

NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ CÁC MÔ HÌNH TRONG CHẨN ĐOÁN SỰ CỐ TRONG HỆ THỐNG CHILLER

TRẦN ĐÌNH ANH TUẤN

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

DOIs: <https://doi.org/10.46242/jstiuh.v61i07.4718>

Tóm tắt. Một mô hình tham số đặc tính chính xác sẽ có vai trò then chốt trong việc nâng cao tỷ lệ chính xác của quá trình phát hiện và chẩn đoán lỗi trong hệ thống chiller. Vì vậy trong nghiên cứu này đã thực hiện so sánh đánh giá 3 phương pháp MLR, GRNN và RBFNN đóng vai trò là mô hình tham số để mô hình hóa các đặc tính hoạt động của chiller. Hai chỉ số thống kê là R^2 và RMSE được sử dụng là tiêu chí đánh giá mô hình ở giai đoạn huấn luyện mô hình. Sau đó, kết hợp với phương pháp t-test cùng với quy luật chẩn đoán để nghiên cứu khảo sát và đánh giá khả năng phát hiện chẩn đoán của 3 mô hình. Bộ dữ liệu thực nghiệm thường được sử dụng hầu hết cho hướng nghiên cứu phát hiện chẩn đoán sự cố trong hệ thống chiller của ASHRAE RP-1043 đã được sử dụng trong nghiên cứu này. Nghiên cứu tiến hành khảo sát đánh giá 3 mô hình với 3 trường hợp tiêu biểu là “Chiller hoạt động bình thường” và 2 sự cố thường xuất hiện trong hệ thống chiller “Thiếu môi chất lạnh”, “Tắc thiết bị ngưng tụ”. Kết quả của nghiên cứu cho thấy rằng, RBFNN và GRNN là một chiến lược rất thiết thực và có độ chính xác cao.

Từ khóa. Mô hình tham số, chiller, MLR, GRNN, RBFNN, phát hiện và chẩn đoán.

1. TỔNG QUAN

Trong nhiều năm qua, chủ đề sử dụng hiệu quả năng lượng luôn nhận được sự quan tâm của các nhà khoa học trên thế giới. Theo thống kê từ cơ quan năng lượng Mỹ (DOE) cùng các nghiên cứu khác [1][2][3] đã cho thấy rằng, hệ thống chiller là một bộ phận không thể thiếu và là hệ thống chiếm nguồn năng lượng lớn nhất trong các trung tâm thương mại hay các tòa nhà cao tầng. Để duy trì hoạt động, hệ thống chiller cần cung cấp một lượng năng lượng tiêu thụ cần thiết khoảng 30-40% của tổng năng lượng của một tòa nhà. Và cũng từ kết quả của các nghiên cứu này đã chỉ ra rằng khi hệ thống chiller đang hoạt động ở trạng thái không bình thường hoặc xuất hiện sự cố, sẽ gây tổn thất khoảng 20-30% nguồn năng lượng, cũng như chi phí sửa chữa thiết bị hư hỏng do sự cố là khoảng 26% [4].

Tuy nhiên, sự cố-hư hỏng là vấn đề không thể tránh khỏi trong quá trình vận hành của bất kỳ một hệ thống nào trong thực tiễn. Để giảm tổn thất năng lượng do hệ thống chiller đang làm việc trong tình trạng “không bình thường” đòi hỏi phải có giải pháp có thể kiểm soát, theo dõi trạng thái hoạt động của hệ thống chiller và đủ khả năng cảnh báo sớm cho người vận hành hệ thống chiller tình trạng hoạt động, để từ đó có các biện pháp xử lý kịp thời, phù hợp. Các nghiên cứu trước đây đã cho thấy rằng, nếu có một giải thuật có khả năng phát hiện và chẩn đoán chính xác sự cố trong hệ thống chiller, sẽ giúp tiết kiệm được khoảng 10-40% năng lượng lãng phí của một tòa nhà [5]. Chính vì vậy, việc nghiên cứu tìm giải pháp để có thể giám sát, phát hiện sớm và chẩn đoán sự cố (FDD : fault detection and diagnosis) ngay khi vừa xuất hiện của hệ thống chiller nhằm duy trì hệ thống luôn hoạt động liên tục ở điều kiện tối ưu, qua đó nâng cao hiệu quả sử dụng năng lượng trong tòa nhà, luôn là chủ đề thiết thực mà các nhà khoa học trên thế giới quan tâm ngày càng nhiều trong các thập niên qua.

Nhiều năm qua, phát hiện và chẩn đoán sự cố hư hỏng (FDD) trong hệ thống chiller được nghiên cứu phát triển một cách mạnh mẽ. Theo thống kê từ các tạp chí trên các hệ thống uy tín như Scencedirect, các phương pháp được ứng dụng trong lĩnh vực “chiller FDD” được nghiên cứu phát triển rất đa dạng, có thể đề cập đến hàng loạt phương pháp đã được nghiên cứu như phương pháp Principal component analysis (PCA), Artificial neural network (ANN), Support vector machine (SVM). Li Guannan cùng đồng sự [6] đã sử dụng phương pháp PCA-R-SVDD thực hiện chẩn đoán 6 lỗi thường gặp ở hệ thống chiller với kết quả đạt mức độ chính xác trên 50% khi tình trạng hệ thống ở mức độ nghiêm trọng nhất. Guo Yabin cùng các đồng sự [7] đã kết hợp phương pháp SG (Satzky-Golay) với PCA để thực hiện chẩn đoán lỗi trên hệ thống lạnh VRF. Kết quả cho thấy phương pháp SG-PCA đạt kết quả tốt hơn khi so với phương pháp PCA truyền thống. Generative adversarial network (GAN) được đề xuất bởi Ke Yan và các đồng sự

[8] với phương pháp *học không giám sát* để thực hiện chẩn đoán các lỗi trong hệ thống chiller. Kết quả cho thấy GAN chẩn đoán chính xác 90% ngay cả khi dữ liệu không thực sự đầy đủ. Support vector machine được đề xuất trong [9][10] nhằm thực hiện chẩn đoán sớm 6 sự cố điển hình của hệ thống chiller.

Nhìn chung, để phát hiện và chẩn đoán lỗi, các phương pháp này đã thực hiện tuần tự theo các bước chủ yếu sau:

a) Huấn luyện mô hình tham chiếu để mô hình hóa đặc tính của hệ thống chiller thông qua dữ liệu thông tin từ hệ thống.

b) Xác định vùng làm việc bình thường của hệ thống dựa trên phương pháp thống kê với độ tin cậy như 90%, 95%, 99%,... để quan sát và dự báo tình trạng hoạt động của hệ thống.

c) Phát hiện sự cố. Sự cố sẽ được phát hiện nếu thông tin của hệ thống nằm ngoài vùng tin cậy đã xác định trước đó.

d) Chẩn đoán sự cố. Loại sự cố được chỉ ra dựa trên bảng quy luật lỗi.

Mặc dù trong những thập niên qua, có rất nhiều công bố khoa học đã đạt được kết quả chẩn đoán cao. Tuy nhiên, việc nghiên cứu phát triển các phương pháp phát hiện chẩn đoán luôn giành được sự quan tâm của các nhà nghiên cứu khoa học và liên tục phát triển trong những năm qua, nhằm tìm kiếm phương pháp hiệu quả hơn. Xuất phát từ những phân tích trên, trong nghiên cứu này thực hiện nghiên cứu so sánh các mô hình, là một trong những yếu tố cốt lõi trong hướng nghiên cứu phát hiện chẩn đoán sự cố này, nhằm tìm kiếm được phương pháp phù hợp hơn, độ chính xác cao hơn.

2. DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1 Dữ liệu thực nghiệm

Số liệu thực nghiệm có ý nghĩa then chốt trong lĩnh vực nghiên cứu phát hiện và chẩn đoán sự cố trong hệ thống chiller. Cho đến hiện nay, vẫn có rất nhiều nghiên cứu trên thế giới trong lĩnh vực phát hiện chẩn đoán (FDD) vẫn đang tiếp tục sử dụng bộ số liệu thực nghiệm từ dự án của ASHRAE RP-1043 để nghiên cứu phát triển phương pháp mới [10][11]. Chính vì vậy, trong nghiên cứu này tiếp tục đề xuất sử dụng số liệu ASHRAE RP-1043 này.

Trong báo cáo của dự án ASHRAE RP-1043 đã kết luận, về cơ bản có hai loại sự cố là dạng “*sự cố cứng*” và dạng “*sự cố mềm*” trong hệ thống chiller. Trong đó, sự cố cứng là loại sự cố liên quan trực tiếp đến các phần cứng của hệ thống chiller, khi sự cố dạng này xuất hiện bắt buộc hệ thống phải ngừng hoạt động ngay lập tức khi xuất hiện, ví dụ như cháy động cơ, máy nén bị kẹt, hỏng bộ truyền động, hư hỏng thiết bị điện... Dạng sự cố này thường dễ phát hiện, dễ chẩn đoán được vì xuất hiện một cách đột ngột, dấu hiệu lỗi khá rõ ràng và kết quả là hệ thống dừng hoạt động ngay lập tức. Từ đó, người vận hành có thể dễ dàng đưa ra biện pháp xử lý nhanh chóng. Vì vậy đối với các loại sự cố này không cần thiết phải tiến hành nghiên cứu. Ngược lại, những “*sự cố mềm*” lại diễn biến âm thầm trong một thời gian dài, thường rất khó phát hiện và chẩn đoán ở giai đoạn đầu bởi vì triệu chứng không hiển thị rõ ràng, dẫn đến cung cấp sai thông tin. Kết quả làm suy giảm hiệu suất của hệ thống dần dần, đồng nghĩa việc tiêu hao năng lượng tăng dần lên. Chỉ có thể phát hiện khi hệ thống đang bị lỗi ở mức độ thực sự nghiêm trọng. Các lỗi dạng mềm này có thể liệt kê như sự tắc nghẽn do tích tụ chất cặn bẩn, dầu trong thiết bị ngưng tụ, thiết bị bay hơi, sự rò rỉ môi chất lạnh, lỗi thiết bị cảm biến...

Bộ số liệu ASHRAE RP-1043, đã được tiến hành thực nghiệm mô phỏng và thu thập dữ liệu trên hệ thống chiller giải nhiệt nước công suất 90 tấn lạnh trong cả trường hợp hệ thống đang hoạt động trong tình trạng bình thường và xuất hiện lỗi. Trong đó có bảy loại lỗi điển hình thường xuất hiện trong hệ thống chiller (loại lỗi mềm) được mô phỏng gồm thiếu nước cấp thiết bị ngưng tụ (RedCdW), thiếu nước cấp thiết bị bay hơi (RedEvW), thiết bị ngưng tụ bị bẩn (CdFoul), thừa môi chất lạnh (RefOver), thiếu môi chất lạnh (RefLeak), khí không ngưng (Ncg), thừa dầu bôi trơn (ExOil). Mỗi loại sự cố được mô phỏng ở 4 mức độ nghiêm trọng tăng dần, nghĩa là 10%, 20%, 30%, 40% mức độ lỗi. Phương pháp mô phỏng sự cố và mức độ sự cố của bảy loại lỗi này được thống kê trong Bảng 1.

Bảng 1: Bảy loại sự cố mềm được mô phỏng bởi ASHRAE RP-1043

Loại sự cố	Bình thường	Mức độ sự cố				Phương pháp mô phỏng lỗi
		độ 1	độ 2	độ 3	độ 4	
Thiếu nước tại TBNT	61m ³ /h	-10%	-20%	-30%	-40%	Điều tiết lưu lượng nước
Thiếu nước tại TBBH	49m ³ /h	-10%	-20%	-30%	-40%	Điều tiết lưu lượng nước
Tắc TBNT	164 ống	-12%	-20%	-30%	-45%	Cô lập ống theo phân trăm
Thừa môi chất lạnh	136 kg	+10%	+20%	+30%	+40%	Nạp bổ sung theo tỷ lệ khối lượng
Thiếu môi chất lạnh	136 kg	-10%	-20%	-30%	-40%	Thu hồi theo tỷ lệ khối lượng
Khí không ngưng	0%	+1%	+2%	+3%	+5%	Bổ sung N ₂ theo tỷ lệ thể tích
Thừa dầu bôi trơn	10 kg	+14%	+32%	+50%	+68%	Nạp bổ sung theo tỷ lệ khối lượng.

Ghi chú: TBNT: thiết bị ngưng tụ; TBBH: thiết bị bay hơi.

Bộ dữ liệu ASHRAE RP-1043 truy xuất từ hệ thống BMS với thông tin của 64 biến tín hiệu có tổng cộng ba tập dữ liệu là “Complete data set” có 5191 mẫu với thời gian truy xuất dữ liệu định kỳ là 10 giây, “Reduced data set” có 433 mẫu và “Steady States” có 27 mẫu với thời gian truy xuất định kỳ 2 phút.

Vì dữ liệu thô thu thập được luôn tồn tại một phần thông tin nhiễu, nghĩa là thông tin không phản ánh đúng bản chất đặc tính của hệ thống. Vì vậy để đảm bảo độ chính xác của phương pháp nghiên cứu, bước tiền xử lý dữ liệu đóng vai trò rất quan trọng. Để xử lý thông tin nhiễu, trong báo cáo này tạo vùng cửa sổ lọc với độ dài là 10 giây và độ cao là 3σ (độ lệch chuẩn). Dữ liệu nhiễu sẽ bị loại bỏ khi nằm ngoài vùng cửa sổ lọc này. Kết quả, chỉ còn lại khoảng 30-40% số mẫu dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này.

2.2 Lựa chọn tham số đặc tính

Việc chọn tham số đặc tính là tín hiệu của hệ thống chiller được sử dụng để thực hiện chẩn đoán sự cố. Vì vậy, việc lựa chọn tham số đặc tính đóng vai trò cực kỳ quan trọng trong việc nâng cao tính hiệu quả của phương pháp phân loại sự cố. Tham số đặc tính được chọn cần phải có đầy đủ tính chất vật lý liên quan mật thiết đến sự cố, nghĩa là tham số đặc tính cần phải nhạy với những thay đổi của chế độ làm việc của thiết bị dưới tác động của sự cố có liên quan.

Ví dụ, trong hệ thống chiller độ chênh lệch nhiệt độ nước vào và ra tại thiết bị bay hơi chịu tác động trực tiếp bởi lưu lượng nước thiết bị bay hơi, chênh lệch nhiệt độ nước vào ra tại thiết bị ngưng tụ chịu tác động bởi lưu lượng nước giải nhiệt cho bình ngưng hay nhiệt độ của dầu bôi trơn liên quan đến lượng dầu bôi trơn. Rõ ràng, những sự cố này thường dễ dàng phát hiện và chẩn đoán vì tham số đặc tính liên quan sự cố là duy nhất. Tuy nhiên, đối với sự bám bẩn trong thiết bị ngưng tụ không chỉ làm tăng nhiệt trở mà còn gây giảm lưu lượng nước của bình ngưng do diện tích mặt cắt ngang của dòng chảy giảm và lực cản dòng chảy tăng lên. Do đó, các triệu chứng lỗi của tắc nghẽn bình ngưng sẽ tương tự như thừa môi chất lạnh và giảm lưu lượng nước giải nhiệt của bình ngưng. Kết quả là, không dễ phân loại ba loại lỗi này vì triệu chứng là tương tự nhau.

Có rất nhiều tham số đặc tính từng được chọn nhằm phát triển phương pháp chẩn đoán sự cố hệ thống chiller [6][12]. Dựa theo công bố của Comstock và Braun [13] và các nghiên cứu [14][15], trong nghiên cứu này đề xuất các tham số đặc tính gồm ΔTE (chênh lệch nhiệt độ nước vào và ra tại thiết bị bay hơi), ΔTC (chênh lệch nhiệt độ nước vào và ra tại thiết bị ngưng tụ), LMTD_{cd} là chênh lệch nhiệt độ trung bình logarit tại thiết bị ngưng tụ (logarithm mean temperature difference of condenser), Toil (nhiệt độ dầu) và ε_{sc} (hệ số hiệu suất trao đổi nhiệt của thiết bị quá lạnh) được xác định bởi biểu thức (1). Đặc tính của các tham số đặc tính này dưới tác động bởi bảy loại sự cố được thể hiện trong Bảng 2.

Bảng 2: Tín hiệu của tham số đặc tính dưới tác động của sự cố liên quan

Loại sự cố	Tham số đặc tính				ε_{sc}
	ΔT_E	ΔT_C	T_{oil}	$LMTD_{cd}$	
Thiếu nước tại TBBH	↑	~	~	~	~
Thiếu nước tại TBNT	~	↑	~	~	~
Tắc TBNT	~	~	~	↑	↓
Thừa môi chất lạnh	~	~	~	↑	↑
Thiếu môi chất lạnh	~	~	~	↓	↓
Khí không ngưng	~	~	~	↑	↑
Thừa dầu bôi trơn	~	~	↑	~	~

Ghi chú : ↑ : tăng; ↓ : giảm; ~ : không thay đổi; TBBH: thiết bị bay hơi; TBNT: thiết bị ngưng tụ
Tham số đặc tính ε_{sc} được xác định bởi biểu thức sau:

$$\varepsilon_{sc} = \frac{T_{sub}}{T_{cd} - T_{CI}} \quad (1)$$

trong đó, T_{sub} là nhiệt độ quá lạnh, T_{cd} là nhiệt độ ngưng tụ, T_{CI} là nhiệt độ nước vào TBNT.

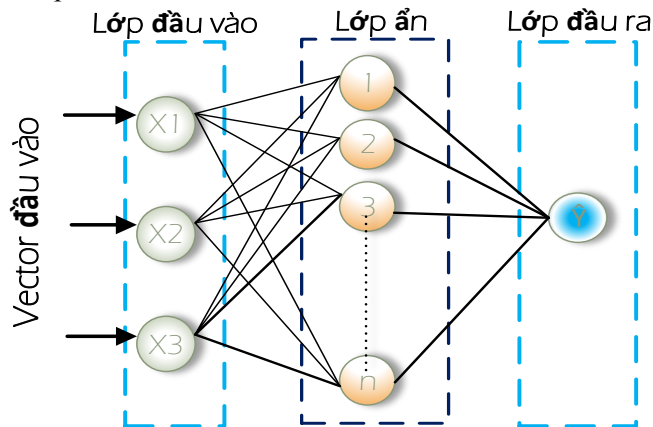
Qua Bảng 2 dễ dàng thấy rằng, khi sự cố thiếu nước tại TBBH, thừa dầu bôi trơn và thiếu môi chất lạnh xuất hiện thì chỉ có duy nhất một tham số đặc tính tương ứng với lỗi có sự thay đổi. Ngoài ra, mặc dù có triệu chứng tương tự với các sự cố thiếu nước tại TBNT, tắc TBNT và thừa môi chất lạnh, nhưng sự cố khí không ngưng có thể chẩn đoán được khi hệ thống chiller dừng hoạt động[15]. Đồng thời, các sự cố này hầu như có tỷ lệ chẩn đoán rất cao trong nhiều công bố khoa học [16][17]. Ngoài ra, trong thực tiễn đối với sự cố do thừa môi chất thường hiếm khi xảy ra. Vì vậy, trong phạm vi nghiên cứu của bài báo này sẽ không thực hiện phân tích các sự cố này, mà chỉ tiến hành nghiên cứu phân tích 2 sự cố đặc trưng và rất khó phát hiện sớm đó là tắc TBNT, thiếu môi chất lạnh, gây khó khăn trong công tác chẩn đoán lỗi mà hệ thống đang gặp phải.

2.3 Mô hình nghiên cứu

Trong nghiên cứu này tiến hành nghiên cứu so sánh kết quả thực hiện chẩn đoán của 3 mô hình lần lượt là RBFNN (Radial basis function neural network), GRNN (General regression neural network) và MLR (Multiple linear regression). Dựa vào các nghiên cứu trước đây [15][16][17], 3 biến đầu vào của các mô hình trên được chọn lần lượt là Phụ tải lạnh của hệ thống Q, nhiệt độ nước ra khỏi thiết bị bay hơi TEO, nhiệt độ nước vào thiết bị ngưng tụ TCI. Biến đầu ra là các tham số đặc tính được trình bày ở mục 2.2.

a) Mô hình RBFNN (mạng nơ ron hàm bán kính xuyên tâm)

Mô hình RBFNN là một trong những mô hình trong lý thuyết máy học. Cấu trúc của RBFNN gồm 3 lớp đó là lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra được biểu diễn như Hình 1 sau



Hình 1. Cấu trúc mạng RBFNN

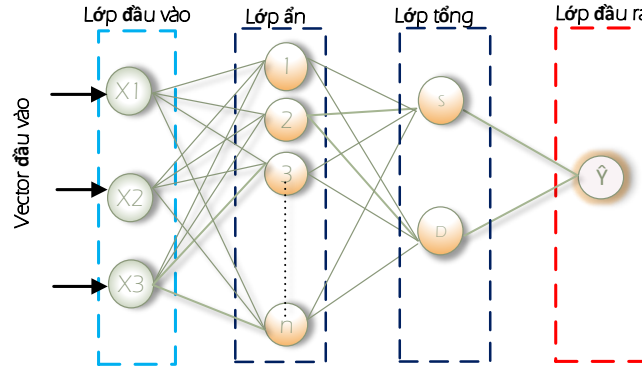
RBFNN được sử dụng rất phổ biến trong lĩnh vực nhận dạng, phân loại, phát hiện chẩn đoán, các bài toán xấp xỉ, bài toán hồi quy, dự đoán hay xử lý tín hiệu bởi vì năng lực thực hiện rất cao. Mô hình RBFNN được thể hiện qua biểu thức sau:

$$\tilde{f}(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi(\|X - X_i\|) \quad (2)$$

Trong đó: $\phi(r)$ hàm bán kính xuyên tâm, $r = \|X - X_i\|$ là khoảng cách Euclidean giữa các điểm dữ liệu, n số mẫu, X là tập hợp mẫu đầu vào, X_i là vector của biến đầu vào tại mẫu thứ i th, ω_i là trọng số được xác định theo phương pháp bình phương tối thiểu.

b) Mô hình GRNN (Mạng nơ ron hồi quy tổng quát)

Mô hình GRNN cũng là một trong những mô hình trí tuệ nhân tạo trong lý thuyết máy học. Mạng nơ ron hồi quy tổng quát (GRNN) là mạng nơ ron truyền một lần sử dụng chức năng kích hoạt Gaussian trong lớp ẩn [4]. GRNN có 4 lớp bao gồm lớp đầu vào, lớp ẩn, lớp tổng và lớp đầu ra được thể hiện ở Hình 2 sau



Hình 2: Cấu trúc mạng GRNN

Lớp đầu ra của mô hình GRNN được thể hiện qua biểu thức sau:

$$y'_i = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \cdot \exp[-D(x, x_i)]}{\sum_{i=1}^n \exp[-D(x, x_i)]} \quad (3)$$

Với

$$D(x, x_i) = \sum_{k=1}^m \left(\frac{x_k - x_{ik}}{\sigma} \right)^2 \quad (4)$$

trong đó: y_i là kết nối trọng số giữa nơ ron thứ i trong lớp mẫu và nơ ron tổng S , n là số mẫu huấn luyện, D là hàm Gaussian, m là số phần tử của vector đầu vào, x_k và x_{ik} là phần tử thứ j của x và x_i , tương ứng, σ là tham số mở rộng, có giá trị tối ưu được xác định bằng thực nghiệm.

c) Mô hình MLR (Mô hình hồi quy tuyến tính bội)

Mô hình MLR với ba biến đầu vào được thể hiện qua biểu thức sau:

$$Y = f(Q_{ev}, TEO, TCI) + \epsilon = b_0 + b_1 \cdot TEO + b_2 \cdot TCI + b_3 \cdot Q_{ev} + b_4 \cdot TEO \cdot TCI + b_5 \cdot TEO \cdot Q_{ev} + b_6 \cdot TCI \cdot Q_{ev} + b_7 \cdot Q_{ev}^2 + \epsilon \quad (5)$$

Trong đó Y là biến đầu ra, ϵ là sai số. $B = [b_1, b_2, \dots, b_7]$ là tập hợp các hệ số được xác định thông qua huấn luyện mô hình theo phương pháp bình phương tối thiểu.

2.4 Tiêu chí đánh giá mô hình

Kết quả sau quá trình huấn luyện của 3 mô hình được kiểm chứng và đánh giá thông qua các chỉ số thống kê như hệ số tương quan R^2 và sai số trung bình gốc RMSE (Root mean square error) thể hiện qua biểu thức sau:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

Trong đó \hat{y} là giá trị ước lượng, y là biến độc lập (xác định từ thực nghiệm hoặc tính toán), n là số mẫu. Qua biểu thức trên, có thể thấy rằng giá trị R^2 trong phạm vi từ 0 đến 1. R^2 càng gần 1 cho biết mô hình huấn luyện có sự liên hệ chặt chẽ với dữ liệu. Đối với tiêu chí RMSE có giá trị thấp nhất là 0, càng gần giá trị 0 chứng tỏ mô hình sau huấn luyện càng ít sai số, tức mức độ chính xác cao.

2.5 Phương pháp phát hiện

Để thực hiện việc phát hiện sự cố, cần xác định ngưỡng- tức phân vùng “bình thường-sự cố”. Hiện có hai phương pháp xác định vùng ngưỡng thường được sử dụng, đó là xác định ngưỡng theo kinh nghiệm người

vận hành hệ thống và xác định ngưỡng theo phương pháp thống kê. Đối với phương pháp thứ nhất, độ chính xác của việc phát hiện sự cố phụ thuộc hoàn toàn vào kinh nghiệm của người vận hành vì vậy kết quả thường mang tính chủ quan, cảm tính. Đối với phương pháp thứ hai, nghĩa là phương pháp thống kê, trong hướng nghiên cứu “Phát hiện chẩn đoán” thường sử dụng rộng rãi hơn. Phương pháp này vận dụng lý thuyết thống kê để xác định vùng ngưỡng, tức khoảng tin cậy (confidence interval) với độ tin cậy có thể là 95%, 99%..... Phương pháp này sử dụng giá trị trung bình và độ lệch chuẩn của giá trị dư để xác định vùng ngưỡng ở độ tin cậy nhất định. Giá trị dư được xác định từ việc huấn luyện mô hình tham số bởi tập dữ liệu huấn luyện. Trong nghiên cứu này, sử dụng phương pháp thống kê được đề xuất bởi Wang et al. [15] để xác định vùng ngưỡng được thể hiện trong công thức sau:

$$\tilde{\sigma}_{r_j - r_i}^2 = \sum_j \left[\left(\frac{\partial g_i}{\partial z_j} \right) \sigma_{z_j} \right]^2 + \tilde{\sigma}_{y_i}^2 [1 + x_0^T (X_{reg}^T X_{reg})^{-1} x_0] \quad (8)$$

trong đó, g_i là công thức tính toán của tham số đặc tính thứ i . z_j là biến thứ j . σ_{z_j} là độ lệch chuẩn của z_j và $\tilde{\sigma}_{y_i}^2$ là phương sai của tham số đặc tính thứ i . x_0 là một ma trận vector cần dự báo hiện hành, x_0^T là ma trận nghịch đảo của ma trận x_0 . X_{reg}^T và X_{reg} lần lượt là ma trận nghịch đảo và ma trận của tập dữ liệu huấn luyện mô hình tham số.

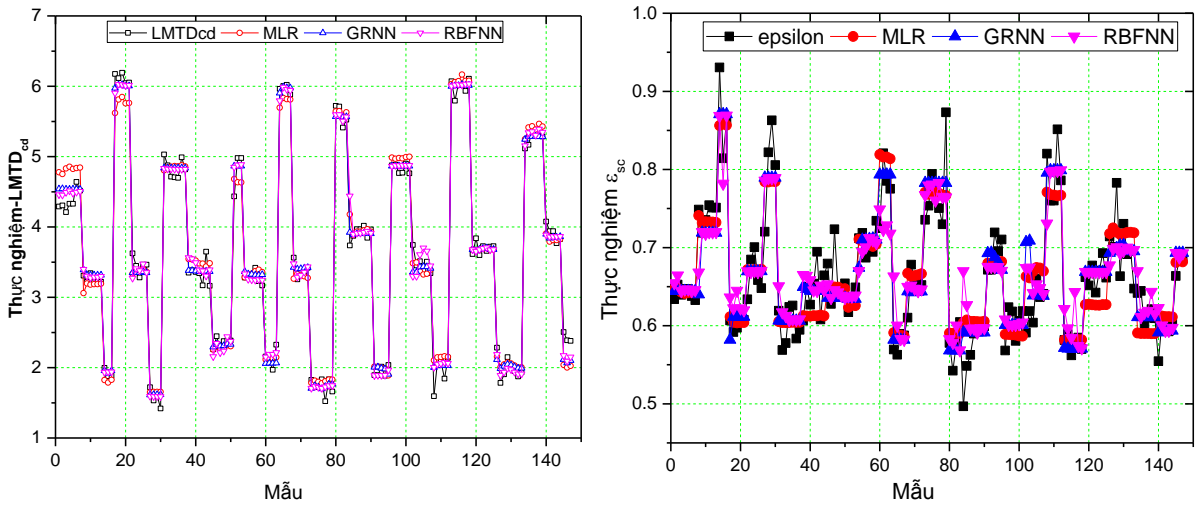
3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1 Huấn luyện mô hình

Trong nghiên cứu này đã sử dụng bộ số liệu có tên gọi “Normal2” để thực hiện huấn luyện 3 mô hình tham số RBFNN, GRNN và MLR với ba biến đầu vào là Q_{ev} là phụ tải lạnh, TEO là nhiệt độ ra của nước tại TNBH, TCI là nhiệt độ nước vào TBNT. Các mô hình sau khi huấn luyện sẽ được kiểm tra đánh giá lại với số mẫu là 147 mẫu cho mỗi tham số đặc tính (biến đầu ra), cụ thể là $LMTD_{cd}$ và ϵ_{sc} . Kết quả được trình bày ở Bảng 3.

Bảng 3: Kết quả chỉ số thống kê các tham số đặc tính

Phương pháp	Chỉ số thống kê	$LMTD_{cd}$	ϵ_{sc}
MLR	R^2	0.989	0.899
	RMSE	0.199	0.034
GRNN	R^2	0.996	0.908
	RMSE	0.136	0.032
RBFNN	R^2	0.994	0.88
	RMSE	0.147	0.0376



Hình 3: So sánh giá trị thực nghiệm và giá trị xấp xỉ 2 tham số $LMTD_{cd}$ và ϵ_{sc} từ MLR, GRNN, RBFNN

Kết quả thực hiện của các mô hình được trình bày trong Bảng 3. Qua đó có thể thấy rằng, giá trị R^2 của các mô hình đều có giá trị rất cao, chứng tỏ giữa mô hình và số liệu có mối tương quan tốt. So sánh các giá trị tiêu chí đánh giá thực hiện được từ 3 mô hình một cách tổng thể, ta thấy rằng, mô hình GRNN cho kết quả tốt nhất khi so với MLR và RBFNN. Để minh họa rõ ràng hơn, Hình 3 thể hiện kết quả giữa giá trị thực nghiệm và các giá trị xấp xỉ đạt được bởi các mô hình MLR, GRNN và RBFNN sau khi huấn luyện. Nhìn chung, các giá trị dự báo của các mô hình gần như là tương đồng với dữ liệu thực nghiệm. Điều này chứng tỏ khả năng xấp xỉ của mô hình tham số MLR, GRNN và RBFNN có độ chính xác rất cao.

3.2 Phát hiện và chẩn đoán sự cố

Để đánh giá khả năng phát hiện và chẩn đoán của từng mô hình, trong nghiên cứu này sử dụng các bộ dữ liệu của ASHRAE-RP1043 gồm “Normal 2”- tức hệ thống làm việc không có sự cố và dữ liệu của 2 sự cố mẫu là tắc TBNT, thiếu môi chất lạnh.

Từ công thức (8), kết quả vùng tin cậy của lần lượt 3 mô hình đối với 2 tham số $LMTD_{cd}$ và ϵ_{sc} được trình bày trong Bảng 4.

Bảng 4: Kết quả chẩn đoán hệ thống chiller làm việc bình thường

Phương pháp	Ngưỡng	Tham số		Kết quả “Phát hiện”	
		$LMTD_{cd}$	ϵ_{sc}	Đúng	Sai
MLR	Cận trên	0.153	0.0297	93.6%	6.5%
	Cận dưới	-0.187	-0.0286		
RBFNN	Cận trên	0.1303	0.0297	97.62%	2.38%
	Cận dưới	-0.123	-0.0347		
GRNN	Cận trên	0.1189	0.0279	97.28%	2.72%
	Cận dưới	-0.1136	-0.0281		

Bảng 4 trên là kết quả của việc thực hiện đánh giá khả năng chẩn đoán của 3 phương pháp trong nghiên cứu này với bộ số liệu thí nghiệm “Normal 2” là bộ dữ liệu mô tả khi hệ thống chiller đang hoạt động ở trạng thái bình thường. Kết quả cho thấy rằng, cả 3 phương pháp nghiên cứu đã đạt mức độ chẩn đoán chính xác là từ 93.6% đến 97.62% theo thứ tự từ kém đến tốt là MLR, GRNN, RBFNN cho việc xác định hệ thống chiller hiện đang hoạt động ở tình trạng không có sự cố hay không.

Bảng 5: Kết quả chẩn đoán hệ thống chiller làm việc ở sự cố “Thiếu môi chất lạnh” và “Tắc thiết bị ngưng tụ”

Phương pháp chẩn đoán	Kết quả chẩn đoán đúng khi lỗi xuất hiện			
	Lỗi ở mức độ 1	Lỗi ở mức độ 2	Lỗi ở mức độ 3	Lỗi ở mức độ 4
Lỗi thiếu môi chất lạnh do hệ thống bị rò rỉ				
MLR	25.44%	31.95%	88.76%	100%
GRNN	25.73%	32.75%	93.57%	100%
RBFNN	30.99%	35.09%	100%	100%
Lỗi tắc thiết bị ngưng tụ				
MLR	0%	0%	51.19%	100%
GRNN	1.2%	21.5%	72.1%	100%
RBFNN	2.4%	14.29%	58.93%	100%

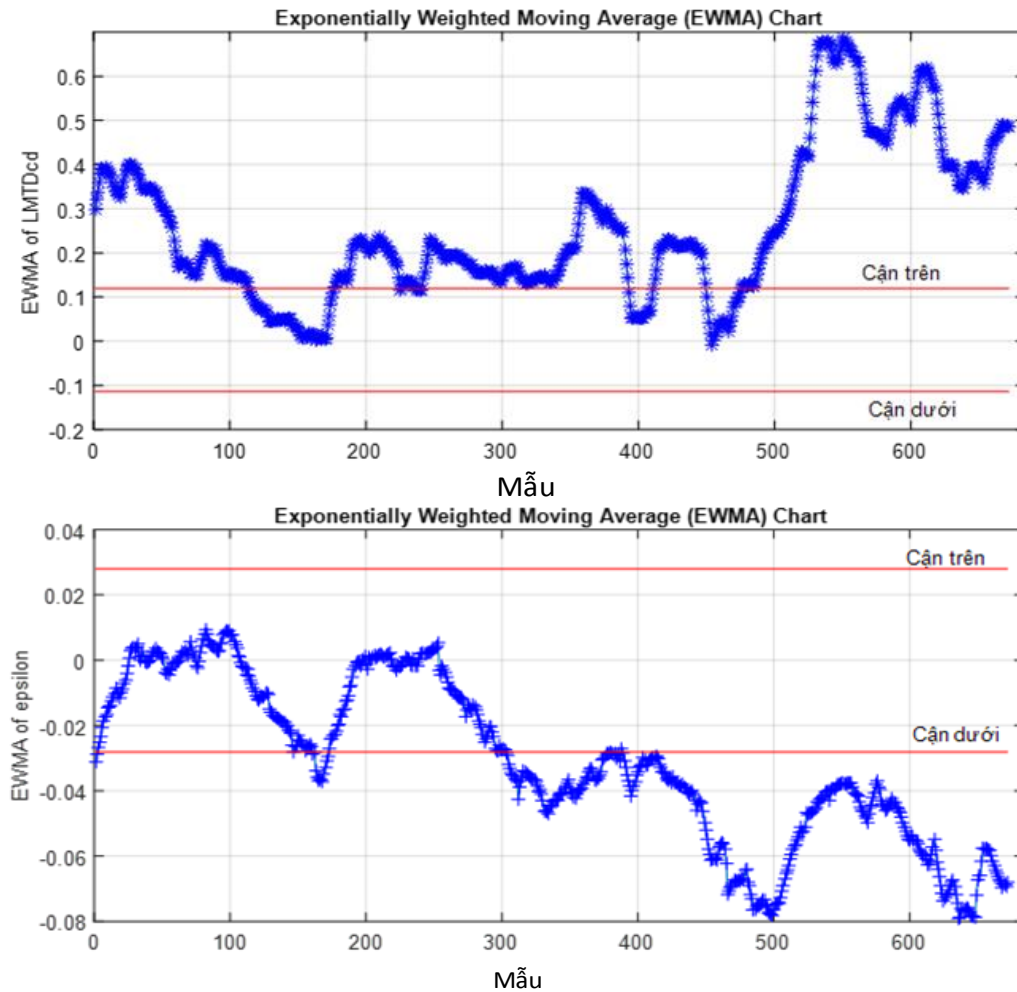
Kết quả chẩn đoán của lỗi “thiếu môi chất lạnh” và “tắc thiết bị ngưng tụ” được thực hiện bởi 3 phương pháp MLR, RBFNN và GRNN được thể hiện ở Bảng 5. Trong đó, lỗi xuất hiện được thể hiện ở 4 mức độ khác nhau, tức từ mức độ 1 (lỗi chớm xuất hiện) đến mức độ 4 (Lỗi đã nghiêm trọng). Kết quả chẩn đoán đúng được định nghĩa là số lượng mẫu đúng quy luật chẩn đoán (Bảng 2) chia cho tổng số mẫu kiểm chứng tại từng mức độ lỗi. Qua kết quả ở Bảng 5, đối với lỗi Thiếu môi chất lạnh xảy ra trong hệ thống chiller, nhìn chung cả 3 phương pháp đều cho kết quả chẩn đoán khá sớm ngay từ khi lỗi vừa chớm xuất hiện. Khi so sánh kết quả của 3 phương pháp thì có thể thấy rằng RBFNN có kết quả tốt nhất lần lượt 30.99%, 35.09%, 100%, 100% từ mức độ lỗi 1 đến mức độ lỗi 4. Đặc biệt RBFNN có khả năng phát hiện sớm lỗi thiếu môi chất với kết quả cao nhất so với 2 phương pháp còn lại.

Tuy nhiên, đối với lỗi Tắc thiết bị ngưng tụ lại rất khó phát hiện sớm, thể hiện khi ở mức độ 1, cả 3 phương pháp đều cho kết quả khá thấp được xếp từ tốt đến kém lần lượt là 2.4%, 1.2% và 0% của phương pháp RBFNN, GRNN và MLR. Khi so sánh kết quả của cả phương pháp ở mức độ 1 và 2, thì MLR đều không

thể thực hiện chẩn đoán được, với kết quả là 0% đúng. Khi ở mức độ 4, thì cả 3 phương pháp đều dễ dàng thực hiện chẩn đoán với kết quả là 100%. Khi so sánh tiến triển chẩn đoán từ mức độ 1 đến 4, thì phương pháp GRNN cho kết quả tốt nhất khi ở mức độ 2 và 3 đã thực hiện chẩn đoán vượt trội so với 2 phương pháp còn lại.

Khi so sánh tổng thể kết quả chẩn đoán của cả 3 phương pháp đối với 2 loại lỗi này, thì dễ dàng nhận thấy rằng phương pháp MLR cho kết quả kém nhất. Còn, RBFNN ưu thế khi chẩn đoán lỗi “Thiếu môi chất lạnh”, còn GRNN lại ưu thế khi chẩn đoán lỗi “Tắc thiết bị ngưng tụ”.

Để thể hiện rõ hơn, trong phạm vi báo cáo này chỉ thể hiện kết quả chẩn đoán của 1 phương pháp tốt nhất đối với lỗi Tắc thiết bị ngưng tụ (là loại lỗi khó chẩn đoán sớm) theo hình sau



Hình 4: Quy luật của các tham số đặc tính dưới tác động bởi sự cố trong chiller khi Tắc TBNT

Qua kết quả cho thấy rằng, việc phát hiện và chẩn đoán sự cố thiếu nước giải nhiệt cho TBNT là dễ dàng nhất, có thể sớm phát hiện khi sự cố vừa chớm. Riêng đối với sự cố tắc TBNT là khó chẩn đoán nhất, chỉ có thể phát hiện và chẩn đoán khi mức độ sự cố thực sự đã nghiêm trọng, tức là ở giai đoạn 3 và 4.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã tiến hành đánh giá 3 mô hình MLR, RBFNN và GRNN trong phương pháp nghiên cứu phát hiện và chẩn đoán. Trong đó RBFNN và GRNN với vai trò là một mô hình tham số đã thể hiện được khả năng phản ánh các những đặc tính hoạt động của hệ thống chiller. Nhìn chung, cả hai mô hình này RBFNN và GRNN đã thực hiện được khả năng phát hiện và chẩn đoán trong ba trường hợp tiêu biểu là hệ thống chiller ở tình trạng hoạt động hình thường và 2 sự cố thường gặp trong chiller “Thiếu môi chất lạnh” và “Tắc thiết bị ngưng tụ” với độ chính xác cao hơn so với MLR.

Tuy nhiên, trong nghiên cứu này còn đối với việc thực hiện chẩn đoán sự cố tắc TBNT chưa có độ chính xác cao khi lỗi đang chớm ở mức độ 1 chỉ có 1,2% và 2.4% độ chính xác và ở mức độ 2 chỉ đạt 21.5% và 14.29% độ chính xác của lần lượt mô hình GRNN và RBFNN. Đặc biệt, mô hình hình MLR không thể thực hiện chẩn đoán lỗi Tắc thiết bị ngưng tụ ở mức độ 1 và 2, cụ thể là 0%. Nhìn chung, đối với sự cố này cả 3 mô hình chỉ có thể chẩn đoán được khi sự cố đã thực sự nghiêm trọng, nghĩa là ở mức 3 và 4. Vì vậy đề xuất cần tiếp tục cải thiện trong các nghiên cứu sau này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] L Jayamaha, *Energy efficiency building systems: green strategies for operation and maintenance*, 1st ed. McGraw-Hill, 2007.
- [2] R. Saidur, M. Hasanuzzaman, T. M. I. Mahlia, N. A. Rahim, and H. A. Mohammed, “Chillers energy consumption, energy savings and emission analysis in an institutional buildings,” *Energy*, vol. 36, no. 8, pp. 5233–5238, 2011, doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.06.027>.
- [3] Z. Ma and S. Wang, “Building energy research in Hong Kong: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 8, pp. 1870–1883, 2009, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2009.01.006>.
- [4] Y. Zhao, S. Wang, and 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.*, vol. 51, no. 1–2, pp. 560–572, 2013, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.09.030>.
- [5] H. Wang, Y. Chen, C. W. H. Chan, J. Qin, and J. Wang, “Online model-based fault detection and diagnosis strategy for VAV air handling units,” *Energy Build.*, vol. 55, no. 0, pp. 252–263, 2012, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.08.016>.
- [6] G. Li *et al.*, “An improved fault detection method for incipient centrifugal chiller faults using the PCA-R-SVDD algorithm,” *Energy Build.*, vol. 116, 2016, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.12.045.
- [7] Y. Guo *et al.*, “An enhanced PCA method with Savitzky-Golay method for VRF system sensor fault detection and diagnosis,” *Energy Build.*, vol. 142, pp. 167–178, May 2017, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2017.03.026.
- [8] K. Yan, A. Chong, and Y. Mo, “Generative adversarial network for fault detection diagnosis of chillers,” *Build. Environ.*, vol. 172, p. 106698, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106698>.
- [9] Y. Chen, D. Anh, T. Tran, L. Ao, N. Thi, and C. Huong, “An enhanced chiller FDD strategy based on the combination of the LSSVR-DE model and EWMA control charts. An enhanced chiller FDD strategy based on the combination of the LSSVR-DE model and EWMA control charts,” *Int. J. Refrig. Int. J. Refrig.*, 2016, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2016.07.024.
- [10] Y. Xia, J. Zhao, Q. Ding, and A. Jiang, “Incipient Chiller Fault Diagnosis Using an Optimized Least Squares Support Vector Machine With Gravitational Search Algorithm,” *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, p. 717, 2021.
- [11] Y. Xia, Q. Ding, Z. Li, and A. Jiang, “Fault detection for centrifugal chillers using a Kernel Entropy Component Analysis (KECA) method,” *Build. Simul.*, vol. 14, no. 1, pp. 53–61, 2021, doi: 10.1007/s12273-019-0598-1.
- [12] A. Beghi, L. Cecchinato, F. Peterle, M. Rampazzo, and F. Simmini, “Model-based fault detection and diagnosis for centrifugal chillers,” in *Conference on Control and Fault-Tolerant Systems, SysTol*, 2016, vol. 2016-Novem, pp. 158–163, doi: 10.1109/SYSTOL.2016.7739744.
- [13] J. E. B. M.C.Comstock, “Fault detection and diagnostic requirements and evaluation tools for chillers,” *ASHRAE 1043-RP, Purdue Univ.*, 2002.
- [14] S. Wang and J. Cui, “A robust fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chillers,” *HVAC R Res.*, vol. 12, no. 3, pp. 407–428, 2006, doi: 10.1080/10789669.2006.10391187.
- [15] F. Xiao, C. Zheng, and S. Wang, “A fault detection and diagnosis strategy with enhanced sensitivity for centrifugal chillers,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 31, no. 17–18, pp. 3963–3970, Dec. 2011, doi: 10.1016/J.APPLTHERMALENG.2011.07.047.
- [16] J. Cui and S. Wang, “A model-based online fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chiller systems,” *Int. J. Therm. Sci.*, vol. 44, no. 10, pp. 986–999, 2005, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2005.03.004>.
- [17] D. A. T. Tran, Y. Chen, M. Q. Chau, and B. Ning, “A robust online fault detection and diagnosis strategy of centrifugal chiller systems for building energy efficiency,” *Energy Build.*, vol. 108, pp. 441–453, 2015, doi: 10.1016/j.enbuild.2015.09.044.

Tác giả: Trần Đình Anh Tuấn

RESEARCH ON EVALUATION OF MODELS FOR CHILLER FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS STRATEGY

TRAN DINH ANH TUAN

Faculty of Heat and Refrigeration Engineering, Industrial University of Ho Chi Minh City
trandinhanhtuan@iuh.edu.vn

Abstract. An accurate parameter model plays a key role in improving the accuracy rate of fault detection and diagnosis in chiller systems. Therefore, in this study, 3 methods of MLR, GRNN and RBFNN have been compared and evaluated as a parametric model to model the operating characteristics of the chiller. Two statistical indexes, R^2 and RMSE, are used as model evaluation criteria at the model training stage. Then, combined with the t-test method and the diagnostic rule to study, survey and evaluate the diagnostic detection ability of the 3 models. The commonly experimental data set for the research direction of detection and diagnosis of faults in the chiller system of ASHRAE RP-1043 was used in this study. The study conducted to evaluate 3 models with 3 typical cases: "Chiller works normally" and 2 typical faults in chiller system "Refrigerant leakage", "Condenser fouling". The results of the study show that, RBFNN and GRNN are very practical and highly accurate strategy.

Keywords. parameter models, chiller, MLR, GRNN, RBFNN, fault detection and diagnosis.

Ngày nhận bài: 03/03/ 2022

Ngày chấp nhận đăng: 04/05/2022