

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH RBFNN ĐỂ CHẨN ĐOÁN SỰ CỐ TRONG HỆ THỐNG ĐIỀU HÒA KHÔNG KHÍ Ô TÔ

TRẦN ĐÌNH ANH TUẤN, PHAN QUỐC MINH

*Khoa Công nghệ Nhiệt lạnh, Trường Đại học Công nghiệp Thành phố Hồ Chí Minh
trandinhanhtuan@iuh.edu.vn*

Tóm tắt. Một mô hình chính xác đóng một vai trò thiết yếu để nâng cao độ chính xác của chiến lược phát hiện và chẩn đoán lỗi điều hòa không khí ô tô. Do đó, mô hình RBFNN được áp dụng trong nghiên cứu này để phản ánh các tình trạng vận hành của hệ thống điều hòa không khí ô tô. Trong đó, chiến lược trong nghiên cứu này bao gồm mô hình RBFNN, phương pháp EWMA và bộ quy tắc chẩn đoán được kết hợp phát triển trong nghiên cứu này. Phương pháp phát hiện chẩn đoán (FDD) sự cố trên hệ thống điều hòa không khí ô tô được phát triển và đánh giá qua bộ dữ liệu thí nghiệm mô phỏng. Kết quả nghiên cứu cho thấy khả năng xấp xỉ của mô hình RBFNN đạt được độ chính xác cao và phương pháp đề xuất trong nghiên cứu này rất thiết thực cho việc phát hiện và chẩn đoán lỗi trong các hệ thống điều hòa không khí ô tô.

Từ khóa. Mô hình RBFNN, Phát hiện lỗi và chẩn đoán, điều hòa không khí ô tô, Trung bình động có trọng số lũy thừa.

AN APPLICATION OF RBFNN FOR AUTOMOTIVE AIR CONDITIONING FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS STRATEGY

Abstract. An accurate reference model plays an essential role in enhancing the accuracy rate of the automotive air conditioning fault detection and diagnosis strategy. Thus, RBFNN model is adopted in this study to capture operating characteristics of the automotive air conditioning system. Therein, a strategy includes the RBFNN model, EWMA method and a diagnosis rule is combined in this study. The automotive air conditioning FDD strategy is tested and validated using the simulated experimental data. Results of this study show that the approximation ability of RBFNN model achieves high accuracy and this proposed method is robust for fault detection and diagnosis in the automotive air conditioning systems.

Keywords. RBFNN model, Fault detection and diagnosis (FDD), the automotive air conditioning, Exponentially weighted moving average (EWMA).

1. TỔNG QUAN

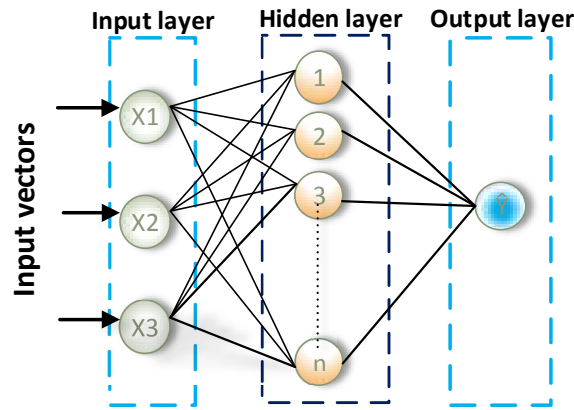
Ngày nay, có thể thấy rằng ô tô đã trở thành một trong những phương tiện không thể thiếu của con người trong sinh hoạt hàng ngày. Nhu cầu về ô tô đã và đang ngày một tăng trong khi đó, ngược lại nhiên liệu cung cấp cho ô tô ngày càng khan hiếm. Do đó, việc tiết kiệm năng lượng đã trở thành một trong những chủ đề cấp thiết của nhiều nghiên cứu trong thập niên qua [1] [2] [3]. Các nhà khoa học tại Viện Hàn lâm Khoa học Quốc gia Hoa Kỳ đã cho thấy rằng, ô tô là một trong những đối tượng tiêu thụ một lượng năng lượng khổng lồ, với lượng nhiên liệu tiêu thụ hằng năm có thể lên tới 58% tổng nhiên liệu cung cấp. Để có thể hoạt động tốt, trên ô tô có rất nhiều thiết bị hệ thống cần cung cấp một lượng năng lượng đáng kể. Trong số này, ngoài động cơ của ô tô, thì hệ thống điều hòa không khí, một trong những thành phần không thể thiếu bởi việc đem lại sự thoải mái về nhiệt độ trong ô tô, cũng đòi hỏi nhiều năng lượng hơn bất kỳ bộ phận nào khác. Khi hoạt động ở điều kiện gần như là hoàn hảo, hệ thống điều hòa không khí có thể cần cung cấp tới 30% trên tổng mức tiêu thụ nhiên liệu của ô tô [2][3]. Tuy nhiên, trong quá trình hoạt động thực tế, có rất nhiều yếu tố bất lợi ảnh hưởng trực tiếp đến sự hoạt động của hệ thống điều hòa không khí như lỗi cơ học, thói quen điều khiển từ người lái, thời tiết điều này dẫn đến sự gia tăng mức tiêu thụ nhiên liệu của hệ thống điều hòa không khí nói riêng hay của một chiếc ô tô nói chung. Do đó,

việc giám sát kiểm soát việc tiêu thụ năng lượng trong hệ thống điều hòa không khí của ô tô đã trở thành chủ đề cấp thiết cho ngành công nghiệp ô tô. Theo các công trình nghiên cứu đã được công bố [4][5], ước tính có khoảng 20-30% tiêu thụ năng lượng bị lãng phí bởi các sự cố và các thông số hoạt động không tối ưu trong hệ thống điều hòa không khí gây ra. Sẽ tiết kiệm được khoảng 10-30% năng lượng tiêu thụ nếu các sự cố hay tình trạng hoạt động của hệ thống điều hòa không khí ở trạng thái quá tải được thực hiện phát hiện chẩn đoán sớm [6]. Do đó, để đạt được mục đích này, việc phát triển một phương pháp phát hiện lỗi (FDD – Fault detection and diagnosis) có khả năng cảnh báo sớm cho người sử dụng là rất cần thiết để giúp duy trì hệ thống điều hòa không khí luôn ổn định ở tình trạng hoạt động bình thường, từ đó giúp nâng cao việc tiết kiệm chi phí vận hành. Gần đây, có rất nhiều các học giả đã thực hiện nghiên cứu phát triển các phương pháp phát hiện cảnh báo sớm và chẩn đoán các sự cố của hệ thống điều hòa không khí. Nhìn chung, một cách tương đối có thể phân chia thành hai phương hướng nghiên cứu phát hiện và chẩn đoán lỗi (FDD) tiêu biểu là: phương pháp phát triển FDD dựa trên mô hình và phương pháp phát triển FDD không có mô hình. Trong số đó, độ chính xác của phương pháp FDD dựa trên mô hình có phần vượt trội hơn so với phương pháp FDD không dựa trên mô hình. Lý do chính ở đây là bởi vì các phương pháp FDD không dựa vào mô hình, thường sử dụng các cấu trúc đơn giản để thực hiện chức năng giám sát, phản ánh tình trạng hoạt động của các hệ thống phi tuyến như hệ thống điều hòa không khí (AC). Sự không phù hợp này thường dẫn đến kết quả dự báo sẽ cung cấp thông tin thiếu độ chính xác. Còn các phương pháp FDD dựa trên mô hình là đối tượng của nhiều nghiên cứu trong nhiều năm qua, thường sử dụng một mô hình toán học để phân tích mối quan hệ tác động qua lại giữa các biến đo lường như các dạng mô hình hồi quy (Regression model), phương pháp phân tích thành phần chính (Principal Component Analysis - PCA), phương pháp bình phương tối thiểu hồi quy véc tơ hỗ trợ (Least square Support Vector Regression-LSSVR), Kriging và mạng nơ ron nhân tạo. Chẳng hạn như, mô hình hồi quy kết hợp phương pháp phân tích thống kê t-test đã được nghiên cứu phát triển bởi tác giả Fu và cộng sự [7] để giám sát, dự đoán tình trạng “sức khỏe” của hệ thống chiller. Phương pháp PCA được phát triển bởi Fu và cộng sự [8], Guo và cộng sự [9] để phát hiện và chẩn đoán lỗi trong hệ thống VRF (Variable Refrigerant Flow) là một loại hệ thống điều hòa không khí được sử dụng rộng rãi trong các tòa nhà cao tầng. Tương tự, việc thực hiện phát hiện và chẩn đoán lỗi cũng được đề xuất bởi một loạt các phương pháp như bình phương tối thiểu hồi quy véc tơ hỗ trợ [10][5][11], phương pháp Kriging [12]. Cùng với đó, phương pháp mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) cũng đã được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực nghiên cứu khác nhau trong những năm gần đây [13][14][15]. Kết quả đạt được qua nhiều nghiên cứu liên quan đến ứng dụng ANN cho thấy rằng, phương pháp mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng thực hiện dự báo, phát hiện chẩn đoán sự cố đạt độ chính xác cao, nếu so với các phương pháp thống kê truyền thống khác. Do vậy, trong nghiên cứu này, đã tiến hành phát triển một loại mô hình của trí tuệ nhân tạo đó là mô hình mạng nơ-ron xuyên tâm (RBFNN), là một loại của trí tuệ nhân tạo nhằm nhận dạng đặc tính hoạt động các đối tượng phi tuyến như hệ thống điều hòa không khí trên ô tô để phát hiện chẩn đoán sự cố, tăng cường công tác tiết kiệm năng lượng.

2. PHƯƠNG PHÁP VÀ DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM

2.1. Mô hình tham chiếu RBFNN

Trong nghiên cứu này, mô hình miền RBF snh mien hàm cơ sm xuyên tâm (sau đây gọi tắt là RBFNN) được đề xuất như một mô hình tham chiếu trong lĩnh vực phát hiện chẩn đoán sự cố. Trong nhiều thập kỷ qua, RBFNN đã được nghiên cứu phát triển và ứng dụng khá phổ biến trong các lĩnh vực nghiên cứu quan trọng như xấp xỉ hệ, phân loại, hồi quy, dự báo, xử lý tín hiệu bởi khả năng thực hiện của RBFNN rất hiệu quả, chính xác. Về cấu trúc cơ bản, mô hình RBFNN là một loại mạng có giải thuật thực hiện thuộc dạng lan truyền thẳng với ba lớp gồm: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra (Hình 1).



Hình 1. Cấu trúc cơ bản của mạng RBFNN

Đối với lớp đầu vào (input layer), chất lượng của dữ liệu đầu vào ảnh hưởng rất lớn đến tính chính xác trong quá trình huấn luyện, do đó dữ liệu của các vector đầu vào thường được thực hiện xử lý trước để loại bỏ dữ liệu nhiễu trước khi đưa vào huấn luyện mạng RBFNN. Số nơron trong lớp đầu vào sẽ tương ứng với số đặc trưng của tập dữ liệu. Trong nghiên cứu này, lớp đầu vào là tập hợp bộ dữ liệu gồm có 03 vector của ba biến đầu độc lập (được trình bày ở mục sau).

Lớp ẩn (lớp RBF – hidden layer) bao gồm một hay nhiều lớp ẩn. Mỗi nơron của lớp ẩn có một hàm cơ sở xuyên tâm là hàm phi tuyến đối xứng trung tâm dựa trên khoảng cách Euclide biểu thị là $\| \cdot \|$. Hàm cơ sở đóng vai trò kích hoạt và có thể nhận các loại hàm nội suy khác nhau như Multiquadric, Inverse multiquadric, Inverse quadratic, Gaussian. Trong số đó, Gaussian của RBF được sử dụng phổ biến như là hàm cơ sở xuyên tâm, được hiển thị bên dưới:

$$\phi_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (1)$$

Trong đó, μ_i và σ_i được ký hiệu là tâm và độ rộng trải của nút thứ i .

Lớp đầu ra của m đầu ra là một vector $y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ có được nhờ sự kết hợp tuyến tính của các nút ẩn hay còn được gọi là “khớp nơ-ron”. Mỗi “khớp nơ-ron” sẽ được gán một trọng số (weight). Do đó, đầu ra của RBFNN có thể được trình bày theo công thức sau:

$$y = \tilde{f}(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi_i(x) \quad (2)$$

trong đó ω_i là trọng số của từng khớp nơ-ron để mô hình hóa mối liên hệ giữa lớp đầu vào và đầu ra được xác định theo phương pháp bình phương nhỏ nhất trong quá trình huấn luyện.

2.2. Lựa chọn lỗi và lỗi thử nghiệm mô phỏng

Như đã trình bày ở phần trên, việc phát hiện lỗi của hệ thống điều hòa không khí (AC) trên ô tô đóng vai trò quan trọng trong việc sớm nhận diện được tình trạng làm việc hệ thống có trong tình trạng hoạt động tốt hay không, từ đó sẽ có cảnh báo sớm và đưa ra biện pháp khắc phục kịp thời cũng đồng nghĩa hỗ trợ trong công tác quản lý tiết kiệm năng lượng tiêu thụ. Thông thường, một hệ thống AC sẽ có rất nhiều các lỗi xuất hiện bất kỳ lúc nào mà không có báo trước. Các loại lỗi này được phân loại theo nhiều dạng khác nhau. Tuy nhiên trong phạm vi nghiên cứu này, phân loại một cách tương đối, các loại lỗi này có thể được tạm chia thành hai dạng chính đó là: loại lỗi xuất hiện đột ngột và loại lỗi xuất hiện dần dần. Trong thực tế, trong trường hợp các sự cố đột ngột như máy nén bị khóa, cuộn máy nén từ bị cháy, đường ống bị vỡ được xử lý dễ dàng do các triệu chứng tín hiệu của chúng rất rõ ràng, dễ nhận biết. Và vì lý do đó, dạng lỗi xuất hiện đột ngột này không phải là đối tượng nghiên cứu trong bài báo này. Ngược lại, các lỗi diễn biến một cách âm thầm trong thời gian rất dài, tín hiệu xuất hiện để nhận biết rất khó khăn, chẳng hạn như

việc rò rỉ môi chất lạnh, xuất hiện khí không ngưng tụ trong hệ thống, tắc nghẽn thiết bị bay hơi, tắc nghẽn thiết bị ngưng tụ thường diễn ra một cách âm thầm rất khó phát hiện và thông thường chỉ có thể phát hiện khi dạng lỗi này đang ở mức độ thực sự quá nghiêm trọng. Điều này cũng có nghĩa là hệ thống AC đang phải đối mặt tình trạng hoạt động khác mức bình thường, kém hiệu quả gây nên tình trạng lãng phí năng lượng cung cấp cho hệ thống. Do đó nghiên cứu này đã tiến hành nghiên cứu phát triển một phương pháp phát hiện loại lỗi “dần dần”. Trong số các loại lỗi này, chỉ có loại lỗi rò rỉ môi chất lạnh và tắc nghẽn thiết bị ngưng tụ của hệ thống điều hòa không khí trên ô tô được chọn là đối tượng khảo sát nghiên cứu trong bài báo này với lý do tần suất xuất hiện khá thường xuyên trong điều kiện Việt Nam.

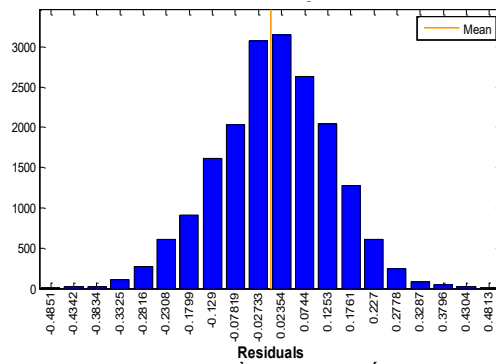
2.3. Dữ liệu và phương pháp thí nghiệm

Để có dữ liệu cung cấp cho phương pháp nghiên cứu phát hiện chẩn đoán lỗi đề xuất dựa trên RBFNN, trong nghiên cứu này đã tiến hành thực hiện xây dựng hệ thống mô phỏng với quy mô ở mức độ phòng thí nghiệm. Hệ thống mô phỏng thí nghiệm là một hệ thống điều hòa không khí ô tô bao gồm các thiết bị chính như máy nén lạnh ô tô truyền động qua dây đai, thiết bị ngưng tụ làm mát bằng không khí, thiết bị bay hơi trao đổi nhiệt kiểu không khí, van tiết lưu nhiệt đã được lắp đặt để mô phỏng và thu thập dữ liệu các lỗi cho việc phát triển và đánh giá phát hiện và chẩn đoán lỗi theo phương pháp được đề xuất. Các dạng lỗi rò rỉ môi chất lạnh, thiết bị ngưng tụ bị tắc nghẽn do bám bụi bẩn được mô phỏng lỗi với các điều kiện lỗi được đưa ra trong Bảng 1.

Bảng 1 Phương pháp mô phỏng lỗi

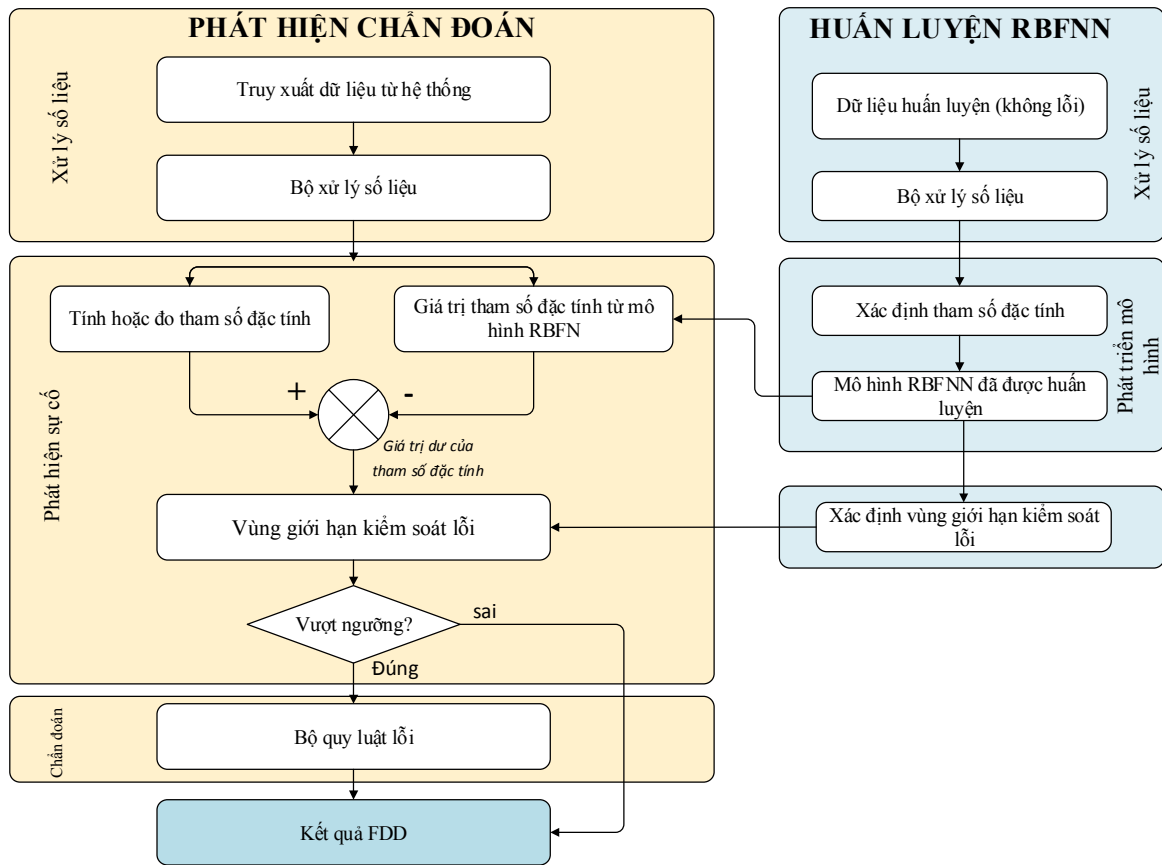
Loại lỗi	Mức độ lỗi xảy ra					Phương pháp mô phỏng lỗi
	Không lỗi	Mức 1	Mức 2	Mức 3	Mức 4	
Rò rỉ môi chất lạnh	0%	-5%	-10%	-20%	-30%	% giảm lượng môi chất lạnh vào hệ thống
Thiết bị ngưng tụ tắc	0%	-10%	-20%	-30%	-40%	Sử dụng VCD điều tiết lưu lượng không khí

Dữ liệu khi không có lỗi và có lỗi bao gồm cả hệ thống hoạt động ở trạng thái chưa ổn định và trạng thái ổn định đều được thiết bị PNTECH CONTROLS DDC-C46 thu thập và chuyển tiếp đến máy tính thông qua đường truyền dẫn Modbus RTU 485 với khoảng thời gian truy xuất mẫu 3 giây một lần. Để tăng cường tính chính xác khả năng dự báo của một mô hình tham chiếu, chất lượng dữ liệu đóng một vai trò quan trọng trong quá trình huấn luyện mô hình tham chiếu RBFNN. Do đó, theo nguyên lý thống kê, những dữ liệu thô cần phải được xử lý lọc bởi “bộ xử lý dữ liệu” là một “cửa sổ trượt” (moving window) được thiết lập bởi giá trị của ba lần độ lệch chuẩn cùng với 10 mẫu liền kề để kiểm tra loại bỏ các dữ liệu lộn xộn (là điểm dữ liệu nằm ngoài cửa sổ lọc). Dữ liệu sau quá trình lọc (dữ liệu tinh) sẽ được chia thành các tập dữ liệu khác nhau gồm tập dữ liệu huấn luyện, tập dữ liệu đánh giá và tập dữ liệu kiểm tra trong nghiên cứu này. Theo lý thuyết thống kê, dữ liệu tốt là loại dữ liệu phù hợp với phương pháp đề ra, nghĩa là bộ dữ liệu trong nghiên cứu này sẽ gần với tính chất phân phối chuẩn hơn và như vậy sẽ góp phần nâng cao được năng lực dự đoán của chiến lược FDD. Tuy nhiên, một số cách tiếp cận của các nghiên cứu đã được công bố như [5][16], khi thực hiện phát triển phương pháp phát hiện chẩn đoán các sự cố đã chỉ dừng ở sự giả định dữ liệu phục vụ trong các nghiên cứu đó là kiểu dữ liệu thuộc phân phối chuẩn mà không có bất kỳ tiến hành thực hiện chứng minh nào. Điều này đã dẫn đến kết quả đạt được kém thuyết phục. Do đó, trong phạm vi nghiên cứu này, dữ liệu thu thập được đã tiến hành phân tích kiểu phân phối của dữ liệu có thỏa phân phối chuẩn hay không. Công cụ thực hiện đánh giá loại dữ liệu thường được sử dụng phổ biến đó là biểu đồ mật độ xác suất được thể hiện như ở hình 2. Theo hình 2, dữ liệu sử dụng cho quá trình huấn luyện mạng RBFNN được sử dụng trong quá trình tiến hành phân tích kiểu phân phối của dữ liệu. Từ biểu đồ này có thể nhận thấy rằng biểu đồ tần số histogram tương ứng với dạng đường cong hình chuông, chứng tỏ dữ liệu huấn luyện được thu thập rất gần với phân phối chuẩn.



Hình 2. Đồ thị phân phối

3. CẤU TRÚC CƠ BẢN CỦA CHIẾN LƯỢC FDD



Hình 3. Cấu trúc thực hiện chẩn đoán của phương pháp đề xuất

Cấu trúc cơ bản của chiến lược phát hiện chẩn đoán (FDD) đề xuất trong nghiên cứu này được mô tả vắn tắt trong hình 3. Qua hình 3 có thể dễ nhận thấy rằng có hai thành phần chính trong quá trình thực hiện, tức là quá trình huấn luyện mô hình RBFNN và quá trình kiểm tra đánh giá FDD.

Việc huấn luyện mô hình tham chiếu bao gồm bốn bước: xử lý dữ liệu, xác định tham số đặc tính (FP), phát triển mô hình tham chiếu và xác định ngưỡng lỗi. Việc lựa chọn các tham số đặc tính liên quan đến lỗi có vai trò quyết định đối với độ tin cậy và độ nhạy của chiến lược FDD trong hệ thống AC. Chúng phải

có ý nghĩa vật lý và nhạy cảm với các lỗi liên quan để có thể phản ánh chính xác thông tin trạng thái “sức khỏe” của hệ thống AC. Do đó, các tham số đặc tính, T_{cd} (nhiệt độ ngưng tụ) và T_{sc} (nhiệt độ quá lạnh) được chọn như một đầu ra của các mô hình mạng RBFNN vì có khả năng nhạy cảm với sự tắc nghẽn ngưng tụ và rò rỉ môi chất lạnh trong nghiên cứu này. Mô hình mạng RBFNN của hai tham số đặc tính có dạng $Y_i(T_{cd}; T_{sc}) = f(Q_{ev}, T_{ce}, T_{co})$ về cơ bản có ba biến độc lập, tức là tải lạnh Q_{ev} , nhiệt độ không khí vào thiết bị ngưng tụ T_{ce} và nhiệt độ không khí ra thiết bị ngưng tụ T_{co} .

Trong quá trình kiểm tra đánh giá phần mô hình RBFNN đã huấn luyện, các bước xử lý dữ liệu cũng được thực hiện tương tự như trong phần huấn luyện mô hình mạng RBFNN. Trong đó, giá trị phần dư là chênh lệch giữa các giá trị xuất ra từ mô hình mạng và giá trị thu thập được (hoặc tính toán) trong thực nghiệm, sẽ là đầu vào của mô hình trung bình động có trọng số lũy thừa (EWMA) để xác định ngưỡng lỗi. Trong thống kê, EWMA là một công cụ rất hữu ích thường được sử dụng để phát hiện các thay đổi dù rất nhỏ của một quy trình kiểm soát chất lượng thống kê. Trong một số nghiên cứu trước đây [5] [11], EWMA vẫn được áp dụng vì những ưu điểm của nó. Việc xác định ngưỡng lỗi bao gồm các giới hạn kiểm soát trên và dưới của được xác định theo công thức (3&4):

$$UCL = \mu_0 + L \cdot \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{n(2-\lambda)}} \quad (3)$$

$$LCL = \mu_0 - L \cdot \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{n(2-\lambda)}} \quad (4)$$

trong đó L là chiều rộng của các giới hạn kiểm soát với mức độ tin cậy trong thống kê. Việc lựa chọn giá trị độ rộng cho các giới hạn kiểm soát là một khía cạnh quan trọng đối với chiến lược FDD. Vì đây là một sự thỏa hiệp giữa độ nhạy của chiến lược FDD và khả năng cảnh báo sai. Tăng độ rộng ngưỡng sẽ làm giảm cảnh báo sai nhưng tác động giảm độ nhạy của phương pháp FDD và ngược lại. Trong nghiên cứu này, độ rộng của các giới hạn kiểm soát L được đặt là 3 (tức là mức độ tin cậy theo thống kê là 99,73%). σ là độ lệch chuẩn của giá trị phần dư. μ_0 là giá trị trung bình của phần dư. Nếu giá trị của phần dư nằm trong vùng của biểu đồ giới hạn kiểm soát, nghĩa là hệ thống đang hoạt động hoàn toàn bình thường không có lỗi xuất hiện. Trái lại, nếu giá trị của phần dư nằm bên ngoài vùng ngưỡng, nghĩa là lỗi được phát hiện, và loại lỗi được xác định, thông qua bộ quy luật lỗi trong bảng 2. Bộ quy luật mỗi trong bảng 2 được xây dựng dựa trên sự tác động của các lỗi đối với các tham số đặc tính. Chẳng hạn, đối với lỗi tắc nghẽn do bẩn ở ngưng tụ thuộc loại lỗi vật lý. Trong đó, tốc độ truyền nhiệt tỷ lệ thuận với diện tích bề mặt có liên quan của thiết bị ngưng tụ. Khi xảy ra hiện tượng tắc nghẽn ngưng tụ, diện tích bề mặt truyền nhiệt cho quá trình ngưng tụ sẽ giảm. Do đó, khi lỗi này xuất hiện sẽ tác động trực tiếp đến T_{cd} là làm tăng lên. Đối với rò rỉ môi chất lạnh, việc thiếu chất làm lạnh trong hệ thống AC sẽ tạo nên áp suất ngưng tụ và nhiệt độ ngưng tụ thấp hơn, dẫn đến T_{sc} nhỏ hơn.

Bảng 2 Bộ quy luật lỗi

Fault types	Symptom of feature parameters	
	T_{cd}	T_{sc}
Condenser fouling	↑	-
Refrigerant leakage	-	↓

Trong đó ký hiệu “↑” or “↓” để biểu thị xu hướng tăng hay giảm của tham số đặc tính khi sự cố xảy ra. Còn ký hiệu, “-”, biểu thị tham số đặc tính không bị tác động hoặc bị tác động không rõ ràng bởi sự cố.

4. PHƯƠNG PHÁP ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH

Việc đánh giá một mô hình tham chiếu là một trong những nhiệm vụ cần thiết trong chiến lược FDD để xác định sự thành công của mô hình. Vì lý do này, hai công cụ đo độ chính xác mô hình được sử dụng phổ biến trong nhiều nghiên cứu đó là hệ số tương quan R^2 và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) cũng được sử dụng trong nghiên cứu này và được xác định theo công thức (5) và (6), như sau:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (5)$$

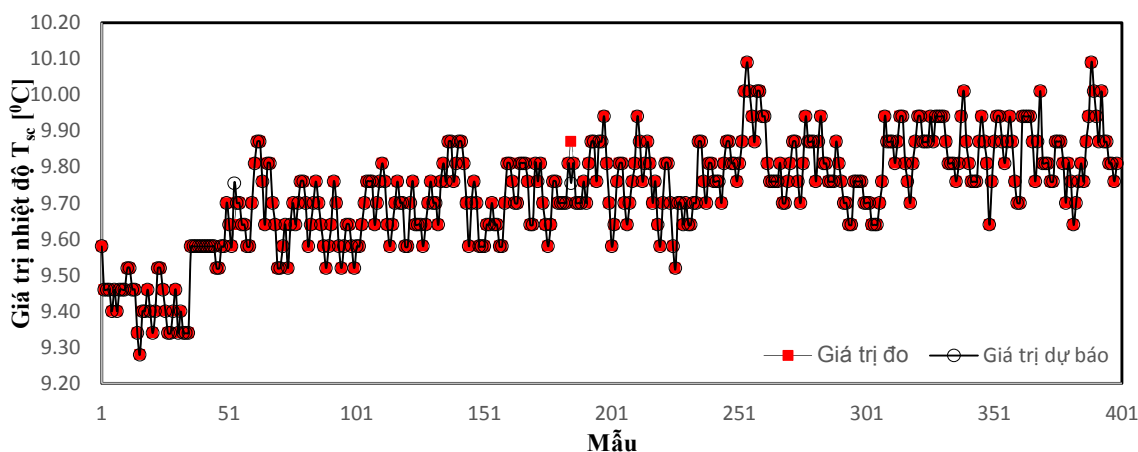
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (6)$$

trong đó y_i và \hat{y}_i là các giá trị được tính/đo và dự đoán của tham số tính năng ith , σ là độ lệch chuẩn và n là số điểm mẫu. Giá trị của hệ số tương quan R^2 càng lớn và giá trị MAE càng nhỏ thì chứng tỏ mô hình đã thực hiện với độ chính xác cao.

5. KẾT QUẢ THỰC HIỆN VÀ THẢO LUẬN

5.1 Đánh giá mô hình tham chiếu

Sau khi thực hiện lọc dữ liệu như đề cập phần trước, tập dữ liệu sử dụng cho quá trình huấn luyện mô hình RBFNN còn lại có khoảng 400 điểm dữ liệu được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình tham chiếu. Dựa trên các công thức (5) và (6), giá trị lần lượt của hệ số tương quan R^2 và MAE của tham số T_{cd} là 0.99308 và 0.000054, của tham số T_{sc} là 0.99964 và 0.000565. Dễ thấy rằng giá trị của hệ số tương quan R^2 của cả hai tham số T_{cd} và T_{sc} đều khá cao, còn giá trị của MAE rất nhỏ khi được thực hiện bởi RBFNN, điều này có nghĩa là mô hình RBFNN đã thực hiện rất tốt. Năng lực xấp xỉ của mô hình RBFNN được thể hiện ở Hình 4 so sánh giữa giá trị dữ liệu thu thập được từ thí nghiệm và kết quả giá trị đạt được khi thực hiện dự báo bởi mô hình RBFNN. Qua đó dễ nhận thấy rằng sự sai lệch giữa giá trị thí nghiệm thu được và giá trị dự báo của mô hình RBFNN là rất ít.

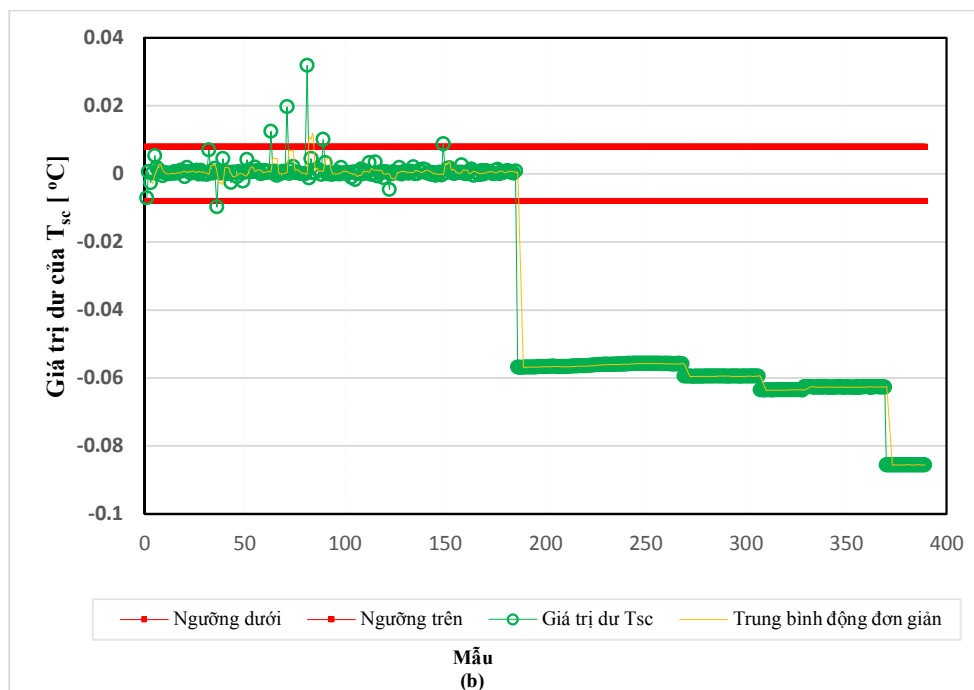
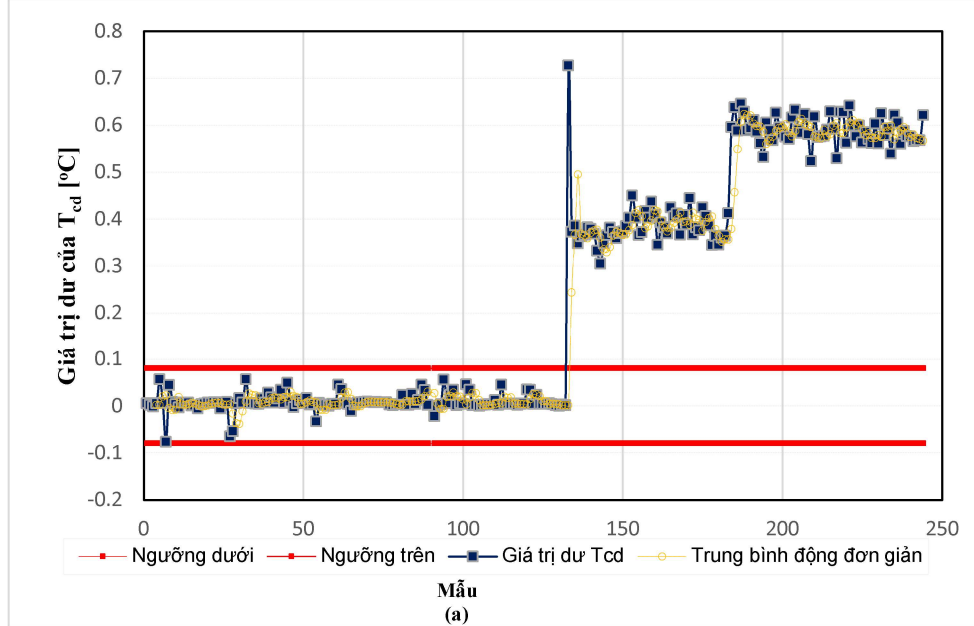


Hình 4. Đồ thị so sánh giá trị dự báo của mô hình với giá trị đo thực

5.2 Kết quả thực hiện FDD

Như đã nói ở trên, kết quả phát hiện chẩn đoán đúng khi chúng thỏa mãn quy tắc của bộ chẩn đoán lỗi được trình bày trong bảng 2. Tức là, đối với trường hợp hệ thống hoạt động với tình trạng không có lỗi, các điểm mẫu phải nằm bên trong vùng giới hạn. Đối với lỗi thiết bị ngưng tụ bị tắc nghẽn, tín hiệu các điểm mẫu của T_{cd} phải ngoài vùng và cao hơn đường giới hạn kiểm soát trên. Tương tự, khi hệ thống xảy ra sự cố lỗi rò rỉ môi chất, thì tín hiệu của các điểm mẫu của T_{sc} thấp hơn đường giới hạn kiểm soát dưới. Các kết quả của việc thực hiện FDD dựa trên mô hình RBFNN trong các trường hợp hệ thống hoạt động ở trạng thái không lỗi và xuất hiện lỗi được minh họa trong Hình 5. Trong hình này, các đường màu đỏ là kết quả của giới hạn kiểm soát trên và dưới được xác định theo công thức (3) và (4) ở mức độ tin cậy 99,73%. Trục x tương ứng với các mẫu dữ liệu thông thường và thứ tự tăng dần mức độ nghiêm trọng lỗi theo hướng từ trái sang phải. Trục y tương ứng với phần dư của từng tham số đặc tính thu được từ các mô hình RBFNN. Phần dư của hai tham số tính năng, tức là T_{cd} và T_{sc} , được mô tả bằng màu xanh đen. Mặc dù số liệu sử dụng cho nghiên cứu đã được xử lý. Tuy nhiên do đặc điểm của hệ thống điều hòa không khí

trên ô tô không có tính ổn định cao và có sai số của cảm biến nhiệt độ trong quá trình thực hiện thu thập dữ liệu. Điều này có nghĩa dữ liệu nhiễu loạn có và không phản ánh đúng tình trạng của hệ thống. Do vậy trong nghiên cứu thực hiện kết hợp phương pháp trung bình động đơn giản (simple moving average) nhằm xác định xu hướng của dữ liệu. Màu vàng là đường trung bình động đơn giản trong nghiên cứu này.



Hình 5. Các kết quả thực hiện phát hiện chẩn đoán:

(a) Tín hiệu của T_{cd} khi thiết bị ngưng tụ của hệ thống bị tắc do bẩn

(b) Tín hiệu của T_{sc} khi thống bị rò rỉ môi chất

Từ hình 5, có thể dễ dàng tìm thấy rằng tất cả các phần dư của T_{cd} và gần như phần dư của T_{sc} đều nằm bên trong vùng giới hạn kiểm tra khi hệ thống đang hoạt động ở trạng thái bình thường. Chỉ có một số dư T_{sc}

vượt quá giới hạn kiểm tra. Do đó, tỷ lệ chẩn đoán chính xác là 100% cho T_{cd} , 98% cho T_{sc} . Đối với quá trình đánh giá phát hiện chẩn đoán lỗi thiết bị ngưng tụ bị tắc do bẩn cũng như hệ thống bị rò rỉ môi chất, rõ ràng tất cả các giá trị phần dư của cả T_{cd} và T_{sc} đều nằm ngoài vùng giới hạn kiểm tra. Cụ thể, tất cả các giá trị phần dư của T_{cd} đều cao hơn đường giới hạn kiểm soát trên và tất cả các giá trị phần dư của T_{sc} đều thấp hơn đường giới hạn kiểm soát dưới. Những kết quả này cho thấy hiệu suất thực hiện phát hiện chẩn đoán của phương pháp được đề xuất đạt 100% tỷ lệ chẩn đoán chính xác và triệu chứng của chúng hoàn toàn phù hợp với bộ quy tắc chẩn đoán nêu trên. Do đó, có thể phát biểu rằng phương pháp được đề xuất có đầy đủ khả năng phát hiện và chẩn đoán các lỗi đã được đề xuất của hệ thống điều hòa không khí trên ô tô.

6. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, phương pháp sử dụng mô hình RBFNN được phát triển và thực hiện phát hiện chẩn đoán sự cố (FDD) của hệ thống điều hòa không khí trên ô tô cách chính xác và hiệu quả. Trong đó, biểu đồ kiểm soát theo phương pháp EWMA được sử dụng để thiết lập vùng giới hạn kiểm tra phát hiện lỗi ở mức 99.73% độ tin cậy theo nguyên lý thống kê. Hai chỉ số đo lường độ chính xác của mô hình là hệ số tương quan R^2 và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình tham chiếu. Qua các giá trị của hai chỉ số đo lường này, cho thấy độ chính xác của mô hình RBFNN rất cao, chứng tỏ RBFNN có khả năng dự đoán tốt được trong chiến lược FDD. Nghiên cứu đã tiến hành thực nghiệm thu thập dữ liệu của hai loại lỗi điển hình trên hệ thống điều hòa không khí ô tô. Kết quả đã thể hiện được khả năng phát hiện và chẩn đoán hai sự cố tiêu biểu này với độ chính xác cao. Cụ thể, đạt độ chính xác là 98% đối với chẩn đoán đang hệ thống hoạt động bình thường, 100% độ chính xác cho thiết bị ngưng tụ tắc do bẩn và thiếu môi chất lạnh.

Tuy nhiên, trong nghiên cứu này còn việc thực hiện thu thập dữ liệu để phát triển giải pháp chẩn đoán sự cố ở mức độ giới hạn phòng thí nghiệm. Vì vậy đề xuất cần tiếp tục cải thiện trong các nghiên cứu sau này trên các đối tượng hệ thống hoạt động trong điều kiện thực tiễn tại Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] B. Mebarki, B. Draoui, B. Allaou, L. Rahmani, E. Benachour, Impact of the air-conditioning system on the power consumption of an electric vehicle powered by lithium-ion battery, *Model. Simul. Eng.* 2013 (2013)
- [2] K. Shete, Influence of Automotive Air Conditioning load on Fuel Economy of IC Engine Vehicles, *Int. J. Sci. Eng. Res.* 6 (2015) 1367–1372.
- [3] A. Subiantoro, K.T. Ooi, U. Stimming, Energy Saving Measures for Automotive Air Conditioning (AC) System in the Tropics, 15th Int. Refrig. Air Cond. Conf. (2014) 1–8.
- [4] Z. Ma, S. Wang, Building energy research in Hong Kong: A review, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 13 (2009) 1870–1883. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2009.01.006.
- [5] Y. Zhao, S. Wang, F. Xiao, A statistical fault detection and diagnosis method for centrifugal chillers based on exponentially-weighted moving average control charts and support vector regression, *Appl. Therm. Eng.* 51 (2013) 560–572.
- [6] H. Wang, Y. Chen, C.W.H. Chan, J. Qin, An online fault diagnosis tool of VAV terminals for building management and control systems, *Autom. Constr.* 22 (2012) 203–211.
- [7] F. Xiao, C. Zheng, S. Wang, A fault detection and diagnosis strategy with enhanced sensitivity for centrifugal chillers, *Appl. Therm. Eng.* 31 (2011) 3963–3970. doi:10.1016/J.APPLTHERMALENG.2011.07.047.
- [8] F. Xiao, S. Wang, X. Xu, G. Ge, An isolation enhanced PCA method with expert-based multivariate decoupling for sensor FDD in air-conditioning systems, *Appl. Therm. Eng.* 29 (2009) 712–722.

- [9] Y. Guo, G. Li, H. Chen, Y. Hu, H. Li, J. Liu, M. Hu, W. Hu, Modularized PCA method combined with expert-based multivariate decoupling for FDD in VRF systems including indoor unit faults, *Appl. Therm. Eng.* 115 (2017) 744–755.
- [10] J. Liang, R. Du, Model-based Fault Detection and Diagnosis of HVAC systems using Support Vector Machine method, *Int. J. Refrig.* 30 (2007) 1104–1114.
- [11] Y. Chen, D. Anh, T. Tran, L. Ao, N. Thi, C. Huong, An enhanced chiller FDD strategy based on the combination of the LSSVR-DE model and EWMA control charts, *Int. J. Refrig.* (2016).
- [12] Y.-M. Chen, C.-L. Jiang, D.A.T. Tran, A fault detection and diagnosis method based on kriging model for chillers, *Hunan Daxue Xuebao/Journal Hunan Univ. Nat. Sci.* (2016).
- [13] W. Wang, Z. Xu, J. Weizhen Lu, Three improved neural network models for air quality forecasting, *Eng. Comput.* 20 (2003) 192–210.
- [14] M. Awad, H. Pomares, I. Rojas, O. Salameh, M. Hamdon, Prediction of Time Series Using RBF Neural Networks : A New Approach of Clustering, *The International Arab Journal of Information Technology*, 6 (2009) 138–144.
- [15] C Lee, C Tsai and Y Chiang, Federal Funds Rate Prediction : A Comparison Between the Robust RBF Neural Network and Economic Models, *Journal of Information Science and Engineering*, 25 (2009) 763–778.
- [16] J. Cui, S. Wang, A model-based online fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chiller systems, *Int. J. Therm. Sci.* 44 (2005) 986–999.

Ngày nhận bài: 31/10/2019

Ngày chấp nhận đăng: 03/01/2020