DOI: https://doi.org/10.62985/j.huit_ojs.vol26.no1E.353

CHẨN ĐOÁN LỖI HỒ QUANG NỐI TIẾP DC TRONG BỘ NGHỊCH LƯU BA PHA BẰNG CÁC MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO KẾT HỢP VỚI KỸ THUẬT TRÍCH XUẤT CÁC THÀNH PHẦN TẦN SỐ

Đặng Hoàng Long, Văn Tấn Lượng*

Trường Đại học Công Thương Thành phố Hồ Chí Minh

*Email: *luongvt@huit.edu.vn*

Ngày nhận bài: 02/5/2024; Ngày nhận bài sửa: 04/6/2024; Ngày chấp nhận đăng: 07/6/2024

TÓM TẮT

Các hư hỏng hồ quang nối tiếp DC đặt ra một mối quan ngại đáng kể vì chúng có thể gây ra các vụ hỏa hoạn và gây ra những hậu quả bất lợi đối với các hệ thống điện nếu không được phát hiện. Tuy nhiên, việc phát hiện chúng trong các hệ thống điện thực tế vẫn còn nhiều thách thức, chủ yếu do cường độ dòng hồ quang nhỏ, sự thiếu vắng của khoảng thời gian qua điểm không, và sự biểu hiện của nhiều hành vi bất thường phụ thuộc vào đa dạng các tải và bộ điều khiển điện. Đáng chú ý, các biện pháp bảo vệ truyền thống, đặc biệt là cầu chì bảo vệ, có thể không hoạt động hiệu quả trong việc kích hoạt kịp thời khi xảy ra các hư hỏng hồ quang nối tiếp DC. Hậu quả của việc không phát hiện được các hư hỏng hồ quang là rất nghiêm trọng, có thể dẫn đến các chế độ vận hành sai lệch trong các hệ thống điện, từ đó tăng nguy cơ thiệt hại vật chất và thương vong con người. Trước những đòi hỏi cấp bách này, việc phát triển một cơ chế phát hiện hiệu quả nhằm vào các hư hỏng hồ quang nối tiếp trong các hệ thống DC trở thành một nhiệm vụ cấp bách hàng đầu. Trong nghiên cứu này, sự kết hợp giữa kỹ thuật trích xuất thành phần tần số và học máy nhân tạo đã được sử dụng để chẩn đoán hư hỏng hồ quang DC. Kết quả chẩn đoán chứng minh tính hiệu quả của cơ chế phát hiện đề xuất và tăng độ chính xác trong việc phát hiện.

Từ khóa: Lỗi hồ quang DC, trích xuất thành phần tần số, trí tuệ nhân tạo.

1. GIỚI THIỆU

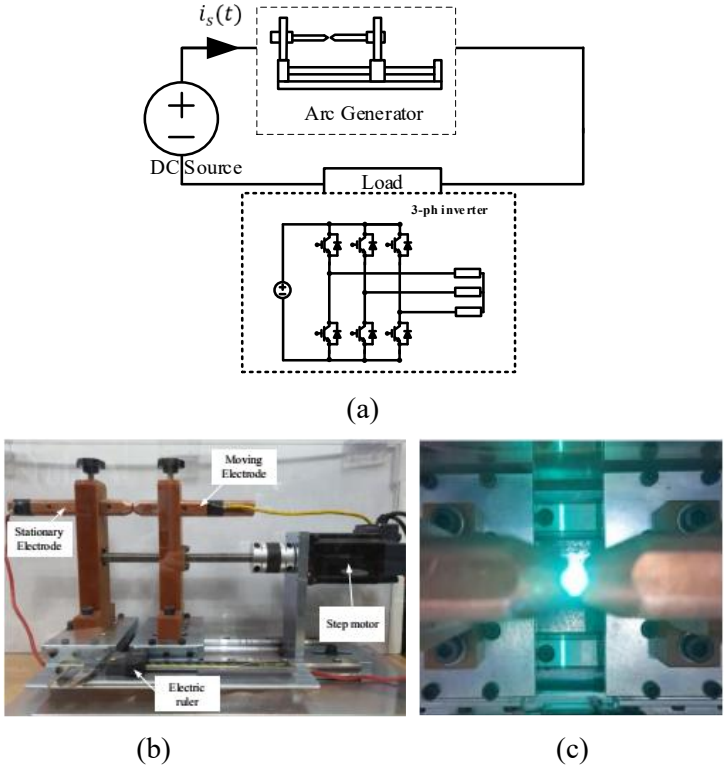
Hạ tầng lưới điện truyền thống được hình thành dựa trên sự phát điện từ nhiên liệu hóa thạch, một yếu tố chính góp phần vào suy thoái môi trường. Tình huống này đã làm gia tăng sự chú ý và đầu tư vào các nguồn năng lượng tái tạo (Renewable Energy Source - RES), tiêu biểu là công nghệ điện mặt trời (Photovoltaic - PV) và điện gió. Các lựa chọn bền vững này được coi là những đối thủ mạnh mẽ trong việc khai thác các nguồn năng lượng thân thiện với môi trường [1, 2]. Hơn nữa, ngày càng có nhiều lo ngại về các khía cạnh an toàn của RES và các bộ biến tần kết nối lưới liên quan. Đáng chú ý, RES quản lý dòng điện DC tự động, điều này mang đến nguy cơ tiềm ẩn của các lỗi hồ quang DC xảy ra giữa các tấm pin PV và các bộ biến tần [3]. Trong hệ thống điện DC, sự xuất hiện tiềm tàng của một lỗi hồ quang có thể xuất phát từ nhiều nguồn, bao gồm sự lão hóa của cách điện dây dẫn điện, sự lỏng lẻo của các kết nối điện, sự hiện diện của không khí ẩm, hoặc sự tăng đột ngột của điện áp hoặc dòng điện. Các hồ quang lỗi DC này có ảnh hưởng đáng kể trong việc khởi tạo các vụ cháy điện, do đó nhấn mạnh tầm quan trọng của chúng trong lĩnh vực an toàn điện. Cường độ dòng hồ quang lỗi thường nhỏ hơn dòng vận hành thông thường do sự xuất hiện của điện trở nối tiếp do hồ quang tạo ra. Tình huống này đặt ra một trở ngại đáng kể, vì các phương pháp bảo vệ quá dòng truyền thống không đủ khả năng phát hiện và cô lập các lỗi hồ quang nối tiếp trong hệ thống DC [4, 5]. Trong nghiên cứu này, sự kết hợp giữa kỹ thuật trích xuất thành phần tần số và học máy nhân tạo đã được sử dụng để chẩn đoán hư hỏng hồ quang DC. Đầu tiên, trong mỗi khoảng thời gian lấy mẫu, tín hiệu dòng hồ quang được thu thập và sau đó được phân tích bằng phép biến đổi nhanh Fourier (fast Fourier transform - FFT). Quá trình phân tích này tạo điều kiện trích xuất dải tần số liên quan đến đặc tính cụ thể. Sau đó, tín hiệu sau quá trình trích xuất được sử dụng làm đầu vào cho học máy nhân tạo (Machine Learning - ML). Kết

quả chẩn đoán chứng minh tính hiệu quả của cơ chế phát hiện đề xuất và tăng độ chính xác trong việc phát hiện.

2. CẤU HÌNH PHẦN CỨNG VÀ CÁC ĐẶC TÍNH CỦA LỖI HỒ QUANG NỐI TIẾP DC

2.1. Cấu hình phần cứng

Hình 1 mô tả sơ đồ nguyên lý giải thích việc thu thập dữ liệu hồ quang DC. Việc thu thập dữ liệu được thực hiện tuân theo các nguyên tắc được nêu trong UL1699B [6], định hình thiết kế của mạch tạo hồ quang. Sự tách biệt có chủ ý của các thanh hồ quang đã khởi tạo hồ quang, sau đó sử dụng máy hiện sóng để thu nhận các đường đi của dòng điện qua các thanh trước và sau khi sự kiện hồ quang diễn ra. Phân tích tiếp theo của các dòng hồ quang được thực hiện thông qua môi trường tính toán MATLAB. Khung thực nghiệm dành cho việc tạo hồ quang bao gồm sự kết hợp của các thành phần thiết yếu, bao gồm nguồn cung cấp điện DC, bộ tạo hồ quang, và các tải. Đáng chú ý, mô hình thực nghiệm này bao gồm việc sử dụng nguồn cung cấp điện DC N8741A từ Keysight Technologies, USA. Như minh họa trong Hình 1, tải được chịu một điện áp DC được kiểm soát. Sau đó, việc kích hoạt động cơ bước, liên kết với các thanh hồ quang, khởi động quá trình tách biệt có kiểm soát của chúng. Để đảm bảo việc thu thập dữ liệu chính xác, một máy hiện sóng (Tektronix MSO3054, USA) được triển khai, hoạt động ở tần số lấy mẫu 250 kHz. Vai trò quan trọng của việc thu thập dữ liệu được giao cho Tektronix TCP312 (Tektronix, OR, USA), đóng vai trò là đầu dò dòng điện hỗ trợ đo lường chính xác dòng điện hồ quang. Phạm vi phân tích đối với lỗi hồ quang DC bao gồm cả miền thời gian và miền tần số. Khám phá này còn bao gồm việc tạo hệ thống các hồ quang DC trong các tình huống thực nghiệm đa dạng, tạo điều kiện thu thập dữ liệu toàn diện.



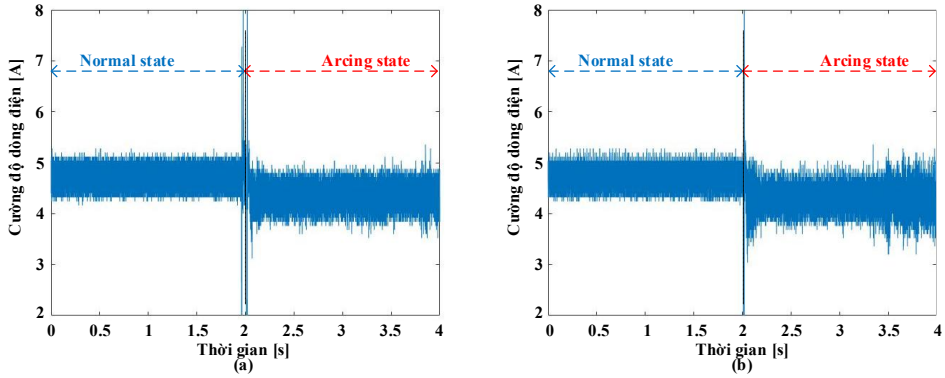
Hình 1. Sơ đồ khối của mạch thí nghiệm chẩn đoán lỗi hồ quang nối tiếp DC. (a) Sơ đồ khối lý thuyết. (b) Mô hình thực tế bộ tạo lỗi hồ quang. (c) Hình ảnh lỗi hồ quang.

Bản chất hoạt động của các bộ biến tần này nằm ở việc chuyển đổi tín hiệu DC thành tín hiệu AC, tạo ra một tình huống động lực mà chỉ có một công tắc duy nhất được kích hoạt trong mỗi nhánh pha tại bất kỳ thời điểm nào. Sự sắp xếp hệ thống này tạo ra tám vector chuyển mạch riêng biệt, liên quan đến hoạt động tổng thể của bộ biến tần ba pha. Trong nghiên cứu hiện tại, việc điều khiển các đơn vị biến tần

này được thực hiện thông qua điều chế vector không gian, một kỹ thuật điều chế tiên tiến được phát triển để kiểm soát chính xác điều chế độ rộng xung. Trong phạm vi này, mục tiêu chính bao gồm việc điều khiển một điện áp DC quy định, khéo léo điều khiển sáu công tắc riêng biệt để tái tạo đáng kể các dạng sóng hình sin đặc trưng của hệ thống AC ba pha, cho phép hiệu chỉnh hợp lý cả tần số và biên độ.

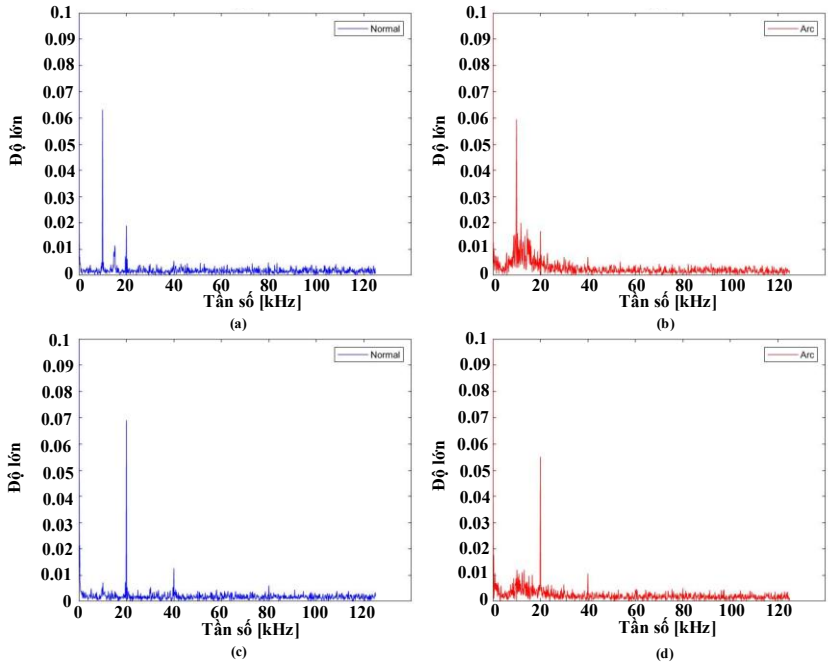
2.2. Các đặc tính của lỗi hồ quang nối tiếp DC

Hình 2 cung cấp hình ảnh trực quan về các dạng sóng tương ứng với cả trạng thái bình thường và trạng thái hồ quang, mỗi trạng thái được kích hoạt tại các tần số chuyển mạch khác nhau trong khi duy trì biên độ dòng điện ở mức 5A. Hiển nhiên là trong các tần số chuyển mạch đa dạng, cấu hình dạng sóng trước khi bắt đầu hồ quang đều đồng nhất. Tuy nhiên, khi xảy ra hồ quang, nhiều hành vi bất thường bắt đầu xuất hiện trong các dạng sóng. Những hiện tượng này bao gồm sự gia tăng các thành phần hài kết hợp với dòng điện tải, sự biến đổi trong cấu hình dạng sóng của dòng điện tải dẫn đến sự biến dạng, và sự giảm nhẹ biên độ của dòng điện hiện tại. Giai đoạn đầu của hồ quang luôn được đánh dấu bằng các đỉnh biên độ rõ ràng, là biểu hiện nổi bật của sự phát sáng điện từ các tia lửa điện. Đáng chú ý, quy mô của các tia lửa điện này thay đổi, tương ứng với phổ tần số chuyển mạch đang được sử dụng. Cần lưu ý rằng những hiện tượng bất thường rõ ràng này cung cấp những triển vọng đáng kể cho việc sử dụng chúng như các yếu tố phân biệt trong phát hiện lỗi hồ quang. Sau đó, một phân tích kỹ lưỡng các tín hiệu dòng điện trước và sau khi xảy ra hồ quang được thực hiện, với sự tập trung cụ thể vào các đặc điểm phổ của chúng thông qua phân tích FFT. Để đảm bảo tính chi tiết, tập dữ liệu được chia thành các tập hợp con riêng biệt, mỗi tập được phân tích FFT một cách độc lập. Kết quả của quá trình này dẫn đến việc cấu hình mỗi tập hợp bao gồm một tập hợp 500 điểm dữ liệu, được thu thập ở tốc độ lấy mẫu 250 kHz.



Hình 2. Tín hiệu dòng điện DC với các tần số đóng cắt khác nhau với độ lớn 5 A.
(a) Tần số đóng cắt 5 kHz. (b) Tần số đóng cắt 10 kHz.

Như được minh họa trong Hình 3, kết quả của phân tích FFT, được thực hiện trước và sau sự cố hồ quang, được thể hiện trực quan trên một loạt các tình huống trong đó biên độ dòng điện được cố định ở 5 A, mỗi tình huống tương ứng với các tần số đóng cắt riêng biệt bao gồm 5, 10, 15 và 20 kHz. Đáng chú ý, các phổ tần số được mô tả trong Hình 3 chứng minh cho sự vắng mặt rõ rệt của bất kỳ biến dạng FFT nào trước khi hồ quang bắt đầu, một hiện tượng phổ biến trải dài trên tất cả các chế độ tần số đóng cắt được nghiên cứu. Hơn nữa, việc kiểm tra tỷ mỉ các dải tần số trong Hình 3 đặt ra quan sát thú vị về nhiễu đóng cắt tập trung chỉ xuất hiện trong vùng lân cận của các dải tần số đóng cắt được quy định. Điều này tiết lộ một phát hiện hấp dẫn, trong đó ở tần số đóng cắt 5 kHz, cảnh quan phổ được đánh dấu rõ rệt bởi một đỉnh nhiễu đóng cắt bao trùm các dải tần số 5, 10, 15 và 20 kHz. Những phát hiện tương tự lặp lại trong toàn cảnh của các tần số đóng cắt được nghiên cứu khác, trong đó sự tập trung của nhiễu đóng cắt luôn hướng về các hài bậc cao và các bội số của chúng, đồng bộ với độ lớn tần số đóng cắt tương ứng. Ngược lại, một mô hình khác biệt xuất hiện sau khi hồ quang xảy ra, được đặc trưng bởi một mảng biến dạng rõ ràng được bao bọc trong phổ tần số trải dài từ khoảng 3 kHz đến 30 kHz trên tất cả các phổ tần số đóng cắt. Rõ ràng, sự tập trung rõ rệt của nhiễu do tần số đóng cắt gây ra xuất hiện gần các bội số của các tần số đóng cắt tương ứng. Tuy nhiên, một quan sát tinh tế cho thấy một số trường hợp nhỏ của nhiễu do tần số đóng cắt gây ra, lan tràn trên khoảng từ 3 kHz đến 30 kHz, giao thoa và hợp nhất với các biến dạng do hồ quang gây ra, do đó kết hợp và phức tạp hóa lẫn nhau trong dải tần số này.



Hình 3. Tín hiệu dòng điện DC khi được phân tích FFT với các tần số đóng cắt khác nhau với độ lớn 5 A. (a) Khi không xảy ra lỗi ở tần số đóng cắt 5 kHz. (b) Khi xảy ra lỗi ở tần số đóng cắt 5 kHz. (c) Khi không xảy ra lỗi ở tần số đóng cắt 10 kHz. (d) Khi xảy ra lỗi ở tần số đóng cắt 10 kHz.

3. KỸ THUẬT TRÍCH XUẤT THÀNH PHẦN TẦN SỐ VÀ CÁC MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

3.1. Kỹ thuật trích xuất thành phần tần số

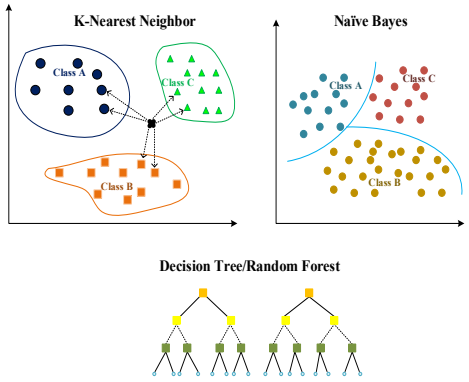
Phương pháp này được thiết kế để nâng cao hiệu quả trích xuất đặc trưng, thực hiện lọc thông minh và cuối cùng là cải thiện độ chính xác của việc xác định sự cố. Mục tiêu chính của quá trình trích xuất đặc trưng là phân biệt và trích xuất các thuộc tính vốn có bao gồm dòng sự cố hồ quang DC. Trong mỗi khoảng lấy mẫu rời rạc, tín hiệu dòng hồ quang được phân lập và sau đó được phân tích FFT. Quy trình phân tích này giúp xác định và tính toán dải tần đặc trưng có liên quan. Thông qua việc áp dụng mỗi phép toán FFT, một tập hợp gồm 250 thành phần tần số được tạo ra, mỗi thành phần có độ phân giải tần số là 500 Hz. Trong phạm vi của nghiên cứu này, bốn dải tần số riêng biệt được sử dụng để đánh giá tác động của sự thay đổi tần số. Các dải tần số được chỉ định này, cùng với số lượng thành phần tần số tương ứng trong mỗi dải, được mô tả chi tiết trong Bảng 2. Ví dụ, các thành phần tần số trải dài từ vị trí thứ 6 đến vị trí thứ 60 biểu thị cho dải tần số trải dài từ 3 kHz đến 30 kHz. Như được minh họa trong Hình 3, các biến dạng phát sinh từ sự cố hồ quang nằm trong phổ tần số từ 3 kHz đến 30 kHz, trên tất cả các tần số đóng cắt. Do đó, sự khởi đầu của bốn dải tần số được chỉ định (FRs) được đặt ở 3 kHz, đảm bảo bao gồm toàn diện tất cả các biến dạng liên quan đến hồ quang.

Bảng 1. Các thông số chi tiết của các dải tần số cố định

Các dải tần số	Thông số chi tiết		
	Thứ tự tần số đầu tiên	*Thứ tự tần số cuối cùng*	*Tổng số thành phần*
Dải tần số 1 (FR1)	6	60	55
Dải tần số 2 (FR2)	6	90	85
Dải tần số 3 (FR3)	6	120	115
Dải tần số 4 (FR4)	6	180	155

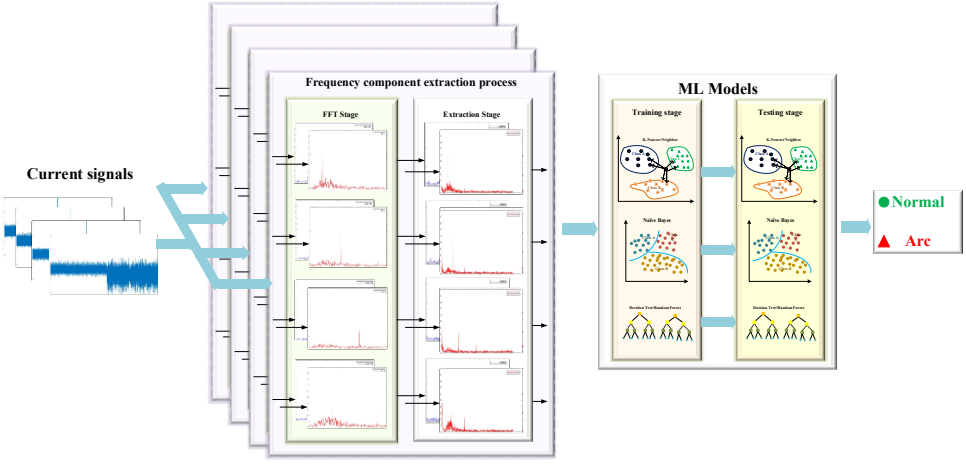
3.2. Các mô hình trí tuệ nhân tạo

Hình 4 minh họa mô hình lý thuyết và cấu hình của một số mô hình học máy (ML).Thuật toán K-Nearest Neighbor (KNN): Thuật toán KNN dựa trên giả định rằng các thực thể sở hữu các thuộc tính tương tự có khả năng nằm gần nhau trong không gian dữ liệu. Nói cách khác, các đối tượng tương tự thể hiện sự gần kề không gian trong cùng một cụm [7]. Cây Quyết định (Decision Tree - DT): DT là một phương pháp linh hoạt, phục vụ cho cả các tác vụ phân loại và hồi quy. Tên gọi của nó ám chỉ một cấu trúc giống như một cái cây, tương tự như sơ đồ luồng, mô tả các dự đoán bắt nguồn từ một chuỗi phân vùng dựa trên đặc trưng. Quá trình bắt đầu tại một nút gốc và kết thúc bằng một phán đoán được đưa ra tại các nút cuối [8]. Rừng Ngẫu nhiên (Random Forest - RF): Đúng như tên gọi, RF cấu thành từ một tập hợp các cây quyết định rời rạc. Rừng cây này cùng nhau đóng góp vào việc dự đoán. Mỗi cây thành phần tạo ra một dự đoán lớp và lớp có hiệu quả cao nhất sẽ trở thành dự đoán của mô hình [9]. Thuật toán Bayes Ngây thơ (Naïve Bayes - NB): thuật toán NB bao gồm một tập hợp các thuật toán phân loại dựa trên định lý Bayes. Mặc dù không phải là một thuật toán đơn lẻ mà là một tập hợp các thuật toán, chúng được thống nhất bởi nguyên tắc chung về sự độc lập giữa từng cặp thuộc tính trải qua phân loại [10].



Hình 4. Lưu đồ lý thuyết của các mô hình máy học

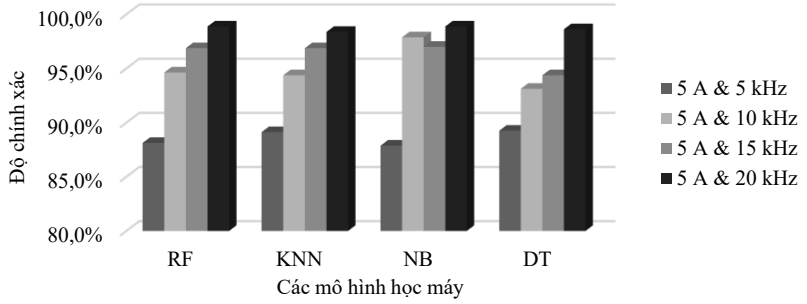
4. PHÂN TÍCH KẾT QUẢ CHẨN ĐOÁN LỖI HỒ QUANG NỐI TIẾP DC



Hình 5. Sơ đồ khối của phương pháp chẩn đoán lỗi

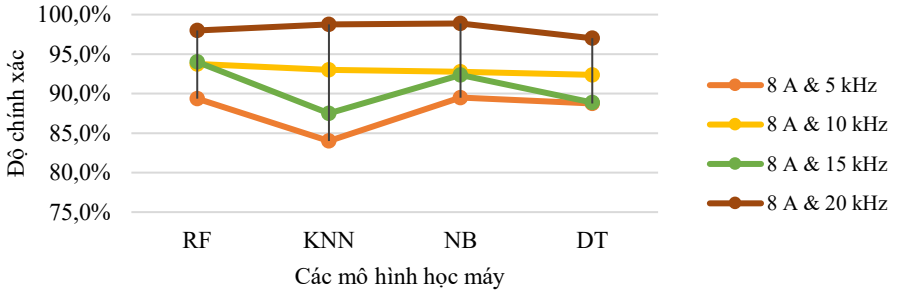
Hình 5 trình bày biểu đồ khối mô tả khung dự kiến cho chẩn đoán sự cố hồ quang. Dữ liệu dòng điện chiếm ưu thế được lấy mẫu và sau đó được phân đoạn thành các tập con, mỗi tập con bao gồm 500 điểm dữ liệu. Các tập con dữ liệu riêng lẻ này trải qua phân tích FFT, sau đó dữ liệu thu được từ FFT đi vào một quy trình hai giai đoạn nhằm trích xuất các thành phần tần số. Trong giai đoạn đầu, các thành phần tần số riêng biệt nằm trong các FR cụ thể được trích xuất. Tiếp theo, kỹ thuật trích chọn đặc trưng (feature extraction) được áp dụng, dẫn đến việc thu được các thành phần đặc trưng (characteristic components). Các thành phần đặc trưng này được sử dụng làm đầu vào cho thuật toán học máy tự động

(ML) trong bối cảnh chẩn đoán sự cố hồ quang DC, bao gồm cả giai đoạn huấn luyện và thử nghiệm. Tỷ lệ phân phối dữ liệu giữa các trường hợp bình thường và sự cố hồ quang được duy trì ở tỷ lệ 1: 1 cho cả giai đoạn huấn luyện và thử nghiệm. Để đánh giá hiệu quả của các thuật toán ML, thước đo độ chính xác đóng vai trò là tiêu chí đánh giá chính. Tỷ lệ phát hiện chính xác biểu thị bằng tỷ lệ các tập dữ liệu được dự đoán chính xác với tổng số các tập dữ liệu kiểm tra.

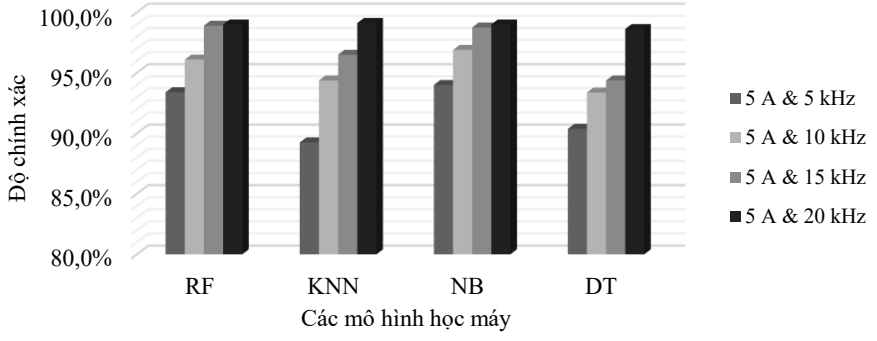


Hình 6. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 5 A với dải tần số FR1 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau.

Hình 6 hiển thị kết quả của quy trình chẩn đoán ở biên độ dòng điện 5 A trong FR1 trên các tần số đóng cắt khác nhau. Đáng chú ý, tất cả các thuật toán ML đều thể hiện hiệu suất vượt trội. Nhìn chung, độ chính xác chẩn đoán tăng theo sự gia tăng của tần số đóng cắt. Hình 7 miêu tả các kết quả chẩn đoán ở biên độ dòng điện 8 A trong FR1 trên các tần số đóng cắt riêng biệt. Hơn nữa, kỹ thuật trích xuất khuếch đại đáng kể khả năng chẩn đoán của các thuật toán ML ở tần số đóng cắt 20 kHz. Trong FR1, hiệu quả không thể phủ nhận của kỹ thuật được đề xuất là rõ ràng, vì nó luôn đạt được độ chính xác ấn tượng trong việc phát hiện sự cố hồ quang trên các mô hình ML khác nhau. Độ chính xác này tăng lên theo sự gia tăng của tần số đóng cắt, bất kể mô hình máy học nào được sử dụng.

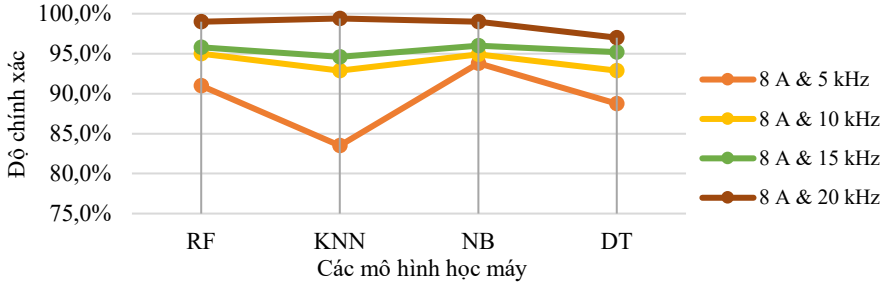


Hình 7. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 8 A với dải tần số FR1 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau

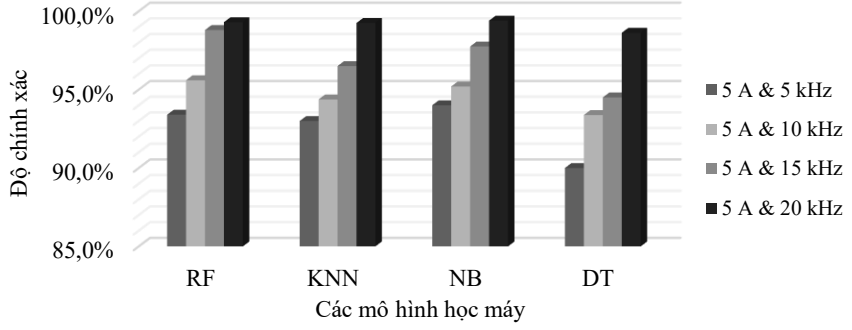


Hình 8. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 5 A với dải tần số FR2 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau

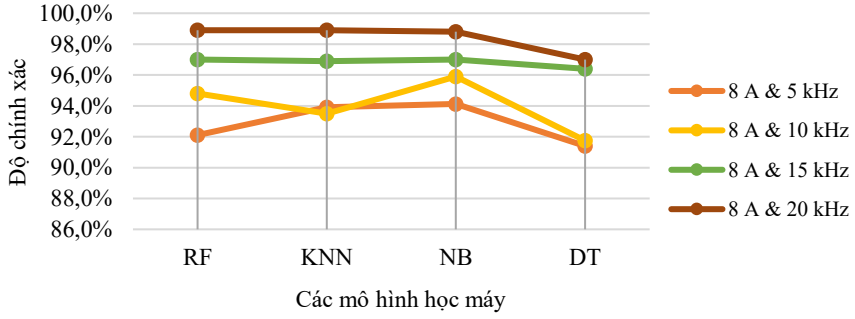
Hình 8 trình bày kết quả chẩn đoán trong FR2 ở biên độ dòng điện 5 A trên các tần số đóng cắt khác nhau. Đáng chú ý, tất cả các thuật toán ML được cải tiến với kỹ thuật trích chọn đặc trưng đều thể hiện hiệu suất vượt trội ở tất cả các tần số đóng cắt 5 kHz, 10 kHz, 15 kHz và 20 kHz. Hơn nữa, kỹ thuật được đề xuất đóng góp đáng kể vào những thành tựu nổi bật của các thuật toán ML ở các tần số đóng cắt 15 kHz và 20 kHz. Hình 9 cung cấp thông tin chi tiết về kết quả chẩn đoán ở biên độ dòng điện 8 A trong FR2, xem xét các tần số đóng cắt khác nhau. Rõ ràng, các thuật toán ML luôn thể hiện hiệu suất vượt trội ở tần số đóng cắt 10 kHz. Những kết quả này nhấn mạnh hiệu quả không thể nhầm lẫn của kỹ thuật được đề xuất trong FR2, luôn đạt được độ chính xác đáng chú ý trên các mô hình ML khác nhau để phát hiện sự cố hồ quang. Tương tự như FR1, độ chính xác chẩn đoán tăng theo sự gia tăng của tần số đóng cắt bất kể có sử dụng thuật toán ML nào. Như đã được phân tích ở Hình 3,các nhiễu đóng cắt tập trung ở xung quanh tần số đóng cắt và bội số của chúng. Những nhiễu này ở tần số đóng cắt thấp tập trung lại khiến cho tín hiệu FFT có dạng sóng giống như của lỗi hồ quang. Điều này có thể là tác nhân quan trọng làm giảm đáng kể độ chính xác của các mô hình học máy. Ở trường hợp tần số đóng cắt cao, các nhiễu đóng cắt được dàn trải và cách xa nhau, khiến cho dạng sóng có sự khác biệt rõ rệt hơn trước và sau khi có lỗi hồ quang. Vì vậy, độ chính xác của các mô hình học máy đã được cải thiện rõ rệt ở tần số đóng cắt cao bất kể mô hình học máy nào được sử dụng.



Hình 9. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 8 A với dải tần số FR2 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau



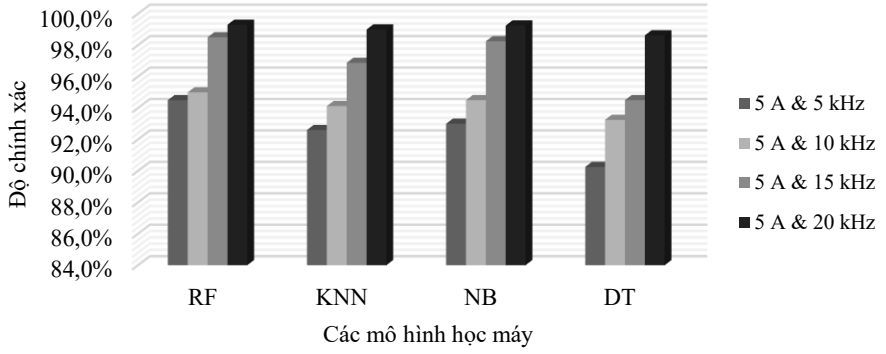
Hình 10. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 5 A với dải tần số FR3 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau



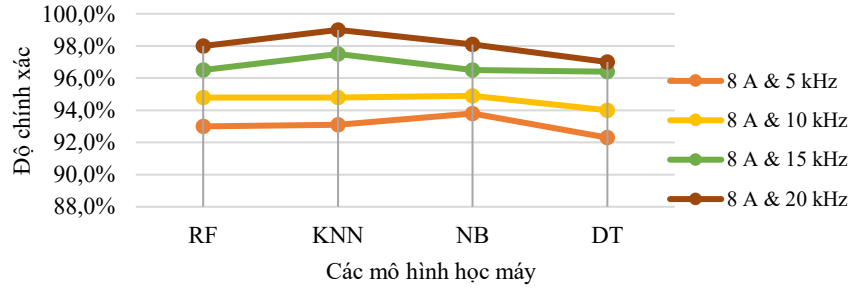
Hình 11. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 8 A với dải tần số FR3 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau

Hình 10 trình bày kết quả chẩn đoán trong FR3 ở biên độ dòng điện 5 A trên các tần số đóng cắt khác nhau. Tất cả các thuật toán ML được cải tiến với kỹ thuật đề xuất đều thể hiện hiệu suất vượt trội trên tất cả các tần số đóng cắt. Hình 11 cung cấp cái nhìn toàn diện về kết quả chẩn đoán ở biên độ dòng điện 8 A trong FR3, xem xét các tần số đóng cắt khác nhau. Các thuật toán ML luôn có hiệu suất cao trên các tần số đóng cắt 5 kHz, 10 kHz, 15 kHz và 20 kHz.

Hình 12 trình bày kết quả chẩn đoán trong FR4 ở biên độ dòng điện 5 A trên các tần số đóng cắt khác nhau. Đối với tất cả các dải tần số đóng cắt, tất cả các thuật toán ML được cải tiến với kỹ thuật đề xuất đều thể hiện hiệu suất vượt trội. Tuy nhiên, sự khác biệt về độ chính xác của các thuật toán ML là không đáng kể ở tần số đóng cắt 20 kHz. Hình 13 cung cấp một góc nhìn toàn diện về kết quả chẩn đoán ở biên độ dòng điện 8 A trong FR4, xem xét các tần số đóng cắt khác nhau. Bằng chứng rõ ràng là các thuật toán ML luôn thể hiện hiệu suất cao trên các tần số đóng cắt 5 kHz, 10 kHz, 15 kHz và 20 kHz. Hơn nữa, độ chính xác của tất cả các thuật toán ML với kỹ thuật đề xuất trong FR4, và FR3 cao hơn các thuật toán ML với kỹ thuật đề xuất trong FR1, và FR2, đặc biệt ở tần số đóng cắt 20 kHz.



Hình 12. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 5 A với dải tần số FR4 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau.



Hình 13. Kết quả chẩn đoán lỗi khi dòng điện ở mức 8 A với dải tần số FR4 dưới các điều kiện tần số đóng cắt khác nhau.

Kết quả của các đánh giá chẩn đoán trên tất cả các FR khẳng định hiệu quả của lược đồ phát hiện hồ quang được đề xuất tích hợp với kỹ thuật được đề xuất trong việc cải thiện đáng kể tỷ lệ chính xác của tất cả các mô hình ML, đặc biệt ở các tần số đóng cắt cao.

5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này giới thiệu một chiến lược cải tiến để phát hiện sự cố hồ quang DC bằng cách tích hợp kỹ thuật trích xuất thành phần tần số với các mô hình học máy tự động (ML). Bất kể tần số đóng cắt, các biến dạng phát sinh từ sự cố hồ quang luôn nằm trong dải tần số từ 3 kHz đến 30 kHz. Do đó, để bao gồm toàn bộ các biến dạng liên quan đến hồ quang, các FR được chọn phải bao phủ phổ tần này.Với việc áp dụng quy trình trích xuất thành phần tần số, độ rõ nét của tín hiệu được cải thiện đáng kể, dẫn đến biểu hiện rõ rệt và riêng biệt hơn của các biến dạng hồ quang. Sự cải thiện chất lượng tín hiệu này có khả năng nâng cao hiệu quả của các phương pháp trích chọn đặc trưng trong chẩn đoán hồ quang. Kết quả chẩn đoán xác nhận hiệu quả của lược đồ phát hiện được đề xuất, đặc biệt là trong việc tăng độ chính xác phát hiện ở các tần số đóng cắt cao.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] H. -P. Park and S. Chae, "DC series arc fault detection algorithm for distributed energy resources using arc fault impedance modeling", *IEEE Access*, vol. 8, 2020, 179039-179046, doi: http://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3027869.

[2] R. Ferrero, M. Collotta, M.V. Bueno-Delgado, and H.-C. Chen, "Smart management energy systems in industry 4.0", *Energies*, vol. 13, no. 2, 2020, 382. https://doi.org/10.3390/en13020382

[3] L. Frosini, "Novel diagnostic techniques for rotating electrical machines—A review", *Energies*, vol. 13, no. 19, 2020, 5066, doi: https://doi.org/10.3390/en13195066

[4] S. Dhar, R. K. Patnaik, and P. K. Dash, "Fault detection and location of photovoltaic based DC microgrid using differential protection strategy", *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 5, 2018, 4303–4312. http://doi.org/10.1109/TSG.2017.2654267

[5] V. Psaras *et al*., "Review of DC series arc fault testing methods and capability assessment of test platforms for more-electric aircraft," in *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 8, no. 4, pp. 4654-4667, Dec. 2022, doi: http://doi.org/10.1109/TTE.2022.3189970

[6] UL 1699B, "Outline of Investigation for Photovoltaic (PV) DC Arc-Fault Circuit Protection, Issue 2*; Underwriters Laboratories, Inc.: Northbrook, IL, USA, (2013).*

[7] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, 1967, 21-27. http://doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964.

[8] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone, "Classification and Regression Trees. Belmont, CA: Wadsworth and Brooks, (1984). https://doi.org/10.1201/9781315139470

[9] L. Breiman, "Random forests", *Mach. Learn.,* vol. 45, 2001, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

[10] P. Langley, W. Iba, and K. Thompson, "An analysis of Bayesian classifiers," in *Proceedings of the 10th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI),* 1992, pp. 223–228.

ABSTRACT

DC ARC FAULT DIAGNOSIS IN THREE-PHASE INVERTERS USING MACHINE LEARNING MODELS COMBINED WITH FREQUENCY COMPONENT EXTRACTION TECHNIQUE

Dang Hoang Long, Van Tan Luong*

Ho Chi Minh City University of Industry and Trade

*Email: *luongvt@huit.edu.vn*

DC series arc faults pose a significant concern due to their potential to cause fires and inflict detrimental consequences on power systems if left undetected. However, their detection in real-world power systems remains challenging, primarily attributed to the low arc current magnitude, the absence of zero-crossing periods, and the manifestation of diverse abnormal behaviors influenced by a variety of loads and power controllers. Notably, conventional protective measures, particularly fuses, may not effectively operate to trigger timely responses in the event of DC series arc faults. The repercussions of undetected arc faults are severe, potentially leading to malfunctioning operations in power systems, thereby increasing the risk of property damage and human casualties. In response to these pressing demands, developing an effective detection mechanism targeting DC series arc faults in DC systems emerges as a paramount task. In this study, the integration of frequency component extraction and machine learning techniques is employed for DC arc fault diagnosis. The diagnostic results demonstrate the efficacy of the proposed detection mechanism and enhance the accuracy of arc fault identification.

Keywords: DC series arc fault, frequency component extraction, machine learning.