The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	油中ガス分析エキスパートシステムの開発
Author(s)	笠岡，誠；山越，正徳；河内，二三夫
Citation	電気材料技術雑誌. 2012, 21, p. 56-64
Version Type	VoR
URL	https://hdl.handle.net/11094/76896
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

電気材料技術雑誌　第21巻第１号
J. Soc. Elect. Mat. Eng.　Vol.21,　No.1　２０１２

油中ガス分析エキスパートシステムの開発

笠岡　誠[1)]、山越　正徳[1)]、河内　二三夫[1)]

[1)] 株式会社かんでんエンジニアリング　環境管理部　〒552-0013 大阪府大阪市港区福崎 3-1-176

油入電気機器の保守管理法として油中ガス分析が広く用いられており、運転中の変圧器等油入電気機器内部で異常が生じた場合、診断専門家がガスパターン法などで異常箇所を推定している。しかし、この方法では診断専門家の知識レベルにより診断結果が異なる可能性がある上に、膨大な診断件数が診断担当者に多大な労力をかけている。そこで、異常箇所特定の精度向上および診断担当者への労力低減を目指し、診断専門家の業務をコンピューターで自動化する油中ガス分析エキスパートシステム（以下エキスパートシステム）を開発した。

エキスパートシステムには、従来の診断手法を自動化するための経験モデルと、異常箇所特定の精度向上のために開発した予測モデルの２種の知識ベースを組み込んでいる。経験モデルは診断専門家の知識・経験をもとにモデル化したものであり、従来の診断手法の模倣を行う。予測モデルは、新たに開発したファジィ決定木による異常箇所診断法をモデル化したものであり、80%以上の精度で異常箇所の特定が可能である。これらモデルをもとに、診断の自動化を行っている。

開発したエキスパートシステムを使用することにより、油中ガス分析結果から異常箇所及びその確率が予測出来、従来の手法では困難であった定量的かつ客観的な診断が可能となった。

キーワード：変圧器，油中ガス分析，決定木，ファジィ集合論，エキスパートシステム，診断

Development of Expert System for Dissolved Gas Analysis

Makoto Kasaoka[1)], Masanori Yamakoshi[1)], Fumio Kawachi[1)]

1) Environmental Administration Department, Kanden Engineering Corporation
3-1-176, Fukusaki, Minato-ku, Osaka, Osaka 552-0013, Japan

Dissolved gas analysis has been extensively as a method of maintenance of oil-filled electrical equipment. If an abnormality occurs in the internal oil-filled electrical equipment such as transformers, diagnostic experts diagnose to abnormal with gas pattern method. However, this method requires the expert knowledge, experience and labor of experts. Therefore, we have developed an expert system to automate the diagnosis of experts had been.

Expert system has two types of knowledge base. One is an empirical model. This model is modeled based on expert knowledge and experience of diagnosis, make the imitation of conventional diagnostic techniques. Another is the prediction model. This model is modeled based on internal abnormal diagnosis by Fuzzy Decision Tree. Internal abnormal diagnosis by Fuzzy Decision Tree is possible to identify anomalies with an accuracy of 80% or more.

By using an expert system, abnormal points and the probability can be predicted from the results of dissolved gas analysis, an objective and quantitative diagnosis when conventional methods was difficult become possible.

Keywords: transformers, dissolved gas analysis, decision trees, fuzzy, expert system, diagnostic

1. まえがき

油入電気機器の保守管理法として油中ガス分析が広く用いられている。この手法は、変圧器から採取した絶縁油から溶解ガスを抽出して分析し、変圧器内部の異常の検出や異常内容を判断するものである。運転中の変圧器等油入電気機器内部で異常が生じた際、異常箇所、異常内容に応じて油入電気機器の構造物である絶縁油または固体絶縁物が分解され、特有のガス成分が発生する。このガス成分を分析し、その成分から診断専門家がガスパターン法等により内部異常の状態を診断している。

ガスパターン法とは、図1に示すように過去の異常事例をもとにまとめられている異常事例毎のガスパターンと、実際の診断対象機器のガスパターンを比較することで過去事例との類似性を判断し、変圧器内部の異常内容を推定する手法である。

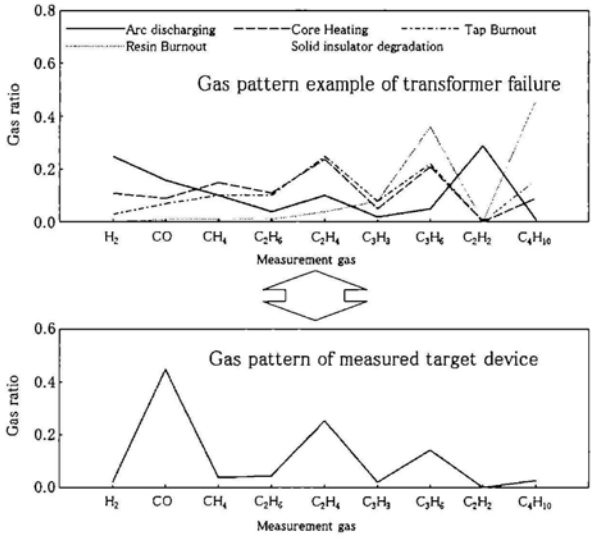


図1　ガスパターン法による診断

Fig 1.　Diagnosis by gas pattern method

しかし、ガスパターンの類似性については定量的評価が困難であり、診断専門家の経験等により診断内容が変わる可能性がある。また、年間1万件以上におよぶ膨大な件数の診断を行っており、診断専門家に多大な労力と時間を要することになる。このため、変圧器内部異常特定の定量的評価手法の確立、診断専門家の労力低減に向けた検討を行ってきた。

我々は、40年以上にわたり油中ガス分析業務を行い、この間、多くの診断事例の蓄積を行ってきた。これらの事例を活かし、定量的に異常箇所の特定を行うとともに、診断労力の低減をめざし、ファジィ決定木による内部異常診断法を開発した。[1]これに診断専門家の知識・経験をもとに開発した知識ベースを加え、診断専門家の業務をコンピューターにより自動化するエキスパートシステムを開発した。

本報告では、エキスパートシステムに組み込まれている知識ベース、およびファジィ決定木による内部異常診断法、エキスパートシステムの概要について報告する。

2. 知識ベース

エキスパートシステムは、油中ガス分析結果をもとに診断専門家が機器の内部状態を推定、評価し報告書を作成する業務を自動化するシステムとして以下の3点を満たすことを条件として開発した。

①診断専門家が知識、経験を元に診断を行うサポートをする。

②診断専門家がエキスパートシステムの診断結果について理解出来る。

③実際の事例を学習し、今後の診断に反映することができる。

診断専門家の知識・経験をもとに自動化するためには、診断専門家の考え方をそのままシステム化する必要がある。そこで、診断専門家が診断を行う際にどのような順でどのように考え診断を行っているかをまとめ、これを論理式で体系化し知識ベースを構築した。この知識ベースを経験モデルと呼ぶ。

経験モデルを構築したことにより、診断専門家の判断を自動化することが可能となったが、経験モデルのみを知識ベースとしてエキスパートシステムを構築した場合、診断技術が構築時点で停滞してしまい、今後の診断技術の発展が望めなくなってしまう。このため、目標③として挙げた、

実際の事例を学習し診断に反映させる知識ベースを構築する必要があった。

我々が蓄積してきた事例の中に、ガス分析結果より異常と診断された変圧器について内部を点検し、異常箇所を特定した事例がある。このデータを学習し、診断の際に油中ガス分析結果から高精度で変圧器内部の異常箇所を特定する手法ファジィ決定木による内部異常診断法を開発し、予測モデルとして経験モデルと共にエキスパートシステムに組み込んだ。

3. ファジィ決定木による異常箇所診断法

3.1. 決定木による異常箇所診断法

決定木とは、蓄積したデータをあらかじめ解析することにより図２に示すような木構造の分類器を作成しておき、与えられた質問に対して、木構造の根から順に枝をたどり最終的にたどり着いた葉節点の内容を決定木による判断とする分類手法である。この蓄積データの中で、分類に使用されるデータを属性値、最終的に分類されるデータを目的事例と呼ぶ。

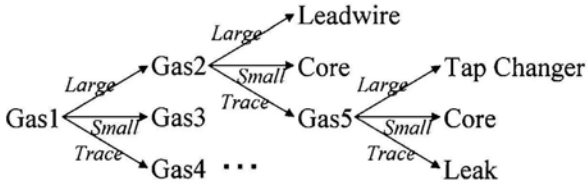


図２　決定木の木構造例

Fig 2.　Example decision tree structure

我々は、現在まで油中ガス分析を実施してきた過程で、444 件の内部異常点検事例を収集し蓄積してきた。蓄積した内部異常点検事例には、異常が発生する直前まで分析を継続実施してきた油中ガス分析の経時データと、異常箇所、内容、変圧器仕様等様々な情報が含まれている。

この内部異常点検事例を解析し決定木を作成する手法として、C4.5 学習アルゴリズム[2)]を使用した。しかし、通常の決定木では、ガス分析結果のような濃度で表される連続属性データを扱うことが出来ないため、決定木で扱える離散化されたデータに変換する必要がある。そこで、分析対象成分「CH_4」「C_2H_6」「C_2H_4」「C_2H_2」「C_3H_8」「C_3H_6」「nC_4H_{10}」「iC_4H_{10}」「H_2」「CO」のガス全体に対する比率を求め、さらにガス成分毎に定めた閾値によりガス比を「多い」「少ない」「非常に少ない」の３段階に離散化し決定木を作成するための属性値とした。また内部異常点検で判明した異常箇所を「タップ部異常」「鉄心部異常」「コイル部異常」「リード部異常」「負荷時タップ切替室からの漏油」の５種類に分類し目的事例として解析を行った。

C4.5 学習アルゴリズムは、式(1)より得られる利得比 G(x)の大きさにより母集合を分割する属性値を決定し、部分集合に分割、これを再帰的に繰り返すことで、図２に示すような木構造を得る手法である。

G(X)：ガス種 X で分割する場合の利得比

$$G(X)=\frac{M(D)-E(X)}{S(X)} \qquad (1)$$

M(D)：元となる集合 D の目的事例に対する期待情報量

$$M(D)=\sum_{i=1}^{n}\left(-\frac{A_i}{A}\log_2\frac{A_i}{A}\right) \qquad (2)$$

E(X)：ガス種 X で分類された後の期待情報量

$$E(X)=\sum_{j=1}^{v}\left(\frac{\alpha_j}{A}\sum_{k=1}^{m}\left(-\frac{\beta_{jk}}{\alpha_j}\log_2\frac{\beta_{jk}}{\alpha_j}\right)\right) \qquad (3)$$

S(X)：元となる集合 D のガス種 X に対する期待情報量

$$S(X)=\sum_{j=1}^{v}\left(-\frac{\alpha_j}{A}\log_2\frac{\alpha_j}{A}\right) \qquad (4)$$

A：節点に対応付けられた内部異常点検事例数

Ai：節点に対応付けられた i 番目の目的事例数

αj：ガス種 X で分割した際の j 番目の枝に分類される内部異常点検事例数

βjk：ガス種 X で分割した際の j 番目の枝における番目の目的事例数

この C4.5 学習アルゴリズムを使用し、444 件の内部異常点検事例を解析し作成した決定木について、実際の事例を当てはめ決定木の正答率を算出し、表１に示した。

表１　決定木の正答率
Table 1.　Correct rate of decision tree

Trouble part	1	2	3	4	5	Correct rate
1.Tap changer	163	15	1	4	0	89.1 %
2.Core	15	74	3	3	0	77.9 %
3.Coil	12	9	46	7	1	61.3 %
4.Leadwire	21	16	5	29	0	40.8 %
5.Leak	8	1	1	0	10	50.0 %
Total						72.5 %

この正答率から、444 件の内部異常点検事例を C4.5 学習アルゴリズムにより解析し作成した決定木は 72.5%の高い正答率で異常箇所の診断を行うことが可能であることがわかった。

しかし、リード部の異常、負荷時タップ切替室からの漏油については、正答率が 50%程度に留まる、また、各ガス濃度を「多い」「少ない」「非常に少ない」の 3 段階の離散属性に離散化しているが、この離散化の際に離散属性の閾値付近にあるデータは僅かの濃度変化で違う属性に分類され決定木の経路が変わり、診断結果が変わるという課題があった。

3. 2. ファジィ決定木への発展

C4.5 学習アルゴリズムを使用した決定木による内部異常診断法の課題を解決するため、我々は、より診断専門家の考え方に近い離散化手法を取り入れることとした。

通常の決定木の離散化手法は、離散化の閾値を定め、連続属性データを閾値により離散属性に分割するため、閾値を境に別の離散属性にとして扱われることとなる。したがって、離散化閾値付近にあるデータのような人間ではどちらとも取れるようなものを離散化した場合においても、どちらか一方の属性に決定しなければならない。これに対して診断専門家は、離散化の閾値近辺のデータを考える場合、双方の属性に分類される可能性があると評価し考察を行っている。この診断専門家が行っている曖昧な分割をシステム上で実現するために、ファジィ集合論を離散化手法に取り入れた。

ファジィ集合論とは、境界がはっきりしない集合（ファジィ集合）に帰属する度合をファジィメンバーシップ関数として表すことで曖昧な主観を表現することができる手法である。

ファジィメンバーシップ関数を使用した離散化の例を図３に示す。メタン濃度が 20%の場合、図３上段に示す通常の離散化手法では「少ない」と「多い」の間の閾値が 19%であるため、「多い」の属性のみに分類される、しかし離散化手法にファジィ集合論を取り入れることによって、図３下段に示すファジィメンバーシップ関数からメタン濃度が 20%の場合における確信度を求めることにより、「多い」の確信度 0.75、「少ない」の確信度 0.25 の割合で各属性に分類することが可能となる。この分割手法は図３中段に示す診断専門家の考える分割手法と同様の分割が可能である。

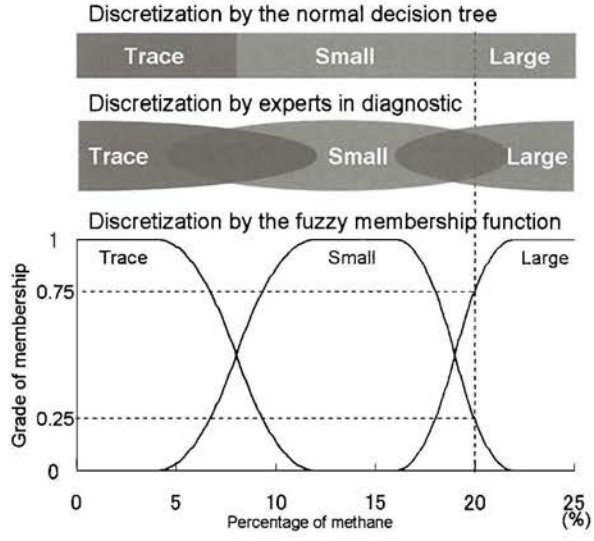


図３　ファジィメンバーシップ関数（メタン）
Fig 3.　Fuzzy membership function (methane)

ファジィ決定木による内部異常診断法では、油中ガス分析の分析対象成分毎に診断専門家の知識経験等からファジィメンバーシップ関数を定め、連続属性データである油中ガス分析結果を、「多い」「少ない」「非常に少ない」に分割、それ

ぞれの属性の確信度を求め、決定木を作成するための確信度付きの属性値とした。

ファジィ決定木を作成するためのアルゴリズムとしては、C4.5 学習アルゴリズムをベースにファジィ集合に対応するよう変更して用いている。

ファジィ決定木による診断は、図４のようにグレード付きで複数の枝をたどり、複数の葉節点に到達する。複数の葉節点に到達した場合は、たどった枝のグレードをかけ算を用いて異常箇所の確率を算出した後、全ての葉節点で得られた各異常箇所のグレードを足し算によってまとめることで、異常箇所別の確率を算出することが出来る。

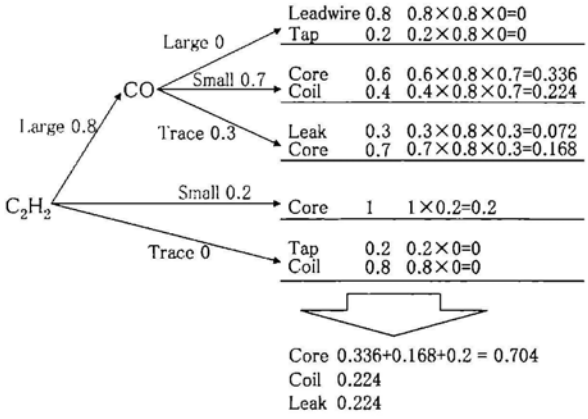


図４　ファジィ決定木推論イメージ

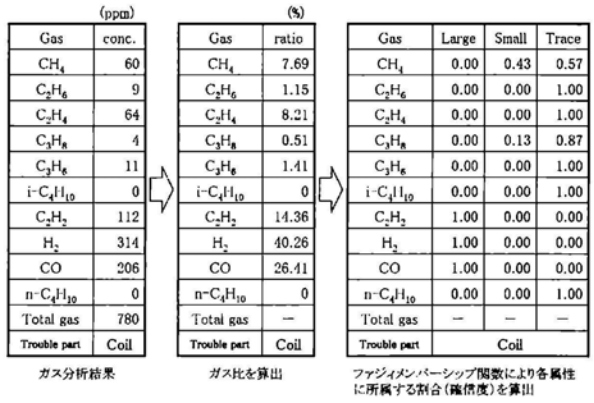
Fig 4. Example fuzzy decision tree eduction

3.3. ファジィ決定木作成アルゴリズム

(a) 蓄積した内部異常点検事例それぞれの異常発生直前の油中ガス分析結果について、分析対象成分 10 種のガス濃度「CH_4」「C_2H_6」「C_2H_4」「C_2H_2」「C_3H_8」「C_3H_6」「nC_4H_{10}」「iC_4H_{10}」「H_2」「CO」を、全ガス濃度に占める割合に変換し、ガス毎に定めるファジィメンバーシップ関数により「多い」「少ない」「非常に少ない」の各属性の確信度を求める。

(b) 全データを対応付けたルート節点を作成する。

(c) 接点に対応付けられた集合 D に対して、各ガス種の利得比 G'(x)を式(5)により算出し、最大の利得比を持つガス種 XMAX をこの接点を分割するガス種とする。



(ppm)

Gas	conc.
CH_4	60
C_2H_6	9
C_2H_4	64
C_3H_8	4
C_3H_6	11
$i\text{-}C_4H_{10}$	0
C_2H_2	112
H_2	314
CO	206
$n\text{-}C_4H_{10}$	0
Total gas	780
Trouble part	Coil

ガス分析結果

(%)

Gas	ratio
CH_4	7.69
C_2H_6	1.15
C_2H_4	8.21
C_3H_8	0.51
C_3H_6	1.41
$i\text{-}C_4H_{10}$	0
C_2H_2	14.36
H_2	40.26
CO	26.41
$n\text{-}C_4H_{10}$	0
Total gas	—
Trouble part	Coil

ガス比を算出

Gas	Large	Small	Trace
CH_4	0.00	0.43	0.57
C_2H_6	0.00	0.00	1.00
C_2H_4	0.00	0.00	1.00
C_3H_8	0.00	0.13	0.87
C_3H_6	0.00	0.00	1.00
$i\text{-}C_4H_{10}$	0.00	0.00	1.00
C_2H_2	1.00	0.00	0.00
H_2	1.00	0.00	0.00
CO	1.00	0.00	0.00
$n\text{-}C_4H_{10}$	0.00	0.00	1.00
Total gas	—	—	—
Trouble part	Coil		

ファジィメンバーシップ関数により各属性に所属する割合（確信度）を算出

図５　ファジィメンバーシップ関数による離散化

Fig 5. Discretization by fuzzy membership function

G'(X)：ガス種 X で分割した際の利得比

$$G'(X)=\frac{M'(D)-E'(X)}{S'(X)} \tag{5}$$

M'(D)：元となる集合 D の目的事例に対する期待情報量

$$M'(D)=\sum_{i=1}^{n}\left(-\frac{A_i'}{A'}log_2\frac{A_i'}{A'}\right) \tag{6}$$

E'(X)：ガス種 X で分類された後の期待情報量

$$E'(X)=\sum_{j=1}^{v}\left(\frac{\alpha_j'}{A'}\sum_{k=1}^{m}\left(-\frac{\beta_{jk}'}{\alpha_j'}log_2\frac{\beta_{jk}'}{\alpha_j'}\right)\right) \tag{7}$$

S'(X)：元となる集合 D のガス種 X に対する期待情報量

$$S'(X)=\sum_{j=1}^{v}\left(-\frac{\alpha_j'}{A'}log_2\frac{\alpha_j'}{A'}\right) \tag{8}$$

A'：節点に対応付けられた内部異常点検事例の確信度の和

Ai'：節点に対応付けられた i 番目の目的事例の確信度の和

αj'：ガス種 X で分割した際の j 番目の枝に分類される内部異常点検事例の確信度の和

βjk'：ガス種 X で分割した際の j 番目の枝の k 番目の目的事例の確信度の和

(d) ガス種 XMAX の「多い」「少ない」「非常に少ない」の各属性への確信度に従い対応した部分集合に分割する。

(e) 各部分集合を新しい子接点とし、元の接点と新しい接点を結ぶ枝に XMAX のファジィ集合をラベル付けする。

図6は内部異常点検事例の全データ444件を対応付けたルート節点を分割した結果である。10種のガス成分について式(5)により利得比の計算を行い、最も利得比が大きいアセチレンをルート節点の分割成分とし、アセチレンのファジィメンバーシップ関数により「多い」「少ない」「非常に少ない」の子接点に分割を行っている。

Gas	Gain ratio
CH_4	0.0859
C_2H_6	0.0669
C_2H_4	0.0464
C_3H_8	0.0435
C_3H_6	0.0777
$i\text{-}C_4H_{10}$	0.0370
C_2H_2	0.1133
H_2	0.0544
CO	0.0874
$n\text{-}C_4H_{10}$	0.0588

最も利得比の大きい属性C_2H_2を最初の分割属性として選択する。

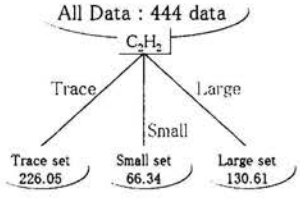


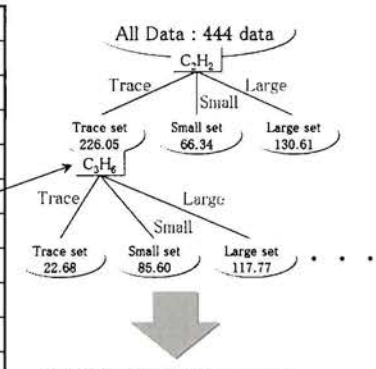
図6　利得比の算出とルート節点の分割

Fig 6.　Split root node by the gain ratio

(f) 作成した各子接点全てについて、その接点における確信度の和が 3 以上であれば、(c)より再帰的に分割を行う。3 未満となった場合その接点は葉接点とし、最も多く分類された異常箇所を解としてラベル付けし、分類された異常箇所毎の割合を保存する。また、分類する集合 D が存在しないときは、該当する子接点は不十分な接点としてラベル付けしない。

図7はアセチレンの属性「非常に少ない」で分割後の集合に対して利得比を計算し分割を行った例である。ルート節点をアセチレンの属性によって分割しているため、アセチレン以外の9種のガス成分について利得比の算出を行う。ここではプロピレンの利得比が最も高いため、プロピレンの属性により分割を行う。このように分割後の各集合に対してさらに分割を進め決定木を作成する。

Gas	Gain ratio
CH_4	0.0927
C_2H_6	0.0532
C_2H_4	0.0423
C_3H_8	0.0323
C_3H_6	0.0965
$i\text{-}C_4H_{10}$	0.0259
C_2H_2	−
H_2	0.0371
CO	0.0787
$n\text{-}C_4H_{10}$	0.0458



分割後の各集合について、
計算を繰り返し決定木を作成する。

図7　子節点の分割

Fig 7.　Split branch node by the gain ratio

(g) 全ての分類が終了した段階で、枝刈りを行う。枝刈りは、「親接点の誤り率＜子接点の誤り率」となった場合について行い、枝刈り後は親接点を葉接点とし、最も多く分類された異常箇所を解としてラベル付けし、分類された異常箇所毎の割合を保存する。

3.4. 内部異常診断アルゴリズム

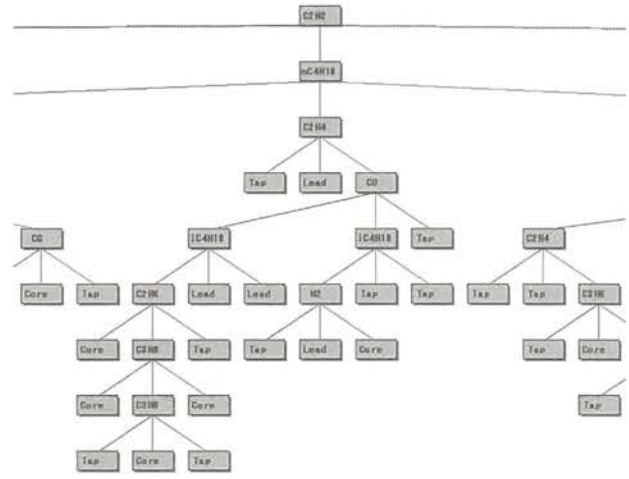


図8　内部異常点検事例から作成したファジィ決定木

Fig 8.　Fuzzy decision tree structure

(a) 診断対象機器の油中ガス分析で得られた10 種のガス濃度を全ガス濃度に占める割合に変換し、決定木作成時に使用したガス毎に定めるファジィメンバーシップ関数により「多い」「少ない」「非常に少ない」の各属性への確信度を求める。

(b) ファジィ決定木のルート節点にラベル付けされたガス種の確信度に従い決定木をたどる枝とグレードを設定する。

(c) たどり着いた全ての子節点について、さらに(b)と同様にラベル付けされたガス種の確信度に従い決定木をたどる枝とグレードを設定する。

(d) 子節点に異常箇所がラベル付けされている場合、子節点に保存されている各異常箇所の割合と、ファジィ決定木のルート節点から対象子節点までたどってきた全ての枝のグレードを掛け合わせ、対象子節点における各異常箇所の確率を算出する。

(e) たどり着いた全ての子節点の各異常箇所の確率を、異常箇所毎に足し算することによりまとめ、診断対象機器の異常箇所毎の確率を求める。

3.5. 検証

ファジィ決定木による異常箇所診断法の有用性を検証するため、444 件の内部異常点検事例を当てはめ、ファジィ決定木の正答率を確認した結果を表２に示す。ファジィ決定木の内部異常診断結果は異常箇所が確率で出力されるため、最も異常の確率が高いと判断された部位を決定木による内部異常診断結果として決定木の正答率を算出している。

表２　ファジィ決定木の正答率
Table 2.　Correct rate of fuzzy decision tree

Trouble part	1	2	3	4	5	Correct rate
1.Tap changer	167	7	4	4	1	91.3 %
2.Core	16	76	2	1	0	80.0 %
3.Coil	13	4	56	2	0	74.7 %
4.Leadwire	16	8	3	44	0	62.0 %
5.Leak	6	0	0	0	14	70.0 %
Total						80.4 %

この結果より、ファジィ決定木による内部異常診断法は、通常の離散化手法を採用した決定木による内部異常診断法と比較し、全ての異常箇所について正答率が向上しており、全体の正答率は80%となった。また、この表において誤分類されている 20%の事例についても、実際の内部異常点検事例の異常箇所がファジィ決定木によって2番目に確率が高い異常箇所として診断されているものが多い。

ファジィメンバーシップ関数を用いて離散化することにより、分析データの変化に対し、連続的に出力結果が変化するようになり、僅かのガス濃度変化による診断結果が変化する問題が解消した。また、決定木をたどる際、閾値付近のデータについて可能性のある双方の属性を探索することが可能となったことで、通常の決定木では考慮されなかった類似データを確信度付きで考慮することが可能となったことで異常診断の正答率の向上が図れたと考えられる。

このことから、ファジィ決定木による内部異常診断法は変圧器の異常箇所を診断するために非常に有用な手法であり、診断専門家の判断を自動化するに足る診断方法であることがわかった。

ファジィ決定木による内部異常診断法では、内部異常診断結果として、予測される異常箇所の確率が出力される。また、分類された内部異常点検事例に記録された異常内容も合わせて出力されるため、従来のガスパターン法では困難であった定量的かつ客観的な診断が可能となった。

4. エキスパートシステムの概要

4.1. エキスパートシステムによる診断

変圧器の定期試験項目として行われている油中ガス分析は、一定期間毎に定期的に継続して実施されており、診断対象機器毎に過去からのガス分析経時データがデータベースに保管されている。この保管データおよび最新のガス分析結果をもとに、知識ベースである経験モデルと予測モデルにより診断を行い報告書を作成する。これら知識ベースでの診断内容は、経験モデルから異常有無の判定、対策立案がなされ、ここで異常が考えられると判断されたものについては、予測モデル

において異常箇所の診断を行う。

エキスパートシステムによる診断はディスプレイ上で診断結果を確信しながら診断を進めていく方式を採用しており、診断専門家のサポートツールとして使用する。

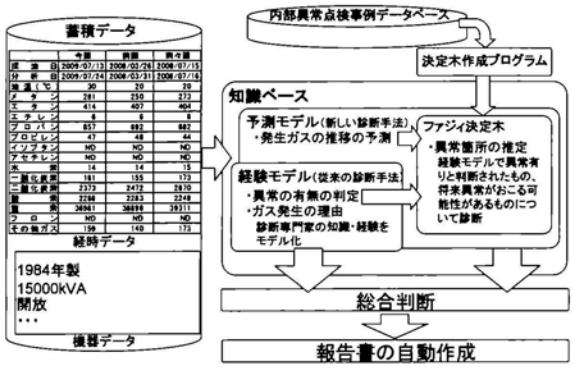


図９　エキスパートシステムによる診断概要

Fig 9.　Outline of diagnosis using expert system

4.2. 学習機能

ファジィ決定木による異常箇所診断法をもとに構築した予測モデルは、内部異常点検事例データベースを解析しファジィ決定木を作成して診断に使用するものであり、この内部異常点検事例を追加することにより、再度データベースを解析し、新しいファジィ決定木を作成して予測モデルとすることが出来る。

つまり、エキスパートシステムは学習機能を有しており、データを蓄積し、ファジィ決定木を更新することにより、その時々で最新の診断が可能である。

4.3. 診断事例

ある変圧器をエキスパートシステムで診断した例を図１０に示す。この例ではエキスパートシステムによる診断結果は、経験モデルより「アセチレン・メタン・水素が多く、機器内部にアーク放電の可能性が考えられます。」と判定され、「6ヶ月後に油中ガス分析を実施し、発生ガスの挙動を確認することが望まれます。」と対策立案が行われる。また、予測モデルより、「タップの放電:68.5%，コイルの放電:15.2%の可能性が考えられます。」と判定される。このように、ファジィ決定木による内部異常診断法をエキスパートシステムに組み込むことにより、現状の診断手法の自動化に加え、定量的な診断結果を示すことが可能となった。

No.

油中ガス分析・油性能試験成績表

【油中ガス分析】	今回	前回	前＊回	各項目の判定基準値
採油日	2009/06/23	2008/12/22	2008/06/25	
分析日	2009/06/25	2009/01/06	2008/06/30	
油温（℃）	44	35	57	規定値異常
＊メタン	514	502	499	750以上
・・・	・・・	・・・	・・・	
判定	＊要注意＊	＊要注意＊	＊要注意＊	－

【油性総試験】	今回	前回	各項目の判定基準値
採油日	－	－	
試験日	－	－	
油温（℃）	－	－	規定値異常
全酸価(mgKOH/g)	－	－	0.3以上 0.3以上
・・・	・・・	・・・	
判定	－	－	－

(注)油中ガス分析の単位：ppm、ND：定量下限値未満、可燃性ガス量：＊印で示すガス成分の合計

【記事】

【油中ガス分析】 アセチレン・メタン・水素が多く、機器内部にアーク放電の可能性が考えられます。
タップの放電68.5%、コイルの放電15.2%の可能性が考えられます。

【油性総試験】

【対策】 6ヶ月以内に油中ガス分析を実施し、発生ガスの挙動を確認することが望まれます。

図１０　エキスパートシステムによる診断例

Fig 10.　Example of analysis using expert system

5. まとめ

決定木による内部異常診断法にファジィ集合論を取り入れ、診断専門家の曖昧さを有する柔軟な診断をファジィ決定木で実現することで、内部異常診断精度が向上し、診断専門家と同等以上の高い精度で異常箇所の診断を行うことが可能となった。

エキスパートシステムを使用することにより、予測される異常箇所の確率が出力され、従来のガスパターン法では困難であった定量的かつ客観的な診断が可能となり、診断専門家のサポートツールとして非常に有効に機能している。

今回開発したエキスパートシステムの知識ベースのうち、予測モデルは学習機能を持ち今後の発展が期待できるが、経験モデルについては、現状の診断専門家の知識でしかなく、今後の発展が期待できない。今後、診断専門家の知識を自動収集し知識ベースを構築する技術の開発を進める。

参考文献

1) 笠岡, 山越, 河内：ファジィ決定木による内部異常診断法の開発と油中ガス分析エキスパートシステムへの展開, 電気学会研究会資料 静止器研究会 SA-10-109, pp. 11-16 (2010)
2) J. R. Quinlan：AI によるデータ解析, トッパン

(2012 年 5 月 31 日受理)

笠岡　誠

1976 年生。1999 年 3 月金沢大学理学部化学科卒業。同年 4 月株式会社関西テック（現 株式会社かんでんエンジニアリング）入社。現在油入電気機器等の診断法の開発、およびこれに関するシステム開発、エキスパートシステムの開発に従事。電気学会会員。電気学会静止器研究会優秀奨励賞受賞 (2011)

山越　正徳

1968 年生。1992 年 3 月大阪電気通信大学工学部電子物性工学科卒業。同年 4 月株式会社関西テック（現 株式会社かんでんエンジニアリング）入社。現在油入電気機器等の診断業務およびエキスパートシステムの開発（主として診断専門家からの知識収集）に従事。

河内　二三夫

1950 年生。1969 年 4 月関電阪急商事株式会社（現 株式会社かんでんエンジニアリング）入社。油中ガス分析による変圧器異常早期発見法の開発、油中ガス自動分析法の開発・実用化、知識工学の診断法への適用を行う。現在油入電気機器等の診断法の開発、油中ガス分析・試験、診断業務およびエキスパートシステムの開発に従事。電気学会会員。

（本論文は平成 23 年度電気材料技術優秀論文賞受賞内容をまとめたものである）