VNUHCM Journal of Advanced Research and Natural Sciences, 10(2):3673-3682

Open Access Full Text Article

Bài nghiên cứu

XÂY DỰNG MÔ HÌNH TƯƠNG ĐƯƠNG TẤM PIN QUANG ĐIỆN BẰNG MẠNG NEURON NHÂN TẠO HUẤN LUYỆN TỪ TÍNH TOÁN MẠCH ĐIỆN TƯƠNG ĐƯƠNG

Nguyễn Phước Hoàng Khang[1,2,3], Nguyễn Chí Nhân[1,2,3,*]

Use your smartphone to scan this QR code and download this article

TÓM TẮT

Tấm pin quang điện đóng vai trò then chốt trong hệ thống năng lượng mặt trời, đảm nhiệm chức năng chuyển đổi quang năng từ bức xạ mặt trời thành điện năng phục vụ cho các hoạt động sản xuất và sinh hoạt. Trong công tác giám sát và vận hành hệ thống điện mặt trời, việc xác định các giá trị vận hành tối ưu của tấm pin là cơ sở quan trọng cho các phương pháp phân tích, phát hiện cũng như phân loại sự cố. Các thông số này có thể được xác định thông qua phương pháp giải mạch tương đương hoặc bằng cách sử dụng các mô hình học máy được huấn luyện dựa trên dữ liệu vận hành đã thu thập. Tuy nhiên, phương pháp giải mạch truyền thống thường tiêu tốn nhiều tài nguyên tính toán do phải áp dụng các thuật toán lặp để tìm kiếm tham số, dẫn đến thời gian xử lý kéo dài và khó đáp ứng yêu cầu thời gian thực. Ngược lại, các mô hình học máy giúp rút ngắn thời gian tính toán nhờ khai thác các tham số đã được huấn luyện, nhưng lại phụ thuộc lớn vào điều kiện thu thập và quy mô dữ liệu để đạt được độ chính xác mong muốn. Bài báo đề xuất một quy trình xây dựng mạng neuron nhân tạo (ANN), trong đó dữ liệu huấn luyện được tạo ra từ việc tính toán mô hình mạch điện tương đương bằng phương pháp Newton–Raphson. Cách tiếp cận này hướng tới việc xây dựng một mô hình thay thế cho tấm pin quang điện vừa đảm bảo độ chính xác cao, vừa có tốc độ tính toán nhanh nhằm đáp ứng các yêu cầu giám sát và phát hiện sự cố thời gian thực.

Từ khoá: tấm pin quang điện, mô hình tương đương, máy học, mạng neuron nhân tạo

[1]*Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh*

[2]*Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM*

[3]*Phòng thí nghiệm Vi mạch tích hợp, Hệ thống nhúng và AIoT, Bộ môn Vật lý điện tử, Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM*

Liên hệ

Nguyễn Chí Nhân, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM

Phòng thí nghiệm Vi mạch tích hợp, Hệ thống nhúng và AIoT, Bộ môn Vật lý điện tử, Khoa Vật lý – Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Khoa học tự nhiên, ĐHQG-HCM

Email: ncnhan@hcmus.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 17-12-2025
- Ngày sửa đổi: 03-03-2026
- Ngày chấp nhận: 18-06-2026
- Ngày đăng: 28-06-2026

DOI : https://doi.org/10.32508/vnuhcmj-arns.v10i2.1505

Check for updates

GIỚI THIỆU

Mô hình hóa tấm pin quang điện là một phương pháp xây dựng các mô hình tính toán thông số ngõ ra của tấm pin quang điện từ các thông số của nhà sản xuất, điều kiện cường độ bức xạ, nhiệt độ trong quá trình hoạt động. Các mô hình này đóng vai trò quan trọng trong giám sát và phát hiện các trường hợp sự cố trong tấm pin quang điện. Khi các trường hợp sự cố xảy ra, đặc tuyến dòng điện-điện áp (I-V) của tấm pin quang điện biến đổi do sự chênh lệch trong điện năng tạo ra giữa các tế bào quang điện bên trong tấm pin. Từ đó, khi sử dụng mô hình để tính toán dòng điện-điện áp ở trạng thái lý tưởng, những sai lệch giữa trạng thái lý tưởng và trạng thái hoạt động có thể được sử dụng là chỉ thị để phát hiện sự cố và giúp đưa ra phương án bảo trì nhanh và hiệu quả nhất. Hình 1 minh họa sự thay đổi đặc tuyến I-V của tấm pin quang điện khi xảy ra các trường hợp sự cố như bóng râm, suy giảm do tuổi thọ hoặc tác động vật lý, ngắn mạch và hở mạch[1]. Từ sự thay đổi đặc tuyến này, các phương án về giám sát và phát hiện sự cố có thể được áp dụng như phương pháp phân tích dựa trên mô hình tương đương tấm pin (MBDM), hương pháp phân tích thời gian thực (RDM), phương pháp phân tích tín hiệu ngõ ra (OSA), hương pháp phân tích dựa trên mô hình máy học (MLT)[2].

Các giải pháp MBDM sử dụng các thông số môi trường gồm cường đồ bức xạ mặt trời và nhiệt độ để làm ngõ vào các mô hình tính toán tương đương dựa trên các đặc tính của tấm pin quang điện và so sánh kết quả với các thông số hoạt động thực tế tương ứng để phân tích tình trạng hoạt động. Việc tính toán lý thuyết sử dụng các mô hình mạch điện tương đương và các giải thuật để tìm ra điện áp và dòng điện hoạt động của tấm pin, thường là điểm có công suất lớn nhất (MPP) để tương thích với hoạt động của tấm pin quang điện trong điều kiện thực tế. Tình trạng hoạt động của tấm pin được xác định qua đánh giá sai lệch giữa các thông số điện áp, dòng điện, công suất của mô hình lý thuyết với thông số hoạt động thực tế[3–6] hoặc đặt ngưỡng giữa kết quả mô hình và thông số hoạt động[7]. Việc ứng dụng các phương pháp MBDM giúp tăng độ chính xác và có khả năng mở rộng ứng dụng do tính tổng quát đối với nhiều loại tấm pin quang điện. Tuy nhiên, hạn chế là tốc độ tính toán

Trích dẫn bài báo này: Hoàng Khang N P, Nhân N C. **XÂY DỰNG MÔ HÌNH TƯƠNG ĐƯƠNG TẤM PIN QUANG ĐIỆN BẰNG MẠNG NEURON NHÂN TẠO HUẤN LUYỆN TỪ TÍNH TOÁN MẠCH ĐIỆN TƯƠNG ĐƯƠNG** .*VNUHCM J. Adv. Res. Nat. Sci.* 2026; 10(2):3673-3682.

Bản quyền

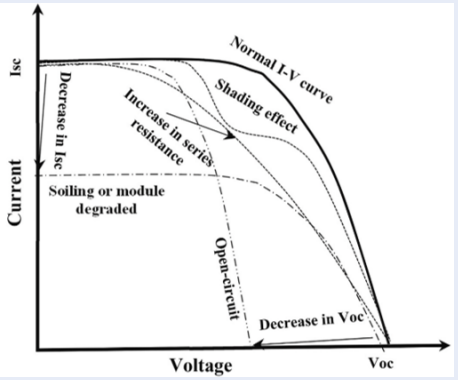
© Tạp chí ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

khó đáp ứng cho các phương án tích hợp IoT phục vụ theo dõi thời gian thực. Do quá trình tính toán của mô hình mạch điện tương đương đòi hỏi các phương pháp tìm kiếm vòng lặp dẫn tới thời gian tính toán dài trong khi các ứng dụng theo dõi thời gian thực đòi hỏi thời gian tính toán ngắn để có thể đáp ứng các yêu cầu về truyền thông dữ liệu.

Hướng tiếp cận phân tích thời gian thực RDM dựa trên phân tích các thông số hoạt động thực tế của tấm pin quang điện được thu thập qua các quy luật về so sánh và đặt ngưỡng cảnh báo để phát hiện các trạng thái bất thường. Các quy luật hoặc ngưỡng này được xác định từ phân tích các kết quả mô phỏng[8,9] hoặc từ các đặc trưng trong quá trình vận hành thực tế[10,11]. Do không cần tính toán các thông số song song với quá trình thu thập dữ liệu nên phương pháp RDM dễ dàng ứng dụng trong các hệ thống yêu cầu thời gian thực hơn so với các phương pháp MBDM. Tuy nhiên, các quy luật phát hiện trường hợp sự cố ở phương pháp RDM đòi hỏi các phân tích chuyên gia của quá trình hoạt động trong một thời gian để đặt ra các điều kiện phát hiện phù hợp. Do đó, phương pháp này không có khả năng mở rộng, ít thích nghi khi có sự thay đổi trong điều kiện hoạt động hoặc kết cấu hệ thống.

Quá trình đánh giá phân tích tình trạng tấm pin bằng phương pháp OSA được thực hiện thông qua các phương pháp biến đổi các thông số giám sát bằng các phép biến đổi toán học để trích xuất đặc trưng của quá trình hoạt động. Đánh giá tình trạng hoạt động được đưa ra dựa trên kết quả phân tích, so sánh hoặc xét ngưỡng các đặc trưng sau biến đổi trong điều kiện ổn định so với thông số được thu thập. Các phương pháp biến đổi có thể được sử dụng như thống kê đặc trưng hoạt động[12], xác suất lượng tử[13], biến đổi Wavelet[14], …. Phương pháp OSA không đòi hỏi các thông số môi trường nên hệ thống giám sát không cần có các cảm biến môi trường giúp đơn giản hóa quy trình giám sát. Tuy nhiên, việc thiếu các yếu tố môi trường khiến kết quả của các phương pháp OSA thiếu tính tổng quát so với các phương pháp MBDM trong khi vẫn đòi hỏi việc tính toán phân tích trong quá trình giám sát.

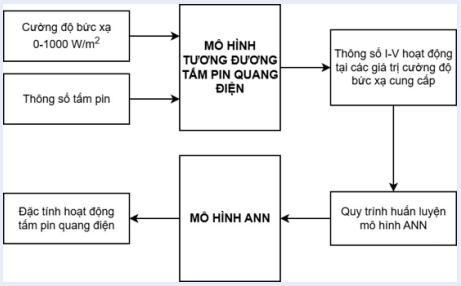
Với sự bùng nổ của các phương pháp máy học trong thời gian vừa qua, các phương pháp ứng dụng các mô hình máy học nhằm ứng dụng nhận diện các đặc trưng của quá trình hoạt động của tấm pin trong các tình trạng ổn định và sự cố đã được khảo sát và thử nghiệm trong lĩnh vực giám sát. Các phương pháp có thể kể đến như các phương pháp máy học gồm k-clustering[15,16], SVM[16,17], các mạng học sâu gồm ANN[18], RNN[17,19], LSTM[15,16,20,21]. Ứng dụng các mô hình máy học giúp tăng tốc độ tính toán nhờ quá trình huấn luyện trước với tập dữ liệu mẫu mà không



Hình 1: Sự thay đổi của đường đặc tuyến I-V tấm pin quang điện khi hoạt động bình thường và khi xuất hiện một số trường hợp sự cố[1]

cần thực hiện các biến đổi phức tạp hay các giải thuật tính toán. Tuy nhiên, các phương pháp MLT đều yêu cầu thu thập dữ liệu thực tế tại một địa điểm cố định để đảm bảo số lượng và tính nhất quán trong bộ dữ liệu huấn luyện mô hình. Các yêu cầu này dẫn đến các phương pháp MLT đòi hỏi thời gian tiền để rất lớn đồng thời mô hình sản phẩm chỉ chính xác đối với địa điểm thu thập với các điều kiện thời tiết cũng như loại pin nhất định. Vấn đề này đặt ra vấn đề về tính tổng quát của ứng dụng mô hình máy học cũng như hạn chế khả năng mở rộng cho nhiều hệ thống khác biệt.

Ý tưởng trong nghiên cứu này là tận dụng khả năng tổng quát hóa của mô hình máy học với sự chính xác của tính toán thông số từ mạch điện tử tương đương nhằm tạo ra một quy trình xây dựng mô hình thay thế cho tấm pin quang điện có khả năng ứng dụng rộng trong giám sát thời gian thực. Mô hình tính toán từ mạch điện tương đương tấm pin quang điện sử dụng giải thuật tìm kiếm vòng lặp và giải thuật Newton-Raphson để tính toán đường đặc tuyến I-V của tấm pin quang điện với các thông số từ nhà sản xuất và tìm kiếm điểm công suất lớn nhất (MPP). Mạng neuron nhân tạo được xây dựng với tham số ngõ vào là giá trị cường độ bức xạ và giá trị ngõ ra là giá trị điện áp cường độ dòng điện ứng của điểm công suất lớn nhất trong điều kiện cường độ bức xạ ngõ vào. Kết quả tính toán từ mạch điện tương đương trong nhiều điều kiện hoạt động được sử dụng làm dữ liệu huấn luyện. Mạng ANN sau huấn luyện được sử dụng thay thế cho mô hình tương đương ban đầu giúp giảm thời gian tính toán nhưng vẫn giữ được độ chính xác. Quy trình xây dựng mô hình mạng ANN để xuất được biểu diễn trong Hình 2.



Hình 2: Quy trình xây dựng mạng ANN tương đương tấm pin quang điện [Nguồn: Nhóm tác giả]

PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Mô hình tương đương tấm pin quang điện

Lý thuyết mạch điện tử tương đương

Dựa vào các đặc tính điện tử, tấm pin quang điện được mô hình hóa thành một mạch điện tử tương đương nhằm tính toán điện áp (V) và cường độ dòng điện (I) ở ngõ ra của tấm pin quang điện. Mô hình mạch điện tương đương lý tưởng của tấm pin quang điện gồm 1 nguồn dòng, đại diện cho dòng electron khi xảy ra hiện tượng quang điện, song song với 1 diode, đại diện cho phân lớp *p* - *n* trong cấu tạo của tế bào quang điện. Bên cạnh đó, khi xét tới tổn hao do các mối nối và tiếp điểm khi kết nối nhiều tế bào quang điện lại thành một tấm pin, mạch điện tương đương được thêm vào một điện trở nối tiếp R_s và một điện trở song song R_p. Hình 3 biểu diễn các mạch điện tử tương đương lần lượt gồm : a) Mô hình lý tưởng ; b) Mô hình một điện trở nối tiếp (R_s) ; c) Mô hình hai điện trở nối tiếp–song song (R_s–R_p). Trong nghiên cứu này, mạch điện tương đương R_s– R_p được lựa chọn nhằm đảm bảo bám sát tình trạng hoạt động thực tế của tấm pin quang điện cũng như thể hiện những vấn đề khi toán mạch điện tử tương đương cho tấm pin quang điện.

Trong mạch điện tử tương đương, liên hệ giữa các dòng diện trong mạch theo định luật Kirchoff 1 được mô tả theo phương trình (01), trong I đó là dòng ngõ ra của tấm pin, I_{ph} là dòng tạo ra bởi hiệu ứng quang điện, I_d là dòng đi qua diode, I_p là dòng qua điện trở song song R_p. I_{ph} được tính theo công thức (02) dựa trên mối quan hệ giữa dòng quang điện tạo ra tại cường độ bức xạ làm việc qua tham chiếu từ các thông số nhà sản xuất. Phương trình (03) biểu diễn công thức tính I_d, trong đó giá trị dòng bão hòa I_o được tính theo phương trình (05). Dòng I_p được tính theo phương trình (06)

$$I = I_{ph} - I_d - I_p \tag{01}$$

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref}}\left(I_{sc} + \mu_{sc}\triangle T\right) \tag{02}$$

Trong đó: G là cường độ bức xạ mặt trời ở điều kiện đang xét; G_{ref} là cường độ bức xạ mặt trời ở điều kiện STC; I_{sc} là dòng ngắn mạch ở điều kiện STC; m_{sc} là hệ số thay đổi dòng điện theo nhiệt độ của tấm pin; DT là chênh lệch giữa nhiệt độ ở điều kiện đang xét với nhiệt độ ở điều kiện STC ($\triangle T = T_c - T_{ref}$, $T_{ref} = 298oK$).

$$I_d = I_o\left[exp\left(\frac{V + I.R_s}{a}\right) - 1\right] \tag{03}$$

Trong đó: I_o là giá trị dòng bão hòa; a là hệ số suy giảm điện áp với:

$$a = \frac{N_s.A.k.T_c}{q} \tag{04}$$

Trong đó: N_s là số tế bào quang điện trong dãy nối tiếp; A là hệ số vật liệu (giá trị được lấy theo Bảng 1); k là hằng số Boltzmann; q là điện tích electron.

$$I_o = I_{sc}exp\left(\frac{-V_{oc}}{a}\right)\left(\frac{T_c}{T_{ref}}\right) exp\left[\left(\frac{q\varepsilon_G}{kA}\right)\left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_c}\right)\right] \tag{05}$$

Trong đó V_{oc} là điện áp hở mạch của tấm pin ở điều kiện STC; ε_G là năng lượng vùng cấm, với loại pin Silic thì ε_G là 1,12eV.

$$I_p = \frac{V + I.R_s}{R_p} \tag{06}$$

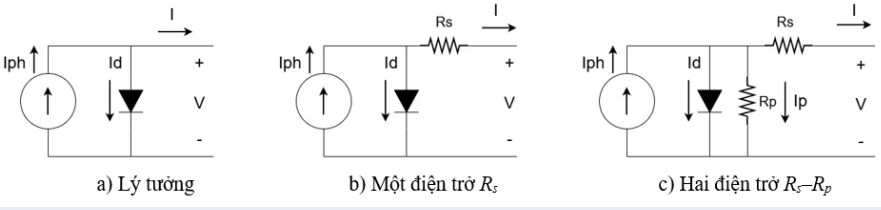
Bảng 1: Hệ số vật liệu [23]

Vật liệu	A
Silic đơn tinh thể	1,2
Silic đa tinh thể	1,3
Silic dị hình H (a-Si-H)	1,8
CdTe	1,5
CIS	1,5
AsGa	1,3

Khi thay các công thức I_{ph} và I_d tương ứng vào phương trình (01), kết quả thu được phương trình (07) mô tả tổng quát liên hệ I-V của tấm pin quang điện tại các điều kiện hoạt động cụ thể.

$$I = I_{ph} - I_o\left[exp\left(\frac{V + I.R_s}{q}\right) - 1\right] - \frac{I.R_s}{R_p} \tag{07}$$

Các thuật toán trong tính toán mạch điện tương đương



Hình 3: Các mô hình mạch điện tử tương đương cho tấm pin quang điện [22]

Việc tính toán giá trị I theo phương trình (07) được thực hiện bằng phương pháp Newton-Raphson. Newton-Raphson là phương pháp tính nghiệm xấp xỉ dựa trên đạo hàm của phương trình. Phương pháp thực hiện tìm nghiệm của phương trình $f_x = 0$ thông qua việc tính toán lặp lại nhiều lần với giá trị x qua các vòng lặp được tính bằng công thức (08) [24]:

$$x_{i+1} = x_i - f(x_i)/f'(x_i) \quad (08)$$

Trong đó x_{i+1} là giá trị x ở vòng lặp kế tiếp, $f'(x_i)$ là giá trị đạo hàm của $f(x)$ tạo giá trị $x = x_i$ ở vòng lặp hiện tại. Quá trình lặp được thực hiện cho tới khi $x_{i+1} \approx x_i$ hoặc diễn giải theo một cách khác là $f(x_i)/f'(x_i) < e$ với e là mức sai số chấp nhận. Từ đây ta thấy thành phần $f(x_i)/f'(x_i)$ đóng vai trò vừa là bước nhảy vừa là mức sai số để tìm nghiệm của phương trình cần giải.

Áp dụng từ công thức (08), công thức (07) được biến đổi thành phương trình (09). Theo phương pháp Newton – Raphson, vế trái của phương trình (09) được viết lại thành hàm $f(I)$ như phương trình (10). Từ đó, phương trình đạo hàm $f'(I)$ có dạng như phương trình (11). Sơ đồ thuật toán mô hình tấm pin quang điện theo phương pháp Newton – Raphson được trình bày như Hình 4.

$$I_{ph} - I_o\left[exp\left(\frac{V+I.R_s}{a}\right)-1\right] - \frac{V+I.R_s}{R_p} - I = 0 \quad (09)$$

$$f(I) = I_{ph} - I_o\left[exp\left(\frac{V+I.R_s}{a}\right)-1\right] - \frac{V+I.R_s}{R_p} - I \quad (10)$$

$$f'(I) = -\frac{R_s}{a}I_o\left[exp\left(\frac{V+I.R_s}{a}\right)\right] - \frac{R_s}{R_p} - 1 \quad (11)$$

Tuy nhiên, để tính toán phương trình trên, các giá trị điện trở R_s và R_p cần được xác định trước thông qua giá trị hoạt động tại công suất lớn nhất (I_{mp} và V_{mp}) trong điều kiện STC được nhà sản xuất cung cấp. Khi đó, phương trình (07) trở thành phương trình (12) và chỉ có 1 cặp R_s - R_p thoả mãn phương trình điều kiện (13).

$$I_{mp} = I_{SC} - I_o\left[exp\left(\frac{V_{mp}+I_{mp}.R_s}{a}\right)-1\right] - \frac{V_{mp}+I_{mp}.R_s}{R_p} \quad (12)$$

$$P = I.V = I_{mp}.V_{mp} = P_{mp} \quad (13)$$

Khi bắt đầu tính toán, giá trị R_s ban đầu được đặt bằng 0, giá trị R_p được tính tương ứng bằng công thức (14). Giá trị điện áp V được đặt bằng V_{mp} để thực hiện giải tìm I theo phương trình (07). Sau đó ta thực hiện kiểm tra phương trình điều kiện (13), nếu chưa thỏa điều kiện thì ta thực hiện thay đổi R_s, tính lại R_p và thực hiện lại việc tính I và so sánh với P_{mp} cho tới khi thỏa phương trình điều kiện thì xuất giá trị cặp R_s - R_p. Hình 5 biểu diễn sơ đồ thuật toán tính R_s - R_p.

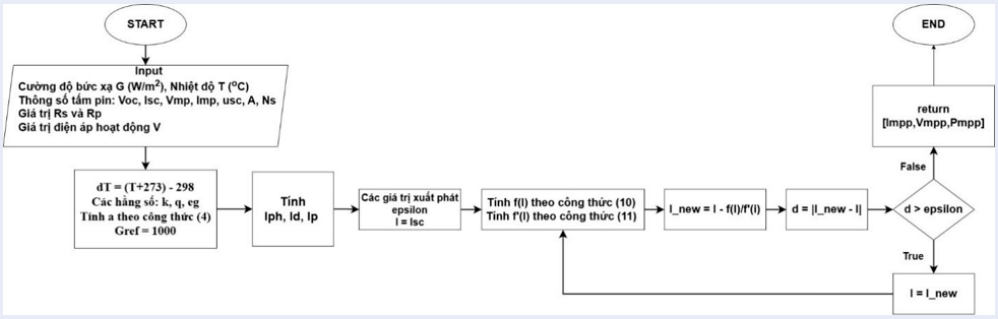
$$R_p = \frac{V_{mp}+I_{mp}.R_s}{I_{sc} - I_{sc}\,exp\left(\frac{V_{mp}+I_{mp}.R_s-V_{oc}}{a}\right)+I_{sc}\,exp\left(\frac{-V_{oc}}{a}\right)-I_{mp}} \quad (14)$$

Khi có đầy đủ các tham số, giá trị I tương ứng của các giá trị V trong khoảng [0-V_{oc}] được tính toán để thu được đường đặc tuyến I-V. Trong quá trình tính toán, điểm công suất lớn nhất cũng được tính toán thông qua phương pháp kiểm tra giá trị công suất tại điểm tính toán hiện tại I_k, V_k, P_k và điểm tính toán trước đó I_{k-1}, V_{k-1}, P_{k-1}. Vòng lặp được thực hiện tới khi $P_k < P_{k-1}$, tương ứng điểm tính toán không còn là điểm cực đại trên đường đặc tuyến công suất – điện áp (P-V) và xuất giá trị điểm MPP = [I_{k-1}, V_{k-1}, P_{k-1}]. Sơ đồ thuật toán tổng quát cho quá trình tính toán mô hình tương đương của tấm pin quang điện được biểu diễn như Hình 6.

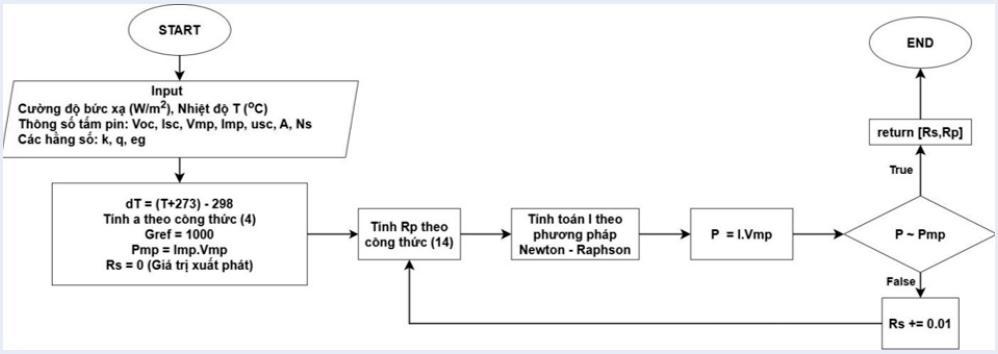
Xây dựng bộ dữ liệu huấn luyện

Mô hình được tính toán và thử nghiệm kết quả hoạt động theo thông số của tấm pin quang điện với các thông số như trong Bảng 2.

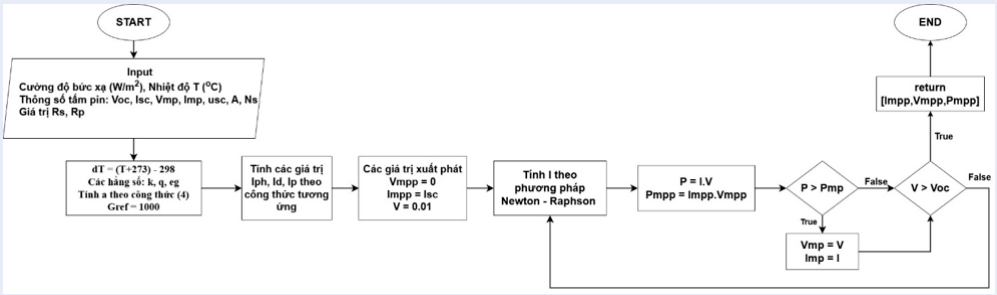
Từ các công thức và sơ đồ thuật toán đã trình bày ở trên, thông số tấm pin thử nghiệm được đưa vào tính



Hình 4: Sơ đồ thuật toán tìm I theo phương pháp Newton-Raphson [Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 5: Sơ đồ thuật toán tính Rs-Rp [Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 6: Sơ đồ thuật toán mô hình tương đương tấm pin quang điện [Nguồn: Nhóm tác giả]

toán và cho ra kết quả là đường đặc tuyến dòng điện – điện áp (I-V) và đường đặc tuyến công suất – điện áp (P-V) cùng điểm MPP trong các điều kiện G = [200, 400, 600, 800, 1000] W/m^2 được trình bày ở Hình 7 và Hình 8.

Mô hình tính toán thực hiện tính toán vị trí điểm MPP = [Vmp, Imp] của các mức cường độ bức xạ từ 0 đến 1000 W/m^2 với độ chia 1 W/m^2 tạo ra bộ dữ liệu với 1000 mẫu. Sau đó, tập dữ liệu được chuẩn hóa nhằm loại bỏ các tác động không mong muốn từ chênh lệch thang đo [26]. Các phần tử trong tập huấn luyện sẽ được chuẩn hóa với giá trị chuẩn hóa là V_{oc} cho điện áp và I_{SC} cho cường độ điện như trong các công thức (15) và (16).

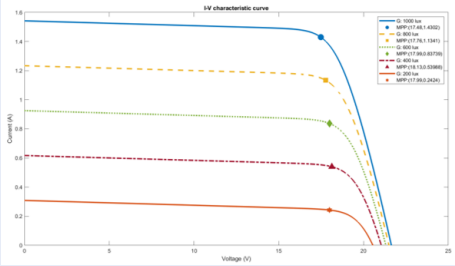
$$V_{train} = \frac{V_{calculation}}{V_{oc}} \quad (15)$$

$$I_{train} = \frac{I_{calculation}}{I_{sc}} \quad (16)$$

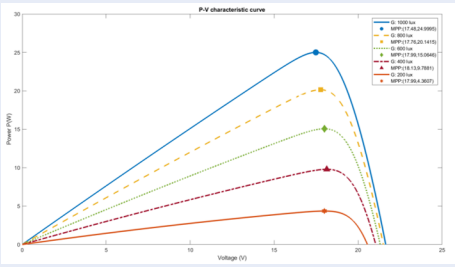
ác điểm MPP kết quả được biểu diễn trên miền không gian I-V như Hình 9. Thấy rằng các điểm MPP có xu hướng tiến về điểm (0V, 0A) ở những giá trị cường độ

Bảng 2: Thông số tấm pin sử dụng trong mô phỏng [25]

Thông số kỹ thuật	Giá trị
Công suất định danh (Pmax)	25 W
Vật liệu	Poly
Điện áp hở mạch	21,69 V
Dòng điện ngắn mạch	1,55 A
Điện áp ở Pmax	17,35 V
Dòng điện ở Pmax	1,44 A
Hệ số suy giảm theo nhiệt độ	- 0,46%/oC



Hình 7: Đường đặc tuyến I-V (Phần mềm: Matlab) [Nguồn: Nhóm tác giả]



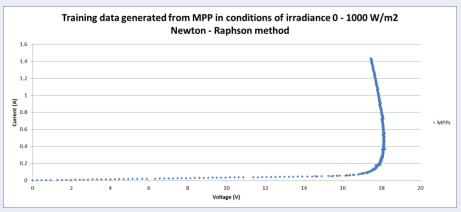
Hình 8: Đường đặc tuyến P-V (Phần mềm: Matlab) [Nguồn: Nhóm tác giả]

bức xạ thấp sau đó mới ổn định. Điều này diễn ra do trong mô hình R_s - R_p ở điều kiện bức xạ thấp, chênh lệch giữa I_{ph} và I rất nhỏ dẫn tới thuật toán Newton-Raphson hội tụ ngay những vòng tính toán đầu. Ảnh hưởng của những điểm MPP ở cường độ bức xạ thấp tới kết quả huấn luyện mạng ANN cần được khảo sát để xem xét loại bỏ khỏi tập dữ liệu huấn luyện.

Xây dựng mạng ANN

Lý thuyết ANN

Mạng ANN có cấu trúc mô phỏng hoạt động hệ thống thần kinh của não bộ con người. Cấu trúc cơ bản của



Hình 9: Các điểm MPP kết quả từ mô hình tương đương [Nguồn: Nhóm tác giả]

một mô hình ANN bao gồm lớp ngõ vào, lớp ẩn và lớp ngõ ra. Ở mỗi lớp bao gồm các neuron thành phần. Các neuron ở một lớp được liên kết với các nơ-ron ở lớp kế tiếp thông qua một hàm kích hoạt.

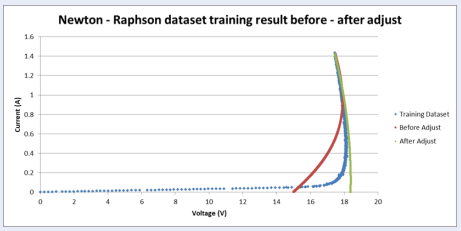
Một mạng ANN được huấn luyện thông qua tập dữ liệu huấn luyện với ngõ vào và ngõ ra cho trước nhằm mục đích học và thể hiện liên hệ giữa ngõ vào và ngõ ra của bài toán. ANN được ứng dụng vào các bài toán phân loại hoặc hồi quy phụ thuộc vào ý nghĩa ngõ ra đưa vào huấn luyện và hiệu chỉnh các trọng số trong cấu trúc mạng như số lớp ẩn, số neuron trong lớp ẩn, hàm kích hoạt. Trong nghiên cứu này, bài toán xây dựng mạng ANN tương đương tấm pin quang điện là một bài toán hồi quy nhằm sử dụng đặc tính của mạng ANN khi huấn luyện để học tính tương quan giữa giá trị ngõ ra là điện áp và cường độ dòng điện của điểm công suất lớn nhất tương ứng với ngõ vào là một giá trị cường độ bức xạ mặt trời cho trước.

Quy trình xây dựng và huấn luyện ANN

Do kết quả tạo ra ở mô hình tương đương cho tấm pin quang điện có bao hàm các điểm bất thường tiến về giá trị (0V, 0A) ở những điều kiện bức xạ thấp, nên cần khảo sát tác động của những điểm này tới mô hình và cách khắc phục ảnh hưởng không mong muốn.

Hình 10 thể hiện tập dữ liệu từ kết quả của mô hình mạch điện tử và kết quả huấn luyện thử nghiệm với tổ hợp hàm activation giữa ngõ vào – ngõ ra ra là tanh – elu trước và sau khi hiệu chỉnh tập dữ liệu. Khi sử dụng toàn bộ các dữ liệu, kết quả thu được thể hiện bằng đường màu đỏ và không bám sát với các điểm dữ liệu ban đầu. Hiện tượng này xuất hiện do sự tồn tại của những điểm bất thường ở điều kiện bức xạ thấp, khi hàm huấn luyện mong muốn dịch chuyển kết quả của mô hình tiến gần tới các điểm có giá trị chính xác hơn ở các mức cường độ bức xạ cao hơn thì lại làm tăng sai lệch giữa mô hình và dữ liệu huấn luyện, do đó dẫn đến việc mô hình có kết quả sai lệch. Để khắc phục điều này, các giá trị trong khoảng cường độ bức xạ dưới 200 W/m^2 bị loại bỏ. Kết quả thu được thể hiện bằng đường màu xanh sau hiệu chỉnh bám sát với

các điểm dữ liệu ổn định ở cường độ bức xạ cao và ở mức cường độ bức xạ thấp vẫn có những điểm kết quả bám theo dữ liệu phụ thuộc vào tổ hợp hàm activation lựa chọn. Qua đó cho thấy việc loại bỏ những điểm bất thường có ảnh hưởng tốt tới kết quả của mô hình.

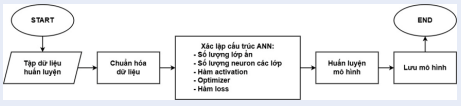


Hình 10: Kết quả huấn luyện ví dụ trước và sau khi hiệu chỉnh [Nguồn: Nhóm tác giả]

Do mục đích của mô hình ANN là học hoàn toàn theo giá trị tính toán từ mạch điện tử tương đương nên tập dữ liệu huấn luyện không cần được chia thành bộ train và bộ test như các ứng dụng máy học khác. Các tổ hợp hàm activation giữa lớp ẩn và lớp ngõ ra được khảo sát để tìm ra kết quả tối ưu.

Các dữ liệu huấn luyện sau hiệu chỉnh được chuyển vào phần cứng huấn luyện và thực hiện quy trình huấn luyện. Phần cứng sử dụng cho việc huấn luyện trong nghiên cứu này là hệ thống server R1304WT2GS E5-2620 v4 với cấu hình CPU Intel Xeon E5 2620 v4 8 nhân, 16GB RAM 2133MHz.

Các bước trong quy trình huấn luyện mô hình ANN được trình như Hình 11 bao gồm: (i) Khởi tạo tập huấn luyện sử dụng mô hình tấm pin; (ii) Chuẩn hóa dữ liệu: Nguyên nhân và phương thức chuẩn hóa. Các thông số về cấu trúc cũng như tham số cho quá trình huấn luyện của mô hình ANN được trình ở Bảng 3. Sự kết hợp giữa các hàm activation của lớp ẩn và lớp ngõ ra được khảo sát nhằm tìm ra cấu trúc tối ưu nhất. Sau khi quá trình huấn luyện hoàn tất, mô hình được lưu lại để sử dụng.



Hình 11: Quy trình huấn luyện mạng ANN [Nguồn: Nhóm tác giả]

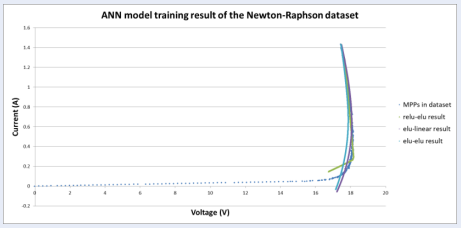
Các hàm activation sẽ được khảo sát gồm: tanh, linear, elu, relu. Từ đó, 16 tổ hợp giữa lớp ẩn và lớp ngõ ra tạo nên các mô hình để lựa chọn kết quả tốt nhất.

Bảng 3: Cấu trúc mạng và tham số huấn luyện cho mô hình ANN [Nguồn: Nhóm tác giả]

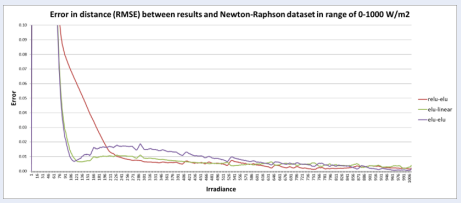
Số ngõ vào	Số lớp ẩn	Số neu-ron lớp ẩn	Số ngõ ra	Số lượng trọng số	Hàm Loss	Số vòng lặp
1	1	30	2	122	MSE	250

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Bảng 4 trình bày giá trị hàm loss MSE sau khi huấn luyện giữa các mô hình có tổ hợp các hàm activation của lớp ẩn và lớp ngõ ra khác nhau. Các hàm activation được khảo sát là tanh, elu, relu và linear. Giá trị hàm loss càng nhỏ mang ý nghĩa kết quả mô hình đưa ra các gần so với các điểm ban đầu được đưa vào huấn luyện. Từ các kết quả thu được, ba tổ hợp có độ chính xác tốt nhất được chọn ra để tiếp tục khảo sát bao gồm: elu-linear, elu – elu và relu – elu.



Hình 12: Kết quả huấn luyện 3 mô hình relu–elu, elu–linear và elu– elu [Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 13: Sai số giữa kết quả huấn luyện và dữ liệu ban đầu [Nguồn: Nhóm tác giả]

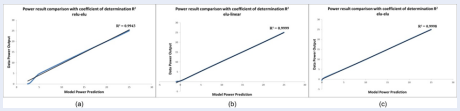
Hình 12 và Hình 13 biểu diễn kết quả hồi quy các điểm MPP trong điều kiện bức xạ từ 0 đến 1000 W/m^2 của ba mô hình tiếp tục khảo sát cùng với sai số theo hàm RMSE so với các điểm trong tập dữ liệu ban đầu. Mặc dù mô hình relu–elu bám sát dữ liệu ban đầu nhất với giá trị hàm loss nhỏ nhất cùng với sai số trên toàn miền tính toán thấp nhất, thế nhưng kết quả hồi quy của mô hình lại không có khả năng cho ra giá trị cường độ dòng điện thấp. Hai mô hình còn lại có kết

Bảng 4: Kết quả khảo sát tổ hợp các hàm activation của lớp ẩn và lớp ngõ ra [Nguồn: Nhómtác giả]

		Hidden Layer Activation			
		tanh	linear	relu	elu
Output Layer Activation	tanh	0,001330	0,001301	0,000069	0,000174
	linear	0,000230	0,008280	0,000040	**0,000016**
	relu	0,000410	0,000090	0,000043	0,000064
	elu	0,000354	0,000341	**0,000014**	**0,000031**

quả hồi quy theo một hàm đường cong liên tục. Đồng thời, mô hình elu–linear có sai số ổn định hơn so với mô hình elu–elu với sai số luôn dưới 0,01 trong suốt miền tính toán trong khi mô hình elu – linear có sai số vọt lên 0,02 trong khoảng 200–400 W/m^2.

Bên cạnh đó, khi xét sai số về mặt công suất tính toán như trong Hình 14, tổ hợp elu–elu và elu–linear có hệ số tương quan R^2 chênh lệch nhau không đáng kể với R^2 = 0,9999 cho elu–linear và R^2 = 0,9998 cho elu–elu và tốt hơn so với tổ hợp relu–elu với R^2 = 0,9943.



Hình 14: Tương quan công suất giữa kết quả huấn luyện và dữ liệu trong tập mẫu. (a) tổ hợp relu-elu; (b) tổ hợp elu-linear; (c) tổ hợp elu-elu [Nguồn: Nhóm tác giả]

KẾT LUẬN

Từ mô hình mạch điện tương đương của tấm pin quang điện, một mạng ANN được xây dựng và sử dụng thay thế nhằm giảm khối lượng tính toán để tăng khả năng ứng dụng vào các hệ thống giám sát thời gian thực. Dữ liệu huấn luyện của mô hình ANN là các thông số kết quả từ mạch điện tương đương dựa trên các thông số đặc trưng của tấm pin được nhà sản xuất cung cấp đã qua các bước tiền xử lý. Thông số ngõ vào là cường độ bức xạ mặt trời và thông số ngõ ra là giá trị điện áp và cường độ dòng điện tại điểm công suất lớn nhất tương ứng. Cấu trúc mạng ANN thiết kế có số ngõ vào là 1, số ngõ ra là 2, 01 lớp ẩn có 30 neuron, cùng với tổ hợp hàm kích hoạt lớp ẩn - lớp ngõ ra là elu-linear. Mô hình kết quả có sai số MSE so với kết quả tính toán từ mạch điện tương đương là 0.000016 và độ tương quan về mặt công suất là R^2 = 0.9999.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu được tài trợ bởi Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh (ĐHQG-HCM) trong khuôn khổ Đề tài mã số C2024-18-07

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

- PV (Photovoltaic): Quang điện
- ANN (Artificial Neural Network): Mạng neuron nhân tạo
- MPP (Max Power Point): Điểm làm việc công suất cực đại
- IoT (Internet of Things): Internet kết nối vạn vật
- MBDM (Model Based Difference Measurement): Phương pháp phân tích dựa trên mô hình tấm pin
- RDM (Real-time Difference Measurement): Phương pháp phân tích thời gian thực
- OSA (Output Signal Analysis): Phương pháp phân tích tín hiệu ngõ ra
- MLT (Machine Learning Technique): Phương pháp phân tích dựa trên mô hình máy học
- STC (Standard Testing Condition): Điều kiện thí nghiệm tiêu chuẩn

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Các tác giả cam kết không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

Nguyễn Phước Hoàng Khang: Xây dựng mô hình tính toán lý thuyết; Xây dựng bộ dữ liệu huấn luyện; Phân tích đánh giá kết quả

Nguyễn Chí Nhân: Tìm hiểu cơ sở lý thuyết và nghiên cứu liên quan; Xây dựng chương trình huấn luyện thuật toán máy học

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Mellit A, Kalogirou S. Artificial intelligence and internet of things to improve efficacy of diagnosis and remote sensing of solar photovoltaic systems: Challenges, recommendations and future directions. Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2021;143:110889.
2. Pillai DS, Blaabjerg F, Rajasekar N. A Comparative Evaluation of Advanced Fault Detection Approaches for PV Systems. IEEE Journal of Photovoltaics. 2019;9(2):513–527.
3. Davarifar M, Rabhi A, Hajjaji AE, Dahmane M. New method for fault detection of PV panels in domestic applications. 3rd International Conference on Systems and Control. 2013;p. 727–732.
4. Tadj M, Benmouiza K, Cheknane A, Silvestre S. Improving the performance of PV systems by faults detection using GISTEL approach. Energy Conversion and Management. 2014;80:298–304.
5. Chine W, Mellit A, Pavan AM, Lughi V. Fault diagnosis in photovoltaic arrays. 2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP). 2015;p. 67–72.
6. Harrou F, Sun Y, Taghezouit B, Saidi A, Hamlati ME. Reliable fault detection and diagnosis of photovoltaic systems based on statistical monitoring approaches. Renewable Energy. 2018;116:22–37.
7. Platon R, Martel J, Woodruff N, Chau TY. Online Fault Detection in PV Systems. IEEE Transactions on Sustainable Energy. 2015;6(4):1200–1207.
8. Garoudja E, Kara K, Aissa C, Silvestre S, Kichou S. Efficient Fault Detection and Diagnosis Procedure For Photovoltaic Systems; 2016.
9. Xu X, Wang H, Xu X, Zuo Y. Method for Diagnosing Photovoltaic Array Fault in Solar Photovoltaic System. 2011 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. 2011;p. 1–5.
10. Silvestre S, Silva MA, Chouder A, Guasch D, Karatepe E. New procedure for fault detection in grid connected PV systems based on the evaluation of current and voltage indicators. Energy Conversion and Management. 2014;86:241–249.
11. Alajmi M, Abdel-Qader I. Fault detection and localization in solar photovoltaic arrays using the current-voltage sensing framework. IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT). 2016;.
12. Zhao Y, Lehman B, Ball R, Mosesian J, Palma JD. Outlier detection rules for fault detection in solar photovoltaic arrays. 2013 Twenty-Eighth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition. 2013;p. 2913–2920.
13. Georgijevic NL, Jankovic MV, Srdic S, Radakovic Z. The Detection of Series Arc Fault in Photovoltaic Systems Based on the Arc Current Entropy. IEEE Transactions on Power Electronics. 2016;31(8):5917–5930.
14. Yi Z, Etemadi AH. Fault Detection for Photovoltaic Systems Based on Multi-Resolution Signal Decomposition and Fuzzy Inference Systems. IEEE Transactions on Smart Grid. 2017;8(3):1274–1283.
15. Zulfauzi IA, Dahlan NY, Sintuya H, Setthapun W. Anomaly detection using K-Means and long-short term memory for predictive maintenance of large-scale solar (LSS) photovoltaic plant. Energy Reports. 2023;9:154–158.
16. Emamian M, Eskandari A, Aghaei M, Nedaei A, Sizkouhi AM, Milimonfared J. Cloud computing and IoT based intelligent monitoring system for photovoltaic plants using machine learning techniques. Energies. 2022;15(9):3014.
17. Jufri FH, Oh S, Jung J. Development of Photovoltaic abnormal condition detection system using combined regression and Support Vector Machine. Energy. 2019;176:457–467.
18. Rahmoune MB, Iratni A, Amari A, Hafaifa A, Colak I. Fault detection and diagnosis of photovoltaic system based on neural networks approach. Diagnostyka;24:1–10. Available from: 2023.
19. Shapsough S, Zualkernan I, Dhaouadi R. Deep Learning at the Edge for Operation and Maintenance of Large-Scale Solar Farms. presented at the International Conference on Smart Grid and Internet of Things. 2021;.
20. Xue Q, Cheng Y, Jiang B, Han X. Fault Prediction for Solar Array Based on Long Short-Term Memory and Autoencoder. In: and others, editor. presented at the 2021 40th Chinese Control Conference; 2021.
21. Vicente-Gabriel J, Gil-Gonzalez AB, Luis-Reboredo A, Chamoso P, Corchado JMJE. LSTM networks for overcoming the challenges associated with photovoltaic module maintenance in smart cities. Electronics. 2021;10(1):78.
22. Bellia H, Youcef R, Fatima M. A detailed modeling of photovoltaic module using MATLAB. NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics. 2014;3.
23. Tsai HL, Si-Ciang T, Yi-Jie S. Development of generalized photovoltaic model using MATLAB/SIMULINK. Lecture Notes in Engineering and Computer Science. 2008;2173.
24. Ypma TJ. Historical Development of the Newton-Raphson Method. SIAM Review. 1995;37(4):531–551.
25. "Poly RS-P618-25W," in RS-P618-23~26W Series; Polycrystalline PV Module, ed: RedSun Energy.
26. Muniraju G, et al. A Cyber-Physical Photovoltaic Array Monitoring and Control System. International Journal of Monitoring and Surveillance Technologies Research. 2017;5:33–56.

VNUHCM Journal of Advanced Research and Natural Sciences, 10(2):3673-3682

Open Access Full Text Article

Research Article

DEVELOPMENT OF AN EQUIVALENT MODEL OF A PHOTOVOLTAIC PANEL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TRAINED FROM EQUIVALENT CIRCUIT ANALYSIS

Nguyen Phuoc Hoang Khang[1,2,3], Nguyen Chi Nhan[1,2,3,*]

Use your smartphone to scan this QR code and download this article

ABSTRACT

Photovoltaic panels play a crucial role in solar energy systems, converting solar energy into electricity for production and daily life. In monitoring and operating solar power systems, determining the optimal operating values of the panels is essential for analyzing, detecting, and classifying faults. These parameters can be determined through equivalent circuit analysis or by using machine learning models trained on collected operational data. However, traditional equivalent circuit analysis methods often consume significant computational resources due to the need for iterative algorithms to find parameters, resulting in lengthy processing times and difficulty meeting real-time requirements. Conversely, machine learning models shorten computation time by utilizing trained parameters but are highly dependent on data collection conditions and scale to achieve the desired accuracy. This paper proposes a process for constructing artificial neural networks (ANNs), in which training data is generated by calculating equivalent circuit models using the Newton-Raphson method. This approach aims to build an alternative model to photovoltaic panels, ensuring both high accuracy and fast computation speed, suitable for monitoring systems requiring real-time processing.

Key words: Photovoltaic panels, equivalent models, machine learning, artificial neural networks

[1]*Viet Nam National University of Ho Chi Minh city*

[2]*Faculty of Physics – Engineering Physics, University of Science, VNUHCM*

[3]*Integrated Circuits, Embedded Systems and AIoT Laboratory*

Correspondence

Nguyen Chi Nhan, Viet Nam National University of Ho Chi Minh city

Faculty of Physics – Engineering Physics, University of Science, VNUHCM

Integrated Circuits, Embedded Systems and AIoT Laboratory

Email: ncnhan@hcmus.edu.vn

History

- Received: 17-12-2025
- Revised: 03-03-2026
- Accepted: 18-06-2026
- Published Online: 28-06-2026

DOI : https://doi.org/10.32508/vnuhcmjarns.v10i2.1505

Check for updates

Copyright

© VNUHCM Journal. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

Cite this article : Hoang Khang N P, Nhan N C. **DEVELOPMENT OF AN EQUIVALENT MODEL OF A PHOTOVOLTAIC PANEL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TRAINED FROM EQUIVALENT CIRCUIT ANALYSIS**. *VNUHCM J. Adv. Res. Nat. Sci.* 2026; 10(2):3673-3682.