

MỘT PHƯƠNG PHÁP HIỆU QUẢ ĐỂ PHÁT HIỆN ĐƯỜNG DÂY, CỘT ĐIỆN VÀ CÁC THIẾT BỊ TRÊN LƯỚI TRUYỀN TẢI ĐIỆN CAO THẾ 110 KV BẰNG KỸ THUẬT HỌC SÂU

AN EFFECTIVE METHOD FOR DETECTING POWER LINES, ELECTRIC POLES,
AND EQUIPMENT ON THE 110 KV HIGH-VOLTAGE TRANSMISSION GRID USING
DEEP LEARNING TECHNIQUES

Trịnh Hiền Anh¹, Nguyễn Thị Thanh Tân^{2*}

¹Viện Công nghệ thông tin – Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

²Trường Đại học Điện Lực

Ngày nhận bài 15/5/2023, Ngày chấp nhận đăng: 29/6/2023, Phản biện: TS. Phan Huy Anh

Tóm tắt:

Trong vài thập kỷ qua, quá trình nghiên cứu phát triển và ứng dụng các công nghệ lưới điện thông minh để hiện đại hóa và nâng cấp lưới điện, các công nghệ mới để kiểm tra, đánh giá sự hư hỏng của đường dây truyền tải điện trên không đã và đang được đẩy mạnh nhằm hướng đến các mục tiêu tự động hóa quá trình giám sát tình trạng chế độ vận hành, đảm bảo tính an toàn và hiệu quả. Trong bối cảnh chung đó, việc sử dụng máy bay không người lái (UAV) để kiểm tra giám sát lưới điện cao thế hiện đang là một bài toán được quan tâm không chỉ đối với ngành điện của Việt Nam mà đối với ngành điện trên toàn thế giới. Bài báo này đề xuất một hướng tiếp cận hiệu quả để giải quyết bài toán tự động phát hiện đường dây và các thiết bị trên lưới điện cao thế 110 KV dựa trên mô hình Mask R-CNN. Hiệu quả của phương pháp được kiểm nghiệm trên bộ dữ liệu lớn bao gồm 52500 khung hình (ảnh), trong đó 27500 ảnh được thu nhận trực tiếp trên lưới trong điều kiện môi trường hoàn toàn tự nhiên (trời nắng vừa, nắng to, nhiều mây, có mưa phùn, gió nhẹ, gió vừa) tại các khoảng thời gian khác nhau trong ngày (buổi sáng, buổi trưa, buổi chiều tối), 25000 ảnh được sinh bằng các kỹ thuật biến đổi, tổng hợp và các cấu trúc mạng GAN. Từ các kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp đề xuất đạt độ chính xác cao (trên 97%), ổn định và ít nhạy cảm với nhiễu.

Từ khóa:

Lưới điện, học sâu, thiết bị điện, phát hiện đối tượng, phân lớp, gán nhãn, làm giàu dữ liệu, huấn luyện, kiểm thử, độ chính xác, độ truy hồi, Mask R-CNN, Instance segmentation.

Abstract:

In the past few decades, the research, development, and application of smart grid technologies to modernize and upgrade power grids, as well as new technologies to inspect and evaluate the damage of overhead power transmission lines, have been heavily promoted toward the goal of automating the monitoring process of operation status, ensuring safety and efficiency. In this general context, the use of unmanned aerial vehicles (UAVs) to inspect and monitor high-voltage power grids is currently a matter of concern not only for the electricity industry in Vietnam but also for the electricity industry worldwide. This article proposes an effective approach to solving the problem of automatic detection of power lines and devices on the 110 kV high-voltage power grid

based on the Mask R-CNN model. The effectiveness of the method is tested on a large dataset of 52,500 frames (images). The dataset includes 27,500 images collected directly on the grid in completely natural environmental conditions (partly cloudy, sunny, rainy, light wind, moderate wind) at different times of the day (morning, noon, and afternoon) and 25,000 images generated using transformation techniques, synthesis, and GAN network structures. The experimental results show that the proposed method achieves an accuracy exceeding 97%, stability, and is less sensitive to noise.

Keywords:

Electric grid, deep learning, electrical equipment, object detection, classification, labeling, data augmentation, training, testing, accuracy, recall, Mask R-CNN, Instance segmentation.

1. GIỚI THIỆU CHUNG

Hệ thống điện (HTĐ) đóng vai trò quan trọng đối với sự phát triển kinh tế của mỗi quốc gia vì là một trong những cơ sở hạ tầng quan trọng nhất của nền kinh tế quốc dân. Vận hành HTĐ là tập hợp các thao tác nhằm duy trì chế độ làm việc bình thường của hệ thống điện đáp ứng các yêu cầu chất lượng, tin cậy và kinh tế. Một HTĐ thường rộng lớn về qui mô, trải dài trong không gian với nhiều thiết bị điện khác nhau, do đó khả năng phát sinh các hư hỏng, sự cố (thoáng qua hoặc duy trì) và các tình trạng làm việc không bình thường đối với các phần tử trong HTĐ là rất lớn. Sự cố hệ thống điện là sự kiện một hoặc nhiều trang thiết bị trong hệ thống điện do tác động từ nhiều nguyên nhân dẫn đến hoạt động không bình thường, gây ngừng cung cấp điện hoặc mất ổn định, mất an toàn và không đảm bảo chất lượng điện năng của hệ thống điện. Các thiết bị trên đường truyền tải đóng vai trò quan trọng nhất định góp phần tạo nên sự ổn định trong hệ thống. Để đảm bảo một hệ thống điện vận hành an toàn, công tác kiểm tra, giám sát và theo dõi tình trạng vận hành

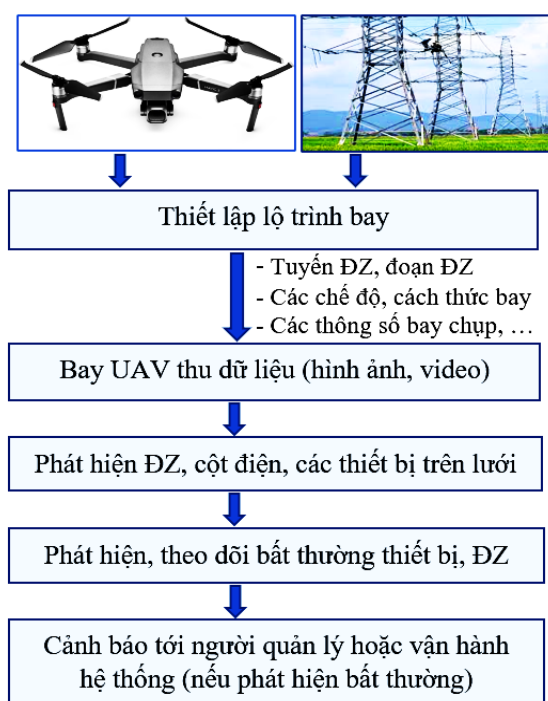
của các thiết bị trên lưới được ngành điện đặc biệt chú trọng.



Hình 1. Ảnh một số thiết bị trên lưới điện 110 kV

Công tác kiểm tra, giám sát vận hành hệ thống được thực hiện bằng nhiều phương pháp, điển hình như phương pháp kiểm tra thủ công, sử dụng máy bay trực thăng, dùng robot... Với kỹ thuật kiểm tra thủ công, các công nhân đi dọc theo đường truyền, trèo lên cột quan sát, sử dụng các thiết bị như máy dò sóng âm, máy ảnh để thu nhận dữ liệu đường truyền. Phương thức kiểm tra này kém an toàn và rủi ro cao, và đặc biệt không khả thi với những khu vực đồi núi cao hay đường truyền bắc qua sông, qua suối. Phương pháp sử dụng robot hay máy bay trực thăng có khả năng triển khai được ở những điều kiện địa hình phức tạp, khắc nghiệt, tuy nhiên lại đòi hỏi nhân lực có trình độ cao và chi phí cao.

Trong một vài năm gần đây, phương pháp ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) tích hợp với hệ thống camera giám sát và các thiết bị bay không người lái (UAV) hứa hẹn mang lại nhiều ưu điểm và hiệu quả. Quy trình kiểm tra, giám sát lưới điện bằng thiết bị UAV được tiến hành như mô tả trong Hình 2.



Hình 2. Quy trình kiểm tra lưới điện bằng UAV

Trong phạm vi bài báo này chúng tôi tập trung vào bài toán phát hiện đường dây (ĐZ), cột điện và các thiết bị trên lưới điện 110 kV. Trong đó, chúng tôi tập trung vào 07 lớp đối tượng, bao gồm: *dây điện* (daydien), *cách điện silicon* (cachdienslc), *cách điện thủy tinh* (cachdienttt), *cột thép hình* (cotthephinh), *cột đơn thân* (cotdonthan), *tạ chống rung* (tacr), *dây chống sét* (daycs). Các kết quả nghiên cứu này nhằm hướng tới mục tiêu ứng dụng tích hợp để xây dựng hệ thống

kiểm tra, giám sát tình trạng vận hành và cảnh báo sớm sự cố của các thiết bị và đường dây tải điện 110 kV.

Các đóng góp chính của các tác giả trong bài báo này bao gồm:

- Đề xuất một mô hình phát hiện đường dây, cột điện và các thiết bị trên lưới dựa trên kiến trúc mạng học sâu Mask R-CNN [1]. Đây là một hướng tiếp cận mới, hiệu quả, đạt độ chính xác cao, ít nhạy cảm với nhiễu, độ nghiêng, xoay và độ dịch chuyển của các đối tượng trong ảnh.
- Thu thập và xây dựng một tập dữ liệu lớn bằng việc bay chụp UAV thực tế trên lưới điện 110 kV tại Việt Nam. Tập dữ liệu này đảm bảo đa dạng về chất lượng, ảnh được thu thập trong điều kiện môi trường hoàn toàn tự nhiên: trời nắng vừa, râm mát, nắng to, có mưa phùn, cấp gió nhẹ, gió bình thường, ảnh được thu nhận theo các khoảng cách khác nhau tính từ UAV đến thiết bị. Do tính đặc thù, tập dữ liệu này rất có ý nghĩa cả trong nghiên cứu lẫn ứng dụng thực tế nhằm cải thiện độ chính xác và ổn định cho các thuật toán.

- Đề xuất các thuật toán sinh/mô phỏng bất thường để làm giàu tập huấn luyện dữ liệu nhằm tăng cường độ chính xác của thuật toán.

Các nội dung còn lại của bài báo được trình bày như sau: Phần 2 trình bày tóm lược về các hướng tiếp cận liên quan; Ý tưởng cơ bản và các công việc chính của phương pháp đề xuất sẽ được trình bày trong phần 3. Phần 4 tập trung mô tả quy trình thu thập và xây dựng tập dữ liệu

mẫu thực nghiệm, quy trình xây dựng và kiểm thử các thuật toán, kết quả thực nghiệm. Cuối cùng, một số kết luận và hướng phát triển liên quan sẽ được trình bày trong phần 5.

2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Trong những năm gần đây, các nghiên cứu hỗ trợ quản lý, giám sát và vận hành hệ thống điện được nhiều nhà khoa học quan tâm, nghiên cứu. Đặc biệt, những bài toán về phát hiện thiết bị điện có trên lưới điện cao thế từ dữ liệu hình ảnh được ghi nhận từ các thiết bị như camera, camera giám sát, thiết bị bay không người lái, camera nhiệt....

Trong [2], Zhai và cộng sự sử dụng thuật toán học thích nghi dựa trên phép toán hình thái học để xác định chuỗi cách điện trong ảnh thu nhận được từ UAV. Wu và cộng sự [3] sử dụng mô hình đường bao tích cực giảm thiểu toàn cục để xác định chuỗi cách điện, giải pháp này yêu cầu thời gian tính toán cao. Trong [4], nhóm tác giả sử dụng thuật toán cải tiến của MPEG-7 EHD (Edge Histogram method) để xác định chuỗi cách điện có trong ảnh.

Ứng dụng học sâu trong bài toán phát hiện và định vị thiết bị trên hệ thống đường truyền tải điện cao thế đã và đang được nhiều nhà khoa học quan tâm và nghiên cứu. Tao và cộng sự [5] đã thiết kế một bộ phân lớp loại CNN xếp tầng mới và sử dụng phương pháp tăng hình ảnh để tăng số lượng hình ảnh cách điện bị lỗi. Độ chính xác và tỷ lệ thu hồi của phát hiện lỗi cách điện có thể đạt lần lượt là 91% và 96%.

Ling và cộng sự [6] đề xuất kết hợp Faster RCNN và U-Net, trong đó Faster RCNN được dùng để định vị chuỗi cách điện thủy tinh và U-Net được dùng để phân lớp chính xác các điểm ảnh trong ảnh cắt các kích thước, độ chính xác lên tới 94,9%.

Sadykova và cộng sự [7] sử dụng YOLOv2 cho xác định chuỗi cách điện từ ảnh UAV, tách chuỗi cách điện khỏi nền, sau đó dùng các bộ phân lớp khác nhau SVM, CNN, Bayes... để xác định tình trạng bề mặt của chuỗi cách điện.

Yu và cộng sự [8] cải tiến CSPDarknet53 của YOLOv4 thành mô đun CSP1_X và sử dụng mô đun CSP2_X để nâng cao khả năng trích xuất tính năng, trong khi tỷ lệ hình ảnh thích ứng được sử dụng để xử lý hình ảnh đầu vào. Mô hình được cải tiến có thể giảm hiệu quả việc tính toán và dư thừa, có thể đạt tới mAP 98,3% và 54,57 khung hình/giây (FPS) trong nhận dạng mặt nạ.

Zha và cộng sự [9] sử dụng MobileNetv2 để thay thế tách thuộc tính trong YOLOv4 và phát hiện lightweight của mạng xác định đối tượng...

Các kỹ thuật đề xuất thường chỉ phát hiện một hoặc hai thiết bị trên lưới điện. Nhằm tăng hiệu quả cho quá trình giám sát thiết bị trên lưới, trong bài báo, nhóm đề xuất một kỹ thuật hiệu quả trong phát hiện thiết bị trên lưới điện 110 kV. Các thiết bị được phát hiện bao gồm dây điện, cột thép hình, cột đơn thân, cách điện thủy tinh, cách điện silicon, tạ chống rung và dây chống sét.

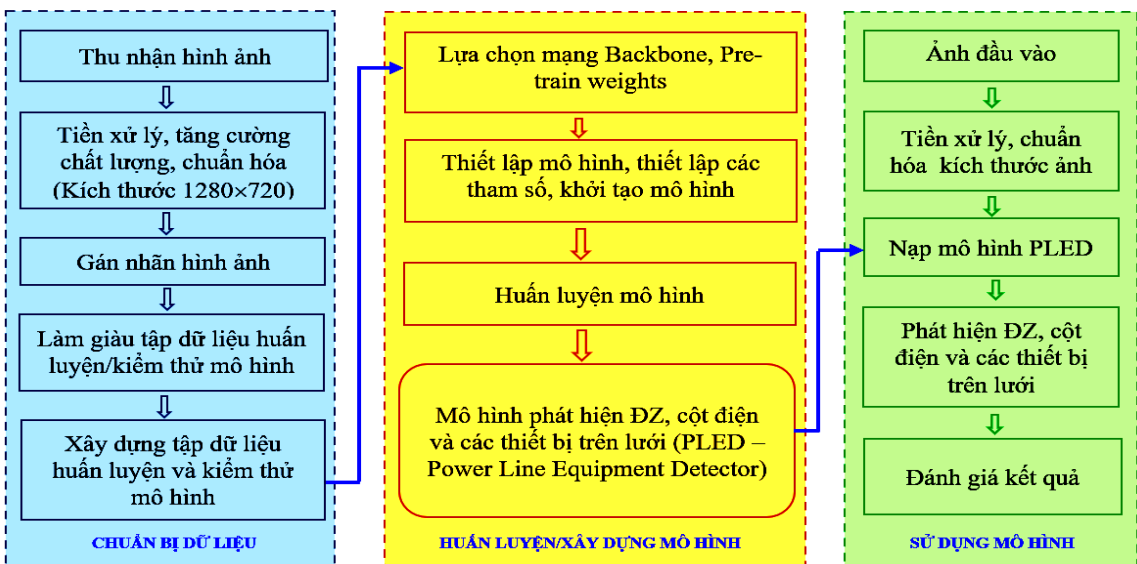
3. PHƯƠNG PHÁP PHÁT HIỆN ĐƯỜNG DÂY (ĐZ), CỘT ĐIỆN VÀ CÁC THIẾT BỊ TRÊN LƯỚI

Phương pháp đề xuất của chúng tôi bao gồm 03 công đoạn được mô tả cụ thể trên hình 3, bao gồm:

Công đoạn 1: Chuẩn bị dữ liệu (xây dựng các tập dữ liệu phục vụ cho việc huấn luyện và kiểm thử mô hình), công đoạn này bao gồm các bước thu thập dữ liệu, tiền xử lý dữ liệu, tăng cường chất lượng và chuẩn hóa kích thước ảnh (ảnh được chuẩn hóa về kích thước 1280×720), gán nhãn hình ảnh, làm giàu dữ liệu, xây dựng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm thử mô

hình. Từ các tập dữ liệu huấn luyện và kiểm thử đã được xây dựng;

Công đoạn 2: Huấn luyện mô hình PLED (Power Line Equipment Detector) – được xây dựng dựa trên kiến trúc mạng Mask R-CNN để giải quyết bài toán phát hiện đường dây, cột điện và các thiết bị trên lưới. Mô hình được huấn luyện theo cơ chế transfer learning (học chuyển tiếp) với 07 lớp dữ liệu, bao gồm *dây điện, cách điện silicon, cách điện thủy tinh, cột thép hình, cột đơn thân, tạ chống rung, dây chống sét*. Mô hình PLED sử dụng mạng Backbone Resnet50 [10], [11] và Pre-weight được chọn là R50-FPN 3x.



Hình 3. Quy trình phát hiện đường dây (ĐZ), cột điện và thiết bị trên lưới

Công đoạn cuối cùng sẽ tiến hành kiểm thử/sử dụng mô hình đã được huấn luyện ở bước trước. Từ một ảnh đầu vào bất kỳ, trước tiên được chuẩn hóa về kích thước ảnh 1280×720. Hiệu quả của mô hình được đánh giá dựa trên các độ đo IoU, Precision, Recall được mô tả cụ thể ở phần 4.

4. THỬ NGHIỆM

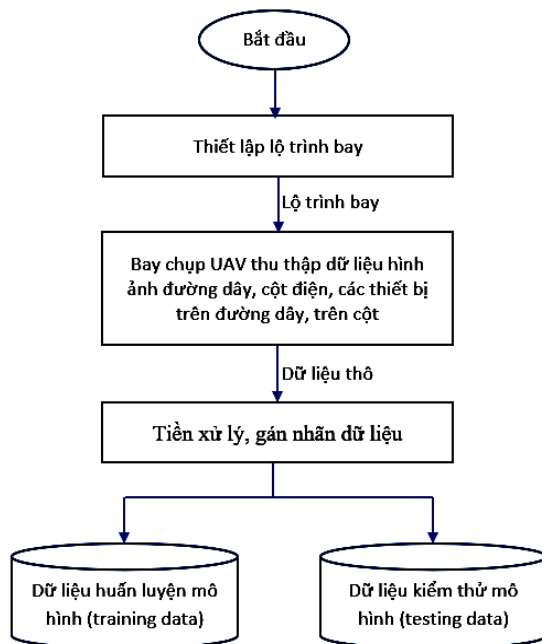
4.1. Môi trường thử nghiệm

Nhóm tác giả sử dụng môi trường Python 3 để cài đặt thuật toán và mô hình thử nghiệm. Cấu hình máy chạy thử Intel core i7-9700 CPU 3.6 GHz, 16 GB RAM. Máy tính được trang bị card đồ họa NVIDIA

GeForce® GTX 1050 768 CUDA cores,
16 GB RAM.

4.2. Xây dựng bộ dữ liệu thử nghiệm

Do tính đặc thù, hiện nay chưa có tập dữ liệu chuẩn nào được công bố một cách chính thức đối với bài toán liên quan. Để đánh giá hiệu quả của mô hình, nhóm đã tiến hành xây dựng các tập dữ liệu thử nghiệm bằng việc bay chụp UAV trực tiếp trên lưới điện 110 kV. Quy trình xây dựng tập dữ liệu được mô tả cụ thể trên Hình 4.



Hình 4. Thu thập dữ liệu huấn luyện, kiểm thử

Quá trình thu thập dữ liệu được ở các thời điểm khác nhau trong ngày (sáng, trưa, chiều tối), trong các khoảng thời gian khác nhau với điều kiện thời tiết hoàn toàn tự nhiên như trời râm mát, mưa phùn, nắng vừa, nắng to, gió nhẹ, gió vừa (trong khoảng cấp gió từ 1 đến 5) bằng thiết bị DJI Mavic 2 pro. Kích thước dữ

liệu ảnh thu nhận từ UAV theo tiêu chuẩn 1280×720. Bộ dữ liệu bao gồm 27.500 mẫu được thu thập từ thực tế, với thông tin cụ thể được mô tả trên Bảng 1.

Bảng 1. Phương pháp thu nhận dữ liệu

Số mẫu	Khoảng cách từ máy bay đến thiết bị (mét), độ zoom	Hướng bay
2500	Từ 2,5 m đến <4,0 m, 1x	Dưới lên
2500	Từ 4,0 m đến <6,0 m, 2x	Dưới lên
2200	Từ 6,0 m đến <8,0 m, 3x	Dưới lên
1300	Từ 8,0 m đến 10 m, 4x	Dưới lên
2500	Từ 2,5 m đến <4,0 m, 1x	Trên xuống
2500	Từ 4,0 m đến <6,0 m, 2x	Trên xuống
2300	Từ 6,0 m đến <8,0 m, 3x	Trên xuống
1200	Từ 8,0 m đến 10 m, 4x	Trên xuống
3500	Từ 2,5 m đến <4,0 m, 1x	Ngang ĐZ
3500	Từ 4,0 m đến <6,0 m, 2x	Ngang ĐZ
2000	Từ 6,0 m đến <8,0 m, 3x	Ngang ĐZ
1500	Từ 8,0 m đến 10 m, 4x	Ngang ĐZ

Để thu thập dữ liệu, ở đây thiết lập 03 kiểu bay, bao gồm: UAV bay từ dưới lên, bay trên xuống và bay ngang đường dây. Đối với mỗi cách bay, thiết lập 4 chế độ: Bay cách đường dây từ 2,5 đến dưới 4 m, độ zoom của máy ảnh 1x; Bay cách đường dây từ 4 đến dưới 6 m, độ với độ zoom của máy ảnh 2x; Bay cách đường dây từ 6 đến dưới 8 m, độ với độ zoom của máy ảnh 3x; Bay cách đường dây từ 8 đến 10 m, độ với độ zoom của máy ảnh 4x.



Hình 5. Ảnh chụp từ dưới lên



Hình 6. Ảnh chụp từ trên xuống



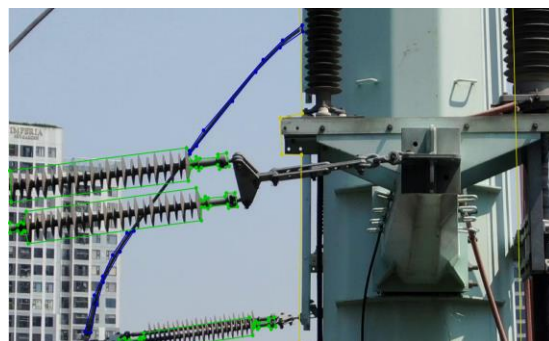
Hình 7. Ảnh chụp ngang đường dây

Dữ liệu thô sau khi thu thập trước tiên sẽ được tiền xử lý nhằm loại bỏ những dữ liệu vô nghĩa, dữ liệu trùng lặp, căn chỉnh, loại bỏ các đối tượng gây nhiễu, tăng cường chất lượng ảnh đầu vào. Sau đó sẽ được gán nhãn (annotation) theo định dạng file Coco. Mỗi dữ liệu annotation được lưu trong 1 file có định dạng JSON, bao gồm các thông tin:

```
{  
  "info": info,  
  "licenses": [licenses],  
  "categories": [category],  
  "images": [image],  
  "annotations": [annotation]  
}
```

Trong đó: *info*: Chứa thông tin về tập dataset; *licenses*: Chứa thông tin về giấy phép của tập dataset; *categories*: Chứa một danh sách tên các đối tượng; *images*:

lưu trữ thông tin của các hình ảnh như đường dẫn đến ảnh, tên hình ảnh, ID của ảnh (mỗi ảnh có 1 ID duy nhất); *annotations*: Trường dữ liệu này chứa thông tin về các bounding boxes hoặc các thông tin về segmentation của các đối tượng trong ảnh (Hình 8).



Hình 8. Gán nhãn dữ liệu

Để đảm bảo tính cân bằng cho các lớp dữ liệu, nhóm tác giả tiến hành làm giàu dữ liệu huấn luyện bởi các mô hình sinh và tổng hợp ảnh GAN [12], [13] và các thuật toán biến đổi hình ảnh điển hình như RandomScale, Downscale, GaussNoise, GBShift, Sharpen, ShiftScaleRotate, Horizontal-Flip, VerticalFlip, RandomBrightnessContrast [14], [15].

Dữ liệu mẫu được sinh đảm bảo tính đa dạng, tương đồng và có ý nghĩa hỗ trợ cho tập dữ liệu thu thập trực tiếp trên lưới truyền tải. Các tác giả đã thu thập và gán nhãn được tổng số 57500 ảnh, trong đó có 27500 ảnh được thu thập trực tiếp trên lưới, 30000 ảnh sinh. Tập dữ liệu này được chia tách theo cơ chế 70/10/20: 70% dữ liệu (tương ứng với 40250 ảnh) để training (huấn luyện) mô hình, 10% dữ liệu (5750 ảnh) giành cho validation (xác

thực) trong quá trình training và 20% dữ liệu (11500 ảnh) để testing (kiểm thử).



Hình 9. Ảnh sinh bằng các thuật toán xử lý, biến đổi ảnh

Để việc đánh giá được chính xác và trực quan, tiến hành chia tập dữ liệu kiểm thử (gồm 11500) thành 03 tập dữ liệu tương ứng với 03 cách thức bay từ dưới lên, từ trên xuống và bay ngang đường dây như đã đề cập ở trên. Thông tin chi tiết về các tập dữ liệu được mô tả cụ thể ở Bảng 2.

Bảng 2. Dữ liệu kiểm thử

Tập dữ liệu	Tổng số ảnh	Tổng số TB cần phát hiện
#Dataset1	3350	37850
#Dataset2	3400	38230
#Dataset3	4750	50280

Tập #Dataset1 bao gồm các ảnh được thu thập theo cách thức bay từ dưới lên với khoảng cách bay và độ zoom máy ảnh lần lượt từ 2,5 đến dưới 4 m, zoom 1x; từ 4 đến dưới 6 m, zoom 2x; từ 6 đến dưới 8 m, zoom 3x; từ 8 đến 10 m, zoom 4x với tổng số 3350 ảnh và 37850 thiết bị cần phát hiện trên ảnh. Tương tự, tập #Dataset2 bao gồm các ảnh được thu thập theo cách thức từ trên xuống, với tổng số 3400 ảnh và 38230 thiết bị cần phát hiện. Tập #Dataset3 bao gồm các ảnh được thu

thập theo cách thức bay ngang đường dây với tổng số 4750 ảnh và 50280 thiết bị cần phát hiện. Trong đó, tổng số thiết bị cần phát hiện đối với mỗi tập ảnh được tính bằng cách thống kê từ tập ground truth tương ứng.

4.3. Các độ đo đánh giá

Để đánh giá hiệu quả của mô hình đề xuất, chúng tôi sử dụng các độ đo IoU, Precision và recall được định nghĩa cụ thể như sau:

- *IoU* (Intersection over Union) hoặc Jaccard Index là độ đo để biểu diễn độ tương đồng giữa ground truth bounding box với predicted bounding box của mô hình, được tính cụ thể bằng tỷ lệ giữa phần giao (Area of Overlap) và phần hợp (Area of Union) của vùng dự đoán (kết quả của mô hình) và vùng đối tượng thực tế (ground truth), giá trị trong đoạn từ 0 đến 1, hai box càng khớp nhau thì giá trị càng gần 1 và ngược lại.

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$

Trong các thuật toán phát hiện đối tượng nói chung, để xác định một đối tượng có được phát hiện hay không chủ yếu dựa vào độ đo IoU (nếu IoU lớn hơn hoặc bằng một giá trị ngưỡng cho trước thì đối tượng được coi là phát hiện được và ngược lại).

- *Precision* là thông số thể hiện tỉ lệ các dự đoán là đúng (so với ground truth) so với tổng số các dự đoán của model, được tính bằng công thức cụ thể như sau:

$$Precision = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (1)$$

- *Recall* hay độ nhạy cảm là thông số thể hiện tỉ lệ dự đoán đúng trên tổng số ground truth, được tính bằng công thức:

$$Recall = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (2)$$

Trong đó, T_P (True Positive) là số thiết bị được phát hiện đúng trên ảnh; F_P (False Positive) là số thiết bị phát hiện sai (đối tượng được phát hiện không phải là thiết bị); F_N là số thiết bị không phát hiện được (bỏ sót).

4.4. Kết quả thử nghiệm

Quá trình thực nghiệm được tiến hành trên tập dữ liệu trên 03 tập dữ liệu kiểm thử #Dataset1, #Dataset2, #Dataset3. Để thuận tiện cho việc trình bày, chúng tôi ký hiệu N là tổng số thiết bị cần phát hiện. Kết quả thực nghiệm được thể hiện cụ thể trên Bảng 3 và Bảng 4.

Bảng 3. Đánh giá các độ đo T_P , F_P , F_N

Tập dữ liệu	Số mẫu	N	T_P	F_P	F_N
#Dataset1	3350	37850	36801	624	425
#Dataset2	3400	38230	36905	749	576
#Dataset3	4750	50280	47941	1386	953

Bảng 4. Đánh giá các độ đo Precision, Recall

Tập dữ liệu	Số mẫu	N	Precision (%)	Recall (%)
#Dataset1	3350	37850	98,33	98,86
#Dataset2	3400	38230	98,01	98,46
#Dataset3	4750	50280	97,19	98,05

Phân tích từ các kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình PLED đạt độ chính xác cao trên cả 03 tập dữ liệu thử nghiệm. Thời gian phân tích trung bình trên mỗi ảnh đầu vào (kích thước 1280×720) chiếm khoảng 0,5-0,6s. Các trường hợp mô hình không phát hiện được (thất bại) thường do ảnh bị mờ (bay với khoảng cách xa) hoặc bị lóa sáng – không có sự tương phản rõ rệt giữa nền ảnh và đối tượng. Các trường hợp phát hiện nhầm đối tượng rơi nhiều vào tập #Dataset3 (UAV bay ngang đường dây) do có nhiều đối tượng nhiễu nền có hình dạng và kích thước tương đồng với các thiết bị cần phát hiện điển hình như lan can của chung cư, cành cây dài và thẳng giống dây điện.

5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Bài báo trình bày một hướng tiếp cận hiệu quả để giải quyết bài toán tự động phát hiện đường dây và các thiết bị trên lưới điện cao thế 110 kV dựa trên mô hình Mask R-CNN. Với tập dữ liệu thu nhận thực tế trên hệ thống truyền tải điện 110 kV tại Việt Nam, thực nghiệm đã minh chứng hiệu quả của thuật toán với độ chính xác lên đến 97%. Tuy nhiên, với trường hợp dữ liệu thu thập khi bay ngang đường dây, thuật toán còn chưa đáp ứng tốt.

Tập dữ liệu thiết bị sau khi phát hiện được được chuyển tới làm đầu vào cho quá trình phát hiện lỗi (nếu có) trên thiết bị, cụ thể: lỗi thiếu bát trên chuỗi cách điện, lỗi cháy xém trên dây điện... Các thiết bị sau khi được phát hiện sẽ được tách khỏi nền

và đưa vào để chẩn đoán tình trạng thực tế của thiết bị.

Trong các công trình kế tiếp, nhóm tác giả sẽ tập trung nâng cao hiệu quả thuật toán trong phát hiện thiết bị có trên hệ thống truyền tải điện với các kỹ thuật chụp khác nhau: trên xuống, dưới lên và ngang đường dây.

LỜI CẢM ƠN

Nhóm tác giả trân trọng cảm ơn Đề tài Nghiên cứu ứng dụng và phát triển công nghệ cấp Quốc gia, thuộc Chương trình Hỗ trợ nghiên cứu, phát triển và ứng dụng công nghệ của công nghiệp 4.0 mã số: KC-4.0.31/19-25 đã hỗ trợ trong quá trình nghiên cứu và xây dựng thử nghiệm.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] He, K.; Gkioxari, G.; Dollár, P.; Girshick, R. "Mask r-cnn" *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 22–29 October 2017*; pp. 2961–2969.
- [2] Zhai, Y.; Wang, D.; Zhang, M.; Wang, J.; Guo, F. "Fault detection of insulator based on saliency and adaptive morphology" *Multimed. Tools Appl.*, 76, 12051–12064, 2017.
- [3] Q.G. Wu, J.B. An, and B. Lin, "A texture segmentation algorithm based on PCA and GMAC for aerial insulator images," *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, vol. 5, no. 5, pp. 1509–1518, Oct. 2012.
- [4] W.G. Li, G. Ye, F. Huang, S. Wang, and W.Z. Chang, "Recognition of insulator based on developed MPEG-7 texture feature," in *Proc. IEEE ICISP*, pp. 265–268, 2010.
- [5] Tao, X.; Zhang, D.; Wang, Z.; Liu, X.; Zhang, H.; Xu, D. "Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks". *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.* 2018, 50, 1486–1498.
- [6] Ling, Z.; Zhang, D.; Qiu, R.C.; Jin, Z.; Zhang, Y.; He, X.; Liu, H. "An accurate and real-time method of self-blast glass insulator location based on faster R-CNN and U-net with aerial images". *CSEE J. Power Energy Syst.* 5, 474–482, 2019.
- [7] Sadykova, D.; Pernebayeva, D.; Bagheri, M.; James, A. "IN-YOLO: Real-time detection of outdoor high voltage insulators using UAV imaging". *IEEE Trans. Power Deliv.*, 35, 1599–1601, 2019.
- [8] Yu, J.; Zhang, W. "Face mask wearing detection algorithm based on improved YOLO-v4". *Sensors*, 21, 3263, 2021.
- [9] Zha, M.; Qian, W.; Yi, W.; Hua, J. "A lightweight YOLOv4-Based forestry pest detection method using coordinate attention and feature fusion" *Entropy*, 23, 1587, 2021.
- [10] He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. "Deep residual learning for image recognition". In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016*; pp. 770–778.
- [11] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, "Identity Mappings in Deep Residual Networks", *arXiv:1603.0*.
- [12] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio, "Generative Adversarial Nets", 2014, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>

- [13] Ngoc-Trung Tran, Viet-Hung Tran, Ngoc-Bao Nguyen, Trung-Kien Nguyen, Ngai-Man Cheung, "On Data Augmentation for GAN Training", IEEE Transactions on Image Processing, 2020, <https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3049346>.
- [14] Agastya Kalra, Guy Stoppi, Bradley Brown1, Rishav Agarwal, and Achuta Kadambi, "Towards Rotation Invariance in Object Detection", Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.13488>.
- [15] <https://github.com/albumentations-team/albumentations>.

Giới thiệu tác giả:



Tác giả Trịnh Hiền Anh tốt nghiệp đại học năm 2000 tại Trường Đại học Thăng Long và nhận bằng Thạc sĩ năm 2011 tại Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội. Hiện nay tác giả công tác tại Viện Công nghệ thông tin - Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Hướng nghiên cứu chính: nhận dạng và xử lý ảnh 2D, 3D, công nghệ thực tại ảo.



Tác giả Nguyễn Thị Thanh Tân tốt nghiệp đại học ngành khoa học máy tính năm 1999, nhận bằng Thạc sĩ ngành công nghệ thông tin năm 2001 tại Trường Đại học Công nghệ - Đại học Quốc gia Hà Nội; nhận bằng Tiến sĩ ngành khoa học máy tính tại Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam năm 2013.

Hướng nghiên cứu chính: trí tuệ nhân tạo, học máy, nhận dạng và xử lý ảnh.