

TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG NÔNG NGHIỆP LÀM VƯỜN

TỪ CHẨN ĐOÁN SÂU BỆNH ĐẾN CHỌN GIỐNG THÔNG MINH



Luật sư Kim Kyung-jin

Cuốn sách này được biên soạn và sản xuất với sự hỗ trợ của trí tuệ nhân tạo.

Nội dung tổng hợp các tài liệu công khai bằng những ngôn ngữ chính trên thế giới.

<https://notebook.google.com/notebook/9b8e426d-0ee9-4890-9911-cefce7a0f598>

Liên kết trên mở bộ sưu tập NotebookLM công khai gồm các tài liệu đã tham khảo khi biên soạn cuốn sách.

Mọi người đều có thể tự do truy cập và sử dụng.

Mục lục

Chương 1	Chẩn đoán sâu bệnh cây trồng bằng thị giác máy tính và học sâu	3
1.1	Phát hiện và chẩn đoán chính xác sâu bệnh, bệnh hại và cỏ dại trên cây trồng	5
1.2	Đánh giá độ chín của quả và dự báo sinh trưởng, năng suất	17
Chương 2	Robot nông nghiệp làm vườn và tự động hóa công việc tự hành	31
2.1	Robot thu hoạch rau quả, nấm và bộ phận tác động cuối	33
2.2	Tối ưu hóa lộ trình cho robot tự hành, đội máy bay không người lái và phòng trừ chính xác	45
Chương 3	Điều khiển môi trường cho nhà kính thông minh và canh tác trong nhà (CEA)	57
3.1	Giám sát đa cảm biến dựa trên IoT và đo lường môi trường thông minh	59
3.2	Tối ưu hóa môi trường và sinh trưởng thông minh bằng bản sao số và AI	73
Chương 4	Nông nghiệp chính xác dựa trên dữ liệu và hỗ trợ ra quyết định	85
4.1	Tối ưu hóa tưới thông minh và cung cấp phân bón	87
4.2	Hợp nhất dữ liệu không gian-thời gian và quản lý phân phối, chất lượng	97
Chương 5	Định kiểu hình kỹ thuật số dựa trên AI và công nghệ sinh học chọn giống	108
5.1	Định kiểu hình cây trồng thông lượng cao	110
5.2	Chọn giống dự báo và công nghệ chọn giống sinh học thông minh	122

Chương 1

Chẩn đoán sâu bệnh cây trồng bằng thị giác máy tính và học sâu

1.1

Phát hiện và chẩn đoán chính xác sâu bệnh, bệnh hại và cỏ dại trên cây trồng

LaserWeeder do công ty Carbon Robotics của Mỹ chế tạo có thể dùng laser tiêu hủy hơn 100.000 cây cỏ dại mỗi giờ. Kể từ khi ra mắt năm 2022, tổng số cỏ dại mà robot này tiêu diệt đã vượt 10 tỷ cây, doanh thu quý I năm 2026 vượt 100 triệu USD và khoảng 100 nông trại tại 15 quốc gia đang sử dụng thiết bị.

Cũng trong thời gian đó tại Hàn Quốc, một ứng dụng chẩn đoán bằng trí tuệ nhân tạo do Cục Phát triển Nông thôn xây dựng có thể nhận diện 31 loại cây trồng và 182 loại bệnh, sâu hại. Chúng ta đã bước vào thời đại mà camera và thuật toán đảm nhiệm công việc trước đây con người phải lật từng chiếc lá để kiểm tra vết bệnh và nhổ cỏ bằng tay.

Năng suất và chất lượng cây trồng làm vườn là trụ cột nâng đỡ đồng thời an ninh lương thực quốc gia và thu nhập của nông hộ. Nhưng khi khí hậu thay đổi, mầm bệnh xuất hiện những biến thể mới và lan tới các khu vực xa lạ, còn cỏ dại tranh giành cùng nguồn ánh sáng, nước và chất dinh dưỡng với cây trồng. Trong một thời gian dài, đôi mắt con người là tuyến đầu của cuộc chiến này.

Trong tiếng Anh, cách làm ấy được gọi là quan sát thực địa bằng mắt, Visual Scouting. Phương pháp khảo sát bằng mắt, trong đó nhà nông học hoặc người trồng có kinh nghiệm đi khắp ruộng để xem lá, đến nay vẫn được dùng rộng rãi, nhưng số lượng một người có thể kiểm tra trong một ngày luôn có giới hạn, và cùng một vết bệnh nhưng mỗi người có thể đưa ra nhận định khác nhau.

Ruộng càng rộng, kẽ hở của phương pháp này càng lớn, và bệnh lặng lẽ lan qua những kẽ hở đó.

Khi cỏ dại bắt đầu mọc bên cạnh cây trồng, mỗi ngày đều diễn ra một cuộc tranh giành vô hình dưới bộ rễ. Trong khoảng thời gian ngắn khi nước mưa thấm xuống và thành phần phân bón hòa tan, rễ cỏ dại liên tục hút nước và chất dinh dưỡng trước rễ cây trồng. Phải mất vài tuần sự chênh lệch mới lộ ra qua kích thước lá,

nhưng trong thời gian ấy cây trồng đã đến vụ thu hoạch mà không phát triển được như đáng lẽ phải có.

Dù là bệnh hay cỏ dại, đến lúc triệu chứng hiện rõ thì nhiều trường hợp đã quá muộn để can thiệp.

Xu hướng lớn nhằm ứng phó với những vấn đề này được gọi là nông nghiệp chính xác. Đây là sự chuyển đổi từ cách áp dụng cùng một biện pháp cho toàn bộ cánh đồng sang cách chỉ can thiệp đúng mức cần thiết cho từng khu vực nhỏ hoặc từng cây. Phát hiện chính xác bệnh, sâu hại và cỏ dại là bước đầu tiên của sự chuyển đổi ấy. Nếu không biết thứ gì nằm ở đâu thì không thể đưa ra một biện pháp chính xác chỉ nhắm vào đúng vị trí đó.

Công nghệ chẩn đoán chính xác kết hợp thị giác máy tính với học sâu đã xuất hiện để lấp khoảng trống này. Trong một bức ảnh do camera chụp, thuật toán thay con người phân biệt vùng bệnh với vùng khỏe, cây trồng với cỏ dại. Nền tảng của công nghệ này là mạng nơ-ron tích chập, viết tắt bằng tiếng Anh là CNN, Convolutional Neural Network.

Mạng quét màu sắc, hoa văn và độ cong của mép vết bệnh trên từng mảnh ảnh nhỏ, rồi xếp kết quả qua nhiều tầng và tổng hợp thành một phán đoán.

Với học chuyển giao, một mô hình đã được huấn luyện trước trên tập ảnh lớn khác, chẳng hạn ResNet, EfficientNet, DenseNet hoặc MobileNet, được huấn luyện lại để phù hợp với ảnh cây trồng, nhờ đó chỉ cần vài nghìn bức ảnh, mức mà một nông trại có thể thu thập, cũng có thể xây dựng một bộ phân loại khá chính xác. Nguyên lý này giống như người đã biết một ngôn ngữ có thể học ngôn ngữ mới nhanh hơn.

Trong môi trường thực địa vận động nhanh, tốc độ quan trọng không kém độ chính xác. Các mô hình thuộc họ YOLO, You Only Look Once, chỉ quét toàn bộ ảnh một lần, đồng thời vẽ khung quanh vết bệnh, sâu hại hoặc cỏ dại và gắn nhãn tên cho từng đối tượng. Đúng như tên gọi, phương pháp chỉ nhìn một lần rồi hoàn tất nên có thể theo kịp luồng video camera theo thời gian thực.

Ngay cả trong tán cây lộn xộn với lá chồng lên nhau, bóng đổ và nền lẫn đất cùng rơm rạ, các thế hệ mới từ YOLOv5 đến YOLOv8, YOLOv9e, YOLOv10 và YOLOv11 vẫn tìm đúng vị trí của từng vết bệnh, từng con côn trùng và từng cây cỏ dại.

CNN và YOLO có một điểm yếu chung. Vì chia ảnh thành những mảnh nhỏ để quan sát, chúng dễ bỏ qua quan hệ giữa các mảnh, những hoa văn rộng trải trên toàn bộ lá hoặc sự thay đổi hình dáng của cả cây. Vision Transformer, viết tắt là ViT, cùng mô hình họ hàng Swin Transformer chia ảnh thành các mảnh 16×16 pixel rồi tính toán toàn bộ mối quan hệ giữa các mảnh.

Cách tính này được gọi là cơ chế tự chú ý, Self-Attention, cho phép mô hình nhìn trên phạm vi rộng để xác định liệu vết bệnh ở một góc ảnh và vết bệnh ở góc đối diện có bắt nguồn từ cùng một bệnh hay không. Kiến trúc lai đặt các mô-đun chú ý như CBAM hoặc CAB cạnh CNN giúp một hệ thống vừa có con mắt đọc hoa văn nhỏ của vết bệnh, vừa có con mắt bao quát toàn bộ chiếc lá.

Như thể một người đồng thời có đầu ngón tay lăn theo thớ ở khoảng cách gần và đôi mắt nhìn toàn cảnh từ xa.

Các con số cho thấy những mô hình này dự đoán chính xác đến đâu. Các biến thể EfficientNet-B0 và B3 dùng để nhận diện bệnh trên lá nho đạt độ chính xác 99,5 phần trăm và AUC-ROC 1,00 trên dữ liệu xác thực.

Mô hình kết hợp DSOCA-QSO, một kỹ thuật tối ưu hóa mô phỏng chuyển động của đàn quokka, đạt độ chính xác 99,9 phần trăm và điểm F1 99,35 phần trăm khi phân loại bệnh trên lá rau, còn TL-DCFP-CNN, mô hình chọn đặc trưng theo ngữ cảnh, vẫn duy trì độ chính xác 98,09 phần trăm khi xử lý đồng thời năm loại cây gồm bông, ngô, lúa, lúa mì và mía.

Trong phát hiện thời gian thực, YOLOv11 đạt độ chính xác khoảng 94 phần trăm khi phát hiện bệnh lá cà chua, còn YOLO-NAS với kích thước thu gọn vẫn giữ độ chính xác 96 phần trăm khi phát hiện cỏ dại tại các cánh đồng nhiệt đới, đồng thời xử lý một ảnh trong 25 mili giây. Thời gian ấy chưa bằng một phần mười thời gian con người chớp mắt. Các cánh đồng nhiệt đới nơi YOLO-NAS được thử nghiệm khác vùng ôn đới về ánh sáng và độ ẩm.

Mặt trời ở cao, bóng ngắn và đậm, độ ẩm trong không khí cũng cao. Kết quả duy trì độ chính xác trong môi trường này là căn cứ cho thấy mô hình được tạo ở một vùng khí hậu có thể hoạt động tại một vùng khí hậu hoàn toàn khác.

Thiết bị bay không người lái và robot mặt đất liên tục di chuyển trên ruộng để chụp ảnh. Chỉ cần phán đoán chậm nửa nhịp, robot đã đi qua vết bệnh. Vì vậy, hiệu suất thực địa không chỉ phụ thuộc vào việc hệ thống nhận diện bệnh chính xác đến đâu mà còn vào tốc độ đưa ra phán đoán. Chênh lệch tính bằng mili giây trong thời gian

xử lý một ảnh cuối cùng quyết định diện tích ruộng mà một robot có thể khảo sát trong một ngày.

Khi lá cây trồng và cỏ dại chạm vào nhau, khung chữ nhật là chưa đủ. Mô hình phân đoạn đảm nhiệm việc tô từng pixel thành cây trồng hoặc cỏ dại.

PSPEdgeWeedNet dùng đồng thời một nhánh phát hiện biên riêng và trường ngẫu nhiên có điều kiện để phân tách rõ ranh giới cây trồng với cỏ dại trong ruộng lạc, còn CAMDWS, kiến trúc hai nhánh có khả năng đọc cả ngữ cảnh, nhận diện cỏ lồng vực cứng, *Lolium rigidum*, và cỏ dại, *Raphanus raphanistrum*, hai loại cỏ tiêu biểu trên đồng lúa mì Australia, với IoU lần lượt vượt 91 phần trăm và 90 phần trăm, tức tỷ lệ chồng lấp giữa vùng thực tế và vùng dự đoán.

ViT đạt độ chính xác 99,8 phần trăm trên dữ liệu PlantVillage, còn HybridViT-CAB kết hợp ViT với khối chú ý tích chập đạt AUC 0,97 và độ chính xác 91 phần trăm, trong khi chỉ có 412.000 tham số, dung lượng 1,57 megabyte và xử lý một giai đoạn trong 141 mili giây.

Một hệ thống chẩn đoán gắn trên thiết bị bay không người lái dùng Swin Transformer làm backbone, đồng thời bổ sung ConvNeXt-V2, SE-BiLSTM và tầng đề xuất học Q sâu, đạt độ chính xác 99,30 phần trăm trên bộ dữ liệu bông SAR-CLD-2024. Trọng tâm nghiên cứu dường như đang chuyển sang các mô hình nhẹ hơn mà không đánh mất độ chính xác.

Dù thuật toán xuất sắc đến đâu, nó vẫn bị ràng buộc bởi những gì camera thu nhận. Cảm biến RGB ghi lại dải bước sóng gần với mắt người, có giá rẻ, nhẹ và đã có sẵn trên điện thoại cùng drone nên trở thành thiết bị tiêu chuẩn tại hiện trường phân loại triệu chứng và phát hiện cỏ dại.

Nhưng ánh sáng khả kiến có đúng giới hạn của mắt người khi cần phát hiện nhiễm bệnh sớm diễn ra bên trong lá trước khi triệu chứng lộ ra, hoặc phân biệt cỏ dại màu xanh gần như trùng màu cây trồng. Ảnh đa phổ và siêu phổ lấp khoảng trống này.

Cảm biến đo riêng độ phản xạ ở các dải cụ thể như ánh sáng xanh lam 475 nanomet, xanh lục 560 nanomet, đỏ 668 nanomet, biên đỏ 717 nanomet và cận hồng ngoại 840 nanomet chuyển các số đo đó thành chỉ số như chỉ số thực vật chênh lệch chuẩn hóa, NDVI, chỉ số thực vật chênh lệch chuẩn hóa xanh lục, GNDVI, NDVI biên đỏ và chỉ số thực vật điều chỉnh theo đất, SAVI, qua đó phát

hiện stress sớm do diệp lục suy giảm hoặc mất nước trước khi triệu chứng nhìn thấy được xuất hiện.

Cảm biến RGB-D bổ sung thông tin vị trí ba chiều bằng cách gán một giá trị khoảng cách cho từng pixel trong ảnh màu. Thông tin chiều sâu này tạo ra tọa độ cho biết ngón tay của robot thu hoạch hoặc laser của robot làm cỏ phải nhắm chính xác vào đâu.

Thiết bị bay không người lái mang những cảm biến này bay ở độ cao thấp từ 2 đến 50 mét, quét toàn bộ cánh đồng với độ phân giải mà một pixel đại diện cho 0,3 đến 5 centimet, còn robot mặt đất và thiết bị di động cầm tay lấp các khoảng trống còn lại.

Khi chồng thêm dữ liệu từ cảm biến Internet vạn vật đo nhiệt độ không khí, độ ẩm, độ ẩm đất và lượng mưa cùng hồ sơ thời tiết, nhiều lớp dữ liệu theo thời gian và không gian chảy vào một quy trình duy nhất. Dữ liệu thu thập được không dừng ở chẩn đoán mà chuyển sang dự báo.

Việc chồng diễn biến nhiệt độ và độ ẩm trong vài ngày gần đây lên hồ sơ phát bệnh quá khứ có thể cảnh báo trước thời điểm nguy cơ bùng phát tăng lên, trước khi vết bệnh nhìn thấy được xuất hiện. Công nghệ tiến thêm một bước, từ tìm bệnh đã nhìn thấy sang nhận diện bệnh chưa thể nhìn thấy.

Ảnh đã thu thập không thể dùng ngay. Chúng được cắt lại theo kích thước cố định như 224×224 , 512×512 hoặc 736×736 , rồi giá trị pixel được chuẩn hóa về một phạm vi nhất định. Để bù cho sự thay đổi hướng nắng và số ảnh không đồng đều giữa các loại bệnh, ảnh được xoay, lật, nghiêng và làm mờ, đồng thời các mô hình sinh như GAN, cGAN và DoubleGAN tạo ảnh tổng hợp của lá bệnh và cỏ dại để tăng dữ liệu huấn luyện.

Mạng đối sinh có điều kiện, cGAN, nhận loại bệnh làm điều kiện định trước rồi vẽ một ảnh vết bệnh tổng hợp mới tương ứng với bệnh đó. Một bên cố tạo ảnh trông như thật, bên kia cố xác định ảnh có giả hay không, và cả hai cùng nâng cao năng lực qua cuộc đối đầu. Các hàm như tổn thất entropy chéo, tổn thất có trọng số theo lớp và tổn thất biên đo mức sai của mô hình, còn các phương pháp tối ưu hóa như Adam và AdamW từng bước giảm sai số.

Sau khi huấn luyện, mô hình cuối cùng phải chạy bên trong một cỗ máy nhỏ ngoài đồng. Những máy tính nhỏ bằng lòng bàn tay như NVIDIA Jetson Xavier NX, Jetson Nano và Raspberry Pi, cùng bộ tăng tốc FPGA như Xilinx Zynq-7000, đảm nhiệm

công việc đó. Lượng tử hóa làm tròn các giá trị thập phân chi tiết thành số nguyên, giảm số bit được xử lý trong mỗi phép tính, qua đó giảm đồng thời thời gian tính toán và bộ nhớ.

Độ chính xác giảm đôi chút nhưng phép tính nhanh hơn nhiều. Cắt tỉa loại bỏ các kết nối ít ảnh hưởng đến kết quả, giống như cắt những cành cây không cần thiết, và chuyển đổi mô hình sang TensorFlow Lite hoặc TensorRT có thể giảm mạnh thời gian vận hành. Theo báo cáo, mô hình được tăng tốc bằng FPGA đạt tốc độ suy luận nhanh gấp 43,2 lần mô hình chỉ dùng RGB, độ trễ dưới 10 mili giây và giảm 88 phần trăm điện năng tiêu thụ.

Các hệ thống gần đây xử lý một ảnh trong 42,6 mili giây, cho phép chẩn đoán thời gian thực trên thiết bị cỡ điện thoại, còn những mô hình siêu nhẹ như PMVT với 1,9 triệu tham số và các transformer đã cắt tỉa hiện chạy trực tiếp trên drone nông nghiệp và thiết bị nhỏ bằng TensorFlow Lite, ONNX Runtime cùng giao tiếp gRPC nhẹ.

Một số thước đo được dùng để xác định mô hình như vậy có hữu ích hay không. Độ chính xác là tỷ lệ phán đoán đúng trong toàn bộ phán đoán, độ chuẩn xác là tỷ lệ trường hợp thực sự mắc bệnh trong số các trường hợp được phân loại là bệnh, còn độ thu hồi là tỷ lệ lá thực sự mắc bệnh được mô hình phát hiện mà không bỏ sót. Một số bệnh có hàng nghìn ảnh, trong khi bệnh hiếm có thể chỉ có vài chục.

Khi số ảnh giữa các bệnh chênh lệch như vậy, điểm F1 kết hợp độ chuẩn xác và độ thu hồi để cho biết mô hình có thiên lệch về các bệnh phổ biến hay không. AUC-ROC cho thấy hiệu suất qua nhiều ngưỡng, còn ma trận nhầm lẫn đặt tên bệnh thực tế cạnh dự đoán của mô hình trong một bảng, phơi bày chính xác bệnh nào bị nhầm thành bệnh nào.

Nếu phân loại nhầm lá bệnh là khỏe mạnh, bệnh sẽ có thêm thời gian lan khắp ruộng, vì thế trong chẩn đoán bệnh và sâu hại, độ thu hồi cần được coi trọng hơn độ chuẩn xác. Nghi ngờ hơi quá mức vẫn an toàn hơn bỏ sót một ca bệnh.

Phát hiện và phân đoạn, hai nhiệm vụ phải xác định cả vị trí lẫn danh tính mục tiêu, dùng những thước đo khác. IoU cho biết vùng do mô hình vẽ chồng lấp với vùng bệnh thực tế đến mức nào, còn mAP là độ chuẩn xác trung bình đo qua nhiều ngưỡng. Điều này giống như đóng hai con dấu vào cùng một vị trí rồi xem dấu in chồng khít đến đâu.

Số khung hình xử lý mỗi giây và thời gian suy luận quyết định liệu mô hình có thể hoạt động ở tốc độ thực tế ngoài đồng hay không. Nhưng mọi chỉ số dù tốt đến đâu cũng vô nghĩa nếu mô hình không hữu ích ngoài ruộng. Vì vậy, phải xem xét song song các thước đo nông nghiệp như tỷ lệ loại bỏ cỏ dại, tỷ lệ gây hại cây trồng, lượng thuốc diệt cỏ trên mỗi hecta và hiệu suất phun.

Máy tính dự đoán đúng và chi phí cùng sản lượng của nông trại thực sự được cải thiện là hai câu hỏi khác nhau, và mô hình không trả lời được câu hỏi thứ hai sẽ khó bền vững ngoài đồng, dù độ chính xác cao đến đâu.

Đằng sau các con số là camera và ứng dụng đang hoạt động trên những cánh đồng thực. Hệ thống chẩn đoán kết hợp ứng dụng điện thoại với drone đang lan rộng, tập trung vào các cây trồng làm vườn có giá trị như cà chua, nho, bông, ớt và dâu tây.

Các mô hình chạy YOLOv8, YOLOv11, EfficientNet hoặc MobileNet nhận diện bệnh trực tiếp ngoài ruộng: bệnh cháy lá sớm và mốc lá trên cà chua; virus khảm làm biến dạng gân lá; virus xoắn vàng lá khiến mép lá vàng và cuộn lên; sương mai, thối đen và esca làm mô giữa các gân lá nho khô thành sọc vàng; rệp và nhện đỏ hai chấm trên bông; cùng ruồi đục lá đào đường hầm trong lá.

Người trồng chụp một bức ảnh trước cây bị bệnh, rồi vài giây sau quyết định hành động tiếp theo dựa trên tên bệnh và biện pháp phòng trừ hiện trên màn hình.

Các thử nghiệm trên lô trồng cà chua, khoai tây và ngô đã cho thấy điều xảy ra sau chẩn đoán. Thuốc diệt nấm giai đoạn đầu chỉ được phun ở những khu vực mà mô hình học sâu xác định có bệnh, và lượng tưới tại các khu vực đó cũng được điều chỉnh riêng. Chẩn đoán không kết thúc bằng một con số trên màn hình mà dẫn tới quyết định thay đổi lượng hóa chất và nước dùng trên thực tế.

Tuy vậy, nhiều thử nghiệm vẫn chỉ giới hạn trong một cánh đồng và một mùa vụ, vì thế cần có bộ dữ liệu lớn hơn bao quát nhiều thửa ruộng, nhiều mùa và nhiều điều kiện chiếu sáng.

Những công cụ chẩn đoán này phát huy sức mạnh tại các khu vực khó tiếp cận chuyên gia. Số nông trại và cánh đồng mà một nhà nông học phải phụ trách khác nhau đáng kể theo khu vực, nhưng ở đâu cũng quá nhiều để có thể đi bộ khảo sát hết. Khả năng nhận ngay chẩn đoán gần với phán đoán của chuyên gia chỉ bằng một chiếc điện thoại dường như là một lý do khiến công nghệ này lan rộng.

Vai trò của nó gắn với việc lấp những khoảng thời gian và nơi chốn mà mắt người không thể vươn tới hơn là thay thế con người.

Cách tiếp cận dùng camera phân biệt cây trồng với cỏ dại và chỉ xử lý đúng vị trí cần thiết được gọi là quản lý cỏ dại theo vị trí cụ thể, viết tắt là SSWM, Site-Specific Weed Management. Cốt lõi của cách tiếp cận này là chuyển từ phun cùng một lượng trên toàn bộ cánh đồng sang chỉ chọn những nơi có cỏ dại và xử lý đúng lượng tại đó. Nhưng việc vạch chính xác ranh giới ấy không dễ.

Cây trồng và cỏ dại càng non, càng mọc sát nhau thì ranh giới càng mờ.

Phân biệt cây trồng với cỏ dại khó hơn tìm bệnh. Cả hai đều xanh, đều phát triển và khi còn non thì hình dạng lá thậm chí còn giống nhau. Một thí nghiệm trên cánh đồng lúa mì 120 hecta tại Australia đã giải quyết vấn đề bằng diễn biến theo thời gian.

Một thiết bị bay không người lái ở độ cao thấp chụp cùng cánh đồng vào mười tám thời điểm khác nhau, rồi thuật toán hợp nhất không gian, thời gian và phổ AMSTF đọc các ảnh như những lớp chồng lên nhau.

Chỉ số tốc độ sinh trưởng hằng ngày là 0,025 đối với cỏ dại và 0,015 đối với lúa mì, sự khác biệt hiện rõ trên các chỉ số phổ chuỗi thời gian, và khi bổ sung phân đoạn CAMDWS, tỷ lệ phân loại sai tại ranh giới cây trồng và cỏ dại giảm từ mức 9,8 đến 12,3 phần trăm xuống còn 5,4 phần trăm. Một dấu hiệu khó nhận thấy, sự khác nhau về tốc độ sinh trưởng, đã trở thành yếu tố then chốt để vạch lại ranh giới.

Thiết bị phòng trừ có mục tiêu mang tên See & Spray gắn camera phía trên vòi phun và van điện tử siêu nhanh phía dưới. Thiết bị do Blue River Technology, công ty con của John Deere, phát triển. Nó nhận diện theo thời gian thực vấn đề green-on-green, cỏ dại xanh ẩn giữa cây trồng xanh. Ngay cả mắt người cũng thường không thể nhận ra ngay cỏ dại xanh giữa những chiếc lá xanh.

Tùy mật độ và loại cỏ, hệ thống điều chỉnh kích thước giọt từ 150 đến 250 micromet và lưu lượng phun từ 0,12 đến 0,35 lít mỗi phút. So với phun phủ thông thường, cách rải đều thuốc diệt cỏ trên toàn ruộng, thiết bị giảm 31 đến 32 phần trăm lượng thuốc, đưa mức dùng xuống khoảng 0,68 lít mỗi hecta. Cây trồng tránh được hóa chất và tổng lượng hóa chất phát tán xuống đất cũng giảm.

Khác với phương pháp hóa học này, một hướng đi hoàn toàn không dùng hóa chất đã được triển khai thương mại. Robot tự hành mang thuật toán phát hiện

DIN-LW-YOLO và camera RGB-D xác định theo tọa độ ba chiều điểm sinh trưởng của cây cỏ non mới mọc giữa các cây trồng. Điểm sinh trưởng là phần trên cùng nơi cây tạo ra chồi mới. Robot bắn tia laser công suất cao trong khoảnh khắc vào điểm đó và phá hủy bằng nhiệt.

Nó diệt cỏ bằng ánh sáng thay vì giọt thuốc diệt cỏ. LaserWeeder do Carbon Robotics của Mỹ phát triển là ví dụ tiêu biểu đưa phương pháp này lên quy mô thương mại. Thiết bị loại bỏ hơn 100.000 cây cỏ mỗi giờ và đã tiêu diệt tổng cộng hơn 10 tỷ cây kể từ khi ra mắt năm 2022. Doanh thu quy đổi theo năm vượt 100 triệu USD trong quý I năm 2026, sau đó có báo cáo lên tới 177 triệu USD, quy mô chưa từng có đối với một công ty robot nông nghiệp.

Robot đã được triển khai tại 15 quốc gia và được hơn 100 nhà canh tác ở Bắc Mỹ, châu Âu và Australia sử dụng.

Tháng 2 năm 2026, công ty công bố một mô hình thực vật quy mô lớn được huấn luyện trên 150 triệu ảnh cây có nhãn. Công ty cho biết quá trình huấn luyện tùy chỉnh, trước đây mất nhiều tuần mỗi khi robot gặp cánh đồng hoặc cây trồng mới, đã rút xuống còn vài phút. Robot thứ hai không còn phải học lại từ đầu mọi tổ hợp cỏ dại, đất và ánh sáng mà robot thứ nhất từng trải qua.

Kinh nghiệm tích lũy của một robot có thể chuyển thẳng sang robot kế tiếp và cánh đồng kế tiếp, cho thấy làm cỏ bằng laser đã chạm đến ngưỡng chuyển từ công cụ dành cho một nông trại thành mô hình chung được nhiều nông trại chia sẻ.

Trở lại nhà kính lúc rạng sáng, giờ đây người trồng có nhiều khả năng cầm điện thoại hơn là đèn pin. Bàn tay từng lật lá và dùng mắt ước lượng vết bệnh đang trở thành bàn tay chụp một bức ảnh rồi kiểm tra tên bệnh trên màn hình. Tại Hàn Quốc, Cục Phát triển Nông thôn đã tự phát triển và vận hành một ứng dụng cho mục đích này.

Khi người trồng chụp rồi tải lên ảnh lá hoặc quả bị bệnh, trí tuệ nhân tạo lập tức nhận diện bệnh và đề xuất thuốc phòng trừ phù hợp. Hiện ứng dụng bao phủ 31 cây trồng chính và 182 loại bệnh, sâu hại, với kế hoạch đến năm 2030 mở rộng lên 139 cây trồng chính được canh tác tại Hàn Quốc.

Trong các nông trại thông minh thế hệ thứ hai của Hàn Quốc, trí tuệ nhân tạo trên đám mây đọc điều kiện sinh trưởng và dữ liệu sinh trắc của cây theo thời gian thực, phát hiện năm loại bệnh, gồm bệnh mốc sương và phấn trắng, cùng hai loại sâu hại, gồm ruồi đục lá.

Cơ quan này còn vận hành trợ lý trí tuệ nhân tạo chuyên về nông nghiệp mang tên “AI Isagi”, kết nối với 17 hệ thống thông tin, và đang chuẩn bị phiên bản mới có thể trả lời câu hỏi bằng giọng nói, thậm chí chẩn đoán hoạt động quản lý nông trại.

Camera tìm bệnh, camera phát hiện cỏ dại và thiết bị phun hóa chất hoặc bắn laser theo kết quả nhận diện cuối cùng hợp thành một dòng liên tục. Đó là sự chuyển đổi từ xử lý toàn bộ cánh đồng theo cùng một cách sang phân biệt từng chiếc lá, từng quả và kê một biện pháp khác nhau cho từng đối tượng. Những camera và robot đang được thử nghiệm ngoài ruộng đứng ngay trên ranh giới ấy.

Xu hướng này lan rộng đến đâu sẽ phụ thuộc vào độ chính xác, chi phí và lòng tin của người trồng.

Bất chấp những kết quả ấy, cánh đồng không phải phòng thí nghiệm. Các bộ dữ liệu thường dùng để huấn luyện mô hình học sâu, chẳng hạn PlantVillage, gồm ảnh có phông nền sạch và ánh sáng đồng đều. Nhưng ngoài ruộng thực, góc nắng thay đổi theo mùa và thời gian trong ngày, bóng đậm hơn, lá rung và chồng lên nhau trong gió, bụi bám vào ống kính, còn đất cùng thân cây khô làm nền ảnh lộn xộn.

Khi mô hình huấn luyện trên ảnh phòng thí nghiệm được chuyển thẳng ra cánh đồng như vậy, độ chính xác giảm rõ rệt do hiện tượng dịch chuyển miền. Một khi môi trường chụp thay đổi, mô hình có thể nhầm cùng một bệnh thành thứ khác. Chênh lệch nhiệt độ màu của ánh sáng, góc nhìn ống kính hoặc hướng bóng trên lá đều có thể làm phán đoán mất ổn định.

Dù thu thập bao nhiêu ảnh, kiến thức mô hình học được cũng không thể dùng nguyên trạng ngoài ruộng nếu môi trường chụp những ảnh đó khác thực tế.

Việc gắn nhãn cũng là một nút thắt khác. Vẽ khung giới hạn và đặt tên cho từng pixel cần chuyên gia nông học, có thể mất vài phút cho mỗi ảnh. Các nhà nghiên cứu đang khảo sát học bán giám sát, phương pháp học từ số ít nhãn; học tự giám sát, phương pháp tự tạo đáp án trong khi học; và học ít mẫu, phương pháp nhận diện bệnh mới sau khi chỉ xem vài ảnh.

Các mô hình thị giác-ngôn ngữ quy mô lớn và trí tuệ nhân tạo sinh có thể tạo hàng loạt ảnh tổng hợp kèm nhãn đã xuất hiện như một con đường khác để vượt qua nút thắt này.

Càng nhiều cảm biến thì càng cần nhiều phép tính. Việc kết hợp ảnh ánh sáng khả kiến theo thời gian thực với dữ liệu hồng ngoại sóng ngắn, siêu phổ và số đo đất

cùng thời tiết từ Internet vạn vật bắt đầu bằng nhiệm vụ khó là căn chỉnh các luồng dữ liệu đến ở tốc độ khác nhau. Ảnh từ drone và số đo từ cảm biến mặt đất khác nhau cả về khoảng đo lẫn tốc độ cập nhật, vì vậy cần một quy trình riêng để ghép đúng cùng vị trí tại cùng thời điểm.

Sau đó, để thiết bị nhỏ chạy bằng pin đồng thời thực hiện phát hiện, suy luận, lập đường đi và điều khiển lưu lượng phun mà không chậm trễ, cần vừa thu nhỏ mô hình, vừa bổ sung phần cứng chuyên dụng như FPGA hoặc NPU.

Thách thức cuối cùng là lòng tin. Mô hình học sâu gần như một hộp đen, nó không giải thích vì sao đưa ra phán đoán. Trước khi người trồng và nhà nông học có thể tin vào phán đoán ấy để dùng hóa chất phòng trừ, họ cần thấy phần nào của chiếc lá khiến mô hình phân loại là bệnh. Nghiên cứu như Grad-CAM, SHAP hoặc cơ chế chú ý nhân quả vào mô hình và trực quan hóa mức đóng góp của từng vùng bệnh dường như là bước tiếp theo để xây dựng lòng tin ấy.

Dù công nghệ chính xác đến đâu, nó vẫn khó được chấp nhận ngoài đồng nếu người trồng hoài nghi phán đoán của nó.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Công trình học thuật

1. Adewumi, A., & Saraswat, D. (2026). Tổng quan toàn diện về trí tuệ nhân tạo và điện toán biên trong kiểm soát cỏ dại chính xác. *Artificial Intelligence and Applications*. DOI: 10.47852/bonviewAIA62028867.
2. Kakde, S., Poyam, P., et al. (2025). Thiết kế khung học sâu không gian-thời gian tích hợp cho quản lý cỏ dại chính xác tự hành. *International Journal of Applied Mathematics*, 38(2s), 1340-1363.
3. Latif, A., Jati, H., Surjono, H. D., & Yusuf, M. (2026). Phát hiện cỏ dại bằng học sâu có drone hỗ trợ vì nền nông nghiệp bền vững và khả năng chống chịu môi trường. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 15(2), 1428-1440. DOI: 10.11591/ijai.v15.i2.pp1428-1440.
4. Mathew, M. P. (2025). Khung học sâu so sánh để phân loại bệnh lá nho bằng EfficientNetB0, InceptionV3 và Xception. *Discover Applied Sciences*, 7, 1222. DOI: 10.1007/s42452-025-07457-5.
5. Moldvai, L., & Nyéki, A. (2025). Các phương pháp thị giác máy tính đổi mới để phát hiện và canh tác cà chua (*Solanum lycopersicum*). *Discover Applied Sciences*, 7, 975.
6. Pai, D. G., Balachandra, M., & Kamath, R. (2025). Phương pháp học sâu phân đoạn cây trồng và cỏ dại trong canh tác lạc bằng PSPEdgeWeedNet. *Scientific Reports*, 15, 43032. DOI: 10.1038/s41598-025-24174-6.
7. Yenna, G. R., Kumari, N. V., Chouhan, A. S., Umar, S., & Macha, S. R. (2026). HybridViT-CAB: mạng biến đổi thị giác và chú ý tích chập để phát hiện cỏ dại chính xác trong các hệ thống nông nghiệp. *Scientific Reports*, 16, 18473. DOI: 10.1038/s41598-026-48652-7.
8. Triển khai IoT được tăng tốc bằng FPGA cho mạng học sâu đa phương thức với chú ý nhân quả nhằm giám sát chính xác bệnh cây trồng. (2026). *Environment Conservation Journal*.

9. AgroDualNet: khung học sâu kép để dự báo bệnh cây trồng và phát hiện độ chín của quả. (2026). Scientific Reports.
10. Nông nghiệp chính xác ở quy mô lớn: phát hiện bệnh sớm bằng vision transformer. (2026). International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), 14(4).
11. Phương pháp mới phát hiện bệnh cây trồng bằng mạng nơ-ron tích chập sâu dựa trên học chuyển giao. (2026). Neural Computing & Applications, 38, 500. DOI: 10.1007/s00521-026-12216-7.
12. Nhận diện sâu hại trên đồng ruộng bằng mạng nơ-ron tích chập (CNN): một phương pháp học sâu. (2026). Volume 14, Issue 3.
13. PMC13066816. (2025). National Library of Medicine, PubMed Central.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC13066816/>
14. Bài báo PII S2095809925006769. (2025). Elsevier ScienceDirect.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095809925006769>

Bài giảng và tư liệu video

1. C-DAC. (2025). AI trong nông nghiệp: Chuyển đổi diện mạo Krishi của Ấn Độ. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=IV3_VnWiBpM
2. RMCg. (2025). Giải mã AI: Công cụ thực tiễn cho người trồng rau. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=G2ytLXLW7hw>
3. Grounded AI. (2025). AI đang chuyển đổi nông nghiệp như thế nào: Bò, cây trồng và kiểm soát sâu hại thông minh hơn. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=bxIF2MpXsB0>
4. SyncTelle Automation Hub. (2026). Chuỗi dự án AI/ML từ đầu đến cuối | Ngày 1: Khởi động dự án và tổng quan phát hiện bệnh cây trồng. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=SNqOcVib3BY>
5. Royal Society of Biology. (2026). Loạt bài sức khỏe thực vật | Nghề trồng nho kỹ thuật số: Tương lai của sức khỏe cây nho. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=5iXPOMxl6bU>

Bài viết và báo cáo

1. Carbon Robotics. (2026). Kết quả của LaserWeeder. Carbon Robotics. <https://carbonrobotics.com/results>
2. Hypersinc. (2026). Carbon Robotics vượt mốc doanh thu 100 triệu USD nhờ nền tảng làm cỏ bằng laser AI. Hypersinc. <https://hypersinc.com/article/carbon-robotics-crosses-100m-revenue-on-ai-laserweeding-platform-1775055784166>
3. Design News. (2026). LaserWeeder đã tiêu diệt hàng tỷ cây cỏ dại trong hai năm qua. Design News.
<https://www.designnews.com/automation/laserweeders-killed-billions-of-weeds-in-the-last-two-years>
4. Cục Phát triển Nông thôn. (2026). Dịch vụ chẩn đoán bằng hình ảnh và hướng dẫn xử lý bệnh, sâu hại cây trồng dựa trên AI. Cục Phát triển Nông thôn.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000806197
5. Smart Farm Korea. (2026). Dịch vụ khuyến nghị quản lý sinh trưởng cây trồng dựa trên trí tuệ nhân tạo. Smart Farm Korea. <https://www.smartfarmkorea.net/analyService/internal/aiAdvice.do?menuId=M11030102>

1.2

Đánh giá độ chín của quả và dự báo sinh trưởng, năng suất

Trong một nhà kính thương mại quy mô lớn, một thử nghiệm đã được tiến hành bằng cách gắn camera lên xe goòng chạy trên đường ray ống để đếm số quả ớt chuông ở từng giai đoạn chín và xác định mối quan hệ giữa số liệu đó với tổng sản lượng thu hoạch.

Xe goòng di chuyển với tốc độ 0.3 đến 0.5 mét mỗi giây trên đường ray treo gần trần nhà kính, còn camera gắn bên dưới hướng về những dãy ớt chuông, đọc màu bề mặt của các quả lộ ra giữa tán lá rồi chuyển mức độ chín đó thành số liệu. Thiết bị đếm dạng xe goòng này duy trì hiệu suất phát hiện ổn định trong suốt thời gian thử nghiệm.

Biết chính xác khi nào quả chín là một vấn đề liên quan đến khoản tiền lớn hơn nhiều so với người ta thường nghĩ. Hái quá sớm thì quả được bán khi độ ngọt chưa tăng đủ, còn hái quá muộn thì quả mềm nhũn hoặc hư hỏng và bị loại bỏ trong quá trình phân phối. Trong một thời gian dài, quyết định này được giao cho mắt và tay của người lao động.

Họ đi quanh cánh đồng hoặc nhà kính, quan sát màu sắc và sờ quả, nhưng tiêu chuẩn của mỗi người hơi khác nhau nên cùng một quả vẫn thường nhận những kết luận trái ngược. Muốn biết chính xác độ ngọt, độ axit hoặc độ cứng, người ta phải cắt quả, ép lấy nước rồi đưa vào thiết bị để phân tích hóa học, và phương pháp này làm chính quả đó không còn dùng được nữa.

Việc cắt thử vài mẫu không thể cho biết tình trạng của cả cánh đồng, vì vậy dù bỏ nhiều công sức và thời gian, nông hộ vẫn thường chỉ nhận được một câu trả lời gần với ước đoán. Hơn nữa, phán đoán sai không chỉ gây hậu quả một lần. Nếu trong đợt thu hoạch đầu tiên người ta bỏ sót một quả chưa chín đủ, đến đợt sau quả đó thường đã mất giá trị thương phẩm và bị vứt bỏ.

Thực ra, một chiếc camera không chỉ phải trả lời một câu hỏi. Câu hỏi liệu hôm nay quả này đã chín hoàn toàn chưa, câu hỏi cả cây hiện đang ở giai đoạn ra hoa hay

giai đoạn quả lớn lên, và câu hỏi cánh đồng này sẽ cho bao nhiêu kilôgam trong tương lai là những câu hỏi khác nhau.

Độ chín được xác định bằng cách quan sát từng quả, giai đoạn sinh trưởng được xác định bằng cách theo dõi diễn biến của cả cây hoặc cả cánh đồng, còn năng suất là việc tổng hợp hai yếu tố này và chuyển chúng thành con số trong tương lai. Tuy nhiên, vì cả ba đều bắt đầu từ ảnh chụp qua cùng một ống kính, nghiên cứu gần đây đang chuyển theo hướng xử lý đồng thời ba câu hỏi bằng một camera và một quy trình duy nhất thay vì trả lời riêng từng câu.

Camera có thể ước đoán độ chín chỉ bằng màu sắc là có lý do. Khi quả chín dần, diệp lục trong vỏ bị phân giải khiến màu xanh nhạt đi, rồi các sắc tố như carotenoid hoặc anthocyanin thay thế màu xanh và nhuộm quả thành vàng, cam hoặc đỏ. Cùng lúc đó, những thay đổi bên trong mà mắt thường không nhìn thấy cũng diễn ra.

Hàm lượng chất rắn hòa tan (TSS), tức lượng đường tan trong nước, tăng lên; độ axit chuẩn độ (TA), yếu tố tạo vị chua, giảm xuống; tỷ lệ tinh bột và nước cũng thay đổi. Camera RGB ghi lại vùng ánh sáng khả kiến, tức dải bước sóng từ 400 đến 700 nanomet giống như mắt người nhìn thấy, là công cụ cơ bản để đọc những thay đổi bên ngoài này, gồm sắc độ, kết cấu và hình dạng.

Thiết bị bổ sung thông tin khoảng cách mà chỉ màu sắc không thể cho biết là camera RGB-D. Nếu camera thông thường chỉ ghi thông tin màu phẳng, camera RGB-D bổ sung thêm một giá trị khoảng cách cho mỗi điểm ảnh. Điều này giống như một bản đồ vốn chỉ có vĩ độ và kinh độ nay được ghi thêm độ cao.

Nhờ giá trị chiều sâu, camera có thể tính vị trí trước sau và trái phải, bán kính và thể tích của quả, đồng thời phát hiện cả những quả bị lá hoặc cành che khuất một nửa. Nếu không xử lý hiện tượng che khuất, số lượng đếm được sẽ thấp hơn thực tế, khiến toàn bộ dự báo năng suất tiếp theo lệch xuống thấp. Những sản phẩm như Intel RealSense D435i, thường được dùng trên robot tuần tra trong nhà kính, đảm nhiệm vai trò này.

Quá trình thu thập dữ liệu cũng đòi hỏi nhiều công sức. Ảnh do camera chụp có lẫn nhiễu, vì vậy nhiễu được lọc bằng bộ lọc Gaussian và bộ lọc Wiener, còn kỹ thuật CLAHE được dùng để cân bằng chênh lệch tương phản giữa vùng tối và vùng sáng. Tiếp đó là chuẩn hóa min-max để đưa giá trị điểm ảnh về một phạm vi nhất định.

Khi số lượng ảnh không đủ, người ta tăng dữ liệu bằng cách xoay, lật, thay đổi độ sáng hoặc che một phần ảnh hiện có; gần đây còn dùng các kỹ thuật như CGAN và SMOTE để tạo ảnh giả lập chưa từng được chụp cùng các giá trị thành phần hóa học nhằm bổ sung cho quá trình huấn luyện. Tuy nhiên, không được trộn những ảnh đã tăng cường như vậy trước khi chia thành tập huấn luyện và tập xác thực.

Phải chia dữ liệu trước rồi chỉ xử lý phía tập huấn luyện thì mới tránh nhận được kết quả đánh giá bị thổi phồng về sau.

Trước những loại quả có màu vỏ không đổi cho đến tận cuối quá trình chín, ánh sáng nhìn thấy đành chịu bất lực. Xoài Thái Lan Nam Dok Mai Si Tong (NDMST) là một trường hợp như vậy: vỏ duy trì màu vàng đồng đều trong suốt quá trình chín nên khó xác định thời điểm hái chỉ bằng mắt. Khi đó, người ta dùng camera đa phổ và siêu phổ đo vùng cận hồng ngoại, tức dải bước sóng trên 700 nanomet mà mắt người không nhìn thấy.

Cận hồng ngoại phản ứng nhạy với sự thay đổi của độ ẩm và thành phần hóa học trong thịt quả, nhờ đó có thể nhận biết cả tình trạng ẩn dưới vỏ. Dựa trên nguyên lý này, nhóm nghiên cứu xây dựng hệ thống AFMG-DLFF, kết hợp đặc trưng ngoại hình 1536 chiều trích xuất từ ảnh RGB với vector 512 chiều mã hóa tình trạng bên trong, trong đó có chỉ số BrimA là giá trị độ ngọt trừ độ axit, để tạo thành vector 2048 chiều.

Sau khi thiết lập ba chuẩn chưa chín, chín một phần và chín hoàn toàn bằng phân cụm K-means, rồi điều chỉnh các giá trị chi tiết như tốc độ học và kích thước lô bằng thuật toán tối ưu hóa bầy đàn để mô phỏng tập tính đàn đàn tụ lại theo độ sáng của nhau, mô hình hợp nhất này đạt độ chính xác phân hạng 97.86%.

Trong cùng điều kiện, mô hình chỉ dùng thông tin ảnh đạt 88.16%, còn mô hình chỉ hợp nhất các ảnh đạt 88.73%, cho thấy việc bổ sung dữ liệu bên trong đã nâng độ chính xác lên đáng kể.

Cũng có phương pháp đo độ chín bằng nhiệt thay vì ánh sáng. Khi quả chín dần, chênh lệch giữa nhiệt độ bề mặt quả và nhiệt độ không khí xung quanh ngày càng giảm, và cảm biến ảnh nhiệt đọc trực tiếp sự chênh lệch rất nhỏ này. Tại các đồn điền cọ dầu, người ta kết hợp nguyên lý đó với đo cận hồng ngoại và phân tích màu sắc để ước tính hàm lượng dầu và axit béo tự do (FFA) trong buồng quả mà không cần cắt.

Khi treo mô-đun ESP32-CAM giá rẻ dưới gốc cây, hệ thống tự động đếm quả rụng theo thời gian thực và báo cho người quản lý qua bảng điều khiển web kết nối với mô hình nhận dạng YOLOv8x. Hệ thống này đạt điểm F1 cao nhất là 0.94, tức điểm cân bằng xem xét đồng thời độ chính xác và độ thu hồi, qua đó giúp không bỏ lỡ thời điểm thu hoạch thích hợp.

Trang trại sẽ trang bị loại mắt nào tùy thuộc vào ngân sách và đặc điểm của cây trồng. Nếu màu sắc đã đủ để đánh giá, một camera RGB giá rẻ là đủ; nhưng với cây có nhiều quả ẩn sau lá, cần camera RGB-D có thông tin chiều sâu.

Với những loại quả như xoài, khi bề ngoài và bên trong không đồng nhất, phải đầu tư thiết bị đắt hơn như cảm biến cận hồng ngoại hoặc siêu phổ; còn với cây trồng cần quan sát cả thành phần tinh vi như dầu hay axit béo, người ta dùng chồng thêm cảm biến ảnh nhiệt. Bắt đầu bằng một camera giá rẻ rồi bổ sung từng cảm biến khi cần hiện là trình tự triển khai thực tế.

Trở lại chiếc xe goòng dưới trần nhà kính, công việc của camera không kết thúc ở việc chụp một bức ảnh. Trí tuệ nhân tạo vẽ một hộp chữ nhật quanh từng quả trong ảnh, hoặc tiến thêm một bước là lần theo đường viền của quả đến từng điểm ảnh để tách nó khỏi nền. Vấn đề là nếu xe goòng đi lại qua cùng một đoạn hoặc góc camera chỉ thay đổi một chút, nguy cơ cùng một quả bị đếm hai hoặc ba lần sẽ tăng cao.

Để ngăn điều đó, kỹ thuật triệt tiêu không cực đại được dùng để chỉ giữ lại hộp có điểm tin cậy cao nhất trong số các hộp chồng lên nhau và xóa những hộp còn lại. Hệ thống còn bổ sung kỹ thuật theo dõi đối tượng như DeepSORT để liên tục xác định quả trong khung hình hiện tại có phải chính là quả vừa xuất hiện ở khung hình trước hay không.

Nhờ hai cơ chế này, sau một vòng quanh nhà kính, xe goòng đưa ra số quả đã được làm sạch mà không bị trùng lặp.

Cà chua mọc thành chùm cần một cách tiếp cận khác với từng quả cà chua riêng lẻ. Trong một nhà kính, camera Intel RealSense D435i được gắn lên robot tuần tra. Chiều cao được cố định ở 1.2 mét, góc nghiêng lên xuống 30 độ, góc quay trái phải 15 độ, còn khoảng cách giữa ống kính và quả được đặt từ 0.5 đến 1 mét. Nhờ đó, video được thu ở độ phân giải 1280×720 với tốc độ 30 khung hình mỗi giây.

Trong lúc robot di chuyển dọc đường ray với tốc độ 0.3 đến 0.5 mét mỗi giây, trí tuệ nhân tạo chia độ chín thành ba giai đoạn dựa trên tỷ lệ các quả đỏ trong một chùm.

Đó là giai đoạn đầu khi màu đỏ chỉ lan trên 10 đến 30% bề mặt quả, giai đoạn giữa từ 30 đến 70%, và giai đoạn cuối trên 70%. Mô hình LampCT-YOLO đảm nhiệm nhiệm vụ này được xây dựng trên backbone YOLOv10 và gắn thêm cơ chế chú ý SegNeXt để phản ứng nhạy hơn với thông tin màu sắc.

Mô hình giảm phản ứng với nền không cần thiết như khung nhà kính hay nền đất, đồng thời được thu nhỏ bằng kỹ thuật cắt tia kênh LAMP để có thể phát hiện theo thời gian thực ngay trên thiết bị tính toán nhỏ gắn trên robot.

Quan sát kỹ hơn robot này, trên thân của nó có thiết bị tính toán biên như NVIDIA Jetson AGX Orin hoặc Xavier NX, còn phía trước gắn camera RealSense cùng cảm biến LiDAR 2D. LiDAR phát ánh sáng rồi đo thời gian ánh sáng quay về để vẽ chi tiết khoảng cách đến vật cản xung quanh, giúp robot chạy mà không rời khỏi đường ray và lỗi đi trong nhà kính.

Sử dụng đồng thời camera và LiDAR, robot không chỉ phân hạng độ chín của quả theo thời gian thực mà còn trích xuất tọa độ 3D của từng quả chín. Phải biết tọa độ thì ở bước tiếp theo cánh tay robot hoặc con người mới có thể đi chính xác đến vị trí đó để hái quả.

Đối với nông hộ, việc dùng riêng một thiết bị theo dõi bệnh và một thiết bị xác định độ chín gây nhiều bất tiện. AgroDualNet ra đời để giảm bất tiện này bằng cách tích hợp hai nhiệm vụ trong một hệ thống. Nhánh theo dõi bệnh kết hợp CBAM và ResNet50 với kỹ thuật tối ưu hóa SMO, đạt độ chính xác cao 99.6% trên bộ dữ liệu PlantVillage gồm ảnh triệu chứng bệnh trên lá.

Nhánh theo dõi độ chín dùng MobileNetV2 và YOLOv8 nhẹ hơn nhiều để phân biệt bốn giai đoạn chưa chín, chín một phần, chín hoàn toàn và mềm nhũn, đồng thời chạy theo thời gian thực ngay cả trên thiết bị nhỏ dùng pin. Vì nhận được đồng thời hai đánh giá từ một camera và một chương trình, nông hộ không cần trang bị hai bộ thiết bị.

Tại vùng trồng lê ở Nhật Bản, một bài toán khác cần được giải quyết là trí tuệ nhân tạo có khả năng giải thích. Dù có trí tuệ nhân tạo phân hạng, nếu hệ thống không thể giải thích cho người trồng vì sao nó xếp hạng như vậy thì sẽ khó giành được niềm tin tại hiện trường.

Nhóm nghiên cứu bổ sung vào mạng nơ-ron Mask R-CNN một khối ngữ cảnh toàn cục, quét toàn bộ ảnh trước và đưa ra gợi ý sớm về những vùng có thể có khuyết tật, nhờ đó tách chính xác các vết xước và đốm trên bề mặt lê đến từng điểm ảnh.

Sau đó, họ chia tỷ lệ diện tích khuyết tật trên toàn bề mặt thành các mức mờ như lớn, hơi lớn, hơi nhỏ và nhỏ, rồi đưa vào hệ suy luận mờ mô phỏng quy tắc đánh giá của chuyên gia để cuối cùng phân thành bốn hạng thực tế trên thị trường: đặc hạng, hạng nhất, đạt và ngoài hạng.

Vì mô phỏng cách phán đoán không rạch ròi của con người thay vì đưa ra một con số tuyệt đối, người trồng có thể lần theo căn cứ giải thích vì sao quả lê được xếp vào hạng đó.

Máy bay không người lái đảm nhiệm việc xác định thời điểm thu hoạch toàn bộ một cánh đồng rộng. Khi máy bay Mavic 2 Pro chụp cánh đồng ngô có cò ngô, tức hoa được mọc ở phần ngọn, từ độ cao khoảng 7 mét, chỉ cần 5 phút để chụp 1 hecta.

Khi mô hình phát hiện cò ngô dựa trên YOLOv5 phân loại cò ngô thành ba giai đoạn chưa nở, bắt đầu nở và nở hoàn toàn, chỉ số sinh trưởng được tính bằng chênh lệch tỷ lệ giữa số cò đã nở hoàn toàn và số cò chưa nở trong tổng số cò ngô. Chỉ số này cho thấy tương quan âm mạnh với thời điểm râu ngô xuất hiện, rõ đến mức hệ số tương quan đạt âm 0.943.

Lấy ngày râu ngô xuất hiện làm mốc, từ đó người ta chuyển sang phép tính cộng dồn nhiệt độ mỗi ngày. Bất kể nhiệt độ hằng ngày cao hay thấp, ngô phải tích lũy đủ một lượng nhiệt xác định mới chuyển sang giai đoạn tiếp theo. Với giống Megumi Star, thu hoạch bắt đầu khi nhiệt độ tích lũy đạt 500°C và kết thúc ở 560°C; với giống Honey Bantam 20, thu hoạch bắt đầu ở 450°C và kết thúc ở 510°C, nghĩa là mỗi giống áp dụng một tiêu chuẩn khác nhau.

Khoảng thu hoạch thích hợp được xác định theo cách này kéo dài xấp xỉ 5 ngày, và dự báo thực hiện trước kỳ thu hoạch một tháng bằng phương pháp này đã đúng với xác suất khoảng 70%. Trong một nghiên cứu tương tự dự báo ngày hoa đầu tiên của cây táo nở, mô hình BiLSTM-MhA kết hợp nhiệt độ ghi hằng ngày với độ cao, vĩ độ và kinh độ đã dự báo trước ngày nở hoa từ 15 đến 20 ngày, trong khi sai số chỉ hơn một ngày, chính xác là 1.34 ngày.

Tại các cánh đồng ngô ngọt, quy trình xác minh tại hiện trường cũng được tiến hành để xem dự báo này có thực sự hữu ích hay không. Sau khi đối chiếu kết quả dự báo tại hơn tám mươi cánh đồng, độ chính xác 70% được xác nhận một lần nữa.

Chênh lệch năng suất giữa thu hoạch đồng loạt, tức thu toàn bộ cánh đồng một lần vào ngày dự báo, và thu hoạch chọn lọc, tức quan sát độ chín của từng bắp rồi hái

trong nhiều ngày, không có ý nghĩa thống kê ($p = 0.07$). Nếu dự báo đúng, con người không cần nhiều lần đi lại trong cánh đồng để lựa chọn, còn máy móc có thể thu toàn bộ cánh đồng trong một ngày mà không làm giảm sản lượng.

Để hệ thống dự báo như vậy thực sự hữu ích, kết quả phải đến tay người quản lý trang trại ngay lập tức. Tại cánh đồng ngô ngọt, kết quả phân tích ảnh máy bay không người lái được tự động kết nối với máy chủ dữ liệu khí tượng khu vực, nên ngày thu hoạch dự kiến xuất hiện trên màn hình mà con người không cần tự bấm máy tính.

Bảng điều khiển web tại đồn điền cọ dầu cũng tương tự: ngay cả khi ngồi trong văn phòng, người quản lý vẫn có thể kiểm tra theo thời gian thực quả rụng đang tích tụ dưới cây nào và xác định thứ tự cử công nhân đến. Công việc vốn phải đi bộ kiểm tra khắp hiện trường được chuyển lên một màn hình; chính sự liên kết tự động này là mắt xích cuối cùng biến mô hình trong phòng thí nghiệm thành công cụ của trang trại thực tế.

Trong ảnh chụp ruộng dâu tây, những quả đỏ nhỏ chen dày và chồng lên nhau giữa các lá. Với các loại quả nhỏ, mọc sát nhau như dâu tây và đào, ngay việc phân biệt từng quả đã là một nhiệm vụ khó. Mô hình FruitQuery mới được công bố sử dụng cấu trúc Transformer để phát hiện độ chín của dâu tây và đào trong vườn, đạt độ chính xác trung bình 67.02% nhưng chỉ có 14.08 triệu tham số, nhẹ và chính xác hơn YOLOv8, YOLOv9 và YOLOv10.

Vì con người phải tự tay đánh dấu đáp án trên từng ảnh ruộng dâu tây nên chính công đoạn gán nhãn trở thành nút thắt của quá trình huấn luyện. Mô hình SSEFNet ra mắt năm 2026 chọn học bán giám sát để giảm gánh nặng này, tức dùng đồng thời một số ít ảnh đã gán nhãn và ảnh chưa gán nhãn trong huấn luyện, qua đó đạt độ chính xác 91.1% ngay cả trên bộ dữ liệu dâu tây đan xen phức tạp.

Nhóm nghiên cứu tại Đại học Florida thậm chí dựng một cánh đồng dâu tây ảo trong máy tính thay cho cánh đồng thật và huấn luyện mô hình ở đó trước. Mô hình này đạt độ chính xác 92% khi phát hiện quả trên cánh đồng thực tế, còn sai số đo đường kính quả chỉ là 1.2 milimét, đủ để áp dụng trực tiếp vào phân hạng thương mại.

Nhìn vào xu hướng giảm chính chi phí thu thập và gán nhãn dữ liệu ảnh, có thể thấy hợp nhất đa giác quan, kết hợp hình ảnh với cảm biến đo nhiệt độ, độ ẩm và nồng độ khí ethylene, sẽ trở thành bước tiếp theo.

Dự báo năng suất trông có vẻ dễ nhưng thực tế không phải vậy. Quả xuất hiện trong ảnh chỉ là những gì nhìn thấy tại thời điểm chụp, còn bên dưới có những quả chưa lộ ra vì bị lá che và những bông hoa sẽ mới hình thành trong vài tuần tới. Vì thế, một mô hình dự báo tốt không chỉ tính số quả nhìn thấy hôm nay mà còn đưa vào giai đoạn sinh trưởng của cây, nhiệt độ tích lũy đến lúc đó và hồ sơ thu hoạch cùng kỳ trong quá khứ.

Điều camera nhìn thấy chỉ là một cảnh ở hiện tại, còn dự báo năng suất là công việc thêm thời gian vào cảnh đó để vẽ nên tương lai.

Cũng có hệ thống nối liền việc đếm số lượng, phân loại chất lượng và tính năng suất thành một chuỗi. Quy trình FruitNet trước hết dùng YOLOv8 để phát hiện quả trong ảnh theo thời gian thực và thực hiện lượt đếm đầu tiên, sau đó dùng mô hình kết hợp mạng nơ-ron tích chập sâu với máy vector hỗ trợ để chia quả thành bốn cấp chất lượng.

Cuối cùng, hệ thống đưa số lượng và kích thước theo từng hạng thu được vào kỹ thuật thống kê gọi là hồi quy rừng ngẫu nhiên để tính tổng sản lượng cuối cùng của cả cánh đồng. Thử nghiệm trên bộ dữ liệu MinneApple gồm hơn 18 nghìn ảnh táo và hơn 40 nghìn chú thích từng quả cho thấy độ chính xác huấn luyện vượt 98%, còn độ chính xác xác thực dao động từ 94 đến 95%.

Khi quả chen dày và che khuất nhau, kỹ thuật xử lý các hộp chồng lấn và mô-đun hồi quy xem xét đồng thời nhiều biến giúp ngăn việc tính trùng.

Ngoài việc đếm và phân hạng quả, thông tin từ cùng một camera còn được dùng để quyết định đường đi thực tế của cánh tay robot đến hái quả. Sau khi phát hiện quả bằng cảm biến RGB-D như Kinect hoặc RealSense, trí tuệ nhân tạo xem xét đồng thời điểm tin cậy thể hiện mức độ đáng tin của phán đoán đó, kẹp gấp có hai hay ba ngón, và quả nghiêng bao nhiêu so với phương thẳng đứng, rồi gộp các yếu tố vào một phương trình hồi quy.

Nếu đưa trực tiếp giá trị này vào phép tính chi phí của thuật toán tìm đường A^* , cánh tay robot sẽ không vượn theo quãng đường ngắn nhất một cách máy móc mà vẽ đường đi có xét đồng thời góc dễ gấp và quả có độ chắc chắn cao. Trong thử nghiệm với cam, hệ số xác định là 0.89, sai số vị trí 3.2 xentimét và sai số phần trăm 5.4%. Trong thử nghiệm với dâu tây, hệ số xác định là 0.82, sai số vị trí 4.7 xentimét và sai số phần trăm 7.9%.

Sau khi bổ sung cách tính này, quãng đường cánh tay robot di chuyển để hái cam giảm 14%, quãng đường để hái dâu tây giảm 11%, còn độ chính xác khi định vị và gấp đúng tăng từ 12 đến 15%.

Khi xếp các hệ thống này cạnh nhau, hướng phát triển trở nên rõ ràng. Ban đầu, mô hình chỉ xác định độ chín và mô hình chỉ đếm số lượng tồn tại riêng rẽ; nhưng các mô hình kết hợp bệnh hại với độ chín như AgroDualNet, các mô hình nối số lượng, chất lượng và năng suất thành một chuỗi như FruitNet, cùng cánh tay robot RGB-D tích hợp nhận dạng với lập kế hoạch chuyển động đang lần lượt xuất hiện.

Xu hướng sắp tới có vẻ là làm cho một camera và một bộ chương trình trả lời nhiều câu hỏi hơn, một hướng đi hợp lý vì nó giảm gánh nặng phải mua và quản lý riêng nhiều thiết bị của nông hộ. Thay vì xếp thêm nhiều camera, một camera sẽ đồng thời thực hiện nhiều vai trò.

Hiệu suất của những mô hình được tạo ra bằng các phương pháp khác nhau này được đánh giá theo một số thước đo chung. Accuracy là tỷ lệ phán đoán đúng trên tổng số phán đoán; precision là tỷ lệ quả thực sự chín trong số những quả mà trí tuệ nhân tạo kết luận là chín; recall là tỷ lệ quả chín thực tế được trí tuệ nhân tạo phát hiện mà không bỏ sót.

Muốn biết mô hình nhận diện tốt đến đâu những lớp có số lượng ít như quả chưa chín hoặc quả hỏng, điểm F1, xem xét đồng thời precision và recall, là chỉ số hữu ích. Độ chính xác của hộp được đo bằng IoU, tức tỷ lệ chồng lấn giữa hộp do trí tuệ nhân tạo vẽ và vị trí quả thật; mAP lấy trung bình trên nhiều ngưỡng tin cậy để thể hiện tổng hợp năng lực của toàn bộ mô hình phát hiện.

Với thiết bị phải hoạt động theo thời gian thực như robot hoặc camera tuần tra, người ta còn kiểm tra FPS, số khung hình xử lý trong một giây. Dự báo trả lời bằng con số như năng suất hoặc độ ngọt dùng những thước đo khác: sai số tuyệt đối trung bình và căn bậc hai sai số bình phương trung bình biểu thị khoảng cách giữa giá trị dự báo và giá trị thực, còn sai số phần trăm tuyệt đối trung bình chuyển chênh lệch đó thành tỷ lệ.

Hệ số xác định biểu thị trong khoảng từ 0 đến 1 mức độ mà mô hình dự báo giải thích được biến động của năng suất hoặc độ ngọt thực tế; càng gần 1 thì dự báo càng chính xác, còn điểm độ tươi biểu thị bằng phần trăm tỷ lệ diện tích không có khuyết tật trên toàn bộ bề mặt quả. Vì vậy, các bài báo không chỉ nêu một giá trị

accuracy mà trình bày nhiều chỉ số cạnh nhau để ngăn việc chọn riêng một chỉ số có vẻ thuận lợi.

Cuối cùng, toàn bộ các con số này được sắp xếp thành một bảng treo trên tường văn phòng trang trại hoặc hiển thị trên máy tính bảng. Số quả thu hôm nay theo từng khu vực, tỷ lệ theo hạng và số quả dự kiến chín hoàn toàn trong một tuần tới được đặt cạnh nhau. Người quản lý nhìn bảng để quyết định ngày mai cử bao nhiêu người đến khu vực nào và chuẩn bị bao nhiêu thùng.

Chỉ vài con số đã thay đổi lịch làm việc cả ngày của con người, vì vậy chênh lệch 1% về độ chính xác của mô hình tuyệt đối không phải chuyện nhỏ tại hiện trường.

Bức tranh này không dừng ở thu hoạch mà còn kéo dài sang logistics sau đó. Nếu biết trước hôm nay sẽ có bao nhiêu thùng, người ta có thể quyết định từ hôm trước cần gọi bao nhiêu xe tải lạnh và bố trí bao nhiêu người tại khu phân loại. Ngược lại, nếu dự báo sai khiến hàng hóa bất ngờ dồn đến, các thùng sẽ chất đống trước kho lạnh và một số thùng không được làm mát kịp thời nên giảm chất lượng.

Xác định độ chín và dự báo năng suất vừa là công nghệ trong đồng ruộng, vừa là biến số làm thay đổi kế hoạch logistics bên ngoài đồng ruộng.

Điều chủ trang trại cần là độ chính xác nhất quán. Mô hình chỉ cho kết quả tốt trên vài ảnh chụp vào ngày nắng nhưng sai vào ngày nhiều mây hoặc lúc chạng vạng không có ích tại hiện trường. Một con số đôi khi tình cờ đạt kết quả tốt và một con số xuất hiện ở cùng mức mỗi sáng là hai câu chuyện hoàn toàn khác nhau.

Việc thiết bị đếm dạng xe goòng đi quanh nhà kính mỗi ngày duy trì hiệu suất ổn định trong suốt thời gian thử nghiệm quan trọng không kém giá trị chính xác cao nhất.

Khi chuyển nguyên hệ thống như vậy ra trang trại, những vấn đề không xuất hiện trong phòng thí nghiệm sẽ lộ ra. Ngoài đồng ruộng, cường độ nắng thay đổi theo từng giờ, ánh nắng trực tiếp mạnh tạo bóng tối sâu, còn gió khiến cành và lá liên tục chồng lên nhau rồi tách ra. Chỉ cần bụi bám hoặc hơi ẩm đọng trên ống kính, hiệu suất nhận dạng phụ thuộc vào một camera sẽ giảm mạnh.

Để không dao động trước những thay đổi môi trường này, cần phát triển chụp đa góc đồng thời và công nghệ hợp nhất 3D kết hợp các ảnh thu được thành một đám mây điểm không gian duy nhất.

Những loại quả có bề ngoài và bên trong không đồng nhất vẫn là trở ngại lớn. Với loại quả như xoài có màu vỏ không đổi đến cuối hoặc có vỏ dày, ảnh thông thường không thể cho biết độ ngọt, độ axit hay hàm lượng axit béo. Nghiên cứu cần đồng thời tiến theo hướng hợp nhất camera RGB giá rẻ với một lượng nhỏ dữ liệu đo hóa học, và làm cho chính cảm biến cận hồng ngoại cùng cảm biến siêu phổ nhỏ hơn, rẻ hơn.

Nếu không có đôi mắt nhìn được cả bên ngoài lẫn bên trong, dù trí tuệ nhân tạo tinh vi đến đâu cũng không thể đọc hết câu chuyện dưới lớp vỏ.

Thiết bị thực sự dùng tại trang trại không có nguồn lực dồi dào như máy tính trong phòng thí nghiệm. Transformer thị giác hiệu suất cao hoặc mạng nơ-ron tích chập cỡ lớn phản ứng chậm trên robot nhỏ có pin và bộ xử lý đồ họa hạn chế, hoặc trên mô-đun IoT giá rẻ.

Vì vậy, các kỹ thuật thu gọn như lượng tử hóa, chuyển số sang độ chính xác thấp để giảm khối lượng tính toán; cắt tỉa cấu trúc, loại bỏ các liên kết không cần thiết như cắt tỉa kênh LAMP; và chưng cất tri thức, chuyển phán đoán của mô hình lớn sang mô hình nhỏ, vẫn đang tiếp tục được hoàn thiện. Rốt cuộc, trí tuệ nhân tạo dùng tại hiện trường thường là mô hình thực dụng nhất trong giới hạn phần cứng được cung cấp.

Bản thân phương pháp huấn luyện cũng có một cạm bẫy phổ biến. Một số nghiên cứu phóng đại dữ liệu bằng cách xoay, lật hoặc thay đổi độ sáng của ảnh rồi mới chia thành tập huấn luyện và tập xác thực; cách làm này gây rò rỉ dữ liệu vì những ảnh biến đổi từ cùng một quả lọt vào cả hai phía. Khi đó, điểm xác thực bị thổi phồng so với năng lực thực tế.

Để ngăn vấn đề này, phải chia tập huấn luyện và tập xác thực trước, chỉ tăng cường dữ liệu ở phía tập huấn luyện, còn tập xác thực phải giữ nguyên ảnh gốc chưa chỉnh sửa. Không thể so sánh trực tiếp số liệu công bố của nghiên cứu tuân thủ nguyên tắc này với nghiên cứu không tuân thủ.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Bijwe, K. B., & Gadicha, A. B. (2026). FruitNet: mô hình lai sâu để phát hiện quả và ước tính năng suất. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 15(2), 1150-1160. DOI: 10.11591/eei.v15i2.11112.

2. Kripa, S., & Jeyalakshmi, V. (2026). Phân hạng độ chín của quả tự động bằng học sâu với hợp nhất đặc trưng. Bản thảo sơ bộ gửi đến Scientific Reports.
3. Moldvai, L., & Nyéki, A. (2025). Các phương pháp thị giác máy tính đổi mới để phát hiện và canh tác cà chua (*Solanum Lycopersicon*): một bài tổng quan. Discover Applied Sciences, 7, 975.
<https://doi.org/10.1007/s42452-025-07613-x>
4. Simatupang, và cộng sự. (2026). Hệ thống IoT dựa trên YOLOv8 để xác định mức độ sẵn sàng thu hoạch cà chua thông qua phát hiện quả rụng. Journal of Deep Learning, Computer Vision and Digital Image Processing, 15(2), 237-249.
5. Zeeshan, S., và cộng sự. (2025). Tối ưu hóa quỹ đạo dựa trên dữ liệu trong thu hoạch quả bằng robot thông qua nhận thức dựa trên học sâu và lập kế hoạch chuyển động có xét đến cơ cấu chấp hành. Engineering Research Express, 7, 045210.
6. Phân hạng độ chín của buồng quả tươi cà chua dựa trên học sâu: Một bài tổng quan toàn diện. (2026). Trends in Sciences, 23(8), 13227.
7. Phát hiện quả dâu tây và độ chín trong nông nghiệp thông minh dựa trên học sâu: Bài tổng quan đầu tiên về kiến trúc và phương pháp. (2026). Smart Agricultural Technology.
8. AgroDualNet: khung dự báo bệnh cây trồng và phát hiện quả chín kép dựa trên học sâu. (2026). Scientific Reports. <https://www.nature.com/articles/s41598-026-49002-3>
9. 大澤央, 齋藤正博, 八木岡敦. (2026). Phát triển công nghệ dự báo thời điểm thu hoạch thích hợp của ngô ngọt bằng AI phát hiện đối tượng. Tạp chí của Hiệp hội Kỹ thuật Nông nghiệp và Thực phẩm, 88(2), 85-91.
10. 大澤央, 齋藤正博, 八木岡敦. (2026). Phát triển công nghệ AI dự báo thời điểm thu hoạch thích hợp cho ngô ngọt chế biến. Tạp chí của Hiệp hội Kỹ thuật Nông nghiệp và Thực phẩm, 88(3), 123-128.
11. 劉恩奇, 劉淼, 楊貴軍 và cộng sự. (2026). Phương pháp Bi-LSTM dự báo thời điểm bắt đầu nở hoa của táo, được tăng cường bằng đặc trưng nhiệt độ theo chuỗi thời gian. Nông nghiệp thông minh (tiếng Trung và tiếng Anh), 8(2), 84-96.
12. 趙麗成 và cộng sự. (2026). Phát triển thuật toán phát hiện độ chín của cà chua chùm dựa trên YOLOv10 cải tiến và cắt tia kênh LAMP. Nông nghiệp thông minh (tiếng Trung và tiếng Anh), 8(2), 133-146.
13. Nghiên cứu phương pháp phân hạng lê bằng học sâu có tích hợp thông tin ngữ cảnh toàn cục và suy luận mờ. (2026). Nghiên cứu Thông tin Nông nghiệp, 35(2), 65-78.
14. Đếm quả và ước tính năng suất ớt ngọt dựa trên học sâu bằng hệ thống camera gắn trên xe goòng chạy đường ray ống trong nhà kính thương mại. (2026). Horticulturae, 11(7), 718.
<https://doi.org/10.3390/horticulturae11070718>
15. FruitQuery: mô hình dựa trên Transformer để phát hiện độ chín của dâu tây và đào trong điều kiện vườn cây. (2026).
16. SSEFNet: mô hình học bán giám sát để phát hiện độ chín của dâu tây trong các bộ dữ liệu đồng ruộng phức tạp. (2026). arXiv:2602.15656. <https://arxiv.org/pdf/2602.15656>
17. Mô phỏng cánh đồng dâu tây ảo để huấn luyện các mô hình phát hiện và đo kích thước quả. (2026). Đại học Florida.

Bài giảng và tài liệu video

1. CSUMB College of Business. (2025). Việc làm nông nghiệp 2025: Mang đến tầm nhìn rộng hơn, thu hoạch dữ liệu: Nghề nghiệp trong nông nghiệp. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=rgshB8Jh2ZE>
2. Street Science with Fun. (2025). Máy phát hiện và thu hoạch xoài vận hành bằng AI/ML. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=Dy3xDC8rElw>
3. Washington State Academy of Sciences. (2025). AI cho công đoạn sau thu hoạch. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=hJlOrgNIQG4>
4. Solvi. (2026). Hội thảo trực tuyến: Xác thực số lượng cây dựa trên AI bằng dữ liệu thực địa. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=B0KuJdRtmaQ>

5. Greg Bronevetsky. (2025). Nhận dạng mẫu dự báo các đặc điểm sinh trưởng của thực vật trong môi trường mô phỏng và được kiểm soát. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=uKepfZAnKbk>

Chương 2

Robot nông nghiệp làm vườn và tự động hóa công việc tự hành

2.1

Robot thu hoạch rau quả, nấm và bộ phận tác động cuối

Trong năm 2026, tính đến tháng 4, robot hái cà chua bi có khả năng tự thu hoạch 31 kilôgam mỗi ngày đã được đưa vào sản xuất thương mại tại Nhật Bản.

Cùng tháng đó, doanh nghiệp công nghệ nông nghiệp Israel DailyRobotics đã triển khai máy thu hoạch dâu tây ngoài đồng tại một trang trại ở California, Hoa Kỳ, còn robot thu hoạch cà chua ăn nhẹ theo mô hình dịch vụ của công ty khởi nghiệp Nhật Bản inaho đã giảm nhu cầu lao động của nông trại hơn 45 phần trăm. Robot thu hoạch cây trồng làm vườn phải giải quyết ba nhiệm vụ lớn.

Đó là nhìn thấy quả nằm ở đâu, ước lượng lực đủ để quả không bị hỏng và lập tức điều chỉnh lại khi kẹp sai.

Đối với những cây trồng như cà chua, dâu tây và nấm mỡ phải được hái từng quả bằng tay, khâu thu hoạch chiếm từ một nửa đến 70 phần trăm tổng chi phí sản xuất. Lực lượng lao động nông thôn ngày càng giảm và già hóa, vì vậy kỳ vọng vào cánh tay robot thay thế bàn tay con người tăng lên mỗi năm.

Tuy nhiên, nếu xét các robot thu hoạch hiện đã được thương mại hóa, tỷ lệ hái quả thành công chỉ quanh mức 66 phần trăm và cứ khoảng hai mươi quả đã hái thì có một quả bị xước hoặc hằn vết ép trên bề mặt. Con người nhìn bằng mắt và ước lượng lực bằng cảm giác đầu ngón tay, còn robot phải tái tạo những giác quan ấy bằng cảm biến và tính toán.

Vì thế, đối với robot thu hoạch rau quả và nấm, hình dạng của bàn tay trực tiếp giữ nông sản, tức bộ phận chấp hành cuối, cùng cách điều khiển lực quyết định năng lực của toàn bộ cánh tay robot.

Hình dạng cánh tay robot thu hoạch thay đổi theo phương thức trồng và mức độ bị che khuất. Trên những cây có cành lá chồng lớp rậm rạp, cánh tay khớp nối có năm hoặc sáu khớp có lợi thế. Giống như con người lần lượt xoay vai, khuỷu tay và cổ

tay để luồn bàn tay qua khe hẹp, cánh tay robot có năm đến sáu khớp tìm khoảng trống giữa lá và vươn tới quả ẩn sâu bên trong.

Ngược lại, cánh tay robot song song phù hợp hơn với cây trồng xếp dọc theo ray ống trong nhà kính, nơi phạm vi làm việc chỉ cần nằm trong một không gian hình trụ cố định. Cánh tay song song gồm nhiều thanh gắn cùng đỡ một điểm có kết cấu cứng vững và phản ứng nhanh, nên ngay trong không gian hẹp có bán kính khoảng 300 milimét và cao 300 milimét, nó vẫn chuyển động nhanh, không rung lắc và tách quả bằng lực hút.

Trong nhà trồng nấm, nơi các kệ xếp thành nhiều tầng với khoảng cách không quá 250 milimét, cánh tay không có chỗ để chuyển động lên xuống rộng. Cấu trúc SCARA (Selective Compliance Assembly Robot Arm) đã trở thành lựa chọn phổ biến trong môi trường này. Cánh tay SCARA xoay nhanh sang hai bên trên một mặt phẳng và chỉ nâng hoặc hạ nhẹ theo phương thẳng đứng khi cần, nên có thể luồn vào khe kệ mỏng như thể đặt cánh tay nằm ngang để hái nấm.

Với cây như táo có quả mọc tỏa ra mọi phía, một cánh tay là không đủ. Robot thu hoạch táo mang tên MARS 3.1 điều khiển hai cánh tay độc lập, đồng thời đưa tay từ hai phía vào vùng nông ngay bên trong bề mặt tán cây để chia nhau hái quả mà không va chạm.

Có ba cách chính để chế tạo đầu ngón tay thực sự tiếp xúc với quả, tức bộ phận chấp hành cuối. Bộ kẹp cơ khí cứng có ba ngón khép lại bằng cơ cấu truyền động vít tạo lực tốt để dồn quả vào giữa và chịu được trọng lượng, đồng thời có thể gắn lưỡi dao nhỏ hoặc dao quay ở đầu ngón để cắt cuống ngay khi cần. Tuy nhiên, vì ngón được làm bằng kim loại hoặc nhựa cứng, lực dễ tập trung tại một điểm trên bề mặt quả và dễ lại vết ép hay vết thương.

Cơ cấu hút chân không dùng giác hút thay cho ngón tay, áp vào bề mặt quả rồi rút không khí bên trong để tạo áp suất âm, sau đó kéo hoặc xoắn để tách quả. Cách này phù hợp với quả có bề mặt nhẵn hoặc vỏ dày, nhưng nếu bề mặt gồ ghề hay có nhiều lông mịn, không khí lọt qua khe giữa giác hút và bề mặt khiến lực hút nhanh chóng mất đi.

Bộ kẹp mềm thích nghi được phát triển để bù đắp nhược điểm của hai cách trên bằng những ngón làm từ vật liệu mềm như silicone hoặc hyperelastomer. Nó uốn cong bằng cách điều chỉnh lượng khí nạp vào và thoát ra khỏi nhiều khoang nhỏ bên trong ngón, hoặc dùng cấu trúc gọi là hiệu ứng vây cá (Fin Ray Effect). Giống

như vây cá, các thanh đỡ đan chéo theo đường xiên khiến khi ấn một bên thì bên kia tự cong lại ôm lấy vật thể.

Dù quả tròn hay gồ ghề, những ngón này tự đổi hình theo bề mặt, nhờ vậy lực lan trên diện rộng thay vì dồn vào một điểm ở đầu ngón, làm giảm hư hại quả từ gốc. Bàn tay càng mềm, robot càng tiến gần mục tiêu tưởng như mâu thuẫn là kẹp mạnh hơn mà làm quả bị thương ít hơn.

Dù bàn tay mềm đến đâu, nó vẫn vô dụng nếu không có thị giác và xúc giác. Robot phải đồng thời biết chính xác quả ở đâu, phải cắt cuống tại vị trí nào và đầu ngón đang chịu lực bao nhiêu. Vai trò đôi mắt định vị do camera RGB-D chụp đồng thời màu sắc và chiều sâu, như Intel RealSense D435i và D405, Microsoft Kinect v2, cùng camera stereo và máy quét laser 3D đảm nhiệm.

Hệ thống đọc độ chín và kết cấu trên ảnh màu, chồng dữ liệu chiều sâu để tạo đám mây điểm, rồi tính vị trí trước sau, trái phải, trên dưới, độ tròn và thể tích của quả trong hệ tọa độ cánh tay robot. Khi thu hoạch nắm mớ, máy quét 3D đo đường kính và chiều cao mũ nắm, để nguyên những cây nhỏ hơn quy cách xuất hàng và chỉ chọn nhỏ những cây đã trưởng thành.

Sau khi mắt tìm được vị trí, bước tiếp theo là cảm giác ở đầu ngón. Một cảm biến áp suất dạng màng mỏng gắn phía trong ngón, cảm biến mô-men xoắn ngược lực tác động lên động cơ, cảm biến khoảng cách siêu âm, bộ mã hóa 23 bit đọc vị trí chính xác cùng cảm biến đo áp suất khí nén và thủy lực hoạt động thành một bộ.

Cảm biến áp suất theo dõi thời gian thực xem lực ngón tay tác động lên quả có vượt quá giới hạn cây trồng chịu được hay không, còn cảm biến siêu âm phát hiện khoảnh khắc quả trượt nhẹ trong bàn tay để lập tức điều chỉnh lại lực động cơ. Khi quả bị che trong vùng tán dày đặc lá cành, thị giác ngón tay dùng thêm một camera nhỏ ở đầu ngón hoạt động cùng chức năng lập kế hoạch lại góc nhìn bằng cách đổi vị trí cánh tay và chụp lại.

Nếu tầm nhìn bị che trong lúc tiếp cận, robot lập tức đổi góc và tìm lại khe hở không bị chắn.

Các mô hình phát hiện học sâu đóng vai trò đôi mắt tìm quả và xác định vị trí cần cắt. Trong họ YOLO (You Only Look Once), các phiên bản mới YOLOv8, YOLOv10 và YOLOv11 được dùng rộng rãi, còn LampCT-YOLO được tinh chỉnh riêng cho cà chua lấy YOLOv10 làm backbone và bổ sung kỹ thuật chú ý SegNeXt.

Kỹ thuật này đi cùng phân đoạn, tức công việc lần theo đường biên vật thể đến từng pixel để tách ra khỏi ảnh, nhờ đó tăng trọng số cho tín hiệu màu biểu thị độ chín của cà chua ngay cả trong nền nhà kính lộn xộn vì lá đan xen. Kỹ thuật cắt tỉa LAMP tiếp tục làm giảm khối lượng tính toán, cho phép mô hình chạy trực tiếp trên bộ điều khiển nhỏ tại hiện trường mà không cần máy chủ đắt tiền.

Khi tìm vị trí cắt chính xác, mô hình Swift Transformer V2 được dùng cùng xử lý ảnh hình thái học truyền thống, phương pháp chỉnh sửa các cụm pixel theo hình dạng, để phân đoạn riêng quả, đài hoa và cuống quả.

Để có ích trong thực tế, mô hình đã huấn luyện phải chạy trong một chiếc hộp nhỏ gần cạnh cánh tay chứ không phải trên máy tính xách tay cỡ lớn. Mô hình được tinh gọn ở định dạng ONNX hoặc TensorRT được chuyển sang bộ điều khiển hiện trường như NVIDIA Jetson Xavier NX và AGX Orin, Raspberry Pi 5 hoặc PLC Omron. Thời gian để robot được trang bị như vậy nhận ra và hái một quả, tức chu kỳ thu hoạch, thay đổi theo cây trồng và thiết kế bàn tay.

Cánh tay SCARA hái một cây nấm mỡ trong chưa đầy 10 giây, một cánh tay của MARS 3.1 hái một quả táo trong 7 đến 9 giây, dâu tây mất khoảng 4 đến 11 giây và cam khoảng 7 đến 11 giây.

Năng lực robot được đánh giá bằng một số con số. Mức độ camera tìm đúng quả và cuống quả được biểu thị bằng độ chính xác trung bình mAP, còn sai lệch giữa vị trí phát hiện và vị trí thực được đo bằng đơn vị centimét. Tuy nhiên, người làm việc ngoài đồng quan tâm đến những con số khác.

Đó là tỷ lệ thực sự hái thành công trong số lần thử, tỷ lệ quả bị tổn thương bề mặt sau khi hái, tỷ lệ bao bọc cho biết ngón tay ôm rộng đến đâu quanh bề mặt quả và việc lực kẹp có nằm trong khoảng an toàn quy định cho từng cây trồng hay không.

Lực kẹp an toàn được đặt ở 8 đến 12 newton đối với dâu tây, gần 80 newton đối với cam và 6 đến 8 newton đối với quýt; có thể hình dung quy mô ấy qua khác biệt giữa lực đầu ngón tay ấn nhẹ lên một quả táo và lực nắm chặt bàn tay trẻ nhỏ. Tỷ lệ bảo toàn cho biết cành hay cuống quả có bị gãy không cần thiết hay không cũng được ghi lại.

Vì cà chua có vỏ mềm nhưng cuống nổi chắc với quả, hình dạng bàn tay phải được chọn ở một điểm giữa ép vỡ quả và kéo mà quả không rời. Bộ kẹp mềm có ba ngón làm từ silicone Dragon Skin 30 và bốn khoang khí ôm lấy quả với áp suất khí 28.293 kilopascal, giá trị được tìm bằng thuật toán di truyền.

Thuật toán di truyền tạo thử nhiều tổ hợp rồi liên tục kết hợp lại những phương án có kết quả tốt để tiến gần đáp án tối ưu, nên con người không phải điều chỉnh từng giá trị bằng tay. Cà chua được giữ bằng bàn tay đã tinh chỉnh này không xuất hiện dấu hiệu hư hỏng ngay cả sau hơn 9 ngày, và trong thử nghiệm hái động, trong 100 quả có khoảng 97 quả được hái thành công.

Một cách khác mô phỏng nguyên vẹn động tác bàn tay con người. Khi giữ cà chua bằng ba ngón rồi xoắn đủ 360 độ, chỉ quả tách ra mà cuống không bị hỏng, giống hết động tác cổ tay vô thức khi hái cà chua trên bàn ăn. Nếu dùng cách cắt hẳn cuống quả, mô hình Swift Transformer V2 tìm vị trí cắt chính xác.

Robot thu hoạch tuần tra gắn LampCT-YOLO di chuyển trên ray nhà kính suốt ngày và lập tức phân loại độ chín của cà chua chùm thành ba mức xanh, cam và đỏ.

Dâu tây có thịt mềm, dễ bầm hoặc nhũn ngay dưới lực nhỏ. Vì thế, hơn bất kỳ cây trồng nào khác, hướng thiết kế tập trung vào giảm diện tích tiếp xúc và độ lớn của lực. Bộ kẹp silicone mềm chỉ dùng hai ngón thay vì ba ngón giảm tối đa phần bề mặt chạm vào dâu tây và chỉ tác động lực rất nhỏ từ 8 đến 12 newton.

Khi bổ sung phương pháp tính đường đi kết hợp phân tích hồi quy với tìm kiếm A*, độ chính xác vị trí kẹp quả tăng 15 phần trăm và quãng đường cánh tay di chuyển giảm 11 phần trăm. Một phương pháp khác hoàn toàn không chạm vào thân quả. Camera tìm vị trí cuống, đầu kẹp hình kéo chỉ cắt cuống rồi giữ chính cuống đã cắt để chuyển quả vào thùng thu gom.

Trong phương thức hút, một giác hút mềm sâu 15 milimét được áp vào bề mặt dâu tây và tạo lực hút 2.38 newton; khi đó áp suất thực tế tác động lên quả chỉ bằng 20 đến 31 phần trăm giới hạn mà thịt dâu chịu được, nên có thể hái mà không gây hư hại. Công nghệ bàn tay này đã đi vào đồng ruộng thực tế.

Bắt đầu từ năm 2026, vào tháng 4, doanh nghiệp công nghệ nông nghiệp Israel DailyRobotics triển khai máy thu hoạch dâu tây ngoài đồng Q2 tại các trang trại ở California, Hoa Kỳ. Được trang bị hai cánh tay robot và bộ kẹp mềm, máy đặt dâu tây vào hộp nhựa trong gọi là clamshell ngay sau khi hái, còn công ty cho biết nó nhanh gấp 2 đến 3 lần con người.

Trong nhà trồng nấm mỡ, các kệ được xếp nhiều tầng với khoảng cách không quá 250 milimét nên cánh tay không có không gian vươn lên. Robot thu hoạch dáng thấp giải quyết vấn đề bằng cấu trúc SCARA kết hợp một trục nâng hạ thẳng đứng

với hai khớp xoay ngang, luôn cánh tay giữa các kệ ở tư thế thấp gần như nằm ngang.

Trục đứng mang đồng thời bộ giảm tốc chính xác gọi là bánh răng sóng biến dạng, dây đai và đối trọng, gần như loại bỏ rung giật và định vị trong sai số 1 milimét. Máy quét 3D đo trước đường kính mũ nấm và chỉ nhỏ những cây đạt quy cách xuất hàng bằng giác hút hoặc bộ kẹp mềm; toàn bộ quá trình mất chưa đến 10 giây cho mỗi cây nấm.

Một cây táo mang quả thành nhiều lớp trước sau, nên một cánh tay không thể vươn tới quả ẩn sâu bên trong. MARS 3.1 điều khiển hai cánh tay độc lập, đồng thời đưa tay từ hai phía vào vùng nông ngay bên trong bề mặt tán cây, xử lý mỗi quả trong 7 đến 9 giây cho mỗi cánh tay mà vẫn giữ tỷ lệ quả bị bầm dưới 1 phần trăm. Trong khi một cánh tay hái quả ở cạnh phía trước, cánh tay kia đi thẳng vào quả sâu bên trong để tiết kiệm thời gian.

Thử nghiệm tích hợp cấu trúc hiệu ứng vây cá ở đầu ngón, phản hồi mô-men động cơ và phát hiện trượt bằng siêu âm còn ghi nhận tỷ lệ hư hại giảm xuống 0 phần trăm.

Cam có vỏ dày và dai nên chịu được lực tương đối lớn. Khi thiết kế bộ kẹp silicone ba ngón tạo lực tối đa 80 newton và bổ sung tìm đường A*, quãng đường cánh tay di chuyển giảm 14 phần trăm còn độ chính xác vị trí kẹp tăng 12 phần trăm. Ngược lại, dưa chuột có bề mặt gồ ghề và cong mạnh, nên một giác hút khó bám kín không có khe hở.

Giác hút xếp nếp theo cách gấp giấy origami dùng kết cấu bề mặt cong lõm để tự gấp và mở theo bề mặt dưa chuột, mở rộng bán kính tiếp xúc hút lên 10.66 milimét và đạt tỷ lệ thu hoạch thành công 86.2 phần trăm ngoài đồng. Vì mỗi loại quả có độ dày vỏ và độ cong khác nhau, vẫn còn quá sớm để cho rằng một bộ phận chấp hành cuối có thể thu hoạch mọi cây trồng.

Những công nghệ đầu ngón này đang rời bàn thí nghiệm để bước vào công việc hằng ngày tại nông trại. Tại Nhật Bản, sau gần 3 năm sửa đổi và tinh chỉnh ngoài hiện trường, vào năm 2026, tính đến tháng 4, một robot cà chua bi đã tự thu hoạch 31 kilôgam mỗi ngày. Trên thế giới vẫn hiếm trường hợp robot thu hoạch rau quả được lắp cố định và vận hành liên tục tại trang trại thương mại.

Robot thu hoạch cà chua ăn nhẹ của công ty khởi nghiệp Nhật Bản inaho chọn mô hình robot như một dịch vụ cho thuê thay vì mua đứt, giúp nông trại giảm hơn 45

phần trăm lao động mà không phải bỏ khoản vốn lớn. Năm 2026 chỉ có năm trang trại thử nghiệm robot cho thuê như vậy, nhưng cùng năm đó TTA-ISO giới thiệu robot thu hoạch cà chua hoàn toàn tự động, gần như không cần bàn tay con người, và chuẩn bị giao chiếc đầu tiên.

Trong lĩnh vực dâu tây, một bộ dữ liệu công khai thu thập vị trí và hướng của quả đo trực tiếp ngoài đồng đã giúp nhiều nhóm nghiên cứu so sánh robot của mình theo cùng một chuẩn. Những trường hợp một cỗ máy tự hoàn thành sản lượng cố định mỗi ngày cho thấy robot thu hoạch rau quả đã vượt qua giai đoạn chạy thử để đi vào phép tính doanh thu và chi phí nhân công thực tế.

Dù công nghệ đầu ngón đã tinh vi đến mức này, vẫn còn nhiều rào cản trước khi robot có thể thay thế hoàn toàn bàn tay con người. Trong tán cây bất định hình với lá, cành và quả chồng lớp, một camera khó tìm đầy đủ tâm quả và vị trí cuống. Nếu một phần tầm nhìn bị che, cánh tay có thể va vào vật thể sai hoặc bỏ qua quả không nhìn thấy.

Cần tiếp tục tinh chỉnh công nghệ chồng đám mây điểm từ nhiều góc nhìn và chụp chủ động tự đổi góc theo mức độ che khuất để hạ thấp rào cản này.

Những ngón tay mềm cũng có bài toán riêng. Bộ kẹp silicone mềm rất giỏi tránh làm hỏng quả, nhưng phản ứng chậm khi nạp và xả khí, có giới hạn về lực nâng quả nặng, đồng thời vật liệu bị giãn hoặc nứt sau thời gian dài sử dụng. Độ cứng biến thiên, trong đó bàn tay thường ôm mềm nhưng các hạt tụ lại làm nó cứng tức thời chỉ vào lúc kẹp, được xem là manh mối giải quyết vấn đề.

Nhiều nơi đang nghiên cứu đưa nguyên lý túi chứa bột cà phê trở nên cứng khi hút hết không khí vào ngay bên trong ngón tay. Cách giải nghịch lý này có khả năng trở thành thước đo phân hạng các công ty robot thu hoạch trong vài năm tới.

Giá thành cũng là trở ngại. Một robot thu hoạch trang bị hộp giảm tốc chính xác, cảm biến 3D và nhiều động cơ có mức giá khiến nông trại nhỏ khó quyết định mua. Trong bụi, rung động và độ ẩm của đồng ruộng hay nhà kính, cảm biến còn dễ bẩn và linh kiện thường xuyên hỏng. Công nghệ này chỉ có thể phổ biến rộng khi có mô-đun tiêu chuẩn thay được nguyên cụm và hệ thống bảo trì sửa chữa ngay tại hiện trường.

Thách thức cuối cùng là làm cho con người hiểu được vì sao robot phán đoán như vậy. Không chỉ phải kết hợp hình ảnh, dữ liệu chiều sâu và tín hiệu áp suất đầu

ngón trong bộ điều khiển mà không có độ trễ, hệ thống còn phải cho người trồng thấy trên màn hình lý do robot kẹt tại vị trí ấy và dùng lượng lực ấy.

Công nghệ này được gọi là trí tuệ nhân tạo có thể giải thích, tức XAI (Explainable AI), và chỉ khi có lời giải thích ấy, nông dân mới có thể tin tưởng giao cả cánh đồng cho robot. Dù khả năng điều chỉnh lực đầu ngón và nhận dạng bằng mắt tốt đến đâu, nếu không có cửa sổ để con người nhìn vào quá trình ra quyết định, robot vẫn là một người thợ xa lạ.

Khi đặt sáu loại cây trồng cạnh nhau, hướng thiết kế đầu kẹp phân chia rõ rệt. Với dâu tây và cà chua có vỏ mỏng và giá trị thị trường cao, đầu kẹp nhẹ nhàng dựa trên khoang khí và lực hút được phát triển trước; với cam có vỏ dày chịu được lực đáng kể, đầu kẹp tạo lực mạnh hơn xuất hiện sau. Dưa chuột tuy phổ biến nhưng có bề mặt gồ ghề khiến việc hút bám khó khăn, nên những lời giải riêng như cấu trúc origami ra đời muộn hơn.

Công việc con người tự nhiên phân biệt bằng cảm giác đầu ngón tay lại tách thành bản thiết kế hoàn toàn khác cho từng cây trồng khi giao cho robot.

Một cánh tay robot song song lơ lửng thấp trên cánh đồng hồng hoa và lao nhanh qua lại, mỗi lần đầu kẹp lướt qua là một nắm hoa nhỏ mảnh như sợi chỉ biến mất. Dù có khả năng tìm cây bằng mắt và ước lượng lực ở đầu ngón, cánh tay vẫn lãng phí thời gian quay lại nơi đã đi qua nếu chọn sai thứ tự thu hoạch. Việc quyết định thứ tự này là bộ não của robot và vấn đề bực lộ rõ nhất trên cánh đồng hồng hoa.

Một đầu hoa hồng hoa có từ hai mươi lăm đến ba mươi mốt hoa nhỏ mảnh chen dày, vì vậy robot không thể cứ đi theo thứ nhìn thấy mà phải vạch trước tuyến đường ngắn nhất đi trọn một vòng. Mượn cách tính đường ngắn nhất gọi là bài toán người bán hàng (TSP, Traveling Salesman Problem), mạng con trở được huấn luyện bằng học tăng cường nhận vị trí hoa và lập tức sắp lại thứ tự ghé thăm thông qua phép tính đặt trọng số lớn hơn cho mục tiêu gần.

Khi cánh tay robot song song đi theo thứ tự này và thu hoa bằng đầu kẹp kết hợp thiết bị hút, quãng đường di chuyển giảm từ 11.5 đến 20.17 phần trăm so với đi theo thứ tự nhìn thấy.

Những cải thiện tìm đường đã nói ở dâu tây và cam cũng xuất phát từ phép tính tương tự. Khi quyết định cánh tay sẽ di chuyển đến đâu tiếp theo, robot đồng thời xét độ tin cậy của camera đối với quả vừa nhìn thấy, loại bỏ kẹp ở đầu ngón và mức độ lệch của góc tiếp cận.

Đưa các giá trị này vào công thức đã được chỉnh trước bằng phân tích hồi quy sẽ cho phép ước tính trước chi phí của bước tiếp theo, rồi phương pháp tìm đường A* vẽ tuyến thực tế dựa trên giá trị ước tính ấy. Tuyến đường được uốn trước để vòng tránh hướng có độ tin cậy thấp và góc dễ làm hỏng đầu kẹp, đồng thời tiếp cận quả ở góc thẳng gần chín mươi độ nhất có thể.

Chỉ là chuyển bí quyết con người học bằng mắt thường sang tính toán, nhưng thời gian cánh tay dò dẫm giảm rõ rệt.

Trước khi camera có được độ tin cậy vừa nói, nó phải trải qua luyện tập từ trước. Nếu dạy bằng ảnh nguyên trạng, robot chỉ nhận ra hình ảnh chụp chính diện trong ngày trời quang. Vì vậy, ảnh huấn luyện được cố ý làm xáo trộn. Ảnh được xoay theo nhiều hướng, tăng hoặc giảm độ sáng và trộn nhiễu nhỏ để robot trải nghiệm trước cả bóng râm xuyên qua lá lẫn ánh sáng tối của ngày nhiều mây.

Sau khi trải qua phương pháp học gọi là Adam với nhiều ảnh đã xử lý như vậy, robot không dễ bối rối khi gặp góc lạ và ánh sáng lạ ngoài đồng.

Khi đo năng lực của bộ não và đầu ngón đã được trang bị như vậy, không thể nói hết bằng một chỉ số chính xác của mắt. Độ ổn định của camera được xem xét bằng cách tính riêng khi ngưỡng đánh giá lỏng và chặt, còn mức độ giá trị dự báo đường đi từ phân tích hồi quy khớp với tuyến thực tế được chấm riêng bằng hệ số xác định và tỷ lệ sai số.

Thời gian để bộ điều khiển nhỏ tại hiện trường nhìn một ảnh rồi đưa ra đáp án và số ảnh xử lý trong 1 giây cũng được đo. Các tỷ lệ phần trăm về quãng đường rút ngắn và thời gian tiết kiệm phải được ghi song song mới có thể so sánh năng lực giữa các robot.

Con số trong bài báo và con số cảm nhận ngoài đồng nằm ở hai tầng khác nhau. Tỷ lệ bao bọc tăng bao nhiêu phần trăm hay đường đi giảm hơn mười phần trăm chỉ cho thấy mức cải thiện so với phương pháp trước trong cùng điều kiện. Ruộng thử nghiệm có khoảng cách luống và ánh sáng do con người sắp đặt trước, nhưng nông trại thực không ngoan ngoãn như vậy.

Sản lượng bao nhiêu kilôgam mỗi ngày và lao động giảm bao nhiêu phần trăm chỉ xuất hiện sau khi đặt robot ở nông trại thật và vận hành nhiều ngày. Trong các trường hợp đã công bố, chưa có nhiều robot đưa đồng thời con số của cả hai tầng này.

Bộ dữ liệu dâu tây ghi cả hướng nghiêng bên cạnh vị trí là có lý do. Chỉ biết quả ở đâu là chưa đủ, còn phải biết cuống hướng về phía nào để đầu kẹp tiếp cận theo góc thẳng và hái mà không làm hỏng cuống quả. Nếu thông tin tư thế này được thu thập từ nhiều cánh đồng và công khai, nhóm nghiên cứu mới có thể giảm công sức chụp lại ảnh từ đầu và lập tức thử thiết kế đầu kẹp.

Mô hình thuê robot thay vì mua cũng ra đời trong hoàn cảnh đó. Đây là cách giảm gánh nặng mua trọn một robot mang hộp giảm tốc chính xác, máy quét 3D và thiết bị tính toán. Tuy nhiên, mỗi lần đưa robot sang cánh đồng mới, điều kiện lại thay đổi. Kết cấu nhà kính, phương thức trồng và khoảng cách gieo trồng khác nhau giữa các nông trại, nên mỗi lần đều phải hiệu chỉnh lại camera và đặt lại giá trị lực ở đầu ngón.

Khả năng hái một quả không gây hư hại và khả năng chuyển nguyên năng lực đó sang cánh đồng khác là hai bài toán riêng.

Từ góc nhìn của chủ ruộng, phép tính trở nên rõ ràng. Trong mùa khó thuê lao động, họ có thể thuê một robot chạy thử vài ngày rồi tăng số lượng vào mùa sau nếu tỷ lệ hư hại và sản lượng hằng ngày ở mức chấp nhận được. Cơ hội thử trước ngay trên ruộng của mình trước khi mua là điểm khác biệt lớn nhất so với trước đây, khi phải quyết định một lần cho cả cỗ máy đắt tiền.

Ngay cả mô hình được huấn luyện công phu như vậy cũng chỉ nhận ra một cây trồng tại một thời điểm. Đôi mắt phân biệt độ chín cà chua cực giỏi phải học lại từ đầu khi được đưa sang ruộng dâu tây. Đầu kẹp thiết kế để không làm hỏng thịt dâu mềm rất dễ đánh rơi quả nặng nếu lắp lên cây táo.

Con người tự điều chỉnh thị giác và cảm giác bàn tay khi chuyển giữa các cánh đồng, nhưng mỗi lần đổi một cây trồng, robot phải được dạy lại đôi mắt và dẻo lại đầu ngón. Muốn tiến gần một người thợ thực sự làm việc trên nhiều cây trồng, cần thêm công nghệ cho phép kết hợp mắt và tay được làm riêng cho từng cây mà vẫn phát huy năng lực ngay ở những cánh đồng khác nhau.

Nếu tinh chỉnh mắt và đầu ngón là bài toán của vài năm qua, thì gần bộ não tự quyết định thứ tự, đo kết quả bằng cùng thước đo và chuyển năng lực học ở một cây trồng, một cánh đồng sang cây trồng, cánh đồng khác mới là bài toán vừa bắt đầu. Liệu cách tính đã kiểm chứng trên ruộng hồng hoa có dùng được trong nhà kính dâu tây hay giữa các cây táo hay không sẽ được trả lời bằng thử nghiệm thực địa trong vài năm tới.

Đầu ngón, đôi mắt và bộ não hiện vẫn được kiểm chứng riêng trên các cây trồng và cánh đồng khác nhau, còn việc tích hợp cả ba yếu tố trong một robot vẫn chưa được thực hiện.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Các bài báo học thuật

1. Feng, K. (2026). Các dạng kết cấu và cơ chế thích nghi cây trồng của bộ phận chấp hành cuối dùng trong thu hoạch rau quả. *Automation and Machine Learning*, 7(2), 60-67. DOI: 10.23977/autml.2026.070207.
2. Zeeshan, S., Malik, M. A. I., et al. (2025). Tối ưu hóa quỹ đạo dựa trên dữ liệu trong thu hoạch quả bằng robot thông qua nhận thức dựa trên học sâu, cấu hình bộ kẹp và hình thái học của quả. *Engineering Research Express*, 7, 045210.
3. Minorowicz, B., Patalas, A., & Łuczak, A. (2026). Thiết kế cánh tay robot SCARA để thu hoạch nắm. *Acta Mechanica et Automatica*, 20(2), 366-378. DOI: 10.65731/ama/2026-0037.
4. Li, M., Wang, X., Liu, Z., Duan, M., & Jin, Z. (2026). DEMA-3D TSP: Học tăng cường nâng cao với cơ chế chú ý DEMA trong tối ưu hóa trình tự cho robot thu hoạch hồng hoa. *Smart Agriculture*, 8(2), 200-219. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202506004.
5. Zhao, L., Lu, X., Wu, Q., Ren, N., Zhou, L., Cheng, Y., Hu, A., & Qi, C. (2026). Thuật toán phát hiện độ chín cà chua cải tiến dựa trên YOLOv10 với cắt tỉa kênh LAMP. *Smart Agriculture*, 8(2), 133-146. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202507045.
6. Moldvai, L., & Nyéki, A. (2025). Các phương pháp thị giác máy tính đổi mới để phát hiện và canh tác cà chua (*Solanum Lycopersicon*): một bài tổng quan. *Discover Applied Sciences*, 7, 975. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-07613-x>

Tài liệu bài giảng và video

1. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). Sự kiện ra mắt chuỗi giới thiệu đổi mới nông nghiệp thực phẩm toàn cầu WAFI2026 và chương trình giới thiệu đầu tiên. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=U5CReIR_Rrg
2. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). Đổi mới nông nghiệp thực phẩm Australia | Chuỗi giới thiệu đổi mới nông nghiệp thực phẩm toàn cầu WAFI2026. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=ITnVRq1Tioo>
3. C-DAC. (2025). AI trong nông nghiệp: Chuyển đổi diện mạo Krishi của Ấn Độ. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=IV3_VnWiBpM
4. Street Science with Fun. (2025). Máy phát hiện và thu hoạch xoài vận hành bằng AI/ML. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=Dy3xDC8rElw>
5. Department of ECE, MGR Educational and Research Institute. (2025). Bài nói chuyện chuyên gia tổng quan về vai trò của thị giác máy tính trong điều hướng tự động cho nông nghiệp thông minh. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=GVZ46DY2Tao>
6. UC Agriculture and Natural Resources. (2025). Thử thách robot nông nghiệp 2026 - IP 101. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=JA1greBXSoA>
7. HortiQD. (2026). Hội thảo trực tuyến HortiQD lần thứ 4: Cầu nối dữ liệu, kết nối nông dân và robot vì nền nông nghiệp thông minh hơn. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=7W8NbMdhuss>
8. Farm Foundation. (2025). Diễn đàn Farm Foundation: Tự động hóa vì tương lai nông nghiệp có khả năng chống chịu. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=aWWqVnNkhoQ>

Bài báo và tài liệu trực tuyến

1. AgFunderNews. (2026). DailyRobotics chuẩn bị ra mắt thương mại tại California năm 2026 với robot thu hoạch dâu tây. AgFunderNews. <https://agfundernews.com/dailyrobotics-gears-up-for-commercial-launch-in-california-in-2026-with-robotic-strawberry-harvester>
2. HortiDaily. (2026). Công ty khởi nghiệp công nghệ nông nghiệp Nhật Bản đưa robot thu hoạch cà chua bi vào sử dụng sản xuất thường xuyên. HortiDaily. <https://www.hortidaily.com/article/9842754/japanese-agri-tech-startup-puts-cherry-tomato-harvesting-robot-into-routine-production-use/>
3. HortiDaily. (2026). Robot thu hoạch cà chua ăn nhẹ đã sẵn sàng thương mại. HortiDaily. <https://www.hortidaily.com/article/9778303/harvest-robot-snack-tomato-commercial-ready/>
4. Future Farming. (2026). TTA-ISO giới thiệu robot thu hoạch cà chua hoàn toàn tự động. Future Farming. <https://www.futurefarming.com/tech-in-focus/field-robots/tta-iso-introduces-fully-automated-tomato-harvesting-robot/>
5. arXiv. (2026). [Bộ dữ liệu tư thế 6D đo thực địa và mô hình cơ sở cho robot thu hoạch dâu tây]. arXiv:2606.11381. <https://arxiv.org/pdf/2606.11381>

2.2

Tối ưu hóa lộ trình cho robot tự hành, đội máy bay không người lái và phòng trừ chính xác

Hylio đã được Cục Hàng không Liên bang Hoa Kỳ phê chuẩn phương thức một người điều khiển giám sát đồng thời một đàn gồm ba drone. Khi đó, người vận hành cầm một màn hình hiển thị cùng lúc trạng thái của nhiều thiết bị bay thay vì cần điều khiển trực tiếp từng drone bằng cần joystick.

Mẫu HYL-150 ARES của công ty chở khoảng 50 kilôgam và phun thuốc trên hơn 20 hecta mỗi giờ, còn XAG P150 có chức năng cảm nhận bằng trí tuệ nhân tạo để tự phát hiện chướng ngại vật. Đằng sau trường hợp được phê chuẩn, trong đó nhiều drone tự chia khu vực rồi phối hợp hướng và tốc độ, là quá trình máy tính thay con người tính những tuyến đường phức tạp đến mức không thể lập riêng từng chiếc.

Trước mắt robot còn có một vấn đề khác với kỹ thuật giúp ngón tay ở cuối cánh tay kẹp quả chính xác. Dù bàn tay chắc chắn đến đâu, nếu không quyết định được thứ tự và nơi bắt đầu di chuyển, robot sẽ đi qua cùng một luống hai lần hoặc lang thang từ nơi xa rồi dùng hết pin. Quả, cỏ dại và hoa nhỏ rải trong ruộng không xếp thành hàng ngay ngắn.

Quả từng bị cành che có thể bất ngờ hiện ra khi robot dịch sang bên, còn khi lá lay trong gió, quả vừa nhìn thấy lại có thể bị che. Bài toán lập tuyến ngắn nhất cho người đưa thư phải giao hai mươi ngôi nhà trong một ngày được gọi là bài toán người bán hàng, nhưng robot và drone nông nghiệp phải giải nó trong không gian ba chiều có cả độ cao chứ không chỉ trên mặt phẳng.

Vì vậy, nhiệm vụ này được gọi là bài toán người bán hàng 3D, viết tắt từ tiếng Anh 3D Traveling Salesman Problem là 3D-TSP. Khi số điểm mục tiêu vượt quá hai mươi lăm hoặc ba mươi, số trường hợp tăng vọt, còn kỹ thuật tìm kiếm lâu đời như thuật toán di truyền thường mất quá nhiều thời gian tính toán hoặc dừng ở một đáp án chưa thực sự tối ưu.

Trước học tăng cường đã có những nỗ lực giải bài toán này. Thuật toán đàn kiến mô phỏng thói quen kiến lần theo dấu mùi của nhau khi tìm thức ăn và thuật toán bầy hạt mô phỏng đàn chim bay theo đội hình cũng từng được sử dụng.

Những cách này vay quy tắc từ hành vi bầy đàn của côn trùng hoặc chim nên có sức thuyết phục riêng, nhưng trong cánh đồng thực nơi số mục tiêu tăng lên và chương ngại vật xuất hiện từng lúc, chúng buộc robot phải đứng chờ rất lâu cho đến khi tính xong.

Học tăng cường, cách tự rút ra quy tắc từ vô số lần thử thay vì tuân theo quy tắc định sẵn, tiếp nối các phương pháp đó phần lớn vì thực tế không thể viết lại từng quy tắc cho điều kiện khác nhau theo từng cánh đồng và từng mùa.

Cấu trúc kết hợp học tăng cường với mạng con trở đã giải bài toán theo cách mới. Học tăng cường không đưa trước đáp án đúng mà chấm điểm kết quả robot tự thử để nó tiến bộ từng chút một. Mạng con trở không tạo mới nơi cần đến tiếp theo mà chọn một tọa độ trong số những tọa độ đã được nhập, như dùng ngón tay chỉ vào đó. Có thể ví cấu trúc ghép hai thành phần này với diễn viên và nhà phê bình.

Mạng nơ-ron gọi là actor đóng vai diễn viên, lần lượt đề xuất thứ tự các tọa độ cần ghé, còn mạng gọi là critic đóng vai nhà phê bình, chấm trước xem đề xuất ấy sẽ tạo tuyến đường tổng thể hiệu quả đến đâu. Diễn viên tham khảo điểm của nhà phê bình để sửa dần đề xuất tiếp theo, và sau hàng nghìn lần lặp, nó hình thành khả năng chọn tuyến ngày càng ngắn.

Một số cơ chế được thêm vào để tinh chỉnh phán đoán này. Phép tính chú ý tự thân đa đầu cho phép mỗi tọa độ được so đồng thời với mọi tọa độ khác về khoảng cách và phương hướng, còn mã hóa khoảng cách tính trước khoảng cách Euclid thực tế giữa các tọa độ rồi cung cấp cho mạng nơ-ron làm dữ liệu tham khảo.

Khi bổ sung trung bình động hàm mũ động, viết tắt tiếng Anh là DEMA, hệ thống có thể cập nhật phán đoán bằng cách tăng trọng số cho tuyến vừa đi qua và dần quên những tuyến cũ. Mô hình AC-RL-PtrNet được phát triển tại Trung Quốc và lắp thực tế trên robot thu hoạch hồng hoa, một cây thuộc họ Cúc, là trường hợp triển khai nguyên vẹn tổ hợp này.

Mô hình đọc chuỗi tọa độ 3D đầu vào bằng cấu trúc bộ nhớ dài ngắn hạn, viết tắt tiếng Anh là LSTM, đồng thời thêm chuẩn hóa lớp và kết nối dư vào mạng critic để giữ quá trình học ổn định. Nhằm giảm khối lượng tính toán, cắt tĩa có cấu trúc được

áp dụng cho các cổng LSTM và lớp kết nối đầy đủ, như tĩa bỏ cảnh thừa, để thu nhỏ mô hình mà không làm suy giảm nhiều độ chính xác phán đoán.

Robot thu hoạch gắn mô hình này đã được thử nghiệm ngoài đồng tại ruộng hồng hoa thực tế ở Tân Cương, Trung Quốc. Robot có cấu trúc song song với nhiều cánh tay đặt cạnh nhau, nên chia một tuyến đường thành các đoạn để mỗi cánh tay phụ trách đồng thời nhằm tăng tốc độ làm việc. Thử nghiệm được tiến hành với hai giống Youhong số 1 và Yunhong số 5 trong điều kiện có hai mươi lăm điểm mục tiêu.

Khi so sánh thuật toán di truyền với mô hình này, chiều dài tuyến giảm 9.56 phần trăm và thời gian làm việc giảm 5.43 phần trăm. Trong điều kiện số mục tiêu tăng lên ba mươi mốt và đan dày hơn, chênh lệch lớn hơn rõ rệt, chiều dài tuyến giảm 20.17 phần trăm và thời gian làm việc giảm tới 29.70 phần trăm. Có thể hiểu rằng mục tiêu càng nhiều và càng đan xen, phán đoán đã học càng tạo khác biệt lớn so với thứ tự do con người quy định.

Tối ưu hóa đường đi không dừng ở việc xác định thứ tự ghé thăm. Trong san phẳng địa hình để mặt ruộng đồng đều hay thiết kế chính tuyến di chuyển, kỹ thuật học tăng cường tối ưu hóa chính sách lân cận, viết tắt tiếng Anh là PPO, được sử dụng. PPO không thay đổi chính sách quá mạnh trong một lần mà sửa từng chút để giữ quá trình học không sụp đổ đột ngột.

Kỹ thuật này có thể lập tuyến đồng thời giảm quãng đường di chuyển và lượng đất phải đào chuyển, giúp robot đi ít hơn và dùng pin lâu hơn. San đất và đi lại trên mặt đất tưởng là hai vấn đề khác nhau, nhưng cuối cùng cùng được giải trong một khung học tăng cường.

Dù tuyến đường được lập tốt đến đâu cũng vô ích nếu robot không biết chính xác vị trí của mình. Robot tự hành mặt đất dùng RTK-GPS, thiết bị hiệu chỉnh sai số định vị vệ tinh bằng tín hiệu trạm gốc, để hạ sai số vị trí xuống dưới 2 centimét; lidar đo thời gian tia laser quay về và camera RGB-D bổ sung thông tin khoảng cách vào màu sắc vẽ địa hình xung quanh dưới dạng ba chiều.

Khi gắn hai camera stereo cạnh nhau, có thể thu được cảm giác khoảng cách từ thị sai giữa hai góc nhìn, qua đó chuyển vị trí quả hoặc thân cây từ tọa độ camera nhìn thấy sang tọa độ cánh tay robot chuyển động. Cảm biến khoảng cách siêu âm cạnh chừng để robot không va vào chướng ngại vật khác hay lật khi quay đầu ở cuối luống hoặc lúc tầm nhìn bị che.

Bên trong robot tự hành còn cắm dày nhiều cảm biến nhỏ đòi hỏi chăm sóc tỉ mỉ. Cảm biến đo điện áp pin 12 volt cho biết thời gian thực còn bao nhiêu năng lượng, còn bộ điều khiển van điện từ đóng vai người gác cửa, mở và đóng vòi phun bằng một tín hiệu điện.

Bộ mã hóa gắn trên động cơ giảm tốc dòng điện một chiều nam châm vĩnh cửu đếm số vòng quay bánh xe để tính ngược robot thực tế đã di chuyển bao xa, còn cảm biến khí nén và áp lực nước theo dõi áp suất trong hệ phun có nằm trong khoảng quy định hay không. Dù tuyến đường được lập trình vi đến đâu, nếu một cảm biến nhỏ không làm tròn nhiệm vụ, các con số tính toán sẽ không thể trở thành chuyển động thực của bánh xe và vòi phun.

Drone trên trời bù đắp những gì robot bỏ dưới đất bỏ sót. Chỉ số thực vật lấy từ ảnh đa phổ do drone chụp trong nhiều ngày cũng được dùng để tìm lá bệnh, nhưng ở đây công dụng khác. Khi cùng chỉ số được đọc chồng trên toàn cánh đồng, một bản đồ chỉ dẫn, tiếng Anh gọi là prescription map, được tạo ra để biểu thị xác suất cỏ dại tập trung theo từng khu vực. Bản đồ được vẽ lại cách vài ngày theo tốc độ mọc của cỏ dại để luôn cập nhật.

Cầm bản đồ này, drone chuyển sang bước xác định tuyến bay thực tế.

Mạng nơ-ron tích chập hai nhánh đọc đồng thời ngữ cảnh đảm nhiệm việc phân biệt ranh giới nơi cây trồng tiếp giáp cỏ dại đến từng pixel. Khi ranh giới được xác định, giai đoạn gọi là AWTPPO dùng thuật toán Dijkstra biến đổi để tìm trong nhiều tuyến ứng viên con đường tiêu tốn ít nhiên liệu, pin và khối lượng hóa chất phải mang hơn.

Thuật toán Dijkstra vốn là kỹ thuật tìm đường lâu đời dùng để tìm tuyến chuyển tàu nhanh nhất giữa các tuyến tàu điện ngầm đi qua nhiều ga, còn ở đây tọa độ trên đồng ruộng thay cho nhà ga và mức tiêu hao nhiên liệu, pin thay cho thời gian chuyển tàu. Hệ thống hoàn chỉnh cho drone bay theo tuyến đã định và chỉ mở vòi phun để thả hóa chất khi đi qua khu có cụm cỏ dại.

Trước vòi phun có một con mắt riêng đo kích thước cụm cỏ dại theo thời gian thực. Khi diện tích cỏ dại vượt 1.5 mét vuông, thiết bị phun vi lượng biến đổi gọi là VRMDWN hoạt động. Nó điều chỉnh kích thước giọt phun trong khoảng 100 đến 400 micromét. Lưu lượng phun đồng thời thay đổi từ 0.12 đến 0.35 lít mỗi phút. Nơi cỏ dại mọc dày nhận giọt lớn và lượng nhiều, nơi thưa nhận giọt nhỏ và lượng ít.

Công việc không kết thúc sau khi phun thuốc; ảnh được chụp lại sau 7 ngày, 14 ngày và 28 ngày rồi chồng lên hồ sơ tái phát trong quá khứ. Với dữ liệu thu được, giai đoạn PTWRP dùng phương pháp học tăng cường Q-learning để dự báo trước vị trí cỏ dại có khả năng mọc lại cao.

Dự báo vị trí cỏ dại mọc lại ít bắt mắt hơn bản thân việc phòng trừ, nhưng giá trị thực dụng không nhỏ. Nếu không có dự báo, sau khi phòng trừ người trồng vẫn phải đi lại toàn bộ cánh đồng vài ngày một lần để kiểm tra bằng mắt xem cỏ dại có hồi sinh hay không. Bản đồ dự báo do PTWRP tạo ra thu hẹp khu vực cần kiểm tra lại xuống một số điểm, giảm mạnh thời gian cho chuyến bay drone hoặc cuộc tuần tra của con người lần sau.

Tính chất của công việc phòng trừ chuyển từ một việc làm một lần rồi kết thúc thành vòng tuần hoàn lặp lại dự báo và xác minh.

Để drone và robot mặt đất tìm đúng đường, trước hết phải hoàn tất việc căn chỉnh vị trí mà các cảm biến khác nhau đo theo cách riêng về cùng một chuẩn. Vĩ độ và kinh độ do thiết bị định vị vệ tinh cung cấp, tọa độ tương đối theo robot do lidar và camera đọc, cùng tọa độ theo khớp mà cánh tay robot chuyển động có gốc và hướng khác nhau.

Chỉ sau phép biến đổi hệ tọa độ chồng tất cả lên một bản đồ đồng ruộng, vị trí cỏ dại do drone phát hiện mới trùng với vị trí robot mặt đất thực sự mở vòi phun. Nếu căn chỉnh lệch dù chỉ một chút, tuyến tối ưu được tính công phu sẽ trở thành chuyến đi vô ích trên nhằm luống.

Hệ thống đã được thử nghiệm trên một ruộng lúa mì thực tế. Drone liên tục chụp ảnh một ruộng lúa mì thương mại rộng 12 hecta trong 90 ngày, từ khi hạt nảy mầm đến trước khi trổ bông, để vận hành hệ thống. Đường bay do AWTPPO lập đã giảm thời gian bay của drone xuống 17.5 phút, còn phun mục tiêu bằng VRMDWN hạ lượng thuốc diệt cỏ xuống 0.68 lít mỗi hecta, thấp hơn 32 phần trăm so với phun phủ toàn bộ theo cách thông thường.

Sản lượng được bảo toàn khỏi cạnh tranh của cỏ dại tăng từ 18 đến 22 phần trăm. So với việc phun cùng một lượng trên toàn cánh đồng, đưa đúng lượng cần thiết chỉ đến vị trí cần dường như tạo ra khác biệt rõ ràng cả về lượng thuốc diệt cỏ lẫn sản lượng.

Con số rút ngắn vài phút có vẻ nhỏ, nhưng tích lũy ngoài đồng theo cách khác. Thời gian robot làm việc mỗi ngày bị giới hạn bởi dung lượng pin và thời gian có ánh

sáng, vì vậy thời gian tiết kiệm trên mỗi lượt đến cuối ngày trở thành khoảng dư đủ để đi thêm vài luống.

Số robot và drone một người có thể giám sát mỗi ngày cuối cùng phụ thuộc vào khoảng dư này, nên tuyến càng ngắn thì cùng một lực lượng lao động càng quản lý được nông trại rộng hơn. Khi giảm những lần đổi hướng gấp và di chuyển lặp lại không cần thiết trên cùng đoạn, nguy cơ va chạm trong cánh đồng nơi người và robot làm việc cùng nhau cũng giảm.

Phán đoán tinh vi của từng drone chỉ phát huy sức mạnh thật sự khi mở rộng thành đàn nhiều chiếc cùng di chuyển. Một drone đi một mình từ đầu đến cuối cánh đồng rộng chắc chắn để lại khu vực chưa phủ trước khi hết pin, nhưng nhiều drone chia vùng và bay đồng thời có thể quét diện tích lớn gấp nhiều lần trong cùng thời gian.

Bước sang năm 2026, drone phun thuốc đang rời vị trí thiết bị đặc biệt chỉ vài nông trại dùng để trở thành thiết bị chủ đạo phổ biến, kết hợp bồn dung tích lớn với trí tuệ nhân tạo. XAG P150 do Pegasus Robotics phân phối dùng luồng khí hạ từ bốn rotor để rải đều hóa chất và có chức năng cảm nhận AI tự phát hiện chướng ngại vật trong phạm vi từ 1.5 đến 90 mét.

HYL-150 ARES của Hylio là thiết bị bay tập trung vào hoạt động theo đàn, có thể chở khoảng 50 kilôgam và xử lý hơn 20 hecta mỗi giờ. Việc bay theo đàn khả thi vì máy tính trên từng drone trao đổi tín hiệu với nhau, đồng thời phối hợp camera đa phổ, bồn phun và tín hiệu định vị vệ tinh.

Hylio đã được Cục Hàng không Liên bang Hoa Kỳ phê chuẩn phương thức một người vận hành đồng thời giám sát một đàn ba drone, và theo cách này, một người có thể bao quát hàng nghìn acre trong một ngày. Trường hợp được phê chuẩn, trong đó các drone tự chia khu vực rồi phối hợp hướng và tốc độ, cho thấy hoạt động đàn nhiều thiết bị bay do một người giám sát đã vận hành ngoài thực địa.

Thời gian con người và robot cùng làm việc trên một cánh đồng cũng đang tăng. Nếu một người đứng trong cùng luống khi drone bay thấp để phun thuốc, cảm biến siêu âm và camera thị giác phát hiện chuyển động, giảm tốc hoặc đổi tuyến.

Trong phương thức hiện nay, một người vận hành theo dõi đồng thời nhiều drone hoặc robot, trạng thái của nhiều thiết bị xuất hiện cùng lúc trên một màn hình, nên không bỏ lỡ tín hiệu khi một chiếc gặp sự cố trở thành nhiệm vụ mới của người giám sát. Khi máy móc ngày càng tự chọn tuyến, vai trò của con người dường như chuyển từ bàn tay trực tiếp điều khiển sang con mắt quan sát toàn bộ.

Trong vườn cây nơi các hàng cây tạo thành bức tường dày theo chiều đứng, robot mặt đất thường được dùng rộng rãi hơn drone. Robot phun tự hành chạy điện OrcBOT đọc đồng thời vị trí của mình và hình dạng cây bằng RTK-GPS cùng camera stereo, còn mạng nơ-ron YOLOv5 xác định theo thời gian thực có hay không tán lá rậm. Dựa trên phán đoán này, bộ điều khiển điện tử trung tâm bật tắt riêng vòi trái và phải, không phun gì ở đoạn trống không có cây.

Một thiết bị khác đặt điện áp 10 kilovolt để làm các hạt phun tích điện; theo cùng nguyên lý tóc bám vào áo len khi cởi áo mùa đông, hạt tích điện luồn sâu và bám vào mặt sau lá hoặc bên trong cành. Máy phun thông thường dễ chỉ để thuốc bám lên mặt trước của lá theo hướng gió và bỏ qua mặt sau, còn hạt tích điện có thêm lực hút kéo chúng bám vào lá bất kể lá quay theo hướng nào.

Đã có kết quả thử nghiệm thực tế robot này tại vườn cây của Khoa Nông nghiệp, Đại học Ankara ở Türkiye. Các giọt phun có đường kính từ 150 đến 167 micromét, đáp ứng ASAE S572.1, tiêu chuẩn giọt mịn do Hiệp hội Kỹ sư Nông nghiệp Hoa Kỳ đặt ra. Độ phủ tán, tức tỷ lệ bề mặt lá có thuốc bám, trung bình là 55 phần trăm và đạt cao nhất 57 phần trăm.

So với máy phun kéo bằng máy kéo thông thường, lượng hóa chất giảm từ 49 đến 72 phần trăm, khác biệt được xác nhận về thống kê là khó có thể do ngẫu nhiên. Chi phí làm việc 19.70 đô la mỗi giờ khi một người lái máy kéo phun thuốc giảm xuống 0.76 đô la mỗi giờ khi robot thay thế, tức giảm gần 95 phần trăm.

Cỏ dại trên ruộng lúa mì trải rộng theo hecta và sâu bệnh trong vườn có từng cây riêng lẻ đòi hỏi kiểu phun thuốc khác nhau ngay từ đầu. VRMDWN chỉ chọn bắn các cụm cỏ dại nhỏ rải rác trên đồng, nên mục tiêu nhỏ và khoảng giữa được để hoàn toàn trống, còn OrcBOT phải phun như ôm tròn cả cây, nên mục tiêu lớn và thuốc phải chạm đều cả phía sau lá.

Với cỏ dại, mấu chốt là bản đồ xác định chính xác chúng nằm ở đâu; với cây, mấu chốt là đưa thuốc đều đến mức nào vào bên trong một cây đã biết. Nhìn bên ngoài, cả hai đều là phòng trừ tự động, nhưng bài toán thực tế phải giải có bộ mặt khác nhau.

Công nghệ tự hành đang đi vào những thửa ruộng nhỏ chứ không chỉ nông trại lớn. Một robot nhỏ chạy bằng vi điều khiển PIC làm được nhiều việc khi thay mô-đun. Gắn hộp hạt 250 gram, nó gieo hốc chính xác, đặt một hạt ở mỗi khoảng cách quy

định; gắn vòi bơm đa dụng 500 mililit, nó phun mục tiêu chỉ ở vị trí cần; gắn lưới mỏng bằng thép mềm, nó còn làm cổ cơ học giữa các cây.

Robot nhỏ làm cả ba việc bằng một pin và một vi điều khiển đang nổi lên như lựa chọn cho nông trại quy mô nhỏ không đủ khả năng mua máy nông nghiệp lớn.

Trước khi ra đồng, tất cả mạng nơ-ron này được huấn luyện trước trên nền tảng như PyTorch hoặc TensorFlow bằng kỹ thuật tối ưu hóa Adam hay AdamW. Mô hình đã huấn luyện được chuyển ở định dạng ONNX hoặc TensorRT sang thiết bị nhỏ bằng lòng bàn tay như NVIDIA Jetson Xavier NX, Jetson Nano, Raspberry Pi 5 hoặc bộ điều khiển PLC công nghiệp và tái sinh trong một hình hài nhẹ hơn.

Thời gian giải bài toán người bán hàng 3D thực tế với từ hai mươi lăm đến ba mươi mốt điểm mục tiêu nằm trong vài chục mili giây, nên hầu như không cảm thấy robot dừng lại chờ tính toán. Ngay cả khi drone vừa phun vừa bay ở tốc độ 5 mét mỗi giây, kế hoạch chuyển động vẫn tính trước độ trễ ngắn để vòi phun mở và đóng.

Tính hữu dụng thực tế của hệ thống được đánh giá đồng thời bằng nhiều thước đo. Tỷ lệ rút ngắn tuyến so với thuật toán thông thường, tỷ lệ giảm thời gian làm việc, độ trễ để thiết bị biên tính tuyến cùng tỷ lệ tiết kiệm năng lượng pin và nhiên liệu đánh giá chính chuyển động của robot và drone.

Lượng thuốc diệt cỏ giảm trên mỗi hecta, độ phủ tán, kích thước giọt phun, tỷ lệ phân loại sai tại ranh giới cây trồng và cỏ dại, tỷ lệ sản lượng được bảo toàn cùng độ chính xác dự báo tái phát, chỉ số đo mức dự báo đúng cỏ dại mọc lại sau phòng trừ, cho biết hệ thống có thật sự mang lợi ích nông nghiệp hay không.

Khả năng camera phân biệt cỏ dại với cây trồng được kiểm tra lại bằng một số con số; IoU đo độ chồng giữa vùng cỏ dại do mô hình vẽ và vùng thực, gần giống đo phần chồng khi đóng hai con dấu ở cùng vị trí, còn mAP lấy trung bình độ chính xác đo tại nhiều ngưỡng, giống như lặp lại việc đóng dấu trong nhiều điều kiện rồi lấy trung bình.

Điểm F1 kết hợp độ chính xác, tỷ lệ những thứ bị phân loại là cỏ dại thực sự là cỏ dại, với độ bao phủ, tỷ lệ cỏ dại thật không bị bỏ sót, qua đó phát hiện phán đoán lệch quá mức về một phía. Chỉ tốt ở một trong ba tầng thước đo này là chưa đủ để trở thành hệ thống đáng tin ngoài đồng, vì ba bánh xe đường đi, phòng trừ và nhận dạng phải cùng quay mới hoạt động tại hiện trường.

Dù đạt những kết quả ấy, vẫn còn nhiều trở ngại phải vượt qua. Phần lớn kết quả đến nay đều có hạn chế là chỉ thu được trên một cánh đồng cụ thể. Không có gì bảo đảm cảm giác sắp thử tự học được trên ruộng hồng hoa Tân Cương sẽ dùng nguyên vẹn trong vườn táo có khoảng cách cây và địa hình hoàn toàn khác.

Khi chiều cao cây trồng, khoảng cách gieo và độ dốc mặt đất thay đổi, chính hình dạng tuyến ngắn nhất cũng đổi, vì vậy phải tích lũy thêm kết quả thử nghiệm trên nhiều cây trồng và địa hình trước khi mô hình tối ưu hóa đường đi chuyển từ công cụ của một cánh đồng thành công cụ dùng rộng ở nhiều nơi.

Thuật toán bài toán người bán hàng 3D và phép tính đường bay hiện nay phần lớn được xây dựng với giả định đồng bằng phẳng hoặc gần bằng phẳng, nên thường không thể dùng nguyên trạng ở địa hình dốc hay khu vực lẩn nhiều chướng ngại vật. Khi gió vượt 4.5 mét mỗi giây hoặc vào ngày có sương mù, mưa hay mây dày, chất lượng ảnh đa phổ giảm và vị trí bay của drone có thể sai lệch khoảng 1 mét, dẫn tới chỉ nhằm cỏ dại hoặc phun thuốc vào sai luống.

Cách hiện nay là chọn ngày quang và lặng gió mang nguy cơ bỏ lỡ chính thời điểm phòng trừ nếu thời tiết xấu kéo dài. Trong những ngày như vậy, con người vẫn phải trực tiếp ra đồng kiểm tra bằng mắt và định lại thời điểm xử lý.

Giới hạn thể chất của drone và robot mặt đất cũng cản trở tiến triển. Drone dùng trong thử nghiệm chỉ bay tối đa khoảng 22 phút và mang được khoảng 1.2 lít hóa chất, vì vậy muốn đi liên tục trên cánh đồng rộng phải thường xuyên dành thời gian thay pin và nạp lại thuốc. Trong vài phút con người thay pin và đổ lại bình thuốc bằng tay, drone không thể bay mà phải nằm ở một bên ruộng.

Thiết bị sạc di động đi trên mặt đất để thay pin và công nghệ điều khiển đàn hỗn hợp, trong đó drone với robot mặt đất chia vai trò khác nhau rồi hợp tác, đang nổi lên như nhiệm vụ kế tiếp. Nếu tính cả chi phí hạ tầng sạc, gánh nặng ban đầu khi đưa công nghệ vào không nhỏ, và nông trại càng rộng càng phải cân nhắc điểm này.

Chỉ khi có hệ thống để robot trên không và mặt đất chia nhau việc mỗi loại làm tốt rồi tự động nối khâu bàn giao, công nghệ mới có thể chuyển từ quy mô ruộng thử hiện nay sang nông trại lớn hơn nhiều.

Việc phải xử lý phép tính phức tạp ngay giữa cánh đồng cũng là một trở ngại. Tính đường dựa trên học tăng cường hoặc mô hình thị giác xử lý đồng thời nhiều nhiệm vụ đòi hỏi khối lượng tính toán lớn, nên có thể phán đoán chậm trên thiết bị nhỏ

chạy bằng pin. Lượng tử hóa và cắt tỉa để giảm tính toán, cùng việc gắn bộ xử lý chuyên dụng như NPU hoặc FPGA, tiếp tục được nghiên cứu để giảm vấn đề.

Điểm cân bằng giữa tài nguyên tính toán và độ chính xác cuối cùng phải khác nhau giữa các nông trại tùy diện tích đồng và giá trị cây trồng.

Thách thức cuối cùng là niềm tin. Người trồng vẫn chưa có cách phù hợp để nhìn thấy vì sao mô hình học tăng cường chọn tuyến ấy và quyết định chỉ phun tại vị trí ấy. Nếu nhúng vào hệ thống kỹ thuật AI có thể giải thích như Grad-CAM hay SHAP, vốn hiển thị căn cứ phán đoán bằng hình ảnh, người trồng có thể tự quyết định chấp nhận lựa chọn của robot hay kiểm tra lại.

Nếu hồ sơ phòng trừ và vị trí cỏ mọc lại được tích lũy hằng năm rồi phản hồi thành tri thức, hệ thống có thể theo dõi cả dòng biến đổi chậm của đất và sinh thái cỏ dại trong nhiều năm. Chỉ khi niềm tin này tích lũy, nông nghiệp mới chuyển được từ phương thức bán tự động hiện nay, nơi con người đóng dấu xác nhận cuối cùng, sang phương thức tự động hoàn toàn rời tay người.

Cần giải thêm một số nhiệm vụ trước khi công nghệ này lan tới nông trại rộng. Người trồng vẫn cần cách nhìn thấy căn cứ của đường đi và quyết định phòng trừ do học tăng cường chọn, đồng thời phải giảm khoảng trống công việc mỗi khi hết pin hoặc hóa chất. Trong bay theo đàn, nơi nhiều drone trao đổi tín hiệu và chia khu vực, nếu tín hiệu mất, các thiết bị có thể mất vị trí của nhau, chong tuyền hoặc va chạm.

Hiệu quả của phương thức giám sát hiện nay, một người vận hành nhìn cùng lúc màn hình của nhiều thiết bị, phụ thuộc vào việc nhận ra drone mất liên lạc và dừng nó an toàn nhanh đến đâu.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Các bài báo học thuật

1. Adewumi, A., & Saraswat, D. (2026). Tổng quan toàn diện về trí tuệ nhân tạo và điện toán biên cho kiểm soát cỏ dại chính xác. *Artificial Intelligence and Applications*. <https://doi.org/10.47852/bonviewAIA62028867>
2. Choudhari, A., Katkar, R., Gupta, M., Wathe, N., Kakde, S., & Poyam, P. (2025). Thiết kế khung học sâu không gian thời gian tích hợp cho phát hiện, xử lý và dự báo tái phát cỏ dại chính xác, tự động trong hệ thống nông nghiệp thông minh dựa trên drone. *International Journal of Applied Mathematics*, 38(2s), 1339-1366.
3. CropLife. (2026). 7 drone phun nông nghiệp đáng chú ý trong năm 2026. CropLife. <https://www.croplife.com/iron/sprayers/7-agricultural-spray-drones-to-watch-in-2026/>

4. Gerdan Koc, D., Koc, C., & Comakli, M. (2025). Robot phun tự động vận hành bằng AI cho các ứng dụng vườn cây chính xác. *Journal of Agricultural Engineering*, 56(1) / 2026 LVII:1766. <https://doi.org/10.4081/jae.2025.1766>
5. Gundi, A., Kulagod, A., Sunny K, H., & Parashuram, B. (2026). Robot nông nghiệp tự hành để gieo hạt, phun thuốc và làm cỏ. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering (IJARCCE)*, 15(5), 1308-1311. <https://doi.org/10.17148/IJARCCE.2026.155170>
6. Li, M., Wang, X., Liu, Z., Duan, M., & Jin, Z. (2026). DEMA-3D TSP: Học tăng cường nâng cao với cơ chế chú ý DEMA trong tối ưu hóa trình tự cho robot thu hoạch hồng hoa. *Smart Agriculture*, 8(2), 200-219. <https://doi.org/10.12133/j.smartag.SA202506004>
7. Logeshwaran, J., et al. (2026). Đàn drone nhúng cho nông nghiệp chính xác với AI thị giác. *International Journal of Computer Applications*, 187(115), 42-43.
8. The Robot Report. (2026). Đàn drone thực sự hoạt động như thế nào và những ngành nào nên quan tâm. The Robot Report. <https://www.therobotreport.com/drone-swarms-how-they-actually-work-and-what-industries-should-care/>

Tài liệu bài giảng và video

1. Food and Agriculture Organization (FAO). (2025). Du hành vòng quanh thế giới cùng FAO số và tin học nông nghiệp – Sydney. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=tbFEk73816U>
2. PhD Navigator. (2025). Kỹ thuật lấy mẫu trong nghiên cứu ICT | Robot đồng ruộng tối ưu năng lượng cho nông nghiệp. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=jJerj_N7ALQ
3. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). Sự kiện ra mắt chuỗi giới thiệu đổi mới nông nghiệp thực phẩm toàn cầu WAFI2026 và chương trình giới thiệu đầu tiên. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=U5CReIR_Rrg
4. 茶柱. (2026). 20260120 Nông nghiệp thông minh tại vườn chè: Kawasaki Giken, Ochiai Hamono và Terada Seisakusho. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=zmFbOC5RcJU>
5. 臉書李載榮. (2025). Hội thảo áp dụng AI vệ tinh vào nông nghiệp chính xác A88 của Viện Công nghiệp Thông tin, Đào Viên: Ảnh đa phổ vệ tinh AI và ứng dụng drone. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=dtT3bafdKgw>
6. Trimble Geospatial. (2026). Hội thảo trực tuyến eCognition: Học sâu, UAV và nông nghiệp chính xác. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=alrseDYV8Lo>
7. Society of Precision Agriculture Australia SPAA. (2025). Hội thảo trực tuyến quốc gia Grain Automate: Mở đường cho quyền tự chủ tại nông trại. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=nZnsWgvs6-g>
8. Agri Coaching Chandigarh. (2026). Sứ mệnh Nông nghiệp Số 2026 | AI, drone, Agri Stack và nông nghiệp thông minh | Thời sự. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=aI2rsTZBwMA>

Chương 3

Điều khiển môi trường cho nhà kính thông minh và canh tác trong nhà (CEA)

3.1

Giám sát đa cảm biến dựa trên IoT và đo lường môi trường thông minh

Số thiết bị Internet vạn vật công suất thấp LoRaWAN được triển khai trên toàn thế giới đã vượt 125 triệu chiếc tại 70 quốc gia, và quy mô thị trường liên quan được ước tính đạt 14,25 tỷ USD vào năm 2026. Nhóm nghiên cứu của Đại học Nebraska, Hoa Kỳ, báo cáo rằng chỉ riêng việc theo dõi độ ẩm đất theo thời gian thực đã giúp giảm lượng nước sử dụng tới 35 phần trăm. Bên trong nhà kính cũng cần đo lường dày đặc như vậy.

Trong nhà màng, nhiệt độ ở sát nền và ngang tầm mắt có thể chênh nhau ba, bốn độ, còn gần mái hình thành một lớp không khí nóng riêng. Trong chiếc hộp trắng chỉ lớn bằng lòng bàn tay gắn bên cột nhà kính, giá trị nhiệt độ và độ ẩm được ghi mới vài giây một lần, và chính các giá trị này quyết định tối hôm đó cửa thông gió có mở, máy sưởi có chạy hay vòi tưới có hoạt động hay không.

Giá trị thực sự phải quản lý trong nhà kính không chỉ có nhiệt độ không khí.

Nhiệt độ và độ ẩm tương đối của không khí, nồng độ carbon dioxide, lượng ánh sáng mặt trời (giá trị đo ánh sáng trong dải bước sóng thực sự được dùng cho quang hợp được gọi là mật độ dòng photon quang hợp), độ dẫn điện và nồng độ ion hydro của dung dịch dinh dưỡng nếu trồng thủy canh, độ ẩm còn lại trong đất hoặc giá thể, nhiệt độ nước trong bể, thậm chí khí ethylene nếu là kho bảo quản, đều biến đổi cùng nhau.

Các giá trị này không vận động riêng rẽ. Mở cửa để hạ nhiệt độ cũng đồng thời làm thất thoát độ ẩm và carbon dioxide, còn bật máy sưởi không chỉ nâng nhiệt độ mà còn khiến độ ẩm tương đối giảm mạnh. Tưới thêm nước làm tăng độ ẩm giá thể, nhưng cũng có thể làm tăng độ ẩm không khí quanh rễ và góp phần tạo điều kiện cho nấm mốc.

Vì vậy, vi khí hậu nhà kính, tức khí hậu trong một không gian nhỏ, phải được xem là một hệ liên kết phi tuyến và biến đổi theo thời gian, trong đó nhiều biến số liên tục

kéo đẩy lẫn nhau, chứ không phải một tập hợp công tắc riêng lẻ có thể điều khiển từng thứ một.

Khi sự cân bằng này sụp đổ, tổn thất lập tức hiện ra trước mắt. Chỉ vài ngày ngoài khoảng nhiệt độ thích hợp cũng có thể làm thân vươn dài hoặc nụ hoa rụng, còn qua đêm trong độ ẩm cao sẽ khiến giọt nước đọng ở mặt dưới lá, tạo điều kiện thuận lợi cho nấm mốc và nấm phấn trắng sinh sôi. Một lần đậu quả thất bại hay một đợt bệnh lan rộng đều bào mòn toàn bộ sản lượng của vụ đó.

Vì vậy, cảm giác và kinh nghiệm của người trồng là chưa đủ, mà cần cả các cảm biến Internet vạn vật (IoT, Internet of Things) được cài dày khắp nhà kính lẫn phép tính trí tuệ nhân tạo đọc và đánh giá dữ liệu theo thời gian thực. Nếu cảm biến là đôi mắt và làn da, thì phép tính phía sau là năng lực cân nhắc điều kiện từng khoảnh khắc để chọn hành động tiếp theo.

Vấn đề là năng lực phán đoán ấy không thể hoạt động đúng nếu mỗi nhà kính chỉ có một cảm biến. Ngay từ tốc độ luồng khí đã khác nhau giữa vị trí trước quạt thông gió và góc đối diện của nhà kính, còn nhiệt độ phía trên tán cây rậm rạp và vùng bóng râm bên dưới có thể chênh nhiều độ. Mép gần vách và vùng giữa nhà kính cũng sống trong hai kiểu thời tiết khác nhau.

Nếu coi giá trị đại diện do một cảm biến đọc được là giá trị của toàn bộ nhà kính rồi quyết định sưởi hay thông gió, những khu vực xa giá trị đại diện ấy có thể bị bỏ mặc cho cây vươn dài hoặc héo. Làm thế nào xử lý tính không đồng nhất theo không gian này vẫn là bài toán của thiết kế đo lường nhà kính.

Danh sách cảm biến thực tế đưa vào nhà kính khá dài. Ở phía không khí, cảm biến nhiệt ẩm DHT11 và DHT22 đo từ âm 40 độ đến 80 độ, từ 0 phần trăm đến 100 phần trăm độ ẩm tương đối, với cảm biến nhiệt ẩm WQX-TH đứng bên cạnh. Trong bể nước có cảm biến nhiệt độ nước DS18B20, ánh sáng được cảm biến WQX-L đo từ 0 lux đến 157.286 lux, còn tia tử ngoại được cảm biến WQX-R và UV đo từ 0 đến 2.000 watt trên mét vuông.

Nước còn lại trong đất hoặc giá thể được đo bằng cảm biến độ ẩm FC-28 hoặc YL-69, còn nồng độ carbon dioxide trong không khí do cảm biến theo phương pháp dùng mức hấp thụ tia hồng ngoại của khí, tức phương pháp hồng ngoại không phân tán (NDIR), đảm nhiệm.

Trong dung dịch dinh dưỡng thủy canh có cảm biến đo đồng thời độ dẫn điện (EC) và nồng độ ion hydro (pH), còn khi phân phối lạnh nông sản đã thu hoạch, một cảm

biến riêng được gắn để phát hiện khí ethylene do trái cây thải ra. Giá một cảm biến chỉ từ vài nghìn đến vài chục nghìn won, không quá đắt, nhưng khi nhiều cảm biến tụ lại một chỗ, chúng trở thành tấm lưới đọc được toàn bộ nhịp thở của nhà kính.

Cấp điện bằng cách nào cũng là vấn đề quyết định tuổi thọ của nút cảm biến. Ở những vị trí khó kéo thêm ổ cắm như trên mái nhà kính hoặc cạnh giá thể, người ta chủ yếu dùng nút gắn tấm pin mặt trời nhỏ và pin tích điện; bình thường mạch được cho ngủ, chỉ thức dậy trong chốc lát vào giờ định sẵn để đo rồi lại ngủ, nhờ đó một lần sạc có thể dùng trong vài tháng.

Phía cơ cấu chấp hành trực tiếp dùng lực như bơm tưới hoặc quạt thông gió được nối với nguồn điện thương mại ngay từ đầu, còn nút cảm biến bên cạnh được vận hành riêng bằng pin công suất thấp.

Để tiết kiệm cả điện năng của mỗi lần truyền, dữ liệu thường được gom trong một khoảng thời gian rồi gửi cùng lúc thay vì gửi sau từng phép đo, nhưng nếu sự đánh đổi này sai lệch, pin sẽ cạn sớm hơn dự kiến và cảm biến có thể tê liệt đúng lúc cần ra quyết định.

Bên ngoài nhà kính cũng cần có mắt. Nếu đặt thiết bị quan trắc thời tiết JNGW100 và cảm biến quang phổ WQX bên ngoài nhà kính, có thể nhận nhiệt độ và độ ẩm không khí ngoài trời, điểm sương và lượng bức xạ mặt trời theo chu kỳ 1 phút.

Ngoài ra, dữ liệu khí tượng nông nghiệp dạng lưới do Tổ chức Nghiên cứu Nông nghiệp Nhật Bản xây dựng, WeatherAPI, NASA POWER của Cơ quan Hàng không và Vũ trụ Hoa Kỳ, FAO CLIMWAT của Tổ chức Lương thực và Nông nghiệp Liên Hợp Quốc cùng các nguồn dữ liệu công khai nước ngoài khác được kéo về theo thời gian thực, rồi giá trị dự báo thời tiết vài ngày tới cũng được đưa vào mô hình điều khiển.

Do chỉ cảm biến trong nhà kính không thể báo trước đợt rét hay nắng nóng sắp tới, việc đặt dữ liệu khí tượng ngoài trời cạnh giá trị cảm biến trong nhà ngày càng trở thành quy trình đương nhiên. Biết sớm hơn dù chỉ một giờ thời điểm phải đóng cửa có thể tạo ra khác biệt quyết định số phận cây trồng so với chỉ biết sau khi giá trị đã tăng.

Các con số cũng không chỉ được rút ra từ không khí. Phương pháp được gọi là “kỹ thuật đối thoại với thực vật” đọc tín hiệu do chính cây trồng phát ra. Nhân chênh lệch nồng độ carbon dioxide giữa không khí đi vào và đi ra khỏi nhà kính với tốc độ

gió sẽ tính được sau mỗi 5 phút toàn bộ quần thể cây trong nhà kính hút bao nhiêu carbon dioxide bằng quang hợp và thải ra bao nhiêu qua hô hấp ban đêm.

Theo cùng cách đó, nhân chênh lệch nồng độ hơi nước với tốc độ gió cho phép ước tính lá thải bao nhiêu nước và các khí khổng nhỏ trên bề mặt lá mở đến mức nào mà không cần chạm vào bất kỳ chiếc lá nào. Nếu nhiệt kế là dụng cụ đo không khí trong phòng, phương pháp này biến chính cây trồng thành một thiết bị đo sống.

Giá trị do cảm biến đọc được chuyển đi qua nhiều lớp. Ở tuyến đầu tại hiện trường là STM32 hoặc ESP32, mô-đun ESP8266 có Wi-Fi, hay tổ hợp Arduino Uno và Arduino Nano gồm hai thiết bị chia nhau nhiệm vụ. Khi Arduino Uno phụ trách thu thập giá trị cảm biến và trực tiếp vận hành cơ cấu chấp hành, Arduino Nano bên cạnh chia sẻ công việc liên lạc với máy chủ web và vẽ biểu đồ trên màn hình, để một bên dừng thì bên kia vẫn trụ được.

Khi nhiều nút trong nhà kính trao đổi giá trị, hệ thống dùng phương thức có dây RS485 đã được dùng lâu năm trong công nghiệp hoặc mạng cảm biến không dây ZigBee; khi đẩy dữ liệu lên máy chủ trung tâm hay đám mây, các mạng 4G DTU, GPRS, LPWAN và Wi-Fi được luân phiên sử dụng. Nhờ đó, màn hình nhỏ gắn tại nhà kính, máy tính trong văn phòng và ứng dụng điện thoại của người trồng cùng nhận một con số vào cùng một thời điểm.

Phương thức có dây RS485 đã được kiểm chứng lâu năm trong công nghiệp truyền dữ liệu ổn định, không dao động vì hơi ẩm hay sóng điện từ, nhưng mỗi khi thay đổi kết cấu nhà kính lại phải đi dây lại. Mạng cảm biến không dây như ZigBee phù hợp với nhà kính thường xuyên đổi cách trồng vì không cần đi dây, nhưng nếu có vật cản sóng như khung thép hoặc bể nước thì dữ liệu có thể bị ngắt hoặc đến chậm.

Vì vậy, trên thực địa người ta thường không thống nhất hoàn toàn theo một phương thức mà dùng giải pháp dung hòa: các đoạn cốt lõi đi dây, còn những đoạn thường thay đổi được bổ sung bằng mạng không dây.

Trong số này, mạng diện rộng công suất thấp gọi là LoRaWAN, tức LPWAN, đã chuyển từ công nghệ phòng thí nghiệm sang hạ tầng quy mô công nghiệp chỉ trong vài năm. Tính đến năm 2026, thị trường IoT LoRaWAN toàn cầu được ước tính ở quy mô 14,25 tỷ USD và được dự báo tăng 34,7 phần trăm mỗi năm đến năm 2035. Hơn 125 triệu thiết bị LoRaWAN đã được lắp đặt tại 70 quốc gia.

Nhờ mạng truyền thông có thể hoạt động nhiều năm bằng một viên pin và chuyển dữ liệu đi xa vài kilômét, cảm biến nay có thể được cài cả ở nhà màng hoặc một góc đồng trống nơi khó kéo đường điện mới.

Xu hướng nổi bật trong năm 2026 là chuyển phép tính từ đám mây vào thiết bị chuyển tiếp truyền thông tại hiện trường, tức cổng kết nối. Thay vì gửi từng giá trị cảm biến đến một máy chủ xa và chờ câu trả lời, người ta cài một mô hình trí tuệ nhân tạo nhẹ trong cổng kết nối để đưa ra phán đoán ngay lập tức. Cách này rút ngắn thời gian đi về máy chủ và đồng thời giảm chi phí truyền thông.

Trong thí nghiệm theo dõi độ ẩm đất theo thời gian thực của nhóm nghiên cứu Đại học Nebraska, Hoa Kỳ, phương thức này đã giảm lượng nước sử dụng tới 35 phần trăm. Cảm biến không dừng ở việc đo giá trị mà chuyển ngay giá trị ấy thành phán đoán.

Dẫu vậy, không thể cài cảm biến đất liền vào mọi góc nhà kính. Vì thế, người ta cũng chỉ cài vài cảm biến rồi dùng tính toán để vẽ bản đồ khí hậu 3 chiều của toàn bộ nhà kính. Kỹ thuật gọi là động lực học chất lưu tính toán (CFD) là mô phỏng trên máy tính cách không khí và khí trong nhà kính thực sự lưu chuyển, hòa trộn, gần giống như đưa bản đồ dự báo thời tiết vào không gian hẹp bên trong nhà kính.

Khi chạy cùng các mô hình máy học như DeepCFD-OptNet, kết hợp mạng nơ-ron tích chập (CNN) đọc hình ảnh, mạng nơ-ron tích chập theo thời gian (TCN) bám theo dòng thời gian và kỹ thuật tối ưu bầy đàn hạt (PSO) tìm giá trị tối ưu trong nhiều ứng viên, hoặc Random Forest, hồi quy vector hỗ trợ (SVR) và mạng nơ-ron sâu (DNN), có thể tái dựng khá hợp lý phân bố nhiệt độ và carbon dioxide ở mọi góc nhà kính chỉ từ một số ít giá trị cảm biến.

Bản tái dựng này thường được tính lại sau mỗi vài phút để cập nhật bản đồ, nên ngay cả khu vực không có cảm biến cũng có thể suy ra giá trị gần với tình trạng vừa xảy ra. Tính toán lắp vào khoảng giếng co giữa chi phí bố trí cảm biến và độ chính xác đo lường.

Thiết kế dự phòng cố ý đo cùng một giá trị hai, ba lần cũng là một cách bảo vệ độ chính xác đo lường. Nếu chỉ dựa vào một cảm biến nhiệt độ, khi cảm biến đó hỏng, toàn bộ nhà kính sẽ vận hành như nhắm mắt; nhưng nếu chồng hai, ba cảm biến có hiệu năng hơi khác nhau trong cùng khu vực, có thể so sánh giá trị để phân biệt bên nào gần với hồng hóc hơn.

Nhiều trường hợp, chồng nhiều cảm biến rẻ tiền còn chống hỏng tốt hơn dựa vào một cảm biến đắt tiền, nên chính việc quyết định giá trị nào cần đo thành bao nhiêu lớp theo quy mô và ngân sách nhà kính vẫn là nhiệm vụ của người thiết kế. Phải có dữ liệu chồng lớp như vậy thì bộ lọc Kalman thích ứng được giải thích sau mới phát huy đúng vai trò.

Dữ liệu cũng không phải lúc nào cũng đến đúng giờ. Khi liên lạc tạm thời bị cắt hoặc một cảm biến gặp sự cố, sẽ xuất hiện đoạn thiếu giá trị. Nếu đoạn trống ngắn, không quá 10 bước, người ta dùng phép nội suy tuyến tính tiến và lùi, nối đường thẳng giữa giá trị cuối cùng trước khi mất và giá trị đầu tiên sau khi nối lại để lấp khoảng giữa.

Nếu khoảng trống dài quá 10 bước, chỉ cách này sẽ trở nên gượng ép, nên phương pháp căn chỉnh thời gian động (DTW) được dùng để tìm trong dữ liệu quá khứ một đoạn có dòng biến đổi giống hiện tại rồi kéo mẫu đó về lấp chỗ trống. Cách này giống như khi bỏ quên một ngày nhật ký, ta tham khảo trang nhật ký của ngày có thời tiết tương tự trong cùng mùa năm trước để điền trang trống.

Tách khỏi việc lấp chỗ trống còn có vấn đề bản thân giá trị nhận được nhảy vọt hoặc dao động. Trong môi trường nhà kính nhiều hơi ẩm và bụi, cảm biến thường bắt chọt ghi một giá trị vô lý. Bộ lọc Kalman tự thích ứng được dùng để làm mượt dữ liệu này.

Bộ lọc Kalman là phép tính gán trọng số cho giá trị hơi dao động mà cảm biến vừa đọc và giá trị dự đoán suy ra từ xu hướng trước đó, rồi nhẹ nhàng hội tụ về một điểm ở giữa hai giá trị; nguyên lý giống phép tính định vị của thiết bị dẫn đường, tham khảo cả tốc độ và hướng vừa qua của ô tô để ổn định vị trí dù tín hiệu vệ tinh dao động. Tên gọi “thích ứng” xuất phát từ việc bộ lọc tự điều chỉnh cả mức độ tin vào cảm biến, tức chính độ tin cậy ấy.

Chênh lệch giữa giá trị mới và giá trị dự đoán càng lớn, trọng số của cảm biến đó càng giảm và giá trị của cảm biến khác càng được coi trọng, nhờ đó một cảm biến tạm thời bất thường vì hơi ẩm hay bụi cũng không làm cả phán đoán chung dao động theo.

Một nhà kính ánh sáng mặt trời hai lớp màng điển hình tại Cơ sở cây giống Hengsheng ở Ninh Hạ, tây bắc Trung Quốc, là nơi bộ lọc này được thử nghiệm thực tế. Bốn bộ cảm biến quang phổ WQX-TH, WQX-L và WQX-R được phân bố khắp nhà kính, còn bên ngoài có một trạm khí tượng riêng.

Sau khi các giá trị đồng thời đi vào từ nhiều vị trí cảm biến được bộ lọc Kalman thích ứng làm mượt trước, dự báo nhiệt ẩm và quyết định tự động đóng mở hệ thống sưởi, thông gió phía sau vận hành ổn định hơn hẳn. Nếu không loại nhiễu ở giai đoạn đo, dù đặt logic phán đoán tinh vi đến đâu phía sau, hệ thống vẫn rung chuyển ngay từ nền móng.

Ngay cả dữ liệu đã được làm mượt như vậy cũng có đơn vị khác nhau nên khó đưa thẳng vào tính toán. Nhiệt độ dùng độ C, độ ẩm dùng phần trăm, ánh sáng dùng lux, carbon dioxide dùng ppm, độ axit dùng pH, mỗi loại có một thang khác nhau. Chúng được chuyển thành giá trị có thể đặt cạnh nhau để so sánh qua quá trình chuẩn hóa min-max, chia lại thang giữa giá trị nhỏ nhất và lớn nhất thành khoảng từ 0 đến 1.

Nguyên lý này giống như phải đổi tiền của nhiều nước sang một đồng tiền chuẩn thì mới so sánh được giá hàng. Chỉ dữ liệu hoàn tất quá trình này mới trở thành nguyên liệu cho quy trình máy học.

Khi dữ liệu đã được làm sạch và đưa về cùng thang, bước tiếp theo là chuyển nó thành chuyển động thực. Công việc này được chia giữa NodeMCU ESP8266 hoặc Raspberry Pi đặt tại hiện trường, thiết bị điều khiển có màn hình Qt cục bộ và đôi khi cả máy chủ đám mây; thời gian từ lúc dữ liệu đi vào đến lúc có phán đoán nhiều nhất là vài giây, đôi khi còn nhanh hơn.

Khi phán đoán được đưa ra, lệnh đi qua mô-đun rơ-le và truyền thẳng đến bơm tưới, quạt thông gió, màn che, thiết bị bổ sung carbon dioxide, máy phun sương và LED chiếu sáng bổ sung. Một con số bắt đầu từ ánh đèn xanh của hộp cảm biến được nối liền tới khoảnh khắc nó làm quay chiếc quạt ở đầu kia nhà kính vài giây sau đó.

Giá trị đo được lại chia công dụng một lần nữa giữa lưu trữ và hiển thị. Dữ liệu qua cổng kết nối được tích lũy tuần tự trong cơ sở dữ liệu chuỗi thời gian, còn người trồng có thể xem trực tiếp biểu đồ nhiệt độ và độ ẩm của một ngày hay một tuần qua trên web hoặc màn hình điện thoại.

Khi giá trị vượt vùng nguy hiểm đã đặt trước, cảnh báo lập tức xuất hiện bằng tin nhắn hoặc thông báo ứng dụng, cho người trồng thời gian ứng phó với tình huống bất ngờ như rét đậm hay mất điện mà không phải ở trong nhà kính suốt đêm.

Những bản ghi tích lũy lâu dài tự thân trở thành dữ liệu để sau này đối chiếu với sản lượng hoặc sự phát sinh bệnh, và nếu nông sản cần chứng nhận hoặc quản lý truy xuất, chúng còn là bằng chứng về quá trình canh tác.

Hai nhà kính xà lách thủy canh thương mại tại trang trại Sandi Buana và Purwosari ở Indonesia cho thấy toàn bộ dòng chảy này. Cảm biến nhiệt ẩm DHT11, cảm biến nhiệt độ nước DS18B20, cảm biến độ ẩm đất FC-28, cảm biến dung dịch dinh dưỡng pH và EC được cài đặt, dữ liệu được gom bằng cổng NodeMCU ESP8266 rồi chuyển tới cơ sở dữ liệu đám mây.

Trong bốn tháng, số giá trị tích lũy đạt 15.492, và chúng trở thành nguyên liệu nền cho hệ thống phân đoán về sau để ước tính trước sản lượng và tự động điều chỉnh môi trường. Trường hợp này cho thấy chỉ với vài cảm biến và một mô-đun Wi-Fi rẻ tiền cũng có thể dựng nền tảng dữ liệu ở quy mô nhà kính thương mại.

Nhà kính mùa đông rộng 300 mét vuông trong Đại học Quốc gia Kangwon, Hàn Quốc, cũng có cấu trúc tương tự. Nhà kính được trang bị nồi hơi viên nén, bể tích nhiệt và hệ thống sưởi ống ray này dùng bộ ghi GL840 ghi không bỏ sót mỗi phút một giá trị từ thiết bị khí tượng ngoài trời JNGW100 và các cảm biến cặp nhiệt điện đặt khắp bên trong.

Chỉ khi có bản ghi dày đặc như vậy, quyết định sưởi mang tính dự báo, làm nóng trước nước trong bể tích nhiệt vài giờ trước khi rét dữ dội ập đến, mới khả thi. Chính việc thu hẹp khoảng đo xuống đơn vị 1 phút là nền tảng phải chuẩn bị trước mọi logic phân đoán tinh vi đặt lên sau đó.

Trường hợp điều khiển phun sương thông minh được thử nghiệm trong dự án đổi mới nông nghiệp của tỉnh Aichi, Nhật Bản, cho thấy điều gì thay đổi khi thêm một cảm biến. Thay vì chỉ nhìn nhiệt độ và độ ẩm trong nhà kính, hệ thống đọc cả cường độ bức xạ mặt trời ngoài trời, tức giá trị đo ánh nắng chiếu mạnh đến đâu, rồi tính theo thời gian thực độ thiếu hụt áp suất hơi bão hòa (VPD), biểu thị bằng một con số mức độ “khát” của không khí.

Khi nắng bắt ngờ mạnh lên làm con số này tăng vọt, hệ thống phun sương ngắt vừa đủ để lá không ướt, làm dịu căng thẳng của cây, còn người trồng theo dõi toàn bộ dòng biến đổi trên ứng dụng điện thoại thông minh. Việc gộp các giá trị riêng lẻ như nhiệt độ và độ ẩm để tạo ra một con số mới gần với hình ảnh thực tế mà từ “thông minh” trong đo lường muốn nói đến.

Trường hợp giàn trồng nhiều tầng quy mô lớn và trang trại thẳng đứng ở Cao Hùng, Đài Loan, cho thấy có thể nhìn thêm những gì khi mạng cảm biến được xếp thành từng tầng. Trang trại trồng lan và rau thủy canh trên nhiều tầng giá này gắn riêng cảm biến nhiệt ẩm, pH và độ ẩm cho từng ô giá, rồi gom dữ liệu vào tủ điều khiển trung tâm tại hiện trường và màn hình giám sát đám mây.

Vì tầng trên và tầng dưới của giá nhận ánh sáng và thông gió khác nhau, phương thức đo từng coi toàn bộ nhà kính là một đơn vị đã được chia nhỏ theo tầng. Điện và lượng nước sử dụng cũng được đo để vẽ lượng phát thải carbon lên màn hình, nhờ đó cảm biến đồng thời đóng vai trò bảng đồng hồ thể hiện cả trạng thái cây trồng lẫn hiệu quả vận hành toàn trang trại.

Ngay cả hệ thống được thiết kế tốt như vậy vẫn còn mắt xích yếu. Trong môi trường độ ẩm tương đối trong nhà kính thường vượt 90 phần trăm, khí ăn mòn phát tán mỗi khi phun thuốc và bụi cùng giọt nước bám dính, độ nhạy cảm biến dần cùn đi theo thời gian. Hiện tượng này được gọi là trôi, tức trạng thái nhiệt độ thực trong nhà kính không đổi nhưng chỉ con số cảm biến chỉ thị âm thầm lệch đi.

Để ngăn nó, phần mềm tự hiệu chuẩn, có thể tự điều chỉnh thang bằng cách so sánh nhiều giá trị cảm biến mà không cần con người chỉnh tay, đang được nghiên cứu cùng cảm biến phủ vật liệu nano bền, chống nước và bụi.

Hiệu chuẩn định kỳ cũng là một quy trình không thể thiếu. Khi lắp cảm biến mới lần đầu, người ta hiệu chuẩn ban đầu bằng cách khớp giá trị chuẩn do nhà sản xuất đo với giá trị thực tại hiện trường, rồi cứ vài tháng lại so với dung dịch chuẩn hoặc nguồn sáng chuẩn đã biết giá trị để chỉnh thang đo.

Với cảm biến độ ẩm, cách thường dùng là đặt nó trong thời gian ngắn vào dung dịch bão hòa như nước muối, nơi độ ẩm được giữ cố định, rồi lấy giá trị ấy làm chuẩn. Thay vì con người phải đi vòng quanh nhà kính và lặp lại quy trình tốn công này mỗi lần, hiệu chuẩn bằng phần mềm, so sánh nhiều giá trị cảm biến để tìm bên lệch, đang dần thay thế bàn tay con người.

Chia không gian thế nào để cài cảm biến vẫn là bài toán phải giải. Nhà kính càng lớn, chênh lệch khí hậu giữa trước quạt thông gió và trung tâm, giữa phía trên và dưới tán cây càng lớn, nhưng phương thức cài cảm biến thành lưới với khoảng cách bằng nhau lại dễ bỏ lỡ đúng những vùng có chênh lệch nhiệt độ lớn.

Phương pháp lấy mẫu phân tầng, chia khu vực và bố trí mật độ cảm biến khác nhau, kết hợp với phép tái dựng dựa trên CFD, được xem là giải pháp thay thế.

Quyết định cài bao nhiêu cảm biến ở đâu đang trở nên quan trọng không kém việc chọn loại cảm biến nào.

Khi tìm cách kết nối cảm biến của các nhà sản xuất khác nhau với bộ điều khiển logic khả trình (PLC) và nhiều bộ điều khiển khác, dữ liệu thường lệch hoặc không thể kết nối vì chúng dùng ngôn ngữ truyền thông khác nhau. Gánh nặng phải kiểm tra thiết bị mới có tương thích với thiết bị cũ hay không mỗi lần đưa máy móc vào trang trại cũng phát sinh từ đây.

Để giải quyết, các chuẩn chung như OPC UA, chuẩn truyền thông công nghiệp được sử dụng rộng rãi, WAGRI, nền tảng chia sẻ dữ liệu nông nghiệp của Nhật Bản, và đám mây loP, điều chỉnh IoT cho nông nghiệp, đang dần định hình. Cùng với thống nhất tiêu chuẩn, xây dựng màn hình và cách thao tác dễ dàng để người trồng không học kỹ thuật cũng có thể quen tay trong vài ngày vẫn là bài toán phải giải song song.

Những khó khăn thực tế mà phép tính trí tuệ nhân tạo đưa xuống hiện trường gặp phải không bộc lộ hết chỉ qua độ chính xác khi chạy thử. Có độ trễ dễ nhận thấy từ lúc cơ cấu chấp hành nhận lệnh đến khi thực sự chuyển động, còn các yếu tố vật lý như gió hay rung động chen vào những lúc không dự kiến.

Nếu liên lạc chỉ tạm thời bị cắt, cổng kết nối cũng không thể chờ mãi câu trả lời của đám mây, nên phía hiện trường phải giữ lại logic phán đoán tối thiểu. Chạy các phán đoán ấy trên vi điều khiển rẻ tiền mà không bỏ lỡ vẫn là mục tiêu tiếp theo.

Xu hướng chuyển tính toán vào cổng kết nối càng vững, bản thân mô hình trí tuệ nhân tạo đặt trong đó càng phải nhỏ và nhẹ. Các kỹ thuật như lượng tử hóa, giảm con số xuống 8 bit để hạ lượng tính toán, và chưng cất tri thức, chuyển điều mô hình lớn đã học sang mô hình nhỏ, đang được hoàn thiện thành lời giải.

Chọn cảm biến, cấp điện, dựng mạng truyền thông, lấp giá trị thiếu và lọc nhiễu, đưa dữ liệu về cùng thang, từng việc nhìn riêng có vẻ vụn vặt, nhưng thiếu bất kỳ việc nào thì mọi phán đoán đặt phía trên đều dao động. Giá trị mà hộp cảm biến gắn trên cột nhà kính đọc được chỉ biến thành phán đoán điều khiển quạt, bơm và đèn trong vài giây sau khi chỗ trống đã được lấp, nhiễu đã được lọc và thang đã được khớp.

Cảm biến trong hộp trắng có thực sự đọc đúng giá trị hay không lại là một vấn đề khác. Chiếc lọ nhỏ trong tay người trồng chứa chất lỏng trong suốt được chỉnh chính xác ở độ axit 4, 7 và 10, còn việc lần lượt nhúng đầu cảm biến vào từng lọ rồi

lấy ra, điều chỉnh con số trên màn hình khớp giá trị chuẩn, chính là kiểm định và hiệu chuẩn. Cảm biến độ dẫn điện cũng được nhúng vào dung dịch chuẩn có độ dẫn đã biết để chỉnh lại thang.

Công việc này không kết thúc sau một lần mà phải lặp lại mỗi khi mùa thay đổi, ít nhất vài tháng một lần. Nếu bỏ kiểm định và hiệu chuẩn trong nửa năm hay một năm, cảm biến vẫn tiếp tục nhả số nhưng khoảng cách giữa con số ấy và giá trị thực mà nó biểu thị sẽ âm thầm rộng ra theo thời gian.

Vì vậy, hiện trường quản lý riêng phiếu ghi hiệu chuẩn, lưu lại khi nào, cảm biến nào được chỉnh theo giá trị chuẩn nào; chỉ có bản ghi này mới giúp sau đó phân biệt dữ liệu giai đoạn nào đáng tin và giai đoạn nào đáng ngờ.

Cũng cần có quy tắc quyết định nghe cảm biến nào khi nhiều cảm biến được đặt chồng. Nếu ba cảm biến nhiệt độ được đặt cạnh nhau trong cùng khu vực, hai chiếc trong số đó chỉ gần 24 độ C. Nếu chỉ chiếc còn lại chỉ 31 độ, hai giá trị chiếm đa số được chấp nhận, còn chiếc tách khỏi nhóm được đưa vào danh sách nghi ngờ. Biến đổi khó xảy ra trong thực tế, như nhiệt độ tăng quá 5 độ trong 10 giây, cũng bị lọc theo cùng cách.

Cảm biến bị lọc không được tháo ngay, mà được theo dõi thêm vài ngày để xác nhận cùng sai lệch có lặp lại hay không rồi mới kết luận hỏng. Một lần nhảy có thể chỉ là ngẫu nhiên do một hạt bụi bay qua, nhưng sai lệch lặp lại phải được coi là vấn đề của chính cảm biến.

Không thể bỏ qua việc đánh dấu giá trị được lắp bằng nội suy. Dù nối bằng đường thẳng hay kéo về một dòng biến đổi tương tự trong quá khứ, con số được điền như vậy không phải giá trị cảm biến thực sự đo mà là giá trị tính toán phỏng đoán. Không có dấu này, khi đặt sản lượng cạnh bản ghi môi trường vài tháng sau, số ước tính và số đo thực sẽ trộn lẫn, có thể kéo kết luận sang hướng sai.

Khó hơn là tình huống không phải mất liên lạc mà là hỏng thật, như đường ống đóng băng hoặc bơm dừng, nhưng phép nội suy lấp khoảng trống bằng con số trơn tru khiến vấn đề không lộ ra ngoài. Vì vậy, nếu đoạn trống kéo dài quá một thời gian nhất định, cảnh báo kiểm tra hiện trường phải xuất hiện riêng với phép nội suy để ngăn tính toán lạng lế che mất vấn đề.

Khi thiết kế mạng truyền thông, phải quyết định cách trụ vững khi tín hiệu mất, không kém gì quyết định dùng bao nhiêu dây. Khi mất kết nối với cổng, nút cảm biến không dây không để giá trị trôi mất mà tạm lưu vào bộ nhớ trong, rồi đẩy toàn

bộ dữ liệu tồn lên ngay khi kết nối hồi phục. Nếu dựng cấu trúc lưới để các nút nhận và chuyển tiếp tín hiệu cho nhau, dù một cột thép cản sóng, dữ liệu vẫn còn đường vòng qua nút bên cạnh.

Đoạn có dây không cần đường vòng như vậy, nhưng nếu chính dây bị đứt thì không có phương án thay thế, nên đường trục càng quan trọng càng thường được dự phòng bằng cách lắp thêm một dây.

Màn hình người trồng nhìn vào cũng vô dụng nếu chỉ bày ra các con số. Nếu vùng bình thường tô xanh, vùng cần chú ý tô vàng và vùng phải xử lý ngay tô đỏ, chỉ liếc qua màn hình cũng có thể ước lượng trạng thái. Vấn đề là nếu cảnh báo vang quá thường xuyên, người trồng sẽ bỏ qua thông báo đúng vào lúc quan trọng.

Vì vậy, biến động nhỏ chỉ được hiển thị lặng lẽ trên màn hình, còn ngưỡng được chia để chỉ gửi thông báo tới điện thoại khi nhiều giá trị cùng lúc đi vào vùng nguy hiểm hoặc một cảnh báo kéo dài quá thời gian nhất định. Có nơi nâng cấp theo từng bước để nếu không phản ứng với thông báo đầu, sau một lúc hệ thống còn gọi điện.

Ở góc màn hình, giá trị dự đoán sau một giờ và một ngày được vẽ cạnh giá trị hiện tại, giúp người trồng can thiệp trước khi số tăng thay vì chỉ phản ứng sau đó.

Nếu toàn bộ thiết bị này chỉ được dùng tại trang trại lớn có ngân sách dư dả, thành công mới chỉ đạt một nửa. Tổng chi phí cảm biến, cổng kết nối và phí phần mềm để trở thành khoản tiền nông hộ nhỏ khó quyết định đầu tư, còn ngay cả khi đã mua thiết bị, nhiều vùng nông thôn lại khó tìm kỹ thuật viên xử lý lúc hỏng. Hệ thống mở đóng bơm và cửa thông gió từ xa tiện lợi bao nhiêu thì cũng mang nguy cơ bị người ngoài truy cập và thao túng bấy nhiêu.

Nếu ai đó xâm nhập hệ thống giữa mùa đông và mở cửa thông gió, cả một nhà kính có thể đóng băng trong vài giờ. Thêm vào đó, dữ liệu môi trường và sinh trưởng tích lũy nhiều năm có thể không ở lại với người trồng đã tạo ra nó mà bị nhốt trong máy chủ của công ty bán thiết bị, rồi toàn bộ bản ghi đứt đoạn ngay khi đổi sang thiết bị hãng khác.

Chi phí đưa thiết bị vào, nhân lực bảo trì, an ninh điều khiển từ xa và tính di chuyển của dữ liệu vẫn là những bài toán công nghệ này phải giải quyết.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Arfiyani, S. A., Wardihani, E. D., & Helmy. (2026). Smart Greenhouse Data Integration Using Machine Learning Approaches. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, 15(2), 291-305. DOI: 10.22146/jnteti.v15i2.21951.
2. Cai, Y., Liu, D., Xu, Q., Li, B., & Liu, B. (2026). Greenhouse Temperature and Humidity Prediction Method Based on Adaptive Kalman Filter and GWO-LSTM-Attention. Smart Agriculture, 8(1), 148-155. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202506033.
3. Huang, X., Zhu, Q., & Huang, M. (2026). Online Detection System for Freshness of Fruits and Vegetables Based on Temporal Multi-source Information Fusion. Smart Agriculture, 8(1), 203-212. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202505037.
4. Jamjachi Yauri, R. I., Herbozo Ramirez, J. R., & Ovalle, C. (2026). Sustainable greenhouse using IoT and machine learning to optimize the microclimate for lettuce cultivation. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 15(3), 2138-2149. DOI: 10.11591/eei.v15i3.9877.
5. Park, S., Kim, D. H., & Oh, K. C. (2026). Field-based implementation of machine learning forecasting for energy-efficient temperature control in a greenhouse system. Journal of Agricultural Engineering, LVII:11eb730c.
6. Qiu, J., Liu, Y., Gao, X., Huang, Y., Zhang, H., Tian, F., Li, W., & Feng, Z. (2026). AgriAgent: End-to-End Large Model Agent System Architecture for Agricultural Environment Control. Smart Agriculture, 8(2), 220-236. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202507042.
7. Wang, J., et al. (2026). Research Progress and Prospects of Intelligent Management and Control Technologies for Facility Vegetables. Smart Agriculture, 8(1), 105-120.
8. (2026). Systematic Review of Autonomous Weed Detection and Identification Using Deep Learning. Precision Agriculture.
9. 高山弘太郎. (2026). 施設園芸のメガスケールとストロングミニマム：環境制御高度化と作業自動化に向けて. 農業食料工学会誌, 87(4), 502-503.
10. (2026). 植物環境工学の研究展望 第二十七回 植物工場の環境評価・予測における数値解析研究の現状と展望. 植物環境工学, 38(2), 55-60 / 506-510.

Báo cáo và tài liệu web

1. Semtech. (2026). LoRaWAN reaches critical mass: 125 million devices and accelerating growth. Semtech Blog. <https://blog.semtech.com/lorawan-reaches-critical-mass-125-million-devices-and-accelerating-growth>
2. Atom Senses. (2026). 2026 LoRaWAN IoT trends: What's new in low-power wide-area networks. Atom Senses. <https://atomsenses.com/company/news/2026-lorawan-iot-trends-whats-new-in-low-power-wide-area-networks>
3. HashStudioz. (2026). LoRaWAN for IoT ecosystem. HashStudioz Blog. <https://www.hashstudioz.com/blog/lorawan-for-iot-ecosystem/>

Bài giảng và tài liệu video

1. 高雄農来訊. (2025). 114年高雄智慧農業年度成果發表暨研討會. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=1Edc6pP4HnU>
2. KYOTO SMART CITY EXPO. (2025). スマート農業の最前線～植物との対話からつくる未来の農業. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=PzHccCvmsRs>
3. 愛知県農業水産局. (2026). 【あいち農業イノベーションプロジェクト】プロジェクト2027 技術提案募集説明会 (2026.6.10開催) . YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=jpkoNqscGu8>
4. 農業農村情報通信環境整備 準備会. (2026). 第5回オンラインセミナー「地域でデータを共有しよう！農業データの利活用最前線～データ駆動型農業WAGRIとIoTクラウド (SAWACHI) でのNext次世代型施設園芸システム～」. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=k8Qvv6CKB2A>

5. Supreme Knowledge Foundation. (2026). IoT and GNSS technology based Smart Precision Farming and Community Development. [Part I]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=8VssYT1onkA>
6. Kanal Pengetahuan Fakultas Teknologi Pertanian UGM. (2025). AI and IoT in Smart Agriculture: How Young Innovators Can Shape the Future of Farming. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=77_Aa0bdchQ
7. 農業農村情報通信環境整備 準備会. (2026). 第6回オンラインセミナー「自治体・農業DXを支える次世代無線:Wi-Fi HaLowの最新動向と活用事例」. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=1Gn_rbR6_Tc
8. Life at PTPN. (2025). Webinar GO DIGI SERIES #5 IOT And AI Implementation In Agriculture. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=TvmtvwyHwUQ>

3.2

Tối ưu hóa môi trường và sinh trưởng thông minh bằng bản sao số và AI

Bản sao số (Digital Twin) là công nghệ kết hợp một mô hình ảo tái hiện nguyên vẹn kết cấu và thiết bị của nhà kính thật trong máy tính với dữ liệu nhiệt độ, độ ẩm, nồng độ carbon dioxide, độ ẩm đất mà cảm biến gửi theo thời gian thực, để tính trước môi trường trong nhà kính sẽ thay đổi ra sao.

Các biện pháp như mở cửa mái hay điều chỉnh van tưới được áp dụng trước lên mô hình trên màn hình, chỉ sau khi kết quả được kiểm tra bằng tính toán thì cùng biện pháp mới được gửi xuống thiết bị nhà kính thật. Tên gọi “bản sao” xuất phát từ ý nghĩa mô hình chuyển động cùng trạng thái nhà kính theo dòng thời gian.

Bản sao số không chỉ là hình ảnh 3 chiều mô phỏng nguyên dạng nhà kính. Nếu chỉ giống bề ngoài thì một bức ảnh đã đủ, chẳng cần tính toán. Cốt lõi thực sự nằm ở động cơ sống đang vận hành, tính ra không khí, đất và cây trồng trong đó thay đổi thế nào theo thời gian.

Trung tâm của động cơ này là phiên bản 4.8 của DSSAT, mô hình sinh trưởng cây trồng được sử dụng rộng rãi trên thế giới, tức Hệ thống hỗ trợ quyết định chuyển giao công nghệ nông nghiệp. Mô hình tính theo ngày quá trình chất dinh dưỡng tạo ra từ quang hợp ở lá được phân bổ tới rễ, quả và các bộ phận khác, tốc độ rễ hút nước và dinh dưỡng trong đất, cùng mức phản ứng của cây trước căng thẳng như nóng hoặc hạn.

Khi người trồng mở hay đóng cửa trên màn hình, động cơ phản ánh thay đổi ấy để tính lại, rồi cho biết trước trên màn hình ngày mai thân cà chua trong nhà kính sẽ dày thêm bao nhiêu và lá sẽ rũ thêm đến mức nào.

Trong nhà kính, nhiệt độ, độ ẩm, nồng độ carbon dioxide, cường độ ánh sáng và lượng nước, phân trong đất hoặc giá thể không vận động riêng mà quán vào nhau. Mở cửa làm nhiệt độ và độ ẩm cùng giảm, đồng thời thay đổi cả tốc độ carbon dioxide thoát ra ngoài theo luồng gió. Sự ràng buộc ấy không khác vôi hoa sen chỉ xoay một tay cầm mà áp lực và nhiệt độ nước cùng đổi.

Cách điều khiển bật tắt cũ, đạt nhiệt độ đặt sẵn thì bật quạt và hạ xuống thì tắt, không theo kịp mỗi ràng buộc này. Phản ứng chậm từng nhịp, chi phí sưởi và nước bị lãng phí theo nhịp chậm ấy, còn cây phải chịu nhiều ngày nóng, lạnh hoặc khô quá mức cần thiết. Đây chính là lý do bản sao số và điều khiển trí tuệ nhân tạo đi vào trung tâm công nghệ nhà kính.

Chỉ khi tính trước trên màn hình trước lúc di chuyển cửa và van thật, người ta mới có thể nắm bắt những phản ứng đan xen này mà không chậm trễ.

Bản sao số bộc lộ giá trị lớn nhất khi người trồng thử một biện pháp chưa từng làm. Nếu thử trong nhà kính thật việc bật đèn bổ sung mạnh hơn hẳn thường lệ hoặc tưới sớm hai giờ sẽ làm kích thích quả thay đổi ra sao, phải mất ít nhất một vụ, lâu thì một năm, mới biết kết quả. Nếu phán đoán sai trong thời gian ấy, vụ thu hoạch năm đó sẽ mất nguyên.

Nhưng trong nhà kính song sinh trên màn hình, cùng biện pháp có thể được chạy trước bằng tính toán chỉ trong vài phút, nếu kết quả xấu thì chỉ cần quay lại. Nguyên lý này giống phi công mới được phép mắc lỗi nhiều lần trong buồng mô phỏng trước khi lên máy bay thật. Chỉ riêng việc có một sân tập được phép thất bại cũng giúp người trồng mạnh dạn thử những biện pháp trước đây từng do dự.

Con người không thể quản lý ngày đêm toàn bộ những phép tính và phán đoán này. Vì vậy, các nhà nghiên cứu đã tạo ra tác nhân trí tuệ nhân tạo thay nhà kính giám sát và quyết định. AgriAgent do nhóm nghiên cứu Trung Quốc công bố là một ví dụ. Hệ thống này không phải chatbot chỉ trả lời câu hỏi mà gần với một người trồng mới thường trú trong nhà kính.

Nó mô phỏng thái độ đọc bảng đồng hồ, nhớ tuần trước đã làm gì, khi cần thì mở sách hướng dẫn canh tác dày cộp, rồi mới xoay van. Chức năng phán đoán cốt lõi của AgriAgent do mô hình ngôn ngữ lớn Qwen2.5 (LLM, Large Language Model) đảm nhiệm, và ba mô hình có quy mô 1,5 tỷ, 3 tỷ và 7 tỷ được đặt cạnh nhau để thử nghiệm.

Số tham số, tức số con số có giá trị được xác định qua học tập trong mô hình, càng lớn thì mô hình càng phân biệt, ghi nhớ được nhiều tình huống và phán đoán tinh tế hơn.

AgriAgent lần lượt đi qua năm giai đoạn cảm nhận, ghi nhớ, tìm kiếm, suy luận và hành động mỗi bảy ngày một lần. Trước hết, dữ liệu cảm biến tạo ra giá trị trạng thái được sắp thành 12 con số.

Trong đó có lượng nước trong đất, lượng nitơ và chất hữu cơ trong đất, nhiệt độ trung bình và cao nhất trong ngày, lượng mưa ngày và tốc độ gió, nồng độ carbon dioxide trong không khí, cường độ ánh sáng thực sự dùng cho quang hợp, số ngày sau gieo, cùng hai chỉ số căng thẳng thể hiện thiếu nước và chậm sinh trưởng bằng một điểm số.

Thiết bị gọi là bộ chuyển đổi định dạng diễn giải những con số này thành câu người đọc được, gắn thêm bản ghi quá khứ và kết quả tìm kiếm sẽ giải thích sau rồi trao cho mô hình trí tuệ nhân tạo. Khi diễn giải 12 con số thành từng câu, rốt cuộc đó chỉ là chuyển sang ngôn ngữ con người mức độ cây hiện tại khát đến đâu và đã lớn tốt thế nào. Đây là quy trình biến một bảng đầy con số thành báo cáo ngắn mà con người đọc là hiểu ngay.

Nông nghiệp có nhiều kiến thức chi tiết chỉ xuất hiện trong giáo trình, nên dù mô hình ngôn ngữ lớn đến đâu cũng không thể thuộc hết mọi thứ. Thay vì ghi nhớ trọn vẹn kiến thức này, AgriAgent dùng cách mỗi khi cần thì tìm đúng trang trong cuốn sách dày và mở ra.

Để dùng phương thức tạo sinh tăng cường truy xuất, viết tắt tiếng Anh là RAG (Retrieval-Augmented Generation), nhóm nghiên cứu dùng nhận dạng ký tự quang học (OCR) biến 5,1 triệu ký tự trong giáo trình nông học và sổ tay kỹ thuật thành tài liệu số, rồi chia 4,4 triệu ký tự hữu ích thành các mẫu nhỏ để sắp xếp lại. Mỗi mẫu được gắn nhãn để biết lấy từ chương, mục nào.

Mô hình nhúng 768 chiều tên bge-large-zh, tức mô hình đổi câu thành vector số và gom các câu có nghĩa gần nhau, tìm những mẫu có ý nghĩa phù hợp, rồi thêm phép tìm kiếm xem từ có khớp nguyên dạng hay không để chọn năm tài liệu sát với tình huống hiện tại và trao cho trí tuệ nhân tạo.

Trí tuệ nhân tạo có tài liệu trong tay không đưa đáp án ngay mà đi từng bước. Trước hết nó phân biệt hiện tại là giai đoạn nảy mầm hay ra hoa, đậu quả, sau đó xem thiếu nước hoặc sinh trưởng trì trệ hay không, rồi căn cứ phán đoán ấy để định lệnh theo phương thức chuỗi suy nghĩ (Chain-of-Thought). Cách này giống con người không chỉ nêu đáp án tính nhẩm mà viết từng dòng quá trình giải.

Kết luận thu được được sắp vào dữ liệu định dạng JSON gồm sáu giá trị: lượng tưới, cường độ chiếu sáng bổ sung, có hay không thông gió và sưởi, lượng phân, lượng carbon dioxide giải phóng. Lượng tưới được định trong khoảng 0 đến 30

milimét mỗi giờ, chiếu sáng bổ sung từ 0 đến 200 phần trăm mức bình thường, lượng phân từ 0 đến 50 kilôgam trên hecta.

Quy trình kiểm tra cuối gọi là bộ thực thi công cụ xem lại các con số có vượt phạm vi an toàn hay không, cắt giá trị vượt giới hạn vào trong phạm vi, rồi mới gửi lệnh đến động cơ DSSAT hoặc thiết bị nhà kính thật.

Chẳng hạn vào một sáng thứ Hai, giá trị cảm biến cho thấy lượng nước trong đất thấp hơn bình thường và nhiệt độ cao nhất ban ngày cao hơn trung bình nhiều năm 3 độ. Chỉ số căng thẳng do thiếu nước cũng tăng gần tới tín hiệu nguy hiểm.

AgriAgent đọc tổ hợp này cùng sự thật rằng cây đang ở giai đoạn quả lớn và câu trong cơ sở tri thức nói đất khô ở giai đoạn này dễ dẫn tới rối loạn sinh lý.

Kết luận hội tụ về hướng tăng lượng tưới hơn bình thường và giảm nhẹ ánh sáng bổ sung giữa trưa để giảm gánh nặng cho lá. Phán đoán mà người trồng có thể đưa ra bằng kinh nghiệm và trực giác được AgriAgent sắp xếp chỉ trong vài giây dựa trên con số và tài liệu.

Thiết bị có thể hỏng bất kỳ lúc nào. Giả sử hệ thống tưới dừng, không thể cấp nước cho đất. Con người sẽ hoảng hốt, nhưng AgriAgent dùng năng lực suy luận nguyên nhân và kết quả để tìm đường khác. Nó điều chỉnh thông gió và tưới để làm chậm tốc độ thoát hơi nước từ lá, đồng thời tăng lượng carbon dioxide giải phóng nhằm hỗ trợ quang hợp, qua đó bù một phần tổn hại do thiếu nước.

Phản ứng này giống đầu bếp thấy thiếu một nguyên liệu trong tủ lạnh rồi điều chỉnh tỷ lệ các nguyên liệu còn lại để hoàn thành cùng món ăn. Trước khi con người chạy đến sửa van, cây tránh được tình huống tồi tệ nhất nhờ điều chỉnh tạm thời này.

Muốn xác nhận năng lực phán đoán ấy thực sự đáng tin, phải thử trước bằng thời tiết cực đoan. Nhóm nghiên cứu dựa trên 30 năm dữ liệu khí tượng từ năm 1994 đến năm 2023 để tạo thời tiết ảo ở ba mức bình thường, dao động và cực đoan, chuẩn bị tổng cộng 90 kịch bản năm.

Kịch bản cực đoan gồm những tai họa kép như nóng khô kéo dài 20 ngày, mưa lớn trên 80 milimét dồn trong năm ngày, hoặc đảo chiều đột ngột khi 20 ngày khô lập tức được nối bằng 10 ngày mưa lớn. Sau khi cho AgriAgent trải qua các tình huống này, họ quan sát cây có sống sót và chịu đựng tốt đến đâu. Những tổ hợp tồi tệ nhất hiếm gặp trong nhà kính thật có thể được trải nghiệm lặp lại nhiều lần không nguy hiểm trong màn hình.

Khả năng phục hồi cao chỉ một cảnh tượng cụ thể. Trong kịch bản nóng và khô kéo dài suốt 20 ngày, phương thức điều khiển chưa được huấn luyện đủ không thể dễ dàng phục hồi sau khi chỉ số căng thẳng một lần bước vào vùng nguy hiểm, và cây cứ thế héo đi.

Trái lại, AgriAgent tăng dần tưới và chiếu sáng bổ sung ở đầu giai đoạn thiếu nước để giữ chỉ số căng thẳng ở mức thấp, rồi khi bước vào đoạn đảo chiều với mưa lớn, nó nhanh chóng tăng thông gió để giảm thiệt hại do quá ẩm. Điều đó có nghĩa là ngay trước thời tiết tồi tệ nhất, nó không buông tay mà tiếp tục chọn phương án tốt hơn dù chỉ một chút theo từng khoảnh khắc.

Không chỉ trí tuệ nhân tạo xử lý ngôn ngữ như AgriAgent đi vào nhà kính. Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN, Artificial Neural Network) và máy vector hỗ trợ (SVM, Support Vector Machine), được dùng từ trước đó lâu hơn, cũng đảm nhiệm đọc vi khí hậu.

Cả hai đều là chương trình dựa trên thống kê tìm mẫu trong dữ liệu số, cùng xem nhiệt độ, độ ẩm và cường độ tia tử ngoại trong nhà kính trên công cụ phân tích dữ liệu Orange, rồi phân loại trạng thái hiện tại vào một trong ba ô thích hợp, dư thừa hoặc thiếu hụt. Độ chính xác phân loại đạt 99,99 phần trăm. Trong 10.000 lần đánh giá chỉ sai chừng một lần, mức giám sát này dày hơn nhiều so với việc con người luôn nhìn bằng đồng hồ.

Nhiệt độ và độ ẩm lên xuống mạnh trong ngày và ảnh hưởng lẫn nhau nên khó dự báo. Ngay khoảnh khắc nắng tạm bị mây che rồi chiếu lại, các con số trong nhà kính cũng dao động li ti. Nhóm nghiên cứu trước hết áp dụng bộ lọc Kalman thích ứng cho giá trị cảm biến ở nhiều vị trí để làm dịu nhiễu dao động này. Quy trình giống chống rung khi chụp ảnh để giảm nhòe. Chỉ giá trị đã lọc nhiễu mới ngăn mô hình dự báo phía sau học theo hướng sai.

Sau khi lọc nhiễu, phương pháp tối ưu sói xám (GWO, Grey Wolf Optimizer) được dùng để điều chỉnh thiết lập chi tiết của mạng nơ-ron dự báo. Giống bầy sói xám từ nhiều hướng dần vây con mồi, phương pháp lặp lại việc thu hẹp nhiều giá trị thiết lập ứng viên để tìm tổ hợp phù hợp.

Khi thêm kỹ thuật chú ý (Attention) vào mạng LSTM (bộ nhớ dài-ngắn hạn, Long Short-Term Memory) đã được điều chỉnh như vậy, mô hình chỉ chọn những thời điểm thực sự quan trọng cho dự báo hiện tại trong bản ghi vài giờ qua và gán trọng

số. Tổ hợp này dự báo cùng lúc nhiệt độ và độ ẩm nhà kính sẽ biến đổi ra sao trong vài giờ tới.

Dự báo dù chính xác đến đâu cũng vô ích nếu không thể chuyển thành quyết định bật tắt thiết bị sưởi thật. Điều khiển dự báo dựa trên dữ liệu, gọi tắt là DDPC (Data-Driven Predictive Control), là cách biết trước trời sẽ lạnh và làm nóng nước trước khi rét đến. Một thử nghiệm hiện trường được thực hiện tại nhà kính 300 mét vuông ở Chuncheon, tỉnh Gangwon, với nồi hơi viên nén, bể tích nhiệt và thiết bị sưởi ống ray, thu dữ liệu mỗi phút.

Mạng nơ-ron GRU (Gated Recurrent Unit), nhẹ hơn LSTM, lặp lại việc học 10.080 giá trị đo trong dữ liệu bảy ngày gần nhất rồi kiểm tra hiệu năng bằng dữ liệu một ngày tiếp theo. Mô hình dự báo nhiệt độ trong nhà kính sẽ giảm từ một, hai giờ đến ba giờ trước khi đợt rét đến, rồi vận hành trước nồi hơi và van nước nóng theo dự báo.

Kết quả là hệ thống ngăn nhiệt độ xuống dưới mức tối thiểu cây có thể chịu, đồng thời giảm sưởi không cần thiết và tiết kiệm nhiên liệu.

Sưởi và sản lượng thường là hai lực kéo theo hướng ngược nhau. Nếu tăng nhiệt độ rộng rãi, cây lớn nhanh và kết nhiều quả hơn, nhưng nồi hơi cũng chạy không nghỉ và bào mòn chi phí nhiên liệu. Ngược lại, giảm sưởi sẽ tiết kiệm nhiên liệu, nhưng cây chịu lạnh có thể chậm lớn hoặc rụng nụ, cuối cùng thiệt hại về sản lượng. Bản sao số không tính riêng hai mục tiêu này mà chồng chúng trên cùng một màn hình để xem.

Chạy cùng kịch bản mùa đông với vài mức cường độ sưởi sẽ lộ ra nhiệt độ làm tổng tổn thất nhiên liệu và tổn thất sản lượng nhỏ nhất. Việc DDPC dựa trên GRU ở nhà kính Chuncheon chỉ chạy nồi hơi trong thời gian ngắn ngay trước rét để vừa đủ giữ nhiệt độ tối thiểu, rốt cuộc cũng là kết quả của phép tính tìm lại giao điểm này theo thời gian thực.

Năng lực của mô hình dự báo này được xác nhận bằng vài con số. Hệ số xác định, ký hiệu là R bình phương, biểu thị bằng số từ 0 đến 1 mức dự báo chồng khớp với giá trị thật, càng gần 1 càng khớp tốt. Các mô hình dự báo vi khí hậu lần này cho giá trị từ 0,77 đến 0,93. Mô hình điều khiển sưởi dựa trên GRU tại nhà kính Chuncheon cho sai số quanh 1,43 độ theo căn sai số bình phương trung bình, tức RMSE.

Chỉ lệch khoảng một vạch rưỡi trên nhiệt kế nên đủ chính xác để điều khiển tưới. Mô hình phân loại trạng thái nhà kính thành thích hợp, dư thừa và thiếu hụt ghi từ 0,988 đến 0,991 trên chỉ số AUC-ROC, nghĩa là hầu như không nhầm ba trạng thái với nhau.

Năng lực của AgriAgent được tạo ra như vậy đã được thử trên nhiều cây trồng. Trên bản sao số dựa trên DSSAT, nhóm nghiên cứu chọn năm cây khác nhau: ngô, kê, củ cải đường, cà chua và cải thảo. Ngô đại diện cho cây có con đường quang hợp sử dụng ánh nắng đặc biệt hiệu quả, kê là cây chịu hạn, củ cải đường là cây lấy rễ, cà chua là cây lấy quả và cải thảo là cây lấy lá, bao quát các kiểu sinh trưởng khác nhau.

Nhân 90 kịch bản khí tượng với ba mức cường độ tạo ra tổng cộng 450 mô phỏng trọn chu kỳ sinh trưởng. Mô hình 7 tỷ tham số làm tăng rõ rệt trọng lượng khô sản phẩm thu hoạch của ngô, kê và củ cải đường so với sinh trưởng tự nhiên không có người can thiệp. Khi cảnh báo nhiệt độ thấp xuất hiện ở giai đoạn nảy mầm, mô hình tự tăng cường độ can thiệp chiếu sáng bổ sung lên 120 phần trăm để giảm hại lạnh.

Xu hướng hiệu năng điều khiển tăng tuần tự khi số tham số tăng từ 1,5 tỷ lên 3 tỷ rồi 7 tỷ cũng được xác nhận.

Chẳng hạn khi nhìn vào một mô phỏng ngô, tác nhân đếm số ngày từ ngày gieo để trước hết ước lượng hiện tại là giai đoạn cây con nhú lên hay giai đoạn trổ bông. Cùng nhiệt độ thấp nhưng tác động lên cây khác nhau giữa ngày thứ mười sau gieo và lúc hạt trên bông đang phát triển mạnh, nên nếu xác định sai giai đoạn sinh trưởng, dự báo nhiệt độ chính xác đến đâu cũng dẫn tới xử lý sai.

Trong thử nghiệm thực tế, thời điểm tác nhân tăng chiếu sáng bổ sung trước cảnh báo lạnh cũng chỉ khả thi vì phán đoán giai đoạn sinh trưởng đã được xác lập trước. Nó không chỉ đếm ngày mà còn đọc ý nghĩa của ngày ấy trong cơ thể cây.

Bản sao số không chỉ nằm trong phòng thí nghiệm mà đã được áp dụng ở trang trại thương mại thật. Tại Sandi Buana Farm ở Indonesia, 15.492 mẫu được thu từ cảm biến độ phân giải cao đo nhiệt độ, độ ẩm, EC và độ axit trong lúc trồng xà lách thủy canh. EC là giá trị đo lường thành phần phân hòa tan trong nước qua mức độ dẫn điện, còn độ axit chỉ nước chua hay kiềm đến đâu.

Sau khi đưa dữ liệu này vào thuật toán dự báo máy học để vận hành hệ thống tự động khớp sản lượng xà lách với các biến môi trường canh tác, lượng nước và

nồng độ phân thích hợp được duy trì mà không cần con người chỉnh từng việc. Trang trại này cho thấy có thể xây dựng hệ thống phán đoán chỉ bằng con số tích lũy tại hiện trường mà không cần một mô phỏng phòng thí nghiệm nào.

Tác nhân mô hình ngôn ngữ hoạt động trên bản sao số và mô hình dự báo dựa trên thống kê đã dùng trong nhà kính lâu hơn nhiều không cạnh tranh mà gần với đồng nghiệp có vai trò khác nhau. Tác nhân đọc cùng lúc giai đoạn sinh trưởng và nhiều biến số để cân bằng tưới, bón phân, chiếu sáng bổ sung trong bức tranh lớn, còn các mô hình ANN, SVM và họ LSTM đảm nhiệm nắm bắt nhiệt độ, độ ẩm thay đổi theo từng phút, từng giây mà không bỏ sót.

Trên thực địa, hai tầng thường vận hành chồng lên nhau, nên phân công theo kiểu tác nhân đưa ra quyết định lớn còn mô hình thống kê tinh chỉnh nó theo từng giây dần trở nên tự nhiên. Nếu một bên quyết định có mở cửa mái hay không, bên kia theo dõi từng giây xem nhiệt độ có đi khác dự kiến sau khi cửa mở hay không.

Chỉ có một trong hai tầng thì hoặc đúng bức tranh lớn nhưng bỏ lỡ dao động tức thời, hoặc bắt được khoảnh khắc mà không đọc được dòng chảy cả mùa, tạo thành phán đoán chỉ hoàn thiện một nửa.

Mở rộng tác nhân đã được kiểm chứng trong một nhà kính ra mười, một trăm nhà không đơn giản như phép tính số học. Hướng, vật liệu và bóng của công trình xung quanh khác nhau giữa các nhà kính, nên cùng một lệnh tạo ra kết quả khác. Vì vậy, khi đưa tác nhân vào nhà kính mới, người ta thường đặt giai đoạn thích ứng trong vài tuần đầu để học riêng thói quen của nhà kính đó.

Cơ sở tri thức và thói quen phán đoán tích lũy ở nhà kính cũ được dùng làm nền, nhưng được điều chỉnh dần khi số liệu hiện trường mới tích lũy.

Xu hướng này không dừng ở vài thử nghiệm cục bộ. Nghiên cứu gần đây đề xuất cấu trúc đặt bản sao số làm trình mô phỏng trực tuyến, nối với tác nhân mô hình ngôn ngữ lớn thành một vòng kín và kiểm tra theo thời gian thực lệnh có an toàn hay không trước khi gửi đến thiết bị thật. Kết quả cho thấy mô hình ngôn ngữ có thể thực hiện vai trò cả trong vòng lặp đưa ra phán đoán đúng nhịp thời gian.

Cũng đã có trường hợp triển khai nhà kính thông minh kết hợp mạng truyền thông gồm cảm biến và cơ cấu chấp hành không dây với phần mềm bản sao, giám sát từ xa và tự động điều khiển vi khí hậu, tưới, đồng thời phát hiện trước khả năng phát bệnh. Người trồng có thể kiểm tra trạng thái hiện tại mà không bước qua ngưỡng nhà kính, thử trước một biện pháp trên màn hình rồi mới áp dụng thật.

Năm 2026, phương thức quản lý nhà kính thích ứng dựa trên dữ liệu, nổi mô hình sinh trưởng cây với điều khiển khí hậu tự chủ, cũng được đề xuất, cho thấy bản sao số đang chuyển từ mô hình để trình diễn sang công cụ kiêm cả phán đoán và thực thi.

Màn hình người trồng thực sự đối diện là một bảng đồng hồ có màu. Mười hai giá trị trạng thái và sáu lệnh điều khiển hiện cạnh nhau dưới dạng đồ thị và cột, kèm một, hai câu tóm tắt lý do trí tuệ nhân tạo đưa ra lệnh. Người trồng đọc câu này rồi có thể giữ nguyên, hoặc nếu không vừa ý thì sửa số bằng tay và trả lại.

Nguyên tắc phán đoán của tác nhân chỉ là bản nháp cho đến khi con người ký duyệt cuối cùng được phản ánh nguyên vẹn trong thiết kế màn hình.

Trước khi có hệ thống này, mỗi sáng sớm người trồng phải cầm đèn pin đi quanh nhà kính và kiểm tra từng nhiệt kế. Vào đêm có cảnh báo rét đậm, việc thức dậy sau mỗi hai, ba giờ để kiểm tra nôi hơi cũng không hiếm. Khi bản sao số và tác nhân nhận thay công việc lặp lại này, một ngày của người trồng chuyển thành kiểu chỉ bị gọi ra trước màn hình khi có vấn đề.

Nếu suốt đêm yên ổn, buổi sáng đến mà không có một thông báo; nếu điều gì lệch, điện thoại reo đúng khoảnh khắc đó. Tuần tra bằng tay đã biến mất, nhưng phép tính đang làm thay công việc ấy.

Điều đó không có nghĩa công nghệ đã hoàn thiện. Khi chuyển nguyên phương pháp điều khiển đã kiểm chứng trong bản sao số dựa trên DSSAT sang nhà kính thật, phép tính bắt đầu lệch khỏi hiện thực. Thời gian từ lúc cơ cấu chấp hành nhận lệnh đến lúc chuyển động, độ lệch của giá trị cảm biến dùng lâu ngày, chênh nhiệt giữa góc và trung tâm nhà kính, cùng cú sốc bên ngoài không dự báo đều tạo khe giữa phép tính trên màn hình và kết quả thật.

Các nhà nghiên cứu gọi khe này là khoảng cách mô phỏng-thực tế và tìm cách lấp bằng huấn luyện cho trải nghiệm trước tình huống khắc nghiệt hơn trong bản sao, cùng phương thức tiếp tục học sau khi triển khai tại hiện trường. Phương pháp tinh chỉnh LoRA chỉ xoay nhẹ vài núm để thích ứng với hiện trường mới thay vì huấn luyện lại toàn bộ mô hình lớn, nên được coi là công cụ phù hợp cho học liên tục như vậy.

Công nghệ dù tinh vi đến đâu cũng chỉ là vật trang trí trong góc nhà kính nếu không có người vận hành. Chấp nhận nguyên phán đoán của AgriAgent hay dựa vào kinh nghiệm lâu năm để sửa số bằng tay, cuối cùng do người trồng quyết định. Niềm tin

này không hình thành trong một ngày, mà chỉ dày lên sau khi tác nhân tiếp tục phán đoán qua vài vụ không mắc sai lầm lớn.

Người trồng đã vài lần chứng kiến bản sao trên màn hình đi khác nhà kính thật sẽ không tin nguyên xi dù sau đó dự báo có chính xác đến đâu.

Muốn chạy mô hình 7 tỷ tham số cần máy chủ tính toán đồ họa đắt tiền và mạng truyền thông không gián đoạn. Điều kiện này là ngưỡng cản với nông hộ không nhiều vốn, đồng thời gây tác dụng phụ là phán đoán chậm mỗi lần dữ liệu truyền đi.

Để giải quyết, các nhà nghiên cứu dùng cùng kỹ thuật lượng tử hóa (INT8), biểu diễn mỗi con số trong mô hình bằng ít bit hơn để lưu trữ, và kỹ thuật chưng cất tri thức (Knowledge Distillation), chuyển cách phán đoán mô hình lớn đã tìm ra để dạy mô hình nhỏ. Giống một đàn anh giỏi tổng hợp bí quyết trao cho đàn em, thói quen phán đoán của mô hình 7 tỷ được cấy sang mô hình nhỏ 1,5 tỷ hoặc 3 tỷ để chạy cả trên thiết bị rẻ tại nhà kính.

Mô hình được thu nhỏ như vậy có thể hoàn tất phán đoán trên máy tính nhỏ cạnh nhà kính mà không gửi dữ liệu lên đám mây. Chỉ khi tác nhân chạy được cả trong nhà kính của một nông hộ nhỏ, công nghệ mới không bị giữ làm công cụ của vài trang trại lớn.

Mục tiêu tăng sản lượng, tiết kiệm năng lượng, giảm nước và phát thải carbon thường xung đột với nhau. Bật chiếu sáng bổ sung mạnh làm sản lượng tăng nhưng tiền điện cũng lên. Công việc thiết kế phép tính phần thưởng nhiều lớp đang tiếp diễn để tác nhân không thiên vị một phía giữa các mục tiêu. Người trồng còn phải thấy ngay trên màn hình căn cứ vì sao trí tuệ nhân tạo quyết định mở cửa vào thời điểm này.

Nếu quá trình phán đoán bị giấu như hộp đen, mô hình dù chính xác cũng khó được tin cậy giao việc tại hiện trường. Muốn bản sao số và điều khiển thông minh rời phòng thí nghiệm để trở thành công cụ trong nhà kính bình thường, cần thêm nghiên cứu nâng cao tính giải thích được.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Qiu, J., Liu, Y., Gao, X., Huang, Y., Zhang, H., Tian, F., Li, W., & Feng, Z. (2026). AgriAgent: End-to-End Large Model Agent System Architecture for Agricultural Environment Control. *Smart Agriculture*, 8(2), 220-236. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202507042.
2. Park, S., Kim, D. H., & Oh, K. C. (2026). Field-based implementation of machine learning forecasting for energy-efficient temperature control in a greenhouse system. *Journal of Agricultural Engineering*, LVII:11eb730c.
3. Cai, Y., Liu, D., Xu, Q., Li, B., & Liu, B. (2026). Greenhouse Temperature and Humidity Prediction Method Based on Adaptive Kalman Filter and GWO-LSTM-Attention. *Smart Agriculture*, 8(1), 148-155. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202506033.
4. Arfiyani, S. A., Wardihani, E. D., & Helmy. (2026). Smart Greenhouse Data Integration Using Machine Learning Approaches. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 15(2), 291-305. DOI: 10.22146/jnteti.v15i2.21951.
5. Xu, Q., Zheng, B., & Zhong, S. (2026). Artificial Intelligence Empowering Modern Agricultural Biological Breeding. *Smart Agriculture*, 8(3), 69-85.
6. Wang, J., et al. (2026). Research Progress and Prospects of Intelligent Management and Control Technologies for Facility Vegetables. *Smart Agriculture*, 8(1), 105-120.
7. Jamjachi Yauri, R. I., Herbozo Ramirez, J. R., & Ovalle, C. (2026). Sustainable greenhouse using IoT and machine learning to optimize the microclimate for lettuce cultivation. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 15(3), 2138-2149. DOI: 10.11591/eei.v15i3.9877.

Báo cáo và tài liệu web

1. arXiv. (2025). Nghiên cứu kiểm chứng điều khiển nhà kính vòng kín bằng bản sao số dựa trên trình mô phỏng trực tuyến và tác nhân mô hình ngôn ngữ lớn. <https://arxiv.org/pdf/2507.07115>
2. Springer. (n.d.). Triển khai bản sao số nhà kính thông minh: nghiên cứu giám sát từ xa vi khí hậu và dự báo bệnh dựa trên mạng cảm biến, cơ cấu chấp hành không dây. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-99-0252-1_5
3. PLOS ONE. (n.d.). Nghiên cứu giám sát trạng thái từ xa và kiểm chứng biện pháp ảo trong nhà kính bản sao số. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371%2Fjournal.pone.0344946>
4. ScienceDirect. (2026). Nghiên cứu quản lý nhà kính thích ứng dựa trên dữ liệu, liên kết mô hình sinh trưởng cây với điều khiển khí hậu tự chủ. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590005626000445>

Bài giảng và tài liệu video

1. 高雄農來訊. (2025). 114年高雄智慧農業年度成果發表暨研討會. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=1Edc6pP4HnU>
2. Kanal Pengetahuan Fakultas Teknologi Pertanian UGM. (2025). Artificial Intelligence in Smart Greenhouses: Enhancing Crop Monitoring and Environmental Control. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=zFP6Nm4i4Ec>
3. WiseFood Project. (2025). WiseFood and STELAR Webinar: Empowering Agrifood Apps With LLM-Based Dataset Search and Integration. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=Keqo17qBr_g
4. Regace Project. (2026). Agrivoltaics in Greenhouses - Turning Sunlight into Energy & Crops. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=rSJvAXnY8w>
5. KYOTO SMART CITY EXPO. (2025). スマート農業の最前線~植物との対話からつくる未来の農業. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=PzHccCvmsRs>

Chương 4

Nông nghiệp chính xác dựa trên dữ liệu và hỗ trợ ra quyết định

4.1

Tối ưu hóa tưới thông minh và cung cấp phân bón

Trong hệ thống tưới thông minh, chủ thể mở van không phải con người mà là cảm biến cắm trong đất và mô hình dự báo chạy trên máy chủ đám mây. Hệ thống tính đất khô đến đâu, nhiệt độ ban ngày tăng bao nhiêu và xác suất ngày mai mưa là mấy phần trăm để định thời điểm cùng lượng nước tưới.

Trong thử nghiệm hiện trường tại Nebraska, Hoa Kỳ, ruộng ngô dùng công cụ lập lịch tưới này tiết kiệm từ 29 đến 43 phần trăm nước, ruộng đậu tương tiết kiệm từ 10 đến 37 phần trăm, trong khi sản lượng của cả hai gần tương đương cách cũ.

Trong nông nghiệp truyền thống, tưới và bón bao nhiêu, khi nào phụ thuộc vào cảm giác đầu ngón tay của người trồng và lịch cố định. Sáu giờ sáng thì mở nước, mỗi tháng một lần trộn phân, chẳng hạn. Vấn đề là đất và trời không vận động theo lịch. Có ngày nước lại được đổ lên đất đã ướt khiến rễ mất chỗ thở, có ngày đất khô cong bị bỏ mặc khiến cây héo. Nước thừa chảy sâu xuống đất, cuốn đất đi, còn nitơ và phosphor hòa tan theo dòng vào sông.

Khi hạn và mưa lớn thay nhau khốc liệt hơn do biến đổi khí hậu, tưới và bón dựa vào cảm giác cùng lịch biểu ngày càng dẫn tới tổn thất lớn.

Công nghệ giảm tổn thất này là tối ưu hóa thông minh việc cung cấp nước tưới và phân bón. Đây là hệ thống gộp cảm biến độ ẩm đất, thiết bị khí tượng, Internet vạn vật (IoT, mạng nối nhiều thiết bị qua Internet để trao đổi thông tin) và mô hình dự báo máy học.

Công việc của hệ thống nối tiếp từ đo dòng nước trao đổi giữa đất, không khí và cây từ nhiều góc độ, tính nhu cầu nước và dinh dưỡng thay đổi theo từng giai đoạn sinh trưởng, đưa dữ liệu cảm biến cùng dự báo thời tiết vào mô hình để dự báo nhu cầu vài ngày tới, rồi máy chủ đám mây nhận dự báo và thực sự vận hành van, bơm.

Phân tích gộp tại đông bắc Trung Quốc cho thấy dùng tưới nhỏ giọt kết hợp bón phân qua nước thay tưới và bón thông lệ làm tăng đồng thời sản lượng, năng suất nước và hiệu suất sử dụng nitơ (Li et al., 2021). Kết quả có thể được đọc là đặt đúng lượng nước trước rễ tốt hơn phun khắp ruộng.

Thử nghiệm Nebraska này so sánh song song cách người trồng vẫn làm với công cụ lập lịch tưới thương mại. Cùng sản lượng nhưng dùng ít nước hơn nhiều. Cũng có báo cáo tiết kiệm nước tới 87,97 phần trăm bằng lịch tưới trí tuệ nhân tạo, liên tục xem cảm biến theo từng giai đoạn và thay đổi quyết định ngay lúc đó. Tuy nhiên, đây là mức trần trong cây và điều kiện nhất định, khó coi là áp dụng nguyên vẹn cho mọi trang trại.

Các nhà khoa học gọi quan hệ trao đổi nước giữa đất, trời và cây là liên tục đất-thực vật-khí quyển (Soil-Plant-Atmosphere Continuum, SPAC). Nước liên tục chảy từ đất vào rễ, từ rễ lên thân lá rồi từ lá trở lại không khí. Tốc độ dòng này không chỉ do lượng nước trong đất quyết định. Nhiệt độ cao, gió mạnh và nắng gắt làm nước thoát nhanh khỏi lá, rễ vì thế hút nước từ đất nhanh hơn.

Tổng nước bốc hơi khỏi đất và thoát từ lá gọi là lượng bốc thoát hơi (Evapotranspiration, ET), còn hệ thống tưới liên tục đo nhiệt độ, độ ẩm, bức xạ, tốc độ gió và lượng mưa để ước tính nó. Cảm biến độ ẩm điện dung hoặc điện trở được chôn ở nhiều độ sâu để xem cả nước ở lớp mặt và độ sâu rễ thực sự vươn tới. Hệ thống chồng các lớp dữ liệu này để vẽ lượng nước còn trong ruộng.

Cây không cần cùng lượng nước và phân từ lúc sinh ra đến khi chết. Giai đoạn hạt nảy mầm chỉ cần ít nước, nhưng nhu cầu tăng dốc ở giai đoạn sinh trưởng dinh dưỡng mạnh. Thiếu nước lúc ra hoa làm hoa rụng, còn chỉ thiếu một chút ở giai đoạn quả lớn cũng làm quả nhỏ hoặc nứt. Có cây càng gần chín càng phải giảm nước mới tăng độ đường.

Các nhà nghiên cứu biểu thị thay đổi này bằng chỉ số phát dục (Development Volume Index, DVI, chỉ số thể hiện mức cây lớn bằng một số). Mức sinh trưởng hiện tại được biểu thị từ 0 đến 1 và so với ngưỡng căng thẳng nước đặt theo giai đoạn. Thành phần phân như nitơ, phosphor và kali cũng được tính để cấp với nồng độ, lượng khác nhau theo từng giai đoạn. Cách này khác tận gốc với dùng một lịch cho cùng lượng suốt năm.

Con người khó tính tay từng dữ liệu vật lý và sinh trưởng. Khi biến số tăng lên mười, hai mươi, khó biết biến nào quyết định tình huống hiện tại. Vài năm gần đây, mô hình máy học bắt đầu đảm nhiệm phép tính này ở nhà kính và đồng ruộng. Nhận số từ cảm biến cùng dự báo khí tượng làm đầu vào, mô hình tự quyết định có tưới ngay hay không và nếu có thì bao nhiêu lít. Chọn mô hình nào tùy cây, quy mô trang trại và loại dữ liệu đã thu trong bao lâu.

Random Forest là một mô hình được dùng rộng rãi. Đúng như tên gọi, nó trồng nhiều cây quyết định thành rừng rồi bỏ phiếu các phán đoán của từng cây để lấy đa số. Ngay khi nhập các biến đầu vào như độ ẩm đất, nhiệt độ, độ ẩm không khí, lượng mưa, loại đất và cây trồng, mô hình vẫn cho kết quả ổn định.

Nhóm nghiên cứu Ấn Độ thử đặt mô hình lên nền tảng web; khi người dùng nhập trạng thái ruộng, nó trả lời có cần tưới bằng có hoặc không, rồi nếu cần còn ước tính lượng cụ thể khoảng 25 lít (Ajay Kumar et al., 2026).

Tại Indonesia, người ta gắn vi điều khiển NodeMCU, cảm biến nhiệt độ và mô-đun đồng hồ thời gian thực trong vườn trồng cải bẹ, xà lách, thu 1.200 bản ghi rồi dùng cùng thuật toán Random Forest để tự động đóng mở van tưới (Pradasari et al., 2026). Khả năng chống quá khớp, tức chỉ khớp dữ liệu huấn luyện nhưng lệch ngoài đồng, dường như là lý do mô hình thường được chọn tại hiện trường.

Mô hình cây quyết định (Decision Tree) có thể mạnh khi định lượng phân. EcoGrow, nền tảng đám mây xây từ hướng dẫn thông lệ của Viện Nghiên cứu và Phát triển Làm vườn (HORDI) thuộc Bộ Nông nghiệp Sri Lanka, là một ví dụ. Nhập cây, vùng trồng, tính chất đất, khoảng tưới, vùng khí hậu và thời điểm bón, hệ thống cho biết cần trộn bao nhiêu kilôgam trên hecta của ba loại urê (Urea), superphosphate ba (TSP) và kali chloride (MOP).

Học từ 1.535 bản ghi của 32 cây rau làm vườn cho độ chính xác 97,39 phần trăm, nhờ đó mô hình được chọn để triển khai thật. EcoGrow còn gộp trên một màn hình chức năng tìm cửa hàng phân gần nhất và chatbot trí tuệ nhân tạo, tức chương trình tự trả lời như trò chuyện, khi hỏi cách bón. Nông dân chỉ cần trộn theo tỷ lệ màn hình chỉ, không phải tự lục bảng số.

Cũng có cách dùng cùng hồi quy tuyến tính (Linear Regression) và mạng nơ-ron sâu (DNN, viết tắt của Deep Neural Network, mạng nhân tạo xếp nhiều lớp để học mẫu phức tạp). Hồi quy tuyến tính vẽ mức giảm độ ẩm đất theo thời gian gần như một đường thẳng có độ dốc. Mạng nơ-ron sâu thêm vào một bức ảnh.

Phán đoán của mạng nơ-ron tích chập (CNN, Convolutional Neural Network), phân ảnh đất thành đất phù sa, đất đen, đất sét, đất đỏ, được gộp với dữ liệu khí tượng và nồng độ nitơ, phosphor, kali để đưa đơn phân. Khả năng phân biệt diện mạo đất bằng mắt và tính dữ liệu số được hợp nhất trong một mô hình.

Học tăng cường (Reinforcement Learning) được dùng cho trồng lúa. Đây là cách học liên tục quan sát phần thưởng sau hành động và tự tìm hành động tốt hơn qua

thử-sai. Nhận dự báo thời tiết, mô hình tự học thời điểm cấp nước có lợi theo quá trình quyết định Markov (Markov Decision Process, khuôn khổ toán học quyết định hành động kế tiếp chỉ từ trạng thái hiện tại).

Mô hình kết hợp theo dõi chỉ số phát dục với tưới khô ướt xen kẽ (Alternate Wetting and Drying, AWD, phương pháp lập việc cho ngập ruộng rồi để khô đến lộ đất), để ở giai đoạn nhạy cảm với nước như khi lúa trở chỉ cấp đúng lượng cần mà vẫn tiết kiệm (Chen et al., 2021). Khác cách luôn giữ nước của lúa thông lệ, kết quả cho thấy lập khô và ngập chính xác lại có lợi hơn cho lúa.

Quy trình các mô hình vận hành ngoài ruộng giống nhau. Giá trị thiếu trong dữ liệu cảm biến được lấp, con số được chuẩn hóa về 0 đến 1, còn giá trị chữ như cây hoặc loại đất được đổi thành số. Dữ liệu đã xử lý được dùng huấn luyện mô hình trước bên ngoài máy chủ, rồi chỉ mô hình đã học được đưa lên đám mây. Nút cảm biến hiện trường gửi giá trị mới lên máy chủ theo chu kỳ 1 đến 15 phút, máy chủ nhận là chạy suy luận để quyết định tưới, bón.

Kết quả qua cổng IoT vận hành công tắc rơ-le, còn lượng nước thực chảy được đo lại bằng lưu lượng kế xung (đồng hồ đếm một tín hiệu điện ngắn mỗi lần nước đi qua) và ghi vào cơ sở dữ liệu. Vòng tuần hoàn dự báo, thực thi rồi đo lại kết quả phải chạy không đứt mới thành hệ tưới thông minh.

Nhìn từng cảm biến chôn tại hiện trường sẽ thấy phán đoán bắt đầu ở đâu. Trong đất, nhiều cảm biến độ ẩm điện dung hoặc điện trở, như FC-28 và YL-69, được chôn theo độ sâu. Nước ở mặt và ở độ sâu rễ khô với tốc độ khác nhau, nên chỉ đo một chỗ để bỏ lỡ thực tế. Cảm biến nhiệt ẩm DS18B20 cùng mô-đun đồng hồ thời gian thực DS3231 được thêm vào để ghi cả đất bao nhiêu độ vào giờ, phút nào.

Trang trại trồng dung dịch dinh dưỡng, tức thủy canh hòa phân vào nước và cấp thẳng cho rễ không dùng đất, cần loại cảm biến khác. Cảm biến độ dẫn điện (Electrical Conductivity, EC) đo tổng muối phân hòa trong nước, cảm biến nồng độ ion hydro (pH) đo tính axit hoặc kiềm, cảm biến nồng độ nitơ-phosphor-kali và cảm biến tổng chất rắn hòa tan (Total Dissolved Solids, TDS) vận hành thành một bộ.

EC quá cao gây đảo ngược thẩm thấu, kéo nước trong tế bào rễ ra ngoài và gây hại như rễ bị khô, còn quá thấp thì thiếu dinh dưỡng. Độ axit lệch khỏi khoảng hẹp riêng của mỗi cây cũng chặn chính đường rễ hấp thụ dinh dưỡng. Chương trình điều khiển tại nơi trồng dung dịch tính cần thêm bao nhiêu phân mẹ và dung dịch axit vào bể theo EC, pH, rồi tự chạy bơm sửa ngay khi giá trị lệch phạm vi.

Chỉ cảm biến trong ruộng là chưa đủ. Hệ thống kéo về cùng lúc cơ sở khí tượng quá khứ hơn 40 năm, khảo sát đất, thông tin hơn 30.000 giống cây và dự báo 7 ngày. Nhiệt độ, xác suất mưa được nhận theo thời gian thực từ WeatherAPI, NASA POWER của Cơ quan Hàng không và Vũ trụ Hoa Kỳ, FAO CLIMWAT của Tổ chức Lương thực và Nông nghiệp Liên Hợp Quốc, nên nếu dự báo mai mưa thì lượng tưới đêm nay được giảm trước.

Trên trời, máy bay không người lái mang camera đa phổ và thiết bị quang phổ khả kiến-cận hồng ngoại (Vis-NIR) bay thấp trên ruộng, chụp màu và phản xạ của lá. Bởi lá vẫn bình thường với mắt người đã thay đổi trước mức phản xạ ở bước sóng nhất định khi bắt đầu thiếu nitơ, kali hoặc magiê.

Phân tích phản xạ bằng Hệ thống tích hợp chẩn đoán và khuyến nghị (Diagnosis and Recommendation Integrated System, DRIS) giúp tìm chất thiếu trước khi có triệu chứng thấy được. Thử nghiệm nổi dữ liệu máy bay với mô hình bón phân qua nước ở vườn táo đã phát hiện trước thiếu nitơ từ trên trời mà không hái lá gửi phòng thí nghiệm (Sun et al., 2023).

Đường con số từ ruộng tới máy chủ cũng nhiều lớp. Vi điều khiển rẻ như ESP32, NodeMCU ESP8266, Arduino và PIC đặt tại nút hiện trường để đọc cảm biến. Giá trị lên đám mây qua Wi-Fi, bus có dây RS485 phổ biến trong công nghiệp, LPWAN phủ vùng rộng với ít điện, mô-đun di động thế hệ 4 và giao thức MQTT trao đổi tin ngắn bằng ít điện.

Phía máy chủ có cơ sở dữ liệu thời gian thực Firebase hoặc backend như FastAPI, Flask, còn mã máy học viết bằng thư viện Scikit-learn, Pandas và NumPy chạy trên đó. Người trồng không cần biết quá trình này. Họ chỉ cần nhìn bảng điều khiển trên web hoặc điện thoại. Một nền tảng ở Maharashtra, Ấn Độ, hiển thị bằng ba ngôn ngữ Marathi, Hindi và Anh, giúp lời khuyên tưới, bón tới cả nông hộ khó đọc tiếng Anh (Shriwas et al., 2026).

Phán đoán đến đám mây phải trở xuống ruộng mới tạo hiệu quả thật. Khi máy chủ quyết định tưới, tín hiệu qua cổng IoT đến rơ-le số ở đồng, rơ-le bật tắt bơm và đóng mở van theo khu. Vòi phun biến thiên đổi được độ lớn dòng nước cho phép cùng một ống cấp lượng khác nhau theo khu. Vòi nước từng được tay người xoay nay do tín hiệu điện đóng mở. Tín hiệu bắt đầu từ cảm biến trong đất, đi một vòng đám mây rồi trở lại đất mỗi lần.

Cũng có trường hợp thêm camera. Hệ tưới tự thích ứng nổi đầu cuối cảm biến ESP32, cảm biến ảnh ESP32-CAM và máy chủ FastAPI không chỉ đo nhiệt độ, độ ẩm, nước đất mà còn xem cây bằng camera (Ramya et al., 2026). Sau khi tưới bắt đầu, lưu lượng kế xung thực sự đếm thể tích nước qua ống rồi trả số về máy chủ. Đây là cấu trúc hoàn thành điều khiển vòng kín (Closed-loop), không kết thúc ở ra lệnh mà xác nhận lệnh đã được thực hiện đến đâu.

Quy trình giống lắp linh kiện theo hướng dẫn rồi dùng tay kiểm tra lần cuối vít đã siết thật chưa.

Tại Nhật Bản, hãng máy nông nghiệp Kubota đã thương mại hóa hệ thống với tên ZeroAgri. Dữ liệu cảm biến đất trong nhà kính và dự báo được gửi lên đám mây, máy chủ tính rồi tự cấp lượng tưới, bón tối ưu. Vườn cây có múi phủ màng dùng cùng công nghệ trực quan hóa nước đất theo hướng ngược lại. Mục đích không phải tiết kiệm nước mà cố ý để đất khô vừa phải, gây căng thẳng nhẹ cho cây và nâng độ đường quả.

Công nghệ tưới nhiều hơn và ít hơn chạy trên cùng cảm biến, cùng đám mây cho hai mục tiêu khác nhau.

Hệ thống có hoạt động đúng được kiểm tra bằng vài số. Mô hình phân loại đoán nhu cầu tưới hoặc loại phân được chấm bằng độ chính xác, độ chuẩn xác, độ thu hồi; 97,39 phần trăm của EcoGrow là ví dụ về độ chính xác. Mô hình dự báo số liên tục như nước đất dùng sai số tuyệt đối trung bình (MAE) và căn sai số bình phương trung bình (RMSE) để đo chênh giữa thật với dự báo.

Các số này tốt đến đâu cũng phải đo lại bằng thước khác xem có thực sự giúp nông nghiệp. Đó là hiệu quả sử dụng nước (Water Use Efficiency, WUE), chỉ lượng cây tạo được bằng 1 mét khối nước, và hiệu quả sử dụng nitơ (Nitrogen Use Efficiency, NUE), chỉ cây tăng sinh khối bao nhiêu bằng 1 kilôgam phân nitơ. Lượng nước, phân thực sự tiết kiệm gần với thước đo giá trị công nghệ hơn độ chính xác mô hình.

Cách chỉ cấp lượng định sẵn ngay trước rễ gọi là bón phân qua nước (Fertigation, hòa phân vào nước tưới và đưa tới rễ). Từ này gộp tưới nước với bón phân. Khác cách rải phân khắp đất rồi tưới, fertigation chỉ đưa nước hòa phân qua ống nhỏ giọt tới vùng hẹp nơi rễ thực sự vươn. Thử nghiệm dâu tây không đất ở Italy cho thấy quản lý fertigation dựa trên cảm biến nâng cả sử dụng tài nguyên và trạng thái cây (Bonelli et al., 2024).

Thử nghiệm đồng ruộng đông bắc Trung Quốc cũng báo cáo hiệu quả dùng dinh dưỡng và nước cùng tăng khi kết hợp nhỏ giọt với bón (Fan et al., 2020). Tưới cả ruộng làm phân tán rộng, còn nitơ rò sâu nơi rễ không chạm tới trở thành tổn thất. Cấp chính xác trong vùng hẹp chặn tổn thất từ nguồn.

Nỗ lực biết trạng thái dinh dưỡng mà không hái lá không dừng ở ảnh máy bay. Trong thử nghiệm trồng cà chua tiết kiệm nước trong cơ sở bảo vệ, tức nhà màng hoặc nhà kính có mái, thiết bị chụp siêu phổ dùng cả khả kiến và cận hồng ngoại đã được thử để ước tính không phá hủy hàm lượng nitơ lá (Hu et al., 2025). Quan sát cùng cách tưới tiết kiệm và nitơ lá giúp phát hiện sớm thời điểm thiếu nước chòng thiếu dinh dưỡng.

Cách cũ hái lá đưa máy phân tích mất thời gian, trong lúc đó cây đã sang giai đoạn khác. Nếu chỉ chiếu camera lên lá đã ước tính được nitơ, quyết định tưới, bón có thể đưa ngay thay vì chậm một, hai ngày.

Cũng có xu hướng cho nông hộ nhỏ khó trang bị máy chủ đắt tiền. Nghiên cứu đang hệ thống hóa việc đưa trí tuệ nhân tạo biên giá rẻ, công suất thấp và TinyML (mô hình được làm nhẹ để chạy cả trên vi điều khiển rất nhỏ) vào trang trại thiếu nguồn lực. Thay vì mỗi lần gửi dữ liệu lên đám mây rồi nhận đáp án, phán đoán được hoàn tất ngay trong thiết bị nhỏ ngoài đồng.

Trí tuệ nhân tạo khép kín tại chỗ càng hữu ích ở vùng xa dễ mất mạng hoặc nông hộ chịu gánh cước Internet. Nghiên cứu hệ tưới thông minh kết hợp IoT với máy học liên tục xác nhận có thể tự động tưới chỉ bằng cảm biến và vi điều khiển rẻ (Kathikar et al., 2026). Giá thiết bị đã giảm nhiều, bài toán còn lại gần với tăng số người biết dùng nó.

Cảm biến chôn lâu ngoài đồng dao động hiệu năng theo thời gian. Đất bón thường xuyên càng tăng muối, còn hơi ẩm và màng vi sinh bám mặt làm độ nhạy cảm biến nước và EC dần giảm. Đó là trôi (Drift, giá trị đo dần lệch chuẩn ban đầu theo thời gian), khiến giá trị chính xác lúc lắp trở nên thấp hoặc cao hơn thực tế sau vài tháng. Nếu nhiều tuần không nhận ra trôi, hệ thống có thể tiếp tục ra lệnh thêm nước vào đất đã đủ ướt.

Để ngăn nó, nghiên cứu đang phát triển cảm biến ảo tự hiệu chỉnh bằng phần mềm và cảm biến vật liệu nano chống ăn mòn. Nỗ lực này giống thay kính càng ngâm lâu càng mờ bằng vật liệu không mờ ngay từ đầu, thay vì định kỳ lau.

Diện tích một cảm biến đại diện hẹp hơn tưởng tượng. Trên cánh đồng hoặc nhà kính lớn, tính đất, độ dốc và mức tán lá khác theo khu, nên cùng lúc chỗ ướt, chỗ khô. Chỉ tin cảm biến một điểm rồi tưới cùng lượng cho cả ruộng làm chỗ đã ướt càng ướt, chỗ khô vẫn khô. Trong cùng nhà kính, hàng gần cửa và hàng sâu bên trong nhận nắng, gió khác nhau, nên không thể yên tâm với một cảm biến chỉ vì cùng một nhà.

Vì vậy, công nghệ hợp nhất đa quy mô, kết hợp thời gian thực ảnh đa phổ từ máy bay và nội suy không gian với dữ liệu cảm biến mặt đất, được coi là bài toán tiếp theo.

Giá thiết bị giảm không tự làm việc đưa vào dễ dàng. Linh kiện như ESP32 đã rẻ nhiều, nhưng nối chúng và điều chỉnh lại mô hình cho trang trại vẫn tốn công. Gánh học màn hình và con số hoàn toàn khác cách làm nông cũ trở thành bức tường cản triển khai thật. Để hạ tường này, các thử nghiệm thêm cùng màn hình di động trực quan, chatbot trí tuệ nhân tạo và hướng dẫn thoại đa ngôn ngữ tiếp tục được tiến hành.

Chi phí làm quen với máy vẫn lớn hơn nhiều giá mua máy.

Mô hình chỉ học dữ liệu thu sẵn dao động trước tình huống chưa từng gặp. Nắng nóng chưa có trong nhiều năm hoặc hạn bất ngờ có thể khiến mô hình đóng cứng theo quá khứ đưa đáp án sai. Để bổ sung, phương thức học thích ứng trực tuyến, liên tục hấp thụ dữ liệu hiện trường và tự cập nhật, đang được nghiên cứu.

Kết hợp thêm mô hình sinh động học như DSSAT hoặc AquaCrop, mô phỏng trọn phản ứng sinh lý cây, cho phép tối ưu đa mục tiêu, đồng thời tiết kiệm nước và bảo vệ sản lượng. Cảm biến và trí tuệ nhân tạo dù tinh vi, đối thủ vẫn là thời tiết mỗi lần đến với một gương mặt khác.

Phép tính thỏa nhiều mục tiêu không dừng ở lý thuyết mà được kiểm chứng trước trên ô thử tại nơi trồng thật. Nhiều nghiên cứu lặp đối chứng song song: một ô nhà kính tưới như cũ, ô cạnh chỉ nhận lượng trí tuệ nhân tạo tính, rồi so sản lượng và nước. Chỉ khi đối chứng tích lũy mới phân biệt mức tràn ở điều kiện đặc thù với mức tiết kiệm trung bình phần lớn trang trại có thể chờ đợi.

Không có quy trình xác nhận trung thực bằng số như trường hợp Nebraska, công nghệ mới khó lấy niềm tin nông hộ.

Đo đại lượng vật lý xuyên hệ liên tục đất, mô hình hóa theo giai đoạn, suy luận của nhiều mô hình máy học và phán đoán đám mây chồng lên nhau thành một lệnh đóng mở van. Quyết định tiết kiệm nước, phân bố số từ từng cảm biến trong đất và mã đọc số ấy đảm nhiệm. Sáng hôm sau, người trồng xem trên điện thoại mấy giờ đêm qua đã chảy mấy lít, chỉ mang ủng ra đồng khi biểu đồ có đoạn nhảy lạ.

Vai trò người trồng thu hẹp thành kiểm tra sau phán đoán của hệ thống ở mỗi lần tưới.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Ajay Kumar, C. V. R., Supriya, L., Navya Sree, P., & Santosh Kumar, M. (2026). Adaptive machine learning framework for precision driven smart irrigation optimization. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 30(1), 421-428. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2026.30.1.0841>
2. Bonelli, L., Montesano, F. F., D'Imperio, M., Gonnella, M., Boari, A., Leoni, B., & Serio, F. (2024). Sensor-based fertigation management enhances resource utilization and crop performance in soilless strawberry cultivation. *Agronomy*, 14(3), 465. <https://doi.org/10.3390/agronomy14030465>
3. Chen, M., Cui, Y., Wang, X., Xie, H., Liu, F., Luo, T., Zheng, S., & Luo, Y. (2021). A reinforcement learning approach to irrigation decision-making for rice using weather forecasts. *Agricultural Water Management*, 250, 106838. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106838>
4. EcoGrow Development Team, & Sri Lanka HORDI. (2026). EcoGrow: Cloud-enabled machine learning driven fertilizer recommendation platform for horticultural vegetable crops in Sri Lanka. *International Journal of Advanced Networking and Applications*, 17(6), 7236-7243. <https://doi.org/10.35444/IJANA.2026.17607>
5. Fan, J., Lu, X., Gu, S., & Guo, X. (2020). Improving nutrient and water use efficiencies using water-drip irrigation and fertilization technology in Northeast China. *Agricultural Water Management*, 241, 106352. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106352>
6. Hu, C., Zhao, T., Duan, Y., Zhang, Y., Wang, X., Li, J., & Zhang, G. (2025). Visible-near infrared hyperspectral imaging for non-destructive estimation of leaf nitrogen content under water-saving irrigation in protected tomato cultivation. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1676457. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1676457>
7. Kathilkar, S., Chavan, A., Sahu, K., Phalke, D., & Shedbale, S. (2026). Smart irrigation system using IoT device and machine learning. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 14(5), 83111. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2026.83111>
8. Li, H., Mei, X., Wang, J., Huang, F., Hao, W., & Li, B. (2021). Drip fertigation significantly increased crop yield, water productivity, and nitrogen use efficiency compared with traditional irrigation and fertilization practices: A meta-analysis in China. *Agricultural Water Management*, 244, 106534. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106534>
9. Pradasari, N. I., Wahyudi, E., Atimi, R. L., Muhammad, A., Darmanto, & Pratiwi, I. (2026). IoT and machine learning-based smart watering model for water optimization in vegetable gardens. *Zetroem*, 8(2), 140-147.
10. Ramya, S. Y., Aravinda, T. V., Krishnareddy, K. R., & Ramesh, B. E. (2026). AI-driven self-adaptive smart irrigation system using IoT, computer vision and machine learning. *International Research Journal on Advanced Engineering Hub*, 4(6), 4074-4080. <https://doi.org/10.47392/IRJAEH.2026.0526>
11. Shriwas, M. K., Sindhi, K., & Thakre, P. (2026). Deep learning-based multilingual smart farming system for crop recommendation and nutrient monitoring. *African Journal of Applied Research*, 12(5), 260-280.

12. Sun, G., Hu, T., Chen, S., Sun, J., Zhang, J., Ye, R., & Liu, J. (2023). Using UAV-based multispectral remote sensing imagery combined with DRIS method to diagnose leaf nitrogen nutrition status in a fertigated apple orchard. *Precision Agriculture*, 24(6), 2522-2548. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10051-7>

Bài giảng và tài liệu video

1. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). WAFI2026 Global AgriFood Innovation Roadshow: China Agricultural University Special Session [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=SS2qVda11nw>
2. 農業農村情報通信環境整備準備会. (2025). 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 [Video hội thảo trực tuyến]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=iqLmEFT1wZo>
3. 農林水産省(MAFF). (2025). 中国四国地域スマート農業推進フォーラム2025 [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=16rooPtFOMM>
4. Agricultural, Life & Environmental Sciences. (2026). Bentley Lecture in Sustainable Agriculture (2025) | AI, Machine Learning and the future of soils. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=ct0VrqKTmVU>
5. Daugherty Water for Food Global Institute. (2025). Artificial Intelligence for Climate Smart Solution and Resilient Agriculture. (Archive). YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=n1MYEcAeMRU>
6. Global Soil Biodiversity Initiative. (2025). Harnessing AI to measure soil biodiversity. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=AT29crluxow>
7. 気象ビジネス推進コンソーシアムWXBC. (2026). 2025年度 農研機構メッシュ農業気象データ分析チャレンジ!. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=w1SrS3iwA4E>

Báo cáo và tin tức

1. The Fence Post. (2026). 2026 Spring Homeland: Where artificial intelligence meets water stewardship in agriculture. <https://www.thefencepost.com/news/2026-spring-homeland-where-artificial-intelligence-meets-water-stewardship-in-agriculture/>
2. ScienceDirect. (2025). [Tài liệu liên quan đến lập lịch tưới bằng trí tuệ nhân tạo và nghiên cứu so sánh tại hiện trường Nebraska]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375525002151>
3. arXiv. (2026). [Tài liệu về xu hướng triển khai trí tuệ nhân tạo biên giá rẻ, công suất thấp và TinyML tại hiện trường nông nghiệp]. <https://arxiv.org/pdf/2603.15085>

4.2

Hộp nhất dữ liệu không gian-thời gian và quản lý phân phối, chất lượng

Bốn giờ sáng, một xe tải lạnh đi vào bãi dỡ hàng của trung tâm logistics nông sản ở miền Nam. Mỗi hộp dâu tây xếp trên pallet gắn một máy ghi điện tử nhỏ bằng móng tay; ngay lúc cửa xe mở, số trên máy nhảy từ gần mức đóng băng lên gần 10 độ, rồi vài phút sau khi cửa đóng lại từ từ hạ xuống. Từng dao động nhiệt ngắn này là nguyên nhân thực sự bào mòn thời hạn lưu thông còn lại của dâu.

Từ lúc hộp được đưa khỏi đồng đến khi vào tủ lạnh người tiêu dùng, các cảm biến đo nhiệt độ, độ ẩm và nồng độ khí thay đổi theo từng chặng để trao đổi dữ liệu.

Vấn đề là vệ tinh, máy bay không người lái và cảm biến mặt đất thu dữ liệu theo chu kỳ khác nhau. Vệ tinh trở lại cùng quỹ đạo sau mỗi bốn đến mười ngày và nhìn hàng trăm hecta trong một lần. Máy bay chỉ chụp vào ngày con người quyết định cho bay, nhưng chi tiết tới khu nhỏ bằng lòng bàn tay. Cảm biến cắm ở đồng và nhà kính không nghỉ nhả số sau mỗi vài giây.

Chồng bản ghi của ba thiết bị lên nhau sẽ thấy thang thời gian, không gian khác nhau, không đọc được thành một hình. Chính chênh lệch thang này thường làm dự báo sản lượng và cảnh báo thiên tai của nông nghiệp chính xác sai lệch.

Ngành gọi công việc khớp thang này là quy trình dữ liệu nông nghiệp thông minh thích ứng khí hậu, viết tắt tiếng Anh CSA (Climate-Smart Agriculture).

Sau khi ảnh quang học, đa phổ của vệ tinh, ảnh độ phân giải cao từ máy bay và số thời gian thực của cảm biến đất được căn chỉnh không gian-thời gian về cùng tọa độ, cùng múi giờ, học sâu lai và mạng nơ-ron đồ thị (GNN, mạng học một ruộng là điểm và quan hệ với ruộng kề là đường nối) được đặt lên để gộp thành một dòng.

Dữ liệu đã gộp xác định trước khu sẽ chịu hạn hoặc sâu bệnh lan, rồi tính thời điểm gieo, thu thích hợp cùng sản lượng dự kiến theo kịch bản thời tiết năm đó.

Nêu vài tên mô hình thực tế giúp hình dung tấm lưới được dệt thế nào. Mô hình lai kết hợp AMSTF (mô hình hợp nhất đa phổ-thời gian-không gian thích ứng) và GNN

với mạng bộ nhớ dài-ngắn hạn (LSTM) gộp ảnh đa phổ vệ tinh, máy bay chụp lệch thời gian với chuỗi khí tượng, đất mặt đất để ước tính chính xác biến đổi sinh trưởng theo không gian-thời gian và sản lượng cuối.

Mô hình hợp nhất nối ba thuật toán XGBoost, CatBoost và LSTM dùng biến khí tượng như nhiệt độ, mưa, độ ẩm cùng lượng thuốc và chuỗi chỉ số thực vật (NDVI) để hồi quy dự báo sản lượng. Một quy trình khác dùng bộ biến đổi thị giác (ViT), đổi ảnh vệ tinh, máy bay, cảm biến mặt đất và cả camera điện thoại người làm thành mảnh nhỏ, rồi học bằng tự chú ý, tự so mức liên quan, để đưa bản đồ chẩn đoán sinh trưởng theo ruộng và xử lý thích ứng khí hậu.

Khi thử các mô hình này, hệ số xác định chỉ mức khớp giữa thật và dự báo thường từ 0,85 đến 0,95, còn có báo cáo tỷ lệ phân loại sai không gian, chia nhầm ranh cây thành vùng khác, giảm từ mức 9,8 đến 12,3 phần trăm xuống 5,4 phần trăm. Sau các con số là công việc căn chỉnh vất vả để gộp giá trị của ba loại cảm biến có thang khác nhau.

“Tự chú ý” có thể lạ, nhưng dễ hiểu nếu ví với bài tập nhóm trong lớp. Quá trình giống mỗi học sinh tự sửa ý kiến khi quyết định nên lắng nghe phát biểu của người khác đến đâu. Mô hình tự xét một vùng ảnh vệ tinh liên quan thế nào với vùng khác trong ảnh máy bay và số cảm biến đất, gán trọng số rồi phản ánh nó vào phán đoán cuối. Nó khác mô hình thống kê cũ ở chỗ dữ liệu tự học phải chú ý điều gì hơn thay vì theo quy tắc con người định trước.

Muốn hiểu bản đồ chồng lớp được dùng ra sao, hãy hình dung một màn hình. Máy tính bảng của quản lý hiện bản đồ ruộng lốm đốm xanh, vàng, đỏ; vùng đỏ là nơi căng thẳng nước do vệ tinh bắt được đã được ảnh cận cảnh máy bay xác nhận lại bằng dầu lá cuộn. Nếu cảm biến đất chứng minh nước đất vùng đó thực sự dưới chuẩn, mô hình cảnh báo sâu bệnh có khả năng cao lan từ vùng ấy trong ba ngày.

Thực chất quy trình dữ liệu nông nghiệp chính xác nằm ở việc phải chồng ba lớp lời chứng vệ tinh, máy bay và cảm biến đất mới tạo một cảnh báo.

Quy trình này chạy thật trên ba thiết bị vật lý: vệ tinh, máy bay và cảm biến đất. Ở phía vệ tinh, vệ tinh đa phổ như Sentinel-2 hoặc Landsat quét hơn 1.000 hecta đồng trong một lần, liên tục rút chỉ số thực vật (NDVI, GNDVI, SAVI) và phân bố nước đất. Khả năng giám sát diện tích ấy chỉ với khoảng 20 phần trăm chi phí máy bay là lợi thế cảm biến vệ tinh. Ngược lại, máy bay nhìn khu hẹp dày hơn nhiều.

Với độ phân giải một pixel chứa dưới 5 centimét mặt đất, nó chụp cận hồng ngoại, dải red-edge, đôi khi cả siêu phổ, đưa vùng đặc biệt héo, vùng đầy cỏ dại và khác biệt hình lá lên một bản đồ. Bản đồ này gọi là bản đồ kê đơn (Prescription Map), chỉ cần can thiệp đúng lượng ở nơi cần thay vì rải cùng lượng khắp ruộng như cũ.

Trên mặt đất, cảm biến khắp nhà kính và đồng đo thời gian thực nhiệt độ, độ ẩm, carbon dioxide, nước đất, độ dẫn điện (EC), độ axit (pH) và ánh sáng. Cùng với đó, 40 năm khí tượng quá khứ, dự báo tuần, khí tượng nông nghiệp dạng lưới dày, khảo sát đất và cơ sở hơn 30.000 giống cây được gom qua quy trình đám mây.

So với thời chỉ nhìn số một ruộng, nay người ta trải cùng lúc bản đồ khí tượng toàn quốc và bảng đặc tính giống để xác định vị trí ruộng ấy. Máy nông nghiệp cũng được cải tiến. Nhật Bản đã báo cáo việc gắn PLC (máy tính nhỏ điều khiển máy), GPS và cảm biến lái tự động lên máy chuyên dụng như máy tĩa chè để tự tải thời gian chạy, quãng đường, tốc độ, chiều cao và bề rộng làm việc lên đám mây.

Trong trường hợp quản lý chè có Kawasaki Kiken, Ochiai Cutlery và Terada Seisakusho cùng tham gia, bản ghi vận hành tích lũy cho phép vẽ đặc trưng công việc của từng hộ và khác biệt điều kiện ruộng. Nếu vệ tinh, máy bay nhìn từ trời, bản ghi máy giống chuyển nguyên dấu chân dưới đất, nên còn hữu ích khi truy lại lịch sử phân phối.

Sau khi gom dữ liệu khác tính vào một nơi, cần xử lý. Khoảng trống do mây trong ảnh vệ tinh và giá trị thiếu khi cảm biến tạm tê liệt được bộ lọc Kalman thích ứng lấp và lọc nhiễu. Tiếp đó phải chuẩn hóa phạm vi về 0 đến 1 và tăng mẫu bằng xoay, lật ảnh để dữ liệu học không lệch một phía, lúc ấy mới sẵn sàng vào mô hình. Câu chuyện lúc cây lớn ngoài đồng kết thúc ở đây. Từ khi cây được thu và đóng hộp, cùng logic áp dụng cho đối tượng khác.

Chỉ khác là đo thời hỏng thay sinh trưởng, đuổi theo nhiệt độ và ethylene thay chỉ số thực vật, còn việc gom thang của thiết bị khác nhau để phán đoán vẫn vậy.

Một máy ghi trên hộp dâu chỉ đo nhiệt độ. Nhưng hộp quản lý chuỗi lạnh thương mại ngày càng gắn cùng nhiệt kế cả ẩm kế, cảm biến carbon dioxide, ethylene và nhãn chỉ thị kỵ nước đổi màu báo độ tươi. Máy quang phổ cận hồng ngoại biết độ đường, axit không cắt thịt quả và camera thị giác 3 chiều bắt vết xước bề mặt cũng nhập hàng. Điểm chung là không chạm vào bên ngoài.

Không mở hộp vẫn đọc được độ đường, vết xước và độ tươi của một khay dâu trên xe.

Mô hình tiêu biểu gộp tín hiệu từ nhiều thiết bị thành một phán đoán là mạng tích chập hồi quy chú ý hợp tác, gọi tắt Co-ACRN. Mô hình do nhóm Đại học Giang Nam, Trung Quốc, báo cáo năm 2026 nhận cùng lúc chuỗi nhiệt độ, độ ẩm, carbon dioxide, ethylene trong vận chuyển lạnh và ảnh nhãn ký nước.

Thiết bị chú ý hợp tác phía trước khớp trực thời gian của ảnh với dòng cảm biến, còn tự chú ý phía sau xem lại thông tin đã khớp, phản ánh bối cảnh chung để lấy điểm tươi rau quả theo thời gian thực mà không phá hỏng bề ngoài. Công thức điểm tươi đơn giản. Đó là 100 trừ tỷ lệ diện tích xước trong toàn bề mặt. Không xước thì gần 100, hỏng nửa thì xuống quanh 50.

Hợp nhất đa cảm biến không dừng ở một trường hợp Giang Nam. Cách nhập cùng lúc nhiệt độ, độ ẩm tương đối, ethylene, carbon dioxide, rung hộp, vị trí, đặc trưng ảnh và tín hiệu quang phổ đang thành cách chung của mô hình dự báo thời hạn bảo quản. Đánh giá ngành thường chọn ba đối tượng có thể đưa ngay vào hiện trường: phân hạng bằng thị giác máy tính, giám sát lạnh dựa IoT và dự báo thời hạn bảo quản.

Gắn thêm camera, cảm biến lên thiết bị logistics cũ là được, nhưng thay đổi cách trồng mất lâu hơn nhiều. Lý thuyết hào nhoáng vẫn phải đặt lên ống, tủ lạnh và xe cũ, nên thứ tự bắt đầu từ chỗ dễ can thiệp.

DeltaTrak, hãng thiết bị chuỗi lạnh Hoa Kỳ, giới thiệu phân tích dự báo thời hạn này đang thay đổi chính cách quản lý độ tươi chuỗi lạnh. Phân tích thường gom thời gian thực cảm biến container lạnh và báo trước cho chủ hàng, cửa hàng thời gian còn lại đến lúc mỗi hộp lên kệ. Quả như chà là khó biết bên trong bằng mắt dùng cách khác.

Nghiên cứu đã dùng cảm biến khí nhiều kênh đọc tổ hợp phân tử mùi thịt quả phát ra khi chín, rồi đưa vào máy học để ước tính thời hạn. Quả chín tốt và hỏng có tổ hợp mùi khác, máy đọc chênh lệch thành mẫu tín hiệu điện của cảm biến khí.

Chuyển sang phân hạng sẽ có tổ hợp khác. Thương hiệu lê Tây “Le Lectier” ở Niigata, Nhật Bản, dùng mô hình phân đoạn Mask R-CNN kết hợp GCBlock để cắt vùng xước, bản trên mặt lê theo pixel. Tỷ lệ vùng bản không đổi ngay thành hạng mà qua một lượt logic mờ. Logic mờ xử lý ranh giới khó chia dứt khoát như nóng và lạnh.

Vết bản 3 phần trăm dễ xếp chắc vào hạng tốt, 30 phần trăm chắc hạng xấu, nhưng giá trị mờ hồ giữa chúng được phân xác suất qua nhiều hạng giống ước lượng của

kiểm tra viên. Giá trị này vào hệ suy luận mờ chứa quy tắc kinh nghiệm chuyên gia để tự động định hạng cuối.

Hạng cuối chia bốn mức: Akashu cao nhất đóng dấu đỏ, Aoshu thấp hơn một bậc, Ryo bình thường và không dấu khó bán. Công việc con người lật từng quả cả ngày để đóng dấu được camera và quy tắc mờ làm thay. Mỗi quả có hoàn cảnh khác nên không thống nhất một mô hình. Xoài, cà chua và kiwi khác độ dày vỏ, màu, tốc độ mềm được gắn mô hình họ DenseNet, EfficientNet để xếp cùng ngoại hình và độ chín trong.

Với lê, xước mặt là thước hạng; với cà chua màu quan trọng hơn, với kiwi là độ cứng, bởi tiêu chuẩn tự thân khác theo quả.

Kết quả thử mô hình này khá cao. Chỉ số phân loại như độ chính xác, độ chuẩn xác, độ thu hồi và điểm F1 thường từ 95 đến 99 phần trăm, cùng báo cáo mAP, IoU xem cắt vùng xước tinh đến đâu. mAP là trung bình ở nhiều chuẩn mức vị trí xước mô hình tìm chồng vị trí thật, còn IoU lấy diện tích giao chia diện tích hợp của hai vùng, càng gần 1 càng cắt tinh.

Có thể đánh giá chênh giữa chọn bằng mắt người và điểm máy đã tới mức máy không thua cả khi tính bằng số.

Thay đổi này dường như không chỉ giảm nhân lực. Kiểm tra viên người có tập trung khác buổi sáng, chiều và theo thói quen có thể chấm cùng quả hơi khác mỗi ngày. Camera và quy tắc mờ không mệt, giữ cùng thước cả ngày, cả mùa. Tuy nhiên, máy đã hoàn toàn theo kịp cảm giác bất thường tinh tế mắt người bắt bằng kinh nghiệm, như ngoài lành nhưng bên trong có vẻ mềm, vẫn phải theo dõi thêm.

Nông sản đã phân hạng đi ngay vào quản lý tồn kho và lịch sử. Sản phẩm từ đồng hoặc nhà kính được gom theo giỏ, giá thép và nhận từng mã vạch, QR, thẻ thông minh. Dự án nông nghiệp thông minh Cao Hùng, Đài Loan, là ví dụ. Thẻ trên giỏ nhựa xanh hoặc giá thép đưa tồn kho lô theo ruộng lên cơ sở thời gian thực và tự liên kết cảnh báo nhà kính với chế độ truy xuất sản xuất-phân phối của chính phủ.

Hiệu quả tăng sử dụng không gian của giàn nhiều tầng và kho cũng được báo cáo. Từng thẻ xác nhận nguồn và đường di chuyển hộp.

Chức năng theo dõi hữu ích khi có sự cố. Trường hợp Quỹ Hợp tác và Phát triển Quốc tế Đài Loan giới thiệu năm 2025 nổi dữ liệu sản xuất trang trại với dữ liệu nhà cung ứng thực phẩm trên một nền tảng bản đồ khu thương mại. Nếu xảy ra an toàn

thực phẩm ở suất ăn trường học, hệ thống lập tức truy nông sản trong hộp cơm đến ruộng của ai, trang trại nào. Nó còn tìm cùng lúc các trường khác nhận hàng từ trang trại ấy để xử lý trước.

Cách làm chuyển từ tìm nguyên nhân sau sự cố sang xác định phạm vi liên quan trước khi lan.

Nhập số lô nông sản sẽ hiện hộp được thu ở ruộng nào, khi nào, qua xe và kho nào. Sách hoặc hàng công nghiệp phân phối sai có thể thu hồi, nhưng nông sản hỏng đã lên bàn ăn thì không lấy lại. Vì vậy, giá trị hệ truy xuất nằm ở tốc độ chặn trong phạm vi hẹp trước khi sự cố lan hơn dọn dẹp sau đó.

Tách riêng một giá trị thời hạn bảo quản chỉ cho nửa thông tin. Gần đây xuất hiện hệ mô-đun đặt trên một nền dữ liệu cả dự báo thời hạn, truy xuất theo yêu cầu Đạo luật Hiện đại hóa An toàn Thực phẩm Hoa Kỳ và kế toán carbon, để nhà sản xuất, chủ hàng, cửa hàng nhìn cùng màn hình. Cách đăng nhập riêng nhiều hệ chuyển thành vào một nền dữ liệu.

Công nghệ sau thu hoạch, tập trung phân tích dự báo khoảng năm 2018, sau đó chuyển trọng tâm sang blockchain, bản sao số, còn tại nơi thiếu điện, mạng, TinyML nhẹ hỗ trợ truy xuất và công khai thông tin. Khi thời hạn, lịch sử và carbon được nhìn cùng màn hình, nguy cơ giảm tươi và khoảng trống truy xuất thường cùng lộ ở một hộp, một thời điểm.

Trong kho, mô hình phát hiện vật thể sâu như YOLOv5 hoặc YOLOv8 đếm thời gian thực hộp ra vào rồi nối kết quả với bản sao số, tức mô hình ảo sao chép toàn kho. Ngồi trước màn hình văn phòng, quản lý biết giá nào có gì, bao nhiêu và vùng nào nhiệt ẩm lệch chuẩn. Thấy vấn đề, họ thử can thiệp trước trên mô hình ảo rồi chỉ ra biện pháp thật khi kết quả ổn.

Bản sao số là mô hình ảo chuyển nguyên trạng thái thật của kho. Từ một hộp mới vào tới một giá hơi tăng nhiệt đều phản ánh thời gian thực, quản lý có thể phóng vùng muốn xem. Số nhiệt kế thật bắt đầu lệch màn hình ảo cũng là tín hiệu nghi hỏng cảm biến hoặc trễ truyền thông. Như vậy, kho thật và mô hình ảo được xem cùng lúc.

Giá trị nhiệt nhảy ở trung tâm lúc rạng sáng cuối cùng cũng thành một điểm đầu đó trên màn hình ảo. Số tạm nhảy mỗi lần cửa xe mở có vẻ nhỏ với mắt người, nhưng trên bản sao số thành bản ghi so xe hôm nay mở cửa mấy lần và dao động nhiều

hơn xe khác không. Thói quen đặc biệt xấu của một xe có thể dẫn tới tín hiệu kiểm tra hệ lạnh. Thói quen không thấy khi số rời rạc chỉ hiện sau khi tích lũy.

Đám mây SAWACHI IoP (Internet of Plants) của tỉnh Kochi, Nhật Bản, mở ý tưởng ra toàn vùng. Nó nối dữ liệu môi trường hơn 1.600 nhà kính và xuất hàng của hơn 3.000 hộ với WAGRI, nền dữ liệu nông nghiệp quốc gia, chạy 16 mô hình để dự báo lượng xuất toàn vùng và lập lịch phân phối. Thông tin từng hộ được mở rộng thành dữ liệu dự báo xuất và điều chỉnh lịch toàn tỉnh Kochi.

So cách từng hộ ước lượng hàng tuần sau, đây gần với nhìn cùng lúc cung cầu toàn vùng để xếp thứ tự.

Các số chung trong những trường hợp này có thể gọn thành vài loại. Tiêu biểu là tỷ lệ sử dụng không gian xem giàn nhiều tầng và kho được lắp kín đến đâu, tỷ lệ truy xuất sản xuất-phân phối thể hiện thành công truy ngược tới trang trại, nơi giao khi có vấn đề, và tỷ lệ giảm thuốc, năng lượng nhờ kê đơn, quản lý chính xác. Thành quả từ giàn Cao Hùng hay truy xuất suất ăn Đài Loan thường được quy về một trong ba số này.

Mỗi số nhỏ, nhưng lập việc dùng thêm chút không gian và phát hiện sự cố sớm vài ngày sẽ ảnh hưởng thực đến lợi nhuận toàn trang trại.

Phải huấn luyện riêng mô hình cho lê, xoài, dâu là chi phí ẩn của lĩnh vực. Vùng có hơn mười mặt hàng phải tạo hơn mười mô hình và huấn luyện lại theo mùa bằng dữ liệu mới. Gánh duy trì, cập nhật theo số mặt hàng lớn, nên ngoài công ty phân phối lớn khó chịu chi phí. Vì vậy, nghiên cứu gần đây chuyển sang làm một mô hình nền dùng chung nhiều quả và chỉ sửa bước phán đoán cuối theo từng quả.

Dự báo, hạng và lịch sử dù tinh vi, quyết định cuối do người đưa. Mô hình xếp không dấu hay cảnh báo sâu bệnh ba ngày sau, nhưng bỏ hộp thật hay phun thuốc lúc nào vẫn do quản lý hiện trường. Quy trình dữ liệu, mô hình hạng và hệ lịch sử nhanh chóng, chính xác chuẩn bị vật liệu cần cho quyết định, còn quyết định làm gì, thế nào do con người ở bước sau.

Công nghệ chỉ đổi chất lượng và tốc độ vật liệu phán đoán, bản thân phán đoán vẫn là việc người.

Các trường hợp trên trải từ Đài Loan, Trung Quốc, Nhật Bản đến Hoa Kỳ. Trước cùng vấn đề xe lạnh, kho lạnh và phòng ăn, mỗi nước trộn dữ liệu vệ tinh, camera, cảm biến khí theo tỷ lệ hơi khác để trả lời. Ngôn ngữ và tổ chức chính phủ khác,

nhưng mục tiêu không bỏ lỡ lúc nhiệt nhảy và tìm sớm vài ngày một hộp hồng là giống nhau. Không quá lời khi thấy công nghệ đang hội tụ theo hướng tương tự xuyên biên giới.

Tuy nhiên, các hệ thống không nổi trội. Chế độ lịch sử sản xuất-phân phối Đài Loan, WAGRI Nhật Bản và Đạo luật Hiện đại hóa An toàn Thực phẩm Hoa Kỳ ghi bằng mục, mã khác nhau. Khi nông sản trồng trong một nước bán qua biên giới, vẫn tồn nhiều tay để chép lại sổ khác nhau. Trước khi có chuẩn chung để một số lô được đọc cùng nghĩa ở mọi nước, chẳng cuối qua tay người trong truy xuất xuyên biên giới còn tồn tại.

Bức tranh này chưa hoàn tất. Chênh thang giữa quan sát vài ngày của vệ tinh, thỉnh thoảng của máy bay và từng giây của cảm biến đất vẫn chưa được lấp hết cả bằng nội suy không gian-thời gian và phục hồi độ phân giải cao dùng trí tuệ nhân tạo tạo sinh. Độ ẩm cao trong hộp lạnh, sương trên ống kính và nồng độ khí lên xuống làm giá trị cảm biến quang, khí dần lệch.

Như kính mắt phủ sương làm mờ phía trước, cảm biến trước hơi ẩm cũng không thấy đúng giá trị vốn thấy. Muốn bắt lỗi cần cùng thuật toán tự hiệu chỉnh bằng phần mềm và vật liệu bề mặt chống ẩm.

Ai sở hữu dữ liệu nông hộ thu, định giá và mua bán ra sao, xây quy tắc dùng blockchain chống giả mà bảo vệ quyền nông hộ thế nào là vấn đề thể chế, không phải công nghệ. Thêm trí tuệ nhân tạo giải thích được vào bản sao số kho, để máy giải thích bằng lời cho quản lý căn cứ vì sao xếp hộp vào hạng không dấu, cũng là bài toán tới. Nông dân chỉ nhận bằng hạng mà không biết lý do có thể còn bức bối vì không biết căn cứ.

Khi chủ thể xếp hạng đổi từ người sang máy, phải có cả việc giải thích máy nhìn gì để quyết định.

Dữ liệu từ máy ghi nhiệt xe lạnh nổi trong một quy trình với ảnh vệ tinh, bản sao số kho và màn hình tra lịch sử phòng ăn. Trong cấu trúc này, bản ghi một chặng đứt hoặc sai làm phán đoán các chặng còn lại cùng kém chính xác. Bài toán còn lại là thống nhất hệ mã lịch sử khác theo quốc gia và giảm sai số của thiết bị yếu trước hơi ẩm như cảm biến nhiệt, ẩm và khí.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Choudhari, A., Katkar, R., Gupta, M., Wathe, N., Kakde, S., & Poyam, P. (2025). Design of an integrated spatiotemporal deep learning framework for autonomous precision weed detection, treatment, and recurrence prediction in drone-based smart farming sets. *International Journal of Applied Mathematics*, 38(2s), 1339-1366.
2. Hoque, M. D. J., et al. (2024). Incorporating meteorological data and pesticide usage for crop yield prediction using machine learning. *IEEE Access*, 12, 40947-40961.
3. Huang, X., Zhu, Q., & Huang, M. (2026). Online detection system for freshness of fruits and vegetables based on temporal multi-source information fusion. *Smart Agriculture*, 8(1), 203-212. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202505037.
4. Pasupuleti, M. K. (2026). Vision transformers for crop intelligence and sustainable precision agriculture. *International Journal of Academic and Industrial Research Innovations (IJAIRI)*, 6(4), 1-45.
5. Wang, J., et al. (2026). Research progress and prospects of intelligent management and control technologies for facility vegetables. *Smart Agriculture*, 8(1), 105-120.
6. 中澤健介, 山崎達也. (2026). 大域文脈情報を導入した深層学習とファジー推論を用いた洋ナシ等級判定手法の研究. 『農業情報研究』, 35(2), 65-78.

Báo cáo và tài liệu trực tuyến

1. CABI Digital Library. (2026). Tổng quan xu hướng quản lý sau thu hoạch và dự báo thời hạn bảo quản dựa trên trí tuệ nhân tạo. 『CABI Reviews』. <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/10.1079/cabireviews.2026.0011>
2. DeltaTrak. (2026). How predictive shelf-life analytics redefines freshness in the cold chain. *Food Logistics*. <https://www.foodlogistics.com/software-technology/supply-chain-visibility/article/22954945/deltatrak-how-predictive-shelflife-analytics-redefines-freshness-in-the-cold-chain>
3. National Center for Biotechnology Information. (2026). Tài liệu về mô hình máy học ước tính thời hạn bảo quản chà là dựa trên cảm biến khí đa kênh. *PubMed Central*. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC12252097/>
4. Bài báo sơ bộ về hệ thống mô-đun dựa trên dữ liệu tích hợp dự báo thời hạn bảo quản, truy xuất lịch sử và kế toán carbon. (2026). *arXiv*. <https://arxiv.org/pdf/2511.05920>

Bài giảng và tài liệu video

1. 高雄農來訊. (2025). 114年高雄智慧農業年度成果發表暨研討會. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=1Edc6pP4HnU>
2. 気象ビジネス推進コンソーシアムWXBC. (2025). 2025年度 農研機構メッシュ農業気象データ分析チャレンジ. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=w1SrS3iwA4E>
3. TaiwanICDF國合會. (2025). 2025第三屆國際開發援助現場論壇: 全球智慧農業發展探究. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=0qUeP8A4Pro>
4. 茶柱. (2026). 茶園スマート農業 カワサキ技研・落合刃物・寺田製作所. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=zmFbOC5RcJU>
5. 李載榮. (2025). A88 資策會衛星精準農業AI導入工作坊: 桃園AI衛星多光譜圖像與無人機應用. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=dtT3bafdKgW>
6. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). WAFI2026 Global AgriFood Innovation Roadshow: China Agricultural University Special Session. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=SS2qVda11nw>
7. World AgriFood Innovation Conference (WAFI). (2026). WAFI2026 Global Agrifood Innovation Roadshow: Session 2. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=DQRcQqyNAqY>
8. 農業農村情報通信環境整備準備会. (2026). 地域でデータを共有しよう: 農業データの利活用最前線, データ駆動型農業WAGRIとIoTクラウド(SAWACHI)でのNext次世代型施設園芸システム. YouTube.

- <https://www.youtube.com/watch?v=k8Qvv6CKB2A>
9. Centre for Networked Intelligence, IISc. (2025). Webinar on Track-1: Crop identification using satellite data [IndiaAI Impact Gen-AI Hackathon]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=9xi5_1rrJ9o
 10. Sampurna Challenge. (2026). Post-Harvest Innovation, Startups & Agri Value Chain Solutions | Webinar | Sampurna 2026. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=0HTys4rPdWE>
 11. AgriBusiness Forum. (2026). AI, Data, Digital Transformation of the agrifood value chain. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=OMFBQz27YyU>
 12. 臉書李載榮協助進駐科學園區科技廠商團膳機器人電動三輪車物流餐車全球愛玉全球機器人口全球AI族譜規劃. (2025). A89私密資策會衛星精準農業AI導入工作坊桃園AI衛星多光譜圖像與無人機應用主辦單位:資策會協辦單位:擎壤科技公司【悠由數據 FarmiSpace × 大賀米 × 擎壤無人機 × 資策會】聯合打造精準. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=L27xkkSrSa0>
 13. Washington State Academy of Sciences (WSAS). (2026). AI for Post Harvest. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=hJIOrgNIQG4>

Chương 5

Định kiểu hình kỹ thuật số dựa trên AI và công nghệ sinh học chọn giống

5.1

Định kiểu hình cây trồng thông lượng cao

Thiết bị có giàn máy treo trên đường ray trần nhà kính chụp cây từ nhiều góc bằng nhiều camera mỗi khi đi qua một chậu, sau đó tập hợp các ảnh để tự động dựng mô hình ba chiều cho từng cây. Công việc từng khiến một người phải cảm thước dây đi lại trong nhà kính và đo suốt cả ngày nay được thiết bị hoàn thành cho hàng nghìn chậu chỉ trong một đêm. Tốc độ tính toán để tái dựng mô hình ba chiều từ ảnh cũng đã tăng mạnh trong những năm gần đây.

Mô hình nền tảng ba chiều công bố năm 2026 đã rút thời gian tái dựng trung bình từ 6 phút 31 giây xuống 1.58 giây, còn phương pháp 3D Gaussian Splatting đạt tốc độ xử lý 6.39 khung hình mỗi giây.

Công việc dùng máy móc để đo đặc điểm bên ngoài của cây theo cách này được gọi là phân tích kiểu hình. Kiểu hình là biểu hiện của thông tin di truyền ghi trong hạt giống ở cây đã trưởng thành, chẳng hạn chiều cao, kích thước lá, độ dày thân và dấu vết bệnh, còn phân tích kiểu hình là toàn bộ quá trình đo và ghi lại các đặc điểm đó. Trong thời gian dài, con người đảm nhiệm toàn bộ công việc này.

Nhà chọn giống trực tiếp đặt thước để đo chiều cao, quan sát màu lá bằng mắt, xếp cấp mức độ bệnh và đôi khi nhổ cả cây lên để cân. Phép đo do con người thực hiện dễ có sai số tùy theo tình trạng và khả năng quan sát trong ngày, trong khi một thí nghiệm giống có thể gồm từ hàng nghìn đến hàng chục nghìn dòng nên ngay từ đầu việc theo dõi tất cả trong suốt mùa sinh trưởng đã vượt quá khả năng của con người.

Giới chọn giống đã biết điểm nghẽn này từ lâu nhưng chưa có công cụ phù hợp để tháo gỡ.

Công cụ đó được tạo ra bởi kỹ thuật cảm biến, robot và trí tuệ nhân tạo. Laser và camera đo cơ thể cây thay con người, thiết bị bay không người lái và robot có bánh xe đi khắp đồng ruộng, nhà kính để thu thập ảnh và video, còn học sâu phân biệt lá với quả trong ảnh. Công nghệ kết hợp ba yếu tố này được gọi là định kiểu hình cây trồng thông lượng cao (High-Throughput Phenotyping), thường viết tắt là HTP.

Nếu một người đo được 100 chậu trong một ngày thì thiết bị HTP có thể đo hàng nghìn chậu trong cùng thời gian mà không chạm vào chậu hoặc cắt lá. Công nghệ này luôn xuất hiện khi bàn về chọn giống thông minh vì bước đầu tiên để chọn giống tốt là đo chính xác và HTP giao bước đó cho máy móc.

Nguyên lý cốt lõi của HTP là nhanh chóng ghi nhận cấu trúc ba chiều và đặc tính phản xạ ánh sáng của quần thể cây trong nhà kính, ngoài đồng mà không làm tổn thương cây, rồi chuyển dữ liệu thành số trong một khuôn khổ nơi gene, môi trường và hình thái bên ngoài tương tác với nhau. Cùng một hạt giống sẽ sinh trưởng khác nhau ở ruộng được tưới nhiều nước và ruộng được tưới ít nước.

Hình thái bên ngoài không chỉ do gene quyết định mà là kết quả do gene và môi trường cùng tạo nên. Các nhà chọn giống gọi mối quan hệ này là $G \times E \times P$, lấy từ chữ đầu của kiểu gene, môi trường và kiểu hình, còn HTP đảm nhiệm việc bổ sung kiểu hình, thành phần cuối cùng và khó đo lường nổi bật trong mối quan hệ đó.

Nếu thiếu dữ liệu kiểu hình thì dù có lập được bản đồ gene tốt đến đâu cũng không có cách kiểm chứng bản đồ ấy có đúng trong ruộng thực tế hay không.

Quét laser là một trong những phương pháp được dùng rộng rãi để ghi nhận cấu trúc ba chiều. LiDAR phát laser, đo thời gian ánh sáng va vào vật thể rồi quay lại theo đơn vị micro giây để tính khoảng cách, và khi hàng triệu giá trị khoảng cách thu được được đặt lên hệ tọa độ, các điểm sẽ hợp thành một hình ảnh ba chiều mô phỏng hình dạng bên ngoài của cây.

Tập hợp các điểm này được gọi là đám mây điểm, với nguyên lý giống như một bức khảm dùng vô số điểm nhỏ bằng hạt cát để tạo nên đường nét khuôn mặt. PlantEye F600 của PhenoSpex là một ví dụ tiêu biểu về máy quét laser và tạo được đám mây điểm dày đến mức khoảng cách giữa hai điểm liền kề chỉ là 0.1 milimét.

Thiết bị này có cảm biến đo đồng thời độ phản xạ của ánh sáng cận hồng ngoại và ánh sáng đỏ nên vừa ghi nhận hình dạng ba chiều vừa tính được chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (NDVI), chỉ báo sức khỏe của lá, trong cùng thời điểm.

Cảm biến độ sâu RGB-D ghi ảnh màu và thông tin khoảng cách trong một khung hình, thị giác lập thể tính khoảng cách từ độ lệch giữa ảnh chụp bằng hai camera trở lên, cùng phương pháp tái dựng lập thể đa góc nhìn (Multi-View Stereo, MVS) ghép ảnh chụp từ nhiều góc cũng được dùng cho cùng mục đích, và các phương pháp này giống với cách hai mắt người cảm nhận khoảng cách.

Từ đám mây điểm thu được, máy tính tự động trích xuất những giá trị mà trước đây con người đo bằng thước. Chiều cao cây, diện tích lá che phủ, góc lá, độ dày thân và cả thể tích do các lá chồng lên nhau tạo thành, vốn từng phải đo riêng bằng tay, nay có thể được tính cùng lúc chỉ bằng cách phân tích một đám mây điểm.

Nếu hàng nghìn chậu được đo vào cùng một thời điểm mỗi ngày, hệ thống sẽ tự động vẽ đường cong tăng trưởng cho biết từng cây lớn lên bao nhiêu qua mỗi ngày. Khi phải xử lý ruộng đồng rộng hơn nhà kính rất nhiều, máy quét mặt đất như vậy là chưa đủ và cần thêm một con mắt nhìn xuống từ trên trời.

Vai trò của con mắt đó do thiết bị bay không người lái, UAV, đảm nhiệm. Drone bay thấp trên ruộng mang theo camera màu siêu phân giải trên 20 triệu điểm ảnh cùng cảm biến đa phổ ghi riêng 5 dải bước sóng gồm xanh lam, xanh lục, đỏ, red-edge và cận hồng ngoại. Hệ thống có thể được bổ sung cảm biến siêu phổ chia ánh sáng từ 400 đến 1000 nanomet thành các dải hẹp và cảm biến ảnh nhiệt thể hiện nhiệt độ bề mặt bằng màu sắc.

Cảm biến đa phổ của MicaSense, thường được lắp trên drone, là thiết bị tiêu biểu ghi nhận 5 dải bước sóng này. Ảnh thu được được chuyển thành tỷ lệ che phủ thực vật trên toàn ruộng và các chỉ số thực vật như NDVI, GNDVI và SAVI.

Lá bị bệnh hoặc khô phản xạ ít ánh sáng cận hồng ngoại và không hấp thụ tốt ánh sáng đỏ, còn diệp lục trong lá xanh khỏe mạnh hấp thụ ánh sáng đỏ và phản xạ mạnh ánh sáng cận hồng ngoại, vì vậy chênh lệch phản xạ giữa hai bước sóng biểu thị sức khỏe của lá bằng một con số. Một drone bay ở độ cao thấp trong vài giờ có thể quét hàng chục hecta, hoàn thành bản đồ chỉ số thực vật và đánh dấu bằng màu cả những lô có sinh trưởng đình trệ.

Học sâu đảm nhiệm việc tách lá, hoa và quả khỏi ảnh và đám mây điểm. Các mô hình như mạng nơ-ron tích chập (CNN), Vision Transformer (ViT) và mạng nơ-ron đồ thị (Graph Neural Network, GNN) thực hiện nhiệm vụ này, còn quá trình lần theo ranh giới vật thể đến từng điểm ảnh để tách chúng ra trong một bức ảnh được gọi là phân đoạn thực thể.

Có thể hiểu đó là việc nhận diện và đánh dấu một bắp ngô, bắp ngô bên cạnh rồi chiếc lá kế tiếp như những vật thể riêng biệt. Khi các cơ quan đã được tách như vậy được chụp lặp lại từ cùng vị trí trong nhiều ngày hoặc nhiều tuần, tốc độ lá mở ra và quả lớn lên có thể được theo dõi theo thời gian, rồi diễn biến đó được dùng để ước tính trước tổng khối lượng, sinh khối và năng suất cuối cùng.

Tại một ruộng ngô ở tỉnh Hà Nam, Trung Quốc, công nghệ phân đoạn thực thể này đang di chuyển giữa những hàng cây thực tế. Một xe mặt đất không người lái có bánh xe (UGV) đi chậm giữa các hàng ngô và quét hai bên bằng camera toàn cảnh lớn gắn phía trước. Ánh nắng giữa trưa thay đổi từng lúc, lá phía trên che các bắp phía dưới nên ngay cả con người cũng khó đếm chính xác số bắp.

Mô hình CornYOLO được triển khai tại đây dùng mạng nơ-ron nhẹ YOLO11n làm backbone và bổ sung mô-đun tái dựng khung hình (FRM) để phát hiện cả những bắp chỉ lộ ra một phần sau lá. Độ chính xác trung bình mAP, chỉ số đo độ chính xác, đạt 91.5 phần trăm, tương đương mức đếm bằng mắt người.

Trong thời gian robot đi một vòng ruộng, số lượng và vị trí bắp trên từng cây được tự động tích lũy thành bảng, và bảng này trở thành dữ liệu nền để chọn các tính trạng liên quan đến năng suất.

Phương pháp tương tự được dùng để theo dõi thời điểm ra hoa của ngô và lúa. Khi áp dụng YOLOv5 và Vision Transformer cho ảnh tán cây chụp từ drone, hệ thống tự động phân biệt sự xuất hiện và trạng thái ra hoa của cò ngô tạo phần thành 3 giai đoạn gồm chưa ra hoa, bắt đầu ra hoa và nở hoàn toàn.

Tổng hợp kết quả sẽ tự động tạo chỉ số sinh trưởng cho biết toàn bộ ruộng đang ở giai đoạn phát triển nào và cho phép kiểm tra thời điểm ra hoa với khoảng cách dày hơn nhiều so với cách con người đi bộ ngoài ruộng vài ngày một lần để đánh giá bằng mắt.

Đối với nhà chọn giống, thời điểm ra hoa là tiêu chí quyết định những dòng nào sẽ được lai với nhau, và chỉ riêng việc nâng độ chính xác của tiêu chí này đến từng ngày cũng có thể thay đổi tỷ lệ thành công của thiết kế lai.

Không phải trang trại nào cũng có điều kiện phát triển một mô hình chuyên dụng như CornYOLO, vì vậy các công cụ mã nguồn mở mà ai cũng có thể tải về sử dụng đang phát triển song song. PlantCV v2 là chương trình mã nguồn mở viết sẵn quy trình phân tích màu và hình dạng lá trong ảnh, cho phép tự động trích xuất diện tích lá, thể tích tán và tỷ lệ đổi màu chỉ bằng cách đưa ảnh vào.

kmSeg dùng kỹ thuật thống kê K-means để chia màu thành nhiều cụm nhằm phân biệt cây với nền, còn PhenolImage xử lý khối lượng lớn ảnh huỳnh quang thể hiện cách diệp lục tiếp nhận ánh sáng. Nhờ các công cụ này, ngay cả phòng thí nghiệm đại học có ngân sách nghiên cứu hạn chế cũng có thể thực hiện phân tích kiểu hình ở mức gần với doanh nghiệp lớn.

Trong nhà kính, thiết bị cố định chạy trên giàn hoặc đường ray đã trở thành tiêu chuẩn. Thiết bị của các công ty như LemnaTec, PhenoSpex và Field Scanalyzer chạy trên đường ray lắp trong nhà kính hoặc khu thí nghiệm có mái che, tự động vận chuyển hàng nghìn chậu hay lô qua máy quét vào thời điểm đã định.

Máy móc hoạt động ngày đêm theo thứ tự và thời gian do con người đặt trước nên có thể đo lại cùng một chậu lúc 3 giờ sáng trong điều kiện giống hệt lúc 12 giờ trưa. Con người không thể tái tạo độ lặp lại này bằng tay, trong khi đó chính là điều phân tích kiểu hình cần khi phải chụp cùng một cây mỗi ngày ở cùng góc và cùng độ sáng.

Điều kiện ở những ruộng rộng không có mái che bên ngoài nhà kính lại khác. Vì diện tích quá lớn để lắp đường ray, drone và robot mặt đất được trang bị định vị động thời gian thực, tức dẫn đường RTK-GPS với sai số vị trí dưới 2 centimét, sẽ đảm nhiệm vai trò này.

Drone quét vùng rộng từ trên không, còn robot mặt đất quan sát bấp ở cự ly gần từ tầm nhìn dưới tán, qua đó phân chia công việc để khảo sát toàn bộ ruộng thử nghiệm chọn giống gồm hàng nghìn dòng trong vài ngày. Do thông tin vị trí trao đổi giữa hai thiết bị nằm trong cùng một hệ tọa độ, dữ liệu drone nhìn từ trên xuống có thể được chồng lên dữ liệu robot nhìn từ bên cạnh sau đó.

Các phương án chi phí thấp dành cho nơi có ngân sách thiết bị hạn chế cũng đã xuất hiện. Những thiết bị như MVS-Pheno và LITERAL, cũng như hệ thống nhỏ lắp từ vi điều khiển Arduino và vài camera, đều có thể tái dựng ba chiều. Giá chỉ bằng vài phần trăm giá thiết bị giàn thương mại nhưng vẫn đủ để một phòng thí nghiệm nhỏ hoặc một trang trại quét một lô ruộng của mình. Giờ đây có thể bắt đầu phân tích kiểu hình mà không cần thiết bị đắt tiền.

Tất cả thiết bị được đề cập đến đây đều đo các bộ phận nhìn thấy được trên mặt đất. Rễ bị chôn trong đất nên đặt ra vấn đề hoàn toàn khác, và các thiết bị như MultipleX-Lab và RhizoPot giải quyết vấn đề bằng cách trồng cây trong ống trong suốt rồi chiếu ánh sáng qua thành ống để chụp bóng của rễ.

Không cần nhỏ rễ, hệ thống vẫn có thể ghi lại theo thời gian số rễ bên vươn ra mỗi hướng và độ sâu chúng đi xuống, nên rất hữu ích cho chọn giống cấu trúc rễ chịu hạn. Những thiết bị này bổ sung từ dưới đất các thông tin không thể thu được qua ảnh phần cây trên mặt đất.

Dù camera chính xác đến đâu, ảnh chụp vẫn chứa nhiều như đất, sỏi, cỏ dại và bóng. Ở bước đầu loại bỏ nền này, các công thức chuyển đổi không gian màu sử dụng chỉ số như ExG và CVI để tách cây xanh khỏi phần còn lại, đồng thời áp dụng lọc tô-pô bám theo địa hình.

Đám mây điểm có quá nhiều điểm khiến máy tính khó xử lý ở dạng ban đầu, nên được thu nhỏ về kích thước phù hợp qua Plant-denoising-net (PDN), mạng nơ-ron học cách loại nhiễu riêng của cây, và phương pháp lấy mẫu thưa bằng bản đồ tự tổ chức (SOM Down-sampling), vốn giảm điểm một cách đồng đều. Phải loại cả từng hạt đất và những bóng mờ thì giai đoạn tiếp theo mới có thể xử lý hình dạng sạch chỉ còn lại cây.

Nếu không qua bước chuẩn bị này, nhiễu trộn trong đám mây điểm gốc sẽ làm sai lệch các phép tính tiếp theo.

Thuật toán tái dựng lập thể đa góc nhìn và Edge_MVS-Former, một Vision Transformer phát hiện biên nhạy hơn, được dùng cùng nhau để tái dựng hình dạng ba chiều của từng cây từ nhiều ảnh đã loại nhiễu. Mô hình ba chiều thu được tiếp tục đi qua một mạng nơ-ron phân đoạn thực thể như TrackPlant3D để tách riêng thân và lá, rồi sắp xếp theo từng cơ quan. Vấn đề là tốc độ.

Với phương pháp trước đây, việc nhận đầu vào là hàng chục ảnh và hoàn thành một mô hình ba chiều hoàn chỉnh mất vài phút, và tại cơ sở chọn giống phải chụp lại hàng nghìn chậu nhà kính mỗi ngày, những phút này cộng dồn đến mức chiếm trọn lịch làm việc trong ngày.

Neural Radiance Field, hay NeRF, đã đưa ra manh mối để giải quyết vấn đề tốc độ này. NeRF đưa nhiều ảnh chụp từ các góc khác nhau vào mạng nơ-ron và huấn luyện mạng ước tính màu cùng cường độ ánh sáng tại mọi điểm trong không gian ba chiều khi nhìn từ mọi hướng. Mạng nơ-ron lắp hợp lý khoảng trống giữa các ảnh, kể cả những góc camera chưa chụp, để tạo ra cảnh ba chiều tự nhiên hơn nhiều so với trước.

Tuy nhiên, mỗi lần vẽ một điểm trên màn hình, hệ thống phải truy vấn riêng mạng nơ-ron nên trong thời gian dài phương pháp này bị coi là chính xác nhưng chậm. Mô hình nền tảng ba chiều công bố năm 2026 đã trực tiếp thay đổi nhận định đó.

Bằng cách học trước trên khối lượng lớn ảnh của nhiều loài cây rồi tái sử dụng kết quả học khi có ảnh cây mới, mô hình đã rút thời gian tái dựng trung bình từ 6 phút

31 giây xuống 1.58 giây mà vẫn giữ được độ chính xác hình dạng và các phép đo kiểu hình.

Một phương pháp khác làm tăng tốc độ là 3D Gaussian Splatting, hay 3DGS. Trong khi NeRF phải hỏi mạng nơ-ron về màu ở mỗi lần tính, 3DGS mô hình hóa trước bề mặt cây thành hàng trăm nghìn khối nhỏ mờ và bán trong suốt, rồi trải tất cả lên màn hình cùng lúc như rải những búi bông đã nhuộm màu để hoàn thành ảnh.

Sau khi tính vị trí, màu và mức độ mờ của từng khối, card đồ họa có thể trực tiếp kết xuất mà không cần quy trình hỏi đáp với mạng nơ-ron. Trong thử nghiệm so sánh với Instant-NGP và Nerfacto, 3DGS đạt 6.39 khung hình mỗi giây, và kết quả này góp phần chuyển trọng tâm của phương pháp biểu diễn ba chiều từ mạng nơ-ron sang những cấu trúc tường minh như vậy.

Việc phân biệt từng cá thể cây thành các vật thể riêng trong ảnh chụp bằng nhiều camera đến nay vẫn là một nhiệm vụ khó. PlantSegNeRF kết hợp Neural Radiance Field với quy trình ghép cùng một cơ quan trong ảnh đa góc nhìn để tách đám mây điểm ba chiều theo từng cá thể, ngay cả khi có ít mẫu hoặc gặp một loài cây trồng chưa từng thấy.

Nghiên cứu cũng đã cho phép robot tự quyết định góc chụp tiếp theo nào sẽ mang lại nhiều thông tin mới nhất, và phương pháp SSL-NBV dùng học tự giám sát để robot chọn vị trí camera kế tiếp mà không cần con người chỉ định từng lần.

Một quy trình 5 giai đoạn nhằm hoàn thiện đám mây điểm quy mô đồng ruộng theo tỷ lệ vật lý chính xác cũng đã được đề xuất, bắt đầu từ thu nhận dữ liệu, phân đoạn ngữ nghĩa cây và nền, tái dựng thưa để thiết lập một số điểm trước, tái dựng dày để lấp đầy điểm, rồi cuối cùng trích xuất tính trạng kiểu hình.

Các công trình so sánh hàng loạt phương pháp mới cũng nhanh chóng xuất hiện. Năm 2026, tạp chí Frontiers in Plant Science đăng một bài tổng quan so sánh các nghiên cứu định kiểu hình cây trồng ba chiều dựa trên đám mây điểm trong điều kiện đồng ruộng, và gần cùng thời điểm tạp chí Sensors đăng một bài tổng quan về toàn bộ công nghệ tái dựng ba chiều.

Cả hai bài tổng quan cùng chỉ ra xu hướng chuyển từ việc dựa vào một thiết bị đắt tiền sang kết hợp nhiều camera giá thấp với phần mềm tốc độ cao.

Khả năng ứng dụng thực tế của các phương pháp này được kiểm tra bằng một số chỉ số. Độ chính xác trung bình mAP đo mức độ hệ thống phát hiện đúng mục tiêu

như bắp ngô hoặc lá, còn chỉ số giao trên hợp IoU đo mức độ ranh giới của lá được phân đoạn trùng với ranh giới thực.

Sai số căn trung bình bình phương (RMSE) biểu thị đến đơn vị milimét mức chênh lệch giữa mô hình ba chiều dựng bằng laser hoặc camera với kích thước đo bằng thước, còn thời gian máy tính nhỏ tại hiện trường xử lý một ảnh và số ảnh xử lý mỗi giây quyết định hệ thống có hoạt động theo thời gian thực hay không.

Mức độ khối lượng hoặc chiều cao ước tính từ ảnh khớp với giá trị đo trực tiếp bằng khảo sát phá hủy được thể hiện bằng hệ số xác định, và việc hệ số này vượt 0.75 trong nhiều nghiên cứu đang bổ sung bằng chứng rằng phép đo từ ảnh có thể thay thế khảo sát phá hủy. Các tính trạng được phân loại theo cấp thay vì con số, như giai đoạn ra hoa hoặc cấp bệnh, được đánh giá riêng bằng F1-Score và ma trận nhầm lẫn.

Ảnh, đám mây điểm và số liệu do camera cùng robot tạo ra mỗi ngày khác nhau về loại và quy mô, nên cần có những quy ước được tổ chức rõ ràng để các nhà nghiên cứu chia sẻ dữ liệu. Khuôn khổ cơ bản của các quy ước đó là nguyên tắc FAIR. Dữ liệu phải có thể tìm thấy (Findable), có thể truy cập (Accessible), có khả năng tương tác giữa các chương trình khác nhau (Interoperable) và có thể tái sử dụng về sau (Reusable).

Cách thực hiện FAIR là gắn siêu dữ liệu cho biết đã ghi gì, khi nào và ở đâu vào mọi dữ liệu, từ ảnh cảm biến gốc, đám mây điểm ba chiều đã xử lý, thời gian và vị trí chụp đến các giá trị kiểu hình cuối cùng, rồi sắp xếp tất cả trong một cơ sở dữ liệu trung tâm.

PHIS, viết đầy đủ là Phenotyping Hybrid Information System, là một ví dụ chuyển các nguyên tắc này thành hệ thống cụ thể. PHIS áp dụng hệ thuật ngữ chuẩn Plant Ontology (PO) và gắn một mã nhận diện riêng cho mọi đối tượng thí nghiệm, cảm biến và sự kiện trong nhà kính hoặc ngoài đồng.

Việc một chậu được chuyển từ bên này sang bên kia nhà kính, sự xuất hiện của đốm trên lá và số đo của cảm biến nhiệt độ đều được liên kết bằng URI, mã định danh bền vững riêng, vì vậy dữ liệu thí nghiệm từ vài năm trước có thể được so sánh với dữ liệu tháng này theo cùng tiêu chí. Hệ thống mã định danh này hiện thực hóa khả năng tương tác và tái sử dụng mà FAIR yêu cầu ở cấp dữ liệu thí nghiệm.

OpenSILEX, hệ thống phối hợp với PHIS, là kiến trúc phần mềm kết nối dữ liệu kiểu hình phân tán ở nhiều nơi và các dịch vụ web quản lý chúng qua một cổng chuẩn.

Cộng đồng học thuật quốc tế còn quy định riêng lượng thông tin tối thiểu phải lưu khi ghi nhận một thí nghiệm kiểu hình, và tiêu chuẩn MIAPPE (Minimum Information About a Plant Phenotyping Experiment) yêu cầu ghi đầy đủ địa điểm, ngày thí nghiệm, điều kiện canh tác và phương pháp đo, còn các hệ thống như PHIS và OpenSILEX dùng tiêu chuẩn này trong kiến trúc nền.

Tiêu chuẩn ICASA Version 2.0, bao quát môi trường thí nghiệm đồng ruộng, lịch sử công việc nông nghiệp và dữ liệu thời tiết, cũng phục vụ mục đích tương tự. Các tiêu chuẩn này chuyển những tên gọi khác nhau giữa phòng thí nghiệm ở các nước và trường đại học khác nhau thành một ngôn ngữ chung.

Dữ liệu kiểu hình được sắp xếp theo cách này trở nên có giá trị hơn khi kết nối với dữ liệu bộ gene. Các cơ sở dữ liệu như CropGS-Hub và PHENOPSIS DB tập hợp thông tin bộ gene cùng dữ liệu kiểu hình thông lượng cao tại một nơi để mô hình chọn lọc hệ gene (Genomic Selection) có thể kết nối và sử dụng trực tiếp thay vì tìm riêng từng nguồn.

Nếu cơ sở dữ liệu kiểu hình không tuân theo chuẩn chung, công nghệ đo ngoại hình và công nghệ đọc gene sẽ dùng các định dạng, quy cách khác nhau, khiến ngay từ đầu việc kết nối dữ liệu kiểu hình với dữ liệu bộ gene không thể thực hiện.

Trong một nhà kính đang sử dụng PlantEye của PhenoSpex, một máy quét đi qua cùng những chậu cây mỗi ngày và tích lũy số đo hằng ngày về chiều cao tán, diện tích lá và góc nghiêng của lá. Các giá trị này được sao chép nguyên vào nhà kính ảo, một bản sao số (Digital Twin) trong máy tính, tạo nên nhà kính thứ hai trên màn hình phát triển song song với nhà kính thật.

Người phụ trách canh tác tính ngược lượng nước và dinh dưỡng cây ảo cần để quyết định thời điểm cùng mức độ mở hoặc đóng van cấp dung dịch trong nhà kính thật. Thay vì cây nói rằng chúng đang khát, sự thay đổi góc lá và thể tích tán truyền đạt trạng thái đó.

Tại ruộng thử nghiệm chọn giống trồng đậu tương và lúa mì vụ đông, một drone mang đồng thời cảm biến đa phổ và LiDAR. Khi thông tin chiều cao tán và màu lá được tính chung với trọng số phù hợp, có thể ước tính khá chính xác sinh khối trên mặt đất tích lũy trong ruộng và lượng nitơ chứa trong đó.

Vào mùa thu hoạch, phương pháp phân cụm còn tự động đếm các quả đậu tương chồng lên nhau trong ảnh, nhờ đó nhà chọn giống có thể sàng lọc những dòng có triển vọng năng suất cao từ một ảnh drone trước khi đào cây lên để cân.

Các viện nghiên cứu lớn về hoa và cây ăn quả triển khai OpenSILEX cùng PHIS để quản lý toàn bộ khối dữ liệu. Hàng chục nghìn ảnh màu và ảnh ba chiều tích lũy mỗi ngày, số đo cảm biến thời gian thực và thông tin kiểu gene của từng giống được tập hợp trong một hệ thống, còn nhãn theo chuẩn Plant Ontology loại bỏ tình trạng các nhóm nghiên cứu gọi cùng một chậu bằng những tên khác nhau.

Khi giảm được thời gian tìm và chia sẻ dữ liệu, các nhà nghiên cứu có thể chuyển ngay sang bước kết nối mô hình chọn giống AI với dữ liệu đó. Bản thân việc tiêu chuẩn hóa không tạo ra kết quả hào nhoáng nhưng rút ngắn rõ rệt thời gian cần để kết quả xuất hiện.

Dù đã có những thành quả này, một số vấn đề vẫn chưa được giải quyết. Khi cây lớn và tán trở nên dày, lá phía trên che hoa, quả và cả dấu bệnh ở phía dưới nên phương pháp chỉ đặt một camera hoặc máy quét laser trên tán thường không nhìn thấy các tính trạng bên dưới.

Giải pháp triển vọng hiện nay là kết hợp ảnh chụp từ các góc khác nhau của robot mặt đất và drone, đồng thời cải thiện phép tính tái dựng đám mây điểm để bổ sung những lá bị che khuất và không được ghi lại từ thông tin xung quanh. Việc phục hồi hoàn toàn hình dạng của một chiếc lá mất hẳn khỏi ảnh vẫn khó, nhưng người làm thực tế đánh giá rằng ngay cả giá trị ước tính cũng hữu ích hơn nhiều so với không có dữ liệu.

Quy mô dữ liệu cũng là một trở ngại. Một đám mây điểm có độ phân giải 0.1 milimét hoặc ảnh siêu phổ chứa hàng trăm bước sóng có thể lớn đến hàng gigabyte mỗi ảnh, quá nặng để máy tính nhỏ đặt bên ruộng xử lý theo thời gian thực.

Nhiều phương pháp đang được nghiên cứu song song để giảm dữ liệu hoặc tăng tốc tính toán, gồm lấy mẫu thưa để giảm số điểm, chưng cất tri thức (Knowledge Distillation) nhằm chuyển kiến thức của mạng nơ-ron lớn sang mạng nhỏ và tăng tốc phần cứng bằng cách tích hợp trực tiếp bộ xử lý nơ-ron (NPU) vào thiết bị. Thiết bị càng nhẹ càng có thể đưa ra câu trả lời ngay giữa đồng ruộng, nên cuộc đua giảm tải tính toán này có thể còn kéo dài.

Thời tiết ngoài trời cũng thường làm trí tuệ nhân tạo nhầm lẫn. Dưới ánh nắng trực tiếp mạnh, bề mặt lá phản xạ trắng làm mất thông tin màu, gió khiến cùng một chiếc lá xuất hiện với hình dạng khác nhau trong mỗi ảnh, còn mây đi qua làm độ sáng thay đổi từng lúc khiến mô hình vừa học từ ảnh trước có thể lúng túng ở ảnh sau.

Mô hình học trong nhà kính với ánh sáng và gió được kiểm soát thường giảm mạnh độ chính xác khi chuyển thẳng ra đồng trồng, hiện tượng này được gọi là Domain Shift. Những cách chính để xử lý vấn đề là tăng dữ liệu huấn luyện bằng cách trộn nhân tạo nhiều điều kiện thời tiết, ánh sáng hoặc điều chỉnh lại mô hình cho môi trường mới bằng Domain Adaptation.

Sau cùng, một mô hình chưa được kiểm chứng độ chính xác ngoài phòng thí nghiệm có nguy cơ chỉ là kết quả không hoàn chỉnh, chỉ hoạt động trong nhà kính.

Gần như mọi công nghệ đã trình bày đều hướng đến lá và quả trên mặt đất, vì vậy phân tích kiểu hình tích hợp theo dõi cả rễ dưới đất trong cùng một quy trình là nhiệm vụ tiếp theo. Bên cạnh đó còn cần AI có khả năng giải thích (Explainable AI, XAI) để con người hiểu hệ thống đã xem ảnh nào và vì sao xác định cây bị bệnh hoặc có triển vọng năng suất cao.

Các kỹ thuật như Grad-CAM và SHAP thể hiện vùng ảnh mà mạng nơ-ron chú ý khi ra quyết định bằng bản đồ nhiệt có màu, và chỉ khi có bằng chứng trực quan này, nhà chọn giống mới có thể tin vào đánh giá của máy để lập kế hoạch lai tiếp theo. Sau khi giàn máy đi qua, thứ còn lại không phải vài bức ảnh mà là hàng triệu giá trị tọa độ cùng các giá trị tính trạng được trích xuất từ chúng.

Khi các giá trị này được sắp xếp theo chuẩn chung, chúng có thể kết nối dữ liệu từ nhiều nhà kính với dữ liệu của viện nghiên cứu ở quốc gia khác. Khi đó, nhà chọn giống có thể kiểm tra bằng số liệu một hạt mang gene cụ thể sẽ sinh trưởng thế nào trên một thửa ruộng cụ thể.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Xu, Q., Zheng, B., & Zhong, S. (2026). Artificial Intelligence Empowering Modern Agricultural Biological Breeding. *Smart Agriculture*, 8(3), 69-85.
2. Gao, G., Wang, Q., Song, L., Feng, H., Shi, L., Yang, H., Liu, Y., & Yue, J. (2026). Object Detection Method of Maize Ears Within Canopy Based on CornYOLO. *Smart Agriculture*, 8(1), 167-177. DOI: 10.12133/j.smartag.SA202509005.
3. Moldvai, L., & Nyéki, A. (2025). Innovative computer vision methods for tomato (*Solanum Lycopersicon*) detection and cultivation: a review. *Discover Applied Sciences*, 7, 975. <https://doi.org/10.1007/s42452-025-07613-x>
4. Harnessing artificial intelligence in plant breeding: Innovations in digital phenotyping and breeding methods. (2026). *Plant Methods*. DOI: 10.1007/s13007-026-01286-0.

5. Neveu, P., Tireau, A., Hilgert, N., Negre, V., Mineau-Cesari, J., et al. (2019). Dealing with multi-source and multi-scale information in plant phenomics: The ontology-driven Phenotyping Hybrid Information System. *New Phytologist*, 221(1), 588-601.
6. OpenSILEX. (2026). Plan de gestion logiciel.
7. 田中佑, 郭威, 山口友亮, 桂圭佑, 中瀧洸太, & 戸田陽介. (2025). "AI時代"の作物学研究. *日本作物学会紀事*, 94(3), 329-330.
8. 大澤央, 齋藤正博, & 八木岡敦. (2026). 物体検出AIを活用したスイートコーン収穫適期予測技術の開発. *農業食料工学会誌*, 88(2), 85-91.
9. arXiv. (2026). Nghiên cứu về tái dựng cây trồng siêu nhanh dựa trên mô hình nền tảng ba chiều và duy trì độ chính xác kiểu hình. <https://arxiv.org/abs/2607.01753>
10. arXiv. (2025). PlantSegNeRF: Tái dựng đám mây điểm thực thể ba chiều của cây bằng Neural Radiance Field ghép kênh dựa trên đối sánh thực thể ảnh đa góc nhìn. <https://arxiv.org/pdf/2507.00371>
11. arXiv. (2024). SSL-NBV: Tái dựng cây ba chiều bằng robot thông qua lựa chọn góc nhìn tối ưu tiếp theo dựa trên học tự giám sát. <https://arxiv.org/pdf/2410.14790>
12. *Frontiers in Plant Science*. (2026). Tổng quan so sánh về phân tích kiểu hình cây trồng ba chiều dựa trên đám mây điểm trong điều kiện đồng ruộng. <https://www.frontiersin.org/journals/plant-science/articles/10.3389/fpls.2026.1731852/full>
13. *Sensors*. (2026). Tổng quan toàn diện về công nghệ tái dựng ba chiều cho phân tích kiểu hình cây trồng. <https://doi.org/10.3390/s26092730>

Bài giảng và tài liệu video

1. IPPN - International Plant Phenotyping Network. (2025). Dr. Michael Selveraj: AI-Powered Phenomics: Transforming Crop Science for Climate-Resilient Future. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=eoTvCz3YTzo>
2. Greg Bronevetsky. (2025). Predictive Pattern Recognition of Plant Growth Traits in Simulated and Controlled Environments. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=uKepfZAnKbk>
3. Bioingene. (2026). International Webinar- Biotechnological strategies to improve plant traits for enhanced productivity. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=duUd8ajVo44>
4. Solvi. (2026). Webinar: Validating AI-Based Plant Counts with Real Field Data. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=B0KuJdRtmaQ>

5.2

Chọn giống dự báo và công nghệ chọn giống sinh học thông minh

Chọn giống cây trồng khởi đầu từ chọn lọc kiểu hình, khi người trồng ra đồng và chỉ dựa vào những đặc điểm nhìn thấy để chọn cá thể tốt. Sau đó, quy luật di truyền Mendel và thống kê được đưa vào để tính thành tích giữa cây bố mẹ và đời con, còn chọn lọc nhờ chỉ thị phân tử (Marker-Assisted Selection, MAS), phương pháp dùng một vị trí cụ thể trên gene làm dấu để sàng lọc trước tính trạng mong muốn, dần trở thành thông lệ.

Tiếp theo là chọn lọc hệ gene (Genomic Selection, GS), đọc cùng lúc hàng chục nghìn chỉ thị phân bố trên toàn bộ hệ gene, nhờ đó độ chính xác chọn lọc tăng lên và thời gian nuôi một thế hệ rồi chuyển sang thế hệ kế tiếp được rút ngắn.

Phương pháp này cung cấp cho nhà chọn giống một giá trị tính trước về sản lượng mà hạt chưa gieo xuống đất có thể cho khi lớn lên, gọi là giá trị giống ước tính theo hệ gene (Genomic Estimated Breeding Value, GEBV). Đây là giá trị dự báo chỉ được tính từ thông tin di truyền của từng hạt.

Vấn đề nằm ở những tính trạng có nhiều gene cùng tham gia như năng suất. Khác với chiều cao hay khả năng kháng bệnh có thể do một hoặc hai gene quyết định, năng suất hình thành từ sự đan xen của hàng trăm hoặc hàng nghìn gene có tác động nhỏ, và quan hệ đan xen đó biểu hiện khác nhau tùy thửa ruộng gieo cùng một loại hạt. Cùng một giống có thể cho kết quả kém ở ruộng hạn nhưng lại đạt kết quả tốt ở ruộng có đủ nước.

Mối quan hệ trong đó gene và môi trường tác động qua lại được gọi là tương tác kiểu gene với môi trường (Genotype by Environment Interaction, $G \times E$), và chỉ dùng chọn lọc hệ gene có giới hạn rõ rệt khi giải thích chính xác tương tác này. Đó là bối cảnh dẫn đến chọn giống sinh học thông minh, phương pháp đưa cả thông tin môi trường canh tác vào phép tính cùng với hệ gene và kiểu hình.

Chọn giống sinh học thông minh đưa đồng thời ba loại dữ liệu là hệ gene (Genomics), kiểu hình (Phenomics) và môi trường (Enviromics) vào một mô hình trí

tuệ nhân tạo. Hệ gene là thông tin di truyền hạt nhận từ bố mẹ, kiểu hình là chiều cao, màu lá và năng suất mà hạt thực sự thể hiện khi sinh trưởng, còn môi trường là nhiệt độ, lượng mưa và đặc tính đất của thửa ruộng nơi cây lớn lên.

Khi xem riêng, ba loại dữ liệu chỉ là những mẫu thông tin rời rạc, nhưng nếu đưa chúng qua nhiều lớp của mạng nơ-ron nhân tạo và gom vào một không gian tiềm ẩn (Latent Space, không gian nén các loại dữ liệu khác nhau để đặt lên cùng hệ tọa độ và so sánh), mối liên hệ giữa chúng sẽ hiện ra. Trước khi gieo hạt thật, hệ thống mô phỏng trong máy tính kiểu gene nào sẽ đạt kết quả ra sao ở thửa ruộng nào.

Nhà chọn giống có thể chỉ nhìn bảng xếp hạng trên màn hình để chọn hai mươi dòng vì phép tính này đã hoàn thành ở phía sau.

Khi biến đổi khí hậu làm hạn hán và nắng nóng cực đoan xảy ra thường xuyên hơn, việc sàng lọc trước những giống vẫn ổn định trong một môi trường cụ thể đã trở thành nhiệm vụ trọng tâm của chọn giống.

Hệ thống dự báo tích hợp hệ gene và môi trường (Integrated Genomic-Enviromic Prediction, iGEP) được xây dựng cho mục tiêu này, đưa dữ liệu thời tiết quá khứ, dự báo thời tiết tương lai, đặc tính đất và thông tin vị trí cùng bản đồ đa hình nucleotide đơn (Single Nucleotide Polymorphism, SNP, biến dị trong đó trình tự gene giữa các cá thể chỉ khác một ký tự) vào mạng nơ-ron nhiều lớp.

Khu vực canh tác và vùng khí hậu mục tiêu được gộp dưới tên quần thể môi trường mục tiêu (Target Population of Environments, TPE), rồi hệ thống ước tính trước một kiểu gene cụ thể sẽ chịu đựng và cho năng suất thế nào khi gặp điều kiện cực đoan như hạn hán hoặc nhiệt độ cao trong quần thể môi trường đó. Không cần gieo ngoài ruộng và chờ nhiều tháng, nhà chọn giống vẫn có thể ước lượng giống nào chịu được đợt nóng mùa hè năm sau.

Cũng có hệ thống bổ sung mô hình sinh trưởng mô phỏng toàn bộ hoạt động sinh lý của cây trồng. Các mô hình sinh trưởng cây trồng như APSIM và DSSAT dùng phương trình vật lý và hóa học để mô tả quá trình ánh sáng, nhiệt độ và nước chuyển thành lá và quả, còn mô hình hệ gene và cây trồng (CGM-G2P), kết nối mô hình sinh trưởng với mô hình dự báo hệ gene, mô phỏng các quá trình sinh lý qua đó một gene cụ thể cuối cùng ảnh hưởng đến năng suất.

Khác với mô hình thống kê trước đây chỉ cho thấy tương quan giữa các con số, cách này dự báo đồng thời làm rõ gene thực sự làm gì trong cây, nên nhà chọn giống nhận kết quả có thể lần theo căn cứ từng bước.

Mọi phép tính này đều cần dữ liệu. Ở lớp dưới cùng trong các dữ liệu hỗ trợ chọn giống dự báo là chính hệ gene. Công nghệ giải trình tự thế hệ mới (NGS) và giải trình tự thế hệ thứ ba có thể đọc đoạn dài hơn trong một lần được dùng để đọc lại toàn bộ hệ gene, tìm đa hình nucleotide đơn, các biến dị chèn và mất đoạn (InDel), cùng biến dị cấu trúc (Structural Variant, SV) làm thay đổi cả một cấu trúc lớn.

Do một bản đồ hệ gene của một giống là chưa đủ, các nhà chọn giống còn xây dựng và sử dụng bản đồ hệ gene toàn loài (Pangenome) bằng cách chồng hệ gene của nhiều dòng lên nhau.

Theo thời gian, dữ liệu này tiếp tục được xếp lớp với hệ phiên mã (Transcriptomics) cho biết gene biểu hiện mạnh đến đâu, hệ protein (Proteomics) cho biết lượng protein, hệ chuyển hóa (Metabolomics) cho biết các chất chuyển hóa và dữ liệu biểu sinh (Epigenetics) cho biết sự thay đổi biểu hiện dù bản thân trình tự gene không đổi.

Dữ liệu môi trường truyền lên từ đồng ruộng cũng dày đặc.

Cảm biến Internet vạn vật lắp trên ruộng, dữ liệu khí tượng nông nghiệp dạng lưới trên phạm vi toàn quốc, dữ liệu vệ tinh NASA POWER của Cơ quan Hàng không và Vũ trụ Hoa Kỳ cùng cơ sở dữ liệu khảo sát đất được tập hợp để xếp theo thời gian nhiệt độ thấp nhất và cao nhất từng ngày, nhiệt độ tích lũy, độ thiếu hụt áp suất hơi nước (Vapor Pressure Deficit, VPD) biểu thị độ khô của không khí, độ ẩm đất và nồng độ nitơ, phospho, kali.

Muốn các nhà nghiên cứu ở nhiều tổ chức và quốc gia cùng dùng những dữ liệu này thì trước hết định dạng phải thống nhất. Vì vậy, bốn nguyên tắc dữ liệu phải có thể tìm thấy (Findable), có thể truy cập (Accessible), có khả năng tương tác với chương trình khác (Interoperable) và có thể tái sử dụng (Reusable), gọi chung là nguyên tắc FAIR, đã trở thành chuẩn quản lý dữ liệu.

Khi BrAPI (Plant Breeding API), quy cách chung để trao đổi dữ liệu chọn giống, và ICASA, tiêu chuẩn dữ liệu canh tác cây trồng, được áp dụng, các viện nghiên cứu khác nhau có thể trao đổi kho dữ liệu của mình theo một định dạng chuẩn.

Dữ liệu thu thập theo cách này được đưa lên các nền tảng tích hợp như Breedbase, OpenSILEX và CropGS-Hub, rồi tổ chức thành một cơ sở tri thức cho phép tìm kiếm hệ gene, kiểu hình và môi trường trên cùng một màn hình. Kiến thức rải rác trong các bài báo và sổ tay chọn giống cũ cũng không còn bị chôn vùi.

Trí tuệ nhân tạo phân tích câu như PlantConnectome quét hàng chục nghìn bài báo, tự động tìm những phát biểu cho biết gene nào liên quan đến tính trạng nào và tổ chức quan hệ đó thành Đồ thị tri thức (Knowledge Graph) gồm các điểm và đường nối. Ngay cả một quan sát viết tay trong sổ của nhà chọn giống đã nghỉ hưu từ hàng chục năm trước nay cũng có thể được gọi ra chỉ bằng một lần tìm kiếm.

Dữ liệu tích lũy không đồng nghĩa với việc các mẫu hữu ích bên trong đã được nhận diện. Ở giai đoạn đầu, tính toán dự báo hệ gene do các mô hình thống kê như GBLUP (Genomic Best Linear Unbiased Prediction) và RKHS (Reproducing Kernel Hilbert Space) đảm nhiệm.

Cả hai mô hình đều giải phương trình để ước tính từng chỉ thị trong hàng chục nghìn chỉ thị đóng góp bao nhiêu vào một tính trạng, rồi cộng các mức đóng góp để đưa ra thành tích dự kiến của cá thể.

Phạm vi dự báo được mở rộng khi bổ sung các kỹ thuật học máy như Rừng ngẫu nhiên (Random Forest), thu hẹp câu trả lời bằng cách phân nhánh qua nhiều câu hỏi, Tăng cường độ dốc cực hạn (Extreme Gradient Boosting, XGBoost), tinh chỉnh dự báo bằng cách giảm dần sai số, Máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine, SVM) và hồi quy LASSO.

Các mô hình thống kê và học máy này vẫn hữu ích trong việc lọc vài trăm chỉ thị thực sự quan trọng giữa hàng chục nghìn chỉ thị và loại phần còn lại như nhiễu.

Mạng nơ-ron sâu xuất hiện sau các mô hình thống kê. SoyDNGP dùng trong chọn giống đậu tương sắp xếp thông tin hệ gene như một ảnh ba chiều và đưa qua mạng nơ-ron tích chập ba chiều (3D CNN) để dự báo năng suất, thời điểm thu hoạch, hàm lượng dầu và protein.

DNNGP đưa nhiều loại dữ liệu omics vào cùng lúc, CropARNet được thử nghiệm trên năm mươi ba tính trạng nông học của bốn cây trồng là lúa, ngô, bông và kê, Cropformer kết hợp mạng nơ-ron tích chập với cơ chế tự chú ý (Self-Attention, phép tính tự xác định phần nào trong đầu vào cần được đặt trọng số lớn hơn), còn DPCformer xử lý quan hệ phi tuyến phức tạp giữa kiểu gene và kiểu hình, và hiệu năng dự báo tăng từng bậc khi các mô hình này lần lượt được công bố.

Các mô hình này nhận diện hiệu ứng tương tác gene (Epistasis), trong đó các gene ức chế hoặc thúc đẩy lẫn nhau. Đây là giá trị không thể thu được chỉ bằng cách cộng tác động của hai hoặc ba gene.

Các mô hình như AutoGP và MtCro, tính đồng thời nhiều tính trạng, được áp dụng cho những cây trồng có dữ liệu tích lũy lâu năm như ngô, lúa và lúa mì, rồi đưa ra cùng lúc năng suất, khả năng kháng bệnh và chất lượng hạt trong một lần tính. Mạng càng sâu thì mô hình càng dễ rơi vào quá khớp (Overfitting, hiện tượng ghi nhớ cả những đặc điểm nhỏ của dữ liệu huấn luyện nên mạnh trên dữ liệu kiểm tra nhưng sai lệch ngoài thực địa).

Để ngăn hiện tượng đó, người ta dùng đồng thời Dropout, tắt ngẫu nhiên các nút trong mạng nơ-ron, và những kỹ thuật như chính quy hóa L2, kìm giá trị tính toán không tăng quá lớn. Với các mô hình mới, thông lệ đang chuyển từ chỉ công bố độ chính xác sang báo cáo cả mức độ ổn định của hiệu năng trên những thửa ruộng chưa từng gặp.

Trí tuệ nhân tạo đọc hệ gene tiến thêm một bước khi bắt đầu coi chính trình tự nucleotide của gene như ngôn ngữ, tương tự cách học ngôn ngữ của con người. AgroNT (Agro-Nucleotide Transformer) và FloraBERT được huấn luyện trước bằng học tự giám sát (Self-Supervised Learning), không cần đáp án gắn nhãn, trên trình tự của các vùng không mã hóa nằm trước và sau gene để điều hòa biểu hiện, tức promoter và enhancer.

Sau khi huấn luyện, mô hình có thể nhận trình tự của một loài thực vật hoàn toàn mới và lập tức xác định mức biểu hiện gene cùng mức hoạt động của vùng điều hòa. PlantCaduceus tiến xa hơn khi học đồng thời hệ gene của mười sáu loài thực vật hạt kín có quan hệ xa nhau và xác định chính xác hơn mô hình học có giám sát lý do một trình tự gene được bảo tồn suốt quá trình tiến hóa dài.

Trí tuệ nhân tạo đã vượt khỏi dự báo để tham gia trực tiếp vào chỉnh sửa hệ gene. OpenCRISPR-1, được nhóm phát triển giới thiệu là hệ thống đầu tiên thuộc loại này dành cho thực vật, học từ lượng lớn dữ liệu sẵn có về cấu trúc ba chiều và trình tự nucleotide của công cụ chỉnh sửa gene CRISPR-Cas, rồi tự thiết kế enzyme cắt mới chưa từng tồn tại và RNA dẫn đường (gRNA, trình tự di truyền ngắn đưa chiếc kéo đến đúng vị trí mong muốn).

Giá trị của cách tiếp cận này nằm ở khả năng giảm tác dụng phụ Off-target, tức cắt nhầm một vị trí ngoài ý muốn, so với việc dùng nguyên trạng enzyme cắt có trong tự nhiên. Do chỉnh sửa gene phải cắt chính xác vị trí mong muốn, độ chính xác này quyết định thành công hay thất bại.

Một Mô hình nền tảng chọn giống (Breeding Foundation Model) quy mô lớn, hợp nhất toàn bộ năng lực dự báo và thiết kế nói trên, cũng đang được phát triển. Tương tự mô hình ngôn ngữ lớn học tiếng nói của con người, mô hình nền tảng chọn giống tuân theo Định luật mở rộng (Scaling Law), nghĩa là hiệu năng tăng theo mức có thể dự báo khi quy mô mô hình, lượng dữ liệu huấn luyện và năng lực tính toán cùng tăng.

Khi quy mô vượt một ngưỡng, mô hình xuất hiện Năng lực phát sinh (Emergent Abilities) và đột ngột làm được những việc trước đó không thể thực hiện. Không thể biết trước thời điểm vượt qua ngưỡng này. Một ví dụ là khả năng suy luận Chuỗi suy nghĩ (Chain-of-Thought), xem xét từng bước một tổ hợp chỉnh sửa đồng thời nhiều gene sẽ tác động thế nào đến toàn bộ cây trồng.

Tuy nhiên, mô hình càng lớn càng không tránh khỏi Ảo giác (Hallucination), hiện tượng tự tin đưa ra câu trả lời nghe hợp lý nhưng sai, nên công nghệ Tạo sinh tăng cường truy xuất (Retrieval-Augmented Generation, RAG), buộc mô hình tìm kiếm trước trong cơ sở dữ liệu chọn giống được công nhận rồi mới trả lời, được dùng kèm.

Nhờ Thích ứng hạng thấp (Low-Rank Adaptation, LoRA), kỹ thuật chỉ điều chỉnh lại một số đường tính toán thay vì huấn luyện toàn bộ mô hình từ đầu, có thể tạo phiên bản riêng cho một cây trồng và khu vực cụ thể mà không cần máy chủ đắt tiền.

Quá trình một mô hình đã huấn luyện đưa ra giá trị dự báo được chia thành hai giai đoạn lớn.

Trước hết, ở giai đoạn ngoại tuyến, khối dữ liệu khổng lồ kết hợp hệ gene, kiểu hình và môi trường được phân bổ trên cụm máy chủ gồm hàng trăm hoặc hàng nghìn GPU, rồi mô hình được huấn luyện trong nhiều tuần bằng kỹ thuật song song hóa ba chiều và ZeRO, phương pháp tối ưu hóa giảm lãng phí bộ nhớ để mô hình lớn vẫn có thể được huấn luyện bằng phần cứng hữu hạn.

Khi huấn luyện xong, mô hình chuyển sang giai đoạn trực tuyến và nhận bản đồ hệ gene của các dòng mẹ, dòng bố được chọn làm ứng viên tại cơ sở chọn giống thật cùng kịch bản thời tiết của vùng canh tác mục tiêu. Khi đó, quy trình Sàng lọc phép lai trong máy tính (In-silico Cross Screening), cho hàng chục nghìn tổ hợp lai trải qua kết quả dự kiến bên trong máy tính, hoàn tất chỉ trong vài giây.

Bảng xếp hạng trải trên màn hình là kết quả của phép tính kéo dài vài giây ấy được lặp lại nhiều lần suốt đêm. Câu trả lời trước đây chỉ có sau khi gieo ngoài ruộng và

nuôi trọn một thế hệ nay có thể nhận trong máy tính trước khi hạt được vùi xuống đất.

Độ tin cậy của những dự báo này trong thực tế được kiểm tra bằng một số chỉ số. Mục tiêu của độ chính xác dự báo, cho biết thành tích thu được thực tế và giá trị mô hình tính trước biến động sát nhau đến đâu, nằm trong khoảng 0.70 đến 0.85. Hệ số xác định, biểu thị tỷ lệ chênh lệch thành tích tổng thể mà mô hình giải thích được, lấy khoảng 0.75 đến 0.90 làm chuẩn.

Các tính trạng biểu hiện bằng số cụ thể như năng suất, ngày trổ bông và chiều cao thân được kiểm tra lại bằng sai số tuyệt đối trung bình (MAE), tức trung bình chênh lệch giữa giá trị dự báo và giá trị đo, cùng sai số căn trung bình bình phương (RMSE), lấy căn bậc hai của trung bình bình phương chênh lệch đó.

Khả năng chọn đúng lá bệnh được đo bằng độ chính xác, tức tỷ lệ lá thực sự mắc bệnh trong số lá được dự báo là bệnh, độ thu hồi, tức tỷ lệ lá bệnh thực sự được mô hình tìm thấy, và điểm F1 kết hợp hai chỉ số, còn độ chính xác của công cụ chỉnh sửa gene khi cắt vị trí mong muốn được đo riêng bằng hiệu suất on-target, tỷ lệ cắt đúng vị trí chủ đích, và tỷ lệ Off-target, tỷ lệ cắt nhầm vị trí.

Nhà chọn giống còn chú ý hơn đến một thước đo khác. Thước đo đó cho biết nhờ độ chính xác này mà giống được cải thiện nhanh đến đâu trong thực tế. Giá trị gọi là tốc độ tiến bộ di truyền được tính bằng cách nhân cường độ chọn lọc, độ chính xác dự báo và lượng biến dị di truyền còn lại của tính trạng, rồi chia tích đó cho thời gian cần để chuyển từ một thế hệ sang thế hệ kế tiếp.

Khoảng cách thế hệ càng ngắn và dự báo càng chính xác thì mức cải thiện giống trong cùng một khoảng thời gian càng lớn. Hệ số di truyền, tỷ lệ khác biệt của toàn bộ tính trạng do gene quyết định, cũng được xem xét, và hệ số này càng cao thì gene quyết định tính trạng nhiều hơn môi trường nên hiệu quả chọn lọc càng lớn.

Những bộ bài kiểm tra chung như SeedBench cũng đã được xây dựng để các mô hình lớn thi cùng nhau, qua đó so sánh bằng thước đo chuẩn hóa xem mô hình nào thực hiện tốt cả tìm kiếm gene, giải mã kiểu hình và thiết kế phép lai.

Trường hợp những phép tính này thực sự làm thay đổi đồng ruộng được ghi nhận tại Trung tâm Cải tiến Ngô và Lúa mì Quốc tế (CIMMYT), thuộc Nhóm Tư vấn Nghiên cứu Nông nghiệp Quốc tế (CGIAR).

Khi hệ thống chọn giống dự báo kết hợp dữ liệu chỉ thị toàn hệ gene, chỉ số đa phổ đo bằng thiết bị bay không người lái và hồ sơ stress thời tiết được áp dụng cho các chương trình chọn giống ngô và lúa mì tại nhiều nơi ở Đông Phi và Mỹ Latinh, độ chính xác dự báo trước năng suất cùng khả năng chịu hạn trong điều kiện hạn hán và nhiệt độ cao nghiêm trọng tăng khoảng 15 phần trăm đến 25 phần trăm so với mô hình thống kê truyền thống.

Số ô trong các ruộng thử nghiệm ngoài trời giảm xuống, còn thời gian từ lai tạo đến thu được thế hệ kế tiếp rút ngắn còn khoảng một nửa. Trước vụ canh tác tiếp theo ở châu Phi, nơi hạn hán sẽ nghiêm trọng hơn, nhà chọn giống có thể sàng lọc trước dòng nào sẽ chịu được điều kiện đó mà chưa cần gieo.

Trong chọn giống đậu tương, SoyDNGP đã hoạt động như một dịch vụ web công khai trên Internet. Khi nhà chọn giống tải dữ liệu hệ gene của một dòng lên, mạng nơ-ron tích chập ba chiều tính năng suất, thời điểm thu hoạch, hàm lượng dầu và protein rồi tự động chọn tổ hợp bố mẹ có triển vọng.

CropGS-Hub và nền tảng AutoGP dành cho ngô, lúa và lúa mì cũng tập hợp dữ liệu kiểu gene cùng kiểu hình vào cơ sở dữ liệu web theo cách tương tự và mở cho mọi nhà nghiên cứu truy cập để chạy mô phỏng phép lai ảo. Dữ liệu một phòng thí nghiệm tích lũy trong nhiều năm có thể được một viện nghiên cứu ở phía bên kia địa cầu tiếp nhận và dùng ngay.

Syngenta và InstaDeep đã áp dụng AgroNT do hai bên cùng phát triển vào các trình tự điều hòa của nhiều loài thực vật, rồi xếp hạng trước mức nhạy của từng gene trước thay đổi môi trường mà không cần gieo một hạt nào. Bằng cách tính đồng thời trọng số của hàng nghìn vùng điều hòa tiềm năng, họ tạo ra căn cứ ở cấp phân tử cần thiết để thiết kế giống có khả năng chống chịu khí hậu.

Việc các công ty hạt giống và doanh nghiệp trí tuệ nhân tạo hợp tác ngày càng phổ biến tự thân là tín hiệu cho thấy công nghệ này đã vượt khỏi phòng thí nghiệm và bắt đầu được dùng như một công cụ chọn giống thương mại. Sự hợp tác này có ý nghĩa khác vì đã được đưa vào quy trình chọn giống thực tế thay vì chỉ còn trên bài báo.

Công cụ chỉnh sửa gene do OpenCRISPR-1 thiết kế đã chỉnh sửa chính xác các gene phụ trách khả năng chịu hạn và kháng bệnh của cây trồng. Kết quả tiếp theo cho thấy tác dụng phụ do chạm vào vị trí ngoài ý muốn giảm so với khi dùng nguyên trạng enzyme cắt có trong tự nhiên. Việc chọn đúng dòng, đúng ký tự mong muốn

trong hệ gene của một hạt để sữa nay đã vượt khỏi mức khả năng và trở thành kết quả được xác nhận.

Kết quả đó có duy trì qua nhiều thế hệ trên đồng ruộng ngoài phòng thí nghiệm hay không chỉ có thể chắc chắn sau thêm vài vụ canh tác.

Tại tỉnh Kochi của Nhật Bản, nền tảng đám mây SAWACHI kết nối dữ liệu môi trường của hơn 1,600 nhà kính và hồ sơ sản xuất của 3,000 trang trại với WAGRI, mạng dữ liệu lớn nông nghiệp quốc gia, để chạy mô hình trí tuệ nhân tạo dự báo sinh trưởng và năng suất, đồng thời đánh giá mức phù hợp của các dòng ứng viên chọn giống với điều kiện sản xuất thực tế.

Tại tỉnh Aichi của cùng quốc gia, một loại trí tuệ nhân tạo khác được dùng để cải tiến giống cấy churōng. Các nhà nghiên cứu làm rõ hiện tượng biểu sinh trong đó điều kiện môi trường hoặc quá trình nhân giống làm biến động biểu hiện gene của cấy churōng và thay đổi màu cánh hoa, rồi áp dụng tri thức đó để chọn chính xác giống mới có màu mong muốn.

Việc tập hợp dữ liệu từ hàng nghìn nhà kính và việc đào sâu cơ chế di truyền của một màu cánh hoa khác nhau về quy mô nhưng cùng vận hành trong một khuôn khổ chọn giống dự báo.

Thành quả đã rõ và những vấn đề chưa giải quyết cũng rõ. Mô hình được huấn luyện trong nhà kính hoặc môi trường ảo trong máy tính đôi khi giảm mạnh năng lực dự báo trước thời tiết cực đoan chưa từng gặp hoặc môi trường phức hợp nơi nhiều bất lợi xuất hiện cùng lúc.

Khoảng cách giữa không gian ảo và đồng ruộng thực được gọi là Khoảng cách từ mô phỏng đến thực tế (Sim-to-Real Gap), và nguyên nhân là hiện tượng Domain Shift khiến phán đoán dao động khi gặp điều kiện vắng mặt trong dữ liệu huấn luyện. Để thu hẹp khoảng cách này, cần liên tục bổ sung dữ liệu từ nhiều môi trường đa dạng hơn và xây dựng hệ thống học thích nghi trực tuyến để mô hình tự cập nhật bằng dữ liệu truyền về từ thực địa.

Việc mô hình không giải thích được vì sao đưa ra câu trả lời đó cũng là một vấn đề đáng kể. Mạng nơ-ron sâu đạt độ chính xác cao nhưng không thể trình bày lý do đề xuất một tổ hợp lai cụ thể bằng căn cứ sinh học mà nhà chọn giống hiểu được. Mô hình như vậy được gọi là Hộp đen (Black-box) vì đưa ra phán đoán nhưng giấu con đường dẫn đến phán đoán đó.

Những nỗ lực mở hộp gồm các kỹ thuật giải thích như SHAP và Grad-CAM, cùng nghiên cứu kết nối Đồ thị tri thức để gắn quan hệ nhân quả sinh học có thể quan sát vào kết quả dự báo. Chừng nào chưa nhìn thấy căn cứ, một mô hình dù chính xác đến đâu cũng khó giành được sự tin cậy đầy đủ của nhà chọn giống giàu kinh nghiệm.

Chi phí tính toán cũng tạo ra rào cản. Việc huấn luyện và vận hành một mô hình nền tảng chọn giống có hàng tỷ tham số đòi hỏi máy chủ GPU đắt tiền, nên các phòng thí nghiệm nhỏ và doanh nghiệp chọn giống quy mô nhỏ khó trang bị loại thiết bị này thậm chí khó tiếp cận công nghệ.

Lượng tử hóa (Quantization), làm nhẹ mô hình bằng cách rút các giá trị tính toán về một vài mức số nguyên, và Chưng cất tri thức (Knowledge Distillation), chuyển tri thức của mô hình lớn sang mô hình nhỏ, đang được nghiên cứu để hạ thấp ngưỡng tiếp cận. Thuê máy chủ đám mây cũng là một cách, nhưng không ít doanh nghiệp ngần ngại giao dữ liệu chọn giống cho máy chủ bên ngoài.

Khả năng chi trả cho một máy chủ đang trở thành một ranh giới khác quyết định ai có thể tiếp cận công nghệ chọn giống mới nhất.

Rào cản còn lại đến cuối cùng là con người. Người vừa có thể xử lý thuật toán trí tuệ nhân tạo tiên tiến vừa hiểu sâu di truyền học phân tử và nông học thực địa vẫn hiếm, làm chậm quá trình chuyển kết quả phòng thí nghiệm thành cải tiến giống ngoài đồng ruộng. Luật pháp và thể chế quy định cách thẩm định, phê duyệt cây trồng chỉnh sửa gene do trí tuệ nhân tạo thiết kế, cùng việc ai sở hữu dữ liệu và mô hình, vẫn chưa theo kịp tốc độ công nghệ.

Dù năng lực dự báo và thiết kế hạt giống mạnh đến đâu, con đường đến đồng ruộng vẫn bị chặn nếu thiếu con người cùng quy tắc để thẩm định và chịu trách nhiệm về hạt giống đó.

Nguồn và tài liệu tham khảo

Bài báo khoa học

1. Xu, Q., Zheng, B., & Zhong, S. (2026). Artificial intelligence empowering modern agricultural biological breeding. *Smart Agriculture*, 8(3), 69-85. <https://doi.org/10.12133/j.smartag.SA202602016>
2. Harnessing artificial intelligence in plant breeding: Innovations in digital phenotyping and breeding methods. (2026). *Plant Methods*. <https://doi.org/10.1007/s13007-026-01286-0>

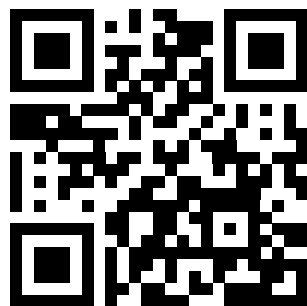
3. Shokor, F. (2025). Deep learning models for genomic prediction accounting for heterosis in crossbreeding systems and multi-trait selection (Doctoral dissertation). Université Paris-Saclay, INRAE, AgroParisTech.
4. Qiu, J., Liu, Y., Gao, X., Huang, Y., Zhang, H., Tian, F., Li, W., & Feng, Z. (2026). AgriAgent: End-to-end large model agent system architecture for agricultural environment control. *Smart Agriculture*, 8(2), 220-236. <https://doi.org/10.12133/j.smartag.SA202507042>
5. Yang, J., Yang, W., Yang, S., He, L., & Zhang, D. (2026). Intelligent Q&A method for crop diseases and pests using LLM augmented by adaptive hybrid retrieval. *Smart Agriculture*, 8(1), 52-61. <https://doi.org/10.12133/j.smartag.SA202506026>
6. 田中佑, 郭威, 山口友亮, 桂圭佑, 中島洸太, 戸田陽介. (2025). AI時代の作物学研究. *日本作物学会紀事*, 94(3), 329-330.
7. APSIM crop model innovations for breeding and deep learning. (2026). in silico Plants. <https://doi.org/10.1093/insilicoplants/diaa016>
8. CropARNet: Mô hình chọn lọc hệ gene dựa trên cơ chế tự chú ý và mạng dư sâu. (n.d.). ScienceDirect. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772899425000242>
9. Cropformer: Mô hình dự báo kiểu hình cây trồng kết hợp mạng nơ-ron tích chập và cơ chế tự chú ý. (n.d.). ScienceDirect. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590346224006448>
10. DPCformer: Mô hình dự báo quan hệ phi tuyến kiểu gene và kiểu hình dựa trên mạng nơ-ron tích chập và cơ chế tự chú ý. (n.d.). arXiv. <https://arxiv.org/html/2510.08662v1>
11. PlantCaduceus: Mô hình ngôn ngữ DNA thực vật đa loài dựa trên huấn luyện trước hệ gene của 16 loài thực vật hạt kín. (n.d.). Computomics. <https://www.computomics.com/news-reader/foundation-models-in-plant-breeding-an-introduction-copy.html>
12. AI breeder: Nghiên cứu trí tuệ nhân tạo dự báo hệ gene cho chọn giống cây trồng. (n.d.). ScienceDirect. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949952623000109>

Bài giảng và tài liệu video

1. Plant-OpenCRISPR1. (2025). Plant-OpenCRISPR1: The world's first AI-designed genome editing platform for plants [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=DEkNOyybGtE>
2. World Food Prize, & CIMMYT. (2025). Predictive breeding: Bridging genetics, artificial intelligence and agriculture (B. M. Prasanna) [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
3. WAF. (2025). WAF interactive webinar on biotechnology and AI contributions to plant breeding [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=xkVT9D7Nqy0>
4. 農業農村情報通信環境整備準備会. (2026). 地域でデータを共有しよう、農業データの活用最前線、データ駆動型農業WAGRIとIoTクラウド(SAWACHI)でのNext次世代型施設園芸システム(第5回オンラインセミナー) [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=k8Qvv6CKB2A>
5. 愛知県農業水産局. (2026). あいち農業イノベーションプロジェクト2027技術提案募集説明会 [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=jpkoNqscGu8>

Hãy ủng hộ cuốn sách này

Nếu cuốn sách hữu ích, bạn có thể ủng hộ các bản dịch tiếp theo,
bản công khai và các dự án tri thức AI mở qua PayPal.



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

Quét mã QR hoặc mở liên kết ở trên.