

ĐÁNH GIÁ CHẤT LƯỢNG PIN NĂNG LƯỢNG MẶT TRỜI BẰNG MẠNG HỌC SÂU DỰA TRÊN ẢNH ĐIỆN PHÁT QUANG

EVALUATE SOLAR PANEL QUALITY USING DEEP LEARNING METHOD BASED ON ELECTROLUMINESCENCE IMAGES

Lưu Trọng Hiếu^{1*}, Lâm Văn Tính², Cao Thành Tân¹, Nguyễn Chí Ngôn¹

¹Trường Đại học Cần Thơ

²Trường Cao đẳng nghề Bạc Liêu

*Tác giả liên hệ: luutronghieu@ctu.edu.vn

(Nhận bài: 06/7/2022; Chấp nhận đăng: 12/9/2022)

Tóm tắt - Nghiên cứu trình bày một phương pháp đánh giá chất lượng pin năng lượng mặt trời bằng mạng học sâu AlexNet dựa trên kỹ thuật xử lý ảnh. Ảnh sử dụng cho mạng học sâu là dạng ảnh điện phát quang, chỉ có thể chụp được từ máy ảnh hồng ngoại. Để thu được ảnh điện phát quang, một phòng tối được xây dựng để thu thập dữ liệu. Tấm pin được cấp nguồn điện một chiều và máy ảnh hồng ngoại được bố trí vuông góc với tấm pin. Tập dữ liệu này được chia thành ba nhóm với tỉ lệ hư hỏng khác nhau và được huấn luyện thông qua mạng học sâu AlexNet. Nghiên cứu cũng đề xuất một giải pháp đánh giá phần trăm hư hỏng của các tấm pin. Kết quả huấn luyện và phân loại của giải pháp cho thấy, có thể đánh giá chất lượng tấm pin với độ chính xác hơn 90%.

Từ khóa - Ảnh quang điện tử; xử lý ảnh; trí thông minh nhân tạo; mạng học sâu AlexNet; pin năng lượng mặt trời.

1. Đặt vấn đề

Các giải pháp cắt giảm khí thải để hạn chế biến đổi khí hậu đang là xu hướng nghiên cứu về năng lượng của nhiều nhà nghiên cứu trên thế giới. Tại Việt Nam, tìm kiếm những nguồn năng lượng mới, đặc biệt là năng lượng mặt trời đang được chính phủ quan tâm và thúc đẩy [1]. Các tấm pin quang điện là thành phần quan trọng nhất cấu tạo nên một hệ năng lượng mặt trời. Trong các điều kiện lý tưởng, tuổi thọ các tấm pin thường dao động từ 25-30 năm [2]. Tuy nhiên, tuổi thọ pin phụ thuộc vào điều kiện môi trường (mưa, gió), nhiệt độ và sự bức xạ từ mặt trời, theo [3]. Để khắc phục những nhược điểm này, hiện nay các nhà khoa học chú trọng đến các nghiên cứu hóa học của các tấm pin [4, 5]. Tuy nhiên, đây là những nghiên cứu tốn kém, đòi hỏi phòng thí nghiệm được trang bị cơ sở vật chất hiện đại. Bên cạnh đó, ngành công nghiệp năng lượng mặt trời đã phát triển các kỹ thuật phát hiện vết nứt mới như rung siêu âm cộng hưởng (RUV- Resonance Ultrasonic Vibration) để sàng lọc các tế bào PV có các vết nứt để loại bỏ trước khi bán ra thị trường [6]. Tuy nhiên, kinh phí vẫn là vấn đề chính để sử dụng phương pháp này.

Theo [7], tế bào quang điện là một lớp bán dẫn p-n tương tự như các diode thường. Đặc điểm vật lý của các tế bào này bao gồm hấp thụ ánh sáng mặt trời tạo ra điện phát quang (Electroluminescence - EL) hồng ngoại khi được cấp điện một chiều DC. Ánh sáng hồng ngoại nằm ngoài vùng quan sát bằng mắt thường tuy nhiên có thể quan sát bằng các máy ảnh hồng ngoại. Dựa trên hình ảnh từ điện

Abstract - This paper aims to introduce a method for solar panel quality assessment by using deep learning network AlexNet based on image processing technology. Electroluminescence images used in this research can only capture from the infrared camera. Data acquisition was captured in dark room where the solar panel was supplied by DC power and the infrared camera was located perpendicular with solar surface. Dataset was divided into three labels with different percentage damage and trained through the deep learning network AlexNet. This paper also provided a method to estimate the percentage damage of the solar panel. Result showed that the training and classification work well with the accuracy is higher than 90%.

Key words - Artificial neural network; AlexNet network; electroluminescence image; image processing; solar panel.

phát quang, nhiều nghiên cứu đánh giá tình trạng tấm pin đã được đề xuất. Trên thế giới, các nhà khoa học [8 - 10] đã tập trung hướng nghiên cứu này để đánh giá chất lượng của các tấm pin năng lượng mặt trời. Tuy nhiên, phương pháp chụp ảnh và sử dụng phương pháp học sâu chưa được các nghiên cứu này đề cập đến. Tại Việt Nam, nhóm [11] sử dụng mạng học sâu để đánh giá độ lỗi của tấm pin dựa trên ảnh EL. Tuy nhiên, phương pháp thu thập dữ liệu chưa được nhóm đề cập đến cũng như chưa đề xuất phương pháp đánh giá tỉ lệ hư hỏng trên một tấm pin.

Nghiên cứu này đề ra giải pháp chụp ảnh điện phát quang cho các tấm pin năng lượng mặt trời. Các ảnh này là dữ liệu đầu vào cho mạng học sâu AlexNet để phân loại phần trăm hư hỏng lượng pin năng lượng mặt trời. Một giải pháp cho điểm tỉ lệ phần trăm hư hỏng các tấm pin cũng được đề xuất. Kết quả chỉ ra rằng, phương pháp này vẫn có thể hoạt động tốt với các ảnh điện phát quang từ các tập dữ liệu khác.

2. Phương pháp

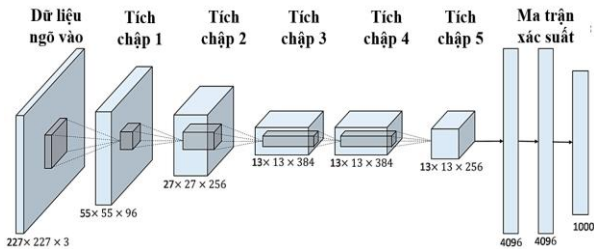
2.1. Mạng học sâu AlexNet

Mô hình mạng AlexNet được Alex Krizhevsky giới thiệu trong nghiên cứu ImageNet Classification with Deep Convolutional Networks. Mô hình học sâu này đã giành chiến thắng trong cuộc thi ILSVRC (ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge) năm 2012 [12]. Ngõ vào của mạng AlexNet là tập dữ liệu ảnh RGB được dán nhãn có kích thước 227x227 pixel/ảnh, và ngõ ra là ma trận đánh giá tỉ lệ phân loại của đối tượng đã được dán nhãn. Mạng học sâu AlexNet

¹ Can Tho University (Trong Hieu Luu, Thanh Tan Cao, Chi Ngon Nguyen)

² Bac Lieu Vocational College (Van Tinh Lam)

gồm 25 lớp, trọng tâm là 5 lớp tích chập (convolution layer) và 3 lớp kết nối đầy đủ (Fully connected Layer) (Hình 1).



Hình 1. Sơ đồ kết nối mạng học sâu AlexNet

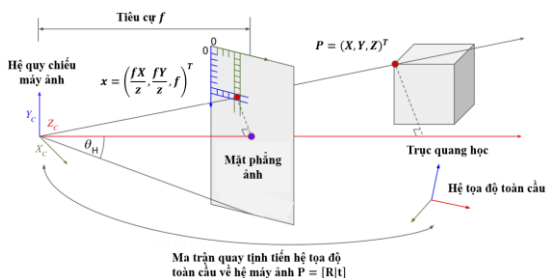
Bên cạnh đó, mạng học sâu AlexNet cũng trình bày phương pháp huấn luyện “lớp đơn vị tuyến tính đã chỉnh lưu - ReLUs (Rectified Linear Units)” cho một đơn vị huấn luyện thần kinh [13]. Theo đó, phương pháp ReLUs có thời gian huấn luyện nhanh hơn phương pháp cổ điển sử dụng hàm $f(x) = \tanh(x)$ hoặc $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ 25% trong mạng tích chập 4 lớp. Đây là ưu điểm rất lớn của mạng AlexNet khi huấn luyện các tập dữ liệu có số lượng lớn ảnh. Phương trình hàm ReLUs được miêu tả như:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{nếu } x < 0 \\ x, & \text{nếu } x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Với x là giá trị ngõ vào của hàm số.

Dựa trên phương trình (1), ngõ ra cho giá trị 0 nếu ngõ vào là âm, và ngõ ra x nếu ngõ vào lớn hơn 0. Từ đó, ta có thể miêu tả lại ReLUs dưới dạng $f(x) = \max(0, x)$. Phương trình này cho thấy hàm ReLUs dễ lập trình và khó bị bão hòa hơn các hàm cổ điển.

2.2. Hiệu chỉnh máy ảnh



Hình 2. Phương trình lỗ kim (Pinhole)

Máy ảnh được sử dụng trong thí nghiệm này là dạng máy ảnh quan sát hồng ngoại dân dụng, không chuyên dùng cho nghiên cứu khoa học. Vì vậy thông số kỹ thuật của máy ảnh phải được hiệu chỉnh trước khi tiến hành thu thập dữ liệu. Trong nghiên cứu này, hiệu chỉnh máy ảnh bằng bàn cờ thông qua mô hình pinhole (lỗ kim) để biến đổi các điểm trong không gian 3 chiều lên mặt phẳng ảnh được sử dụng (Hình 2). Theo đó, một điểm $P = (X, Y, Z)^T$ trong hệ tọa độ toàn cầu được chiếu lên hệ tọa độ ảnh $x = \left(\frac{fX}{z}, \frac{fY}{z}, f\right)^T$ thông qua các phương trình quay và tịnh tiến như sau:

$$P = K[R|t] \quad (2)$$

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & p_x \\ 0 & f & p_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Với: K: Ma trận hiệu chỉnh (camera calibration matrix); R, t: Ma trận quay tịnh tiến từ hệ tọa độ toàn cầu về hệ tọa độ máy ảnh; f: Tiêu cự của máy ảnh.

2.3. Bố trí thí nghiệm và thu thập dữ liệu

Các tấm pin năng lượng mặt trời có tính chất vật lý: Khi có ánh sáng mặt trời sẽ tạo ra dòng điện; Nếu không có ánh sáng mặt trời và được cấp nguồn DC, tấm pin sẽ phát ra ánh sáng hồng ngoại. Dựa trên cơ sở đó, nhóm đã tiến hành bố trí thí nghiệm và thu thập dữ liệu ảnh.



Hình 3. Bố trí thí nghiệm và thu thập dữ liệu

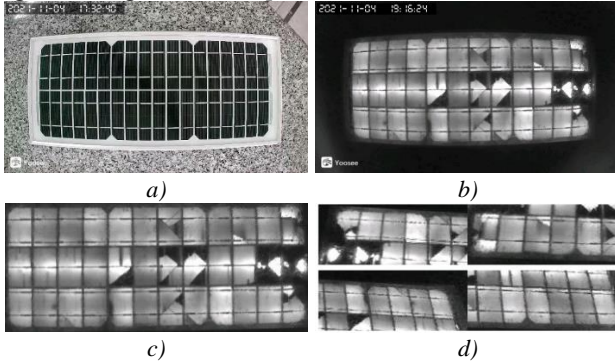
Bố trí thí nghiệm chụp ảnh điện phát quang được trình bày tại Hình 3. Thí nghiệm được bố trí trong phòng tối nhằm đảm bảo ảnh thu được không bị nhiễu sáng từ môi trường bên ngoài. Máy ảnh hồng ngoại Yoosee có độ phân giải 1920x1080 pixel được bố trí chụp thẳng góc từ trên xuống ở độ cao 45cm. Pin năng lượng mặt trời được sử dụng là loại PV đơn tinh thể (Mono PV) có công suất tối đa 10Wp, với kích thước 44,5x19 cm. Quá trình thu thập dữ liệu được tiến hành trên 8 tấm pin năng lượng mặt trời với độ hư hỏng khác nhau. Để chụp được ảnh hồng ngoại của tấm pin, nguồn DC từ bộ nguồn tuyến tính DC sao cho mức điện áp đạt từ 18-25V, điện áp có thể tăng giảm để điều chỉnh độ phát quang của tấm pin, dòng điện qua tấm pin dao động từ 1,8-2,2A. Cực dương của nguồn điện cấp vào cực dương của tấm pin và cực âm của nguồn điện cấp vào cực âm của tấm pin, lúc này tấm pin sẽ phát ánh sáng hồng ngoại. Để đảm bảo ảnh thu được không bị lóa do ánh sáng, máy ảnh chỉ chụp tia tới hồng ngoại, hay nói cách khác LED phát hồng ngoại trên máy ảnh được tắt đi.

3. Kết quả

3.1. Thu thập dữ liệu và đánh giá hư hỏng

Kết quả chụp ảnh trong phòng kín được thể hiện tại Hình 4. Hình 4a là tấm pin chụp bằng máy ảnh thường, gần như không thể quan sát được hư hỏng trên tấm pin bằng mắt thường, Hình 4b, là ảnh phát quang hồng ngoại được chụp bằng phương pháp đề xuất. Kết quả cho thấy, ta có thể quan sát được sự phát quang của các tế bào quang điện trên tấm pin. Màu đen cho thấy, vị trí không phát quang, đây là vị trí bị hư hại; Màu trắng cho thấy, tế bào quang điện đang hoạt động bình thường. Hình 4b cho thấy tấm pin bị cong ở 2 góc ảnh chứng tỏ độ biến dạng của máy ảnh rất lớn và vùng rìa đen ngoài là phần thừa cần được loại bỏ. Bên cạnh đó, tấm pin bị hư không toàn bộ, nên việc chia tấm pin thành 4 phần bằng nhau với độ hư hỏng khác nhau cũng được đề xuất (Hình 4d), các phần này được bổ sung vào tập dữ liệu để tăng tính đa dạng cho tập huấn luyện. Thêm vào đó, các phương pháp làm mờ (blur), co, giãn ảnh (dilata, erode) cũng được áp dụng lên các bức ảnh. Điều này nhằm tránh hiện tượng

học vệt (overfitting) trong các mạng học sâu. Bảng 1 trình bày số lượng ảnh thu thập và huấn luyện cho các lớp dữ liệu của mạng học sâu AlexNet. Cơ sở để đánh giá hư hỏng là tỉ lệ pixel đen trên toàn bộ vùng ảnh. Có 4 nhân dữ liệu theo phần trăm hư hỏng của tấm pin mặt trời bao gồm: Hư hỏng dưới 5%, hư hỏng 5%-10%, hư hỏng 10%-20% và hư hỏng trên 20%. Số ảnh huấn luyện gồm 900 ảnh và ảnh kiểm chứng gồm 75 ảnh cho tất cả 4 tập ảnh (Bảng 1). Tập dữ liệu ảnh này được nhóm tạo ra và tham khảo thêm tại các nguồn mã nguồn mở sau [14-15].



Hình 4. Kết quả chụp ảnh quang hồng ngoại tấm pin năng lượng mặt trời a) chụp ngoài phòng tối. b) Chụp bằng phương pháp đề xuất. c) Sau khi hiệu chỉnh ảnh d) chia thành các vùng khác nhau

Bảng 1. Số lượng ảnh thu thập được và nhân huấn luyện

Nhân	Số ảnh huấn luyện	Số ảnh kiểm chứng
Hồng dưới 5%	900	75
Hồng 5% - 10 %	900	75
Hồng 10% - 20%	900	75
Hồng trên 20%	900	75

Do tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra là các phần của tấm pin năng lượng mặt trời, vì vậy để đánh giá độ hư hỏng của toàn bộ tấm pin, điểm trung bình phần trăm hư hỏng của tấm pin được đề xuất:

$$TB = \frac{P_1 + P_2 + P_3 + P_4}{4} \quad (3)$$

Trong đó:

TB là điểm trung bình sau khi chia trung bình cho bốn phần của tấm pin.

- P1 là điểm của phần pin thứ nhất;
- P2 là điểm của phần pin thứ hai;
- P3 là điểm của phần pin thứ ba;
- P4 là điểm của phần pin thứ tư.

Với thang điểm được cho như Bảng 2 sau:

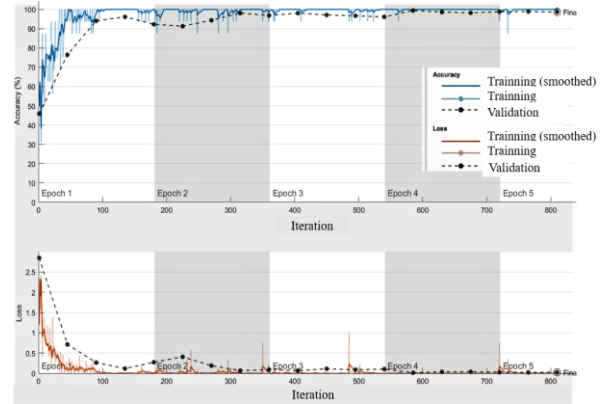
Bảng 2. Bảng điểm cho các mức độ hư hỏng

% hư hỏng	Dưới 5%	5% - 10%	10% -20%	Trên 20%
Điểm	1	2	3	4

3.2. Đánh giá chất lượng pin năng lượng mặt trời bằng mạng học sâu AlexNet

Ngôn ngữ lập trình cấp cao MATLAB được sử dụng để huấn luyện và nhận dạng các tấm pin năng lượng mặt trời cho mạng học sâu AlexNet. MATLAB được chạy trên máy tính có cấu hình CPU core i3, bộ nhớ đệm 4MB (Cache 4MB), bộ nhớ RAM 4GB, ổ cứng 120GB SSD để tăng tốc độ xử lý số liệu. Hình 5 miêu tả quá trình huấn luyện của

mạng Alexnet. 80% dữ liệu ảnh tại Bảng 1 được dùng để huấn luyện (training) và 20% dùng để kiểm tra ngay trong quá trình huấn luyện (validation). Toàn bộ quá trình gồm 1080 lần lặp lại với 180 lần lặp lại cho mỗi chu kỳ học. Trên biểu đồ Hình 5, độ chính xác tăng nhanh từ 48% đến hơn 90% trong lần huấn luyện đầu tiên, và dao động xung quanh 92% trong lần huấn luyện 2. Sau đó, độ chính xác mới ổn định quanh 98%. Thêm vào đó, độ sai sót giảm dần từ 2.5% về gần 0% trong lần huấn luyện đầu tiên và ổn định đến hết quá trình huấn luyện của mạng. Tổng thời gian huấn luyện mạng là AlexNet là 335 phút (Hình 6).



Hình 5. Mô hình huấn luyện mạng AlexNet

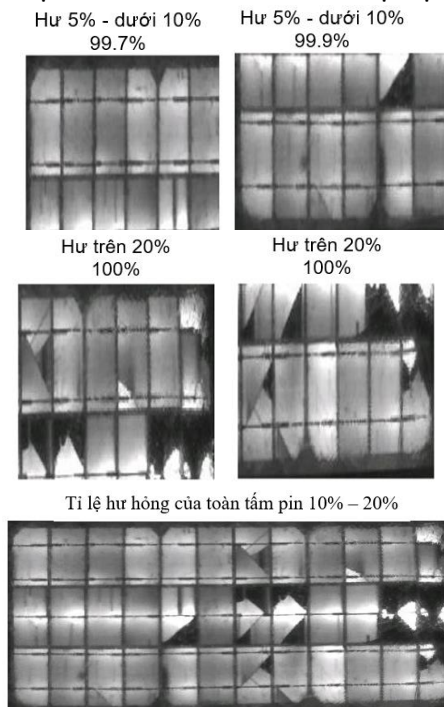
Results	
Validation accuracy:	98.62%
Training finished:	Met validation criterion
Training Time	
Start time:	09-Jan-2022 10:39:32
Elapsed time:	335 min 1 sec
Training Cycle	
Epoch:	5 of 6
Iteration:	810 of 1080
Iterations per epoch:	180
Maximum iterations:	1080
Validation	
Frequency:	45 iterations
Patience:	5
Other Information	
Hardware resource:	Single CPU
Learning rate schedule:	Constant
Learning rate:	0.0003

Hình 6. Thông số huấn luyện mạng AlexNet

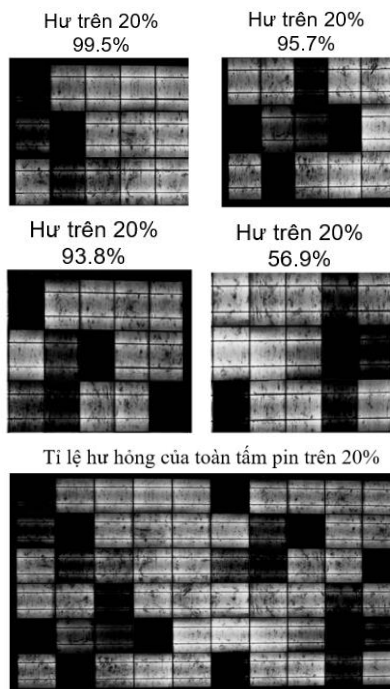
Hình 7, 8 minh họa kết quả phân loại chất lượng pin năng lượng mặt trời của mạng học sâu AlexNet. Trên tập dữ liệu kiểm chứng, ảnh được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau bao gồm nguồn do nhóm xây dựng (Hình 7) và các tập mã nguồn mở (Hình 8).

Kết quả thí nghiệm mạng học sâu AlexNet trên toàn bộ tập kiểm tra được thể hiện tại Bảng 3, ma trận kết quả nhầm lẫn. Ma trận nhầm lẫn cho phép trình bày hiệu suất của thuật toán AlexNet với tập dữ liệu được tạo. Mỗi hàng ngang của bảng trình bày các lớp được huấn luyện, và mỗi cột của bảng đại diện cho các lớp dự đoán (hoặc ngược lại). Tổng của một hàng hoặc cột bất kỳ sẽ bằng với số ảnh kiểm chứng (75 ảnh). Theo đó, tỉ lệ nhận dạng hỏng dưới 5% đạt kết quả chính xác tối đa

(100%). Kết quả hỏng (5%-10%) cho tỉ lệ chính xác cao tiếp theo. Tỉ lệ hỏng 10%-20% có thể cho nhầm lẫn với độ hư hỏng ở mức thấp hơn hoặc cao hơn. Tỉ lệ hư hỏng trên 20% cho độ chính xác đạt ở mức 90.6% với 68/75 ảnh nhận dạng đúng.



Hình 7. Tỉ lệ hư hỏng tập kiểm tra



Hình 8. Tỉ lệ hư hỏng tập ảnh nguồn khác

Bảng 3. Ma trận kết quả nhầm lẫn

1	Dưới 5%	5% - 10%	10% - 20%	trên 20%
Hỏng dưới 5%	75	-	-	-
5% - 10 %	-	73	2	-
10% - 20%	-	2	70	3
Trên 20%	-	-	7	68

4. Kết luận

Nghiên cứu đã trình bày một giải pháp đánh giá chất lượng pin năng lượng mặt trời bằng hệ xử lý ảnh kết hợp mạng học sâu AlexNet. Ảnh điện phát quang của pin mặt trời được thu thập từ phòng tối. Tấm pin được cấp nguồn một chiều với mức điện áp 18-25V và một máy ảnh hồng ngoại được bố trí chụp vuông góc từ trên xuống. Dữ liệu ảnh là ngõ vào của mạng học sâu AlexNet. Kết quả nhận dạng cho thấy, mạng học sâu AlexNet cho độ chính xác cao, có khả năng đánh giá được hư hỏng từ các nguồn ảnh khác nhau.

Tuy nhiên, nghiên cứu này chưa đề ra giải pháp đánh giá độ nứt trên từng tế bào quang điện riêng rẽ cũng như chưa có nguồn ảnh pin quang điện với thời gian sử dụng nhiều (lớn hơn 800G). Trong thời gian tới, nhóm sẽ tiếp tục bổ sung dữ liệu đầu vào cho tập huấn luyện: Thu thập ảnh điện phát quang từ các tấm pin năng lượng mặt trời có thời gian sử dụng nhiều (hơn 800G). Độ sụt áp khi các tấm pin hư hại cũng cần được nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Nguyen, Q. K. "Annual Report on Electric Power Generation Development Scenarios in Vietnam", Green Innovation and Development Centre of Vietnam, 2019.
- [2] P. Rajput, G.N. Tiwari, O.S. Sastry, B. Bora, and V. Sharma. "Degradation of monocrystalline photovoltaic modules after 22 years of outdoor exposure in the composite climate of India". *Solar Energy*, Vol 135, 2016, pp 786-795.
- [3] Sharma, V., and Chandel, S.S. "Performance and degradation analysis for long term reliability of solar photovoltaic systems: a review". *Renewable and Sustainable Energy Review*. Vol 27, 2013, pp 753-767.
- [4] Kima, J., Park, N., Yuna, J. S., Huang, S., Greena, M. A., and Anita, W.Y. "An effective method of predicting perovskite solar cell lifetime—Case study on planar $\text{CH}_3\text{NH}_3\text{PbI}_3$ and $\text{HC}(\text{NH}_2)_2\text{PbI}_3$ perovskite solar cells and hole transfer materials of spiro-OMeTAD and PTAA". *Solar energy Materials & Solar Cells*. Vol 162, 2017, pp 41-46.
- [5] Masaki, M., and Tatsuo, M. "Novel tandem cell structure of dye-sensitized solar cell for improvement in photocurrent". *Thin Solid Films*. Volume 516, Issue 9, 2008, pp 2716-2722.
- [6] A. Monastyrskyi, S. Ostapenko, O. Polupan, H. Maeckel and M. Vazquez, "Resonance Ultrasonic Vibrations for in-line crack detection in silicon wafers and solar cells", *33rd IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2008, pp. 1-6.
- [7] Jeffery, L. L. "The Physics of the Solar Cell". *Handbook of Photovoltaic Science and Engineering*, 2003, pp 82-129. DOI: <https://doi.org/10.1002/0470014008.ch3>
- [8] Drabczyk, K. Matlak, G. K., Drygala, A. Szindler, M. and Lipiński, M. "Electroluminescence imaging for determining the influence of metallization parameters for solar cell metal contacts". *Solar Energy*, Vol 126, 2006, 14-21.
- [9] Fada, J. S., Hossain, M. A., Braid, J. L., Yang, S., Pershek, T. J., and R. H. French. "Electroluminescent Image Processing and Cell Degradation Type Classification via Computer Vision and Statistical Learning Methodologies", *IEEE 44th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC)*, 2017, pp. 3456-3461.
- [10] A. Bartler, L. Mauch, B. Yang, M. Reuter, and L. Stoicescu, "Automated Detection of Solar Cell Defects with Deep Learning", *26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2018, pp. 2035-2039, doi: 10.23919/EUSIPCO.2018.8553025.
- [11] Nguyễn, Q. M., Lê, T. M. C., Nguyễn, Đ. T., và Lê, M. H. "Nhận dạng tấm pin mặt trời bằng dữ liệu trên hình ảnh điện phát quang bằng deep learning". *Tạp chí Đại học Thái Nguyên*, 226(11), 2021, 117-123.
- [12] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton., G. "ImageNet classification with deep convolutional neural networks", *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25th (NIPS 2012), 2012. pp. 1106-1114.
- [13] Nair, V. and Hinton, G. E. "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines". *27th International Conference on Machine Learning*, 2010, pp 807-814.
- [14] <https://easymeasures.com/product/electroluminescence/>, truy cập ngày 9/7/2022.
- [15] <https://data.london.gov.uk/download/photovoltaic--pv--solar-panel-energy-generation-data/81fb6b31-f6b2-4e12-b054-090319faec7b/PV%20Data.zip>. Truy cập ngày 9/7/2022.