DOI: 10.64302/joshusc.v32n1e.1342

NHẬN DẠNG VÀ ĐỊNH VỊ SỰ CỐ TRONG LƯỚI ĐIỆN PHÂN PHỐI DÙNG MẠNG NƠ – RON NHÂN TẠO

Hà Xuân Vinh[1*], Nguyễn Năng Chung[2]

[1] Khoa Điện, Điện tử và Công nghệ vật liệu, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế

[2] Công ty Điện lực Quảng Ngãi

* Email: hxvinh@husc.edu.vn

Ngày nhận bài: 3/11/2025; ngày hoàn thành phản biện: 11/11/2025; ngày duyệt đăng: 01/12/2025

TÓM TẮT

Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp nhận dạng và định vị trí sự cố trong lưới điện phân phối bằng mạng nơ-ron nhân tạo. Việc nhận dạng và định vị sự cố trong lưới điện phân phối bằng các phương pháp truyền thống tương đối phức tạp do mô hình vật lý của hệ thống chưa hoàn chỉnh, cũng như thiếu thông tin về các thông số đường dây, máy biến áp, trạng thái nối đất của trạm biến áp, v.v. Do đó, kết quả nhận dạng và định vị sự cố từ các phương pháp truyền thống thường có độ chính xác và độ tin cậy hạn chế. Phương pháp được đề xuất sử dụng 176 bộ dữ liệu mô phỏng sự cố từ 477 đường dây ra của trạm biến áp 110kV Tân Mai (Quảng Ngãi) để huấn luyện và kiểm tra. Kết quả thử nghiệm mô phỏng cho thấy mạng nơ-ron nhân tạo có thể xác định sự cố trong lưới điện phân phối với độ chính xác cao.

Từ khóa: Sự cố lưới điện phân phối; vị trí sự cố lưới điện, mạng nơ ron nhân tạo.

1. MỞ ĐẦU

Lưới điện phân phối chiếm tỉ trọng rất lớn trong hệ thống điện, là lưới điện rất phức tạp bao gồm nguồn điện, đường dây phân phối, máy biến áp phụ tải, ... Do đó việc vận hành cần đảm bảo chất lượng điện năng, độ tin cậy, tính liên tục và ổn định. Trong quá trình vận hành, một trong những vấn đề quan trọng là xác định và xử lý các sự cố trên lưới. Theo thống kê, xác 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 với các nguyên nhân do giông sét, do hành lang, do chất lượng thiết bị và một số nguyên nhân khác như do quản lý vận hành, do động vật, … Việc nhận dạng và định vị sự cố trên lưới điện phân phối bằng các phương pháp truyền thống tương đối phức tạp do chưa xây dựng được mô hình vật lý đầy đủ cũng như thông số đường dây, máy biến áp, tình trạng nối

đất của trạm, ... Bên cạnh đó, 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.

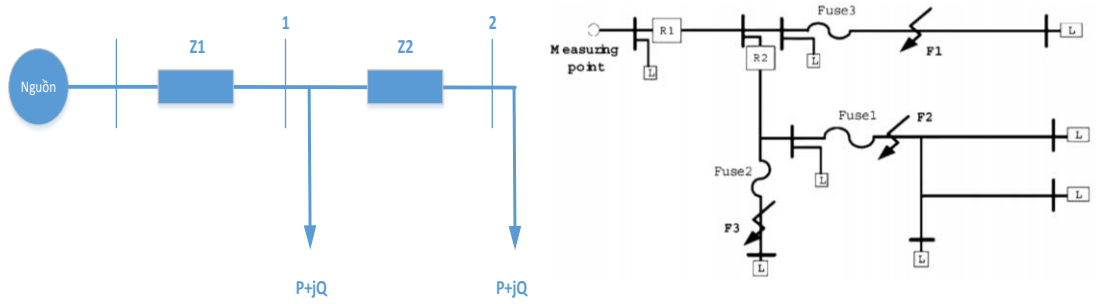
Hiện nay, một số phương pháp chuẩn đoán vị trí lỗi trong lưới điện phân phối như chuẩn đoán dựa trên phân tích mẫu dòng điện, dựa trên tải bị gián đoạn [1]. Trong đó, phương pháp Takagi được ứng dụng cho rơle bảo vệ kỹ thuật số của hãng GE và Sel đối với sơ đồ một sợi đường dây đơn có sự cố. Bên cạnh đó, việc xác định phân đoạn sự cố nhờ vào các tín hiệu cảnh báo từ các thiết bị phát hiện sự cố lắp tại các phát tuyến đầu nguồn (FTU) hoặc từ các thiết bị chỉ báo sự cố (FI) tích hợp sẵn trong các thiết bị đóng cắt kết hợp trạng thái thực tế của lưới điện. Mô hình hóa một lưới điện phân phối hình tia đơn giản để phân tích và chuẩn đoán vùng sự cố dựa vào tình trạng đóng/mở của thiết bị đóng cắt được xem xét [2]. Tuy nhiên phương pháp này chỉ cho biết phạm vi mất điện và không thể cung cấp thông tin về phân đoạn sự cố. Dựa vào phép biến đổi tương đương của tổng trở để xác định vị trí sự cố, phương pháp này chủ yếu dựa vào các giá trị dòng điện, điện áp sự cố thu thập từ các bảng ghi sự cố để tìm kiếm những vị trí có khả năng bị sự cố [3,4]. Tuy nhiên, phương pháp này gặp nhiều khó khăn bởi những ảnh hưởng xuất phát từ các yếu tố như tổng trở đất tại điểm sự cố, khả năng mang tải của đường dây trong sự cố hay phát tuyến nhận điện từ nhiều nguồn. Ngoài ra, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo AI (Artificial Intelligence) vào các 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 của hệ thống đã được nghiên cứu gần đây [5-9].

Vì vậy, trước những nhu cầu thực tiễn, bài báo sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo với cấu trúc mạng nơ ron nhiều lớp truyền thẳng (FNN-Feedforward Neural Network) và thuật toán toán lan truyền ngược (BP-Back Propagation) để nhận dạng và định vị sự cố trên lưới điện phân phối. Bài báo bao gồm các phần như Cơ sở lý thuyết được mô tả trong Phần 2, Phần 3 đề xuất giải pháp. Phần 4 trình bày kết quả và thảo luận. Cuối cùng, kết luận được đưa ra trong Phần 5.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Mô tả hệ thống lưới điện điện phân phối

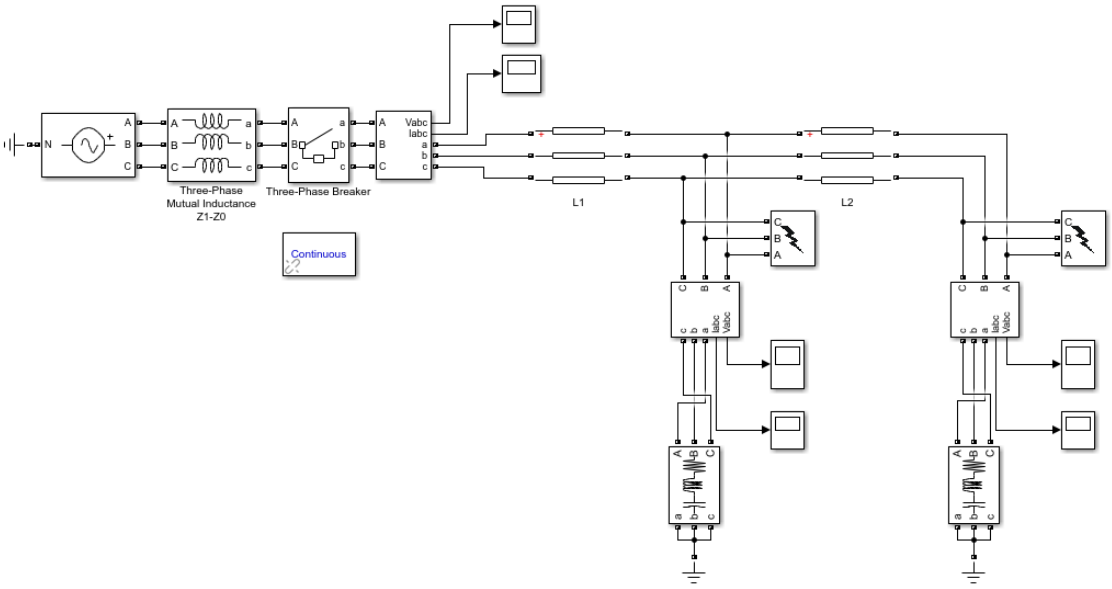
Hệ thống lưới điện phân phối 3 pha cơ bản bao gồm nguồn điện, đường dây truyền tải và phụ tải, như Hình 1. Tùy thuộc vào những hệ thống và qui mô khác nhau mà các thông số của hệ thống sẽ khác nhau.



a) Mô hình lưới điện phân phối cơ bản b) Sơ đồ hệ thống lưới phân phối cụ thể

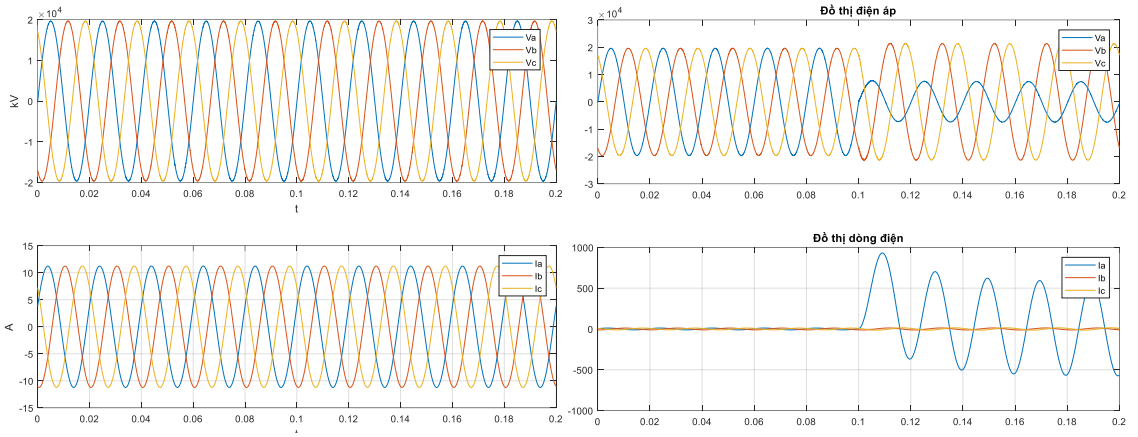
Hình 1: Mô hình hệ thống lưới điện phân phối

Mô hình mô phỏng bao gồm các thành phần Khối nguồn (tạo ra nguồn xoay chiều với tần số 50hz, điện áp 24kV), máy biến áp thông số nguồn(gồm các thông số tổng trở thứ tự thuận và tổng trở thứ tự nghịch), khối đo lường 3 pha (dùng để đo dòng điện, điện áp 3 pha), khối đường dây (bao gồm các thông số pha, chiều dài đường dây, điện trở, điện kháng đường dây) và khối sự cố (khối này để tạo các dạng sự cố mô phỏng, bao gồm các thông số sự cố, thời gian sự cố, điện trở sự cố, pha bị sự cố), Hình 2.



Hình 2: Mô phỏng hệ thống điện trên Matlab simulink

Các sự cố được đề cập đến trong nghiên cứu này bao gồm sự cố một pha chạm đất tại một trong các vị trí (ví dụ vị trí P1, P2 hoặc P3 như Hình 1b), sự cố ngắn mạch hai pha và sự cố ngắn mạch hai pha chạm đất. Ví dụ trường hợp pha A chạm đất tại vị trí 1, dòng điện pha A lớn, dòng điện của các pha B và C còn lại không đổi, điện áp pha A giảm thấp hơn 2 pha còn lại, Hình 3b.



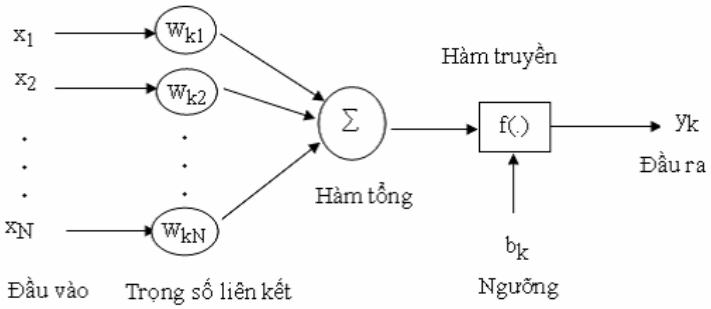
a) Dạng sóng nguồn xoay chiều b) Dạng sóng điện áp và dòng điện pha A khi sự cố

Hình 3: Dạng sóng nguồn xoay chiều 3 pha và sự cố pha A chạm đất (điện áp và dòng điện)

Việc mô phỏng hệ thống lưới điện phân phối cho ta cái nhìn tổng quan về hệ thống, đây là công cụ đắc lực để kiểm nghiệm các trường hợp sự cố xảy ra, đặc biệt là hệ thống không thể xây dựng mô hình để kiểm nghiệm thực tế.

2.2. Giới thiệu về mạng nơron nhân tạo (ANN)

Mạng nơron nhân tạo, Artificial Neural Network (ANN), là một mô hình xử lý thông tin phỏng theo cách thức xử lý thông tin của các hệ nơron sinh học. Nó được tạo nên từ một số lượng lớn các phần tử (gọi là nơron) kết nối với nhau thông qua các liên kết (gọi là trọng số liên kết) làm việc như một thể thống nhất để giải quyết một vấn đề cụ thể nào đó. Một ANN đươc cấu hình cho một ứng dụng cụ thể (nhận dạng mẫu, phân loại dữ liệu, ...) thông qua một quá trình học từ tập các mẫu huấn luyện. Về bản chất học chính là quá trình hiệu chỉnh trọng số liên kết giữa các nơron. Một nơron là một đơn vị xử lý thông tin và là thành phần cơ bản của một mạng nơron. Cấu trúc của một nơron đươc mô tả trên Hình 4.



Hình 4: Mô hình một nơ ron

Các thành phần cơ bản của một nơron nhân tạo bao gồm:

- Tập các đầu vào: Là các tín hiệu vào (input signals) của nơron, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một vec-tơ m chiều.

- Tập các liên kết: Mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số (gọi là trọng số liên kết – Synaptic weight). Trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ j với nơron k thường được kí hiệu là w_{kj}. Thông thường, các trọng số này được khởi tạo một cách ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong quá trình học mạng.

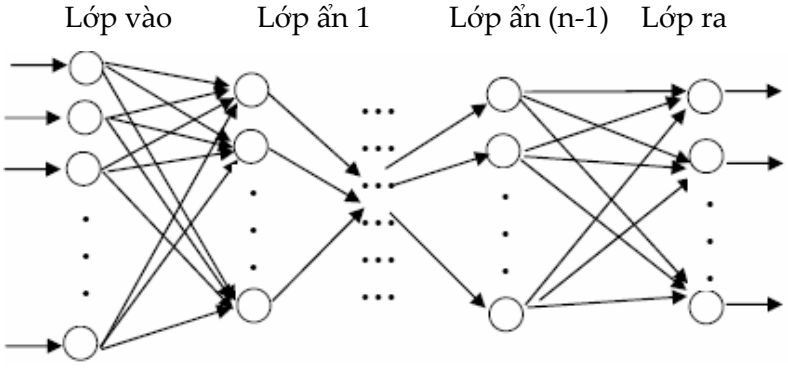
- Bộ tổng (Summing function): Thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó.

- Ngưỡng (còn gọi là một độ lệch - bias): Ngưỡng này thường được đưa vào như một thành phần của hàm truyền.

- Hàm truyền (Transfer function): Hàm này được dùng để giới hạn phạm vi đầu ra của mỗi nơron. Nó nhận đầu vào là kết quả của hàm tổng và ngưỡng đã cho. Thông thường, phạm vi đầu ra của mỗi nơron được giới hạn trong đoạn [0,1] hoặc [- 1, 1]. Các hàm truyền rất đa dạng, có thể là các hàm tuyến tính hoặc phi tuyến. Việc lựa chọn hàm truyền nào là tuỳ thuộc vào từng bài toán và kinh nghiệm của người thiết kế mạng.

- Đầu ra: Là tín hiệu đầu ra của một nơron, với mỗi nơron sẽ có tối đa là một đầu ra, là kết quả của hàm truyền.

Mô hình ANN được sử dụng rộng rãi nhất là mô hình mạng nhiều tầng truyền thẳng (MLP: Multi Layer Perceptron). Một mạng MLP tổng quát có n lớp (n≥2) (thông thường lớp đầu vào không được tính đến), trong đó gồm một lớp đầu ra (lớp thứ n) và (n-1) lớp ẩn, như Hình 5.



Hình 5: Mạng MLP tổng quát

3. ĐỀ XUẤT GIẢI PHÁP XÁC ĐỊNH ĐIỂM SỰ CỐ TRÊN LƯỚI ĐIỆN PHÂN PHỐI DÙNG MẠNG NƠ RON NHÂN TẠO

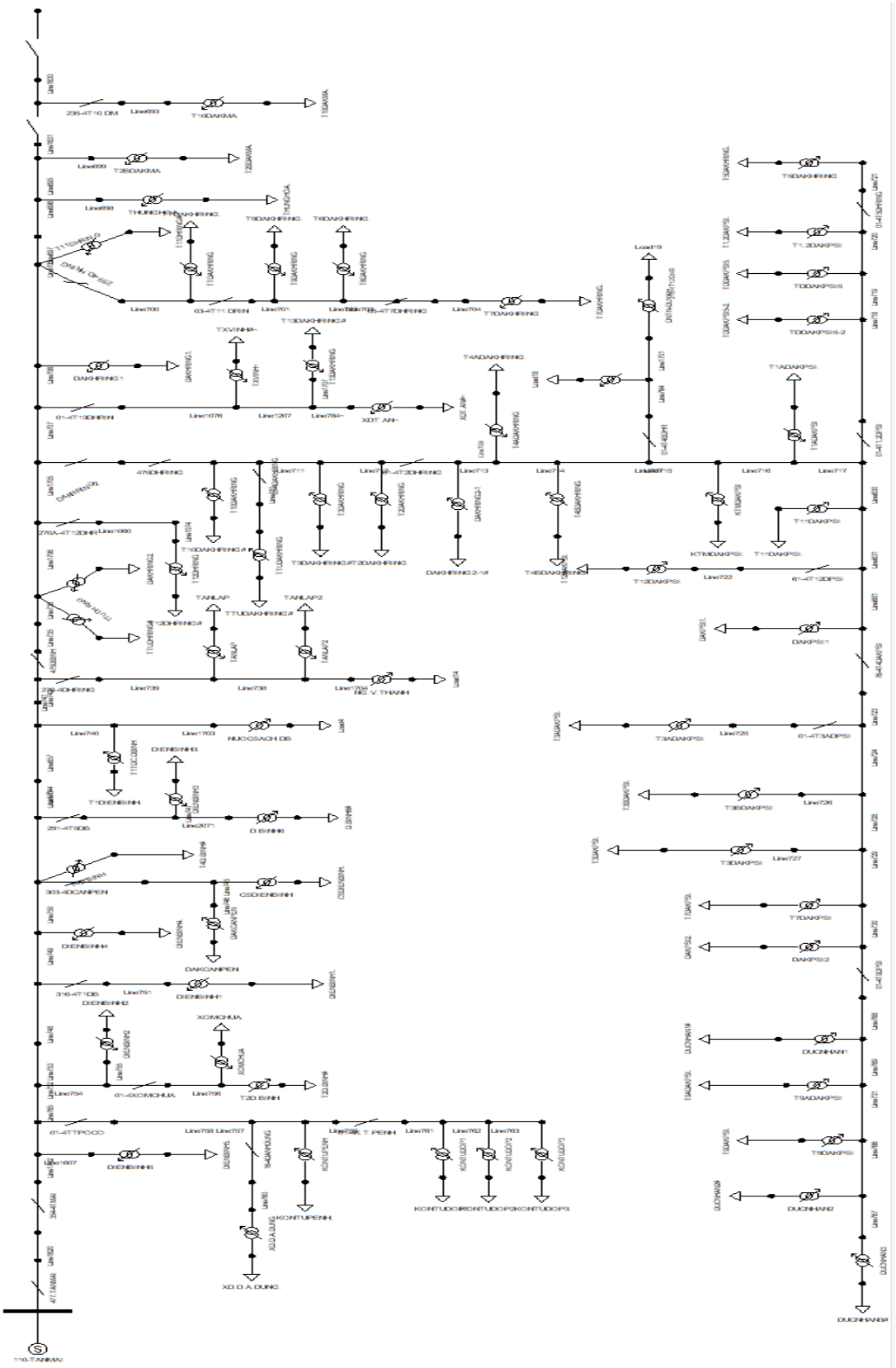
3.1. Mô hình lưới điện phân phối Tân Mai (Quảng Ngãi)

Dựa trên đặc điểm của xuất tuyến, bài báo chọn xuất tuyến 477 trạm biến áp 110kV Tân Mai (Quảng Ngãi) để làm đối tượng áp dụng thuật toán xác định vị trí sự cố, được mô phỏng trên chương trình PSS/Adept dựa vào các thông số thực tế của lưới điện bao gồm điện trở điện kháng qui đổi phía thanh cái 22kV TBA 110kV Tân Mai (Thông số này từ Trung tâm điều độ miền Trung), các thông số đường dây, máy biến áp phụ tải, công suất phụ tải (thông số này từ Công ty Điện lực Kon Tum) như Hình 6.

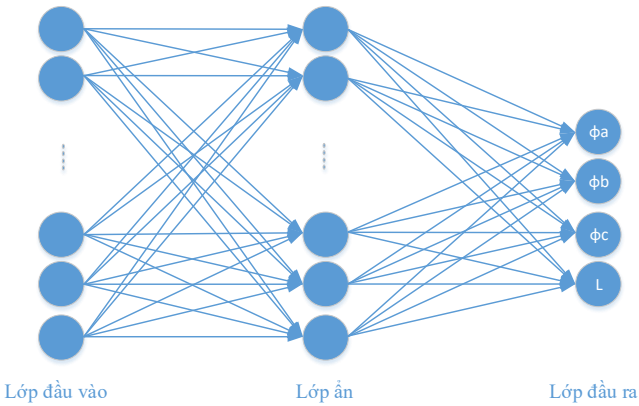
3.2. Thuật toán xác định vị trí sự cố sử dụng ANN

3.2.1 Xác định cấu trúc và dữ liệu thông số đầu vào cho mô hình ANN

Như ta đã biết, đối với lưới điện phân phối chỉ có thể vận hành hình tia theo qui định, do đó khi sự cố xảy ra ta chỉ có thể sử dụng các thông số đo lường được tại một đầu đường dây. Ngày nay với sự góp mặt của các dòng rơle số hiện đại, các thông số đo lường sự cố ghi nhận được khá đầy đủ. Dựa trên những thông số thu thập được, tác giả chọn cấu trúc mạng ANN lan truyền thẳng (hay còn gọi Feedforward Neural Network (FNN)) và thuật toán toán lan truyền ngược (Back Propagation - BP) như Hình 7 với những thông số đầu vào, lớp ẩn và đầu ra như sau: Lớp dữ liệu đầu vào 12 nơ ron, bao gồm các thông số dòng điện sự cố (I_a, I_b, I_c), góc dòng điện sự cố (φ_{Ia}, φ_{Ib}, φ_{Ic}), điện áp sự cố (U_a, U_b, U_c) và góc điện áp sự cố (φ_{Ua}, φ_{Ub}, φ_{Uc}); Số lượng nơ ron lớp ẩn: 12 nơ ron; Lớp dữ liệu đầu ra 4 nơ ron bao gồm sự cố pha A, B, C và khoảng cách sự cố (km); Hàm kích hoạt của các lớp được chọn như sau: Lớp đầu vào dùng hàm Log-sigmoid, lớp đầu ra dùng hàm Linear.



Hình 6: Sơ đồ xây dựng trên phần mềm PSS/Adept mô phỏng XT 477 TBA 110kV Tân Mai



Hình 7: Mô hình mạng ANN với 12 nơ ron đầu vào, 12 nơ ron lớp ẩn và 04 nơ ron đầu ra

Sử dụng phần mềm PSS/Adept để mô phỏng lần lượt từng vị trí sự cố, từng dạng sự cố. Kết quả mô phỏng ta có được lần lượt các bộ thông số vị trí sự cố, dạng sự cố và các giá trị sự cố đo lường được từ phía đầu nguồn. Để thuận lợi cho việc cập nhật bộ dữ liệu cũng như bổ sung các thông số ghi nhận được từ những sự kiện xảy ra trong thực tế, ta sử dụng file excel để cập nhật. Sau khi mô phỏng ta có được bộ thông số với 176 tập dữ liệu dạng như Bảng 1, với pha sự cố tương ứng với giá trị 0 là không bị sự cố, giá trị 1 là bị sự cố. Với 176 tập dữ liệu ta sử dụng 142 (80%) tập dành cho việc huấn luyện mạng (Training), 17 (10%) tập dành cho xác thực (Validation) và 17 (10%) tập dành cho kiểm tra kết quả (Test).

Bảng 1: Bộ dữ liệu thông số sự cố XT 477 TBA 110kV Tân Mai

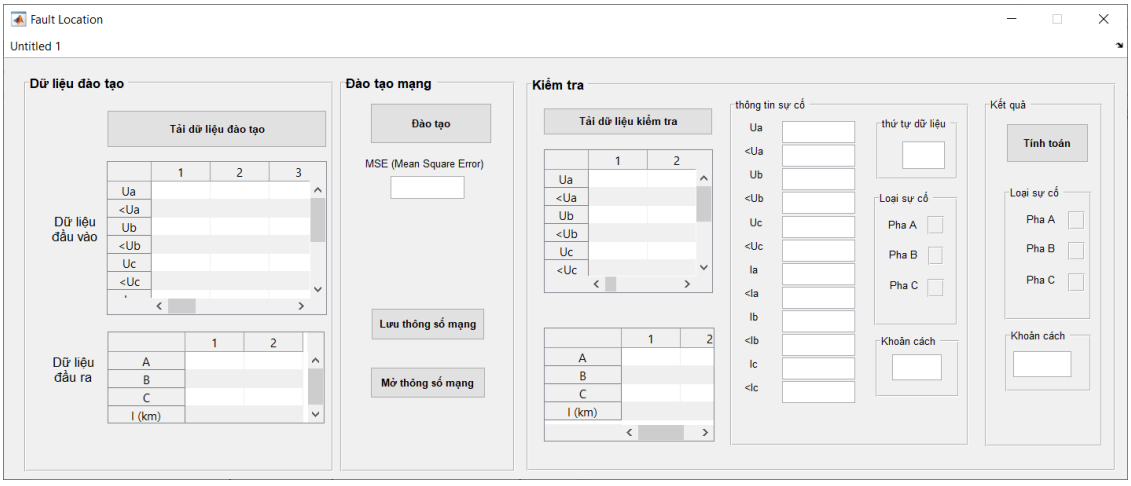
Output	phase	A	1	1	...	0	1	1
		B	1	0	...	0	1	0
		C	1	0	...	1	1	0
		length	2.73	2.73	...	2.73	3.13	3.13
input	Điện áp	Uϕa	4.973	6.734	...	12.484	5.268	7.074
		∠Uϕa	344.3	348.364	...	6.225	345.35	349.299
		Uϕb	4.973	12.485	...	13.133	5.268	12.523
		∠Uϕb	224.38	246.157	...	232.593	225.358	245.889
		Uϕc	4.973	13.121	...	6.733	5.268	13.137
		∠Uϕc	104.38	112.557	...	108.355	105.358	112.852
	Dòng điện	Iϕa	3553.478	3411.249	...	123.96	3432.993	3235.656
		∠Iϕa	287.365	290.312	...	240.744	287.661	290.575
		Iϕb	3553.478	119.575	...	218.571	3432.993	126.516
		∠Iϕb	167.365	122.557	...	220.609	167.661	122.007
		Iϕc	3553.478	223.203	...	3411.393	3432.993	230.083
		∠Iϕc	47.365	99.62	...	50.313	47.661	100.022

3.2.2. Huấn luyện mạng và chỉ tiêu đánh giá

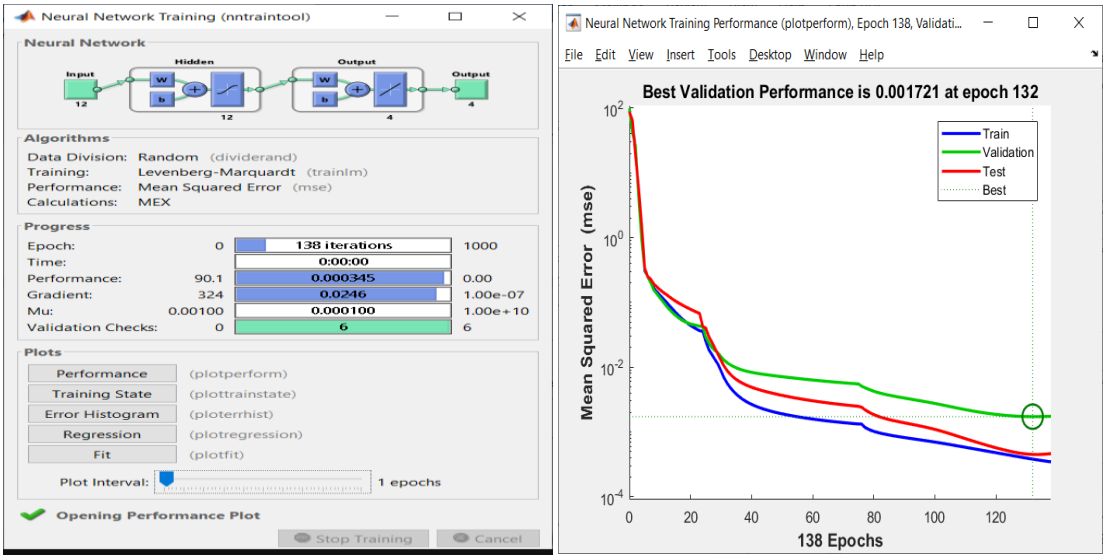
Quá trình huấn luyện mạng với kỹ thuật lan truyền ngược với sai số được tính theo phương pháp Levenberg – Marquardt (LM), tốc độ học (learnig rate) α = 0.01. Chỉ tiêu đánh giá được sử dụng là sai số bình phương trung bình MSE (Mean Square Error). Các phương pháp này được tích hợp trên Neural Network Toolbox của Mathlab.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Tại giao diện vận hành, Hình 8, nút "**Tải dữ liệu đào tạo**" để load các tập dữ liệu từ file Excel, nút "**Đào tạo**" dùng huấn luyện với các trọng số ban đầu là ngẫu nhiên, thuật toán là Levenberg – Marquardt, chỉ tiêu đánh giá là sai số bình phương trung bình. Nút "**Lưu thông số mạng**" và **"Mở thông số mạng"** dùng để lưu lại các thông số mạng ANN đã học hoặc mở các thông số mạng đã có từ trước, việc này giúp đánh giá nhiều tập dữ liệu trên một bộ trọng số của mạng. Trong Panel **Kiểm tra**, nút "**Tải dữ liệu kiểm tra**" để tải 17 tập dữ liệu kiểm thử theo số thứ tự từ 1 đến 17. Số được nhập vào sẽ tương ứng với số thứ tự của tập dữ liệu được load ra panel thông tin sự cố, việc này hỗ trợ cho người vận hành kiểm tra sai số của mạng. Để kiểm tra với tập dữ liệu vừa load ra, ta nhấn nút "T**ính toán**" sau đó sẽ có kết quả và đánh giá.



Hình 8: Giao diện vận hành để huấn luyện và sử dụng mạng

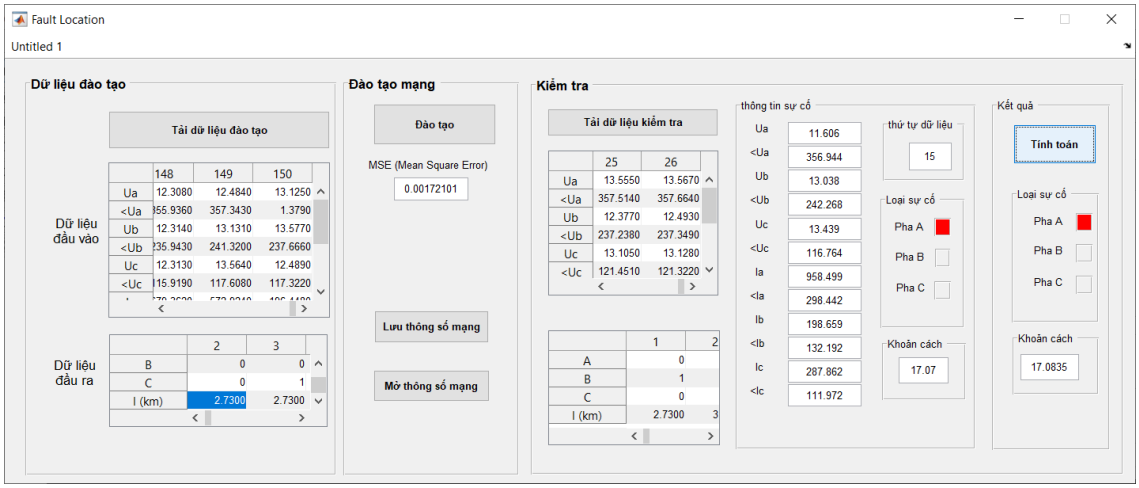


a) b)

Hình 9: Quá trình huấn luyện mạng và Chỉ tiêu đánh giá

Trong quá trình huấn luyện mạng, thuật ngữ "**Epoch**" được sử dụng để mô tả quá trình khi tất cả các mẫu đầu vào của tập huấn luyện được đưa vào để huấn luyện mạng. Nói cách khác, 01 Epoch được hoàn thành khi tất cả các dữ liệu trong tập huấn luyện được đưa vào huấn luyện mạng. Vì vậy số lượng Epoch xác định số lần mạng được huấn luyện (số lần đưa tất cả dữ liệu trong tập huấn luyện vào mạng).

* *Đánh giá quá trình huấn luyện mạng:* Đồ thị mô tả quá trình huấn luyện của mô hình ngẫu nhiên. Dựa vào đồ thị ta thấy được quá trình huấn luyện qua 138 epoch (Hình 9a). Giá trị sai số bình phương trung bình nhỏ nhất của bộ thông số kiểm định là 0.001721 tại epoch thứ 132 (Hình 9b).



Hình 10: Kết quả tính toán sự cố pha A

Bảng 2: Kết quả kiểm tra sai số tính toán

STT	Thông số đầu vào													Khoảng cách sự cố đầu ra	Khoảng cách sự cố tính toán	e Sai số %
	UΦa	∠UΦa	UΦb	∠UΦb	UΦc	∠UΦc	IΦa	∠IΦa	IΦb	∠IΦb	IΦc	∠IΦc				
1	5.69	346,618	5.69	226,618	5.69	106,618	3,261,432	288,082	3,261,432	168,082	3,261,432	48,082		3.75	3.7260	0.6395
2	6,289	348,211	6,289	228.21	6,289	108.21	3,017,895	288,679	3,017,896	168,679	3,017,896	48,679		4.75	4.6597	1.9004
3	7,675	351,289	7,675	231,289	7,675	111,289	2,454,277	290,066	2,454,294	170,066	2,454,288	50,066		7.82	7.8472	0.3472
4	9,409	354,436	12,794	244,231	13,234	114,786	2,029,223	292,266	187,447	118,484	290,851	102,409		8.03	8.0434	0.1672
5	13,243	355,119	9,829	235,693	12,837	124,036	309,761	344,685	1,793,908	171,166	215,071	131		9.33	9.4871	1.6841
6	13,248	355,237	10,051	236,227	12,856	123,942	326,748	345,908	1,670,926	170,688	233,223	668		10.23	10.4338	1.9922
7	10,173	356,385	12,873	243,862	13,249	115,278	1,598,398	290,808	238,936	120,046	339.09	105,894		11.06	11.0314	0.2586
8	10,209	356,461	12,875	243,851	13.25	115.29	1,586,842	290,768	241,211	120.11	341,231	106,031		11.17	11.1607	0.8330
9	8,915	354,143	8,915	234,143	8,915	114,143	1,937,501	290,373	1937.53	170,375	1,937,507	50,375		11.99	12.0213	0.2611
10	12,911	3.74	13,271	235,555	10.42	116,904	242,924	239,683	333.87	226,972	1,479,407	50,379		11.99	12.0661	0.6347
11	9,292	354,908	9,292	234,906	9,292	114,905	1,781,191	290,389	1,781,198	170,395	1,781,246	50,395		13.71	13.6603	0.3625
12	13,275	355,523	10,401	236.58	12,891	123,664	332.04	346,795	1,497,762	171,283	239,641	1,549		12.15	11.8750	2.2634
13	10.87	356,878	12,956	243,146	13,326	115,981	1,279,851	292,843	224,195	124,297	320,711	108,177		13.75	13.7180	0.2327
14	13,464	356,985	11,771	237,001	13,051	122.09	276.24	352,986	886,484	179,974	196,654	14,466		18.20	18.2196	0.1077
15	11,606	356,944	13,038	242,268	13,439	116,764	958,499	298,442	198,659	132,192	287,862	111,972		17.07	17.0835	0.7910
16	11,826	357,038	13,065	242,021	13,469	116,994	861.29	300,463	193,208	134,796	279,724	113,285		18.73	18.7269	0.1660
17	11,995	357,121	13,085	241,837	13,493	117,163	786,274	302,255	190,693	136,897	274,846	114,453		20.43	20.4376	0.3720

* *Đánh giá với tập dữ liệu lấy từ mô phỏng:* Để đánh giá sai số mạng đã học, ta sử dụng 6 tập dữ liệu lấy từ mô phỏng và tập dữ liệu lấy từ thực tế để tính toán, đánh giá

sai số. Với tập dữ liệu có số thứ tự là 15 sự cố pha A, khoảng cách sự cố là 17.07km, khoảng cách mạng tính toán là 17.0835km, như Hình 10.

Tương tự với các tập dữ liệu còn lại ta sẽ đánh giá được sai số theo công thức tính phần trăm sai số $e = \frac{|L_t - L_f|}{L_f}$ x 100, trong đó L_f là khoảng cách sự cố của tập thông số, L_t là khoảng cách sự cố mạng tính toán. Với bộ dữ liệu gồm 17 tập dữ liệu lấy ra để kiểm tra ta thấy rằng kết quả mạng tính toán khá chính xác theo Bảng 2, ta thấy sai số lớn nhất là 1.9922% và sai số nhỏ nhất là 0.1672%.

5. KẾT LUẬN

Bài báo đã giới thiệu phương pháp nhận dạng và định vị sự cố trên lưới điện phân phối sử dụng nơ ron nhân tạo (ANN) với cấu trúc mạng nơ ron nhiều lớp truyền thẳng (FNN-Feedforward Neural Network) và thuật toán toán lan truyền ngược (BP-Back Propagation), đồng thời xây dựng giao diện để huấn luyện và sử dụng mạng ANN. Với bộ dữ liệu mô phỏng, bộ ANN hoạt động chính xác cao (sai số nhỏ nhất 0.1672%). Tuy nhiên, nghiên cứu này chỉ thử nghiệm trên dữ liệu mô phỏng nên chưa đánh giá được hiệu quả của phương pháp trên dữ liệu thực tế. Điều này cũng hợp lý vì trong thực tế có nhiều dạng sự cố khác nhau, điện trở sự cố cũng phụ thuộc vào các sự cố đó, bên cạnh đó các thông số đầu nguồn cũng sẽ bị thay đổi khi có thay đổi kết lưới vận hành. Do vậy để nhận dạng và định vị được chính xác vị trí khi có sự cố xảy ra cần phải có bộ thông số huấn luyện mạng sát với lưới điện thực tế nhất. Nghiên cứu sẽ tiến hành trên bộ dữ liệu thật từ các bảng ghi sự cố để hoàn thiện hệ thống cũng như áp dụng một số phương pháp mới của trí tuệ nhân tạo (AI) để tăng độ chính xác của hệ thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Seung-Jae Lee, *Member, IEEE*, Myeon-Song Choi, *Member, IEEE*, Sang-Hee Kang, *Member, IEEE*, Bo-Gun Jin, Duck-Su Lee, Bok-Shin Ahn, *Member, IEEE*, Nam-Seon Yoon, Ho-Yong Kim, and Sang-Bong Wee (2004). An Intelligent and Efficient Fault Location and Diagnosis Scheme for Radial Distribution Systems, *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY*, vol. 19, no. 2.

[2]. Zhihai T, Liang G, Qiupeng S, Fengqing Z, Zhihong L (2012). Simplified Model of Distribution Network based on Minimum Area and its Application. *In: China International Conference on Electricity Distribution (CICED)*, Shang hai.

[3]. Coster E, Kerstens W, Berry T (2013). Self-healing distribution networks using smart controllers. *In: The 22rd International Conference on Electricity Distribution*.

[4]. Ferreira GD. Impedance-based fault location for overhead and underground distribution systems (2012). *In: The Proc. North Amer. Power Symp*; p. 1–6.

[5] Y. Wang, M. Liu and Z. Bao (2016). Deep learning neural network for power system fault diagnosis, *35th Chinese Control Conference (CCC)*, Chengdu, pp. 6678-6683.

[6] S. Wang, H. Chen, B. Pu, H. Zhang, S. Jin and X. Liu, "Analysis of Network Loss Energy Measurement Based on Machine Learning. (2018). *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Wuyishan, China, pp. 1113-1117.

[7] J. H. Arteaga, F. Hancharou, F. Thams and S. Chatzivasileiadis (2019). Deep Learning for Power System Security Assessment, *2019 IEEE Milan PowerTech*, Milan, Italy.

[8] M. Guo, N. Yang and W. Chen (2019). 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.

[9] K. Chen, J. Hu, Y. Zhang, Z. Yu and J. He (2020). 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.

DETERMINING THE FAULT LOCATIONS IN THE DISTRIBUTION SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Ha Xuan Vinh[1*], Nguyen Nang Chung[2]

[1] Faculty of Electronics, Electrical Engineering and Material Technology, University of Sciences, Hue University

[2]Quang Ngai Electricity Company

*Email: hxvinh@husc.edu.vn

ABSTRACT

This study proposes a method for identifying and locating faults in distribution power grids using artificial neural networks. Identifying and locating faults in distribution power grids using traditional methods is relatively complex due to incomplete physical modeling of the system and insufficient information on line parameters, transformers, substation grounding status, etc. Therefore, the results of fault identification and location from traditional methods often have limited accuracy and reliability. The proposed method uses 176 fault-simulation datasets from the 477 outgoing lines of the 110kV Tan Mai substation (Quang Ngai) for training and testing. Practical testing results show that the ANN can identify faults in distribution power grids with high accuracy.

Keywords: Distribution system operation, fault location, artificial neural networks.