

基于四元应力-强度干涉模型的 变压器过热故障概率精细化计算方法

程养春¹, 赵丽¹, 单敬¹, 纪晓艺¹, 刘孟君¹, 卢珊如¹, 王峰², 李玉敦³

(1. 高电压与电磁兼容北京市重点实验室(华北电力大学), 北京市 昌平区 102206; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192; 3. 国网山东省电力公司, 山东省 济南市 250001)

Refined Calculation Method of Transformer Overheat Fault Probability Based on Four-element Stress-strength Interference Model

CHENG Yangchun¹, ZHAO Li¹, SHAN Jing¹, JI Xiaoyi¹, LIU Mengjun¹, LU Shanru¹, WANG Feng², LI Yudun³

(1. Beijing Key Lab. of High Voltage and EMC (North China Electric Power University), Changping District, Beijing 102206, China;

2. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China;

3. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, Shandong Province, China)

ABSTRACT: In the field of power equipment condition evaluation, the concept of equipment fault is obviously fuzzy, so the evaluation results are difficult to meet the requirements of differentiation, refinement and accuracy required by digital and intelligent power systems. In this paper, the concepts of fault and fault probability are clarified and expanded, the difficulty of sample collection is reduced, and the influence of maintenance strategy on the statistical results of fault probability is overcome. Based on the four-element stress-strength interference model, a fault probability calculation method including the defect inducements and their influences is constructed to solve the problem of the characterization of multi-dimensional influences with complex stochastic course. Based on the correlation between condition indicators and defect, a fault probability calculation method grounded in condition indicators is derived. Taking the calculation of overheat fault probability as an example, the implementation process of the algorithm are shown. Case calculation results show that the algorithm is feasible and stable, and it is an effective way to achieve differentiated and refined evaluation of equipment condition.

KEY WORDS: power transformer; fault probability; condition evaluation; refined evaluation; differentiated evaluation; dissolved gas; stress-strength interference model

摘要: 在电力设备状态评价领域, 设备故障概念存在显著的模糊性, 评价结果难以满足数字化、智能化电力系统所需的

差异化、精细化和准确性要求。该文明确和拓展电力设备故障和故障概率的概念, 降低样本收集难度, 克服维修行为对故障概率统计结果的影响; 基于四元应力-强度干涉模型, 构建包含缺陷产生条件及其影响因素的故障概率计算方法, 解决具有复杂随机历程的多维度影响因素的表征问题; 基于状态量与缺陷的关联关系, 导出基于状态量的故障概率计算方法; 以变压器过热故障概率计算为例, 展示算法实施过程。案例计算结果表明, 该算法具有可行性和稳定性, 是实现设备状态差异化和精细化评价的有效途径。

关键词: 电力变压器; 故障概率; 状态评价; 精细化评价; 差异化评价; 溶解气体; 应力-强度干涉模型

0 引言

电力设备状态维修概念自 20 世纪 70 年代被提出以来, 已历经半个世纪的发展。通过状态评价, 能够估算设备故障概率, 预警即将发生的故障, 并制定最优维修策略。近年来, “第四次工业革命”推动全球加速进入数字化时代。2021 年以来, 我国政府和电力企业提出要以数字化、智能化电网支撑新型电力系统建设^[1]。新型电力系统对设备状态、系统状态及运行环境等信息感知的深度和广度提出更高的要求^[2]。准确描述各种影响因素和设备状态之间的关联关系, 是电力设备状态精细化评估和故障准确预测的关键节点。然而, 现有电力设备状态评价体系中评价方法主观性过强, 评价结果难以定量; 缺乏对设备个体进行差异化、精细化评价的有效途径, 难以满足电力装备数字化、智能化转型

发展的需要。

目前工程实践中电力设备状态评价方法采用一系列电力设备状态评价导则^[3]和风险评价导则^[4]来规范。其核心方法是根据设备状态量将设备状态简单划分成几个区间。以变压器状态评价为例,首先,利用油中溶解气体浓度等状态量判断缺陷种类和严重程度;然后,依据导则为缺陷种类和严重程度确定扣分值;最后,根据扣分值确定设备状态区间。这种方法仅能大概确定设备故障概率区间,绕开了对设备故障概率的定量测算,难以精准评估设备状态。

构建状态量及多维度影响因素与设备故障概率之间准确且全面的关联关系,是实现设备状态差异化、精细化评估的基础。国内外众多学者利用先进数字化和人工智能技术构建这种关系,但是仍存在以下3个问题。1)对于设备“故障”的定义不够明确、样本数量不足,导致故障概率测算结果不准确,进而影响到状态评价、风险评估、预测预警等高级应用的准确性;2)缺乏将设备状态劣化过程的连续性特点与可靠性理论中的“正常”、“故障”二元离散数值变量有机统一的途径,状态评价结果只能采取离散化区间的表达形式,难以做到精细化;3)利用状态量推断设备状态时,缺乏对该设备承受的各种影响因素的准确表征,使状态评价难以体现设备之间的差异化。

本文从可靠性理论角度分析目前设备故障概率和状态评价领域的现存问题,明确和拓展电力设备故障和故障概率的概念;以变压器过热故障为例,给出利用四元应力-强度干涉模型准确表征设备缺陷生成与发展过程中各种复杂影响因素的方法,为设备状态差异化、精细化评价提供有效途径,并为基于状态量的设备故障概率算法提供可靠性理论支撑。本文整体框架如图1所示。

1 电力设备状态评价现存问题分析

1.1 设备故障概念现存问题

1.1.1 设备状态的离散化取值问题

经典可靠性理论中,可靠性被定义为产品在规定条件下、规定时间内,完成规定功能的能力^[5]。设备丧失规定功能,对不可修复的设备称为“失效”,对可修复设备称为“故障”。本文仅研究电力设备的故障。基于是否完成规定功能,设备状态仅有“正常”“故障”两种离散化取值。

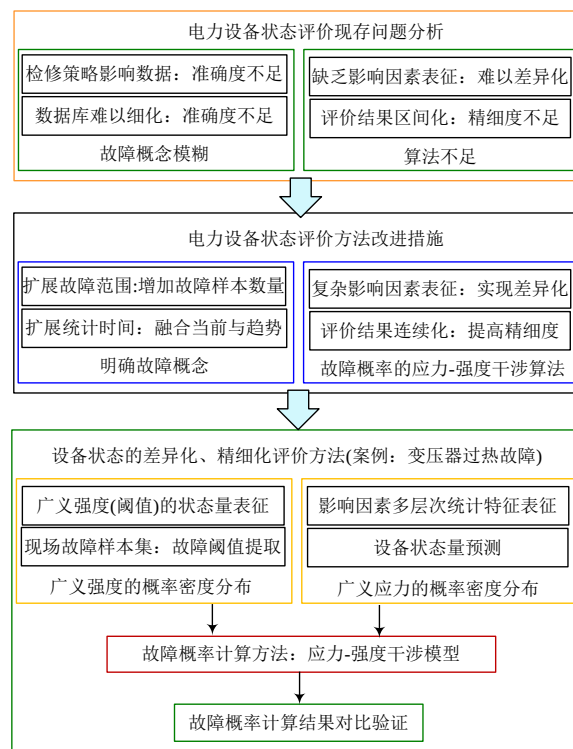


图1 本文结构框架

Fig. 1 Framework of this article

然而,电力设备许多类型的缺陷存在发展过程,设备的状态是连续变化的(也可能包含突变)。2024年发布的国家标准《GB/T 44380-2024 电力设备状态检修通用术语》^[6]中,“状态评价”被定义为对设备保持安全、稳定运行能力的综合分析。显然,人们所希望的设备状态应该是可以表征“能力”的一种连续变量。现行状态评价相关标准^[3]将设备状态划分为“正常”、“注意”、“异常”、“严重”4个离散取值。也有学者采用5个离散取值^[7]。这种离散化取值不能准确表征设备状态的连续性。

1.1.2 故障定义中的模糊性问题

为能够在状态评价领域套用经典可靠性理论,必须要定义“故障”。文献[6]中,“故障”被定义为设备完成规定功能的能力下降或丧失的状态。“能力下降”是定性概念,因而对于“故障”的认定具有强烈的主观性、模糊性。这是设备状态评价方法和结果中存在主观性和模糊性的根源之一。

在现行状态评价导则^[3]中,设备能力的下降程度用缺陷的严重程度分级和状态量的重要度分级来表征。在国家电网有限公司的输变电一次设备缺陷分类标准^[8]中,缺陷被按严重程度划分为一般缺陷、严重缺陷和危急缺陷。但是严重程度划分以及状态量重要度分级均具有显著的主观性和模糊性。缺乏与故障概率或剩余寿命之间的定量关系。

1.2 经典统计学计算电力设备故障概率的问题

经典可靠性理论中,设备的故障概率是工作到 t 时刻故障的设备与设备总数之比,是设备故障概率密度的积分。故障率定义为工作到 t 时刻尚未故障的设备在时刻 t 以后单位时间 Δt 内发生故障的可能性(即正常设备在区间 $[t, t+\Delta t]$ 区间内的故障概率)^[7]。其计算式为

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} \approx \frac{\Delta n(t)}{\Delta t} \cdot \frac{1}{N - n(t)} \quad (1)$$

式中: N 为参与统计的设备总数; $n(t)$ 为到达运行时间 t 时已故障的设备数量; $\Delta n(t)$ 为区间 $[t, t+\Delta t]$ 内发生故障的设备数量; $f(t)$ 为设备的故障密度函数; $R(t)$ 为设备的可靠度函数。

可见,经典可靠性理论主要依靠设备运行时间来确定其故障概率。在统计故障概率时,需要构建符合同一组条件的设备集合,且设备只能有“正常”和“故障”两种状态。从目前统计数据来看,电力设备早期和中期的故障率基本保持常数^[9]。按经典可靠性理论,这一阶段设备故障诱因来自随机因素。即:如果不对比设备各自遇到的随机因素,仅依靠运行时间难以辨识各设备实际故障概率差异。

文献[6]明确指出,影响故障的产生与发展的主要因素包括设备状态、系统条件和环境条件。若要通过统计法得到准确的故障概率,需要建立各种样本集,每个样本集拥有相同的设备状态、系统条件和环境条件,甚至其他因素。目前难以构建这种样本集,不能通过统计法获得准确的故障概率。

1.3 利用状态量推算故障概率面临的问题

1.3.1 基于统计学的简单函数关系

仅依靠运行时间难以获得差异化、精细化的故障概率。学者们希望利用设备自身状态量提供的信息实现故障概率的差异化。R. E. Brown 等^[10]构建了变压器状态指标与故障概率之间的指数型经验公式。2013年,国家电网有限公司提出由设备健康状态评分计算故障概率的指数模型^[4],如式(2)所示。

$$P = Ae^{Bd} + C \quad (2)$$

式中: P 为某设备故障概率; d 为该设备缺陷指数;参数 A 、 B 和 C 通过对于历史数据库中故障设备数量与各设备缺陷指数的拟合来获取。2010年,广东电网公司也利用历史数据统计了各个状态区间内设备的平均故障概率^[11]。

上述建模过程存在理论上的不完备。原本处于严重状态的设备具有较高的故障率,但是电力部门

开展了维修,避免了故障的发生。据此给出的故障概率,隐含了电力设备检修导则中的条件,是一种条件概率,不是式(1)中描述的故障概率,因此统计结果的置信度和准确度较差。例如,对于处于严重状态的变压器的故障概率,国家电网有限公司统计结果为 10.01%^[4],广东电网公司统计结果为 60.01%^[11],两者差异巨大。

此外,这类简单函数模型没有区分系统条件和环境条件等影响因素(样本数量不足,难以按照各影响因素分类计算),其计算结果也就达不到新型电力系统所需要的差异化、精细化要求。

1.3.2 基于不确定性推理的模糊关系

目前大多数基于智能算法的变压器状态评估模型中,状态量与故障通过权重系数和隶属度实现关联。为表征设备“故障”定义中的模糊性,并使缺陷严重程度和设备状态离散化取值区间的边界变得平滑,引入了粗糙集、灰色聚类、模糊推理和模糊云概念等理论^[12]。然而,状态量区间的数量和边界均被主观确定(来自专家经验或者人为规定),缺乏可靠性理论依据,使后续状态评价结果的客观性大打折扣。

1.3.3 基于人工神经网络的隐性关系

近年来,人工智能技术逐渐深入应用于电力设备状态评估领域。将状态量实测数据和各种影响因素信息作为网络输入,将待分析设备的状态或者故障概率作为网络输出,通过端对端学习建立起深层神经网络模型。状态量与故障概率之间的函数关系通过神经网络的各节点间权重系数和神经元的激活函数来隐性表征^[13]。

一方面,基于物理驱动机制理念,考虑多物理场耦合和多种影响因素,并将物理规则与神经网络相结合,准确描述设备状态量变化规律,进而精准分析和预测设备状态和故障^[2,14-15];另一方面,基于数据驱动机制理念,利用以深度学习为代表的新一代人工智能神经网络模型,挖掘状态量、各种影响因素与设备状态或故障概率之间的复杂非线性函数关系^[13]。

神经网络需要利用历史数据库进行训练。由于实际设备故障案例较少,无法构建高质量故障数据样本库,很多情况下难以满足大数据分析和智能算法的需要^[2]。构建训练数据库时通常需要人工标注,相当于已经将人们的主观性和模糊性诊断隐形地嵌入到神经网络系统,导致人工智能算法难以给出

客观、准确的评价结果。此外,神经网络模型本质上是一个“端到端”的“黑箱”模型,存在着固有的可解释性欠缺等问题^[16],也制约了其应用效果。

2 电力设备故障范围的扩展

本节通过明确和拓展“故障”的范围,增加故障数据样本,进而从完善样本数据库的角度减弱故障概率的主观性。

2.1 电力设备故障范围的扩展

国家电网有限公司企业标准中危急缺陷指需立即处理的缺陷;严重缺陷指暂时尚能坚持运行但需尽快处理的缺陷;一般缺陷指对设备安全运行影响不大的缺陷^[8]。可见,需要准确区分一般缺陷状态与严重缺陷状态,精细化表征设备到达严重缺陷之前的状态。在设备状态评价中,能够及时准确辨识出含有严重缺陷的设备,即可达到及时预警、避免事故的目标。因此,可以扩展故障范围,将严重缺陷和危急缺陷归入故障,便于通过故障概率的测算来及时发现严重缺陷和危急缺陷,避免漏判故障。

文献[6]中对“故障”的定义为电力设备完成规定功能的能力下降或丧失的状态。显然,“功能丧失”对应于真正的故障。若将“能力下降”理解成“不久的将来会发生故障”,则“故障”的范围不但包含了真正的故障,而且包含了危急缺陷和严重缺陷。扩展范围后的故障概率也符合式(1)所描述的经典可靠性理论。存在危急或严重缺陷的设备,将在 $[t, t+\Delta t]$ 时段内发生真正故障。

随着状态监测技术的发展,电力设备越来越有可能坚持工作到出现严重缺陷时才转入检修。扩展故障范围后,将急剧增大故障样本数量,非常有利于基于统计学的可靠性理论的应用。此外,在当前状态维修理念下,维修主要针对严重缺陷和危急缺陷。将危急缺陷和严重缺陷归入故障之后,故障样本库不再受维修行为的影响,更加客观。

传统研究认为,某台设备属于正常设备或故障设备,不易理解某台运行中设备拥有某一故障概率(即难以理解某一运行中的设备可能属于故障设备),从而阻碍风险评估、全寿命周期维护等诸多基于故障概率的高级应用的推广。扩展故障范围后,可以将运行中设备的故障概率理解为该设备拥有严重缺陷或者危急缺陷的概率,更容易接受设备故障概率这一概念。

2.2 单台设备故障概率的贝叶斯统计学解释

经典统计学将概率看作在同一条件下进行多次重复实验的基础上对事件出现可能性的一种测度,是一种基于数据的“客观”的概率。因此,确定设备故障概率时,需要构造多次重复试验(一次试验就是一台设备在同一条件下运行直到发生故障),再按照式(1)计算故障率。这种理解方式非常适合描述某一类设备的整体可靠性,但是不适用于某台具体设备(无法进行多次重复试验)。

此时,可利用贝叶斯统计学来解释单个设备的故障概率。在贝叶斯统计学中,概率被看作是针对一个不确定事件真实度的相信程度或者信念,不依赖事件能否重复^[17]。可等效为:开展“头脑试验”,先构造一个由该设备的“克隆”体构成的样本集,其中各设备具有相同的状态量数值,再统计该集合中故障设备的占比。虽然这些设备都是“克隆”体,但是仅能克隆已知的状态量,不能克隆未知的状态量及随机因素,因此集合中的设备并不是完全一致的。则集合中可能存在故障设备,其数量与样本总数之比就是该设备的故障概率。

2.3 故障概率计算时间区间的扩展

在利用式(1)计算故障率时,对应的时间段 Δt 很小。本文对 Δt 进行扩展, Δt 可以根据实际情况灵活选择。采用这一扩展的好处是能够兼顾设备当前状态和缺陷发展速率。

状态量当前值及其变化率均可用于表征电力设备状态。例如,在变压器状态评价导则^[3]中,油中溶解气体浓度数值及其变化率是两种特征量,均用于评价设备状态。如果将设备在未来一段时间区间 $[t, t+\Delta t]$ 内的故障概率作为评价设备状态的依据,则可以将状态量当前值 C_t 及其变化率 D_t 综合在一起,形成 $t+\Delta t$ 时刻的状态量数值 C_p 。此时只需利用 C_p 来计算设备的故障概率,使算法更加简洁;也便于套用性能退化理论或者复杂预测理论表征设备缺陷发展过程中的趋势和随机性,提高对 C_p 的预测准确度,进而提高故障概率准确度。

3 基于应力-强度干涉的故障概率计算方法

引入可靠性理论中的“应力-强度干涉模型”计算故障概率^[5,18],将设备遇到的各种缺陷产生条件及其影响因素分别融入广义应力和广义强度,实现差异化评价;利用多维度概率分布密度表征各种因素的复杂随机性,实现精细化评价。在统计应力

和强度的概率分布密度时,采用扩展了故障范围的数据库,并考虑缺陷状态量的近期增量,来实现故障概率计算的差异化、精细化。

3.1 应力-强度干涉模型的基本形式

应力强度干涉模型最早由 Birnbaum 于 1956 年提出,广泛应用于机械零件可靠性计算,能够表征设备在应力和强度两个可变因素下的可靠性^[5,18]。应力和强度均可拓展为广义应力和广义强度。广义应力可以是外施电压、机械力、温度等;广义强度可以是对应的击穿电压、机械强度、耐受温度等。在零件的机械静强度失效的意义上,零件是否失效取决于强度 S 与应力 s 的相对大小。一般情况下,应力和强度都是随机变量,在一定的范围内按统计规律分布。零件能够正常工作(不发生失效)的条件如式(3)所示:

$$S - s > 0 \quad (3)$$

应力-强度干涉原理如图 2 所示。图中: $h(s)$ 和 $f(S)$ 分别为零件所承受的应力和零件机械强度的概率密度函数;阴影部分表示“应力-强度干涉区”; $p(s)$ 为零件失效概率密度分布函数,表达式如式(4)所示; $p(s)$ 曲线下的面积在数值上等于零件在应力 s 下的失效概率 $F(s)$, 计算式如式(5)所示。根据应力和强度之间的大小关系,计算强度大于应力的概率(可靠度)或强度小于应力的概率(失效概率)的传统模型,称为“应力-强度干涉模型”^[5]。

$$p(s) = h(s) \int_{-\infty}^s f(S) dS \quad (4)$$

$$F(s) = \int_0^{+\infty} h(s) \left[\int_{-\infty}^s f(S) dS \right] ds \quad (5)$$

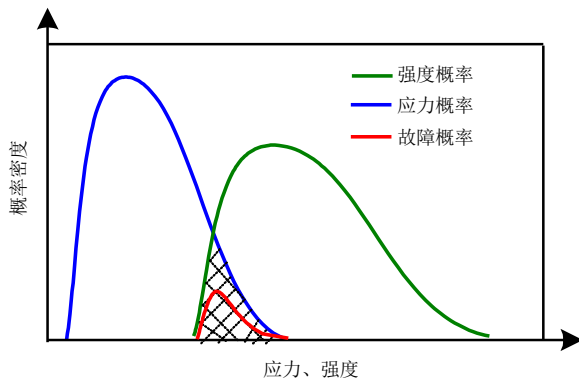


图 2 应力-强度干涉关系图

Fig. 2 Stress-strength interference

文献[5]指出,在传统的应力-强度干涉模型中,并没有显式地表示出可靠性与设备运行时间的关系。该模型的内涵是,其应力分布是零件在规定时间区间 $[t, t+\Delta t]$ 内承受的最大应力的概率分布,而强

度分布则是零件工作到 $t+\Delta t$ 时刻的剩余强度分布。即:该模型是一个保守的静态或者准动态模型。其中隐含假设:考虑保守的、最危险的情形,零件规定服役期 $[t, t+\Delta t]$ 内的最大应力恰好出现在 $t+\Delta t$ 时刻,即零件规定服役期内强度最低的时刻(强度随时间单调减小)。

3.2 应力-强度干涉模型的简化形式

在一些情况下应力 s 恒定(例如工作电压下绝缘击穿),则应力概率密度函数 $h(s)$ 退化成为一条竖线。在另一些情况下绝缘强度 S 恒定(例如雷电过电压下绝缘击穿),则强度概率密度函数 $f(S)$ 退化成为一条竖线。此时式(5)简化成单层积分。

3.3 应力-强度干涉模型的复杂形式

设备在动态应力 s 的持续作用下,损伤逐渐累积,强度不断退化。施加在设备上的复杂应力历程(即:时间段 $[0, t]$ 内应力随时间的变化过程)的不确定性,首先表现在各应力样本之间的“宏观”差异(宏观特征量为 L),源自设备个体运行环境、系统条件的不确定性等,可用应力样本的整体统计特性来表示;其次,表现在一个应力历程中,不同大小的应力峰值及其出现顺序的随机性,可用应力的“微观”统计特性来表示;最后,表现在一个应力历程样本中应力峰值出现的次数的不确定性^[5]。本文采用下列四元可靠性模型^[5]精确表达不确定性:

$$F(t) = 1 - \int_0^{+\infty} h(L) \sum_{n=1}^{+\infty} \{ \omega_n(t, L) \left[\int_0^{+\infty} f(S) \cdot \prod_{i=1}^n \left[\int_0^{S(i)} g(s, L) ds \right] dS \right] \} dL \quad (6)$$

式中: $F(t)$ 为所考虑的时间段 $[0, t]$ 内的故障概率; $h(L)$ 为应力样本特征量 L (例如,一个应力历程中的最大峰值)的概率密度函数; $\omega_n(t, L)$ 为以 L 为特征量的一个应力历程中应力峰值出现次数的分布律; $g(s, L)$ 为该历程中应力峰值大小的概率密度函数; $f(S)$ 为设备剩余强度概率密度函数; $S(i)$ 为第 i 次应力峰值作用时设备的剩余强度。

可见,该四元模型不但能够表征复杂静态应力和动态应力,而且能够表征设备强度性能的逐渐退化。对某台设备进行故障概率计算或状态评价时,利用该设备自身承受的应力和自身强度进行计算,体现了差异化;将影响缺陷生成和发展的各种因素作为应力或者强度函数的组成部分引入式(6)参与计算,并且对各种因素的宏观统计特性和微观统计特性进行细致表达,体现了精细化。

4 变压器过热故障概率精细化计算方法

本节以油中溶解气体浓度为状态量,展示变压器过热缺陷的故障概率差异化、精细化计算方法。

4.1 过热故障概率的应力-强度干涉算法

过热故障是局部热点温度超过临界值的一种故障。电力行业标准^[3,19]中过热缺陷被分为低温过热(<300℃)、中温过热(300~700℃)和高温过热(>700℃)3种情况。这种离散化状态表示方式缺乏与故障概率的直接关联。在利用应力-强度干涉模型计算过热故障概率之前,需要首先利用传统油中溶解气体分析等方法确定缺陷类型,然后根据缺陷类型确定相应的广义应力和广义强度,进而统计应力和强度的概率分布。

热点温度是过热缺陷的直接表征参数。变压器是否发生过热故障,取决于变压器绝缘系统能够承受的最大温度 T_L 与负载电流产生的热点温度 T_p 之间的相对大小。即: T_L 为等效耐热强度,可理解为以温度为指标的故障阈值; T_p 为等效热应力。当 $T_p > T_L$ 时,变压器发生过热故障。

由于故障定义中仍然存在主观性,故障阈值 T_L 具有主观随机性;热点温度 T_p 受到负载电流、缺陷部位、散热条件等因素的影响,也存在随机性。无法简单比较两者大小。此时,可以套用“应力-强度干涉模型”,用概率密度函数 $h(T_p)$ 和 $f(T_L)$ 来计算故障概率 F_T 。简单模型式(5)将变成式(7);复杂模型式(6)将变成式(8):

$$F_T = \int_0^{+\infty} h(T_p) \left[\int_0^{T_p} f(T_L) dT_L \right] dT_p \quad (7)$$

$$F_T = \int_0^{+\infty} h(T_M) \left\{ \sum_{n=1}^{+\infty} \omega_n(t, T_M) F(T_M, n) \right\} dT_M \quad (8)$$

其中,

$$F(T_M, n) = \int_0^{+\infty} f(T_L) \prod_{i=1}^n \left[\int_{T_{L(i)}}^{+\infty} g(T_p, T_M) dT_p \right] dT_L \quad (9)$$

式中 T_M 为时间段内热点温度历程宏观特征量。

4.2 过热故障产生条件及其影响因素

本文重点关注形成过热故障所涉及的各种条件和因素,从而探讨故障概率问题,并不讨论过热缺陷的深层产生机理。过热故障的产生条件是发热功率大于散热功率,使热平衡温度超过允许温度;甚至失去热平衡,温度不断攀升。各种因素通过改变缺陷部位的发热功率或者散热功率来改变热点温度,进而改变故障概率。本文以变压器绕组导线接头简化稳态热平衡关系式(10)为例,论述各因素

如何影响过热故障的产生,忽略产气所消耗的功率(考虑到产气所消耗的功率远小于对流散热功率)。

$$I^2 R = k_0 (T_p - T_0) \quad (10)$$

式中: I 为变压器负荷电流; R 为导线接头电阻,则 $I^2 R$ 为发热功率; T_p 为接头温度; T_0 为环境温度; k_0 为变压器油循环系统的对流散热系数,则 $k_0(T_p - T_0)$ 为对流散热功率。可见,式(10)中包含了下列系统因素和环境因素:

1) 负荷电流 I 及其动态变化因素。例如:夏季大负荷运行方式下的趋势性增大、每日周期性变化、小幅度随机变化;

2) 环境温度 T_0 及其动态变化因素。例如:环境温度的地域差异;季节性变化;极端天气带来的随机性突变等。

3) 风扇状态与控制策略及其变化因素。例如:变压器散热方式;风扇的数量、启动阈值、自动控制策略及风扇的缺陷等均可影响散热系数 k_0 。

4) 变压器油品种类。矿物油、植物油和合成油,具有不同的导热性能,进而造成散热系数 k_0 的差异。

5) 绕组导线接头缺陷及其变化因素。缺陷的严重程度可用电阻 R 来表征。缺陷区域的大小和位置的变化还会造成散热系数 k_0 的变化。

4.3 过热故障概率的精细化表征

影响因素的随机性造成的应力或强度随机性可以通过随机变量与应力或者强度的函数关系来求解。设连续型随机变量 X 具有概率密度函数 $f_X(x)$,其样本为 x ;以 X 为自变量的函数 $Y = \varphi(X)$,其样本为 y 。若函数 $\varphi(x)$ 处处可导且单调,则 Y 是连续型随机变量,其概率密度函数 $f_Y(y)$ 的计算式^[20]为

$$f_Y(y) = f_X[\psi(y)] |\psi'(y)| \quad (11)$$

式中: $\psi(y)$ 为 $\varphi(x)$ 的反函数; $\psi'(y)$ 为 $\psi(y)$ 的导数。

本节以负荷电流为例,论述如何通过细化影响因素来细化故障概率。假设式(10)中仅有负荷电流 I 和热点温度 T_p 为随机变量,而 R 、 T_0 和 k_0 为常数。已知 I 的概率密度为 $\varphi(I)$ 。将式(10)代入式(11),可得 T_p 的概率密度函数 $h(T_p)$,如式(12)所示;再将式(12)代入式(7)或(8),可得包含负荷电流随机性的故障概率。

$$h(T_p) = 0.5 \varphi \left\{ \sqrt{[k_0(T_p - T_0)]/R} \right\} \sqrt{k_0/R(T_p - T_0)} \quad (12)$$

若需要进一步准确预测即将到来的夏季大负荷期间变压器过热故障概率,需要详细表征大负荷期

间变压器负荷电流 I 的概率密度 $\varphi(I)$ 。因篇幅有限, 仅分析变压器重载带来的故障风险, 忽略大负荷期间变压器热老化(即 T_L 不变)和环境温度变化。

第1步, 统计大负荷历程宏观概率分布 $\varphi(I_M)$, 表征各年度高温气候严重程度的宏观随机性。其特征参数 I_M 为该大负荷期间变压器的最大负荷电流, 如图 3(a)所示。图中不同颜色的曲线代表不同年份的大负荷期间负荷电流随时间的变化曲线。

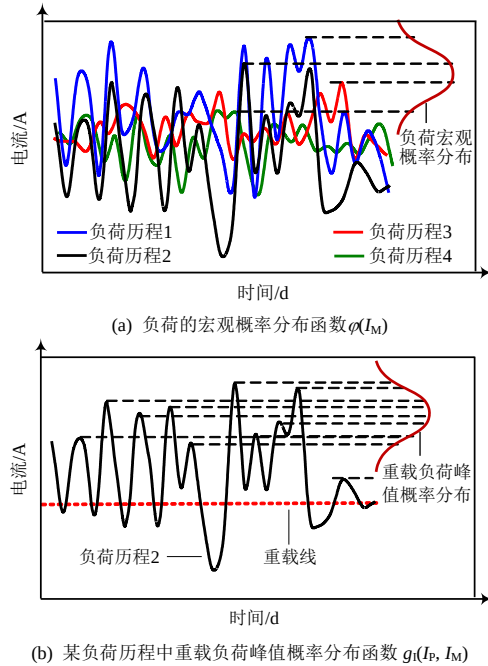


图3 变压器负荷电流的多维度统计特征示意图

Fig. 3 Schematic diagram of multi-dimensional statistical characteristics of transformer load current

第2步, 分别统计各负荷历程中变压器重载次数 n 的分布律 $\omega_{nl}(n, I_M)$ 。该分布律可能是负荷特征量 I_M 的函数, 表征热浪气候出现次数的随机性;

第3步, 分别统计各大负荷历程中变压器重载峰值电流 I_P 的概率分布函数 $g_I(I_P, I_M)$ 。该函数可能是大负荷期 I_M 的函数, 表征某大负荷历程内每次热浪程度的微观随机性, 如图 3(b)所示。图中黑色曲线是某大负荷期间负荷电流随时间变化曲线。

第4步, 将负荷电流概率分布 $\varphi(I_M)$ 和 $g_I(I_P, I_M)$ 分别代入式(12)得到热点温度概率分布 $h(T_M)$ 、 $g(T_P, T_M)$; $\omega_{nl}(n, I_M) = \omega_n(t, T_M)$;

第5步, 将 $h(T_M)$ 、 $g(T_P, T_M)$ 、 $\omega_n(t, T_M)$ 代入(8)和(9), 得到变压器经历一次大负荷期间时的过热故障概率 F_T 。

4.4 以气体浓度为特征量的过热故障概率表征方法

变压器内部过热缺陷处的热点温度还不能直接测量。油中溶解气体浓度是常见状态量, 利用气

体浓度代替热点温度进行故障概率计算, 需要替代方法以及理论依据。

4.4.1 油中溶解气体与热点温度的关系式

变压器常用的矿物油是多种化学分子混合而成的化学物质, 同时包含了一 CH_3 、一 CH_2 、一 CH 等分子基团。正常运行的变压器所产生的热量难以破坏其结构; 若存在过热缺陷, 高温将会引起变压器油的 C—C 键和 C—H 键断裂, 与活泼的自由基经化学反应产生烃类气体(如甲烷、乙烷、乙烯、乙炔)和氢气^[19,21]。纸板和木块等固体绝缘材料也会发生分解, 产生少量低分子烃类气体^[19]。油中气体存在产气和消散两个动态过程, 而且这两个过程的速度与多种因素有关, 因此油中气体与热点温度之间的关系比较复杂。为突出故障概率计算法, 本文简化处理气体与热点温度之间的关系。

1) 气体分压与热点温度的关系。

根据图 4 所示的哈斯特(Halsterd)曲线^[19,22](横坐标为热点温度 T , 纵坐标为气体浓度分压 P 的以 10 为底的对数值 $\lg P$), 油中溶解气体浓度分压对数 $\lg P$ 与热点温度 T 之间存在非线性关系。

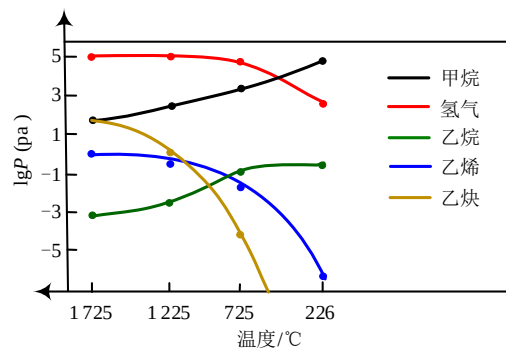


图4 哈斯特曲线气体分压-温度关系图

Fig. 4 Halstead's thermal equilibrium partial pressures as a function of temperature

即使存在复杂情形, 例如过热区域的大小和温度分布情况存在差异, 鉴于油中溶解气体主要来自高温区, 可用最高温度 T 来表征整个过热区域。基于对图 4 中曲线的观察, 可假设温度 T 与某种气体(特别是甲烷、乙烯)浓度分压对数 $\log P$ 之间的关系式为一个二次多项式, 如式(13)所示。

$$\log P = k_1 + k_2 T + k_3 T^2 \quad (13)$$

式中 k_1 、 k_2 和 k_3 为多项式的系数。因此, 可通过 P 值反推热点温度 T (根据具体气体去掉伪解):

$$T = \frac{-k_2 \pm \sqrt{k_2^2 - 4k_3(k_1 - \log P)}}{2k_3} \quad (14)$$

若同时考虑多种气体分压与热点温度的关系, 则可通过矩阵运算从多种气体分压反推热点温度。

基于式(13), 还可以推导出两种气体分压之比与热点温度的关系式(也是二次函数式), 从而可以利用两种气体分压之比求得热点温度。

2) 气体浓度与热点温度的关系。

过热缺陷的热点温度越高, 缺陷范围越大, 油分解生成的气体越多。文献[21]利用热力学理论模拟了 $C_{20}H_{42}$ 的热解产气机制, 总结了稳态平衡状态下温度与气体含量的单调关系, 如图5所示; 并利用3种故障类型60个案例进行了验证。

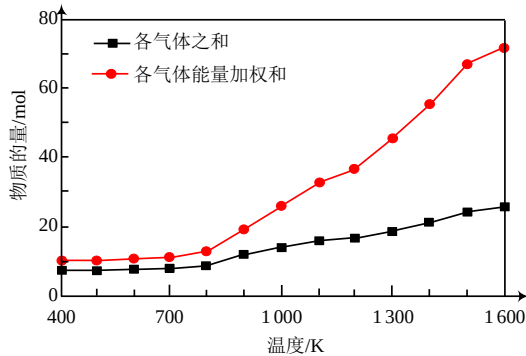


图5 油中分解各种气体物质的量之和、各种气体物质的能量加权和与的温度关系曲线

Fig. 5 Temperature-dependency of the total amount of gases and the energy weighted total amount of gases decomposed in the oil

对于缺陷发展的动态过程, 产气率与当前温度最直接, 可表示为

$$\Delta C = l_3 G(T) = l_3 (l_1 + l_2 T) \quad (15)$$

式中: ΔC 为气体浓度增量; T 为热点温度; 函数 $G(T)$ 表示图5中曲线的形状, 具有分段线性特点; 系数 l_3 表示气体的物质的量与浓度之间的转换, 与变压器油体积等因素有关。气体浓度是产气率的积分, 可表示为

$$C(t) = l_3 \int_0^t G(T) dt \quad (16)$$

4.4.2 热点温度 T_p 的概率密度函数求解

根据上文故障概率定义, 求解故障概率时需要一段时间 Δt 后气体分压 P_p 。如果影响因素仍然延续这段时间之前变化规律, 则通过预测方法获得 P_p 的概率密度函数 $h_p(P_p)$, 联合式(11)和(14)求得 T_p 的概率密度函数 $h(T_p)$, 代入式(7)求取故障概率。

$$h(T_p) = \ln 10 h_p(P_p) P_p (k_2 + 2k_3 T_p) \quad (17)$$

同理, 也可以根据式(15)或(16), 利用一段时间 Δt 气体浓度预测值 C_p 的概率密度函数, 求得 T_p 的

概率密度函数。

如果影响因素的规律发生变化, 例如将要进入夏季大负荷时期, 不能使用以前数据预测大负荷时期的数据, 则需要按照4.3节所描述的方法, 求得负荷电流的多层次统计特性, 并通过式(12)转换成对应多层次温度的统计特性; 将多层次温度统计特性代入式(8)求得故障概率。

若需要考虑更多因素的共同影响, 则可以采用 Copula 函数^[23-25]描述多个因素之间的相关性, 结合蒙特卡洛法求得多层次温度的统计特性, 再代入式(8)求得故障概率。本文不再详述。

4.4.3 温度阈值 T_L 的概率密度函数求解

热点温度超过温度阈值 T_L 时认为变压器发生过热故障, 则 T_L 的定义等效于对过热故障的定义, 即 T_L 等于使变压器完成规定功能的能力下降或丧失的温度。对应于2.1节对故障范围的扩展, 认为变压器因过热而处于严重或者危急状态乃至引发停电故障时的温度即为 T_L 。鉴于不能直接测量故障状态下的热点温度, 只能利用故障状态下气体浓度 C_L 或分压 P_L 来推算。

以气体分压为例, 首先利用变压器过热故障集统计 P_L 的概率密度函数 $f_{PL}(P_L)$, 然后通过式(11)和(13)推算 T_L 的概率密度函数 $f(T_L)$ (以主要特征气体 C_2H_4 的 P_L 和 T_L 显正相关为例):

$$f(T_L) = \ln 10 f_{PL}(P_L) P_L (k_2 + 2k_3 T_L) \quad (18)$$

4.4.4 基于溶解气体的故障概率计算方法

对于气体分压, 将式(17)和(18)代入式(7), 即可求得变压器过热故障概率。鉴于气体分压与温度成单调关系, 可进一步简化故障概率的计算式。基于式(11), 对式(18)进行积分, 有:

$$\int_0^{T_p} f(T_L) dT_L = \int_0^{P_p} f_{PL}(P_L) dP_L \quad (19)$$

同理, 对(17)的积分可转化为对气体分压的积分。

$$\int_0^{+\infty} h(T_p) dT_p = \int_0^{+\infty} h_p(P_p) dP_p \quad (20)$$

则式(7)转化为基于气体分压的积分公式:

$$F_T = \int_0^{+\infty} h_p(P_p) \left[\int_0^{P_p} f_{PL}(P_L) dP_L \right] dP_p \quad (21)$$

若要进一步精细化考虑各种影响温度的因素, 则按照类似方法将式(8)中关于热点温度 T_p 的概率分布函数转换成关于对应气体分压 P_p 的概率分布函数, 进行积分运算。

对于气体浓度(或浓度增量), 按照对气体分压

的处理过程，也能将式(7)转化为基于浓度(或者浓度增量)的故障概率计算式：

$$F_T = \int_0^{+\infty} h_{CP}(C_P) [\int_0^{C_P} f_{CL}(C_L) dC_L] dC_P \quad (22)$$

式中： $h_{CP}(C_P)$ 为被评估变压器气体浓度 C_P 的概率密度函数，可来自对变压器过热缺陷在一段时间内气体浓度变化率随机性的统计； $f_{CL}(C_L)$ 为故障变压器气体浓度 C_L 的概率密度函数，可来自对扩展故障范围后的过热故障变压器中气体浓度的统计。

5 变压器过热故障概率计算案例

本节以现场实测油中溶解气体浓度数据为依据，计算变压器过热缺陷状态下的故障概率。

5.1 统计数据简介

本文收集了来自现场和国内外标准^[19,26]中明确为高温过热故障(经变压器解体分析，核对了故障类型)的 78 台变压器的油中溶解气体数据。其中 25 台故障变压器有缺陷发展过程记录，能够计算停运前夕气体浓度增量。此时选择变压器停运前的最后一组数据代表该变压器参与统计分析。具体故障原因包括绕组引线与套管尾部连接螺栓松动、引线绝缘破损导致引线与套管导管接触、引线股间绝缘破损导致股间环流、铁芯多点接地等，基本涵盖各类过热故障。变压器具体数量如表 1 所示。绝大部分数据来自离线检测，比较可靠。为保持客观性，未对数据进行预处理。

表 1 过热故障变压器集合样本数量
Table 1 Sample numbers of transformer collection with overheating faulty

变压器电压等级/kV	故障设备台数
35	4
110	17
220	18
330	1
500	6
未知电压等级	32
合计	78

5.2 过热故障变压器故障阈值概率密度函数

过热部位广义强度为温度阈值，被转换为故障变压器集合中的状态量阈值。统计气体相关状态量，拟合出概率密度函数，并采用 Kolmogorov-Smirnov 检验进行概率密度函数的非参数假设检验。被统计状态量包括气体分压、气体浓度、浓度比值和浓度增量等。其中浓度增量包括绝对产气率

和相对产气率，按照行业标准 DL/T722 中的算法进行计算，并转化成每周产气率。过热缺陷的主要产气种类甲烷和乙烯、乙烯与乙烷比值是三比值法诊断判据之一，本文以甲烷、乙烯和总烃相关状态量为例计算变压器故障概率。部分统计结果如图 6—9

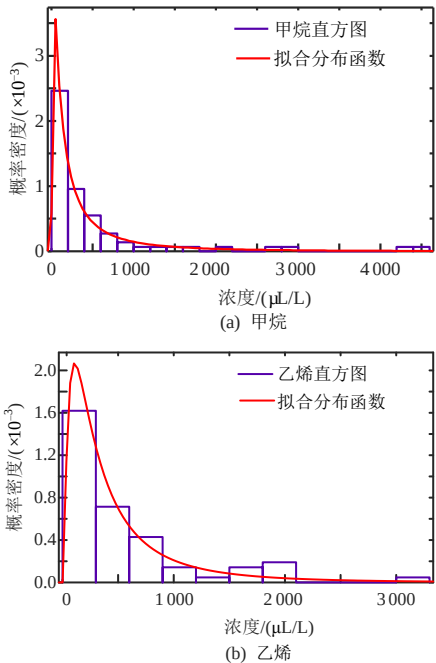


图 6 气体浓度阈值概率密度函数
Fig. 6 Probability density distribution of gas concentration threshold

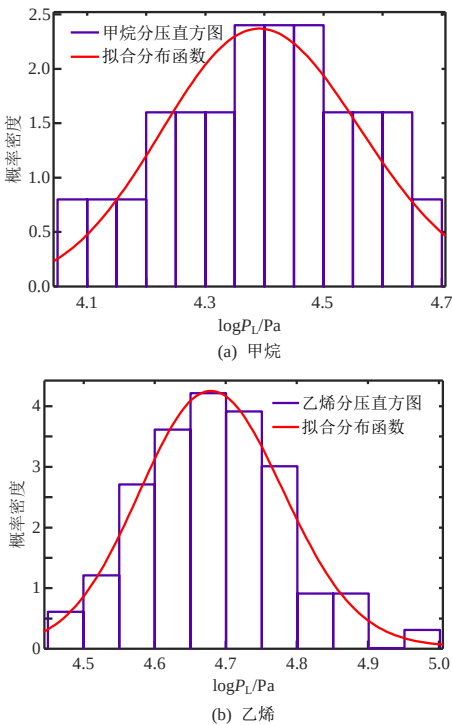


图 7 气体分压阈值概率密度函数
Fig. 7 Probability density distribution of gas partial pressure threshold

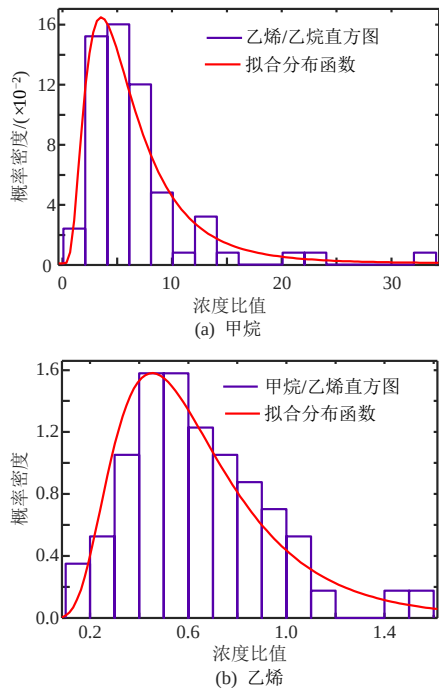


图 8 气体浓度比值阈值概率密度函数
Fig. 8 Probability density distribution of gas concentration ratio threshold

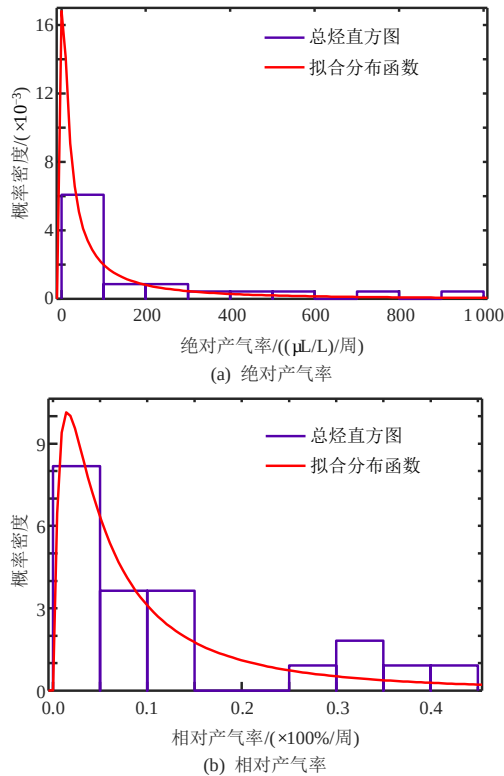


图 9 总烃每周产气率阈值概率密度函数
Fig. 9 Probability density distribution of weekly gas production rate threshold of total hydrocarbon

所示。状态量均服从对数正态分布，函数如式(23)所示，均值和标准差参数如表 2 所示。

$$f(x)=\frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}}\exp[-\frac{(\ln x-\mu)^2}{2\sigma^2}] \quad (23)$$

表 2 过热故障的状态量阈值的概率密度函数

Table 2 Probability density function of the condition quantity threshold of overheating faulty		
状态量	均值 μ	标准差 σ
甲烷浓度/($\mu\text{L/L}$)	5.277	1.448
乙烯浓度/($\mu\text{L/L}$)	5.764	1.038
总烃浓度/($\mu\text{L/L}$)	6.423	1.099
甲烷分压 log 值/Pa	1.481	0.038
乙烯分压 log 值/Pa	1.544	0.022
乙烯:乙烷	1.679	0.644
甲烷:乙烯	-0.549	0.494
甲烷绝对产气率/($\mu\text{L/L/周}$)	3.317	1.616
乙烯绝对产气率/($\mu\text{L/L/周}$)	3.318	1.859
总烃绝对产气率/($\mu\text{L/L/周}$)	3.931	1.876
甲烷相对产气率/(%/周)	-2.756	1.259
乙烯相对产气率/(%/周)	-2.736	1.186
总烃相对产气率/(%/周)	-2.691	1.222

5.3 变压器过热故障概率计算案例

5.3.1 过热故障变压器案例

文献[19]中的某故障案例中，停电解体发现变压器低压出线母排与套管之间的连接螺栓松动，有明显过热变色现象。停运前油中溶解气体数据如表 3 所示。鉴于缺乏数据用于预测，采用最后时刻的气体浓度或产气率与故障阈值概率密度分布函数进行干涉计算。以甲烷浓度为例，将该变压器 4 月 26 日检测的甲烷浓度 559 $\mu\text{L/L}$ 及表 2 中所示的甲烷浓度阈值概率分布代入应力-强度干涉模型的简化形式计算故障概率。计算式如式(24)所示，计算结果为 76.58%。

$$F_T=\int_0^{C_p}f_{CL}(C_L)dC_L=\int_0^{6913}\frac{1}{1.448\sqrt{2\pi}C_L}\exp\cdot\left[-\frac{(\ln C_L-5.277)^2}{2\times 1.448^2}\right]dC_L \quad (24)$$

表 3 某变压器油中溶解气体浓度检测结果

Table 3 Concentration of dissolved gas in a transformer		单位: $\mu\text{L/L}$				
检测日期	氢气	甲烷	乙烯	乙烷	乙炔	总烃
2011.03.28	97	376	422	135	0	933
2011.04.26	111	559	707	243	0	1509

同理，计算基于其他状态量的故障概率，得到表 4 所示的结果。注意，利用甲烷与乙烯的比值计算故障概率时，由于该值越小，温度越高，则积分域的下界为阈值，上界为 $+\infty$ 。

气体浓度和产气率主要反映过热缺陷的区域大小。利用气体浓度和产气率计算的故障概率数值大于 60%，符合实际；而且各数值比较接近，表明

表 4 基于应力-强度干涉模型的
某变压器故障概率计算结果

Table 4 Fault probability calculation of
a transformer based on stress-strength interference model

状态量	故障概率/%	状态量	故障概率/%
甲烷浓度	76.58	甲烷绝对产气率	62.25
乙烯浓度	77.89	乙烯绝对产气率	70.46
总烃浓度	79.27	总烃绝对产气率	74.45
甲烷分压	81.56	甲烷相对产气率	69.30
乙烯分压	37.27	乙烯相对产气率	78.61
乙烯:乙烷	25.42	总烃相对产气率	74.24
甲烷:乙烯	24.67	—	—

本文提出的基于应力-强度干涉模型的故障概率计算方法具有可行性和稳定性。乙烯与乙烷比值、甲烷与乙烯比值主要反映热点温度的高低。利用比值计算的故障概率也基本一致，大约在 25%，表明该变压器的热点温度在故障集合中处于偏低的位置。

5.3.2 异常状态变压器案例

文献[3]中的某 SFPSZ9-150000/220 型变压器，2005 年 5 月 19 日，例行油色谱试验中发现氢气、甲烷、乙烯、乙烷和乙炔含量分别突增到 189.1、131.97、179.43、20.7 和 2.45 $\mu\text{L/L}$ ，此后气体浓度长期保持基本稳定。气体浓度经三比值法计算编码组合为 002，诊断结果为高温过热。综合气体浓度和增长率信息，该变压器被评价为异常状态。将 5 月 19 日气体浓度代入应力-强度干涉模型，得到故障概率如表 5 所示。该变压器气体浓度突增时，具有 30%左右的故障概率。后来缺陷基本消失，气体浓度不再增长。

表 5 另一台变压器故障概率计算结果

Table 5 Fault probability calculation results of
another transformer

状态量	故障概率/%	状态量	故障概率/%
甲烷浓度	39.74	甲烷分压	53.02
乙烯浓度	30.04	乙烯分压	9.43
总烃浓度	30.89	乙烯:乙烷	78.85
—	—	甲烷:乙烯	29.84

对比上述两个案例，文献[19]中变压器的缺陷更严重，算出的故障概率也大，表明本文提出的故障概率算法具有准确性。同时，基于气体分压和浓度比值的计算结果之间偏差显著大于基于浓度的计算结果，表明实际过热缺陷区域的温度分布情况存在巨大差异，需要进一步研究。

6 结论

为实现电力设备状态的差异化、精细化定量评

价，本文扩展了故障范围，构建应力-强度干涉模型和缺陷影响因素相结合的电力设备故障概率算法模型。以电力变压器过热故障为例，论述了该模型的应用方法。得到主要结论如下：

1) 通过扩展故障的定义范围，将严重缺陷和危急缺陷归入故障，能够增大故障样本数量，且故障样本库不再受维修策略影响，有利于通过故障概率准确表征设备状态；通过扩展故障概率计算时间区间，整合设备当前状态和缺陷发展速率，便于利用预测理论表征缺陷发展趋势及其随机性，提高对故障概率预测的准确度。

2) 利用四元应力-强度干涉模型来计算设备故障概率，能够从广义应力或者强度的角度表征被评估设备自身状态、系统条件和环境条件等各种影响因素的宏观、微观层次复杂统计特性，从而实现设备状态的差异化、精细化评价。

3) 通过温度与气体状态量的关联关系，能够将基于热点温度的应力-强度干涉算法转换成基于气体状态量的应力-强度干涉算法，因而基于状态量的故障概率计算方法符合可靠性理论。

4) 提出具有统计特性的故障阈值(广义强度)，并通过统计故障变压器集合中状态量的概率分布来获得该阈值。具体案例计算结果表明，本文提出的故障概率计算方法具有可行性和稳定性，是实现设备状态差异化和精细化评价的有效途径。

在获得设备故障概率之后，现场工作人员可以基于设备状态等级与故障概率之间的经验关系，根据设备检修导则制定检修计划。此外，应充分利用本文给出的精细化故障概率，进一步研究设备差异化、精细化风险评估方法，提出更加经济的检修策略。本文所提出的故障概率计算方法已成功在变电设备综合预警软件 APP 上实现应用，并于 2024 年 11 月在某 500 kV 变电站投入使用。

参考文献

[1] 江俊杰, 胡军, 马国明, 等. 数字化电力装备专用传感应用需求与发展趋势[J]. 高电压技术, 2024, 50(8): 3271-3307.
JIANG Junjie, HU Jun, MA Guoming, et al. Application requirements and development trend of special sensors in digital electrical equipment[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3271-3302(in Chinese).
[2] 盛戈皞, 钱勇, 罗林根, 等. 面向新型电力系统的数字化电力设备关键技术及其发展趋势[J]. 高电压技术,

- 2023, 49(5): 1765-1778.
- SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Ling, et al. Key technologies and development trends of digital power equipment for new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1765-1778(in Chinese).
- [3] 国家能源局. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则: DL/T 1685-2017[S]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
- National Energy Administration. Guide for condition evaluation of oil-immersed power transformers(reactors): DL/T 1685-2017[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2017(in Chinese).
- [4] 国家电网有限公司. 输变电设备风险评价导则: Q/GDW 1903-2013[S]. 国家电网有限公司企业标准, 2013.
- State Grid Corporation of China. Transmission and transformation equipments risk assessment guide rule: Q/GDW 1903-2013[S]. State Grid Corporation enterprise standard, 2013(in Chinese).
- [5] 谢里阳, 王正, 周金宇, 等. 机械可靠性基本理论与方法[M]. 2版. 北京: 科学出版社, 2012.
- XIE Liyang, WANG Zheng, ZHOU Jinyu, et al. Basic theory and method of mechanical reliability[M]. 2nd ed. Beijing, China: Science Press, 2012(in Chinese).
- [6] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 电力设备状态检修通用术语: GB/T 44380-2024[S]. 北京: 中国标准出版社.
- State Administration for Market Regulation, National Standardization Administration. Terminology for electric equipment condition based maintenance: GB/T 44380-2024[S]. Beijing: Standards Press of China(in Chinese).
- [7] 廖才波, 蒋子豪, 杨金鑫, 等. 变压器健康状态实时预警方法及可解释性分析[J]. 高电压技术, 2025, 51(10): 5155-5165.
- LIAO Caibo, JIANG Zihao, YANG Jinxin, et al. Real-time early warning method and interpretability analysis of transformer health condition[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(10): 5155-5165(in Chinese).
- [8] 国家电网有限公司. 输变电一次设备缺陷分类标准: Q/GDW 1906-2013[S]. 国家电网有限公司企业标准, 2013.
- State Grid Corporation of China. Defects classification of primary transmission and transformation equipment: Q/GDW 1906-2013[S]. State Grid Corporation enterprise standard, 2013(in Chinese).
- [9] 杨擎柱, 程养春, 李斐然, 等. 基于现场数据的变压器首次故障率研究[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1855-1864.
- ANG Qingzhu, CHENG Yangchun, LI Feiran, et al. Study on the first failure rate of transformer based on field data[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1855-1864(in Chinese).
- [10] BROWN R E, FRIMPONG G, WILLIS H L. Failure rate modeling using equipment inspection data[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(2): 782-787.
- [11] 广东电网公司设备状态评价与风险评估技术导则[S]. 中国南方电网公司企业标准, 2010.
- Technical guidelines for equipment condition assessment and risk assessment of Guangdong Power Grid Corporation[S]. China Southern Power Grid Corporation Enterprise Standard, 2010(in Chinese).
- [12] 邹阳, 林锦茹, 李安娜, 等. 基于灰色关联分析和聚类云模型的变压器油纸绝缘状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(21): 35-43.
- ZOU Yang, LIN Jinjia, LI Anna, et al. Evaluation of transformer oil-paper insulation status based on grey relational analysis and a cluster cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21): 35-43(in Chinese).
- [13] 张寒, 刘卫东, 潘志敏, 等. 基于自适应概率神经网络的变压器健康状态评估[J]. 高压电器, 2022, 58(2): 103-110.
- ZHANG Han, LIU Weidong, PAN Zhimin, et al. Health state assessment of transformer based on adaptive probabilistic neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(2): 103-110(in Chinese).
- [14] 刘云鹏, 刘一瑾, 刘刚, 等. 电力变压器智能运维的数字孪生体构想[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8636-8651.
- LIU Yunpeng, LIU Yijin, LIU Gang, et al. Digital twin conception of intelligent operation and maintenance of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8636-8651(in Chinese).
- [15] 刘云鹏, 高艺倩, 刘刚, 等. 基于 U-net 神经网络的油浸式变压器绕组流-热耦合快速计算[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(7): 2897-2909.
- LIU Yunpeng, GAO Yiqian, LIU Gang et al. Fast calculation of flow-thermal coupling model of oil-immersed transformer windings based on U-Net neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(7): 2897-2909(in Chinese).
- [16] 蒲天骄, 乔骥, 赵紫璇, 等. 面向电力系统智能分析的机器学习可解释性方法研究(一): 基本概念与框架[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(18): 7010-7029.
- PU Tianjiao, QIAO Ji, ZHAO Zixuan, et al. Research on interpretable methods of machine learning applied in

- intelligent analysis of power system(Part I): basic concept and framework[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(18): 7010-7029(in Chinese).
- [17] 王哲, 多层贝叶斯方法在消费者行为中的应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- WANG Zhe. Research on the hierarchical Bayes models in the application of consumer behavior[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012(in Chinese).
- [18] 程养春, 白华颖, 赵丽, 等. 基于应力-强度干涉模型的随机应力下变压器故障概率估算方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(16): 4958-4966.
- CHENG Yangchun, BAI Huaying, ZHAO Li, et al. A failure probability estimation method of transformers under random stress based on stress-strength interference model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(16): 4958-4966(in Chinese).
- [19] 国家能源局. 变压器油中溶解气体分析和判断导则: DL/T 722-2014[S]. 北京: 中国电力出版社, 2015.
- National Energy Administration. Guide to the analysis and the diagnosis of gases dissolved in transformer oil: DL/T 722-2014[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2015(in Chinese).
- [20] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 3版. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- SHENG Zhou, XIE Shiqian, PAN Chengyi. Probability theory and mathematical statistics[M]. 3rd ed. Beijing, China: Higher Education Press, 2001(in Chinese).
- [21] 张颖, 王学磊, 李庆民, 等. 基于热焓分析的变压器油热解机制及热故障严重程度评估[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(33): 5956-5963.
- ZHANG Ying, WANG Xuelei, LI Qingmin, et al. Thermal decomposition mechanism of the insulation oil based on enthalpy analysis and severity evaluation of transformer thermal faults[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(33): 5956-5963(in Chinese).
- [22] IEEE Std C57. IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers: C57.104-2008 [S]. New York: IEEE, 2009.
- [23] 黄悦华, 刘兴韬, 张磊, 等. 基于C藤Copula及条件风险价值的综合能源系统灵活爬坡优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(24): 9411-9423.
- HUANG Yuehua, LIU Xingtao, ZHANG Lei, et al. Flexible ramping optimal scheduling of integrated energy system based on C-vine copula and conditional value at risk[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9411-9422(in Chinese).
- [24] 李长霖, 贾燕冰, 石俊逸, 等. 考虑风电集群效应的风储系统一次调频容量配置策略[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(8): 2969-2981.
- LI Changlin, JIA Yanbing, SHI Junyi, et al. Capacity optimization of wind farms-energy storage participation in primary frequency regulation considering wind power cluster effect[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(8): 2969-2981(in Chinese).
- [25] 王辉, 张依依, 张漪, 等. 计及风-光耦合出力特征的区域电煤双重储备优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(23): 9145-9161.
- WANG Hui, ZHANG Yiyi, ZHANG Yi, et al. Optimal decision for regional thermal coal stockpile with dual-purpose reserves considering wind-solar power coupling characteristics[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(23): 9145-9161(in Chinese).
- [26] DUVAL M, DEPABLA A. Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2001, 17(2): 31-41.



程养春

在线出版日期: 2025-04-08。

收稿日期: 2024-12-19。

作者简介:

程养春(1974), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事输变电装备缺陷监测、故障诊断与状态评估理论、先进传感技术、智能输变电装备制造方面的研究工作, chych@ncepu.edu.cn。

(编辑 张蕾)