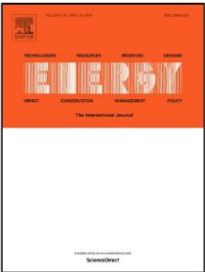


Bản thảo đã được chấp nhận

Phát triển hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của quang điện bằng cách sử dụng
Máy hồi quy kết hợp và máy vectơ hỗ trợ

Fauzan Hanif Jufri, Seongmun Oh, Jaesung Jung



Thùng thư và điện	S0360-5442(19)30635-8
DOI:	10.1016/j.j. năng lượng.2019.04.016
Thẩm quyền giải quyết:	MỘT 15045
Đề xuất hiện trong:	Năng lượng
Ngày nhận:	27 tháng 6 năm 2018
Ngày chấp nhận:	03 tháng 4 năm 2019

Vui lòng trích dẫn bài viết này như sau: Fauzan Hanif Jufri, Seongmun Oh, Jaesung Jung, Phát triển hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của quang điện bằng cách sử dụng máy vectơ hỗ trợ và hồi quy kết hợp, (2019), doi: 10.1016/j.j. năng lượng.2019.04.016

Đây là tệp PDF của bản thảo chưa biên tập đã được chấp nhận xuất bản. Để phục vụ khách hàng, chúng tôi cung cấp phiên bản đầu tiên của bản thảo này. Bản thảo sẽ được biên tập, sắp chữ và xem xét bản in thử trước khi xuất bản dưới dạng cuối cùng.
Xin lưu ý rằng trong quá trình sản xuất, có thể phát hiện ra lỗi có thể ảnh hưởng đến nội dung và tất cả các tuyên bố miễn trừ trách nhiệm pháp lý áp dụng cho tạp chí đều có liên quan.

Phát triển hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của quang điện bằng cách sử dụng

Máy hồi quy kết hợp và máy vectơ hỗ trợ

Fauzan Hanif Jufri¹, Seongmun Oh², Jaesung Jung^{*2}

¹Nghiên cứu Điện lực và Năng lượng (EPES), Khoa Kỹ thuật Điện, Đại học Indonesia, Depok, Indonesia

²Khoa Nghiên cứu Hệ thống Năng lượng, Đại học Ajou, Suwon, Hàn Quốc

*Tác giả liên hệ. Điện thoại: +82-31-219-2695; e-mail: jjung@ajou.ac.kr (J. Jung)

Địa chỉ bưu chính: Phòng thí nghiệm hệ thống điện, Trung tâm năng lượng 210, Đại học Ajou, 206 Worldcup-ro, Yeongtong-Gu, Suwon, Hàn Quốc 16499

Tóm tắt

Điều cần thiết là phải theo dõi và phát hiện các điều kiện bất thường trong hệ thống quang điện (PV) càng sớm càng tốt để duy trì năng suất của nó. Bài báo này trình bày sự phát triển của một hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV bằng kết hợp mô hình hồi quy và mô hình Máy vectơ hỗ trợ (SVM). Mô hình hồi quy được sử dụng để ước tính dự kiến sản lượng điện theo cường độ bức xạ mặt trời tương ứng, được sử dụng làm đầu vào cho mô hình SVM. Sau đó, mô hình SVM được sử dụng để xác định tình trạng bất thường của hệ thống PV. Mô hình đề xuất không yêu cầu lắp đặt thêm các thiết bị đo lường và có thể được phát triển với chi phí thấp, vì dữ liệu được sử dụng vì biến đầu vào cho mô hình được lấy từ Hệ thống chuyển đổi năng lượng (PCS). Hơn nữa, độ chính xác của hệ thống phát hiện được cải thiện bằng cách tính đến thời gian ban ngày và các tương tác giữa các biến độc lập, cũng như việc thực hiện xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn kỹ thuật. Hệ thống phát hiện được đề xuất được xác thực bằng cách sử dụng dữ liệu thực tế thu được từ một địa điểm PV và kết quả chứng minh rằng nó có thể phân biệt thành công tình trạng bình thường cũng như xác định tình trạng bất thường của PV hệ thống bằng cách sử dụng các phép đo cơ bản.

Từ khóa: Quang điện, Phát hiện bất thường PV, Phát hiện lỗi PV, Máy vectơ hỗ trợ (SVM)

1. Giới thiệu

Điện mặt trời (PV) được coi là nguồn năng lượng thay thế đầy hứa hẹn để thay thế năng lượng từ nhiên liệu hóa thạch thế hệ ít thân thiện với môi trường hơn do phát thải CO₂. Tuy nhiên, việc triển khai PV hệ thống liên quan đến một số thách thức như sự không chắc chắn, hiệu quả và độ tin cậy. Ngoài ra, hệ thống PV là dễ bị ảnh hưởng bởi nhiều điều kiện môi trường khác nhau như bụi, độ ẩm, sự xâm nhập của mảnh vụn, sự can thiệp của động vật và lỗi của con người, có thể dẫn đến hỏng hóc hệ thống PV và ảnh hưởng đến năng suất của nó. Mặt khác, đảm bảo năng suất ổn định đòi hỏi phải mở rộng việc triển khai hệ thống PV như một giải pháp thay thế nguồn năng lượng. Do đó, phải giảm thiểu tối đa sự cố xảy ra để năng suất của hệ thống PV có thể được duy trì ở mức mong đợi để đạt được lợi ích kinh tế và kỹ thuật tối ưu.

Triki-Lahiani và cộng sự đã phân loại các lỗi của hệ thống PV thành ba loại, cụ thể là lỗi mô-đun PV, lỗi biến tần lỗi và các lỗi thành phần khác [1]. Trong số này, lỗi mô-đun PV có liên quan chặt chẽ đến

nhiều loạn môi trường, bao gồm mô-đun quá nhiệt, bề mặt bị chặn, mô-đun hoặc kết nối bị hỏng, độ ẩm hoặc côn trùng xâm nhập, trộm mô-đun, v.v. Trong khi bộ biến tần và các thành phần khác bị hỏng bao gồm các lỗi do quá áp, lỗi ngắn mạch, quá nhiệt, rung động cơ học, v.v. gây hư hỏng các thành phần. Những loại nhiễu loạn này khiến hệ thống PV tạo ra ít điện năng hơn ngay cả khi bức xạ mặt trời sự cố trên bề mặt của tấm pin PV cao [2]-[4]. Nói cách khác, hệ thống PV có thể không hoạt động bình thường và tạo ra lượng điện dự kiến do những sự cố này. Do đó, điều quan trọng là phải cung cấp sớm hệ thống phát hiện có thể nhận ra các điều kiện bất thường trong hệ thống PV và có thể thực hiện các biện pháp ngay lập tức được thực hiện để ngăn ngừa thiệt hại và mất mát thêm.

Một số nghiên cứu đã xây dựng các phương pháp xác định tình trạng bất thường của hệ thống PV. Bổ sung cảm biến được sử dụng để phát hiện tình trạng bất thường của hệ thống PV bằng cách sử dụng công nghệ hồng ngoại hoặc điện áp và cảm biến dòng điện. Máy ảnh hồng ngoại được sử dụng để quan sát tình trạng bất thường của các mô-đun PV trong [5]-[8], trong đó các camera thu thập hình ảnh của mô-đun PV, sau đó được xử lý để xác minh trạng thái của các mô-đun. Trong khi ở [9] và [10], các cảm biến điện áp và dòng điện được thêm vào các mô-đun PV riêng lẻ, sau đó dữ liệu thu được đã được xử lý để xác định tình trạng bất thường của hệ thống PV. Các phương pháp này có thể cung cấp đầu ra thời gian thực và vị trí chính xác của lỗi ở cấp độ mô-đun. Tuy nhiên, chúng yêu cầu cài đặt một số lượng đáng kể các thiết bị bổ sung, trở nên tốn kém và do đó, chỉ có thể khả thi đối với một số lượng lớn

nhà máy điện mặt trời quy mô lớn.

Một phương pháp khác để theo dõi tình trạng bất thường là phân tích tổn thất điện năng bằng cách sử dụng IV đặc điểm của hệ thống PV [11]-[15]. Tổn thất điện năng được xác định bằng cách tính toán sự khác biệt giữa lý tưởng và công suất thực tế. Công suất lý tưởng được đánh giá bằng cách lấy các thông số của PV một diode lý tưởng mô hình, chẳng hạn như dòng điện quang sinh, dòng điện bão hòa tối, điện trở nối tiếp và điện trở phản lưu của PV, và hệ số lý tưởng của diode. Tuy nhiên, việc xác định các thông số này sử dụng giả định rằng tất cả các mô-đun trong một Mảng PV có cùng đặc điểm, trong khi trong điều kiện thực tế, mỗi mô-đun PV sẽ có đặc điểm khác nhau đặc điểm. Ngoài ra, phương pháp này áp dụng một kỹ thuật lặp đi lặp lại tốn thời gian, có thể có các vấn đề hội tụ và kết quả có thể thay đổi khi áp dụng các khởi tạo khác nhau [20].

Các phương pháp thống kê cũng có thể được sử dụng để xác định tình trạng của hệ thống PV. Trong [16], phương pháp sử dụng ít nhất phương pháp bình phương để có được phần dư giữa các thông số lý tưởng và thực tế của hệ thống PV như công suất và điện áp. Nó cũng bao gồm thông tin đầu vào về bóng râm và bức xạ mặt trời vào hệ thống suy luận mờ trong để xác định tình trạng của mô-đun PV. Trong [17], các biến đo được của hệ thống PV đã được kiểm tra để có ý nghĩa bằng cách sử dụng kiểm định t và tỷ lệ giữa công suất và điện áp lý tưởng và thực tế đã được tính toán. Tỷ lệ sau đó được so sánh với ngưỡng thu được từ thuật toán đào tạo để xác định mức độ bất thường điều kiện. Trong [18], biểu đồ kiểm soát Trung bình động theo trọng số mũ (EWMA) đã được sử dụng để phát hiện PV điều kiện hệ thống. Phương pháp này sử dụng tập dữ liệu lịch sử bình thường để có được thống kê theo thời gian thông tin để nhận ra các độ lệch trong tập dữ liệu mới được coi là bất thường. Trong [19], phân phối thống kê của các biến của hệ thống PV đã được phân tích để xác định ranh giới của chuẩn giới hạn hoạt động, trong đó hệ thống PV được phân loại là bất thường khi một biến mới của hệ thống xảy ra vượt ra ngoài ranh giới được xác định. Tuy nhiên, các phương pháp này chỉ xem xét các lỗi liên quan đến các mô-đun PV và không bao gồm các điều kiện bất thường do lỗi của biến tần và các thành phần khác.

Trong bài báo này, một cách tiếp cận khác đã được sử dụng để tính toán sản lượng điện lý tưởng và đưa vào xem xét cả ba loại lỗi của hệ thống PV, tức là lỗi của mô-đun PV, biến tần và các loại khác

các thành phần, để phát hiện các điều kiện bất thường trong hệ thống PV. Hơn nữa, phương pháp đề xuất sử dụng các biến số thậm chí có sẵn trong hệ thống PV quy mô nhỏ và lắp đặt thêm các thiết bị cảm biến tốn kém không cần thiết. Các biến này bao gồm công suất, điện áp và dòng điện, có thể được lấy từ Công suất Hệ thống chuyển đổi (PCS), độ rọi mặt trời trên bề mặt của tấm pin PV, được đo bằng cách sử dụng nhiệt kế bức xạ, và nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ tế bào PV được đo bằng nhiệt kế. Do đó, hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được đề xuất có thể được sử dụng hiệu quả trong hệ thống PV quy mô nhỏ hoặc như một hệ thống cảnh báo sớm cho người vận hành/chủ sở hữu PV để tiến hành điều tra thêm về hệ thống.

Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV đã được phát triển bằng cách sử dụng hồi quy và Hỗ trợ Vector Mô hình máy (SVM). Phân tích hồi quy được sử dụng để có được một biến mới, đó là công suất dự kiến thể hệ. Trong khi đó, mô hình SVM được sử dụng để xác định tình trạng bất thường của PV bằng cách sử dụng các biến khác nhau, bao gồm cả sản lượng điện dự kiến thu được từ mô hình hồi quy. Mô hình phát hiện đã được được cải thiện bằng cách xem xét thời gian ban ngày, kết hợp các biến bổ sung có thể thu được từ tương tác giữa các biến độc lập và triển khai kỹ thuật xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn. Dữ liệu thực tế thu được từ một địa điểm PV được sử dụng để xác thực hệ thống phát hiện được đề xuất.

Phần còn lại của bài báo này được tổ chức như sau: Phần 2 trình bày sự phát triển của các mô hình được sử dụng trong Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV, là thuật toán hồi quy và SVM. Phần 3 mô tả chiến lược để cải thiện độ chính xác của hệ thống phát hiện. Phần 4 trình bày chi tiết kết quả mô phỏng và cuối cùng Phần 5 cung cấp phần kết luận.

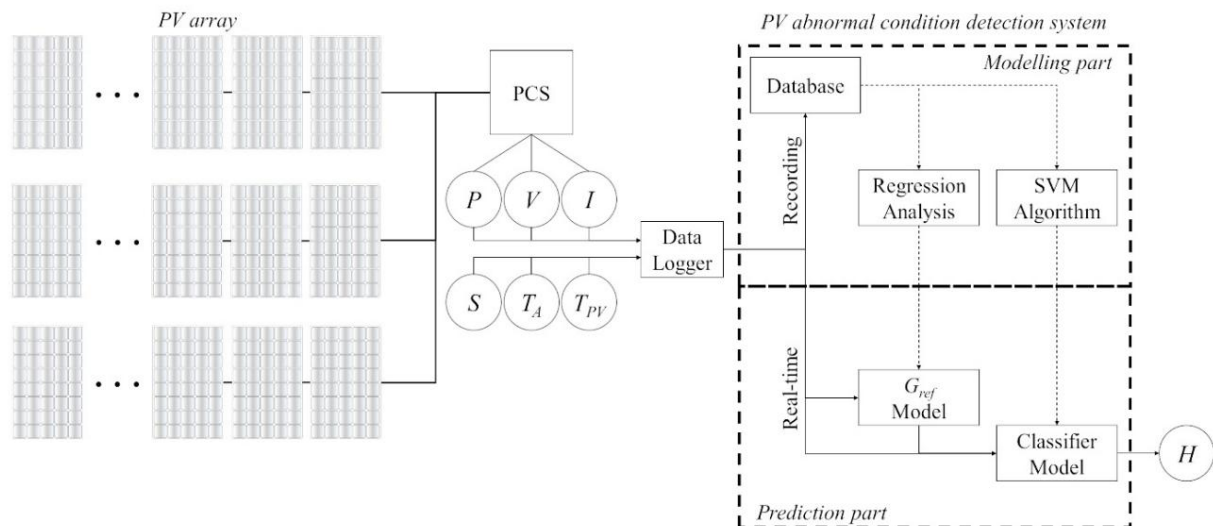
2. Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV

Mô hình phát hiện được đề xuất nhằm mục đích phân biệt giữa các điều kiện hoạt động bình thường và bất thường của Hệ thống PV. Điều kiện hoạt động bình thường được định nghĩa là trạng thái khi hệ thống PV tạo ra lượng điện năng bằng có thể tỷ lệ thuận với lượng bức xạ mặt trời chiếu vào bề mặt của tấm pin quang điện. Trong khi đó, một tình trạng hoạt động bất thường được mô tả là trạng thái khi hệ thống PV tạo ra ít điện năng hơn mức dự kiến theo bức xạ mặt trời. Tuy nhiên, phân loại một trạng thái là một điều kiện bất thường, khi thực tế công suất tạo ra thấp hơn nhiều so với công suất dự kiến, là không chính xác vì cường độ bức xạ mặt trời và công suất tạo ra không tuân theo mối quan hệ tuyến tính. Ảnh hưởng của nhiệt độ, thời gian ban ngày và tối đa đặc điểm của power point cũng phải được xem xét ngoài việc so sánh giữa mong đợi và thực tế phát điện. Do đó, cần phải phân tích sâu hơn và một thuật toán phù hợp hơn để phân biệt điều này hiện tượng.

Hệ thống PV thường bao gồm các mô-đun PV và PCS, bao gồm bộ điều khiển sạc, biến tần và bảo vệ và thiết bị đo lường. Ngoài ra, nó được trang bị một máy đo bức xạ mặt trời để đo bức xạ mặt trời và nhiệt kế để đo nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ tế bào PV. Dữ liệu thu được từ các thiết bị này là được xử lý để xác định tình trạng của hệ thống PV. Hệ thống phát hiện được đề xuất không yêu cầu cài đặt bất kỳ thiết bị bổ sung nào. Do đó, cách tiếp cận này có thể được coi là kinh tế hơn so với ứng dụng của các thiết bị cảm biến đắt tiền, trong khi được sử dụng cho cùng một mục đích.

Cấu hình của hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được trình bày trong Hình 1. Các biện pháp PCS dữ liệu như sản lượng điện (P), điện áp DC (V) và dòng điện DC (I), cũng như thu thập dữ liệu của năng lượng mặt trời độ rọi (S) từ máy đo bức xạ nhiệt và nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ tế bào quang điện (TA và TPV) từ nhiệt kế.

Dữ liệu đo lường được lưu trữ trong máy ghi dữ liệu và sau đó được xử lý thông qua hai bước khác nhau. Đầu tiên, nó là được ghi lại trong cơ sở dữ liệu để sử dụng cho việc phát triển mô hình, có thể được thực hiện thường xuyên hoặc theo yêu cầu. Thứ hai, nó được sử dụng để xác định tình trạng (H) của hệ thống PV.



Hình 1. Cấu hình hệ thống PV và điểm đo

Hai mô hình được phát triển trong hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV. Mô hình đầu tiên là ước tính sản lượng PV dự kiến (G_{ref}) bằng cách sử dụng mô hình hồi quy và thứ hai là phát hiện tình trạng bất thường của PV bằng cách sử dụng mô hình SVM.

2.1. Mô hình hồi quy ước tính sản lượng điện mặt trời dự kiến

Sản lượng điện mặt trời lý tưởng có mối tương quan tỷ lệ thuận với cường độ bức xạ mặt trời được đo trên bề mặt tấm pin, cho rằng hệ thống PV hoạt động trong điều kiện bình thường. Do đó, tính toán công suất dự kiến thể hệ sử dụng bức xạ mặt trời là một đầu vào quan trọng trong việc xác định tình trạng của hệ thống PV. Ngoài mô hình PV một diode lý tưởng, năng lượng được tạo ra từ hệ thống PV lân cận cũng có thể được sử dụng làm thay thế để ước tính sản lượng điện dự kiến, miễn là lượng bức xạ mặt trời chiếu vào bề mặt của tấm pin PV và điều kiện thời tiết giữa hai hệ thống là điển hình. Tuy nhiên, phương pháp này có thể chỉ được áp dụng khi có hệ thống PV lân cận trong cùng khu vực.

Để giải quyết các vấn đề liên quan đến việc trích xuất các thông số PV lý tưởng hoặc trong trường hợp không có thông tin từ hệ thống PV lân cận, bài báo này đề xuất một mô hình sử dụng phân tích hồi quy. Sản lượng PV dự kiến là được xác định bởi phương trình tổng quát sau:

$$= + \quad (1)$$

$$= ()^{-1} \quad (2)$$

Ở đây là công suất phát điện dự kiến (Watt), β là vectơ của các tham số hồi quy và X là

ma trận của tập hợp các biến đầu vào. Tập hợp các biến đầu vào là sự kết hợp của các biến bao gồm năng lượng mặt trời

độ rọi, nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ của tế bào PV. Phương pháp bình phương nhỏ nhất thông thường (OLS) được sử dụng để ước tính các tham số hồi quy (β) bằng cách sử dụng tập dữ liệu trong điều kiện hoạt động bình thường như thể hiện trong (2).

2.2. Mô hình SVM phát hiện tình trạng bất thường của PV

Chỉ riêng sự khác biệt giữa sản lượng điện dự kiến và sản lượng điện đo được không thể xác định được sự bất thường. tình trạng của hệ thống PV với độ chính xác cao vì mối quan hệ phi tuyến tính của chúng và các yếu tố như nhiệt độ, thời gian ban ngày và đặc điểm của điểm công suất cực đại. Nó đòi hỏi các biến số như công suất, điện áp, dòng điện, bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường xung quanh và tế bào quang điện để cung cấp thông tin bổ sung trong xác định tình trạng của hệ thống PV. Do đó, thuật toán SVM được sử dụng vì nó được biết đến rộng rãi và đã được chứng minh là có thể giải quyết các vấn đề phân loại với dữ liệu phi tuyến tính.

SVM là một thuật toán học có giám sát được sử dụng rộng rãi để phân loại các đối tượng nhị phân hoặc đa lớp. Hơn nữa, SVM với hạt nhân có thể được sử dụng cho các phân loại phức tạp hơn và phi tuyến tính ngay cả trong trường hợp lượng dữ liệu hạn chế. Phát hiện SVM dựa trên khái niệm phát hiện biên bằng cách xây dựng một siêu phẳng (hoặc siêu phẳng) phân tách đều hai hoặc nhiều lớp đối tượng. Một bộ phân tách thích hợp là bộ phân tách có chiều dài dài nhất khoảng cách đến các đối tượng gần nhất. Do đó, SVM cũng thường được gọi là Bộ phân loại biên độ lớn. Gần nhất các đối tượng được gọi là các vectơ hỗ trợ và các siêu phẳng thường được xác định bởi hàm hạt nhân. siêu mặt phẳng phân loại các đối tượng được xác định bởi phương trình sau:

$$f(x) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + \dots + b \quad (3)$$

Ở đây $f(x)$ là phương trình hệ thống phát hiện, θ biểu diễn các tham số SVM và f là tính năng mới được xác định bởi hàm hạt nhân. Một trong những hạt nhân phi tuyến tính thường được sử dụng trong phân loại SVM là Radial Hàm cơ sở (RBF), còn gọi là hạt nhân Gauss, được xác định bởi phương trình sau:

$$K(x, y) = \exp\left(-\gamma \|x - y\|^2\right) \quad (4)$$

trong đó γ là tính năng mới và được định nghĩa là giá trị tương tự của hai đối tượng, x và y là đối tượng bên dưới cuộc điều tra, θ biểu diễn các đối tượng khác trong không gian và γ là tham số của hạt nhân Gaussian.

Tham số θ trong (3) có thể được ước tính thông qua việc tối ưu hóa hàm phạt dựa trên những điều sau đây phương trình:

$$\text{phút} = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n \left(\chi_{\text{phí1}}(y_i) - \chi_{\text{phí0}}(y_i) \right)^2 \right) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\chi_{\text{phí1}}(y_i) + \chi_{\text{phí0}}(y_i) \right)^2 \quad (5)$$

trong đó C là tham số chính quy hóa SVM, $\chi_{\text{phí1}}$ là đầu ra thực tế thứ i , $\chi_{\text{phí1}}$ và $\chi_{\text{phí0}}$ là hình phạt các hàm để phân loại khi $\chi_{\text{phí1}} = 1$ và khi $\chi_{\text{phí0}} = 0$, tương ứng. Chúng có thể được định nghĩa như sau:

$$\chi_{\text{phí1}} = \max(0, (1 + \chi_{\text{phí0}})) \quad (6)$$

$$\chi_{\text{phí0}} = \max(0, (1 - \chi_{\text{phí1}})) \quad (7)$$

Tham số điều chỉnh SVM (C) và tham số hạt nhân Gaussian (γ) có thể là bất kỳ số nào. Hai tham số này các tham số được kết hợp chặt chẽ với nhau [21]. Ví dụ, giá trị γ lớn hơn có nghĩa là hạt nhân hẹp và do đó, phương sai thấp hơn. Do đó, nó đòi hỏi một giá trị nhỏ hơn của C . Tuy nhiên, một giá trị nhỏ của C có thể khiến mô hình không thể khái quát hóa phân loại. Do đó, các tham số SVM phải được lựa chọn cẩn thận để có được một và mô hình phân loại thích ứng. Trong bài báo này, C và γ được xác định thông qua kỹ thuật xác thực chéo.

3. Chiến lược cải tiến cho hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV

3.1. Xem xét thời gian ban ngày

Dữ liệu đo lường được ghi lại trong cơ sở dữ liệu không tính đến thời gian ban ngày, điều đó có nghĩa là việc ghi âm diễn ra trong một khoảng thời gian nhất định trong vòng 24 giờ. Tuy nhiên, một hệ thống PV tạo ra điện trong

khoảng thời gian giữa lúc mặt trời mọc và lặn. Do đó, hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được đề xuất đã được phát triển để hoạt động trong khung thời gian ban ngày này. Thời gian mặt trời mọc và lặn của một ngày tại một thời điểm cụ thể địa điểm có thể được ước tính bằng cách sử dụng vĩ độ và độ nghiêng mặt trời vào ngày đó tại địa điểm được kiểm tra [22]. Nó có thể là được tính toán bằng toán học theo các phương trình sau:

$$= 12:00 - \left(\frac{\delta}{15} \right) - 4 \left(\frac{\delta}{15} \right) - \quad (8)$$

$$= \cos^{-1} \left(-\tan \delta \tan \phi \right) \quad (9)$$

$$= 9,87 \sin^2 \delta - 7,53 \cos \delta - 1,5 \sin \delta \quad (10)$$

$$= \left(\frac{360}{365} \right) \times (n - 81) \quad (11)$$

$$= 23,45 \sin \left(\left(\frac{360}{365} \right) \times (n - 81) \right) \quad (12)$$

trong đó SR là thời gian mặt trời mọc/lặn, δ là góc giờ mặt trời mọc, LTM là Giờ địa phương Kinh tuyến, LG là địa điểm kinh độ, E là phương trình thời gian, LT là vĩ độ của địa điểm, δ là độ nghiêng của mặt trời và n là số ngày trong một năm. Giá trị của δ có thể là dương hoặc âm do cosin nghịch đảo, do đó giá trị dương được sử dụng để tìm thời gian mặt trời mọc và giá trị âm dành cho thời gian mặt trời lặn.

Ngoài ra, người ta quan sát thấy từ tập dữ liệu rằng sản lượng điện thường thấp hơn trong khoảng thời gian từ từ lúc mặt trời mọc đến 1 giờ sau khi mặt trời mọc và từ 1 giờ trước khi mặt trời lặn cho đến khi mặt trời lặn. Do đó, việc loại trừ giai đoạn này trong quá trình phát triển mô hình cũng có thể cải thiện độ chính xác của hệ thống phát hiện [23].

3.2. Sự tương tác giữa các biến độc lập

Biến phụ thuộc, tức là đầu ra của hệ thống phát hiện biểu thị tình trạng của hệ thống PV, cho dù là bình thường hay bất thường. Biến này phụ thuộc vào việc phát điện, điện áp, dòng điện, năng lượng mặt trời độ rọi, nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ của tế bào quang điện, được coi là các biến độc lập theo quan điểm quan điểm của đầu ra. Tuy nhiên, các biến độc lập này hoặc cái gọi là các biến đầu vào phụ thuộc lẫn nhau điều đó có nghĩa là nếu giá trị của một biến thay đổi thì giá trị của biến khác phụ thuộc vào nó sẽ thay đổi cũng thay đổi. Do đó, sự phụ thuộc giữa các biến đầu vào là một yếu tố quan trọng để cải thiện độ chính xác và độ nhạy của mô hình phát hiện. Sự tương tác giữa các biến độc lập có thể được đánh giá bằng các phương trình sau [22]:

$$= \left(1 - \left(\frac{\delta}{25} \right) \right) \quad (13)$$

$$= + \left(\frac{\delta - 20}{0,8} \right) \cdot \quad (14)$$

trong đó P là công suất phát điện xét đến nhiệt độ của tế bào quang điện, P_{ref} là công suất định mức của hệ thống PV phụ thuộc vào thiết kế của nó và giả định điều kiện bức xạ mặt trời đầy đủ, T_{ref} là nhiệt độ của tế bào PV, T_{amb} là nhiệt độ môi trường xung quanh, NOCT là Nhiệt độ hoạt động danh nghĩa của ô, S là độ rọi mặt trời và ϕ là hệ số nhiệt độ của công suất.

Có thể thấy rằng việc phát điện phụ thuộc vào nhiệt độ của tế bào quang điện cũng như tỷ lệ thuận với bức xạ mặt trời. Mặt khác, nhiệt độ của tế bào PV phụ thuộc vào nhiệt độ môi trường xung quanh và bức xạ mặt trời. Bức xạ mặt trời cao hơn có thể tạo ra nhiều năng lượng hơn, nhưng nó cũng làm tăng nhiệt độ của tế bào quang điện, cuối cùng có thể làm giảm sản lượng điện. Do đó, nó đòi hỏi các biến bổ sung làm đầu vào có thể cung cấp thông tin thêm về các tương tác giữa các biến chính. Tương tác này thường được biểu diễn bằng tích của các biến tương ứng [24]-[26]. Phương trình (13) và (14) xác định mối tương quan giữa đầu vào

các biến và tương tác của chúng tạo ra các biến mới (được gọi là các biến tương tác) có thể được tóm tắt như sau:

- Sản lượng điện (P) chịu ảnh hưởng của bức xạ mặt trời (S), nhiệt độ môi trường (TA) và nhiệt độ của tế bào quang điện (TPV). Do đó, các biến mới được thừa hưởng từ các tương tác này được chỉ định là PS, PTA và PTPV.
- Nhiệt độ của tế bào quang điện (TPV) chịu ảnh hưởng của bức xạ mặt trời (S) và nhiệt độ môi trường xung quanh (TA). Do đó, mới các biến được thừa hưởng từ những tương tác này được chỉ định là TPVS và TPVTA.

3.3. Kỹ thuật xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn

Việc mở rộng các biến đầu vào dẫn đến nhiều mô hình hồi quy và SVM có thể phát hiện tình trạng bất thường trong hệ thống PV. Tất cả các mô hình có thể được trình bày bằng cấu hình của và các biến tương tác cùng với các tham số tương ứng của chúng. Các mô hình hồi quy và SVM cuối cùng được chọn cho hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được xác định dựa trên Giá trị trung bình tuyệt đối thấp nhất Độ lệch (MAD). Hàm tối ưu hóa cho mô hình hồi quy được thể hiện bằng các phương trình sau:

$$\text{phút } \{ \quad \} = \text{phút } \left\{ \frac{=1 | () - ()}{\quad} \right\} \quad (15)$$

Ở đây β là MAD của mô hình hồi quy với cấu hình biến X, β là hồi quy tham số cho cấu hình biến tương ứng, (i) là dữ liệu đo lường thứ i của quá trình phát điện, (i) là sản lượng điện dự kiến thứ i được tính toán bằng mô hình hồi quy với cấu hình X và n là số lượng dữ liệu.

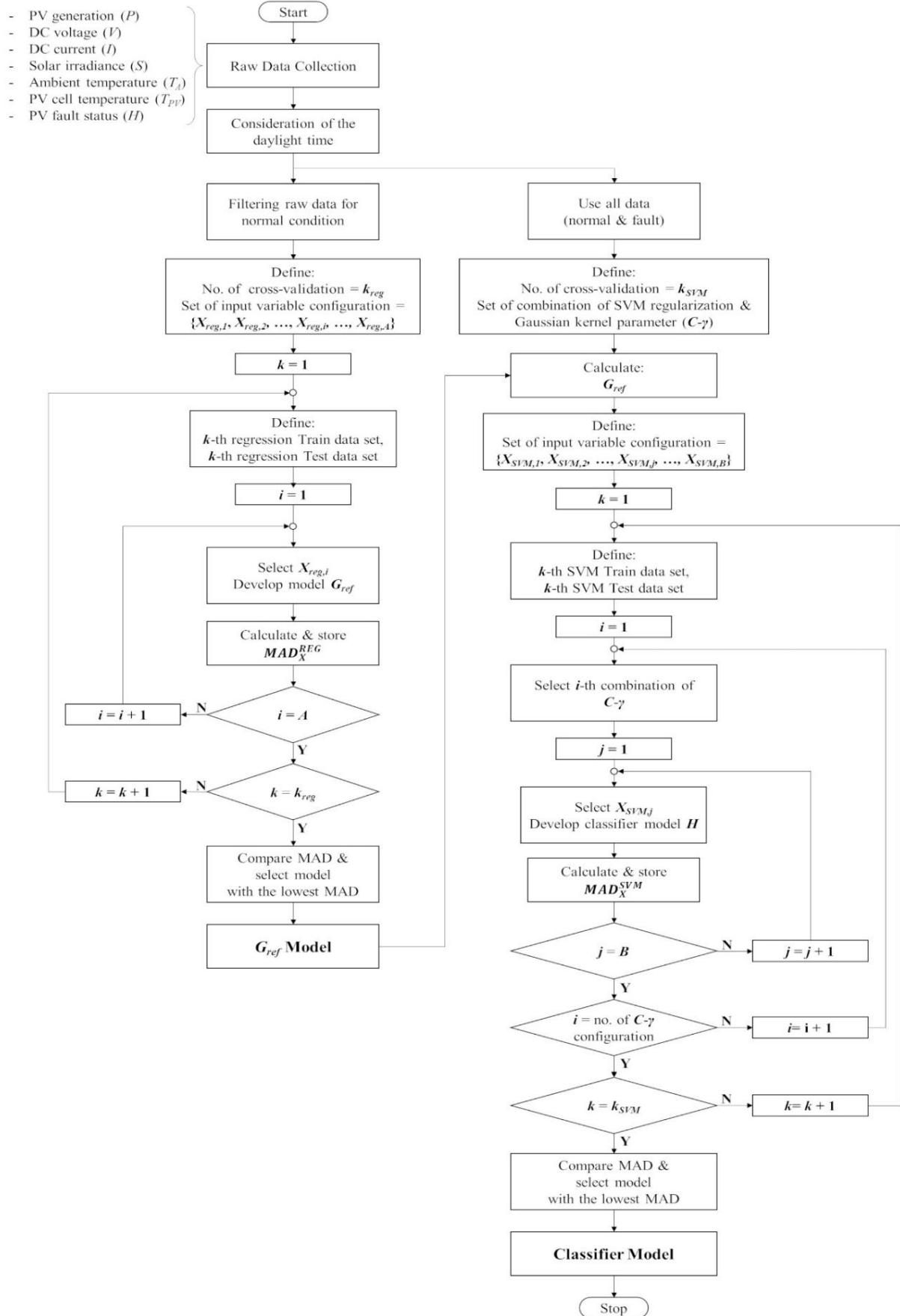
Mặt khác, hàm tối ưu hóa để lựa chọn mô hình SVM được thể hiện bằng công thức sau:

phương trình:

$$\text{phút } \{ \quad, \quad, \quad \} = \text{phút } \left\{ \frac{=1 | () - ()}{\quad, \quad, \quad} \right\} \quad (16)$$

Ở đây β là MAD của mô hình SVM với cấu hình biến X, tham số chính quy C, và tham số hạt nhân Gaussian γ . θ biểu diễn các tham số SVM của cấu hình biến tương ứng, (i) là điều kiện thực tế thứ i của hệ thống PV, (i) là điều kiện dự đoán thứ i của hệ thống PV, được tính toán bằng mô hình SVM với cấu hình X, C và γ , và n là số dữ liệu.

Các mô hình được lựa chọn bằng cách giải (15)-(16) thông qua kỹ thuật xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn. Đầu tiên giai đoạn của xác thực chéo k-fold là tìm cấu hình biến đầu vào (X) cho mô hình hồi quy và các tham số liên quan của chúng (β). Trong khi đó, giai đoạn thứ hai của xác thực chéo k-fold là tìm các biến đầu vào cấu hình (X) cho mô hình SVM và các tham số SVM liên quan của chúng (θ), cũng như tham số chính quy hóa (C) và tham số hạt nhân (γ). Quy trình luồng của kỹ thuật xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn để phát triển Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được thể hiện ở Hình 2.



Hình 2. Quy trình kỹ thuật xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn

Đầu tiên, dữ liệu thô thu được từ PCS, máy đo bức xạ nhiệt và nhiệt kế được tinh chỉnh bằng cách tính đến thời gian ban ngày. Giai đoạn đầu tiên của xác thực chéo k-fold được thực hiện để có được hồi quy phù hợp nhất mô hình để ước tính sản lượng PV dự kiến. Các bước liên quan được giải thích như sau: (1) dữ liệu được lọc dựa trên các điều kiện bình thường của hệ thống PV, (2) các cấu hình khác nhau của các biến đầu vào được xây dựng bằng cách bao gồm các biến độc lập và tương tác, và bằng cách thực hiện các quy tắc phân cấp tốt phương pháp luận được xây dựng [27]–[29], (3) dữ liệu được chia thành k số nhóm, tập dữ liệu đào tạo được chọn từ nhóm k-1 và tập dữ liệu còn lại được chọn làm tập dữ liệu xác thực chéo, (4) biến đầu vào cấu hình được thiết lập cho từng cặp tập dữ liệu và các tham số hồi quy được tính toán và cuối cùng, (5) các cho mỗi kết hợp được ghi lại. Quá trình này được lặp lại cho tất cả các cấu hình biến đầu vào cho đến khi tất cả các cặp dữ liệu xác thực chéo đã được đánh giá. Tất cả các MAD đã ghi lại sau đó được so sánh và mô hình có MAD thấp nhất được chọn làm mô hình cuối cùng để ước tính sản lượng điện mặt trời dự kiến.

Giai đoạn thứ hai của xác thực chéo k lần được thực hiện để xác định mô hình SVM để phát hiện tình trạng của hệ thống PV. Tất cả dữ liệu tinh chỉnh sau khi xem xét thời gian ban ngày được sử dụng để phát triển điều này mô hình. Các bước liên quan đến quá trình này có thể được giải thích như sau: (1) tập hợp các quy tắc hóa SVM và Gaussian { tham số hạt nhân được xác định dựa trên các giá trị tăng theo cấp số nhân như { $-7, -6, \dots, 5$ }, và $-7, -6, \dots, 2^5$ } [30], (2) dữ liệu được chia thành k nhóm, tập dữ liệu đào tạo được chọn từ k-1 nhóm và tập dữ liệu còn lại được chọn làm tập dữ liệu xác thực chéo, (3) đối với mỗi cặp của tập dữ liệu, sản lượng PV dự kiến được tính toán, (4) tập hợp các biến đầu vào cấu hình được xác định, (5) cho mỗi sự kết hợp của C, γ và cấu hình biến đầu vào, các tham số mô hình SVM được tính toán và cuối cùng, (6) cái , , cho mỗi kết hợp được ghi lại. Cuối cùng, mô hình SVM có giá trị MAD thấp nhất là được chọn làm mô hình cuối cùng.

4. Mô phỏng và kết quả

Mô phỏng đã được thực hiện bằng cách sử dụng dữ liệu thu thập được từ hệ thống PV đặt tại Beonyeong-ro, Thành phố Jeju, Hàn Quốc, có công suất 1.600 Wp. Mô phỏng của bốn nghiên cứu điển hình được trình bày trong bài báo đánh giá hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được đề xuất, cũng như các chiến lược có thể được thực hiện để cải thiện hiệu suất hệ thống. Nghiên cứu trường hợp đầu tiên và thứ hai đại diện cho tài liệu tham khảo mô hình, và nghiên cứu trường hợp thứ ba và thứ tư thể hiện sự kết hợp của cả hai phương pháp cũng như chiến lược cải tiến được đề xuất trong bài báo này. Nghiên cứu trường hợp đầu tiên được thực hiện bằng cách so sánh PV thực tế thể hệ với thể hệ PV dự kiến được tạo ra bởi phân tích hồi quy. Nghiên cứu trường hợp thứ hai phát triển hệ thống phát hiện bằng cách sử dụng mô hình SVM truyền thống bằng cách sử dụng các biến chuẩn có sẵn trong PCS như công suất thể hệ, điện áp DC, dòng điện DC, bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ tế bào quang điện. Trong phần thứ ba nghiên cứu trường hợp, hệ thống phát hiện được phát triển bằng cách sử dụng thể hệ PV dự kiến thu được từ hồi quy phân tích vào mô hình SVM, như đã giải thích trước đó trong Phần 2. Nghiên cứu trường hợp thứ tư xem xét PV dự kiến tạo ra từ phân tích hồi quy và thực hiện các chiến lược cải tiến được mô tả trong Phần 3. Tóm tắt của từng mô phỏng được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1. Nghiên cứu trường hợp mô phỏng

Trường hợp	Mô hình hệ thống phát hiện	Biến đầu vào
1	Phân tích hồi quy	Gref, P
2	SVM truyền thống	P, V, I, S, TA, TPV
3	SVM và hồi quy	Gref, P, V, I, S, TA, TPV
4	SVM, hồi quy và các chiến lược cải tiến	Gref, P, V, I, S, TA, TPV, PS, PTA, PTPV, TPVS, TPVTA

Mô hình được phát triển bằng cách sử dụng tập dữ liệu thực tế thu được từ một địa điểm sản xuất PV đã được thiết lập. Mỗi mô hình trong mỗi một trong ba nghiên cứu trường hợp được thử nghiệm trên dữ liệu thu thập được khác được tách ra khỏi dữ liệu được sử dụng để phát triển mô hình. Hai ngày (Ngày 1 và Ngày 2) đại diện cho các tình huống khi tình trạng bất thường xảy ra ngẫu nhiên, một ngày (Ngày-3) biểu thị một kịch bản khi không có tình trạng bất thường nào trong cả ngày và một ngày (Ngày-3) 4) thể hiện tình huống khi tình trạng bất thường kéo dài suốt cả ngày.

Độ chính xác của hệ thống phát hiện được đánh giá như là sự biểu diễn của Tỷ lệ dương tính thực (TPR), Tỷ lệ dương tính thực Tỷ lệ âm (TNR) và Độ chính xác tổng thể (TA). TPR được sử dụng để đánh giá độ chính xác của việc dự đoán tình trạng bất thường, trong khi TNR được sử dụng để đánh giá độ chính xác của việc phân biệt tình trạng bình thường để ngăn ngừa gửi báo động giả cho người vận hành. Theo đó, TPR được định nghĩa là tỷ lệ số lượng điều kiện bất thường được phát hiện chính xác (CF) so với tổng số tình trạng bất thường thực tế (TF) và TNR được định nghĩa là tỷ lệ số lượng các điều kiện bình thường được phát hiện chính xác (CN) so với tổng số các điều kiện bình thường thực tế (TN). Cuối cùng, TA được định nghĩa là tỷ lệ giữa số kết quả đúng (CR) với tổng số mẫu (TS). Chúng có thể được thể hiện bằng toán học theo các phương trình sau:

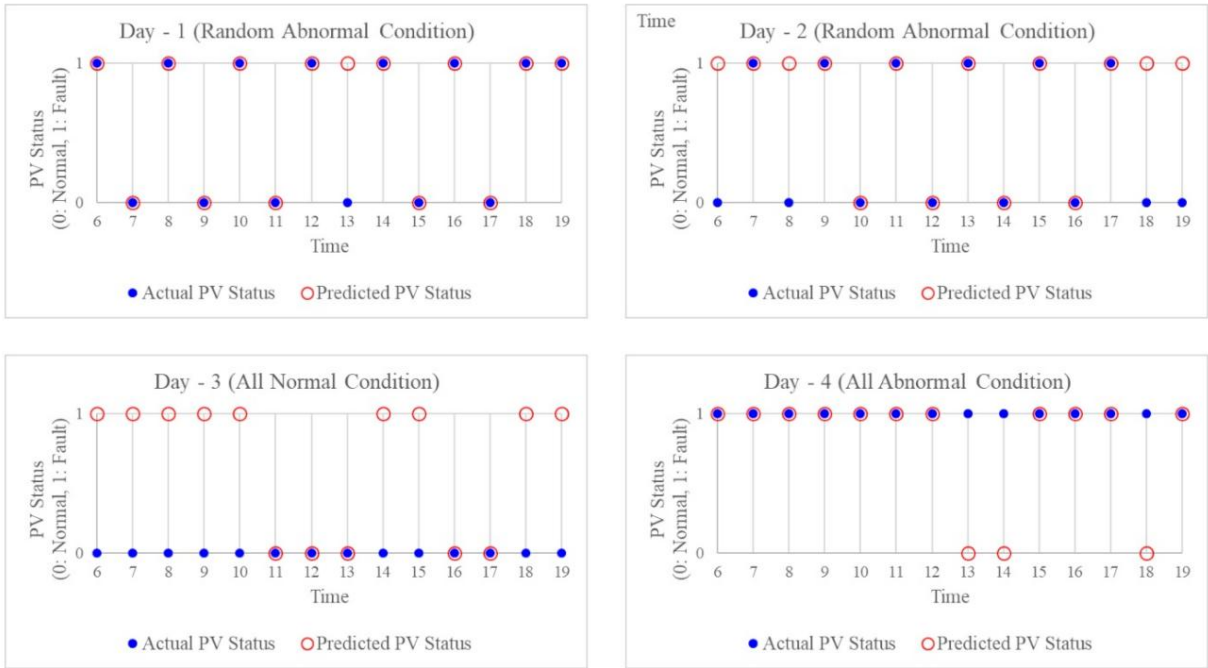
$$= \frac{\quad}{\quad} \times 100\% \tag{17}$$

$$(= \frac{\quad}{\quad} \times 100\%) \times \tag{18}$$

$$(= (\frac{\quad}{\quad} 100\% \tag{19}$$

4.1. Trường hợp 1: Phân tích hồi quy

Trong nghiên cứu trường hợp đầu tiên, hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được phát triển bằng cách đánh giá PV thực tế thể hệ và thể hệ PV dự kiến được phát triển bằng cách sử dụng phân tích hồi quy. Sự khác biệt giữa các biến này được so sánh với ngưỡng tối ưu để phân loại tình trạng của hệ thống PV là bình thường hoặc bất thường. Trong trường hợp nghiên cứu này, ngưỡng tối ưu được tính là 20%, có nghĩa là nếu sự khác biệt giữa sản lượng điện mặt trời thực tế và dự kiến nhỏ hơn 20% thì được coi là bình thường, ngược lại thì là được coi là bất thường. Kết quả thu được trong cả bốn ngày được trình bày trong Hình 3 và Bảng 2.



Hình 3. So sánh giữa tình trạng bất thường PV thực tế và dự đoán (Trường hợp 1)

Bảng 2. Kết quả TPR, TNR và TA cho mỗi ngày trong trường hợp 1

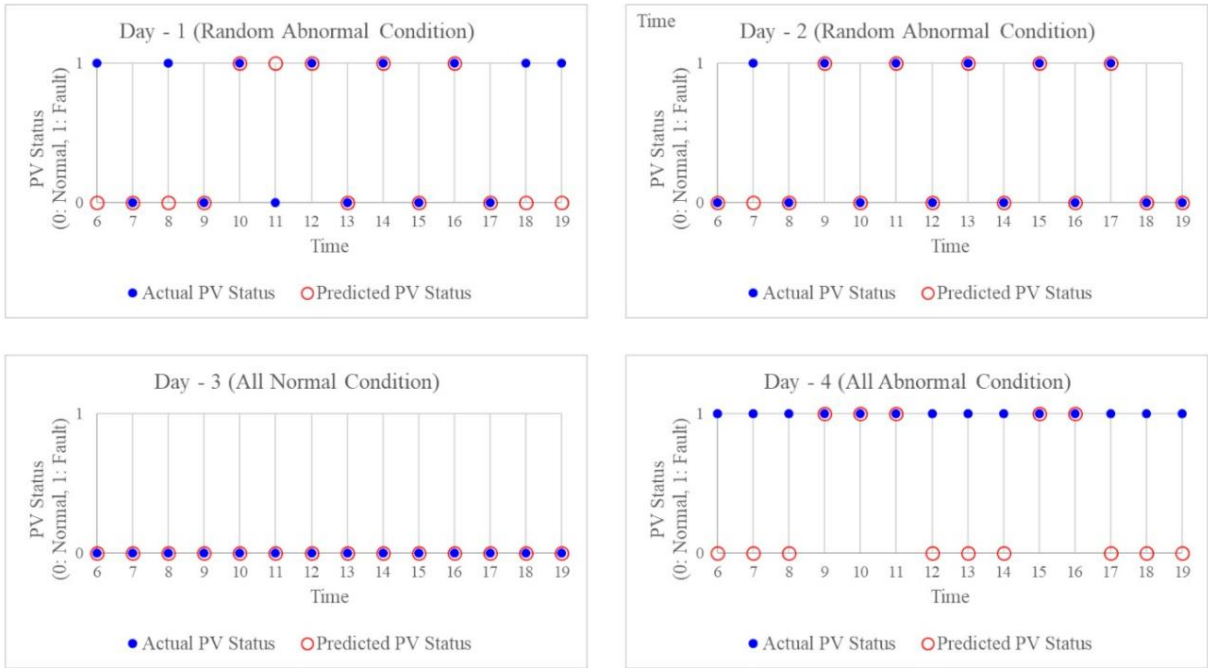
Ngày	TPR (%)	TNR (%)	điểm kết (%)
Ngày 1 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	100	83,33	92,86
Ngày-2 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	100	50	71,43
Ngày-3 (Mọi điều kiện bình thường)	-	35,71	35,71
Ngày-4 (Tất cả tình trạng bất thường)	78,57	-	78,57
Trung bình	89,29	50	69,64

* Không thể xác định được TPR cho mọi tình trạng bình thường và TNR cho mọi tình trạng bất thường vì chúng có mẫu số bằng 0 (TF = 0 và TN = 0 tương ứng trong TPR và TNR).

Hệ thống phát hiện có thể phát hiện đầy đủ tình trạng bất thường, được chỉ ra bởi 100% TPR trong Ngày 1 và Ngày 2, và 78,57% TPR trong Ngày 4, do đó có TPR trung bình là 89,29%. Tuy nhiên, nó không phân biệt tình trạng bình thường xuất hiện ở Ngày 2 và Ngày 3 với lần lượt là 50% và 35,71% TNR, thậm chí mặc dù TNR của Ngày 1 tương đối cao (83,33%). TNR trung bình được quan sát là 50%, điều đó có nghĩa là hệ thống phát hiện chỉ có thể phân biệt được một nửa các điều kiện bình thường. Ngoài ra, TA trung bình của dự đoán hệ thống trong trường hợp này là 69,64%, điều này cho thấy phương pháp so sánh bằng cách sử dụng phân tích hồi quy là không thể để phân biệt các điều kiện bình thường trong hệ thống PV với độ chính xác cao.

4.2. Trường hợp 2: SVM truyền thống

Trong nghiên cứu trường hợp thứ hai này, hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được phát triển bằng cách sử dụng phương pháp truyền thống Mô hình SVM. Tất cả các biến đầu vào được sử dụng để phát triển mô hình SVM đều được lấy từ phép đo có sẵn thiết bị. Bao gồm sản lượng điện được đo, điện áp DC và dòng điện DC, bức xạ mặt trời, môi trường xung quanh, và nhiệt độ của tế bào PV. Kết quả thu được trong cả bốn ngày được trình bày trong Hình 4 và Bảng 3.



Hình 4. So sánh giữa tình trạng bất thường PV thực tế và dự đoán (Trường hợp 2)

Bảng 3. Kết quả TPR, TNR và TA cho mỗi ngày trong trường hợp 2

Ngày	TPR (%)	TNR (%)	điểm mất (%)
Ngày 1 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	50	83,33	64,29
Ngày-2 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	83,33	100	92,86
Ngày-3 (Mọi điều kiện bình thường)	-	100	100
Ngày-4 (Tất cả tình trạng bất thường)	35,71	-	35,71
Trung bình	50	96,43	73,21

Hệ thống phát hiện không phát hiện được tình trạng bất thường xuất hiện ở Ngày 1 và Ngày 4, với 50% và 35,71% TPR tương ứng, mặc dù TPR của Ngày-2 tương đối cao (83,33%). TPR trung bình là 50%, điều đó có nghĩa là hệ thống phát hiện chỉ có thể xác định được một nửa số trường hợp tình trạng bất thường. Tuy nhiên, nó có thể phân biệt đầy đủ tình trạng bình thường, như được chỉ ra bởi 83,33% TNR trong Ngày 1, 100% TNR trong Ngày 2 và Ngày 3, do đó có TNR trung bình là 96,43%. Ngoài ra, TA trung bình của dự đoán hệ thống trong trường hợp này là 73,21%. Do đó, có thể tóm tắt rằng mô hình SVM truyền thống không thể phát hiện điều kiện bất thường trong hệ thống PV với độ chính xác cao và do đó, cần có những phát triển hơn nữa để cải thiện độ chính xác phát hiện.

4.3. Trường hợp 3: SVM và hồi quy

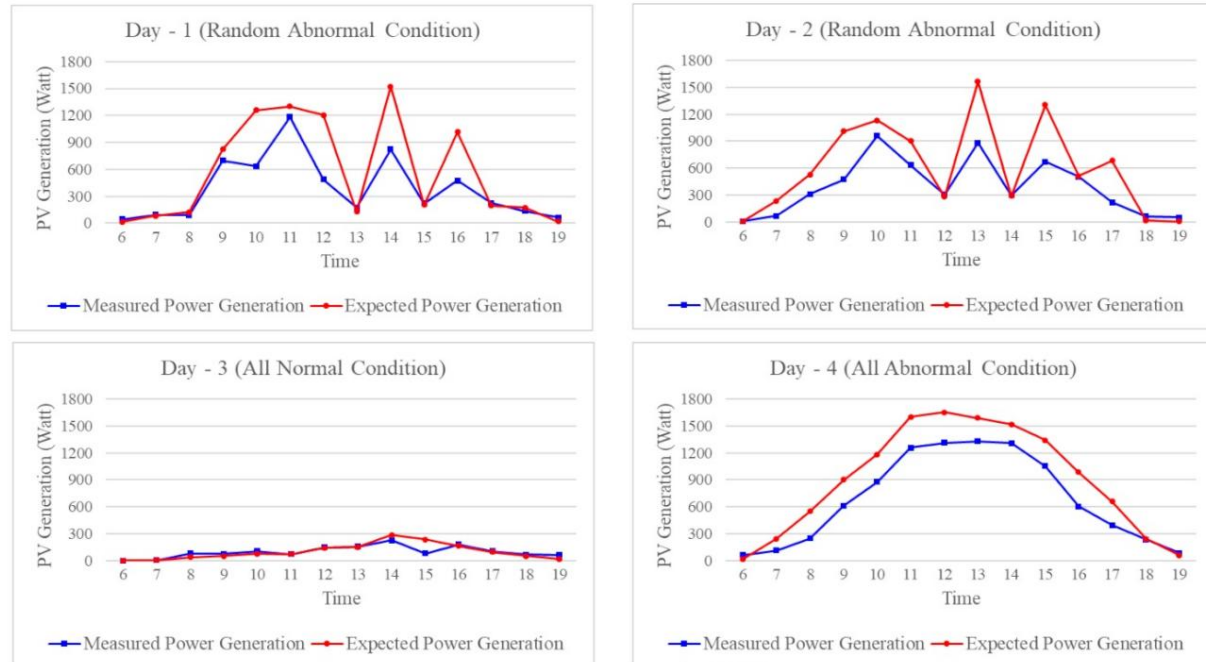
Một ý tưởng cơ bản của hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV là phát hiện tình trạng bất thường bằng so sánh sản lượng điện được đo với sản lượng điện dự kiến. Hệ thống phát hiện trong trường hợp này nghiên cứu được phát triển bằng cách xem xét sản lượng PV dự kiến thu được từ thuật toán phân tích hồi quy, bao gồm các biến số về bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường xung quanh và nhiệt độ của tế bào quang điện. Đó là được thể hiện bằng phương trình toán học sau:

$$= 10,3427 + 1,7503 - 0,7496 + 0,3734$$

(20)

Độ chính xác của mô hình này được trình bày là 57,40 của MAD. Hình 5 cho thấy sự so sánh giữa dự kiến

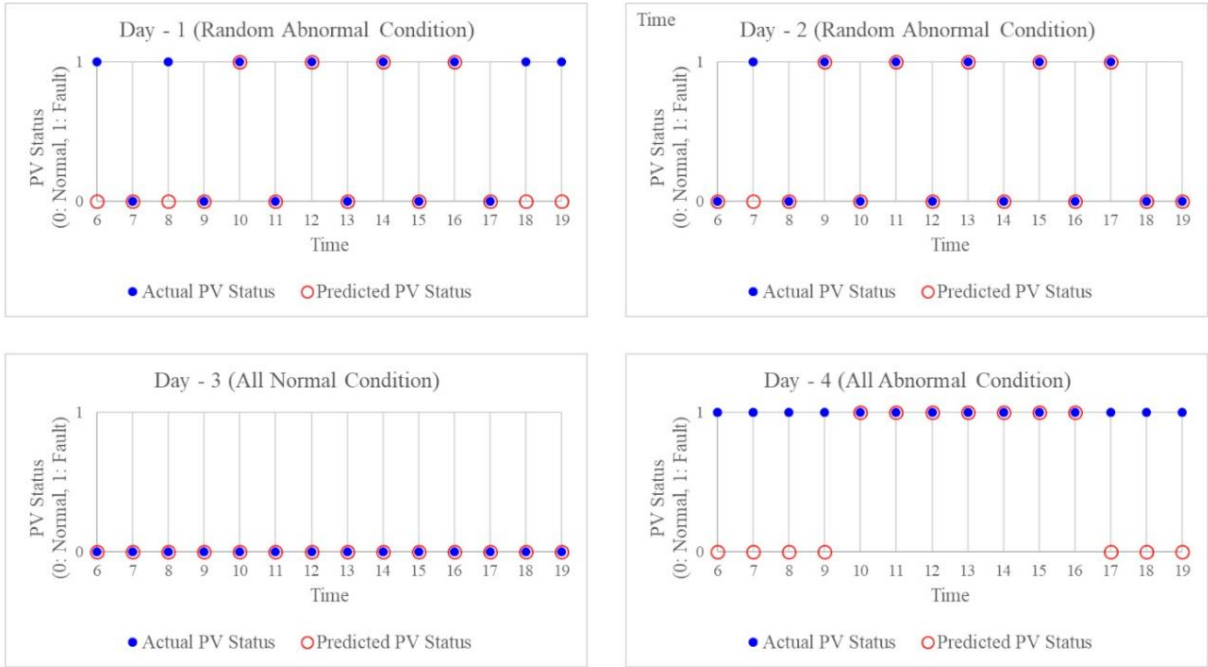
Sản lượng điện mặt trời thu được từ mô hình này và công suất đo được thực tế.



Hình 5. So sánh giữa sản lượng điện mặt trời đo được và dự kiến (Trường hợp 3)

Có thể thấy rằng sản lượng PV thực tế tương ứng với sản lượng PV dự kiến, mặc dù có một số giai đoạn mà sản lượng PV thực tế thấp hơn mức dự kiến. Điều kiện này cho thấy rằng tồn tại khả năng xảy ra tình trạng bất thường trong hệ thống PV. Do đó, sự khác biệt giữa các phép đo và lượng điện mặt trời dự kiến có thể cung cấp thông tin bổ sung cần thiết để phát hiện tình trạng bất thường.

Kết quả của Ngày 1-4 dựa trên mô hình hồi quy và SVM trong hệ thống phát hiện được trình bày trong Hình 6 và Bảng 4. Trong trường hợp này, TPR của Ngày 4 được cải thiện lên 50%, nhưng TPR của Ngày 1 và Ngày 2 vẫn giữ nguyên (lần lượt là 50% và 83,33%), so với Trường hợp 1. Ở mức 57,14% TPR trung bình, mô hình này chỉ tốt hơn một chút so với mô hình SVM truyền thống của Trường hợp 1. Mặt khác, mô hình này cho thấy độ chính xác dự đoán về tình trạng bình thường khi TNR trung bình là 100%. Do đó, có thể quan sát thấy rằng tổng thể độ chính xác của hệ thống dự đoán có thể được cải thiện bằng cách bao gồm thông tin về thể hệ PV dự kiến như được hiển thị bằng 78,57% của TA trung bình. Tóm lại, mặc dù hệ thống phát hiện này có thể phân biệt chính xác Trong điều kiện bình thường, khả năng phát hiện tình trạng bất thường của nó vẫn còn tương đối thấp.



Hình 6. So sánh giữa tình trạng bất thường PV thực tế và dự đoán (Trường hợp 3)

Bảng 4. Kết quả TPR, TNR và TA cho từng ngày trong trường hợp 3

Ngày	TPR (%)	TNR (%)	điểm mặt (%)
Ngày 1 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	50	100	71,43
Ngày-2 (Tình trạng bất thường ngẫu nhiên)	83,33	100	92,86
Ngày-3 (Mọi điều kiện bình thường)	-	100	100
Ngày-4 (Tất cả tình trạng bất thường)	50	-	50
Trung bình	57,14	100	78,57

4.4. Trường hợp 4: SVM & Hồi quy với các chiến lược cải tiến

Nghiên cứu trường hợp thứ tư sử dụng SVM và mô hình hồi quy cùng với các chiến lược cải tiến để phát triển Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV. Đầu tiên, mô hình được đào tạo bằng cách sử dụng dữ liệu tình chính dựa trên xem xét thời gian ban ngày. Do đó, tập dữ liệu được tinh chỉnh bằng cách xem xét dữ liệu giữa một giờ sau mặt trời mọc và một giờ trước khi mặt trời lặn. Mặt trời mọc và lặn tại địa điểm sản xuất PV trong thời gian nghiên cứu này là ước tính bằng cách sử dụng (8)-(12) và dữ liệu thể hiện trong Bảng 5. Kết quả cho thấy mặt trời mọc vào khoảng 5:15 đến 5:36, và hoàng hôn nằm giữa 19:40 và 19:56. Do đó, tập dữ liệu được sử dụng để phát triển mô hình là dữ liệu đo lường giữa 6:00 và 19:00.

Bảng 5. Thông tin vị trí của hệ thống PV

Vĩ độ của trang web (LT)	33,5°
Kinh độ của trang web (LG)	126,5°
Giờ địa phương Kinh tuyến (LTM)	135°

Thứ hai, các biến bổ sung được phát triển bằng cách áp dụng các tương tác giữa các biến độc lập. Các biến được xem xét trong nghiên cứu trường hợp này bao gồm Gref, P, V, I, S, TA, TPV, PS, PTA, PTPV, TPVS và TPVTA. Cuối cùng, cấu hình các biến đầu vào của hệ thống phát hiện được tối ưu hóa và lựa chọn cho cả hai

mô hình hồi quy và SVM thông qua thuật toán xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn.

Cấu hình của các biến đầu vào được xây dựng bằng cách tuân theo thuật toán được xây dựng theo thứ bậc tốt cho mô hình hồi quy đa thức bậc hai. Tất cả các dự báo có thể (X) được bao gồm như mô hình đầu tiên và sau đó kích thước của mô hình được giảm dần bằng cách xóa các biến dự báo bậc cao nhất cho đến khi chỉ còn một biến còn lại. Trong số tất cả các mô hình có thể, mô hình tốt nhất được chọn thông qua xác thực chéo k-fold. Ba mô hình hàng đầu các mô hình hồi quy có giá trị MAD thấp nhất thu được từ tập dữ liệu xác thực chéo được trình bày trong Bảng 6.

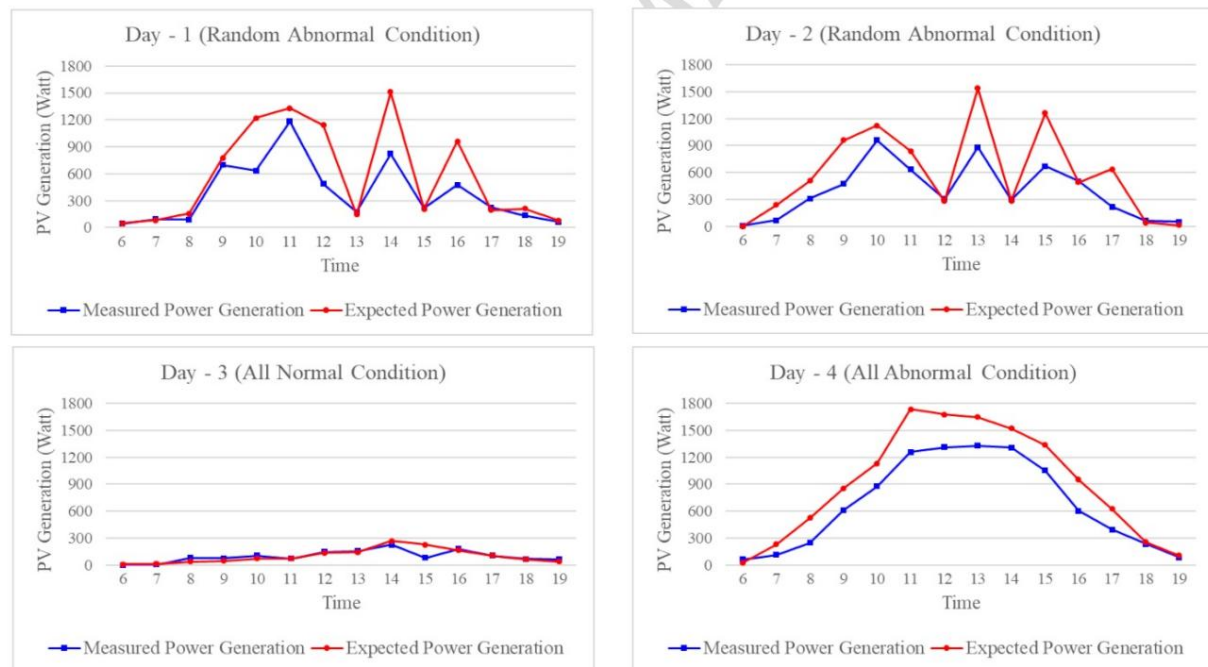
Bảng 6. Cấu hình ba biến đầu vào hàng đầu cho mô hình hồi quy

Cấu hình mô hình =	ĐIỂM RỎ
$\{ , , ^2 ,$	46,51
$= ,$	48,34
$\{ , = \{ , ^2 , \} \}$	48,67

Mô hình hồi quy cuối cùng để ước tính sản lượng điện mặt trời dự kiến () trong điều kiện hoạt động bình thường có thể được xác định từ phương trình sau:

$$= -225.6390 + 2.2635 + 10.0758 + 0.0007 \quad 2 -0,0354 \quad (21)$$

Kết quả so sánh giữa sản lượng điện mặt trời dự kiến thu được từ mô hình trong (21) và công suất đo thực tế được thể hiện trong Hình 7. Người ta quan sát thấy rằng lỗi của mô hình giảm từ 57,40 MAD trong Trường hợp 2 đến 46,51 trong trường hợp này.



Hình 7. So sánh giữa sản lượng điện mặt trời đo được và dự kiến (Trường hợp 4)

Đối với mô hình SVM, ba biến đầu vào hàng đầu cấu hình với MAD thấp nhất khi xác thực chéo tập dữ liệu được trình bày trong Bảng 7.

điện năng được tạo ra, điện áp, dòng điện, bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường xung quanh và tế bào quang điện. Do đó, chính ưu điểm của hệ thống phát hiện được đề xuất là nó không yêu cầu lắp đặt bất kỳ thiết bị bổ sung nào được thiết kế đặc biệt để phát hiện tình trạng bất thường. Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV đã được phát triển thông qua sự kết hợp của mô hình hồi quy và SVM, trong đó mô hình hồi quy được sử dụng để tính toán sản lượng điện dự kiến, trong khi mô hình SVM được sử dụng để phát hiện tình trạng bất thường của PV.

Bài báo này trình bày những hạn chế của các phương pháp khác như phân tích hồi quy và SVM thông thường. Người ta thấy rằng mặc dù phân tích hồi quy và SVM thông thường có thể phát hiện ra các điều kiện bất thường trong một số trường hợp, nhưng họ không thể phân loại chính xác các điều kiện của hệ thống PV trong các trường hợp khác, đặc biệt là khi sự khác biệt giữa sản lượng điện mặt trời dự báo và thực tế không phải là rất nhỏ. Do đó, thông thường hồi quy và SVM tạo ra một hệ thống phát hiện có xu hướng phát hiện các điều kiện bình thường hoặc điều kiện bất thường chỉ. Bài báo này cũng cho thấy rằng sự kết hợp của hồi quy và SVM dẫn đến khả năng phát hiện tốt hơn vì nó không chỉ lấy sự khác biệt giữa sản lượng điện mặt trời dự báo và thực tế mà còn cả các thông số khác có sẵn trong PCS.

Độ chính xác của hệ thống phát hiện được đề xuất được cải thiện bằng cách xem xét thời gian ban ngày, tương tác biến và việc triển khai kỹ thuật tối ưu hóa xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn. Thời gian ban ngày được sử dụng để loại bỏ các giá trị ngoại lệ trong dữ liệu phát sinh từ bức xạ mặt trời thấp. Các biến tương tác được sử dụng bao gồm mối tương quan giữa các biến độc lập, trong khi xác thực chéo k-fold nhiều giai đoạn kỹ thuật tối ưu hóa được áp dụng để lựa chọn mô hình phù hợp nhất trong số các mô hình có thể khác nhau. Kết quả chứng minh rằng mô hình đề xuất có thể phát hiện thành công tình trạng bất thường của hệ thống PV, cũng như phân biệt điều kiện bình thường, bất kể tính ngẫu nhiên hay tính đồng nhất của điều kiện PV trong một khoảng thời gian nhất định. Do đó, hệ thống phát hiện được đề xuất có thể được áp dụng hiệu quả cho PV quy mô nhỏ hệ thống tạo ra để xác định các điều kiện bất thường với độ chính xác cao với chi phí tối thiểu.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được hỗ trợ bởi Bộ Thương mại, Công nghiệp và Năng lượng (MOTIE), Viện Hàn Quốc Tiến bộ công nghệ (KIAT) thông qua Chương trình khuyến khích các ngành công nghiệp kinh tế Khu vực hợp tác (Số P0006091).

Công trình này được hỗ trợ bởi quỹ nghiên cứu của Đại học Ajou.

Tài liệu tham khảo

- [1] A. Trick-Lahiani, AB-B. Abdelghani và I. Slama-Belkhodja, "Hệ thống phát hiện và giám sát lỗi cho các công trình lắp đặt quang điện: Một đánh giá," Đánh giá năng lượng tái tạo và bền vững, số tháng 7, tr. , 2017.
- [2] S. Mekhilef, R. Saidur và M. Kamalisarvestani, "Ảnh hưởng của bụi, độ ẩm và tốc độ không khí đến hiệu quả của các tế bào quang điện," Đánh giá năng lượng tái tạo và bền vững, tập 16, số 5, trang 2920-2925, 2012.
- [3] MJ Adinoyi và SAM cho biết, "Ảnh hưởng của sự tích tụ bụi đến sản lượng điện của pin quang điện mặt trời "mô-đun", Năng lượng tái tạo, tập 60, trang 633-636, 2013.
- [4] SAM Said và HM Walwil, "Nghiên cứu cơ bản về tác động của bụi bẩn bám trên mô-đun PV "Hiệu suất," Năng lượng Mặt trời, tập 107, trang 328-337, 2014.

- [5] B. Nian, Z. Fu, L. Wang và X. Cao, "Phát hiện tự động các khuyết tật trong mô-đun năng lượng mặt trời: Hình ảnh Xử lý trong phát hiện," Hội nghị quốc tế năm 2010 về trí tuệ tính toán và phần mềm Kỹ thuật, trang 1-4, 2010.
- [6] Z. Fu et al., "Kiểm tra vết nứt của tế bào quang điện bằng cách xử lý hình ảnh," trong Kỷ yếu của Quốc tế năm 2004 Hội nghị về Kinh doanh Độ tin cậy và Trách nhiệm của Sản phẩm Điện tử (IEEE Cat. No.04EX809), 2004, tập 200030, trang 77-80.
- [7] L. Jiang, J. Su và X. Li, "Phát hiện điểm nóng của mảng PV đang hoạt động thông qua hình ảnh nhiệt IR bằng cách sử dụng Phương pháp dựa trên đường cong phù hợp của biểu đồ màu xám," MATEC Web of Conferences, tập 61, trang 06017, tháng 6. 2016.
- [8] JA Tsanakas, D. Chrysostomou, PN Botsaris và A. Gasteratos, "Chẩn đoán lỗi của pin quang điện các mô-đun thông qua xử lý hình ảnh và phát hiện cạnh Canny trên các phép đo nhiệt độ thực địa," Tạp chí quốc tế về năng lượng bền vững, tập 34, số 6, trang 351-372, 2015.
- [9] Y. Liu, B. Li và Z. Cheng, "Nghiên cứu về cấu trúc mô-đun PV dựa trên phát hiện lỗi," 2010 Hội nghị Kiểm soát và Quyết định, trang 3891-3895, 2010.
- [10] SR Madeti và SN Singh, "Phát hiện lỗi trực tuyến và phân tích kinh tế của lưới điện kết nối hệ thống quang điện," Năng lượng, tập 134, trang 121-135, 2017.
- [11] BK Kang, ST Kim, SH Bae và JW Park, "Chẩn đoán công suất đầu ra giảm trong một mảng PV bằng sử dụng thuật toán bộ lọc kalman," IEEE Transactions on Energy Conversion, tập 27, số 4, trang 885-894, 2012.
- [12] ZM Omer, AA Fardoun và A. Hussain, "Chẩn đoán lỗi mảng quang điện quy mô lớn để tối ưu hóa các thông số của pin mặt trời được trích xuất bằng thuật toán tiến hóa theo phương pháp heuristic," IEEE Power and Energy Society Đại hội đồng, tập 2016-tháng 11 năm 2016.
- [13] S. Spataru, D. Sera, T. Kerekes và R. Teodorescu, "Phương pháp chẩn đoán cho hệ thống quang điện dựa trên về phép đo ánh sáng IV," Năng lượng Mặt trời, tập 119, trang 29-44, 2015.
- [14] S. Silvestre, M. A. Da Silva, A. Chouder, D. Guasch và E. Karatepe, "Quy trình mới để phát hiện lỗi trong các hệ thống PV được kết nối lưới điện dựa trên việc đánh giá các chỉ số dòng điện và điện áp," Năng lượng Chuyển đổi và Quản lý, tập 86, trang 241-249, 2014.
- [15] N. Gokmen, E. Karatepe, S. Silvestre, B. Celik và P. Ortega, "Một phương pháp chẩn đoán lỗi hiệu quả cho Hệ thống PV dựa trên cửa sổ điện áp hoạt động," Chuyển đổi và quản lý năng lượng, tập 73, trang 350-360, 2013.
- [16] T. Andrianajaina, E.J.R. Sambatra, C.B. Andrianirina, T.D. Razafimahefa, và N. Heraud, "PV Fault Phát hiện sử dụng phương pháp bình phương nhỏ nhất", số Epe, trang 20-22, 2016.
- [17] M. Dhimish và V. Holmes, "Thuật toán phát hiện lỗi cho các nhà máy quang điện được kết nối lưới điện," Solar Năng lượng, tập 137, trang 236-245, 2016.
- [18] <http://dx.doi.org/10.1037/0033-295X.101.2.101> E. Garoudja, F. Harrou, Y. Sun, K. Kara, A. Chouder và S. Silvestre hệ thống quang điện," Năng lượng Mặt trời, tập 150, trang 485-499, 2017.
- [19] R. Platon, J. Martel, N. Woodruff và TY Chau, "Phát hiện lỗi trực tuyến trong hệ thống PV," IEEE Giao dịch về Năng lượng bền vững, tập 6, số 4, trang 1200-1207, tháng 10 năm 2015.
- [20] A. Chatterjee, A. Keyhani và D. Kapoor, "Xác định các mô hình nguồn quang điện," IEEE Giao dịch về chuyển đổi năng lượng, tập 26, số 3, trang 883-889, 2011.

- [21] KP Murphy, Học máy: góc nhìn xác suất. Nhà xuất bản MIT, 2012.
- [22] GM Masters, Hệ thống điện năng tái tạo và hiệu quả, Phiên bản thứ 2. Nhà xuất bản Wiley-IEEE, 2013.
- [23] M. Fan, V. Vittal, GT Heydt và R. Ayyanar, "Xử lý trước dữ liệu quang điện không chắc chắn", IEEE Giao dịch về Năng lượng bền vững, tập 5, số 1, trang 351-352, tháng 1 năm 2014.
- [24] DR Cox, "Tương tác", Tạp chí Thống kê Quốc tế / Revue Internationale de Statistique, tập. 52, số 1, tr. 1, tháng 4 năm 1984.
- [25] L. Gunter, J. Zhu và SA Murphy, "Lựa chọn biến cho các tương tác định tính," Thống kê Phương pháp luận, tập 8, số 1, trang 42-55, 2011.
- [26] D. Hsu, "Xác định các biến số và tương tác chính trong các mô hình thống kê về mức tiêu thụ năng lượng của tòa nhà sử dụng chính quy hóa," Năng lượng, tập 83, trang 144-155, 2015.
- [27] JL Peixoto, "Lựa chọn biến phân cấp trong mô hình hồi quy đa thức," Tạp chí American Thống kê, tập 41, số 4, trang 311, tháng 11 năm 1987.
- [28] JL Peixoto, "Một tính chất của các mô hình hồi quy đa thức được xây dựng tốt," Tạp chí American Nhà thống kê, tập 44, số 1, trang 26, tháng 2 năm 1990.
- [29] JA Nelder, "Sự lựa chọn các thuật ngữ trong các mô hình bề mặt phản ứng-Mạnh đến mức nào-Di truyền yếu Nguyên tắc?," Nhà thống kê Hoa Kỳ, tập 52, số 4, trang 315, tháng 11 năm 1998.
- [30] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, và C.-J. Lin, "Hướng dẫn thực tế về phân loại vectơ hỗ trợ," BJU quốc tế, tập 101, số 1, trang 1396-400, 2008.

- Hệ thống phát hiện tình trạng bất thường của PV được phát triển
- Mô hình không yêu cầu cài đặt bất kỳ thiết bị đo lường bổ sung nào
- Phân tích hồi quy được sử dụng để ước tính thể hệ PV lý tưởng
- Thuật toán Máy vectơ hỗ trợ (SVM) được sử dụng để xác định tình trạng bất thường của PV
- Hệ thống phát hiện được đề xuất được xác thực bằng cách sử dụng dữ liệu thực tế