

Chẩn đoán lỗi máy biến áp sử dụng GeNIe Modeler

Fault Diagnosis of Power Transformers Using GeNIe Modeler

Nguyễn Thanh Sơn

Trường Đại học Bách khoa Hà Nội – Số 1, Đại Cồ Việt, Hai Bà Trưng, Hà Nội, Việt Nam

Đến Tòa soạn: 05-09-2019; chấp nhận đăng: 25-09-2020

Tóm tắt

Chẩn đoán lỗi là một khâu quan trọng đối với các kỹ thuật viên và kỹ sư trong việc phát hiện, cách ly và nhận dạng sự cố của các hệ thống. Trước kia, chẩn đoán và dự báo lỗi chủ yếu dựa trên các mô hình giải tích và kinh nghiệm chuyên gia. Tuy nhiên, trong thực tế, việc xây dựng một mô hình giải tích cho một quá trình chẩn đoán lỗi là khó khăn hay không thể thực hiện được. Hơn thế nữa, khi một hệ thống có một mức độ của sự không chắc chắn, thì cần thiết phải có một công cụ toán học để kiểm soát được vấn đề này. Các mạng Bayes là các mô hình đồ họa xác suất đối phó hiệu quả với sự không chắc chắn và được sử dụng rộng rãi trong chẩn đoán lỗi. Gần đây, có một số công cụ miễn phí và thương mại được phát triển cho việc mô hình hóa và suy luận lỗi của các hệ thống dựa trên mạng Bayes. Bài báo này trình bày việc sử dụng mạng Bayes trong môi trường GeNIe Modeler và kỹ thuật phân tích khí hòa tan để phát triển các mô hình chẩn đoán lỗi của máy biến áp dầu.

Từ khóa: Chẩn đoán lỗi, mạng Bayes, GeNIe Modeler, máy biến áp, phân tích khí hòa tan.

Abstract

Fault diagnosis is an important task for technicians and engineers in detecting, isolating and identifying faults in systems. Previously, fault diagnosis and forecasting are mainly performed based on analytical models and expert's experience. However, in practice, the derivation of an analytical model for a fault diagnosis process is difficult or impossible. In addition, as a given system has some degrees of uncertainty, there is a need of using a mathematical tool for handling this issue. Bayesian networks (BNs) are probabilistic graphical models that effectively deal with uncertainty and are widely used in fault diagnosis. Recently, there have been free and commercial tools for Bayesian network-based modeling and inference of system faults. Dissolved gas analysis (DGA) is a technique widely used in fault diagnosis of oil-immersed power transformers. This paper presents the use of Bayesian networks in GeNIe Modeler environment with DGA technique for conveniently deploying fault diagnosis models of oil-immersed power transformers.

Keywords: Fault diagnosis, Bayesian network, GeNIe Modeler, power transformer, DGA.

1. Giới thiệu

Mục đích chẩn đoán lỗi của một hệ thống là để phát hiện, cách ly và nhận dạng các nguyên nhân gây nên sự vận hành bất thường của hệ thống đó. Tình huống bất thường có thể được diễn đạt bằng một tập các hiện tượng không rõ ràng giữa hành vi quan sát được và hành vi bình thường của quá trình. Các phương pháp chẩn đoán lỗi được phân chia thành hai nhóm chính: (1) nhóm các phương pháp sử dụng mô hình giải tích và (2) nhóm các phương pháp không sử dụng mô hình giải tích. Nhóm thứ nhất (bao gồm các phương pháp dựa trên ước lượng thông số, xây dựng các bộ giám sát trạng thái,...) [1] có thể được sử dụng trong trường hợp một chẩn đoán lỗi được hiểu biết đầy đủ và do đó mô hình có thể xây dựng được để phản ánh trung thực nhất hành vi động của nó. Mô hình thu được sau đó được sử dụng để tạo ra các chỉ số lỗi. Việc đánh giá và phân tích trực tuyến của các

chỉ số này cho phép phát hiện và cách ly các sự cố ảnh hưởng đến quá trình. Tuy nhiên, trong thực tế các hệ thống thường là rất phức tạp nên khó có thể xây dựng được các mô hình giải tích cho các hệ thống đó. Nhóm thứ hai là các phương pháp chẩn đoán không dùng mô hình giải tích và được xây dựng từ các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (bao gồm các phương pháp sử dụng mạng nơ ron, hệ chuyên gia,...) [2, 3]. Tuy nhiên, các phương pháp này đòi hỏi phải có một cơ sở dữ liệu phong phú (dữ liệu kinh nghiệm hay dữ liệu thực nghiệm) để đảm bảo thực hiện tốt quá trình học. Hơn thế nữa, trong thực tế kiến thức về hệ thống có thể là không đầy đủ hoặc không chắc chắn. Do đó, việc sử dụng một công cụ toán học với các khái niệm về xác suất như mạng Bayes để kiểm soát sự không chắc chắn và/hoặc không đầy đủ của các hệ thống là một giải pháp tối ưu khi phát triển các hệ thống chẩn đoán lỗi [4, 5].

GeNIe Modeler là một công cụ hữu ích có thể được sử dụng để xây dựng các mô hình suy luận dựa trên mạng Bayes [6]. Nội dung của bài báo này là

* Địa chỉ liên hệ: Tel.: (+84) 85.705.0325
Email: son.nguyenthanh@hust.edu.vn

giới thiệu đến các kỹ sư và kỹ thuật viên công cụ GeNIe Modeler để xây dựng các mạng Bayes cho chẩn đoán lỗi của các hệ thống nói chung và lỗi của máy biến áp điện lực nói riêng. Cấu trúc của bài báo như sau. Phần 2 trình bày khái niệm của mạng Bayes cho chẩn đoán lỗi kèm theo ví dụ đơn giản minh họa. Trong phần 3, bài báo trình bày về công cụ GeNIe Modeler được sử dụng để chẩn đoán lỗi cho các hệ thống sử dụng mạng Bayes. Phần 4 trình bày quy trình phát triển một mạng Bayes với GeNIe Modeler cho chẩn đoán lỗi của máy biến áp dầu sử dụng công nghệ phân tích khí hòa tan. Cuối cùng, phần 5 là kết luận và các hướng phát triển của nghiên cứu này.

2. Mạng Bayes

2.1 Định nghĩa

Mạng Bayes được đề xuất bởi Judea Pearl (1988) là một mô hình đồ họa xác suất và là một kiểu của mô hình thống kê. Mạng Bayes là phương pháp biểu diễn đồ thị của các phụ thuộc có điều kiện. Phân bố xác suất kết hợp của các biến được xác định bởi cấu trúc đồ thị của mạng. Một mạng Bayes là một đồ thị có hướng phi chu trình mà trong đó:

- Các nút đại diện cho các biến
- Các cạnh đại diện cho các quan hệ phụ thuộc thống kê giữa các biến

Nếu có một cạnh từ nút A đến nút B thì có nghĩa là biến B phụ thuộc trực tiếp vào biến A và nút A được gọi là cha mẹ của nút B . Nếu với mỗi biến $X_i, i \in \{1, \dots, N\}$ và tập các biến cha mẹ của chúng ký hiệu là $C(X_i)$ thì phân bố xác suất kết hợp của các biến $P(V_1, V_2, \dots, V_n)$ là tích của các phân bố xác suất địa phương $P(V_i | C(V_i))$. Do đó ta có:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | C(X_i)) \quad (1)$$

Các mạng Bayes là lý tưởng khi xem xét đến một sự kiện nào đó đang xảy ra và dự đoán bất kỳ một khả năng của một số các nguyên nhân biết trước liên quan đến sự kiện đó. Mô hình hóa sử dụng mạng Bayes bao gồm hai bước: bước định tính (xây dựng cấu trúc của mạng) và bước định lượng (tính toán các bảng phân bố xác suất).

2.2 Mô hình hóa

Bước định tính: Bước này cho phép xây dựng cấu trúc đồ thị của mạng Bayes đại diện cho các quan hệ nhân quả giữa các biến khác nhau của quá trình đang xem xét. Cấu trúc của mạng có thể được xác định bằng hai cách khác nhau: bằng khám phá kiến thức của chuyên gia về quá trình hoặc bằng một cơ sở dữ liệu được ghi lại đầy đủ. Để minh họa bước này

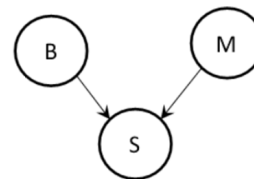
được thực hiện như thế nào, chúng ta xem xét một ví dụ đơn giản: chẩn đoán lỗi không khởi động được của một laptop.

Sau khi ấn nút nguồn, người sử dụng để ý thấy laptop của mình không khởi động được. Do đó, hai nguyên nhân làm cho máy không khởi động được sẽ xuất hiện trong ý nghĩa của người sử dụng: vấn đề không khởi động được có thể xuất phát từ pin hết điện hoặc từ bo mạch mẹ bị lỗi. Để đơn giản cho mô hình phân tích, chúng ta giả thiết nguồn cung cấp xoay chiều không được xét đến trong ví dụ này.

Bước đầu tiên (định tính) trong việc xây dựng mạng Bayes của tình huống bất thường được mô tả ở trên bao gồm một đại diện đồ họa của các quan hệ nhân quả giữa ba biến (hay ba nút) kết hợp với các sự kiện hoặc phân tử sau:

- Biến không khởi động được ký hiệu là S (không khởi động được (does not start): True (đúng), False (sai)).
- Biến pin ký hiệu là B (Battery: loaded (được nạp), not loaded (không được nạp)).
- Biến bo mạch mẹ ký hiệu là M (Mother board: ok (bình thường), degraded (xuống cấp)).

Đồ thị hay cấu trúc của mạng Bayes tương ứng với phân tích trực quan của người sử dụng có dạng như Hình.1.



Hình 1. Mạng Bayes dùng để suy luận lỗi không khởi động được của một laptop.

Trong mạng Bayes, thông tin chắc chắn (hay còn được gọi là bằng chứng hay quan sát) như là thực tế laptop không khởi động được lan truyền trong mạng Bayes bằng cách điều chỉnh (hay cập nhật) các độ tin tưởng trước đó.

Bước định lượng: Bước này xác định một bảng xác suất cho mỗi nút (định nghĩa tất cả các xác suất của một biến hoặc một nút). Để giải thích khái niệm định lượng của mạng Bayes, ta vẫn sử dụng ví dụ về vấn đề khởi động laptop bao gồm: nguyên nhân có thể bắt nguồn từ lỗi của bo mạch mẹ (M) hoặc lỗi của pin (B). Chúng ta giả thiết các xác suất cận biên trước của M là $P(M)$ và của B là $P(B)$ được xác định từ kinh nghiệm về hệ thống (thực tế các xác suất này được xác định bởi một chuyên gia trong lĩnh vực mô hình hóa hoặc được học từ một cơ sở dữ liệu phong phú). Ví dụ, nếu chúng ta biết tỷ lệ bo mạch

mẹ bị hỏng chiếm 5% của tất các trường hợp thì xác suất bo mạch mẹ bị xuống cấp là 0,05. Thêm vào đó, nếu chúng ta biết rằng người sử dụng quên không nạp pin cho laptop của mình trước khi năng lượng của pin hoàn toàn cạn kiệt chiếm 10% của các trường hợp, khi đó xác suất của pin cạn năng lượng là 0,1.

Đối với xác suất có điều kiện trước $P(S|B, M)$, chúng ta quan tâm đến các giá trị cho ở trong bảng sau:

Bảng 1. Bảng xác suất có điều kiện trước của $P(S|B, M)$.

M	degraded		ok	
	loaded	not loaded	loaded	not loaded
$P(S = True M, B)$	0,9	1	0,05	1
$P(S = False M, B)$	0,1	0	0,95	0

Theo Bảng 1, ví dụ nếu trong trường hợp bo mạch mẹ bị hỏng hay xuống cấp ($M=degraded$) và pin được nạp ($B=loaded$), xác suất laptop không khởi động được bằng 0,9.

Bây giờ, chúng ta cần xác định nguyên nhân nào trong hai nguyên nhân có điều kiện (bo mạch mẹ bị xuống cấp hay do pin cạn năng lượng) gây nên hiện tượng không khởi động được của laptop. Câu hỏi này được trả lời bằng cách tính các xác suất bằng các phương trình toán học sau đây.

Tính toán xác suất: Giả thiết ta cần tính các xác suất có điều kiện $P(B = loaded | S = True)$ và $P(M = degraded | S = True)$. Quan hệ giữa các xác suất có điều kiện và xác suất liên kết được xác định theo phương trình sau:

$$P(a, b) = P(a | b)P(b) = P(b | a)P(a) \quad (2)$$

Phương trình (2) dẫn đến công thức Bayes nổi tiếng như sau:

$$P(a | b) = \frac{P(b | a)P(a)}{P(b)} \quad (3)$$

Phương trình (2) có thể được biểu diễn dưới dạng tổng quát như sau:

$$P(a | b, c) = \frac{P(b | a, c)P(a | c)}{P(b | c)} \quad (4)$$

Theo phương trình (1) ta có:

$$\begin{aligned} & P(B = loaded | S = True) \\ &= \frac{P(B = loaded, S = True)}{P(S = True)} \end{aligned}$$

$$= \frac{\sum_{M \in \{ok, degraded\}} P(S = True, M, B = loaded)}{\sum_{M \in \{ok, degraded\}} \sum_{S \in \{true, fault\}} P(S = True, M, B)} \quad (5)$$

Tử số của phân số (5) là tổng của hai xác suất kết hợp như sau:

$$\begin{aligned} & \sum_{M \in \{ok, degraded\}} P(S = True, M, B = loaded) = \\ &= P(S = True, M = ok, B = loaded) + \\ &+ P(S = True, M = degraded, B = loaded) \end{aligned}$$

Trong đó:

$$\begin{aligned} & P(S = True, M = ok, B = loaded) = \\ &= P(S = True | M = ok, B = loaded) \\ &\times P(M = ok | B = loaded) \\ &\times P(B = loaded) \\ &= 0,05 \times 0,95 \times 0,9 = 0,0428 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & P(S = True, M = degraded, B = loaded) = \\ &= P(S = True | M = degraded, B = loaded) \\ &\times P(M = degraded | B = loaded) \\ &\times P(B = loaded) \\ &= 0,9 \times 0,05 \times 0,9 = 0,0405 \end{aligned}$$

Mẫu số của phân số (5) là tổng của bốn xác suất kết hợp như sau:

$$\begin{aligned} & \sum_{M \in \{ok, degraded\}} \sum_{S \in \{true, fault\}} P(S = True, M, B) \\ &= P(S = True, M = ok, B = loaded) \\ &+ P(S = True, M = degraded, B = loaded) \\ &+ P(S = True, M = ok, B = not_loaded) \\ &+ P(S = True, M = degraded, B = not_loaded) \end{aligned}$$

Trong đó:

$$P(S = True, M = ok, B = loaded) = 0,0428$$

$$P(S = True, M = degraded, B = loaded) = 0,0405$$

$$\begin{aligned} & P(S = True, M = ok, B = not_loaded) \\ &= P(S = True | M = ok, B = not_loaded) \\ &\times P(M = ok | B = not_loaded) \\ &\times P(B = not_loaded) \\ &= 1 \times 0,95 \times 0,1 = 0,095 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &P(S = True, M = degraded, B = not_loaded) \\
 &= P(S = True | M = degraded, B = not_loaded) \\
 &\times P(M = degraded | B = not_loaded) \\
 &\times P(B = not_loaded) \\
 &= 1 \times 0,05 \times 0,1 = 0,005
 \end{aligned}$$

Cuối cùng ta có:

$$\begin{aligned}
 &P(B = loaded | S = True) \\
 &= \frac{0,0428 + 0,0405}{0,0428 + 0,0405 + 0,095 + 0,005} \\
 &= 0,4543
 \end{aligned}$$

$$P(B = not_loaded | S = True) = 1 - 0,4543 = 0,5457$$

Tương tự, ta tính được các xác suất điều kiện như sau:

$$P(M = ok | S = True) = 0,7517$$

$$P(M = degraded | S = True) = 0,2483$$

Từ các xác suất được tính toán ở trên, ta có nhận xét như sau: Khi quan sát thấy bằng chứng là laptop không khởi động được ($S = True$), xác suất của pin được nạp là 0,4543 và xác suất của pin không được nạp là 0,5457. Do đó, nguyên nhân làm cho laptop không khởi động được có thể là do pin không được nạp (do xác suất của pin không được nạp cao hơn xác suất pin được nạp). Tương tự, khi quan sát thấy bằng chứng là laptop không khởi động được ($S = True$), xác suất của bo mạch mẹ bình thường là 0,7517 và xác suất của bo mạch mẹ xuống cấp là 0,2483. Do đó, nhiều khả năng bo mạch mẹ vẫn bình thường (do xác suất của bo mạch mẹ bình thường cao hơn xác suất bo mạch mẹ bị xuống cấp).

3. GeNIe Modeler

GeNIe Modeler là một phần mềm phát triển bởi công ty BayesFusion, LLC (Hoa Kỳ). Phần mềm này có thể tải về miễn phí từ địa chỉ sau:

<https://www.bayesfusion.com/downloads/>

Với một giao diện đồ họa, người sử dụng có thể phát triển các ứng dụng phức tạp của mạng Bayes trong GeNIe Modeler với các bước suy luận như đã đề cập trong phần 2 mà không mất nhiều thời gian phải làm quen với công cụ này. GeNIe Modeler có thể được xem như là một công cụ lý tưởng để triển khai các mô hình chẩn đoán lỗi của các hệ thống sử dụng mạng Bayes bao gồm chẩn đoán lỗi của thiết bị điện như máy biến áp dầu sẽ đề cập chi tiết trong phần sau. Tính năng của GeNIe Modeler bao gồm:

- Trình soạn thảo đồ họa để tạo / tìm hiểu / tinh chỉnh các mô hình mạng.

- Hoàn thành tích hợp với MS Excel, cắt và dán dữ liệu vào chế độ xem bảng tính nội bộ của GeNIe.

- Mở nhiều mạng và cắt và dán các phần của mô hình giữa chúng.

- Xử lý dữ liệu linh hoạt, bao gồm nhập từ cơ sở dữ liệu bên ngoài.

- Bao gồm các thuật toán học cấu trúc và tham số.

- Hỗ trợ các nút phương trình và phân phối xác suất liên tục trong các mô hình liên tục và lai.

- Hỗ trợ quản lý trường hợp (lưu và truy xuất nhiều bộ bằng chứng).

- Tương thích chéo với các phần mềm khác. Hỗ trợ tất cả các loại tệp mạng Bayes chính (ví dụ: Hugin, Netica, Ergo).

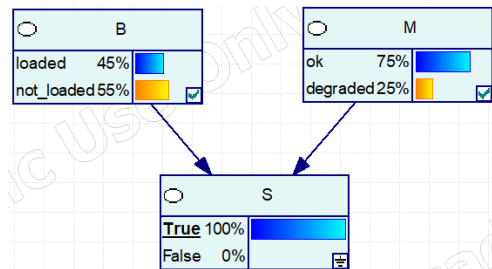
Hình 2 là mạng Bayes trong GeNIe cho bài toán không khởi động được của một laptop. Sau khi quan sát được hiện tượng laptop không khởi động được ($S = True$), GeNIe Modeler cho phép tính được xác suất có điều kiện như Hình.2:

$$P(M = ok | S = True) = 75\%$$

$$P(M = degraded | S = True) = 25\%$$

$$P(B = loaded | S = True) = 45\%$$

$$P(B = not_loaded | S = True) = 55\%$$



Hình 2. Mạng Bayes trong GeNIe Modeler.

4. Ứng dụng của GeNIe Modeler trong chẩn đoán lỗi máy biến áp dầu

Máy biến áp là một thiết bị điện quan trọng trong các hệ thống truyền tải và phân phối điện. Để cải thiện độ tin cậy của máy biến áp và giảm chi phí cho công tác bảo trì, các kỹ thuật chẩn đoán và theo dõi là rất cần thiết. Dây quấn của máy biến áp bao gồm cách điện bằng giấy được ngâm trong dầu cách điện, do đó các cách điện giấy và dầu cách điện được xem như là đối tượng chính dùng cho việc phát hiện các sự cố.

Phân tích khí hòa tan của dầu cách điện máy biến áp được xem như là một kỹ thuật hiện thị tốt nhất về điều kiện tổng thể của một máy biến áp và được sử dụng rộng rãi nhất trong chẩn đoán lỗi của

máy biến áp. Do các ứng suất nhiệt và điện, sự phân ly của giấy và dầu dẫn tới các lỗi nghiêm trọng. Một số khí thoát ra do quá trình phân ly làm giảm cường độ cách điện và khả năng giảm nhiệt của dầu máy biến áp. Ethane (C₂H₆), methane (CH₄), hydrogen (H₂), acetylene (C₂H₂) và ethylene (C₂H₄) là các khí tạo ra do phân ly của dầu. Carbon dioxide (CO₂) và carbon monoxide (CO) được tạo ra do phân ly của giấy.

Các lỗi bên trong của máy biến áp có thể được chia thành hai nhóm: (1) nhóm các lỗi nhiệt và (2) nhóm các lỗi điện.

- Nhóm các lỗi nhiệt: Lỗi dầu (C₂H₄, C₂H₆), giấy (CO, CO₂).

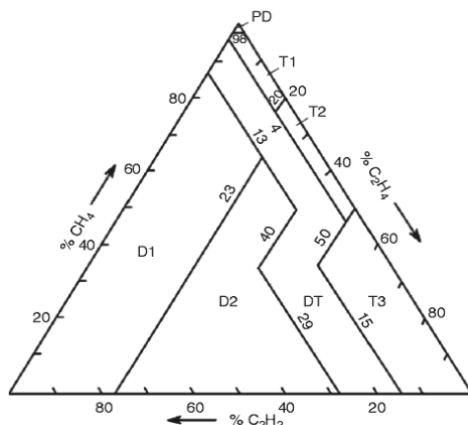
- Nhóm các lỗi điện: Phóng điện cục bộ (H₂, CH₄), hồ quang (C₂H₂).

Ngoại trừ khí CO và CO₂, các khí còn lại sinh ra do sự phân ly của dầu. Tỷ lệ CO/CO₂ có thể được sử dụng để đánh giá sự xuống cấp của cách điện giấy.

Phương pháp tam giác Duval là một công cụ phân tích khí hòa tan được xây dựng bằng kinh nghiệm từ đầu những năm 1970 và được sử dụng bởi IEC. Phương pháp này đã chứng tỏ được hiệu quả và do đó được sử dụng rộng rãi.

Bảng 2. Các kiểu lỗi và các mã kết hợp

Kiểu lỗi	Mã
Phóng điện cục bộ	PD
Phóng điện năng lượng thấp	D1
Phóng điện năng lượng cao	D2
Các lỗi nhiệt T<300°C	T1
Các lỗi nhiệt 300°C<T<700°C	T2
Các lỗi nhiệt T>700°C	T3
Hỗn hợp của các lỗi điện và nhiệt	DT



Hình 3. Tam giác Duval.

Phương pháp tam giác Duval sử dụng các giá trị của ba khí: CH₄, C₂H₂ và C₂H₄ và vị trí của chúng trong một tam giác như Hình 3. Bên trong tam giác có bảy vùng lỗi bao gồm lỗi phóng điện cục bộ, các lỗi nhiệt với các dải nhiệt độ khác nhau và hồ quang điện. Các kiểu lỗi và các mã kết hợp được trình bày trong Bảng 2.

Các công thức sau đây xác định ba tọa độ của tam giác Duval dựa trên kết quả phân tích khí:

$$C_2H_2 (\%) = 100 \times \frac{a}{a+b+c} \quad (6)$$

$$C_2H_4 (\%) = 100 \times \frac{b}{a+b+c} \quad (7)$$

$$CH_4 (\%) = 100 \times \frac{c}{a+b+c} \quad (8)$$

trong đó:

$$a = C_2H_2 (ppm), b = C_2H_4 (ppm), c = CH_4 (ppm)$$

Bảng 3 là các giới hạn các vùng trong tam giác Duval. Để tìm các lỗi dùng tam giác Duval, trước tiên chúng ta tính phần trăm của các khí theo (6), (7) và (8). Tiếp đó, vẽ đường thẳng của đại lượng %CH₄ song song với cạnh C₂H₂, vẽ đường thẳng của đại lượng %C₂H₄ song song với cạnh CH₄ và vẽ đường thẳng %C₂H₂ song song với cạnh C₂H₄. Giao của ba đường sẽ xác định lỗi cho các kết quả phân tích khí hòa tan trong máy biến áp.

Bảng 3. Giới hạn các vùng lỗi trong tam giác Duval

P	98%CH ₄	100%CH ₄		
D				
D 1	23%C ₂ H ₄	13%C ₂ H ₂	100%C ₂ H ₂	
D 2	23%C ₂ H ₄	40%C ₂ H ₄	13%C ₂ H ₂	29%C ₂ H ₂
T1	4%C ₂ H ₂	20%C ₂ H ₄		
T2	4%C ₂ H ₂	20%C ₂ H ₄	50%C ₂ H ₄	
T3	15%C ₂ H ₂	50%C ₂ H ₄	100%C ₂ H ₄	
D T	4%C ₂ H ₂	13%C ₂ H ₂	15%C ₂ H ₂	29%C ₂ H ₂
		40%C ₂ H ₄	50%C ₂ H ₄	

Theo các giá trị tính theo phần trăm của giới hạn của các vùng lỗi (từ Bảng 3), ta có thể định nghĩa các trạng thái của ba khí như Bảng 4.

Cấu trúc của một mạng Bayes dùng để chẩn đoán lỗi sẽ có dạng như Hình 4. Mạng có 3 biến đầu vào ứng với các phần trăm của ba khí và có 7 biến đầu ra ứng với 7 loại sự cố khác nhau. Các trạng thái khác nhau của 3 biến đầu vào có thể quan sát được hay nói cách khác các bằng chứng của các đầu vào có thể thu được qua tam giác Duval. Đối với các biến đầu vào (các biến cha mẹ), các xác suất cận biên trước có thể thu được từ kinh nghiệm hoặc kiến thức chuyên gia. Đối với các biến đầu ra (các biến con), các bằng xác suất điều kiện trước được xác định từ Bảng 3 và Bảng 4.

Bảng 4. Định nghĩa các trạng thái (TT) của ba khí

TT (state)	%CH ₄	%C ₂ H ₂	%C ₂ H ₄
0	0-98	0-4	0-20
1	98-100	4-13	20-23
2		13-15	23-40
3		15-29	40-50
4		29-100	50-100

Từ Bảng 4, ta có thể định nghĩa các bằng xác suất có điều kiện ví dụ cho biến PD (phóng điện cục bộ) như Bảng 5. Do biến PD chỉ phụ thuộc vào hai trạng thái của %CH₄ cho nên xác suất của PD chỉ phụ thuộc vào trạng thái 0 và trạng thái 1. Như vậy, xác suất lỗi PD bằng 0 ứng với trạng thái 0 của %CH₄ và xác suất PD bằng 1 ứng với trạng thái 1 của %CH₄.

Từ Bảng 3 ta thấy giới hạn vùng D1 trong tam giác Duval bao gồm:

- 23%C₂H₄ sẽ ứng với trạng thái 0 và trạng thái 1 của %C₂H₄ (theo Bảng 4).
- 13%C₂H₂ và 100%C₂H₂ sẽ ứng với trạng thái 1 hoặc 2 hoặc 3 hoặc 4 (theo Bảng 4).

Bảng 5. Bảng xác suất có điều kiện của biến PD

	%CH ₄	TT 0	TT 1
	%C ₂ H ₂	Tất cả các TT	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	Tất cả các TT	Tất cả các TT
PD	Đúng	0	1
	Sai	1	0

Bảng 6. Bảng xác suất có điều kiện của biến D1

	%CH ₄	TT 0	TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 2 hoặc 3 hoặc 4	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 0 hoặc 1	Tất cả các TT
D1	Đúng	1	0
	Sai	0	1

Từ các trạng thái thu được cho biến D1, ta xây dựng được bằng xác suất có điều kiện trước của biến D1 như Bảng 6.

Bằng cách lập luận tương tự, ta thu được các Bảng 7, 8, 9, 10 và 11 là các bằng xác suất có điều kiện trước của 5 biến còn lại bao gồm D2, T1, T2, T3 và DT. Ví dụ nếu %C₂H₂ bao gồm tất cả các trạng thái (từ trạng thái 0 đến trạng thái 4), %C₂H₄ bao gồm tất cả các trạng thái (từ trạng thái 0 đến trạng thái 4) và %CH₄ chỉ bao gồm trạng thái 0 thì lỗi không phải là PD (phóng điện cục bộ).

Bảng 7. Bảng xác suất có điều kiện của biến D2

	%CH ₄	TT 0		TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 2 hoặc 3	TT 4	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 2	TT 2 hoặc 3 hoặc 4	Tất cả các TT
D2	Đúng	1	1	0
	Sai	0	0	1

Bảng 8. Bảng xác suất có điều kiện của biến T1

	%CH ₄	TT 0	TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 0	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 0	Tất cả các TT
T1	Đúng	1	0
	Sai	0	1

Bảng 9. Bảng xác suất có điều kiện của biến T2

	%CH ₄	TT 0	TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 0	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 1 hoặc 2 hoặc 3	Tất cả các TT
T2	Đúng	1	0
	Sai	0	1

Bảng 10. Bảng xác suất có điều kiện của biến T3

	%CH ₄	TT 0	TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 0 hoặc 1 hoặc 2	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 4	Tất cả các TT
T3	Đúng	1	0
	Sai	0	1

Bảng 11. Bảng xác suất có điều kiện của biến DTf

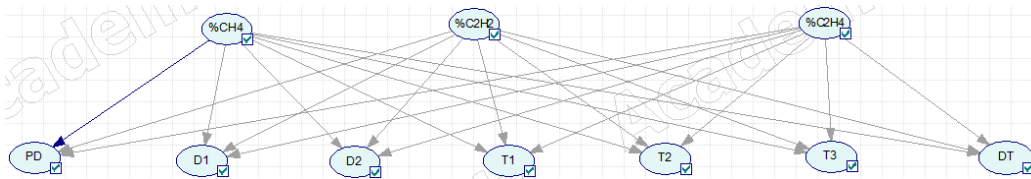
	%CH ₄	TT 0			TT 1
	%C ₂ H ₂	TT 1	TT 2	TT 3	Tất cả các TT
	%C ₂ H ₄	TT 0 hoặc 1 hoặc 2 hoặc 3	TT 3	TT 3 hoặc 4	Tất cả các TT
DT	Đúng	1	1	1	0
	Sai	0	0	0	1

Chúng ta giả thiết các xác suất cận biên của ba biến đầu vào có dạng như Bảng 12 [5].

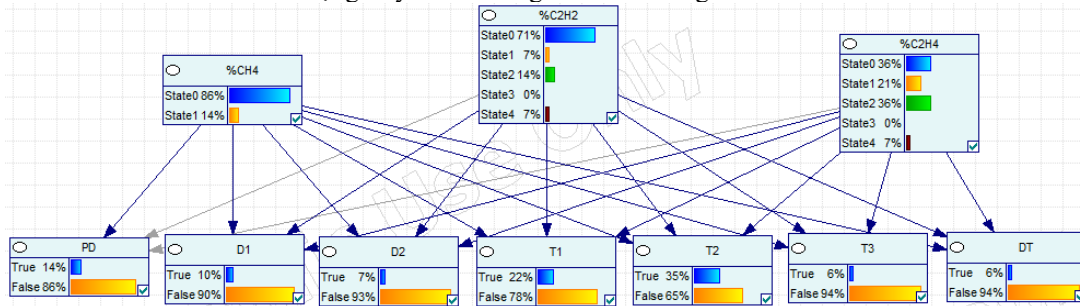
Hình.5 là một mạng Bayes với giao diện cột xác suất trong GeNIe Modeler dùng để chẩn đoán lỗi của máy biến áp. Thông số xác suất của 7 nút con ứng với 7 lỗi của máy được xác định theo Bảng 5, 6, 7, 8, 9, 10 và 11. Xác suất trước của 3 nút mẹ được xác định theo thực nghiệm [5]. Từ kết quả suy luận của mạng Bayes trong GeNIe Modeler ta thấy xác suất của biến T2 với trạng thái Đúng (True) là cao nhất với giá trị bằng 35%. Do đó, nhiều khả năng sự cố bắt nguồn từ các lỗi nhiệt nằm trong dải nhiệt độ từ 300 °C đến 700 °C.

Bảng 12. Các xác suất trước của ba khí

Khí	Trạng thái	Xác suất (%)
%CH ₄	Trạng thái 0	85,71
	Trạng thái 1	14,28
%C ₂ H ₂	Trạng thái 0	71,42
	Trạng thái 1	7,14
	Trạng thái 2	14,28
	Trạng thái 3	0
	Trạng thái 4	7,14
%C ₂ H ₄	Trạng thái 0	35,17
	Trạng thái 1	21,42
	Trạng thái 2	35,71
	Trạng thái 3	0
	Trạng thái 4	7,14



Hình 4. Mạng Bayes cho tam giác Duval trong GeNIe Modeler.



Hình 5. Mạng Bayes cho tam giác Duval với giao diện của các cột xác suất trong GeNIe Modeler.

5. Kết luận

Tính mới về khoa học của bài báo là ứng dụng thành công một lý thuyết của trí tuệ nhân tạo (mạng Bayes) để chẩn đoán lỗi của máy biến áp dầu với kỹ thuật phân tích khí hòa tan. Mạng Bayes có thể sử dụng để dự báo khả năng của các lỗi của các hệ thống ở dưới dạng các xác suất của một cấu trúc mạng nhân quả. Hướng nghiên cứu tiếp theo của nghiên cứu này là ứng dụng phần mềm GeNIe Modeler với các phương pháp học cấu trúc và học tham số để từ đó có thể áp dụng cho chẩn đoán lỗi hiệu quả cho các đối tượng nghiên cứu khác. Thêm vào đó, kết quả của phương pháp đề cập trong bài báo này cần được so sánh với các kết quả của phương pháp khác bao gồm cả thực nghiệm.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa Hà Nội (HUST) trong đề tài mã số T2018-PC-063.

Tài liệu tham khảo

- [1] S.X.Ding, Model-based Fault Diagnosis Techniques-Design Schemes, Algorithms, and Tools, 2008 Springer-Verlag Berlin Heidenberg, ISBN 978-3-540-76303-1.
- [2] Qi-Ping Yang, Meng-Qun Li, Xue-Yun Mu, Jun Wang, Application of Artificial Intelligence (AI) in Power Transformer Fault Diagnosis, 2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence.
- [3] Xiaodong Yu, Hongzhi Zang, Transformer fault diagnosis based on rough sets theory and artificial neural networks, 2008 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis.
- [4] Wang Yongqiang, Lu Fangcheng, Li Heming, The Fault Diagnosis Method for Electrical Equipment Using Bayesian Network, 2009 First International Workshop on Education Technology and Computer Science.
- [5] Abdelaziz Lakehal, Fouad Tachi, Hocine Cheghib, A new contribution for fault prediction of electrical power transformers, 2017 6th International Conference on Systems and Control (ICSC).
- [6] GeNIe: <https://www.bayesfusion.com/genie/>