



Ôn tập

# Nâng cao hiệu quả của nhà máy điện mặt trời: Đánh giá dựa trên tầm nhìn Kỹ thuật giám sát và phát hiện lỗi

Ioannis Polymeropoulos, Stavros Bezyrgiannidis, Eleni Vrochidou và George A. Papakostas <sup>ID</sup> \*

Nhóm nghiên cứu MLV, Khoa tin học, Đại học Democritus Thrace, 65404 Kavala, Hy Lạp; ioannis.k.polymeropoulos@gmail.com (IP); sbez@myip.gr (SB); evrochid@cs.duth.gr (EV) \* Liên hệ: gpapak@cs.duth.gr; Điện thoại: +30-2510462321

**Tóm tắt:** Trong những thập kỷ qua, nhận thức về môi trường đã khơi dậy mối quan tâm khoa học về năng lượng xanh , được sản xuất, trong số những thứ khác, từ các nguồn năng lượng mặt trời. Tuy nhiên, để các nhà máy điện mặt trời xanh hoạt động hiệu quả và lâu dài , cần phải kiểm tra và bảo dưỡng thường xuyên. Công trình này nhằm mục đích xem xét các kỹ thuật giám sát dựa trên tầm nhìn để phát hiện lỗi của các nhà máy quang điện (PV), tức là các tấm pin mặt trời. Các ý nghĩa thực tế của các hệ thống như vậy bao gồm xác định lỗi kịp thời dựa trên thông tin chi tiết dựa trên dữ liệu và giải quyết vấn đề, dẫn đến sản lượng năng lượng được cải thiện, tuổi thọ kéo dài cho các tấm pin PV, tiết kiệm chi phí cũng như các cuộc kiểm tra an toàn và có thể mở rộng quy mô. Các chi tiết liên quan đến các thành phần chính của hệ thống PV, nguyên lý hoạt động và các công nghệ phát hiện lỗi không phá hủy chính được bao gồm. Những tiến bộ trong phương tiện bay không người lái (UAV), cũng như trong các phương pháp trí tuệ nhân tạo (AI), học máy (ML) và học sâu (DL), mang lại các cơ hội giám sát nâng cao, đang được chú trọng. Một phân tích so sánh và đánh giá tổng thể về các phương pháp dựa trên tầm nhìn tiên tiến để phát hiện các loại khuyết tật cụ thể trên PV đang được tiến hành. Hiệu suất hiện tại và các lỗi của các thuật toán dựa trên tầm nhìn để phát hiện lỗi tấm pin mặt trời được xác định, nâng cao khả năng, hạn chế và khoảng cách nghiên cứu của chúng, hướng tới việc định hướng hiệu quả cho các nghiên cứu trong tương lai. Kết quả chỉ ra rằng các bất thường về bóng râm ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của các đơn vị PV, trong khi năm phương pháp phát hiện lỗi hàng đầu, theo các tiêu chí đánh giá được đặt trước, liên quan đến các phương pháp học sâu, chẳng hạn như CNN và các biến thể YOLO.



Trích dẫn: Polymeropoulos, I.; Bezyrgiannidis, S.; Vrochidou, E.; Papakostas, GA Nâng cao hiệu quả nhà máy điện mặt trời: Đánh giá về các kỹ thuật giám sát dựa trên tầm nhìn và phát hiện lỗi. Công nghệ 2024, 12, 175. [https://doi.org/ 10.3390/ technologies12100175](https://doi.org/10.3390/technologies12100175)

Biên tập viên học thuật: Florian Ion Tiberiu Petrescu và Liviu Marian Ungureanu

Nhận: 15 tháng 8 năm 2024  
Đã sửa đổi: 14 tháng 9 năm 2024  
Đã chấp nhận: 23 tháng 9 năm 2024  
Ngày xuất bản: 26 tháng 9 năm 2024



Bản quyền: © 2024 thuộc về tác giả.  
Người được cấp phép MDPI, Basel, Thụy Sĩ.  
Bài viết này là một bài viết truy cập mở được phân phối theo các điều khoản và điều kiện của Creative Commons Giấy phép ghi công (CC BY) ([https://creativecommons.org/licenses/by/ 4.0/](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)).

**Từ khóa:** năng lượng tái tạo; phát hiện lỗi; tính bền vững; quang điện; giám sát tấm pin mặt trời; học sâu; thị giác máy tính; trí tuệ nhân tạo

## 1. Giới thiệu

Năng lượng mặt trời là nguồn năng lượng sạch vô tận, ngày càng có ý nghĩa quan trọng trong cả tiến bộ công nghệ và tính bền vững của môi trường. Khi biến đổi khí hậu và sự cạn kiệt các nguồn năng lượng truyền thống gây ra mối đe dọa nghiêm trọng cho tương lai của chúng ta, các hệ thống quang điện (PV) nổi lên như một giải pháp tiên phong. Các hệ thống này khai thác hiệu ứng quang điện để chuyển đổi bức xạ mặt trời thành năng lượng điện, cung cấp nguồn năng lượng sạch và vô hạn [1].

Hành trình của công nghệ PV bắt đầu vào năm 1839 khi nhà vật lý người Pháp Edmond Becquerel phát hiện ra hiệu ứng quang điện. Kể từ đó, nghiên cứu và những tiến bộ công nghệ đã dẫn đến sự phát triển của các tế bào PV đầu tiên, hiện cung cấp hiệu suất và ứng dụng ấn tượng trên nhiều nhu cầu khác nhau [2].

Hệ thống PV không chỉ là những cải tiến kỹ thuật; chúng là những nhu cầu sinh thái. Mỗi kilowatt-giờ điện được tạo ra bởi các hệ thống quang điện làm giảm lượng khí thải carbon dioxide, khiến chúng trở nên quan trọng đối với việc bảo vệ môi trường. Ngoài ra, năng lượng mặt trời mang lại lợi ích kinh tế, đặc biệt là ở những vùng có nhiều nắng, nơi đầu tư vào quang điện có thể mang lại khoản tiết kiệm và lợi nhuận đáng kể [3]. Do đó, điều cần thiết là các nhà máy PV phải duy trì độ tin cậy và hoạt động hiệu quả, liên quan đến việc lắp đặt tuyệt vời, bảo trì thường xuyên và kiểm tra lỗi chất lượng cao. Lỗi có thể xảy ra trong quá trình sản

vận chuyển, lắp ráp và vận hành tấm pin quang điện. Các lỗi cần được phát hiện kịp thời để sửa chữa và ngăn ngừa các vấn đề về an toàn và tổn thất năng lượng.

Hiện nay, các phương pháp phát hiện lỗi đang được tập trung nghiên cứu, đặc biệt là các phương pháp không xâm lấn và cũng có thể cung cấp thông tin chi tiết về vị trí lỗi. Kiểm tra dựa trên thị giác đã chiếm ưu thế hơn các phương pháp khác, do sự tiến bộ liên tục của công nghệ camera và kiến trúc bộ xử lý đồ họa (GPU), cũng như sự tiến bộ của các thuật toán trí tuệ nhân tạo (AI) và thị giác máy tính (CV). Sự kết hợp sau có tiềm năng phát hiện, phân loại và định vị lỗi, với chi phí thấp và độ tin cậy cao.

Những thách thức đương đại trong các hệ thống phát hiện lỗi PV dựa trên tầm nhìn bao gồm các vấn đề quá tải dữ liệu do lượng lớn dữ liệu được tạo ra từ nhiều cảm biến tích hợp khác nhau, tạo ra rào cản đối với nhu cầu phát hiện lỗi theo thời gian thực. Cần có hình ảnh có độ phân giải cao để phát hiện lỗi chính xác; tuy nhiên, việc xử lý chúng đòi hỏi nhiều thời gian và tài nguyên. Những thách thức đương đại cũng bao gồm nhu cầu cải thiện độ chính xác của việc phát hiện lỗi bằng cách phát triển các thuật toán phát hiện tiên tiến hơn. Việc điều tra các lỗi phổ biến, chủ yếu là do các điều kiện môi trường bên ngoài, cần được xác định để tập trung nghiên cứu vào việc phát hiện hiệu quả các lỗi này.

Để đạt được mục đích này, công trình này nhằm mục đích cung cấp một bản đánh giá về các kỹ thuật kiểm tra tấm pin mặt trời dựa trên tầm nhìn AI, tập trung vào việc giải quyết các thách thức đương đại. Nhiều bài đánh giá đã được công bố gần đây về chủ đề này [1,3-7]. Tuy nhiên, hầu hết các công trình đánh giá này tập trung vào các kỹ thuật giám sát cụ thể và không có ý định chung chung để bao quát nhiều khía cạnh của hệ thống PV. Các cách tiếp cận này nhằm mục đích tóm tắt toàn diện các công nghệ phát hiện chính, cũng như các phương pháp học máy và học sâu. Những khoảng trống chính mà chúng tôi xác định trong các công trình đánh giá này và cuối cùng hướng đến giải quyết trong công trình đề xuất là:

- Thiếu nghiên cứu về lỗi

liên quan đến hiệu suất của các mô-đun quang điện. • Thiếu đánh giá các phương pháp đề xuất.

Để đạt được mục đích này, những đóng góp của công trình này chưa được đề cập đầy đủ trong các bài báo khác được tóm tắt như sau: 1. Trình

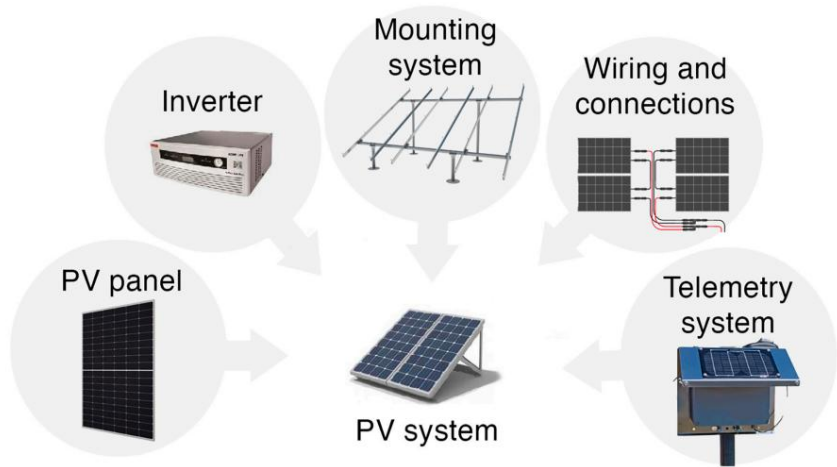
- bày những nguyên tắc cơ bản của hệ thống PV.
2. Sự phát triển của các thuật toán thị giác máy tính để phát hiện lỗi PV trong thập kỷ này.
  3. Tóm tắt tất cả các kỹ thuật giám sát chính để phát hiện lỗi PV, cùng với đánh giá riêng lẻ và so sánh về khả năng và hạn chế của chúng.
  4. Tập trung vào phát hiện lỗi PV bằng công nghệ thị giác máy tính dựa trên AI, bao gồm phương pháp học máy và các phương pháp nhận dạng mẫu khác, kỹ thuật xử lý hình ảnh và phương pháp học sâu.
  5. Các lỗi thường gặp có thể phát hiện bằng thuật toán CV trong hệ thống PV và cách chúng ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống.
  6. Xem xét các phương pháp phát hiện lỗi dựa trên CV, bảng hiệu suất tích lũy và hướng dẫn để lựa chọn phương pháp phù hợp dựa trên các tiêu chí đề xuất.

Phần còn lại của bài báo được cấu trúc như sau. Phần 2 trình bày phương pháp nghiên cứu. Phần 3 tóm tắt các nguyên tắc cơ bản của hệ thống PV. Phần 4 trình bày sự phát triển của các thuật toán CV trong PV trong thập kỷ qua. Khả năng và hạn chế của các công nghệ phát hiện cơ bản được đưa vào Phần 5, tập trung vào phát hiện lỗi bằng thuật toán CV dựa trên AI. Phần 6 tóm tắt các lỗi PV được phát hiện bằng CV và hiệu suất hệ thống PV liên quan. Phần 7 cung cấp tổng quan về các phương pháp phát hiện lỗi PV dựa trên CV và đánh giá của chúng. Cuối cùng, Phần 8 và Phần 9 thảo luận về các phát hiện nghiên cứu và kết luận bài báo.

2. Phương pháp nghiên cứu Cung

cấp một đánh giá toàn diện có thể giải quyết hiệu quả các vấn đề đã xác định khoảng trống, chúng tôi đặt ra bốn câu hỏi nghiên cứu (RQ) sau đây:

phần một hệ thống PV đã hoàn phần thành phần dây nhợ và dây hoàn trong Hình 2:



Hình 2. Các thành phần chính của hệ thống PV.

: Tấm pin quang điện (Mô đun PV):

- a. Được tạo thành từ các tế bào quang điện chuyển đổi ánh sáng mặt trời thành năng lượng điện.
- b. Tấm pin có thể là loại đơn tinh thể, đa tinh thể hoặc màng mỏng, mỗi loại có đặc điểm hiệu suất và chi phí riêng. đặc điểm hiệu suất và chi phí.

tần: Biến tần:

- a. Chuyển đổi dòng điện một chiều (DC) do các tấm pin quang điện tạo ra thành dòng điện xoay chiều (AC) để sử dụng cho các thiết bị điện hoặc lưới điện. Dòng điện xoay chiều (AC) để sử dụng cho các thiết bị điện hoặc lưới điện.
- b. Các loại biến tần khác nhau, chẳng hạn như cầu bán dẫn và toàn cầu, có nhiều loại ứng dụng và tính năng. ứng dụng

• Hệ thống lắp đặt: • Hệ thống lắp đặt:

- a. Bao gồm các giá đỡ và cấu trúc giữ các tấm pin quang điện, hoặc Bao gồm các giá đỡ và cấu trúc giữ các tấm pin quang điện, hoặc cố định hoặc có thể điều chỉnh cho hệ thống theo dõi năng lượng mặt trời.
- Dây điện và kết nối: • Dây điện và kết nối để kết nối các tấm pin quang điện với bộ biến tần và lưới điện.

điện và kết nối để kết nối các tấm pin quang điện với bộ biến tần và lưới điện.

- a. Cần thiết để kết nối các tấm pin quang điện với bộ biến tần và nguồn điện
- b. Bao gồm cáp DC và AC, cũng như hệ thống chống sét và nối đất .

điện và kết nối để kết nối các tấm pin quang điện với bộ biến tần và lưới điện. • Hệ thống đo từ xa: a. Đảm bảo giám sát

- và kiểm soát hiệu suất của hệ thống quang điện. • Hệ thống đo từ xa:
- b. Có thể bao gồm kết nối không dây hoặc có dây để truyền dữ liệu.

3.2. Nguyên lý hoạt động

động Hiệu ứng quang điện dựa vào vật liệu bán dẫn chuyển đổi bức xạ mặt trời thành năng lượng điện. Khi các photon (gói năng lượng từ ánh sáng mặt trời) chiếu vào quang điện, chúng kích thích các electron trong vật liệu bán dẫn, gây ra một bức xạ điện. Khi các photon (gói năng lượng từ ánh sáng mặt trời) chiếu vào tế bào quang điện, chúng kích thích các electron trong vật liệu bán dẫn, gây ra dòng điện. Dòng điện này sau đó được thu thập và chuyển đổi thành năng lượng điện có thể sử dụng được bằng bộ biến tần.

Hiệu quả của hệ thống quang điện phụ thuộc vào nhiều yếu tố, bao gồm cả bộ biến tần. chất lượng vật liệu, cường độ bức xạ mặt trời, điều kiện môi trường. Hiệu quả của hệ thống quang điện phụ thuộc vào một số yếu tố, bao gồm chất lượng vật liệu, cường độ bức xạ mặt trời, điều kiện môi trường. Hiệu quả của hệ thống quang điện phụ thuộc vào một số yếu tố, bao gồm chất lượng vật liệu, cường độ bức xạ mặt trời, điều kiện môi trường. Mặc dù các giải pháp tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng sạch đang phát triển, mang lại hiệu quả hơn và sạch. Tóm lại, hệ thống quang điện là giải pháp sáng tạo, bền vững và tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng đối với những thách thức về năng lượng hiện đại. Đây là một phần quan trọng của việc giảm phát thải khí nhà kính và giảm thiểu biến đổi khí hậu. Việc áp dụng công nghệ quang điện vẫn tiếp tục tiến bộ, cung cấp chất lượng vật liệu và điều kiện môi trường. Mặc dù các giải pháp tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng sạch đang phát triển, mang lại hiệu quả hơn và sạch. Tóm lại, hệ thống quang điện là giải pháp sáng tạo, bền vững và tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng đối với những thách thức về năng lượng hiện đại. Đây là một phần quan trọng của việc giảm phát thải khí nhà kính và giảm thiểu biến đổi khí hậu. Việc áp dụng công nghệ quang điện vẫn tiếp tục tiến bộ, cung cấp chất lượng vật liệu và điều kiện môi trường. Mặc dù các giải pháp tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng sạch đang phát triển, mang lại hiệu quả hơn và sạch. Tóm lại, hệ thống quang điện là giải pháp sáng tạo, bền vững và tiết kiệm chi phí để tạo ra năng lượng đối với những thách thức về năng lượng hiện đại. Đây là một phần quan trọng của việc giảm phát thải khí nhà kính và giảm thiểu biến đổi khí hậu. Việc áp dụng công nghệ quang điện vẫn tiếp tục tiến bộ, cung cấp chất lượng vật liệu và điều kiện môi trường.

4. Sự phát triển của các thuật toán thị giác máy tính trong PV trong thập kỷ qua

Phần này cung cấp tổng quan toàn diện về cách các thuật toán thị giác máy tính đã phát triển như thế nào trong việc phát hiện lỗi quang điện trong thập kỷ qua (RQ1). Sử dụng Scopus, chúng tôi đã khám phá hơn 60 nghiên cứu có liên quan. Bảng 1 bao gồm các phát hiện mà chúng tôi đã theo dõi liên quan đến những tiến bộ và sự thay đổi trọng tâm trong lĩnh vực khoa học này. Cụ thể hơn, đối với mỗi giai đoạn riêng biệt trong thập kỷ, trọng tâm nghiên cứu, các công nghệ và thuật toán tiên tiến hiện tại, cũng như các phát triển và hạn chế chính của từng giai đoạn được xác định và tóm tắt trong bảng.

Bảng 1. Sự phát triển của các thuật toán thị giác máy tính trong phát hiện lỗi PV trong thập kỷ qua.

Giai đoạn	Tập trung	Công nghệ/ Thuật toán	Những phát triển chính	Hạn chế
Đầu những năm 2010	Hình ảnh truyền thống Xử lý	Phát hiện cạnh, phân đoạn [8]	Kỹ thuật dựa trên quy tắc, điều chỉnh tham số thủ công	Trích xuất tính năng thủ công, độ chính xác của phát hiện lỗi
Giữa những năm 2010	Giới thiệu của Học máy	SVM [9], Rừng ngẫu nhiên [10]	Sử dụng các tính năng thủ công, sử dụng ban đầu các bộ phân loại tính năng	Kỹ thuật tính năng, khả năng mở rộng, độ phức tạp của lỗi, khái quát hóa
Cuối những năm 2010	Chuyển sang Học sâu	CNN [11]	Tính năng học tự động, cải thiện độ chính xác đáng kể	Bộ dữ liệu chuẩn, thời gian đào tạo, tài nguyên tính toán
Đầu những năm 2020	Tích hợp của Nhiều phương thức	CNN với IR, Visible và EL Hình ảnh [12-14]	Phát hiện lỗi nâng cao trong nhiều điều kiện khác nhau	Quá tải dữ liệu, đồng bộ hóa, hợp nhất, gánh nặng tính toán, khả năng diễn giải
Xu hướng hiện tại	Phát hiện thời gian thực và khả năng thích ứng	CNN, YOLO, Xử lý tại chỗ [15]	Xử lý thời gian thực, khả năng thích ứng với những thay đổi của môi trường	Chi phí và khả năng mở rộng
Tương lai Phương hướng	Khả năng mở rộng và kinh tế khả năng tồn tại	Các mô hình DL có thể mở rộng và Kinh tế Phân tích [16]	Các mô hình học sâu có thể mở rộng kết hợp phân tích kinh tế	An ninh mạng

Vào đầu những năm 2010, các kỹ thuật xử lý hình ảnh truyền thống như phát hiện cạnh và phân đoạn thống trị lĩnh vực này [8]. Các phương pháp này chủ yếu dựa vào các kỹ thuật dựa trên quy tắc và điều chỉnh tham số thủ công. Điều sau đặt ra những hạn chế, vì việc trích xuất tính năng thủ công có thể tốn thời gian và có thể không nắm bắt được các đặc điểm vốn có của lỗi, dẫn đến độ chính xác phát hiện kém, đặc biệt là đối với các lỗi phức tạp. Khi thập kỷ trôi qua, máy học bắt đầu tạo được dấu ấn của mình. Các thuật toán như Máy vectơ hỗ trợ (SVM) [9] và Rừng ngẫu nhiên (RF) [10] xuất hiện, sử dụng các tính năng thủ công và bộ phân loại tính năng ban đầu để cải thiện độ chính xác phát hiện. Hạn chế của kỹ thuật tính năng, trích xuất và lựa chọn tính năng vẫn còn rõ ràng, trong khi độ phức tạp của vấn đề không thể được xử lý hiệu quả. Hơn nữa, các vấn đề về tổng quát hóa đã được báo cáo do các điều kiện môi trường khác nhau và các hệ thống PV khác nhau, khiến các thuật toán khó có thể tổng quát hóa tốt. Vào cuối những năm 2010, lĩnh vực này đã trải qua một sự thay đổi đáng kể với sự ra đời của học sâu, đặc biệt là Mạng nơ-ron tích chập (CNN) [11]. Các mô hình này cho phép học tính năng tự động, dẫn đến những cải tiến đáng kể về độ chính xác và hiệu quả phát hiện. Tuy nhiên, yêu cầu về dữ liệu là quá mức. Cần có các tập dữ liệu chuẩn lớn với dữ liệu có chú thích, trong khi thời gian đào tạo các thuật toán và nhu cầu về tài nguyên tính toán bắt đầu tăng lên. Vào đầu những năm 2020, trọng tâm chuyển sang tích hợp nhiều phương thức, sử dụng CNN kết hợp với hình ảnh hồng ngoại (IR), khả kiến và phát quang điện (EL) [12-14]. Sự tích hợp này dẫn đến khả năng phát hiện lỗi được nâng cao trong nhiều điều kiện khác nhau. Nhiều phương thức dữ liệu đặt ra nhiều thách thức, chẳng hạn như quá tải dữ liệu và đồng bộ hóa dữ liệu. Hơn nữa, nhu cầu về các kỹ thuật hợp nhất tính vi đã xuất hiện. Việc xử lý nhiều luồng dữ liệu làm tăng độ phức tạp của hệ thống và gánh nặng tính toán. Đồng thời, nhu cầu về các thuật toán học sâu có thể giải thích được bắt đầu xuất hiện, cho thấy khoảng cách nghiên cứu về khả năng diễn giải của các mô hình sâu đa phương thức. Hiện tại, xu hướng đang chuyển sang

[illegible]

Hơn nữa, nghiên cứu mở rộng về công nghệ phát hiện lỗi dựa trên CV cũng được tiến hành (R02).



### 5.1. Công nghệ phát hiện lỗi chính cho hệ thống PV

#### 5.1.1. Kiểm tra dựa trên UAV

Hiệu quả của các công nghệ phát hiện cơ bản đã được thử nghiệm trong một số thí nghiệm sơ bộ trong phòng thí nghiệm. Những kết quả đầy hứa hẹn này đã khuyến khích các nhà nghiên cứu khám phá việc sử dụng các kỹ thuật kiểm tra này cho các cơ sở quang điện lớn. Giải pháp được các chuyên gia thực địa xác định, đã trở thành tiêu chuẩn trong những năm gần đây, bao gồm việc sử dụng các phương tiện bay không người lái (UAV) chuyên dụng, chẳng hạn như máy bay không người lái, được trang bị camera để phát hiện lỗi [18]. Phương pháp này có hai ưu điểm chính: (1) phù hợp để kiểm tra các trường quang điện lớn vì toàn bộ cơ sở có thể được khảo sát trong một vài chuyến bay (tùy thuộc vào quy mô của cơ sở và tuổi thọ pin của UAV) và (2) nó làm giảm đáng kể chi phí và thời gian cần thiết để phân tích so với các kỹ thuật kiểm tra truyền thống. Tính phù hợp của giải pháp này đã được đánh giá thông qua phân tích định tính trong các trường quang điện thực tế để xác minh những bất thường nào có thể nhìn thấy bằng camera chuyển động và xác định tác động của các thông số bay đến khả năng phát hiện, do đó kiểm tra độ tin cậy của UAV chuyên dụng [19–24].

Cụ thể, có thể xác định hai loại kiến trúc để phát hiện dị thường: (1) phân tích hình ảnh thời gian thực của các mô-đun quang điện trong chuyến bay của UAV và (2) phân tích hình ảnh ngoại tuyến, kiểm tra video được ghi lại trong quá trình kiểm tra. Đường nhiên, giải pháp đầu tiên nhanh hơn và cho phép người vận hành xác minh theo thời gian thực xem các mô-đun quang điện đã được kiểm tra chính xác hay chưa; tuy nhiên, giải pháp này đòi hỏi phải thiết kế phần mềm cẩn thận để tăng tốc thuật toán xử lý hình ảnh. Hơn nữa, để kiểm tra thời gian thực, UAV cần hoạt động ở một số độ cao nhất định và vào thời điểm cụ thể trong ngày để có thể chụp rõ các chi tiết mà không bị phản xạ ánh sáng mặt trời và tạo điều kiện xử lý. Hơn nữa, lưu ý rằng UAV chỉ có thể phát hiện các khuyết tật bên ngoài có thể nhìn thấy được, trong khi các khuyết tật bên trong không được xem xét, ví dụ như diốt không hoạt động.

UAV thường mang theo camera nhiệt, camera RGB ánh sáng khả kiến và camera quang phát quang. Camera nhiệt được sử dụng để phân tích nhiệt, trong khi camera ánh sáng khả kiến có thể lưu trữ hình ảnh màu liên quan đến các bất thường tiềm ẩn được xác định bởi thuật toán xử lý hình ảnh. Ý tưởng là hình ảnh của các mô-đun quang điện bị lỗi, kèm theo tọa độ địa lý do cảm biến GPS đo được, có thể đóng vai trò là công cụ mạnh mẽ và hiệu quả để kiểm tra quang điện tự động [20]. Tuy nhiên, độ chính xác hiện tại của cảm biến GPS vào khoảng vài mét, trong khi độ chính xác cần thiết để bố trí địa lý các tấm pin quang điện phải trong vòng vài cm. Do đó, với tình trạng công nghệ hiện tại, các thuật toán thị giác máy tính không thể sử dụng tọa độ địa lý do cảm biến GPS tính toán để nhận dạng và xác định từng tấm pin quang điện mà phải cung cấp cơ chế theo dõi từng đơn vị và phát hiện các bất thường tiềm ẩn trong hình ảnh. Thách thức sau đang được giải quyết bằng một số kỹ thuật, như đã xem xét sau đây.

#### 5.1.2. 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 mô-đun PV. Tuy nhiên, phương pháp này không phù hợp với các mô-đun tiếp xúc với điều kiện thời tiết. Hơn nữa, phải thực hiện trước và sau khi mô-đun PV tiếp xúc với ứng suất cơ học, điện hoặc môi trường. Nhiều phương pháp thử nghiệm ứng suất khác nhau có thể đánh giá các mô-đun trong nhà. Một số phương pháp thử nghiệm ứng suất phổ biến bao gồm chu kỳ làm mát bằng độ ẩm, chu kỳ nhiệt, thử nghiệm nhiệt chất lỏng, thử nghiệm bức xạ cực tím (UV), tải trọng cơ học, tác động của mưa đá, ứng dụng ứng suất nhiệt, v.v. [25]. Các tiêu chuẩn 61646 [26] và 61215 [27] của Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế (IEC) yêu cầu chiếu sáng hơn 1000 lux để thử nghiệm trực quan, trong khi các khuyết tật có thể nhìn thấy bằng mắt thường được xem xét.

Các khiếm khuyết thường gặp phát hiện qua kiểm tra trực quan bao gồm bong tróc, ổ vàng và phòng rộp ở mặt trước của mô-đun; nứt, vỡ các bộ phận và đổi màu lớp phủ phản quang trên các cell; cháy và oxy hóa lớp kim loại; uốn cong, gãy, trầy xước và căn chỉnh kém các khung mô-đun; bong tróc, ổ vàng, trầy xước, cháy và phòng rộp ở mặt sau của mô-đun; ăn mòn, oxy hóa và nổi lỏng

hộp nối; và sự mong manh, ngắt kết nối và lộ ra các thành phần điện tại các đầu nối hoặc dây [4,28].

Các khuyết tật có thể nhìn thấy như ổ vàng của chất đóng gói đã được xác định là nguyên nhân chính gây mất điện [29,30]. Có thể đo mất điện bằng cách so sánh các phép đo I-V hiện có (đặc tính dòng điện-điện áp) với các giá trị do nhà sản xuất cung cấp.

Các mô-đun có lỗi nhìn thấy được có thể được so sánh với một mô-đun tham chiếu (không có lỗi) có cùng đặc điểm để đánh giá tác động của lỗi đến hiệu suất của mô-đun [29].

Một số nghiên cứu kiểm tra trực quan đã được tiến hành trên các mô-đun PV tiếp xúc với các điều kiện khí hậu khác nhau. Ví dụ, Bouaichi và cộng sự, trong nghiên cứu của họ [29], đã phát hiện ra sự đổi màu là nguyên nhân chính gây mất điện cho các mô-đun tiếp xúc với khí hậu Maroc trong hai năm. Sự đổi màu đã được quan sát thấy trên các mô-đun phía trên vị trí hộp nối. Họ phát hiện ra rằng sự chênh lệch công suất giữa mô-đun bị ảnh hưởng bởi sự đổi màu và mô-đun tham chiếu có liên quan trực tiếp đến sự đổi màu và chỉ ra sự mất điện do sự đổi màu. Kahoul và cộng sự [30] cũng phát hiện ra sự ổ vàng của chất đóng gói là nguồn chính gây mất điện cho các mô-đun tiếp xúc với điều kiện khí hậu khắc nghiệt (nhiệt độ mùa hè cao, bức xạ cao vượt quá 1000 W/m<sup>2</sup> và bão cát) trong khoảng 11 năm. Ngoài ra, các vết nứt trong các ô, sự suy giảm của lớp phủ phản xạ, sự ăn mòn của thanh cái, v.v. đã được quan sát thấy. Bouraiou và cộng sự [31] phát hiện ra sự ổ vàng của chất đóng gói và bóng râm một phần là nguồn chính gây mất điện cho các mô-đun tiếp xúc với môi trường Sahara ở Algeria trong khoảng 12 năm. Ngoài ra, hiện tượng tách lớp, ăn mòn, nứt tế bào có thể nhìn thấy, vỡ kính, lớp phủ phản quang bị xuống cấp, v.v. đã được quan sát thấy.

Sự đổi màu là một khiếm khuyết thường xuyên xảy ra trong các mô-đun PV hoạt động trong môi trường sa mạc. Bouraiou et al. [32] đã phát hiện ra sự đổi màu của chất đóng gói trong 608 (100%) các đơn vị được nghiên cứu tiếp xúc với điều kiện ngoài trời ở Algeria. Các khiếm khuyết khác được quan sát thấy bao gồm các vết nứt hình con ốc sên, sự đổi màu, tách lớp, ăn mòn, các vết nứt ô có thể nhìn thấy, vỡ kính, nhiễm bẩn, v.v. Các khiếm khuyết được tìm thấy với tỷ lệ cao bao gồm sự tách lớp và ăn mòn của thanh cái. Các vết nứt ô có thể nhìn thấy và các vết xước trên kính cũng được quan sát thấy ở một số đơn vị.

### 5.1.3. 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 pin mặt trời [33]. Theo [34], phép đo I-V được coi là phương pháp kiểm tra toàn diện nhất. Trong những trường hợp như vậy, trước tiên, các phép đo được chuyển đổi thành các điều kiện thử nghiệm tiêu chuẩn (STC) và sau đó 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 các thay đổi (độ lệch) trong đường cong dòng điện-điện áp trước và sau lỗi có thể dẫn đến việc xác định và điều tra sự suy giảm của mô-đun. Nếu mức độ thay đổi trong các đặc tính dòng điện-điện áp là nhỏ, thì có thể khó phân tích lỗi, vì các lỗi nhỏ trong mô-đun hoặc ô không ảnh hưởng đáng kể đến các đặc tính dòng điện-điện áp [35]. Do đó, rất khó để phát hiện các lỗi nhỏ bằng cách sử dụng các phép đo dòng điện-điện áp. Một nhược điểm khác của phương pháp này là không thể xác định chính xác vị trí lỗi thông qua các đặc tính dòng điện-điện áp [36].

Có những phương pháp chẩn đoán khác liên quan đến phép đo điện, được phân loại là các thử nghiệm điện tử [37]. Các thử nghiệm điện tử được sử dụng để xác định sự suy thoái bên trong và các đặc điểm liên quan bằng cách phân tích những thay đổi trong các đặc tính từ tính hoặc điện. Các phương pháp này bao gồm các thử nghiệm tham số DC, các thử nghiệm tham số AC, phương pháp dòng điện cảm ứng chùm sáng, phương pháp dòng điện cảm ứng chùm electron và kỹ thuật thiết bị giao thoa lượng tử siêu dẫn. Trong thử nghiệm DC, phương pháp mô hình hóa có thể được sử dụng để xác định các tham số DC của pin mặt trời [38] và các tham số có thể được phân tích theo đồ họa hoặc lý thuyết. Trong thử nghiệm AC, các tham số AC của pin mặt trời được xác định [39]. Kỹ thuật dòng điện cảm ứng chùm sáng có thể lập bản đồ luồng ánh sáng trong pin mặt trời. Phương pháp dòng điện cảm ứng chùm electron có thể xác định các vùng tái hợp, tính không đồng nhất và bất thường trong các đặc điểm điện của pin [40]. Kết hợp phương pháp dòng điện cảm ứng chùm electron với kính hiển vi âm thanh quét có thể giúp xác định các đặc điểm điện và hình thái



hồng học trong pin mặt trời [41]. Cuối cùng, thiết bị giao thoa lưỡng tử siêu dẫn là một công cụ được sử dụng để đo những thay đổi trong từ thông [42]. Ngoài ra, các phép đo khác như điện trở, dòng điện, điện áp và cảm ứng từ có thể được thực hiện [43] và cũng được sử dụng để phân tích pin mặt trời vì chúng có thể đo dòng điện kích thích trong pin và xác định các vết nứt nhỏ [44,45].

Phương pháp cuối cùng để kết luận danh mục này được gọi là phân tích dòng điện vi sai, được sử dụng để nghiên cứu tác động của sự đổi màu không đồng đều trên các tế bào quang điện [25]. Sự đổi màu không đồng đều trong các ô dẫn đến sự truyền ánh sáng không đồng đều trên các ô, dẫn đến sự không khớp điện. Nghiên cứu từng ô trong mô-đun có thể cung cấp thông tin về mức độ đổi màu trong từng ô. Đối với nghiên cứu không phá hủy từng ô, người ta sử dụng phương pháp che bóng một phần. Trong quy trình này, từng ô được che bóng một phần và dòng điện ngắn mạch tương ứng của mô-đun được đo trong điều kiện thử nghiệm tiêu chuẩn. Vì các ô được kết nối nối tiếp, dòng điện của ô bị che bóng sẽ giới hạn dòng điện của mô-đun. Điều này cho thấy hiệu ứng kết hợp của sự đổi màu và che bóng. Vì sự che bóng là như nhau đối với tất cả các ô trong quá trình đo, nên sự thay đổi dòng điện trong mỗi ô cung cấp thông tin về hiệu ứng đổi màu tương ứng. Có thể duy trì sự che bóng một phần 50% cho tất cả các ô và hiệu ứng của nó lớn hơn đáng kể so với hiệu ứng đổi màu trên bất kỳ ô nào.

5.1.4. Nhiệt kế hồng ngoại

Nhiệt ảnh hồng ngoại (IR) là một kỹ thuật liên quan đến việc đo nhiệt độ bề mặt của các mô-đun 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 đến hiệu suất điện. Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng có mối tương quan giữa công suất đầu ra của tế bào và các biến thể nhiệt độ trong hình ảnh IR. Cụ thể, tốc độ suy giảm công suất tỷ lệ thuận với sự chênh lệch nhiệt độ do hình ảnh nhiệt chỉ ra [46]. Hình ảnh IR liên quan đến việc thu các tia hồng ngoại do các mô-đun PV phát ra bằng camera nhiệt. Các camera này, được gọi là camera hồng ngoại, phát hiện các tia trong quang phổ điện từ, giữa phạm vi khả kiến và vi sóng, thường có bước sóng từ 750 nm đến 14  $\mu$ m. Các camera nhiệt thường được sử dụng trong các ứng dụng này hoạt động trong phạm vi từ 7 đến 14  $\mu$ m, nằm trong vùng hồng ngoại trung bình [47]. Tín hiệu nhiệt mà camera thu được là kết quả của bức xạ mặt trời và phát xạ cục bộ, tuân theo định luật Stefan-Boltzmann:

$$P = \epsilon \times \sigma \times A \times T^4 \tag{1}$$

trong đó  $\epsilon$  là độ phát xạ,  $\sigma$  là hằng số Stefan-Boltzmann,  $A$  là diện tích và  $T$  là nhiệt độ.

Có bốn loại phép đo nhiệt chính: trạng thái ổn định, khóa nhiệt ảnh, nhiệt ảnh cảm ứng và nhiệt ảnh xung:

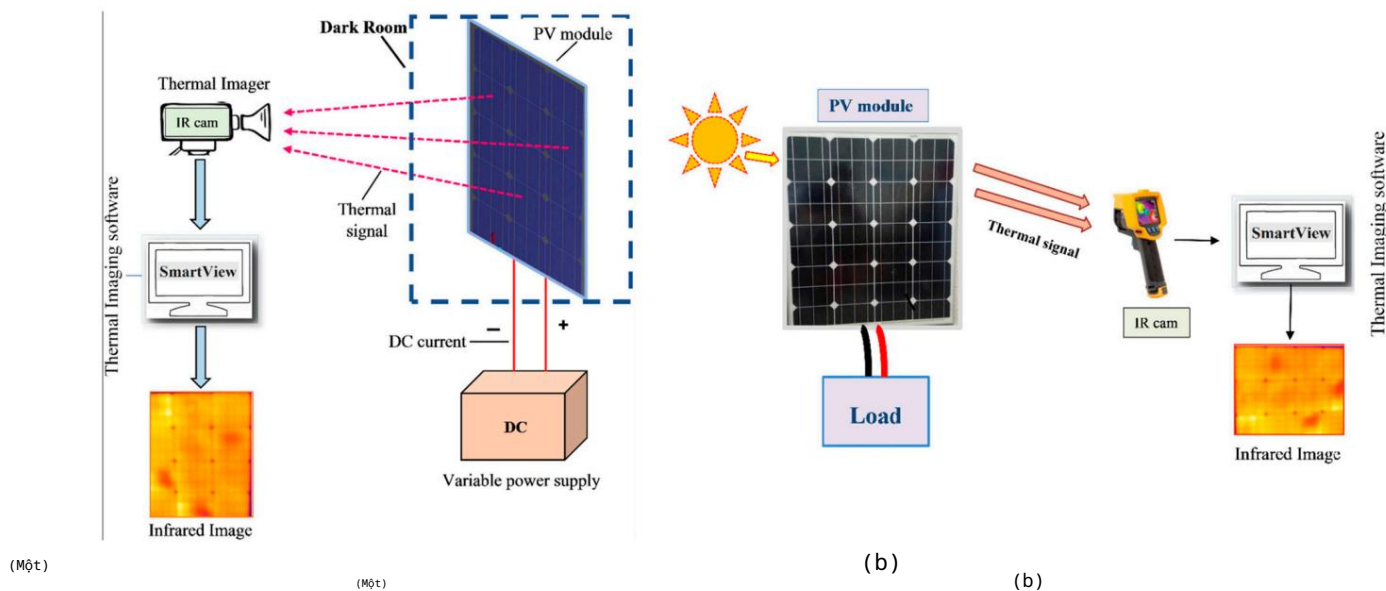
Nhiệt ký trạng thái ổn định là kỹ thuật được sử dụng phổ biến nhất và cho phép phân tích trong quá trình vận hành mô-đun. Nó bao gồm việc chụp bản đồ nhiệt của các mô-đun PV, với các khu vực nhiệt độ bất thường cho thấy các khuyết tật tiềm ẩn. Phương pháp này có thể được thực hiện trong môi trường ngoài trời (ánh sáng mặt trời) hoặc trong nhà (tối). Các phép đo ngoài trời, còn được gọi là nhiệt ký ngoài trời hoặc được chiếu sáng, được thực hiện khi nhiệt độ môi trường thấp và tốc độ gió bình thường [48]. Các phép đo trong nhà, được gọi là nhiệt ký trong nhà hoặc tối, yêu cầu ngắt kết nối các mô-đun và áp dụng dòng điện tương đương với dòng điện ngắn mạch của mô-đun [47]. Các thiết lập cho nhiệt ký trong nhà và ngoài trời [49] được minh họa trong Hình 4.

Nhiệt ký khóa liên quan đến việc kích thích các mẫu ở tần số được kiểm soát, kích thích các tế bào theo chu kỳ để giảm nhiễu và tăng tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu (SNR), do đó phát hiện các nguồn nhiệt yếu hơn. Kỹ thuật này có tác động nhiệt ít hơn lên các tế bào và có thể được thực hiện trong điều kiện tối hoặc có ánh sáng [50-52]. Nhiệt ký cảm ứng, còn được gọi là phương pháp dòng điện xung, liên quan đến việc tạo ra dòng điện trong vật liệu bằng sóng điện từ, tạo ra nhiệt có thể phát hiện được bằng camera nhiệt. Kỹ thuật này có thể phát hiện ra các khuyết tật thông qua các biến thể trong quá trình khuếch tán nhiệt [53-55]. Nhiệt ký xung sử dụng nguồn nhiệt bên ngoài, như đèn flash, để tạo ra luồng nhiệt động qua

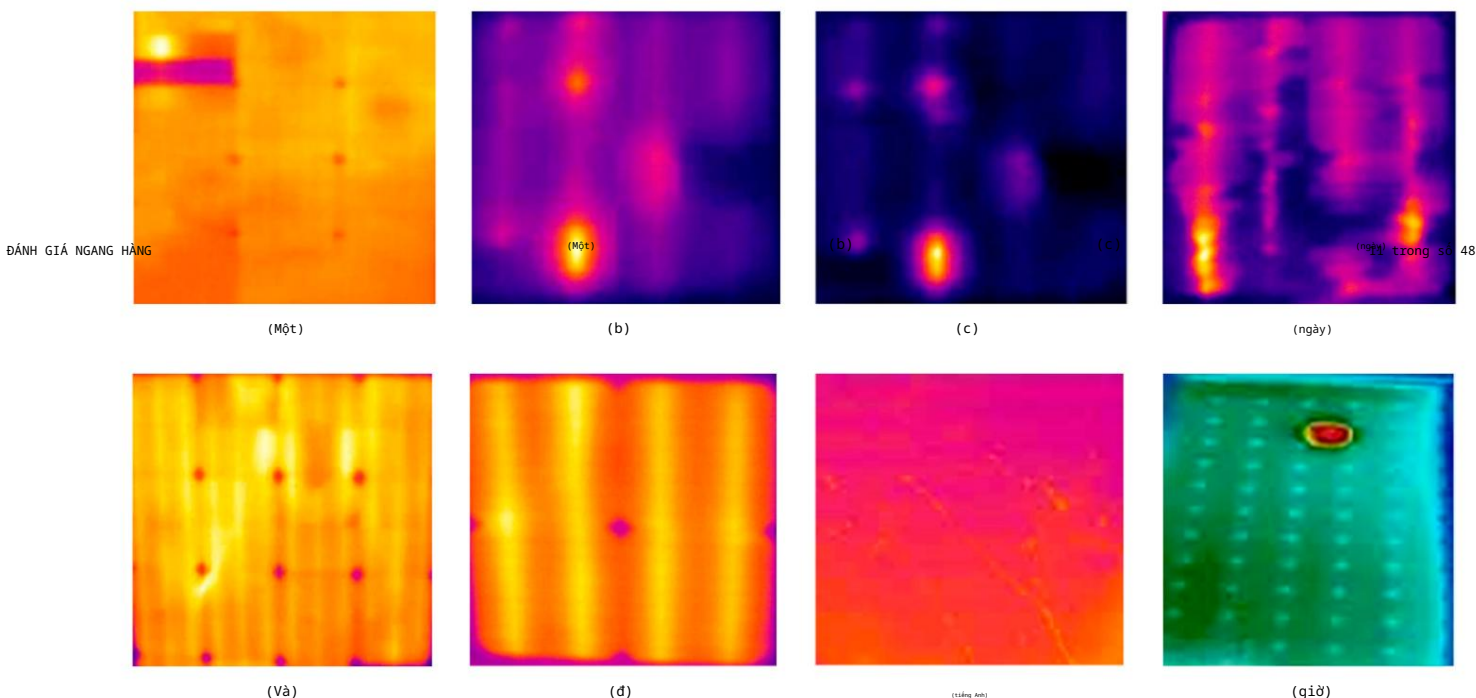
khí và hơi nước trong không khí có thể ảnh hưởng đến kết quả. Phần xác kính cũng có thể làm nứt ô, các vết nứt có thể làm cho bộ phận của ô, các mối nối hàn có điện trở cao, đường vòng cục bộ gây ra vấn đề, tạo ra lỗi đo lên tới 15 °C tùy thuộc vào độ che phủ của mây trong quá trình chụp ảnh bên ngoài. Điều chỉnh góc camera có thể giúp giảm các vấn đề phần xác. Thiết lập tối thiểu:

10 trong số 46

xạ mặt trời 500 W/m<sup>2</sup> được khuyến nghị cho việc chụp ảnh [56]. Các yếu tố và bức xạ mặt trời, hiệu ứng che bóng, bức xạ động của cấu trúc hỗ trợ lên các mẫu nhiệt độ là rất quan trọng trong quá trình chụp ảnh IR mô đun. Nhiệt độ bề mặt tăng đều và camera nhiệt độ có độ phân giải cao [56]. Thông tin về khoảng cách của camera nhiệt với các mô đun cũng rất cần thiết vì nó chụp ảnh để phân biệt các khuyết tật như bong bóng và kết nối điện. Nhiều khuyết tật khác nhau có thể nhìn thấy được trong hình ảnh IR [49], được thể hiện trong Hình 5, chẳng hạn như lỗi kết nối tế bào với tế bào, gây ra vấn đề, tạo ra lỗi đo lường lên đến 15 °C tùy thuộc vào lớp mà các pin, các vết nứt có lẫn các bộ phận của pin, liên kết hàn điện trở cao, hỏng qua cực bộ hình ảnh. Điều chỉnh góc máy ảnh có thể giúp giảm các vấn đề phân xạ. Các mối nối tối thiểu, mặt đồ đồng điện cao trong thanh cái, vỏ kính và hư hỏng tế bào trong thiết lập bên ngoài. Bức xạ mặt trời 500 W/m<sup>2</sup> được khuyến nghị cho việc chụp ảnh [56].



Hình 4. (a) Thiết lập nhiệt độ trong nhà và (b) ngoài trời [49].

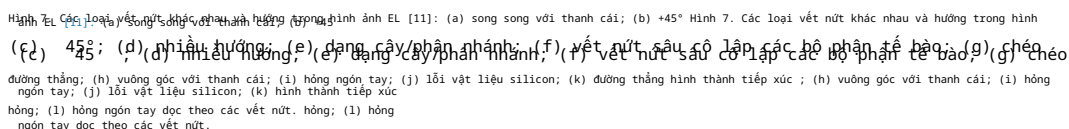


Hình 5. Các khiếm khuyết trong ~~khiếm khuyết~~ (~~trong ô~~) kết nối là ~~lỗi kết nối~~ (tế bào bất ổn định) (bất ổn định) các bộ phận của cell; (d) liên kết hàn điện tử kém; (h) điểm nóng bypassetumônôphôbypasbộ phận; (g) mặt tiếp xúc không đồng đều aoao trong thanh cái; (g) vỡ kính; (h) hư hỏng pin trong quá trình lắp đặt bên ngoài [49].

Những cân nhắc như cài đặt độ phát xạ, bức xạ mặt trời, hiệu ứng che bóng, kết nối khi có điểm nóng, trong quá trình lắp đặt các thiết bị [56] trong các động cơ về khoảng cách chi tiết của là một yêu cầu quan trọng so với những nơi không có vùng nóng. Các ô hút có điểm nóng biểu hiện sự suy thoái cao hơn so với những ô không có điểm nóng, cho thấy tác động đáng kể đến nhiệt độ ô và tổn thất điện năng [57].

11 trong số 46

Cường độ điểm ảnh trung bình của hình ảnh EL của một tế bào có liên quan trực tiếp đến mô-đun công suất đầu ra tối đa trên mỗi diện tích ô [62]. Mỗi quan hệ này giúp xác định mô-đun mức độ suy thoái. Cường độ phát xạ EL tương quan với mức điện áp được áp dụng và các tổn thất điện trở nổi tiếp xuất hiện dưới dạng các vùng có 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 [64].

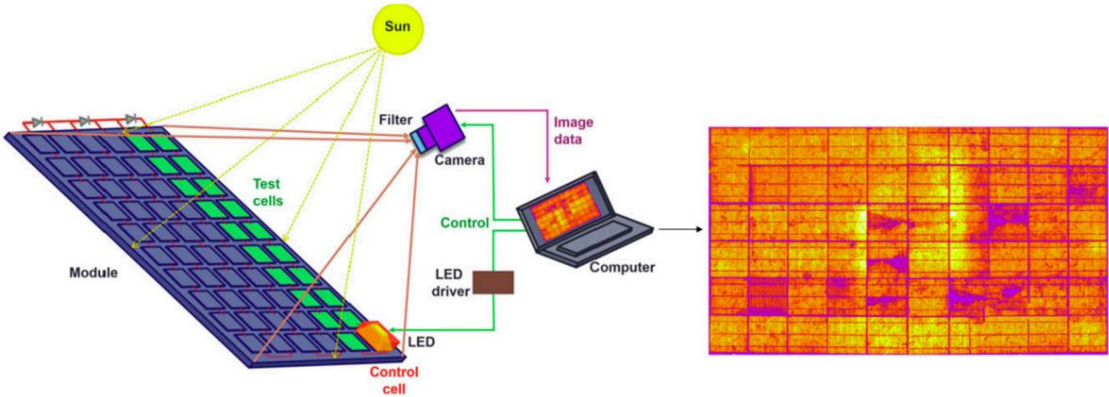


Công nghệ 2024. 12. x ĐỂ ĐÁNH GIÁ BÌNH LUẬN

Hình ảnh PL cũng có thể được thực hiện bằng cách sử dụng lọc quang học và điều chế dòng điện. Trong phương pháp này, dòng điện của một cell riêng lẻ trong một chuỗi nối tiếp được thay đổi giữa bình thường điểm động và mạch hở bằng cách cố ý che bóng bằng đèn LED. Toàn bộ chuỗi hoạt động trong cùng điều kiện, đạt được hình ảnh PL chất lượng cao. Các tế bào riêng lẻ dưới sự điều chế được gọi là ô điều khiển và phần còn lại là ô thử nghiệm. PL thu được



hình ảnh được so sánh với hình ảnh EL để xác định các vết nứt, khu vực có độ rối loạn cao và kém tế bào thực hiện [66]. Thiết lập hình ảnh PL nâng cao này và hình ảnh kết quả được hiển thị trong Hình 9. Hình 8. Thiết lập hình ảnh PL điển hình [65].



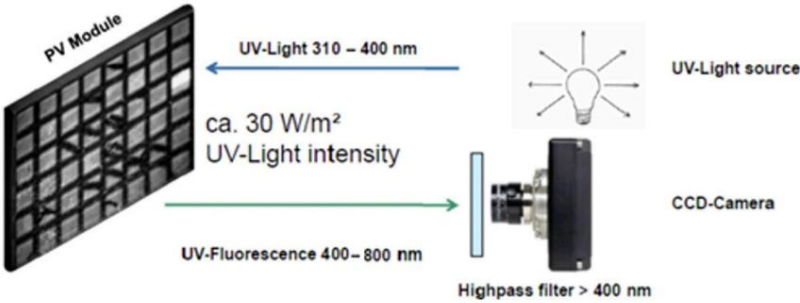
Hình 9. Thiết lập hình ảnh PL nâng cao sử dụng lọc quang học và điều chế dòng điện [66].

Hình ảnh PL phản ánh các khuyết tật và khuyết tật trong các tế bào quang điện. Hình ảnh PL được chụp qua thấu kính hội tụ và là mẫu. Tín hiệu đường đi qua thấu kính và được xử lý bằng bộ lọc quang học. Hình ảnh PL được xử lý bằng bộ lọc quang học và được hiển thị trên màn hình. Hình ảnh PL được xử lý bằng bộ lọc quang học và được hiển thị trên màn hình. Hình ảnh PL được xử lý bằng bộ lọc quang học và được hiển thị trên màn hình.

5.1.7. Phương pháp chụp ảnh huỳnh quang để tìm

Phương pháp chụp ảnh huỳnh quang để tìm các khuyết tật trong các mô-đun PV. Sự phát xạ huỳnh quang của các tế bào quang điện là một hiện tượng vật lý. Khi các tế bào quang điện được chiếu sáng bằng ánh sáng mặt trời, đặc biệt là tia UV, các tế bào quang điện sẽ phát ra ánh sáng huỳnh quang. Hình ảnh huỳnh quang được chụp bằng camera CCD và được xử lý bằng bộ lọc quang học để hiển thị trên màn hình.

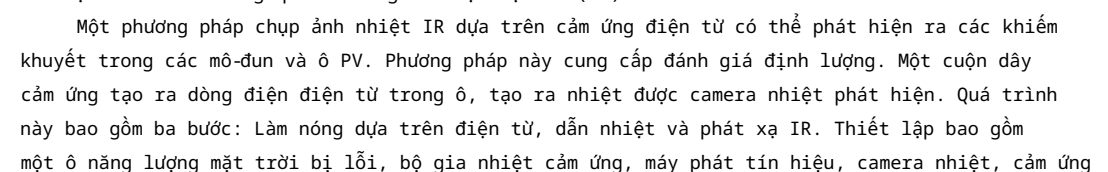
Trong quá trình phát triển của các tế bào quang điện, việc tìm kiếm các khuyết tật là một nhiệm vụ quan trọng. Hình ảnh huỳnh quang được chụp bằng camera CCD và được xử lý bằng bộ lọc quang học để hiển thị trên màn hình. Hình ảnh huỳnh quang được chụp bằng camera CCD và được xử lý bằng bộ lọc quang học để hiển thị trên màn hình. Hình ảnh huỳnh quang được chụp bằng camera CCD và được xử lý bằng bộ lọc quang học để hiển thị trên màn hình.



Hình 10. Thiết lập hình ảnh UV-FL cho tế bào trong điều kiện ngoài trời và phòng thí nghiệm [4].

Ánh sáng huỳnh quang phát ra nằm trong quang phổ khả kiến và máy ảnh kỹ thuật số được sử dụng để chụp ảnh. Thông thường, bộ lọc được sử dụng để chặn tia UV. Thông tin do hình ảnh huỳnh quang cung cấp tương tự như thông tin do hình ảnh EL cung cấp [72]. Kiểm tra huỳnh quang cũng có thể thực hiện được ngoài trời trong khi mô-đun đang hoạt động mà không cần ngắt kết nối. Nó có thể xác định các điểm nóng, vết nứt và sự không khớp của ô và đóng vai trò là một sự thay đổi tiềm năng

15 trong số 4





vì chúng tạo ra sự rung động trong tế bào) bằng vật chất. Vị trí đỉnh Raman phụ thuộc vào photon mức năng lượng, phản ánh cấu trúc mạng và là vật liệu cụ thể. Do đó, bất kỳ đỉnh Raman nào thay đổi liên quan đến biến dạng do ứng suất cơ học gây ra. Sự dịch chuyển đỉnh Raman có thể là được chuyển đổi thành ứng suất bằng cách sử dụng hệ số chuyển đổi tuyến tính. Hàm Gaussian định nghĩa đỉnh biến dạng, đòi hỏi nhiều phép đo để có kết quả đáng tin cậy [74].

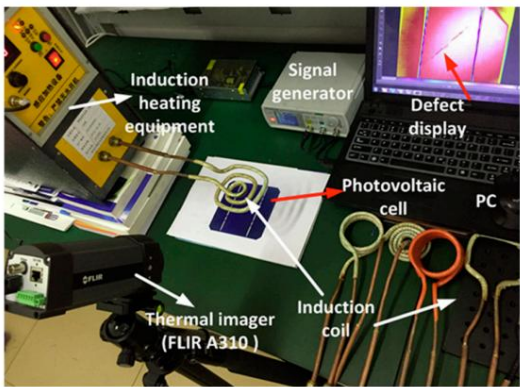
5.1.9. Đo lường dựa trên cảm ứng điện từ

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

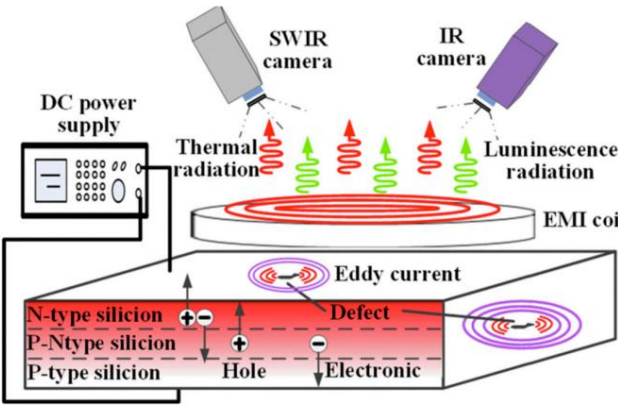
Một phương pháp chụp ảnh nhiệt IR dựa trên cảm ứng EM có thể phát hiện ra các khuyết tật trong PV mô-đun và ô. Phương pháp này cung cấp đánh giá định lượng. Một cuộn dây cảm ứng tạo ra dòng điện EM trong tế bào, tạo ra nhiệt được phát hiện bởi camera nhiệt. Quá trình này bao gồm ba bước: Làm nóng dựa trên EM, dẫn nhiệt và phát xạ IR. Thiết lập bao gồm một tế bào năng lượng mặt trời bị lỗi, bộ gia nhiệt cảm ứng, máy phát tín hiệu, camera nhiệt, cảm ứng cuộn dây, 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, có thể phát hiện các vết nứt, khuyết tật tách lớp, mối và khuyết tật vi mô [75]. Hình 12a minh họa một hệ thống nhiệt hồng ngoại cảm ứng điện từ chủ động (EIIT) cho các tế bào quang điện tử văn học [75].

Công nghệ 2024, 12, x ĐỂ ĐÁNH GIÁ BÌNH LUẬN

16 trong số 48



(Mô t)



(b)

Hình 12. (a) Thiết lập thử nghiệm của hệ thống nhiệt ảnh EIIT cho các tế bào PV [75]; (b) thiết lập hình ảnh EL dựa trên cảm ứng điện từ [76].

5.1.10. Khả năng và hạn chế Điện

Để một phương pháp nhiệt độ trong nhà được cải tiến dựa trên cảm ứng EM, cường độ khả năng phát hiện khuyết tật. Tương tự như vậy, hình ảnh EL được cải tiến dựa trên EM xác định khả năng và hạn chế của chúng bằng cách kiểm tra các công nghệ phát hiện lỗi trong cảm ứng cải thiện khả năng phát hiện lỗi. Để đạt được điều này, chúng tôi sử dụng hai bảng toàn diện (bảng 2 và 3) để đánh giá các điểm mạnh và hạn chế của các phương pháp phát hiện lỗi dựa trên cảm ứng điện từ và thiết lập hình ảnh EL dựa trên cảm ứng điện từ chủ động (EIIT) cho các tế bào PV [75]; (b) nhiệt ảnh và thiết lập hình ảnh EL dựa trên cảm ứng điện từ [76].

Khả năng và hạn chế của chúng bằng cách kiểm tra các công nghệ phát hiện lỗi trong cảm ứng cải thiện khả năng phát hiện lỗi. Để đạt được điều này, chúng tôi sử dụng hai bảng toàn diện (bảng 2 và 3) để đánh giá các điểm mạnh và hạn chế của các phương pháp phát hiện lỗi dựa trên cảm ứng điện từ và thiết lập hình ảnh EL dựa trên cảm ứng điện từ chủ động (EIIT) cho các tế bào PV [75]; (b) nhiệt ảnh và thiết lập hình ảnh EL dựa trên cảm ứng điện từ [76].

Nhiệt ảnh dựa trên cảm ứng EM và hình ảnh EL được sử dụng Thiết lập Mô tả Khả năng Giới hạn được hiển thị trong Hình 12b.

Thích hợp để kiểm tra độ

chính xác hạn chế của cảm biến GPS Cần

5.1.10. Khả năng và hạn chế

Kiểm tra dựa

trên UAV

UAV chuyên dụng được trang bị để theo dõi từng đơn vị. Giám chỉ phi và thời gian sau khi xem xét từng công nghệ phát hiện lỗi bay chỉ những lỗi có thể nhìn thấy từ xa mới có thể được yêu cầu phân tích so sánh xác định khả năng và hạn chế của chúng bằng cách kiểm tra các công nghệ phát hiện lỗi trong lỗi RQ2. Để đạt được điều này, chúng tôi sử dụng hai bảng toàn diện

Các khuyết tật được phát hiện bằng mắt

thường như bong tróc, ổ vàng, không thể phát hiện ra các khuyết tật không nhìn thấy được Kiểm tra trực quan - Nhanh chóng và hiệu quả phát hiện hiện tượng sủi bọt và thoái hóa của lớp phủ chống phản xạ. Không khả thi cho ứng dụng ngoài trời quy mô lớn.

(Bảng 2 và 3) trình bày chi tiết về điểm mạnh và hạn chế của các công nghệ phát hiện cơ bản khác nhau và cuối cùng là cách chúng liên quan đến các lỗi khác nhau trong hệ thống quang điện, dựa trên phân tích tài liệu mở rộng.

Bảng 2. Bảng tích lũy các hạn chế và khả năng của các công nghệ phát hiện lỗi PV cơ bản. Các công nghệ phát hiện lỗi dựa trên CV được đánh dấu đậm.

Công nghệ	Sự miêu tả	Khả năng	Hạn chế
Kiểm tra dựa trên UAV	Được trang bị UAV chuyên dụng với camera để phát hiện lỗi bay qua các trang trại PV.	Thích hợp để kiểm tra các trường quang điện lớn Giảm chi phí và thời gian cần thiết để phân tích so với các kỹ thuật kiểm tra truyền thống	Độ chính xác hạn chế của cảm biến GPS Cần theo dõi từng đơn vị Chỉ có thể phát hiện ra những khiếm khuyết có thể nhìn thấy từ xa Không phù hợp để phát hiện thời gian thực
Kiểm tra trực quan	Các khiếm khuyết được phát hiện bằng mắt thường, chẳng hạn như bong tróc, ổ vàng, ổ vàng, ăn mòn, uốn cong, sỏi bọt và xuống cấp của lớp phủ chống phản xạ.	Nhanh chóng và hiệu quả Không cần dụng cụ đo đạc	Không thể phát hiện ra những khiếm khuyết không nhìn thấy được Không khả thi cho các ứng dụng ngoài trời quy mô lớn
Đường cong IV Phân tích	Một cách tiếp cận chính để mô tả đặc điểm của pin silicon. Thường kết hợp với các phương pháp khác để có thông tin chi tiết. Những thay đổi trong đường cong IV dẫn đến việc xác định sự suy giảm của mô-đun PV.	Phương pháp chi phí thấp Đo lường dễ dàng Có thể được sử dụng cho các tính toán định lượng	Không thể xác định chính xác vị trí của lỗi Có thể không hiệu quả với những thay đổi nhỏ Phương pháp tiếp xúc cần dụng cụ
Hình ảnh TG/IR	Một phương pháp đo nhiệt độ bề mặt của các mô-đun PV. Tia hồng ngoại phát ra từ các mô-đun được thu lại bằng camera nhiệt. Nhiều loại khác nhau phù hợp với các ứng dụng khác nhau.	Thích hợp cho các ứng dụng ngoài trời quy mô lớn Dễ dàng phát hiện các điểm nóng Cung cấp định lượng phép đo Hình ảnh có độ phân giải cao Không phá hủy Có thể phát hiện các khu vực mạch ngắn bên trong	Khó xác định chính xác vị trí khuyết tật Camera nhiệt đắt tiền Thời gian đo dài với phương pháp khóa IR Vấn đề mờ nhiệt IR trong nhà cần nguồn điện bên ngoài nguồn Thiệt hại do vết nứt nhỏ không được thể hiện đầy đủ
Hình ảnh EL	Thu được bức xạ phát quang điện do tế bào phát ra do sự tái hợp electron-lỗ trống. Bức xạ này nằm trong quang phổ gần hồng ngoại.	Chủ yếu để phát hiện các vết nứt nhỏ và các vết gián đoạn cạnh Nhanh chóng, hiệu quả và chính xác khi sử dụng trong nhà Không phá hủy Có thể thực hiện bằng máy ảnh kỹ thuật số đã được sửa đổi	Các đốm đen/đường/khu vực ngẫu nhiên ở nền do khiếm khuyết tinh thể Yêu cầu nhiều kinh nghiệm và chuyên môn hơn Yêu cầu nguồn điện bên ngoài Chủ yếu sử dụng trong nhà Các vấn đề về sự di chuyển của mầm nội thất khu vực
Hình ảnh PL	Mẫu được kích thích bằng bức xạ ánh sáng/nguồn laser và bức xạ phát quang được phát ra ở vùng gần hồng ngoại.	Nhanh Không phá hủy Độ phân giải không gian cao Có thể phát hiện vết nứt	Yêu cầu một nguồn kích thích Các khu vực phân nhánh xuất hiện khá mờ
Hình ảnh UV-F	Sử dụng nguồn sáng cực tím để kích thích các sắc tố phát quang trong vật liệu bao bọc. Sự kích thích này dẫn đến sự phát xạ huỳnh quang. Các tia phát ra sau đó được chụp bằng máy ảnh.	Dễ dàng phát hiện dấu vết của ốc sên Dễ dàng phát hiện sự đổi màu Có thể phát hiện vết nứt Ánh sáng huỳnh quang nằm trong phạm vi có thể nhìn thấy, do đó có thể sử dụng máy ảnh kỹ thuật số Không phá hủy	Cần thời gian phơi sáng dài để có hình ảnh huỳnh quang tốt Cần nguồn sáng để kích thích Hiệu ứng huỳnh quang phát triển trong các mô-đun sau thời gian dài sử dụng ngoài trời Không thể phát hiện PID Không phát hiện được diode bypass bị ngắn mạch hoặc hở
Quang phổ	Đo lường và nghiên cứu quang phổ được tạo ra bởi sự tương tác với bức xạ.	Độ nhạy cao Có thể phân biệt giữa các loại lỗi khác nhau	Thiết bị đắt tiền Độ phức tạp của dữ liệu quang phổ Bị ảnh hưởng bởi các điều kiện bên ngoài
Cảm ứng EM	Xác định các biến thể trong điện tính chất do lỗi gây ra	Khả năng mở rộng để giám sát hệ thống lớn Quét nhanh	Giải thích phức tạp Sự can thiệp của môi trường

Bảng 3. Bảng so sánh các hạn chế và khả năng của các công nghệ phát hiện lỗi PV dựa trên CV cơ bản .

Tham khảo	Công nghệ	Phát hiện
[77]	Trong nhà	Kết quả chụp nhiệt IR bên ngoài cho thấy tương đối ít hoặc không có khuyết tật trong các mô-đun PV. Ngược lại, hình ảnh chụp nhiệt IR bên
	so với	trong mô tả các khuyết tật rõ ràng hơn. Các lý do có thể gây ra sự khác biệt bao gồm sự hấp thụ bức xạ của các bộ phận khác như tấm nền, tốc độ tản
	Ngoài trời	nhiệt cao, thay đổi môi trường đột ngột gây ra sự mất ổn định nhiệt và các khuyết tật nhỏ có tác động không đáng kể.
[78]	TG/IR	
	Tia cực tím-F	Các vết nứt trong hình ảnh EL tương quan rõ ràng với các vùng tối trong hình ảnh UV-F. Tuy nhiên, do bóng tối xung quanh các cạnh của tế bào, các vết
	so với	nứt dọc theo các cạnh không thể phát hiện được trong hình ảnh UV-F. Hoa văn đá cẩm thạch trong hình ảnh EL do các khuyết tật tinh thể trong silicon đa
[79-83]	ABN TA	tinh thể gây ra khiến việc phát hiện vết nứt trong hình ảnh EL khó hơn so với UV-F. UV-F minh họa tốt hơn các khu vực thường nóng hơn trong quá trình
	Hình ảnh EL	vận hành.
	Hình ảnh IR:	
[79-83]	Ưu điểm Các	
	Độ phân giải cao	khuyết điểm dễ nhận biết: hành vi nhiệt khác nhau, đoạn
	Đo trực tiếp (không tiếp xúc) các khuyết tật có thể nhận biết: cắt laser	mạch, điểm nóng, độ ẩm, bóng râm, không tương thích, lỗi lắp
[79-83]	TG/IR	đặt, v.v.
	Hình ảnh	
	so với	Nhược điểm
[79-83]	Hình ảnh EL	Không phải tất cả các khiếm khuyết đều gây ra sự gia tăng nhiệt độ
		Khu vực có nhiệt độ cao không phải lúc nào cũng là nguồn lỗi
		Khó xác định chính xác vị trí lỗi ở nhiều điểm nhỏ
[79-83]		
	Hình ảnh EL trông bình thường có thể tiết lộ các khu vực có nhiệt độ cao	Yêu cầu giao diện điện
	trong hình ảnh IR vì cả hai kỹ thuật đều chụp được các tính chất	Không thể phân biệt giữa điện trở yếu và điện trở cao
[84-86]	Thị giác	
	Điều tra	Các điểm nóng dễ dàng phát hiện bằng IR, nhưng EL và UV-F không phát hiện rõ các điểm nóng này Các điểm
	so với	nóng trên 120 C dễ dàng nhìn thấy bằng cách kiểm tra trực quan, xuất hiện dưới dạng vùng đen sẫm hoặc nâu trong hình ảnh RGB Các vết nứt tế bào
[84-86]	TG/IR	không được phát hiện rõ bằng nhiệt ảnh IR nhưng rõ ràng trong hình ảnh EL. UV-F cho thấy các mẫu vết nứt tương tự, nhưng quá trình hình thành có thể
	so với	mất nhiều tuần Các vết ốc sên dễ dàng
	Tia cực tím-F	được phát hiện bằng UV-F và EL Các lỗi suy thoái do điện thế
[84-86]		(PID) được phát hiện bằng nhiệt ảnh IR, hình ảnh EL, nhưng không phải bằng UV-F Diốt bỏ qua bị ngắn mạch/hở có thể phát hiện bằng tất cả các
		phương pháp ngoại trừ UV-F và một phần bằng cách kiểm tra trực quan Các lỗi thường thấy bao gồm đổi màu, kính vỡ và rách tấm nền

Bên cạnh ứng dụng riêng lẻ của từng công nghệ phát hiện cơ bản, nhiều nghiên cứu còn xem xét ứng dụng so sánh của nhiều công nghệ dựa trên CV trên các mô-đun PV. Những phát hiện của các ứng dụng so sánh này được tóm tắt trong Bảng 3.

5.2. Phát hiện lỗi bằng thị giác máy tính dựa trên AI

Thị giác máy tính đang nổi lên như một công nghệ đầy hứa hẹn để thay thế các hệ thống giám sát truyền thống trong lĩnh vực PV, giải quyết nhu cầu năng lượng ngày càng tăng của thế giới do dân số tăng theo cấp số nhân. Việc tích hợp AI vào các hệ thống năng lượng PV đang trở thành một chủ đề nóng, vì AI sẽ đóng vai trò quan trọng trong việc đáp ứng nhu cầu năng lượng trong tương lai.

Hệ thống thị giác máy tính là hệ thống nhận dạng hình ảnh tự động được sử dụng trong lĩnh vực PV để đưa hành vi thông minh vào máy tính, máy ảnh, điện thoại thông minh, máy móc và máy bay không người lái. Nói cách khác, công nghệ này liên quan đến việc tạo ra máy tính, máy ảnh hoặc máy móc để "nhìn" và hành động một cách thông minh. Nó sử dụng máy ảnh có cảm biến và hệ thống máy tính để chụp và phát hiện các vật thể thay vì mắt và não người. Sau đó, thông tin được các hệ thống điều khiển sử dụng để xử lý và hành động thêm, cho phép các hệ thống thể hiện trí thông minh giống con người trong các phòng thí nghiệm, ngành công nghiệp và lĩnh vực làm việc.

Nhiều loại cảm biến khác nhau, chẳng hạn như RGB, EL, IR, v.v., được sử dụng trong PV để chụp ảnh mặt đất và trên không. Những hình ảnh này được học và nhận dạng bằng các thuật toán học máy/học sâu và các phương pháp thống kê, dẫn đến cải thiện chất lượng, độ chính xác, phản hồi kịp thời, tiết kiệm năng lượng và lao động, tăng năng suất năng lượng, giảm rủi ro và kết quả cao hơn.

Các phương pháp phát hiện lỗi tự động dựa trên thị giác máy tính và AI trong các mô-đun PV, ô và mảng liên quan đến việc đưa hành vi thông minh vào máy móc hoặc máy tính để phát hiện lỗi trong hình ảnh ô, đánh giá chất lượng wafer silicon, dự đoán lỗi, v.v. Nói cách khác, quá trình giám sát và phát hiện lỗi trong hệ thống PV được tự động hóa bằng cách sử dụng

thuật toán học máy, kỹ thuật xử lý hình ảnh và phương pháp học sâu, như được ghi chép trong tài liệu. Học sâu đã cho thấy hiệu suất tuyệt vời trong lĩnh vực này. Ví dụ, thay thế phân tích hình ảnh EL của các ô hoặc mô-đun PV bằng hệ thống phân loại và phát hiện hình ảnh tự động, phát hiện cạnh tự động trong hình ảnh hồng ngoại (IR) của các mô-đun PV, phát hiện và định vị lỗi tự động trong hình ảnh RGB của các mô-đun PV, đánh giá chất lượng wafer silicon trong hình ảnh PL, phân đoạn vết nứt trong hình ảnh EL, phát hiện lỗi tự động trong các hệ thống PV được kết nối lưới và phát hiện dựa trên thị giác máy trong các wafer silicon.

Trong các ví dụ này, trí thông minh của con người được thể hiện bằng máy tính hoặc máy móc. Do đó, các phương pháp như vậy được phân loại thành các phương pháp tự động hoặc dựa trên AI, cho dù được áp dụng cho hình ảnh (IR, PL, RGB, EL, v.v.) hay dữ liệu khác [87]. Các phương pháp dựa trên AI cũng được sử dụng để dự đoán, lập mô hình, phân tích dự đoán và các mục đích khác [88–90]. Các phương pháp tiếp cận dựa trên thị giác máy tính hoặc AI này sử dụng các loại thuật toán học máy và thống kê và kỹ thuật xử lý hình ảnh khác nhau. Các thuật toán thường được sử dụng bao gồm SVM, ANN, CNN, v.v., cho các vấn đề hồi quy và phân loại. Các kỹ thuật xử lý hình ảnh như phân đoạn, phát hiện cạnh Canny, lọc, tạo đường viền, định lượng màu, hoạt động hình thái và tăng cường dữ liệu cũng được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng tự động. Các kỹ thuật trích xuất và lựa chọn tính năng theo sau là phân loại cũng được sử dụng. Hiện tại, các phương pháp tiếp cận tự động dựa trên AI được sử dụng hạn chế trong giám sát PV. Tuy nhiên, với nhu cầu năng lượng ngày càng tăng và việc lắp đặt liên tục các nhà máy PV lớn, các phương pháp tự động sẽ trở nên cần thiết để đáp ứng các yêu cầu khác nhau. Đối với các hệ thống PV quy mô lớn, việc kiểm tra tự động bằng máy bay không người lái (UAV) và thuật toán thị giác máy tính thường được sử dụng.

5.2.1. Học máy và các phương pháp nhận dạng mẫu khác Các thuật toán học

máy, như SVM, có thể được sử dụng để phân loại tự động các hình ảnh tế bào/mô-đun PV bình thường và bị lỗi. Demant et al. [91] đã phân loại các hình ảnh phát quang nứt và bình thường bằng thuật toán SVM. Trong [92], các mẫu nứt được xác định bằng biểu đồ vị trí và hướng gradient (GLOH). Một hạn chế của phương pháp này là nó nhạy cảm với các lỗi vùng, có thể sửa được, nhưng sẽ dẫn đến việc triển khai thuật toán rất tốn thời gian.

Trích xuất tính năng theo sau là bộ phân loại cũng có thể được sử dụng để phân loại tự động các hình ảnh tế bào/mô-đun PV bình thường và bị lỗi. Kato trong nghiên cứu của mình [93] đã sử dụng bộ phân loại SVM trên các tính năng hình ảnh được trích xuất để tự động phân loại các chế độ hỏng hóc trong hình ảnh RGB của tế bào PV do va chạm với các dây dẫn kim loại và các lực khác nhau. Các chế độ hỏng hóc này được phát hiện từ video đã ghi sau khi trích xuất hình ảnh. Trong nghiên cứu này, các tính năng HOG [94] và SURF [95] đã được trích xuất từ hình ảnh và đưa vào bộ phân loại SVM.

Ngoài ra, nhận dạng mẫu theo sau là thuật toán SVM được sử dụng để phân loại. Một nghiên cứu của Demant et al. [96] đã thực hiện phát hiện vết nứt tự động trong hình ảnh phát quang và hồng ngoại của các mô-đun PV bằng cách sử dụng nhận dạng mẫu dựa trên các mô tả cục bộ và thuật toán SVM để phân loại. Hạt nhân hàm cơ sở bán kính được sử dụng trong ứng dụng SVM.

Kỹ thuật tái tạo hình ảnh Fourier cũng được sử dụng để tự động phát hiện các tế bào năng lượng mặt trời bị lỗi [63]. Các lỗi xuất hiện dưới dạng các vật thể hình thành hoặc hình đường trong phương pháp tiếp cận này. Kết quả thử nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất có hiệu quả trong việc phát hiện một số khuyết tật. Phương pháp này có một số phức tạp trong việc phát hiện các khuyết tật có hình dạng phức tạp hơn và mất 0,29 giây để kiểm tra một tế bào. Ngoài ra, chỉ có thể phát hiện một số khuyết tật như gián đoạn ngón tay, vết nứt nhỏ, v.v.

Bản đồ độ nổi bật của vết nứt được tạo ra bởi quá trình lọc bằng chứng đã được sử dụng để phát hiện vết nứt tự động trong [97]. Bản đồ độ nổi bật của vết nứt của hình ảnh EL của các tế bào PV được tạo ra bởi quá trình lọc bằng chứng và quá trình ngưỡng cục bộ đã xử lý bản đồ độ nổi bật thu được để phát hiện vết nứt tự động. Trích xuất vết nứt dựa trên phân đoạn. Sau đó, cây mờ rộng tối thiểu kết nối các mảnh vết nứt và cuối cùng, các vết nứt được phát hiện bằng cách trích xuất bộ xương. Một nhược điểm của phương pháp này là vết nứt được phân đoạn có thể bỏ sót một

phần khi các hoạt động hình thái được áp dụng để loại bỏ các điểm ảnh không nứt, ảnh hưởng đến hiệu suất của thuật toán phát hiện, đặc biệt là khi các hạt tinh thể cong ở phía sau.

Phân tích thành phần độc lập (ICA) cũng được sử dụng để phát hiện lỗi PV tự động [98]. Quá trình tái tạo ICA như sau: (1) một hình ảnh không có lỗi được chọn làm hình ảnh đào tạo, được căn giữa và làm trắng, (2) các thành phần độc lập và ma trận tách trộn được tính toán bằng thuật toán ICA nhanh, (3) các thành phần độc lập được sắp xếp theo thứ tự giảm dần và sắp xếp lại, (4) số lượng thành phần được chọn, (5) ma trận tách trộn được định hình lại và hình ảnh được tái tạo, (6) hình ảnh kiểm tra được căn giữa và làm trắng, (7) hình ảnh kiểm tra được tái tạo, (8) hình ảnh nguồn được tái tạo được nhị phân hóa. Một nhược điểm của phương pháp này là các gián đoạn ngón tay trong các ô được xử lý giống như các vết nứt nhỏ và sâu.

Nhìn chung, những hạn chế của thuật toán học máy, như đã đề cập trong Phần 4, là do nhu cầu về các tính năng đại diện cho từng loại lỗi. Quá trình sau có thể tốn thời gian và có thể không đủ để nắm bắt các đặc điểm của từng lỗi. Các phương pháp học máy truyền thống không thể khái quát hóa tốt trong trường hợp dữ liệu mới chưa được biết đến, đây là một hạn chế trong trường hợp lỗi PV, khi hình ảnh đầu vào có thể ở trong nhiều điều kiện môi trường khác nhau. Hơn nữa, các tập dữ liệu lớn và hình ảnh có độ phân giải cao khó có thể xử lý và xử lý khả thi theo thời gian thực.

Các phương pháp được tham chiếu của phần này được đánh giá so sánh hơn nữa trong Phần 7, dựa trên tiêu chí hiệu suất được thiết lập trước.

#### 5.2.2. Kỹ thuật xử lý hình ảnh Kỹ thuật xử lý

hình ảnh cũng có thể được sử dụng để phát hiện lỗi tự động trong các mô-đun PV [99]. Một số chương trình xử lý hình ảnh đã được sử dụng trong các nghiên cứu hiện có như được mô tả trong phần sau.

Trong [100], các tác giả đã thu được hình ảnh hồng ngoại của một hệ thống PV lớn từ một UAV. Đầu tiên, hình ảnh được chuyển đổi sang thang độ xám và sau đó được phân đoạn. Các hoạt động hình thái tiếp theo là phát hiện cạnh Canny đã được áp dụng. Nghiên cứu này cũng cho thấy kết quả của các lược đồ xử lý hình ảnh khác. Hạn chế chính của phương pháp này được báo cáo là sự tồn tại của bóng tối trong hình ảnh cản trở việc phát hiện một số điểm nóng.

Trong [101], các tác giả đã sử dụng các phương pháp xử lý hình ảnh khác nhau để tự động phát hiện các khuyết tật có thể nhìn thấy như bụi và vết ốc sên. Hình ảnh của một hệ thống PV lớn được lấy từ UAV và chuyển đổi từ RGB sang các mô hình kênh đơn (kênh đỏ, xanh lục và xanh lam), giúp giảm độ phức tạp của tính toán. Sau khi tách kênh, lọc hình ảnh đã giảm nhiều. Đạo hàm đầu tiên của hàm Gaussian (FODG) đã được sử dụng để lọc hình ảnh. Sau đó, thuật toán phát hiện cạnh được áp dụng để phát hiện khuyết tật. Tuy nhiên, hệ thống chỉ có thể hoạt động hiệu quả đối với các chuyến bay UAV có độ cao cụ thể, dưới góc mặt trời cụ thể và chỉ trong điều kiện thời tiết tối ưu.

Một sơ đồ xử lý hình ảnh liên quan đến phân đoạn kết hợp với phương pháp phát hiện cạnh Canny có thể được sử dụng để xác định các điểm nóng trong hình ảnh hồng ngoại của các mô-đun PV [102,103]. Cả hai công trình đều báo cáo hạn chế là thực tế là cạnh Canny, trong trường hợp có bất kỳ vật thể phản chiếu nào xuất hiện ở nền, gây ra các biến thể mức xám được cho là sai lầm là các điểm nóng. Phân đoạn cũng được sử dụng để phát hiện các khuyết tật trong hình ảnh mô-đun hồng ngoại [104], nhưng không hoạt động hiệu quả trong trường hợp toàn bộ các mô-đun có nhiều khuyết tật.

Một công trình nghiên cứu khác [105] đã sử dụng các phương pháp xử lý hình ảnh và phương pháp thống kê khác nhau để đánh giá tự động các hình ảnh hồng ngoại trên không của các mô-đun. Phân đoạn kết hợp với các phương pháp hình thái cũng được sử dụng để phát hiện tự động các điểm nóng trong các mô-đun [106], tuy nhiên, vẫn cần nghiên cứu thêm để phát hiện các khuyết tật cụ thể khác ngoài các điểm nóng.

Các hoạt động lọc kết hợp với các kỹ thuật phân đoạn cũng có thể được sử dụng để phát hiện lỗi tự động [99,107]. Một sơ đồ xử lý hình ảnh bao gồm lọc, lượng tử hóa màu và phát hiện cạnh Canny có thể phát hiện các lỗi có mức độ nghiêm trọng khác nhau trong hình ảnh hồng ngoại

tuổi của các mô-đun PV đã được báo cáo trong [47]. Sơ đồ này có thể xác định các khu vực hoạt động bình thường, bị lỗi nhẹ và bị lỗi nghiêm trọng trong hình ảnh hồng ngoại của các mô-đun PV.

Cuối cùng, thuật toán dựa trên độ mạch để phân đoạn cũng có thể được sử dụng cho sơ đồ phát hiện lỗi tự động. Phương pháp này đã được sử dụng trong [108] cho hình ảnh EL. Nó có một số hạn chế, chẳng hạn như chỉ xem xét các vết nứt dài hơn 20 mm và bỏ qua các loại khuyết tật khác và các vết nứt ngắn hơn 20 mm.

Giống như trong các thuật toán học máy truyền thống để phát hiện lỗi PV, các hạn chế của phương pháp xử lý hình ảnh, như đã đề cập trong Phần 4, là do nhu cầu trích xuất tính năng thủ công quá mức. Các phương pháp như vậy nhạy cảm với nhiễu và các biến thể của môi trường, dẫn đến khả năng thích ứng kém, đòi hỏi phải tinh chỉnh cho từng trường hợp cụ thể và sau đó dẫn đến hiệu suất phát hiện kém. Khả năng mở rộng để bao phủ các trang trại PV lớn và tính phức tạp của các tập dữ liệu lớn cũng rất rõ ràng.

Các phương pháp được tham chiếu của phần này được đánh giá so sánh hơn nữa trong Phần 7, dựa trên tiêu chí hiệu suất được thiết lập trước.

### 5.2.3. Phương pháp học sâu

Bên cạnh các phương pháp tiếp cận đã đề cập ở trên dựa trên máy học, xử lý hình ảnh và các phương pháp nhận dạng mẫu truyền thống khác, các thuật toán học sâu cũng đã được sử dụng để phát hiện lỗi PV. Các nghiên cứu [109–112] đã sử dụng học sâu để phát hiện các khuyết tật có thể nhìn thấy. Một nghiên cứu khác [113] đã sử dụng CNN để kiểm soát chất lượng và giám sát quy trình trong quá trình sản xuất pin mặt trời, bị hạn chế bởi độ phân giải thấp của camera được sử dụng.

Mạng Mask FCNN được sử dụng trong [114] để dự đoán loại ô nhiễm và định vị trong các mô-đun năng lượng mặt trời, đồng thời dự đoán mất điện. Các phương pháp dựa trên học sâu như vậy chủ yếu tập trung vào phát hiện khuyết tật có thể nhìn thấy. Gần đây, một số nghiên cứu đã áp dụng học sâu vào hình ảnh EL và IR. Trong nghiên cứu của họ [114], Mehta và Azad đã sử dụng phương pháp tiếp cận dựa trên học sâu để phân loại khuyết tật tự động trong hình ảnh EL. Nghiên cứu này cũng sử dụng thuật toán SVM với các kỹ thuật trích xuất đặc điểm như KAZE, SIFT, HOG và SURF.

Tuy nhiên, kết quả tốt nhất thu được bằng cách sử dụng CNN với phương pháp học chuyển giao. Trong [115,116], các tác giả đề xuất các phương pháp tiếp cận CNN, sử dụng một tập dữ liệu có sẵn công khai về hình ảnh EL của tế bào năng lượng mặt trời và sau đó triển khai một phương pháp học chuyển giao sử dụng mạng VGG. Tuy nhiên, các lỗi trong tập dữ liệu được gắn nhãn, đặc biệt là ở các cạnh vết nứt, dường như ảnh hưởng rất lớn đến hiệu suất của mô hình phát hiện. Một kiến trúc CNN nhẹ cũng có thể được sử dụng để phát hiện lỗi trong hình ảnh EL của tế bào PV. Trong [11], các tác giả đã sử dụng một kiến trúc CNN nhẹ và áp dụng các chiến lược tổng quát hóa để đạt được hiệu suất tốt khi sử dụng các tài nguyên phần cứng thông thường. Họ đã sử dụng nhiều chiến lược tăng cường dữ liệu khác nhau để giải quyết tình trạng khan hiếm dữ liệu và duy trì tốc độ dự đoán theo thời gian thực. Các loại lỗi khác nhau trong hình ảnh tế bào EL đã được kiểm tra, tuy nhiên phương pháp này chỉ được thử nghiệm trong phòng thí nghiệm.

Cả học sâu độc lập và học sâu chuyển giao đều có thể phát hiện thành công các khiếm khuyết trong hình ảnh IR của các mô-đun PV. Nghiên cứu của Akram et al. [49] đã thu thập một tập dữ liệu hình ảnh IR sau các thử nghiệm trên các mô-đun bình thường và khiếm khuyết. Đối với học độc lập, họ đã sử dụng một CNN nhẹ được đào tạo từ đầu. Đối với học chuyển giao, họ đã sử dụng các kỹ thuật phát triển mô hình, trong đó một mô hình cơ sở được đào tạo trước trên một tập dữ liệu hình ảnh EL khác, chuyển kiến thức sang mô hình mục tiêu được đào tạo trên tập dữ liệu hình ảnh IR. Học chuyển giao với phát triển mô hình thực hiện tương đối tốt hơn. Họ cũng thảo luận về các loại khiếm khuyết khác nhau trong hình ảnh tấm pin mặt trời IR. Lỗi phân loại đã được quan sát thấy đối với các khiếm khuyết có số lượng hình ảnh hạn chế trong tập dữ liệu.

Mạng YOLO là chủ đề nóng trong nghiên cứu gần đây về phát hiện lỗi trong mô-đun PV. Cụ thể, các tác giả trong [117] đã sử dụng YOLO để phát hiện các điểm nóng trong hình ảnh IR của các mô-đun PV. Phương pháp này sử dụng các kết nối bỏ qua để nối các đặc điểm được trích xuất từ các lớp ban đầu với các đặc điểm được tinh chỉnh từ các lớp sau. Phương pháp này phân đoạn các mô-đun PV từ hình ảnh và phát hiện các điểm nóng. Kết quả thử nghiệm cho thấy tính mạnh mẽ của phương pháp được đề xuất, đạt được tốc độ thời gian thực mà không cần thiết lập mở rộng.

Mạng VGG và MobileNet cũng được sử dụng để phát hiện và phân loại các khiếm khuyết trong hình ảnh IR của các mô-đun PV [118,119]. Hình ảnh IR thu thập được của các mô-đun bị lỗi và không bị lỗi



Các mô-đun cũng được phân loại dựa trên trích xuất đặc điểm. Các thuật toán SIFT và SIFT dày đặc trích xuất các đặc điểm, tiếp theo là phân loại SVM. Đối với SVM, các hạt nhân hàm cơ sở đa thức và bán kính được sử dụng, trong đó hạt nhân đa thức mang lại kết quả tốt hơn. Các hạn chế như độ phức tạp của mô hình và tài nguyên tính toán cần được xem xét để xác định mô hình có hiệu suất tốt nhất cho một nhiệm vụ nhất định.

Faster R-CNN đã được sử dụng để phát hiện các điểm nóng trong hình ảnh IR nhiệt của các mô-đun PV [12]. Trọng số mô hình được đào tạo trước đã được cải thiện trên tập dữ liệu hình ảnh IR cho nhiệm vụ cụ thể này. Ngoài ra, một sơ đồ xử lý hình ảnh liên quan đến phép biến đổi đường Hough và phát hiện cạnh Canny đã được sử dụng để phát hiện các điểm nóng. Phương pháp Faster R-CNN đạt được kết quả tuyệt vời nhưng có chi phí tính toán cao, điều này đặc biệt khó khăn đối với UAV do bộ nhớ và khả năng GPU hạn chế của chúng.

Buratti et al. [120] đã sử dụng học chuyển giao (AlexNet, ResNet, SqueezeNet và VGGNet) để trích xuất các tính năng từ hình ảnh EL của các ô PV và phân loại các ô bị lỗi với độ chính xác khoảng 96%. Hồi quy SVM dự đoán hiệu suất bằng cách sử dụng các tính năng được trích xuất. Dữ liệu đào tạo bao gồm hình ảnh của các ô silicon đơn tinh thể và các tham số IV tương ứng. Bộ dữ liệu bao gồm các ô không có thanh cái, các ô có 3 thanh cái và các ô có 5 thanh cái. Hệ thống đã được xác thực trên các ô mạch đầy đủ với 9 thanh cái và một nửa ô, cho thấy kết quả thành công.

Các phương pháp và ứng dụng này làm nổi bật tiềm năng của học sâu trong việc phát hiện và phân loại các khiếm khuyết trong hệ thống PV, nhấn mạnh tính hiệu quả và ý nghĩa của chúng trong lĩnh vực này.

Nhìn chung, những hạn chế của thuật toán học sâu, như đã đề cập trong Phần 4, là do nhu cầu về lượng lớn dữ liệu đầu vào được gắn nhãn và đa dạng. Việc thu thập và chú thích dữ liệu có thể rất mệt mỏi. Hơn nữa, các mô hình sâu đòi hỏi GPU mạnh mẽ, đặc biệt là đối với các ứng dụng thời gian thực. Khả năng giải thích của các mô hình sâu là một thách thức bổ sung, liên quan chặt chẽ đến sự tin tưởng vào đầu ra của chúng, đặc biệt là đối với các bên liên quan muốn đầu tư vào công nghệ này.

Các phương pháp được tham chiếu của phần này được đánh giá so sánh hơn nữa trong Phần 7, dựa trên tiêu chí hiệu suất được thiết lập trước.

6. Lỗi có thể phát hiện CV và hiệu suất liên quan của hệ thống PV

Các mô-đun quang điện (PVM) có thể gặp phải nhiều loại hỏng hóc khác nhau, thường được bảo hành của hệ thống nếu chúng xảy ra trong điều kiện hoạt động bình thường [93]. Khi các hệ thống này hỏng hóc, nó có thể dẫn đến rủi ro về an toàn, giảm hiệu suất, giảm khả năng cung cấp điện và làm giảm độ tin cậy của hệ thống. Các vấn đề thường gặp ở PVM bao gồm đổi màu, nứt, vết ố sên, hư hỏng lớp phủ phản quang, bong bóng, ô nhiễm, oxy hóa các thanh phân phối, ăn mòn và phá vỡ lớp bọc trên các ô và kết nối.

Ngoài ra, các vấn đề như mất độ bám dính của tấm nền cũng được ghi nhận [28,121-128].

Có nhiều chiến lược khác nhau để phát hiện những lỗi này, tập trung vào các vấn đề như đóng gói, ăn mòn đơn vị, nứt pin và các vấn đề với bộ biến tần quang điện [128]. Sự cố trong PVM thường được phân thành hai loại: vĩnh viễn và tạm thời. Các vấn đề cố định bao gồm bong tróc, bong bóng, ố vàng, trầy xước và cháy cell, thường đòi hỏi phải thay thế các mô-đun bị lỗi. Các vấn đề tạm thời, như bóng râm một phần, bụi tích tụ, bụi bẩn và tuyết trên PVM, thường có thể được người dùng giải quyết mà không cần phải thay thế các mô-đun. Sự cố có thể phát sinh từ cả nguyên nhân bên ngoài và bên trong, cả hai đều có thể làm giảm công suất đầu ra, hiệu quả và độ tin cậy của hệ thống .

Các loại lỗi chính có thể xảy ra trong PVM được tóm tắt trong Bảng 4. Hơn nữa, tác động của chúng đến hiệu suất của hệ thống cũng được đưa vào bảng, cùng với các yếu tố bị ảnh hưởng và nguyên nhân, dựa trên tài liệu đã được kiểm tra (RQ3). Có thể tìm thấy thêm thông tin chi tiết về lỗi và mối quan hệ của chúng với hiệu suất trong các tiểu mục sau.

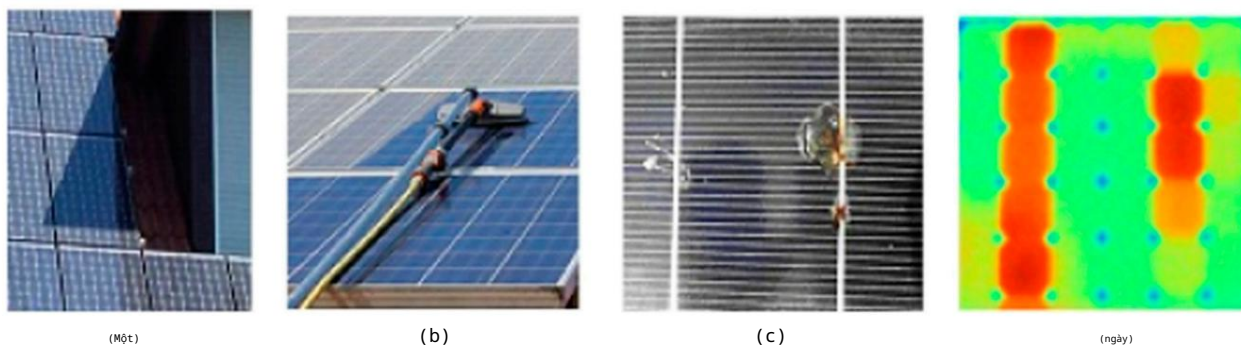
Bảng 4. Tóm tắt các loại lỗi, các yếu tố bị ảnh hưởng, nguyên nhân và tác động đến hiệu suất hệ thống.

Tham khảo	Loại lỗi	Yếu tố bị ảnh hưởng	Nguyên nhân		Các hiệu ứng
			Bên ngoài	Nội bộ	
[36,125,129-133]	Lỗi điểm nóng (HSF)	Pin quang điện, Mô-đun quang điện	<ul style="list-style-type: none"><li>Được bao phủ bởi: Bụi, Tuyết, Bóng tối</li><li>Các lớp khác nhau của mô-đun PV hoặc công nghệ</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Sự phân mảnh của tế bào</li><li>Sự không phù hợp hiện tại giữa các tế bào</li><li>Hàn điện trở cao hoặc hàn “lạnh” điểm</li><li>Sự lão hóa và suy thoái của tế bào năng lượng mặt trời</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Phá hủy các tấm pin quang điện</li><li>Mạch hở</li><li>Giảm hiệu quả</li><li>Các vấn đề về độ tin cậy</li></ul>
[93,134-136]	Lỗi Diode (DF)	Điốt bỏ qua (BpD), Điốt chặn (BKD)	<ul style="list-style-type: none"><li>Các ô được tô bóng một phần</li><li>Quá nhiệt</li></ul>	-	<ul style="list-style-type: none"><li>Sự phá hủy của diode</li><li>Điốt ngắn mạch</li><li>Điốt hở mạch hoặc điốt cách ly</li></ul>
[137,138]	Lỗi hộp nối (JB)	Hộp nối	-	<ul style="list-style-type: none"><li>Mặc</li><li>Ăn mòn</li><li>Nới lỏng các kết nối</li><li>Sự oxy hóa</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Phá hủy các tế bào PV</li><li>Nguy cơ cháy nổ</li><li>Giảm hiệu quả</li><li>Các vấn đề về độ tin cậy</li></ul>
[4,28,123,139]	Lỗi mô-đun PV (PVMF), Lỗi mảng PV (PVAF)	Mô-đun PV	<ul style="list-style-type: none"><li>Sự vỡ kính của các mô-đun PV không có khung do kẹp gây ra</li><li>Lỗi kết nối</li><li>Cách ly mặt đất</li><li>Đóng gói</li><li>Lỗi lắp đặt hệ thống dây điện</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Sự ăn mòn của pin mặt trời</li><li>Lỗi sản xuất</li><li>Tách lớp</li><li>Hiệu ứng bong bóng</li><li>Vàng hóa</li><li>Vết xước</li><li>Pin mặt trời bị cháy</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Các mô-đun bị cô lập</li><li>Chập mạch giữa các mô-đun</li><li>Rò rỉ dòng điện</li><li>Phá hủy các mô-đun PV</li><li>Giảm hiệu quả</li><li>Các vấn đề về độ tin cậy</li><li>Giảm công suất đầu ra</li></ul>
[140-143]	Lỗi tiếp đất (GF)	Mảng PV, Chuỗi PV	-	<ul style="list-style-type: none"><li>Sự cố cách điện của cáp</li><li>Lỗi dây nối đất</li><li>Lỗi tiếp đất bên trong tấm pin mặt trời cách điện cáp trong quá trình lắp đặt</li><li>Lỗi tiếp đất bên trong tấm pin mặt trời từ niêm phong xấu</li><li>Sự phá hủy cách điện của cáp</li><li>Chập mạch bên trong tấm pin mặt trời hộp nối</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>Nguy cơ cháy nổ</li></ul>

Bảng 4. Tiếp theo					
Tham khảo	Loại lỗi	Yếu tố bị ảnh hưởng	Nguyên nhân		Các hiệu ứng
			Bên ngoài	Nội bộ	
[144,145]	Lỗi hồ quang (AF)	Mô-đun PV	-	<ul style="list-style-type: none"><li>• Dây ngắn đứt</li><li>• Hai dây có điện thế khác nhau được đặt gần nhau</li><li>• Kết nối hàn kém</li><li>• Rò rỉ bên trong tấm pin mặt trời từ thiệt hại cơ học</li><li>• Hộp nối động vật hoang dã</li><li>• Nới lỏng các ốc vít</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Phá hủy các tấm pin quang điện</li><li>• Nguy cơ cháy nổ</li></ul>
[146]	Lỗi đường dây tới đường dây (LLF)	Mảng PV	-	<ul style="list-style-type: none"><li>• Điện trở thấp giữa hai điểm với các tiềm năng khác nhau</li><li>• Sự cố cách điện của cáp</li><li>• Chập mạch giữa các dây</li><li>• Lỗi cách điện giữa các chuỗi các đầu nối</li><li>• Căng thẳng cơ học</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• Phá hủy các tấm pin quang điện</li><li>• Dây điện bị hư hỏng</li><li>• Nguy cơ cháy nổ</li></ul>

### 6.1. Lỗi Điểm Nóng

Điểm đặc biệt (H) (H) thể hiện khi một số các công thức bán quảng cáo điện (P) có lỗi điện áp (đồng) không đạt tiêu chuẩn [125]. Các điều kiện này thường xảy ra trong quá trình sản xuất, dẫn đến các điểm có điện trở cao hoặc mối hàn kém [125].

[illegible]

Hình 13. Sự cố HS: (a) che bóng; (b) tích tụ bụi và bẩn; (c) HS bị hỏng trên các tế bào quang điện;  
Hình 13. Sự cố HS: (a) che bóng; (b) tích tụ bụi và bẩn; (c) HS bị hỏng trên các tế bào quang điện;  
(d) phát hiện hiện tượng HS trên PVM bằng thiết bị hồng ngoại [87].  
(d) phát hiện hiện tượng HS trên PVM bằng thiết bị hồng ngoại [87].

## 6.2: Lỗi Diode

Hiện tượng này xảy ra khi điện áp ngược vượt quá ngưỡng cho phép của diode (BVD) hoặc khi dòng điện ngược vượt quá ngưỡng cho phép (BID) của diode, dẫn đến hỏng hóc diode và hoạt động an toàn. Diode bypass (BpD) giúp bảo vệ hệ thống khỏi điện áp ngược.

Để tránh khi chặn diode (BkD) ngăn chặn dòng điện ngược. Các vấn đề thường gặp với các odes bao gồm các mạch ngắn và mạch hở, có thể xảy ra nếu một chuỗi PV bị che bóng một phần.

Hiện tượng này xảy ra khi dòng điện ngược vượt quá ngưỡng cho phép của diode (BVD) hoặc khi dòng điện ngược vượt quá ngưỡng cho phép (BID) của diode, dẫn đến hỏng hóc diode và hoạt động an toàn. Diode bypass (BpD) giúp bảo vệ hệ thống khỏi điện áp ngược.

Để tránh khi chặn diode (BkD) ngăn chặn dòng điện ngược. Các vấn đề thường gặp với các odes bao gồm các mạch ngắn và mạch hở, có thể xảy ra nếu một chuỗi PV bị che bóng một phần.

### 6.3. Lỗi hộp nối Hộp

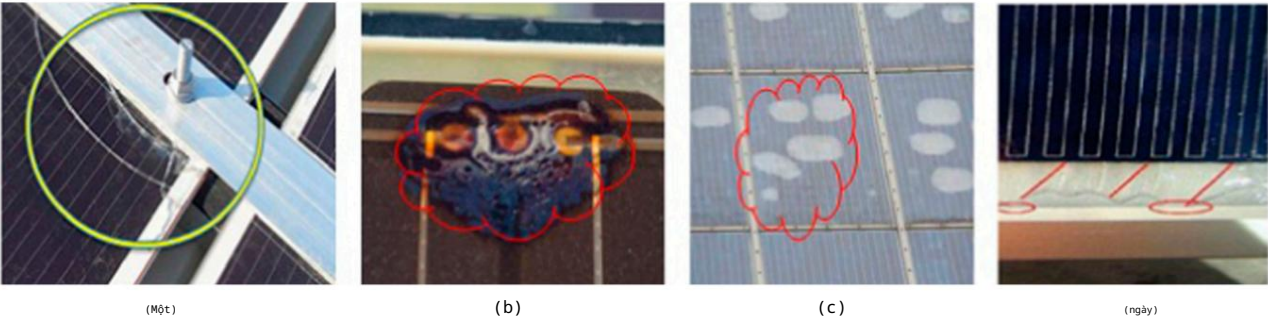
Hệ thống (hệ) thành hợp thể của hai phần khác nhau đối trị với đối tượng của hệ thống điện (PV pin quang điện (PV) trong quá trình vận hành ngoài trời địa [137]. Ấn thời gian thời gian này ra điện trở các tấm pin trong quá trình vận hành tại trên trường [137]. Ấn một thời gian thời gian này ra điện trở biến trở trong điện tích tụ tăng nhanh [138]. Điện này có thể dẫn đến dẫn điện giữa các kết nối, đến quá nhiệt và làm tan chảy hộp nối. Những sự cố như vậy có thể làm hỏng các mô-đun PV và toàn bộ chuỗi, dẫn đến tổn thất sản xuất năng lượng đáng kể cho các mô-đun PV và toàn bộ chuỗi, dẫn đến tổn thất sản xuất năng lượng đáng kể. Để tránh những vấn đề này, một số hành động và khuyến nghị đã được thực hiện: tôn thất cho chủ sở hữu hệ thống. Để tránh những vấn đề này, một số hành động và khuyến nghị được đề xuất. Kiểm tra và bảo trì thường xuyên có thể giúp phát hiện sớm các dấu hiệu hao mòn và đảm bảo lắp đặt đúng cách và sử dụng vật liệu chất lượng cao cũng có thể làm giảm hao mòn và an toàn. Đảm bảo lắp đặt đúng cách và sử dụng vật liệu chất lượng cao có thể gây ra nguy cơ lỗi. Việc thực hiện các chiến lược này có thể tăng cường đáng kể độ tin cậy của hệ thống và do đó cải thiện hiệu suất tổng thể của PV hệ thống [137].

6.4. Lỗi mô-đun PV 6.4.

Lỗi mô-đun PV có thể xảy ra vì nhiều lý do, chẳng hạn như ăn mòn, lão hóa các thành phần, rò rỉ dòng điện bên trong hoặc lỗi sản xuất. Những vấn đề này có thể gây ra sự mất kết nối hoặc ngắn mạch bên trong bên trong các mô-đun [28,123,124]. Khi những lỗi như vậy xảy ra, các kết nối hoặc ngắn mạch bên trong bên trong các mô-đun [28,123,124]. Khi những lỗi như vậy xảy ra, các kết nối hoặc ngắn

chúng có thể gây ra những rủi ro nghiêm trọng như điện giật hoặc hỏa hoạn. Ví dụ, Hình 14 cho thấy các loại khuyết tật khác nhau trong các mô-đun PV. Hình 14a minh họa một tấm kính vỡ, d cho thấy các vấn đề phổ biến như oxy hóa, tách lớp và bọt khí.

Những loại khuyết tật này thường thấy ở các mô-đun PV và có thể ảnh hưởng đến cả tính an toàn và hiệu suất của hệ thống. Để ngăn chặn những vấn đề này, hãy kiểm tra và kiểm tra thường xuyên hiệu suất bảo trì tại các trạm PV và các nhà sản xuất PV để đảm bảo rằng các mô-đun PV được lắp đặt đúng cách và theo đúng hướng dẫn của nhà sản xuất. Việc duy trì và bảo trì đúng cách là điều cần thiết để đảm bảo hiệu suất và tuổi thọ của hệ thống PV.



Hình 14. Các lỗi mô-đun: (a) kính vỡ; (b) oxy hóa và đổi màu; (c) tách lớp; (d) bong bóng [87].

6.5. Lỗi tiếp đất

Sự cố tiếp đất là một dạng lỗi nghiêm trọng trong hệ thống PV, xảy ra khi có sự tiếp xúc giữa các bộ phận của hệ thống PV với đất. Sự cố này có thể dẫn đến các vấn đề an toàn và giảm hiệu suất của hệ thống. Để ngăn chặn những vấn đề này, cần phải thực hiện các biện pháp phòng ngừa thích hợp. Một trong những biện pháp phòng ngừa là sử dụng các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất, chẳng hạn như các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (GFI) và các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (RCD). Ngoài ra, cần phải đảm bảo rằng tất cả các bộ phận của hệ thống PV đều được cách điện đúng cách và rằng tất cả các dây dẫn đều được bọc cách điện đúng cách.

Sự cố tiếp đất là một dạng lỗi nghiêm trọng trong hệ thống PV, xảy ra khi có sự tiếp xúc giữa các bộ phận của hệ thống PV với đất. Sự cố này có thể dẫn đến các vấn đề an toàn và giảm hiệu suất của hệ thống. Để ngăn chặn những vấn đề này, cần phải thực hiện các biện pháp phòng ngừa thích hợp. Một trong những biện pháp phòng ngừa là sử dụng các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất, chẳng hạn như các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (GFI) và các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (RCD). Ngoài ra, cần phải đảm bảo rằng tất cả các bộ phận của hệ thống PV đều được cách điện đúng cách và rằng tất cả các dây dẫn đều được bọc cách điện đúng cách.

Sự cố tiếp đất là một dạng lỗi nghiêm trọng trong hệ thống PV, xảy ra khi có sự tiếp xúc giữa các bộ phận của hệ thống PV với đất. Sự cố này có thể dẫn đến các vấn đề an toàn và giảm hiệu suất của hệ thống. Để ngăn chặn những vấn đề này, cần phải thực hiện các biện pháp phòng ngừa thích hợp. Một trong những biện pháp phòng ngừa là sử dụng các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất, chẳng hạn như các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (GFI) và các thiết bị bảo vệ chống lại sự cố tiếp đất (RCD). Ngoài ra, cần phải đảm bảo rằng tất cả các bộ phận của hệ thống PV đều được cách điện đúng cách và rằng tất cả các dây dẫn đều được bọc cách điện đúng cách.

6.6. Lỗi hồ quang

6.6. Sự cố hồ quang xảy ra khi điện chạy qua một khoảng hở trong không khí hoặc một khoảng hở khác cách điện của lỗi hồ quang. Các lỗi này có hai loại chính: (1) Lỗi hồ quang nối tiếp (AFa), khi sự cố hồ quang xảy ra khi điện chạy qua một khoảng hở trong không khí hoặc có một chỗ đứt hoặc khoảng hở trên một dây điện duy nhất, và (2) Sự cố hồ quang song song (AFb), giữa hai dây dẫn có hiệu điện thế [144]. Điều cần thiết đối với mọi hệ thống điện là phải có một vết đứt hoặc khoảng hở trong một dây điện đơn lẻ và (2) Lỗi hồ quang song song (AFb), giữa một dây dẫn có hiệu điện thế [144]. Điều cần thiết đối với mọi hệ thống điện là phải có một máy dò lỗi hồ quang để xác định các lỗi này.

Có hai phương pháp chính để phát hiện [145]:  
quang để xác định các lỗi này. • Phương pháp DC:

Phương pháp này liên quan đến việc áp dụng điện DC trong dây nối bằng cách thêm một tiếp với mạch, điện áp trên điện trở có thể được đo để

phát hiện bất kỳ bất thường nào.

• Phương pháp AC: phương pháp này sử dụng dòng điện xoay chiều chạy qua dây dẫn, với bộ biến dòng hoạt động như một cảm biến để phát hiện những thay đổi do lỗi hồ quang gây ra.

Để ngăn ngừa hỏa hoạn và bảo vệ hệ thống quang điện (PVS), các máy dò này cần kích hoạt mạch an toàn khi phát hiện lỗi hồ quang. Lỗi hồ quang gây ra nguy cơ hỏa hoạn đáng kể, do đó việc phát hiện và ngăn ngừa chúng là rất quan trọng đối với sự an toàn và độ tin cậy của hệ thống PV. Bằng cách triển khai các phương pháp phát hiện này, chúng ta có thể đảm bảo hệ thống hoạt động an toàn và hiệu quả.

6.7. Lỗi Line-to-Line

Lỗi đường dây-đường dây (LLF) xảy ra khi có kết nối điện trở thấp không mong muốn giữa hai điểm có điện thế khác nhau trong hệ thống điện. Trong hệ thống PV, điều này thường có nghĩa là đoản mạch giữa các cáp của các PVM hoặc mảng khác nhau có điện áp khác nhau [146]. Các lỗi này trong mảng PV có thể do:

- Hỏng lớp cách điện cáp: khi lớp cách

điện xung quanh cáp bị hỏng hoặc bị hỏng, nó có thể dẫn đến hiện tượng đoản mạch ngẫu nhiên giữa các dây dẫn.

- Cách điện kém và ứng suất cơ học: nếu cách điện giữa các đầu nối dây không đủ hoặc nếu cáp phải chịu ứng suất cơ học, điều này có thể dẫn đến LLF.

Để ngăn ngừa những lỗi này, nhiều công ty đã phát triển các thiết bị bảo vệ chuyên dụng. Các thiết bị này phát hiện và giảm thiểu LLF, đảm bảo hệ thống vẫn an toàn và hoạt động. Cùng với việc sử dụng các thiết bị bảo vệ này, bảo trì thường xuyên và lắp đặt cẩn thận là chìa khóa để ngăn ngừa LLF và đảm bảo độ tin cậy và an toàn của hệ thống quang điện.

tem.

6.8. Mối quan hệ giữa Lỗi-Hiệu suất của Hệ thống PV

Nghiên cứu [149] khám phá cách các yếu tố môi trường khác nhau tác động đến hiệu suất của hệ thống PV. Nghiên cứu này đặc biệt xem xét bốn yếu tố: (1) tích tụ bụi, (2) giọt nước, (3) phân chim và (4) che bóng một phần. Những phát hiện chính từ nghiên cứu là:

- Bụi, che bóng

và phân chim: những yếu tố này làm giảm đáng kể dòng điện và điện áp trong hệ thống PV, dẫn đến sản lượng năng lượng thấp hơn.

- Che bóng: Điều này có tác động đáng kể nhất đến hiệu suất PV. Khi che bóng một phần tư, một nửa và ba phần tư bề mặt tấm pin, công suất đầu ra giảm lần lượt là 33,7%, 45,1% và 92,6%.

- Giọt nước: không giống như các yếu tố khác, giọt nước thực sự có thể giúp làm mát các tấm pin, làm tăng chênh lệch điện áp và tăng công suất đầu ra ít nhất 5,6%.

- Bụi: bụi tích tụ trên tấm pin làm giảm công suất đầu ra 8,80% và hiệu suất tăng 11,86%.
- Phân chim: chúng làm giảm hiệu suất của hệ thống khoảng 7,4%.

Những phát hiện này nhấn mạnh nhu cầu vệ sinh và bảo dưỡng thường xuyên các tấm pin quang điện để đảm bảo chúng hoạt động tốt nhất. Bằng cách giữ cho các tấm pin sạch sẽ, chúng ta có thể giảm thiểu tác động tiêu cực của các yếu tố môi trường và duy trì sản lượng năng lượng tối ưu.

Nhìn chung, các yếu tố môi trường như điều kiện thời tiết khắc nghiệt cũng có thể ảnh hưởng nghiêm trọng đến hiệu quả của các công nghệ phát hiện lỗi PV. Nhiệt độ cực cao có thể khiến camera nhiệt hiểu sai các khu vực quá nóng, trong khi nhiệt độ cực thấp có thể làm giảm thời gian hoạt động của máy bay không người lái và camera bằng cách ảnh hưởng đến pin của chúng. Mưa và độ ẩm có thể gây ra vật cản và làm mờ ống kính camera, gây trở ngại cho việc phát hiện lỗi chính xác.

Điều kiện gió mạnh có thể gây ra hình ảnh mờ do các vấn đề ổn định của máy ảnh, trong khi máy bay không người lái không thể hoạt động trong trường hợp gió mạnh. Tuyết và băng có thể phủ kín các tấm pin, cản trở việc phát hiện hoặc làm hỏng máy bay không người lái và máy ảnh. Cuối cùng, ánh sáng mặt trời trực tiếp cũng có thể ảnh hưởng đến chất lượng hình ảnh do chói nắng.

7. Đánh giá các phương pháp phát hiện lỗi PV dựa trên CV Sau khi phân

thảo các công nghệ phát hiện và hình ảnh cơ bản liên quan đến các lỗi chính trong hệ thống quang điện, giờ đây chúng tôi hướng đến việc đánh giá hiệu quả của các phương pháp phát hiện được xác định trong tài liệu, theo áp dụng của RQ4. Vì mục đích này,



một bảng toàn diện, Bảng 5, đã được cấu trúc, liên kết tất cả các tự động chính công nghệ phát hiện với việc sử dụng các thuật toán trí tuệ tính toán, để phát hiện từng tập hợp cụ thể các bất thường trong hệ thống PV trong tài liệu. Bảng ghi lại hiệu suất của từng phương pháp đạt được trong mỗi nghiên cứu, liên quan đến (1) khả năng xác định các tấm pin quang điện và (2), hiệu suất của từng phương pháp trong việc phát hiện tập hợp các dị thường tương ứng.

Tuy nhiên, vì Bảng 5 rất rộng và không dễ dàng đưa ra kết luận nên cần phải mã hóa màu bảng đánh giá (Bảng 6) cũng đã được tạo ra. Cụ thể hơn, thông tin từ Bảng tích lũy 5 kết nối hiệu suất của từng kỹ thuật đã xác định với lỗi tương ứng, đã được mã hóa bằng cách sử dụng bốn mức màu: đỏ cho hiệu suất 0-30%, màu vàng cho 30-70%, màu xanh lá cây cho 70-100%, màu xám khi không có hiệu suất số đã báo cáo. Các ứng dụng dựa trên UAV cũng được xem xét. Tiếp theo, ba tiêu chí đánh giá đã được chọn:

1. Tổng số chỉ báo màu xanh lá cây, cho thấy phạm vi lỗi mà phương pháp luận được giải quyết hiệu quả (mức độ thỏa đáng cho phạm vi bao phủ bất thường).
2. Có phát hiện được các bất thường về bóng râm (bụi, dấu vết ốc sên, phân chim) một cách thỏa đáng không và tuyết rơi), ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của pin, như đã thảo luận.
3. Mức độ tự động hóa được cung cấp bởi phương pháp luận, bao gồm hai phần phụ

câu hỏi:

- a.

Phương pháp luận trong nghiên cứu này có phát hiện ra các đơn vị quang điện không? (Cột: "Phát hiện bảng điều khiển")
- b.

Việc thu thập hình ảnh tự động trong nghiên cứu này có thông qua công nghệ UAV không? (Cột : "Kiểm tra UAV")

Bảng 5. Tóm tắt đánh giá các phương pháp phát hiện lỗi PV.

Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện bằng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện bằng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[109]	Hình ảnh đa phổ	15.330 hình ảnh tế bào PV không có lỗi 5915  hình ảnh có tế bào bị lỗi  Đào tạo 80% Kiểm tra 20%	-	CNN đa phổ (MSI)	-	Sự chính xác: Đường dây: 76,4%  Cổng bị hỏng: 80,4% Vết xước: 48,6% Vết dán: 82,1% Độ lệch màu: 100% Ô bẩn: 87,2%  Không có bất thường: 98,1%
[105]	Nhiệt ảnh IR	37 hình ảnh với 1544 tế bào PV (Hình ảnh từ UAV)	Tạo bản đồ nhiệt độ nền, ngưỡng tự động để phân đoạn các tấm pin khỏi nền, loại bỏ nền không mong muốn, ước tính hướng hàng tấm pin PV, hiệu chỉnh kích thước tấm pin, chuẩn bị cho phân tích tấm pin	Trung vị của ô lưới: Chia bảng thành lưới 9 × 10 ô và tính toán nhiệt độ trung vị từ nhiệt độ riêng lẻ trong mỗi ô lưới.	Điểm F1: 92,8%	Điểm nóng, Chuỗi con nóng, Bảng điều khiển nóng (quá nhiệt) Điểm F1 trung bình: 93,9%
[114]	Hình ảnh RGB	Bộ dữ liệu gốc: 45.754 hình ảnh Bộ đào tạo: 27.537 Bộ xác thực: 18.217	-	Mô hình phát hiện (ImpactNet), Kỹ thuật định vị (Mask FCNN) để dự đoán mất điện và định vị bẩn, tăng cường định vị thông qua BiDIAF, phân loại loại bẩn với WebNN	-	Bụi, Tuyết, Phân chim, Vết nứt  Độ chính xác tổng thể: 84,5%
[100]	Máy ảnh ánh sáng khả kiến (CCD) & Nhiệt ảnh IR	- (Hình ảnh từ UAV)	Biến đổi hình thái và Thuật toán Canny Edge	Xử lý hình ảnh nhiệt và video CCD, phát hiện điểm nóng dựa trên Hot Pixel	-	Điểm nóng Nứt & mòn, Tách lớp Lỗi kết nối
[150]	Nhiệt ảnh IR	Một loạt các chuyến bay thử nghiệm địa điểm (Hình ảnh từ UAV)	Mẫu phù hợp	Mẫu phù hợp	Độ chính xác: 81%	Điểm nóng, Đốt bỏ qua, Tế bào bị hư hỏng cơ học, Lỗi Điểm liên lạc  Độ chính xác trung bình: 85%

Bảng 5. Tiếp theo						
Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện băng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện băng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[151]	Máy ảnh ánh sáng khả kiến (RGB) & Nhiệt ảnh IR	15 video được chú thích thủ công về các bất thường nhiệt cục bộ và chung bằng ba độ phân giải camera nhiệt	Tiền xử lý hình ảnh để loại bỏ nhiễu khỏi hình ảnh, Thuật toán Canny để phát hiện các cạnh PV, Phân tách dòng bằng Biến đổi Hough, Dòng	Phát hiện điểm nóng cục bộ để phát hiện sự bất thường về nhiệt độ trong khu vực mỗi tấm pin quang điện, Global Hot	Độ chính xác tổng thể: 83%	Điểm nóng cục bộ
		(Hình ảnh từ UAV)	Phân đoạn và xử lý, Bảng điều khiển Ứng dụng mô hình	Phát hiện điểm, thuật toán theo dõi để xác định và theo dõi cùng một tấm pin trên các khung hình khác nhau khi UAV bay qua công viên quang điện		Độ chính xác: 73% Điểm nóng toàn cầu Độ chính xác: 85%
[152]	Nhiệt ảnh IR	4,3 triệu hình ảnh IR của 107.842 tấm pin mặt trời Phát hiện tấm pin: Đào tạo 90%, Kiểm tra 10% Phát hiện bất thường: Đào tạo 70%, Kiểm tra 20%, Xác thực 10% (Hình ảnh từ UAV)	Phân đoạn băng điều khiển thông qua Mask R-CNN	Bộ phân loại ResNet-50	Độ chính xác tổng thể: 90,01%	Độ chính xác: Bảng điều khiển khỏe mạnh: 95,35 ± 0,21% Gián đoạn kết nối-bảng điều khiển: 98,83 ± 0,42% Mạch ngắn: 66,67 ± 47,14% Chuỗi ngắt kết nối: 100 ± 0% Chuỗi mạch ngắn: 83,80 ± 0,76% Bảng PID: 86,69 ± 1,75% Nhiều cell nóng: 33,33 ± 23,57% Một cell nóng: 57,41 ± 6,93% Các cell nóng: 80,39 ± 0,26% Quá nhiệt diode: 90,06 ± 0,55% Spost nóng: 7,07 ± 7,04%
		148 hình ảnh của các tế bào PV cho U-net Đào tạo: 108 (73%) Kiểm tra: 30 (20%) Xác thực: 10 (7%)	-	Bộ mã hóa VGG-16 để trích xuất các tính năng, Phân đoạn ngữ nghĩa với U-net để dự đoán sự hiện diện và loại khuyết tật		Nhớ lại: Nứt: 84% Khu vực ngoại tuyến: 69% Lỗi ở đường dây dẫn điện của tấm pin: 53%
[108]	Hình ảnh EL	47 hình ảnh tấm pin PV: 7 tấm pin khỏe mạnh 40 tấm pin có vết nứt có độ dài khác nhau	-	Phân đoạn vết nứt năng cao (eCS)	-	Các vết nứt từ 20 mm lên đến toàn bộ chiều dài của tấm AUC: 91,14%

Bảng 5. Tiếp theo						
Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện bằng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện bằng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[154]	Hình ảnh IR & RGB	2038 hình ảnh nhiệt (LWIR) để phát hiện điểm nóng: Đào tạo: 1426 (70%) Kiểm tra: 306 (15%) Xác thực: 306 (15%) 1500 hình ảnh kỹ thuật số phổ khả kiến có độ phân giải thấp (VIS-LR): Đào tạo: 1050 (70%) Kiểm tra: 225 (15%) Xác thực: 225 (15%) (Hình ảnh từ UAV)	Thuật toán Canny để phát hiện các cạnh của Mô-đun PV, Tách dòng sử dụng Biến đổi Hough, Phát hiện tối ưu xoay hình ảnh	YOLOv3	Độ chính xác: 98%	Độ chính xác: điểm nóng: 80,30% điểm nóng trên hộp nổi độ chính xác: 90,27% độ chính xác vùng nước: 82,48% độ chính xác phân chim: 81,97% tầm nâng lên: 84,00% tách lớp: 93,61% bản nặng: 73,75% độ chính xác bản: 90,00%
[155]	Hình ảnh RGB	126 hình ảnh về nhiều lỗi trên tấm pin PV: Đào tạo 66,6% Kiểm tra 33,3% (Hình ảnh từ UAV)	-	Phát hiện sự bất thường với Kirsh Kỹ thuật phân đoạn hình ảnh của người vận hành, CNN được đào tạo trích xuất các vectơ đặc trưng của các bất thường, các vectơ bất thường kết quả được chèn vào Multi Class-SVM phân loại 5 bất thường cuối cùng	-	Độ chính xác: Độ che phủ bụi: 97,63% Độ tách lớp của chất đóng gói: 98,59% Độ vỡ kính: 98,42% Độ ăn mòn theo đường lưới: 95,84% Độ mòn theo đường ốc sên: 95,03% Độ ổ vàng: 97,76%
[156]	Hình ảnh EL	Bộ dữ liệu 19.228 hình ảnh EL 640 × 512 Đối với mô hình YOLO 1025 hình ảnh được sử dụng: Đào tạo: 762 (74,5%) Kiểm tra: 134 (12,5%) Xác thực: 134 (13.0%)	Biến đổi phối cảnh tự động, phân đoạn ô tự động để xác định ranh giới ô, UNet để trích xuất các đặc điểm của bảng điều khiển, OpenCV để phát hiện đường và góc.	Phát hiện đối tượng với mô hình YOLOv3, Phân loại hình ảnh với ResNet18, Các mô hình ResNet50 và ResNet152 để phân loại các tế bào thành 4 loại bất thường (vết nứt, khuyết tật bên trong tế bào, khuyết tật do oxy gây ra và ngắt kết nối hàn)	Độ chính xác: 98,6%	Điểm F1 trung bình: YOLO: 78% ResNet18: 83%
[157]	Hình ảnh EL	Bộ dữ liệu PV đa khuyết tật: 305 hình ảnh 5800 × 3504 của 5 loại bất thường. Sau khi xử lý trước, 1108 hình ảnh bất thường: 80% để Đào tạo 20% để Kiểm tra và Xác thực	-	Tích chụp ma với Nút thắtCSP YOLOv5 (GBH-YOLOv5)	-	mAP: Kính vỡ: 99,5 ± 0,01 Điểm nóng: 97,5 ± 0,02% Đường viền đen: 97,2 ± 0,02% Vết xước: 97,4 ± 0,02% Không có điện: 98,0 ± 0,02%
[117]	Nhiệt ảnh IR	18 video, trong đó: 13 (72%) để Đào tạo 5 (28%) để Kiểm tra (Hình ảnh từ UAV)	YOLOv2 và YOLOv3: Hình ảnh Bao gồm, Phân chia hình ảnh, Giới hạn Dự đoán hộp	-	YOLOv2: Độ chính xác 89% YOLOv3: Độ chính xác 91%	-

Bảng 5. Tiếp theo						
Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện bảng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện bảng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[158]	Hình ảnh RGB	3150 hình ảnh với 6 lớp bất thường  (Hình ảnh từ UAV)	-	AlexNet để trích xuất tính năng, cây quyết định J48 để lựa chọn tính năng, Phân loại với k-gần nhất (kNN): Học tập có trọng số cục bộ (LWL) và K-star được so sánh	-	Sự chính xác: Tách lớp: 99,61% Vết cháy: 97,90% Mất màu: 98,85% Vết ốc sên: 99,61% Kính vỡ: 99,61%  Tám tốt: 98,09%
[159]	Hình ảnh EL	Bộ dữ liệu kiểm khuyết EL của UCF bao gồm 17.064 hình ảnh EL: tỷ lệ 80-20 cho đào tạo và thử nghiệm/xác thực	-	Phân đoạn ngữ nghĩa với DeepLabv3 và ResNet-50 là xương sống	-	Sự chính xác: Không có lỗi: 98%  Nứt: 81% Liên hệ: 66%  Gián đoạn kết nối: 26% Ăn mòn: 69%
[160]	Hình ảnh EL	6264 hình ảnh: 5011 hình ảnh (80%) để đào tạo, 1253 hình ảnh (20%) để thử nghiệm	-	ML không giám sát-Chính Phân tích thành phần-PCA để giảm chiều của dữ liệu hình ảnh, Phân cụm phân cấp để nhóm các hình ảnh dựa trên tính năng tương đồng, Trích xuất tính năng-Tính năng Haralick, Phân loại ML-CNN và SVM có giám sát	-	Lỗi: Nứt, Ăn mòn thanh cái, Đốm đen, Trong suốt hoặc trong tình trạng tốt Độ chính xác  trung bình của Mô hình: SVM: 98,95% CNN: 98,24%
[161]	Nhiệt ảnh IR	Bộ dữ liệu mô-đun năng lượng mặt trời hồng ngoại: 20.000 ảnh IR: 10.000 không có bất thường 10.000 có 11 loại bất thường: Để trích xuất tính năng, mô hình Efficientb0 được sử dụng đã được đào tạo trước.  (Hình ảnh từ UAV) Đối với phân loại trong SVM, 80% được sử dụng cho Đào tạo/20% cho Kiểm tra	-	Mô hình Efficientb0 để trích xuất tính năng, Thành phần mạng Phương pháp phân tích (NCA) để chọn các tính năng quan trọng nhất, Phân loại với Bộ phân loại SVM	-	Điểm F1:  Điểm nóng: 88,05% Điểm nóng nhiều ô: 84,27% Vết nứt: 91,40% Đốt bỏ qua chủ động:  97,51%  Đốt: 95,04%  Điểm nóng màng mỏng: 84,45% Điểm nóng màng nhiều: 85,89% Mô-đun ngoại tuyến: 90,93% Bóng đổ: 91,01%  Bản: 82,17% Thảm thực vật: 89,30% Không có dị thường: 97,85%
[162]	Hình ảnh EL	3629 hình ảnh, 2129 hình ảnh bị lỗi và 1500 hình ảnh không bị lỗi:  Đào tạo: 847 hình ảnh lỗi và 452 hình ảnh không lỗi	-	Tính năng chú ý hai chiều Mạng lưới kim tự tháp (BAFPN), Cosine đa đầu Không cục bộ Mô-đun chú ý, Nhúng BAFPN vào Khu vực Mạng đề xuất (RPN) trong Faster RCNN+FPN	-	Phân loại: Điểm F: 98,70% Phát hiện: mAP: 88,7%

Bảng 5. Tiếp theo						
Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện bằng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện bằng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[163]	Nhiệt ảnh hồng ngoại và RGB Hình ảnh	240 hình ảnh bằng điều khiển: 80% cho đào tạo, 20% cho Kiểm tra	Đề xuất khu vực của Maximally Stable Vùng cực trị (MSER) + lọc theo kích thước	Phân đoạn theo ngưỡng nhị phân	-	Sự chính xác: Điểm nóng: 97%
[164]	Nhiệt ảnh IR	1171 hình ảnh bằng điều khiển với nóng đốm (Hình ảnh từ UAV)	Trích xuất cạnh bằng phép biến đổi Hough + hậu xử lý	Phân đoạn theo ngưỡng nhị phân	Điểm F: 69%	Điểm nóng Điểm F: 59,0%
[23]	Nhiệt ảnh hồng ngoại và RGB Hình ảnh	34 hình ảnh trực quan và 34 hình ảnh IR (Hình ảnh từ UAV)	Từ hình ảnh trực quan, mô-đun nhận dạng, ghép, đánh số và đếm	Từ hình ảnh IR, lọc hình ảnh và sự giải thích, xác định khuyết tật	-	-
[165]	Nhiệt ảnh IR	hình ảnh bằng điều khiển với một lớp bất thường (Hình ảnh từ UAV)	Mẫu phù hợp	Mẫu phù hợp	Điểm F: 83,0%	Điểm nóng Điểm F: 75,0%
[166]	Nhiệt ảnh IR	100 hình ảnh nhiệt: Đào tạo 80%, Kiểm tra 20% (Hình ảnh từ UAV)	Trích xuất hình chữ nhật bằng cách thích ứng ngưỡng + phân loại SVM trên đặc điểm kết cấu	-	Điểm F: 98,9%	-
[167]	Nhiệt ảnh IR	798 hình ảnh bằng điều khiển, với 398 hình ảnh của 4 lớp bất thường và 400 không lỗi  hình ảnh: Đào tạo 80%, Kiểm tra 20%	-	Phân loại lỗi: Tính năng SIFT trích xuất + phân loại RF, VGG16 và Mạng di động	-	Sự chính xác: Dựa trên tính năng: lên đến 91,2% Mô hình DL: lên đến 89,5%
[168]	Nhiệt ảnh IR	235 hình ảnh bằng điều khiển: Đào tạo 92%, Kiểm tra 8% (Hình ảnh từ UAV)	Phân đoạn ngữ nghĩa DL (ResNet-34+U-Net)	-	Điểm F: 97,11%	-
[169]	Nhiệt ảnh IR	Bộ dữ liệu khung hình video  được ghi lại ở dạng thang độ xám (Hình ảnh từ UAV)	-	Phân đoạn theo DL dựa trên VGG-16 người mẫu	-	Điểm nóng, ngắt kết nối (chuỗi và chuỗi con)
[170]	Nhiệt ảnh IR	3336 hình ảnh nhiệt, với 811 bị hư hại và 2525 tế bào PV bình thường: 80%  Đào tạo, 20% Kiểm tra (Hình ảnh từ UAV)	-	DCNN (đào tạo bởi VGG-16) của toàn bộ khung video	-	2 lớp: lỗi (ví dụ, điểm nóng), Bình thường  Điểm F1 trung bình: lên đến 69,0%
[171]	Hình ảnh EL gần hồng ngoại	Điểm chuẩn PVEL-AD-2021 tập dữ liệu	-	Tích chập một phần và có thể chuyển đổi Tích chập Atrous YOLOv7	-	Độ chính xác: 88,3%
[172]	Hình ảnh RGB	Hình ảnh tám pin mặt trời bị bẩn tập dữ liệu gồm 45.469 hình ảnh	-	Máy biến đổi thị giác (ViT)	-	Độ chính xác: 97%



Bảng 5. Tiếp theo						
Tham khảo	Công nghệ	Dữ liệu đầu vào	Phương pháp phát hiện băng điều khiển	Phương pháp phát hiện lỗi	Phát hiện băng điều khiển Sự đánh giá (%)	Đánh giá phát hiện dị thường
[173]	Hình ảnh EL	Đào tạo với hình ảnh năm 2018 của sáng và 101.376 của điểm nóng không sáng các bản vá	-	Trích xuất tính năng và tạo ra mạng lưới đối địch (GAN)	-	Điểm F1: 93%
[174]	Hình ảnh RGB	4500 tập dữ liệu lỗi PV bao gồm cả vết nứt, vỡ lưới, lõi đen, dây đường dây và điểm nóng	-	Faster-RCNN và YOLOv5	-	bản đồ: Nhanh hơn-RCNN: 92,6% YOLOv5q 91,4%
[175]	Hình ảnh EL	Bộ dữ liệu PVEL-AD	-	YOLOv4 với cải tiến Chú ý khối tích chập Mô-đun (YOLO-icBAM)	-	Điểm F1: 71,6% mAP: 74,8%
[176]	Hình ảnh EL	593 hình ảnh tế bào, 80.000 hình ảnh	-	Mô-đun C2f trong YOLOv8 để thay thế Mô-đun C3 trong mạng xương sống	-	mAP: 67,5%
[177]	Nhiệt ảnh IR	Camera nhiệt được gắn trên một UAV (Hình ảnh từ UAV)	-	Xử lý hình ảnh: xác định đường viền, lựa chọn màu sắc/điểm ảnh	-	Độ chính xác: 75%
[178]	Hình ảnh RGB	2624 hình ảnh thang độ xám của pin mặt trời của hai lớp	-	Cây quyết định, SVM, KNN, Tổng hợp và Phân biệt	-	Độ chính xác: lên đến 98,34% với Tổng hợp
[179]	Hình ảnh EL	Bộ dữ liệu công khai toàn cầu của EL hình ảnh của Hà Bắc và Bắc Kinh Đại học (chia 80-20)	-	YOLOv8	-	Độ chính xác trung bình: 90,5%
[180]	Nhiệt ảnh IR	Cơ sở dữ liệu từ năng lượng mặt trời nhà máy điện 42.048 các mô-đun (Hình ảnh từ UAV)	-	Mặt nạ R-CNN	-	mAP: 72,1%
[181]	Hình ảnh EL	584 bình thường (300 × 300) và 197 hình ảnh bất thường từ bản năng lượng mặt trời		GAN và bộ mã hóa tự động (AE)		Độ chính xác: 90%

Bảng 6. Tóm tắt đánh giá các phương pháp phát hiện lỗi PV (Mã màu hiệu suất: đỏ cho hiệu suất 0-30%, vàng cho 30-70%, xanh lá cây cho 70-100%, màu xám cho hiệu suất số không được báo cáo). Các điểm bất thường về bóng đổ được đánh dấu bằng phông chữ màu xanh lam.

Thanh khảo	Đáng	đắt	đ	đặc	Tếp h	đầu	đầu	Lỗi	ngân	Lỗi	Đã báo	đầu	đầu	Bụi	đầu	phâm	Tuyệt	Pamel nhân	đầu	đầu
[109]		X	X		X		X		X	X		X	X		X	X	X	X		5
[105]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	
[114]	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X			X	X	
[100]			X	X		X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
[150]		X	X	X	X	X	X	X	X	X		X		X	X	X	X			
[151]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[152]		X	X	X	X	X	X					X		X	X	X	X			1
[153]	X		X	X	X	X	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	
[108]	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[154]		X	X	X		X	X		X	X	X	X	X		X		X			3
[155]	X	X		X				X	X	X	X	X	X			X	X	X		2
[156]	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X		X	X	X	X		X	
[157]		X			X	X	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	
[117]	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[158]	X	X		X			X	X	X	X	X		X	X		X	X	X		4
[159]	X		X	X	X	X			X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	
[160]	X		X	X	X	X		X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X	
[161]			X	X	X	X	X	X	X	X		X		X	X	X	X	X		
[162]			X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[163]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[164]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[23]			X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X		X	X			
[165]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[166]	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[168]	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X			
[169]		X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
[170]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		
[171]			X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[172]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X			X	X	
[173]		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[174]				X		X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X	
[175]			X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[176]			X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
[177]	X		X	X	X	X	X			X		X	X		X	X	X	X		

[illegible]

Bằng cách áp dụng các tiêu chí này cho từng hàng của Bảng 6, chúng tôi xếp hạng năm phương pháp tối ưu nhất từ các phát hiện trong tài liệu của chúng tôi ở cột cuối cùng. Cách tiếp cận sau nhằm xác định và đánh giá các phương pháp thực hiện tốt nhất trong tài liệu theo các tiêu chí được thiết lập trước.

Cần lưu ý rằng hiệu quả về chi phí và khả thi về mặt kinh tế của từng phương pháp phát hiện lỗi PV được đề xuất là rất quan trọng, đặc biệt là đối với việc áp dụng trên quy mô lớn trong ngành năng lượng mặt trời. Tuy nhiên, việc so sánh các phương pháp khác nhau không thể bao gồm thông tin về chi phí như vậy vì thông tin sau không được báo cáo trong các bài viết và do đó không có sẵn. Hơn nữa, hiệu quả về chi phí của các hệ thống kiểm tra tấm pin PV dựa trên camera không dễ so sánh vì khả thi của từng phương pháp phụ thuộc vào một số yếu tố, chẳng hạn như loại camera được sử dụng và quy mô lắp đặt năng lượng mặt trời sẽ được áp dụng. Có thể sử dụng camera RGB giá rẻ, tuy nhiên các điểm nóng và các khuyết tật khác có thể được phát hiện tốt hơn bằng camera nhiệt, hiệu quả về chi phí nhất. Đối với camera gắn trên máy bay không người lái, độ phân giải cao là điều cần thiết, nhưng lại đắt hơn. Các hệ thống kết hợp tích hợp cả camera nhiệt và camera độ phân giải cao là các tùy chọn tiên tiến hơn và đắt tiền hơn, có thể cung cấp khả năng phát hiện nâng cao. Tuy nhiên, chi phí liên quan chặt chẽ đến quy mô lắp đặt năng lượng mặt trời. Các hệ thống kiểm tra trên mặt đất có thể có giá cả phải chăng hơn, nhưng chúng không phải là giải pháp khả thi cho các trang trại PV quy mô lớn. Ngược lại, các hệ thống dựa trên máy bay không người lái có thể phù hợp với các hệ thống PV quy mô lớn bất kể camera độ phân giải cao và thiết bị hình ảnh nhiệt đắt tiền, trong khi hệ thống sau sẽ không có lợi về mặt kinh tế khi sử dụng trong các hệ thống PV nhỏ. Do đó, để so sánh và lựa chọn phương pháp tiết kiệm chi phí nhất, tất cả các khía cạnh trên cần được cân nhắc cẩn thận theo từng trường hợp ứng dụng.

8. Thảo luận

Trong bài tổng quan tài liệu toàn diện này, chúng tôi đã phân tích các phương pháp hiện có để phát hiện lỗi trong các hệ thống quang điện bằng các kỹ thuật thị giác máy tính, học máy và học sâu. Các quan sát và kết luận chính của nghiên cứu được tóm tắt như sau:

- Sự phát triển của các công nghệ phát hiện: Sự tiến bộ của các thuật toán thị giác máy tính trong những năm gần đây đã cải thiện đáng kể độ chính xác và hiệu quả của việc phát hiện lỗi. Đặc biệt, các kỹ thuật DL, đặc biệt là CNN, đã được chứng minh là có hiệu quả cao trong việc phát hiện các bất thường trong các đơn vị quang điện.
- Bắt thường che bóng: Phát hiện lỗi và bảo trì thường xuyên các tấm pin quang điện là rất quan trọng để duy trì hiệu suất tối ưu. Các yếu tố môi trường làm tăng bóng của tấm pin, chẳng hạn như nhiều loại bụi và phân chim, có thể ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của hệ thống, khiến việc giám sát và vệ sinh liên tục trở nên cần thiết.
- Đánh giá phương pháp: Từ việc đánh giá các phương pháp khác nhau, biến thể CNN Resnet 50 cho thấy một tương lai rất hứa hẹn trong số các phát hiện tài liệu khác. Rõ ràng là các kỹ thuật DL, chẳng hạn như các biến thể YOLO và sự kết hợp của CNN với bộ phân loại SVM, cung cấp độ chính xác phát hiện cao và bao phủ nhiều loại lỗi.

Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống, chẳng hạn như kỹ thuật ngưỡng, mặc dù có thể thỏa đáng trong một số trường hợp, nhưng lại có hạn chế trong việc xử lý các loại bất thường khác nhau.

Để cải thiện hơn nữa khả năng phát hiện lỗi trong hệ thống quang điện và phát triển hiệu quả hơn và các giải pháp khả thi về mặt kinh tế, các hướng sau đây được đề xuất:

- Khả năng mở rộng và khả thi về mặt kinh tế: Việc phát triển các mô hình học sâu có khả năng mở rộng có thể kết hợp các phân tích kinh tế sẽ rất quan trọng. Điều này sẽ cho phép ứng dụng các công nghệ này trên quy mô lớn và đảm bảo khả thi của các giải pháp trong các công viên quang điện lớn.
- Phát hiện thời gian

thực: Việc điều chỉnh và cải thiện các kỹ thuật phát hiện thời gian thực là rất quan trọng.

Phát triển các thuật toán có thể hoạt động hiệu quả trong nhiều điều kiện môi trường khác nhau và cung cấp phản hồi ngay lập tức sẽ nâng cao hiệu quả bảo trì và hiệu suất của các hệ thống quang điện.

- Tích hợp nhiều công nghệ: Tích hợp các công nghệ như hình ảnh hồng ngoại , hình ảnh phát quang điện và hình ảnh RGB, kết hợp với các thuật toán học sâu, sẽ cho phép phát hiện và chẩn đoán lỗi tốt hơn. Các mô hình lai

có thể kết hợp các kỹ thuật AI khác nhau cũng có thể được nghiên cứu để cải thiện độ chính xác của phát hiện lỗi PV, cũng như tích hợp IoT và các thiết bị điện toán biên để thu thập dữ liệu liên tục theo thời gian thực. Tất cả những điều trên có thể dẫn đến các giải pháp phát hiện toàn diện và đáng tin cậy hơn.

- Tăng cường dữ liệu và tạo dữ liệu tổng hợp: việc thu thập dữ liệu cũng có thể được tăng cường thông qua các kỹ thuật tăng cường và tạo dữ liệu tổng hợp, hướng tới việc tạo ra các tập dữ liệu chuẩn cân bằng cho mọi loại lỗi để đào tạo hiệu quả các mô hình AI.

Với nghiên cứu và phát triển liên tục trong các lĩnh vực này, việc phát hiện lỗi trong các hệ thống quang điện dự kiến sẽ được cải thiện đáng kể, mang lại hiệu suất cao hơn và tuổi thọ dài hơn cho các hệ thống quang điện. Do đó, những hàm ý thực tế của các hệ thống PV dựa trên tầm nhìn có thể được chuyển thành những hiểu biết có thể hành động được cho các bên liên quan trong ngành PV,

bao gồm: • Quản lý chi phí do phát hiện sớm lỗi, ngăn ngừa các lỗi nhỏ mở rộng và phá hủy toàn bộ hệ thống, do đó giảm chi phí sửa chữa và thay thế cho các trang trại PV. Phân tích dữ liệu cũng có thể hướng tới mục tiêu ngăn ngừa lỗi trước khi xảy ra thông qua việc xác định các mô hình, dẫn đến tối ưu hóa hiệu suất lắp đặt PV. Nhìn chung, những hiểu biết dựa trên dữ liệu có thể cải thiện tổng thể các chiến lược bảo trì dự đoán của các lắp đặt PV, do khả năng ngăn ngừa, lập kế hoạch và hành động. • Hiệu quả hoạt động đối với các lắp đặt PV lớn, vì các giải pháp giám sát tự động có thể giảm thời gian kiểm tra, cũng như cả lao động của con người và lỗi của con người. • Bằng cách giảm sự tham gia của con người, sự an toàn được đảm bảo cho nhân viên lắp đặt PV, vì các cuộc kiểm tra tại hiện trường liên quan đến các mối nguy hiểm do bản chất của các cấu trúc PV đòi hỏi người lao động phải leo thang hoặc nơi cao để kiểm tra đúng cách, cũng như việc họ phải tiếp xúc với các điều kiện môi trường có khả năng bất lợi. • An toàn cũng là một yêu cầu đối với hoạt động của hệ thống PV. Phát hiện lỗi hướng đến việc tuân thủ các quy định, tức là các tiêu chuẩn và yêu cầu đối với các cơ sở lắp đặt PV, để đảm bảo an toàn vận hành của chúng như được xác định trước bởi các hướng dẫn tương ứng. • Các chiến lược phát hiện lỗi PV bằng thị giác máy tính có thể dẫn đến việc kiểm tra PV nhất quán, đáng tin cậy và hiệu quả hơn, giúp các cơ sở lắp đặt PV áp dụng các công nghệ như vậy có khả năng cạnh tranh hơn trên thị trường.

Phân tích sâu hơn, liên quan đến đánh giá mã màu của Bảng 6, chúng tôi nhận thấy rằng phương pháp phát hiện từ nghiên cứu [152] xếp hạng đầu tiên. Phương pháp này dựa trên nhiệt ảnh hồng ngoại với UAV, sử dụng Mask FCNN để phát hiện các đơn vị quang điện và sử dụng mạng DL Resnet 50 để phát hiện và phân loại bảy trong tổng số mười bảy bất thường. Trong số này, sáu bất thường được phát hiện với độ chính xác thỏa đáng và một bất thường có độ chính xác trung bình (dưới 70%).

Hiệu suất cao thứ hai theo tiêu chí của chúng tôi thuộc về phương pháp được trình bày trong [155], sử dụng hình ảnh RGB qua UAV, CNN để trích xuất đặc điểm và SVM để phân loại dị thường. Phương pháp này cũng bao phủ thỏa đáng sáu trong số mười bảy lỗi. Tuy nhiên, phương pháp này thiếu thuật toán tích hợp để phát hiện các đơn vị quang điện, làm giảm mức độ tự động hóa của phương pháp này so với phương pháp được xếp hạng cao nhất. Điều đáng chú ý là trong số sáu lỗi được phát hiện với độ chính xác thỏa đáng, có hai lỗi là dị thường về bóng râm (tích tụ bụi và vệt ốc sên). Với những quan sát của chúng tôi về phát hiện nghiên cứu thứ hai của mình – dị thường về bóng râm ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất và sản lượng của các đơn vị PV–điều này có khả năng đưa phương pháp này lên hàng đầu tùy thuộc vào mức độ ưu tiên của từng triển khai cụ thể (ví dụ: phân bổ tài nguyên so với hiệu suất mong muốn của đơn vị). Theo đó, chúng ta có thể tiếp tục xếp hạng tất cả các phương pháp luận khác dựa trên mức độ bao phủ bất thường, khả năng phát hiện bất thường và mức độ tự động hóa có trong từng nghiên cứu cụ thể.

Một quan sát quan trọng khác từ kết quả đánh giá là năm phương pháp hàng đầu đều liên quan đến các kỹ thuật DL, trong đó ba phương pháp hàng đầu bao gồm CNN hoặc các biến thể của chúng và hai phương pháp sử dụng các biến thể YOLO. Ngược lại, các phương pháp phân đoạn có ngưỡng, trong khi cung cấp độ chính xác thỏa đáng, có thể phát hiện ra một phạm vi hẹp các loại dị thường khác nhau. Cũng đáng chú ý là bộ phân loại SVM được tìm thấy ở vị trí thứ hai. Điều này

cho thấy rằng ngay cả khi kết hợp với CNN để trích xuất tính năng, SVM vẫn là phương pháp ML có tính cạnh tranh cao để phát hiện dị thường hiệu quả trong các đơn vị quang điện, bất chấp xu hướng hiện tại là sử dụng thuật toán DL trong các tác vụ thị giác máy tính.

Các ứng dụng thực tế và triển khai thực tế của phát hiện lỗi PV dựa trên tầm nhìn chỉ có thể được tìm thấy cho các lắp đặt PV quy mô lớn. Nhà máy điện PV nổi tiếng nhất là Kamuthi ở vùng Tamil Nadu ở Ấn Độ. Sau này là trang trại PV lớn nhất, trải rộng trên diện tích 10 km<sup>2</sup>. Trang trại sử dụng máy bay không người lái được trang bị camera độ phân giải cao và cảm biến nhiệt để giám sát tổng thể trạng thái của tất cả các mô-đun PV.

Máy bay không người lái bay qua trang trại PV để thu thập hình ảnh và phân tích dữ liệu được thực hiện sau đó để phát hiện các bất thường và nhiều loại lỗi khác nhau. Những thách thức trong việc triển khai thực tế bao gồm như đã đề cập trong Phần 6.8, chủ yếu là các tác động của điều kiện môi trường ảnh hưởng đến độ chính xác của camera và việc xử lý đòi hỏi số lượng lớn dữ liệu được tạo ra

9. Kết luận

Trong công trình này, một đánh giá toàn diện đã được tiến hành tập trung vào các kỹ thuật giám sát dựa trên tầm nhìn để phát hiện lỗi của hệ thống PV. Nghiên cứu được hướng dẫn bởi bốn câu hỏi nghiên cứu, nhằm xác định (1) sự phát triển của các thuật toán thị giác máy tính để phát hiện lỗi PV trong thập kỷ này, (2) trình bày tất cả các kỹ thuật giám sát chính để phát hiện lỗi PV, cùng với đánh giá riêng lẻ và so sánh về khả năng và hạn chế của chúng, tập trung vào các kỹ thuật thị giác máy dựa trên AI, (3) xác định các lỗi phổ biến trong hệ thống PV và cách chúng ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống và cuối cùng (4) đưa ra kết luận về các phương pháp dựa trên CV hiệu quả nhất thông qua việc xem xét tài liệu.

Kết quả cho thấy trong số mười bảy lỗi đã xác định, các bất thường về bóng râm là những lỗi ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của các đơn vị PV, trong khi năm phương pháp phát hiện lỗi PV dựa trên CV hàng đầu, theo tiêu chí đánh giá được thiết lập trước, bao gồm các phương pháp học sâu, chẳng hạn như CNN và các biến thể YOLO.

Những phát hiện chính cho thấy những tiến bộ của thuật toán thị giác máy tính trong những năm gần đây đã cải thiện đáng kể độ chính xác của việc phát hiện lỗi PV, cho thấy CNN là mô hình có hiệu suất cao để phát hiện lỗi PV. Hơn nữa, các kỹ thuật DL, chẳng hạn như các biến thể YOLO và sự kết hợp của CNN với bộ phân loại SVM, có thể cung cấp độ chính xác phát hiện cao và bao phủ nhiều loại lỗi khác nhau. Nghiên cứu kết luận rằng việc phát hiện lỗi và bảo trì thường xuyên các tấm pin quang điện là rất quan trọng để duy trì hiệu suất tối ưu, trong khi các yếu tố môi trường là những yếu tố chủ yếu ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống.

Rõ ràng từ các tài liệu nghiên cứu về phát hiện lỗi PV đang được tiến hành và dự kiến các phát triển công nghệ trong tương lai, chẳng hạn như bộ xử lý mạnh mẽ để chạy các thuật toán CV do AI cung cấp theo thời gian thực trên UAV, sẽ tiếp tục nâng cao lĩnh vực nghiên cứu này, mang lại hiệu quả cao hơn và tuổi thọ dài hơn cho các hệ thống PV. Hướng nghiên cứu trong tương lai bắt nguồn từ công trình này gợi ý sự phát triển của các thuật toán CV tiên tiến có thể kết hợp các phương thức cảm biến khác nhau, chẳng hạn như nhiệt ảnh và phát quang điện, hướng tới phát hiện lỗi PV hiệu quả hơn. Các mô hình lai có thể kết hợp các kỹ thuật AI khác nhau cũng có thể được nghiên cứu để cải thiện độ chính xác của phát hiện lỗi PV. Giám sát thời gian thực là một yêu cầu trong việc phát hiện lỗi; do đó, các nỗ lực có thể tập trung vào việc tích hợp IoT và các thiết bị điện toán biên để thu thập dữ liệu thời gian thực liên tục. Việc thu thập dữ liệu cũng có thể được tăng cường thông qua việc tạo ra dữ liệu tổng hợp, hướng tới việc tạo ra các tập dữ liệu chuẩn cân bằng cho mọi loại lỗi để đào tạo các mô hình AI.

Đóng góp của tác giả: Khái niệm hóa, GAP; phương pháp luận, GAP, IP và SB; nghiên cứu, IP và SB; nguồn lực, IP và SB; viết-chuẩn bị bản thảo gốc, IP, SB và EV; viết-xem xét và biên tập, IP, SB, EV và GAP; hình dung, GAP; giám sát, GAP Tất cả tác giả đã đọc và đồng ý với phiên bản bản thảo đã xuất bản.

Tài trợ: Nghiên cứu này không nhận được bất kỳ nguồn tài trợ bên ngoài nào.

Tuyên bố đồng ý có thông tin: Không áp dụng.



Tuyên bố về tính khả dụng của dữ liệu: Không áp dụng.

Lời cảm ơn: Công trình này được hỗ trợ bởi chương trình MPhil “Công nghệ tiên tiến trong tin học và máy tính”, do Khoa tin học, Đại học Democritus Thrace, Kavala, Hy Lạp tổ chức.

Xung đột lợi ích: Các tác giả tuyên bố không có xung đột lợi ích.

Tài liệu tham khảo

- Meribout, M.; Kumar Tiwari, V.; Pablo Peña Herrera, J.; Najeeb Mahfoudh Awadh Baobaid, A. Kỹ thuật và triển vọng kiểm tra tấm pin mặt trời. *Đo lường* 2023, 209, 112466. [\[CrossRef\]](#)
- Prabhakaran, S.; Annie Uthra, R.; Preetharoselyn, J. Mô hình dựa trên học sâu để phát hiện và định vị lỗi trên Tấm pin quang điện. *Comput. Syst. Sci. Eng.* 2023, 44, 2683–2700. [\[CrossRef\]](#)
- Miquela, A.; Bagul, D.; Ezzat, AA Phát hiện khuyết tật trong hệ thống quang điện mặt trời sử dụng phương tiện bay không người lái và máy học. Trong *Biên bản báo cáo của Hội nghị quốc tế về kỹ thuật công nghiệp và quản lý hoạt động*, Houston, TX, Hoa Kỳ, 13–16 tháng 6 năm 2023; IEOM Society International: Southfield, MI, Hoa Kỳ, 2023.
- Waqar Akram, M.; Li, G.; Jin, Y.; Chen, X. Sự cố của các mô-đun quang điện và cách phát hiện: Một đánh giá. *Appl. Năng lượng* 2022, 313, 118822. [\[Tham chiếu chéo\]](#)
- Hussain, T.; Hussain, M.; Al-Aqrabi, H.; Alsboui, T.; Hill, R. Đánh giá về phát hiện khuyết tật của hình ảnh bề mặt tế bào quang điện dựa trên phát quang điện tử bằng thị giác máy tính. *Energies* 2023, 16, 4012. [\[CrossRef\]](#)
- Hijjawi, U.; Lakshminarayana, S.; Xu, T.; Piero Malfense Fierro, G.; Rahman, M. Đánh giá về Hệ thống phát hiện khuyết tật quang điện mặt trời tự động: Các phương pháp tiếp cận, thách thức và định hướng tương lai. *Sol. Energy* 2023, 266, 112186. [\[CrossRef\]](#)
- Tang, W.; Yang, Q.; Dai, Z.; Yan, W. Phát hiện và chẩn đoán lỗi mô-đun để bảo trì thông minh các nhà máy quang điện mặt trời: Kỹ thuật, hệ thống và quan điểm. *Năng lượng* 2024, 297, 131222. [\[CrossRef\]](#)
- Chao, K.-H.; Ho, S.-H.; Wang, M.-H. Mô hình hóa và chẩn đoán lỗi của hệ thống quang điện. *Electr. Power Syst. Res.* 2008, 78, 97–105. [\[Tham khảo chéo\]](#)
- Yi, Z.; Etemadi, AH Một thuật toán phát hiện mới cho lỗi Line-to-Line trong mảng quang điện (PV) dựa trên máy vectơ hỗ trợ (SVM). Trong *Biên bản báo cáo của Hội nghị chung của Hiệp hội Điện và Năng lượng IEEE năm 2016 (PESGM)*, Boston, MA, Hoa Kỳ, 17–21 tháng 7 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 1–4.
- Malof, JM; Bradbury, K.; Collins, LM; Newell, RG; Serrano, A.; Wu, H.; Keene, S. Các tính năng hình ảnh để phát hiện từng điểm ảnh của các mảng quang điện mặt trời trong hình ảnh hàng không bằng cách sử dụng bộ phân loại rừng ngẫu nhiên. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế IEEE năm 2016 về nghiên cứu và ứng dụng năng lượng tái tạo (ICRERA)*, Birmingham, Vương quốc Anh, 20–23 tháng 11 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 799–803.
- Akram, MW; Li, G.; Jin, Y.; Chen, X.; Zhu, C.; Zhao, X.; Khaliq, A.; Faheem, M.; Ahmad, A. Phát hiện tự động các khuyết tật của tế bào quang điện trong hình ảnh phát quang điện dựa trên CNN. *Năng lượng* 2019, 189, 116319. [\[CrossRef\]](#)
- Wei, S.; Li, X.; Ding, S.; Yang, Q.; Yan, W. Phát hiện hồng ngoại điểm nóng của các mô-đun quang điện dựa trên phương pháp biến đổi đường Hough và phương pháp tiếp cận Faster-RCNN. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ 6 năm 2019 về công nghệ điều khiển, quyết định và thông tin (CoDIT)*, Paris, Pháp, 23–26 tháng 4 năm 2019; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2019; trang 1266–1271.
- Su, Y.; Tao, F.; Jin, J.; Zhang, C. Phát hiện đối tượng vùng quá nhiệt tự động của mô-đun quang điện bằng hình ảnh nhiệt. *IEEE J. Photovoltaics* 2021, 11, 535–544. [\[CrossRef\]](#)
- Shen, Y.; Fan, T.; Lai, G.; Na, Z.; Liu, H.; Wang, Z.; Wang, Y.; Jiao, Y.; Chen, X.; Lou, Z.; et al. Trích xuất mảng quang điện dựa trên U-Net đã sửa đổi từ cảnh phức tạp trong hình ảnh nhiệt hồng ngoại trên không. *Sol. Energy* 2022, 240, 90–103. [\[CrossRef\]](#)
- Yin, W.; Lingxin, S.; Maohuan, L.; Qianlai, S.; Xiaosong, L. PV-YOLO: YOLO nhẹ để phát hiện lỗi tấm pin quang điện. *IEEE Access* 2023, 11, 10966–10976. [\[CrossRef\]](#)
- Jalal, M.; Khalil, IU; Haq, A. ul Các phương pháp học sâu để chẩn đoán lỗi thị giác của hệ thống quang điện: Hiện đại Đánh giá. *Kết quả Eng.* 2024, 23, 102622. [\[CrossRef\]](#)
- Iqbal, MS; Niazi, YAK; Amir Khan, U.; Lee, B.-W. Hệ thống phát hiện lỗi thời gian thực cho lưới điện tích hợp quy mô lớn Nhà máy điện quang điện. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2021, 130, 106902. [\[CrossRef\]](#)
- Aghaei, M.; Grimalaccia, F.; Leva, S.; Mussetta, M. Máy bay không người lái trong các ứng dụng giám sát hệ thống quang điện. Trong *Biên bản báo cáo của Hội nghị và triển lãm năng lượng mặt trời quang điện châu Âu lần thứ 29*, Amsterdam, Hà Lan, 22–26 tháng 9 năm 2014; trang 2734–2739.
- Grimaccia, F.; Leva, S.; Dolara, A.; Aghaei, M. Khảo sát về các lỗi thường gặp của mô-đun PV sau chuyển bay O&M Chiến dịch mở rộng Trên các nhà máy khác nhau ở Ý. *IEEE J. Photovolt.* 2017, 7, 810–816. [\[CrossRef\]](#)
- Tsanakas, JA; Ha, LD; Al Shakarchi, F. Kiểm tra nâng cao các hệ thống quang điện bằng phương pháp tam giác hóa trên không và trên mặt đất Tham chiếu địa lý của hình ảnh nhiệt/hình ảnh. *Renew. Energy* 2017, 102, 224–233. [\[CrossRef\]](#)
- Leva, S.; Aghaei, M.; Grimalaccia, F. Kiểm tra nhà máy điện PV bằng UAS: Tương quan giữa độ cao và phát hiện lỗi trên mô-đun PV. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ 15 về Môi trường và Kỹ thuật điện (EEEIC)* của IEEE năm 2015, Rome, Ý, 10–13 tháng 6 năm 2015; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2015; trang 1921–1926.

22. Aghaei, M.; Dolara, A.; Leva, S.; Grimaccia, F. Độ phân giải hình ảnh và phát hiện lỗi trong quá trình kiểm tra PV bằng công nghệ không người lái. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị chung của Hiệp hội Điện và Năng lượng IEEE năm 2016 (PESGM), Boston, MA, Hoa Kỳ, 17–21 tháng 7 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 1–5.

23. Grimaccia, F.; Leva, S.; Niccolai, A. Bản đồ kỹ thuật số của nhà máy PV để phát hiện lỗi của mô-đun bằng máy bay không người lái. IET Làm mới. Power Gener. 2017, 11, 1221–1228. [\[CrossRef\]](#)

24. Quater, PB; Grimaccia, F.; Leva, S.; Mussetta, M.; Aghaei, M. Máy bay không người lái hạng nhẹ (UAV) để kiểm tra hợp tác các nhà máy PV. IEEE J. Photovolt. 2014, 4, 1107–1113. [\[CrossRef\]](#)

25. Sinha, A.; Sastry, OS; Gupta, R. Đặc tính không phá hủy của hiệu ứng đổi màu chất đóng gói trong PV silicon tinh thể Các mô-đun. Sol. Energy Mater. Sol. Cells 2016, 155, 234–242. [\[CrossRef\]](#)

26. Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế (IEC). IEC 61646 Ed2.0 - Mô-đun quang điện mặt đất (PV) màng mỏng - Chứng nhận thiết kế và phê duyệt loại; Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế (IEC): Geneva, Thụy Sĩ, 2008.

27. Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế (IEC). IEC 61215-2: Mô-đun quang điện mặt đất (PV) silic tinh thể- Tiêu chuẩn thiết kế và phê duyệt loại; Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế (IEC): Geneva, Thụy Sĩ, 2016.

28. Köntges, M.; Kurtz, S.; Packard, CE; Jahn, U.; Berger, K.; Kato, K.; Friesen, T.; Liu, H.; Van Iseghem, M. Đánh giá về những thất bại của Mô-đun quang điện; Cơ quan Năng lượng Quốc tế: Putrajaya, Malaysia, 2014; ISBN 9783906042169.

29. Bouaichi, A.; Merrouni, AA; El Hassani, A.; Naïmi, Z.; Ikken, B.; Ghennoui, A.; Benazzouz, A.; El Amrani, A.; Messaoudi, C. Đánh giá thực nghiệm về tác động đổi màu đến hiệu suất giảm của mô-đun PV. Năng lượng Procedia 2017, 119, 818–827. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

30. Kahoul, N.; Chenni, R.; Cheghib, H.; Mekhilef, S. Đánh giá độ tin cậy của các mô-đun quang điện silic tinh thể trong môi trường khắc nghiệt. Renew. Năng lượng 2017, 109, 66–72. [\[CrossRef\]](#)

31. Bouraiou, A.; Hamouda, M.; Chaker, A.; Lachtar, S.; Neçaibia, A.; Boutasseta, N.; Mostefaoui, M. Đánh giá thực nghiệm về hiệu suất và sự suy thoái của các mô-đun quang điện silicon tinh thể đơn trong môi trường sa mạc Sahara. Năng lượng 2017, 132, 22–30. [\[CrossRef\]](#)

32. Bouraiou, A.; Hamouda, M.; Chaker, A.; Neçaibia, A.; Mostefaoui, M.; Boutasseta, N.; Ziane, A.; Dabou, R.; Sahouane, N.; Lachtar, S. Nghiên cứu thực nghiệm về các khiếm khuyết quan sát được trong các mô-đun PV silic tinh thể trong điều kiện khí hậu khô nóng ngoài trời ở Algeria. Sol. Energy 2018, 159, 475–487. [\[CrossRef\]](#)

33. Tománek, P.; Škarvada, P.; Mack, u, R.; Gimela, L. Phát hiện và xác định vị trí khuyết tật trong pin mặt trời silicon đơn tinh thể. Adv. Công nghệ lựa chọn 2010, 2010, 1–5. [\[CrossRef\]](#)

34. Gallardo-Saavedra, S.; Hernandez-Callejo, L.; Alonso-Garcia, Tiến sĩ Y khoa; Tiến sĩ Luật Santos; Morales-Aragonese, JI; Alonso-Gomez, V.; Moreton-Fernandez, A.; Gonzalez-Rebollo, Thạc sĩ Nghệ thuật; Martínez-Sacristán, O. Đặc tính không phá hủy của các khuyết tật của tế bào quang điện mặt trời bằng phương pháp phát quang điện, nhiệt ảnh hồng ngoại, đường cong I-V và thử nghiệm trực quan: Nghiên cứu thực nghiệm và so sánh. Năng lượng 2020, 205, 117930. [\[CrossRef\]](#)

35. Osawa, S.; Nakano, T.; Matsumoto, S.; Katayama, N.; Saka, Y.; Sato, H. Chẩn đoán lỗi của mô-đun quang điện sử dụng quang phổ trở kháng AC. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế IEEE năm 2016 về nghiên cứu và ứng dụng năng lượng tái tạo (ICRERA), Birmingham, Vương quốc Anh, 20–23 tháng 11 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 210–215.

36. Simon, M.; Meyer, EL Phát hiện và Phân tích Sự hình thành Điểm nóng trong Pin Mặt trời. Sol. Energy Mater. Sol. Cells 2010, 94, 106–113. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

37. Du, B.; Yang, R.; He, Y.; Wang, F.; Huang, S. Kiểm tra, thử nghiệm và đánh giá không phá hủy đối với màng mỏng và Si-Based Pin mặt trời đa điểm: Tổng quan. Làm mới. Duy trì. Năng lượng Rev. 2017, 78, 1117–1151. [\[CrossRef\]](#)

38. Cotfas, DT; Cotfas, PA; Kaplanis, S. Phương pháp xác định các thông số Dc của tế bào năng lượng mặt trời: Đánh giá quan trọng. Làm mới. Duy trì. Energy Rev. 2013, 28, 588–596. [\[CrossRef\]](#)

39. Cotfas, DT; Cotfas, PA; Kaplanis, S. Phương pháp và kỹ thuật để xác định các thông số động của tế bào năng lượng mặt trời: Đánh giá. Làm mới. Duy trì. Năng lượng. Rev. 2016, 61, 213–221. [\[CrossRef\]](#)

40. Yu, J.; Song, L.; Chen, F.; Fan, P.; Sun, L.; Zhong, M.; Yang, J. Chuẩn bị bột polyme với độ dốc kích thước ô: Khám phá thêm hiệu ứng hình thành hạt của vật liệu vô cơ xốp trong quá trình tạo bột polyme. Mater. Today Commun. 2016, 9, 1–6. [\[CrossRef\]](#)

41. Meng, L.; Nagalingam, D.; Bhatia, CS; Street, AG; Phang, JCH Nghiên cứu SEAM và EBIC về các khiếm khuyết hình thái và điện trong pin mặt trời polycrystalline silicon. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị chuyên đề vật lý độ tin cậy quốc tế IEEE năm 2010, Anaheim, CA, Hoa Kỳ, 2–6 tháng 5 năm 2010; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2010; trang 503–507.

42. Topolovec, S.; Krenn, H.; Würschum, R. Tế bào điện hóa để điện phân tại chỗ các màng mỏng từ tính trong siêu liên kết Thiết bị giao thoa lưỡng từ từ kết ống dẫn. Rev. Sci. Instrum. 2015, 86, 063903. [\[CrossRef\]](#)

43. de Andrade, MC; từ Escobar, AL; Taylor, B.J.; Berggren, S.; Higa, B.; Đình, S.; Fagaly, R.L.; Talvacchio, J.; Nechay, B.; Przybysz, J. Phát hiện tín hiệu tần số vô tuyến trường xa bằng mảng thiết bị giao thoa lưỡng từ siêu dẫn Niobium. IEEE Trans. Appl. Supercond. 2015, 25, 1–5. [\[CrossRef\]](#)

44. Nakatani, Y.; Hayashi, T.; Itozaki, H. Quan sát pin mặt trời đa tinh thể bằng kính hiển vi Laser-SQUID. IEEE Trans. Appl. Supercond. 2011, 21, 416–419. [\[CrossRef\]](#)

45. Nakatani, Y.; Hayashi, T.; Miyato, Y.; Itozaki, H. Kính hiển vi SQUID của từ trường được tạo ra trong tế bào năng lượng mặt trời bằng chiếu xạ điểm laser. Phys. Procedia 2012, 27, 340–343. [\[CrossRef\]](#)

46. Takyi, G. Tương quan giữa kết quả chụp ảnh nhiệt hồng ngoại với dữ liệu kiểm tra trực quan và dòng điện-điện áp của mô-đun PV Được lắp đặt tại Kumasi, một khu vực nóng ẩm của Châu Phi cận Sahara. Công nghệ 2017, 5, 67. [\[CrossRef\]](#)

47. Waqar Akram, M.; Li, G.; Jin, Y.; Chen, X.; Zhu, C.; Zhao, X.; Aleem, M.; Ahmad, A. Nhiệt ảnh ngoài trời được cải thiện và xử lý hình ảnh hồng ngoại để phát hiện khuyết tật trong các mô-đun PV. *Sol. Energy* 2019, 190, 549–560. [\[CrossRef\]](#)

48. Rajput, P.; Tiwari, GN; Sastry, OS; Bora, B.; Sharma, V. Sự suy thoái của các mô-đun quang điện đơn tinh thể sau 22 năm Phơi nhiễm ngoài trời trong khí hậu tổng hợp của Ấn Độ. *Sol. Energy* 2016, 135, 786–795. [\[CrossRef\]](#)

49. Akram, MW; Li, G.; Jin, Y.; Chen, X.; Zhu, C.; Ahmad, A. Tự động phát hiện lỗi mô-đun quang điện trong hình ảnh hồng ngoại bằng học sâu chuyển giao mô hình riêng biệt và phát triển. *Sol. Energy* 2020, 198, 175–186. [\[CrossRef\]](#)

50. Chung, T.; Wang, C.-H.; Chang, K.-J.; Chen, S.-Y.; Hsieh, H.-H.; Huang, C.-P.; Arthur Cheng, C.-H. Đánh giá sự phân bố không gian của điện trở nối tiếp và điện trở phân lưu của pin mặt trời bằng phương pháp nhiệt ảnh khóa tối. *J. Appl. Phys.* 2014, 115, 034901. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

51. Isenberg, J.; Warta, W. Đánh giá phân giải không gian về tổn thất điện năng trong tế bào năng lượng mặt trời công nghiệp bằng nhiệt kế khóa sáng phy. *Prog. Photovoltaics Res. Appl.* 2004, 12, 339–353. [\[CrossRef\]](#)

52. Kasemann, M.; Schubert, MC; The, M.; Köber, M.; Hermle, M.; Warta, W. So sánh hình ảnh phát quang và hình ảnh được chiếu sáng Khóa nhiệt độ trên tế bào năng lượng mặt trời silicon. *Appl. Phys. Lett.* 2006, 89, 224102. [\[CrossRef\]](#)

53. Netzelmann, U.; Walle, G.; Lugin, S.; Ehlen, A.; Bessert, S.; Valeske, B. Nhiệt ký cảm ứng: Nguyên lý, Ứng dụng và Đầu tiên Các bước hướng tới Chuẩn hóa. *Quant. Nhiệt kế hồng ngoại. J.* 2016, 13, 170–181. [\[CrossRef\]](#)

54. Vinod, PN; Joseph, S.; John, R. Phát hiện và định lượng các khuyết tật trong mối nối liên kết bằng keo của cảm biến áp điện bằng thử nghiệm không phá hủy nhiệt hồng ngoại. *Không phá hủy. Thử nghiệm. Đánh giá.* 2017, 32, 185–199. [\[CrossRef\]](#)

55. Wang, Y.; Ke, H.; Shi, J.; Gao, B.; Tian, G. Phát hiện và mô tả hư hỏng do va chạm bằng phương pháp nhiệt học xung dòng điện xoáy. Trong *Biên bản báo cáo của Diễn đàn công nghệ và ứng dụng mới NDT Viên Đông IEEE 2016 (FENDT)*, Nam Xương, Trung Quốc, 22–24 tháng 6 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 223–226.

56. Glavas, H.; Vukobratovic, M.; Primorac, M.; Mustran, D. Nhiệt ảnh hồng ngoại trong kiểm tra tấm pin quang điện. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế năm 2017 về Hệ thống và công nghệ thông minh (SST)*, Osijek, Croatia, 18–20 tháng 10 năm 2017; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2017; trang 63–68.

57. Chattopadhyay, S.; Dubey, R.; Bhaduri, S.; Zachariah, S.; Singh, HK; Solanki, CS; Kottantharayil, A.; Shiradkar, N.; Arora, BM; Narasimhan, KL; et al. Tương quan nhiệt ảnh hồng ngoại với sự suy giảm điện của các mô-đun PV được kiểm tra trong Khảo sát toàn Ấn Độ về độ tin cậy của mô-đun quang điện năm 2016. *IEEE J. Photovolt.* 2018, 8, 1800–1808. [\[CrossRef\]](#)

58. Buezhop, C.; Wirsching, S.; Bemm, A.; Pickel, T.; Hohmann, P.; Nieß, M.; Vodermayr, C.; Huber, A.; May mắn, B.; Mergheim, J.; và cộng sự Sự tiến hóa của các vết nứt tế bào trong các mô-đun PV trong điều kiện thực tế và phòng thí nghiệm. *Prog. Photovoltaics Res. Appl.* 2018, 26, 261–272. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

59. Kirchartz, T.; Helbig, A.; Reetz, W.; Reuter, M.; Werner, JH; Rau, U. Sự tương hỗ giữa phát quang điện và hiệu suất lượng tử được sử dụng để mô tả đặc điểm của pin mặt trời silicon. *Prog. Photovolt. Res. Appl.* 2009, 17, 394–402. [\[CrossRef\]](#)

60. Frazao, M.; SILVA, J.A.; Lobato, K.; Serra, JM Phát quang điện tử của tế bào quang điện silicon sử dụng máy ảnh kỹ thuật số thông dụng. *Đo lường* 2017, 99, 7–12. [\[CrossRef\]](#)

61. Ramspeck, K.; Bothe, K.; Hinken, D.; Fischer, B.; Schmidt, J.; Brendel, R. Dòng điện tái hợp và hình ảnh điện trở nối tiếp của pin mặt trời bằng phương pháp kết hợp phát quang và nhiệt độ khóa. *Appl. Phys. Lett.* 2007, 90, 153502. [\[CrossRef\]](#)

62. Islam, MA; Hasanuzzaman, M.; Rahim, NA Nghiên cứu về khả năng suy thoái tiềm ẩn của các mô-đun PV đa tinh thể cũ tại chỗ đang hoạt động ở Malaysia. *Đo lường* 2018, 119, 283–294. [\[CrossRef\]](#)

63. Tsai, D.-M.; Wu, S.-C.; Li, W.-C. Phát hiện khuyết tật của tế bào năng lượng mặt trời trong hình ảnh phát quang điện bằng cách sử dụng tái tạo hình ảnh Fourier. *Sol. Năng lượng Mater. Sol. Cells* 2012, 99, 250–262. [\[CrossRef\]](#)

64. Crozier, JL; van Dyk, EE; Vorster, FJ Xác định các tính năng phụ thuộc điện áp trong các mô-đun quang điện bằng cách sử dụng hình ảnh điện quang. Trong *Biên bản báo cáo của EU-PVSEC lần thứ 29*, Amsterdam, Hà Lan, 22–26 tháng 9 năm 2014; trang 22–26.

65. Haunschild, J.; Reis, IE; Chipei, T.; Demant, M.; Thaidigsmann, B.; Linse, M.; Rein, S. Đánh giá và phân loại các tấm wafer cắt Mc-Si trong Sản xuất Pin Mặt trời Sử dụng PL Imaging. *Sol. Energy Mater. Sol. Cells* 2012, 106, 71–75. [\[CrossRef\]](#)

66. Bhoopathy, R.; Kunz, O.; Juhl, M.; Trupke, T.; Hameiri, Z. Chụp ảnh phát quang ngoài trời của các mô-đun quang điện với Sự kích thích ánh sáng mặt trời. *Prog. Photovoltaics Res. Appl.* 2018, 26, 69–73. [\[CrossRef\]](#)

67. Olsen, E.; Flø, AS Hình ảnh phân giải không gian và quang phổ của phát quang trong tấm silicon đa tinh thể. *Appl. Phys. Thử.* 2011, 99, 011903. [\[CrossRef\]](#)

68. Kontges, M.; Morlier, A.; Eder, G.; Fleis, E.; Kubicek, B.; Lin, J. Đánh giá: Huỳnh quang cực tím như một công cụ đánh giá cho Mô-đun quang điện. *IEEE J. Photovolt.* 2020, 10, 616–633. [\[CrossRef\]](#)

69. Eder, GC; Voronko, Y.; Hirschl, C.; Ebner, R.; Újvári, G.; Mühleisen, W. Phát hiện và hình dung lỗi không phá hủy của các mô-đun PV lão hóa tự nhiên và nhân tạo. *Energies* 2018, 11, 1053. [\[CrossRef\]](#)

70. Eder, GC; Voronko, Y.; Dimitriadis, S.; Knöbl, K.; Újvári, G.; Berger, KA; Halwachs, M.; Neumaier, L.; Hirschl, C. Các thử nghiệm lão hóa tăng tốc đặc trưng của khí hậu và đánh giá các thay đổi về điện, vật lý và hóa học do lão hóa gây ra. *Prog. Photovolt. Res. Appl.* 2019, 27, 934–949. [\[CrossRef\]](#)

71. Morlier, A.; Siebert, M.; Kunze, I.; Mathiak, G.; Kontges, M. Phát hiện lỗi mô-đun quang điện ngoài thực địa vào ban ngày với Kiểm tra mô-đun huỳnh quang cực tím. *IEEE J. Photovolt.* 2017, 7, 1710–1716. [\[CrossRef\]](#)

72. Muehleisen, W.; Eder, GC; Voronko, Y.; Spielberger, M.; Sonleitner, H.; Knoeb1, K.; Ebner, R.; Ujvari, G.; Hirschl, C. Phát hiện và hình dung thiệt hại do mưa đá gây ra cho các nhà máy quang điện ngoài trời. *Renew. Energy* 2018, 118, 138–145. [\[CrossRef\]](#)

73. de Biasio, M.; Leitner, R.; Hirschl, C. Phát hiện dấu vết của ốc sên trên các mô-đun quang điện bằng cách kết hợp quang phổ Raman và huỳnh quang. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ bảy về công nghệ cảm biến (ICST) năm 2013, Wellington, New Zealand, 3-5 tháng 12 năm 2013; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2013; trang 334-337.

74. Beinert, AJ; Romer, P.; Buchler, A.; Haueisen, V.; Acta, J.; Eitner, U. Phân tích ứng suất nhiệt cơ học của sản xuất mô-đun PV Các quá trình bằng phổ Raman và mô phỏng FEM. Energy Procedia 2017, 124, 464-469. [\[CrossRef\]](#)

75. He, Y.; Du, B.; Huang, S. Nhiệt ảnh hồng ngoại kích thích cảm ứng điện từ không tiếp xúc cho tế bào quang điện và Kiểm tra mô-đun. IEEE Trans. Ind. Inform. 2018, 14, 5585-5593. [\[CrossRef\]](#)

76. Yang, R.; Du, B.; Duan, P.; He, Y.; Wang, H.; He, Y.; Zhang, K. Nhiệt cảm ứng điện từ và hợp nhất hình ảnh của tế bào quang điện silicon Điện nhiệt và phát quang điện. IEEE Trans. Ind. Inform. 2020, 16, 4413-4422. [\[CrossRef\]](#)

77. Kropp, T.; Berner, M.; Stoicescu, L.; Werner, JH Phát quang điện ban ngày tự cung cấp từ các mô-đun quang điện. IEEE J. Photovolt. 2017, 7, 1184-1189. [\[CrossRef\]](#)

78. Köntges, M.; Kajari-Schröder, S.; Kunze, I. Các vết nứt tế bào được đo bằng huỳnh quang UV tại hiện trường. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm Năng lượng Mặt trời Quang điện Châu Âu lần thứ 27, Frankfurt, Đức, 24-28 tháng 9 năm 2012; trang 3033-3040.

79. Breitenstein, O.; Bauer, J.; Bothe, K.; Hinken, D.; Mueller, J.; Kwapil, W.; Schubert, M.; Warta, W. Hình ảnh phát quang so với nhiệt độ khóa trên tế bào quang điện và tấm wafer. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm Năng lượng Mặt trời Quang điện Châu Âu lần thứ 26, Hamburg, Đức, 5-6 tháng 9 năm 2011; trang 1031-1038.

80. Ebner, R.; Kubicek, B.; Újvári, G.; Novalin, S.; Rennhofer, M.; Halwachs, M. Đặc tính quang học của các màng mỏng khác nhau Công nghệ mô-đun. Int. J. Năng lượng quang 2015, 2015, 159458. [\[CrossRef\]](#)

81. Breitenstein, O.; Bauer, J.; Hinken, D.; Bothe, K. Độ tin cậy của hình ảnh mật độ dòng điện bão hòa và điện trở dựa trên nhiệt độ và phát quang . Sol. Energy Mater. Sol. Cells 2015, 137, 50-60. [\[CrossRef\]](#)

82. Berardone, I.; Lopez Garcia, J.; Paggi, M. Phân tích hình ảnh nhiệt hồng ngoại và phát quang điện của mô-đun quang điện silicon đơn tinh thể sau 20 năm sử dụng ngoài trời trong xe năng lượng mặt trời. Sol. Energy 2018, 173, 478-486. [\[CrossRef\]](#)

83. Hoyer, U.; Buerhop, C.; Jahn, U. Điện phát quang và hình ảnh hồng ngoại để cải thiện chất lượng của các mô-đun PV. Trong Biên bản báo cáo của EU-PVSEC lần thứ 23, Valencia, Tây Ban Nha, 1-5 tháng 9 năm 2008; trang 2913-2916.

84. Mühleisen, W.; Hirschl, C.; Brantegger, G.; Neumaier, L.; Spielberger, M.; Sonnleitner, H.; Kubicek, B.; Ujvari, G.; Ebner, R.; Schwark, M.; et al. So sánh khoa học và kinh tế các phương pháp đặc tính ngoài trời cho nhà máy điện quang điện. Renew. Energy 2019, 134, 321-329. [\[CrossRef\]](#)

85. Sulas, DB; Johnston, S.; Jordan, DC So sánh các kỹ thuật chụp ảnh phát quang của mô-đun quang điện: Đánh giá ảnh hưởng của dòng điện bên trong các cấu trúc thiết bị hiệu suất cao. Sol. Energy Mater. Sol. Cells 2019, 192, 81-87. [\[CrossRef\]](#)

86. van Mölken, JI; Yusufoglu, UA; Safiei, A.; Windgassen, H.; Khandelwal, R.; Pletzer, TM; Kurz, H. Tác động của các vết nứt siêu nhỏ đến sự suy giảm hiệu suất của tế bào quang điện dựa trên các tham số mô hình hai diode. Energy Procedia 2012, 27, 167-172. [\[CrossRef\]](#)

87. Mellit, A.; Tina, GM; Kalogirou, SA Phương pháp phát hiện và chẩn đoán lỗi cho hệ thống quang điện: Đánh giá. Làm mới. Duy trì. Energy Rev. 2018, 91, 1-17. [\[CrossRef\]](#)

88. Wu, Y.; Lan, Q.; Sun, Y. Ứng dụng chẩn đoán lỗi mạng nơ-ron BP trong hệ thống quang điện mặt trời. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế về cơ điện tử và tự động hóa năm 2009, Trường Xuân, Trung Quốc, 9-12 tháng 8 năm 2009; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2009; trang 2581-2585.

89. Lu, X.; Lin, P.; Cheng, S.; Lin, Y.; Chen, Z.; Wu, L.; Zheng, Q. Chẩn đoán lỗi cho mảng quang điện dựa trên mạng nơ-ron tích chập và đồ thị chuỗi thời gian điện. Energy Convers. Manag. 2019, 196, 950-965. [\[CrossRef\]](#)

90. Mellit, A.; Kalogirou, SA Kỹ thuật trí tuệ nhân tạo cho ứng dụng quang điện: Đánh giá. Prog. Energy Combust. Sci. 2008, 34, 574-632. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

91. Demant, M.; Oswald, M.; Welschehold, T.; Nold, S.; Bartsch, S.; Schoenfelder, S.; Rein, S. Các vết nứt siêu nhỏ trong tấm wafer silicon và pin mặt trời: Phát hiện và đánh giá độ bền cơ học và chất lượng điện. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm năng lượng mặt trời PV châu Âu lần thứ 29 , Amsterdam, Hà Lan, 22-26 tháng 9 năm 2014. [\[CrossRef\]](#)

92. Mikołajczyk, K.; Schmid, C. Đánh giá hiệu suất của các mô tả cục bộ. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2005, 27, 1615-1630. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)

93. Kato, K. Các lỗi mô-đun PV được quan sát thấy trong các lỗi liên kết hàn tại hiện trường và lỗi điốt bỏ qua. Trong Biên bản của EUPVSEC lần thứ 27, Frankfurt, Đức, 24-28 tháng 9 năm 2012.

94. Dalal, N.; Triggs, B. Biểu đồ tần suất của các gradient định hướng để phát hiện con người. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị về Thị giác máy tính và Nhận dạng mẫu của Hiệp hội máy tính IEEE năm 2005 (CVPR'05), San Diego, CA, Hoa Kỳ, 20-25 tháng 6 năm 2005; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2005; Tập 1, trang 886-893.

95. Bay, H.; Ess, A.; Tuytelaars, T.; Van Gool, L. Các tính năng mạnh mẽ được tăng tốc (SURF). Comput. Vis. Image Underst. 2008, 110, 346-359. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

96. Demant, M.; Welschehold, T.; Oswald, M.; Bartsch, S.; Brox, T.; Schoenfelder, S.; Rein, S. Các vết nứt nhỏ trong các tấm wafer silicon I: Phát hiện trực tuyến và ý nghĩa của hình thái vết nứt đối với độ bền của tấm wafer. IEEE J. Photovolt. 2016, 6, 126-135. [\[CrossRef\]](#)

97. Chen, H.; Zhao, H.; Han, D.; Liu, K. Phát hiện vết nứt chính xác và mạnh mẽ bằng cách sử dụng bộ lọc bằng chứng có thể điều khiển trong Electroluminescence Hình ảnh tế bào năng lượng mặt trời. Opt. Lasers Eng. 2019, 118, 22-33. [\[CrossRef\]](#)

98. Tsai, D.-M.; Wu, S.-C.; Chiu, W.-Y. Phát hiện lỗi trong các mô-đun năng lượng mặt trời bằng cách sử dụng hình ảnh cơ sở ICA. IEEE Trans. Ind. Inform. 2013, 9, 122-131. [\[Tham khảo chéo\]](#)

99. Vergura, S.; Marino, F.; Carpentieri, M. Xử lý hình ảnh hồng ngoại của các mô-đun PV để phân loại khuyết tật. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế năm 2015 về nghiên cứu và ứng dụng năng lượng tái tạo (ICRERA), Palermo, Ý, 22–25 tháng 11 năm 2015; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2015; trang 1337–1341.

100. Alsafasfeh, M.; Abdel-Qader, I.; Bazuin, B.; Alsafasfeh, Q.; Su, W. Phát hiện và phân tích lỗi không giám sát cho các Hệ thống quang điện sử dụng máy bay không người lái và thị giác máy. *Năng lượng* **2018**, *11*, 2252. [\[CrossRef\]](#)

101. Li, X.; Yang, Q.; Chen, Z.; Luo, X.; Yan, W. Phát hiện khuyết tật có thể nhìn thấy dựa trên kiểm tra dựa trên UAV trong quang điện quy mô lớn Hệ thống. *IET Renew. Power Gener.* **2017**, *11*, 1234–1244. [\[CrossRef\]](#)

102. Tsanakas, JA; Chrysostomou, D.; Botsaris, PN; Gasteratos, A. Chẩn đoán lỗi của mô-đun quang điện thông qua xử lý hình ảnh và phát hiện cạnh Canny trên phép đo nhiệt độ thực địa. *Int. J. Sustain. Energy* **2015**, *34*, 351–372. [\[CrossRef\]](#)

103. Tsanakas, JA; Vannier, G.; Plissonnier, A.; Ha, DL; Barruel, F. Chẩn đoán lỗi và phân loại các nhà máy quang điện quy mô lớn thông qua bản đồ nhiệt trực giao trên không. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và triển lãm năng lượng mặt trời quang điện châu Âu lần thứ 31, Hamburg, Đức, 14–18 tháng 9 năm 2015; trang 1783–1788.

104. Hepp, J.; Machui, F.; Egelhaaf, H.; Brabec, CJ; Vetter, A. Phân tích tự động hình ảnh IR của mô-đun quang điện và cách sử dụng của nó để Kiểm soát Chất lượng của Pin Mặt trời. *Khoa học Năng lượng.* **2016**, *4*, 363–371. [\[CrossRef\]](#)

105. Dotenco, S.; Dalsass, M.; Winkler, L.; Wurzner, T.; Brabec, C.; Maier, A.; Gallwitz, F. Tự động phát hiện và phân tích các mô-đun quang điện trong hình ảnh hồng ngoại trên không. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị mùa đông IEEE năm 2016 về các ứng dụng của thị giác máy tính (WACV), Lake Placid, NY, Hoa Kỳ, 7–10 tháng 3 năm 2016; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2016; trang 1–9.

106. Aghaei, M.; Gandelli, A.; Grimalaccia, F.; Leva, S.; Zich, RE IR Real-Time Analyses for PV System Monitoring by Digital Image Processing Techniques. Trong Biên bản Hội nghị quốc tế năm 2015 về Kiểm soát, Truyền thông và Xử lý tín hiệu dựa trên sự kiện (EBCCSP), Krakow, Ba Lan, 17–19 tháng 6 năm 2015; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2015; trang 1–6.

107. Petrosyan, A.; Hovhannisyan, A. Xử lý hình ảnh hồng ngoại để phát hiện khuyết tật của tế bào năng lượng mặt trời. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị quốc tế Hội nghị Khoa học máy tính và Công nghệ thông tin, Lviv, Ukraine, 21–23 tháng 8 năm 2017.

108. Stromer, D.; Vetter, A.; Oezkan, HC; Probst, C.; Maier, A. Phân đoạn vết nứt nâng cao (ECS): Một thuật toán tham chiếu cho Phân đoạn các vết nứt trong tế bào quang điện silicon đa tinh thể. *IEEE J. Photovolt.* **2019**, *9*, 752–758. [\[CrossRef\]](#)

109. Chen, H.; Pang, Y.; Hu, Q.; Liu, K. Kiểm tra khuyết tật bề mặt tế bào năng lượng mặt trời dựa trên mạng nơ-ron tích chập đa phổ. *J. Trí tuệ. Nhà sản xuất* **2020**, *31*, 453–468. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

110. Ding, S.; Yang, Q.; Li, X.; Yan, W.; Ruan, W. Chẩn đoán lỗi mô-đun quang điện dựa trên học chuyển giao bằng hình ảnh trên không. Trong Biên bản Hội nghị quốc tế năm 2018 về Công nghệ hệ thống điện (POWERCON), Quảng Châu, Trung Quốc, 6–8 tháng 11 năm 2018; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2018; tr. 4245–4250.

111. Li, X.; Yang, Q.; Lou, Z.; Yan, W. Phân tích lỗi mô-đun dựa trên học sâu cho các trang trại quang điện quy mô lớn. *IEEE Trans. Energy Convers.* **2019**, *34*, 520–529. [\[CrossRef\]](#)

112. Li, X.; Yang, Q.; Wang, J.; Chen, Z.; Yan, W. Nhận dạng mẫu lỗi thông minh của hình ảnh mô-đun quang điện trên không dựa trên kỹ thuật học sâu. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị quốc tế đa ngành lần thứ 9 về độ phức tạp, tin học và điều khiển học IMCIC 2018-9, Biên bản báo cáo, Orlando, FL, Hoa Kỳ, 13–16 tháng 3 năm 2018; trang 1287–1289.

113. Demant, M.; Virtue, P.; Kovvali, AS; Yu, SX; Rein, S. Phương pháp học sâu để đánh giá chất lượng nội tuyến và lập bản đồ các tấm Si đa tinh thể. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm Năng lượng Mặt trời Quang điện Châu Âu lần thứ 35, Brussels, Bỉ, 24–28 tháng 9 năm 2018; trang 814–818.

114. Mehta, S.; Azad, AP; Chemmengath, SA; Raykar, V.; Kalyanaraman, S. DeepSolarEye: Dự đoán mất điện và định vị ô nhiễm có giám sát yếu thông qua mạng tích chập hoàn toàn cho tấm pin mặt trời. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị mùa đông IEEE 2018 về Ứng dụng của Thị giác máy tính (WACV), Lake Tahoe, NV, Hoa Kỳ, 12–15 tháng 3 năm 2018; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2018; trang 333–342.

115. Buerhop-Lutz, C.; Brabec, CJ; Camus, C.; Hauch, J.; Doll, B.; Berger, S.; Gallwitz, F.; Maier, A.; Deitsch, S. Một chuẩn mực để nhận dạng trực quan các tế bào quang điện bị lỗi trong hình ảnh phát quang điện. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm Năng lượng Mặt trời Quang điện Châu Âu lần thứ 35, Brussels, Bỉ, 24–28 tháng 9 năm 2018; trang 1287–1289.

116. Deitsch, S.; Buerhop-Lutz, C.; Sovetkin, E.; Steland, A.; Maier, A.; Gallwitz, F.; Riess, C. Phân đoạn các mô-đun quang điện Tế bào trong hình ảnh phát quang điện chưa hiệu chuẩn. *arXiv* **2018**. [\[CrossRef\]](#)

117. Greco, A.; Pironti, C.; Saggese, A.; Vento, M.; Vigilante, V. Một phương pháp tiếp cận dựa trên học sâu để phát hiện các tấm pin trong các nhà máy quang điện. Trong Biên bản báo cáo của Biên bản báo cáo của Hội nghị quốc tế lần thứ 3 về các ứng dụng của hệ thống thông minh, Las Palmas de Gran Canaria, Tây Ban Nha, 7–12 tháng 1 năm 2020; ACM: New York, NY, Hoa Kỳ, 2020; trang 1–7.

118. Mahmud, A.; Shishir, MSR; Hasan, R.; Rahman, M. Một nghiên cứu toàn diện về phát hiện lỗi tấm pin mặt trời bằng mạng nơ-ron tích chập VGG16 và VGG19. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ 26 về máy tính và công nghệ thông tin (ICCIT) năm 2023, Cox's Bazar, Bangladesh, 13–15 tháng 12 năm 2023; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2023; trang 1–6.

119. Tang, C.; Ren, H.; Xia, J.; Wang, F.; Lu, J. Tự động xác định lỗi của tấm pin quang điện bằng hình ảnh IR thông qua máy bay không người lái. *IET Renew. Power Gener.* **2023**, *17*, 3108–3119. [\[CrossRef\]](#)

120. Buratti, Y.; Sowmya, A.; Evans, R.; Trupke, T.; Hameiri, Z. Phân loại hiệu suất pin mặt trời một nửa và toàn phần bằng học sâu trên Hình ảnh phát quang điện. *Prog. Photovoltaics Res. Appl.* **2022**, *30*, 276–287. [\[CrossRef\]](#)

121. Colli, A. Phân tích chế độ lỗi và hiệu ứng cho hệ thống quang điện. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2015**, *50*, 804–809. [\[CrossRef\]](#)

122. Djordjevic, S.; Parlevliet, D.; Jennings, P. Các lỗi có thể phát hiện trên các mô-đun năng lượng mặt trời mới lắp đặt ở Tây Úc. *Làm mới. Năng lượng* **2014**, *67*, 215–221. [\[CrossRef\]](#)

123. Munoz, MA; Alonso-García, MC; Vela, N.; Chenlo, F. Sự suy thoái sớm của các mô-đun PV silicon và điều kiện bảo hành. Sol. Năng lượng 2011, 85, 2264-2274. [\[CrossRef\]](#)

124. Forman, SE Hiệu suất của các mô-đun quang điện mặt đất thử nghiệm. IEEE Trans. Reliab. 1982, 31, 235-245. [\[CrossRef\]](#)

125. Massi Pavan, A.; Mellit, A.; De Pieri, D.; Lughi, V. Một nghiên cứu về hiệu ứng không phù hợp do sử dụng các loại pin quang điện khác nhau Các lớp học mô-đun trong các công viên năng lượng mặt trời quy mô lớn. Prog. Photovolt. Res. Appl. 2014, 22, 332-345. [\[CrossRef\]](#)

126. Massi Pavan, A.; Tessorolo, A.; Barbini, N.; Mellit, A.; Lughi, V. Tác động của sự không phù hợp trong sản xuất đối với sản xuất năng lượng cho Nhà máy quang điện quy mô lớn. Sol. Energy 2015, 117, 282-289. [\[CrossRef\]](#)

127. Massi Pavan, A.; Mellit, A.; De Pieri, D.; Kalogirou, SA So sánh giữa BNN và các phương pháp đa thức hồi quy để đánh giá tác động của việc làm bẩn trong các nhà máy quang điện quy mô lớn. Appl. Energy 2013, 108, 392-401. [\[CrossRef\]](#)

128. Cristaldi, L.; Faifer, M.; Lazzaroni, M.; Khalil, Võ thuật hỗn hợp; Catelani, M.; Ciani, L. Kiến trúc chẩn đoán: Một thủ tục dựa trên Phân tích các nguyên nhân gây ra lỗi áp dụng cho các nhà máy quang điện. Đo lường 2015, 67, 99-107. [\[CrossRef\]](#)

129. Massi Pavan, A.; Mellit, A.; De Pieri, D. Ảnh hưởng của việc bám bẩn đến sản xuất năng lượng cho các nhà máy quang điện quy mô lớn. Sol. Năng lượng 2011, 85, 1128-1136. [\[CrossRef\]](#)

130. Adinoyi, MJ; Said, SAM Ảnh hưởng của sự tích tụ bụi lên công suất đầu ra của các mô-đun quang điện mặt trời. Renew. Năng lượng 2013, 60, 633-636. [\[CrossRef\]](#)

131. Ndiaye, A.; Charki, A.; Coby, A.; Kébé, CMF; Ndiaye, PA; Sambou, V. Sự suy thoái của các mô-đun quang điện silicon: A Tổng quan tài liệu. Sol. Energy 2013, 96, 140-151. [\[CrossRef\]](#)

132. Hu, Y.; Cao, W.; Ma, J.; Finney, SJ; Li, D. Xác định lỗi không khớp mô-đun PV bằng nhiệt độ dựa trên nhiệt độ Phân tích phân phối. IEEE Trans. Device Mater. Reliab. 2014, 14, 951-960. [\[CrossRef\]](#)

133. Yang, H.; Xu, W.; Wang, H.; Narayanan, M. Nghiên cứu về dòng điện ngược cho tế bào quang điện tinh thể silicon-Khái niệm mới cho tiêu chuẩn thử nghiệm về dòng điện ngược. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện IEEE lần thứ 35 năm 2010, Honolulu, HI, Hoa Kỳ, 20-25 tháng 6 năm 2010; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2010; trang 002806-002810.

134. Winter, CJ; Sizmann, RL; Vant-Hull, LL Nhà máy điện mặt trời: Cơ bản, Công nghệ, Hệ thống, Kinh tế. Lựa chọn Rev. Trục tuyến 1992, 29, 29-3922. [\[CrossRef\]](#)

135. Rezugui, W.; Mouss, NK; Mouss, L.-H.; Mouss, MD; Amirat, Y.; Benbouzid, M. Mô hình lỗi của các loại trở kháng và phân cực đảo ngược trong hoạt động của máy phát điện PV. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị chuyên đề quốc tế lần thứ 3 về năng lượng thân thiện với môi trường và ứng dụng (EFEA), Paris, Pháp, 19-21 tháng 11 năm 2014; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2014; trang 1-6.

136. Zhao, Y.; Lehman, B.; de Palma, J.-F.; Mosesian, J.; Lyons, R. Thách thức đối với các thiết bị bảo vệ quá dòng dưới sự cố Line-Line trong các mảng quang điện mặt trời. Trong Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm Chuyển đổi Năng lượng IEEE 2011, Phoenix, AZ, Hoa Kỳ, 17-22 tháng 9 năm 2011; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2011; trang 20-27.

137. Maoyi, C.; Chienyu, C.; Hsueh, CH; Hsieh, WJ; Yen, E.; Ho, KL; Chuang, HP; Lee, CY; Chen, HM Nghiên cứu độ tin cậy của hộp nối PV dựa trên cơ sở dữ liệu thực địa toàn cầu 1GW. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện lần thứ 42 (PVSC) của IEEE năm 2015, New Orleans, LA, Hoa Kỳ, 14-19 tháng 6 năm 2015; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2015; trang 1-4.

138. Jakobi, K.-M.; Nasse, W.; Parterna, M.; Ansoorge, F.; Baar, C.; Ring, K. Lỗi tiếp điểm trong hộp nối mô-đun PV do ăn mòn do ma sát. Trong Biên bản báo cáo của EUPVSEC lần thứ 29, Amsterdam, Hà Lan; 2014; trang 2505-2510.

139. Stellbogen, D. Sử dụng mô phỏng mạch PV để phát hiện lỗi trong các trường mảng PV. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị của Hội nghị chuyên gia quang điện IEEE lần thứ hai mươi ba-1993 (Mã số 93CH3283-9), Louisville, KY, Hoa Kỳ, 10-14 tháng 5 năm 1993; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 1993; trang 1302-1307.

140. Falvo, MC; Capparella, S. Các vấn đề an toàn trong hệ thống PV: Lựa chọn thiết kế để phát hiện lỗi an toàn và ngăn ngừa rủi ro cháy nổ. Case Stud. Phòng cháy chữa cháy. 2015, 3, 1-16. [\[CrossRef\]](#)

141. Zhao, Y.; Lehman, B.; de Palma, J.-F.; Mosesian, J.; Lyons, R. Phân tích lỗi trong các mảng PV năng lượng mặt trời trong: Điều kiện bức xạ thấp và kết nối ngược. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện IEEE lần thứ 37 năm 2011, Seattle, WA, Hoa Kỳ, 19-24 tháng 6 năm 2011; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2011; trang 002000-002005.

142. Karmacharya, IM; Gokaraju, R. Vị trí lỗi trong hệ thống quang điện không nối đất sử dụng Wavelet và ANN. IEEE Trans. Power Đả giao. 2018, 33, 549-559. [\[CrossRef\]](#)

143. Flicker, J.; Johnson, J.; Albers, M.; Ball, G. Khuyến nghị về máy dò lỗi tiếp đất giám sát cách ly trên hệ thống PV dân dụng và quy mô tiện ích. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện IEEE lần thứ 42 (PVSC) năm 2015, New Orleans, LA, Hoa Kỳ, 14-19 tháng 6 năm 2015; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2015; trang 1-6.

144. Johnson, J.; Montoya, M.; McCalmont, S.; Katzir, G.; Fuks, F.; Earle, J.; Fresquez, A.; Gonzalez, S.; Granata, J. Phân biệt lỗi hở quang điện nối tiếp và song song. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện IEEE lần thứ 38 năm 2012, Austin, TX, Hoa Kỳ, 3-8 tháng 6 năm 2012; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2012; trang 000720-000726.

145. McCalmonit, S. Phát hiện và bảo vệ lỗi hở quang chỉ phí thấp cho hệ thống PV. Hợp đồng 2013, 303, 275-300.

146. Zhao, Y.; Ball, R.; Mosesian, J.; de Palma, J.-F.; Lehman, B. Học bán giám sát dựa trên đồ thị để phát hiện lỗi và Phân loại trong mảng quang điện mặt trời. IEEE Trans. Power Electron. 2015, 30, 2848-2858. [\[CrossRef\]](#)

147. Lorenzo, E.; Moretón, R.; Luque, I. Tác động của bụi đến hiệu suất của mảng PV: Quan sát thực địa với các mẫu không đồng nhất. Prog. Photovoltaics Res. Appl. 2014, 22, 666-670. [\[CrossRef\]](#)

148. Kalogirou, SA; Agathokleous, R.; Panayiotou, G. Đặc tính PV tại chỗ và ảnh hưởng của bụi bẩn đến hiệu suất của chúng. Năng lượng 2013, 51, 439-446. [\[CrossRef\]](#)



149. Mustafa, RJ; Gomaa, MR; Al-Dhaifallah, M.; Rezk, H. Tác động môi trường đến hiệu suất của hệ thống quang điện mặt trời. *Phát triển bền vững* 2020, 12, 608. [\[CrossRef\]](#)

150. Addabbo, P.; Angrisano, A.; Bernardi, ML; Gagliarde, G.; Mennella, A.; Nisi, M.; Ullo, S. Một phương pháp đo lường hồng ngoại UAV để phát hiện khuyết tật trong các nhà máy quang điện. Trong *Biên bản Hội thảo quốc tế IEEE năm 2017 về Đo lường cho Hàng không vũ trụ (MetroAeroSpace)*, Padua, Ý, 21-23 tháng 6 năm 2017; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2017; trang 345-350.

151. Carletti, V.; Greco, A.; Saggese, A.; Vento, M. Một hệ thống bay thông minh để tự động phát hiện lỗi trong quang điện *Thư c và t. J. Môi trường xung quanh. Trí tuệ. Nhân bản hóa. Tính toán.* 2020, 11, 2027-2040. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

152. Bommes, L.; Pickel, T.; Buerhop-Lutz, C.; Hauch, J.; Brabec, C.; Peters, IM Công cụ thị giác máy tính để phát hiện, lập bản đồ và phân loại lỗi của các mô-đun quang điện trong video hồng ngoại trên không. *Prog. Photovolt. Res. Appl.* 2021, 29, 1236-1251. [\[CrossRef\]](#)

153. Pratt, L.; Govender, D.; Klein, R. Phát hiện và định lượng khuyết tật trong hình ảnh phát quang điện của mô-đun PV năng lượng mặt trời sử dụng *Phân đoạn ngữ nghĩa U-Net. Renew. Energy* 2021, 178, 1211-1222. [\[CrossRef\]](#)

154. Di Tommaso, A.; Betti, A.; Fontanelli, G.; Michelozzi, B. Mô hình nhiều giai đoạn dựa trên YOLOv3 để phát hiện lỗi trong tấm pin PV dựa trên hình ảnh IR và hình ảnh có thể nhìn thấy bằng phương tiện bay không người lái. *Renew. Năng lượng* 2022, 193, 941-962. [\[CrossRef\]](#)

155. Li, X.; Li, W.; Yang, Q.; Yan, W.; Zomaya, AY Hệ thống kiểm tra không người lái để phát hiện nhiều lỗi trong các nhà máy quang điện. *IEEE J. Photovolt.* 2020, 10, 568-576. [\[CrossRef\]](#)

156. Chen, X.; Karin, T.; Jain, A. Nhận dạng lỗi tự động trong hình ảnh phát quang điện của mô-đun năng lượng mặt trời. *Sol. Energy* 2022, 242, 20-29. [\[Tham khảo chéo\]](#)

157. Li, L.; Wang, Z.; Zhang, T. GBH-YOLOv5: Ghost Convolution với BottleneckCSP và Tiny Target Prediction Head kết hợp YOLOv5 để phát hiện lỗi tấm pin quang điện. *Điện tử* 2023, 12, 561. [\[CrossRef\]](#)

158. Naveen Venkatesh, S.; Sugumaran, V. Chẩn đoán lỗi dựa trên thị giác máy của các mô-đun quang điện bằng cách sử dụng phương pháp học lưới biếng. *Đo lường* 2022, 191, 110786. [\[CrossRef\]](#)

159. Fioresi, J.; Colvin, DJ; Frota, R.; Gupta, R.; Li, M.; Seigneur, HP; Vyas, S.; Oliveira, S.; Shah, M.; Davis, KO Phát hiện và định vị khuyết tật tự động trong tế bào quang điện bằng cách phân đoạn ngữ nghĩa hình ảnh phát quang điện. *IEEE J. Photovolt.* 2022, 12, 53-61. [\[Tham khảo chéo\]](#)

160. Karimi, AM; Fada, JS; Liu, J.; Braid, JL; Koyuturk, M.; French, RH Trích xuất tính năng, Phân loại học máy có giám sát và không giám sát của hình ảnh phát quang điện của tế bào quang điện. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị thế giới lần thứ 7 về chuyển đổi năng lượng quang điện (WCPEC)* của IEEE năm 2018 (Hội nghị chung của IEEE PVSC lần thứ 45, PVSEC lần thứ 28 và EU PVSEC lần thứ 34), Waikoloa, HI, Hoa Kỳ, 10-15 tháng 6 năm 2018; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2018; trang 0418-0424.

161. Duranay, ZB Phát hiện lỗi trong hệ thống năng lượng mặt trời: Một phương pháp học sâu. *Điện tử* 2023, 12, 4397. [\[CrossRef\]](#)

162. Su, B.; Chen, H.; Zhou, Z. BAF-Detector: Một máy dò hiệu quả dựa trên CNN để phát hiện lỗi tế bào quang điện. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2022, 69, 3161-3171. [\[CrossRef\]](#)

163. Jeong, H.; Kwon, G.-R.; Lee, S.-W. Chẩn đoán sự suy giảm của mô-đun năng lượng mặt trời bằng cách sử dụng xử lý hình ảnh nhiệt và hình ảnh khả kiến. *Năng lượng* 2020, 13, 2856. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

164. Arenella, A.; Greco, A.; Saggese, A.; Vento, M. Phát hiện lỗi thời gian thực trong tế bào quang điện bằng camera trên máy bay không người lái. Trong *Ghi chú bài giảng về Khoa học máy tính (Bao gồm Ghi chú bài giảng về Trí tuệ nhân tạo và Ghi chú bài giảng về Tin sinh học)*; Springer: Berlin/Heidelberg, Đức, 2017; trang 617-625. ISBN 9783319598758.

165. Addabbo, P.; Angrisano, A.; Bernardi, ML; Gagliarde, G.; Menella, A.; Hien tại, M.; Ullo, Hệ thống UAV SL cho Nhà máy quang điện *Kiểm tra. IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.* 2018, 33, 58-67. [\[CrossRef\]](#)

166. Vega Diaz, Thảm phán; Vlaminc, M.; Lefkaditis, D.; Orjuela Vargas, Nam Phi; Luong, H. Phát hiện tấm pin mặt trời trong nền phức tạp *Sử dụng hình ảnh nhiệt thu được từ UAV. Cẩm biến* 2020, 20, 6219. [\[CrossRef\]](#)

167. Dunderdale, C.; Bretteny, W.; Clohessy, C.; van Dyk, EE Phân loại khuyết tật quang điện thông qua hình ảnh hồng ngoại nhiệt sử dụng phương pháp học máy. *Prog. Photovolt. Res. Appl.* 2020, 28, 177-188. [\[CrossRef\]](#)

168. Zhang, H.; Hong, X.; Zhou, S.; Wang, Q. Phân đoạn hình ảnh hồng ngoại cho tấm pin quang điện dựa trên Res-UNet. Trong *Lecture Notes in Computer Science (Bao gồm các bài giảng phụ Lecture Notes in Official Intelligence và Lecture Notes in Bioinformatics)*; Springer: Berlin/Heidelberg, Đức, 2019; tr. 611-622. ISBN 978303016532.

169. de Oliveira, AV; Aghaei, M.; Rüther, R. Tự động phát hiện lỗi của mảng quang điện bằng mạng nơ-ron tích chập trong quá trình chụp ảnh nhiệt hồng ngoại trên không. Trong *Biên bản báo cáo của Hội nghị và Triển lãm năng lượng mặt trời quang điện châu Âu lần thứ 36*, Marseille, Pháp, 9-13 tháng 9 năm 2019; trang 9-13.

170. Pierdicca, R.; Malinverni, ES; Piccinini, F.; Paolanti, M.; Felicetti, A.; Zingaretti, P. Mạng nơ-ron tích chập sâu để tự động phát hiện các tế bào quang điện bị hư hỏng. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 2018, 2, 893-900. [\[Tham chiếu chéo\]](#)

171. Trương, J.; Tré, W.; Trần, Y.; Đình, M.; Hoàng, H.; Vương, B.; Cao, K.; Trần, S.; Du, R. Phát hiện đối tượng bất thường nhanh chóng *Pin quang điện (PV) sử dụng mạng nơ-ron sâu. Appl. Energy* 2024, 372, 123759. [\[CrossRef\]](#)

172. Dwivedi, D.; Babu, KVSM; Yemula, PK; Chakraborty, P.; Pal, M. Xác định các khuyết tật bề mặt trên tấm pin mặt trời và cánh tuabin gió bằng mô hình học sâu dựa trên sự chú ý. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2024, 131, 107836. [\[CrossRef\]](#)

173. Thirwani, A.; Nair, R.; Kulkarni, K. Một phương pháp tiếp cận dựa trên mạng đối kháng sinh sinh để phát hiện chính xác các điểm sáng trong tấm pin quang điện. Trong *Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ 11 về xử lý tín hiệu và mạng tích hợp (SPIN)* năm 2024, Noida, Ấn Độ, ngày 21-22 tháng 3 năm 2024; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2024; trang 349-354.

174. Wang, Y.; Zhang, Z.; Zhang, J.; Han, J.; Lian, J.; Qi, Y.; Liu, X.; Guo, J.; Yin, X. Nghiên cứu về phương pháp phát hiện khuyết tật bề mặt của tấm pin phát điện quang điện—Phân tích so sánh độ chính xác của mô hình phát hiện. EAI xác nhận Trans. Energy Web 2024, 11. [\[CrossRef\]](#)

175. Bao, J.; Yuan, X. YOLO-ICBAM: Một YOLOv4 cải tiến dựa trên CBAM để phát hiện lỗi. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ mười lăm về hệ thống xử lý tín hiệu (ICSPS 2023), Tây An, Trung Quốc, 17–19 tháng 11 năm 2023; Zhang, Z., Li, C., Biên tập viên; SPIE: Bellingham, WA, Hoa Kỳ, 2024; trang 58.

176. Wang, Z.; Geng, Y.; Wu, Z. Một cách tiếp cận để phát hiện lỗi PV dựa trên tầm nhìn máy tính. Trong Biên bản báo cáo của Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế lần thứ 7 về công nghệ học sâu năm 2023, Đại Liên, Trung Quốc, 27–29 tháng 7 năm 2023; ACM: New York, NY, Hoa Kỳ, 2023; trang 45–50.

177. Nitturkar, K.; Vitole, S.; Jadhav, M.; Sridhar, VG Phát hiện lỗi tấm pin mặt trời bằng công nghệ thị giác máy và kỹ thuật xử lý hình ảnh. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế về điện tử thế hệ tiếp theo (NEleX) năm 2023, Vellore, Ấn Độ, 14–16 tháng 12 năm 2023; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2023; trang 1–4.

178. Faniar, AA; ,Seker, C. Phát hiện tấm pin mặt trời bị lỗi bằng phương pháp trí tuệ nhân tạo và học máy. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị quốc tế IEEE lần thứ 3 Mysore Sub Section (MysuruCon) năm 2023, Hassan, Ấn Độ, ngày 1–2 tháng 12 năm 2023; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2023; trang 1–4.

179. Nadia, D.; Fathia, C. Tự động phát hiện các khuyết tật bề mặt tế bào năng lượng mặt trời trong hình ảnh phát quang điện dựa trên YOLOv8 Thuật toán. Indones. J. Kỹ thuật điện. Khoa học máy tính. 2023, 32, 1392. [\[CrossRef\]](#)

180. Rocha, D.; Lopes, M.; Teixeira, JP; Fernandes, PA; Morais, M.; Salome, PMP Một phương pháp học sâu để phát hiện chế độ hỏng PV trong hình ảnh hồng ngoại: Những hiểu biết đầu tiên. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị chuyên gia quang điện lần thứ 49 của IEEE năm 2022 (PVSC), Philadelphia, PA, Hoa Kỳ, 5–10 tháng 6 năm 2022; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2022; trang 0630–0632.

181. Shou, C.; Hong, L.; Ding, W.; Shen, Q.; Zhou, W.; Jiang, Y.; Zhao, C. Phát hiện khuyết tật bằng mạng đối nghịch tạo sinh cho hình ảnh phát quang điện của tế bào năng lượng mặt trời. Trong Biên bản báo cáo Hội nghị thường niên học thuật dành cho thanh thiếu niên lần thứ 35 của Hiệp hội tự động hóa Trung Quốc (YAC) năm 2020 , Tràm Giang, Trung Quốc, 16–18 tháng 10 năm 2020; IEEE: New York, NY, Hoa Kỳ, 2020; trang 312–317.

Tuyên bố miễn trừ trách nhiệm/Ghi chú của Nhà xuất bản: Các tuyên bố, ý kiến và dữ liệu có trong tất cả các ấn phẩm chỉ là của cá nhân tác giả và người đóng góp chữ không phải của MDPI và/hoặc biên tập viên. MDPI và/hoặc biên tập viên từ chối trách nhiệm đối với bất kỳ thương tích nào đối với người hoặc tài sản phát sinh từ bất kỳ ý tưởng, phương pháp, hướng dẫn hoặc sản phẩm nào được đề cập trong nội dung.