

Kiểm soát mạng nơ-ron nhân tạo cho Chẩn đoán lỗi của mảng quang điện

Syafaruddin, Thành viên không chính thức, IEEE, E. Karatepe, Thành viên, IEEE, và T. Hiyama, Thành viên, IEEE

Tóm tắt--Sự thâm nhập cao của các hệ thống quang điện (PV) dự kiến sẽ đóng vai trò quan trọng như nguồn phát điện trong tương lai gần. Một trong những triển khai điển hình của các hệ thống PV là không có cơ chế giám sát để theo dõi các điều kiện vật lý của các ô hoặc mô-đun. Trong quá trình vận hành lâu dài, các ô hoặc mô-đun có thể gặp phải tình trạng lỗi vì chúng tiếp xúc với môi trường. Kiểm tra mô-đun thủ công không được khuyến khích trong trường hợp này vì tốn thời gian, độ chính xác thấp và có khả năng gây nguy hiểm cho người vận hành. Do đó, việc cung cấp kỹ thuật chẩn đoán tự động sớm với phản hồi nhanh chóng và hiệu quả là rất cần thiết. Vì độ chính xác cao là vấn đề quan trọng trong các vấn đề chẩn đoán, nên bài báo trình bày phương pháp chẩn đoán lỗi bằng mạng nơ-ron nhân tạo ba lớp. Một mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) duy nhất không phù hợp để cung cấp giải pháp chính xác cho việc xác định lỗi này. Do đó, một số ANN được phát triển, sau đó thiết lập đầu cuối điện áp mô-đun điều khiển tự động. Phương pháp đề xuất đơn giản và chính xác để phát hiện vị trí chính xác của tình trạng ngắn mạch của các mô-đun PV trong mảng.

Thuật ngữ chỉ mục--Mảng PV , chẩn đoán lỗi, ngắn mạch tình trạng, TFFN, vị trí lỗi.

I. GIỚI THIỆU

Hệ thống điện năng lượng mặt trời nóng (PV) gần đây đã được thu hút nhiều sự chú ý hơn như là nguồn năng lượng tái tạo nổi bật. Hiện tượng này được thúc đẩy bởi một số lý do, ví dụ như sự phát triển công nghệ trưởng thành, cung cấp năng lượng bền vững và mối quan tâm về môi trường. Về mặt phát triển tế bào quang điện, các công nghệ Silicon (Si) thông thường bao gồm đơn tinh thể và đa tinh thể đã đạt đến thị trường tiềm năng của chúng được chỉ định bởi khả năng chuyển đổi năng lượng hiệu suất cao. Trong khi đó, các tế bào quang điện khác dựa trên công nghệ màng mỏng như Silicon vô định hình, Cadmium Telluride (CdTe) và Copper Indium Diselenide (CIS) đã trở nên quan trọng trong việc thâm nhập thị trường do chi phí giảm đáng kể. Nhờ vào nghiên cứu và phát triển tuyệt vời về vật liệu bán dẫn và công nghệ nano.

Cung cấp năng lượng bền vững là một lý do khác tại sao PV

Syafaruddin làm việc tại Khoa Kỹ thuật Điện, Đại học Hasanuddin, Jl. Những người tiên phong giành độc lập Km. 10, Makassar 90245 Indonesia (e-mail: syafaruddin@unhas.ac.id)

T. Hiyama thuộc Khoa Khoa học Máy tính và Kỹ thuật Điện, Đại học Kumamoto, 2-39-1 Kurokami, Thành phố Kumamoto 860-855 Nhật Bản (email: hiyama@cs.kumamoto-u.ac.jp).

E. Karatepe thuộc Khoa Kỹ thuật Điện và Điện tử, Đại học Ege, 35100 Bornova-Izmir, Thổ Nhĩ Kỳ (email: engin.karatepe@ege.edu.tr).

hệ thống trở thành nguồn năng lượng quan trọng trong tương lai. hệ thống điện thực tế đang trở nên cũ kỹ khi hầu như không có đơn vị phát điện nào được thành lập trong hệ thống, trong khi nhu cầu điện tăng nhanh qua từng năm. Vì lý do này, nguồn cung cấp năng lượng tức thời là rất cần thiết trong lưới điện của chúng ta và hệ thống PV có thể là nổi bật

giải pháp khắc phục tình trạng thiếu điện. Về mối quan tâm toàn cầu về môi trường, hệ thống PV có thể đóng vai trò quan trọng vì chúng sạch về mặt môi trường vì không thải khí, không có nước hoặc chất lỏng, im lặng vì không có bộ phận chuyển động và cải thiện tầm nhìn về mặt thẩm mỹ của kiến trúc tòa nhà. Hậu quả to lớn của thành tựu này có thể thấy thông qua việc lắp đặt hàng loạt hệ thống PV tích hợp trong tòa nhà và các mảng mô-đun PV quy mô lớn tại các vùng nông thôn trong tương lai gần.

Khi kích thước của mảng PV tăng lên hoặc việc lắp đặt được truy cập từ xa tại các địa điểm nông thôn mở hoặc các tòa nhà trên mái nhà, hoạt động giám sát nhanh chóng và hiệu quả của toàn bộ hệ thống PV bao gồm tình trạng vật lý của các ô sẽ được thu hút để giải quyết. Điều này là do thiếu cơ chế giám sát hệ thống PV, đặc biệt là đối với hệ thống từ 1 đến 10 kW. Mỗi mô-đun riêng lẻ phải được đảm bảo hoạt động bình thường để duy trì nguồn cung cấp điện liên tục và tránh thiệt hại tiềm ẩn. Có một số vấn đề tiềm ẩn có thể làm gián đoạn hoạt động của toàn bộ hệ thống PV, ví dụ như tình trạng ngắn mạch, hở mạch và che bóng của các mô-đun PV. Tình trạng ngắn mạch và hở mạch chủ yếu là do các vấn đề lão hóa của các mô-đun PV sau thời gian dài hoạt động. Mặt khác, các vấn đề che bóng có thể đến từ các bộ phận khác của tòa nhà, bụi bẩn trên đỉnh mô-đun hoặc tình trạng nhiều mây. Hàm ý của những điều kiện này là công suất truyền tải đầu ra thấp thu được từ hệ thống PV, có khả năng gây nguy hiểm cho các kỹ sư hiện trường và để những điều kiện như vậy, ví dụ như sự tồn tại của các vấn đề che bóng trong thời gian dài hơn tạo ra điểm nóng có thể đạt nhiệt độ cao hơn 150oC và điều này có khả năng làm hỏng ô. Vì những lý do này, cần có một hệ thống phát hiện lỗi sớm của mảng PV, ít nhất là để cung cấp thông tin cho người vận hành hệ thống về tình trạng hiện tại của các mô-đun PV hiện có để cung cấp các bước tiếp theo cho các hành động phòng ngừa. Trước đây, bất kỳ chuỗi mảng PV nào có một mô-đun đều có lỗi trong mười chuỗi kết nối, người vận hành đã thực hiện kiểm tra thủ công. Trên thực tế, cách tiếp cận truyền thống này không được khuyến khích trong nhiệm vụ này

vì tốn thời gian, độ chính xác thấp và có khả năng nguy hiểm cho người vận hành vì hệ thống PV riêng lẻ có thể chạy ở mức hàng trăm Vôn hoặc hàng chục Ampe.

Hệ thống phát hiện sớm để chẩn đoán lỗi hệ thống PV đã được các nhà nghiên cứu khác nghiên cứu. Chao et. al đề xuất mô hình hóa và chẩn đoán lỗi dựa trên hàm tương quan mở rộng và mô hình phân tử vật chất [1]. Tuy nhiên, phương pháp họ đề xuất chỉ xác định chính xác và kịp thời loại lỗi, chứ không xác định chính xác vị trí lỗi. Do đó, người vận hành hệ thống có thể cần thêm công việc để tìm mô-đun gặp phải tình trạng lỗi và điều này không dễ dàng và nguy hiểm trong quy mô lớn của hệ thống PV. Chouder và Silvestre đề xuất giám sát tự động và phát hiện lỗi của hệ thống PV bằng cách sử dụng phân tích tổn thất điện năng để tạo ra tín hiệu lỗi [2]. Trong phương pháp này, tỷ lệ dòng điện và điện áp DC được định nghĩa là các chỉ số của loại lỗi. Tuy nhiên, cách tiếp cận của họ chỉ đưa ra các loại lỗi và vị trí lỗi có thể xảy ra. Trên thực tế, nghiên cứu về nhận dạng và chẩn đoán lỗi đòi hỏi kết quả phát hiện rất chính xác. Nếu không, thông tin có thể gây hiểu lầm cho người vận hành. Dựa trên các nghiên cứu trước đây, vẫn còn nhiều cách tiềm năng để cải thiện các phương pháp nhận dạng, không chỉ các loại lỗi mà còn cả vị trí lỗi chính xác. Vì độ chính xác, tính toán nhanh và tính đơn giản là vấn đề quan trọng trong loại nghiên cứu này, nên kỹ thuật thông minh bằng mạng nơ-ron nhân tạo có thể là một giải pháp nổi bật.

Trong bài báo này, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được sử dụng làm công cụ nhận dạng để chẩn đoán lỗi của PV mảng. Kiểu ANN là mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp sử dụng hàm sigmoid tiếp tuyến (tansig) làm hàm kích hoạt. Phương pháp này đơn giản về mặt thuật toán, tốc độ tính toán nhanh và độ chính xác cao khi xác thực. Điều duy nhất có thể lo lắng là quá trình đào tạo mà kết quả đào tạo không lặp lại được do hậu quả của thuật toán lan truyền ngược. Tuy nhiên, quá trình đào tạo trong trường hợp này ít phức tạp hơn do xác nhận trực tiếp về cấu trúc mạng. Độ chính xác của mạng được cải thiện nhờ hàm kích hoạt tansig ; hàm này nhạy hơn đáng kể so với các hàm khác như hàm logsig và purelin do đầu ra tìm kiếm rộng hơn. Mô hình ANN đơn lẻ không đủ để giải quyết loại nhiệm vụ này. Do đó, một số mô hình đã phát triển cho nhiệm vụ cụ thể được thiết kế và sau đó điều khiển tự động được thiết lập dựa trên điện áp đầu cuối mô-đun. Là nghiên cứu ban đầu, loại lỗi chỉ tập trung vào lỗi ngắn mạch

tình trạng. Việc đoản mạch của mô-đun PV nhìn thoáng qua không có bất kỳ tác động đáng kể nào vì mô-đun được cho là đã kết nối đoản mạch. Điều này đúng nếu đoản mạch

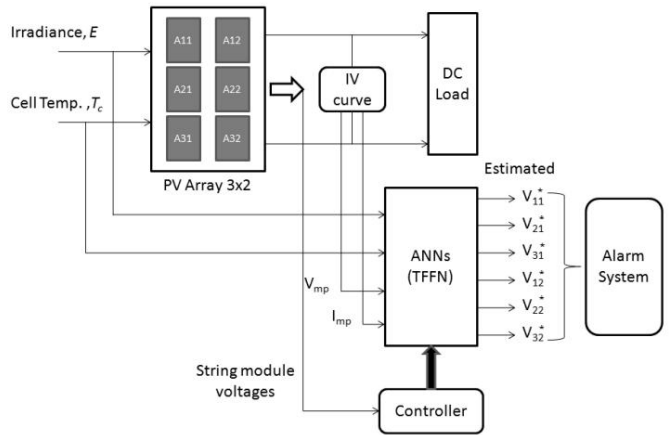
tình trạng hoàn hảo; trên thực tế đây không phải là sự kiện thực tế và nó có khả năng gây nguy hiểm cho tình trạng vật lý của mô-đun PV và những người làm việc xung quanh. Nhìn chung, tình trạng lỗi ngắn mạch có thể làm giảm đáng kể công suất đầu ra cung cấp cho tải. Phương pháp chúng tôi đề xuất đã được thử nghiệm ở kích thước mảng PV 3x2 và cho thấy độ chính xác cao

chẩn đoán một số tình huống xảy ra hiện tượng đoản mạch.

II. CẤU HÌNH CỦA HỆ THỐNG ĐỀ XUẤT

Sơ đồ hệ thống đề xuất của chúng tôi được thể hiện trong Hình 1. Cấu hình chủ yếu là mô hình mảng PV 3x2 tích hợp với tải DC, mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp làm công cụ chẩn đoán và bộ điều khiển để điều khiển mạng nơ-ron nhân tạo. Thật không may, hệ thống báo động không được xác định trong nghiên cứu này; tuy nhiên, ý tưởng chính là kết quả ước tính từ cấu trúc ANN có thể được

được xử lý như tín hiệu đầu vào cho hệ thống báo động.



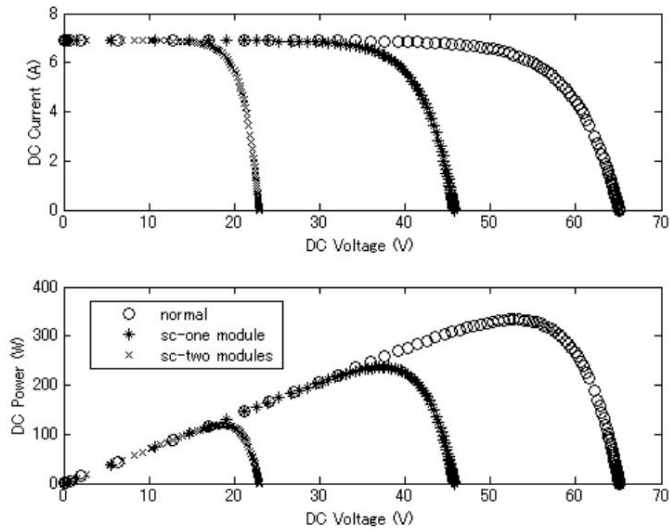
Hình 1. Sơ đồ hệ thống đề xuất

BẢNG I CÔNG SUẤT ĐẦU RA CỦA CÁC MODULE PV THEO STC: 1000W/m ² , 250C	
Công suất tối đa	55W
Điện áp mạch hở	21,7V
Dòng điện ngắn mạch	3,45 Môt
Điện áp tại điểm công suất cực đại	17,4V
Dòng điện tại điểm công suất cực đại	3.15 Môt

Loại mô-đun PV là Si đơn tinh thể: Siemens SM-55 được tạo thành từ 36 cell pin mặt trời nối tiếp. Sự phát triển toán học của mô-đun này được giải thích rõ ràng như trong [3]. Thông số kỹ thuật của mô-đun này trong điều kiện thử nghiệm tiêu chuẩn (STC) được trình bày trong Bảng I. Các tín hiệu đầu vào của mảng PV là mức độ chiếu xạ (E) và nhiệt độ cell (Tc), trong khi điện áp và dòng điện điểm công suất cực đại (MPP), Vmp và Imp quan sát được trong đường cong IV là các tín hiệu đầu ra. Hai MPP này cùng với E và Tc là tín hiệu đầu vào cho các mô hình ANN tập thể để ước tính điện áp đầu cuối của mỗi mô-đun PV là V11 *, V21 *, V31 *, V12 *, V22 *, V32 *. Do đó, cần phải có các cảm biến để đo mức độ chiếu xạ, nhiệt độ cell của mô-đun, điện áp và dòng điện tại các điểm công suất cực đại. Ngoài ra, bộ điều khiển MPPT phải hoạt động chắc chắn để cung cấp thông tin chính xác về hai MPP này. Chúng tôi đã tham khảo các mô hình ANN tập thể vì một mô hình ANN đơn lẻ không đủ để xác định chính xác sự cố ngắn mạch.

vị trí của mô-đun. Trong nghiên cứu này, ANN được phát triển theo từng trường hợp, ví dụ các mạng nơ-ron khác nhau được thiết kế cho ngắn mạch nằm trong mô-đun PV A11 và trong A12 và

v.v. Để điều khiển ANN hoạt động trong điều kiện lỗi, bộ điều khiển được thiết kế dựa trên điện áp mô-đun chuỗi.



Hình 2. Đặc tính IV và PV trong điều kiện ngắn mạch

Hiệu suất của mảng PV trong điều kiện bình thường và ngắn mạch được thể hiện bằng đường cong IV và PV trong Hình 2. Các phép đo này được thực hiện dưới mức chiếu xạ 1000 W/m² và nhiệt độ cell là 25oC. Trong điều kiện bình thường không có lỗi ngắn mạch, điện áp và dòng điện tại điểm công suất cực đại, V_{mp} và I_{mp}, lần lượt là 52,74V và 6,32A. Do đó, công suất đầu ra cực đại là 333,3W. Tuy nhiên, nếu mô-đun A11 bị ngắn mạch, dòng điện chuỗi không thay đổi so với giá trị bình thường; nhưng V_{mp} giảm và dẫn đến giảm công suất đầu ra cực đại xuống 236,1W. Công suất đầu ra giảm đáng kể xuống 118,3W khi A11 và A21 bị ngắn mạch. Ngoài ra, đặc điểm cho thấy không có thay đổi dòng điện đáng kể khi tình trạng ngắn mạch xảy ra trong cùng một chuỗi. Chỉ có điện áp hoạt động sẽ giảm đáng kể do hậu quả của loại lỗi này. Có khả năng giảm công suất đầu ra khoảng 30% và 65% dựa trên hai kịch bản mẫu này. Trong nghiên cứu này, kịch bản để làm ngắn mạch hoàn toàn tất cả các mô-đun trong một chuỗi không được thực hiện vì hợp lý là không có điện năng truyền đến tải và về mặt này, người vận hành sẽ nhanh chóng xác định được vấn đề. Những loại cân nhắc này được thiết lập cho các kịch bản khác nhau để có được tập dữ liệu cho quá trình đào tạo mạng nơ-ron nhân tạo.

III. MẠNG NƠ- RON TRUYỀN TIẾP BA LỚP VÀ THIẾT KẾ ĐIỀU KHIỂN ĐƯỢC ĐỀ XUẤT

Về cơ bản, các loại mạng nơ-ron nhân tạo khác nhau hiện nay có thể được sử dụng cho các ứng dụng khác nhau. Trong các công trình trước đây của chúng tôi, chúng tôi đã nghiên cứu hiệu suất của cơ sở xuyên tâm chức năng (RBF), hệ thống suy luận thần kinh mờ thích ứng (ANFIS) và mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp (TFFN) để ước tính điểm MPP của mô-đun PV [4], [5]. Kết luận của các công trình trước đó là mỗi cấu trúc ANN đều có điểm mạnh và điểm yếu, tùy thuộc vào

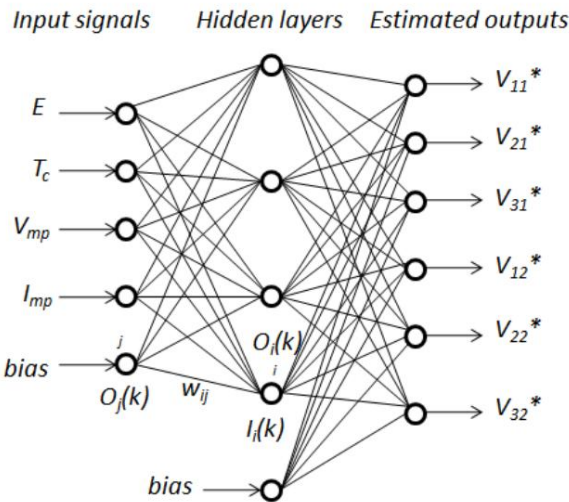
nhiệm vụ ước tính. Đặc biệt đối với TFFN, có lẽ là khó quyết định cấu trúc sau khi đào tạo vì hậu quả của thuật toán lan truyền ngược và gradient giảm dần, trong đó có nhiều cấu trúc khả thi. Tuy nhiên, cấu trúc TFFN đơn giản, độ chính xác cao giữa đào tạo và xác thực và cũng dễ kết nối với các thành phần hoặc thiết bị khác để thử nghiệm trực tuyến. Trên thực tế, hầu như không có vấn đề gì khi chọn cấu trúc mạng vì lỗi đào tạo nhỏ đối với một lần thử, nghĩa là cấu trúc có thể được xác nhận trực tiếp. Vì độ chính xác là mối quan tâm chính trong vấn đề giải quyết chẩn đoán, nên TFFN là lựa chọn tốt nhất.

Mạng RBF có thể đưa ra lỗi nhỏ trong quá trình đào tạo nhưng chúng lại quá khớp trong quá trình xác thực. Mặt khác, mạng ANFIS có cấu trúc mạng phức tạp hơn TFFN. Vì lý do này, cấu trúc TFFN được chọn cho mục đích nghiên cứu này.

Mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp sử dụng thuật toán truyền ngược và phương pháp giảm dần độ dốc để điều chỉnh trọng số nhằm giảm lỗi học tập [6].

Thuật toán TFFN truyền lỗi giữa đầu ra ước tính và đầu ra thực tế. Trong lần truyền tiếp, các vectơ đầu vào, đầu ra thực tế và lỗi được tính toán. Trong lần truyền ngược, độ dốc lỗi liên quan đến trọng số được tính toán bằng cách truyền lỗi ngược qua mạng. Sau khi độ dốc lỗi được tính toán, các trọng số được điều chỉnh. Hậu quả của quá trình này là cấu trúc mạng sẽ không bao giờ có được cùng một giá trị cho một bước đào tạo liên tiếp. Ngoài ra, số lượng cấu trúc mạng có thể cao.

Do đó, việc lựa chọn cấu trúc mạng dựa trên tư duy trực quan của người đào tạo. Về mặt này, quá trình đào tạo có thể mất nhiều thời gian.



Hình 3. Cấu trúc TFFN

Nhìn chung, có ba giai đoạn quan trọng để phát triển mạng nơ-ron nhân tạo. Đó là chuẩn bị tập dữ liệu đào tạo, quy trình đào tạo và quy trình xác thực hoặc thử nghiệm. Trong nghiên cứu này, 12 trường hợp ngắn mạch sẽ được điều tra, nghĩa là 12 ANN đã phát triển sẽ có sẵn. Tuy nhiên, quá trình phát triển ANN đơn lẻ là đủ để giải thích,

trong khi những cái khác chỉ là quá trình lặp lại. Để tạo ra tập dữ liệu đào tạo, cần phải xác định điểm hoạt động miền của mạng ANN. Các cấu trúc mạng dự kiến sẽ hoạt động trong phạm vi mức độ chiếu xạ và nhiệt độ ô lần lượt là $100-1000\text{W/m}^2$ và $10-60^\circ\text{C}$.

Mẫu dữ liệu được lấy từ quan sát điện áp và dòng điện tại đỉnh toàn cực trong đường cong IV cho mọi thay đổi về độ rọi và nhiệt độ của cell. Theo giả định này, có 30 tổ hợp mẫu dữ liệu cho quá trình đào tạo. Cấu hình cơ bản của các cấu trúc ANN được nghiên cứu như thể hiện trong Hình 3 có 4 tín hiệu đầu vào; E , T_c , V_{mp} và I_{mp} biểu diễn các tín hiệu vào-ra của mảng PV với 6 tín hiệu đầu ra; $V11^*$, $V21^*$, $V31^*$, $V12^*$, $V22^*$, $V32^*$ biểu diễn các điện áp mô-đun đầu cuối ước tính. Các nút ẩn được xác định sau khi hoàn tất quá trình đào tạo. Sau quá trình đào tạo, cấu trúc ANN thu được tốt nhất được xác thực với các kích bản đầu vào khác nhau.

Trong nghiên cứu này, quá trình đào tạo sử dụng sigmoid hoạt động như một hàm kích hoạt giữa các lớp. Trong nghiên cứu này, hàm tangent sigmoid (tansig) được sử dụng cho các đặc điểm đầu vào-đầu ra của các nút. Người ta quan sát thấy rằng hàm tansig nhạy hơn các hàm kích hoạt khác, chẳng hạn như logsig và purelin; do đó, nó có thể tạo ra ảnh xạ có độ chính xác cao giữa dữ liệu đầu vào-đầu ra. Đối với mỗi nút i trong các lớp ẩn và đầu ra, đầu ra $O_i(k)$ được đưa ra như sau:

$$\text{Được: } \frac{\begin{matrix} \text{Tô}_k & \text{Tô}(k) \\ \text{() } e & \text{Và} \end{matrix}}{\begin{matrix} \text{Tô}_i \text{ () } & \\ \text{Tô}(k_i) & \text{Tô}(k) \end{matrix}} \quad (1)$$

Thuật ngữ $I_i(k)$ trong (1) là tín hiệu đầu vào đến nút i tại lần lấy mẫu thứ k . Đầu vào $I_i(k)$ được đưa ra bởi tổng có trọng số của các nút đầu vào như sau:

$$T_{i,j}(k) = w_{i,j}(k) O_j(k) \quad (2)$$

trong đó w_{ij} là trọng số kết nối từ nút j đến nút i và $O_j(k)$ là đầu ra từ nút j .

Trong quá trình đào tạo, trọng số kết nối w_{ij} được điều chỉnh để quy cho đến khi đạt được sự phù hợp tốt nhất cho các mẫu đầu vào-đầu ra dựa trên giá trị nhỏ nhất của tổng bình phương lỗi (SSE); được mô tả như sau:

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_k - \text{Được rồi})^2 \quad (3)$$

trong đó N là tổng số mẫu đào tạo, $t(k)$ là điện áp mô-đun chuỗi thực tế thứ k của $V11, V21, V31, V12, V22, V32$

và $O(k)$ là điện áp mô-đun chuỗi ước tính của $V11^*$, $V21^*$, $V31^*$, $V12^*$, $V22^*$, $V32^*$. Đối với tất cả các mẫu dữ liệu đào tạo, hàm lỗi được đánh giá và trọng số kết nối w_{ij} được cập nhật để giảm thiểu lỗi như trong (3).

Kết quả đào tạo được biểu thị bằng số lượng nút ẩn (nh) và lỗi đào tạo (SSE) như thể hiện trong Bảng II. Thật đáng ngạc nhiên khi số lượng nút ẩn là 10 và con số này tương tự như tất cả các kích bản ngắn mạch. Một lần nữa, kết quả này xác nhận tính đơn giản của TFFN trong trường hợp được tôn trọng này.

Xét về độ chính xác của quá trình đào tạo, sự cố ngắn mạch trong mô-đun đơn có SSE thấp hơn sự cố xảy ra trong hai mô-đun.

mô-đun. Kết quả tất nhiên là logic vì gánh nặng xử lý dữ liệu đào tạo trong trường hợp hai mô-đun bị đoản mạch.

BẢNG II
KẾT QUẢ ĐÀO TẠO ANN

Lỗi dây đầu tiên			Lỗi dây thứ hai		
Lỗi địa điểm	nh	Đồng Hưa Á	Lỗi địa điểm	nh	Đồng Hưa Á
A11	10	3.2×10^{-5}	A12	10	3.4×10^{-5}
A21	10	3.3×10^{-5}	A22	10	2.9×10^{-5}
A31	10	3.5×10^{-5}	A32	10	3.1×10^{-5}
A11, A21	10	4.8×10^{-5}	A12, A22	10	5.0×10^{-5}
A21, A31	10	5.1×10^{-5}	A22, A32	10	5.2×10^{-5}
A11, A31	10	5.0×10^{-5}	A12, A32	10	4.9×10^{-5}

Vi có 12 mô hình ANN được phát triển dựa trên nhiệm vụ được xác định, nên có một bộ điều khiển để kích hoạt một khối ANN nhất định, trong khi các khối khác vẫn không phản hồi. Vì mục đích này, một quy tắc đơn giản của bộ điều khiển dựa trên điện áp mô-đun chuỗi thực tế được đề xuất để xử lý nhiệm vụ này. Đối với ngắn mạch trong một mô-đun trong một chuỗi:

$$\begin{pmatrix} V_f & (V_{nf\ 1} & V_{nf\ 2} & \dots & V_{nf\ x}) \end{pmatrix} \quad m \quad (4)$$

trong đó V_f là điện áp đầu cuối tại mô-đun bị lỗi và V_{nf1} đến V_{nfx} là điện áp đầu cuối tại các mô-đun không bị lỗi. Giả sử có x số mô-đun trong một chuỗi. Nếu giá trị của phương trình (4) được thỏa mãn, thì các tín hiệu đầu vào của E , T_c

, Vmp và Imp được xử lý thông qua khối ANN có nghĩa là khối ANN được kích hoạt. Nếu không, khối ANN vẫn không phản hồi. Ngưỡng m là giá trị tối thiểu

giá trị điện áp của các mô-đun không bị lỗi. Trong nghiên cứu này, ngưỡng m được đặt bằng 34. Giá trị này phụ thuộc rất nhiều vào sự thay đổi của bức xạ và nhiệt độ của cell. Chúng ta có thể chỉ cần đặt ngưỡng, ví dụ $V_{11}=0$ trong trường hợp A11 ngắn mạch. Tuy nhiên, ngưỡng này sẽ gây hiểu lầm khi kích hoạt ANN cho nhiệm vụ A11 và A21, v.v. Trong trường hợp mô-đun A11 bị ngắn mạch, các quy tắc để điều khiển ANN đã được đào tạo cho nhiệm vụ này được tạo ra như sau:

$$\begin{vmatrix} V_{11} & (V_{21} & V_{31}) \end{vmatrix} 34 \quad (5)$$

trong đó V11 là điện áp tại mô-đun bị lỗi, V21 và V31 là điện áp của mô-đun không bị lỗi.

Đối với trường hợp ngắn mạch trong k mô-đun trong một chuỗi:

$$\frac{\left(\begin{matrix} \text{VV} \\ 1 \text{ lần } 2 \end{matrix} \dots \text{TRONG} \right)}{\left(\begin{matrix} \text{VV} \\ \text{ffl} \text{ h} \text{ f} \text{ n} \text{ f} \end{matrix} \right) \left(\begin{matrix} \text{VVV} \\ \text{h} \text{ o} \text{ o} \end{matrix} \text{ số } 1 \dots \text{TRONG} \right)} \quad \text{N} \quad (6)$$

Số hạng của phương trình (6) là tổng điện áp đầu cuối của mô-đun bị lỗi, trong khi mẫu số của phương trình này là sự phục tùng của tất cả điện áp đầu cuối của các mô-đun trong một chuỗi. Trong nghiên cứu này, sự cố ngắn mạch hoàn toàn xảy ra trong tất cả các mô-đun của chuỗi không được mô phỏng vì không chuyển điện năng đến đầu ra thiết bị đầu cuối và trường hợp này trong thực tế có thể dễ dàng được người vận hành biết đến. Ngưỡng của

bộ điều khiển n là 0 cho biết ANN đã bị vô hiệu hóa nếu điều kiện trong (6) được đáp ứng. Nếu không, nó được kích hoạt. Để kích hoạt ANN cho nhiệm vụ đoản mạch A11 và A21 , quy tắc trong (6) được sửa đổi thành:

$$\left| \frac{\left(\begin{matrix} VV \\ 11 \end{matrix} \quad \begin{matrix} 21 \end{matrix} \right)}{\begin{matrix} VVV \\ 11 \quad 21 \quad 31 \end{matrix}} \right| = 0 \tag{7}$$

trong đó V11 và V21 là điện áp tại các mô-đun bị lỗi, V31 là điện áp tại mô-đun không bị lỗi.

Trong những trường hợp khác, sẽ có số lượng lớn các mô hình ANN cho mảng PV có kích thước lớn bằng với số trường hợp tiềm ẩn ngắn mạch. Tuy nhiên, quá trình đào tạo rất đơn giản và chính xác vì hành vi của mô-đun phản ứng với các trường hợp lỗi khác nhau về cơ bản là giống nhau.

Do đó, tính linh hoạt của phương pháp đề xuất trong mảng PV có kích thước lớn được đảm bảo với độ chính xác cao trong chẩn đoán lỗi ngắn mạch xảy ra ở các vị trí khác nhau của mô-đun PV.

IV. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ THẢO LUẬN

Một số tình huống ngắn mạch xảy ra trong mô-đun PV là được thử nghiệm trong nghiên cứu này dưới các điều kiện nhiệt độ và độ rọi khác nhau. Trong thử nghiệm này, lỗi ngắn mạch được thiết lập để xảy ra trong một mô-đun và hai mô-đun trong chuỗi đầu tiên, sau đó là chuỗi thứ hai. Để đảm bảo rằng phương pháp được đề xuất có thể phản ứng trong các yếu tố môi trường khác nhau, các thử nghiệm được thực hiện dưới độ rọi thấp và nhiệt độ 0, độ rọi thấp và nhiệt độ 0 cao, độ rọi cao và nhiệt độ 0 thấp, độ rọi cao và nhiệt độ 0 cao.

BẢNG III
ĐIỆN ÁP ĐẦU CUỐI CỦA MỖI MODULE PV KHÔNG CÓ
ĐIỀU KIỆN NGẮN MẠCH

VÀ (W/m2)	Tc (0C)	V11 <small>(mVdc)</small>	V21 <small>(mVdc)</small>	V31 <small>(mVdc)</small>	V12 <small>(mVdc)</small>	V22 <small>(mVdc)</small>	V32 <small>(mVdc)</small>
220	20	19,66	19,66	19,66	19,66	19,66	19,66
220	60	16,17	16,17	16,17	16,17	16,17	16,17
870	20	21,87	21,87	21,87	21,87	21,87	21,87
870	60	18,68		18,68	18,68	18,68	18,68

Trong điều kiện bình thường, không có bất kỳ lỗi ngắn mạch nào như thể hiện trong Bảng III, điện áp đầu cuối khi đo trực tiếp là như nhau và cân bằng. Sự dao động của điện áp đầu cuối chỉ là do sự thay đổi về độ rọi và nhiệt độ của cell. Ở cùng nhiệt độ cell, điện áp đầu cuối tăng nhẹ khi mức độ rọi tăng do đầu ra dòng điện quang cao. Tuy nhiên, điện áp đầu cuối giảm nhanh khi nhiệt độ tăng do hệ số nhiệt độ âm của các cell Silicon đơn tinh thể tạo nên mảng PV. Do đó, điện áp đầu cuối có vẻ như bị chi phối bởi sự dao động nhiệt độ của cell.

Mặt khác, khi tình trạng ngắn mạch xảy ra ở bất kỳ mô-đun nào, thì điện áp đầu cuối của mô-đun sẽ giảm xuống bằng không. Việc giảm điện áp của mô-đun bị lỗi không chỉ ảnh hưởng đến các mô-đun nằm trong cùng một chuỗi mà còn ảnh hưởng đến các mô-đun trong chuỗi liền kề. Ví dụ, khi

Mô-đun A11 bị đoản mạch, điện áp cực của nó bằng không. Tuy nhiên, nó làm cho điện áp đầu cuối của A21 và A31 tăng lên 20,76V và đẩy điện áp đầu cuối của các mô-đun trong chuỗi thứ hai lên 13,84V. Hành vi này có ý nghĩa hơn khi hai mô-đun bị ngắn mạch trong cùng một chuỗi. Ví dụ, các mô-đun A22 và A32 trong chuỗi thứ hai bị ngắn mạch; điện áp đầu cuối của các mô-đun này giảm xuống 0 và làm cho điện áp đầu cuối của mô-đun A12 tăng khoảng 2 đến 3V so với giá trị bình thường của nó.

Hiệu ứng đáng kể của việc giảm điện áp xuống khoảng 6V cũng được trải qua đối với tất cả các mô-đun trong chuỗi đầu tiên. Loại dao động này khó có thể theo dõi bằng các kỹ thuật thông thường khác ngoại trừ kết quả ước tính do mạng nơ-ron nhân tạo tạo ra. Ngoài ra, phép đo trực tiếp ít phù hợp hơn với việc giám sát trực tuyến trong bối cảnh lưới điện thông minh, vì thông tin trễ ít được chấp nhận hơn.

Kết quả ước tính điện áp đầu cuối sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp được hiển thị trong Bảng IV đối với lỗi xảy ra ở chuỗi thứ nhất và thứ hai. Chỉ các phép đo đầu ra điển hình được hiển thị trong các bảng này, trong khi các phép đo khác cung cấp cùng một đặc điểm. Phương pháp chúng tôi đề xuất có hiệu quả để ước tính điện áp đầu cuối của mô-đun bị lỗi và các mô-đun lân cận của nó nằm trong cùng một chuỗi hoặc trong chuỗi tiếp theo. Độ chính xác có thể đạt được khoảng 0,001 cho tất cả các phép đo. Các phép đo này được thực hiện trong các tình huống đầu vào khác nhau để đảm bảo phương pháp này có thể điều chỉnh theo các biến thể của các yếu tố môi trường. Phương pháp đề xuất hiện có thể ước tính vị trí lỗi trong cùng một chuỗi. Tuy nhiên, để tìm ra nhiều vị trí lỗi giữa các chuỗi có thể đạt được bằng cách tăng số lượng dữ liệu đào tạo và cập nhật quy tắc điều khiển. Các kết quả ước tính thu được trong nghiên cứu này là

thông tin rất hữu ích cho việc phát triển hệ thống báo động.

V. KẾT LUẬN

Bài báo này đã đề xuất chẩn đoán lỗi của mảng PV, đặc biệt là đối với tình trạng ngắn mạch bằng cách sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng ba lớp. Một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) đơn lẻ ít phù hợp hơn vì lỗi có thể cao, trong khi trong việc chẩn đoán giải quyết vấn đề, độ chính xác cao là vấn đề quan trọng nhất. Do đó, một số mô hình ANN được phát triển dựa trên nhiệm vụ ước tính, sau đó cung cấp quy tắc điều khiển để điều khiển ANN có thể phản hồi vị trí lỗi. Ở dạng hiện tại, phương pháp được đề xuất có thể xác định vị trí ngắn mạch của các mô-đun PV trong một chuỗi độc lập. Để mở rộng nhiệm vụ của phương pháp được đề xuất, ví dụ như tìm nhiều vị trí lỗi giữa các chuỗi, số lượng dữ liệu đào tạo nên được tăng lên và quy tắc điều khiển nên được cập nhật. Phương pháp được đề xuất khá thi đối với hệ thống PV có quy mô lớn do quá trình đào tạo ANN và quy tắc điều khiển đơn giản. Thông tin thu được từ kết quả ước tính rất quan trọng đối với việc giám sát hệ thống trực tuyến trong bối cảnh quan điểm lưới điện thông minh.

BẢNG IV
KẾT QUẢ ƯỚC TÍNH ANN CHO LỖI NGẮN MẠCH Ở DÂY ĐẦU TIÊN VÀ DÂY THỨ HAI CỦA MẢNG PV

Chập mạch địa điểm	và (W/m2)	Tc (oC)	Đo lường trực tiếp						Ước tính ANN					
			V11	V21	V31	V12	V22	V32	V11*	V21*	V31*	V12*	V22*	V32*
A11	220	20	0,00	20,76 20	76 13,84	13,84 13	84 0,02 20	67 20,67	13,77 13	78 13,72				
	220	60	0,00	17,37 17	37 11,58	11,58 11	58 0,00			17,33 17	33 11,56	11,56 11	58	
	870	20	0,00	23,02 23	02 15,35	15,35 15	35 0,01 23	08 23,08	15,38 15	38 15,38				
	870	60	0,00	19,93	19,93 13	29 13,29	13,29 0,01			19,96 19	96 13,30	13,30 13	29	
A11, A21	220	20	0,00	0,00	20,78 6	93	6,93	6,93	0,05	0,03 20	82 7,00		6,89	6,97
	220	60	0,00	0,00	17,45 5	81	5.81	5.81	0,03	0,02 17	43 5,77		5,85	5,78
	870	20	0,00	0,00	23.03 7	68	7,68	7,68	0,02	0,03 23	11	7.73	7.73	7,76
	870	60	0,00	0,00	20,00 6	67	6,67	6,67	0,04	0,02 20	02 6,67		6,74	6,70
A22	220	20	13,84	13,84 13	84 20,76	0,00 20	76 13,86 13	87 13,84	20,80 0,01	20,83				
	220	60	11,58	11,58	11,58 17	37 0,00	17,37 11	57 11,57	11,57 17	35 0,01				17.37
	870	20	15.35	15.35	15,35 23	02 0,00	23,02 15	31 15,31	15,30 22	95 0,01 22	97			
	870	60	13.29	13,29 13	29 19,94	0,00 19	94 13,29 13	30 13,29	19,94 0,01					19,97
A22, A32	220	20	6,93	6,93	6,93 20	78 0,00		0,00	6,94	6,92	6,92 20	80 0,01		0,02
	220	60	5.81	5.81	5.81	17,45 0	00	0,00	6.07	5,90	5,92 17	64 0,00		0,09
	870	20	7,68	7,68	7,68 23	03 0,00		0,00	7,56	7,65	7,64 22	99 0,01		0,05
	870	60	6,67	6,67	6,67 20	00 0,00		0,00	6,67	6,68	6,68 20	01 0,01		0,01

VI. TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] K.-H. Chao, S.-H. Ho, và M.-H. Wang, “Mô hình hóa và chẩn đoán lỗi của hệ thống quang điện,” Nghiên cứu hệ thống điện, tập 78, số 1, trang 97-105, 2008

[2] A. Chouder và S. Silvestre, “Giám sát tự động và phát hiện lỗi của hệ thống PV dựa trên phân tích tổn thất điện năng,” Chuyển đổi và quản lý năng lượng, tập 51, số 10, tr.1929-1937, 2010

[3] E. Karatepe, M. Boztepe và M. Colak, “Phát triển mô hình phù hợp để mô tả đặc điểm của các mảng quang điện có pin mặt trời che bóng” , Năng lượng mặt trời, tập 81, số 8, trang 977-992, 2007

[4] Syafaruddin, E. Karatepe và T. Hiyama, “So sánh các mô hình ANN để ước tính các điểm tối ưu của các mô-đun quang điện Silicon tinh thể,” Giao dịch IEEE về Điện và Năng lượng, tập 130, số 7, trang 661-669, 2010

[5] Syafaruddin, E. Karatepe, và T. Hiyama, “Khả thi của mạng nơ-ron nhân tạo để ước tính điểm công suất cực đại của các mô-đun quang điện Si không tinh thể,” Biên bản Hội nghị quốc tế lần thứ 15 về Ứng dụng hệ thống thông minh cho hệ thống điện (ISAP), 2009, Curitiba, Brazil

[6] K. Hyun-Soo, BG Morris, H. Seung-Soo và GS May, “So sánh tối ưu hóa bầy đàn hạt và di truyền để hình thành tiếp xúc trong pin mặt trời silicon hiệu suất cao,” trong Proc. 2008 IEEE International Joint Conf. về Mạng nơ-ron, trang 1531-1535

VII. TIỂU SỬ

Syafaruddin



gian thực và ứng dụng điều khiển logic mờ thần kinh trong hệ thống điện.

(Không phải thành viên) đã nhận bằng Cử nhân Kỹ thuật Điện từ Đại học Hasanuddin, Indonesia, năm 1996, bằng Thạc sĩ Kỹ thuật Điện từ Đại học Queensland, Úc, năm 2004 và bằng Tiến sĩ Kỹ thuật từ Đại học Kumamoto, Nhật Bản năm 2009. Ông đã làm việc tại Đại học Kumamoto với tư cách là một dự án

trợ lý giáo sư cho Khoa Khoa học Sau đại học và Công nghệ. Các lĩnh vực nghiên cứu của ông bao gồm lập kế hoạch phát điện phân tán, điều khiển theo dõi điểm công suất cực đại của hệ thống quang điện, mô phỏng hệ thống điện thời

Kỹ thuật Karatepe



(Thành viên) đã nhận bằng Thạc sĩ Kỹ thuật Điện-Điện tử tại Đại học Ege Thổ Nhĩ Kỳ năm 2000 và bằng Tiến sĩ tại Viện Năng lượng Mặt trời của Đại học Ege năm 2006. Hiện tại, ông là một phần của đội ngũ giảng viên tại Khoa Kỹ thuật Điện-Điện tử của Đại học Ege. Ông là nghiên cứu sinh sau tiến sĩ tại Khoa Khoa học Máy tính và Kỹ thuật Điện tại Đại học Kumamoto, Nhật Bản năm 2007. Các mối quan tâm nghiên cứu hiện tại của ông bao gồm sản xuất điện phân tán,

mô hình hệ thống, điện toán mềm và hệ thống thông minh ứng dụng vào các nguồn năng lượng tái tạo.

Takashi Hiyama



(Thành viên) nhận bằng Cử nhân Kỹ thuật, Thạc sĩ và Tiến sĩ, tất cả đều chuyên ngành Kỹ thuật Điện từ Đại học Kyoto Nhật Bản vào các năm 1969, 1971 và 1980. Ông gia nhập Đại học Kumamoto năm 1971 và trở thành Giáo sư từ năm 1989. Trong khoảng thời gian từ tháng 6 năm 1985 đến tháng 9 năm 1986, ông làm việc tại Đại học Clarkson và tham gia nghiên cứu về sóng hài hệ thống điện. Các mối quan tâm hiện tại của ông bao gồm các ứng dụng hệ thống thông minh cho hệ thống điện và các ứng dụng của nguồn điện năng lượng tái tạo vào hoạt động, điều khiển và quản lý hệ thống phân phối điện. Ông là Thành viên Cao cấp của IEEE, thành viên của IEE Nhật Bản và Hiệp hội Năng lượng Mặt trời Nhật Bản.