

MẠNG THẦN KINH NHÂN TẠO TRONG NHẬN DẠNG ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR POWER SYSTEM DYNAMIC STABILITY RECOGNITION

Nguyễn Ngọc Âu, Quyền Huy Ánh, Nguyễn Văn Trọng
Trường Đại Học Sư Phạm Kỹ Thuật Thành Phố Hồ Chí Minh

Ngày tòa soạn nhận bài 13/20/2015, ngày phản biện đánh giá 22/10/2015, ngày chấp nhận đăng 25/10/2015

TÓM TẮT

Lựa chọn biến đặc trưng là kỹ thuật xử lý dữ liệu rất quan trọng trong bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Bài báo giới thiệu phương pháp xếp hạng lựa chọn biến dựa trên độ đo khoảng cách Fisher, Divergence, Bhattacharyya và hệ số tương quan. Mục đích là chọn các biến với độ tách biệt dữ liệu cao nhất. Mạng neural truyền thẳng được đề nghị áp dụng để nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Tiếp cận đề nghị được kiểm tra trên sơ đồ hệ thống điện IEEE 30-bus. Nhiều thí nghiệm đã được thực thi nhằm tìm ra thông số để mạng neural đạt hiệu suất tối ưu. So sánh giải thuật học Levenberg-Marquardt và Scaled Conjugate Gradient, kết quả cho thấy giải thuật học Levenberg-Marquardt với phương pháp chọn biến dựa và hàm Fisher cho số biến nhỏ hơn, độ chính xác nhận dạng cao hơn các phương pháp còn lại.

Từ khóa: nhận dạng ổn định động, hệ thống điện, mạng neural nhân tạo, biến đặc trưng.

ABSTRACT

Feature selection is very important data-processing technique in dynamic stability recognition of power systems. This paper presents a ranking method for feature selection that bases on Fisher, Divergence, Bhattacharyya distance and Correlation coefficient. The aim is to select features with the highest data discrimination. Multilayer Feed-forward Neural Network has been applied for power system dynamic stability recognition. The proposed approach has been tested on the IEEE 30-bus power system. Many experiments have been done with the aim of finding parameters for optimal neural network performance. In comparison between Levenberg-Marquardt and Scaled Conjugate Gradient learning algorithms, results show that Levenberg-Marquardt algorithm with Fisher distance for feature selection yields less number of features and higher recognition accuracy than the others.

Keywords: dynamic stability recognition, power system, neural network, features.

1. GIỚI THIỆU

Hệ thống điện (HTĐ) càng trở nên phức tạp, tăng trưởng phụ tải quá nhanh trong khi nguồn điện mới vẫn còn hạn chế khiến HTĐ bị áp lực vận hành với điều kiện cận biên ổn định. Ngày nay, việc đánh giá ổn định động trong thời gian thực cho HTĐ hiện đại thực sự là vấn đề khó khăn. Các phương pháp phân tích ổn định truyền thống phức tạp, mất nhiều thời gian và gây nên sự chậm trễ trong việc ra quyết định [1]–[3], nên rất cần giải pháp chẩn đoán ổn định nhanh và chính xác, giúp cung

cấp thông tin cho hệ thống điều khiển xử lý kịp thời đảm bảo cho HTĐ vận hành an toàn liên tục.

Mạng neural nhân tạo (ANN) là một trong các phương pháp tiếp cận nhận dạng ổn định HTĐ đang thu hút được nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu do khả năng học nhanh chóng quan hệ phi tuyến vào/ra, đáp ứng được về tốc độ tính toán cũng như hiệu suất [4].

Để hệ thống nhận dạng ANN có hiệu suất cao thì thông số đầu vào phải đặc trưng và mang dấu hiệu thông tin điển hình, trong khi thông số đầu vào lại gia tăng theo kích cỡ HTĐ, nên cần giải pháp tìm những thông số đặc trưng nhất giúp cho ANN xử lý dữ liệu một cách nhanh chóng và nâng cao độ chính xác [5].

Bài báo giới thiệu phương pháp chọn biến sử dụng độ đo khoảng cách Fisher, Divergence, Bhattacharyya và hệ số tương quan (Corr) nhằm mục đích chọn các biến tốt nhất với độ tách biệt dữ liệu cao nhất. Mạng neural truyền thẳng được đề nghị áp dụng để học mối quan hệ phi tuyến vào ra và đánh giá độ chính xác nhận dạng.

2. MẠNG NEURAL TRUYỀN THẮNG NHIỀU LỚP (MLFNN) VÀ THUẬT TOÁN LAN TRUYỀN NGƯỢC

– *Mạng neural truyền thẳng nhiều lớp* [6] (*MLFNN-Multi Layer FeedForward Neural Network*): gồm lớp vào, nhiều lớp ẩn, một lớp ra. Các neural đầu vào không thực hiện tính toán trên dữ liệu vào mà các neural lớp ẩn và lớp ra sẽ thực hiện tính toán. Các neural chỉ có thể được kết nối với nhau theo một hướng tới hay với các neural khác trong lớp kế tiếp.

Mỗi liên kết được gán một trọng số và được thêm vào trong quá trình tín hiệu đi qua liên kết đó. Mỗi neural tính toán mức kích hoạt của chúng bằng cách cộng tổng các đầu vào và đưa ra hàm chuyển hay hàm kích hoạt. Khi đầu ra của tất cả các neural trong một lớp cụ thể đã thực hiện tính toán thì lớp kế tiếp có thể bắt đầu thực hiện tính toán. Nếu tất cả neural đã thực hiện tính toán thì các neural đầu ra thể hiện kết quả.

– *Thuật toán lan truyền ngược*: Thuật toán huấn luyện nhanh, có hiệu suất cao với vấn đề hồi quy phi tuyến và phân lớp. Thuật toán xử lý lặp sau một số bước lặp cụ thể. Ở mỗi bước lặp, các trường hợp huấn luyện sẽ được đưa ra xem xét giá trị ngõ ra thực tế và mong muốn để so sánh và tính toán sai số. Sai số được sử dụng để điều chỉnh trọng số và sau đó quá trình xử lý lặp. Cấu hình mạng ban đầu là ngẫu nhiên và huấn luyện chỉ dừng lại khi đạt tới số vòng lặp cụ thể tối đa cho phép

hay khi sai số ở mức cho phép hoặc khi sai số không tăng nữa.

3. TẠO MẪU VÀ LỰA CHỌN BIẾN

3.1 Tạo mẫu

Để hiệu suất nhận dạng ANN đạt kết quả cao thì tín hiệu đầu vào của hệ thống nhận dạng phải tin cậy và đặc trưng cho trạng thái vận hành của hệ thống. Các dữ liệu ban đầu có thể lấy từ dữ liệu lịch sử vận hành hoặc mô phỏng off-line [2], [7]. Trong bài báo, dữ liệu được tạo ra thông qua quá trình mô phỏng off-line với sự trợ giúp của phần mềm Power-World. Bằng cách tạo sự cố trên các bus, dọc đường dây truyền tải như ngắn mạch một pha, hai pha, ba pha với các mức tải khác nhau giúp thu thập dữ liệu đại diện toàn bộ chế độ vận hành của hệ thống điện.

Ở chế độ động, thông số đầu vào thể hiện dưới dạng vector biến chứa mẫu thông tin trạng thái HTĐ như độ thay đổi công suất của các máy phát, đường dây, phụ tải và độ lệch điện áp tại các bus ở những thời điểm xảy ra sự cố [1].

3.2 Phương pháp xếp hạng lựa chọn biến

Lựa chọn thông số điển hình là lựa chọn một tập con từ toàn bộ tập thông số ngõ vào có liên quan chặt chẽ với ngõ ra, những thông số dư thừa được loại bỏ, kích thước của dữ liệu được giảm đáng kể, do đó tốc độ huấn luyện nhanh hơn và độ chính xác được nâng cao. Trong phương pháp xếp hạng tất cả biến ban đầu được đánh giá độc lập bởi tiêu chuẩn đánh giá độ đo cho từng biến, sau đó xếp hạng thứ tự quan trọng từ cao xuống thấp và chọn ra số biến đặc trưng yêu cầu d .

Phần tiếp theo trình bày bốn kỹ thuật lựa chọn biến bằng phương pháp xếp hạng đơn biến.

3.2.1 Hàm khoảng cách Fisher

Hàm khoảng cách Fisher [5] tìm kiếm độ tách biệt tối ưu tuyến tính giữa 2 lớp dữ liệu. Một tập dữ liệu D gồm n biến x_1, x_2, \dots, x_n với n_1 mẫu trong lớp C_1 và n_2 mẫu trong lớp C_2 , tác vụ là tìm kiếm ánh xạ cực đại $y=W^T X$. Điều này tương ứng với việc tìm kiếm đường thẳng khi chiếu tập dữ liệu lên đường thẳng

cho độ tách biệt tối đa. Các biến có giá trị F lớn hơn thì khả năng tách biệt dữ liệu giữa 2 lớp cao hơn.

$$F(w) = \frac{|m_1 - m_2|^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (1)$$

Trong đó: m_i là giá trị trung bình của lớp C_i và σ_i^2 là phương sai của lớp C_i .

3.2.2 Hàm khoảng cách Divergence

Khoảng cách Divergence [5] là tiêu chuẩn đo lường độ phân tán của hai lớp dữ liệu. Khoảng cách J_{ij} giữa hai lớp được trình bày ở biểu thức (2). Biến có khoảng cách J_{ij} càng lớn là thì dữ liệu hai lớp càng phân tán.

$$J_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{\sigma_j^2}{\sigma_i^2} + \frac{\sigma_i^2}{\sigma_j^2} - 2 \right) + \frac{1}{2} (m_i - m_j)^2 \left(\frac{1}{\sigma_i^2} + \frac{1}{\sigma_j^2} \right) \quad (2)$$

Trong đó: σ_i^2, σ_j^2 là phương sai của lớp i và lớp j của biến; m_i, m_j là trung bình của lớp i và lớp j của biến. J_{ij} càng lớn thì độ phân tán hai lớp dữ liệu càng cao.

3.2.3 Hệ số tương quan

Hệ số tương quan [8] đo lường mức độ quan hệ tuyến tính giữa hai biến. Hệ số tương quan giữa hai biến được tính toán theo công thức (3):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i) \sum_{i=1}^n (y_i)}{(n-1) s_x s_y} \quad (3)$$

Trong đó: \bar{x} và \bar{y} là giá trị trung bình của biến quan sát x và y , s_x và s_y lần lượt là độ lệch chuẩn của hai biến.

Nếu giá trị của r là dương thì hai biến x và y đồng biến. Nếu giá trị của r là âm thì x và y nghịch biến. Nếu $r = 1$ hay $r = -1$ thì y và x

tương quan mạnh. Nếu $r = 0$ thì hai biến x và y hoàn toàn độc lập.

3.2.4 Hàm khoảng cách Bhattacharyya

Khoảng cách Bhattacharyya [9] đo độ tách biệt giữa hai lớp dữ liệu, được tính theo công thức (4).

$$D_B(p, q) = \frac{1}{4} \ln \left(\frac{1}{4} \left(\frac{\sigma_p^2}{\sigma_q^2} + \frac{\sigma_q^2}{\sigma_p^2} + 2 \right) \right) + \frac{1}{4} \left(\frac{(\mu_p - \mu_q)^2}{\sigma_p^2 + \sigma_q^2} \right) \quad (4)$$

Trong đó: $D_B(p, q)$ là hàm khoảng cách Bhattacharyya giữa q và p ; σ_p^2, σ_q^2 là phương sai của lớp C_p và C_q ; μ_p, μ_q là giá trị trung bình của lớp C_p và C_q ; q, p là hai lớp dữ liệu. D càng lớn thì hai lớp dữ liệu càng tách biệt.

3.3 Huấn luyện và nhận dạng mô hình

Để việc huấn luyện và kiểm tra được khách quan và tổng quát, tập dữ liệu huấn luyện được chia ngẫu nhiên thành k tập con tương đương về kích cỡ. Quá trình huấn luyện và kiểm tra thực hiện k lần. Phần trăm độ chính xác nhận dạng của mô hình trong huấn luyện hoặc kiểm tra được tính trung bình trong k lần thực hiện. Tỷ lệ huấn luyện đúng hoặc kiểm tra đúng được xác định theo biểu thức (5).

$$CR = \frac{R}{S} 100 \quad (5)$$

Trong đó: $CR(\%)$ là tỉ lệ phân loại, R số mẫu đúng, S là tổng số mẫu. Tỉ lệ độ chính xác nhận dạng CR kỳ vọng đề nghị trong [10] là hơn 90%.

4. ÁP DỤNG ĐÁNH GIÁ ỔN ĐỊNH ĐỘNG TRÊN SƠ ĐỒ IEEE 30-BUS

4.1 Mô tả sơ đồ IEEE 30bus

Sơ đồ IEEE 30-bus là một mô hình chuẩn trong các nghiên cứu về hệ thống điện, gồm có 30 bus, 6 máy phát điện, 4 máy biến áp, 37 đường dây, 21 tải. Sơ đồ được trình bày ở Hình 9.

4.2 Thông số đầu vào và đầu ra

Mô phỏng off-line trên phần mềm Power-World Simulator 18 để thu thập dữ liệu, các sự cố ngắn mạch gồm 1 pha, 2 pha và 3 pha trên tất cả các bus và dọc đường dây có khả năng gây mất ổn định HTĐ. Mức tải tăng từ 20% đến 160% mức tải cơ bản với gia số 10%, thời gian cắt ngắn mạch cài đặt là 50ms [11]

Kết quả mô phỏng có tổng số 943 mẫu, trong đó 610 mẫu ổn định và 333 mẫu không ổn định. Tập mẫu ban đầu được chia ngẫu nhiên thành 6 tập con có kích cỡ như nhau. Mỗi lần huấn luyện một tập con được chọn là tập kiểm tra, các tập còn lại dùng để huấn luyện. Kết quả độ chính xác huấn luyện và kiểm tra là trung bình của 6 lần thực hiện. Tập huấn luyện có 785 mẫu, trong đó 508 mẫu ổn định, 277 mẫu không ổn định. Tập kiểm tra 158 mẫu, trong đó 102 mẫu ổn định và 56 mẫu không ổn định. Tập dữ liệu được chuẩn hóa trước khi huấn luyện.

Vec-tơ đầu vào $x = \{\Delta P_{gen}, \Delta Q_{gen}, \Delta V_{bus}, \Delta P_{load}, \Delta Q_{load}, \Delta P_{flow}, \Delta Q_{flow}\}$ là 166 (12+12+30+21+21+41+41) và vec-tơ đầu ra $y = \begin{Bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{Bmatrix}$.

Đầu ra y được gán nhãn với $\begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix}$ là lớp

‘ổn định’, $\begin{Bmatrix} 0 \\ 1 \end{Bmatrix}$ là lớp ‘không ổn định’. Do vấn

đề sai số trong tính toán, kết quả ngõ ra thực tế của bộ phân lớp là số lẻ:

$$F = \begin{Bmatrix} F1 \\ F2 \end{Bmatrix}$$

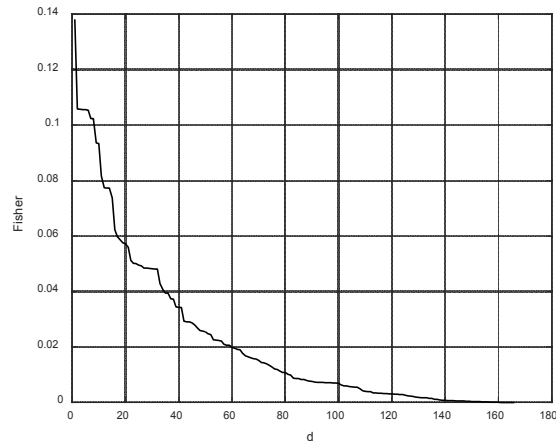
Ngõ ra được phân lớp theo luật số lớn [6]:

Mẫu thuộc về lớp 1 nếu $F1 > F2$

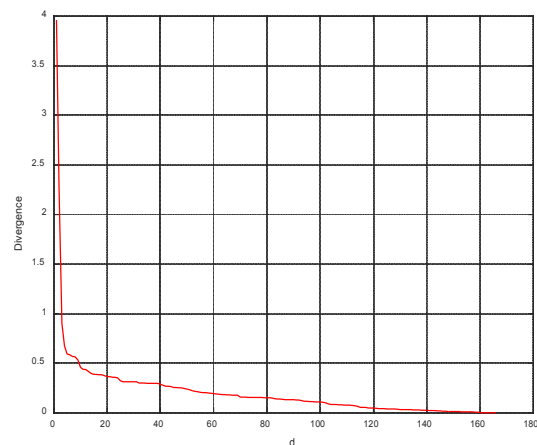
Mẫu thuộc về lớp 2 nếu $F1 \leq F2$

4.3 Kết quả tính toán

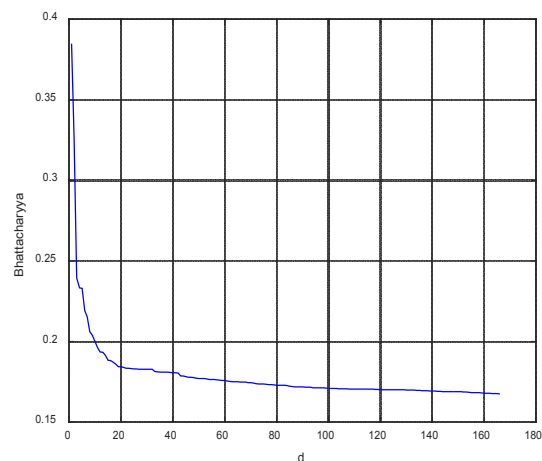
Áp dụng tính toán xếp hạng biến quan trọng giảm dần với các hàm khoảng cách (KC) Fisher, Divergence, Bhattacharyya và Corr. Kết quả được trình bày trong các hình 1, 2, 3 và 4; d là số biến.



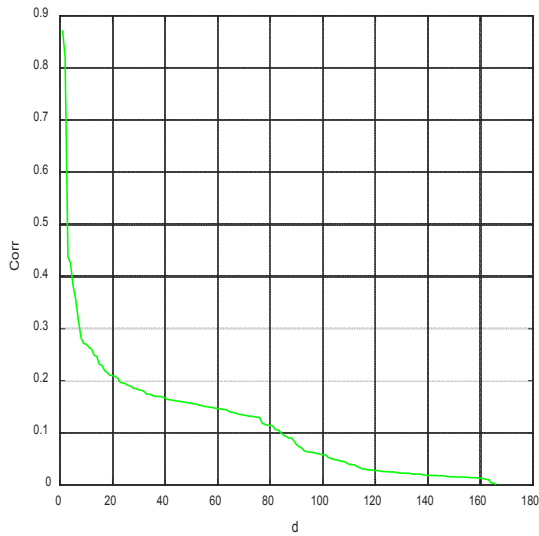
Hình 1. Xếp hạng biến theo KC Fisher



Hình 2. Xếp hạng biến theo KC Divergence



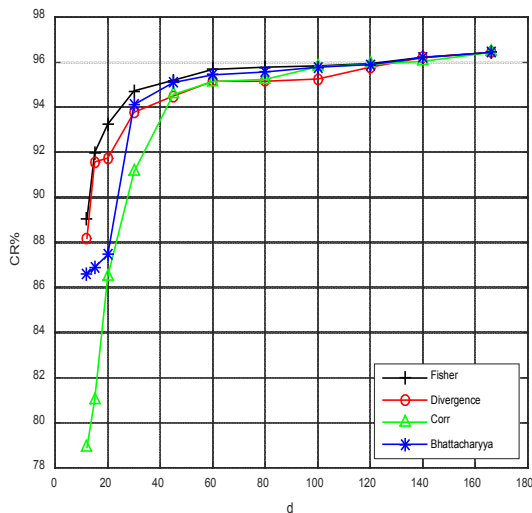
Hình 3. Xếp hạng biến theo KC Bhattacharyya



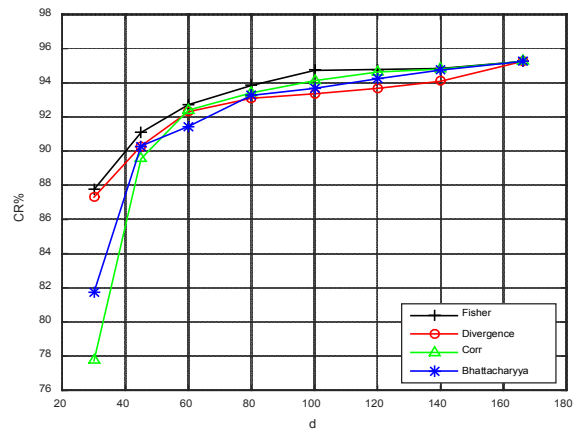
Hình 4. Xếp hạng biến theo Corr

4.2 Kết quả huấn luyện và kiểm tra

MLFNN được chọn có cấu hình gồm một lớp vào, một lớp ẩn và một lớp ra. Hai giải thuật học và cập nhật trọng số Levenberg-Marquardt (trainlm) và Scaled Conjugate Gradient (trainsecg) được áp dụng huấn luyện mạng. Công cụ mạng neural và giải thuật học được hỗ trợ của phần mềm tính toán Matlab [12]. Kết quả nhận dạng sử dụng giải thuật trainlm và trainsecg được trình bày ở Hình 5 và Hình 6.



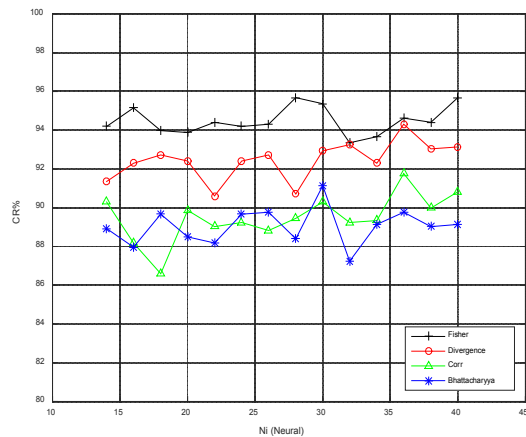
Hình 5. So sánh độ chính xác nhận dạng trên tập kiểm tra của các phương pháp xếp hạng sử dụng thuật toán trainlm.



Hình 6. So sánh độ chính xác nhận dạng trên tập kiểm tra của các phương pháp xếp hạng sử dụng thuật toán trainsecg.

- Tối ưu kết quả huấn luyện và kiểm tra

Hình 5 và Hình 6 cho thấy giải thuật trainlm cho kết quả nhận dạng với độ chính xác kiểm tra cao hơn, số biến ít hơn so với giải thuật trainsecg. Do đó, giải thuật trainlm được chọn để tiếp tục thí nghiệm tìm kết quả nhận dạng tối ưu hơn. Có nhiều cách điều chỉnh thông số mạng cho tỉ lệ nhận dạng tối ưu với số biến được chọn, trong đó hướng điều chỉnh số neural lớp ẩn là một trong những cách nâng cao độ chính xác nhận dạng hiệu quả. Số biến đầu vào được chọn là 20, thực nghiệm thử sai với số neural lớp ẩn thay đổi từ 14 neural đến 40 neural. Kết quả Hình 7 cho thấy số neural lớp ẩn là 28 thì độ chính xác kiểm tra cao nhất đạt 95,68%.



Hình 7. So sánh độ chính xác nhận dạng khi thay đổi số neural lớp ẩn sử dụng thuật toán trainlm, d=20.

Bảng 1. Số neural cho kết quả nhận dạng tối ưu khi sử dụng hàm Fisher

Số biến	Huấn luyện		Kiểm tra
	Thời gian (s)	%	%
20	3.34	97.37	95.68
166	64.42	98.68	97.15

4.5 Bàn luận

Kết quả Hình 5 cho thấy, chỉ với số biến $d=15$, tức giảm 11 lần thì hai phương pháp chọn biến điển hình là hàm Fisher và Divergence cho kết quả nhận dạng vượt giá trị kỳ vọng 90%, khi số biến là 45 tức giảm 3,6 lần thì độ chính xác nhận dạng giảm không đáng kể so với đầy đủ 166 biến. Với giải thuật huấn luyện trainscg, Hình 6 cho thấy tỉ lệ nhận dạng đạt trên 90% thì số biến được chọn lên tới 45 với hàm Fisher và Divergence. Do đó, với cùng cấu hình mạng và số neural ẩn là 20, thuật toán trainlm cho tỉ lệ nhận dạng cao hơn với số biến nhỏ hơn so với thuật toán trainscg.

Với số biến là 20, kết quả Hình 7 cho thấy khi thay đổi số neural lớp ẩn thì độ chính xác nhận dạng của MLFNN với giải thuật học trainlm và chọn biến theo hàm Fisher cao hơn các phương pháp còn lại. Cụ thể, khi số neural lớp ẩn ban đầu là 20 thì độ chính xác nhận dạng của hàm Fisher là 93,25%, kết quả thực

thực nghiệm thử sai tìm ra số neural ẩn là 28 thì độ chính xác nhận dạng nâng lên 95,68%.

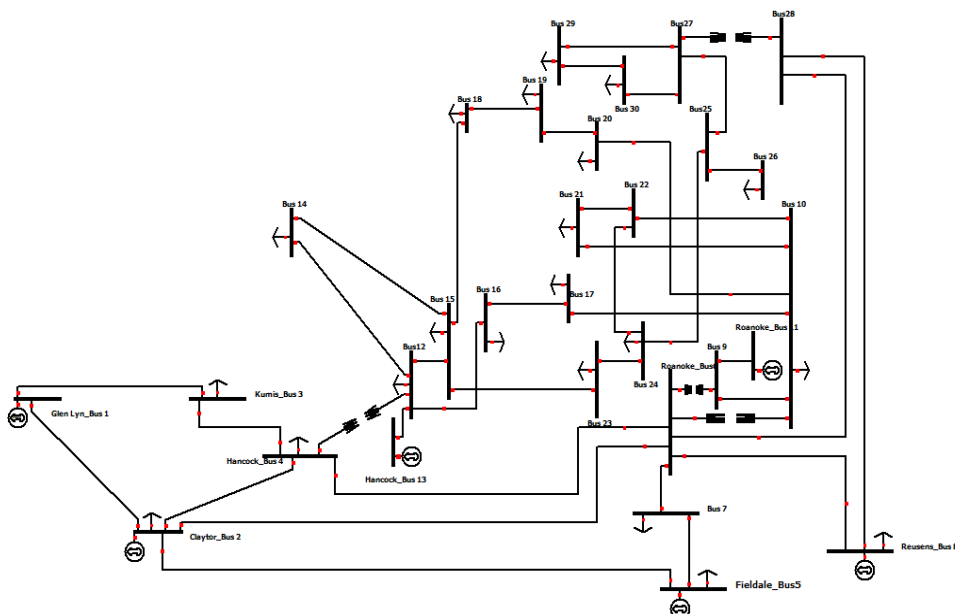
Bảng 1 kết quả cho thấy giải thuật học trainlm có độ chính xác nhận dạng đạt 95,68% với số biến giảm 8.3 lần, thời gian huấn luyện giảm 19,2 lần so với 166 biến.

5. KẾT LUẬN

Bài báo giới thiệu phương pháp xếp hạng lựa chọn biến đặc trưng. MLFNN được đề nghị áp dụng để nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Kết quả thực thi cho thấy giải thuật học trainlm với hàm Fisher chọn biến cho độ chính xác nhận dạng cao hơn các phương pháp còn lại.

Kết quả kiểm tra trên sơ đồ IEEE 30-bus, bằng thực nghiệm thử sai tìm ra số neural ẩn thích hợp để tối ưu hiệu suất mạng. Với số biến được chọn là 20, thực nghiệm tìm ra số neural của lớp ẩn bằng 28 thì độ chính xác kiểm tra cao nhất đạt 95,68%. So với 166 biến ban đầu có độ chính xác nhận dạng là 97,15%, khi giảm số biến còn 20 thì độ chính xác nhận dạng chỉ giảm 1,47% trong khi thời gian huấn luyện giảm 19,2 lần.

Kết quả chứng tỏ phương pháp chọn biến đặc trưng giúp giảm được biến dư thừa một cách hiệu quả, rút ngắn thời gian tính toán, giảm chi phí đo lường cảm biến.



Hình 8. Sơ đồ IEEE 30-bus

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] A. Y. Abdelaziz and M. A. El-Dessouki, “*Transient Stability Assessment using Decision Trees and Fuzzy Logic Techniques*,” *Int. J. Intell. Syst. Appl.*, vol. 5, no. 10, pp. 1–10, 2013.
- [2] R. Zhang, H. K. Polytechnic, H. Kong, Y. Xu, Z. Y. Dong, K. Meng, and Z. Xu, “*Intelligent Systems for Power System Dynamic Security Assessment: Review and Classification*,” pp. 134–139, 2011.
- [3] A. M. a. Haidar, M. W. Mustafa, F. a. F. Ibrahim, and I. a. Ahmed, “*Transient Stability Evaluation Of Electrical Power System Using Generalized Regression Neural Networks*,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 11, no. 4, pp. 3558–3570, 2011.
- [4] K. S. Swarup, “*Artificial Neural Network Using Pattern Recognition For Security Assessment And Analysis*,” *Neurocomputing*, vol. 71, no. 4–6, pp. 983–998, 2008.
- [5] R. Zhang, S. Member, Y. Xu, and Z. Y. Dong, “*Feature Selection For Intelligent Stability Assessment of Power Systems*,” *2012 IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.*, pp. 1–7, 2012.
- [6] S. Haykin, “*Neural Networks and Learning Machines*”, Third Edition, Pearson Prentice Hall, 2009.
- [7.] K. Y. Lee and M. A. El-Sharkawi, “*Modern Heuristic Optimization Techniques*”, A John Wiley & Sons. Inc. Publication, 2008.
- [8] A. R. Webb and K. D. Copley, “*Statistical Pattern Recognition*”, Third Edition, A John Wiley & Sons. Inc. Publication, 2011.
- [9.] M. Cheriet, N. Kharm, C.-L. Liu, and C. Y. Suen, “*Character Recognition Systems - A Guide for Students and Practitioners*”, A John Wiley & Sons. Inc. Publication, 2007.
- [10] Quyen Huy Anh, “*The application of pattern recognition for fast analysis of the dynamic stability of electrical power system*,” *Pergamon*, pp. 1–13, 1994.
- [11] J. D. Glover, M. S. Sarma, and T. Overbye, “*Power System Analysis and Design*”, Fifth Edition, Global Engineering: Christopher M.Shortt, 2012.
- [12] M.H.Beale, M.T.Hagan, H.B.Demuth, “*Neural Network Toolbox User’s Guide*”, 2015.