ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA

KHOA KHOA HỌC CÔNG NGHỆ TIÊN TIẾN

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

CAPSTONE PROJECT

NGÀNH: TIN HỌC CÔNG NGHIỆP

ĐỀ TÀI:

NGHIÊN CỨU THIẾT KẾ, TÍCH HỢP VÀ TRIỂN KHAI HỆ THỐNG PHÁT HIỆN, ĐỊNH VỊ VÀ PHÂN LOẠI MỨC ĐỘ HƯ HỎNG TẤM PIN QUANG ĐIỆN (PV PANEL) SỬ DỤNG DRONE QUÉT NHIỆT GẮN CAMERA HỒNG NGOẠI TRONG CÁC DỰ ÁN ĐIỆN MẶT TRỜI

Giảng viên hướng dẫn: **TS. LÊ QUỐC HUY**

Cán bộ hướng dẫn: **ĐOÀN NGỌC THANH**

TRẦN ĐẶNG ĐẠT

Sinh viên thực hiện:

NGUYỄN LÊ THÀNH NHÂN	**MSSV: 123210090**	**LỚP: 21PFIEV2**
MAI VĂN THÀNH	**MSSV: 123210071**	**LỚP: 21PFIEV2**
LÊ THỊ KHÁNH HUYỀN	**MSSV: 123210059**	**LỚP: 21PFIEV2**

Đà Nẵng, 6/2026

(CP09)

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA KHOA KHOA HỌC CÔNG NGHỆ TIÊN TIẾN	CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc**

PHIẾU CHẤM ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP CAPSTONE PROJECT

(GRADUATION THESIS EVALUATION FORM)

(Mẫu dùng cho Hội đồng hướng dẫn để đánh giá cho từng SV khi hoàn thành ĐATN)

I. Thông tin chung *(General information):*

- Họ tên sinh viên *(Student Name)*: Nguyễn Lê Thành Nhân Lớp *(Class)*: 21PFIEV2
- Tên đề tài *(Thesis title)*: "Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời."

II. Nhận xét đồ án tốt nghiệp *(Thesis Evaluation):*

1. Về tính cấp thiết, tính mới, khả năng ứng dụng của đề tài
(On the urgency, novelty, and applicability):

Đề tài có tính cấp thiết cao khi giải quyết kịp thời nhu cầu tự động hóa công tác vận hành và bảo trì (O&M) trong bối cảnh các nhà máy điện mặt trời phát triển nhanh chóng, giúp khắc phục triệt để các hạn chế tốn thời gian và chi phí của phương pháp kiểm tra thủ công truyền thống. Tính mới của đồ án thể hiện rõ nét qua việc ứng dụng mô hình YOLOv8-Segmentation để nhận diện đồng thời 5 lớp đối tượng trên ảnh nhiệt, kết hợp phát triển một Geometry Engine độc lập nhằm tái dựng chính xác hình học tấm pin thay vì chỉ phụ thuộc vào bounding box hay polygon thô từ AI. Bên cạnh đó, khả năng ứng dụng thực tế của đề tài là đáng kể khi xây dựng được hệ thống phần mềm Solar AI hoàn chỉnh, tích hợp giao diện Dashboard/WebGIS trực quan hóa vị trí lỗi và module tự động xuất báo cáo bảo trì PDF phục vụ trực tiếp cho các kỹ sư ngoài hiện trường.

2. Về kết quả giải quyết các nội dung nhiệm vụ yêu cầu của đồ án
(On the results achieved in addressing the assigned tasks and requirements):

Đề tài giải quyết được cơ bản các yêu cầu đặt ra ban đầu.

3. Về hình thức, cấu trúc, bố cục của đồ án tốt nghiệp
(On the presentation, structure, and organization of the final written report):

Đồ án có cấu trúc hoàn chỉnh, mạch lạc và bố cục chặt chẽ theo đúng qui định của một báo cáo đồ án tốt nghiệp, dẫn dắt logic từ tổng quan lý thuyết đến thực chứng. Phần hình thức được trình bày chuyên nghiệp, hệ thống hóa tốt thông qua các bảng biểu dữ liệu chi tiết, sơ đồ khối quy trình rõ ràng và giao diện trực quan hóa sinh động. Cách diễn đạt học thuật, thuật ngữ chuyên ngành được sử dụng chính xác giúp người đọc dễ dàng tiếp cận và đánh giá toàn diện nội dung nghiên cứu.

4. Đề tài có giá trị khoa học/ có bài báo/ giải quyết vấn đề đặt ra của doanh nghiệp hoặc nhà trường *(Scientific value of the topic / presence of published articles / relevance to problems posed by enterprises or the university):*

Đề tài có giá trị thực tế, giải quyết vấn đề do doanh nghiệp đặt ra.

5. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa
(Limitations and shortcomings requiring supplementation or revision):
Không có tồn tại, thiếu sót nào đáng kể.

III. Tinh thần, thái độ làm việc của sinh viên *(Working Spirit and Attitude)*

Sinh viên thể hiện tinh thần làm việc nghiêm túc, chủ động và trách nhiệm trong suốt quá trình nghiên cứu và triển khai đề tài; có thái độ cầu tiến và kiên trì; hoàn thành khối lượng công việc đúng tiến độ.

IV. Đánh giá của Hội đồng hướng dẫn *(Evaluation by the Supervisory Committee):*

1. Điểm chấm của Chủ tịch HĐ (Committee Chairperson): **8,7**
   Điểm chấm của Thành viên doanh nghiệp (Enterprise co-supervisor): **8,5**
   Điểm chấm của Thành viên đồng HD (nếu có) (Co-supervisor, if applicable): N.A
   Điểm trung bình của HĐHD (Average score of the Supervisory Committee): **8,6/10**
   (lấy đến 1 số lẻ thập phân) ((rounded to one decimal place)
2. Đề nghị (Recommendation):

☒ **Được bảo vệ đồ án (Eligible for thesis defense)**

☐ Không được bảo vệ (Not eligible for thesis defense)

- Ý kiến khác (Other comments): No comments.

Đà Nẵng, ngày 04 tháng 07 năm 2026

Họ tên & chữ ký	**Họ tên & chữ ký**	**Họ tên & chữ ký**
Chủ tịch HĐHD	**thành viên doanh nghiệp**	**thành viên đồng hướng dẫn (nếu có)**
Lê Quốc Huy	**Đoàn Ngọc Thanh**	

(CP09)

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA KHOA KHOA HỌC CÔNG NGHỆ TIÊN TIẾN	CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc**

PHIẾU CHẤM ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP CAPSTONE PROJECT

(GRADUATION THESIS EVALUATION FORM)

(Mẫu dùng cho Hội đồng hướng dẫn để đánh giá cho từng SV khi hoàn thành ĐATN)

I. Thông tin chung *(General information):*

- Họ tên sinh viên *(Student Name)*: Lê Thị Khánh Huyền Lớp *(Class)*: 21PFIEV2
- Tên đề tài *(Thesis title)*: "Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời."

II. Nhận xét đồ án tốt nghiệp *(Thesis Evaluation):*

1. Về tính cấp thiết, tính mới, khả năng ứng dụng của đề tài
(On the urgency, novelty, and applicability):

Đề tài có tính cấp thiết cao khi giải quyết kịp thời nhu cầu tự động hóa công tác vận hành và bảo trì (O&M) trong bối cảnh các nhà máy điện mặt trời phát triển nhanh chóng, giúp khắc phục triệt để các hạn chế tốn thời gian và chi phí của phương pháp kiểm tra thủ công truyền thống. Tính mới của đồ án thể hiện rõ nét qua việc ứng dụng mô hình YOLOv8-Segmentation để nhận diện đồng thời 5 lớp đối tượng trên ảnh nhiệt, kết hợp phát triển một Geometry Engine độc lập nhằm tái dựng chính xác hình học tấm pin thay vì chỉ phụ thuộc vào bounding box hay polygon thô từ AI. Bên cạnh đó, khả năng ứng dụng thực tế của đề tài là đáng kể khi xây dựng được hệ thống phần mềm Solar AI hoàn chỉnh, tích hợp giao diện Dashboard/WebGIS trực quan hóa vị trí lỗi và module tự động xuất báo cáo bảo trì PDF phục vụ trực tiếp cho các kỹ sư ngoài hiện trường.

2. Về kết quả giải quyết các nội dung nhiệm vụ yêu cầu của đồ án
(On the results achieved in addressing the assigned tasks and requirements):

Đề tài giải quyết được cơ bản các yêu cầu đặt ra ban đầu.

3. Về hình thức, cấu trúc, bố cục của đồ án tốt nghiệp
(On the presentation, structure, and organization of the final written report):

Đồ án có cấu trúc hoàn chỉnh, mạch lạc và bố cục chặt chẽ theo đúng qui định của một báo cáo đồ án tốt nghiệp, dẫn dắt logic từ tổng quan lý thuyết đến thực chứng. Phần hình thức được trình bày chuyên nghiệp, hệ thống hóa tốt thông qua các bảng biểu dữ liệu chi tiết, sơ đồ khối quy trình rõ ràng và giao diện trực quan hóa sinh động. Cách diễn đạt học thuật, thuật ngữ chuyên ngành được sử dụng chính xác giúp người đọc dễ dàng tiếp cận và đánh giá toàn diện nội dung nghiên cứu.

4. Đề tài có giá trị khoa học/ có bài báo/ giải quyết vấn đề đặt ra của doanh nghiệp hoặc nhà trường *(Scientific value of the topic / presence of published articles / relevance to problems posed by enterprises or the university):*

Đề tài có giá trị thực tế, giải quyết vấn đề do doanh nghiệp đặt ra.

5. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa
(Limitations and shortcomings requiring supplementation or revision):

Không có tồn tại, thiếu sót nào đáng kể.

III. Tinh thần, thái độ làm việc của sinh viên *(Working Spirit and Attitude)*

Sinh viên thể hiện tinh thần làm việc nghiêm túc, chủ động và trách nhiệm trong suốt quá trình nghiên cứu và triển khai đề tài; có thái độ cầu tiến và kiên trì; hoàn thành khối lượng công việc đúng tiến độ.

IV. Đánh giá của Hội đồng hướng dẫn *(Evaluation by the Supervisory Committee):*

1. Điểm chấm của Chủ tịch HĐ (Committee Chairperson): **8,7**

   Điểm chấm của Thành viên doanh nghiệp (Enterprise co-supervisor): **8,5**

   Điểm chấm của Thành viên đồng HD (nếu có) (Co-supervisor, if applicable): N.A

   Điểm trung bình của HĐHD (Average score of the Supervisory Committee): **8,6/10**
   (lấy đến 1 số lẻ thập phân) ((rounded to one decimal place)

2. Đề nghị (Recommendation):

☒ Được bảo vệ đồ án (Eligible for thesis defense)

☐ Không được bảo vệ (Not eligible for thesis defense)

- Ý kiến khác (Other comments): No comments.

Đà Nẵng, ngày 04 tháng 07 năm 2026

Họ tên & chữ ký	**Họ tên & chữ ký**	**Họ tên & chữ ký**
Chủ tịch HĐHD	**thành viên doanh nghiệp**	**thành viên đồng hướng dẫn (nếu có)**
Lê Quốc Huy	**Đoàn Ngọc Thanh**	

(CP09)

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA KHOA KHOA HỌC CÔNG NGHỆ TIÊN TIẾN	CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc**

PHIẾU CHẤM ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP CAPSTONE PROJECT

(GRADUATION THESIS EVALUATION FORM)

(Mẫu dùng cho Hội đồng hướng dẫn để đánh giá cho từng SV khi hoàn thành ĐATN)

I. Thông tin chung *(General information):*

- Họ tên sinh viên *(Student Name)*: Mai Văn Thành Lớp *(Class)*: 21PFIEV2
- Tên đề tài *(Thesis title)*: "Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời."

II. Nhận xét đồ án tốt nghiệp *(Thesis Evaluation):*

1. Về tính cấp thiết, tính mới, khả năng ứng dụng của đề tài
(On the urgency, novelty, and applicability):

Đề tài có tính cấp thiết cao khi giải quyết kịp thời nhu cầu tự động hóa công tác vận hành và bảo trì (O&M) trong bối cảnh các nhà máy điện mặt trời phát triển nhanh chóng, giúp khắc phục triệt để các hạn chế tốn thời gian và chi phí của phương pháp kiểm tra thủ công truyền thống. Tính mới của đồ án thể hiện rõ nét qua việc ứng dụng mô hình YOLOv8-Segmentation để nhận diện đồng thời 5 lớp đối tượng trên ảnh nhiệt, kết hợp phát triển một Geometry Engine độc lập nhằm tái dựng chính xác hình học tấm pin thay vì chỉ phụ thuộc vào bounding box hay polygon thô từ AI. Bên cạnh đó, khả năng ứng dụng thực tế của đề tài là đáng kể khi xây dựng được hệ thống phần mềm Solar AI hoàn chỉnh, tích hợp giao diện Dashboard/WebGIS trực quan hóa vị trí lỗi và module tự động xuất báo cáo bảo trì PDF phục vụ trực tiếp cho các kỹ sư ngoài hiện trường.

2. Về kết quả giải quyết các nội dung nhiệm vụ yêu cầu của đồ án
(On the results achieved in addressing the assigned tasks and requirements):

Đề tài giải quyết được cơ bản các yêu cầu đặt ra ban đầu.

3. Về hình thức, cấu trúc, bố cục của đồ án tốt nghiệp
(On the presentation, structure, and organization of the final written report):

Đồ án có cấu trúc hoàn chỉnh, mạch lạc và bố cục chặt chẽ theo đúng qui định của một báo cáo đồ án tốt nghiệp, dẫn dắt logic từ tổng quan lý thuyết đến thực chứng. Phần hình thức được trình bày chuyên nghiệp, hệ thống hóa tốt thông qua các bảng biểu dữ liệu chi tiết, sơ đồ khối quy trình rõ ràng và giao diện trực quan hóa sinh động. Cách diễn đạt học thuật, thuật ngữ chuyên ngành được sử dụng chính xác giúp người đọc dễ dàng tiếp cận và đánh giá toàn diện nội dung nghiên cứu.

4. Đề tài có giá trị khoa học/ có bài báo/ giải quyết vấn đề đặt ra của doanh nghiệp hoặc nhà trường *(Scientific value of the topic / presence of published articles / relevance to problems posed by enterprises or the university):*

Đề tài có giá trị thực tế, giải quyết vấn đề do doanh nghiệp đặt ra.

5. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa
(Limitations and shortcomings requiring supplementation or revision):

Không có tồn tại, thiếu sót nào đáng kể.

III. Tinh thần, thái độ làm việc của sinh viên *(Working Spirit and Attitude)*

Sinh viên thể hiện tinh thần làm việc nghiêm túc, chủ động và trách nhiệm trong suốt quá trình nghiên cứu và triển khai đề tài; có thái độ cầu tiến và kiên trì; hoàn thành khối lượng công việc đúng tiến độ.

IV. Đánh giá của Hội đồng hướng dẫn *(Evaluation by the Supervisory Committee):*

1. Điểm chấm của Chủ tịch HĐ (Committee Chairperson): **8,7**

   Điểm chấm của Thành viên doanh nghiệp (Enterprise co-supervisor): **8,5**

   Điểm chấm của Thành viên đồng HD (nếu có) (Co-supervisor, if applicable): N.A

   Điểm trung bình của HĐHD (Average score of the Supervisory Committee): **8,6/10**
   (lấy đến 1 số lẻ thập phân) ((rounded to one decimal place)

2. Đề nghị (Recommendation):

☒ **Được bảo vệ đồ án (Eligible for thesis defense)**

☐ Không được bảo vệ (Not eligible for thesis defense)

- Ý kiến khác (Other comments): No comments.

Đà Nẵng, ngày 04 tháng 07 năm 2026

Họ tên & chữ ký	**Họ tên & chữ ký**	**Họ tên & chữ ký**
Chủ tịch HĐHD	**thành viên doanh nghiệp**	**thành viên đồng hướng dẫn (nếu có)**
		
Lê Quốc Huy	**Đoàn Ngọc Thanh**	

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA **KHOA KHOA HỌC CÔNG NGHỆ TIÊN TIẾN**	**CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM** **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc**

PHIẾU CHẤM PHẢN BIỆN ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP CAPSTONE PROJECT

(Mẫu dùng cho UV phản biện của Hội đồng bảo vệ ĐATN)

I. Thông tin chung:

- Họ tên sinh viên: Nguyễn Lê Thành Nhân; Mai Văn Thành; Lê Thị Khánh Huyền

Lớp 21PFIEV2

- Tên đề tài: Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời

II. Nhận xét đồ án tốt nghiệp:

1. Về tính cấp thiết, tính mới, khả năng ứng dụng của đề tài:

Đề tài có tính cấp thiết và khả năng ứng dụng thực tế cao trong công tác vận hành, bảo trì các dự án điện mặt trời. Việc kết hợp drone ảnh nhiệt, YOLOv8-Segmentation, Geometry Engine, Dashboard/WebGIS và báo cáo PDF giúp tự động hóa một phần quy trình phát hiện, định vị và quản lý lỗi PV panel. Đề tài phù hợp với nhu cầu thực tế của doanh nghiệp trong việc giảm thời gian phân tích thủ công và chuẩn hóa kết quả kiểm tra sau bay drone.

2. Về kết quả giải quyết các nội dung nhiệm vụ yêu cầu của đồ án:

Nhóm đã xây dựng được hệ thống phần mềm tương đối hoàn chỉnh, gồm pipeline tiền xử lý ảnh, mô hình AI phát hiện panel và lỗi, cơ chế ánh xạ lỗi vào panel, cơ sở dữ liệu, backend API, giao diện Dashboard/WebGIS và chức năng xuất báo cáo. Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống có khả năng phát hiện panel, nhận diện một số dạng lỗi chính và hỗ trợ trực quan hóa kết quả phục vụ O&M. Tuy nhiên, độ chính xác của mô hình đối với một số lớp lỗi còn hạn chế do dataset nhỏ, mất cân bằng và dữ liệu ảnh nhiệt chưa đầy đủ thông tin radiometric.

3. Về hình thức, cấu trúc, bố cục của đồ án tốt nghiệp:

Báo cáo có cấu trúc rõ ràng, trình bày đầy đủ từ bối cảnh thực tế, cơ sở lý thuyết, phân tích thiết kế, xây dựng hệ thống, thực nghiệm đánh giá đến kết luận và hướng phát triển. Các sơ đồ kiến trúc, pipeline xử lý, bảng dữ liệu, kết quả huấn luyện, ma trận nhầm lẫn và giao diện hệ thống giúp minh họa tốt quá trình thực hiện. Tuy nhiên, một số phần còn mô tả dài, cần cô đọng hơn và tăng phần phân tích phản biện về sai số, giới hạn dữ liệu và độ tin cậy khi triển khai thực tế.

4. Đề tài có giá trị khoa học/ có bài báo/ giải quyết vấn đề đặt ra của doanh nghiệp hoặc nhà trường:

Đề tài có giá trị ứng dụng rõ ràng, giải quyết bài toán thực tế trong doanh nghiệp điện mặt trời, đặc biệt là hỗ trợ tự động hóa xử lý ảnh nhiệt UAV sau kiểm tra. Giá trị khoa học nằm ở hướng tích hợp AI với xử lý hình học panel và fault-to-panel mapping, giúp kết quả phát hiện lỗi có thể chuyển thành thông tin phục vụ bảo trì. Nếu tiếp tục mở rộng dataset, bổ sung ảnh

radiometric và dữ liệu vận hành điện, đề tài có tiềm năng phát triển thành sản phẩm nội bộ hoặc bài báo ứng dụng.

5. Các tồn tại, thiếu sót cần bổ sung, chỉnh sửa:

Dataset còn nhỏ và mất cân bằng giữa các lớp lỗi, làm cho kết quả nhận diện crack, shading và hotspot nhỏ chưa thật sự ổn định. Việc phân loại mức độ hư hỏng mới dựa trên đặc trưng hình ảnh và tương phản nhiệt tương đối, chưa đủ để kết luận chính xác về tổn thất công suất hoặc mức độ suy giảm module. Cần bổ sung kiểm thử trên nhiều dự án thực tế, chuẩn hóa dữ liệu radiometric, làm rõ quy trình kiểm duyệt kết quả AI và đánh giá thêm độ chính xác của Geometry Engine trong điều kiện ảnh UAV phức tạp.

III. Đánh giá của người phản biện:

1. Điểm chấm: 9,0/10 (lấy đến 1 số lẻ thập phân)

2. Đề nghị: ☒ Được bảo vệ đồ án ☐ Không được bảo vệ

IV. Câu hỏi đề nghị sinh viên trả lời trong buổi bảo vệ:

Trao đổi tại Hội đồng

Đà Nẵng, ngày 05 tháng 07 năm 2026

Họ tên & chữ ký người phản biện



TS. Nguyễn Thị Anh Thư

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM

Độc lập – Tự do – Hạnh phúc

GIẤY THỎA THUẬN

V/v Sử dụng, khai thác nội dung tài liệu nộp lưu chiểu

Tôi tên là: Nguyễn Lê Thành Nhân, Mai Văn Thành, Lê Thị Khánh Huyền.

Là tác giả tài liệu: Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng Drone quét nhiệt gắn Camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời.

Tôi làm bản thỏa thuận này với Trung tâm Học liệu và Truyền thông, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng như sau:

Tôi đồng ý cho phép Trung tâm Trung tâm Học liệu và Truyền thông, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng toàn quyền sử dụng và khai thác nội dung tài liệu vào mục đích phục vụ nghiên cứu khoa học, giảng dạy và học tập.

Tôi cam kết sẽ không có bất kỳ khiếu nại nào liên quan đến tài liệu trên. Nếu sai tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm trước pháp luật.

Đà Nẵng, ngày 26 tháng 06 năm 2026

Tác giả

Nguyễn Lê Thành Nhân Mai Văn Thành Lê Thị Khánh Huyền

NHẬN XÉT CỦA HỘI ĐỒNG HƯỚNG DẪN

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

NHẬN XÉT CỦA HỘI ĐỒNG BẢO VỆ

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

TÓM TẮT

Sự phát triển nhanh của các nhà máy điện mặt trời đặt ra yêu cầu ngày càng cao đối với công tác vận hành và bảo trì (Operation & Maintenance – O&M). Trong quá trình khai thác, các tấm pin quang điện có thể xuất hiện nhiều dạng bất thường như hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading, làm suy giảm hiệu suất phát điện cũng như ảnh hưởng đến tuổi thọ của hệ thống. Phương pháp kiểm tra thủ công hoặc chỉ dựa vào quan sát ảnh nhiệt không những tốn nhiều thời gian, chi phí mà còn phụ thuộc vào kinh nghiệm của kỹ sư. Vì vậy, việc nghiên cứu một hệ thống tự động hỗ trợ phát hiện, định vị và quản lý lỗi trên tấm pin quang điện là cần thiết.

Đồ án xây dựng hệ thống Solar AI nhằm hỗ trợ phân tích ảnh nhiệt thu thập từ drone trong quá trình kiểm tra nhà máy điện mặt trời. Hệ thống gồm các thành phần: module tiền xử lý ảnh, mô hình YOLOv8-Segmentation, Geometry Engine để tái dựng hình học tấm pin, Fault-to-Panel Mapping để ánh xạ lỗi vào đúng panel, cơ sở dữ liệu, backend API, giao diện Dashboard/WebGIS và module xuất báo cáo PDF. Quy trình xử lý bắt đầu từ ảnh nhiệt đầu vào, sau đó thực hiện phát hiện panel và vùng lỗi, tái dựng hình học, ánh xạ lỗi, lưu trữ kết quả và trực quan hóa trên giao diện người dùng.

Trong đề tài, mô hình YOLOv8-Segmentation được huấn luyện để nhận diện đồng thời năm lớp đối tượng gồm Panel, Crack, Hotspot single cell, Hotspot multi cell và Shading trên ảnh nhiệt. Dữ liệu được tổng hợp từ các nguồn công khai và dữ liệu doanh nghiệp, sau đó được chọn lọc, gán nhãn và chia thành các tập huấn luyện, xác thực và kiểm thử. Mô hình được đánh giá bằng các chỉ số Precision, Recall, mAP50 và mAP50-95 trên cả Bounding Box và Segmentation Mask.

Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống có khả năng phát hiện chính xác các tấm pin và các vùng bất thường trên ảnh nhiệt, đồng thời hỗ trợ định vị lỗi theo từng panel và hiển thị trực quan trên Dashboard/WebGIS. Hệ thống còn cung cấp cơ chế kiểm duyệt kết quả AI trước khi xuất báo cáo nhằm giảm ảnh hưởng của các trường hợp nhận diện sai. Ngoài việc phát hiện lỗi, hệ thống hỗ trợ thống kê, quản lý dữ liệu kiểm tra và sinh báo cáo PDF phục vụ công tác bảo trì.

Mặc dù hệ thống đã đạt được kết quả khả quan, hiệu năng của mô hình vẫn chịu ảnh hưởng bởi sự mất cân bằng dữ liệu giữa các lớp và đặc điểm khó phân biệt của một số loại lỗi có kích thước nhỏ hoặc biểu hiện nhiệt không rõ ràng. Trong tương lai, đề tài có thể mở rộng tập dữ liệu, bổ sung dữ liệu radiometric và dữ liệu đo điện, tối ưu mô hình học sâu cũng như triển khai trên nhiều điều kiện vận hành thực tế nhằm nâng cao độ chính xác và khả năng ứng dụng.

NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

Họ tên sinh viên 1: Nguyễn Lê Thành Nhân Số thẻ sinh viên: 123210090

Họ tên sinh viên 2: Mai Văn Thành Số thẻ sinh viên: 123210071

Họ tên sinh viên 3: Lê Thị Khánh Huyền Số thẻ sinh viên: 123210059

Lớp: 21PFIEV2 Khoa: Khoa Học Công Nghệ Tiên Tiến

Ngành: Tin Học Công Nghiệp

1. Tên đề tài đồ án: Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV Panel) sử dụng Drone quét nhiệt gắn Camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời

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:

- Bộ dữ liệu ảnh nhiệt tấm pin quang điện, gồm ảnh nhiệt UAV và ảnh nhiệt thu thập từ các nguồn dữ liệu có sẵn.

- Dataset sau xử lý gồm 807 ảnh, được chia thành 3 tập: train 692 ảnh, validation 78 ảnh và test 37 ảnh.

- Các lớp dữ liệu gán nhãn gồm: Panel, hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading.

- Dữ liệu được gán nhãn dạng segmentation mask trên Roboflow và chuẩn hóa kích thước ảnh về 640×512.

- Môi trường phát triển sử dụng Python, OpenCV, YOLOv8-Segmentation, FastAPI, ReactJS/Vite và MySQL.

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

- Nghiên cứu tổng quan về hệ thống điện mặt trời, các dạng hư hỏng PV panel và phương pháp kiểm tra bằng drone ảnh nhiệt.

- Phân tích yêu cầu, thiết kế kiến trúc tổng thể hệ thống phát hiện, định vị và giám sát hư hỏng PV panel.

- Xây dựng bộ dữ liệu ảnh nhiệt, thực hiện chọn lọc dữ liệu, tiền xử lý ảnh, gán nhãn segmentation và chia tập train/validation/test.

- Huấn luyện và đánh giá mô hình YOLOv8-Segmentation để phát hiện panel và các lỗi: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack, shading.

- Xây dựng Geometry Engine để tái dựng hình học panel và ánh xạ vùng lỗi vào đúng tấm pin.

- Xây dựng backend, cơ sở dữ liệu, frontend Dashboard/WebGIS và chức năng xuất báo cáo PDF.

- Thực nghiệm, đánh giá kết quả nhận diện lỗi, định vị panel, ánh xạ lỗi vào panel, hiệu năng xử lý và khả năng ứng dụng thực tế.

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

- Sơ đồ kiến trúc tổng thể hệ thống.

- Sơ đồ luồng xử lý dữ liệu ảnh nhiệt UAV.

- Use Case Diagram và Activity Diagram của hệ thống.

- Sơ đồ cơ sở dữ liệu ERD.

- Hình minh họa pipeline tiền xử lý ảnh nhiệt.

- Hình giao diện gán nhãn segmentation trên Roboflow.

- Biểu đồ kết quả huấn luyện YOLOv8-Segmentation.

- Ma trận nhầm lẫn, đường cong Precision–Recall và F1-score.

- Hình kết quả nhận diện panel và lỗi trên ảnh nhiệt.

- Hình minh họa kết quả tái dựng hình học panel và ánh xạ lỗi vào panel.

- Các giao diện Dashboard, WebGIS, kiểm duyệt lỗi và báo cáo PDF.

6. Họ tên người hướng dẫn:TS.Lê Quốc Huy

KS. Đoàn Ngọc Thanh

KS. Trần Đặng Đạt

7. Ngày giao nhiệm vụ đồ án: 24/02/2026

8. Ngày hoàn thành đồ án: 18/06/2026

Đà Nẵng, ngày 26 tháng 06 năm 2026

Trưởng Bộ môn.....

Người hướng dẫn

Đã duyệt

Lê Quốc Huy

LỜI CẢM ƠN

Sau thời gian học tập, nghiên cứu và thực hiện đồ án tốt nghiệp, nhóm chúng em đã hoàn thành đề tài với tất cả sự cố gắng, trách nhiệm và tâm huyết của mình. Để có được kết quả ngày hôm nay, nhóm đã nhận được rất nhiều sự quan tâm, hướng dẫn và hỗ trợ quý báu từ các thầy cô và quý công ty đồng hành. Nhóm xin được gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc nhất đến tất cả những cá nhân, tập thể đã giúp đỡ chúng em trong suốt chặng đường vừa qua.

Trước hết, nhóm xin trân trọng cảm ơn Ban Giám hiệu Trường Đại Học Bách Khoa - Đại Học Đà Nẵng, Khoa Khoa Học Công Nghệ Tiên Tiến cùng toàn thể quý thầy cô đã tận tâm giảng dạy, truyền đạt kiến thức và tạo điều kiện thuận lợi cho chúng em trong suốt quá trình học tập tại trường. Những kiến thức chuyên môn, phương pháp tư duy và tinh thần nghiên cứu mà quý thầy cô truyền đạt chính là nền tảng quan trọng giúp chúng em tự tin thực hiện và hoàn thành đồ án này.

Đặc biệt, nhóm xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc đến T.S Lê Quốc Huy, giảng viên hướng dẫn của đề tài. Trong suốt quá trình thực hiện đồ án, thầy luôn tận tình chỉ bảo, định hướng nghiên cứu, góp ý chuyên môn và dành nhiều thời gian theo sát tiến độ của nhóm. Không chỉ giúp chúng em hoàn thiện về mặt kỹ thuật và học thuật, thầy còn truyền cho chúng em tinh thần làm việc nghiêm túc, cẩn thận và trách nhiệm trong quá trình thực hiện đồ án. Những sự hỗ trợ và động viên của thầy là nguồn động lực to lớn giúp nhóm vượt qua nhiều khó khăn để hoàn thiện đề tài.

Nhóm cũng xin chân thành cảm ơn anh Đoàn Ngọc Thanh, anh Trần Đặng Đạt cùng các anh kỹ sư tại công ty EPC Solar đã luôn nhiệt tình hỗ trợ trong suốt quá trình thực hiện đồ án. Các anh đã dành thời gian chia sẻ kiến thức về chuyên môn, kinh nghiệm thực tế, đồng thời hỗ trợ cung cấp dữ liệu, giải đáp các vấn đề kỹ thuật và góp ý cho nhóm trong quá trình xây dựng hệ thống. Sự hướng dẫn tận tình và những kinh nghiệm thực tiễn quý báu từ các anh đã giúp nhóm hiểu rõ hơn về bài toán thực tế, từ đó định hướng đúng đắn và hoàn thiện giải pháp theo hướng có tính ứng dụng cao.

Mặc dù đã nỗ lực hết sức để hoàn thiện đồ án, song do hạn chế về thời gian, kinh nghiệm nghiên cứu và phạm vi triển khai, đồ án khó tránh khỏi những thiếu sót nhất định. Nhóm rất mong nhận được những ý kiến đóng góp quý báu từ quý thầy cô để tiếp tục hoàn thiện hơn trong tương lai.

Chúng em xin chân thành cảm ơn!

LỜI CAM ĐOAN

Chúng tôi xin cam đoan rằng đồ án tốt nghiệp với đề tài:“Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện (PV panel) sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời” là kết quả nghiên cứu, thiết kế, phát triển và triển khai thực hiện của nhóm sinh viên dưới sự hướng dẫn khoa học của T.S Lê Quốc Huy.

Toàn bộ nội dung trình bày trong báo cáo, bao gồm quá trình khảo sát, phân tích yêu cầu, thiết kế hệ thống, xây dựng phần mềm, tích hợp các mô hình trí tuệ nhân tạo, thực nghiệm và đánh giá kết quả đều được thực hiện dựa trên quá trình nghiên cứu nghiêm túc của nhóm. Các dữ liệu, hình ảnh tham khảo và nguồn tài liệu khác đều được trích dẫn và ghi rõ nguồn gốc theo đúng quy định về học thuật và bản quyền.

Nhóm cam kết rằng các kết quả, số liệu và nội dung được trình bay trong báo cáo là trung thực, khách quan và phản ánh đúng quá trình thực hiện đồ án.

Chúng tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm trước nhà trường và các quy định hiện hành về tính chính xác, tính trung thực cũng như các vấn đề liên quan đến quyền sở hữu trí tuệ và bản quyền của báo cáo này.

Đà Nẵng, tháng 6 năm 2026

Nhóm sinh viên thực hiện


Nguyễn Lê Thành Nhân


Mai Văn Thành


Lê Thị Khánh Huyền

MỤC LỤC

TÓM TẮT iii
NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP iv
LỜI CẢM ƠN vi
LỜI CAM ĐOAN vii
MỤC LỤC viii
DANH SÁCH HÌNH xv
DANH SÁCH BẢNG xviii
CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN ĐỀ TÀI 1
1.1. Bối cảnh thực hiện đề tài 1
1.2. Bài toán thực tế trong vận hành và bảo trì hệ thống điện mặt trời 1
1.2.1. Quy trình kiểm tra hiện nay 1
1.2.2. Khó khăn khi phân tích thủ công 2
1.2.3. Nhu cầu tự động hóa 3
1.3. Tính cấp thiết của đề tài 3
1.3.1. Thách thức O&M tại các nhà máy điện mặt trời 3
1.3.2. Bản chất bất thường nhiệt và ảnh hưởng đến hệ thống PV 4
1.3.3. Hạn chế của kiểm tra truyền thống và lợi thế của drone ảnh nhiệt 5
1.3.4. Khoảng trống công nghệ và nhu cầu xây dựng hệ thống nội bộ 6
1.4. Tổng quan giải pháp đề xuất trong đề tài 7
1.5. Mục tiêu, phạm vi và đóng góp của đề tài 7
1.5.1. Mục tiêu nghiên cứu 7
1.5.2. Phạm vi và giới hạn đề tài 8
1.5.3. Đóng góp chính của đề tài 9
1.6. Nội dung thực hiện 10
1.7. Bố cục báo cáo 10

CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT 12
2.1. Tổng quan hệ thống điện mặt trời 12
2.1.1. Cấu tạo và nguyên lý hoạt động của PV panel 12
2.1.2. Mối quan hệ giữa cell, module, string và array 13
2.2. Các dạng bất thường trên PV panel trong phạm vi đề tài 14
2.2.1. Tổng quan các bất thường có thể quan sát trên ảnh nhiệt 14
2.2.2. Hotspot single cell 16
2.2.3. Hotspot multi cell 17
2.2.4. Crack và biểu hiện nhiệt trên ảnh hồng ngoại 17
2.2.5. Shading 18
2.2.6. Các lỗi ngoài phạm vi phát hiện chính 19
2.3. Công nghệ ảnh nhiệt hồng ngoại trong kiểm tra PV 19
2.3.1. Nguyên lý ảnh nhiệt hồng ngoại 19
2.3.2. Ảnh radiometric và ảnh pseudo-thermal 20
2.3.3. Điều kiện thu thập ảnh nhiệt bằng UAV 21
2.3.4. Tiền xử lý ảnh nhiệt 22
2.4. Drone trong kiểm tra điện mặt trời 23
2.4.1. Vai trò của drone trong kiểm tra PV 23
2.4.2. Quy trình dữ liệu trong kiểm tra bằng drone ảnh nhiệt 23
2.4.3. Hạn chế của dữ liệu UAV thực tế 24
2.5. Trí tuệ nhân tạo và thị giác máy tính trong xử lý ảnh nhiệt 24
2.5.1. Thị giác máy tính trong bài toán kiểm tra PV 24
2.5.2. CNN và học sâu trong phân tích ảnh nhiệt 25
2.5.3. Mô hình YOLOv8 Segmentation 25
2.5.4. Các chỉ số đánh giá mô hình phát hiện lỗi 26
2.6. Xử lý ảnh và tái dựng hình học panel 27
2.6.1. Vai trò của OpenCV trong xử lý ảnh 27
2.6.2. Hình học ảnh, polygon và quan hệ không gian 27
2.6.3. Tái dựng hình học panel 28

2.6.4. Biên ngoài panel và biên trong panel 28
2.7. GIS Mapping và phần mềm giám sát trong O&M 29
2.7.1. Khái niệm GIS Mapping 29
2.7.2. WebGIS/Dashboard trong hệ thống giám sát PV 29
2.7.3. Báo cáo bảo trì và thông tin phục vụ O&M 29
CHƯƠNG 3. PHÂN TÍCH VÀ THIẾT KẾ HỆ THỐNG 31
3.1. Định hướng thiết kế hệ thống 31
3.2. Phân tích yêu cầu hệ thống 31
3.2.1. Tác nhân sử dụng hệ thống 31
3.2.2. Yêu cầu chức năng 32
3.2.3. Yêu cầu phi chức năng 34
3.3. Kiến trúc tổng thể hệ thống 38
3.3.1. Frontend 39
3.3.2. Backend 40
3.3.3. AI Engine 40
3.3.4. Geometry Engine 41
3.3.5. Database và Lưu trữ 41
3.4. Luồng xử lý dữ liệu của hệ thống 42
3.5. Thiết kế Use Case 45
3.5.1. Danh sách use case chính 45
3.5.2. Mô tả tác nhân và quan hệ use case 45
3.6. Thiết kế Activity Diagram 46
3.7. Thiết kế cơ sở dữ liệu 48
3.7.1. Bảng Users 48
3.7.2. Bảng Upload_Batches 48
3.7.3. Bảng Images 49
3.7.4. Bảng Panels 49
3.7.5. Bảng AI_Results 50
3.7.6. Bảng Reports 50

3.8. Thiết kế API.....51
3.9. Thiết kế giao diện người dùng.....53
3.9.1. Màn hình đăng nhập.....53
3.9.2. Dashboard tổng quan.....53
3.9.3. WebGIS/Dashboard trực quan hóa vị trí lỗi.....54
3.9.4. Giao diện kiểm duyệt lỗi.....55
3.9.5. Giao diện báo cáo.....56
CHƯƠNG 4. XÂY DỰNG VÀ TÍCH HỢP HỆ THỐNG PHÁT HIỆN, ĐỊNH VỊ VÀ GIÁM SÁT HƯ HỎNG PV PANEL.....57
4.1. Tổng quan quá trình xây dựng hệ thống.....57
4.1.1. Các module và hàm triển khai chính trong hệ thống.....58
4.2. Xây dựng bộ dữ liệu ảnh nhiệt PV.....61
4.2.1. Nguồn dữ liệu.....61
4.2.2. Chọn lọc dữ liệu.....62
4.3. Tiền xử lý ảnh nhiệt.....63
4.3.1. Mục đích tiền xử lý.....63
4.3.2. Hiệu chuẩn ngưỡng chất lượng từ tập dữ liệu.....63
4.3.3. Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh.....64
4.3.4. Quy trình tiền xử lý ảnh.....65
4.4. Gán nhãn dữ liệu và xây dựng dataset.....67
4.4.1. Gán nhãn segmentation trên Roboflow.....67
4.4.2. Phân chia tập dữ liệu.....69
4.4.3. Tăng cường dữ liệu.....70
4.4.4. Phân bố instance theo lớp.....71
4.5. Huấn luyện mô hình YOLOv8-Segmentation.....71
4.5.1. Lý do lựa chọn YOLOv8-Segmentation.....71
4.5.2. Nguyên lý huấn luyện.....74
4.5.3. Các cấu hình huấn luyện đã thử nghiệm.....74
4.5.4. Giải thích cấu hình huấn luyện cuối cùng.....76

4.6. Tích hợp mô hình AI vào hệ thống....76
4.7. Xây dựng Geometry Engine định vị panel....78
4.7.1. Vai trò của Geometry Engine....78
4.7.2. Nguyên tắc thiết kế....78
4.7.3. Cơ chế routing giữa ảnh diện rộng và ảnh cận cảnh....78
4.7.4. Đầu ra của Geometry Engine....79
4.8. Ánh xạ lỗi vào đúng panel....79
4.9. Đánh giá sơ bộ mức độ hư hỏng....80
4.9.1. Giới hạn dữ liệu nhiệt....80
4.9.2. Đặc trưng sử dụng cho đánh giá....80
4.9.3. Quy tắc phân mức....81
4.10. Xây dựng backend....82
4.11. Xây dựng cơ sở dữ liệu và lưu trữ file....82
4.12. Xây dựng frontend Dashboard/WebGIS....83
4.12.1. Dashboard tổng quan....84
4.12.2. WebGIS/Dashboard....87
4.12.3 Giao diện báo cáo....89
4.12.4. Giao diện kiểm duyệt lỗi....92
4.13. Xây dựng giao diện xuất báo cáo PDF....93
4.14. Tích hợp toàn bộ hệ thống....95
CHƯƠNG 5. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG....97
5.1. Mục tiêu thực nghiệm....97
5.2. Môi trường thực nghiệm....97
5.2.1. Cấu hình phần cứng....97
5.2.2. Môi trường phần mềm....98
5.2.3. Dữ liệu thực nghiệm....99
5.3. Kết quả huấn luyện mô hình AI....100
5.3.1. Các chỉ số đánh giá....100
5.3.2. Kết quả đánh giá tổng quan....100

5.3.3. Kết quả đánh giá theo từng class 101
5.3.4. Phân tích biểu đồ huấn luyện 102
5.3.5. Phân tích ma trận nhầm lẫn 104
5.3.6. Phân tích đường cong Precision–Recall và F1-score 105
5.3.7. Thảo luận kết quả 108
5.4. Kết quả nhận diện panel và lỗi trên ảnh nhiệt 109
5.4.1. Kết quả định tính 109
5.4.2. Các trường hợp nhận diện chưa tốt 112
5.5. Đánh giá định vị panel bằng Geometry Engine 113
5.5.1. Mục tiêu đánh giá 113
5.5.2. Kết quả định vị panel trên ảnh diện rộng 113
5.5.3. Kết quả định vị panel trên ảnh cận cảnh 114
5.5.4. Chỉ số đánh giá định vị panel 115
5.6. Đánh giá ánh xạ lỗi vào đúng panel 115
5.6.1. Mục tiêu đánh giá 115
5.6.2. Kết quả mapping 116
5.6.3. Nhận xét 117
5.7. Đánh giá Dashboard, WebGIS và báo cáo 117
5.7.1. Kết quả Dashboard 117
5.7.2. Kết quả WebGIS/Dashboard 119
5.7.3. Kết quả kiểm duyệt lỗi 120
5.7.4. Kết quả xuất báo cáo 121
5.8. Đánh giá hiệu năng hệ thống 123
5.8.1. Phương pháp đo 123
5.8.2. Kết quả đo hiệu năng 124
5.8.3. Nhận xét hiệu năng 124
CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN 126
6.1. Kết quả đạt được 126
6.2. Hạn chế của đề tài 128

6.3. Hướng phát triển 129
6.3.1. Mở rộng và chuẩn hóa dataset 129
6.3.2. Bổ sung dữ liệu radiometric và đánh giá nhiệt độ tuyệt đối 129
6.3.3. Nâng cấp Geometry Engine và GIS Mapping 129
6.3.4. Xử lý gần thời gian thực và realtime monitoring 130
6.3.5. Triển khai cloud và mở rộng quy mô 130
6.4. Kết luận chung 130
TÀI LIỆU THAM KHẢO 132
PHỤ LỤC 135

DANH SÁCH HÌNH

Hình 1.1 Kiểm tra tấm pin điện mặt trời bằng drone sử dụng camera nhiệt (mapperx.com).....2

Hình 1.2 Giao diện phần mềm thương mại trong kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt của Raptor Maps (enterprise.dji.com).....6

Hình 2.1 Cấu tạo cơ bản của tấm pin quang điện (sepower.vn).....12

Hình 2.2 Cấu trúc phân cấp cell – module – string – array trong hệ thống PV 14

Hình 2.3 Một cell nhỏ ở phía trên bên trái tấm pin và một vài cell ở phía trên giữa đang nóng hơn so với các cell còn lại của tấm pin – Hotspot single cell.....16

Hình 2.4 Các cell ở giữa tấm pin kéo dài từ trái sang phải liên tiếp nhau chiếm diện tích khoảng 1/3 tấm pin đang nóng hơn phần còn lại – Hotspot multi cell.....17

Hình 2.5 Nhìn bên ảnh nhiệt có một tấm pin đang nóng hơn so với các tấm pin còn lại, đối chiếu qua ảnh RGB thì thấy tấm pin có nhiều vết nứt – Crack.....18

Hình 2.6 Tại thời điểm nào đó trong ngày thì các tấm pin sẽ bị các vật thể khác cao hơn để lại phần bóng lên trên mặt tấm pin - Shading.....19

Hình 2.7 Các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng ảnh nhiệt UAV trong kiểm tra PV.....22

Hình 2.8 So sánh object detection và segmentation trong bài toán phát hiện lỗi PV Panel. Bên trái là khung bouding box màu đỏ bao hết lỗi nhưng dư ra bên ngoài khá nhiều còn bên phải là polygon màu xanh dương ôm khá sát viền lỗi.....26

Hình 3.1 Kiến trúc tổng thể hệ thống 38

Hình 3.2 Luồng xử lý dữ liệu của hệ thống.....44

Hình 3.3 Activity Diagram cho quy trình phân tích dữ liệu ảnh nhiệt UAV 47

Hình 3.4 Sơ đồ ERD cơ sở dữ liệu của hệ thống.....50

Hình 3.5 Phác thảo giao diện đăng nhập 53

Hình 3.6 Phác thảo giao diện dashboard 54

Hình 3.7 Phác thảo giao diện bản đồ GIS 54

Hình 3.8 Phác thảo giao diện kiểm duyệt lỗi 55

Hình 3.9 Phác thảo giao diện báo cáo 56

Hình 4.1 Các module chính trong hệ thống Solar AI Inspection 58
Hình 4.2 Ví dụ ảnh nhiệt tấm pin quang điện trong dữ liệu đầu vào 62
Hình 4.3 Ảnh minh họa tiền xử lý 67
Hình 4.4 Kết quả YOLOv8-Segmentation nhận diện panel và lỗi trên ảnh nhiệt.....77
Hình 4.5 a)Hình Dashboard tổng quan; b) Hình Dashboard tổng quan phóng to.....85
Hình 4. 6 Giao diện bản đồ.....88
Hình 4.7a Giao diện báo cáo 89
Hình 4.7b Giao diện báo cáo phóng to ……..90
Hình 4.8 Giao diện kiểm duyệt lỗi 92
Hình 4. 9 Giao diện báo cáo PDF.....94
Hình 4.10 Pipeline tổng quan của hệ thống đề xuất.....96

Hình 5.1 Biểu đồ kết quả huấn luyện YOLOv8-Segmentation.....103
Hình 5.2 Ma trận nhầm lẫn của mô hình trên tập đánh giá 104
Hình 5.3 Đường cong Precision–Recall cho Bounding Box.....105
Hình 5.4 Đường cong Precision–Recall cho Segmentation Mask 106
Hình 5.5 Đường cong F1-score cho Bounding Box.....107
Hình 5.6 Đường cong F1-score cho Segmentation Mask 108
Hình 5.7 Ví dụ kết quả nhận diện: a) lỗi crack; b) lỗi hotspot_single_cell và hotspot_multi_cell; c) lỗi shading 111
Hình 5.8 Trường hợp vệt bị phản quang mặt trời nhưng AI detect nhầm thành hotspot 112
Hình 5.9 Kết quả định vị panel trên ảnh diện rộng 113
Hình 5.10 Kết quả định vị panel trên ảnh cận cảnh 114
Hình 5.11 Minh họa kết quả ánh xạ lỗi vào panel.....116
Hình 5.12a Giao diện Dashboard tổng quan sau khi phân tích dữ liệu.....117

Hình 5.12b Giao diện Dashboard tổng quan sau khi phân tích dữ liệu được phóng to……..118
Hình 5.13 Giao diện trực quan hóa panel và lỗi trên WebGIS/Dashboard.....119
Hình 5.14 Giao diện kiểm duyệt lỗi thủ công 120
Hình 5.15 Ví dụ trang báo cáo.....121
Hình 5. 16 Báo cáo PDF được xuất ra từ hệ thống 122

DANH SÁCH BẢNG

Bảng 1.1 So sánh kiểm tra thủ công và kiểm tra bằng drone ảnh nhiệt 5

Bảng 2.1 Tổng quan một số bất thường PV có thể liên quan đến ảnh nhiệt và phạm vi xử lý của đề tài.....15

Bảng 2.2 So sánh ảnh radiometric và ảnh pseudo-thermal trong phân tích PV 21

Bảng 3.1 Tổng hợp yêu cầu chức năng của hệ thống.....35

Bảng 4.1 Trình bày các module và hàm triển khai chính trong hệ thống. 58

Bảng 4. 2 Các percentile được sử dụng.....64

Bảng 4.3 Các chỉ số chính được sử dụng để đánh giá chất lượng ảnh.....64

Bảng 4.4 Phân chia tập dữ liệu huấn luyện, kiểm định và kiểm thử.....69

Bảng 4.5 Các kỹ thuật tiền xử lý và tăng cường dữ liệu áp dụng trên Roboflow 70

Bảng 4.6 Phân bố số lượng instance theo từng class trong dataset.....71

Bảng 4.7 So sánh các hướng tiếp cận trong bài toán phát hiện lỗi PV bằng ảnh nhiệt.73

Bảng 4.8 Các cấu hình huấn luyện YOLOv8-Segmentation được thử nghiệm 75

Bảng 4.9 Quy tắc đánh giá sơ bộ mức độ hư hỏng 81

Bảng 5.1 Cấu hình phần cứng sử dụng trong thực nghiệm 98

Bảng 5.2 Môi trường phần mềm sử dụng trong thực nghiệm 98

Bảng 5.3 Tập dữ liệu sử dụng trong thực nghiệm.....99

Bảng 5.4 Kết quả đánh giá tổng quan mô hình YOLOv8-Segmentation.....101

Bảng 5.5 Kết quả đánh giá theo từng class 101

Bảng 5.6 Kết quả đánh giá định vị panel trên tập ảnh kiểm thử 115

Bảng 5.7 Kết quả đánh giá fault-to-panel mapping.....116

Bảng 5.8 Thời gian xử lý trung bình của hệ thống theo nhóm ảnh thử nghiệm.....124

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN ĐỀ TÀI

1.1. Bối cảnh thực hiện đề tài

Công ty Cổ phần EPC Điện Mặt Trời Việt Nam, gọi tắt là EPC SOLAR, là doanh nghiệp hoạt động trong lĩnh vực năng lượng tái tạo, tập trung vào các giải pháp liên quan đến điện mặt trời tại Việt Nam. Các hoạt động chính của doanh nghiệp bao gồm tư vấn, thiết kế, thi công, lắp đặt, vận hành và bảo trì các hệ thống điện mặt trời áp mái, hệ thống điện mặt trời thương mại – công nghiệp và các dự án điện mặt trời quy mô lớn.

Trong lĩnh vực điện mặt trời, công tác vận hành và bảo trì hệ thống giữ vai trò quan trọng nhằm đảm bảo hiệu suất phát điện, giảm thời gian gián đoạn vận hành và phát hiện sớm các dấu hiệu hư hỏng trên tấm pin quang điện. Với đặc thù các hệ thống PV thường được lắp đặt trên diện tích lớn, số lượng tấm pin nhiều và chịu tác động liên tục của môi trường ngoài trời, việc kiểm tra thủ công toàn bộ hệ thống thường tốn nhiều thời gian, nhân lực và khó đảm bảo tính đồng nhất trong đánh giá.

Trong các đợt kiểm tra hệ thống PV bằng drone, khối lượng ảnh nhiệt thu được thường lớn, trong khi việc rà soát, phân loại lỗi và tổng hợp báo cáo vẫn cần nhiều thao tác thủ công. Điều này tạo ra nhu cầu thực tế đối với một công cụ phần mềm có khả năng hỗ trợ tự động hóa quá trình phân tích dữ liệu ảnh nhiệt và quản lý kết quả kiểm tra.

Từ nhu cầu thực tế đó, đề tài được xây dựng theo hướng nghiên cứu, thiết kế và triển khai một hệ thống hỗ trợ kiểm tra tấm pin quang điện dựa trên dữ liệu ảnh nhiệt thu thập bằng drone, kết hợp trí tuệ nhân tạo, xử lý ảnh, tái dựng hình học panel và trực quan hóa kết quả trên nền tảng phần mềm giám sát.

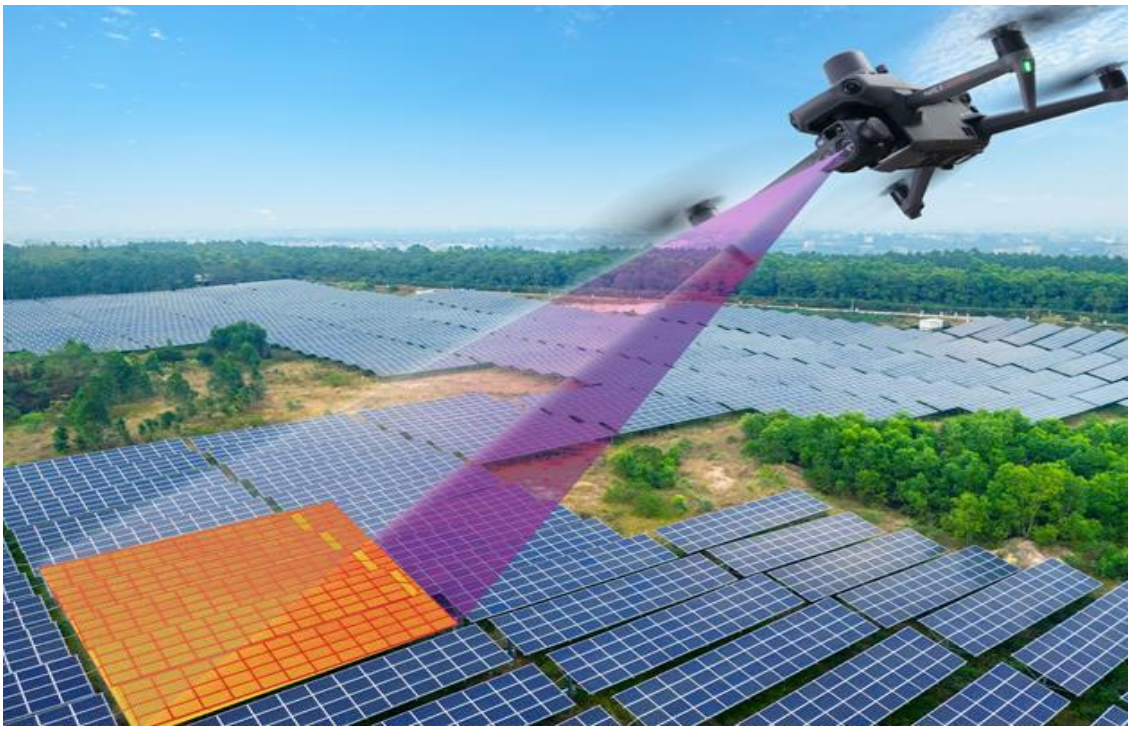
1.2. Bài toán thực tế trong vận hành và bảo trì hệ thống điện mặt trời

1.2.1. Quy trình kiểm tra hiện nay

Trong quá trình vận hành và bảo trì hệ thống điện mặt trời, việc kiểm tra tình trạng hoạt động của các tấm pin quang điện thường được thực hiện định kỳ nhằm phát hiện các bất thường ảnh hưởng đến hiệu suất phát điện và độ an toàn của hệ thống. Một trong các phương pháp được sử dụng phổ biến hiện nay là kiểm tra bằng thiết bị bay không người lái tích hợp camera hồng ngoại.

Drone có khả năng bay quét trên khu vực lắp đặt hệ thống PV và thu thập ảnh nhiệt của các tấm pin. Ảnh nhiệt phản ánh sự phân bố nhiệt trên bề mặt module, từ đó hỗ trợ kỹ sư vận hành nhận diện các vùng nhiệt độ bất thường. Những vùng bất thường này có thể liên quan đến các hiện tượng như hotspot, che bóng cục bộ, bụi bẩn, vết nứt có biểu hiện nhiệt hoặc các dạng suy giảm hiệu suất khác.

Sau khi hoàn thành quá trình bay quét, dữ liệu ảnh được đưa vào giai đoạn hậu xử lý. Kỹ sư cần quan sát ảnh nhiệt, xác định tấm pin có bất thường, phân loại dạng lỗi, đánh giá mức độ ảnh hưởng và lập báo cáo phục vụ bảo trì.



Hình 1.1 Kiểm tra tấm pin điện mặt trời bằng drone sử dụng camera nhiệt (mapperx.com)

1.2.2. Khó khăn khi phân tích thủ công

Mặc dù drone giúp rút ngắn đáng kể thời gian thu thập dữ liệu so với kiểm tra thủ công bằng camera nhiệt cầm tay, khâu phân tích ảnh sau bay vẫn là một thách thức lớn. Đối với các nhà máy điện mặt trời quy mô lớn, một lần kiểm tra có thể tạo ra hàng nghìn đến hàng chục nghìn ảnh nhiệt. Nếu kỹ sư phải kiểm tra từng ảnh, thời gian xử lý sẽ rất lớn và kết quả đánh giá dễ phụ thuộc vào kinh nghiệm cá nhân.

Ngoài ra, các bất thường trên ảnh nhiệt không phải lúc nào cũng dễ phân biệt. Một vùng nhiệt cục bộ có thể là hotspot thật, nhưng cũng có thể liên quan đến che bóng, bụi bẩn, phản xạ nhiệt hoặc điều kiện chụp. Các lỗi như hotspot single cell, hotspot multi

cell, crack có biểu hiện nhiệt hoặc shading cần được phân loại cẩn thận để tránh nhầm lẫn. Việc xác định lỗi nằm trên tấm pin nào cũng là một vấn đề quan trọng, đặc biệt khi ảnh chứa nhiều module hoặc khi module bị méo hình do góc chụp drone.

Bên cạnh đó, nếu chỉ phát hiện vị trí lỗi trên ảnh mà không liên kết được lỗi đó với panel cụ thể trong dự án, kết quả phân tích sẽ khó sử dụng trong bảo trì thực địa. Kỹ sư hiện trường cần biết lỗi thuộc tấm pin nào, nằm ở dãy nào, vị trí nào và mức độ ưu tiên xử lý ra sao.

1.2.3. Nhu cầu tự động hóa

Từ các khó khăn trong quá trình phân tích thủ công, có thể thấy nhu cầu tự động hóa trong công tác kiểm tra ảnh nhiệt PV là cần thiết. Một hệ thống hỗ trợ tự động cần giúp giảm khối lượng thao tác lặp lại của kỹ sư, rút ngắn thời gian xử lý dữ liệu sau bay và chuẩn hóa kết quả đánh giá giữa các lần kiểm tra.

Về mặt chức năng, hệ thống cần hỗ trợ nhận diện các bất thường trên ảnh nhiệt, xác định tấm pin liên quan đến bất thường đó, lưu trữ kết quả kiểm tra và cung cấp giao diện trực quan để kỹ sư vận hành theo dõi. Các kết quả phân tích cần được tổ chức theo dự án, theo ảnh kiểm tra và theo từng tấm pin, từ đó hỗ trợ quá trình lập kế hoạch bảo trì ngoài thực địa.

Như vậy, nhu cầu đặt ra không chỉ là phát hiện vị trí bất thường trên ảnh, mà còn là chuyển đổi dữ liệu ảnh nhiệt sau bay thành thông tin có thể sử dụng trong vận hành và bảo trì, bao gồm loại bất thường, vị trí tấm pin liên quan, mức độ ưu tiên xử lý và báo cáo tổng hợp.

1.3. Tính cấp thiết của đề tài

1.3.1. Thách thức O&M tại các nhà máy điện mặt trời

Điện mặt trời đang trở thành một trong những nguồn năng lượng tái tạo phát triển nhanh tại nhiều quốc gia, trong đó có Việt Nam. Các dự án điện mặt trời quy mô lớn thường bao gồm hàng chục nghìn đến hàng trăm nghìn tấm pin quang điện được lắp đặt trên diện tích rộng. Khi số lượng module tăng, công tác kiểm tra và bảo trì cũng trở nên phức tạp hơn.

Trong quá trình vận hành ngoài trời, PV panel chịu tác động của nhiều yếu tố như bức xạ mặt trời, nhiệt độ môi trường, tia cực tím, mưa gió, bụi bẩn, độ ẩm, che bóng

từ cây cối hoặc công trình xung quanh. Các yếu tố này có thể gây ra nhiều dạng bất thường trên tấm pin, làm giảm hiệu suất phát điện và trong một số trường hợp có thể ảnh hưởng đến an toàn vận hành.

Trên ảnh nhiệt, các dạng bất thường thường được nhận biết thông qua sự khác biệt nhiệt độ hoặc sự phân bố nhiệt không đồng đều trên bề mặt panel. Trong phạm vi đề tài, các nhóm bất thường được tập trung gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack có biểu hiện nhiệt và shading. Đây là các nhóm phù hợp với dữ liệu ảnh nhiệt UAV và có thể được xử lý bằng kết hợp mô hình AI, xử lý ảnh và phân tích hình học.

1.3.2. Bản chất bất thường nhiệt và ảnh hưởng đến hệ thống PV

Hotspot là một trong những hiện tượng quan trọng trong kiểm tra nhiệt PV. Hiện tượng này thường xuất hiện khi một cell hoặc một vùng nhỏ trên tấm pin có nhiệt độ cao hơn đáng kể so với các vùng lân cận. Nguyên nhân có thể đến từ che bóng cục bộ, lỗi vật liệu, suy giảm cell, vết nứt ảnh hưởng đến dòng điện hoặc sự không đồng đều trong hoạt động của các cell.

Khi một cell bị suy giảm hoặc bị che khuất, dòng điện trong chuỗi cell có thể bị mất cân bằng. Trong một số trường hợp, vùng cell bất thường không còn hoạt động như phần tử phát điện hiệu quả mà trở thành nơi tiêu tán năng lượng dưới dạng nhiệt. Điều này tạo ra điểm nóng cục bộ trên ảnh nhiệt. Nếu hiện tượng kéo dài, hotspot có thể làm suy giảm vật liệu đóng gói, ảnh hưởng đến tuổi thọ module và làm giảm hiệu suất phát điện.

Bên cạnh hotspot, crack cũng có thể tạo ra biểu hiện nhiệt nếu vết nứt làm gián đoạn hoặc thay đổi đường dẫn dòng điện trong cell. Tuy nhiên, không phải mọi vết nứt đều có thể phát hiện rõ bằng ảnh nhiệt. Các microcrack giai đoạn sớm, chưa tạo ra bất thường nhiệt đáng kể, thường cần các kỹ thuật kiểm tra khác như electroluminescence hoặc đo đặc tuyến điện để xác nhận. Vì vậy, trong đề tài này, crack được xét trong phạm vi các trường hợp có biểu hiện rõ trên ảnh nhiệt.

Shading và soiling cũng có thể tạo ra vùng bất thường trên ảnh nhiệt. Shading là hiện tượng một phần tấm pin bị che bởi vật cản, cây cối, công trình, dây dẫn hoặc bụi bẩn. Soiling là hiện tượng bề mặt panel bị bám bụi hoặc chất bẩn, làm giảm lượng bức xạ đến cell. Hai hiện tượng này có thể làm thay đổi phân bố nhiệt và trong một số điều kiện soiling có thể tạo biểu hiện gần giống hotspot. Do đó, việc phân biệt hotspot thật với soiling là một yêu cầu quan trọng trong hệ thống phân tích ảnh nhiệt.

1.3.3. Hạn chế của kiểm tra truyền thống và lợi thế của drone ảnh nhiệt

Trước khi drone được sử dụng rộng rãi, việc kiểm tra hệ thống PV thường dựa trên các phương pháp như quan sát trực tiếp, camera nhiệt cầm tay hoặc đo đặc tuyến dòng – áp. Các phương pháp này có giá trị trong việc đánh giá hệ thống, nhưng gặp hạn chế khi áp dụng cho nhà máy điện mặt trời quy mô lớn. Việc kiểm tra từng khu vực bằng thiết bị cầm tay tốn nhiều thời gian, khó bao phủ toàn bộ hệ thống và phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm của kỹ sư.

Drone gắn camera hồng ngoại giúp cải thiện đáng kể quá trình thu thập dữ liệu. Thiết bị có thể bay quét trên khu vực rộng, ghi nhận ảnh nhiệt và ảnh quang học của nhiều tấm pin trong thời gian ngắn. Phương pháp này phù hợp với các hệ thống PV có quy mô lớn, giúp giảm thời gian khảo sát và tạo ra dữ liệu đầu vào phục vụ phân tích tự động.

Tuy nhiên, khối lượng dữ liệu lớn sau mỗi đợt bay khiến giai đoạn hậu xử lý trở thành điểm nghẽn nếu vẫn phụ thuộc vào phân tích thủ công. Vì vậy, cần có một pipeline phân tích tự động để chuyển ảnh nhiệt thành thông tin phục vụ O&M.

Bảng 1.1 So sánh kiểm tra thủ công và kiểm tra bằng drone ảnh nhiệt

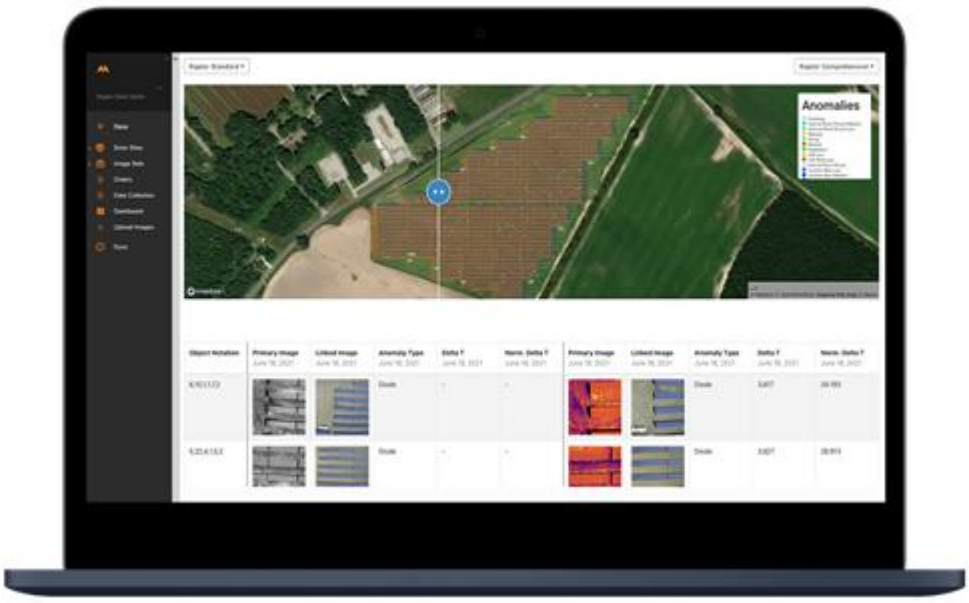
Tiêu chí	**Kiểm tra thủ công / thiết bị cầm tay**	**Drone ảnh nhiệt kết hợp phần mềm phân tích**
Phạm vi bao phủ	Phụ thuộc vào nhân lực và thời gian khảo sát	Có thể bao phủ khu vực rộng trong thời gian ngắn
Khối lượng dữ liệu	Ít hơn, nhưng khó chuẩn hóa	Lớn, cần hệ thống xử lý tự động
Khả năng định vị lỗi	Phụ thuộc vào ghi chú hiện trường	Có thể kết hợp ảnh, metadata và bản đồ dự án
Tính nhất quán khi đánh giá	Phụ thuộc kinh nghiệm kỹ sư	Có thể chuẩn hóa bằng thuật toán và quy trình phân tích
Hạn chế chính	Tốn thời gian, khó mở rộng	Cần phần mềm hậu xử lý và kiểm chứng kết quả

1.3.4. Khoảng trống công nghệ và nhu cầu xây dựng hệ thống nội bộ

Hiện nay đã có nhiều nền tảng phần mềm thương mại hỗ trợ phân tích dữ liệu ảnh nhiệt từ drone trong kiểm tra PV, một số nền tảng thương mại tiêu biểu trong lĩnh vực này có thể kể đến như Raptor Maps, Sitemark, DroneDeploy hoặc DJI Terra. Các nền tảng này thường cung cấp các chức năng như phát hiện lỗi bằng AI, trực quan hóa vị trí lỗi trên bản đồ, quản lý dữ liệu dự án và xuất báo cáo vận hành. Tuy nhiên, việc sử dụng các nền tảng thương mại cũng tồn tại một số hạn chế đối với doanh nghiệp nội địa.

1) Chi phí vận hành. Nhiều nền tảng hoạt động theo mô hình thuê bao hoặc tính phí theo quy mô dự án, dẫn đến chi phí dài hạn lớn khi áp dụng cho nhiều nhà máy.
2) Vấn đề dữ liệu. Dữ liệu ảnh nhiệt, tọa độ, layout dự án và tình trạng vận hành của nhà máy có thể là dữ liệu nhạy cảm, cần được kiểm soát bởi doanh nghiệp.
3) Khả năng tùy biến. Các nền tảng thương mại thường là hệ thống đóng, khó can thiệp vào thuật toán để phù hợp với điều kiện ảnh, loại camera, loại panel hoặc yêu cầu báo cáo của từng dự án.

Vì vậy, việc xây dựng một hệ thống phần mềm nội bộ có khả năng phân tích ảnh nhiệt, định vị lỗi, quản lý dữ liệu và xuất báo cáo là hướng tiếp cận phù hợp. Hệ thống nội bộ giúp doanh nghiệp chủ động hơn trong kiểm soát dữ liệu, tùy biến thuật toán, tích hợp với hệ thống quản lý hiện có và giảm phụ thuộc vào dịch vụ bên ngoài.



Hình 1.2 Giao diện phần mềm thương mại trong kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt của Raptor Maps (enterprise.dji.com)

1.4. Tổng quan giải pháp đề xuất trong đề tài

Đề tài hướng đến xây dựng một hệ thống phần mềm hỗ trợ phân tích ảnh nhiệt tấm pin quang điện thu thập bằng drone. Hệ thống bao gồm các thành phần chính: tiếp nhận dữ liệu ảnh, phát hiện lỗi bằng mô hình AI, tái dựng hình học panel, ánh xạ lỗi vào đúng panel, lưu trữ dữ liệu, trực quan hóa kết quả trên giao diện WebGIS/Dashboard và xuất báo cáo phục vụ công tác bảo trì.

Về phát hiện lỗi, hệ thống sử dụng mô hình YOLO để nhận diện các vùng bất thường trong ảnh nhiệt. Các nhóm lỗi chính gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Mô hình AI đóng vai trò phát hiện sơ bộ vị trí và loại bất thường trên ảnh.

Về định vị panel, hệ thống không phụ thuộc hoàn toàn vào polygon hoặc bounding box do YOLO trả về. Thay vào đó, Geometry Engine được sử dụng để tái dựng hình học tấm pin dựa trên các đặc trưng hình học và cấu trúc nhiệt trong ảnh. Việc định vị panel được thực hiện thông qua các đường biên, rãnh phân cách và lưới panel, từ đó tạo ra polygon panel ổn định hơn cho quá trình hiển thị và tính toán.

Về ánh xạ lỗi vào panel, hệ thống sử dụng quan hệ không gian giữa vùng lỗi và polygon của từng tấm pin. Kết quả phát hiện lỗi không chỉ cho biết ảnh nào có lỗi, mà còn xác định lỗi thuộc tấm pin nào. Đây là cơ sở để hiển thị lỗi trên giao diện quản lý, gắn mã panel, hỗ trợ kỹ sư tìm kiếm vị trí ngoài thực địa và sinh báo cáo.

Về phân loại mức độ hư hỏng, trong phạm vi đồ án, hệ thống tiếp cận theo hướng đánh giá sơ bộ dựa trên loại lỗi, diện tích vùng bất thường và tương phản nhiệt tương đối. Do dữ liệu đầu vào không phải lúc nào cũng là ảnh radiometric đầy đủ, đề tài không khẳng định đo được nhiệt độ tuyệt đối của từng điểm ảnh. Thay vào đó, hệ thống sử dụng các đặc trưng tương đối trên ảnh nhiệt để hỗ trợ phân nhóm mức độ ưu tiên xử lý. Việc xác định chính xác tổn thất công suất hoặc tác động kinh tế chi tiết được xem là hướng phát triển khi có thêm dữ liệu đo điện hoặc dữ liệu vận hành thực tế.

1.5. Mục tiêu, phạm vi và đóng góp của đề tài

1.5.1. Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu tổng quát của đề tài là nghiên cứu, thiết kế, tích hợp và triển khai một hệ thống hỗ trợ phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện sử dụng dữ liệu ảnh nhiệt thu thập bằng drone gắn camera hồng ngoại.

Các mục tiêu cụ thể gồm:

1) Xây dựng pipeline xử lý dữ liệu ảnh nhiệt UAV cho bài toán kiểm tra PV panel. Pipeline cần có khả năng tiếp nhận ảnh đầu vào, xử lý ảnh, phát hiện bất thường, định vị panel và tạo dữ liệu đầu ra phục vụ trực quan hóa.
2) Ứng dụng mô hình AI trong phát hiện các nhóm lỗi chính trên ảnh nhiệt, bao gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Trong đó, hotspot là nhóm trọng tâm do có biểu hiện nhiệt rõ và liên quan trực tiếp đến hiệu suất cũng như an toàn vận hành.
3) Xây dựng Geometry Engine nhằm tái dựng hình học tấm pin từ ảnh nhiệt. Mục tiêu của thành phần này là giảm phụ thuộc vào polygon thô từ mô hình AI, đồng thời tạo ra polygon panel ổn định hơn để phục vụ hiển thị, tính toán diện tích và ánh xạ lỗi.
4) Xây dựng cơ chế mapping lỗi vào tấm pin cụ thể thông qua quan hệ không gian giữa vùng lỗi và polygon panel. Kết quả cần trả lời được câu hỏi lỗi nào thuộc panel nào, từ đó hỗ trợ kỹ sư hiện trường xác định vị trí cần kiểm tra hoặc bảo trì.
5) Xây dựng phần mềm giám sát dạng WebGIS/Dashboard, có khả năng lưu trữ dữ liệu dự án, hiển thị ảnh phân tích, quản lý danh sách lỗi, thống kê kết quả và hỗ trợ xuất báo cáo.

Các kết quả thực nghiệm sẽ được đánh giá thông qua khả năng phát hiện lỗi, khả năng định vị panel, khả năng ánh xạ lỗi vào đúng panel và mức độ hỗ trợ quy trình lập báo cáo bảo trì.

1.5.2. Phạm vi và giới hạn đề tài

Trong phạm vi đồ án, đề tài tập trung vào giải pháp phần mềm phục vụ phân tích dữ liệu ảnh nhiệt. Các nội dung liên quan đến điều khiển drone bay trực tiếp, thiết kế phần cứng camera, tích hợp biến tần hoặc kết nối trực tiếp với hệ thống SCADA không thuộc phạm vi chính của đồ án.

Dữ liệu đầu vào của hệ thống là các ảnh nhiệt hoặc ảnh giả màu nhiệt được thu thập từ drone hoặc từ dataset có sẵn. Trong trường hợp ảnh không phải dữ liệu radiometric đầy đủ, hệ thống không sử dụng nhiệt độ tuyệt đối làm cơ sở đánh giá chính. Thay vào đó, các đặc trưng ảnh và tương phản nhiệt tương đối được dùng để hỗ trợ phát hiện và phân loại mức độ ưu tiên.

Về phạm vi lỗi, hệ thống tập trung vào bốn nhóm chính: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Soiling được đề cập như một hiện tượng ngoại cảnh có thể tạo biểu hiện tương tự hotspot nhẹ, nhưng không phải nhóm lỗi trọng tâm. Các lỗi như PID, delamination, corrosion, connector failure, wiring fault, bypass diode failure hoặc string outage là các dạng hư hỏng quan trọng trong hệ thống PV, nhưng không được chọn làm nhóm phát hiện chính trong đề tài này do cần thêm dữ liệu đo điện, ảnh radiometric, ảnh EL hoặc dữ liệu vận hành chuỗi để xác nhận chính xác.

Về phân loại mức độ hư hỏng, hệ thống chỉ thực hiện đánh giá sơ bộ dựa trên đặc trưng hình ảnh, loại lỗi, vùng ảnh hưởng và tương phản nhiệt tương đối. Việc ước lượng chính xác tổn thất công suất hoặc tổn thất doanh thu cần có thêm dữ liệu thực nghiệm như công suất đo được, đặc tuyến I–V, thông số chuỗi hoặc dữ liệu vận hành theo thời gian, nên được xem là hướng phát triển tiếp theo.

1.5.3. Đóng góp chính của đề tài

Đóng góp chính của đề tài nằm ở việc xây dựng một hệ thống xử lý hoàn chỉnh cho dữ liệu ảnh nhiệt UAV trong bài toán kiểm tra PV panel, trong đó kết quả phát hiện lỗi được chuyển hóa thành thông tin có thể sử dụng trong vận hành và bảo trì.

1) Đề tài kết hợp mô hình AI phát hiện bất thường với thuật toán định vị panel, giúp hệ thống không chỉ phát hiện vùng lỗi trên ảnh mà còn xác định lỗi thuộc tấm pin nào.
2) Đề tài sử dụng hướng tiếp cận tách biệt giữa phát hiện lỗi và tái dựng hình học panel. YOLO đóng vai trò phát hiện sơ bộ, trong khi Geometry Engine được sử dụng để xác định hình học tấm pin phục vụ hiển thị, tính toán và mapping. Đây là điểm khác biệt quan trọng so với cách tiếp cận chỉ dựa vào bounding box hoặc polygon trực tiếp từ mô hình AI.
3) Đề tài tích hợp kết quả phân tích vào phần mềm giám sát, cho phép quản lý dữ liệu kiểm tra, trực quan hóa lỗi, thống kê kết quả và hỗ trợ xuất báo cáo. Nhờ đó, hệ thống hướng đến tính ứng dụng trong quy trình O&M thay vì chỉ dừng lại ở mô hình phát hiện lỗi độc lập.

1.6. Nội dung thực hiện

Để đạt được các mục tiêu trên, đồ án thực hiện các nội dung chính sau:

1) Nghiên cứu tổng quan về hệ thống điện mặt trời, các dạng bất thường trên PV panel và phương pháp kiểm tra bằng ảnh nhiệt UAV.
2) Khảo sát các công nghệ liên quan gồm ảnh nhiệt hồng ngoại, drone inspection, trí tuệ nhân tạo trong xử lý ảnh, YOLO segmentation, xử lý ảnh bằng OpenCV, tái dựng hình học panel và GIS Mapping.
3) Xây dựng mô hình phát hiện lỗi trên ảnh nhiệt với các nhóm lỗi chính: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading.
4) Phát triển Geometry Engine để xác định hình học tấm pin và tạo panel polygon phục vụ hiển thị, tính toán và mapping.
5) Xây dựng cơ chế ánh xạ lỗi vào tấm pin dựa trên quan hệ không gian giữa vùng lỗi và vùng panel.
6) Thiết kế backend, cơ sở dữ liệu và API phục vụ lưu trữ, xử lý và truy xuất dữ liệu kiểm tra.
7) Xây dựng frontend WebGIS/Dashboard để hiển thị ảnh, panel, lỗi, thống kê và báo cáo.
8) Thực nghiệm hệ thống trên tập dữ liệu ảnh nhiệt và đánh giá kết quả theo các tiêu chí phát hiện lỗi, định vị panel, ánh xạ lỗi vào panel và khả năng sử dụng trong quy trình O&M.

1.7. Bố cục báo cáo

Báo cáo được tổ chức thành các chương chính như sau:

- Chương 1 trình bày tổng quan đề tài, bối cảnh thực hiện, bài toán thực tế trong vận hành và bảo trì hệ thống điện mặt trời, tính cấp thiết, mục tiêu, phạm vi và đóng góp chính của đề tài.
- Chương 2 trình bày cơ sở lý thuyết liên quan đến hệ thống điện mặt trời, các dạng lỗi và bất thường trên PV panel, công nghệ ảnh nhiệt, drone inspection, trí tuệ nhân tạo trong xử lý ảnh, YOLO segmentation, xử lý ảnh, tái dựng hình học panel và GIS Mapping.
- Chương 3 trình bày phân tích và thiết kế hệ thống, bao gồm yêu cầu chức năng, yêu cầu phi chức năng, kiến trúc tổng thể, thiết kế cơ sở dữ liệu, thiết kế backend, frontend và luồng xử lý dữ liệu.

- Chương 4 trình bày quá trình xây dựng và tích hợp hệ thống, bao gồm dữ liệu, tiền xử lý, mô hình AI, Geometry Engine, fault-to-panel mapping, backend, frontend, database và report.
- Chương 5 trình bày thực nghiệm và đánh giá hệ thống, bao gồm kết quả huấn luyện mô hình, kết quả nhận diện lỗi, định vị panel, ánh xạ lỗi, dashboard/report và hiệu năng xử lý.
- Chương 6 trình bày kết luận, hạn chế và hướng phát triển.

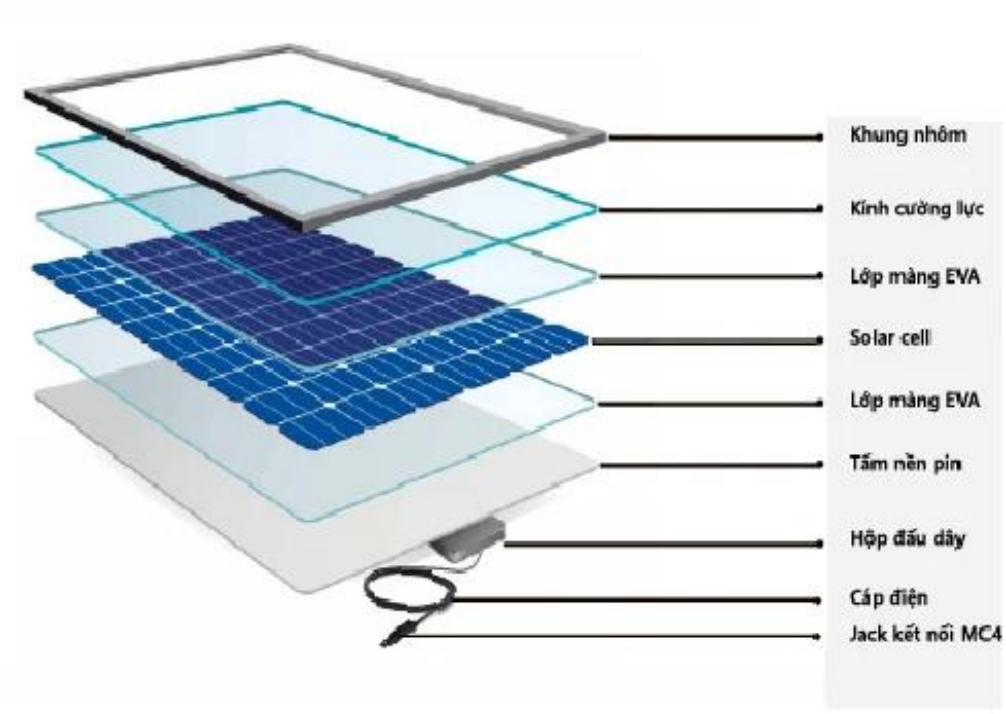
CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Tổng quan hệ thống điện mặt trời

2.1.1. Cấu tạo và nguyên lý hoạt động của PV panel

Tấm pin quang điện, hay PV panel, là thiết bị có khả năng chuyển đổi trực tiếp năng lượng bức xạ mặt trời thành điện năng một chiều thông qua hiệu ứng quang điện. Thành phần cơ bản của tấm pin là các tế bào quang điện, thường được chế tạo từ vật liệu bán dẫn silicon. Nhiều tế bào quang điện được ghép nối với nhau để tạo thành một module có công suất điện phù hợp với yêu cầu sử dụng.

Về cấu tạo, một PV panel thường gồm nhiều lớp vật liệu được sắp xếp theo cấu trúc nhiều lớp. Phía ngoài cùng là khung nhôm có nhiệm vụ tạo độ cứng cơ học và hỗ trợ lắp đặt. Mặt trước của tấm pin là lớp kính cường lực có độ truyền sáng cao, giúp ánh sáng đi qua và bảo vệ các tế bào quang điện khỏi tác động cơ học từ môi trường. Bên dưới lớp kính là lớp màng EVA dùng để cố định các cell, chống ẩm và giảm tác động từ môi trường. Lớp tế bào quang điện là thành phần chính thực hiện quá trình chuyển đổi quang năng thành điện năng. Phía sau là tấm nền backsheet có chức năng cách điện, chống ẩm và bảo vệ các thành phần bên trong. Hộp đấu dây được đặt ở mặt sau module, là nơi tập trung đầu ra điện và chứa các diode bảo vệ.



Hình 2.1 Cấu tạo cơ bản của tấm pin quang điện (sepower.vn)

Nguyên lý hoạt động của PV panel dựa trên hiệu ứng quang điện trong lớp tiếp giáp bán dẫn P–N. Khi photon trong ánh sáng mặt trời chiếu vào tế bào quang điện, năng lượng của photon có thể kích thích electron trong vật liệu bán dẫn và tạo ra các hạt mang điện tự do. Điện trường nội tại tại lớp tiếp giáp P–N sẽ tách các hạt mang điện này theo hai hướng khác nhau, tạo nên dòng điện một chiều. Dòng điện được thu thập qua các đường dẫn kim loại trên bề mặt cell, sau đó đi qua hộp đấu dây và được đưa đến các thiết bị điện tử công suất như inverter để chuyển đổi sang dòng điện xoay chiều phục vụ phụ tải hoặc hòa lưới.

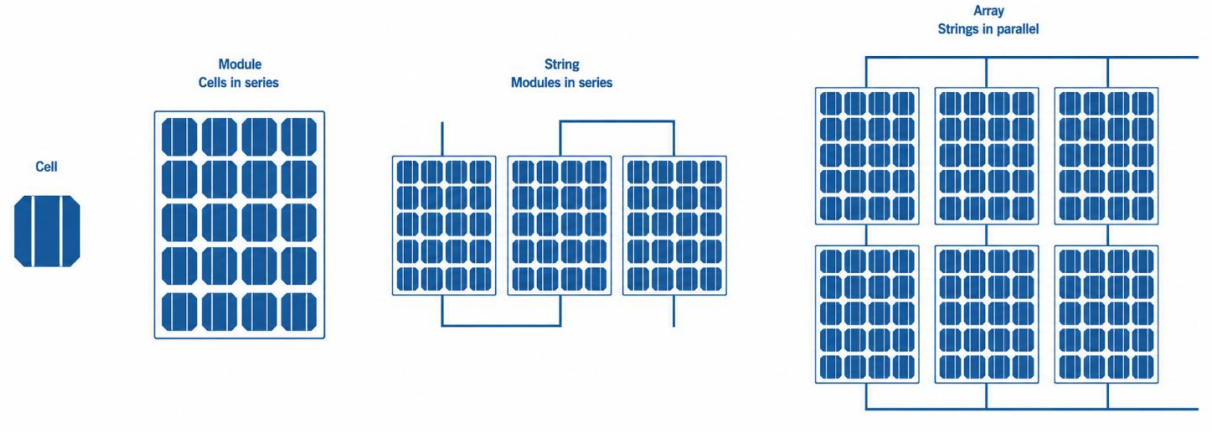
Trong một hệ thống điện mặt trời thực tế, nhiều PV panel được kết nối nối tiếp thành chuỗi để tạo ra điện áp phù hợp. Nhiều chuỗi có thể được kết nối song song để tăng dòng điện và công suất. Do đó, lỗi xảy ra tại một cell hoặc một panel riêng lẻ có thể ảnh hưởng đến hiệu suất của cả chuỗi hoặc một phần hệ thống.

2.1.2. Mối quan hệ giữa cell, module, string và array

Một hệ thống điện mặt trời có cấu trúc phân cấp. Cấp nhỏ nhất là cell quang điện. Nhiều cell được ghép lại thành module hay PV panel. Nhiều module được mắc nối tiếp thành string. Nhiều string được kết nối song song để tạo thành array. Cách mắc nối tiếp và song song này giúp hệ thống đạt được mức điện áp, dòng điện và công suất theo yêu cầu thiết kế.

Đặc điểm quan trọng của hệ thống PV là các cell trong cùng một chuỗi nối tiếp phải dẫn cùng một dòng điện. Khi một cell bị che bóng, nứt, suy giảm hoặc hoạt động kém hơn các cell còn lại, dòng điện của toàn chuỗi có thể bị giới hạn. Trong một số trường hợp, cell bất thường có thể rơi vào trạng thái phân cực ngược và tiêu tán năng lượng dưới dạng nhiệt. Đây là một trong những cơ chế hình thành hotspot trên bề mặt module.

Vì vậy, việc phát hiện sớm các bất thường trên từng cell, từng vùng cell hoặc từng tấm pin có ý nghĩa quan trọng đối với công tác vận hành và bảo trì. Đối với nhà máy điện mặt trời quy mô lớn, yêu cầu không chỉ là xác định có lỗi hay không, mà còn cần xác định lỗi nằm ở tấm pin nào, vị trí nào và thuộc nhóm bất thường nào.



Hình 2.2 Cấu trúc phân cấp cell – module – string – array trong hệ thống PV

2.2. Các dạng bất thường trên PV panel trong phạm vi đề tài

2.2.1. Tổng quan các bất thường có thể quan sát trên ảnh nhiệt

Trong quá trình vận hành ngoài trời, PV panel có thể xuất hiện nhiều dạng lỗi hoặc bất thường khác nhau. Một số lỗi bắt nguồn từ bản thân vật liệu và cấu trúc module, chẳng hạn crack, delamination, corrosion, PID hoặc lỗi diode. Một số bất thường khác đến từ điều kiện môi trường và vận hành, chẳng hạn shading, soiling, mismatch hoặc module bị ngắt kết nối. Không phải tất cả các lỗi này đều có thể được xác định chắc chắn chỉ bằng ảnh nhiệt. Tuy nhiên, nhiều lỗi có thể tạo ra dấu hiệu nhiệt bất thường trên bề mặt module, từ đó hỗ trợ quá trình phát hiện và khoanh vùng bằng camera hồng ngoại.

Trong kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt, các bất thường thường được nhận diện thông qua sự phân bố nhiệt không đồng đều. Vùng có nhiệt độ cao bất thường so với các vùng lân cận có thể là hotspot, vùng cell suy giảm, vùng bị che bóng gây phân cực ngược hoặc khu vực có điện trở tiếp xúc cao. Ngược lại, một số module hoặc vùng module có nhiệt thấp hơn bất thường cũng có thể phản ánh trạng thái không hoạt động hoặc khác biệt vận hành so với các module xung quanh.

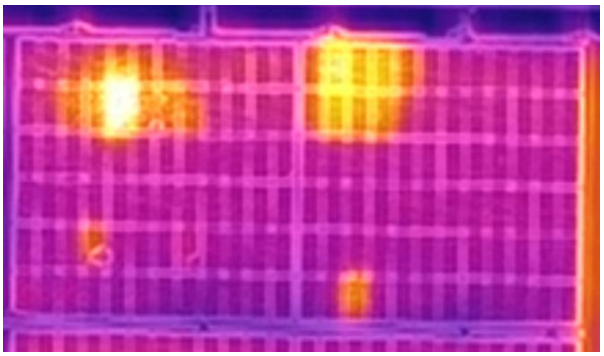
Trong phạm vi đồ án, hệ thống tập trung vào bốn nhóm lỗi hoặc bất thường chính trên ảnh nhiệt gồm: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Soiling được nhắc đến như một hiện tượng ngoại cảnh có thể gây biểu hiện gần giống hotspot nhẹ, nhưng không được chọn làm nhóm lỗi chính của mô hình.

Bảng 2.1 Tổng quan một số bất thường PV có thể liên quan đến ảnh nhiệt và phạm vi xử lý của đề tài

Nhóm lỗi/bất thường	**Biểu hiện có thể thấy trên ảnh nhiệt**	**Phạm vi trong đề tài**
Hotspot single cell	Một điểm nóng cục bộ tại một cell hoặc một phần cell	Lỗi chính
Hotspot multi cell	Cụm nhiều cell hoặc vùng lớn có nhiệt độ bất thường	Lỗi chính
Crack	Có thể tạo vùng nhiệt không đồng đều	Lỗi chính, trong giới hạn ảnh nhiệt
Shading	Vùng bị che gây phân bố nhiệt bất thường, làm nhiệt độ tấm pin bị chênh lệch rõ rệt	Lỗi chính
Soiling	Bụi bẩn gây che sáng cục bộ, đôi khi tạo biểu hiện gần giống hotspot	Nhắc bổ sung
Bypass diode failure	Có thể gây bất thường nhiệt theo vùng substring hoặc junction box	Ngoài phạm vi chính
Offline module/string outage	Cả module hoặc string có nhiệt khác biệt so với vùng lân cận	Ngoài phạm vi chính
PID	Có thể gây suy giảm công suất và dấu hiệu nhiệt trong một số điều kiện	Ngoài phạm vi chính
Delamination/corrosion	Có thể liên quan đến suy giảm vật liệu, điểm nóng hoặc bất thường điện	Ngoài phạm vi chính
Wiring/connector fault	Thường biểu hiện tại đầu nối, junction box hoặc dây dẫn	Ngoài phạm vi chính

2.2.2. Hotspot single cell

Hotspot single cell là hiện tượng một cell hoặc một vùng nhỏ trên cell có nhiệt độ cao bất thường so với các cell lân cận. Trên ảnh nhiệt, dạng lỗi này thường xuất hiện dưới dạng một điểm nóng cục bộ, có kích thước nhỏ, tương phản rõ với nền nhiệt của tấm pin. Đây là nhóm lỗi trọng tâm trong đề tài vì có đặc trưng nhiệt rõ ràng và phù hợp với bài toán phát hiện bằng mô hình AI.



Hình 2.3 Một cell nhỏ ở phía trên bên trái tấm pin và một vài cell ở phía trên giữa đang nóng hơn so với các cell còn lại của tấm pin – Hotspot single cell

Nguyên nhân của hotspot single cell thường liên quan đến sự mất cân bằng dòng điện trong chuỗi cell nối tiếp. Khi một cell bị che bóng, suy giảm, nứt hoặc có đặc tính điện khác biệt so với các cell còn lại, cell đó có thể không còn tạo ra dòng điện hiệu quả mà trở thành vùng tiêu tán năng lượng. Năng lượng điện bị tiêu tán dưới dạng nhiệt làm nhiệt độ tại khu vực đó tăng cao và hình thành điểm nóng.

Hotspot single cell có thể làm giảm hiệu suất phát điện của module và trong trường hợp kéo dài có thể gây suy giảm vật liệu đóng gói, làm hỏng cell hoặc tạo rủi ro an toàn. Trong hệ thống kiểm tra bằng ảnh nhiệt UAV, việc phát hiện hotspot single cell giúp kỹ sư vận hành xác định sớm những vị trí cần kiểm tra lại hoặc ưu tiên xử lý.

Soiling là hiện tượng bụi bẩn, phân chim, lá cây, cặn khoáng hoặc các tạp chất môi trường bám trên bề mặt tấm pin. Soiling có thể làm giảm lượng ánh sáng đi vào cell và tạo hiệu ứng tương tự che bóng cục bộ. Khi bám bẩn phân bố không đồng đều, một số vùng cell nhận ít bức xạ hơn các vùng khác, dẫn đến suy giảm công suất và trong một số trường hợp có thể tạo vùng nhiệt bất thường.

Trong phạm vi đồ án, soiling không được chọn làm lớp lỗi chính, nhưng được nhắc đến vì có quan hệ gần với hotspot trên ảnh nhiệt. Về mặt nhận dạng, một vùng soiling nặng có thể tạo biểu hiện giống hotspot nhẹ. Vì vậy, khi phân tích ảnh nhiệt, cần

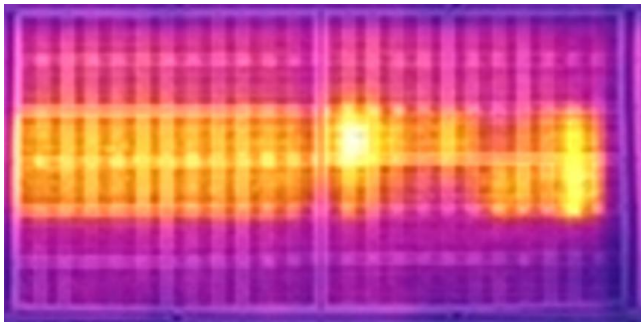
xem soiling như một yếu tố gây nhiễu hoặc hiện tượng cần kiểm chứng thêm, thay vì luôn xem là hư hỏng vĩnh viễn của module.

2.2.3. Hotspot multi cell

Hotspot multi cell là hiện tượng nhiều cell hoặc một cụm cell trên cùng tấm pin xuất hiện nhiệt độ bất thường. So với hotspot single cell, vùng ảnh hưởng của hotspot multi cell thường lớn hơn và có thể phản ánh mức độ bất thường nghiêm trọng hơn. Trên ảnh nhiệt, lỗi này có thể xuất hiện dưới dạng một vùng nóng kéo dài, một cụm điểm nóng hoặc nhiều cell có nền nhiệt cao hơn đáng kể so với các vùng còn lại.

Nguyên nhân của hotspot multi cell có thể liên quan đến che bóng diện rộng, soiling không đồng đều, hư hỏng vật lý ảnh hưởng đến nhiều cell, lỗi liên kết điện hoặc các vấn đề làm một vùng trong module hoạt động không đồng đều. Do vùng ảnh hưởng lớn, hotspot multi cell thường cần được đánh giá kỹ hơn về mức độ ưu tiên bảo trì.

Trong phạm vi đề tài, hotspot multi cell được tách thành một nhóm riêng với hotspot single cell nhằm giúp mô hình phân biệt giữa bất thường cục bộ nhỏ và bất thường lan rộng trên nhiều cell. Việc phân tách này cũng hỗ trợ quá trình đánh giá mức độ hư hỏng, vì vùng ảnh hưởng lớn thường có khả năng gây tác động mạnh hơn đến hiệu suất module.



Hình 2.4 Các cell ở giữa tấm pin kéo dài từ trái sang phải liên tiếp nhau chiếm diện tích khoảng 1/3 tấm pin đang nóng hơn phần còn lại – Hotspot multi cell

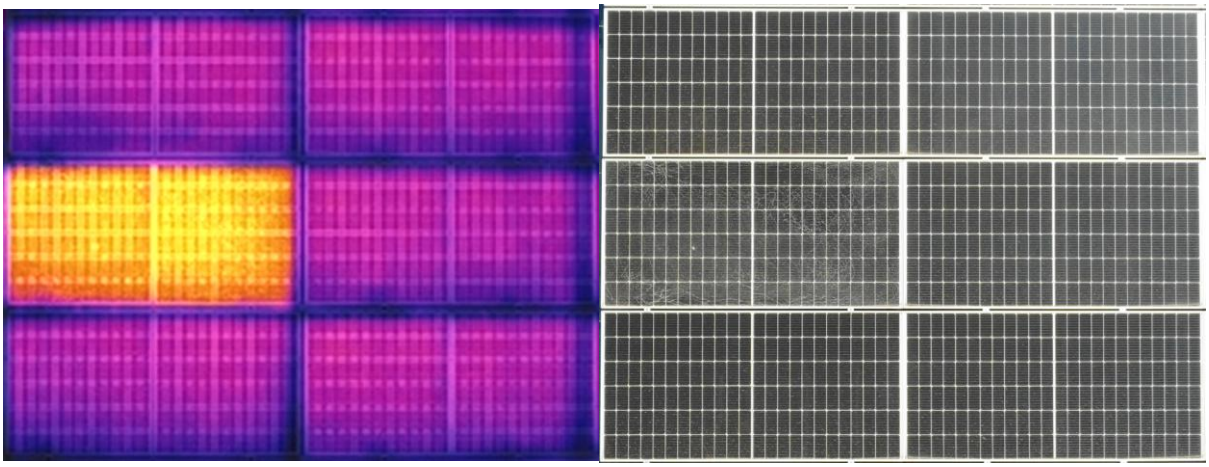
2.2.4. Crack và biểu hiện nhiệt trên ảnh hồng ngoại

Crack là hiện tượng cell quang điện xuất hiện vết nứt do tác động cơ học, ứng suất nhiệt, quá trình vận chuyển, lắp đặt hoặc lão hóa trong quá trình vận hành. Các vết nứt có thể rất nhỏ và không thể quan sát trực tiếp bằng mắt thường. Trong nhiều trường hợp, kỹ thuật electroluminescence là phương pháp phù hợp hơn để phát hiện microcrack

vì ảnh EL có thể cho thấy các vùng cell bị mất hoạt tính hoặc đứt gãy đường dẫn dòng điện.

Tuy nhiên, crack vẫn có thể được xem xét trong bài toán ảnh nhiệt khi vết nứt gây ra biểu hiện nhiệt rõ ràng. Nếu vết nứt làm thay đổi đường dẫn dòng điện, cô lập một phần cell hoặc tạo sự phân bố dòng điện không đồng đều, vùng bị ảnh hưởng có thể nóng lên và xuất hiện trên ảnh nhiệt dưới dạng hotspot hoặc vùng nhiệt không đồng nhất. Vì vậy, trong phạm vi đề tài, crack được hiểu là các trường hợp vết nứt hoặc hư hỏng có biểu hiện đủ rõ trên ảnh nhiệt UAV để mô hình có thể học và nhận diện.

Cần lưu ý rằng không phải mọi microcrack đều có thể được phát hiện bằng ảnh nhiệt. Các vết nứt nhỏ, chưa ảnh hưởng đáng kể đến hoạt động điện của cell, có thể không tạo ra dấu hiệu nhiệt rõ ràng. Do đó, hệ thống không khẳng định phát hiện toàn bộ microcrack trong mọi điều kiện, mà chỉ tập trung vào các trường hợp crack có dấu hiệu nhiệt hoặc hình thái ảnh phù hợp với dữ liệu huấn luyện.



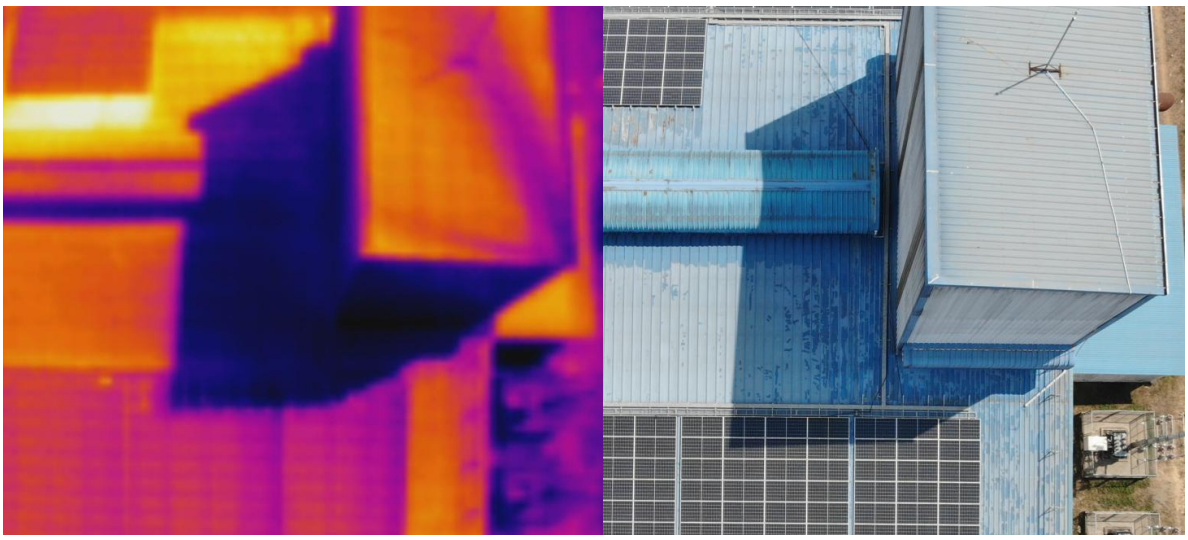
Hình 2.5 Nhìn bên ảnh nhiệt có một tấm pin đang nóng hơn so với các tấm pin còn lại, đối chiếu qua ảnh RGB thì thấy tấm pin có nhiều vết nứt – Crack

2.2.5. Shading

Shading là hiện tượng một phần tấm pin bị che khuất khỏi ánh sáng mặt trời bởi vật cản bên ngoài như cây cối, công trình, dây dẫn, ống thông gió, bụi bẩn hoặc các vật thể khác.

Trên ảnh nhiệt, shading có thể tạo ra các vùng phân bố nhiệt khác biệt so với phần còn lại của tấm pin. Do đó, shading được đưa vào nhóm lỗi/bất thường chính của đề tài nhằm hỗ trợ mô hình nhận diện và phân loại các trường hợp che bóng trên ảnh nhiệt. Trong đồ án, shading thuộc trường hợp tấm pin bị che khuất bởi các vật thể cao

hơn theo hướng chiếu sáng của mặt trời trong ngày nên chưa đủ thời gian gây ra phát sinh nhiệt lớn.



Hình 2.6 Tại thời điểm nào đó trong ngày thì các tấm pin sẽ bị các vật thể khác cao hơn để lại phần bóng lên trên mặt tấm pin - Shading

2.2.6. Các lỗi ngoài phạm vi phát hiện chính

Ngoài bốn nhóm lỗi chính, hệ thống PV còn có nhiều dạng hư hỏng khác như bypass diode failure, PID, delamination, corrosion, connector failure, wiring fault, grid failure hoặc mismatch. Đây đều là các nhóm lỗi quan trọng trong vận hành hệ thống điện mặt trời. Tuy nhiên, việc xác định chính xác các lỗi này thường cần thêm thông tin ngoài ảnh nhiệt, chẳng hạn dữ liệu đo điện, đặc tuyến I–V, dữ liệu SCADA, ảnh EL, ảnh RGB chất lượng cao, metadata vận hành hoặc kiểm tra trực tiếp tại hiện trường.

Vì vậy, trong phạm vi đề tài, các lỗi này được trình bày ở mức tổng quan để làm rõ bối cảnh kỹ thuật, không phải nhóm nhãn chính của mô hình AI. Cách giới hạn phạm vi như vậy giúp hệ thống tập trung vào các bất thường có biểu hiện rõ trên ảnh nhiệt UAV và phù hợp với dữ liệu huấn luyện hiện có.

2.3. Công nghệ ảnh nhiệt hồng ngoại trong kiểm tra PV

2.3.1. Nguyên lý ảnh nhiệt hồng ngoại

Ảnh nhiệt hồng ngoại là kỹ thuật ghi nhận bức xạ hồng ngoại phát ra từ bề mặt vật thể và chuyển đổi thành hình ảnh thể hiện phân bố nhiệt. Mọi vật thể có nhiệt độ lớn hơn không tuyệt đối đều phát ra bức xạ hồng ngoại. Camera nhiệt thu nhận bức xạ này thông qua cảm biến hồng ngoại và biểu diễn thành ảnh mức xám hoặc ảnh giả màu nhiệt.

Trong kiểm tra PV, ảnh nhiệt có giá trị vì các vùng hoạt động bất thường thường tạo ra sự khác biệt nhiệt độ trên bề mặt module. Các cell bị lỗi, vùng bị che bóng gây phân cực ngược, kết nối có điện trở cao hoặc vùng suy giảm có thể phát nhiệt nhiều hơn vùng bình thường. Nhờ đó, ảnh nhiệt giúp phát hiện các bất thường mà mắt thường khó quan sát được.

Ảnh nhiệt là phương pháp kiểm tra không tiếp xúc và không phá hủy, phù hợp với hệ thống PV đang vận hành. Khi kết hợp với drone, camera nhiệt có thể ghi nhận dữ liệu trên diện tích lớn trong thời gian ngắn, hỗ trợ công tác kiểm tra định kỳ và bảo trì dự đoán.

2.3.2. Ảnh radiometric và ảnh pseudo-thermal

Trong kiểm tra ảnh nhiệt, cần phân biệt ảnh radiometric và ảnh pseudo-thermal. Ảnh radiometric là ảnh chứa dữ liệu nhiệt có thể quy đổi thành nhiệt độ tuyệt đối tại từng điểm ảnh hoặc từng vùng ảnh, tùy thuộc vào camera, điều kiện đo và thông số hiệu chỉnh. Loại ảnh này cho phép phân tích chênh lệch nhiệt độ theo đơn vị vật lý như độ C, từ đó hỗ trợ đánh giá định lượng theo tiêu chuẩn hoặc quy trình kiểm tra chuyên nghiệp.

Ngược lại, ảnh pseudo-thermal hoặc ảnh nhiệt giả màu chỉ biểu diễn thông tin nhiệt dưới dạng màu sắc hoặc mức sáng tương đối. Ảnh có thể cho thấy vùng nóng, vùng lạnh hoặc tương phản nhiệt, nhưng không nhất thiết chứa dữ liệu nhiệt độ tuyệt đối chính xác. Nếu dữ liệu đầu vào không phải ảnh radiometric đầy đủ, hệ thống không nên khẳng định đo được nhiệt độ tuyệt đối của từng điểm ảnh.

Trong phạm vi đề tài, do dữ liệu đầu vào có thể là ảnh nhiệt giả màu hoặc ảnh không đầy đủ thông tin radiometric, hệ thống tiếp cận bài toán đánh giá bất thường theo hướng tương phản nhiệt tương đối. Thay vì dựa hoàn toàn vào giá trị nhiệt độ tuyệt đối, hệ thống xem xét sự khác biệt cường độ màu/nhiệt giữa vùng lỗi và vùng nền panel, diện tích vùng bất thường, vị trí lỗi và loại lỗi do mô hình AI phát hiện.

Bảng 2.2 So sánh ảnh radiometric và ảnh pseudo-thermal trong phân tích PV

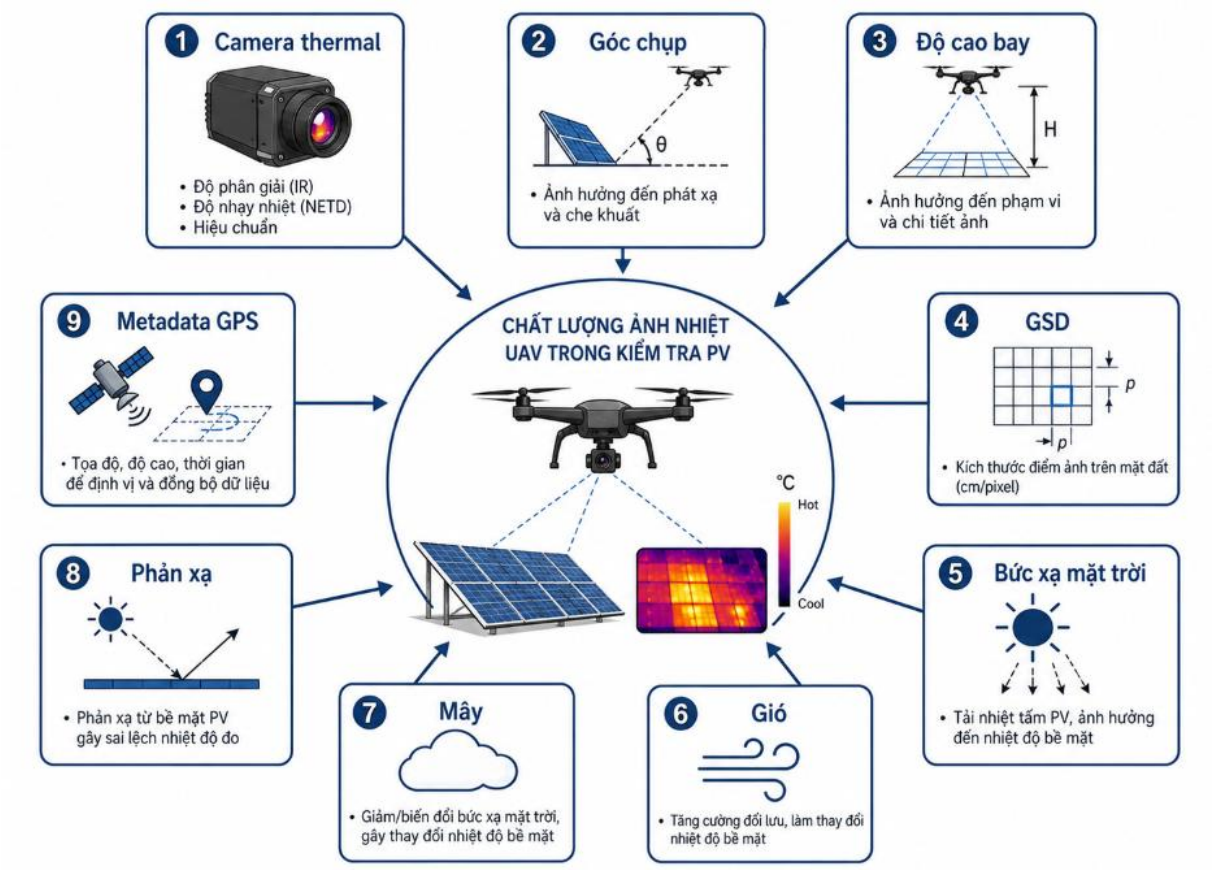
Tiêu chí	**Ảnh radiometric**	**Ảnh pseudo-thermal**
Dữ liệu nhiệt độ	Có thể quy đổi sang nhiệt độ tuyệt đối	Chủ yếu biểu diễn tương đối bằng màu/mức sáng
Khả năng đánh giá ΔT	Phù hợp nếu đủ điều kiện đo	Hạn chế, không nên khẳng định nhiệt độ tuyệt đối
Ứng dụng	Kiểm tra chuyên nghiệp, đánh giá định lượng	Phát hiện bất thường, học máy, phân tích tương phản
Cách dùng trong đề tài	Tham khảo về nguyên lý	Dùng tương phản nhiệt tương đối và đặc trưng ảnh

2.3.3. Điều kiện thu thập ảnh nhiệt bằng UAV

Chất lượng ảnh nhiệt phụ thuộc mạnh vào điều kiện thu thập dữ liệu. Các yếu tố như bức xạ mặt trời, tốc độ gió, độ ẩm, mây che, góc chụp, độ cao bay, độ phân giải mặt đất, độ rung của drone và phản xạ trên bề mặt kính đều có thể ảnh hưởng đến kết quả phân tích.

Trong kiểm tra PV bằng drone ảnh nhiệt, hệ thống PV cần đang trong trạng thái vận hành để các bất thường điện có thể biểu hiện thành bất thường nhiệt. Ảnh cần hạn chế nhòe chuyển động, phản xạ mạnh và sai lệch góc nhìn quá lớn. Nếu ảnh bị nghiêng, méo phối cảnh hoặc thiếu độ phân giải, việc nhận diện cell, panel và lỗi sẽ khó chính xác hơn.

Ngoài ra, dữ liệu đi kèm ảnh cũng có vai trò quan trọng. Metadata như thời gian chụp, tọa độ GPS, độ cao bay, hướng camera và thông số gimbal giúp hỗ trợ định vị ảnh, quản lý dữ liệu và liên kết kết quả phân tích với vị trí thực địa. Trong các hệ thống chuyên nghiệp, ảnh nhiệt và ảnh RGB thường được liên kết với nhau để hỗ trợ xác định nguyên nhân bất thường.



Hình 2.7 Các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng ảnh nhiệt UAV trong kiểm tra PV

2.3.4. Tiền xử lý ảnh nhiệt

Tiền xử lý ảnh là bước chuẩn bị dữ liệu trước khi đưa ảnh vào mô hình AI hoặc thuật toán xử lý ảnh. Đối với ảnh nhiệt UAV, tiền xử lý có thể nhằm giảm nhiễu, chuẩn hóa kích thước, loại bỏ các điểm ảnh bất thường, giữ lại vùng thông tin quan trọng và đảm bảo định dạng đầu vào phù hợp với mô hình.

Trong hệ thống của đề tài, một số thao tác tiền xử lý được sử dụng gồm thay thế điểm ảnh lỗi, lọc nhiễu bằng bilateral filter và resize ảnh theo dạng letterbox về kích thước đầu vào của mô hình. Các bước này giúp ảnh đầu vào ổn định hơn, giảm ảnh hưởng của nhiễu và giữ nguyên tỷ lệ hình học ở mức phù hợp trước khi suy luận bằng mô hình AI.

Cần lưu ý rằng tiền xử lý không nên làm thay đổi đặc trưng nhiệt quan trọng của ảnh. Các thao tác tăng tương phản quá mạnh hoặc chuyển đổi bảng màu không kiểm soát có thể làm mô hình nhận diện sai hoặc làm mất ý nghĩa tương đối giữa vùng nóng và vùng nền. Vì vậy, tiền xử lý cần được thiết kế phù hợp với dữ liệu huấn luyện và quy trình suy luận thực tế.

2.4. Drone trong kiểm tra điện mặt trời

2.4.1. Vai trò của drone trong kiểm tra PV

Drone là thiết bị bay không người lái có khả năng mang camera RGB và camera hồng ngoại để thu thập dữ liệu từ trên cao. Trong kiểm tra điện mặt trời, drone giúp khảo sát nhanh các khu vực rộng, giảm nhu cầu tiếp cận trực tiếp từng dãy pin và phù hợp với cả nhà máy mặt đất lẫn hệ thống áp mái khó tiếp cận.

So với phương pháp kiểm tra bằng camera nhiệt cầm tay, drone có ưu điểm về tốc độ bao phủ và khả năng thu thập dữ liệu trên diện rộng. Thiết bị có thể bay theo tuyến định sẵn, ghi nhận ảnh nhiệt của nhiều module trong thời gian ngắn và tạo dữ liệu đầu vào cho các thuật toán phân tích tự động.

Tuy nhiên, drone chỉ giải quyết giai đoạn thu thập dữ liệu. Khi số lượng ảnh sau bay lớn, giai đoạn hậu xử lý vẫn là điểm nghẽn nếu phụ thuộc vào quan sát thủ công. Vì vậy, drone cần được kết hợp với hệ thống phần mềm phân tích ảnh, phát hiện lỗi, định vị panel, lưu trữ và trực quan hóa kết quả.

2.4.2. Quy trình dữ liệu trong kiểm tra bằng drone ảnh nhiệt

Quy trình kiểm tra PV bằng drone ảnh nhiệt thường gồm các bước: chuẩn bị kế hoạch bay, thu thập ảnh nhiệt và ảnh RGB, kiểm tra chất lượng dữ liệu, tiền xử lý ảnh, phân tích bằng phần mềm và xuất báo cáo. Ở giai đoạn bay, drone cần đảm bảo quỹ đạo phủ đủ các dãy pin, góc chụp phù hợp và độ phân giải đủ để nhận diện module hoặc cell tùy theo mục tiêu kiểm tra.

Sau khi bay, dữ liệu ảnh được đưa vào phần mềm phân tích. Ảnh có thể được tiền xử lý để chuẩn hóa kích thước, giảm nhiễu hoặc đồng bộ với dữ liệu khác. Sau đó, mô hình AI và thuật toán xử lý ảnh được sử dụng để phát hiện bất thường và xác định vị trí panel. Kết quả cuối cùng cần được quản lý theo ảnh, theo panel, theo loại lỗi và theo dự án để phục vụ bảo trì.

2.4.3. Hạn chế của dữ liệu UAV thực tế

Dữ liệu ảnh UAV ngoài thực địa thường không lý tưởng. Ảnh có thể bị nghiêng do góc gimbal, bị méo phối cảnh do góc chụp, bị nhiễu do camera hoặc điều kiện môi trường, bị phản xạ do bề mặt kính, hoặc có nhiều vật thể nền gây nhầm lẫn. Ngoài ra, cùng một lỗi có thể có biểu hiện khác nhau tùy thời điểm chụp, mức bức xạ, loại panel, góc nhìn và bảng màu ảnh nhiệt.

Những yếu tố này làm cho bài toán phát hiện và định vị lỗi không thể chỉ dựa vào một ngưỡng nhiệt cố định hoặc một bước xử lý ảnh đơn giản. Cần kết hợp mô hình học sâu, xử lý ảnh, phân tích hình học và cơ chế kiểm chứng để tạo ra kết quả ổn định hơn trong điều kiện ảnh thực tế.

2.5. Trí tuệ nhân tạo và thị giác máy tính trong xử lý ảnh nhiệt

2.5.1. Thị giác máy tính trong bài toán kiểm tra PV

Thị giác máy tính là lĩnh vực nghiên cứu các phương pháp giúp máy tính hiểu và xử lý thông tin từ hình ảnh. Trong kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt, thị giác máy tính được dùng để nhận diện tấm pin, phát hiện vùng bất thường, phân loại lỗi, xác định vị trí lỗi và trích xuất các đặc trưng phục vụ báo cáo.

Các bài toán thị giác máy tính thường gặp trong đề tài bao gồm phân loại ảnh, phát hiện đối tượng, phân đoạn ảnh và ánh xạ không gian. Phân loại ảnh trả lời câu hỏi một ảnh hoặc một vùng ảnh thuộc nhóm nào. Phát hiện đối tượng trả về vị trí của đối tượng thông qua bounding box. Phân đoạn ảnh xác định vùng pixel thuộc đối tượng hoặc lỗi, phù hợp hơn khi cần tính diện tích hoặc quan hệ không gian giữa lỗi và panel.

Trong hệ thống kiểm tra PV, mô hình AI không nên được xem là thành phần duy nhất quyết định toàn bộ kết quả. Mô hình AI có thể phát hiện vùng nghi ngờ lỗi, nhưng để kết quả có giá trị O&M, cần thêm các bước xác định panel chứa lỗi, quản lý dữ liệu và hiển thị trên hệ thống giám sát.

2.5.2. CNN và học sâu trong phân tích ảnh nhiệt

Mạng nơ-ron tích chập là kiến trúc học sâu được sử dụng rộng rãi trong xử lý ảnh. CNN có khả năng tự học các đặc trưng không gian từ ảnh, từ đặc trưng đơn giản như cạnh, góc, vùng sáng/tối đến đặc trưng phức tạp hơn như hình dạng cell, vùng hotspot hoặc cấu trúc panel. Nhờ đó, CNN phù hợp với các bài toán nhận diện và phân loại lỗi trên ảnh nhiệt.

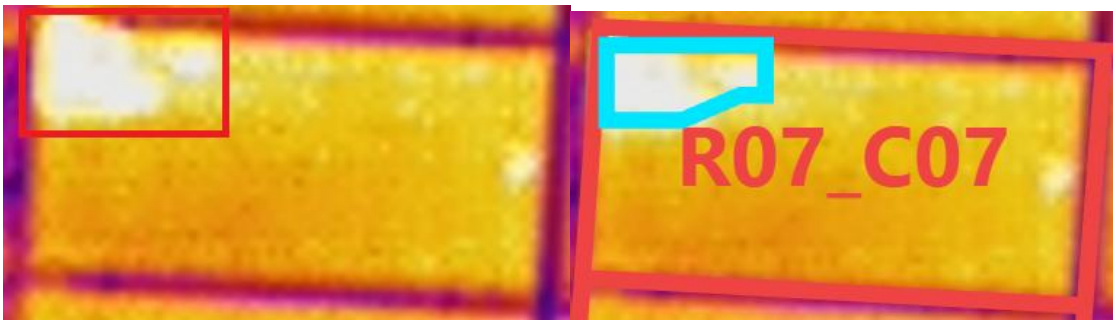
Trong kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt, các mô hình học sâu có thể được huấn luyện trên tập dữ liệu ảnh đã gán nhãn để nhận diện các nhóm bất thường như hotspot, crack hoặc shading. So với phương pháp xử lý ảnh truyền thống dựa trên ngưỡng, học sâu có khả năng thích nghi tốt hơn với sự đa dạng của ảnh thực tế, miễn là dữ liệu huấn luyện đủ đại diện và quá trình đánh giá được thực hiện cẩn thận.

Tuy nhiên, mô hình học sâu cũng có hạn chế. Kết quả có thể bị ảnh hưởng bởi dữ liệu huấn luyện mất cân bằng, ảnh có nhiễu, điều kiện chụp khác biệt hoặc các vùng nền có đặc trưng giống lỗi. Vì vậy, trong hệ thống thực tế, kết quả AI cần được kết hợp với xử lý ảnh, kiểm tra hình học, ngưỡng tin cậy và trong tương lai có thể bổ sung cơ chế human-in-the-loop để kỹ sư xác nhận lại các lỗi nghi ngờ.

2.5.3. Mô hình YOLOv8 Segmentation

YOLO là họ mô hình phát hiện đối tượng một giai đoạn, được thiết kế để phát hiện nhanh các đối tượng trong ảnh. YOLOv8 là một phiên bản hiện đại của họ mô hình YOLO, hỗ trợ nhiều bài toán như detection, segmentation và classification. Trong đề tài này, hướng tiếp cận chính là sử dụng YOLOv8 Segmentation để phát hiện vùng bất thường trên ảnh nhiệt.

Khác với object detection chỉ trả về bounding box, mô hình segmentation có thể trả về mask hoặc polygon mô tả vùng đối tượng chi tiết hơn. Điều này có lợi trong bài toán ảnh nhiệt PV vì vùng lỗi như hotspot, crack hoặc shading không phải lúc nào cũng có hình chữ nhật rõ ràng. Mask hoặc polygon giúp hệ thống tính toán vùng ảnh hưởng, xác định quan hệ không gian với panel và hỗ trợ trực quan hóa kết quả.



Hình 2.8 So sánh object detection và segmentation trong bài toán phát hiện lỗi PV Panel. Bên trái là khung bouding box màu đỏ bao hết lỗi nhưng dư ra bên ngoài khá nhiều còn bên phải là polygon màu xanh dương ôm khá sát viền lỗi

Trong phạm vi đồ án, mô hình AI được sử dụng để phát hiện các nhóm lỗi chính gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Kết quả của mô hình bao gồm loại lỗi, độ tin cậy và vùng lỗi trên ảnh. Tuy nhiên, vùng lỗi do mô hình trả về không thay thế cho hình học panel cuối cùng. Việc xác định hình học tấm pin được xử lý bởi Geometry Engine để tạo ra panel polygon ổn định hơn cho mapping và hiển thị.

2.5.4. Các chỉ số đánh giá mô hình phát hiện lỗi

Để đánh giá mô hình phát hiện lỗi, cần sử dụng các chỉ số phù hợp với bài toán detection hoặc segmentation. Một số chỉ số phổ biến gồm precision, recall, F1-score, IoU và mAP.

Precision thể hiện tỷ lệ dự đoán đúng trong số các dự đoán mà mô hình đưa ra. Recall thể hiện khả năng tìm được các lỗi thật trong dữ liệu. F1-score là trung bình điều hòa giữa precision và recall, thường dùng khi cần cân bằng giữa phát hiện đúng và bỏ sót lỗi. IoU đo mức độ chồng lấp giữa vùng dự đoán và vùng nhãn thật. mAP là chỉ số tổng hợp thường dùng trong bài toán object detection/segmentation để đánh giá chất lượng phát hiện trên nhiều lớp và nhiều ngưỡng IoU khác nhau.

Trong đồ án, các chỉ số này sẽ được sử dụng ở Chương 5 để đánh giá khả năng phát hiện lỗi của mô hình AI. Ngoài ra, do đề tài còn có bài toán định vị panel và ánh xạ lỗi vào panel, cần đánh giá thêm các chỉ số liên quan đến mapping, chẳng hạn tỷ lệ lỗi được gán đúng panel hoặc tỷ lệ panel có lỗi được xác định đúng.

2.6. Xử lý ảnh và tái dựng hình học panel

2.6.1. Vai trò của OpenCV trong xử lý ảnh

OpenCV là thư viện mã nguồn mở phổ biến trong lĩnh vực xử lý ảnh và thị giác máy tính. Thư viện này cung cấp nhiều hàm phục vụ đọc ảnh, chuyển đổi không gian màu, lọc nhiễu, phát hiện biên, biến đổi hình học, xử lý contour, mask và polygon. Trong các hệ thống phân tích ảnh nhiệt, OpenCV thường được dùng ở giai đoạn tiền xử lý ảnh, hậu xử lý kết quả mô hình và phân tích hình học.

Trong đề tài, OpenCV được sử dụng để hỗ trợ các thao tác như đọc ảnh, resize, lọc nhiễu, xử lý mask, khôi phục viền đen, thao tác với polygon và chuẩn bị dữ liệu đầu vào cho các module phân tích tiếp theo. Các thao tác này đóng vai trò cầu nối giữa dữ liệu ảnh gốc, mô hình AI và Geometry Engine.

2.6.2. Hình học ảnh, polygon và quan hệ không gian

Trong bài toán định vị lỗi trên PV panel, thông tin quan trọng không chỉ là lỗi xuất hiện ở đâu trên ảnh, mà là lỗi thuộc tấm pin nào. Để giải quyết bài toán này, hệ thống cần biểu diễn cả panel và vùng lỗi dưới dạng các hình học không gian trong ảnh.

Một panel có thể được biểu diễn bằng polygon gồm các điểm đỉnh theo thứ tự. Vùng lỗi cũng có thể được biểu diễn bằng bounding box, mask hoặc polygon. Khi cả panel và lỗi đều được biểu diễn trong cùng hệ tọa độ ảnh, hệ thống có thể sử dụng các phép toán hình học như kiểm tra giao nhau, tính diện tích giao, kiểm tra điểm nằm trong polygon hoặc tính tỷ lệ vùng lỗi nằm trong panel.

Phép giao giữa fault polygon và panel polygon là cơ sở cho bài toán fault-to-panel mapping. Nếu phần lớn diện tích vùng lỗi nằm trong một panel cụ thể, hệ thống có thể gán lỗi đó cho panel tương ứng. Trong trường hợp lỗi nằm gần biên hoặc giao với nhiều panel, cần có thêm quy tắc ưu tiên như tỷ lệ giao lớn nhất, khoảng cách tâm lỗi đến panel hoặc sử dụng inner polygon để tránh nhầm lẫn tại vùng khe giữa các tấm pin.

2.6.3. Tái dựng hình học panel

Trong ảnh UAV thực tế, panel có thể bị méo do góc chụp, phối cảnh, lens distortion hoặc sai lệch từ mô hình phát hiện. Nếu sử dụng trực tiếp bounding box hoặc polygon thô từ mô hình AI làm hình học panel cuối cùng, kết quả có thể bị lệch cạnh, thiếu góc, chồng lấn hoặc ăn sang nền. Điều này ảnh hưởng trực tiếp đến việc hiển thị và gán lỗi vào panel.

Vì vậy, đề tài sử dụng hướng tiếp cận tái dựng hình học panel. Thay vì xem kết quả phát hiện của mô hình là hình học cuối cùng, hệ thống sử dụng thêm các đặc trưng hình học và cấu trúc lưới panel trong ảnh nhiệt để dựng lại polygon của từng tấm pin. Các đường biên, rãnh phân cách và quan hệ lưới giữa các panel giúp tạo ra hình học panel ổn định hơn so với việc chỉ dựa vào detector.

Trong hệ thống, Geometry Engine đóng vai trò xác định panel polygon phục vụ hiển thị, tính toán và mapping. Cách tiếp cận này đặc biệt quan trọng khi ảnh chứa nhiều panel, khi panel bị nghiêng hoặc khi detector trả về polygon chưa khớp hoàn toàn với biên thực tế.

2.6.4. Biên ngoài panel và biên trong panel

Trong quá trình xử lý hình học, có thể phân biệt outer polygon và inner polygon. Outer polygon biểu diễn biên ngoài của panel, phù hợp cho mục đích hiển thị và trực quan hóa. Tuy nhiên, nếu dùng outer polygon để tính toán diện tích hoặc giao với vùng lỗi, kết quả có thể bị ảnh hưởng bởi khung panel, khe giữa các panel hoặc sai lệch nhỏ ở biên.

Inner polygon là polygon được co vào một khoảng nhất định so với outer polygon. Mục đích của inner polygon là tạo vùng tính toán an toàn hơn, tránh việc vùng lỗi hoặc nền ảnh gần khe panel bị gán sai. Trong hệ thống, outer polygon phù hợp để render trên giao diện, còn inner polygon phù hợp cho các phép tính như fault area, panel area, tỷ lệ diện tích lỗi và ánh xạ fault-to-panel.

Cách phân biệt này giúp hệ thống ổn định hơn trong dữ liệu thực tế, đặc biệt khi ảnh có nhiều tấm pin nằm sát nhau hoặc vùng lỗi nằm gần ranh giới giữa hai panel.

2.7. GIS Mapping và phần mềm giám sát trong O&M

2.7.1. Khái niệm GIS Mapping

GIS, hay hệ thống thông tin địa lý, là công nghệ dùng để lưu trữ, quản lý, phân tích và hiển thị dữ liệu có yếu tố không gian. Trong kiểm tra nhà máy điện mặt trời, GIS Mapping giúp liên kết kết quả phân tích ảnh với vị trí thực tế của panel hoặc khu vực kiểm tra.

Đối với bài toán PV inspection, GIS không chỉ là bản đồ nền. Dữ liệu cần hiển thị bao gồm vị trí panel, mã panel, loại lỗi, mức độ ưu tiên, ảnh nhiệt, ảnh RGB, thời gian kiểm tra và trạng thái xử lý. Khi kết quả được gắn với vị trí không gian, kỹ sư có thể dễ dàng tìm đến đúng vị trí ngoài thực địa và lập kế hoạch bảo trì hiệu quả hơn.

2.7.2. WebGIS/Dashboard trong hệ thống giám sát PV

WebGIS/Dashboard là giao diện phần mềm cho phép người dùng quan sát kết quả kiểm tra, lọc dữ liệu theo dự án, xem danh sách lỗi, thống kê số lượng lỗi và truy cập ảnh kiểm tra. Trong hệ thống của đề tài, Dashboard đóng vai trò cầu nối giữa thuật toán AI và người dùng cuối.

Một kết quả phát hiện lỗi chỉ có giá trị vận hành khi được trình bày theo cách dễ hiểu. Người dùng cần biết lỗi thuộc dự án nào, ảnh nào, panel nào, loại lỗi gì, mức độ ưu tiên ra sao và có cần xử lý ngay hay không. Dashboard giúp tập trung các thông tin này trong một giao diện thống nhất.

Các chức năng thường có của hệ thống giám sát gồm: quản lý dự án, upload ảnh kiểm tra, xem ảnh thermal/RGB, hiển thị panel polygon, hiển thị fault polygon, thống kê lỗi theo loại, lọc theo trạng thái, xuất báo cáo và hỗ trợ kiểm tra lại kết quả.

2.7.3. Báo cáo bảo trì và thông tin phục vụ O&M

Đầu ra cuối cùng của hệ thống kiểm tra PV không chỉ là ảnh đã phân tích mà còn là báo cáo bảo trì. Báo cáo cần tổng hợp các lỗi phát hiện được, vị trí panel liên quan, loại lỗi, mức độ ưu tiên, hình ảnh minh họa và khuyến nghị xử lý. Báo cáo này giúp kỹ sư O&M chuyển từ dữ liệu ảnh sang hành động thực tế.

Trong phạm vi đồ án, báo cáo được xây dựng dựa trên dữ liệu phân tích từ mô hình AI, Geometry Engine và cơ sở dữ liệu hệ thống. Việc ước lượng tổn thất công suất chi tiết không phải mục tiêu chính nếu chưa có dữ liệu đo điện hoặc ảnh radiometric đầy

đủ. Tuy nhiên, hệ thống có thể hỗ trợ đánh giá sơ bộ mức độ ưu tiên dựa trên loại lỗi, diện tích vùng bất thường và tương phản nhiệt tương đối.

CHƯƠNG 3. PHÂN TÍCH VÀ THIẾT KẾ HỆ THỐNG

3.1. Định hướng thiết kế hệ thống

Từ bài toán thực tế trong công tác kiểm tra tấm pin quang điện bằng drone ảnh nhiệt, hệ thống được thiết kế nhằm hỗ trợ quá trình xử lý dữ liệu sau bay, phát hiện bất thường trên ảnh nhiệt, định vị tấm pin chứa lỗi và cung cấp kết quả phục vụ công tác vận hành – bảo trì. Khác với các hệ thống chỉ dừng lại ở việc phát hiện vùng lỗi trên ảnh, hệ thống trong đề tài hướng đến việc chuyển đổi dữ liệu ảnh nhiệt thành thông tin có khả năng sử dụng trong thực địa, bao gồm loại lỗi, vị trí panel, mức độ ưu tiên xử lý, trạng thái kiểm duyệt và báo cáo tổng hợp.

Hệ thống được xây dựng theo định hướng tích hợp nhiều thành phần: giao diện người dùng, backend điều phối nghiệp vụ, mô hình AI phát hiện lỗi, Geometry Engine định vị panel, cơ sở dữ liệu lưu trữ kết quả và module xuất báo cáo. Các thành phần này phối hợp với nhau để hình thành một pipeline hoàn chỉnh từ dữ liệu ảnh đầu vào đến kết quả phân tích cuối cùng.

Trong phạm vi đồ án, hệ thống tập trung vào dữ liệu ảnh nhiệt UAV và bốn nhóm lỗi hoặc bất thường chính gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Soiling có thể được nhắc đến như một hiện tượng ngoại cảnh dễ gây nhầm lẫn với hotspot nhẹ, nhưng không phải nhóm lỗi trọng tâm của mô hình.

Một nguyên tắc thiết kế quan trọng là không xem kết quả polygon hoặc bounding box từ mô hình AI là hình học cuối cùng của tấm pin. Mô hình AI được sử dụng như một lớp phát hiện sơ bộ. Hình học cuối cùng của panel được tạo bởi Geometry Engine thông qua các bước xử lý hình học, tái dựng lưới panel và tạo polygon ổn định hơn. Nhờ đó, hệ thống có thể ánh xạ lỗi vào đúng tấm pin thay vì chỉ hiển thị vùng lỗi rời rạc trên ảnh.

3.2. Phân tích yêu cầu hệ thống

3.2.1. Tác nhân sử dụng hệ thống

Hệ thống được thiết kế cho các nhóm người dùng chính sau:

- Kỹ sư vận hành và bảo trì: sử dụng hệ thống để tải dữ liệu kiểm tra, chạy phân tích, xem kết quả lỗi, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo.

- Quản trị viên hệ thống: quản lý tài khoản, cập nhật mô hình AI, kiểm tra dữ liệu hệ thống và thực hiện các thao tác bảo trì phần mềm.
- Người quản lý dự án hoặc quản lý O&M: theo dõi thống kê tổng quan, xem báo cáo và sử dụng kết quả phân tích để lập kế hoạch bảo trì.

Trong phạm vi đồ án, hệ thống tập trung chủ yếu vào luồng sử dụng của kỹ sư O&M, từ thao tác tải dữ liệu ảnh đến xem kết quả phân tích và xuất báo cáo.

3.2.2. Yêu cầu chức năng

Các yêu cầu chức năng chính của hệ thống được xác định như sau:

❖ Đăng nhập và xác thực người dùng

Hệ thống cho phép người dùng đăng nhập bằng tài khoản được cấp. Sau khi đăng nhập thành công, người dùng có thể truy cập các chức năng như tải ảnh, chạy phân tích, xem kết quả, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo. Chức năng xác thực giúp giới hạn quyền truy cập vào hệ thống và bảo vệ dữ liệu kiểm tra.

❖ Tải dữ liệu ảnh UAV

Người dùng có thể tải lên dữ liệu ảnh thu thập từ drone, bao gồm ảnh nhiệt và ảnh RGB nếu có. Dữ liệu sau khi tải lên được lưu vào thư mục dữ liệu thô của hệ thống để phục vụ các bước tiền xử lý và phân tích tiếp theo. Hệ thống cần hỗ trợ tải nhiều ảnh trong cùng một lần nhằm phù hợp với đặc thù dữ liệu sau bay.

❖ Nhập và quản lý thông tin đợt kiểm tra

Mỗi đợt kiểm tra cần gắn với các thông tin mô tả như tên dự án, vị trí, thời gian quét, người vận hành, thiết bị sử dụng, phạm vi kiểm tra và công suất danh định của panel. Các thông tin này được lưu kèm với batch dữ liệu để phục vụ thống kê, hiển thị và xuất báo cáo.

❖ Tiền xử lý ảnh nhiệt

Sau khi nhận dữ liệu, hệ thống thực hiện tiền xử lý ảnh nhằm chuẩn hóa dữ liệu đầu vào cho mô hình AI. Các bước tiền xử lý bao gồm xử lý điểm ảnh lỗi, lọc nhiễu, khôi phục viền đen và resize ảnh theo dạng letterbox về kích thước phù hợp với mô hình. Hệ thống cũng có thể đánh giá sơ bộ chất lượng ảnh để cảnh báo các trường hợp ảnh bị mờ, nhiễu hoặc có vấn đề về vùng biên.

❖ Phân tích ảnh bằng AI

Hệ thống sử dụng mô hình AI để phát hiện panel và các vùng lỗi trên ảnh nhiệt. Các nhóm lỗi chính gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Kết quả phân tích của AI bao gồm loại đối tượng, độ tin cậy, bounding box, polygon hoặc mask tương ứng với vùng phát hiện.

❖ Tái dựng hình học panel

Sau bước phát hiện sơ bộ, hệ thống sử dụng Geometry Engine để tái dựng hình học panel. Thành phần này có nhiệm vụ tạo polygon panel ổn định hơn so với polygon thô của mô hình AI. Kết quả hình học gồm outer polygon dùng cho hiển thị và inner polygon dùng cho các phép tính an toàn hơn như tính diện tích, giao cắt và ánh xạ lỗi.

❖ Ánh xạ lỗi vào tấm pin

Hệ thống xác định mỗi lỗi thuộc tấm pin nào thông qua quan hệ không gian giữa fault polygon và panel polygon. Các phép toán hình học như kiểm tra giao nhau, tỷ lệ diện tích giao, vị trí tâm lỗi và khoảng cách đến panel được sử dụng để chọn panel phù hợp. Kết quả cuối cùng cần trả lời được câu hỏi: lỗi nào, thuộc panel nào, nằm ở vị trí tương đối nào trên panel.

❖ Đánh giá sơ bộ mức độ lỗi

Hệ thống hỗ trợ phân loại mức độ lỗi dựa trên loại lỗi và tỷ lệ diện tích vùng lỗi so với diện tích panel. Do dữ liệu đầu vào không phải lúc nào cũng là ảnh radiometric đầy đủ, hệ thống không dựa vào nhiệt độ tuyệt đối mà sử dụng các đặc trưng hình học và tương phản tương đối để hỗ trợ đánh giá mức độ ưu tiên xử lý.

❖ Hiển thị kết quả trên Dashboard/WebGIS

Hệ thống cung cấp giao diện trực quan để người dùng quan sát kết quả phân tích. Các thông tin cần hiển thị gồm tổng số ảnh, số lượng panel, số panel lỗi, loại lỗi, mức độ lỗi, vị trí panel, ảnh nhiệt, ảnh RGB và polygon overlay. Giao diện WebGIS/Dashboard hỗ trợ xem theo tổng quan và xem chi tiết từng ảnh hoặc từng panel.

❖ Kiểm duyệt lỗi thủ công

Để tăng độ tin cậy của kết quả, hệ thống có cơ chế kiểm duyệt lỗi bởi người dùng. Mỗi lỗi có thể được gán trạng thái như chưa duyệt, đúng có lỗi, cần xem xét hoặc không

phải lỗi. Kết quả kiểm duyệt được đồng bộ lại vào cơ sở dữ liệu và ảnh hưởng đến báo cáo cuối cùng.

❖ Xuất báo cáo kiểm tra

Hệ thống hỗ trợ xuất báo cáo dưới dạng PDF. Báo cáo tổng hợp thông tin đợt kiểm tra, thống kê lỗi, danh sách panel lỗi, loại lỗi, mức độ ưu tiên, hình ảnh minh họa và các thông tin phục vụ công tác bảo trì.

❖ Cập nhật mô hình AI và chạy lại phân tích

Đối với người quản trị hoặc người phát triển, hệ thống hỗ trợ cập nhật file trọng số mô hình AI và chạy lại phân tích khi cần thiết. Chức năng này giúp hệ thống có khả năng cải thiện trong tương lai khi có dữ liệu huấn luyện mới hoặc mô hình tốt hơn.

3.2.3. Yêu cầu phi chức năng

Bên cạnh các yêu cầu chức năng, hệ thống cần đáp ứng một số yêu cầu phi chức năng sau:

- Tính chính xác: kết quả phát hiện lỗi, định vị panel và ánh xạ lỗi vào panel cần đạt mức đủ tin cậy để hỗ trợ kỹ sư O&M.
- Tính nhất quán: cùng một pipeline xử lý cần tạo ra dữ liệu đầu ra có cấu trúc ổn định để phục vụ hiển thị, báo cáo và thống kê.
- Tính mở rộng: hệ thống cần có khả năng thay thế hoặc nâng cấp mô hình AI, Geometry Engine hoặc giao diện hiển thị mà không phải viết lại toàn bộ hệ thống.
- Tính bảo trì: các thành phần frontend, backend, AI engine, database và report nên được tách vai trò rõ ràng để thuận tiện cho việc sửa lỗi và phát triển tiếp.
- Tính truy vết: kết quả phân tích cần được lưu cùng ảnh, batch, panel và trạng thái kiểm duyệt để có thể tra cứu lại.
- Tính an toàn dữ liệu: dữ liệu ảnh và kết quả phân tích cần được quản lý theo batch kiểm tra, tránh ghi đè hoặc mất kết quả khi hệ thống xử lý nhiều đợt dữ liệu.
- Hiệu năng xử lý: hệ thống cần hỗ trợ xử lý nhiều ảnh trong một đợt kiểm tra và cung cấp trạng thái tiến trình để người dùng theo dõi.

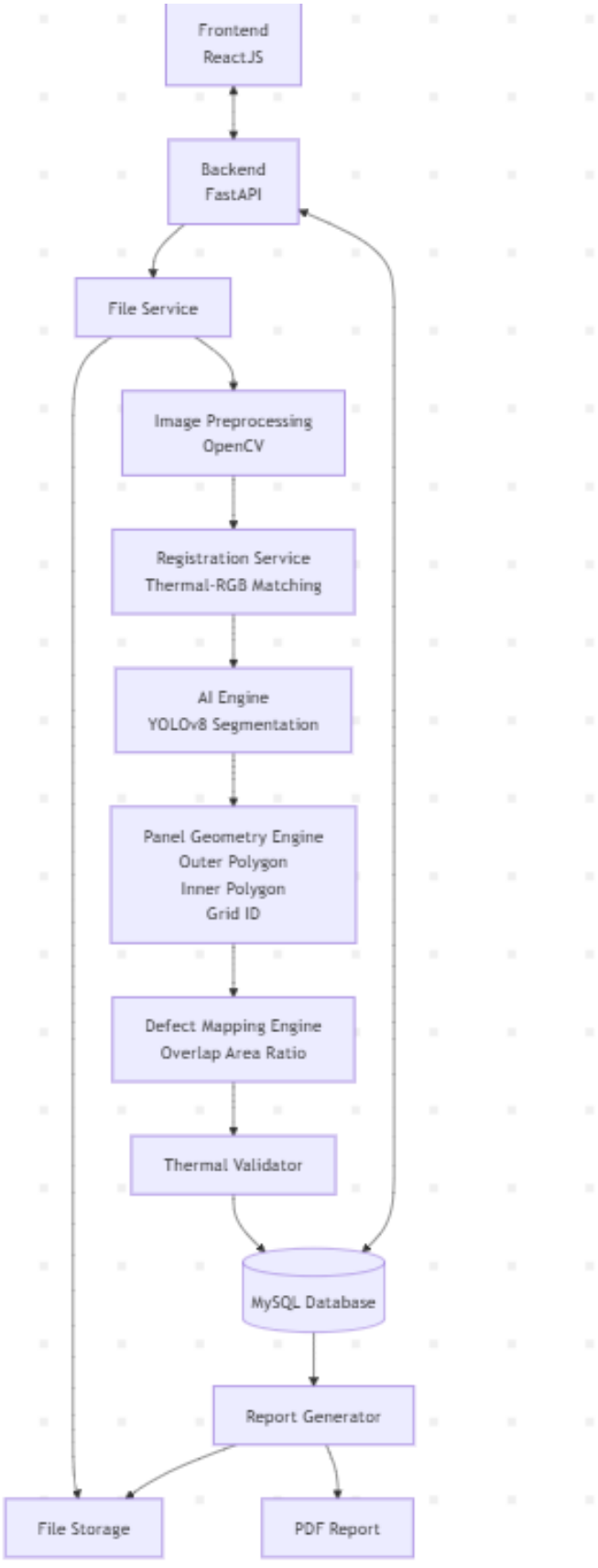
Bảng 3.1 Tổng hợp yêu cầu chức năng của hệ thống

Mã yêu cầu	Tên chức năng	Mô tả	Đầu vào	Đầu ra	Đối tượng sử dụng
FR01	Đăng nhập và xác thực người dùng	Cho phép người dùng đăng nhập vào hệ thống bằng tài khoản được cấp, kiểm tra thông tin xác thực trước khi cho phép truy cập các chức năng chính.	Tên đăng nhập, mật khẩu	Trạng thái đăng nhập, quyền truy cập hệ thống	Kỹ sư O&M, Quản trị viên
FR02	Tải dữ liệu ảnh UAV	Cho phép người dùng tải lên dữ liệu ảnh thu thập từ drone, bao gồm ảnh nhiệt và ảnh RGB nếu có, phục vụ quá trình phân tích.	Ảnh nhiệt, ảnh RGB, tên batch hoặc thông tin đợt kiểm tra	Dữ liệu ảnh được lưu trữ, batch dữ liệu được tạo	Kỹ sư O&M
FR03	Nhập và quản lý thông tin đợt kiểm tra	Cho phép người dùng nhập các thông tin mô tả đợt kiểm tra như tên dự án, vị trí, thời gian quét, thiết bị sử dụng và phạm vi kiểm tra.	Thông tin dự án, vị trí, thời gian, thiết bị, người vận hành	Metadata của đợt kiểm tra được lưu trong hệ thống	Kỹ sư O&M, Quản lý O&M
FR04	Tiền xử lý ảnh nhiệt	Thực hiện các bước xử lý ban đầu đối với ảnh nhiệt nhằm chuẩn hóa dữ	Ảnh nhiệt gốc	Ảnh đã xử lý, thông	Hệ thống

		liệu đầu vào trước khi đưa vào mô hình AI.		tin chất lượng ảnh	
FR05	Phân tích ảnh bằng mô hình AI	Sử dụng mô hình YOLOv8-Segmentation để phát hiện panel và các vùng lỗi trên ảnh nhiệt, gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading.	Ảnh nhiệt đã tiền xử lý	Danh sách panel/lỗi, class, confidence, bounding box, mask hoặc polygon	Hệ thống
FR06	Tái dựng hình học panel	Sử dụng Geometry Engine để tái dựng polygon của từng panel từ ảnh nhiệt và kết quả phát hiện sơ bộ, tạo outer polygon và inner polygon phục vụ hiển thị, tính toán và mapping.	Ảnh nhiệt, kết quả panel detection sơ bộ	Danh sách panel polygon, local_id, outer polygon, inner polygon	Hệ thống
FR07	Ánh xạ lỗi vào tấm pin	Xác định mỗi vùng lỗi thuộc panel nào dựa trên quan hệ hình học giữa fault polygon và panel polygon.	Fault polygon, panel polygon, class lỗi, confidence	Panel chứa lỗi, loại lỗi, vị trí lỗi, tỷ lệ vùng lỗi	Hệ thống
FR08	Hiển thị kết quả trên Dashboard/WebGIS	Hiển thị kết quả phân tích dưới dạng trực quan, bao gồm số lượng ảnh, số panel, số lỗi, loại lỗi, vị trí	Dữ liệu phân tích từ database	Dashboard thống kê, bản đồ/layout, ảnh overlay,	Kỹ sư O&M, Quản lý O&M

		lỗi, ảnh phân tích và thông tin từng panel.		thông tin chi tiết lỗi	
FR09	Kiểm duyệt lỗi thủ công	Cho phép người dùng kiểm tra lại kết quả AI và gán trạng thái cho từng lỗi như đúng lỗi, cần xem xét hoặc không phải lỗi.	Danh sách lỗi, ảnh lỗi, trạng thái kiểm duyệt, ghi chú	Kết quả review được cập nhật vào hệ thống	Kỹ sư O&M
FR10	Xuất báo cáo kiểm tra	Tổng hợp kết quả phân tích và kiểm duyệt để tạo báo cáo PDF phục vụ công tác vận hành và bảo trì.	Thông tin batch, danh sách panel lỗi, loại lỗi, mức độ lỗi, hình ảnh minh họa	File báo cáo PDF	Kỹ sư O&M, Quản lý O&M

3.3. Kiến trúc tổng thể hệ thống



Hình 3.1 Kiến trúc tổng thể hệ thống

Hệ thống Solar AI Inspection được xây dựng theo mô hình client – server, trong đó frontend đảm nhiệm giao diện người dùng, backend đảm nhiệm xử lý nghiệp vụ và điều phối pipeline, AI Engine thực hiện nhận diện đối tượng trên ảnh, Geometry Engine xử lý định vị panel, database lưu trữ dữ liệu và report module tạo báo cáo cuối cùng.

Các thành phần chính của hệ thống gồm:

- Frontend: giao diện web được xây dựng bằng ReactJS, cho phép người dùng đăng nhập, tải dữ liệu, theo dõi tiến trình phân tích, xem dashboard, xem bản đồ/panel overlay, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo.
- Backend: được xây dựng bằng FastAPI, đóng vai trò trung tâm điều phối. Backend tiếp nhận yêu cầu từ frontend, quản lý dữ liệu ảnh, gọi các module tiền xử lý, AI Engine, Geometry Engine, lưu kết quả vào database và cung cấp API cho frontend.
- AI Engine: sử dụng mô hình YOLOv8 Segmentation để phát hiện panel và lỗi trên ảnh nhiệt.
- Geometry Engine: tái dựng hình học panel từ ảnh nhiệt và kết quả phát hiện sơ bộ, tạo outer polygon, inner polygon và dữ liệu phục vụ fault-to-panel mapping.
- Database: lưu trữ thông tin người dùng, batch kiểm tra, ảnh, panel, kết quả AI và báo cáo.
- File Storage: lưu trữ ảnh gốc, ảnh tiền xử lý, ảnh kết quả và file báo cáo PDF.
- Report Module: tổng hợp dữ liệu phân tích và sinh báo cáo bảo trì.

3.3.1. Frontend

Frontend là thành phần tương tác trực tiếp với người dùng. Giao diện được xây dựng theo hướng dashboard, cho phép người dùng thực hiện các thao tác chính như đăng nhập, tải dữ liệu ảnh, nhập metadata đợt kiểm tra, chạy phân tích AI, xem kết quả tổng quan, xem chi tiết panel, kiểm duyệt lỗi và tải báo cáo PDF.

Frontend giao tiếp với Backend thông qua các API HTTP. Khi người dùng tải ảnh lên, frontend gửi dữ liệu ảnh đến backend. Khi backend xử lý xong, frontend nhận lại dữ liệu JSON gồm danh sách ảnh, danh sách panel, polygon, lỗi, mức độ lỗi, ảnh kết quả và các thông tin thống kê để hiển thị trên giao diện.

Các màn hình chính của frontend gồm:

- Trang đăng nhập.
- Trang Dashboard tổng quan.
- Trang upload và chạy phân tích.
- Trang danh sách ảnh/panel.
- Trang chi tiết panel và lỗi.
- Trang WebGIS/Dashboard tổng hợp.
- Modal kiểm duyệt lỗi.
- Trang báo cáo.

3.3.2. Backend

Backend là thành phần trung tâm của hệ thống. Backend tiếp nhận yêu cầu từ frontend, xử lý dữ liệu đầu vào, gọi các module phân tích và quản lý dữ liệu đầu ra. Trong kiến trúc này, backend không chỉ đóng vai trò API server mà còn điều phối toàn bộ pipeline xử lý dữ liệu.

Các nhiệm vụ chính của backend gồm:

- Xác thực người dùng.
- Tiếp nhận và lưu trữ dữ liệu ảnh UAV.
- Thực hiện tiền xử lý ảnh nhiệt.
- Ghép cặp ảnh nhiệt và ảnh RGB nếu có.
- Gọi AI Engine để phát hiện panel và lỗi.
- Gọi Geometry Engine để tái dựng hình học panel.
- Gọi module fault-to-panel mapping để gán lỗi vào panel.
- Lưu kết quả phân tích vào database.
- Cung cấp dữ liệu cho dashboard, WebGIS và báo cáo.
- Quản lý trạng thái tiến trình phân tích.
- Hỗ trợ cập nhật mô hình AI, chạy lại phân tích và reset dữ liệu khi cần.

3.3.3. AI Engine

AI Engine là thành phần chịu trách nhiệm phát hiện đối tượng trên ảnh nhiệt. Mô hình được sử dụng là YOLOv8 Segmentation. Đầu vào của AI Engine là ảnh đã được tiền xử lý. Đầu ra gồm danh sách đối tượng được phát hiện, trong đó có panel và các nhóm lỗi.

Các nhóm lỗi chính trong phạm vi đề tài gồm:

- hotspot single cell;
- hotspot multi cell;
- crack;
- shading.

Kết quả của AI Engine bao gồm class name, confidence score, bounding box, polygon hoặc mask. Tuy nhiên, kết quả panel từ AI Engine chỉ được sử dụng như thông tin đầu vào cho các bước xử lý hình học tiếp theo, không phải hình học panel cuối cùng của hệ thống.

3.3.4. Geometry Engine

Geometry Engine là thành phần xử lý hình học tấm pin. Thành phần này nhận dữ liệu ảnh và kết quả panel detection sơ bộ, sau đó tái dựng lại biên panel dựa trên cấu trúc hình học và đặc trưng ảnh nhiệt. Kết quả đầu ra là panel polygon ổn định hơn, bao gồm outer polygon và inner polygon.

Outer polygon được sử dụng cho mục đích hiển thị trên frontend. Inner polygon được sử dụng cho các phép tính như diện tích panel, diện tích vùng lỗi nằm trong panel và ánh xạ lỗi vào panel. Cách tách riêng hai loại polygon giúp hệ thống hạn chế sai lệch do vùng khe giữa các tấm pin, khung panel hoặc sai số nhỏ ở biên.

Trong hệ thống hiện tại, Geometry Engine sử dụng kiến trúc định tuyến giữa hai hướng xử lý: một hướng phù hợp với ảnh diện rộng có nhiều panel và một hướng phù hợp với ảnh cận cảnh. Việc chọn engine phù hợp giúp hệ thống ổn định hơn trên nhiều dạng ảnh UAV khác nhau.

3.3.5. Database và Lưu trữ

Database lưu trữ dữ liệu có cấu trúc như thông tin người dùng, batch kiểm tra, danh sách ảnh, danh sách panel, kết quả AI và báo cáo. File Storage lưu các dữ liệu dạng file như ảnh gốc, ảnh tiền xử lý, ảnh đã vẽ kết quả và file báo cáo PDF.

Việc tách database và file storage giúp hệ thống dễ quản lý. Database chỉ lưu metadata và đường dẫn file, trong khi file ảnh và báo cáo được lưu trong thư mục dữ liệu của hệ thống. Cách tổ chức này phù hợp với dữ liệu ảnh có dung lượng lớn.

3.4. Luồng xử lý dữ liệu của hệ thống

Luồng xử lý dữ liệu là phần quan trọng nhất của hệ thống, vì nó mô tả cách dữ liệu ảnh từ drone được chuyển thành kết quả phục vụ O&M.

Quy trình xử lý gồm các bước chính sau:

Bước 1: Tiếp nhận dữ liệu ảnh

Người dùng tải ảnh nhiệt và ảnh RGB lên hệ thống thông qua giao diện frontend. Backend nhận dữ liệu và lưu vào thư mục ảnh gốc. Nếu dữ liệu được tải lên theo thư mục hoặc theo nhiều file, hệ thống sẽ xử lý danh sách file và chuẩn bị dữ liệu cho bước tiếp theo.

Bước 2: Tiền xử lý và kiểm tra chất lượng ảnh

Ảnh nhiệt được đưa qua pipeline tiền xử lý. Các bước xử lý gồm thay thế điểm ảnh lỗi, lọc nhiễu bằng bilateral filter và resize theo letterbox về kích thước đầu vào của mô hình. Hệ thống cũng đánh giá một số vấn đề chất lượng ảnh như ảnh mờ, nhiễu hoặc viền đen bất thường.

Bước 3: Nhập thông tin đợt kiểm tra

Người dùng nhập hoặc cập nhật thông tin đợt kiểm tra như tên dự án, vị trí, thời gian quét, người vận hành, thiết bị, phạm vi kiểm tra và công suất panel. Thông tin này được gắn với upload batch và dùng trong dashboard cũng như báo cáo.

Bước 4: Phân tích bằng AI

Backend gửi ảnh đã tiền xử lý đến AI Engine. Mô hình YOLOv8 Segmentation thực hiện phát hiện panel và lỗi. Kết quả gồm danh sách panel sơ bộ, danh sách lỗi, class, confidence, bbox và polygon.

Bước 5: Tái dựng hình học panel

Kết quả panel sơ bộ được đưa vào Geometry Engine. Tùy theo đặc điểm ảnh, hệ thống chọn hướng xử lý phù hợp để tái dựng lưới panel và tạo panel polygon. Kết quả đầu ra gồm outer polygon, inner polygon, bbox, center, area và các thông tin hình học khác.

Bước 6: Gán mã panel

Các panel sau khi được tái dựng hình học được gán mã định danh cục bộ theo hàng và cột, ví dụ R01_C03. Mã này giúp người dùng dễ tra cứu trong giao diện và báo cáo. Trong tương lai, local_id có thể mở rộng thành dạng có thêm tên ảnh hoặc block, chẳng hạn DJI_0959_R03_C07, để tránh trùng lặp khi xử lý nhiều ảnh hoặc nhiều khu vực.

Bước 7: Ánh xạ lỗi vào panel

Hệ thống sử dụng fault polygon và panel polygon để xác định lỗi thuộc panel nào. Việc ánh xạ được thực hiện dựa trên quan hệ hình học như centroid nằm trong panel, tỷ lệ diện tích giao, vùng buffer gần biên và quy tắc chọn panel có quan hệ mạnh nhất. Nếu một lỗi không đủ điều kiện để gán vào panel, hệ thống có thể đưa vào danh sách chưa gán để kiểm tra lại.

Bước 8: Đánh giá mức độ và khuyến nghị xử lý

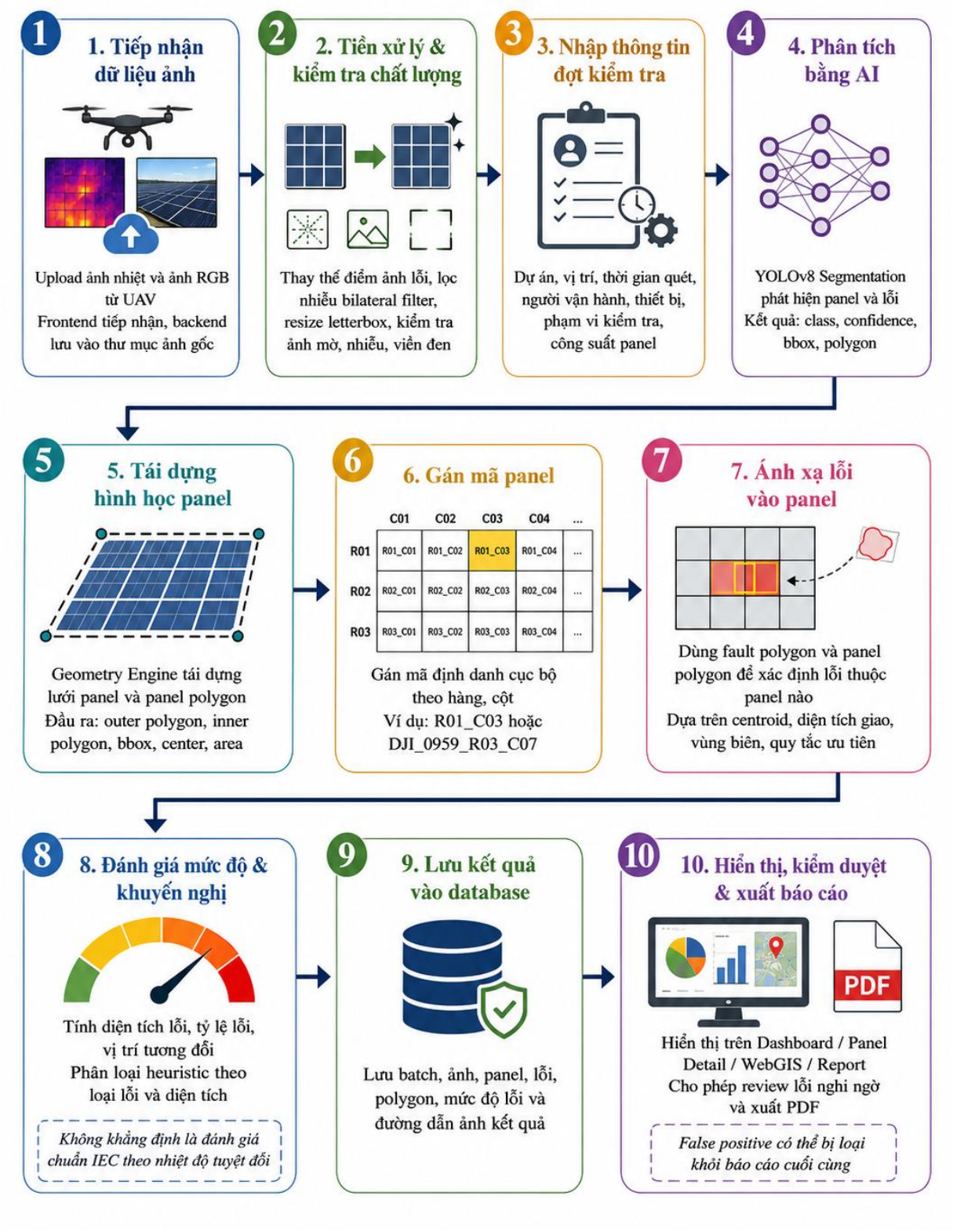
Sau khi lỗi được gán vào panel, hệ thống tính các thông tin như diện tích lỗi trong panel, tỷ lệ diện tích lỗi so với diện tích panel, vị trí tương đối của lỗi trong panel và mức độ ưu tiên xử lý. Việc phân loại mức độ trong phạm vi đồ án dựa trên heuristic theo diện tích và loại lỗi, không khẳng định là đánh giá chuẩn IEC theo nhiệt độ tuyệt đối.

Bước 9: Lưu kết quả vào database

Backend lưu thông tin batch, ảnh, panel, lỗi, polygon, mức độ lỗi và đường dẫn ảnh kết quả vào database. Dữ liệu này được dùng để truy xuất lại trong các trang Dashboard, Panel Detail, WebGIS và Report.

Bước 10: Hiển thị, kiểm duyệt và xuất báo cáo

Frontend nhận dữ liệu từ backend và hiển thị trên giao diện. Người dùng có thể xem tổng quan, xem chi tiết từng panel, kiểm duyệt các lỗi nghi ngờ và xuất báo cáo PDF. Nếu người dùng đánh dấu một lỗi là false positive, lỗi đó có thể bị loại khỏi báo cáo cuối cùng.



Hình 3.2 Luồng xử lý dữ liệu của hệ thống

3.5. Thiết kế Use Case

3.5.1. Danh sách use case chính

Các use case chính của hệ thống gồm:

- Đăng nhập hệ thống.
- Tải dữ liệu ảnh UAV.
- Tiền xử lý ảnh nhiệt.
- Nhập thông tin đợt kiểm tra.
- Chạy phân tích AI.
- Xem tiến trình phân tích.
- Xem Dashboard tổng quan.
- Xem danh sách panel và lỗi.
- Xem chi tiết ảnh/panel.
- Xem kết quả trên WebGIS/Dashboard.
- Kiểm duyệt lỗi thủ công.
- Đồng bộ kết quả kiểm duyệt.
- Xuất báo cáo PDF.
- Cập nhật mô hình AI.
- Chạy lại phân tích.
- Reset dữ liệu hệ thống.

3.5.2. Mô tả tác nhân và quan hệ use case

Tác nhân chính là kỹ sư O&M. Kỹ sư O&M thực hiện các chức năng tải dữ liệu, chạy phân tích, xem kết quả, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo. Quản trị viên hệ thống có thêm quyền cập nhật mô hình AI, chạy lại phân tích hoặc reset hệ thống.

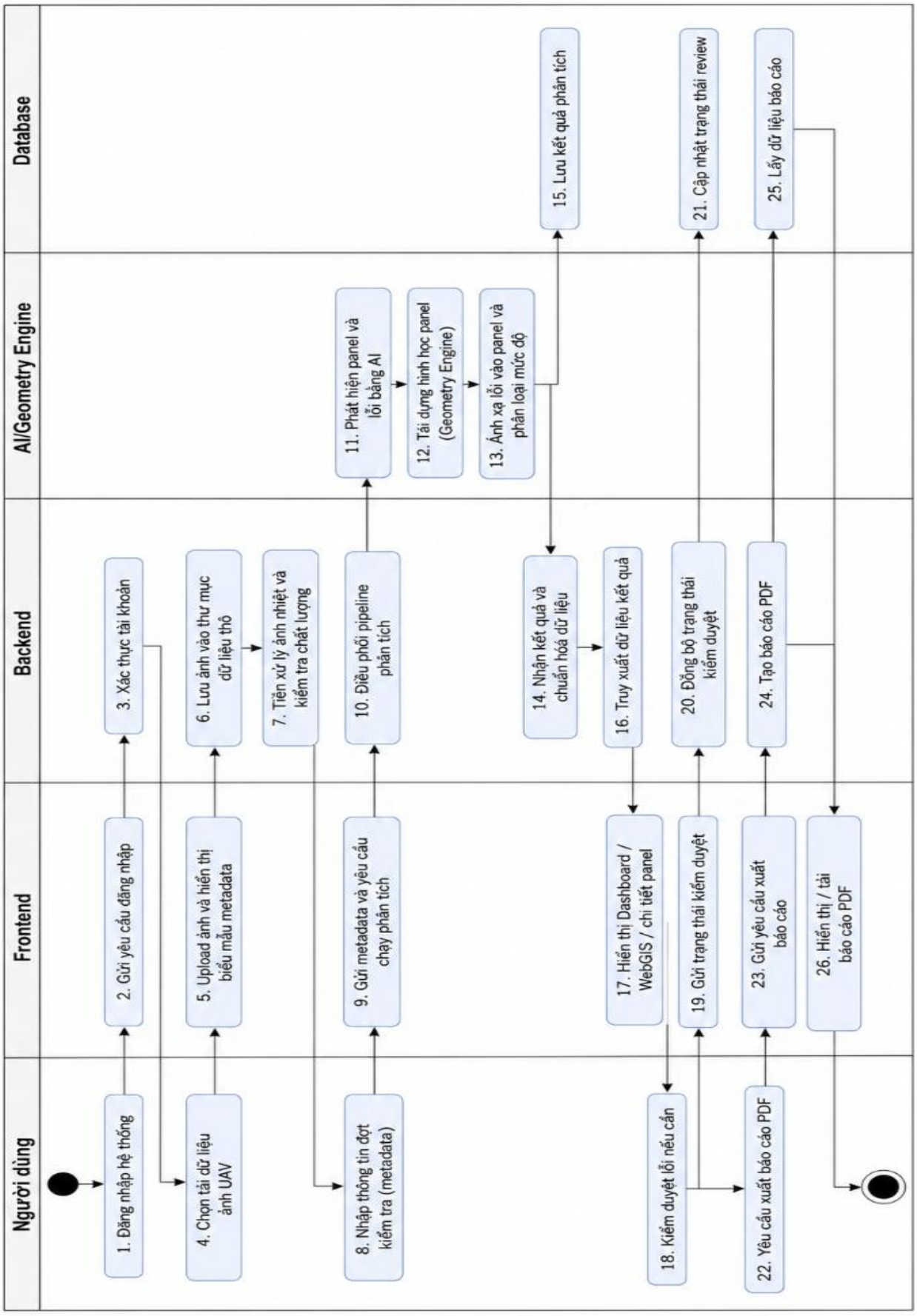
Một số use case có quan hệ phụ thuộc. Use case “Chạy phân tích AI” cần có dữ liệu đã được tải lên và tiền xử lý. Use case “Xem Dashboard” phụ thuộc vào dữ liệu kết quả phân tích đã có trong database. Use case “Xuất báo cáo PDF” phụ thuộc vào kết quả phân tích và trạng thái kiểm duyệt lỗi. Use case “Kiểm duyệt lỗi” mở rộng use case “Xem chi tiết lỗi”.

3.6. Thiết kế Activity Diagram

Activity Diagram mô tả trình tự hoạt động chính khi người dùng thực hiện một đợt phân tích ảnh nhiệt. Luồng hoạt động bắt đầu từ khi người dùng đăng nhập, tải ảnh lên hệ thống, xác nhận metadata, chạy phân tích AI, xem kết quả, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo.

Quy trình hoạt động chính như sau:

- Người dùng đăng nhập hệ thống.
- Người dùng chọn chức năng tải dữ liệu ảnh UAV.
- Hệ thống lưu ảnh vào thư mục dữ liệu thô.
- Hệ thống tiền xử lý ảnh nhiệt và kiểm tra chất lượng.
- Người dùng nhập thông tin đợt kiểm tra.
- Người dùng xác nhận chạy phân tích AI.
- Backend điều phối AI Engine để phát hiện panel và lỗi.
- Geometry Engine tái dựng hình học panel.
- Hệ thống ánh xạ lỗi vào panel và phân loại mức độ.
- Backend lưu kết quả phân tích vào database.
- Frontend hiển thị kết quả trên Dashboard/WebGIS.
- Người dùng kiểm duyệt lỗi nếu cần.
- Hệ thống đồng bộ trạng thái kiểm duyệt.
- Người dùng xuất báo cáo PDF.



Hình 3.3 Activity Diagram cho quy trình phân tích dữ liệu ảnh nhiệt UAV

3.7. Thiết kế cơ sở dữ liệu

Cơ sở dữ liệu của hệ thống được thiết kế nhằm lưu trữ thông tin người dùng, đợt kiểm tra, ảnh, panel, kết quả phân tích AI và báo cáo. Do dữ liệu ảnh có dung lượng lớn, database không lưu trực tiếp file ảnh mà lưu đường dẫn đến file trong hệ thống lưu trữ.

Các bảng chính gồm:

3.7.1. Bảng Users

Bảng Users lưu thông tin tài khoản người dùng.

Các trường chính:

- id: khóa chính.
- username: tên đăng nhập.
- password_hash: mật khẩu hoặc chuỗi xác thực.
- role: vai trò người dùng, ví dụ admin hoặc user.

3.7.2. Bảng Upload_Batches

Bảng Upload_Batches lưu thông tin từng đợt tải dữ liệu và phân tích. Trong hệ thống hiện tại, bảng này đồng thời đóng vai trò quản lý thông tin dự án hoặc đợt kiểm tra.

Các trường chính gồm:

- id: khóa chính.
- user_id: người dùng tạo batch.
- name: tên batch.
- upload_date: thời gian tải dữ liệu.
- status: trạng thái xử lý.
- project_name: tên dự án.
- location: vị trí kiểm tra.
- scan_time: thời gian quét.
- operator: người vận hành.
- device: thiết bị sử dụng.
- scope: phạm vi kiểm tra.
- panel_power: công suất danh định của panel.

Lưu ý, nếu hệ thống phát triển quy mô lớn hơn, có thể tách riêng bảng Projects để quản lý một dự án có nhiều batch kiểm tra. Tuy nhiên, trong phạm vi đồ án, việc lưu metadata dự án trực tiếp trong Upload_Batches là đủ cho luồng xử lý hiện tại.

3.7.3. Bảng Images

Bảng Images lưu thông tin ảnh thuộc từng batch.

Các trường chính:

- id: khóa chính.
- batch_id: khóa ngoại liên kết với Upload_Batches.
- filename: tên file ảnh.
- image_type: loại ảnh, ví dụ Thermal hoặc RGB.
- path: đường dẫn file ảnh.

Một batch có thể chứa nhiều ảnh. Mỗi ảnh có thể có nhiều kết quả phân tích AI tương ứng với các panel trong ảnh.

3.7.4. Bảng Panels

Bảng Panels lưu thông tin panel được hệ thống nhận diện và gán mã.

Các trường chính:

- id: khóa chính.
- local_id: mã cục bộ của panel, ví dụ R01_C03.
- x_coord: tọa độ tâm panel theo hệ tọa độ ảnh hoặc hệ tọa độ hiển thị.
- y_coord: tọa độ tâm panel theo hệ tọa độ ảnh hoặc hệ tọa độ hiển thị.

Trong hệ thống hiện tại, phần hình học chi tiết của panel như outer polygon, inner polygon, bbox và các thông tin lỗi được lưu trong kết quả phân tích AI ở dạng dữ liệu JSON. Trong tương lai, có thể tách các trường polygon thành bảng hoặc cột riêng để truy vấn không gian hiệu quả hơn.

3.7.5. Bảng AI_Results

Bảng AI_Results lưu kết quả phân tích giữa ảnh, panel và lỗi, là trung tâm của hệ thống vì chứa kết quả phân tích cuối cùng phục vụ dashboard, review và report.

Các trường chính:

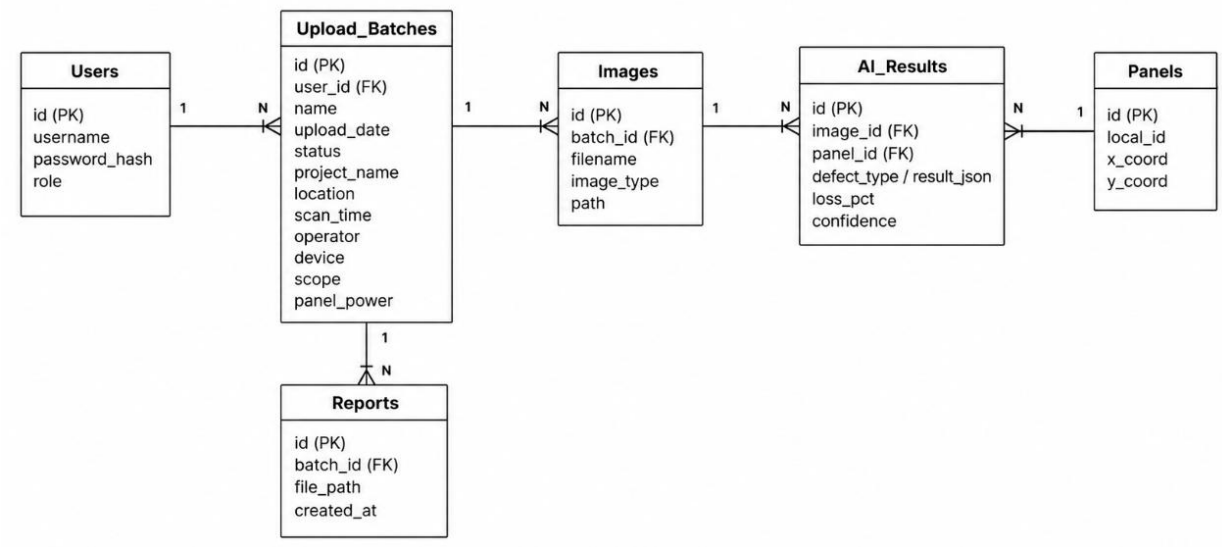
- id: khóa chính.
- image_id: khóa ngoại liên kết với Images.
- panel_id: khóa ngoại liên kết với Panels.
- defect_type: thông tin lỗi hoặc dữ liệu JSON mô tả panel, defect, polygon, severity và review status.
- loss_pct: tỷ lệ hao hụt hoặc tỷ lệ lỗi ước tính.
- confidence: độ tin cậy của kết quả.

3.7.6. Bảng Reports

Bảng Reports lưu thông tin báo cáo đã được tạo.

Các trường chính:

- id: khóa chính.
- batch_id: khóa ngoại liên kết với Upload_Batches.
- file_path: đường dẫn file báo cáo PDF.
- created_at: thời gian tạo báo cáo.



Hình 3.4 Sơ đồ ERD cơ sở dữ liệu của hệ thống

3.8. Thiết kế API

Backend cung cấp các API phục vụ frontend thao tác với dữ liệu, chạy phân tích và lấy kết quả. Các API chính gồm:

Nhóm chức năng	**API**	**Phương thức**	**Mô tả**
Kiểm tra hệ thống	/	GET	Kiểm tra trạng thái backend
Đăng nhập	/api/v1/login	POST	Xác thực tài khoản người dùng
Lấy dữ liệu mới nhất	/api/v1/latest-batch	GET	Trả về batch mới nhất và kết quả phân tích
Upload dữ liệu	/api/v1/upload-drone-data	POST	Tải ảnh UAV lên hệ thống
Tiền xử lý ảnh	/api/v1/process-thermal	GET	Tiền xử lý ảnh nhiệt và đánh giá chất lượng
Ghép cặp ảnh	/api/v1/match-pairs	GET	Ghép cặp ảnh thermal và RGB nếu có
Chạy phân tích	/api/v1/analyze-all	POST	Khởi động pipeline phân tích AI
Theo dõi tiến trình	/api/v1/analyze-progress	GET	Lấy trạng thái xử lý hiện tại
Cập nhật model	/api/v1/update-ai-model	POST	Tải lên trọng số mô hình AI mới

Cắt ảnh panel	/api/v1/panel-image	GET	Trả về ảnh vùng panel phục vụ báo cáo
Tải báo cáo	/api/v1/download-report/{batch_id}	GET	Tải file PDF báo cáo
Chạy lại phân tích	/api/v1/reanalyze	POST	Chạy lại phân tích trên dữ liệu hiện có
Reset hệ thống	/api/v1/reset-system	POST	Xóa dữ liệu tạm và kết quả cũ
Cập nhật metadata	/api/v1/update-batch-metadata	POST	Cập nhật thông tin đợt kiểm tra
Lấy danh sách review	/api/v1/review/items	GET	Lấy danh sách lỗi cần kiểm duyệt
Cập nhật review	/api/v1/review/items/{review_item_id}	POST	Cập nhật trạng thái kiểm duyệt lỗi
Đồng bộ review	/api/v1/review/sync	POST	Đồng bộ kết quả kiểm duyệt
Thống kê review	/api/v1/review/summary	GET	Lấy thống kê trạng thái kiểm duyệt

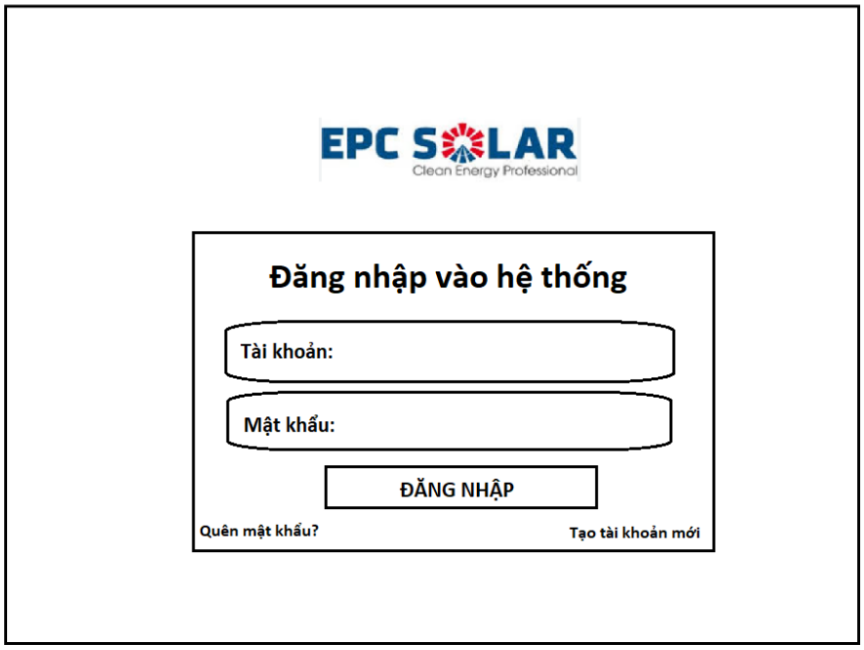
Các API được thiết kế theo hướng tách biệt giữa thao tác dữ liệu, thao tác phân tích và thao tác kiểm duyệt. Điều này giúp frontend dễ gọi từng chức năng riêng biệt và backend dễ mở rộng trong tương lai.

3.9. Thiết kế giao diện người dùng

Giao diện người dùng được thiết kế theo hướng dashboard, tập trung vào quy trình làm việc của kỹ sư O&M. Các màn hình chính gồm:

3.9.1. Màn hình đăng nhập

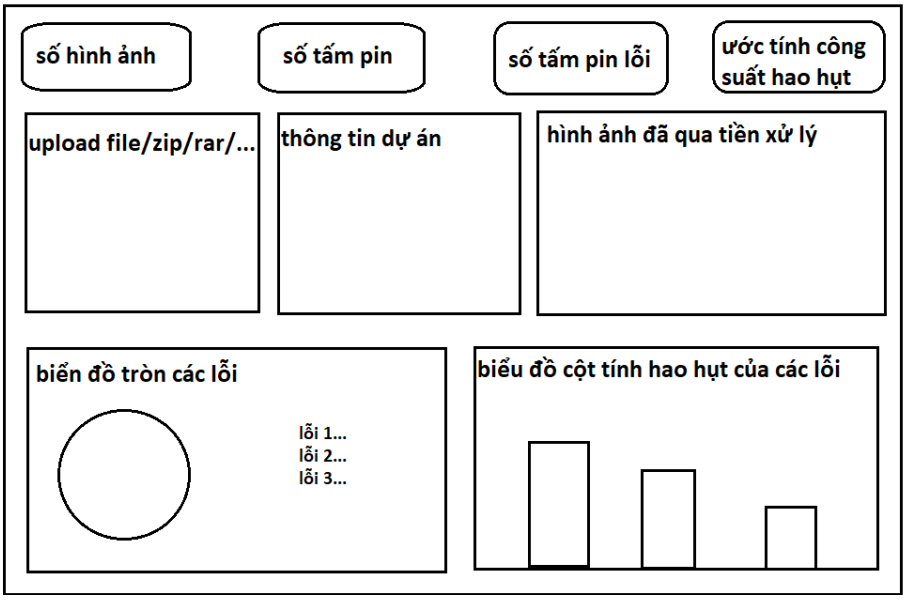
Màn hình đăng nhập cho phép người dùng xác thực tài khoản thông qua tên đăng nhập và mật khẩu trước khi truy cập hệ thống. Giao diện bao gồm logo hệ thống, các trường nhập thông tin đăng nhập, nút Đăng nhập và các chức năng hỗ trợ như Quên mật khẩu và Tạo tài khoản mới. Sau khi đăng nhập thành công, người dùng được chuyển đến Dashboard tổng quan.



Hình 3.5 Phác thảo giao diện đăng nhập

3.9.2. Dashboard tổng quan

Dashboard tổng quan hiển thị các thông tin chính của đợt kiểm tra gồm số lượng hình ảnh, số lượng tấm pin, số lượng tấm pin lỗi và ước tính công suất hao hụt. Giao diện đồng thời cung cấp khu vực tải dữ liệu đầu vào, nhập thông tin dự án và xem ảnh đã qua tiền xử lý. Ngoài ra, Dashboard còn hiển thị biểu đồ tròn thống kê các loại lỗi và biểu đồ cột thể hiện mức hao hụt của từng loại lỗi, giúp người dùng theo dõi tổng quan kết quả phân tích.

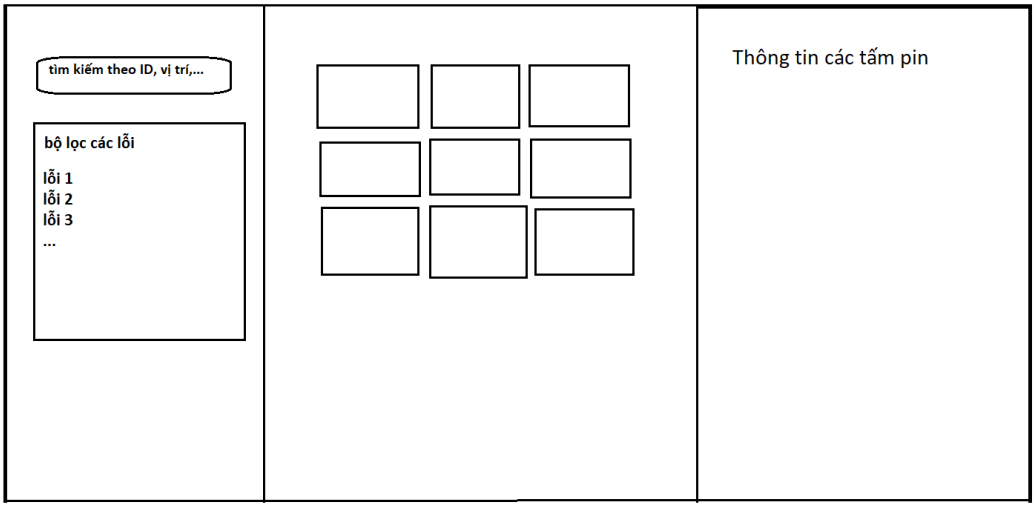


Hình 3.6 Phác thảo giao diện dashboard

3.9.3. WebGIS/Dashboard trực quan hóa vị trí lỗi

WebGIS/Dashboard hiển thị các panel trên một không gian bản đồ hoặc không gian ảnh quy đổi. Người dùng có thể lọc theo trạng thái, loại lỗi, bật/tắt lớp hiển thị và chọn panel để xem thông tin chi tiết.

Trong phạm vi đồ án, nếu dữ liệu không có đầy đủ tọa độ GPS cho từng panel, phần hiển thị bản đồ có thể được hiểu là không gian trực quan hóa dựa trên ảnh hoặc layout cục bộ, không phải bản đồ GIS tuyệt đối theo tọa độ địa lý. Khi có metadata GPS, orthomosaic hoặc layout nhà máy đầy đủ, chức năng này có thể mở rộng thành WebGIS địa lý chính xác hơn.

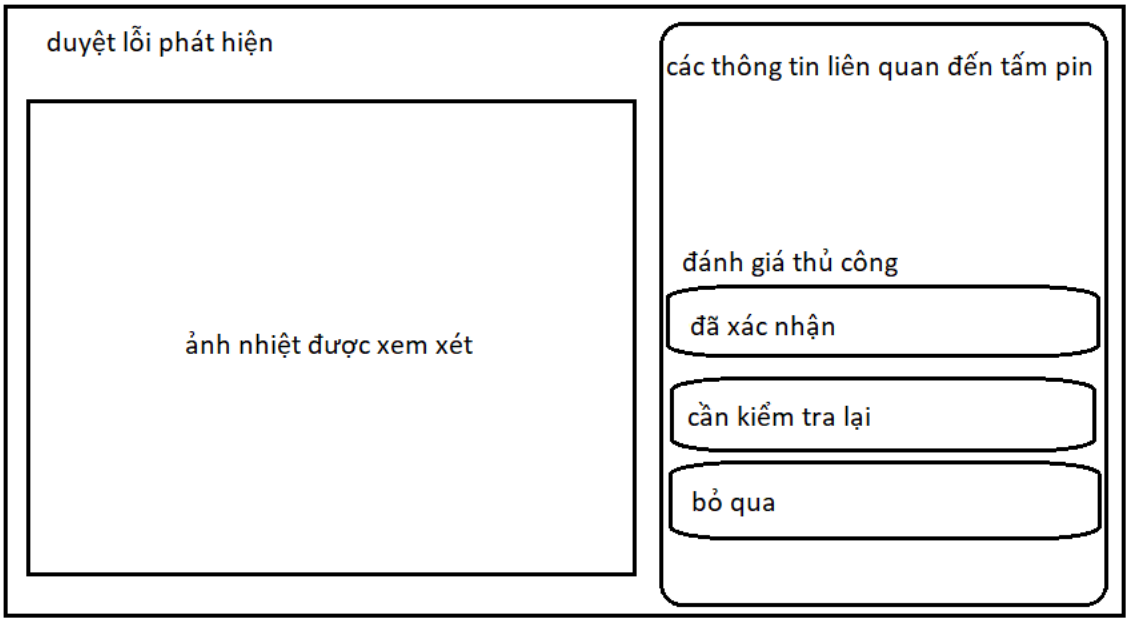


Hình 3.7 Phác thảo giao diện bản đồ GIS

3.9.4. Giao diện kiểm duyệt lỗi

Giao diện kiểm duyệt lỗi cho phép người dùng xem từng lỗi do AI phát hiện và chọn trạng thái: đúng có lỗi, cần xem xét, không phải lỗi hoặc chưa duyệt. Người dùng có thể thêm ghi chú cho từng lỗi. Sau khi hoàn tất kiểm duyệt, hệ thống đồng bộ trạng thái vào database và cập nhật báo cáo.

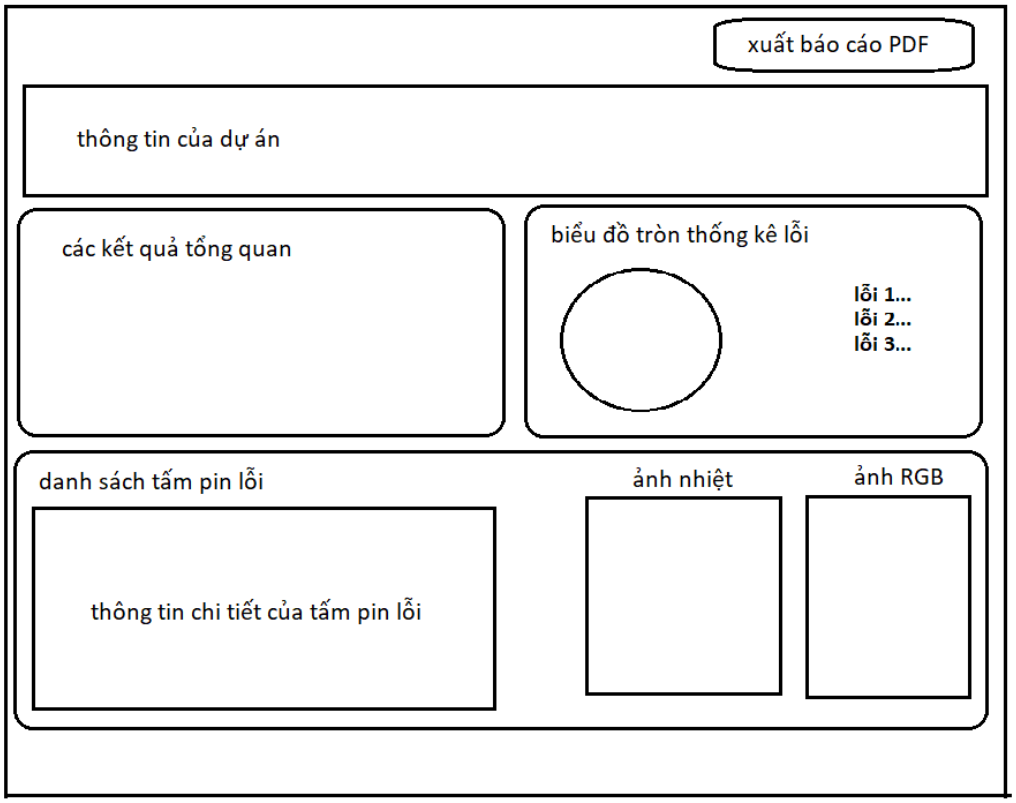
Cơ chế kiểm duyệt giúp giảm rủi ro do false positive của mô hình AI và làm cho kết quả cuối cùng phù hợp hơn với quy trình O&M thực tế.



Hình 3.8 Phác thảo giao diện kiểm duyệt lỗi

3.9.5. Giao diện báo cáo

Giao diện báo cáo hiển thị thông tin tổng hợp về đợt kiểm tra, thống kê lỗi, danh sách panel lỗi và nút tải báo cáo PDF. Các lỗi được đánh dấu là false positive sẽ không được đưa vào danh sách lỗi chính trong báo cáo.



Hình 3.9 Phác thảo giao diện báo cáo

CHƯƠNG 4. XÂY DỰNG VÀ TÍCH HỢP HỆ THỐNG PHÁT HIỆN, ĐỊNH VỊ VÀ GIÁM SÁT HƯ HỎNG PV PANEL

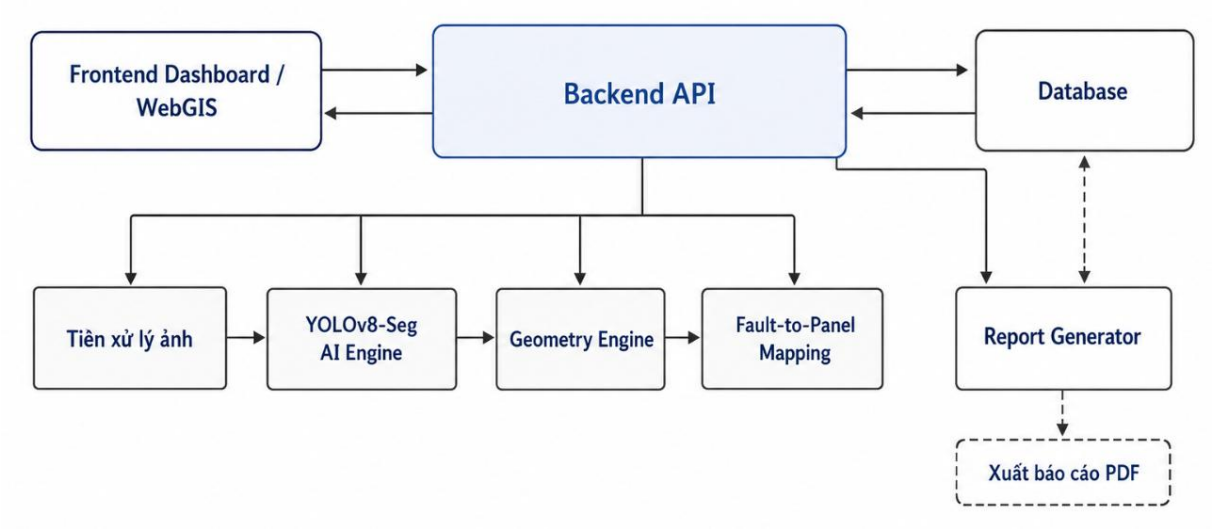
4.1. Tổng quan quá trình xây dựng hệ thống

Sau khi phân tích yêu cầu và thiết kế kiến trúc tổng thể ở Chương 3, chương này trình bày quá trình xây dựng và tích hợp hệ thống Solar AI Inspection. Hệ thống được triển khai nhằm xử lý dữ liệu ảnh nhiệt UAV, phát hiện các bất thường trên tấm pin quang điện, tái dựng hình học panel, ánh xạ lỗi vào đúng tấm pin, lưu trữ kết quả và hiển thị thông tin trên phần mềm giám sát.

Hệ thống không chỉ bao gồm một mô hình AI độc lập. Thay vào đó, hệ thống được xây dựng theo hướng tích hợp nhiều thành phần: module tiền xử lý ảnh, mô hình YOLOv8-Segmentation, Geometry Engine, module fault-to-panel mapping, backend API, database, frontend Dashboard/WebGIS và module xuất báo cáo. Các thành phần này tạo thành một pipeline xử lý dữ liệu từ ảnh đầu vào đến kết quả phục vụ công tác vận hành và bảo trì.

Trong phạm vi đề tài, mô hình AI tập trung phát hiện các đối tượng chính gồm panel và bốn nhóm lỗi hoặc bất thường trên ảnh nhiệt: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Soiling được xem là hiện tượng ngoại cảnh có thể gây nhầm lẫn với hotspot nhẹ, nhưng không phải class chính của mô hình.

Một điểm quan trọng trong hệ thống là tách biệt giữa phát hiện bằng AI và xác định hình học panel. YOLOv8-Segmentation được dùng để phát hiện sơ bộ panel và vùng lỗi. Tuy nhiên, hình học cuối cùng của từng panel không lấy trực tiếp từ polygon hoặc bounding box thô của YOLO. Hệ thống sử dụng Geometry Engine để tái dựng lại panel polygon dựa trên cấu trúc hình học và đặc trưng nhiệt của ảnh. Kết quả panel polygon sau tái dựng được dùng để hiển thị, tính toán và ánh xạ lỗi vào đúng panel.



Hình 4.1 Các module chính trong hệ thống Solar AI Inspection

4.1.1. Các module và hàm triển khai chính trong hệ thống

Hệ thống Solar AI Inspection được xây dựng theo hướng chia nhỏ chức năng thành nhiều module độc lập. Mỗi module đảm nhiệm một vai trò cụ thể trong pipeline xử lý dữ liệu, từ tiếp nhận ảnh đầu vào, tiền xử lý ảnh nhiệt, phát hiện panel và lỗi bằng AI, tái dựng hình học panel, ánh xạ lỗi vào đúng panel, lưu kết quả vào cơ sở dữ liệu, hiển thị trên giao diện và xuất báo cáo.

Bảng 4.1 Trình bày các module và hàm triển khai chính trong hệ thống.

Module / file	Hàm hoặc lớp chính	Vai trò trong hệ thống
main.py	upload_drone_data()	Tiếp nhận dữ liệu ảnh UAV từ frontend và lưu vào mục dữ liệu thô.
main.py	process_images()	Gọi pipeline tiền xử lý ảnh nhiệt trước khi phân tích AI.
main.py	match_images()	Ghép cặp ảnh thermal và ảnh RGB nếu dữ liệu đầu vào có cả hai loại ảnh.
main.py	start_analysis()	Khởi động quá trình phân tích hệ thống, gồm AI, Geometry Engine, mapping, lưu trữ, tạo kết quả hiển thị.

main.py	run_analysis_pipeline_task()	Hàm xử lý nền thực hiện pipeline phân tích trên từng ảnh trong batch dữ liệu.
main.py	update_ai_model()	Cho phép cập nhật trọng số mô hình AI mới trong quá trình sử dụng hệ thống.
main.py	get_review_items(), update_review_item(), sync_review()	Quản lý quá trình kiểm duyệt lỗi thủ công bởi người dùng.
image_processor.py	preprocess_thermal()	Thực hiện pipeline tiền xử lý ảnh nhiệt, gồm xử lý điểm ảnh bất thường, lọc nhiễu, xử lý viền đen, resize letterbox và đánh giá chất lượng ảnh.
image_processor.py	letterbox_to_shape()	Resize ảnh về kích thước đầu vào của mô hình nhưng vẫn giữ tỷ lệ hình học ban đầu.
image_processor.py	assess_quality()	Đánh giá sơ bộ chất lượng ảnh thông qua các chỉ số như độ mờ, nhiễu, độ sáng, dải động và tỷ lệ vùng quá tối/quá sáng.
ai_engine.py	AIEngine.detect_and_segment()	Chạy mô hình YOLOv8-Segmentation trên ảnh nhiệt đã tiền xử lý để phát hiện panel và các vùng lỗi.
panel_processor.py	process_yolo_predictions()	Tách kết quả YOLO thành nhóm panel và nhóm defect, đồng thời lọc theo ngưỡng confidence.
panel_processor.py	refine_panel_contour()	Hậu xử lý polygon panel từ kết quả AI nhằm tạo hình học panel ổn định hơn.
panel_processor.py	simplify_defect_polygon()	Rút gọn polygon của vùng lỗi để phục vụ hiển thị, lưu trữ và tính toán.

pv_panel_snapper.py	snap_panels_with_v61()	Nhận panel prior từ YOLO và gọi Geometry Engine để tái dựng hình học panel.
pv_geometry_engine.py	process_image_for_backend()	Hàm chính của Geometry Engine dùng để xử lý ảnh và trả về danh sách panel polygon cho backend.
pv_geometry_engine.py	_route_metrics()	Tính toán đặc trưng ảnh để lựa chọn hướng xử lý phù hợp giữa ảnh diện rộng và ảnh cận cảnh.
defect_logic.py	assign_defects_to_panels()	Gán từng vùng lỗi vào panel tương ứng dựa trên quan hệ hình học giữa fault polygon và panel polygon.
defect_logic.py	classify_severity()	Phân loại sơ bộ mức độ lỗi dựa trên loại lỗi và tỷ lệ diện tích vùng lỗi.
defect_logic.py	recommendation_from_severity()	Sinh khuyến nghị xử lý tương ứng với mức độ lỗi.
defect_thermal_validator.py	validate_defects_by_relative_thermal_contrast()	Hỗ trợ kiểm chứng lỗi bằng các đặc trưng tương phản nhiệt tương đối.
registration.py	match_thermal_rgb()	Ghép cặp ảnh nhiệt và ảnh RGB theo tên file/thứ tự dữ liệu.
models.py	User, UploadBatch, Image, Panel, AiResult, Report	Định nghĩa các bảng dữ liệu chính của hệ thống.
database.py	get_db()	Tạo phiên làm việc với cơ sở dữ liệu cho các API backend.
report_generator.py	generate_inspection_report()	Tổng hợp dữ liệu phân tích và sinh báo cáo PDF phục vụ công tác bảo trì.

Việc tách hệ thống thành các module và hàm xử lý riêng giúp pipeline dễ bảo trì và dễ mở rộng. Trong đó, mô hình AI đảm nhiệm phát hiện sơ bộ panel và lỗi, còn Geometry Engine đảm nhiệm tái dựng hình học panel ổn định hơn. Sau đó, module fault-to-panel mapping sử dụng quan hệ không gian giữa fault polygon và panel polygon để xác định lỗi thuộc tấm pin nào. Kết quả cuối cùng được lưu vào cơ sở dữ liệu, hiển thị trên giao diện Dashboard/WebGIS và đưa vào báo cáo PDF.

Cách tổ chức này giúp hệ thống không phụ thuộc hoàn toàn vào polygon thô của mô hình AI. YOLOv8-Segmentation được sử dụng như lớp phát hiện ban đầu, trong khi các bước hậu xử lý hình học, mapping, kiểm duyệt và báo cáo giúp biến kết quả AI thành thông tin có thể sử dụng trong quy trình vận hành và bảo trì hệ thống điện mặt trời.

4.2. Xây dựng bộ dữ liệu ảnh nhiệt PV

4.2.1. Nguồn dữ liệu

Dữ liệu đầu vào của hệ thống là ảnh nhiệt tấm pin quang điện. Trong đề tài, dữ liệu được tổng hợp từ hai nguồn chính: ảnh nhiệt công khai phục vụ nghiên cứu và ảnh nhiệt do doanh nghiệp cung cấp. Đối với dữ liệu doanh nghiệp, ảnh được thu thập bằng drone gắn camera hồng ngoại trong quá trình kiểm tra hệ thống điện mặt trời. Thiết bị được sử dụng trong quy trình thu thập của doanh nghiệp là DJI Mavic 2 Enterprise Advanced.

Trong phạm vi đồ án, nhóm không trực tiếp triển khai bay drone tại hiện trường, mà sử dụng các tập ảnh nhiệt đã được thu thập sẵn để xây dựng dataset, gán nhãn, huấn luyện mô hình và kiểm thử hệ thống.

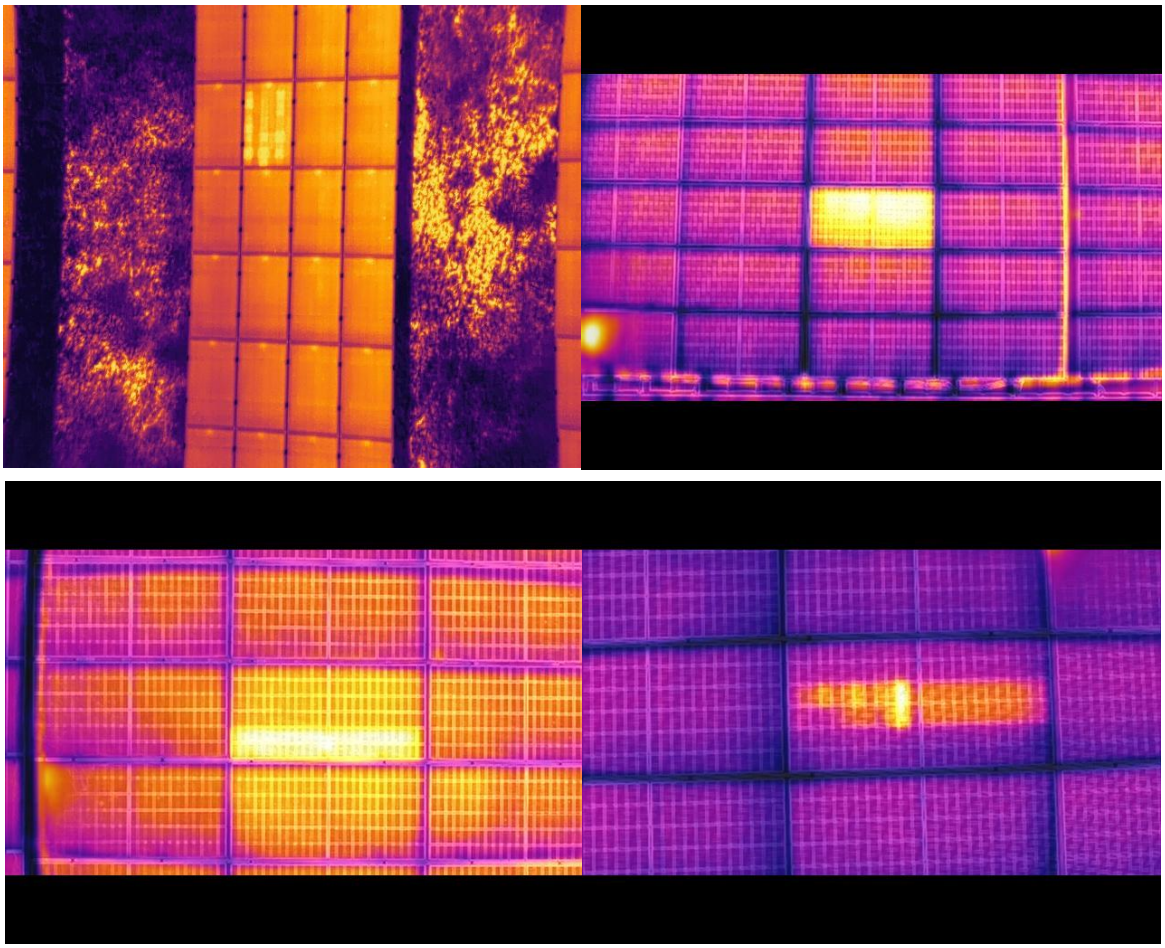
Dữ liệu ảnh nhiệt ban đầu có sự khác nhau về góc chụp, khoảng cách chụp, độ rõ nét, số lượng panel trong ảnh, bố cục dãy pin và mức độ hiển thị lỗi. Một số ảnh chứa nhiều panel trong cùng khung hình, trong khi một số ảnh khác là ảnh cận cảnh. Sự đa dạng này phù hợp với điều kiện dữ liệu UAV thực tế, nhưng cũng làm tăng độ khó cho bài toán phát hiện lỗi và định vị panel.

4.2.2. Chọn lọc dữ liệu

Trước khi gán nhãn, nhóm tiến hành sàng lọc thủ công để loại bỏ các ảnh không phù hợp. Các ảnh bị loại gồm ảnh quá mờ, ảnh có góc nghiêng quá lớn, ảnh không nhìn rõ tấm pin, ảnh bị che khuất nhiều, ảnh có lỗi hiển thị hoặc ảnh không thể hiện rõ vùng bất thường nhiệt.

Việc chọn lọc dữ liệu có vai trò quan trọng vì chất lượng dữ liệu ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng học của mô hình. Nếu đưa vào tập huấn luyện quá nhiều ảnh nhiễu, ảnh sai ngữ cảnh hoặc ảnh không rõ lỗi, mô hình có thể học sai đặc trưng, dẫn đến nhận diện nhầm hoặc bỏ sót lỗi khi triển khai.

Sau khi chọn lọc, nhóm thu được tập ảnh nhiệt ban đầu gồm hơn 300 ảnh phù hợp để thực hiện gán nhãn và xây dựng dataset huấn luyện.



Hình 4.2 Ví dụ ảnh nhiệt tấm pin quang điện trong dữ liệu đầu vào

4.3. Tiền xử lý ảnh nhiệt

4.3.1. Mục đích tiền xử lý

Ảnh đầu vào của hệ thống là ảnh nhiệt của tấm pin mặt trời. Các ảnh này có thể khác nhau về kích thước, tỉ lệ khung hình, độ nét, độ nhiễu, độ tương phản và vùng đen ở mép ảnh. Vì vậy, trước khi đưa vào các bước xử lý tiếp theo, ảnh cần được tiền xử lý nhằm chuẩn hóa kích thước, kiểm soát chất lượng và loại bỏ các ảnh không đạt yêu cầu.

Mục tiêu của bước tiền xử lý gồm:

- Chuẩn hóa ảnh về kích thước 640x512, giống kích thước ảnh đã dùng trong quá trình huấn luyện.
- Phát hiện và loại bỏ ảnh quá mờ, quá nhiễu, quá thiếu tương phản hoặc có vùng bão hòa bất thường.
- Sửa nhẹ các bad pixel hoặc hot pixel đơn lẻ.
- Khử nhiễu nhẹ khi mức nhiễu của ảnh cao hơn phân bố bình thường của tập dữ liệu.
- Tạo báo cáo chất lượng ảnh và ảnh so sánh trước/sau tiền xử lý.

4.3.2. Hiệu chuẩn ngưỡng chất lượng từ tập dữ liệu

Do tập ảnh sử dụng trong đề tài là ảnh nhiệt dạng ảnh màu/palette, không có dữ liệu radiometric hoặc metadata đầy đủ, nên không thể đặt ngưỡng chất lượng dựa trực tiếp trên các tiêu chuẩn vật lý. Vì vậy, các ngưỡng được hiệu chuẩn thực nghiệm từ chính tập ảnh tham chiếu của đề tài.

Quá trình hiệu chuẩn được thực hiện trên 692 ảnh tham chiếu. Với mỗi ảnh, chương trình tính các chỉ số chất lượng như độ mờ, độ nhiễu, độ tương phản, dải sáng, tỉ lệ pixel tối, tỉ lệ pixel sáng bão hòa và tỉ lệ vùng đen ở mép ảnh. Sau đó, các ngưỡng cảnh báo và ngưỡng loại bỏ được xác định bằng percentile của phân bố các chỉ số này.

Bảng 4. 2 Các percentile được sử dụng

Loại ngưỡng	**Percentile**	**Ý nghĩa**
warn_low	5%	Cảnh báo khi chỉ số thấp bất thường
reject_low	0.5%	Loại ảnh khi chỉ số quá thấp
warn_high	95%	Cảnh báo khi chỉ số cao bất thường
reject_high	99.5%	Loại ảnh khi chỉ số quá cao
denoise_high	90%	Ngưỡng bắt đầu khử nhiễu nhẹ

4.3.3. Các chỉ số đánh giá chất lượng ảnh

Bảng 4.3 Các chỉ số chính được sử dụng để đánh giá chất lượng ảnh

Chỉ số	**Ngưỡng cảnh báo**	**Ngưỡng loại bỏ**	**Ý nghĩa**
blur_score	< 121.013	< 17.790	Đánh giá độ mờ, càng thấp càng mờ
noise_score	> 23.927	> 29.884	Đánh giá mức nhiễu, càng cao càng nhiễu
brightness_std	< 42.662	< 22.793	Đánh giá độ tương phản
dynamic_range	< 169.550	< 77.365	Đánh giá dải sáng hiệu dụng
low_saturation_ratio	> 0.325	> 0.609	Tỉ lệ pixel quá tối/gần đen
high_saturation_ratio	> 0.00184	> 0.00520	Tỉ lệ pixel sáng bão hòa
edge_black_ratio	> 0.653	> 0.805	Tỉ lệ vùng đen ở mép ảnh

Trong đó, blur_score được tính bằng phương sai của ảnh Laplacian. Ảnh càng mờ thì biên ảnh càng yếu, làm cho giá trị này thấp. noise_score được ước lượng bằng

độ lệch chuẩn của phần dư giữa ảnh xám gốc và ảnh đã làm mượt. brightness_std phản ánh độ tương phản tổng thể, còn dynamic_range được tính bằng hiệu giữa percentile 99% và percentile 1% của mức xám ảnh.

Nếu một ảnh vượt ngưỡng loại bỏ ở bất kỳ chỉ số nào, ảnh sẽ được đưa vào thư mục rejected. Ngoài ra, nếu ảnh có nhiều cảnh báo đồng thời, ảnh cũng có thể bị loại vì chất lượng tổng thể không đảm bảo.

4.3.4. Quy trình tiền xử lý ảnh

Quy trình tiền xử lý được thực hiện theo các bước sau:

Đọc ảnh đầu vào

↓

Tự động phát hiện ảnh có pad đen hay không

↓

Letterbox tạm về 640x512 để tính chỉ số chất lượng

↓

Đánh giá ảnh bằng file empirical_qc_thresholds.json

↓

Nếu ảnh không đạt → đưa vào thư mục rejected

↓

Nếu ảnh đạt → sửa bad pixel/hot pixel lẻ

↓

Khử nhiễu nhẹ nếu cần

↓

Khôi phục pad đen nếu ảnh đầu vào đã có pad

↓

Letterbox ảnh về 640x512

↓

Lưu ảnh đã tiền xử lý và báo cáo

Ở bước phát hiện pad đen, chương trình sử dụng chế độ PAD_MODE = auto. Nếu ảnh đầu vào đã có dải pad đen ở mép, chương trình sẽ ghi nhận và khôi phục đúng vùng pad đó sau khi xử lý. Nếu ảnh đầu vào là ảnh gốc chưa có pad, bước khôi phục pad sẽ tự động bỏ qua.

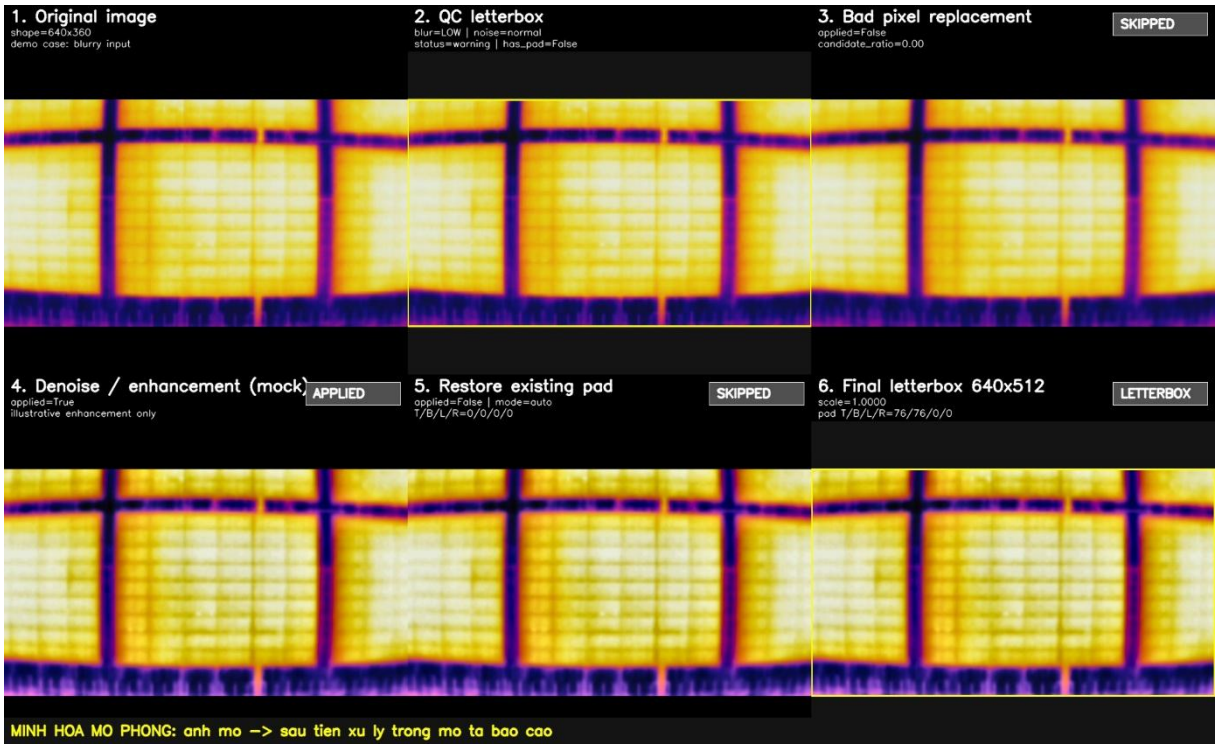
Sau khi ảnh vượt qua bước kiểm tra chất lượng, chương trình sửa các pixel bất thường đơn lẻ bằng cách phát hiện những pixel lệch mạnh so với vùng lân cận. Việc sửa chỉ được thực hiện khi số lượng pixel nghi lỗi rất nhỏ, nhằm tránh sửa nhầm các vùng hotspot thật.

Tiếp theo, nếu noise_score lớn hơn ngưỡng 19.967, ảnh được khử nhiễu nhẹ bằng bilateral filter. Bộ lọc này giúp giảm nhiễu nhưng vẫn giữ biên tốt hơn so với làm mượt thông thường.

Cuối cùng, ảnh được resize bằng phương pháp letterbox về kích thước 640x512. Phương pháp này giữ nguyên tỉ lệ ảnh gốc và thêm pad đen nếu cần, tránh làm méo hình học của tấm pin và vùng lỗi.

Đối với các ảnh có chất lượng đạt yêu cầu, pipeline không làm thay đổi mạnh nội dung ảnh nhiệt. Các bước sửa bad pixel, khử nhiễu và khôi phục pad chỉ được áp dụng khi điều kiện tương ứng xảy ra. Với các ảnh không cần xử lý, ảnh đầu ra gần như giữ nguyên nội dung gốc và chỉ được chuẩn hóa kích thước bằng letterbox về 640x512.

Tóm lại, bước tiền xử lý trong đề tài được xây dựng theo hướng kiểm soát chất lượng và chuẩn hóa dữ liệu. Các ngưỡng đánh giá được hiệu chuẩn từ chính tập dữ liệu tham chiếu, giúp pipeline phù hợp với phân bố ảnh thực tế của bài toán. Quy trình này giúp loại bỏ các ảnh quá kém, đồng thời hạn chế làm thay đổi đặc trưng nhiệt ban đầu của ảnh.



Hình 4.3 Ảnh minh họa tiền xử lý

Hình 4.3 minh họa trường hợp ảnh đầu vào còn dùng được. Ảnh gốc được kiểm tra chất lượng, đưa tạm về kích thước 640x512 bằng letterbox, sau đó các bước không cần thiết như sửa bad pixel và khôi phục pad được bỏ qua. Bước cải thiện ảnh được đánh dấu APPLIED để mô phỏng trường hợp ảnh được xử lý tốt hơn, cuối cùng ảnh được letterbox về đúng kích thước đầu ra.

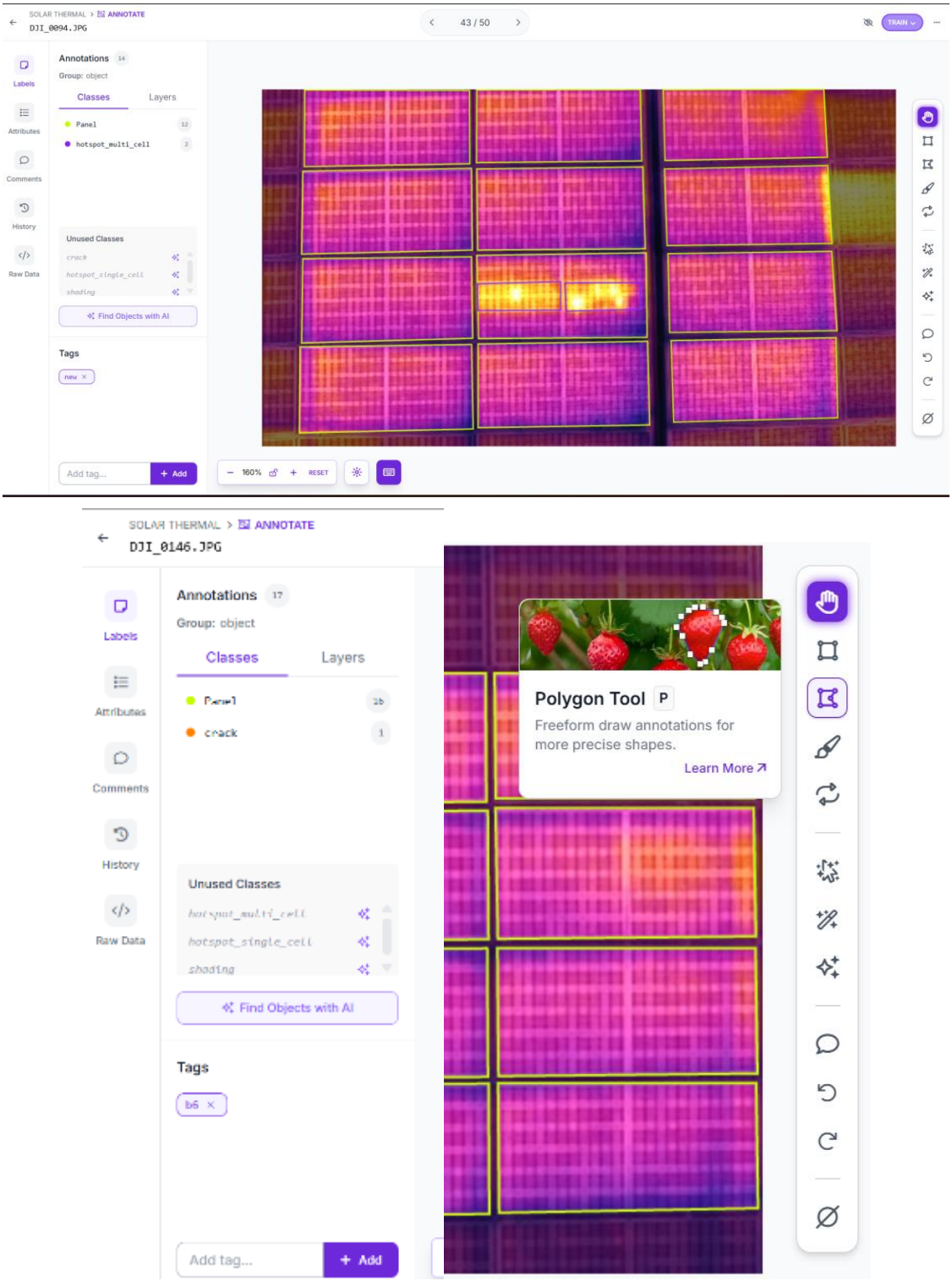
4.4. Gán nhãn dữ liệu và xây dựng dataset

4.4.1. Gán nhãn segmentation trên Roboflow

Sau khi chọn lọc và tiền xử lý, nhóm sử dụng nền tảng Roboflow để gán nhãn dữ liệu. Do mô hình sử dụng trong đề tài là YOLOv8-Segmentation, dữ liệu được gán nhãn theo dạng segmentation mask thay vì chỉ sử dụng bounding box. Mỗi tấm pin hoặc vùng lỗi được đánh dấu bằng một vùng mask cụ thể, giúp mô hình học được hình dạng vùng đối tượng thay vì chỉ học khung bao.

Trong hệ thống, mô hình được huấn luyện để phát hiện cả panel và vùng lỗi. Nhãn panel được sử dụng để hỗ trợ xác định số lượng tấm pin xuất hiện trong ảnh và làm đầu vào cho các bước xử lý hình học. Các nhãn lỗi được sử dụng để phát hiện, phân loại và thống kê bất thường.

Danh sách class trong dataset gồm: Panel, crack, hotspot_multi_cell, hotspot_single_cell, shading.



Hình 4.4 Giao diện gán nhãn segmentation trên Roboflow

4.4.2. Phân chia tập dữ liệu

Nếu dùng toàn bộ 807 ảnh để huấn luyện rồi cũng dùng chính các ảnh đó để đánh giá, kết quả sẽ không khách quan. Mô hình có thể chỉ "nhớ" dữ liệu đã học, chứ chưa chắc xử lý tốt ảnh mới. Vì vậy dataset cần được tách thành ba phần:

Tập train gồm 692 ảnh chiếm 85 % được dùng để mô hình học các đặc trưng của ảnh nhiệt PV, ví dụ hình dạng panel, vùng hotspot, shading, crack và các mẫu nhiệt bất thường. Bộ dữ liệu chỉ có 807 ảnh, không phải dataset quá lớn. Vì vậy cần ưu tiên nhiều ảnh cho tập train để mô hình có đủ dữ liệu học đặc trưng của panel và lỗi. Nếu giảm tập train quá nhiều, mô hình có thể học kém, đặc biệt với các lớp lỗi ít mẫu như crack, hotspot multi cell hoặc shading.

Tập validation gồm 78 ảnh chiếm 10 % được dùng trong quá trình huấn luyện để kiểm tra mô hình sau mỗi epoch. Nhờ tập này, có thể theo dõi mô hình có bị overfitting hay không. Overfitting xảy ra khi mô hình học rất tốt trên tập train nhưng lại kém trên ảnh chưa từng thấy.

Tập test gồm 37 ảnh chiếm 5% được giữ riêng và chỉ dùng sau khi huấn luyện xong. Đây là tập dùng để đánh giá cuối cùng, nhằm kiểm tra khả năng tổng quát hóa của mô hình trên dữ liệu độc lập. Tỷ lệ test không quá lớn vì nếu lấy nhiều ảnh cho test thì số ảnh train sẽ giảm, ảnh hưởng đến khả năng học của mô hình.

Bảng 4.4 Phân chia tập dữ liệu huấn luyện, kiểm định và kiểm thử

Tập dữ liệu	**Số ảnh**	**Tỷ lệ**
Train	692	85%
Validation	78	10%
Test	37	5%
Tổng cộng	807	100%

4.4.3. Tăng cường dữ liệu

Trên Roboflow, dataset được áp dụng một số thao tác preprocessing và augmentation nhằm tăng tính đa dạng của dữ liệu huấn luyện. Các thao tác này gồm auto-orient, resize, flip, rotate, crop, rotation, blur, noise, mosaic và camera gain.

Bảng 4.5 Các kỹ thuật tiền xử lý và tăng cường dữ liệu áp dụng trên Roboflow

Nhóm xử lý	**Cấu hình**
Auto-Orient	Applied
Resize	Fit black edges in 640×512
Outputs per training example	4
Flip	Horizontal, Vertical
90° Rotate	Clockwise, Counter-Clockwise, Upside Down
Crop	0% minimum zoom, 30% maximum zoom
Rotation	Between -15° and +15°
Blur	Up to 1 px
Noise	Up to 1% of pixels
Mosaic	Applied
Camera Gain	Variance 0.05

Việc tăng cường dữ liệu giúp mô hình tiếp xúc với nhiều biến thể khác nhau của ảnh nhiệt, từ đó giảm khả năng học thuộc dữ liệu và cải thiện khả năng tổng quát. Tuy nhiên, do ảnh nhiệt PV có đặc trưng vật lý liên quan đến phân bố màu và cường độ điểm ảnh, các phép biến đổi cần được kiểm soát để không tạo ra mẫu ảnh quá xa thực tế.

4.4.4. Phân bố instance theo lớp

Bảng 4.6 Phân bố số lượng instance theo từng class trong dataset

Class	**Số instance**
Panel	8532
Hotspot single cell	993
Hotspot multi cell	197
Crack	103
Shading	239

Từ Bảng 4.6 có thể thấy dataset có sự mất cân bằng giữa các lớp. Lớp Panel chiếm số lượng lớn nhất vì mỗi ảnh thường chứa nhiều tấm pin. Trong các lớp lỗi, hotspot single cell có số lượng mẫu lớn nhất, trong khi crack và hotspot multi cell có số mẫu thấp hơn đáng kể.

Sự mất cân bằng dữ liệu có thể ảnh hưởng đến quá trình huấn luyện mô hình. Mô hình có xu hướng học tốt hơn với các lớp có nhiều mẫu và gặp khó khăn hơn với các lớp hiếm. Để giảm ảnh hưởng này, nhóm sử dụng tăng cường dữ liệu, transfer learning từ mô hình pretrained và lựa chọn cấu hình huấn luyện phù hợp. Tuy nhiên, việc bổ sung thêm dữ liệu thực tế cho các lớp hiếm vẫn là hướng cải thiện cần thiết trong tương lai.

4.5. Huấn luyện mô hình YOLOv8-Segmentation

4.5.1. Lý do lựa chọn YOLOv8-Segmentation

Trong đề tài này, hệ thống cần xử lý ảnh nhiệt thu được từ drone để phát hiện tấm pin quang điện, nhận diện các vùng bất thường và phân loại các nhóm lỗi chính gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Đặc điểm của bài toán không chỉ dừng lại ở việc xác định ảnh có lỗi hay không, mà còn cần xác định vị trí vùng lỗi, hình dạng vùng lỗi và quan hệ không gian giữa lỗi với từng tấm pin. Vì vậy, bài toán phù hợp với hướng tiếp cận instance segmentation thay vì chỉ sử dụng image classification hoặc object detection thông thường.

Các mô hình image classification chỉ cho biết nhãn của toàn bộ ảnh, nhưng không xác định được lỗi nằm ở vị trí nào và thuộc tấm pin nào. Trong khi đó, các mô hình object detection thông thường chỉ trả về bounding box bao quanh đối tượng. Bounding box có thể phù hợp để xác định vị trí tổng quát, nhưng chưa mô tả tốt hình dạng thực tế của các vùng lỗi trên ảnh nhiệt. Các lỗi như hotspot, crack hoặc shading thường có kích thước, hình dạng và biên vùng không cố định, do đó cần thông tin mask hoặc polygon để phục vụ các bước xử lý sau phát hiện.

YOLOv8-Segmentation được lựa chọn vì mô hình này có khả năng thực hiện đồng thời phát hiện đối tượng, phân loại đối tượng và tạo mask cho từng instance. Đối với bài toán ảnh nhiệt PV, đầu ra của YOLOv8-Seg không chỉ gồm class và confidence, mà còn có vùng mask của panel hoặc vùng lỗi. Thông tin này giúp hệ thống trích xuất vùng lỗi chi tiết hơn so với bounding box, đồng thời hỗ trợ các bước hậu xử lý như tính diện tích vùng lỗi, xác định tỷ lệ vùng lỗi so với panel và ánh xạ lỗi vào đúng tấm pin.

So với semantic segmentation như U-Net, YOLOv8-Seg phù hợp hơn với yêu cầu phân biệt nhiều đối tượng riêng lẻ trong cùng một ảnh. U-Net nguyên bản thường gán nhãn theo từng pixel cho từng lớp, nhưng không trực tiếp tách riêng từng instance nếu trong ảnh có nhiều panel hoặc nhiều vùng lỗi cùng loại. Trong khi đó, ảnh nhiệt UAV thường chứa nhiều tấm pin và nhiều vùng bất thường khác nhau, nên hệ thống cần phân biệt từng đối tượng riêng lẻ để phục vụ thống kê, định vị và mapping.

So với các mô hình instance segmentation hai giai đoạn như Mask R-CNN, YOLOv8-Seg có ưu điểm về tốc độ suy luận và tính đơn giản khi triển khai. Mask R-CNN là mô hình mạnh trong bài toán instance segmentation, nhưng kiến trúc phức tạp hơn và thường đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn hơn. YOLOv8-Seg thuộc nhóm mô hình một giai đoạn, có khả năng cân bằng giữa tốc độ, độ chính xác và khả năng tích hợp vào hệ thống thực tế. Điều này phù hợp với bài toán xử lý ảnh UAV, nơi số lượng ảnh sau mỗi đợt bay có thể lớn và hệ thống cần xử lý theo batch.

Ngoài ra, YOLOv8-Seg có hệ sinh thái triển khai thuận tiện, hỗ trợ huấn luyện, đánh giá, suy luận và xuất mô hình sang các định dạng phục vụ triển khai. Điều này giúp mô hình dễ tích hợp với pipeline của hệ thống, bao gồm tiền xử lý ảnh nhiệt, phát hiện panel và lỗi, Geometry Engine, fault-to-panel mapping, lưu trữ kết quả và hiển thị trên Dashboard/WebGIS.

Bảng 4.7 So sánh các hướng tiếp cận trong bài toán phát hiện lỗi PV bằng ảnh nhiệt

Hướng tiếp cận	**Đầu ra của mô hình**	**Ưu điểm**	**Hạn chế**	**Mức độ phù hợp với đề tài**
Image Classification	Nhãn của toàn bộ ảnh	Đơn giản, tốc độ nhanh, dễ huấn luyện	Không xác định được vị trí lỗi; không phù hợp khi một ảnh có nhiều panel và nhiều lỗi	Thấp
Object Detection	Bounding box và nhãn đối tượng	Phát hiện nhanh, dễ triển khai, phù hợp xác định vị trí tổng quát	Bounding box không mô tả chính xác hình dạng vùng lỗi; hạn chế khi cần tính diện tích và mapping	Trung bình
Semantic Segmentation, ví dụ U-Net	Nhãn theo từng pixel	Phân vùng ảnh tốt, phù hợp bài toán tách vùng theo lớp	Không trực tiếp phân biệt từng instance riêng lẻ nếu không có hậu xử lý bổ sung	Trung bình
Instance Segmentation, ví dụ Mask R-CNN	Bounding box, nhãn và mask từng đối tượng	Phân vùng từng đối tượng riêng lẻ, phù hợp bài toán phát hiện lỗi	Kiến trúc phức tạp hơn, tài nguyên tính toán lớn hơn, triển khai nặng hơn	Khá cao
YOLOv8-Segmentation	Bounding box, nhãn và mask từng đối tượng	Kết hợp phát hiện, phân loại và phân vùng trong cùng một mô hình; tốc độ tốt; dễ huấn luyện và tích hợp; hỗ trợ xử lý hậu kỳ	Cần dữ liệu gán nhãn mask chất lượng; lỗi nhỏ như hotspot single cell hoặc crack cần ảnh đủ rõ	Cao

4.5.2. Nguyên lý huấn luyện

YOLOv8-Segmentation được huấn luyện theo phương pháp học có giám sát. Mỗi ảnh huấn luyện đi kèm nhãn thật gồm class và segmentation mask. Trong quá trình huấn luyện, mô hình nhận ảnh đầu vào, trích xuất đặc trưng, dự đoán class, vị trí và mask của đối tượng, sau đó so sánh với nhãn thật để tính loss. Thông qua lan truyền ngược, trọng số của mạng được cập nhật để giảm sai số dự đoán.

Về tổng quát, mô hình gồm ba thành phần chính: backbone, neck và head. Backbone có nhiệm vụ trích xuất đặc trưng từ ảnh. Neck tổng hợp đặc trưng ở nhiều mức tỷ lệ khác nhau, giúp mô hình nhận diện cả đối tượng lớn như panel và đối tượng nhỏ như hotspot single cell. Head tạo ra dự đoán cuối cùng gồm class, bounding box, confidence score và segmentation mask.

Nhóm sử dụng transfer learning từ trọng số pretrained yolov8s-seg.pt. Cách tiếp cận này giúp mô hình không phải học toàn bộ đặc trưng thị giác từ đầu, mà chỉ cần fine-tune trên dữ liệu ảnh nhiệt PV của đề tài.

4.5.3. Các cấu hình huấn luyện đã thử nghiệm

Trong quá trình huấn luyện, nhóm thử nghiệm nhiều bộ tham số khác nhau. Mục tiêu là đánh giá ảnh hưởng của các tham số huấn luyện đến khả năng nhận diện panel và lỗi, từ đó lựa chọn cấu hình phù hợp với đặc thù ảnh nhiệt PV.

Bảng 4.8 Các cấu hình huấn luyện YOLOv8-Segmentation được thử nghiệm

Giai đoạn	**Mục đích thử nghiệm**	**Thay đổi chính**	**Nhận xét**
Cấu hình 1	Baseline	YOLOv8s-Seg, imgsz 640, batch 16, augmentation cơ bản	Kiểm tra khả năng học ban đầu
Cấu hình 2	Tăng ổn định và tổng quát	AdamW, cosine LR, patience, mosaic, mixup, copy_paste	Augmentation mạnh, có thể chưa phù hợp ảnh nhiệt
Cấu hình 3	Giữ chi tiết lỗi nhỏ	Batch giảm còn 8, giảm mixup/erasing	Tốn tài nguyên hơn, lợi ích chưa tương xứng
Cấu hình 4	Cấu hình cuối	Tắt augmentation mạnh, dùng AdamW, warmup, biến đổi nhẹ	Phù hợp hơn với ảnh nhiệt và dataset đã augment trên Roboflow

Cấu hình cuối cùng được lựa chọn theo hướng giảm các biến đổi có thể làm sai lệch đặc trưng ảnh nhiệt. Các phép như mosaic, copy_paste, erasing, mixup và biến đổi HSV được tắt trong giai đoạn train cuối cùng vì dataset đã được tăng cường trước trên Roboflow. Nhóm chỉ giữ lại các biến đổi nhẹ như xoay nhỏ, dịch chuyển nhẹ, thay đổi tỷ lệ nhẹ và lật ngang.

Cấu hình huấn luyện cuối cùng:

```
yolo task=segment mode=train model=yolov8s-seg.pt data="E:/DATN/dataset24_05/data.yaml" epochs=100 imgsz=640 batch=8 device=0 workers=4 patience=20 optimizer=AdamW lr0=0.0008 lrf=0.01 cos_lr=True warmup_epochs=3 mosaic=0.0 copy_paste=0.0 erasing=0.0 mixup=0.0 hsv_h=0.0 hsv_s=0.0 hsv_v=0.0 degrees=5 translate=0.05 scale=0.15 fliplr=0.5 flipud=0.0 overlap_mask=True mask_ratio=4 amp=True cache=ram plots=True save=True
```

4.5.4. Giải thích cấu hình huấn luyện cuối cùng

Cấu hình cuối cùng sử dụng kích thước ảnh 640 nhằm cân bằng giữa khả năng giữ chi tiết lỗi và hiệu năng tính toán. Batch size được đặt là 8 để phù hợp với tài nguyên GPU khi huấn luyện mô hình segmentation. Optimizer AdamW được sử dụng để fine-tune mô hình pretrained ổn định hơn. Learning rate ban đầu được đặt ở mức 0.0008 để tránh cập nhật quá mạnh làm phá vỡ trọng số pretrained. Cosine learning rate và warmup được sử dụng để quá trình huấn luyện hội tụ mượt hơn.

Các phép augmentation mạnh được tắt vì ảnh nhiệt có ý nghĩa phụ thuộc vào phân bố màu và cường độ điểm ảnh. Nếu thay đổi màu sắc, trộn ảnh hoặc ghép ảnh quá mạnh, mô hình có thể học các đặc trưng không đúng với bản chất ảnh nhiệt. Việc chỉ giữ lại xoay nhẹ, dịch chuyển nhẹ, scale nhẹ và lật ngang giúp mô hình thích nghi với thay đổi nhỏ về góc chụp và vị trí drone mà vẫn đảm bảo tính thực tế của dữ liệu.

Tham số overlap_mask=True được sử dụng vì trong ảnh có thể tồn tại đồng thời mask panel và mask lỗi. Tham số mask_ratio=4 giúp cân bằng giữa chất lượng mask và hiệu năng xử lý. Các tham số amp=True và cache=ram hỗ trợ tăng tốc huấn luyện và giảm mức sử dụng bộ nhớ GPU.

4.6. Tích hợp mô hình AI vào hệ thống

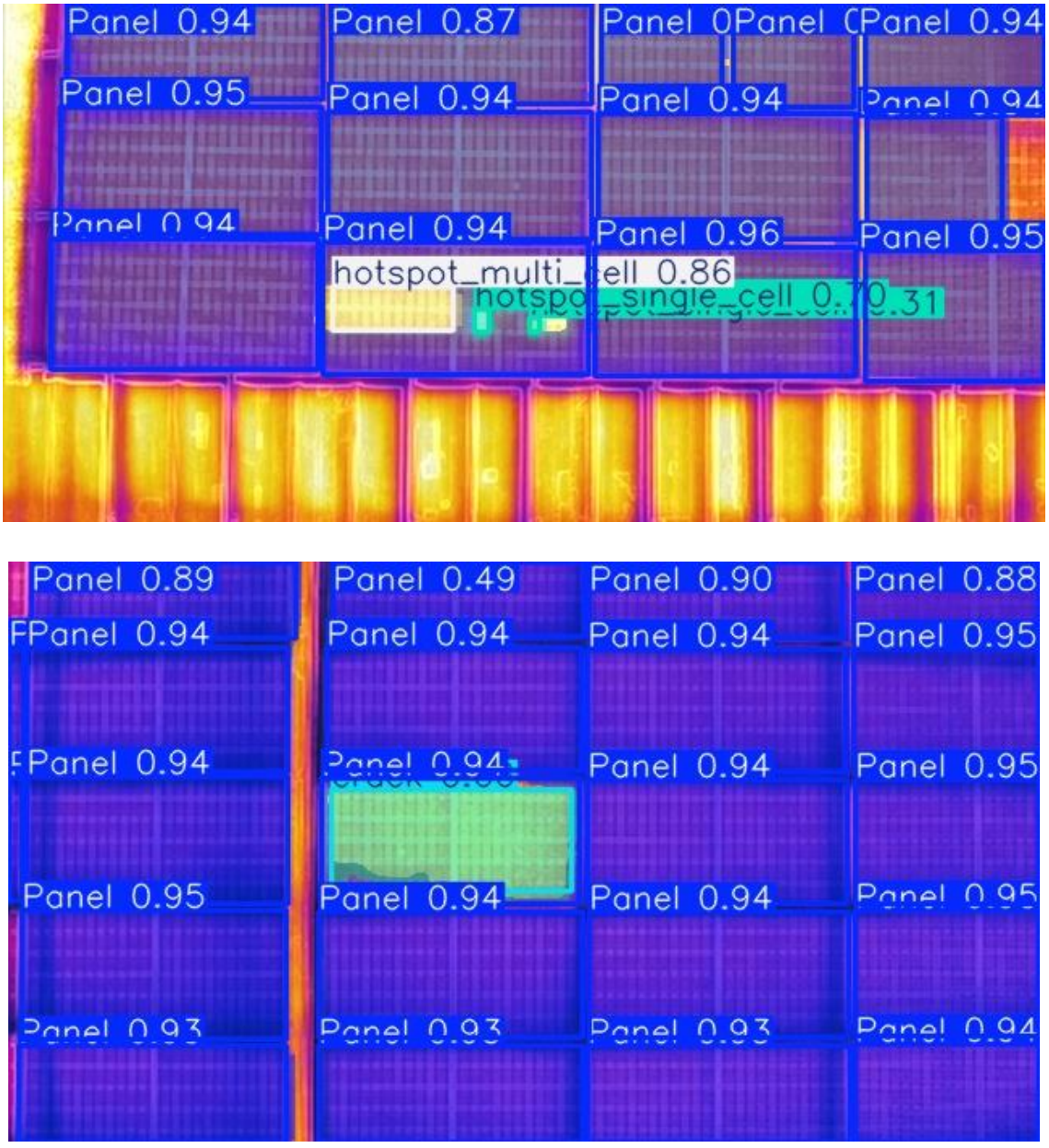
Sau khi huấn luyện, mô hình YOLOv8-Segmentation được tích hợp vào hệ thống backend để thực hiện suy luận trên ảnh nhiệt do người dùng tải lên. Với mỗi ảnh đầu vào, mô hình trả về danh sách đối tượng gồm class name, confidence score, bounding box và segmentation mask.

Quy trình suy luận trong hệ thống gồm các bước:

1. Người dùng tải ảnh nhiệt lên hệ thống.
2. Backend lưu ảnh vào thư mục dữ liệu.
3. Module ImageProcessor tiền xử lý ảnh.
4. Ảnh sau xử lý được đưa vào mô hình YOLOv8-Segmentation.
5. Mô hình dự đoán panel và defect.
6. Kết quả dự đoán được lọc theo ngưỡng confidence.

7. Hệ thống trích xuất bbox, mask, class và confidence.
8. Kết quả được chuyển sang Geometry Engine và module fault-to-panel mapping.
9. Kết quả cuối cùng được lưu vào database và hiển thị trên frontend.

Kết quả của AI Engine được xem là lớp phát hiện sơ bộ. Đối với các lỗi như hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading, kết quả mask từ YOLO được sử dụng làm vùng lỗi đầu vào cho các bước mapping và đánh giá mức độ. Đối với panel, kết quả của YOLO được sử dụng như prior để Geometry Engine tái dựng hình học panel chính xác hơn.



Hình 4.4 Kết quả YOLOv8-Segmentation nhận diện panel và lỗi trên ảnh nhiệt

4.7. Xây dựng Geometry Engine định vị panel

4.7.1. Vai trò của Geometry Engine

Trong dữ liệu UAV thực tế, kết quả phát hiện panel từ mô hình AI thường chưa đủ ổn định để sử dụng trực tiếp làm hình học cuối cùng. YOLO có thể trả về polygon bị lệch cạnh, thiếu góc, chồng lấn, dính nền hoặc không khớp hoàn toàn với biên thực tế của tấm pin. Nếu dùng trực tiếp polygon này để hiển thị và mapping lỗi, hệ thống có thể gán sai lỗi vào panel hoặc tạo kết quả trực quan không chính xác.

Vì vậy, hệ thống sử dụng Geometry Engine để tái dựng hình học panel. Thành phần này đóng vai trò biến kết quả phát hiện sơ bộ thành panel polygon ổn định hơn. Đây là một trong các thành phần quan trọng nhất của hệ thống vì nó giúp hệ thống chuyển từ "phát hiện lỗi trên ảnh" sang "định vị lỗi trên tấm pin cụ thể".

4.7.2. Nguyên tắc thiết kế

Geometry Engine được xây dựng theo nguyên tắc không xem YOLO polygon là hình học cuối cùng. YOLO chỉ cung cấp thông tin vị trí sơ bộ. Hình học cuối cùng của panel được tạo thông qua phân tích cấu trúc ảnh nhiệt, bao gồm biên panel, rãnh phân cách, cấu trúc lưới và quan hệ giữa các panel.

Hệ thống phân biệt hai loại polygon:

- Outer polygon: biểu diễn biên ngoài của panel, dùng cho hiển thị trên frontend.
- Inner polygon: polygon được co vào một khoảng nhất định, dùng cho tính toán diện tích, mapping lỗi và giảm sai lệch tại vùng biên/khe panel.

Quy ước này giúp hệ thống hiển thị đẹp hơn nhưng vẫn tính toán an toàn hơn. Outer polygon phản ánh hình học trực quan của tấm pin, trong khi inner polygon hạn chế việc vùng lỗi nằm sát khe hoặc frame bị gán nhầm sang panel khác.

4.7.3. Cơ chế routing giữa ảnh diện rộng và ảnh cận cảnh

Ảnh nhiệt UAV trong dataset có hai dạng chính. Dạng thứ nhất là ảnh diện rộng, chứa nhiều panel và cấu trúc lưới rõ. Dạng thứ hai là ảnh cận cảnh, chứa ít panel hoặc một phần panel với hình học khác biệt. Nếu dùng một thuật toán duy nhất cho cả hai dạng ảnh, kết quả dễ không ổn định.

Do đó, Geometry Engine sử dụng cơ chế routing để chọn hướng xử lý phù hợp với từng ảnh. Ảnh diện rộng được xử lý bằng hướng tái dựng lưới chia sẻ giữa nhiều panel. Ảnh cận cảnh được xử lý bằng hướng sử dụng polygon prior và tái dựng grid cục bộ. Việc routing giúp hệ thống không ép tất cả ảnh vào một thuật toán duy nhất, từ đó tăng tính ổn định trên nhiều điều kiện chụp khác nhau.

4.7.4. Đầu ra của Geometry Engine

Đầu ra của Geometry Engine gồm danh sách panel đã tái dựng, trong đó mỗi panel có các thông tin:

- local_id;
- bbox;
- center;
- outer_polygon;
- inner_polygon;
- area;
- row/column nếu có thể xác định;
- thông tin hỗ trợ hiển thị và mapping.

Các panel sau khi được tạo polygon sẽ được gán mã cục bộ. Mã này giúp hiển thị trên giao diện và báo cáo. Trong phiên bản hiện tại, mã có thể được gán theo hàng và cột. Trong tương lai, local_id có thể mở rộng bằng cách kết hợp tên ảnh, hàng và cột để tránh trùng lặp giữa nhiều ảnh hoặc nhiều khu vực.

4.8. Ánh xạ lỗi vào đúng panel

Sau khi có vùng lỗi từ AI Engine và panel polygon từ Geometry Engine, hệ thống thực hiện bước fault-to-panel mapping. Mục tiêu của bước này là xác định mỗi lỗi thuộc tấm pin nào.

Đầu vào của bước mapping gồm:

- danh sách fault polygon hoặc mask;
- danh sách panel outer polygon;
- danh sách panel inner polygon;
- class lỗi và confidence score;
- thông tin ảnh chứa lỗi.

Quá trình mapping sử dụng các phép toán hình học trong hệ tọa độ ảnh. Hệ thống kiểm tra quan hệ giữa vùng lỗi và từng panel thông qua các tiêu chí như centroid lỗi nằm trong panel, tỷ lệ diện tích giao giữa fault polygon và panel polygon, khoảng cách từ tâm lỗi đến panel và mức độ chồng lấn với inner polygon.

Trong trường hợp lỗi nằm rõ trong một panel, hệ thống gán lỗi cho panel đó. Trong trường hợp lỗi nằm sát biên hoặc giao với nhiều panel, hệ thống ưu tiên panel có tỷ lệ diện tích giao lớn nhất hoặc quan hệ hình học mạnh nhất. Nếu lỗi không đủ điều kiện gán vào panel nào, hệ thống có thể đánh dấu là chưa gán để người dùng kiểm tra lại.

Bước fault-to-panel mapping là cầu nối giữa mô hình AI và nghiệp vụ O&M. Nhờ bước này, kết quả không chỉ là "có lỗi trong ảnh", mà trở thành "panel nào có lỗi, lỗi gì, mức độ nào và cần xử lý ra sao".

4.9. Đánh giá sơ bộ mức độ hư hỏng

4.9.1. Giới hạn dữ liệu nhiệt

Trong phạm vi đề tài, hệ thống tập trung vào đánh giá mức độ ưu tiên bảo trì dựa trên dữ liệu ảnh nhiệt UAV. Do dữ liệu đầu vào có thể là ảnh nhiệt giả màu hoặc ảnh không đầy đủ thông tin radiometric, đề tài không đặt mục tiêu đo nhiệt độ tuyệt đối tại từng điểm ảnh theo đơn vị °C. Thay vào đó, hệ thống sử dụng các đặc trưng ảnh như loại lỗi, diện tích vùng bất thường, tỷ lệ vùng lỗi trên panel, vị trí lỗi và tương phản nhiệt tương đối giữa vùng lỗi và nền panel để hỗ trợ phân nhóm xử lý.

Cách tiếp cận này phù hợp với mục tiêu phát hiện, định vị và hỗ trợ O&M trong phạm vi đồ án. Kết quả phân mức được hiểu là mức ưu tiên bảo trì, không phải kết luận định lượng tuyệt đối về nhiệt độ hay tổn thất công suất. Khi có thêm dữ liệu radiometric, đặc tuyến I–V, ảnh EL hoặc dữ liệu vận hành thực tế, hệ thống có thể được mở rộng để đánh giá định lượng chính xác hơn về mức độ ảnh hưởng của lỗi đến hiệu suất và độ tin cậy của PV panel.

4.9.2. Đặc trưng sử dụng cho đánh giá

Các đặc trưng được sử dụng gồm:

- loại lỗi;
- diện tích vùng lỗi;
- tỷ lệ diện tích lỗi so với panel;

- vị trí lỗi trong panel;
- số lượng vùng lỗi trên cùng panel;
- mức tương phản tương đối giữa vùng lỗi và vùng nền panel;
- trạng thái kiểm duyệt của người dùng.

Đối với hotspot single cell, hệ thống chú ý đến vùng nóng cục bộ có diện tích nhỏ nhưng tương phản rõ. Đối với hotspot multi cell, diện tích vùng lỗi lớn hơn và có khả năng ảnh hưởng đến nhiều cell. Đối với crack, hệ thống chỉ đánh giá trong giới hạn các trường hợp có biểu hiện nhiệt hoặc hình thái đủ rõ trên ảnh. Đối với shading, hệ thống xem đây là bất thường vận hành hoặc ngoại cảnh, cần xem lại.

4.9.3. Quy tắc phân mức

Trong phạm vi đồ án, hệ thống phân mức theo ba cấp: nhẹ, trung bình và nghiêm trọng. Việc phân mức dựa trên rule-based heuristic, không khẳng định là tiêu chuẩn IEC tuyệt đối.

Bảng 4.9 *Quy tắc đánh giá sơ bộ mức độ hư hỏng*

Mức độ	**Điều kiện tham khảo**	**Ý nghĩa**
Nhẹ	Vùng lỗi nhỏ, confidence thấp hoặc cần theo dõi thêm	Cần quan sát trong các đợt kiểm tra tiếp theo
Trung bình	Vùng lỗi rõ, diện tích hoặc tương phản ở mức đáng chú ý	Nên kiểm tra hiện trường hoặc lập kế hoạch xử lý
Nghiêm trọng	Vùng lỗi lớn, nhiều cell bị ảnh hưởng hoặc hotspot rõ trên panel	Cần ưu tiên kiểm tra và xử lý

Bảng trên cần được hiệu chỉnh thêm khi có dữ liệu thực nghiệm, dữ liệu radiometric hoặc dữ liệu đo điện tương ứng. Trong phiên bản hiện tại, mức độ lỗi được dùng để hỗ trợ ưu tiên bảo trì, không phải kết luận kỹ thuật cuối cùng thay cho kỹ sư O&M.

4.10. Xây dựng backend

Backend của hệ thống được xây dựng bằng FastAPI. Backend đóng vai trò trung tâm điều phối toàn bộ pipeline, tiếp nhận yêu cầu từ frontend, xử lý dữ liệu ảnh, gọi mô hình AI, gọi Geometry Engine, lưu kết quả vào database và cung cấp dữ liệu cho dashboard, review và report.

Các nhóm chức năng backend gồm:

- xác thực người dùng;
- tải dữ liệu ảnh UAV;
- tiền xử lý ảnh nhiệt;
- ghép cặp ảnh thermal/RGB nếu có;
- chạy phân tích AI;
- theo dõi tiến trình phân tích;
- lưu kết quả panel và defect;
- cung cấp dữ liệu dashboard;
- cung cấp dữ liệu review;
- đồng bộ trạng thái kiểm duyệt;
- tạo và tải báo cáo PDF;
- cập nhật mô hình AI;
- chạy lại phân tích;
- reset dữ liệu hệ thống.

Backend được thiết kế theo hướng REST API. Frontend gửi request đến backend, backend xử lý và trả kết quả dưới dạng JSON hoặc file. Các dữ liệu ảnh có dung lượng lớn được lưu trong file storage, còn database lưu metadata và đường dẫn file.

4.11. Xây dựng cơ sở dữ liệu và lưu trữ file

Cơ sở dữ liệu được sử dụng để lưu trữ thông tin người dùng, batch kiểm tra, ảnh, panel, kết quả AI và báo cáo. Do dữ liệu ảnh có dung lượng lớn, hệ thống không lưu trực tiếp ảnh trong database. Thay vào đó, database lưu metadata và đường dẫn đến file ảnh trong thư mục lưu trữ.

Các nhóm dữ liệu chính gồm:

- thông tin người dùng;
- thông tin batch kiểm tra;
- thông tin ảnh thermal/RGB;
- thông tin panel;
- kết quả AI và fault mapping;
- trạng thái review;
- thông tin báo cáo PDF.

Việc tách database và file storage giúp hệ thống dễ mở rộng, giảm tải cho database và thuận tiện khi cần truy xuất ảnh gốc hoặc ảnh kết quả. File storage chứa các thư mục như ảnh gốc, ảnh tiền xử lý, ảnh đã vẽ overlay, ảnh panel crop và file báo cáo.

4.12. Xây dựng frontend Dashboard/WebGIS

Các chức năng giao diện chính được xây dựng bao gồm:

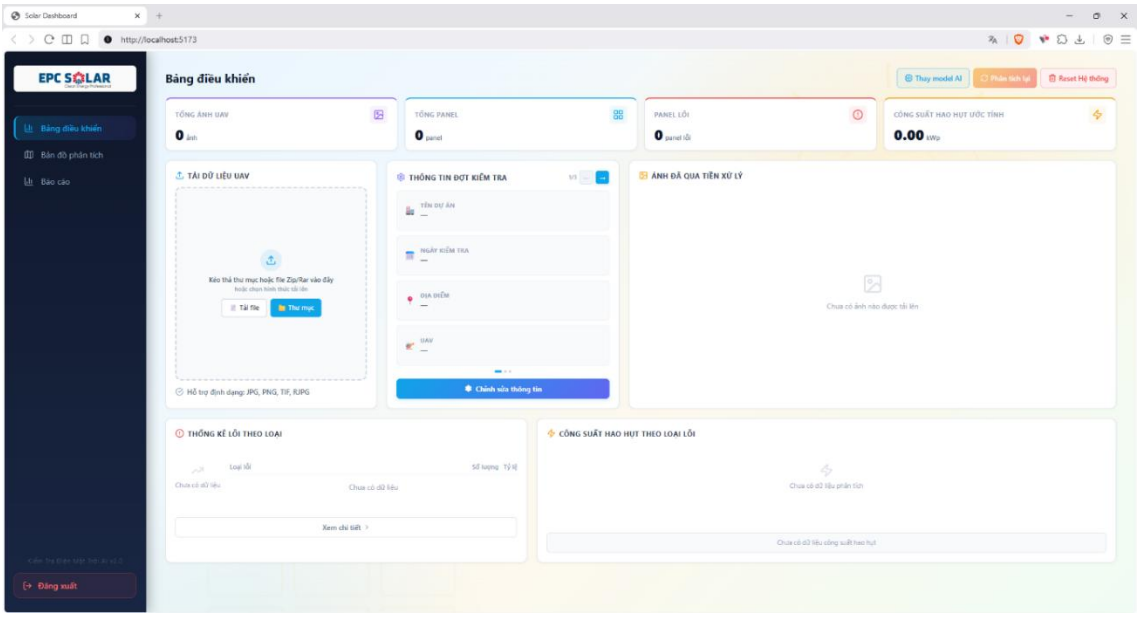
- **Giao diện đăng nhập:** Xác thực người dùng trước khi truy cập hệ thống.
- **Giao diện Dashboard tổng quan:** Hiển thị các thông tin thống kê như số đợt kiểm tra, số lượng ảnh UAV, số lỗi được phát hiện và mật độ lỗi trung bình.
- **Giao diện tải dữ liệu UAV:** Cho phép người dùng tải lên các ảnh nhiệt thu thập từ UAV để phục vụ quá trình phân tích.
- **Giao diện quản lý thông tin đợt kiểm tra:** Nhập và cập nhật các thông tin liên quan đến dự án, khu vực kiểm tra và metadata của đợt khảo sát.
- **Giao diện xem ảnh UAV:** Hiển thị các ảnh nhiệt đã tải lên và hỗ trợ chuyển đổi giữa các ảnh trong cùng đợt kiểm tra.
- **Giao diện WebGIS/Bản đồ phân tích:** Hiển thị vị trí các ảnh UAV và các lỗi được phát hiện trên nền bản đồ, hỗ trợ quan sát và đánh giá theo không gian địa lý.
- **Giao diện danh sách lỗi:** Hiển thị toàn bộ các lỗi được mô hình AI phát hiện cùng các thông tin chi tiết như loại lỗi, mức độ nghiêm trọng và vị trí xuất hiện.

- **Giao diện kiểm duyệt lỗi:** Cho phép người dùng xác nhận, chỉnh sửa hoặc loại bỏ các kết quả phát hiện nhằm nâng cao độ tin cậy của dữ liệu đầu ra.
- **Giao diện báo cáo:** Tổng hợp kết quả kiểm tra, thống kê lỗi và hỗ trợ xuất báo cáo dưới định dạng PDF phục vụ công tác quản lý và bảo trì.

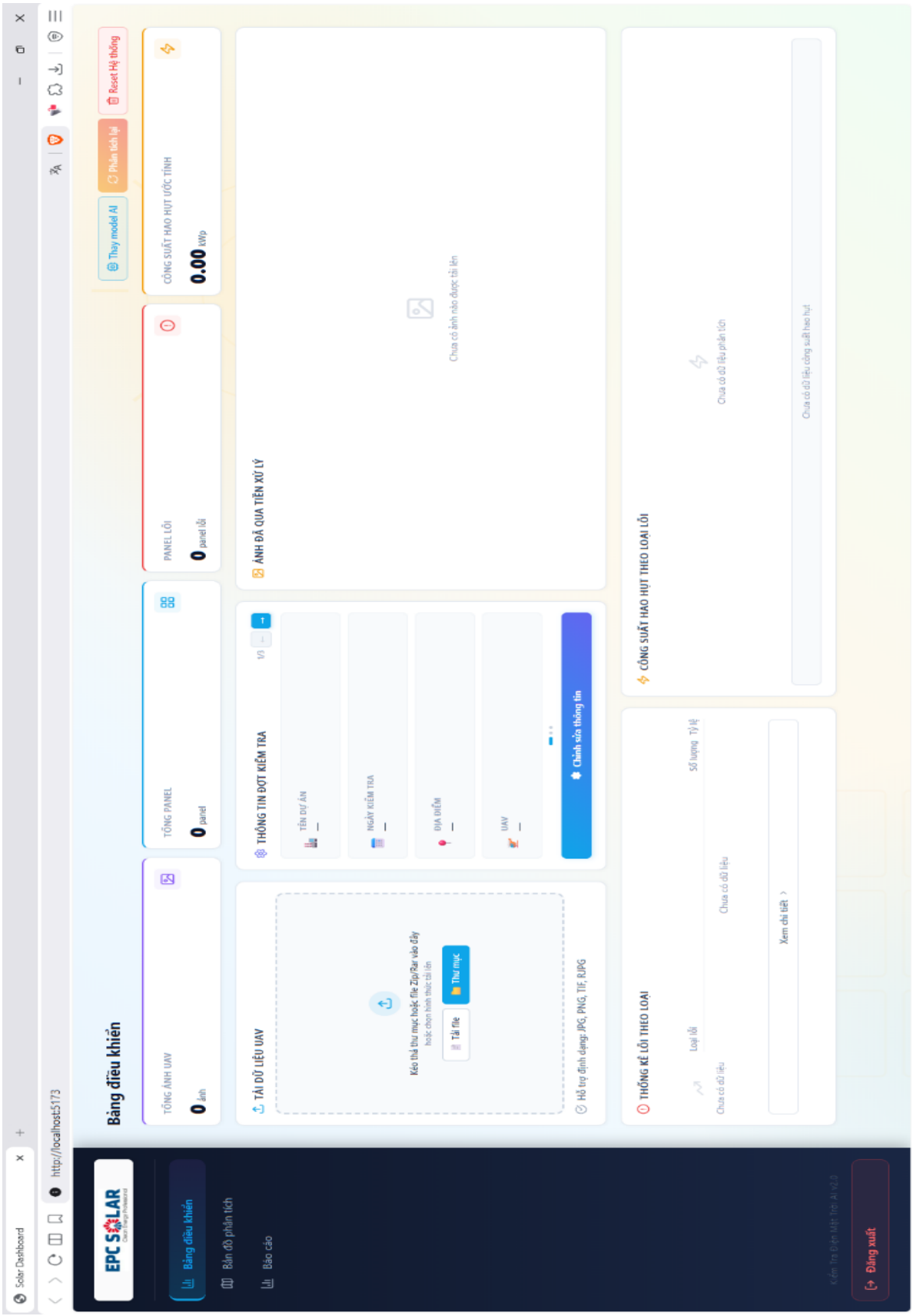
Toàn bộ các giao diện được xây dựng theo kiến trúc component của ReactJS, sử dụng cơ chế gọi API để trao đổi dữ liệu với backend FastAPI. Điều này giúp hệ thống đảm bảo tính tương tác cao, khả năng mở rộng tốt và đáp ứng hiệu quả nhu cầu giám sát, đánh giá chất lượng các hệ thống điện năng lượng mặt trời bằng ảnh nhiệt UAV.

4.12.1. Dashboard tổng quan

Frontend của hệ thống được phát triển bằng **ReactJS** kết hợp với **Vite**, đảm nhiệm vai trò cung cấp giao diện tương tác giữa người dùng và hệ thống phân tích ảnh nhiệt UAV. Giao diện được thiết kế theo mô hình **Dashboard/WebGIS**, giúp người dùng dễ dàng quản lý dữ liệu, theo dõi kết quả phân tích và thực hiện các thao tác kiểm duyệt lỗi trên một nền tảng trực quan.

a) 

b)



Hình 4.5 a)Hình Dashboard tổng quan; b) Hình Dashboard tổng quan phóng to

Dashboard tổng quan là giao diện trung tâm của hệ thống Solar AI Inspection, được thiết kế nhằm hỗ trợ kỹ sư vận hành và bảo trì theo dõi nhanh trạng thái dữ liệu, thao tác tải ảnh UAV, quản lý thông tin đợt kiểm tra và quan sát các kết quả phân tích sau khi hệ thống xử lý xong dữ liệu. Giao diện được xây dựng theo dạng bảng điều khiển trực quan, trong đó các chức năng chính được bố trí trên cùng một màn hình để giảm số bước thao tác của người dùng.

Bên trái giao diện là thanh điều hướng chính của hệ thống. Thanh này hiển thị logo EPC Solar và các chức năng gồm Bảng điều khiển, Bản đồ phân tích, Báo cáo và Đăng xuất. Cách bố trí này giúp người dùng dễ dàng chuyển đổi giữa các nhóm chức năng chính trong quá trình sử dụng hệ thống.

Phía trên cùng bên phải của Dashboard là nhóm thao tác nhanh gồm Thay model AI, Phân tích lại và Reset Hệ thống. Chức năng Thay model AI cho phép cập nhật mô hình nhận diện khi có phiên bản mới. Chức năng Phân tích lại được sử dụng khi người dùng muốn chạy lại quá trình phân tích trên dữ liệu hiện có. Chức năng Reset Hệ thống hỗ trợ xóa hoặc làm mới dữ liệu thử nghiệm trong quá trình vận hành và kiểm thử hệ thống.

Khu vực thống kê tổng quan nằm ở phần trên của màn hình, gồm bốn thẻ thông tin chính: Tổng ảnh UAV, Tổng panel, Panel lỗi và Công suất hao hụt ước tính. Các chỉ số này được dùng để cung cấp cái nhìn nhanh về quy mô dữ liệu và kết quả phân tích của đợt kiểm tra. Ở trạng thái ban đầu, khi người dùng chưa tải dữ liệu lên hệ thống, các chỉ số này hiển thị giá trị bằng 0.

Khu vực Tải dữ liệu UAV cho phép người dùng đưa dữ liệu ảnh vào hệ thống. Người dùng có thể chọn tải từng file hoặc tải cả thư mục ảnh. Hệ thống hỗ trợ các định dạng ảnh phổ biến như JPG, PNG, TIF và RJPG. Đây là điểm bắt đầu của pipeline xử lý, trước khi dữ liệu được đưa qua các bước tiền xử lý, phân tích bằng mô hình AI, tái dựng hình học panel và ánh xạ lỗi vào panel.

Bên cạnh khu vực tải dữ liệu là khối Thông tin đợt kiểm tra. Khối này hiển thị các thông tin metadata của lần kiểm tra, bao gồm tên dự án, ngày kiểm tra, địa điểm và thiết bị UAV. Người dùng có thể chỉnh sửa hoặc cập nhật thông tin thông qua nút Chỉnh sửa thông tin. Việc lưu metadata giúp kết quả phân tích có khả năng truy xuất lại theo từng đợt kiểm tra, đồng thời hỗ trợ quá trình tổng hợp báo cáo sau này.

Phía bên phải giao diện là khu vực Ảnh đã qua tiền xử lý. Khu vực này dùng để hiển thị ảnh sau khi được hệ thống xử lý sơ bộ. Trong trạng thái chưa tải dữ liệu, giao diện hiển thị thông báo chưa có ảnh nào được tải lên. Sau khi người dùng upload ảnh, khu vực này sẽ hỗ trợ quan sát ảnh đầu vào đã được chuẩn hóa trước khi chuyển sang các bước phân tích tiếp theo.

Phần dưới của Dashboard gồm hai khu vực thống kê kết quả. Khu vực Thống kê lỗi theo loại dùng để tổng hợp số lượng lỗi theo từng nhóm lỗi mà mô hình AI phát hiện, chẳng hạn hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Khi chưa có dữ liệu phân tích, hệ thống hiển thị trạng thái chưa có dữ liệu. Sau khi phân tích hoàn tất, khu vực này sẽ giúp người dùng nhanh chóng xác định nhóm lỗi xuất hiện nhiều trong đợt kiểm tra.

Khu vực Công suất hao hụt theo loại lỗi hiển thị giá trị hao hụt công suất ước tính theo từng nhóm lỗi. Thông tin này được dùng như một chỉ báo hỗ trợ ưu tiên bảo trì, không thay thế cho kết quả đo điện hoặc đánh giá kỹ thuật chuyên sâu. Khi chưa có dữ liệu phân tích, khu vực này hiển thị trạng thái chưa có dữ liệu công suất hao hụt.

Nhìn chung, Dashboard tổng quan đóng vai trò là màn hình điều khiển chính của hệ thống. Giao diện này tích hợp các chức năng quan trọng gồm tải dữ liệu UAV, quản lý metadata, xem ảnh đã qua tiền xử lý, theo dõi các chỉ số tổng quan, thống kê lỗi và hỗ trợ truy cập các bước phân tích tiếp theo. Cách thiết kế này phù hợp với quy trình làm việc của kỹ sư O&M trong bài toán kiểm tra tấm pin quang điện bằng ảnh nhiệt UAV.

4.12.2. WebGIS/Dashboard

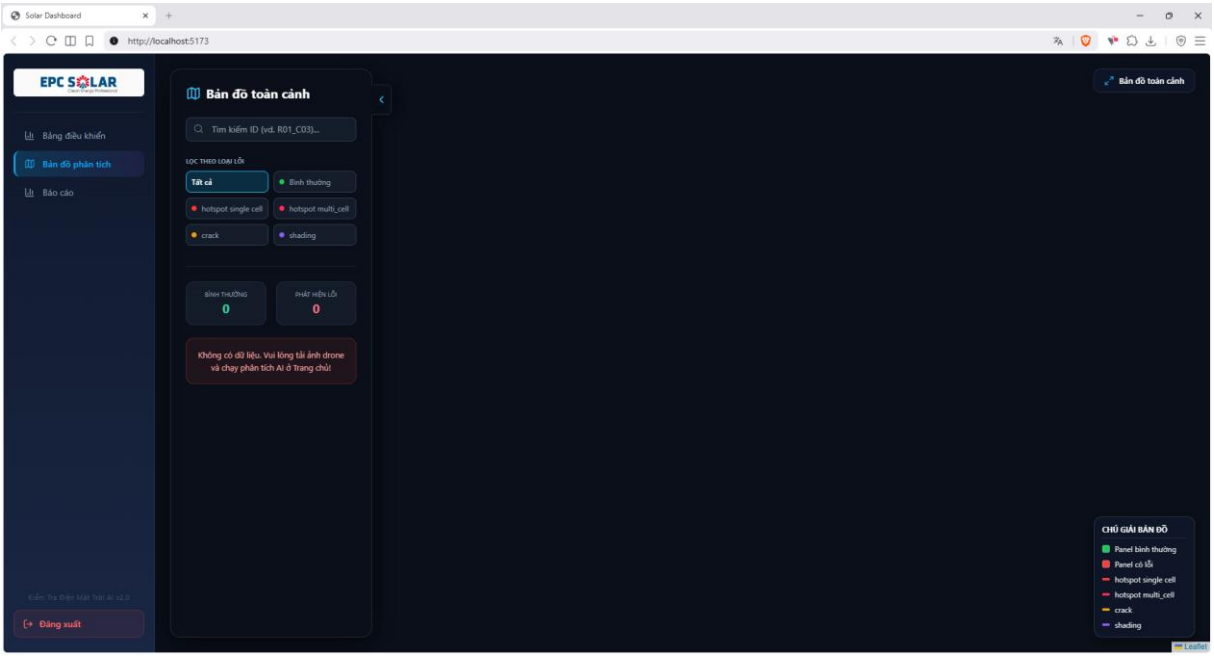
Giao diện Bản đồ phân tích được xây dựng nhằm trực quan hóa kết quả phát hiện lỗi trên các tấm pin năng lượng mặt trời sau khi quá trình phân tích AI hoàn tất. Giao diện cho phép người dùng theo dõi vị trí, trạng thái và thông tin chi tiết của từng tấm pin trên khu vực khảo sát một cách trực quan và thuận tiện.

Bên trái giao diện là khu vực tìm kiếm và bộ lọc dữ liệu, cho phép người dùng tìm kiếm tấm pin theo mã định danh (ID) hoặc lọc theo từng loại lỗi như hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Đồng thời, hệ thống hiển thị thống kê số lượng tấm pin bình thường và số lượng tấm pin phát hiện lỗi để hỗ trợ đánh giá nhanh tình trạng toàn bộ dự án.

Khu vực trung tâm hiển thị bản đồ phân tích với các tấm pin được đánh dấu bằng các khung đa giác (polygon) tương ứng với vị trí thực tế trên ảnh khảo sát. Mỗi màu sắc biểu diễn một trạng thái hoặc loại lỗi khác nhau, giúp người dùng dễ dàng nhận biết và phân biệt các tấm pin gặp sự cố. Bản đồ cũng tích hợp chú giải nhằm giải thích ý nghĩa của từng màu sắc và loại lỗi.

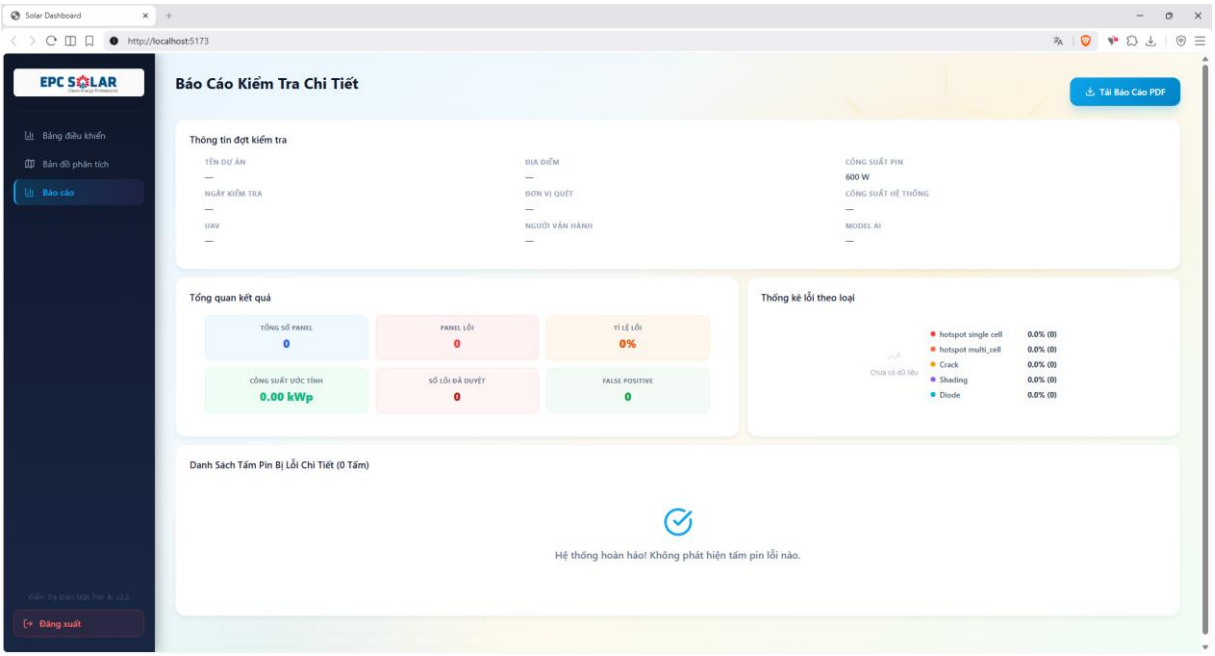
Khi lựa chọn một tấm pin trên bản đồ, hệ thống sẽ hiển thị bảng thông tin chi tiết ở phía bên phải. Bảng thông tin bao gồm mã tấm pin, trạng thái kiểm duyệt, tình trạng hoạt động, sản lượng điện năng thất thoát ước tính, danh sách lỗi phát hiện, trạng thái xử lý bảo trì và hình ảnh minh họa. Ngoài ra, người dùng có thể xem đồng thời ảnh nhiệt hồng ngoại và ảnh RGB của tấm pin để hỗ trợ quá trình kiểm tra và xác minh kết quả phân tích.

Giao diện bản đồ phân tích đóng vai trò quan trọng trong việc hỗ trợ giám sát, xác định vị trí lỗi và đánh giá mức độ ảnh hưởng của các sự cố trên hệ thống điện mặt trời, từ đó giúp nâng cao hiệu quả công tác vận hành và bảo trì.



Hình 4. 6 Giao diện bản đồ

4.12.3 Giao diện báo cáo



Hình 4.7a Giao diện báo cáo

Giao diện Báo cáo được xây dựng nhằm tổng hợp kết quả phân tích của hệ thống sau mỗi đợt kiểm tra ảnh nhiệt UAV. Màn hình này giúp người dùng theo dõi thông tin tổng quan của đợt kiểm tra, thống kê kết quả phân tích, xem danh sách tấm pin lỗi nếu có và tải báo cáo dưới định dạng PDF phục vụ công tác lưu trữ hoặc bảo trì.

Phía trên giao diện là tiêu đề Báo cáo kiểm tra chi tiết và nút Tải Báo Cáo PDF. Chức năng này cho phép người dùng xuất kết quả kiểm tra thành file PDF sau khi hệ thống đã hoàn tất quá trình phân tích dữ liệu. Báo cáo PDF có thể được sử dụng để lưu trữ nội bộ, gửi cho bộ phận vận hành hoặc làm tài liệu phục vụ quá trình kiểm tra hiện trường.

Khu vực Thông tin đợt kiểm tra hiển thị các metadata liên quan đến lần khảo sát, bao gồm tên dự án, ngày kiểm tra, địa điểm, thiết bị UAV, người vận hành, công suất tấm pin, công suất toàn hệ thống và model AI được sử dụng. Các thông tin này giúp kết quả báo cáo có khả năng truy xuất lại theo từng đợt kiểm tra cụ thể, đồng thời hỗ trợ đối chiếu khi cần kiểm tra lại dữ liệu sau này.

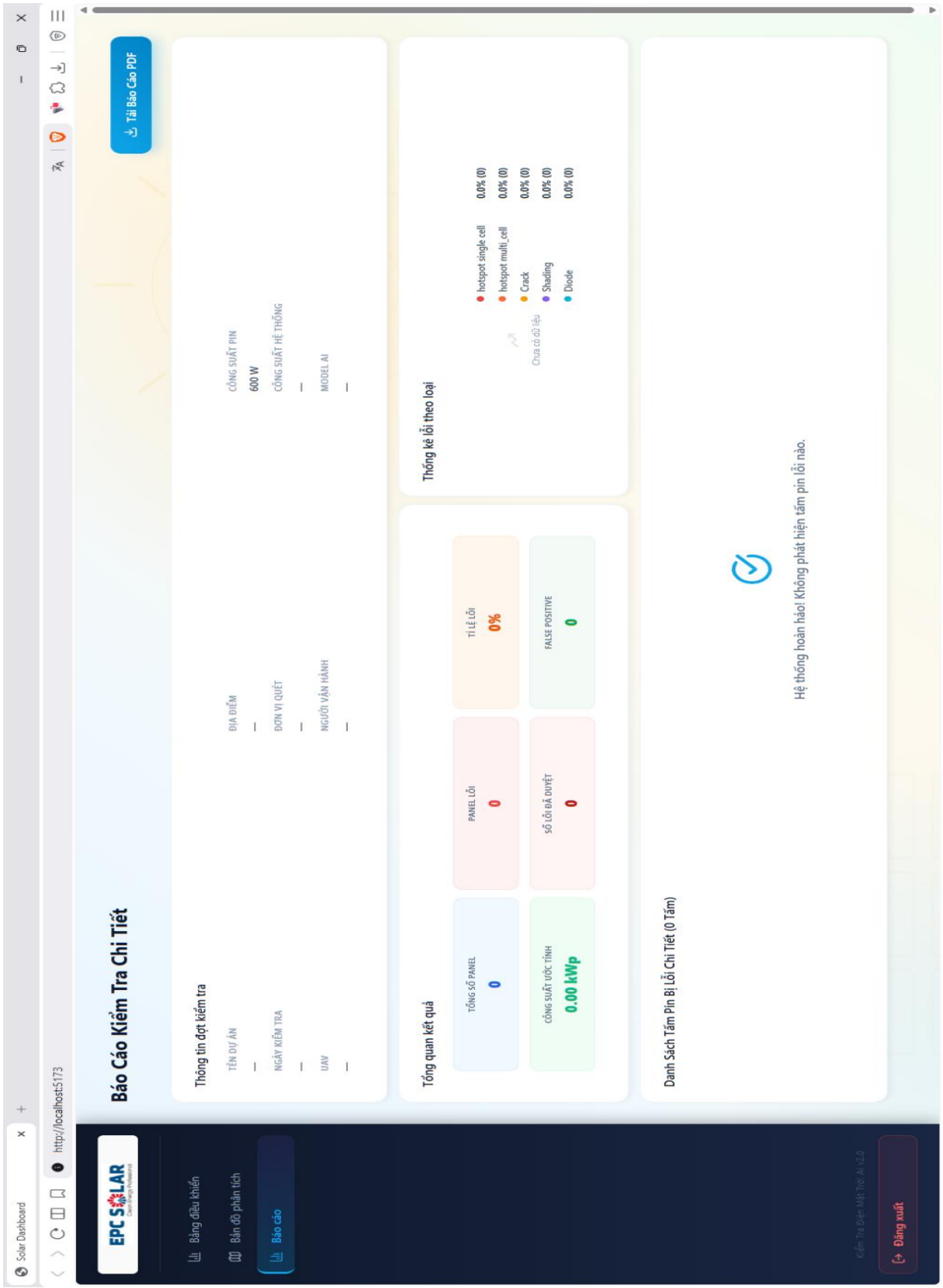
Bên dưới là khu vực Tổng quan kết quả, hiển thị các chỉ số chính của đợt kiểm tra như tổng số ảnh, tổng số panel, số panel lỗi, tổng số lỗi, công suất hao hụt ước tính và mức ưu tiên xử lý. Các chỉ số này giúp người dùng nhanh chóng nắm được tình trạng

chung của hệ thống sau khi phân tích. Trong trường hợp chưa phát hiện tấm pin lỗi, các chỉ số liên quan đến lỗi sẽ hiển thị bằng 0.

Khu vực Thống kê lỗi theo loại trình bày tỷ lệ hoặc số lượng các nhóm lỗi được hệ thống ghi nhận, bao gồm hotspot single cell, hotspot multi cell, crack, shading và các nhóm khác nếu có. Thống kê này giúp người dùng xác định nhóm lỗi xuất hiện nhiều trong đợt kiểm tra và hỗ trợ việc đánh giá sơ bộ tình trạng vận hành của hệ thống PV.

Phần Danh sách tấm pin bị lỗi chi tiết được dùng để hiển thị các panel có lỗi sau khi hệ thống hoàn tất quá trình phân tích và ánh xạ lỗi vào panel. Nếu không có tấm pin lỗi, giao diện hiển thị thông báo hệ thống không phát hiện tấm pin lỗi nào. Khi có dữ liệu lỗi, khu vực này sẽ liệt kê các thông tin liên quan đến từng panel như mã panel, loại lỗi, mức độ ưu tiên, trạng thái kiểm duyệt và các thông tin phục vụ báo cáo.

Nhìn chung, giao diện Báo cáo đóng vai trò là đầu ra tổng hợp của hệ thống. Giao diện này kết nối kết quả phân tích AI, dữ liệu panel, trạng thái kiểm duyệt và thông tin metadata của đợt kiểm tra để tạo thành báo cáo phục vụ công tác O&M. Việc tích hợp chức năng tải PDF giúp người dùng chuyển kết quả phân tích từ hệ thống phần mềm thành tài liệu có thể lưu trữ, chia sẻ và sử dụng trong quy trình bảo trì thực tế.



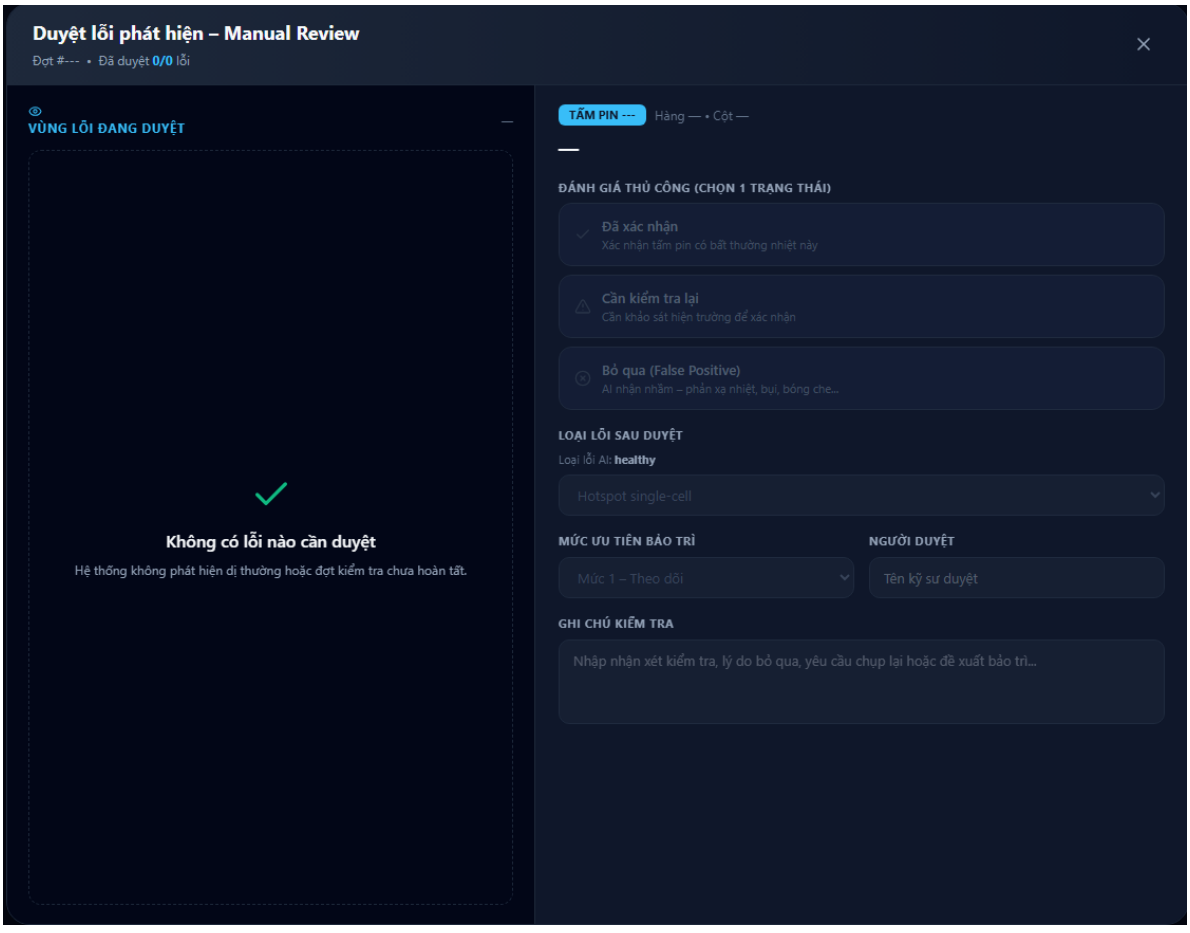
Hình 4.7b Giao diện báo cáo phóng to

4.12.4. Giao diện kiểm duyệt lỗi

Để nâng cao độ chính xác và độ tin cậy của kết quả phân tích, hệ thống cung cấp giao diện kiểm duyệt lỗi cho phép người dùng đánh giá và xác nhận các bất thường được phát hiện bởi mô hình AI. Giao diện được thiết kế theo dạng từng lỗi riêng biệt, giúp kỹ sư dễ dàng kiểm tra và đưa ra quyết định trước khi kết quả được sử dụng trong báo cáo hoặc công tác bảo trì.

Bên trái giao diện hiển thị ảnh nhiệt của tấm pin cùng vùng lỗi được AI khoanh vùng và đánh dấu trực quan. Bên phải là khu vực thông tin chi tiết bao gồm mã tấm pin, vị trí, loại lỗi được phát hiện, độ tin cậy của mô hình AI, mức công suất hao hụt ước tính và các thông số hỗ trợ kiểm chứng kết quả phân tích.

Dựa trên các thông tin được cung cấp, người dùng có thể thực hiện đánh giá thủ công bằng cách gán một trong các trạng thái như: **Đã xác nhận**, **Cần xem xét**, **Không phải lỗi (False Positive)** hoặc **Chưa duyệt**. Hệ thống hỗ trợ duyệt lần lượt từng lỗi, chuyển đổi giữa các lỗi và đồng bộ kết quả kiểm duyệt về cơ sở dữ liệu sau khi hoàn tất.



Hình 4.8 Giao diện kiểm duyệt lỗi

Kết quả kiểm duyệt sẽ được lưu trữ và sử dụng trong các bước xử lý tiếp theo của hệ thống. Những lỗi được đánh dấu là false positive sẽ không được tính vào danh sách lỗi chính trong báo cáo cuối cùng. Cơ chế kiểm duyệt này giúp kết hợp hiệu quả giữa khả năng phát hiện tự động của AI và kinh nghiệm thực tế của kỹ sư vận hành, từ đó nâng cao độ chính xác của kết quả đánh giá và hỗ trợ công tác vận hành, bảo trì hệ thống điện mặt trời một cách hiệu quả hơn.

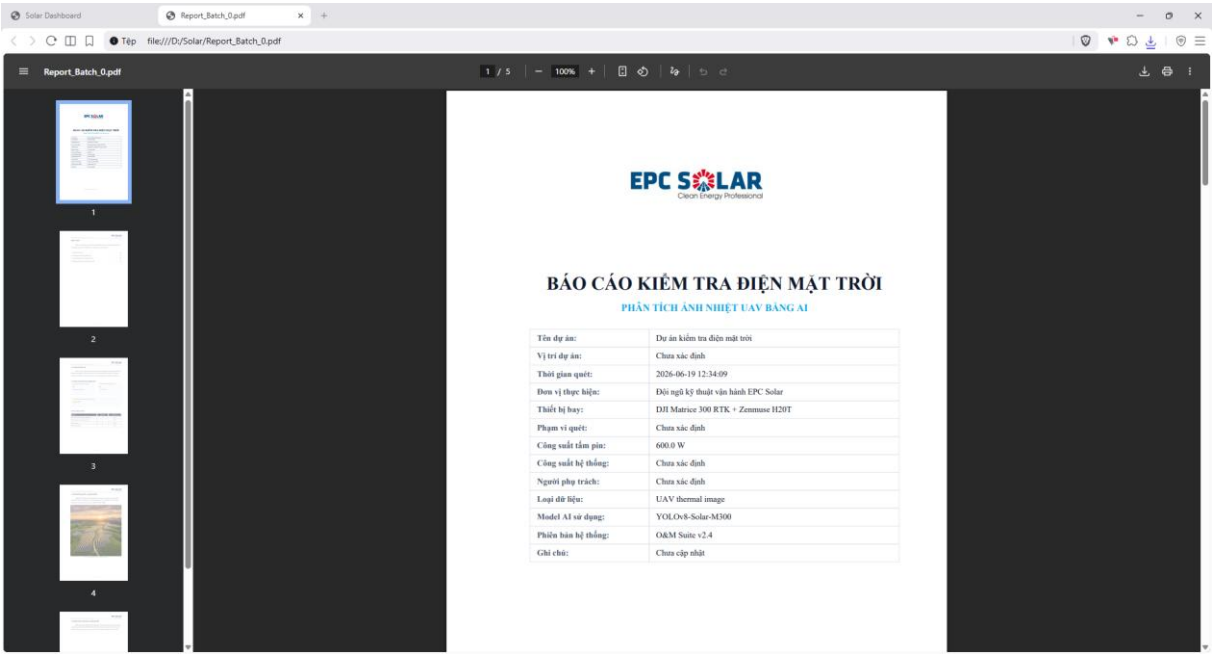
4.13. Xây dựng giao diện xuất báo cáo PDF

Module báo cáo có nhiệm vụ tổng hợp dữ liệu phân tích và tạo file PDF phục vụ công tác bảo trì. Báo cáo gồm thông tin đợt kiểm tra, thông tin dự án, thống kê tổng quan, danh sách panel lỗi, loại lỗi, mức độ lỗi, hình ảnh minh họa và trạng thái kiểm duyệt.

Dữ liệu báo cáo được lấy từ database sau khi quá trình phân tích và kiểm duyệt hoàn tất. Các lỗi được đánh dấu là false positive có thể bị loại khỏi danh sách lỗi chính trong báo cáo. Điều này giúp báo cáo cuối cùng phản ánh kết quả đã được người dùng xác nhận thay vì chỉ dựa hoàn toàn vào AI.

Các nội dung chính trong báo cáo gồm:

- tên dự án hoặc batch kiểm tra;
- thời gian kiểm tra;
- số lượng ảnh;
- số lượng panel;
- số lượng panel có lỗi;
- thống kê lỗi theo loại;
- danh sách lỗi theo panel;
- hình ảnh minh họa lỗi;
- mức độ ưu tiên xử lý;
- ghi chú kiểm duyệt nếu có.



Hình 4. 9 Giao diện báo cáo PDF

Sau khi hoàn thành quá trình phân tích và kiểm duyệt, hệ thống hỗ trợ xuất kết quả dưới dạng báo cáo PDF nhằm phục vụ công tác lưu trữ, theo dõi và bảo trì hệ thống điện mặt trời. Báo cáo được trình bày theo cấu trúc chuẩn, bao gồm trang bìa, phần thống kê tổng quan và danh sách chi tiết các tấm pin gặp sự cố.

Trang đầu tiên của báo cáo hiển thị thông tin chung của dự án như tên dự án, thời gian kiểm tra, thiết bị bay sử dụng, loại dữ liệu đầu vào, mô hình AI áp dụng và các thông tin vận hành liên quan. Nội dung này giúp xác định phạm vi và bối cảnh của đợt kiểm tra.

Tiếp theo là phần tóm tắt kết quả phân tích, bao gồm tổng số tấm pin được quét, số lượng tấm pin bất thường, tỷ lệ lỗi, tổng công suất hao hụt ước tính và bảng thống kê số lượng lỗi theo từng loại như hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Các số liệu được trình bày dưới dạng bảng và chỉ số trực quan giúp người đọc nhanh chóng nắm bắt tình trạng của toàn bộ hệ thống.

Phần quan trọng nhất của báo cáo là danh sách chi tiết các tấm pin bị lỗi. Đối với mỗi tấm pin, hệ thống cung cấp các thông tin như mã tấm pin, vị trí lắp đặt, tọa độ GPS, trạng thái kiểm duyệt, mức độ ưu tiên xử lý, loại lỗi phát hiện, công suất hao hụt ước tính và khuyến nghị bảo trì. Báo cáo đồng thời hiển thị ảnh nhiệt đã đánh dấu vùng lỗi và ảnh RGB đối chiếu nhằm hỗ trợ kỹ thuật viên xác minh trực quan kết quả phân tích.

Việc kết hợp giữa dữ liệu thống kê, thông tin kỹ thuật và hình ảnh minh họa giúp báo cáo PDF trở thành tài liệu tổng hợp đầy đủ, hỗ trợ hiệu quả cho quá trình đánh giá hiện trạng, lập kế hoạch bảo trì và lưu trữ kết quả kiểm tra hệ thống điện mặt trời.

4.14. Tích hợp toàn bộ hệ thống

Sau khi xây dựng các thành phần riêng lẻ, nhóm tiến hành tích hợp toàn bộ pipeline. Quy trình tích hợp bắt đầu từ frontend, nơi người dùng tải ảnh và nhập thông tin đợt kiểm tra. Backend tiếp nhận dữ liệu, lưu file, tiền xử lý ảnh và gọi AI Engine. Kết quả từ AI Engine được chuyển qua Geometry Engine để tái dựng panel polygon. Sau đó, module mapping xác định lỗi thuộc panel nào và backend lưu kết quả vào database. Frontend nhận dữ liệu từ backend để hiển thị dashboard, panel overlay, danh sách lỗi, review và báo cáo.

Luồng tích hợp có thể tóm tắt như sau:

Upload ảnh

→ Tiền xử lý

→ YOLOv8-Segmentation

→ Geometry Engine

→ Fault-to-Panel Mapping

→ Severity Heuristic

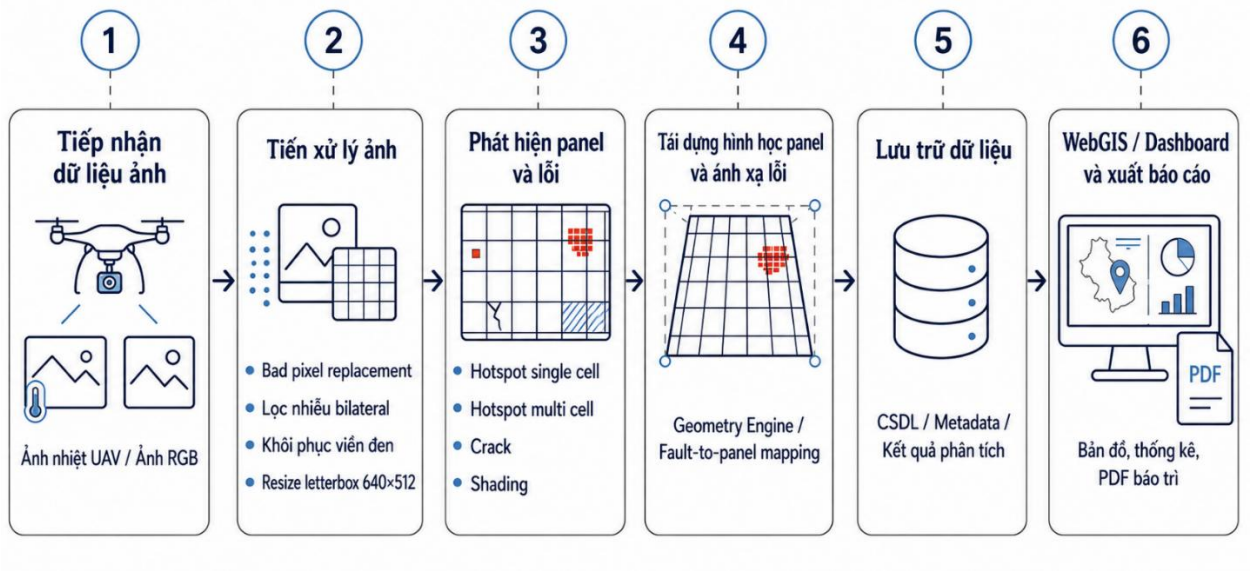
→ Database

→ Dashboard/WebGIS

→ Human Review

→ PDF Report

Trong quá trình tích hợp, nhóm chú trọng đảm bảo cấu trúc dữ liệu đầu ra giữa các module ổn định. Mỗi panel cần có polygon, local_id và thông tin hình học. Mỗi lỗi cần có class, confidence, polygon, panel_id, severity và review_status. Cấu trúc dữ liệu thống nhất giúp frontend hiển thị đúng, backend dễ lưu trữ và report generator có thể tổng hợp dữ liệu.



Hình 4.10 Pipeline tổng quan của hệ thống đề xuất

CHƯƠNG 5. THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG

5.1. Mục tiêu thực nghiệm

Sau khi xây dựng và tích hợp hệ thống ở Chương 4, chương này trình bày quá trình thực nghiệm và đánh giá hệ thống Solar AI Inspection. Mục tiêu của thực nghiệm không chỉ là đánh giá riêng mô hình AI, mà còn đánh giá toàn bộ pipeline xử lý dữ liệu ảnh nhiệt UAV, bao gồm phát hiện lỗi, định vị panel, ánh xạ lỗi vào đúng panel, hiển thị kết quả trên phần mềm giám sát và xuất báo cáo phục vụ công tác vận hành – bảo trì.

Các nội dung đánh giá chính gồm:

- Đánh giá kết quả huấn luyện mô hình YOLOv8-Segmentation.
- Đánh giá khả năng nhận diện panel và bốn nhóm lỗi chính: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading.
- Đánh giá khả năng tái dựng hình học panel bằng Geometry Engine.
- Đánh giá khả năng ánh xạ lỗi vào đúng panel.
- Đánh giá kết quả hiển thị trên Dashboard/WebGIS và chức năng xuất báo cáo.
- Đánh giá hiệu năng xử lý của hệ thống.
- So sánh quy trình xử lý bằng hệ thống với phương pháp kiểm tra thủ công.
- Ghi nhận nhận xét từ phía người dùng hoặc doanh nghiệp nếu có.

Trong phạm vi đồ án, do dữ liệu đầu vào không phải lúc nào cũng có thông tin radiometric đầy đủ, phần đánh giá mức độ hư hỏng được xem là đánh giá sơ bộ mức độ ưu tiên xử lý dựa trên đặc trưng ảnh, loại lỗi, diện tích vùng lỗi và tương phản tương đối. Hệ thống không khẳng định thay thế hoàn toàn đánh giá kỹ thuật bằng thiết bị đo nhiệt độ chuyên dụng, đo I–V hoặc kiểm tra hiện trường.

5.2. Môi trường thực nghiệm

5.2.1. Cấu hình phần cứng

Quá trình huấn luyện mô hình và chạy thử nghiệm hệ thống được thực hiện trên máy tính cá nhân. Cấu hình phần cứng sử dụng trong thực nghiệm được trình bày trong Bảng 5.1.

Bảng 5.1 Cấu hình phần cứng sử dụng trong thực nghiệm

Thành phần	**Thông số**
CPU	AMD Ryzen 5 7535HS
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4050 Laptop GPU
RAM	16GB
Ổ cứng	512GB
Hệ điều hành	Windows

5.2.2. Môi trường phần mềm

Các công cụ và thư viện chính được sử dụng trong quá trình thực nghiệm gồm Python, Ultralytics YOLOv8, OpenCV, FastAPI, ReactJS, MySQL và các thư viện hỗ trợ xử lý dữ liệu. Môi trường phần mềm được trình bày trong Bảng 5.2.

Bảng 5.2 Môi trường phần mềm sử dụng trong thực nghiệm

Thành phần	**Phiên bản / Vai trò**
Python	3.14
Ultralytics YOLOv8	Huấn luyện và suy luận mô hình segmentation
OpenCV	Tiền xử lý ảnh và xử lý hình học
FastAPI	Xây dựng backend API
ReactJS/Vite	Xây dựng frontend
MySQL	Lưu trữ dữ liệu hệ thống
Roboflow	Gán nhãn và quản lý dataset

5.2.3. Dữ liệu thực nghiệm

Dataset sử dụng trong đề tài gồm 807 ảnh nhiệt PV sau khi chọn lọc, gán nhãn và tăng cường dữ liệu. Dữ liệu được chia thành ba tập: train, validation và test. Tập train được dùng để huấn luyện mô hình, tập validation dùng để theo dõi quá trình học, còn tập test dùng để đánh giá cuối cùng. Đây không phải dataset quá lớn, vì vậy cần ưu tiên nhiều ảnh cho tập train để mô hình có đủ dữ liệu học đặc trưng của panel và lỗi. Nếu giảm tập train quá nhiều, mô hình có thể học kém, đặc biệt với các lớp lỗi ít mẫu như crack, hotspot multi cell hoặc shading. Tập validation chiếm 10%, tương ứng 78 ảnh, đủ để theo dõi xu hướng huấn luyện và phát hiện overfitting. Tập test chiếm 5%, tương ứng 37 ảnh, được giữ độc lập để đánh giá cuối cùng. Tỷ lệ test không quá lớn vì nếu lấy nhiều ảnh cho test thì số ảnh train sẽ giảm, ảnh hưởng đến khả năng học của mô hình.

Dataset gồm 5 class:

- Panel
- crack
- hotspot_multi_cell
- hotspot_single_cell
- shading

Trong đó, class Panel dùng để hỗ trợ nhận diện tấm pin, còn bốn class còn lại là các lỗi hoặc bất thường chính trong phạm vi đề tài.

Bảng 5.3 Tập dữ liệu sử dụng trong thực nghiệm

Tập dữ liệu	**Số ảnh**	**Tỷ lệ**
Train	692	85%
Validation	78	10%
Test	37	5%
Tổng cộng	807	100%

5.3. Kết quả huấn luyện mô hình AI

5.3.1. Các chỉ số đánh giá

Mô hình YOLOv8-Segmentation được đánh giá bằng các chỉ số Precision, Recall, mAP50 và mAP50-95. Do mô hình thực hiện bài toán instance segmentation, kết quả cần được đánh giá trên cả hai thành phần là bounding box (Box) và segmentation mask (Mask).

Precision thể hiện tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số đối tượng mà mô hình dự đoán. Precision cao cho thấy mô hình ít đưa ra cảnh báo giả (false positive). Recall thể hiện tỷ lệ đối tượng thực tế được mô hình phát hiện thành công. Recall cao cho thấy mô hình ít bỏ sót lỗi (false negative).

mAP50 (mean Average Precision at IoU = 0.5) là giá trị trung bình của Average Precision tại ngưỡng giao nhau trên hợp (IoU) bằng 0,5. Trong khi đó, mAP50-95 là chỉ số đánh giá nghiêm ngặt hơn, được tính trung bình trên nhiều ngưỡng IoU từ 0,5 đến 0,95 với bước nhảy 0,05.

Trong bài toán phát hiện lỗi tấm pin quang điện bằng ảnh nhiệt, Precision và Recall đều đóng vai trò quan trọng. Precision thấp có thể dẫn đến nhiều cảnh báo lỗi bị sai, làm tăng khối lượng kiểm tra thủ công. Ngược lại, Recall thấp sẽ khiến hệ thống bỏ sót các lỗi thực tế, ảnh hưởng đến hiệu quả bảo trì và vận hành nhà máy điện mặt trời.

Ngoài ra, các chỉ số đánh giá trên Mask có ý nghĩa đặc biệt quan trọng vì vùng segmentation được sử dụng cho các bước xử lý tiếp theo như xác định vị trí lỗi trên panel, phân tích diện tích vùng bất thường và hỗ trợ đánh giá mức độ nghiêm trọng của lỗi.

5.3.2. Kết quả đánh giá tổng quan

Mô hình sau khi huấn luyện được đánh giá trên tập test bằng lệnh:

```
yolo task=segment mode=val model="
C:/Users/mvtha/runs/segment/train13/weights/best.pt" data="
E:/DATN/dts17_6/data.yaml" split=test imgsz=640 batch=8 device=0 plots=True
```

Kết quả đánh giá tổng quan được trình bày trong Bảng 5.4.

Bảng 5.4 Kết quả đánh giá tổng quan mô hình YOLOv8-Segmentation

Nhóm chỉ số	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
Box	0,692	0,496	0,508	0,348
Mask	0,631	0,456	0,451	0,262

Nhận xét:

Kết quả đánh giá trên tập test gồm 37 ảnh và 1.500 đối tượng cho thấy mô hình đạt mAP50 bằng 50,8% đối với Bounding Box và 45,1% đối với Segmentation Mask. Các chỉ số Recall ở cả Box và Mask đều thấp hơn Precision, cho thấy mô hình vẫn còn bỏ sót một số lỗi, đặc biệt là các lỗi có kích thước nhỏ hoặc xuất hiện với tần suất thấp trong tập dữ liệu.

5.3.3. Kết quả đánh giá theo từng class

Để phân tích sâu hơn, mô hình được đánh giá theo từng class.

Bảng 5.5 Kết quả đánh giá theo từng class

Class	Box Precision	Box Recall	Box mAP50	Box mAP50-95	Mask Precision	Mask Recall	Mask mAP50	Mask mAP50-95
Panel	0,860	0,959	0,914	0,837	0,831	0,927	0,888	0,683
Crack	0,715	0,211	0,303	0,212	0,715	0,211	0,303	0,177
Hotspot multi cell	0,808	0,567	0,607	0,299	0,692	0,486	0,486	0,243
Hotspot single cell	0,333	0,366	0,282	0,089	0,327	0,359	0,283	0,074
Shading	0,743	0,375	0,433	0,300	0,587	0,296	0,296	0,136

Có thể nhận thấy class Panel đạt hiệu năng cao nhất với Box mAP50 đạt 91,4% và Mask mAP50 đạt 88,8%. Đây là lớp có số lượng mẫu lớn nhất trong tập dữ liệu (1.248 instance), giúp mô hình học được đặc trưng hình học và nhiệt học của tấm pin một cách đầy đủ.

Đối với các lớp lỗi, Hotspot multi cell đạt kết quả tương đối tốt với Box mAP50 bằng 60,7% và Mask mAP50 bằng 48,6%. Kết quả này cho thấy mô hình có khả năng nhận diện các vùng bất thường nhiệt có kích thước tương đối lớn và độ tương phản nhiệt rõ rệt.

Ngược lại, Crack và Hotspot single cell là hai lớp có hiệu năng thấp nhất. Đặc biệt, Hotspot single cell chỉ đạt Box mAP50 bằng 28,2% và Mask mAP50 bằng 28,3%. Nguyên nhân chủ yếu là do kích thước lỗi rất nhỏ, số lượng pixel ít và dễ bị nhầm lẫn với nhiễu nhiệt trên ảnh hồng ngoại.

Lớp Shading đạt Box mAP50 bằng 43,3% và Mask mAP50 bằng 29,6%. Kết quả này phản ánh sự đa dạng trong hình dạng và phân bố nhiệt của hiện tượng che bóng, khiến việc học đặc trưng trở nên khó khăn hơn.

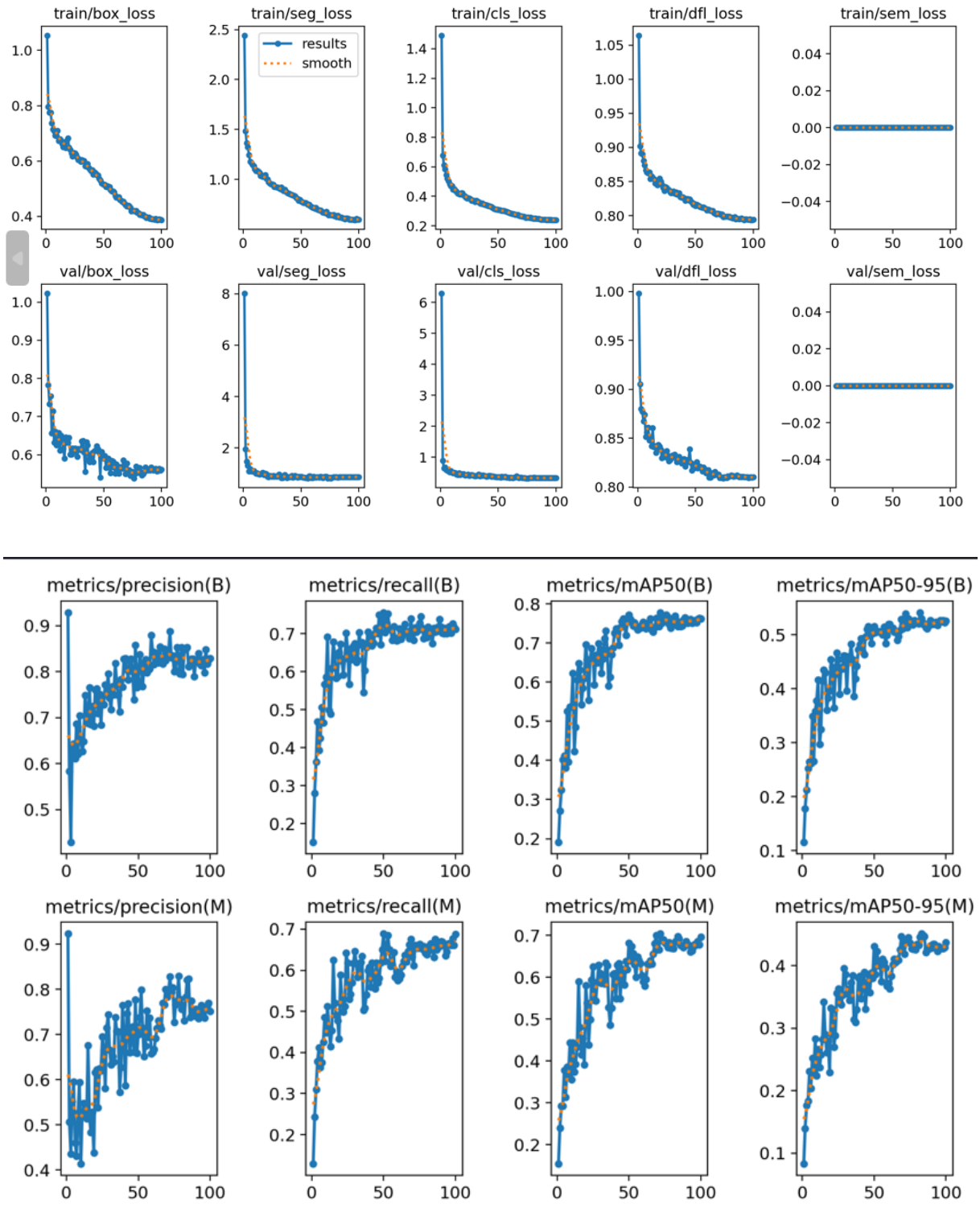
Các kết quả trên cho thấy sự mất cân bằng dữ liệu giữa các lớp vẫn là một thách thức đáng kể đối với bài toán phát hiện lỗi tấm pin quang điện bằng ảnh nhiệt.

5.3.4. Phân tích biểu đồ huấn luyện

Quá trình huấn luyện được theo dõi thông qua các biểu đồ loss, precision, recall và mAP theo từng epoch.

Kết quả cho thấy các giá trị train loss và validation loss đều giảm dần theo thời gian huấn luyện. Box loss giảm từ khoảng 1,05 xuống còn khoảng 0,38, trong khi segmentation loss giảm từ khoảng 2,45 xuống còn khoảng 0,56. Validation loss cũng có xu hướng giảm và dần ổn định ở các epoch cuối.

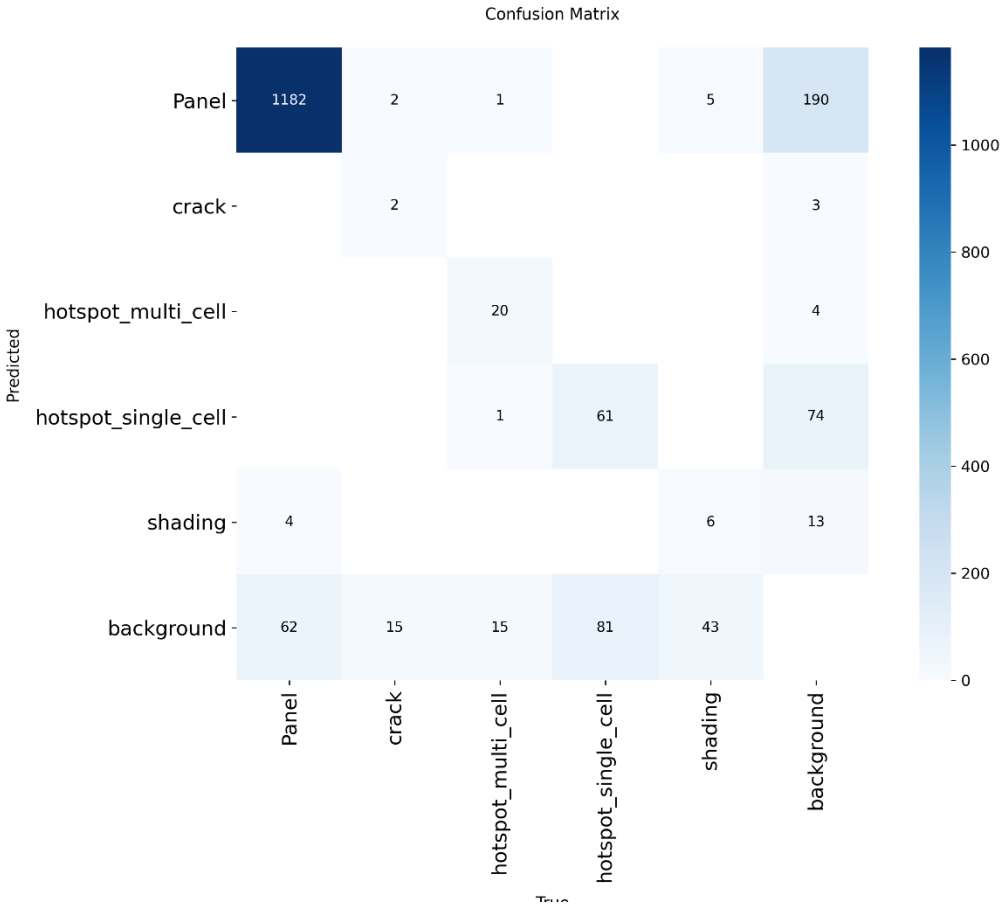
Đồng thời, các chỉ số Precision, Recall và mAP tăng dần trong quá trình huấn luyện trước khi đạt trạng thái hội tụ. Điều này cho thấy mô hình đã học được các đặc trưng quan trọng của dữ liệu và không xuất hiện dấu hiệu overfitting nghiêm trọng.



Hình 5.1 Biểu đồ kết quả huấn luyện YOLOv8-Segmentation

5.3.5. Phân tích ma trận nhầm lẫn

Ma trận nhầm lẫn được sử dụng để đánh giá chi tiết khả năng phân loại của mô hình trên từng class.



Hình 5.2 Ma trận nhầm lẫn của mô hình trên tập đánh giá

Kết quả từ ma trận nhầm lẫn cho thấy lớp Panel đạt tỷ lệ dự đoán đúng cao nhất với 1.182 dự đoán chính xác trên tổng số 1.248 đối tượng thực tế. Điều này phản ánh khả năng nhận diện tấm pin rất ổn định của mô hình.

Đối với các lớp lỗi, số lượng dự đoán đúng giảm đáng kể. Lớp Hotspot multi cell được nhận diện tương đối tốt với 20 dự đoán đúng trên 37 đối tượng thực tế. Trong khi đó, Hotspot single cell chỉ đạt 61 dự đoán đúng trên 142 đối tượng, đồng thời có tới 81 trường hợp bị bỏ sót.

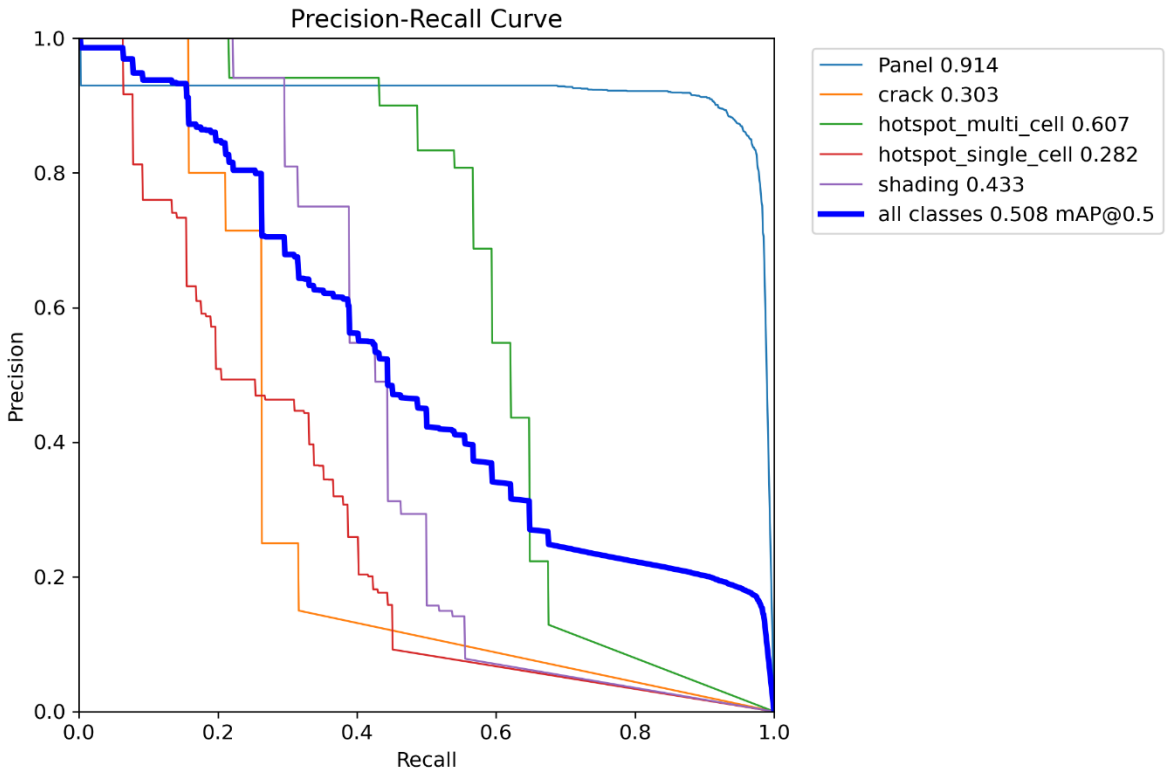
Lớp Crack cũng gặp khó khăn do số lượng mẫu ít, chỉ có 2 dự đoán đúng trên 19 đối tượng thực tế. Tương tự, Shading chỉ có 6 dự đoán đúng trên 54 đối tượng và có tới 43 trường hợp bị bỏ sót.

Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa cho thấy các lớp lỗi thường bị mô hình dự đoán thành background. Hiện tượng này phản ánh sự mất cân bằng dữ liệu giữa lớp Panel và các lớp lỗi, đồng thời cho thấy mô hình vẫn gặp khó khăn trong việc phát hiện các đối tượng nhỏ hoặc có đặc trưng nhiệt không rõ ràng.

5.3.6. Phân tích đường cong Precision–Recall và F1-score

Đường cong Precision–Recall (PR Curve) được sử dụng để đánh giá khả năng phát hiện đối tượng của mô hình tại nhiều ngưỡng confidence khác nhau. Diện tích dưới đường cong càng lớn thì khả năng phát hiện của mô hình càng tốt, tương ứng với giá trị Average Precision (AP) cao hơn.

Do mô hình YOLOv8-Segmentation thực hiện đồng thời hai nhiệm vụ là phát hiện đối tượng bằng bounding box và phân đoạn vùng đối tượng bằng mask, kết quả được biểu diễn thông qua các đường cong riêng biệt cho Box và Mask.

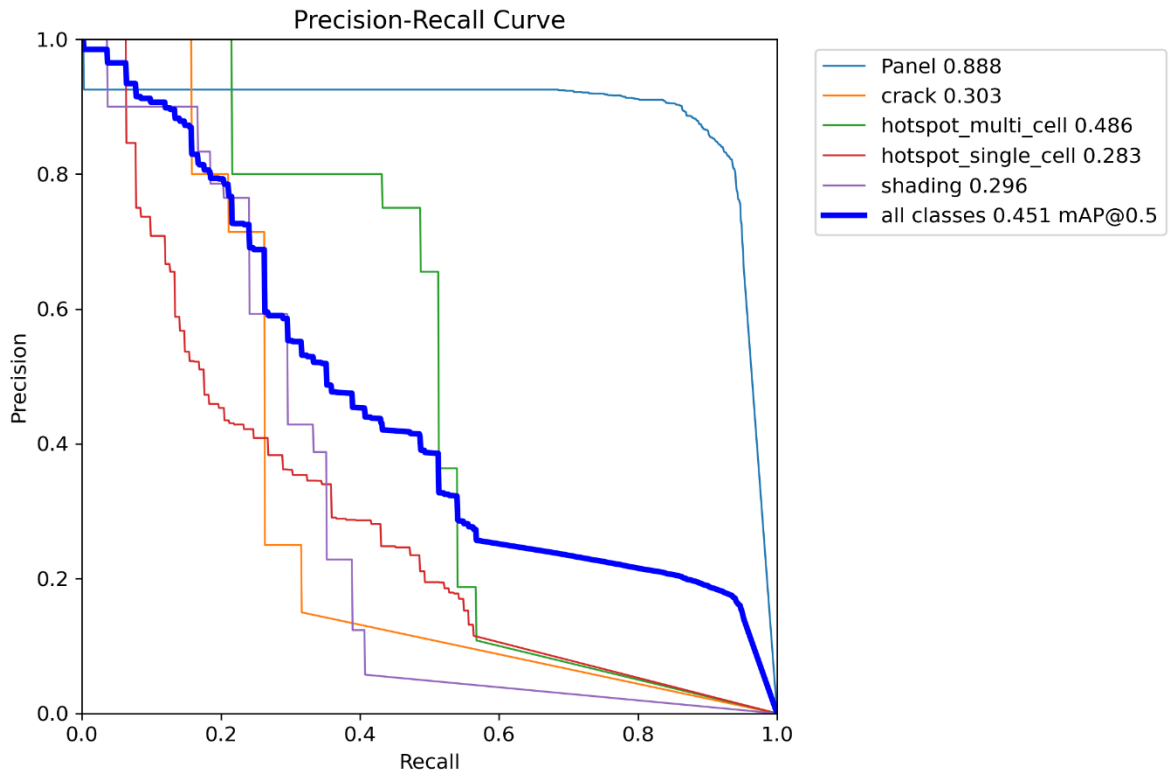


Hình 5.3 Đường cong Precision–Recall cho Bounding Box

Kết quả cho thấy lớp Panel đạt hiệu năng cao nhất với giá trị AP khoảng 0,914, thể hiện khả năng phát hiện tấm pin rất tốt. Điều này phù hợp với việc lớp Panel chiếm số lượng mẫu lớn nhất trong tập dữ liệu và có đặc trưng hình học tương đối ổn định.

Đối với các lớp lỗi, Hotspot multi cell đạt AP khoảng 0,607, cao hơn so với các lớp còn lại. Trong khi đó, Crack và Hotspot single cell chỉ đạt AP lần lượt khoảng 0,303 và 0,282. Lớp Shading đạt AP khoảng 0,433.

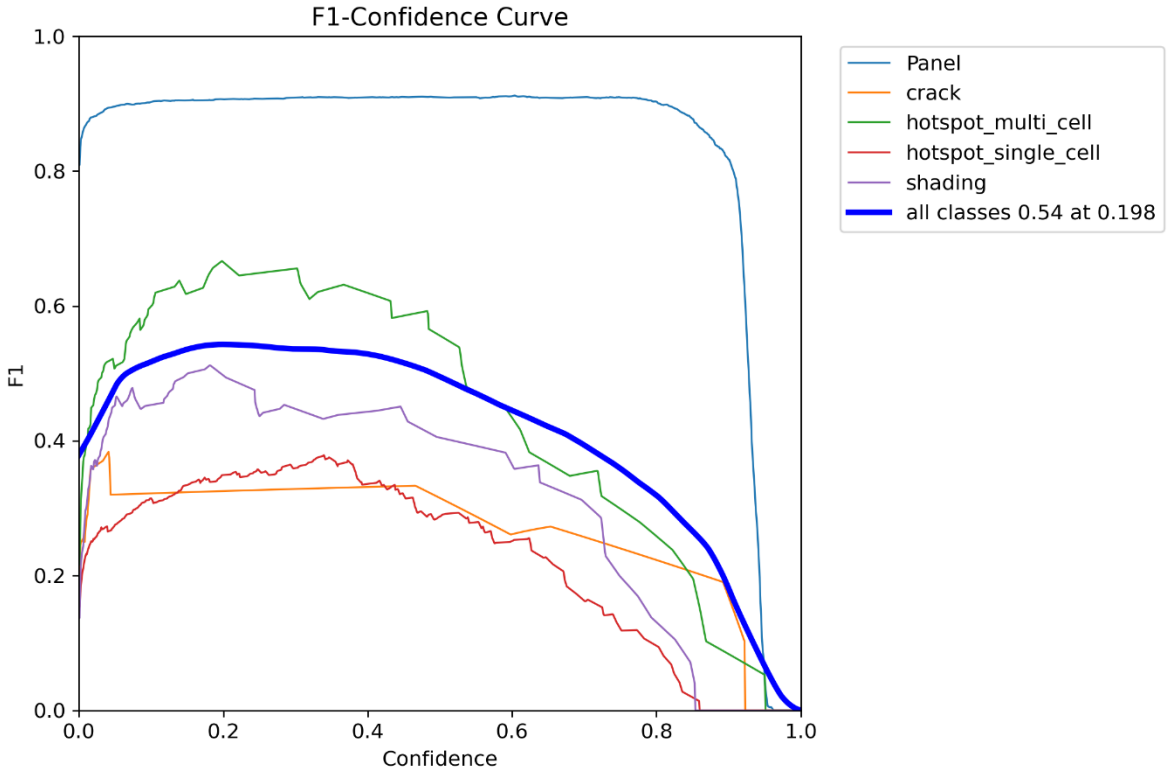
Giá trị mAP50 trung bình của toàn bộ các lớp đối với bài toán phát hiện bằng bounding box đạt khoảng 0,508, cho thấy mô hình có khả năng xác định vị trí đối tượng ở mức khá nhưng vẫn gặp khó khăn đối với các lỗi có kích thước nhỏ hoặc số lượng mẫu hạn chế.



Hình 5.4 Đường cong Precision–Recall cho Segmentation Mask

Đối với bài toán phân đoạn ảnh, kết quả cho thấy lớp Panel tiếp tục đạt hiệu năng cao nhất với AP khoảng 0,888. Các lớp lỗi có kết quả thấp hơn, bao gồm Hotspot multi cell đạt khoảng 0,486, Crack đạt khoảng 0,303, Hotspot single cell đạt khoảng 0,283 và Shading đạt khoảng 0,296.

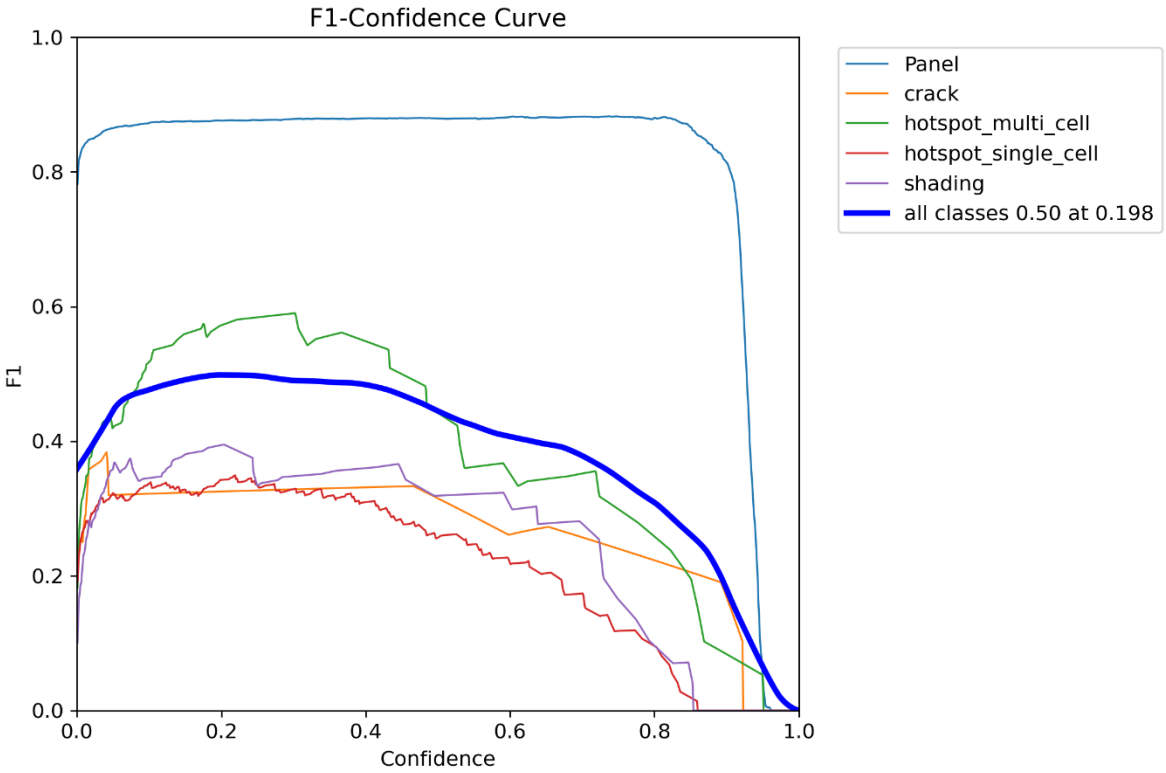
Giá trị mAP50 trung bình của toàn bộ các lớp đối với segmentation mask đạt khoảng 0,451, thấp hơn so với kết quả trên bounding box. Điều này cho thấy việc xác định chính xác biên của vùng lỗi trên ảnh nhiệt khó khăn hơn so với việc chỉ xác định vị trí đối tượng.



Hình 5.5 Đường cong F1-score cho Bounding Box

Đường cong F1-score được sử dụng để xác định ngưỡng confidence phù hợp nhằm cân bằng giữa Precision và Recall. Kết quả cho thấy giá trị F1-score trung bình cao nhất của toàn bộ các lớp đối với bài toán phát hiện bằng bounding box đạt khoảng 0,54 tại ngưỡng confidence 0,198.

Ở mức confidence này, mô hình đạt sự cân bằng tốt nhất giữa khả năng phát hiện lỗi và khả năng hạn chế cảnh báo sai. Lớp Panel có F1-score cao nhất và duy trì ổn định trên phần lớn miền confidence, trong khi các lớp lỗi như Hotspot single cell, Crack và Shading có F1-score thấp hơn do số lượng mẫu hạn chế và đặc trưng nhiệt khó phân biệt.



Hình 5.6 Đường cong F1-score cho Segmentation Mask

Đối với segmentation mask, giá trị F1-score trung bình cao nhất đạt khoảng 0,50 tại ngưỡng confidence 0,198. Kết quả này thấp hơn so với bài toán bounding box, phản ánh độ khó của việc phân đoạn chính xác vùng lỗi trên ảnh nhiệt.

Tương tự như kết quả trên PR Curve, lớp Panel đạt F1-score cao nhất và duy trì độ ổn định tốt. Các lớp lỗi, đặc biệt là Hotspot single cell và Shading, có F1-score thấp hơn do kích thước vùng lỗi nhỏ và ranh giới nhiệt không rõ ràng.

5.3.7. Thảo luận kết quả

Mặc dù hiệu năng của mô hình trên tập test mới thấp hơn so với các kết quả đánh giá ban đầu, YOLOv8-Segmentation vẫn cho thấy khả năng phát hiện đồng thời tấm pin quang điện và các dạng lỗi trên ảnh nhiệt. Đặc biệt, lớp Panel đạt kết quả rất tốt với Box mAP50 đạt 91,4% và Mask mAP50 đạt 88,8%, chứng tỏ mô hình đã học được hiệu quả đặc trưng hình học và đặc trưng nhiệt của các tấm pin trong ảnh UAV.

Tuy nhiên, hiệu năng đối với các lớp lỗi vẫn còn hạn chế. Các lớp Crack, Hotspot single cell và Shading có mAP50 tương đối thấp, đặc biệt đối với phần segmentation mask. Nguyên nhân chủ yếu đến từ số lượng mẫu huấn luyện chưa nhiều, sự mất cân

bằng dữ liệu giữa các lớp, cũng như kích thước nhỏ và hình dạng không ổn định của các vùng lỗi trên ảnh nhiệt.

Kết quả từ ma trận nhầm lẫn cho thấy phần lớn sai số xuất phát từ các trường hợp mô hình bỏ sót lỗi (false negative), đặc biệt ở các lớp Hotspot single cell và Shading. Điều này được thể hiện qua giá trị Recall thấp hơn Precision ở hầu hết các lớp lỗi. Trong thực tế vận hành hệ thống điện mặt trời, việc bỏ sót lỗi có thể ảnh hưởng đến hiệu quả giám sát và bảo trì, do đó cần ưu tiên cải thiện khả năng phát hiện của mô hình trong các nghiên cứu tiếp theo.

Mặc dù vậy, việc sử dụng mô hình segmentation vẫn mang lại nhiều lợi thế so với bài toán detection thông thường. Ngoài khả năng xác định vị trí lỗi, mô hình còn cung cấp vùng mask chi tiết của khu vực bất thường nhiệt, tạo cơ sở cho các bước xử lý tiếp theo như tính toán diện tích vùng lỗi, phân tích mức độ lan rộng của hiện tượng bất thường và hỗ trợ đánh giá mức độ nghiêm trọng của lỗi theo các tiêu chuẩn kiểm định hệ thống điện mặt trời.

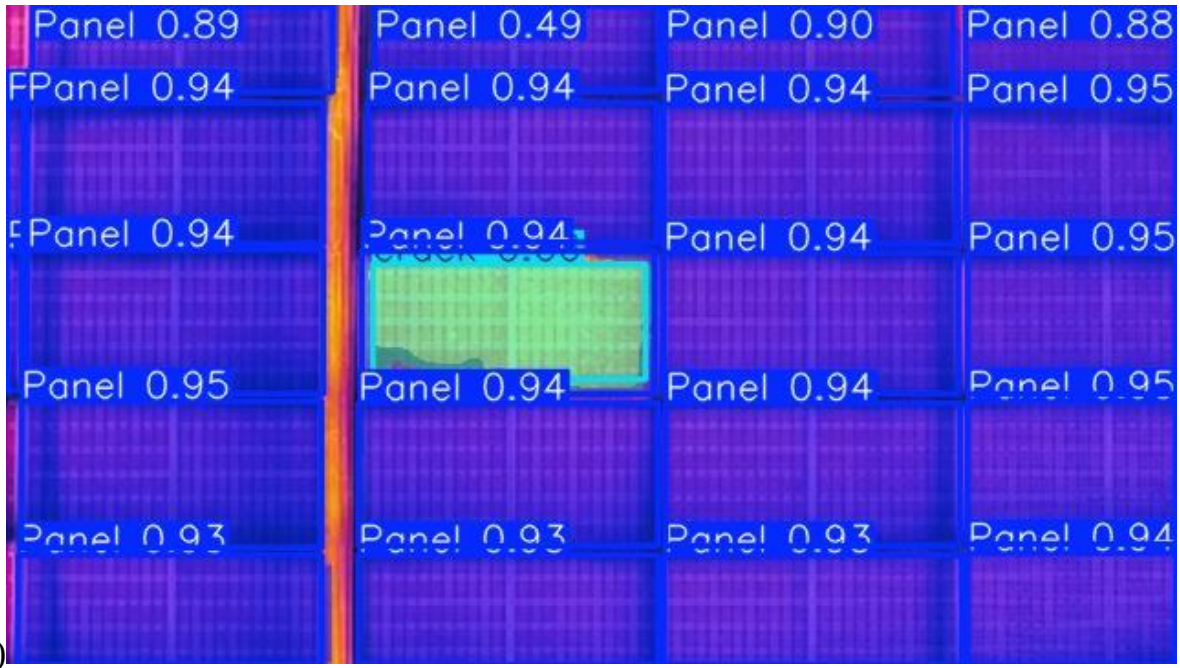
Trong tương lai, hiệu năng của mô hình có thể được cải thiện thông qua việc mở rộng tập dữ liệu thực tế, tăng số lượng mẫu cho các lớp lỗi hiếm, áp dụng các kỹ thuật cân bằng dữ liệu và thử nghiệm các kiến trúc segmentation chuyên biệt hơn cho các đối tượng kích thước nhỏ trên ảnh nhiệt.

5.4. Kết quả nhận diện panel và lỗi trên ảnh nhiệt

5.4.1. Kết quả định tính

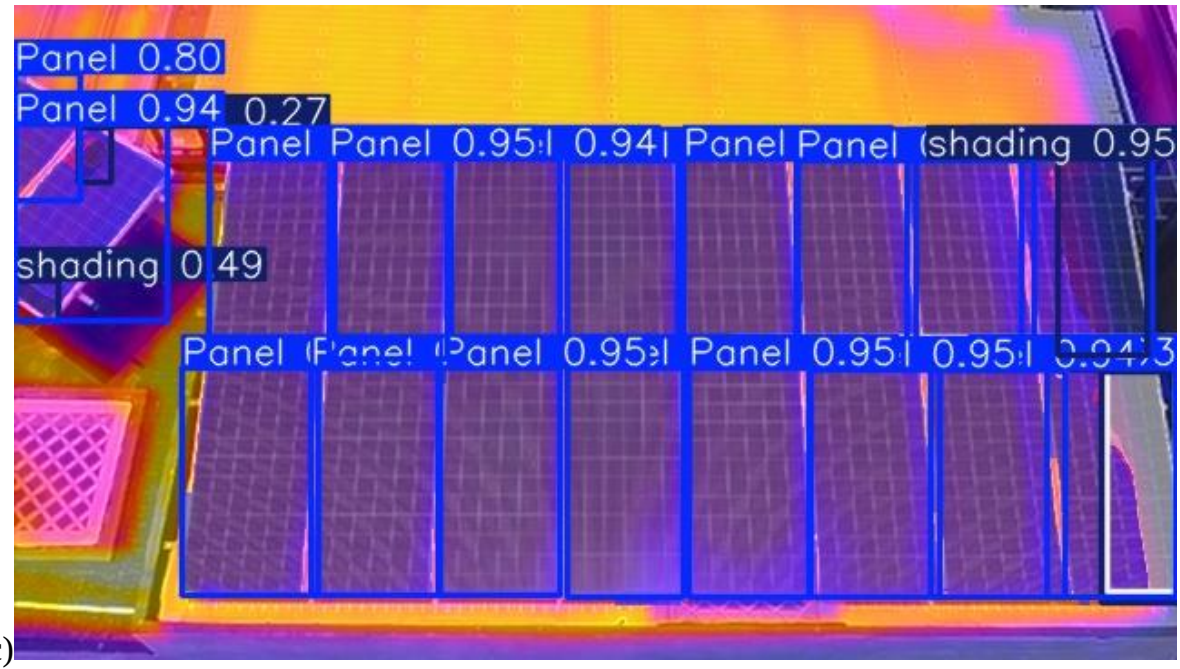
Sau khi hoàn thành quá trình huấn luyện, mô hình YOLOv8-Segmentation được tích hợp vào hệ thống để thực hiện suy luận trên các ảnh nhiệt thu nhận từ UAV. Kết quả đầu ra của mô hình bao gồm tên lớp đối tượng (class), độ tin cậy dự đoán (confidence score), bounding box và segmentation mask. Các đối tượng được nhận diện gồm panel và bốn nhóm lỗi chính: hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading.

a)


Panel 0.89
Panel 0.49
Panel 0.90
Panel 0.88
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.95
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.95
Panel 0.95
Panel 0.94
Panel 0.94

b)


Panel 0.96
Panel 0.92
Panel 0.88
Panel 0.95
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.94
Panel 0.94
hotspot
hotspot
_multi_cell 0.90
hotspot_sing
_cell 0.62
Panel 0.94
Panel 0.95
Panel 0.94
Panel 0.94



c)

Hình 5.7 Ví dụ kết quả nhận diện: a) lỗi crack; b) lỗi hotspot_single_cell và hotspot_multi_cell; c) lỗi shading

Hình 5.7 minh họa kết quả nhận diện đối với bốn nhóm lỗi chính trong tập dữ liệu. Đối với hotspot single cell, mô hình có khả năng phát hiện các vùng nhiệt độ bất thường xuất hiện cục bộ trên một hoặc một vài cell của tấm pin. Tuy nhiên, độ ổn định chưa cao do kích thước lỗi nhỏ và dễ bị ảnh hưởng bởi nhiễu nhiệt từ môi trường.

Đối với hotspot multi cell, mô hình nhận diện tương đối tốt các vùng nóng có diện tích lớn hơn hoặc ảnh hưởng đến nhiều cell liên tiếp. Các vùng lỗi loại này thường có biểu hiện nhiệt rõ ràng nên dễ được phân biệt với nền xung quanh.

Đối với shading, mô hình có thể phát hiện các vùng phân bố nhiệt bất thường do hiện tượng che bóng hoặc suy giảm bức xạ cục bộ. Tuy nhiên, hình dạng và đặc điểm nhiệt của shading có thể thay đổi đáng kể tùy điều kiện thực tế, gây ảnh hưởng đến độ chính xác của quá trình nhận diện.

Đối với crack, kết quả nhận diện phụ thuộc nhiều vào mức độ biểu hiện nhiệt của vết nứt cũng như chất lượng ảnh đầu vào. Trong các trường hợp vết nứt tạo ra sự chênh lệch nhiệt độ rõ rệt, mô hình có thể phát hiện tương đối chính xác. Tuy nhiên, đối với các vết nứt nhỏ hoặc có biểu hiện nhiệt yếu, khả năng nhận diện vẫn còn hạn chế.

Nhìn chung, kết quả định tính cho thấy mô hình có khả năng phát hiện được phần lớn các loại lỗi xuất hiện trên ảnh nhiệt UAV. Đồng thời, việc sử dụng segmentation

giúp xác định chính xác hơn phạm vi vùng lỗi, tạo cơ sở cho các bước phân tích và đánh giá tiếp theo.

5.4.2. Các trường hợp nhận diện chưa tốt

Bên cạnh các kết quả đúng, mô hình vẫn có thể gặp một số trường hợp nhận diện chưa chính xác. Các lỗi thường gặp gồm:

- Bỏ sót hotspot nhỏ khi độ tương phản nhiệt thấp.
- Nhầm hotspot single cell và hotspot multi cell khi vùng nóng có kích thước trung gian.
- Nhận diện crack chưa ổn định nếu vết nứt không tạo biểu hiện nhiệt rõ.
- Mask lỗi chưa bám sát vùng bất thường nếu ảnh bị nhiễu hoặc biên lỗi không rõ.



Hình 5.8 Trường hợp vệt bị phản quang mặt trời nhưng AI detect nhầm thành hotspot

Các trường hợp nhận diện chưa tốt cho thấy việc sử dụng AI trong kiểm tra PV cần đi kèm cơ chế kiểm duyệt bởi người dùng. Vì vậy, hệ thống được thiết kế thêm trạng thái review để kỹ sư có thể xác nhận, đánh dấu cần xem xét hoặc loại bỏ lỗi giả trước khi xuất báo cáo cuối cùng.

5.5. Đánh giá định vị panel bằng Geometry Engine

5.5.1. Mục tiêu đánh giá

Mục tiêu của phần này là đánh giá khả năng xác định hình học tấm pin trong ảnh nhiệt. Đây là thành phần quan trọng vì kết quả phát hiện lỗi chỉ có giá trị vận hành khi xác định được lỗi thuộc panel nào. Nếu panel polygon bị lệch hoặc sai, bước fault-to-panel mapping có thể bị sai theo.

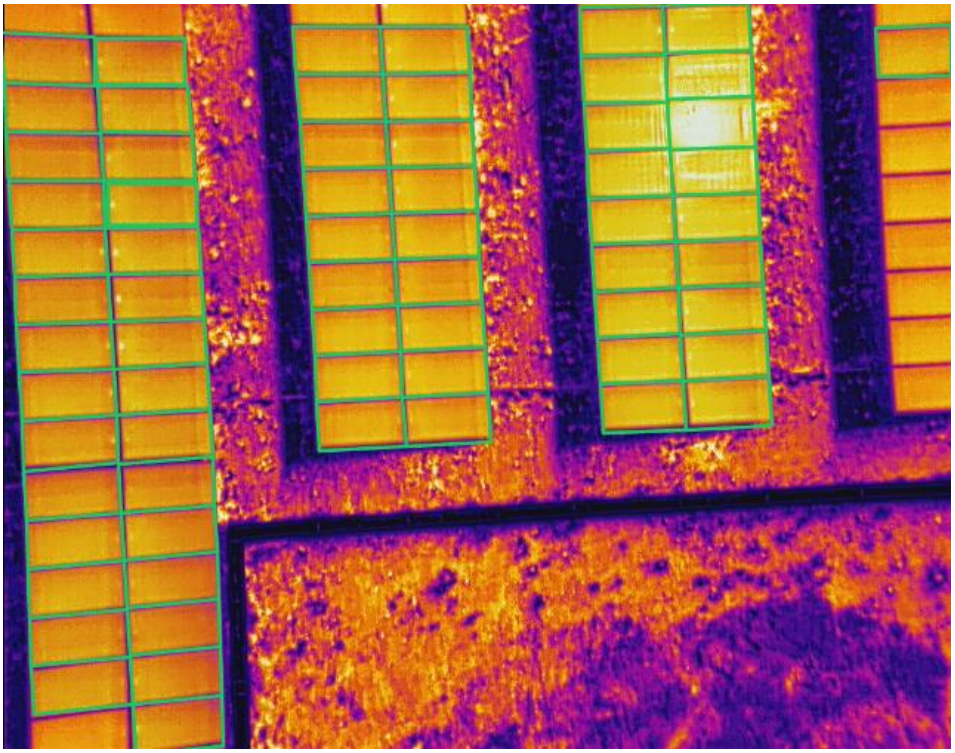
Trong hệ thống, Geometry Engine được đánh giá trên hai nhóm ảnh:

- Ảnh diện rộng chứa nhiều panel.
- Ảnh cận cảnh chứa ít panel hoặc panel chiếm phần lớn khung hình.

Việc chia hai nhóm ảnh này phù hợp với kiến trúc routing của hệ thống, trong đó các ảnh diện rộng và ảnh cận cảnh được xử lý bằng các hướng khác nhau.

5.5.2. Kết quả định vị panel trên ảnh diện rộng

Với ảnh diện rộng, hệ thống sử dụng hướng tái dựng lưới panel dựa trên các đường biên và rãnh phân cách. Kết quả được thể hiện bằng panel polygon overlay trên ảnh nhiệt.

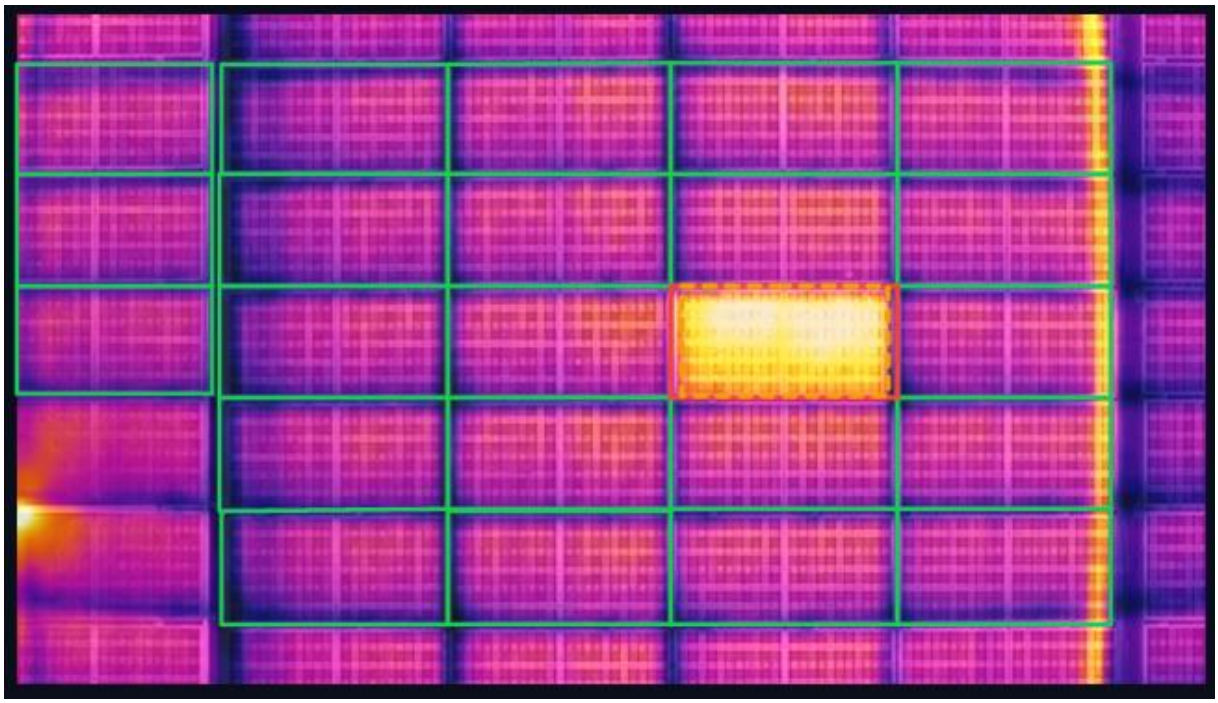


Hình 5.9 Kết quả định vị panel trên ảnh diện rộng

Kết quả cho thấy Geometry Engine có khả năng tái dựng panel theo cấu trúc lưới, tạo polygon đồng đều và hạn chế chồng lấn giữa các panel. So với việc sử dụng trực tiếp polygon thô từ detector, kết quả sau tái dựng có biên panel ổn định hơn và phù hợp hơn cho bước mapping.

5.5.3. Kết quả định vị panel trên ảnh cận cảnh

Với ảnh cận cảnh, số lượng panel ít hơn và cấu trúc lưới tổng thể không rõ như ảnh diện rộng. Hệ thống sử dụng hướng xử lý dựa trên polygon prior và tái dựng grid cục bộ để xác định panel polygon.



Hình 5.10 Kết quả định vị panel trên ảnh cận cảnh

Kết quả cho thấy việc sử dụng cơ chế routing giúp hệ thống xử lý linh hoạt hơn với nhiều dạng ảnh khác nhau. Nếu dùng cùng một thuật toán cho mọi ảnh, các ảnh close-up có thể bị tái dựng sai do thiếu cấu trúc lưới diện rộng.

5.5.4. Chỉ số đánh giá định vị panel

Nếu có nhãn panel chuẩn hoặc kiểm tra thủ công, có thể đánh giá định lượng bằng các chỉ số sau:

- Số panel thực tế trong ảnh.
- Số panel hệ thống phát hiện/tái dựng.
- Số panel đúng.
- Tỷ lệ phát hiện panel đúng.
- Sai lệch số lượng panel.
- IoU trung bình giữa polygon dự đoán và polygon chuẩn nếu có ground truth.

Bảng 5.6 Kết quả đánh giá định vị panel trên tập ảnh kiểm thử

Nhóm ảnh	Số ảnh	Tổng panel thực tế	Panel tái dựng đúng	Tỷ lệ đúng
Ảnh diện rộng	12	1064	968	91%
Ảnh cận cảnh	22	243	21	91%

Kết quả đánh giá thủ công bằng cách đối chiếu polygon panel với ảnh nhiệt gốc.

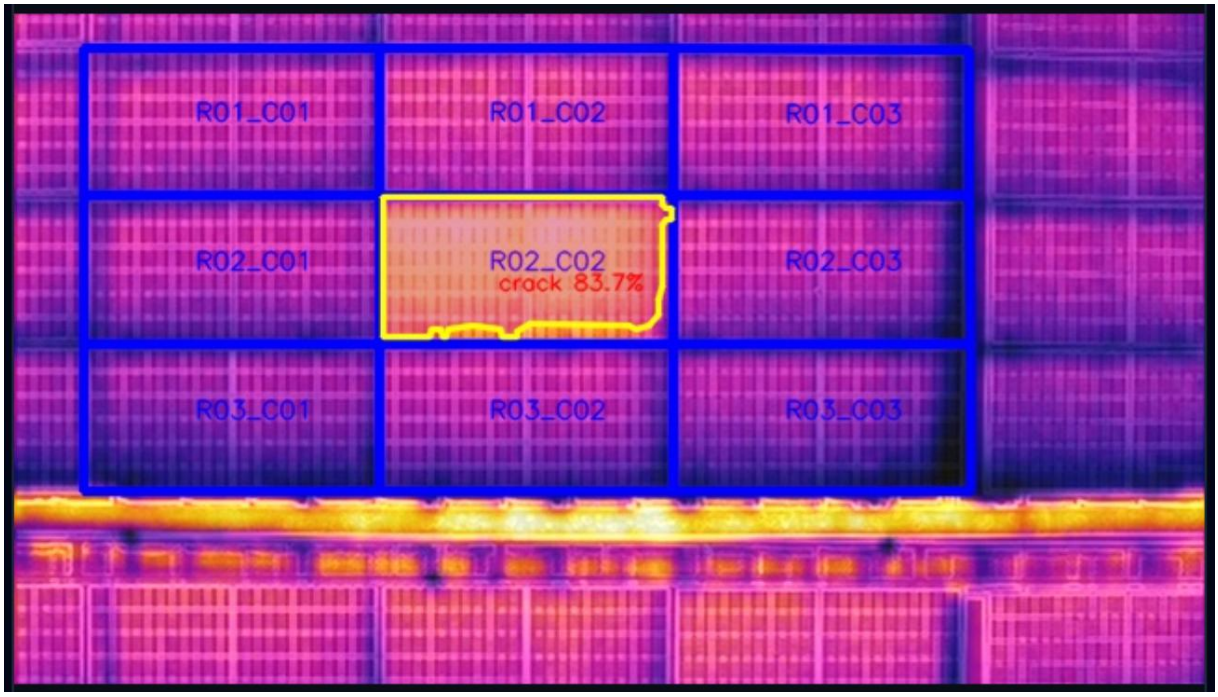
5.6. Đánh giá ánh xạ lỗi vào đúng panel

5.6.1. Mục tiêu đánh giá

Fault-to-panel mapping là bước xác định mỗi lỗi thuộc panel nào. Đây là thành phần giúp hệ thống chuyển kết quả AI thành thông tin có thể dùng trong bảo trì. Một mô hình AI phát hiện đúng lỗi nhưng mapping sai panel vẫn gây khó khăn cho kỹ sư hiện trường.

Bước mapping được đánh giá bằng cách đối chiếu panel_id mà hệ thống gán cho lỗi với panel thực tế quan sát được trên ảnh.

5.6.2. Kết quả mapping



Hình 5.11 Minh họa kết quả ánh xạ lỗi vào panel

Bảng 5.7 Kết quả đánh giá fault-to-panel mapping

Chỉ số	**Giá trị**
Tổng số lỗi được kiểm tra	96
Số lỗi được gán đúng panel	94
Số lỗi gán sai panel	2
Số lỗi không gán được panel	0
Tỷ lệ mapping đúng	98%

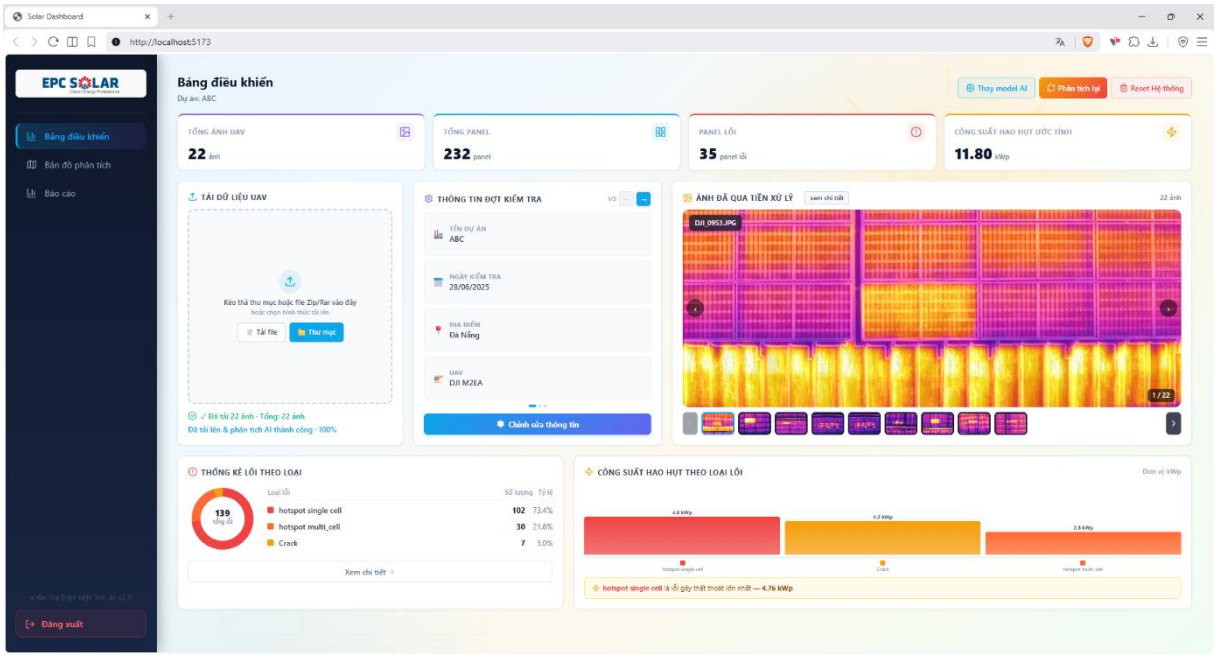
Các lỗi mapping sai thường xảy ra khi vùng lỗi nằm sát biên giữa hai panel, panel polygon bị lệch, ảnh bị nghiêng mạnh hoặc mask lỗi bị mô hình dự đoán chưa chính xác. Để giảm lỗi mapping, hệ thống sử dụng inner polygon cho các phép tính an toàn hơn và ưu tiên panel có tỷ lệ giao lớn nhất với vùng lỗi.

5.6.3. Nhận xét

Kết quả mapping cho thấy việc tái dựng panel polygon có vai trò quan trọng đối với toàn bộ pipeline. Nếu chỉ dựa vào bounding box hoặc polygon thô từ mô hình AI, vùng lỗi gần biên có thể bị gán sai. Khi sử dụng Geometry Engine và inner polygon, hệ thống có thể giảm rủi ro nhầm lẫn tại vùng khe giữa các panel.

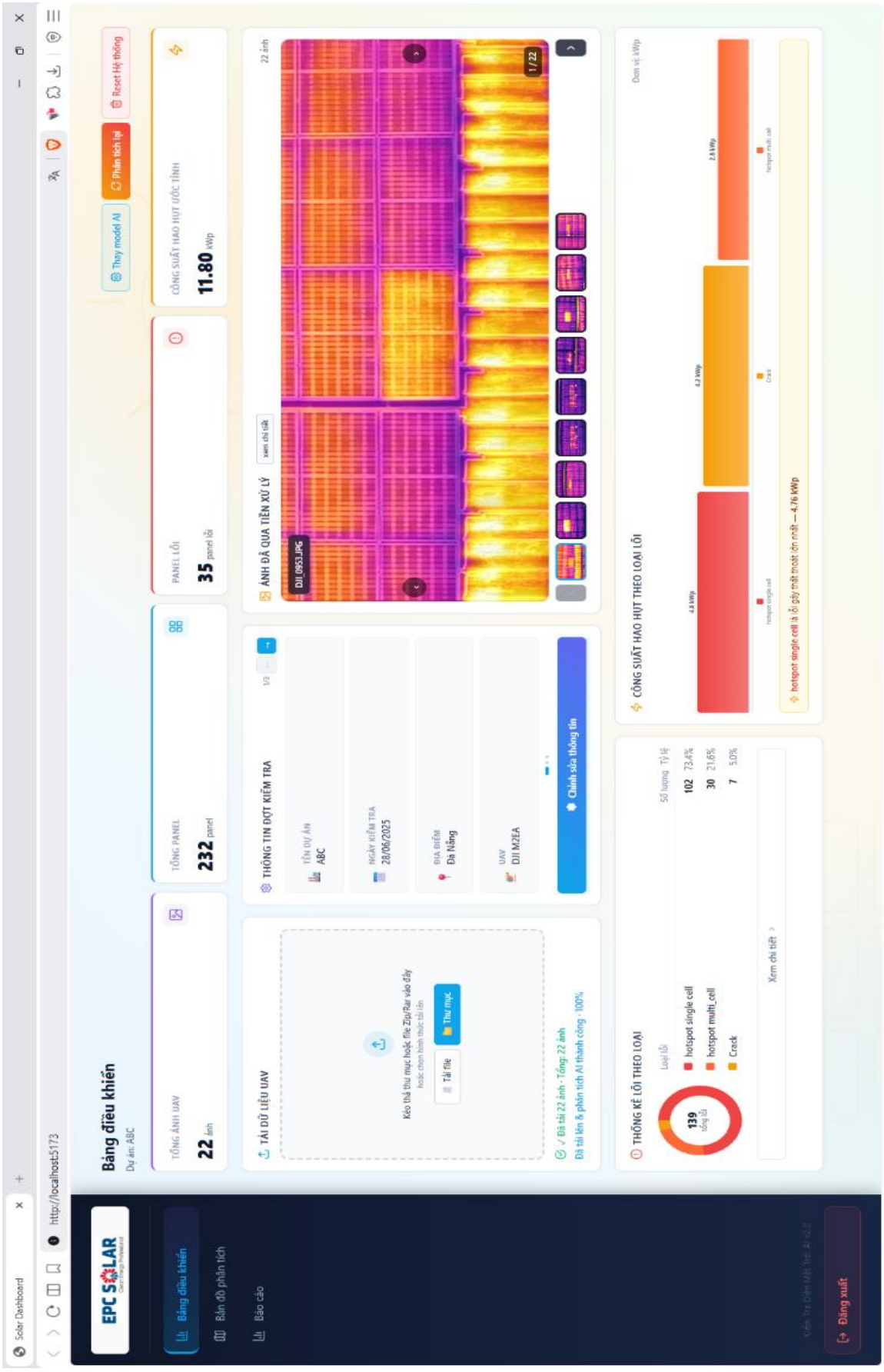
5.7. Đánh giá Dashboard, WebGIS và báo cáo

5.7.1. Kết quả Dashboard



Hình 5.12a Giao diện Dashboard tổng quan sau khi phân tích dữ liệu

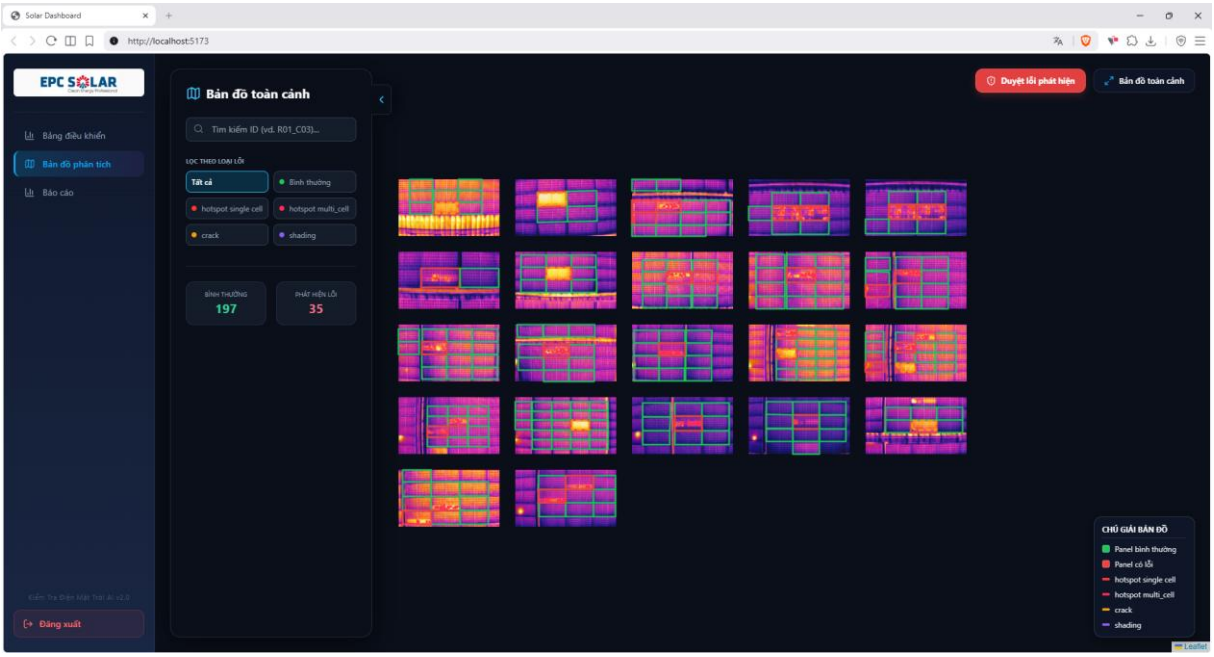
Dashboard hiển thị thông tin tổng quan của đợt kiểm tra, gồm số lượng ảnh, số lượng panel, số lỗi, số panel lỗi, thống kê lỗi theo class và trạng thái phân tích. Giao diện này giúp người dùng nhanh chóng nắm được tình trạng tổng quan sau khi hệ thống xử lý xong dữ liệu.



Hình 5.12b Giao diện Dashboard tổng quan sau khi phân tích dữ liệu được phóng to

5.7.2. Kết quả WebGIS/Dashboard

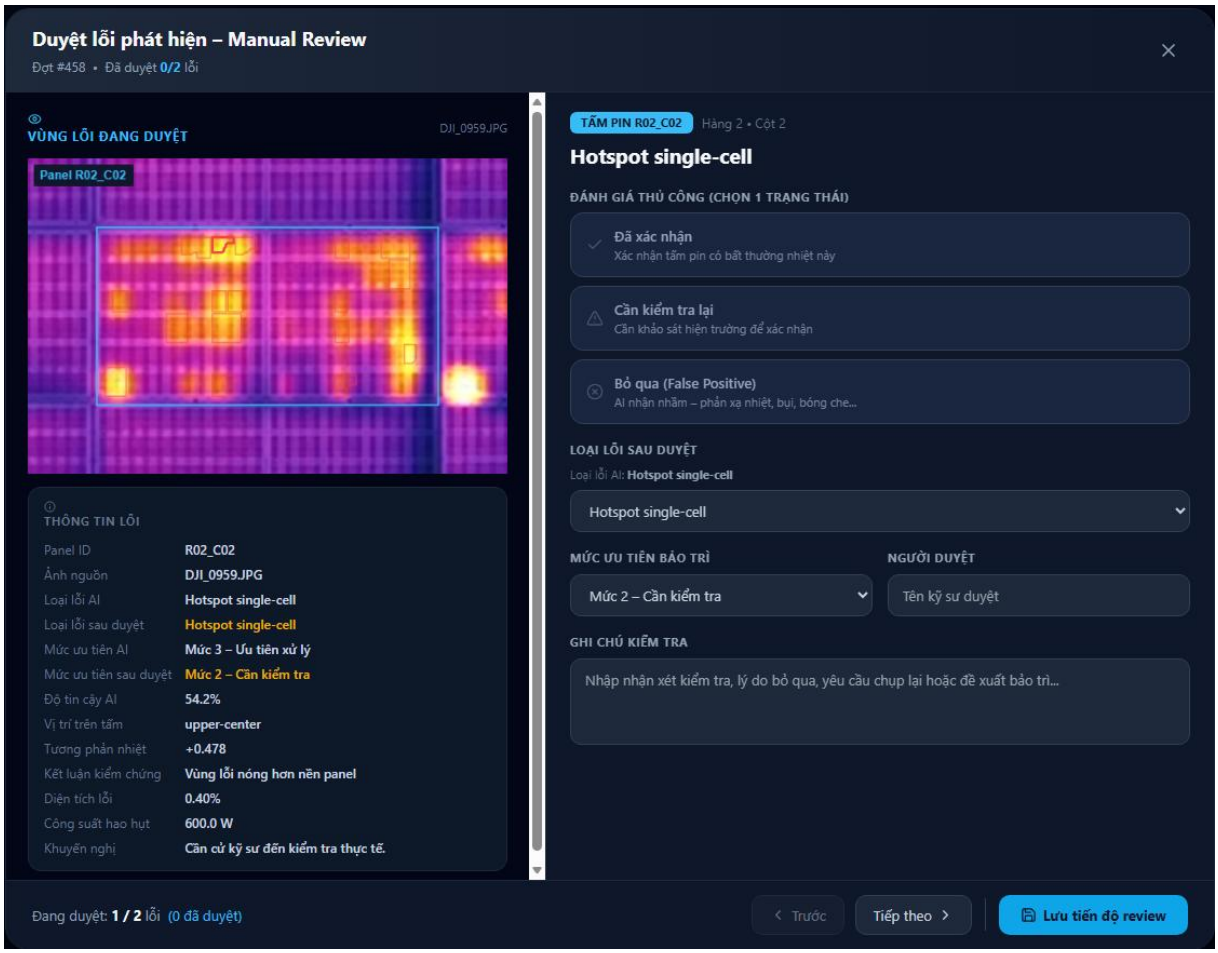
WebGIS/Dashboard cho phép người dùng quan sát panel và lỗi trong không gian trực quan. Người dùng có thể chọn panel, xem loại lỗi, vị trí lỗi, mức độ lỗi và ảnh liên quan. Trong phạm vi đồ án, nếu hệ thống chưa có tọa độ địa lý chính xác cho từng panel, phần này được hiểu là trực quan hóa theo không gian ảnh hoặc layout cục bộ, không khẳng định là bản đồ GIS tuyệt đối.



Hình 5.13 Giao diện trực quan hóa panel và lỗi trên WebGIS/Dashboard

5.7.3. Kết quả kiểm duyệt lỗi

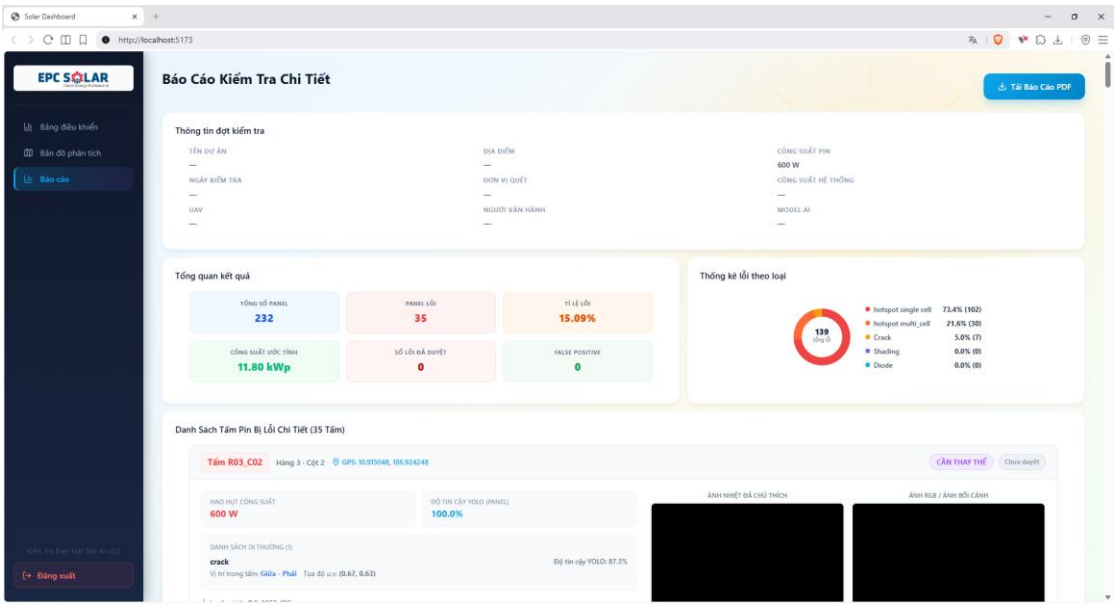
Cơ chế kiểm duyệt lỗi cho phép người dùng xác nhận lại kết quả AI trước khi đưa vào báo cáo. Mỗi lỗi có thể được gán trạng thái như đúng có lỗi, cần xem xét hoặc không phải lỗi. Điều này giúp giảm ảnh hưởng của false positive trong báo cáo cuối cùng.



Hình 5.14 Giao diện kiểm duyệt lỗi thủ công

5.7.4. Kết quả xuất báo cáo

Sau khi phân tích và kiểm duyệt, hệ thống có thể xuất báo cáo PDF. Báo cáo gồm thông tin dự án, thông tin đợt kiểm tra, thống kê lỗi, danh sách panel lỗi, hình ảnh minh họa và khuyến nghị xử lý.



Hình 5.15 Ví dụ trang báo cáo



BÁO CÁO KIỂM TRA ĐIỆN MẶT TRỜI BẰNG AI

1. Tóm tắt báo cáo

Báo cáo này trình bày kết quả phân tích tự động hệ thống điện mặt trời bằng công nghệ AI. Dưới đây là các chỉ số thống kê tổng hợp về số lượng tấm pin, tỷ lệ lỗi và mức độ suy hao công suất phát hiện trong đợt kiểm tra.

2. Tổng quan kết quả phân tích

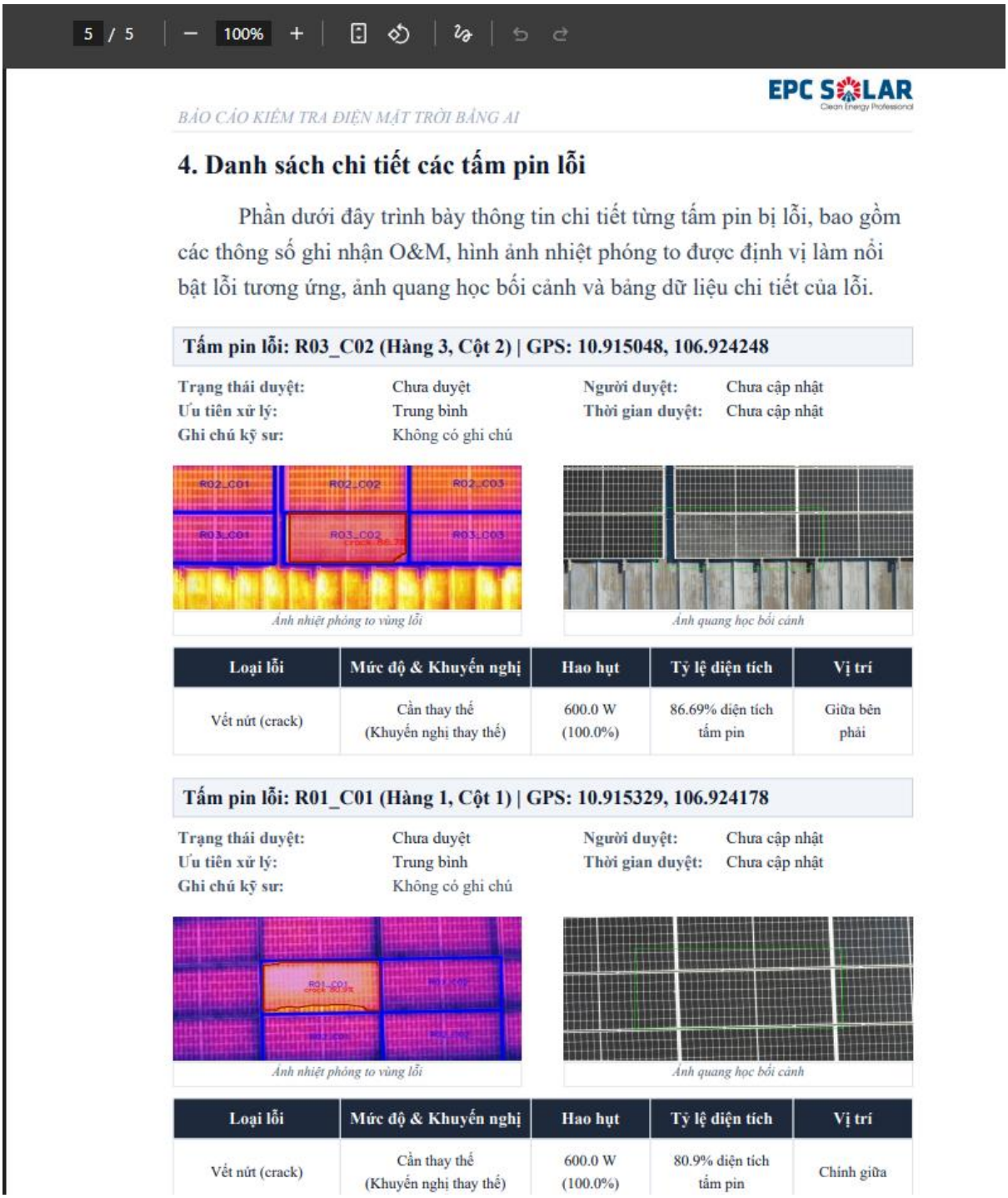
TỔNG SỐ TẤM PIN ĐÃ QUÉT: 12 — Bình thường: 10 (83.3%)

TẤM PIN BẤT THƯỜNG / LỖI: 2 — Tỷ lệ lỗi: 16.7%

TỔNG HAO HỤT CÔNG SUẤT DỰ TÍNH: 1.2 kW

Phân loại lỗi phát hiện

Loại lỗi	Số lượng	Tỷ lệ (%)
Điểm nóng đơn bào (hotspot_single_cell)	0	0.0%
Điểm nóng đa bào (hotspot_multi_cell)	0	0.0%
Vết nứt (crack)	2	100.0%
Bóng che (shading)	0	0.0%



5 / 5 — 100%

EPC SOLAR
Clean Energy Professional

BÁO CÁO KIỂM TRA ĐIỆN MẶT TRỜI BẰNG AI

4. Danh sách chi tiết các tấm pin lỗi

Phần dưới đây trình bày thông tin chi tiết từng tấm pin bị lỗi, bao gồm các thông số ghi nhận O&M, hình ảnh nhiệt phóng to được định vị làm nổi bật lỗi tương ứng, ảnh quang học bối cảnh và bảng dữ liệu chi tiết của lỗi.

Tấm pin lỗi: R03_C02 (Hàng 3, Cột 2) | GPS: 10.915048, 106.924248

Trạng thái duyệt:	Chưa duyệt	**Người duyệt:**	Chưa cập nhật
Ưu tiên xử lý:	Trung bình	**Thời gian duyệt:**	Chưa cập nhật
Ghi chú kỹ sư:	Không có ghi chú		

Ảnh nhiệt phóng to vùng lỗi

Ảnh quang học bối cảnh

Loại lỗi	Mức độ & Khuyến nghị	Hao hụt	Tỷ lệ diện tích	Vị trí
Vết nứt (crack)	Cần thay thế (Khuyến nghị thay thế)	600.0 W (100.0%)	86.69% diện tích tấm pin	Giữa bên phải

Tấm pin lỗi: R01_C01 (Hàng 1, Cột 1) | GPS: 10.915329, 106.924178

Trạng thái duyệt:	Chưa duyệt	**Người duyệt:**	Chưa cập nhật
Ưu tiên xử lý:	Trung bình	**Thời gian duyệt:**	Chưa cập nhật
Ghi chú kỹ sư:	Không có ghi chú		

Ảnh nhiệt phóng to vùng lỗi

Ảnh quang học bối cảnh

Loại lỗi	Mức độ & Khuyến nghị	Hao hụt	Tỷ lệ diện tích	Vị trí
Vết nứt (crack)	Cần thay thế (Khuyến nghị thay thế)	600.0 W (100.0%)	80.9% diện tích tấm pin	Chính giữa

Hình 5. 16 *Báo cáo PDF được xuất ra từ hệ thống*

5.8. Đánh giá hiệu năng hệ thống

5.8.1. Phương pháp đo

Hiệu năng của hệ thống được đánh giá thông qua tổng thời gian xử lý của toàn bộ pipeline trên hai nhóm ảnh thử nghiệm: ảnh zoom cận cảnh và ảnh diện rộng. Thời gian được tính từ khi hệ thống bắt đầu thực hiện quá trình phân tích ảnh đến khi hoàn tất các bước xử lý chính, bao gồm tiền xử lý ảnh, suy luận bằng mô hình YOLOv8-Segmentation, tái dựng hình học panel bằng Geometry Engine, ánh xạ lỗi vào panel, lưu kết quả và chuẩn bị dữ liệu hiển thị.

Trong phạm vi thực nghiệm hiện tại, hệ thống chưa tách log thời gian riêng cho từng module như tiền xử lý, AI inference, Geometry Engine, fault-to-panel mapping hoặc ghi database. Vì vậy, kết quả hiệu năng được trình bày theo tổng thời gian xử lý của từng nhóm ảnh và thời gian trung bình trên mỗi ảnh. Cách đánh giá này phù hợp với mục tiêu kiểm tra khả năng xử lý batch ảnh nhiệt UAV của hệ thống ở mức tổng thể.

Các thử nghiệm được thực hiện trên cùng môi trường phần cứng và phần mềm đã trình bày ở mục 5.2. Hai nhóm ảnh được lựa chọn nhằm phản ánh sự khác biệt trong độ phức tạp đầu vào: nhóm ảnh zoom cận cảnh thường chứa ít panel hơn, trong khi nhóm ảnh diện rộng chứa nhiều panel và đòi hỏi Geometry Engine xử lý nhiều đối tượng hơn.

5.8.2. Kết quả đo hiệu năng

Bảng 5.8 Thời gian xử lý trung bình của hệ thống theo nhóm ảnh thử nghiệm

Nhóm ảnh thử nghiệm	Số ảnh	Tổng số panel	Số panel lỗi	Tổng thời gian xử lý	Thời gian trung bình / ảnh	Thời gian trung bình / panel	Ghi chú
Ảnh zoom cận cảnh	22	232	35	40 giây	1,82 giây/ảnh	0,17 giây/panel	Ảnh có ít panel hơn, vùng panel hiển thị rõ, thời gian xử lý trung bình thấp
Ảnh diện rộng	10	1285	12	73 giây	7,30 giây/ảnh	0,057 giây/panel	Ảnh chứa nhiều panel, Geometry Engine cần xử lý số lượng panel lớn hơn
Tổng cộng	32	1517	47	113 giây	3,53 giây/ảnh	0,074 giây/panel	Giá trị trung bình tính trên toàn bộ tập thử nghiệm

5.8.3. Nhận xét hiệu năng

Kết quả thực nghiệm cho thấy thời gian xử lý phụ thuộc mạnh vào đặc điểm của ảnh đầu vào, đặc biệt là số lượng panel xuất hiện trong ảnh. Nhóm ảnh zoom cận cảnh có số lượng panel trung bình thấp hơn nên thời gian xử lý trên mỗi ảnh ngắn hơn. Ngược lại, nhóm ảnh diện rộng chứa nhiều panel hơn, làm tăng khối lượng xử lý của các bước tái dựng hình học panel, ánh xạ lỗi và chuẩn bị dữ liệu hiển thị.

Mặc dù ảnh diện rộng có thời gian xử lý trung bình trên mỗi ảnh cao hơn, thời gian xử lý trung bình trên mỗi panel lại thấp hơn so với ảnh zoom cận cảnh. Điều này

cho thấy hệ thống có khả năng xử lý hiệu quả hơn khi số lượng panel trong một ảnh lớn, do nhiều thao tác được thực hiện theo batch trên cùng một ảnh đầu vào.

Trong phạm vi đồ án, kết quả hiệu năng cho thấy hệ thống đáp ứng được nhu cầu xử lý hậu kỳ dữ liệu ảnh nhiệt UAV ở quy mô thử nghiệm. Hệ thống có thể xử lý nhiều ảnh trong một batch, tự động phát hiện panel và lỗi, ánh xạ lỗi vào panel và chuẩn bị dữ liệu cho Dashboard/WebGIS.

Đối với triển khai thực tế tại các dự án điện mặt trời quy mô lớn, hệ thống cần tiếp tục được tối ưu bằng các kỹ thuật như xử lý song song, hàng đợi tác vụ, cache kết quả, tối ưu lưu trữ file ảnh và khai thác GPU cho quá trình suy luận mô hình AI.

CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

6.1. Kết quả đạt được

Đề tài "Nghiên cứu thiết kế, tích hợp và triển khai hệ thống phát hiện, định vị và phân loại mức độ hư hỏng tấm pin quang điện sử dụng drone quét nhiệt gắn camera hồng ngoại trong các dự án điện mặt trời" đã tập trung giải quyết bài toán tự động hóa quá trình phân tích ảnh nhiệt PV thu thập bằng drone. Thay vì chỉ dừng lại ở việc phát hiện vùng bất thường trên ảnh, hệ thống được xây dựng theo hướng tích hợp đầy đủ các bước từ tiếp nhận dữ liệu, phát hiện lỗi, định vị panel, ánh xạ lỗi vào đúng tấm pin, lưu trữ dữ liệu, trực quan hóa kết quả và xuất báo cáo phục vụ công tác vận hành – bảo trì.

Về mặt dữ liệu và mô hình AI, nhóm đã xây dựng được bộ dữ liệu ảnh nhiệt PV gồm 807 ảnh sau khi chọn lọc, gán nhãn và tăng cường dữ liệu. Dataset được gán nhãn theo dạng segmentation mask với các class gồm Panel, hotspot single cell, hotspot multi cell, crack và shading. Việc sử dụng nhãn segmentation giúp mô hình học được vùng đối tượng cụ thể thay vì chỉ học bounding box, phù hợp với đặc điểm các vùng lỗi trên ảnh nhiệt thường có hình dạng không cố định.

Nhóm đã huấn luyện mô hình YOLOv8-Segmentation để phát hiện đồng thời tấm pin và các vùng lỗi trên ảnh nhiệt. Trong quá trình huấn luyện, nhóm đã thử nghiệm nhiều cấu hình khác nhau và lựa chọn cấu hình cuối cùng theo hướng ổn định, hạn chế các phép tăng cường dữ liệu mạnh có thể làm sai lệch đặc trưng ảnh nhiệt. Mô hình sau huấn luyện có thể trả về class, confidence, bounding box và mask cho từng đối tượng phát hiện, tạo đầu vào cho các bước xử lý tiếp theo của hệ thống.

Về mặt xử lý ảnh, hệ thống đã xây dựng module tiền xử lý ảnh nhiệt nhằm chuẩn hóa dữ liệu đầu vào trước khi đưa vào mô hình AI. Các bước chính gồm đọc ảnh, thay thế điểm ảnh bất thường, lọc nhiễu bằng bilateral filter, khôi phục vùng viền đen, resize theo dạng letterbox và đánh giá chất lượng ảnh. Do dữ liệu ảnh nhiệt trong đề tài không chứa đầy đủ thông tin radiometric, hệ thống không khai thác nhiệt độ tuyệt đối theo đơn vị °C mà tiếp cận theo hướng phân tích đặc trưng ảnh và tương phản nhiệt tương đối.

Về mặt định vị panel, nhóm đã xây dựng Geometry Engine nhằm tái dựng hình học tấm pin từ ảnh nhiệt. Đây là thành phần quan trọng của đề tài vì kết quả phát hiện lỗi chỉ có giá trị vận hành khi xác định được lỗi thuộc tấm pin nào. Hệ thống không sử dụng trực tiếp polygon hoặc bounding box thô từ YOLO làm hình học cuối cùng của panel. Thay vào đó, kết quả AI được xem là thông tin phát hiện sơ bộ, còn Geometry

Engine đảm nhiệm việc tái dựng panel polygon dựa trên cấu trúc hình học, đường biên, rãnh phân cách và quan hệ lưới giữa các panel.

Hệ thống đã phân biệt outer polygon và inner polygon trong xử lý hình học. Outer polygon được sử dụng cho mục đích hiển thị trên giao diện, trong khi inner polygon được sử dụng cho các phép tính như diện tích panel, diện tích vùng lỗi và ánh xạ lỗi vào panel. Cách tiếp cận này giúp hạn chế sai lệch tại vùng biên, khung panel hoặc khe giữa các tấm pin.

Về mặt ánh xạ lỗi, hệ thống đã xây dựng cơ chế fault-to-panel mapping nhằm xác định mỗi vùng lỗi thuộc panel nào. Cơ chế này dựa trên quan hệ hình học giữa fault polygon và panel polygon, bao gồm kiểm tra giao cắt, tỷ lệ diện tích giao, vị trí tâm lỗi và quan hệ không gian với inner polygon. Nhờ đó, đầu ra của hệ thống không chỉ là vùng lỗi trên ảnh mà còn là thông tin cụ thể hơn: lỗi nào, thuộc panel nào, loại lỗi gì và mức độ ưu tiên xử lý ra sao.

Về mặt phần mềm, nhóm đã xây dựng hệ thống backend bằng FastAPI, frontend bằng ReactJS/Vite, cơ sở dữ liệu MySQL và các module xử lý tích hợp. Backend đóng vai trò điều phối pipeline, tiếp nhận ảnh, gọi module tiền xử lý, gọi AI Engine, gọi Geometry Engine, lưu kết quả vào database và cung cấp API cho frontend. Frontend cung cấp các giao diện chính như đăng nhập, upload ảnh, dashboard tổng quan, xem chi tiết panel, WebGIS/Dashboard, kiểm duyệt lỗi và xuất báo cáo.

Hệ thống cũng đã hỗ trợ cơ chế kiểm duyệt lỗi bởi người dùng. Mỗi lỗi do AI phát hiện có thể được người dùng đánh dấu là đúng lỗi, cần xem xét hoặc không phải lỗi. Cơ chế này phù hợp với thực tế vận hành vì kết quả AI không nên được xem là tuyệt đối. Việc có vòng kiểm duyệt giúp nâng cao độ tin cậy của báo cáo cuối cùng và giảm ảnh hưởng của các trường hợp false positive.

Về đầu ra, hệ thống hỗ trợ thống kê số lượng ảnh, số panel, số lỗi, phân loại lỗi theo nhóm, hiển thị panel và lỗi trên giao diện trực quan, đồng thời xuất báo cáo PDF phục vụ công tác bảo trì. Báo cáo tổng hợp thông tin đợt kiểm tra, danh sách panel có lỗi, loại lỗi, mức độ ưu tiên xử lý và hình ảnh minh họa.

Tổng thể, đề tài đã xây dựng được một pipeline tương đối hoàn chỉnh cho bài toán kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt UAV. Điểm nổi bật của hệ thống là không chỉ tập trung vào mô hình AI phát hiện lỗi, mà còn giải quyết bài toán định vị tấm pin và ánh xạ lỗi

vào panel cụ thể. Đây là yếu tố quan trọng để kết quả phân tích có thể sử dụng trong quy trình vận hành và bảo trì thực tế.

6.2. Hạn chế của đề tài

Mặc dù hệ thống đã đạt được các mục tiêu chính, đề tài vẫn còn một số hạn chế cần được nhìn nhận rõ.

Thứ nhất, dữ liệu huấn luyện còn hạn chế về số lượng và độ đa dạng. Dataset hiện tại gồm 807 ảnh, trong đó một số class lỗi như crack và hotspot multi cell có số lượng instance thấp hơn đáng kể so với class Panel và hotspot single cell. Sự mất cân bằng dữ liệu này có thể làm mô hình học tốt hơn với các class phổ biến và kém ổn định hơn với các class hiếm. Để tăng khả năng tổng quát, cần bổ sung thêm dữ liệu từ nhiều dự án, nhiều loại panel, nhiều điều kiện bay và nhiều dạng lỗi hơn.

Thứ hai, dữ liệu sử dụng trong đề tài chưa bao gồm đầy đủ ảnh radiometric và dữ liệu đo điện tương ứng cho từng panel. Vì vậy, phần đánh giá mức ưu tiên bảo trì hiện chủ yếu dựa trên đặc trưng ảnh, tương phản nhiệt tương đối và quy tắc heuristic. Việc đánh giá định lượng theo nhiệt độ tuyệt đối, đặc tuyến I–V hoặc dữ liệu vận hành thực tế được xem là hướng mở rộng trong các phiên bản tiếp theo.

Thứ ba, mô hình AI vẫn có thể gặp các trường hợp nhận diện sai hoặc bỏ sót lỗi. Một số vùng hotspot nhỏ có độ tương phản thấp có thể bị bỏ sót. Crack là class khó vì không phải mọi vết nứt đều tạo biểu hiện rõ trên ảnh nhiệt. Những hạn chế này cho thấy cần tiếp tục mở rộng dataset, cải thiện chất lượng nhãn và bổ sung cơ chế kiểm chứng sau phát hiện.

Thứ tư, Geometry Engine tuy là điểm mạnh của hệ thống nhưng vẫn phụ thuộc vào chất lượng ảnh đầu vào. Khi ảnh bị nghiêng quá mạnh, quá mờ, bị che khuất, thiếu cấu trúc lưới hoặc có quá ít panel, việc tái dựng polygon có thể gặp sai lệch. Các trường hợp lỗi ở vùng biên giữa hai panel cũng có thể gây khó khăn cho bước fault-to-panel mapping.

Thứ năm, phần WebGIS trong phạm vi đồ án chủ yếu dừng ở trực quan hóa kết quả theo ảnh hoặc layout cục bộ. Nếu muốn định vị địa lý chính xác từng panel trên bản đồ nhà máy, hệ thống cần thêm metadata GPS, ảnh orthomosaic, layout nhà máy hoặc dữ liệu tọa độ chuẩn của từng panel. Đây là giới hạn cần lưu ý khi diễn giải chức năng GIS Mapping của hệ thống.

6.3. Hướng phát triển

Từ các kết quả đạt được và các hạn chế còn tồn tại, hệ thống có thể được phát triển tiếp theo các hướng sau.

6.3.1. Mở rộng và chuẩn hóa dataset

Hướng phát triển đầu tiên là mở rộng dataset ảnh nhiệt PV. Cần thu thập thêm dữ liệu từ nhiều dự án điện mặt trời khác nhau, nhiều loại camera, nhiều điều kiện thời tiết, nhiều góc bay và nhiều loại panel. Đặc biệt, cần bổ sung thêm mẫu cho các class còn ít như crack, hotspot multi cell và shading để giảm mất cân bằng dữ liệu.

Ngoài việc tăng số lượng ảnh, cần chuẩn hóa quy trình gán nhãn. Các class cần có định nghĩa rõ ràng để hạn chế sự không nhất quán khi annotation. Ví dụ, cần phân biệt rõ hotspot single cell và hotspot multi cell dựa trên số lượng cell bị ảnh hưởng hoặc diện tích vùng nóng; cần xác định rõ khi nào một vùng bất thường được gán là soiling thay vì hotspot. Việc chuẩn hóa nhãn sẽ giúp mô hình học đặc trưng ổn định hơn.

6.3.2. Bổ sung dữ liệu radiometric và đánh giá nhiệt độ tuyệt đối

Trong tương lai, nếu có dữ liệu radiometric đầy đủ từ camera nhiệt, hệ thống có thể mở rộng từ phân tích tương phản tương đối sang phân tích nhiệt độ định lượng. Khi đó, hệ thống có thể tính toán ΔT giữa vùng lỗi và vùng tham chiếu, hỗ trợ đánh giá mức độ bất thường theo các quy trình kiểm tra nhiệt chuyên nghiệp hơn.

Dữ liệu radiometric cũng giúp cải thiện module đánh giá mức độ hư hỏng. Thay vì chỉ dựa trên diện tích và loại lỗi, hệ thống có thể kết hợp thêm nhiệt độ tuyệt đối, chênh lệch nhiệt độ, điều kiện môi trường, bức xạ mặt trời và thông số vận hành để đưa ra đánh giá sát với thực tế hơn.

6.3.3. Nâng cấp Geometry Engine và GIS Mapping

Geometry Engine có thể tiếp tục được cải thiện để xử lý tốt hơn các ảnh có góc chụp phức tạp, ảnh bị méo phối cảnh, ảnh thiếu cấu trúc lưới hoặc ảnh chứa panel bị che khuất. Các hướng cải tiến gồm bổ sung bước hiệu chỉnh phối cảnh, tận dụng metadata camera, cải thiện cơ chế routing giữa ảnh diện rộng và ảnh cận cảnh, và tăng độ ổn định của local_id theo nhiều ảnh khác nhau.

Về GIS Mapping, hệ thống có thể mở rộng từ trực quan hóa theo ảnh/layout cục bộ sang định vị địa lý chính xác từng panel. Để đạt được điều này, cần tích hợp dữ liệu

GPS, thông tin altitude, hướng camera, orthomosaic hoặc bản vẽ layout của nhà máy. Khi đó, mỗi panel có thể được gán một mã định danh ổn định theo vị trí thực địa, giúp kỹ sư dễ dàng tìm kiếm và bảo trì ngoài hiện trường.

6.3.4. Xử lý gần thời gian thực và realtime monitoring

Một hướng mở rộng khác là xử lý gần thời gian thực. Thay vì chờ toàn bộ quá trình bay kết thúc rồi mới phân tích dữ liệu, hệ thống có thể xử lý ảnh ngay khi ảnh được truyền về máy trạm hoặc server. Điều này giúp phát hiện sớm các vùng bất thường trong quá trình khảo sát và hỗ trợ kỹ sư quyết định có cần bay lại khu vực nào hay không.

Tuy nhiên, realtime monitoring đòi hỏi tối ưu hiệu năng pipeline, bao gồm suy luận AI nhanh hơn, xử lý song song, quản lý hàng đợi tác vụ, giảm thời gian I/O và tối ưu Geometry Engine. Đây là hướng phát triển phù hợp khi hệ thống được triển khai trên hạ tầng có GPU hoặc edge device đủ mạnh.

6.3.5. Triển khai cloud và mở rộng quy mô

Hiện tại hệ thống có thể chạy ở môi trường cục bộ phục vụ demo và kiểm thử. Trong tương lai, hệ thống có thể được triển khai trên cloud để hỗ trợ nhiều người dùng, nhiều dự án và nhiều đợt kiểm tra cùng lúc. Cloud deployment giúp lưu trữ dữ liệu tập trung, dễ mở rộng tài nguyên xử lý và thuận tiện cho việc chia sẻ báo cáo giữa các bên liên quan.

Khi triển khai cloud, cần bổ sung các thành phần như quản lý người dùng nâng cao, phân quyền theo dự án, hàng đợi xử lý ảnh, lưu trữ object storage, logging, monitoring, backup dữ liệu và bảo mật API. Ngoài ra, cần tối ưu chi phí lưu trữ vì dữ liệu ảnh nhiệt và ảnh kết quả có dung lượng lớn.

6.4. Kết luận chung

Đề tài đã xây dựng được một hệ thống hỗ trợ kiểm tra PV panel bằng ảnh nhiệt UAV theo hướng tích hợp AI, xử lý ảnh, tái dựng hình học panel và phần mềm giám sát. Hệ thống có khả năng phát hiện các nhóm lỗi chính trong phạm vi đề tài, định vị panel, ánh xạ lỗi vào đúng panel, hiển thị kết quả trên Dashboard/WebGIS và xuất báo cáo phục vụ công tác bảo trì.

Kết quả đạt được cho thấy hướng tiếp cận kết hợp giữa mô hình AI và Geometry Engine là phù hợp với bài toán kiểm tra PV bằng ảnh nhiệt. Mô hình AI hỗ trợ phát hiện

vùng bất thường, trong khi Geometry Engine giúp biến kết quả phát hiện thành thông tin định vị panel cụ thể. Đây là điểm khác biệt quan trọng so với cách tiếp cận chỉ dựa vào detector.

Mặc dù còn hạn chế về dữ liệu, radiometric information, kiểm thử thực địa và khả năng đánh giá mức độ hư hỏng, hệ thống đã đặt nền tảng cho một giải pháp O&M có khả năng mở rộng. Trong tương lai, khi được bổ sung thêm dữ liệu, tích hợp GPS/orthomosaic, cải thiện thermal validation và triển khai trên môi trường cloud hoặc mobile, hệ thống có thể phát triển thành một nền tảng hỗ trợ kiểm tra, giám sát và bảo trì điện mặt trời hiệu quả hơn trong thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] C. Buerhop, L. Bommes, J. Schlipf, T. Pickel, A. Fladung, and I. M. Peters, "Infrared imaging of photovoltaic modules: A review of the state of the art and future challenges facing gigawatt photovoltaic power stations," *Progress in Energy*, vol. 4, no. 4, 042010, 2022. doi: 10.1088/2516-1083/ac890b.

[2] A. K. V. de Oliveira, M. Aghaei, and R. Rüther, "Automatic inspection of photovoltaic power plants using aerial infrared thermography: A review," *Energies*, vol. 15, no. 6, 2055, 2022. doi: 10.3390/en15062055.

[3] L. Bommes, T. Pickel, C. Buerhop-Lutz, J. Hauch, C. Brabec, and I. M. Peters, "Computer vision tool for detection, mapping, and fault classification of photovoltaics modules in aerial IR videos," *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2021. doi: 10.1002/pip.3448.

[4] A. M. Salazar and E. Q. B. Macabebe, "Hotspots detection in photovoltaic modules using infrared thermography," *MATEC Web of Conferences*, vol. 70, 10015, 2016. doi: 10.1051/matecconf/20167010015.

[5] M. W. Akram, G. Li, Y. Jin, X. Chen, C. Zhu, X. Zhao, M. Aleem, and A. Ahmad, "Improved outdoor thermography and processing of infrared images for defect detection in PV modules," *Solar Energy*, vol. 190, pp. 549–560, 2019. doi: 10.1016/j.solener.2019.08.061.

[6] M. W. Akram, G. Li, Y. Jin, X. Chen, C. Zhu, and A. Ahmad, "Automatic detection of photovoltaic module defects in infrared images with isolated and develop-model transfer deep learning," *Solar Energy*, 2019.

[7] S. Gallardo-Saavedra, L. Hernández-Callejo, M. C. Alonso-García, J. Muñoz-Cruzado-Alba, and J. Ballestín-Fuertes, "Infrared thermography for the detection and characterization of photovoltaic defects: Comparison between illumination and dark conditions," *Sensors*, vol. 20, no. 16, 4395, 2020. doi: 10.3390/s20164395.

[8] C. Henry, S. Poudel, S.-W. Lee, and H. Jeong, "Automatic detection system of deteriorated PV modules using drone with thermal camera," *Applied Sciences*, 2020.

[9] B. Kaycı, B. E. Demir, and F. Demir, "Deep learning based fault detection and diagnosis in photovoltaic system using thermal images acquired by UAV," *Journal of Polytechnic*, 2022. doi: 10.2339/politeknik.1094586.

[10] S. P. Pathak, S. Patil, and S. Patel, "Solar panel hotspot localization and fault classification using deep learning approach," *Procedia Computer Science*, vol. 204, pp. 698–705, 2022. doi: 10.1016/j.procs.2022.08.084.

[11] R. F. Pamungkas, I. B. K. Y. Utama, and Y. M. Jang, "A novel approach for efficient solar panel fault classification using coupled UDenseNet," *Sensors*, vol. 23, no. 10, 4918, 2023. doi: 10.3390/s23104918.

[12] G. M. El-Banby, N. M. Moawad, B. A. Abouzalm, W. F. Abouzaid, and E. A. Ramadan, "Photovoltaic system fault detection techniques: A review," 2023.

[13] G. Balasubramani, V. Thangavelu, M. Chinnusamy, U. Subramaniam, S. Padmanaban, and L. Mihet-Popa, "Infrared thermography based defects testing of solar photovoltaic panel with fuzzy rule-based evaluation," *Energies*, 2020.

[14] T. H. Cuong, "Drone-based thermal imaging system for identifying damaged photovoltaic modules," *Open Access Research Journal of Science and Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 28–33, 2023. doi: 10.53022/oarjst.2023.7.2.0023.

[15] Z. Barraz, I. Sebari, N. Lamrini, K. Ait El Kadi, and I. Ait Abdelmoula, "Fast and automatic solar module geo-labeling for optimized large-scale photovoltaic systems inspection from UAV thermal imagery using deep learning segmentation," 2025.

[16] International Electrotechnical Commission, *IEC TS 62446-3:2017 Photovoltaic (PV) systems — Requirements for testing, documentation and maintenance — Part 3: Photovoltaic modules and plants — Outdoor infrared thermography*. Geneva, Switzerland: IEC, 2017.

[17] Ultralytics, "YOLOv8 documentation," Ultralytics Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[18] OpenCV Team, "OpenCV documentation," OpenCV Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[19] FastAPI, "FastAPI documentation," FastAPI Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[20] React Team, "React documentation," React Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[21] MySQL, "MySQL documentation," Oracle MySQL Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[22] Roboflow, "Roboflow documentation," Roboflow Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[23] Leaflet, "Leaflet documentation," Leaflet Documentation. Accessed: Jun. 19, 2026.

[24] Raptor Maps, "Solar software platform for aerial thermography and PV asset management," Raptor Maps. Accessed: Jun. 19, 2026.

[25] DJI Enterprise, "Solar inspection solutions using drones and thermal imaging," DJI Enterprise. Accessed: Jun. 19, 2026.

PHỤ LỤC

KHO MÃ NGUỒN VÀ DỮ LIỆU TRIỂN KHAI HỆ THỐNG

Toàn bộ mã nguồn phục vụ triển khai hệ thống Solar AI Inspection được lưu trữ tại kho mã nguồn GitHub sau:

Đường dẫn GitHub: https://github.com/thanhnhan4903/Solar-AI-Inspection

Kho mã nguồn bao gồm các thành phần chính sau:

- datn_be/: mã nguồn backend được xây dựng bằng FastAPI, bao gồm các API xử lý dữ liệu, pipeline phân tích ảnh nhiệt, tích hợp mô hình AI, xử lý hình học panel, ánh xạ lỗi vào panel, kiểm duyệt lỗi và sinh báo cáo PDF.
- datn_fe/: mã nguồn frontend được xây dựng bằng ReactJS/Vite, bao gồm các giao diện Dashboard, Bản đồ phân tích, kiểm duyệt lỗi thủ công và báo cáo.
- datn_be/weights/: thư mục lưu trọng số mô hình YOLOv8-Segmentation đã huấn luyện, trong đó file best.pt được sử dụng cho quá trình suy luận.
- Dataset.zip: dữ liệu phục vụ quá trình huấn luyện hoặc kiểm thử mô hình.
- TEST.zip: dữ liệu mẫu phục vụ kiểm tra hoạt động của hệ thống.
- README.md: tài liệu hướng dẫn cài đặt môi trường, cấu hình cơ sở dữ liệu, chạy backend, chạy frontend và sử dụng hệ thống.
- PROJECT_ARCHITECTURE.md: tài liệu mô tả kiến trúc hệ thống, luồng xử lý dữ liệu, AI pipeline và thiết kế cơ sở dữ liệu.

Phiên bản mã nguồn được sử dụng trong báo cáo là nhánh develop của repository. Trong quá trình triển khai thực tế, người dùng cần cài đặt các thành phần môi trường gồm Python, Node.js và MySQL Server, sau đó lần lượt khởi chạy backend FastAPI và frontend React/Vite theo hướng dẫn trong file README.md.

Do một số dữ liệu ảnh nhiệt có thể liên quan đến thông tin kiểm tra thực tế, khi công bố repository cần đảm bảo không đưa lên các thông tin nhạy cảm như mật khẩu cơ sở dữ liệu, khóa truy cập, file cấu hình .env thật hoặc dữ liệu doanh nghiệp chưa được phép công khai.