BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC XÂY DỰNG HÀ NỘI**

**BÁO CÁO TỔNG KẾT**

**ĐỀ TÀI NGHIÊN CỨU KHOA HỌC SINH VIÊN**

**NĂM HỌC 2025-2026**

# NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG XỬ LÝ HÌNH ẢNH ĐỂ PHÁT HIỆN CÁC HƯ HỎNG CỦA TẤM PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI PHỤC VỤ CÔNG TÁC ĐÁNH GIÁ CHẤT LƯỢNG

**Mã số:**

**Sinh viên thực hiện:**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| NGUYỄN KHÁNH CHI | 67CS2 | 0131367 |  |
| LÃ MINH KHÁNH | 67CS1 | 4004267 |  |
| PHẠM NGỌC HIỆP | 66CNCS | 0214066 |  |

**Giáo viên hướng dẫn:** PGS.TS LÊ BÁ DANH

ThS. NGUYỄN ĐÌNH QUÝ

|  |
| --- |
|  |

**Hà Nội, 06/2025**

MỤC LỤC

[CHƯƠNG 1. NGHIÊN CỨU TỔNG QUAN 1](#_Toc200856595)

[1.1. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI 1](#_Toc200856596)

[1.2. TỔNG QUAN VỀ TẤM PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI 1](#_Toc200856597)

[1.3. NGHIÊN CỨU VỀ HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI TRÊN THẾ GIỚI 2](#_Toc200856598)

[1.4. NGHIÊN CỨU VỀ HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI TẠI VIỆT NAM 6](#_Toc200856599)

[1.4.1. Căn cứ pháp lý 6](#_Toc200856600)

[1.4.2. Tiềm năng năng lượng mặt trời để triển khai pin năng lượng mặt trời ở Việt Nam 9](#_Toc200856601)

[1.4.3. Các hệ thống điện mặt trời đang được triển khai tại Việt Nam 11](#_Toc200856602)

[1.5. CÁC LOẠI HƯ HỎNG THƯỜNG GẶP TRONG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI. 15](#_Toc200856603)

[1.5.1. Suy thoái quang học 15](#_Toc200856604)

[1.5.2. Mất kết nối dòng điện 16](#_Toc200856605)

[1.5.3. Các hư hỏng do phần cừng 18](#_Toc200856606)

[CHƯƠNG 2. TỔNG QUAN VỀ CÁC CÔNG NGHỆ KHẢO SÁT, KIỂM ĐỊNH ĐỂ XÁC ĐỊNH VÀ PHÂN LOẠI HƯ HỎNG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI ĐÃ ĐƯỢC ỨNG DỤNG TRÊN THẾ GIỚI 20](#_Toc200856607)

[2.1. KIỂM TRA DỰA TRÊN UAV 20](#_Toc200856608)

[2.1.1. Tổng quan về công nghệ UAV trong kiểm tra hệ thống quang điện 20](#_Toc200856609)

[2.1.2. Ưu điểm của UAV trong kiểm tra hệ thống quang điện 20](#_Toc200856610)

[2.1.3. Hạn chế và thách thức 20](#_Toc200856611)

[2.1.4. Các phương pháp phân tích hình ảnh từ UAV 21](#_Toc200856612)

[2.1.5. Công nghệ cảm biến trên UAV 21](#_Toc200856613)

[2.2. KIỂM TRA TRỰC QUAN BẰNG GIÁC QUAN CỦA BẢN THÂN 22](#_Toc200856614)

[2.2.1. Tổng quan về kiểm tra trực quan 22](#_Toc200856615)

[2.2.2. Các khuyết tật phổ biến có thể phát hiện bằng mắt thường 22](#_Toc200856616)

[2.2.3. Tác động của khuyết tật đến hiệu suất​ 22](#_Toc200856617)

[2.2.4. Nghiên cứu thực tế về tác động của môi trường 23](#_Toc200856618)

[2.2.5. Ưu điểm & Hạn chế của kiểm tra trực quan​ 23](#_Toc200856619)

[2.3. PHƯƠNG PHÁP ĐO ĐƯỜNG CONG I-V 23](#_Toc200856620)

[2.3.1. Tổng quan về đo đường cong I-V​ 23](#_Toc200856621)

[2.3.2. Các phương pháp chẩn đoán điện liên quan​ 24](#_Toc200856622)

[2.3.3. Ưu điểm & Hạn chế của đo đường cong I-V​ 24](#_Toc200856623)

[2.4. CÔNG NGHỆ NHIỆT XẠ HỒNG NGOẠI (IR)​ 25](#_Toc200856624)

[2.4.1. Tổng quan về công nghệ IR 25](#_Toc200856625)

[2.4.2. Các phương pháp nhiệt xạ hồng ngoại 25](#_Toc200856626)

[2.4.3. Các khuyết tật có thể phát hiện bằng IR 26](#_Toc200856627)

[2.4.4. Các yếu tố ảnh hưởng đến độ chính xác​ 27](#_Toc200856628)

[2.5. CÔNG NGHỆ HÌNH ẢNH ĐIỆN PHÁT QUANG (EL) 27](#_Toc200856629)

[2.5.1. Tổng quan về hình ảnh điện phát quang (EL) 27](#_Toc200856630)

[2.5.2. Các thiết bị sử dụng trong chụp ảnh EL 28](#_Toc200856631)

[2.5.3. Các khuyết tật có thể phát hiện bằng EL 28](#_Toc200856632)

[2.5.4. Cường độ pixel trong hình ảnh EL và hiệu suất module 29](#_Toc200856633)

[2.5.5. Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ EL 29](#_Toc200856634)

[2.6. CÔNG NGHỆ HÌNH ẢNH PHÁT QUANG (PL)​ 30](#_Toc200856635)

[2.6.1. Tổng quan về hình ảnh phát quang (PL)​ 30](#_Toc200856636)

[2.6.2. Các phương pháp chụp ảnh PL 30](#_Toc200856637)

[2.6.3. Các khuyết tật có thể phát hiện bằng PL 31](#_Toc200856638)

[2.6.4. Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ PL 31](#_Toc200856639)

[2.7. PHƯƠNG PHÁP HUỲNH QUANG TIA CỰC TÍM (UV-F) 31](#_Toc200856640)

[2.7.1. Tổng quan về phương pháp UV-F 31](#_Toc200856641)

[2.7.2. Quy trình kiểm tra bằng UV-F 31](#_Toc200856642)

[2.7.3. Các khuyết tật có thể phát hiện bằng UV-F​ 32](#_Toc200856643)

[2.7.4. Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ UV-F 32](#_Toc200856644)

[2.8. CÔNG NGHỆ QUANG PHỔ HỌC 32](#_Toc200856645)

[2.8.1. Tổng quan về quang phổ học​ 32](#_Toc200856646)

[2.8.2. Các phương pháp quang phổ trong kiểm tra pin mặt trời 33](#_Toc200856647)

[2.8.3. Ứng dụng của quang phổ học trong kiểm tra pin mặt trời​ 33](#_Toc200856648)

[2.8.4. Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ quang phổ 34](#_Toc200856649)

[2.9. CÁC PHÉP ĐO DỰA TRÊN CẢM ỨNG ĐIỆN TỪ (EM) 34](#_Toc200856650)

[2.9.1. Tổng quan về phương pháp cảm ứng điện từ (EM)​ 34](#_Toc200856651)

[2.9.2. Các phương pháp đo dựa trên cảm ứng EM 34](#_Toc200856652)

[2.9.3. Các khuyết tật có thể phát hiện bằng cảm ứng EM 35](#_Toc200856653)

[2.9.4. Ưu điểm & Hạn chế của phương pháp cảm ứng EM 35](#_Toc200856654)

[CHƯƠNG 3. TỔNG QUAN VỀ CÔNG NGHỆ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI), HỌC MÁY (MACHINE LEARNING), HỌC SÂU (DEEP LEARNING), CÁC NGHIÊN CỨU ÁP DỤNG VÀO CÔNG TÁC PHÁT HIỆN VÀ PHÂN LOẠI HƯ HỎNG TRONG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI 36](#_Toc200856655)

[3.1. GIỚI THIỆU 36](#_Toc200856656)

[3.2. TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI) 37](#_Toc200856657)

[3.2.1. Định nghĩa và lịch sử phát triển AI 37](#_Toc200856658)

[3.2.2. Các lĩnh vực chính của AI 37](#_Toc200856659)

[3.3. HỌC MÁY (MACHINE LEARNING) 38](#_Toc200856660)

[3.3.1. Học máy (Machine Learning) 38](#_Toc200856661)

[3.3.2. Ứng dụng học máy cho nhận diện lỗi 39](#_Toc200856662)

[3.4. HỌC SÂU (DEEP LEARNING) 39](#_Toc200856663)

[3.4.1. Tổng quan học sâu 40](#_Toc200856664)

[3.4.2. Các thuật toán học sâu 40](#_Toc200856665)

[3.5. PHÂN TÍCH VÀ SO SÁNH CÁC PHƯƠNG PHÁP HIỆN TẠI 42](#_Toc200856666)

MỤC LỤC HÌNH VẼ

[Hình 2.1: Nhà máy điện mặt trời Dầu Tiếng (nguồn: Internet) 2](#_Toc200856667)

[Hình 2.2: Tỷ lệ năng lượng tái tạo trong tổng mức tăng công suất điện hàng năm (nguồn: IRENA) 3](#_Toc200856668)

[Hình 2.3: Sự tăng trưởng công suất năng lượng tái tạo (nguồn: IRENA) 4](#_Toc200856669)

[Hình 2.4: Tiềm năng phát triển pin năng lượng mặt trời của thế giới (nguồn: Solar GIS) 5](#_Toc200856670)

[Hình 2.5: Tổng chi phí lắp đặt của các dự án điện mặt trời quy mô lớn và mức trung bình toàn cầu, giai đoạn 2010-2023 (nguồn: IRENA). 6](#_Toc200856671)

[Hình 2.6: Biểu đồ bức xạ năng lượng mặt trời (nguồn: Wikipedia) 11](#_Toc200856672)

[Hình 2.7: Nhà máy điện mặt trời Trung Nam (nguồn: Internet) 12](#_Toc200856673)

[Hình 2.8: Nhà máy điện mặt trời Dầu Tiếng (nguồn: Internet) 12](#_Toc200856674)

[Hình 2.9: Nhà máy điện mặt trời Phú Yên (nguồn: Internet) 13](#_Toc200856675)

[Hình 2.10: Nhà máy điện mặt trời Ninh Thuận (nguồn: Internet) 13](#_Toc200856676)

[Hình 2.11: Điện mặt trời áp mái (nguồn: Internet) 14](#_Toc200856677)

[Hình 2.12: Mô hình hệ thống điện năng lượng mặt trời độc lập (nguồn: Internet) 15](#_Toc200856678)

[Hình 2.13: Các hư hỏng suy thoái quang học trên hệ thống năng lượng mặt trời (nguồn: Tạp chí Xây dựng) 16](#_Toc200856679)

[Hình 2.1: UAV - Phương tiện bay không người lái (nguồn: Internet) 20](#_Toc200856680)

[Hình 2.2: Camera nhiệt (nguồn: Internet) 21](#_Toc200856681)

[Hình 2.3: Camera chuyên dụng cho UAV (nguồn: Internet) 21](#_Toc200856682)

[Hình 2.4: Máy đo đường cong I-V (nguồn: Internet) 24](#_Toc200856683)

[Hình 2.5: Thiết lập chụp nhiệt trong nhà và (b) ngoài trời [43]. 25](#_Toc200856684)

[Hình 2.6: Các khuyết tật trong hình ảnh IR: (a) lỗi kết nối tế bào-tế bào; (b) tế bào bị nứt; (c) các vết nứt cô lập các phần của tế bào; (d) mối hàn có điện trở cao; (e) các mối nối bỏ qua cục bộ; (f) mật độ dòng điện cao trong thanh dẫn; (g) vỡ kính; (h) hư hỏng tế bào trong thiết lập bên ngoài [43]. 27](#_Toc200856685)

[Hình 2.7: Các loại và hướng vết nứt khác nhau trong hình ảnh EL: (a) song song với thanh dẫn; (b) +45°; (c) -45°; (d) nhiều hướng; (e) dạng đuôi gai/phân nhánh; (f) vết nứt sâu cô lập các phần của tế bào; (g) đường chéo; (h) vuông góc với thanh dẫn; (i) hỏng ngón tay; (j) khuyết tật vật liệu silicon; (k) hỏng tạo tiếp xúc; (l) hỏng ngón tay dọc theo vết nứt [59]. 29](#_Toc200856686)

[Hình 2.8: Thiết lập chụp ảnh phát quang [61]. 30](#_Toc200856687)

[Hình 2.9: Thiết lập chụp ảnh UV-F cho các tế bào trong điều kiện ngoài trời và trong phòng thí nghiệm [22]. 32](#_Toc200856688)

[Hình 2.10: Thiết lập đo sử dụng máy quang phổ Raman và đầu đo Raman siêu nhỏ [68]. 33](#_Toc200856689)

[Hình 2.11: (a) Thiết lập thử nghiệm của hệ thống chụp ảnh nhiệt EIIT cho các tế bào hệ thống quang điện năng lượng mặt trời [70]; (b) thiết lập chụp ảnh nhiệt và EL dựa trên cảm ứng điện từ [71] 34](#_Toc200856690)

[Hình 3.1: Mối liên hệ giữa Trí tuệ nhân tạo, Học máy và Học sâu [74] 38](#_Toc200856691)

**MỤC LỤC BẢNG BIỂU**

[Bảng 1: Top 10 quốc gia có công suất điện mặt trời lớn nhất năm 2024 (nguồn: IRENA) 5](#_Toc200856692)

[Bảng 2: Tóm tắt đánh giá các phương pháp phát hiện lỗi hệ thống PV (quang điện): 55](#_Toc200856693)

NGHIÊN CỨU TỔNG QUAN

## GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI

Trong bối cảnh phát triển mạnh mẽ của năng lượng tái tạo, đặc biệt là năng lượng mặt trời, việc đảm bảo hiệu suất và tuổi thọ của các tấm pin mặt trời trở thành một yếu tố quan trọng. Các hư hỏng như vi nứt (microcracks), điểm nóng (hotspots), lớp phủ suy giảm, hay lỗi kết nối có thể làm giảm hiệu suất và gây tổn thất kinh tế đáng kể. Việc phát hiện sớm các hư hỏng này giúp tối ưu hóa quá trình vận hành, bảo trì và kéo dài tuổi thọ của hệ thống điện mặt trời.

Hiện nay, các phương pháp kiểm tra tấm pin chủ yếu dựa trên kiểm tra trực quan, đo lường điện áp, hoặc sử dụng camera nhiệt. Tuy nhiên, những phương pháp này còn tồn tại nhiều hạn chế như tốn nhiều thời gian, phụ thuộc vào điều kiện môi trường và khó phát hiện các hư hỏng nhỏ. Trong những năm gần đây, trí tuệ nhân tạo (AI) kết hợp với xử lý hình ảnh đã mở ra một hướng đi mới, giúp tự động hóa quá trình kiểm tra với độ chính xác cao, tiết kiệm thời gian và giảm thiểu sai sót của con người.

Xuất phát từ thực tế đó, nghiên cứu này tập trung vào việc xây dựng một mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh hiện đại để phát hiện các hư hỏng trên tấm pin năng lượng mặt trời. Dữ liệu hình ảnh sẽ được thu thập từ thực tế hoặc từ các nguồn dữ liệu có sẵn, sau đó được xử lý và huấn luyện bằng các mô hình học sâu (Deep Learning). Mô hình đề xuất sẽ giúp cải thiện hiệu quả giám sát và bảo trì hệ thống điện mặt trời, góp phần nâng cao chất lượng và độ tin cậy của nguồn năng lượng tái tạo này.

Nghiên cứu này không chỉ có ý nghĩa về mặt khoa học mà còn mang lại giá trị thực tiễn cao trong ngành năng lượng tái tạo, đặc biệt là trong việc giám sát và bảo trì hệ thống điện mặt trời. Kết quả nghiên cứu có thể được ứng dụng trong các nhà máy điện mặt trời, giúp doanh nghiệp và nhà quản lý có phương pháp giám sát hiện đại, giảm thiểu rủi ro và tăng hiệu suất vận hành.

## TỔNG QUAN VỀ TẤM PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI

Tấm pin năng lượng mặt trời là một thiết bị chuyển đổi ánh sáng mặt trời thành điện năng bằng cách sử dụng các tế bào quang điện (PV). Các tế bào PV được làm từ các vật liệu có khả năng tạo ra các electron kích thích khi tiếp xúc với ánh sáng. Các electron này di chuyển qua một mạch điện và tạo ra dòng điện một chiều (DC), có thể được sử dụng để cung cấp năng lượng cho các thiết bị khác nhau hoặc lưu trữ trong pin. Tấm pin năng lượng mặt trời còn được gọi là tấm pin quang điện, tấm pin điện mặt trời hoặc mô-đun PV.

Các tấm pin mặt trời thường được sắp xếp thành các nhóm gọi là dãy hoặc hệ thống. Một hệ thống quang điện bao gồm một hoặc nhiều tấm pin mặt trời, một bộ biến tần giúp chuyển đổi điện một chiều (DC) thành điện xoay chiều (AC), và đôi khi còn có các thành phần khác như bộ điều khiển, đồng hồ đo và bộ theo dõi. Hầu hết các tấm pin này được lắp đặt trong các trang trại điện mặt trời hoặc trên mái nhà để cung cấp điện cho lưới điện.

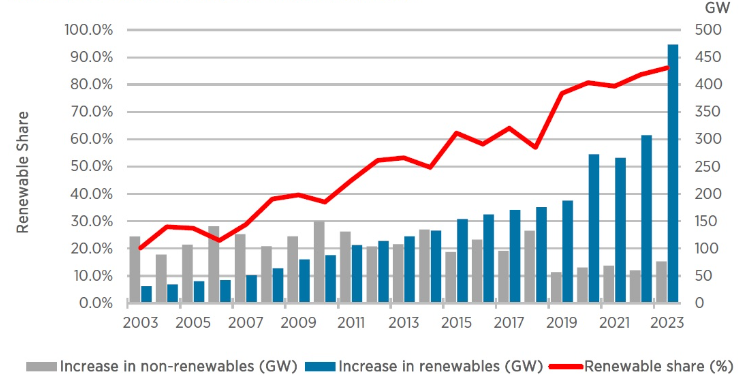
Một số ưu điểm của tấm pin mặt trời là sử dụng nguồn năng lượng tái tạo và sạch, giúp giảm lượng khí thải nhà kính và cắt giảm hóa đơn tiền điện. Tuy nhiên, nhược điểm của chúng là phụ thuộc vào cường độ và thời gian chiếu sáng của mặt trời, cần được vệ sinh thường xuyên và có chi phí đầu tư ban đầu cao. Tấm pin năng lượng mặt trời được sử dụng rộng rãi trong các lĩnh vực dân dụng, thương mại, công nghiệp và cả trong không gian, thường kết hợp với hệ thống lưu trữ pin. [1]



Hình .: Nhà máy điện mặt trời Dầu Tiếng (nguồn: Internet)

## NGHIÊN CỨU VỀ HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI TRÊN THẾ GIỚI

Theo báo cáo “Thống kê công suất tái tạo 2024” do Cơ quan Năng lượng tái tạo quốc tế (IRENA) công bố ngày 27 tháng 3, tổng quy mô lắp đặt năng lượng tái tạo mới trong ngành điện vào năm 2023 đạt 473 GW, lập kỷ lục mới về mức tăng trưởng công suất trong một năm. Trong số này, năng lượng mặt trời và năng lượng gió chiếm đến 97,6%, với điện mặt trời tăng 346 GW và điện gió tăng 116 GW. Trong khi đó, các nguồn năng lượng tái tạo khác như thủy điện chỉ tăng 7,0 GW, sinh khối tăng 4,4 GW và địa nhiệt tăng 0,2 GW [2]



Hình .: Tỷ lệ năng lượng tái tạo trong tổng mức tăng công suất điện hàng năm (nguồn: IRENA)

Theo dữ liệu từ báo cáo của IRENA, tổng công suất năng lượng tái tạo đã tăng mạnh từ năm 2018 đến 2023, trong đó năng lượng mặt trời và năng lượng gió đóng vai trò chủ đạo. Biểu đồ cho thấy tổng công suất lắp đặt không ngừng tăng, với điện mặt trời chiếm tỷ trọng ngày càng lớn. Riêng trong năm 2023, tổng công suất năng lượng tái tạo được bổ sung đạt mức kỷ lục, với điện mặt trời đóng góp hơn 340GW, tiếp theo là điện gió khoảng 116GW, trong khi thủy điện và các nguồn năng lượng tái tạo khác chỉ chiếm một phần nhỏ. Xu hướng này phản ánh sự chuyển dịch của ngành năng lượng toàn cầu khi các quốc gia đầu tư mạnh vào năng lượng tái tạo nhằm giảm sự phụ thuộc vào nhiên liệu hóa thạch và hướng đến mục tiêu phát triển bền vững.

A graph of different colored bars

AI-generated content may be incorrect.

Hình .: Sự tăng trưởng công suất năng lượng tái tạo (nguồn: IRENA)

Nhiều quốc gia đã lắp đặt công suất điện mặt trời vào lưới điện để bổ sung hoặc thay thế năng lượng truyền thống. Hai công nghệ chính được sử dụng gồm: hệ thống quang điện (PV) với các tấm pin mặt trời lắp đặt trên mái nhà hoặc trang trại để chuyển đổi ánh sáng thành điện năng, và hệ thống điện mặt trời tập trung (CSP) dùng nhiệt mặt trời tạo hơi nước để chạy tua-bin. Đến tháng 4/2022, tổng công suất điện mặt trời toàn cầu đạt 1 TW, trong đó Trung Quốc dẫn đầu với 390 GW, chiếm gần 40%. Hơn 40 quốc gia có công suất PV trên 1 GW, gồm Canada, Nam Phi, Chile, Vương quốc Anh, Hàn Quốc, Áo, Argentina và Philippines. Năm 2022, các nước triển khai điện mặt trời mạnh nhất gồm Trung Quốc, Hoa Kỳ, Ấn Độ, Nhật Bản, Brazil, Hà Lan, Pháp, Mexico và Đức. Tại Úc, điện mặt trời chiếm hơn 15% tổng năng lượng điện, trong khi Honduras, Ý, Tây Ban Nha, Đức và Hy Lạp sản xuất từ 9% đến 14% nhu cầu điện từ năng lượng mặt trời. Dù CSP được khởi động lại từ 2007, nhiều dự án chuyển sang PV do chi phí thấp hơn, với các trạm CSP chủ yếu ở Tây Ban Nha và Hoa Kỳ. [3]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **STT** | **Quốc gia** | **Công suất lắp đặt (MW)** |
| 1 | China | 887,360 |
| 2 | USA | 175,990 |
| 3 | India | 97,042 |
| 4 | Japan | 91,610 |
| 5 | Germany | 89,943 |
| 6 | Brazil | 53,113 |
| 7 | Australia | 38,469 |
| 8 | Spain | 36,285 |
| 9 | Italy | 36,008 |
| 10 | Korea Rep | 26,445 |

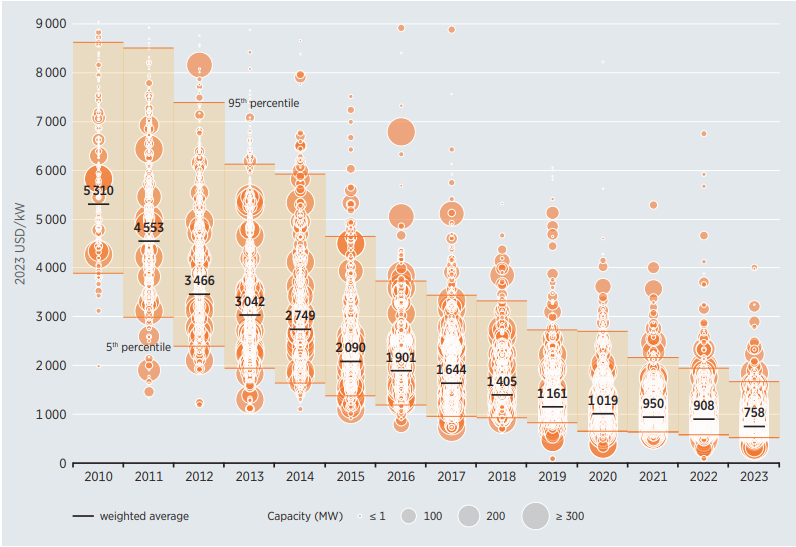
Bảng : Top 10 quốc gia có công suất điện mặt trời lớn nhất năm 2024 (nguồn: IRENA)

A map of the world

AI-generated content may be incorrect.

Hình .: Tiềm năng phát triển pin năng lượng mặt trời của thế giới (nguồn: Solar GIS)

Một trong những yếu tố quan trọng giúp thúc đẩy sự phát triển này là chi phí lắp đặt pin mặt trời đã giảm mạnh trong hơn một thập kỷ qua. Cụ thể, giá thành trung bình đã giảm từ 5.310 USD/kW vào năm 2010 xuống chỉ còn 758 USD/kW vào năm 2023. Sự sụt giảm đáng kể này đã góp phần mở rộng quy mô sử dụng năng lượng mặt trời, giúp nhiều quốc gia tiếp cận và triển khai công nghệ này trên diện rộng [4]



Hình .: Tổng chi phí lắp đặt của các dự án điện mặt trời quy mô lớn và mức trung bình toàn cầu, giai đoạn 2010-2023 (nguồn: IRENA).

## NGHIÊN CỨU VỀ HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI TẠI VIỆT NAM

Căn cứ pháp lý

* Ngày 21/7/2011, Thủ tướng Chính phủ đã ký quyết định số 1208/QĐ-TTg về việc phê duyệt Quy hoạch phát triển điện lực quốc gia giai đoạn 2011 - 2020 có xét đến năm 2030 (hay còn gọi là Quy hoạch điện VII). Quy hoạch xác định mục tiêu ưu tiên phát triển nguồn năng lượng tái tạo (điện gió, điện mặt trời, điện sinh khối,...) cho sản xuất điện. Phát triển nhanh, từng bước tăng tỷ trọng của điện năng từ sản xuất từ nguồn năng lượng này từ mức 3,5% năm 2010, lên 4,5% tổng điện năng sản xuất vào năm 2020 và đạt 6% vào năm 2030.
* Ngày 25/11/2015, Thủ tướng Chính phủ ban hành Quyết định số 2068/QĐ – TTg phê duyệt Chiến lược phát triển năng lượng tái tạo của Việt Nam đến năm 2030, tầm nhìn đến năm 2050. Về định hướng phát triển nguồn điện gió, đưa tỷ lệ điện năng sản xuất từ nguồn điện gió trong tổng sản lượng điện sản xuất lên khoảng 5% vào năm 2050. Nội dung Quyết định đưa ra chính sách giá điện và bảo đảm đầu tư cùng các ưu đãi về tín dụng đầu tư, thuế nhập khẩu, thuế thu nhập doanh nghiệp, hạ tầng đất đai. . . nhằm thúc đẩy phát triển thị trường năng lượng tái tạo.
* Ngày 18/3/2016, Thủ tướng Chính phủ đã ký Quyết định số 428/QĐ-TTg về việc phê duyệt Đề án điều chỉnh Quy hoạch phát triển điện lực quốc gia giai đoạn 2011 - 2020, có xét đến năm 2030 (hay còn gọi là Quy hoạch điện VII điều chỉnh).Quy hoạch xác định mục tiêu ưu tiên phát triển các nguồn năng lượng tái tạo như điện gió, điện mặt trời, điện sinh khối,. . . nhằm đảm bảo an ninh năng lượng và phát triển bền vững. Từng bước gia tăng tỷ trọng điện năng sản xuất từ các nguồn năng lượng tái tạo, phấn đấu đạt khoảng 7% tổng sản lượng điện vào năm 2020 và khoảng 10% vào năm 2030.Bên cạnh đó, Quy hoạch điện VII điều chỉnh cũng định hướng phát triển hệ thống lưới điện thông minh, nâng cao hiệu quả sử dụng năng lượng và giảm phát thải khí nhà kính, góp phần thực hiện cam kết của Việt Nam trong bảo vệ môi trường và ứng phó với biến đổi khí hậu.
* Ngày 11/4/2017, Thủ tướng Chính phủ đã ký Quyết định số 11/2017/QĐ-TTg về cơ chế khuyến khích phát triển các dự án điện mặt trời tại Việt Nam. Quyết định này đặt ra các chính sách ưu đãi và cơ chế hỗ trợ nhằm thúc đẩy sự phát triển của năng lượng mặt trời trong hệ thống điện quốc gia. Cụ thể, quyết định quy định giá mua điện ưu đãi (Feed-in Tariff) cho các dự án điện mặt trời nối lưới, tạo điều kiện thuận lợi cho các nhà đầu tư. Đồng thời, cơ chế này cũng khuyến khích phát triển hệ thống điện mặt trời trên mái nhà thông qua cơ chế bù trừ điện năng (Net Metering). Quyết định 11/2017/QĐ-TTg có hiệu lực từ ngày 1/6/2017 và áp dụng đến ngày 30/6/2019, đánh dấu bước tiến quan trọng trong việc thúc đẩy nguồn năng lượng sạch, giảm sự phụ thuộc vào nhiên liệu hóa thạch, hướng tới phát triển bền vững và bảo vệ môi trường.
* Ngày 8/1/2019, Thủ tướng Chính phủ đã ký Quyết định số 02/2019/QĐ-TTg về cơ chế khuyến khích phát triển các dự án điện mặt trời tại Việt Nam.Quyết định xác định mục tiêu thúc đẩy phát triển điện mặt trời trên phạm vi cả nước, khuyến khích đầu tư vào các dự án điện mặt trời nối lưới và điện mặt trời mái nhà. Cơ chế hỗ trợ bao gồm giá mua điện ưu đãi (Feed-in Tariff) áp dụng cho các loại hình điện mặt trời khác nhau, tạo điều kiện thuận lợi để thu hút các nhà đầu tư trong và ngoài nước.Việc thực hiện quyết định này hướng tới mục tiêu nâng cao tỷ trọng điện mặt trời trong tổng công suất nguồn điện quốc gia, giảm sự phụ thuộc vào nhiên liệu hóa thạch và góp phần phát triển bền vững, bảo vệ môi trường.
* Ngày 5/7/2019, Bộ trưởng Bộ Công Thương đã ký Quyết định số 2023/QĐ- BCT về việc phê duyệt Chương trình Thúc đẩy phát triển điện mặt trời mái nhà tại Việt Nam giai đoạn 2019-2025. Chương trình xác định mục tiêu khuyến khích phát triển hệ thống điện mặt trời mái nhà trên phạm vi cả nước, tận dụng tối đa tiềm năng năng lượng mặt trời, giảm áp lực lên hệ thống điện quốc gia và góp phần bảo vệ môi trường. Chương trình đặt mục tiêu đạt tổng công suất lắp đặt điện mặt trời mái nhà khoảng 100.000 hệ thống với công suất khoảng
* 1.000 MWp vào năm 2025, thúc đẩy cơ chế bù trừ điện năng và tạo điều kiện thuận lợi cho các hộ gia đình, doanh nghiệp tham gia phát triển năng lượng sạch. Việc triển khai chương trình này góp phần thực hiện cam kết của Việt Nam trong việc phát triển bền vững, giảm phát thải khí nhà kính và thúc đẩy nền kinh tế xanh.
* Ngày 11/2/2020, Bộ Chính trị ban hành Nghị quyết số 55-NQ/TW về định hướng Chiến lược phát triển năng lượng quốc gia của Việt Nam đến năm 2030, tầm nhìn đến năm 2045, với nội dung: “Khuyến khích phát triển điện mặt trời áp mái và trên mặt nước. ”.
* Ngày 6/4/2020, Thủ tướng Chính phủ đã ký Quyết định số 13/2020/QĐ-TTg về cơ chế khuyến khích phát triển điện mặt trời tại Việt Nam. Quyết định xác định mục tiêu thúc đẩy phát triển các dự án điện mặt trời, bao gồm điện mặt trời mái nhà, điện mặt trời nối lưới và các mô hình điện mặt trời khác nhằm tận dụng tối đa tiềm năng năng lượng tái tạo. Cơ chế khuyến khích được áp dụng thông qua biểu giá mua điện ưu đãi (Feed-in Tariff) đối với từng loại hình dự án, tạo động lực thu hút đầu tư vào lĩnh vực năng lượng sạch. Quyết định này thay thế Quyết định số 11/2017/QĐ-TTg, có hiệu lực từ ngày 22/5/2020 và áp dụng đến ngày 31/12/2020, góp phần đẩy mạnh phát triển điện mặt trời, giảm sự phụ thuộc vào nguồn năng lượng hóa thạch, bảo vệ môi trường và hướng tới phát triển bền vững.
* Ngày 15/5/2023, Thủ tướng Chính phủ ban hành Quyết định số 500/QĐ-TTg phê duyệt quy hoạch phát triển điện lực quốc gia thời kỳ 2021 – 2030, tầm nhìn đến năm 2050 (hay còn gọi là Quy hoạch điện VIII). Trong đó đề ra các phương án phát triển: Đẩy nhanh phát triển nguồn điện từ năng lượng tái tạo, đặc biệt là điện mặt trời, tiếp tục gia tăng tỷ trọng của năng lượng tái tạo trong cơ cấu nguồn điện và điện năng sản xuất. Đẩy mạnh phát triển điện mặt trời phù hợp với khả năng hấp thụ của hệ thống, khả năng giải tỏa công suất của lưới điện, giá thành điện năng và chi phí truyền tải hợp lý, gắn với bảo đảm an toàn vận hành và tính kinh tế chung của hệ thống điện. Tận dụng tối đa cơ sở hạ tầng lưới điện hiện có để phát triển điện mặt trời một cách hiệu quả. Ưu tiên, khuyến khích phát triển điện mặt trời tự sản tự tiêu; định hướng phát triển điện mặt trời phải kết hợp với pin lưu trữ khi giá thành phù hợp. Đến năm 2030, công suất điện mặt trời đạt 50.000 MW (tổng tiềm năng kỹ thuật của Việt Nam khoảng 963.000 MW). Phát huy tối đa tiềm năng kỹ thuật của điện mặt trời để sản xuất điện và năng lượng mới. Đến năm 2030, công suất điện mặt trời phục vụ nhu cầu điện trong nước đạt khoảng 50.000 MW; quy mô có thể tăng thêm trong trường hợp công nghệ phát triển nhanh, giá điện và chi phí truyền tải hợp lý. Định hướng đến năm 2050 đạt 168.594 – 189.294 MW.
* Ngày 22/10/2024, Chính phủ đã ban hành Nghị định số 135/2024/NĐ-CP quy định cơ chế, chính sách khuyến khích phát triển điện mặt trời mái nhà tự sản xuất, tự tiêu thụ. Nghị định xác định mục tiêu thúc đẩy việc lắp đặt và sử dụng điện mặt trời mái nhà trong hộ gia đình, doanh nghiệp và cơ sở sản xuất nhằm tận dụng tối đa nguồn năng lượng tái tạo, giảm áp lực lên lưới điện quốc gia và góp phần bảo vệ môi trường. Cơ chế khuyến khích bao gồm chính sách hỗ trợ đầu tư, đơn giản hóa thủ tục đấu nối, và tạo điều kiện thuận lợi cho các chủ đầu tư triển khai hệ thống điện mặt trời mái nhà. Việc thực hiện nghị định này hướng tới mục tiêu đến năm 2030, đạt tỷ lệ 50% hộ gia đình và doanh nghiệp có hệ thống điện mặt trời mái nhà tự sản xuất, tự tiêu thụ, góp phần vào mục tiêu phát triển bền vững, giảm phát thải khí nhà kính và đảm bảo an ninh năng lượng quốc gia.

### Tiềm năng năng lượng mặt trời để triển khai pin năng lượng mặt trời ở Việt Nam

Việt Nam là một trong những quốc gia có tiềm năng phát triển điện mặt trời lớn tại khu vực Đông Nam Á nhờ vào điều kiện khí hậu thuận lợi và cường độ bức xạ mặt trời cao. Bản đồ bức xạ mặt trời của Việt Nam do Ngân hàng Thế giới (WB) phát triển dựa trên dữ liệu từ các trạm khí tượng và ảnh vệ tinh cho thấy sự phân bố nguồn năng lượng mặt trời trên toàn quốc. Việc khai thác hợp lý nguồn năng lượng này có thể góp phần quan trọng trong việc đảm bảo an ninh năng lượng và phát triển bền vững.

Theo bản đồ bức xạ mặt trời giai đoạn 2007-2018, cường độ bức xạ mặt trời dao động từ 2,6 - 4,6 kWh/kWp/ngày, tương ứng với tổng bức xạ hằng năm từ 949 - 1680 kWh/kWp/năm. Các khu vực có cường độ bức xạ cao nhất tập trung ở miền Trung, Tây Nguyên và Nam Bộ, đặc biệt là các tỉnh Ninh Thuận, Bình Thuận, Đắk Lắk, Gia Lai, Tây Ninh, Bình Phước và TP.HCM. Trong khi đó, khu vực miền Bắc và Bắc Trung Bộ có cường độ bức xạ thấp hơn nhưng vẫn đủ điều kiện phát triển điện mặt trời, đặc biệt là mô hình điện mặt trời áp mái.

Khu vực Nam Trung Bộ và Tây Nguyên có tiềm năng lớn nhất nhờ số giờ nắng cao, trung bình trên 2.500 giờ/năm. Các tỉnh như Ninh Thuận, Bình Thuận, Đắk Lắk, Gia Lai có cường độ bức xạ cao trên 4,2 kWh/m²/ngày, rất phù hợp để phát triển các dự án điện mặt trời quy mô lớn. Trên thực tế, khu vực này đã thu hút nhiều dự án trang trại điện mặt trời, đặc biệt là tại Ninh Thuận và Bình Thuận, nơi được xem là trung tâm năng lượng tái tạo của cả nước.

Khu vực Nam Bộ cũng có tiềm năng cao để phát triển điện mặt trời. Các tỉnh như Tây Ninh, Bình Phước, TP.HCM, Long An có cường độ bức xạ từ 3,4 - 4,2 kWh/m²/ngày, phù hợp để triển khai cả mô hình điện mặt trời áp mái và điện mặt trời trên mặt đất. Với nhu cầu điện năng lớn và tốc độ đô thị hóa cao, Nam Bộ đang là khu vực có tốc độ phát triển điện mặt trời nhanh chóng.

Khu vực miền Bắc và Bắc Trung Bộ có cường độ bức xạ thấp hơn, dao động từ 2,6 - 3,4 kWh/m²/ngày, nhưng vẫn có thể phát triển điện mặt trời áp mái để tận dụng nguồn năng lượng tái tạo. Các tỉnh như Hà Nội, Hải Phòng, Nam Định, Vinh có thể triển khai các dự án điện mặt trời kết hợp với mô hình lưu trữ năng lượng nhằm tối ưu hiệu suất phát điện.

Tóm lại, Việt Nam có tiềm năng lớn để phát triển năng lượng mặt trời với cường độ bức xạ cao ở nhiều khu vực, đặc biệt là Nam Trung Bộ, Tây Nguyên và Nam Bộ. Việc tận dụng hiệu quả nguồn năng lượng này sẽ góp phần giảm sự phụ thuộc vào nhiên liệu hóa thạch, đảm bảo an ninh năng lượng và hướng tới phát triển bền vững.

[5]

A map of vietnam with different colored areas

AI-generated content may be incorrect.

Hình .: Biểu đồ bức xạ năng lượng mặt trời (nguồn: Wikipedia)

### Các hệ thống điện mặt trời đang được triển khai tại Việt Nam

Việt Nam đang đẩy mạnh phát triển năng lượng mặt trời với nhiều hệ thống điện mặt trời khác nhau nhằm đáp ứng nhu cầu điện năng ngày càng tăng và giảm sự phụ thuộc vào nhiên liệu hóa thạch. Hiện nay, các hệ thống điện mặt trời chủ yếu được triển khai theo ba mô hình chính: điện mặt trời quy mô lớn, điện mặt trời áp mái và điện mặt trời độc lập.

1. Điện mặt trời quy mô lớn

Điện mặt trời quy mô lớn hay còn gọi là điện mặt trời trang trại (solar farm) đang đóng vai trò quan trọng trong việc cung cấp điện cho lưới điện quốc gia. Solar Farm được xây dựng và vận hành bởi các công ty hoặc nhà đầu tư ở các khu vực, vùng đất chưa sử dụng. Chúng được cơ giới hóa để thu năng lượng mặt trời tối ưu nhất, dẫn đến sản lượng điện cao hơn. Ngoài ra, do các trang trại năng lượng mặt trời không bị giới hạn về quy mô theo kích thước của một mái nhà, nhiều tấm pin mặt trời có thể được gắn vào thành một farm lớn để thu năng lượng nhiều nhất. Các dự án lớn chủ yếu tập trung tại khu vực Nam Trung Bộ và Tây Nguyên do có cường độ bức xạ mặt trời cao [6]. Một số dự án tiêu biểu bao gồm:

* **Nhà máy điện mặt trời Trung Nam** - Đây là một trong những dự án điện mặt trời lớn nhất Việt Nam với công suất 450MWp tại Tây Ninh, kết hợp với hệ thống trạm biến áp 500kV giúp tăng cường khả năng truyền tải điện[7]



Hình .: Nhà máy điện mặt trời Trung Nam (nguồn: Internet)

* **Nhà máy điện mặt trời Dầu Tiếng -** Đây là dự án [điện mặt trời](https://cheapea.vn/dien-mat-troi/) nổi lớn nhất thế giới với công suất 420 MWp được xây dựng tại Hồ Dầu Tiếng, Tây Ninh. Dự án do Công ty TNHH Xuân Cầu và Công ty TNHH B.Grimm Power Public hợp tác đầu tư với tổng chi phí khoảng 9.100 tỷ đồng. Dự án đã chính thức khánh thành vào ngày 7/9/2019 và có thể cung cấp khoảng 688 triệu kWh/năm cho hệ thống điện quốc gia[8]

Solar panels on a field

AI-generated content may be incorrect.

Hình .: Nhà máy điện mặt trời Dầu Tiếng (nguồn: Internet)

* **Nhà máy điện mặt trời Phú Yên** - Đây là dự án [điện mặt trời](https://cheapea.vn/dien-mat-troi/) áp đất có công suất 257 MWp được xây dựng tại xã Hòa Hiệp Bắc, Huyện Đông Hòa, Phú Yên3. Dự án do Công ty TNHH MTV BIM Energy (thành viên của Tập đoàn BIM Group) và Công ty TNHH AC Energy (thành viên của Tập đoàn Ayala – Philippines) hợp tác đầu tư với tổng chi phí khoảng 7.000 tỷ đồng. Dự án đã chính thức khánh thành vào ngày 19/4/2019 và có thể cung cấp khoảng 401 triệu kWh/năm cho hệ thống điện quốc gia. [8]



Hình .: Nhà máy điện mặt trời Phú Yên (nguồn: Internet)

* **Nhà máy điện mặt trời Ninh Thuận** - Đây là dự án [điện mặt trời](https://cheapea.vn/dien-mat-troi/) gồm hai nhà máy có công suất lần lượt là 168 MWp và 50 MWp được xây dựng tại xã Phước Minh và xã Phước Nam, Huyện Thuận Nam, Ninh Thuận. Dự án do Công ty CP Thương Mại – Xây Lắp – Sản Xuất – Vật Tư (Trungnam Group) làm chủ đầu tư với tổng chi phí khoảng 5.000 tỷ đồng. Dự án đã chính thức khánh thành vào ngày[8]



Hình .: Nhà máy điện mặt trời Ninh Thuận (nguồn: Internet)

Dù mang lại lợi ích lớn, điện mặt trời quy mô lớn cũng gặp phải một số thách thức như **quá tải lưới điện** ở một số khu vực và sự **phụ thuộc vào điều kiện thời tiết**, đòi hỏi các giải pháp lưu trữ năng lượng và nâng cấp hạ tầng truyền tải.

1. Điện mặt trời áp mái

Năng lượng mặt trời trên mái nhà được khai thác và tạo ra bằng các tấm quang điện được lắp đặt trên nóc của từng ngôi nhà, đây có thể là một ngôi nhà hoặc cơ sở kinh doanh, nhà xưởng. Trong hầu hết các trường hợp, những ngôi nhà lắp đặt hệ thống áp mái thường không sử dụng tất cả năng lượng được tạo ra bởi các tấm pin. Trong những trường hợp đó, lượng điện dư thừa được tạo ra sẽ được chuyển vào lưới điện, cho phép các chủ nhà thu được khoảng tiền bán lượng điện dư này[6]

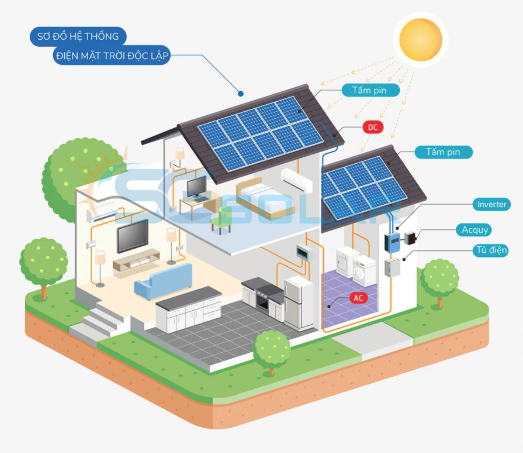


Hình .: Điện mặt trời áp mái (nguồn: Internet)

1. Điện mặt trời độc lập

Hệ thống điện năng lượng mặt trời độc lập (Off grid solar system) là hệ thống điện mặt năng lượng mặt trời không hòa cùng lưới điện quốc gia EVN, hệ thống sẽ cung cấp điện cho tất cả các thiết bị sử dụng điện bên trong nhà, trang trại, xà lang, tàu bè....hoặc các nơi không có lưới điện của EVN

Hệ thống điện mặt trời độc lập không có tính năng bù lưới như các hệ thống hòa lưới, do đó khi sử dụng hệ thống điện mặt trời độc lập cần tính toán công suất sử dụng chính xác để thiết kế được hệ thống có công suất đảm bảo cung cấp đủ điện cho các thiết bị trong nhà sử dụng, nếu không hệ thống sẽ không hoạt động được [9].



Hình .: Mô hình hệ thống điện năng lượng mặt trời độc lập (nguồn: Internet)

## CÁC LOẠI HƯ HỎNG THƯỜNG GẶP TRONG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI.

Trong quá trình vận hành, hệ thống pin năng lượng mặt trời có thể gặp phải nhiều loại hư hỏng khác nhau, ảnh hưởng đến hiệu suất và tuổi thọ của tấm pin. Các hư hỏng này có thể đến từ tác động môi trường, lỗi kỹ thuật hoặc do quá trình lão hóa tự nhiên. Dưới đây là những loại hư hỏng phổ biến, được chia thành các nhóm chính để dễ dàng nhận diện và khắc phục.

### Suy thoái quang học

Suy thoái quang học là vấn đề thường xuất hiện trong các hệ thống pin năng lượng mặt trời. Hiện tượng này xảy ra do sự tiếp xúc với ánh nắng mặt trời trong thời gian dài khiến nhiệt độ và độ ẩm trên bề mặt các tấm pin quang điện tăng cao, dẫn đến bề mặt các tấm pin hư hại theo thời gian.

Hư hỏng này thường có thể được phát hiện bằng các kiểm tra trực quan trước khi xảy ra bất kỳ tổn thất đáng kể nào về sản lượng điện của hệ thống hoặc xảy ra các vấn đề về rủi ro an toàn.

Các vấn đề về suy thoái quang học có thể nhận thấy như việc bong ra của các chất bao bọc khỏi kính hoặc các tấm nền, sự xuất hiện các bong bóng do hình thành khí trong quá trình đóng gói, sự đổi màu của chất đóng gói và vỡ bề mặt thủy tinh ở giai đoạn đầu trước khi một tấm pin bị hư hại.

Các vấn đề về suy thoái quang học có thể bị đẩy nhanh bởi các yếu tố bên trong, như chất lượng bao bọc thấp và độ cán kém trong quá trình chế tạo, khiến một tấm pin dễ bị ảnh hưởng bởi các yếu tố bên ngoài như biến đổi nhiệt độ, độ ẩm, bức xạ UV và ứng suất cơ học.

Loại hư hỏng này ảnh hưởng đến đặc tính quang học của tấm pin năng lượng mặt trời, dẫn đến sự phản xạ hoặc hấp thụ quang học không còn được như mong muốn, khiến mất mát dòng điện được tạo ra, do đó ảnh hưởng đến công suất đầu ra.

Sự hình thành của bụi bẩn trên bề mặt tấm pin cũng làm giảm sự truyền bức xạ và có thể dẫn đến hỏng lớp phủ chống phản xạ, gây giảm công suất.



Hình .: Các hư hỏng suy thoái quang học trên hệ thống năng lượng mặt trời (nguồn: Tạp chí Xây dựng)

### Mất kết nối dòng điện

Mất kết nối dòng điện xảy ra khi một tế bào quang điện không thể tạo ra dòng điện ổn định trong chuỗi tấm pin mặt trời. Ngoài nguyên nhân do bóng râm che phủ, hư hỏng này thường không thể phát hiện bằng kiểm tra trực quan. Khi mất kết nối đã trở nên rõ ràng, tổn thất điện năng và sự phá hủy do nhiệt của tấm pin đã ở mức nghiêm trọng, gây rủi ro cho toàn bộ hệ thống quang năng. Các kỹ thuật hình ảnh hồng ngoại và phát quang điện có thể được sử dụng để phát hiện sớm tình trạng này.

Một số yếu tố bên trong có thể gây mất kết nối dòng điện bao gồm các vết nứt trong tế bào quang điện, đứt gãy ở phần sườn nối các tấm pin, mối hàn kém chất lượng và chập điện. Trong khi đó, các yếu tố bên ngoài như bóng râm từ vật thể xung quanh hoặc bụi bẩn bám trên bề mặt tấm pin cũng có thể làm suy giảm dòng điện.

Độ ẩm là một nguyên nhân quan trọng gây ăn mòn các liên kết kim loại trong tấm pin, dẫn đến suy giảm khả năng dẫn điện và gây ra rò rỉ dòng điện. Khi các kết nối kim loại bị ăn mòn, hiệu suất của tấm pin giảm sút đáng kể, ảnh hưởng đến độ bám dính giữa khung kim loại và tế bào quang điện. Những liên kết bị hỏng có thể bao gồm tấm pin hoặc dây dẫn bị ngắt kết nối, sườn liên kết hoặc thanh cái bị hư hại, thường do mối hàn kém chất lượng hoặc ứng suất cơ học trong quá trình vận chuyển và lắp đặt. Ngoài ra, hiện tượng điểm nóng, luân chuyển nhiệt trong tấm pin và tải trọng cơ học từ gió bão cũng có thể làm suy giảm kết nối điện, dẫn đến tình trạng đoản mạch (short circuit - SC) hoặc hở mạch (open circuit - OC) trong hệ thống.

Các vết nứt trên tấm pin năng lượng mặt trời cũng là một nguyên nhân gây tổn thất điện năng. Mặc dù không phải lúc nào vết nứt cũng ngay lập tức dẫn đến mất điện, nhưng theo thời gian, chúng có thể phát triển và mở rộng, làm cô lập các tế bào quang điện bị ảnh hưởng. Điều này dẫn đến suy giảm nghiêm trọng hiệu suất của hệ thống, đặc biệt khi tấm pin phải chịu các ứng suất cơ nhiệt liên tục trong điều kiện vận hành thực tế.

Bóng râm cũng là một trong những nguyên nhân chính gây mất kết nối dòng điện, có thể chia thành hai loại: bóng râm tĩnh và bóng râm mềm. Bóng râm tĩnh xuất hiện do các vật thể cố định như tòa nhà, cột điện hoặc cây cối che phủ một phần tấm pin, làm giảm sản lượng điện và ảnh hưởng đến cả dòng điện lẫn điện áp. Trong khi đó, bóng râm mềm xảy ra khi ánh sáng mặt trời bị khuếch tán bởi mây, bụi hoặc ô nhiễm không khí, làm giảm hiệu suất của tấm pin nhưng không gây ảnh hưởng nghiêm trọng đến toàn bộ hệ thống.

Đáng chú ý, bóng râm cứng có tác động lớn hơn nhiều đến hiệu suất hoạt động của hệ thống quang năng. Khi một phần tấm pin bị che phủ hoàn toàn, nó sẽ trở thành một lực cản đối với dòng điện tạo ra từ các tế bào không bị che. Điều này có thể gây ra hiện tượng quá nhiệt (hotspot), làm suy giảm nghiêm trọng hiệu suất tấm pin và thậm chí dẫn đến hư hỏng vĩnh viễn. Kích thước và vị trí của vùng bóng râm cứng quyết định mức độ mất điện và nguy cơ xuất hiện điểm nóng.

Việc phát hiện bóng râm có thể thực hiện bằng kiểm tra trực quan hoặc sử dụng các thiết bị đo nhiệt độ bức xạ như công nghệ chụp ảnh hồng ngoại. Nhờ đó, các biện pháp phòng tránh và điều chỉnh hướng lắp đặt tấm pin có thể được thực hiện để tối ưu hóa hiệu suất hệ thống và giảm thiểu tổn thất điện năng.

### Các hư hỏng do phần cừng

Hư hỏng do phần cứng bao gồm các lỗi không thể phân loại chính xác vào nhóm suy thoái quang học hay mất kết nối dòng điện mà chủ yếu liên quan đến thiết bị điện và linh kiện trong hệ thống năng lượng mặt trời. Một số hư hỏng phần cứng phổ biến có thể kể đến như lỗi điốt rẽ nhánh, lỗi dây dẫn, lỗi kết nối, hoặc suy giảm hiệu suất do chênh lệch điện thế (Potential Induced Degradation - PID).

Một trong những lỗi nghiêm trọng là điốt rẽ nhánh hở mạch hoặc ngắn mạch, ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng hoạt động của hệ thống. Điốt rẽ nhánh là thành phần quan trọng giúp bảo vệ tấm pin khỏi hiện tượng điểm nóng và giảm tổn thất năng lượng do bóng râm. Khi một điốt rẽ nhánh bị ngắn mạch, nó sẽ hoạt động như một dây dẫn, loại bỏ các tấm pin mặt trời khỏi mạch điện, làm giảm hiệu suất hệ thống và gây ra hiện tượng nóng lên cục bộ trong chuỗi pin liên quan. Trường hợp điốt rẽ nhánh bị hở mạch, tấm pin không còn được bảo vệ khi dòng điện không khớp, có thể dẫn đến điểm nóng và thậm chí làm hỏng mô-đun pin vĩnh viễn.

Một số lỗi khác cũng có thể xảy ra trong quá trình lắp đặt và vận hành hệ thống. Những lỗi này bao gồm hệ thống dây điện kém chất lượng, thiếu nối đất hoặc chống sét, biến tần không đạt hiệu suất tối ưu hoặc hệ thống thông gió không đủ, gây ra hiện tượng quá nhiệt cho các thành phần điện. Công nghệ chụp ảnh nhiệt hồng ngoại được sử dụng để phát hiện các lỗi này thông qua sự chênh lệch nhiệt độ giữa các tế bào quang điện hoặc hệ thống dây dẫn, giúp xác định chính xác vị trí xảy ra sự cố.

Một vấn đề khác thuộc nhóm hư hỏng phần cứng là suy giảm hiệu suất do điện thế (Potential Induced Degradation - PID). PID xảy ra khi có sự chênh lệch điện thế giữa tấm pin mặt trời và khung kim loại, dẫn đến dòng điện rò rỉ làm giảm hiệu suất của các tế bào quang điện. Các tấm pin bị ảnh hưởng bởi PID thường có nhiệt độ cao hơn bình thường và có thể được phát hiện thông qua ảnh hồng ngoại hoặc hình ảnh phát quang điện (EL). Những tấm pin bị PID thường xuất hiện các vùng tối trên ảnh EL, cho thấy hiệu suất của tế bào quang điện đã bị suy giảm đáng kể.

Bên cạnh đó, các lỗi trong quá trình vận hành như mạch hở hoặc mạch ngắn trong chuỗi pin quang điện cũng là nguyên nhân làm giảm hiệu suất hệ thống. Khi một mô-đun hoạt động ở chế độ mạch hở hoặc mạch ngắn, nguyên nhân có thể đến từ lỗi cài đặt, kết nối sai hoặc hư hỏng vật lý của tấm pin. Điều này có thể dẫn đến mất điện nghiêm trọng hoặc làm nóng quá mức các bộ phận trong hệ thống, gây ra rủi ro cháy nổ.

Nhìn chung, hư hỏng do phần cứng là một trong những nguyên nhân chính làm suy giảm hiệu suất và tuổi thọ của hệ thống pin mặt trời. Việc kiểm tra định kỳ bằng công nghệ chụp ảnh hồng ngoại, kiểm tra điện áp và các phương pháp phát quang điện có thể giúp phát hiện sớm các lỗi này, giảm nguy cơ sự cố và tối ưu hóa hoạt động của hệ thống [10].

# TỔNG QUAN VỀ CÁC CÔNG NGHỆ KHẢO SÁT, KIỂM ĐỊNH ĐỂ XÁC ĐỊNH VÀ PHÂN LOẠI HƯ HỎNG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI ĐÃ ĐƯỢC ỨNG DỤNG TRÊN THẾ GIỚI

KIỂM TRA DỰA TRÊN UAV



Hình .: UAV - Phương tiện bay không người lái (nguồn: Internet)

### Tổng quan về công nghệ UAV trong kiểm tra hệ thống quang điện

Kiểm tra dựa trên thiết bị bay không người lái (UAV), chẳng hạn như drone, đã trở thành một giải pháp tiêu chuẩn trong những năm gần đây để kiểm tra các nhà máy quang điện (PV) quy mô lớn. Các UAV chuyên dụng được trang bị camera để phát hiện lỗi [11]. Phương pháp này đã được thử nghiệm trong các thí nghiệm sơ bộ và kết quả đầy hứa hẹn đã khuyến khích các nhà nghiên cứu khám phá việc sử dụng chúng cho các hệ thống PV lớn.

### Ưu điểm của UAV trong kiểm tra hệ thống quang điện

* Phù hợp để kiểm tra các cánh đồng quang điện lớn vì toàn bộ nhà máy có thể được khảo sát trong vài chuyến bay (tùy thuộc vào kích thước nhà máy và thời lượng pin của UAV).
* Giảm đáng kể chi phí và thời gian cần thiết cho việc phân tích so với các kỹ thuật kiểm tra truyền thống [11].

### Hạn chế và thách thức

* UAV chỉ có thể phát hiện các khuyết tật bên ngoài có thể nhìn thấy được; các khuyết tật bên trong như diode không hoạt động không được xem xét.
* Độ chính xác hiện tại của cảm biến GPS trên UAV là ở mức vài mét, trong khi độ chính xác yêu cầu để định vị địa lý các tấm pin PV phải trong vòng vài centimet. Do đó, các thuật toán thị giác máy tính hiện tại không thể sử dụng tọa độ địa lý từ GPS để nhận dạng từng tấm pin mà phải có cơ chế theo dõi từng đơn vị và phát hiện bất thường trong hình ảnh [12].
* Để kiểm tra thời gian thực, UAV cần hoạt động ở độ cao nhất định và vào thời điểm cụ thể trong ngày để ghi lại chi tiết rõ ràng mà không bị phản chiếu ánh nắng mặt trời và tạo điều kiện xử lý. [13]

### Các phương pháp phân tích hình ảnh từ UAV

* Phân tích hình ảnh thời gian thực của các module PV trong quá trình bay của UAV. [13]
* Phân tích hình ảnh ngoại tuyến, kiểm tra video được ghi lại trong quá trình kiểm tra [12] [14] [15] [16] [17] [18]. Giải pháp đầu tiên nhanh hơn và cho phép người vận hành xác minh theo thời gian thực xem các module PV đã được kiểm tra chính xác chưa, nhưng đòi hỏi thiết kế phần mềm cẩn thận để tăng tốc thuật toán xử lý hình ảnh.

### Công nghệ cảm biến trên UAV

Ảnh có chứa văn bản, màn hình, Thiết bị hiển thị, đa phương tiện

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Camera nhiệt (nguồn: Internet)

Ảnh có chứa đồ điện tử, Thiết bị điện, Camera & ống kính, loa phóng thanh

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Camera chuyên dụng cho UAV (nguồn: Internet)

* **Camera nhiệt**: Được sử dụng cho phân tích nhiệt độ.
* **Camera RGB ánh sáng khả kiến**: Lưu trữ hình ảnh màu liên quan đến các bất thường tiềm ẩn được xác định bởi thuật toán xử lý hình ảnh.
* **Camera phát quang (photoluminescence cameras):** Ý tưởng là hình ảnh của các module PV bị lỗi, kèm theo tọa độ địa lý đo bằng cảm biến GPS, có thể đóng vai trò là một công cụ mạnh mẽ và hiệu quả cho việc kiểm tra PV tự động [12].

## KIỂM TRA TRỰC QUAN BẰNG GIÁC QUAN CỦA BẢN THÂN

### Tổng quan về kiểm tra trực quan

​ Kiểm tra trực quan là phương pháp nhanh nhất và hiệu quả nhất để xác định các khuyết tật và lỗi trong một module PV. Tuy nhiên, phương pháp này không phù hợp với các module tiếp xúc với điều kiện thời tiết và phải được thực hiện trước và sau khi module PV tiếp xúc với các ứng suất cơ học, điện hoặc môi trường [19]. Các tiêu chuẩn của Ủy ban Kỹ thuật Điện Quốc tế (IEC) 61646 [20] và 61215 [21] yêu cầu độ chiếu sáng hơn 1000 lux để kiểm tra trực quan, trong đó các khuyết tật có thể nhìn thấy bằng mắt thường được xem xét [13].

### Các khuyết tật phổ biến có thể phát hiện bằng mắt thường

* **Mặt trước module:** Tách lớp, ố vàng và phồng rộp.
* **Tế bào (cell):** Vết nứt, bộ phận bị vỡ và đổi màu lớp phủ phản quang.
* **Kim loại hóa:** Cháy và oxy hóa.
* **Khung module:** Cong vênh, gãy, trầy xước và căn chỉnh kém.
* **Mặt sau module:** Tách lớp, ố vàng, trầy xước, cháy và phồng rộp.
* **Hộp nối:** Ăn mòn, oxy hóa và lỏng lẻo các đầu nối.
* **Đầu nối hoặc dây điện:** Mỏng manh, ngắt kết nối và lộ các bộ phận điện [22] [23].

### Tác động của khuyết tật đến hiệu suất​

Các khuyết tật có thể nhìn thấy như ố vàng của lớp đóng gói (encapsulant) đã được xác định là nguyên nhân chính gây mất công suất [24] [25]. Tổn thất công suất có thể được đo bằng cách so sánh các phép đo I-V hiện tại với các giá trị do nhà sản xuất cung cấp. Các module có khuyết tật có thể nhìn thấy có thể được so sánh với một module tham chiếu (không có khuyết tật) có cùng đặc điểm để đánh giá tác động của khuyết tật lên hiệu suất của module [24].

### Nghiên cứu thực tế về tác động của môi trường

Bouaichi và cộng sự [24] phát hiện sự đổi màu là nguyên nhân chính gây mất công suất cho các module tiếp xúc với khí hậu Ma-rốc trong hai năm.

Kahoul và cộng sự [25] cũng phát hiện ố vàng lớp đóng gói là nguồn chính gây mất công suất cho các module tiếp xúc với điều kiện khí hậu khắc nghiệt (nhiệt độ mùa hè cao, bức xạ cao vượt quá 1000 W/m² và bão cát) trong khoảng 11 năm.

Bouraiou và cộng sự [26] phát hiện ố vàng lớp đóng gói và che bóng một phần là nguồn chính gây mất công suất cho các module tiếp xúc với môi trường Sahara ở Algeria trong khoảng 12 năm.

Bouraiou và cộng sự [27] phát hiện sự đổi màu lớp đóng gói ở 608 (100%) các đơn vị được nghiên cứu tiếp xúc với điều kiện ngoài trời ở Algeria. Các khuyết tật khác quan sát được bao gồm vết nứt dạng đường sên (snail trail), tách lớp, ăn mòn, vết nứt tế bào có thể nhìn thấy, vỡ kính, nhiễm bẩn, v.v.

### Ưu điểm & Hạn chế của kiểm tra trực quan​

​**Ưu điểm:** Nhanh chóng, hiệu quả để xác định một số loại khuyết tật nhất định, không yêu cầu thiết bị phức tạp.

**Hạn chế:** Không phù hợp với module đã tiếp xúc với thời tiết khắc nghiệt, chỉ phát hiện khuyết tật bề mặt, tính chủ quan cao, không khả thi cho các hệ thống quy mô lớn ngoài trời. [13]

## PHƯƠNG PHÁP ĐO ĐƯỜNG CONG I-V

### Tổng quan về đo đường cong I-V​

Đo đường cong dòng điện-điện áp (I-V) là một trong những phương pháp chính để mô tả đặc tính của các tế bào năng lượng mặt trời [28]. Theo [29], đo I-V được coi là phương pháp kiểm tra toàn diện nhất. Trong các trường hợp này, các phép đo trước tiên được chuyển đổi sang điều kiện thử nghiệm tiêu chuẩn (STC) và sau đó được so sánh với các giá trị do nhà sản xuất cung cấp. Các nguồn sáng nhân tạo được kiểm soát trong nhà và hệ thống kiểm soát nhiệt độ được sử dụng, cho phép duy trì các điều kiện tiêu chuẩn. Nghiên cứu những thay đổi (độ lệch) trong đường cong I-V trước và sau khi có lỗi có thể dẫn đến việc xác định và điều tra sự suy giảm của module.



Hình .: Máy đo đường cong I-V (nguồn: Internet)

### Các phương pháp chẩn đoán điện liên quan​

Ngoài đo I-V, còn có các phương pháp chẩn đoán khác liên quan đến đo lường điện, được phân loại là thử nghiệm điện từ [30]. Các thử nghiệm này được sử dụng để xác định sự suy giảm bên trong và các đặc tính liên quan bằng cách phân tích những thay đổi trong thuộc tính từ hoặc điện. Chúng bao gồm:

Thử nghiệm thông số DC: Mô hình hóa để xác định thông số DC của tế bào mặt trời [31].

Thử nghiệm thông số AC: Xác định thông số AC của tế bào mặt trời[32].

Phương pháp dòng điện cảm ứng bằng chùm sáng (LBIC): Lập bản đồ dòng chảy ánh sáng trong tế bào.

Phương pháp dòng điện cảm ứng bằng chùm electron (EBIC): Xác định vùng tái tổ hợp, không đồng nhất và bất thường trong đặc tính điện của tế bào [33]. Kết hợp EBIC với kính hiển vi âm học quét có thể giúp xác định các lỗi về điện và hình thái [34].

Thiết bị giao thoa lượng tử siêu dẫn (SQUID): Đo những thay đổi trong từ thông [35].

Các phép đo khác: Điện trở, dòng điện, điện áp và cảm ứng từ cũng có thể được thực hiện để phân tích tế bào mặt trời, đo dòng kích thích và xác định các vết nứt vi mô [36] [37] [38].

Phân tích dòng điện vi sai: Điều tra ảnh hưởng của sự đổi màu không đồng đều lên tế bào quang điện [19].

### Ưu điểm & Hạn chế của đo đường cong I-V​

**Ưu điểm:** Phương pháp toàn diện, cho phép so sánh với điều kiện tiêu chuẩn, dễ thực hiện, chi phí thấp, có thể dùng cho tính toán định lượng.

**Hạn chế:** Khó phân tích các lỗi nhỏ nếu mức độ thay đổi đặc tính I-V nhỏ [39]. Vị trí lỗi không thể được xác định chính xác thông qua đặc tính I-V [40]. Yêu cầu thiết bị tiếp xúc.

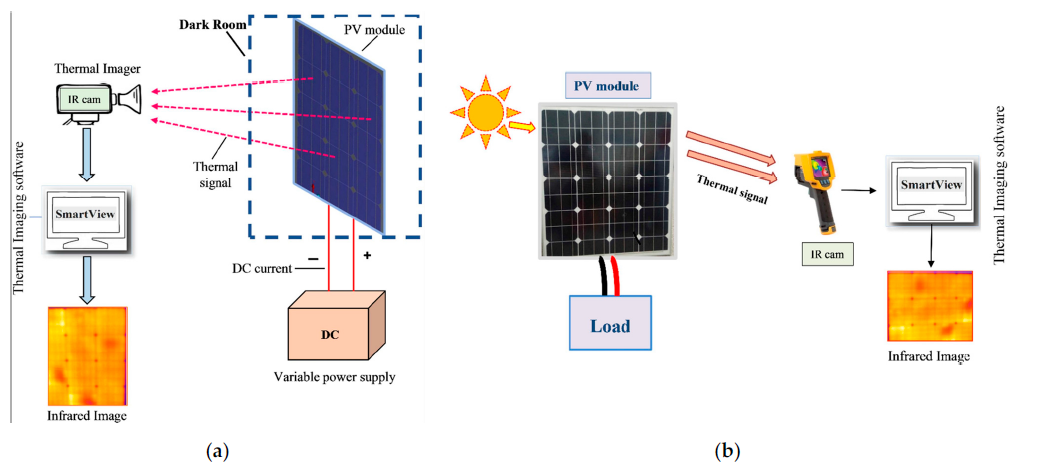
## CÔNG NGHỆ NHIỆT XẠ HỒNG NGOẠI (IR)​

### Tổng quan về công nghệ IR

 Nhiệt xạ hồng ngoại (IR) là một kỹ thuật đo nhiệt độ bề mặt của các module PV. Bằng cách sử dụng hình ảnh IR, người ta có thể xác định vị trí các khuyết tật và đánh giá tác động của chúng lên hiệu suất năng lượng. Các nghiên cứu đã chỉ ra mối tương quan giữa công suất đầu ra của tế bào và sự thay đổi nhiệt độ trong hình ảnh IR; cụ thể, tốc độ suy giảm công suất tỷ lệ thuận với sự chênh lệch nhiệt độ được chỉ ra bởi hình ảnh nhiệt [41]. Hình ảnh IR liên quan đến việc thu giữ các tia hồng ngoại phát ra từ module PV bằng camera nhiệt. Các camera này phát hiện tia trong phổ điện từ, giữa dải nhìn thấy và vi sóng, thường từ 750 nm đến 1 mm bước sóng. Camera nhiệt thường hoạt động trong dải 7 đến 14 µm (vùng hồng ngoại giữa) [42]. Tín hiệu nhiệt thu được tuân theo định luật Stefan-Boltzmann:

(1)

trong đó ε là độ phát xạ, σ là hằng số Stefan-Boltzmann, A là diện tích và T là nhiệt độ.[13]



Hình .: Thiết lập chụp nhiệt trong nhà và (b) ngoài trời [43].

### Các phương pháp nhiệt xạ hồng ngoại

**Nhiệt xạ trạng thái ổn định (Steady-state thermography):** Phổ biến nhất, cho phép phân tích trong quá trình hoạt động của module. Nó liên quan đến việc chụp bản đồ nhiệt của module PV, với các vùng nhiệt độ bất thường cho thấy khuyết tật tiềm ẩn. Có thể thực hiện ngoài trời (ánh sáng mặt trời) hoặc trong nhà (tối). Đo ngoài trời được thực hiện khi nhiệt độ môi trường thấp và tốc độ gió bình thường [44]. Đo trong nhà yêu cầu ngắt kết nối module và áp dụng dòng điện tương đương dòng ngắn mạch của module [42].

**Nhiệt xạ khóa pha (Lock-in thermography):** Kích thích mẫu ở tần số được kiểm soát, kích thích tế bào theo chu kỳ để giảm nhiễu và tăng tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu (SNR), từ đó phát hiện các nguồn nhiệt yếu hơn. Kỹ thuật này ít tác động nhiệt lên tế bào và có thể thực hiện trong điều kiện tối hoặc sáng [45] [46] [47].

**Nhiệt xạ cảm ứng (Induction thermography):** Còn gọi là phương pháp dòng xung, tạo dòng điện trong vật liệu bằng sóng điện từ, tạo ra nhiệt có thể phát hiện bằng camera nhiệt. Kỹ thuật này có thể phát hiện khuyết tật thông qua sự thay đổi trong khuếch tán nhiệt [48] [49] [50].

**Nhiệt xạ xung (Pulse thermography):** Sử dụng nguồn nhiệt bên ngoài (ví dụ: đèn flash) để tạo dòng nhiệt động qua module. Nhiệt độ bề mặt tăng đều và camera nhiệt độ phân giải cao chụp ảnh để phát hiện khuyết tật như bọt khí và kết nối điện [13].

### Các khuyết tật có thể phát hiện bằng IR

Lỗi kết nối giữa các tế bào (cell-to-cell connection failure).

Tế bào bị nứt (cracked cell).

Vết nứt cô lập các phần của tế bào (cracks isolating parts of the cell).

Mối hàn điện trở cao (high-resistance solder bonds).

Điểm nối rẽ nhánh cục bộ (local bypass junctions).

Mật độ dòng điện cao trong thanh dẫn (high current density in busbars).

Vỡ kính (glass breakage).

Hư hỏng tế bào trong thiết lập bên ngoài (cell damage in external setup) [43].

Ảnh có chứa Nhiều màu sắc, ảnh chụp màn hình, tác phẩm nghệ thuật

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Các khuyết tật trong hình ảnh IR: (a) lỗi kết nối tế bào-tế bào; (b) tế bào bị nứt; (c) các vết nứt cô lập các phần của tế bào; (d) mối hàn có điện trở cao; (e) các mối nối bỏ qua cục bộ; (f) mật độ dòng điện cao trong thanh dẫn; (g) vỡ kính; (h) hư hỏng tế bào trong thiết lập bên ngoài [43].

### Các yếu tố ảnh hưởng đến độ chính xác​

Các yếu tố như cài đặt độ phát xạ, bức xạ mặt trời, hiệu ứng che bóng, đầu nối và tác động của cấu trúc hỗ trợ lên mô hình nhiệt độ là rất quan trọng trong quá trình chụp ảnh IR [51]. Khoảng cách từ camera nhiệt đến module cũng rất cần thiết vì sự hấp thụ của khí và hơi nước trong không khí có thể ảnh hưởng đến kết quả. Phản xạ từ kính cũng có thể gây ra lỗi đo lên đến 15°C tùy thuộc vào độ che phủ của mây. Điều chỉnh góc camera có thể giúp giảm vấn đề phản xạ. Bức xạ mặt trời tối thiểu 500 W/m² được khuyến nghị để chụp ảnh [51]. Các module ở vùng khí hậu nóng có xu hướng hư hỏng nhiều hơn khi có điểm nóng so với các vùng không có điểm nóng. Tế bào bị nứt có điểm nóng suy giảm nhiều hơn so với tế bào không có điểm nóng, cho thấy tác động đáng kể đến nhiệt độ tế bào và tổn thất công suất [52].

## CÔNG NGHỆ HÌNH ẢNH ĐIỆN PHÁT QUANG (EL)

### Tổng quan về hình ảnh điện phát quang (EL)

Hình ảnh điện phát quang (EL) liên quan đến việc áp dụng một dòng điện tương đương với dòng ngắn mạch (ISC) của module theo chiều thuận, khiến các tế bào phát ra bức xạ EL do sự tái tổ hợp electron-lỗ [53] [54]. Quá trình này được thực hiện trong môi trường tối, nơi các khuyết tật xuất hiện dưới dạng các vùng hoặc đốm tối và các vết nứt hiển thị dưới dạng các đường tối trong hình ảnh EL [55].

### Các thiết bị sử dụng trong chụp ảnh EL

Bức xạ EL thường được phát hiện bởi camera CCD (charge-coupled device) do chi phí tương đối thấp. Bức xạ phát ra nằm trong dải cận hồng ngoại và có thể được thu giữ hiệu quả bằng cảm biến InGaAs (indium gallium arsenide), mặc dù chúng đắt hơn. Camera RGB kỹ thuật số đã được sửa đổi cũng có thể được sử dụng bằng cách loại bỏ bộ lọc IR để phát hiện bức xạ cận hồng ngoại [56].

### Các khuyết tật có thể phát hiện bằng EL

Các khuyết tật thường được phát hiện bao gồm vết nứt, khuyết tật vật liệu, đứt ngón tay (finger interruptions), v.v. Các nghiên cứu đã sử dụng hình ảnh EL để điều tra sự suy giảm tiềm ẩn gây ra trong các module PV [57]. Hình ảnh EL đôi khi có thể có các đốm hoặc vùng tối ngẫu nhiên, gây khó khăn cho việc nhận dạng khuyết tật [58]. Các pixel lân cận có thể được kết hợp để cải thiện tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu và hình ảnh có thể được xử lý để loại bỏ nhiễu và các pixel sai. Hình ảnh độ phân giải cao có thể yêu cầu chụp ảnh từng tế bào riêng lẻ và ghép chúng lại với nhau để tạo thành hình ảnh module hoàn chỉnh. Hình 2.7 minh họa các loại vết nứt và khuyết tật khác trong hình ảnh EL [59].

Ảnh có chứa ảnh chụp màn hình, đen và trắng, đơn sắc

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Các loại và hướng vết nứt khác nhau trong hình ảnh EL: (a) song song với thanh dẫn; (b) +45°; (c) -45°; (d) nhiều hướng; (e) dạng đuôi gai/phân nhánh; (f) vết nứt sâu cô lập các phần của tế bào; (g) đường chéo; (h) vuông góc với thanh dẫn; (i) hỏng ngón tay; (j) khuyết tật vật liệu silicon; (k) hỏng tạo tiếp xúc; (l) hỏng ngón tay dọc theo vết nứt [59].

### Cường độ pixel trong hình ảnh EL và hiệu suất module

Cường độ pixel trung bình của hình ảnh EL của một tế bào liên quan trực tiếp đến công suất đầu ra tối đa của module trên mỗi đơn vị diện tích tế bào [57]. Mối quan hệ này giúp xác định mức độ suy giảm của module. Cường độ phát xạ EL tương quan với mức điện áp áp dụng và tổn thất điện trở nối tiếp xuất hiện dưới dạng các vùng cường độ thấp trong hình ảnh EL. Các vùng bị lỗi có thể được xác định bằng cách so sánh hình ảnh EL dưới các phân cực khác nhau [60].

### Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ EL

**Ưu điểm:** Nhanh chóng, hiệu quả và chính xác để phát hiện khuyết tật trong nhà, không phá hủy, có thể thực hiện bằng camera kỹ thuật số đã sửa đổi.

**Hạn chế:** Các đốm/đường/vùng tối ngẫu nhiên trong nền do khuyết tật tinh thể học, yêu cầu nhiều kinh nghiệm và chuyên môn hơn, yêu cầu nguồn điện bên ngoài, chủ yếu dùng trong nhà, vấn đề gia nhiệt cảm ứng làm mờ các vùng bên trong [13].

## CÔNG NGHỆ HÌNH ẢNH PHÁT QUANG (PL)​

### Tổng quan về hình ảnh phát quang (PL)​

Hình ảnh phát quang (PL) là một phương pháp hiệu quả khác để phát hiện khuyết tật trong các module PV. Trong phương pháp này, một mẫu được kích thích bởi bức xạ ánh sáng từ nguồn laser, khiến nó phát ra bức xạ PL, được phát hiện bởi cảm biến CCD được làm mát [61]. Bức xạ phát ra rơi vào dải cận hồng ngoại và kỹ thuật này có thể được sử dụng để điều tra các tấm silicon, thanh, lớp và tế bào. Một thiết lập hình ảnh PL điển hình được hiển thị trong Hình 2.8 [61].

Ảnh có chứa ảnh chụp màn hình, thiết kế

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Thiết lập chụp ảnh phát quang [61].

### Các phương pháp chụp ảnh PL

**PL truyền thống:** Mẫu được kích thích bằng laser, bức xạ PL được phát hiện bằng cảm biến CCD [61].

**PL với lọc quang học và điều biến dòng điện:** Dòng điện của một tế bào riêng lẻ trong một chuỗi nối tiếp được thay đổi giữa điểm hoạt động bình thường và điểm hở mạch bằng cách che bóng có chủ ý bằng đèn LED. Toàn bộ chuỗi hoạt động trong cùng điều kiện, tạo ra hình ảnh PL chất lượng cao. Tế bào được điều biến được gọi là tế bào kiểm soát và phần còn lại là tế bào thử nghiệm. Hình ảnh PL thu được được so sánh với hình ảnh EL để xác định vết nứt, vùng có độ rối loạn cao và tế bào hoạt động kém [62].

**PL phân giải theo phổ và không gian:** Tập trung vào một đường thay vì toàn bộ mẫu. Tín hiệu đường truyền qua một khe nhiễu xạ trước các thấu kính hội tụ và được phân tách theo phổ [62]. Tín hiệu này được phát hiện bởi chip CCD và độ phân giải không gian đạt được bằng cách di chuyển mẫu hoặc camera. Phương pháp này phát hiện vết nứt và nhiễm bẩn bề mặt trong tế bào [63].

### Các khuyết tật có thể phát hiện bằng PL

PL có thể phát hiện vết nứt, vùng có độ rối loạn cao, tế bào hoạt động kém [62], và nhiễm bẩn bề mặt [63].

### Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ PL

**Ưu điểm:** Nhanh chóng, không phá hủy, độ phân giải không gian cao, có thể phát hiện vết nứt.

**Hạn chế:** Yêu cầu nguồn kích thích, các vùng phân nhánh xuất hiện khá mờ [13].

## PHƯƠNG PHÁP HUỲNH QUANG TIA CỰC TÍM (UV-F)

### Tổng quan về phương pháp UV-F

Phương pháp huỳnh quang tia cực tím (UV) ban đầu được sử dụng để điều tra sự đổi màu trong các module PV. Sự đổi màu xảy ra do các yếu tố môi trường và các yếu tố khác. Khi vật liệu đóng gói (EVA) trong module PV tiếp xúc với ánh sáng mặt trời, đặc biệt là tia UV, các phân tử của nó bị phá vỡ và hình thành các chất hấp thụ màu (chromophores) [23]. Chromophores là các nhóm chức năng hoặc nguyên tử trong một hợp chất chịu trách nhiệm về các đặc tính phát quang của nó [13].

### Quy trình kiểm tra bằng UV-F

Trong phát hiện dựa trên UV, một nguồn sáng UV kích thích các chromophores trong lớp đóng gói, khiến chúng phát ra huỳnh quang [64]. Các loại và kiểu huỳnh quang cụ thể được hình thành bởi độ ẩm, nhiệt độ và áp suất bức xạ [65]. Các lỗi cơ học như vỡ kính và nứt tế bào ảnh hưởng đáng kể đến sự dập tắt huỳnh quang. Thí nghiệm được tiến hành trong bóng tối và khuyến nghị phơi module dưới ánh sáng mặt trời trước khi chụp ảnh. Phơi sáng lâu hơn dẫn đến phát xạ phát quang mạnh hơn và thời gian phơi sáng 30 giây được khuyên dùng để có hình ảnh huỳnh quang tốt [66]. Các tia phát ra sau đó được chụp ảnh bằng camera.

Ảnh có chứa ảnh chụp màn hình, văn bản

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Thiết lập chụp ảnh UV-F cho các tế bào trong điều kiện ngoài trời và trong phòng thí nghiệm [22].

### Các khuyết tật có thể phát hiện bằng UV-F​

Ánh sáng huỳnh quang phát ra cung cấp thông tin về các vết nứt tế bào. Ánh sáng huỳnh quang phát ra có bước sóng trong khoảng 400–800 nm. Các lỗi khác có thể phát hiện bằng hình ảnh huỳnh quang UV bao gồm các bộ phận tế bào bị cô lập và các kết nối tế bào bị ngắt [67]. Một thiết lập hình ảnh huỳnh quang UV thử nghiệm được hiển thị trong Hình 2.9 [22].

### Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ UV-F

**Ưu điểm:** Dễ dàng phát hiện vết đường sên (snail trails) và đổi màu, có thể phát hiện vết nứt, ánh sáng huỳnh quang nằm trong dải nhìn thấy nên có thể dùng camera kỹ thuật số, không phá hủy. Có thể kiểm tra ngoài trời khi module đang hoạt động mà không cần ngắt kết nối, ít ràng buộc thực tế hơn EL và nhiệt xạ [67].

**Hạn chế:** Yêu cầu thời gian phơi sáng dài để có hình ảnh huỳnh quang tốt, yêu cầu nguồn sáng để kích thích, hiệu ứng huỳnh quang phát triển trong module sau thời gian dài sử dụng ngoài trời, không thể phát hiện PID, diode rẽ nhánh bị chập hoặc hở không thể phát hiện được [13].

## CÔNG NGHỆ QUANG PHỔ HỌC

### Tổng quan về quang phổ học​

Quang phổ học liên quan đến việc đo lường và nghiên cứu phổ được tạo ra bởi sự tương tác của vật chất với bức xạ. Một thiết bị quang phổ, được gọi là máy quang phổ, đo bức xạ điện từ ở các bước sóng cụ thể [13].

Ảnh có chứa ảnh chụp màn hình, văn bản, thiết kế

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: Thiết lập đo sử dụng máy quang phổ Raman và đầu đo Raman siêu nhỏ [68].

### Các phương pháp quang phổ trong kiểm tra pin mặt trời

**Quang phổ Raman:** Cung cấp thông tin chi tiết về cấu trúc hóa học, tương tác phân tử và độ tinh thể của mẫu. Khi ánh sáng tán xạ khỏi cấu trúc vật liệu, hiệu ứng Raman xảy ra. Hầu hết ánh sáng tới tán xạ đàn hồi (tán xạ Rayleigh) ở bước sóng của nguồn, trong khi một phần nhỏ tán xạ không đàn hồi, dẫn đến sự dịch chuyển bước sóng. Sự dịch chuyển này đặc trưng cho thành phần của vật liệu. Các dải Raman dịch chuyển đến bước sóng cao hơn hoặc thấp hơn tùy thuộc vào thuộc tính của vật liệu. Cường độ hiệu ứng Raman được xác định bởi bước sóng nguồn, nồng độ vật liệu và thuộc tính tán xạ của mẫu [13].

**Quang phổ huỳnh quang:** Có thể nghiên cứu các module tiếp xúc với sự lão hóa [66]. Nguồn sáng UV kích thích module PV, khiến chúng phát ra ánh sáng huỳnh quang, được phát hiện bởi máy quang phổ qua sợi quang [13].

**Quang phổ hồng ngoại biến đổi Fourier (FTIR):** Có thể phân tích sự suy giảm của tấm nền (backsheet) trong module [66]. Tương tác giữa bức xạ hồng ngoại giữa và vật chất kích thích các dao động phân tử và các bước sóng hấp thụ xuất hiện trong phổ hồng ngoại, tiết lộ cấu trúc phân tử [13].

### Ứng dụng của quang phổ học trong kiểm tra pin mặt trời​

* **Phát hiện vết đường sên (snail trails):** Máy quang phổ Raman và đầu Raman siêu cấp đo bản đồ quang phổ Raman để phát hiện vết đường sên trong module PV [68].
* **Nghiên cứu lão hóa module:** Quang phổ huỳnh quang UV [66].
* **Phân tích suy giảm tấm nền:** FTIR [66].
* **Đo ứng suất cơ nhiệt:** Quang phổ Raman đo ứng suất cơ nhiệt trong module PV trong quá trình sản xuất [69]. Ứng suất trong tế bào trước và sau khi hàn và trong quá trình cán màng có thể được đo.

### Ưu điểm & Hạn chế của công nghệ quang phổ

**Ưu điểm:** Độ nhạy cao, có thể phân biệt giữa các loại lỗi khác nhau.

**Hạn chế:** Thiết bị đắt tiền, dữ liệu quang phổ phức tạp, bị ảnh hưởng bởi điều kiện bên ngoài [13].

## CÁC PHÉP ĐO DỰA TRÊN CẢM ỨNG ĐIỆN TỪ (EM)

### Tổng quan về phương pháp cảm ứng điện từ (EM)​

Gần đây, một số phương pháp hiện có, như nhiệt xạ và điện phát quang, đã được sửa đổi thông qua cảm ứng bức xạ điện từ (EM) [13].

Ảnh có chứa văn bản, ảnh chụp màn hình, thiết kế đồ họa, biểu đồ

Nội dung do AI tạo ra có thể không chính xác.

Hình .: (a) Thiết lập thử nghiệm của hệ thống chụp ảnh nhiệt EIIT cho các tế bào hệ thống quang điện năng lượng mặt trời [70]; (b) thiết lập chụp ảnh nhiệt và EL dựa trên cảm ứng điện từ [71]

### Các phương pháp đo dựa trên cảm ứng EM

**Nhiệt xạ hồng ngoại dựa trên cảm ứng EM**: Một cuộn cảm ứng tạo ra dòng EM trong tế bào, tạo ra nhiệt được phát hiện bởi camera nhiệt. Quá trình này bao gồm ba bước: gia nhiệt dựa trên EM, dẫn nhiệt và phát xạ IR. Thiết lập bao gồm một tế bào mặt trời bị lỗi, bộ gia nhiệt cảm ứng, máy phát tín hiệu, camera nhiệt, cuộn cảm ứng, nguồn điện và máy tính. Cuộn dây được đặt cách tế bào 5 cm, tạo ra tín hiệu AC tần số cao. Phương pháp này, áp dụng ở dạng xung và khóa pha, có thể phát hiện vết nứt, khuyết tật tách lớp, mỏi và khuyết tật vi mô [70]. Hình 2.11a minh họa hệ thống nhiệt xạ hồng ngoại cảm ứng điện từ chủ động (EIIT) [70].

**Nhiệt điện đồ (Electrothermography):** Một phương pháp nhiệt xạ trong nhà được sửa đổi dựa trên cảm ứng EM, cũng tăng cường khả năng phát hiện khuyết tật [13].

**Hình ảnh EL dựa trên cảm ứng EM:** Tương tự, hình ảnh EL được sửa đổi dựa trên cảm ứng EM cải thiện khả năng phát hiện khuyết tật. Cảm ứng EM tăng cường đáng kể khả năng phát hiện khuyết tật trong cả nhiệt xạ và EL [13].

### Các khuyết tật có thể phát hiện bằng cảm ứng EM

Các khuyết tật khác nhau như đường lưới bị đứt, vết trầy xước, vết nứt ẩn, tạp chất bề mặt, v.v., có thể được xác định bằng các kỹ thuật này [70] [71]. Việc hợp nhất hình ảnh EL và IR thu được từ các kỹ thuật nâng cao này cung cấp nhiều thông tin hơn. Hợp nhất hình ảnh kết hợp các vector thưa từ nhiệt điện đồ và hình ảnh EL bằng cách sử dụng chuẩn hóa L1. Yang và cộng sự [71] so sánh kết quả hợp nhất biểu diễn thưa với các biến đổi curvelet, wavelet, wavelet phức cây kép và contourlet, đánh giá hiệu suất dựa trên năm chỉ số. Biểu diễn thưa vượt trội hơn các thuật toán khác. Thiết lập nhiệt xạ và hình ảnh EL dựa trên cảm ứng EM được sử dụng được hiển thị trong Hình 2.11b.

### Ưu điểm & Hạn chế của phương pháp cảm ứng EM

**Ưu điểm:** Khả năng mở rộng cho giám sát hệ thống lớn, quét nhanh.

**Hạn chế:** Diễn giải phức tạp, nhiễu môi trường [13].

# TỔNG QUAN VỀ CÔNG NGHỆ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI), HỌC MÁY (MACHINE LEARNING), HỌC SÂU (DEEP LEARNING), CÁC NGHIÊN CỨU ÁP DỤNG VÀO CÔNG TÁC PHÁT HIỆN VÀ PHÂN LOẠI HƯ HỎNG TRONG HỆ THỐNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI

## GIỚI THIỆU

Trong bối cảnh nhu cầu sử dụng năng lượng tái tạo ngày càng tăng, hệ thống pin năng lượng mặt trời (PV – Photovoltaic) đang trở thành một trong những giải pháp hàng đầu. Tuy nhiên, trong quá trình vận hành, các tấm pin có thể gặp nhiều sự cố như nứt vi mô, bụi bẩn, hư đi-ốt, điểm nóng (hotspot), gây suy giảm hiệu suất và thiệt hại kinh tế đáng kể.

Trước đây, việc phát hiện các lỗi này thường được thực hiện thủ công hoặc bán tự động, tốn nhiều thời gian và nhân lực. Gần đây, sự phát triển mạnh mẽ của các công nghệ Trí tuệ nhân tạo (AI), Học máy (Machine Learning – ML) và đặc biệt là Học sâu (Deep Learning – DL) đã mở ra hướng tiếp cận mới, hiện đại và hiệu quả hơn trong việc tự động hóa quá trình giám sát, phát hiện và phân loại lỗi trong hệ thống PV.

Trí tuệ nhân tạo (AI), Học máy (ML) và Học sâu (DL) là các lĩnh vực công nghệ cao, đang ngày càng thể hiện vai trò quan trọng trong nhiều ngành công nghiệp, trong đó có lĩnh vực năng lượng tái tạo nói chung và năng lượng mặt trời nói riêng. AI cung cấp nền tảng cho các hệ thống thông minh có khả năng tự động hóa, học hỏi từ dữ liệu và ra quyết định mà không cần sự can thiệp trực tiếp của con người. ML là một nhánh của AI, tập trung vào việc xây dựng các mô hình cho phép máy tính học tập từ dữ liệu và dự đoán kết quả. DL là một phần mở rộng của ML, với các mô hình mạng nơ-ron sâu, giúp giải quyết hiệu quả các bài toán phức tạp như nhận diện hình ảnh, phân tích tín hiệu, dự báo hiệu suất, và đặc biệt là phát hiện, phân loại hư hỏng thông qua dữ liệu hình ảnh hoặc tín hiệu từ hệ thống pin mặt trời.

Chương này trình bày tổng quan về các công nghệ AI, ML và DL, đồng thời tổng hợp các nghiên cứu và ứng dụng nổi bật liên quan đến phát hiện hư hỏng trong hệ thống pin năng lượng mặt trời.

## TRÍ TUỆ NHÂN TẠO (AI)

### Định nghĩa và lịch sử phát triển AI

Trí tuệ nhân tạo (AI) là một chuyên ngành trong khoa học máy tính liên quan đến việc tạo ra các hệ thống có thể sao chép trí thông minh và khả năng giải quyết vấn đề của con người. Các hệ thống này tiếp nhận vô số dữ liệu, xử lý và học hỏi từ quá khứ để hợp lý hóa và cải thiện trong tương lai. Lịch sử của AI có thể được nhìn nhận từ hàng ngàn năm trước, với các nhà triết học cổ đại xem xét các câu hỏi về sự sống và cái chết, và các nhà phát minh tạo ra "automatons" – những cỗ máy cơ khí di chuyển độc lập. Tuy nhiên, nền tảng cho AI hiện đại bắt đầu được hình thành vào đầu những năm 1900, với những bước tiến lớn diễn ra từ những năm 1950. Giai đoạn "Khai sinh AI" (1950-1956) chứng kiến sự ra đời của thuật ngữ "trí tuệ nhân tạo" và công trình của Alan Turing về "Máy tính và Trí thông minh", tiền đề cho Thử nghiệm Turing. Tiếp theo là giai đoạn "Trưởng thành của AI" (1957-1979) với sự phát triển nhanh chóng và cả những khó khăn trong nghiên cứu AI, bao gồm việc tạo ra ngôn ngữ lập trình LISP và robot công nghiệp đầu tiên. "Sự bùng nổ AI" (1980-1987) mang lại sự tăng trưởng và quan tâm mạnh mẽ, với các kỹ thuật Học sâu và Hệ thống chuyên gia trở nên phổ biến. Sau đó là "Mùa đông AI" (1987-1993) khi sự quan tâm và tài trợ giảm sút. Giai đoạn "Tác nhân AI" (1993-2011) chứng kiến những bước tiến ấn tượng bất chấp thiếu hụt tài trợ, bao gồm việc AI đánh bại nhà vô địch cờ vua thế giới và sự ra đời của các trợ lý ảo như Siri. Từ năm 2012 đến nay, chúng ta đang ở trong kỷ nguyên "Trí tuệ nhân tạo tổng quát (AGI)", với sự gia tăng của các công cụ AI phổ biến và sự phổ biến của Học sâu cũng như Dữ liệu lớn. [72]

### Các lĩnh vực chính của AI

Trí tuệ nhân tạo (AI) là một lĩnh vực rộng lớn, bao gồm nhiều nhánh và hướng nghiên cứu khác nhau nhằm mục tiêu xây dựng các hệ thống có khả năng mô phỏng, thực hiện các chức năng trí tuệ của con người. Để đạt được điều này, AI phát triển dựa trên sự kết hợp của nhiều lĩnh vực chuyên môn, từ khoa học máy tính, toán học, cho đến các ngành như thần kinh học, tâm lý học và triết học. Trong quá trình phát triển, AI đã hình thành nên một số lĩnh vực chính, mỗi lĩnh vực tập trung giải quyết một nhóm vấn đề cụ thể, góp phần bổ sung và hoàn thiện năng lực của các hệ thống thông minh. Dưới đây là một số lĩnh vực tiêu biểu trong AI:

* Học máy (Machine Learning - ML): Đây là lĩnh vực nghiên cứu các thuật toán máy tính cho phép hệ thống tự động cải thiện thông qua kinh nghiệm và dữ liệu. Các ứng dụng của ML bao gồm nhận dạng hình ảnh và giọng nói, phân tích dự đoán và hệ thống đề xuất. ML có các nhánh phụ như Học có giám sát, Học không giám sát và Học tăng cường, sử dụng các thuật toán chính như Cây quyết định, Máy vector hỗ trợ (SVM), Mạng nơ-ron và k-Láng giềng gần nhất.[73]
* Học sâu (Deep Learning): Học sâu là một tập hợp con của Học máy, sử dụng các mạng nơ-ron đa lớp lấy cảm hứng từ mạng nơ-ron sinh học của não động vật để giải quyết các vấn đề phức tạp. Các ứng dụng bao gồm nhận dạng hình ảnh và giọng nói, xử lý ngôn ngữ tự nhiên và chơi game. Các khái niệm chính bao gồm lan truyền ngược, mạng tích chập và mạng hồi quy, với các công nghệ phổ biến như TensorFlow, PyTorch và Keras.[73]



Hình .: Mối liên hệ giữa Trí tuệ nhân tạo, Học máy và Học sâu [74]

## HỌC MÁY (MACHINE LEARNING)

### Học máy (Machine Learning)

Học máy (ML) là một lĩnh vực nghiên cứu trong trí tuệ nhân tạo, tập trung vào việc phát triển và nghiên cứu các thuật toán thống kê có khả năng học hỏi từ dữ liệu và tổng quát hóa cho dữ liệu chưa thấy, từ đó thực hiện các tác vụ mà không cần hướng dẫn rõ ràng. Nền tảng của học máy bao gồm các phương pháp thống kê và tối ưu hóa toán học. Các phương pháp học máy truyền thống được chia thành ba loại chính: học có giám sát, học không giám sát và học tăng cường. Học máy có nhiều ứng dụng trong các lĩnh vực như xử lý ngôn ngữ tự nhiên, thị giác máy tính, nhận dạng giọng nói, và y học. [75]

### Ứng dụng học máy cho nhận diện lỗi

Các thuật toán học máy (ML) và các phương pháp nhận dạng mẫu khác đã được ứng dụng rộng rãi để tự động hóa việc phân loại các hình ảnh pin/mô-đun PV bình thường và bị lỗi. Trong số này, máy vector hỗ trợ (SVM) là một thuật toán nổi bật. Chẳng hạn, Demant và cộng sự [76] đã sử dụng SVM để phân loại các hình ảnh quang phát quang (PL) bị nứt và bình thường, trong khi các mẫu vết nứt cũng được xác định bằng cách sử dụng biểu đồ vị trí và hướng gradient (GLOH), mặc dù phương pháp này nhạy cảm với lỗi vùng và việc sửa lỗi có thể tốn thời gian [77]. Kato [78] đã sử dụng bộ phân loại SVM trên các đặc trưng hình ảnh được trích xuất từ ảnh RGB, bao gồm các đặc trưng như Histogram of Oriented Gradients (HOG) [79] và Speeded Up Robust Features (SURF) [80], để tự động phân loại các chế độ hỏng hóc của pin PV. Tương tự, Demant và cộng sự [81] đã thực hiện phát hiện vết nứt tự động trong ảnh PL và ảnh hồng ngoại (IR) của mô-đun PV bằng cách sử dụng nhận dạng mẫu dựa trên các bộ mô tả cục bộ và thuật toán SVM với hạt nhân hàm cơ sở xuyên tâm. Các bộ phân loại SVM, đôi khi kết hợp với các kỹ thuật trích xuất đặc trưng như đặc trưng Haralick hoặc các đặc trưng dựa trên mô hình (ví dụ, từ EfficientNetB0) và lựa chọn đặc trưng (ví dụ, Network Component Analysis - NCA), đã cho thấy độ chính xác cao, chẳng hạn như 98,95% trong việc phát hiện các lỗi như vết nứt và ăn mòn thanh cái [82], và các điểm F1 cụ thể cho các lỗi khác nhau như vết nứt (91,40%) [83]. Các mô hình kết hợp (ensemble) bao gồm SVM cũng đã đạt được độ chính xác lên đến 98,34% [84].

## HỌC SÂU (DEEP LEARNING)

### Tổng quan học sâu

Học sâu là một tập hợp con của học máy, tập trung vào việc sử dụng các mạng nơ-ron đa lớp để thực hiện các tác vụ như phân loại, hồi quy và học biểu diễn. Lĩnh vực này lấy cảm hứng từ khoa học thần kinh sinh học và tập trung vào việc xếp chồng các nơ-ron nhân tạo thành các lớp và "huấn luyện" chúng để xử lý dữ liệu. Tính từ "sâu" đề cập đến việc sử dụng nhiều lớp (từ ba đến vài trăm hoặc hàng nghìn) trong mạng. Các phương pháp được sử dụng có thể là có giám sát, bán giám sát hoặc không giám sát. Hầu hết các mô hình học sâu hiện đại dựa trên các mạng nơ-ron đa lớp như mạng nơ-ron tích chập và transformer, mặc dù chúng cũng có thể bao gồm các công thức mệnh đề hoặc các biến tiềm ẩn được tổ chức theo lớp trong các mô hình sinh sâu như các nút trong mạng niềm tin sâu và máy Boltzmann sâu. Về cơ bản, học sâu đề cập đến một lớp các thuật toán học máy trong đó một hệ thống phân cấp các lớp được sử dụng để biến đổi dữ liệu đầu vào thành một biểu diễn ngày càng trừu tượng và tổng hợp hơn. Ví dụ, trong một mô hình nhận dạng hình ảnh, đầu vào thô có thể là một hình ảnh (được biểu diễn dưới dạng một tensor pixel). Lớp biểu diễn đầu tiên có thể cố gắng xác định các hình dạng cơ bản như đường thẳng và hình tròn, lớp thứ hai có thể soạn và mã hóa các sắp xếp của các cạnh, lớp thứ ba có thể mã hóa mũi và mắt, và lớp thứ tư có thể nhận ra rằng hình ảnh chứa một khuôn mặt. Quan trọng là, một quy trình học sâu có thể tự học những đặc trưng nào cần đặt ở cấp độ nào một cách tối ưu. Các kiến trúc học sâu có thể được xây dựng bằng phương pháp tham lam theo từng lớp. Học sâu giúp tách rời các trừu tượng này và chọn ra những đặc trưng nào cải thiện hiệu suất. Các thuật toán học sâu có thể được áp dụng cho các tác vụ học không giám sát. Đây là một lợi ích quan trọng vì dữ liệu không được gán nhãn phong phú hơn dữ liệu được gán nhãn. Ví dụ về các cấu trúc sâu có thể được huấn luyện theo cách không giám sát là mạng niềm tin sâu. [85]

### Các thuật toán học sâu

Các thuật toán học sâu đã được ứng dụng rộng rãi trong việc phát hiện lỗi của hệ thống quang điện (PV). Các nghiên cứu ban đầu [86] [87] [88] [89] đã sử dụng học sâu để phát hiện các lỗi có thể nhìn thấy được bằng mắt thường. Một nghiên cứu khác [90] đã sử dụng Mạng Nơ-ron Tích chập (CNN) để kiểm soát chất lượng và giám sát quy trình trong quá trình sản xuất pin mặt trời, mặc dù bị hạn chế bởi độ phân giải thấp của camera sử dụng. Mạng Mask FCNN đã được sử dụng trong nghiên cứu [91] để dự đoán loại ô nhiễm và khoanh vùng vị trí trong các mô-đun năng lượng mặt trời, đồng thời cũng dự đoán tổn thất điện năng. Các nghiên cứu gần đây cũng đã áp dụng học sâu cho ảnh điện quang (EL) và ảnh hồng ngoại (IR). Ví dụ, Mehta và Azad đã sử dụng phương pháp học sâu để phân loại lỗi tự động trong ảnh EL, đồng thời so sánh với thuật toán SVM kết hợp các kỹ thuật trích xuất đặc trưng như KAZE, SIFT, HOG và SURF, tuy nhiên kết quả tốt nhất thu được khi sử dụng CNN với học chuyển giao [91]. Các phương pháp CNN, sử dụng bộ dữ liệu ảnh EL công khai và kỹ thuật học chuyển giao với mạng VGG, cũng đã được đề xuất [92] [93], mặc dù lỗi trong bộ dữ liệu được gán nhãn, đặc biệt là ở các cạnh vết nứt, dường như ảnh hưởng lớn đến hiệu suất của mô hình phát hiện. Một kiến trúc CNN nhẹ cũng được sử dụng để phát hiện lỗi trong ảnh EL của các tấm pin PV, với các chiến lược tổng quát hóa được áp dụng để đạt hiệu suất tốt bằng cách sử dụng tài nguyên phần cứng thông thường và duy trì tốc độ dự đoán thời gian thực [94].

Cả học sâu độc lập và học sâu chuyển giao đều có thể phát hiện thành công các lỗi trong ảnh IR của mô-đun PV. Nghiên cứu của Akram và cộng sự [95] đã thu thập một bộ dữ liệu ảnh IR từ các mô-đun bình thường và bị lỗi, sau đó áp dụng CNN nhẹ huấn luyện từ đầu và học chuyển giao, cho thấy học chuyển giao với phát triển mô hình mang lại hiệu quả tốt hơn. Mạng ResNet-50 cũng được sử dụng để phân loại lỗi trên ảnh IR [96]. Mạng YOLO là một chủ đề nóng trong nghiên cứu gần đây về phát hiện lỗi trong mô-đun PV. Cụ thể, các tác giả trong [97] đã sử dụng YOLO để phát hiện các điểm nóng trong ảnh IR của mô-đun PV, cho thấy tính mạnh mẽ và tốc độ thời gian thực của phương pháp. Các biến thể của YOLO như YOLOv3 [98] [99], GBH-YOLOv5 [100], YOLOv7 [101], YOLO-ICBAM [102] và YOLOv8 [103] [104] cũng đã được áp dụng thành công trong việc phát hiện nhiều loại lỗi khác nhau từ ảnh IR, RGB và EL. Mạng VGG và MobileNet cũng được sử dụng để phát hiện và phân loại lỗi trong ảnh IR của mô-đun PV [105] [106]. Faster R-CNN được dùng để phát hiện điểm nóng trong ảnh IR nhiệt [107]. Buratti và cộng sự [108] đã sử dụng học chuyển giao với các kiến trúc như AlexNet, ResNet, SqueezeNet và VGGNet để trích xuất đặc trưng từ ảnh EL của pin PV và phân loại các pin bị lỗi với độ chính xác khoảng 96%. Nhiều kiến trúc khác như MSI CNN [109], DeepLabv3 kết hợp ResNet-50 [110], Efficientb0 [111], BAFPN trong Faster RCNN+FPN [112], Vision Transformer (ViT) [113], Mạng đối nghịch tạo sinh (GAN) [114] [115] và Mask R-CNN [116]cũng cho thấy tiềm năng trong việc phát hiện và phân loại lỗi trong các hệ thống PV. Nhìn chung, các phương pháp và ứng dụng này nhấn mạnh tiềm năng của học sâu trong việc phát hiện và phân loại lỗi trong hệ thống PV, đồng thời nhấn mạnh tính hiệu quả và tầm quan trọng của chúng trong lĩnh vực này. Tuy nhiên, các hạn chế của thuật toán học sâu, như đã đề cập trong các phần trước, bao gồm yêu cầu lượng lớn dữ liệu đầu vào đa dạng và được gán nhãn. Quá trình thu thập và chú thích dữ liệu có thể tốn nhiều công sức. Hơn nữa, các mô hình sâu đòi hỏi GPU mạnh mẽ, đặc biệt cho các ứng dụng thời gian thực. Tính giải thích được của các mô hình sâu là một thách thức bổ sung, liên quan chặt chẽ đến sự tin cậy vào kết quả đầu ra của chúng, đặc biệt đối với các bên liên quan muốn đầu tư vào công nghệ này.

## PHÂN TÍCH VÀ SO SÁNH CÁC PHƯƠNG PHÁP HIỆN TẠI

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Tài liệu trích dẫn** | **Công nghệ sử dụng** | **Đầu vào** | **Phương pháp phát hiện tấm pin năng lượng** | **Phương pháp phát hiện ra lỗi trong tấm pin** | **Đánh giá phát hiện tấm pin** | **Đánh giá phát hiện sự bất thường bên trong tấm pin** |
| [86] | Chụp ảnh đa phổ | 15330 ảnh tấm tế bào quang điện không có lỗi,  5915 ảnh có tế bảo quang điện bị lỗi,  tập huấn luyện 80%, kiểm tra 20% |  | Mạng neural tích chập đa phổ. |  | Độ chính xác:  Đường kẻ dày: 76.4%  Cổng bị bể: 80.4%  Vết xước: 48.6%  Điểm nhỏ giọt in lên: 82.1%  Độ khác biệt màu sắc: 100%  Tế bào bẩn: 87.2%  Không có bất thường: 98.1% |
| [117] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | 37 ảnh với 1544 tế bào quang điện (ảnh chụp từ UAV) | Ta sẽ tạo ra bản đồ nhiệt độ nền, rồi tự động phân ngưỡng để phân đoạn các tấm pin từ nền, từ đó loại bỏ nền mà ta không mong muốn, ước tính phía hàng của tấm pin quang điện, hiệu chỉnh kích thước tấm pin, chuẩn bị cho phân tích tấm pin. | Giá trị trung vị của lưới tế bào: Chia tấm pin thành một lưới 9 x 10 tế bào và tính toán nhiệt độ trung vị từ các nhiệt độ riêng lẻ trong mỗi tế bào lưới quang điện. | F1-score: 92.8% | Điểm nóng, Chuỗi phụ nóng, Tấm pin nóng (quá nhiệt), trung bình F1-score: 93.9% |
| [91] | Chụp ảnh RGB | Tập dữ liệu gốc: 45754 ảnh,  Tập huấn luyện: 27537 ảnh,  Tập xác thực: 18217 ảnh |  | Mô hình dùng để phát hiện là ImpactNet, kỹ thuật định vì dùng Mask FCNN, dùng để dự đoán tổn thất công suất và định vị vết bẩn, tăng cường khả năng định vị thông qua BiDiAF, phân loại những vết bẩn bằng WebNN |  | Bụi, Tuyết, Phân chim, Vết nứt với độ chính xác tổng thể là 84.5% |
| [118] | Camera phát ánh sáng (CCD) và chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | Ảnh từ UAV | Phép biến đổi hình thái và thuật toán dò biên Canny | Xử lý ảnh nhiệt và video CCD, phát hiện điểm nóng dựa trên điểm ảnh nóng |  | Điểm nóng, vết nứt, mài mòn, bong tróc lớp, lỗi kết nối |
| [119] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | Một loạt các chuyến bay tại một địa điểm thử nghiệm  (ảnh từ UAV) | Thuật toán  template matching | Thuật toán  template matching | Độ chính xác: 81% | Điểm nóng, điốt bypass, tế bào bị hư hỏng cơ học, điểm tiếp xúc bị lỗi với độ chính xác trung bình là 85% |
| [120] | Camera phát ánh sáng (RGB) và chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | 15 video được đánh nhãn thủ công cho các bất thường nhiệt cục bộ và tổng thể bằng ba độ phân giải của camera nhiệt (Ảnh từ UAV) | Tiền xử lý ảnh để loại bỏ nhiễu khỏi ảnh, xong ta sẽ thuật toán Canny để phát hiện các cạnh của tấm pin PV, từ đó tách dòng bằng phép biến đổi Hough, rồi phân đoạn và xử lý dòng, từ đó ta ứng dụng mô hình tấm pin. | Phát hiện điểm nóng cục bộ để phát hiện các bất thường nhiệt trong khu vực từng tấm pin quang điện, Phát hiện điểm nóng toàn cục, thuật toán theo dõi để xác định và theo dõi cùng một tấm pin qua các khung hình khác nhau khi UAV bay qua khu vực quang điện | Độ chính xác tổng thể: 83% | Độ chính xác điểm nóng cục bộ: 73% và Độ chính xác điểm nóng toàn cục: 85% |
| [96] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | 4,3 triệu ảnh hồng ngoại (IR) của 107.842 tấm pin quang điện  Phát hiện tấm pin: Huấn luyện 90%, Kiểm tra 10%  Phát hiện bất thường: Huấn luyện 70%, Kiểm tra 20%, Xác thực 10%  (ảnh từ UAV) | Phân đoạn tấm pin thông qua Mask R-CNN | Bộ phân loại ResNet-50 | Độ chính xác tổng thể: 90.01% | Độ chính xác:  Sự lành lặn của tấm pin: Tấm pin khỏe mạnh: 95.35 ± 0.21%  Gián đoạn kết nối-tấm pin: 98.83 ± 0.42%  Đoản mạch: 66.67 ± 47.14%  Gián đoạn kết nối-chuỗi: 100 ± 0%  Đoản mạch chuỗi: 83.80 ± 0.76%  Tấm pin bị suy giảm hiệu suất do hiệu ứng PID: 86.69 ± 1.75%  Nhiều tế bào nóng: 33.33 ± 23.57%  Tế bào nóng đơn lẻ: 57.41 ± 6.93%  Tế bào nóng: 80.39 ± 0.26%  Điốt quá nhiệt: 90.06 ± 0.55%  Điểm nóng: 7.07 ± 7.04% |
| [121] | Chụp ảnh điện quang EL | 148 ảnh tế bào quang điện cho mạng U-net  Huấn luyện: 108 (73%)  Kiểm tra: 30 (20%)  Xác thực: 10 (7%) |  | Bộ mã hóa VGG-16 để trích xuất đặc trưng, từ đó ta phân đoạn ngữ nghĩa bằng U-net để dự đoán sự hiện diện và loại lỗi |  | Tỷ lệ thu hồi (Recall)  Vết nứt: 84%  Khu vực không hoạt động: 69%  Lỗi trong các đường dẫn của tấm pin: 53% |
| [122] | Chụp ảnh điện quang EL | 47 ảnh tấm pin PV: 7 tấm pin lành lặn hoàn toàn, 40 tấm pin có vết nứt với kích thước khác nhau |  | Phân đoạn vết nứt nâng cao (eCS) |  | Vết nứt từ 20 mm cho đến toàn bộ chiều dài của tấm pin với chỉ số AUC: 91.14% |
| [98] | Chụp ảnh RGB & chụp ảnh nhiệt hồng ngoại IR | Sử dung 2038 ảnh nhiệt (LWIR) để phát hiện điểm nóng:  Huấn luyện: 1426 (70%)  Kiểm tra: 306 (15%)  Xác thực: 306 (15%)  Sử dung 1500 ảnh kỹ thuật số phổ khả kiến độ phân giải thấp (VIS-LR):  Huấn luyện: 1050 (70%)  Kiểm tra: 225 (15%)  Xác thực: 225 (15%)  (Ảnh từ UAV) | Thuật toán Canny để phát hiện các cạnh của module PV, xong rồi ta tách dòng sử dụng biến đổi Hough, xoay ảnh để phát hiện tối ưu. | Thuật toán YOLOv3 | Độ chính xác: 98% | Độ chính xác:  điểm nóng: 80.30%  độ chính xác khi bị dính điểm nóng trên hộp đầu nối điện: 90.27%  độ chính xác khi bị dính vũng nước: 82.48%  độ chính xác khi bị dính phân chim: 81.97%  tấm pin bị nâng/kênh: 84.00%  bóc lớp: 93.61%  bị bám bẩn nặng: 73.75%  độ chính xác khi bị bám bẩn: 90.00% |
| [123] | Chụp ảnh RGB | 126 ảnh có nhiều lỗi trên tấm pin PV:  Huấn luyện 66.6%  Kiểm tra 33.3%  (Ảnh từ UAV) |  | Phát hiện bất thường bằng kỹ thuật phân đoạn ảnh Kirsch Operator, sử dụng CNN đã huấn luyện trích xuất các vector đặc trưng của bất thường, các vector bất thường kết quả được đưa vào một Multi Class-SVM để phân loại 5 bất thường cuối cùng. |  | Độ chính xác:  Bụi che phủ: 97.63%  Tách lớp đóng gói: 98.59%  Vỡ kính: 98.42%  Đường lưới bị ăn mòn: 95.84%  Vệt đường ốc sên: 95.03%  Ố vàng: 97.76% |
| [99] | Chụp ảnh điện quang EL | Bộ dữ liệu: 19.228 ảnh EL gồm kích thước ảnh: 640 × 512. Sử dụng cho mô hình YOLO phiên bản 1025: Tập huấn luyện (Training): 762 ảnh (chiếm 74,5%). Tập kiểm thử (Testing): 134 ảnh (chiếm 12,5%). Tập xác thực (Validation): 134 ảnh (chiếm 13,0%). | Biến đổi phối cảnh tự động. Tách vùng tế bào tự động để nhận diện ranh giới tế bào. U-Net để trích xuất đặc trưng của tấm pin. OpenCV để phát hiện đường thẳng và góc | Phát hiện đối tượng với mô hình YOLOv3, phân loại ảnh với các mô hình ResNet18, ResNet50 và ResNet152 để phân loại tế bào thành 4 loại lỗi (vết nứt, lỗi bên trong tế bào, lỗi do oxy gây ra và lỗi đứt mối hàn). | Accuracy: 98.6% | F1-score trung bình: YOLO: 78%, ResNet18: 83%. |
| [100] | Chụp ảnh điện quang EL | Bộ dữ liệu PVMulti-Defect: 305 ảnh kích thước 5800 × 3504 với 5 loại lỗi, sau tiền xử lý có 1108 ảnh lỗi, 80% dùng cho huấn luyện, 20% dùng cho kiểm thử và xác thực. |  | Tích chập Ghost kết hợp với BottleneckCSP YOLOv5 (GBH-YOLOv5). |  | mAP: Kính vỡ: 99.5 ± 0.01, Điểm nóng: 97.5 ± 0.02%, Viền đen: 97.2 ± 0.02%, Vết xước: 97.4 ± 0.02%, Mất điện: 98.0 ± 0.02%. |
| [97] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 18 video, trong đó: 13 (72%) dùng để huấn luyện, 5 (28%) dùng để kiểm thử (ảnh từ UAV). | YOLOv2 và YOLOv3: Bao gồm ảnh, chia ảnh, dự đoán hộp giới hạn. |  | YOLOv2: Accuracy 89% YOLOv3: Accuracy 91% |  |
| [124] | Chụp ảnh RGB | 3150 ảnh với 6 lớp lỗi (ảnh từ UAV). |  | AlexNet để trích xuất đặc trưng, cây quyết định J48 để lựa chọn đặc trưng, phân loại bằng k-nearest neighbors (kNN): so sánh Locally weighted learning (LWL) và K-star. |  | Độ chính xác: Tách lớp (Delamination): 99,61%, Vết cháy (Burn marks): 97,90%, Đổi màu (Discoloration): 98,85%, Dấu vết ốc sên (Snail Trail): 99,61%, Vỡ kính (Glass Breakage): 99,61%, Tấm pin tốt (Good Panel): 98,09%. |
| [110] | Chụp ảnh điện quang EL | Bộ dữ liệu UCFELDefect gồm 17.064 ảnh EL: tỷ lệ 80–20 cho huấn luyện và kiểm thử/xác thực. |  | Phân đoạn ngữ nghĩa với DeepLabv3 và ResNet-50 làm mạng nền (backbone). |  | Độ chính xác: Không lỗi: 98%, Vết nứt: 81%, Tiếp xúc: 66%, Đứt kết nối: 26%, Ăn mòn: 69%. |
| [82] | Chụp ảnh điện quang EL | 6264 ảnh: 5011 ảnh (80%) dùng để huấn luyện, 1253 ảnh (20%) dùng để kiểm thử. |  | Học máy không giám sát – Phân tích thành phần chính (PCA) để giảm chiều dữ liệu ảnh, phân cụm phân cấp (Hierarchical Clustering) để nhóm ảnh dựa trên độ tương đồng đặc trưng, trích xuất đặc trưng – đặc trưng Haralick, học máy có giám sát – phân loại bằng CNN và SVM. |  | Lỗi: Vết nứt, ăn mòn thanh dẫn, đốm tối, trạng thái rõ ràng hoặc tốt. |
| [83] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | Bộ dữ liệu mô-đun năng lượng mặt trời hồng ngoại: 20.000 ảnh IR, trong đó 10.000 ảnh không có lỗi, 10.000 ảnh thuộc 11 loại lỗi khác nhau.  Để trích xuất đặc trưng, mô hình Efficientb0 được sử dụng và đã được huấn luyện trước. (Ảnh từ UAV)  Cho phân loại bằng SVM, 80% dữ liệu dùng để huấn luyện, 20% dùng để kiểm thử. |  | Mô hình Efficientb0 để trích xuất đặc trưng, phương pháp Phân tích thành phần mạng (NCA) để chọn các đặc trưng quan trọng nhất, phân loại bằng bộ phân loại SVM. |  | Điểm F1: Điểm nóng (Hot-Spot): 88,05%, Điểm nóng nhiều tế bào (Multiple Cells Hot-spot): 84,27%, Vết nứt (Cracks): 91,40%, Điốt bypass hoạt động (Active bypass diode): 97,51%, Điốt (Diodes): 95,04%, Điểm nóng màng mỏng (Thin film hot-spot): 84,45%, Điểm nóng nhiều màng (Multiple film hot-spots): 85,89%, Mô-đun ngoại tuyến (Offline module): 90,93%, Bóng che (Shadowing): 91,01%, Bẩn (Soiling): 82,17%, Thảm thực vật (Vegetation): 89,30%, Không lỗi (No anomaly): 97,85%. |
| [112] | Chụp ảnh điện quang EL | 3629 ảnh, trong đó 2129 ảnh có lỗi và 1500 ảnh không lỗi: Huấn luyện: 847 ảnh có lỗi và 452 ảnh không lỗi. |  | Mạng kim tự tháp đặc trưng với chú ý hai chiều (Bidirectional Attention Feature Pyramid Network - BAFPN), mô-đun chú ý cosine phi cục bộ đa đầu (Multi-head Cosine Non-local Attention Module), tích hợp BAFPN vào mạng đề xuất vùng (Region Proposal Network - RPN) trong Faster RCNN+FPN |  | Phân loại: Điểm F (F-score): 98,70%, Phát hiện: mAP: 88,7%. |
| [125] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) và ảnh RGB. | 240 ảnh tấm pin: 80% để huấn luyện, 20% để kiểm thử. | Đề xuất vùng bằng vùng cực trị ổn định tối đa (Maximally Stable Extremal Regions - MSER) kết hợp lọc theo kích thước. | Phân đoạn bằng ngưỡng nhị phân. |  | Accuracy: Hotspot:97% |
| [126] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 1171 ảnh tấm pin có điểm nóng (ảnh từ UAV). | Trích xuất biên bằng phép biến đổi Hough và xử lý hậu kỳ. | Phân đoạn bằng ngưỡng nhị phân. | F-score:69% | HotSpot  F-score:59.0% |
| [17] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IRThermography) và ảnh RGB. | 34 ảnh thị giác và 34 ảnh hồng ngoại (ảnh từ UAV). | Từ ảnh thị giác: nhận dạng mô-đun, ghép ảnh (mosaicking), đánh số và đếm. | Từ ảnh hồng ngoại: lọc ảnh và xử lý, nhận dạng lỗi. |  |  |
| [127] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | Ảnh tấm pin với một lớp bất thường (ảnh thu từ UAV) | So khớp mẫu (Template matching) | So khớp mẫu (Template matching) | F-score: 83.0% | Hot Spot  F-score: 75.0% |
| [128] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 100 ảnh nhiệt; 80% dùng để huấn luyện, 20% để kiểm tra (ảnh thu từ UAV) | Trích xuất hình chữ nhật bằng phương pháp ngưỡng thích ứng (adaptive thresholding) kết hợp phân loại SVM dựa trên đặc trưng kết cấu (texture features) |  | F-score: 98.9% |  |
| [129] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 798 ảnh tấm pin, gồm 398 ảnh chứa 4 loại lỗi và 400 ảnh không lỗi; chia 80% huấn luyện, 20% kiểm tra |  | Phân loại lỗi: trích xuất đặc trưng SIFT kết hợp phân loại bằng Random Forest (RF), VGG16 và MobileNet |  | Accuracy: Phương pháp dựa trên đặc trưng truyền thống: lên tới 91.2% còn DL models: lên tới 89.5% |
| [130] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 235 ảnh tấm pin; 92% dùng để huấn luyện, 8% để kiểm tra (ảnh thu từ UAV) | Phân đoạn ngữ nghĩa bằng học sâu (DL) sử dụng ResNet-34 kết hợp U-Net |  | F-score: 97.11% |  |
| [131] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | Tập dữ liệu các khung hình video ghi ở dạng ảnh xám (grayscale), thu thập từ UAV |  | Phân đoạn bằng mô hình học sâu dựa trên VGG-16 |  | Điểm nóng (hot spot), các đoạn đứt mạch (chuỗi và chuỗi con) |
| [132] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | 3336 ảnh nhiệt, gồm 811 ảnh pin bị hư hỏng và 2525 ảnh pin bình thường; chia 80% để huấn luyện, 20% để kiểm tra (ảnh thu từ UAV). |  | Mạng nơ-ron tích chập sâu (DCNN) được huấn luyện bằng VGG-16 trên toàn bộ khung hình video |  | 2 lớp: lỗi (ví dụ: điểm nóng), và bình thường — F1-score trung bình đạt đến 69,0% |
| [101] | Ảnh điện phát quang hồng ngoại gần (Near-infrared EL image) | Tập dữ liệu chuẩn PVEL-AD-2021 (Photovoltaic Electroluminescence Anomaly Detection benchmark dataset 2021) |  | YOLOv7 với Convolution một phần (Partial Convolution) và Convolution Atrous chuyển đổi được (Switchable Atrous Convolution) |  | Precision: 88.3% |
| [113] | Chụp ảnh RGB | Tập dữ liệu ảnh bụi bẩn trên tấm pin mặt trời gồm 45.469 ảnh |  | Mạng transformer cho thị giác (Vision Transformer – ViT) |  | Accuracy: 97% |
| [114] | Chụp ảnh điện quang EL | Huấn luyện với 2018 ảnh miếng vá điểm nóng sáng và 101.376 ảnh miếng vá điểm nóng không sáng. |  | Trích xuất đặc trưng và mạng đối sinh sinh tạo (GANs) |  | F1-score: 93% |
| [133] | Chụp ảnh RGB | Tập dữ liệu gồm 4500 ảnh về các lỗi trên pin năng lượng mặt trời, bao gồm nứt, lưới bị gãy, điểm lõi đen, vạch dày và điểm nóng (hot spot). |  | Faster-RCNN và YOLOv5 |  | mAP:  Faster-RCNN: 92.6%  YOLOv5q 91.4% |
| [102] | Chụp ảnh điện quang EL | Tập dữ liệu PVEL-AD |  | YOLOv4 với Mô-đun Chú ý Khối Tích chập được cải tiến (YOLO-iCBAM) |  | F1-score: 71.6%  mAP: 74.8% |
| [104] | Chụp ảnh điện quang EL | 593 ảnh của các tấm pin riêng lẻ, tổng cộng 80.000 ảnh |  | Module C2f trong YOLOv8 thay thế cho module C3 trong mạng backbone |  | mAP: 67.5% |
| [134] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | Camera nhiệt được gắn trên thiết bị bay không người lái (UAV) (Ảnh chụp từ UAV) |  | Xử lý ảnh: xác định đường viền, lựa chọn màu sắc/pixel |  | Accuracy: 75% |
| [84] | Chụp ảnh RGB | 2624 ảnh thang độ xám của các tấm pin mặt trời thuộc hai lớp khác nhau |  | Cây quyết định (Decision Tree), Máy vector hỗ trợ (SVM), K láng giềng gần nhất (KNN), các phương pháp tổ hợp mô hình (Ensemble methods), và phân tích phân biệt (Discriminant analysis) |  | Độ chính xác đạt tới 98,34% với phương pháp Ensemble. |
| [103] | Chụp ảnh điện quang EL | Tập dữ liệu công khai toàn cầu gồm ảnh EL được cung cấp bởi Đại học Hà Bắc và Đại học Bắc Kinh (chia theo tỷ lệ 80–20). |  | YOLOv8 |  | Average precision: 90.5% |
| [116] | Chụp ảnh nhiệt hồng ngoại (IR Thermography) | Cơ sở dữ liệu được thu thập từ một nhà máy điện mặt trời gồm 42.048 tấm pin (Ảnh chụp từ thiết bị bay không người lái – UAV) |  | Mask R-CNN |  | mAP: 72.1% |
| [115] | Chụp ảnh điện quang EL | 584 ảnh của các tấm pin bình thường (kích thước 300 × 300) và 197 ảnh của các tấm pin bị hư hỏng. |  | GAN và bộ mã hóa tự động (AE) |  | Accuracy: 90% |

Bảng : Tóm tắt đánh giá các phương pháp phát hiện lỗi hệ thống PV (quang điện):

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

[1] “Solar panel - Wikipedia.” Accessed: Mar. 30, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Solar\_panel

[2] “Năm 2023, công suất năng lượng tái tạo mới trên thế giới sẽ là 473GW, trong đó châu Á chiếm 70%.” Accessed: Mar. 30, 2025. [Online]. Available: https://pcgroup.vn/nam-2023-cong-suat-nang-luong-tai-tao-moi-tren-the-gioi-se-la-473gw-trong-do-chau-a-chiem-70

[3] “Solar power by country - Wikipedia.” Accessed: Mar. 30, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Solar\_power\_by\_country

[4] D. Ayres and L. Zamora, “Renewable power generation costs in 2023,” *International Renewable Energy Agency*, 2024. [Online]. Available: https://www.irena.org/Publications/2024/Sep/Renewable-Power-Generation-Costs-in-2023

[5] TS. N. A. Tuấn, “Tiềm năng điện mặt trời tại việt nam,” *CHÍNH PHỦ VIỆT NAM*, 2020. [Online]. Available: https://baochinhphu.vn/tiem-nang-dien-mat-troi-tai-viet-nam-102277349.htm

[6] “So sánh điện năng lượng mặt trời áp mái (Rooftop Solar) và Solar Farm - GIVASOLAR.” Accessed: Mar. 30, 2025. [Online]. Available: https://givasolar.com/so-sanh-dien-nang-luong-mat-troi-ap-mai-va-solar-farm/

[7] N. An, “Diễn biến mới xử lý dự án điện mặt trời 450mw và đường dây 500kv của trung nam,” *Tuổi Trẻ*, 2024. [Online]. Available: https://tuoitre.vn/dien-bien-moi-xu-ly-du-an-dien-mat-troi-450mw-va-duong-day-500kv-cua-trung-nam-20240218094703821.htm

[8] T. Tùng, “Top 3 trang trại điện mặt trời lớn nhất việt nam,” Cheapea, 2023. [Online]. Available: https://cheapea.vn/trang-trai-dien-mat-troi/

[9] “Hệ thống điện năng lượng mặt trời độc lập là gì?” Accessed: Mar. 30, 2025. [Online]. Available: https://sepower.vn/he-thong-dien-nang-luong-mat-troi-doc-lap-la-gi-95-25.html

[10] Đ. C. Hiếu, L. B. Danh, and K. Đăng Tùng, “Đề xuất ứng dụng các phương pháp tiên tiến phát hiện hư hỏng của hệ thống pin năng lượng mặt trời,” *Tạp chí Xây dựng*, 2024. [Online]. Available: https://tapchixaydung.vn/nghien-cuu-cac-phuong-phap-tien-tien-phat-hien-hu-hong-cua-he-thong-pin-nang-luong-mat-troi-va-de-xuat-su-dung-tai-viet-nam-20201224000023270.html.

[11] M. Aghaei, “Unmanned Aerial Vehicles in Photovoltaic Systems Monitoring Applications,” Jun. 2014.

[12] J. A. Tsanakas, L. D. Ha, and F. Al Shakarchi, “Advanced inspection of photovoltaic installations by aerial triangulation and terrestrial georeferencing of thermal/visual imagery,” *Renew Energy*, vol. 102, pp. 224–233, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.10.046.

[13] I. Polymeropoulos, S. Bezyrgiannidis, E. Vrochidou, and G. A. Papakostas, “Enhancing Solar Plant Efficiency: A Review of Vision-Based Monitoring and Fault Detection Techniques,” Oct. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/technologies12100175.

[14] F. Grimaccia, S. Leva, A. Dolara, and M. Aghaei, “Survey on PV Modules’ Common Faults After an O&M Flight Extensive Campaign Over Different Plants in Italy,” *IEEE J Photovolt*, vol. 7, no. 3, pp. 810–816, 2017, doi: 10.1109/JPHOTOV.2017.2674977.

[15] S. Leva, M. Aghaei, and F. Grimaccia, “PV Power Plant Inspection by UAS: Correlation between Altitude and Detection of Defects on PV Modules,” in *2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering, EEEIC 2015 - Conference Proceedings*, Jun. 2015. doi: 10.1109/EEEIC.2015.7165466.

[16] M. Aghaei, A. Dolara, S. Leva, and F. Grimaccia, “Image resolution and defects detection in PV inspection by unmanned technologies,” in *2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)*, 2016, pp. 1–5. doi: 10.1109/PESGM.2016.7741605.

[17] F. Grimaccia, S. Leva, and A. Niccolai, “PV plant digital mapping for modules’ defects detection by unmanned aerial vehicles,” *IET Renewable Power Generation*, vol. 11, no. 10, pp. 1221–1228, 2017, doi: https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.1041.

[18] P. B. Quater, F. Grimaccia, S. Leva, M. Mussetta, and M. Aghaei, “Light Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for Cooperative Inspection of PV Plants,” *IEEE J Photovolt*, vol. 4, no. 4, pp. 1107–1113, 2014, doi: 10.1109/JPHOTOV.2014.2323714.

[19] A. Sinha, O. S. Sastry, and R. Gupta, “Nondestructive characterization of encapsulant discoloration effects in crystalline-silicon PV modules,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 155, pp. 234–242, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.solmat.2016.06.019.

[20] International Electrotechnical Commission, “Thin-Film Terrestrial Photovoltaic (PV) Modules - Design Qualification and Type Approval,” Geneva, Switzerland, 2008.

[21] I. E. Commission and others, “Crystalline silicon terrestrial photovoltaic (PV) modules—design qualification and type approval,” *International Standard IEC*, vol. 61215, no. 04, 2005.

[22] M. Waqar Akram, G. Li, Y. Jin, and X. Chen, “Failures of Photovoltaic modules and their Detection: A Review,” *Appl Energy*, vol. 313, p. 118822, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118822.

[23] M. Köntges *et al.*, “Review of Failures of Photovoltaic Modules,” Jun. 2014.

[24] A. Bouaichi *et al.*, “Experimental evaluation of the discoloration effect on PV-modules performance drop,” *Energy Procedia*, vol. 119, pp. 818–827, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.07.107.

[25] N. Kahoul, R. Chenni, H. Cheghib, and S. Mekhilef, “Evaluating the reliability of crystalline silicon photovoltaic modules in harsh environment,” *Renew Energy*, vol. 109, pp. 66–72, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.02.078.

[26] A. Bouraiou *et al.*, “Experimental evaluation of the performance and degradation of single crystalline silicon photovoltaic modules in the Saharan environment,” *Energy*, vol. 132, pp. 22–30, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.05.056.

[27] A. Bouraiou *et al.*, “Experimental investigation of observed defects in crystalline silicon PV modules under outdoor hot dry climatic conditions in Algeria,” *Solar Energy*, vol. 159, pp. 475–487, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.11.018.

[28] P. Tomanek, Š. P, M. R, and L. Grmela, “Detection and Localization of Defects in Monocrystalline Silicon Solar Cell,” *Advances in Optical Technologies*, vol. 2010, Jun. 2010, doi: 10.1155/2010/805325.

[29] S. Gallardo-Saavedra *et al.*, “Nondestructive characterization of solar PV cells defects by means of electroluminescence, infrared thermography, I–V curves and visual tests: Experimental study and comparison,” *Energy*, vol. 205, p. 117930, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117930.

[30] B. Du, R. Yang, Y. He, F. Wang, and S. Huang, “Nondestructive inspection, testing and evaluation for Si-based, thin film and multi-junction solar cells: An overview,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 78, pp. 1117–1151, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.017.

[31] D. T. Cotfas, P. A. Cotfas, and S. Kaplanis, “Methods to determine the dc parameters of solar cells: A critical review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 28, pp. 588–596, 2013, doi: https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.017.

[32] D. T. Cotfas, P. A. Cotfas, and S. Kaplanis, “Methods and techniques to determine the dynamic parameters of solar cells: Review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 61, pp. 213–221, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.051.

[33] J. Yu *et al.*, “Preparation of polymer foams with a gradient of cell size: Further exploring the nucleation effect of porous inorganic materials in polymer foaming,” *Mater Today Commun*, vol. 9, pp. 1–6, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2016.08.006.

[34] L. Meng, D. Nagalingam, C. S. Bhatia, A. G. Street, and J. C. H. Phang, “SEAM and EBIC studies of morphological and electrical defects in polycrystalline silicon solar cells,” in *2010 IEEE International Reliability Physics Symposium*, 2010, pp. 503–507. doi: 10.1109/IRPS.2010.5488781.

[35] S. Topolovec, H. Krenn, and R. Würschum, “Electrochemical cell for in situ electrodeposition of magnetic thin films in a superconducting quantum interference device magnetometer,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 86, no. 6, p. 063903, Jun. 2015, doi: 10.1063/1.4922462.

[36] M. C. de Andrade *et al.*, “Detection of Far-Field Radio-Frequency Signals by Niobium Superconducting Quantum Interference Device Arrays,” *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, vol. 25, no. 5, pp. 1–5, 2015, doi: 10.1109/TASC.2015.2470677.

[37] Y. Nakatani, T. Hayashi, and H. Itozaki, “Observation of Polycrystalline Solar Cell Using a Laser-SQUID Microscope,” *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, vol. 21, no. 3, pp. 416–419, 2011, doi: 10.1109/TASC.2010.2086416.

[38] Y. Nakatani, T. Hayashi, Y. Miyato, and H. Itozaki, “SQUID microscopy of magnetic field induced in solar cell by laser spot irradiation,” *Phys Procedia*, vol. 27, pp. 340–343, 2012, doi: https://doi.org/10.1016/j.phpro.2012.03.480.

[39] S. Osawa, T. Nakano, S. Matsumoto, N. Katayama, Y. Saka, and H. Sato, “Fault diagnosis of photovoltaic modules using AC impedance spectroscopy,” in *2016 IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 2016, pp. 210–215. doi: 10.1109/ICRERA.2016.7884539.

[40] M. Simon and E. L. Meyer, “Detection and analysis of hot-spot formation in solar cells,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 94, no. 2, pp. 106–113, 2010, doi: https://doi.org/10.1016/j.solmat.2009.09.016.

[41] G. Takyi, “Correlation of Infrared Thermal Imaging Results with Visual Inspection and Current-Voltage Data of PV Modules Installed in Kumasi, a Hot, Humid Region of Sub-Saharan Africa,” *Technologies (Basel)*, vol. 5, no. 4, 2017, doi: 10.3390/technologies5040067.

[42] M. Waqar Akram *et al.*, “Improved outdoor thermography and processing of infrared images for defect detection in PV modules,” *Solar Energy*, vol. 190, pp. 549–560, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.08.061.

[43] M. W. Akram, G. Li, Y. Jin, X. Chen, C. Zhu, and A. Ahmad, “Automatic detection of photovoltaic module defects in infrared images with isolated and develop-model transfer deep learning,” *Solar Energy*, vol. 198, pp. 175–186, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.01.055.

[44] P. Rajput, G. N. Tiwari, O. S. Sastry, B. Bora, and V. Sharma, “Degradation of mono-crystalline photovoltaic modules after 22years of outdoor exposure in the composite climate of India,” *Solar Energy*, vol. 135, pp. 786–795, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.06.047.

[45] T. Chung *et al.*, “Evaluation of the spatial distribution of series and shunt resistance of a solar cell using dark lock-in thermography,” *J Appl Phys*, vol. 115, p. 34901, Jun. 2014, doi: 10.1063/1.4862297].

[46] J. Isenberg and W. Warta, “Spatially resolved evaluation of power losses in industrial solar cells by illuminated lock-in thermography,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 12, no. 5, pp. 339–353, 2004, doi: https://doi.org/10.1002/pip.547.

[47] M. Kasemann, M. C. Schubert, M. The, M. Köber, M. Hermle, and W. Warta, “Comparison of luminescence imaging and illuminated lock-in thermography on silicon solar cells,” *Appl Phys Lett*, vol. 89, no. 22, p. 224102, Nov. 2006, doi: 10.1063/1.2399346.

[48] U. Netzelmann, G. Walle, S. Lugin, A. Ehlen, S. Bessert, and B. Valeske, “Induction thermography: principle, applications and first steps towards standardisation,” *Quant Infrared Thermogr J*, vol. 13, no. 2, pp. 170–181, 2016, doi: 10.1080/17686733.2016.1145842.

[49] P. N. Vinod, S. Joseph, and R. John, “The detection and quantification of the defects in adhesive bonded joints of the piezoelectric sensors by infrared thermographic nondestructive testing,” *Nondestructive Testing and Evaluation*, vol. 32, no. 2, pp. 185–199, 2017, doi: 10.1080/10589759.2016.1159305.

[50] Y. Wang, H. Ke, J. Shi, B. Gao, and G. Tian, “Impact damage detection and characterization using eddy current pulsed thermography,” in *2016 IEEE Far East NDT New Technology & Application Forum (FENDT)*, 2016, pp. 223–226. doi: 10.1109/FENDT.2016.7992029.

[51] H. Glavaš, M. Vukobratović, M. Primorac, and D. Muštran, “Infrared thermography in inspection of photovoltaic panels,” in *2017 International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, 2017, pp. 63–68. doi: 10.1109/SST.2017.8188671.

[52] S. Chattopadhyay *et al.*, “Correlating Infrared Thermography With Electrical Degradation of PV Modules Inspected in All-India Survey of Photovoltaic Module Reliability 2016,” *IEEE J Photovolt*, vol. 8, no. 6, pp. 1800–1808, 2018, doi: 10.1109/JPHOTOV.2018.2859780.

[53] C. Buerhop *et al.*, “Evolution of cell cracks in PV-modules under field and laboratory conditions,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 26, no. 4, pp. 261–272, 2018, doi: https://doi.org/10.1002/pip.2975.

[54] T. Kirchartz, A. Helbig, W. Reetz, M. Reuter, J. H. Werner, and U. Rau, “Reciprocity between electroluminescence and quantum efficiency used for the characterization of silicon solar cells,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 17, no. 6, pp. 394–402, 2009, doi: https://doi.org/10.1002/pip.895.

[55] K. Ramspeck, K. Bothe, D. Hinken, B. Fischer, J. Schmidt, and R. Brendel, “Recombination current and series resistance imaging of solar cells by combined luminescence and lock-in thermography,” *Appl Phys Lett*, vol. 90, no. 15, p. 153502, Apr. 2007, doi: 10.1063/1.2721138.

[56] M. Frazão, J. A. Silva, K. Lobato, and J. M. Serra, “Electroluminescence of silicon solar cells using a consumer grade digital camera,” *Measurement*, vol. 99, pp. 7–12, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.12.017.

[57] M. A. Islam, M. Hasanuzzaman, and N. A. Rahim, “Investigation of the potential induced degradation of on-site aged polycrystalline PV modules operating in Malaysia,” *Measurement*, vol. 119, pp. 283–294, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.01.061.

[58] D.-M. Tsai, S.-C. Wu, and W.-C. Li, “Defect detection of solar cells in electroluminescence images using Fourier image reconstruction,” *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 99, pp. 250–262, 2012, doi: https://doi.org/10.1016/j.solmat.2011.12.007.

[59] M. W. Akram *et al.*, “CNN based automatic detection of photovoltaic cell defects in electroluminescence images,” *Energy*, vol. 189, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.energy.2019.116319.

[60] J. L. Crozier, E. E. van Dyk, and F. J. Vorster, “Identifying voltage dependant features in photovoltaic modules using electroluminescence imaging,” *Proceedings of the 29th EU-PVSEC, Amsterdam, The Netherlands*, pp. 22–26, 2014.

[61] J. Haunschild *et al.*, “Rating and sorting of mc-Si as-cut wafers in solar cell production using PL imaging,” in *Solar Energy Materials and Solar Cells*, Nov. 2012, pp. 71–75. doi: 10.1016/j.solmat.2012.05.027.

[62] R. Bhoopathy, O. Kunz, M. Juhl, T. Trupke, and Z. Hameiri, “Outdoor photoluminescence imaging of photovoltaic modules with sunlight excitation,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 26, no. 1, pp. 69–73, 2018, doi: https://doi.org/10.1002/pip.2946.

[63] E. Olsen and A. S. Flø, “Spectral and spatially resolved imaging of photoluminescence in multicrystalline silicon wafers,” *Appl Phys Lett*, vol. 99, no. 1, p. 011903, Jul. 2011, doi: 10.1063/1.3607307.

[64] M. Köntges, A. Morlier, G. Eder, E. Fleiß, B. Kubicek, and J. Lin, “Review: Ultraviolet Fluorescence as Assessment Tool for Photovoltaic Modules,” *IEEE J Photovolt*, vol. 10, no. 2, pp. 616–633, 2020, doi: 10.1109/JPHOTOV.2019.2961781.

[65] G. C. Eder, Y. Voronko, C. Hirschl, R. Ebner, G. Újvári, and W. Mühleisen, “Non-Destructive Failure Detection and Visualization of Artificially and Naturally Aged PV Modules,” *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 5, 2018, doi: 10.3390/en11051053.

[66] G. C. Eder *et al.*, “Climate specific accelerated ageing tests and evaluation of ageing induced electrical, physical, and chemical changes,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 27, no. 11, pp. 934–949, 2019, doi: https://doi.org/10.1002/pip.3090.

[67] A. Morlier, M. Siebert, I. Kunze, G. Mathiak, and M. Köntges, “Detecting Photovoltaic Module Failures in the Field During Daytime With Ultraviolet Fluorescence Module Inspection,” *IEEE J Photovolt*, vol. 7, no. 6, pp. 1710–1716, 2017, doi: 10.1109/JPHOTOV.2017.2756452.

[68] M. De Biasio, R. Leitner, and C. Hirschl, *Detection of snail tracks on photovoltaic modules using a combination of Raman and fluorescence spectroscopy*. 2013. doi: 10.1109/ICSensT.2013.6727670.

[69] A. J. Beinert, P. Romer, A. Büchler, V. Haueisen, J. Aktaa, and U. Eitner, “Thermomechanical stress analysis of PV module production processes by Raman spectroscopy and FEM simulation,” *Energy Procedia*, vol. 124, pp. 464–469, 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.09.282.

[70] Y. He, B. Du, and S. Huang, “Noncontact Electromagnetic Induction Excited Infrared Thermography for Photovoltaic Cells and Modules Inspection,” *IEEE Trans Industr Inform*, vol. 14, no. 12, pp. 5585–5593, 2018, doi: 10.1109/TII.2018.2822272.

[71] R. Yang *et al.*, “Electromagnetic Induction Heating and Image Fusion of Silicon Photovoltaic Cell Electrothermography and Electroluminescence,” *IEEE Trans Industr Inform*, vol. 16, no. 7, pp. 4413–4422, 2020, doi: 10.1109/TII.2019.2922680.

[72] “What is the history of artificial intelligence (AI)? | Tableau.” Accessed: Jun. 08, 2025. [Online]. Available: https://www.tableau.com/data-insights/ai/history

[73] “Top 10 branches of Artificial Intelligence - GeeksforGeeks.” Accessed: Jun. 08, 2025. [Online]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/top-10-branches-of-artificial-intelligence/

[74] “The connections between AI, ML, and DL. | Download Scientific Diagram.” Accessed: Jun. 09, 2025. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/figure/The-connections-between-AI-ML-and-DL\_fig2\_374840830

[75] “Machine learning - Wikipedia.” Accessed: Jun. 08, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Machine\_learning

[76] M. Demant *et al.*, “Micro-Cracks in Silicon Wafers and Solar Cells: Detection and Rating of Mechanical Strength and Electrical Quality,” Jun. 2014. doi: 10.4229/EUPVSEC20142014-2BO.1.3.

[77] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “A performance evaluation of local descriptors,” *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 27, no. 10, pp. 1615–1630, 2005, doi: 10.1109/TPAMI.2005.188.

[78] Kato, K. PV Module Failures Observed in the Field-Solder Bond and Bypass Diode Failures. In Proceedings of the 27th EUPVSEC, Frankfurt, Germany, 24–28 September 2012.

[79] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” in *Comput. Vision Pattern Recognit.*, Jun. 2005, pp. 886–893. doi: 10.1109/CVPR.2005.177.

[80] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speeded-Up Robust Features (SURF),” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, 2008, doi: https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014.

[81] M. Demant *et al.*, “Microcracks in Silicon Wafers I: Inline Detection and Implications of Crack Morphology on Wafer Strength,” *IEEE J Photovolt*, vol. 6, no. 1, pp. 126–135, 2016, doi: 10.1109/JPHOTOV.2015.2494692.

[82] A. M. Karimi, J. Fada, J. Liu, J. Braid, M. Koyuturk, and R. French, “Feature Extraction, Supervised and Unsupervised Machine Learning Classification of PV Cell Electroluminescence Images,” Jun. 2018, pp. 418–424. doi: 10.1109/PVSC.2018.8547739.

[83] Z. B. Duranay, “Fault Detection in Solar Energy Systems: A Deep Learning Approach,” *Electronics (Basel)*, vol. 12, no. 21, 2023, doi: 10.3390/electronics12214397.

[84] A. Faniar and C. Seker, “Detection of Faulty Solar Panels Using Artificial Intelligence and Machine Learning Methods,” Jun. 2023, pp. 1–4. doi: 10.1109/MysuruCon59703.2023.10396973.

[85] “Deep learning - Wikipedia.” Accessed: Jun. 08, 2025. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Deep\_learning

[86] H. Chen, Y. Pang, Q. Hu, and K. Liu, “Solar cell surface defect inspection based on multispectral convolutional neural network,” *J Intell Manuf*, vol. 31, no. 2, pp. 453–468, 2020, doi: 10.1007/s10845-018-1458-z.

[87] S. Ding, Q. Yang, X. Li, W. Yan, and W. Ruan, “Transfer Learning based Photovoltaic Module Defect Diagnosis using Aerial Images,” in *2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON)*, 2018, pp. 4245–4250. doi: 10.1109/POWERCON.2018.8602188.

[88] X. Li, Q. Yang, Z. Lou, and W. Yan, “Deep Learning Based Module Defect Analysis for Large-Scale Photovoltaic Farms,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 34, no. 1, pp. 520–529, 2019, doi: 10.1109/TEC.2018.2873358.

[89] Li, X.; Yang, Q.; Wang, J.; Chen, Z.; Yan, W. Intelligent Fault Pattern Recognition of Aerial Photovoltaic Module Images Based on Deep Learning Technique. In Proceedings of the IMCIC 2018-9th International Multi-Conference on Complexity, Informatics and Cybernetics, Proceedings, Orlando, FL, USA, 13–16 March 2018; pp. 1287–1289.

[90] Demant, M.; Virtue, P.; Kovvali, A.S.; Yu, S.X.; Rein, S. Deep Learning Approach to Inline Quality Rating and Mapping of Multi-Crystalline Si-Wafers. In Proceedings of the 35th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, Brussels, Belgium, 24–28 September 2018; pp. 814–818.

[91] S. Mehta, A. P. Azad, S. A. Chemmengath, V. Raykar, and S. Kalyanaraman, “DeepSolarEye: Power Loss Prediction and Weakly Supervised Soiling Localization via Fully Convolutional Networks for Solar Panels,” *CoRR*, vol. abs/1710.03811, 2017, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1710.03811

[92] C. Buerhop-Lutz *et al.*, “A Benchmark for Visual Identification of Defective Solar Cells in Electroluminescence Imagery,” in *35th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, 2018, pp. 1287–1289. doi: 10.4229/35thEUPVSEC20182018-5CV.3.15.

[93] S. Deitsch *et al.*, “Segmentation of photovoltaic module cells in uncalibrated electroluminescence images,” *Mach Vis Appl*, vol. 32, no. 4, p. 84, 2021, doi: 10.1007/s00138-021-01191-9.

[94] M. W. Akram *et al.*, “CNN based automatic detection of photovoltaic cell defects in electroluminescence images,” *Energy*, vol. 189, p. 116319, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116319.

[95] M. W. Akram, G. Li, Y. Jin, X. Chen, C. Zhu, and A. Ahmad, “Automatic detection of photovoltaic module defects in infrared images with isolated and develop-model transfer deep learning,” *Solar Energy*, vol. 198, pp. 175–186, 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.01.055.

[96] L. Bommes, T. Pickel, C. Buerhop-Lutz, J. Hauch, C. Brabec, and I. M. Peters, “Computer vision tool for detection, mapping, and fault classification of photovoltaics modules in aerial IR videos,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 29, no. 12, pp. 1236–1251, 2021, doi: https://doi.org/10.1002/pip.3448.

[97] A. Greco, C. Pironti, A. Saggese, M. Vento, and V. Vigilante, “A deep learning based approach for detecting panels in photovoltaic plants,” Jun. 2020, pp. 1–7. doi: 10.1145/3378184.3378185.

[98] A. Di Tommaso, A. Betti, G. Fontanelli, and B. Michelozzi, “A multi-stage model based on YOLOv3 for defect detection in PV panels based on IR and visible imaging by unmanned aerial vehicle,” *Renew Energy*, vol. 193, pp. 941–962, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.04.046.

[99] X. Chen, T. Karin, and A. Jain, “Automated defect identification in electroluminescence images of solar modules,” *Solar Energy*, vol. 242, pp. 20–29, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.solener.2022.06.031.

[100] L. Li, Z. Wang, and T. Zhang, “GBH-YOLOv5: Ghost Convolution with BottleneckCSP and Tiny Target Prediction Head Incorporating YOLOv5 for PV Panel Defect Detection,” *Electronics (Basel)*, vol. 12, no. 3, 2023, doi: 10.3390/electronics12030561.

[101] J. Zhang *et al.*, “Fast object detection of anomaly photovoltaic (PV) cells using deep neural networks,” *Appl Energy*, vol. 372, p. 123759, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123759.

[102] J. Bao and X. Yuan, “YOLO-iCBAM: an improved YOLOv4 based on CBAM for defect detection,” Jun. 2024, p. 58. doi: 10.1117/12.3023071.

[103] N. Drir and F. Chekired, “Automatic detection of solar cell surface defects in electroluminescence images based on YOLOv8 algorithm,” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 32, p. 1392, Jun. 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v32.i3.pp1392-1404.

[104] Z. Wang, Y. Geng, and Z. Wu, “An approach to PV fault defect detection based on computer vision,” Jun. 2023, pp. 45–50. doi: 10.1145/3613330.3613332.

[105] A. Mahmud, Md. S. R. Shishir, R. Hasan, and M. Rahman, “A comprehensive study for solar panel fault detection using VGG16 and VGG19 convolutional neural networks,” in *2023 26th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICCIT60459.2023.10441429.

[106] C. Tang, H. Ren, J. Xia, F. Wang, and J. Lu, “Automatic defect identification of PV panels with IR images through unmanned aircraft,” *IET Renewable Power Generation*, vol. 17, no. 12, pp. 3108–3119, 2023, doi: https://doi.org/10.1049/rpg2.12831.

[107] S. Wei, X. Li, S. Ding, Q. Yang, and W. Yan, “Hotspots Infrared detection of photovoltaic modules based on Hough line transformation and Faster-RCNN approach,” Jun. 2019, pp. 1266–1271. doi: 10.1109/CoDIT.2019.8820333.

[108] Y. Buratti, A. Sowmya, R. Evans, T. Trupke, and Z. Hameiri, “Half and full solar cell efficiency binning by deep learning on electroluminescence images,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 30, no. 3, pp. 276–287, 2022, doi: https://doi.org/10.1002/pip.3484.

[109] H. Chen, Y. Pang, Q. Hu, and K. Liu, “Solar cell surface defect inspection based on multispectral convolutional neural network,” *J Intell Manuf*, vol. 31, no. 2, pp. 453–468, 2020, doi: 10.1007/s10845-018-1458-z.

[110] J. Fioresi *et al.*, “Automated Defect Detection and Localization in Photovoltaic Cells Using Semantic Segmentation of Electroluminescence Images,” *IEEE J Photovolt*, vol. 12, no. 1, pp. 53–61, 2022, doi: 10.1109/JPHOTOV.2021.3131059.

[111] Z. B. Duranay, “Fault Detection in Solar Energy Systems: A Deep Learning Approach,” *Electronics (Basel)*, vol. 12, no. 21, 2023, doi: 10.3390/electronics12214397.

[112] B. Su, H. Chen, and Z. Zhou, “BAF-Detector: An Efficient CNN-Based Detector for Photovoltaic Cell Defect Detection,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 69, no. 3, pp. 3161–3171, 2022, doi: 10.1109/TIE.2021.3070507.

[113] D. Dwivedi, K. V. S. M. Babu, P. K. Yemula, P. Chakraborty, and M. Pal, “Identification of surface defects on solar PV panels and wind turbine blades using attention based deep learning model,” *Eng Appl Artif Intell*, vol. 131, p. 107836, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107836.

[114] A. Thirwani, R. Nair, and K. Kulkarni, “A Generative Adversarial Network Based Approach for Accurate Detection of Bright Spots in Photovoltaic Panels,” in *2024 11th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, 2024, pp. 349–354. doi: 10.1109/SPIN60856.2024.10511515.

[115] C. Shou *et al.*, “Defect Detection with Generative Adversarial Networks for Electroluminescence Images of Solar Cells,” in *2020 35th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)*, 2020, pp. 312–317. doi: 10.1109/YAC51587.2020.9337676.

[116] D. Rocha, M. Lopes, J. P. Teixeira, P. A. Fernandes, M. Morais, and P. M. P. Salome, “A Deep Learning Approach for PV Failure Mode Detection in Infrared Images: First Insights,” in *2022 IEEE 49th Photovoltaics Specialists Conference (PVSC)*, 2022, pp. 630–632. doi: 10.1109/PVSC48317.2022.9938524.

[117] S. Deitsch *et al.*, “Automatic Detection and Analysis of Photovoltaic Modules in Aerial Infrared Imagery,” Jun. 2016, pp. 1–9. doi: 10.1109/WACV.2016.7477658.

[118] M. Alsafasfeh, I. Abdel-Qader, B. Bazuin, Q. Alsafasfeh, and W. Su, “Unsupervised Fault Detection and Analysis for Large Photovoltaic Systems Using Drones and Machine Vision,” *Energies (Basel)*, vol. 11, no. 9, 2018, doi: 10.3390/en11092252.

[119] P. Addabbo *et al.*, “A UAV infrared measurement approach for defect detection in photovoltaic plants,” in *2017 IEEE International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*, 2017, pp. 345–350. doi: 10.1109/MetroAeroSpace.2017.7999594.

[120] V. Carletti, A. Greco, A. Saggese, and M. Vento, “An intelligent flying system for automatic detection of faults in photovoltaic plants,” *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 11, no. 5, pp. 2027–2040, 2020, doi: 10.1007/s12652-019-01212-6.

[121] L. Pratt, D. Govender, and R. Klein, “Defect detection and quantification in electroluminescence images of solar PV modules using U-net semantic segmentation,” *Renew Energy*, vol. 178, pp. 1211–1222, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.06.086.

[122] D. Stromer, A. Vetter, H. C. Oezkan, C. Probst, and A. Maier, “Enhanced Crack Segmentation (eCS): A Reference Algorithm for Segmenting Cracks in Multicrystalline Silicon Solar Cells,” *IEEE J Photovolt*, vol. 9, no. 3, pp. 752–758, 2019, doi: 10.1109/JPHOTOV.2019.2895808.

[123] X. Li, W. Li, Q. Yang, W. Yan, and A. Y. Zomaya, “An Unmanned Inspection System for Multiple Defects Detection in Photovoltaic Plants,” *IEEE J Photovolt*, vol. 10, no. 2, pp. 568–576, 2020, doi: 10.1109/JPHOTOV.2019.2955183.

[124] S. Naveen Venkatesh and V. Sugumaran, “Machine vision based fault diagnosis of photovoltaic modules using lazy learning approach,” *Measurement*, vol. 191, p. 110786, 2022, doi: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.110786.

[125] H. Jeong, G.-R. Kwon, and S.-W. Lee, “Deterioration Diagnosis of Solar Module Using Thermal and Visible Image Processing,” *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 11, 2020, doi: 10.3390/en13112856.

[126] A. Arenella, A. Greco, A. Saggese, and M. Vento, “Real Time Fault Detection in Photovoltaic Cells by Cameras on Drones,” Jun. 2017, pp. 617–625. doi: 10.1007/978-3-319-59876-5\_68.

[127] P. Addabbo *et al.*, “UAV system for photovoltaic plant inspection,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 33, no. 8, pp. 58–67, 2018, doi: 10.1109/MAES.2018.170145.

[128] J. J. Vega Díaz, M. Vlaminck, D. Lefkaditis, S. A. Orjuela Vargas, and H. Luong, “Solar Panel Detection within Complex Backgrounds Using Thermal Images Acquired by UAVs,” *Sensors*, vol. 20, no. 21, 2020, doi: 10.3390/s20216219.

[129] C. Dunderdale, W. Brettenny, C. Clohessy, and E. E. van Dyk, “Photovoltaic defect classification through thermal infrared imaging using a machine learning approach,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 28, no. 3, pp. 177–188, 2020, doi: https://doi.org/10.1002/pip.3191.

[130] H. Zhang, X. Hong, S. Zhou, and Q. Wang, “Infrared Image Segmentation for Photovoltaic Panels Based on Res-UNet,” 2019, pp. 611–622. doi: 10.1007/978-3-030-31654-9\_52.

[131] A. Oliveira, M. Aghaei, and R. Rüther, “Automatic Fault Detection of Photovoltaic Arrays by Convolutional Neural Networks During Aerial Infrared Thermography,” Jun. 2019. doi: 10.4229/EUPVSEC20192019-5BO.6.4.

[132] R. Pierdicca, E. S. Malinverni, F. Piccinini, M. Paolanti, A. Felicetti, and P. Zingaretti, “DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR AUTOMATIC DETECTION OF DAMAGED PHOTOVOLTAIC CELLS,” *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLII–2, pp. 893–900, 2018, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-893-2018.

[133] Y. Wang *et al.*, “Research on Surface Defect Detection Method of Photovoltaic Power Generation Panels——Comparative Analysis of Detecting Model Accuracy,” *EAI Endorsed Transactions on Energy Web*, Jun. 2024, doi: 10.4108/ew.5741.

[134] K. Nitturkar, S. Vitole, M. Jadhav, and S. V G., “Solar Panel Fault Detection

Using Machine Vision and Image Processing Technique,” in *2023 International*

*Conference on Next Generation Electronics (NEleX)*, 2023, pp. 1–4. doi:

10.1109/NEleX59773.2023.10421272.