

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA  
KHOA ĐIỆN

**ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP**  
**CAPSTONE PROJECT**

**NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỀU KHIỂN VÀ TỰ ĐỘNG HÓA**

**ĐỀ TÀI:**

**PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH CHẨN ĐOÁN LỖI MỚI  
CHO VẬT LIỆU CÁCH ĐIỆN LÔNG CỦA MÁY  
BIẾN ÁP DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP DGA**

Người hướng dẫn: **TS. NGUYỄN KIM ÁNH**

Sinh viên thực hiện:

**1. LÊ HUY HOÀNG – MSSV: 105200406 – LỚP: 20TDHCLC2**

**2. PHÙNG BÁ TÚ – MSSV: 105200478 – LỚP: 20TDHCLC3**

**Đà Nẵng, 6/2025**

## TÓM TẮT

Trong những năm gần đây, việc chẩn đoán lỗi cho máy biến áp lực dựa trên phân tích khí hòa tan (Dissolved Gas Analysis – DGA) đã trở thành một trong những kỹ thuật quan trọng trong bảo trì dự đoán và quản lý thiết bị điện. Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống như Duval Triangle, IEC Ratio, Doernenburg Ratio, Roger Ratio hay Key Gas thường cho kết quả không nhất quán, đặc biệt trong các trường hợp lỗi phức tạp hoặc trùng lặp đặc trưng khí.

Đề án này đề xuất và triển khai một mô hình chẩn đoán lỗi mới – Mô hình logic mờ đa phương pháp thích nghi (Adaptive Multi-Fuzzy Logic – AMFL) – có khả năng kết hợp đồng thời năm phương pháp phân tích DGA truyền thống dưới dạng hệ thống mờ. Mỗi phương pháp được chuyên hóa và cải tiến thành một mô đun fuzzy logic độc lập, với hàm membership được tối ưu hóa dựa trên thống kê dữ liệu và luật suy diễn được cải tiến. Điểm nổi bật của mô hình là cơ chế điều chỉnh trọng số thích nghi, giúp tự động đánh giá và điều chỉnh mức độ ảnh hưởng của từng phương pháp theo hiệu quả chẩn đoán thực tế qua từng vòng lặp.

Mô hình được xây dựng và mô phỏng trên môi trường MATLAB/Simulink, sử dụng tập dữ liệu DGA thực tế gồm 760 mẫu, trong đó 600 mẫu để huấn luyện và 160 mẫu để kiểm thử. Kết quả cho thấy độ chính xác chẩn đoán đạt đến 99.4%, vượt trội so với các phương pháp đơn lẻ hoặc hệ thống multi-fuzzy truyền thống dùng trọng số cố định. Mô hình cũng chứng minh khả năng thích nghi tốt với các tập dữ liệu có phân bố lỗi khác nhau và có thể nhận diện các trạng thái lỗi phức tạp như sự cố điện – nhiệt đồng thời (DT).

Đề án góp phần mở rộng tiềm năng ứng dụng của hệ thống fuzzy logic trong chẩn đoán thiết bị điện bằng cách tích hợp đồng thời nhiều phương pháp DGA với cơ chế điều chỉnh trọng số thích nghi, giúp cải thiện độ chính xác và khả năng thích ứng với các tập dữ liệu thực tế có độ phức tạp cao. Ngoài ra, mô hình AMFL được đề xuất có thể làm nền tảng để tích hợp các kỹ thuật tiên tiến như học sâu, học tăng cường nhằm hướng tới xây dựng hệ thống giám sát và chẩn đoán lỗi máy biến áp theo thời gian thực, phù hợp với yêu cầu xử lý dữ liệu lớn trong các hệ thống năng lượng hiện đại.

## LỜI NÓI ĐẦU

Để hoàn thành tốt đồ án tốt nghiệp này, em đã nhận được sự quan tâm, hỗ trợ và giúp đỡ quý báu từ nhiều cá nhân và tập thể. Với lòng biết ơn sâu sắc, em xin được bày tỏ lời tri ân chân thành tới tất cả những người đã đồng hành, đồng viên em trong suốt quá trình học tập và thực hiện đồ án.

Trước hết, chúng em xin gửi lời cảm ơn trân trọng và lời chúc sức khỏe tới **TS. Nguyễn Kim Ánh** (công tác tại Bộ môn Tự động hoá – Khoa Điện – Trường Đại học Bách khoa), người thầy đã tận tình hướng dẫn, truyền đạt kiến thức chuyên môn và kỹ năng mềm trong suốt quá trình thực hiện đồ án tốt nghiệp. Sự quan tâm, chỉ bảo tận tâm và những chia sẻ quý báu của thầy đã giúp em không chỉ hoàn thành tốt nhiệm vụ nghiên cứu mà còn trang bị hành trang vững chắc cho sự nghiệp sau này.

Chúng em cũng xin bày tỏ lòng biết ơn tới **ThS. Trần Huy Vũ** (hiện công tác tại Trung tâm sản xuất thiết bị đo điện tử EMEC – Tổng công ty Điện lực miền Trung) người đã luôn tạo điều kiện thuận lợi, tận tình chỉ dẫn và đưa ra những định hướng, gợi ý thiết thực, giúp em từng bước hoàn thiện nội dung của đồ án.

Đồng thời, em xin chân thành cảm ơn **Quý thầy cô công tác tại Trường Đại học Bách khoa – Đại học Đà Nẵng** và đặc biệt là **Quý thầy cô trong Khoa Điện** đã tận tâm giảng dạy, truyền đạt cho em những bài học quý báu, kỹ năng cần thiết và kinh nghiệm thực tiễn, góp phần để em hoàn thành đồ án và tiếp tục phát triển trên con đường sự nghiệp.

Cuối cùng, em xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới **gia đình** và **bạn bè**, những người luôn ở bên cạnh, đồng viên và tiếp thêm sức mạnh tinh thần cho em trong những thời điểm khó khăn nhất.

Em xin trân trọng cảm ơn!

**Lê Huy Hoàng & Phùng Bá Tú**

## CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan rằng đồ án tốt nghiệp với đề tài "**Phát triển mô hình chẩn đoán lỗi mới cho vật liệu cách điện lỏng của máy biến áp dựa trên phương pháp DGA**" là công trình nghiên cứu và thực hiện của chính tôi. Các số liệu, kết quả và nội dung trình bày trong đồ án là trung thực, được thu thập từ các nguồn có uy tín và có trích dẫn rõ ràng.

Tôi hoàn toàn chịu trách nhiệm về tính chính xác và liên chính học thuật đối với toàn bộ nội dung trong đồ án này. Tôi cam kết không sao chép, không sử dụng trái phép nội dung của bất kỳ cá nhân hay tổ chức nào khác để đưa vào đồ án dưới tên của mình. Nếu phát hiện có sự vi phạm, tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm trước nhà trường và pháp luật.

*Đà Nẵng, ngày 05 tháng 6 năm 2025*

Sinh viên thực hiện

Lê Huy Hoàng

Phùng Bá Tú

## MỤC LỤC

<b>LỜI NÓI ĐẦU</b> .....	<b>1</b>
<b>CAM ĐOAN</b> .....	<b>2</b>
<b>MỤC LỤC</b> .....	<b>3</b>
<b>DANH MỤC BẢNG BIỂU</b> .....	<b>5</b>
<b>DANH MỤC HÌNH VẼ</b> .....	<b>6</b>
<b>DANH SÁCH CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT</b> .....	<b>7</b>
<b>MỞ ĐẦU</b> .....	<b>10</b>
<b>CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ CHUẨN ĐOÁN LỖI DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP DGA</b> .....	<b>12</b>
1.1. Giới thiệu .....	12
1.2. Cơ chế suy thoái cách điện lỏng của MBA lực .....	15
1.2.1. Tổng quan về hệ thống cách điện lỏng .....	15
1.2.2. Phân tích phản ứng và lỗi suy thoái trong hệ thống cách điện lỏng .....	16
1.3. Cách tiếp cận để chẩn đoán lỗi tiềm ẩn dựa trên phương pháp DGA .....	17
1.3.1. Phương pháp chuẩn đoán DGA truyền thống .....	17
1.3.2. Từ học máy đến hệ mờ: Lý do lựa chọn phương pháp suy luận mềm.....	17
1.3.3. Mô hình mờ đa phương pháp: Giải pháp kết hợp hiệu quả .....	19
1.4. Kết luận chương 1 .....	20
<b>CHƯƠNG 2. CHUẨN ĐOÁN LỖI DỰA TRÊN CÁC PHƯƠNG PHÁP TRUYỀN THỐNG &amp; FUZZY LOGIC</b> .....	<b>21</b>
2.1. Giới thiệu về kỹ thuật phân tích khí hòa tan (DGA).....	21
2.1.1. Cơ chế phát sinh khí và phương pháp luận của kỹ thuật DGA.....	21
2.1.2. Phương pháp tỷ lệ Roger (RRM) .....	24
2.1.3. Phương pháp tỷ lệ IEC (IRM).....	26
2.1.4. Phương pháp khí chính (KGM) .....	27
2.1.5. Phương pháp tỷ lệ Doernenburg (DRM).....	28
2.1.6. Phương pháp tam giác Duval (DTM) .....	30
2.1.7. Hạn chế và thách thức của các phương pháp truyền thống.....	32
2.2. Cách tiếp cận tích hợp logic mờ với các phương pháp DGA truyền thống.....	33
2.2.1. Giới thiệu về logic mờ.....	34
2.2.2. Nền tảng lý thuyết của hệ thống logic mờ trong chẩn đoán lỗi máy biến áp	

.....	35
2.3. Kết luận chương 2.....	36
<b>CHƯƠNG 3: PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH CHUẨN ĐOÁN LỖI FUZZY ĐA LỚP THÍCH NGHI TRỌNG SỐ ĐỘNG .....</b>	<b>38</b>
3.1. Kiến trúc tổng thể của mô hình đề xuất.....	38
3.2. Mô hình hóa và ứng dụng logic mờ cho các phương pháp DGA.....	39
3.2.1. Cải tiến mô hình logic mờ tích hợp phương pháp tỷ lệ IEC và Roger .....	40
3.2.2. Điều chỉnh luật mờ cho phương pháp tỷ lệ Doernenburg.....	45
3.2.3. Cách tiếp cận mới dựa trên phương pháp khí chính IEEE kết hợp logic mờ .....	47
3.2.4. Phát triển lớp tiền xử lý kết hợp DTM và logic mờ.....	49
3.3. Tích hợp mô hình logic mờ đa lớp thích nghi trong chẩn đoán DGA.....	52
3.3.1. Cơ chế điều chỉnh trọng số động được đề xuất.....	53
3.3.2. Thuật toán tối ưu trọng số .....	54
3.4. Kết luận chương 3.....	60
<b>CHƯƠNG 4: HUẤN LUYỆN, KIỂM CHỨNG VÀ ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH .....</b>	<b>61</b>
4.1. Chuẩn bị dữ liệu.....	61
4.2. Tiền xử lý dữ liệu.....	62
4.3. Mô phỏng dựa trên MATLAB/Simulink.....	63
4.4. Kết quả thực nghiệm và phân tích so sánh .....	65
4.4.1. Kết quả mô phỏng mô hình logic mờ đa lớp với trọng số thích nghi .....	65
4.4.2. So sánh với mô hình logic mờ tích hợp trong nghiên cứu [1] .....	70
4.4.3. So sánh hiệu suất với các mô hình học máy tích hợp DGA hiện đại.....	71
4.4.4. Phân tích kết quả chẩn đoán và trường hợp ngoại lệ .....	72
<b>CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN CHUNG VÀ ĐỊNH HƯỚNG PHÁT TRIỂN .....</b>	<b>75</b>
5.1. Kết luận chung .....	75
5.2. Hạn chế và đề xuất hướng phát triển .....	76
5.2.1. Hạn chế.....	76
5.2.2. Đề xuất hướng phát triển.....	77
5.2.3. Tổng kết.....	78
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO.....</b>	<b>79</b>

## DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 2.1 Mã tỷ lệ phương pháp Roger .....	25
Bảng 2.2 Phân loại dựa trên mã lỗi của phương pháp Roger .....	25
Bảng 2.3. Mã tỷ lệ phương pháp IEC .....	26
Bảng 2.4 Phân loại dựa trên mã lỗi của phương pháp IEC .....	27
Bảng 2.5 Khí đặc trưng và tỷ lệ điển hình theo loại sự cố theo tiêu chuẩn của IEEE ..	28
Bảng 2.6 Tỷ lệ phần trăm khí chính sinh ra theo loại lỗi theo tiêu chuẩn của IEEE ....	28
Bảng 2.7 Giới hạn nồng độ của khí hòa tan .....	29
Bảng 2.8 Phân loại dựa trên tỷ lệ của phương pháp DRM.....	29
Bảng 2.9 Hạn chế của các phương pháp truyền thống .....	32
Bảng 3.1 Các quy tắc đã được thêm cho mô hình FL-IRM. ....	38
Bảng 3.2 Mã lỗi cho hàm thuộc đầu ra FL-IEC .....	40
Bảng 3.3 Các quy tắc đã được thêm cho mô hình FL-IRM .....	40
Bảng 3.4 Mã lỗi cho quyết định đầu ra tổng thể .....	47
Bảng 4.1 Nguồn tham khảo tập dữ liệu và phân bố lỗi của 760 mẫu dữ liệu .....	56
Bảng 4.2 Ánh xạ khí đầu vào, phương pháp DGA và loại sự cố tương ứng.....	58
Bảng 4.3 Trọng số và tỷ lệ chính xác của các phương pháp sau mỗi lần lặp.....	61
Bảng 4.4 So sánh độ chính xác giữa các phương pháp truyền thống và mô hình FL-DGA cải tiến.....	62
Bảng 4.5 Phân bố lỗi của năm tập hợp con. ....	63
Bảng 4.6 Kết quả chẩn đoán từ các phương pháp trong nghiên cứu [1] .....	65
Bảng 4.7 Cải thiện kết quả chẩn đoán từ phương pháp được đề xuất. ....	66
Bảng 4.8 So sánh hiệu suất của các mô hình DGA được báo cáo trong tài liệu .....	66
Bảng 4.9 Ví dụ về kết quả chẩn đoán điển hình từ mô hình AMFL được đề xuất .....	68

## DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 1.1 Máy biến áp 3 pha .....	12
Hình 1.2 Cấu tạo chi tiết MBA.....	13
Hình 2.1 Mối liên hệ giữa loại khí sinh ra và dạng lỗi máy biến áp .....	23
Hình 2.2 Các phương pháp chuẩn đoán lỗi dựa trên hình học .....	24
Hình 2.3 Hệ tọa độ tam giác của Duval.....	31
Hình 2.4 Sơ đồ nguyên lý của FL.....	34
Hình 3.1 Sơ đồ biểu diễn hệ thống chẩn đoán lỗi máy biến áp.....	36
Hình 3.2 Các chức năng thành viên được thiết kế lại cho FL-IRM và FL-RRM .....	38
Hình 3.3 Bộ 27 luật mờ được thiết kế lại cho FL-IEC .....	39
Hình 3.4 Bộ 72 luật mờ được thiết kế lại cho FL-RRM .....	40
Hình 3.5 MFs và 24 luật mờ được thiết kế của mô hình FL-DRM.....	43
Hình 3.6 Bộ 81 luật mờ được thiết kế lại cho FL-KGM .....	44
Hình 3.7 MFs được thiết kế lại cho FL-KGM.....	45
Hình 3.8 MFs và 21 luật mờ được thiết kế của mô hình FL-DTM .....	46
Hình 3.9 Cải thiện độ chính xác trong DTM sau khi áp dụng lớp tiền xử lý [32] .....	47
Hình 3.10 Kiến trúc của mô hình dựa trên FL-DGA với cơ chế trọng số thích ứng....	49
Hình 4.1 Sơ đồ khối Simulink của mô hình AMFL thể hiện đầu vào dữ liệu DGA và đầu ra của các mô-đun logic mờ độc lập .....	64
Hình 4.2 Mô phỏng tổng thể của mô hình AMFL được triển khai trên MATLAB /Simulink .....	64
Hình 4.3 MSE so với 50 lần lặp lại trong quá trình đào tạo mô hình AMFL .....	66
Hình 4.4 Giá trị trọng số được điều chỉnh sau mỗi vòng lặp .....	67
Hình 4.5 Kết quả so sánh giữa các DGA truyền thống và mô hình FL-DGA cải tiến..	68
Hình 4.6 Độ chính xác đạt được ở các tập con khác nhau ở các FL-DGA khác nhau..	69
Hình 4.7 Kết quả so sánh các tập con khác nhau giữa mô hình đa FL-DGA có trọng lượng cố định và mô hình AMFL được đề xuất.....	69

## DANH SÁCH CÁC KÝ HIỆU, CHỮ VIẾT TẮT

Viết tắt	Giải thích	
	Tiếng Anh	Tiếng Việt
ADASYN	Adaptive Synthetic Sampling	Lấy mẫu tổng hợp thích nghi
AMFL	Adaptive Multi-Fuzzy Logic	Logic mờ đa lớp thích nghi
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System	Hệ thống suy luận Neuro-Fuzzy thích nghi
ANN	Artificial Neural Network	Mạng nơ-ron nhân tạo
ARLT	Association Rules Learning Technique	Kỹ thuật học luật kết hợp
BWOA	Binary Whale Optimization Algorithm	Thuật toán tối ưu hóa cá voi nhị phân
CNN	Convolutional Neural Network	Mạng nơ-ron tích chập
DBN	Deep Belief Network	Mạng Deep Belief
DGA	Dissolved Gas Analysis	Phân tích khí hòa tan
DL	Deep Learning	Học sâu
DPFD	Data Preprocessed Fuzzy Logic Duval Triangle Method	Logic mờ tiền xử lý dữ liệu phương pháp tam giác Duval
DPM	Duval Pentagon Method	Phương pháp ngũ giác Duval
DRM	Doernenburg Ratio Method	Phương pháp tỷ lệ Doernenburg
DST	Dempster–Shafer Theory	Lý thuyết Dempster–Shafer
DTM	Duval Triangle 1 Method	Phương pháp tam giác Duval 1
ENN	Edited Nearest Neighbor	Thuật toán Edited Nearest Neighbor
FIM	Fault Interpretation Matrix	Ma trận diễn giải lỗi
FIS	Fuzzy Inference System	Hệ thống suy luận mờ
FL	Fuzzy Logic	Logic mờ
FL-DGA	Fuzzy Logic – Dissolved Gas Analysis	Logic mờ – Phân tích khí hòa tan
FL-DRM	Fuzzy Logic – Doernenburg’s Ratio Method	Logic mờ – Phương pháp tỷ lệ Doernenburg
FL-DTM	Fuzzy Logic – Duval’s Triangle Method	Logic mờ – Phương pháp tam giác Duval
FL-IRM	Fuzzy Logic – IEC Ratio Method	Logic mờ – Phương pháp tỷ lệ IEC

Viết tắt	Giải thích	
	Tiếng Anh	Tiếng Việt
FL-KGM	Fuzzy Logic – Key Gas Method	Logic mờ – Phương pháp khí chính
FL-RRM	Fuzzy Logic – Roger's Ratio Method	Logic mờ – Phương pháp tỷ lệ Roger
FLTFDS	Fuzzy Logic Transformer Fault Diagnostic System	Hệ thống chẩn đoán lỗi máy biến áp bằng logic mờ
GA	Genetic Algorithm	Thuật toán di truyền
IEC	International Electrotechnical Commission	Ủy ban Kỹ thuật Điện quốc tế
IRM	IEC Ratio Method	Phương pháp tỷ lệ IEC
KGM	Key Gas Method	Phương pháp khí chính
K-MCA	K-Means Clustering Algorithm	Thuật toán phân cụm K-Means
KNN	K-Nearest Neighbors	Thuật toán K-Nearest Neighbors
LSSVM	Least-Squares Support Vector Machine	Máy vector hỗ trợ bình phương nhỏ nhất
MLP	Multi-Layer Perceptron	Perceptron đa lớp
MSE	Mean Squared Error	Sai số bình phương trung bình
PSO	Particle Swarm Optimization	Tối ưu hóa đàn hạt
QML	Quantum Machine Learning	Học máy lượng tử
RBF	Radial Basis Function	Hàm Radial Basis
RL	Reinforcement Learning	Học tăng cường
RRM	Roger's Ratio Method	Phương pháp tỷ lệ Roger
SVFB	Support Vector Feature-Based	Máy vector hỗ trợ đặc trưng
SVM	Support Vector Machine	Máy vector hỗ trợ
TLBO	Teaching-Learning Based Optimization	Teaching-Learning dựa trên tối ưu hóa
VQSL	Variational Quantum Shadow Learning	Học bóng lượng tử biến phân
D	Discharge	Phóng điện
D1	Discharges of Low Energy	Phóng điện năng lượng thấp
D2	Discharges of High Energy	Phóng điện năng lượng cao
DT	Combined Thermal and Discharge	Kết hợp nhiệt và phóng điện

Viết tắt	Giải thích	
	Tiếng Anh	Tiếng Việt
PD	Partial Discharge	Phóng điện cục bộ
T	Thermal Fault	Lỗi nhiệt
UD	Undefined Diagnosis	Chẩn đoán không xác định
CH <sub>4</sub>	Methane	Metan
C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	Ethane	Ethane
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	Ethylene	Ethylene
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	Acetylene	Acetylene
CO	Carbon Monoxide	Carbon Monoxide
CO <sub>2</sub>	Carbon Dioxide	Carbon Dioxide
H <sub>2</sub>	Hydrogen	Hydrogen

## MỞ ĐẦU

Máy biến áp lực là thiết bị quan trọng trong hệ thống điện, đảm nhiệm vai trò truyền tải và phân phối năng lượng từ nguồn đến các phụ tải. Sự cố xảy ra ở máy biến áp không chỉ gây gián đoạn cung cấp điện mà còn tiềm ẩn nguy cơ cháy nổ và thiệt hại nghiêm trọng về tài sản. Trong đó, lỗi phát sinh từ vật liệu cách điện lỏng – thường là dầu khoáng – đóng vai trò quan trọng trong việc hình thành các sự cố nội bộ. Vì vậy, việc chẩn đoán sớm các lỗi tiềm ẩn trong dầu cách điện là nhiệm vụ cấp thiết nhằm nâng cao độ tin cậy và kéo dài tuổi thọ thiết bị.

Một trong những phương pháp phổ biến hiện nay là phân tích khí hòa tan trong dầu cách điện (Dissolved Gas Analysis – DGA). Tuy nhiên, các phương pháp chẩn đoán truyền thống dựa trên DGA như Duval Triangle, IEC Ratio, Doernenburg Ratio, Roger's Ratio, hay Key Gas Method đều gặp khó khăn trong việc xử lý các trường hợp lỗi phức hợp, có đặc trưng khí trùng lặp hoặc nằm ngoài ngưỡng xác định. Trước những hạn chế đó, đề tài này được thực hiện với mục đích xây dựng một mô hình chẩn đoán lỗi mới có khả năng kết hợp linh hoạt nhiều phương pháp DGA thông qua logic mờ và tối ưu hóa trọng số nhằm nâng cao độ chính xác và tính thích nghi của hệ thống chẩn đoán.

Mục tiêu chính của đề tài là xây dựng mô hình Logic mờ đa phương pháp thích nghi (Adaptive Multi-Fuzzy Logic – AMFL) để chẩn đoán lỗi vật liệu cách điện lỏng của máy biến áp dựa trên dữ liệu DGA. Mô hình này tích hợp linh hoạt năm phương pháp DGA phổ biến (IRM, RRM, DRM, DTM và KGM) dưới dạng các mô-đun suy luận mờ độc lập, đồng thời áp dụng cơ chế tối ưu hóa trọng số thích nghi để nâng cao độ chính xác và tính thích ứng với dữ liệu thực tế. Các đóng góp cụ thể bao gồm: (i) Đề xuất và phát triển mô hình AMFL, tích hợp đồng thời năm phương pháp DGA truyền thống; (ii) Tối ưu hóa các hàm thuộc và luật suy luận của từng phương pháp logic mờ, cải thiện khả năng phân loại lỗi và độ nhạy trong các tình huống phức tạp như lỗi chòng lún hoặc dữ liệu gần vùng biên; (iii) Phát triển cơ chế thích nghi trọng số động, lần đầu tiên áp dụng trong hệ chẩn đoán lỗi DGA dựa trên logic mờ, cho phép mô hình tự điều chỉnh mức độ ảnh hưởng của từng mô-đun dựa trên hiệu suất thực tế; (iv) Triển khai thành công mô hình trên nền tảng MATLAB/Simulink, tạo cơ sở cho việc kết nối dữ liệu, xuất kết quả chẩn đoán và mở rộng tích hợp với hệ thống giám sát trực tuyến máy biến áp trong tương lai; (v) Đề tài được thực hiện dựa trên kết quả nghiên cứu khoa học của nhóm tác giả, bao gồm sinh viên thực hiện đề án cùng với **TS. Nguyễn Kim Ánh** và **ThS. Trần Huy Vũ**. Một phần kết quả của nghiên cứu này đã được công bố hoặc chấp nhận công bố trên: Hội thảo khoa học

quốc tế; tạp chí khoa học trong nước (thuộc tạp chí được tính điểm của HĐCDGSNN); và tạp chí khoa học quốc tế nhóm, xếp loại Scopus – Q1. Trong khuôn khổ đề án, nội dung nghiên cứu được trình bày lại một cách hệ thống, bổ sung mô phỏng và phân tích để làm rõ giá trị ứng dụng của mô hình.

Phạm vi nghiên cứu được xác định rõ ràng nhằm đảm bảo tính tập trung và khả thi, bao gồm đối tượng nghiên cứu là máy biến áp dầu trung và cao thế với dữ liệu DGA gồm các khí:  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $C_2H_6$ ,  $C_2H_4$ ,  $C_2H_2$ ,  $CO$  và  $CO_2$ ; phạm vi phương pháp chỉ sử dụng các phương pháp DGA truyền thống tích hợp trong mô hình logic mờ; phạm vi dữ liệu gồm 760 mẫu DGA có nhãn từ nguồn đáng tin cậy, trong đó 600 mẫu dùng để huấn luyện và 160 mẫu dùng để kiểm định hiệu suất; giới hạn nghiên cứu gồm việc chỉ chẩn đoán dựa trên dữ liệu khí trong dầu mà chưa tích hợp tín hiệu điện hoặc rung động cơ học, và trường hợp dữ liệu thiếu hoặc không đủ điều kiện tính toán, hệ thống sẽ loại bỏ mô-đun tương ứng khỏi vòng suy luận nhưng vẫn duy trì khả năng quyết định chung nếu còn đủ thông tin.

Phương pháp nghiên cứu bao gồm tổng hợp tài liệu lý thuyết, thiết kế mô hình fuzzy logic cho từng phương pháp DGA, cải tiến hàm membership và luật suy diễn, xây dựng cơ chế tối ưu trọng số bằng thuật toán gradient descent, và triển khai mô hình trên MATLAB/Simulink để đánh giá hiệu quả chẩn đoán qua các tập dữ liệu thực tế.

Cuối cùng, Đề án này được tổ chức thành 05 chương như sau:

- Chương 1: Tổng quan về chuẩn đoán lỗi dựa trên phương pháp DGA;
- Chương 2. Chuẩn đoán lỗi dựa trên các phương pháp truyền thống & Fuzzy Logic;
- Chương 3: Phát triển mô hình chuẩn đoán lỗi Fuzzy đa lớp thích nghi trọng số động;
- Chương 4: Huấn luyện, kiểm chứng và đánh giá mô hình;
- Chương 5: Kết luận chung và định hướng phát triển.

## CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ CHUẨN ĐOÁN LỖI DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP DGA

### 1.1. Giới thiệu

Hệ thống điện ngày nay đóng vai trò vô cùng quan trọng trong mọi lĩnh vực kinh tế - xã hội. Sự phát triển mạnh mẽ của các ngành công nghiệp, thương mại, dịch vụ, cũng như các hệ thống hạ tầng đô thị hiện đại đòi hỏi nguồn cung cấp điện năng không những ổn định mà còn phải có độ tin cậy cao. Bất kỳ sự cố nào xảy ra trong hệ thống điện đều có thể kéo theo những hậu quả nghiêm trọng như mất điện trên diện rộng, tổn thất sản xuất, làm gián đoạn hoạt động kinh tế và ảnh hưởng đến đời sống sinh hoạt của người dân [1].

Trong đó, máy biến áp lực (được mô tả trong Hình 1.1) là thiết bị then chốt trong hệ thống truyền tải và phân phối điện năng. Máy biến áp (MBA) giúp biến đổi điện áp từ cao xuống thấp hoặc ngược lại, nhằm đảm bảo khả năng truyền tải hiệu quả cũng như phù hợp với nhu cầu sử dụng tại điểm tiêu thụ. Vì vậy, việc đảm bảo hoạt động ổn định và an toàn của máy biến áp là một nhiệm vụ trọng yếu trong công tác vận hành lưới điện [2].



Hình 1.1 Máy biến áp 3 pha

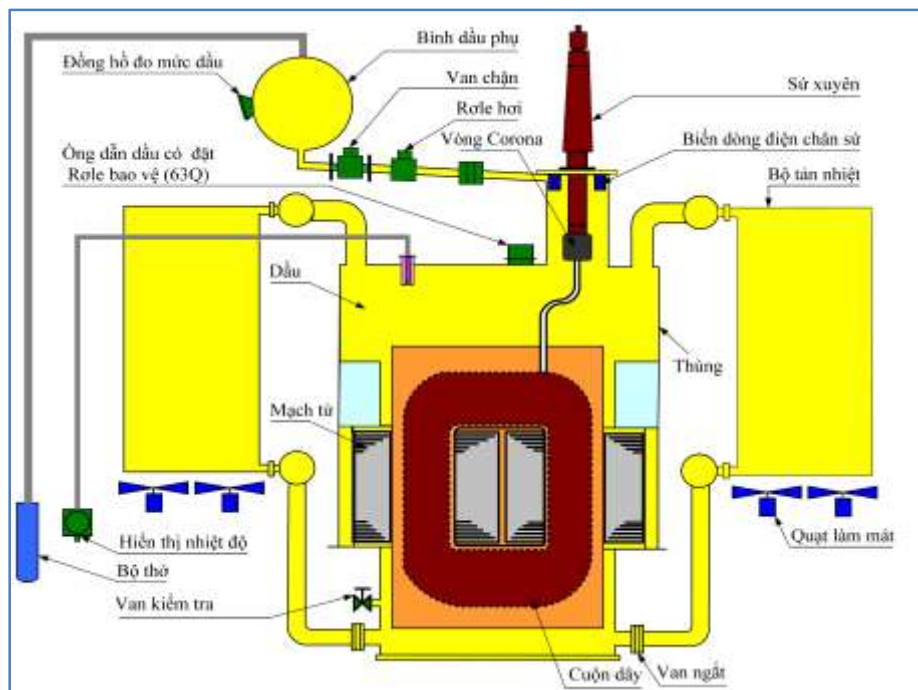
Tại Việt Nam, lưới điện quốc gia đang không ngừng được mở rộng và hiện đại hóa nhằm đáp ứng nhu cầu sử dụng điện ngày càng tăng cao. Hàng nghìn MBA trung gian và cao thế đang hoạt động tại các trạm biến áp 110kV, 220kV và 500kV trên toàn quốc. Những thiết bị này không chỉ có giá trị kinh tế lớn mà còn giữ vai trò sống còn trong việc duy trì tính liên tục và ổn định của hệ thống điện.

Tuy nhiên, trên thực tế, đã có không ít sự cố nghiêm trọng liên quan đến máy biến áp như: phóng điện trong dầu (electrical discharges – D), quá nhiệt cuộn dây (thermal

degradation – T), phóng hồ quang hoặc suy giảm cách điện do lão hóa vật liệu [3]. Những sự cố này nếu không được phát hiện và xử lý kịp thời có thể dẫn đến cháy nổ, mất điện diện rộng và thiệt hại lớn về kinh tế cũng như an toàn con người. Do đó, việc giám sát tình trạng máy biến áp và chẩn đoán sớm các hư hỏng tiềm ẩn là vấn đề cấp thiết được đặt ra đối với ngành điện Việt Nam hiện nay [4].

Máy biến áp được cấu tạo từ các thành phần cơ bản như minh họa trong Hình 1.2, bao gồm ba phần chính là lõi từ, cuộn dây và vỏ máy. Mỗi bộ phận đảm nhận một chức năng chuyên biệt, phối hợp chặt chẽ để thực hiện nhiệm vụ biến đổi điện áp và duy trì sự ổn định của hệ thống điện:

- Lõi từ: được làm từ các lá thép kỹ thuật điện ghép lại nhằm giảm tổn hao từ trễ và dòng điện xoáy. Chức năng chính của lõi từ là dẫn từ, đảm bảo từ thông được truyền tải hiệu quả trong MBA.
- Cuộn dây: Được làm từ vật liệu dẫn điện chất lượng cao như đồng hoặc nhôm. Chức năng chính là dẫn dòng điện và tạo ra từ trường khi dòng điện chạy qua.
- Vỏ máy biến áp: Chức năng chính là chứa lõi từ, cuộn dây, dầu hoặc không khí làm mát, và các thiết bị phụ trợ như biến dòng, biến điện áp, thiết bị bảo vệ, thiết bị đo lường và đồng hồ nhiệt độ.



Hình 1.2 Cấu tạo chi tiết MBA

Ngoài các bộ phận chính, máy biến áp còn được trang bị nhiều thành phần phụ trợ quan trọng nhằm đảm bảo hiệu suất vận hành, khả năng cách điện, tản nhiệt cũng như an toàn trong quá trình sử dụng. Các bộ phận này bao gồm: sứ cách điện, dùng để cách ly

điện áp cao của cuộn dây với các bộ phận còn lại; bộ chuyên nấc phân áp, giúp điều chỉnh điện áp đầu ra phù hợp với yêu cầu tải; hệ thống tản nhiệt, với các cánh tản và bình dầu phụ nhằm duy trì nhiệt độ ổn định trong quá trình hoạt động; cùng với thiết bị đo lường và bảo vệ như đồng hồ nhiệt độ cuộn dây và dầu, rơ le áp suất, rơ le hơi và chỉ thị mức dầu, giúp giám sát trạng thái vận hành của máy. Trong số các bộ phận cấu thành nên MBA, hệ thống cách điện, đặc biệt là cách điện lỏng sử dụng dầu, được đánh giá là một trong những thành phần nhạy cảm và dễ bị suy giảm đặc tính cách điện dưới tác động của các điều kiện vận hành và môi trường khắc nghiệt. Hệ thống cách điện của máy biến áp bao gồm hai loại chính: cách điện rắn, sử dụng vật liệu như giấy cách điện hoặc nhựa epoxy; và cách điện lỏng, thường là dầu cách điện. Trong đó, dầu không chỉ thực hiện chức năng cách điện giữa các bộ phận mang điện mà còn đóng vai trò tản nhiệt, giúp duy trì nhiệt độ ổn định trong quá trình vận hành.

Hiện nay, phần lớn các máy biến áp lực đang được sử dụng trong hệ thống điện Việt Nam đều là máy biến áp dầu, tức loại máy mà trong đó dầu cách điện vừa đóng vai trò cách điện giữa các bộ phận dẫn điện, vừa giúp làm mát cuộn dây và lõi thép trong quá trình vận hành. Loại dầu này chủ yếu là dầu khoáng có nguồn gốc từ dầu mỏ, với thành phần chính là các hydrocarbon mạch thẳng hoặc nhánh, có khả năng chịu nhiệt và cách điện tốt. Một số máy hiện đại hơn có thể sử dụng dầu tổng hợp hoặc dầu thực vật (ester), tuy nhiên dầu khoáng vẫn chiếm tỷ trọng lớn trong vận hành thực tế.

Điều đặc biệt quan trọng là trong quá trình máy biến áp làm việc, nếu xảy ra hiện tượng bất thường như phóng điện, quá nhiệt, hồ quang hoặc sự phân hủy cách điện rắn, thì dầu cách điện sẽ phản ứng lại bằng cách sinh ra các khí đặc trưng như: hydro ( $H_2$ ), methane ( $CH_4$ ), ethane ( $C_2H_6$ ), ethylene ( $C_2H_4$ ), acetylene ( $C_2H_2$ ), carbon monoxide (CO) [5]. Mỗi loại khí sinh ra không chỉ phản ánh cơ chế của sự cố mà còn cung cấp thông tin quan trọng về mức độ nghiêm trọng và vùng ảnh hưởng bên trong máy biến áp.

Do đó, có thể nói tình trạng của dầu cách điện chính là “tấm gương phản chiếu” cho sức khỏe tổng thể của máy biến áp. Việc theo dõi và phân tích thành phần khí hòa tan trong dầu không chỉ giúp phát hiện sớm những dấu hiệu suy giảm cách điện, mà còn giúp xác định đúng loại sự cố đang xảy ra, từ đó đưa ra các quyết định bảo trì hợp lý, giảm thiểu rủi ro vận hành.

Một trong những kỹ thuật hiệu quả nhất hiện nay để thực hiện nhiệm vụ này chính là phân tích khí hòa tan (Dissolved Gas Analysis – DGA) [6]. Phương pháp này dựa trên việc đo lường nồng độ các khí sinh ra trong dầu, sau đó sử dụng các mô hình suy luận để phân tích, xác định loại sự cố và mức độ nghiêm trọng của nó. DGA đã được ứng dụng rộng rãi như một công cụ tiêu chuẩn trong chẩn đoán sự cố máy biến áp trên toàn thế giới

và đang ngày càng trở thành xu hướng tất yếu trong chiến lược bảo trì dựa trên tình trạng (condition-based maintenance) [7].

## **1.2. Cơ chế suy thoái cách điện lỏng của MBA lực**

Hệ thống cách điện đóng vai trò then chốt trong việc đảm bảo an toàn, độ tin cậy và tuổi thọ của máy biến áp lực, với cách điện lỏng – chủ yếu là dầu khoáng – vừa thực hiện chức năng cách điện vừa tản nhiệt. Tuy nhiên, dưới tác động của nhiệt độ, điện trường, oxy hóa và độ ẩm, dầu cách điện có thể suy thoái theo thời gian, làm phát sinh các sản phẩm phân hủy và làm giảm hiệu suất vận hành, thậm chí gây ra các sự cố nghiêm trọng. Trong phần này, nghiên cứu sẽ tập trung vào tìm hiểu hệ thống cách điện lỏng và cơ chế suy thoái của hệ thống này.

### **1.2.1. Tổng quan về hệ thống cách điện lỏng**

Dầu cách điện là yếu tố quan trọng trong hệ thống cách điện của máy biến áp, vừa đóng vai trò cách điện giữa các cuộn dây, vừa làm mát hệ thống. Tùy theo tính chất và yêu cầu sử dụng, dầu cách điện được phân loại như sau:

- Dầu khoáng (mineral oil): dầu khoáng được chiết xuất từ dầu thô và là loại dầu cách điện phổ biến nhất trong các máy biến áp. Dầu khoáng có ba loại chính:
  - Dầu parafinic: Loại dầu này có cấu trúc chuỗi hydrocacbon dài, mang lại độ ổn định oxy hóa tốt. Tuy nhiên, khả năng hòa tan tạp chất trong dây dẫn thấp hơn so với các loại dầu khác.
  - Dầu naphthenic: Được ưu tiên nhờ tính chất nhiệt động định và khả năng hòa tan phụ gia tốt. Loại dầu này phù hợp cho nhiều ứng dụng khác nhau trong máy biến áp công suất lớn.
  - Dầu aromatic: Mặc dù có khả năng hòa tan tốt, loại dầu này có độ ổn định oxy hóa thấp hơn, do đó chủ yếu được sử dụng trong những ứng dụng đặc thù.
- Dầu thực vật (vegetable oil): dầu thực vật là một lựa chọn thân thiện với môi trường nhờ nguồn gốc tái tạo. Loại dầu này có nhiệt độ cháy cao hơn dầu khoáng và không gây tác hại lớn khi rò rỉ ra môi trường. Tuy nhiên, dầu thực vật dễ bị phân hủy sinh học, do đó cần được bảo quản kỹ lưỡng với công nghệ hiện đại.

Tùy theo thành phần hóa học và điều kiện vận hành, mỗi loại dầu cách điện sẽ có phản ứng khác nhau trước các dạng ứng suất nhiệt và điện. Những biến đổi này có thể dẫn đến phát sinh các khí hòa tan đặc trưng, là dấu hiệu cảnh báo sớm về các dạng hư hỏng trong máy biến áp. Vì vậy, việc hiểu rõ cơ chế suy thoái của hệ thống cách điện lỏng là cơ sở quan trọng để phân tích chính xác phản ứng và chẩn đoán lỗi bên trong thiết bị.

### 1.2.2. Phân tích phản ứng và lỗi suy thoái trong hệ thống cách điện lỏng

Hệ thống cách điện của máy biến áp bao gồm giấy cách điện và dầu cách điện, hai thành phần quan trọng chịu ảnh hưởng từ nhiệt, điện, và hóa học. Dưới tác động này, các phản ứng xảy ra dẫn đến suy thoái vật liệu, ảnh hưởng hiệu suất vận hành và giảm tuổi thọ máy biến áp. Phản ứng trong hệ thống cách điện được chia thành hai nhóm chính: phản ứng do căng thẳng điện và phản ứng do căng thẳng nhiệt.

#### a. Phản ứng do ứng suất điện

Ứng suất điện gây ra hai hiện tượng chính đó là phóng điện một phần (Partial Discharge – PD) và hồ quang điện (Electrical Arcing).

- **Phóng điện một phần PD:** Hiện tượng này xảy ra trong khoảng 700°C khi các bọt khí nhỏ trong dầu chịu áp lực điện trường cao dẫn đến xung phóng điện cục bộ. Trong giấy cách điện, hiện tượng này tạo ra các lỗ kim nhỏ và suy thoái lớp giấy gần dây dẫn. Hai lỗi thường gặp liên quan đến vấn đề này bao gồm:
  - Lỗi dầu cách điện bị ion hóa cục bộ làm suy giảm hiệu suất cách điện;
  - Tăng tốc độ suy thoái vật liệu và dẫn đến hình thành cặn bẩn trong dầu.
- **Hồ quang điện:** Đây là hiện tượng phóng điện mạnh xảy ra ở nhiệt độ từ 800 –1200 °C. Hiện tượng này thường kéo dài và tạo ra lượng lớn axetylen cùng methane, ethane và hydro. Ba lỗi thường gặp liên quan đến quá trình này bao gồm:
  - Gây cháy nổ nếu không được kiểm soát kịp thời;
  - Làm nóng chảy dây dẫn và làm hỏng cục bộ các thành phần trong MBA;
  - Giảm tuổi thọ của cả dầu và giấy cách điện.

#### b. Phản ứng do căng thẳng nhiệt

Căng thẳng nhiệt trong hệ thống cách điện gây ra các phản ứng như oxy hóa, thủy phân và nhiệt phân. Những phản ứng này diễn ra cả trong dầu và giấy cách điện, gây suy thoái nghiêm trọng vật liệu. Trong dầu cách điện chủ yếu diễn ra hai phản ứng sau:

- Quá trình oxy hóa xảy ra ở nhiệt độ 120–130°C, phá vỡ các hydrocarbon trong dầu cách điện và tạo ra các sản phẩm phụ như acid, ẩm, andehyde, ketone và khí lỗi; điều này không chỉ làm giảm độ bền điện môi của dầu mà còn thúc đẩy quá trình thủy phân giấy cách điện, dẫn đến các lỗi thường gặp bao gồm hình thành cặn bẩn (sludge) làm giảm hiệu suất làm mát của dầu, dầu bị sẫm màu giảm khả năng cách điện, và các axit sinh ra làm tăng tốc độ suy thoái giấy cách điện.
- Quá trình thủy phân diễn ra dưới tác động của acid và nước, phá vỡ cấu trúc hóa học của dầu, dẫn đến hình thành cặn bẩn và làm giảm khả năng cách điện, gây ra các lỗi phổ biến như giảm độ nhớt và khả năng lưu thông của dầu ảnh hưởng đến hiệu quả tản nhiệt, đồng thời acid và hơi ẩm sinh ra còn làm tăng khả năng ăn mòn các bộ phận

kim loại bên trong máy biến áp.

Các phản ứng suy thoái trong hệ thống cách điện lỏng không chỉ làm giảm tuổi thọ và hiệu suất của máy biến áp mà còn tạo ra nhiều hợp chất đặc trưng như khí hòa tan, acid và các sản phẩm phụ khác. Việc phát hiện và phân tích chính xác các sản phẩm này là nền tảng để chẩn đoán sớm các lỗi tiềm ẩn, từ đó nâng cao khả năng phòng ngừa và bảo trì hiệu quả cho hệ thống máy biến áp. Vì vậy, phần tiếp theo sẽ tổng quan các cách tiếp cận chẩn đoán lỗi dựa trên phương pháp phân tích khí hòa tan (DGA).

### **1.3. Cách tiếp cận để chẩn đoán lỗi tiềm ẩn dựa trên phương pháp DGA**

#### **1.3.1. Phương pháp chuẩn đoán DGA truyền thống**

Trải qua nhiều năm phát triển, phương pháp DGA đã hình thành nên nhiều kỹ thuật phân tích và diễn giải kết quả khác nhau, trong đó nổi bật là: phương pháp Khí chính (Key Gas Method - KGM), tỷ số IEC (IEC Ratio Method - IRM), tỷ số Roger (Roger's Ratio Method - RRM), biểu đồ tam giác Duval 1 (Duval's Triangle 1 Method - DTM), và phương pháp tỉ lệ Doernenburg (Doerenburg's Ratio Method – DRM) [8], [9], [10], [11]. Mỗi phương pháp đều cố gắng liên kết đặc tính của các khí sinh ra với từng dạng sự cố cụ thể, chẳng hạn như: khí  $C_2H_2$  thường gắn liền với hiện tượng phóng hồ quang; khí  $C_2H_4$  và  $C_2H_6$  thường liên quan đến quá nhiệt; trong khi đó,  $H_2$  và  $CH_4$  có thể phản ánh sự cố phóng điện cục bộ hoặc phân hủy cellulose.

Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống này chủ yếu dựa trên các ngưỡng cố định hoặc biểu đồ tỷ số khí được xây dựng theo kinh nghiệm, nên dễ gặp phải sai số khi áp dụng vào các trường hợp sự cố chồng lấn, dữ liệu nhiễu hoặc giá trị nằm gần ranh giới phân loại [6]. Thêm vào đó, các phương pháp này thường chỉ phát hiện được một loại sự cố duy nhất tại một thời điểm, trong khi trên thực tế, nhiều máy biến áp có thể đang đồng thời chịu ảnh hưởng bởi cả phóng điện và quá nhiệt (fault overlap) [5].

#### **1.3.2. Tì học máy đến hệ mờ: Lý do lựa chọn phương pháp suy luận mềm**

Trong những năm gần đây, cùng với sự phát triển mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo, các kỹ thuật học máy (Machine Learning – ML) đã được nghiên cứu và ứng dụng ngày càng rộng rãi trong lĩnh vực chẩn đoán sự cố máy biến áp, nhằm khắc phục những hạn chế còn tồn tại của các phương pháp DGA truyền thống. Những nỗ lực ban đầu tập trung vào việc khai thác mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANNs) – một công cụ có khả năng tự học quy luật ẩn trong dữ liệu, đặc biệt phù hợp với những bài toán phân loại phi tuyến và có không gian mẫu phức tạp.

Trong đó, Bhalla và cộng sự [12] đã cho thấy ANN có thể được huấn luyện để trích xuất các luật chẩn đoán dạng ngôn ngữ gần với con người, giúp cải thiện khả năng diễn giải của hệ thống. Seifeddine và cộng sự [13] tiếp tục sử dụng hai biến thể phổ biến của

ANN là MLP (Multi-Layer Perceptron) và RBF (Radial Basis Function) để tăng độ chính xác phân loại trên các tập dữ liệu có số chiều thấp – một đặc điểm thường gặp trong dữ liệu DGA.

Các nghiên cứu sau đó dần chuyển sang hướng lai ghép giữa mạng nơ-ron và mô hình logic mờ. Điển hình, Chatterjee và cộng sự [14] đã kết hợp MLP với các biên mờ (fuzzy boundaries) để cải thiện độ chính xác ở các vùng ranh giới quyết định – nơi mà các phương pháp truyền thống thường gặp khó khăn. Ghoneim và cộng sự [15] đề xuất một mô hình ANN tích hợp nhiều phương pháp diễn giải DGA nhằm tận dụng thế mạnh của từng kỹ thuật, giúp nâng cao khả năng tổng quát hóa trên các tổ hợp khí khác nhau.

Một hướng tiếp cận nổi bật khác là ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) – mô hình lai giữa ANN và hệ mờ. ANFIS cho phép hệ thống vừa học từ dữ liệu như mạng nơ-ron, vừa duy trì khả năng diễn giải nhờ vào tập luật mờ. Trong nghiên cứu của Khan và cộng sự [17], ANFIS được chứng minh là cho hiệu quả cao hơn so với các hệ mờ đơn thuần. Kari và cộng sự [18] còn tích hợp thêm lý thuyết Dempster–Shafer để tăng cường khả năng kết hợp bằng chứng từ các nguồn khác nhau. Đáng chú ý, mô hình ANFIS đã được tối ưu hóa bởi các thuật toán như BWOA (Binary Whale Optimization Algorithm) và kỹ thuật học luật kết hợp ARLT (Association Rules Learning Technique), cho kết quả đáng khích lệ trong trích xuất đặc trưng [16].

Song song đó, các mô hình phân loại khác như SVM (Support Vector Machine), k-NN (k-Nearest Neighbors) và cây quyết định cũng được sử dụng. Sự kết hợp giữa SVM và các thuật toán tối ưu như PSO (Particle Swarm Optimization) [19] hay các cấu trúc phân lớp phân cấp [20] giúp vượt qua các ranh giới cứng vốn là hạn chế của các phương pháp tỷ lệ truyền thống. Trong nghiên cứu khác, SVM còn được kết hợp với kỹ thuật sự phát triển khác biệt (Differential Evolution) và kỹ thuật tối ưu hóa sói xám (Grey Wolf Optimizer) nhằm tránh rơi vào cực tiểu cục bộ và tăng độ ổn định khi phân loại lỗi [21].

Bên cạnh hiệu suất phân loại, việc xử lý dữ liệu mất cân bằng cũng được nhiều tác giả chú trọng. Rajesh và cộng sự [22] đã sử dụng kỹ thuật lấy mẫu tổng hợp thích ứng ADASYN (Adaptive Synthetic Sampling) để cân bằng tập dữ liệu gồm 4.580 mẫu DGA thực địa. Azmi và cộng sự [23] thì áp dụng kỹ thuật ENN (Edited Nearest Neighbor) để lọc nhiễu trước khi đưa vào SVM và cây quyết định, đạt độ chính xác đến 88%. Trong khi đó, Nanfak và cộng sự [24] mở rộng mô hình lai bằng cách kết hợp phân cụm tiến hóa (evolutionary k-means clustering) và hệ thống chuyên gia (expert systems), giúp chẩn đoán được cả những dạng lỗi phức tạp.

Gần đây, sự phát triển của Deep Learning (DL) tiếp tục mang lại nhiều đột phá. CNN (Convolutional Neural Network) được sử dụng bởi Taha và cộng sự [25] để xây

dựng mô hình có khả năng chịu nhiễu  $\pm 20\%$  trong dữ liệu đầu vào. Jin và cộng sự [26] áp dụng CNN cho dòng dữ liệu DGA theo thời gian thực, đạt độ chính xác lên đến 87%. Bên cạnh đó, các kỹ thuật như TLBO (Teaching-Learning-Based Optimization) [27] hay Deep Belief Network (DBN) [28] cũng được sử dụng để tăng tính linh hoạt và ổn định khi phân loại đa lớp.

Các hướng tiếp cận mới hơn như Reinforcement Learning (RL) và Quantum Machine Learning (QML) cũng đã được nghiên cứu gần đây. Malik và cộng sự [29] xây dựng mô hình phân loại kết hợp Fuzzy Reinforcement Learning với cây quyết định J48, đạt độ chính xác đến 99.7%. He và cộng sự [30] đề xuất mô hình Variational Quantum Shadow Learning (VQSL) dựa trên học máy lượng tử, đạt độ chính xác 95.4% trong chẩn đoán sự cố máy biến áp.

Mặc dù các phương pháp học máy hiện đại nói trên đạt được nhiều kết quả ấn tượng, nhưng thực tế cho thấy phần lớn các mô hình này đều yêu cầu dữ liệu huấn luyện lớn, đầy đủ và cân bằng, đồng thời thường thiếu khả năng diễn giải rõ ràng cho kỹ sư vận hành [22], [25], [27]. Điều này tạo ra rào cản không nhỏ trong ứng dụng thực tế, khi mà dữ liệu DGA thường có số lượng hạn chế, không cân bằng, nhiễu, khó xác định nhãn chính xác.

Trái lại, logic mờ (Fuzzy Logic – FL) vẫn chứng minh được tính hiệu quả nhờ khả năng xử lý sự không chắc chắn và mơ hồ trong tỷ lệ khí – đặc điểm vốn rất phổ biến trong phân tích DGA. FL cho phép xây dựng các luật suy luận mềm gần với tư duy chuyên gia như: "Nếu  $C_2 H_2$  cao và  $C_2 H_4$  trung bình thì có thể là phóng hồ quang", thay vì phụ thuộc vào các ngưỡng cố định như các phương pháp tỷ số.

Nguyễn và cộng sự [31] đã sử dụng FL để khắc phục các giới hạn ngưỡng trong phương pháp IEC và Roger. Trong nghiên cứu khác, FL được kết hợp với giai đoạn tiền xử lý dữ liệu để cải thiện độ chính xác của mô hình Duval Triangle 1 lên đến 97.1% [32]. Các nghiên cứu sau đó như [33], [34], [35] tiếp tục mở rộng khả năng tích hợp nhiều chỉ số DGA trong một hệ thống suy luận mờ thống nhất. Đặc biệt, Abu-Siada và cộng sự [1] đã phát triển hệ thống FL tích hợp nhiều phương pháp DGA và áp dụng cơ chế tổng hợp suy luận để nâng cao độ chính xác phân loại lỗi.

Từ tổng quan trên, có thể thấy rằng logic mờ là một nền tảng phù hợp để xây dựng các mô hình chẩn đoán thông minh trong điều kiện dữ liệu DGA thực tế: nhỏ, thiếu nhãn, và có nhiều vùng mơ hồ. Đây chính là cơ sở quan trọng cho việc phát triển mô hình trong đề tài này.

### ***1.3.3. Mô hình mờ đa phương pháp: Giải pháp kết hợp hiệu quả***

Mỗi phương pháp DGA truyền thống – như DTM, IRM, RRM, KGM hay DRM – đều chỉ mạnh ở một số dạng lỗi nhất định. Ví dụ, phương pháp DTM cho hiệu quả cao

trong các lỗi điện như hồ quang, phương pháp IRM thích hợp với lỗi phóng điện trong (partial discharge – PD), còn KGM hiệu quả hơn khi xác định lỗi T. Do đó, nếu chỉ sử dụng đơn lẻ một phương pháp, rất dễ bỏ sót các lỗi phức tạp hoặc chồng lấn [6], [8].

Giải pháp hợp lý là tích hợp nhiều phương pháp trong một hệ thống thống nhất. Multi-Fuzzy Logic (MFL) là một mô hình như vậy – mỗi phương pháp DGA sẽ được tái định nghĩa thành một hệ mờ riêng biệt như FL-IRM [36], [37], FL-RRM [38], [39], [40], FL-DRM [41], FL-DTM [42], [43], FL-KGM [44]. Các đầu ra của các hệ này sẽ được gom lại và phối hợp cùng với trọng số động để đưa ra quyết định cuối cùng. Trong nghiên cứu này, năm phương pháp DGA truyền thống đã được tích hợp thành năm mô-đun FL độc lập với hàm thuộc tối ưu hóa và luật suy luận mở rộng. So với các hệ FL trước đây chỉ dùng 1 hoặc 2 phương pháp [1], [39], mô hình AMFL này cho phép phản ánh toàn diện các đặc điểm của nhiều loại sự cố, bao gồm cả lỗi hỗn hợp như lỗi nhiệt và lỗi phóng điện xảy ra đồng thời (Discharge-Thermal - DT), điều mà các hệ thống đơn lẻ thường không xử lý được.

#### **1.4. Kết luận**

Trong chương này, đề tài đã trình bày tổng quan về vai trò quan trọng của máy biến áp dầu trong lưới điện Việt Nam và sự cần thiết của việc chẩn đoán sớm các sự cố tiềm ẩn nhằm đảm bảo vận hành an toàn, liên tục và hiệu quả. Qua đó, phương pháp phân tích khí hòa tan trong dầu cách điện được xác định là một công cụ chẩn đoán tiêu chuẩn và hữu hiệu trong phát hiện các dạng sự cố như quá nhiệt, phóng điện và suy giảm cách điện. Tuy nhiên, các phương pháp diễn giải DGA truyền thống hiện nay vẫn còn nhiều giới hạn về độ chính xác và tính thích nghi, đặc biệt trong các tình huống lỗi phức tạp, nhiều dạng lỗi xảy ra đồng thời hoặc dữ liệu nằm gần vùng biên. Trước thực trạng này, các phương pháp học máy đã được đề xuất nhằm nâng cao khả năng phát hiện lỗi, tuy nhiên lại gặp rào cản về khả năng diễn giải, yêu cầu dữ liệu lớn và tính phù hợp với thực tế vận hành ngành điện.

Trên cơ sở đó, đề tài lựa chọn hướng tiếp cận kết hợp giữa phương pháp suy luận mềm – logic mờ – và tích hợp nhiều kỹ thuật DGA khác nhau để xây dựng mô hình chẩn đoán linh hoạt và thông minh. Đặc biệt, việc áp dụng cơ chế điều chỉnh trọng số thích nghi theo hiệu suất chẩn đoán là điểm nhấn quan trọng giúp mô hình có thể tự học từ dữ liệu thực tế và tối ưu hóa độ chính xác theo từng tình huống cụ thể.

Các chương tiếp theo sẽ trình bày cơ sở lý thuyết cho các thành phần chính trong mô hình, bao gồm: lý thuyết về DGA, các phương pháp DGA truyền thống, nguyên lý logic mờ và kiến trúc của hệ thống chẩn đoán AMFL được đề xuất.

## CHƯƠNG 2. CHUẨN ĐOÁN LỖI DỰA TRÊN CÁC PHƯƠNG PHÁP TRUYỀN THỐNG & FUZZY LOGIC

### 2.1. Giới thiệu về kỹ thuật phân tích khí hòa tan – DGA

Trong quá trình vận hành, máy biến áp thường gặp nhiều lỗi khác nhau, từ các hỏng hóc vật lý đơn giản như rò rỉ dầu, hỏng roăng cao su, đến các vấn đề phức tạp hơn như phóng điện cục bộ, quá nhiệt hay suy giảm tính chất cách điện của dầu và vật liệu rắn. Những lỗi này không chỉ làm giảm hiệu suất vận hành mà còn tiềm ẩn nguy cơ gây hư hỏng nghiêm trọng nếu không được phát hiện kịp thời. Để phát hiện và chẩn đoán các lỗi này, người ta áp dụng hai phương pháp chính: chẩn đoán online và offline. Trong đó, chẩn đoán online ngày càng được ưu tiên, đặc biệt đối với các máy biến áp cung cấp điện cho khu vực rộng lớn hoặc các phụ tải quan trọng, nơi việc ngừng máy để kiểm tra có thể gây ra gián đoạn lớn trong sản xuất và cung cấp điện.

Trong số các phương pháp chẩn đoán hiện nay, kỹ thuật DGA được đánh giá là ưu việt nhất. Phương pháp này hoạt động dựa trên nguyên lý rằng dầu máy biến áp, khi chịu tác động từ nhiệt và điện trong quá trình vận hành, sẽ bị phân hủy và tạo ra các loại khí đặc trưng. Việc xác định và phân tích hàm lượng của các khí hòa tan này giúp phát hiện các lỗi tiềm ẩn như quá nhiệt cục bộ, phóng điện cục bộ và hồ quang điện bên trong máy biến áp một cách sớm và chính xác.

Các khí phổ biến được giám sát thông qua DGA bao gồm  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $C_2H_6$ ,  $C_2H_4$ ,  $C_2H_2$ ,  $CO$  và  $CO_2$ . Mỗi khí có nguồn gốc và cơ chế hình thành đặc trưng riêng, liên quan trực tiếp đến các điều kiện bất thường bên trong thiết bị. Việc phân tích khí hòa tan trong dầu có thể thực hiện theo định kỳ hoặc liên tục. Với sự phát triển của công nghệ, các thiết bị hiện đại ngày nay cho phép giám sát trực tuyến các thành phần khí ngay trong quá trình máy biến áp hoạt động, góp phần nâng cao khả năng phát hiện sớm các lỗi nghiêm trọng, tương tự như việc phân tích máu trong y học để chẩn đoán và ngăn chặn bệnh lý kịp thời.

Trong Mục 2.1, nghiên cứu sẽ đi sâu vào cơ chế hình thành khí hòa tan trong dầu cách điện, cùng với phương pháp luận cụ thể của kỹ thuật DGA, làm rõ nền tảng lý thuyết cần thiết để ứng dụng hiệu quả trong thực tiễn chẩn đoán lỗi máy biến áp.

#### 2.1.1. Cơ chế phát sinh khí và phương pháp luận của kỹ thuật DGA

Phần này tập trung làm rõ cơ chế hình thành các khí hòa tan trong dầu cách điện của MBA, phân tích mối quan hệ giữa thành phần và hàm lượng các khí sinh ra với các dạng sự cố điển hình bên trong MBA. Đồng thời, nội dung cũng trình bày tổng quan các phương pháp chẩn đoán khí được ứng dụng phổ biến trong giám sát và bảo trì MBA trong thực tế.

### a. *Quá trình hình thành khí hòa tan*

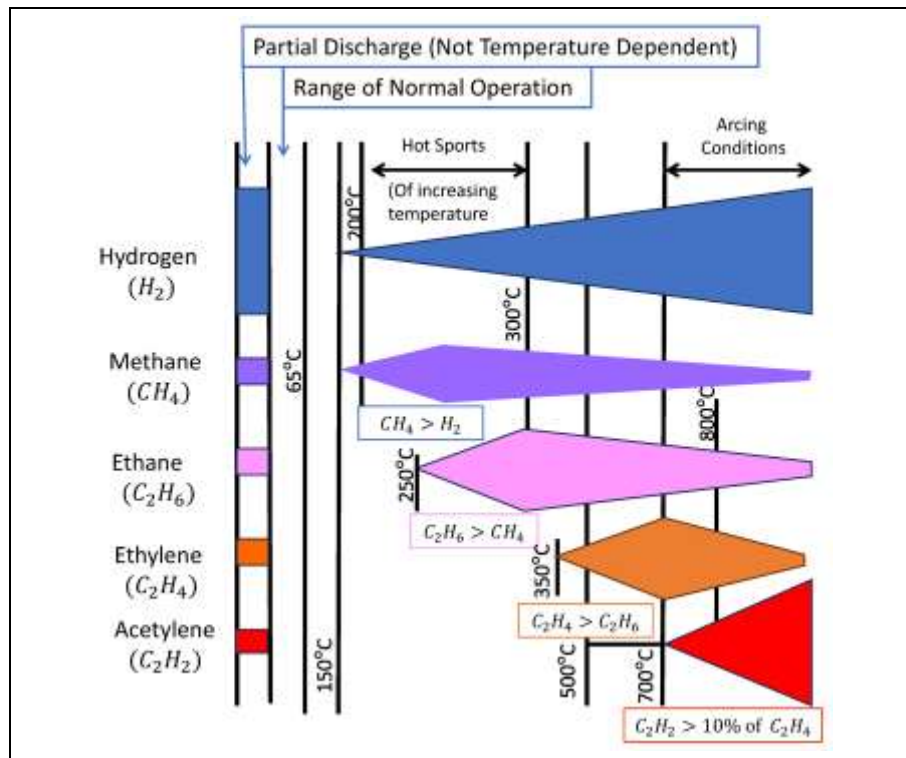
Trong quá trình vận hành MBA, dầu cách điện liên tục chịu ảnh hưởng từ các điều kiện vận hành bất thường như nhiệt độ cao, điện trường mạnh và các phản ứng oxy hóa. Dưới tác động của những điều kiện này, cấu trúc hóa học của dầu (các hydrocarbon) và vật liệu giấy cách điện (chủ yếu là cellulose) bị suy thoái và phân hủy, từ đó phát sinh nhiều loại khí đặc trưng hòa tan vào dầu. Các loại khí được sinh ra trong dầu cách điện có thể được phân loại thành hai nhóm chính:

- Nhóm khí hydrocarbon cháy được: bao gồm  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $C_2H_6$ ,  $C_2H_4$ ,  $C_2H_2$ . Các khí này chủ yếu là sản phẩm từ sự phân hủy nhiệt và phóng điện của các phân tử hydrocarbon trong dầu.
- Nhóm khí carbon: gồm  $CO$  và  $CO_2$ . Các khí này thường sinh ra từ quá trình phân hủy của cellulose trong giấy cách điện và dầu do oxy hóa ở nhiệt độ cao và kéo dài.

Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng loại khí và lượng khí phát sinh phụ thuộc rất mạnh vào mức năng lượng và điều kiện nhiệt độ cụ thể liên quan đến từng loại sự cố bên trong MBA (được mô tả chi tiết trong Hình 2.1). Cụ thể:

- Ở nhiệt độ thấp dưới  $300^\circ C$ : Các khí chủ yếu xuất hiện là  $H_2$  và  $CH_4$ , cùng với một lượng nhỏ  $C_2H_6$ . Điều này thường liên quan tới các hiện tượng như phóng điện cục bộ với năng lượng tương đối thấp hoặc các vấn đề nhiệt độ thấp kéo dài.
- Ở mức nhiệt độ trung bình từ  $300^\circ C$  đến khoảng  $700^\circ C$ : Các khí  $C_2H_4$  và  $CH_4$  bắt đầu xuất hiện với nồng độ ngày càng tăng. Ở mức nhiệt độ này, các phản ứng phân hủy dầu diễn ra mạnh mẽ hơn, thường liên quan tới các vấn đề quá nhiệt mức độ trung bình hoặc sự cố bắt đầu tiến triển nghiêm trọng hơn trong MBA.
- Ở nhiệt độ cao trên  $700^\circ C$ : Khí  $C_2H_2$  xuất hiện với lượng lớn, đây là dấu hiệu đặc trưng của các hiện tượng nghiêm trọng như hồ quang điện hoặc phóng điện cường độ cao. Việc phát hiện khí acetylene ở nồng độ cao là cảnh báo cấp thiết cần phải xử lý ngay lập tức để tránh hư hỏng nghiêm trọng và nguy cơ cháy nổ.

Các loại khí đặc trưng này được sử dụng làm dấu hiệu nhận dạng cho các dạng lỗi khác nhau trong máy biến áp. Do đó, việc phân tích và xác định chính xác hàm lượng các khí này thông qua kỹ thuật DGA là công cụ rất quan trọng giúp chẩn đoán sớm, xác định rõ tình trạng hoạt động của thiết bị, và xây dựng kế hoạch bảo trì hiệu quả để duy trì độ tin cậy và an toàn cho MBA.



Hình 2.1 Mối liên hệ giữa loại khí sinh ra và dạng lỗi máy biến áp

**b. Mối liên hệ giữa loại khí sinh ra và dạng lỗi máy biến áp**

Mỗi loại lỗi trong máy biến áp đều có dấu hiệu đặc trưng thông qua các tổ hợp khí chính (Key gases) đặc biệt. Các dạng lỗi phổ biến được xác định như sau:

- Phóng điện cục bộ (PD): Chủ yếu tạo ra  $H_2$ , một lượng nhỏ  $CH_4$  và  $CO$ .
- Quá nhiệt (T1, T2, T3): Ở nhiệt độ thấp (T1, dưới  $300\text{ }^\circ\text{C}$ ), khí chính là  $CH_4$  và  $C_2H_6$ . Khi nhiệt độ cao hơn (T2, T3,  $300\text{--}700\text{ }^\circ\text{C}$ ), xuất hiện thêm khí  $C_2H_4$ , và ở nhiệt độ rất cao còn có  $C_2H_2$ .
- Phóng điện năng lượng cao (D2): Tạo lượng lớn  $C_2H_2$  và  $H_2$ , cùng với  $CO$  và  $CO_2$  do sự phân hủy mạnh của giấy cách điện.

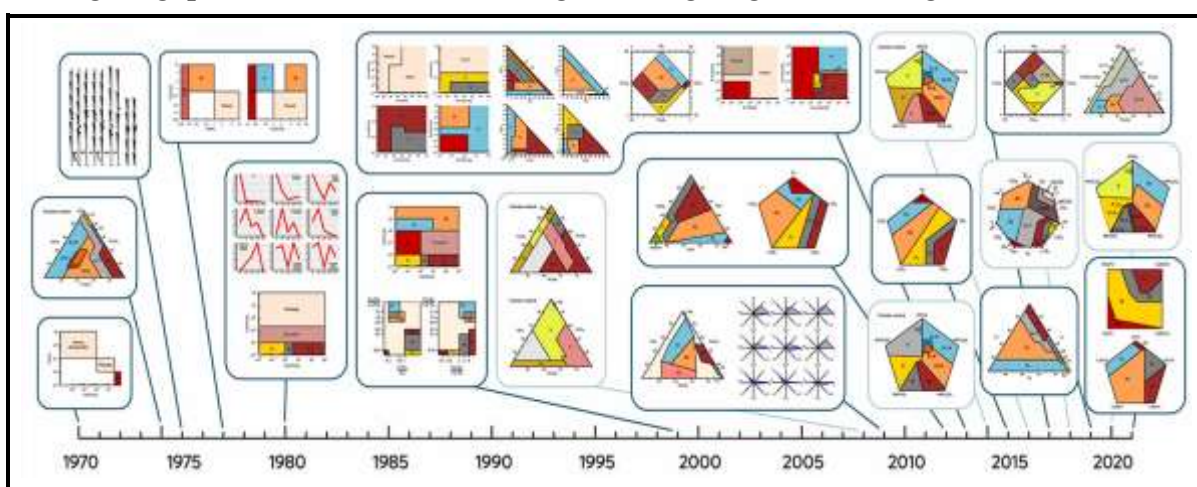
**c. Phân loại các phương pháp DGA truyền thống.**

Các phương pháp chẩn đoán truyền thống dựa trên kỹ thuật DGA có vai trò quan trọng trong việc phát hiện sớm các lỗi nội tại của máy biến áp. Không yêu cầu các công cụ phức tạp như trí tuệ nhân tạo, những phương pháp này dễ hiểu, dễ triển khai và vẫn đang được sử dụng phổ biến trong thực tế vận hành. Theo tổng hợp từ tài liệu chuyên khảo mới nhất, các phương pháp DGA truyền thống có thể được chia thành ba nhóm chính:

- Phương pháp dựa trên khí chính (KGM): Phương pháp này thiết lập mối quan hệ giữa các loại khí sinh ra chủ yếu trong dầu cách điện với từng loại lỗi cụ thể. Ví dụ, sự xuất hiện chiếm ưu thế của khí  $H_2$  thường chỉ ra lỗi phóng điện cục bộ, trong khi

$C_2H_2$  đi kèm với  $H_2$  cho thấy sự hiện diện của hồ quang. Phương pháp khí chính đơn giản và có mặt trong nhiều tiêu chuẩn như IEEE C57.104, mặc dù vẫn tồn tại hạn chế về khả năng đánh giá chính xác mức độ nghiêm trọng của lỗi.

- Phương pháp dựa trên tỷ lệ khí (Gas Ratio Method): Đây là nhóm phương pháp được sử dụng phổ biến nhất, do tính trực quan và khả năng loại bỏ sự phụ thuộc tuyệt đối vào nồng độ từng khí riêng lẻ. Các tỷ lệ như  $CH_4/H_2$ ,  $C_2H_2/CH_4$  hoặc  $C_2H_4/C_2H_6$  được tính toán để nhận dạng dạng lỗi tương ứng. Các phương pháp tiêu biểu gồm Doernenburg Ratio Method (DRM), Rogers Ratio Method (RRM) và phương pháp chuẩn IEC 60599 (IRM). Tuy nhiên, nhóm phương pháp này có thể dẫn đến kết quả không xác định (Undetermined – UD) nếu tỷ lệ rơi ngoài vùng mã hóa định sẵn.
- Phương pháp dựa trên đồ thị (Graphical Method): Nhóm này sử dụng biểu đồ hai hoặc ba chiều để hiển thị tỷ lệ phần trăm của các khí chính (được mô tả như Hình 2.2). Phương pháp nổi bật nhất là Tam giác Duval 1 (DTM), trong đó các khí  $CH_4$ ,  $C_2H_4$  và  $C_2H_2$  được biểu diễn theo tỷ lệ phần trăm để xác định vị trí vùng lỗi đặc trưng. Ngoài ra còn có các phương pháp như Duval Pentagon, ETRA Square hay Gouda Triangle. Ưu điểm của nhóm này là luôn trả về một quyết định chẩn đoán, song dễ gặp sai lệch khi dữ liệu nằm gần ranh giới giữa các vùng lỗi.



Hình 2.2 Các phương pháp chuẩn đoán lỗi dựa trên hình học

Tóm lại, khí hòa tan trong dầu phản ánh trực tiếp các dạng lỗi bên trong máy biến áp và được phân tích hiệu quả qua các phương pháp DGA truyền thống. Các phần tiếp theo sẽ trình bày chi tiết từng phương pháp DGA đơn lẻ được sử dụng trong nghiên cứu này, bao gồm: RRM, IRM, KGM, DRM và DTM.

### 2.1.2. Phương pháp tỷ lệ Roger

Phương pháp tỉ số Rogers được giới thiệu bởi R. R. Rogers vào những năm 1970 và lần đầu được công bố rộng rãi tại hội nghị của IEEE vào năm 1978 và sau này được phát

triển bởi Central Electricity Generating Board (CEGB). Phương pháp này là một trong những cải tiến lớn của kỹ thuật DGA, giúp chẩn đoán các lỗi ẩn trong máy biến áp dầu thông qua các tỷ lệ giữa các loại khí sinh ra từ quá trình phân hủy dầu và giấy cách điện. Phương pháp này sử dụng bốn tỷ số khí cụ thể để phát hiện các mẫu sinh khí đặc trưng, mỗi mẫu đại diện cho một loại lỗi khác nhau. Vector khí này được định nghĩa như sau:

$$[R_1 \ R_2 \ R_3 \ R_4] = \left[ \begin{array}{cccc} \frac{CH_4}{H_2} & \frac{C_2H_6}{CH_4} & \frac{C_2H_4}{C_2H_6} & \frac{C_2H_2}{C_2H_4} \end{array} \right] \quad (2.1)$$

Phương pháp tỷ số Roger sử dụng bốn tỷ số khí để chẩn đoán lỗi trong máy biến áp. Mỗi tỷ số tương ứng với một loại lỗi cụ thể, và quá trình chẩn đoán được thực hiện bằng cách so sánh các tỷ số này với các phạm vi xác định trong Bảng 2.1 và Bảng 2.2. Quy trình mã hóa đơn giản này cho phép xác định nhanh chóng các vấn đề như lỗi nhiệt, phóng điện năng lượng thấp và hồ quang.

*Bảng 2.1 Mã tỷ lệ phương pháp Roger*

Tỷ lệ	Khoảng	Mã
$R_1$	$\leq 0.1$	5
	$> 0.1; < 1$	0
	$\geq 1; < 3$	1
	$\geq 3$	2
$R_2$	$< 1$	0
	$\geq 1$	1
$R_3$	$< 1$	0
	$\geq 1; < 3$	1
	$\geq 3$	2
$R_4$	$< 0.5$	0
	$\geq 0.5; < 3$	1
	$\geq 3$	2

Phương pháp RRM có ưu điểm nổi bật là tính hệ thống và khả năng phân biệt tương đối tốt giữa các loại lỗi điện và nhiệt thông qua bốn tỷ lệ khí cố định, phù hợp với việc giám sát định kỳ máy biến áp. Tuy nhiên, nhược điểm của phương pháp này là độ chính xác suy giảm rõ rệt khi dữ liệu rơi ngoài vùng định nghĩa, hoặc trong các trường hợp lỗi chồng lấn và khí đặc trưng không rõ ràng, dẫn đến kết quả UD hoặc chẩn đoán sai.

*Bảng 2.2 Phân loại dựa trên mã lỗi của phương pháp Roger*

Kiểu lỗi	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$
Bình thường	0	0	0	0
PD	5	0	0	0
Quá nhiệt nhẹ dưới 150°C	1 or 2	0	0	0
Quá nhiệt nhẹ (> 150, < 200°C)	1 or 2	1	0	0
Quá nhiệt nhẹ (> 200, < 300°C)	0	1	0	0
Quá nhiệt dây dẫn	0	0	1	0
Dòng điện tuần hoàn trong cuộn dây	1	0	1	0
Phóng điện bề mặt không kèm theo dòng điện duy trì	0	0	0	1
Hồ quang kèm theo dòng điện duy trì	0	0	1 or 2	1 or 2
Phóng tia lửa liên tục đến điện thế nổi	0	0	2	2
PD kèm theo rò rỉ	5	0	0	1 or 2
Dòng điện tuần hoàn trong lõi thép, vỏ máy và môi nổi bị quá nhiệt	1	0	2	0

### 2.1.3. Phương pháp tỷ lệ IEC

Dựa trên các hướng dẫn trong tiêu chuẩn IEC 60599, phương pháp Tỷ số IEC là cách tiếp cận tiêu chuẩn do Ủy ban Kỹ thuật Điện Quốc tế (IEC) khuyến nghị để phân tích khí hòa tan trong máy biến áp. Phương pháp này dựa trên cách tiếp cận của Tỷ số Roger, sử dụng ba tỷ số khí cụ thể để xác định lỗi trong máy biến áp. Các tỷ số được sử dụng bao gồm  $C_2H_2 / C_2H_4$ ,  $CH_4 / H_2$  và  $C_2H_4 / CH_4$  cung cấp các chỉ số quan trọng về điều kiện lỗi. Những tỷ số này cho phép phân loại lỗi thành ba nhóm chính: phóng điện cục bộ (PD), lỗi nhiệt (T) và phóng điện (D), hỗ trợ kỹ thuật viên trong việc chẩn đoán và phân loại các vấn đề phổ biến trong máy biến áp. Vector khí này được định nghĩa như sau:

$$[R_1 \ R_2 \ R_3] = \left[ \frac{C_2H_2}{C_2H_4} \quad \frac{CH_4}{H_2} \quad \frac{C_2H_4}{C_2H_6} \right] \quad (2.2)$$

*Bảng 2.3 Mã tỷ lệ phương pháp IEC*

	$R_1$	$R_2$	$R_3$
<0.1	0	1	0
0.1-1.0	1	0	0
1.0-3.0	1	2	1
>3.0	2	2	2

Phương pháp Tỷ số IEC được phát triển từ phương pháp Tỷ số Roger, nhưng loại bỏ tỷ số  $C_2H_6 / CH_4$  vì nó chỉ phản ánh một phạm vi nhiệt độ phân hủy hạn chế. Ba tỷ

số còn lại có phạm vi mã hóa khác với phương pháp gốc của Roger, như được minh họa trong Bảng 2.3 và Bảng 2.4 tương ứng. Các lỗi được phân thành 9 loại riêng biệt, mỗi loại được gán một mã cụ thể để hỗ trợ nhận diện chính xác điều kiện lỗi trong máy biến áp.

*Bảng 2.4 Phân loại dựa trên mã lỗi của phương pháp IEC*

<b>Loại lỗi</b>	$R_1$	$R_2$	$R_3$
Sự suy giảm bình thường	0	0	0
Phóng điện cục bộ năng lượng thấp	0	1	0
Phóng điện cục bộ năng lượng cao	1	1	0
Phóng điện năng lượng thấp	1 or 2	0	1 or 2
Phóng điện năng lượng cao	1	0	2
Quá nhiệt mức thấp <150°C	0	0	1
Quá nhiệt mức thấp (150°C đến 300°C)	0	2	0
Quá nhiệt mức trung bình (300°C đến 700°C)	0	2	1
Quá nhiệt mức cao (>700°C)	0	2	2

Tương tự RRM, phương pháp IRM cũng gặp hạn chế lớn khi các tỷ lệ khí không rơi vào bất kỳ vùng phân loại nào trong ma trận quyết định, dẫn đến tỷ lệ kết quả UD cao. Ngoài ra, IRM chỉ xét đến ba tỷ lệ khí cố định và bỏ qua tương quan tổng thể giữa các khí, khiến nó thiếu linh hoạt trong các tình huống phức tạp hoặc có sai số trong phép đo.

#### **2.1.4. Phương pháp khí chính**

Các phương pháp dựa trên khí chính sử dụng mối quan hệ giữa các loại khí chủ yếu sinh ra và các loại lỗi khác nhau trong máy biến áp. Đây là một trong những phương pháp truyền thống lâu đời nhất được sử dụng để chẩn đoán lỗi, với lịch sử phát triển từ những năm 1950.

Phương pháp này tập trung vào các loại khí chính như hydro, methane, ethylene, acetylene, carbon monoxide, và carbon dioxide. Sự xuất hiện và tỷ lệ của các loại khí này được sử dụng để xác định loại lỗi, chẳng hạn:

- $H_2$  và  $C_2H_2$  : Gắn liền với lỗi phóng điện (arcing);
- $C_2H_4$  : Liên quan đến lỗi quá nhiệt trong dầu;
- CO: Chỉ ra lỗi quá nhiệt trong giấy cách điện.

Các phương pháp dựa trên khí chính đã được phát triển thành nhiều biến thể khác nhau nhằm nâng cao hiệu quả chẩn đoán, bao gồm: phương pháp khí chính của IEEE, phương pháp tổng nồng độ khí cháy (TDCG) và phương pháp Muller. Mỗi phương pháp đều có cách tiếp cận riêng để xác định mối liên hệ giữa loại khí đặc trưng và dạng lỗi bên

trong máy biến áp. Trong số đó, phương pháp khí chính của IEEE – được hoàn thiện và chuẩn hóa trong tiêu chuẩn IEEE Std C57.104 – là phương pháp được áp dụng phổ biến nhất và cũng là trọng tâm trong nghiên cứu này. Phương pháp này lần đầu tiên được phát triển bởi Công ty Doble Engineering vào năm 1973, sau đó được hoàn thiện và chuẩn hóa trong tiêu chuẩn IEEE Std C57.104, được sử dụng rộng rãi trong lĩnh vực điện lực.

Phương pháp này tập trung vào việc xác định nồng độ của các khí chính sinh ra từ sự phân hủy của dầu cách điện và giấy cách điện khi gặp các lỗi như phóng điện, quá nhiệt được trình bày theo Bảng 2.5 và Bảng 2.6.

*Bảng 2.5 Khí đặc trưng và tỷ lệ điển hình theo loại sự cố theo tiêu chuẩn của IEEE*

<b>Khí đặc trưng</b>	<b>Loại sự cố</b>	<b>Tỷ lệ điển hình của các khí cháy được sinh ra</b>
C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	Quá nhiệt dầu	Chủ yếu là C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> ; Một lượng nhỏ C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , CH <sub>4</sub> và H <sub>2</sub> ; Có dấu vết C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> ở nhiệt độ sự cố rất cao.
CO	Quá nhiệt dầu và cellulose	Chủ yếu là CO; Một lượng rất nhỏ hydrocarbon; Các khí có tỷ lệ tương tự như sự cố nhiệt trong dầu riêng lẻ.
H <sub>2</sub>	Phóng điện cục bộ (PD)	Chủ yếu là H <sub>2</sub> ; Một lượng nhỏ CH <sub>4</sub> ; Có dấu vết C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> và C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> .
H <sub>2</sub> & C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	Phóng hồ quang (Arcing)	Chủ yếu là H <sub>2</sub> và C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> ; Có dấu vết nhỏ của CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , và C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> ; Có CO nếu cellulose tham gia.

*Bảng 2.6 Tỷ lệ phần trăm khí chính sinh ra theo loại lỗi theo tiêu chuẩn của IEEE*

<b>Loại lỗi</b>	<b>%H<sub>2</sub></b>	<b>%CH<sub>4</sub></b>	<b>%C<sub>2</sub> H<sub>6</sub></b>	<b>%C<sub>2</sub> H<sub>4</sub></b>	<b>%C<sub>2</sub> H<sub>2</sub></b>	<b>%CO</b>
Phóng điện cục bộ	85	13	1	1	-	-
Hồ quang	60	5	2	3	30	-
Quá nhiệt dầu	2	16	19	63	-	-
Quá nhiệt giấy	-	-	-	-	-	92

KGM có ưu điểm nổi bật là đơn giản, dễ tiếp cận và hiệu quả trong việc nhận diện nhanh các lỗi thông qua các khí đặc trưng như H<sub>2</sub> , CH<sub>4</sub> hay C<sub>2</sub> H<sub>2</sub> , đặc biệt hữu ích trong giai đoạn phát hiện sớm và được ứng dụng rộng rãi trong công nghiệp nhờ chi phí thấp và tính thực tiễn cao. Tuy nhiên, phương pháp này cũng tồn tại nhiều hạn chế như tỷ lệ kết quả không kết luận cao, độ chính xác thấp với các lỗi liên quan đến giấy cách điện, phụ thuộc lớn vào chuyên môn người dùng và không cung cấp thông tin về mức độ nghiêm trọng của lỗi, khiến nó kém phù hợp cho các hệ thống chẩn đoán tự động hoặc tình huống cần đánh giá toàn diện.

### **2.1.5. Phương pháp tỷ lệ Doernenburg (DRM)**

Phương pháp tỷ số Doernenburg (DRM), được đề xuất vào năm 1974 bởi

Doernenburg, là một trong những kỹ thuật cơ bản trong phân tích khí hòa tan (DGA) để chẩn đoán lỗi máy biến áp. Phương pháp này sử dụng các tỷ số khí cụ thể để xác định các điều kiện lỗi khác nhau, thông qua việc phân tích sự hiện diện và nồng độ của các khí sinh ra dưới tác động của ứng suất. Các tỷ số khí chính trong DRM bao gồm  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2 H_2 / C_2 H_4$ ,  $C_2 H_2 / CH_4$  và  $C_2 H_6 / C_2 H_2$ . Những tỷ số này được so sánh với các ngưỡng quy định để xác định liệu mức độ khí cho thấy hoạt động bình thường hay gợi ý các lỗi tiềm ẩn trong máy biến áp.

Dựa theo tiêu chuẩn IEEE C57.104-2019, quy trình từng bước để chẩn đoán lỗi bằng phương pháp Tỷ số Doernenburg được thực hiện như sau:

- (i) Lấy nồng độ khí bằng cách chiết xuất và tách các khí thông qua sắc ký khí.
- (ii) Nếu ít nhất một trong các nồng độ khí (đơn vị  $\mu L/L$  hoặc ppm) của  $CH_4$ ,  $C_2 H_2$ ,  $C_2 H_4$  và  $C_2 H_6$  vượt quá gấp đôi giá trị giới hạn L1 và một trong hai khí khác cũng vượt qua giá trị L1 (đối chiếu trong Bảng 2.7), đơn vị được xem là có lỗi. Tiến hành sang bước (iii) để xác định tính hợp lệ của quy trình tỷ số.
- (iii) Xác định tính hợp lệ của quy trình tỷ số: Nếu ít nhất một khí trong mỗi tỷ số  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2 H_2 / C_2 H_4$ ,  $C_2 H_2 / CH_4$  hoặc  $C_2 H_6 / C_2 H_2$  vượt qua giới hạn L1, quy trình tỷ số là hợp lệ. Nếu không, các tỷ số không có ý nghĩa và cần lấy mẫu lại và kiểm tra bằng các phương pháp thay thế.
- (iv) Nếu phân tích tỷ số là hợp lệ, từng tỷ số sẽ được so sánh với các giá trị trong Bảng X theo thứ tự  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2 H_2 / C_2 H_4$ ,  $C_2 H_2 / CH_4$  và  $C_2 H_6 / C_2 H_2$ .
- (v) Nếu tất cả các tỷ số liên tiếp của một loại lỗi cụ thể nằm trong phạm vi giá trị được đưa ra trong Bảng 2.8, chẩn đoán được đề xuất là hợp lệ.

Bảng 2.7 Giới hạn nồng độ của khí hòa tan

Key gas	Nồng độ L1 (ppm)
$H_2$	100
$CH_4$	120
CO	350
$C_2 H_2$	1
$C_2 H_4$	50
$C_2 H_6$	65

Bảng 2.8 Phân loại dựa trên tỷ lệ của phương pháp DRM

Chẩn đoán lỗi		$CH_4 / H_2$	$C_2 H_2 / C_2 H_4$	$C_2 H_2 / CH_4$	$C_2 H_6 / C_2 H_2$
Nhiệt	T	> 1.0	< 0.75	< 0.3	> 0.4
Phóng điện cục bộ	PD	< 0.1	Không đáng kể	< 0.3	> 0.4
Hồ quang	D		> 0.75	> 0.3	< 0.4

> 0.1 to <  
1.0

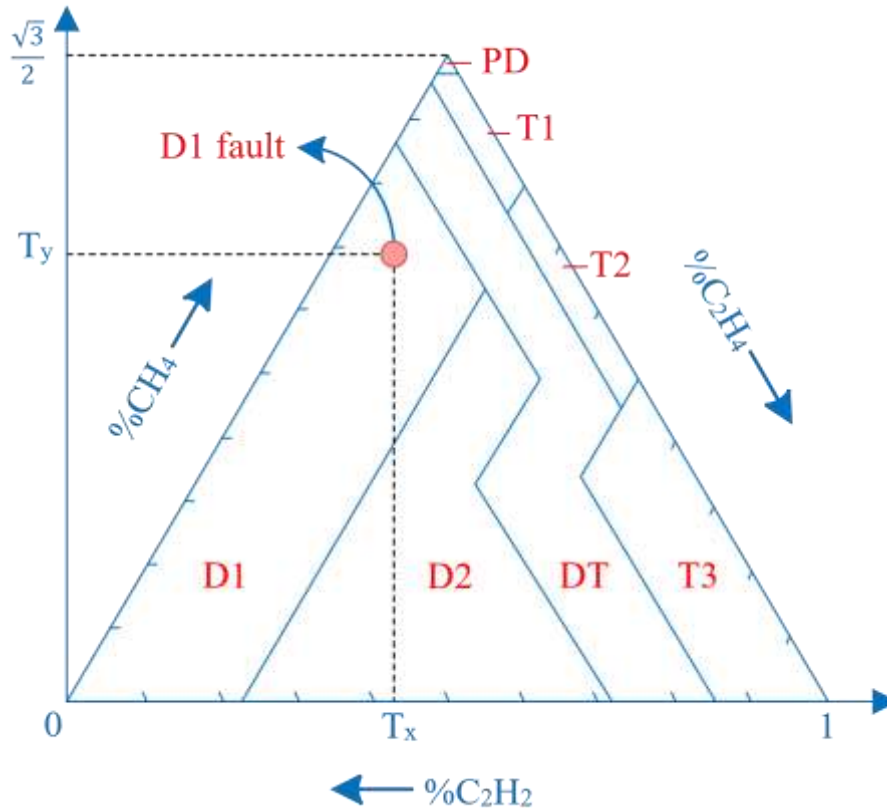
---

Phương pháp DRM tồn tại nhiều nhược điểm khiến nó ít được sử dụng trong các tiêu chuẩn hiện đại. Trước hết, nó yêu cầu đồng thời thỏa mãn cả điều kiện ngưỡng nồng độ khí và tỷ lệ khí, dẫn đến tỷ lệ kết quả “không xác định” cao nếu dữ liệu không hoàn toàn phù hợp. Bên cạnh đó, số lượng giới hạn các tỷ lệ khí được sử dụng khiến khả năng phân biệt giữa các lỗi kém linh hoạt, nhất là trong trường hợp lỗi phức hợp hoặc dữ liệu khí không điển hình. Do các hạn chế này, DRM dần bị thay thế bởi các phương pháp hiện đại hơn như RRM hoặc DTM trong thực tế vận hành.

#### **2.1.6. Phương pháp tam giác Duval**

Phân tích khí hòa tan là một công cụ quan trọng để phát hiện sớm các lỗi trong thiết bị điện ngâm dầu, với các tiêu chuẩn như IEC 60599 và IEEE C57.104 cung cấp hướng dẫn diễn giải kết quả phân tích khí. Trong số các phương pháp chẩn đoán, phương pháp DTM đặc biệt hiệu quả trong việc xác định các loại lỗi như hồ quang và quá nhiệt trong các máy biến áp ngâm dầu khoáng. Được phát triển chuyên biệt cho mục đích này, Tam giác Duval sử dụng các mẫu khí đặc trưng để phân loại lỗi một cách đáng tin cậy, trở thành một phương pháp quan trọng trong bảo trì và chẩn đoán lỗi máy biến áp.

Phương pháp Tam giác Duval 1 sử dụng ba loại khí dễ cháy  $\text{CH}_4$  (Methane),  $\text{C}_2\text{H}_4$  (Ethylene) và  $\text{C}_2\text{H}_2$  (Acetylene) được chuyển đổi để biểu diễn trên đồ thị hình tam giác. Phương pháp này có thể phân biệt các loại lỗi như phóng điện cục bộ (Partial Discharge), lỗi điện (hồ quang năng lượng cao và thấp) và lỗi nhiệt (các điểm nóng ở các dải nhiệt độ khác nhau). Mỗi điểm trên tam giác được tính toán từ phần trăm thể tích của tổng ba khí.



Hình 2.3 Hệ tọa độ tam giác của Duval.

Tam giác này có hướng tăng dần tỷ lệ phần trăm khí theo chiều kim đồng hồ. Hình minh họa biểu diễn tam giác và định nghĩa các khu vực chẩn đoán lỗi như sau:

- PD: Phóng điện cục bộ (Partial Discharge)
- T1: Lỗi nhiệt nhẹ,  $T < 300^{\circ}\text{C}$
- T2: Lỗi nhiệt vừa,  $300^{\circ}\text{C} < T < 700^{\circ}\text{C}$
- T3: Lỗi nhiệt nặng,  $T > 700^{\circ}$
- D1: Phóng điện năng lượng thấp (Low-energy Discharge)
- D2: Phóng điện năng lượng cao (High-energy Discharge)
- DT: Lỗi kết hợp điện và nhiệt (Electrical and Thermal Fault)

Tam giác Duval là một đồ thị ba chiều (ternary plot), biểu diễn phần trăm tương đối của ba loại khí dễ cháy:  $\text{CH}_4$ ,  $\text{C}_2\text{H}_4$  và  $\text{C}_2\text{H}_2$ . Tam giác này được thể hiện trên hệ tọa độ Cartesian (X-Y). Để vẽ một điểm mẫu trên Tam giác Duval, trước tiên cần chuyển đổi phần trăm tương đối của ba khí ( $\text{CH}_4$ ,  $\text{C}_2\text{H}_4$ ,  $\text{C}_2\text{H}_2$ ) thành tọa độ Cartesian. Công thức chuyển đổi như sau:

$$\%CH_4 = \frac{CH_4}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (2.3)$$

$$\%C_2H_4 = \frac{C_2H_4}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (2.4)$$

$$\%C_2H_2 = \frac{C_2H_2}{CH_4 + C_2H_4 + C_2H_2} \quad (2.5)$$

Sử dụng Excel để vẽ tam giác, có thể áp dụng các bước sau: (i) Tọa độ Cartesian (Tx, Ty) cho Tam giác: (0, 0), (1, 0), (0.5, 0.866); (ii) vẽ điểm mẫu và đối chiếu vùng lỗi:

$$T_x = \left( \frac{\%C_2H_4}{0.866} + \frac{\%CH_4}{1.732} \right) \times 0.866 \quad (2.6)$$

$$T_y = \%CH_4 \times 0.866 \quad (2.7)$$

Mặc dù phương pháp DTM (Duval Triangle) có ưu điểm là luôn đưa ra kết quả chẩn đoán, nhưng nhược điểm chính của nó là đưa ra kết quả sai khi điểm dữ liệu nằm gần ranh giới giữa các vùng lỗi (cùng biên), dễ gây nhầm lẫn trong phân loại. Ngoài ra, phương pháp này chỉ sử dụng ba khí (CH<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>, C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>) nên có thể bỏ sót các dấu hiệu liên quan đến những khí quan trọng khác như H<sub>2</sub> hoặc CO.

### 2.1.7. Hạn chế và thách thức của các phương pháp truyền thống

Để tạo cơ sở lựa chọn và phát triển các kỹ thuật chẩn đoán nâng cao, trước hết cần đánh giá một cách hệ thống những hạn chế cố hữu của các phương pháp DGA truyền thống. Bảng 2.9 dưới đây tổng hợp các mặt còn yếu và thách thức chính của từng phương pháp, qua đó làm rõ lý do cần cải tiến các phương pháp DGA truyền thống.

Tiêu chí	Các khí sử dụng	Độ chính xác	Các lỗi	Vùng không xác định
<b>DTM</b>	CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	≈ 80%	DT, PD, T1, T2, T3, D1,	Không
<b>DRM</b>	H <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> , CO	≈ 57%	PD, T, D	Có
<b>IRM</b>	H <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> , CO	≈ 54%	N, PD, T1, T2, T3, D1,	Có
<b>RRM</b>	H <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	≈ 52%	N, PD, T1, T2, T3, D1, D2	Có
<b>KGM</b>	CO <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> , CO	30–60%	PD, D, T, T&C	Có

Bảng 2.9 Hạn chế của các phương pháp truyền thống

Xử lý đa lỗi	Đánh giá mức độ lỗi	Hạn chế chính
Lỗi kết hợp điện và nhiệt	Có	Bỏ qua các khí quan trọng như $H_2$ và $C_2H_6$ . Dễ sai lệch khi điểm gần ranh giới vùng lỗi. Không có vùng xác định cho tình trạng lão hóa bình thường.
Không	Không	Khó chẩn đoán lỗi phức tạp hoặc hỗn hợp. Yêu cầu đồng thời ngưỡng nồng độ và tỷ lệ dẫn đến tỷ lệ ra kết quả UD rất cao. Tỷ lệ khí được xác định một cách cứng nhắc.
Không	Có	Một số tỷ lệ khí không khớp mã chẩn đoán, dễ gây sai lệch. Khó phân biệt lỗi phức tạp hoặc hỗn hợp. Tỷ lệ khí được xác định một cách cứng nhắc.
Không	Có	Một số tỷ lệ khí không khớp mã chẩn đoán, dễ dẫn tới kết quả UD. Tỷ lệ $C_2H_6/CH_4$ thiếu liên hệ với lỗi. Tỷ lệ khí được xác định một cách cứng nhắc.
Không	Không	Phụ thuộc chuyên gia, tỷ lệ UD cao. Không đánh giá được mức độ của lỗi. $CO$ và $CO_2$ cao có thể gây nhiễu kết quả chẩn đoán

## 2.2. Cách tiếp cận tích hợp logic mờ với các phương pháp DGA truyền thống

Mặc dù các phương pháp DGA truyền thống như RRM, IRM, KGM, DRM hay DTM vẫn đang được sử dụng rộng rãi trong thực tiễn, nhưng chúng vẫn tồn tại nhiều hạn chế cố hữu. Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng kết quả chẩn đoán giữa các phương pháp này có thể không nhất quán, đặc biệt trong các tình huống lỗi phức hợp, dữ liệu không đầy đủ hoặc khí sinh ra nằm gần ranh giới phân vùng của các sơ đồ hình học. Bên cạnh đó, sự phụ thuộc lớn vào kinh nghiệm chuyên gia và khả năng giải thích chủ quan của con người khiến việc tự động hóa và chuẩn hóa các mô hình chẩn đoán gặp khó khăn.

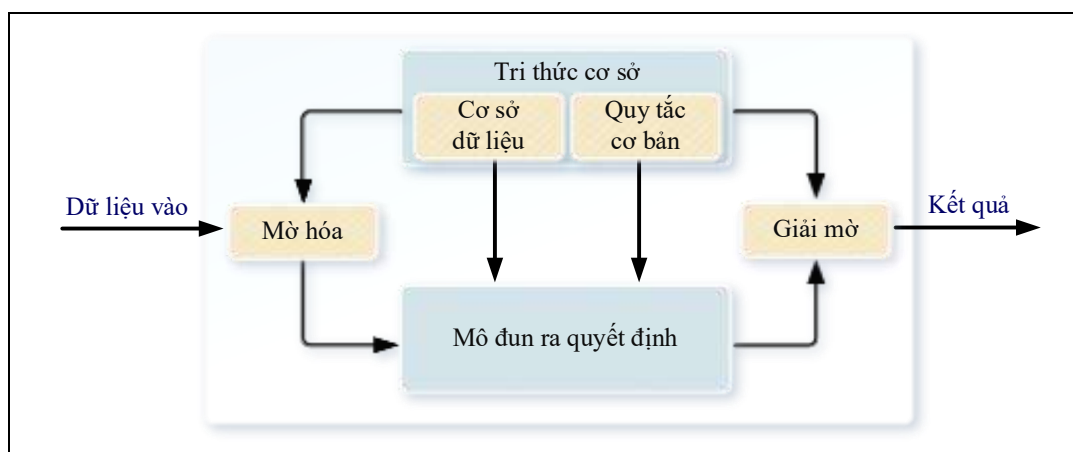
Trước thực tế đó, nhiều hướng tiếp cận mới đã được đề xuất nhằm cải thiện độ chính xác và độ tin cậy của hệ thống chẩn đoán lỗi MBA. Một trong những hướng đi triển vọng là tích hợp các phương pháp DGA truyền thống vào một hệ thống suy luận thông minh, trong đó logic mờ đóng vai trò quan trọng. Logic mờ cho phép xử lý các thông tin không chắc chắn và mơ hồ vốn phổ biến trong dữ liệu DGA, từ đó giúp hệ thống đưa ra quyết định chẩn đoán chính xác hơn trong những điều kiện khó đoán định. Phần này sẽ trình bày tổng quan về nền tảng lý thuyết của logic mờ và lý do nó được lựa chọn trong nghiên cứu này.

### 2.2.1. Giới thiệu về logic mờ

Logic mờ là một nhánh của trí tuệ nhân tạo (AI), được đề xuất bởi Lotfi A. Zadeh vào năm 1965 nhằm mô phỏng cách con người suy luận và ra quyết định trong các tình huống không chắc chắn hoặc mơ hồ [x]. Khác với logic cổ điển vốn chỉ cho phép hai giá trị đúng – sai tuyệt đối, logic mờ cho phép biểu diễn các giá trị chân lý nằm trong khoảng liên tục từ 0 đến 1, giúp hệ thống xử lý được những thông tin không rõ ràng và không hoàn toàn xác định.

Logic mờ sở hữu nhiều ưu điểm vượt trội so với các phương pháp tổng hợp hệ thống truyền thống. Trước hết, nó giúp giảm đáng kể khối lượng công việc thiết kế do không yêu cầu mô hình toán học chính xác của đối tượng, đặc biệt hiệu quả trong các hệ thống phi tuyến hoặc phức tạp cao. Bộ điều khiển logic mờ được xây dựng dựa trên tri thức chuyên gia và ngôn ngữ tự nhiên, giúp dễ hiểu, dễ điều chỉnh và gần gũi với thực tế vận hành. Ngoài ra, logic mờ có khả năng kết hợp linh hoạt với các kỹ thuật điều khiển khác, đảm bảo tính ổn định, độ tin cậy cao và khả năng xử lý tín hiệu đầu vào/dầu ra dạng dấu phẩy động với độ chính xác tốt. Đây chính là lý do logic mờ được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực điều khiển và chẩn đoán hiện đại.

Một hệ thống logic mờ tiêu biểu gồm các khối chức năng chính (được mô tả trong hình 2.4): khối mờ hóa (chuyển dữ liệu đầu vào rõ ràng thành tập mờ), khối luật mờ (tập hợp các luật suy luận), khối hợp thành (áp dụng các luật để suy diễn kết quả mờ đầu ra) và khối giải mờ (chuyển kết quả mờ thành đầu ra cụ thể). Hai mô hình logic mờ phổ biến hiện nay là mô hình **Mamdani** và **Sugeno**, trong đó Mamdani trực quan và gần gũi hơn với tư duy con người, còn Sugeno có ưu thế trong tính toán và dễ tích hợp với các thuật toán học máy hay tối ưu.



Hình 2.4 Sơ đồ nguyên lý của FL

Trong bối cảnh nghiên cứu này, FL đóng vai trò là nền tảng tích hợp các phương pháp DGA truyền thống – vốn mang tính rời rạc và đôi khi mâu thuẫn – thành một hệ

thống chẩn đoán tổng hợp có khả năng xử lý linh hoạt các tình huống thực tế phức tạp. Sự kết hợp này không chỉ tận dụng tri thức hiện có của các phương pháp DGA, mà còn mở ra khả năng cải thiện độ chính xác nhờ vào việc điều chỉnh theo dữ liệu thực tế. Nội dung tiếp theo sẽ trình bày chi tiết về nền tảng lý thuyết của hệ logic mờ, cũng như cách thiết kế chung cho mô hình tích hợp trong các hệ thống chẩn đoán lỗi máy biến áp sử dụng DGA.

### ***2.2.2. Nền tảng lý thuyết của hệ thống logic mờ trong chẩn đoán lỗi máy biến áp***

Logic mờ là một trong những phương pháp tính toán mềm đã chứng minh hiệu quả cao trong chẩn đoán lỗi máy biến áp nhờ khả năng xử lý dữ liệu mang tính không chắc chắn, mơ hồ và có cấu trúc phức tạp [9], [10]. Khác với các phương pháp truyền thống dựa trên các ngưỡng cố định, FL cho phép biểu diễn linh hoạt các tỷ lệ khí hoặc tỷ lệ phần trăm khí dưới dạng tập mờ, từ đó đánh giá mức độ tương thích của từng mẫu khí với các loại lỗi khác nhau trong máy biến áp. Chính nhờ khả năng xử lý dữ liệu không rơi hoàn toàn vào các quy tắc chẩn đoán định sẵn, FL mang lại tính thích ứng cao hơn trong các trường hợp dữ liệu biên hoặc lỗi không điển hình [10], [11]. Tuy nhiên, quá trình xây dựng mô hình FL thường phụ thuộc nhiều vào kinh nghiệm chuyên gia, đặc biệt trong việc xác định hàm membership và xây dựng hệ thống luật suy luận.

Những bước cơ bản để thiết lập một mô hình FL kết hợp phương pháp DGA bao gồm: chuyển đổi các tỷ lệ khí hoặc tỷ lệ phần trăm của khí sang tập mờ, xây dựng tập luật chẩn đoán từ tri thức chuyên gia, và tích hợp các nguồn thông tin lại để đưa ra quyết định cuối cùng [10], [13]. Dữ liệu đầu vào, chẳng hạn như các tỷ lệ khí đã hiệu chỉnh từ phân tích DGA, được biểu diễn dưới dạng tập mờ thông qua hàm liên thuộc  $\mu(x)$ , cho biết mức độ mà một giá trị cụ thể thuộc về một tập ngôn ngữ nhất định (ví dụ: “thấp”, “trung bình”, “cao”...). Các giá trị mờ này sau đó được đưa vào hệ thống luật dạng “If – Then”, ví dụ như “Nếu tỷ lệ  $C_2 H_2 / C_2 H_4$  là cao thì lỗi là hồ quang”. Mỗi luật này đóng vai trò là một mệnh đề logic mờ, và mức độ kích hoạt của từng luật được xác định thông qua các phép hợp thành như quy tắc Min hoặc tích (Prod).

Sau khi các luật được kích hoạt, các tập mờ kết quả từ từng luật sẽ được tổng hợp lại thành một tập mờ duy nhất biểu diễn đầu ra chẩn đoán. Quá trình tổng hợp này thường sử dụng phép hợp (max) để lấy giá trị lớn nhất tại mỗi điểm trong miền xác định. Kết quả là một tập mờ đầu ra phản ánh mức độ phù hợp của mỗi loại lỗi với dữ liệu đầu vào.

Để chuyển đổi tập mờ đầu ra thành một giá trị rõ ràng phục vụ cho quyết định chẩn đoán, hệ thống thực hiện bước giải mờ. Phương pháp phổ biến nhất là phương pháp trọng tâm (centroid method), được tính theo công thức:

$$D_{output} = \frac{\int \mu_{output}(x) x dx}{\int \mu_{output}(x) dx} \quad (2.8)$$

Trong đó  $D_{output}$  là hàm liên thuộc của tập mờ đầu ra, và  $\mu_{output}(x)$  là giá trị chẩn đoán cuối cùng, biểu diễn dưới dạng một số cụ thể, cho phép xác định loại lỗi đang tồn tại trong máy biến áp.

Toàn bộ hệ thống trên cho phép tích hợp hiệu quả nhiều nguồn thông tin và xử lý các dữ liệu không chắc chắn, mơ hồ, đặc biệt là trong các trường hợp dữ liệu không hoàn toàn tuân theo các quy tắc chẩn đoán cứng nhắc. Đây chính là cơ sở lý thuyết cốt lõi của việc ứng dụng logic mờ trong chẩn đoán lỗi MBA dựa trên phương pháp DGA.

### 2.3. Kết luận

Chương 2 đã trình bày cơ sở lý thuyết về các phương pháp phân tích khí hòa tan và suy luận mờ, đặt nền tảng cho việc phát triển mô hình chẩn đoán lỗi máy biến áp. Các phương pháp DGA truyền thống như DTM, IEC, RRM, DRM và KGM đóng vai trò quan trọng trong việc xác định các loại lỗi như phóng điện cục bộ, lỗi nhiệt hoặc phóng điện thông qua phân tích nồng độ khí hòa tan. Những phương pháp này có ưu điểm là đơn giản, dễ triển khai và được chuẩn hóa bởi các tổ chức uy tín như IEEE và IEC, cho phép ứng dụng rộng rãi trong công nghiệp. Tuy nhiên, nhược điểm của chúng đáng kể hơn, bao gồm: độ chính xác không đồng đều, đặc biệt khi xử lý các trường hợp lỗi phức tạp hoặc lỗi chồng lấn như lỗi nhiệt kết hợp phóng điện; phụ thuộc vào ngưỡng cố định, gây sai số khi dữ liệu nằm gần ranh giới; thiếu cơ chế tự điều chỉnh để thích nghi với các tập dữ liệu có phân bố lỗi không đồng đều; và hạn chế trong việc xử lý các loại lỗi đa dạng, ví dụ RRM hiệu quả với lỗi nhiệt nhưng kém chính xác với phóng điện cục bộ. Những hạn chế này chỉ ra nhu cầu cấp thiết về một phương pháp tích hợp, linh hoạt hơn để nâng cao độ tin cậy và chính xác trong chẩn đoán.

Suy luận mờ được ứng dụng như một công cụ hiệu quả để xử lý sự không chắc chắn trong dữ liệu DGA, mang lại nhiều ưu điểm nổi bật. Suy luận mờ cho phép biểu diễn các giá trị khí hòa tan dưới dạng hàm thành viên, hỗ trợ xử lý các trường hợp gần ranh giới lỗi một cách linh hoạt. Hệ thống luật mờ dựa trên kiến thức chuyên gia giúp mô hình hóa các mối quan hệ phức tạp giữa khí hòa tan và loại lỗi, đồng thời dễ dàng tích hợp với các phương pháp DGA khác để tạo ra hệ thống chẩn đoán đa phương pháp. Tuy nhiên, suy luận mờ cũng đối mặt với các nhược điểm như phụ thuộc lớn vào thiết kế hàm thành viên và luật mờ, đòi hỏi kiến thức chuyên môn sâu và thời gian tối ưu hóa; độ phức tạp tính toán tăng khi xử lý dữ liệu lớn hoặc tích hợp nhiều phương pháp; và khó đạt được tự động hóa hoàn toàn do cần can thiệp thủ công để điều chỉnh tham số. Nhìn chung, ưu và nhược

điểm của suy luận mờ có mức độ tương đương, nhưng cần các cải tiến để khắc phục hạn chế, đặc biệt trong việc tự động hóa và tối ưu hóa hiệu suất.

Dựa trên những phân tích trên, rõ ràng các phương pháp DGA truyền thống và suy luận mờ đều có tiềm năng nhưng vẫn tồn tại nhiều thách thức cần giải quyết. Để khắc phục các hạn chế này, Chương 3 sẽ đề xuất mô hình Adaptive Multi-Fuzzy Logic (AMFL), tích hợp các phương pháp DGA với suy luận mờ và cơ chế tối ưu hóa trọng số động. Mô hình này được kỳ vọng sẽ cải thiện độ chính xác, tính thích nghi và khả năng xử lý các trường hợp lỗi phức tạp, mở ra một hướng tiếp cận mới cho chẩn đoán lỗi máy biến áp.

## CHƯƠNG 3: PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH CHẨN ĐOÁN LỖI FUZZY ĐA LỚP THÍCH NGHI TRỌNG SỐ ĐỘNG

### 3.1. Kiến trúc tổng thể của mô hình đề xuất

Khung chẩn đoán sự cố được đề xuất, minh họa trong Hình 3.1, tích hợp năm kỹ thuật diễn giải DGA sử dụng logic mờ (FL-DGA) thành một mô hình phần mềm tổng hợp. Mô hình này được thiết kế để đánh giá tình trạng máy biến áp và xác định mức độ nghiêm trọng dựa trên kết quả DGA. Trong đó, phương pháp KGM ban đầu được sử dụng do có độ chính xác cao trong việc phát hiện các điều kiện vận hành bình thường [1], [6]. Nếu dữ liệu DGA cho thấy máy biến áp đang hoạt động trong phạm vi bình thường, hệ thống sẽ dừng quy trình phân tích tại bước này và kết luận rằng thiết bị đang vận hành ổn định [9]. Tuy nhiên, nếu KGM phát hiện dấu hiệu bất thường, hệ thống sẽ tiếp tục thực hiện phân tích nâng cao bằng cách kích hoạt năm mô-đun FL-DGA còn lại.

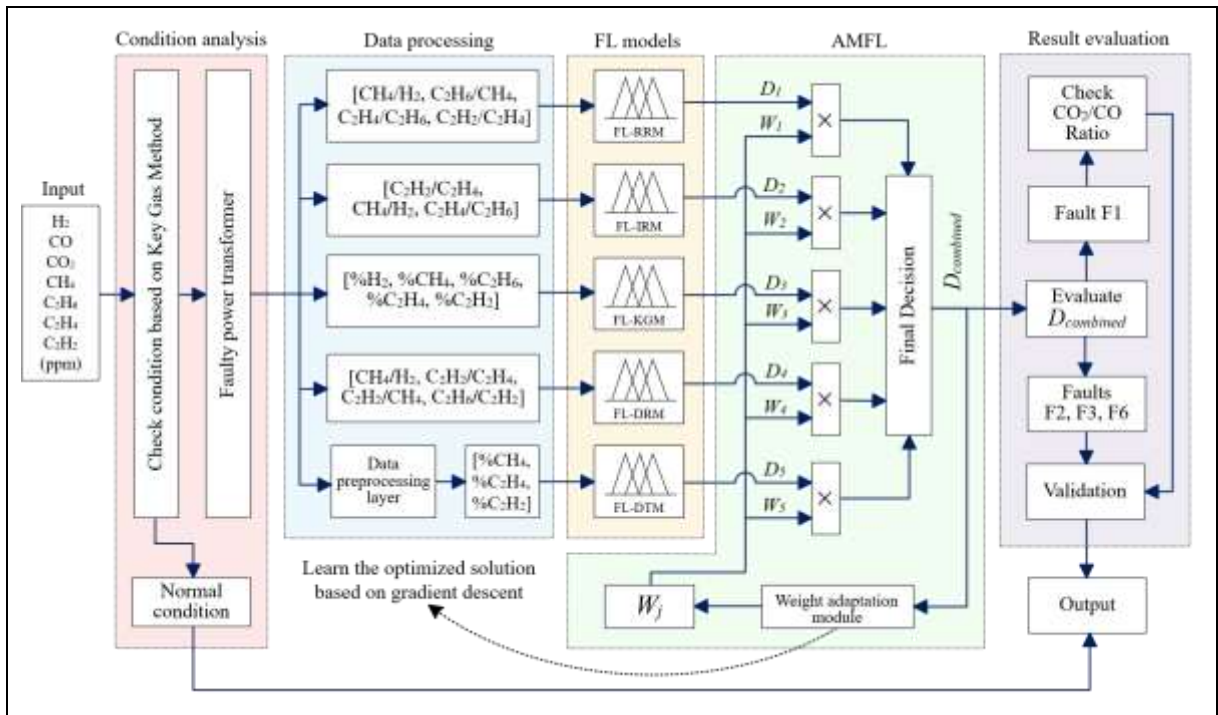
Mỗi kỹ thuật FL-DGA sẽ đánh giá loại sự cố và mức độ nghiêm trọng của lỗi. Tại mỗi vòng lặp thứ  $k$ , đầu ra chẩn đoán tổng hợp  $D_{combined,k}$  được tính bằng tổng có trọng số của các đầu ra từ tất cả  $N$  phương pháp chẩn đoán (với  $N = 5$ ). Công thức tính như sau:

$$D_{combined,k} = \frac{\sum_{j=1}^N W_j D_{ij}}{\sum_{j=1}^N W_j} \quad (3.1)$$

Trong đó,  $W_j$  là trọng số phương pháp  $j$ ,  $D_{ij}$  là đầu ra của phương pháp  $j$  tương ứng với mẫu dữ liệu đầu vào  $i$ . Phương trình (3.1) đảm bảo rằng các phương pháp chẩn đoán có độ chính xác cao hơn sẽ có ảnh hưởng lớn hơn đến kết quả tổng hợp cuối cùng, trong khi các phương pháp kém tin cậy hơn sẽ đóng góp với tỷ trọng thấp hơn tương ứng. Bên cạnh đó, nếu một phương pháp cho ra kết quả chẩn đoán không phù hợp với dạng lỗi dự kiến, hệ thống sẽ loại bỏ đầu ra đó khỏi phép tính bằng cách gán giá trị bằng 0 cho quyết định của phương pháp đó.

Sau đó, mô-đun tối ưu trọng số thích nghi sẽ sử dụng tập dữ liệu huấn luyện để điều chỉnh các trọng số  $W_j$ , tối ưu hóa việc phân phối trọng số giữa các mô-đun thành phần sao cho phù hợp với hiệu suất thực tế. Khi đã có trọng số tối ưu, đầu ra chẩn đoán tổng hợp  $D_{combined,k}$  sẽ được tính lại dựa trên tập trọng số này và được dùng để phân loại loại sự cố cũng như đánh giá mức độ nghiêm trọng của lỗi trên máy biến áp.

Trong trường hợp hệ thống phát hiện lỗi nhiệt (khi giá trị đầu ra nằm trong khoảng  $2 < D_{combined,k} < 4$ , chỉ số tỷ lệ  $CO_2 / CO$  [45] sẽ được phân tích thêm để phân biệt giữa hiện tượng quá nhiệt dầu và suy giảm cách điện cellulose. Nếu tỷ lệ  $CO_2 / CO$  nhỏ hơn 7, điều này có thể gợi ý về sự suy thoái nghiêm trọng của cách điện cellulose, khi đó hệ thống sẽ khuyến nghị thực hiện thêm các phép thử polymer hóa để đánh giá mức độ lão hóa. Cuối cùng, hệ thống sẽ đưa ra kết luận về loại lỗi được phát hiện (F1, F2, F3 hoặc F4), hoặc xác nhận tình trạng vận hành bình thường nếu không có dấu hiệu sự cố đáng kể nào.



Hình 3.1 Sơ đồ biểu diễn hệ thống chẩn đoán lỗi máy biến áp

### 3.2. Mô hình hóa và ứng dụng logic mờ cho các phương pháp DGA

Việc tinh chỉnh các chức năng thành viên đầu ra để phân loại lỗi đã được tiến hành để nâng cao độ nhạy và độ chính xác của chẩn đoán lỗi máy biến áp. Một thách thức chính của các phương pháp FL thông thường trong DGA là việc sử dụng các hàm thành viên được xác định trước, có thể không thể hiện chính xác các mô hình nồng độ khí phức tạp liên quan đến các loại lỗi khác nhau. Những hạn chế này bắt nguồn từ ranh giới cứng nhắc giữa các loại đứt gãy, làm phức tạp việc chẩn đoán các trường hợp có nồng độ khí gần các vùng chuyển tiếp. Để giải quyết những thiếu sót này, các chức năng thành viên mới được thiết kế lại và tối ưu hóa thông qua phân tích thống kê dữ liệu lỗi lịch sử. Quá trình điều chỉnh liên quan đến việc kiểm tra bộ dữ liệu toàn diện về các lỗi máy biến áp, xác định xu hướng nồng độ khí và xác định lại các chức năng thành viên để nắm bắt tốt hơn các biến thể tinh tế trong thành phần khí. Bằng cách kết hợp cách tiếp cận dựa trên dữ liệu, các

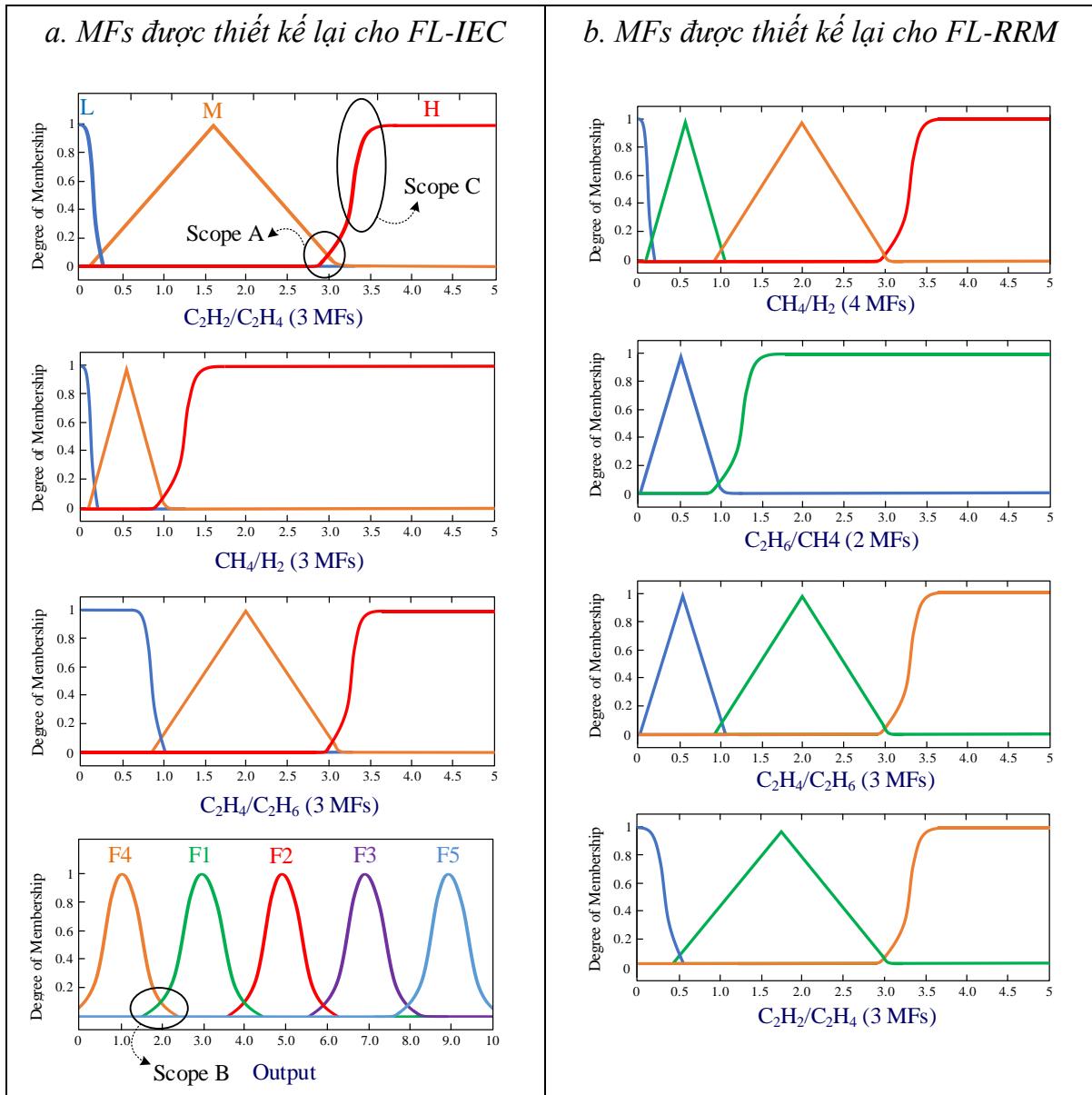
chức năng thành viên được cải tiến hiện cung cấp khả năng chuyển đổi mượt mà hơn giữa các danh mục lỗi, do đó giảm khả năng phân loại sai. Hơn nữa, những cải tiến này tạo điều kiện phân biệt chính xác hơn giữa các tình huống lỗi phức tạp, chẳng hạn như phân biệt giữa quá nhiệt và xả cục bộ khi mức nồng độ khí chồng chéo. Không giống như các phương pháp truyền thống thường chỉ định loại lỗi dựa trên một bộ quy tắc cứng nhắc, phương pháp nâng cao cung cấp quy trình phân loại linh hoạt và thích ứng hơn, cho phép chẩn đoán chính xác hơn. Do đó, các chức năng thành viên mới thu hẹp khoảng trống chẩn đoán do các phương pháp DGA thông thường để lại, cải thiện đáng kể độ tin cậy của việc phát hiện và phân loại lỗi máy biến áp. Trong phần này, nghiên cứu sẽ tập trung cải tiến các phương pháp chuẩn đoán lỗi DGA kết hợp FL bao gồm: FL-IEC, FL-RRM, FL-KGM, FL-DRM, và FL-DTM nhằm nâng cao độ chính xác cho từng phương pháp, từ đó góp phần cải thiện hiệu quả chẩn đoán tổng thể của mô hình.

### ***3.2.1. Cải tiến mô hình logic mờ tích hợp phương pháp tỷ lệ IEC và Roger***

Việc thiết kế lại các hàm thuộc (membership functions – MFs) trong mô-đun suy luận mờ FL-IEC được định hướng bởi ba cải tiến chính nhằm nâng cao hiệu suất chẩn đoán và khả năng xử lý các trường hợp nằm gần ranh giới phân loại. Các cải tiến này được minh họa trong Hình 3.2.a, bao gồm:

- Hình dạng và tính đối xứng của các hàm thuộc (ví dụ: Vùng A–C): Trong các vùng có chồng lấn (như giữa A và B), các hàm tam giác hoặc hình thang đối xứng được sử dụng nhằm tránh việc làm lệch kết quả về một vùng nào đó. Ngược lại, tại các vùng biệt lập như C, các hàm phi tuyến mạnh được áp dụng có chủ đích nhằm làm tăng nhanh giá trị thuộc tập, giúp mô hình đưa ra phân loại dứt khoát hơn khi không có yếu tố mơ hồ.

- Lựa chọn miền giá trị và tinh chỉnh thống kê: Ban đầu, các ngưỡng phân vùng mờ được thiết kế dựa theo tiêu chuẩn IEC (như trình bày trong Bảng 1), với các mã thuộc tập là 0, 1, 2 tương ứng với ba mức độ Thấp (L), Trung bình (M) và Cao (H). Tuy nhiên, thiết kế cơ sở này cho kết quả độ chính xác còn hạn chế. Để cải thiện, nhóm nghiên cứu đã thực hiện phân tích phân cụm và đánh giá phân bố dữ liệu trên 760 mẫu DGA trong tập dữ liệu. Dựa trên các xu hướng thực nghiệm và sự phân nhóm tự nhiên trong dữ liệu, các ngưỡng mờ được điều chỉnh sao cho phản ánh chính xác hơn hành vi thực tế của các tỷ số khí liên quan đến sự cố. Đối với các vùng có khả năng chồng lấn, chiến lược chồng lấn mờ được áp dụng nhằm tạo ra các chuyển tiếp mượt mà và nâng cao tính ổn định trong phân loại.



Hình 3.2 Các chức năng thành viên được thiết kế lại cho FL-IRM và FL-RRM

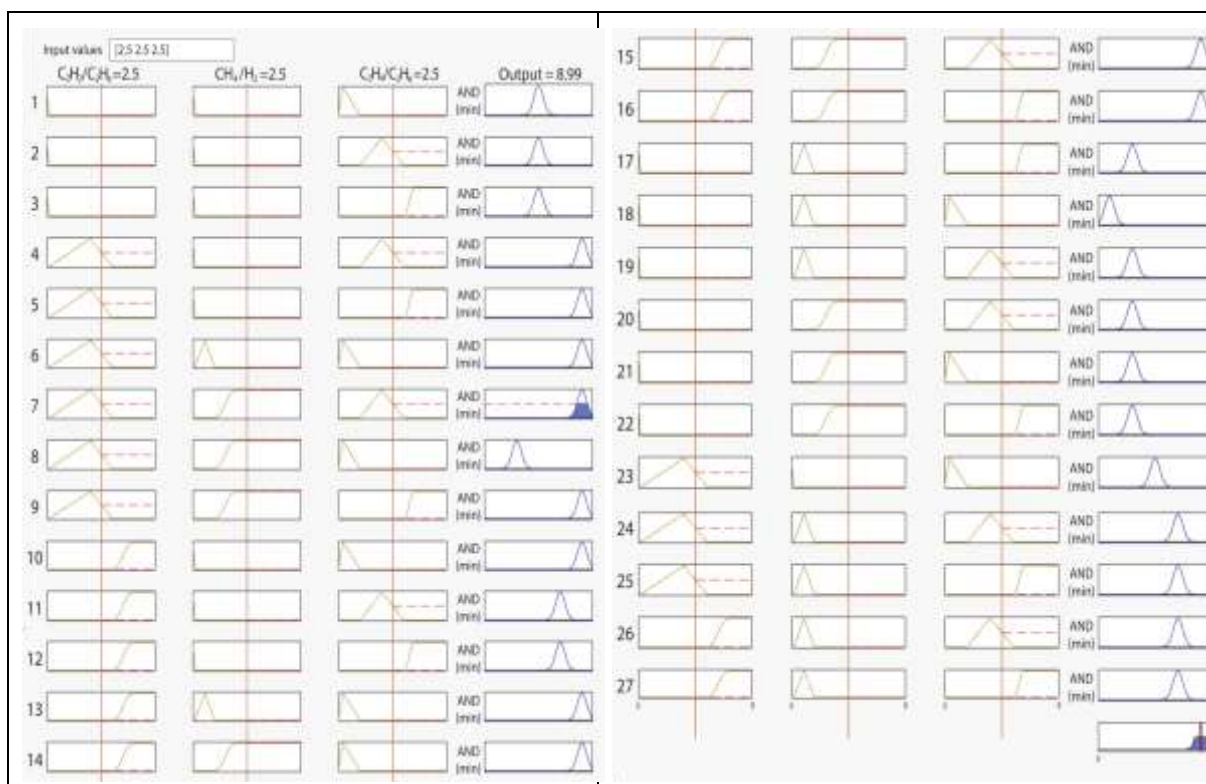
Mô hình AMFL được đề xuất kết hợp hai tiến bộ đáng kể để nâng cao độ chính xác chẩn đoán và giải quyết những hạn chế của các phương pháp truyền thống. Trong khi giữ lại các yếu tố cơ bản của khuôn khổ ban đầu như được mô tả trong [1], mô hình kết hợp các cải tiến đáng kể để giải quyết các kịch bản lỗi phức tạp hơn. Thứ nhất, khung FL cho các phương pháp chẩn đoán riêng lẻ (ví dụ: DTM, IRM, RRM, DRM và KGM) đã được cải thiện đáng kể so với nghiên cứu trước đó [39], [40], [43], [44]. Những cải tiến này bao gồm việc bổ sung một số quy tắc mới để xử lý các trường hợp biên cụ thể và cải thiện tính mạnh mẽ tổng thể của hệ thống. Ví dụ, các bộ sưu tập các quy tắc đã được phát triển để giải quyết các tình trạng mà các phương pháp truyền thống không thể chẩn đoán, chẳng hạn như sự thay đổi tinh tế về tỷ lệ khí hoặc trạng thái đứt gãy không phù hợp với các ranh giới được xác định trước [41]. Những cải tiến này cho phép hệ

thống thích ứng linh hoạt hơn với các điều kiện lỗi và bộ dữ liệu khác nhau, cung cấp một công cụ chẩn đoán toàn diện và chính xác hơn. Cùng với nhau, những tiến bộ này đảm bảo rằng mô hình FL nâng cao đạt được hiệu suất vượt trội trong việc phân loại ngay cả những tình huống lỗi khó khăn nhất.

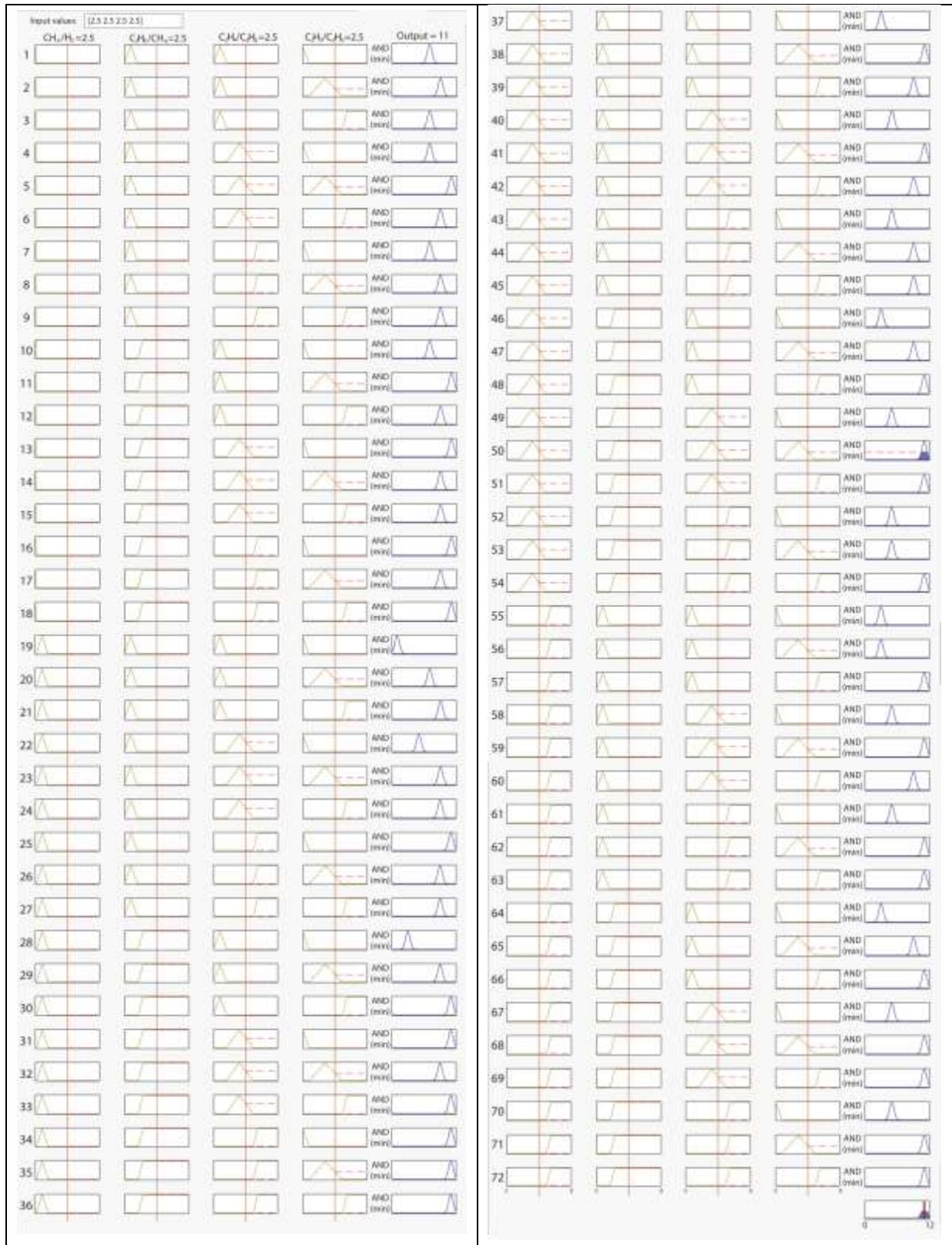
Bảng 3.1 Các quy tắc đã được thêm cho mô hình FL-IRM.

Tỉ lệ			Lỗi	Mã lỗi
$C_2H_2/ C_2H_4$	$CH_4/ H_2$	$C_2H_4/ C_2H_6$		
0	0	2	Nhiệt	F1
0	1	1	PD	F2
0	1	2	PD	F2
2	1	1	Hồ quang	F3
2	1	2	Hồ quang	F3
1	2	0	Nhiệt	F1

Trong nghiên cứu này, các quy tắc FL-IRM được xây dựng dựa trên các định nghĩa mã IRM ban đầu được nêu trong Bảng 2.3 và Bảng 2.4, và sau đó được bổ sung với sáu quy tắc bổ sung, như được nêu chi tiết trong Bảng 3.1. Dựa trên cơ sở đó 27 luật mờ mới được thiết kế lại như trong Hình 3.3.



Hình 3.3 Bộ 27 luật mờ được thiết kế lại cho FL-IEC



Hình 3.4 Bộ 72 luật mờ được thiết kế lại cho FL-RRM

Tập hàm thuộc đầu ra của phương pháp FL-IRM được thiết kế cải tiến so với các nghiên cứu trước [14,22,23], bao gồm các hàm từ F1 đến F4, với các khoảng giá trị và lỗi tương ứng trải dài từ lỗi nhiệt (T) đến lỗi phóng điện hồ quang nghiêm trọng (D).

Bên cạnh đó, hàm F0 được xác định trong khoảng từ 0–2 để biểu thị tình trạng không có lỗi (N), trong khi hàm F5 nằm trong khoảng từ 8–10 được sử dụng để đại diện cho trạng thái (UD). Như vậy, tập hàm thuộc đầu ra của hệ fuzzy logic trong phương pháp này được xác định trong khoảng giá trị từ 0–10, phản ánh đầy đủ các trạng thái từ không lỗi đến không xác định, như thể hiện trong Bảng 3.2. Ngoài ra cách thiết kế tập hàm thuộc đầu ra này cũng áp dụng cho các phương pháp FL-RRM, FL- KGM, và FL-DRM.

*Bảng 3.2 Mã lỗi cho hàm thuộc đầu ra FL-IEC*

Lỗi	Kết quả	Chuẩn đoán lỗi
F4	$0 < D \leq 2$	- Bình thường N
F1	$2 < D \leq 4$	- Quá nhiệt T
F2	$4 < D \leq 6$	- Phóng điện cục bộ PD
F3	$6 < D \leq 8$	- Hồ quang điện D
F5	$8 < D \leq 10$	- Ngoài phạm vi mã hóa

Tương tự như phương pháp FL-IRM, phương pháp FL-RRM cũng được xây dựng lại với bộ hàm thuộc và tập luật mờ chuyên biệt, dựa trên các tỷ số khí đặc trưng được quy định trong phương pháp RRM truyền thống (Bảng 2.1 và Bảng 2.2). Thiết kế chi tiết được trình bày trong Hình 2.3.b (hàm thuộc), Hình 3.4 (bộ luật) và 28 luật mới cho phương pháp FL-RRM được thể hiện trong Bảng 3.3.

*Bảng 3.3 Các quy tắc đã được thêm cho mô hình FL-IRM*

Tỉ lệ khí				Lỗi	Mã lỗi
$CH_4 / H_2$	$C_2 H_6 / CH_4$	$C_2 H_4 / C_2 H_6$	$C_2 H_2 / C_2 H_4$		
2	0	0	1	Nhiệt	F1
1	1	1	0	Nhiệt	F1
1	1	2	0	Nhiệt	F1
1	1	2	1	Nhiệt	F1
2	0	1	0	Nhiệt	F1
2	0	2	0	Nhiệt	F1
2	1	1	0	Nhiệt	F1
2	1	2	0	Nhiệt	F1
5	0	1	0	PD	F2
5	0	2	0	PD	F2
5	1	0	0	PD	F2
5	0	1	2	Hồ quang	F3
5	0	2	1	Hồ quang	F3

5	0	2	2	Hồ quang	F3
5	1	0	2	Hồ quang	F3
5	1	1	1	Hồ quang	F3
5	1	1	2	Hồ quang	F3
5	1	2	1	Hồ quang	F3
0	0	0	2	Hồ quang	F3
0	1	0	1	Hồ quang	F3
0	1	1	1	Hồ quang	F3
1	0	0	2	Hồ quang	F3
1	0	1	2	Hồ quang	F3
1	0	2	1	Hồ quang	F3
1	0	2	2	Hồ quang	F3
1	1	0	1	Hồ quang	F3
2	0	1	2	Hồ quang	F3
2	1	0	1	Hồ quang	F3

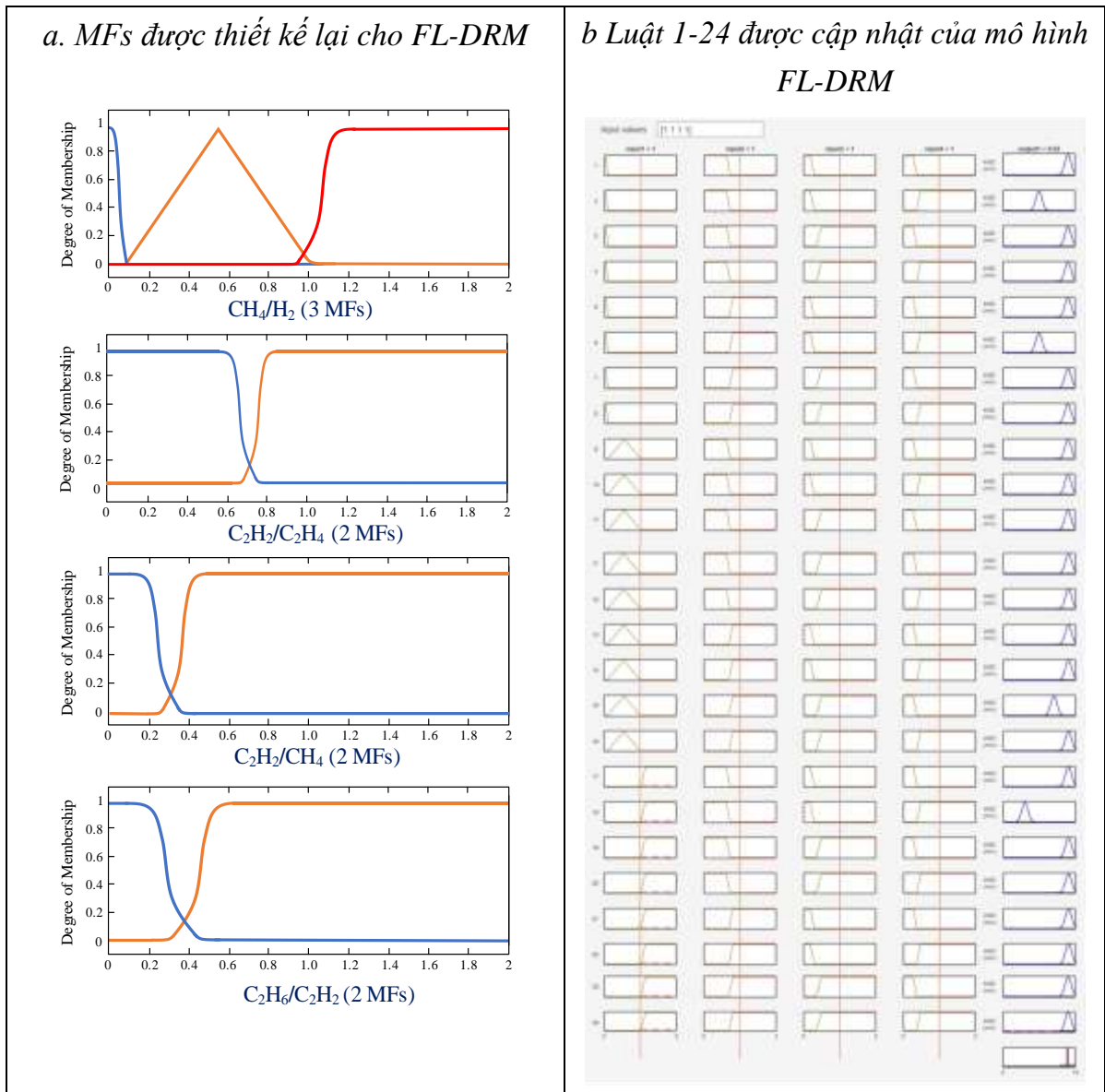
Nhờ những cải tiến này, mô hình FL đề xuất đạt được khả năng phân loại chính xác hơn, tăng cường hiệu quả chẩn đoán và giảm thiểu sai sót so với các phương pháp truyền thống với FL dựa trên các luật gốc.

### 3.2.2. Điều chỉnh luật mờ cho phương pháp tỷ lệ Doernenburg

Tương tự như phương pháp FL-IRM, phương pháp FL-DRM cũng được xây dựng lại với bộ hàm thuộc và tập luật mờ chuyên biệt, dựa trên các tỷ số khí đặc trưng được quy định trong phương pháp Doernenburg truyền thống. Cụ thể, bốn tỷ số khí chính được sử dụng trong phương pháp này được làm đầu vào cho FL bao gồm:  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2 H_2 / C_2 H_4$ ,  $C_2 H_4 / C_2 H_6$  và  $CH_4 / C_2 H_6$ . Các hàm thuộc (minh họa trong Hình 3.5.a) được thiết kế với vùng chồng lấn hợp lý nhằm tăng khả năng nhận diện các trường hợp biên, nơi các tỷ số khí không rơi hoàn toàn vào một phạm vi cụ thể nào. Điều này

cho phép hệ thống đưa ra các suy luận mềm, giúp tăng độ chính xác trong các tình huống có đặc điểm lỗi mơ hồ hoặc hỗn hợp. Sự kết hợp này không chỉ khắc phục được hạn chế cứng nhắc của DRM cổ điển mà còn nâng cao khả năng áp dụng thực tiễn trong các tình huống có đặc điểm lỗi phức tạp.

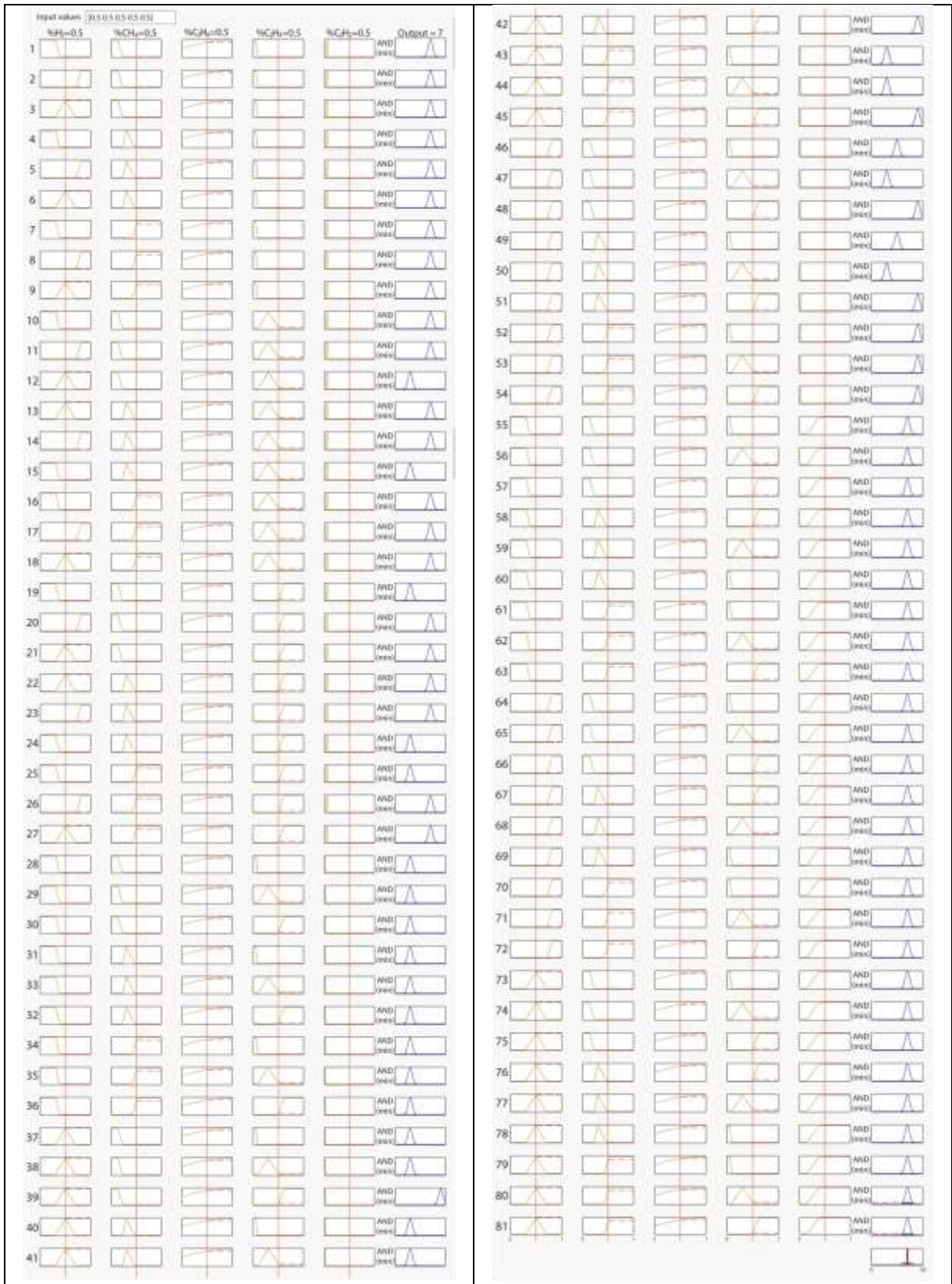
Về đầu ra, kết quả chẩn đoán của khối FL-DRM được mã hóa theo một trong các mã lỗi tiêu chuẩn: F1 (lỗi nhiệt), F2 (phóng điện cục bộ), F3 (phóng điện hồ quang), F4 (hoạt động bình thường) hoặc F5 (không xác định). Đầu ra này sau đó sẽ được tích hợp cùng với các phương pháp khác thông qua cơ chế tính trọng số thích nghi nhằm tạo thành quyết định tổng hợp cuối cùng.



Hình 3.5 MFs và 24 luật mờ được thiết kế của mô hình FL-DRM

### ***3.2.3. Cách tiếp cận mới dựa trên phương pháp khí chính IEEE kết hợp logic mờ***

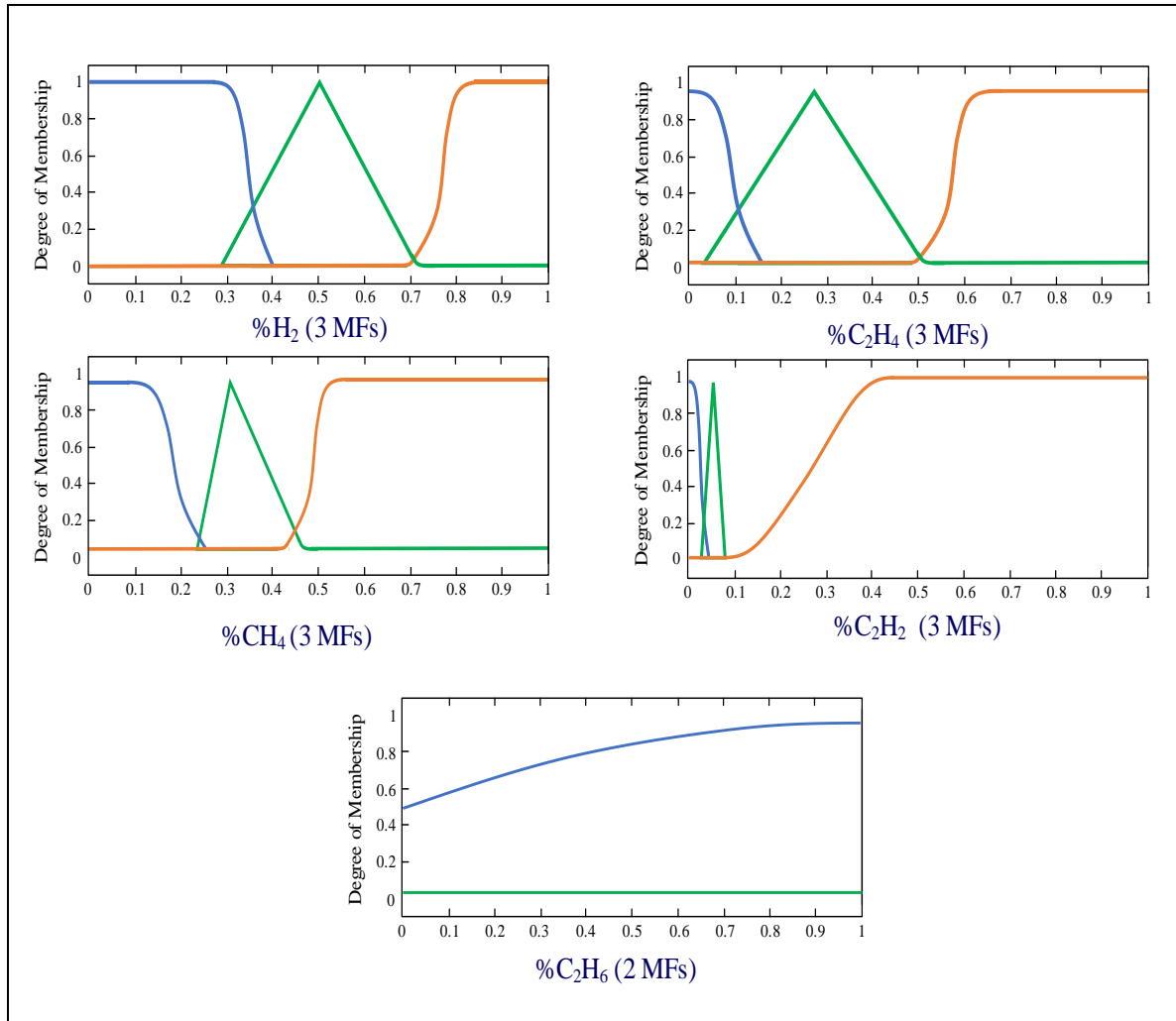
Trong nghiên cứu của nhóm tác giả, một mô hình chẩn đoán mới FL-KGM được đề xuất nhằm khắc phục các hạn chế trong chẩn đoán lỗi máy biến áp. Cải tiến chính là loại bỏ nồng độ khí CO và CO<sub>2</sub> (thường gây nhiễu trong việc chuẩn đoán lỗi trong KGM truyền thống) ra khỏi tập dữ liệu đầu vào của hệ thống logic mờ, thay vào đó sử dụng tỷ số CO<sub>2</sub> /CO làm tiêu chí phụ để phân biệt lỗi nhiệt có hoặc không liên quan đến suy giảm cellulose.



Hình 3.6 Bộ 81 luật mờ được thiết kế lại cho FL-KGM

Bên cạnh đó, phương pháp FL-KGM cũng được xây dựng lại với bộ hàm thuộc và tập luật mờ chuyên biệt. Cụ thể, 5 nồng độ phần trăm khí chính được sử dụng trong phương pháp này bao gồm:  $\%H_2$ ,  $\%CH_4$ ,  $\%C_2H_6$ ,  $\%C_2H_4$  và  $\%C_2H_2$  với tập

hàm thuộc được thiết kế lại (như Hình 3.7) và bộ 81 luật FL tối ưu hóa từ dữ liệu thực tế (Hình 3.6).



Hình 3.7 MFs được thiết kế lại cho FL-KGM

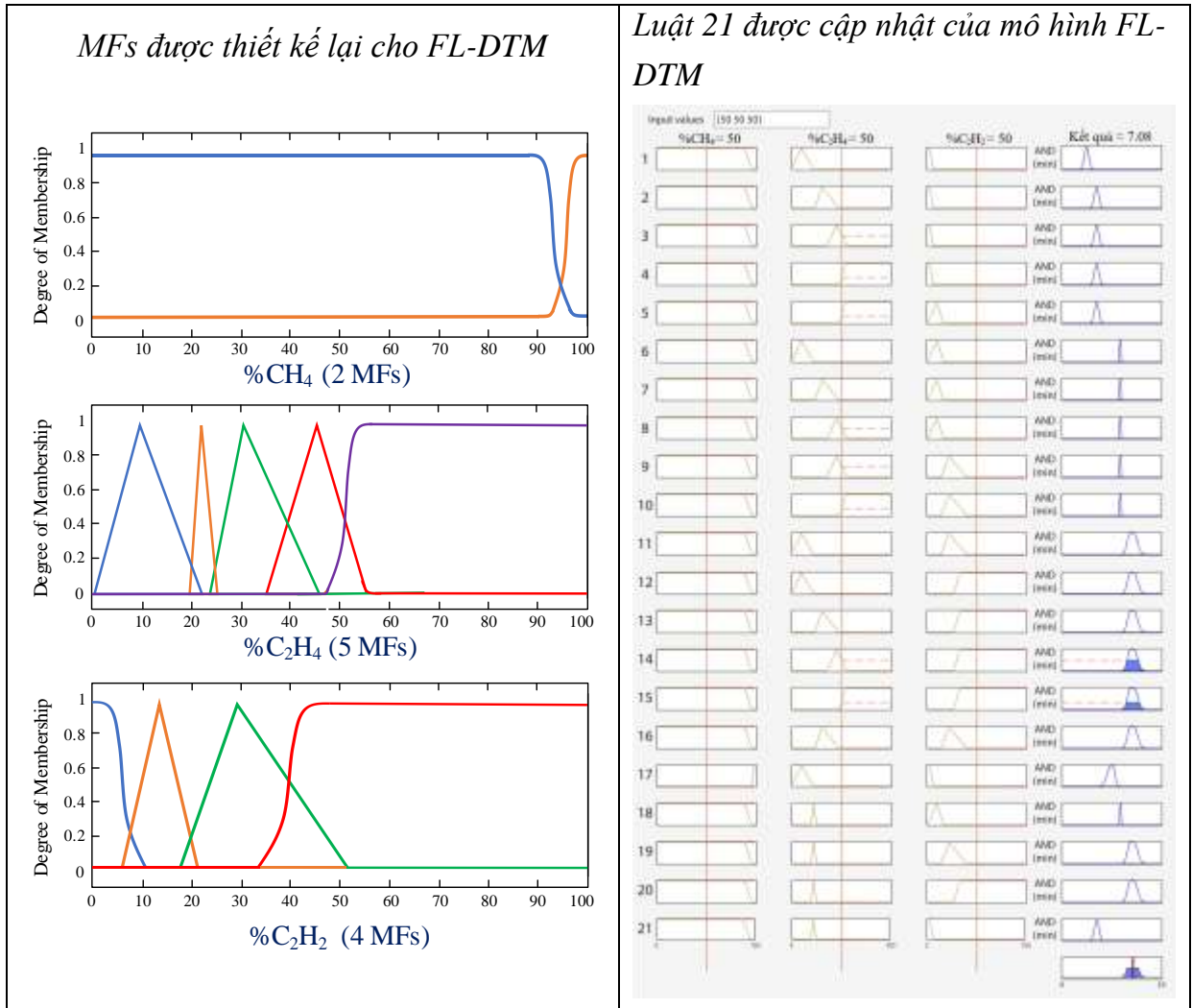
Với cấu trúc linh hoạt, tiêu chí đánh giá được tối ưu hóa và khả năng xử lý hiệu quả các trường hợp biên, phương pháp FL-KGM đã mở rộng giới hạn ứng dụng của kỹ thuật khí chính, đồng thời nâng cao độ chính xác trong nhận dạng lỗi phức tạp và tăng cường độ tin cậy cho hệ thống chẩn đoán máy biến áp.

### 3.2.4. Phát triển lớp tiền xử lý kết hợp DTM và logic mờ

Cũng giống như phương pháp FL-IRM, phương pháp FL-DTM cũng được xây dựng lại với bộ hàm thuộc và tập luật mờ chuyên biệt. Thiết kế chi tiết được trình bày trong Hình 3.8 (bao gồm hàm thuộc và bộ luật).

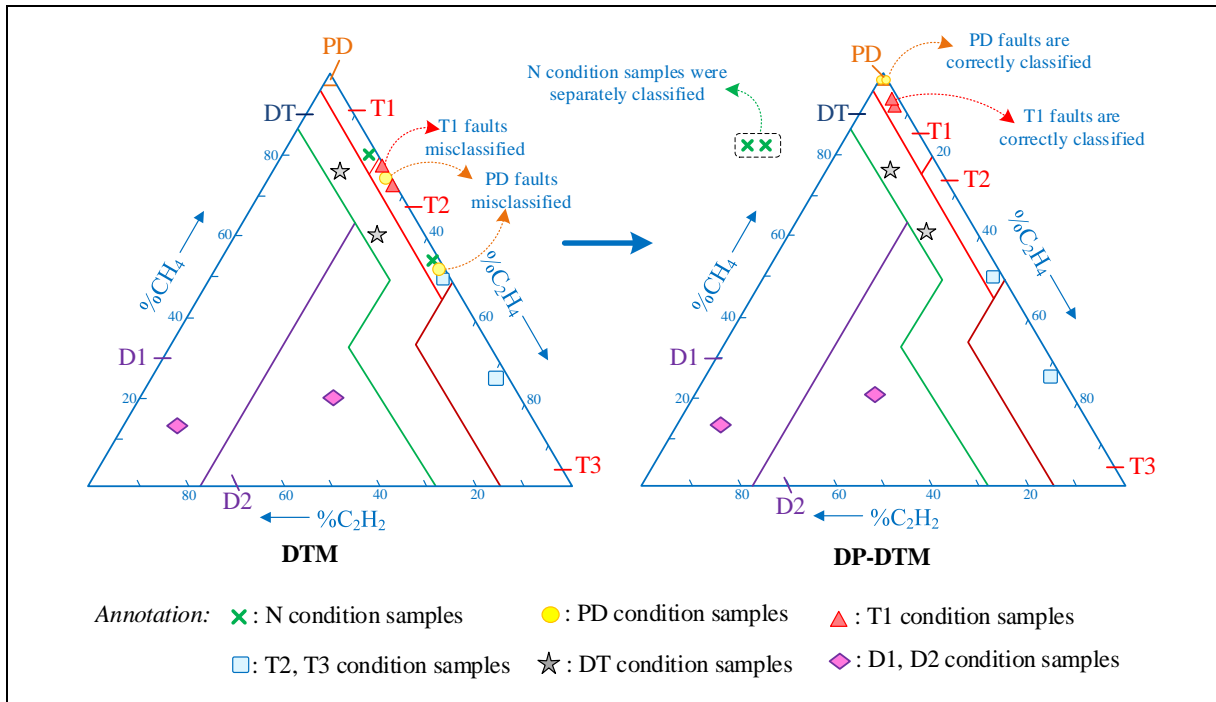
Cụ thể, 5 nồng độ phần trăm khí chính được sử dụng trong phương pháp này bao gồm: %H<sub>2</sub>, %CH<sub>4</sub>, %C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, %C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> và %C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>. Bởi vì, trong nghiên cứu trước đây của chúng tôi [32], độ chính xác của FL-DTM đã được cải thiện từ 80% lên 98,1% thông qua việc triển khai một lớp tiền xử lý nâng cao. Dựa trên sự tiến bộ này, lớp tiền

xử lý không chỉ nâng cao chất lượng dữ liệu mà còn mở rộng phương pháp FL-DTM bằng cách tăng số lượng tỷ lệ khí đầu vào từ ba ( $\%CH_4$ ,  $\%C_2H_4$  và  $\%C_2H_2$ ) lên năm ( $\%H_2$ ,  $\%CH_4$ ,  $\%C_2H_6$ ,  $\%C_2H_4$  và  $\%C_2H_2$ ). Cải tiến này giải quyết một hạn chế quan trọng của phương pháp truyền thống, trong đó sự vắng mặt của  $C_2H_6$  ảnh hưởng đến độ chính xác của chẩn đoán lỗi nhiệt và việc loại trừ  $H_2$  ảnh hưởng đến việc phát hiện lỗi PD. Ví dụ, kết quả phân loại trước và sau khi sử dụng lớp tiền xử lý cho DTM, như minh họa trong Hình 3.9, chứng minh sự gia tăng độ chính xác của mô hình.



Hình 3.8 MFs và 21 luật mờ được thiết kế của mô hình FL-DTM

Bằng cách kết hợp các tỷ lệ khí bổ sung này, mô hình tinh chỉnh đảm bảo thể hiện toàn diện hơn về các điều kiện lỗi máy biến áp, dẫn đến hiệu suất phân loại được cải thiện và độ tin cậy chẩn đoán cao hơn. Nghiên cứu này cũng sử dụng cải tiến này bằng cách thực hiện phương pháp logic mờ dữ liệu-Tam giác Duval 1 (DPFD), do đó tăng cường hơn nữa độ tin cậy và độ bền của hệ thống.



Hình 3.9 Cải thiện độ chính xác trong DTM sau khi áp dụng lớp tiền xử lý [32]

Như vậy, năm phương pháp DGA truyền thống gồm IRM, RRM, DRM, KGM và DTM đã được cải tiến bằng cách tích hợp logic mờ với các chiến lược thiết kế khác nhau: tối ưu hóa hàm thuộc, mở rộng tập luật suy luận, loại bỏ nhiễu đầu vào và bổ sung các tiêu chí phụ trợ. Những cải tiến này không chỉ giải quyết các điểm yếu riêng lẻ mà còn tạo nền tảng cho việc xây dựng một mô hình suy luận tổng hợp, có khả năng học thích nghi và đưa ra quyết định chính xác hơn. Bên cạnh đó, khung phân loại đầu ra của năm phương pháp FL-DGA đã được mở rộng để bổ sung thêm trạng thái lỗi hỗn hợp – DT, nhằm xử lý các trường hợp chồng lấn khi đặc điểm của lỗi nhiệt và lỗi điện cùng xuất hiện. Cải tiến này dựa trên phân tích thống kê chi tiết từ các tập dữ liệu DGA thực tế, giúp mô hình có khả năng xử lý hiệu quả các tình huống lỗi phức tạp. Thông qua việc xác định lại và tinh chỉnh các khoảng giá trị trạng thái, hệ thống giảm thiểu sự chồng lấn và mơ hồ trong phân loại lỗi, đồng thời vẫn đảm bảo tuân thủ nguyên lý thiết kế ban đầu. Hệ thống đầu ra mở rộng được xây dựng dựa theo Bảng 3.4, trong đó bổ sung một loại lỗi mới là F6 (DT), nhằm nâng cao hiệu quả nhận diện các lỗi nhiệt – điện đồng thời. Để xác định chính xác lỗi DT, hệ thống yêu cầu ít nhất một phương pháp chẩn đoán phân loại là D và ít nhất một phương pháp phân loại là T. Theo đó, khoảng giá trị chẩn đoán cho lỗi DT được thiết kế hệ thống hóa dựa trên giá trị trung bình của các khoảng mà lỗi D và T đồng thời xuất hiện trong nhiều phương pháp. Cụ thể, trong Bảng 3.4, khoảng giá trị chẩn đoán lỗi DT được chia thành hai vùng chính: 4.0–4.3, thường xảy ra khi có hai phương pháp xác định là T và một là D; và 5.7–6.0, thường tương ứng với hai phương pháp xác định là D và một là T. Các khoảng này được xác lập có chiến lược dựa

trên đặc điểm lỗi thực tế và phương pháp luận của DTM liên quan đến vùng DT, nhằm đảm bảo đánh giá chính xác và toàn diện nhất về tình trạng lỗi máy biến áp.

Bảng 3.4 Mã lỗi cho quyết định đầu ra tổng thể

Lỗi	Khoảng	Tiêu chí phụ	Chẩn đoán lỗi
F4	$0.0 < D \leq 2.0$		- Vận hành bình thường (N)
F1	$2.0 < D \leq 4.0$	$\frac{CO_2}{CO} \geq 7.0$	- Quá nhiệt cục bộ không liên quan đến cellulose (T)
		$\frac{CO_2}{CO} < 7.0$	- Quá nhiệt cục bộ có liên quan đến cellulose (T & C)
F6	$4.0 < D \leq 4.3$ $5.7 < D \leq 6.0$		- Lỗi hỗn hợp nhiệt và điện (DT)
F2	$4.3 < D \leq 5.7$		- Phóng điện cục bộ trong dầu (PD)
F3	$6.0 < D \leq 8.0$		- Phóng điện trong dầu (D)
F5	$8.0 < D \leq 10.0$		- Ngoài phạm vi mã hóa (Out of Code)

Sự tinh chỉnh này không chỉ nâng cao độ chính xác trong chẩn đoán mà còn làm tăng đáng kể tính ứng dụng thực tiễn của phương pháp, đảm bảo khả năng xử lý hiệu quả các kịch bản lỗi trong điều kiện vận hành thực tế. Việc bố trí hệ thống các khoảng DT một cách khoa học là một bước cải tiến đáng kể so với các cách tiếp cận truyền thống, khẳng định khả năng của mô hình đề xuất trong việc cung cấp đánh giá sâu và có giá trị hơn về tình trạng sức khỏe của máy biến áp.

Phần tiếp theo trong chương này sẽ trình bày cách tích hợp các mô hình logic mờ đã xây dựng vào một kiến trúc đa lớp thích nghi, nhằm tối ưu hóa hiệu suất chẩn đoán và nâng cao độ tin cậy của hệ thống đánh giá trạng thái MBA dựa trên DGA.

### 3.3. Tích hợp mô hình logic mờ đa lớp thích nghi trong chẩn đoán DGA

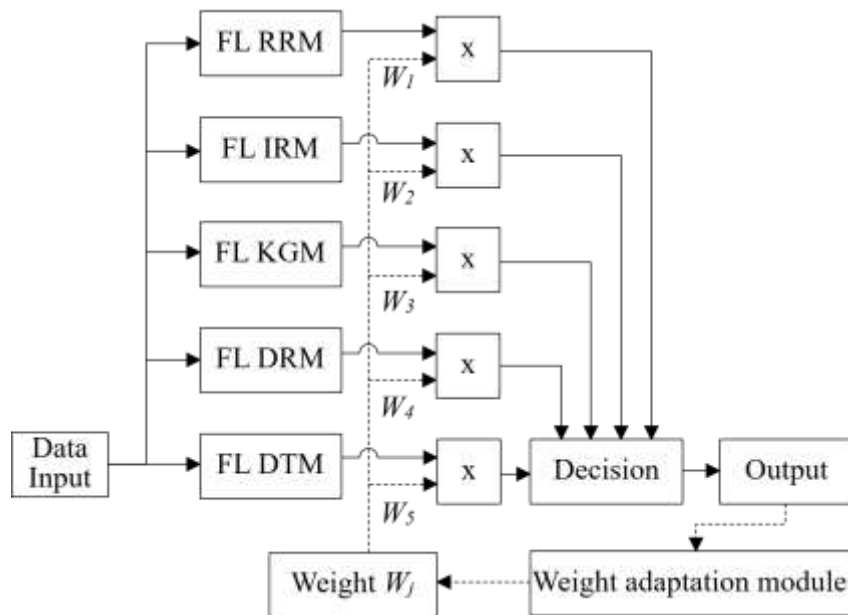
Các phương pháp FL-DGA cải tiến đã cho thấy hiệu quả rõ rệt trong việc nhận dạng và phân loại lỗi từ dữ liệu DGA, đặc biệt trong các tình huống phức tạp hoặc biên. Tuy nhiên, mỗi phương pháp riêng lẻ có khả năng chẩn đoán tốt các dạng lỗi khác nhau, dẫn đến sự sai khác trong kết quả khi xử lý các tình huống lỗi phức tạp hoặc chồng lấn. Để khai thác tối đa ưu điểm của từng phương pháp, nhóm nghiên cứu đề xuất mô hình logic mờ đa lớp tích hợp, kết hợp đầu ra từ nhiều hệ thống FL- DGA thông qua một cơ chế tính trọng số động. Điểm nổi bật của mô hình là việc ứng dụng thuật toán học máy (ML), cụ thể là tối ưu hóa bằng phương pháp **gradient descent**, nhằm điều chỉnh trọng số của từng mô hình con theo mức độ đóng góp vào kết quả chẩn đoán cuối cùng. Cách tiếp cận này giúp hệ thống tự học từ dữ liệu thực tế, thích nghi với các dạng lỗi mới và

nâng cao độ chính xác tổng thể trong quá trình suy luận. Phần này trước hết sẽ tập trung trình bày cơ chế điều chỉnh trọng số động được đề xuất, sau đó sẽ mô tả chi tiết thuật toán tối ưu được áp dụng cho mô hình tích hợp.

### 3.3.1. Cơ chế điều chỉnh trọng số động được đề xuất

Một cơ chế lập được xây dựng nhằm hiệu chỉnh lại trọng số của từng phương pháp DGA thành phần, cho phép hệ thống ưu tiên đóng góp của các mô-đun dựa trên hiệu suất chẩn đoán thực tế. Cách tiếp cận tổng thể này giúp nâng cao khả năng đánh giá tình trạng máy biến áp, đồng thời có thể phát hiện được những dạng sự cố mà các phương pháp đơn lẻ có thể bỏ sót [1], [37].

Tính chất thích nghi của hệ thống, được thể hiện qua thiết kế hàm thuộc mờ và cơ chế điều chỉnh trọng số động, cho phép mô hình không ngừng hoàn thiện năng lực chẩn đoán trong quá trình tiếp nhận thêm dữ liệu mới. Nhờ đó, mô hình có khả năng phản ứng linh hoạt với các điều kiện vận hành thay đổi theo thời gian. Kiến trúc tổng thể của mô hình được đề xuất được mô tả trong Hình 3.10, trong đó minh họa rõ sự tích hợp giữa các mô-đun FL-DGA, cơ chế thích nghi trọng số và quá trình lập để đảm bảo phân loại lỗi chính xác và linh hoạt theo thời gian.



Hình 3.10 Kiến trúc của mô hình dựa trên FL-DGA với cơ chế trọng số thích ứng

Bên cạnh đó, hệ thống cho thấy khả năng huấn luyện với nhiều tập dữ liệu khác nhau, từ đó thích nghi và cải thiện hiệu suất đối với các loại sự cố cụ thể. Chẳng hạn, khi được huấn luyện với tập dữ liệu có tỷ lệ cao các lỗi điện (như phóng điện hay hồ quang), hệ thống sẽ tự điều chỉnh để tăng trọng số cho các phương pháp chẩn đoán mạnh về lỗi điện, điển hình như FL-DTM, đồng thời giảm mức ảnh hưởng của các phương

pháp thiên về lỗi nhiệt như FL-RRM hoặc FL-KGM. Ngược lại, nếu tập huấn luyện chủ yếu gồm các sự cố nhiệt, mô hình sẽ ưu tiên các mô-đun có khả năng nhận diện lỗi nhiệt tốt hơn, đồng thời giảm ảnh hưởng của các phương pháp vốn tối ưu cho lỗi điện.

Nhờ khả năng tự thích nghi theo dữ liệu huấn luyện, mô hình có thể tự điều chỉnh trọng số để đạt hiệu quả cao hơn trong từng bối cảnh ứng dụng cụ thể. Cơ chế tối ưu trọng số bao gồm:

- (i) Khởi tạo trọng số dựa trên độ chính xác thực nghiệm ban đầu của từng mô-đun FL-DGA [1].
- (ii) Sau mỗi vòng chẩn đoán, mô hình đánh giá đầu ra của từng mô-đun so với nhãn đúng  $\rightarrow$  tính sai số bình phương (MSE).
- (iii) Cập nhật trọng số theo hướng giảm sai số tổng thể, có ràng buộc để đảm bảo ổn định và tránh học quá khớp (overfitting).
- (iv) Qua nhiều lần lặp, mô hình sẽ ưu tiên các phương pháp có độ chính xác cao và giảm ảnh hưởng của các mô-đun không phù hợp với tình huống dữ liệu cụ thể. Nhờ đó, độ chính xác tổng thể tăng lên tới **99.4%** – vượt trội so với các phương pháp cố định hoặc mô hình học máy khác.

Thông qua việc tận dụng dữ liệu lịch sử kết hợp với các kỹ thuật trí tuệ tính toán tiên tiến, như được trình bày trong các nghiên cứu gần đây [47], [48], hệ thống đã phần nào khắc phục được những hạn chế cố hữu của các phương pháp tỷ số truyền thống [9], [10], [11]. Phần tiếp theo sẽ trình bày chi tiết nguyên lý hoạt động và thuật toán triển khai cơ chế điều chỉnh trọng số động.

### 3.3.2. Thuật toán tối ưu trọng số

Cơ chế thích nghi trọng số nhằm nâng cao khả năng thích ứng của hệ thống trong các điều kiện vận hành đa dạng. Một trong những hạn chế lớn nhất của các hệ thống Multi-Fuzzy Logic hiện nay là việc gán trọng số cố định cho từng phương pháp trong suốt quá trình chẩn đoán [1][39]. Điều này dẫn đến sự thiếu thích nghi khi dữ liệu đầu vào thay đổi – ví dụ, nếu một phương pháp có độ chính xác thấp trong một tình huống cụ thể, nó vẫn đóng góp ngang bằng như các phương pháp khác, khiến kết quả suy luận tổng thể bị nhiễu.

Nghiên cứu hiện tại đã khắc phục vấn đề này bằng cách phát triển một cơ chế thích nghi trọng số được giới thiệu trong phần 3.3.1. Cụ thể, cơ chế điều chỉnh trọng số động được triển khai theo từng bước như sau:

**a) Bước 1 – Khởi tạo:** Trọng số ban đầu  $W_{init}$  được gán dựa trên dữ liệu lỗi lịch sử và các chỉ số độ chính xác thu được từ các nghiên cứu trước đó [1]. Các trọng số này đóng

vai trò điểm khởi đầu cho quá trình tối ưu lặp, nhằm đảm bảo sự đóng góp cân bằng từ tất cả các phương pháp. Khác với việc chọn ngẫu nhiên, các trọng số ban đầu trong mô-đun tối ưu thích nghi của chúng tôi được xác định dựa trên độ chính xác chẩn đoán của từng phương pháp FL-DGA trên tập huấn luyện. Cách tiếp cận này phản ánh hiệu năng cơ bản của từng phương pháp và cung cấp một điểm xuất phát hợp lý cho quá trình điều chỉnh trọng số. Một phương pháp tương tự trong việc khởi tạo trọng số cũng được đề cập trong [1], tuy nhiên không được giải thích sâu và không bao gồm cơ chế thích nghi. Ngược lại, mô hình của chúng tôi tích hợp một quá trình điều chỉnh, khiến việc lựa chọn trọng số ban đầu càng trở nên quan trọng đối với hiệu suất tổng thể. Ngoài ra, thuật toán thích nghi áp dụng một ràng buộc (ký hiệu là  $\delta$ ) để giới hạn mức thay đổi tối đa của trọng số giữa các vòng lặp. Ràng buộc này giúp tránh hiện tượng quá khớp và đảm bảo tính ổn định hội tụ, nhưng đồng thời cũng giới hạn khả năng tối ưu hóa nếu trọng số ban đầu cách quá xa giá trị tối ưu. Ví dụ, nếu trọng số tối ưu cho FL-IRM là 0.6 nhưng giá trị khởi tạo là 0.2 và  $\delta = 0.1$ , thì phạm vi điều chỉnh chỉ nằm trong khoảng  $[0.1, 0.3]$ , không thể hội tụ đến giá trị mong muốn. Ngược lại, nếu khởi tạo ở mức gần hơn, chẳng hạn 0.55 với  $\delta = 0.1$ , phạm vi  $[0.45, 0.65]$  sẽ bao gồm được giá trị tối ưu là 0.6. Do đó, bằng cách lựa chọn trọng số ban đầu dựa trên hiệu suất quan sát được và đảm bảo nằm gần vùng tối ưu dự kiến, mô hình đạt được khả năng thích nghi cao hơn và độ chính xác chẩn đoán cuối cùng tốt hơn. Qua nhiều thử nghiệm, chúng tôi nhận thấy rằng việc khởi tạo trọng số dựa trên độ chính xác chẩn đoán luôn cho kết quả hội tụ tốt hơn so với khởi tạo ngẫu nhiên, đồng thời mang lại hiệu quả phân loại cuối cùng cao hơn. Điều này khẳng định tính hợp lý và hiệu quả của phương pháp khởi tạo trọng số trong khuôn khổ hệ thống multi-fuzzy logic thích nghi.

**b) Bước 2 – Đánh giá sai số:** Sai khác giữa giá trị quyết định tổng hợp  $D_{combined,k}$  và giá trị thực tế quan sát được  $D_{real}$  tại mỗi điểm dữ liệu được sử dụng để tính sai số bình phương theo công thức:

$$Error_k = (D_{combined,k} - D_{real})^2 \quad (3.2)$$

Tổng sai số trên  $M$  điểm dữ liệu trong vòng lặp  $k$ -th, thường được gọi là sai số bình phương trung bình  $MSE_k$  trong các bài toán tối ưu, được tính theo:

$$MSE_k = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Error_k \quad (3.3)$$

**c) Bước 3 – Tối ưu hóa trọng số:** Các trọng số  $W_j$  được cập nhật lặp lại thông qua thuật toán gradient descent nhằm giảm thiểu sai số bình phương trung bình  $MSE_k$ . Quá trình này được chia thành ba bước nhỏ như sau:

- Tính đạo hàm (gradient): Đạo hàm của tổng sai số theo từng trọng số  $W_j$  được xác định bởi:

$$\frac{\partial MSE_k}{\partial W_j} = -\frac{2}{M} \sum_{i=1}^M (D_{real} - D_{combined,k}) \left( \frac{\sum_j^N D_{ij} \left( \sum_j^N W_j \right) - \sum_j^N D_{ij} W_j}{\left( \sum_j^N W_j \right)^2} \right) \quad (3.4)$$

- Quy tắc cập nhật trọng số: Để tối thiểu hóa  $MSE_k$ , các trọng số  $W_j$  được cập nhật lặp lại bằng cách sử dụng tối ưu hóa dựa trên gradient. Công thức cập nhật cho mỗi trọng số  $W_j^{(k+1)}$  tại vòng lặp  $(k+1)$ -th được cho bởi:

$$W_j^{(k+1)} = W_j^{(k)} - \eta \frac{\partial MSE_k}{\partial W_j} \quad (3.5)$$

Trong đó,  $\eta$  là tốc độ học (learning rate) điều chỉnh kích thước bước cập nhật.

- Ràng buộc để tránh thay đổi trọng số quá lớn: Để ngăn các thay đổi quá mức trong trọng số, một ràng buộc  $\delta$  được áp dụng:

$$\text{Nếu } \|W_{new} - W_{init}\|_1 > \delta \text{ thì chuẩn hóa lại } W_{new} \quad (3.6)$$

Trong đó,  $\| \cdot \|_1$  đại diện cho  $L_1 - norm$ , dùng để đo tổng độ lớn của sự thay đổi trọng số. Ràng buộc điều chỉnh này đảm bảo quá trình tối ưu duy trì sự ổn định và tránh hiện tượng quá khớp trên các mẫu dữ liệu cụ thể.

- Thuật toán áp dụng một ràng buộc đối với độ thay đổi trọng số tối đa bằng cách sử dụng phương pháp chuẩn hóa theo vector, như được định nghĩa trong các bước 10–14 của thuật toán 1. Thay vì cắt ngưỡng từng trọng số riêng lẻ, thuật toán đánh giá khoảng cách  $L_1 - norm$  giữa vector trọng số mới  $W_{new}$  và vector trọng số khởi tạo  $W_{init}$ . Nếu khoảng cách này vượt quá một ngưỡng định trước  $\delta$ , quá trình cập nhật trọng số sẽ được tái điều chỉnh theo tỷ lệ dọc theo hướng thay đổi, nhằm đảm bảo tổng độ lệch vẫn nằm trong giới hạn cho phép.

Công thức cập nhật khi vượt ngưỡng được biểu diễn như sau:

$$W = W_{init} + (W_{new} - W_{init}) \frac{\delta}{\|W_{new} - W_{init}\|_1} \quad (3.7)$$

Cách biểu diễn này giúp bảo toàn hướng thay đổi dự kiến của vector trọng số, đồng thời ngăn chặn sự thay đổi quá mức hoặc không ổn định trong một vòng lặp duy nhất. Nhờ đó, quá trình hội tụ trở nên ổn định hơn, và mô hình có khả năng

thích nghi trọng số hiệu quả hơn mà không vượt quá hoặc thấp hơn mức tối ưu, đặc biệt là trong không gian trọng số nhiều chiều.

**d) Bước 4 – Tiêu chí hội tụ:** Quá trình tối ưu sẽ dừng lại khi thỏa mãn một trong các điều kiện sau: (i) sai số  $MSE$  hội tụ về dưới một ngưỡng xác định, cho thấy độ chính xác đạt yêu cầu; hoặc (ii) đạt số vòng lặp tối đa mà không đạt được hội tụ đầy đủ [49]. Bằng cách điều chỉnh trọng số như trên, cơ chế này đảm bảo rằng các phương pháp thành phần có thể duy trì độ tin cậy cao hơn trong các tình huống lỗi cụ thể. Tính thích nghi này không chỉ nâng cao độ chính xác tổng thể mà còn cải thiện hiệu suất chẩn đoán của hệ thống trong nhiều điều kiện vận hành khác nhau.

Tóm lại, cơ chế tối ưu trọng số thích nghi được thiết kế để tự động điều chỉnh phân bố trọng số nhằm đạt hiệu suất chẩn đoán tối ưu, đồng thời duy trì tính ổn định và tránh hiện tượng quá khớp. Thuật toán 1 (Algorithm 1) được thiết kế để tinh chỉnh trọng số một cách lặp nhằm giảm thiểu sai số trong chẩn đoán, đồng thời ngăn ngừa hiện tượng quá khớp (overfitting). Quá trình bắt đầu bằng việc khởi tạo các tham số trọng số và thiết lập các siêu tham số quan trọng, bao gồm tốc độ học  $\eta$  và ràng buộc  $\delta$ . Trong mỗi vòng lặp, thuật toán tính đầu ra chẩn đoán tổng hợp  $D_{combined}$  dưới dạng tổng có trọng số của các chỉ số chẩn đoán, chia cho tổng các trọng số. Tiếp theo, thuật toán xác định sai số bình phương trung bình ( $MSE$ ) giữa giá trị chẩn đoán tính toán và giá trị thực tế, sau đó sử dụng gradient để cập nhật trọng số. Sau khi áp dụng bước cập nhật theo **gradient descent**, các trọng số được ràng buộc không âm và được chuẩn hóa sao cho tổng bằng 1. Nếu vector trọng số mới sai lệch quá nhiều so với trọng số khởi tạo ban đầu (vượt quá ngưỡng  $\delta$ ), hệ thống sẽ điều chỉnh lại để giới hạn thay đổi, qua đó đảm bảo tính ổn định và giảm nguy cơ quá khớp.

Toàn bộ quá trình này được lặp lại trong một số vòng lặp được xác định trước, giúp tinh chỉnh phân bố trọng số hướng đến hiệu suất chẩn đoán tối ưu. Quy trình đầy đủ được mô tả trong Thuật toán 1.

---

### Algorithm 1

Weight optimization algorithm.

---

Step 1: Initial Parameters

$$W_{init} = [0.5, 0.517, 0.867, 0.57, 0.88], W = [W_1, W_2, W_3, W_4, W_5];$$

$$D = [D_1, D_2, D_3, D_4, D_5], D_{real} = \begin{cases} 1.00 & \text{if } actual\_fault = N \\ 3.00 & \text{if } actual\_fault = T \\ 4.15 & \text{if } actual\_fault = DT; \\ 5.00 & \text{if } actual\_fault = PD \\ 7.00 & \text{if } actual\_fault = D \end{cases}$$

$$threshold = 10^{-5}, max\_iteration = 100, \eta = 0.1; \delta = 2; 1^T = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

Step 2:  $W = W_{init}$

Step 3: **for**  $k = 1$  to  $max\_iteration$  **do**

$$\text{Step 4: } D_{combined,k} = \frac{D \times W^T}{sum(W)};$$

$$\text{Step 5: } Error_k = (D_{combined,k} - D_{real})^2$$

$$\text{Step 6: } gradient = -2 \text{mean} \left( (D_{real} - D_{combined,k}) \frac{sum(W) \times D - (D \times W^T) \times 1^T}{(sum(W))^2} \right);$$

$$\text{Step 7: } W_{new} = W - \eta \times gradient$$

Step 8:  $W_{new} = \max(W_{new}, 0)$ ; % Ensure  $W_{new}$  is greater than 0

$$\text{Step 9: } W_{new} = \frac{W_{new}}{sum(W_{new})}; \text{ % Normalize the total weight to 1}$$

Step 10: **if**  $\|W_{new} - W_{init}\|_1 > \delta$  **then**

$$\text{Step 11: } W = W_{init} + (W_{new} - W_{init}) \frac{\delta}{\|W_{new} - W_{init}\|_1}; \text{ % Ensure weight change does not}$$

exceed  $\delta$

Step 12: **else**

$$\text{Step 13: } W = W_{new};$$

Step 14: **end if**

Step 15: **end for**

Phần sau đây cung cấp các giải thích bổ sung trong thuật toán cho các tham số ban đầu trong bước 1. Cụ thể:

- Vector trọng số được xác định như sau:  $W_{init} = [0.5 \ 0.517 \ 0.867 \ 0.57 \ 0.88]$ .  $W_{init}$  tương ứng với các trọng số ban đầu của năm mô-đun FL-DGA, được lấy từ độ chính xác của các phương pháp đó trong nghiên cứu [1].

- $W = [W_1, W_2, W_3, W_4, W_5]$ , trong đó mỗi phần tử trong vector  $W$  tương ứng với trọng số ban đầu được gán cho một trong năm mô-đun FL-DGA: FL-RRM, FL-IRM, FL-KGM, FL-DRM và FL-DTM, tương ứng.
- Gọi  $M_r$  là số lượng mẫu huấn luyện. Ma trận đầu ra  $D \in \mathbb{R}^{M_r \times 5}$  chứa kết quả chẩn đoán từ năm mô-đun FL-DGA cho mỗi mẫu huấn luyện. Cụ thể:  $D = [D_1, D_2, D_3, D_4, D_5]$ , trong đó mỗi cột  $D_j$  tương ứng với đầu ra của mô-đun  $j$  cho tất cả các mẫu huấn luyện. Vector nhãn thực tế  $D_{real} \in \mathbb{R}^{M_r \times 1}$  chứa các loại lỗi thực tế cho từng mẫu, được mã hóa dưới dạng giá trị số liên tục dựa trên loại lỗi: 1.00 cho N, 3.00 cho T, 4.15 cho DT, 5.00 cho PD, 7.00 cho D. Các giá trị này được gán nhãn trực tiếp từ dữ liệu thực trong tập huấn luyện và được xác định dựa trên giá trị trung bình của từng vùng trong Bảng 3.4.
- **Các tham số khác bao gồm:**  $threshold = 10^{-5}$  là ngưỡng hội tụ cho tối ưu hóa;  $max\_iteration = 100$  là số lần lặp tối đa được phép;  $\eta = 0.1$  là tốc độ học;  $\delta = 2$  là một ràng buộc nhằm đảm bảo thay đổi trọng số không vượt quá ngưỡng để tránh hiện tượng quá khớp;  $1^T = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$  là một vector toàn 1 để thực hiện phép nhân rộng theo hàng. Biểu thức  $sum(W) \times D - (D \times W^T) \times 1^T$  trong bước 6 tạo ra một ma trận có cùng kích thước với  $[M_r \times 5]$ , đảm bảo rằng phép trừ theo phần tử là hợp lệ.  $D \times W^T$  thu được một vector cột có kích thước  $[M_r \times 1]$ , được nhân rộng trên toàn bộ năm cột thông qua phép nhân với ma trận  $1^T = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ , tạo thành một ma trận tương thích để thực hiện phép trừ với  $sum(W) \times D$ .

Để làm rõ hơn về cơ chế tối ưu hóa trong Thuật toán 1, nghiên cứu trình bày một ví dụ số chi tiết mô phỏng một vòng lặp hoàn chỉnh (ví dụ: vòng lặp  $k=1$ ) trong Phụ lục 1. Để đơn giản, một tập dữ liệu DGA bao gồm 6 mẫu đã được sử dụng. Ví dụ này minh họa cách điều chỉnh trọng số một cách thích nghi được thực hiện, bắt đầu từ bước khởi tạo đến bước cập nhật trọng số.

Cần lưu ý rằng tốc độ học  $\eta$  và ngưỡng ràng buộc trọng số  $\delta$  đã được hiệu chỉnh thực nghiệm nhằm cân bằng giữa tốc độ hội tụ và độ ổn định của mô hình. Giá trị  $\eta = 0.1$  được chọn để đảm bảo quá trình điều chỉnh trọng số diễn ra mượt mà nhưng vẫn phản ứng nhanh. Tham số ràng buộc được đặt là  $\delta = 2$ , nhằm giới hạn sự thay đổi quá mức trong vector trọng số qua mỗi vòng lặp, đồng thời vẫn duy trì được

hướng tối ưu hóa (như mô tả trong Thuật toán 1). Các giá trị này đã được kiểm chứng là mang lại hiệu suất tối ưu qua nhiều lần thực nghiệm lặp lại.

### 3.4. Kết luận

Chương 3 đã tập trung vào việc phát triển mô hình Adaptive Multi-Fuzzy Logic nhằm nâng cao khả năng chẩn đoán lỗi vật liệu cách điện lỏng của máy biến áp dựa trên phân tích khí hòa tan. Quá trình này bao gồm việc tích hợp năm phương pháp truyền thống như IEC Ratio, Roger Ratio, Doernenburg Ratio, Duval Triangle và Key Gas thành các mô-đun logic mờ độc lập, với sự cải tiến các hàm thành viên và luật suy luận dựa trên dữ liệu thực tế để tăng cường khả năng xử lý các loại lỗi đa dạng. Đặc biệt, cơ chế điều chỉnh trọng số động được xây dựng bằng thuật toán gradient descent, cho phép tối ưu hóa hiệu suất chẩn đoán theo từng tình huống cụ thể, tạo nền tảng cho một hệ thống thích nghi và linh hoạt.

Mô hình AMFL thể hiện những ưu điểm vượt trội nhờ khả năng khai thác thế mạnh của từng phương pháp DGA, đặc biệt trong việc xử lý các trường hợp lỗi phức tạp như phóng điện, quá nhiệt hay lỗi kết hợp, thông qua cấu trúc đa mô-đun logic mờ. Sự cải tiến hàm thành viên giúp nâng cao độ chính xác trong các vùng giao nhau và biên, khắc phục hạn chế của các ngưỡng cố định truyền thống, trong khi cơ chế trọng số động mang lại tính tự học và thích nghi cao, tự động điều chỉnh ưu tiên các phương pháp hiệu quả hơn. Những đặc điểm này khẳng định tiềm năng của mô hình trong việc nâng cao độ tin cậy và hiệu quả chẩn đoán.

Những tiến bộ trên đặt nền tảng quan trọng để kiểm chứng hiệu quả của mô hình AMFL, góp phần cải thiện độ chính xác trong lĩnh vực chẩn đoán lỗi máy biến áp. Để đánh giá thực tiễn và hiệu suất, Chương 4 sẽ trình bày các thí nghiệm mô phỏng, triển khai mô hình trên MATLAB/Simulink, cùng với phân tích kết quả và so sánh với các phương pháp hiện có, nhằm làm rõ hơn những đóng góp của mô hình.

## CHƯƠNG 4: HUẤN LUYỆN, KIỂM CHỨNG VÀ ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH

### 4.1. Chuẩn bị dữ liệu

Tập dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này chứa thông tin DGA (phân tích khí hòa tan) nhằm đánh giá tình trạng sự cố của máy biến áp. Tập dữ liệu cung cấp một hồ sơ đầy đủ về nồng độ các loại khí bao gồm  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $C_2H_6$ ,  $C_2H_4$ ,  $C_2H_2$ , CO và  $CO_2$  trong các mẫu dầu, cùng với phân loại sự cố tương ứng dựa trên các tiêu chuẩn và phân tích chuyên gia. Các đặc điểm chính của tập dữ liệu bao gồm:

- Nguồn gốc và đặc trưng: Tập dữ liệu bao gồm 760 mẫu dữ liệu thu thập từ nhiều nguồn đa dạng và đáng tin cậy, bao gồm các bản ghi vận hành thực tế từ các máy biến áp đang hoạt động [50], cũng như các tập dữ liệu đã được kiểm chứng từ các nghiên cứu trước đó, như được trình bày trong Bảng 4.1.
- Các mẫu dữ liệu này được thu thập trong nhiều năm và bao phủ một phổ rộng các giá trị khí hòa tan, với các nhãn lỗi được phân loại thành: quá nhiệt dầu (T), hồ quang điện (D) và phóng điện cục bộ (PD).
- Tính đa dạng và toàn diện của tập dữ liệu đảm bảo độ vững chắc và khả năng thích ứng trong chẩn đoán sự cố, cho phép hệ thống đề xuất có thể xử lý hiệu quả các tình huống chẩn đoán phức tạp và thách thức.

Bảng 4.1 Nguồn tham khảo tập dữ liệu và phân bố lỗi của 760 mẫu dữ liệu

Tài liệu	Loại lỗi			Tổng
	Nhiệt	Hồ quang	PD	
[13]	13	7	1	21
[21]	7	4	7	18
[50]	201	248	52	501
[51]	25	19	7	51
[52]	6	3	1	10
[53]	21	13	8	42
[54]	34	74	9	117
Tổng	307	368	85	760

Phân đoạn dữ liệu:

- Dữ liệu huấn luyện: Gồm 600 mẫu DGA được sử dụng để tối ưu hóa mô hình AMFL, bao gồm việc tinh chỉnh các hàm thành viên và điều chỉnh trọng số;
- Dữ liệu kiểm thử: Gồm 160 mẫu, trong đó có 43 mẫu từ nguồn [50] và 117 mẫu từ cơ sở dữ liệu IEC TC 10 [54], được dành riêng để đánh giá hiệu năng của mô hình và

kiểm tra độ chính xác trong chẩn đoán.

Tập dữ liệu phong phú và đa dạng này cho phép hệ thống đề xuất thích nghi hiệu quả với các kịch bản lỗi cụ thể như phóng điện cục bộ (PD), hồ quang (D) hoặc quá nhiệt (T), từ đó nâng cao độ tin cậy khi ứng dụng trong môi trường thực tế.

Cuối cùng, độ chính xác chẩn đoán được đánh giá bằng tỷ lệ phần trăm các trường hợp lỗi được phân loại đúng. Độ chính xác của từng phương pháp được xác định dựa trên hiệu quả trong việc phát hiện lỗi, như được trình bày dưới đây:

$$A = \frac{N_s}{N_t} \times 100\% \quad (4.1)$$

Trong đó,  $A$  là độ chính xác của phương pháp được tính toán;  $N_{tc}$  là số trường hợp được chẩn đoán đúng bởi phương pháp; và  $N_t$  là tổng số trường hợp được đưa vào kiểm thử. Trong ngữ cảnh này, một trường hợp thành công được định nghĩa là khi phương pháp chẩn đoán xác định đúng loại sự cố. Do đó, độ chính xác phản ánh tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số mẫu kiểm thử. Giá trị độ chính xác càng cao thì hiệu suất chẩn đoán càng tốt, điều này đặc biệt quan trọng trong việc đảm bảo chẩn đoán lỗi đáng tin cậy, phục vụ cho các quyết định bảo trì và vận hành. Phương trình đánh giá này cũng đã được sử dụng trong nhiều nghiên cứu trước đây để đo lường độ chính xác của các mô hình đề xuất, như được trình bày trong các tài liệu [1], [23], [55].

#### 4.2. Tiền xử lý dữ liệu

Nồng độ các khí được chuẩn hóa và ánh xạ vào các biến đầu vào của hệ mờ. Dữ liệu đầu vào bao gồm nồng độ của bảy khí khác nhau, trong khi đầu ra được biểu diễn dưới dạng một giá trị thực nằm trong khoảng từ 0.0 đến 10.0, tương ứng với các tình trạng sự cố cụ thể được xác định trong các khoảng giá trị được trình bày trong Bảng 3.4. Các khoảng này bao gồm từ trạng thái bình thường (N) cho đến các sự cố nghiêm trọng như quá nhiệt (T), phóng điện cục bộ (PD), phóng điện (D) hoặc các sự cố hỗn hợp dạng DT.

Dữ liệu được tiền xử lý trước khi đưa vào mô hình FL-DGA để thực hiện nhiệm vụ phát hiện lỗi. Đối với các phương pháp dựa trên tỷ số, dữ liệu được xử lý để tạo ra các tỷ số phù hợp với yêu cầu đầu vào cụ thể của từng phương pháp. Ví dụ, trong mô hình FL-IRM, đầu vào bao gồm ba tỷ số khí:  $C_2H_2 / C_2H_4$ ,  $CH_4 / H_2$  và  $C_2H_4 / C_2H_6$ . Tương tự, trong mô hình FL-RRM, đầu vào bao gồm bốn tỷ số khí:  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2H_6 / CH_4$ ,  $C_2H_4 / C_2H_6$  và  $C_2H_2 / C_2H_4$ . Đối với mô hình FL-DRM, quá trình tiền xử lý gồm hai bước nhằm xác thực dữ liệu trước khi đưa vào khối mờ, đảm bảo đầu vào hợp lệ dựa trên bốn tỷ số khí:  $CH_4 / H_2$ ,  $C_2H_2 / C_2H_4$ ,  $C_2H_2 / CH_4$  và  $C_2H_6 / C_2H_2$ .

Đối với các phương pháp chẩn đoán như FL-KGM và FL-DTM, dữ liệu đầu vào không còn được biểu diễn dưới dạng tỷ số khí, mà được sử dụng dưới dạng phần trăm tuyệt đối của từng thành phần khí riêng lẻ. Cụ thể, cả hai mô hình FL-KGM và DPFĐ sử dụng các biến đầu vào bao gồm: %H<sub>2</sub>, %CH<sub>4</sub>, %C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>, %C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> và %C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>. Để nâng cao khả năng trình bày và dễ theo dõi, một bảng tóm tắt ánh xạ giữa các khí đầu vào, các phương pháp DGA tương ứng và phân loại lỗi được trình bày trong Bảng 4.2.

*Bảng 4.2 Ánh xạ khí đầu vào, phương pháp DGA và loại sự cố tương ứng*

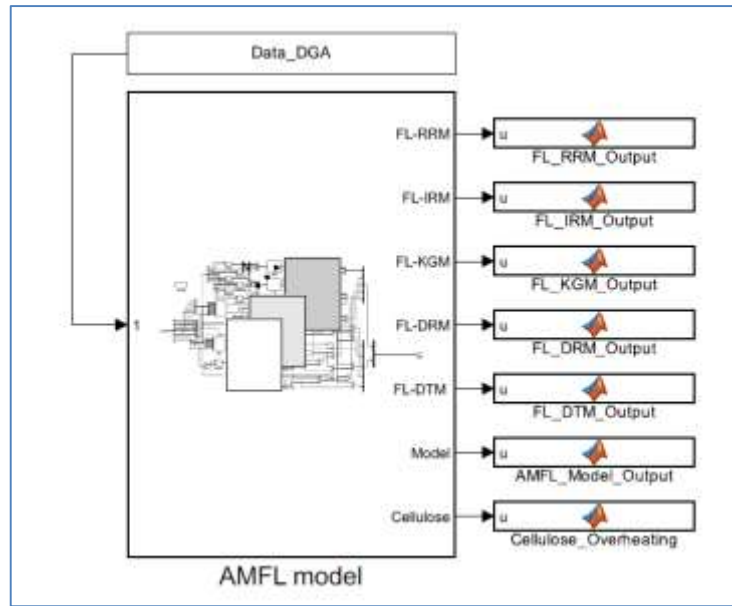
Thông số đầu vào	FL-DGA	Lỗi chuẩn đoán
CH <sub>4</sub> /H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> /CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	FL-RRM	N, PD, T, D
C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , CH <sub>4</sub> /H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	FL-IRM	N, PD, T, D
%H <sub>2</sub> , %CH <sub>4</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	FL-KGM	N, PD, T, D
CH <sub>4</sub> /H <sub>2</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /CH <sub>4</sub> , C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	FL-DRM	N, PD, T, D
%H <sub>2</sub> , %CH <sub>4</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> , %C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	DPFĐ	N, PD, T, D, DT

Quy trình tiền xử lý dữ liệu tổng thể được minh họa trong Hình 4.1 và được trình bày chi tiết hơn trong Hình 4.2, cùng với mô hình AMFL hoàn chỉnh.

### 4.3. Mô phỏng dựa trên MATLAB/Simulink

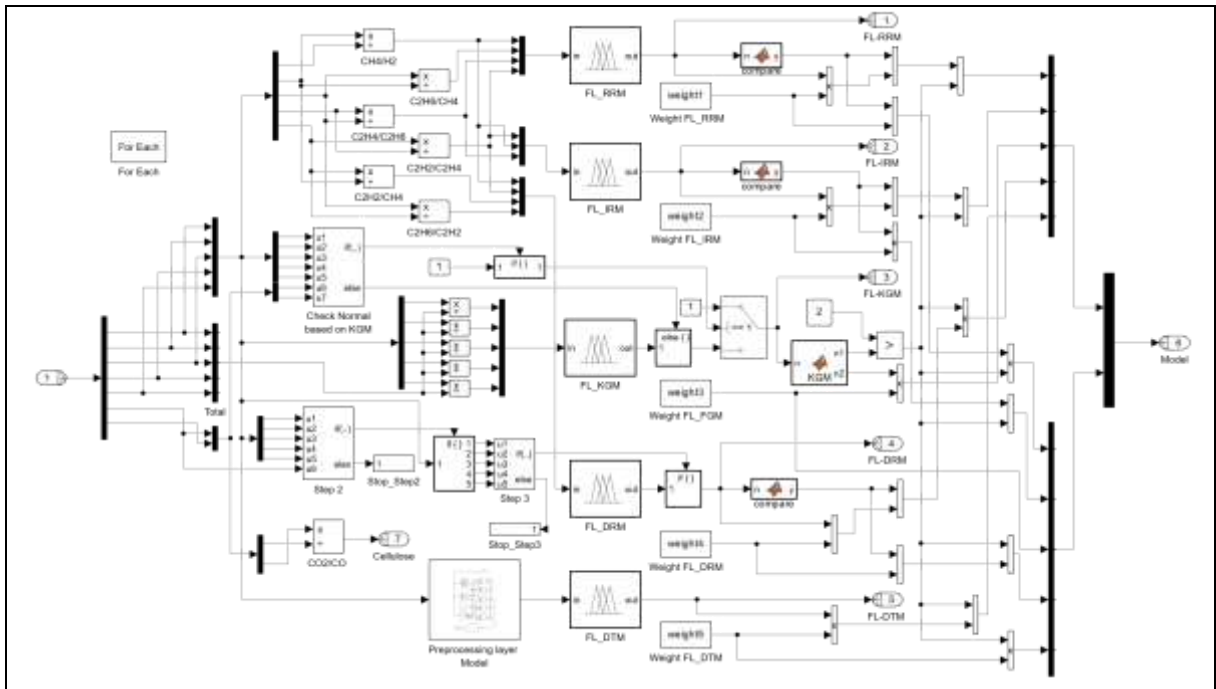
Quá trình mô phỏng và triển khai mô hình AMFL đề xuất thông qua MATLAB/Simulink được trình bày một cách chi tiết trong Hình 4.1 và Hình 4.2. Các sơ đồ này được xây dựng dựa trên biểu diễn tổng thể của kiến trúc hệ thống trong Hình 3.1, cung cấp cái nhìn tổng quát về cấu trúc và hoạt động của hệ thống chẩn đoán AMFL. Cụ thể, Hình 4.1 minh họa sơ đồ tổng quát, phản ánh trực tiếp mô hình khái niệm từ Hình 3.1, trong khi Hình 4.2 cung cấp mô tả chi tiết về các khối nội bộ trong thành phần “Mô hình AMFL” được chỉ ra trong Hình 6.

Một trong những cải tiến quan trọng của mô hình AMFL là khả năng xử lý hiệu quả các bộ dữ liệu đầu vào quy mô lớn dưới dạng ma trận, như được thể hiện trong khối “Data\_DGA” trong Hình 4.1. Tính năng này không chỉ cho phép hệ thống xử lý đồng thời các bộ dữ liệu khí hòa tan với quy mô lớn mà còn thực hiện song song các phép toán trung gian cho từng phương pháp chẩn đoán riêng biệt, cũng như tính toán kết quả chẩn đoán tích hợp cuối cùng. Các kết quả này sau khi được tính toán sẽ được tự động xuất vào không gian làm việc của MATLAB và sau đó chuyển tiếp sang tệp Excel thông qua một hàm callback, từ đó gia tăng tính ứng dụng thực tiễn và sự thuận tiện trong việc triển khai hệ thống vào thực tế công nghiệp.



Hình 4.1 Sơ đồ khối Simulink của mô hình AMFL thể hiện đầu vào dữ liệu DGA và đầu ra của các mô-đun logic mờ độc lập

Hệ thống này được xây dựng xoay quanh bộ xử lý suy luận mờ, nơi mà các phân loại lỗi sơ bộ được tạo ra dựa trên các hàm thành viên tối ưu hóa. Những phân loại này được rút ra từ dữ liệu DGA đã qua xử lý, được cung cấp vào các khối FL đại diện cho từng phương pháp chẩn đoán. Các đầu ra từ các khối FL này sẽ được tổ chức một cách tuần tự, tuân theo logic chẩn đoán được mô tả trong sơ đồ thuật toán của Hình 5, giúp đảm bảo sự chính xác và tính logic trong quá trình chẩn đoán, đó là  $D_1, D_2, D_3, D_4, D_5$ .



Hình 4.2 Mô phỏng tổng thể của mô hình AMFL được triển khai trên MATLAB/Simulink

Các đầu ra riêng lẻ này sau đó được tích hợp vào quá trình đánh giá mô hình. Trong đó, một bước xác thực được thực hiện – thông qua các khối hàm “Compare” trong MATLAB như mô tả trong Hình 4.2 – nhằm lọc ra các mã chẩn đoán không hợp lệ và đảm bảo rằng chỉ những kết quả hợp lệ mới được xử lý trong giai đoạn tiếp theo. Các đầu ra đã được xác thực sau đó sẽ được chuyển tiếp để tính toán quyết định cuối cùng, và kết quả này sẽ được đưa vào mô-đun điều chỉnh trọng số. Mô-đun này sẽ gán và cập nhật sự đóng góp của từng phương pháp dựa trên hiệu suất chẩn đoán của chúng, sử dụng Algorithm 1.

Quá trình ra quyết định có trọng số này không chỉ nâng cao độ tin cậy và tính ổn định của hệ thống mà còn cải thiện khả năng thích ứng của nó với các tình huống lỗi khác nhau. Việc mô phỏng trên nền tảng Simulink vì vậy cung cấp một biểu diễn toàn diện về toàn bộ quy trình chẩn đoán, minh họa cách thức mà việc tiền xử lý dữ liệu, suy luận mờ, tích hợp phương pháp và ra quyết định được phối hợp một cách nhịp nhàng trong khuôn khổ hệ thống đề xuất.

#### **4.4. Kết quả thực nghiệm và phân tích so sánh**

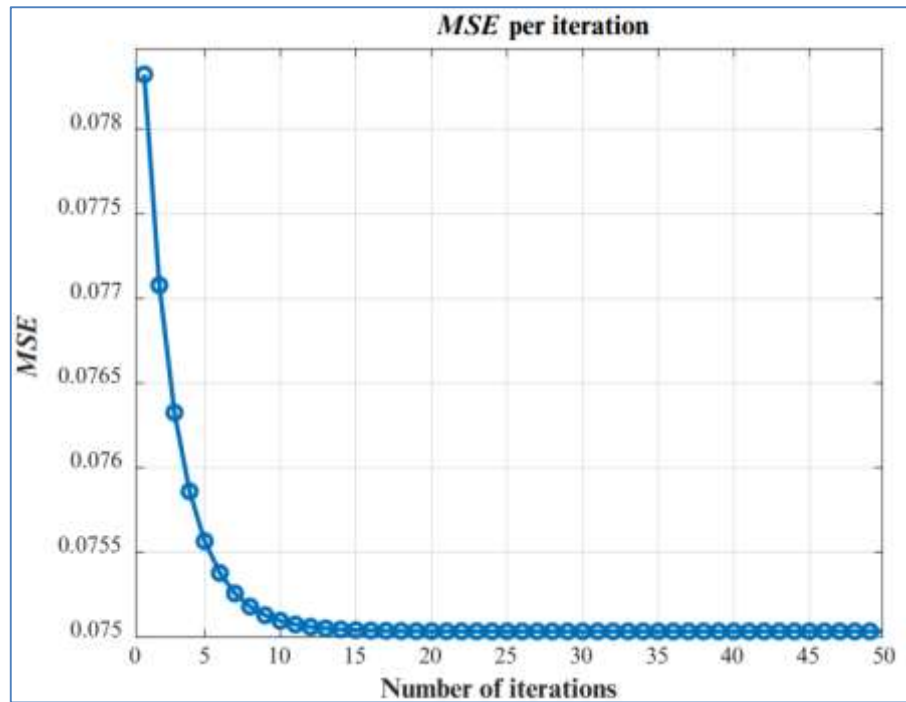
##### **4.4.1. Kết quả mô phỏng mô hình logic mờ đa lớp với trọng số thích nghi**

Trong nghiên cứu này, quá trình huấn luyện và đánh giá được thực hiện sử dụng MATLAB R2024b trên một laptop tiêu chuẩn được trang bị bộ vi xử lý AMD Ryzen 5 5500U (2.1 GHz), đồ họa Radeon và 24 GB RAM. Với cấu hình này và bộ dữ liệu gồm 600 mẫu DGA, thời gian huấn luyện tổng cộng cần thiết cho việc tối ưu hóa trọng số trong mô hình AMFL khoảng 2 giây. Điều này chứng tỏ hiệu quả tính toán của mô hình và khả năng thích ứng với các hệ thống chẩn đoán thời gian thực hoặc nhúng.

Hệ thống đề xuất đã được xác thực sử dụng một bộ dữ liệu toàn diện bao gồm các bản ghi DGA lịch sử với phân loại lỗi đã được xác nhận. Để đánh giá độ chính xác của phương pháp AMFL đề xuất, một sự so sánh đã được thực hiện giữa độ chính xác chẩn đoán của các phương pháp truyền thống và mô hình AMFL. Mô phỏng được thực hiện theo mục 4.1. Sau khi thực hiện mô phỏng, các trọng số và tỷ lệ độ chính xác của các phương pháp sau mỗi vòng lặp được trình bày trong Bảng 4.3, với mô hình AMFL đạt được độ chính xác 99,4%. Các trọng số đã được điều chỉnh từ giá trị ban đầu, thay đổi ngay sau vòng lặp đầu tiên để phù hợp với bộ dữ liệu huấn luyện gồm 600 điểm dữ liệu. Khi các vòng lặp tiếp tục, các điều chỉnh trọng số dần dần giảm đi, cuối cùng đạt đến trạng thái ổn định mà không cần thay đổi thêm.

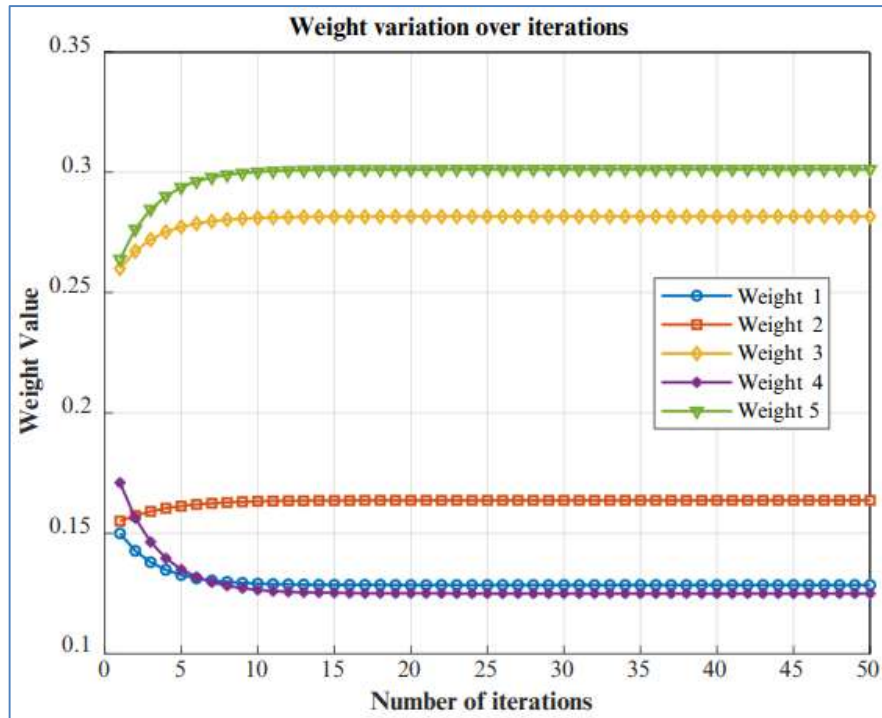
*Bảng 4.3 Trọng số và tỷ lệ chính xác của các phương pháp sau mỗi lần lặp.*

Weight	Iter. 1	Iter. 2	Iter. 3	Iter. 4	...	Iter. 13	Iter. 14	Iter. 15	Iter. 16	Iter. 17	Iter. 18	Iter. 19	...	Iter. 49	Iter. 50
$W_1$ (RRM)	0.1500	0.1427	0.1380	0.1348	...	0.1289	0.1288	0.1286	0.1285	0.1285	0.1285	0.1285	...	0.1285	0.1285
$W_2$ (IRM)	0.1551	0.1574	0.1591	0.1604	...	0.1634	0.1635	0.1635	0.1637	0.1637	0.1637	0.1637	...	0.1637	0.1637
$W_3$ (KGM)	0.2600	0.2672	0.2720	0.2752	...	0.2812	0.2813	0.2815	0.2816	0.2816	0.2816	0.2816	...	0.2816	0.2816
$W_4$ (DRM)	0.1710	0.1563	0.1464	0.1396	...	0.1260	0.1257	0.1254	0.1250	0.1250	0.1250	0.1250	...	0.1250	0.1250
$W_5$ (DTM)	0.2639	0.2763	0.2846	0.2900	...	0.3005	0.3007	0.3010	0.3012	0.3012	0.3012	0.3012	...	0.3012	0.3012
Accuracy	96.9%	96.9%	97.5%	97.5%	...	99.4%	99.4%	99.4%	99.4%	99.4%	99.4%	99.4%	...	99.4%	99.4%



*Hình 4.3 MSE so với 50 lần lặp lại trong quá trình đào tạo mô hình AMFL*

MSE đạt giá trị thấp nhất là 0.075 tại vòng lặp thứ 20, như thể hiện trong Hình 4.3. Kết quả này cho thấy các trọng số đã được tối ưu hóa hiệu quả và hội tụ về các giá trị tối ưu, như minh họa trong Hình 4.4. Các kết quả được trình bày trong Bảng 4.4 có thể nhận thấy rằng độ chính xác của các phương pháp truyền thống là khá thấp, không thể hiện sự nhất quán và độ tin cậy cao. Ngược lại, mô hình FL-DGA nâng cao đã cải thiện đáng kể độ chính xác chẩn đoán, với sự cải thiện khoảng 10-20% đối với mỗi phương pháp. Đặc biệt, FL-RRM và FL-KGM đạt độ chính xác lần lượt là 82,5% và 97,5%, cao hơn nhiều so với các phương pháp truyền thống chỉ đạt khoảng 37,8% và 57,8%. Sự cải thiện rõ rệt này làm nổi bật hiệu quả và độ tin cậy của mô hình FL-DGA trong việc chẩn đoán lỗi cho máy biến áp điện. Như đã chỉ ra, Hình 4.5 minh họa sự so sánh về độ chính xác chẩn đoán giữa các phương pháp truyền thống và mô hình FL-DGA, càng làm nổi bật những cải tiến đạt được.

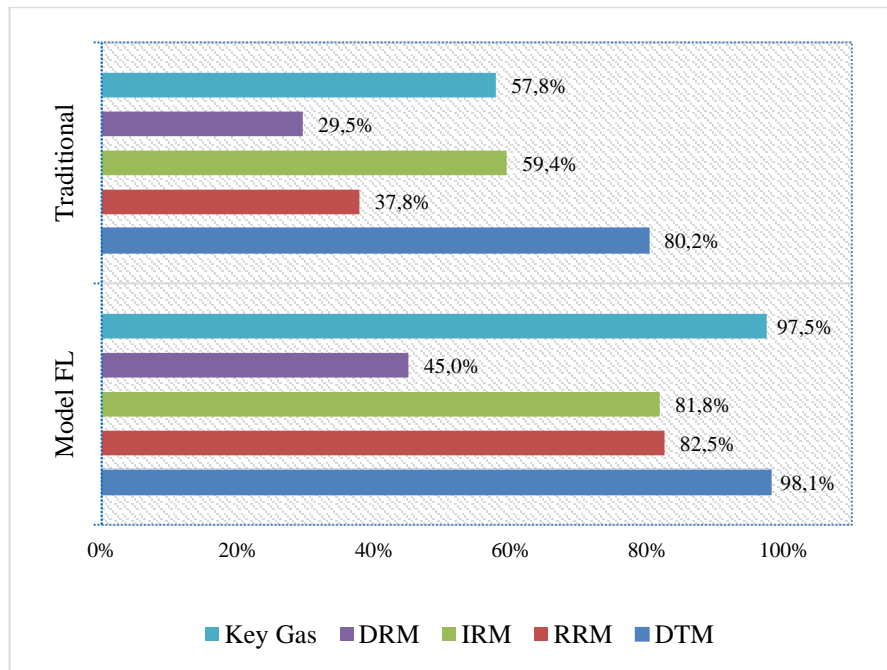


Hình 4.4 Giá trị trọng số được điều chỉnh sau mỗi vòng lặp

Bảng 4.4 So sánh độ chính xác giữa các phương pháp truyền thống và mô hình FL-DGA cải tiến.

Phương pháp	DTM		RRM		IRM		DRM		KGM		AM FL
	Tra.	FL	Tra	FL	Tra	FL	Tra.	FL	Tra	FL	
Tổng số mẫu	760	160	760	160	760	160	760	160	760	160	160
Số mẫu đúng	609	157	287	132	451	131	224	72	439	156	159
<b>Độ chính xác</b>	<b>80.2</b>	<b>98.</b>	<b>37.</b>	<b>82.5</b>	<b>59.</b>	<b>81.8</b>	<b>29.5</b>	<b>45.0</b>	<b>57.</b>	<b>97.5</b>	<b>99.40</b>
	<b>0</b>	<b>10</b>	<b>80</b>	<b>0</b>	<b>40</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>80</b>	<b>0</b>	

Để đánh giá thêm độ chính xác và độ bền của mô hình AMFL được đề xuất, một đánh giá về khả năng thích ứng của nó với các bộ dữ liệu khác nhau đã được tiến hành. Bộ dữ liệu truyền hình hiện có gồm 600 điểm dữ liệu được chia thành năm tập hợp con riêng biệt, như thể hiện trong Bảng 4.5, mỗi tập hợp được thiết kế với các phân bố lỗi riêng để mô phỏng các điều kiện hoạt động khác nhau. Tập hợp con 1 chủ yếu chứa dữ liệu đại diện cho các lỗi điện, trong khi tập hợp con 2 tập trung chủ yếu vào các lỗi nhiệt. Tập hợp con 3 được đặc trưng bởi một tỷ lệ lớn các trường hợp PD, trong khi tập hợp con 4 có sự kết hợp phân bố đồng đều của tất cả các loại đứt gãy. Cuối cùng, tập con 5 bao gồm 120 điểm dữ liệu được chọn ngẫu nhiên để đảm bảo sự thay đổi.

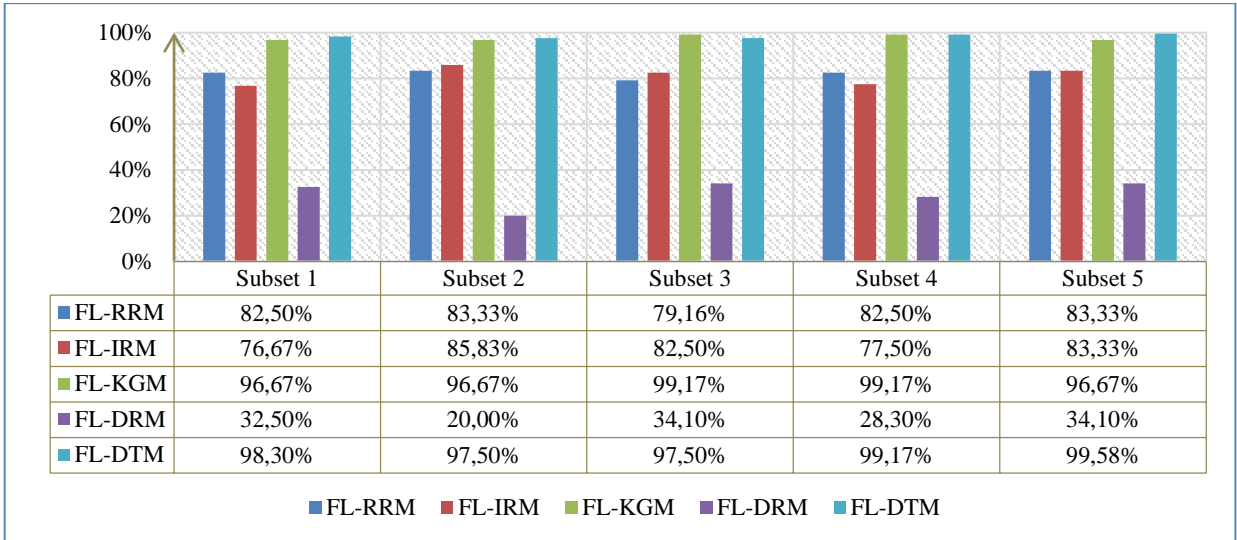


Hình 4.5 Kết quả so sánh giữa các DGA truyền thống và mô hình FL-DGA cải tiến

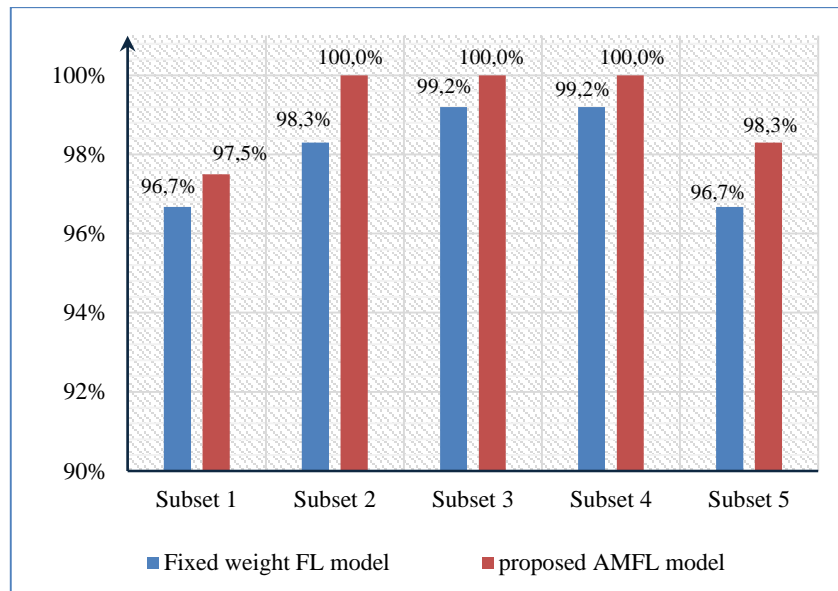
Bảng 4.5 Phân bố lỗi của năm tập hợp con.

Tập hợp con	Loại lỗi			Tổng
	Nhiệt	Hồ quang	PD	
1	27	88	5	120
2	85	26	9	120
3	38	33	49	120
4	56	57	7	120
5	67	47	6	120

Kết quả đánh giá, được minh họa trong Hình 4.6 và Hình 4.7, nhấn mạnh rằng cơ chế trọng lượng vượt trội đáng kể so với mô hình trọng lượng cố định trên tất cả các tập hợp con. Cải tiến này đặc biệt đáng chú ý trong các tập hợp con có phân bố đứt gãy mất cân bằng, chẳng hạn như tập hợp con 1, 2, và 3, trong đó các mô hình truyền thống thể hiện độ chính xác hạn chế và phải vật lộn với việc phân loại lỗi nhất quán. Bằng cách tự động hiệu chỉnh lại quả cân dựa trên các đặc điểm lỗi trong từng tập hợp con, hệ thống trọng lượng cung cấp đầu ra chính xác và phù hợp cho mọi điều kiện. Ví dụ, trong các tập hợp con 1 và 2, trong đó các lỗi chủ yếu là điện hoặc nhiệt, mô hình đã chứng minh hiệu suất vượt trội bằng cách điều chỉnh trọng số của các phương pháp chẩn đoán tương ứng, do đó nâng cao độ chính xác của phân loại. Tương tự, trong tập hợp con 3, nơi sự mất cân bằng của các trường hợp PD đặt ra những thách thức đáng kể, mô hình thích ứng duy trì độ chính xác nhất quán bằng phân bổ lại trọng số để giảm thiểu phân loại sai.



Hình 4.6 Độ chính xác đạt được ở các tập con khác nhau ở các FL-DGA khác nhau



Hình 4.7 Kết quả so sánh các tập con khác nhau giữa mô hình đa FL-DGA có trọng lượng cố định và mô hình AMFL được đề xuất

Những kết quả này nhấn mạnh một tiến bộ quan trọng của mô hình FL được đề xuất: khả năng thích ứng đáng kể của nó với các bộ dữ liệu với các phân bố lỗi khác nhau. Không giống như cách tiếp cận trọng lượng cố định, vốn bị giới hạn bởi cấu hình tĩnh, cơ chế trọng lượng thích ứng đảm bảo hiệu suất mạnh mẽ ngay cả trong các tình huống lỗi phức tạp và không đồng nhất. Điều này không chỉ giúp nâng cao độ chính xác chẩn đoán bằng cách tối ưu hóa quá trình ra quyết định mà còn thể hiện tính thực tế và độ tin cậy của mô hình đối với các ứng dụng trong thế giới thực, nơi phân bố lỗi thường không thể đoán trước và không đồng nhất. Kết quả nhấn mạnh tính ưu việt của mô hình AMFL trong việc giải quyết những hạn chế của các phương pháp truyền thống, cũng có tiềm năng giám sát tình trạng MBA hiệu quả trong các môi trường vận hành khác nhau.

#### 4.4.2. *Nhiên cứu so sánh*

Để đánh giá tính mạnh mẽ của mô hình AMFL được đề xuất, các thí nghiệm đã được tiến hành trên tám điểm dữ liệu dầu máy biến áp đã được phân tích trước đó trong [1]. Kết quả của các thí nghiệm này, được trình bày trong Bảng 4.6 và Bảng 4.7, chứng minh những cải tiến đáng kể đạt được bởi cách tiếp cận được đề xuất so với các phương pháp và mô hình truyền thống từ các nghiên cứu trước đây.

Bảng 4.6 trình bày phân tích so sánh giữa kết quả chẩn đoán được báo cáo trong [1] và kết quả thu được bằng mô hình AMFL được đề xuất. Đối với các mẫu 1 và 2, đại diện cho các điều kiện hoạt động bình thường với nồng độ khí chính thấp, cả hai phương pháp đều phân loại thành công chúng là bình thường (F4), thể hiện sự nhất quán với các điều kiện lỗi thực tế. Trong trường hợp mẫu 3 và 4, mô hình multi-FL-DGA từ [1] xác định F1 là loại đứt gãy có thể xảy ra; tuy nhiên, một số biến thể đã được quan sát thấy trên các thành phần FL riêng lẻ của nó — chẳng hạn như đầu ra khác nhau từ FL-KGM, FL-DRM và FL-IRM. Ngược lại, mô hình AMFL được đề xuất, được hưởng lợi từ các hàm thành viên và trọng số, cung cấp phân loại nhất quán và chính xác của cả hai mẫu là đứt gãy nhiệt (F1). Điểm chẩn đoán tương ứng, lần lượt là 2,98 và 3,01 (như thể hiện trong Bảng 4.7), phản ánh mức độ chính xác cao trong ước tính mức độ nghiêm trọng của sự cố.

Các mẫu 5 và 6, trước đây được dán nhãn là lỗi PD trong [1], đã được kiểm tra thêm theo khuôn khổ AMFL. Đặc biệt, mẫu 5 thể hiện nồng độ  $\text{CH}_4$  và  $\text{C}_2\text{H}_4$  chiếm ưu thế - thường liên quan đến đứt gãy nhiệt - và theo đó được phân loại lại là F1 với điểm 2,97. Trong khi đó, mẫu 6 trình bày một tình trạng phức tạp hơn, với mức độ cao của cả  $\text{C}_2\text{H}_2$  (cho biết phóng điện) và  $\text{CH}_4/\text{C}_2\text{H}_4$  (gợi ý sự liên quan nhiệt). Tận dụng kiến trúc đa phương pháp tích hợp của mình, mô hình AMFL đã nhận ra đây là lỗi nhiệt-điện kết hợp (F6), với điểm 3,76 — làm nổi bật khả năng nắm bắt các cấu hình lỗi sắc thái của nó.

Đối với mẫu 7 và 8, cả hai mô hình đều xác định các vấn đề liên quan đến phóng điện, với mô hình AMFL tạo ra các phân loại F3 nhất quán và xếp hạng lỗi tương ứng là 7.01 và 7.00. Những kết quả này minh họa chung những cải tiến chẩn đoán đạt được bởi mô hình được đề xuất, đặc biệt là trong việc xử lý các điều kiện đứt gãy phức tạp hoặc chồng chéo, đồng thời khẳng định những đóng góp có giá trị của các phương pháp tiếp cận trước đó đã đặt nền móng cho những tiến bộ này.

Những tiến bộ được thực hiện bởi mô hình AMFL là do khả năng tích hợp nhiều thông số chẩn đoán, tạo điều kiện phân loại lỗi chính xác và sắc thái hơn so với các ngưỡng tỷ lệ đơn cứng nhắc được sử dụng trong [1]. Bằng cách giải quyết những hạn

chế vốn có trong các phương pháp trước đây, mô hình này cung cấp kết quả chẩn đoán đáng tin cậy cho cả điều kiện lỗi đơn giản và phức tạp, như được chứng minh bằng cách phân loại cải tiến cho mẫu 3, 5 và 6. Xác nhận này làm nổi bật hiệu quả của mô hình AMFL trong việc tăng cường chẩn đoán lỗi máy biến áp.

*Bảng 4.6 Kết quả chẩn đoán từ các phương pháp trong nghiên cứu [1].*

Mẫu	Nồng độ khí (ppm)							FL				Lỗi	Đầu ra	
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	CO	CO <sub>2</sub>	KGM	DTM	RRM	DRM			IRM
1	2	7	0	0	0	0	132	F4	F2	F5	F1	F5	N	1 (F4)
2	47	12	0	8	0	115	1113	F4	F1	F5	F3	F5	N	1.5 (F4)
3	124	166	0	59	87	530	3750	F2	F1	F1	F1	F1	T	3.426 (F1)
4	103	74	0	9	80	754	2605	F1	F1	F1	F3	F4	T	3.3 (F1)
5	231	3997	0	5584	1726	0	2194	F2	F2	F5	F1	F1	PD	4.4 (F2)
6	384	388	33	110	55	173	932	F2	F2	F5	F1	F3	PD	5.5 (F2)
7	441	207	261	224	43	161	1,123	F2	F3	F3	F3	F3	D	6.5 (F3)
8	217	286	884	458	14	176	1544	F2	F3	F5	F1	F3	D	7.5 (F3)

*Bảng 4.7 Cải thiện kết quả chẩn đoán từ phương pháp được đề xuất.*

Mẫu	FL					AMFL	Phương pháp DGA truyền thống					Lỗi thực
	KGM	DTM	RRM	DRM	IRM		KGM	DTM	RRM	DRM	IRM	
1	F4	F1	F5	F5	F5	1.00 (F4)	N	PD	UD	UD	UD	N
2	F4	F2	F5	F5	F1	1.00 (F4)	N	T	UD	UD	UD	N
3	F1	F1	F1	F5	F1	2.98 (F1)	UD	T	T	UD	T	T
4	F1	F1	F1	F5	F4	3.01 (F1)	UD	T	T	UD	N	T
5	F1	F1	F5	F1	F1	2.97 (F1)	T	T	UD	T	T	T
6	F1	F1	F1	F1	F5	4.09 (F6)	UD	DT	T	T	UD	DT
7	F3	F3	F3	F3	F3	7.01 (F3)	D	D	D	D	D	D
8	F3	F3	F3	F5	F5	7.00 (F3)	D	D	UD	UD	UD	D

#### 4.4.3. So sánh hiệu suất với các mô hình học máy tích hợp DGA hiện đại

Để tóm tắt những phát hiện của mô hình AMFL được đề xuất, một phân tích so sánh đã được thực hiện bằng cách đánh giá mô hình AMFL bằng cách sử dụng bộ dữ liệu DGA được báo cáo trong mỗi nghiên cứu tương ứng làm đầu vào. Cụ thể, đối với mỗi nghiên cứu được tham chiếu trong Bảng 4.8, bộ dữ liệu DGA được sử dụng làm đầu vào cho mô hình AMFL để tạo ra giá trị chính xác tương ứng. Điều này đảm bảo cơ sở đánh giá nhất quán và cho phép so sánh trực tiếp hiệu suất chẩn đoán.

Kết quả so sánh cho thấy mô hình AMFL luôn vượt trội hơn một số kỹ thuật hiện đại trên nhiều kích thước tập dữ liệu. Ví dụ, so với CNN (98,50%) [25], Random Forest (96,09%) [50] và Hybrid ANFIS + DST (92,50%) [18], mô hình được đề xuất đạt được

độ chính xác cao hơn đáng kể lần lượt là 99,51%, 99,17% và 99,25% khi được thử nghiệm trên cùng một mẫu bộ dữ liệu được sử dụng trong các nghiên cứu đó.

*Bảng 4.8 So sánh hiệu suất của các mô hình DGA được báo cáo trong tài liệu.*

Tài liệu tham khảo	Mô hình	Độ chính xác (%)	Số lượng mẫu dữ liệu	Độ chính xác của AMFL (%)	Ghi chú về dữ liệu
[15]	ANN	87.80%	–	–	Không có dữ liệu
[18]	Hybrid ANFIS + DST	92.50%	134	99.25%	
[20]	Hybrid SVM+ SVFB	97.35%	419	–	Dữ liệu không được cung cấp
[35]	Hybrid DPM + FL +SVM	97.60%	127	–	Dữ liệu không được cung cấp
[39]	FLTFDS	82.12%	14	100%	
[43]	FIS	97.40%	117	99.15%	
[23]	Hybrid ENN-SVM	88.00%	–	–	Không có dữ liệu
[24]	Hybrid k-MCA-GA	98.29%	117	99.15%	
[25]	CNN	98.50%	206	99.51%	
[27]	TLBO	88.86%	89	100%	
[50]	Random Forest	96.09%	121	99.17%	

Trong trường hợp dữ liệu không đầy đủ hoặc không có sẵn (ví dụ: [15], [20], [23]), độ chính xác chẩn đoán của mô hình được đề xuất không thể được đánh giá và được biểu thị là "-". Tuy nhiên, đối với tất cả các tài liệu tham khảo có bộ dữ liệu có thể truy cập, mô hình AMFL được đề xuất đạt được độ chính xác hơn 99%, làm nổi bật khả năng thích ứng vượt trội và tính mạnh mẽ trong chẩn đoán lỗi máy biến áp.

#### **4.4.4. Phân tích kết quả chẩn đoán và trường hợp ngoại lệ**

Để chứng minh thêm tính hiệu quả và tính mạnh mẽ của phương pháp tiếp cận được đề xuất, một lựa chọn các mẫu từ quá trình đánh giá được trình bày trong Bảng 4.9. Các mẫu này minh họa sự liên kết giữa đầu ra chẩn đoán và các điều kiện lỗi thực tế, do đó chứng minh độ chính xác và chất lượng của mô hình AMFL. Kết quả chỉ ra rằng phương pháp này không chỉ duy trì độ chính xác cao trên các bộ dữ liệu đa dạng mà còn tạo ra đầu ra tương ứng chặt chẽ với các loại lỗi thực sự. Sự liên kết này nhấn mạnh tính mạnh mẽ và giá trị thực tế của mô hình, xác nhận hơn nữa khả năng giải quyết những thách thức vốn có của chẩn đoán lỗi máy biến áp với mức độ tin cậy cao.

Để cung cấp một cái nhìn toàn diện hơn về hành vi của mô hình trong các điều kiện biên, cần lưu ý rằng khi mô hình AMFL được áp dụng cho 160 mẫu DGA từ tập dữ liệu

kiểm thử, chỉ có một trường hợp — mẫu thứ 21 — thể hiện một điều kiện biên điển hình, trong đó mô hình đưa ra dự đoán sai do đặc điểm lỗi bị chồng lấn. Trong số năm mô-đun chẩn đoán mờ, ba mô-đun trả về kết quả không xác định (UD), trong khi FL-KGM và FL-DTM lần lượt đưa ra chẩn đoán là PD và DT. Do các trọng số tương ứng với khoảng DT khá hẹp, quá trình tổng hợp có trọng số đã nghiêng về phía PD. Tuy nhiên, khi phân tích sâu hơn, mẫu này thể hiện các chỉ báo lỗi hỗn hợp:  $H_2$  tăng cao (gợi ý PD),  $C_2 H_4$  tăng (liên quan đến lỗi nhiệt), và sự hiện diện của  $C_2 H_2$  (liên quan đến lỗi điện). Mặc dù phân loại cuối cùng khác với nhãn thực tế, quyết định của mô hình vẫn có thể được giải thích. Trường hợp này cho thấy lợi thế của phương pháp suy luận đa góc nhìn dựa trên logic mờ trong việc phản ánh độ phức tạp của chẩn đoán trong thực tế, vượt trội hơn so với các phương pháp phân loại nhị phân cứng nhắc.

Bảng 4.9 Ví dụ về kết quả chẩn đoán điện hình từ mô hình AMFL được đề xuất.

Sample	Gas Input (ppm)											FL										Traditional Method										Actual fault
	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>4</sub>	C <sub>2</sub> H <sub>6</sub>	CO	CO <sub>2</sub>	KGM	DTM	RRM	DRM	IRM	Model output	KGM	DTM	RRM	DRM	IRM	KGM	DTM	RRM	DRM	IRM									
1	37800	1740	249	8	8	56	197	F2	F2	F2	F2	4.9 (F2)	PD	PD	PD	UD	PD	PD	PD	PD	UD	UD	PD									
2	8266	1061	22	0.01	0.01	107	498	F2	F2	F3	F5	5.3 (F2)	PD	PD	D	D	UD	UD	PD	PD	UD	UD	PD									
3	9340	995	60	6	7	60	620	F2	F2	F3	F2	5.1 (F2)	PD	PD	D	D	PD	UD	PD	PD	UD	UD	PD									
4	33046	619	58	2	0	51	1	F2	F2	F2	F5	4.9 (F2)	PD	PD	PD	UD	PD	PD	PD	UD	UD	PD	PD									
5	40280	1069	1060	1	1	1	0.01	F2	F2	F2	F5	4.8 (F2)	PD	PD	PD	UD	PD	PD	PD	UD	UD	PD	PD									
6	2177	1049	207	440	705	4571	3923	F3	F3	F3	F3	7.0 (F3)	PD	D	D	D	D	D	D	D	UD	UD	D									
7	3090	5020	323	3800	2540	270	400	F3	F3	F3	F5	7.0 (F3)	UD	D	D	D	UD	UD	D	D	UD	UD	UD									
8	110	62	90	140	250	680	6470	F3	F3	F3	F3	7.0 (F3)	D	D	UD	D	D	D	D	UD	D	D	D									
9	5000	1200	83	1000	1100	140	265	F3	F3	F3	F3	7.0 (F3)	PD	D	D	D	D	D	D	D	UD	UD	D									
10	150	130	9	55	30	120	200	F3	F6	F3	F5	6.5 (F3)	PD	D	D	D	UD	UD	D	D	UD	UD	D									
11	1860	4980	1600	10700	1600	158	1300	F1	F1	F1	F3	3.8 (F1)	T	T	T	T	UD	UD	T	T	UD	UD	UD									
12	400	940	24	820	24	390	1700	F1	F1	F1	F1	2.9 (F1)	UD	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T									
13	290	1260	8	820	8	228	826	F1	F1	F1	F5	2.9 (F1)	UD	T	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	T									
14	6	2990	67	26076	67	6	26	F1	F1	F1	F1	4.1 (F1)	T	T	UD	T	T	T	T	UD	T	T	Heating									
15	1	8	6	100	6	300	5130	F1	F1	F1	F5	2.9 (F1)	T	T	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	T	Heating									
16	150	22	9	60	11	21	140	F1	F1	F5	F5	4.1 (F6)	T	T	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	D	DT									
17	105	23	13	4	3	15	107	F2	F6	F3	F5	5.7 (F6)	PD	DT	D	D	UD	UD	UD	UD	UD	UD	DT									
18	18.2	22	6.6	46.9	4	35	420	F3	F1	F1	F5	4.2 (F6)	D	T	T	T	UD	UD	T	T	UD	T	DT									
19	0	1	0	4	0	10	200	F4	F1	F2	F5	1.0 (F4)	N	UD	T	T	UD	UD	T	T	UD	T	Normal									
20	2	2	0	3	0	7	335	F4	F1	F2	F5	1.0 (F4)	N	T	T	T	UD	UD	T	T	UD	UD	Normal									
21	301	5.8	4.7	9.7	5	0.0001	0.0001	F2	F6	F5	F5	5.4 (F2)	UD	DT	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	UD	Arcing									

## CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN CHUNG VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### 5.1. Kết luận chung

Trong bối cảnh ngành điện ngày càng yêu cầu cao về tính ổn định, an toàn và độ tin cậy, công tác chẩn đoán sớm các sự cố tiềm ẩn trong máy biến áp trở thành một nhiệm vụ quan trọng trong công tác bảo trì, vận hành. Một trong những phương pháp chẩn đoán lỗi hiệu quả nhất hiện nay là phân tích khí hòa tan DGA, vốn đã trở thành tiêu chuẩn trong giám sát tình trạng cách điện của máy biến áp. Tuy nhiên, các phương pháp truyền thống dựa trên DGA như phương pháp Duval Triangle 1, IEC Ratio, Roger's Ratio, Doernenburg Ratio hay Key Gas Method vẫn còn tồn tại nhiều hạn chế, đặc biệt khi phải xử lý dữ liệu nhiễu, lỗi chồng lấn hoặc mẫu nằm gần ranh giới phân loại.

Trước những thách thức đó, đề án này đã đề xuất và phát triển thành công một mô hình chẩn đoán lỗi mới – mô hình logic mờ đa phương pháp với cơ chế điều chỉnh trọng số thích nghi AMFL – có khả năng tích hợp linh hoạt nhiều kỹ thuật DGA và nâng cao hiệu quả chẩn đoán bằng phương pháp suy luận mềm và tối ưu hóa động. Mô hình AMFL không chỉ kế thừa những ưu điểm của các phương pháp truyền thống, mà còn khắc phục đáng kể các nhược điểm nhờ các cải tiến sau:

- Thứ nhất, mô hình tích hợp đồng thời năm phương pháp DGA phổ biến là FL-IRM, FL-RRM, FL-DRM, FL-DTM, và FL-KGM thành năm mô-đun logic mờ độc lập, giúp khai thác thế mạnh riêng của từng phương pháp trong việc nhận diện các dạng sự cố khác nhau như phóng điện, quá nhiệt hay lỗi hỗn hợp.
- Thứ hai, mỗi mô-đun FL đều được xây dựng với hàm thuộc được thiết kế lại trên cơ sở phân tích thống kê dữ liệu thực tế, đảm bảo độ mượt tại các vùng giao nhau và tăng khả năng suy luận ở các vùng biên – vốn là điểm yếu của các phương pháp có ngưỡng cố định.
- Thứ ba, tập luật suy diễn mờ được mở rộng để bao phủ đầy đủ các tình huống có thể xảy ra, kể cả những trạng thái mà các phương pháp truyền thống không định nghĩa hoặc xác định là “không chẩn đoán được”. Điều này giúp mô hình AMFL vẫn đưa ra quyết định hợp lý trong các tình huống dữ liệu không rõ ràng.
- Thứ tư, điểm nổi bật quan trọng là cơ chế điều chỉnh trọng số động (adaptive weight adjustment), được xây dựng dựa trên độ chính xác chẩn đoán thực tế của từng phương pháp trong các vòng lặp mô phỏng. Cơ chế này cho phép hệ thống tự học và tái cấu hình trọng số phân bổ cho từng mô-đun, đảm bảo rằng mô hình sẽ ưu tiên các phương pháp có hiệu quả cao hơn đối với từng loại lỗi cụ thể. Nhờ đó, mô hình AMFL duy trì khả năng thích nghi cao và luôn tiến gần hơn đến lựa chọn tối ưu.

- Thứ năm, mô hình có thể xử lý lỗi hỗn hợp (DT – kết hợp giữa điện và nhiệt) bằng cách mở rộng không gian đầu ra và khai thác phân phối tổ hợp các đầu ra từ nhiều mô-đun khác nhau. Đây là một điểm mạnh mà hầu hết các mô hình chẩn đoán truyền thống hoặc đơn mô-đun chưa thể đạt được.
- Cuối cùng, mô hình được triển khai hoàn chỉnh trên nền tảng MATLAB/Simulink, giúp dễ dàng tích hợp với các hệ thống giám sát thực tế, thuận tiện cho việc phân tích dữ liệu, huấn luyện mô hình, mô phỏng đầu ra và đánh giá hiệu suất.

Kết quả kiểm chứng trên tập dữ liệu gồm 760 mẫu DGA (trong đó 600 mẫu dùng huấn luyện và 160 mẫu kiểm tra) cho thấy độ chính xác tổng thể của mô hình đạt trên 99.0%, vượt trội so với các mô hình không có cơ chế trọng số động hoặc chỉ sử dụng một hay hai phương pháp DGA đơn lẻ. Mô hình thể hiện tính ổn định cao ngay cả khi dữ liệu có nhiễu hoặc rơi vào các tình huống không hoàn toàn rõ ràng.

Ngoài ra, thông qua quá trình phân tích và đánh giá, đề tài cũng đã đóng góp thêm các giá trị khoa học như:

- Thiết kế tập luật mở rộng cho FL-IRM khắc phục các lỗi không chính xác của các nghiên cứu trước đó.
- Tích hợp kỹ thuật tiền xử lý vào mô hình FL-DTM giúp tăng độ chính xác từ 80% lên đến gần 98.1%.
- Áp dụng phân tích định lượng CO<sub>2</sub>/CO để tách biệt lỗi nhiệt do dầu và lỗi nhiệt do phân hủy giấy cách điện.

Nhìn chung, mô hình AMFL được phát triển trong đề án đã chứng minh tính đúng đắn về mặt học thuật và hiệu quả về mặt thực tiễn, mở ra hướng phát triển bền vững cho các hệ thống chẩn đoán thông minh tích hợp trong lĩnh vực giám sát máy biến áp.

## **5.2. Hạn chế và đề xuất hướng phát triển**

Mặc dù mô hình AMFL đã đạt được những kết quả đáng khích lệ, một số hạn chế vẫn tồn tại và cần được nghiên cứu khắc phục trong các giai đoạn tiếp theo:

### **5.2.1. Hạn chế**

Phạm vi dữ liệu đầu vào còn hạn chế mô hình hiện chỉ sử dụng dữ liệu khí hòa tan từ DGA chưa tích hợp các thông tin bổ trợ như nhiệt độ cuộn dây dòng điện tải điện áp vận hành hay độ ẩm không khí điều này có thể làm giảm khả năng phát hiện lỗi trong các tình huống mà dữ liệu DGA không đủ độ phân biệt. Bên cạnh đó, mô hình chưa có tính năng học online hoặc thích ứng theo thời gian mô hình hiện được huấn luyện ngoại tuyến và áp dụng cố định trọng số sau huấn luyện trong môi trường thực tế trạng thái vận hành của máy biến áp thay đổi liên tục đòi hỏi hệ thống phải có khả năng cập nhật

trọng số hoặc mô hình theo thời gian thực. Không xử lý dữ liệu bị thiếu hoặc không đầy đủ một cách tự động các mẫu thiếu một số chỉ số khí sẽ bị loại bỏ hoặc không được xử lý đầy đủ làm giảm phạm vi ứng dụng trong môi trường thực tế. Ngoài ra, AMFL tích hợp phân tích độ không chắc chắn đầu ra hiện tại hệ thống chỉ trả về nhãn lỗi xác định như PD, T, D, DT, N chưa có cơ chế cảnh báo mức độ tin cậy hoặc xác suất cho người vận hành biết được độ chắc chắn của kết luận chẩn đoán.

### **5.2.2. Đề xuất hướng phát triển**

Để tiếp tục hoàn thiện mô hình và mở rộng khả năng ứng dụng trong thực tiễn, một số hướng nghiên cứu và phát triển trong tương lai có thể bao gồm:

1. (Tích hợp dữ liệu vận hành đa nguồn (multi-sensor fusion): Mở rộng đầu vào của mô hình để tích hợp thêm dữ liệu vận hành như dòng điện, điện áp, tần số, nhiệt độ, độ ẩm, độ rung... giúp mô hình phản ánh được đầy đủ trạng thái thực tế của thiết bị. Sự kết hợp giữa DGA và các chỉ số vận hành sẽ tạo thành hệ chẩn đoán toàn diện hơn.
2. Phát triển mô hình học online (online learning): Áp dụng các kỹ thuật học trực tuyến hoặc tăng cường (reinforcement learning) để hệ thống có thể tự điều chỉnh trọng số và luật suy luận trong quá trình vận hành thực tế. Mô hình có thể học từ các phản hồi thực tế (ví dụ như xác nhận sửa chữa hoặc dữ liệu vận hành sau chẩn đoán) để nâng cao độ chính xác dần theo thời gian.
3. Thiết kế cơ chế phát hiện và xử lý dữ liệu thiếu (missing data): Nghiên cứu cơ chế suy diễn thiếu (imputation) hoặc sử dụng các mạng học xác suất (Bayesian FL, Probabilistic SVM) nhằm xử lý các mẫu dữ liệu không đầy đủ mà không làm mất kết quả chẩn đoán.
4. Tích hợp khả năng cảnh báo sớm và phân loại theo mức độ nghiêm trọng: Mô hình có thể mở rộng đầu ra để cung cấp thông tin không chỉ về loại lỗi mà còn về mức độ nghiêm trọng (ví dụ: nhẹ, trung bình, nghiêm trọng) nhằm phục vụ tốt hơn cho chiến lược bảo trì theo tình trạng.
5. Phát triển phần mềm ứng dụng hoặc hệ thống giám sát online: Xây dựng giao diện phần mềm và kết nối mô hình với các cảm biến, thiết bị SCADA hoặc IEDs thông qua giao thức truyền thông công nghiệp (Modbus, IEC 61850...), phục vụ giám sát online và cảnh báo thời gian thực.
6. Ứng dụng các công nghệ tiên tiến như học máy lượng tử (Quantum Machine Learning): Nghiên cứu tích hợp công nghệ QML như mạng thần kinh lượng tử hoặc Variational Quantum Circuits nhằm tăng tốc độ xử lý, tối ưu hóa huấn luyện mô hình với tập dữ liệu lớn, hoặc xử lý các không gian đặc trưng phức tạp hơn.

### **5.2.3. Tổng kết**

Tổng thể, đề tài đã xây dựng và đánh giá thành công một mô hình chẩn đoán lỗi máy biến áp hiệu quả, có tính ứng dụng cao, đồng thời đặt nền móng vững chắc cho các nghiên cứu nâng cao và mở rộng sau này. Với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ cảm biến, trí tuệ nhân tạo và hệ thống giám sát thông minh, mô hình AMFL hoàn toàn có tiềm năng trở thành một phần không thể thiếu trong các hệ thống bảo trì dự đoán (Predictive Maintenance – PdM) của ngành điện trong tương lai gần.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Abu-Siada, A., Hmood, S. (2014), "A new fuzzy logic approach to identify power transformer criticality using dissolved gas-in-oil analysis", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 67, pp. 401–408.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.12.017>.
- [2] Heathcote, M. J. (2012), *Electric Power Transformer Engineering*, 3rd ed., CRC Press, Boca Raton, FL.
- [3] Thiviyathan, V. A., Ker, P. J., Leong, Y. S., Abdullah, F., Ismail, A., Jamaludin, M. Z. (2022), "Power transformer insulation system: A review on the reactions, fault detection, challenges and future prospects", *Alexandria Engineering Journal*, 61, pp. 7697–7713.  
<https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.026>.
- [4] Sun, H.-C., Huang, Y.-C., Huang, C.-M. (2012), "A review of dissolved gas analysis in power transformers", *Energy Procedia*, 14, pp. 1220–1225.  
<https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.12.1079>.
- [5] Wani, S. A., Rana, A. S., Sohail, S., Rahman, O., Parveen, S., Khan, S. A. (2021), "Advances in DGA based condition monitoring of transformers: A review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 149, 111347.  
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111347>.
- [6] Nanfak, A., Fofana, I., Samuel, E., Kom, C. H., Meghnefi, F., Ngaleu, M. G. (2024), "Traditional fault diagnosis methods for mineral oil-immersed power transformer based on dissolved gas analysis: Past, present and future", *IET Nanodielectrics*, 7, pp. 97–130.  
<https://doi.org/10.1049/nde2.12082>.
- [7] Bustamante, S., Manana, M., Arroyo, A., Laso, A., Martinez, R. (2024), "Evolution of graphical methods for the identification of insulation faults in oil-immersed power transformers: A review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 199, 114473.  
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114473>.
- [8] Wajid, A., et al. (2023), "Comparative performance study of dissolved gas analysis (DGA) methods for identification of faults in power transformer", *International Journal of Energy Research*, pp. 1–14. <https://doi.org/10.1155/2023/9960743>.
- [9] IEEE (2019), *Guide for the Interpretation of Gases Generated in Mineral Oil-Immersed Transformers*, IEEE Std. C57.104-2019.  
<https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2019.8890040>.
- [10] Rogers, R. R. (1978), "IEEE and IEC codes to interpret incipient faults in transformers, using gas in oil analysis", *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, EI-13, pp. 349–354. <https://doi.org/10.1109/TEI.1978.298141>.

- [11] Duval, M. (2008), "The Duval triangle for load tap changers, non-mineral oils and low temperature faults in transformers", *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 24, pp. 22–29. <https://doi.org/10.1109/MEI.2008.4665347>.
- [12] Bhalla, D., Bansal, R. K., Gupta, H. O. (2012), "Function analysis based rule extraction from artificial neural networks for transformer incipient fault diagnosis", *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 43, pp. 1196–1203. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.06.042>.
- [13] Seifeddine, S., Khmais, B., Abdelkader, C. (2012), "Power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis by artificial neural network", in: *Proceedings of IEEE Renewable Energies and Vehicular Technology Conference (REJET)*, pp. 230–236. <https://doi.org/10.1109/REJET.2012.6195276>.
- [14] Chatterjee, K., Jadoun, V. K., Dawn, S., Jarial, R. K. (2019), "Novel prediction-reliability based graphical DGA technique using multi-layer perceptron network & gas ratio combination algorithm", *IET Science, Measurement & Technology*, 13, pp. 836–842. <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5397>.
- [15] Ghoneim, S. S. M., Taha, I. B. M., Elkalashy, N. I. (2016), "Integrated ANN-based proactive fault diagnostic scheme for power transformers using dissolved gas analysis", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 23, pp. 1838–1845. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2016.005301>.
- [16] Tightiz, L., Nasab, M. A., Yang, H., Addeh, A. (2020), "An intelligent system based on optimized ANFIS and association rules for power transformer fault diagnosis", *ISA Transactions*, 103, pp. 63–74. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.03.022>.
- [17] Khan, S. A., Islam, T., Equbal, M. D. (2015), "A comprehensive comparative study of DGA based transformer fault diagnosis using fuzzy logic and ANFIS models", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 22, pp. 590–596. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2014.004478>.
- [18] Kari, T., et al. (2018), "An integrated method of ANFIS and Dempster-Shafer theory for fault diagnosis of power transformer", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 25, pp. 360–371. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2018.006746>.
- [19] Benmahamed, Y., Boubakeur, A., Teguar, M. (2017), "Application of SVM and KNN to Duval Pentagon 1 for transformer oil diagnosis", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 24, pp. 3443–3451. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2017.006841>.
- [20] Hong, L., Chen, Z., Wang, Y., Shahidehpour, M., Wu, M. (2022), "A novel SVM-based decision framework considering feature distribution for power transformer fault diagnosis", *Energy Reports*, 8, pp. 9392–9401.

<https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.07.062>.

- [21] Zeng, B., Zhu, W., Guo, J., Huang, S., Xiao, Z., Yuan, F. (2019), "A transformer fault diagnosis model based on hybrid grey wolf optimizer and LS-SVM", *Energies*, 12, 4170. <https://doi.org/10.3390/en12214170>.
- [22] Rajesh, K. N. V. P. S., Fofana, I., Rao, U. M., Rozga, P., Paramane, A. (2023), "Influence of data balancing on transformer DGA fault classification with machine learning algorithms", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 30, pp. 385–392. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2022.3230377>.
- [23] Azmi, P. A. R., Yusoff, M., Sallehud-Din, M. T. M. (2025), "Improving transformer failure classification on imbalanced DGA data using data-level techniques and machine learning", *Energy Reports*, 13, pp. 264–277. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2024.12.006>.
- [24] Nanfak, A., Kom, C. H., Fofana, I., Meghnefi, F., Eke, S., Ngaleu, G. M. (2023), "Hybrid DGA Method for Power Transformer Faults Diagnosis Based on Evolutionary k-Means Clustering and Dissolved Gas Subsets Analysis", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 30, pp. 2421–2428. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2023.3275119>.
- [25] Taha, I. B. M., Ibrahim, S., Mansour, D.-E. A. (2021), "Power transformer fault diagnosis based on DGA using a convolutional neural network with noise in measurements", *IEEE Access*, 9, pp. 111162–111170. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3102415>.
- [26] Jin, L., Abu-Siada, A., Kim, D., Chan, K. Y. (2024), "Deep machine learning-based asset management approach for oil-immersed power transformers using dissolved gas analysis", *IEEE Access*, 12, pp. 27794–27809. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3366905>.
- [27] Ghoneim, S. S. M., Lehtonen, M., Mahmoud, K., Darwish, M. M. F. (2021), "Enhancing diagnostic accuracy of transformer faults using teaching-learning-based optimization", *IEEE Access*, 9, pp. 30817–30832. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3060288>.
- [28] Zou, D., et al. (2023), "Transformer fault classification for diagnosis based on DGA and deep belief network", *Energy Reports*, 9, pp. 250–256. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2023.09.183>.
- [29] Malik, H., Sharma, R., Mishra, S. (2020), "Fuzzy reinforcement learning based intelligent classifier for power transformer faults", *ISA Transactions*, 101, pp. 390–398. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.01.016>.
- [30] He, H., Yu, J., Lee, W.-J., Luo, D., Liang, W. (2025), "A power transformer fault diagnosis method based on improved variational quantum shadow learning", *IEEE*

Transactions on Power Delivery, pp. 1–13.

<https://doi.org/10.1109/TPWRD.2025.3546722>.

[31] Nguyen, K. A., Le, H. H., Phung, B. T., Tran, H. V. (2025), "A fuzzy logic approach combined with IEC and Roger methods for power transformer fault diagnosis based on DGA", University of Danang Journal of Science and Technology, 23, in press.

[32] Nguyen, K. A., Le, H. H., Phung, B. T., Tran, H. V. (2025), "Enhancing data preprocessing layer for power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis combining fuzzy logic and Duval triangle 1", in: Proceedings of the 8th International Conference on Circuits, Systems and Simulation (ICCSS 2025), Industrial University of Ho Chi Minh City, Vietnam, in press.

[33] Huang, Y.-C., Sun, H.-C. (2013), "Dissolved gas analysis of mineral oil for power transformer fault diagnosis using fuzzy logic", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 20, pp. 974–981. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2013.6518967>.

[34] Arshad, M., Islam, S., Khaliq, A. (2014), "Fuzzy logic approach in power transformers management and decision making", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 21, pp. 2343–2354. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2014.003859>.

[35] Prasojo, R. A., Soedjarno, B. A., Gumilang, H., Maulidevi, N. U., Suwarno, S. (2020), "A fuzzy logic model for power transformer faults' severity determination based on gas level, gas rate, and dissolved gas analysis interpretation", Energies, 13, 1009. <https://doi.org/10.3390/en13041009>.

[36] Mateus, B. C., Farinha, J. T., Mendes, M. (2024), "Fault detection and prediction for power transformers using fuzzy logic and neural networks", Energies, 17, 296. <https://doi.org/10.3390/en17020296>.

[37] Su, S. Q., Austin, P., Lai, L. L., Mi, C. (2000), "A fuzzy dissolved gas analysis method for the diagnosis of multiple incipient faults in a transformer", IEEE Transactions on Power Systems, 15, pp. 593–598. <https://doi.org/10.1109/59.867146>.

[38] Taha, I. B. M., Ghoneim, S. S. M. (2020), "Optimal ratio limits of Rogers' four-ratios and IEC 60599 code methods using particle swarm optimization fuzzy-logic approach", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 27, pp. 222–230. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2019.008395>.

[39] Taha, I. B. M., Ghoneim, S. S. M., Zaini, H. G. (2016), "A fuzzy diagnostic system for incipient transformer faults based on DGA of the insulating transformer oils", International Review on Electrical Engineering, 11, p. 305. <https://doi.org/10.15866/iree.v11i3.8453>.

- [40] Wani, S. A., Gupta, D., Prashal, G., Khan, S. A. (2019), "Smart diagnosis of incipient faults using dissolved gas analysis-based fault interpretation matrix (FIM)", *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44, pp. 6977–6985.  
<https://doi.org/10.1007/s13369-019-03739-4>.
- [41] Hmood, S., Islam, S. M., Abu-Siada, A., Masoum, M. A. S. (2012), "Standardization of DGA interpretation techniques using fuzzy logic approach", in: *Proceedings of the 2012 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis*, pp. 929–932. <https://doi.org/10.1109/CMD.2012.6416305>.
- [42] Irungu, G. K., Munda, J. L., Akumu, A. O. (2016), "A new fault diagnostic technique in oil-filled electrical equipment; the dual of Duval triangle", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 23, pp. 3405–3410.  
<https://doi.org/10.1109/TDEI.2016.005927>.
- [43] Wani, S. A., Farooque, M. U., Khan, S. A., Gupta, D. (2019), "Multiple incipient fault classification approach for enhancing the accuracy of dissolved gas analysis (DGA)", *IET Science, Measurement & Technology*, 13, pp. 959–967.  
<https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5135>.
- [44] Poonnoy, N., Suwanasri, T., Suwanasri, C. (2020), "Fuzzy logic approach to dissolved gas analysis for power transformer failure index and fault identification", *Energies*, 14, 36. <https://doi.org/10.3390/en14010036>.
- [45] Arshad, M., Islam, S. (2011), "Significance of cellulose power transformer condition assessment", *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 18, pp. 1591–1598. <https://doi.org/10.1109/TDEI.2011.6032829>.
- [46] Zadeh, L. A. (1973), "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3, pp. 28–44. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.5408575>.
- [47] Dong, X., Zhou, D.-X. (2007), "Learning gradients by a gradient descent algorithm", *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 341, pp. 1018–1027.  
<https://doi.org/10.1016/j.jmaa.2007.10.044>.
- [48] Cai, J., Wang, H., Zhou, D.-X. (2008), "Gradient learning in a classification setting by gradient descent", *Journal of Approximation Theory*, 161, pp. 674–692.  
<https://doi.org/10.1016/j.jat.2008.12.002>.
- [49] Jackson, P. C. (1974), "Introduction to artificial intelligence", *ACM SIGART Bulletin*, 47, p. 15. <https://doi.org/10.1145/1045190.1045191>.
- [50] Nga, N. V., Chien, N. H., Truc, D., Tho, T. D., Luc, N. V., Vu, T. H. (2024), "Research on application of artificial intelligence in diagnosis of potential failures in transformers by dissolved gas analysis method", *University of Danang Journal of*

Science and Technology, 22, pp. 30–35. <https://jst-ud.vn/jst-ud/article/view/9362>.

[51] Li, E., Wang, L., Song, B. (2019), "Fault diagnosis of power transformers with membership degree", IEEE Access, 7, pp. 28791–28798.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902299>.

[52] Ghoneim, S. S. M., Taha, I. B. M. (2016), "A new approach of DGA interpretation technique for transformer fault diagnosis", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 81, pp. 265–274.

<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.02.018>.

[53] Gouda, O. E., El-Hoshy, S. H., El-Tamaly, H. H. (2018), "Proposed three ratios technique for the interpretation of mineral oil transformers based dissolved gas analysis", IET Generation, Transmission & Distribution, 12, pp. 2650–2661.

<https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2017.1927>.

[54] Duval, M., Depabla, A. (2001), "Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases", IEEE Electrical Insulation Magazine, 17, pp. 31–41. <https://doi.org/10.1109/57.917529>.

[55] Suwarno, S., Sutikno, H., Prasajo, R. A., Abu-Siada, A. (2024), "Machine learning based multi-method interpretation to enhance dissolved gas analysis for power transformer fault diagnosis", Heliyon, 10, e25975.

<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25975>.