工的に調節する実験室で数か月ずつ育て、その品種固有の数字を得なければなりません。この実験室を人工気象室と呼びます。温度と日照時間を思いのまま変え、苗代から出穂日までイネが育つ過程を丸ごと早めて観察する場所です。しかし新品種は毎年数十種ずつ現れ、人工気象室の一つの区画でそれほど多くの品種をすべて育てる時間はありません。そのため、まだ試験を終えていない品種には、見た目が似た既存品種の数字を借りて計算に入れますが、二つの品種の基準温度が実際には半度ほどずれていれば、その半度が真夏を経て数日の誤差に膨らみます。近年は、カメラで幼い苗を数百株一度に撮影して生長速度を読み取る高速表現型技術と、その速度から逆に基準温度を推定する逆算手法を組み合わせ、実験室にとどまる期間を短くしようとする試みも現れています。気象観測所のない山あいの田は、近くの観測所の値を距離と標高で見当づけて補うだけであり、計算がいかに精密でも、その田固有の誤差は残ります。

ある農家は、発育指数が示す日付と、長い間目測で当ててきた日付が一日以上ずれると、計算の方を疑います。実際、まれではあるものの、モデルが特に乾いた春や遅霜に出会い、数日を外したこともあるため、その疑いがまったく根拠がないとも言えません。携帯電話の通知とセンサー値を新たに覚える手間や初期設備費を理由に、数年使った後で昔の暦へ戻った農家もあります。

デジタルツインは、水田と果樹園をコンピューターの中に写し取り、複数の天候と灌漑シナリオを先に動かしてみる方向で開発されています。2026年にはチリのブドウ園と複数作物の研究でデータを蓄積する試験が進みましたが、実際の灌漑量削減と自律的な肥料投入の効果がすでに実証された商用体系と呼べる段階ではありません。発育指数がある値に達すれば人工知能がドローンを飛ばすという場面も、現在の成果ではなく、将来の自動化シナリオとして残すべきです。

再び6月のあの田です。携帯電話の画面にある8月15日という数字は、それまでに積み上がった積算温度、3日ごとに届く衛星写真、過去数年の天候が一緒に作った一日です。長くこの田を行き来してきた人は、今、その数字の上に自分の見当を重ねます。その一日が実際に当たるのか、それとも6月末に訪れる一つの猛暑がこの計算を丸ごと揺るがすのかは、まだ誰にも分かりません。

出典・参考文献

1. Xiao, K., Zhou, X., Gui, H., Tian, Y., Chen, X., Li, Y., Matomela, N., & Xin, Q. (2025). Drought and extreme heat reduce wheat and maize production in the United States by lowering both crop yields and harvestable fraction. *Earth's Future*, 13(12), e2024EF005557.
<https://doi.org/10.1029/2024EF005557>
2. Chowdhury, P., Maiti, B., Mudi, L. K., & Chatterjee, S. (2026). Artificial intelligence for sustainable agriculture: A review of machine learning and deep learning techniques for crop growth and yield prediction. *International Journal of Applied Resilience and Sustainability*, 2(3), 176-207.
<https://doi.org/10.70593/deepsci.0203007>
3. Patil, N., Raut, K., Bhusari, S., & Gharge, A. (2025). Digital twin integration with generative AI and foundation models for real-time precision agriculture and crop resilience. *International Journal of Research in Agronomy*, 8(12S), 170-177.
<https://doi.org/10.33545/2618060x.2025.v8.i12sc.4355>
4. Kamangir, H., Sams, B. S., Dokoozlian, N., Sanchez, L., & Earles, J. M. (2026). CMAViT: Integrating climate, management, and remote sensing data for crop yield prediction with multimodal vision transformers. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 19, 8932-8945.
<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>
5. Kollipara, Y. V. P., & El-Gayar, O. (2026). AI-driven crop yield prediction for climate-resilient agriculture. *Conference Proceedings of the International Conference on Agriculture, Food Security and Safety*, 94-106.
<https://doi.org/10.32789/agrofood.2025.5107>
6. Makouate, H. F., & Zude-Sasse, M. (2025). Advances in Growing Degree Days Models for Flowering to Harvest: Optimizing Crop Management with Methods of Precision Horticulture, a Review. *Horticulturae*, 11(12), 1415.
<https://doi.org/10.3390/horticulturae11121415>
7. Kalisetti, V. S., Sudharshanam, U., Venkata, N. K. M., Mandla, R., Akula, S., Bedika, M., Dharavath, B., Dogga, S., Ramakrishna Babu, A., & Javaji, C. (2025). Smart agriculture: A climate-driven approach to modelling and forecasting fall armyworm populations in maize using machine learning algorithms. *Frontiers in Plant Science*, 16, Article 1636412.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1636412>
8. 農林畜産食品部. (2026). 韓国初の農林衛星時代の幕開け、3日周期で韓半島全域を観測し科学農政への転換を始動. 農林畜産食品部農産業革新政策官科学技術政策課報道資料 (2026. 7. 5.) .
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>
9. 農民新聞. (2025, November 19). 農村振興庁、「AI Isak」を農業技術情報サービスへ拡大.
<https://www.nongmin.com/article/20251119500634>
10. FreshFruitPortal. (2026, June 17). Innovative digital twin model targets growers' real-world irrigation and traceability needs in 2026.
<https://www.freshfruitportal.com/news/2026/06/17/twin-model/>

第4章

ゲノミクスとAI分子育種

4.1

作物ゲノムビッグデータおよびパンゲノム（Pan-genome）の構築

遺伝資源センターの低温貯蔵庫は、摂氏4度前後に保たれています。横一列に並んだ引き出しには紙袋がぎっしり詰まり、袋ごとに手書きやバーコードの名札が付いています。全羅道のある田野で百年近く受け継がれてきた在来稲もあれば、ヒマラヤ山麓の湿地で採集された野生稲もあります。見た目は市場で売られている米と大きく変わりませんが、その中に収められた遺伝子はまったく異なります。

これまで稲のゲノムを調べる標準的な方法は、この膨大な袋の中から一品種だけを選んで完全に解読し、残りのすべての稲をその一つに重ねて読むというものでした。国際イネゲノムプロジェクトが最初に標準とした品種は、日本のジャポニカ米「日本晴」でした。その後数十年にわたり、世界の稲研究はこの一品種の遺伝子配列を辞書のように広げ、ほかの品種の配列をその辞書のページに合わせてはめ込む方法で進められました。

一冊の辞書で世界中のすべての言葉を整理しようとする試みに似ています。標準語辞典に載っていない方言に出会えば、その単語を収めるページがありません。野生稲や在来稲だけにある遺伝子、ほかの稲にはまったくない配列を標準ゲノムに無理に合わせようすると、その配列は丸ごと抜け落ちるか、見当違いの位置に誤って付けられます。遺伝学者はこの現象を参照バイアスと呼びます。標準とした品種が持つ遺伝子だけが見え、その品種にない遺伝子は初めから存在しないかのように扱われます。そのように消えてしまう遺伝子こそ、干ばつや病害虫を克服してきた真の宝である場合が少なくありません。

この死角をなくすには、複数の版を一つの机の上にすべて広げなければなりません。稲でも小麦でも大豆でも、数百から数千品種のゲノムを横に並べて重ねて描くと、二つの層が現れます。すべての品種が共通して持つ遺伝子の層をコアゲノムと呼びます。特定の品種や在来種、野生種だけにある遺伝子の層は可変ゲノムと呼びます。可変ゲノムには、干ばつに耐える力、塩分の多い土地でも根を張る力、未知の病原菌を認識する免疫力など、標準品種にはなかった能力が潜んでいます。この二つの層を合わせて描いた地図をパンゲノムと呼びます。

国際的な稲研究チームは、世界中から集めた約3,000系統の稲を再解読し、2014年に3,000イネゲノムプロジェクトのデータを公開しました。このデータは、数百万の変異を比較し、インディカとジャポニカ、地域品種の間の遺伝的差異を読み取る基盤となりました。グリーンスーパーライス構想を提示したPNAS論文は、それより前の2007年に発表されました。3,000イネゲノムのデータから2007年の論文が生まれたという時系列は成立しません。グリーンスーパーライス研究の系譜と3,000イネゲノムプロジェクトの成果は並べて扱いつつ、先行研究を後のデータが生み出したかのように結び付けてはなりません。

稲作の歴史を変えた遺伝子は、それぞれ発見経路が異なります。SD1は緑の革命を導いた矮性遺伝子として以前から同定され、SH1系列は複数のアジア稲に存在して、種子が落ちる性質に関係します。Xa21は野生稲で発見された白葉枯病抵抗性遺伝子です。この三つをすべて、標準ゲノム一つだけを見ていたなら存在すら分からなかった遺伝子として一括りにはできません。パンゲノムの力は、遺伝子の有無だけでなく、構造変異と存在・不在変異、品種別の対立遺伝子と制御領域を併せて示す点にあります。

パンゲノムは、複数品種の共通配列と分岐する配列を一つのグラフに編み上げます。一文字の違いから逆位や重複、大規模な挿入と欠失まで、同じ地図に載せることができます。PacBio HiFiやOxford Nanoporeのようなロングリードは、染色体レベルのアセンブリ品質を高めます。ただし、グラフパンゲノムを作るには、すべての品種の配列がテロメアからテロメアまで完成していなければならないという意味ではありません。代表系統の高品質アセンブリと、多数の系統の再シーケンシングデータを併用する設計も広く用いられています。

2026年にNature Geneticsで発表されたリョクトウのグラフパンゲノム研究では、代表的な11系統を新たにアセンブルし、580系統を再シーケンシング、集団遺伝、関連解析のパネルに用いました。研究チームは7万5,268の遺伝子ファミリーと6万6,862の構造変異を整理し、5地域での栽培試験を通じて20形質と結びつく候補領域を調べました。580ゲノムをすべて新たにアセンブルした研究ではありません。アセンブリ標本と集団解析標本を分けて記してこそ、地図の密度と根拠が明確になります。

パンゲノムはここで終わりません。栽培品種とその地域の在来種を越え、交配すらできないほど遠縁の野生種まで一か所に集めて比較する試みを、スーパーパンゲノムと呼びます。イネ属には、アジアで栽培される稲とは別に、アフリカで古くから栽培されてきた稲があり、そのいずれとも交配できない真の野生近縁種も複数存在

します。こうした遠縁種のゲノムまで地図に載せると、栽培種ではとうの昔に失われた防御遺伝子や根の構造が再び見えてきます。

小麦は異なる祖先ゲノムが結合した六倍体作物であるため、アセンブリが困難です。2024年のNatureの研究は中国品種17種を分析し、24万9,976の構造変異を整理しました。この地図では、VRN-A1と春播性・秋播性、1RS関連の変異が明らかになりました。世界各地のすべての小麦を重ねた地図ではありませんが、一国内の品種だけでも構造変異がどれほど広範かを示しました。

大豆のパンゲノム研究でも、標本の役割を分けました。栽培大豆と野生大豆の2,898系統を高深度で再シーケンシングし、そのうち代表的な26系統をアセンブルしました。これを、2,800余りのゲノムをすべて新たにアセンブルした地図と呼ぶことはできません。野生大豆の吸水と休眠を制御する遺伝子、干ばつ・病害抵抗性、タンパク質含有量を一研究の後続成果のようにつなぐのではなく、各形質を確認した原著論文を個別に提示する必要があります。

トウモロコシの変化はさらに大きなものです。現在のトウモロコシの野生祖先はテオシントと呼ばれ、わずかな粒がまばらに垂れ下がる、雑草に近い草です。テオシントと現代トウモロコシのゲノムを横に並べて重ねたところ、粒がわずかしかなかった瘦せた穂が、現在のように実が密に詰まった太い穂へ変わる過程を分けるいくつかの遺伝子が明らかになりました。人が数千年にわたり畑で手作業によって選んできた選択の痕跡が、今ではコンピューター画面上に遺伝子座標として示されます。

問題は、こうして蓄積された地図を人の目で読み解くには、情報量があまりにも多いことです。稲一株のゲノムだけでも、4億文字を超える文字列が途切れることなく続きます。A、T、G、Cの四文字だけですが、その配列のどこが病気の原因で、どこが干ばつに耐える力なのかは、文字の形を見ただけでは分かりません。人工知能がこの問題を担います。人の書いた文章を読み、次の単語を予測するよう訓練した言語モデルと原理が同じプログラムを、文章ではなく遺伝子配列に適用するので、研究者はこうしたプログラムをDNA言語モデル、またはゲノム基盤モデルと呼びます。数百種の植物ゲノムをあらかじめ読み込ませておけば、モデルは一度も見たことのない配列に出会っても、前後の文脈だけから、それが遺伝子の開始シグナルなのか、どのようなタンパク質を作る設計図なのか、どれほど強く発現する部位なのかを推定します。2026年に発表されたある総説は、こうしたゲノム基盤モデルが植物の制御文法を解読する段階まで来たとまとめています。

ゲノム選抜は、種子の遺伝子マーカーと数年間の収量、病害抵抗性の記録を結び付け、まだ成長しきっていない個体の成績を予測します。世代ごとにすべての系統を

最後まで育てる必要がないため、初期選抜の時間を短縮できます。しかし、交配系統を選別する期間、世代を固定する期間、複数地域での適応試験、品種登録は、それぞれ異なる日程で進みます。コンピューターが春に候補を素早く選んでも、新しい種子が農家の秋の倉庫に入るまでには、さらにいくつもの季節が過ぎます。

しかし、地図が精密になったからといって、すぐに優れた品種が生まれるわけではありません。韓国農業技術振興院は、農林畜産食品部の支援を受け、トウガラシや稲を含む12作物のゲノム情報と約4,000の分子マーカーを集め、デジタル育種情報システムを開発しました。クラウドに接続すれば、誰でもこのデータをダウンロードできます。問題はその後です。2025年に発表されたある国際的な総説は、遺伝子型データがどれほど蓄積されても、実際の畑で収量や耐病性などの形質を確認する表現型データが伴わなければ、予測モデルは役に立たなくなると指摘しました。表現型データを複数年、複数地域で信頼できる形で集める費用は、ゲノムを解読する費用よりむしろ高くなります。ある畑ではよく育った系統が、別の地域や別の年には振るわないことも珍しくありません。収量のように農家が切実に待ち望む形質ほど、一つの遺伝子ではなく、数十、数百の遺伝子が少しずつ分担し、その組み合わせは土壌と天候に応じて異なる反応を示します。

パンゲノムが候補遺伝子を示した後には、交配と遺伝子編集が続きます。CRISPRは標的配列を切断したり、数文字を変えたりすることには優れていますが、野生種の長い遺伝子と制御領域を栽培種の望む位置に直接入れる標的挿入は効率が低く、再分化と検証の負担も大きくなります。交配より常に速く容易な道とは限りません。編集した一つの遺伝子が収量と品質、ほかの抵抗性に及ぼす影響は、複数の環境で改めて確認しなければなりません。

遺伝データと特許が少数の企業に集中する問題は、実際に存在します。ただし、USDAが集計した71パーセントは、世界の遺伝資源特許全体ではありません。1976年から2021年までに米国で登録された新品種の実用特許のうち、Bayer、Corteva、Syngentaの3社が占めた割合です。方法、GM形質、遺伝子配列の特許はこの集計から除外されています。Monsantoは2018年にBayerに買収されました。特許集中を論じるなら、国と期間、特許区分、企業関係を併記する必要があります。

再び、あの低温貯蔵庫です。引き出しの中の袋一つ一つは、今も人の手で採集し、人の手で植えて確認しなければならない遺伝資源です。画面上のパンゲノム地図がどれほど精緻になっても、その地図が示す遺伝子が実際の水田でどれほど米粒を実らせるかは、一つの季節を待たなければ分かりません。あの引き出しの中にある数万の袋には、まだ名前すら付いていない遺伝子がいくつあるのでしょうか。

出典・参考文献

1. Farooq, M. A., Gao, S., Hassan, M. A., et al. (2024). Artificial intelligence in plant breeding. *Trends in Genetics*, 40(10), 891-908.
[https://www.cell.com/trends/genetics/fulltext/S0168-9525\(24\)00167-7](https://www.cell.com/trends/genetics/fulltext/S0168-9525(24)00167-7)
2. Jiao, C., Xie, X., Hao, C., et al. (2025). Pan-genome bridges wheat structural variations with habitat and breeding. *Nature*, 637(8045), 384-393.
<https://doi.org/10.1038/s41586-024-08277-0>
3. Shang, L., Li, X., He, H., et al. (2022). A super pan-genomic landscape of rice. *Cell Research*, 32(10), 878-896.
<https://doi.org/10.1038/s41422-022-00685-z>
4. Chen, H., et al. (2026). Graph-based pan-genome reveals structural variations associated with agronomic traits in mung bean. *Nature Genetics*.
<https://doi.org/10.1038/s41588-026-02644-5>
5. Zhu, W., Li, W., Zhang, H., & Li, L. (2025). Big data and artificial intelligence-aided crop breeding: Progress and prospects. *Journal of Integrative Plant Biology*, 67(3), 722-739.
<https://doi.org/10.1111/jipb.13791>
6. Fu, J., Zheng, S., Fan, L., Zheng, X., & Qian, Q. (2025). Breeding 5.0: Artificial intelligence (AI)-decoded germplasm for accelerated crop innovation. *Journal of Integrative Plant Biology*.
<https://doi.org/10.1111/jipb.70008>
7. Yu, H. (2026). AI foundation models in plant biology. *New Phytologist*.
<https://doi.org/10.1111/nph.71395>
8. Nasir, S., Khan, L., Murtaza, A., Raza, A., Nasir, F., & Azam, U. (2026). Bridging traditional plant breeding with precision agriculture: A path to smarter crop improvement. In *Explicable Agriculture: Microbial Ecology, Bio-Innovations and Crop Production* (pp. 194-201). Unique Scientific Publishers.
<https://doi.org/10.47278/book.tl/2026.383>
9. World Agriculture Forum. (2026). WAF Interactive Webinar on Biotechnology and AI Contributions to Plant Breeding [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=xkVT9D7Nqy0>
10. Prasanna, B. M. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture [Video]. SHARE GENES.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
11. マネートゥデイ. (2025年5月16日). 作物ゲノム情報・分子マーカー約4,000個…「Kデジタル育種」が始動.
<https://www.mt.co.kr/economy/2025/05/16/2025051613191936623>

4.2

遺伝子編集（CRISPR）および精密育種

農村振興庁国立農業科学院遺伝子工学科の温室では、植木鉢ごとに小さな名札が挿されています。2024年のOsNAC編集稲研究を実施した機関は、国立食糧科学院ではなく国立農業科学院です。葉を一枚切り取って遺伝子を読むと、元の品種とほぼ同じでありながら、あらかじめ定めた位置の塩基が異なる稲を見つけることができます。CRISPRは、このように特定の標的を定めて遺伝子を切断したり変えたりする道具です。

植物の遺伝子は、A、T、G、Cの四文字が長く連なる配列です。ガイドRNAは約20文字の標的配列へ案内し、Cas9は隣接するPAM配列を確認してから切断します。正確に一か所だけが切れると思われがちですが、そうではありません。ミスマッチの位置と数、周辺配列によっては、部分的に似た別の箇所も切断されることがあります。これをオフターゲットと呼びます。ガイド設計と全ゲノム検証が必要なのはこのためです。

切断後、細胞は切れたDNAを自らつなぎます。鋳型なしでつなぎ合わせると、数文字が抜けたり加わったりして、遺伝子が不活性化することがあります。望むDNA鋳型と一緒にを入れて正確に修復する相同組換え修復も可能ですが、植物では効率が低く、作物や組織によるばらつきが大きくなります。塩基編集は特定の文字を変え、プライム編集はより幅広い種類の小さな修正を狙います。設計図を与えれば正確な文字で埋められるという説明だけでは、成功率と失敗の種類が見えなくなります。

編集ツールは、アグロバクテリウム、遺伝子銃、プロトプラストへのRNP送達によって細胞内に入ります。タンパク質とガイドRNAを組み合わせたRNP方式には、外来DNAが挿入されていない編集個体を作れるという利点があります。それでも、分子検証を行う前に外来遺伝子がまったく残らないと断定することはできません。送達担体や再分化の過程で生じた予期せぬ変異も調べる必要があります。ナノ送達体は複数の作物で試験中の、研究段階にある方法です。

問題は、稲の配列が長すぎることです。稲のゲノムは4億文字に達し、その中には研究者が選んだ20文字の標的とほとんど同じに見える領域が随所に潜んでいます。ガイドRNAが本来の標的ではなく、この似た領域に結合して見当違いの場所を切断すれば、予定していなかった遺伝子が壊れたり、予想外の形質が現れたりする可能

性があります。人が目で4億文字を調べ、似た領域をすべて見つけ出すことは、初めから不可能です。そこで人工知能がこの作業を担います。

小麦は事情がさらに複雑です。小麦のゲノムは、祖先の異なる三組のゲノムが一つの個体に重なって入った六倍体です。うどんこ病にかかりやすくする遺伝子も、この三組すべてにほぼ同じ姿で存在するため、交配育種では一組だけを選んで抑える方法がありませんでした。その遺伝子の名はTaMLOで、三組のゲノムごとにTaMLO-A1、TaMLO-B1、TaMLO-D1という名が付いています。一つを修正しても、残りの二つがそのまま残り、病気にかかりました。CRISPRは同じガイドを三組それぞれに送り、三か所を一度に壊すことができます。その三か所を正確に見つけ、同時に狙う計算は、人工知能が得意とする仕事です。

遺伝子編集と商用作物の歴史は、技術別に分ける必要があります。米国で初めて商用化された高オレイン酸大豆は、FAD2遺伝子をTALENで編集した製品であり、CRISPR作物ではありません。褐変を抑制した市販のInnateジャガイモは、RNA干渉技術によってPPOの発現を低下させました。CRISPRで病害抵抗性、葉の角度、養分利用効率を変えるトウモロコシやジャガイモの研究は続っていますが、研究用のCRISPR事例と、すでに販売されているTALEN・RNAi製品を同じ技術の成果として一括りにしてはなりません。

人工知能はまず、ゲノム全体を調べ、標的に少しでも似た領域をすべて見つけ出します。次にディープラーニングモデルが候補位置ごとに、ハサミが実際に結合して切断する確率を点数化します。この点数は推測ではなく、実測データから得られます。生きた細胞にハサミを入れ、実際に切断された位置を蛍光標識で捉えた実験結果を、モデルが数万件単位で学習するためです。2025年にarXivで公開されたAbbaszadehとShallaiの論文を見ると、畳み込みニューラルネットワーク、再帰型ニューラルネットワーク、Transformer構造を用いた近年のモデルは、どの配列が切断されやすいかを、従来の統計式よりはるかに正確に特定します。これらのモデルは点数を示すだけでなく、配列中のどの文字の組み合わせが危険を高めるかも併せて示します。研究者がその理由を目で確認し、納得できるということです。

ハサミ自体を変える方法もあります。標準的なハサミより標的特異性の高い改変酵素を使えば、最初から誤った領域に結合しにくくなります。研究者はこのスコア表と新しい酵素を照らし合わせ、危険が最も低い組み合わせを実験にかけ、編集後にももう一度検証します。植物体の全ゲノムを再び読み、元のゲノムと一文字ずつ照合し、人工知能がその対照表から人の目では気付かないパターンまで見つけ、標的外変異があるかを確認します。

この全ゲノム再シーケンシング検証は、一系統を確認するだけでも少なからぬ費用がかかります。予算の厳しい小規模育種会社や開発途上国の研究所は、この検証段階を省きたい誘惑に駆られ、実際に一部では、水田へ出す前の最終確認を省略したまま次の段階へ進むこともあります。近年は、タンパク質の立体構造を学習した人工知能モデルが、自然界には存在しない新たなハサミタンパク質そのものを設計する実験まで登場しています。まだ水田で使用できる水準ではありませんが、人工知能の役割は、ハサミを選ぶことからハサミを作ることへ移りつつあります。

編集を終え、オフターゲット検証まで済ませても、すぐに水田へ出すことはできません。形質が子孫に受け継がれるかを確認し、地域適応試験と品種登録を経る必要があります。スピード育種温室は、光、温度、湿度を調節し、小麦や大麦などの作物の世代交代を早めます。稲とトウモロコシの反応は、品種と光周期によって異なります。系統を早く固定することと、農家に販売する品種を完成させることでは、必要な時間が異なります。

韓国農村振興庁は2024年、稲の防御に関わる約2,600の遺伝子座を標的とし、第一次段階でNAC系列の編集個体146種を作製したと発表しました。OsNAC30編集稲は白葉枯病の病斑が51.9パーセント減少し、OsNAC59編集稲はばか苗病による枯死率が24.5パーセント低下しました。研究チームは編集集団に直接感染させ、二つの防御遺伝子を見つけました。

遺伝子編集作物が通る門は、国によって異なります。米国では、2020年のSECURE規則が2024年12月の裁判所判決で無効となり、APHISは従来の許可・通知・請願と「Am I Regulated」手続きを再開しました。外来DNAがなければ書類一枚で圃場試験に進めるという説明は、2026年時点の一般規則ではありません。欧州連合のRegulation (EU) 2026/1388は、2028年7月17日から本格的に適用されます。NGT1の基準は、元のゲノムとの差が20か所以内というのではなく、挿入・置換の長さ、コード配列ごとの変更数、半数体ゲノムの総変更数などを併せて判断します。除草剤耐性と既知の殺虫物質を生成する形質は、NGT1から除外されます。

特許も障害です。基礎的なCas9特許の主な権利者はUC Berkeley・Vienna系とBroad・MIT系であり、Cortevaをはじめとする企業は一部の権利についてライセンスを受けています。小規模な育種会社と公的研究所は、どの特許が必要かを確認し、使用契約を結ぶために時間と費用を費やします。技術を習得することより、その技術を合法的に使う権利を確保することのほうが長くなる場合もあります。

二つの規制の間のどこかで、日本は血圧を下げるとされる γ -アミノ酪酸の含有量を高めた編集トマトを非遺伝子組換え生物として承認し、実際に販売しています。しかし、販売されているからといって、誰もが買って食べるわけではありません。フィ

リピンの研究者が2025年に発表した調査によると、安全だと信じる消費者ほど、こうした編集バナナを購入して食べる意思を示す回答が、中国で267パーセント、日本で171パーセント増えました。一方、未知の食べ物そのものを避ける気持ちは、三か国すべてで購入意向を低下させました。米国の三つの大学が低アクリルアミド小麦粉について1,638人に尋ねた調査でも、結論は同様でした。人々は、CRISPRを動物や人に用いることよりも、作物に用いることをはるかに抵抗なく受け入れました。ただし、副作用が後になって現れるかもしれないという懸念と、この技術の特許を少数の大手種子会社が握っているため、小規模農家や貧しい国の研究者にはアクセスしにくいという懸念は、依然として残っていました。

これらすべての手続きを通過した形質にも、最後の関門がもう一つあります。温室では申し分なく育った稲が、実際の水田では力を発揮できないことも珍しくありません。温室では温度、水、光を人が調節しますが、水田は梅雨、台風、病害虫が一度に襲う場所です。2026年に発表されたイランの研究者Rahimiの論文は、なぜ実験室での成功が水田までつながらないのかを指摘しています。標的を選ぶ人工知能モデルは、たいてい通常条件だけで学習しているため、干ばつや猛暑のようなストレス状況をあらかじめ経験していません。編集自体は成功しても、その遺伝子が細胞内のほかの遺伝子とどのように関係するかまで調べないまま進むこともよくあります。しかも、一、二か所だけで栽培し、複数地域の水田で複数年にわたり反復試験をしないまま、先に発表される場合もあります。

2025年のCell論文は、稲のCWINプロモーターに10塩基長の熱応答エレメントを挿入しました。高温条件で、編集稲の区画収量は中花11号より25パーセント高く、高温による収量損失は最大41パーセント回復しました。短い配列一つを入れた結果は明確でしたが、複数地域で数年間反復する長期適応試験はまだ残っています。温室と区画試験で成績を上げた稲が農家の水田でも同じ成績を出すかどうかは、さらに季節が過ぎなければ分かりません。

そこで育種会社と国立研究所は、温室での成功を発表する前に、複数の水田に分けて植え、数年間観察する手続きを次第に長く設定しています。CRISPRは一文字を正確に切ることができますが、その一文字が有用な稲につながるかどうかは、複数年の圃場試験を経て確認しなければなりません。次の台風が過ぎた後、名札の挿されたあの鉢の稲が隣の水田の在来種よりどれほど立ち続けているかは、まだ誰にも断言できません。

出典・参考文献

1. Nasir, S., Khan, L., Murtaza, A., Raza, A., Nasir, F., & Azam, U. (2026). Bridging traditional plant breeding with precision agriculture: A path to smarter crop improvement. In *Explicable Agriculture: Microbial Ecology, Bio-Innovations and Crop Production* (pp. 194-201). Unique Scientific Publishers.
<https://doi.org/10.47278/book.tl/2026.383>
2. U.S. Department of Agriculture, APHIS. (2025). Vacatur of 2020 Biotechnology Regulations.
<https://www.aphis.usda.gov/vacatur-2020-regulations>
3. European Union. (2026). Regulation (EU) 2026/1388 on Plants Obtained by Certain New Genomic Techniques.
https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=OJ:L_202601388
4. Fu, B. X. H., et al. (2022). Target-dependent Nickase Activities of the CRISPR-Cas Nucleases Cpf1 and Cas9. *Nature*.
<https://www.nature.com/articles/s41586-022-04470-1>
5. Lou, H., Li, S., Shi, Z., et al. (2025). Engineering source-sink relations by prime editing confers heat-stress resilience in tomato and rice. *Cell*, 188(2), 530-549.e20.
<https://doi.org/10.1016/j.cell.2024.11.005>
6. U.S. Food and Drug Administration. Genome Editing in Agricultural Biotechnology.
<https://www.fda.gov/food/agricultural-biotechnology/genome-editing-agricultural-biotechnology>
7. 農村振興庁. (2024). 白葉枯病・ばか苗病への抵抗性が高い稲遺伝子を発見.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000798693&mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry
8. ISAAA. (2025, July 30). Survey shows consumer acceptance of gene-edited bananas in the Philippines, Japan, and China. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/ged/article/default.asp?ID=21404>
9. ISAAA. (2025, February 26). Study reveals consumer acceptance of gene-edited food. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/article/default.asp?ID=21220>
10. ISAAA. (2021, September 22). Japan starts sale of genome-edited high-GABA tomato. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/article/default.asp?ID=19024>
11. ニュー시스. (2024年10月2日). 農村振興庁、白葉枯病・ばか苗病への抵抗性が高い稲遺伝子を発見. ニュー시스.
https://www.newsis.com/view/NISX20241002_0002907293
12. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>

4.3

気候変動対応型耐性品種の開発

ベンガル湾から遠くない低地の水田に、梅雨の雨が三日間降り続けました。田植えを終えて一か月もたたない若い稲が、腰まで達した水の下に沈んでいます。三日前までは青々と立っていた茎が、今は見えません。ところがこの水田では、水が引けば再び頭をもたげる稲、水没した状態で10日間耐えられるよう遺伝子を改変した稲も一緒に育っています。

国際的な稲研究チームは、冠水耐性遺伝資源6,274系統を調べ、優良な89系統と、強い耐性を示した37系統を選びました。この研究は、現地選抜、約3週間の冠水試験、QTL解析、ゲノム選抜を組み合わせました。機械学習で候補を先に絞り、その後、水槽で10日から21日試験したという一方向の順序は、原著論文とは異なります。強い耐性を持つ37系統がSUB1A導入系統より40パーセントから50パーセント高い生存率を示したという結果は維持しつつ、選抜過程は正しく記す必要があります。

黄海沿岸であれベンガル湾沿岸であれ、海水が近い水田では心配事が異なります。水があふれるからではなく、土壌自体が塩辛く、稲が育たないのです。干拓地や海面が上昇したデルタでは、乾いた水田の表面に白い塩分が霜のように降ります。根はその塩水を吸い上げながら、肝心の必要な養分を選り分けることができず、葉先から焼けていきます。耐塩性も冠水耐性と同様に、一つの遺伝子では解決できません。イオンを選別する能力、根細胞の圧力に耐える能力、水を節約して使う能力が、それぞれ異なる数十の遺伝子に分かれており、それらの遺伝子が協調して働いてこそ、塩分の多い土地でも稲が穂を実らせます。

従来の育種では、こうした形質を目で選び出さなければなりませんでした。塩分の多い水田に数千系統を植え、数年待ってから、生き残ったものだけをもう一度植える方法です。その間、水を入れ、塩分濃度を測り、葉が焼けていく程度を尺度で評価する作業は、すべて人の手で行われました。一つの品種が世に出るまで8年から12年かかった理由です。

塩分の多い土地に強い稲を作るという発想は、新しいものではありません。中国の農学者、張啓發は2007年、稲の野生近縁種に散在する干ばつ抵抗性と窒素利用効率の遺伝子を一品種の中に集める構想を、国際学術誌PNASに発表しました。グリー

ンスーパーライスと名付けられました。当時は、一つの遺伝子をマーカーで追跡しながら交配するだけでも、数年を要しました。今では、その構想を予測育種が引き継いでいます。野生稲の遺伝子バンクに眠っていた数十通りの耐性遺伝子の組み合わせを、コンピューターがまず計算で選別し、その中から可能性の高い組み合わせだけを実際の水田で確認します。

小麦は開花期と登熟期に猛暑に遭うと、花粉と穀粒の形成が不安定になります。世界各地の研究を総合した推定では、生育期の平均気温が1度上昇するごとに、小麦の収量は平均約6パーセント減少しました。21パーセントは特定の条件と研究で報告された上限値であるため、すべての小麦畑の反応であるかのように併記してはなりません。冬小麦と春小麦が影響を受けやすい時期も、地域と品種によって異なります。育種では、遺伝子マーカーと開花期の気温記録を併せて見ながら、高温に耐える系統を選別します。

稲は、花が咲く短い時間の高温によって、不稔と品質低下を起こすことがあります。日本の農業研究機構の研究チームは、約1キロメートルの気象グリッドと穂温モデルを用い、早朝開花、耐熱性、出穂期調整の組み合わせを比較しました。開花時刻を3時間早める、または耐熱性を3度高めるシナリオが、地域別の不稔リスクをどのように変えるかを計算しました。この研究は、2026年にField Crops Research第344巻の論文番号110519として掲載されました。

猛暑と干ばつの前で不安定になるのは、小麦と稲だけではなく、大豆も、根の先端の導管を通して上がる水分が不足すると、莢を十分に満たさないまま成熟してしまいます。根粒菌と共生して窒素を得る大豆の特性上、根の周りの土が乾けば、まずこの共生関係が途切れます。窒素を得られない葉は色が薄くなり、大豆の粒はしなびます。予測育種の研究者は、大豆ゲノム全体を調べ、干ばつ下でも根粒共生とタンパク質合成を維持する遺伝子の組み合わせを見つけ、その組み合わせを取り入れた系統だけを選んで干ばつ試験圃場に植えます。稲と小麦で用いてきた方法を、そのまま大豆畑に移したものです。

冠水に耐える稲も、塩分に耐える稲も、猛暑に耐える小麦も、共通の課題を抱えています。どの遺伝子の組み合わせが将来の気候に耐えるかを突き止めるのに、あまりにも長い時間がかかることです。従来の育種では、交配した子孫を実際に水田や畑に植え、乾燥させたり、水に沈めたり、塩をまいたりしながら、数年にわたって観察するほかありませんでした。人工知能は、この待ち時間の多くをコンピューター内に移しました。その名は予測育種（Predictive Breeding）です。ゲノムをあらかじめ読み取って結果を計算するという意味で、ゲノム選抜とも呼ばれます。

若い苗の葉からDNAを抽出し、数万の遺伝子マーカーを一度に取り出します。このマーカーは、その個体がどの遺伝子を持つかを示す目印です。苗を最後まで育てなくても、マーカーを読めば、その苗が成長して干ばつと暑さにどれほど耐えるかを推定できます。計算には、複数の決定木を集めて多数決で答えを出す方法や、人の脳の神経細胞を模した人工ニューラルネットワークなど、さまざまな方式が併用されます。マーカーと環境データの絡み方が地域ごとに異なるため、育種家は複数の計算方式を重ねて試し、実際の結果によく合うものを選びます。一年、一か所の記録だけでは足りません。干ばつが深刻な年と平年、砂質土と粘土質土を幅広く経験した記録が蓄積されるほど、計算は現実近づきます。そこに、複数年、複数地域で蓄積してきた気象と土壌の記録を加えると、数万通りの交配の組み合わせから、実際に水田や畑へ植える価値のある数百だけを選び出すことができます。

コンピューターが計算に用いるデータは、遺伝子マーカーではありません。試験圃場ではドローンが飛び、葉の色と葉面温度を撮影します。水不足の稲は、葉の温度が健康な稲よりわずかに高く、人の目には見えなくても、熱画像カメラには明瞭に捉えられます。このように毎日蓄積される画像と数値が遺伝子マーカーの隣に並ぶことで、どの遺伝子の組み合わせが実際の畑でどのような姿として現れるのかを、コンピューターと一緒に学習します。

国際トウモロコシ・コムギ改良センターのDTMA事業は、2007年から2012年までに、干ばつ耐性ハイブリッド60品種と開放受粉品種57品種を普及させました。この事業はアフリカ13か国で最大4,000万人を対象としました。4,000万戸の農家ではありません。中程度の干ばつ下で、1ヘクタール当たり約1トン、または20パーセントから30パーセントの収量優位を目標としました。この成果を、人工知能の予測によって育種期間が10年から3、4年に短縮された証拠として結び付けられる資料はありません。

スピード育種は、人工照明で日長と温度を調節し、世代交代を早めます。22時間の長日条件で年間6世代を得た結果は、春小麦や大麦などの作物で報告されています。トウモロコシは、短くなる日長に反応する品種が多いため、同じ処方をそのまま適用することはできません。世代促進によって系統を早く固定しても、複数地域での栽培試験と品種登録には別途時間がかかります。

こうして速くなった育種にも限界があります。コンピューターが学んだデータは、過去数年間に実際に経験した天候と土壌条件です。しかし気候変動は、誰も経験したことのない猛暑や干ばつを生み出します。訓練データになかった極端な天候を前にすると、人工知能が付けた予測点も揺らぎます。一度も経験したことのない猛暑に対して、人工知能が耐性評価を実際より高く付ければ、農家はその言葉を信じて

植え、その年の作付けに失敗する可能性があります。そのため、コンピューターが選んだ候補でも、圃場に植えて実際に耐えられるかを確認する手続きはなくなっています。人工知能の役割は、植える候補を数万から数百に絞ることです。

コンピューターによる計算にも、固有のハードルがあります。数万の遺伝子マーカーと数年にわたる気象・土壌データを一度に処理するには、高性能コンピューターと、その結果を解釈できる専門人材が必要です。CIMMYTやIRRIのように国際機関の支援を受ける研究所は、こうした設備と人材を備えていますが、予算に余裕のない国の国立育種機関では事情が異なります。計算自体ができなければ、自国の土壌と気候に合った予測モデルを独自に作れず、他国で作られたモデルを借りて使うことが多くなります。借りてきたモデルはその国の水田と畑を一度も学習していないため、訓練データにない条件で予測が揺らぐ問題を、そのまま抱えることになります。計算能力を持つ国と持たない国の間に、新たな格差が広がる危険があります。

新品種が試験場の冷蔵庫を出て、農家の手に届くまでの道のりは長いものです。アフリカの小規模農家が使う種子のうち、非公式な種子が占める割合は、国と作物ごとに異なります。ウガンダのデータは、近隣住民、市場、自家採種を含む非公式経路を約85パーセントから89パーセントと推定しています。これを、アフリカ全体の小規模農家で90パーセントを超えると固定することはできません。種子がなくて植えられない場合、なじみがなくて選ばない場合、価格が高くて買えない場合を、地域ごとに調べる必要があります。

米国種子市場の集中度は、作物によって異なります。USDAの推定では、上位2社の割合はトウモロコシで約71.6パーセント、大豆で約65.9パーセントでした。綿花では上位4社の割合が約94パーセントでした。1990年から2020年までにGM中心の種子価格指数が463パーセント上昇した一方、作物価格指数は56パーセント上昇しました。種子価格の上昇速度は、農家が穀物を売る価格の上昇速度をはるかに上回りました。

アフリカ各国の農業経済学者が2026年に国際学術誌Journal of Agricultural Economicsに発表した研究は、この壁を低くする方法を示しています。新品種を大袋ではなく手のひらほどの小袋に分けて配ると、その種子を受け取った農家では、品種への理解と翌年の購入率がともに上昇しました。国際種子連盟も2026年に発表した文章で、同様の点を指摘しました。村の年長者が先に植えた畑を隣で見ってもらったり、農業普及員が一軒ずつ訪ねて種子袋を直接手渡したりする方法のほうが、広告紙一枚より有効だということです。どれほど優れた形質でも、農家がまず信頼し、一度植えてみなければ広まりません。

再び、ベンガル湾沿岸の低地水田です。水が引いた後、SUB1遺伝子を持つ稲が実際に再び頭をもたげるかどうかは、その水田、その農家、そして次の梅雨が来て初めて確認できます。水が引くまでには今も数日かかり、その間、畦にしゃがんで水の色を見守るのは、コンピューターではなく農家です。

出典・参考文献

1. Prasanna, B. M. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture [Video]. SHARE GENES.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
2. Anumalla, M., Khanna, A., Catolos, M., Ramos, J., Sta Cruz, M. T., Venkateshwarlu, C., Konijerla, J., Pradhan, S. K., Dash, S. K., Das, Y., Chowdhury, D., Chetia, S. K., Das, J., Nath, P., Merugumala, G. R., Roy, B., Pradhan, N., Jana, M., Dana, I., ... Hussain, W. (2025). Future flooding tolerant rice germplasm: Resilience afforded beyond Sub1A gene. *The Plant Genome*, 18(2), e70040.
<https://doi.org/10.1002/tpg2.70040>
3. Zheng, Y., Cai, Z., Wang, Z., Maruza, T. M., & Zhang, G. (2025). The genetics and breeding of heat stress tolerance in wheat: Advances and prospects. *Plants*, 14(2), 148.
<https://doi.org/10.3390/plants14020148>
4. CIMMYT. (2026). Drought Tolerant Maize for Africa (DTMA). International Maize and Wheat Improvement Center.
<https://www.cimmyt.org/projects/drought-tolerant-maize-for-africa-dtma/>
5. BusinessWorld Online. (2024, March 27). Rice variety resistant to heat, drought to be launched in 2026, IRRI says.
<https://www.bworldonline.com/economy/2024/03/27/584553/rice-variety-resistant-to-heat-drought-to-be-launched-in-2026-irri-says/>
6. Mulungu, K., Subakanya, M., Setimela, P., Essegbemon, A., Chivasa, W., Gethi, J., Chiduwa, M., Sigalla, J., Mvungi, H. H., & Ngoma, H. (2026). Small seed packs, big potential? Effect of seed packs on knowledge and adoption of improved crop varieties. *Journal of Agricultural Economics*.
<https://doi.org/10.1111/1477-9552.70040>
7. International Seed Federation. (2026). Inclusive seed systems: Building trust with farmers. World Seed 2026.
<https://worldseed.org/2026/06/03/inclusive-seed-systems-farmers-world-seed-2026/>
8. Catholic Relief Services. (2026). Seed systems smallholder farmers use.
https://www.crs.org/sites/default/files/documents/2025-12/seed_systems_farmers_use_embargoed_until_jan_20.pdf
9. Zhang, Q. (2007). Strategies for developing Green Super Rice. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(42), 16402-16409.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0708013104>
10. Toda, Y., et al. (2026). Simulation of Heat-Induced Spikelet Sterility in Rice and Evaluation of Adaptation Options Under Historical and Projected Meteorological Conditions in Japan. *Field Crops Research*, 344, 110519.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2026.110519>
11. Dawson, J., Hubbard, K., & Jenney, P. (2026, June 23). How everyone pays the cost for patents on seeds, and private companies get rich from keeping them secret. *The Conversation*.
<https://theconversation.com/how-everyone-pays-the-cost-for-patents-on-seeds-and-private-companies-get-rich-from-keeping-them-secret-284144>

第5章

AIによる意思決定と自動化

5.1

農業特化型マルチモーダル大規模言語モデル (Agri-LLM)

日が傾き始めた午後、一本の稲の葉に黄色い斑点が広がっています。昨日までは何ともなかった葉です。農家は携帯電話を取り出し、その斑点を撮影して相談画面に投稿し、画面に向かって方言交じりの声で尋ねます。「これは何のせいでこうなったんだべ、薬をまいたほうがええんか？」答えが間違っていれば、葉一枚では済まず、一年の農作が懸かります。この問いに正確に答えるために作られた技術が、農業特化型マルチモーダル大規模言語モデル、略してアグリ・エルエルエム（Agri-LLM）です。

携帯電話に入っている一般的な人工知能チャットアプリに同じ写真を投稿しても、答えは返ってきます。問題は、その答えがしばしば間違っていることです。一般の人工知能は、人が書いた文章を丸ごと覚え、もっともらしい文をつなげる方法で訓練されます。稲の葉に現れた斑点がいもち病なのか白葉枯病なのか、その境界を分けるのは、目で見ても数ミリメートルの違いです。一般モデルは、その微細な違いを識別できません。正解を実際に知っていることと、正解らしく聞こえる文を作ることとはまったく別ですが、一般モデルは後者だけが得意です。病害虫の名前も処方も分からなければ、勝手に作り出します。存在しない農薬名を本物らしく教え、その地域の気候や規則に合わない助言を自信たっぷりに提示します。こうした症状を人工知能業界ではハルシネーションと呼びます。農業では、ハルシネーションを笑って済ませる余裕はありません。間違った薬を間違った濃度でまけば、その畑全体が枯死しかねません。

アグリ・エルエルエムは、このハルシネーションを減らすため、初めから異なる設計がなされたモデルです。病理学論文や害虫図鑑、農家の相談記録といった農業専門の文章を別途集め、再訓練します。そこに、写真の中の微細な病斑や小さな害虫の幼虫の輪郭まで多層的に抽出する精密な視覚認識装置を加えます。土壌中の水分と窒素、リン、カリウムの数値を測るセンサー、そして気象予報の信号まで一緒に読み込みます。テキストと写真とセンサー数値を一度に並べて判断することから、多様式、すなわちマルチモーダルモデルと呼ばれます。写真から抽出した斑点の模様が、すぐに病名と結び付くわけではありません。そこでモデルは、病名と典型的な症状をあらかじめ整理した知識表も呼び出し、写真の中の模様と一つずつ照合し

ます。目で見たと、すでに知っている知識を対応させるこの手順を経て、斑点が病名に変わります。

農家が写真を撮る瞬間、携帯電話はほかの情報も同時に集めます。衛星で捉えた水田の位置、近くのセンサーがたった今送った土壌の数値、一日先の気象予報まで一つにまとめられます。このシステムは、写真と言葉と数値がすべてそろってから判断を始めます。一つでも値が欠ければ、判断をしばらく保留するか、欠けた項目を明らかにしたうえで暫定的な答えだけを提示します。

アグリ・エルエルエムは答えを作る前に、まず実際の文書を探します。この方式を検索拡張生成（RAG）と呼びます。図書館の司書を思い浮かべると分かりやすいでしょう。司書は質問を受けても、記憶だけで答えません。書架へ行って実際の本を取り出し、何ページの何行目にその内容があるかを指で示します。アグリ・エルエルエムも、農村振興庁の指針書や植物病理学の教科書、標準防除指針が保存されたデータベースを先に調べます。関連文書を見つけて初めて、その内容を根拠に答えを作り、画面には出典文書へ移動するボタンも表示します。農家はそのボタンを押せば、人工知能の言葉ではなく、実際の文書の原文を確認できます。

農業マルチモーダルモデルの性能は、公開された試験資料と独立評価に表れます。病気の葉を当てる点数、害虫を見分ける点数、防除助言の品質は、それぞれ異なる試験です。画像の背景や作物品種、評価者の基準が変われば、結果も変わります。数値が小数点まで記載されているというだけで、水田や畑で検証されたことにはなりません。農家に薬の名前を伝える前に、データと比較モデル、失敗事例を併せて公開する必要があります。

稲作でよく出会う名前を挙げると、さらに実感できます。イネいもち病とイネ稲こいうじ病、コムギ赤かび病、トウモロコシ北方葉枯病、そして茎に潜り込むハモグリバエの幼虫まで、アグリ・エルエルエムが見分ける一覧には、食用作物農家が実際に経験する病害虫の名前がそのまま載っています。こうしたモデルの実力を検証する研究も続いています。米国の研究チームが2025年に発表したアグエムエムユー（AgMMU）ベンチマークは、複数の人工知能モデルに作物の写真と質問を同時に与え、回答の正確さを競わせます。一社の広報資料ではなく、複数の研究室が同じ物差しで互いを検証する段階に入ったということです。141というカテゴリー数自体は絶対的なものではありません。しかし、研究室の一、二例ではなく、現場で繰り返し発生する病害虫を幅広く収めている点に意義があります。

パキスタンの研究チームが開発したAgriSmartは、作物推薦と病害診断、チャットボットを一つの画面にまとめました。論文では、作物推薦精度は99パーセント、病害モデルはF1 0.70とmAP@50 74パーセントを記録しました。この数値は、定めら

れたデータセットで得られたモデル評価値です。実際の水田で、雨が降る前に灌水を先送りし、石灰の量を決めて収穫を守った圃場成績ではありません。相談画面の点数と実際の畑の結果との間には、一作期の検証が残されています。

インド政府がWadhvani AIと運営したKisan e-Mitraは、11の地域言語で政府事業と農業情報を案内します。インド議会の資料によると、2025年7月までの質問は950万件、利用農家は530万人でした。マイクに向かって話せば補助金や保険の情報を聞けるため、文字を読むのが難しい農家も相談窓口を利用できます。画面の代わりに声で政府と初めて話した人々が、この数字の中にいます。

韓国では、既存の病害虫画像診断が運用されています。農村振興庁の2024年の発表では、平均精度は95パーセント以上、人の認知精度は95.3パーセントで、対象は31作物と182種の病害虫でした。農業AIエージェント「AIイサク」は、公式業務計画上、2027年にサービス開始予定です。現在稼働している画像診断が一枚の写真を読むものだとすれば、AIイサクは農業技術資料を対話でつなぐ次の窓口を目指しています。

しかし、技術がいくら精巧でも越えられない壁が、まだ残っています。一つは言葉です。標準語を学んだモデルは、農村の方言や慣用句を前にすると、しばしば戸惑います。「これは何のせいでこうなったんだべ」のような文は、標準語の辞書しか知らない通訳には理解しにくいものです。インドでは、この壁を越えるため、ヒンディー語やマラーティー語などの地域言語に合わせた言語理解モデルと、オフラインでも動く音声認識、音声合成エンジンを別途搭載しました。それでも、すべての方言を理解できるわけではありません。訛りが強かったり、あまり使われない慣用句だったりすると、今も時折、的外れな聞き返しをします。

画面の文字も、ある人にとっては壁です。開発途上国の農村だけでなく、韓国の農村でも、高齢農家の相当数は画面の文字を楽に読めません。こうした農家にとって、テキストのチャット画面は初めから役に立ちません。そのため、アグリ・エルエルエム系のサービスはいずれも音声を前面に出しています。声で尋ね、声で聞きます。画面を凝視しなくてもよいため、畑仕事の手を止め、少し腰を伸ばすだけで相談が終わります。数字と表ばかりの結果画面ではなく、人が実際に話すようにかみ砕いて説明する応答方式を選んだ理由も、ここにあります。

山村や人里離れた野原では、通信信号が頻繁に途切れます。これも越えるべき壁です。大きなモデルを遠くのサーバーに置き、毎回問い合わせる方式は、こうした場所では使えません。そこで開発者は、モデルを細かく分けて圧縮し、携帯電話や畑の端に置いた小型機器の中へ直接組み込みます。受信したばかりの気象資料とセンサー値は機器内に一時保存し、信号が完全に途切れた瞬間にも、最低限の判断を続

けられるようにします。機器内で小さく動くモデルは、サーバー上の大きなモデルより知識が少ないものです。それでも信号が途切れた瞬間には、その少ない知識でも、まったくないよりはましです。

すべての農家がこの技術を歓迎したわけではありません。スマートフォンのカメラがぶれ、写真がぼやけると、診断精度が急に落ちるという不満が出ました。データ通信料が負担になり、数回使ってやめた農家もありました。人工知能が土の種類や、その地域特有の気象変数を正しく読めず、見当違いの助言を出した事例も実際に報告されています。技術が完成したと言うには、まだ早い段階です。

残る問いは一つです。その助言が間違い、一年の農作を台無しにしたら、誰が責任を負うのかという問いです。灌漑の時期を誤ったり、病気の発見が遅れたりして生じる損失は、これまでほとんど農家が一人で背負ってきました。2026年2月、オーストラリアのラ・トローブ大学のソフィア・ドゥアン博士は、人工知能が日常的な農場判断の一部となったとき、失敗すれば誰がその危険を背負うのかという問いが十分に議論されていないと指摘しました。開発会社と農家が危険を分担する仕組みがなければ、技術がいくら正確になっても、農家はその正確さを最後まで信頼できないとも述べました。アグリ・エルエルエムが回答ごとに出典文書へ移動するボタンを付けている理由も、ここに 있습니다。根拠を開示することはできても、その根拠がこの畑、この季節に完全に当てはまると保証することは別の問題です。方言で質問したあの農家も同じです。相談は無料で受けましたが、損害が出れば、その金は結局その人が支払います。

農家が入力した畑の位置、収穫量、取引価格といった情報がどこへ流れるのかも、同じ問いに含まれます。この情報が大手技術企業のサーバーに蓄積され、かえって農家の交渉力を弱めるなら、相談は便利になっても農家の立場は悪くなります。情報を機器内や地域サーバーに残し、必要な内容だけを検索して使う設計は、この問題を減らす一つの方法として議論されています。サングワとムタバジが2025年に発表した研究は、こうした危険を減らす設計原則まで提案しています。システムを設計する段階から農家の立場を反映する価値志向型設計を適用し、農業専門家が定期的に回答の品質を採点して、人が見落とした誤りを取り除くべきだという主張です。ケンブリッジ大学存亡リスク研究センターは、それより前の2022年に出した警告で、収穫量だけを追う人工知能は、長期的には土壌と小川を害しかねないと指摘しました。目先の収穫量ではなく、数年後の土地の状態まで併せて測る物差しが必要だということです。技術が自ら責任を負う仕組みは、まだありません。

この流れは、さらに一歩進もうとしています。農場全体をコンピューター内に複製したデジタルツインとアグリ・エルエルエムをつなげれば、今後2週間にわたり干

ばつが続いたとき、収穫量がどれほど減るかも事前に尋ねられるようになります。モデルが仮想の畑でさまざまな天候を事前に再現し、その結果を人が理解できる言葉に置き換える方式です。ドローンと自動水口バルブに直接指示を出す段階まで進めば、相談に応じていたモデルが農場を実際に動かすことになります。判断と実行を一つのシステムが担う瞬間、責任を問う問題は今よりはるかに重くなります。ただし、この段階はまだ研究と実演の水準にとどまっています。実際の水田や畑で、こうした自律判断をそのまま任せる農家は多くありません。

再び、田の畦です。朝日が稲の葉の上に広がり、農家は画面に表示された答えを読みます。一つの病名と薬剤名が表示され、その下には出典文書へ移動する小さなボタンが一つ付いています。指がそのボタンの上で少し止まります。薬をまく前に、彼はボタンを押すでしょうか。

出典・参考文献

1. Parliament of India. (2025). Kisan e-Mitra Usage and Language Coverage, Unstarred Question No. 1464. https://sansad.in/getFile/annex/268/AU1464_CSuYc2.pdf?source=pqars
2. Arun, T., Pooja Sri, M., & Priya, K. (2026). FarmGPT: An explainable AI powered smart agriculture system for crop recommendation and decision support. AIJFR, 7(3). <https://doi.org/10.63363/aijfr.2026.v07i03.6414>
3. Baloch, S., Ali, A., & Naeem, A. (2025). AgriSmart: An AI-powered farming assistant and crop management platform for precision agriculture. International Journal of Innovative Science and Technology, 7(10), 155-162. <https://doi.org/10.33411/ijist/1710>
4. Farmers Weekly. (2026). On-farm AI: New tech must share the risk. <https://www.farmersweekly.co.nz/technology/on-farm-ai-new-tech-must-share-the-risk/>
5. Gauba, A., Pi, I., Man, Y., Pang, Z., Adve, V. S., & Wang, Y.-X. (2025). AgMMU: A comprehensive agricultural multimodal understanding benchmark. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2504.10568>
6. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. Intelligent Agriculture, 1(2), 25-45. <https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
7. 農村振興庁. (2026). 2026年主要業務計画：農業AIエージェントAIイサクの高度化、2027年サービス開始予定. https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=html&prgId=pln_mainbizQuery
8. University of Cambridge. (2022). Risks of using AI to grow our food are substantial and must not be ignored, warn researchers. <https://www.cam.ac.uk/research/news/risks-of-using-ai-to-grow-our-food-are-substantial-and-must-not-be-ignored-warn-researchers>
9. 農村振興庁. (2025). 人工知能（AI）で農家収入を20%増やす：農業科学技術・人工知能（AI）融合戦略. 農村振興庁報道資料. https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000806197
10. YTN. (2024). 病虫害被害をスマートフォンで診断・処方してください. YTNサイエンス. https://m.science.ytn.co.kr/program/view_today.php?s_mcd=0082&key=202409261626341200

5.2

農業ロボティクスおよび作業自動化

金堤の万頃平野に朝霧が低く立ち込める中、一台のトラクターがエンジンをかけます。運転席には誰もいません。ハンドルが自然に左右へ少しずつ動き、屋根の上に付いた傘形のアンテナが衛星信号を受けて点滅します。畑の端に立つ農家は、手にした携帯電話の画面を見つめるだけで、ハンドルを握る構えを見せません。

このトラクターが一人で動くようになった理由は、単純ではありません。稲や小麦、トウモロコシや大豆を育てる水田や畑の至るところで、働く人が減っています。一緒に田植えをしていた村の若者は都市へ去り、残った人々は腰が曲がり、膝が痛む年齢になりました。早朝から夕方まで炎天下で体をかがめ、苗を植え、薬をまき、穀物を運ぶ仕事は、今では金を払うと言っても、やろうという人を見つけるのが困難です。人件費は年々上がり、公民館や農機具修理所といった基盤施設も一つ、また一つと閉鎖されています。トラクターが一人で水田を進むのは、人がなくなった場所を埋めるための選択です。

このすべての過程は、人の目では追いつけない速さで繰り返されます。カメラとセンサーが今見たものを認識し、自分の位置を測り直し、進路を引き直し、車輪とアームに命令を出すという四つの段階が、ミリ秒単位で絶えず反復されます。従来の農機は、人がハンドルを握り、目で確かめながら運転しました。今では、この四つの段階を機械だけで行います。

このトラクターを畦の線に沿ってまっすぐ進ませる力は二つあります。一つは空の衛星、もう一つはトラクターの前に付いたカメラです。衛星測位（GNSS）信号だけを受けると、位置誤差が1メートル近くまで広がることがあります。そこで、地上基準局から補正信号をリアルタイムで受ける高精度衛星測位（RTK GNSS）も使用します。韓国の農機会社・大同が2023年に自社トラクターで国の自動運転試験を受けた際、計画経路から外れた誤差は左右7センチメートル以内でした。同社は、人がまったく乗らないレベル4の無人トラクターを2026年までに発売すると明らかにしました。スペインの新興企業Voltracは、完全電動の無人トラクターを2026年に商用発売すると発表し、韓国の農業企業GINTは、ベトナムの水田でトラクターと田植機の自動運転実証を続けています。

自律農機には、衛星アンテナと慣性計測装置、カメラ、障害物センサーが取り付けられています。2026年、ある四輪車両はトウモロコシ畑の30メートル区間を10回走行し、曇天時の平均横方向誤差6.2センチメートル、走行精度95パーセントを記録しました。試験の焦点は、作物列を追従する能力でした。種を植える深さと間隔を区域ごとに変える可変播種には、別の制御装置と発芽試験が必要です。

車輪もただの車輪ではありません。四つの車輪がそれぞれ別に回転し、それぞれ別に向きを変える方式（4WD/4WS）を使えば、代かき田のぬかるんだ泥や傾斜畑でも滑らず、その場で車体の向きを変えられます。人が歩けば足が深く沈む代かき田の真ん中でも、ロボットは四輪の力をそれぞれ異なる配分にして均衡を保ちます。

衛星信号が橋の下や防風林の陰で一時途切れると、カメラが働きます。カメラは苗代から出たばかりの稲苗の列を追ひ、その中心線を見つけます。この作業を行うプログラムには、それぞれ名前があります。水田では、画像を細かく分け、どの部分が苗で、どの部分が水なのかを塗り分けるように区別するプログラム（Fast-SCNN）が使われます。トウモロコシ畑では、生育時期ごとに変わる葉の形を学び直し、畝の中心線を見失わないプログラム（ST-YOLOv8s）が別にあります。どちらのプログラムも、映像の中に見えない一本の線を、瞬間ごとに引き直します。

二つの感覚を重ねて使う自動運転田植機は、実証現場で苗列の誤差を6.2センチメートル以内に抑えました。野外ではレンズに泥水がはね、真昼の日差しが正面から差し込みます。LiDAR（ライダー）の光が濡れた稲の葉に反射して跳ね返ると、ロボットは自分の位置を一瞬見失うことがあります。そのため、防水・防塵等級を高め、カメラの値と衛星の値がずれるたびに、数値を再調整する補正作業が続きます。

日本の農業研究機構（NARO）と企業ニューグリーンが共同で実証した無人除草ロボットは、太陽光で動き、水田の底をチェーンでかき混ぜて泥水を起こします。日光が水中まで届かなければ、ヒエのような雑草は発芽できません。有機水田で雑草の乾燥重量は、1平方メートル当たり35.4グラムから5.6グラムに減りました。同じ水田の稲の収穫量は20パーセント増えました。

安価なカメラとRaspberry Pi、MobileNetV2を組み合わせた除草ロボットの設計も提案されてきました。IJRASETに掲載されたある設計は、四輪とカメラ、ロボットアーム、クラウド記録を一体化しましたが、実際にロボットを製作し、圃場で試験した段階ではありませんでした。土埃と泥、揺れる葉を前に、この設計が耐えられるかは、試作機と圃場試験で明らかにする必要があります。

防除ドローンは、経路を組み、同じ区域を重ねて通らないよう設計できます。SprayCraft研究は、合成位置データで経路計画アルゴリズムを試験しました。コン

コンピューター画面では短い経路を見つけましたが、実際の畑の風やバッテリー、薬剤タンクの重量に耐えた飛行ではありませんでした。カメラで病害密度を読み、ノズルの散布量を変える装置も、経路アルゴリズムとは別の試験を受けます。

実った穂は、扱いがさらに難しくなります。トウモロコシの穂でも稲穂でも、握る力が少し強だけで粒がつぶれたり皮が傷ついたりし、力が弱ければ手から滑り落ちます。ロボットアームには、この均衡を保つ圧力センサーと滑り検知センサーと一緒に取り付けられます。リンゴを摘むロボットアームを屋外の果樹園で実験した結果、力を自ら感じ取るフィードバック装置を切って握ったときの損傷率は20パーセントでした。同じ装置を入れて握ったときは、損傷率が0パーセントに下がりました。握る指先が今どれほど強く押しているのかを、ロボット自身が感知する必要がありますということです。稲や小麦は通常、まとめて刈り取り、脱穀機にかけますが、種子に使う穂や間引くべき粒のように、一つずつ選別する作業では、この感覚が重要です。

収穫物を運ぶロボットは、傾斜畑で作業者に追従したり、指定場所まで箱を運んだりします。日本の農林水産省の事例では、労働力は約50パーセント、身体的負担は約30パーセント減ったと報告されました。労働強度が70パーセント以上減少したという数値は、その資料にはありません。人が荷物を持つ時間と、ロボットを監視する時間がどう変わったのかを、同じ基準で比較する必要があります。

これらすべてのロボットが生み出した数値は、どこかへ送られてこそ役に立ちます。ロボットの位置とバッテリー、完了したばかりの作業はリアルタイムのウェブ画面（Firebase）に送られ、異常が起きればメッセージャーボット（Telegram Bot）が農家の携帯電話に短い文を表示します。この画面は、Pythonベースのウェブプログラム（Flask）とリアルタイムデータベースを組み合わせで作られます。何か問題が起きれば、人は画面上のボタン一つで、ロボットにその区域をやり直すよう命令します。ロボットが自ら判断しているように見えても、人は画面の後ろで、今も見守っています。

自律農機には、人や動物、障害物を検知し、定められた範囲を外れると停止する装置が必要です。ISO 18497-1と18497-2は、機械設計と障害物保護の原則を扱います。米国のU.S. Sugarは、25万5,000エーカー規模の事業所に自律トラクター5台を配備し、24時間運用しました。5台がその広大な土地をすべて担当したわけではありません。人は運転席を降り、複数の画面を同時に見守る管制席へ移りました。

水田や畑の形が整っていない場所では、今も人の手が必要です。排水路が曲がっていたり、畦が曲がりくねった棚田では、衛星信号とカメラ認識が頻繁に食い違い、ロボットが方向を失って止まることがあります。そうした場所では、今も人が直接

トラクターに乗り、ハンドルを握ります。自動化は、整った水田や畑から先に定着しました。

これらのロボットを導入した農家の結果をまとめると、共通する数値が現れます。人が付ききりだった農作業の労働力は、70パーセントから80パーセントまで減りました。肥料や農薬のように水田や畑へ投入していた資材は、30パーセントから50パーセントまで節約できたという報告が続きました。この数値は、除草や防除、運搬のように、人が背中と腰で耐えていた作業で目立ちました。問題はその後です。

ロボットを買わずに契約利用するRaaSは、初期費用を分散できる方式です。市場報告書が集計した全産業のRaaS市場は、2026年の320億8,000万ドルから、2030年には678億5,000万ドルへ成長する見通しです。この中には物流、清掃、警備ロボットも含まれているため、そのまま農業ロボット市場の規模とみなすことはできません。農村では、村の貸出所と協同組合が播種期と収穫期の順番を決め、一台を共同利用する方式のほうが現実的です。

これまでに出了結果を見ると、境界線は明瞭です。広く整った水田や畑で同じように繰り返す仕事、畝に沿って進み、決められた量をまき、決められた重さを運ぶ仕事は、ロボットが人より上手にこなします。けがをせず、疲れず、夜も休みません。反対に、よく熟した粒と未熟な粒を目で見分けたり、初めて見る形の障害物を前に、その都度判断したりする仕事は、今も人の役目です。

研究者は、すでに次の段階を描いています。ロボットが人の言葉を理解し、自ら判断して体を動かす方式を、エンボディッドAI（Embodied AI）と呼びます。A区域の雑草を抜き、B区域の収穫物を運べ、という一文の指示だけで、複数のロボットが役割を分担して動く構想です。空の防除ドローンが先に畑を見回って病害虫地図を作ると、地上の除草ロボットと防除ローバーがその座標へ直行する方式も、併せて研究されています。人が眠る真夜中にも、カメラとドローンが畑を巡り、翌朝の作業を一覧にまとめておく構想まで描かれています。まだ論文と試作機の段階です。この構想が実際の畦でも通用するかは、土埃と泥と豪雨の中で、あと何度か失敗を重ねなければ分かりません。

日が完全に昇ると、無人トラクターは次の水田へ移ります。農家は今も畦に立ち、携帯電話の画面でバッテリー残量と残り区間を確認します。トラクターが土を耕し、列をそろえる間、彼の両手は隣の水田の水口を開けるために使われます。

出典・参考文献

1. Alda, M. C., & Eker, B. (2026). Development and field evaluation of an autonomous four-wheel-drive agricultural vehicle tracking crop rows using computer vision technology. *Journal of Agricultural Production*, 7(1), 13-19.
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>
2. Asami, H., & Nakamura, T. (2026). Effects of an Automatic Weed Suppression Robot for Paddy Fields in a Semi-Mountainous Area on Weed Suppression and the Growth and Yield of Paddy Rice. *Japanese Journal of Crop Science*, 95(1), 28-35.
<https://doi.org/10.1626/jcs.95.28>
3. Chen, K., Li, T., Yan, T., Xie, F., Feng, Q., Zhu, Q., & Zhao, C. (2022). A soft gripper design for apple harvesting with force feedback and fruit slip detection. *Agriculture*, 12(11), 1802.
<https://doi.org/10.3390/agriculture12111802>
4. International Organization for Standardization. (2024). ISO 18497-1:2024 Agricultural machinery and tractors, safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery, part 1: machine design principles and vocabulary. ISO.
<https://www.iso.org/standard/82684.html>
5. International Organization for Standardization. (2024). ISO 18497-2:2024 Agricultural machinery and tractors, safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery, part 2: design principles for obstacle protection systems. ISO.
<https://www.iso.org/standard/82686.html>
6. Ayalew, H., et al. (2024). SprayCraft: Efficient Coverage Path Planning for Agricultural Spraying. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2412.12176>
7. 阿拉坦塔娜. (2026). 农机智能化改装对生产效率的影响分析. *科学*, 9(2), 114-116.
<https://doi.org/10.32629/as.v9i2.3755>
8. 大同. (2023). 大同の自律作業農機、業界初の自動運転国家試験に合格. 大同ニュース.
<https://ko.daedong.co.kr/news/daedongnews/1485>
9. Precision Farming Dealer. (2026). U.S. Sugar launches largest deployment of autonomous tractors in sugar industry.
<https://www.precisionfarmingdealer.com/articles/7129-us-sugar-launches-largest-deployment-of-autonomous-tractors-in-sugar-industry>
10. Future Farming. (2026). Voltrac's fully electric autonomous tractor to launch in 2026.
<https://www.futurefarming.com/tech-in-focus/autonomous-semi-autosteering-systems/voltracs-fully-electric-autonomous-tractor-to-launch-in-2026/>
11. Research and Markets. (2026). Robotics as a Service (RaaS) market report 2026.
<https://www.researchandmarkets.com/reports/5896010/robotics-service-raas-market-report>
12. ソウル経済. (2026). GINT、ベトナムでトラクター・田植機など農機の自動運転を実証. ソウル経済.
<https://www.sedaily.com/NewsView/2K7EFUEF1V>

5.3

小規模農家向けAIツールの活用

水田一マジギは、およそ200坪です。早朝、その水を張った田の畦にしゃがむ人の手には、液晶の角が割れたスマートフォンが握られ、電波表示は一本と二本の間を行き来しています。夜の間に一枚の稲の葉へ茶色い斑点が広がり始め、その人は露の付いた葉にカメラを向けます。ドローンも衛星写真も土壌センサーありません。持っているのは、ポケットの中の携帯電話と、そこに入ったアプリ一つだけです。

開発途上国の農家のおよそ8割が、こうした規模の小規模農家です。それにもかかわらず、米国のトウモロコシ畑が1ヘクタール当たり10トン以上を収穫する一方、サハラ以南のアフリカでは2トンから3トンにとどまります。精密農業という言葉は、もともと数億ウォンもする自動運転トラクターやドローンのハイパースペクトルカメラを備えた大規模農場を念頭に置いて生まれました。そのような価格は初めから、水田一マジギを耕す人の計算に入ったことはありません。この程度の規模を耕す人に役立つ道具は、すでに手にしている、その携帯電話の中で動くものです。

ドイツで作られたPlantixは、葉の写真を撮って投稿すると病名を特定してくれる無料アプリで、世界の農業アプリのダウンロード順位1位になりました。ケニアでは、Digital Greenが開発したFarmer.Chatが、チャット画面に話しかけるように病虫害について質問し、回答を得るサービスとして始まり、初年度だけで1万5,000人の利用者から30万件以上の質問を受けました。バングラデシュでは、ベンガル語で話すとベンガル語で答える音声相談KrishokBondhuが登場し、文字を読めない農家も、電話をかけるように助言を求められるようになりました。三つとも料金を取らず、三つとも水田一マジギの農家を最初の顧客と考えて作られました。写真、文字、音声のうち、農家が使えらる方式なら何でも受け付けるよう設計されています。その後、SCA-MobiPlantやPlantShield AIのような類似のツールも数多く登場しました。

台湾・高雄市の「農來訊」は、気象と災害、農産物価格、IoT情報を提供する公共サービスです。水田の水門を自動制御する装置というより、農家向けに散在する情報を一つの画面にまとめる窓口です。PlantVillage Nuruは、ジャガイモとサツマイモの病気の診断を支援する別のモバイルツールです。EfficientPNet研究は、背景がきれいなPlantVillageのジャガイモ写真でモデルを試験しました。公共通知アプ

りと現場の病害診断、実験室の画像モデルは、同じ携帯電話の中に入れることができて、それぞれ異なる成績を持ちます。

画面上の答えを受け取った後のほうが、むしろ大きな難関となる場合もあります。処方どおりに薬を買うには、何駅か離れた町の農薬店までオートバイで出かけなければならないことが多く、その代金を用意するには、ほかの支出を減らさなければなりません。診断は無料でも、処方に従うための移動と金は、今も農家が負担しなければなりません。

低価格のAndroid携帯電話でモデルを動かすには、計算量を減らす必要があります。FP32値をINT8に量子化すると、パラメータの保存量は通常、およそ4分の1になります。INT8への変換だけで、モデルが数十分の一に小さくなるわけではありません。TensorFlow Liteはモバイル実行フレームワークで、ONNXはモデル交換形式です。Voskは音声認識ツールで、mBERTはテキストエンコーダーです。異なるツールをすべて圧縮手法や音声認識モデルとしてまとめてはいけません。圧縮後には、希少な病気と地域の訛りにおいて精度がどれほど低下するか、再び試験する必要があります。

PxDガイインド・オディシャ州のAma Krushiを評価した結果、サービスを受けた農家の平均収穫量は4.1パーセント増えました。費用便益比6倍から18倍という数値は、すべての農家の通帳で直接確認された純利益ではなく、事業費と推定便益を基に計算した範囲です。2025年のGlobal Food Securityのメタ分析は、デジタル農業助言が収穫量と所得をそれぞれ平均6パーセント高めたと報告しましたが、個別の推定値には、統計的に明確でない結果も多くありました。平均効果と農家ごとの確定利益は分けて読みます。

KrishokBondhuを実際の農家の質問で試験したところ、多様な農業の質問のうち72.7パーセントで、人が聞いても満足できる回答を提示しました。文字だけで回答していた従来方式と並べて採点したときも、KrishokBondhuは5点満点で4.53点を獲得し、3.13点にとどまった方式を上回りました。読み書きが苦手な農家には、この違いがほかのどの機能より大きく感じられます。画面を何度も押してメニューを探索する必要がなく、ただ話しかければよいからです。

GSMAの2026年の資料では、低・中所得国のモバイルインターネット利用率は女性64パーセント、男性73パーセントでした。絶対差は9パーセントポイントで、13パーセントは男性の利用率を基準に計算した相対格差です。スマートフォンの所有とモバイルインターネットの利用も、異なる指標です。女性農家は携帯電話、データ通信料、教育時間を得にくいという現場研究の方向性は維持しつつ、どの指標の差なのかを明確に記す必要があります。

高齢農家の前には、別の壁があります。声で尋ねれば声で答える機能は、高齢農家にとっても敷居を下げます。しかし、40年以上にわたり目と手で水田を見てきた人々は、機械が出す答えをすぐに信じない場合が多くあります。一部のサービスは、処方の横に、その根拠となった指針の出典も表示します。国立農業研究所の指針や作物保護剤の標準文書を明記すれば、農家がある場で根拠を確認できるからです。それでも、出典の一つ多く示すだけでは足りません。現場指導員がそばに立ち、数回一緒に操作して見せた村と、そうでない村との間には、実際の利用率に明らかな差が生じました。

この隔たりを埋めようとする取り組みも、同時に進んでいます。政府の農業技術センターや地域農協の指導員が公民館に人を集め、携帯電話の持ち方から一緒に操作してみる集まりを設ける方式です。こうした現場教育は、画面を一つ更新する作業よりはるかに手間がかかりますが、その分、効果も長く続きます。会社がアプリだけを置いて引き上げる村と、地域組織が数か月間寄り添う村との間には、実際の定着率に差が出たと、複数の現場報告が伝えています。村の人々同士が先に使ってみて教え合う口コミは、どの広告よりも力があるという話も、複数の現場で繰り返し聞かれます。

無料で始まったサービスが、無料のまま続く保証はありません。Plantixがその事例です。当初は農薬を減らすために病気を診断するアプリとして出発しましたが、投資家が入ると状況が変わりました。ダウ、BASF、シンジェンタ、バイエルといった会社から農薬と肥料を大量に買い入れ、農家が訪れる、まさにその小売店へ転売する事業で規模を拡大し、2023年には化学メーカーHelmに会社自体が買収されました。農家が葉の写真を投稿する画面は、今も無料です。ただし今は、その無料の裏に、どの農薬を優先して推薦するかを決める別の計算があります。

農家が入力した水田の位置と土壌数値、収穫量の記録が、そのまま企業のサーバーに蓄積されることも懸念材料です。その情報を握る側が、後にその農産物を買入れるとき、価格を引き下げる根拠として使えるからです。そこで、高雄のように地方政府が予算でアプリを直接引き受ける方式や、農協のような協同組合が共同で運営を担い、データは農家の所有だと明記する方式が、代案として挙げられています。料金を取らない代わりに、税金や組合費で運営費を負担する仕組みです。

同じ無料でも、税金と寄付金で維持する側と、投資金回収の圧力を受ける側は、時間が経つほど異なる動きをします。大規模農場がロボットやドローンを契約型サービス（RaaS）として借りるように、小規模農家向けの助言サービスも、結局は誰かがこの料金を代わりに支払わなければ長続きしません。Farmer.Chatと

KrishokBondhuは、今も財団と研究費で運営されています。その資金が途切れたとき、現在の無料がどう変わるかは、誰にも断言できません。

次の段階として論じられているのは、超軽量言語モデルを携帯電話の中に直接組み込み、インターネットが完全に途絶えた僻地でも、自然な会話で相談を続ける方式です。まだ実験室での実演に近く、水田一マジギを耕す人の手に実際に届くまでには、時間がかかるでしょう。その間も、電波表示は一本と二本の間を行き来し、携帯電話は今も10万ウォンのものでしょう。

再び、あの田の畦です。写真を撮って投稿した人は、数秒後、画面に表示された答えを読みます。薬をいつ、どれだけまくかを示す文の横に、小さな広告が一つ表示されています。その広告がいつからそこに付いていたのか、その人は正確には覚えていません。それでも今回も、この答えを信じて水口を調整するでしょう。次の季節にもこの画面が今と同じかどうかは、サービスを運営する会社の事情が決めます。

出典・参考文献

1. Majiwa, E., Ndaka, A. K., Ratemo, H., & Agembo, E. (2026). Artificial intelligence (AI) adoption and its perceptions among smallholder women farmers in Kenya. *Discover Agriculture*, 4(1), 162.
<https://doi.org/10.1007/s44279-026-00626-z>
2. Tesfay, W. (2026). Impact of improved irrigation technology adoption under groundwater irrigation and its impact on smallholder farmers' crop productivity, income, and food security in Southern Tigray Zone, Ethiopia. *Research Square* (preprint).
<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9797920/v1>
3. Beach, R. H., Milliken, C., Franzen, K., & Lapidus, D. (2025). Meta-analysis of the impacts of digital information interventions on agricultural development. *Global Food Security*, 45, 100866.
<https://doi.org/10.1016/j.gfs.2025.100866>
4. Mutuku, B., Akuffobe-Essilfie, M., & Kansime, M. (2026). Understanding gender disparities in access to digital advisory services among women and men farmers in Ghana. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 10, 1614245.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2026.1614245>
5. Omotayo, A. O., & Omotoso, A. B. (2026, June 3). AI offers promise for agriculture, but smallholder farmers risk being left behind. *The Conversation*.
<https://theconversation.com/ai-offers-promise-for-agriculture-but-smallholder-farmers-risk-being-left-behind-279013>
6. Singh, N., Wang'ombe, J., Okanga, N., Zelenska, T., Repishti, J., G K, J., Mishra, S., Manokaran, R., Singh, V., Rafiq, M. I., & Gandhi, R. (2024). Farmer.Chat: Scaling AI-powered agricultural services for smallholder farmers. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.08916>
7. Ameen, M. R., Islam, A., Aktar, F., & Rafat, M. S. (2025). KrishokBondhu: A retrieval-augmented voice-based agricultural advisory call center for Bengali farmers. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2510.18355>
8. Miller, S. R. (2024, October). This app set out to fight pesticides. Once VC stepped in, the app helped sell them. *Food and Environment Reporting Network*.

<https://thefern.org/2024/10/this-app-set-out-to-fight-pesticides-once-vc-stepped-in-the-app-helped-sell-the-m/>

9. Precision Development (PxD). (2025, February 26). Customized digital advice can help farmers reduce crop loss and manage weather shocks: A summary.

<https://precisiondev.org/customized-digital-advice-can-help-farmers-reduce-crop-loss-and-manage-weather-shocks-a-summary-or-as-much-as-we-can-summarize/>

10. GSMA. (2026). The mobile gender gap report 2026. GSMA.

<https://www.gsma.com/gender-gap/>

第6章

気候スマート農業と持続可能な生態系

6.1

気候スマート農業（CSA）と土壌生態系の管理

鍬の先で掘り起こした水田の土を一握り、手に取ってみます。手のひらの上で崩れる黒い土の中には、目に見えないものが生きています。細菌と菌類とイトミミズが絡み合い、枯れた稲わらを細かく分解し、根が吸収する窒素をつくり、見慣れない病原菌が入ってくれば互いに集まって行く手を塞ぎます。一握りの土の中には、このように数多くの生物がともに暮らしています。

この土は、ここ数十年の間に少しずつ悪化しました。トラクターで耕起するたびに土粒の間の空隙が崩れ、化学肥料を大量に投入するたびに微生物の担ってきた働きが減りました。その結果、土は炭素を保持する力を失い、水田と畑は二酸化炭素、メタン、亜酸化窒素を排出する場所になっていきました。この流れを逆転させようとする農法を、気候スマート農業（Climate Smart Agriculture）と呼びます。大げさな名前に聞こえても、目指すことは明確です。収量を維持し、干ばつや猛暑にも耐えられるようにし、同時に土へ再び炭素を蓄えることです。国際社会はこの目標を、生産性の向上、気候ショックに耐える力の強化、温室効果ガスの削減という三本の柱で表します。三つを同時に成し遂げなければならないため、容易なことではありません。

水田を水で満たすと、土中から酸素がなくなります。酸素のない場所でも微生物は活動を止めません。別の方法で稲わらと有機物を分解し、その副産物としてメタンが生じます。メタンは二酸化炭素より大気を温める力がはるかに強いいため、世界の水田は以前から温室効果ガス排出の大きな一角を占めると指摘されてきました。この問題を水で解決できることが明らかになり、水管理技術が水田の標準として定着しつつあります。水田を常に水で満たすのではなく、意図的に水を抜いて土をしばらく乾かした後、再び水を入れる方法を落水と呼びます。

農村振興庁の発表では、生育中に水田の水を数回抜く複数回落水は常時湛水よりメタンを最大44パーセント削減し、田植え前の乾田代かきは14パーセントの削減効果を示しました。昨年の8か所から今年は12か所、60ヘクタール以上へ拡大するという数値は、複数回水管理とICT全体ではなく、乾田代かき事業の拡大計画です。削減率と普及対象技術を対応させて記す必要があります。センサー記録は水管理の

実施確認に使えますが、すべての実証地に同じ装置が設置されたと断定することはできません。

誰もがすぐに落水を歓迎したわけではありません。長い間、水田を水で満たしておかなければ雑草の生育を抑え、稲がよく育たないと考えてきた農家には、意図的に水を抜くことが危険な賭けのように感じられます。田面が乾く数日の間に稲がしおれないか、雑草がその隙に伸びてこないかと心配する声は今もあります。計測器が示す水位をそのまま信じて水口を開閉するには、長年身についた勘をしばらく脇に置かなければなりません。その壁を越えるには、数字だけでは足りない時間が必要です。

落水がもたらす変化は、メタンにとどまりません。落水を実施した水田では湛水量そのものが20から30パーセント減り、その分、地下水や河川から汲み上げる水も減りました。毎年稲だけを植えていた水田に一年の休耕を挟み、土中の窒素の動きを人工知能で追跡した実験では、土中の有機窒素を稲が吸収する効率が目立って向上しました。施した分の肥料を稲が吸収し、吸収されなかった窒素が雨水に流されて河川を汚染することが減りました。

水田では、トラクターが通った箇所の土が締め固められます。重い車輪が通るたびに土粒の間の空隙が押し潰され、根はその硬い層を突き抜けられず、横へそれて伸びます。目で見ても、どこがどの程度締め固められているのか知るすべはありません。そこで、地中に電流を流す電磁誘導センサーを牽引しながら土の電気伝導度を測り、その数値を機械学習モデルに入力して、深さ別の締固めの程度を逆算する方法が使われ始めました。地雷探知機が地中の金属を見つけるように、このセンサーは目に見えない硬い層の位置を見つけます。計算された地図上で締固めのひどい区間だけを選び、心土を破碎する作業機を入れれば、水田全体を耕起しなくても根が伸びる道を開くことができます。ただし、この方法も完璧ではありません。電磁誘導センサーの測定値は土壌水分と塩分の影響も受けるため、雨の翌日に測った値と日照りの日に測った値が異なることもあります。そのため、一度測って終わりにせず、季節が変わるたびに測り直す必要があります。

小麦とトウモロコシを植える畑では、別の処方が用いられます。耕起を最小限に抑え、収穫後に残った茎や葉をすき込まず、そのまま土に残す不耕起農法に、炭のように焼いたバイオ炭とケイ素系改良材と一緒に投入する方法です。バイオ炭は土粒の間に入り込み、水を保持します。米国のトウモロコシ地帯では、地中の水分センサーと衛星時系列データを重ねて区域ごとの収量格差を特定し、格差の大きい区間に資源を集中投入する方法で、この改良技術を実証しました。干ばつが深刻だった年にも、バイオ炭とケイ素を入れた畑は収量の落ち込みが小さくなりました。

中国南西部の貴州省のように傾斜の急な山間部の畑では、別の取り組みが行われます。地形の高低を記録した地図と土壌水分センサーを組み合わせ、水と肥料を根の近くにだけ正確に流す水肥一体化方式を用います。これは雨季の雨水で土が流されるのを防ぎ、斜面下の河川へ流れ込む養分の損失も減らします。ただし、バイオ炭を焼いて畑まで運ぶ費用は決して安くなく、原料となる木材や稲わらの種類によって品質にばらつきがあるため、年によっては期待したほどの効果が出ないこともあります。

土中の炭素を測る伝統的な乾式燃焼法は、土壌を高温で燃焼させ、放出された二酸化炭素を測定します。燃焼後に残った灰の重量差から有機物を推定する方法は、強熱減量法です。二つの方法を同じものとして記してはなりません。同じ畑でも堆肥を施した隅と砂利の多い斜面では値が異なるため、複数地点で試料を採取する必要があります。試料数と深さは統計設計と検証基準によって決まります。

センサーと衛星は、土壌炭素の調査地点を選び、広域の変化を推定するうえで役立ちます。PatSnapが紹介した事例には、中赤外線による小規模標本で R^2 0.83、Sentinel-2ベースでRPD 1.74、GEDIとSentinelの組み合わせで R^2 0.72という数値があります。指標と標本がそれぞれ異なるため、数値だけで優劣を判断することはできません。色と反射率は実験室で調べるべき場所を絞り込み、現場試料は上空から得た推定値を地上につなぎ留めます。

土壌微生物の構成を機械学習で予測する研究も発表されました。2026年のScientific Reports論文で最高となった約 R^2 0.57は、種レベルではなく門レベルの予測から得られました。科や属のように細かな分類へ下がるほど精度が低下し、種レベルのモデルは提示されませんでした。ある畑で学んだ微生物の関係が、別の土壌や季節にそのまま当てはまらないという限界は残ります。分類レベルを変えて性能を水増ししてはなりません。

土壌炭素は市場でクレジットとして取引されますが、測定法によって値が異なります。リモートセンシングは、広域の変化を追跡し、試料採取地点を決めるために使えます。国際認証機関VerraのVM0042 v2.1は、リモートセンシングだけで土壌有機炭素の変化を算定することを認めておらず、現地測定を求めています。アルゴリズムと実験室分析を互いに置き換わる二つの陣営のように描くより、現場試料でモデルを校正し、不確実性を計算する手順を説明する必要があります。

この論争の根底には、検証という手続きがあります。農家が落水を守り、バイオ炭を投入したと述べても、その削減量を国際基準に沿って測定、記録し、再確認する過程を経なければ、炭素排出権市場でも政府補助金の窓口でも認められません。測定、記録、確認を行うこの手続きを、モニタリング、報告、検証という意味でMRV

と呼びます。センサーの測定値、衛星が撮影した画像、人工知能が算出した予測値を一つの標準規格に組み込んで初めて、その数値に金銭的価値が生まれます。問題は、この標準化手続きそのものが、国や認証機関ごとに異なることです。同じ水田で削減したメタンでも、どの窓口に書類を提出するかによって認定される金額が異なります。小規模農家ほどこの書類作業を一人で担うことが難しく、書類を代行する会社に手数料を支払って、ようやく炭素の対価を手にしします。

こうした機器のすべてが、水田や畑で正常に耐え続けられるわけではありません。土中に数か月も埋められたセンサーには塩分が表面に幾層にも堆積し、微生物が薄い膜をつくって付着し、湿気が回路を少しずつ腐食させます。当初は正確だった数値も、半年、一年と過ぎるうちに少しずつずれ始めます。最初の一、二年は熱心にセンサーを手入れしていた農家が、収穫期に重なるほかの仕事に追われ、較正を省くようになることもあります。画面には依然として数字が表示されますが、その数字が何を示すのか、誰も確信を持てなくなります。そのため現場では、センサー値を定期的に再調整する較正作業が必要であり、この作業を省いた農家のデータは信頼を失います。

費用も安くありません。埋設型センサーとドローン、人工知能分析サービスを一式そろえるには、小規模農家にとって負担の大きい初期費用がかかります。そのため、スマートフォンのカメラだけで土の色を撮影して送る、ほぼ無料のサービスを増やすべきだという声が高まっています。高価な埋設型センサーがなくても、手元の携帯電話一台で土の状態を推し量る道を開こうという考えです。誰がこのデータを所有し、誰の名義で炭素勘定に計上するのも、まだ整理されていない問題です。

今後登場する技術は、土中全体をコンピューターの中へ移そうとしています。微生物、炭素、水分が互いにどう関わりながら動くかを土壌のデジタルツインとして構築し、30年後に気候がどのように変わっても、その中で事前に実験する方式です。計算量が現在のコンピューターでは処理できないほど大きくなれば、量子コンピューターの原理を取り入れた人工知能が、膨大な選択肢をはるかに速く絞り込むとの予測もあります。こうした計算には、現在も大企業や国立研究所が先行して取り組んでいます。ただし、このような技術が畦に立つ農家の手に届くまでには、まだいくつかの段階が残っています。

畦で手を洗って立ち上がり、もう一度土を見下ろします。この一握りの土が抱える炭素が何トンなのか、その数字がどの会社の帳簿にいくらかと記されるのかは、目には見えません。センサーと衛星とモデルがその隙間を埋めていますが、今、画面に表示された数字をどこまで信じるべきかについては、今も誰も自信を持って答えられません。

出典・参考文献

1. Regenerative biochar for carbon sequestration and emerging technologies in soil organic carbon management for sustainable agriculture: A review. (2025).
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2335>
2. International Journal of Agriculture and Environmental Sciences. (2025). Application of machine learning algorithms for predictive modeling of climate-smart agriculture, 1(1).
<https://doi.org/10.64137/3108-088x/ijaes-v1i1p103>
3. AI for climate-smart agriculture: Precision sensing, crop intelligence, and resilient food systems. (2026). International Journal of Academic and Industrial Research Innovations Research Book Series.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-999639-7-9>
4. Adoption of deep learning driven precision agriculture for optimizing crop productivity and soil health via predictive analytics and autonomous sensing mechanisms. (2026). Preprints.
<https://doi.org/10.20944/preprints202512.2764.v1>
5. Mapping climate smart agricultural interventions in rice cultivation: A lexicometric and systematic review of methane emissions and yield outcomes. (2026). Frontiers in Climate.
<https://doi.org/10.3389/fclim.2026.1779948>
6. International Rice Research Institute. (2025). Southeast Asia tackles methane emissions with new low-emission rice production project.
<https://www.irri.org/news-and-events/news/southeast-asia-tackles-methane-emissions-new-low-emission-rice-production>
7. Global Methane Hub. (2025, November 6). The Global Methane Hub announces \$30 million investment to fast-track research and development on low-emission rice.
<https://www.globalmethanehub.org/2025/11/06/the-global-methane-hub-announces-30-million-investment-to-fast-track-research-and-development-on-low-emission-rice/>
8. Artificial intelligence in soil microbiome-driven agriculture: From practical limits to a translational roadmap. (2026). Frontiers in Microbiomes.
<https://doi.org/10.3389/frmbi.2026.1860559>
9. Soil microbiome prediction using traditional machine learning and deep learning models. (2026). Scientific Reports.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-39537-w>
10. Abasiita, D. (2026, June 24). Why soil carbon markets hinge on a measurement few can agree on. Forbes.
<https://www.forbes.com/sites/daraabasiita/2026/06/24/why-soil-carbon-markets-hinge-on-a-measurement-few-can-agree-on/>
11. 農村振興庁. (2026). 気候・エネルギー危機を克服、低炭素稲作技術を確立. 農村振興庁報道資料.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&prgId=day_farmprmninfoEntry&currPage=1&dataNo=100000809507
12. PatSnap Eureka. (2026). Soil carbon measurement technology 2026. PatSnap.
<https://www.patsnap.com/resources/blog/rd-blog/soil-carbon-measurement-technology-2026-patsnap-eureka/>

6.2

農家のESG経営と地域社会との連携

日の出前に畦に立つと、辺りはまだ暗いまです。この水田を耕して30年を超え、夜明けのたびに水位から確認するのが長年の習慣です。ところが今日は、ポケットの中の携帯電話が先に鳴ります。米を買い取る精米加工会社から、今年から栽培品種、水田の水を抜いた日と再び入れた日、肥料を施した時期と量を書いて送ってほしいというメッセージが届きました。

このメッセージは、本社の会議室から始まりました。弁当を販売する会社は、弁当容器を洗うときに出る水だけに責任を負うのではありません。その中のご飯をつくった水田から排出された炭素まで、自社の帳簿に記さなければなりません。株主と投資家が、会社にカーボンニュートラル宣言を守るよう迫るためです。業界では、これをスコープ3（Scope 3）排出と呼びます。食品企業が生むカーボンフットプリントの70から90パーセントがこの項目から発生し、その大部分は原料を栽培した農場から生じます。工場の屋根に太陽光パネルを設置し、配送トラックを電気自動車に替えても、大きな数値は畑や水田に残ったままです。会社が自社の帳簿を埋めるには、まず農家の帳簿を受け取らなければならない理由です。

購買担当者も、事情が楽なわけではありません。本社から示された目標値を達成するには、契約した数百の産地から同じ様式を回収しなければなりません。半数近くから返信さえない年もあります。

集めるべき資料は具体的です。米国の農業情報会社FarmRaiseが2026年5月にまとめた案内によると、購入者が求める資料は、位置情報と時刻がともに記録された写真、被覆作物を植えたかどうか、水田をどの方法で耕したか、肥料はどの種類をいつ、どれだけ施したかにまで及びます。一枚の水田から始まり、買い取りと加工を経て、会社の最終報告書まで途切れずにつながる記録を求めます。こうした基準を定めた欧州連合の企業サステナビリティ報告指令は、本来、大企業を対象に作られました。ところが実際に空欄を埋めるのは、10マジギの水田を一人で耕す60歳を超えた農家です。スマートフォンでかろうじてメッセージをやり取りするその手で、衛星座標と施肥日を表に書き写さなければなりません。以前は農協に米を渡して判をもらえば、その年の書類仕事は終わりでした。今では、その判は始まりにすぎません。

小規模農家にとって、サプライチェーン開示の様式は重い負担です。欧州連合は2025年のOmnibus I提案を経て、2026年にサステナビリティ報告とデューデリジェンス義務を軽減する枠組みを確定しました。バリューチェーン内の小規模企業には、法定の任意基準を超える資料を要求できないようにする方針が盛り込まれました。提案が出た年から制度が確定した年までの間も、農家は同じ手帳に水を入れた日を書き続けました。

韓国金融委員会は2026年7月、サステナビリティ開示の最終ロードマップを発表しました。開示義務は、2028年には資産10兆ウォン以上、2029年には5兆ウォン以上の企業へ段階的に適用されます。Scope 3は、資産10兆ウォン以上の企業から2031年に適用されます。農家がサプライチェーン資料を提出しなければならない時期は、取引企業の規模と開示範囲によって異なります。

農村振興庁とNAVER Cloudが2025年に公開した農業AIエージェントは、営農相談と就農設計を支援し、約1,700本の教育動画を利用者に合わせて推薦しました。病害虫画像機能は、2026年上半期に追加する予定だと発表されました。実際に提供が始まったかを確認せず、すでに追加されたと現在形で書くことはできません。営農日誌と開示様式を自動作成する機能も、当時公開されたサービスではなく、今後考えられる拡張の方向です。

センサー値を企業のサステナビリティ開示につなげるには、国際基準に沿って整理する必要があります。GRI 305は排出、GRI 101は生物多様性を扱うトピック別基準と開示項目です。305番様式と101番様式という二つのフォームが自動的に埋まると説明することはできません。台湾農業部のESG Storeは、企業の投資需要と農業分野の削減・適応事業を結びつける市場です。センサー値がそのまま投資金に変わるには、測定基準、検証、契約がさらに必要です。

台湾のNew Golden Corridor事業は、彰化と雲林の高速鉄道沿線で地下水使用と地盤沈下を減らすための事業です。水を多く使う作物の代わりに雑穀と畑作物を植え、節水灌漑を広げる方針を取りました。高雄市の農業情報システムとは地域も事業も異なります。沿線の水田で地下水の汲み上げを減らせば、線路下の地盤沈下の速度も遅くなります。

水管理だけが数値になるわけではありません。田面に雑草を意図的に一部残す草生栽培、鋤を浅くしか入れない不耕起、刈り取った稲わらを燃やさず再び水田にすき込む方法は、土中に炭素を蓄えます。人々はこの土中の炭素を黄炭（Yellow Carbon）と呼び、樹木と作物が蓄える炭素を緑炭（Green Carbon）、干潟と海が蓄える炭素を青炭（Blue Carbon）と分けて呼びます。色で分けた名称ですが、水田で行うことは、稲わらを燃やさずにすき込むことです。間断灌漑を適切に実施し

た水田では、メタン排出が30パーセント以上減るという結果も実証で得られました。台湾の一部農村では、企業が拠出した資金が高齢者への共同給食支援につながりました。

この流れにも壁があります。センサーを設置し、サーバーを置く初期費用を負担できるのは、たいていすでに一定の規模を持つ農場です。優遇金利と上乗せ価格を切実に必要とする小規模農家ほど、その壁の前で最初にふり落とされがちです。

インドで活動するBoomitraは、衛星と人工知能で広大な農地の土壌炭素変化を推定します。Verra VM0042は、リモートセンシングだけで土壌有機炭素の変化を算定することを認めていません。現場試料、深さの基準、モデルの較正、独立検証がともに必要です。衛星は現場試料の採取に代わるものではなく、どの畑のどの地点で試料を採るべきかを先に選別します。

だからといって、人工知能がすべてを解決するわけではありません。ポルトガルで米の履歴追跡を実証したTRACE-RICEプロジェクトは、畑から食卓までの記録をブロックチェーンでつなぐアプリケーションを開発しました。ところが、研究者が挙げた障害は技術ではなく人でした。高齢の農家ほどスマートフォンのアプリケーションを扱うのが不得手で、2023年の最初の実証で消費者が読み取ったQRコードは174回にとどまりました。継続的な教育と支援がなければ、QRコードを貼る段階から記録が途切れます。それでも2024年には、監視区域をさらに3か所増やし、ポルトガル固有品種のカラベラまで対象に加えました。畑から食卓までつながるはずの記録は、畑で一人が作業を止めた瞬間、最初から空白になります。

台湾国際合作発展基金が支援した学校給食プラットフォームは、メニュー、在庫、調達情報を管理します。どの学校に何がどれだけ入るかを一つの画面で確認できるようにしたシステムです。ブロックチェーンで田畑まで数秒で遡るリコール網は、この事業で確認された機能ではありません。給食食材を農場まで追跡するには、生産者コード、流通履歴、回収手続きがプラットフォーム外でさらに続く必要があります。

技術が村に入ると、新たな争いも一緒に入ってきます。20マジギの水田が一つの貯水池を共同利用する村を考えてみてください。水田の水を数日抜き、数日入れる間断灌漑を貯水池単位で調整すれば、メタン排出を大幅に削減できることは、複数の実証ですでに確認されています。問題はその後です。会社から支給される支援金は、貯水池全体で節約した水量を基準に計算され、村に一括で支給されます。貯水池の上流側にある水田は実際に水を抜いたり入れたりして手間をかけましたが、下流側の水田は水が届くのが遅くなっただけなのに、同じ金額を分け合おうとします。

共同利用する乾燥機とコンバインも同じです。機械が一日に通った水田は複数の家のものですが、燃料費を節約した実績は、その日に画面を操作した一軒の名義で記録されます。次の精算時、その家だけが優遇金利の書類に判をもらえば、残りの家々は機械と一緒に使っても実績のない農家として残ります。

そのため、精算日の村の集会所の光景は以前と異なります。里長がノートパソコンを開き、画面を壁に映します。貯水池の水位グラフと各戸の水田面積が並んで表示されます。グラフを見ながらうなずく人もいれば、自分の水田番号を指で示し、計算し直してほしいと言う人もいます。以前は目分量と長年の付き合いで分けていた金を、今では画面上の数値が決めます。その数値が間違っていると感じる人はいても、どこがどのように間違っているのかを指摘できる人は村に多くありません。

ドローンと衛星は、そもそも一枚の水田だけを切り離して撮影することができません。申請していない隣家の水田まで一枚の写真に収まり、村全体の資料としてまとめられます。生物多様性の実績も事情は似ています。ある自動車会社は農家と協力し、絶滅危惧種の小型ヤマネコであるベンガルヤマネコが頻繁に現れる場所を、ナビゲーション上の危険区域として表示します。しかし、ベンガルヤマネコが頻繁に撮影される水田の隣の農家は、この知らせを必ずしも歓迎しないかもしれません。自分の畑にまで監視と規制が及ぶことを心配するためです。自分の水田から得られた数値は自分のものだという、いわゆる農家データ主権という言葉が生まれた背景はここにあります。国際学術誌Intelligent Agricultureに2025年に掲載された研究は、農業に人工知能を導入する過程そのものが、倫理的責任と利用者中心の設計を備えてこそ持続できると指摘しました。村単位でこの権利を誰にどのように配分するかを定めた規則は、まだどこにもありません。

この負担を軽減する方法は、設計図だけならすでに存在します。農家が灌漑ボタンを押し、肥料袋を開けた瞬間、その動作自体をアプリが記録し、人が手を加えなくても305番と101番の様式に自動変換する仕組みです。夜明けに届いたあのメッセージにも、いつか人が返信を書かず、センサーが代わりに答える日が来るかもしれません。ただし、その日が来るまでは、添付ファイルを開いて空欄を埋めるのは、今も水田の所有者の手です。

この仕事は、農家だけではできません。センサーを製造する会社、資金を提供する銀行、基準を定める政府、データを受け取る食品会社、そして水田に出て水口を見る農家まで、五つの主体が一緒に動いてようやく機能します。どこか一者が自らの利益だけを求めれば、残りがどれほど努力しても、畦まで下りてきた一枚の書類に対応できません。

最後まで残る問題は、結局のところ金です。優遇金利はよい制度です。ただし、借入金の利息を引き下げるだけで、米の販売価格を上げるものではありません。間断灌漑を行うには水田の水位を一日に何度も確認しなければならず、炭状の土壌改良材であるバイオ炭をまくには、これまでなかった仕事が増えます。2025年にインドの研究チームが国際学術誌でまとめたところによると、バイオ炭は安価で扱いやすい方法で土中に炭素を閉じ込めることができます。ただし、安価というのは材料費の話にすぎず、水田に均一にまく人の人件費まで安いわけではありません。

ところが秋に受け取る精算書を見ると、これほど手をかけた米と、何もなかった隣の水田の米との価格に大きな差がないことが少なくありません。米国的大豆市場では、油分に優れ人気の高い特定品種の大豆に、1ブッシェル（約27キログラム）当たり0.75ドルから1.25ドルを上乗せする地域があるといいます。このような上乗せがあってこそ、農家は翌年も同じ大豆を植えます。価格が変わらなければ、初年度は融資書類に判を押し、担当者の前で写真も撮りますが、監視が緩くなる二年目から手間のかかる作業を少しずつやめていきます。

水口を手入れし、貯水池の水位を確認し、QRコードを貼るのは、すべて同じ人の手です。秋になり、同じ畦に再び立った農家が、精算書の二つの行を並べて見ます。何日も数えながら水を抜き入れした水田の1キログラム当たりの価格と、何もなかった隣の水田の1キログラム当たりの価格です。二つの数字が同じなら、この農家は来年もその苦労を繰り返す理由を見つけられるでしょうか。

出典・参考文献

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Khatri, A., Kumar, K., & Thakur, I. S. (2025). Regenerative biochar for carbon sequestration and emerging technologies in soil organic carbon management for sustainable agriculture: A review. *Intelligent Agriculture*, 2(1).
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2335>
3. Gonçalves, C., Fernandes, J., & Brites, C. (2025). Blockchain-enabled traceability in the rice supply chain: Insights from the TRACE-RICE project. *Foods*, 14(21), 3711.
<https://doi.org/10.3390/foods14213711>
4. 農村振興庁. (2025). Naver Cloudと提携し、農業分野の人工知能（AI）エージェントを初公開。農村振興庁報道資料。
https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000805404
5. 金融委員会. (2026). サステナビリティ開示最終ロードマップ。
<https://www.fsc.go.kr/eng/pr010101/87276>
6. Talkington, I. (2026). Supply chain disclosure: What Scope 3 buyers are asking ag producers to prove. FarmRaise.
<https://www.farmraise.com/blog/2026-supply-chain-disclosure-scope-3-buyers-ag-producers>

7. Key ESG. (2026). CSRD food & agriculture sector report. Key ESG.
<https://resources.keyesg.com/hubfs/Whitepapers/CSRD%20Sector%20reports/KEY%20ESG%20CSRD%20Food%20&%20Agriculture%20Sector%20Report.pdf>
8. Verra. VM0042 v2.1 Frequently Asked Questions: Soil Carbon Measurement Requirements.
<https://verra.org/methodologies-main/frequently-asked-questions-vm0042/>
9. Committee on World Food Security. (2026). Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition: Morning session [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>

6.3

世界の食料安全保障と農業デジタル転換の未来

仁川南港の穀物埠頭にばら積み船が着くと、小麦、トウモロコシ、飼料原料がクレーンで荷揚げされます。韓国の2023年から2025年までの穀物自給率は平均19.2パーセントで、2035年には16.8パーセントまで低下する可能性があるとの予測が出ました。小麦1.5パーセントとトウモロコシ4.3パーセントは、2024年時点の数値です。平均値と特定年の数値を同じ時点のものとして並べてはなりません。輸入港の価格と輸送の支障が国内の食品価格と飼料費に波及する構造は、この低い自給率から始まります。

この埠頭への船の到着が一日遅れるだけでも、国内物価は揺れます。しかし、穀物価格が実際に高騰したとき、最初に飢える国は韓国ではありません。紛争が続く国、そして自力で穀物を生産できず、購入価格にそのまま左右される国が先に打撃を受けます。世界銀行は2026年の報告書で、国際食料価格指数が同年に2.5パーセント上昇すると見通しました。中東情勢と異常気象、複数の国が同時に穀物を港に留め置く輸出制限措置が重なれば、この予測値をいくらでも上回り得ると警告しました。

国連食糧農業機関が2026年に発表した世界食料安全保障報告書によると、2025年に飢餓状態にあった人は6億4,500万人でした。世界人口の7.8パーセントに当たり、2022年のピークより4,300万人少ない数です。飢餓にまでは至らなくても十分に食事を取れなかった人は21億人で、前年より8,600万人減りました。それでも、健康的な食事を購入する余裕のない人は27億人です。健康的な食事に一人一日当たり必要な費用は、2025年時点で4.28ドルまで上昇しました。国ごとに異なる物価を同じ尺度に調整した購買力平価（PPP）基準であり、2017年の2.94ドルより明らかに上昇した値です。国連食糧農業機関は今回の報告書に、「飢餓は避けられないものではない」という題を付けました。飢餓人口が3年連続で減ったことに基づく題です。しかし、その速度は2030年の目標を達成するにはあまりにも遅いまです。

この統計の一つひとつに人がいます。サヘル地域の市場で穀物価格が上がると、母親はまず自分の食べる量を減らします。子どもの器にはこれまでどおり盛り、自分の器には汁だけを残します。国境の向こうの難民キャンプでは、配給が一日一食まで減る場所もあります。学校給食は飢餓を防いできた最後の防壁ですが、予算が減

れば、その防壁から低くなります。このような場面は統計表には表れません。表れるのは、6億4,500万という合計だけです。

この数字の後ろには、二種類の農家があります。一方は、衛星が頻繁に通過して観測する畑を持つ農場主です。ドローンが撮影したマルチスペクトル画像と土に差し込まれたセンサー値を人工知能と一緒に読み取り、翌月の収量と病害虫リスクを前もって知らせます。いつ、どれだけ水を与えるか、どの区画に肥料を多く施すかも、人工知能が土地を細かく区分して知らせる可変施肥方式です。穀物価格が動き始めると、この農場主には先物市場で価格をあらかじめ固定したり、播種時期を早めたりする余裕があります。

もう一方は、アフリカと南アジアの小規模農家です。開発途上国では小規模農家が農家全体の80パーセントを占めますが、手元にあるのは画面の割れたフィーチャーフォン一台だけという場合も少なくありません。数日分のデータ通信料が、診断アプリを一度使う費用に匹敵する地域もあります。2026年に発表された研究は、この格差を生む要因として、不安定なインターネット、高額で手の届かない機器、低いデジタルリテラシー、頻繁な停電を挙げました。人工知能には農業を変える力がありますが、その力はすでに資源を持つ農家へ先に集中するという指摘です。

ケニアやルワンダの畑の端で、小規模農家が病気にかかった葉を撮影し、診断アプリへ投稿しようとしても、通信が切れれば写真は送信されず、画面では読み込み表示だけが回り続けます。一方、アイオワのコンバインは走行中にも収量データを途切れることなくクラウドへ送ります。厚い雲に覆われた日に撮影した衛星写真は、地表を正確に読み取れず予測が外れることもあります。その誤差を補正する人員と機器を持つのは、やはり資源に余裕のある農場です。人工知能モデルの多くは、米国や欧州の広い畑の写真で訓練されます。そのため、狭い土地に複数の作物を混植するアフリカの畑の写真を見ると、見当違いの答えを出すことが頻繁にあります。

言語も障害です。大規模言語モデルの多くは、英語、中国語、スペイン語のように利用者の多い言語から訓練されます。スワヒリ語やハウサ語のように数千万人が使っている、インターネット上に文章があまり残されていない言語は後回しにされます。ケニアの小規模農家がスワヒリ語で病害虫について尋ねると、モデルが見当違いの答えを出したり、まったく理解できなかったりすることがあります。資料の多い言語ほどモデルの精度が上がり、精度が上がるほどその言語を使う人が再び集まります。資料の少ない言語は、この循環の外に取り残されます。

通貨危機の前後、韓国の種苗会社数社が外国資本の手に渡りました。ソウル種苗、興農種苗、中央種苗が相次いで売却され、当時業界7位とされた清原種苗も外国企業に買収されました。流れが一方向だけに進んだわけではありません。2012年、

FarmHannongはMonsanto Koreaの種子事業権の一部を買い戻しました。種子と農機データが少数企業のサーバーに集まる危険を読み解くには、売却と買い戻しという二つの方向をともに見る必要があります。

インド政府は2026年2月17日、BHARAT-VISTAARの第1段階を開始しました。このシステムは農業知識と政府サービスをAIで結び、AgriStackのUFSIは承認と農家の同意を前提にデータをやり取りします。接続されているからといって、誰もがすべての資料を取り出せるわけではありません。CIMMYTは研究、育種、教育目的の生殖質を無料または最低限の費用で提供します。完成した種子の商業化には、非独占または準独占ライセンスが使われます。

韓国のアグリフードテック・スタートアップ投資に関する2026年の報道は、丸める前の数値を基準に171パーセント増加したと伝えました。記事に併記された9,700万ドルと2億5,300万ドルだけで計算すると約161パーセントとなるため、丸める前の金額を確認する必要があります。世界のアグリフードテック投資額は、AgFunderによると2025年に162億ドルでした。農業用AI市場とアグリフードテック投資全体は、範囲が異なる二つの市場です。数値を比較するには、まず同じ範囲を測っているかを確認しなければなりません。

今後5年間に、衛星画像、オンデバイスモデル、地域言語の音声サービス、農業機械のレンタルが広がる可能性は高いとみられます。しかし、これは確認済みの現在の事実ではなく、著者の見通しです。中所得国の農場が高精度の警報を受け、耐性品種が多くの小規模農家に届く時期は、通信網、品種登録、種子サプライチェーンにかかっています。BHARAT-VISTAARに似た公共インフラが各国に生まれるという予想も、条件付きのシナリオとして記します。

電力網、通信塔、種子流通網は、人工知能モデルよりゆっくり変わります。データと特許が少数企業に集中する構造、過去に例のない異常気象がモデルを揺るがす問題も、短期間では消えにくいものです。農家のデータ主権が国際条約として確立し、量子コンピューターが地球全体の水と炭素を計算する時期は、まだ決まっていません。安価なチップが畦に一つずつ設置される間に、データが集まるサーバーの規模はそれより速く拡大する可能性があります。

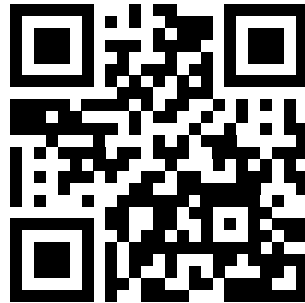
仁川港のクレーンは、今日も小麦をすくい上げます。その小麦が麺やパンとなって食卓に上るまで、画面の割れたフィーチャーフォンを握る小規模農家は、この計算のどこにも含まれていません。人工知能が5年以内に、安価になった衛星写真と高速化したチップでトウモロコシ畑と小麦畑の隅々まで読み取るとき、その計算結果を最初に受け取るのは誰でしょうか。

出典・参考文献

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial Intelligence in Agriculture: Ethical Stewardship, Responsible Innovation, and Governance for Sustainable Food Systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2).
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Press Information Bureau, Government of India. (2026). Rollout of BHARAT-VISTAAR Platform.
<https://www.pib.gov.in/PressReleaseIframePage.aspx?PRID=2239788>
3. SHARE GENES. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture | Dr. B. M. Prasanna [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
4. Committee on World Food Security. (2026). Morning Session: Harnessing AI, Digitalization and Data Governance for Food Security and Nutrition [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
5. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2026). SOFI 2026: Hunger not inevitable, FAO says as global hunger report shows progress. FAO Newsroom.
<https://www.fao.org/newsroom/detail/sofi-2026--hunger-not-inevitable--fao-says-as-global-hunger-report-shows-progress/en>
6. World Bank. (2026). When risks stack up: Threats to global food markets in 2026. World Bank Blogs.
<https://blogs.worldbank.org/en/developmenttalk/when-risks-stack-up--threats-to-global-food-markets-in-2026>
7. ファイナンシャルニュース. (2026). 2035年、韓国の穀物自給率が16パーセント台に下落…食料安全保障が脆弱化.
<https://www.fnnews.com/news/202607020630507050>
8. AgFunder. (2026). Global AgriFoodTech Investment Report 2026.
<https://agfunder.com/research/agfunder-global-agrifoodtech-investment-report-2026/>
9. Phys.org. (2026). AI offers promise for agriculture, but smallholder farmers risk being left behind.
<https://phys.org/news/2026-06-ai-agriculture-smallholder-farmers-left.html>
10. NewsPim. (2026年6月22日). [AIで読む経済] 種子が覇権となる時代…「620億ドルの種子戦争」が始まった.
<https://www.newspim.com/news/view/20260622000833>
11. NewsPim. (2026年6月23日). [AIで読む経済] IMFが売り渡した種子…韓国の種子主権25年の記録.
<https://www.newspim.com/news/view/20260622001057>
12. NewsPim. (2026年6月27日). [AIで読む経済] K半導体の次はK種子…農村振興庁を産業プラットフォームへ転換せよ.
<https://www.newspim.com/news/view/20260626000833>

この本を支援してください

この本が役立ったと感じられたら、今後の翻訳、公開版、オープンなAI知識プロジェクトをPayPalでご支援ください。



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

QRコードを読み取るか、上のリンクを開いてください。