



**Nghiên cứu ứng dụng học máy nhỏ TinyML cho nông nghiệp và
sản xuất công nghiệp**

Trần Huy Long^{1*}, Hoàng Trọng Minh¹

¹ Khoa Viễn thông 1, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

*Email: longth@ptit.edu.vn

TÓM TẮT

Mô hình học máy nhỏ (TinyML) đã nổi lên như một giải pháp then chốt để triển khai trí tuệ nhân tạo trên các thiết bị biên giới hạn tài nguyên, đặc biệt trong nông nghiệp và công nghiệp là nơi đòi hỏi khả năng suy luận thời gian thực, tiêu thụ năng lượng thấp và hoạt động ngoại tuyến. Dựa trên các phân tích từ các nghiên cứu về tiếp cận này, bài báo đề xuất khung đánh giá năm chiều bao gồm (i) độ chính xác của mô hình, (ii) hiệu quả tính toán, (iii) tiêu thụ năng lượng, (iv) khả năng mở rộng và thích ứng, và (v) khả năng tích hợp hệ thống nhằm so sánh có hệ thống giữa các nghiên cứu đa nền tảng và đa lĩnh vực. Kết quả cho thấy các mô hình được tối ưu (Random Forest, CNN nhẹ, YOLOv8) có thể đạt độ chính xác cao (>90%), trong khi việc tích hợp IoT, UAV và xử lý biên giúp tiết kiệm năng lượng (8.5–40%) và mở rộng phạm vi triển khai. Quan trọng hơn, khảo sát này so sánh chéo giữa hệ thống IoT nông nghiệp và công nghiệp, làm rõ điểm chung (yêu cầu ngoại tuyến, tiết kiệm năng lượng) và khác biệt (loại cảm biến, tiêu chí đánh giá, điều kiện môi trường). Từ đó, bài báo xác định các hướng nghiên cứu tiếp theo.

Từ khóa: Nông nghiệp, Công nghiệp, Hệ thống IoT, điện toán biên, mô hình học máy nhỏ TinyML.

ABSTRACT

Tiny Machine Learning (TinyML) models have emerged as a key solution for deploying artificial intelligence on resource-constrained edge devices, particularly in agriculture and industry, where real-time inference capabilities, low power consumption, and offline operation are required. Based on analyses from studies on this approach, this paper proposes a five-dimensional evaluation framework including (i) model accuracy, (ii) computational efficiency, (iii) power consumption, (iv) scalability and adaptability, and (v) system integration capabilities for systematic comparison across cross-platform and cross-disciplinary studies. Results show that optimized models (Random Forest, Lightweight CNN, YOLOv8) can achieve high accuracy (>90%), while integration of IoT, UAVs, and edge



processing results in energy savings (8.5–40%) and expands deployment scope. More importantly, this survey cross-compares agricultural and industrial IoT systems, clarifying commonalities (such as offline requirements and energy savings) and differences (including sensor types, evaluation criteria, and environmental conditions). From this, the paper identifies directions for further research.

Keywords: Agriculture, Industry, IoT systems, edge computing, TinyML, small machine learning model.

1. GIỚI THIỆU

Nhu cầu ngày càng cấp thiết về quản lý tài nguyên bền vững, an ninh lương thực và tự động hóa công nghiệp đã thúc đẩy sự phát triển của các hệ thống thông minh dựa trên trí tuệ nhân tạo (AI) tại chỗ (on-device). Tuy nhiên, các mô hình AI truyền thống thường đòi hỏi cơ sở hạ tầng điện toán đám mây, gây ra độ trễ cao, tiêu tốn băng thông và phụ thuộc kết nối là những yếu tố không phù hợp với môi trường nông thôn, vùng sâu vùng xa hoặc nhà máy công nghiệp hạn chế hạ tầng. Trong bối cảnh nhu cầu ngày càng cấp thiết về quản lý tài nguyên bền vững và ra quyết định thời gian thực trong môi trường hạn chế tài nguyên, Tiny Machine Learning (TinyML) đã nổi lên như một giải pháp then chốt cho nông nghiệp và công nghiệp (Zhou et al., 2025; Joy et al., 2025). Tuy nhiên, các khảo sát hiện có đang tập trung vào các mục tiêu cụ thể như tối ưu hóa mô hình và phần cứng (Temouden, 2025; Capogrosso et al., 2024), hay lĩnh vực ứng dụng duy nhất như nông nghiệp (Munawar et al., 2025) hoặc môi trường (Bamoumen et al., 2022), dẫn đến thiếu góc nhìn liên ngành và cơ sở để so sánh hiệu quả xuyên miền.

Đặc biệt, chưa có khảo sát nào đồng thời phân tích TinyML trong cả nông nghiệp và công nghiệp khi hai lĩnh vực đều đòi hỏi giám sát thời gian thực, tiêu thụ năng lượng thấp và khả năng hoạt động ngoại tuyến, nhưng lại có yêu cầu dữ liệu, điều kiện môi trường và tiêu chí đánh giá khác biệt rõ rệt. Do đó, bài báo này thực hiện một khảo sát hệ thống để làm rõ vai trò của các giải pháp TinyML, điểm chung và khác biệt trong ứng dụng vào cả hai lĩnh vực. Từ đó, đóng góp chính của nghiên cứu khảo sát này sẽ gồm một khung đánh giá năm chiều cho phép so sánh công bằng giữa các nghiên cứu đa nền tảng để phân tích chéo giữa nông nghiệp và công nghiệp, và đề xuất hướng mở cho các nghiên cứu tiếp theo.

2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN



Trong vài năm gần đây, một số khảo sát hệ thống và khảo sát tổng quan đã được tiến hành và công bố nhằm tổng hợp tiến bộ của TinyML trong các lĩnh vực ứng dụng cụ thể. Tuy nhiên, phần lớn các khảo sát hiện có tập trung thuần túy vào kỹ thuật triển khai phần cứng, kiến trúc mô hình, hoặc một lĩnh vực ứng dụng duy nhất, dẫn đến thiếu góc nhìn liên ngành và không đủ cơ sở để so sánh hiệu quả xuyên miền. Từ góc độ tổng quan của tinyML với trọng tâm là tối ưu hóa mô hình và tiêu thụ năng lượng trên thiết bị biên, tác giả (Temouden, 2025) đã tập trung vào các giải pháp kỹ thuật như lượng tử hóa, cắt tỉa và chưng cất kiến trúc thể hiện rõ mục tiêu thu nhỏ mô hình học máy. Tuy nhiên, bài khảo sát này không đề cập tới lĩnh vực ứng dụng, cũng không đề cập đến các thách thức đặc thù trong nông nghiệp hay công nghiệp nên chưa đề cập tới đánh giá tính khả thi triển khai. Cùng theo hướng giải pháp kỹ thuật, Capogrosso et al. (2024) khảo sát các thuật toán học máy cho TinyML, nhấn mạnh vào đồng thiết kế phần cứng và phần mềm và các công cụ phát triển (như TensorFlow Lite Micro, Edge Impulse). Các phân tích đánh đổi thực tế giữa độ chính xác, độ trễ và mức tiêu thụ năng lượng trong môi trường thực địa đã không đề cập. Một góc độ khác, Bamoumen et al. (2022) đánh giá khả năng ứng dụng của TinyML trong giải quyết các vấn đề môi trường, bao gồm giám sát khí hậu và tài nguyên. Nhưng bài nghiên cứu này không có các phân tích định lượng với các ứng dụng cụ thể về công nghiệp là một lĩnh vực có nhiều điểm tương đồng về hạn chế tài nguyên và yêu cầu thời gian thực. Tập trung vào ứng dụng trong nông nghiệp chính xác. Tác giả trong Munawar et al. (2025) và Singh et al. (2025) đánh giá vai trò của AI và IoT trong việc nâng cao năng suất và tính bền vững nhưng không phân biệt giữa tính toán đám mây và tinyML về hiệu quả sử dụng tài nguyên. Quan trọng hơn, chưa có khảo sát nào đến nay thực hiện đồng thời ứng dụng tinyML cho cả nông nghiệp và công nghiệp khi cả hai lĩnh vực đều đòi hỏi giám sát thời gian thực, tiết kiệm năng lượng và khả năng hoạt động ngoại tuyến, nhưng lại có yêu cầu dữ liệu, điều kiện môi trường và tiêu chí đánh giá khác biệt rõ rệt. Vì vậy, bài báo này sẽ thực hiện khảo sát, phân tích để làm sáng tỏ các khía cạnh dưới đây.

- Khung đánh giá toàn diện bao gồm: (i) độ chính xác của mô hình, (ii) hiệu quả tính toán, (iii) tiêu thụ năng lượng, (iv) khả năng mở rộng & thích ứng, và (v) khả năng tích hợp hệ thống. Khung này cho phép so sánh công bằng và có hệ thống giữa các nghiên cứu đa nền tảng và đa lĩnh vực.

- Phân tích chéo giữa nông nghiệp và công nghiệp qua thống kê và so sánh trực tiếp các giải pháp TinyML trong hai lĩnh vực ứng dụng chính. Qua đó, bài báo làm rõ điểm chung (như nhu cầu ngoại tuyến, tiết kiệm năng lượng) và khác biệt (như loại cảm biến, tần suất giám sát, tiêu chí bảo trì), từ đó rút ra nguyên tắc thiết kế chung và đặc thù miền.



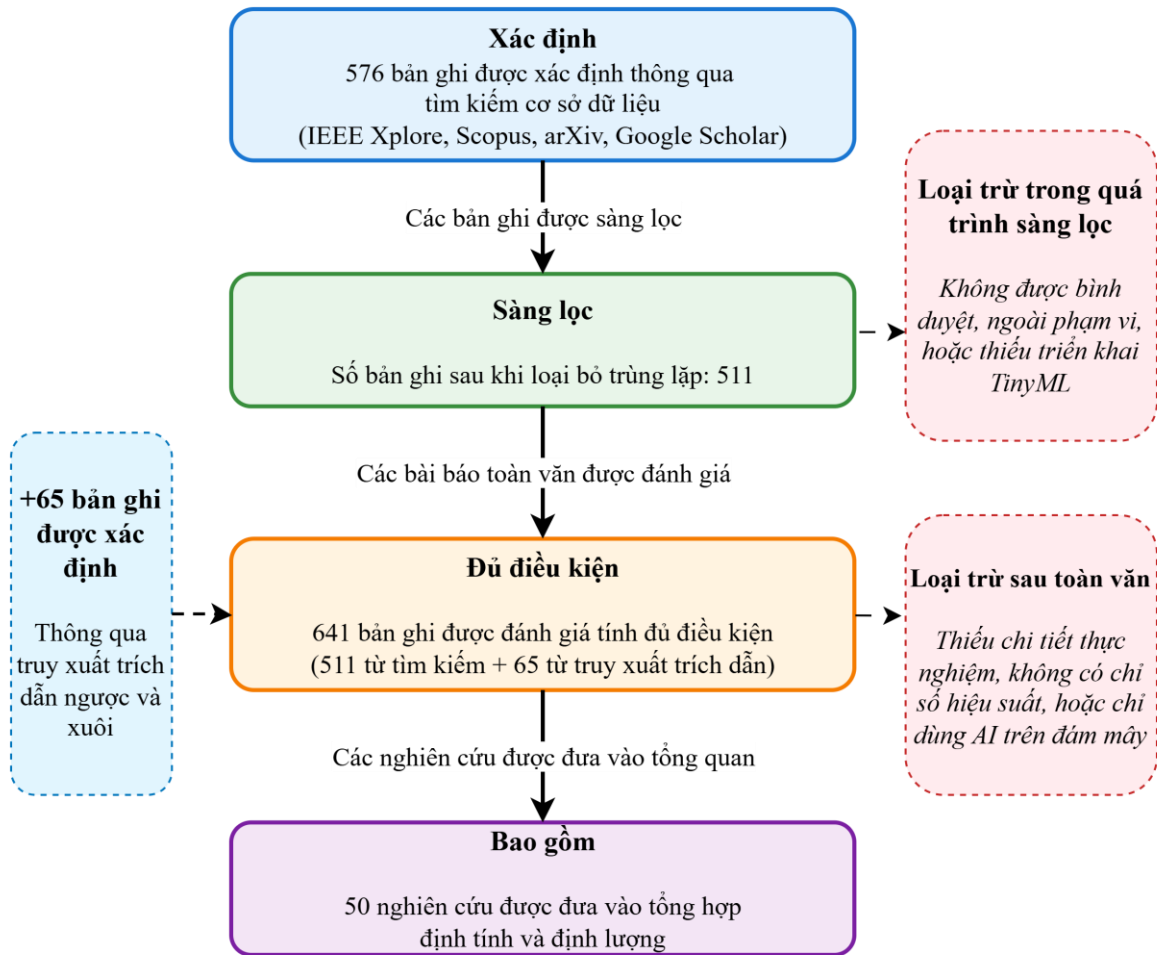
- Xác định khoảng trống của các nghiên cứu về dữ liệu và phương pháp để làm rõ cơ chế bảo mật phù hợp với thiết bị năng lượng cực thấp (Bhattacharya & Pandey, 2023) là một hướng đi trong tương lai cùng với các phương pháp cốt lõi như học liên kết tiết kiệm năng lượng, XAI và tiêu chuẩn hóa.

Như vậy, bài khảo sát này không chỉ tổng hợp tri thức, mà còn cung cấp một bản đồ định hướng có tính thực tiễn cao, lấp đầy khoảng trống giữa nghiên cứu học thuật và triển khai thực tế trong cả hai lĩnh vực then chốt: nông nghiệp và công nghiệp.

3. PHƯƠNG PHÁP VÀ PHÂN TÍCH KẾT QUẢ KHẢO SÁT

Để đảm bảo tính hệ thống và độ tin cậy của kết quả tổng quan, nghiên cứu này áp dụng quy trình PRISMA theo hướng dẫn của Matthew J et.al (2021) bao gồm 5 bước: (i) xác định câu hỏi nghiên cứu, (ii) xây dựng chiến lược tìm kiếm tài liệu, (iii) sàng lọc và lựa chọn nghiên cứu, (iv) trích xuất dữ liệu, và (v) tổng hợp và phân tích kết quả. Quy trình bắt đầu bằng việc khảo sát tập trung làm rõ cách thức triển khai và hiệu quả của các giải pháp TinyML, trong đó câu hỏi nghiên cứu gốc được cụ thể hóa thành bốn truy vấn nhánh tập trung vào các khía cạnh: giám sát cây trồng, phát hiện dịch hại, bảo trì dự đoán và tối ưu hóa quy trình. Dựa trên định hướng này, bước tìm kiếm đã khảo sát và thu thập 576 bài báo từ các cơ sở dữ liệu Scopus, IEEE Xplore và arXiv trong giai đoạn 2022–2025. Nhằm khắc phục hạn chế của việc tìm kiếm từ khóa đơn thuần, bước chuỗi trích dẫn đã bổ sung thêm 65 tài liệu thông qua phương pháp truy vết trích dẫn xuôi và ngược. Tiếp theo, quá trình sàng lọc được thực hiện nghiêm ngặt dựa trên các tiêu chí bao gồm và loại trừ đã thiết lập, qua đó chọn lọc được 50 bài báo có mức độ liên quan cao nhất để phân tích. Cuối cùng, tại bước trích xuất dữ liệu, các tài liệu được phân tích sâu dựa trên năm chiều kỹ thuật cốt lõi. Toàn bộ quy trình lựa chọn nghiên cứu được minh họa bằng sơ đồ luồng PRISMA (Hình 1).

Khảo sát của chúng tôi tập trung vào việc triển khai các giải pháp học máy dựa trên TinyML trong nông nghiệp (giám sát cây trồng, phát hiện dịch hại) và công nghiệp (bảo trì dự đoán, tối ưu hóa quy trình). Dữ liệu được tổ chức và phân tích theo năm chiều định lượng và định tính: (1) độ chính xác của mô hình, (2) hiệu quả tính toán, (3) tiêu thụ năng lượng, (4) khả năng mở rộng và thích ứng, và (5) khả năng tích hợp hệ thống. Mọi nhận định đều được hỗ trợ bởi ít nhất ba nghiên cứu độc lập, đảm bảo tính khách quan và tái tạo.



Hình 1. Sơ đồ luồng PRISMA của quy trình lựa chọn nghiên cứu

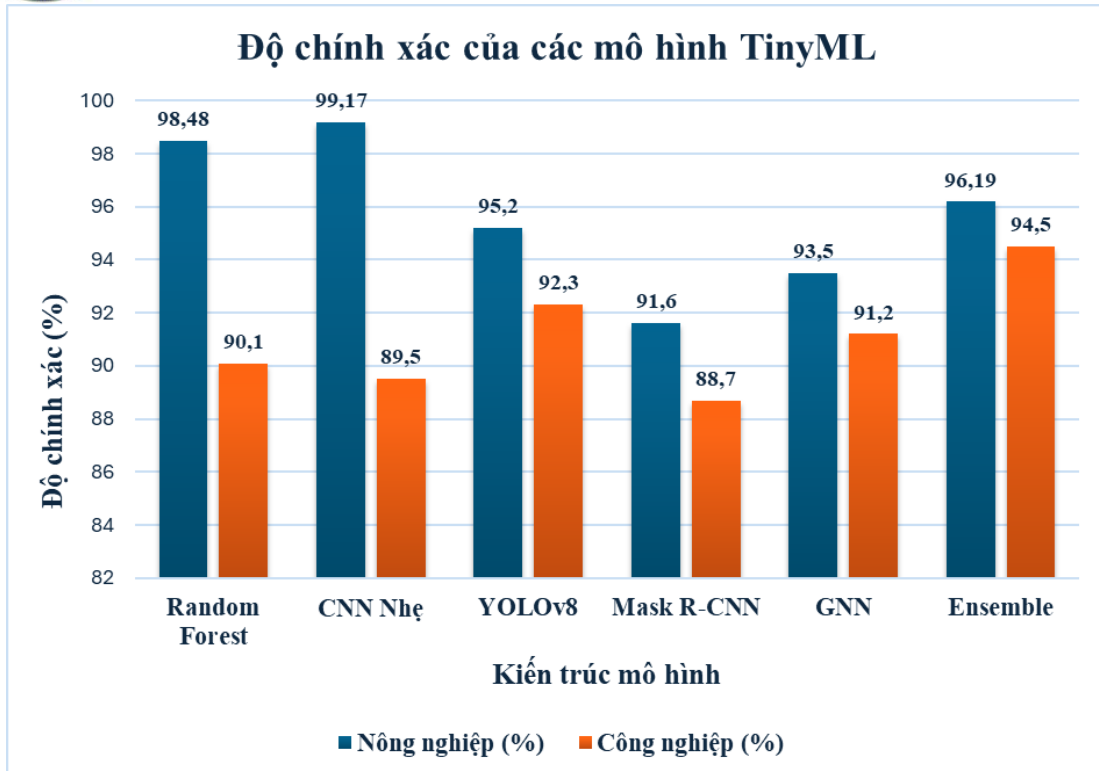
3.1. Độ chính xác của mô hình

Tổng cộng 38/50 nghiên cứu báo cáo độ chính xác trên 90% trong các tác vụ liên quan đến giám sát cây trồng và phát hiện dịch hại. Các mô hình Random Forest và CNN nhẹ là kiến trúc phổ biến nhất.

- Random Forest đạt độ chính xác 90.1% trong dự đoán năng suất cây trồng (Dhanaraj et al., 2025), 91.2% trong giám sát sức khỏe cây (Lazaru et al., 2025), và 98.48% khi kết hợp với hồi quy (Gupta et al., 2025).

- Các biến thể CNN được tối ưu (MobileNet, YOLOv8, Mask R-CNN nén) đạt độ chính xác từ 89.5% (Bilal et al., 2025) đến 99.17% (Singh & Bharti, 2025) trong phát hiện dịch hại.

- Kỹ thuật học nâng cao như chưng cất kiến thức (Li et al., 2024) và học tập hợp (Choudhari et al., 2024) giúp duy trì độ chính xác cao (96.19%) trong khi giảm số lượng tham số.



Hình 2. Độ chính xác của các mô hình

Tuy nhiên, 12 nghiên cứu ghi nhận suy giảm độ chính xác do khi tối ưu hóa mô hình cho thiết bị biên: Sowmiya & Anitha (2025) báo cáo giảm 2.5% độ chính xác sau khi nén Mask R-CNN; Crupi et al. (2024) ghi nhận mAP = 0.79 (tương đương ~79% độ chính xác) trên SoC công suất cực thấp. Điều này cho thấy sự đánh đổi có hệ thống giữa độ chính xác và giới hạn tài nguyên phần cứng.

3.2. Hiệu quả tính toán

Chúng tôi khảo sát 35/50 nghiên cứu cung cấp số liệu về thời gian suy luận và tiêu thụ bộ nhớ. Các kết quả cho thấy các thông tin quan trọng sau.

- Độ trễ suy luận phổ biến dưới 1 giây. Từ 7.6 ms trên Arduino BLE 33 (Gookyi et al., 2024) đến 220 ms trên Edge Impulse (Sowmiya & Anitha, 2025), và 80 ms trên Raspberry Pi 5 (Nyakuri et al., 2025).

- Tiêu thụ bộ nhớ thường dưới 1 MB. Cụ thể 726.6 KB RAM (Gookyi et al., 2024), 104 tham số cho mô hình nhà kính (Kango, 2023), và <1 MB cho mô hình YOLO chuyển sang TFLite (Almeida et al., 2024).

- Kỹ thuật tối ưu như cắt tia, lượng tử hóa, và chùng cất kiến thức được sử dụng trong 27/50 nghiên cứu để giảm yêu cầu tính toán mà không làm mất đáng kể độ chính xác (Bilal et al., 2025; Li et al., 2024; Crupi et al., 2024).



Các nền tảng UAV cũng cho thấy khả năng xử lý trên bo mạch hiệu quả: Annadata et al. (2024) đạt độ trễ tối thiểu với tài nguyên tính toán tối thiểu, trong khi Arulprakash et al. (2025) giảm 60% thời gian kiểm tra nhờ giám sát thời gian thực.

Bảng 1. Hiệu quả tính toán với các phần cứng khác nhau

Nền tảng	Bộ nhớ	Độ trễ	Độ chính xác	Nghiên cứu
Arduino BLE 33	726.6 KB	7.6 ms	95%	Gookyi et al.
Coral Edge TPU	250 KB	90 ms	96.19%	Choudhari et al.
ESP32	800 KB	200 ms	98%	Chamara et al.
Raspberry Pi 5	500 KB	80 ms	92%	Nyakuri et al.
GAP9 SoC	150 KB	147 ms	79%	Crupi et al.

3.3. Tiêu thụ năng lượng

28/50 nghiên cứu định lượng hoặc phân tích hiệu quả năng lượng. Các phát hiện chính bao gồm:

- Tiết kiệm năng lượng từ 8.5% đến 40% nhờ xử lý biên, DVFS, và giao thức truyền thông công suất thấp (Bhattacharya & Pandey, 2023; Zhou et al., 2025; Chamara et al., 2023).

- LoRaWAN, NB-IoT, và MQTT được sử dụng trong 18/50 nghiên cứu để giảm tiêu thụ năng lượng trong truyền dữ liệu (Zhou et al., 2025; Karras et al., 2023; Sowmiya & Anitha, 2025).

- Hệ thống tự cung cấp năng lượng (năng lượng mặt trời) được triển khai trong 5 nghiên cứu, cho phép hoạt động ngoại tuyến, bền vững trong môi trường xa xôi (Solano et al., 2025; Segalla et al., 2020).

- Học tăng cường giúp kéo dài tuổi thọ pin lên 22.86% trong hệ thống IoT hỗ trợ TinyML (Ping & Nixon, 2024).

Tuy nhiên, 8/50 nghiên cứu không cung cấp số liệu định lượng về tiêu thụ năng lượng, chỉ thảo luận ở mức khái niệm (Gupta et al., 2025; Pandey et al., 2024).

Bảng 2. Các nghiên cứu điển hình liên quan tới năng lượng

Nghiên cứu	Kỹ thuật	Tiết kiệm
Solano et al. (2025)	Năng lượng mặt trời	Tự cung cấp (UAV)
Zhou et al. (2025)	LoRaWAN + DVFS	15-40%
Aarthi et al. (2025)	IoT + LoRa	35%

Nghiên cứu	Kỹ thuật	Tiết kiệm
Cao & Qin (2025)	Federated Learning	30%
Annadata et al. (2024)	UAV tối ưu	25%
Ping & Nixon (2024)	Học tăng cường (RL)	22.86%

3.4. Khả năng mở rộng và thích ứng

30/50 nghiên cứu chứng minh khả năng triển khai trên nhiều nền tảng phần cứng: vi điều khiển (ESP32, Arduino), máy tính nhúng (Raspberry Pi), SoC (GAP9), và UAV. Cụ thể:

- Học liên kết và học chuyển giao được sử dụng trong 7 nghiên cứu để nâng cao khả năng tổng quát hóa trên nhiều trang trại và điều kiện môi trường (Cao & Qin, 2025; Dockendorf, 2024; Hayajneh et al., 2023).

- UAV mở rộng phạm vi phủ sóng không gian, cho phép giám sát diện tích lớn (Annadata et al., 2024; Arulprakash et al., 2025; Khan et al., 2024).

- Mô hình nhận thức ngữ cảnh kết hợp dữ liệu đa phương thức (cảm biến, hình ảnh, môi trường) giúp thích ứng với biến động môi trường (Choudhari et al., 2024; Kim & Sim, 2025).

Tuy nhiên, 15/50 nghiên cứu thừa nhận hạn chế trong khả năng khái quát hóa do thiếu bộ dữ liệu đa dạng hoặc thử nghiệm chỉ trong môi trường có kiểm soát (Ibegbu & Korsah, n.d.; Chempavathy et al., 2025). Các nghiên cứu thể hiện khả năng mở rộng và thích ứng được so sánh trong bảng 3.

Bảng 3. Các nghiên cứu thể hiện khả năng mở rộng và thích ứng

STT	Nghiên cứu	Đa nền tảng	Thử nghiệm thực địa	Dữ liệu đa vùng	Tích hợp UAV	Học liên kết (FL)	Học chuyển giao (TL)	Điểm tổng (0-6)	Ghi chú
1	Cao & Qin (2025)	✓	✓	✓	X	✓	✓	5	FL toàn diện, đa trang trại
2	Dockendorf (2024)	✓	✓	✓	X	✓	✓	5	TL + FL, khả năng tổng quát cao
3	Annadata et al. (2024)	✓	✓	X	✓	X	X	3	UAV giám sát diện tích lớn
4	Choudhari et al. (2024)	✓	✓	✓	X	X	X	3	Multi-modal, DRL thích ứng
5	Arulprakash et al. (2025)	✓	✓	X	✓	X	X	3	UAV giảm 60% thời gian
6	Hayajneh et al. (2023)	✓	X	✓	X	✓	X	3	FL bảo mật dữ liệu
7	Khan et al. (2024)	✓	✓	X	✓	X	X	3	UAV + Solar, tự cung cấp
8	Gookyi et al. (2024)	✓	X	X	X	X	X	1	Arduino BLE 33, đơn nền tảng
9	Ibegbu & Korsah (n.d.)	X	X	X	X	X	X	0	Môi trường có kiểm soát



STT	Nghiên cứu	Đa nền tảng	Thử nghiệm thực địa	Dữ liệu đa vùng	Tích hợp UAV	Học liên kết (FL)	Học chuyên giao (TL)	Điểm tổng (0-6)	Ghi chú
10	Chempavathy et al. (2025)	X	X	X	X	X	X	0	Thử nghiệm phòng lab
11	Gupta et al. (2025)	✓	X	X	X	X	X	1	IoT + Cloud, chưa thực địa
12	Lazaru et al. (2025)	✓	✓	X	X	X	X	2	Random Forest, thử nghiệm thực
13	Dhanaraj et al. (2025)	✓	✓	X	X	X	X	2	Dự đoán năng suất, 1 vùng
14	Singh & Bharti (2025)	✓	X	X	X	X	✓	2	CNN + TL, độ chính xác cao
15	Nyakuri et al. (2025)	✓	✓	X	X	X	X	2	Raspberry Pi 5, xử lý nhanh
16	Bilal et al. (2025)	✓	X	X	X	X	X	1	Lượng tử hóa, đơn thiết bị
17	Sowmiya & Anitha (2025)	✓	X	X	X	X	X	1	Edge Impulse, chưa mở rộng
18	Li et al. (2024)	✓	X	X	X	X	✓	2	Chung cất kiến thức + TL
19	Crupi et al. (2024)	✓	X	X	X	X	X	1	GAP9 SoC, công suất thấp
20	Zhou et al. (2025)	✓	✓	✓	X	X	X	3	LoRaWAN, nhiều vùng
21	Chamara et al. (2023)	✓	✓	X	X	X	X	2	NB-IoT, giám sát thời gian thực
22	Karras et al. (2023)	✓	X	X	X	X	X	1	MQTT, tiết kiệm năng lượng
23	Solano et al. (2025)	✓	✓	X	✓	X	X	3	UAV Solar, off-grid
24	Segalla et al. (2020)	✓	✓	✓	X	X	X	3	WSN, nông nghiệp chính xác
25	Ping & Nixon (2024)	✓	X	X	X	X	X	1	RL tối ưu năng lượng
26	Kim & Sim (2025)	✓	✓	✓	X	X	X	3	Context-aware, thích ứng môi trường
27	Jothibasur et al. (2025)	✓	✓	X	X	X	X	2	Multi-sensor fusion
28	Aarathi et al. (2025)	✓	✓	X	X	X	X	2	IoT + LoRa, tầm xa
29	Almeida et al. (2024)	✓	X	X	X	X	X	1	YOLO → TFLite
30	Bhattacharya & Pandey (2023)	✓	X	X	X	X	X	1	Blockchain + TinyML

4.5. Khả năng tích hợp hệ thống

Chúng tôi xem xét 33 nghiên cứu tích hợp TinyML với hạ tầng IoT và điện toán biên và rút ra các kết luận như dưới đây, các thông tin tổng hợp được trình bày trong hình 3.

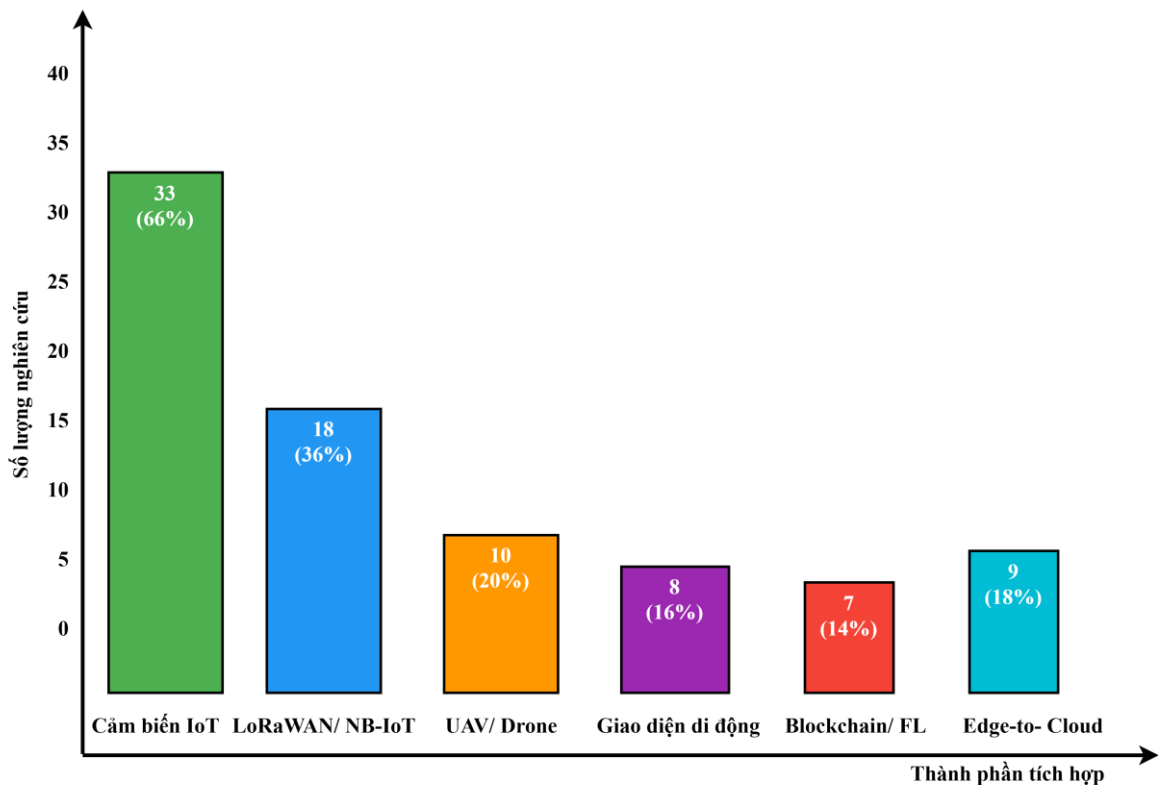
- Mạng cảm biến đa phương thức được sử dụng để kết hợp dữ liệu hình ảnh, độ ẩm, nhiệt độ, và quang phổ (Choudhari et al., 2024; Aarathi et al., 2025; Jothibasur et al., 2025).

- Giao thức truyền thông như LoRaWAN (12 nghiên cứu), NB-IoT (5), và MQTT (7) hỗ trợ kết nối tầm xa, công suất thấp (Zhou et al., 2025; Chamara et al., 2023; Karras et al., 2023).

- Kiến trúc Edge-to-Cloud hoặc hybrid được triển khai trong 9 nghiên cứu để cân bằng xử lý cục bộ và mở rộng đám mây (Lazaru et al., 2025; Nyakuri et al., 2025).

- Tự động hóa được tích hợp qua UAV, robot, và giao diện di động (Annadata et al., 2024; Arulprakash et al., 2025; Jirapanthong et al., 2024).

Tuy nhiên, 10 nghiên cứu ghi nhận thách thức trong tích hợp cảm biến không đồng nhất và phụ thuộc vào giao thức cụ thể, làm giảm tính linh hoạt khi triển khai trên nhiều hạ tầng (Choudhari et al., 2024; Dong et al., 2024).



Hình 3. Khả năng tích hợp hệ thống

4. THẢO LUẬN

Khảo sát này tổng hợp các giải pháp học máy cho TinyML trong nông nghiệp và công nghiệp nhằm nổi bật các giá trị mà các khảo sát khác chưa đề cập là khung đánh giá năm chiều bao gồm độ chính xác, hiệu quả tính toán, tiêu thụ năng lượng, khả năng mở rộng và khả năng tích hợp. Trong đó, khung năm chiều của khảo sát này cho phép so sánh có hệ thống giữa các nền tảng, mô hình và lĩnh vực, từ đó hỗ trợ ra quyết định thiết kế có cơ sở để triển



khai TinyML trong môi trường tài nguyên giới hạn. Việc phân tích chéo giữa nông nghiệp và công nghiệp là điểm khác biệt rõ rệt về góc nhìn. Các khảo sát trước chủ yếu thiên về một lĩnh vực dẫn đến thiếu hiểu biết về các nguyên tắc thiết kế chung và đặc thù miền. Trong khi đó, khảo sát này đã làm rõ vấn đề cả hai lĩnh vực đều ưu tiên mô hình nhẹ, ngoại tuyến, tiêu thụ năng lượng thấp. Nhưng nông nghiệp thiên về giám sát đa phương thức, tích hợp UAV, và xử lý hình ảnh dưới điều kiện môi trường động, trong khi công nghiệp ưu tiên độ tin cậy hệ thống, khả năng phát hiện sớm lỗi, và tích hợp với hệ thống SCADA/IIoT. Sự so sánh này không chỉ giúp định hướng lựa chọn kiến trúc phù hợp, mà còn gợi mở cơ hội chuyển giao tri thức giữa hai lĩnh vực. Ví dụ: học tập liên kết từ công nghiệp có thể áp dụng cho mạng trang trại phân tán. Và hướng nghiên cứu trong tương lai cũng nhận rõ khi khảo sát gồm các hướng như học liên kết tiết kiệm năng lượng, AI có thể giải thích (XAI), hay xây dựng tiêu chuẩn hóa benchmark chung.

5. KẾT LUẬN

Khảo sát này đã hệ thống hóa và phân tích các nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm về TinyML trong nông nghiệp và công nghiệp, dựa trên năm chiều kỹ thuật cốt lõi. Kết quả cho thấy các giải pháp hiện tại đã đạt được sự cân bằng đáng kể giữa độ chính xác, hiệu quả tính toán, và tiết kiệm năng lượng nhờ tối ưu hóa mô hình và tích hợp IoT. Tuy nhiên, sự đánh đổi giữa độ chính xác và tài nguyên phần cứng vẫn tồn tại, đặc biệt trên các nền tảng công suất cực thấp như GAP9 SoC.

Quan trọng nhất, bài báo làm rõ sự khác biệt thiết kế giữa hai lĩnh vực nông nghiệp và công nghiệp. Nông nghiệp ưu tiên giám sát đa phương thức và tích hợp UAV trong môi trường biến động, trong khi công nghiệp nhấn mạnh độ tin cậy hệ thống và tích hợp với hạ tầng IIoT. Điều này cho thấy không thể áp dụng nguyên mẫu từ lĩnh vực này sang lĩnh vực kia mà không điều chỉnh theo ngữ cảnh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Aarthi, G., Binshu, A., Singh, A., Raut, V., Mary, G. I., & M, R. K. (2025), *IoT-driven plant height monitoring and disease prediction using machine learning*, In 2025 IEEE International Conference on Sustainable Energy and Networks (SENNET) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/sennet64220.2025.11136001>
- [2]. Almeida, G. P. S. D., Santos, L. N. S. D., Souza, L. R. D. S., Gontijo, P. D. C., Oliveira, R. D., ... & França, H. F. D. C. (2024), *Performance analysis of YOLO and*



Detectron2 models for detecting corn and soybean pests employing customized dataset, *Agronomy*, 14(10), 2194. <https://doi.org/10.3390/agronomy14102194>

[3]. Annadata, Y. S. H., Moganarengam, V., & Nikoubin, T. (2024). *TinyML powered drone in agriculture application*, In 2024 IEEE Dallas Circuits and Systems Conference (DCAS) (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/dcas61159.2024.10539880>

[4]. Arthur, E. A. E., Wulnye, F. A., Gookyi, D. A. N., Agyekum, K. O. O., Danquah, P., & Gyaang, R. (2024), *Edge Impulse vs TensorFlow: A comparative analysis of TinyML platforms for maize leaf disease identification*, In 2024 IEEE International Conference on Trends in Advanced Sciences (ICTAS) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ictas59620.2024.10507119>

[5]. Arulprakash, M., Thangadurai, K., Mohammed, Z. A., Venkatesh, D., Kumar, B., & Muthulekshmi, M. (2025), *CNN-based autonomous smart drones for precision agriculture and crop monitoring*, In 2025 International Conference on Convergent Innovation and Technology (CONIT) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/conit65521.2025.11167427>

[6]. Bamoumen, H., Temouden, A., Benamar, N., & Chtouki, Y. (2022), *How TinyML can be leveraged to solve environmental problems: A survey*, In 2022 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT) (Vol. 2, pp. 352–357). IEEE. <https://doi.org/10.1109/3ICT56508.2022.9990661>

[7]. Bhattacharya, S., & Pandey, M. (2023), *Deploying an energy efficient, secure & high-speed sidechain-based TinyML model for soil quality monitoring and management in agriculture*, *Expert Systems with Applications*, 234, 122735. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122735>

[8]. Bilal, M. A., Shah, A. A., Abbas, S., & Khan, M. A. (2025), *High-performance deep learning for instant pest and disease detection in precision agriculture*, *Food Science & Nutrition*, 13(9). <https://doi.org/10.1002/fsn3.70963>

[9]. Cao, H., & Qin, Y. (2025), *Adaptive resource management in cloud edge architectures for IoT-driven smart agriculture systems*, In 2025 IEEE International Conference on Intelligent Processing and Computing Applications (ICIPCA) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icipca65645.2025.11138816>



- [10]. Capogrosso, L., Cunico, F., Cheng, D. S., Fummi, F., & Cristani, M. (2024). *A machine learning-oriented survey on Tiny Machine Learning*, IEEE Access, 12, 29998–30028. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3365349>
- [11]. Chamara, N., Bai, G., & Ge, Y. (2023), *AiCrop Cam: Deploying classification, segmentation, detection, and counting deep-learning models for crop monitoring on the edge*. Computers and Electronics in Agriculture, 215, 108420. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108420>
- [12]. Chempavathy, B., Ramani, D. R., Prabhu, A. V., & Deepthansh, M. (2025), *Bringing precision to the margins: Lightweight machine learning models for resource-constrained agriculture*, In 2025 IEEE International Conference on Computational Technologies and Data Communication (ICCTDC) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icctdc64446.2025.11158763>
- [13]. Choudhari, A., Bhoyar, D., & Badole, W. (2024), *Design of an IoT based monitoring system utilizing deep reinforcement learning and ensemble learning for precision agriculture*, In 2024 IEEE International Conference on Smart Computing and Smart Systems (ICSCSS) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icscss60660.2024.10625266>
- [14]. Crupi, L., Butera, L., Ferrante, A., & Palossi, D. (2024). *A deep learning-based pest insect monitoring system for ultra-low power pocket-sized drones*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2407.00815>
- [15]. Dhanaraj, R. K., Maragatharajan, M., Sureshkumar, A., & Balakannan, S. P. (2025), *On-device AI for climate-resilient farming with intelligent crop yield prediction using lightweight models on smart agricultural devices*, Scientific Reports, 15, 16014. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-16014-4>
- [16]. Dockendorf, C. (2024). *Lite-Agro: Integrating federated learning and TinyML on IoAT-edge for plant disease classification [Doctoral dissertation/Master's thesis, University of North Texas]*, University of North Texas Theses and Dissertations. <https://doi.org/10.12794/metadc2332582>
- [17]. Dong, M., Yu, H., Sun, Z., Zhang, L., Sui, Y., & Zhao, R. (2024), *Research on agricultural environmental monitoring Internet of Things based on edge computing and deep learning*, Journal of Intelligent Systems. <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0114>



[18]. Gookyi, D. A. N., Wulnye, F. A., Arthur, E., Ahiadormey, R. K., Agyemang, J. O., Agyekum, K. O. O., & Gyaang, R. (2024), *TinyML for smart agriculture: Comparative analysis of TinyML platforms and practical deployment for maize leaf disease identification*, *Smart Agricultural Technology*, 8, 100490. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100490>

[19]. Gupta, V., Singh, R., Mishra, D., Sexena, P., & Kapoor, N. (2025), *Smart agriculture: Leveraging IoT and machine learning for sustainable farming*, Preprints.org. <https://doi.org/10.71143/r5sbb313>

[20]. Hayajneh, A. M., Aldalameh, S. A., Alasali, F., Al-Obiedollah, H., Zaidi, S. A., & McLernon, D. (2023), *Tiny machine learning on the edge: A framework for transfer learning empowered unmanned aerial vehicle assisted smart farming*, *IET Smart Cities*. <https://doi.org/10.1049/smc2.12072>

[21]. Ibegbu, C., & Korsah, G. A. (2024). *TinyML for the detection of plant diseases in resource-constrained areas within West Africa*, In 2024 IEEE International Conference on Advanced Science and Technology (ICAST) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icast61769.2024.10856464>

[22]. Jirapanthong, W., Sukwinya, K., & Poolsawas, B. (2024), *Towards a decision support system for farm precision*, In 2024 9th International Conference on Information Technology (INCIT) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/incit63192.2024.10810569>

[23]. Jothibasu, M., Miruthula, P., & Harini, K. S. (2025), *Empowering smart farming: Extensive plant surveillance and accurate pest identification*, In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 1593, pp. 95–107). Springer. <https://doi.org/10.1201/9781779643599-8>

[24]. Joy, H. K., Jayarani, E. A., & Sridevi, R. (2025), *TinyML empowering intelligent edge devices*, In *Advances in Computational Intelligence and Robotics* (pp. 71–102). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-0746-6.ch003>

[25]. Kango, S. (2023), *Developing a TinyML-oriented deep learning model for an intelligent greenhouse microclimate control from multivariate sensed data*, In *Lecture Notes in Electrical Engineering* (Vol. 961, pp. 283–296). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-19-7663-6_27

[26]. Karras, A., Karras, C. N., Giannaros, A., Giotoopoulos, K. C., Tsohis, D., Oikonomou, K., & Sioutas, S. (2023), *TinyML-based event detection: An edge-cloud*



approach for smart agriculture over LoRa WSNs, In 2023 IEEE SEEDA-CECNSM Conference (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/seeda-cecnsm61561.2023.10470881>

[27]. Khan, A., Malebary, S. J., Dang, L. M., Binzagr, F., Song, H., & Moon, H. (2024), *AI-enabled crop management framework for pest detection using visual sensor data*, *Plants*, 13(5), 653. <https://doi.org/10.3390/plants13050653>

[28]. Kim, H., & Sim, H. S. (2025). *Proactive peach pest control: Image analysis and real-time environmental method*, *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 15(4), 1299–1308. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.15.4.21218>

[29]. Lazaru, M. C., Malgwi, Y. M., & Jasini, M. G. (2025), *An autonomous framework for crop monitoring and management using machine learning techniques*, *BIMA: Jurnal Teknologi dan Inovasi*, 9(2), 1302. <https://doi.org/10.64290/bima.v9i2b.1302>

[30]. Li, Y., Liang, K., & Zhang, Y. (2024), *Plant pest and disease lightweight identification model by fusing tensor features and knowledge distillation*, *Frontiers in Plant Science*, 15, 1443815. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1443815>

[31]. Munawar, M., Singh, T. M., Fatima, S., Mohana, R. M., & Nag, A. (2025), *Agriculture 6.0*. In *Advances in Computational Intelligence and Robotics* (pp. 225–256). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-4207-8.ch009>

[32]. Nyakuri, J. P., Nkundineza, C., Gatera, O., Nkurikiyeyezu, K., & Mwitende, G. (2025), *AI-IoT driven system for agricultural pest outbreak risk prediction*, *Research Square*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-6881038/v1>

[33]. Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021), *The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews*, *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

[34]. Pandey, P., Kumar, S., Khanna, P., & Pragya. (2024), *Enhancing agricultural practices through IoT-based smart farming technologies: A case study on banana crop yield optimization*, *Asian Journal of Research in Computer Science*, 17(7), 55–66. <https://doi.org/10.9734/ajrcos/2024/v17i7477>

[35]. Ping, J. M., & Nixon, K. J. (2024), *Simulating battery-powered TinyML systems optimised using reinforcement learning in image-based anomaly detection*, *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2403.05106>



- [36]. Segalla, A., Fiacco, G., Tramarin, L., Nardello, M., & Brunelli, D. (2020), *Neural networks for pest detection in precision agriculture*, In 2020 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Food (pp. 222–226). IEEE. <https://doi.org/10.1109/metroagrifor50201.2020.9277657>
- [37]. Singh, A. K., Barman, S., Aparna, P. M., M, M. H., Babu, S., Satheeshkumar, N., Ramasamy, M., & Thiruvengadam, K. (2025), *Integration of AI and IoT for yield optimization in precision farming*, *Journal of Experimental Agriculture International*, 47(3), 233–241. <https://doi.org/10.9734/jeai/2025/v47i33331>
- [38]. Singh, T. D., & Bharti, R. (2025), *An efficient pest detection and classification in smart agriculture using advanced machine learning methods and IoT for improving crop productivity*, *International Journal of Image and Graphics*. <https://doi.org/10.1142/S0219467827500550>
- [39]. Solano, D., Dalisay, M. C., Nair, V., Kumarapandian, S., & Natarajan, R. (2025). *Solar-powered PredictBot: AI-driven remote sensing and IoT integration for real-time pest and disease detection in agriculture*, In 2025 IEEE International Conference on Renewable Energy and Power Electronics (ROMA) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/roma66616.2025.11155412>
- [40]. Sowmiya, K., & Anitha, V. (2025), *A context-aware IoT and edge computing framework for wireless plant disease diagnosis using compressed Mask R-CNN and ResNet-50*, *Journal of Wireless Mobile Networks, Ubiquitous Computing, and Dependable Applications*, 16(2), 707–720. <https://doi.org/10.58346/jowua.2025.i2.043>
- [41]. Temouden, A., Bamoumen, H., Benamar, N., Chtouki, Y., & Hafid, A. (2023). *A comprehensive survey on TinyML*. IEEE Access, 11. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3294111>
- [42]. Zhou, Z., Li, L., & Liu, C. Z. (2025). *Optimal intelligent embedded edge computing for AIoT in smart agriculture*, In 2025 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA) (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/iciea65512.2025.11149147>