

PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH KHOẢNG GIÁ TRỊ TIN CẬY CỦA ĐIỆN ÁP NÚT NHẪM ĐIỀU PHỐI NGƯỠNG CHỈNH ĐỊNH CỦA RELAY BẢO VỆ QUÁ DÒNG TRÊN LƯỚI ĐIỆN PHÂN PHỐI

Lê Duy Phúc^{1,2}, Bùi Minh Dương^{3,*}, Nguyễn Thanh Hoan¹,
Đoàn Ngọc Minh¹, Huỳnh Công Phúc¹

¹Tổng Công ty Điện lực TP. Hồ Chí Minh

²Trường Đại học Công nghệ TP.HCM (HUTECH)

³Trường Đại học Việt Đức (VGU), Bình Dương

*Email: duong.bm@vgu.edu.vn

Ngày nhận bài: 06/12/2020; Ngày chấp nhận đăng: 22/01/2021

TÓM TẮT

Relay bảo vệ quá dòng đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo dòng điện sự cố không gây thiệt hại đáng kể đến lưới điện phân phối (LĐPP). Để cài đặt trị số bảo vệ cho những thiết bị này một cách hiệu quả, khi phân tích ngắn mạch, giá trị điện áp danh định hoặc giá trị điện áp truy xuất từ kết quả phân tích trào lưu công suất theo chu kỳ định trước sẽ được sử dụng để tính toán dòng điện ngắn mạch ứng với từng dạng sự cố. Tuy nhiên, việc sử dụng giá trị điện áp danh định khiến cho kết quả phân tích ngắn mạch có độ chính xác không cao và việc sử dụng giá trị điện áp từ kết quả phân tích trào lưu công suất tuy cho kết quả có độ chính xác cao nhưng làm tăng số lần thực hiện phân tích ngắn mạch. Chính vì vậy, nghiên cứu này đề xuất một phương pháp xác định khoảng giá trị tin cậy của điện áp tại các nút có liên kết với relay bảo vệ quá dòng dựa vào việc ứng dụng phương pháp xác suất thống kê. Kết quả của phương pháp này sẽ phục vụ cho việc xác định khoảng giá trị tin cậy của dòng điện ngắn mạch ứng với từng dạng sự cố trước khi điều phối bảo vệ. Theo đó, việc lựa chọn khoảng giá trị tin cậy của điện áp nút có thể cải thiện độ chính xác của kết quả phân tích ngắn mạch, giảm thiểu số lần thực hiện phân tích ngắn mạch và khả thi khi triển khai trên LĐPP thực tế. Những kết quả mô phỏng của phương pháp đề xuất đã được so sánh với các phương pháp hiện nay nhằm chứng minh cho sự hiệu quả khi áp dụng vào việc điều phối những relay bảo vệ quá dòng trên LĐPP.

Từ khóa: Điện áp nút, phương pháp lọc dữ liệu, lưới điện phân phối, phân tích ngắn mạch, relay bảo vệ quá dòng.

1. GIỚI THIỆU

Sự tích hợp những nguồn năng lượng phân tán (DER-Distributed Energy Resource) vào lưới điện phân phối đã làm xuất hiện những thách thức mới trong việc kiểm soát chất lượng điện áp và bảo vệ hệ thống điện [1-3]. Khi nguồn DER thâm nhập vào LĐPP ở một mức độ nhất định, việc kiểm soát giá trị điện áp và dòng điện sự cố sẽ trở nên khó khăn hơn bởi vì các DER có thể gây ra hiện tượng dao động điện áp và dòng điện thay đổi hướng và giá trị. Theo đó, độ tin cậy của những relay bảo vệ quá dòng (OCPR-Over-Current Protection Relay) trên lưới điện phân phối (LĐPP) sẽ bị ảnh hưởng nghiêm trọng [4]. Trên thực tế, giá trị điện áp tại các nút trên LĐPP cũng thay đổi đáng kể bởi sự dao động của phụ tải và chế độ hoạt động của các nguồn DER. Mặc dù đã có nhiều công trình nghiên cứu về lĩnh vực dự báo nguồn và phụ tải [5-9], việc tìm kiếm phương pháp dự báo phù hợp để phục vụ cho công tác phân tích ngắn

mạch và điều phối bảo vệ trên LĐPP vẫn chưa được quan tâm. Chính vì vậy, việc phát triển phương pháp dự báo để có thể hỗ trợ hiệu quả cho việc phân tích trào lưu công suất và phân tích ngắn mạch là cần thiết [10, 11]. Theo đó, nghiên cứu này tập trung vào việc phát triển một phương pháp dự báo khoảng giá trị tin cậy của điện áp tại các nút trên LĐPP.

Relay bảo vệ quá dòng đóng vai trò quan trọng trong việc hỗ trợ phát hiện và cách ly dòng điện sự cố mà còn được đảm bảo để hoạt động một cách chọn lọc. Nhằm phục vụ cho việc chỉnh định trị số bảo vệ hiệu quả hơn, dòng điện ngắn mạch đi qua các OCPR sẽ được tính toán tương ứng với nhiều dạng sự cố khác nhau (như sự cố một pha chạm đất, hai pha chạm đất, pha chạm pha và sự cố ngắn mạch ba pha) cho từng vị trí cụ thể trên LĐPP. Căn cứ vào kết quả phân tích ngắn mạch, kỹ sư tính toán phối hợp bảo vệ sẽ xem xét và lựa chọn trị số bảo vệ phù hợp cho các OCPR. Về cơ bản, việc phân tích ngắn mạch dựa trên mối quan hệ của ba ma trận, gồm: ma trận dòng điện nhánh, ma trận điện áp nút và ma trận tổng dẫn nút. Cụ thể, ma trận dòng điện ngắn mạch tương ứng với từng dạng sự cố được xác định bằng cách nhân ma trận tổng dẫn nút với ma trận điện áp nút. Trong đó, ma trận tổng dẫn được tính toán bằng cách nghịch đảo ma trận tổng trở; và giá trị điện áp nút của mỗi pha được thay thế bằng giá trị danh định [12] hoặc thông qua kết quả phân tích trào lưu công suất theo chu kỳ định trước [13]. Tuy nhiên, dòng điện trên LĐPP luôn thay đổi do đặc tính vận hành của các nguồn DER và nhu cầu của phụ tải theo từng thời điểm trong ngày. Điều này ảnh hưởng nhiều đến độ chính xác của kết quả phân tích ngắn mạch theo phương pháp truyền thống do giá trị điện áp danh định thường được lựa chọn để tính toán. Mặt khác, nếu sử dụng kết quả phân tích trào lưu công suất theo chu kỳ định trước để tính toán dòng điện ngắn mạch thì việc cập nhật trị số bảo vệ cho các OCPR phải được thực hiện thường xuyên dù cho LĐPP không thay đổi cấu trúc. Việc này làm tăng số lượng phép phân tích ngắn mạch không cần thiết, gây khó khăn trong việc lựa chọn trị số bảo vệ và mất nhiều thời gian cập nhật cho các OCPR. Từ những nhận định trên, việc cải thiện độ chính xác của kết quả phân tích ngắn mạch cùng với việc giảm thiểu số lần phân tích ngắn mạch là cần thiết để tối ưu hóa quá trình tính toán và cài đặt trị số cho các thiết bị OCPR trên LĐPP. Do đó, nghiên cứu này giới thiệu một phương pháp xác định khoảng giá trị tin cậy của điện áp tại những nút có liên kết với relay bảo vệ quá dòng OCPR (gọi tắt là phương pháp BVCI - Bus Voltage Confidence Intervals). Kết quả thu được từ phương pháp trên sẽ được cập nhật vào ma trận điện áp nút để tính toán khoảng giá trị tin cậy của dòng điện ngắn mạch tương ứng. Nhờ vậy, giá trị ngưỡng khởi động I_{kd} và tác động I_{td} của các OCPR sẽ được tự động điều chỉnh một cách hiệu quả.

Nghiên cứu [14] đề xuất một phương pháp ước lượng Bayes để cải thiện kết quả dự báo điện áp nút trong thời gian thực bằng cách tận dụng một tổ hợp những phép đo lường thời gian thực. Theo đó, kết quả dự báo được dựa trên việc ánh xạ tuyến tính với mô hình dự báo bằng phương pháp Gaussian. Nói một cách khác, giá trị điện áp nút có thể có dạng trực quan của hàm phân phối Gaussian với mức độ tin cậy cụ thể. Điều này có thể hữu ích trong việc đánh giá bộ dữ liệu điện áp dựa trên những phương pháp xác suất thống kê. Ngoài ra, bộ dữ liệu điện áp nút quá khứ cũng chứa dữ liệu gây nhiễu do những dao động bất thường xuất hiện trong quá trình vận hành, chẳng hạn như dao động điện áp hoặc có công tác bảo trì trên LĐPP. Vì vậy, trong nghiên cứu này, phương pháp lọc dữ liệu dựa vào phương pháp xác suất thống kê cần được phát triển để loại bỏ nhiễu trước khi tìm kiếm khoảng giá trị tin cậy của điện áp tại các nút trên LĐPP. Những bộ dữ liệu điện áp nút quá khứ được thu thập trên LĐPP Thành phố Hồ Chí Minh thông qua hệ thống SCADA sẽ được sử dụng để thử nghiệm phương pháp lọc dữ liệu do nhóm tác giả đề xuất. Theo đó, phương pháp xác định BVCI được phát triển bằng cách áp dụng những kỹ thuật trí tuệ nhân tạo gồm LSTM (Long Short Term Memory) và SVM (Support Vector Machine). Tiếp theo, khoảng giá trị tin cậy của điện áp ứng với từng nút có liên kết với các OCPR trên LĐPP sẽ được lựa chọn dựa trên kết quả MAPE (Mean Absolute Percentage Error) tốt nhất. Những kết quả mô phỏng của phương pháp BVCI do nhóm tác giả đề xuất được so sánh với các phương pháp lọc dữ liệu hiện nay (chẳng hạn như

Kalman, DBSCAN, DWT và SSA) nhằm chứng minh sự hiệu quả khi áp dụng vào việc điều phối những OCPR trên LĐPP.

Bài báo được tổ chức như sau: Phần 1 trình bày tổng quan về các nghiên cứu trước đây và sự cần thiết của vấn đề nghiên cứu. Phần 2 tập trung vào việc làm rõ cách tiếp cận phương pháp BVCI để xác định khoảng tin cậy của giá trị điện áp tại những nút có liên kết với các OCPR trên LĐPP. Phần 3 trình bày những kết quả mô phỏng dựa vào phương pháp BVCI được đề xuất bằng cách sử dụng nguồn dữ liệu thực tế trước khi thực hiện phân tích ngắn mạch trên LĐPP mô phỏng. Theo đó, kết quả phân tích ngắn mạch được dùng để điều chỉnh giá trị ngưỡng khởi động I_{kd} và tác động I_{td} của những OCPR. Những thảo luận, nhận định và kết luận của nhóm tác giả được trình bày trong Phần 4.

2. PHƯƠNG PHÁP XÁC ĐỊNH KHOẢNG GIÁ TRỊ TIN CẬY CỦA ĐIỆN ÁP TẠI CÁC NÚT CÓ CÀI ĐẶT RELAY BẢO VỆ QUÁ DÒNG TRÊN LĐPP

Một bộ cơ sở dữ liệu thu thập và tổng hợp từ nhiều nguồn khác nhau có thể chứa một lượng dữ liệu gây nhiễu ngẫu nhiên vốn không thể lường trước được. Điều này có thể ảnh hưởng đến biên độ của độ lệch chuẩn trong quá trình tìm kiếm kết quả dự báo điện áp nếu như dữ liệu ban đầu chưa được xử lý bằng bộ lọc phù hợp. Một số nghiên cứu trước đây đã đề cập đến việc phát triển bộ lọc để loại bỏ hiệu quả những điểm dữ liệu gây nhiễu ngẫu nhiên trong bộ cơ sở dữ liệu thu thập. Theo đó, nhằm đóng góp vào việc phát triển bộ lọc dữ liệu gây nhiễu, các tác giả đã phát triển bộ lọc có thể loại bỏ/xử lý nhiễu nhằm giảm độ lệch chuẩn và sai số của kết quả dự báo điện áp nút bằng cách ánh xạ bộ dữ liệu dao động ngẫu nhiên thành dạng trực quan của hàm phân phối chuẩn, và đúng với mức độ tin cậy của nó. Cụ thể hơn, khi xem xét bộ dữ liệu điện áp nút, nhóm tác giả đã thực hiện công việc đánh giá độ ổn định để nắm bắt sự thay đổi của bộ dữ liệu cũng như loại bỏ thông tin có tính xu hướng lặp lại nhằm đạt được bộ dữ liệu chuẩn hóa.

2.1. Phương pháp xử lý dữ liệu gốc

Trước tiên, nhóm tác giả đã thực hiện đánh số nhị phân vào chuỗi dữ liệu điện áp nút theo Bảng 1. Sau đó, áp dụng phương pháp so lệch dữ liệu, được thể hiện trong công thức (1), để loại bỏ những dữ liệu làm mất tính đặc trưng của dữ liệu gốc.

$$diff(d, m_0 : m_{95}) = T(d, m_0 : m_{95}, 0) - T(d-1, m_0 : m_{95}, 0) \quad (1)$$

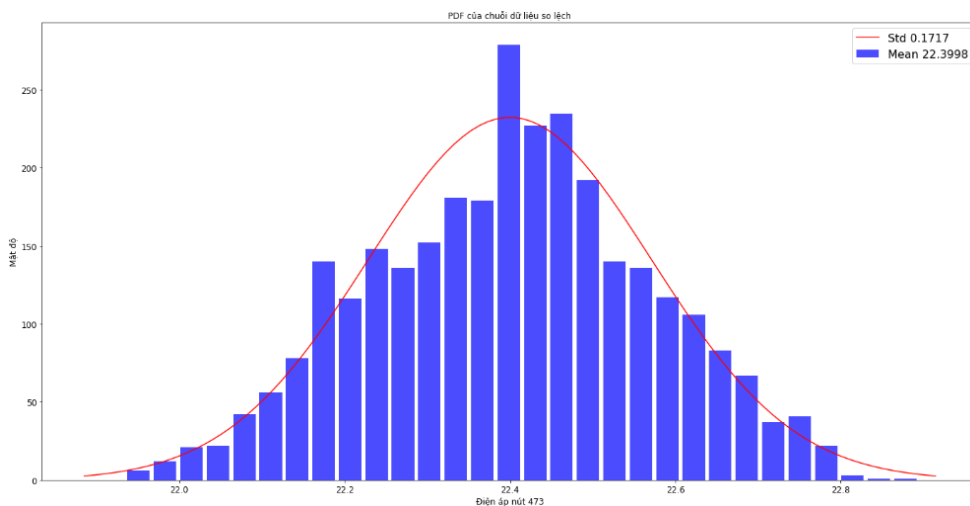
Trong đó: ‘diff’ là một chuỗi dữ liệu so lệch trong một ngày trước đó được xác định bằng cách tính sai lệch giữa hai ngày liền kề nhau tại vị trí bit ‘0’ của chuỗi dữ liệu T với đặc trưng theo ngày. Trong Bảng 1, toàn bộ 96 giá trị điện áp thu thập trong một ngày theo chu kỳ 15 phút được gán vào m_0 đến m_{95} . Biến ‘ d ’ là số thứ tự liên tiếp/số thứ tự liên quan đến tất cả những ngày được khảo sát trong cơ sở dữ liệu điện áp đầu vào. Theo công thức (1), độ lệch giữa chuỗi giá trị điện áp nút của ngày hiện tại tại d với chuỗi giá trị điện áp nút của ngày trước đó ($d-1$) sẽ được xác định bằng phép trừ.

Bảng 1. Phương pháp đánh số nhị phân cho chuỗi dữ liệu điện áp nút

Chỉ số	Vị trí bit	Mô tả
Điện áp nút	0	Giá trị tuyệt đối của các điểm dữ liệu điện áp nút
Chu kỳ phút	1 - 96	Biến mã hóa của chu kỳ 15 phút trong ngày (96 chu kỳ)
Ngày trong tuần	97 - 103	Biến mã hóa loại ngày trong tuần (Thứ Hai đến Chủ Nhật - 7 ngày)
Ngày trong tháng	104 - 134	Biến mã hóa ngày hiện tại trong tháng (31 ngày)
Tuần trong năm	135 - 187	Biến mã hóa tuần hiện tại trong năm (52 tuần)
Tháng	188 - 199	Biến mã hóa tháng hiện tại trong năm (12 tháng)
Quý	200 - 203	Biến mã hóa quý hiện tại trong năm (4 quý)
Ngày lễ	204	Biến nhị phân để phân biệt ngày lễ.

2.2. Phân tích chuỗi số lệch dữ liệu điện áp nút trên cơ sở ngày tiếp theo

Sau khi xử lý chuỗi dữ liệu gốc bằng cách định dạng lại xu hướng của dữ liệu, nhóm tác giả đã sử dụng hàm mật độ xác suất PDF (Probability Density Function) và nhận thấy rằng chuỗi số lệch dữ liệu điện áp nút trên cơ sở ngày tiếp theo có dạng trực quan của hàm phân phối chuẩn (Hình 1). Trước đó, để phân tích chuỗi, nhóm tác giả đặt ra một giả định là chuỗi dữ liệu điện áp nút là một biến ngẫu nhiên liên tục, phụ thuộc vào hoạt động của nguồn điện và phụ tải. Như vậy, hàm mật độ xác suất PDF của chuỗi dữ liệu số lệch một ngày trước đó có dạng gần giống với phân phối chuẩn theo biểu đồ tần suất của chuỗi dữ liệu và phù hợp kết quả kiểm định Chi bình phương. Cụ thể hơn, bộ dữ liệu cho thấy rõ các đặc điểm phân phối xác suất ngẫu nhiên, tập trung nhiều vào điểm ước tính trung bình và phân phối tương đối đồng đều trên các giá trị tương quan.



Hình 1. Biểu đồ PDF của chuỗi dữ liệu điện áp nút có liên kết với OCPR trên LĐPP

2.3. Phương pháp lọc dữ liệu dựa trên xác suất thống kê đề xuất để dự báo khoảng tin cậy của điện áp nút

Mặc dù, bộ dữ liệu điện áp được thu thập bằng hệ thống SCADA có độ chính xác cao nhưng vẫn chứa nhiều dữ liệu gây nhiễu ngẫu nhiên. Cụ thể, bộ dữ liệu điện áp nút có thể chứa những giá trị điện áp dao động do những nguyên nhân như: sự thay đổi của phụ tải, sự dao động của nguồn lưới hoặc của các nguồn DER, LĐPP xảy ra sự cố mất điện, kế hoạch đóng

cất tụt bù hoặc kế hoạch bảo trì bảo dưỡng. Do đó, độ tin cậy của bộ dữ liệu khó có thể đánh giá ở mức cao nhất là 100%. Để giải quyết giới hạn này, phương pháp lọc dữ liệu dựa vào phương pháp xác suất thống kê do nhóm tác giả phát triển sẽ chỉ ra mức độ tin cậy tốt nhất của bộ dữ liệu điện áp nút trong một dãy các mức độ tin cậy khác nhau. Chi tiết hơn, phương pháp này sẽ dựa trên kết quả tính toán MAPE có sai số nhỏ nhất dựa trên hai mô hình dự báo LSTM và SVM, như được trình bày trong công thức (2) để tìm ra mức độ tin cậy phù hợp nhất với bộ dữ liệu được phân tích. Việc sử dụng các mô hình dự báo LSTM và SVM là để kiểm tra xem mô hình dự báo dựa vào chuỗi dữ liệu theo thời gian (time-series based forecasting model) hoặc mô hình dự báo dựa vào học máy (machine learning based forecasting model) sẽ phù hợp hơn để xác định khoảng tin cậy điện áp nút trên lưới điện phân phối. Công thức tính toán MAPE được thể hiện như sau:

$$MAPE(A_t, F_t) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (2)$$

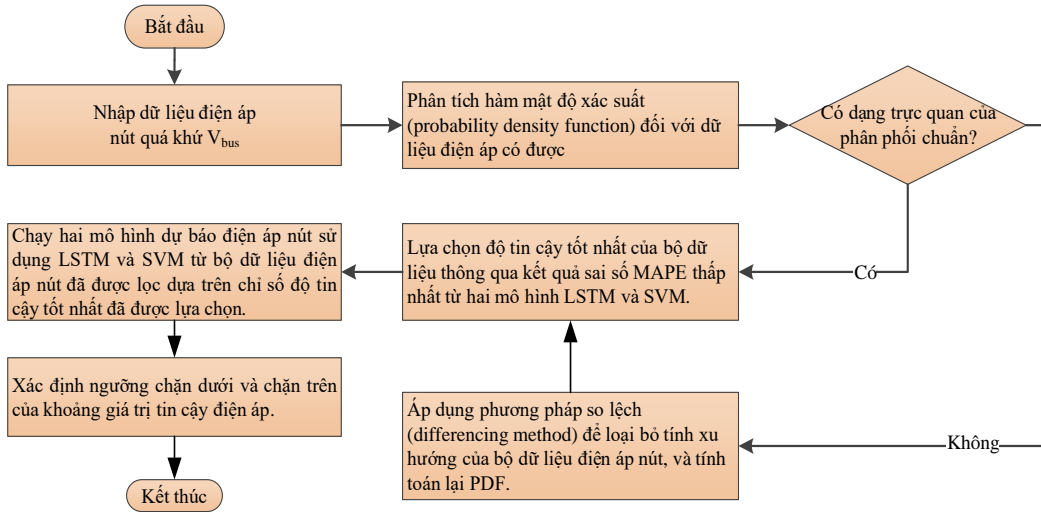
Trong đó: A_t là giá trị điện áp nút thực tế tại thời điểm t , F_t là giá trị điện áp nút dự báo tại thời điểm t thu được từ việc áp dụng hai mô hình dự báo LSTM và SVM khác nhau, và N là tổng số dữ liệu được lấy mẫu để tính toán MAPE.

Độ tin cậy của bộ dữ liệu điện áp nút được giả định là lớn hơn 90% vì dữ liệu thu thập từ hệ thống SCADA hầu hết có độ chính xác tương đối cao. Theo đó, dãy giá trị mức độ tin cậy có thể thiết lập thành mười ba mức độ khác nhau, trong khoảng từ 90% đến 99%, 4,5-sigma (~ 99,73%), 5,5-sigma (~ 99,9937%) và 6-sigma (~ 99,99966%). Việc lựa chọn mức độ tin cậy hiệu quả nhất của bộ dữ liệu điện áp nút dựa trên kết quả MAPE thấp nhất của hai mô hình dự báo LSTM và SVM. Giải thuật của phương pháp lọc dữ liệu của điện áp nút do nhóm tác giả phát triển được thể hiện trong Hình 2, bao gồm những bước sau:

- Bước 1: Nhập dữ liệu điện áp quá khứ tại nút có các OCPR và tiến hành quan sát độ lệch của dữ liệu để xác định nguồn dữ liệu gây nhiễu;
- Bước 2: Tính toán hàm mật độ xác suất PDF của bộ dữ liệu điện áp nút và kiểm tra tính tương đồng về dạng trực quan của hàm phân phối chuẩn;
- Bước 3: Nếu bộ dữ liệu điện áp nút đã có dạng trực quan của hàm phân phối chuẩn thì tiếp tục tìm kiếm mức độ tin cậy phù hợp thông qua hai mô hình dự báo LSTM và SVM và lựa chọn mức độ tin cậy cho kết quả tính toán sai số MAPE thấp nhất;
- Bước 4: Ngược lại, nếu bộ dữ liệu điện áp nút chưa có dạng trực quan của hàm phân phối chuẩn thì áp dụng phương pháp so lệch (differencing method) để loại bỏ tính xu hướng của bộ dữ liệu điện áp nút bằng cách xây dựng chuỗi so lệch dữ liệu điện áp nút trên cơ sở ngày tiếp theo, và tính toán lại mật độ phân bố xác suất;
- Bước 5: Lựa chọn độ tin cậy tốt nhất của bộ dữ liệu đầu vào thông qua kết quả sai số MAPE thấp nhất từ hai mô hình LSTM và SVM khác nhau;
- Bước 6: Chạy hai mô hình dự báo điện áp nút sử dụng LSTM và SVM từ bộ dữ liệu điện áp nút được lọc dựa trên chỉ số độ tin cậy tốt nhất đã được lựa chọn trong Bước 5;
- Bước 7: Chọn kết quả dự báo điện áp nút có giá trị MAPE thấp nhất và xác định khoảng giá trị $[V_{min}, V_{max}]$ ở các nút có các thiết bị OCPR trên LĐPP. Các giá trị điện áp tối thiểu và giá trị điện áp tối đa ứng với từng nút trên LĐPP được xác định như sau:

$V_{max} = \mu_V + \frac{Z}{\sqrt{n}} \sigma_V$ và $V_{min} = \mu_V - \frac{Z}{\sqrt{n}} \sigma_V$. Trong đó, hệ số Z được xác định từ bảng phân phối chuẩn tương ứng với mức độ tin cậy tốt nhất; μ_V là giá trị trung bình điện áp nút từ kết quả dự báo; n là số lượng quan sát và σ_V là độ lệch chuẩn của bộ dữ liệu điện áp nút.

Dựa trên khoảng giá trị $[V_{min}, V_{max}]$ ở các nút có các thiết bị OCPR đã được xác định, tác giả sẽ phân tích ngắn mạch để xác định khoảng tin cậy của dòng điện ngắn mạch $[I_{fmin}, I_{fmax}]$ ứng với từng nút có liên kết với OCPR nhằm phục vụ cho việc điều phối bảo vệ trên LĐPP.



Hình 2. Giải thuật xác định khoảng tin cậy của điện áp nút có liên kết với OCPR trên LĐPP

2.4. Phương pháp xác định khoảng giá trị tin cậy của điện áp nút dựa vào SVM và LSTM-RNN

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả tập trung sử dụng hai mô hình dự báo SVM và mô hình dự báo LSTM-RNN để thực hiện phương pháp dự báo khoảng giá trị tin cậy của điện áp nút (gọi tắt là phương pháp BVCI) trên LĐPP có liên kết với các thiết bị OCPR. Mục 2.4.1 và mục 2.4.2 của phần này lần lượt trình bày cơ sở lý thuyết của mô hình dự báo SVM và mô hình dự báo LSTM-RNN.

2.4.1. Mô hình dự báo SVM

Bắt đầu với bộ dữ liệu dùng cho huấn luyện $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \subset R_n \times R$ với x_n vector đầu vào, y_n là nhãn phân lớp của điểm dữ liệu x_n và n là số lượng mẫu trong bộ dữ liệu huấn luyện. Để quản lý rủi ro khi xác định giá trị sai số thực nghiệm tối thiểu, phương pháp SVM sử dụng cấu trúc SRM (Structured Reduction Management) được mô tả trong công thức (4).

$$f(x) = \langle \omega, \phi(x) \rangle + b \quad (3)$$

$$R = C \cdot R_{emp} + \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{C}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, f(x)) + \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (4)$$

$$L(y_i, f(x)) = \begin{cases} |y - f(x)| - \varepsilon \\ 0 \end{cases} \quad (5)$$

Trong công thức (3): ω là trọng số xử lý độ mịn, \langle, \rangle đại diện cho mối quan giữa các ω và $\phi(x)$, và b tham số độ lệch, $\phi(x)$ là không gian đặc tính đa chiều, phi tuyến và được ánh xạ từ không gian đầu vào x . Hàm rủi ro được biểu diễn như công thức (4) và giá trị rủi ro thực nghiệm được định nghĩa bằng thuật ngữ R_{emp} hoặc trong hàm suy hao Vapnik [15]. Công thức (5) được

sử dụng để ước lượng giá trị rủi ro thực nghiệm L dựa trên mức sai số cho phép ε . Hằng số C được xác định dựa vào việc ước lượng độ phức tạp và độ phẳng của hàm rủi ro. Theo đó, hằng số C được xem là một hệ số tham chiếu để thể hiện mối liên hệ giữa giá trị rủi ro thực nghiệm và giá trị ước lượng trên lý thuyết. Cả hằng số C và mức sai số cho phép ε đều là tham số tùy biến theo kinh nghiệm. Dựa vào công thức (4) và công thức (5), ta có thể biến đổi công thức (3) thành:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (6)$$

Trong đó: $K(x_i, x_j)$ là hàm kernel được xác định bằng tích vô hướng $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ của hai vectơ không gian đặc tính đa chiều $\phi(x_i)$ và $\phi(x_j)$. Việc sử dụng hàm kernel nhằm mục đích xử lý hiệu quả từng chiều của vùng không gian đặc tính đa chiều $\phi(x)$. Trong những hàm kernel đã được phát triển ở nhiều công trình nghiên cứu trước đây, hàm RBF (Radial Basic Function) được sử dụng rộng rãi vì khả năng xử lý hiệu quả các dữ liệu ngõ vào/ngõ ra có mối quan hệ phi tuyến [10]. Do đó, nghiên cứu này sử dụng hàm kernel RBF trong mô hình dự báo SVM, thể hiện tại công thức (7). Cần lưu ý rằng, tham số δ trong hàm kernel RBF được xác định bằng cấu trúc của không gian đặc tính đa chiều $\phi(x)$.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (7)$$

2.4.2. Mô hình dự báo LSTM-RNN

Kỹ thuật dự báo sử dụng mô hình LSTM-RNN là một trong những kỹ thuật được sử dụng phổ biến trong lĩnh vực dự báo phụ tải hiện nay. Phương pháp dự báo này được thực hiện bằng cách xếp chồng nhiều lớp mạng nơ-ron dựa trên việc tối ưu hóa ngẫu nhiên. Khả năng huấn luyện và hiệu suất của mô hình dự báo LSTM-RNN có thể được cải thiện bằng cách thay đổi số lớp mạng nơ-ron với mức độ tổng quát hóa khác nhau [1, 14]. Những mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Networks - RNNs) về cơ bản khác với mạng nơ-ron truyền thẳng thông thường (Feed-forward Neural Network - FNN) do được hình thành theo trình tự tương quan giữa lớp mạng nơ-ron của trạng thái hiện tại với thông tin ngõ ra của lớp mạng nơ-ron trước đó. Tuy nhiên, việc sử dụng mạng nơ-ron RNN có thể gặp một số khó khăn trong việc huấn luyện cho các yếu tố tác động dài hạn do hiện tượng suy giảm hoặc bùng phát các hệ số mang tính xu hướng, như đã nêu tại nghiên cứu [15]. Chính vì vậy, mô hình LSTM được sử dụng để khắc phục khó khăn này. Tại nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng mô hình dự báo LSTM-RNN được xây dựng với nhiều hàm kernel nhằm quản lý tốt hơn các yếu tố tác động trong dài hạn, có thể hoạt động song song và lưu trữ thông tin trong thời điểm ngắn hạn và dài hạn.

Giả định bộ dữ liệu ngõ vào cho mô hình LSTM-RNN là $\{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_T\}$, với T là tổng thời gian được khảo sát và x_t là một vectơ k -chiều của những giá trị thực tế ở bước thời gian thứ t^{th} . Trạng thái một ngăn bộ nhớ nội trong mô hình dự báo LSTM-RNN được sử dụng để thiết lập các kết nối tạm thời giữa lớp mạng nơ-ron trước và lớp mạng nơ-ron hiện tại. Đặc biệt, trạng thái ngăn nhớ s_{t-1} được kết hợp với ngõ ra của lớp mạng nơ-ron trung gian hoặc lớp mạng nơ-ron ẩn h_{t-1} và ngõ vào tiếp theo x_t để xác định vectơ trạng thái của các phần tử nội tại trong một ngăn nhớ của mô hình dự báo LSTM-RNN. Một điểm cần lưu ý là trạng thái của ngăn nhớ cần được cập nhật, duy trì hoặc xóa bớt các ngõ ra của bước thời gian trước và ngõ vào của bước thời gian hiện tại. Ngoài vectơ trạng thái nội tại của ngăn nhớ thì ngõ vào i_t , hàm truyền ngõ vào g_t , hàm truyền quên f_t , và hàm truyền ngõ ra o_t cũng được xác định trong mô hình dự báo LSTM-RNN. Tất cả các hàm truyền trong mô hình dự báo LSTM-RNN được thể hiện qua những công thức (8)-(13) sau:

$$f_t = \text{sigmoid} \left(W_{fx} x_t + W_{fh} h_{t-1} + b_f \right) \quad (8)$$

$$g_t = \text{sigmoid} \left(W_{gx} x_t + W_{gh} h_{t-1} + b_g \right) \quad (9)$$

$$i_t = \tanh \left(W_{ix} x_t + W_{ih} h_{t-1} + b_i \right) \quad (10)$$

$$o_t = \tanh \left(W_{ox} x_t + W_{oh} h_{t-1} + b_o \right) \quad (11)$$

$$s_t = i_t \cdot g_t + s_{t-1} \cdot f_t \quad (12)$$

$$h_t = \tanh \left(s_t \right) \cdot o_t \quad (13)$$

Trong đó, W_{ix} , W_{ih} , W_{gx} , W_{gh} , W_{fx} , W_{fh} , W_{ox} , và W_{oh} là những ma trận trọng số tương ứng của các hàm kích hoạt mạng nơ-ron; b_i , b_g , b_f , và b_o lần lượt là độ lệch của các hàm kích hoạt; ký hiệu ‘*’ được sử dụng để thể hiện phép nhân từng phần tử của các ma trận; ‘sigmoid’ đại diện cho hàm kích hoạt sigmoid; and ‘tanh’ đại diện cho hàm tanh.

Để huấn luyện một mạng nơ-ron cho mô hình dự báo LSTM-RNN với một lớp đơn giản, ta cần phải mô tả tham số của ngõ ra lớp mạng nơ-ron ẩn $h_t \in R_n$. Đó là một vector n -chiều và đồng thời cũng là trạng thái ngắn nhớ s_t . Thông thường, các giá trị ban đầu của những tham số này được chọn ở mức không ($h_t = 0$ và $s_t = 0$). Ba hàm sigmoid trong khối LSTM-RNN có phạm vi ngõ ra từ 0 đến 1, nhằm quyết định tín hiệu nào sẽ được lựa chọn đến ngõ ra. Quá trình này được lặp lại cho bước tiếp theo. Tất cả các trọng số và độ lệch được huấn luyện với hàm mục tiêu chính là giảm thiểu độ lệch giữa các ngõ ra của khối LSTM và các mẫu huấn luyện thực tế. Xử lý một cách tuần tự, thông tin của bước thời gian hiện tại được lưu trữ và duy trì để tham khảo tại ngõ ra của mô hình dự báo LSTM-RNN ở các bước thời gian tiếp theo.

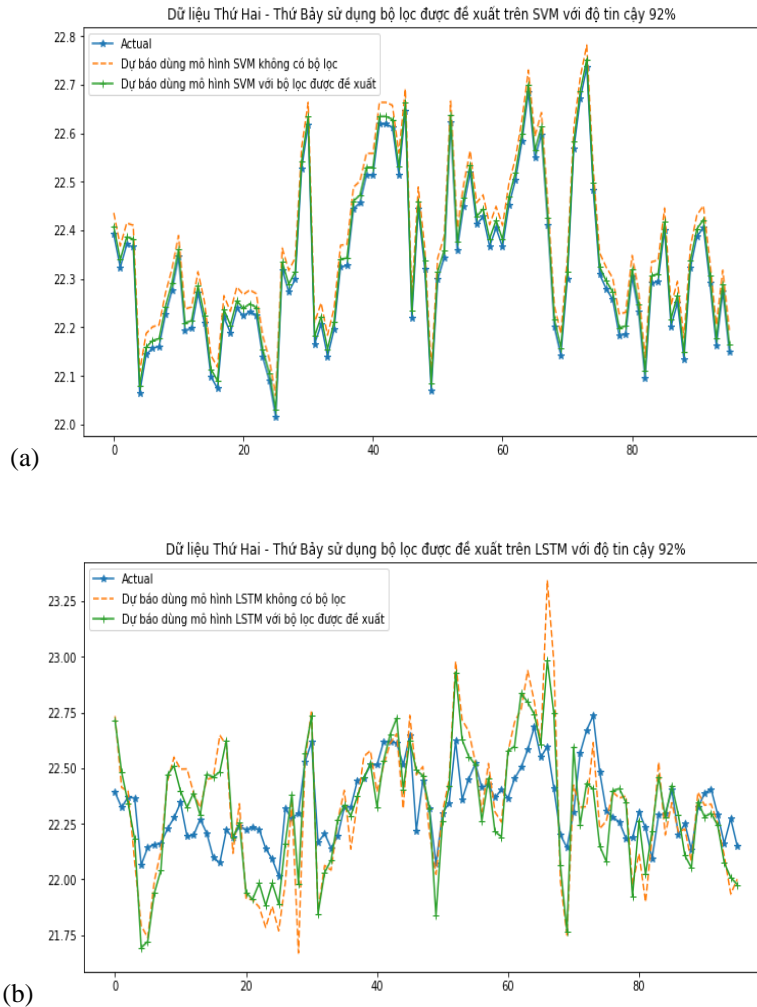
3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ THẢO LUẬN VỀ PHƯƠNG PHÁP BVCI ĐỀ XUẤT

3.1. Kết quả mô phỏng của phương pháp BVCI đề xuất

Để đánh giá sự hiệu quả của phương pháp BVCI đề xuất, nhóm tác giả đã thử nghiệm mô phỏng trên nút 02 của một LĐPP điển hình, được thể hiện trong Hình 6. Theo đó, bộ dữ liệu điện áp quá khứ được thu thập và đánh giá với 13 mức độ tin cậy khác nhau nhằm để xác định mức độ tin cậy phù hợp nhất trước khi đưa vào mô hình dự báo SVM và LSTM-RNN. Kết quả sai số MAPE ứng với từng mức độ tin cậy của bộ dữ liệu điện áp nút được thể hiện trong Bảng 2. Qua đó, kết quả tính toán cho thấy độ tin cậy của bộ dữ liệu điện áp nút mô phỏng là 92%. Như vậy, phương pháp BVCI đề xuất đã loại bỏ những dữ liệu gây nhiễu/bất thường trong bộ dữ liệu gốc để cải thiện độ tin cậy của kết quả dự báo điện áp nút so với những phương pháp lọc thông thường khác (phương pháp lọc Kalman, DBSCAN, DWT, và SSA). Trong Bảng 3, phương pháp BVCI đề xuất cho kết quả về MAPE vượt trội so với các phương pháp khác sau khi thực hiện dự báo bằng hai mô hình SVM và LSTM-RNN (với mô hình dự báo SVM là 0,438% và LSTM-RNN là 0,709%).

Bảng 2. Kết quả MAPE (%) của điện áp nút tương ứng với 13 mức độ tin cậy khác nhau

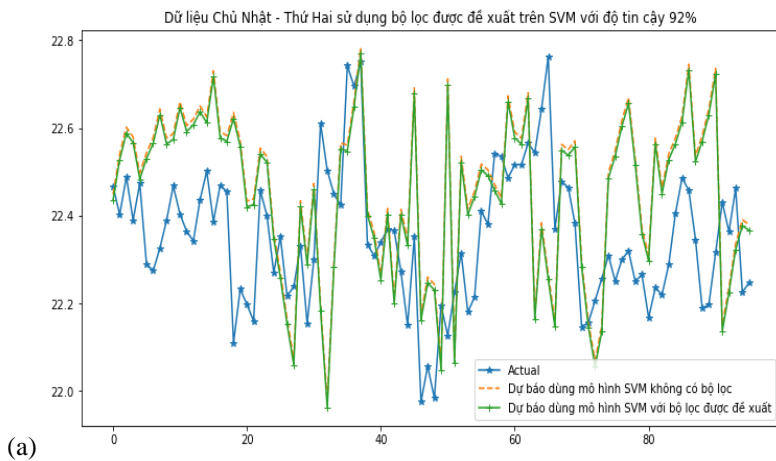
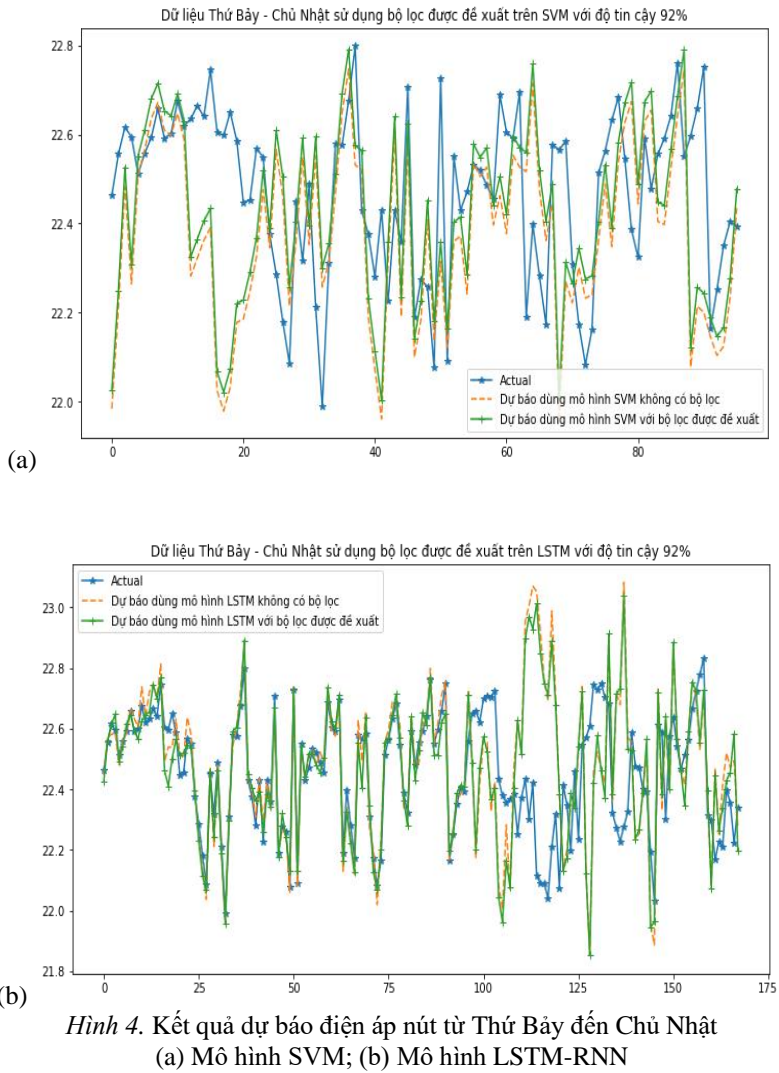
Mô hình dự báo/Độ tin cậy	90%	91%	92%	93%	94%	95%	96%
SVM	0,443	0,438	0,438	0,438	0,445	0,438	0,438
LSTM-RNN	0,718	0,728	0,709	0,727	0,738	0,770	0,726
Mô hình dự báo/Độ tin cậy	97%	98%	99%	99,73%	99,99366%	99,99932%	
SVM	0,445	0,444	0,445	0,444	0,444	0,444	
LSTM-RNN	0,732	0,742	0,751	0,740	0,725	0,754	

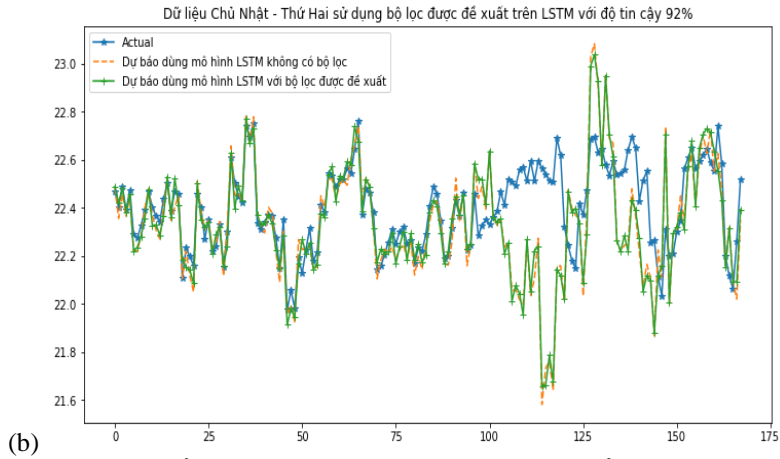


Hình 3. Kết quả dự báo điện áp nút từ Thứ Hai đến Thứ Bảy
(a) Mô hình SVM; (b) Mô hình LSTM-RNN

Hình 3 cho biết dữ liệu điện áp nút thu thập thực tế trên LDPP thông qua hệ thống SCADA cùng với kết quả dự báo từ phương pháp BVCi đề xuất từ thứ Hai đến thứ Bảy. Cụ thể, Hình 3a và Hình 3b lần lượt thể hiện đồ thị điện áp của bộ dữ liệu thực tế so sánh với dữ liệu theo mô hình dự báo SVM và với mô hình dự báo LSTM-RNN theo thứ tự. Các mô hình dự báo SVM và LSTM-RNN được huấn luyện với bộ dữ liệu được thu thập trong khoảng thời gian 22 tháng (từ 01/01/2018 đến 01/11/2019) để dự báo cho hai tháng tiếp theo (tháng 12/2019 và tháng 01/2020). Quan sát Hình 3a và Hình 3b, có thể thấy rằng đồ thị điện áp nút dự báo từ mô hình SVM bám sát với đồ thị điện áp nút thực tế hơn so với mô hình LSTM-RNN. Như vậy, với mức độ tin cậy của bộ dữ liệu là 92%, kết quả dự báo sử dụng mô hình dự báo SVM tốt hơn so với mô hình dự báo LSTM-RNN. Cụ thể, giá trị MAPE (%) từ mô hình dự báo SVM là 0,438% và nhỏ hơn so với mô hình dự báo LSTM-RNN là 0,709%. Điều này cho thấy nếu bộ dữ liệu gốc đã có dạng trực quan của phân phối chuẩn thì kết quả dự báo điện áp nút dựa vào mô hình SVM sẽ tốt hơn so với mô hình dựa vào LSTM-RNN khi áp dụng phương pháp BVCi đề xuất. Tương tự, Hình 4 và Hình 5 cũng thể hiện kết quả dự báo theo mô hình SVM và LSTM-RNN theo thứ tự; trong đó, Hình 4 thể hiện kết quả dự báo điện áp nút từ Thứ Bảy đến Chủ Nhật và Hình 5 thể hiện kết quả dự báo điện áp nút từ Chủ Nhật đến Thứ Hai. Tuy nhiên, khác với dữ liệu dự báo từ thứ Hai đến thứ Bảy, với độ tin cậy 92%, dữ liệu dự báo

điện áp nút cho ngày cuối tuần của mô hình dự báo LSTM-RNN bám sát với thực tế hơn so với mô hình dự báo SVM.





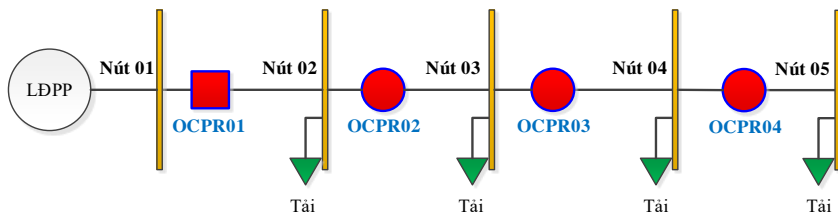
Hình 5. Kết quả dự báo điện áp nút từ Chủ Nhật đến Thứ Hai
(a) Mô hình SVM; (b) Mô hình LSTM-RNN

Bảng 3. Kết quả MAPE (%) của 2 mô hình dự báo SVM và LSTM-RNN sử dụng các bộ lọc khác nhau

Mô hình dự báo	Không dùng bộ lọc	Phương pháp BVCI đề xuất với mức độ tin cậy 92%	Bộ lọc Kalman	DBSCAN	DWT	SSA
SVM	0,645	0,438	2,367	2,325	2,813	3,948
LSTM-RNN	0,776	0,709	2,571	3,986	4,215	4,759

3.2. Kết quả xác định khoảng tin cậy dựa vào phương pháp BVCI trên LĐPP 22 kV điển hình

Một LĐPP điển hình 22 kV được sử dụng để mô phỏng và xác minh sự hiệu quả của phương pháp BVCI đề xuất khi áp dụng vào việc phối hợp bảo vệ của các OCPR. Theo Hình 6, bốn relay bảo vệ quá dòng (OCPR01-OCPR04) được lắp đặt trên trục chính để bảo vệ cho các phân đoạn của một LĐPP. Sau khi sử dụng mô hình dự báo SVM và LSTM để xác định khoảng giá trị tin cậy của điện áp $[V_{min}, V_{max}]$ tại các nút trên LĐPP này, khoảng giá trị tin cậy của dòng điện ngắn mạch $[I_{fmin}, I_{fmax}]$ ứng với từng dạng sự cố sẽ được tính toán bằng phương pháp phân tích ngắn mạch truyền thống tại bốn nút từ 02 đến 05. Kết quả tính toán khoảng giá trị tin cậy của điện áp nút và dòng điện ngắn mạch lần lượt được thể hiện trong các Bảng 4 và Bảng 5.



Hình 6. Một LĐPP 22 kV điển hình có tích hợp các relay bảo vệ quá dòng OCPR

Số liệu trong Bảng 4 thể hiện những giá trị điện áp dự báo tại các nút theo hai mô hình SVM và LSTM-RNN tương ứng với các mức độ tin cậy tốt nhất. Quan sát Bảng 4, các nút khác nhau trên LĐPP sẽ có mức độ tin cậy và mô hình dự báo phù hợp để xuất ra kết quả tốt nhất. Từ kết quả dự báo khoảng giá trị điện áp, nhóm tác giả thực hiện phân tích ngắn mạch dựa vào phương pháp truyền thống. Theo đó, Bảng 5 thể hiện kết quả về giá trị dòng ngắn mạch lớn nhất và nhỏ nhất đi qua các thiết bị OCPR01-OCPR04 có liên kết với các nút từ 02 đến 05 theo thứ tự. Quan sát Bảng 5, những kết quả phân tích ngắn mạch dựa vào phương

pháp BVCI và mô hình dự báo LSTM-RNN có khoảng giá trị tin cậy của dòng điện ngắn mạch $[I_{fmin}, I_{fmax}]$ tốt nhất. Giá trị I_{fmin} có thể được sử dụng để cài đặt ngưỡng tác động và khởi động của OCPR; trong khi đó, giá trị I_{fmax} có thể được dùng làm cơ sở lựa chọn thiết bị đóng cắt khi quy hoạch LĐPP. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả tập trung vào việc sử dụng khoảng giá trị tin cậy để điều phối các relay bảo vệ quá dòng OCPR tương ứng.

Nhằm chứng minh sự hiệu quả của việc cải thiện độ chính xác của kết quả phân tích ngắn mạch dựa vào phương pháp truyền thống, nhóm tác giả đã sử dụng $[V_{min}, V_{max}]$ để tính toán $[I_{fmin}, I_{fmax}]$ và thể hiện kết quả tại Bảng 6. Có thể thấy rằng, giá trị dòng điện ngắn mạch tính toán dựa vào giá trị điện áp danh định chưa xem xét đến sự thay đổi thường xuyên về tham số điện áp trên một LĐPP. Trong khi đó, thông qua việc đánh giá độ tin cậy của bộ dữ liệu điện áp quá khứ, nhóm tác giả đã xác định được khoảng tin cậy của giá trị điện áp ứng với từng nút trên LĐPP. Khoảng giá trị này cho thấy rằng điện áp vận hành chỉ dao động xung quanh ngưỡng chặn trên và chặn dưới nhất định khi LĐPP vận hành trong điều kiện bình thường. Điều này có ý nghĩa khi thực hiện công tác tính toán phối hợp những thiết bị OCPR trên LĐPP bởi vì số lần điều phối bảo vệ sẽ giảm đáng kể nếu như LĐPP không thay đổi về mặt cấu trúc. Theo kết quả thể hiện trong Bảng 7, việc sử dụng phương pháp BVCI đề xuất đã làm tăng độ nhạy của từng OCPR cũng như cải thiện thời gian đảm bảo phối hợp hoạt động giữa các OCPR với nhau. Trong Hình 7, những đường cong phối hợp bảo vệ ứng với từng thiết bị OCPR01 đến OCPR04 cho thấy rằng thời gian phối hợp bảo vệ và ngưỡng khởi động của từng cặp OCPR với nhau (đặc biệt là cặp OCPR03 và OCPR04) đã được cải thiện đáng kể khi áp dụng phương pháp BVCI.

Bảng 4. Kết quả dự báo điện áp nút tối thiểu và tối đa theo hai mô hình dự báo SVM và LSTM

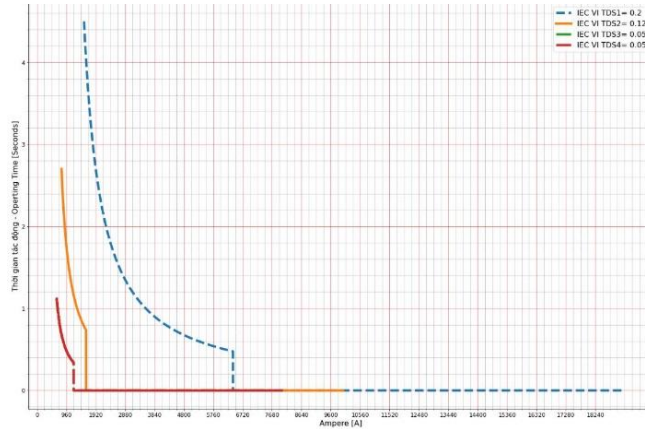
Nút trên LĐPP	Nút 02		Nút 03		Nút 04		Nút 05	
	SVM	LSTM	SVM	LSTM	SVM	LSTM	SVM	LSTM
Mô hình dự báo điện áp nút tương ứng với chỉ số độ tin cậy	92%	92%	93%	91%	95%	97%	94%	95%
V_{max} (kV)	22,76	22,89	22,89	23,09	22,75	22,99	22,74	22,89
V_{min} (kV)	22,07	21,88	22,25	22,13	22,04	21,79	22,06	21,78

Bảng 5. Kết quả phân tích ngắn mạch trên LĐPP 22KV sử dụng phương pháp BVCI đề xuất

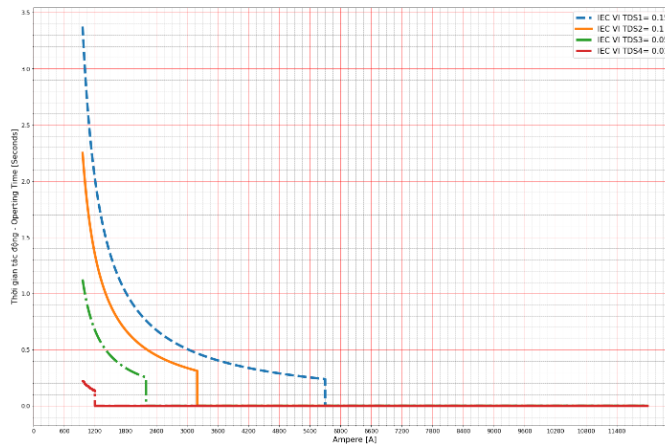
Dòng điện ngắn mạch cực đại và cực tiểu (kA) tương ứng từng dạng sự cố trên LĐPP	Nút 02		Nút 03		Nút 04		Nút 05	
	SVM	LSTM	SVM	LSTM	SVM	LSTM	SVM	LSTM
	với độ tin cậy 92%	với độ tin cậy 92%	với độ tin cậy 93%	với độ tin cậy 91%	với độ tin cậy 95%	với độ tin cậy 97%	với độ tin cậy 94%	với độ tin cậy 95%
I_{ABCG_max}	14,79	14,98	13,72	13,84	7,57	7,65	5,26	5,29
I_{ABG_max}	14,77	14,86	13,71	13,82	7,56	7,64	5,25	5,28
I_{AB_max}	12,93	13,01	12,01	12,11	6,60	6,67	4,58	4,61
I_{AG_max}	14,76	14,85	13,71	13,82	7,56	7,64	5,25	5,28
I_{ABCG_min}	14,34	14,22	13,34	13,27	7,34	7,25	5,10	5,04
I_{ABG_min}	14,33	14,21	13,32	13,25	7,33	7,24	5,09	5,03
I_{AB_min}	12,54	12,44	11,67	11,61	6,39	6,32	4,44	4,38
I_{AG_min}	14,32	14,19	13,32	13,25	7,32	7,24	5,09	5,03

Bảng 6. Kết quả phân tích ngắn mạch theo phương pháp truyền thống khi sử dụng giá trị danh định và khi áp dụng phương pháp BVCI được đề xuất

a) Dòng điện sự cố tính toán theo phương pháp phân tích truyền thống cho các nút từ 2 đến 5			
$I_{ABCG_N02} \approx 14,5 \text{ kA}$	$I_{ABG_N02} \approx 14,5 \text{ kA}$	$I_{AB_N02} \approx 12,7 \text{ kA}$	$I_{AG_N02} \approx 14,5 \text{ kA}$
$I_{ABCG_N03} \approx 13,1 \text{ kA}$	$I_{ABG_N03} \approx 13,1 \text{ kA}$	$I_{AB_N03} \approx 11,5 \text{ kA}$	$I_{AG_N03} \approx 13,1 \text{ kA}$
$I_{ABCG_N04} \approx 7,3 \text{ kA}$	$I_{ABG_N04} \approx 7,3 \text{ kA}$	$I_{AB_N04} \approx 6,3 \text{ kA}$	$I_{AG_N04} \approx 7,3 \text{ kA}$
$I_{ABCG_N05} \approx 5,0 \text{ kA}$	$I_{ABG_N05} \approx 5,0 \text{ kA}$	$I_{AB_N05} \approx 4,4 \text{ kA}$	$I_{AG_N05} \approx 5,0 \text{ kA}$
b) Dòng điện sự cố tính toán theo phương pháp phân tích dựa trên bộ lọc dữ liệu điện áp đã đề xuất cho các nút từ 2 đến 5			
$I_{ABCG_N02} = [14,3; 14,8]$	$I_{ABG_N02} = [14,3; 14,8]$	$I_{AB_N02} = [12,5; 12,9]$	$I_{AG_N02} = [14,3; 14,8]$
$I_{ABCG_N03} = [13,2; 13,8]$	$I_{ABG_N03} = [13,2; 13,8]$	$I_{AB_N03} = [11,6; 12,1]$	$I_{AG_N03} = [13,2; 13,8]$
$I_{ABCG_N04} = [7,2; 7,6]$	$I_{ABG_N04} = [7,2; 7,6]$	$I_{AB_N04} = [6,3; 6,6]$	$I_{AG_N04} = [7,2; 7,6]$
$I_{ABCG_N05} = [5,0; 5,3]$	$I_{ABG_N05} = [5,0; 5,3]$	$I_{AB_N05} = [4,3; 4,6]$	$I_{AG_N05} = [5,0; 5,3]$



Hình 7a. Các đường cong bảo vệ của các OCPR sau khi điều phối dựa vào phương pháp phân tích ngắn mạch truyền thống (Lưu ý: OCPR3 và OCPR4 có đường đặc tuyến trùng nhau)



Hình 7b. Các đường cong bảo vệ của các OCPR sau khi điều phối dựa vào phương pháp BVCI đề xuất

Bảng 7. Kết quả phối hợp bảo vệ theo phương pháp phân tích mạch truyền thống sử dụng giá trị điện áp danh định so với phương pháp xác định khoảng giá trị điện áp nút tin cậy BVCi đề xuất

Giá trị cài đặt bảo vệ tương ứng với mỗi OCPR	Trường hợp 1: Thông số cài đặt theo phương pháp phân tích ngắn mạch truyền thống sử dụng giá trị điện áp nút danh định			
	50P (Tripping value - Operating time)	50G (Tripping value - Operating time)	51P (Curve - Pickup value - Time dial)	51G (Curve - Pickup value - Time dial)
OCPR01	6,4 kA – 0,2s	5,6 kA – 0,2s	VI – 0,96 kA – 0,2	VI – 0,16 kA – 0,60
OCPR02	1,6 kA – 0,2s	1,5 kA – 0,2s	VI – 0,5 kA – 0,12	VI – 0,07 kA – 0,45
OCPR03	1,2 kA – 0,0s	0,8 kA – 0,0s	VI – 0,4 kA – 0,05	VI – 0,06 kA – 0,08
OCPR04	1,2 kA – 0,0s	0,8 kA – 0,0s	VI – 0,4 kA – 0,05	VI – 0,06 kA – 0,08
Giá trị cài đặt bảo vệ tương ứng với mỗi OCPR	Trường hợp 2: Thông số cài đặt theo phương pháp phân tích ngắn mạch truyền thống sử dụng phương pháp BVCi được đề xuất			
	50P (Tripping value - Operating time)	50G (Tripping value - Operating time)	51P (Curve - Pickup value - Time dial)	51G (Curve - Pickup value - Time dial)
OCPR01	5,7 kA – 0,0s	5,7 kA – 0,0s	VI – 0,6 kA – 0,15	VI – 0,6 kA – 0,15
OCPR02	3,2 kA – 0,0s	3,2 kA – 0,0s	VI – 0,6 kA – 0,10	VI – 0,6 kA – 0,10
OCPR03	2,2 kA – 0,0s	2,2 kA – 0,0s	VI – 0,6 kA – 0,05	VI – 0,6 kA – 0,05
OCPR04	1,2 kA – 0,0s	1,2 kA – 0,0s	VI – 0,6 kA – 0,01	VI – 0,6 kA – 0,01

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã đề xuất một phương pháp lọc dữ liệu dựa trên phương pháp xác suất thống kê để xác định khoảng giá trị tin cậy của điện áp tại các nút có liên kết với relay bảo vệ quá dòng OCPR. Những ưu điểm của phương pháp BVCi này được tóm tắt như sau:

- Có thể ước tính khoảng giá trị tin cậy tốt nhất của điện áp ở mỗi nút trên LDPP và giảm thiểu số lần thực hiện ngắn mạch không cần thiết;
- Giá trị dòng điện sự cố nhỏ nhất được sử dụng để điều phối các thiết bị OCPR trên LDPP một cách hiệu quả hơn. Trong khi đó, giá trị dòng điện sự cố lớn nhất có thể được sử dụng như một cơ sở lựa chọn thiết bị đóng cắt cho LDPP;
- Cải thiện độ nhạy của các OCPR nhằm phát hiện nhanh chóng các sự cố trên LDPP và đảm bảo thời gian phối hợp giữa các OCPR một cách hiệu quả nhất.

Tóm lại, những kết quả mô phỏng của phương pháp BVCi do nhóm tác giả phát triển đã chứng minh sự hiệu quả so với các phương pháp lọc dữ liệu hiện nay như Kalman, DBSCAN, DWT và SSA khi áp dụng vào việc điều phối những relay bảo vệ quá dòng trên LDPP.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Dall’Anese E., Zhu H., Giannakis G. B. - Distributed optimal power flow for smart microgrids, IEEE Transactions on Smart Grid **4** (3) (2013) 1464-1475.
2. Farivar M., Neal R., Clarke C., Low S. - Optimal inverter VAR control in distribution systems with high PV penetration, IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, CA, USA (2012).

3. Yang R., Zhang Y. - Coordinated optimization of distributed energy resources and smart loads in distribution systems, Power and Energy Society General Meeting (PESGM), Boston, MA, USA (2016).
4. Lopes J. P., Hatziargyriou N., Mutale J., Djapic P., Jenkins N. - Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities, Electric Power Systems Research **77** (9) (2007) 1189-1203.
5. Teo T., Logenthiran T., Woo W. - Forecasting of photovoltaic power using extreme learning machine, 2015 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA), Bangkok, Thailand (2015).
6. Catalão J.P.S., Pousinho H.M.I., Mendes V.M.F. - Shortterm wind power forecasting in Portugal by neural networks and wavelet transform, Renewable Energy **36** (4) (2011) 1245-1251.
7. Hippert H.S., Pedreira C.E., Souza R.C. - Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation, IEEE Transactions on Power Systems **16** (1) (2001) 44-55.
8. Xie L., Gu Y., Zhu X., Genton M.G. - Short-term spatio-temporal wind power forecast in robust look-ahead power system dispatch, IEEE Transactions on Smart Grid **5** (1) (2014) 511-520.
9. Pai P.F., Hong W.C. - Forecasting regional electricity load based on recurrent support vector machines with genetic algorithms, Electric Power Systems Research **74** (3) (2005) 417-425.
10. Hong W.C. - Chaotic particle swarm optimization algorithm in a support vector regression electric load forecasting model, Energy Conversion and Management **50** (1) (2009) 105-117.
11. Jiang H., Zhang Y. - Short-term distribution system state forecast based on optimal synchrophasor sensor placement and extreme learning machine, 2016 Power and Energy Society General Meeting (PESGM), Boston, MA, USA (2016).
12. Duong Minh Bui - Simplified and automated fault-current calculation for fault protection system of grid-connected low-voltage AC microgrids, International Journal of Emerging Electric Power Systems **18** (2) (2017).
13. ALSTOM Grid Inc.: New York, Distribution Network Analysis Functions (DNAF) Analyst and Configuration Editor User's Guide, NY, USA (2014).
14. Dobbe R., Van Westering W., Liu S., Arnold D., Callaway D., Tomlin C. - Linear single- and three-phase voltage forecasting and Bayesian state estimation with limited sensing, IEEE Transactions on Power Systems **35** (3) (2020) 1674-1683.
15. Bengio Y., Courville A., Vincent P. - Representation learning: A review and new perspectives, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **35** (8) (2013) 1798-1828.
16. Bengio Y., Simard P., Frasconi P. - Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult, IEEE Transactions on Neural Networks **5** (2) 1994) 157-166.

ABSTRACT

A CALCULATION METHOD OF BUS-VOLTAGE CONFIDENCE INTERVALS PROPOSED FOR THRESHOLD SETTINGS OF OVERCURRENT RELAYS ON DISTRIBUTION NETWORKS

Le Duy Phúc^{1,2}, Bui Minh Duong^{3,*}, Nguyen Thanh Hoan¹,
Doan Ngoc Minh¹, Huynh Cong Phuc¹.

¹*Ho Chi Minh City Power Corporation (EVNHCMC)*

²*Ho Chi Minh City University of Technology (HUTECH)*

³*Vietnamese-German University (VGU), Binh Duong Province*

**Email: duong.bm@vgu.edu.vn*

In a distribution network (DN), overcurrent protection relays play an important role in preventing distribution components from damages caused by high fault currents. In order to determine setting thresholds of overcurrent relays, fault analysis is implemented with various fault types, e.g. symmetrical and unsymmetrical faults, by applying the nominal bus-voltage value or the bus-voltage value taken from the latest power-flow analysis results. However, the use of these values can lead to the computational inaccuracy of fault currents and a decrease in selectivity of overcurrent relays, which can cause protection mis-coordination. In addition, the continuously repeatable computation of power flows and fault currents could be unnecessary and complicated for updating bus-voltage values and setting overcurrent relays in the DN. Nevertheless, this paper will propose a novel method of statistical data-filtering in order to determine bus-voltage confidence intervals (BVCIs), which is to serve for effectively adjusting the setting thresholds of OCPRs in the distribution network. In case of not having changes in the DN topology, the proper selection of BVCIs can minimize the repeated calculations of fault currents and meanwhile ensure the reliability of OCPRs in the distribution network. Moreover, the proposed data filtering method of bus-voltages will be compared with other existing data-filtering methods like Kalman filter (KF), Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN), Discrete Wavelet Transform (DWT), and Single Spectrum Analysis (SSA). Simulation results of 22kV distribution network protection system are used to validate the setting thresholds of OCPRs with the determined BVCIs.

Keywords: Bus voltage, data filtering, distribution network, fault analysis, protection system, and overcurrent relays.