

TƯƠNG LAI CỦA NGÀNH LÂM NGHIỆP VÀ NÔNG LÂM KẾT HỢP DẪN DẮT BỞI TRÍ TUỆ NHÂN TẠO VÀ ĐỔI MỚI SỐ



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/2d68677c-b410-4281-bd84-9368ae15eeb4>

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	Chuyển đổi mô hình lâm nghiệp: Dữ liệu lớn về rừng và bản sao số dựa trên dữ liệu và AI	3
1.1	Chuyển đổi mô hình quản lý tài nguyên rừng và xây dựng bản sao số (Digital Twin)	5
1.2	Công nghệ hợp nhất dữ liệu viễn thám đa phương thức	14
1.3	Mô hình ngôn ngữ lớn chuyên biệt cho lâm nghiệp (ForestGPT) và hỗ trợ ra quyết định thông minh	23
Chương 2	Lâm nghiệp chính xác: Phân tích từng cây và đo lường chính xác sinh khối và carbon	33
2.1	Phân loại loài cây ở cấp từng cây dựa trên UAV-LiDAR và ảnh độ phân giải cao	35
2.2	Ước tính sinh khối trên mặt đất (AGB) và trữ lượng carbon rừng	43
2.3	Giám sát động thái đất rừng và biến động lớp phủ đất	50
Chương 3	Giám sát thảm họa rừng và sức khỏe hệ sinh thái: Dự báo bằng AI và cảnh báo sớm	61
3.1	Dự đoán mức độ nguy cơ cháy rừng và phát hiện vùng cháy dựa trên học máy và học sâu	63
3.2	Chẩn đoán hình ảnh sớm sâu bệnh (bệnh tuyến trùng thông và các bệnh khác) cùng cây chết (Dead Tree)	71
3.3	Phát hiện âm thanh khai thác gỗ trái phép và mạng lưới bảo vệ rừng IoT/blockchain	80
Chương 4	Nghệ vụ lâm nghiệp thông minh và robot hóa: An toàn lao động, lái tự động và tối ưu hóa mạng lưới đường lâm nghiệp	89
4.1	Tự động trích xuất đường lâm nghiệp và đường vận xuất (Skid Trail) và lập kế hoạch khai thác phù hợp với địa hình	91
4.2	Máy dẫn hạ điều khiển từ xa, máy vận xuất tự hành và robot lâm nghiệp	101
4.3	Giám sát an toàn lao động dựa trên thị giác máy tính và cảm biến đeo trên người	110
Chương 5	Nông lâm kết hợp bền vững và chuyển đổi số chuỗi cung ứng gỗ	119
5.1	Hiệu quả sử dụng nước (WUE) và tối ưu hóa dịch vụ hệ sinh thái trong hệ thống nông lâm kết hợp	121
5.2	Truy xuất nguồn gốc gỗ dựa trên ICT (QR/thẻ điện tử) và tự động đánh giá chất lượng gỗ	130
5.3	Kinh tế sinh học tuần hoàn và tín chỉ carbon rừng	137

Chương 1

Chuyển đổi mô hình lâm nghiệp: Dữ liệu lớn về rừng và bản sao số dựa trên dữ liệu và AI

1.1

Chuyển đổi mô hình quản lý tài nguyên rừng và xây dựng bản sao số (Digital Twin)

Sáu giờ sáng, một điều tra viên siết dây giày leo núi rồi xếp thước dây, thước đo đường kính ngang ngực và sổ điều tra bằng giấy vào ba lô. Ô mẫu phải đến hôm nay nằm trên sườn núi ở độ cao 700 mét so với mực nước biển, cách tọa độ đánh dấu trên bản đồ hơn hai giờ đi bộ. Cơ quan Lâm nghiệp Hàn Quốc đã bố trí 5.400 ô mẫu trong các khu rừng trên toàn quốc.

Tại đây, điều tra viên ghi chép 69 hạng mục, trong đó có trữ lượng gỗ và tình trạng sức khỏe của rừng, rồi quay lại chính những ô ấy theo chu kỳ 5 năm. Khi đến ô mẫu, họ quán thước quanh từng thân cây, đọc vạch chia và ghi đường kính ngang ngực (DBH, đường kính thân cây đo ở độ cao ngang ngực) vào sổ hiện trường. Trên sườn dốc, việc đặt máy đo chiều cao ngang tầm mắt, đo góc rồi tính chiều cao cây đều tốn thời gian.

Làm việc trọn một ngày, mỗi điều tra viên cũng chỉ hoàn thành được nhiều nhất hai hoặc ba ô. Đầu ngón tay nứt nẻ vì cọ vào thước, còn một trận mưa rào bất chợt có thể làm nhòe những nét bút chì trên sổ đến mức khó đọc lại.

Những con số thu thập theo cách này chính xác nhưng nhanh chóng cũ đi. Trong khoảng cách 5 năm giữa hai lần khảo sát, dù cháy rừng thiêu rụi một sườn núi hay sâu bệnh phá hủy cả một lâm phần, biến động ấy vẫn không đi vào thống kê chính thức cho đến kỳ khảo sát kế tiếp. Suốt một thời gian dài, cả Kiểm kê rừng quốc gia lẫn kiểm kê rừng loại II đều vận hành như vậy, bất kể rừng quốc gia hay rừng tư nhân.

Cách điều tra dựa vào bước chân và đôi mắt con người vừa chậm, vừa tốn kém, lại không tạo được dữ liệu dày theo thời gian và không gian. Vấn đề chưa dừng ở đó. Ngay cả khi lập kế hoạch khai thác chính xác, người quản lý vẫn chỉ có thể ước đoán tình trạng cây hiện tại từ những con số đã có từ 5 năm trước.

Từ ô mẫu đến bản đồ lưới

Những nỗ lực nhằm khắc phục những hạn chế này đang lan rộng khắp ngành lâm nghiệp. Quá trình chuyển đổi kỹ thuật số (DX) của lâm nghiệp bắt đầu bằng việc chuyển các phiếu giấy và kế hoạch vẽ tay vào các ứng dụng di động và dữ liệu hệ thống thông tin địa lý (GIS). Ở giai đoạn tiếp theo, dữ liệu tích lũy được liên kết với quản lý rừng, kết nối cung cấp gỗ với nhu cầu và hệ thống ứng dụng điện tử.

Ở giai đoạn cuối, luồng dữ liệu theo thời gian thực từ các quy trình lâm nghiệp thượng nguồn như thu hoạch và trồng trọt đến các quy trình hạ nguồn như phân phối và chế biến, thậm chí đến các điểm tiếp xúc với các ngành khác, định hình lại quá trình ra quyết định.

Xu hướng này không còn xa lạ ở Hàn Quốc. Trung tâm Nghiên cứu CNTT-TT Lâm nghiệp tại Viện Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia đã tiếp tục thử nghiệm tại Khu liên hợp quản lý rừng hàng đầu Garisan ở tỉnh Gangwon, triển khai song song các thiết bị LiDAR trên không, trên mặt đất và ba lô để thu thập thông tin tài nguyên rừng kỹ thuật số và sử dụng nó cho lâm nghiệp chính xác.

Bởi vì mỗi thiết bị khác nhau về độ chính xác của bộ sưu tập và tốc độ vận hành, công việc xử lý sau được thực hiện để xác định sự kết hợp nào phù hợp với điều kiện hiện trường thực tế.

Phương pháp thống kê truyền thống dựa trên các quận hành chính hoặc ranh giới các tiểu khu được xác định theo quy ước, các đơn vị nhỏ dùng để quản lý rừng, đã có một khiếm khuyết từ lâu. Ngay cả trong cùng một ô, chiều cao và tốc độ tăng trưởng của cây cũng khác nhau tùy theo địa hình vi mô của các thung lũng và rặng núi, nhưng những khác biệt đó sẽ bị mờ đi khi các số liệu được tính trung bình ở cấp ô.

Những nỗ lực gần đây đã tìm cách giải quyết vấn đề bằng cách tổ chức lại dữ liệu không gian rừng thành các lưới vuông có kích thước 20 mét mỗi cạnh. Mục đích là để duy trì độ chính xác của dữ liệu quét laser trên không (ALS) và dữ liệu vệ tinh trong mỗi ô lưới.

Trọng tâm của sự thay đổi này là các hệ thống hỗ trợ quyết định (DSS) và các nền tảng tích hợp mang nhiều loại dữ liệu lại với nhau. DSS là phần mềm thu thập và phân tích nhiều bộ dữ liệu, sau đó hiển thị số liệu và đồ thị mà mọi người có thể tham khảo khi đưa ra quyết định.

Dự án DigiMedFor, do Đại học Naples Federico II dẫn đầu trong chương trình Horizon Europe của Liên minh Châu Âu, tích hợp các công nghệ xoay quanh ba trụ cột: giám sát tài nguyên rừng và xây dựng kiểm kê; truy xuất nguồn gốc và phân loại gỗ; và hỗ trợ cho các quyết định quy hoạch rừng.

Forest Pathway do dự án phát triển là một hệ thống chuyên gia dựa trên web lấy các loài cây, vùng khí hậu sinh học, năng suất của địa điểm và các mục tiêu quản lý làm đầu vào và đề xuất lộ trình chăm sóc rừng. Nó gần giống với một công cụ hướng dẫn giúp người quản lý rừng thu hẹp các lựa chọn của họ hơn là một trình mô phỏng hoạt động tự động xử lý các quy định và kiểm kê máy bay không người lái của một khu vực cụ thể.

Cấu trúc của cặp song sinh kỹ thuật số rừng có thể được chia thành bốn lớp. Ở phía dưới cùng là môi trường vật lý bao gồm rừng, đất và vi khí hậu thực tế. Phía trên nó là một lớp dữ liệu được thu thập bởi các vệ tinh, máy bay không người lái (UAV), cảm biến IoT mặt đất và LiDAR trên mặt đất. Lớp thứ ba tích hợp những dữ liệu này, trích xuất các tính năng bằng deep learning và chạy một công cụ mô phỏng được căn chỉnh theo không gian và thời gian.

Lớp trên cùng cung cấp các ứng dụng thực tế như quản lý rừng chính xác, phân tích dự đoán, xác minh khả năng cô lập carbon và liên kết với các hoạt động tự động.

Công nghệ này đã phát triển theo từng giai đoạn. Nó bắt đầu như một mô hình ba chiều tĩnh chỉ đơn thuần tái tạo khu rừng. Sau đó, nó đi qua giai đoạn bóng kỹ thuật số, trong đó dữ liệu cảm biến chỉ được phản ánh theo một hướng: tình huống thực tế xuất hiện trong mô hình ảo nhưng không chảy ngược lại.

Mục tiêu hiện tại là một bản song sinh kỹ thuật số được hiện thực hóa đầy đủ, trong đó các khu rừng thực và ảo trao đổi tín hiệu và cung cấp phản hồi theo thời gian thực cho nhau.

Một cây được LiDAR vẽ nên

LiDAR là thiết bị phát ra ánh sáng laser và tính toán khoảng cách bằng cách đo thời gian để ánh sáng chạm tới vật thể và quay trở lại. Nguyên tắc không khó. Tên thay đổi tùy theo vị trí gắn thiết bị. Trên máy bay, đó là chức năng quét laser trên không (ALS); trên máy bay không người lái, quét laser UAV (ULS); cố định trên mặt đất, quét laser mặt đất (TLS); và được mang trên lưng khi đi bộ, một hệ thống bản đồ di động (MMS).

LiDAR thông thường thường chỉ phát ra một bước sóng, do đó, mặc dù nó có thể xác định chính xác nơi xung laser được phản xạ nhưng lại rất kém trong việc phân biệt liệu phản xạ đến từ một chiếc lá hay một cành cây. LiDAR đa phổ, phát ra đồng thời ba bước sóng, gần đây đã bắt đầu giải quyết vấn đề này. Trong một nghiên cứu, một số mô hình học sâu đã cạnh tranh trên bộ dữ liệu chuẩn ForestSemantic-MS công khai.

Mô hình Point Transformer V3 (PTv3) được thử nghiệm trên cơ sở phân loại sáu thành phần: mặt đất, cây bụi, thân, cành, lá và gỗ chết. Nó đạt được mức giao nhau trung bình so với liên kết (mIoU, mức độ trung bình mà các khu vực được dự đoán theo mô hình và khu vực thực tế trùng nhau) là 69,1%, vượt trội so với các mô hình khác 21,8 điểm phần trăm.

Khi lá và cành đan xen vào nhau, rất khó để phân biệt các thành phần của cây bằng một bước sóng duy nhất, nhưng hình ảnh sẽ thay đổi khi sử dụng ba bước sóng. Độ chính xác tăng 12,7 điểm phần trăm đối với gỗ chết rơi, 4,5 điểm phần trăm đối với cành và 2,5 điểm phần trăm đối với thân cây.

Có một cách tiếp cận khác: LiDAR quét một lần trên mặt đất, chỉ quét một địa điểm một lần thay vì dựa vào nhiều lần quét tốn nhiều công sức. Trong khu rừng gỗ cứng hỗn hợp của Rừng Martell ở Indiana, Hoa Kỳ, các nhà nghiên cứu đã chuyển đổi dữ liệu đám mây điểm quét đơn thành hình ảnh chiếu hai chiều và sử dụng mạng thần kinh CoAtNet kết hợp tích chập và chú ý để ước tính sinh khối trên mặt đất của từng cây.

Mặc dù hạn chế về sự che khuất phía sau cây nhưng phương pháp này đạt được khả năng giải thích là 0,73 và vượt trội hơn các mô hình so sánh như rừng ngẫu nhiên và Point Transformer.

Vào năm 2026, một nỗ lực khác đã xử lý các đám mây điểm theo một cách hoàn toàn khác. Nghiên cứu đã hướng dữ liệu LiDAR vào một kỹ thuật kết xuất có tên là Gaussian Splatting, kỹ thuật này chuyển đổi từng điểm thành một hình elip nhỏ mờ và xếp lớp chúng để tái tạo bề mặt cây một cách thực tế hơn nhiều.

Các nhà nghiên cứu báo cáo rằng các quy tắc xử lý các thân cây cứng tách biệt với những chiếc lá chuyển động nhẹ nhàng đã làm giảm hiện tượng mờ và rung lắc thường xảy ra trong quá trình khởi tạo.

Thử khai thác trước trong khu rừng ảo

Một khu rừng ảo không chỉ dừng lại ở hình ảnh ba chiều hấp dẫn. Khi dữ liệu kiểm kê thực tế như vị trí cây, chiều cao, chiều rộng tán và đường kính ngang ngực được chuyển vào đó, kết quả là một môi trường mô phỏng trong đó người dùng có thể xem trước tác động của việc tỉa thưa hoặc cắt sạch.

Hệ thống hỗ trợ quyết định rừng ảo (VFDSS), do dự án DigiMedFor phát triển, tái tạo toàn bộ khu rừng bằng cách trồng cây ảo ở những vị trí gần giống với cây thật. Hệ thống tính toán lượng ánh sáng mặt trời thay đổi theo ngày, giờ và theo dõi lượng ánh sáng mà cây nhận được khi chúng lớn lên.

Người dùng có thể nhìn xuống toàn bộ khu rừng trên màn hình máy tính để bàn hoặc đeo tai nghe thực tế ảo (VR), đi vào rừng, chọn từng cây và thử thu hoạch hoặc trồng nó. Thời điểm cây được chọn để tỉa thưa, số liệu thống kê về số lượng và mật độ cây còn lại, xu hướng tăng trưởng trong tương lai và khối lượng gỗ khai thác ngay lập tức xuất hiện trên màn hình.

Trong các ứng dụng thực tế cho các rừng cây ở Mississippi và các cây linh sam Douglas ở Hoa Kỳ, một bản sao số của một khu rừng địa phương có thể được tạo ra trong vòng vài giờ chỉ bằng cách sử dụng dữ liệu về vị trí và kích thước của cây cũng như các mẫu vật ba chiều của khoảng 40 loài cây.

Keskes và Niță (2026) đã bổ sung dữ liệu Kiểm kê Rừng Quốc gia đa nguồn của Phần Lan vào mô hình được xây dựng từ dữ liệu thực địa của Romania. Khả năng giải thích của các dự đoán về số lượng hàng tồn kho đang tăng trưởng ở Phần Lan đã tăng từ 0,483 lên 0,718. Đây không phải là nghiên cứu trực tiếp tạo ra bản đồ carbon mà là một thử nghiệm nhằm cải thiện các dự đoán về cấu trúc cố định bằng cách kết nối dữ liệu từ các quốc gia khác nhau.

Khi một mô hình được chuyển giao xuyên biên giới quốc gia, nó phải được hiệu chỉnh lại bằng các mẫu địa phương.

Những nỗ lực tương tự đang tiếp tục ở Hoa Kỳ. Đại học bang Oregon đã tạo ra một bản song sinh kỹ thuật số bao gồm 77,6 km² rừng bang Elliott và khoảng 2,8 triệu cây xanh. Trong số này, 26.000 cây được hiển thị chi tiết trong game engine. Trong khu rừng ảo này, người dùng có thể thay đổi thời gian và thời tiết, đi bộ trên địa hình và xem trước dấu vết mà việc khai thác có chọn lọc hoặc chặt phá sẽ để lại.

Các nhà nghiên cứu tại Đại học bang Michigan và Virginia Tech đã khảo sát 3.555 cây trong khu rừng Pinus taeda rộng 7,5 mẫu Anh ở miền trung Virginia và so sánh

một số kịch bản tĩa thừa. Sự khác biệt về khối lượng bị loại bỏ giữa các khối và kịch bản dao động từ 7,9 đến 18,2%. Trong một khu, sự chênh lệch là khoảng 70 đô la một mẫu Anh theo giá gỗ giả định.

Bởi vì tính toán này đến từ một địa điểm thử nghiệm duy nhất nên nó không thể chứng minh rằng có thể đạt được lợi nhuận tương tự ở các khu rừng khác.

Màn hình tại hiện trường và buổi diễn tập cho robot

Dữ liệu được tích lũy trong bản song sinh kỹ thuật số không chỉ giới hạn trên màn hình. Nếu nhân viên hiện trường sử dụng điện thoại thông minh, máy tính bảng hoặc thiết bị thực tế hỗn hợp như Microsoft HoloLens 2 hoặc Apple Vision Pro, họ có thể thấy đồ họa thực tế tăng cường (AR) được phủ trên cây thật.

Các ứng dụng như Arboreal Forest, ForestScanner và Tree Scanner kết hợp cảm biến LiDAR và RGB-D trong điện thoại thông minh với công nghệ định vị có tên SLAM, hay Bản đồ và bản đồ hóa đồng thời, cho phép máy lập bản đồ môi trường xung quanh trong khi xác định vị trí của chính nó. Khi công nhân đi qua địa điểm, họ có thể ngay lập tức kiểm tra đường kính cây ở độ cao ngang ngực, chiều cao và tọa độ cùng với đồ họa ba chiều nâng cao.

Sự trưởng thành của các công nghệ này trải dài từ nguyên mẫu đến các sản phẩm đã có trên thị trường. Trong các khu rừng phương bắc, sai số về đường kính ở độ cao ngang ngực được đo bằng UAV LiDAR và SLAM tương đối nhỏ, dao động từ 2,0 đến 4,0 cm. Trong các khu rừng đô thị cận nhiệt đới có mật độ dày đặc, sai số tăng lên 5,13 cm, tương đương 22,01%.

Cơ sở đào tạo ảo cho máy móc lâm nghiệp cũng đang được xây dựng. Tại vùng Vindeln của Thụy Điển, các nhà nghiên cứu đã quét 30 địa điểm bằng thiết bị LiDAR trên mặt đất Leica BLK360 và thêm dữ liệu máy bay không người lái để tái tạo bản song sinh kỹ thuật số có độ chính xác cao. Bên trong khu rừng ảo này, họ thay đổi ngẫu nhiên góc nhìn và góc mặt trời để tự động tạo ra bộ dữ liệu tổng hợp có tên SimForest.

Trên thực tế, các tính năng an toàn cho phép robot lâm nghiệp hoặc người giao nhận tự động nhận biết và dừng lại khi có người, cây cối và chướng ngại vật trong thời gian thực có thể được kiểm tra trước bằng những dữ liệu ảo này trước khi chúng được triển khai trong một khu rừng thực.

Viện Tài nguyên Thiên nhiên Phần Lan (Luke) đang phát triển một bản song sinh kỹ thuật số nhằm vào thị trường giao dịch carbon. Máy bay không người lái được trang

bị LiDAR ghi lại chiều cao, đường kính ngang ngực và loài của từng cây. Dữ liệu được phủ lên nhiều bộ dữ liệu vệ tinh, sau đó được chuyển đổi thành mô hình ba chiều động. Mục tiêu là kết nối phân tích cô lập carbon với các hệ thống xác minh như VERRA hoặc Gold Standard.

Dự án vẫn đang ở giai đoạn nghiên cứu, tìm kiếm con đường thương mại hóa.

Độ chính xác lại trở nên mờ nhạt

Bất chấp những thành tựu tích lũy này, kết quả nghiên cứu thường xung đột. LiDAR trên mặt đất quét nhiều lần vượt trội về độ chính xác của phép đo thể tích cây, nhưng việc đăng ký dữ liệu được thu thập từ một số vị trí đòi hỏi phải thực hiện nhiều công việc. Ngược lại, các phương pháp kết hợp quét một lần với học sâu giúp tăng tốc độ thu thập đáng kể, nhưng không loại bỏ hoàn toàn các lỗi do thiếu cành hoặc gỗ chết bị che khuất sau cây.

Điều tương tự cũng đúng với LiDAR đa phổ. Độ chính xác nhận dạng của từng thành phần riêng lẻ được cải thiện rõ rệt, nhưng thiết bị đắt tiền và khối lượng dữ liệu cần xử lý tăng lên đáng kể. Dường như không dễ dàng để một hợp tác xã lâm nghiệp có ngân sách hạn chế có thể mua được những thiết bị như vậy ngay lập tức.

Một mô hình đạt được độ chính xác cao trong một khu rừng thử nghiệm có thể hoạt động kém hơn khi được chuyển đến rừng hỗn hợp ôn đới hoặc rừng cận nhiệt đới. Các loài cây, cấu trúc tán, cảm biến và phương pháp phân chia dữ liệu đều khác nhau. Để áp dụng mô hình ở một khu rừng khác, mô hình phải được hiệu chỉnh lại với dữ liệu từ khu vực đó.

Trong những khu rừng có thảm thực vật dày đặc dưới tán và các tán cây phía trên đan xen chặt chẽ, ánh sáng phát ra từ máy bay không người lái hoặc vệ tinh không tới được mặt đất, làm tăng sai số trong việc đo phần dưới của cây và độ dày của thân cây. Máy bay không người lái tự động bay dưới tán phụ thuộc vào công nghệ định vị kết hợp thông tin trực quan và quán tính, chẳng hạn như VIO và SLAM.

Khi ánh sáng khan hiếm và cành cây lấp lư, máy bay không người lái có thể mất vị trí hoặc bị mất hoàn toàn. Các mô hình tăng trưởng tính toán hạn hán và stress nhiệt đã tồn tại. Điều còn hiếm là một hệ thống vận hành cập nhật liên tục dữ liệu cảm biến hiện trường và dữ liệu khí hậu khắc nghiệt trong bộ đôi kỹ thuật số.

Mô hình có hiệu suất càng cao, cho dù là Vision Transformer (ViT) hay mạng nơ ron tích chập ba chiều thì càng có nhiều khả năng vẫn là một hộp đen không thể giải thích cơ sở cho các phán đoán nội bộ của nó. Từ quan điểm của những người ra

quyết định chính sách lâm nghiệp, sự thiếu minh bạch này làm chậm quá trình xây dựng niềm tin.

Những mô hình như vậy thường yêu cầu GPU hiệu suất cao, khiến chúng khó truyền trực tiếp đến máy bay không người lái hoặc thiết bị hiện trường ở những vùng sâu vùng xa, nơi thông tin liên lạc dễ bị gián đoạn.

Trong một bài báo xuất bản vào tháng 2 năm 2026, Tổ chức Lương thực và Nông nghiệp Liên hợp quốc (FAO) đã nêu lên những lo ngại tương tự từ một góc độ khác. Nó lập luận rằng việc xác thực hiện trường phải được tuân thủ trước khi các số liệu do AI tạo ra được sử dụng trực tiếp trong chính sách và các tổ chức như nhân viên được đào tạo và các quy trình tiêu chuẩn sẽ mất nhiều thời gian để thiết lập hơn so với việc áp dụng chính công nghệ.

Những nỗ lực nhằm thu hẹp khoảng cách này đang được tiến hành cùng lúc. Các nghiên cứu đang giới thiệu các phương pháp trí tuệ nhân tạo (XAI) có thể giải thích được như SHAP và Grad-CAM, theo dõi ngược lại để xác định thông tin mà mô hình dựa vào để đưa ra quyết định và đưa kiến thức sinh thái như thời kỳ ra hoa của từng loài cụ thể và độ ẩm của đất làm quy tắc trong mô hình để đảm bảo cả tính chính xác và khả năng diễn giải.

Công việc cũng đang được tiến hành để tạo ra các mô hình có thể chạy trên máy bay không người lái và thiết bị hiện trường thông qua các kỹ thuật giảm nhẹ như cắt tỉa, lượng tử hóa và chắt lọc kiến thức cũng như sắp xếp dữ liệu rải rác trên các vùng và thiết bị thành một định dạng tiêu chuẩn duy nhất.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Amoah-Nuamah, J., Child, B., Okyere, E. Y., Adams, O., & Danquah, J. A. (2025). Applications of artificial intelligence in forest health surveillance and management. *Discover Forests*, 1, Article 56. <https://doi.org/10.1007/s44415-025-00061-w>
2. AVNation. (February 27, 2026). Oregon State University builds immersive forest digital twin using scalable display technologies. <https://www.avnation.tv/2026/02/27/oregon-state-university-leverages-scalable-display-technologies-to-bring-oregons-forests-to-life-with-immersive-visualization/> (accessed August 2, 2026)
3. DigiMedFor Project Consortium. (2025). DigiMedFor: digital tools and technology systems for the sustainable management of Mediterranean forest resources (Horizon Europe Project No. 101081928). <https://digimedfor.eu> (accessed August 2, 2026)
4. Forkuo, G. O., & Borz, S. A. (2026). Deep learning-based computer vision in forest monitoring and management: a systematic review. *Biodiversity and Conservation*, 35(208), 1-37. <https://doi.org/10.1007/s10531-026-03412-x>
5. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14.

- <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
6. Jung, M., Choi, J., Carpenter, J., Fei, S., & Jung, J. (2025). Individual tree biomass estimation using single-scan terrestrial laser scanner with efficient projection-based deep learning. *Journal of Forestry*.
<https://doi.org/10.1007/s44392-025-00065-6>
 7. Keskes, M. I., & Niță, M. D. (2026). Digital twins in forest management using scalable deep learning pipeline. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 19, 8519-8547.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2026.3666924>
 8. Lapland University of Applied Sciences, FrostBit Software Lab. (August 1, 2024). Developing a simulator platform to advance autonomous systems in forestry usage. <https://lapinamk.fi/en/blogArticle/developing-a-simulator-platform-to-advance-autonomous-systems-in-forestry-usage/> (accessed August 2, 2026)
 9. Liang, X., Yao, H., Qi, H., & Wang, X. (2024). Forest in situ observations through a fully automated under-canopy unmanned aerial vehicle. *Geo-Spatial Information Science*, 27(4), 983-999.
<https://doi.org/10.1080/10095020.2024.2322765>
 10. Natural Resources Institute Finland (Luke). (2026). Digital Forest Carbon Twins.
<https://www.luke.fi/en/carbontwins> (accessed August 2, 2026)
 11. Platt, E., Carter, D. R., Reddy, A., Albaugh, T. J., Cook, R. L., Campoe, O., Rubilar, R., Barua, G., & Sumnall, M. J. (2026). Precision forestry: using machine learning and LiDAR to inform thinning in *Pinus taeda* plantations, a case study. *Journal of Forestry*. <https://doi.org/10.1007/s44392-026-00089-6>
 12. Saha, R., Bagchie, P., Lalremsang, P., & Rai, K. C. (2025). Digital innovation in forest science: applications of artificial intelligence, remote sensing and smart monitoring systems for ecosystem conservation. *The Bioscan*, 20(3), 907-911. [https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I\(3\).pp907-911](https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I(3).pp907-911)
 13. Takhtkeshha, N., Bocaux, L., Ruoppa, L., Remondino, F., Mandlbürger, G., Kukko, A., & Hyypä, J. (2026). 3D forest semantic segmentation using multispectral LiDAR and 3D deep learning. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 94, 377-397.
<https://doi.org/10.1007/s41064-025-00369-4>
 14. Toaza, J. M. M., Picchi, G., Nati, C., & Borz, S. A. (2025). Accuracy and time efficiency of a new app developed to source and map single tree data: A comparison to state-of-art LiDAR data collectors in terms of basal area estimates. *Ecological Informatics*, 91, Article 103417. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2025.103417>
 15. Valbuena, P., et al. (February 6, 2026). Artificial intelligence in forest monitoring: uses, applications, adoption and precautions. *FAO Forest Monitoring Blog*. <https://www.fao.org/forest-monitoring/blog/detail/blog/2026/02/06/artificial-intelligence-in-forest-monitoring--uses--applications--adoption--and-precautions/en> (accessed August 2, 2026)
 16. Zhou, Z., Chen, Y., Deng, Y., Zheng, X., Liang, H., Zhong, X., & Li, Z. (2026). LiDAR-guided semantic 3D Gaussian splatting for forest digital twins. *Remote Sensing*, 18(11), 1696. <https://doi.org/10.3390/rs18111696>
 17. Korea Forest Service. (n.d.). National Forest Inventory.
https://forest.go.kr/kfsweb/kfi/kfs/cms/cmsView.do?mn=NKFS_04_05_08&cmsId=FC_000344 (accessed August 2, 2026)
 18. 大萱直花. (2025). 真の林業DXとは. *森林応用研究*, 34(1), 21-23. https://doi.org/10.20660/applfor.34.1_21

1.2

Công nghệ hợp nhất dữ liệu viễn thám đa phương thức

Một mùa hè, khi gió mùa bao phủ Bán đảo Triều Tiên trong ba ngày, một nhà nghiên cứu ngồi trước màn hình tại Trung tâm Sử dụng Thông tin Vệ tinh Rừng Quốc gia đã mở một hình ảnh vệ tinh mới tải xuống và thở dài. Một nửa màn hình trắng đục như thể bị đổ sữa lên trên.

Nhà nghiên cứu đang chuẩn bị kiểm tra khu vực kiểm soát bệnh héo thông trên bờ biển phía đông tỉnh Gangwon, nhưng mây bao phủ toàn bộ ngọn núi khiến không thể phân biệt được một cây nào. Các chấm đỏ đánh dấu vị trí của những cái cây được nhắm mục tiêu kiểm soát nằm rải rác dọc phía dưới màn hình, nhưng những đám mây phía trên khiến chúng ta không thể kiểm tra tình trạng gần đây của chúng.

Một đồng nghiệp ngồi gần đó đặt chiếc cốc giấy xuống và nhận xét ngang qua: “Hôm nay trời cũng không mở.” Vệ tinh quang học hoạt động theo nguyên tắc giống như camera. Vì chúng ghi lại lượng ánh sáng mặt trời phản chiếu từ bề mặt Trái đất và đi vào thấu kính nên các đám mây tạo ra tình trạng tương tự như lòng bàn tay che phía trước máy ảnh. Phải mất vài ngày nữa trước khi vệ tinh tiếp theo bay qua bầu trời đó.

Trong khi đó, cây bệnh lặng lẽ lây lan, than hồng mọc lên dưới những chiếc lá khô rụng.

Việc tổng hợp dữ liệu viễn thám đa phương thức trở nên cần thiết vào những thời điểm như thế này. Khi một khu rừng được quan sát từ trên trời chỉ bằng một mắt, một số khu vực chắc chắn sẽ không được nhìn thấy. Vệ tinh thường xuyên chụp ảnh các khu vực rộng lớn nhưng bị mây và sương mù che khuất và tầm nhìn của chúng không thể chạm tới bên dưới ngọn cây.

Máy bay không người lái (UAV) và máy quét laser trên mặt đất có thể chụp từng chiếc lá và cành ở độ phân giải centimet, nhưng chi phí pin và nhân công khiến chúng không thể khảo sát toàn bộ đất nước. Pin máy bay không người lái kéo dài không quá 40 phút. Do đó, các nhà nghiên cứu đã thay đổi cách tiếp cận của họ. Họ

bắt đầu phủ các dụng cụ bằng nhiều loại mắt khác nhau trong một góc nhìn duy nhất.

Kết quả là tạo ra một mạng lưới quan sát trên không, khí quyển và mặt đất đa lớp, liên kết các vệ tinh trong không gian, máy bay không người lái trên không và các cảm biến gắn trên mặt đất như thể chúng là một thể thống nhất.

Ba tầng tầm nhìn giữa bầu trời và mặt đất

Ba lớp có công việc khác nhau. Các vệ tinh quét khắp bán đảo Triều Tiên cứ ba hoặc năm ngày một lần. Máy bay không người lái chọn một quây hàng duy nhất và kiểm tra từng cây một. Các cảm biến được lắp đặt trên mặt đất vẫn ở một vị trí và tích lũy các thay đổi theo tháng hoặc năm, từng giây.

Lớp vệ tinh chịu trách nhiệm về phạm vi vĩ mô bao gồm loạt vệ tinh Sentinel của Cơ quan Vũ trụ Châu Âu, loạt vệ tinh Landsat của Hoa Kỳ và GF-2 của Trung Quốc. ICESat-2 và GEDI, đo trực tiếp chiều cao tán, cũng thuộc lớp này. GF-2 là vệ tinh có độ phân giải cao, chụp ảnh bề mặt trong các ô nhỏ tới 0,8 mét. Landsat 8 và Landsat 9 mang các dải hồng ngoại nhiệt có thể thu được nhiệt dư ngay sau khi cháy rừng.

GEDI là một công cụ trên Trạm vũ trụ quốc tế để lấy mẫu chiều cao rừng tại các điểm trên khắp thế giới. Vào năm 2025, các nhà nghiên cứu de Conto, Armston và Dubayah đã kết hợp hơn 130 triệu phép đo điểm này với dữ liệu radar khẩu độ tổng hợp (SAR) thông qua học sâu. Bản đồ cấu trúc rừng toàn cầu thu được, với các ô dài 25 mét, đạt mức giải thích là 0,82. Kết quả đạt được nhờ một mô hình tương đối nhẹ chứa ít hơn 400.000 tham số.

Thành viên mới đã tham gia lớp này. Vệ tinh NISAR do Cơ quan Hàng không và Vũ trụ Quốc gia (NASA) và Tổ chức Nghiên cứu Vũ trụ Ấn Độ (ISRO) đồng phát triển, đã được phóng vào ngày 30 tháng 7 năm 2025. Bay trên quỹ đạo cách Trái đất khoảng 747 km, vệ tinh này sử dụng radar băng tần L và băng tần S để đo độ ẩm của đất, sinh khối rừng và các chuyển động nhỏ của mặt đất.

Dữ liệu băng tần L do vệ tinh này thu thập có thể tải xuống miễn phí vào ngày 20 tháng 7 năm 2026. Dữ liệu trước đây chỉ có thể được xử lý bởi các cơ quan quốc gia hoặc viện nghiên cứu lớn, giờ đây một sinh viên tốt nghiệp ở Hàn Quốc có thể tải xuống miễn phí và sử dụng trong luận văn. Vệ tinh Sinh khối của Cơ quan Vũ trụ Châu Âu đã tiến một bước xa hơn khi mang theo thiết bị băng tần P đầu tiên, có bước sóng dài hơn radar thông thường.

Bước sóng càng dài thì nó càng xuyên sâu qua lá và cành, cho phép nó ước tính được cả khối lượng gỗ của thân cây. Vệ tinh được phóng vào tháng 4 năm 2025. Nó phát hành dữ liệu mở đầu tiên vào ngày 19 tháng 12 năm đó. Trong mạng quan sát của Châu Âu, Sentinel-1D đi vào quỹ đạo vào tháng 11 năm 2025. Kết hợp với Sentinel-1C hiện có, nó khôi phục hệ thống cũ là thăm lại cùng một vị trí cứ sau sáu ngày.

Hàn Quốc đặt một vệ tinh khác trong lớp này. Vệ tinh Nông Lâm nghiệp do Cục Hàng không Vũ trụ Hàn Quốc, Cục Phát triển Nông thôn và Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc hợp tác phát triển, là Vệ tinh Tiên tiến Nhỏ gọn 4. Tên lửa SpaceX Falcon 9 đã đưa nó vào không gian. Vụ phóng diễn ra vào ngày 7 tháng 7 năm 2026.

Vệ tinh này sẽ chụp ảnh toàn bộ Bán đảo Triều Tiên ba ngày một lần ở độ phân giải khoảng 5 mét và dự kiến sẽ được sử dụng để nhanh chóng xác định các khu vực bị thiệt hại do cháy rừng và lở đất trên một khu vực rộng lớn. Một vệ tinh khác đáng theo dõi là Sejong 3, một vệ tinh siêu quang được phóng vào tháng 3 năm 2026 bởi công ty tư nhân Hàn Quốc Hancom InSpace.

Trong khi một máy ảnh thông thường chỉ chia ánh sáng thành ba màu đỏ, lục và lam thì vệ tinh siêu nhỏ 6 đơn vị (6U) này, có kích thước bằng hai hộp đựng giày đặt từ đầu đến cuối, ghi lại ánh sáng thành 442 dải. Nó nặng chưa đến 11 kg. Do đó, nó có khả năng phân biệt không chỉ màu sắc của lá mà cả đặc tính phản xạ của các chất tạo nên chúng.

Ở quy mô trung gian, lớp máy bay không người lái sử dụng LiDAR, cảm biến siêu phổ và đa phổ cũng như camera có độ phân giải cực cao để thu thập cấu trúc ba chiều và dấu hiệu màu sắc của các cây và từng cây riêng lẻ. LiDAR là thiết bị phát ra ánh sáng và đo thời gian cần thiết để quay trở lại, từ đó xác định khoảng cách tới vật thể. LiDAR gắn trên máy bay không người lái bay thấp trên cây và ghi lại đường viền của từng vương miện.

Lớp vi mô nằm gần như trên mặt đất. Nó bao gồm máy quét laser trên mặt đất (TLS), hệ thống lập bản đồ di động ba lô (Ba lô MMS), cảm biến vi khí hậu IoT để đo độ ẩm của đất và nhiệt độ không khí và tháp PhenoCam chụp ảnh sự thay đổi theo mùa. PhenoCam chụp ảnh cùng một cái cây từ cùng một góc mỗi ngày, ghi lại theo ngày khi lá mọc và khi chúng chuyển sang màu đỏ.

Cảm biến IoT chôn sâu 15 cm dưới lòng đất truyền tốc độ đất khô đến máy chủ trong thời gian thực. Các thiết bị này liên tục đo và ghi lại đường kính cây ở độ cao ngang ngực, độ cong của thân, thảm thực vật dưới tán và độ ẩm của đất.

Bởi vì đường kính ở độ cao ngang ngực là thông tin đầu vào đầu tiên được sử dụng để tính toán khối lượng gỗ và trữ lượng carbon của một cây riêng lẻ, nên ngay cả sai số vài milimet cũng tăng lên đến kích thước không thể bỏ qua khi nhân lên toàn bộ khu rừng.

Máy bay không người lái được trang bị LiDAR tự động được Viện Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia công bố vào tháng 1 năm 2026 trải rộng trên mặt đất và các lớp máy bay không người lái. Nhiệm vụ mà một người phải mất 22 giờ để đi bộ khảo sát một ha bằng thước dây đã được máy bay không người lái này hoàn thành trong 2,3 giờ.

Độ chính xác của nó đạt tới 96% so với các phép đo trường trực tiếp và nó thu được cả những đường kính ở độ cao ngang ngực mà mắt người khó đo được vì chúng bị lá che khuất.

Căn chỉnh không gian và thời gian

Vấn đề là dữ liệu được thu thập theo cách này giống như các phép đo được thực hiện bằng các loại thước khác nhau. Một ô hình ảnh vệ tinh có phạm vi từ 10 đến 30 mét. Hình ảnh từ máy bay không người lái có độ phân giải vài cm và máy quét mặt đất đạt độ phân giải vài mm. Nếu một pixel bị lệch, toàn bộ cây có thể bị che khuất bởi cây lân cận trên bản đồ.

Việc xếp chồng những dữ liệu này trước tiên đòi hỏi phải có điểm kiểm soát mặt đất: các tấm phản chiếu và điểm đánh dấu hình chữ thập được đặt dọc theo đường rừng và tọa độ của chúng được đo bằng định vị vệ tinh. Tiếp theo là các mô hình hàm hợp lý và hiệu chỉnh hình học dựa trên điểm đặc trưng. Bởi vì mỗi cảm biến có độ phân giải và hệ tọa độ khác nhau nên việc kiểm tra lỗi đăng ký phù hợp với địa điểm nghiên cứu và thiết bị phải tuân theo.

Sắp xếp thời gian không dễ dàng hơn. Trong hệ thống hai vệ tinh, Sentinel-2 sẽ quay lại cùng một khu vực khoảng 5 ngày một lần; một vệ tinh Landsat thực hiện việc này khoảng 16 ngày một lần; và các cuộc khảo sát bằng máy bay không người lái và mặt đất diễn ra không liên tục theo lịch trình của các nhà nghiên cứu. Trong khoảng thời gian đó, cây ra lá và thay đổi lượng nước mà chúng chứa.

Nếu dữ liệu từ những ngày tháng không khớp được chồng lên nhau, ảo ảnh quang học sẽ làm cho cùng một cái cây xuất hiện với các màu sắc khác nhau. Đây là lý do tại sao các thuật toán như Sen2Cor và Fmask được sử dụng để lọc mây và bóng, đồng thời tại sao nhiều hình ảnh từ cùng một mùa được chọn và tổng hợp.

Khi vị trí pixel và thời gian quan sát bị căn chỉnh sai, tín hiệu đầu vào của mô hình sẽ bị trộn lẫn, do đó mỗi nghiên cứu phải báo cáo lỗi đăng ký và chênh lệch thời gian riêng biệt.

Một nghiên cứu gần đây về rừng trồng của các hộ nhỏ ở vùng cao nguyên phía nam Tanzania đã đưa ra manh mối để giải quyết vấn đề này.

Các nhà nghiên cứu Mauya và Jonas đã báo cáo rằng việc kết hợp dữ liệu quang học Sentinel-1 và radar Sentinel-2 với mô hình rừng ngẫu nhiên và máy vector hỗ trợ (SVM) trong khu vực có nhiều mây đã cải thiện độ chính xác của việc phân loại các loài được trồng bởi các hộ sản xuất nhỏ so với chỉ sử dụng dữ liệu quang học. Một giải pháp cho vấn đề màn hình trắng gặp phải trong phòng điều khiển mùa gió mùa đang được xây dựng theo cách này.

Kết hợp ánh sáng, sóng vô tuyến và tia laser

Ba cảm biến quan sát các đặc tính khác nhau của một khu rừng. Cảm biến quang học đọc chất diệp lục của lá, trạng thái nước và chỉ số thực vật ở các dải nhìn thấy, cận hồng ngoại và hồng ngoại sóng ngắn. Tuy nhiên, ở những khu vực có tán lá rậm rạp, độ phản xạ đạt đến điểm bão hòa và không còn phân biệt được những khác biệt bổ sung.

Radar khẩu độ tổng hợp phát ra sóng vi ba, chẳng hạn như băng tần C của Sentinel-1 hoặc băng tần L của ALOS PALSAR, và thu các tín hiệu phản xạ từ các cành và thân cây dày bất kể đám mây, từ đó tiết lộ bộ khung bên trong của khu rừng. Ngay cả khi các bức ảnh vệ tinh bị xóa thành màu trắng trong mùa gió mùa, vì sóng vẫn truyền thẳng qua các đám mây.

LiDAR phát ra các xung laser và đo trực tiếp chiều cao cây, thể tích tán, lớp thẳng đứng và độ cao mặt đất ở độ phân giải centimet. Mở cả ba mắt cùng một lúc cho phép mỗi mắt lấp đầy điểm mù của người khác.

Các phương pháp cung cấp ba loại dữ liệu này vào mô hình AI được chia thành nhiều loại. Phản ứng tổng hợp sớm, kết hợp các kênh quang, radar và LiDAR ở giai đoạn đầu vào và đưa chúng vào một mạng thần kinh duy nhất, có cấu trúc ngắn

gọn nhưng nguy cơ trang bị quá mức sẽ tăng lên nếu kích thước đầu vào trở nên quá mức so với kích thước mẫu.

Phản ứng tổng hợp muộn đào tạo một mạng lưới thần kinh riêng biệt cho mỗi cảm biến và kết hợp đầu ra của chúng bằng cách bỏ phiếu hoặc tính trung bình có trọng số ở giai đoạn quyết định cuối cùng. Nó bảo tồn các đặc điểm dành riêng cho cảm biến nhưng có thể bỏ lỡ các tương tác tinh tế giữa các cảm biến. Sự kết hợp lai kết hợp các tính năng ở giai đoạn trung gian với cấu trúc chú ý chéo.

Nó đòi hỏi nhiều tính toán hơn nhưng có thể tìm hiểu mối quan hệ giữa các thông tin từ mỗi cảm biến một cách sâu sắc hơn.

Một số nghiên cứu thực địa cho thấy sự khác biệt thực tế giữa các phương pháp này. Nghiên cứu của MTSCFNet về các khu rừng hỗn hợp cận nhiệt đới ở Tam Hà và Hoàng Phong Kiều, Trung Quốc, liên kết LiDAR của máy bay không người lái, hình ảnh RGB có độ phân giải cực cao và hình ảnh vệ tinh GF-2 thông qua ba bộ mã hóa và mô-đun kết hợp chéo.

Nó cải thiện rõ rệt độ chính xác của việc phân loại loài cây chỉ bằng cách sử dụng dữ liệu quang học hoặc LiDAR. Trong nghiên cứu này, thiết bị RIEGL miniVUX-1UAV LiDAR ghi được 87,14 điểm trên một mét vuông. Máy bay không người lái DJI M300 RTK đã thu thập hình ảnh RGB với kích thước pixel là 6,23 cm.

Riêng biệt, một tập dữ liệu công khai phủ lên dữ liệu vệ tinh quang học GF-2 với dữ liệu vệ tinh radar GF-3 gần đây đã được tạo ra ở Trung Quốc và đang được sử dụng trong nghiên cứu nhằm phân chia chính xác các khu vực có ranh giới giữa rừng, vùng cây bụi và đồng cỏ không rõ ràng. Trong một nghiên cứu khác kết hợp dữ liệu siêu phổ và LiDAR, độ chính xác tổng thể chỉ là 80,39% chỉ với dữ liệu quang học.

Khi hai bộ dữ liệu được liên kết bằng sự chú ý chéo, độ chính xác tăng 9,21 điểm phần trăm lên 89,60%. Trong một nghiên cứu tạo ra bản đồ chiều cao cây toàn cầu, đóng góp mạnh mẽ nhất đến từ các quan sát LiDAR trực tiếp, tiếp theo là các biến địa hình và sau đó là các chỉ số radar và quang học gián tiếp.

Tại các khu rừng mưa nhiệt đới Deramakot và Tangkulap ở Borneo, Malaysia, một nhóm nghiên cứu bao gồm Kotaro Komatsu đã tự động xác định cây khộp trong hình ảnh RGB của máy bay không người lái, sau đó liên kết kết quả với dữ liệu vệ tinh và mô hình rừng ngẫu nhiên. Độ chính xác của việc xác định cây khộp chỉ từ

hình ảnh máy bay không người lái là 0,71 độ chính xác của nhà sản xuất và 0,67 độ chính xác của người dùng.

Một mô hình chỉ sử dụng dữ liệu vệ tinh mà không có mẫu thực địa có khả năng giải thích là 0,43 và sai số 70,60 megagram trên mỗi ha. Việc thêm các biến được trích xuất từ máy bay không người lái đã tăng khả năng giải thích lên 0,51 và giảm sai số xuống 60,53 megagram. Điều này có nghĩa là chi phí đi lại hiện trường và đếm từng mẫu một có thể giảm đáng kể.

Một nghiên cứu khác trong các khu rừng được quản lý ở Sakhalin, Nga, đã so sánh ba mô hình bằng cách cung cấp dữ liệu phân khu độc lập, chuỗi thời gian Sentinel-2 và dữ liệu địa hình riêng biệt vào rừng ngẫu nhiên, XGBoost và TabNet. XGBoost tạo ra các lỗi nhỏ hơn so với hai mô hình còn lại về chiều cao cây, diện tích cơ bản, trữ lượng gỗ cũng như trữ lượng carbon và ghi nhận mức giải thích tổng hợp là 0,68.

Cuộc khảo sát bằng máy bay không người lái ở Borneo và cuộc khảo sát bằng máy bay không người lái tự động ở tỉnh Gangwon đều đi theo cùng một hướng. Thay vì mọi người băng qua khu rừng bằng dao rựa và đếm từng cây một, sự cân bằng đang chuyển sang các máy đếm chúng ở đâu đó giữa bầu trời và mặt đất. Con số đó có thể tin cậy được bao nhiêu là câu hỏi tiếp theo.

Kết quả và nhiệm vụ xung đột còn lại

Khi công nghệ phát triển nhanh chóng, các nghiên cứu đưa ra những câu trả lời khác nhau. Trong một khu rừng chỉ có một loài duy nhất như thông, cấu trúc ba chiều được đo bằng LiDAR, bao gồm chiều rộng, chiều cao và cách sắp xếp cành, đóng vai trò chính trong việc phân biệt loài và sinh khối.

Nghiên cứu cũng đang kiểm tra các phương pháp kết hợp chỉ số quang học và cấu trúc ba chiều để tìm ra cây ở giai đoạn đầu bị hư hại, trước khi màu lá thay đổi rõ rệt. Ngược lại, trong các khu rừng hỗn hợp nhiệt đới hoặc cận nhiệt đới nơi có nhiều loài và cây bụi đan xen, chỉ riêng LiDAR là không đủ; tín hiệu từ lá và nước được thu bởi cảm biến quang học và siêu quang cũng phải được xem xét.

Phương pháp tổng hợp nào hoạt động tốt nhất phụ thuộc vào việc đăng ký cảm biến, cỡ mẫu và hình dạng của khu rừng.

Những vấn đề khiến việc chuyển trực tiếp sang sân còn khó khăn. Ngay cả một mô hình đạt được độ chính xác cao ở một vùng cũng phải được hiệu chỉnh lại ở những khu rừng có loài và mùa khác nhau. Trong một khu rừng rậm rạp, tín hiệu laser và

quang học từ vệ tinh hoặc máy bay không người lái không đến được các tầng thấp hơn hoặc mặt đất, khiến sai số tích tụ trong các ước tính về đường kính thân cây và thảm thực vật dưới tán.

Máy bay không người lái bay thấp bên dưới khu rừng cũng phải tính toán lại vị trí của chính nó nếu tín hiệu định vị vệ tinh bị mất. Khi ánh sáng khan hiếm và cành cây đung đưa trong gió, sai số vị trí trong phép đo hình quán tính trực quan (VIO) cũng như định vị và lập bản đồ đồng thời (SLAM) sẽ tăng lên.

Mạng thần kinh ba chiều và Máy biến áp tầm nhìn yêu cầu bộ nhớ và năng lượng đáng kể tùy thuộc vào kích thước đầu vào và thiết bị, do đó, việc đặt chúng vào thiết bị hiện trường đòi hỏi phải kiểm tra tốc độ dành riêng cho thiết bị và trọng lượng nhẹ của mô hình.

Những nỗ lực nhằm hạ thấp rào cản này vẫn đang được tiếp tục. Nghiên cứu đang giảm bớt các mô hình ba phương thức thông qua chất lọc kiến trúc, lượng tử hóa mô hình và tăng tốc chất bán dẫn chuyên dụng để chúng có thể chạy trên máy bay không người lái và thiết bị hiện trường. Các phương pháp AI có thể giải thích được như Grad-CAM và SHAP hiển thị cơ sở mà mạng lưới thần kinh đưa ra quyết định.

Một hướng khác đặt những thay đổi theo mùa của cây cối và các mô hình vật lý về độ ẩm của đất vào mạng lưới thần kinh như những hạn chế, làm giảm các câu trả lời không hợp lý về mặt sinh thái.

Khi các bộ dữ liệu công khai trải rộng trên nhiều vùng và cảm biến, chẳng hạn như TreeSatAI, PureForest và ForestSemantic-MS, tiếp tục mở rộng, nền tảng cho các mô hình tinh chỉnh riêng biệt phù hợp với các khu rừng trên Bán đảo Triều Tiên sẽ phát triển mạnh mẽ hơn.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. de Conto, T., Armston, J., & Dubayah, R. (2025). Scalable deep fusion of spaceborne lidar and synthetic aperture radar for global forest structural complexity mapping. arXiv:2510.06299. <https://arxiv.org/abs/2510.06299> (accessed August 2, 2026)
2. European Space Agency. (2025a, November 4). Copernicus Sentinel-1D launch highlights. https://www.esa.int/ESA_Multimedia/Videos/2025/11/Copernicus_Sentinel-1D_launch_highlights (accessed August 2, 2026)
3. European Space Agency. (2025b, December 19). Biomass' first open data products now available. Earth Online. <https://earth.esa.int/eogateway/news/biomass-first-open-data-products-now-available> (accessed August 2, 2026)

4. Forkuo, G. O., & Borz, S. A. (2026). Deep learning-based computer vision in forest monitoring and management: a systematic review. *Biodiversity and Conservation*, 35(208), 1-37. <https://doi.org/10.1007/s10531-026-03412-x>
5. Jung, M., Choi, J., Carpenter, J., Fei, S., & Jung, J. (2025). Individual tree biomass estimation using single-scan terrestrial laser scanner with efficient projection-based deep learning. *Journal of Forestry*.
<https://doi.org/10.1007/s44392-025-00065-6>
6. Komatsu, K., Takeshige, R., Onishi, M., Fujiki, S., Imai, N., Miyamoto, K., Aiba, S., Kitayama, K., Tsen, S. T. L., Nilus, R., Dawat, J., Pereira, J., Onoda, Y., & Aoyagi, R. (2026). Quantifying carbon stock and tree community composition in tropical forests through combining satellite and UAV analyses. *Scientific Reports*, 16.
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-34938-9>
7. Mauya, E. W., & Jonas, J. (2026). Integrating Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multispectral data for tree species classification and mapping in smallholder planted forests of Tanzania. *Discover Forests*.
<https://doi.org/10.1007/s44415-026-00085-w>
8. NASA Earthdata. (July 20, 2026). NISAR L-band data released, expanding record of surface changes. <https://www.earthdata.nasa.gov/news/nisar-l-band-data-released-expanding-record-surface-changes> (accessed August 2, 2026)
9. Takhtkeshha, N., Bocaux, L., Ruoppa, L., Remondino, F., Mandlbürger, G., Kukko, A., & Hyypä, J. (2026). 3D forest semantic segmentation using multispectral LiDAR and 3D deep learning. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 94, 377-397.
<https://doi.org/10.1007/s41064-025-00369-4>
10. Tasuev, U., Tregubova, P., Illarionova, S., Shadrin, D., Bernshteyn, A., & Burnaev, E. (2026). Machine learning-based geospatial assessment of forest structure characteristics and sequestration potential for informed carbon stocks inventories. *Scientific Reports*, 16, 20872. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-50929-w>
11. Wang, L., Zhang, H., Fu, R., Lei, K., Liu, Y., Yang, T., Zhang, J., & Ge, X. (2026). MTSCFNet: a novel framework for improving tree species classification in a subtropical forest using RGB, LiDAR-derived, and GF-2 data. *Journal of Forestry Research*, 37(1), Article 22. <https://doi.org/10.1007/s11676-025-01964-2>
12. Wang, M., Zhang, Q., Liu, X., Zhang, J., Yu, F., Zhang, X., & Zhao, R. (2026). Research progress on multimodal data fusion in forest resource monitoring. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1710618.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1710618>
13. Newspim. (July 3, 2026). Korea's first agriculture and forestry satellite launched...precision observations every three days, from crop growth to disasters. <https://www.newspim.com/news/view/20260703000799> (accessed August 2, 2026)
14. Herald Economy. (2026a, January 28). Korea Forest Service opens the era of "autonomous drones" navigating through forests. <https://biz.heraldcorp.com/article/10665629> (accessed August 2, 2026)
15. Herald Economy. (2026b, March 31). Hancom InSpace hyperspectral satellite "Sejong 3" successfully communicates with ground station. <https://biz.heraldcorp.com/article/10706270> (accessed August 2, 2026)

1.3

Mô hình ngôn ngữ lớn chuyên biệt cho lâm nghiệp (ForestGPT) và hỗ trợ ra quyết định thông minh

Lúc đó đã hơn ba giờ chiều tại văn phòng của một hợp tác xã lâm nghiệp địa phương ở tỉnh Gangwon. Ánh nắng cuối hè chiếu xiên qua cửa sổ, và trên bàn làm việc của viên chức có một cuốn sách nhỏ chứa các Quy tắc thực thi Đạo luật Tài nguyên Rừng nằm mở bên cạnh một cuốn sổ tay hướng dẫn lâm nghiệp với các góc đã sờn.

Chỉ riêng buổi sáng hôm đó, ba người gọi đã hỏi liệu những cây chết bị đốn hạ trong khu vực kiểm soát bệnh héo thông có thể được tạm thời chất đống ở một bãi đất trống trong làng hay không. Viên chức xem qua mục lục của cuốn sách quy chế, tìm kiếm phần phụ lục của sổ tay và thậm chí mở thư từ chính thức của năm ngoái, nhưng vẫn không tìm được câu trả lời chính xác.

Cuối cùng, cán bộ đóng sổ tay lại và gõ câu hỏi trực tiếp vào ô tìm kiếm trên màn hình máy tính: Việc xử lý khử trùng cây chết do bệnh héo thông phải hoàn tất ở đâu?

Ngày càng có nhiều người đặt những câu hỏi như vậy cho các chatbot AI. Các mô hình ngôn ngữ lớn (LLM), học từ khối lượng lớn văn bản và tạo ra các câu giống như con người, giờ đây trả lời hầu hết các câu hỏi mà không do dự. Vấn đề bắt đầu khi câu trả lời sai.

Các mô hình có mục đích chung như ChatGPT và Claude đã học được từ số lượng lớn văn bản lưu hành trên internet, nhưng đọc được ít tài liệu chuyên ngành, hẹp hơn như quy định về rừng và thông số kỹ thuật lâm nghiệp. Khi được hỏi một câu hỏi về lâm nghiệp, họ có thể rút ra kiến thức học được từ xây dựng hoặc kỹ thuật tổng hợp và đưa ra câu trả lời nghe có vẻ hợp lý.

Hiện tượng này, trong đó một mô hình phát minh ra một sự thật không tồn tại, được gọi là ảo giác. Nó giống như một người đang nói dối với vẻ mặt tự tin. Trong rừng, ảo giác không kết thúc bằng một tai nạn nhỏ. Nếu một cán bộ nhận được hướng

dẫn khủ trùng không chính xác và xử lý sai những cây chết, tuyến trùng gỗ thông có thể lây lan sang khu rừng lân cận.

Nếu việc thu hoạch tiến hành theo tiêu chí độ dốc không chính xác, nó có thể dẫn đến lở đất trong mùa mưa.

Trong một đánh giá có hệ thống năm 2026 trong Báo cáo Lâm nghiệp Hiện tại theo dõi sự lan rộng của AI trong kỹ thuật lâm nghiệp, Forkuo và các đồng nghiệp đã nhận thấy rằng phong trào này đang mở rộng ra ngoài việc xử lý dữ liệu có cấu trúc như đọc cảm biến và ảnh vệ tinh đến xử lý các tài liệu phi cấu trúc như quy định, hướng dẫn và báo cáo.

AI làm việc với dữ liệu có cấu trúc sẽ tính toán các giá trị phân giải gọn gàng thành các con số, chẳng hạn như diện tích rừng hoặc chiều cao của cây. AI làm việc với các tài liệu phi cấu trúc phải đọc câu và hiểu ngữ cảnh. Nhiệm vụ sau khó khăn hơn nhiều.

ForestGPT, một mô hình ngôn ngữ lớn dành riêng cho lâm nghiệp, là một nỗ lực để thu hẹp khoảng cách này. Một bài báo đăng trên tạp chí Electronics vào năm 2025 của các nhà nghiên cứu người Áo Ehrlich-Sommer, Eberhard và Holzinger mô tả mô hình này như một trợ lý luôn bên cạnh các chuyên gia lâm nghiệp trong khi để lại phán quyết cuối cùng cho người dân.

Các nhà nghiên cứu đã đề xuất lộ trình phát triển gồm bốn giai đoạn: bắt đầu với một công cụ tương tác đọc tài liệu rừng, sau đó chuyển sang thể hệ tăng cường thu hồi, mô phỏng tăng trưởng và kết nối với cảm biến hiện trường. Hệ thống được thử nghiệm tại Futa Expo 2025 là một chatbot đa ngôn ngữ giai đoạn đầu hướng dẫn khách truy cập sử dụng khoảng một megabyte tài liệu được tuyển chọn.

Thể hệ tăng cường truy xuất, trình mô phỏng và tích hợp cảm biến vẫn nằm trong lộ trình.

Một phong trào tương tự đã bắt đầu ở Hàn Quốc. Viện Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia đã tổ chức cuộc thi đầu tiên kết hợp dữ liệu lớn về rừng với trí tuệ nhân tạo và trao giải cho 7 đội. Các thử nghiệm kết nối học sâu, trí tuệ nhân tạo tổng quát và công nghệ tác nhân có khả năng phán đoán và hành động tự chủ với chính sách lâm nghiệp và dịch vụ thực địa đang lan rộng khắp các trường đại học và công ty khởi nghiệp.

Một trợ lý tìm và đọc luật

Các công nghệ được sử dụng bởi các mô hình chuyên ngành lâm nghiệp như ForestGPT thuộc hai loại chính. Một là tinh chỉnh, đào tạo lại trọng số bên trong mô hình cơ sở. Loại còn lại là thể hệ tăng cường truy xuất (RAG), không thay đổi trọng số của mô hình và cung cấp các luật và tài liệu hướng dẫn liên quan cùng với mỗi câu hỏi. Loại thứ hai được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực lâm nghiệp.

Các quy định thay đổi thường xuyên và việc đào tạo lại toàn bộ mô hình tốn rất nhiều thời gian và tiền bạc. Theo RAG, khi có câu hỏi, trước tiên, mô hình sẽ tìm kiếm kho tài liệu liên quan để tìm các điều khoản có thể dùng làm bằng chứng, sau đó đưa ra câu trả lời trong khi trích dẫn các điều khoản đó.

Thiết kế hệ thống để nói rằng nó không biết, thay vì phát minh ra câu trả lời khi không tìm thấy tài liệu hỗ trợ, đã trở thành một cách thiết thực để ngăn chặn ảo giác.

Tác nhân đàm thoại Farm Assistant, do dự án FOREST4EU của Liên minh Châu Âu tạo ra, thể hiện nguyên tắc này. Nó được kết nối với FarmBook, một cơ sở dữ liệu kiến thức được thu thập từ các trang trại và rừng. Khi được hỏi về các mô hình chăn thả có thể ngăn chặn cháy rừng hoặc các cách để giảm sinh khối, nó sẽ trả lời bằng mã số nhận dạng của các vật liệu hỗ trợ.

Khi được hỏi về tài liệu không có trong cơ sở dữ liệu, chẳng hạn như tuyên bố của một chính trị gia bên ngoài, nó không nghĩ ra câu trả lời mà nói rõ ràng rằng nó không có thông tin.

Tại Armenia, Trung tâm Môi trường Acopian của Đại học Hoa Kỳ Armenia (AUA) và Viện Nghiên cứu Rừng, Tuyết và Cảnh quan Liên bang Thụy Sĩ (WSL) đã cùng nhau tạo ra một chatbot tương tác để hỗ trợ các nhà hoạch định chính sách thực hiện đánh giá tác động của biến đổi khí hậu và viết báo cáo quốc gia.

Ngay cả những công chức có kiến thức nền tảng hạn chế về khoa học lâm nghiệp cũng có thể tham khảo chatbot trong khi chuẩn bị kế hoạch trồng lại rừng và tính toán bể chứa carbon.

Chưa có công nghệ nào loại bỏ hoàn toàn ảo giác. RAG, neo các câu trả lời trong tài liệu được truy xuất, cùng với ước tính độ không đảm bảo, kiểm tra tính nhất quán và các biện pháp bảo vệ phản hồi, có thể giảm sai sót nhưng hiệu suất thay đổi tùy theo mô hình và dữ liệu thử nghiệm. Lời khuyên về số lượng phân bón hoặc

thời điểm kiểm soát, trong đó một sai sót có thể làm hỏng vụ mùa năm đó, cuối cùng phải được chuyên gia con người kiểm tra.

Hậu quả của một câu trả lời sai càng lớn, chẳng hạn như giấy phép khai thác hoặc tiêu chuẩn khử trùng có thể dẫn đến phạt tiền hoặc lây lan tuyến trùng gỗ thông, thì ranh giới càng phải được vạch ra rõ ràng: câu trả lời của mô hình là tài liệu tham khảo chứ không phải phê duyệt cuối cùng.

Cổ vấn bảo vệ các công trường nguy hiểm

Một buổi chiều ở văn phòng dành cho việc do dự trước một cuốn sách luật là tương đối an toàn. Những mối nguy hiểm khác nhau đang chờ đợi một công nhân khai thác gỗ vào núi. Lâm nghiệp là ngành có tỷ lệ tai nạn cao. Tai nạn do phán đoán sai hướng cây sẽ đổ hoặc trượt khi sử dụng cưa máy trên dốc vẫn tái diễn hàng năm. Các nhà nghiên cứu tại Đại học Kindai ở Nhật Bản đã cố gắng giải quyết vấn đề này bằng một trò chơi và một nhân viên tư vấn AI.

Họ đã tải trước một nhân viên dựa trên ChatGPT các hướng dẫn an toàn và thể kiến thức chuyên môn. Khi một học viên mô tả một tình huống tại hiện trường, người đại diện đã xác định được các mối nguy hiểm. Trước khi nạp sẵn kiến thức, vòng đầu tiên và vòng thứ hai tạo ra tổng cộng 8 câu trả lời sai và sai lệch về ngữ cảnh. Sau quá trình này, vòng thứ ba và thứ tư chỉ có tổng cộng hai câu trả lời sai.

Điểm số trên thang đo hành vi an toàn gồm 40 mục cũng tăng đáng kể so với mức độ trước khi đào tạo của họ.

Các thử nghiệm liên quan đến lệnh thoại tại hiện trường đã bộc lộ một loại vấn đề khác. Các thuật ngữ dành riêng cho lâm nghiệp như chaps, nghĩa là quần áo bảo hộ và thuật ngữ tiếng Nhật kakarigi (かかり木), mô tả một cái cây bị đốn ngã vướng vào một cây khác trước khi đổ hoàn toàn, đã bị phiên âm sai thành những từ không liên quan trong quá trình nhận dạng giọng nói tự động (ASR).

Các từ được phiên âm không chính xác sẽ được chuyển trực tiếp sang giai đoạn tiếp theo, xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), cho phép máy tính hiểu được lời nói và chữ viết của con người, đồng thời khuếch đại các phản hồi đi lạc khỏi ngữ cảnh. Điều này thường xảy ra ở những khu rừng có tiếng ồn lớn và tín hiệu dễ bị mất.

Các nhà nghiên cứu đề xuất bổ sung thêm một từ điển thuật ngữ kỹ thuật riêng biệt và một quy trình trong đó một người kiểm tra lại câu đã được nhận dạng.

Giám sát trực quan có một cách tiếp cận khác. Một nghiên cứu của Kundu và các đồng nghiệp được công bố trên Báo cáo khoa học vào năm 2025 đã kết nối mô hình phát hiện đối tượng YOLOv8 với một tác nhân dựa trên LangChain. Hệ thống tìm thấy các gốc cây, máy khai thác gỗ và nhân viên trái phép trong hình ảnh từ máy bay không người lái và vệ tinh, sau đó sắp xếp các khu vực nghi ngờ có nạn phá rừng thành các báo cáo GIS.

Mức độ mất huấn luyện giảm và mức thu hồi tối đa đạt 0,24, nhưng mAP50 vẫn ở mức 0,07. Hiệu suất của nó quá thấp để coi nó như một hệ thống hiện trường có khả năng tìm kiếm các gốc cây và thiết bị nhỏ một cách đáng tin cậy, do đó cần phải có sự kiểm tra lại của con người.

Cần cắt bao nhiêu và chuyên chở ở đâu

Hệ thống hỗ trợ quyết định thông minh (DSS) là một công cụ tính toán nhiều điều kiện cùng một lúc và so sánh các lựa chọn thay thế. Trong quản lý rừng, sản xuất gỗ, an toàn lao động, xói mòn đất và lưu trữ carbon đều có sự kết hợp trong một kế hoạch duy nhất.

Trong bản in trước năm 2025, Eberhard và các đồng nghiệp đã đề xuất một mô hình dựa trên GIS so sánh thiết bị đo đạc, thiết bị chuyển tiếp và thiết bị hỗ trợ tời trong khi xem xét độ dốc, nguy cơ xói mòn đất và thiệt hại đối với cây còn sót lại. Nó không phải là một hệ thống lĩnh vực hoạt động được bình duyệt.

Deng và Feng đã giải quyết vấn đề điều phối và định tuyến cho xe tải chở cây đã thu hoạch bằng thuật toán di truyền. Bắt chước cách các sinh vật truyền lại những đặc điểm tốt hơn qua các thế hệ kế tiếp, phương pháp tính toán này tạo ra một số tuyến đường ứng cử viên và khiến chúng cạnh tranh, sau đó thay đổi từng tuyến đường sống sót để tìm ra lịch trình điều động tối ưu.

Trước đó, Görgens và các đồng nghiệp đã phát triển một thuật toán lập kế hoạch đa mục tiêu giúp tăng khối lượng thu hoạch đồng thời hạn chế mức độ nén chặt của các đường khai thác.

Có nhiều nỗ lực nhằm đo lường hiệu quả quản lý rừng bằng nhiều thước đo cùng nhau, thay vì chỉ bằng tiền. Phân tích màng bao dữ liệu (DEA) là một kỹ thuật thống kê tính toán tỷ lệ giữa nguồn lực đầu tư và kết quả tạo ra, phân biệt các đơn vị quản lý rừng hiệu quả cao với các đơn vị kém hiệu quả hơn.

Theo đánh giá năm 2026 của Zadmirzaei và các đồng nghiệp trong ba thập kỷ nghiên cứu DEA lâm nghiệp, DEA gần đây đã nhanh chóng hợp tác với trí tuệ nhân tạo.

Ngày càng có nhiều nghiên cứu sử dụng thuật toán rừng ngẫu nhiên để chọn các yếu tố chính khi chọn biến đầu vào, dự đoán điểm hiệu quả với mạng lưới thần kinh và liên kết DEA với NSGA-II, một nhóm phương pháp thuật toán di truyền đồng thời tối ưu hóa các mục tiêu khác nhau như hiệu quả hoạt động, doanh thu từ gỗ, bảo tồn môi trường và hấp thụ carbon để tạo ra các kịch bản chính sách cụ thể.

Ở cấp độ dự báo dài hạn, số liệu thống kê quốc gia phát huy sức mạnh của chúng. Một ví dụ là một nghiên cứu liên kết dữ liệu từ Cơ quan Giám sát và Đánh giá Tài nguyên Rừng Quốc gia Tanzania (NAFORMA) với công nghệ máy học để dự báo những thay đổi về diện tích rừng đến năm 2054.

Diện tích rừng và đất rừng vốn đạt mức 48,09 triệu ha vào năm 2014 đã giảm xuống còn 32,99 triệu ha theo một kịch bản cho phép các xu hướng phát triển hiện tại tiếp tục không thay đổi. Theo kịch bản có áp lực phát triển nặng nề, diện tích giảm xuống còn 28,30 triệu ha. Ngược lại, trong kịch bản áp dụng quản lý bền vững, quy mô suy giảm giảm rõ rệt, cung cấp bằng chứng định lượng có thể được sử dụng trong các quyết định chính sách.

Tính toán đang tiếp cận nông lâm kết hợp, trong đó cây cối và hoa màu cũng được trồng cùng nhau. Ridlo và các đồng nghiệp ở Indonesia đã sử dụng lý thuyết đồ thị để xác định nơi nên trồng cây che bóng giữa các cây cà phê để duy trì độ ẩm và nồng độ carbon dioxide thích hợp. Họ đã áp dụng thuật toán đồ thị có tên RIDS, hay Giải quyết các tập hợp thống trị độc lập, vào sơ đồ trường có lưới để quyết định vị trí của các cây bóng mát.

Sau đó, họ đưa dữ liệu về độ ẩm và carbon dioxide được thu thập bởi các cảm biến thông minh vào mạng thần kinh đồ thị không gian-thời gian (STGNN) để dự báo những thay đổi vi khí hậu từ 10 đến 20 ngày tới. Một khu đất trồng 96 cây cà phê và 26 cây che bóng được tính toán sẽ giữ lại 520 kg carbon dioxide mỗi năm. Một mảnh đất trồng 31 cây bóng mát theo lưới được tính toán để giữ lại 620 kg mỗi năm.

Các chỉ số lỗi thấp hơn so với các chỉ số của các mô hình so sánh hiện có và khả năng giải thích, cho thấy mức độ giá trị thực tế mà các dự đoán đã giải thích, nằm trong khoảng từ 0,73 đến 0,81, vượt trội so với các phương pháp khác.

Làm thế nào để phát hiện một câu trả lời sai một cách tự tin

Khi các kết quả nghiên cứu được đặt cạnh nhau, những tuyên bố trái ngược nhau sẽ xuất hiện. Các mô hình ngôn ngữ lớn có mục đích chung như ChatGPT dẫn đến kiến thức tổng quát rộng và tính linh hoạt giữa các ngôn ngữ, nhưng thường gây ảo giác cho các câu hỏi chuyên sâu, hẹp như quy định về rừng và quy tắc an toàn tại nơi làm việc.

Các mô hình dựa trên RAG hoặc ForestGPT, đưa ra câu trả lời trong các tài liệu hỗ trợ, mang lại độ chính xác cao hơn và bằng chứng mạnh mẽ hơn cho các truy vấn pháp lý. Tuy nhiên, vì chúng được thiết kế để từ chối các câu hỏi bên ngoài kho kiến thức được chỉ định nên chúng không thể trò chuyện một cách tự do. Để đạt được sự chính xác và tự do cùng một lúc vẫn chưa phải là điều dễ dàng.

Sự căng thẳng tương tự xuất hiện giữa các phương pháp tính toán. Mô hình DEA truyền thống cho thấy, thông qua các phương trình tuyến tính, phép tính tạo ra điểm hiệu quả, giúp các nhà hoạch định chính sách dễ dàng chấp nhận hơn. Ngược lại, mô hình dự đoán deep learning mang lại độ chính xác cao nhưng vẫn là một hộp đen có các phép tính bên trong khó kiểm tra.

Sự mù mờ này trở thành trở ngại trong các văn bản chính sách phải viện dẫn cơ sở pháp lý.

Những vấn đề bên ngoài công nghệ cũng không kém phần ghê gớm. Các cơ quan ra quyết định tự động hóa và tự động đang nhanh chóng thâm nhập vào ngành lâm nghiệp, nhưng hệ thống chính sách và pháp luật về lâm nghiệp vẫn chưa giải quyết được ai chịu trách nhiệm về các quyết định do chính AI đưa ra.

Nếu một đại lý đưa ra hướng dẫn an toàn không chính xác và xảy ra tai nạn, rất khó để xác định liệu người quản lý hiện trường hay nhà phát triển phải chịu trách nhiệm.

Tại Hội nghị Quốc tế Hawaii về Khoa học Hệ thống (HICSS) năm 2026, nhà nghiên cứu Thụy Điển Bergqvist và các đồng nghiệp lưu ý rằng không giống như các ngành khác có dữ liệu được tiêu chuẩn hóa, các cơ sở lâm nghiệp ghi lại thông tin theo những cách không nhất quán và lưu giữ nhiều tài liệu giấy, vì vậy việc tổ chức dữ liệu phải đi trước tự động hóa.

Vấn đề về kho dữ liệu, trong đó các hồ sơ từ thu thập đến xử lý và phân phối được tích lũy riêng biệt ở các tổ chức khác nhau, cũng làm chậm quá trình ra quyết định tổng hợp. Các mô hình ngôn ngữ lớn và mạng lưới thần kinh đồ thị không gian-thời gian cũng yêu cầu tài nguyên điện toán đồ họa đáng kể.

Trên máy bay không người lái và thiết bị cầm tay ở những khu rừng xa xôi, nơi kết nối Internet dễ bị mất, tình trạng tính toán chậm và không đủ dung lượng lưu trữ vẫn chưa được giải quyết.

Công việc phía trước đã rõ ràng. Các kỹ thuật AI có thể giải thích được như SHAP và Grad-CAM, cho thấy lý do tại sao một mô hình đưa ra quyết định, phải được gắn vào các công cụ quyết định. Cần có những hướng dẫn phù hợp với các quy định về rừng và tiêu chuẩn an toàn lao động.

Sau khi các mô hình được giảm bớt thông qua lượng tử hóa và chất lọc kiến thức, thời gian phản hồi và mức tiêu thụ điện năng dành riêng cho thiết bị của chúng phải được kiểm tra trong các khu rừng nơi khan hiếm mạng không dây LoRa và trạm gốc 5G. Các hệ thống chia sẻ dữ liệu rừng giữa các quốc gia và khu vực, cùng với các tiêu chuẩn chuẩn, vẫn là nhiệm vụ cho tương lai.

Các mô hình ngôn ngữ không đơn độc trong phong trào này. Mô hình nền tảng không gian địa lý Prithvi được Cơ quan Hàng không và Vũ trụ Quốc gia (NASA) và IBM cùng tạo ra. Một mô hình nén hoạt động vào tháng 5 năm 2026 trên vệ tinh Kanyini của Australia và thiết bị IMAGIN-e trên Trạm vũ trụ quốc tế (ISS). Trình diễn quỹ đạo đã xử lý việc phát hiện lũ lụt và đám mây.

Phân tích chiều cao rừng và dấu vết khai thác được trình bày như một ứng dụng khả thi trên mặt đất và phải được phân biệt với kết quả của thử nghiệm quỹ đạo này.

Mọi người sẽ ngày càng hỏi AI nhiều câu hỏi hơn trong rừng, nhưng trong tương lai gần, họ vẫn sẽ phải tự kiểm tra xem tài liệu nào hỗ trợ cho mỗi câu trả lời. Giờ đây, các mô hình có thể tóm tắt các quy định, cảnh báo rủi ro trước và tính toán lộ trình xe tải. Tuy nhiên, một câu tự tin vẫn có thể sai. Chữ ký của con người vẫn còn trong hộp phê duyệt.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. AUA Acopian Center for the Environment, & WSL. (July 2026). A validated predictive framework: Climate-smart reforestation and resilience mapping in Armenia [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=LBrq1KNUUyE> (accessed August 2, 2026)
2. Bergqvist, M., Nylén, D., Lindberg, A., & Åkesson, M. (2026). Digital innovation in data-poor and unstructured environments: Envisioning autonomous systems in forestry. In T. X. Bui (Ed.), Proceedings of the 59th Hawaii International Conference on System Sciences (pp. 5881-5890). University of Hawaii.
<https://doi.org/10.24251/HICSS.2026.697>

3. Deng, W., & Feng, X. (2025). A genetic algorithm for forest logging trucks routing and scheduling problem. *Forests*, 16(9), 1440. <https://doi.org/10.3390/f16091440>
4. Eberhard, B., Trailović, Z., Magagnotti, N., & Spinelli, R. (2025). A GIS-based decision support model (DSM) for harvesting system selection on steep terrain: Integrating operational and silvicultural criteria. Preprints, 2025011137. <https://doi.org/10.20944/preprints202501.1137.v1>
5. FOREST4EU Project Consortium. (November 2025). Webinar: Exploring the role of knowledge repositories: Farm Assistant chatbot demo [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=slRhC5sfbjA> (accessed August 2, 2026)
6. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
7. Görgens, E. B., Mund, J. P., Cremer, T., de Conto, T., Krause, S., & Valbuena, R. (2020). Automated operational logging plan considering multicriteria optimization. *Computers and Electronics in Agriculture*, 170, 105253. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105253>
8. Hayashi, K., Shimazaki, K., Takahashi, A., Ikeda, M., & Matsumoto, Y. (2026). Practice of forestry safety education game by AI advisor and verification of learning effectiveness. *Journal of Occupational Safety and Health*, advance online publication. https://www.jstage.jst.go.jp/article/josh/advpub/0/advpub_JOSH-2025-0011-GE/_pdf
9. Kundu, S., Ninoria, S. Z., Chaturvedi, R. P., Mishra, A., Agrawal, A., Batra, R., Dubale, M., & Hashmi, A. (2025). Real-time deforestation anomaly detection using YOLO and LangChain agents for sustainable environmental monitoring. *Scientific Reports*, 15, Article 39961. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-23617-4>
10. Ridlo, Z. R., Dafik, Waluyo, J., Yushardi, & Venkatachalam, M. (2025). On RIDS analysis for shade tree placement and its application to STGNN multi-step forecasting on RH and CO2 concentration of coffee agroforestry. *Statistics, Optimization & Information Computing*, 14(4), 1889-1908. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2643>
11. Ehrlich-Sommer, F., Eberhard, B., & Holzinger, A. (2025). ForestGPT and beyond: A trustworthy domain-specific large language model paving the way to Forestry 5.0. *Electronics*, 14(18), 3583. <https://doi.org/10.3390/electronics14183583>
12. Zadmirzaei, M., Cozzi, M., Romano, S., Amirteimoori, A., & Viccaro, M. (2026). Data envelopment analysis in forestry over three decades: An in-depth review of models and emerging directions. *Environment, Development and Sustainability*. <https://doi.org/10.1007/s10668-026-07610-z>
13. Zella, A. Y. (2026). Sustainable forest and land-use management in Tanzania: NAFORMA-based and machine learning forecasts to 2050 under Tanzania Dira 2050. *International Journal of Development and Management Review*, 21(1), 1-36. <https://doi.org/10.4314/ijdmr.v21i1.1>
14. Korea Policy Briefing. (July 24, 2026). Forest issues challenged with AI...National Institute of Forest Science holds competition. <https://www.korea.kr/briefing/pressReleaseView.do?newsId=156751645> (accessed August 2, 2026)

Chương 2

Lâm nghiệp chính xác: Phân tích từng cây và đo lường chính xác sinh khối và carbon

2.1

Phân loại loài cây ở cấp từng cây dựa trên UAV-LiDAR và ảnh độ phân giải cao

Vào lúc bình minh, trước khi sương mù tan hoàn toàn, một máy bay không người lái bay thấp trên đồn điền thông Hàn Quốc dưới chân núi ở tỉnh Gangwon. Tiếng ồn của cánh quạt lan khắp thung lũng và máy bay không người lái bay qua bầu trời theo mạng lưới giống như máy kéo đang cày ruộng. LiDAR, hay Phát hiện ánh sáng và Phạm vi, treo bên dưới máy bay.

Nó phát ra hàng trăm nghìn xung laser mỗi giây và tính toán khoảng cách bằng cách đo thời gian ánh sáng chiếu vào lá, cành rồi quay trở lại. Mỗi lần máy bay không người lái bay qua, hình dáng của hàng ngàn cây thông Hàn Quốc được đánh dấu từ trên trời, từng điểm một. Một khi tất cả các điểm được tập hợp lại, chúng không chỉ tiết lộ toàn bộ khu rừng mà còn tiết lộ vị trí và chiều cao của mỗi cây và thậm chí cả kiểu phân tán của các cành cây.

Trong một thời gian dài, lâm nghiệp quản lý rừng theo từng gốc, như một khối cây. Người ta ước tính có bao nhiêu cây thông mọc ở một khu vực và chiều cao trung bình của chúng là bao nhiêu. Lâm nghiệp chính xác hạ thấp đơn vị tính toán xuống từng cây riêng lẻ.

Việc xác định vị trí của mỗi cây được gọi là phát hiện từng cây riêng lẻ (ITD) và chỉ cần bỏ phần diện tích mà lá và cành của cây đó chiếm giữ được gọi là khoanh vùng tán cây riêng lẻ (ITCD). Trước đây, người ta leo núi để đếm cây trực tiếp bằng thước dây và ước tính trực quan, hoặc tách cây trong ảnh chụp từ trên không bằng cách phân đoạn lưu vực để tìm ranh giới nơi độ sáng giảm.

Những phương pháp này thường thất bại trong những khu rừng rậm rạp, nơi cành cây che phủ bầu trời không có khoảng trống và trong những khu rừng hỗn hợp có nhiều loài cây. Phân đoạn kém, hợp nhất hai cây liền kề thành một, và phân đoạn quá mức, gán không chính xác một nhánh cho cây khác, xảy ra nhiều lần.

Để khắc phục những giới hạn này, một nhóm nghiên cứu đang phát triển nhanh chóng kết hợp các đám mây điểm ba chiều được tạo ra bằng quá trình quét laser

của máy bay không người lái, bao gồm hàng triệu điểm được đăng ký bằng xung laser phản hồi, với hình ảnh có độ phân giải cao và học sâu bằng thị giác máy tính. Sự kết hợp tương tự đã được đưa vào lĩnh vực này ở Hàn Quốc.

Vào tháng 9 năm 2025, khi bệnh héo thông tái phát, Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc đã công bố một hệ thống kết hợp khảo sát bằng trực thăng và máy bay không người lái với trí tuệ nhân tạo và LiDAR để tự động chọn ra những cây thông bị nghi ngờ bị nhiễm bệnh. Do đó, các đám mây điểm và hình ảnh được chụp từ bầu trời sẽ thực hiện sàng lọc từng được thực hiện bởi những người leo núi và kiểm tra từng cây một.

Tuy nhiên, hoạt động này là một giai đoạn sàng lọc để tìm ra những cây bị bệnh và phục vụ một mục đích khác với việc phân loại loài cây, xác định chính loài đó.

Học sâu về đường viền của cây

YOLO, hay You Only Look Once, nhóm thuật toán phát hiện đối tượng theo thời gian thực sẽ quét hình ảnh một lần để tìm cả vị trí và loại đối tượng. Tốc độ tính toán của nó cũng hữu ích cho việc phát hiện vương miện.

Tại đồn điền Pinus kesiya ở Đồng Nai, Việt Nam, một nhóm do Nguyễn Thanh Tuấn dẫn đầu đã phủ UAV-LiDAR bằng các bức ảnh chụp từ trên không có độ phân giải cao và so sánh YOLOv8m-Seg, YOLOv11m-Seg, YOLOv12m và mô hình phân đoạn mục đích chung SAM2. SAM ban đầu được đào tạo trên khoảng 11 triệu hình ảnh và hơn một tỷ mặt nạ phân đoạn, trong khi SAM2 là mô hình được mở rộng với dữ liệu video quy mô lớn.

YOLOv11m-Seg đã ghi lại mAP50 là 0,62 và điểm F1 là 0,59 trong phát hiện cây. Một mô hình kết hợp YOLOv12m và SAM2, cũng như YOLOv8m-Seg, đã không đạt được các giá trị này. Ở những khu vực có tán thông chồng lên nhau dày đặc, mô hình được huấn luyện dựa trên dữ liệu thực địa hoạt động tốt hơn mô hình phân đoạn có mục đích chung.

Khi các ranh giới này được phủ lên đám mây điểm LiDAR và so sánh với các phép đo thực địa, khả năng giải thích của chiều cao cây ước tính dao động từ 0,85 đến 0,93. Khả năng giải thích của ước tính chiều rộng vương miện dao động từ 0,58 đến 0,86. Vì kết quả thu được từ đồn điền ở một vùng nên chúng phải được xác nhận lại ở các loài khác và rừng tự nhiên.

Một nhóm khác sử dụng hình ảnh vệ tinh và ảnh chụp từ trên không cùng nhau để xuất mô hình lai BRO, kết hợp YOLOv5 với mạng thần kinh ước tính mật độ từ

dòng Faster R-CNN. Nó sử dụng một kỹ thuật tìm kiếm có tên Battle Royal Optimization để điều chỉnh việc lấy mẫu nhiều tỷ lệ và được thiết kế để đếm số cây cho dù chúng đứng thưa thớt hay thành cụm dày đặc.

Mô hình ghi nhận độ chính xác ước tính số cây là 97,8% và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) là 0,0912.

Mạng nơ-ron U-Net được sử dụng rộng rãi để vẽ các đường cong đẹp của thân rừng. Cấu trúc của chúng nén hình ảnh xuống kích thước nhỏ, sau đó khôi phục nó về kích thước ban đầu đồng thời khôi phục các đường viền chi tiết. Bỏ qua các kết nối mang thông tin từ trước khi nén qua mạng, ngăn chặn các ranh giới mỏng như các nhánh bị mờ.

Một nhóm do Wang Linlong dẫn đầu đã phát triển MTSCFNet trong các khu rừng hỗn hợp cận nhiệt đới Jixi ở tỉnh An Huy và tỉnh Quảng Tây, Trung Quốc. Đầu vào của nó bao gồm hình ảnh camera UAV-RGB được chụp bởi DJI M300 RTK được trang bị Zenmuse P1. Nó cũng nhận được các đám mây điểm LiDAR được thu thập bởi RIEGL miniVUX-1UAV và hình ảnh từ vệ tinh GF-2 của Trung Quốc. Mật độ điểm LiDAR là 87,14 trên một mét vuông.

Các nhà nghiên cứu đã chia bộ mã hóa thành ba nhánh xử lý dữ liệu riêng biệt, sau đó thêm mô-đun tổng hợp tính năng ba nhánh để kết hợp chúng. So với mô hình sử dụng một cảm biến duy nhất, các số liệu về độ chính xác chồng chéo đã được cải thiện cho cả phân đoạn diện tích tán và phân loại loài cây.

Có những nỗ lực để tách các mao dày đặc chỉ bằng cách sử dụng ảnh trực giao ánh sáng nhìn thấy có độ phân giải cao. Một phương pháp có tên FSC-Mask2Former đã được huấn luyện trên 958 hình ảnh được cắt thành 512 x 512 pixel. Mỗi hình ảnh được ghép nối với dữ liệu thực tế phác thảo chính xác tổng cộng 7.636 cây.

Ngoài thông tin về kết cấu hình ảnh, phương pháp này còn áp dụng các đặc điểm được trích xuất trong miền tần số, kiểm tra tần suất lặp lại các kiểu màu sắc và độ sáng, cùng với phương pháp học tương phản, giúp huấn luyện các cây tương tự ở gần và các cây khác nhau ở xa nhau. Nó làm giảm rõ rệt các sai sót trong việc phân chia ranh giới cây trong các khu rừng hỗn giao có mật độ lá dày đặc.

Point Transformer V3 (PTv3) là một trong những mạng thần kinh xử lý các đám mây điểm ba chiều một cách trực tiếp, từng điểm một. Nó chuyển sự tự chú ý, một phương pháp tính toán mức độ liên quan chặt chẽ giữa từng phần của dữ liệu với

mọi phần khác và ban đầu được sử dụng để kiểm tra mối quan hệ giữa các từ trong câu, sang cấu trúc cây ba chiều.

Trong một nghiên cứu, các đám mây điểm được chụp bởi LiDAR đa phổ phát ra ba dải bước sóng được đưa vào bốn mô hình: PTv3, KConv, Superpoint Transformer (SPT) và rừng ngẫu nhiên. Rừng được chia thành sáu lớp: mặt đất, thảm thực vật thấp, thân cây, cành, lá và mảnh vụn gỗ. Trong so sánh này, PTv3 đạt được độ chính xác chồng lấp (mIoU) là 69,1%, vượt các mô hình ba chiều khác 21,8 điểm phần trăm.

Một phân tích tổng hợp có liên quan được công bố vào tháng 1 năm 2026 cũng chứng minh xu hướng này bằng con số. Khi Aldaeri và các đồng nghiệp thu thập và kiểm tra các tài liệu về phát hiện từng cây riêng lẻ, các phương pháp phân đoạn cá thể cắt bỏ từng cây chiếm khoảng 46% tổng số, trong khi các nghiên cứu sử dụng ảnh chụp từ trên không RGB thông thường làm đầu vào chiếm tỷ lệ lớn nhất, 73%.

Điều này có nghĩa là sự kết hợp sử dụng ảnh và mô hình chiều cao tán cây (CHM), hiển thị chiều cao ngọn cây như bản đồ, phổ biến hơn LiDAR.

Đặt tên cây trong rừng hỗn giao

Khi các mao riêng lẻ đã được cắt ra, giai đoạn tiếp theo sẽ kiểm tra màu sắc, kết cấu và đường viền ba chiều bên trong chúng để xác định loài cụ thể. Nhiệm vụ này rất khó khăn trong các khu rừng hỗn hợp, nơi ánh sáng phản chiếu từ những cây có tán trên và cây bụi phía dưới xen kẽ, số lượng mẫu khác nhau rõ rệt giữa các cây và chỉ có một vài bức ảnh về các loài quý hiếm.

Qin Tianyi và Zhao Qingjian đã công bố một nghiên cứu về phân loại loài cây đa nhãn (MMTSC) trong Báo cáo khoa học vào năm 2025. Nghiên cứu này đã cùng phân tích các bức ảnh chụp từ trên không của UAV và hình ảnh vệ tinh Sentinel bằng cách sử dụng TreeSatAI, một bộ dữ liệu chuẩn đa cảm biến được tạo ở Châu Âu và chứa 15 loài cây chính.

Các nhà nghiên cứu đã so sánh sáu mạng lưới thần kinh xương sống để xác định loài cây, bao gồm DenseNet121, EfficiencyNet-B0 và ConvNeXt-Tiny. Ngay cả khi số lượng mẫu khác nhau rất nhiều giữa các loài, mô hình sử dụng DenseNet121 làm xương sống vẫn vượt trội so với 5 mô hình còn lại. Điểm F1 của nó là khoảng 72% và độ chính xác của nó là khoảng 82%.

Tại Đơn vị quản lý rừng Deramakot và Tangkulap (FMU) trên đảo Borneo, Malaysia, các nhà nghiên cứu đã sử dụng DeepForest (DF Scanner Pro) và mạng lưới thần

kinh EfficiencyNet-B4 để phân biệt các cây Dipterocarpaceae cao, mới nổi với các cây khác trong rừng mưa nhiệt đới. Độ chính xác của người sản xuất, tỷ lệ cây khớp thực tế được xác định đúng là 0,71.

Độ chính xác của người dùng, tỷ lệ cây được AI xác định là cây họ dầu nhưng thực tế là cây họ dầu, là 0,67. Việc thêm thông tin về loài cây thu được làm tài liệu đào tạo cho mô hình học máy dựa trên vệ tinh giúp giảm sai số trong ước tính lượng carbon trên mặt đất (AGC). Sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) của một mô hình chỉ sử dụng hình ảnh vệ tinh là 70,60 megagram/ha.

Khi thông tin về loài cây được xác minh bằng máy bay không người lái được thêm vào, sai số đã giảm xuống còn 60,53 megagram/ha.

Một bài báo của Kotaro Komatsu và các đồng nghiệp xuất bản trên Báo cáo khoa học vào tháng 1 năm 2026 xác nhận xu hướng tương tự trên một khu vực rộng lớn hơn. Khi trữ lượng carbon và chỉ số đa dạng sinh học chỉ được ước tính từ các chỉ số vệ tinh trong 395 ô khảo sát ở Malaysia và Indonesia, khả năng giải thích vẫn ở mức 0,43 và 0,46. Sau khi thêm 934 bộ hình ảnh máy bay không người lái, khả năng giải thích tăng lên 0,51 và 0,48.

Thông tin về từng cây được chụp bằng máy bay không người lái sẽ điền vào quy mô thô của ảnh vệ tinh ở độ phân giải tốt hơn.

Rừng hỗn giao chứa các loài quý hiếm với cực kỳ ít mẫu nên nếu hàm mất thông thường, phương pháp dùng để tính toán mức độ sai của mô hình được áp dụng không thay đổi, dự đoán nghiêng về các loài cây có nhiều cá thể. M-MoENet, hay Mạng lưới chuyên gia hỗn hợp thừa thốt đa phương thức, được phát triển để khắc phục sự mất cân bằng này.

Nó lấy hình ảnh quang học, radar vệ tinh Sentinel-1 (SAR) và dữ liệu mô hình độ cao kỹ thuật số (DEM) làm đầu vào và chèn một số mô hình con chuyên gia dành riêng cho các loài thiểu số trong bộ mã hóa. Nó cũng sử dụng cổng điều chỉnh độ tin cậy để chuyển quyết định cho các chuyên gia này khi độ tin cậy vào dự đoán ở mức thấp.

Theo kết quả được báo cáo bởi Lou và các đồng nghiệp, độ chính xác tổng thể (OA) là 79,46%, độ chính xác chồng chéo (mIoU) là 60,08% và hệ số Kappa là 0,74. Vấn đề về những cây có mẫu thấp như thông thường xanh và cây bồ đề biến mất khỏi bản đồ hoặc xuất hiện rải rác, không liên kết với nhau đã giảm đi đáng kể.

Một nghiên cứu phân loại chín loài cây chính ở Síp đưa ra một giải pháp khác. Nó sử dụng ResNet50 làm xương sống và kết hợp nó với hoạt động học tập được giám sát yếu nhằm bổ sung cho hoạt động đào tạo bằng các nhãn tạm thời do mô hình chỉ định. Mô hình nhận được dữ liệu RGB, cận hồng ngoại, địa hình và đất, ghi lại độ chính xác tổng thể là 90%. Nghiên cứu không đo lường trực tiếp bất kỳ tuyên bố nào cho rằng chi phí ghi nhãn đã giảm hơn một nửa.

Những con số thay đổi theo từng nghiên cứu

Phân đoạn thân cây và phân loại loài cây tạo ra những con số khá chính xác trong từng thí nghiệm riêng lẻ, nhưng kết quả lại khác nhau rõ ràng với cấu trúc loài và sự kết hợp cảm biến.

Trong các rừng thông đơn loài có hình nón riêng biệt, chẳng hạn như Pinus kesiya và Pinus taeda, YOLOv11m-Seg và các mô hình phân đoạn dựa trên mô hình tán cây cho thấy độ chính xác ước tính chiều cao cây cao, với khả năng giải thích nằm trong khoảng từ 0,85 đến 0,93.

Trong các khu rừng hỗn hợp lá rộng nhiệt đới và cận nhiệt đới, nơi lá trải rộng, cành đan xen và xen kẽ các cành chết, khả năng giải thích cho ước tính chiều rộng tán rơi vào khoảng 0,58 đến 0,68 ngay cả khi sử dụng cùng một họ YOLO hoặc các mô hình Mask R-CNN. Việc bản thân hình dạng của cây là đều đặn hay không đều sẽ phân chia độ chính xác của trí tuệ nhân tạo.

Thứ hạng của các mô hình nền tảng và mô hình theo miền cụ thể cũng có thể đảo ngược. SAM2, được huấn luyện trên dữ liệu hình ảnh và video quy mô lớn, có thể phân tách đường viền của nhiều đối tượng, nhưng trong các khu rừng có các nhánh chồng chéo, nó tạo ra nhiều phát hiện sai hơn so với YOLOv11m-Seg được huấn luyện trên dữ liệu lâm nghiệp. Ngay cả một mô hình đa năng khổng lồ cũng không thể thay thế việc tinh chỉnh cho một địa điểm cụ thể.

Những gì nhìn từ bầu trời bỏ lỡ

Cho dù máy bay không người lái được điều khiển chính xác đến đâu, một số nơi vẫn không thể nhìn thấy được từ bầu trời. Tín hiệu từ camera quang học và LiDAR phía trên khu rừng không thể xuyên qua các tầng giữa và tầng dưới trong những khu rừng nơi tán lá rậm rạp che khuất bầu trời. Kết quả là, những cây thấp được nhóm lại nhiều lần và không chính xác thành tán của những cây lớn phía trên chúng.

Việc đào tạo một mô hình học sâu đòi hỏi dữ liệu thực tế cơ bản trong đó một đường viền hai hoặc ba chiều chính xác đã được vẽ cho mỗi cây. Tuy nhiên, trong một khu rừng rậm rạp lá cây, ngay cả những chuyên gia thực địa giàu kinh nghiệm cũng không đồng ý về điểm kết thúc của tán cây. Sự khác biệt trong phán đoán này vẫn ở dạng tiếng ồn chủ thích và đưa vào quá trình đào tạo mô hình.

Do đó, việc tạo ra dữ liệu thực tế chính xác cũng tốn nhiều công sức như việc thiết kế thuật toán.

Độ chính xác cũng giảm khi vùng thay đổi. Ngay cả mô hình phân loại loài cây đạt điểm cao ở một khu rừng cũng có thể hoạt động kém hơn ở khu rừng khác có địa hình, ánh sáng mặt trời và thành phần loài khác. Quy mô của mức giảm thay đổi tùy theo dữ liệu và chỉ số đánh giá và không thể giảm xuống một phạm vi duy nhất.

Nhiệm vụ cho giai đoạn tiếp theo

Những nỗ lực để thu hẹp những khoảng trống này đã bắt đầu. Các nghiên cứu tinh chỉnh lại đang đào tạo lại mô hình nền tảng không bắn SAM2 trên dữ liệu lâm nghiệp bằng cách phân lớp thông tin từ các mô hình chiều cao tán ba chiều do UAV-LiDAR tạo ra. Mục đích là để đạt được tính tổng quát và độ chính xác cùng một lúc.

Nghiên cứu cũng đang cải tiến các thuật toán phân rã thành phần tần số, học tương phản và chọn cổng kết hợp một số mô hình con chuyên gia, như trong M-MoENet và FSC-Mask2Former, để cải thiện khả năng nhận dạng tự động các loài quý hiếm.

Crown-BERT, do Wang Xinbo và các đồng nghiệp phát triển và xuất bản trên GIScience & Remote Sensing vào tháng 5 năm 2026, là một ví dụ gần đây về hướng này. Nó bổ sung thêm mặt nạ vương miện động, phản ánh sự khác biệt về hình dạng vương miện và chỉ chọn các khu vực vương miện hợp lệ cũng như mã hóa vị trí vương miện, nhúng thông tin vị trí trong vương miện.

Sau đó, nó chèn một giai đoạn học tập tự giám sát có thể huấn luyện trước mô hình với các mẫu vương miện không được gắn nhãn. Cách tiếp cận này tìm cách trích xuất các đặc điểm hữu ích ngay cả đối với các loài quý hiếm có ít nhãn hiệu xác thực.

Công việc phải tiếp tục mở rộng và chia sẻ bộ dữ liệu điểm chuẩn cây riêng lẻ ba và hai chiều trải rộng trên nhiều hệ sinh thái, chẳng hạn như TreeSatAI, PureForest và ForInstance. Tại thời điểm hiệu suất của mô hình thay đổi rất nhiều tùy theo lục địa và loài cây, việc mở rộng tập dữ liệu cũng quan trọng như tinh chỉnh thuật toán.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Aldaeri, A. S. T. M., Kit, C. Y., Ting, L. S., & Abdul Rahman, M. R. B. (2026). Deep learning for tree crown detection and delineation using UAV and high-resolution imagery for biometric parameter extraction: a systematic review. *Forests*, 17(2), 179. <https://doi.org/10.3390/f17020179>
2. Bansal, H., Sinha, A., Agarwal, G., Mishra, S. K., Gupta, S., Chaudhary, P., Ashokrao, P. R., Kushwaha, A., Bagaria, M. K., Reza, M. S., Agrawal, A., Bhad, S., Khalid, S., Lasisi, A., & Aseere, A. M. (2025). A hybrid DL with Battle Royal Optimisation algorithm for accurate tree counting using satellite images. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 18(1), Article 222. <https://doi.org/10.1007/s44196-025-00928-y>
3. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
4. Komatsu, K., Takeshige, R., Onishi, M., Fujiki, S., Imai, N., Miyamoto, K., Aiba, S., Kitayama, K., Tsen, S. T. L., Nilus, R., Dawat, J., Pereira, J., Onoda, Y., & Aoyagi, R. (2026). Quantifying carbon stock and tree community composition in tropical forests through combining satellite and UAV analyses. *Scientific Reports*, 16, Article 5442. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-34938-9>
5. Lou, T., Wang, Z., Zhang, W., Li, C., Gu, J., Zou, W., & Jing, W. (2026). Dominant tree species classification using a sparse mixture-of-experts framework. *Forest Engineering*, 42(3), 637-648. <https://doi.org/10.7525/j.issn.1006-8023.2026.03.019>
6. Nguyen Thanh Tuan, Phan Van Tuan, Nguyen Thanh Hung, & Duong Tien Duc. (2026). Individual tree detection and crown segmentation for *Pinus kesiya* using UAV-LiDAR and deep learning models. *Dendrobiology*, 95, 156-169. <https://doi.org/10.12657/denbio.095.011>
7. Qin, T., & Zhao, Q. (2025). Multi-branch and multi-label tree species classification using deep learning for UAV aerial photography and Sentinel remote sensing images. *Scientific Reports*, 15, Article 32710. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-19827-5>
8. Takhtkeshha, N., Bocaux, L., Ruoppa, L., Remondino, F., Mandlbürger, G., Kukko, A., & Hyypä, J. (2025). 3D forest semantic segmentation using multispectral LiDAR and 3D deep learning. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 94(3), 377-397. <https://doi.org/10.1007/s41064-025-00369-4>
9. Wang, L., Zhang, H., Fu, R., Lei, K., Liu, Y., Yang, T., Zhang, J., & Ge, X. (2026). MTSCFNet: a novel framework for improving tree species classification in a subtropical forest using RGB, LiDAR-derived, and GF-2 data. *Journal of Forestry Research*, 37(1), Article 22. <https://doi.org/10.1007/s11676-025-01964-2>
10. Wang, M., Zhang, Q., Liu, X., Zhang, J., Yu, F., Zhang, X., & Zhao, R. (2026). Research progress on multimodal data fusion in forest resource monitoring. *Frontiers in Plant Science*, 16, Article 1710618. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1710618>
11. Wang, X., Zhao, Y., Han, Y., Zhao, Y., & Zhen, Z. (2026). Crown-BERT: a crown-morphology-aware deep learning framework for individual tree species classification using UAV LiDAR and hyperspectral data. *GIScience & Remote Sensing*, 63(1), Article 2671600. <https://doi.org/10.1080/15481603.2026.2671600>
12. Yang, Z., Zhang, X., et al. (2026). 融合频域感知与对比学习的无人机影像森林全要素解译方法：FSC-Mask2Former [FSC-Mask2Former: a forest panoptic segmentation method fusing frequency domain perception and contrastive learning]. *National Remote Sensing Bulletin*. <http://www.publish.founderss.cn/rc-pub/front/article/download?id=158241355&attachType=lowqualitypdf&siteId=91> (accessed August 2, 2026)
13. Digital Times. (September 24, 2025). Using advanced technologies including AI and LiDAR...halting the spread of pine wilt disease. <https://www.dt.co.kr/article/12019894> (accessed August 2, 2026)

2.2

Ước tính sinh khối trên mặt đất (AGB) và trữ lượng carbon rừng

Để xác định trực tiếp trọng lượng khô của cây, người ta phải dùng cưa, cắt xuyên phần gốc và đốn cây, tách cành, thân, lá rồi cân rồi đẩy hơi ẩm ra ngoài trong lò nung. Các phép đo trực tiếp mang tính hủy diệt như vậy đã được sử dụng để thu được các giá trị tham chiếu để xây dựng các phương trình sinh khối.

Sinh khối của toàn bộ khu rừng từ lâu đã được ước tính bằng các phương trình sinh khối dựa trên đường kính ngang ngực, chiều cao cây và mật độ gỗ. Những phương trình này giúp tính toán trọng lượng mà không cần chặt cây trong các khu vực được bảo vệ, nhưng sai số sẽ tăng lên khi khu vực và loài khác với những gì mà phương trình đã được phát triển.

Có lý do khiến người ta muốn biết trọng lượng của một cái cây. Để đưa gỗ ra thị trường và định giá, họ cần biết khối lượng và trọng lượng, đồng thời việc thu hoạch và đo lường vẫn không thể tách rời trong một thời gian dài. Tuy nhiên, có một cách để ước tính trọng lượng mà không cần chặt cây. Chỉ cần đo độ dày và chiều cao của thân cây và chuyển các giá trị đó thông qua một phương trình quy định cho loài là đủ.

Đường kính của thân đo ở độ cao ngang ngực của một người được gọi là đường kính ngang ngực (DBH). Một mô hình sinh khối ước tính khối lượng và trọng lượng của cây bằng cách nhập DBH cùng với chiều cao của cây, mật độ gỗ và các hệ số đặc trưng của loài và khu vực. Mối quan hệ giữa đường kính và chiều cao thay đổi theo giai đoạn phát triển và môi trường và không cố định theo tỷ lệ cố định.

Việc ước tính lượng carbon mà một cây đang phát triển đã tích lũy trong thân và cành đòi hỏi phải đưa những sai số này vào tính toán. Độ chính xác của sinh khối trên mặt đất (AGB) ảnh hưởng trực tiếp đến tài khoản carbon quốc gia và số liệu thị trường carbon.

Đo DBH và chiều cao cây bằng tay không phải là việc dễ dàng. Một người khảo sát đo chu vi thân cây bằng một cuộn dây, nhìn lên ngọn cây bằng dụng cụ đo góc gọi

là máy đo độ cao, sau đó tính chiều cao bằng phép đo lượng giác. Quá trình này mất vài phút cho mỗi cây. Việc đo đạc toàn bộ khu rừng đòi hỏi nhiều người khảo sát phải làm việc trong nhiều ngày, đôi khi nhiều tuần.

Lỗi cũng xuất hiện bởi vì mọi người có quan điểm khác nhau trong việc quyết định nơi bắt đầu và kết thúc của một thân cây. Trong những năm gần đây, trọng tâm trong các cuộc khảo sát rừng đã chuyển từ băng đo sang tia laser và máy ảnh, từ hai chân của người khảo sát sang máy bay không người lái và vệ tinh nhân tạo.

Làm thế nào tia laser mặt đất và máy bay không người lái đọc được cây cối

Một máy quét laser trên mặt đất (TLS) đi vòng quanh một cái cây, phát ra vô số xung ánh sáng và đo thời gian chúng quay trở lại, vẽ ra một bản đồ ba chiều gồm hàng triệu điểm. Tập hợp các điểm này được gọi là đám mây điểm. Phương pháp quét nhiều lần di chuyển máy quét giữa một số vị trí và chụp ngay cả phần sau của cây mà không bỏ sót, nhưng việc di chuyển máy quét và đăng ký các lần quét vào một vị trí sẽ mất nhiều thời gian.

Nếu phải khảo sát hàng trăm cây thì công việc khó có thể hoàn thành trong một ngày. Ngược lại, phương pháp quét một lần đứng ở một vị trí và chỉ quét một lần, hoàn tất trong vòng vài phút, nhưng các thân và cành khác sẽ che khuất phần sau của cây và để lại những khoảng trống thừa thớt trong dữ liệu điểm.

Tại Rừng Martell ở Indiana, Hoa Kỳ, các nhà nghiên cứu đã kết hợp TLS quét đơn với CoAtNet trong một khu rừng lá rộng ôn đới có 37 loài cây. Các giá trị thực tế được tính toán bằng cách nhập DBH đo tại hiện trường vào các phương trình sinh trắc học tổng quát ở Bắc Mỹ. Trong số 60 cây khảo nghiệm, hệ số xác định là 0,73.

Độ lệch phần trăm trung bình là 0,99%, nhưng sai số phần trăm tuyệt đối trung bình là 25,06% và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình là 29,40%. Không được hiểu độ lệch nhỏ có nghĩa là sai số của mỗi cây nhỏ hơn một phần trăm.

Có một cách để nhìn từ trên trời xuống. Một bản đồ được tạo ra bằng cách ghép các bức ảnh chụp từ máy bay không người lái lại với nhau và chỉnh sửa sự biến dạng của chúng được gọi là ảnh trực giao. Bởi vì nó được chụp ở khoảng cách gần hơn nhiều so với ảnh vệ tinh nên mỗi nhánh đều xuất hiện rõ ràng.

Tại các khu rừng mưa nhiệt đới Deramakot và Tangkulap ở Sabah, Malaysia, các nhà nghiên cứu đã kết hợp ảnh chỉnh hình RGB được chụp bằng máy bay không

người lái với mô hình học sâu có tên là EfficiencyNet-B4 để nhận dạng tán của cây Dipterocarpaceae, những ngọn cây giống như chiếc ô được hình thành bởi cành và lá, sau đó áp dụng các phương trình sinh trắc học của rừng nhiệt đới để ước tính lượng carbon.

Một mô hình cơ sở chỉ chạy với hình ảnh vệ tinh và không có mẫu thực địa nào duy trì ở mức giải thích là 0,43. Một mô hình bổ sung thông tin về cấu trúc vương miện do máy bay không người lái chụp đã tăng khả năng giải thích lên 0,51 và giảm sai số từ 70,6 tấn xuống khoảng 60,5 tấn mỗi ha.

Một nỗ lực tương tự đã được thực hiện ở rừng sồi châu Âu (*Fagus sylvatica*). Các nhà nghiên cứu đã đo thể tích vương miện ba chiều bằng chức năng quét laser UAV và thêm giá trị vào phép tính hiện có chỉ dựa trên DBH, giảm đáng kể sai số ước tính sinh khối. Bởi vì thông tin về thể tích thân rừng đã được thêm vào một phương trình mà trước đây chỉ coi là đường kính thân cây nên sự cải thiện này có vẻ tự nhiên.

Tuy nhiên, bản thân phương trình tương quan cũng có điểm yếu. Các công thức có mục đích chung được tạo ra để sử dụng trên khắp Bắc Mỹ hoặc tất cả các khu rừng nhiệt đới không thể nắm bắt được đầy đủ độ phì nhiêu của đất ở một khu vực cụ thể, khí hậu địa phương hoặc hình dạng cây khác nhau như thế nào giữa các địa điểm trồng ngay cả trong cùng một loài.

Ngay cả trong cùng một loài vân sam, một cây mọc trên sườn núi nhiều mưa và một cây mọc trên sườn núi khô có thể có cùng đường kính nhưng khác nhau về độ chắc chắn bên trong của chúng, tức là ở mật độ gỗ. Điều này có thể tạo ra sự thiên vị mang tính hệ thống, một sai lầm luôn nghiêng về một hướng tùy theo khu vực.

May mắn thay, một mô hình học sâu có giám sát có thể được đào tạo lại để khắc phục sai lệch này sau khi tích lũy dữ liệu sinh trắc học cục bộ được đo chính xác. Cách tiếp cận này gần với việc liên tục thu thập dữ liệu và hiệu chỉnh mô hình hơn là tìm ra một công thức hoàn hảo ngay từ đầu.

Kết nối điều tra rừng quốc gia với dữ liệu vệ tinh

Cho dù công nghệ có cải tiến đến mức nào để đo chính xác từng cây bằng tia laser và máy bay không người lái, nó cũng không thể khảo sát từng cây trong một quốc gia theo cách này. Rừng của đất nước càng lớn thì số lượng cây càng dễ vượt qua hàng trăm triệu. Máy bay không người lái chỉ có thể kiểm tra một khu vực giới hạn trong một ngày, nhưng vệ tinh nhân tạo sẽ vượt qua giới hạn đó ngay lập tức.

Việc mở rộng các giá trị được đo theo từng cây hoặc dữ liệu từ một vài ô mẫu vào bản đồ toàn quốc đòi hỏi một cách tiếp cận khác: kết nối dữ liệu Kiểm kê Rừng Quốc gia (NFI) được đo trên mặt đất với dữ liệu viễn thám qua vệ tinh nhân tạo khảo sát nhanh các khu vực rộng lớn, sử dụng trí tuệ nhân tạo.

Tại các khu rừng hỗn hợp ôn đới ở Connecticut, Hoa Kỳ, các nhà nghiên cứu đã tạo ra bản đồ sinh khối ở độ phân giải 10 mét bằng cách chồng dữ liệu từ 142 ô mẫu trong kho kiểm kê rừng quốc gia của Sở Lâm nghiệp Hoa Kỳ với tín hiệu radar Sentinel-1, các chỉ số thực vật như NDVI do vệ tinh Sentinel-2 và Landsat lấy từ độ phản xạ màu xanh lá cây của lá và dữ liệu chiều cao cây từ máy đo độ cao bằng laser trên tàu vũ trụ GEDI.

Sau khi thử nghiệm một số phương pháp học máy, độ chính xác đạt cao nhất khi chiều cao cây do GEDI đo được và các chỉ số thực vật Sentinel được nhập cùng nhau. Các khu vực bên ngoài rừng được ấn định giá trị sinh khối bằng 0 và được lọc ra, giúp giảm tiếng ồn trong mẫu.

Trong các khu rừng được quản lý trên đảo Sakhalin của Nga, các nhà nghiên cứu đã kết hợp những thay đổi theo chuỗi thời gian trong dữ liệu địa hình và hình ảnh vệ tinh Sentinel-2 với dữ liệu khảo sát tiểu khu NFI, sau đó so sánh rừng ngẫu nhiên, XGBoost và TabNet. XGBoost hoạt động tốt nhất.

Thuật toán này liên kết một chuỗi các cây quyết định, mỗi cây thu hẹp câu trả lời thông qua các câu hỏi dạng nhánh, trong khi mỗi cây tiếp theo sẽ giảm lỗi bị bỏ sót bởi cây trước đó. Sai số phần trăm tuyệt đối trung bình, hay MAPE, là 0,18 khi ước tính chiều cao cây và 0,37 khi ước tính trữ lượng carbon, trong khi khả năng giải thích tổng thể là 0,68.

Một nghiên cứu về rừng tự nhiên ở tỉnh Hắc Long Giang, Trung Quốc, bao gồm một trục thời gian dài hơn nhiều. Nó đã tập hợp chín vòng dữ liệu biểu đồ mẫu cố định của NFI từ năm 1976 đến năm 2015. Các nhà nghiên cứu đã tổng hợp dữ liệu về khí hậu và nồng độ carbon dioxide trong quá khứ và tương lai, đồng thời xây dựng một khuôn khổ gọi là học máy hướng dẫn kiến thức (KGML). Đó là một cấu trúc hai giai đoạn.

Đầu tiên, mô hình hấp thụ carbon của rừng, thể hiện quá trình phát triển sinh thái của cây theo phương trình, được cải tiến để phản ánh hiệu quả thụ tinh carbon dioxide. Các giá trị được tính toán bởi mô hình này sau đó được chuyển đến

XGBoost dưới dạng thông tin trước đó. Việc bổ sung kiến thức sinh thái đã nâng cao khả năng giải thích của các dự đoán về mật độ carbon từ 0,85 lên trên 0,90.

Theo kịch bản phát thải thấp nhằm tích cực ngăn chặn lượng khí thải carbon, trữ lượng carbon trong rừng tự nhiên của Hắc Long Giang được dự đoán sẽ dao động từ 1.379,26 đến 1.439,02 teragram vào năm 2060. Do các quy tắc sinh thái đã được đưa ra từ trước nên các giá trị không tăng vọt đến mức không thể tin được ngay cả khi mô hình dự đoán một tương lai nằm ngoài phạm vi dữ liệu huấn luyện của nó.

Một mô hình học máy hộp đen thông thường có thể dễ dàng tạo ra các giá trị vô nghĩa trong điều kiện khí hậu khắc nghiệt mà nó chưa từng thấy, bởi vì một khi nó rời khỏi các mẫu có trong dữ liệu huấn luyện của mình, nó sẽ không biết phải sử dụng cơ sở nào để đưa ra câu trả lời.

Một nghiên cứu khác đã bổ sung các mẫu Kiểm kê Rừng Quốc gia Phần Lan và chuỗi thời gian Sentinel-2 vào mô hình được xây dựng từ dữ liệu thực địa ở Romania. Khả năng giải thích của những dự đoán về số lượng cổ phiếu đang tăng trưởng ở Phần Lan đã tăng từ 0,483 lên 0,718. Chủ đề của nó không phải là bản đồ carbon mà là các thuộc tính nổi bật như chiều cao cây, diện tích cơ bản và thể tích.

Một nghiên cứu của Tanzania đã sử dụng diện tích rừng và rừng năm 2014 làm điểm khởi đầu và tính toán ba kịch bản cho đến năm 2054: tiếp tục các xu hướng hiện tại, quản lý bền vững và gia tăng áp lực phát triển.

Những nghiên cứu này, kéo dài từ Connecticut qua Sakhalin và Hắc Long Giang đến Phần Lan, cho thấy một bức tranh chung. Dữ liệu lô mẫu mặt đất càng phong phú và đa dạng, càng có nhiều loại dữ liệu cảm biến vệ tinh được phủ lên thì bản đồ diện rộng càng chính xác.

Tại sao các con số lại khác nhau

Các số liệu nghiên cứu phải được đặt cạnh nhau một cách cẩn thận. Trọng lượng của từng cây, thể tích lâm phần và sinh khối trên mỗi ha là các biến mục tiêu khác nhau và R^2 thay đổi theo phạm vi dữ liệu và phương pháp xác thực. Các lỗi trong tọa độ ô mẫu của NFI phụ thuộc vào tán, địa hình, máy thu và phương pháp hiệu chỉnh. Một số dữ liệu công khai cố tình làm mờ tọa độ để bảo vệ tài sản riêng.

Một pixel vệ tinh chứa các cây lớn, cây non và mặt đất trống cùng nhau, tạo ra khoảng cách giữa các giá trị của từng cây được đo ở phạm vi gần và mức trung bình của pixel.

Thứ hạng cũng đảo ngược giữa các vệ tinh quang học và radar. Tín hiệu radar quang học và bước sóng ngắn có thể bão hòa nhanh chóng trong các khu rừng có sinh khối cao. Điểm bão hòa thay đổi theo cấu trúc rừng, độ ẩm, độ phân cực, góc tới và mô hình hồi quy nên khó có thể cố định một ngưỡng duy nhất. Radar bước sóng dài và LiDAR tương đối thuận lợi trong việc đọc cấu trúc của những khu rừng rậm rạp.

Vì GEDI là LiDAR dạng sóng nên nó không được nhóm theo cùng tiêu chí bão hòa như tán xạ ngược radar. Sự khác biệt giữa các cảm biến có những hậu quả nhạy cảm trong các tính toán liên quan đến tiền, chẳng hạn như tín dụng carbon.

Những vấn đề còn sót lại và giai đoạn tiếp theo

Giới hạn kỹ thuật vẫn còn. Các quan sát của NFI và vệ tinh có chu kỳ khác nhau và do đó đo lường cùng một khu rừng vào những ngày khác nhau. Dữ liệu NFI công khai ở một số quốc gia có thể làm mờ tọa độ thực tế để bảo vệ tài sản riêng, tạo ra lỗi khi chúng khớp với các pixel có độ phân giải cao. Các giá trị tham chiếu sinh khối được tạo bằng các phương trình sinh khối cũng chứa đựng sự không chắc chắn phát sinh từ việc lựa chọn phương trình.

Bản đồ AGB viễn thám không được coi là tổng lượng carbon trong rừng. Kiểm kê khí nhà kính quốc gia có thể tính toán sinh khối dưới mặt đất, gỗ chết, rác thải và đất như các bể chứa carbon riêng biệt.

Công việc trong tương lai phải kiểm tra khả năng học máy được hướng dẫn bằng kiến thức, trong đó đặt các phương trình tăng trưởng và mô hình chu trình carbon bên trong mạng lưới thần kinh, trên khắp các khu vực rộng lớn. Dữ liệu chiều cao cây từ các sứ mệnh LiDAR độc lập trên không gian như GEDI và ICESat-2 cũng có thể được so sánh cùng với dữ liệu NFI.

Chỉ khi trí tuệ nhân tạo báo cáo các ước tính và sự không chắc chắn cạnh nhau thì kết quả đầu ra của nó mới có thể đạt được bản đồ carbon phù hợp để sử dụng trong kiểm kê khí nhà kính quốc gia.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Geng, L., Bian, S., Ma, X., Fu, Q., Zhou, Y., & Wang, B. (2026). Prediction of carbon sequestration potential in Heilongjiang Province's natural forests based on the KGML model. Forest Engineering. Online first. <https://slgc.nefu.edu.cn/EN/abstract/abstract2592.shtml>

2. Jung, M., Choi, J., Carpenter, J., Fei, S., & Jung, J. (2025). Individual tree biomass estimation using single-scan terrestrial laser scanner with efficient projection-based deep learning. *Journal of Forestry*.
<https://doi.org/10.1007/s44392-025-00065-6>
3. Keskes, M. I., & Nita, M. D. (2026). Digital twins in forest management using scalable deep learning pipeline. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 19, 8519-8547.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2026.3666924>
4. Khanal, S., Nolan, R., Medlyn, B., & Boer, M. (2025). Spatially explicit prediction of Nepal's forest biomass stocks, a data-driven bioregionalisation and machine learning approach. *Carbon Balance and Management*, 21(1), Article 23. <https://doi.org/10.1186/s13021-025-00367-4>
5. Lamahewage, S. H. G., Witharana, C., Riemann, R., Fahey, R., & Worthley, T. (2025). Aboveground biomass estimation using multimodal remote sensing observations and machine learning in mixed temperate forest. *Scientific Reports*, 15, Article 31120. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-15585-6>
6. Liu, J., Liu, M., Shen, T., Yan, F., & Zhou, Z. (2025). Forest aboveground biomass estimation using high-resolution imagery and integrated machine learning. *Forests*, 16(12), Article 1777.
<https://doi.org/10.3390/f16121777>
7. Obata, S., Cieszewski, C. J., Lowe, R. C., & Bettinger, P. (2021). Random forest regression model for estimation of the growing stock volumes in Georgia, USA, using dense Landsat time series and FIA dataset. *Remote Sensing*, 13(2), Article 218. <https://doi.org/10.3390/rs13020218>
8. Puletti, N., Innocenti, S., Guasti, M., Alvites, C., & Ferrara, C. (2025). Improving aboveground biomass estimation in beech forests with 3D tree crown parameters derived from UAV-LS. *Remote Sensing*, 17(9), Article 1497.
<https://doi.org/10.3390/rs17091497>
9. Subedi, P., & Zurqani, H. (2026). Multi-sensor forest aboveground biomass estimation using GEDI, machine learning, and deep learning techniques. *Advances in Space Research*, 77(3), 2784-2806.
<https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.12.032>
10. Tasuev, U., Tregubova, P., Illarionova, S., Shadrin, D., Bernshteyn, A., & Burnaev, E. (2026). Machine learning-based geospatial assessment of forest structure characteristics and sequestration potential for informed carbon stocks inventories. *Scientific Reports*, 16, Article 20872.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-50929-w>
11. Uyar, N. (2026). Tropical forest biomass assessment using LIDAR, DEM, and Sentinel-2 in the Daintree forest. *Plant Ecology*, 227(4), Article 42. <https://doi.org/10.1007/s11258-026-01602-9>
12. Wan, L., et al. (2025). Satellite-based mapping of annual canopy height and aboveground biomass in African dense forests. *Frontiers in Remote Sensing*, 6, Article 1724950. <https://doi.org/10.3389/frsen.2025.1724950>
13. Wang, G., Zhao, L., Song, C., Zhang, W., Dong, W., & Ji, Y. (2026). Improving forest aboveground biomass estimation accuracy via optical and SAR data fusion using deep learning algorithms. *Remote Sensing*, 18(10), Article 1536. <https://doi.org/10.3390/rs18101536>

2.3

Giám sát động thái đất rừng và biến động lớp phủ đất

Đó là sau ba ngày mưa lớn. Tại một địa điểm thu hoạch ở đâu đó trong tỉnh Gangwon, con dốc bị đốn cây đã hứng mưa trực tiếp vào lớp da trần của nó. Đất rửa trôi xuống sườn dốc có màu đỏ, màu đặc trưng của đá granit phân hủy hình thành do phong hóa. Một nhà nghiên cứu đi ủng cao su cúi mình trước làn nước bùn và nắm lấy một nắm đất.

Chỉ từ cảm giác nó trượt giữa các ngón tay, nhà nghiên cứu có thể ước tính đại khái lượng chất hữu cơ trong đất đã mất đi và bao nhiêu nữa sẽ bị cuốn trôi trong trận mưa tiếp theo. Cách đó vài bước, trên một con dốc vẫn còn bám rễ, đất đen và cứng hơn nhiều. Ngay cả trên cùng một ngọn núi, tình trạng đất đai cũng khác nhau tùy theo việc có cây cối hay không.

Nhưng xúc giác không thể mô tả được toàn bộ con dốc này, càng không thể mô tả được toàn bộ ngọn núi bên ngoài địa điểm thu hoạch. Một nắm đất luôn không đủ. Đây là lý do tại sao các cảm biến và vệ tinh đọc đồng thời dưới mặt đất và bên ngoài ngọn núi cũng như trí tuệ nhân tạo kết nối chúng đã chuyển đến trung tâm quan sát đất rừng.

Cùng đọc độ ẩm bằng cảm biến dưới lòng đất và đôi mắt trên bầu trời

Độ ẩm của đất và chất hữu cơ, nhiệt độ và độ ẩm tương đối cũng như nồng độ carbon dioxide quyết định cây phát triển tốt như thế nào, chúng sử dụng nước hiệu quả như thế nào và lượng carbon chúng giữ lại. Trước đây, phương pháp duy nhất là đến hiện trường vào những ngày đã định và thu thập mẫu hoặc cài đặt một thiết bị duy nhất và chỉ xem những con số mà nó đọc được.

Khi một ngọn núi rộng được đọc theo cách này, các điều kiện dưới bóng một cây hoặc trong một thung lũng rất dễ bị bỏ qua. Ngày nay, cách tiếp cận đang thay đổi: nhiều cảm biến Internet of Things (IoT) được đặt trong lòng đất, tín hiệu của chúng

được liên kết bởi LoRa, mạng diện rộng tiêu thụ điện năng thấp và kết quả được đọc cùng với hình ảnh được chụp bởi máy bay không người lái và vệ tinh.

Một nghiên cứu đã phân tích các bức ảnh đa phổ, hồng ngoại nhiệt và thông thường thu được từ máy bay không người lái cùng với công nghệ học sâu để ước tính độ ẩm của đất xung quanh rễ cỏ linh lăng. Được xuất bản bởi Yin và cộng sự. (2024) trên Tạp chí Nông học Châu Âu, nghiên cứu cho thấy mô hình kết hợp nhiều cảm biến có sai số nhỏ hơn rõ rệt so với mô hình một cảm biến.

Nói cách khác, các điều kiện nước xung quanh rễ cây không thể biết được chỉ bằng màu sắc nhìn thấy được xuất hiện khi một số bước sóng được phủ lên.

Một đánh giá về các trang trại nông lâm kết hợp dựa trên lúa mì cũng đưa ra kết luận tương tự. Được xuất bản bởi Singh và cộng sự.

(2026) trên Tạp chí Quốc tế về Môi trường, Nông nghiệp và Công nghệ sinh học (IJEAB), giải thích rằng việc kết hợp quản lý tán cây để kiểm soát độ rộng của bóng cây với cảm biến độ ẩm dưới lòng đất và chỉ số nước mặt trên đất có nguồn gốc từ vệ tinh (LSWI) và chỉ số khô nhiệt độ của thảm thực vật (TVDI) có thể đưa ra cảnh báo trước về thời điểm cây cối và lúa mì sẽ bắt đầu tranh giành nước.

Phát hiện cuộc thi trước khi nó bắt đầu sẽ tạo cơ hội để tiết kiệm nước.

Các cảm biến đa đầu dò được lắp vào thân cây để đo độ ẩm thông qua các đặc tính điện, cùng với các cổng LoRa hoạt động trong nhiều tháng chỉ bằng một pin, đã được lắp đặt tại hiện trường. Một đường ống đã mang các giá trị được đo sâu trong núi một cách trực tiếp mà không cần qua bàn tay con người đến các máy chủ và thiết bị biên, các máy tính nhỏ gần hiện trường.

Một nhiệm vụ trước đây yêu cầu nhà nghiên cứu phải leo núi mỗi tháng một lần và sao chép các chỉ số của thiết bị bằng tay gờ đây có thể được kiểm tra chỉ bằng cách bật màn hình điện thoại di động. Tuy nhiên, đường ống không hoàn hảo. Khi hết pin hoặc liên lạc bị cắt, các con số trong toàn bộ khoảng thời gian đó sẽ vẫn trống.

Một đánh giá đã tập hợp các công nghệ này và sắp xếp hướng đi của chúng. Trong cuốn Những ranh giới trong khoa học thực vật, Wang và cộng sự. (2026) đã xem xét các nghiên cứu tổng hợp dữ liệu đa phương thức đặt LiDAR, hình ảnh vệ tinh, cảm biến IoT và dữ liệu máy bay không người lái được sử dụng trong quan sát tài nguyên rừng vào một mô hình duy nhất.

Họ lưu ý rằng độ chính xác tăng lên khi số lượng loại dữ liệu tăng lên, nhưng việc xử lý trước đó rất khó khăn vì độ phân giải theo thời gian và không gian của các bộ dữ liệu khác nhau. Các đánh giá về giám sát sức khỏe rừng ở phạm vi rộng hơn đều lặp lại cùng một kết luận. Amoah-Nuamah và cộng sự. (2025) và Saha và cộng sự.

(2025), xem xét các hệ thống giám sát sức khỏe rừng dựa trên AI, viễn thám và giám sát thông minh, lần lượt nhận thấy rằng cả cảnh báo sai và thiếu sót đều giảm khi cảm biến, vệ tinh và trí tuệ nhân tạo được phủ lên thay vì sử dụng riêng biệt.

Bản đồ biến chất lượng đất thành điểm

Dung tích nước sẵn có, hàm lượng chất hữu cơ, độ axit và chất dinh dưỡng là thước đo sức khỏe của rừng. Những con số này cuối cùng xác định rễ cây có thể vươn xa đến đâu và chúng có thể chịu đựng hạn hán trong bao lâu. Vấn đề là chúng không thể được xác định chỉ bằng một cái xẻng và chỉ xuất hiện sau khi mẫu được gửi đến phòng thí nghiệm và vài ngày trôi qua.

Công việc vẽ những số liệu này vào một bản đồ duy nhất đã phát triển nhanh chóng trong những năm gần đây.

Trong nghiên cứu về rừng thông tự nhiên, Poudel et al. (2025) đã kết hợp quy trình phân tích mờ (Fuzzy-AHP) với rừng ngẫu nhiên để tính chỉ số chất lượng đất. Được xuất bản trên tạp chí Scientific Reports, nghiên cứu đã báo cáo rằng một mô hình học máy kết hợp cấu trúc đất, chất hữu cơ và khả năng giữ nước đã lập bản đồ những khác biệt cục bộ về điều kiện đất một cách tinh tế hơn nhiều so với các mô hình thống kê thông thường.

Những nỗ lực đang tiếp tục xác định chính carbon hữu cơ của đất (SOC) bằng vệ tinh. Li và cộng sự. (2025) đã kết hợp hình ảnh quang phổ từ vệ tinh Sentinel-2 với các biến số địa hình để ước tính nồng độ carbon hữu cơ trong đất ở ốc đảo Hồ Boston của Trung Quốc. Parvizi và Fatehi (2025) đã lập bản đồ carbon hữu cơ trong đất theo một số loại sử dụng đất và so sánh mô hình tuyến tính tổng quát, Cubist, máy vector hỗ trợ và rừng ngẫu nhiên.

Khả năng giải thích của rừng ngẫu nhiên là 0,64, tốt hơn rõ rệt so với 0,39 của mô hình tuyến tính tổng quát và 0,41 của máy vector hỗ trợ. Không có thuật toán nào luôn thắng nên khi thổ nhưỡng, địa hình thay đổi thì việc lựa chọn mô hình để đặt trước phải được xem xét lại.

Các chỉ số chất lượng đất và bản đồ carbon hữu cơ của đất không kết thúc bằng một con số. Khi bản đồ được tô màu, nó sẽ hiển thị nhanh các điều kiện đất đai khác nhau rõ rệt như thế nào trong cùng một ngọn núi theo hướng dốc và liệu địa điểm đó là thung lũng tích nước hay sườn núi. Đối với một cán bộ lâm nghiệp quyết định nơi trồng cây và nơi để đất không bị xáo trộn, bản đồ này trở thành tài liệu tham khảo chỉ đường trước khi kiểm tra thực địa.

Mạng lưới thần kinh đồ thị tính toán vị trí cây bóng mát

Trong nông lâm kết hợp, vị trí của một mảng bóng mát do cây ở tầng trên tạo ra sẽ làm thay đổi ánh sáng mặt trời, độ ẩm, nồng độ carbon dioxide và độ ẩm của đất mà cây trồng ở tầng dưới gặp phải. Nếu bóng râm quá dày đặc, cây trồng sẽ khăng khiu; nếu thưa quá, lá của chúng sẽ bị cháy dưới ánh nắng chói chang. Vì vậy, trồng cây bóng mát ở đâu và trồng bao nhiêu cây là vấn đề tính toán chứ không phải trực giác.

Ridlo và cộng sự. (2025) đã tính toán vị trí của cây che bóng và cảm biến bằng thuật toán tập hợp ưu thế độc lập từ lý thuyết đồ thị, đồng thời dự đoán độ ẩm tương đối và nồng độ carbon dioxide bằng mạng lưới thần kinh đồ thị không gian-thời gian (STGNN). Trong kịch bản có 96 cây cà phê và 26 cây che bóng, lượng CO₂ hấp thụ hàng năm được tính toán là 520 kg. Giá trị của một kịch bản có 31 cây che bóng trong một lưới là 620 kg.

Đây là những tính toán mô hình, không phải lượng hấp thụ carbon được đo trực tiếp trong một nghiên cứu thực địa dài hạn.

Hiệu suất dự đoán cũng đáng được quan tâm. Mô hình dự báo vi khí hậu trong 10, 15 và 20 ngày tới. So với các phương pháp hiện có như trung bình lịch sử, ARIMA, hồi quy vector hỗ trợ (SVR), mạng tích chập đồ thị (GCN) và đơn vị hồi quy có kiểm soát (GRU), sai số của nó nhỏ hơn rõ rệt và hệ số xác định của nó nằm trong khoảng từ 0,7350 đến 0,8109.

Một thời đại đã bắt đầu trong đó độ ẩm tương đối và nồng độ carbon dioxide mà người ta từng ra ngoài đo hàng ngày có thể được tính toán trước mười ngày và được sử dụng để chọn nơi trồng cây bóng mát.

Hơn 30 năm phim được vệ tinh ghi lại

Biến đổi khí hậu, khai thác trái phép, mở rộng nông nghiệp và cháy rừng liên tục làm thay đổi diện mạo của rừng. Để nắm bắt được sự thay đổi này không chỉ cần một bức ảnh mà còn cần hàng thập kỷ phim. Các hình ảnh chuỗi thời gian được tích lũy từ lớp này đến lớp khác bởi các vệ tinh như Landsat, Sentinel và MODIS đóng vai trò là phim đó.

Ở Hàn Quốc, cùng một nhóm phân tích chuỗi thời gian vệ tinh được sử dụng để kiểm tra khả năng phục hồi ở các khu vực bị thiệt hại do cháy rừng ở tỉnh Gangwon và tại các địa điểm thu hoạch do bệnh héo thối. Ngay sau khi thu hoạch hoặc đốt, những vùng đất trống rộng lớn xuất hiện. Sau vài năm, cỏ và cây bụi xâm nhập đầu tiên và chỉ sau đó cây mới bén rễ. Trình tự xuất hiện nguyên vẹn trong màu sắc thay đổi của hình ảnh vệ tinh.

Obata và các đồng nghiệp đã nghiên cứu các khu rừng ở Georgia, Hoa Kỳ vào năm 2021. Họ đã xếp chồng hình ảnh Landsat trong 33 năm, từ 1984 đến 2016, trên Google Earth Engine. Họ trích xuất các chỉ số độ sáng, độ xanh và độ ẩm thông qua phép biến đổi mũ tua, áp dụng phân tích hồi quy hài hòa và kết nối kết quả với các ô mẫu Kiểm kê Rừng Quốc gia thông qua khu rừng ngẫu nhiên.

So với một mô hình chỉ sử dụng hình ảnh trong ba năm, nó xác định ngày xảy ra xáo trộn gần đây chính xác hơn và giảm sai sót về số lượng đàn tăng trưởng. Nghiên cứu tương tự đã được giới thiệu lại trên một tạp chí Nhật Bản vào năm 2026, nhưng năm xuất bản ban đầu và DOI được ưu tiên trích dẫn.

Việc phân loại các nguyên nhân gây xáo trộn đã mở rộng ra quy mô toàn cầu. Sử dụng chuỗi thời gian Landsat và học sâu, Wang et al. (2026) đã xây dựng một bộ dữ liệu định lượng tình trạng mất rừng trên toàn thế giới từ năm 2000 đến năm 2020 bằng cách chia thành cháy rừng, khai thác gỗ và khai thác, du canh, dịch bệnh và thiệt hại do gió, đồng thời xuất bản nó trên Dữ liệu Khoa học Hệ thống Trái đất.

Điều này có nghĩa là bản đồ giờ đây không chỉ có thể phân biệt được nơi rừng biến mất mà còn phân biệt được lý do.

Một nghiên cứu khác so sánh các mô hình AI phân biệt việc sử dụng đất và độ che phủ đất. Çalışkan (2026) đã đào tạo máy vector hỗ trợ, rừng ngẫu nhiên và cây quyết định trên cùng một dữ liệu và so sánh hiệu suất của chúng. Không có phương pháp duy nhất nào giành chiến thắng ở mọi khu vực.

Phương pháp rừng ngẫu nhiên hoạt động tốt hơn ở những nơi có địa hình phức tạp và việc sử dụng đất được chia thành các lô nhỏ, trong khi phương pháp cây quyết định có cấu trúc đơn giản hơn không hề kém xa ở những khu vực nông nghiệp rộng lớn có ranh giới rõ ràng.

Những khu vực có ít nhãn mác đòi hỏi một chiến lược khác. Rừng khô nhiệt đới Colombia rụng lá theo mùa và cháy thường xuyên, khiến đặc điểm quang phổ của chúng dao động rất lớn. Semi-FCMNet, được giới thiệu bởi González-Vélez et al. (2026), là một kiến trúc học tập bán giám sát đào tạo cùng nhau trên các nhãn thông tin thực tế cơ bản và radar Sentinel-1 không được gắn nhãn cũng như chuỗi thời gian quang học Sentinel-2.

Nó duy trì độ chính xác trên 90 phần trăm ngay cả trong điều kiện hạn chế về nhãn. Tiết kiệm thời gian lao động không được đo lường riêng biệt.

Có những nghiên cứu xác định cụ thể những gì sẽ xảy ra sau khi một khu rừng biến mất. Pišl và cộng sự. (2026) đã sử dụng mô hình học sâu để tìm hiểu thông tin vị trí để phân biệt xem đất rừng nhiệt đới đã bị phá bỏ trở thành đồng cỏ, đất trồng trọt hay đường. Nghiên cứu cho thấy rằng ngay cả khi tình trạng mất rừng là như nhau, các phản ứng chính sách cũng phải khác nhau nếu việc sử dụng đất tiếp theo khác nhau.

Ngoài ra còn có câu chuyện về việc mở rộng rừng. Silva và cộng sự. (2026) đã khảo sát một vùng nông lâm kết hợp ở vùng cận nhiệt đới Brazil. Các nhà nghiên cứu đã theo dõi sự thay đổi bằng dữ liệu MapBiomass, dự án lập bản đồ che phủ đất qua vệ tinh của Brazil, tại ba thời điểm: 2000, 2010 và 2020. Diện tích mở rộng từ 405,80 ha đến 500,60 ha lên 659,81 ha. Chỉ số tổng hợp môi trường sống tăng trong cùng thời kỳ.

Việc mở rộng dường như diễn ra khi các khu vực nông lâm kết hợp đóng vai trò là hành lang sinh thái nối liền các khu rừng tự nhiên bị chia cắt. Nghiên cứu lưu ý rằng những hành lang như vậy giúp bảo vệ đa dạng sinh học và ngăn chặn đất bị cuốn trôi.

Nghiên cứu cũng đã nhìn vào tương lai. Sử dụng dữ liệu Giám sát và Đánh giá Tài nguyên Rừng Quốc gia Tanzania (NAFORMA), Zella (2026) đã tính toán diện tích rừng từ năm 2014 đến năm 2054 theo ba kịch bản. Nếu xu hướng hiện tại tiếp tục, diện tích rừng và rừng nguyên sinh sẽ giảm từ 48,09 triệu ha xuống còn 32,99 triệu

ha. Trong kịch bản chịu áp lực phát triển nặng nề, diện tích sẽ giảm xuống mức 28,30 triệu ha.

Theo kịch bản quản lý bền vững, dự kiến sẽ còn lại 43,85 triệu ha.

Có những nỗ lực để phát hiện việc thu hoạch trong thời gian thực. Kundu và cộng sự. (2025) đã xuất bản trên Scientific Reports một hệ thống kết hợp mô hình phát hiện đối tượng YOLO với tác nhân dựa trên LangChain để thực hiện một chuỗi phán đoán một cách tự động. Nó phát hiện những thay đổi đáng ngờ về thu hoạch trong hình ảnh vệ tinh và máy bay không người lái trong thời gian gần thực tế và đưa ra cảnh báo.

Trí tuệ nhân tạo trước tiên sẽ chọn ra những khu vực nghi ngờ có thu hoạch nhưng cảnh báo sai không biến mất hoàn toàn nên người dân vẫn phải đưa ra phán quyết cuối cùng.

Kiểu giám sát chuỗi thời gian này hiện có giá trị bên ngoài phòng thí nghiệm. Quy định phá rừng của Liên minh Châu Âu (EUDR) yêu cầu các nhà khai thác đưa ra thị trường hoặc xuất khẩu cà phê, ca cao và các sản phẩm liên quan đến gỗ được liệt kê trong Phụ lục I để cung cấp thông tin định vị địa lý cho nơi sản xuất.

Một mảnh đất có diện tích từ 4 ha trở xuống có thể được biểu thị bằng một điểm vĩ độ và kinh độ; một âm mưu lớn hơn đòi hỏi một ranh giới đa giác. Ngày hết hạn là ngày 31 tháng 12 năm 2020. Các nhà khai thác lớn và một số doanh nghiệp vừa và nhỏ bắt đầu phải tuân theo các quy định vào ngày 30 tháng 12 năm 2026. Ngày áp dụng đối với thể nhân và một số doanh nghiệp siêu nhỏ là ngày 30 tháng 6 năm 2027.

Do các ngày này khác nhau tùy theo mã hàng hóa và trạng thái nhà vận hành nên mỗi công ty phải xác nhận riêng sản phẩm và vai trò của mình.

Các số xung đột và các nhiệm vụ còn lại

Ngay cả sau khi tích lũy được nhiều công nghệ như vậy, các con số vẫn không khớp nhau. Cảm biến mặt đất đo giá trị tại một điểm hẹp, trong khi một pixel Sentinel-2 hoặc Landsat nhìn thấy giá trị trung bình trên một khu vực rộng. Việc xếp chồng hai bộ dữ liệu khác nhau về sỏi, bóng râm, tán cây và độ ẩm của đất yêu cầu phải xác thực để căn chỉnh chúng theo cùng một ngày và quy mô không gian.

Đã có trường hợp được báo cáo trong đó sự không phù hợp như vậy đã gây ra vấn đề trên thực địa. Chỉ riêng khu vực được đánh giá là an toàn chỉ dựa trên các chỉ số

vệ tinh đã khá khô ráo khi được ghé thăm hoặc vệ tinh phát ra tín hiệu bất thường chứng tỏ tại hiện trường là một sự thay đổi thông thường theo mùa.

Trừ khi có hướng dẫn sử dụng hiện trường chỉ định trước tín hiệu nào cần tin cậy trước khi cả hai không đồng ý, các nhà quản lý sẽ đưa ra những đánh giá khác nhau và dẫn đến sự nhầm lẫn.

Một loại xung đột khác tồn tại giữa các vệ tinh quang học và radar (SAR). Trong các khu rừng mưa nhiệt đới và cận nhiệt đới thường xuyên có mây và sương mù, các khoảng trống thường mở ra trong hình ảnh quang học, khiến chúng ta dễ bỏ lỡ chu kỳ mọc và rụng lá. Ở những nơi mùa mưa kéo dài hàng tháng, sáu tháng có thể trôi qua mà không tạo ra được một hình ảnh quang học nào có thể sử dụng được.

Radar có thể chụp ảnh xuyên qua các đám mây, nhưng độ nhám của đất ướt ngay sau mưa có thể làm nhiễu tín hiệu, phát hiện sai sự thay đổi trong khi không hề xảy ra.

Trong một khu rừng có tán cây dày đặc, các tín hiệu phát ra từ vệ tinh hoặc máy bay không người lái phía trên sẽ dội ngược trở lại từ bề mặt lá, không còn lựa chọn nào khác ngoài việc suy ra các điều kiện đất bên dưới thông qua các chỉ số gián tiếp. Khi mô hình phát hiện thay đổi được huấn luyện ở một vùng khí hậu được chuyển sang hệ sinh thái khác, nó có thể hiểu sai mùa rụng lá là cháy rừng hoặc thu hoạch.

Mức độ suy giảm độ chính xác khác nhau tùy theo dữ liệu và số liệu và không bị giảm xuống một phạm vi duy nhất. Các cảm biến ở vùng sâu vùng xa thường xuyên bị mất pin và liên lạc, cần phải kiểm tra hiện trường trong thời gian dài.

Một nhiệm vụ cho tương lai là mạng lưới thần kinh thông tin vật lý (PINN), kết hợp mạng lưới thần kinh với các phương trình thể hiện sự chuyển động của nước ngầm thông qua các định luật vật lý. Các mô hình chỉ được huấn luyện dựa trên dữ liệu có thể tạo ra các giá trị vô nghĩa khi đối mặt với hạn hán khắc nghiệt hoặc ghi lại lượng mưa không có trong dữ liệu huấn luyện của chúng.

Nếu các định luật vật lý chi phối cách nước xâm nhập vào lòng đất và bốc hơi được nhúng vào mạng lưới thần kinh, thì mô hình có nhiều khả năng duy trì các giá trị hợp lý hơn ngay cả trong những điều kiện xa lạ như vậy. Việc giảm các mạng thần kinh đồ thị không gian-thời gian và Máy biến áp thành các dạng nhẹ có thể được nhúng trực tiếp vào máy bay không người lái và thiết bị hiện trường là một nhiệm vụ khác.

Nhiều bài báo lặp lại nhu cầu tiếp tục mở rộng dữ liệu chuẩn về đất và độ che phủ đất theo chuỗi thời gian trên các hệ sinh thái khác nhau. Chỉ khi các chip AI năng lượng thấp chạy trong nhiều tháng chỉ bằng một cục pin đến được mọi ngóc ngách của núi thì khoảng cách hiện tại giữa cảm biến và vệ tinh mới bắt đầu được thu hẹp.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Amoah-Nuamah, J., Child, B., Okyere, E. Y., Adams, O., & Danquah, J. A. (2025). Applications of artificial intelligence in forest health surveillance and management. *Discover Forests*, 1, Article 56. <https://doi.org/10.1007/s44415-025-00061-w>
2. Çalışkan, B. (2026). Machine learning innovations in LULC classification: a comparative study of SVM, random forest, and decision trees. *Land Management and Utilization*, 2(1), 48-62. <https://doi.org/10.54963/lmu.v2i1.2356>
3. González-Vélez, J. C., Torres-Madronero, M. C., Martínez-Vargas, J. D., Rodríguez-Marín, P., Perez-Guerra, J., & Herrera-Ruiz, V. (2026). Tropical dry forest land use/land cover change detection using semi-supervised deep learning algorithms and remote sensing. *Environmental Monitoring and Assessment*, 198(2), 197. <https://doi.org/10.1007/s10661-025-14897-4>
4. Kundu, S., Ninoria, S. Z., Chaturvedi, R. P., Mishra, A., Agrawal, A., Batra, R., Dubale, M., & Hashmi, A. (2025). Real-time deforestation anomaly detection using YOLO and LangChain agents for sustainable environmental monitoring. *Scientific Reports*, 15, Article 39961. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-23617-4>
5. Li, S., Li, X., & Ge, X. (2025). Prediction and mapping of soil organic carbon in the Bosten Lake oasis based on Sentinel-2 data and environmental variables. *International Soil and Water Conservation Research*, 13, 436-446. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2024.12.002>
6. Obata, S., Cieszewski, C. J., Lowe, R. C., & Bettinger, P. (2021). Random forest regression model for estimation of the growing stock volumes in Georgia, USA, using dense Landsat time series and FIA dataset. *Remote Sensing*, 13(2), Article 218. <https://doi.org/10.3390/rs13020218>
7. Parvizi, Y., & Fatehi, S. (2025). Geospatial digital mapping of soil organic carbon using machine learning and geostatistical methods in different land uses. *Scientific Reports*, 15, 4449. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-88062-9>
8. Pišl, J., Sumbul, G., Lenczner, G., Zamora, C., Herold, M., Wegner, J. D., & Tuia, D. (2026). Mapping land uses following tropical deforestation with location-aware deep learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 232, 578-593. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2025.12.007>
9. Poudel, D., Abiye, W., Dengiz, O., Pacci, S., & Safli, M. E. (2025). Soil quality dynamics in natural pine forests lands integrating fuzzy-AHP and prediction-based machine learning. *Scientific Reports*, 15, 32140. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-21943-1>
10. Ridlo, Z. R., Dafik, Waluyo, J., Yushardi, & Venkatachalam, M. (2025). On RIDS analysis for shade tree placement and its application to STGNN multi-step forecasting on RH and CO2 concentration of coffee agroforestry. *Statistics, Optimization & Information Computing*, 14(4), 1889-1908. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2643>
11. Saha, R., Bagchie, P., Lalremsang, P., & Rai, K. C. (2025). Digital innovation in forest science: applications of artificial intelligence, remote sensing and smart monitoring systems for ecosystem conservation. *The Bioscan*, 20(3), 907-911. [https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I\(3\).pp907-911](https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I(3).pp907-911)
12. Silva, B. B., Brum, D., Loregian, A. C., Urruth, L. M., & Tozetti, A. M. (2026). Agroforestry systems as habitat aggregators: a spatiotemporal analysis of the Brazilian subtropical Atlantic forest. *Agroforestry Systems*, 100(6), 185. <https://doi.org/10.1007/s10457-026-01557-w>

13. Singh, A., Atish, Singh, V., Kumari, B., Arya, S., & Kamboj, A. (2026). A systematic review on water use efficiency (WUE) and soil moisture dynamics in wheat-based agroforestry systems. *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology*, 11(3), 72-87. <https://doi.org/10.22161/ijeab.113.8>
14. Wang, L., Liu, S., Zhang, J., & Song, W. (2026). Global high-resolution forest disturbance type dataset between 2000 and 2020. *Earth System Science Data*, 18, 1601-1618. <https://doi.org/10.5194/essd-18-1601-2026>
15. Wang, M., Zhang, Q., Liu, X., Zhang, J., Yu, F., Zhang, X., & Zhao, R. (2026). Research progress on multimodal data fusion in forest resource monitoring. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1710618. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1710618>
16. Yin, L., Yan, S., Li, M., Liu, W., Zhang, S., Xie, X., et al. (2024). Enhancing soil moisture estimation in alfalfa root-zone using UAV-based multimodal remote sensing and deep learning. *European Journal of Agronomy*, 161, 127366. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127366>
17. Zella, A. Y. (2026). Sustainable forest and land-use management in Tanzania: NAFORMA-based and machine learning forecasts to 2050 under Tanzania Dira 2050. *International Journal of Development and Management Review*, 21(1), 1-36. <https://doi.org/10.4314/ijdmr.v21i1.1>
18. Shin & Kim LLC. (March 17, 2026). ESG regulations to watch in 2026 (4): European Union Deforestation-Free Products Regulation. <https://www.shinkim.com/kor/media/newsletter/3174> (accessed August 2, 2026)

Chương 3

Giám sát thảm họa rừng và sức khỏe hệ sinh thái: Dự báo bằng AI và cảnh báo sớm

3.1

Dự đoán mức độ nguy cơ cháy rừng và phát hiện vùng cháy dựa trên học máy và học sâu

Một buổi chiều cuối xuân, ngày thứ ba liên tiếp cảnh báo khô hạn được duy trì. Trên một góc màn hình phủ kín bức tường phòng chỉ huy ứng phó cháy rừng, một chấm đỏ hiện lên. Gió ngoài cửa sổ khô và mạnh, nước tưới hôm qua đã kịp khô. Trong phòng chỉ huy chỉ có tiếng bộ đàm và tiếng gõ bàn phím trầm thấp lan ra.

Người trực ban lập tức kéo màn hình CCTV lại xem, kiểm tra chỉ số nhiệt độ của camera ảnh nhiệt, rồi mở cửa sổ tra cứu xem có tin báo nào từ khu vực lân cận gửi đến không. Thời gian để phân biệt chấm đỏ đó là lửa thật, là khói đốt bờ ruộng, hay là mái nhà bị hun nóng dưới nắng chiều, dài lắm cũng chỉ vài phút.

Và trong vài phút ấy, ngay cả khi mắt người còn chưa kịp quét hết màn hình, thuật toán trí tuệ nhân tạo đã hoàn tất một lần phán đoán từ trước.

Vào tháng 3 năm 2025, đám cháy bùng phát ở Uiseong thuộc tỉnh Gyeongsangbuk là ví dụ cho thấy sức nặng của phán đoán này. Đám cháy lan tới tận Andong, Cheongsong, Yeongyang và Yeongdeok. Theo thống kê chính thức, hai mươi sáu người thiệt mạng và bảy mươi một người bị thương. Diện tích rừng bị thiệt hại tạm tính ở Gyeongsangbuk là 99.289 hecta. Giá trị thiệt hại tạm tính ở Gyeongsangbuk là 1.130,6 tỷ won.

Chi phí phục hồi của Gyeongsangbuk, Gyeongsangnam và Ulsan được thống kê là 1.880,9 tỷ won. Hai con số này khác nhau. Không phải giá trị thiệt hại tăng lên vào mùa hè, mà là phạm vi khu vực và các mục kế toán của việc điều tra thiệt hại và kế hoạch phục hồi khác nhau.

Trí tuệ nhân tạo nhằm ngăn chặn những đám cháy như thế làm việc chủ yếu ở hai giai đoạn. Học máy (Machine Learning), vốn tự quét dữ liệu để tìm ra quy luật, và học sâu (Deep Learning), vốn đào sâu hơn nhiều việc tìm quy luật đó qua nhiều lớp mạng nơ-ron, mỗi loại đảm nhận một thời điểm khác nhau. Một loại là mô hình dự đoán, chỉ ra trước vài ngày, dài thì đến một tháng trước khi cháy nổ ra, nơi nào có nguy cơ.

Loại kia là mô hình phát hiện, nhận ra thực tế cháy đã bùng lên trong vòng vài phút sau khi lửa đã bén.

Đường cong độ ẩm chuyển động trước

Đánh giá nguy cơ cháy rừng trước đây dựa vào địa hình cố định và chỉ số thảm thực vật chụp một lần. Vì độ dốc của một ngọn núi và chủng loại cây cối không thay đổi nhiều dù đã qua vài năm, người ta vẽ sẵn bản đồ nguy cơ chỉ với thông tin đó rồi dùng lâu dài. Vấn đề nằm ở chỗ cháy rừng không nổ ra chỉ vì địa hình. Nếu hôm qua còn mưa mà hôm nay độ ẩm bỗng tụt hẳn, ngọn núi an toàn hôm qua trở thành ngọn núi nguy hiểm hôm nay.

Trí tuệ nhân tạo lâm nghiệp gần đây đang chuyển sang hướng gộp chung thời tiết, địa hình, thảm thực vật làm nhiên liệu, cùng cả dữ liệu kinh tế xã hội cho thấy con người ra vào nhiều đến đâu, rồi tính lại xác suất phát sinh cháy rừng theo từng ngày.

Phép tính này có một đặc điểm hóc búa. Đó là số ngày xảy ra cháy rừng thì ít, còn số ngày không xảy ra thì áp đảo. Nếu huấn luyện mô hình ở nguyên trạng thái này, nó sẽ hành xử như một học sinh lười biếng chỉ đoán trúng những ngày an toàn để lấp điểm. Rốt cuộc lại bỏ sót đúng những ngày lửa thật sự bùng lên. Vì vậy các nhà nghiên cứu dùng SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique).

Đây là phương pháp tạo mới thêm dữ liệu của nhóm ít hơn, tức dữ liệu của những ngày xảy ra cháy rừng, theo cách tương tự về mặt thống kê để mô hình nhìn và học đều cả hai trường hợp. Ngược lại, người ta cũng dùng song song việc lấy mẫu dưới (undersampling) để tıra bớt dữ liệu của những ngày không xảy ra cháy, hoặc học nhạy chi phí (cost-sensitive learning) nhằm áp mức phạt nặng hơn khi bỏ sót cháy rừng.

Một nghiên cứu lấy tỉnh tự trị đặc biệt Gangwon làm đối tượng đã áp dụng cách này lên dữ liệu thời tiết, rừng và dân số tích lũy suốt mười một năm từ 2013 đến 2023. Với dữ liệu dạng bảng như thế này, mô hình dựa trên cây, vốn trồng nhiều cây rồi phán đoán theo đa số, thường vượt trội hơn mạng nơ-ron sâu. Bởi vì cách chia từng điều kiện một rồi vươn nhánh lại có lợi hơn khi xem xét trộn lẫn những biến khác tính chất như thời tiết và địa hình.

Kết quả đo song song năm mô hình gồm hồi quy logistic, XGBoost, LightGBM, rừng ngẫu nhiên và cây bổ sung (extra trees) cho thấy cây bổ sung dẫn đầu với AUC 0,839. AUC là chỉ số cho thấy mô hình phân tách tốt đến đâu giữa ngày thật sự có

cháy rừng và ngày không có, càng gần 1 thì đoán càng chuẩn, còn 0,5 thì chẳng khác gì tung đồng xu. Chỉ xét riêng khả năng không bỏ sót cháy rừng thì rừng ngẫu nhiên tốt hơn với độ nhạy (recall) 0,828.

Độ nhạy nghĩa là tỷ lệ những vụ cháy rừng thực sự xảy ra mà mô hình bắt được không bỏ sót.

Nghiên cứu này còn dùng kèm một kỹ thuật giải thích tên là SHAP (SHapley Additive exPlanations). Đây là kỹ thuật chuyển nguyên vẹn cách của lý thuyết trò chơi, vốn chia tính thành quả mà nhiều người chơi cùng tạo ra theo đúng mức đóng góp của từng người, sang mô hình dự đoán. Mức đóng góp của độ ẩm tương đối là 0,25, vượt lên trên tất cả các biến khác. Độ ẩm càng thấp thì nguy cơ càng vọt lên dốc đứng.

Việc có mưa hay không theo sau với 0,15, nhiệt độ cao nhất trong ngày là 0,05, mật độ dân số là 0,04. Trữ lượng gỗ đứng, tỷ lệ nghĩa địa, tỷ lệ rừng cây lá kim và tỷ lệ đất canh tác dù không lớn nhưng cũng góp thêm trọng lượng đều đặn. Biến phân định khu vực chia tách vùng Yeongdong, nơi hứng trọn gió biển với dãy Taebaek án ngữ ở giữa, và vùng Yeongseo nằm sau dãy núi, cũng tác động tương tự.

Điều này dường như có nghĩa là không chỉ khí hậu, mà cả thói quen con người ra vào núi và đốt lửa cũng đẩy nguy cơ lên cao.

Những biến nhiên liệu như tỷ lệ rừng cây lá kim hay trữ lượng gỗ đứng không được đo bằng cách người ta đi bộ từng bước một. Chỉ số cho thấy lượng nước cây cối ngậm giữ (LSWI), chỉ số ước lượng mức độ hạn hán qua nhiệt độ bề mặt (TVDI), hay bản đồ chiều cao tán cây vẽ bằng laser drone (CHM) cùng những dữ liệu quan trắc từ xa khác thay thế cho bước chân con người.

Cũng có những nghiên cứu tiếp tục gắn LiDAR lên máy bay không người lái để tự động vẽ ra vị trí, chu vi từng cây và cả bề rộng ngọn cây. Một nghiên cứu phân tích bằng học sâu rừng thông ba lá (*Pinus kesiya*), một loại thông, ở Việt Nam đã tự động hóa việc phát hiện cây cá thể và phân vùng tán cây, mở ra con đường dùng làm dữ liệu nền để vẽ bản đồ nhiên liệu cháy rừng.

Nếu nghiên cứu ở Gangwon là mô hình khu vực nhìn trước một ngày, thì cũng đã xuất hiện những nỗ lực kéo dài thời gian dự đoán lên gần một tháng. Nhóm nghiên cứu của Giáo sư Im Jeong-ho tại UNIST vào năm 2026 đã công bố mô hình học sâu FWI-Net, có khả năng nhìn trước chỉ số thời tiết cháy rừng toàn cầu tới đa 31 ngày, trên tạp chí học thuật quốc tế Communications Earth & Environment.

Chỉ số thời tiết cháy rừng là chỉ số gộp nhiệt độ, độ ẩm, gió và lượng mưa làm một, cho thấy nếu lửa bén thì đám cháy sẽ lan lớn đến đâu. Dự báo số trị của Trung tâm Dự báo Thời tiết Hạn vừa châu Âu trước đây rất độ chính xác nhanh chóng sau hai tuần, nhưng FWI-Net đã giảm 6,6 phần trăm sai số trên toàn bộ khoảng 31 ngày. Nếu chỉ tách riêng tuần đầu tiên của dự báo, mức giảm sai số nói rộng đến tận 12,4 phần trăm.

Ở những khu vực nguy cơ cháy rừng lớn nhưng hệ thống dự báo lại yếu kém, mức cải thiện này càng lớn. Bài tổng quan tài liệu quốc tế xem xét lại các nghiên cứu kết hợp công nghệ thông tin địa hình và học máy cũng đưa ra kết luận tương tự.

Xu hướng được xác nhận lặp đi lặp lại là các mô hình chồng ghép cả dữ liệu thời tiết, địa hình và hoạt động con người cho hiệu năng tốt hơn ở mọi quốc gia và khu vực, so với mô hình chỉ dùng một loại là ảnh vệ tinh hay dữ liệu hệ thống thông tin địa lý.

Cảm biến trong rừng và mắt trên trời nối liền theo thời gian thực

Trên mặt đất là cảm biến, trên trời là vệ tinh, cùng dõi theo một khoảnh khắc.

LoRaWAN là phương thức truyền thông không dây gửi tín hiệu đi xa trong khi tiêu tốn ít điện năng. Tại công viên Zeytinpark ở Thổ Nhĩ Kỳ, 80 cảm biến đo nhiệt độ, độ ẩm và carbon monoxide đã được lắp đặt. Nhóm nghiên cứu thử nghiệm mô hình gộp Random Forest có trọng số thích ứng và XGBoost, và độ phủ của cách bố trí cảm biến được tính là 95,58 phần trăm.

Tuổi thọ pin theo phân tích tối đa là 11 tháng.

Cũng có nghiên cứu mở rộng thước đo nhìn không gian. Nghiên cứu về vùng Krasnoyarsk ở Siberia thuộc Nga đã vẽ sáu vòng tròn đồng tâm từ bán kính 1 kilômét đến 100 kilômét lấy điểm cháy rừng làm tâm. Nhóm nghiên cứu đan dữ liệu thời tiết và địa hình trong mỗi vòng tròn thành chuỗi thời gian 30 ngày, rồi phân loại quy mô đám cháy bằng XGBoost và báo cáo độ chính xác 88,8 phần trăm.

Nhóm nghiên cứu ghi rằng giá trị này là kết quả dò tìm được điều chỉnh theo khu vực, và nếu muốn chuyển sang lục địa khác thì phải hiệu chỉnh lại bằng dữ liệu bản địa.

Ba vệ tinh FireSat vận hành của Liên minh Cháy Trái Đất (Earth Fire Alliance) đã lên quỹ đạo vào ngày 7 tháng 7 năm 2026. Lộ trình chính thức bắt đầu từ việc cung

cấp cho người dùng ban đầu quan trắc hơn hai lần mỗi ngày vào cuối năm đó. Mục tiêu tiếp nối tiếp cận toàn cầu vào năm 2028 và tái viếng thăm trong vòng 1 giờ vào năm kế tiếp. Đầu thập niên 2030 nhắm tới tái viếng thăm trong vòng 20 phút.

Số lượng vệ tinh và lịch trình có thể thay đổi tùy theo việc phóng và ngân sách.

Trong giới viễn thám trong nước cũng đã xuất hiện bài tổng quan sắp xếp lại dòng chảy nối liền toàn bộ chu kỳ từ trước khi cháy rừng nổ ra, trong lúc đang lan, cho đến sau khi dập tắt bằng trí tuệ nhân tạo và giám sát vệ tinh.

Bài viết chỉ ra rằng mỗi giai đoạn, từ dự đoán nguy cơ trước khi phát lửa, phát hiện thời gian thực trong lúc phát lửa, đến tính toán diện tích thiệt hại sau khi dập tắt, đều cần dữ liệu vệ tinh và mô hình trí tuệ nhân tạo khác nhau. Vệ tinh của chúng ta cũng đang đảm nhận vai trò tương tự.

Vệ tinh Chollian 2A do Cục Khí tượng phóng lên chụp Trái Đất bằng màu tự nhiên, nên chỉ cần nhìn màn hình mà không cần phân tích riêng cũng có thể phân biệt bằng mắt giữa mây, khói cháy rừng và bụi vàng. Dữ liệu độ ẩm đất mà vệ tinh này quan trắc được dùng để xem xét đồng thời hạn hán và mức độ nguy cơ cháy rừng.

Viện Nghiên cứu Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia thuộc Cục Lâm nghiệp gộp những dữ liệu này lại để vận hành Hệ thống Dự báo Nguy cơ Cháy rừng Quốc gia, và gần đây còn mở mới dịch vụ trong lòng bàn tay hiển thị ngay thông tin nguy cơ cháy rừng dựa trên vị trí người dùng đang đứng.

Là khói hay là mây, camera phân định trước

Sau khi lửa đã bén thì một cuộc chiến khác bắt đầu. Đây là thời gian vàng phải nhận ra sự thật trong vòng vài phút kể từ khi ngọn lửa dấy lên, trước khi khói lan rộng. Dưới chân núi có CCTV cố định và camera hồng ngoại canh giữ, còn những sống núi và điểm mù mà người khó leo lên thì máy bay không người lái (UAV, drone) tuần tra.

Camera ánh sáng khả kiến đơn lẻ có thể bị đánh lừa bởi sương mù, mây hay phản chiếu nắng chiều. Camera hồng ngoại nhiệt bắt được nguồn nhiệt nhưng màn hình thô ráp nên khó phân biệt cây đang cháy với tảng đá nóng. EFFNet, được huấn luyện bằng dữ liệu của tỉnh Phúc Kiến, Trung Quốc, đã gộp ảnh ánh sáng khả kiến và ảnh hồng ngoại nhiệt. Trên dữ liệu kiểm định, mAP50 là 97,2 phần trăm.

Độ chính xác (precision) là 94,9 phần trăm, độ nhạy là 94,1 phần trăm. Những giá trị này là kết quả thu được trong điều kiện thử nghiệm tại tỉnh Phúc Kiến.

Nghiên cứu phân tách ranh giới giữa khói và ngọn lửa theo đơn vị điểm ảnh cũng được tiếp nối. Nhóm nghiên cứu Akhyar đã tạo ra DeepFire S3GA-Net phân định vùng cháy rừng trong ảnh UAV. IoU trung bình của dữ liệu thử nghiệm là 0,8723. Độ chính xác là 0,9347, độ nhạy là 0,9194. Nhóm nghiên cứu Hindarto so sánh MobileNetV3, ResNet50 và YOLOv8 trên một bộ dữ liệu ảnh cháy rừng riêng.

Việc so sánh phân đoạn YOLO và SAM2 của thông ba lá Việt Nam không phải là nghiên cứu cháy rừng mà là nghiên cứu phát hiện cây cá thể và phân vùng tán cây.

Cũng có lúc các mô hình nói khác nhau

Không phải mọi kết quả này đều đồng thanh một giọng. Mô hình chỉ số thời tiết cháy rừng truyền thống chỉ đưa vào dữ liệu thời tiết thì chỉ ra được xu hướng nguy cơ của khu vực rộng, nhưng không phân định được rằng trong cùng một kiểu thời tiết ấy thì đám cháy sẽ thực sự bén ở khoảnh rừng nhỏ nào.

Nghiên cứu ở Gangwon hay những nghiên cứu khác về Morocco, Ấn Độ báo cáo rằng khi thêm các biến kinh tế xã hội như mật độ dân số, tỷ lệ đất canh tác và nghĩa địa, khoảng cách tới đường sá thì AUC và độ nhạy tăng từ 10 điểm phần trăm đến 15 điểm phần trăm. Điều này dường như có nghĩa là dù điều kiện thời tiết giống nhau, khả năng dẫn tới phát lửa thực sự vẫn cao hơn ở nơi con người thường qua lại, nơi gần ruộng đồng và mỏ mỏ.

Đặt camera đơn ánh sáng khả kiến bên cạnh camera lưỡng phương thức (dual-modal) thì giá thành và độ chính xác chỉ về hai hướng khác nhau. Thiết bị chỉ gắn camera ánh sáng khả kiến thì giá rẻ, nhưng khi sương mù, ngược sáng hay ban đêm thì tỷ lệ bắt nhầm bóng ma hoặc bỏ sót lửa thật tăng lên.

Thiết bị lưỡng phương thức nhìn cả nhiệt như EFFNet cho hiệu năng mAP50 97,2 phần trăm, nhưng bản thân cảm biến hồng ngoại đắt và độ phân giải màn hình lại tương đối thấp. Nhiều khả năng thiết bị bắt được cả độ chính xác lẫn chi phí cùng lúc vẫn chưa ra đời.

Ở vị thế phải đặt camera trên toàn ngọn núi bằng ngân sách của chính quyền địa phương, người ta phải liên tục cân đo giữa một bên là trải dày camera ánh sáng khả kiến giá rẻ và một bên là đặt camera lưỡng phương thức đắt tiền với khoảng cách thưa.

Cũng phải thêm tính chỉ ra những việc mà công nghệ còn chưa làm được. Vì số ngày xảy ra cháy rừng ít, có nguy cơ những mẫu giả khác với thực tế lẫn vào quá trình nhân dữ liệu một cách nhân tạo bằng SMOTE. Trong rừng sâu, tín hiệu LTE

hay 5G thường xuyên bị ngắt nên không thể gửi ngay ảnh độ phân giải cao về máy chủ trung tâm mỗi lúc.

Nếu mô hình rung chuông cảnh báo dù không có cháy rừng thì lực lượng chữa cháy và trực thăng đi công cốc còn ngân sách thì rò rỉ. Ngược lại, nếu đoán bừa bỏ qua đám cháy rừng thật thì ứng phó ban đầu chậm trễ khiến thiệt hại lớn hơn.

Vì vậy phải hoàn tất phép tính ngay bên trong máy tính cỡ nhỏ gắn trên drone như NVIDIA Jetson, tức thiết bị điện toán biên (Edge AI), nhưng nếu không gọt mô hình đủ nhẹ thì phán đoán chậm lại và bỏ lỡ thời gian vàng. Còn tồn tại cả vấn đề là những mô hình càng cho hiệu năng tốt như vision transformer hay mạng nơ-ron tích chập ba chiều thì con người càng khó soi xét vì sao nó phán đoán như vậy.

Với người phụ trách phòng chống thảm họa, việc lấy tên mình ra phê duyệt phán đoán do máy đưa ra không hề dễ dàng.

Những việc còn lại phía trước dường như đi theo hai hướng. Một bên là nghiên cứu hiển thị căn cứ phán đoán lên màn hình bằng SHAP hay Grad-CAM, và đưa các phương trình vật lý về nhiệt và gió vào mạng nơ-ron. Bên kia đang nối mạng cảm biến tiêu thụ điện thấp với drone lưỡng phương thức, và đo lại thời gian từ lúc cảnh báo phát ra đến khi chạm hiện trường theo từng điều kiện thiết bị và truyền thông.

Ý tưởng xử lý chung cháy rừng, sâu bệnh hại và stress hạn hán trong cùng một mạng giám sát đã xuất hiện, nhưng hệ thống hoàn chỉnh có thể kết thúc ứng phó không người lái trong vòng 1 phút giữa rừng thì vẫn chưa được chứng minh.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Akhyar, A., Lee, J., Shahar, N., Saputro, A. H., & Zulkifley, M. A. (2026). Automated forest fire detection in ecological monitoring using enhanced deep learning networks. *Scientific Reports*, 16, Article 2039. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-31707-6>
2. Amoah-Nuamah, J., Child, B., Okyere, E. Y., Adams, O., & Danquah, J. A. (2025). Applications of artificial intelligence in forest health surveillance and management. *Discover Forests*, 1, Article 56. <https://doi.org/10.1007/s44415-025-00061-w>
3. Earth Fire Alliance. (2026, ngày 7 tháng 7). Earth Fire Alliance's first three operational FireSats reach orbit. <https://earthfirealliance.org/news-article/earth-fire-alliances-first-three-operational-firesats-reach-orbit/> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
4. Hindarto, D., Sani, A., & Gunawan, A. (2026). Deep learning-based forest fire classification using MobileNetV3, ResNet50, and YOLOv8. *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, 8(2), 193-204. <https://doi.org/10.47709/cnahpc.v8i2.8112>
5. Kang, Y., Lee, S., Cho, D., et al. (2026). Deep learning-based forecasting provides a pathway to closing wildfire information gaps in underserved regions. *Communications Earth & Environment*.

- <https://doi.org/10.1038/s43247-026-03692-9>
6. Kundu, S., Ninoria, S. Z., Chaturvedi, R. P., Mishra, A., Agrawal, A., Batra, R., Dubale, M., & Hashmi, A. (2025). Real-time deforestation anomaly detection using YOLO and LangChain agents for sustainable environmental monitoring. *Scientific Reports*, 15, Article 39961. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-23617-4>
 7. Lee, C., Choi, E. H., Han, Y., & Lee, Y. (2025). Year-round daily wildfire prediction and key factor analysis using machine learning: a case study of Gangwon State, South Korea. *Scientific Reports*, 15, Article 29910. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-15508-5>
 8. Malashin, I. P., Masich, I., Nelyub, V., Borodulin, A., Gantimurov, A., & Tynchenko, V. (2025). Assessing wildfire extents in Siberian forests using machine learning. *Scientific Reports*, 15, Article 32834. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17465-5>
 9. Mousa, M. H., Algamdi, A. M., Fouad, Y., & Elshewey, A. M. (2026). CNN-MLP framework for forest burned areas prediction using PSO-WOA algorithm. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-35836-4>
 10. Nguyen, T. T., Phan, V. T., Nguyen, T. H., & Duong, T. D. (2026). Individual tree detection and crown segmentation for Pinus kesiya using UAV-LiDAR and deep learning models. *Dendrobiology*, 95, 156-169. <https://doi.org/10.12657/denbio.095.011>
 11. Radhi, A. A., & Ibrahim, A. A. (2026). An intelligent IoT-machine learning framework for wildfire detection and prediction using a hybrid RF-XGB model. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-52395-w>
 12. Vibhandik, P., Sawant, S., Joshi, A., & Bidwe, R. (2026). A systematic literature review on forest fire susceptibility mapping using geo-spatial technologies and machine learning. *Discover Artificial Intelligence*, 6, Article 396. <https://doi.org/10.1007/s44163-026-00921-0>
 13. Yang, D. Q., & Wu, J. J. (2026). 融合可见光与热红外图像的无人机早期森林火灾深度学习检测 [Kỹ thuật phát hiện cháy rừng giai đoạn sớm bằng học sâu dựa trên ảnh hợp nhất ánh sáng khả kiến và hồng ngoại nhiệt của máy bay không người lái]. *National Remote Sensing Bulletin*, 30(6), 1647-1663. <https://doi.org/10.11834/jrs.20265227>
 14. Yang, S., Kim, W., Sung, T., Lee, S., Lee, G., Xu, Z., & Im, J. (2026). Satellite-based wildfire monitoring across the fire lifecycle using artificial intelligence: trends, challenges, and future directions. *Korean Journal of Remote Sensing*, 42(3), 315-341. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2026.42.3.3>
 15. Viện Nghiên cứu Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia. (2026). Hệ thống Dự báo Nguy cơ Cháy rừng Quốc gia. <https://forestfire.nifos.go.kr> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 16. Cục Lâm nghiệp. (2025, ngày 18 tháng 4). Quy mô thiệt hại cháy rừng Gyeongbuk, Gyeongnam, Ulsan tạm tính 104 nghìn ha, Cục Lâm nghiệp nỗ lực hết sức phục hồi. https://www.forest.go.kr/kfsweb/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BBSMSTR_1036&nttlId=3206769 (Truy cập ngày 3 tháng 8 năm 2026)
 17. Chính phủ Đại Hàn Dân Quốc. (2025). Chi phí phục hồi thiệt hại cháy rừng tổng cộng 1.880,9 tỷ won, mức hỗ trợ lớn nhất từ trước đến nay. https://gonggam.korea.kr/newsContentView.es?content=NC002&news_id=f4f9ac3e-81e6-4479-a9e2-6f8cf1c6a34b (Truy cập ngày 3 tháng 8 năm 2026)

3.2

Chẩn đoán hình ảnh sớm sâu bệnh (bệnh tuyến trùng thông và các bệnh khác) cùng cây chết (Dead Tree)

Sáng sớm thứ Tư, tiếng bước chân của ba thành viên đội giám sát leo lên sườn núi ở tỉnh Gangwon sột soạt trên lớp lá rụng. Trong ba lô có thiết bị GPS và bộ kit chẩn đoán gen, trên cổ đeo ống nhòm. Mỗi lần vượt qua một đông núi, một người dừng bước và đưa ống nhòm lên mắt. Nhiệm vụ hôm nay là tìm ba bốn cây thông đã chuyển sang màu nâu đỏ ở đâu đó trên sườn dốc phủ kín màu xanh.

Khi phát hiện, họ ghi lại tọa độ, cắm mũi khoan vào thân cây để lấy mùn cưa, rồi kiểm tra ngay tại chỗ xem cây có bị nhiễm bệnh hay không. Cây đã chết từ lâu thì ngay cả mùi nhựa thông cũng đã nhạt đi.

Nhưng cách làm này có một khiếm khuyết mang tính quyết định. Khi lá thông trở nên đỏ lên thì đã quá muộn. Cây bị bệnh tuyến trùng thông (Pine Wilt Disease) bắt đầu héo khô dần ngay từ lúc côn trùng trung gian là xén tóc râu thông mang tuyến trùng trong cơ thể truyền sang cây, và nếu không can thiệp thì trong ba bốn năm cả một cánh rừng có thể nhuộm đỏ toàn bộ. Vậy mà phải mất vài tuần thì mắt người mới thấy màu sắc khác đi.

Trong vài tuần đó, côn trùng trung gian bay sang cây khác và sự lây nhiễm âm thầm lan rộng. Vào khoảnh khắc đội giám sát dùng ống nhòm tìm ra cây đỏ, cây đó đã vượt qua ngưỡng cửa cái chết và sự lây lan cũng đã bắt đầu từ trước.

Ngay cả sau khi tìm ra cây nhiễm bệnh, công việc vẫn chưa kết thúc. Phải đốn hạ cây, đưa nguyên cả cây vào máy nghiền để băm nhỏ, hoặc phủ bạt ngay tại chỗ và bơm thuốc xông hơi vào để diệt cả ấu trùng của côn trùng trung gian. Sườn núi mà một người có thể đi bộ khảo sát trong một ngày không rộng, và ngay cả vậy thì ở những khu vực cây cối rậm rạp tốc độ cũng tụt hẳn xuống.

Một thành viên đội giám sát dù có đi bộ cả ngày cũng chỉ đi vòng qua được vài khúc quanh của ngọn núi nhỏ mà thôi.

Trước nhận định rằng khó có thể theo kịp tốc độ này bằng mắt người, tháng 9 năm 2025, khi công bố kế hoạch thực hiện phòng trừ mùa thu, Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc cho biết sẽ bổ sung trí tuệ nhân tạo và LiDAR (thiết bị phát ra ánh sáng rồi đo thời gian ánh sáng phản hồi để xác định khoảng cách) vào việc khảo sát bằng trực thăng và drone.

Trình tự là AI đảm nhận trước việc chọn lọc ra cây nghi nhiễm, còn con người thì kiểm chứng kết quả đó bằng bộ kit chẩn đoán gen. Đối với các vùng tiền tuyến quốc gia bắt buộc phải bảo vệ, dãy Baekdudaegan và rừng thông Geumgang, họ đã ưu tiên điều động nhân lực và thiết bị chuyên môn trước.

Huyện Gijang, thành phố Busan cũng bắt đầu công tác giám sát vào tháng 6 năm 2026, thả drone lên những địa hình núi non và điểm mù khó đi bộ khảo sát để chụp ảnh trực giao độ phân giải cao, rồi chia sẻ vị trí cây nghi nhiễm với thành phố Busan.

Công nghệ đọc được giai đoạn trước khi màu sắc thay đổi

Khi cây bị nhiễm mầm bệnh, đường dẫn nước trong thân là mạch dẫn (mô hình ống dẫn nơi dưỡng chất và nước lên xuống) bị tắc nghẽn. Cây không hút được nước sẽ đóng khí khổng ở mặt sau lá để ngăn mất nước, và ngay lúc đó tác dụng thoát hơi nước (tác dụng nước từ lá thoát ra dưới dạng hơi và làm mát cây) tụt hẳn xuống. Giống như căn phòng đã tắt điều hòa, nhiệt độ bề mặt lá cây từ từ tăng lên.

Tín hiệu này đã bắt đầu xuất hiện từ vài tuần trước khi lá chuyển đỏ. Mắt người vẫn còn thấy màu xanh, nhưng bên trong cây thì khủng hoảng đã bắt đầu từ trước.

Thiết bị bắt được sự chênh lệch nhiệt độ nhỏ này chính là cảm biến hồng ngoại nhiệt gắn trên máy bay không người lái. Chồng ghép nhiệt độ tán cây với các chỉ số thảm thực vật như NDVI, SAVI cùng dữ liệu khí tượng thì có thể tìm ra tín hiệu căng thẳng trước khi mắt thường thấy sự đổi màu. Độ chính xác thay đổi tùy theo loài cây, thời điểm chụp, bóng râm và trạng thái nước.

Chụp lặp lại cùng một cây vào buổi sáng, giữa trưa và buổi tối sẽ giúp phân biệt tín hiệu giả do bóng râm với tín hiệu căng thẳng sinh lý. Chỉ với tín hiệu này thì không thể xác chẩn mầm bệnh, nên phải kèm theo việc xét nghiệm mẫu tại hiện trường.

Sự chênh lệch vài ngày, vài tuần này lại mang tính quyết định tại hiện trường phòng trừ thực tế. Nếu tìm cây nhiễm bệnh sau khi lá đã đỏ thì nhiều khả năng côn trùng trung gian di chuyển qua cây đó đã đẻ trứng lên nhiều cây lân cận, nhưng nếu bắt được ở giai đoạn trước khi màu sắc thay đổi thì chỉ cần đốn bỏ đúng một cây đó là

có thể cắt đứt sự lây lan. Đối tượng mà công nghệ chẩn đoán sớm đuổi theo chính là khoảng thời gian vài ngày này.

Cũng có cách tiếp cận nhìn vào thành phần chứ không phải màu sắc. Ngay cả trước khi lá đổ lên, tỷ lệ diệp lục, nước và sắc tố đã thay đổi, và biến đổi này được bắt làm tín hiệu ở dải cận đỏ và hồng ngoại sóng ngắn. Trong thí nghiệm trên cây sồi của nhóm nghiên cứu thuộc Cục Lâm nghiệp Hoa Kỳ và Đại học Minnesota, họ đã phân biệt được căng thẳng hạn hán sớm tới 27 ngày và phản ứng bệnh héo sồi sớm tới 24 ngày.

Nghiên cứu năm 2021 của nhóm nghiên cứu Tây Ban Nha đã khảo sát bệnh suy tàn cây sồi (oak decline) do nhiễm *Phytophthora cinnamomi* và căng thẳng nước bằng ảnh siêu phổ và hồng ngoại nhiệt. Bệnh héo sồi (oak wilt) và bệnh suy tàn cây sồi có mầm bệnh và cơ chế bệnh lý khác nhau.

Cùng cách tiếp cận này cũng đang được thử nghiệm ở bệnh tuyến trùng thông. Nghiên cứu do một nhóm công bố trên Remote Sensing năm 2025 đã đọc đồng thời chỉ số sắc tố và chỉ số hàm lượng nước từ ảnh siêu phổ UAV để đuổi theo căng thẳng sinh hóa ở giai đoạn nhiễm bệnh sớm.

Vì tốc độ phân giải sắc tố trong lá và tốc độ mất nước biểu hiện khác nhau ở từng cây, nên khi chồng ghép hai chỉ số thì sai lệch phát hiện nhằm giảm đi so với khi chỉ nhìn một chỉ số.

Năm 2024, một nhóm khác đã kết hợp học sâu (công nghệ học các mẫu hình bằng mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp) với ảnh chuỗi thời gian chụp cùng một lâm phần hằng tháng bằng UAV, tính ra được đồng thời giai đoạn nhiễm bệnh và khoảng cách lây lan của bệnh trong một tháng.

Trong nghiên cứu năm 2024 trên cây con dương, họ đã đưa dữ liệu nhiều thời điểm vào mô hình kết hợp ResNet18, CBAM và LSTM để phân biệt giống cây và căng thẳng hạn hán, đạt độ chính xác cực cao là 99,69%. Chỉ nhìn con số thì tưởng như trí tuệ nhân tạo đọc hết được lòng dạ của cây, nhưng cần khắc ghi rằng độ chính xác này phần lớn là giá trị thu được từ rừng thí nghiệm được quản lý.

Xu hướng chồng lớp vệ tinh, máy bay không người lái và cảm biến mặt đất xuyên suốt toàn bộ lĩnh vực này.

Một bài tổng quan đăng trên Frontiers in Plant Science năm 2026 đã tổng kết rằng mạng lưới quan trắc kết nối viễn thám vệ tinh quét trên phạm vi rộng, ảnh siêu phổ

máy bay không người lái đảm nhận phạm vi trung bình, và cảm biến mặt đất đo chính xác trên phạm vi hẹp thành một khối đang được sử dụng rộng khắp từ phân loại loài cây, giám sát thảm họa rừng đến đánh giá sức khỏe cây rừng.

Con mắt đếm những cây đã chết

Cây bỏ lỡ chẩn đoán ban đầu rất cuộc sẽ đổ đến cả thân, rụng hết lá rồi khô lại thành màu xám. Cây chết đứng như vậy được ngành lâm nghiệp gọi là cây chết đứng (Standing Dead Tree), và việc đếm xem những cây này ở đâu, có bao nhiêu cũng vẫn là nhiệm vụ không hề đơn giản.

Xem bài tổng quan phân tích ba mươi tám bài báo do mười bốn nhà nghiên cứu gồm Chowdhury và cộng sự tập hợp năm 2026, có thể thấy ở những cánh rừng cây chết rải rác thưa thớt thì các mô hình họ YOLO (You Only Look Once, thuật toán quét ảnh một lần để tìm vị trí vật thể theo thời gian thực) mạnh hơn. LDS-YOLO công bố năm 2022 được thiết kế với cấu trúc nhẹ để không bỏ sót những cây chết nhỏ ngay cả ở nơi cây nhỏ và nền phức tạp như rừng chắn gió.

Vì khi một cây chỉ chiếm vài pixel trong ảnh, mô hình nặng lại dễ xóa mất vài pixel đó như tạp âm nền. Một nghiên cứu ra đời năm 2025 đã giảm sai lệch phát hiện nhằm ở những khu vực cây chết tập trung bằng cách trích xuất và hợp nhất đặc trưng theo hai đường song song.

Vấn đề là những khu vực cây cối tập trung dày đặc khiến các tán cây chồng lên nhau. Nhìn trên ảnh drone thì giống hình những đám mây bông bành bành xanh chạm vào nhau. Đến đâu là tán của một cây và từ đâu là cây bên cạnh thì ngay cả mắt người cũng khó vạch ra ranh giới. Ở những nơi như vậy, mô hình phân đoạn đánh dấu từng điểm ảnh là cây sống hay cây chết tốt hơn phát hiện đối tượng chỉ đánh dấu vị trí bằng hộp vuông.

Silvi-Net do nhóm nghiên cứu Đức đưa ra năm 2021 đã chạy song song hai mạng nơ-ron tích chập để xử lý đồng thời phân loại loài cây và phán định cây chết. Bài tổng quan của Chowdhury và cộng sự đã tổng kết đến cả những mô hình gần đây như FSC-Mask2Former và ADA-Net. Độ chính xác thu được từ các nguồn tài liệu khác nhau cần được xem cùng với điều kiện chụp và chỉ số đánh giá.

Biến đổi đáng chú ý trong lĩnh vực này là cách thức tích lũy dữ liệu. deadtrees.earth do Mosig và Kattenborn cùng cộng sự giới thiệu trên Remote Sensing of Environment năm 2026 là cơ sở dữ liệu công khai tập hợp hàng nghìn tấm ảnh hàng không cấp centimet chụp trên khắp thế giới. Nó chứa diện tích hơn một triệu

hecta, trong đó khu vực hơn năm mươi tám nghìn hecta đã được con người trực tiếp phân biệt và đánh dấu cây sống với cây chết.

Đây là cấu trúc mà bất kỳ ai tải lên ảnh drone của mình thì AI sẽ phân loại trước, con người sửa lại kết quả đó thì mô hình lại học lần nữa. Đây là nỗ lực nhằm giải quyết vấn đề mô hình vốn hoạt động tốt ở một quốc gia, một cánh rừng lại bất lực ở nơi khác.

Nếu đem nguyên mô hình vốn khớp tốt với rừng vân sam châu Âu sang rừng thông Hàn Quốc thì hình dạng lá lẫn mật độ cây mọc đều khác, nên nhiều trường hợp phải dạy lại từ đầu, và có vẻ như cơ sở dữ liệu công khai như thế này càng lớn thì công sức đó càng giảm.

Độ phân giải quan trọng đến mức nào thì một thí nghiệm công bố năm 2025 minh họa rất rõ. Nhóm nghiên cứu đã chụp cùng một cánh rừng thông bằng máy bay không người lái tới độ phân giải 7 centimet, hạ dần xuống 30 centimet bằng vệ tinh nội địa Trung Quốc BJ3N và 50 centimet bằng BJ3A, rồi dùng U-Net tìm ra cây nhiễm bệnh tuyến trùng.

Ảnh máy bay không người lái đạt 89,1% theo điểm F1 (chỉ số đánh giá xét đồng thời độ chính xác và độ nhạy), và ảnh vệ tinh chồng ghép nhiều dải phổ thành 30 centimet cũng theo kịp tới 88,9%. Nhưng khi dùng nguyên ảnh vệ tinh có độ phân giải gốc chưa hiệu chỉnh là 1,2 mét và 2 mét thì câu chuyện đã khác. Điểm số tụt xuống lần lượt còn 66,6% và 58%.

Điều đó có nghĩa là ngay khoảnh khắc một điểm ảnh trở nên lớn hơn một cây, thì con mắt của trí tuệ nhân tạo cũng mờ đi theo.

Vẽ ra lối lây lan

Việc chẩn đoán một cây và việc vẽ ra bệnh sẽ lây lan đi đâu trên toàn bộ cánh rừng là những nhiệm vụ khác nhau. Nhóm nghiên cứu chụp cùng một cánh rừng hằng tháng bằng UAV đã nói ở trên đã nối ghép ảnh chuỗi thời gian để tính ra không chỉ giai đoạn nhiễm bệnh mà cả khoảng cách bệnh lan ra trong một tháng.

Nếu mỗi khi đổi mùa lại chụp lặp lại cùng một lâm phần và chồng chất ảnh đa phổ với hồng ngoại nhiệt thì có thể vẽ thành bản đồ tiên tuyến lây lan của bệnh, và bản đồ vẽ như vậy được dùng để quyết định lần tới nên phòng trừ từ đâu. Nếu đi theo hướng màu đậm dần lên trên bản đồ thì cũng có thể vạch trước tuyến phòng trừ ở rìa những cánh rừng khỏe mạnh chưa bị nhiễm. Thay vì đuổi theo sau khi bệnh đã lan hết, đây là cách chặn trước lối lây lan.

Việc huyện Gijang quyết định chia sẻ kết quả giám sát với thành phố Busan cũng nằm trong mạch này. Khi thông tin không dừng lại bên trong một địa phương mà được nối với địa phương lân cận, thì bản đồ lây lan càng hữu dụng hơn cả khi vượt qua ranh giới hành chính.

Đã phòng trừ không có nghĩa là kết thúc. Sau khi phun thuốc từ trên không, tiêm thuốc vào cây, hoặc đốn cây nhiễm bệnh rồi xông hơi, nếu chụp lại cùng vị trí đó theo chu kỳ hai đến ba tuần và so sánh với khu vực tham chiếu khỏe mạnh về chỉ số phổ và nhiệt độ tán cây thì có thể xác nhận bằng con số xem việc phòng trừ thực sự hiệu quả đến đâu.

Nghiên cứu của Sevinç ở Thổ Nhĩ Kỳ công bố trên Scientific Reports năm 2025 đã đánh giá tách bạch bằng mạng nơ-ron nhân tạo về ảnh hưởng của các biện pháp phòng trừ cơ học, hóa học và sinh học đến sản lượng gỗ và sức khỏe rừng, để lại căn cứ về việc tổ hợp nào phù hợp với chiến lược quản lý dịch hại tổng hợp (IPM).

Nếu chỉ khẳng định dùng thuốc hóa học thì gây gánh nặng cho đất và sông suối lân cận, còn nếu chỉ dùng phòng trừ sinh học thì nhiều trường hợp tốc độ phòng trừ không theo kịp tốc độ lây lan, nên bản thân việc để lại kết quả bằng con số cũng góp sức cho việc định chiến lược mùa tới. Ở Trung Quốc cũng có xu hướng tương tự.

Hai bài báo đăng trên tạp chí Khoa học Nông nghiệp (农业科学) năm 2026 lần lượt tổng kết phương án kết nối công nghệ viễn thám máy bay không người lái với điều tra tài nguyên rừng và phòng trừ sâu bệnh, cùng phương án lồng ghép công nghệ thông minh vào phòng trừ sâu bệnh và quản lý tinh vi.

Nếu chuyển tầm mắt ra ngoài cây thông thì cũng thấy xu hướng tương tự ở thiệt hại do bọ vỏ cây (Bark Beetle).

Một bài báo đăng trên Remote Sensing tháng 7 năm 2026 báo cáo rằng khi đưa ảnh do vệ tinh Sentinel-2 của Cơ quan Vũ trụ châu Âu chụp hằng tuần cùng với thông tin cố định như tuổi cây hay địa hình vào mô hình học máy có tên XGBoost, thì hiệu năng phát hiện sớm bọ vỏ cây tốt hơn so với khi chỉ dùng ảnh vệ tinh hoặc chỉ dùng thông tin cố định, và cũng tốt hơn cả nghiên cứu trước đó.

Trong một nghiên cứu khác khảo sát rừng vân sam Cộng hòa Séc bằng ảnh siêu phổ máy bay không người lái, độ chính xác phân biệt cây khỏe, cây nhiễm và cây chết đạt tới 81%, còn khi chụp cùng dữ liệu đó bằng máy bay có người lái thì chỉ dừng ở 73%. Tuy nhiên, những nghiên cứu này đồng thanh chỉ ra cả giới hạn.

Đó là giới hạn rằng thời gian từ khoảnh khắc bỏ vỏ cây đục vào trong cây cho đến khi trở thành con trưởng thành bay lên không đủ dài để vệ tinh hay drone nhận ra biến đổi của tán cây.

Kết quả trái ngược và bài toán còn lại

Giải cùng một vấn đề bằng thiết bị khác nhau thì đáp án cũng khác. Cảm biến siêu phổ bắt được cả những biến đổi quang phổ mắt không thấy nên tìm ra cây nhiễm bệnh ngay cả từ rất lâu trước khi lá đổi màu, nhưng giá thiết bị đắt và lượng thông tin chứa trong một tấm ảnh nhiều nên thời gian xử lý cũng lâu.

Vì giá một chiếc máy ảnh siêu phổ chênh lệch đến mức có thể mua nhiều chiếc máy ảnh đa phổ, nên cách quét toàn bộ rừng quốc hữu rộng lớn chỉ bằng một thiết bị siêu phổ thường bị chặn lại trước ngân sách. Các dòng YOLO hay U-Net chạy bằng ảnh RGB hay đa phổ thì rẻ và có thể quét nhanh diện tích rộng, nhưng có khiếm khuyết là chỉ bắt tốt sau khi lá đã đỏ. Tiêu chí chọn mô hình phát hiện cũng chia theo hình dạng của cánh rừng.

Ở vùng núi hẻo lánh nơi cây chết rơi rớt rải rác thì dòng YOLO quét nhanh qua có lợi, nhưng ở rừng hỗn giao nơi cây tập trung chồng lên nhau dày đặc thì các hộp vuông chồng chéo làm tăng phát hiện nhầm, khiến mô hình phân chia theo đơn vị điểm ảnh như U-Net hay Mask R-CNN chiếm ưu thế.

Dù drone và vệ tinh có tốt đến đâu thì vẫn có những cây không nhìn thấy được từ trên trời. Ở những cánh rừng có tán trên rậm rạp, tín hiệu quang học và hồng ngoại nhiệt phản hồi phần lớn ở tầng trên cùng, nên sự nhiễm bệnh sớm của cây bên dưới bị che khuất. Mô hình đạt độ chính xác cao ở một hệ sinh thái cũng có thể giảm hiệu năng khi chuyển sang cánh rừng có địa hình và loài cây khác.

Mức sụt giảm khác nhau tùy theo dữ liệu và chỉ số nên không thể cố định thành một khoảng số duy nhất. Sự khác biệt về nhãn phát sinh khi con người vẽ ranh giới tán cây chết cũng làm lung lay kết quả kiểm chứng.

Lý do mô hình học từ rừng lá kim ôn đới lại lung lay ở rừng lá rộng cận nhiệt đới không chỉ vì hiệu năng mô hình kém. Đó là vì độ dày lá, lớp sáp bề mặt, mật độ cây mọc, cho đến độ ẩm đất đều khác nhau, khiến khoảng cách giữa những gì mô hình học được và những gì thực tế đối mặt bị nới rộng ra.

Bước tiếp theo trải ra theo hai hướng. Một hướng là công việc nối ghép học tự giám sát (Self-Supervised Learning) vốn học được các mẫu hình chỉ bằng ảnh chưa gắn

nhấn với cơ sở dữ liệu toàn cầu như deadtrees.earth, để mô hình học ở một cánh rừng cũng dùng được ở cánh rừng khác.

Hướng còn lại là công việc hoàn thiện hệ thống phòng trừ không người lái, đặt cảm biến hồng ngoại nhiệt, siêu phổ và LiDAR cùng lên một máy bay không người lái, tính toán ngay tại chỗ trên bộ xử lý nhỏ bên trong máy bay, gửi cảnh báo về hiện trường trong vòng một phút sau khi tìm ra cây nghi nhiễm.

Nếu ông nhóm trong ba lô của đội giám sát một ngày nào đó nhường hẳn vai trò cho drone và AI, thì ngày đó nhiều khả năng là ngày đã kịp can thiệp trước khi cây đổ lên.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Briechle, S., Krzystek, P., & Vosselman, G. (2021). Silvi-Net: A dual-CNN approach for combined classification of tree species and standing dead trees from remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 98, 102292. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102292>
2. Chowdhury, A. I., Beloiu, M., Kattenborn, T., Mosig, C., Ahishali, M., Vastaranta, M., Puttonen, E., Honkavaara, E., Huo, L., Uddin, M. J., Griess, V. C., Kuzmin, A., Cheng, Y., & Junttila, S. (2026). Remote sensing and deep learning for standing dead-tree detection and mapping: A review of advances, challenges, and future directions. *EarthArXiv*. <https://doi.org/10.31223/X5BZ05>
3. Han, Z., Hu, W., Peng, S., Lin, H., Zhang, J., Zhou, J., Wang, P., & Dian, Y. (2022). Detection of standing dead trees after pine wilt disease outbreak with airborne remote sensing imagery by multi-scale spatial attention deep learning and Gaussian kernel approach. *Remote Sensing*, 14(13), 3075. <https://doi.org/10.3390/rs14133075>
4. Hornero, A., Zarco-Tejada, P. J., Quero, J. L., North, P. R. J., Ruiz-Gómez, F. J., Sánchez-Cuesta, R., et al. (2021). Modelling hyperspectral- and thermal-based plant traits for the early detection of Phytophthora-induced symptoms in oak decline. *Remote Sensing of Environment*, 263, 112570. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112570>
5. Hou, R., Zhang, B., Fang, G., Yang, S., Guo, L., Huang, W., et al. (2025). Early detection of pine wilt disease by combining pigment and moisture content indices using UAV-based hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 17(11), 1833. <https://doi.org/10.3390/rs17111833>
6. Mosig, C., Kattenborn, T., Chowdhury, A. I., et al. (2026). deadtrees.earth: An open-access and interactive database for centimeter-scale aerial imagery to uncover global tree mortality dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 332, 115027. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.115027>
7. Nie, Z., Qin, L., Xing, P., Meng, X., Meng, X., Qin, K., & Wang, C. (2025). Ultra-high-resolution optical remote sensing satellite identification of pine-wood-nematode-infected trees. *Plants*, 14(22), 3436. <https://doi.org/10.3390/plants14223436>
8. Sapes, G., Schroeder, L., Scott, A., Clark, I., Juzwik, J., Montgomery, R. A., Guzmán Q., J. A., & Cavender-Bares, J. (2024). Mechanistic links between physiology and spectral reflectance enable previsual detection of oak wilt and drought stress. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121(7), e2316164121. <https://doi.org/10.1073/pnas.2316164121>
9. Sevinç, V. (2025). Evaluating the effectiveness of the forest pests and diseases control methods on the industrial wood production using deep learning. *Scientific Reports*, 15, 34679. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-06932-8>

10. Tan, C., Lin, Q., Du, H., Chen, C., Hu, M., Chen, J., et al. (2024). Detection of the infection stage of pine wilt disease and spread distance using monthly UAV-based imagery and a deep learning approach. *Remote Sensing*, 16(2), 364. <https://doi.org/10.3390/rs16020364>
11. Wang, L., Zhang, H., Bian, L., Zhou, L., Wang, S., & Ge, Y. (2024). Poplar seedling varieties and drought stress classification based on multi-source, time-series data and deep learning. *Industrial Crops and Products*, 218, 118905. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2024.118905>
12. Wang, M., Zhang, Q., Liu, X., Zhang, J., Yu, F., Zhang, X., & Zhao, R. (2026). Research progress on multimodal data fusion in forest resource monitoring. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1710618. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1710618>
13. Wang, X., Zhao, Q., Jiang, P., Zheng, Y., Yuan, L., & Yuan, P. (2022). LDS-YOLO: A lightweight small object detection method for dead trees from shelter forest. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107035. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107035>
14. Yang, C., Lu, J., Fu, H., Guo, W., Shao, Z., Li, Y., Zhang, M., Li, X., & Ma, Y. (2025). Detection of pine wilt disease-infected dead trees in complex mountainous areas using enhanced YOLOv5 and UAV remote sensing. *Remote Sensing*, 17(17), 2953. <https://doi.org/10.3390/rs17172953>
15. Zeinali, S., Olsson, P.-O., Kronvall, T., Wiktorsson, M., & Lindström, J. (2026). Detection of bark beetle attacks using time-aggregated satellite data with machine learning. *Remote Sensing*, 18(13), 2234. <https://doi.org/10.3390/rs18132234>
16. Metro Seoul. (2026, ngày 27 tháng 6). Huyện Gijang tiến hành "giám sát chính xác" bệnh tuyến trùng thông bằng drone. <https://www.metroseoul.co.kr/article/20260627500013> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
17. Thế giới Môi trường (Segye Hwangyeong Sinmun). (2026, ngày 25 tháng 6). Cục Lâm nghiệp công bố kết quả phòng trừ bệnh tuyến trùng thông năm 2026. <https://www.e-newsp.com/news/article.html?no=88960> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
18. Zhang, Q. (张琼). (2026). Nghiên cứu ứng dụng công nghệ viễn thám máy bay không người lái trong điều tra tài nguyên lâm nghiệp và phòng trừ sâu bệnh. *Khoa học Nông nghiệp*, 9(6), 211-213. <https://doi.org/10.32629/as.v9i6.4090>
19. Zhang, Y. (张艳英). (2026). Nghiên cứu ứng dụng công nghệ thông minh trong phòng trừ sâu bệnh và quản lý tinh vi tài nguyên lâm nghiệp. *Khoa học Nông nghiệp*, 9(2), 202-204. <https://doi.org/10.32629/as.v9i2.3704>
20. Jeonja Sinmun (Electronic Times). (2025, ngày 24 tháng 9). Cục Lâm nghiệp ngăn chặn bệnh tuyến trùng thông bằng AI... xây dựng kế hoạch thực hiện phòng trừ. <https://www.etnews.com/20250924000152> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)

3.3

Phát hiện âm thanh khai thác gỗ trái phép và mạng lưới bảo vệ rừng IoT/blockchain

Trên những cành cao của rừng nhiệt đới có treo một thiết bị nhỏ gắn tấm pin mặt trời và micro. Đó là Guardian của Rainforest Connection, một tổ chức phi lợi nhuận của Mỹ. Thiết bị phân tích ngay tại chỗ những âm thanh của rừng và gửi cảnh báo khi bắt được tiếng báo hiệu sự xâm nhập của con người, chẳng hạn như tiếng cưa máy hay tiếng xe.

Trang web chính thức của tổ chức cho biết hoạt động giám sát âm thanh này cho đến nay đã góp phần bảo vệ một khu vực rộng hơn 726.000 hecta. Các con số tích lũy được công bố có thời điểm và tiêu chí thống kê khác nhau tùy theo từng dự án, nên khó có thể so sánh số lượng thiết bị, thời lượng ghi âm và số loài được xác nhận như một thành quả gộp chung. Cùng một đoạn ghi âm ấy cũng lưu lại tiếng chim, tiếng ếch và tiếng côn trùng kêu.

Chiếc micro được lắp để cảnh báo xâm nhập đôi khi trở thành đôi tai quan sát đa dạng sinh học.

Ảnh vệ tinh chỉ cho thấy sự việc sau khi cây đã bị chặt hạ. Khi có mây che, ngay cả điều đó cũng bị bỏ lỡ. Cách đội tuần tra đi bộ vòng quanh cũng không thể rà soát toàn bộ khu rừng rộng lớn mỗi ngày. Chỉ trong vài phút bật cưa máy và hạ cây, phải có ai đó nhận ra thì mới ngăn được, nhưng các phương pháp cũ không bắt được vài phút đó.

Vì vậy mạng giám sát kết hợp micro và cảm biến treo trên cây, mạng truyền thông năng lượng thấp và trí tuệ nhân tạo phán đoán âm thanh ngay tức thì thành một khối đang lan ra nhiều quốc gia.

Có những khoảnh khắc, vào lúc đã qua nửa đêm, micro bắt được một dạng sóng ngắt thành hai nhịp. Đó là nhịp điệu tiếng động cơ phát ra khi con người bóp rồi thả cò lặp đi lặp lại. Con chip nhỏ trong thiết bị rà dạng sóng này chỉ trong vài giây, phân biệt nó với tiếng cành cây gãy hay tiếng xe máy chạy qua, và gán cho nó một con số về mức độ tin cậy.

Từ khoảnh khắc đó, ba lớp công nghệ bắt đầu chuyển động cùng nhau: trí tuệ nhân tạo nhận biết âm thanh, mạng truyền thông hoàn tất tính toán ngay tại hiện trường, và cuốn sổ theo dõi đến cùng xem cây bị chặt trôi đi đâu.

Đôi tai trong rừng nhận biết tiếng cưa máy

Tiếng động cơ của thiết bị dùng động lực trở thành manh mối báo hiệu việc khai thác gỗ. Cảm biến âm thanh IoT siêu tiết kiệm điện gắn trên thân cây hay giá đỡ thu nhận âm thanh xung quanh và phân tích trên một máy tính cỡ nhỏ. Nhóm nghiên cứu Andreadis (Andreadis et al., 2021) đã đưa một mạng nơ-ron tích chập trích xuất đặc trưng âm thanh lên thiết bị siêu tiết kiệm điện và thử nghiệm nguyên mẫu gửi cảnh báo qua truyền thông LoRa.

Độ chính xác phân loại mà bài báo báo cáo là 85 phần trăm. Đây là kết quả thu được từ dữ liệu thực nghiệm có giới hạn. Khi loại rừng, mùa và tiếng thiết bị thay đổi thì không thể coi rằng độ chính xác đó vẫn được duy trì.

Việc huấn luyện mô hình theo cách này khó khăn hơn ta tưởng. Tiếng động cơ xe máy hay máy phát điện cỡ nhỏ có tần số quay tương tự cưa máy nên thường khiến mô hình ban đầu bị nhầm lẫn. Tiếng cây tự gãy từ xa hay tiếng sấm cũng gây nhầm lẫn tương tự.

Nhóm nghiên cứu đã thu thập âm thanh trong nhiều tháng ở cả hiện trường khai thác gỗ thực tế lẫn khắp những khu rừng bình thường, dạy cho mô hình từng trường hợp một, và chỉ sau khi trải qua quá trình đó thì độ chính xác và độ nhạy mới thực sự nâng lên đến mức dùng được. Khoảng cách mà một cảm biến có thể nghe được thay đổi tùy theo địa hình và mật độ cây.

Vì vậy để phủ được toàn bộ khu bảo tồn rộng lớn thì phải cắm hàng chục, hàng trăm nút theo dạng lưới, và việc quyết định cắm ở đâu và dày đến mức nào cũng cần một phép tính riêng. Cách làm là xếp thứ tự ưu tiên và bố trí trước ở những lối con người thường xuyên ra vào hay những khu vực từng bị khai thác nhiều.

Cũng có lúc chỉ dựa vào âm thanh là chưa đủ. Bởi trong rừng rậm lá cây dày đặc thì âm thanh không lan xa được mà tản mát giữa chùng. Nhóm nghiên cứu Prasetyo (Prasetyo et al., 2018) đã chế tạo cảm biến vừa bắt tiếng cưa máy vừa bắt cả những rung động nhỏ truyền dọc theo thân cây khi cây bị cưa. So với cách chỉ nghe âm thanh thì cảnh báo giả giảm đi rõ rệt.

Cây phát ra đồng thời hai tín hiệu là âm thanh và rung động, và cảm biến bù đắp phán đoán bằng tín hiệu còn lại ngay cả khi một trong hai yếu tố đi.

Phán đoán trụ được vài tháng bằng pin và việc điều động drone

Ở những khu rừng vùng sâu vùng xa thì khó liên tục gửi bản ghi âm gốc về máy chủ. Nếu đưa mô hình vào thiết bị để hoàn tất phán đoán bước đầu, rồi khi khả năng là cửa máy cao thì chỉ gửi tọa độ và giá trị phán định, ta có thể giảm được lượng truyền thông và mức tiêu thụ điện. Cấu trúc cơ bản của LoRaWAN là kiểu star of stars, trong đó cảm biến giao tiếp trực tiếp với gateway.

Nó khác với cấu trúc mà cảm biến lân cận chuyển tiếp tín hiệu như mạng lưới mesh. Ở những thung lũng mà sóng vô tuyến không tới thì phải đặt thêm gateway hoặc gắn thêm công nghệ chuyển tiếp riêng. LoED của nhóm nghiên cứu Sharma (Sharma et al., 2022) đề xuất một cấu trúc giám sát rừng kết hợp LoRa và điện toán biên.

Nghiên cứu này không đưa ra bằng chứng thực địa để khái quát rằng ở mọi khu rừng thời gian cảnh báo ngắn hơn 1 phút hay lượng truyền giảm 40 phần trăm. Tuổi thọ điện năng cũng thay đổi tùy theo kích thước tấm pin, bóng râm, số lần truyền thông và khối lượng tính toán của mô hình.

Nhìn trên màn hình của trung tâm điều hành, tất cả những phép tính này hiện ra như việc một chấm sáng lên trên bản đồ. Tọa độ, mức độ tin cậy cùng khoảng cách còn lại đến tuyến tuần tra gần nhất cùng hiện lên, và người trực ngay lập tức gọi đội kiểm soát gần đó qua bộ đàm. Ở những khu rừng vùng sâu gần như không có đường sá thì vài phút của khoảnh khắc này trở thành sự khác biệt quyết định một cây có được cứu hay không.

Người canh giữ màn hình này thường là kiểm lâm hoặc nhân sự làm việc thường xuyên thuộc các tổ chức phi lợi nhuận địa phương. Dù là cảnh báo do trí tuệ nhân tạo lọc ra thì con người vẫn là người quyết định có điều động cuối cùng hay không. Nếu có khu vực liên tục báo nhầm thì họ hạ độ nhạy của mô hình ở nơi đó, duy trì mối quan hệ mà con người và máy móc liên tục điều chỉnh phán đoán của nhau.

Nếu điều drone đến tọa độ có cảnh báo để xác nhận hình ảnh thì có thể nói âm thanh và hình ảnh thành hai bước. Nhóm nghiên cứu Ramadan (Ramadan et al., 2024) đề xuất cấu trúc kết nối cảm biến âm thanh với thiết bị bay không người lái. Nhóm nghiên cứu Kundu (Kundu et al., 2025) thử nghiệm YOLOv8 và trí tuệ nhân tạo dạng tác nhân trên một bộ dữ liệu hình ảnh riêng. Độ nhạy tối đa của nghiên cứu này chỉ dừng ở khoảng 0,24 và mAP50 khoảng 0,07.

Không có căn cứ nào để nói rằng khi gộp hai bài báo lại thì hệ thống điều động tự động đã được triển khai tại hiện trường. Trước mắt vẫn cần quy trình con người xác nhận hình ảnh sau cảnh báo âm thanh.

Dấu vết số nối liền từ gốc cây đến quầy trưng bày

Dù đội kiểm soát có ráo riết chạy trong rừng đến đâu, nếu cây đã bị chặt được khoác lên giấy tờ hợp pháp mà trôi vào thị trường thì cũng vô ích. Vì vậy cần có ghi chép về toàn bộ quá trình gỗ khai thác được vận chuyển, gia công và xuất khẩu.

Quy định chống phá rừng của Liên minh châu Âu (EUDR, Regulation 2023/1115) áp đặt nghĩa vụ cung cấp thông tin địa lý nơi sản xuất và thẩm định đối với các doanh nghiệp đưa ra thị trường Liên minh châu Âu hoặc xuất khẩu từ đó các mặt hàng thuộc Phụ lục I bao gồm cả gỗ. Thửa đất có diện tích từ 4 hecta trở xuống có thể được thể hiện bằng một điểm vĩ độ và kinh độ, còn thửa đất vượt quá 4 hecta thì cần tọa độ đa giác vẽ ra ranh giới.

Không phải mọi sản phẩm gỗ và mọi thửa đất nhỏ đều là đối tượng phải nộp đa giác.

Blockchain là công nghệ sổ cái phân tán mà nhiều bên tham gia cùng chia nhau nắm giữ bản sao của cùng một cuốn sổ. Dễ kiểm tra xem một ghi chép có bị lén thay đổi sau khi đã được đồng thuận hay không, nhưng nếu nơi sản xuất hay loài cây nhập vào lúc đầu là giả thì sự giả dối đó cũng vẫn còn nguyên.

Nhóm nghiên cứu Stopfer (Stopfer et al., 2024) và Düdder & Ross (Düdder & Ross, 2017) đã xem xét khả năng giảm chi phí chia sẻ ghi chép và thẩm định của chuỗi cung ứng gỗ. Không có bằng chứng thực địa cho thấy chỉ riêng công nghệ này có thể ngăn việc trộn lẫn gỗ hợp pháp với gỗ trái phép hay bảo đảm được lai lịch cho từng cây.

ForestGuard của tổ chức RESET là nguyên mẫu mã nguồn mở cho chuỗi cung ứng cà phê không gây phá rừng, chứ không phải dự án chuỗi cung ứng gỗ.

Trong bản phác thảo ý tưởng, có dòng chảy trong đó máy khai thác ghi lại tọa độ và đường kính, còn các giá trị đo ở khâu vận chuyển và cửa xẻ nối tiếp vào cùng cuốn sổ. Trên thực tế, mỗi hãng sản xuất máy và mỗi doanh nghiệp có định dạng dữ liệu khác nhau, và mất xích kết nối yếu đi ngay khi khúc gỗ được chẻ thành nhiều tấm ván hay trộn lẫn với gỗ khác.

Chứng minh nơi sản xuất có thể trở thành ghi chép cần thiết cho thông quan và giao dịch, nhưng bản thân nó không bảo đảm giá bán cao. Chỉ khi gộp chung cảm biến, đóng dấu kiểm định, dấu vật lý và kiểm toán tại hiện trường thì mới có thể thu hẹp khoảng cách giữa cuốn sổ và khúc gỗ thực tế.

Dấu vật lý nối cuốn sổ sổ với khúc gỗ thực tế vẫn cần thiết. Có thể gắn các thẻ như mã vạch, mã QR, RFID, nhưng hệ thống gộp chung việc đóng dấu tự động của máy khai thác, lidar của xưởng cưa, dấu vân vòng năm và blockchain thì vẫn chưa được kiểm chứng. Nhóm nghiên cứu Triplat (Triplat et al., 2026) đã phân loại khúc gỗ theo cấp giá trị thị trường bằng một bộ dữ liệu ảnh riêng.

Nghiên cứu này không phải là thử nghiệm truy xuất lai lịch gỗ hay xác thực dấu vân ba chiều.

Doanh nghiệp Hàn Quốc cũng có thể chịu ảnh hưởng của quy định nếu tham gia vào chuỗi cung ứng đưa ra thị trường Liên minh châu Âu hoặc xuất khẩu các mặt hàng thuộc Phụ lục I. Việc có thuộc đối tượng hay không không được quyết định chỉ bằng cái tên là đồ nội thất hay ván ép. Phải kiểm tra cùng lúc mã hải quan của mặt hàng đó, vai trò của doanh nghiệp và tuyến cung ứng nguyên liệu.

Những lựa chọn trái chiều, những ưu nhược điểm xung đột

Có khi các nghiên cứu cùng xử lý một vấn đề lại đưa ra những câu trả lời khác nhau. Cách chỉ dùng một cảm biến âm thanh gần như không chịu ảnh hưởng của thời tiết, phản ứng trong vài giây sau khi âm thanh phát ra, và giá thiết bị cũng tương đối rẻ. Tuy nhiên có lúc nó bị đánh lừa bởi tiếng sấm, tiếng cành cây gãy hay tiếng lá khô cọ xát mà báo cảnh báo giả.

Cách dùng thêm cả radar vệ tinh (SAR) hay hình ảnh drone vẽ ra được cả diện tích rừng thực sự bị đốt đến đâu, nhưng do chu kỳ chụp và mây che nên phản ứng chậm, chi phí lắp đặt và vận hành cũng cao hơn. Cách vừa phản ứng nhanh vừa xác nhận trên diện rộng cùng một lúc thì vẫn chưa có. Nếu cảnh báo giả lặp đi lặp lại thì sinh ra tác dụng phụ là đội kiểm soát phản ứng chậm ngay cả với cảnh báo thật.

Nâng độ chính xác không phải là công việc làm cho con số đẹp lên, mà cũng là vấn đề giữ gìn niềm tin của nhân lực tại hiện trường.

Về phía blockchain cũng có những lựa chọn phân nhánh. Blockchain hoàn toàn công khai như Ethereum minh bạch vì bất cứ ai cũng có thể xem cuốn sổ, nhưng số lượng giao dịch xử lý được mỗi giây ít và phí cũng đắt. Vào mùa khai thác cao

điểm, có khi hàng trăm khúc gỗ được đưa lên cân của xưởng cưa mỗi giờ, mà với tốc độ xác thực của blockchain công khai thì không theo kịp dòng chảy này nên sinh ra nghẽn cổ chai.

Vì vậy phần lớn các nghiên cứu chuỗi cung ứng gỗ nghiêng về phía blockchain dạng riêng tư và liên hợp như Hyperledger Fabric, nơi chỉ những xưởng cưa và cơ quan chính phủ nhất định mới truy cập được cuốn sổ. Càng giới hạn người tham gia thì tính mở mà ban đầu định giữ càng giảm đi bấy nhiêu.

Những vấn đề chưa giải và bài toán tiếp theo

Mã vạch hay thẻ RFID gắn trên khúc gỗ dễ rơi ra hoặc hư hỏng trong quá trình vận chuyển trên đường rừng hiểm trở, trong nước mưa và bùn đất. Cũng có nhiều trường hợp bản thân dấu hiệu biến mất ngay khi khúc gỗ được gia công thành gỗ xẻ hay dăm gỗ, nên vấn đề truy xuất bị đứt sau khâu gia công vẫn chưa được giải quyết.

Cảm biến âm thanh lắp ở vùng sâu bị giảm khả năng phán đoán trước mưa gió mạnh hay tiếng động vật hoang dã, và để trụ được vài tháng bằng pin mặt trời thì việc quản lý năng lượng cũng không hề đơn giản. Việc một hộ lâm nghiệp cá nhân sở hữu khu rừng nhỏ vài hecta nhập ghi chép khai thác bằng một ứng dụng xa lạ khác hẳn về độ cao rào cản gia nhập so với việc một doanh nghiệp lớn có nhân sự chuyên trách vận hành hệ thống.

Đối với các hộ lâm nghiệp nhỏ vốn ít hay các đơn vị phân phối nhỏ lẻ thì bản thân rào cản này là trở ngại cản trở việc lan tỏa công nghệ. Cũng có nhiều trường hợp chi phí duy trì kéo dài nhiều năm là gánh nặng lớn hơn cả chi phí lắp đặt thiết bị lần đầu.

Việc thay pin và tấm pin mặt trời, dựng lại các nút bị hỏng, và huấn luyện lại mô hình bằng dữ liệu âm thanh mới nhất là công việc mà ai đó phải tiếp tục đảm nhận ngay cả sau khi sự quan tâm ở giai đoạn đầu dự án đã nguội đi.

Liên minh châu Âu đã nhiều lần điều chỉnh thời điểm áp dụng EUDR. Theo lịch trình hiện hành, doanh nghiệp thông thường chịu áp dụng từ ngày 30 tháng 12 năm 2026. Các doanh nghiệp siêu nhỏ và nhỏ dưới hình thức thể nhân, nếu ngày thành lập đến ngày 31 tháng 12 năm 2024, là đối tượng được gia hạn riêng. Ngày áp dụng của họ là ngày 30 tháng 6 năm 2027. Điều đó không có nghĩa là mọi doanh nghiệp nhỏ đều được gia hạn như nhau.

Phải kiểm tra hình thức pháp lý và ngày thành lập của doanh nghiệp.

Cách phân tích DNA hay đồng vị bền của cây có nguyên lý khác. Người ta so sánh các dấu vết di truyền và hóa học còn lại trong mô gỗ với dữ liệu chuẩn để ước lượng loài hay nơi sản xuất. Ngay cả sau khi dấu hiệu rơi mất, nếu vẫn còn một phần mô thì có thể kiểm nghiệm, nhưng khó nhận diện được nơi sản xuất nằm ngoài phạm vi dữ liệu chuẩn. Phân tích trong phòng thí nghiệm cũng tốn thời gian và chi phí.

Tại hiện trường phải kết hợp cảnh báo âm thanh, thông tin địa lý, dấu vật lý, thẩm định giấy tờ và kiểm nghiệm mẫu sao cho phù hợp với chi phí. StanForD là tiêu chuẩn trao đổi dữ liệu vận hành và sản xuất của máy móc lâm nghiệp, chứ không phải mẫu biểu thương mại gỗ quốc tế. Ý tưởng nối dữ liệu thẩm định và hệ thống hải quan của từng nước vào một blockchain duy nhất cũng chưa trở thành tiêu chuẩn vận hành được thông dụng.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Andreadis, A., Giambene, G., & Zambon, R. (2021). Monitoring illegal tree cutting through ultra-low-power smart IoT devices. *Sensors*, 21(22), 7593. <https://doi.org/10.3390/s21227593>
2. Düdder, B., & Ross, O. (2017). Timber tracking: Reducing complexity of due diligence by using blockchain technology. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3015219>
3. European Commission, Access2Markets. (28 tháng 1 năm 2026). Delay until December 2026 and other developments in the implementation of the EUDR Regulation. <https://trade.ec.europa.eu/access-to-markets/en/news/delay-until-december-2026-and-other-developments-implementation-eudr-regulation> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
4. European Parliament and Council of the European Union. (2023). Regulation (EU) 2023/1115 of the European Parliament and of the Council of 31 May 2023 on the making available on the Union market and the export from the Union of certain commodities and products associated with deforestation and forest degradation and repealing Regulation (EU) No 995/2010. *Official Journal of the European Union*, L 150, 206-247. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/1115/oj>
5. Kundu, S., Ninoria, S. Z., Chaturvedi, R. P., Mishra, A., Agrawal, A., Batra, R., Dubale, M., & Hashmi, A. (2025). Real-time deforestation anomaly detection using YOLO and LangChain agents for sustainable environmental monitoring. *Scientific Reports*, 15, Article 39961. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-23617-4>
6. Prasetyo, D. C., Mutiara, G. A., & Handayani, R. (2018). Chainsaw sound and vibration detector system for illegal logging. In 2018 International Conference on Control, Electronics, Renewable Energy and Communications (ICCEREC) (pp. 93-98). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCEREC.2018.8712091>
7. Rainforest Connection. (2026). Rainforest Connection. <https://rfcx.org/> (Truy cập ngày 3 tháng 8 năm 2026)
8. Ramadan, M. N., Ali, M. A., Khoo, S. Y., & Alkhedher, M. (2024). AI-powered IoT and UAV systems for real-time detection and prevention of illegal logging. *Results in Engineering*, 24, 103277. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103277>
9. RESET.org. (24 tháng 3 năm 2025). ForestGuard: An open-source blockchain for deforestation-free coffee supply chains. <https://en.reset.org/forestguard-an-open-source-blockchain-for-deforestation-free-coffee-supply-chains/>

10. Sasaki, N., & Abe, I. (2025). A digital twin architecture for forest restoration: Integrating AI, IoT, and blockchain for smart ecosystem management. *Future Internet*, 17(9), 421. <https://doi.org/10.3390/fi1709421>
11. Sharma, M., Rastogi, R., Arya, N., Akram, S. V., Singh, R., Gehlot, A., Buddhi, D., & Joshi, K. (2022). LoED: LoRa and edge computing based system architecture for sustainable forest monitoring. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 70(5), 88-93. <https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V70I5P211>
12. Stopfer, L., Kaulen, A., & Purfürst, T. (2024). Potential of blockchain technology in wood supply chains. *Computers and Electronics in Agriculture*, 216, Article 108496. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108496>
13. Tandon, A., Kaur, P., Mäntymäki, M., & Dhir, A. (2021). Blockchain applications in management: A bibliometric analysis and literature review. *Technological Forecasting and Social Change*, 166, 120649. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120649>
14. Triplat, M., Lukančič, Ž., & Kavčič, V. (2026). Evaluation of deep learning models for image-based classification of timber logs by market value. *Forests*, 17(5), Article 518. <https://doi.org/10.3390/f17050518>

Chương 4

Nghiệp vụ lâm nghiệp thông minh và robot hóa: An toàn lao động, lái tự động và tối ưu hóa mạng lưới đường lâm nghiệp

4.1

Tự động trích xuất đường lâm nghiệp và đường vận xuất (Skid Trail) và lập kế hoạch khai thác phù hợp với địa hình

Trên tấm bản đồ hiện trên màn hình có một con đường. Đường nét liền màu xanh lá kéo dài mượt mà cắt ngang lưng chừng núi, và thiết bị định vị gắn trên xe tải báo rằng chỉ cần đi thêm bốn trăm mét nữa là đến bãi tập kết gỗ. Vòng qua khúc cua thì không còn đường nữa.

Trận mưa lớn trút xuống mùa hè năm ngoái đã cuốn trôi cả một mảng đất khiến một nửa mặt đường sạt xuống dưới thung lũng, và ở nửa còn lại, những bụi cây tạp to bằng cẳng tay đã mọc cao ngang người. Chiếc xe tải chở đầy gỗ tròn dừng khựng ngay tại chỗ. Người tài xế hạ cửa kính, tắt máy rồi ngồi im rất lâu. Anh gọi bộ đàm về văn phòng nhưng tín hiệu cứ chập chờn đứt quãng giữa những dãy núi.

Cuối cùng chẳng còn cách nào khác ngoài việc có người đi bộ leo lên, đo bằng mắt chiều dài và độ dốc của đoạn đã sạt lở, phác họa vào sổ tay rồi đi xuống. Hai chiếc xe tải theo sau cũng dừng lại thành hàng, để máy nổ không tải chờ đợi, và kế hoạch điều xe đã lên cho ngày hôm đó bị đảo lộn hoàn toàn ngay tại chỗ. Động cơ nguội dần phát ra tiếng tách, tách, và mùi nhựa thông hòa lẫn với mùi dầu diesel hăng nồng len vào trong xe.

Tấm bản đồ được lập ba năm trước, và trong khoảng thời gian đó khu rừng đã mang một diện mạo khác.

Cảnh tượng như vậy cũng không xa lạ gì ở núi rừng Hàn Quốc. Đường lâm nghiệp mỗi năm được mở mới, và mỗi năm lại sạt lở. Cục Lâm nghiệp đã lập ngân sách năm 2026 với quy mô 3.026 tỷ won. Đây là con số tăng 15,6 phần trăm so với năm trước, tính theo tiền là tăng 409,1 tỷ won. Trong số đó, việc đặt mới và sửa chữa những tuyến đường lâm nghiệp vững chắc chịu được cả thời tiết cực đoan cũng nằm trong các nhiệm vụ trọng điểm được thúc đẩy năm 2026.

Ở địa hình núi dốc và mưa dồn vào một mùa hè, chuyện một con đường lâm nghiệp vừa mở chưa được mấy năm đã sạt lở cùng với sườn dốc cứ lặp đi lặp lại. Quốc

hội đã thông qua dự án Luật thiết lập đường lâm nghiệp, gộp việc quy hoạch, xây dựng, vận hành và duy tu bảo dưỡng đường lâm nghiệp vào một hệ thống pháp lý duy nhất.

Có thể thấy thời đại mà việc mở đường chỉ dựa vào ước lượng bằng mắt và kinh nghiệm của giám sát viên hiện trường đang dần khép lại. Thế nhưng dù luật pháp và ngân sách có đầy đủ đến đâu, một khi bản đồ lệch với thực tế thì xe tải vẫn cứ dừng lại tại chỗ. Chính vì thế mà công nghệ tự động vẽ lại con đường trên mặt đất bằng dữ liệu chụp từ trên trời đang dần khẳng định chỗ đứng.

Con đường được vẽ lại từ trên trời

Khảo sát đường lâm nghiệp truyền thống phụ thuộc vào cách con người trực tiếp đi bộ hoặc lái xe qua lại, kiểm tra tình trạng mặt đường bằng mắt và sửa bản đồ bằng tay. Những biến đổi địa hình vi tế, hư hỏng mặt đường hay lối tắt mới mở diễn ra bên dưới tầng tán rừng dày đặc (canopy, lớp cành lá phủ trên đỉnh rừng) thường bị bỏ mặc, không được phản ánh vào bản đồ cho đến kỳ khảo sát định kỳ tiếp theo.

Thứ lấp đầy khe hở này là quét laser hàng không. Khi gắn LiDAR (thiết bị bắn ra tia sáng rồi đo thời gian phản hồi để xác định khoảng cách đến vật thể) lên máy bay hoặc drone và quét toàn bộ khu rừng, ta có thể chỉ chọn ra những điểm laser xuyên qua kẽ lá chạm tới mặt đất để vẽ độ cao thấp của mặt đất trơ trụi đã bóc đi cây cối, tức mô hình địa hình số (DTM).

Từ cùng đám mây điểm đó cũng có thể trích xuất mô hình chiều cao tán rừng (CHM) chứa độ cao đến ngọn cây và bản đồ độ dốc thể hiện bằng màu sắc mức độ dốc của sườn núi. Con đường để lại dấu vết rõ ràng trên ba tấm bản đồ này. Đó là dải hình băng có độ dốc thoải liên mạch, bề mặt nhẵn và chiều rộng được duy trì đều đặn, và trí tuệ nhân tạo học chính dấu vết này để tìm ra con đường.

Trình tự dữ liệu thực sự trôi chảy như sau. Máy bay hoặc drone bay ngang trên rừng thu thập đám mây điểm và ảnh siêu độ phân giải, và dữ liệu này được tính toán thành mô hình địa hình, bản đồ chiều cao tán rừng và bản đồ độ dốc. Trên đó, trí tuệ nhân tạo tìm những hình dạng giống con đường để kẻ đường nét, rồi cắt các mặt cắt vuông góc với đường nét đó để ước lượng chiều rộng thông hành và tình trạng mặt đường.

Cuối cùng, kết quả này được tự động phản ánh vào tệp bản đồ mạng lưới đường lâm nghiệp hiện có, hoàn thành một bản đồ mới với các đoạn bị đứt, đoạn bị xói mòn và đoạn bị thực vật xâm lấn được đánh dấu. Đây là dòng chảy mà dữ liệu chụp

từ trên trời và phép tính đảm nhận thay công việc mà con người từng phải đi bộ để đo và sửa bằng tay. Sản phẩm đầu ra thường xuất ra dưới dạng tệp vector có thể mở xem ngay trong hệ thống thông tin địa lý.

Người phụ trách hiện trường chỉ cần chồng tệp này lên chương trình bản đồ đang dùng là có thể thấy màn hình đánh dấu bằng màu khác nhau những con đường mới xuất hiện và những con đường đã biến mất.

Roussel và cộng sự vào năm 2022 đã cho ra mắt hệ thống ALSroads, trích xuất bảy chỉ số như chiều rộng đường, độ dốc và độ uốn khúc từ dữ liệu đám mây điểm thu được như vậy, rồi kết hợp với thuật toán tìm đường để tự hiệu chỉnh sai số của bản đồ đường lâm nghiệp hiện có. Đây là phương thức khi chồng bản đồ vector cũ lên dữ liệu LiDAR mới thì chương trình sẽ nhận diện và cập nhật từng pixel những đoạn bị đứt và đoạn mới mở.

Trước đó, vào năm 2021, Buján và cộng sự đã đưa ra thử nghiệm phát hiện đường lâm nghiệp bằng cách áp dụng kỹ thuật phân loại hỗn hợp, kết hợp nhiều điều kiện như độ dốc, độ uốn khúc và cường độ phản xạ thành quy tắc trên dữ liệu LiDAR, và ALSroads được xem là trường hợp tiếp nối nâng độ chính xác lên một bậc.

Các mô hình trí tuệ nhân tạo dòng mạng nơ-ron tích chập (CNN) và U-Net cũng đang được dùng để phân biệt hình dạng phẳng và nhẵn đặc trưng của con đường với địa hình xung quanh trên mô hình địa hình số. Nhiều nghiên cứu đã xác nhận khả năng chọn lọc ra những con đường hình tuyến ngay cả bên dưới khu rừng có tán cây khép kín dày đặc.

Cũng có những nghiên cứu hướng mắt về phía quét nhanh khu vực rộng lớn.

Morley và cộng sự vào năm 2024 đã cập nhật mạng lưới đường lâm nghiệp diện rộng bằng LiDAR đơn photon (SPL, thiết bị nhạy đến mức cảm nhận được từng photon một, nên có thể chụp diện tích rộng ngay cả với công suất thấp) tại rừng lá kim phương bắc.

Cùng năm đó, Winiwarter và cộng sự đã áp dụng mạng nơ-ron tích chập lên ảnh PlanetScope độ phân giải 3 mét của CubeSat để trích xuất đường lâm nghiệp.

Nhóm nghiên cứu đã chọn những bức ảnh không có mây và khói, và ở những nơi không có ảnh sạch thì để lại khoảng trống dữ liệu. Đây không phải trường hợp vệ tinh quang học xuyên qua mây.

Siafali và cộng sự vào năm 2025 đã chồng dữ liệu LiDAR hàng không, LiDAR SLAM di động và LiDAR của iPhone tại khu vực khai thác gỗ để phục hồi hình dạng

mặt đường của đường lâm nghiệp vùng núi. Quan trắc diện rộng và quan trắc chính xác cự ly gần giải quyết những vấn đề khác nhau.

Chiều rộng để xe tải có thể đi qua

Dù đường lâm nghiệp được đánh dấu bằng đường nét trên bản đồ, việc đường nét đó có thực sự đủ rộng để xe tải chở gỗ cỡ lớn đi qua hay không lại là chuyện khác. Karjalainen và Waga, trong các bài báo lần lượt năm 2024 và 2020, đã đề xuất phương pháp cắt mặt cắt bề mặt đất theo hướng vuông góc với con đường từ đám mây điểm LiDAR rồi phân tích bằng học máy.

Ngay ở những đoạn khó đo trực tiếp chiều rộng đường từ trên trời do cành cây che phủ phía trên, nhìn vào mặt cắt trắc diện này ta vẫn có thể ước lượng được chiều rộng thực tế có thể thông hành, mức độ xói mòn mặt đường, nứt vỡ, tắc nghẽn mương thoát nước và mức độ thực vật xâm lấn vào ven đường.

Điều đó có nghĩa là thay vì dừng lại trước khúc cua, tài xế xe tải có thể biết trước qua màn hình máy tính ở văn phòng liệu có đi qua được đoạn đó hay không trước khi khởi hành. Mặt cắt trắc diện giống như hình dạng khi cắt phẳng con đường nhìn từ bên hông. Ở giữa là mặt đường được đầm phẳng, hai đầu nghiêng nhẹ về phía mương thoát nước, và bên ngoài đó là độ dốc vốn có của núi bắt đầu trở lại.

Nếu đường cong này rõ nét trên đám mây điểm LiDAR thì nghĩa là tình trạng đường tốt, còn nếu đường cong mờ nhạt hoặc một bên bị sạt thì đó là tín hiệu cần tu sửa.

Hrůza và cộng sự vào năm 2025 đã kết hợp dữ liệu drone và LiDAR hàng không để tự động tìm ra những chướng ngại vật nhỏ cản trở việc mở đường lâm nghiệp như đá tảng, gốc cây chưa cắt bỏ hết, cây khô đổ, và cho ra mắt mô hình vẽ trước trên máy tính tuyến đường tối ưu dẫn đến bãi làm việc tập kết gỗ. Tức là mở đường trước trên màn hình trước khi thực sự đào xới mặt đất.

Nhóm nghiên cứu Nhật Bản Tanaka và cộng sự vào năm 2025 đã chứng thực thuật toán phán đoán tuyến đường mở và thứ tự ưu tiên của đường tác nghiệp trong rừng (森林作業道) chỉ bằng kết quả phân tích LiDAR mà không thêm dữ liệu bên ngoài. Đây là phương thức trích xuất từ chính một nguồn dữ liệu LiDAR các thông tin như độ dốc địa hình, vi khí hậu, lượng gỗ chất đống, vị trí thuận tiện để gom cây đã chặt hạ, rồi xếp thứ tự nên mở đường từ đoạn nào trước.

Việc có thể xác định thứ tự ưu tiên mà không cần cử riêng đội đo đạc nhiều khả năng là cách tiếp cận đáng mừng cho các hợp tác xã lâm nghiệp hoặc doanh nghiệp quy mô nhỏ không dư dả ngân sách. Kỹ thuật viên lâm nghiệp nhận được

bảng xếp hạng như vậy chỉ cần kiểm tra lần lượt theo thứ tự từ đoạn được đánh dấu trên bản đồ. Câu trả lời mà ngày trước phải đi bộ khắp cả ngọn núi mới có được thì nay có thể sắp xếp ngay khi ngồi trước màn hình.

Đo dấu vết bánh xe để lại

Nếu đường lâm nghiệp là con đường chính thức cho xe tải qua lại, thì đường tác nghiệp hay đường vận xuất (skid trail) là tuyến di chuyển tạm thời được tạo ra khi harvester (máy khai thác cỡ lớn chặt cây, tỉa cành và cắt thành từng khúc dài nhất định), forwarder (máy chở gỗ tròn đã cắt) và skidder (máy treo hoặc kéo gỗ tròn để di chuyển) đi lại lặp đi lặp lại.

Khi harvester chặt hạ cây, skidder móc vào gốc gỗ tròn kéo lê trên mặt đất đưa về bãi tập kết, còn forwarder thì đặt nguyên cây gỗ tròn lên thùng để chở. Tùy vào việc dùng cách kéo hay chở mà hình dạng và độ sâu của vết hằn để lại trên đất cũng khác nhau. Vì không đầm nén mặt đường hay rải đá dăm, nên khi máy móc nặng đi qua cùng một chỗ nhiều lần thì đất bị đè nén và vết bánh xe hằn sâu.

Đất bị đè nén mất đi các khe hở cho không khí và nước thấm qua, và nước mưa không thấm được mà chảy tràn trên bề mặt. Những cây còn lại bị đè ép rễ sẽ chậm lớn, nặng thì còn dẫn đến sạt lở núi. Vào mùa mưa, nước mưa chảy theo vết bánh xe như một dòng suối nhỏ cuốn theo đất, và đất đó có khi làm đục ngầu cả nước suối dưới chân núi.

Abdi và cộng sự vào năm 2022 đã kết hợp mạng nơ-ron U-Net với dữ liệu LiDAR hàng không mật độ cao để tạo ra mô hình chọn lọc từng pixel những đường tác nghiệp bị thực vật tầng thấp che khuất một phần. Đất bị đầm nén nằm thấp hơn mặt đất vốn có và độ cong bề mặt cũng bằng phẳng, nên trí tuệ nhân tạo lấy chênh lệch độ cao vi tế và độ nhẵn này làm manh mối để phân biệt với mặt đất bình thường.

Ngay cả vết bánh xe mà mắt người khó nhìn thấy vì bị lấp trong bụi cây, khi chuyển thành dữ liệu độ cao thấp của bề mặt đất thì cũng hiện ra thành đường nét rõ ràng. Latterini và cộng sự đã chụp drone LiDAR hai lần trước và sau khi khai thác tại năm khu rừng ven bờ Địa Trung Hải để so sánh.

Đây là phương thức chồng độ cao bề mặt đất của hai thời điểm để xác nhận vị trí mà dấu vết vốn không có trước khi chặt cây lại xuất hiện mới trong dữ liệu sau khi chặt hạ. Họ đã thử nghiệm song song bốn kỹ thuật phân tích là bóng đổ địa hình (hillshading), mô hình địa hình cục bộ (LRM), mô hình mật độ tương đối (RDM), và chương trình dựa trên học máy SkidRoad_Finder.

Mô hình mật độ tương đối cho kết quả vượt trội hơn ba kỹ thuật còn lại, với độ chính xác khoảng 73 phần trăm và độ nhạy 66 phần trăm. Từ cùng dữ liệu đó, họ đã trích xuất được cả độ sâu và thể tích vết bánh xe, thậm chí cả mức độ rủi ro đầm nén đất dưới dạng số liệu ba chiều.

Đây là kết quả chưa đạt tới một trăm phần trăm, nhưng so với cách làm ngày xưa là con người đi bộ khắp nền rừng và áp thước dây từng chỗ, thì có sự khác biệt lớn về phạm vi và tốc độ khảo sát.

Để huấn luyện trí tuệ nhân tạo tìm ra đường tác nghiệp thì cần nhiều dữ liệu ảnh chụp thực tế nơi đã xảy ra đầm nén, nhưng việc thu thập những bức ảnh như vậy tại hiện trường lại tốn nhiều thời gian và chi phí.

Usui vào năm 2021 đã tổng hợp ảnh mới bằng mạng nơ-ron đối kháng sinh (GAN, kỹ thuật hai trí tuệ nhân tạo cạnh tranh nhau để tạo ra ảnh giả giống như thật) nhằm lấp đầy vấn đề thiếu hụt mẫu học tập, và nâng cao hiệu năng phát hiện đường tác nghiệp.

Tính trước con đường tránh được thiệt hại

Việc đo đạc tổn hại sau khi đã tạo đường tác nghiệp là quy trình xác nhận vấn đề đã xảy ra rồi. Muốn giảm chính tổn hại thì phải chọn trước con đường máy móc sẽ đi qua sao cho phù hợp với địa hình, trước khi chặt cây. Görgens và cộng sự vào năm 2020 đã phát triển mô hình tự động lập kế hoạch khai thác bằng cách gộp lại vị trí và thể tích của từng cây một do LiDAR xác định, độ dốc địa hình và chỉ số độ ẩm của đất.

Mô hình này chồng ghép ba phương pháp là thuật toán di truyền (phương thức tính toán mô phỏng quá trình chọn lọc tự nhiên, tạo ra nhiều tuyến đường ứng viên rồi cho cạnh tranh với nhau và chỉ giữ lại phương án tốt hơn), quy hoạch động và quy hoạch tuyến tính, giúp chọn ra tuyến đường tác nghiệp vừa rút ngắn quãng đường di chuyển khi vận chuyển gỗ tròn, vừa tự động tránh những khu vực rủi ro đầm nén cao và địa hình dốc gât.

Vì đây là phương thức tạo ra hàng chục, hàng trăm tuyến đường ứng viên rồi loại bỏ dần từng phương án không phù hợp với điều kiện, nên số trường hợp được xem xét khác hẳn cách làm ngày xưa khi con người chỉ so sánh vài phương án bằng tay. Việc con người từng xác định bằng ước lượng bằng mắt xem phải điều khiển máy đi đâu để cây ít bị tổn hại và đất ít bị đào xới hơn, giờ đây phép tính đảm nhận thay.

Nghiên cứu năm 2018 của Picchio và cộng sự đã xây dựng mô hình hỗ trợ ra quyết định dựa trên hệ thống thông tin địa lý (GIS-DSS), nhắm vào địa hình núi Ý, giúp quyết định trên cùng một màn hình các yếu tố như độ dốc địa hình, độ nhạy xói mòn đất, mức độ tổn hại của cây còn lại, và nên dùng thiết bị nào trong số cáp treo (cable yarder), forwarder và tời phụ trợ (winch).

Tiếp nối dòng chảy này, Eberhard và cộng sự vào năm 2025 đã mở rộng mô hình có khung tương tự ra toàn bộ khu vực dốc gât. Ở nơi độ dốc thoải thì forwarder có bánh xe đi lại được, nhưng khi độ dốc trở nên gât thì phán đoán chuyển sang phía cáp treo kéo gỗ tròn lên không trung bằng dây cáp. Vì mỗi địa hình đòi hỏi một câu trả lời khác nhau, nên đây là lĩnh vực khó xử lý bằng một tờ cẩm nang tiêu chuẩn hóa.

Vùng dốc gât nơi cáp treo kéo gỗ tròn giữa không trung bằng dây cáp để vận chuyển, và vùng dốc thoải nơi forwarder rải bánh xe lên xuống ngay từ đầu đã là hai thế giới khác nhau. Vẽ trước ranh giới đó trên màn hình hệ thống thông tin địa lý sẽ ít tổn thất hơn so với việc đưa máy vào hiện trường rồi mới phải sửa sai.

Tuyến đường được xác định như vậy sẽ được in ra bản vẽ và chuyển cho tổ trưởng thi công, hoặc gần đây có khi được truyền thẳng qua màn hình máy tính bảng.

Khoảng cách còn lại giữa lý thuyết và hiện trường

Đặt cạnh nhau các nghiên cứu được giới thiệu đến đây thì lộ ra những điểm va chạm lẫn nhau. LiDAR đơn photon hay ảnh vệ tinh CubeSat mạnh ở việc quét toàn cảnh với chi phí thấp mạng lưới đường lâm nghiệp chính yếu của khu vực rộng lớn, nhưng do mật độ đám mây điểm thấp nên không phân biệt được tới cả đường tác nghiệp hẹp hay vết bánh xe.

Ngược lại, mô hình chồng ghép drone LiDAR, SLAM mặt đất và LiDAR điện thoại thông minh đi sâu tới đơn vị centimet, nhưng thời gian xử lý dữ liệu dài và diện tích có thể chụp một lần lại hẹp. Nhìn rộng hay nhìn dày đặc đường như vẫn là lựa chọn chưa ngã ngũ về một phía nào.

Cũng xác nhận được rằng tuyến đường tối ưu lý thuyết mà mô hình của Görgens chọn ra bằng phép tính, khi so với vết bánh xe mà người vận hành máy để lại thực tế tại hiện trường trong trí tuệ nhân tạo của Abdi, thì hai cái không trùng khớp chính xác. Đó là vì những biến số như chướng ngại địa hình, thời tiết của ngày hôm đó hay thói quen của người vận hành không được đưa hết vào phép tính.

Xuống tới hiện trường thì giới hạn hiện ra rõ nét. Ở khu rừng lá um tùm mù mùa hè hay khu vực cây bụi tầng thấp dày đặc, tỷ lệ laser chạm tới mặt đất giảm xuống khiến sai số tích tụ trong mô hình địa hình và ước tính độ sâu xói mòn. Gánh nặng tính toán của dữ liệu đám mây điểm siêu mật độ cũng lớn.

Mức sụt giảm hiệu năng khi chuyển mô hình đã học ở một khu vực sang khu rừng có loài cây và địa hình khác nhau thì thay đổi tùy theo dữ liệu và phương pháp đánh giá. Ở khu vực mới thì phải kiểm chứng lại bằng mẫu hiện trường.

Ở địa hình phủ tuyết thì vấn đề lại khác đi. Nhóm nghiên cứu Nga Podolskaia và Sinitsina vào năm 2026 đã cho ra mắt bộ dữ liệu học máy về đường lâm nghiệp mùa đông ở khu vực Krasnoyarsk. Đây là dữ liệu ghi lại hiện tượng những con đường bị tuyết phủ mà dữ liệu mùa hè không xác nhận được thì chỉ hiện ra vào mùa đông rồi biến mất vào thời kỳ tan băng. Điều đó có nghĩa là khi mùa vụ và vĩ độ thay đổi thì cùng một thuật toán cũng phải học lại.

Những thử nghiệm mở rộng công dụng cũng tiếp nối. Nhóm nghiên cứu Trung Quốc Gao và cộng sự vào năm 2026 đã cải tiến và áp dụng mô hình học sâu DeepLabv3+ lên ảnh vệ tinh chụp qua nhiều thời kỳ, và dùng để nhanh chóng phán đoán xem khi xảy ra cháy rừng thì nhân lực và trang thiết bị cứu hỏa có thể tiếp cận qua đường lâm nghiệp nào. Đây cũng là cách tiếp cận đáng lưu ý cho địa hình tỉnh Gangwon nơi cháy rừng thường xuyên xảy ra.

Tất cả các mô hình này đều cần có dữ liệu học tập được con người trực tiếp xác nhận và gắn nhãn thì mới cho ra hiệu năng. Với những đối tượng như đường lâm nghiệp và đường tác nghiệp vốn có hình dạng khác nhau ở mỗi vùng và bản thân số ca mẫu cũng không nhiều, thì ngay từ việc thu thập dữ liệu học tập đã mất nhiều thời gian. Lý do các nghiên cứu tăng cường dữ liệu như kỹ thuật tổng hợp ảnh của Usui liên tục xuất hiện cũng nằm ở đây.

Điều đó có nghĩa là khu vực càng thiếu dữ liệu thì tỷ trọng dựa vào kỹ thuật nhân tạo làm tăng dữ liệu càng lớn.

Một trong những nhiệm vụ còn lại phía trước là tạo ra màn hình để kỹ thuật viên hiện trường xác nhận căn cứ mà trí tuệ nhân tạo đã dựa vào để phán đoán có thể thông hành hay không. Nếu đã chọn ra đoạn nguy hiểm thì hiển thị kèm cả độ dốc và độ cong mặt đường. Khi chuyển kế hoạch đường tác nghiệp sang máy móc, có thể xem xét các tiêu chuẩn dữ liệu sản xuất và tác nghiệp máy lâm nghiệp như StanForD làm mất xích kết nối.

Chỉ riêng tiêu chuẩn này thì hàng hải an toàn chưa hoàn thiện được. Phải kiểm chứng riêng dữ liệu tuyến đường, điều khiển máy móc và quy tắc an toàn hiện trường.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Abdi, O., Uusitalo, J., & Kivinen, V. P. (2022). Logging trail segmentation via a novel U-Net convolutional neural network and high-density laser scanning data. *Remote Sensing*, 14(2), 349. <https://doi.org/10.3390/rs14020349>
2. Buján, S., Guerra-Hernández, J., González-Ferreiro, E., & Miranda, D. (2021). Forest road detection using LiDAR data and hybrid classification. *Remote Sensing*, 13(3), 393. <https://doi.org/10.3390/rs13030393>
3. Eberhard, B., Trailović, Z., Magagnotti, N., & Spinelli, R. (2025). A GIS-based decision support model (DSM) for harvesting system selection on steep terrain: Integrating operational and silvicultural criteria. Preprints, 2025011137. <https://doi.org/10.20944/preprints202501.1137.v1>
4. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
5. Gao, Z., Li, Z., Yao, W., Zhang, T., Qiu, S., & Liu, Z. (2026). Forest road extraction via optimized DeepLabv3+ and multi-temporal remote sensing for wildfire emergency response. *Applied Sciences*, 16(7), 3228. <https://doi.org/10.3390/app16073228>
6. Görgens, E. B., Mund, J. P., Cremer, T., de Conto, T., Krause, S., Valbuena, R., et al. (2020). Automated operational logging plan considering multicriteria optimization. *Computers and Electronics in Agriculture*, 170, 105253. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105253>
7. Hrůza, P., Mikita, T., & Žižlavská, N. (2025). Application of unmanned aerial vehicle and airborne light detection and ranging technologies to identifying terrain obstacles and designing access solutions for the interior parts of forest stands. *Forests*, 16(5), 729. <https://doi.org/10.3390/f16050729>
8. Karjalainen, T., Karjalainen, V., Waga, K., & Tokola, T. (2024). Predicting the roadway width of forest roads by means of airborne laser scanning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 133, 104109. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104109>
9. Latterini, F., Dyderski, M. K., Picchio, R., Venanzi, R., Spinelli, R., & Magagnotti, N. (2025). Mapping skid trails and evaluating soil disturbance from UAV-based LiDAR surveys in Mediterranean forests. *Land Degradation & Development*. <https://doi.org/10.1002/ldr.70162>
10. Morley, I. D., Coops, N. C., Roussel, J. R., Achim, A., Dech, J., & Meecham, D. (2024). Updating forest road networks using single photon LiDAR in Northern forest environments. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 97(1), 38-47. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpad021>
11. Picchio, R., Pignatti, G., Marchi, E., Latterini, F., Benanchi, M., Foderi, C., Venanzi, R., & Verani, S. (2018). The application of two approaches using GIS technology implementation in forest road network planning in an Italian mountain setting. *Forests*, 9(5), 277. <https://doi.org/10.3390/f9050277>
12. Podolskaia, E., & Sinitsina, A. (2026). A machine learning dataset on winter roads of Krasnoyarsk Krai, Russia for the forestry and infrastructural projects. *European Journal of Forest Engineering*, 12(1), 7-22. <https://doi.org/10.33904/ejfe.1743822>
13. Roussel, J. R., Bourdon, J. F., Morley, I. D., Coops, N. C., & Achim, A. (2022). Correction, update, and enhancement of vectorial forestry road maps using ALS data, a pathfinder, and seven metrics. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 114, 103020. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103020>
14. Siafali, E., Polychronos, V., & Tsioras, P. A. (2025). Fusion of airborne, SLAM-based, and iPhone LiDAR for accurate forest road mapping in harvesting areas. *Land*, 14(8), 1553. <https://doi.org/10.3390/land14081553>

15. Tanaka, K., Uehagi, H., Shiota, H., & Mishima, Y. (2025). LiDARデータの解析結果のみを活用した森林作業道開設優先順位付け—京都府福知山市へ提案した手法—. 森林利用学会誌, 40(1), 15-20. https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjfes/40/1/40_40.3/_article/-char/ja
16. Usui, K. (2021). Data augmentation using image-to-image translation for detecting forest strip roads based on deep learning. International Journal of Forest Engineering, 32(1), 57-66. <https://doi.org/10.1080/14942119.2021.1831426>
17. Waga, K., Tompalski, P., Coops, N. C., White, J. C., Wulder, M. A., & Malinen, J. (2020). Forest road status assessment using airborne laser scanning. Forest Science, 66(4), 501-508. <https://doi.org/10.1093/forsci/fxz053>
18. Winiwarter, L., Coops, N. C., Bastyr, A., Roussel, J. R., Zhao, D. Q. R., & Lamb, C. T. (2024). Extraction of forest road information from CubeSat imagery using convolutional neural networks. Remote Sensing, 16(6), 1083. <https://doi.org/10.3390/rs16061083>
19. Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc. (2025, ngày 12 tháng 12). Công bố các nhiệm vụ trọng điểm năm 2026 'Rừng cứu con người, người dân cứu rừng'. <https://v.daum.net/v/20251212095549587> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
20. Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc. (2026). Thiết lập căn cứ pháp lý cho việc xây dựng và quản lý đường lâm nghiệp, 'Luật thiết lập đường lâm nghiệp' được Quốc hội thông qua. <https://idsn.co.kr/news/view/1065599659428633> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)

4.2

Máy đốn hạ điều khiển từ xa, máy vận xuất tự hành và robot lâm nghiệp

Người kỹ sư đang ngồi trên chiếc ghế văn phòng. Lưng ghế êm ái, dưới chân trải thảm. Một tách cà phê đã nguội đặt ở một góc bàn, còn ngoài cửa sổ không phải là rừng mà là bãi đỗ xe. Trước mắt anh xếp thành hàng sáu chiếc màn hình, trong tay cầm một chiếc cần điều khiển trông giống như cần điều khiển của máy chơi game.

Chỉ vài năm trước, giờ này người ấy hẳn đang ở trên sườn núi dốc đứng, trong buồng lái rung lắc, chịu đựng tiếng ồn và độ rung của động cơ bằng cả cơ thể để đốn hạ cây. Bây giờ thì khác. Chỉ cần nghiêng nhẹ cần điều khiển là ở khu rừng cách đó hàng trăm mét, một cánh tay robot khổng lồ nắm lấy thân cây, và camera trên màn hình chiếu lại cảnh đó theo thời gian thực.

Một màn hình bắt được góc của bộ kẹp cần ngoạm vào gốc cây, một màn hình khác hiển thị thân máy đang nghiêng bao nhiêu trên sườn dốc, và một màn hình khác lại chiếu hình ảnh kiểm tra xem gần đó có người hay thiết bị nào khác không. Những góc nhìn mà trong buồng lái ngày xưa không thể thấy hết cùng một lúc thì trên chiếc ghế văn phòng lại thu vào tầm mắt rõ ràng hơn.

Không có rung, không có tiếng ồn, cũng không còn cảm giác đất dưới chân rung lên khi cây đổ. Chỉ còn lại những cử động rất nhỏ nơi đầu ngón tay.

Những phòng điều khiển từ xa như thế giờ không còn là cảnh trong phim khoa học viễn tưởng. Tại Phòng thí nghiệm điều khiển từ xa lâm nghiệp Troëdsson (Troëdsson Forestry Teleoperation Lab) ở Jälla gần Uppsala, Thụy Điển, vào mùa thu năm 2025, một chiếc máy vận xuất mới do Komatsu chế tạo đã được đưa vào. Chiếc máy vận xuất này đến phòng thí nghiệm với đầy đủ thiết bị điều khiển từ xa.

Nhóm nghiên cứu cùng với Đại học Umeå nghiên cứu chiếc máy này, đồng thời trích xuất dữ liệu để nạp cho mô hình trí tuệ nhân tạo huấn luyện robot tự đưa ra phán đoán. Tạo ra một nền lâm nghiệp mà con người không bị thương, cây cũng không bị tổn hại và có thể bền vững lâu dài chính là mục tiêu mà phòng thí nghiệm này đề ra.

Hàn Quốc cũng đã bắt đầu những thí nghiệm tương tự. Tháng 8 năm 2025, Viện Nghiên cứu Lâm nghiệp Quốc gia đã công bố kết quả thử nghiệm di chuyển của robot tác nghiệp lâm nghiệp thông minh, được cấy trực tiếp vào thân máy một trí tuệ nhân tạo gộp chung hệ thống định vị vệ tinh (GNSS) và hệ thống dẫn đường quán tính (INS) và đã học hình ảnh camera.

Robot này có thể tự nhận ra đường lâm nghiệp, tức con đường hẹp dành cho tác nghiệp mở trên núi, tìm ra vạch ở giữa đường và chạy theo vạch đó. Vì trí tuệ nhân tạo hoàn tất tính toán ngay bên trong thân máy nên dù mạng truyền thông bị đứt hay chậm đi thì robot cũng không dừng lại.

Sâu trong rừng núi nhiều nơi ngay cả sóng điện thoại di động cũng khó bắt được, nên phương thức này có vẻ là một cách tiếp cận phù hợp với hiện trường lâm nghiệp của Hàn Quốc.

Việc đưa máy móc thay cho con người vào những nơi nguy hiểm trước tiên có lý do của nó. Lao động đốn cây bằng cưa xích rồi kéo cây xuống gồm cả độ dốc đứng, đá lăn, lật máy và gánh nặng lên hệ cơ xương chồng chất lên nhau. Trước khi tự động hóa hoàn toàn, người ta cũng tiến hành nghiên cứu phân loại tư thế tác nghiệp hay giai đoạn tác nghiệp bằng hình ảnh và cảm biến quán tính.

Một số thí nghiệm báo cáo độ chính xác cao, nhưng đó là giá trị thu được từ tập thử nghiệm nhỏ hoặc từ việc phân định hành động hạn chế. Điều đó không có nghĩa là nhận biết được mọi tư thế tác nghiệp và sự mệt mỏi trong rừng thực tế ở cùng một mức độ.

Tại huyện Bonghwa, tỉnh Bắc Gyeongsang, Trạm Quản lý Rừng Quốc hữu Yeongju thuộc Cục Lâm nghiệp đã xây mới một kho thiết bị chuyên dụng để tập trung và bảo dưỡng các thiết bị hiệu năng cao như máy đốn hạ (harvester), máy vận xuất (forwarder) và máy nghiền (mulcher), đưa vào vận hành từ tháng 8 năm 2026.

Không kém phần quan trọng so với việc phát triển một chiếc robot, việc chuẩn bị hệ thống hậu cần để mua, vận hành và sửa chữa chiếc robot đó cũng đang được tiến hành song song.

Cỗ máy đứng trên sườn dốc 45 độ

Lần đầu nhìn thấy một thiết bị gọi là Winch-Assist, ai cũng đặt câu hỏi tương tự nhau. Rằng sợi cáp thép to lớn kia có thực sự giữ được cỗ máy không. Đó là thiết bị móc một sợi cáp thép chắc vào cây to vững chãi ở phía trên núi hoặc vào máy neo chuyên dụng, rồi nối sợi cáp đó với máy đốn hạ ở phía dưới để liên tục hỗ trợ thêm lực kéo.

Nhìn từ xa cảnh sợi cáp thép to bằng cổ tay căng thẳng vươn từ đỉnh núi xuống tới cỗ máy, trông như thể cỗ máy được buộc vào núi. Ngay cả khi bánh xe hay xích sắp bị trượt, lực kéo của sợi cáp vẫn còn nên trên sườn dốc nghiêng từ 30 độ đến hơn 45 độ, cỗ máy vẫn có thể bám vào mặt đất mà tiếp tục tác nghiệp. Vào thời chưa có thiết bị này, ngay cả trên sườn dốc như vậy con người phải cầm cưa xích tự đi bộ luồn giữa các gốc cây.

Nếu đưa máy lên sườn dốc đứng mà không có cáp thép thì bánh xe quay không tải cày xới đất, nặng thì dẫn đến tai nạn máy lật nghiêng sang một bên.

Xem kết quả trình diễn lâm nghiệp thông minh do Hiệp hội Cơ giới hóa Lâm nghiệp Nhật Bản công bố, phương thức tác nghiệp phân chia rõ rệt theo độ dốc. Ở những ngọn núi có độ dốc trung bình, máy đốn hạ điều khiển từ xa cắt cây, còn máy vận xuất tự hành không qua tay người sẽ chở cây đó đi. Đây là hệ thống mà hai người làm được công việc tập kết gỗ mà trước kia phải năm sáu người bám vào.

Giữ rừng như thế nào trong một xã hội giảm dân số với nhân lực ngày càng ít cũng là chủ đề mà các cơ quan nghiên cứu lâm nghiệp Nhật Bản cùng bàn tới. Vì lao động lâm nghiệp tuổi cao và số lượng cũng liên tục giảm nên xu hướng nghiêng về việc tìm cách để với nhân lực hiện có mà đảm đương được diện tích rộng hơn, thay vì tìm kiếm nhân lực trẻ.

Ở những ngọn núi dốc đứng hơn nhiều, người ta loại bỏ hẳn chính công việc cầm cưa xích của con người và thay bằng máy đốn hạ điều khiển từ xa gắn Winch-Assist. Quá trình tập kết kéo cây xuống cũng do bộ kẹp treo trên cáp thép hay thiết bị hình tháp dựng ở phía trên núi, tức máy tời tháp (tower yarder) đảm nhận thay. Con người ở lại trước màn hình, còn lên sườn dốc nguy hiểm chỉ có máy móc.

Nếu trước kia nhiều người thợ đốn gỗ dùng tay di chuyển và mắc dây thừng cùng ròng rọc để kéo cây xuống, thì bây giờ một đầu sợi dây thừng đó do máy nắm giữ,

còn con người lùi về vai trò kiểm tra trên màn hình xem máy có vận hành đúng hay không.

Nghiên cứu mà nhóm nghiên cứu châu Âu công bố năm 2025 dùng dữ liệu để chứng minh cho lựa chọn này. Họ đã xây dựng một mô hình hỗ trợ ra quyết định dựa trên hệ thống thông tin địa lý (GIS) đưa vào cùng lúc phép tính về độ dốc địa hình, nguy cơ đất bị xói mòn và điều kiện để những cây được giữ lại không bị tổn hại.

Ngay trên cùng một ngọn núi, câu trả lời cũng khác nhau tùy từng khu vực về việc dùng Winch-Assist hay dùng tác nghiệp cáp treo kéo nguyên cả khối bằng cáp thép. Có khu vực dù dốc đứng nhưng đất chắc nên chỉ cần Winch-Assist là đủ, có khu vực đất mềm và dễ vỡ nên phải chuyển sang tác nghiệp cáp treo vốn không để lại ngay cả vết bánh xe máy. Không phải cảm nhận của con người mà chính những con số trên bản đồ chọn ra câu trả lời đó.

Nơi cây che khuất tín hiệu vệ tinh

Vấn đề là càng đi sâu vào trong rừng thì bầu trời càng biến mất. Khi ngọn cây rậm lá, tức tán cây che phủ bầu trời, thì tín hiệu hệ thống định vị vệ tinh (GNSS) bị đứt hẳn, hoặc tín hiệu nảy từ cành cây trộn lẫn khiến vị trí bị nhảy sang chỗ sai lệch. Chẳng khác nào phải lái một chiếc xe hơi bị hỏng dẫn đường ngay giữa rừng. Người lái thì nhìn bằng mắt và dựa vào cảm nhận mà cầm cự, nhưng máy điều khiển từ xa hay tự hành thì không thể như vậy.

Vì thế nhất định phải có công nghệ chỉ bằng cảm biến gắn trên mặt đất mà đồng thời vẽ ra vị trí của chính mình và bản đồ xung quanh, tức SLAM. Nghĩ đến việc phần lớn rừng của Hàn Quốc tập trung ở vùng núi dốc và cũng có nhiều thung lũng cây cối rậm rạp, thì công nghệ này không chỉ là chuyện của nước khác.

Năm 2025, nhóm nghiên cứu Trung Quốc gồm Yao và các cộng sự đã cải tiến một công nghệ có sẵn tên là Hector SLAM để phục vụ máy móc lâm nghiệp di chuyển trong rừng rậm, tạo ra một thuật toán ước lượng vị trí sử dụng đồng thời nhiều cảm biến và thử nghiệm trong rừng thực tế.

Trước tiên, trong số các điểm mà LiDAR, tức thiết bị bắn ra ánh sáng rồi đo thời gian phản hồi để biết khoảng cách đến vật thể xung quanh, ghi lại, họ lọc bỏ những điểm nhiễu sinh ra do nảy vào lá cây hay cành con. Sau đó họ trộn giá trị của thiết bị đo quán tính (IMU) đo độ nghiêng của máy với thông tin LiDAR để dù mặt đất gồ ghề thì kết quả quét cũng không bị méo.

Để tránh sai số phát sinh khi bánh xe quay không tải, họ tính toán máy đã di chuyển bao nhiêu bằng cách khớp và so sánh các điểm mà LiDAR ghi lại với đường thẳng, thay vì dùng số vòng quay bánh xe.

Kết quả thử nghiệm hiện lên rõ ràng bằng những con số. So với Hector SLAM có sẵn, sai số giảm 47,65 phần trăm. Sai số trung bình khi vẽ bản đồ là 4,78 xăng-ti-mét, và sai số lớn nhất cũng không vượt quá 8,7 xăng-ti-mét. Khi máy đứng yên, sai số vị trí trung bình là 9,9 xăng-ti-mét. Trong lúc chạy đổi qua ba mức tốc độ khác nhau, sai số ngang cũng không vượt quá 7,9 xăng-ti-mét, và sai số chỉ hướng cũng được giữ dưới 36,5 độ.

Vài xăng-ti-mét trông có vẻ chẳng đáng gì, nhưng trên đường lâm nghiệp hẹp mà dễ lệch chừng đó thì bánh xe có thể rơi ra khỏi đường hoặc giẫm đạp lên rễ của cây cần giữ lại.

Việc Viện Nghiên cứu Lâm nghiệp Quốc gia thử nghiệm trên đường lâm nghiệp và việc nhóm Yao thử nghiệm trong rừng nhắm tới những nơi khác nhau. Một bên là tìm ra vạch trung tâm bằng camera trên con đường đã có sẵn, còn bên kia là dò dẫm bằng LiDAR luồn giữa các cây ở nơi chẳng có gì gọi là đường.

Nhìn hai nỗ lực này cùng xuất hiện song song vào khoảng thời gian tương tự, khả năng cao là nỗ lực cho máy tự di chuyển một mình xuyên qua khu rừng nơi tín hiệu GNSS bị đứt gờ không còn là bài toán của riêng một quốc gia.

Robot đi bằng bốn chân, robot vận chuyển hàng

Nếu có địa hình nào xứng với từ phi định hình thì đó chính là nền rừng. Đá đột ngột nhô lên, cây chết đổ nằm mục ruỗng, cây bụi cao đến gối, rãnh nước làm lún chân đến ngập, tất cả trộn lẫn nhau khiến cả máy có bánh lẫn máy có xích đều dễ mắc kẹt và lật nhào. Trong dự án DigiMedFor của Liên minh châu Âu, người ta đã giải bài toán này bằng đôi chân.

Người ta chất lên lưng Spot, robot đi bằng bốn chân do công ty kỹ thuật robot Boston Dynamics chế tạo, một chiếc LiDAR 3 chiều, camera độ nét cao, máy tính cỡ nhỏ, bộ lọc quang học chỉ lọc riêng một số màu nhất định, mô-đun GPS, thiết bị ghi lại độ nghiêng của robot, rồi đưa vào rừng. Sau khi thu thập dữ liệu qua lại giữa bãi sỏi, bụi cây và sườn dốc, đánh giá mà nhóm nghiên cứu đưa ra ngắn gọn và rõ ràng. Đó là gần như đi được đến bất cứ đâu.

Ngay trên bãi sỏi mà nếu là bánh xe thì đã quay không tải rồi dừng lại, Spot vẫn đặt chân sửa lại từng bước một mà tiếp tục bước đi. Spot vừa đi vừa thu thập theo thời

gian thực đám mây điểm 3 chiều và ảnh độ nét cao của ngọn cây, thân cây và mặt đất, rồi nối dữ liệu đó với công cụ ghi chép trực tuyến để tự cập nhật bản sao số chứa thông tin của từng cây một.

So với phương thức khảo sát ngày xưa khi con người cầm thước dây và máy tính bảng đo từng vòng thân cây, đám mây điểm mà robot vừa đi vừa ghi lại lưu cùng lúc cả vị trí, độ dày lẫn độ nghiêng của cây.

Ở Thụy Điển, thay vì robot đi bộ, người ta thử nghiệm robot vận chuyển hàng. Họ chuyển máy vận xuất, thiết bị cỡ lớn chở gỗ, sang tự hành, rồi mổ xẻ kết quả bằng khung phân tích TOE cùng xem xét trên ba trục là công nghệ, tổ chức và môi trường. Khác với nền nhà máy hay đường phố đô thị, rừng thì thời tiết thay đổi thường xuyên, độ ẩm của đất cũng khác nhau tùy từng khu vực, và hình dạng cây mọc cũng chẳng có gì gọi là quy chuẩn.

Vì thế, thay vì tự động hóa hoàn toàn để máy tự quyết định mọi thứ một mình, nhóm nghiên cứu đưa ra mô hình hợp tác trong đó người lái lành nghề phán đoán dòng chảy lớn còn robot chỉ đảm nhận việc di chuyển trong phạm vi hẹp là né chướng ngại vật và không làm tổn hại cây cần giữ lại, coi đó là câu trả lời thực tế.

Con người quyết định hôm nay bắt đầu chỗ từ khu vực nào, chỗ đường bị sập thì tránh đi vòng đường nào, còn robot tự phán đoán trong đoạn đó xem dưới bánh xe vướng phải gì, phải đi cách cây cần giữ lại bao xa. Xét trên trục tổ chức, công ty lâm nghiệp phải cho thợ đốn gỗ ngồi vào buồng lái điều khiển từ xa và huấn luyện lại nhân lực bảo dưỡng để họ có thể xử lý được thiết bị tự hành.

Không chỉ có máy móc thay đổi mà nội dung công việc của con người cũng thay đổi theo.

Nếu thả robot ra rừng thực tế rồi thử nghiệm phanh khẩn cấp hay nhận diện chướng ngại vật thì máy sẽ hỏng và rừng cũng bị tổn hại. Vì thế, nhóm nghiên cứu của Đại học Khoa học Ứng dụng Lapland (Phần Lan) và RISE (Thụy Điển) đã tạo ra một khu rừng ảo.

Họ quét chính xác rừng thử nghiệm Vindeln của Thụy Điển bằng ba mươi điểm LiDAR mặt đất và chụp bằng drone, rồi dựng lên trong máy tính một khu rừng song sinh số rộng 200 mét mỗi chiều, chuyển nguyên cả các định luật vật lý. Bên trong khu rừng ảo này, họ liên tục thay đổi điểm nhìn, góc ánh nắng và vị trí cây đứng để tạo ra dữ liệu tổng hợp SimForest.

Chẳng hạn họ dựng đi dựng lại hàng trăm lần cảnh một công nhân ảo bất ngờ bước ra trước máy hay cảnh sương mù dày đặc phủ xuống, mỗi lần như vậy lại đo thời gian robot cần để dừng lại. Robot tự hành đã có thể trải nghiệm trước những điều kiện như sương mù, mưa hay ngược sáng mà không có nguy hiểm thực sự.

Sự tự động hóa còn chưa trưởng thành

Đặt robot bốn chân và máy vận xuất tự hành cỡ lớn cạnh nhau thì lộ ra một sự thật là công dụng của hai loại lệch nhau đúng chỗ. Robot đi bộ như Spot di chuyển ổn định ở địa hình hiểm trở lẫn lộn bãi sỏi và cây chết, quét chính xác cả thảm thực vật tầng dưới, nhưng khối lượng có thể chở chỉ dừng ở vài chục ki-lô-gam nên bản thân việc đốn cây hay chở cây thì không làm được.

Ngược lại, máy vận xuất tự hành cỡ trung hay máy đốn hạ điều khiển từ xa có thể xử lý những khúc gỗ nặng tới vài tấn, nhưng ở khu vực địa hình mấp mô dữ dội hoặc cây cối rậm rạp thì bánh xe bị lún không nhúc nhích được hoặc nén đất cho cứng lại.

Điều đó có nghĩa là một trong hai, chân đi bộ hay bánh lăn, đều không thể đảm đương được toàn bộ mọi khu rừng, và rốt cuộc có vẻ không còn cách nào khác ngoài việc luân phiên đưa vào những cỗ máy có thân hình khác nhau tùy theo địa hình. Việc mà một bên làm giỏi thì bên kia lại không làm được.

Giữa kết quả thu được từ rừng ảo và kết quả ở rừng thực tế có một khoảng cách. Sương mù và mưa, bụi đất trên ống kính, cành cây rung lắc và ánh ngược sáng làm mờ phán định của camera và LiDAR. Mức độ sụt giảm độ chính xác khác nhau tùy cảm biến, thời tiết và dữ liệu thử nghiệm nên không thể cố định thành một phạm vi duy nhất. Mô hình đã học từ dữ liệu tổng hợp phải được đánh giá lại bằng dữ liệu thử nghiệm riêng của rừng thực tế.

Ngưỡng mà công nghệ phải vượt qua vẫn còn cao. Robot đi bộ chạy điện như Spot ở ngoài trời chỉ một hai tiếng là cạn pin, nên không phù hợp với nhiệm vụ ở lại lâu để giám sát tại những vùng hẻo lánh không thể kéo điện tới. Nếu trong lúc băng qua khu rừng rậm rạp lâu dài mà thuật toán SLAM thất bại trong việc nhận ra lại con đường đã đi qua thì sai số vị trí sẽ chồng chất lên nhau, có nguy cơ máy chệch ra khỏi con đường đã định.

Điều đó có nghĩa là trên bản đồ trên màn hình máy vẫn đang chạy giữa đường, nhưng thực tế lại lệch vào giữa các cây. Chi phí đưa vào ban đầu đất đỏ ở mức mà

các hộ lâm nghiệp nhỏ khó gánh nổi, và luật pháp lẩn tránh về việc ai chịu trách nhiệm khi máy không người lái gây trục trặc thì vẫn chưa được xây dựng.

Khi robot không nhận ra con người mà gây tai nạn, trách nhiệm đó thuộc về công ty chế tạo robot, thuộc về công ty lâm nghiệp mua robot, hay thuộc về người kỹ sư đang cầm cần điều khiển ở đằng xa, ngay cả điều đó cũng chưa có câu trả lời được ấn định.

Bài toán phải giải sắp tới là việc phối kết vai trò của những robot khác nhau. Đó là ý tưởng drone quan sát tình trạng đường lâm nghiệp, robot đi bộ khảo sát địa hình, còn máy vận xuất chở gỗ. Nhóm nghiên cứu Chen (Chen et al., 2025) đã đề xuất phương thức điều khiển phân tán trong đó nhiều robot phân tán ra thu thập thông tin trong môi trường nông lâm nghiệp.

Để vận hành một hệ thống như vậy trong rừng thì phải cùng lúc kiểm chứng cả truyền thông gián đoạn, tính toán tại hiện trường, phòng tránh va chạm và dừng khẩn cấp. Các tiêu chuẩn dữ liệu tác nghiệp máy móc lâm nghiệp như StanForD có thể giúp trao đổi ghi chép nhưng không bảo đảm được an toàn cho robot. Thời gian dừng phải được ấn định dựa trên tốc độ và quãng đường phanh của máy, phạm vi cảm biến và khoảng cách an toàn với công nhân.

Thủ tục hành chính để quy định khóa liên động an toàn (safety interlock) thành luật và khớp dữ liệu với tiêu chuẩn quốc tế có thể mất nhiều thời gian hơn cả việc thiết kế mới một con robot. Trong tình trạng mà đến việc công ty nào, cơ quan nào chịu trách nhiệm khi trục trặc còn chưa được ấn định thì cũng chẳng có nhiều công ty lâm nghiệp sẵn lòng đưa những thiết bị đắt tiền vào.

Cho đến khi những cỗ máy này lan tỏa khắp các hiện trường lâm nghiệp, các trở ngại còn lại có vẻ chất đọng ở phía thể chế nhiều hơn là ở phía công nghệ.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Bergqvist, M., Nylén, D., Lindberg, A., & Åkesson, M. (2026). Digital innovation in data-poor and unstructured environments: Envisioning autonomous systems in forestry. *Proceedings of the 59th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*, 5881-5890.
<https://umu.diva-portal.org/smash/get/diva2:2044606/FULLTEXT01>
2. Borz, S. A., Kaakkurivaara, T., Forkuo, G. O., & Kaakkurivaara, N. (2026). Activity recognition in motor-manual cross-cutting operations by machine learning on multimodal data. *Forest Science and Technology*, 22, 26-35.
<https://doi.org/10.1080/21580103.2025.2543281>
3. Chen, J., Chen, M., Wang, J., Mao, Q., Xie, F., & Dames, P. (2025). Distributed multi-robot active gathering for non-uniform agriculture and forestry information. *Frontiers in Plant Science*, 16, Article 1699124.

- <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1699124>
4. DigiMedFor Project Consortium. (2025). Webinar #3: Enhancing forestry inventory, quadruped robot (Spot) field performance and demonstration [video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=58rjC9O-1Mk> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 5. Eberhard, B., Trailović, Z., Magagnotti, N., & Spinelli, R. (2025). A GIS-based decision support model (DSM) for harvesting system selection on steep terrain: Integrating operational and silvicultural criteria. Preprints, 2025011137. <https://doi.org/10.20944/preprints202501.1137.v1>
 6. Forest Machine Magazine. (2025, December 9). The next step in the automation of forestry machines. <https://forestmachinemagazine.com/the-next-step-in-the-automation-of-forestry-machines/> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 7. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
 8. Forkuo, G. O., Bilici, E., & Borz, S. A. (2026). Automated OWAS in forestry using deep learning for posture classification. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 113, 103930. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2026.103930>
 9. Forestry and Forest Products Research Institute. (2025). Buổi giảng công khai FFPRI 2025, Khu rừng năm 2050, vai trò của rừng trong xã hội giảm dân số [video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=OEhqSNoACCo> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 10. Japan Forest Machinery Association. (2026). Phần 3, Hội thảo chuyên đề máy móc lâm nghiệp thông minh và vật liệu mới gốc gỗ năm tài khóa 2025 [video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=uzSCOk_qQl8 (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 11. Avula, R. R., Narkilahti, A., & Unga, J. (2026). From digital twin to AI-based perception system validation. In A. Saloniemi (Ed.), *Digital Solutions for Forestry* (Pohjoisen tekijät - Lapland University of Applied Sciences Publications, 7/2026). Lapland University of Applied Sciences. <https://urn.fi/urn:isbn:978-952-316-582-3>
 12. Yao, L., Wen, J., Bian, C., Chen, Y., Xu, L., & Yao, L. (2025). Localization and mapping method for forestry mobile platforms based on enhanced Hector SLAM. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 37, Article 229. <https://doi.org/10.1007/s44443-025-00221-0>
 13. Robot Sinmun. (2025, ngày 6 tháng 8). Viện Nghiên cứu Lâm nghiệp Quốc gia phát triển robot tác nghiệp lâm nghiệp thông minh dựa trên công nghệ AI tích hợp trên máy. <https://www.irobotnews.com/news/articleView.html?idxno=41635> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
 14. Izu Insurance News. (2026, ngày 31 tháng 7). Chở tương lai của rừng, kho thiết bị lâm nghiệp hiệu năng cao chính thức đi vào vận hành. https://dazabi.com/insurance_magazine/article.php?id=40560 (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)

4.3

Giám sát an toàn lao động dựa trên thị giác máy tính và cảm biến đeo trên người

Sáu giờ sáng, tại một bãi khai thác gỗ ở Inje, tỉnh Gangwon, một người thợ đốn gỗ kéo dây mũ bảo hộ hai lần để siết chặt. Đầu ngón tay mở nắp bình dầu cưa xích rồi đổ dầu bôi trơn xích vẫn còn lạnh cóng. Nếu tháo mũ bảo hộ ra và lật ngược lại, ở mặt trong của vành mũ có gắn một linh kiện màu xám nhỏ bằng móng tay.

Linh kiện mang tên thiết bị đo quán tính (IMU, Inertial Measurement Unit) này là một cảm biến nhỏ đo xem cơ thể nghiêng bao nhiêu và bước chân nhanh đến mức nào. Anh không nhớ chính xác linh kiện này đã nằm trong mũ từ khi nào. Đã ba tháng kể từ khi công ty phát mũ mới, cảm giác duy nhất còn lại là trọng lượng tăng thêm chừng 20 gram. Khoảnh khắc giật máy để khởi động, tiếng chim ngừng bật và tiếng động cơ lấp đầy thung lũng.

Hôm nay phải hạ ba cây, ở khu vực có độ dốc gắt hơn hôm qua.

Tháng 3 năm 2026, Bộ Lao động và Việc làm công bố thống kê tai nạn lao động tích lũy trong suốt một năm 2025. Số người tử vong vì tai nạn trong ngành gộp chung lâm nghiệp và ngư nghiệp là 18 người, tăng 11 người so với năm trước.

Vì không có thống kê tách riêng hai ngành nên không thể biết con số của riêng lâm nghiệp, nhưng điều đáng chú ý là ngành này bị xếp cùng với ngành bán buôn bán lẻ như một ngành có quy mô cơ sở nhỏ và hệ thống quản lý an toàn mỏng manh. Những vụ tai nạn bị cây đổ đè hoặc trượt trên sườn dốc rồi bị thiết bị đè lên được báo cáo lặp đi lặp lại hằng năm.

Điều 24 Nghị định thi hành Luật An toàn và Vệ sinh lao động gộp lâm nghiệp cùng với ngành chế tạo, ngành xử lý nước thải và chất thải. Nếu là cơ sở có từ 20 đến dưới 50 người lao động thường xuyên, thì dù thay cho một quản lý an toàn chính thức, vẫn bắt buộc phải bố trí ít nhất một người phụ trách quản lý an toàn và sức khỏe.

Dù luật có chỉ định người, thì người phụ trách vẫn không thể quan sát theo thời gian thực đến từng tư thế của một người đang một mình cầm cưa xích trên sườn dốc đứng. Tuổi của những người làm việc tại hiện trường lâm nghiệp mỗi năm một cao, và số người leo lên leo xuống những ngọn núi dốc với cơ thể không còn như xưa cũng ngày một tăng.

Lý do lâm nghiệp nguy hiểm không có gì mới lạ. Sườn dốc và địa hình bất thường, khúc gỗ nặng, cùng những máy móc động lực nguy cơ cao như cưa xích đều tụ lại trong một nơi làm việc. Trong số liệu năm 2023 do Cục Thống kê Lao động Hoa Kỳ (BLS) tổng hợp, tỷ lệ tử vong của người lao động đồn gỗ là 98,9 người trên 100.000 người. So với mức trung bình 3,5 người của toàn thể người lao động, con số này lên tới 28 lần.

Trong quá trình đốn cây (Felling), tỉa cành (Limbing) và cắt khúc (Cross-cutting), người lao động phải giữ tư thế cúi người, vận mình và nghiêng về một bên trong thời gian dài. Những tư thế này tích tụ lại dẫn đến bệnh cơ xương khớp, tiếng Anh viết tắt là WMSD (Work-related Musculoskeletal Disorders).

Như thoát vị đĩa đệm thắt lưng hay viêm gân vai, tên gọi mỗi bệnh mỗi khác, nhưng chung một nguyên nhân là do tư thế cúi và vận tích tụ lâu ngày mà sinh ra.

Công cụ chấm điểm cho tư thế này là OWAS (Ovako Working Posture Analysis System). Đó là phương thức xem lưng, cánh tay và chân đang ở góc độ nào, mang vác vật nặng bao nhiêu, rồi chia thành bốn cấp độ nguy cơ. Cấp 1 là tư thế có thể để nguyên, còn cấp 4 chỉ trạng thái nguy hiểm buộc phải đổi tư thế ngay lập tức.

Ngoài OWAS còn có những phương pháp đánh giá họ hàng như RULA hay REBA, nhưng dù là bên nào thì khung làm việc vẫn giống nhau ở chỗ con người nhìn vào màn hình và chấm điểm bằng tay. Trước đây, chuyên gia xem lại từng khung hình video hiện trường bằng mắt để chấm cấp độ. Việc này mất nhiều thời gian. Còn có cả vấn đề mỗi người phán đoán một khác.

Việc quan sát liên tục toàn bộ người lao động trong rừng vốn dĩ đã là quy mô không thể kham nổi bằng sức người. Để lấp khoảng trống này, hệ thống đánh giá tự động kết hợp thị giác máy tính và cảm biến đeo trên người đã xuất hiện nhanh chóng trong vài năm gần đây.

Cách camera đọc tư thế

Ước lượng tư thế cơ thể người đánh dấu vị trí các khớp như vai, khuỷu tay, đầu gối trong video bằng các điểm rồi theo dõi. Forkuo và các đồng nghiệp đã đưa vào cả hình ảnh lẫn các đường nối khung xương cơ thể để huấn luyện mô hình ResNet-50. Trên 252 tấm ảnh thử nghiệm có cấp độ OWAS được cân bằng hoàn toàn về số lượng, độ chính xác và điểm F1 đạt 99,8 phần trăm.

Vì đây là kết quả của một tập thử nghiệm cân bằng nhỏ, nên không được đọc thành hiệu năng tương tự đã được xác nhận trên toàn bộ hiện trường rừng thực tế với che khuất và ánh sáng khác nhau.

Bài báo năm 2025 của cùng nhóm nghiên cứu đã so sánh thời gian phán định và mức độ nhất quán giữa những người đánh giá. Mô hình đưa ra cấp độ nhanh hơn con người từ 19 đến 53 lần. Chỉ số Fleiss' kappa giữa những người đánh giá là 0,28 đến 0,49. Con số này cho thấy tốc độ xử lý và sự khác biệt trong phán đoán giữa con người. Nó không phải là bằng chứng cho thấy mô hình chính xác hơn con người hay không bị dao động trước sự thay đổi góc chụp.

Phán định tự động có thể rút ngắn thời gian, nhưng nếu nhãn của con người làm chuẩn và điều kiện chụp sai lệch thì có thể lặp lại cùng một lỗi một cách nhanh chóng.

Cũng có nghiên cứu dùng mô hình nhẹ. Nhóm nghiên cứu Forkuo đã áp dụng nhúng hình ảnh vào Inception V3 và SqueezeNet. Trong quá trình phát triển thu được giá trị 84 phần trăm và 89 phần trăm. Hiệu năng trên dữ liệu chưa từng thấy vào khoảng 49 phần trăm đến 60 phần trăm. Bài báo không chứng thực việc triển khai hiện trường trên điện thoại thông minh.

Cần phân biệt giữa sự thật rằng kích thước mô hình nhỏ với sự thật rằng nó hoạt động ổn định trên điện thoại di động trong rừng.

Cảm biến gắn trên người và âm thanh

Camera có điểm yếu là vô dụng nếu không nhìn thấy. Ở phía dưới núi, ở tầng dưới của tán rừng nơi lá và cành mọc um tùm, ống kính dễ chỉ thu được nửa thân người lao động hoặc thậm chí bỏ sót hoàn toàn. Bên lớp điểm mù này là cảm biến đeo trên người.

Nếu gắn gia tốc kế ba trục và con quay hồi chuyển có trong điện thoại thông minh hoặc đồng hồ thông minh, cùng máy đo tiếng ồn (Noise Dosimeter) đo mức phơi

nhĩem tiếng ồn, lên cơ thể hoặc thiết bị, thì có thể đo chuyển động và rung động mà không cần ống kính camera. Độ run của bàn tay nắm cửa xích, góc nghiêng của vai, mức độ lão đảo của bước chân đều được chuyển thành con số.

Bóng cây có râm đến đâu, hay sương mù khiến ống kính camera mờ đi thì cũng không quan trọng.

Nhóm nghiên cứu Borz đã thử nghiệm bảy mô hình bằng dữ liệu từ gia tốc kế và máy đo tiếng ồn gắn lên người lao động và cửa xích trong công đoạn cắt khúc gỗ. Khi dùng một gia tốc kế gắn ở lưng thì độ chính xác là 63 phần trăm, còn ở một số cấu hình gộp gia tốc và tiếng ồn của cửa xích thì đạt 99,8 phần trăm. Cái mà nghiên cứu phân biệt là các trạng thái hoạt động như làm việc, nghỉ ngơi, động tác.

Đây không phải là thử nghiệm chẩn đoán sự gập khớp quá mức hay sự mệt mỏi với cùng độ chính xác. Nếu vị trí cảm biến và hạng mục hành vi thay đổi thì phải đo lại hiệu năng.

Ở Hàn Quốc cũng có mũ bảo hộ tích hợp cảm biến được giới thiệu. Trong bản tin ngày 21 tháng 5 năm 2025, Asgard cho biết đã tích hợp cảm biến va đập, nhiệt độ độ ẩm, camera và chức năng bộ đàm vào mũ bảo hộ thông minh 'TUGU' dành cho công nhân xây dựng. Đây là bài báo truyền đạt lời giải thích của nhà sản xuất, không phải là kiểm chứng hiệu năng hiện trường độc lập. Cũng không phải là sản phẩm chuyên dụng cho lâm nghiệp.

Cục Lâm nghiệp đã trình làng nguyên mẫu robot mặc trên người dành cho đội chữa cháy rừng và mũ bảo hộ thông minh tại Trung tâm Trải nghiệm Rừng Quốc gia Chilgok vào tháng 10 năm 2020. Sau đó, không có tài liệu nào xác nhận rằng thiết bị này đã trở thành đồ trang bị cấp phát tiêu chuẩn tại các hiện trường đốn gỗ trên toàn quốc.

Từ việc cảm biến rơi khỏi cơ thể do mồ hôi và công việc nặng nhọc, việc pin không trụ nổi thời gian làm việc một ngày, cho đến việc người lao động ngay từ đầu đã ngại đeo, công nghệ đeo trên người mang trong mình một loại trở ngại khác với camera. Chính các nhà nghiên cứu cũng đã chỉ ra ba điều này như một sự đánh đổi kỹ thuật rõ ràng đối lập với phương thức camera.

Khi mũ bảo hộ cất tiếng

Tách biệt với việc đo tư thế, cũng có nghiên cứu xem xét liệu có thể dùng mô hình ngôn ngữ lớn vào tư vấn an toàn lâm nghiệp hay không. Arimizu Ken-go (2026) đã đánh giá câu trả lời của mô hình đối với các tình huống tai nạn và câu hỏi chuyên môn của lâm nghiệp, qua đó tổng hợp khả năng và giới hạn.

Đây không phải là nghiên cứu có triển khai một hệ thống hiện trường hoàn chỉnh nhận báo cáo tai nạn quá khứ và ảnh hiện trường để tự động phán định mức độ nguy hiểm. Những nguy cơ mà bối cảnh quan trọng như cây bị mắc kẹt thì không được xử lý chỉ bằng câu trả lời của mô hình mà phải qua sự xác nhận của người có tay nghề.

Về phía giáo dục, nghiên cứu mà nhóm Hayashi công bố trong hai năm 2025 và 2026 rất đáng chú ý. Họ đã gắn tác nhân hội thoại dựa trên ChatGPT vào vai trò cố vấn cho một trò chơi thẻ bài giáo dục an toàn lâm nghiệp. Trên mỗi tấm thẻ ghi một tình huống và câu hỏi có thể xảy ra thực sự tại hiện trường khai thác, và tác nhân sẽ xem lại xem câu trả lời mà người tham gia chọn có đúng hay không.

Trò chơi này được áp dụng cho sinh viên đại học và người chưa có tay nghề rồi so sánh trước và sau. Trên thang đo 40 câu hỏi đo hành vi an toàn tại nơi làm việc, cả năm lĩnh vực như giao tiếp an toàn, bảo đảm an toàn cá nhân đều cho thấy điểm số tăng lên rõ rệt về mặt thống kê. Tuy nhiên, ban đầu cũng có sai sót.

Mô hình ngôn ngữ đa dụng đã đưa ra tới tám lần những câu trả lời sai lệch mang tính cơ khí đối với các câu hỏi đặc thù lâm nghiệp như chất liệu của bình nhiên liệu hay cách mài lưỡi cưa xích (目立て). Khi soạn lại mô hình tùy chỉnh bằng phương thức học trong ngữ cảnh (In-context Learning) là đưa sẵn thẻ kiến thức an toàn lâm nghiệp vào lời nhắc, thì số câu trả lời sai giảm còn hai lần.

Nếu gắn sẵn ví dụ câu hỏi và đáp án đúng vào đầu lời nhắc, thì mô hình lấy ví dụ đó làm tham khảo để chọn câu trả lời. Đây là phương pháp nhanh và rẻ hơn so với việc huấn luyện lại mô hình từ đầu.

Ở bước nhận dạng giọng nói tự động chuyển giọng nói hiện trường thành chữ, cũng xác nhận được vấn đề các thuật ngữ chuyên môn như 'chaps' (quần bảo hộ mặc khi làm việc với cưa xích) hay 'kakarigi' (chỉ cây bị mắc kẹt) bị chuyển thành những chữ sai lệch. Để ngăn điều này, một quy trình xác nhận hỏi lại rằng lời này có đúng không đã được đề xuất làm chỉ dẫn tiêu chuẩn.

ForestGPT mà Ehrlich-Sommer và các đồng nghiệp giới thiệu năm 2025 là một nguyên mẫu hội thoại trả lời câu hỏi của khách tham quan dựa trên khoảng 1 megabyte tài liệu sự kiện tại triển lãm Futa Expo ở Áo. Sinh nội dung tăng cường truy xuất, mô phỏng sinh trưởng rừng, kết nối dữ liệu cảm biến, drone và máy móc là những giai đoạn phát triển tiếp theo.

Nguyên mẫu hiện tại không phải là mô hình dùng cho hiện trường rừng có đầy đủ tất cả các chức năng này.

Cảm giác bị giám sát

Nếu hình dung bức tranh công nghệ này được dùng thực sự tại hiện trường thì như thế này. Trên màn hình văn phòng, cấp độ nguy cơ của nhiều người thợ đốn gỗ làm việc trong ngày hiện lên theo thời gian thực, và ngay khoảnh khắc chạm cấp 4 thì thông báo được gửi đến điện thoại di động của người phụ trách. Về phía quản lý an toàn thì đây là bức tranh đáng mừng, nhưng nhìn từ phía người đang đội mũ bảo hộ thì cũng là một bức tranh khác.

Công nghệ càng tích lũy thì sự đánh đổi càng rõ. Camera không cần gắn gì lên người nhưng lại bỏ sót khi bị cành che khuất. Cảm biến đeo trên người dù bị che vẫn không bỏ sót nhưng để lại gánh nặng là mồ hôi, pin và cảm giác ngại đeo. Mô hình ngôn ngữ đa dụng đối thoại linh hoạt bằng nhiều ngôn ngữ nhưng kiến thức lâm nghiệp nông cạn nên tạo ra những câu vô nghĩa.

Mô hình tùy chỉnh đã nạp sẵn kiến thức thì giảm câu trả lời sai, nhưng khi có câu hỏi không có trong thẻ thì lại im lặng bảo rằng không có thông tin. Giữa câu trả lời chính xác và cuộc đối thoại linh hoạt, cán cân không nghiêng hẳn về một bên. Không bên nào một mình là đủ.

Vấn đề căn bản nằm ở chỗ vẫn còn khoảng cách giữa mô hình phân loại của phòng thí nghiệm và hệ thống phản khẩn cấp của hiện trường. Ở khu rừng mất tín hiệu liên lạc, việc kiểm chứng hoàn chỉnh gắn kết phán định tư thế hay nhận diện người với điều khiển máy móc vẫn còn hiếm. Tại hiện trường đốn gỗ thực tế, phải thử nghiệm cùng lúc cả bùn lầy và giá lạnh, mất liên lạc, cho đến khoảng cách phản của từng loại máy.

Việc bật camera thường trực tại hiện trường còn mang một sức nặng khác. Không nhiều người lao động vui mừng trước sự thật rằng tư thế của mình bị ống kính theo dõi suốt cả ngày. Ai sở hữu dữ liệu mà cảm biến trong mũ bảo hộ gửi về máy chủ

công ty, lưu trữ bao lâu, và có được dùng vào mục đích khác ngoài lúc xảy ra tai nạn hay không, có vẻ vẫn chưa có nghiên cứu nào trả lời rõ ràng câu hỏi này.

Ngay trong cuộc tranh luận về giám sát bằng trí tuệ nhân tạo nhắm vào nhân viên văn phòng, cũng liên tục có ý kiến chỉ ra những trường hợp dữ liệu mà công ty thu thập với lý do an toàn lại âm thầm bị dùng cho các đánh giá khác. Tháng 5 năm 2026, Bộ Đất đai, Cơ sở hạ tầng và Giao thông cùng Cơ quan Quản lý An toàn Quốc thổ đã sửa đổi hướng dẫn sử dụng thiết bị an toàn thông minh.

Họ đã tổ chức lại thiết bị bảo vệ người lao động bao gồm cả camera đeo trên người thành hệ thống ba nhóm lớn và bảy nhóm vừa. Hướng dẫn này được soạn ra nhắm vào hiện trường xây dựng. Chỉ dẫn nhắm riêng vào hiện trường lâm nghiệp thì cho đến tháng 8 năm 2026 vẫn chưa ra đời.

Bên phải gánh chi phí thuê camera, cảm biến và máy chủ hằng tháng phần lớn là những doanh nghiệp đồn gỗ nhỏ lẻ mà toàn bộ chỉ có vài người. Giữa những cơ sở trì hoãn áp dụng vì không kham nổi chi phí, và những cơ sở dù kham được chi phí vẫn phải giằng co với người lao động về việc dùng dữ liệu ra sao, công nghệ vẫn chưa được phổ biến rộng rãi.

Ngay cả khi máy khai thác điều khiển từ xa và máy vận chuyển gỗ tự hành kéo con người ra khỏi sườn dốc nguy hiểm, thì người còn ở lại tay cầm cưa xích trong thời gian tới vẫn không biến mất. Đối tượng mà công nghệ giám sát an toàn nhắm tới rốt cuộc chính là những người còn ở lại làm việc như thế.

Bảng điều khiển trí tuệ nhân tạo có thể giải thích, XAI (Explainable AI), dùng những kỹ thuật như Grad-CAM và SHAP để chỉ ra bằng màu sắc rằng trí tuệ nhân tạo nhìn vào bộ phận nào của cơ thể để phán định là nguy hiểm, được nhắc đến như bước tiếp theo. Kế hoạch dùng chưng cất tri thức (Knowledge Distillation) để thu nhỏ mô hình và đưa vào cả các thiết bị đầu cuối trong rừng mất liên lạc cũng được nêu trong các bài báo.

Việc gắn kết camera, thiết bị đeo và mô hình ngôn ngữ thành một quy trình duy nhất để ngăn bệnh cơ xương khớp và bắt kịp tai nạn từ sớm, xét về mặt kế hoạch thì đã được ghi trong nhiều bài báo. Còn thời điểm kế hoạch đó được cấp phát làm trang bị tiêu chuẩn tại hiện trường đồn gỗ thực tế, và quy định xác định ai lưu giữ hình ảnh và tín hiệu đã thu thập trong bao lâu, cả hai đều vẫn chưa ra đời.

Bên chấm cấp độ và báo động nguy cơ thì ngày càng tinh vi, nhưng quy định xác định trao kết quả đó vào tay ai thì vẫn chưa tinh vi được đến mức tương xứng.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Borz, S. A., Kaakkurivaara, T., Forkuo, G. O., & Kaakkurivaara, N. (2026). Activity recognition in motor-manual cross-cutting operations by machine learning on multimodal data. *Forest Science and Technology*, 22, 26-35. <https://doi.org/10.1080/21580103.2025.2543281>
2. Ehrlich-Sommer, F., Eberhard, B., & Holzinger, A. (2025). ForestGPT and beyond: A trustworthy domain-specific large language model paving the way to Forestry 5.0. *Electronics*, 14(18), 3583. <https://doi.org/10.3390/electronics14183583>
3. Forkuo, G. O., Borz, S. A., Kaakkurivaara, T., & Kaakkurivaara, N. (2025a). Postural classification by image embedding and transfer learning: An example of using the OWAS method in motor-manual work to automate the process and save resources. *Forests*, 16(3), 492. <https://doi.org/10.3390/f16030492>
4. Forkuo, G. O., Marcu, M. V., Kaakkurivaara, N., Kaakkurivaara, T., & Borz, S. A. (2025b). Human and machine reliability in postural assessment of forest operations by OWAS method: Level of agreement and time resources. *Forests*, 16(5), 759. <https://doi.org/10.3390/f16050759>
5. Forkuo, G. O., Bilici, E., & Borz, S. A. (2026). Automated OWAS in forestry using deep learning for posture classification. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 113, 103930. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2026.103930>
6. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
7. Hayashi, K., Shimazaki, K., Takahashi, A., Ikeda, M., & Matsumoto, Y. (2025/2026). Thực tiễn và kiểm chứng hiệu quả học tập của trò chơi giáo dục an toàn lâm nghiệp gắn cổ vấn AI, so sánh trước sau và đánh giá dựa trên phân tích phát ngôn. *Journal of Occupational Safety and Health*, 18/19, 1-12. <https://doi.org/10.2486/josh.JOSH-2025-0011-GE>
8. Arimizu, K. (2026). Nghiên cứu về khả năng và giới hạn của hỗ trợ an toàn lâm nghiệp bằng mô hình ngôn ngữ lớn. *Journal of the Japan Forest Engineering Society*, 41(1), 5-14. <https://doi.org/10.18945/jjfes.2026.250013>
9. Japan Forest Machinery Association. (2026). Hội thảo trực tuyến thúc đẩy an toàn lao động ngành lâm nghiệp, công nghiệp gỗ năm tài chính 2025, bản đầy đủ [video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=Q1w9DxFpgE8> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
10. Japan Forest Machinery Association. (2026). Phần 3, Hội nghị chuyên đề về máy móc lâm nghiệp thông minh và vật liệu mới gốc gỗ năm tài chính 2025 [video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=uzSCOk_qQI8 (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
11. Bộ Lao động và Việc làm. (2026, ngày 31 tháng 3). Thống kê bổ sung tình hình tai nạn lao động năm 2025 (lũy kế). https://www.moel.go.kr/news/enews/report/enewsView.do?news_seq=19159 (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
12. Bộ Đất đai, Cơ sở hạ tầng và Giao thông · Cơ quan Quản lý An toàn Quốc thổ. (2026, ngày 6 tháng 5). Việc lựa chọn và sử dụng thiết bị an toàn thông minh tại hiện trường xây dựng trở nên dễ dàng hơn. <https://v.daum.net/v/20260506110012733> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
13. Gigye Seolbi Sinmun. (2025, ngày 21 tháng 5). Asgard phát triển mũ bảo hộ thông minh 'TUGU' được thiết kế riêng cho công nhân xây dựng. <https://www.kmecnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=41084> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
14. Boan News. (2020, ngày 31 tháng 10). Ứng phó thảm họa rừng bằng robot mặc trên người và mũ bảo hộ thông minh. <https://m.boannews.com/html/detail.html?idx=92245> (Truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)

Chương 5

Nông lâm kết hợp bền vững và chuyển đổi số chuỗi cung ứng gỗ

5.1

Hiệu quả sử dụng nước (WUE) và tối ưu hóa dịch vụ hệ sinh thái trong hệ thống nông lâm kết hợp

Ở Punjab, miền bắc Ấn Độ, khi nắng sớm chạm tới cánh đồng lúa mì, bóng của hàng dương đứng giữa ruộng bắt đầu chậm rãi dịch chuyển. Hàng cây cao hơn 20 mét phủ bóng lên các luống phía tây vào buổi sáng; đến trưa, bóng rút về sát gốc, rồi chiều xuống lại phủ lên những luống ở phía đối diện. Hơi nóng từ mặt đất rung lên như ảo ảnh, còn bông lúa mì cúi xuống rồi ngẩng lên theo từng đợt gió đầu hè.

Người nông dân đã gắn bó nhiều năm với cánh đồng đều nhận ra màu lúa mì hơi khác nhau giữa nơi bóng cây đi qua và nơi không có bóng. Với họ, những cây này là người hàng xóm mang hai khuôn mặt. Rễ cây ăn sâu, hút nguồn nước lúa mì cần dùng, nhưng thân và lá lại chắn gió nóng và giữ ẩm cho đất. Chỉ nhìn bằng mắt không thể biết cây là kẻ lấy mất nước hay người lính canh bảo vệ nước. Hàng dương không chỉ đứng đó để tạo bóng.

Khi thân đủ lớn, chúng trở thành gỗ làm que diêm, ván ép hoặc giấy, nên lúa mì và cây gỗ được nuôi trồng trên cùng một thửa ruộng. Muốn tìm câu trả lời, phải đo bằng con số những gì diễn ra dưới tầng rễ và lượng nước từng chiếc lá giải phóng.

Phương thức cùng nuôi trồng cây gỗ, cây nông nghiệp và đôi khi cả vật nuôi trên một mảnh đất được gọi là nông lâm kết hợp. Rễ cây gỗ có thể cạnh tranh nước với cây trồng, nhưng bóng râm và lớp lá rụng lại giúp giảm bốc hơi và xói mòn đất. Hiệu quả sử dụng nước, được tính bằng cách lấy sản lượng chia cho lượng bốc thoát hơi nước thực tế, là chỉ số thể hiện kết quả của hai tác động này.

Theo số liệu được Tổ chức Lương thực và Nông nghiệp Liên Hợp Quốc sử dụng rộng rãi, nông nghiệp chiếm hơn 70 phần trăm tổng lượng nước ngọt được khai thác trên toàn cầu. “80 phần trăm lượng tiêu thụ” và “hơn 70 phần trăm lượng khai thác” không phải là cùng một chỉ số.

Tại Hàn Quốc, loại đất theo pháp luật và điều kiện nhận khoản hỗ trợ trực tiếp vì lợi ích công khi trồng cây trên đất nông nghiệp được xác định theo hiện trạng đất, phương thức canh tác và yêu cầu của chương trình liên quan. Việc trồng một cây

không tự động biến đất nông nghiệp thành đất lâm nghiệp, cũng không khiến nông dân mất tư cách nhận hỗ trợ.

Người muốn áp dụng mô hình này trước hết cần xác nhận yêu cầu đối với thửa đất của mình với chính quyền địa phương và Cơ quan Quản lý Chất lượng Nông sản Quốc gia.

Số học bên dưới các gốc

Các nhà nông học sử dụng hai cách tiếp cận rộng rãi để tính toán này. Một là đặt tay xuống đất và đo trực tiếp. Khi các đầu dò phản xạ miền thời gian (TDR) và phản xạ miền tần số (FDR) được đưa vào đất gần rễ, chúng sẽ xác định độ ẩm từ tốc độ truyền tín hiệu điện giữa các hạt đất. Để có được những giá trị đó, nhà nghiên cứu phải mang ủng từ bình minh và di chuyển quanh hiện trường để cắm đầu dò.

Bởi vì tín hiệu thay đổi tùy theo điều kiện đất nên ngay cả cùng một vị trí cũng phải được đo lặp đi lặp lại trong vài ngày để mang lại giá trị đáng tin cậy. Việc bổ sung các đầu dò neutron và trạm thời tiết tự động giúp có thể ghi lại từng giờ lượng rễ cây và rễ cây trồng chia sẻ trong cùng một lớp đất.

Theo đánh giá có hệ thống năm 2026 về nông lâm kết hợp dựa trên lúa mì, các nhà nghiên cứu đưa các số đo thực địa này vào các chương trình mô hình hóa cây trồng và độ ẩm đất như CROPWAT, AquaCrop và APSIM để mô phỏng cách nước di chuyển qua từng lớp rễ.

Công việc thực hành như vậy không thể bao quát toàn bộ lĩnh vực nên các vệ tinh sẽ đảm nhận nhiệm vụ đó. Các giá trị như Chỉ số nước chênh lệch chuẩn hóa (NDWI, một chỉ số xác định độ ẩm bằng cách phân tích bước sóng ánh sáng phản chiếu bởi lá cây) và nhiệt độ bề mặt đất có thể được trích xuất từ hình ảnh được chụp bởi các vệ tinh như Sentinel và Landsat.

Khi những giá trị đó được đưa vào các mô hình thoát hơi nước như SEBAL hoặc METRIC, chúng có thể lập bản đồ phần nào của cánh đồng khô và phần nào ướt.

Thêm các thuật toán như rừng ngẫu nhiên, một phương pháp học máy trong đó nhiều mô hình cây quyết định đưa ra một câu trả lời và câu trả lời cuối cùng được xác định bằng đa số phiếu bầu, cũng như các máy vector hỗ trợ, mạng lưới thần kinh nhân tạo và XGBoost, đồng thời một mô hình có thể cùng nhau tìm hiểu điều kiện đất, lịch tưới và mức độ che bóng của cây để dự đoán hiệu quả sử dụng nước.

Đánh giá cho thấy rằng việc cắt tỉa cành và điều chỉnh khoảng cách bóng râm có thể cải thiện rõ rệt hiệu quả sử dụng nước của toàn bộ hệ thống bằng cách giảm lượng nước bị mất trên bề mặt của cây trồng dưới tán và tăng tỷ lệ nước tưới thấm vào lòng đất. Lý do tính toán này quan trọng đối với nông dân là rõ ràng. Việc thay đổi thời gian hoặc lượng nước tưới một hoặc hai ngày có thể ảnh hưởng mạnh đến vụ thu hoạch năm đó.

Trong thời đại hạn hán thường xuyên hơn, giá trị của một giọt nước không còn như xưa nữa.

Bản đồ nông lâm kết hợp được vẽ từ vệ tinh

Dọc theo bờ biển phía Tây của Ấn Độ, ở Goa, có một hệ thống canh tác truyền thống gọi là kulagar. Cây cau được trồng tiêu, cacao hoặc chuối để chia sẻ bóng mát và độ ẩm. Đi vào khu đất kulagar và có mái nhà làm bằng lá cọ phía trên; bên dưới là những dây leo tiêu quấn quanh thân cọ, trong khi chuối và cây gia vị đứng dưới chân người ta. Các cây khác nhau ở mỗi tầng chia sẻ nước và ánh sáng mặt trời ở các độ cao khác nhau.

Có vẻ khó để phân biệt cánh đồng này, một đồn điền cọ thuần chủng liền kề và rừng tự nhiên chỉ từ hình ảnh vệ tinh. Uthappa và các đồng nghiệp đã giải quyết sự khác biệt đó bằng cách chạy ba mô hình học máy, rừng ngẫu nhiên, tăng cường độ dốc và máy vector hỗ trợ trên hình ảnh vệ tinh Sentinel.

Các chỉ số thực vật thông thường chỉ cho thấy lá xanh như thế nào và do đó có thể nhầm lẫn giữa một lô đất nông lâm kết hợp được tưới tiêu tốt với một khu rừng tự nhiên ngay sau mùa mưa. Đó là lý do tại sao một chỉ số phản ứng độ ẩm riêng biệt được sử dụng. Kết quả đã rõ ràng.

NDWI2, chỉ số nước phản ánh trực tiếp độ ẩm trong lá cây và hoa màu, nổi lên như một biến số quan trọng quyết định độ chính xác của việc phân loại hiện trường trong cả ba mô hình. Mô hình tăng cường độ dốc đã ghi lại độ chính xác là 0,86 và hệ số kappa, giúp lọc ra sự đồng ý do ngẫu nhiên, là 0,83, khiến việc phân loại của nó trở thành mô hình ổn định nhất trong ba mô hình.

Khả năng của vệ tinh để đọc được cánh đồng nơi cây trồng và cây cối xen kẽ mang lại cho các nhà hoạch định chính sách đang tìm cách mở rộng nông lâm kết hợp một công cụ hữu ích. Họ có thể lập bản đồ mỗi năm về mức độ lan rộng của nông lâm kết hợp trong một khu vực nhất định mà không cần quan sát từng cánh đồng.

Khảo sát quản lý lâm nghiệp hàng năm của Hàn Quốc đề cập đến số liệu thống kê tương tự, nhưng nó chủ yếu dựa vào bảng câu hỏi trang trại và khảo sát thực địa và dường như chưa đạt được hệ thống được cập nhật tự động bằng bản đồ vệ tinh.

Tính toán chính xác bóng cây cà phê

Ở các cánh đồng cà phê của Indonesia, câu hỏi được đặt ra hơi khác: nên trồng ở đâu và bao nhiêu cây che bóng ở tầng trên để bảo vệ cây cà phê khỏi ánh nắng trực tiếp và căng thẳng về nước? Ridlo và các đồng nghiệp đã giải quyết vấn đề về vị trí này bằng thuật toán RIDS, được rút ra từ lý thuyết đồ thị.

Nói một cách đơn giản, nó coi sân như một mạng lưới các điểm được kết nối với các điểm và tính toán nơi nên trồng cây để bóng mát không quá thừa mà vẫn tỏa đều đến mọi góc ngách của sân.

Ridlo và các đồng nghiệp đã tính toán vị trí của cây bóng mát và cảm biến dưới dạng biểu đồ. Trong kịch bản có 96 cây cà phê và 26 cây che bóng, lượng CO₂ hấp thụ hàng năm được tính toán là 520 kg. Con số này là 620 kg trong kịch bản có 31 cây che bóng được xếp thành lưới. Đây là những tính toán mô hình chứ không phải lượng carbon được đo tại hiện trường trong một thời gian dài.

Các nhà nghiên cứu đã sử dụng mạng lưới thần kinh đồ thị không gian và thời gian để dự đoán độ ẩm tương đối và nồng độ carbon dioxide từ 10 đến 20 ngày tới. Độ mạnh giải thích dao động từ 0,73 đến 0,81 tùy theo cài đặt. Những kết quả này thu được từ việc so sánh mô hình.

Đây không phải là một cuộc thử nghiệm dài hạn trên đồng ruộng cho thấy nông dân trồng cà phê đã sử dụng hệ thống này theo lịch trình tưới tiêu thực tế và cải thiện năng suất hoặc sử dụng nước.

Dịch vụ hệ sinh thái ngoài nước

Dịch vụ hệ sinh thái là những lợi ích mà thiên nhiên mang lại mà không cần sự can thiệp của con người, giống như rừng, vùng đất ngập nước và bãi triều. Lọc nước sạch, làm chậm lũ lụt và giữ cho ong và chim sống sót để giúp thụ phấn cho thế hệ cây trồng tiếp theo đều nằm trong thời hạn. Lợi ích của nông lâm kết hợp không dừng lại ở năng suất và hiệu quả sử dụng nước.

Rễ cây giúp đất không bị mưa cuốn trôi, trong khi rác lá và bóng râm cung cấp nơi trú ẩn cho chim và côn trùng.

Một phân tích chuỗi thời gian qua vệ tinh của Silva và các đồng nghiệp, những người đã quan sát vùng cận nhiệt đới miền nam Brazil trong 20 năm, đã đưa ra những con số về giá trị này. Vào khoảng năm 2000, diện tích môi trường sống của nông lâm kết hợp chỉ hơn 400 ha một chút. Đến năm 2020 đã tăng lên gần 660 ha. Trong cùng thời gian, chỉ số tổng hợp sinh cảnh kết nối các khu rừng tự nhiên rải rác cũng tăng lên.

Những cánh rừng tự nhiên vốn bị chia cắt như mảnh vụn giữa ruộng, ruộng đã bắt đầu được nối lại dọc các vành đai nông lâm kết hợp.

Điều này không có nghĩa là Nông lâm kết hợp có thể thay thế hoàn toàn rừng tự nhiên. Doherty và Häger (2026) đã so sánh rừng tự nhiên của Costa Rica với nông lâm kết hợp cả phê và đồng cỏ bằng cách sử dụng dữ liệu thực địa và viễn thám. Khả năng lưu trữ carbon trên mặt đất và sự đa dạng của các loài cây khác nhau tùy theo loại đất.

Trong rừng tự nhiên, sự chông chéo về mặt không gian giữa những nơi giàu carbon và những nơi có độ đa dạng loài cây cao là 25,5%. Nông lâm kết hợp có thể tăng cây xanh và tính kết nối trên đất canh tác nhưng không đảm bảo giá trị carbon và đa dạng sinh học của rừng tự nhiên.

Jemal (2026) đã phát hành phiên bản 1 của bài đánh giá có hệ thống trong F1000Research nhằm sắp xếp các xu hướng nghiên cứu về viễn thám và học sâu cho Nông lâm kết hợp ở Ethiopia. Đây không phải là một bài báo thử nghiệm so sánh trực tiếp các mạng thần kinh tích chập, U-Net và các máy biến áp tầm nhìn tại cùng một địa điểm.

Tại Ghana, Viện Tài nguyên Thế giới đã công bố nghiên cứu sử dụng phương pháp học chuyển giao để phân biệt rừng tự nhiên, rừng trồng độc canh và nông lâm kết hợp. Nếu kết quả phân loại được sử dụng trong chính sách thì các mẫu hiện trường và bản đồ phân loại sai cho từng loại phải được công bố cùng nhau.

Ở Ấn Độ, một thí nghiệm của Chavan và các đồng nghiệp trồng đậu tương bên dưới cây lý gai Ấn Độ cho thấy rằng chỉ riêng việc điều chỉnh cường độ bóng râm có thể thay đổi sinh lý và năng suất của đậu nành ngay cả ở những vùng đất bị thoái hóa.

Jinger và các đồng nghiệp đã trình diễn một thí nghiệm trong đó hệ thống thorn silic, kết hợp cây dược liệu và cây thơm với kỹ thuật bảo tồn độ ẩm của đất, đã phục hồi cấu trúc đất trên đất bị thoái hóa và cô lập carbon dioxide. Trước khi cây

được liệu và cây thơm bén rễ, đất thoái hóa thường tạo ra nước bùn thành kênh khi mưa xuống và chỉ sinh ra bụi vào mùa khô.

Sau khi cây xanh và các công trình quản lý nước được lắp đặt cùng nhau, cùng một vùng đất sẽ mất ít đất hơn và nước mưa có nhiều thời gian hơn để thấm vào rễ.

Những nghiên cứu này, được thực hiện ở các quốc gia khác nhau và với các loại cây khác nhau, đều đi theo cùng một hướng: đất trồng cả cây và hoa màu có thể giữ đất, bảo tồn nước và lưu trữ carbon.

Một đánh giá năm 2022 đã tập hợp các trường hợp riêng lẻ như vậy trong khuôn khổ sức khỏe của đất và mô tả Nông lâm kết hợp là một trong số ít hệ thống canh tác có thể khôi phục độ phì nhiêu của đất mà không cần phụ thuộc vào phân bón hóa học.

Những con số bỏ sót điều gì

Ngay cả với cùng một hình ảnh vệ tinh, các mô hình đôi khi đưa ra những câu trả lời khác nhau. Trong nghiên cứu Goa kulagar, các mô hình tăng cường độ dốc và rừng ngẫu nhiên đã ước tính diện tích nông lâm kết hợp lớn hơn so với máy vector hỗ trợ. Hai mô hình đầu tiên đọc ranh giới phức tạp của các cánh đồng nơi cây cối và hoa màu được trộn lẫn dày đặc hơn và phi tuyến tính hơn, trong khi máy vector hỗ trợ có xu hướng vẽ một ranh giới thận trọng.

Một mô hình chỉ nhìn vào một chỉ số nước vệ tinh có thể nhanh chóng tính toán các điều kiện hạn hán trên diện rộng, nhưng không thể nắm bắt được độ ẩm của đất thay đổi như thế nào ở từng giai đoạn sinh trưởng của cây trồng. Ngược lại, các mô hình kết hợp cảm biến Internet-of-Things và mạng lưới thần kinh là chính xác nhưng có chi phí lắp đặt và bảo trì cảm biến tương ứng.

Hình ảnh vệ tinh và máy bay không người lái kết hợp các tán cây, hoa màu và độ phản chiếu của đất trống thành một pixel có kích thước từ 10 đến 30 mét. Hãy tưởng tượng một ô hình ảnh vệ tinh chứa ngọn cây, bóng râm bên dưới, đất và hoa màu: ánh sáng phản chiếu từ nó không khác gì sơn trong đó có nhiều màu đã được trộn lẫn.

Yêu cầu máy tính tách tín hiệu cất khỏi màu pha trộn này cũng giống như cố gắng khôi phục các màu gốc từ màu sơn đã được trộn.

Cân bằng nước nông lâm kết hợp và những thay đổi về carbon trong đất cần ít nhất 10 năm quan sát trước khi có thể nhìn thấy mô hình, tuy nhiên hầu hết các nghiên cứu học sâu hiện nay đều dựa vào các bộ dữ liệu ngắn chỉ kéo dài một vài năm,

khuyến việc kiểm tra đầy đủ khả năng phục hồi trước biến đổi khí hậu trở nên khó khăn.

Trang trại càng xa ở một quốc gia đang phát triển thì càng có nhiều khả năng thiếu tiền cho cảm biến Internet-of-Things và mạng không dây, vì vậy công nghệ quản lý nước thông minh thường không tiếp cận được những lĩnh vực cần nó nhất.

Câu hỏi được đặt ra trên cánh đồng lúa mì, liệu cây lấy nước hay bảo vệ nó, đã được Trung tâm Dự báo Thời tiết Trung bình Châu Âu trả lời trong tính toán. Trong một nghiên cứu năm 2026, một kịch bản trong đó các địa điểm trồng cây được lựa chọn một cách chiến lược đã làm giảm lượng thoát hơi nước tới 60% và tăng lượng trữ nước ngầm lên gấp ba lần. Kết quả này là một kịch bản mẫu, không phải là giá trị đảm bảo cho mọi cánh đồng được canh tác.

Các nhà nghiên cứu đang chuẩn bị bước tiếp theo: kết hợp các định luật vật lý vào mạng lưới thần kinh nhân tạo. Các nỗ lực đang được tiến hành để đặt các ràng buộc của các mô hình hiện có dựa trên các phương trình vật lý, chẳng hạn như CROPWAT và APSIM, vào bên trong kiến trúc học sâu được gọi là mạng thần kinh thông tin vật lý (PINN), để có thể tính toán vi khí hậu và độ ẩm cùng nhau đồng thời giảm lỗi từ các pixel vệ tinh hỗn hợp.

Ngoài ra còn có cuộc thảo luận về việc xây dựng các bộ dữ liệu mở trải rộng khắp các vùng khô hạn, cận nhiệt đới và vùng nhiệt đới, đồng thời tải các mô hình AI nhẹ được đào tạo dựa trên những dữ liệu đó vào điện thoại của nông dân để cung cấp thời gian tưới theo thời gian thực.

Mẫu điện thoại gọn nhẹ này trên điện thoại của nông dân được hình dung như một thiết bị có thể gửi một tin nhắn vào buổi sáng cho biết lượng nước cần tưới cho cánh đồng ngày hôm đó và khi nào. Ở những ngôi làng miền núi nơi kết nối internet thường xuyên bị lỗi, quá trình tính toán kết thúc trên điện thoại, loại bỏ thời gian cần thiết để gửi và nhận tín hiệu từ máy chủ.

Tuy nhiên, tầm nhìn này vẫn gần với đề xuất trong các bài báo ở phòng thí nghiệm hơn; có rất ít trường hợp được xác nhận trong nhiều năm trên thực tế.

Tổ chức Lương thực và Nông nghiệp Liên Hợp Quốc giải thích rằng hệ thống nông-lâm nghiệp và nông lâm kết hợp của Ấn Độ cung cấp khoảng 93% nhu cầu gỗ hàng năm. Con số này đề cập đến nhu cầu gỗ hàng năm chứ không phải mức tiêu thụ nội địa của tất cả các sản phẩm gỗ. Việc mở rộng sản xuất cây của các hộ sản

xuất nhỏ đòi hỏi phải quan tâm đến cây giống, công nghệ, tiếp cận thị trường, quyền sử dụng đất và thu hoạch cùng nhau.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Chavan, S. B., Rawale, G. B., Pradhan, A., Uthappa, A. R., Kakade, V. D., Morade, A. S., Paul, N., Das, B., Chichaghare, A. R., Changan, S., Khapte, P. S., Basavaraj, P. S., Babar, R., Salunkhe, V. S., Jinger, D., Nangare, D. D., & Reddy, K. S. (2025). Optimizing tree shade gradients in *Embolica officinalis*-based agroforestry systems: Impacts on soybean physio-biochemical traits and yield under degraded soils. *Agroforestry Systems*, 99, Article 21. <https://doi.org/10.1007/s10457-024-01123-2>
2. Doherty, S., & Häger, A. (2026). Forests and agroforestry as overlapping hotspots of woody species diversity and above-ground carbon storage in a Costa Rican landscape: A remote sensing analysis. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 10. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2026.1770039>
3. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts. (2026, April 14). The machine learning method advising on tree planting for water sustainability. <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/news/2026/machine-learning-tree-planting-water-sustainability> (accessed August 2, 2026)
4. Fahad, S., Chavan, S. B., Chichaghare, A. R., Uthappa, A. R., Kumar, M., Kakade, V., Pradhan, A., Jinger, D., Rawale, G., Yadav, D. K., Kumar, V., Farooq, T. H., Ali, B., Sawant, A. V., Saud, S., Chen, S., & Pocza, P. (2022). Agroforestry systems for soil health improvement and maintenance. *Sustainability*, 14(22), 14877. <https://doi.org/10.3390/su142214877>
5. Jemal, O. M. (2026). Deep learning based monitoring of forest dynamics and degradation in agroforestry landscapes of Ethiopia: A systematic review. *F1000Research*, 15, 769. <https://doi.org/10.12688/f1000research.180012.1>
6. Jinger, D., Kakade, V. D., Kaushal, R., Bhatnagar, P. R., Ghosh, A., Mahawer, S. K., Dinesh, D., Singh, G., Akula, C., Paramesh, V., Meena, V. S., Roy, T., Islam, S., Kumar, D., Uthappa, A. R., Chavan, S. B., Pradhan, A., Kumar, R., Kaledhonkar, M. J., & Madhu, M. (2025). Nature-based solutions for enhancing CO₂ sequestration and rehabilitating degraded lands through silvo-aromatic system and soil moisture conservation techniques. *Journal of Environmental Management*, 380, Article 124904. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.124904>
7. Ridlo, Z. R., Dafik, Waluyo, J., Yushardi, & Venkatachalam, M. (2025). On RIDS analysis for shade tree placement and its application to STGNN multi-step forecasting on RH and CO₂ concentration of coffee agroforestry. *Statistics, Optimization & Information Computing*, 14(4), 1889-1908. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2643>
8. Silva, B. B., Brum, D., Loregian, A. C., Urruth, L. M., & Tozetti, A. M. (2026). Agroforestry systems as habitat aggregators: A spatiotemporal analysis of the Brazilian subtropical agroforestry using MapBiomass datasets. *Agroforestry Systems*, 100, Article 185. <https://doi.org/10.1007/s10457-026-01557-w>
9. Singh, A., Atish, Singh, V., Kumari, B., Arya, S., & Kamboj, A. (2026). A systematic review on water use efficiency (WUE) and soil moisture dynamics in wheat-based agroforestry systems. *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology*, 11(3), 75-86. <https://doi.org/10.22161/ijeab.113.8>
10. Uthappa, A. R., Das, B., Chavan, S. B., Raizada, A., Desai, S., Paramesha, V., Kumar, P., Jha, P. K., & Vara Prasad, P. V. (2025). Comparison of machine learning models for mapping Arecanut-based agroforestry system in Goa by enhancing precision and efficiency. *Scientific Reports*, 15. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-27845-6>
11. World Resources Institute. (2025). Transfer learning to detect natural, monoculture, and agroforestry tree-based systems in Ghana using remote sensing. <https://files.wri.org/d8/s3fs-public/2025-12/transfer-learning-to-detect-natural-monoculture-and-agroforestry-tree-based-systems-in-ghana-using-remote-sensing.pdf> (accessed August 2, 2026)

12. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2025). Agroforestry for wood production: Insights from multifunctional smallholder tree farming systems in Asia and the Pacific. <https://www.fao.org/in-action/forest-landscape-restoration-mechanism/news-and-events/news/news-detail/agroforestry-for-wood-production---insights-from-multifunctional-smallholder-tree-farming-systems-in-asia-and-the-pacific/en> (accessed August 3, 2026)
13. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2026). AQUASTAT methodology: Water use. <https://www.fao.org/aquastat/en/overview/methodology/water-use> (accessed August 3, 2026)

5.2

Truy xuất nguồn gốc gỗ dựa trên ICT (QR/thẻ điện tử) và tự động đánh giá chất lượng gỗ

Sơ đồ hệ thống của Nakazawa và các đồng nghiệp cho thấy một đường truyền thông tin nhật ký được đo bằng máy thu hoạch đến máy chủ. Máy thu hoạch đo đường kính, chiều dài và để lại dữ liệu vận hành ở định dạng StanForD. Việc kết nối các thẻ vật lý và hồ sơ vận chuyển và xưởng xẻ với dữ liệu này có thể cung cấp một thiết kế cho hệ thống truy xuất nguồn gốc nhật ký.

Tuy nhiên, nguồn được trích dẫn không mô tả một xưởng cưa nơi mã QR hoặc thẻ RFID được tự động gắn vào mỗi nhật ký.

Hồ sơ điện tử có thể nhanh chóng chia sẻ địa điểm và số đo thu hoạch. Việc giữ bản ghi được kết nối với nhật ký thực tế xuyên suốt là một vấn đề riêng biệt. Liên kết có thể bị đứt khi thẻ rơi ra hoặc khúc gỗ bị chia thành các bảng.

Mã QR và RFID chỉ là chìa khóa truy xuất hồ sơ; bản thân họ không đảm bảo danh tính của nhật ký. Khả năng truy xuất nguồn gốc của chuỗi cung ứng chỉ hoạt động khi hồ sơ thu hoạch, đánh dấu vật lý, bàn giao vận chuyển, quản lý bó sau khi cưa và kiểm tra hiện trường đều được thực hiện.

Việc phân phối gỗ từng phụ thuộc vào phiếu giấy và tờ điền viết tay. Số liệu do người dân nhập có thể có sai sót, gỗ khai thác trái phép trộn lẫn giữa các gỗ hợp pháp rất khó lọc ra. Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc đã vận hành Hệ thống Xúc tiến Thương mại Gỗ Hợp pháp trên cơ sở thử nghiệm một năm. Ngày thực hiện đầy đủ là ngày 1 tháng 10 năm 2019.

Các doanh nghiệp nhập khẩu gỗ và sản phẩm gỗ có mái che phải chứng minh, trước khi thông quan, rằng gỗ được khai thác hợp pháp tại nước xuất xứ. Cục Lâm nghiệp Hàn Quốc phân phối các hướng dẫn tiêu chuẩn dành riêng cho từng quốc gia. Cảm biến máy thu hoạch, thẻ điện tử và AI là các phương tiện phụ trợ giúp giảm bớt khoảng cách trong quá trình xem xét tài liệu.

Tên thứ hai được khắc vào khúc gỗ

Máy thu hoạch thông minh đi vào địa điểm thu hoạch sẽ ghi dữ liệu cùng lúc với việc đốn cây và xử lý dữ liệu theo độ dài quy định. Các cảm biến gắn trên đầu cắt sẽ đo từng giây một, đường kính và chiều dài của khúc gỗ cũng như mức độ cong queo của cây, trong khi thiết bị định vị vệ tinh ghi lại vị trí thu hoạch chính xác. Trong khoảnh khắc ngắn ngủi khi chiếc máy chặt cây, nó sẽ hoàn thành các phép tính mà con người từng thực hiện bằng mắt.

Nakazawa và các đồng nghiệp đã phát triển, trên cơ sở StanForD, một hệ thống chia sẻ các phép đo nhật ký và đánh giá chất lượng của máy gặt. Phạm vi nghiên cứu của nó là kết nối dữ liệu sản xuất và vận hành từ máy móc lâm nghiệp; nó không bao gồm hệ thống giao dịch và thanh toán cho toàn bộ Nhật Bản.

Dữ liệu của người thu hoạch không thể theo một cái cây đến cùng. Có thể thiết kế một quy trình trong đó mã vạch hoặc thẻ RFID được gắn vào nhật ký và doanh nghiệp tiếp theo sẽ nhận được nó. Một hệ điều hành kết hợp ứng dụng thẻ tự động bằng máy thu hoạch, dấu vân tay ba chiều của vòng tăng trưởng hạt cuối và so sánh blockchain vẫn chưa được xác thực.

RFID có thể đọc số nhận dạng mà không cần tiếp xúc, nhưng nó đòi hỏi chi phí và độ bền của thẻ, nhân công để đính kèm và quản lý gói sau khi xử lý. Chỉ riêng thẻ không thể đảm bảo nguồn gốc hoặc tính hợp pháp của nhật ký.

Cách đếm số cây đã chất lên xe tải

Việc đo khối lượng đống gỗ tại bến đỗ hoặc khối lượng gỗ chất lên xe tải vận chuyển từ lâu đã là một công việc được thực hiện trực tiếp bằng tay. Người ta đo đường kính của từng khúc gỗ bằng thước dây và ước tính tổng thể tích đống gỗ. Trong những năm gần đây, công việc đã chuyển sang camera trên điện thoại thông minh và cảm biến LiDAR được tích hợp trong iPad.

LiDAR đo khoảng cách đến một vật thể bằng cách phát ra ánh sáng và tính thời gian ánh sáng quay trở lại, đồng thời nó sử dụng nguyên tắc đó để hiển thị các đường viền của một đống gỗ dưới dạng đám mây điểm dày đặc.

Nghiên cứu nguyên mẫu năm 2025 của Elias và các đồng nghiệp, thử nghiệm ở Thổ Nhĩ Kỳ của Ucar và các đồng nghiệp, và nghiên cứu so sánh của Purfürst và các đồng nghiệp đã ước tính khối lượng đống gỗ bằng ảnh chụp trên điện thoại thông minh và LiDAR. Phép đo dựa trên hình ảnh có thể làm giảm thời gian thực

hiện tại hiện trường nhưng sai số sẽ khác nhau tùy theo loài cây, cấu hình tải và góc camera.

Có những khoảng trống giữa các khúc gỗ trên giường xe tải. Niĩa và các đồng nghiệp đã đánh giá một thuật toán ước tính dạng bên ngoài của tải trọng và khối lượng gỗ từ các đám mây điểm LiDAR. Đây không phải là một nghiên cứu nhằm xác định khối lượng gỗ thực tế mà không có lỗi hoặc tự động hóa việc xử lý tại trạm cân.

Để sử dụng ước tính LiDAR trong giao dịch, các bên liên quan phải so sánh chúng nhiều lần với các phép đo tham chiếu để đặt ra sai số cho phép cũng như thiết lập các quy trình phản đối và hiệu chuẩn cảm biến. Hiệu suất thử nghiệm của thuật toán không tự động thiết lập tiêu chuẩn pháp lý cho việc giải quyết thanh toán.

Khoảnh khắc máy ảnh tìm thấy nút thắt

Giá trị của gỗ và ván đưa vào xưởng cưa cuối cùng được xác định bởi khuyết tật. Cùng một cây sẽ nhận được các cấp độ khác nhau tùy thuộc vào số lượng mắt trên nó, liệu nó có bị nứt hay không và màu sắc của nó có nhạt đi hay không. Trong một thời gian dài, sự phán xét này được giao phó cho một học sinh chấm điểm.

Ngay cả khả năng phán đoán của một người có kỹ năng cũng có thể dao động sau khi nhìn vào bảng cả ngày, và những tiêu chuẩn hơi khác nhau giữa người này với người khác có thể mang lại điểm số khác nhau cho cùng một bảng. Không hiếm trường hợp học sinh kiểm tra cùng một bản ghi vào buổi sáng và buổi chiều để viết các phiếu điểm khác nhau.

Theo đánh giá tài liệu năm 2024 của Sandvik và các đồng nghiệp, các phương pháp chia tỷ lệ và phân loại nhật ký đã chuyển đổi nhanh chóng sang học sâu vào khoảng năm 2018, thay thế các phương pháp học máy khác.

Qiu và các đồng nghiệp đã giới thiệu một mô hình phát hiện khuyết tật trên bề mặt gỗ có tên PADDL-YOLO vào năm 2026. Trên dữ liệu thử nghiệm, độ chính xác là 91,5% và khả năng thu hồi là 91,4%. mAP@0,5 là 95,0 phần trăm. Tải tính toán thấp hơn 25,6% so với mô hình cơ sở.

Việc làm nhẹ một mô hình sẽ làm tăng triển vọng triển khai nó trên thiết bị hiện trường, nhưng đây không phải là bằng chứng cho thấy nó đã hoạt động trong thời gian dài ở tốc độ thương mại trên băng tải của xưởng cưa.

Nhiều nghiên cứu theo đuổi cùng một mục tiêu bằng những con đường khác nhau. Ông và các đồng nghiệp đã xác định vị trí các khuyết tật bên trong gỗ bằng mạng lưới thần kinh tích chập hoàn toàn, trong khi Hwang và các đồng nghiệp áp dụng phương pháp học chuyển giao vào mạng lưới thần kinh ResNet-34 được sử dụng rộng rãi trong nhận dạng hình ảnh để phân biệt các loại nút thắt.

Urbonas và đồng nghiệp đã sử dụng R-CNN nhanh hơn để tìm ra các khuyết tật trên bề mặt veneer. Longuetaud và các đồng nghiệp đã sử dụng YOLOv5 cải tiến, còn Zhang và Zhao đã sử dụng YOLOv7 để phát hiện các khiếm khuyết trong thời gian thực trên các tấm ván đi dọc theo băng tải. Ozkan và các đồng nghiệp đã đào tạo mạng lưới thần kinh thuộc dòng Mask R-CNN trên 2.972 mảnh gỗ sồi để tìm ra khiếm khuyết và đạt độ chính xác 90,90%.

Hwang và các đồng nghiệp đã chọn một cách tiếp cận hơi khác, trích xuất thông tin về kết cấu và hình dạng cục bộ từ các bề mặt nút thắt và đưa nó vào mạng lưới thần kinh nhân tạo để phân biệt các nút thắt âm thanh, mục nát và bị thiếu. Cách tiếp cận của họ khác nhau, nhưng mục tiêu là một: sử dụng máy ảnh và mạng lưới thần kinh để nhân lên số lượng vật liệu bằng mà mắt người có thể kiểm tra trong một ngày.

Những tấm bảng mà học sinh từng xem cả ngày giờ được chuyển qua trước máy quay, và mọi người chỉ kiểm tra lại một vài tấm bảng mà máy đã đánh dấu là mờ hồ. Một số bảng trên màn hình được viền màu vàng. Đây là những bảng mà mạng lưới thần kinh không tin tưởng và đã chuyển cho một người. Giờ đây, học sinh có thể tập trung vào các bảng lọc này thay vì toàn bộ băng tải.

Không phải là tác phẩm đã biến mất; nơi người đó đứng đã di chuyển từ phía trước băng tải đến phía trước màn hình.

Tại sao một bức ảnh không thể định giá được gỗ

Việc tìm ra các khiếm khuyết và ấn định mức giá trị thị trường là những nhiệm vụ khác nhau. Vào năm 2026, Triplat và các đồng nghiệp đã so sánh các mô hình phân loại cấp giá trị thị trường bằng cách sử dụng 5.549 bức ảnh từ một cuộc đấu giá gỗ ở Slovenia. Một số mô hình có độ chính xác tổng thể vượt quá 90%, nhưng hiệu suất đối với các loại có giá trị thấp hơn thì tương đối yếu.

Chỉ riêng độ chính xác tổng thể cao đã có thể che giấu việc phân loại sai các loại hiếm.

Phân loại hình ảnh tìm hiểu bề mặt được chụp ảnh và nhãn cấp độ trong tập dữ liệu. Nó không thể đánh giá trực tiếp các yếu tố không có trong ảnh, chẳng hạn như khuyết tật bên trong, độ ẩm và độ bền. Các lớp hiếm trong dữ liệu huấn luyện sẽ bị ảnh hưởng mạnh mẽ hơn do thiếu mẫu.

Các đánh giá về giá trị thị trường cũng có thể bao gồm việc kiểm tra và các điều kiện giao dịch ngoài bức ảnh. Do đó, các mô hình hình ảnh nên được sử dụng để hỗ trợ sàng lọc, trong khi các loại có độ tin cậy thấp và hiếm nên được mọi người kiểm tra lại.

Khi một điểm được chỉ định sai trong cuộc đấu giá, tiền sẽ chuyển đi ngay lập tức. Nếu gỗ cao cấp bị phân loại nhầm thành gỗ cấp thấp thì chủ rừng không nhận được giá trị xứng đáng; ngược lại, nếu một khúc gỗ cấp thấp được coi là khúc gỗ cao cấp thì xưởng cưa đã mua nó chỉ có thể phát hiện ra sự mất mát của nó sau khi đã cưa nó thành ván.

Đây là lý do tại sao bước kiểm tra cuối cùng của con người vẫn được thực hiện trong hệ thống đánh giá tự động.

mAP@0.5 của PADDL-YOLO và độ chính xác phân loại trong nghiên cứu của Triplat đến từ các dữ liệu và nhiệm vụ khác nhau. Họ không nên được so sánh trực tiếp. Việc phát hiện khuyết tật bề mặt, phân loại giá trị thị trường và đánh giá sức mạnh bên trong phải được xác nhận riêng.

Những gì mưa xóa và giá cả ngăn cản

Các dấu hiệu vật lý tại địa điểm thu hoạch có thể không thể đọc được hoặc bị rơi ra do bùn, mưa, va đập và mất vỏ cây. RFID cũng có thể bị hỏng tùy thuộc vào cách nó được gắn vào và tác động của việc vận chuyển. Dấu vân tay ba chiều của vòng tăng trưởng chưa trở thành hệ điều hành được xác thực để giải quyết vấn đề này. Tất cả đều cần phải kiểm tra độ bền của dấu hiệu, hồ sơ bàn giao và kiểm tra mẫu.

Những hạn chế của máy ảnh hai chiều vẫn còn. Hình ảnh bề mặt không thể ghi lại quá trình phân hủy bên trong cây hoặc các vết nứt ẩn bên trong, do đó các khuyết tật không mong muốn chỉ có thể xuất hiện sau khi cưa. Chi phí để có được tất cả các thiết bị này là một gánh nặng đáng kể đối với các xưởng cưa nhỏ và chủ rừng.

Việc cài đặt đồng thời máy quét LiDAR hiệu suất cao, thiết bị chụp X-quang CT và máy tính AI hiện trường đòi hỏi khoản đầu tư ban đầu đáng kể và ngưỡng này khó vượt qua hơn đối với các hoạt động nhỏ hơn. Một tổ chức có ngân sách nghiên cứu, chẳng hạn như Viện Khoa học Lâm nghiệp Quốc gia, có thể giới thiệu thiết bị

này trên cơ sở thử nghiệm, nhưng nó vẫn nằm ngoài tầm với của một chủ rừng nhỏ có núi để quản lý hoặc một xưởng cưa lân cận.

Ở những nơi có công nghệ nhưng không đủ khả năng, phương pháp cũ là đo bằng tay và phân loại bằng mắt vẫn tiếp tục. Một đánh giá năm 2026 của Forkuo và Borz về các ứng dụng AI trong các hoạt động lâm nghiệp cũng xác định truy xuất nguồn gốc và đánh giá chất lượng gỗ là một trong những lĩnh vực phát triển nhanh nhất sau khi cơ giới hóa khai thác.

Chụp X-quang CT và kiểm tra âm thanh là những công cụ bổ sung để xác định các khuyết tật bên trong mà ảnh không thể nhìn thấy. Nocetti và các đồng nghiệp đã áp dụng phương pháp quang trắc và khảo sát âm thanh song song với các khúc gỗ sồi. Nghiên cứu chuỗi khối đề xuất các cách để một số doanh nghiệp chia sẻ cùng một bản ghi và kiểm tra các thay đổi sau này.

Nó không thể loại bỏ các mục nhập ban đầu sai, thay thế thẻ hoặc ngắt quãng giữa nhật ký thực và bản ghi của nó. Việc tuân thủ EUDR yêu cầu thông tin định vị địa lý, thẩm định, đánh giá rủi ro và lưu giữ tài liệu cùng nhau. Các tiêu chuẩn dữ liệu vận hành như StanForD và blockchain chỉ là công cụ hỗ trợ bằng chứng tuân thủ; họ không đảm bảo sự tuân thủ.

Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Damaševičius, R., & Maskeliūnas, R. (2025). Blockchain-enabled smart contracts for secure and transparent timber traceability. *Journal of Industrial Information Integration*, 48, Article 100934. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2025.100934>
2. Elias, M., Forkuo, G. O., Picchi, G., Nati, C., & Borz, S. A. (2025). Accuracy of a novel smartphone-based log measurement app in the prototyping phase. *Sensors*, 25(18), Article 5847. <https://doi.org/10.3390/s25185847>
3. Forkuo, G. O., Picchio, R., Proto, A. R., & Borz, S. A. (2026). Applications of artificial intelligence in forest operations engineering research: A systematic review. *Current Forestry Reports*, 12, Article 14. <https://doi.org/10.1007/s40725-026-00275-x>
4. He, T., Liu, Y., Xu, C., Zhou, X., Hu, Z., & Fan, J. (2019). A fully convolutional neural network for wood defect location and identification. *IEEE Access*, 7, 123453-123462. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2937461>
5. Hwang, S. W., Lee, T., Kim, H., Chung, H., Choi, J. G., & Yeo, H. (2022). Classification of wood knots using artificial neural networks with texture and local feature-based image descriptors. *Holzforschung*, 76(1), 1-13. <https://doi.org/10.1515/hf-2021-0051>
6. Forestry Agency, Japan (林野庁). (2025, June 3). 令和6年度 森林・林業白書 [FY2024 White Paper on Forests and Forestry]. <https://www.rinya.maff.go.jp/j/kikaku/hakusyo/r6hakusyo/index.html>
7. Longuetaud, F., Mothe, F., Kerautret, B., Krähenbühl, A., Hory, L., & Leban, J. M. (2012). Automatic knot detection and measurements from X-ray CT images of wood: A review and validation of an improved algorithm on softwood samples. *Computers and Electronics in Agriculture*, 85, 77-89. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.03.013>

8. Nakazawa, M., et al. (2021). 原木品質自動判定装置を備えたハーベスタのための原木情報共有システムの開発 [Development of a log information sharing system for harvesters equipped with an automatic log quality judgment device]. *Journal of the Japan Forest Engineering Society*, 36(1), 21-26.
<https://doi.org/10.18945/jjfes.36.21>
9. Niță, M. D., Cucu-Dumitrescu, C., Candrea, B., Grama, B., Iuga, I., & Borz, S. A. (2025). The performance of a novel automated algorithm in estimating truckload volume based on LiDAR data. *Forests*, 16(8), Article 1281.
<https://doi.org/10.3390/f16081281>
10. Nocetti, M., Aminti, G., Vicario, M., & Brunetti, M. (2025). Assessment of oak roundwood quality using photogrammetry and acoustic surveys. *Forests*, 16(3), Article 421. <https://doi.org/10.3390/f16030421>
11. Ozkan, M., Ozcan, C., & Gokmen, M. S. (2025). Deep learning based defect detection and quality classification on lamella pieces used in solid wood panel production. *Operations Research Forum*, 6(4), Article 160.
<https://doi.org/10.1007/s43069-025-00534-w>
12. Purfürst, T., De Miguel-Díez, F., Berendt, F., Engler, B., & Cremer, T. (2023). Comparison of wood stack volume determination between manual, photo-optical, iPad-LiDAR and handheld-LiDAR based measurement methods. *iForest - Biogeosciences and Forestry*, 16(4), 243-252. <https://doi.org/10.3832/for4153-016>
13. Qiu, C., Zhu, L., Liang, Z., Wang, Z., & Liu, T. (2026). A multi-scale feature aggregation algorithm for wood defect detection (PADDL-YOLO). *Forest Engineering*, 42(2), 387-401.
<https://doi.org/10.7525/j.issn.1006-8023.2026.02.014>
14. Sandvik, Y. J., Futsæther, C. M., Liland, K. H., & Tomic, O. (2024). A comparative literature review of machine learning and image processing techniques used for scaling and grading of wood logs. *Forests*, 15(7), Article 1243. <https://doi.org/10.3390/f15071243>
15. Triplat, M., Lukančič, Ž., & Kavčič, V. (2026). Evaluation of deep learning models for image-based classification of timber logs by market value. *Forests*, 17(5), Article 518. <https://doi.org/10.3390/f17050518>
16. Ucar, Z., Eker, R., Bilici, E., & Akay, A. E. (2024). Evaluating the use of smartphone applications for log stacks volume measurement in Turkish forestry practices. *Croatian Journal of Forest Engineering*, 45(2), 263-276.
<https://doi.org/10.5552/crojfe.2024.2398>
17. Urbonas, A., Raudonis, V., Maskeliūnas, R., & Damaševičius, R. (2019). Automated identification of wood veneer surface defects using faster region-based convolutional neural network with data augmentation and transfer learning. *Applied Sciences*, 9(22), Article 4898. <https://doi.org/10.3390/app9224898>
18. Korea Forest Service. (2019, September 18). Imports of timber will require proof of legality for customs clearance from October 1.
https://www.forest.go.kr/kfswweb/cop/bbs/selectBoardArticle.do?bbsId=BBSMSTR_1036&nttlId=3136493
(accessed August 3, 2026)

5.3

Kinh tế sinh học tuần hoàn và tín chỉ carbon rừng

Sau khi khai thác, cành, vỏ và gốc cây còn lại trên sườn dốc. Việc để chúng tại chỗ trả lại cho đất hay băm nhỏ để chuyển làm nhiên liệu hoặc nguyên liệu vật liệu phải được quyết định cùng lúc với rủi ro cháy rừng, chu trình dinh dưỡng, khoảng cách vận chuyển và nhu cầu chế biến. Độ ẩm cao làm tăng trọng lượng vận chuyển nhưng có thể hạ nhiệt trị của nhiên liệu.

Chỉ định giá theo trọng lượng có thể làm lệch quan hệ giữa chất lượng và hiệu quả năng lượng.

Từ phụ phẩm gỗ có thể tách lignin và cellulose để tạo vật liệu; gỗ tròn đạt quy cách có thể trở thành gỗ kỹ thuật. Không phải mọi cành và rễ đều là nguyên liệu có hiệu quả kinh tế. Cần trừ phần năng lượng dùng cho thu gom, sấy, vận chuyển và chế biến, cũng như lượng chất hữu cơ phải để lại trong rừng. Tín chỉ carbon cũng chỉ được phát hành sau khi dự án đáp ứng các yêu cầu về đăng ký, tính bổ sung, đường cơ sở và thẩm định.

Từ phụ phẩm đến vật liệu mới

Cây gỗ chủ yếu gồm ba chất: cellulose tạo nên sợi, hemicellulose lấp đầy khoảng trống giữa các sợi, và lignin giữ cây đứng vững, cứng chắc. Các nhà máy giấy và bột giấy từ lâu xem lignin là thứ phiền toái. Nó chỉ là phụ phẩm lẫn trong dịch đen còn lại sau khi tách bột giấy, rồi bị đốt hoặc bỏ đi.

Tư liệu do Viện Nghiên cứu Lâm nghiệp và Sản phẩm Rừng Nhật Bản (FFPRI) và Bộ Môi trường Nhật Bản công bố trong năm 2025 và 2026 cho thấy công nghệ lignin biến tính, tái cấu trúc cấu tạo hóa học của lignin, đang thay đổi tình hình này. Lignin biến tính có cấu trúc chịu nhiệt và khó gãy được dùng cho phụ tùng ô tô, vỏ thiết bị điện tử và nguyên liệu nhựa phân hủy sinh học.

Sợi nano cellulose (CNF), tạo bằng cách tách sợi gỗ đến độ dày nanomet, cũng ngày càng được dùng thay nhựa nguồn gốc dầu mỏ. Các bộ phận bằng lignin biến tính trước hết xuất hiện ở những nơi như ốp nội thất ô tô và vỏ thiết bị điện tử, nơi chỉ chạm tay khó phân biệt gỗ với nhựa.

Không thể mặc định vật liệu gỗ phát thải khí nhà kính ít hơn vật liệu nguồn gốc dầu mỏ. Phải so sánh nguồn gốc nguyên liệu, nguồn nhiệt chế biến, hóa chất, vòng đời sản phẩm, tái sử dụng và thải bỏ bằng đánh giá vòng đời. Kinh tế sinh học tuần hoàn là khuôn khổ nhằm sử dụng lâu dài tài nguyên sinh học tái tạo rồi đưa chúng trở lại vòng tuần hoàn.

Nhóm Wang đã hệ thống hóa lâm nghiệp thông minh với khí hậu như một cách tiếp cận kết nối quản lý rừng dựa trên AI với thích ứng và giảm nhẹ biến đổi khí hậu.

Một khu rừng trồng trong thành phố

Một cách giữ carbon trong gỗ lâu dài là xây dựng bằng chính gỗ đó. Gỗ ghép chéo (CLT), tạo bằng cách dán các tấm ván theo từng lớp với thớ gỗ vuông góc, và glulam dùng làm cột, dầm, đều đủ bền để xây công trình nhiều tầng ngay cả khi thay thế bê tông hay thép kết cấu. Công trình trung và cao tầng bằng loại gỗ dày này được gọi là công trình gỗ khối lớn.

Cơ quan Lâm nghiệp và Bộ Môi trường Nhật Bản đang thúc đẩy chính sách “quốc gia rừng, thành phố gỗ”, thay dần công trình bê tông cốt thép đô thị bằng công trình gỗ. Đến một công trường gỗ, bầu không khí đã khác hẳn công trường đổ bê tông. Thay tiếng ồn và bụi của bê tông trộn sẵn, cần cẩu nâng các tấm gỗ đã cắt sẵn từ nhà máy và công nhân siết bu-lông.

Phát thải carbon dioxide từ nung bê tông và luyện thép được giảm ngay từ đầu; tòa nhà hoàn thiện giữ trong khung của nó lượng carbon cây đã hấp thụ suốt nhiều thập kỷ hoặc nhiều thế kỷ. Những cây từng đứng trên núi đã đi vào trung tâm thành phố, trở thành khu rừng thứ hai lưu trữ carbon.

Lợi ích khí hậu của xây dựng bằng gỗ chỉ phát sinh khi gỗ được cung cấp từ rừng hợp pháp, quản lý bền vững, carbon rừng phục hồi sau khai thác, và sản phẩm thực sự thay thế vật liệu phát thải cao hơn. Nhu cầu xây dựng tăng không tự động kéo theo trồng lại rừng và đầu tư vào rừng. Chứng nhận chuỗi cung ứng và quy tắc quản lý rừng phải tạo ra các điều kiện đó.

Cây ưu trội và khai thác luân kỳ

Không thể kết luận tuổi cây và tích lũy carbon chỉ trong một câu. Dữ liệu toàn cầu cho thấy cây cá thể lớn vẫn có thể tích lũy thêm nhiều carbon hơn mỗi năm khi già đi. Sản xuất ròng trên đơn vị diện tích lâm phần có thể giảm theo tuổi, nhưng thay đổi theo loài, đất, nhiễu động và lịch sử quản lý. Không có một “đỉnh ở 30 đến 40 năm” áp dụng cho mọi khu rừng.

Chọn giống và chọn lọc hệ gen có thể rút ngắn thời gian chọn tính trạng sinh trưởng hoặc gỗ, nhưng mức cải thiện cũng khác theo loài và điều kiện thử nghiệm.

Không thể đánh giá khai thác có lợi cho carbon hay không chỉ bằng tuổi luân kỳ cố định. Carbon còn lại trong rừng, phát thải do khai thác và vận chuyển, thời gian lưu trữ trong sản phẩm gỗ, hiệu ứng thay thế bê tông và thép, và thành công của trồng lại rừng phải được đặt trong cùng một đánh giá vòng đời.

Lựa chọn bảo tồn rừng tự nhiên già và lựa chọn quản lý rừng sản xuất theo luân kỳ có câu trả lời khác nhau tùy chức năng rừng và điều kiện địa phương. Khi trồng rộng rãi giống sinh trưởng nhanh, cũng phải tính rủi ro sâu bệnh và đồng nhất di truyền.

Đôi mắt đếm carbon: vệ tinh và trí tuệ nhân tạo

Việc khai thác cây làm vật liệu rồi trồng lại có góp phần trung hòa carbon hay không phải được kiểm chứng bằng số liệu. Quy trình đo biến động carbon rừng, báo cáo và để bên thứ ba xác nhận được gọi là MRV. Chương trình bù trừ carbon rừng của Hàn Quốc có các loại dự án như trồng rừng mới và tái trồng rừng, quản lý rừng, sử dụng sản phẩm gỗ và sử dụng năng lượng sinh khối rừng.

Một loại dự án được nêu tên trong chương trình không biến một đồng cảnh nhỏ thành kết quả giảm phát thải ngay lập tức. Nó phải vượt qua phương pháp đã đăng ký, đường cơ sở, tính bổ sung, giám sát và thẩm định.

Mẫu mặt đất và viễn thám được dùng cùng nhau để đo lường hấp thụ. GEDI để lại mẫu LiDAR dạng sóng dọc quỹ đạo; hệ hai vệ tinh Sentinel-2 quay lại cùng một nơi gần xích đạo khoảng mỗi năm ngày. Một vệ tinh Landsat có chu kỳ quay lại khoảng 16 ngày. Mây khiến khoảng cách giữa các ảnh quang học thực sự dùng được dài hơn. Mẫu mặt đất là mỏ neo hiệu chỉnh mô hình, còn vệ tinh và LiDAR là đôi mắt ước tính không gian giữa các mẫu.

Nhóm Geng et al. (2026) kết hợp dữ liệu điều tra dài hạn về rừng tự nhiên ở Hắc Long Giang, mô hình sinh thái và kịch bản khí hậu với máy học hướng dẫn bằng tri thức. Trong kịch bản phát thải thấp, lượng carbon tích lũy năm 2060 được dự báo từ 1.379,26 teragram đến 1.439,02 teragram. Đây là dự báo mô hình, không phải tương lai đã quan sát.

Keskes và Niță (2026) thêm dữ liệu kiểm kê tài nguyên rừng quốc gia đa nguồn của Phần Lan vào mô hình xây dựng từ dữ liệu hiện trường Romania. Đối tượng không phải bản đồ carbon mà là dự báo trữ lượng gỗ đứng của Phần Lan. Sức giải thích

tăng từ 0,483 lên 0,718. Nghiên cứu của Lamaheewage và cộng sự về rừng hỗn giao Hoa Kỳ cho thấy kết hợp nhiều bộ dữ liệu viễn thám có thể cải thiện ước tính sinh khối trên mặt đất.

Vì biến mục tiêu và vùng thẩm định khác nhau theo từng nghiên cứu, không được chuyển số liệu của một mô hình sang bản đồ carbon của quốc gia khác.

Những con số bị thổi phồng và vấn đề niềm tin

Swinfield et al. (2026) so sánh khoảng 45% dự án REDD+ đã phát hành tín chỉ đến năm 2020 với kết quả của sáu đánh giá độc lập. Tập hợp liên quan gồm 44 dự án. Tỷ lệ phát hành vượt mức gộp của toàn bộ lượng phát hành là 10,7 lần, do một số dự án lớn kéo lên. Mức trung vị của dự án điển hình là 4,1 lần. Kết quả cho thấy nhiều dự án giảm phá rừng và kết quả cho thấy đường cơ sở bị thổi phồng xuất hiện đồng thời.

“Dự án thất bại” và “dự án phát hành nhiều tín chỉ hơn kết quả thực tế cho phép” không phải một nhận định.

VM0048 của Verra đưa ra khuôn khổ phân bổ đường cơ sở bằng dữ liệu rủi ro phá rừng ở cấp thẩm quyền. Mười năm trong phương pháp này là giai đoạn tham chiếu lịch sử, còn sáu năm là giai đoạn áp dụng đường cơ sở. Nó không rút ngắn cùng một chu kỳ tính lại từ 10 năm xuống sáu năm. MRV số có thể hỗ trợ thu thập dữ liệu và kiểm toán, nhưng không tự giải quyết việc lựa chọn đường cơ sở hay xung đột lợi ích.

Khi tọa độ công khai của ô mẫu kiểm kê rừng quốc gia bị dịch chuyển vì lý do an ninh, ghép trực tiếp chúng với pixel vệ tinh 10 mét sẽ tạo sai số vị trí. Lợi ích khí hậu của vật liệu gỗ mới cũng phải được tính trên toàn bộ vòng đời, từ khai thác nguyên liệu, hóa chất và nguồn nhiệt đến vòng đời sản phẩm và thải bỏ. Hiệu ứng mất đi trong quá trình sản xuất không thể coi là một tỷ lệ cố định.

Phương pháp và tiêu chuẩn theo Điều 6.4 của Thỏa thuận Paris đã tồn tại, nhưng khả năng tương tác giữa thị trường tự nguyện và kết quả giảm nhẹ quốc gia, cũng như ngăn tính trùng, vẫn chưa hoàn chỉnh.

Rừng già là kho carbon lớn và cây cá thể lớn có thể tiếp tục tích lũy carbon. Ở rừng sản xuất, có thể xét đồng thời lưu trữ trong gỗ khai thác và hiệu ứng thay thế vật liệu. Lựa chọn nào có lợi cho khí hậu phụ thuộc vào loại rừng, cường độ khai thác, tốc độ tái sinh, vòng đời sản phẩm, phát thải chế biến và vật liệu được thay thế.

Quy tắc chặt mọi khu rừng ở 30 đến 40 năm và quy tắc cấm mọi khai thác đều không thể thay thế phép tính này.

Nếu kết nối vị trí và khối lượng khai thác, sản xuất sản phẩm gỗ, thông số vật liệu của công trình và dữ liệu vòng đời của quy trình vật liệu mới, có thể lập sổ cái carbon từ rừng đến sản phẩm. Một bản sao số tích hợp theo dõi được cả cây đã đi vào một bức tường cụ thể gần với mục tiêu thiết kế hơn là hệ thống đang vận hành.

Để ngăn tính trùng cùng một lượng giảm phát thải cần có mã định danh duy nhất, phối hợp giữa các sổ đăng ký, quy tắc sở hữu, hồ sơ hủy và thẩm định độc lập. Chỉ blockchain hay mạng nơ-ron có thông tin vật lý không thể giải quyết vấn đề này về mặt cấu trúc.

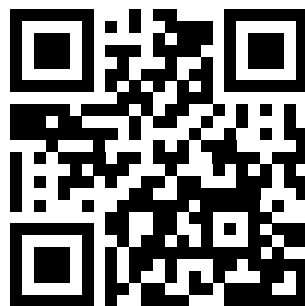
Nguồn và tài liệu tham khảo

1. Carbon Market Watch. (2026). Quality assessment of REDD+ carbon credit projects. <https://carbonmarketwatch.org/publications/quality-assessment-of-redd-carbon-credit-projects/> (truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
2. Carbon Pulse. (2026). Digital MRV could strengthen carbon credit integrity but data quality concerns persist, ICVCM survey says. <https://carbon-pulse.com/491240/> (truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
3. 国立研究開発法人森林研究・整備機構 森林総合研究所. (2025, ngày 3 tháng 9). 2025年度森林総合研究所公開講演会「2050年の森：人口減少社会において森林の果たす役割とは」開催のお知らせ. <https://www.ffpri.go.jp/press/2025/20251015/index.html>
4. Geng, L., Bian, S., Ma, X., Fu, Q., Zhou, Y., & Wang, B. (2026). Prediction of carbon sequestration potential in Heilongjiang Province's natural forests based on the KGML model. *Forest Engineering*. Online first. <https://slgc.nefu.edu.cn/EN/abstract/abstract2592.shtml>
5. Keskes, M. I., & Niță, M. D. (2026). Digital twins in forest management using scalable deep learning pipeline. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 19, 8519-8547. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2026.3666924>
6. Lamahewage, S. H. G., Witharana, C., Riemann, R., Fahey, R., & Worthley, T. (2025). Aboveground biomass estimation using multimodal remote sensing observations and machine learning in mixed temperate forest. *Scientific Reports*, 15, 31120. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-15585-6>
7. 環境省. (2025, ngày 18 tháng 2). 地球温暖化対策計画. <https://www.env.go.jp/content/000291618.pdf>
8. Saha, R., Bagchie, P., Lalremang, P., & Rai, K. C. (2025). Digital innovation in forest science: Applications of artificial intelligence, remote sensing and smart monitoring systems for ecosystem conservation. *The Bioscan*, 20(3), 907-911. [https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I\(3\).pp907-911](https://doi.org/10.63001/tbs.2025.v20.i03.S.I(3).pp907-911)
9. Swinfield, T., Williams, A., Coomes, D., Dales, M., Ferris, P., Guizar-Coutiño, A., Hartup, J., Holland, J., Jaffer, S., Jones, J. P. G., Lam, M. O. K., Keshav, S., Madhavapeddy, A., Teye-Scott, E., West, T. A. P., & Balmford, A. (2026). Learning lessons from over-crediting to ensure additionality in forest carbon credits. *Nature Communications*, 17(1), Article 3944. <https://doi.org/10.1038/s41467-026-71552-3>
10. Wang, G. G., Lu, D., Gao, T., Zhang, J., Sun, Y., Teng, D., Yu, F., & Zhu, J. (2024). Climate-smart forestry: An AI-enabled sustainable forest management solution for climate change adaptation and mitigation. *Journal of Forestry Research*, 36(1), Article 7. <https://doi.org/10.1007/s11676-024-01802-x>

11. Korea Forest Service. (2026). Forest Carbon Offset Scheme. https://www.forest.go.kr/newkfsweb/html/HtmlPage.do?pg=fcm/UI_FCS_111000.html&mn=KFS_02_10_11_10&orgId=fcm (truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
12. Korea Forestry Promotion Institute. (2026). Operation of the Forest Carbon Offset Scheme. https://www.kofpi.or.kr/intro/bizGuide_04_02.do (truy cập ngày 2 tháng 8 năm 2026)
13. Stephenson, N. L., Das, A. J., Condit, R., Russo, S. E., Baker, P. J., Beckman, N. G., et al. (2014). Rate of tree carbon accumulation increases continuously with tree size. *Nature*, 507, 90-93. <https://doi.org/10.1038/nature12914>
14. Verra. (2026). Technical background note: Verra's new REDD methodology. <https://verra.org/methodologies-main/technical-background-note-new-redd-methodology/> (truy cập ngày 3 tháng 8 năm 2026)

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.