

## KỸ THUẬT GIẢM BIẾN ĐẶC TRƯNG TRONG ĐÁNH GIÁ ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN DÙNG MẠNG MLFN VÀ RBFN

### FEATURE REDUCTION TECHNIQUES IN DYNAMIC STABILITY PREDICTION POWER SYSTEM USING FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS AND RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORKS

Nguyễn Ngọc Âu, Trần Hữu Phụng  
Trường Đại học Sư Phạm Kỹ Thuật TP.HCM

Ngày tòa soạn nhận bài 05/01/2015, ngày phản biện đánh giá 6/02/2015, ngày chấp nhận đăng 05/3/2015

#### TÓM TẮT

Bài báo giới thiệu ứng dụng mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp (Multilayer Feedforward Neural Networks (MLFN)) và mạng nơ-ron hàm truyền xuyên tâm (Radial Function Basis Networks (RBFN)) để đánh giá ổn định động hệ thống điện cùng kỹ thuật lựa chọn biến đặc trưng. Đánh giá ổn định động hệ thống điện dựa trên quan hệ góc công suất giữa các máy phát trên hệ thống thông qua mô phỏng off-line. Quá trình mô phỏng được thực hiện trên hệ thống điện GSO 37 nút, xét ngắn mạch 3 pha cân bằng trên hệ thống với công suất phát và phụ tải định mức. Dữ liệu thu được từ mô phỏng làm dữ liệu huấn luyện cho MLFN và RBFN. Quá trình giảm biến đặc trưng ngõ vào sử dụng phương pháp Fisher Discrimination và Divergence. Kết quả cho thấy trạng thái ổn định của hệ thống điện được chẩn đoán với độ chính xác cao. So sánh kết quả nhận dạng với cùng số biến đặc trưng, RBFN có độ chính xác cao hơn với thời gian tính toán nhanh hơn MLFN.

**Từ khóa:** Đánh giá ổn định động hệ thống điện, mạng nơ-ron nhân tạo, lựa chọn biến đặc trưng.

#### ABSTRACT

This paper presents an application of Multilayer Feedforward Neural Networks (MLFN) and Radial Basis Function Neural Network (RBFN) for Power System Dynamic Stability Assessment (DSA) with feature reduction techniques. Dynamic stability of the power system is first determined based on the generator relative rotor angles obtained from time domain simulations. Simulations were carried out on the GSO 37-bus test system considering three phase faults on at rated power. The data collected from the time domain simulations are then used as inputs to the MLFN and RBFN. Reduced feature inputs based on Fisher Discrimination and Divergence. MLFN and RBFN results show that the stability condition of the power system can be predicted with high accuracy. In addition, the performance of the variable selection methods as well as the performance of the MLFN and RBFN was compared.

**Keywords:** Dynamic stability assessment, neural networks, feature/variable selection.

#### I. GIỚI THIỆU

Hệ thống điện hiện đại chịu tác động nặng nề dưới những điều kiện vận hành sát với giới hạn ổn định. Những kích động không mong đợi có thể gây nguy hiểm đến hệ thống điện và có thể gây ra hiện tượng rã lưới. Ổn định hệ thống điện đề cập đến quá trình dao động

điện từ do những kích động gây nên. Ổn định động hệ thống điện đề cập đến khả năng của hệ thống máy phát trên hệ thống lưới điện đa liên kết có thể duy trì được sự đồng bộ sau khi gặp kích động lớn [1]. Ổn định góc công suất dưới kích động lớn liên quan đến khả năng

duy trì sự đồng bộ của hệ thống điện khi gặp phải những kích động như ngắn mạch trên đường dây truyền tải hay trên những thanh cái. Do sự phức tạp của hệ thống điện, những phương pháp phân tích hệ thống điện truyền thống tốn rất nhiều thời gian và gây chậm trễ trong việc ra quyết định. Trong những năm gần đây Mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neureal Network (ANN)) được khuyến nghị như là một phương pháp thay thế để giải quyết những vấn đề khó khăn mà những phương pháp truyền thống không giải quyết được về tốc độ tính toán toán cũng như hiệu suất [4]. Bằng quá trình học cơ sở dữ liệu đánh giá ổn định động, mối quan hệ phi tuyến giữa những tham số vận hành hệ thống điện và những trạng thái hệ thống điện tương ứng có thể trích xuất và tính toán dùng ANN [2]. Đây là đặc điểm quan trọng, đặc trưng cho ANN. Vì vậy những đặc trưng ngõ vào tốt nhất phải được lựa chọn, chính vì vậy cần thiết tìm ra những giải pháp để trích chọn, giảm số lượng biến đặc trưng nhằm để ANN học một cách hiệu quả và cải thiện độ chính xác. Điều này giúp giải quyết yêu cầu chẩn đoán nhanh trạng thái ổn định của hệ thống, sớm cảnh báo trường hợp mất ổn định giúp hệ thống điều khiển kích hoạt khẩn cấp đưa hệ thống điện về trạng thái ổn định. Phần còn lại của bài báo này có bố cục như sau: Phần 2 trình bày mô hình toán học của hệ thống điện gồm nhiều máy phát. Phần 3 Giới thiệu MLFN và RBFN. Kỹ thuật lựa chọn biến đặc trưng được trình bày trong Phần 4. Đánh giá hiệu suất của MLFN và RBFN trong chẩn đoán ổn định động hệ thống điện và bàn luận được trình bày trong Phần 5. Kết luận trình bày trong Phần 6.

## II. MẠNG NƠ-RON TRUYỀN THĂNG NHIỀU LỚP (MLFN) VÀ MẠNG NƠ-RON HÀM TRUYỀN XUYÊN TÂM (RBFN)[6]

### 1. Mạng Mlfn

MLFN là mạng nơ-ron phổ biến nhất. MLFN gồm 3 lớp: 1 lớp ngõ vào, 1 lớp ẩn và 1 lớp ngõ ra. Với MLFN được đề cập, vec-tơ dữ

liệu ngõ vào được cung cấp đến lớp ngõ vào, trọng số và ngưỡng kích hoạt được điều chỉnh thông qua hàm truyền. Quá trình huấn luyện được thực hiện bằng cách truyền thẳng dữ liệu huấn luyện cũng như dữ liệu mục tiêu. Mạng được huấn luyện dùng thuật toán lan truyền ngược. Có một số thuật toán huấn luyện khác được sử dụng như Gradient Descent, Gradient Descent with Momentum, Bayesian Regularization, quasi-Newton, Levenberg-Marquardt,...

Thuật toán huấn luyện nhanh nhất là Levenberg-Marquardt. Thuật toán Levenberg-Marquardt có hiệu suất cao hơn đối với những vấn đề hồi quy phi tuyến. Thuật toán xử lý quá trình lặp liên tục thông qua số bước lặp cụ thể. Trên mỗi bước lặp của quá trình huấn luyện, kết quả ngõ ra của mạng được so sánh với giá trị mục tiêu và sai số được tính toán, mạng cũng được cập nhật và xử lý liên tục. Quá trình huấn luyện dừng lại khi đạt đến thời gian huấn luyện hoặc đạt tới số bước lặp định trước. Ngoài ra, bất kỳ khi nào đạt tới sai số định trước, quá trình huấn luyện cũng dừng lại. Quá trình huấn luyện được thực hiện một số lần đến khi nào đạt được mục tiêu mong đợi. Có hai phương pháp khác nhau để thực hiện quá trình huấn luyện. Chế độ huấn luyện tăng cường và chế độ huấn luyện theo từng mẻ. Đường đặc tính sai số được tính toán và trọng số được cập nhật sau khi mỗi giá trị ngõ vào được áp vào mạng. Trong chế độ huấn luyện từng mẻ, tất cả giá trị ngõ vào trong tập huấn luyện được áp đến mạng trước khi trọng số được cập nhật.

### 2. Mạng Rbfn

RBFN có thể dùng để giải quyết bài toán xấp xỉ hoặc phân loại. Tại mỗi bước lặp, 1 nơ-ron trong lớp ẩn được thêm vào đến khi đạt đến sai số mục tiêu hoặc đạt đến số lượng nơ-ron cực đại định trước trong lớp ẩn. Quá trình cộng thêm nơ-ron trong lớp ẩn là sự phân bố đối xứng Gaussian nhằm tối đa hóa sự tương quan giữa các nút ẩn và lớp ngõ ra mục tiêu. RBFN thực hiện quá trình phân loại bằng cách

đo lường sự tương quan của những giá trị ngõ vào trong từng mẫu huấn luyện. Mỗi nơ-ron lưu trữ một mẫu chuẩn trong tập huấn luyện. Khi muốn phân loại một ngõ vào mới, mỗi nơ-ron tính toán khoảng cách Euclidean giữa ngõ vào và mẫu chuẩn.

### III. KỸ THUẬT LỰA CHỌN BIẾN ĐẶC TRUNG BẰNG PHƯƠNG PHÁP XẾP HẠNG

Lựa chọn biến đặc trưng rất quan trọng trong bước xây dựng hệ thống đánh giá thông minh ổn định động hệ thống điện dùng mạng neural. Nếu biến đặc trưng được lựa chọn có độ tách biệt dữ liệu ít thì dẫn đến hệ thống nhận dạng xây dựng sẽ có tính năng nhận dạng cũng không cao. Lựa chọn biến đặc trưng là chọn ra những biến tách biệt dữ liệu giữa các lớp cao và dữ liệu của biến cùng lớp phải gần nhau hơn. Trong các kỹ thuật lựa chọn biến đặc trưng có hai kỹ thuật thường được sử dụng. Một là tính toán độ tách biệt của từng biến đơn và loại bỏ những biến có độ tách biệt giữa các lớp nhỏ. Hai là dùng giải thuật tìm kiếm các khả năng kết hợp của các biến để tìm ra nhóm biến có độ tách biệt cao của các lớp dữ liệu. Phương pháp thứ hai là tiếp cận tốt nhưng tốn kém chi phí tính toán và phức tạp hơn. Phương pháp thứ nhất được đề nghị áp dụng trong bài báo này nhờ tính đơn giản trong tính toán của nó. Hai kỹ thuật lựa chọn biến bằng phương pháp xếp hạng đơn biến được giới thiệu tiếp theo sau đây dựa trên hàm đo khoảng cách.

#### 1. Khoảng cách Fisher[2]

Hàm khoảng cách Fisher 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  $\sigma_i^2$  là phương sai của lớp  $C_i$ .

#### 2. Khoảng cách Divergence[2]

Khoảng cách Divergence 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). Biên 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:  $\sigma_i^2, \sigma_j^2$  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.

#### 3. Đánh giá mô hình nhận dạng

**Để việc huấn luyện và kiểm tra mô hình khách quan và tổng quát, tập dữ liệu huấn luyện được chia ngẫu nhiên thành k tập con gần tương đương về kích cỡ.** 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. **Độ chính xác (cr(%))** huấn luyện đúng hoặc kiểm tra đúng như đầu ra yêu cầu được xác định theo biểu thức (3):

$$cr = \frac{R}{S} \cdot 100 \quad (3)$$

Trong đó: R số mẫu đúng. S là tổng số mẫu. Giá trị kỳ vọng độ chính xác nhận dạng của mô hình được đề nghị trong [9] phải đạt hơn 90%.

### IV. ÁP DỤNG ĐÁNH GIÁ ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN GSO-37BUS

#### 1. Mô tả hệ thống điện GSO-37bus áp dụng nghiên cứu

Mô hình GSO-37bus là mô hình chuẩn trong chương trình mô phỏng của phần mềm PowerWorld 17 như hình 7. Sơ đồ gồm có 37 bus, 9 máy phát điện, 3 cấp điện áp khác nhau 345kV, 138kV và 69kV, 25 tải, 14 máy biến áp, 42 đường dây truyền tải như hình 9. Trong bài

báo này, Mô phỏng để thu thập dữ liệu với sự trợ giúp phần mềm PowerWorld. Mẫu dữ liệu ngõ vào/ra được tạo ra bằng cách mô phỏng ngắn mạch trên hệ thống đường dây truyền tải và tại các thanh góp hệ thống. Thuộc tính động của hệ thống trong suốt quá trình ngắn mạch dựa trên quan sát mối quan hệ giữa các góc công suất của các máy phát trên hệ thống điện. Hệ thống điện được xét là ổn định nếu bất kỳ góc công suất tương đối của máy phát thứ  $i$   $\delta_i$  so với máy phát thứ  $j$   $\delta_j$  không vượt quá  $180^\circ$  sau khi cắt ngắn mạch, dưới kích động cụ thể. Ngược lại, nếu góc công suất tương đối vượt quá  $180^\circ$ , hệ thống được xét là mất ổn định. Nhân nhị phân được sử dụng để gán cho trạng thái ổn định động của hệ thống điện theo quy tắc [5],[7]-[8]:

$$\begin{aligned} \text{if } \delta_j < 180^\circ & \text{ then Stable '1'} \\ \text{if } \delta_j \geq 180^\circ & \text{ then Ustable '0'} \end{aligned} \quad (4)$$

Với:  $\delta_{ij}$  độ biến thiên góc công suất giữa bất kỳ 2 máy phát trong suốt quá trình quá độ.

## 2. Chuẩn hóa dữ liệu

Chuẩn hóa dữ liệu là phương pháp xử lý dữ liệu ngõ vào trước khi đưa dữ liệu này đến ngõ vào của ANN, là những biến đặc trưng đầu vào cho ANN. Chuẩn hóa giá trị của các biến đặc trưng được thực hiện dùng công thức:

$$z_i = \frac{x_i - m_i}{\sigma_i} \quad (5)$$

Với:  $m_i$  là giá trị trung bình của tập dữ liệu.  $\sigma_i$  là phương sai chuẩn của dữ liệu.

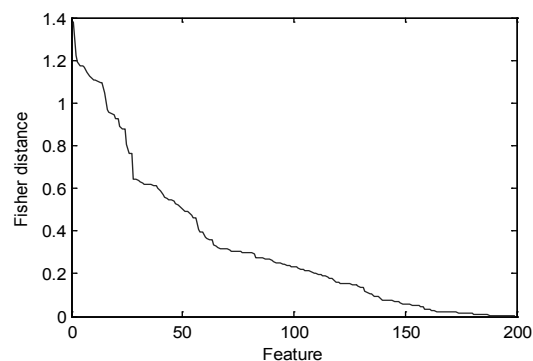
## 3. Biến đầu vào và biến đầu ra

Thực hiện mô phỏng off-line để thu thập dữ liệu cho đánh giá ổn định động hệ thống điện với chế độ 100% tải, thời gian cắt ngắn mạch cài đặt là 25ms. Biến đầu vào và biến đầu ra là  $x[\Delta V_{bus}, \Delta P_{load}, \Delta Q_{load}, \Delta P_{flow}, \Delta Q_{flow}]$  và  $y[1,0]$ . Tổng số biến đầu vào là 199(37+25+25+56+56), 1 biến đầu ra. Từ kết quả mô phỏng, căn cứ vào luật (4) có 240

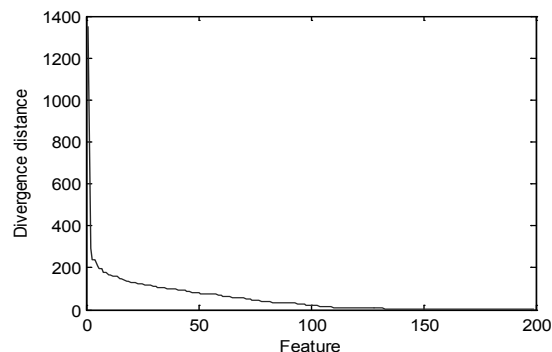
mẫu dữ liệu với 120 mẫu ổn định và 120 mẫu không ổn định. Tập dữ liệu chuẩn hóa được xây dựng theo biểu thức (5).

## 4. Kết quả tính toán các khoảng cách

Như đã trình bày ở phần trên, biến có độ đo khoảng cách lớn hơn thì biến đó quan trọng hơn. Áp dụng công thức (1), (2) để tính toán xếp hạng thứ tự quan trọng của các biến. Kết quả tính toán và xếp hạng biến quan trọng giảm dần cho khoảng cách Fisher và khoảng cách Divergence, trình bày lần lượt ở hình 1 và 2.



Hình 1. Xếp hạng biến theo khoảng cách Fisher



Hình 2. Xếp hạng biến theo khoảng cách Divergence

## 5. Kết quả đánh giá MLFN và RBFN

Tập mẫu dữ liệu gồm 240 mẫu được chia ngẫu nhiên thành 6 tập con. Mỗi tập con gồm 40 mẫu (20 mẫu ổn định và 20 mẫu không ổn định). Như vậy, mỗi tập huấn luyện có 200 mẫu (100 mẫu ổn định, 100 mẫu không ổn định) và tập kiểm tra có 40 mẫu (20 mẫu ổn định và 20 mẫu không ổn định). Cấu trúc của MLFN có 3 lớp: lớp đầu vào, 1 lớp ẩn và 1 lớp ra. Lớp ẩn có 10 neural với hàm kích hoạt tan-

sig. Lớp ra là có một neural với hàm kích hoạt purelin. Giải thuật cập nhật trọng số và ngưỡng kích hoạt là Levenberg-Marquardt. Cấu trúc của RBFN gồm 1 lớp ngõ vào cùng hàm truyền Gaussian và 1 lớp ngõ ra cùng hàm truyền purelin. Lớp ẩn có tổng số nơ-ron chính bằng số nơ-ron lớp ngõ vào. Các hàm này được hỗ trợ trong công cụ mạng neural của phần mềm Matlab R2010b. Chương trình chạy trên máy tính laptop với CPU Inter Core™ i3-380M, bộ nhớ 8GB DDR3, 500GB HDD.

1.1.1. Kết quả huấn luyện và kiểm tra dùng MLFN

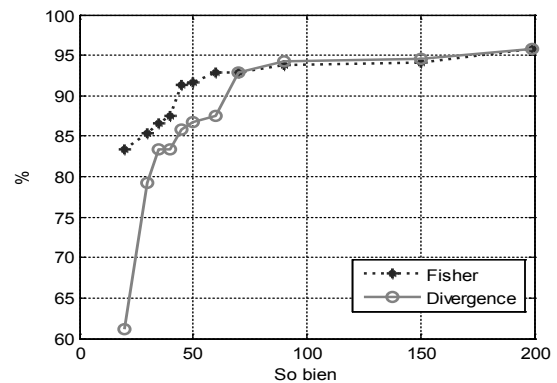
Bảng 1. Kết quả đánh giá chọn biến theo khoảng cách Fisher

Số biến	Huấn luyện		Kiểm tra
	%	thời gian (s)	%
20	89.8	1.78	83.3
30	93.8	1.94	85.3
35	93.8	2.14	86.6
40	93.7	2.37	87.5
45	94.7	2.39	91.3
50	95.1	2.69	91.7
60	95.5	2.82	92.9
70	96.8	2.63	92.9
90	96.0	2.95	93.8
150	96.5	4.96	94.1
199	97.7	7.61	95.8

Bảng 2. Kết quả đánh giá chọn biến theo khoảng cách Divergence

Số biến	Huấn luyện		Kiểm tra
	%	thời gian (s)	%
20	65.4	2.61	61.2
30	81.4	3.35	79.2
35	88.3	3.68	83.3
40	87.3	3.7	83.3
45	88.9	3.8	85.8
50	89.4	3.78	86.7

60	90.4	3.87	87.5
70	94.5	4.7	92.9
90	97.1	5.12	94.2
150	96.7	7.64	94.6
199	97.6	8.15	95.8



Hình 3. So sánh độ chính xác nhận dạng trên tập kiểm tra cho các phương pháp tính khoảng cách dùng MLFN

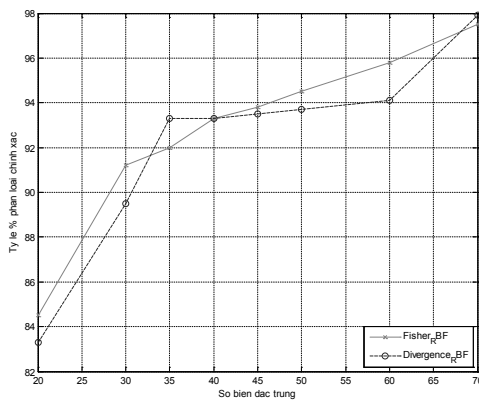
1.1.2. Kết quả huấn luyện và kiểm tra dùng RBFNN

Bảng 3. Kết quả đánh giá chọn biến theo khoảng cách Fisher

Số biến	Huấn luyện		Kiểm tra
	%	thời gian (s)	%
20	83.5	0.18	84.5
30	94.4	0.18	91.2
35	96.8	0.18	92
40	98.5	0.18	93.3
45	98.7	0.19	98.8
50	100	0.19	94.5
60	100	0.19	95.8
70	100	0.22	97.5

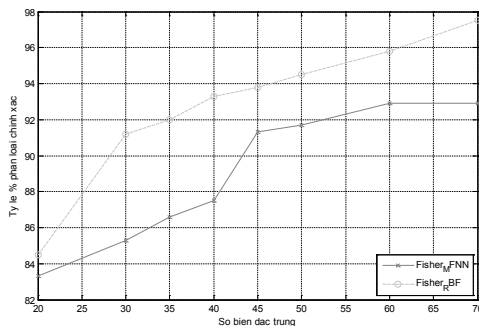
Bảng 4. Kết quả đánh giá chọn biến theo khoảng cách Divergence

Số biến	Huấn luyện		Kiểm tra
	%	thời gian (s)	%
20	89.8	1.78	83.3
30	93.8	1.94	85.3
35	93.8	2.14	86.6
40	93.7	2.37	87.5
45	94.7	2.39	91.3
50	95.1	2.69	91.7
60	95.5	2.82	92.9
70	96.8	2.63	92.9

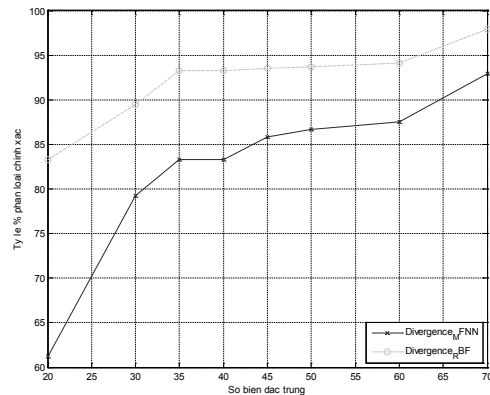


Hình 4. So sánh độ chính xác nhận dạng trên tập kiểm tra cho các phương pháp tính khoảng cách dùng RBFN

### 1.1.3. So sánh kết quả nhận dạng giữa RBFN & MLFN



Hình 5. Kết quả nhận dạng chính xác dùng hàm Fisher giữa MLFN & RBFN



Hình 6. Kết quả nhận dạng chính xác dùng hàm Divergence giữa MLFN & RBFN

### Bàn luận

#### -Đối với MLFN

Kết quả (bảng 1,2) cho thấy với hàm Fisher khi số biến là 20 hay giảm 9,9 lần thì độ chính xác nhận dạng đã trên 80%, khi số biến là 45 thì tỉ lệ nhận dạng (91,3%) đã vượt qua giá trị kỳ vọng (11), khi đó số biến giảm đã hơn 4,4 lần và thời gian huấn luyện so với đầy đủ 199 biến đã giảm 3,1 lần. Hàm Divergence cho tỉ lệ nhận dạng vượt hơn 80% với số biến là 35 hay giảm 5,6 lần và tỉ lệ nhận dạng vượt hơn giá trị kỳ vọng khi số biến là 70 hay giảm 2,8 lần.

#### -Đối với RBFN

Kết quả (bảng 3,4) cho thấy với hàm Fisher khi số biến là 20 hay giảm 9,9 lần thì độ chính xác nhận dạng đã là 83.5%, khi số biến từ 50 trở lên thì tỉ lệ nhận dạng đạt 100%, khi đó số biến giảm đến 3,98 lần. Hàm Divergence cho tỉ lệ nhận dạng là 82.8% với số biến đặc trưng là 20 hay giảm 9,9 lần và tỉ lệ nhận dạng vượt hơn giá trị kỳ vọng khi số biến là 30 hay giảm 6,6 lần.

Với số biến từ 20 đến 70, đối với hàm khoảng cách Fisher (bảng 1, bảng 3) thì RBFN có độ chính xác nhận dạng trung bình cao hơn MLFN là 3.88% được minh họa trên hình 5; tương tự đối với hàm khoảng cách Divergence (bảng 2, bảng 4) RBFN có độ chính xác nhận dạng trung bình cao hơn MLFN là 9,83%, hình 6; thời gian huấn luyện trung bình của

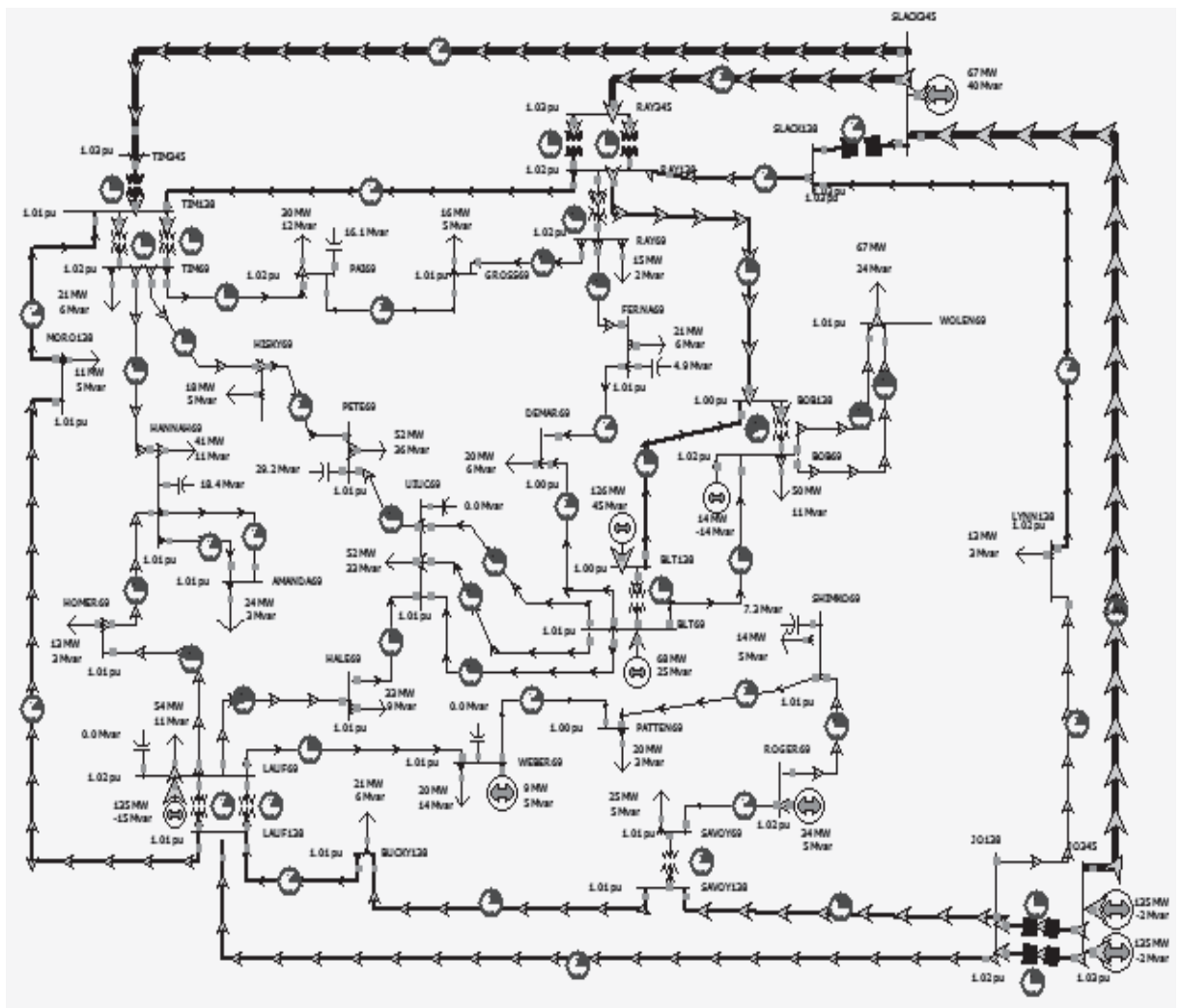
RBFN lần lượt chỉ bằng 8% và 63,6% so với MLFN.

### V. KẾT LUẬN

Qua áp dụng trên sơ đồ GSO-37bus đã kiểm chứng tính hiệu quả của kỹ thuật chọn biến đặc trưng trong việc khai thác số liệu hành vi động của hệ thống điện giúp giảm biến đặc trưng đầu vào, tăng tốc độ huấn luyện, nhưng vẫn giữ độ chính xác cao cho bài toán đánh giá ổn định động hệ thống điện dùng kỹ thuật

mạng thần kinh nhân tạo.

Bài báo trình bày chi tiết các bước tiến hành lựa chọn biến đặc trưng, giới thiệu áp dụng hai phương pháp tính khoảng cách cho thấy hàm khoảng cách Fisher cho kết quả chọn biến tốt hơn. RBFN cho độ chính xác cao hơn và thời gian huấn luyện thấp hơn so với MLFN. Ngoài ra, bài báo sẽ góp phần làm phong phú tài liệu tham khảo hữu ích cho nghiên cứu bài toán đánh giá ổn định động hệ thống điện dùng kỹ thuật mạng thần kinh nhân tạo.



Hình 7. Mô hình GSO-37bus

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Prabha Kundur, 'Power System Stability And Control', 1994.
- [2]. Rui Zhang, Yan Xu, Zhao Yang Dong, 'Feature Selection For Intelligent Stability Assessment of Power Systems', IEEE 2012.

- [3]. Kwang Y. Lee, Mohamed A. El-Sharkawi, '*Modern Heuristic Optimization Techniques Theory And Applications To Power Systems*', Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2008.
- [4]. M. R. Aghamohammadi, F.Mahdavizadeh ,R.Bagheri, '*Power System Dynamic Security Classification Using Kohonen Neural Networks*', IEEE 2009.
- [5]. Nima Amjady and Seyed Farough Majedi, '*Transient Stability Prediction by a Hybrid Intelligent System*', IEEE Transactions On Power Systems, Vol. 22, No. 3, August 2007.
- [6]. Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth,' *Neural Network Toolbox User's Guide*', R2014a.
- [7]. Yan Xu, Zhao Yang Dong, JunHua Zhao, Pei Zhang, Kit Po Wong, '*A Reliable Intelligent System for Real-Time Dynamic Security Assessment of Power Systems*', IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 27, NO. 3, AUGUST 2012.
- [8]. K. Shanti Swarup, '*Artificial neural network using pattern recognition for security assessment and analysis*', Neurocomputing 71 (2008) 983–998, Elsevier.
- [9]. Quyen Huy Anh, '*The application of pattern recognition for fast analysis of the dynamic stability of electrical power system*', Electrical technology, No.2 pp 1-13, 1994, Pergamon.