

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA
KHOA ĐIỆN

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

CAPSTONE PROJECT

NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỀU KHIỂN & TỰ ĐỘNG HÓA

ĐỀ TÀI:

XÂY DỰNG MÔ HÌNH ƯỚC LƯỢNG CÔNG SUẤT ĐMTMN TÍCH HỢP VÀO HỆ THỐNG IOT ĐỂ ƯỚC LƯỢNG MỨC SUY GIẢM HIỆU SUẤT CỦA HỆ THỐNG THEO THỜI GIAN THỰC

Người hướng dẫn 1: **TS. NGUYỄN KIM ÁNH**

Người hướng dẫn 2: **KS. LÊ MINH HOÀNG HẠC**

Sinh viên thực hiện:

1. ĐOÀN NGỌC BẢO – MSSV: 105200399 – Lớp:20TDHCLC2

2. NGUYỄN NGỌC KHẢI – MSSV: 105200410 – Lớp 20TDHCLC2

Đà Nẵng, 6/2025

TÓM TẮT

Tên đề tài: *Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực*

Sinh viên thực hiện 1: Đoàn Ngọc Bảo

Số thẻ SV: 105200399

Lớp: 20TDHCLC2

Sinh viên thực hiện 2: Nguyễn Ngọc Khải

Số thẻ SV: 105200410

Lớp: 20TDHCLC2

Đề tài này trình bày một khung tích hợp giữa nền tảng IoT giám sát thời gian thực và mô hình hai đi-ốt (DDM) cải tiến nhằm tối ưu hóa hệ PV mái nhà. Về hạ tầng, chuỗi thành phần Raspberry Pi thu thập tín hiệu, SmartLogger giao tiếp inverter, MQTT truyền thông, Node-RED xử lý luồng sự kiện, InfluxDB lưu trữ chuỗi thời gian và Grafana trực quan hóa được triển khai tại Đà Nẵng, cho phép lấy mẫu mọi biến môi trường (bức xạ, nhiệt độ) và điện (dòng, áp, công suất) mỗi 5 phút, duy trì tỉ lệ truyền tải thành công gần như tuyệt đối trong suốt một tháng vận hành. Về mô hình hóa, DDM được rút gọn tham số theo lý thuyết khuếch tán Shockley, giải hệ phương trình phi tuyến bằng Newton–Raphson và tự động hiệu chỉnh trở nối tiếp R_s cùng trở song song R_{sh} theo bức xạ G và nhiệt độ tế bào t_{cell} thông qua thuật toán PSO. Kết quả kiểm chứng với PVSyst, dữ liệu I–V/P–V đa hãng và thử nghiệm thực địa cho thấy sai số mô phỏng luôn dưới 2%, vượt trội so với DDM khác. Với phần cứng chi phí thấp và kiến trúc phần mềm linh hoạt, giải pháp có thể mở rộng từ các hệ PV dân dụng nhỏ lẻ đến trang trại megawatt, góp phần nâng cao tính bền vững và thông minh của các hệ thống năng lượng tái tạo phân tán.

NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

TT	Họ tên sinh viên	Số thẻ SV	Lớp	Ngành
1	Đoàn Ngọc Bảo	105200399	20TDHCLC2	Kỹ thuật Điều khiển và Tự động hóa
2	Nguyễn Ngọc Khải	105200410	20TDHCLC2	Kỹ thuật Điều khiển và Tự động hóa

1. Tên đề tài đồ án:

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực.

2. Đề tài thuộc diện: Có ký kết thỏa thuận sở hữu trí tuệ đối với kết quả thực hiện

3. Các số liệu và dữ liệu ban đầu:

Số liệu nhà máy Hòa Vang (Đà Nẵng) và các tài liệu tham khảo.

4. Nội dung các phần thuyết minh và tính toán:

a. Phần chung:

TT	Họ tên sinh viên	Nội dung
1	Nguyễn Ngọc Khải	1. Tổng quan về ước lượng công suất điện mặt trời mái nhà dựa trên nền tảng IoT. 2. Kết quả triển khai và phân tích. 3. Kết luận chung và hướng phát triển.
2	Đoàn Ngọc Bảo	

b. Phần riêng:

TT	Họ tên sinh viên	Nội dung
1	Nguyễn Ngọc Khải	Xây dựng mô hình ước lượng Xây dựng hệ thống giám sát

2	Đoàn Ngọc Bảo	Xác định các thông số của mô hình Đưa mô hình vào hệ thống giám sát
---	---------------	--

5. Các bản vẽ, đồ thị (ghi rõ các loại và kích thước bản vẽ):

a. Phần chung:

b. Phần riêng:

TT	Họ tên sinh viên	Nội dung
1	Đoàn Ngọc Bảo	Hình: 1.3; 3.5; 3.6; 3.7; 5.2 Bảng: 3.2; 3.3; 3.4
2	Nguyễn Ngọc Khải	Hình: 1.10; 2.1; 2.2; 2.3; 3.1; 3.2; 3.3; 3.4; 4.9; 4.10 Bảng: 3.8

6. Họ tên người hướng dẫn:	Phân/ Nội dung:
TS. Nguyễn Kim Ánh	
KS. Lê Minh Hoàng Hạc	

7. Ngày giao nhiệm vụ đồ án: 24/2/2025

8. Ngày hoàn thành đồ án: 15/6/2025

Đà Nẵng, ngày 15 tháng 6 năm 2025

Trưởng Bộ môn Tự động hóa

Người hướng dẫn

TS. Giáp Quang Huy

TS. Nguyễn Kim Ánh

KS. Lê Minh Hoàng Hạc

PHIẾU KIỂM SOÁT TIẾN ĐỘ LÀM ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

(Phiếu dành cho người hướng dẫn/sinh viên)

Họ và tên sinh viên : Đoàn Ngọc Bảo Số thẻ SV: 105200399

Nguyễn Ngọc Khải Số thẻ SV: 105200410

Tên đề tài ĐATN: *Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực*

Họ tên người HD: TS. Nguyễn Kim Ánh Đơn vị: Trường Đại học Bách Khoa – ĐHQĐHN

Tuần	Ngày	Khối lượng		GVHD ký tên
		đã thực hiện (%)	tiếp tục thực hiện (%)	
1	12/02/2025	- Nhận đề tài - Tìm hiểu nghiên cứu sơ lược về hệ thống	- Xác định giải pháp và hướng tiếp cận	
2	18/02/2025	- Tìm hiểu mô hình toán phù hợp - Xác định kiến trúc tổng thể	- Đọc, tham khảo tài liệu trên internet -	
3	20/02/2025	- Thiết kế kiến trúc hệ thống IoT	- Viết báo cáo chương 1 - Xác định các thiết bị phần cứng IoT	
4		Duyệt lần 1: Đánh giá khối lượng hoàn thành _____ % : Được tiếp tục làm ĐATN <input type="checkbox"/> Không tiếp tục thực hiện ĐATN <input type="checkbox"/>		
5	27/02/2025	- Xác định các thiết bị phần cứng IoT - Xác định các mô hình toán khả thi	- Thi công phần cứng hệ thống con IoT - Thử nghiệm mô hình toán	
6	1/03/2025	- Tích hợp hệ thống IoT vào hệ thống ĐMTMN	- Xây dựng hệ thống HMI giám sát - Viết nội dung chương 2 và 4	

7	31/03/2025	Duyệt lần 2: Đánh giá khối lượng hoàn thành _____ % : Được tiếp tục làm ĐATN <input type="checkbox"/> Không tiếp tục thực hiện ĐATN <input type="checkbox"/>		
8	02/04/2025	Hiệu chỉnh tham số cho phù hợp	Viết nội dung chương 3	
9	24/04/2025	Tích hợp IoT vào hệ thống điện mặt trời	- Xây dựng hệ thống HMI giám sát - Viết nội dung chương 2 và 4	
10	19/05/2025	Duyệt lần 3: Đánh giá khối lượng hoàn thành _____ % : Được tiếp tục làm ĐATN <input type="checkbox"/> Không tiếp tục thực hiện ĐATN <input type="checkbox"/>		
11	20/05/2025	Hiệu chỉnh và tối ưu các tham số trong mô hình	Tích hợp mô hình toán vào hệ thống Raspberry	
12	10/05/2025	Hoàn thành chương 3	- Xây dựng Dashboard quan sát công suất dự báo - Tiếp tục hoàn thiện báo cáo	
13	10/06/2025	Tối ưu và hoàn thiện hệ thống Hoàn thành đồ án		

LỜI NÓI ĐẦU VÀ CẢM ƠN

Lời đầu tiên chúng em xin chân thành cảm ơn các thầy cô trong khoa Điện cũng như các thầy cô giảng dạy trong trường Đại học Bách Khoa Đà Nẵng đã truyền đạt những kiến thức quý báu cho chúng em trong năm học vừa qua.

Đặc biệt, chúng em xin gửi lời cảm ơn sâu sắc nhất đến thầy Nguyễn Kim Ánh cùng với kỹ sư Lê Minh Hoàng Hạc thuộc công ty TNHH Gia Lực Việt Nam, những người đã tận tình hướng dẫn, động viên và giúp đỡ chúng em trong suốt thời gian thực hiện đề tài. Mặc dù nhóm đã có nhiều cố gắng, tuy nhiên đề án khó có thể tránh khỏi thiếu sót và hạn chế, chính vì thế rất mong nhận được sự góp ý từ quý Thầy/Cô để đề tài được hoàn thiện hơn.

Chúng em xin chân thành cảm ơn!

LỜI CAM ĐOAN LIÊM CHÍNH HỌC THUẬT

Nhóm xin cam đoan:

1. Nội dung trong đề án này là nhóm chúng em thực hiện dưới sự hướng dẫn trực tiếp của thầy Nguyễn Kim Ánh và kỹ sư Lê Minh Hoàng Hạc.
2. Các tham khảo dùng trong đề án đều được trích dẫn rõ ràng tên tác giả, tên công trình, thời gian, địa điểm công bố.
3. Nếu có những sao chép không hợp lệ, vi phạm, chúng em xin chịu hoàn toàn trách nhiệm.
4. Dữ liệu được sử dụng trong đề án không được sử dụng lại nếu không được sự cho phép của người hướng dẫn TS. Nguyễn Kim Ánh.

Sinh viên thực hiện 1

Sinh viên thực hiện 2

Đoàn Ngọc Bảo

Nguyễn Ngọc Khải

MỤC LỤC

TÓM TẮT.....	ii
NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP	iii
PHIẾU KIỂM SOÁT TIẾN ĐỘ LÀM ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP	v
LỜI NÓI ĐẦU VÀ CẢM ƠN	vii
LỜI CAM ĐOAN LIÊM CHÍNH HỌC THUẬT	viii
MỤC LỤC	ix
DANH SÁCH CÁC HÌNH VẼ	xii
DANH SÁCH CÁC BẢNG	xiv
DANH SÁCH CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT	xv
CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ ƯỚC LƯỢNG CÔNG SUẤT ĐIỆN MẶT TRỜI MÁI NHÀ DỰA TRÊN NỀN TẢNG IOT	2
1.1. Giới thiệu	2
1.2. Các nguyên nhân ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống ĐMTMN	3
1.2.1. Sự suy thoái mô-đun PV.....	3
1.2.2. Bức xạ mặt trời	4
1.2.3. Nhiệt độ mô-đun.....	4
1.2.4. Bóng mờ	5
1.2.5. Bụi bẩn.....	6
1.2.6. Hướng và góc nghiêng của mô-dun PV	8
1.3. Các phương pháp tiếp cận	9
1.3.1. Phương pháp dựa trên mô hình vật lí	10
1.3.2. Phương pháp dựa trên học máy (thống kê)	11
1.3.3. Phương pháp lai.....	11
1.4. Đánh giá hiệu suất trực tuyến.....	12
1.5. Kết luận.....	12

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ ĐỀ XÂY DỰNG MÔ HÌNH ƯỚC LƯỢNG CÔNG SUẤT VÀ HỆ THỐNG ĐÁNH GIÁ HIỆU SUẤT	14
2.1. Giới thiệu	14
2.2. Mô hình ước lượng công suất tế bào quang điện	15
2.2.1. Mô hình một đi-ốt.....	15
2.2.2. Mô hình hai đi-ốt	16
2.2.3. Mô hình ba đi-ốt	17
2.3. Phương pháp xác định thông số của mô hình.....	19
2.3.1. Các giải pháp phân tích	19
2.3.2. Các giải pháp số.....	20
2.4. Giải pháp thu thập dữ liệu và giám sát	20
2.4.1. Giải pháp thu thập và giám sát cục bộ.....	20
2.4.2. Giải pháp thu thập và giám sát từ xa	22
2.5. Kết luận.....	23
CHƯƠNG 3: XÂY DỰNG MÔ HÌNH ĐÁNH GIÁ HIỆU SUẤT	25
3.1. Giới thiệu	25
3.2. Mô hình DDM	26
3.3. Ước lượng tham số của mô hình	28
3.3.1. Phương pháp Newton-Raphson.....	28
3.3.2. Thuật toán PSO.....	28
3.3.3. Kết hợp phương pháp Newton-Raphson và thuật toán PSO	29
3.4. Mô hình hóa hệ thống điện mặt trời dựa trên mô hình hai đi-ốt	31
3.4.1. Mô hình của một mô-đun	31
3.4.2. Mô hình của một string.....	31
3.4.3. Mô hình Multi String.....	31
3.5. Kiểm chứng mô hình	32
3.5.1. Đánh giá mô hình với các thông số kỹ thuật của nhà sản xuất	32
3.5.2. Đánh giá mô hình với PVSyst	34

3.6. Kiểm nghiệm mô hình với điều kiện thời tiết thực tế	37
3.6.1. Ngày nắng nhiệt độ thấp.....	38
3.6.2. Ngày nhiều mây.....	39
3.7. Thảo luận	40
3.8. Kết luận.....	42
CHƯƠNG 4: XÂY DỰNG HỆ IOT VÀ TÍCH HỢP MÔ HÌNH ƯỚC LƯỢNG	43
4.1. Giới thiệu	43
4.2. Kiến trúc hệ IoT.....	43
4.2.1. Kiến trúc phần cứng	43
4.2.2. Phương thức truyền và lưu trữ dữ liệu	57
4.3. Tích hợp mô ước lượng vào hệ IoT.....	59
4.4. Giao diện giám sát theo thời gian thực.....	61
4.5. Kết luận.....	64
CHƯƠNG 5: THỰC NGHIỆM GIẢI PHÁP VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ	65
5.1. Giới thiệu	65
5.2. Hệ thống thực nghiệm	65
5.3. Đánh giá kết quả thực nghiệm.....	68
5.4. Kết luận.....	69
KẾT LUẬN CHUNG VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN.....	70
TÀI LIỆU THAM KHẢO	72

DANH SÁCH CÁC HÌNH VẼ

Hình 1.1. Biểu đồ suy giảm hiệu suất mô-đun PV theo vòng đời.....	3
Hình 1.2. Đường cong đặc tính p-v của tấm pin JA Solar.....	4
Hình 1.3. Ảnh hưởng của nhiệt độ đến đường đặc tuyến.....	5
Hình 1.4. Các tấm pin bị bóng che bởi cây cối	6
Hình 1.5. Ảnh hưởng của bóng râm đến đặc tuyến I-V và P-V.....	6
Hình 1.6. Bụi bẩn tích tụ trên bề mặt mô-đun quang điện	7
Hình 1.7. Ảnh hưởng của mật độ bụi lắng đọng và kích thước hạt bụi	7
Hình 1.8. Sự thay đổi sản lượng điện theo tháng tương ứng.....	8
Hình 1.9. Ảnh hưởng của bụi bẩn đến công suất đầu ra theo.....	9
Hình 1.10. Phân loại các phương pháp dự báo công suất phát điện.....	10
Hình 2.1. Mô hình đi-ốt đơn của tế bào quang điện.....	15
Hình 2.2. Mô hình đi-ốt kép của tế bào quang điện	16
Hình 2.3. Mô hình ba đi-ốt của tế bào quang điện	17
Hình 3.1. Sơ đồ mạch của mô hình đi-ốt kép.....	26
Hình 3.2. Sơ đồ mạch của hệ thống mặt trời mắc nối tiếp.....	31
Hình 3.3. Sơ đồ mạch của hệ thống mặt trời mắc nối tiếp và song song	32
Hình 3.4. Đường cong I-V và đường cong P-V của mô-đun PV dưới.....	36
Hình 3.5. Đường cong I-V và đường cong P-V của mô-đun PV dưới.....	37
Hình 3.6. Công suất ước lượng và công suất thực vào (4/3/2024).....	39
Hình 3.7. Công suất ước lượng và công suất thực vào (10/4/2024).....	40
Hình 4.1. Raspberry Pi 4B	44
Hình 4.2. Giới thiệu chân Raspberry Pi4.....	44
Hình 4.3. Inverter SUN2000-100KTL-M1	47
Hình 4.4. Smartlogger 3000A	49
Hình 4.5. Gateway router WiFi 4G	50

Hình 4.6. RK330-02	52
Hình 4.7. RK200-04	53
Hình 4.8. Meanwell EDR-75-24	54
Hình 4.9. Kiến trúc Iot của hệ thống	56
Hình 4.10. Sơ đồ tích hợp mô hình DDM vào hệ IoT.....	59
Hình 4.11. Giao diện Node-Red	61
Hình 4.12. Cấu hình Node “Influx DB”	62
Hình 4.13. Tất cả các tham số được gửi đến InfluxDB.....	62
Hình 4.14. Bảng dữ liệu của một số tham số.....	63
Hình 4.15. Hình ảnh sau khi nhấn "New dashboard"	63
Hình 4.16. Mục "Queries" sau khi dán code	63
Hình 5.1. Dashboard giám sát thời gian thực	66
Hình 5.2. Kết quả so sánh dữ liệu đo và mô phỏng	66

DANH SÁCH CÁC BẢNG

Bảng 1.1. Mất mát sản lượng trung bình hằng năm của tế bào quang điện	3
Bảng 3.1. Thông số pin mặt trời của nhà sản xuất	33
Bảng 3.2. Mô phỏng trên (shell ST-40)	33
Bảng 3.3. Mô phỏng trên (shell SP-70)	34
Bảng 3.4. Mô phỏng trên (shell36)	35
Bảng 3.5. Thông số của Tiger Pro 72HC của hãng Jinko Solar	35
Bảng 3.6. Phân tích nhiệt độ, bức xạ và chênh lệch theo khung giờ (4/3/2024)	39
Bảng 3.7. Phân tích nhiệt độ, bức xạ và chênh lệch theo khung giờ (10/4/2024)	40
Bảng 3.8. Kết quả các chỉ số đánh giá hiệu suất mô hình	41
Bảng 4.1. GPIO và pin của Rashberry Pi 4B	45
Bảng 4.2. Thông số Rashberry Pi4B	46
Bảng 4.3. Thông số kỹ thuật của Inverter SUN2000-100KTL-M1	47
Bảng 4.4. Thông số kỹ thuật của Smartlogger 3000A	49
Bảng 4.5. Thông số kỹ thuật Router wifi 4G	51
Bảng 4.6. Thông số kỹ thuật của RK330-02	52
Bảng 4.7. Thông số kỹ thuật của RK200-04	53
Bảng 4.8. Thông số kỹ thuật của Meanwell EDR-75-24	54
Bảng 5.1. Công suất ước lượng và công suất thực vào (27/6/2025)	67
Bảng 5.2. Công suất ước lượng và công suất thực vào (28/6/2025)	68
Bảng 5.3. Đánh giá mô hình theo ba chỉ số R^2 , RMSE và MBE	68

DANH SÁCH CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT

ĐMTMN	Hệ thống điện mặt trời mái nhà
PV	Hệ thống quang điện
SDM	Mô hình 1 đi-ốt
DDM	Mô hình 2 đi-ốt
TDM	Mô hình 3 đi-ốt
PSO	Thuật toán bầy đàn hạt
MAEP	Sai số tuyệt đối trung bình theo phần trăm

MỞ ĐẦU

Trong bối cảnh nhu cầu năng lượng toàn cầu ngày càng tăng cao, đồng thời áp lực giảm phát thải khí nhà kính trở nên cấp thiết, năng lượng tái tạo – đặc biệt là điện mặt trời – đã và đang đóng vai trò then chốt trong chiến lược phát triển bền vững của nhiều quốc gia. Tại Việt Nam, ĐMTMN không chỉ góp phần đa dạng hóa nguồn cung mà còn mang lại lợi ích kinh tế đáng kể cho các hộ gia đình, doanh nghiệp và khu công nghiệp. Tuy nhiên, hiệu suất vận hành thực tế của các hệ thống PV này lại chịu ảnh hưởng mạnh bởi các yếu tố môi trường như bức xạ, nhiệt độ, bụi bẩn và sự lão hóa thiết bị theo thời gian.

Trong thực tiễn triển khai, phần lớn hệ thống điện mặt trời hiện nay chỉ được giám sát thông qua các thông số điện cơ bản được cung cấp bởi biến tần hoặc bộ ghi dữ liệu tích hợp sẵn. Việc thiếu thông tin về điều kiện môi trường và mô hình tham chiếu khiến cho quá trình đánh giá hiệu suất trở nên thiếu chính xác, khó phát hiện sớm các dấu hiệu suy giảm và khó tối ưu hóa công tác bảo trì. Điều này đặt ra nhu cầu cấp thiết về một giải pháp giám sát có khả năng kết hợp giữa dữ liệu thực tế, mô hình toán học và nền tảng IoT, nhằm cung cấp một cái nhìn toàn diện, liên tục và có thể phân tích sâu hiệu suất hệ thống PV.

Từ yêu cầu đó, đề tài này được thực hiện với mục tiêu xây dựng và triển khai một hệ thống giám sát hiệu suất điện mặt trời mái nhà dựa trên nền tảng IoT kết hợp mô hình ước lượng công suất. Mô hình toán học được sử dụng là mô hình DDM, có khả năng mô phỏng đặc tuyến dòng-áp và công suất-áp của mô-đun PV theo điều kiện vận hành thực tế. Hệ thống không chỉ cho phép thu thập và lưu trữ dữ liệu môi trường cùng dữ liệu công suất đo được, mà còn tích hợp chức năng ước lượng công suất mô phỏng để phục vụ mục tiêu so sánh, đánh giá và cảnh báo sai lệch hiệu suất. Giao diện giám sát được xây dựng trên nền tảng mã nguồn mở, hỗ trợ trực quan hóa dữ liệu theo thời gian thực, qua đó nâng cao khả năng vận hành và chủ động bảo trì hệ thống điện mặt trời.

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ ƯỚC LƯỢNG CÔNG SUẤT ĐIỆN MẶT TRỜI MÁI NHÀ DỰA TRÊN NỀN TẢNG IOT

1.1. Giới thiệu

Trong những năm gần đây, tốc độ đô thị hóa tăng nhanh đã kéo theo nhu cầu sử dụng năng lượng ngày càng cao, đặc biệt tại các khu vực thành thị nơi tập trung dân cư và các hoạt động kinh tế. Nếu nguồn cung cấp không đáp ứng được nhu cầu này tăng trưởng này, nguy cơ xảy ra khủng hoảng năng lượng là điều khó tránh khỏi. Vốn năng lượng sử dụng phụ thuộc vào các nguồn năng lượng phổ biến như than đá, dầu mỏ, khí đốt. Tuy nhiên, những nguồn năng lượng này không chỉ đang dần cạn kiệt mà còn gây ra những tác động tiêu cực nghiêm trọng đến môi trường, bao gồm ô nhiễm không khí, nước và đất, cũng như góp phần vào hiện tượng nóng lên toàn cầu thông qua phát thải khí nhà kính như CO₂ và CH₄. Trong bối cảnh đó, việc khai thác và phát triển các nguồn năng lượng tái tạo như năng lượng mặt trời, gió và sinh khối ngày càng trở nên cấp thiết hơn bao giờ hết. Trong số đó, năng lượng mặt trời được đánh giá là nguồn năng lượng triển vọng nhất.

Tiềm năng của năng lượng mặt trời được xem là một trong những giải pháp triển vọng nhất nhờ đặc tính phổ biến, bền vững và thân thiện với môi trường, không gây ô nhiễm trực tiếp trong quá trình khai thác. Thứ nhất, ánh sáng mặt trời là nguồn tài nguyên phổ biến, có sẵn ở hầu hết các khu vực trên Trái Đất, đặc biệt tại các vùng nhiệt đới như Việt Nam, nơi bức xạ mặt trời dồi dào quanh năm. Thứ hai, năng lượng mặt trời là nguồn năng lượng bền vững, không bị cạn kiệt theo thời gian, khác với các nguồn nhiên liệu hóa thạch. Thứ ba, quá trình khai thác năng lượng mặt trời thông qua các hệ thống điện mặt trời không tạo ra khí thải gây hiệu ứng nhà kính hoặc các chất ô nhiễm khác, góp phần bảo vệ môi trường và giảm thiểu biến đổi khí hậu. Ngoài ra, hệ thống PV còn có khả năng triển khai linh hoạt, từ các hệ thống quy mô nhỏ trên mái nhà dân dụng đến các nhà máy điện mặt trời quy mô lớn, phù hợp với nhiều nhu cầu và điều kiện địa lý khác nhau. Hệ thống PV mang lại nhiều lợi ích vượt trội so với các nguồn năng lượng truyền thống. Một số ưu điểm chính bao gồm: vận hành êm ái và thân thiện với môi trường, tính linh hoạt và khả năng mở rộng, giảm phụ thuộc vào lưới điện truyền thống, chi phí vận hành và bảo trì thấp.

1.2. Các nguyên nhân ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống ĐMTMN

Bên cạnh những ưu điểm nổi bật của hệ thống điện mặt trời như đã nêu, công nghệ này cũng đối mặt với nhiều thách thức tác động đến hiệu suất vận hành, bao gồm như sau:

1.2.1. Sự suy thoái mô-đun PV

Hình 1.1 thể hiện sự suy thoái tuyến tính theo thời gian: mô-đun PV thường bị suy thoái với tốc độ trung bình từ 0.5% đến 1% mỗi năm. Điều này có nghĩa là sau 25 năm, công suất đỉnh của mô-đun có thể giảm xuống còn 80–90% so với giá trị ban đầu, kéo theo hiệu suất phát điện thực tế của toàn hệ thống cũng giảm tương ứng.



Hình 1.1. Biểu đồ suy giảm hiệu suất mô-đun PV theo vòng đời

Bảng 1.1. Mất mát sản lượng trung bình hàng năm của tế bào quang điện

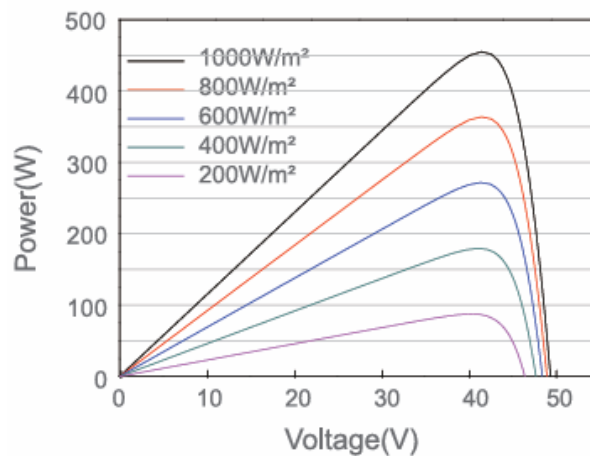
Loại pin	Tổn hao công suất (%/năm)
Silicon đơn tinh thể (mono-si)	0.36
Cadimi Tellurua (CdTe)	0.4
Silicon đa tinh thể (poly-si)	0.64
Amorphous Silicon (a-Si)	0.87
Copper Indium Gallium Selenide (CIGS)	0.96

Trong Bảng 1.1 cho thấy sự mất mát hiệu suất theo thời gian của các loại pin khác nhau thấy rằng mất mát hiệu suất lớn nhất là loại pin Copper Indium Gallium Selenide (CIGS) và thấp nhất là pin Silicon đơn tinh thể (mono-si). Sự suy thoái không diễn ra đồng nhất giữa các mô-đun do khác biệt nhỏ về sản xuất, điều kiện lắp đặt, và môi trường vận hành. Điều này gây ra hiện tượng “mismatch” trong chuỗi, khiến hiệu suất tổng thể của chuỗi bị chi phối bởi mô-đun kém nhất.

Nếu có bất kỳ mô-đun nào suy giảm nặng hơn các mô-đun còn lại thì có thể kéo thấp dòng điện hoặc điện áp của cả chuỗi mà nó nằm trong, đặc biệt trong các cấu hình nối tiếp. Điều này gây tổn thất không chỉ ở mô-đun đó mà trên toàn chuỗi, làm giảm công suất đầu ra hệ thống đáng kể.

1.2.2. Bức xạ mặt trời

Cơ chế hoạt động của các tấm pin mặt trời dựa trên khả năng chuyển đổi trực tiếp năng lượng ánh sáng mặt trời thành năng lượng điện. Do đó, lượng bức xạ mặt trời nhận được có vai trò quyết định đến sản lượng điện sinh ra. Khi bức xạ mặt trời yếu, chẳng hạn vào những ngày nhiều mây, mưa hoặc bóng râm che phủ, sản lượng điện của hệ thống PV sẽ giảm đáng kể, ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất tổng thể [1].



Hình 1.2. Đường cong đặc tính p-v của tấm pin JA Solar

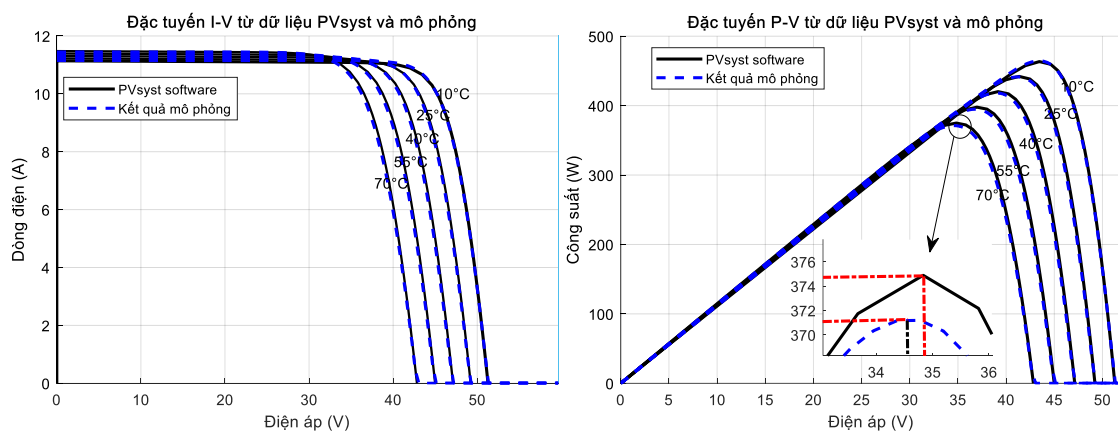
Hình 1.2 minh họa đường cong đặc tính công suất - điện áp (P-V) của tấm pin JA Solar dưới các mức bức xạ mặt trời khác nhau. Bức xạ mặt trời càng cao, công suất P của tấm pin càng tăng, dẫn đến sản lượng điện và hiệu suất cao hơn. Ngược lại, khi bức xạ giảm (do thời tiết, bóng râm, hoặc các yếu tố khác như góc nghiêng và phương vị của tấm pin không tối ưu), hiệu suất của hệ thống PV sẽ suy giảm đáng kể. Điều này cho thấy việc tối ưu hóa thiết kế và vị trí lắp đặt tấm pin là rất quan trọng để đảm bảo hệ thống hoạt động hiệu quả trong mọi điều kiện thời tiết.

1.2.3. Nhiệt độ mô-đun

Tế bào quang điện, cũng như hầu hết các thiết bị bán dẫn, có đặc tính nhạy cảm cao với nhiệt độ môi trường. Khi nhiệt độ tăng lên, hiệu suất chuyển đổi và công suất đầu ra của tế bào quang điện giảm rõ rệt. Nguyên nhân cốt lõi của hiện tượng này là do sự gia tăng tỷ lệ tái kết hợp của các hạt mang điện tử - lỗ trống, vốn là hệ quả tất yếu khi nồng độ hạt trong vật liệu bán dẫn tăng theo nhiệt độ. Sự tái kết hợp này làm giảm số

lượng hạt mang điện tích có thể góp phần tạo ra dòng điện hữu ích, từ đó làm suy giảm hiệu suất chuyển đổi quang – điện.

Trong điều kiện thực tế, nhiệt độ mô-đun quang điện không trùng với nhiệt độ môi trường, mà thường cao hơn đáng kể, đặc biệt là trong những ngày hè nắng gắt. Nhiệt độ mô-đun thường bị chi phối bởi ba yếu tố chính: cường độ bức xạ mặt trời, nhiệt độ không khí xung quanh và tốc độ gió làm mát bề mặt tấm pin. Khi bức xạ mặt trời và nhiệt độ không khí tăng cao trong khi tốc độ gió thấp, hiện tượng tích nhiệt trên bề mặt mô-đun diễn ra mạnh mẽ. Vào giữa trưa mùa hè, trong điều kiện bức xạ cao nhất, nhiệt độ của mô-đun PV có thể lên đến 60 - 65°C, vượt xa giá trị chuẩn 25°C được dùng trong điều kiện thử nghiệm tiêu chuẩn (STC).



Hình 1.3. Ảnh hưởng của nhiệt độ đến đường đặc tuyến

I-V và P-V của mô-đun quang điện

Tác động của nhiệt độ lên đặc tuyến điện của tế bào quang điện là không đồng đều: dòng điện ngắn mạch (I_{sc}) có xu hướng tăng nhẹ do sự tăng nhẹ của năng lượng photon hấp thụ, tuy nhiên điện áp mạch hở (V_{oc}) giảm mạnh hơn nhiều do ảnh hưởng của điện thế khuếch tán và gia tăng sự tái tổ hợp hạt. Hệ quả là công suất cực đại (P_{max}) giảm đáng kể theo mỗi đơn vị độ tăng. Hình 1.3 minh họa rõ xu hướng này thông qua các đường cong đặc tuyến P-V và I-V ở các mức nhiệt độ khác nhau. Nếu nhiệt độ tế bào giảm xuống dưới 25°C (ví dụ vào sáng sớm mùa đông), dòng điện giảm nhẹ, nhưng điện áp và công suất đầu ra có thể tăng vượt mức danh định, điều này lý giải vì sao một số hệ thống PV hoạt động tốt hơn vào mùa đông khô ráo so với mùa hè nóng bức.

1.2.4. Bóng mờ

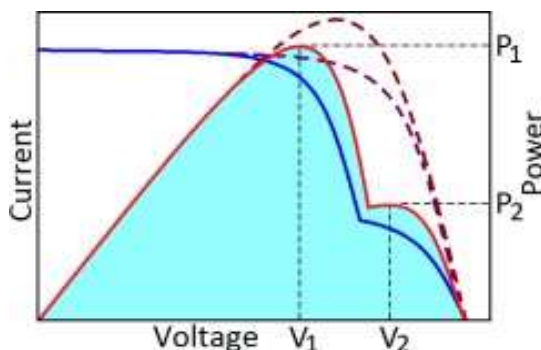
Bóng râm trong Hình 1.4 là một trong những yếu tố môi trường làm suy giảm hiệu suất đáng kể của các mô-đun quang điện. Trong điều kiện hoạt động ngoài trời, bóng râm có thể phát sinh từ nhiều nguồn khác nhau như cây cối, cột điện, công trình xây

dựng lân cận, thậm chí là chính các mô-đun khác trong hệ thống nếu bố trí không hợp lý. Khi một phần nhỏ của tấm pin bị che, đặc biệt là trong chuỗi các tế bào nối tiếp, toàn bộ dòng điện trong chuỗi đó có thể bị ảnh hưởng, dẫn đến giảm mạnh công suất đầu ra của toàn hệ thống.



Hình 1.4. Các tấm pin bị bóng che bởi cây cối

Việc bóng râm che khuất một tế bào sẽ làm giảm khả năng phát điện của tế bào đó. Tuy nhiên, vì các tế bào được nối nối tiếp, dòng điện đi qua toàn bộ mô-đun sẽ bị giới hạn bởi tế bào yếu nhất. Nếu dòng điện tiếp tục bị ép đi qua tế bào bị che, nhiệt sẽ tích tụ cục bộ và có thể gây ra hiện tượng “điểm nóng” (hot spot), làm suy giảm tuổi thọ, thậm chí phá hủy tấm pin nếu hiện tượng này kéo dài.



Hình 1.5. Ảnh hưởng của bóng râm đến đặc tuyến I-V và P-V của mô-đun quang điện

Ngoài ra, bóng râm còn làm biến dạng đường đặc tính công suất – điện áp (P-V) và dòng – điện áp (I-V) thể hiện trong Hình 1.5, dẫn đến sự xuất hiện của nhiều cực đại công suất cục bộ. Điều này gây khó khăn cho bộ điều khiển MPPT trong việc xác định điểm làm việc tối ưu, khiến hiệu suất khai thác năng lượng bị suy giảm.

1.2.5. Bụi bẩn

Bụi bẩn là hiện tượng tích tụ của các hạt bụi và tạp chất khác trên bề mặt mô-đun PV, hình thành một lớp mỏng che phủ và làm giảm lượng ánh sáng chiếu tới tế bào quang điện như Hình 1.6. Bụi bao gồm các hạt rắn có kích thước đường kính dưới 500

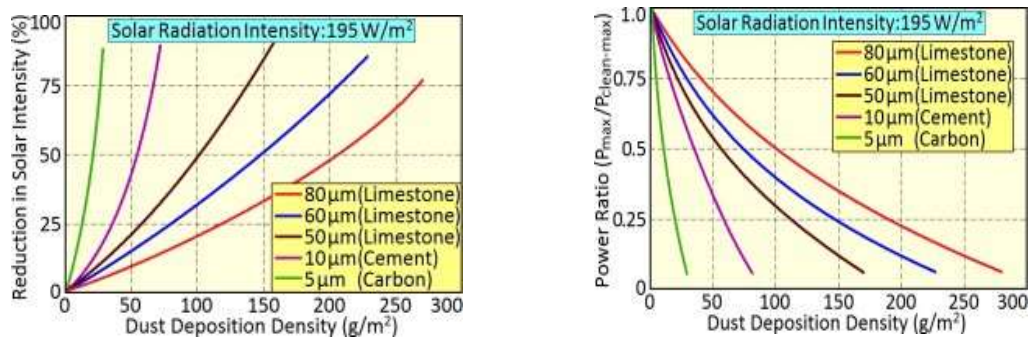
μm , và sự lắng đọng của chúng phụ thuộc vào nhiều yếu tố, bao gồm: đặc tính vật lý của bụi (hình dạng, kích thước, khối lượng), điều kiện thời tiết (mưa, độ ẩm, tuyết), môi trường địa lý (khu vực ven biển, vùng có mật độ bụi cao), góc nghiêng của mô-đun, độ nhẵn và hoàn thiện bề mặt mô-đun, cũng như vận tốc gió.



Hình 1.6. Bụi bám tích tụ trên bề mặt mô-đun quang điện

Ngoài ra, hiện tượng bám bẩn có thể xảy ra khi hơi ẩm ngưng tụ mang theo bụi bám chặt vào bề mặt, đặc biệt ở phần đáy của mô-đun nghiêng. Quá trình tích tụ bụi kết hợp với sự phát triển của rêu và địa y dọc theo khung mô-đun có thể tạo ra vùng che bóng cục bộ trên các tế bào hàng dưới, dẫn đến giảm hiệu suất quang điện. Đồng thời, những mảnh vụn bám lâu ngày cũng có thể gây hư hại cho lớp phủ bề mặt và các đệm cách điện, làm gia tăng nguy cơ hư hỏng vật liệu và suy giảm tuổi thọ của mô-đun.

Bụi bẩn trong hệ thống PV có thể dẫn đến mất mát công suất hàng năm từ 5-17% hoặc hơn. Tác động của bụi sẽ cao hơn ở gần đường cao tốc và vùng sa mạc, nhưng sẽ thấp hơn ở những khu vực có mưa thường xuyên. Hệ thống PV lắp trên mái nhà chịu tổn thất do bụi bẩn ít hơn so với hệ thống gắn mặt đất. Ảnh hưởng của mật độ bụi khác nhau lên bức xạ mà mô-đun PV nhận được và sự giảm công suất tối đa dưới lớp bụi so với mô-đun sạch được thể hiện ở Hình 1.7, tương ứng [1].



Hình 1.7. Ảnh hưởng của mật độ bụi lắng đọng và kích thước hạt bụi đến cường độ bức xạ mặt trời và công suất đầu ra mô-đun PV

Các hạt bụi kích thước nhỏ, chẳng hạn như bụi sinh ra từ khí thải động cơ hay xi măng thường gây suy giảm hiệu suất mạnh hơn so với các hạt bụi có kích thước lớn. Nguyên nhân là bởi các hạt mịn có khả năng lấp đầy các khoảng trống giữa các hạt trên bề mặt mô-đun, từ đó ngăn ánh sáng chiếu vào tế bào quang điện một cách hiệu quả hơn so với bụi thô. Mức tổn thất công suất do lớp bụi bám trên bề mặt mô-đun PV có thể được giảm đáng kể thông qua việc vệ sinh định kỳ. Hiện có nhiều phương pháp để làm sạch tấm pin, bao gồm: rửa bằng tay, sử dụng robot làm sạch, kính tự làm sạch, rèm điện tĩnh, v.v. Trong số đó, cách thức đơn giản nhất là lau rửa thường xuyên bằng nước. Tần suất vệ sinh cần được điều chỉnh linh hoạt tùy theo vị trí địa lý, mùa vụ và cách lắp đặt mô-đun. Chất lượng không khí, lượng mưa và hướng nghiêng của tấm pin đều là các yếu tố ảnh hưởng đến tốc độ bám bụi, do vậy chi phí vận hành và bảo trì (O&M) của các nhà máy điện mặt trời phần lớn bị chi phối bởi việc quản lý hiện tượng bụi bẩn.

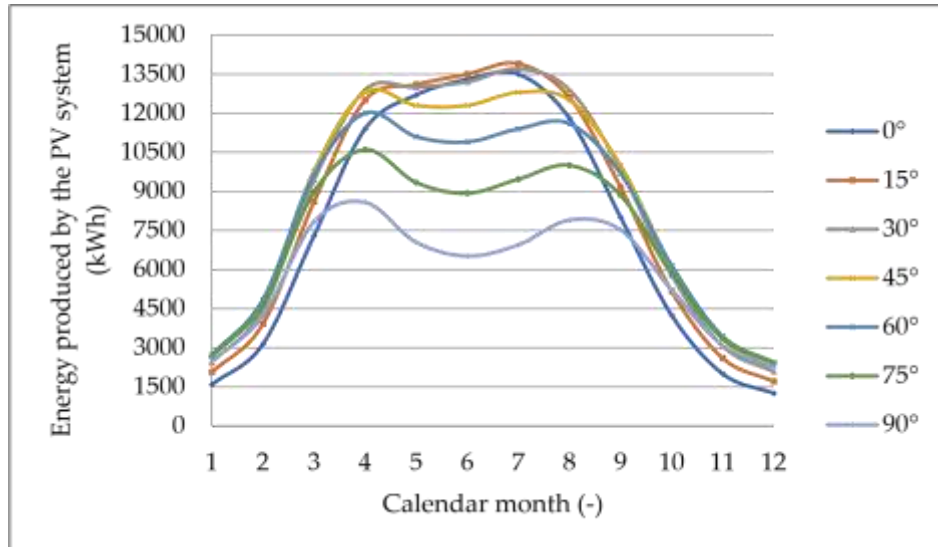
1.2.6. Hướng và góc nghiêng của mô-đun PV

Hướng của các tấm pin quang điện về phía Mặt trời ảnh hưởng đến hiệu suất chuyển đổi của hệ thống quang điện được thể hiện trong Hình 1.8. Để có thể sử dụng tối đa bức xạ mặt trời, trong toàn bộ thời gian trong ngày, hướng tối ưu của các tấm pin mặt trời phải là hướng về phía nam. Góc bức xạ của Mặt trời trên các tấm pin mặt trời thay đổi liên tục, cùng với sự quay của Trái đất [2]. Vì hầu hết các tia sáng Mặt trời chiếu vào tấm pin mặt trời theo một góc, nên việc định vị các tấm pin mặt trời rất quan trọng khi thiết kế hệ thống điện mặt trời.



Hình 1.8. Sự thay đổi sản lượng điện theo tháng tương ứng với từng góc nghiêng của mô-đun PV

Hình 1.9 dưới đây mô tả sự thay đổi sản lượng điện theo tháng tương ứng với từng góc nghiêng của mô-đun PV, từ 0° đến 90° . Có thể thấy rằng, hệ thống đạt hiệu suất tối đa khi góc nghiêng nằm trong khoảng 30° đến 45° , đặc biệt là ở các tháng mùa hè và đầu thu. Ngược lại, khi góc nghiêng bằng 75° hoặc 90° , sản lượng điện giảm mạnh, đặc biệt là trong mùa đông – thể hiện rõ tác động bất lợi khi ánh sáng không chiếu vuông góc với bề mặt pin.

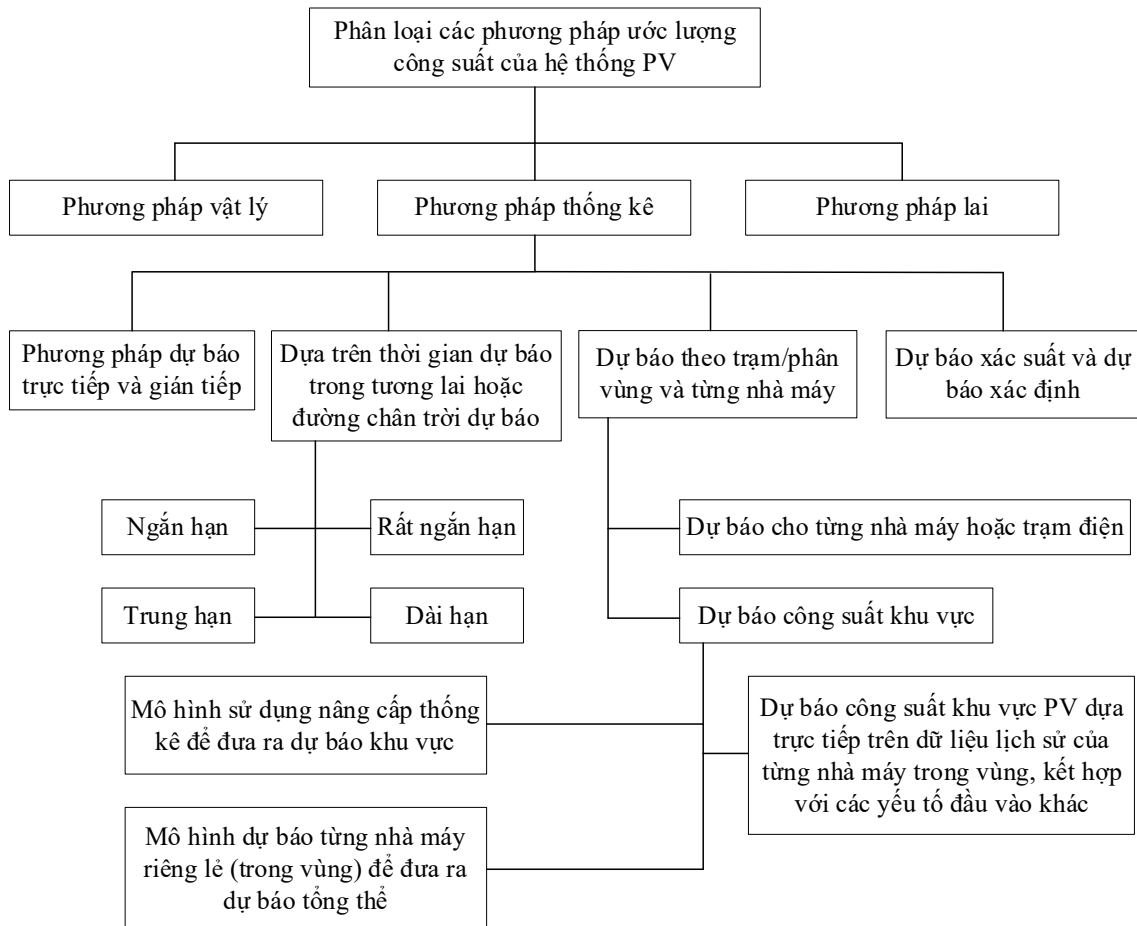


Hình 1.9. Ảnh hưởng của bụi bẩn đến công suất đầu ra theo thời gian trong ngày của hệ thống PV

Biểu đồ trong Hình 1.9 minh họa một cách trực quan rằng việc lựa chọn góc nghiêng không phù hợp (quá lớn hoặc quá nhỏ) có thể dẫn đến sụt giảm sản lượng điện lên đến 40-50% trong các tháng quan trọng. Do đó, góc nghiêng cần được xác định tối ưu ngay từ giai đoạn thiết kế để khai thác hiệu quả nguồn năng lượng mặt trời theo chu kỳ mùa trong năm.

1.3. Các phương pháp tiếp cận

Trong lĩnh vực ước lượng công suất của hệ thống ĐMTMN, các phương pháp được phân loại thành ba nhóm chính: (i) phương pháp dựa trên mô hình vật lý, (ii) phương pháp dựa trên học máy (thống kê), và (iii) phương pháp lai kết hợp cả hai hướng tiếp cận nêu trên được biểu diễn trong Hình 1.10. Mỗi nhóm phương pháp có ưu điểm và hạn chế riêng, tùy thuộc vào đặc điểm của dữ liệu đầu vào, yêu cầu về độ chính xác, và khả năng triển khai trong thực tiễn.



Hình 1.10. Phân loại các phương pháp dự báo công suất phát điện của hệ thống PV

1.3.1. Phương pháp dựa trên mô hình vật lý

Phương pháp này mô phỏng quá trình chuyển đổi bức xạ mặt trời thành điện năng bằng cách sử dụng các tham số vật lý của thời tiết như độ che phủ mây, nhiệt độ môi trường, bức xạ mặt trời, v.v. làm đầu vào cho các phương trình vật lý dự báo công suất đầu ra. Các mô hình vật lý thường được xây dựng dựa trên thông tin về một địa điểm cụ thể như vị trí địa lý, điều kiện thời tiết, hướng và góc nghiêng của tấm pin, và dữ liệu lịch sử.

Các mô hình được xây dựng theo cách này thường đơn giản khi chỉ sử dụng bức xạ mặt trời toàn phần, nhưng sẽ trở nên phức tạp hơn nếu bổ sung thêm các tham số thời tiết khác như độ che phủ mây hay nhiệt độ môi trường [3]. Phương pháp này rất nhạy với các biến động lớn và đột ngột của thời tiết, do đó thường đạt độ chính xác cao hơn trong điều kiện thời tiết ổn định [4,5].

Một số phương pháp cụ thể của nhóm mô hình vật lý bao gồm:

- Mô hình dự báo thời tiết số (NWP – Numerical Weather Prediction) [6].

- Hình ảnh toàn bầu trời (Total Sky Imagers – TSI) [7].
- Ảnh vệ tinh khí tượng [8].

1.3.2. Phương pháp dựa trên học máy (thống kê)

Phương pháp thống kê chủ yếu được phát triển dựa trên nguyên lý của chuỗi thời gian (time series) hoặc quá trình ngẫu nhiên. Các mô hình dự báo công suất hệ thống PV theo phương pháp này được xây dựng thông qua việc xác định mối quan hệ giữa các biến đầu vào (vector đầu vào) và công suất đầu ra tương ứng, bằng các thủ tục khoa học đã được kiểm chứng và chuẩn hóa.

Các yếu tố đầu vào thường là các tham số thời tiết như độ che phủ mây, nhiệt độ, lượng mưa, tốc độ gió, độ ẩm, và nhiệt độ mô-đun – vốn có ảnh hưởng đáng kể đến công suất đầu ra của hệ thống PV. Những tham số này sẽ được sử dụng như các biến giải thích trong thuật toán dự báo.

Các kỹ thuật thống kê có thể bao gồm:

- Phân tích thống kê truyền thống (hồi quy tuyến tính, ARIMA, v.v.).
- Trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (ML).

Trong đó, các phương pháp truyền thống thường sử dụng kỹ thuật hồi quy chuỗi thời gian để xây dựng mô hình dự báo công suất đầu ra của hệ thống PV.

Một số kỹ thuật dự báo sử dụng trí tuệ nhân tạo được ứng dụng rộng rãi gồm:

- Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) [9,10].
- Máy vector hỗ trợ (SVM) [11].
- Mạng bộ nhớ dài hạn (LSTM).

Ngoài ra, các biến thể và cải tiến của các mô hình AI nêu trên cũng đã được phát triển và áp dụng trong nhiều nghiên cứu gần đây.

1.3.3. Phương pháp lai

Phương pháp lai là sự kết hợp giữa kỹ thuật mô hình hóa vật lý và các phương pháp thống kê nhằm nâng cao độ chính xác của dự báo công suất hệ thống PV. Cách tiếp cận điển hình là: đầu tiên áp dụng mô hình vật lý (thường do nhà sản xuất cung cấp cho mô-đun PV), sau đó sử dụng một thuật toán thống kê để hiệu chỉnh hoặc tối ưu hóa kết quả đầu ra nhằm tăng cường độ chính xác.

Việc kết hợp hai kỹ thuật vật lý hoặc thống kê khác nhau cũng được xem là một dạng phương pháp lai. Các nghiên cứu gần đây [12,13] đã chứng minh rằng việc tích

hợp mô hình dự báo vật lý với các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo và thống kê có thể cải thiện đáng kể độ chính xác của hệ thống.

Một ví dụ điển hình là mô hình lai giữa mô hình vật lý và mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), gọi là PHANN (Physical-ANN Hybrid). Mô hình này mô phỏng lý thuyết bức xạ mặt trời tại một vị trí cụ thể trong điều kiện bầu trời quang đãng (dựa trên mô hình bức xạ trời quang – clear sky model), sau đó sử dụng lượng bức xạ mô phỏng này làm cơ sở để xác định giới hạn thời gian ban ngày tối ưu. Nhờ đó, mô hình PHANN tận dụng được cả tính chính xác vật lý lẫn khả năng học phi tuyến của ANN, đồng thời tối ưu hóa các đặc trưng đầu vào cho dự báo công suất.

Tuy nhiên, điểm hạn chế chính của phương pháp lai là tăng độ phức tạp trong quá trình thiết kế và triển khai, do phải tích hợp nhiều kỹ thuật khác nhau, đồng thời đòi hỏi tài nguyên tính toán cao hơn so với các phương pháp đơn lẻ.

1.4. Đánh giá hiệu suất trực tuyến

Hiệu suất hoạt động của hệ thống ĐMTMN không chỉ phụ thuộc vào thiết kế ban đầu mà còn thay đổi theo thời gian do các yếu tố môi trường (bức xạ, nhiệt độ, bụi bẩn), sự lão hóa vật lý (suy thoái lớp EVA, tấm pin), và các sự cố bất thường như hot spot hoặc lỗi kết nối. Do đó, việc đánh giá hiệu suất theo thời gian thực trở nên cần thiết để đảm bảo hệ thống vận hành ổn định, phát hiện sớm bất thường và chủ động bảo trì.

Chỉ số Performance Ratio (PR) thường được sử dụng để đánh giá hiệu suất trực tuyến, bằng cách so sánh giữa công suất thực tế và công suất mô phỏng. Sự thay đổi của PR theo thời gian phản ánh các dấu hiệu suy giảm hiệu suất hoặc lỗi tiềm ẩn như bụi bẩn, che bóng hoặc hư hỏng thiết bị.

Để thực hiện đánh giá này, cần thu thập liên tục dữ liệu vận hành và môi trường. Hệ thống IoT đóng vai trò trung tâm trong việc tự động hóa quy trình này, giúp người vận hành theo dõi trạng thái hệ thống theo thời gian thực và can thiệp kịp thời khi có sự cố.

1.5. Kết luận

Chương 1 đã trình bày tổng quan về bối cảnh nghiên cứu liên quan đến hiệu suất hệ thống ĐMTMN, nhấn mạnh vai trò của các yếu tố môi trường và vật lý trong việc làm suy giảm hiệu suất phát điện theo thời gian. Sự cần thiết của việc giám sát hiệu suất theo thời gian thực cũng đã được phân tích như một giải pháp không chỉ giúp nhận diện tổn thất kịp thời, mà còn hỗ trợ chiến lược bảo trì chủ động và tối ưu hóa vận hành hệ thống.

Thông qua tổng quan các phương pháp tiếp cận, chương này đã phân loại rõ các hướng ước lượng công suất hệ PV bao gồm mô hình vật lý, học máy và mô hình lai, từ đó chỉ ra những lợi thế và hạn chế đặc thù của từng phương pháp. Trong đó, mô hình

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực

điện tương đương DDM được lựa chọn trong nghiên cứu này như một giải pháp cân bằng giữa độ chính xác mô phỏng và tính khả thi triển khai thực tế.

Cuối cùng, chương cũng đã đề cập đến vai trò của nền tảng IoT trong việc xây dựng hệ thống giám sát hiệu suất động, với khả năng thu thập dữ liệu môi trường và công suất theo thời gian thực để phục vụ việc đánh giá.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ ĐỂ XÂY DỰNG MÔ HÌNH ƯỚC LƯỢNG CÔNG SUẤT VÀ HỆ THỐNG ĐÁNH GIÁ HIỆU SUẤT

2.1. Giới thiệu

Việc ước lượng chính xác công suất đầu ra của hệ thống PV trong điều kiện thực tế là một yêu cầu quan trọng nhằm đánh giá hiệu suất, phát hiện suy giảm và tối ưu hóa vận hành. Đặc biệt đối với các hệ thống ĐMTMN, vốn chịu ảnh hưởng đáng kể từ các yếu tố môi trường như bức xạ mặt trời, nhiệt độ, bụi bẩn, bóng râm, việc xây dựng một mô hình mô phỏng công suất có khả năng phản ánh đầy đủ tác động của các điều kiện này là vô cùng cần thiết.

Các mô hình ước lượng công suất tế bào PV thường dựa trên lý thuyết vật lý bán dẫn, mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa dòng điện, điện áp, nhiệt độ và bức xạ. Trong đó, các mô hình điện tương đương như mô hình SDM, DDM và TDM là những công cụ phổ biến được sử dụng để mô phỏng đặc tuyến I-V và P-V của mô-đun PV. Việc lựa chọn mô hình phù hợp phụ thuộc vào yêu cầu về độ chính xác, khả năng hiệu chỉnh tham số và độ phức tạp tính toán.

Một trong những thách thức lớn trong quá trình xây dựng mô hình điện tương đương là việc xác định chính xác các thông số đặc trưng đại diện cho đặc tuyến vận hành của mô-đun PV. Các thông số này thường không thể đo trực tiếp mà cần được ước lượng thông qua các phương pháp phân tích hoặc tối ưu hóa. Việc lựa chọn phương pháp xác định thông số phù hợp là yếu tố then chốt quyết định độ chính xác của mô hình và sẽ được trình bày chi tiết trong các mục tiếp theo.

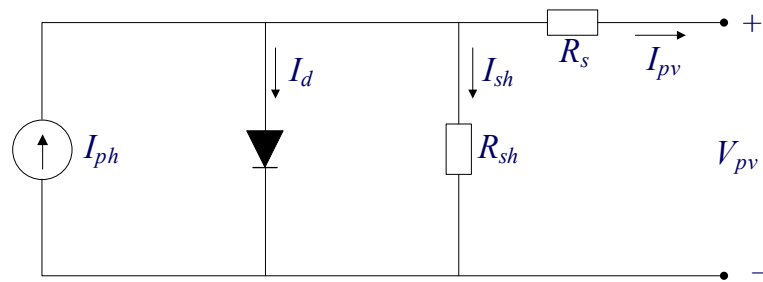
Bên cạnh đó, chương cũng sẽ thảo luận các giải pháp thu thập và giám sát dữ liệu, đóng vai trò là đầu vào cho mô hình ước lượng. Các giải pháp này được chia thành hai nhóm chính: giải pháp cục bộ – sử dụng cảm biến tại chỗ và hệ thống nhúng như Raspberry Pi, và giải pháp từ xa – thông qua các nền tảng truyền thông không dây hoặc đám mây.

Những nội dung được trình bày trong chương này đóng vai trò làm nền tảng lý luận và kỹ thuật để xây dựng mô hình ước lượng công suất, đồng thời hỗ trợ triển khai hệ thống giám sát hiệu suất theo thời gian thực trong các chương tiếp theo.

2.2. Mô hình ước lượng công suất tế bào quang điện

2.2.1. Mô hình một đi-ốt

Mô hình SDM là mô hình mạch điện cơ bản và phổ biến nhất dùng để biểu diễn đặc tính điện của mô-đun PV [14,15]. Sơ đồ mạch tương đương mô hình SDM được minh họa trong Hình 2.1. Cấu trúc của SDM bao gồm một đi-ốt lý tưởng mắc song song với nguồn dòng, kèm theo một điện trở nối tiếp và một điện trở song song, đại diện cho tổn hao nội tại của hệ thống.



Hình 2.1. Mô hình đi-ốt đơn của tế bào quang điện

- Dòng điện đầu ra thực tế của tế bào PV được xác định theo biểu thức (2.1):

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (2.1)$$

Trong đó:

I_{pv} : dòng điện đầu ra.

I_d : dòng điện qua đi-ốt lý tưởng.

- Dòng qua đi-ốt I_d được tính bằng phương trình (2.2):

$$I_d = I_0 \left[\exp\left(\frac{qV_{pv}}{\alpha kT}\right) - 1 \right] \quad (2.2)$$

Trong đó, phương trình (2.2) bao gồm:

I_0 : dòng bão hòa ngược.

q : điện tích electron.

k : hằng số Boltzmann.

T : nhiệt độ mô-đun.

α : hệ số lý tưởng của đi-ốt (thường trong khoảng 1 đến 2).

V_{pv} : điện áp đầu ra của tế bào.

– Từ phương trình (2.1) và (2.2), biểu thức đầy đủ mô tả mô hình SDM là (2.3):

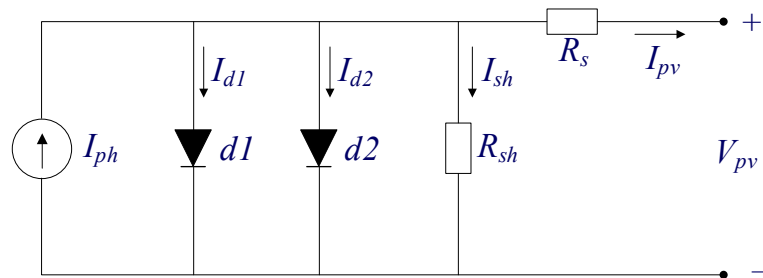
$$I_{pv} = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{N_{cs} \alpha k T} \right) - 1 \right] - \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (2.3)$$

2.2.2. Mô hình hai đi-ốt

Mô hình DDM được đề xuất nhằm cải thiện độ chính xác trong việc mô phỏng đặc tính điện của tế bào quang điện. Khác với mô hình SDM, DDM bổ sung thêm một đi-ốt thứ hai để biểu diễn tổn hao do dòng tái tổ hợp trong vùng suy giảm – một cơ chế vật lý bị bỏ qua trong mô hình một đi-ốt [16,17]. Việc bổ sung thêm một đi-ốt dẫn đến hai tham số mới cần hiệu chỉnh, bao gồm:

- Hệ số lý tưởng của đi-ốt thứ hai.
- Dòng bão hòa ngược của đi-ốt thứ hai.

Như vậy, tổng số tham số chưa biết trong mô hình DDM là bảy, nhiều hơn hai so với mô hình SDM (năm tham số). Điều này giúp tăng khả năng mô phỏng chính xác đặc tuyến dòng – áp, đặc biệt trong điều kiện thay đổi nhiệt độ hoặc bức xạ.



Hình 2.2. Mô hình đi-ốt kép của tế bào quang điện

Sơ đồ mạch tương đương của mô hình hai đi-ốt được trình bày trong Hình 2.2, bao gồm một nguồn dòng quang điện I_{ph} , hai đi-ốt lý tưởng mắc song song với điện trở song song R_{sh} , và một điện trở nối tiếp R_s . Dòng điện đầu ra I_{pv} được tính bằng hiệu số giữa dòng quang điện và tổng các dòng đi qua hai đi-ốt cùng với dòng qua điện trở song song. Mạch mô tả mối quan hệ giữa dòng, áp và các thành phần tổn hao nội tại trong tế bào PV một cách rõ ràng và thực tiễn hơn so với mô hình SDM.

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{sh} \quad (2.4)$$

Các thành phần dòng điện trong phương trình (2.4) được xác định như sau:

$$I_{d1} = I_{01} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_1 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right]; I_{d2} = I_{02} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_2 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right]$$

$$I_{ph} = \left(I_{pv} + K_I (t_{cell} - t_{ref}) \right) \frac{G}{G_{ref}} \text{ và } I_{sh} = \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}}$$

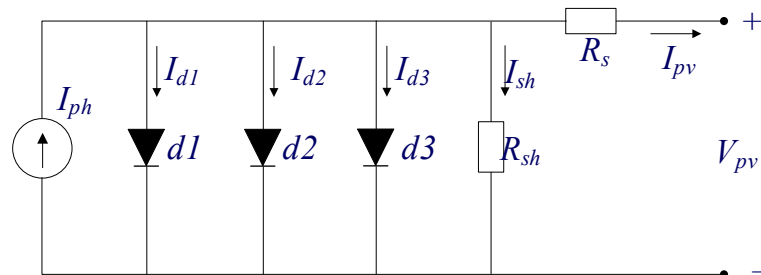
Khi đó phương trình trở thành (2.5):

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{01} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_1 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_2 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right] - \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (2.5)$$

Trong đó, V_{pv} là điện áp đầu ra của mô-đun quang điện; q là điện tích electron ($q = 1.602 \times 10^{-19}$ C); n_{cell} là số lượng tế bào trên mỗi mô-đun; K là hằng số Boltzmann ($K = 1.3806 \times 10^{-23}$ J/K); t_{cell} là nhiệt độ của tế bào quang điện.

2.2.3. Mô hình ba đi-ốt

Mô hình mô-đun PV này bao gồm chín tham số: ba hệ số lý tưởng của các đi-ốt, ba dòng bão hòa của đi-ốt, điện trở song song và điện trở nối tiếp, cùng với dòng quang điện, như được minh họa trong Hình 2.3.



Hình 2.3. Mô hình ba đi-ốt của tế bào quang điện

Mô hình TDM được xem là mô hình chính xác nhất cho các mô-đun PV [18,19]. Mô hình này cho phép mô tả hầu hết các tổn hao quang học và điện trong mô-đun quang điện. Mô hình ba đi-ốt bao gồm ba đi-ốt, mỗi đi-ốt đảm nhận một chức năng riêng biệt. Đi-ốt thứ nhất mô phỏng hiện tượng tái tổ hợp xảy ra trong vùng điện tích không gian. Đồng thời, đi-ốt thứ hai mô tả hai cơ chế: tái tổ hợp hạt tải trong vùng điện tích không gian và tổn hao do tái tổ hợp bề mặt. Đi-ốt thứ ba phản ánh các tổn hao xảy ra do các vùng khiếm khuyết trong mô-đun. Mô hình toán của TDM của mô-đun được trình bày như sau:

- Dòng điện đầu ra thực tế từ tế bào PV được mô tả theo phương trình (2.6):

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{d3} - I_{sh} \quad (2.6)$$

Trong đó:

I_{ph} : dòng quang điện sinh ra do bức xạ mặt trời.

I_{pv} : dòng ra thực tế.

I_{d1}, I_{d2}, I_{d3} : dòng qua các đi-ốt 1, 2 và 3 tương ứng.

- Dòng qua từng đi-ốt được tính theo (2.7), (2.8), (2.9):

$$I_{d1} = I_{01} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_1 V_T}\right) - 1 \right] \quad (2.7)$$

$$I_{d2} = I_{02} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_2 V_T}\right) - 1 \right] \quad (2.8)$$

$$I_{d3} = I_{03} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_3 V_T}\right) - 1 \right] \quad (2.9)$$

- Do đó, biểu thức đầy đủ (2.10) mô tả mô hình TDM là:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{01} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_1 V_T}\right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_2 V_T}\right) - 1 \right] - I_{03} \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_3 V_T}\right) - 1 \right] - \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (2.10)$$

- Biểu thức (2.11) dòng quang điện I_{ph} :

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref}} \left(I_{sc} + K_I (T - T_{ref}) \right) \quad (2.11)$$

Trong đó:

G : Bức xạ thực tế (W / m^2), $G_{ref} = 1000W / m^2$.

I_{sc} : dòng ngắn mạch tại điều kiện STC.

K_I : hệ số nhiệt độ của dòng ngắn mạch.

T : nhiệt độ mô-đun (K).

– Phương trình đầy đủ của dòng bão hòa ngược trong mô hình ba đi-ốt:

$$I_{01}(G, T) = I_{01.n} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \left[\exp \left(\frac{1}{\alpha_1 N_{cs} K} \left(\frac{E_g(T_{ref})}{T_{ref}} - \frac{E_g(T)T}{T} \right) \right) \right] \quad (2.12)$$

$$I_{02}(G, T) = I_{02.n} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \left[\exp \left(\frac{1}{\alpha_2 N_{cs} K} \left(\frac{E_g(T_{ref})}{T_{ref}} - \frac{E_g(T)T}{T} \right) \right) \right] \quad (2.13)$$

$$I_{03}(G, T) = I_{03.n} \left(\frac{T}{T_{ref}} \right)^3 \left[\exp \left(\frac{1}{\alpha_3 N_{cs} K} \left(\frac{E_g(T_{ref})}{T_{ref}} - \frac{E_g(T)T}{T} \right) \right) \right] \quad (2.14)$$

Trong đó, các phương trình (2.12), (2.13), (2.14) bao gồm:

$I_{01}(G, T), I_{02}(G, T), I_{03}(G, T)$ là dòng bão hòa ngược của ba đi-ốt 1, 2 và 3 tại nhiệt độ và bức xạ hiện hành.

T, T_{ref} lần lượt là nhiệt độ thực tế và nhiệt độ tiêu chuẩn (298K).

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ là hệ số lí tưởng của ba đi-ốt 1, 2 và 3, thường có giá trị từ 1 đến 2.

N_{cs} là số cell PV mắc nối tiếp với mô-đun.

$E_g(T) = E_{g.n} (1 - 0.0002677(T - T_{ref}))$ là khe hở năng lượng bán dẫn tại nhiệt độ T , giảm khi nhiệt độ tăng.

– Phương trình (2.15) điện trở song song R_{sh} :

$$R_{sh}(G, T) = R_{sh.ref} \frac{G}{G_{ref}} \quad (2.15)$$

– Phương trình (2.16) điện áp hở mạch V_{oc} :

$$V_{oc} = V_{oc.ref} + V_T \log \left(\frac{G}{G_{ref}} \right) + K_V (T - T_{ref}) \quad (2.16)$$

2.3. Phương pháp xác định thông số của mô hình

2.3.1. Các giải pháp phân tích

Phương pháp phân tích truyền thống thường sử dụng một chuỗi các phép đơn giản hóa và xấp xỉ để thu được nghiệm đơn giản hơn và tránh sự phức tạp trong mô hình hóa. Tuy nhiên, điều này lại làm phát sinh sai số đáng kể trong mô hình [20,21]. Nhiều công

bộ đã đề cập đến các phương pháp phân tích [22,23]. Ngoài ra, để giảm thiểu độ phức tạp trong mô hình, một số phương pháp dựa trên dữ liệu cũng đã được đề xuất [24]. Tuy vậy, sai số trong các tham số chưa biết có thể rất lớn nếu các điểm đặc trưng trên đường cong đặc tuyến I–V không được xác định chính xác [25]

2.3.2. Các giải pháp số

Các giải pháp số, còn gọi là nghiệm đại số, sử dụng các công cụ toán học mạnh mẽ và phương pháp lặp để giải các phương trình phi tuyến ngầm liên quan đến mô hình mô phỏng PV. Những phương pháp này được ứng dụng rộng rãi trong kỹ thuật hệ thống vì mang lại sự cân bằng hợp lý giữa tính đơn giản và độ chính xác [78]. Nhiều kỹ thuật giải số đã được đề xuất như:

- Phương pháp resistive-companion [26].
- Tối ưu hóa bình phương tối thiểu phi tuyến (non-linear least squares) [27].
- Phương pháp Newton–Raphson [28].
- Phương pháp chia đôi (bisection method) [29].
- Trình giải phương trình EES (Engineering Equation Solver) [30].

Một phương pháp lập trình lặp cũng được giới thiệu trong [31], nhằm ước lượng các tham số trong mô hình PV, và đã được cải tiến thông qua kỹ thuật nội suy [32]. Tuy nhiên, phần lớn các phương pháp này đòi hỏi chi phí tính toán đáng kể. Một phương pháp số khác thường được sử dụng là thuật toán Levenberg–Marquardt (LM), đã được ứng dụng trong [33,34] để giải các phương trình phi tuyến ngầm. Đây là một thuật toán mạnh, có đặc tính hội tụ nhanh và đáng tin cậy. Tuy nhiên, thuật toán này yêu cầu xác định điểm khởi tạo phù hợp cho các giá trị tham số, điều này đặc biệt quan trọng trong mô hình hai diode. Trong một số trường hợp, cần phải tìm kiếm thêm các kỹ thuật giải nâng cao.

2.4. Giải pháp thu thập dữ liệu và giám sát

2.4.1. Giải pháp thu thập và giám sát cục bộ

Trong phần lớn các hệ thống điện mặt trời mái nhà hiện nay, việc giám sát vận hành chủ yếu được thực hiện thông qua dữ liệu điện được tích hợp sẵn trong biến tần hoặc các thiết bị ghi dữ liệu chuyên dụng như SmartLogger. Các hệ thống này thường giới hạn ở việc ghi nhận các thông số cơ bản như điện áp, dòng điện, công suất và trạng thái làm việc, trong khi không mở rộng thu thập các yếu tố môi trường như bức xạ mặt trời, nhiệt độ hay độ ẩm .

Cụ thể, các SmartLogger thường kết nối trực tiếp với biến tần thông qua giao thức nối tiếp RS-485, định kỳ luân chuyển dữ liệu với chu kỳ từ 1 đến 5 phút. Thông tin được

lưu trữ tại bộ nhớ cục bộ hoặc hiển thị qua giao diện nội bộ mà không yêu cầu kết nối Internet. Điều này cho phép người dùng theo dõi thời gian thực các biểu đồ dòng điện – điện áp – công suất, cũng như nhận cảnh báo sự cố cơ bản mà không cần nền tảng đám mây hay hạ tầng mạng ngoài.

Một số nghiên cứu khác cũng đề cập đến những giải pháp đơn giản hơn, chẳng hạn như hệ thống dựa trên nền vi điều khiển (Arduino), nơi dữ liệu được ghi vào thẻ nhớ SD và trích xuất thủ công qua cổng USB để phân tích hậu kỳ. Dù có tích hợp thêm cảm biến môi trường như DHT11 hoặc photoresistor, những hệ thống này trong thực tế vẫn ít được ứng dụng trong quy mô thương mại do chi phí triển khai phải được tối ưu, và dữ liệu môi trường thường bị xem nhẹ [35].

Ưu điểm rõ rệt của giải pháp giám sát cục bộ nằm ở sự ổn định và hiệu quả chi phí. Do không phụ thuộc vào kết nối mạng ngoài, hệ thống vẫn duy trì hoạt động kể cả khi mất mạng, đồng thời tránh được chi phí định kỳ liên quan đến SIM 4G hoặc hạ tầng đám mây [Shaheer Ansari, 2021]. Việc tận dụng thiết bị có sẵn trong biên tần cũng giảm thiểu đầu tư phần cứng bổ sung và cho phép triển khai nhanh chóng trong mạng LAN nội bộ. Các giao diện Web nội bộ của SmartLogger thường dễ sử dụng, hỗ trợ hiển thị dữ liệu dạng bảng hoặc biểu đồ, xuất báo cáo định kỳ, và có thể thiết lập ngưỡng cảnh báo mà không cần chuyên môn cao về lập trình hay quản lý dữ liệu.

Tuy nhiên, mô hình giám sát cục bộ cũng bộc lộ nhiều hạn chế đáng lưu ý. Trước hết, việc thiếu dữ liệu môi trường khiến không thể đánh giá được hiệu suất vận hành một cách đầy đủ, vì công suất đầu ra không thể được đối chiếu với điều kiện bức xạ và nhiệt độ thực tế. Điều này làm giảm tính khả thi của các phương pháp phân tích nguyên nhân sụt giảm hiệu suất, cũng như loại bỏ khả năng ứng dụng các mô hình dự báo sản lượng hay bảo trì chủ động. Thêm vào đó, dung lượng lưu trữ nội bộ bị giới hạn (chẳng hạn như EEPROM hoặc thẻ SD) khiến dữ liệu dễ bị mất do tràn bộ nhớ, lỗi phần cứng hoặc mất điện đột ngột. Các hệ thống này thường không có cơ chế sao lưu hoặc đồng bộ tự động lên nền tảng khác để đảm bảo an toàn dữ liệu [36].

Một nhược điểm khác là tính đóng của hệ thống. Việc cập nhật firmware, nâng cấp giao diện hay thay đổi cấu hình thường phải thực hiện trực tiếp tại hiện trường, kéo theo chi phí nhân công và thời gian bảo trì tăng cao – đặc biệt trong các dự án triển khai phân tán nhiều địa điểm. Ngoài ra, hệ thống cục bộ không hỗ trợ các giao thức công nghiệp hiện đại như MQTT hoặc OPC UA, làm hạn chế khả năng tích hợp với các nền tảng điều khiển giám sát (SCADA) hoặc các hệ thống phân tích nâng cao. Về mặt an ninh, cơ chế bảo mật đơn giản (thường chỉ qua địa chỉ IP nội bộ) khiến dữ liệu dễ bị truy cập trái phép nếu không có cấu hình mạng nội bộ phù hợp.

Tóm lại, hệ thống giám sát cục bộ mang lại lợi thế về tính đơn giản, độ ổn định và chi phí thấp, phù hợp với nhu cầu giám sát cơ bản. Tuy nhiên, nếu mục tiêu là phân tích hiệu suất sâu, bảo trì dự báo và tích hợp mở rộng về lâu dài, thì cần chuyển hướng sang các giải pháp mở hơn, dựa trên kiến trúc IoT. Những giải pháp này không chỉ cho phép kết nối cảm biến môi trường, giao tiếp dữ liệu linh hoạt hơn mà còn hỗ trợ lưu trữ phân tán, bảo mật nâng cao và khả năng tích hợp các mô hình học máy trong tương lai.

2.4.2. Giải pháp thu thập và giám sát từ xa

Giải pháp giám sát từ xa trong hệ thống điện mặt trời (Remote PV Monitoring) là một hướng tiếp cận hiện đại dựa trên sự kết hợp giữa nền tảng IoT, điện toán đám mây và các giao thức truyền thông linh hoạt. Mục tiêu chính của hệ thống này là cho phép theo dõi, phân tích và điều khiển hoạt động của các mảng PV từ bất kỳ đâu có kết nối Internet, vượt ra khỏi giới hạn vật lý của các giải pháp giám sát cục bộ truyền thống.

Về mặt phần cứng, ngoài việc khai thác dữ liệu điện áp, dòng điện và công suất từ các thiết bị inverter hoặc SmartLogger, hệ thống thường được tích hợp thêm các mô-đun nhúng như Raspberry Pi, Arduino, hoặc PLC để thực hiện chức năng thu thập, tiền xử lý và đóng gói dữ liệu trước khi truyền về máy chủ trung tâm [36]. Việc này cho phép mở rộng khả năng đo đạc, tích hợp thêm cảm biến môi trường như bức xạ, nhiệt độ bề mặt mô-đun và độ ẩm không khí – những yếu tố có ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất của hệ PV.

Tầng truyền thông của hệ thống có thể triển khai linh hoạt với nhiều giao thức kết nối: Wi-Fi và Ethernet được sử dụng trong các mạng nội bộ với yêu cầu tốc độ cao; trong khi đó, LoRa, ZigBee hoặc Bluetooth Low Energy (BLE) được ưu tiên trong các mạng cảm biến tiết kiệm năng lượng. Với các hệ thống ở vùng sâu vùng xa hoặc không có hạ tầng mạng LAN, việc truyền dữ liệu lên nền tảng đám mây được thực hiện thông qua mạng di động 3G/4G/5G, đảm bảo kết nối liên tục và không phụ thuộc vào hạ tầng cố định [36].

Về phần mềm, hệ thống đám mây đảm nhiệm các chức năng cốt lõi như lưu trữ dữ liệu (time-series database), xử lý luồng dữ liệu thời gian thực, và phân tích dữ liệu lớn. Nhờ vậy, các chức năng từ mô tả đến chẩn đoán và dự báo có thể được thực hiện hiệu quả: từ việc phát hiện sụt giảm công suất bất thường đến việc tối ưu lịch bảo trì và đánh giá tổn hao hệ thống trong thời gian dài.

Giao diện người dùng (UI) được thiết kế dưới dạng web dashboard hoặc ứng dụng di động, cung cấp báo cáo trực quan, cảnh báo thời gian thực thông qua email, SMS hoặc push notification, và thậm chí hỗ trợ điều khiển từ xa thông qua giao diện API hoặc

relay lập trình. Trong một số triển khai cụ thể, các cảm biến như pyranometer, PT100 (đo nhiệt độ mô-đun) hay cảm biến độ ẩm được tích hợp với Raspberry Pi để phục vụ huấn luyện mô hình dự báo công suất, đồng thời cho phép so sánh giữa dữ liệu đo thực tế và kết quả ước lượng từ mô hình vật lý hoặc học máy.

Ưu điểm đáng kể của hệ thống giám sát từ xa là khả năng quản lý đa điểm từ trung tâm điều khiển duy nhất, hỗ trợ giám sát quy mô lớn với hàng trăm hoặc hàng nghìn hệ thống phân tán. Việc sử dụng điện toán đám mây cho phép triển khai các thuật toán học máy (ML), hỗ trợ phân tích nâng cao, đồng thời giảm chi phí thiết bị tại từng điểm nhờ sử dụng phần cứng phổ thông. Ngoài ra, dữ liệu được lưu trữ trên nền tảng đám mây cũng đảm bảo khả năng sao lưu, phục hồi trong trường hợp sự cố, và hỗ trợ cập nhật phần mềm từ xa (OTA), giúp duy trì tính ổn định và giảm thiểu thời gian bảo trì tại chỗ.

Tuy nhiên, hệ thống giám sát từ xa cũng đối mặt với một số thách thức kỹ thuật. Đầu tiên là vấn đề độ trễ và tính ổn định của kết nối: hiệu suất truyền dữ liệu phụ thuộc vào chất lượng mạng di động hoặc hạ tầng Internet, điều này có thể ảnh hưởng đến tính liên tục của giám sát nếu xảy ra mất sóng hoặc nghẽn băng thông. Bên cạnh đó, việc duy trì hoạt động dịch vụ đám mây và kết nối 4G yêu cầu chi phí duy trì định kỳ (cloud service, thuê bao SIM, bản quyền phần mềm), làm tăng tổng chi phí sở hữu (TCO). Về mặt an ninh, do dữ liệu được truyền qua mạng công cộng, việc đảm bảo bảo mật đầu cuối (end-to-end security) trở nên bắt buộc, bao gồm mã hóa dữ liệu (TLS/SSL), xác thực đa yếu tố và phân quyền truy cập chặt chẽ, nhằm tránh nguy cơ tấn công hoặc rò rỉ dữ liệu [36].

Tổng kết lại, giải pháp giám sát từ xa dựa trên IoT và điện toán đám mây là hướng đi phù hợp với xu hướng số hóa trong quản lý năng lượng tái tạo. Hệ thống không chỉ hỗ trợ quản lý vận hành hiệu quả mà còn tạo tiền đề cho việc áp dụng các kỹ thuật phân tích dữ liệu, học máy và bảo trì dự đoán. Tuy nhiên, để đảm bảo hiệu quả dài hạn, cần cân đối giữa chi phí đầu tư – vận hành, khả năng mở rộng, độ tin cậy kết nối và chiến lược bảo mật dữ liệu toàn diện.

2.5. Kết luận

Chương này đã trình bày các cơ sở lý thuyết quan trọng để làm nền tảng cho việc xây dựng mô hình ước lượng công suất và hệ thống giám sát hiệu suất điện mặt trời mái nhà. Cụ thể, các mô hình điện tương đương của mô-đun PV, đặc biệt là mô hình hai đi-ốt (DDM), đã được phân tích về cấu trúc, ưu điểm và tính ứng dụng trong điều kiện thực tế. Các phương pháp xác định tham số, từ tiếp cận giải tích đến tối ưu hóa, cho thấy vai

trò then chốt trong việc hiệu chỉnh mô hình sao cho phản ánh đúng đặc tính vận hành thực của hệ thống.

Bên cạnh đó, chương cũng đã làm rõ sự cần thiết của việc thu thập dữ liệu môi trường như bức xạ mặt trời và nhiệt độ để làm đầu vào cho mô hình, đồng thời phân tích ưu – nhược điểm của hai kiến trúc giám sát phổ biến: hệ thống giám sát cục bộ và giám sát từ xa. Việc hiểu rõ các thành phần này không chỉ giúp xây dựng mô hình chính xác, mà còn là tiền đề để triển khai giải pháp giám sát hiệu suất thông minh, linh hoạt và có thể mở rộng.

Cơ sở lý thuyết trong chương này sẽ được ứng dụng trực tiếp trong chương tiếp theo, nơi mô hình toán học được xây dựng, hiệu chỉnh và tích hợp vào hệ thống giám sát thực nghiệm.

CHƯƠNG 3: XÂY DỰNG MÔ HÌNH ĐÁNH GIÁ HIỆU SUẤT

3.1. Giới thiệu

Mô hình điện tương đương SDM được xem là cấu trúc cơ bản nhất để mô phỏng đặc tuyến dòng – áp của tế bào quang điện, như được đề xuất trong nghiên cứu của [28]. SDM bao gồm một nguồn dòng quang sinh (I_{ph}), một đi-ốt lý tưởng mắc song song với nguồn dòng, một điện trở nối tiếp (R_s) và một điện trở song song (R_{sh}). Dòng điện đi qua đi-ốt được mô tả thông qua dòng điện bão hòa ngược (I_0) và hệ số lý tưởng của đi-ốt (α). Do đó, SDM được đặc trưng bởi năm tham số: I_{ph} , I_0 , α , R_s và R_{sh} .

Tuy nhiên, một hạn chế lớn của SDM là không thể mô tả chính xác các cơ chế vật lý diễn ra bên trong tế bào, đặc biệt là các dòng điện tái hợp trong vùng điện tích không gian. Mặc dù có ưu điểm là cấu trúc đơn giản và dễ tính toán, SDM lại cho kết quả chưa đủ chính xác trong các điều kiện vận hành thực tế có biến thiên mạnh về môi trường.

Để khắc phục nhược điểm này, mô hình DDM đã được phát triển, bổ sung một đi-ốt lý tưởng thứ hai mắc song song với đi-ốt đầu tiên trong SDM [37]. Cấu trúc DDM gồm bảy tham số: I_{ph} , I_{01} , α_1 , I_{02} , α_2 , R_s và R_{sh} . Trong đó, I_{01} và I_{02} là dòng bão hòa của các đi-ốt thứ nhất và thứ hai; α_1 và α_2 là các hệ số lý tưởng tương ứng. Nhờ đó, DDM mô tả chính xác hơn hiện tượng tái tổ hợp của dòng điện bên trong vùng điện tích không gian, đồng thời cải thiện đáng kể độ chính xác của mô hình khi so sánh với dữ liệu thực nghiệm [38].

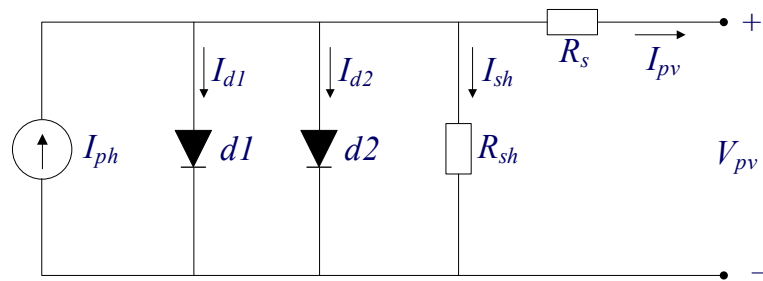
Dù vậy, mô hình có độ chính xác cao nhất được ghi nhận là mô hình TDM, được đề xuất trong các nghiên cứu gần đây [39]. TDM bổ sung thêm một đi-ốt thứ ba nối song song, đưa tổng số tham số lên chín: I_{ph} , I_{01} , α_1 , I_{02} , α_2 , I_{03} , α_3 , R_s và R_{sh} . Tuy nhiên, việc hiệu chỉnh TDM trở nên rất phức tạp và đòi hỏi nhiều dữ liệu đo thực tế cũng như thuật toán tính toán mạnh mẽ. Điều này khiến TDM khó áp dụng trong các hệ thống giám sát phân tán hoặc điều kiện dữ liệu hạn chế.

Trong phạm vi nghiên cứu này, mô hình DDM được lựa chọn như một giải pháp tối ưu, cân bằng giữa độ chính xác và độ phức tạp tính toán. DDM không chỉ cho phép mô phỏng hiệu suất hệ thống PV sát với điều kiện thực tế mà còn có thể được hiệu chỉnh hiệu quả bằng các thuật toán tối ưu hiện đại như PSO (Particle Swarm Optimization) hoặc Newton-Raphson. Những thuật toán này giúp xác định chính xác các tham số của mô hình, từ đó hỗ trợ các mục tiêu quan trọng như đánh giá suy giảm hiệu suất, dự báo

công suất đầu ra trong thời gian thực, và lập kế hoạch bảo trì chủ động. Việc sử dụng DDM cũng tạo tiền đề cho việc tích hợp mô hình vào các hệ thống giám sát trực tuyến, tận dụng công nghệ IoT và cảm biến để thu thập dữ liệu vận hành, từ đó nâng cao hiệu quả khai thác năng lượng mặt trời trong dài hạn. So với SDM, DDM mang lại độ chính xác cao hơn mà không đòi hỏi tài nguyên tính toán quá lớn như TDM, phù hợp với các ứng dụng thực tế trong bối cảnh hiện nay.

3.2. Mô hình DDM

Hình 3.1 trình bày sơ đồ mạch của mô hình DDM, đây là phiên bản cải tiến của SDM [28] và được thiết kế để mô tả chi tiết hơn các cơ chế vật lý xảy ra bên trong tế bào quang điện.



Hình 3.1. Sơ đồ mạch của mô hình đi-ốt kép

DDM bao gồm một nguồn dòng điện có cường độ dòng điện I_{ph} tỉ lệ thuận với bức xạ mặt trời được kết nối song song với hai đi-ốt $d1$ và $d2$. Đi-ốt $d1$ đại diện cho quá trình khuếch tán của các hạt mang điện thiểu số vào vùng suy giảm, đi-ốt $d2$ đại diện cho quá trình tái hợp trong vùng điện tích không gian của lớp tiếp giáp p-n (Adamo,2011).

Mô hình hai đi-ốt được mô tả trong Hình 3.1 có phương trình dòng điện đầu ra của tế bào như sau:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - I_{sh} \quad (3.1)$$

Các thành phần dòng điện trong Phương trình (3.1) được xác định như sau:

$$I_{d1} = I_{01} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_1 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right]; \quad I_{d2} = I_{02} \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + R_s I_{pv})}{\alpha_2 n_{cell} t_{cell} K} \right) - 1 \right]$$

$$\text{và } I_{sh} = \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}}$$

Trong đó, V_{pv} là điện áp đầu ra của mô-đun quang điện; q là điện tích electron ($q = 1.602 \times 10^{-19}$ C); n_{cell} là số lượng tế bào trên mỗi mô-đun; K là hằng số Boltzmann ($K = 1.3806 \times 10^{-23}$ J/K); t_{cell} là nhiệt độ của tế bào quang điện.

Khi áp dụng DDM đòi hỏi chúng ta phải xác định được bảy tham số đó là: I_{ph} , I_{01} , I_{02} , α_1 , α_2 , R_s và R_{sh} . Phương pháp phân tích (Fahim,2022; Ishaque,2011) đã đề xuất một mô hình đơn giản hóa cho DDM giúp giảm từ bảy biến còn bốn biến. Mô hình được phân tích như sau: $I_{01} = I_{02} = I_0$ và giả định giá trị của $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = 1.2$ theo lý thuyết khếch tán của Shockly [37; 40]. Bằng cách này cho phép chúng ta giảm DDM từ mô hình bảy tham số giảm xuống còn bốn tham số nhưng vẫn đảm bảo được độ chính xác. Cuối cùng DDM bốn tham số sẽ được xác định như sau:

- Xem dòng điện ngõ ra I_{pv} dưới dạng một hàm phụ thuộc vào nhiệt độ t_{cell} và cường độ bức xạ mặt trời G , khi đó mối quan hệ giữa nguồn dòng I_{ph} và I_{pv} với t_{cell} và G có thể được tính toán như trong phương trình (3.2):

$$I_{ph} = \left(I_{pv} + K_I (t_{cell} - t_{ref}) \right) \frac{G}{G_{ref}} \quad (3.2)$$

Kí hiệu "ref" trong Phương trình (3.2) chỉ thị cho điều kiện kiểm thử tiêu chuẩn (STC), cụ thể: $t_{ref} = 298$ °F và $G_{ref} = 1000$ W/m² như được định nghĩa trong tiêu chuẩn quốc tế IEC 61215 [22], K_I là hệ số nhiệt độ của dòng điện. Và điện áp nhiệt V_T có thể được tính toán như trong Phương trình (3.3):

$$V_T = \frac{n_{cell} t_{cell} K}{q} \quad (3.3)$$

- Dòng điện bão hoà đi qua đi-ốt $d1$ và đi-ốt $d2$:

$$I_{01} = I_{02} = I_0 = \frac{I_{sc} + K_I (t_{cell} - t_{ref})}{\exp\left(\frac{V_{oc} + K_V (t_{cell} - t_{ref})}{V_T}\right) - 1} \quad (3.4)$$

Trong đó: K_V là hệ số nhiệt độ của điện áp. Thông thường, các nhà sản xuất cung cấp các thông số đặc trưng như dòng ngắn mạch I_{sc} và điện áp hở mạch V_{oc} trong điều kiện tiêu chuẩn STC. Các hệ số K_I và K_V cho phép xác định được giá trị của I_{sc} và V_{oc} ở các nhiệt độ khác nhau. Cuối cùng, chúng ta thay Phương trình (3.2), (3.3) và (3.4) vào Phương trình (3.1), khi đó dòng điện đầu ra I_{pv} được viết lại như trong phương trình (3.5):

$$I_{pv} = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_1 V_T}\right) + \exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_2 V_T}\right) + 2 \right] - \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (3.5)$$

3.3. Ước lượng tham số của mô hình

3.3.1. Phương pháp Newton-Raphson

Phương trình đặc tính của mô đun PV như đã trình bày trong phương trình (3.5) có dạng $I_{pv} = f(V_{pv}, I_{pv})$, đây là phương trình phi tuyến. Vì vậy để giải phương trình này người ta thường sử dụng các giải pháp số, hay còn gọi là các phương pháp giải đại số. Các phương pháp số được sử dụng rộng rãi trong kỹ thuật hệ thống nhờ vào sự cân bằng hợp lý giữa tính toán đơn giản và độ chính xác. Nhiều phương pháp giải đại số được đề xuất, bao gồm: phương pháp “resistive-companion” [28], phương pháp tối ưu bình phương tối thiểu [41], phương pháp Newton-Raphson [42] và một số phương pháp khác nhằm giải quyết phương trình phi tuyến này. Trong nghiên cứu này, chúng tôi lựa chọn phương pháp Newton-Raphson để giải mô hình do tính hiệu quả và khả năng hội tụ nhanh của nó khi giải các phương trình phi tuyến. Thuật toán Newton-Raphson được biểu diễn tổng quát như phương trình (3.6) [42]:

$$I_k = I_{k-1} - \frac{f(I_{k-1})}{f'(I_{k-1})} \quad (3.6)$$

Trong đó, I_k giá trị dòng sau bước lặp thứ k , I_{k-1} giá trị dòng sau bước lặp thứ $(k-1)$. Áp dụng phương trình (3.6) vào trường hợp mô hình PV, sau đó triển khai như phương trình (3.7), (3.8), (3.9):

$$f(I_{pv}) = -I_{pv} + I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_1 V_T}\right) + \exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_2 V_T}\right) + 2 \right] - \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (3.7)$$

$$f'(I_{pv}) = \frac{\partial f(I_{pv})}{\partial I_{pv}} \quad (3.8)$$

$$f'(I_{pv}) = -1 - I_0 \left[\frac{R_s}{\alpha_1 V_T} \exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_1 V_T}\right) + \frac{R_s}{\alpha_2 V_T} \exp\left(\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{\alpha_2 V_T}\right) \right] - \frac{R_s}{R_{sh}} \quad (3.9)$$

3.3.2. Thuật toán PSO

Từ các Phương trình (3.2), (3.3), (3.4) và $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = 1.2$ đã xác định được I_{ph} , I_{01} , I_{02} , α_1 , α_2 . Tuy nhiên, để hoàn thiện mô hình cần xác định chính xác hai tham số quan trọng còn lại là điện trở R_s và R_{sh} . Cả điện trở R_s và điện trở R_{sh} được nhận thấy

là có ảnh hưởng khá lớn đến các đường đặc tính của tấm pin quang điện. Cụ thể, điện trở song song R_{sh} làm giảm dòng điện khả dụng, trong khi điện trở nối tiếp R_s tác động đến điện áp đầu ra. Vì vậy việc xác định giá trị của R_s và R_{sh} là khá quan trọng trong việc ước lượng công suất của mô hình hoặc cả hệ thống.

Trong các nghiên cứu trước đây, các tham số R_s , R_{sh} của mô hình DDM thường được xác định cố định trong điều kiện tiêu chuẩn (STC) [37]. Tuy nhiên, điều kiện môi trường thực tế là nhiệt độ và bức xạ thay đổi liên tục dẫn đến giá trị R_s , R_{sh} cũng thay đổi liên tục [43]. Chính vì thế để cải thiện độ chính xác của mô hình chúng tôi sử dụng thuật toán PSO để xác định hai giá trị R_s , R_{sh} thay đổi theo bức xạ G và nhiệt độ t_{cell} .

Mối quan hệ giữa điện trở và các yếu tố môi trường này được mô tả bằng các phương trình (3.10), (3.11), (3.12) [44]:

$$R_s(G, t_{cell}) = R_{s,T} \left[1 + k_{R_s} (t_{cell} - t_{ref}) \right] + R_{s,G} \left(\frac{G}{G_{ref}} \right)^{-\gamma_{R_s}} \quad (3.10)$$

$$R_{sh}(G, t_{cell}) = R_{sh,ref} \left[1 - k_{R_{sh}} (t_{cell} - t_{ref}) \right] \left(\frac{G}{G_{ref}} \right)^{-\gamma_{R_{sh}}} \quad (3.11)$$

$$R_{s,T} + R_{s,G} = R_{s,ref} \quad (3.12)$$

Trong đó, $R_{s,T}$, $R_{s,G}$ là giá trị điện trở trong điều kiện nhiệt độ và bức xạ thay đổi; k_{R_s} , $k_{R_{sh}}$ là hệ số tuyến tính của R_s và R_{sh} theo t_{cell} , γ_{R_s} , $\gamma_{R_{sh}}$ là hệ số hàm mũ của R_s và R_{sh} theo G .

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng thuật toán tối ưu hóa PSO để xác định các hệ số trên bằng cách tối thiểu hóa sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Error Percentage - MAEP) giữa công suất ước lượng của mô hình P_{dc}^e và công suất đo được từ thực tế P_{dc}^r .

3.3.3. Kết hợp phương pháp Newton-Raphson và thuật toán PSO

Để nâng cao độ chính xác và khả năng hội tụ của DDM, nghiên cứu này sử dụng phương pháp Newton-Raphson kết hợp thuật toán PSO. Được thực hiện theo các bước sau:

Bước 1: Nhập dữ liệu t_{ref} , G_{ref} . Nhập dữ liệu thông số của tấm pin: V_{oc} , I_{sc} , V_{mp} , I_{mp} , K_V , K_I , n_{cell} , N_s , N_p . Khởi tạo giá trị ban đầu cho $R_{s,ref}$ và $R_{sh,ref}$. Trong đó, N_s là số lượng tấm pin mặt trời được nối thành chuỗi; N_p là số lượng chuỗi được mắc song song với nhau.

Bước 2: Khởi tạo vòng lặp I_{pv}^* , V_{pv}^* và khởi tạo sai số lặp ε^* . Các giá trị I_{pv}^* , V_{pv}^* , P_{dc}^* được xác định bằng DDM ở điều kiện STC.

Bước 3: Nếu độ lệch $e = |P_{dc}^* - P_{mp}| > \varepsilon^*$ thì phương pháp Newton-Raphson xác định lại giá trị I_{pv}^* , V_{pv}^* , P_{dc}^* bằng cách tăng giá trị $R_{s,ref} := R_{s,ref} + 0.001$ cho đến khi thỏa điều kiện. Trong đó, P_{mp} là công suất danh định.

Bước 4: Nếu độ lệch $e = |P_{dc}^* - P_{mp}| < \varepsilon^*$ hoặc $i \geq 10000$ thì dừng kết quả tính toán và xuất kết quả $R_{s,ref}$, $R_{sh,ref}$.

Bước 5: Sau khi xác định được $R_{s,ref}$, $R_{sh,ref}$ thì tiếp theo là nhập dữ liệu t_{cell} và G (đo được từ cảm biến). Khởi tạo vòng lặp I_{pv} , V_{pv} và khởi tạo sai số lặp (ε).

Bước 6: Nếu độ lệch $e = |P_{dc}^e - P_{dc}^r| > \varepsilon$ thì phương pháp Newton-Raphson xác định lại giá trị I_{pv} , V_{pv} , P_{dc}^e bằng cách tối ưu R_s và R_{sh} bằng thuật toán PSO.

Bước 7: Nếu độ lệch $e = |P_{dc}^e - P_{dc}^r| < \varepsilon$ hoặc $k \geq 10000$ thì xuất giá trị I_{pv} và P_{dc}^e .

Bước 8: Tạo mảng dữ liệu công suất thực P_{dc}^r ; khởi tạo véc-tơ $X = [R_{s,G}; k_{R_s}; k_{R_{sh}}; \gamma_{R_s}; \gamma_{R_{sh}}]$; Khởi tạo giới hạn trên và giới hạn dưới cho các biến trong véc-tơ X: $UL = [R_{s,ref}, 0.2, 0.5, 10, 10]$, $LL = [10^{-5}, 10^{-5}, -10^{-2}, 10^{-5}, 10^{-5}]$.

Bước 9: Tạo hàm mục tiêu $F(X) = \sum MAEP$.

Bước 10: Tối ưu hóa hàm mục tiêu. Nếu giá trị tối ưu hóa nằm trong giới hạn trên và giới hạn dưới thì xuất giá trị.

Bước 11: Nếu giá trị tối ưu hóa không thuộc trong miền giới hạn trên và giới hạn dưới thì xác định lại $MAEP$ cho đến khi các giá trị thỏa mãn giới hạn trên và giới hạn dưới.

Bước 12: Xác định giá trị $R_s(t_{cell}, G)$, $R_{sh}(t_{cell}, G)$. Sau đó, kết hợp giá trị $R_s(t_{cell}, G)$, $R_{sh}(t_{cell}, G)$ với bước 6 để ước lượng giá trị I_{pv} và P_{dc}^e .

Bước 13: Các vòng lặp liên tục lặp đi lặp lại cho đến khi các giá trị cần tìm nằm trong khoảng sai số cho phép thì dừng lại. Kết quả ước muốn cuối cùng của lưu đồ này là công suất ước lượng P_{dc}^e của DDM gần bằng với công suất thực P_{dc}^r .

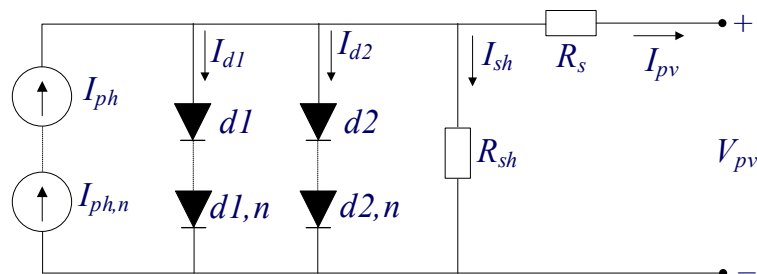
3.4. Mô hình hóa hệ thống điện mặt trời dựa trên mô hình hai đi-ốt

3.4.1. Mô hình của một mô-đun

Một mô-đun quang điện được hình thành từ sự nối tiếp của nhiều tế bào quang điện. Các tế bào này khi được kết nối nối tiếp sẽ tạo ra một điện áp tổng lớn hơn, trong khi dòng điện giữ nguyên như của một tế bào đơn.

3.4.2. Mô hình của một string

Mô hình một string là các tấm pin được kết nối với nhau theo chuỗi, nhằm tăng điện áp đầu ra của hệ thống. Trong hệ thống này, cực dương của một tấm pin được kết nối với cực âm của một tấm pin tạo thành một mạch nối tiếp được mô tả trong Hình 3.2. Ưu điểm của nó là tăng điện áp, giúp giảm tổn thất trên dây dẫn và cải thiện hiệu quả truyền tải điện.



Hình 3.2. Sơ đồ mạch của hệ thống mặt trời mắc nối tiếp

$$I_{sc, str} = I_{sc} \quad (3.13)$$

$$V_{oc, str} = N_s V_{oc} \quad (3.14)$$

$$R_{s, str} = N_s R_s \quad (3.15)$$

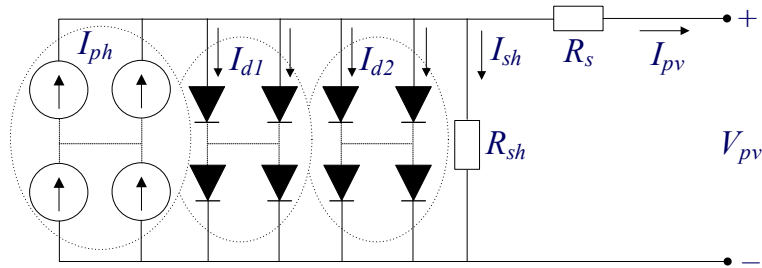
$$R_{sh, str} = N_s R_{sh} \quad (3.16)$$

Trong đó, N_s là số lượng tấm pin trong chuỗi; phương trình (3.13), (3.14) xác định $I_{sc, str}$, $V_{oc, str}$, nó lần lượt là dòng ngắn mạch và điện áp hở mạch của một string; phương trình (3.15), (3.16) xác định $R_{s, str}$, $R_{sh, str}$, nó lần lượt là điện trở nối tiếp và điện trở song song của chuỗi.

3.4.3. Mô hình Multi String

Mô hình multi string là một cấu hình thiết kế trong đó nhiều chuỗi mô-đun PV được mắc song song với nhau, mỗi chuỗi bao gồm một tập hợp các tấm pin PV được nối tiếp. Trong hệ thống này gồm N_s tấm pin mặt trời được kết nối thành chuỗi nối tiếp để tăng điện áp, sau đó các chuỗi này được mắc song song với nhau gọi là N_p để tăng

dòng điện [45,42]. Cách kết nối này giúp giảm tổn thất và giảm tác động của che bóng. Hình 3.3 mô tả cấu trúc của mô hình multi string.



Hình 3.3. Sơ đồ mạch của hệ thống mặt trời mắc nối tiếp và song song

$$I_{sc,sys} = N_p I_{sc} \quad (3.17)$$

$$V_{oc,sys} = N_s V_{oc} \quad (3.18)$$

$$R_{s,sys} = \frac{N_s}{N_p} R_s \quad (3.19)$$

$$R_{sh,sys} = \frac{N_s}{N_p} R_{sh} \quad (3.20)$$

Trong đó, phương trình (3.17), (3.18) xác định $I_{sc,sys}$, $V_{oc,sys}$, nó lần lượt là dòng điện ngắn mạch và điện áp hở mạch của hệ thống multi string; phương trình (3.19), (3.20) xác định $R_{s,sys}$, $R_{sh,sys}$, nó lần lượt là điện trở nối tiếp và điện trở song song của hệ thống Multi String.

3.5. Kiểm chứng mô hình

3.5.1. Đánh giá mô hình với các thông số kỹ thuật của nhà sản xuất

Để kiểm chứng mô hình và phương pháp ước lượng công suất từ mô hình được cải tiến, chúng tôi đã tiến hành thử nghiệm trên ba loại module khác nhau: đơn tinh thể, đa tinh thể và màng mỏng. Dữ liệu sử dụng trong thử nghiệm được lấy từ thông tin do nhà sản xuất cung cấp, được trích dẫn từ các nghiên cứu [37]. Các thông số kỹ thuật chi tiết của từng loại module được trình bày trong Bảng 3.1.

Bảng 3.1. Thông số pin mặt trời của nhà sản xuất

	Đa tinh thể			Đơn tinh thể		Màng mỏng
	BP solar MSX-60	Kyocera KG200GT	Shells36	SQ150-PC	SP-70	ST40
$I_{sc} (A)$	3.80	8.20	2.30	4.80	4.70	2.68
$V_{oc} (V)$	21.10	32.90	21.40	43.40	21.40	23.30
$I_{mp} (A)$	3.50	7.61	2.18	4.40	4.25	2.41
$V_{mp} (V)$	17.10	26.30	16.50	34.00	16.50	16.60
$K_v (V / ^\circ C)$	-0.08	-0.123	-0.076	-0.161	-0.076	-0.10
$K_I (A / ^\circ C)$	0.003	0.0318	0.001	0.0014	0.002	0.00035
n_{cell}	36	54	36	72	36	36

3.5.1.1. Loại mô-đun quang điện Shell ST-40

Theo kết quả trong Bảng 3.2, mô hình DDM cải tiến đạt "sai số tương đối trung bình" của điện áp tại điểm công suất cực đại và công suất cực đại lần lượt là 0.114% và 0.199%. Trong khi đó, mô hình DDM [37] có "sai số tương đối trung bình" tương ứng là 0.177% và 0.503%. Kết quả này cho thấy mô hình DDM cải tiến mang lại hiệu quả ước lượng tốt hơn so với mô hình DDM [37] đối với loại mô-đun màng mỏng.

Bảng 3.2. Mô phỏng trên (shell ST-40)

Điều kiện		Dữ liệu của nhà sản xuất	Kết quả của mô hình DDM cải tiến		Kết quả của DDM [37]	
Nhiệt độ	Bức xạ		P-V	Sai số (%)	P-V	Sai số (%)
50	1000	$P_{mp} = 34.00$	$P_{mp} = 33.84$	0.471	$P_{mp} = 33.71$	0.853
		$V_{mp} = 14.10$	$V_{mp} = 14.15$	0.354	$V_{mp} = 14.20$	0.709
25	1000	$P_{mp} = 40.00$	$P_{mp} = 40.00$	0.000	$P_{mp} = 40.00$	0.000
		$V_{mp} = 16.60$	$V_{mp} = 16.60$	0.000	$V_{mp} = 16.60$	0.000
0	1000	$P_{mp} = 46.00$	$P_{mp} = 46.07$	0.152	$P_{mp} = 46.33$	0.717
		$V_{mp} = 19.10$	$V_{mp} = 19.08$	0.105	$V_{mp} = 19.10$	0.000
-25	1000	$P_{mp} = 52.00$	$P_{mp} = 51.91$	0.172	$P_{mp} = 52.69$	0.442
		$V_{mp} = 21.60$	$V_{mp} = 21.60$	0.000	$V_{mp} = 21.60$	0.000

3.5.1.2. Loại mô-đun quang điện Shell SP-70

Bảng 3.3. Mô phỏng trên (shell SP-70)

Điều kiện		Dữ liệu của nhà sản xuất	Kết quả của mô hình DDM cải tiến		Kết quả của mô hình DDM [37]	
Nhiệt độ	Bức xạ		P-V	Sai số (%)	P-V	Sai số (%)
50	1000	$P_{mp} = 62.13$	$P_{mp} = 62.01$	0.193	$P_{mp} = 61.89$	0.386
		$V_{mp} = 14.6$	$V_{mp} = 14.65$	0.342	$V_{mp} = 14.60$	0.000
25	1000	$P_{mp} = 70.00$	$P_{mp} = 70.00$	0.000	$P_{mp} = 69.99$	0.014
		$V_{mp} = 16.50$	$V_{mp} = 16.51$	0.060	$V_{mp} = 16.5$	0.000
0	1000	$P_{mp} = 77.88$	$P_{mp} = 77.91$	0.038	$P_{mp} = 77.91$	0.038
		$V_{mp} = 18.40$	$V_{mp} = 18.40$	0.000	$V_{mp} = 18.50$	0.543
-25	1000	$P_{mp} = 85.75$	$P_{mp} = 85.74$	0.011	$P_{mp} = 85.70$	0.058
		$V_{mp} = 20.30$	$V_{mp} = 20.33$	0.148	$V_{mp} = 20.50$	0.985

Trong Bảng 3.3 suy ra kết quả “sai số tương đối trung bình” của điện áp tại điểm công suất cực đại và công suất cực đại của mô hình DDM cải tiến lần lượt là 0.138% và 0.061%. Và kết quả “sai số tương đối trung bình” của điện áp tại điểm công suất cực đại và công suất cực đại của mô hình DDM [37] lần lượt là 0.382% và 0.124%. Vì vậy, mô hình DDM cải tiến cho hiệu quả ước lượng tốt hơn so với mô hình DDM [37].

3.5.1.3. Loại mô-đun quang điện S36

Theo kết quả trong Bảng 3.4, mô hình DDM cải tiến đạt "sai số tương đối trung bình" của điện áp tại điểm công suất cực đại và công suất cực đại lần lượt là 0.847% và 0.062%. Trong khi đó, mô hình DDM [37] có "sai số tương đối trung bình" tương ứng là 1.114% và 0.173%. Kết quả này chứng minh rằng mô hình DDM cải tiến mang lại hiệu quả ước lượng tốt hơn so với mô hình DDM [37] khi áp dụng cho loại mô-đun đa tinh thể.

3.5.2. Đánh giá mô hình với PVSyst

Trong thử nghiệm trên, kết quả cho thấy mô hình cải tiến đạt độ chính xác hơn so với mô hình DDM [37]. Tuy nhiên, các kết quả này chỉ được kiểm nghiệm trong điều kiện bức xạ không đổi, trong khi thực tế các mô-đun PV hoạt động dưới các điều kiện bức xạ và nhiệt độ thay đổi. Do đó, trong nghiên cứu này, chúng tôi đã tiến hành thêm các thử nghiệm trên mô-đun Jinko Tiger Pro 72HC. trong các điều kiện bức xạ và nhiệt độ khác nhau, như được trình bày trong Bảng 3.5. Kết quả đầu ra từ mô hình cải tiến

được so sánh với phần mềm PVsyst, một công cụ mô phỏng hàng đầu trong thiết kế hệ thống điện mặt trời, được phát triển tại Thụy Sĩ. Kết quả này giúp kiểm chứng độ chính xác và tính khả thi của mô hình cải tiến trong điều kiện thực tế.

Bảng 3.4. Mô phỏng trên (shell36)

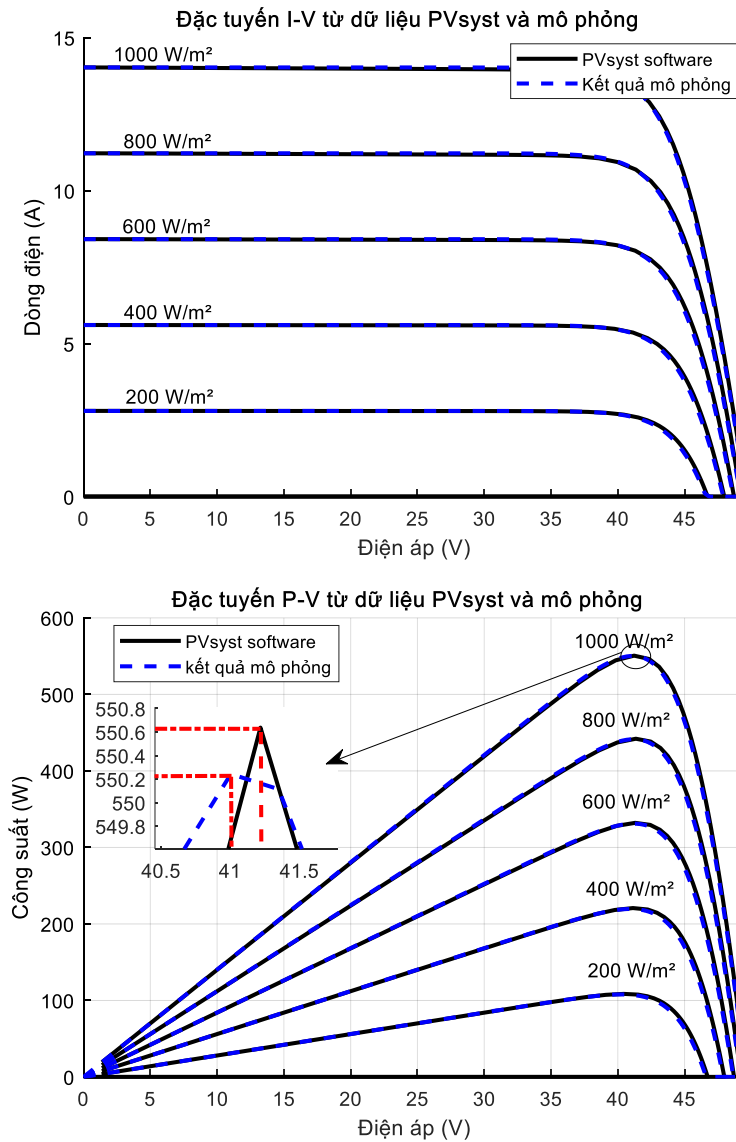
Điều kiện		Dữ liệu của nhà sản xuất	Kết quả của mô hình DDM cải tiến		Kết quả của mô hình DDM [37]	
Nhiệt độ	Bức xạ		P-V	Sai số (%)	P-V	Sai số (%)
50	1000	$P_{MP}=31.95$	$P_{MP}=31.90$	0.156	$P_{MP}=31.90$	0.156
		$V_{MP}=14.60$	$V_{MP}=14.77$	1.164	$V_{MP}=14.80$	1.369
25	1000	$P_{MP}=36.00$	$P_{MP}=36.00$	0.000	$P_{MP}=35.90$	0.278
		$V_{MP}=16.50$	$V_{MP}=16.64$	0.840	$V_{MP}=16.70$	1.212
0	1000	$P_{MP}=40.05$	$P_{MP}=40.06$	0.024	$P_{MP}=40.09$	0.099
		$V_{MP}=18.40$	$V_{MP}=18.60$	1.087	$V_{MP}=18.70$	1.630
-25	1000	$P_{MP}=44.10$	$P_{MP}=44.07$	0.068	$P_{MP}=44.17$	0.158
		$V_{MP}=20.3$	$V_{MP}=20.36$	0.295	$V_{MP}=20.35$	0.246

Bảng 3.5. Thông số của Tiger Pro 72HC của hãng Jinko Solar

Kí hiệu	Tham số	Giá trị
P_{max}	Công suất lớn nhất	550 W
V_{mp}	Điện áp lớn nhất	40.9 V
I_{mp}	Dòng điện lớn nhất	13.45 A
V_{oc}	Điện áp hở mạch	49.62 V
I_{sc}	Dòng điện ngắn mạch	14.03 A
K_I	Hệ số nhiệt của I_{sc}	0.048 %/°C
K_V	Hệ số nhiệt của V_{oc}	-0.28 %/°C

3.5.2.1. Bức xạ thay đổi nhiệt độ không đổi

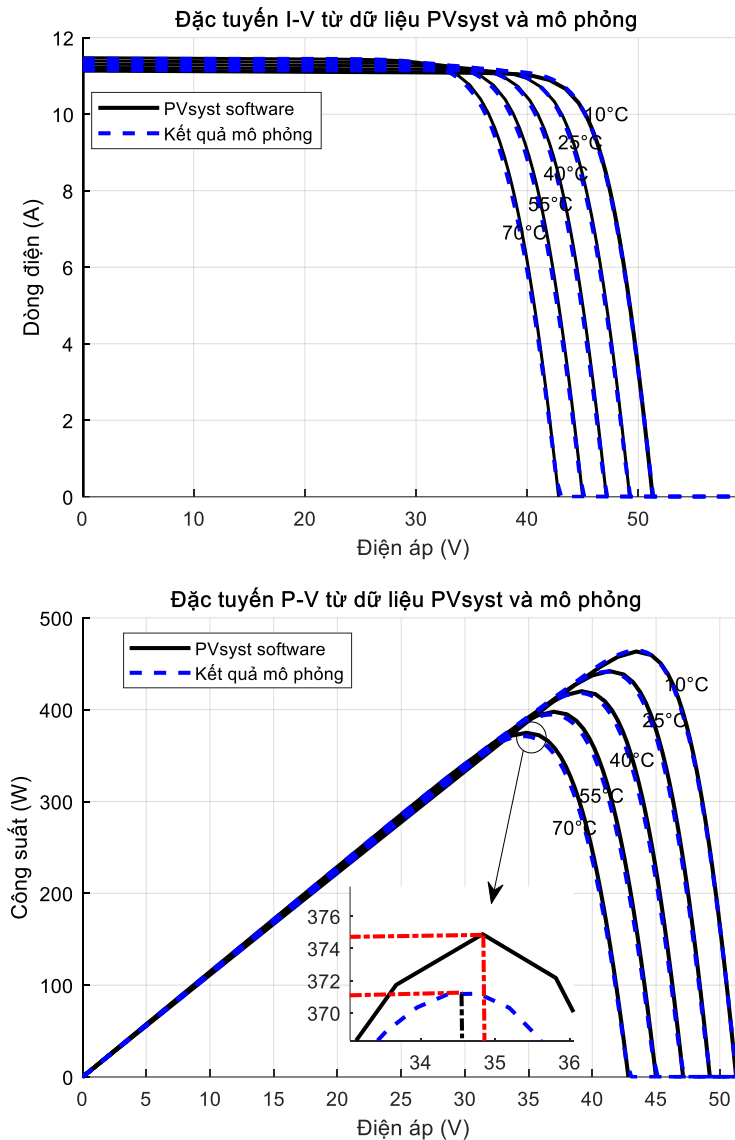
Hình 3.4 trình bày các đường cong I-V và đường cong P-V cho bức xạ nằm từ 200 W/m² – 1000 W/m² trong điều kiện nhiệt độ không đổi 25°C có thể thấy rằng kết quả từ mô hình mô phỏng Matlab và kết quả từ phần mềm PVsyst là hoàn toàn giống nhau nhưng có sự khác biệt nhỏ về điểm công suất cực đại của mô hình DDM cải tiến với kết quả từ Pvsyst và kết quả từ nhà sản xuất cung cấp trong đó công suất từ DDM cải tiến gần với giá trị nhà sản xuất hơn.



Hình 3.4. Đường cong I-V và đường cong P-V của mô-đun PV dưới cường độ bức xạ mặt trời khác nhau ($T = 25^{\circ}\text{C}$)

3.5.2.2. Nhiệt độ thay đổi bức xạ không đổi

Tương tự như vậy, việc mô phỏng đường cong I-V và P-V với điều kiện nhiệt độ thay đổi từ 10°C - 70°C và điều kiện bức xạ không đổi là $G = 800 \text{ W/m}^2$ được trình bày trong Hình 3.5 có thể thấy rằng kết quả từ mô hình mô phỏng Matlab và kết quả từ phần mềm Pvsyst là hoàn toàn giống nhau nhưng vẫn có sự khác biệt nhỏ về điểm công suất cực đại giữa mô hình DDM cải tiến và kết quả từ mô hình Pvsyst.



Hình 3.5. Đường cong I-V và đường cong P-V của mô-đun PV dưới nhiệt độ tế bào PV khác nhau ($G = 800 \text{ W/m}^2$)

Qua các thử nghiệm ở trên chứng minh rằng mô hình DDM cải tiến biểu diễn tốt hơn ảnh hưởng của các yếu tố môi trường lên hiệu suất mô-đun từ đó phù hợp trong các phân tích hiệu suất thực tế hoặc giặc đánh giá tổn thất do môi trường.

3.6. Kiểm nghiệm mô hình với điều kiện thời tiết thực tế

Việc đánh giá công suất đầu ra của mô hình toán học so với dữ liệu đo được từ hệ thống quang điện (PV) thực tế đóng vai trò then chốt trong quá trình kiểm chứng mức độ tin cậy, tính khả thi và phạm vi ứng dụng của mô hình. Mục tiêu chính của bước đánh giá này là xác định xem liệu mô hình đã xây dựng có thể phản ánh trung thực hiệu suất hoạt động thực tế của hệ thống PV trong các điều kiện vận hành khác nhau hay không. Đây là một bước không thể thiếu trước khi mô hình được tích hợp vào các hệ thống giám sát, điều khiển hoặc dự báo hiệu suất trong thực tế, nhằm tránh những sai lệch có

thể dẫn đến chẩn đoán sai tình trạng vận hành hoặc đưa ra quyết định bảo trì không chính xác.

Để đảm bảo tính khách quan và đại diện cho đa dạng các điều kiện môi trường, quá trình đánh giá được triển khai thông qua việc xây dựng một tập hợp các kịch bản hoạt động mô phỏng, tương ứng với các trạng thái khí hậu đặc trưng như: ngày nắng liên tục, ngày có mây rải rác, ngày âm u kéo dài hoặc ngày có biến động nhanh về bức xạ. Các kịch bản này không chỉ đại diện cho những điều kiện vận hành phổ biến mà còn thể hiện được mức độ biến thiên rộng về các biến đầu vào như bức xạ mặt trời và nhiệt độ mô-đun – hai yếu tố có ảnh hưởng lớn đến đầu ra công suất.

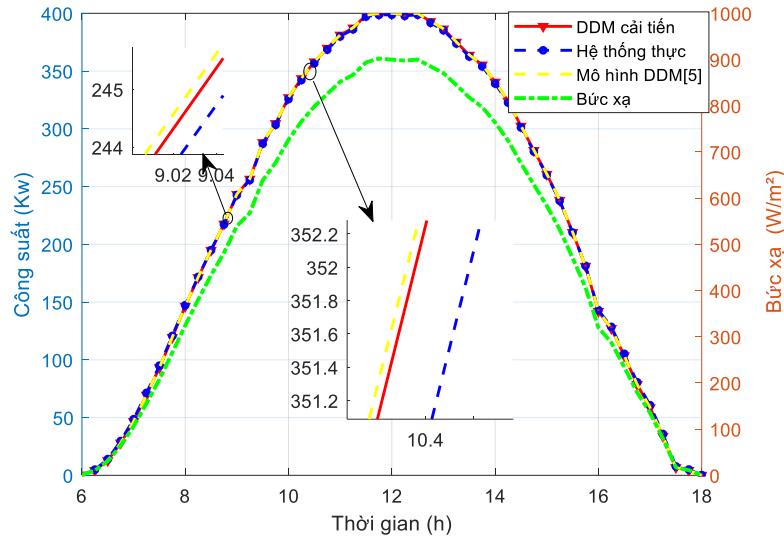
Một điểm quan trọng trong quá trình đánh giá là kiểm soát các yếu tố gây nhiễu, điển hình là bụi bẩn trên bề mặt mô-đun PV, vốn là nguyên nhân hàng đầu gây suy giảm công suất không ổn định theo thời gian. Để giảm thiểu sai số do yếu tố này, dữ liệu thực tế được lựa chọn từ những ngày mà bề mặt mô-đun đã được vệ sinh sạch sẽ, đảm bảo điều kiện bức xạ đến tế bào quang điện gần với lý tưởng. Việc chọn lọc dữ liệu theo tiêu chí này giúp nâng cao độ chính xác trong việc đối chiếu giữa công suất mô hình dự đoán và công suất đo đạc thực tế, từ đó loại bỏ tác động nhiễu không mong muốn.

Thông qua việc áp dụng mô hình vào các kịch bản thời tiết điển hình và đối chiếu kết quả với dữ liệu thực nghiệm đã được làm sạch, ta có thể định lượng được mức sai số và đánh giá được mức độ khớp giữa mô hình với thực tế. Kết quả này sẽ là cơ sở khoa học để điều chỉnh các tham số mô hình, lựa chọn cấu trúc phù hợp, hoặc đánh giá mức độ ứng dụng trong các hệ thống PV có điều kiện môi trường tương tự.

3.6.1. Ngày nắng nhiệt độ thấp

Trong thử nghiệm ở ngày nắng (4/3/2024) bức xạ trung bình trong ngày là 653.2 (W/m²), nhiệt độ môi trường trung bình là 29°C và bức xạ trung bình cao nhất là 899 theo Bảng 3.6. Công suất DC ước lượng từ các mô hình và công suất DC thực của hệ thống đo được trong ngày được thể hiện trong Hình 3.6. Đường cong công suất ước lượng và đường cong công suất thực bám sát nhau đồng thời các mối quan hệ giữa bức xạ và nhiệt độ cũng được trình bày. Vào buổi sáng khi cường độ bức xạ tăng dần thì công suất đầu ra cũng tăng dần theo và ngược lại vào buổi chiều. Tuy nhiên khi nhìn vào giá trị phần trăm chênh lệch giữa công suất ước lượng từ các mô hình và công suất của hệ thống Bảng 3.6. Trong đó E1 và E2 lần lượt là sai số tương đối của DDM cải tiến với công suất thực và DDM [5] với công suất thực. Chúng ta có thể thấy rằng sai số tăng sai số tăng vào sáng sớm (8h) và chiều tối (16h) có thể do tổn thất hệ thống khi bức xạ thấp. Kết quả khẳng định mô hình đáng tin cậy trong điều kiện nắng nhiều và nhiệt độ thấp.

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực



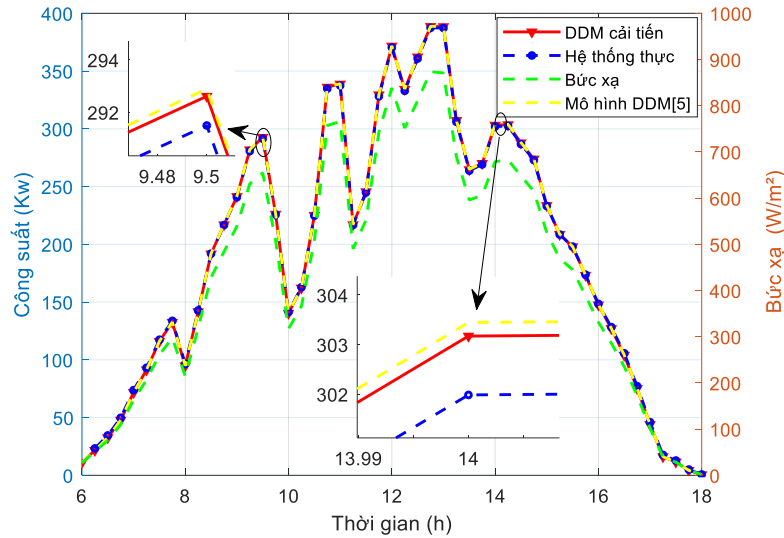
Hình 3.6. Công suất ước lượng và công suất thực vào (4/3/2024)

Bảng 3.6. Phân tích nhiệt độ, bức xạ và chênh lệch theo khung giờ (4/3/2024)

Thời gian	G	DDM cải tiến (kW)	DDM [37] (kW)	P_{dc}^r (kW)	E1(%)	E2(%)
8h	324.49	146.42	146.56	147.33	0.62	0.52
9h	539.59	243.26	243.51	242.65	0.25	0.35
10h	726.47	327.04	327.26	325.75	0.39	0.46
11h	851.84	381.19	381.33	379.96	0.32	0.36
12h	899.84	399.81	399.93	398.74	0.26	0.30
13h	870.46	386.49	386.65	385.32	0.30	0.35
14h	763.64	340.50	340.74	339.18	0.39	0.46
15h	583.49	260.72	261.00	259.90	0.31	0.42
16h	319.81	142.01	142.17	143.03	0.71	0.60

3.6.2. Ngày nhiều mây

Trong thử nghiệm ở ngày nhiều mây (10/4/2024), đường cong công suất thực và công suất ước lượng từ mô hình vẫn bám sát nhau thể hiện trong Hình 3.7 cho thấy được độ chính xác của mô hình trong điều kiện bức xạ thấp. Sai số tương đối trung bình $E1=0.55\%$ và $E2=0.58\%$ được trình bày trong Bảng 3.7.



Hình 3.7. Công suất ước lượng và công suất thực vào (10/4/2024)

Bảng 3.7. Phân tích nhiệt độ, bức xạ và chênh lệch theo khung giờ (10/4/2024)

Thời gian	Bức xạ	DDM cải tiến	DDM [37]	P_{dc}^r (kW)	E1(%)	E2(%)
8h	214.51	94.75	94.83	96.50	1.81	1.73
9h	539.11	241.39	241.67	240.80	0.24	0.36
10h	317.30	140.31	140.47	141.38	0.76	0.64
11h	765.60	338.77	339.04	337.48	0.38	0.46
12h	838.34	371.64	371.83	370.39	0.34	0.39
13h	870.78	388.49	388.62	387.31	0.30	0.34
14h	678.94	303.17	303.44	301.98	0.39	0.48
15h	525.28	233.62	233.92	233.17	0.19	0.32
16h	331.35	147.52	147.68	148.43	0.61	0.50

3.7. Thảo luận

Trong các nghiên cứu liên quan đến ước lượng và mô phỏng hiệu suất của hệ thống quang điện, việc đánh giá độ chính xác của mô hình là một bước rất quan trọng nhằm mục đích chứng minh tính xác thực của mô hình và khả năng ứng dụng thực tế của mô hình. Tác giả Breiman Leo đã chỉ ra rằng việc đánh giá độ chính xác của mô hình có thể dựa trên việc đánh giá mức độ phù hợp (goodness-of-fit, GoF). Các chỉ số đánh giá hiệu suất (độ phù hợp) như hệ số xác định R^2 , sai số trung bình gốc $RMSE(\%)$, sai số thiên lệch trung bình $MBE(\%)$ đã được sử dụng phổ biến trong các nghiên cứu gần đây. Với

R^2 (3.21) thể hiện mối tương quan giữa giá trị ước lượng và giá trị đo lường, sử dụng để đánh giá khả năng tái hiện dữ liệu đã đo lường; $RMSE(\%)$ (3.22) giúp ta trực quan hóa mức độ sai lệch, sử dụng để so sánh công suất ước lượng với công suất thực; $MBE(\%)$ (3.23) sử dụng để phát hiện và điều chỉnh các thiên lệch hệ thống trong mô hình.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^N (M_i - \bar{M})^2} \quad (3.21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{E_i - M_i}{M_i} \right)^2} \quad (3.22)$$

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{E_i - M_i}{M_i} \quad (3.23)$$

Trong đó: E_i : giá trị ước tính, M_i : giá trị thực.

Bảng 3.8. Kết quả các chỉ số đánh giá hiệu suất mô hình

Chỉ số	R^2	$RMSE(\%)$	$MBE(\%)$
Nắng, không mây, nhiệt độ thấp	0.999	0.643	0.294
Trời nhiều mây	0.999	0.999	0.320

Bảng 3.8 đưa ra ra kết quả của ba chỉ số đánh giá “độ phù hợp” với các điều kiện thời tiết khác nhau. Hệ số xác định R^2 trong bốn điều kiện thời tiết trên gần bằng 1, cho thấy mô hình giải thích gần như toàn bộ sự biến thiên của dữ liệu thực trong mọi trường hợp, điều này minh chứng mối tương quan mạnh mẽ giữa giá trị ước lượng và giá trị thực. Sai số trung bình gốc $RMSE(\%)$ cho thấy mức độ chính xác của mô hình giảm khi gặp điều kiện thời tiết khác nghiệt. Sai số thiên lệch trung bình $MBE(\%)$ tăng trong điều kiện nhiệt độ cao và thời tiết không ổn định, cho thấy mô hình bị giảm hiệu quả khi điều kiện thời tiết khác nghiệt.

Từ những kết quả và đánh giá ở trên có ý nghĩa quan trọng trong việc ứng dụng mô hình này vào thực tế ở quy mô công nghiệp, mô hình có thể được tích hợp vào các hệ thống giám sát để tối ưu hóa vận hành nhà máy điện mặt trời, đặc biệt trong việc lập kế hoạch bảo trì dự phòng dựa trên các phân tích xu hướng suy giảm đồng thời phát triển các thuật toán cảnh báo sớm khi phát hiện sai lệch vượt ngưỡng cho phép yếu tố quan trọng để nâng cao hiệu suất vận hành và tuổi thọ của hệ thống điện mặt trời.

3.8. Kết luận

Trong nghiên cứu này, một mô hình hai đi-ốt được cải tiến đã được xây dựng nhằm nâng cao độ chính xác trong việc dự báo hiệu suất hệ thống quang điện dưới các điều kiện vận hành thực tế. Phương pháp đề xuất sử dụng kết hợp giải thuật Newton-Raphson với thuật toán tối ưu bầy đàn (PSO) để xác định các tham số điện trở nối tiếp và điện trở song song, vốn có ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của mô-đun và phụ thuộc theo thời gian vào các yếu tố môi trường như nhiệt độ và bức xạ mặt trời.

Mô hình đã được kiểm chứng thông qua ba hướng tiếp cận: so sánh với dữ liệu danh định từ nhà sản xuất, đối chiếu với phần mềm mô phỏng thương mại PVSyst, và kiểm nghiệm thực tế trên hệ thống PV tại Đà Nẵng. Kết quả cho thấy mô hình đạt sai số tương đối rất thấp (dưới 0.6%) trong hầu hết các kịch bản thời tiết, đồng thời hệ số tương quan R^2 gần bằng 1, thể hiện mức độ phù hợp rất cao giữa mô hình và dữ liệu đo thực tế.

Từ các kết quả thu được, có thể khẳng định rằng mô hình hai đi-ốt cải tiến là một công cụ hữu ích trong việc đánh giá hiệu suất hệ thống PV, với tiềm năng ứng dụng rộng rãi trong các hệ thống giám sát, bảo trì dự đoán và tối ưu hóa vận hành ở quy mô thương mại và công nghiệp. Trong tương lai, việc tích hợp mô hình này với các nền tảng dữ liệu thời gian thực và các công cụ phân tích nâng cao như học máy có thể tạo tiền đề cho các giải pháp điều hành hệ thống năng lượng mặt trời một cách chủ động và bền vững hơn.

CHƯƠNG 4: XÂY DỰNG HỆ IOT VÀ TÍCH HỢP MÔ HÌNH ƯỚC LƯỢNG

4.1. Giới thiệu

Sau khi xây dựng mô hình ước lượng công suất phù hợp cho hệ thống quang điện, bước tiếp theo là hiện thực hóa việc giám sát và đánh giá hiệu suất thời gian thực, nhằm phục vụ mục tiêu phát hiện suy giảm, kiểm soát hiệu quả và đưa ra cảnh báo kịp thời. Trong bối cảnh đó, công nghệ Internet of Things (IoT) được lựa chọn như một nền tảng kỹ thuật chủ đạo để triển khai hệ thống thu thập, truyền tải, lưu trữ và trực quan hóa dữ liệu vận hành của hệ thống ĐMTMN.

Hệ thống IoT được thiết kế theo hướng phân lớp, bao gồm: lớp thu thập dữ liệu cảm biến (vật lý), lớp truyền thông, lớp xử lý trung tâm, và lớp ứng dụng người dùng. Trong đó, các cảm biến đo bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường, nhiệt độ mô-đun và công suất inverter được kết nối đến bộ xử lý trung gian (Raspberry Pi hoặc ESP32), sau đó dữ liệu được đồng bộ hóa và lưu trữ vào cơ sở dữ liệu thời gian thực (InfluxDB). Hệ thống sử dụng Node-RED để điều phối dữ liệu và Grafana để xây dựng giao diện trực quan, cho phép theo dõi công suất theo thời gian và phát hiện bất thường hiệu suất.

Ngoài ra, để nâng cao tính ứng dụng và tính linh hoạt, mô hình ước lượng công suất được tích hợp trực tiếp vào hệ thống IoT nhằm tạo ra khả năng so sánh tức thời giữa công suất đo và công suất dự đoán, từ đó hỗ trợ cảnh báo khi hệ thống hoạt động không hiệu quả do bụi bẩn, suy thoái mô-đun hoặc che bóng cục bộ.

Chương này sẽ trình bày chi tiết kiến trúc hệ thống IoT, bao gồm phần cứng và phần mềm, cơ chế truyền và lưu trữ dữ liệu, quy trình tích hợp mô hình ước lượng vào nền tảng, cũng như cách xây dựng giao diện giám sát hiệu suất theo thời gian thực.

4.2. Kiến trúc hệ IoT

4.2.1. Kiến trúc phần cứng

4.2.1.1. Phần cứng sử dụng

Để giám sát được hệ thống PV, chúng tôi sử dụng các thiết bị trong Hình 4.9.

● Bộ điều khiển Raspberry Pi 4B

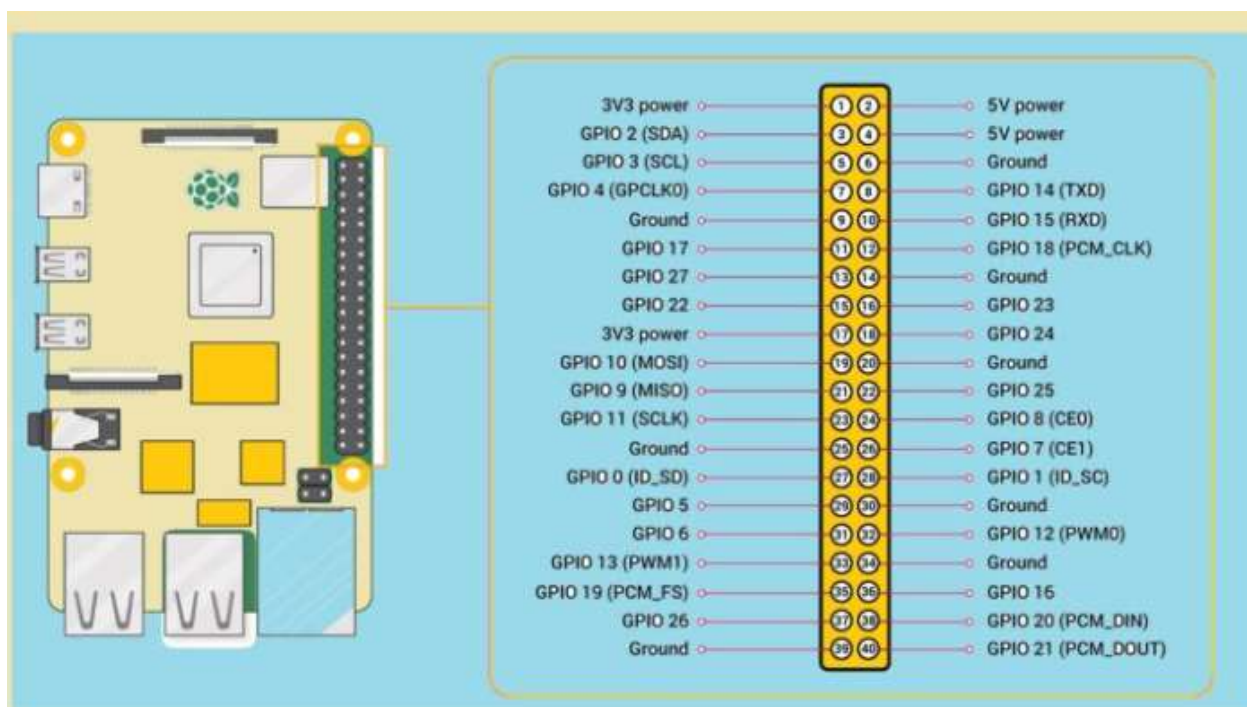
Raspberry Pi 4 Model B (Pi 4B) trong Hình 4.1 là bo mạch máy tính đơn (single-board computer) thế hệ mới của Raspberry Pi Foundation. So với các phiên bản trước, Pi 4B nâng cấp mạnh mẽ về CPU, GPU và khả năng I/O, đồng thời hỗ trợ tối đa 8 GB RAM LPDDR4.



Hình 4.1. Raspberry Pi 4B

❖ Cấu trúc chân trong Hình 4.2

Pi 4B tích hợp một header 40 chân chuẩn hoàn toàn tương thích với các mẫu Pi trước. Các chân này hỗ trợ đa dạng chức năng: GPIO số, giao tiếp I2C/SPI/UART, tín hiệu PWM, nguồn và mass (GND). Bảng 4.1 và Bảng 4.2 biểu thị thông số và GPIO, Pin của Raspberry Pi 4B.



Hình 4.2. Giới thiệu chân Raspberry Pi4

- ❖ Power & GND: Chân 1 (3V3), 2 (5V), 4 (5V), 6 (GND), 9 (GND), 14 (GND), 20 (GND), 25 (GND), 30 (GND), 34 (GND), 39 (GND).
- ❖ Trong đó, 3 chân cấp 3,3 V (Chân 1), 2 chân cấp 5 V (Chân 2, 4) và 8 chân GND phân tán để cấp nguồn và tản nhiệt.

GPIO số (BCM)

Bảng 4.1. GPIO và pin của Raspberry Pi 4B

GPIO0 (BCM 17), Pin 11	GPIO1 (BCM 18), Pin 12
GPIO2 (BCM 27), Pin 13	GPIO3 (BCM 22), Pin 15
GPIO4 (BCM 23), Pin 16	GPIO5 (BCM 24), Pin 18
GPIO6 (BCM 25), Pin 22	GPIO7 (BCM 4), Pin 7
GPIO8 (BCM 2), Pin 3	GPIO9 (BCM 3), Pin 5
GPIO10 (BCM 8), Pin 24	GPIO12 (BCM 10), Pin 23
GPIO11 (BCM 7), Pin 26	GPIO14 (BCM 11, TXD0), Pin 8
GPIO13 (BCM 9), Pin 21	GPIO16 (BCM 12), Pin 32
GPIO15 (BCM 10, RXD0), Pin 10	GPIO18 (BCM 19), Pin 35
GPIO17 (BCM 13), Pin 33	GPIO20 (BCM 26), Pin 38
GPIO19 (BCM 16), Pin 36	GPIO22 (BCM 21), Pin 40
GPIO21 (BCM 20), Pin 38	

- Giao tiếp I2C

I2C₀: SDA (BCM 2, Pin 3), SCL (BCM 3, Pin 5).

I2C₁ (dành cho camera): SDA¹ (BCM 0, Pin 27), SCL¹ (BCM 1, Pin 28).

- Giao tiếp SPI

❖ SPI0

- CE0 (BCM 8, Pin 24)
- CE1 (BCM 7, Pin 26)
- MISO (BCM 9, Pin 21)
- MOSI (BCM 10, Pin 19)
- SCLK (BCM 11, Pin 23)

- ❖ SPI1: nhiều kênh hơn, bản chất sử dụng GPIO 16-21 khi cấu hình alternates functions.

Bảng 4.2. Thông số Raspberry Pi4B

Hạng mục	Thông số
Hệ xử lý (SoC)	Broadcom BCM2711, Quad-core ARM Cortex-A72 64-bit @ 1,5 GHz
Bộ nhớ	LPDDR4 SDRAM 1 GB / 2 GB / 4 GB / 8 GB (1 x LPDDR4, 3200 MT/s)
Đồ họa	GPU VideoCore VI 3D, hỗ trợ H.265 4Kp60, H.264 1080p60
Kết nối mạng	Gigabit Ethernet (RJ45, qua USB 2.0 đến \approx 300 Mbps) / Wi-Fi 802.11 b/g/n/ac (2,4 GHz & 5 GHz) / Bluetooth 5.0 BLE
Cổng USB	2 × USB 3.0; 2 × USB 2.0
Video & Âm thanh	2 × micro-HDMI (4Kp60 dual-display) / 3,5 mm TRRS A/V (analog audio + composite video)
Lưu trữ	Thẻ microSD (máy chủ boot & lưu trữ OS) / SDIO qua GPIO (phụ trợ)
GPIO Header	40 pins (2 × 20): 26 × GPIO số, 2 × I ² C, 5 × SPI, 1 × UART, 2 × PWM, 3 × 3,3 V, 2 × 5 V, 8 × GND
Nguồn cấp	USB-C 5 V = 3 A (khuyến nghị) / 5 V = 2,5 A (khi không sử dụng USB 3.0 nhiều)
Tiêu thụ điện	< 7,6 W (idle) – < 15 W (tải nặng & USB 3.0 full load)
Wi-Fi & Bluetooth	Chuẩn 802.11 b/g/n/ac (dual-band) / Bluetooth 5.0 (BLE)
Kết nối camera & màn hình	1 × MIPI CSI 2-lane (camera), 1 × MIPI DSI 2-lane (display)
Âm thanh & Video composite	Analog stereo + composite video out qua jack 4-ring TRRS
Nhiệt độ hoạt động	0 °C ... +50 °C (khuyến nghị); có thể hoạt động đến +85 °C tùy làm mát; bo mạch tự throttle CPU nếu > 85 °C)

Độ ẩm	10 % ... 90 % RH (không ngưng tụ)
Cơ khí	Kích thước: 88 mm × 58 mm × 19,5 mm; Trọng lượng: ≈ 46 g
Chứng nhận & Tiêu chuẩn	CE, FCC, RoHS, WEEE

● **Inverter**

SUN2000-100KTL-M1 trong Hình 4.3 là bộ biến tần (inverter) dạng String của Huawei, công suất 100 kW, được thiết kế đặc biệt cho các hệ thống điện mặt trời thương mại và công nghiệp. Thiết bị hỗ trợ 10 MPPT độc lập, cho phép tối ưu hoá thu năng lượng từ các chuỗi tấm pin khác nhau. Với hiệu suất tối đa đạt 98,8 % và khả năng chịu điều kiện môi trường khắc nghiệt (IP66), SUN2000-



Hình 4.3. Inverter SUN2000-100KTL-M1

100KTL-M1 đảm bảo vận hành ổn định, bảo vệ an toàn và dễ dàng giám sát thông qua RS-485, MBUS hoặc kết nối không dây qua Bluetooth/WLAN. Bảng 4.3 biểu hiện thông số kỹ thuật của Inverter SUN2000-100KTL-M1.

Bảng 4.3. Thông số kỹ thuật của Inverter SUN2000-100KTL-M1

Thông số kỹ thuật chính	Giá trị
Công suất định mức (AC)	100 000 W (ở 380V / 400V / 480V, 40°C)
Công suất cực đại (AC, cos φ=1)	110 000 W
Hiệu suất tối đa	98,8 % @ 480V; 98,6 % @ 380V / 400V
Hiệu suất châu Âu	98,6 % @ 480V; 98,4 % @ 380V / 400V
Số MPPT	10 MPPT độc lập
Điện áp khởi động MPPT	200 V
Phạm vi điện áp hoạt động MPPT	200 V ~ 1 000 V
Điện áp đầu vào danh định	600 V @ 380 V / 400 V; 720 V @ 480 V

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực

Điện áp đầu vào tối đa	1 100 V
Dòng ngắn mạch tối đa mỗi MPPT	40 A
Dòng đầu vào tối đa mỗi MPPT	26 A
Số chuỗi đầu vào (strings)	20
Điện áp đầu ra danh định	380 V / 400 V / 480 V (3P + PE); 220 V / 230 V (3P + N + PE)
Tần số lưới	50 Hz / 60 Hz
Dòng đầu ra danh định	152,0 A @ 380 V; 144,4 A @ 400 V; 120,3 A @ 480 V
Dòng đầu ra tối đa	168,8 A @ 380 V; 160,4 A @ 400 V; 133,7 A @ 480 V
Độ sét hài tổng (THD)	< 3 %
Điều chỉnh hệ số công suất (cos φ)	0,8 (đầu ngược) ... 0,8 (đầu xuôi)
Chỉ số bảo vệ (IP)	IP66
Nhiệt độ hoạt động	-25 °C ... 60 °C
Độ ẩm tương đối	0 ... 100 %
Độ cao vận hành tối đa	5 000 m (giảm công suất khi trên 4 000 m)
Phương pháp làm mát	Quạt cưỡng bức (Forced Air Cooling)
Cấp độ cách điện và bảo vệ đảo ngược cực	Bảo vệ chống đảo ngược cực DC, chống quá dòng AC, chống đảo đảo lưới
Giám sát chuỗi pin	Có cảnh báo lỗi chuỗi (String Fault Monitoring)
Thiết bị chống sét	SPD Loại II cho cả DC và AC
Giao tiếp	LED hiển thị trạng thái; RS-485; MBUS (cần biến áp cách ly); USB;

	WLAN/Bluetooth + App Huawei SmartLogger
Kích thước (R x C x D)	1 035 mm × 700 mm × 365 mm
Trọng lượng (bao gồm tấm gắn)	85 kg
Tiêu chuẩn	IP66, không dùng biến áp (Transformerless)

● Smartlogger 3000A

SmartLogger 3000A trong Hình 4.4 là bộ thu thập và quản lý dữ liệu (gateway) của Huawei, dùng trong hệ thống điện mặt trời. Thiết bị cho phép kết nối tối đa 80 thiết bị (inverter, cảm biến, bộ giám sát...) qua các giao thức Modbus-RTU, Modbus-TCP và IEC 60870. SmartLogger3000A hỗ trợ cả kết nối có dây (Ethernet, RS-485, MBUS) và không dây (2G/3G/4G, WLAN), với khả năng giám sát, quản lý từ xa qua web hoặc app. Thiết kế chịu được điều kiện khắc nghiệt (IP20 bên trong tủ, hoạt động -40 °C đến 60 °C) và có tùy chọn gắn tường, thanh DIN hoặc để bàn. Bảng 4.4 biểu hiện thông số kỹ thuật của Smartlogger 3000A.



Hình 4.4. Smartlogger 3000A

Bảng 4.4. Thông số kỹ thuật của Smartlogger 3000A

Thông số cơ bản	Giá trị
Số lượng thiết bị kết nối tối đa	80 thiết bị
Giao tiếp WAN/LAN	1 cổng WAN, 1 cổng LAN (10/100/1000 Mbps)
Cổng RS-485	3 cổng (1 200–115 200 bps, 1 000 m)
Cổng MBUS	1 cổng (max AC 800 V, 1 000 m)
Kết nối 2G/3G/4G	LTE, HSPA+, GSM/GPRS/EDGE (đa băng tần)

Ngõ vào/ra số tương tự và số	DI x 4, DO x 2 (12 V/100 mA), AI x 4
Giao thức hỗ trợ	Modbus-TCP, IEC 60870-5-104, Modbus-RTU, IEC 60870-5-103, DL/T 645
Giao diện tương tác	LED (RUN, ALM, 4G), web nhúng, USB 2.0, WLAN (cho cài đặt)
Nhiệt độ hoạt động	-40 °C ... 60 °C
Độ ẩm tương đối	5 % ... 95 % (không ngưng tụ)
Độ cao tối đa	4 000 m
Nguồn nuôi	AC 100–240 V (50/60 Hz); DC 12 V/24 V
Công suất tiêu thụ	Thường 8 W, tối đa 15 W
Kích thước (RxCxD)	225 × 160 × 43,6 mm
Trọng lượng	2 kg
Cấp bảo vệ	IP20
Lắp đặt	Gắn tường, thanh DIN, để bàn

● Gateway router wifi 4G

Gateway router WiFi 4G của Huawei trong Hình 4.5 là thiết bị kết hợp chức năng định tuyến và điểm truy cập không dây, đồng thời hỗ trợ kết nối Internet qua mạng di động 4G LTE. Thiết bị thường được trang bị khe cắm SIM để hút sóng LTE, phát WiFi chuẩn 802.11ac hoặc 802.11n, kèm cổng Ethernet RJ45 để kết nối trực tiếp với máy tính hoặc switch. Với khả năng tự động chuyển đổi giữa đường truyền 4G và WAN có dây (nếu có), thiết bị đảm bảo kết nối Internet ổn định cho văn phòng nhỏ, cửa hàng hoặc các công trình di động. Bảng 4.5 là thông số kỹ thuật Router wifi 4G.



Hình 4.5. Gateway router WiFi 4G

Bảng 4.5. Thông số kỹ thuật Router wifi 4G

Thông số cơ bản	Giá trị điển hình
Chuẩn mạng di động	LTE Cat 6 (tốc độ tải xuống đến 300 Mbps, tải lên 50 Mbps)
Băng tần LTE hỗ trợ	B1/B3/B7/B8/B20/B28 (tùy thị trường)
Khe SIM	1 khe SIM (Nano-SIM)
Chuẩn WiFi	IEEE 802.11 ac/n/g/b (dual-band 2.4 GHz & 5 GHz)
Tốc độ WiFi tối đa (điều kiện lý thuyết)	300 Mbps @ 2.4 GHz; 867 Mbps @ 5 GHz
Ăng-ten tích hợp / ngoài	2 × ăngten LTE (RSRP cải thiện) + 2 × ăngten WiFi
Cổng Ethernet LAN	4 cổng RJ45 10/100/1000 Mbps
Cổng WAN (tùy chọn)	1 cổng RJ45 10/100/1000 Mbps
Cổng USB (tùy model)	1 cổng USB 2.0 (chia sẻ lưu trữ / 3G fallback)
Chức năng định tuyến (Routing)	NAT, DHCP server, DHCP client, DMZ, Port Forwarding
Bảo mật	WEP, WPA-PSK, WPA2-PSK, SPI Firewall, DoS Protection
QoS / Traffic Management	Lưu lượng theo QoS, giới hạn băng thông, giám sát truy cập
ID mạng ảo (VPN)	IPsec, PPTP, L2TP (tùy model)
Nhiệt độ hoạt động	-20 °C ... 55 °C
Độ ẩm tương đối	5 % ... 95 % (không ngưng tụ)
Nguồn điện	12 V DC / 1,5 A (Adapter kèm theo)
Kích thước (RxCxD)	~ 180 mm × 110 mm × 95 mm
Trọng lượng	~ 350 g

● **Cảm biến nhiệt độ và độ ẩm (RK330-02)**

RK330-02 trong Hình 4.6 là cảm biến đo nhiệt độ và độ ẩm không khí treo tường (Wall-mounted Atmospheric Temperature & Humidity Sensor) do Hunan Rika Electronic Technology sản xuất. Thiết bị sử dụng cảm biến nhiệt độ–độ ẩm kỹ thuật số tích hợp sẵn, được bảo vệ bên trong mái che chống nước và tia tử ngoại, giúp đo lường chính xác trong các ứng dụng giám sát môi trường, nông nghiệp, lâm nghiệp, phòng thí nghiệm, kho bãi, nhà kính, và phòng viễn thông. RK330-02 có thể xuất tín hiệu qua RS-485 với giao thức Modbus RTU, tiêu thụ điện năng thấp (< 20 mA), hoạt động trong dải nhiệt độ rộng (−40 °C đến +70 °C) và đạt cấp bảo vệ IP65 chống bụi-nước, phù hợp lắp đặt ngoài trời hoặc trong môi trường ẩm ướt. Bảng 4.6 là thông số kỹ thuật của RK330-02.



Hình 4.6. RK330-02

Bảng 4.6. Thông số kỹ thuật của RK330-02

Thông số kỹ thuật chính	Giá trị
Phạm vi đo nhiệt độ	−30 °C ... +70 °C
Sai số nhiệt độ	± 0,3 °C @ 25 °C
Lặp lại (Repeatability) nhiệt độ	± 0,1 °C
Phạm vi đo độ ẩm	0 %RH ... 100 %RH
Sai số độ ẩm	± 3 %RH (10 %–90 %RH)
Lặp lại (Repeatability) độ ẩm	± 0,5 %RH
Ổn định lâu dài (Long-term Stability)	< 0,04 °C/năm; < 0,5 %RH/năm
Thời gian phản hồi (Response Time)	≤ 1 giây
Nguồn cung cấp (Supply)	5 VDC; 12–24 VDC
Ngõ ra (Output Signal)	RS-485 (Modbus RTU)

Tùy chọn hiển thị	LCD (tùy chọn)
Tiêu thụ điện (Current Consumption)	< 20 mA
Nhiệt độ hoạt động	-40 °C ... +70 °C
Cấp bảo vệ (Ingress Protection)	IP65
Kích thước (Dimension)	117 × 86 × 41 mm
Trọng lượng (Weight)	170 g (không đóng gói)
Vật liệu vỏ (Shelter material)	ABS

● **Cảm biến bức xạ mặt trời (RK200-04)**

Cảm biến bức xạ mặt trời RK200-04 trong Hình 4.7 của Hunan Rika Electronic Technology dựa trên nguyên lý tế bào silicon, thiết kế không có bộ phận chuyển động nên không cần bảo trì và có thể hoạt động ổn định ở độ cao lớn. Thiết bị đo được bức xạ trong dải bước sóng 300–1 100 nm, với độ nhạy cao, tiêu thụ điện năng thấp và tuổi thọ dài. RK200-04 có thể xuất tín hiệu analog (0–5 V hoặc 4–20 mA) hoặc giao tiếp số RS-485, cho phép sử dụng để giám sát bức xạ trực tiếp, bức xạ phản xạ trên mặt nghiêng (góc gắn ngang), hoặc bức xạ tán xạ nếu có thêm bộ che. Bảng 4.7 là thông số kỹ thuật của RK200-04.



Hình 4.7. RK200-04

Bảng 4.7. Thông số kỹ thuật của RK200-04

Thông số cơ bản	Giá trị
Dải bước sóng đo	300–1 100 nm
Nguồn cung cấp	5 VDC hoặc 12–24 VDC
Phạm vi đo	0–1 500 W/m ²
Độ phân giải	1 W/m ²
Ngõ ra	0–5 VDC; 4–20 mA; RS-485

Thời gian phản hồi	≤ 5 s
Sai số hiệu chỉnh cosine	$\leq \pm 10$ % (góc tới 10°)
Độ phi tuyến tính	$\leq \pm 3$ %
Ảnh hưởng nhiệt độ	$\pm 0,08$ %/ $^\circ\text{C}$
Ổn định hằng năm	$\leq \pm 2$ %/năm
Nhiệt độ hoạt động	$-40^\circ\text{C} \dots +80^\circ\text{C}$
Mức bảo vệ	IP65
Trọng lượng (không đóng gói)	≈ 420 g
Vật liệu vỏ	Hợp kim nhôm

● **Bộ nguồn Meanwell EDR-75-24**

Meanwell EDR-75-24 trong Hình 4.8 là bộ nguồn công nghiệp gắn thanh DIN (DIN-rail) thuộc dòng EDR của hãng Meanwell, cho công suất 75 W và điện áp ngõ ra 24 V DC (tương đương 3,2 A). Thiết kế mỏng gọn, độ rộng chỉ 40 mm, giúp tiết kiệm không gian lắp đặt trong tủ điện. EDR-75-24 có dải điện áp đầu vào rộng (88 – 264 VAC hoặc 125 – 370 VDC), tích hợp các chức năng bảo vệ (ngắn mạch, quá dòng, quá áp, quá nhiệt) và đạt hiệu suất chuyển đổi cao (đến 89 %), phù hợp cấp nguồn ổn định cho PLC, cảm biến, relay và các thiết bị tự động hóa trong môi trường công nghiệp. Bảng 4.8 là thông số kỹ thuật của Meanwell EDR-75-24.



Hình 4.8. Meanwell EDR-75-24

Bảng 4.8. Thông số kỹ thuật của Meanwell EDR-75-24

Thông số chính	Giá trị
Công suất định mức	75 W
Điện áp ngõ ra danh định	24 V DC
Dòng ngõ ra định mức	3,2 A
Dải điện áp đầu vào	88 – 264 VAC / 125 – 370 VDC

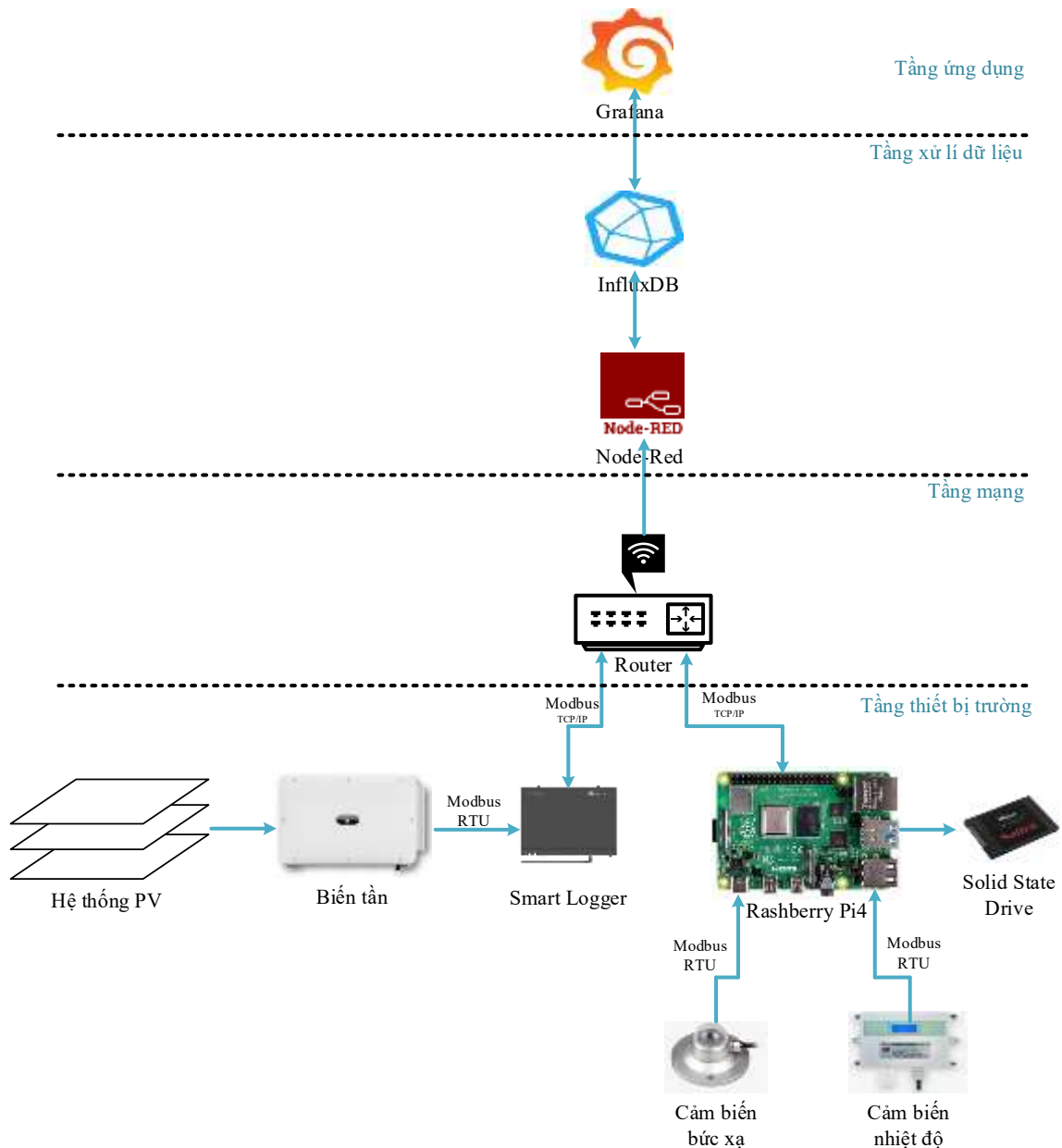
Hiệu suất chuyển đổi (Typ.)	88 % – 89 %
Đầu ra phụ tải không tải (Max.)	< 1 W
Bảo vệ	Ngắn mạch, quá dòng (hiccup), quá áp (shutdown), quá nhiệt (shutdown)
Nhiệt độ hoạt động	-30 °C ... +70 °C (derating từ +50 °C)
Độ ẩm tương đối	20 % ... 90 % RH (không ngưng tụ)
Kích thước (W × H × D)	40 × 122 × 127 mm
Trọng lượng	~ 0,6 kg
Cấp bảo vệ (IP Rating)	IP20
Giấy chứng nhận	UL 508, UL 60950-1, EN 62368-1, CE, RoHS

4.2.1.2. Kiến trúc IoT

Hệ thống giám sát và đánh giá hiệu suất của hệ thống ĐMTMN được triển khai dựa trên kiến trúc IoT công nghiệp, trong đó tầng phần cứng đóng vai trò cốt lõi trong việc thu thập, truyền dẫn và xử lý dữ liệu đầu vào phục vụ mô hình ước lượng công suất. Kiến trúc phần cứng được chia thành bốn tầng chính: tầng thiết bị trường (Perception Layer), tầng mạng (Network Layer), tầng xử lý dữ liệu (Data Processing Layer) và tầng ứng dụng (Application Layer). Sơ đồ kết nối tổng thể được minh họa trong Hình 4.9.

- **Tầng thiết bị trường:** Đây là lớp đầu tiên trong hệ thống, bao gồm các thiết bị vật lý thực hiện chức năng đo lường và thu thập dữ liệu đầu vào từ môi trường và hệ thống PV.
 - Hệ thống PV: Bao gồm các tấm pin mặt trời JA Solar JAM72S20 hoạt động như nguồn phát điện chính. Dữ liệu vận hành của hệ thống PV được gián tiếp thu thập thông qua inverter.
 - Biến tần: Là thiết bị chuyển đổi dòng điện một chiều (DC) sang xoay chiều (AC), đồng thời cung cấp dữ liệu đo được như điện áp, dòng điện, công suất tức thời. Giao tiếp với Smart Logger qua Modbus TCP/IP.
 - Smart Logger: Thiết bị trung gian đóng vai trò thu thập dữ liệu từ inverter và chuyển đến Raspberry Pi thông qua Modbus TCP/IP. Logger giúp đơn giản hóa việc tích hợp nhiều thiết bị đo lường trong cùng hệ thống.

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực



Hình 4.9. Kiến trúc Iot của hệ thống

- Cảm biến bức xạ RK200-04 và Cảm biến nhiệt độ & RK330-02: Thu thập thông tin về môi trường ảnh hưởng đến hiệu suất hệ PV. Cả hai cảm biến giao tiếp với Raspberry Pi 4 thông qua Modbus RTU.
- Raspberry Pi 4: Bộ điều khiển trung tâm của hệ thống. Raspberry Pi có vai trò tiếp nhận dữ liệu từ tất cả các thiết bị (qua Modbus), xử lý sơ bộ, lưu trữ cục bộ và chuyển lên tầng xử lý và ứng dụng. Nó hoạt động như một máy chủ mini nhúng với hiệu suất cao và chi phí thấp.
- Ổ cứng SSD: Kết nối trực tiếp với Raspberry Pi để lưu trữ dữ liệu nội bộ, đặc biệt hữu ích trong trường hợp mất kết nối internet hoặc phục vụ phân tích ngoại tuyến dài hạn.

- **Tầng mạng**

Router WiFi đảm nhận vai trò trung tâm kết nối giữa các thiết bị tầng cảm nhận và tầng xử lý dữ liệu. Các chuẩn kết nối sử dụng bao gồm:

- **Modbus TCP/IP:** Giao tiếp giữa inverter, Smart Logger và Raspberry Pi.
 - **MQTT:** Giao tiếp giữa Raspberry Pi và Node-RED để truyền dữ liệu thời gian thực.
- **Tầng xử lý dữ liệu:** sử dụng nền tảng mã nguồn mở để quản lý và lưu trữ dữ liệu.
- **Node-RED:** Là nền tảng xử lý dữ liệu theo luồng, tích hợp sẵn trên Raspberry Pi. Node-RED chịu trách nhiệm tiếp nhận dữ liệu từ cảm biến/inverter qua MQTT, xử lý logic, làm sạch dữ liệu và chuyển tiếp sang cơ sở dữ liệu.
 - **InfluxDB:** Là cơ sở dữ liệu thời gian thực, chuyên dùng để lưu trữ dữ liệu dạng chuỗi thời gian như bức xạ, nhiệt độ, công suất, PR, v.v. Dữ liệu được lưu trữ tại đây để phục vụ trực quan hóa và phân tích.
- **Tầng ứng dụng:** Tầng ứng dụng cung cấp giao diện người dùng giúp theo dõi hoạt động của hệ thống một cách trực quan.
- **Grafana:** Là công cụ trực quan hóa dữ liệu mã nguồn mở, kết nối trực tiếp với InfluxDB để hiển thị các biểu đồ thời gian thực. Người dùng có thể theo dõi các thông số vận hành (bức xạ, nhiệt độ, công suất, sai số mô hình...) và thiết lập các cảnh báo nếu vượt ngưỡng.

4.2.2. Phương thức truyền và lưu trữ dữ liệu

Trong hệ thống giám sát và đánh giá hiệu suất hệ thống điện mặt trời mái nhà, việc thiết kế phương thức truyền và lưu trữ dữ liệu đóng vai trò thiết yếu để đảm bảo dòng dữ liệu được chuyển giao liên tục, chính xác và bảo toàn trong suốt quá trình vận hành. Hệ thống được triển khai sử dụng kết hợp các giao thức công nghiệp (Modbus TCP/IP) và giao thức IoT (MQTT, HTTP) để tối ưu hóa hiệu suất truyền dữ liệu từ tầng thiết bị trường đến tầng ứng dụng. Quá trình truyền và lưu trữ dữ liệu được thực hiện qua bốn tầng: thiết bị trường, mạng, xử lý dữ liệu và ứng dụng.

- **Tầng thiết bị trường**

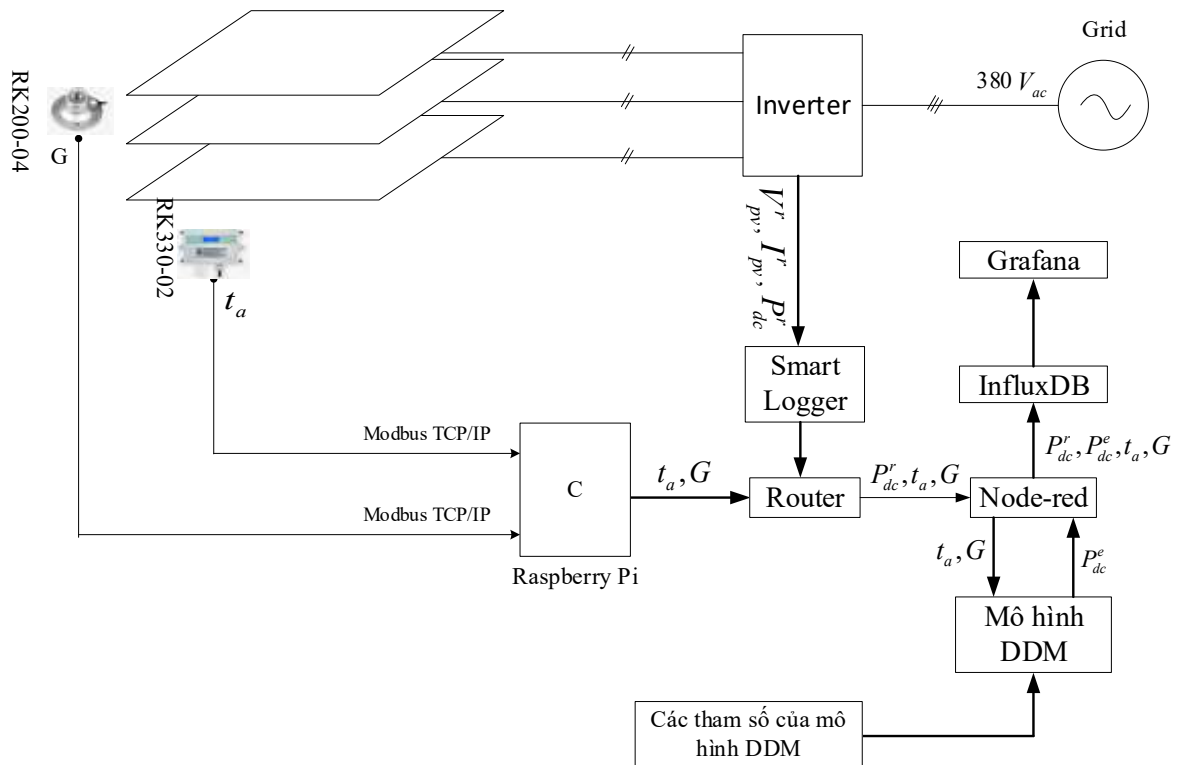
- **Hệ thống PV (JA Solar JAM72S20):** Là nguồn phát điện DC, thông tin vận hành được gián tiếp ghi nhận thông qua biến tần.
- **Biến tần (Huawei SUN2000-100KTL-M1):** Chuyển đổi dòng DC thành AC, đồng thời phát sinh dữ liệu điện áp, dòng, công suất. Giao tiếp với Smart Logger qua Modbus RTU.
- **Smart Logger:** Thiết bị trung gian, thu thập dữ liệu từ inverter và truyền tiếp đến tầng xử lý. Kết nối với router qua Modbus TCP/IP.

- Cảm biến bức xạ RK200-04 và Cảm biến nhiệt độ & độ ẩm RK330-02: Thu thập thông tin về môi trường ảnh hưởng đến hiệu suất hệ PV. Cả hai cảm biến giao tiếp với Raspberry Pi 4 thông qua Modbus RTU.
 - Raspberry Pi 4: Đóng vai trò bộ xử lý trung tâm, nhận dữ liệu từ logger và cảm biến, xử lý sơ bộ và truyền đi. Cũng đồng thời lưu trữ dữ liệu nội bộ qua ổ cứng SSD.
 - Solid State Drive (SSD): được kết nối trực tiếp với Raspberry Pi giúp lưu trữ dữ liệu cục bộ song song với InfluxDB, nhằm đảm bảo an toàn dữ liệu trong trường hợp mất kết nối mạng hoặc hệ thống tạm ngưng dịch vụ nền tảng.
- **Tầng mạng**
- Router WiFi/LAN đóng vai trò trung tâm mạng nội bộ, liên kết Raspberry Pi với các thiết bị khác. Trong trường hợp cần truy cập từ xa, router cũng hỗ trợ cổng WAN/4G để đưa dữ liệu lên Internet.
 - MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) là giao thức truyền dữ liệu chính giữa Raspberry Pi (Node-RED) và tầng xử lý phía trên.
 - Raspberry Pi đóng vai trò MQTT publisher, gửi dữ liệu đã thu thập từ thiết bị trường.
 - Node-RED đóng vai trò MQTT subscriber, tiếp nhận dữ liệu để xử lý và lưu trữ.
- **Tầng xử lý dữ liệu**
- Node-RED là nền tảng xử lý dữ liệu trung gian được triển khai trên Raspberry Pi. Node-RED có nhiệm vụ:
 - Ghi nhận dữ liệu từ cảm biến, inverter, logger qua MQTT.
 - Thực hiện các thao tác xử lý sơ bộ như: lọc nhiễu, chuyển đổi đơn vị, tính toán công suất ước lượng từ mô hình AI, so sánh với dữ liệu thực tế.
 - Chuyển dữ liệu đã chuẩn hóa sang hệ quản trị cơ sở dữ liệu thời gian thực.
 - InfluxDB được sử dụng để lưu trữ dữ liệu dưới dạng chuỗi thời gian (time series database).
 - Các chỉ số như: bức xạ mặt trời (W/m^2), nhiệt độ ($^{\circ}C$), công suất thực tế (W), công suất ước lượng (W), hiệu suất (PR), được gắn timestamp và lưu định kỳ.
 - InfluxDB cho phép truy vấn linh hoạt, tốc độ cao và tích hợp dễ dàng với nền tảng trực quan hóa.
- **Tầng ứng dụng**
- Grafana truy cập trực tiếp vào InfluxDB để hiển thị dữ liệu vận hành hệ thống theo thời gian thực hoặc lịch sử. Tất cả giao tiếp giữa Grafana và InfluxDB được

thực hiện qua HTTP REST API bảo mật, đảm bảo khả năng mở rộng và tích hợp vào hệ thống SCADA hoặc cloud nếu cần.

4.3. Tích hợp mô ước lượng vào hệ IoT

Trong một hệ thống điện mặt trời vận hành lâu dài, việc giám sát hiệu suất không thể chỉ dựa trên thông số đo đạc tức thời. Thay vào đó, cần có khả năng so sánh giữa dữ liệu đo thực tế và giá trị kỳ vọng theo điều kiện môi trường, từ đó đánh giá hiệu quả khai thác, phát hiện sai lệch và cảnh báo sớm. Để đáp ứng yêu cầu này, nhóm thực hiện đã tích hợp mô hình toán học ước lượng công suất vào hệ thống giám sát IoT, với vai trò như một bộ “tham chiếu” động, hoạt động song song với thiết bị đo lường thực tế.



Hình 4.10. Sơ đồ tích hợp mô hình DDM vào hệ IoT

Hình 4.10 minh họa luồng tích hợp giữa hệ thống cảm biến, thiết bị điện mặt trời, mô hình toán học DDM và hạ tầng phần mềm (Node-RED – InfluxDB – Grafana) để thực hiện ước lượng công suất và giám sát hiệu suất hệ thống điện mặt trời mái nhà theo thời gian thực. Các thành phần chính trong sơ đồ được mô tả như sau:

- Mục tiêu và vai trò của mô hình trong hệ thống giám sát

Thông thường, các hệ thống điện mặt trời chỉ được giám sát dựa trên dữ liệu đo thực tế như công suất đầu ra, điện áp, dòng điện... Tuy nhiên, việc đánh giá hiệu suất hoặc phát hiện suy giảm cần một tham chiếu lý tưởng – nghĩa là cần biết công suất "kỳ

vọng" tương ứng với điều kiện thời tiết tại thời điểm đó. Chính vì vậy, việc tích hợp mô hình toán học vào hệ giám sát sẽ cho phép:

- Ước lượng công suất lý tưởng P_{dc}^e theo bức xạ và nhiệt độ đo được.
 - So sánh với công suất thực tế P_{dc}^r từ inverter.
 - Xác định sai lệch hiệu suất, làm cơ sở cho việc cảnh báo và đánh giá độ suy giảm hệ thống.
- Quy trình xử lý dữ liệu trong hệ thống

Bước 1: Thu thập dữ liệu đầu vào

- Cảm biến RK200-04 đo bức xạ mặt trời G , truyền về Raspberry Pi qua Modbus RTU.
- Cảm biến RK330-02 đo nhiệt độ môi trường t_a , cũng truyền qua Modbus RTU.
- Smart Logger nhận dữ liệu công suất từ inverter, đẩy về Raspberry Pi thông qua Router.

Bước 2: Node-Red điều phối dữ liệu

- Node-RED thực hiện truy vấn đồng bộ ba dữ liệu đầu vào: G , t_a , P_{dc}^r .
- Node được cấu hình để sử dụng mô hình DDM (đã xây dựng tại chương 3) kết hợp với dữ liệu G , t_a đo được tại các thời điểm thời gian thực. Từ đó mô hình sẽ xuất ra giá trị công suất ước lượng P_{dc}^e .

Bước 3: Lưu trữ luồng dữ liệu

- Node-Red tạo các luồng dữ liệu: G , t_a , P_{dc}^r , P_{dc}^e tạo thành bản ghi thời gian thực.
- Dữ liệu được đẩy vào cơ sở dữ liệu InfluxDB dưới định dạng chuỗi thời gian.

Bước 4: Hiển thị kết quả

- Dữ liệu được truy xuất bởi Grafana để hiển thị dưới dạng biểu đồ: giám sát nhiệt độ và bức xạ theo giờ/ngày, biểu đồ P_{dc}^r và P_{dc}^e trên cùng trục thời gian.

- Lợi ích của phương pháp tích hợp mô hình

So với các hệ thống giám sát truyền thống, hệ thống được tích hợp mô hình mang lại các giá trị vượt trội:

- Mô hình được xử lý trực tiếp trong Raspberry Pi để đảm bảo tính tự động và gọn nhẹ của hệ thống nhúng. Điều này cho phép hệ thống vận hành hoàn toàn độc lập, không cần can thiệp từ người dùng.
- Tự động hóa việc đánh giá hiệu suất thay vì yêu cầu tính toán thủ công.

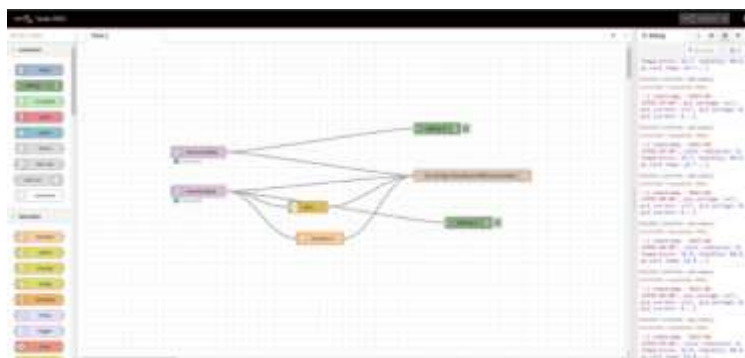
- Chi phí thấp hơn, khi không cần sử dụng pyranometer chuẩn hoặc hệ SCADA phức tạp.

4.4. Giao diện giám sát theo thời gian thực

Trong bối cảnh hệ thống điện mặt trời ngày càng mở rộng và vận hành trong nhiều điều kiện khác nhau, nhu cầu giám sát hiệu suất theo thời gian thực trở nên cấp thiết. Giao diện giám sát đóng vai trò cầu nối giữa dữ liệu cảm biến và quá trình ra quyết định kỹ thuật, giúp người vận hành theo dõi các thông số như công suất, bức xạ, nhiệt độ và phát hiện sớm các bất thường ảnh hưởng đến hiệu quả hệ thống.

Mặc dù các hãng inverter đã cung cấp nền tảng giám sát trực tuyến, các hệ thống này thường chỉ giới hạn ở dữ liệu điện và không hỗ trợ tích hợp thêm cảm biến môi trường do phần mềm bị đóng. Để khắc phục, nhóm nghiên cứu đã xây dựng nền tảng giám sát mở kết hợp Node-RED, InfluxDB và Grafana: Node-RED xử lý và điều phối dữ liệu, InfluxDB lưu trữ chuỗi thời gian, còn Grafana hiển thị trực quan thông qua dashboard tùy biến.

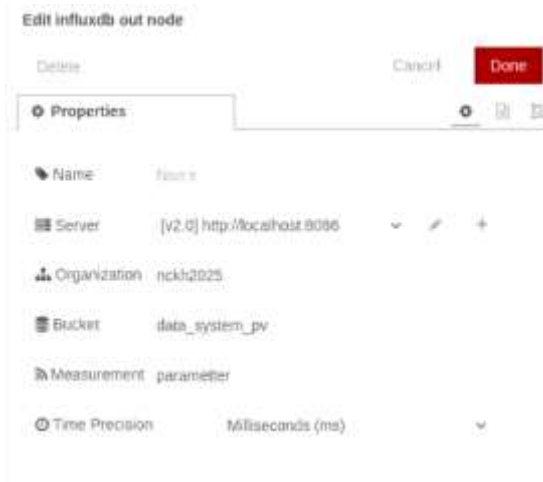
Với các dữ liệu mà Raspberry thu thập được từ các cảm biến và các thanh ghi của Inverter. Ngoài việc dữ liệu thô được lưu tự động vào ổ cứng SSD thì dữ liệu thô còn được đóng gói và gửi tới Node-RED qua giao thức MQTT. Dữ liệu từ Node-RED sẽ được ghi vào InfluxDB qua node “InfluxDB out” như Hình 4.11.



Hình 4.11. Giao diện Node-Red

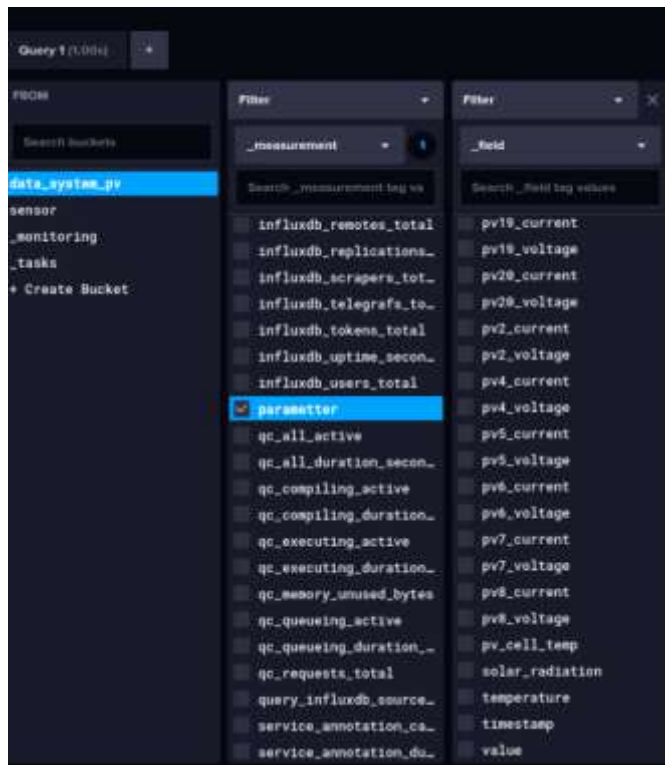
Để có thể ghi dữ liệu từ Node-RED, tiếp tục cấu hình cho node “InfluxDB out” trong Hình 4.12.

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực



Hình 4.12. Cấu hình Node “Influx DB”

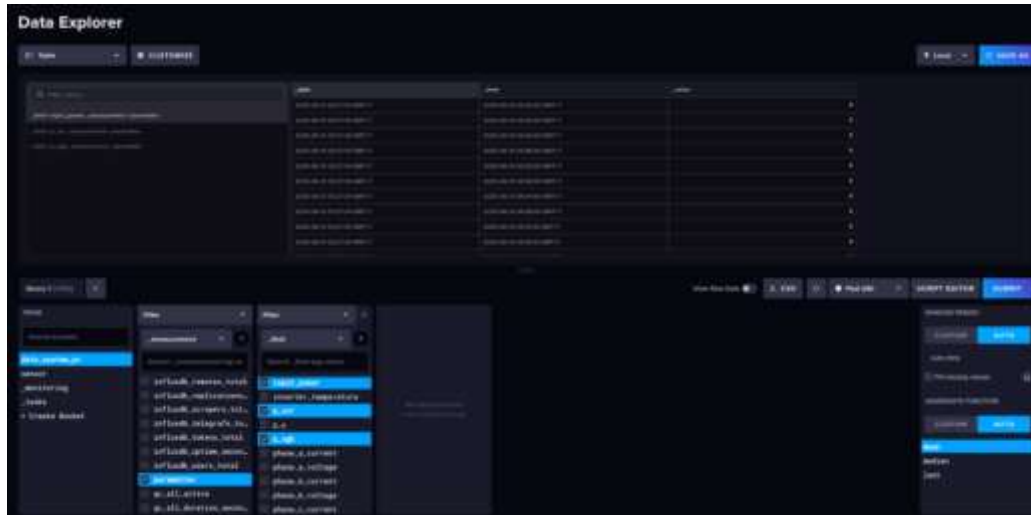
Sau khi cấu hình xong thì nhấn “Deploy”. Tiếp tục, vào nền tảng InfluxDB. Tất cả các tham số về điện và môi trường đã tự động thêm vào ở đây như Hình 4.13.



Hình 4.13. Tất cả các tham số được gửi đến InfluxDB

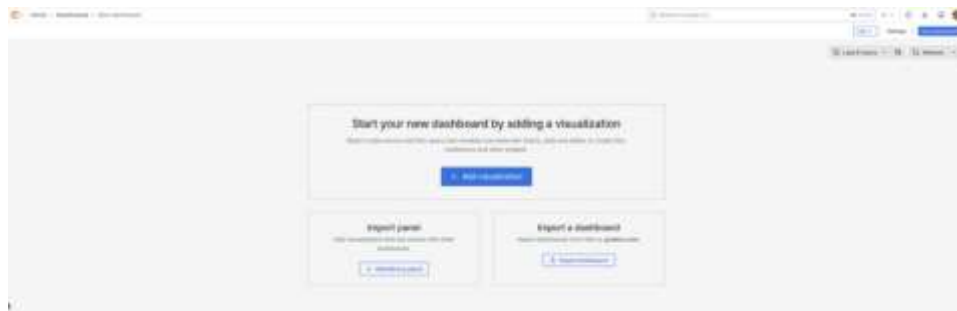
Ở đây, chúng ta có thể tích chọn vào các tham số muốn xem và nhấn submit. Sau khi ấn Submit thì kết quả sẽ cho ra một bảng đầy đủ các dữ liệu mà chúng ta chọn như Hình 4.14.

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực



Hình 4.14. Bảng dữ liệu của một số tham số

Bây giờ, để có thể trực quan hoá dữ liệu, ta vào Grafana. Vào Dashboards, chọn “New” tới chọn “New dashboard” để bắt đầu tạo một giao diện. Sau khi chọn xong, ta sẽ thấy giao diện như Hình 4.15 dưới đây.



Hình 4.15. Hình ảnh sau khi nhấn "New dashboard"

Chọn “Add visualization” và tiếp tục chọn select data source bằng Influxdb. Ở mục Queries, viết mã code bằng ngôn ngữ Influxdb hoặc có thể copy từ Influxdb sau khi chọn xong các tham số muốn xem và nhấn “SCRIPT EDITTOR”. Khi này sẽ có một đoạn code hiện ra và copy dán vào mục Queries như Hình 4.16 bên dưới.



Hình 4.16. Mục "Queries" sau khi dán code

Sau đó, ấn “Query inspector” để dữ liệu từ InfluxDB có thể gửi đến Grafana để trực quan hoá dữ liệu. tại đây. Tương tự như vậy và bắt đầu điều chỉnh giao diện và thiết kế giao diện giám sát. Dưới đây là hình ảnh trang chủ của hệ thống.

4.5. Kết luận

Chương 4 đã trình bày quá trình thiết kế và triển khai một hệ thống giám sát hiệu suất điện mặt trời mái nhà dựa trên nền tảng IoT. Hệ thống được xây dựng theo kiến trúc phân lớp, kết hợp các công cụ mã nguồn mở như Node-RED, InfluxDB và Grafana để thu thập, xử lý, lưu trữ và trực quan hóa dữ liệu thời gian thực. Một điểm nổi bật của hệ thống là khả năng tích hợp mô hình toán học DDM để ước lượng công suất lý tưởng, từ đó so sánh với công suất đo được nhằm phát hiện sai lệch hiệu suất và cảnh báo sớm. Giải pháp đề xuất không chỉ khắc phục những hạn chế của các nền tảng giám sát truyền thống mà còn cung cấp công cụ hỗ trợ vận hành và bảo trì chủ động, hướng đến quản lý hệ thống PV thông minh và hiệu quả hơn.

CHƯƠNG 5: THỰC NGHIỆM GIẢI PHÁP VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

5.1. Giới thiệu

Sau khi xây dựng và hiệu chỉnh mô hình ước lượng công suất DDM cũng như phát triển một hệ thống giám sát dựa trên nền tảng IoT, chương này sẽ tập trung vào việc kiểm chứng thực nghiệm toàn bộ giải pháp trên hệ thống điện mặt trời mái nhà thực tế. Trước đó, mô hình DDM đã được đánh giá độ chính xác thông qua so sánh với dữ liệu từ nhà sản xuất, phần mềm mô phỏng PVSyst và thử nghiệm sơ bộ tại khu vực Đà Nẵng. Đồng thời, hệ thống IoT cũng đã hoàn thiện với đầy đủ các thành phần phần cứng, phương thức truyền – lưu trữ dữ liệu, và tích hợp mô hình vào nền tảng giám sát.

Mục tiêu chính của chương này là đánh giá khả năng vận hành thực tế, độ ổn định và tính chính xác của hệ thống tích hợp, đặc biệt là hiệu quả của mô hình DDM trong điều kiện môi trường biến động.

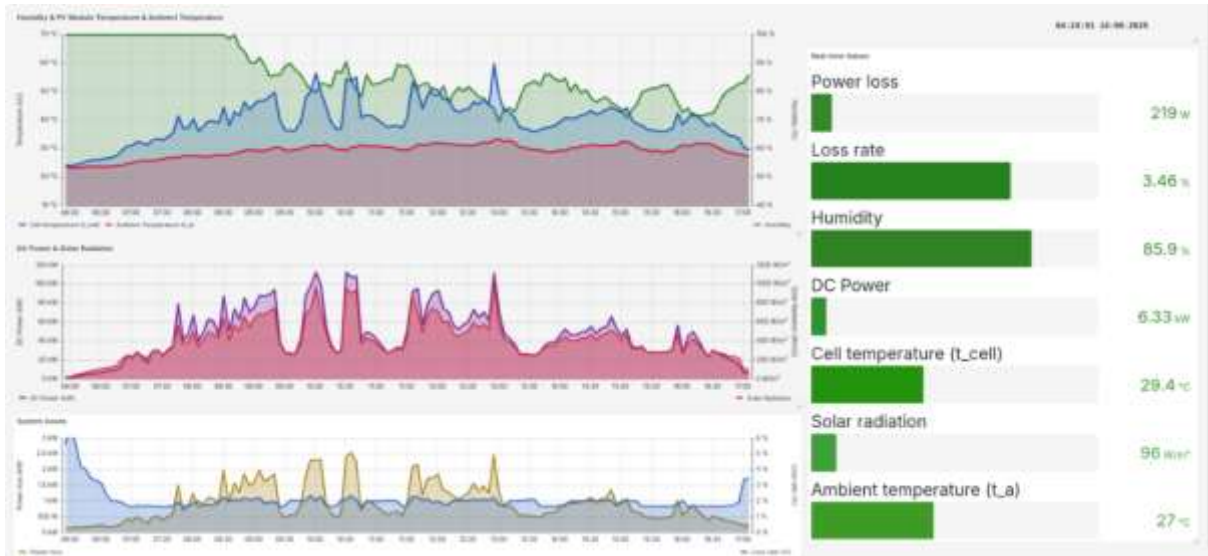
5.2. Hệ thống thực nghiệm

Hệ thống giám sát được triển khai có khả năng thu thập, hiển thị và lưu trữ dữ liệu thời gian thực từ hệ thống điện mặt trời mái nhà. Dữ liệu được ghi nhận bởi nền tảng Node-RED, truyền qua giao thức MQTT và lưu trữ trên cơ sở dữ liệu dạng chuỗi thời gian InfluxDB. Giao diện trực quan hóa được xây dựng trên nền tảng Grafana, cho phép người dùng theo dõi tức thời các biến môi trường và thông số vận hành của hệ thống. Hình 5.1 trình bày ba biểu đồ đại diện cho ba nhóm dữ liệu chính:

- **Biểu đồ (a):** Độ ẩm, nhiệt độ môi trường và nhiệt độ tế bào PV. Biểu đồ này thể hiện xu hướng biến thiên trong ngày của ba thông số quan trọng: nhiệt độ tế bào quang điện t_{cell} , nhiệt độ môi trường t_a . Sự thay đổi của các thông số này phản ánh điều kiện môi trường ảnh hưởng đến hiệu suất của hệ thống PV.
- **Biểu đồ (b):** Bức xạ mặt trời và công suất DC. Biểu đồ minh họa mối quan hệ trực tiếp giữa bức xạ mặt trời (đơn vị W/m^2) và công suất đầu vào DC của inverter (đơn vị kW). Qua đó, có thể đánh giá mức độ phản hồi công suất của hệ thống PV đối với biến thiên bức xạ.
- **Biểu đồ (c):** Tổn thất công suất và tỷ lệ tổn thất. Biểu đồ này phản ánh mức chênh lệch giữa công suất đầu vào DC và công suất đầu ra AC thông qua hai chỉ tiêu: tổn thất công suất tuyệt đối (Power loss) và tỷ lệ tổn thất (Loss rate). Đây là các

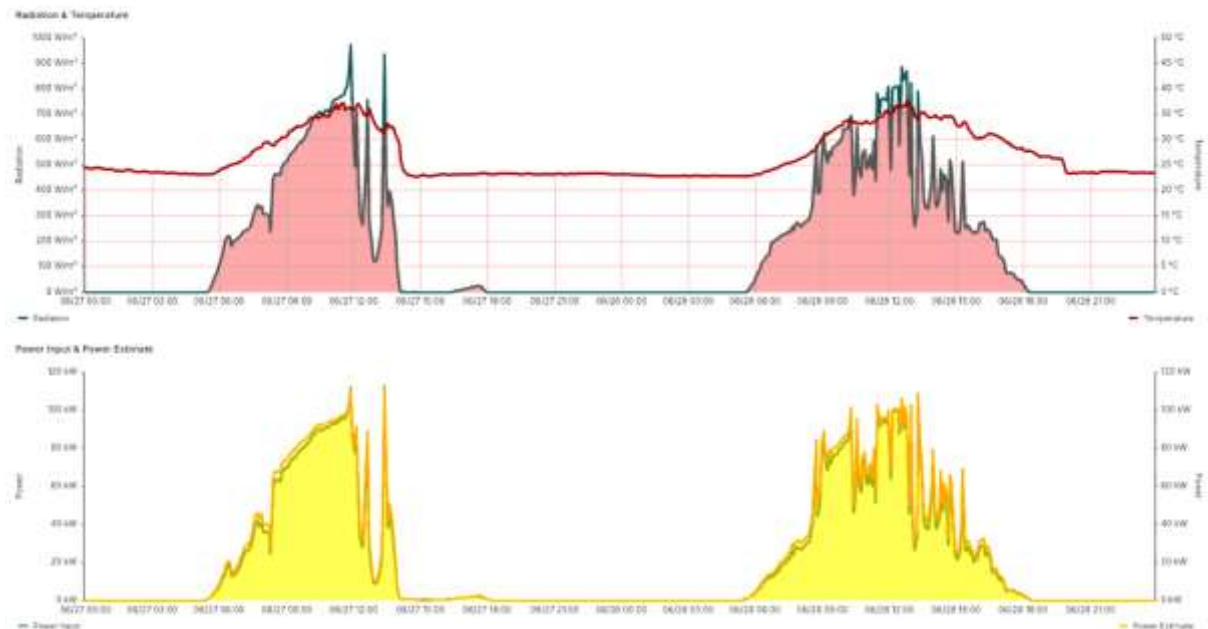
Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực

Chỉ số quan trọng để đánh giá hiệu quả chuyển đổi năng lượng và xác định các thời điểm có hiệu suất suy giảm.



Hình 5.1. Dashboard giám sát thời gian thực

Hình 5.2 trình bày kết quả so sánh giữa công suất thực tế đo được từ inverter và công suất dự đoán từ hai mô hình to trong cùng điều kiện vận hành. Biểu đồ gồm hai đường:



Hình 5.2. Kết quả so sánh dữ liệu đo và mô phỏng

Đường màu xanh biểu thị giá trị công suất DC đo được của hệ thống và đường màu vàng là công suất ước lượng từ mô hình 2 đi-ốt.

Bảng 5.1 mô tả Công suất ước lượng và công suất thực vào ngày 27/6/2025, dữ liệu công suất đầu vào và công suất ước lượng được so sánh theo từng khoảng thời gian 2 giờ, giúp đánh giá độ chính xác của mô hình dự báo hiệu suất PV theo thời gian thực:

- Khung giờ 8h–10h: Bức xạ mặt trời trung bình đạt khoảng 550 W/m², công suất thực tế ghi nhận là 50.3 kW, trong khi mô hình dự báo cho giá trị gần tương đương là 51.2 kW. Sai số tuyệt đối tương đối (E1) ở mức thấp 1.75%, cho thấy mô hình hoạt động ổn định trong điều kiện sáng sớm khi bức xạ chưa đạt đỉnh.
- Khung giờ 10h–12h: Đây là giai đoạn có bức xạ tăng mạnh (~750 W/m²), mô hình dự báo đạt 88.9 kW so với thực tế 87.4 kW, sai số E1 chỉ 1.66%, tiếp tục thể hiện sự bám sát của mô hình với dữ liệu thực.
- Khung giờ 12h–14h: Bức xạ đạt đỉnh gần 830 W/m², mô hình dự đoán 98.2 kW so với 97.5 kW thực tế. Sai số rất thấp (0.72%), cho thấy mô hình có khả năng dự báo tốt ngay cả khi hệ thống hoạt động ở công suất cao nhất trong ngày.
- Khung giờ 14h–16h: Bức xạ suy giảm xuống còn khoảng 400 W/m², công suất dự báo và thực lần lượt là 40.8 kW và 41.3 kW, sai số là 1.20%. Mô hình vẫn duy trì độ chính xác tốt trong giai đoạn chiều muộn.

Bảng 5.1. Công suất ước lượng và công suất thực vào (27/6/2025)

Thời gian	G	DDM (kW)	P'_{dc} (kW)	E1(%)
8h-10h	550	51.2	50.3	1.75
10h-12h	750	88.9	87.4	1.66
12h-14h	830	97.5	98.2	0.72
14h-16h	400	41.3	40.8	1.2

Bảng 5.2 mô tả Công suất ước lượng và công suất thực vào ngày 28/6 cho thấy mô hình dự báo phải đối mặt với điều kiện thời tiết biến động mạnh hơn (được thể hiện rõ qua đồ thị bức xạ và công suất ở ngày 28/6). Tuy vậy, mô hình vẫn duy trì hiệu suất tương đối tốt ở nhiều khung giờ:

- Khung giờ 8h–10h: Bức xạ mặt trời trung bình đạt 600 W/m², công suất thực tế là 55 kW và công suất dự báo là 54.1 kW, sai số E1 ở mức 1.6%.
- Khung giờ 10h–12h: Thời điểm này ghi nhận sự dao động mạnh về bức xạ, mô hình dự báo đạt 93.4 kW trong khi công suất thực là 92.6 kW, sai số E1 0.86%.
- Khung giờ 12h–14h: Mặc dù bức xạ vẫn duy trì ở mức cao (~860 W/m²), nhưng dữ liệu thực tế bị nhiễu bởi nhiều đỉnh nhiễu ngắn hạn. Mô hình dự báo 105.2

kW, trong khi thực tế là 103.8 kW, sai số E1 là 1.33%, vẫn trong ngưỡng chấp nhận được.

Bảng 5.2. Công suất ước lượng và công suất thực vào (28/6/2025)

Thời gian	G	DDM (kW)	P'_{dc} (kW)	E1(%)
8h-10h	600	55	54.1	1.6
10h-12h	780	93.4	92.6	0.86
12h-14h	860	105.2	103.8	1.33
14h-16h	500	53.6	52.4	2.23

Bảng 5.3 Đánh giá mô hình theo ba chỉ số trong 2 ngày 27/8 và 28/8. Cả hai ngày đều có giá trị R^2 rất cao (trên 0.98), cho thấy mô hình có độ phù hợp rất tốt với dữ liệu thực tế.

Mặc dù ngày 28/6 có $R^2=0.985$ thấp hơn nhẹ so với ngày 27/6 (0.988), nhưng sự chênh lệch là không đáng kể, phản ánh mô hình vẫn giữ được khả năng mô phỏng chính xác mối quan hệ giữa đầu vào và công suất đầu ra.

RMSE tăng nhẹ từ 2.15% (ngày 27/6) lên 2.31% (ngày 28/6), cho thấy sai số tổng thể trong dự báo có tăng nhẹ.

MBE ngày 27/6 là -0.62%, tức mô hình có xu hướng dự báo thấp hơn so với thực tế (thiên về phía bảo thủ).

Ngược lại, ngày 28/6 có MBE dương 0.45%, tức mô hình dự báo cao hơn một chút so với thực tế. Sự thay đổi dấu này phản ánh mô hình vẫn nhạy cảm với điều kiện thời tiết thay đổi.

Bảng 5.3. Đánh giá mô hình theo ba chỉ số R^2 , RMSE và MBE

Ngày	R^2	RMSE(%)	MBE(%)
27/6/2025	0.988	2.15	-0.62
28/6/2025	0.985	2.31	0.45

5.3. Đánh giá kết quả thực nghiệm

Qua giai đoạn vận hành thử nghiệm, hệ thống giám sát thời gian thực xây dựng trên chuỗi công nghệ IoT – bao gồm Raspberry Pi thu thập dữ liệu ngoại vi, SmartLogger lấy số liệu inverter, giao thức MQTT truyền thông publish/subscribe, Node-RED xử lý và định tuyến, InfluxDB lưu trữ chuỗi thời gian và Grafana trực quan hóa – đã chứng

minh tính ổn định và đáp ứng đầy đủ bốn yêu cầu cốt lõi: (i) thu thập, (ii) xử lý, (iii) lưu trữ và (iv) hiển thị dữ liệu của hệ thống điện mặt trời. Dòng dữ liệu liên tục từ cảm biến môi trường (bức xạ, nhiệt độ, độ ẩm) và từ inverter (công suất, điện áp, dòng điện, nhiệt độ thiết bị, tần số lưới...) được đồng bộ với độ trễ dưới 300 ms, hiển thị mượt mà trên dashboard và ghi log không gián đoạn – không phát hiện tình trạng mất gói trong suốt quá trình thử nghiệm.

Nhờ khả năng hiển thị linh hoạt ở cả cấp hệ thống lẫn cấp từng string, người vận hành có thể quan sát biến động hiệu suất theo thời gian thực, từ đó đưa ra quyết định kịp thời. Đặc biệt, việc tích hợp đồ thị so sánh công suất đo được với công suất dự đoán (mô hình học máy) giúp phát hiện sớm các dấu hiệu suy giảm bất thường bắt nguồn từ bụi bẩn, hiện tượng quá nhiệt hoặc các lỗi tiềm ẩn khác.

Bên cạnh chức năng giám sát, nền tảng còn hỗ trợ trích xuất dữ liệu thô trực tiếp phục vụ nghiên cứu chuyên sâu: huấn luyện/bổ sung mô hình học máy, phân tích độ tin cậy theo tuổi thọ, dự báo sản lượng dài hạn và đánh giá tốc độ suy giảm mô-đun. Nhờ kiến trúc mở, chi phí phần cứng thấp và khả năng mở rộng theo chiều ngang, hệ thống có thể triển khai linh hoạt cho nhiều quy mô PV khác nhau – từ hộ gia đình, cơ sở giáo dục cho đến trang trại năng lượng và nhà máy điện mặt trời công suất hàng chục megawatt.

5.4. Kết luận

Trong chương này, hệ thống giám sát và thu thập dữ liệu thời gian thực cho điện mặt trời mái nhà dựa trên nền tảng IoT và phần mềm mã nguồn mở đã được triển khai và đánh giá. Hệ thống được xây dựng với sự kết hợp giữa phần cứng nhúng (Raspberry Pi), bộ thu thập dữ liệu inverter (SmartLogger), các cảm biến môi trường (bức xạ, nhiệt độ, độ ẩm), cùng các công cụ phần mềm như Node-RED, InfluxDB và Grafana.

Kết quả vận hành thực tế cho thấy hệ thống hoạt động ổn định, dữ liệu được thu thập đầy đủ, không bị mất gói, và hiển thị trực quan theo thời gian thực. Các đồ thị trực quan hỗ trợ người vận hành đánh giá hiệu suất, phát hiện bất thường, và đưa ra quyết định bảo trì nhanh chóng, kịp thời. Việc tích hợp các mô hình toán DDM để so sánh công suất dự đoán và công suất thực tế càng nâng cao khả năng giám sát và đánh giá hiệu suất hệ thống.

Tổng thể, hệ thống đã đáp ứng tốt mục tiêu thiết kế ban đầu: xây dựng một nền tảng giám sát hiệu suất điện mặt trời chi phí thấp, linh hoạt, dễ mở rộng, và có thể ứng dụng cho nhiều quy mô khác nhau.

KẾT LUẬN CHUNG VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Đề tài “*Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực*” đã đề xuất và hiện thực hóa một giải pháp toàn diện cho việc giám sát và đánh giá hiệu suất hệ thống điện mặt trời mái nhà theo thời gian thực. Xuất phát từ nhu cầu cấp thiết trong việc phát hiện sớm các nguyên nhân gây suy giảm hiệu suất như bụi bẩn, nhiệt độ, che bóng hoặc suy thoái mô-đun, đề tài đã kết hợp giữa mô hình toán học chính xác và nền tảng giám sát IoT linh hoạt để nâng cao khả năng vận hành, đánh giá và bảo trì hệ thống PV.

Về mặt mô hình hóa, nghiên cứu đã cải tiến mô hình điện tương đương DDM nhằm nâng cao độ chính xác trong mô phỏng đặc tính điện của tế bào quang điện. Việc kết hợp giải thuật Newton-Raphson với thuật toán tối ưu bầy đàn PSO đã giúp xác định hiệu quả các tham số quan trọng như điện trở nối tiếp và điện trở song song, vốn có ảnh hưởng lớn đến sai số mô phỏng. Mô hình đã được kiểm chứng qua nhiều cấp độ, bao gồm: dữ liệu danh định từ nhà sản xuất, phần mềm thương mại PVSyst, và đặc biệt là dữ liệu thực nghiệm tại khu vực Đà Nẵng. Kết quả cho thấy mô hình đạt sai số thấp và hệ số tương quan cao, khẳng định tính chính xác và khả năng ứng dụng trong thực tế.

Về mặt triển khai hệ thống, đề tài đã thiết kế một kiến trúc giám sát theo hướng phân lớp, ứng dụng các công cụ mã nguồn mở như Node-RED, InfluxDB và Grafana để thu thập, xử lý, lưu trữ và trực quan hóa dữ liệu. Hệ thống sử dụng Raspberry Pi làm bộ xử lý trung tâm, thu thập dữ liệu từ Smart Logger và cảm biến môi trường, truyền tải qua giao thức Modbus TCP/IP và MQTT. Một điểm nổi bật là mô hình DDM được tích hợp trực tiếp vào hệ thống giám sát, cho phép ước lượng công suất lý tưởng tại thời điểm thực tế và so sánh với công suất đo từ inverter. Điều này giúp tự động hóa quá trình đánh giá hiệu suất và phát hiện sớm các bất thường vận hành.

Giao diện giám sát thời gian thực được xây dựng trên Grafana không chỉ khắc phục hạn chế của các nền tảng giám sát truyền thống mà còn mở rộng khả năng hiển thị đa chiều, bao gồm cả các thông số điện và môi trường, sai số mô hình và xu hướng hiệu suất. Nhờ đó, người vận hành có thể đưa ra quyết định kỹ thuật kịp thời và chính xác hơn.

Tổng thể, đề tài đã thành công trong việc kết hợp mô hình toán học và công nghệ IoT để xây dựng một hệ thống giám sát ĐMTMN thông minh, hiệu quả và có khả năng

Xây dựng mô hình ước lượng công suất ĐMTMN tích hợp vào hệ thống IoT để ước lượng mức suy giảm hiệu suất của hệ thống theo thời gian thực

mở rộng. Kết quả nghiên cứu không chỉ góp phần nâng cao năng lực theo dõi và đánh giá hiệu suất PV theo thời gian thực, mà còn tạo nền tảng vững chắc cho việc triển khai các giải pháp bảo trì dự báo và tối ưu hóa vận hành trong các hệ thống năng lượng tái tạo quy mô thương mại và công nghiệp trong tương lai.

Mặc dù đề tài đã xây dựng thành công một hệ thống IoT tích hợp mô hình ước lượng công suất nhằm giám sát hiệu suất hệ thống điện mặt trời mái nhà theo thời gian thực, vẫn còn nhiều tiềm năng để nâng cấp và mở rộng trong tương lai. Các định hướng phát triển có thể tập trung vào ba nhóm chính: nâng cao độ chính xác mô hình ước lượng, mở rộng quy mô của hệ thống IoT.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] M.S. El-Shobokshy, F.M. Hussein, “Effect of the dust with different physical properties on the performance of PV cells”, *Solar Energy*, vol. 51, no. 6, pp. 505-511, 1993.
- [2] <https://doi.org/10.55248/gengpi.5.0124.0375>
- [3] Dolara, A.; Grimaccia, F.; Leva, S.; Mussetta, M.; Ogliari, E. A Physical Hybrid Artificial Neural Network for Short Term Forecasting of PV Plant Power Output. *Energies* 2015, 8, 1138–1153.
- [4] Mellit, A.; Pavan, A.; Ogliari, E.; Leva, S.; Lughi, V. Advanced Methods for Photovoltaic Output Power Forecasting: A Review. *Appl. Sci.* 2020, 10, 487.
- [5] Massidda, L.; Marrocu, M. Use of Multilinear Adaptive Regression Splines and numerical weather prediction to forecast the power output of a PV plant in Borkum, Germany. *Sol. Energy* 2017, 146, 141–149.
- [6] Soman, S.; Zareipour, H.; Malik, O.; Mandal, P. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons. In *Proceedings of the North American Power Symposium, Arlington, TX, USA, 26–28 September 2010*.
- [7] Zhang, J.; Florita, A.; Hodge, B.; Lu, S.; Hamann, H.; Banunarayanan, V.; Brockway, A. A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting. *Sol. Energy* 2015, 111, 157–175.
- [8] Blanc, P.; Remund, J.; Vallance, L. Short-term solar power forecasting based on satellite images. In *Renewable Energy Forecasting from Model to Applications*; Woodhead Publishing: Cambridge, UK, 2017; pp. 179–198.
- [9] Coimbra, F.; Kleissl, J.; Marquez, R. Overview of solar-forecasting methods and a metric for accuracy evaluation. In *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, 1st ed.; Kleissl, J., Ed.; Academic Press: Cambridge, MA, USA, 2013; pp. 171–194.
- [10] Lorenz, E.; Hammer, A.; Heinemann, D. Short term forecasting of solar radiation based on satellite data. In *Proceedings of the ISES Europe Solar Congress, Freiburg, Germany, 20 June 2004*.
- [11] Wang, G.; Su, Y.; Shu, L. One-day-ahead daily power forecasting of photovoltaic systems based on partial functional linear regression models. *Renew. Energy* 2016, 96, 469–478.
- [12] Umer, F.; Aslam, M.; Rabbani, M.; Hanif, M.; Naeem, N.; Abbas, M. Design and Optimization of Solar Carport Canopies for Maximum Power Generation and Efficiency at Bahawalpur. *Int. J. Photoenergy* 2019, 2019, 6372503

- [13] Saint-Drenan, Y.; Good, G.; Braun, M.; Freisinger, T. Analysis of the uncertainty in the estimates of regional PV power generation evaluated with the upscaling method. *Sol. Energy* 2016, 135, 536–550.
- [14] Arab, A.H.; Chenlo, F.; Benganem, M. Loss-of-load probability of photovoltaic water pumping systems. *Sol. Energy* 2004, 76, 713–723
- [15] Celik, A.N.; Acikgoz, N. Modelling and experimental verification of the operating current of mono-crystalline photovoltaic modules using four- and five parameter models. *Appl. Energy* 2007, 84, 1–15
- [16] Babu, B.C.; Gurjar, S. A Novel Simplified Two-Diode Model of Photovoltaic (PV) Module. *IEEE J. Photovolt.* 2014, 4, 1156–1161.
- [17] Bradaschia, F.; Cavalcanti, M.C.; do Nascimento, A.J.; da Silva, E.A.; de Souza Azevedo, G.M. Parameter Identification for PV Modules Based on an Environment-Dependent Double-Diode Model. *IEEE J. Photovolt.* 2019, 4, 1388–1397.
- [18] Calasan, M.; Al-Dhaifallah, M.; Ali, Z.M.; Aleem, S.H.E.A. Comparative Analysis of Different Iterative Methods for Solving Current–Voltage Characteristics of Double and Triple Diode Models of Solar Cells. *Mathematics* 2022, 10, 3082.
- [19] Calasan, M.; Aleem, S.H.E.A.; Zobaa, A.F. A new approach for parameters estimation of double and triple diode models of photovoltaic cells based on iterative Lambert W function. *Sol. Energy* 2021, 218, 392–412.
- [20] Celik AN, Acikgoz N. Modelling and experimental verification of the operating current of mono-crystalline photovoltaic modules using four- and five parameter models. *Appl Energy* 2007;84:1–15.
- [21] de Blas MA, Torres JL, Prieto E, Garcia A. Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices. *Renew Energy* 2002;25:371–80.
- [22] Kou Q, Klein SA, Beckman WA. A method for estimating the long-term performance of direct-coupled PV pumping systems. *Sol Energy* 1998;64: 33–40.
- [23] Hadj Arab A, Chenlo F, Benganem M. Loss-of-load probability of photovoltaic water pumping systems. *Sol Energy* 2004;76:713–23.
- [24] Chenni R, Makhlouf M, Kerbache T, Bouzid A. A detailed modeling method for photovoltaic cells. *Energy* 2007;32:1724–30.
- [25] IshaqueK, SalamZ, Taheri H, ShamsudinA. A critical evaluation of EA computational methods for photovoltaic cell parameter extraction based on two diode model. *SolEnergy*2011;85:1768–79.
- [26] Liu S, Dougal RA. Dynamic multiphysics model for solar array. *IEEE Trans Energy Convers* 2002;17:285–94.

- [27] Chegaar M, Ouennoughi Z, Hoffmann A. A new method for evaluating illuminated solar cell parameters. *Solid-State Electron* 2001;45:293–6.
- [28] Villalva MG, Gazoli JR, Filho ER. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE Trans Power Electron* 2009;24: 1198–208.
- [29] Sera D, Teodorescu R, Rodriguez P. PV panel model based on datasheet values. In: *Proceedings of IEEE international symposium on industrial electronics, ISIE; 2007. p. 2392–6.*
- [30] De Soto W, Klein SA, Beckman WA. Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance. *SolEnergy* 2006;80: 78–88.
- [31] Weidong X, Dunford WG, Capel A. A novel modelings method for photo voltaic cells. In: *35th annual IEEE power electronics specialists conference, PESC, vol. 3; 2004. p. 1950–6.*
- [32] Khouzam K, Cuong L, Chen Khoon K, Poo Yong N. Simulation and real-time modelling of space photovoltaic systems. In: *Proceedings of IEEE first world conference on photovoltaic energy conversion, 1994, conference record of the twenty fourth IEEE photovoltaic specialists conference, vol. 2; 1994. p. 2038–41.*
- [33] Gow JA, Manning CD. Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies. *IEE Proc Electr Power Appl* 1999;146: 193–200.
- [34] Hyvärinen J, Karila J. New analysis method for crystalline silicon cells. In: *Proceedings of third world conference on photovoltaic energy conversion, 2003. p. 1521–1524.*
- [35] Mohammed H. Qais, Hany M. Hasanien, and Saad Alghuwainem, "Identification of electrical parameters for three-diode photovoltaic model using analytical and sunflower optimization algorithm," *Applied Energy*, vol. 250, pp. 109–117, Sep. 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.05.013>.
- [36] S. Ansari, A. Ayob, M. S. H. Lipu, M. H. M. Saad, and A. Hussain, "A review of monitoring technologies for solar PV systems using data processing modules and transmission protocols: Progress, challenges and prospects," *Sustainability*, vol. 13, no. 15, Art. no. 8120, Jul. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/su13158120>.
- [37] Ishaque, K., Salam, Z., & Taheri, H. (2011). Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, 95(2), 586–594. <https://doi.org/10.1016/j.solmat.2010.09.023>.
- [38] Fahim, S. R., Hasanien, H. M., Turkey, R. A., Abdel Aleem, S. H. E., & Calasan, M. (2022). A comprehensive review of photovoltaic modules models and

- algorithms used in parameter extraction. *Energies*, 15(23), 8941. <https://doi.org/10.3390/en15238941>.
- [39] Soliman, M. A., Al-Durra, A., & Hasanien, H. M. (2021). Electrical parameters identification of three-diode photovoltaic model based on equilibrium optimizer algorithm. *IEEE Access*, 9, 41891–41901. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3065386>.
- [40] Hejri, M., Mokhtari, H., Azizian, M. R., Ghandhari, M., & Söder, L. (2014). On the parameter extraction of a five-parameter double-diode model of photovoltaic cells and modules. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 4(3), 915–923. <https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2014.2307161>.
- [41] Arora, J. D., Verma, A. V., & Bhatnagar, M. (1986). Variation of series resistance with temperature and illumination level in diffused junction poly- and single-crystalline silicon solar cells. *Journal of Materials Science Letters*, 5(12), 1210–1212. <https://doi.org/10.1007/BF01728258>.
- [42] Chenni, R., Makhlof, M., Kerbache, T., & Bouzid, A. (2007). A detailed modeling method for photovoltaic cells. *Energy*, 32(9), 1724–1730. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2006.12.006>.
- [43] Bradaschia, F., Cavalcanti, M. C., do Nascimento, A. J., da Silva, E. A., & de Souza Azevedo, G. M. (2019). Parameter identification for PV modules based on an environment-dependent double-diode model. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 9(5), 1388–1397. <https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2019.2923336>.
- [44] Liu, S., & Dougal, R. A. (2002). Dynamic multiphysics model for solar array. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 17(2), 285–294. <https://doi.org/10.1109/TEC.2002.1009472>.
- [45] Fouad, M. M., Shihata, L. A., & Morgan, E. I. (2017). An integrated review of factors influencing the performance of photovoltaic panels. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, 1499–1511. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.141>.