

基于云相似度与证据融合的电力变压器状态评价方法

刘智超¹, 吐松江·卡日¹, 马小晶¹, 高文胜², 穆娜瓦尔·阿不都克热木¹

(1. 新疆大学电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830049; 2. 清华大学电机系, 北京 100082)

摘要: 针对电力变压器状态评价过程中存在的不确定性, 提出一种基于云相似度和证据融合的电力变压器状态评价方法。首先, 考虑到各指标在状态等级边界处的随机性与模糊性问题, 采用云模型来建立状态评价的基本框架。其次, 为兼顾状态等级划分的严明性和模糊性, 采用改进的云熵优化算法确定云模型的熵值。然后, 考虑到指标数据本身的不确定性, 利用正向云发生器和云合成算法生成各试验项目待识别云和标尺云, 并采用模糊贴进度计算二者间的相似度作为证据源的基本概率分配。最后, 采用考虑证据可信度和不确定度的冲突证据修正方法修正证据源, 并融合不同证据以判断电力变压器的最终状态。经实例验证, 相较于传统方法, 所提方法能够有效处理状态评价过程中的不确定性, 评价结果符合电力变压器的真实情况, 对电力设备状态评价有一定参考价值。

关键词: 电力变压器; 状态评价; 改进云熵优化算法; 云相似度; 证据理论

Condition assessment method for power transformers based on cloud similarity and evidence fusion

LIU Zhichao¹, TUSONGJIANG·Kari¹, MA Xiaojing¹, GAO Wensheng², MUNAWAER·Abudukeremu¹

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830049, China; 2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100082, China)

Abstract: There is uncertainty in power transformer condition evaluation, and so an evaluation based on cloud similarity and evidence fusion is proposed. First, considering the randomness and fuzziness of each indicator at the state-level boundary of the power transformer, a cloud model is used to establish the basic framework of condition evaluation. Second, considering the rigor and fuzziness of state-level classification, an improved cloud entropy optimization algorithm is used to determine the cloud entropy of the cloud model. Then, given the uncertainty of the index data itself, a forward cloud generator and cloud synthesis algorithm are used to generate the identification and scale clouds for each test item, and the similarity between both is computed using fuzzy closeness as the basic probability assignment of the evidence sources. Finally, conflicting evidence correction methods that consider the credibility and uncertainty of the evidence are used to correct the evidence sources and blend different evidence to determine the final state of the power transformer. It is verified by examples that, compared with the traditional method, the method can effectively deal with the uncertainty in the condition evaluation process, and the evaluation results are in accord with the actual situation of the power transformer. This has a certain reference value for condition evaluation.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52067021).

Key words: power transformer; condition assessment; improved cloud entropy optimization; cloud similarity; evidence theory

0 引言

能源是国家经济发展的基石, 而电能是能源的

转换、传输和分配过程中扮演着重要角色^[1-2]。其中, 电力变压器是电网输送电能的核心设备, 是构成多电压等级电力系统的重要节点类电气设备, 一旦发生故障, 将会给国民经济带来严重损失。因此, 对电力变压器开展状态评价, 准确掌握其实际运行状态, 是电力设备资产管理的重要内容。

目前, 电力变压器的状态评价方法从传统的专

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52067021); 新疆维吾尔自治区自然科学基金面上项目资助(2022D01C35); 新疆维吾尔自治区优秀青年科技人才培养项目资助(2019Q012)

家经验打分法逐步发展为两种：人工智能方法；基于不确定性的推理方法。前者主要指机器学习方法，其中包含传统的浅层机器学习方法，如神经网络^[3]、支持向量机^[4]等，以及近年来应用广泛的深度学习方法，如卷积神经网络^[5]、深度残余收缩网络^[6-7]等。然而，机器学习模型的训练需要大量的电力变压器状态监测数据作为训练集，但由于实际数据获取困难，限制了该方法在状态评价领域的广泛应用。

由于电力变压器是一个复杂的系统，各状态参数与实际运行状态之间没有明确的关系，状态参数在测量时也不能保证完全准确，因此状态评价的过程中存在固有的模糊性和不确定性。目前主流的不确定性推理方法有：贝叶斯网络^[8]、粗糙集^[9]、模糊理论^[10]、云理论^[11]、集对分析法^[12]等。其中，文献^[13-14]通过模糊综合评判理论来处理各指标在状态等级边界过于绝对的问题，但在隶属度函数选取上依然存在主观性，同时通过隶属度函数计算隶属度的方式与模糊数学的概念相悖，不能很好地体现状态评价过程中的模糊性。相较于模糊理论，云理论能够将模糊理论中的模糊性与概率中的随机性相结合。文献^[15]在云模型的基础上构建了变压器状态评价云模型，通过云确定度函数来确定隶属度的方式，可以有效体现出各指标状态等级边界的模糊性和随机性，但由于各方法的云熵计算方式不同，可能会影响最终的判断结果。文献^[16-17]基于物元理论和云模型相结合得到的云物元理论构建变压器状态评价模型，将变压器各指标的等级范围用云模型代替，同时使用云熵优化算法确定云模型的熵值，使计算得到的云熵能够兼具状态等级边界的严明性和模糊性，但在计算过程中未消除确定度计算因随机数带来的不确定性，导致寻优得到的最优云熵不稳定。

针对上述方法的不足，本文提出一种基于云相似度和证据融合的电力变压器状态评价方法。首先，针对状态评价过程中的不确定性，本文使用改进云熵优化算法优化的云模型作为评价框架；其次，考虑到指标本身的不确定性，采用正向云发生器和云合成算法将指标转换为待识别云模型和标尺云，利用模糊贴进度来计算待识别云与标尺云的相似程度；最后，利用考虑证据可信度和不确定度的证据修正方法修正证据源，有效地解决了证据源高冲突情况下融合结果与事实相悖的问题，保证了状态评价的有效性。

1 电力变压器状态评价体系建立

1.1 评价体系指标选取

变压器是一个复杂的系统，能够反映其运行状

态的状态量种类繁多，本文参照现有研究基础^[16-19]和相关标准^[20]，从指标的全面性和试验开展的经济性两个角度出发，从电气试验，油中溶解气体分析、油化试验 3 个方面，共选择 12 项指标建立变压器状态评估体系，如表 1 所示。

表 1 变压器状态评价指标

试验项目	评价指标	符号
电气试验 X_1	吸收比	x_{11}
	绕组介损损耗因数/%	x_{12}
	铁心接地电流/A	x_{13}
	直流电阻不平衡系数/%	x_{14}
油化试验 X_2	油介质损耗因数/%	x_{21}
	油中微水/(mg/L)	x_{22}
	糠醛含量/(mg/L)	x_{23}
	油击穿电压/kV	x_{24}
油中溶解气体分析 X_3	乙炔含量/(μ L/L)	x_{31}
	氢气含量/(μ L/L)	x_{32}
	总烃含量/(μ L/L)	x_{33}
	一氧化碳绝对产气速率/(mg/L)	x_{34}

1.2 电力变压器状态评价等级划分

依据文献^[16]，本文将电力变压器的状态等级划分为 5 级， $L = (L_1, L_2, L_3, L_4, L_5)$ ，分别对应的健康状态为：健康、亚健康、注意、异常、严重。状态等级对应的描述与检修方案如表 2 所示。

表 2 变压器状态等级及检修策略

状态等级	状态描述	检修策略
健康 L_1	正常运行，设备性能达标，故障概率低	延迟检修
亚健康 L_2	正常运行，设备性能尚达标，但部分参量出现劣化趋势，故障概率略微增大	按计划进行检修
注意 L_3	状态可疑，设备尚能正常工作，但出现部分性能退化，故障概率大大增加	追踪处于异常状态指标，正常周期内优先检修
异常 L_4	出现轻微故障，设备性能下降明显，故障概率较高	加强监视，尽快进行检修
严重 L_5	已存在缺陷，设备已不能继续安全运行，随时可能发生故障	立即检修或更换该设备

1.3 状态指标处理

在进行状态评价的过程中，由于各指标数据大小和量纲不一致，同时各指标状态等级云模型合成运算须在统一论域内实现。因此采用最大最小标准化方法对各指标值及其状态阈值进行标准化^[21]，其中对于越大越优型指标采用式(1)标准化。

$$x_i^* = \begin{cases} 1 & x_i \leq x_{i\min} \\ \frac{x_{i\max} - x_i}{x_{i\max} - x_{i\min}} & x_{i\min} < x_i < x_{i\max} \\ 0 & x_i \geq x_{i\max} \end{cases} \quad (1)$$

对越小越优型指标, 采用式(2)标准化。

$$x_i^* = \begin{cases} 0 & x \leq x_{i\min} \\ \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} & x_{i\min} < x_i < x_{i\max} \\ 1 & x \geq x_{i\max} \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_i 为指标值; x_i^* 为 x_i 标准化后的值; $x_{i\max}$ 、 $x_{i\min}$ 为指标阈值的最大值和最小值。

2 电力变压器状态评价建模

2.1 云模型

1) 正态云模型

设 X 是一个通过数值来表示的定量论域, T 是 X 上的定性概念。若存在一个定量值 $x \in X$, 且 x 为 T 上的一次随机实现, 且对于 T 的确定度 $k(x) \in [0, 1]$ 是一个具有稳定倾向的随机数, 则将 x 在该论域 X 上的分布称为云, 每一个点 (x, k) 称为云滴。

云模型通过期望、熵和超熵 3 个参数来表征概念 $T(E_x, E_n, H_e)$, 其中期望 E_x 是 X 所代表的概念在论域中的中心值; 熵 E_n 描述了所代表概念可接受的数值范围, 用以衡量定性概念的不确定性, 反映了定性概念的模糊性与随机性; 超熵 H_e 可以衡量熵的不确定性, 主要影响的是云层的厚度, 通常取值为 0.01^[11]。

2) 正向云发生器

在状态评价的过程中, 须通过云发生器实现定量指标向定性概念的转变, 本文采用的正向云发生器算法原理如下。

step1: 以 E_n 为期望, H_e 为标准差, 生成正态随机数 E_m , $E_m \sim \text{Norm}(E_x, E_n^2)$, 其中 Norm 为生成正态随机数算法。

step2: 通过 E_x 和指标值 x , 计算 x 属于该云模型的确定度 k , 如式(3)^[16]所示。

$$k = \exp\left(-\frac{(x - E_x)^2}{2E_n^2}\right) \quad (3)$$

3) 云的合成

云的合成是指将性质相同的子云合成为更高级别的父云。例如本文中, 电气试验标尺云模型 $C_1(E_x, E_n, H_e)$, 是由其下属的 4 个状态指标 $x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}$ 的标尺子云模型 $C_n(E_x, E_n, H_e)$ 通过云合成算法合成的父云。云合成过程为 $C = C_1 \odot C_2 \odot C_3 \odot$

C_4 , 其中“ \odot ”为云合成算法, 合成算法如式(4)^[22]所示。

$$\begin{cases} E_x^* = \sum_{i=1}^n E_{x_i} \times E_{n_i} \times w_i / \left(\sum_{i=1}^n E_{n_i} \times w_i \right) \\ E_n^* = \sum_{i=1}^n E_{n_i} \times w_i \\ H_e^* = \sum_{i=1}^n H_{e_i} \times E_{n_i} \times w_i / \left(\sum_{i=1}^n E_{n_i} \times w_i \right) \end{cases} \quad (4)$$

式中: E_x^* 为合成后父云的期望; E_n^* 为父云的熵; H_e^* 为父云的超熵; w_i 为各个子云的权重; E_{x_i} 为合成前各子云的期望; E_{n_i} 为子云的期望; H_{e_i} 为子云的超熵; n 为待合成子云个数。

2.2 改进的云熵优化算法

要使用云模型构成状态评价的基础框架, 须先将各指标的各个等级的语言概念转换为对应的等级云数字特征。本文采用双约束空间 $[c_{\min}, c_{\max}]$ 来表示各评价指标的等级界限, 其中 c_{\max} 和 c_{\min} 分别为区间上下限。

对于 E_x 而言, 约束空间的中间值最能代表该状态等级的概念, 则各等级云的 E_x 可由式(5)所示。

$$E_x = \frac{(c_{\min} + c_{\max})}{2} \quad (5)$$

由于云模型中 99.74% 的云滴都落在了 $[E_x - 3E_n, E_x + 3E_n]$ 之间, 而 E_x 在由式(5)计算确定后是一个定值。因此 E_n 是影响云滴的分布范围和确定度的主要因素。文献[16]将 E_n 的计算方法分为两种情况进行讨论, 并提出云熵优化算法。

方法一: 基于“ $3E_n$ ”规则的计算方法, 如式(6)所示。

$$E_n' = \frac{(c_{\max} - c_{\min})}{6} \quad (6)$$

方法二: 基于“50%确定度”规则的计算方法, 如式(7)所示。

$$E_n'' = \frac{(c_{\max} - c_{\min})}{2\sqrt{2 \ln 2}} \quad (7)$$

方法一在状态等级的边界处分隔清晰, 体现了等级划分的严格性和分明性; 方法二在状态等级的边界处分隔模糊, 体现等级划分的模糊性和连续性。为综合两种划分方式的优点, 本文采用改进的云熵优化算法来确定等级云的 E_n 。

假定某指标实际值经标准化后为 x_i^* , 其状态等级数为 q , 则该指标共含 q 组等级云模型。由式(5)得到期望矩阵 $E_x^{(m)}$ 和由经验取值超熵值为 0.01, 得

到超熵矩阵 $H_e^{(m)}$ ，由方法一和方法二计算出来的云熵矩阵为 $E_n^{(m)}$ 和 $E_n''^{(m)}$ ， $E_n^{(m)}$ 表示综合两种方法优点的最优云熵矩阵， $m(m=1,2,\dots,q)$ 表示状态等级数。

则该指标 x_i 某等级 m 下的最大确定度偏差 $\Delta k_{\max}^{(m)}$ 计算公式如式(8)所示。

$$\Delta k_{\max}^{(m)} = (k_{\max}''^{(m)} - k^{(m)})^2 + (k^{(m)} - k_{\min}''^{(m)})^2 \quad (8)$$

式中： $k_{\max}''^{(m)}$ 为指标值 x_i 根据“ $3E_n$ ”准则生成的等级 m 下的最大确定度； $k_{\min}''^{(m)}$ 为指标值 x_i 根据“50%确定度”准则生成的等级 m 下的最小确定度； $k^{(m)}$ 为优化后的等级 m 下的确定度。

最终，云熵优化算法是建立一个以某指标值 x_i^* 所对应的 q 个状态等级云模型的最大确定度偏差之和最小为非线性优化模型，如式(9)所示，其中 $E_{n(q)}^{(m)}$, $E_{n(q)}^{(m)}$, $E_{n(q)}''^{(m)}$ 分别为最优云熵矩阵、方法一的计算得到的云熵矩阵、方法二计算得的云熵矩阵中的第 q 个元素。

$$\begin{cases} \min \Delta k_{\max} (E_n) = \sum_{m=1}^q \Delta k_{\max}^{(m)} \\ \text{s.t. } E_{n(q)}^{(m)} \leq E_{n(q)}^{(m)} \leq E_{n(q)}''^{(m)} \end{cases} \quad (9)$$

通过求解该模型，可以得到指标值 x_i^* 所对应的最优云熵矩阵 $E_n^{(m)}$ 。

文献[16-17]使用相同的指标、等级范围和云熵优化算法来确定状态指标等级云的云熵，但最终寻优得到的最优云熵不一致。这是由于在使用正向云发生器计算确定度时，第一步产生的随机数 E_{mm} 会导致计算得到的 $k_{\max}''^{(m)}$ 和 $k_{\min}''^{(m)}$ 会在一定范围内波动，从而影响最优云熵的确定，故本文提出一种改进的云熵优化算法来确定等级云的熵值。

为消除确定度因随机数 E_{mm} 产生的不确定性，考虑到 E_{mm} 和确定度均为独立同分布，本文从极限的角度出发，由大数定律可知，当计算某指标的确定度次数足够多时，确定度 k_i 的算数平均值依概率 Q 收敛于均值 μ ，对于任意正数 ε ，有式(10)成立。

$$\lim_{x \rightarrow \infty} Q \left\{ \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i - \mu \right| < \varepsilon \right\} = 1 \quad (10)$$

通过实验验证，在确定度计算次数达到百万次以上时，确定度均值之间的偏差小于 1‰，云熵趋于稳定，将此时的最大和最小确定度的均值作为寻优时的 $k_{\max}''^{(m)}$ 与 $k_{\min}''^{(m)}$ ，可消除单次计算确定度时的随机性，得到稳定的最优云熵。

下面以一组绕组介质损耗因数的等级云模型为例，通过 3 种云熵计算方式获得的等级云模型如图 1—图 3 所示。

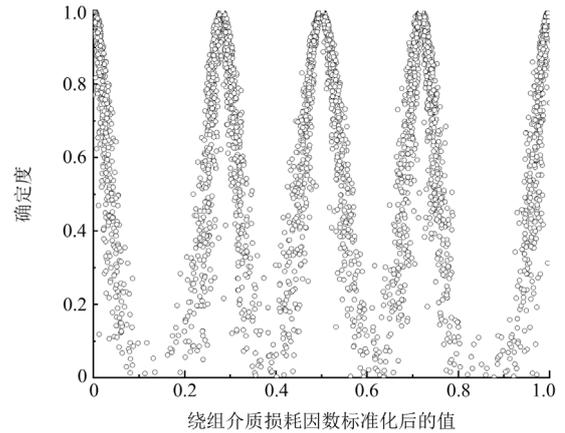


图 1 基于“ $3E_n$ ”规则的等级云模型

Fig. 1 Grade cloud model based on “ $3E_n$ ” criterion

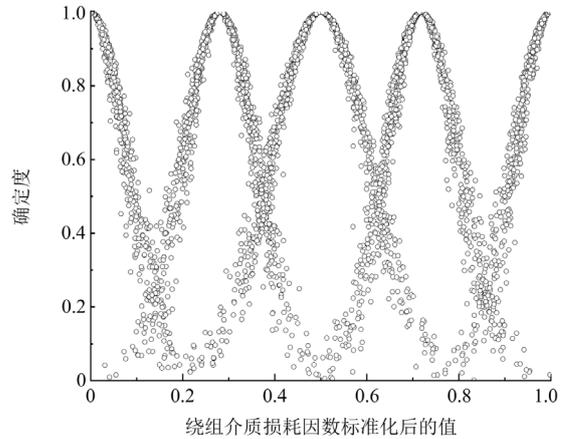


图 2 基于“50%确定度”规则的等级云模型

Fig. 2 Grade cloud model based on “50% degree of certainty” criterion

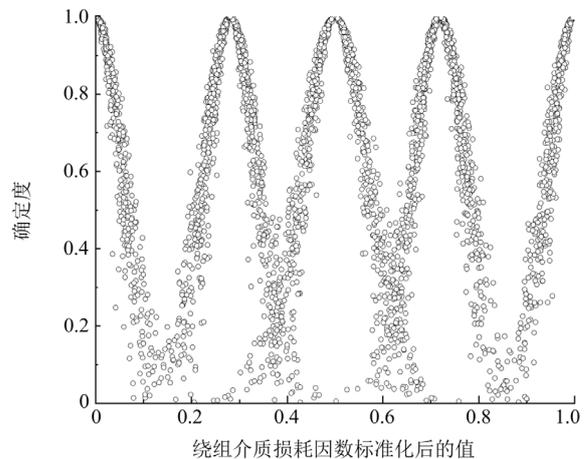


图 3 基于改进云熵优化算法的等级云模型

Fig. 3 Grade cloud model based on improved cloud entropy optimization approach

2.3 电力变压器各试验项目的基本概率分配

1) 确定标尺云的数字特征

设某评价指标经 1.3 节内容标准化后的等级阈值为 $X^* = (x_1^*, x_2^*, x_3^*, x_4^*)$, 亚健康、注意、异常 3 个状态等级的标尺云由全正态云表示, 其中 E_x 由式(5)确定, E_n 由 2.2 节确定, H_e 取 0.01。

健康状态标尺云采用半升正态云表示, 其云数字特征如式(11)所示。

$$E_{xx_1} = x_1^*, E_{nx_1} = E_{nx_2} \quad (11)$$

式中: E_{xx_1} 、 E_{nx_1} 分别为健康状态标尺云的期望和熵值; E_{nx_2} 为亚健康状态标尺云的熵值。

严重状态标尺云采用半降正态云表示, 其云数字特征如式(12)所示。

$$E_{xx_5} = x_4^*, E_{nx_5} = E_{nx_4} \quad (12)$$

式中: E_{xx_5} 、 E_{nx_5} 分别为严重状态标尺云的期望和熵值; E_{nx_4} 为异常状态标尺云的熵值。

2) 标尺云模型合成

下面将通过云合成算法, 建立电气试验、油化试验、油中溶解气体分析 3 个试验项目标尺云。例如电气试验标尺云的合成步骤, 可通过本节 1) 的方法计算出该试验项目下吸收比、绕组介损、铁心接地电流、直流电阻不平衡系数 4 个指标的等级云模型, 再通过式(4)进行合成, 最后得到电气试验标尺云模型。

3) 待识别云生成

step1: 基于本节 1) 计算出的变压器各指标状态等级云数字特征, 建立正向云发生器。

step2: 将指标实测值 x_i 标准化后的值 x_i^* 输入到正向云发生器中, 输出 x_i^* 隶属于 5 个等级的确定度 $\mu_{x_i}^*$, 同时为避免单次计算确定度的随机性, 计算百万次取平均值, 并对确定度进行归一化处理得到 x_i^* 各个状态等级下的权重 w_{x_i} , 如式(13)所示。

$$w_{x_i} = \mu_{x_i}^* / \sum_{j=1}^5 \mu_{x_i}^* \quad (13)$$

然后基于该指标参数 5 个状态等级子云的数字特征, 由式(4)合成得到参数 x_i^* 的待识别云数字特征 $x_i^*(E_{xx_i}, E_{nx_i}, H_{ex_i})$ 。

step3: 重复 step1 和 step2, 计算所有指标的待识别云数字特征。

step4: 根据文献[23]中的方法确定每项试验项目下各指标的权重。

step5: 将各试验项目的指标子云按式(4)合成为

试验项目待识别云。

4) 基于模糊贴近度的云模型相似度计算方法

要衡量待识别云和标尺云的关系, 就需要计算两者之间的相似程度, 相似度计算方法的优劣直接影响最终评价结果的准确性。传统的云相似度计算方法主要存在两点不足^[24]: 一是当数据规模较大时, 计算量将成倍增加; 二是忽略了 E_n 、 H_e 和云形状特征的影响。为简化计算过程, 并充分考虑云的形状与数字特征, 本文采用文献[25]中的模糊贴近度方法进行计算待识别云和标尺云的相似度。

例如, 对于电气试验待识别云 $N_1(E_{xx_1}, E_{nx_1}, H_{ex_1})$ 和电气试验标尺云 $N_2(E_{xx_2}, E_{nx_2}, H_{ex_2})$, 则两个云模型之间的云相似度 p 如式(14)所示。

$$p = \frac{1}{2} + \frac{1}{2\phi \left(\frac{|E_{xx_2} - E_{xx_1}|}{\sqrt{E_{nx_1}^2 + H_{ex_1}^2} + \sqrt{E_{nx_2}^2 + H_{ex_2}^2}} \right)} \quad (14)$$

$$\phi \left(\frac{|E_{xx_2} - E_{xx_1}|}{\sqrt{E_{nx_1}^2 + H_{ex_1}^2} + \sqrt{E_{nx_2}^2 + H_{ex_2}^2}} \right)$$

$$\phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (15)$$

将 3 个试验项目的待识别云和各等级标尺云的相似度归一化, 作为证据理论的基本概率分配^[22]。

3 基于改进 D-S 证据理论的电力变压器状态评价方法

3.1 D-S 证据理论

由于 D-S 证据理论在处理多源数据融合方面具有一定优势, 目前已有很多学者将其应用到状态评价领域, 证据理论基本原理如下。

1) 辨识框架 Θ

辨识框架是一个由 n 个确定元素组成的非空集合样本空间。本文将变压器的 5 个状态等级作为构成辨识框架的元素。

$$\Theta = \{L_1, L_2, L_3, L_4, L_5\} \quad (16)$$

2) 基本概率赋值 BPA

若辨识框架为 Θ , $L_i \in \Theta$, 则需要满足式(17)。

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{i=1}^5 m(L_i) = 1 \\ 0 \leq m(L_i) \leq 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中, $m(L_i)$ 为 L_i 的基本概率赋值, 也称为 mass 函数。

3) 合成规则

N 条证据的经典合成规则如式(18)所示。

$$\begin{cases} m(L) = \frac{1}{K} \sum_{L_1 \cap \dots \cap L_m = L} \prod_{i=1}^m m_i(L_i) \\ K = 1 - \sum_{L_1 \cap \dots \cap L_m = \emptyset} \prod_{i=1}^m m_i(L_i) \end{cases} \quad (18)$$

式中： $m_i(L_i)$ 为证据 m_i 下 L_i 的 mass 函数值； K 为冲突系数。当 $K=0$ 时，表示证据体完全冲突，此时证据合成的规则失效；当 K 趋近于 0 时，融合结果可能会违背常理，因此如何有效解决证据融合过程中可能产生的冲突是状态评价的重要环节。

3.2 基于可信度与不确定度的冲突证据修正方法

对于实际融合中可能存在的问题，通常可以从改进证据融合规则和冲突证据修正两方面考虑，但前者忽略了证据之间的关联性，因此本文通过计算证据的可信度和不确定度以确定各证据的修正系数，利用修正系数修正原始证据，然后再使用证据合成规则得到最终的融合结果^[26]。

1) 通过证据的 Lance 距离衡量证据可信度

对于辨识框架 $\Theta = \{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ ，系统共有 N 个证据 E_1, E_2, \dots, E_N ，对应的 BPA 为 m_1, m_2, \dots, m_N ，其中 $m_i = \{m_i(L_1), m_i(L_2), \dots, m_i(L_N)\}$ 。则证据 E_i 和 E_j 的 Lance 距离 d_{ij} 如式(19)所示。

$$d_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|m_i(L_k) - m_j(L_k)|}{|m_i(L_k) + m_j(L_k)|} \quad (19)$$

式(19)中，当 $i=j$ 时， $d_{ij}=0$ 。由于 Lance 距离反映了证据间的差异性，因此定义证据之间的相似度 s_{ij} 如式(20)所示。

$$s_{ij} = 1 - d_{ij}, 0 \leq s_{ij} \leq 1 \quad (20)$$

证据 E_i 与其他证据的相似程度越大，则认为该证据越可信，证据 E_i 的可信度 R_i 如式(21)所示。

$$R_i = \frac{\sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^N s_{ij}^2}}{\sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^N s_{ij}^2}} \quad (21)$$

2) 通过证据的信度熵衡量证据不确定度

本文通过信度熵来衡量证据包含的信息量大小，信度熵越小，信息量越小，不确定性越小。若设 $L_k (k=1, 2, \dots, N)$ 是辨识框架 Θ 的子集， $m_i(L_k) (i=1, 2, \dots, N)$ 为证据 E_i 对应的 BPA， h 表示子集 L_k 的元素个数，则证据 E_i 的信度熵所对应的指数形式 V_i 如式(22)所示。

$$V_i = e^{E_i} = e^{-\sum_{L_k \in \Theta} m_i(L_k) \log_2 \left(\frac{m_i(L_k)}{2^{h-1}} \right)} \quad (22)$$

对 V_i 归一化得到证据 E_i 的不确定度 U_i 如式(23)所示。

$$U_i = \frac{V_i}{\sum_{i=1}^N V_i} \quad (23)$$

3) 可信度与不确定度相结合的证据修正方法

证据的可信度和不确定度共同反映证据的重要程度，因此在对证据修正时，应该综合考虑。故本文将证据的可信度和不确定度相结合得到证据的修正系数。证据 E_i 的修正系数 M_i 如式(24)所示。

$$M_i = R_i \times U_i \quad (24)$$

对修正系数进行归一化处理，得到最终的修正系数 W_i ，如式(25)所示。

$$W_i = \frac{M_i}{\sum_{i=1}^N M_i} \quad (25)$$

4) 证据融合

在 D-S 证据理论上，结合文献[27]提出的平均加权融合方法和文献[28]提出的采用证据距离作为证据修正系数的方法，利用修正系数对原始证据 E_i 的 mass 函数值 $m_i(L_k) (i=1, 2, \dots, N; k=1, 2, \dots, M)$ 进行修正并求和，得到最终证据的 mass 函数值 $m_A(L_k)$ ，如式(26)所示。

$$m_A(L_k) = \sum_{i=1}^N [W_i \times m_i(L_k)] \quad (26)$$

将原有的 mass 函数值全部替换为 $m_A(L_k)$ ，对 N 个证据，利用式(18)进行 $N-1$ 次合成得到最终的融合结果。

4 基于云相似度与证据融合的电力变压器状态评价方法

本文提出了一种基于云相似度与证据融合的变压器状态评价方法，其具体的评价流程如图 4 所示。

1) 依据文献[16]，将电力变压器状态等级划分为 5 个等级 $L = (L_1, L_2, L_3, L_4, L_5)$ ，然后从 X_1 、 X_2 和 X_3 试验项目中选取 x_{11}, \dots, x_{34} 共 12 个评价指标用于状态评价；

2) 确定指标 x_{11}, \dots, x_{34} 指标的状态等级范围，按 1.3 节内容对数据进行标准化处理，由 2.2 节和 2.3 节内容计算得到各指标的等级云数字的数字特征；

3) 参考文献[23]的权重计算方法，计算各试验项目下的指标权重；

4) 将步骤 2)中计算得到的各个指标等级云模型, 按 2.3 节将其合成为电气试验、油化试验和油中溶解气体标尺云;

5) 输入经标准化处理后的实验数据 X_{11}, \dots, X_{34} , 按 2.3 节内容将待评价数据转化为电气试验、油化试验和油中溶解气体分析的待识别云;

6) 根据 2.3 节内容 4)计算各个试验项目的待识别云和标尺云的模糊相似度, 并将其归一化作为证据理论的初始 BPA;

7) 根据 3.2 节内容对试验项目 BPA 进行修正并融合, 依据最大隶属度原则确定变压器健康状态。

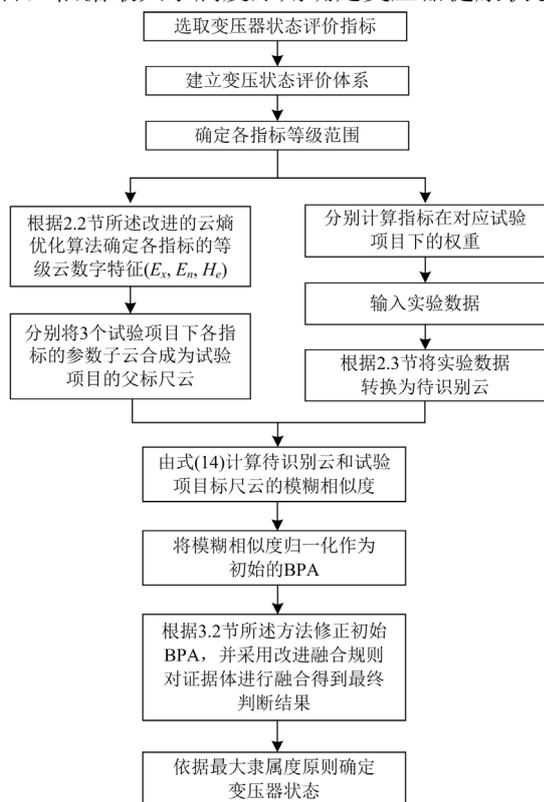


图 4 电力变压器状态评价流程图

Fig. 4 Condition assessment process of power transformer

5 实例分析

5.1 实例 1

1) 计算各试验项目的初始 BPA

为了验证本文方法的有效性, 对文献[17]中的某台型号为 SFPSZZ9-120000/220 的油浸式电力变压器进行分析, 其两组预防性试验数据如表 3 和表 4 所示。

首先根据 1.3 节内容, 对第 1 组实验数据进行标准化处理。然后基于文献[23]中的方法, 求得各试验项目的指标权重为

$$w_1 = [0.1720, 0.1720, 0.3731, 0.2829]$$

$$w_2 = [0.1710, 0.1964, 0.4362, 0.1964]$$

$$w_3 = [0.4688, 0.1511, 0.2290, 0.1511]$$

根据改进的云熵优化算法确定各指标的标准等级云模型, 如表 5 所示。由表 5 可知, 通过改进的云熵优化算法计算得到的最优云熵 E_n 已趋于稳定。随后, 基于表 5 中各指标的云数字特征, 第 1 组指标值和指标权重, 通过式(4)计算得到各试验项目标尺云和待识别云数字特征。其中, 试验项目标尺云数字特征如表 6 所示, 在此基础上结合正向云发生器生成各试验项目云图, 如图 5—图 7 所示。由图 5 和图 6 可知, 电气试验和油化试验待识别云与其对应的亚健康等级标尺云重合度较高, 表明了这两种试验项目下的指标值整体基本处于亚健康状态。由图 7 可知, 油中溶解气体分析试验项目待识别云处于亚健康等级标尺云和注意等级标尺云之间, 可推断出该项目指标正处于由亚健康状态向注意状态转变的劣化过程中, 该结论同后续的试验记录相符。

由式(14)计算 3 个待识别云与试验项目标尺云的模糊贴适度, 并将相似度归一化处理, 作为证据理论的初始 BPA。2) 基于改进证据理论的合成结果根据 3.2 节内容计算出电气试验、油化试验和油中溶解气体分析的可信度与不确定度:

表 3 试验数据(实例 1)

Table 3 Test data (case 1)

组别	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{21}	x_{22}	x_{23}	x_{24}	x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{34}
1	1.600	0.280	0.019	0.450	1.470	15.200	0.260	55.000	1.170	49.350	27.740	15.700
2	1.390	0.610	0.025	0.490	2.340	21.100	0.290	51.000	2.820	88.570	110.360	23.600

表 4 第 1 组试验数据的 mass 函数(实例 1)

Table 4 The mass function for the first set of test data (case 1)

mass 函数	$m(L_1)$	$m(L_2)$	$m(L_3)$	$m(L_4)$	$m(L_5)$
m_1	0.0006	0.8674	0.1291	0.0029	0.0000
m_2	0.0000	0.0849	0.7018	0.2133	0.0000
m_3	0.0019	0.5469	0.4391	0.0121	0.0000

表 5 变压器各指标等级云模型参数

Table 5 Grade cloud model parameters for each index of the transformer

评价指标	评价指标云数字特征(E_x, E_n, H_e)				
	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5
x_{11}	(0.0000,0.0417,0.0100)	(0.5000,0.0417,0.0100)	(0.6286,0.0417,0.0100)	(0.7857,0.0417,0.0100)	(1.0000,0.0417,0.0100)
x_{12}	(0.0000,0.0550,0.0100)	(0.2812,0.0550,0.0100)	(0.5000,0.0682,0.0100)	(0.7188,0.0550,0.0100)	(1.0000,0.0550,0.0100)
x_{13}	(0.0000,0.0444,0.0100)	(0.2750,0.0444,0.0100)	(0.4250,0.0444,0.0100)	(0.6500,0.0888,0.0100)	(1.0000,0.0888,0.0100)
x_{14}	(0.0000,0.0443,0.0100)	(0.2250,0.0443,0.0100)	(0.4000,0.0592,0.0100)	(0.6250,0.0737,0.0100)	(1.0000,0.0737,0.0100)
x_{21}	(0.0000,0.0370,0.0100)	(0.1875,0.0370,0.0100)	(0.3750,0.0751,0.0100)	(0.6250,0.0751,0.0100)	(1.0000,0.0751,0.0100)
x_{22}	(0.0000,0.0319,0.0100)	(0.1500,0.0319,0.0100)	(0.3000,0.0672,0.0100)	(0.6000,0.1145,0.0100)	(1.0000,0.1145,0.0100)
x_{23}	(0.0000,0.0295,0.0100)	(0.1500,0.0295,0.0100)	(0.2875,0.0480,0.0100)	(0.4375,0.0365,0.0100)	(1.0000,0.0365,0.0100)
x_{24}	(0.0000,0.0752,0.0100)	(0.3750,0.0752,0.0100)	(0.5625,0.0370,0.0100)	(0.7500,0.0753,0.0100)	(1.0000,0.0753,0.0100)
x_{31}	(0.0000,0.0295,0.0100)	(0.1500,0.0295,0.0100)	(0.3000,0.0590,0.0100)	(0.5000,0.0590,0.0100)	(1.0000,0.0590,0.0100)
x_{32}	(0.0000,0.0395,0.0100)	(0.2667,0.0395,0.0100)	(0.4333,0.0592,0.0100)	(0.6667,0.0794,0.0100)	(1.0000,0.0794,0.0100)
x_{33}	(0.0000,0.0587,0.0100)	(0.3000,0.0587,0.0100)	(0.5000,0.0587,0.0100)	(0.7000,0.0587,0.0100)	(1.0000,0.0587,0.0100)
x_{34}	(0.0000,0.0444,0.0100)	(0.2750,0.0444,0.0100)	(0.4250,0.0444,0.0100)	(0.6500,0.0888,0.0100)	(1.0000,0.0888,0.0100)

表 6 试验项目标尺云模型参数

Table 6 Test item grade cloud model parameters

试验项目	试验项目标尺云数字特征(E_x, E_n, H_e)				
	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5
X_1	(0.0000,0.0458,0.0100)	(0.2978,0.0458,0.0100)	(0.4636,0.0523,0.0100)	(0.6654,0.0711,0.0100)	(1.0000,0.0711,0.0100)
X_2	(0.0000,0.0402,0.0100)	(0.2385,0.0402,0.0100)	(0.3481,0.0542,0.0100)	(0.5990,0.0660,0.0100)	(1.0000,0.0660,0.0100)
X_3	(0.0000,0.0399,0.0100)	(0.2389,0.0399,0.0100)	(0.3834,0.0566,0.0100)	(0.6009,0.0662,0.0100)	(1.0000,0.0662,0.0100)

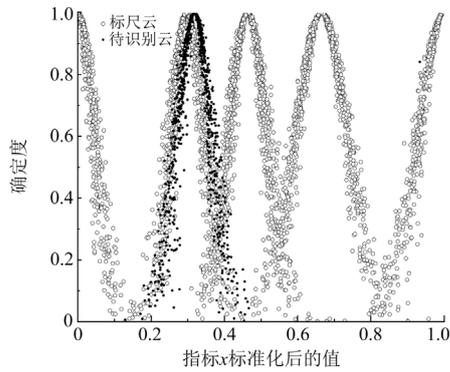


图 5 电气试验
Fig. 5 Electric test

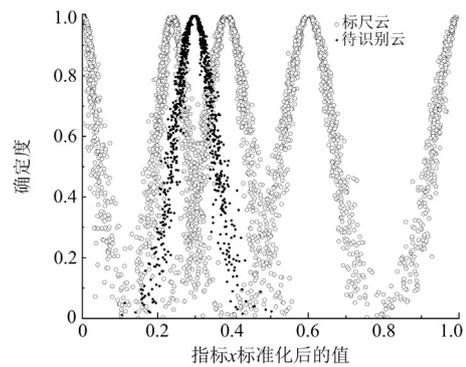


图 7 油中溶解气体分析
Fig. 7 Dissolved gas analysis

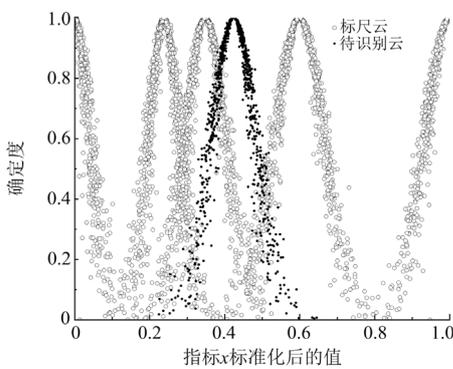


图 6 油化试验
Fig. 6 Oil test

$R_1 = 0.3502$, $R_2 = 0.2670$, $R_3 = 0.3827$;
 $U_1 = 0.2284$, $U_2 = 0.3943$, $U_3 = 0.3772$ 。
 则修正系数可根据式(24)和式(25)计算得到
 $W_1 = 0.2427$, $W_2 = 0.3194$, $W_3 = 0.4379$ 。
 利用修正系数按式(26)对初始 BPA 进行修正,
 修正后的 BPA 为
 $m_A = [0.0010, 0.4771, 0.4478, 0.0741, 0.0000]$
 将原本的 mass 函数 m_1, m_2, m_3 均替换为 m_A , 然
 后对新的 mass 函数融合 $N-1(N=3)$ 次得到最终的
 融合结果 m_r :

$$m_r = [0.0000, 0.5463, 0.4517, 0.0020, 0.0000]$$

实验结果分析: 由 m_r 可知, 此时变压器 L_2 等级的隶属度最高, 但由于 L_3 等级和 L_2 等级的隶属度非常接近, 仅相差 0.12, 而其他等级的隶属度接近 0。可以推断出该变压器处在从亚健康状态向注意状态转变的过程中, 其整体状态处于注意状态。根据后续的实际试验记录可知, 该变压器油介损和微水含量等指标处于持续劣化中, 发生故障概率大大增加, 应该追踪其异常指标并于正常周期内优先检修, 设备实际状态为注意状态, 因此本文方法的判断结果符合变压器的实际变化情况。

为验证本方法的适用性和有效性, 将本文方法与文献[13]的模糊综合评价方法、文献[15]的云理论方法、文献[16]的最优云熵方法和文献[17]的非对称贴近度决策方法进行对比, 其判断结果如表 7 所示。

表 7 不同评价方法对比(实例 1)

组别	方法	状态等级					评价结果
		$m(L_1)$	$m(L_2)$	$m(L_3)$	$m(L_4)$	$m(L_5)$	
1	文献[13]	0.4738	0.5141	0.0121	0.0000	0.0000	亚健康状态
	文献[15]	0.2899	0.4371	0.2174	0.0564	0.0000	亚健康状态
	文献[16]	0.2685	0.3164	0.3547	0.0531	0.0072	注意状态
	文献[17]	0.8203	0.8779	0.8380	0.7033	0.6819	整体处于注意状态
	本文方法	0.0000	0.5463	0.4517	0.0020	0.0000	整体处于注意状态
2	文献[13]	0.1273	0.2227	0.0000	0.5970	0.0530	异常状态
	文献[15]	0.0257	0.4223	0.0322	0.4134	0.1064	异常状态
	文献[16]	0.0275	0.1561	0.0747	0.5409	0.2008	异常状态
	文献[17]	0.6968	0.7342	0.7552	0.9176	0.7857	异常状态
	本文方法	0.0000	0.0002	0.1458	0.8539	0.0000	异常状态

3) 对比分析

由第 1 组实验结果可知: 文献[13,15]未能准确识别变压器的状态, 这是由于文献[13]中的模糊综合评价模型是通过主观选择的统一的三角隶属函数来确定指标的隶属度, 只考虑了状态评价过程中的模糊性而未体现出随机性。同时, 其所有指标的等级范围划分一致, 忽略了不同指标在状态评价的过程中大小不一的情况。文献[15]中状态等级的云数字特征中的 E_n 是基于式(6)确定的, 等级边界分隔较为清晰, 对于状态较好的电力变压器, 在评价时更应该关注等级边界的模糊性。本文与文献[16-17]判断结果一致, 符合变压器的实际变化情况。第 2 组的实验结果: 5 种方法的判断结果一致。综上所述, 本文的方法可以弥补文献[13,15]中的不足, 能够有效地处理电力变压器状态评价过程中的模糊性与随机性。

5.2 实例 2

为进一步说明本方法的有效性与优越性, 同时也为了说明证据融合方法的可靠性, 对文献[16, 29]中的两台电压等级为 220 kV 的电力变压器开展研究, 两组预防性试验数据如表 8 所示。按与实例 1 相同的方法开展状态评价, 不同方法的评价结果如表 9 所示。

表 8 试验数据(实例 2)

Table 8 Test data (case 2)

状态指标	第 1 组	第 2 组
x_{11}	1.750	1.280
x_{12}	0.480	0.450
x_{13}	0.015	0.037
x_{14}	0.510	0.550
x_{21}	2.470	2.410
x_{22}	6.300	21.000
x_{23}	0.960	0.320
x_{24}	58.000	48.000
x_{31}	0.000	3.200
x_{32}	13.660	92.000
x_{33}	16.250	90.300
x_{34}	11.600	21.200

表 9 不同评价方法对比(实例 2)

Table 9 Comparison of test results of different methods (case 2)

组别	方法	状态等级					评价结果
		$m(L_1)$	$m(L_2)$	$m(L_3)$	$m(L_4)$	$m(L_5)$	
1	文献[13]	0.8632	0.1368	0.0000	0.0000	0.0000	健康状态
	文献[16]	0.0896	0.3480	0.5018	0.0046	0.0002	注意状态
	文献[17]	0.5710	0.8429	0.8955	0.7440	0.7097	注意状态
	本文方法	0.0124	0.2497	0.7201	0.0178	0.0000	注意状态
2	文献[13]	0.0302	0.2283	0.3596	0.3820	0.0000	异常状态
	文献[16]	0.0359	0.0835	0.4000	0.2439	0.2366	注意状态
	文献[17]	0.7058	0.7330	0.8067	0.8104	0.8091	异常状态
	本文方法	0.0000	0.0002	0.1458	0.8539	0.0000	异常状态

1) 不同评价方法对比分析

由第 1 组实验结果可知: 文献[13]中的方法未能准确识别变压器的状态。其原因与实例 1 中相同。变压器的实际情况是: 后续试验反映变压器的油介损值、糠醛含量等指标处于持续劣化的过程中, 设备的实际状态为注意状态。由第 2 组实验结果可知: 文献[16]未能准确识别变压器的变化趋势, 这是由于其在计算等级云数字特征 E_n 时, 未消除单次计算确定度的不确定性, 导致寻优得到的最优云熵不稳定。在后续计算确定度时产生偏差, 最终影响对变压器真实状态的判断。文献[17]的结果虽然显示异常状态的非对称贴近度最大, 但其与严重状态和注意状态的非对称贴近度非常接近, 差值均小于 0.01。

按照其文中判断规则，此时变压器具有向严重状态转移的趋势，与变压器实际情况不符。根据文献[29]中对该设备的评价结果可知，设备尚处于从注意状态转变为异常状态的过程，远未达到严重状态，与本文的判断结果一致。变压器实际情况是：油箱顶部与套管接头之间密封不严，变压器绝缘受潮，即为异常状态。这是由于在使用非对称贴近度决策方法时，需要根据具体问题选择合适的惩罚因子，凭经验取值存在主观性，不适用于所有情况，易产生误判。综上所述，本文的方法弥补了文献[16-17]的不足，能够在获取稳定的最优云熵的同时，实现对电力变压器状态和变化趋势的准确判断。

2) 冲突证据修正方法对比

为验证本文所采用的基于可信度和不确定度的冲突证据修正方法的可靠性，对实例 2 中的第 1 组数据进行分析，并与经典 D-S 融合方法，文献[27, 30]中的改进融合方法进行对比。

按实例 1 中的计算步骤，获得第 1 组数据计算得到的初始 mass 函数如表 10 所示，不同证据融合方法的对比结果如表 11 所示。

实验结果分析：根据表 10 可知，证据 m_1 和 m_2 均不支持等级 L_1 ，而 $m_3(L_1)$ 却为 0.9963，因此证据 m_3 与 m_1 和 m_2 存在强烈冲突。在使用经典 D-S 融合方法进行融合时，第 2 次融合的冲突系数 $K_2 = 0.0008$ ，接近 0，此时融合规则失效，融合结果不可信。文献[27]直接对证据 m_1 、 m_2 、 m_3 进行平均，然后再按照经典 D-S 证据融合规则进行 2 次合成。这样虽然避免了证据之间的强烈冲突，但简单的平均忽略了证据之间的差异性，从而导致融合的结果与真实情况不一致。而文献[30]的方法只对权重超过阈值的证据进行修正，修正后的 m_1 、 m_2 与 m_3 在 $m(L_1)$ 仍存在强烈冲突，因此第 2 次融合的冲突系数 $K_2 = 0.0006$ ，接近 0，此时融合规则失效，融合结果错误。

本文方法首先通过证据间的 Lance 距离和信度熵来衡量证据的可信度和不确定度，并结合各个证据的可信度与不确定度确定修正系数，然后通过修正系数修正原始证据 m_1 、 m_2 、 m_3 ，两次融合过程中的冲突系数 $K_1 = 0.3243$ ， $K_2 = 0.3748$ 均为正常，

表 10 第 1 组试验数据的 mass 函数(实例 2)

Table 10 The mass function for the first set of test data (case 2)

mass 函数	$m(L_1)$	$m(L_2)$	$m(L_3)$	$m(L_4)$	$m(L_5)$
m_1	0.0003	0.7155	0.2758	0.0084	0.0000
m_2	0.0000	0.0688	0.6777	0.2535	0.0000
m_3	0.9963	0.0036	0.0001	0.0000	0.0000

表 11 原始证据冲突时不同证据融合方法对比

Table 11 Comparison of different evidence fusion methods under evidence conflict

第 1 组	融合结果	第 1 次融合 $m_1 \oplus m_2$	第 2 次融合 $m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$
D-S 融合方法		$K_1 = 0.2382$	$K_2 = 0.0008$
	$m(L_1)$	0.0000	0.0000
	$m(L_2)$	0.2066	0.9046
	$m(L_3)$	0.7845	0.0954
	$m(L_4)$	0.0089	0.0000
文献[25]方法		$K_1 = 0.2880$	$K_2 = 0.3040$
	$m(L_1)$	0.3832	0.4187
	$m(L_2)$	0.2395	0.2069
	$m(L_3)$	0.3508	0.3668
	$m(L_4)$	0.0265	0.0076
文献[30]方法		$K_1 = 0.2383$	$K_2 = 0.0006$
	$m(L_1)$	0.0000	0.0000
	$m(L_2)$	0.2066	0.9046
	$m(L_3)$	0.7845	0.0954
	$m(L_4)$	0.0089	0.0000
本文方法		$K_1 = 0.3243$	$K_2 = 0.3748$
	$m(L_1)$	0.0406	0.0124
	$m(L_2)$	0.3000	0.2497
	$m(L_3)$	0.6078	0.7201
	$m(L_4)$	0.0516	0.0178
	$m(L_5)$	0.0000	0.0000

这表示原始证据间的冲突已大大减少。相较于文献[27]的直接平均方法，本文结合文献[27-28]的加权融合方法，保留了原始证据的差异性，最终的融合结果符合变压器的实际情况。

6 结论

本文提出一种基于云相似度与证据融合的电力变压器状态评价方法，并根据实例数据仿真验证，结果表明该方法能够准确判断出变压器的实际状态。本文的主要研究内容如下：

1) 采用改进的云熵优化算法确定云模型的云熵，兼顾状态等级划分的严明性和模糊性，有效处理了变压器状态评价过程中的模糊性和随机性。

2) 考虑到数据本身的随机性，利用正向云发生器和云合成算法，将状态指标数据和试验等级云模型转换为待识别云和标尺云，并通过模糊贴近度衡量云模型之间的相似程度，在一定程度上克服了传

统云相似度计算方法的缺点。

3) 应用考虑可信度与不确定度的冲突证据修正方法, 同时采用平均加权融合规则, 克服了传统证据理论在融合高冲突证据时的困难, 提高了评价的准确性。

参考文献

- [1] 何先华, 张远鹏, 崔桂兴, 等. 基于回归算法的变压器故障检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 132-139.
HE Xianhua, ZHANG Yuanpeng, CUI Guixing, et al. Research on transformer fault detection method based on a regression algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 132-139.
- [2] 咸日常, 范慧芳, 李飞, 等. 基于改进 GSA-SVM 模型的电力变压器故障诊断[J]. 智慧电力, 2022, 50(6): 50-56.
XIAN Richang, FAN Huifang, LI Fei, et al. Power transformer fault diagnosis based on improved GSA-SVM model[J]. Smart Power, 2022, 50(6): 50-56.
- [3] ILLIAS H A, CHAI X R, BAKAR A H A. Hybrid modified evolutionary particle swarm optimisation-time varying acceleration coefficient-artificial neural network for power transformer fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 90: 94-102.
- [4] 翟章良, 周力行. 基于状态量权重的变压器状态评价系统研制[J]. 智慧电力, 2018, 46(9): 88-94.
ZHAI Zhangliang, ZHOU Lixing. Development of transformer state evaluation system based on state quantity weight[J]. Smart Power, 2018, 46(9): 88-94.
- [5] ALI N. A robust principal component analysis-based approach for detection of a stator inter-turn fault in induction motors[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(4): 727-750.
- [6] NAIMUL I, RIAZ K, DAS S K, et al. Power transformer health condition evaluation: a deep generative model aided intelligent framework[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 218.
- [7] 马鑫, 尚毅梓, 胡昊, 等. 基于数据特征增强和残差收缩网络的变压器故障识别方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 175-183.
MA Xin, SHANG Yizi, HU Hao, et al. Identification method of transformer fault based on data feature enhancement and residual shrinkage network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 175-183.
- [8] 朱保军, 咸日常, 范慧芳, 等. WRSR 与改进朴素贝叶斯融合的变压器故障诊断技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 120-128.
ZHU Baojun, XIAN Richang, FAN Huifang, et al. Transformer fault diagnosis technology based on the fusion of WRSR and improved naive Bayes[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 120-128.
- [9] 梁文武, 朱维钧, 李辉, 等. 基于粗糙集的智能变电站保护设备仿生故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 132-140.
LIANG Wenwu, ZHU Weijun, LI Hui, et al. A rough set-based bio-inspired fault diagnosis method for smart substation protection equipment[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 132-140.
- [10] 张珂斐, 郭江, 曾兵, 等. 基于最优权重和模糊综合分析法的变压器状态评价方法研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(6): 563-570.
ZHANG Kefei, GUO Jiang, ZENG Bing, et al. Research on state evaluation method of transformer based on optimal weight and fuzzy comprehensive evaluation[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(6): 563-570.
- [11] 张宽, 吐松江·卡日, 高文胜, 等. 基于云模型和改进 D-S 证据理论的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2022, 58(4): 196-204.
ZHANG Kuan, TUSONGJIANG Kari, GAO Wensheng, et al. Fault diagnosis of transformer based on cloud model and improved D-S evidence theory[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(4): 196-204.
- [12] 廖瑞金, 孟繁津, 周年荣, 等. 基于集对分析和证据理论融合的变压器内绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 474-481.
LIAO Ruijin, MENG Fanjin, ZHOU Nianrong, et al. Assessment strategy for inner insulation condition of power transformer based on set-pair analysis and evidential reasoning decision-making[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 474-481.
- [13] 石宜金, 谭贵生, 赵波, 等. 基于模糊综合评估模型与信息融合的电力变压器状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(21): 167-176.
SHI Yijin, TAN Guisheng, ZHAO Bo, et al. Condition assessment method for power transformers based on fuzzy comprehensive evaluation and information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 167-176.
- [14] 夏彦卫, 赵军, 付浩川, 等. 基于模糊评判与 DSMT 的变压器本体多级绝缘状态评估方法[J]. 高压电器, 2022, 58(9): 157-164.
XIA Yanwei, ZHAO Jun, FU Haochuan, et al. Multi-level insulation state assessment method of transformer proper based on fuzzy judgment and DSMT[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(9): 157-164.
- [15] 张懿议, 廖瑞金, 杨丽君, 等. 基于云理论的电力变压器绝缘状态评估方法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(5): 13-20.
ZHANG Yiyi, LIAO Ruijin, YANG Lijun, et al. An

assessment method for insulation condition of power transformer based upon cloud model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(5): 13-20.

[16] 刘云鹏, 许自强, 付浩川, 等. 采用最优云熵改进可拓云理论的变压器本体绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 397-405.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, FU Haochuan, et al. Insulation condition assessment method of power transformer based on improved extension cloud theory with optimal cloud entropy[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 397-405.

[17] 禹洪波, 袁婉玲, 汪敏, 等. 基于非对称贴近度证据云物元模型的电力变压器综合状态评估方法[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3706-3713.
YU Hongbo, YUAN Wanling, WANG Min, et al. Comprehensive condition assessment of power transformer based on asymmetric nearness degree evidence cloud matter-element model[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3706-3713.

[18] 杨威, 蒲彩霞, 杨坤, 等. 基于CNN-GRU 组合神经网络的变压器短期故障预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(6): 107-116.
YANG Wei, PU Caixia, YANG Kun, et al. Short-term fault prediction method for a transformer based on a CNN-GRU combined neural network[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 107-116.

[19] 戚日常, 范慧芳, 张爱祥, 等. 基于组合赋权与加权秩和比的电力变压器状态评估[J]. 高压电器, 2022, 58(12): 199-206.
XIAN Richang, FAN Huifang, ZHANG Aixiang, et al. Status assessment of power transformer based on combined weighting and WRSR[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(12): 199-206.

[20] 国家电网公司. 油浸式变压器(电抗器)状态评估导则: Q/GDW10169—2016[S]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
State Grid Corporation of China. Guide for condition evaluation of oil-immersed power transformers (reactors): Q/GDW 10169—2016[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2017.

[21] 刘军, 安柏任, 张维博, 等. 大型风力发电机组健康状态评价综述[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(1): 176-187.
LIU Jun, AN Bairen, ZHANG Weibo, et al. Review of health status evaluation of large wind turbines[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(1): 176-187.

[22] 贺金凤, 李义军, 徐松杰, 等. 基于云模型相似度的基本概率指派生成方法[J]. 统计与决策, 2020, 36(10): 51-54.
HE Jinfeng, LI Yijun, XU Songjie, et al. Generation method of basic probability assignment based on similarity of cloud model[J]. Statistics and Decision, 2020, 36(10): 51-54.

[23] 赵云峰, 张永强, 聂德鑫, 等. 基于模糊和证据理论的变压器本体绝缘状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(23): 57-62.
ZHAO Yunfeng, ZHANG Yongqiang, NIE Dexin, et al. Application of fuzzy and evidence theory in power transformers condition assessment[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(23): 57-62.

[24] 阎向林. 盾构掘进风险评估模型[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(8): 2453-2460.
YAN Xianglin. Risk levels evaluation of shield machine during tunnel excavation[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(8): 2453-2460.

[25] 龚艳冰, 蒋亚东, 梁雪春. 基于模糊贴近度的正态云模型相似度度量[J]. 系统工程, 2015, 33(9): 133-137.
GONG Yanbing, JIANG Yadong, LIANG Xuechun. Similarity measurement for normal cloud models based on fuzzy similarity measure[J]. Systems Engineering, 2015, 33(9): 133-137.

[26] 王旋, 狄鹏, 尹东亮. 基于 Lance 距离和信度熵的冲突证据融合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2): 592-602.
WANG Xuan, DI Peng, YIN Dongliang. Conflict evidence fusion method based on lance distance and credibility entropy[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(2): 592-602.

[27] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

[28] YONG D. Deng entropy: a generalized Shannon entropy to measure uncertainty[J]. Manuscript, 2015, 91: 549-553.

[29] 刘晓东, 邓锦宇. 基于冲突证据修正的 DS 改进方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1499-1506.
LIU Xiaodong, DENG Jinyu. Improved DS method based on conflict evidence correction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(9): 1499-1506.

[30] LIAO Ruijin, ZHENG Hanbo, GRZYBOWSKI S, et al. An integrated decision-making model for condition assessment of power transformers using fuzzy approach and evidential reasoning[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2): 1111-1118.

收稿日期: 2023-04-02; 修回日期: 2023-05-29

作者简介:

刘智超(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力设备状态评价; E-mail: liuzhichao@stu.xju.edu.cn

吐松江·卡日(1984—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 博士生导师, 研究方向为故障诊断、新能源发电、人工智能等。E-mail: tsj@xju.edu.cn

(编辑 周金梅)