

NHẬN DẠNG SỰ CỐ TRÊN LƯỚI ĐIỆN PHÂN PHỐI DỰA TRÊN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

FAULTS RECOGNITION IN POWER DISTRIBUTION SYSTEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Nguyễn Quốc Minh, Lê Thị Minh Châu

Viện Điện, Trường Đại học Bách khoa Hà Nội; minh.nguyenquoc@hust.edu.vn

Tóm tắt - Nghiên cứu này đề xuất phương pháp nhận dạng sự cố ngắn mạch trên lưới điện phân phối dựa trên một số thuật toán trí tuệ nhân tạo. 4 dạng sự cố ngắn mạch bao gồm ngắn mạch 3 pha, ngắn mạch 2 pha, ngắn mạch 2 pha chạm đất và ngắn mạch 1 pha được tạo ra tại các điểm trên lưới điện IEEE 15 nút, mô phỏng trên Matlab. Dòng điện và điện áp các pha tại đầu nguồn khi xảy ra ngắn mạch được gán nhãn làm dữ liệu đầu vào, trong khi các dạng ngắn mạch tương ứng được gán nhãn làm dữ liệu đầu ra. Trong số 8000 điểm sự cố được tạo ra, 70% dữ liệu được sử dụng để huấn luyện và 30% dữ liệu được sử dụng để kiểm tra. Kết quả nhận dạng cho thấy, các thuật toán deep learning có thể nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối với độ chính xác lên đến 95%.

Từ khóa - lưới điện phân phối; nhận dạng sự cố; trí tuệ nhân tạo.

Abstract - In this paper, we will present a novel method to classify the short-circuit (SC) faults in power distribution systems using artificial intelligence. Four different types of SC fault including 3-phase, phase-ground (LG), phase-phase (LL) and phase-phase-ground (LLG) are randomly created in the IEEE 15 bus system using Matlab Simulink. The voltages and currents at the substation are captured to feed into the input layer, while the corresponding faults type are labeled in the output layer of the artificial intelligence models. 8000 data points are generated and randomly split into training and testing sets. The results show that, deep learning algorithms can classify the short-circuit in the power distribution network with the accuracy of 95%.

Key words - power distribution systems; fault recognition; Artificial Intelligence (AI).

1. Giới thiệu

Hiện nay, cùng với sự tăng trưởng của kinh tế và xã hội, hệ thống điện trên thế giới nói chung và Việt Nam nói riêng ngày càng phát triển về quy mô và chất lượng. Trong quá trình sản xuất, truyền tải và phân phối, sự cố là một vấn đề thường trực có thể xảy ra. Theo thống kê, thiệt hại về kinh tế do mất điện trên toàn cầu mỗi năm là rất lớn [1]. Bộ năng lượng Hoa kỳ ước tính thiệt hại về mất điện trung bình mỗi năm tại quốc gia này lên tới 150 tỉ USD. Trong số đó, có một vài sự cố mất điện diện rộng điển hình gây tác động lớn đến cả một quốc gia, hay một phần lãnh thổ quốc gia. Sự cố mất điện diện rộng lớn nhất từng xảy ra tại khu vực đông bắc Mỹ vào ngày 14/08/2003 đã ảnh hưởng tới 50 triệu người, 63GW công suất phụ tải bị cắt, tương đương với 11% tổng công suất phụ tải toàn hệ thống. Sự cố này đã làm 400 đường dây truyền tải và 531 tổ máy ở 261 nhà máy điện bị ngắt khỏi hệ thống. Nguyên nhân chính được tìm thấy là do đường dây 345kV bị ngắn mạch do cây chạm. Một sự cố mất điện diện rộng khác xảy ra tại Italy vào ngày 28/09/2003, nguyên nhân ban đầu được tìm thấy là do hồ quang điện trên đường dây liên lạc giữa Italy và Thụy Sĩ, cũng do cây chạm. Các recloser đã không thể đóng lại đường dây liên lạc do góc lệch pha giữa 2 bên vượt ngưỡng cho phép. Chỉ trong vòng một vài giây sau sự cố, tần số ở Italy đã mất đồng bộ so với toàn bộ Châu Âu, do thiếu hụt công suất. Điều này dẫn tới đường dây liên lạc giữa Italy và Pháp, Italy và Áo bị ngắt do rơ le khoảng cách tác động. Hệ quả tiếp theo là đường dây liên lạc giữa Italy và Slovenia bị ngắt do quá tải. Chỉ sau đó vài phút, toàn bộ hệ thống điện của Italy bị sụp đổ với 6,4GW công suất phụ tải bị cắt.

Có nhiều nguyên nhân gây ra sự cố trong hệ thống điện như hư hỏng tại các nhà máy điện, các trạm biến áp, sự cố đường truyền tải và phân phối, sự cố tại các phụ tải điện...



Hình 1. Sự cố mất điện diện rộng tại khu vực đông bắc Mỹ vào năm 2003

Trong đó, theo thống kê thì suất sự cố trên các đường dây phân phối là cao nhất, với các dạng sự cố điển hình như ngắn mạch, đứt dây, chạm đất, sét đánh. Việc phát hiện và loại trừ sự cố trên lưới điện phân phối do hệ thống bảo vệ bao gồm cầu chì tự rơi, máy cắt có trang bị tự động đóng lại, dao cách ly tự động, bộ phận chỉ thị sự cố và rơ le quá dòng. Quá trình nhận dạng, phát hiện, cách ly sự cố ra khỏi hệ thống càng nhanh càng tốt, giúp khôi phục lại chế độ làm việc bình thường của hệ thống điện, giảm thiệt hại về kinh tế và nâng cao được độ tin cậy cung cấp điện cho phụ tải.

Việc nhận dạng và định vị sự cố trên lưới điện phân phối bằng các phương pháp truyền thống là tương đối phức tạp, đòi hỏi phải có mô hình vật lý đầy đủ của hệ thống như thông số đường dây, thông số máy biến áp, tình trạng nổi đất của trạm... Bên cạnh đó thì các số liệu đo được từ máy biến dòng điện, máy biến điện áp đưa vào rơ le thường có sai số do vấn đề bão hòa, sóng hài hoặc sự cố chạm đất qua các vật thể trung gian. Do đó, kết quả nhận dạng và định vị sự cố từ các rơ le bảo vệ thường có độ chính xác và độ tin cậy hạn chế.

Những nghiên cứu gần đây chỉ ra rằng, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence, AI) trong bài toán phân tích và nhận dạng sự cố trong hệ thống điện có thể đạt được độ chính xác cao mà không cần mô hình vật lý của hệ thống [2-7]. Bài báo sẽ tập trung giới thiệu một số thuật toán trí tuệ nhân tạo và ứng dụng của các thuật toán này vào bài toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối.

2. Một số thuật toán nhận dạng ứng dụng AI

Trong khoa học máy tính, AI hay còn được gọi là trí thông minh nhân tạo là trí thông minh được thể hiện bằng máy móc, khác với trí thông minh của con người. Lĩnh vực nghiên cứu về AI được ra đời vào năm 1956. Vào thời điểm ban đầu, các hệ thống máy tính chưa tạo ra được lượng dữ liệu lớn (big data), do vậy các chương trình máy tính không có đủ lượng dữ liệu để đưa ra dự đoán kết quả với độ chính xác cao. Trong 20 năm trở lại đây, AI có sự phát triển mạnh mẽ. Sự phát triển đến từ 3 yếu tố chính: Tiến bộ trong nghiên cứu các thuật toán, sự gia tăng tốc độ tính toán của máy tính và đặc biệt là sự bùng nổ của dữ liệu lớn (big data). Nếu như trước đây, các hệ thống máy tính thường không đưa ra được các kết quả dự đoán chính xác do dữ liệu bị hạn chế thì theo thống kê đến năm 2020, các hệ thống máy tính có thể lưu trữ lượng dữ liệu đến 44 nghìn tỷ Gigabyte. Cùng với lượng dữ liệu khổng lồ, các hệ thống máy tính mới với tốc độ siêu mạnh và được trang bị những thuật toán phức tạp, có thể xử lý được lượng dữ liệu cực lớn. Chỉ tính riêng trong năm 2018, ngành công nghiệp AI đã tăng trưởng hơn 70% so với năm 2017, tương đương với 200 tỷ USD. Đặc điểm nổi bật của AI là cũng có thể học hỏi, tư duy và suy nghĩ giống như con người. Hơn thế nữa, AI có khả năng xử lý dữ liệu ở quy mô lớn với tốc độ nhanh hơn rất nhiều so với bộ não con người.

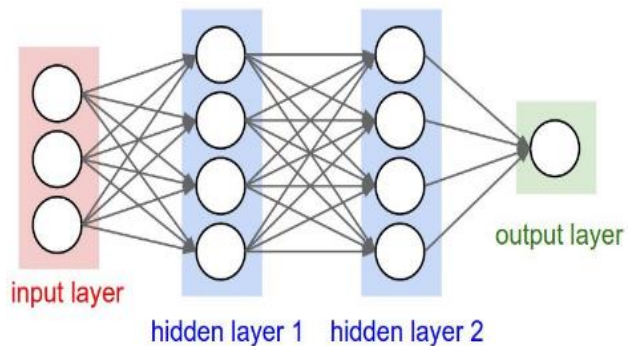
Học máy (machine learning, ML) là một lĩnh vực con của AI, ra đời vào những năm 1980s. Nó cho phép máy tính có khả năng tự học hỏi dựa trên dữ liệu đưa vào mà không cần phải được lập trình cụ thể. Các thuật toán học máy được thiết kế theo cách có thể tự học và cải thiện theo thời gian khi tiếp xúc với dữ liệu mới, hay nói cách khác hiệu suất của hệ thống khi thực hiện nhiệm vụ sẽ được cải thiện đáng kể sau khi thực hiện nhiệm vụ đó nhiều lần. Nội dung cơ bản của học máy là áp dụng các thuật toán lên bộ dữ liệu có sẵn, học hỏi từ nó rồi đưa ra quyết định nhận dạng, phân loại hoặc dự đoán dữ liệu. Để ML có thể thể đưa ra các quyết định mong muốn từ tập dữ liệu đầu vào thì sẽ cần một quá trình huấn luyện sử dụng các dữ liệu huấn luyện. Một tập dữ liệu huấn luyện bao gồm nhiều mẫu huấn luyện. Mỗi mẫu huấn luyện sẽ thể hiện một mối liên hệ giữa đầu vào và đầu ra từ bộ dữ liệu sẵn có. ML sẽ học từ các mối liên hệ đó, từ đó đưa ra quyết định hoặc dự đoán kết quả đầu ra khi có dữ liệu đầu vào mới. Một ví dụ về ML mà ta đang sử dụng hàng ngày, đó là công cụ tìm kiếm của google. Khi chúng ta tìm kiếm một chủ đề nào đó trên google, nó sẽ trả về rất nhiều kết quả tìm kiếm. Nếu người đọc bỏ nhiều thời gian để đọc một kết quả tìm kiếm nào đó thì google sẽ ghi nhận rằng kết quả tìm kiếm đó là phù hợp với từ khóa hoặc được người đọc quan tâm, ngược lại nếu một kết quả tìm kiếm nào đó ít được người đọc tìm đến thì google sẽ ghi nhận kết quả tìm kiếm đó là không phù hợp với từ khóa hoặc người đọc ít quan tâm đến vấn đề đó. Từ

đó, google sẽ tự điều chỉnh kết quả phù hợp nhất đối với mỗi lần tìm kiếm sau này.

Ngoài việc có thể tự học, AI còn có khả năng học sâu (deep learning, DL) và cố gắng tư duy phức tạp giống như bộ não của con người. DL là một lĩnh vực con của ML, sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để phân tích dữ liệu bằng các thuật toán mô phỏng theo hệ thần kinh của con người và thực hiện việc học hỏi từ một lượng lớn dữ liệu được cung cấp từ một vấn đề cụ thể. DL sẽ thực hiện một nhiệm vụ lặp lại nhiều lần, sau mỗi lần sẽ tự căn chỉnh lại mô hình để cải thiện kết quả. DL đã giúp cho hệ thống máy tính có thể thực hiện được những công việc rất phức tạp như phân loại cả nghìn vật thể khác nhau trong một tập các bức ảnh, nhận dạng giọng nói và chữ viết, dịch ngôn ngữ, thị giác máy tính v.v...

Số lượng các thuật toán AI là tương đối lớn, tùy thuộc vào các bài toán cụ thể. Bài báo này sẽ tập trung giới thiệu một số thuật toán AI có thể ứng dụng trong bài toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối.

2.1. Mạng nơ ron nhân tạo (Artificial neural network)



Hình 2. Cấu trúc mạng nơ ron nhân tạo.

Mạng nơ ron nhân tạo là một thuật toán DL được sử dụng rất phổ biến trong các lớp bài toán dự báo và nhận dạng. Cấu trúc của mạng nơ ron nhân tạo được lấy ý tưởng từ cấu trúc hệ thần kinh của con người, trong đó bao gồm 3 loại lớp (layer) khác nhau [2]:

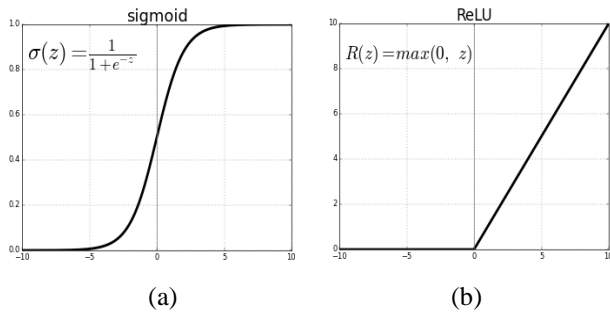
- Lớp dữ liệu đầu vào (input layer), bao gồm các nơ ron để đọc dữ liệu đầu vào. Cấu trúc dữ liệu đầu vào càng phức tạp thì số nơ ron trong lớp dữ liệu đầu vào sẽ càng nhiều.

- Lớp kết quả đầu ra (output layer), bao gồm các nơ ron hiển thị kết quả nhận dạng hoặc dự báo đầu ra, tương ứng với dữ liệu đầu vào.

- Các lớp ẩn (hidden layers), thực hiện các tính toán toán học dựa trên tương quan giữa dữ liệu đầu vào và dữ liệu đầu ra.

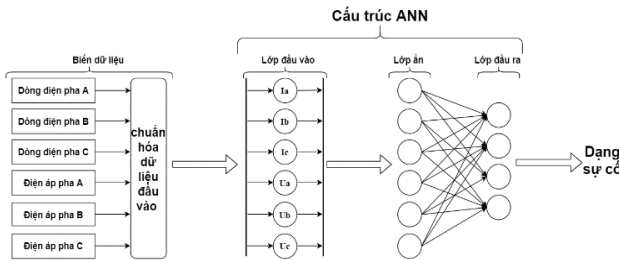
Mỗi kết nối giữa các nơ-ron được thể hiện bằng một trọng số (weight). Các trọng số này thể hiện mức độ quan trọng của các kết nối giữa các nơ ron. Mỗi một nơ ron liên kết với các nơ ron của lớp trước đó thông qua các trọng số, và cho ra kết quả thông qua hàm kích hoạt (activation function).

Có 2 hàm kích hoạt được dùng phổ biến là hàm sigmoid và hàm rectified linear unit (ReLU). Các trọng số ban đầu được lựa chọn ngẫu nhiên, sau mỗi bước lặp, giá trị của chúng sẽ được cập nhật sao cho sai số giữa kết quả dự đoán và kết quả thực tế giảm dần.



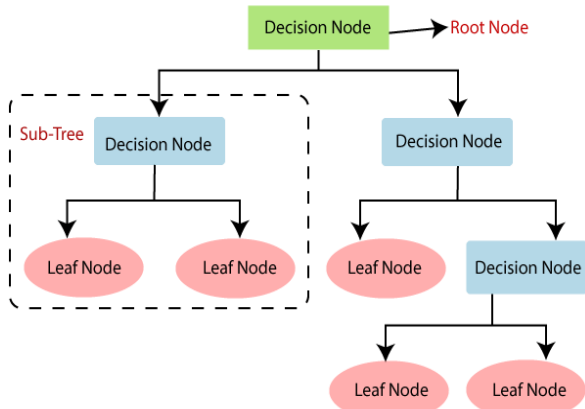
Hình 3. Hàm kích hoạt trong mạng nơ ron nhân tạo:
(a) sigmoid, (b) rectified linear unit

Phương pháp phổ biến nhất để cập nhật giá trị của các trọng số là phương pháp lan truyền ngược (back propagation), theo đó các gradient được tính từ lớp cuối cùng đến lớp đầu tiên. Lớp cuối cùng được tính trước vì nó trực tiếp ảnh hưởng đến kết quả dự đoán đầu ra. Hình 4 mô tả cấu trúc của mạng nơ ron ứng dụng trong bài toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối. Theo mô hình này, lớp đầu vào sẽ bao gồm 6 nơ ron chứa dữ liệu của giá trị dòng điện và điện áp các pha. Lớp đầu ra sẽ bao gồm 4 nơ ron, đại diện cho 4 dạng sự cố ngắn mạch.



Hình 4. Cấu trúc của mạng nơ ron cho bài toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối

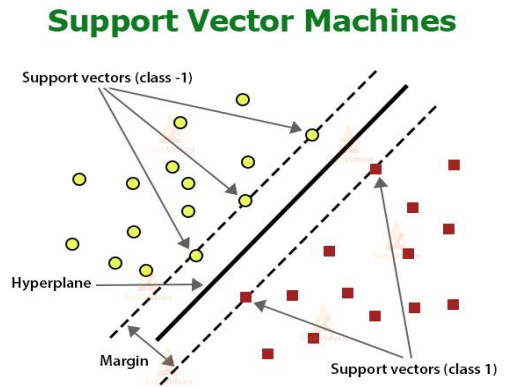
2.2. Cây quyết định (Decision tree)



Hình 5. Cấu trúc cây quyết định

Thuật toán cây quyết định là một thuật toán được sử dụng khá phổ biến trong các bài toán dự báo cũng như nhận dạng. Việc xây dựng mô hình cây quyết định trên dữ liệu huấn luyện là việc đi xác định các câu hỏi và thứ tự của chúng. Ưu điểm của thuật toán cây quyết định là nó có thể làm việc với các đặc trưng rời rạc và không theo thứ tự. Một thế mạnh nữa có thuật toán cây quyết định là nó thường không yêu cầu phải chuẩn hóa dữ liệu đầu vào giống như mạng nơ ron.

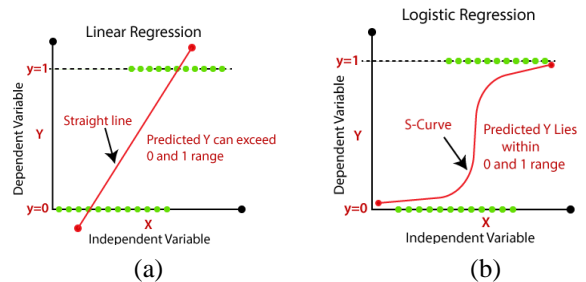
2.3. Vec tơ hỗ trợ (Support vector machine)



Hình 6. Thuật toán vec tơ hỗ trợ

Vec tơ hỗ trợ (support vector machine, SVM) là một thuật toán dùng trong bài toán phân loại dữ liệu thành các nhóm riêng biệt. Trong thuật toán này, dữ liệu được thể hiện trong đồ thị n chiều (n là số đặc trưng của dữ liệu). Sau đó, thuật toán sẽ tìm đường biên để phân chia dữ liệu thành các nhóm riêng. Ưu điểm của SVM là nó có khả năng bỏ qua các điểm dữ liệu ngoại lệ để tìm ra đường phân chia tối ưu.

2.4. Hồi quy (Regression)

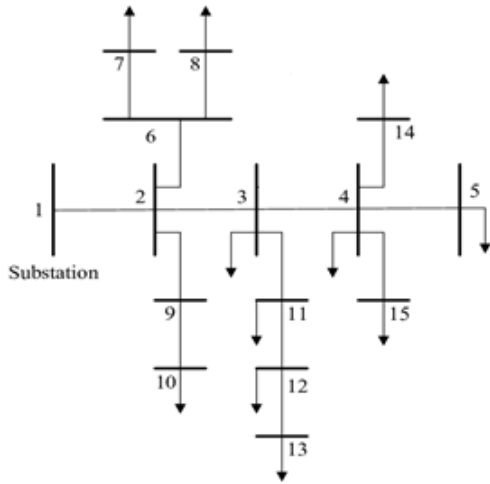


Hình 7. Mô hình hồi quy tuyến tính (a) và hồi quy logistic (b)

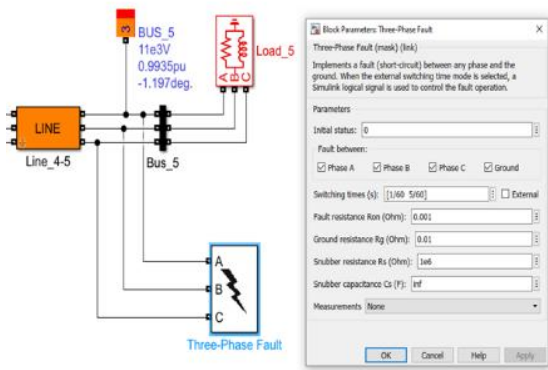
Thuật toán hồi quy là nhóm thuật toán cơ bản nhất của ML. Bản chất của thuật toán hồi quy là phương pháp thống kê cho phép xác định mối liên hệ giữa một biến phụ thuộc (dữ liệu đầu ra) và một nhóm tập hợp các biến độc lập (dữ liệu đầu vào). Dạng hồi quy đơn giản nhất là hồi quy tuyến tính, theo đó mối liên hệ giữa biến đầu vào và đầu ra có dạng tuyến tính. Hồi quy tuyến tính phù hợp với các bài toán dự báo đơn giản. Hồi quy logistic là dạng hồi quy dự đoán giá trị dữ liệu dạng rời rạc. Điểm khác biệt lớn nhất giữa hồi quy logistic với hồi quy tuyến tính đó là kết quả dự đoán đầu ra của hồi quy tuyến tính là giá trị số, còn kết quả dự đoán đầu ra của hồi quy logistic là giá trị xác suất để phân loại đối tượng nghiên cứu.

3. Kết quả nhận dạng trên lưới điện IEEE 15 nút

Trong phần này ta sẽ tiến hành nhận dạng sự cố trên lưới điện IEEE 15 nút bằng các thuật toán AI giới thiệu ở trên. Sơ đồ và thông số của lưới điện IEEE 15 nút được thể hiện ở Hình 8 và Bảng 1. Lưới điện IEEE được mô phỏng trên Matlab Simulink để tạo bộ dữ liệu phục vụ cho bài toán nhận dạng sự cố. Khối tạo sự cố trên Matlab (Hình 9) cho phép tạo ra 4 dạng sự cố: Ngắn mạch 3 pha N(3), 2 pha N(2), 2 pha chạm đất N(1,1) và 1 pha N(1).



Hình 8. Mô hình lưới điện IEEE 15 nút



Hình 9. Khối tạo sự cố trên Matlab Simulink

Bảng 1. Thông số nút và nhánh của lưới IEEE 15 nút

Nút		Đường dây		Phụ tải	
Từ	Đến	R (ohm)	X (ohm)	S kVA	cosφ
1	2	1,35309	1,32349	63	0,7
2	3	1,17024	1,14464	100	0,7
3	4	0,84111	0,82271	200	0,7
4	5	1,52348	1,02760	63	0,7
2	9	2,01317	1,35790	100	0,7
9	10	1,68671	1,13770	63	0,7
2	6	2,55727	1,72490	200	0,7
6	7	1,08820	0,73400	200	0,7
6	8	1,25143	0,84410	100	0,7
3	11	1,79553	1,21110	200	0,7
11	12	2,44845	1,65150	100	0,7
12	13	2,01317	1,35790	63	0,7
4	14	2,23081	1,50470	100	0,7
4	15	1,19702	0,80740	200	0,7

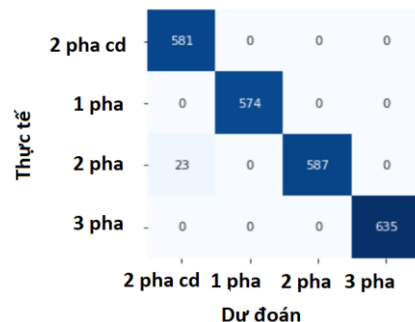
8000 điểm sự cố được tạo ra ngẫu nhiên trên trục chính của lưới (nhánh 1-2-3-4-5). Với mỗi điểm sự cố, giá trị dòng điện và điện áp các pha tại đầu nguồn được lưu làm giá trị đầu vào, còn dạng sự cố được gán nhãn làm giá trị đầu ra. Trong số 8000 điểm dữ liệu sự cố, 5600 điểm (tương ứng với 70% dữ liệu) được sử dụng để huấn luyện các mô hình nhận dạng, còn 2400 điểm (tương ứng với 30% dữ liệu) được sử dụng để kiểm tra độ chính xác của các mô hình nhận dạng. Mẫu dữ liệu dùng để đưa vào các mô hình nhận dạng sự cố được thể hiện ở Bảng 2.

Các mô hình AI được lập trình trên thư viện TensorFlow được phát triển bởi Google. Để phân tích kết quả nhận dạng của các thuật toán, ta sử dụng ma trận hợp nhất (confusion matrix). Trong ma trận này, trục tung là kết quả các dạng ngắn mạch thực tế, còn trục hoành là kết quả các dạng ngắn mạch dự đoán. Các phần tử nằm trên đường chéo chính của ma trận thể hiện số dự đoán đúng, còn các phần tử nằm ngoài đường chéo chính thể hiện số dự đoán sai. Tổng số dự đoán là 2400. Đối với mạng nơ ron nhân tạo (Hình 10), có 23 trường hợp ngắn mạch 2 pha bị nhận dạng sai thành ngắn mạch 2 pha chạm đất, đạt độ chính xác 99,04%. Thuật toán vec tơ hỗ trợ (Hình 11) có 59 trường hợp ngắn mạch 2 pha chạm đất bị nhận dạng sai thành ngắn mạch 2 pha, đạt độ chính xác 97,54%. Thuật toán cây quyết định (Hình 12) thể hiện ưu điểm rất mạnh trong bài toán nhận dạng rời rạc, với độ chính xác đạt được là 100%.

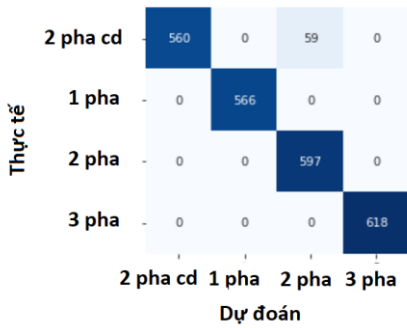
Kết quả so sánh độ chính xác của các thuật toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối dựa trên AI được thể hiện ở Hình 13. Có thể nhận thấy thuật toán hồi quy tuyến tính có độ chính xác tương đối thấp (chỉ 60%). Điều này có thể giải thích là do tính chất phi tuyến của bài toán, cũng như thuật toán hồi quy tuyến tính chỉ phù hợp với các bài toán dự báo hơn là phân loại. Các thuật toán khác cho kết quả nhận dạng với độ chính xác rất cao (>95%).

Bảng 2. Mẫu dữ liệu dùng để nhận dạng sự cố

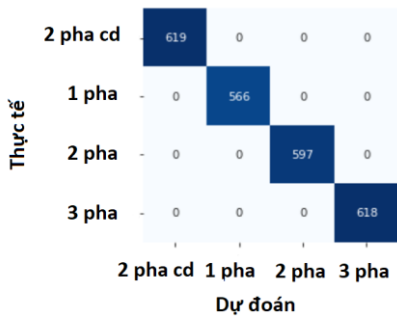
Ia	Ib	Ic	Ua	Ub	Uc	Sự cố
0,906	0,906	0,906	0,610	0,610	0,610	N(3)
2,014	0	0	0,175	0,98	0,98	N(1)
0	1,974	1,974	0,962	0,18	0,18	N(1,1)
2,127	2,127	2,127	0,086	0,086	0,086	N(3)
0	0,659	0,659	1	0,768	0,768	N(2)
0	0,526	0,526	0,993	0,784	0,784	N(1,1)
0,524	0,524	0,524	0,774	0,774	0,774	N(3)
0	0,515	0,515	1	0,816	0,816	N(2)



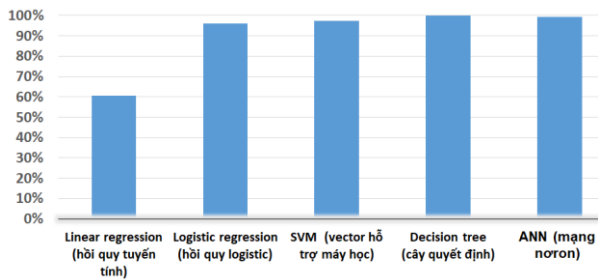
Hình 10. Ma trận hợp nhất của thuật toán mạng nơ ron nhân tạo



Hình 11. Ma trận hợp nhất của thuật toán vec tơ hỗ trợ



Hình 12. Ma trận hợp nhất của thuật toán cây quyết định



Hình 13. So sánh độ chính xác của các thuật toán nhận dạng sự cố

4. Kết luận

Nội dung nghiên cứu tập trung vào việc ứng dụng một số thuật toán trí tuệ nhân tạo vào bài toán nhận dạng sự cố trên lưới điện phân phối. Kết quả nghiên cứu đã chỉ ra rằng các thuật toán trí tuệ nhân tạo có khả năng nhận dạng và phân loại được các sự cố trên lưới điện phân phối với độ chính xác có thể đạt đến 95%. Tuy nhiên, các thuật toán trên mới chỉ áp dụng trên bộ số liệu mô phỏng, với giả thiết bỏ qua sai số của các BU, BI. Nghiên cứu tiếp theo sẽ tiến hành trên bộ dữ liệu thật từ các bản ghi sự cố của hệ thống rơ le bảo vệ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] N. C. Chakraborty, A. Banerji and S. K. Biswas, "Survey on major blackouts analysis and prevention methodologies", *Michael Faraday IET International Summit*, Kolkata, 2015, pp. 297-302.
- [2] Y. Wang, M. Liu and Z. Bao, "Deep learning neural network for power system fault diagnosis", *2016 35th Chinese Control Conference (CCC)*, Chengdu, 2016, pp. 6678-6683.
- [3] S. Wang, H. Chen, B. Pu, H. Zhang, S. Jin and X. Liu, "Analysis of Network Loss Energy Measurement Based on Machine Learning", *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Wuyishan, China, 2018, pp. 1113-1117.
- [4] J. H. Arteaga, F. Hancharou, F. Thams and S. Chatzivasileiadis, "Deep Learning for Power System Security Assessment", *2019 IEEE Milan PowerTech*, Milan, Italy, 2019.
- [5] M. Guo, N. Yang and W. Chen, "Deep-Learning-Based Fault Classification Using Hilbert–Huang Transform and Convolutional Neural Network in Power Distribution Systems", *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, no. 16, pp. 6905-6913, 15 Aug.15, 2019.
- [6] K. Chen, J. Hu, Y. Zhang, Z. Yu and J. He, "Fault Location in Power Distribution Systems via Deep Graph Convolutional Networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 38, no. 1, pp. 119-131, Jan. 2020.
- [7] L. Zhu, D. J. Hill and C. Lu, "Hierarchical Deep Learning Machine for Power System Online Transient Stability Prediction", in *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 2399-2411, May 2020.

(BBT nhận bài: 14/7/2020, hoàn tất thủ tục phản biện: 31/8/2020)