

SA THẢI PHỤ TẢI DỰA TRÊN NHẬN DẠNG NHANH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN

A LOAD SHEDDING CONTROL STRATEGY BASED ON FAST DYNAMIC STABILITY RECOGNITION OF POWER SYSTEM

Nguyễn Ngọc Âu^{1*}, Lê Trọng Nghĩa¹, Quyền Huy Ánh¹, Phan Thị Thanh Bình²

¹Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh; *ngocau@hcmute.edu.vn

²Trường Đại học Bách khoa Thành phố Hồ Chí Minh

Tóm tắt - Sa thải phụ tải là một trong những giải pháp quan trọng trong việc ngăn ngừa tan rã lưới điện. Bài báo này đề xuất mô hình mới trong điều khiển sa thải phụ tải dựa trên nhận dạng nhanh trạng thái ổn định động hệ thống điện. Giải thuật K-means được áp dụng để phân nhóm chế độ mất ổn định thành các nhóm chế độ con. Kết quả phân tích các nhóm con này được sử dụng để phân lớp điều khiển. Chiến lược sa thải phụ tải gồm các luật thiết kế sẵn dựa trên thuật toán AHP. Khi bộ nhận dạng phát hiện hệ thống điện mất ổn định thì ngay lập tức lệnh điều khiển sa thải phụ tải được thi hành, do đó thời gian ra quyết định rút ngắn rất nhiều so với các phương pháp truyền thống. Hiệu quả của phương pháp đề xuất được kiểm tra trên sơ đồ hệ thống điện chuẩn IEEE 39-bus nhằm khắc phục những hạn chế của các phương pháp truyền thống.

Từ khóa - sa thải phụ tải; nhận dạng; K-means; phân cụm dữ liệu; ổn định động hệ thống điện.

Abstract - Load shedding is one of the important measures to prevent the power system blackout. This paper proposes a new method of load shedding control based on the fast identification of the instability of the power system. K-means clustering algorithm is used to divide the instability mode into clusters. The results of analysis of this cluster are used as the basis for classification control. Building load shedding strategies consist of the pre-designed rules based on AHP algorithm. When the recognition of the power system instability is detected, the signal of load shedding control is triggered immediately. Therefore, the decision time is greatly shortened comparing to that of the traditional methods. The effectiveness of the proposed method is tested on the IEEE 39-bus to overcome the limitations of the traditional methods.

Key words - load shedding; recognition; K-means; data clustering; dynamic power system stability.

1. Giới thiệu

Các quá độ dao động lớn do sự cố gây ra mất ổn định cần phát hiện nhanh giúp đưa ra quyết định điều khiển khẩn cấp nhằm tránh hiện tượng tan rã lưới điện. Sa thải phụ tải được xem là một trong các những phương pháp được áp dụng trong các tình huống khẩn cấp giúp tránh mất ổn định. Các nghiên cứu sa thải phụ tải dưới tần số (UFLS) nhằm ngăn ngừa tần số giảm sâu sau khi sự cố xảy ra [1-3]. Các relay sa thải dưới tần số được cài đặt để sa thải một lượng công suất tải cố định đã được xác định trước trong khoảng 3 đến 5 bước khi tần số xuống dưới ngưỡng cài đặt nhằm giữ ổn định hệ thống điện (HTĐ). Nhằm tăng hiệu quả sa thải tải, một số phương pháp sa thải tải dựa trên sự suy giảm tần số (df/dt) được đề xuất áp dụng [5]. Các phương pháp này chủ yếu khôi phục tần số về giá trị cho phép và ngăn ngừa rã lưới điện. Để tối ưu hóa lượng công suất sa thải phụ tải, các phương pháp thông minh được đề xuất như: artificial neural networks (ANNs) [4], fuzzy logic, neurofuzzy, particle swarm optimization (PSO), genetic algorithm (GA) [5]. Các công bố này tập trung chủ yếu hướng giải quyết dựa trên sa thải phụ tải dưới tần số trong điều kiện chế độ vận hành xác lập của HTĐ. Tuy nhiên, do tính phức tạp của HTĐ nên trong chế độ khẩn cấp gặp gánh nặng tính toán, hoặc phải sa thải phụ tải thụ động sau khi tần số dưới ngưỡng cho phép, điều này gây chậm trễ trong ra quyết định dẫn đến mất ổn định HTĐ.

Phương pháp nhận dạng có khả năng đánh giá nhanh, đáp ứng yêu cầu phân loại trạng thái không ổn định hệ thống điện giúp ra quyết định điều khiển sớm. Bài báo đề xuất ý tưởng xây dựng chiến lược sa thải phụ tải trên cơ sở nhận dạng nhanh chế độ không ổn định HTĐ ứng dụng kỹ thuật ANN. Khâu nhận dạng gồm 2 bộ nhận dạng; bộ thứ nhất (ANN1) nhận dạng trạng thái hệ thống điện ổn định

hay không ổn định, bộ nhận dạng thứ hai (ANN2) phân nhóm chiến lược sa thải phụ tải gửi đến bộ điều khiển. Các chiến lược sa thải phụ tải được phát triển dựa trên thuật toán AHP (Analytic Hierarchy Process) tương ứng với các nhóm sự cố đã được xếp lớp. Dữ liệu học của ANN2 được xử lý nhờ giải thuật phân cụm dữ liệu K-means phân nhóm dữ liệu mất ổn định thành các nhóm dữ liệu con (Cluster) và làm cơ sở xây dựng chiến lược sa thải phụ tải. Đề xuất này kết hợp được sức mạnh tính toán nhanh của ANN và luật sa thải phụ tải thiết kế sẵn, giúp hệ thống điều khiển ra quyết định sớm, tránh tan rã lưới điện, thời gian phục hồi nhanh mà phương pháp truyền thống không thể đáp ứng được. Kết quả được kiểm chứng trên sơ đồ hệ thống điện chuẩn IEEE 39-bus cho thấy hiệu quả của phương pháp đề xuất.

2. Phương pháp tiếp cận

2.1. Mô hình nhận dạng

Mô hình nhận dạng ổn định động HTĐ là mô hình quan hệ $y_i = f(x_i)$ giữa đầu vào và đầu ra, sau khi học từ cơ sở dữ liệu ổn định động HTĐ $D = \{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, trong đó, x_i là véc-tơ đặc trưng trạng thái HTĐ với n biến đầu vào, và y_i là biến đầu ra tương ứng.

2.2. Tập biến và mẫu

Véc-tơ biến đầu vào chứa thông tin đặc trưng của trạng thái HTĐ. Thông số của biến sự cố chứa sự thay đổi tức thì của các thông số trạng thái ngay khi sự cố xảy ra như độ thay đổi công suất các nút tải (ΔP_{load}), độ sụt áp tại các bus (ΔV_{bus}), độ thay đổi công suất trên các nhánh (ΔP_{flow}). Véc-tơ biến đầu ra đại diện cho trạng thái của HTĐ. HTĐ là ổn định khi độ lệch góc rotor của bất kỳ hai máy phát không quá 180° , và là không ổn định khi độ lệch góc rotor

của bất kỳ hai máy phát vượt quá 180° . Biến đầu ra được gán cho nhãn biến nhị phân là $y \in \{0,1\}$, lớp 1 $\{10\}$ là lớp ổn định, lớp 2 $\{01\}$ là lớp không ổn định. Các dữ liệu được chuẩn hoá trước khi huấn luyện.

2.3. Lựa chọn biến

Lựa chọn tập biến là chọn véc-tơ z có d biến với $d < n$, d là đại diện cho cơ sở dữ liệu ban đầu với cơ sở dữ liệu mới $D_{new} = \{z_i, y_i\}_{i=1}^d$ và quan hệ đầu vào và đầu ra mới $y_{new} = f_{new}(z_i)$.

Quá trình này gồm các bước: xác định tập biến và dữ liệu ban đầu, chọn các tập biến, đánh giá chọn tập biến [6-7]. Trong bài báo này, chúng tôi giới thiệu hai chuẩn chọn biến là chuẩn Fisher và chuẩn Scatter matrices.

Tiêu chuẩn Fisher: Đây là phương pháp đơn giản được nhiều công trình áp dụng để chọn biến đặc trưng [8]. Tiêu chuẩn Fisher chọn biến như biểu thức (1), các biến có giá trị F lớn hơn thì quan trọng hơn.

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

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

Tiêu chuẩn Scatter matrices: Theo lý thuyết về Scatter Matrices, độ tách biệt lớp của tập biến được đo lường bởi hàm mục tiêu J theo biểu thức (2). Chi tiết về Scatter Matrices được trình bày trong các tài liệu [9-10].

$$J = \text{trace}\{S_w^{-1} S_m\} \quad (2)$$

Trong đó: S_w là ma trận nhóm trong; S_m là ma trận hiệp phương sai của toàn tập mẫu; trace là tổng đường chéo của ma trận. Trong đó, J ở biểu thức (2) là giá trị mục tiêu giúp dẫn đường cho giải thuật tìm kiếm tập biến. Giá trị J của nhóm biến càng biến lớn thì nhóm biến càng quan trọng hơn.

Bài báo này áp dụng 2 giải thuật chọn biến là phương pháp xếp hạng biến dựa trên chuẩn Fisher và giải thuật Sequential Floating Forward Search (SFFS). Hai phương pháp này đã được chúng tôi giới thiệu và áp dụng cho công trình công bố trước đây [7], và chi tiết giải thuật SFFS trong [9, 12].

2.4. Phân cụm dữ liệu

K-means là giải thuật phân cụm dữ liệu nổi tiếng mà đại diện các cụm bởi tâm của các phần tử trong cụm. Phương pháp này dựa trên độ đo khoảng cách của các đối tượng dữ liệu trong cụm. Thuật toán K-means sinh k cụm dữ liệu $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ từ một tập dữ liệu chứa n mẫu trong không gian d chiều $\{x_{il}, i = [1, n], l = [1, d]\}$ sao cho hàm tiêu chuẩn đạt giá trị cực tiểu. K-means cần khởi tạo một tập k tâm ban đầu, và thông qua đó giải thuật lặp lại các bước gồm gán mỗi đối tượng tới cụm gần tâm, và tính toán lại tâm của mỗi cụm trên cơ sở gán mới cho các đối tượng. Quá trình dừng khi các tâm không đổi. Tiêu chuẩn độ lệch bình phương, hay hàm mục tiêu D_E được định nghĩa như sau:

$$D_E = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \|x_j - m_i\|^2 \quad (3)$$

$$m_i = \frac{\sum_{l=1}^{n_i} x_l}{n_i} \quad (4)$$

Trong đó: m_i là trọng tâm của cụm C_i , x_l là véc-tơ phần tử trong nhóm i , n_i là số lượng các véc-tơ phần tử trong nhóm thứ i , $\|\cdot\|$ là khoảng cách Euclide.

Giải thuật K-means được trình bày như sau:

Algorithm 1. Giải thuật Kmeans

Input: $X\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ tập mẫu ban đầu với số biến là l và số mẫu là N . K tâm ban đầu.

Output: $C\{c_1, c_2, \dots, c_k\} = C\{c_p\}$ tập tâm đại diện có k tâm ban đầu, $p = [1, k]$.

1. Khởi tạo k tâm ban đầu ngẫu nhiên, $C\{c_1, c_2, \dots, c_k\}$.
2. Tính toán khoảng cách Euclide từ các mẫu x_i đến các tâm c_k , $d(x, c)$.
3. Đưa các x_i vào c_k thoả điều kiện công thức (3).
4. Xác định tâm mới dựa vào công thức (4).
5. Lặp lại bước 2 đến bước 4, giải thuật dừng khi tâm không đổi.

2.5. Thời gian delay sa thải phụ tải

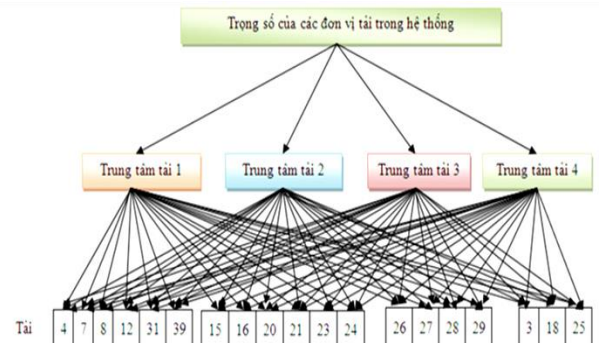
Trong nghiên cứu ổn định HTĐ, thời gian sa thải phụ tải t^{shed} đóng vai trò rất quan trọng. Khoảng thời gian t^{shed} này có thể dẫn đến hệ thống mất ổn định hay không. Thời gian tác động của các relay sa thải phụ tải dưới tần số (UFLS) khoảng 0,1 s [4]. Ứng dụng công nghệ tính toán thông minh, khoảng thời gian đề xuất sa thải phụ tải hiệu quả yêu cầu nhỏ hơn 500 ms. Trong bài báo này, khoảng thời gian sa thải tính toán là 200 ms bao gồm: đo lường thu thập dữ liệu, truyền dữ liệu đi về, xử lý dữ liệu và tác động cắt máy cắt. Tuy nhiên, để đảm bảo biên độ an toàn trong thời gian thực, cũng như sai số cho phép, khoảng thời gian 100 ms được tính vào [13]. Vì vậy, khi mô phỏng, chúng tôi đề xuất cài đặt thời gian cắt tải là 300 ms.

2.6. Mô hình AHP

Phương pháp AHP xác định tầm quan trọng của các đơn vị tải trong HTĐ, thực hiện qua các bước sau [14]:

Bước 1: Xác định các vùng trung tâm tải (Load Center) LC_i [15] và các đơn vị tải (Load Unit) L_i .

Bước 2: Xây dựng mô hình hệ thống phân cấp AHP gồm các vùng trung tâm tải và các đơn vị tải trình bày ở Hình 1.



Hình 1. Mô hình phân cấp AHP gồm các vùng trung tâm tải và các đơn vị tải

Bước 3: Xây dựng ma trận phán đoán LC và L_i thể hiện tầm quan trọng giữa các trung tâm tải và các nút tải. Giá trị của các thành phần trong ma trận phán đoán phản ánh kinh nghiệm tri thức của người sử dụng về tầm quan trọng mối liên hệ giữa các cặp hệ số như (5), (6).

Bước 4: Xác định trọng số tầm quan trọng của các vùng trung tâm tải so với nhau và trọng số tầm quan trọng của các đơn vị phụ tải trong cùng một vùng phụ tải trên cơ sở xây dựng ma trận phán đoán.

$$LC = \begin{bmatrix} w_{K1}/w_{K1} & w_{K1}/w_{K2} & \dots & w_{K1}/w_{Kn} \\ w_{K2}/w_{K1} & w_{K2}/w_{K2} & \dots & w_{K2}/w_{Dn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{Kn}/w_{K1} & w_{Kn}/w_{K2} & \dots & w_{Kn}/w_{Kn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$L_i = \begin{bmatrix} w_{D1}/w_{D1} & w_{D1}/w_{D2} & \dots & w_{D1}/w_{Dn} \\ w_{D2}/w_{D1} & w_{D2}/w_{D2} & \dots & w_{D2}/w_{Dn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{Dn}/w_{D1} & w_{Dn}/w_{D2} & \dots & w_{Dn}/w_{Dn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Ở đây, w_{Di}/w_{Dj} mô tả mức quan trọng tương đối của phụ tải thứ i được so sánh với phụ tải thứ j ; w_{Ki}/w_{Kj} mô tả mức quan trọng tương đối trung tâm phụ tải thứ i được so sánh với trung tâm phụ tải thứ j . Giá trị w_{Di}/w_{Dj} ; w_{Ki}/w_{Kj} có thể có được theo kinh nghiệm của các chuyên gia hoặc người vận hành hệ thống thông qua sử dụng phương pháp tỷ lệ “1-9”.

Bước 5: Tính toán trọng số tầm quan trọng của các đơn vị tải trong toàn hệ thống.

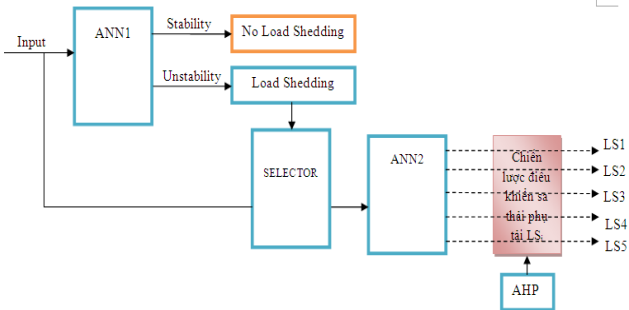
Theo nguyên lý của AHP, các hệ số quan trọng của tải có thể được xác định thông qua việc tính toán các phán đoán cơ bản, phản ánh sự so sánh và phán đoán của một chuỗi cặp các hệ số. Hệ số quan trọng của tải w_{Di} đối với toàn hệ thống có thể đạt được từ công thức (7).

$$w_{ij} = w_{kj} \times w_{Di} \quad D_i \in K_j \quad (7)$$

Trong đó: $D_i \in K_j$ nghĩa là tải D_i được định vị trong tâm tải K_j .

Bước 6: Sắp xếp theo thứ tự giảm dần tầm quan trọng của từng đơn vị phụ tải để thực hiện chiến lược sa thải theo mức ưu tiên.

3. Mô hình đề nghị



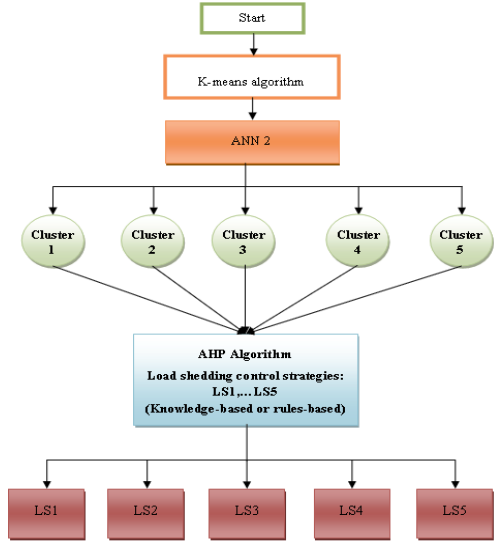
Hình 2. Mô hình online điều khiển sa thải phụ tải

Mô hình đề nghị được trình bày như Hình 2 gồm:

Biến đầu vào: Tín hiệu ngõ vào được lấy từ các thiết bị đo lường để nhận dạng nhanh trạng thái không ổn định HTĐ khi có sự cố.

Bộ nhận dạng ANN1: Nhận tín hiệu từ biến đầu vào, biến đầu ra cho biết hệ thống “Ổn định” hay “Không ổn định” và gửi tín hiệu đến bộ sa thải phụ tải.

Bộ nhận dạng ANN2: Thực hiện phân lớp để điều khiển, áp dụng giải thuật K-means để phân nhóm dữ liệu mất ổn định thành các nhóm dữ liệu con và làm cơ sở xây dựng chiến lược sa thải phụ tải. K-means được áp dụng là nhờ vào thuật toán đơn giản, tính toán nhanh. Đây là giải thuật nổi tiếng trong áp dụng phân cụm dữ liệu. Như vậy, dữ liệu học của ANN2 là dữ liệu được phân cụm bởi giải thuật Kmeans. ANN2 nhận biến đầu vào khi ANN1 báo “Không ổn định” và đầu ra là các chiến lược sa thải phụ tải. Ma trận ngõ ra được tính toán theo luật số lớn.



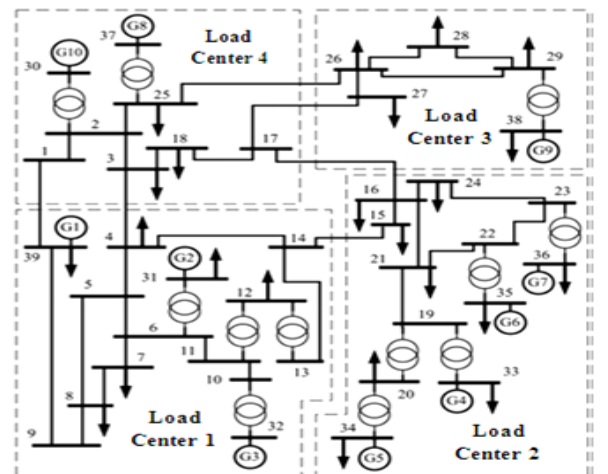
Hình 3. Quy trình xây dựng chiến lược điều khiển

Bộ sa thải phụ tải: gồm các chiến lược sa thải phụ tải dựa trên thuật toán AHP để sa thải phụ tải ưu tiên theo thứ tự tầm quan trọng của tải. Quy trình xây dựng nhóm chiến lược điều khiển như Hình 3.

4. Kết quả

4.1. Biến và mẫu ban đầu

Trong phần này, mô hình được đề nghị kiểm tra trên sơ đồ IEEE 39-bus, 10 máy phát, tần số 60 Hz được trình bày ở Hình 4.

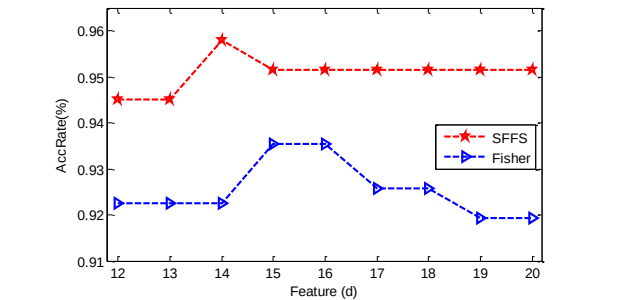


Hình 4. Sơ đồ HTĐ IEEE 39-bus

Phần mềm PowerWorld tính toán mẫu công suất phát tương ứng nhờ công cụ tính toán phân bố công suất tối ưu

OPF.Thực hiện mô phỏng off-line để thu thập dữ liệu cho đánh giá ổn định động HTĐ với mức tải từ 100% tải cơ bản, thời gian cắt ngắn mạch cài đặt là 50 ms. Bài báo này xem xét các sự cố ngắn mạch ba pha, một pha chạm đất, hai pha tại tất cả các thanh góp và dọc các đường dây truyền tải với mỗi khoảng cách 5% chiều dài đường dây. Biên đầu vào và biên đầu ra là: $x\{\Delta V_{bus}, \Delta P_{load}, \Delta P_{flow}\}$ và $y\{10,01\}$. Tổng số biên đầu vào là 104(39+19+46), 1 biên đầu ra.

Để tiến hành chọn biến, tập dữ liệu được chia ngẫu nhiên làm 10 tập con có kích cỡ bằng nhau. Mỗi tập huấn luyện có 142 mẫu ổn định và 137 mẫu không ổn định, tập kiểm tra có 16 mẫu ổn định và 15 mẫu không ổn định. Kết quả huấn luyện và kiểm tra được tính toán trung bình cho 10 lần thực hiện. Bài báo áp dụng bộ nhận dạng K-Nearest Neighbor (1-NN, K=1) để thực hiện đánh giá độ chính xác chọn tập biến nhờ vào tính đơn giản của nó, kết quả đánh giá độ chính xác kiểm tra trình bày ở Hình 5.



Hình 5. Độ chính xác kiểm tra chọn biến

Từ kết quả Hình 5, độ chính xác kiểm tra khi chọn biến theo phương pháp Fisher và SFFS là 93,5% và 95,8% tương ứng với số biến là 15 và 14 biến. Từ đó, số biến được chọn là 14 biến theo phương pháp SFFS.

Với 14 biến được chọn, tiến hành huấn luyện ANN1 với các công cụ mạng neural được hỗ trợ bởi phần mềm Matlab. Cấu hình và thông số mạng neural perceptron gồm 3 lớp: lớp vào, lớp ẩn và lớp ra. Giải thuật cập nhật trọng số và bias là Levenberg-Marquardt được khuyến dùng nhờ tính toán nhanh. Số chu kỳ huấn luyện là 1.000, sai số huấn luyện 1e-5, các thông số khác mặc định. Cài đặt thông số và cách chia dữ liệu huấn luyện và kiểm tra là như nhau cho ANN1 và ANN2: 14 ngõ vào, sử dụng hàm kích hoạt purelin, hàm ẩn tansig với số neural ẩn bằng 10, lớp ra có một neural với ANN1 và 5 neural với ANN2.

4.2. Kết quả phân nhóm dữ liệu và huấn luyện

Thực nghiệm thử sai, bài báo chọn 5 chiến lược sa thải tải tương ứng với 5 cụm dữ liệu mất ổn định. Giải thuật K-means tách 152 mẫu mất ổn định thành 5 Cluster với số mẫu như Bảng 1, kết quả huấn luyện được trình bày ở Bảng 2.

Bảng 1. Kết quả phân cụm dữ liệu mất ổn định

Tổng mẫu mất ổn định: 152				
1	2	3	4	5
33	42	38	15	24

Bảng 2. Kết quả huấn luyện của 2 bộ nhận dạng

Số biến	Bộ nhận dạng	Độ chính xác huấn luyện (%)	Độ chính xác kiểm tra (%)
14	ANN1	97,1	95,4
	ANN2	99,6	96,8

4.3. Kết quả tính toán các nhóm chiến lược sa thải phụ tải

Từ kết quả phân cụm dữ liệu của Bảng 1, đề xuất chiến lược sa thải phụ tải cho 5 cụm dữ liệu dựa trên thuật toán AHP.

Bảng 3. Các chiến lược sa thải phụ tải dựa trên AHP

Chiến lược điều khiển	Các tải sa thải
LS1	L31, L12
LS2	L31, L12, L18
LS3	L31, L12, L18, L26
LS4	L31, L12, L18, L26, L23, L25
LS5	L31, L12, L18, L26, L23, L25, L28

5. Mô phỏng thử nghiệm

Dưới đây trình bày tính toán hệ số tầm quan trọng của phụ tải dựa trên thuật toán AHP và mô phỏng minh họa sa thải phụ tải trên HTĐ IEEE 39-bus với sự hỗ trợ của phần mềm PowerWorld cho trường hợp sự cố tại Bus 30.

5.1. Tính toán hệ số tầm quan trọng của phụ tải dựa trên thuật toán AHP

Trong sơ đồ IEEE 39-bus, áp dụng AHP xây dựng 4 trung tâm tải, 19 đơn vị tải như Hình 4. Xây dựng ma trận phán đoán của các trung tâm tải LC_i và các tải L_i trong trung tâm tải. Các ma trận phán đoán và kết quả tính toán tầm quan trọng của tải được trình bày ở các Bảng 4 - 9.

Bảng 4. Ma trận phán đoán của các trung tâm tải LC_i

	LC1	LC2	LC3	LC4
LC1	1/1	4/1	2/1	5/1
LC2	1/4	1/1	1/2	2/1
LC3	1/2	2/1	1/1	3/1
LC4	1/5	1/2	1/3	1/1

Bảng 5. Ma trận phán đoán L_i của các tải trong LC1

	L3	L4	L18	L25	L39
L3	1/1	1/2	3/1	2/1	1/4
L4	2/1	1/1	3/1	2/1	1/3
L18	1/3	1/3	1/1	1/2	1/7
L25	1/2	1/2	2/1	1/1	1/5
L39	4/1	3/1	7/1	5/1	1/1

Bảng 6. Ma trận phán đoán L_i của các tải trong LC2

	L26	L27	L28	L29
L26	1/1	1/2	1/2	1/3
L27	2/1	1/1	2/1	1/1
L28	2/1	1/2	1/1	1/2
L29	3/1	1/1	2/1	1/1

Bảng 7. Ma trận phán đoán của các tải L_i trong LC3

	L15	L16	L20	L21	L23	L24
L15	1/1	1/1	1/2	2/1	2/1	1/1
L16	1/1	1/1	1/2	2/1	2/1	1/1
L20	2/1	2/1	1/1	3/1	3/1	2/1
L21	1/2	1/2	1/3	1/1	1/1	1/2
L23	1/2	1/2	1/3	1/1	1/1	1/1
L24	1/1	1/1	1/2	2/1	1/1	1/1

Bảng 8. Ma trận phản đoán của các tải L_i trong LC4

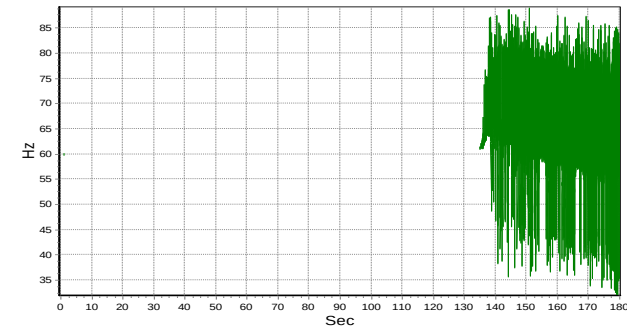
	L7	L8	L12	L31
L7	1/1	1/3	8/1	9/1
L8	3/1	1/1	9/1	9/1
L12	1/8	1/9	1/1	2/1
L31	1/9	1/9	1/2	1/1

Bảng 9. Thứ tự sắp xếp theo hệ số tầm quan trọng giảm dần của các tải đối với hệ thống

Bus	Thứ tự sắp xếp	Giá trị tầm quan trọng tải
L39	1	0,256
L4	2	0,1009
L20	3	0,0827
L3	4	0,0722
L29	5	0,0511
L8	6	0,0496
L25	7	0,0483
L27	8	0,0462
L15	9	0,0455
L16	10	0,0455
L24	11	0,0406
L18	12	0,0291
L7	13	0,0278
L28	14	0,0275
L23	15	0,0268
L21	16	0,0239
L26	17	0,0176
L12	18	0,0051
L31	19	0,0035

5.2. Kết quả mô phỏng

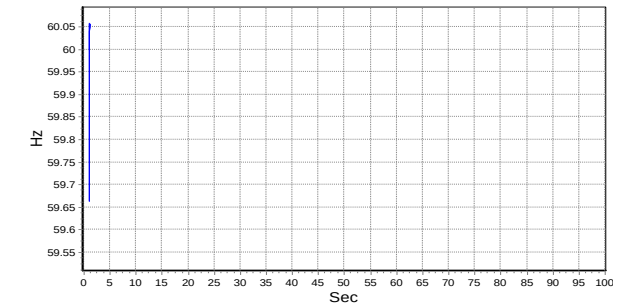
Xét trường hợp sự cố là ngắn mạch tại Bus 30, các máy cắt sẽ mở liên kết với Bus khi ngắn mạch. Kết quả mô phỏng cho trường hợp sự cố này làm cho hệ thống mất ổn định khi không sa thải phụ tải. Kết quả mô phỏng áp dụng giải thuật truyền thống (UFLS) đề xuất cho trường hợp sự cố tại Bus 30 trình bày ở Hình 6.



Hình 6. Tần số của hệ thống sau khi sa thải theo phương pháp truyền thống trường hợp sự cố Bus 30

Áp dụng chương trình sa thải phụ tải đề xuất, với vị trí ngắn mạch này thì chiến lược sa thải phụ tải LS4 được thực thi, với thời gian trễ là 300 ms. So sánh với phương pháp sa thải dưới tần số (UFLS) với thời gian bắt đầu sa thải phụ

tải là 3,9 s sau sự cố. Khoảng thời gian này bao gồm: thời gian trễ từ lúc sự cố đến khi tần số xuống dưới ngưỡng cho phép 59,7 Hz là (3,7 s), thời gian xử lý của relay UFLS (0,1 s), truyền tín hiệu và trip máy cắt (0,1 s). Kết quả mô phỏng được trình bày ở Hình 7.



Hình 7. Tần số của hệ thống sau khi sa thải theo phương pháp đề xuất trường hợp sự cố Bus 30

5.3. Bàn luận

Hình 5, với bộ nhận dạng là 1-NN, kết quả chọn biến cho thấy giải thuật SFFS cho kết quả kiểm tra có độ chính xác cao hơn phương pháp Fisher là 2,3% trong khi có số biến ít hơn 1 biến. Điều này thể hiện SFFS đã mở rộng được không gian tìm kiếm và chọn được các biến tốt hơn, số biến giảm 13,5 lần so với số biến ban đầu.

Áp dụng K-means tách nhóm mẫu không ổn định ban đầu 152 mẫu ra thành 5 nhóm tương ứng với 5 chiến lược sa thải phụ tải. Độ chính xác kiểm tra để nhận dạng 5 nhóm này với bộ nhận dạng ANN2 là 96,8%. Ở Bảng 2, kết quả kiểm tra của ANN1 và ANN2 có độ chính xác tương ứng là 95,4% và 96,8%.

Theo Hình 6 và Hình 7, việc thực thi chiến lược sa thải phụ tải đề xuất cho thấy HTĐ giữ được ổn định sau sự cố với giá trị tần số phục hồi là 60,05 Hz.

Như vậy, phương pháp sa thải đề xuất giúp đẩy nhanh quá trình ra quyết định sa thải phụ tải. Kết quả giữ được chất lượng tần số và cụ thể cho trường hợp sự cố Bus 30 giúp giữ được ổn định HTĐ.

6. Kết luận

Bài báo này trình bày quy trình xây dựng hệ thống nhận dạng để chẩn đoán trạng thái ổn định của HTĐ và phân lớp chiến lược sa thải phụ tải trên cơ sở ANN. Mô hình đề nghị giúp rút ngắn thời gian ra quyết định sa thải phụ tải. Kết quả mô phỏng cho thấy HTĐ giữ được trạng thái ổn định, tần số của hệ thống phục hồi nhanh, chất lượng tần số tốt hơn so với phương pháp truyền thống.

Giải thuật Kmeans kết hợp với AHP để xây dựng nhóm chiến lược sa thải phụ tải có xét đến tầm quan trọng của phụ tải làm giảm thiệt hại về mặt kinh tế khi sa thải so với các phương pháp truyền thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Terzija, V. V., “Adaptive under frequency load shedding based on the magnitude of the disturbance estimation”, *IEEE Trans Power System.*, Vol. 21, No. 3, 2006, pp. 1260–1266.

[2] Giroletti M, Farina M, Scattolini R., “A hybrid frequency/power based method for industrial load shedding”, *Electrical Power Energy System*, 35, 2012, pp. 194–200.

[3] Adly A. Girgis, Shruti Mathure, “Application of active power

- sensitivity to frequency and voltage variations on load shedding”, *Electric Power Systems Research*, 2010, pp. 306-310.
- [4] Hooshmand, R., and Moazzami, M., “Optimal design of adaptive under frequency load shedding using artificial neural networks in isolated power system”, *Int. J. Power Energy Syst.*, Vol. 42, No. 1, 2012, pp. 220–228.
- [5] J.A. Laghari, H. Mokhlis, A.H.A. Bakar, Hasmaini Mohamad, “Application of computational intelligence techniques for load shedding in power systems: A review”, *Energy Conversion and Management*, Vol. 75, 2013, pp. 130-140.
- [6] 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.*, 2012, pp. 1–7.
- [7] N. N. Au, Q. H. Anh, and P. T. T. Binh, “Feature subset selection in dynamic stability assessment power system using artificial neural networks”, *Science & Technology Development Journal*, VietNam National University-Hochiminh City, ISSN 1859-0128, Vol.18, No K3, 2015.
- [8] K. S. Swarup, “Artificial neural network using pattern recognition for security assessment and analysis”, *Neurocomputing*, Vol. 71, No. 4–6, 2008, pp. 983–998.
- [9] S.Theodoridis and K.Koutroumbas, *Pattern Recognition*, 2009.
- [10] M. Cheriet, N. Kharma, C.L. Liu, and C. Y. Suen, *Character Recognition Systems - A Guide for Students and Practioners*, 2007.
- [11] V. K. Madasu and B. C. Lovell, *Pattern Recognition Technologies and Applications*. 2008.
- [12] A. R. Webb and K. D. Copsey, *Statistical Pattern Recognition*, 2011.
- [13] Tohid Sheraki, Farrokh Aminifar, Majid Sanaye-Pasand, “An anatical adaptive load shedding scheme against sevre combinational disturbances”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Volume. 31, Issue. 5, 2015, pp. 4135-4143.
- [14] T.L. Saaty., *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill, New York, 1980.
- [15] Moein Abedini, Majid Sanaye-Pasand, Sadegh Azizi, “Adaptive load shedding scheme to preserve the power system stability following large disturbances”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Volume. 8, Issue. 12, 12/2014.

(BBT nhận bài: 12/9/2017, hoàn tất thủ tục phản biện: 14/10/2017)