

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181075

基于 MCMC 方法和油色谱数据的变压器动态故障率模型

韩赛赛, 刘宝柱, 艾欣

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 对变压器进行合理的运行可靠性评估是其状态检修的基础。首先分析变压器油中气体含量和产气速率、故障时间分布参数对变压器运行可靠性的影响, 建立动态故障率模型。然后, 针对油浸式变压器故障时间具有的固有随机性, 采用马尔可夫链蒙特卡罗方法对变压器故障周期进行场景模拟, 并利用统计方法求解变压器的历史故障率作为训练数据, 以求解模型相关参数, 有效避免解析法直接求解的困难。最后, 对变压器短期和中长期的故障率进行预测, 并与传统模型进行对比。结果表明, 考虑故障时间分布参数对变压器运行可靠性的影响, 能够有效提高模型的预测精度。

关键词: 油浸式变压器; 马尔可夫链蒙特卡罗方法; 油色谱数据; 故障时间分布参数; 动态故障率

Transformer dynamic failure rate model based on MCMC method and oil chromatographic data

HAN Saisai, LIU Baozhu, AI Xin

(School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The reasonable operation reliability evaluation of transformer is the basis of condition based maintenance. Firstly, the influence of gas content, gas production rate and fault time distribution parameters on transformer operation reliability is analyzed, and the dynamic failure rate model is set up. Then, aiming at the inherent randomness of oil-immersed transformer fault time, the Markov Chain Monte Carlo method is used to simulate the transformer failure cycle, and the statistical method is used to solve the historical failure rate of the transformer as the training data, so as to solve the related parameters of the model and effectively avoid the difficulty of direct solution by analytical method. Finally, the short-term and long-term failure rate of the transformer is predicted and compared with the traditional model. The results show that considering the influence of failure time distribution parameters on transformer operation reliability, the prediction accuracy of the model can be effectively improved.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFB0900500).

Key words: oil-immersed transformer; Markov Chain Monte Carlo method; oil chromatographic monitoring data; failure time distribution parameters; dynamic failure rate

0 引言

工程实际中, 通常以年为单位对变压器进行状态检修, 但由于变压器运行可靠性受到绝缘老化、外界环境^[1]等多方面因素的影响, 短期内也可能存在停运风险, 所以, 需要建立一个适应短期和中长期预测的变压器动态故障率模型。

国内外学者已对变压器发生内部潜伏性故障的可能性进行较多研究。文献[2]建立基于马尔可夫过程的变压器时变停运模型, 认为变压器油中溶解气

体分析(DGA)信息能够综合反映内部潜伏性故障率的变化情况; 文献[3]在考虑 DGA 信息的情况下, 增加设备役龄作为重要影响因素, 并建立特征参量和故障率之间映射关系的智能算法模型; 文献[4]基于比例风险模型和统计数据来解释不同影响因子与故障率的关系; 文献[5-7]对变压器各状态变量进行赋权并打分, 最终可靠性取决于最终分值, 但需要较多数据的支撑; 文献[8-9]采用马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法对电力系统进行风险评估, 实现系统中元件状态的动态模拟, 得出该方法比常规模拟方法有明显优势的结论。MCMC 方法也广泛应用于地震反演^[10]、洪水量的预测^[11]、离子通道的仿真建

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2016YFB0900500)

模^[12]中,具有收敛速度快、可靠性高、比最大似然估计方法有更高精度的优点。

现有基于马尔可夫过程的变压器时变停运模型,当仅选择油中气体含量作为影响因素时,会出现变压器运行在同一状态相同时刻故障率相等的情况^[3],无法反映故障率的动态变化特性;当考虑油中产气速率时,会遇到和智能算法相同的难题:变压器历史故障率训练数据很难得到,致使模型相关参数不易求取。另外,故障时间的方差系数是变压器运行可靠性的重要影响因素^[4],且使用场景模拟方法能够有效考虑故障时间方差系数对运行可靠性的影响,问题是传统场景模拟方法建立在变压器故障时间分布函数与相应参数确定的基础之上,有悖于变压器故障率具有动态随机性的实际。

为解决变压器故障率训练数据不易得到的难题,且充分考虑故障时间分布参数(均值、方差)对变压器故障率的影响,本文使用 MCMC 方法对变压器的故障周期进行场景模拟,建立变压器动态故障率模型,对油浸式变压器的内部潜伏性故障率进行预测。模型中相关参数将利用 MCMC 法求出的变压器历史故障率和模型变量之间进行函数拟合得到。最后把本文模型应用于变压器故障率预测的实例中,并与传统模型进行比较,验证本文模型的合理性,以此给变压器的状态检修提供可靠依据。

1 变压器故障率影响因素分析

1.1 变压器油中气体含量和产气速率

油浸式变压器在运行过程中,本体内绝缘(包括绝缘纸和绝缘油)在过热、放电、受潮等情况下会发生物理、化学变化^[13-14],分解出各种特征气体。油中气体含量可反映变压器的健康状况,即内部潜伏性故障的发展程度^[15]。根据 IEEE Std C57.91-1995^[16],变压器油中用来衡量变压器健康状况的气体有: H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 CO 等。根据以上气体的含量,可把变压器运行状态分为“良好状态”、“警告状态”、“危险状态”、“故障状态”4种运行状态(具体划分标准见附录 A 表 A1)。变压器发生内部潜伏性故障的主要原因是绝缘纸机械强度的损失,且该过程会逐渐积累且不可逆^[17]。变压器运行状态和绝缘承受能力关系如图 1 所示^[2]。图 1 中 X_1 、 X_2 、 X_3 分别为变压器由良好状态、警告状态、危险状态转移到故障状态经历的时间。

由图 1 可以看出,变压器运行状态能够直观反映变压器的健康状况。变压器由当前运行状态转移到较差状态时,由于老化程度的加深,并且绝缘老化产生的氧气、酸、水等物质会恶化绝缘系统的运

行环境,致使变压器抗外界应力能力降低,继而影响变压器的运行可靠性。

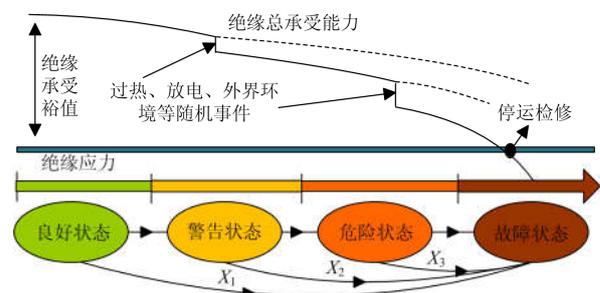


Fig. 1 Change trend of insulation capacity of transformer

当变压器运行在某一状态时,油中产气速率和绝缘纸机械强度损失的快慢呈正相关关系。变压器运行在过热、放电等随机事件条件下,会加速绝缘老化,促使油中产气速率升高,降低变压器的运行可靠性,所以,变压器油中产气速率能够反映内部潜伏性故障的严重程度。当油中产气速率小于某个阈值时,可认为是正常现象,但当大于某个阈值时,需要采取某种措施,改善变压器的运行环境,以降低发生故障的可能性。变压器油中总产气速率如式(1)所示。

$$V = \frac{G(t_2) - G(t_1)}{t_2 - t_1} \quad (1)$$

式中: V 为 t_1 、 t_2 两次监测时刻间气体总量变化率; $G(t_1)$ 、 $G(t_2)$ 分别为 t_1 、 t_2 时刻油中气体总量。

1.2 变压器故障时间分布参数

方差是一组数据离散程度的度量,在一定程度上能够反映采样数据质量的好坏。本节采用特征值法^[4]对故障时间方差系数和运行可靠性之间的定量关系进行研究。因为变压器故障时间取得极大值的概率大于取极小值的概率,所以,认为变压器故障时间的自然对数形式服从正态分布。由附录 A 图 A1 变压器油中气体含量数据可计算出该地区变压器故障时间自然对数的均值与方差分别为 3.2 和 0.01。令正态分布均值不变,方差依次取 0.006、0.008、0.010、0.012、0.014,得到 5 组不同方差系数下变压器故障率的仿真曲线如图 2 所示。

由图 2 可以看出,当变压器故障时间均值一定的情况下,改变其方差,变压器的故障率函数会偏离实际值。取图 2 中若干点,并使用 Matlab 自带拟合函数对所取点的故障率、方差系数、运行时间进行函数拟合,拟合图形如图 3 所示。发现使用指数函数具有很高的拟合度,如式(2)所示。

$$\lambda(t, \sigma^2) = a + b \exp(ct + d\sigma^2) \quad (2)$$

式中: $\lambda(t, \sigma^2)$ 为变压器故障率; t 为运行时间; σ^2 为故障时间方差; a 、 b 、 c 、 d 为拟合参数。图 3 拟合参数分别为: $a=6.99 \times 10^{-6}$, $b=5.11 \times 10^{-9}$, $c=5.59 \times 10^{-3}$, $d=19.53$, 拟合确定系数 $R^2=0.92$ (R^2 越接近 1, 拟合度越高)。

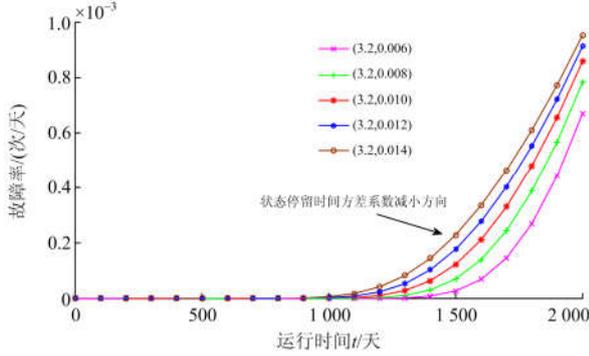


图 2 不同方差系数下变压器故障率

Fig. 2 Transformer failure rate under different variance coefficients

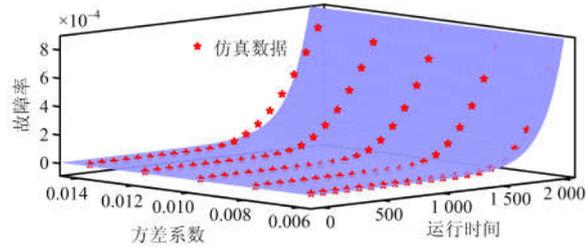


图 3 故障时间方差系数和故障率关系图

Fig. 3 Diagram of the relationship between the variance coefficient of failure time and failure rate

由图 3 可以看出, 故障时间方差系数和故障率之间有很强的相关性。变压器故障时间方差系数越小, 意味着故障时间的分布越集中, 变压器运行可靠性越高, 所以, 充分考虑变压器故障时间分布参数对变压器运行可靠性的影响具有必要性。

2 变压器动态故障率模型的建立

2.1 变压器动态故障率建模

变压器的故障率函数符合指数分布^[3], 根据第 1 节对变压器故障率影响因素的分析, 建立变压器动态故障率模型如式(3)所示。

$$\lambda_m(t) = \varepsilon + \alpha e^{\beta t} + \lambda_0 \quad (3)$$

式中: $\lambda_m(t)$ 为变压器初始时刻运行在 m 状态的故障率函数; $m=1, 2, 3$, 分别代表良好状态、警告状态、危险状态; t 为变压器服役时间; ε 、 α 与 β 为待估参数; λ_0 为随机事件引起的随机故障率, 根据实际情况计算得到, 假设本文取 $\lambda_0=1 \times 10^{-5}$ 。

由式(3)变压器故障率公式可知, 当给定变压器油中气体含量历史数据, 并根据该数据求出变压器指定时刻的 n 组变压器故障率数据 $\{(t_1, \lambda_1), (t_2, \lambda_2), \dots, (t_n, \lambda_n)\}$, 再进行函数拟合, 即可得到模型参数 ε 、 α 与 β 。所以, 下面将介绍求变压器历史故障率的场景模拟方法。

2.2 场景模拟方法的选择

MCMC 是模拟目标分布的算法, 将马尔可夫过程引入蒙特卡罗模拟法中, 实现抽样分布的动态模拟^[18]。当输入一组变压器故障时间后, MCMC 方法能够自适应地从变压器故障时间后验分布中生成多组分布参数仿真样本: (u_1, σ_1^2) 、 (u_2, σ_2^2) 、 \dots 。把每个成熟的仿真样本代入故障时间的后验分布中, 并随机生成一个新的变压器故障时间, 即完成变压器运行的场景模拟, 再利用统计方法即可求出任意时刻的故障率, 有效避免解析法直接求解的困难。

MCMC 的基础理论是马尔可夫链, 根据马尔可夫链过程理论可知: 从任一状态出发, 不断进行状态转移, 都会收敛到一个平稳分布^[18]。所以, 当随机给定初值时, 变压器故障时间分布参数 (u, σ^2) 最终都会收敛到由样本决定的实际分布上, 生成多对模拟参数 (u, σ^2) , 能够很好地反映变压器故障时间实际分布的随机特征。

2.3 MCMC 场景模拟方法流程

本节将对变压器起始时刻运行在良好状态的故障时间 X_1 进行场景模拟, 同理, X_2 、 X_3 也可采用同样方法进行场景模拟, 不再赘述。假设有 n 个 X_1 故障时间历史数据 $(X_1^{(1)}, X_1^{(2)}, \dots, X_1^{(n)})$, 根据变压器运行经验可知, 故障时间 X_1 出现极大值的概率比出现极小值的概率要大, 所以认为 X_1 的对数形式服从正态分布。 X_1 的对数形式如式(4)所示。

$$Y_i = \log X_1^{(i)}, \quad (i=1, \dots, n) \quad (4)$$

使用 MCMC 方法对 X_1 场景模拟的算法流程如图 4 所示。把图 4 生成的 N 对分布参数 (u_1, σ_1^2) 、 (u_2, σ_2^2) 、 \dots 代入正态分布并分别生成一个随机数, 并取指数即得到 N 个变压器起始时刻处于良好状态的故障时间。对模拟出的故障时间进行统计, 并用式(5)进行变压器历史故障率计算。

$$\lambda(t) = \frac{1}{\Delta t} \frac{N_s(t) - N_s(t + \Delta t)}{N_s(t)} \quad (5)$$

式中: $\lambda(t)$ 表示变压器 t 时刻故障率, 即 $t \sim (t+1)$ 时间内变压器故障的概率; $N_s(t)$ 、 $N_s(t+\Delta t)$ 分别为故障时间大于 t 、 $(t+\Delta t)$ 的样本个数; Δt 为统计时间间隔, 本文取 $\Delta t=10$ 天。

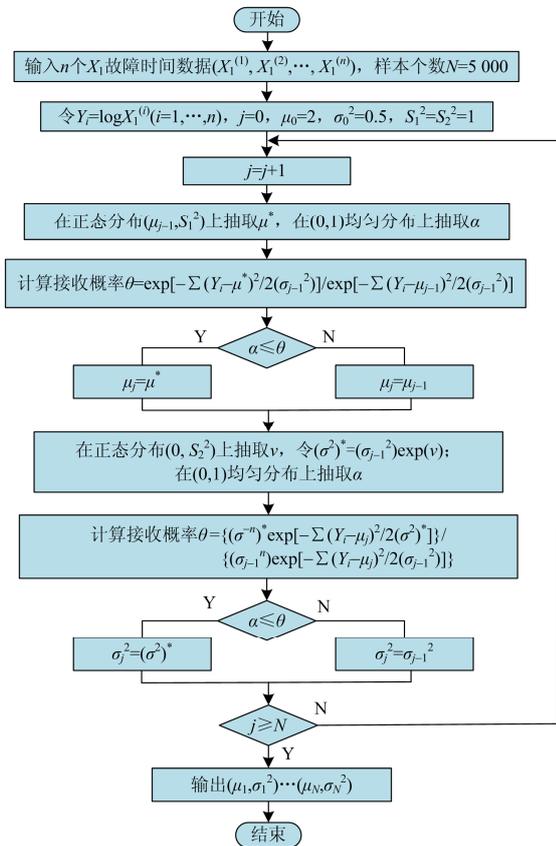


图4 MCMC方法生成故障时间分布参数流程图

Fig. 4 Flow chart of failure time distribution parameters generated by using MCMC method

2.4 收敛性分析

由于使用 MCMC 场景模拟方法求出的变压器故障率具有不确定性，所以使用文献[4]提到的方差系数对故障率进行收敛性判断，如式(6)所示。

$$\eta = \frac{\sqrt{\frac{1}{s(s-1)} \sum_{i=1}^s (\lambda_i - \bar{\lambda})^2}}{\bar{\lambda}} \quad (6)$$

式中： η 为方差系数； s 为场景模拟次数； λ_i 为第 i 次场景模拟得到的故障率； $\bar{\lambda}$ 为 s 次场景模拟故障率的平均值。本文选 $\eta \leq 0.05$ 作为最终收敛判据。当样本不收敛时，需要增加 MCMC 的样本个数 N ，并选择离链端较远的仿真样本，重复以上步骤，直到收敛为止。变压器最终故障率为 s 次场景模拟下的平均值。

综上，根据第 1、2 节的分析可以得到变压器动态故障率模型的求解流程如图 5 所示。

3 算例分析

3.1 场景模拟求模型参数

本文利用油色谱监测信息对变压器故障率函数

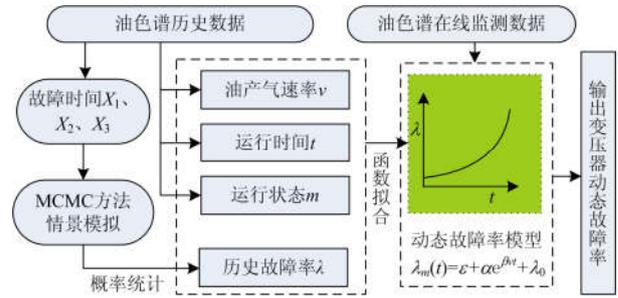


图5 变压器动态故障率模型

Fig. 5 Dynamic failure rate model of transformer

进行仿真建模。变压器油中气体总量(TDGC)监测数据如图 6 所示，表征变压器健康状况的各气体含量 ($H_2, C_2H_4, C_2H_2, CH_4, C_2H_6, CO$) 见附录A图A1所示^[19]。

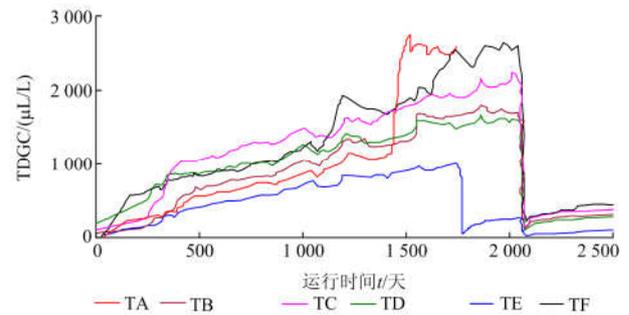
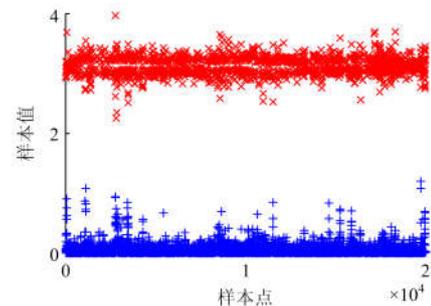


图6 变压器 TDGC 监测数据

Fig. 6 Transformer' TDGC monitoring data

根据变压器 TDGC 数据和各气体含量数据，并对照附录 A 表 A1 变压器运行状态划分规则，统计变压器由良好状态、警告状态、危险状态运行到故障状态所经历的时间。对各运行状态下的故障时间取对数，并认为变压器故障时间的对数服从正态分布。利用 MCMC 方法对该正态分布参数均值与方差的值进行模拟，如图 7 所示。图 7 中每个点都是独立的一次仿真。

由图 7 可以看出，变压器初始时刻运行在危险状态时模拟数据的分布较离散，说明变压器运行在危险状态时稳定运行能力较差，故障时间的分布参数在一定程度上能够反映变压器的运行可靠性。利



(a) 良好状态模拟参数

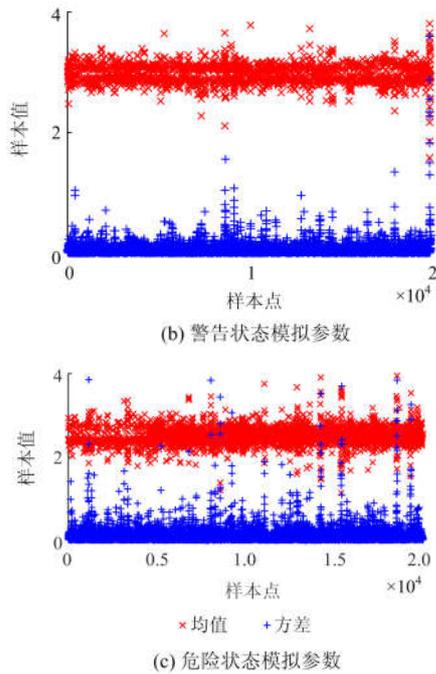


图 7 故障时间自然对数的分布参数模拟数据
Fig. 7 Natural logarithmic simulation distribution parameters of failure time

用分布参数模拟数据(均值、方差)分别生成变压器

表 2 变压器 TD 与 TF 短期故障率预测数据

Table 2 Short-term failure rate prediction data of transformer TD and TF

运行天数	变压器 TD					变压器 TF					
	变压器运行状态	产气速率/ ($\mu\text{L/L}\cdot\text{天}$)	$\lambda_1/(\times 10^{-4})$	$\lambda_3/(\times 10^{-4})$	$\lambda_4/(\times 10^{-4})$	变压器运行状态	产气速率/ ($\mu\text{L/L}\cdot\text{天}$)	$\lambda_1/(\times 10^{-4})$	$\lambda_2/(\times 10^{-4})$	$\lambda_3/(\times 10^{-4})$	$\lambda_4/(\times 10^{-4})$
0	良好状态	1.21	0.012	0.349	0.484	良好状态	2.8	0.012	0.312	0.349	0.484
100		1.27	0.414	0.463	0.730 4		3.23	0.414	0.469	0.775	0.835
200		2.02	1.317	0.981	1.165		0.86	1.317	0.427	0.617	0.791
300		1.63	2.416	1.269	1.395		1.11	2.416	0.616	0.998	1.054
400	警告状态	0.27	4.551	4.218	4.523	警告状态	0.60	4.551	4.842	5.041	4.981
600		0.65	7.810	5.992	5.558		0.41	7.810	4.973	5.081	5.002
800		0.26	10.257	5.842	5.866		0.81	10.257	6.382	7.652	6.712
1 000		0.52	11.812	6.824	6.112		1.15	11.812	8.951	9.585	9.695
1 200	危险状态	0.49	12.387	7.262	7.424	危险状态	0.97	26.880	15.869	15.064	17.573
1 400		0.54	26.880	21.164	16.002		1.38	26.880	28.147	36.037	29.364
1 600		0.35	26.880	33.685	30.351		2.31	26.880	40.445	44.267	41.050
1 800		0.08	26.880	33.734	31.643		3.13	26.880	56.389	59.563	53.681

注: ① λ_1 表示基于传统马尔可夫方法但不考虑总产气速率的故障率; ② λ_2 表示对故障时间方差系数取小于实际值的故障率; ③ λ_3 表示使用本文模型求出的故障率; ④ λ_4 表示基于传统马尔可夫方法并考虑总产气速率的故障率^[2]。

由表 2 可以看出: (1) 对比变压器 TD 与 TF 故障率 λ_1 可以发现, 当不考虑油中产气速率时, 模型无法反映故障率的随机变化特性; (2) 当变压器运行到 $t=1 200$ 天时, 运行在危险状态变压器 TF 的故障率大于运行在警告状态变压器 TD 的故障率, 说明

故障时间, 并用式(5)计算变压器运行在指定时刻的故障率, 如附录 A 表 A2 所示。利用 Matlab 曲线拟合程序, 对表 A2 变压器运行天数 t 、产气速率 V 、故障率的函数关系进行拟合, 得到如表 1 所示的模型拟合参数。

表 1 初始运行状态不同的模型拟合参数

Table 1 Model fitting parameters of different initial running states

拟合参数	良好状态($m=1$)	警告状态($m=2$)	危险状态($m=3$)
$\varepsilon/(\times 10^{-4})$	0.145 4	-69.690 0	-12.210 0
$a/(\times 10^{-4})$	0.204 1	73.240 0	40.570 0
$\beta/(\times 10^{-4})$	34.890 0	0.841 0	0.892 1
R^2	0.917 9	0.854 1	0.811 2

注: R^2 为确定系数, 表示函数拟合优度。

3.2 变压器 TD 与 TF 短期故障率预测

当 3.1 节求出模型参数后, 把变压器运行状态、运行天数、产气速率代入式(3), 求出变压器故障率如表 2 所示。根据图 6 变压器油中气体含量数据, 统计变压器各状态转移速率: $\lambda_{12}=2.347 \times 10^{-3}$, $\lambda_{23}=1.600 \times 10^{-3}$, $\lambda_{34}=2.688 \times 10^{-3}$, 利用传统马尔可夫模型求出变压器故障率, 并和本文模型求出的故障率进行对比。

本文模型能够区分变压器个体差异性; (3) 对比变压器 TF 故障率 λ_2 与 λ_3 可以发现, 当变压器故障时间均值相同的情况下, 方差系数变小, 能够有效减小变压器的故障率, 即稳定的质量能够有效提高变压器的运行可靠性, 从而延长变压器的寿命。

此外, 本文模型预测的变压器故障率 λ_3 与传统马尔可夫方法求出的变压器故障率 λ_4 近似相等, 说明本文模型在一定程度上可认为符合实际。并且本文模型能够充分考虑故障时间分布参数对变压器故障率的影响, 即充分挖掘变压器 DGA 监测信息与变压器故障率的内在逻辑关系, 所以, 本文模型将更加合理。

3.3 变压器 TD 与 TF 中长期故障率预测

假设变压器在未来一段时间内无维修操作, 且运行环境和运行状态变化不大时, 可用当前变压器运行状态和油中产气速率对未来故障率进行预测。根据以上假设, 对变压器 TD 与 TF 运行在 $t=400$ 天以后的故障率进行预测, 并和表 2 求出变压器实际故障率的拟合曲线作对比, 以计算模型预测精度。仿真图如图 8 所示。

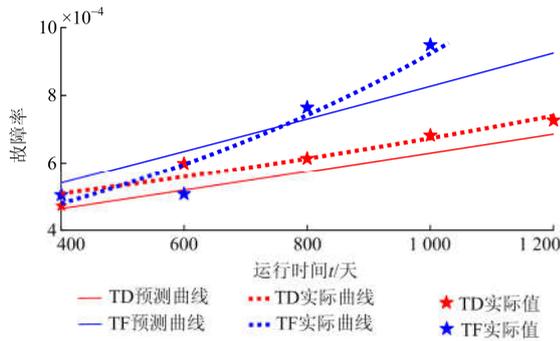


图 8 变压器中长期的故障率预测

Fig. 8 Long-term failure rate prediction for transformers

由图 8 可以看出, 变压器运行在 $t=400$ 天后, TF 的故障率整体上大于 TD 的故障率, 这与变压器 TF 油中气体总量多于 TD, 且油中产气速率较快, 更容易进入故障状态的实际相符, 说明在服役时间相同的情况下, 本文模型能够区分变压器故障率的个体差异性。另外, 变压器运行到 $t=600$ 天和 $t=800$ 天时故障率预测值相对误差分别为 TD: 6.3%, TF: 4.6%和 TD: 6.2%, TF: 1.4%。变压器运行环境具有随机变化的特性, 所以, 在误差允许范围内可认为模型预测准确。

4 结论

本文选择油中气体含量和产气速率、故障时间分布参数作为变压器故障率的影响因素, 建立基于 MCMC 方法和油色谱数据的变压器动态故障率模型, 为变压器的状态检修提供故障率的支持。分析表明: ① 变压器的运行状态与油中产气速率是能够直观反映变压器健康状况的变量, 即表征内部潜伏性故障的严重程度, 是变压器故障率的影响因素; ② 故障时间方差系数也是衡量电力变压器运行可靠性的重要指标, 本文使用 MCMC 方法对变压器故障周期进行场景模拟, 能够充分考虑故障时间分布参数对故障率的影响, 提高模型预测精度, 达到短期和中长期故障率预测的目的, 同时为故障率训练数据的求取提供有效方法。

变压器的内部潜伏性故障率除了和油色谱监测数据有关外, 也与设计缺陷、制造缺陷、运行产生的损伤等因素有关^[20]。在一些特定条件下, 该类缺陷会得到爆发而使变压器出现故障。由于该类缺陷和变压器内部潜伏性故障率的关系较复杂, 且相关运行数据较少, 所以, 下一步研究工作将考虑使用适应研究多变量关系的 SVM 算法^[21-22], 对该类缺陷和变压器内部潜伏性故障率的定量关系进行深入研究。

附录 A

表 A1 IEEE 标准变压器状态划分

Table A1 IEEE standard transformer' status division

气体	油中溶解气体量 $\left(\frac{\mu\text{L}}{\text{L}}\right)$			
	良好状态	警告状态	危险状态	故障状态
H ₂	<100	101~700	701~1 800	>1 800
C ₂ H ₄	<50	51~100	101~200	>200
C ₂ H ₂	<35	36~50	51~80	>80
CH ₄	<120	121~400	401~1 000	>1 000
C ₂ H ₆	<65	66~100	101~150	>150
CO	<350	351~570	571~1 400	>1 400
TDCG	<720	721~1 920	1 921~4 630	>4 630

表 A2 使用 MCMC 方法求出的变压器故障率

Table A2 Failure rate of transformer obtained by using MCMC method

良好状态			警告状态			危险状态		
运行时间/天	平均总产气率/($\mu\text{L}/\text{L}\cdot\text{天}$)	故障率/ ($\times 10^{-4}$)	运行时间/天	平均总产气率/($\mu\text{L}/\text{L}\cdot\text{天}$)	故障率/ ($\times 10^{-4}$)	运行时间/天	平均总产气率/($\mu\text{L}/\text{L}\cdot\text{天}$)	故障率/ ($\times 10^{-4}$)
100	1.07	0.35	700	0.63	2.84	1 300	1.82	18.84
200	2.02	0.58	800	0.86	4.86	1 400	0.21	30.67
300	0.86	0.95	900	0.65	7.61	1 500	0.97	37.42
400	1.61	1.50	1 000	0.32	11.37	1 600	0.96	39.73
500	1.21	2.28	1 100	1.61	14.25	1 700	1.39	46.51
600	1.39	3.35	1 200	1.06	17.02			

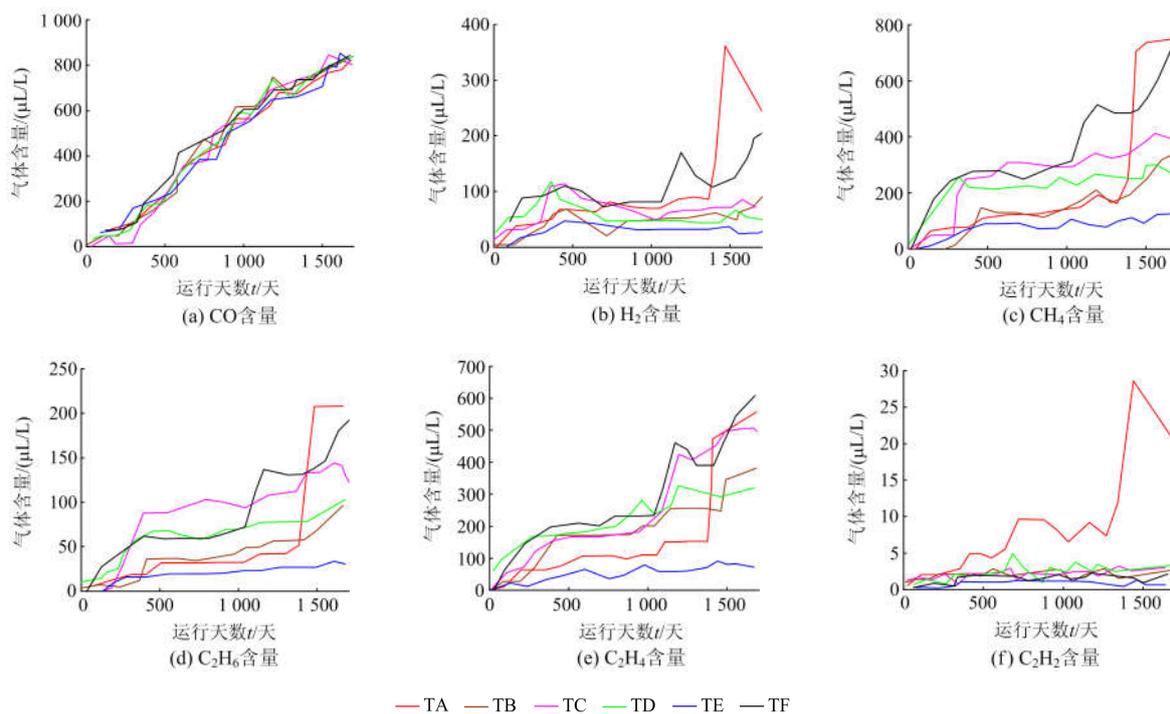


图 A1 变压器 TA~TF 油中各气体含量数据

Fig. A1 Data of each gas content in the transformer TA~TF oil

参考文献

- [1] 李洁珊, 王朝硕, 章禹, 等. 基于历史信息挖掘的变压器健康状态聚类方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 94-99.
LI Jieshan, WANG Chaoshuo, ZHANG Yu, et al. A clustering method for transformer health state based on historical information mining[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(14): 94-99.
- [2] 郭创新, 王越, 王媚, 等. 表征内部潜伏性故障的变压器时变停运模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 63-67.
GUO Chuangxin, WANG Yue, WANG Mei, et al. Time-varying outage model for transformers representing internal latent fault[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 63-67.
- [3] 赵婉芳, 王慧芳, 邱剑, 等. 基于油色谱监测数据的变压器动态可靠性分析[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(22): 38-42.
ZHAO Wanfang, WANG Huifang, QIU Jian, et al. Analysis of dynamic reliability of transformer based on monitoring data of oil chromatography[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(22): 38-42.
- [4] 李泽宇, 王逸飞. 考虑在线监测信息的电力变压器时变停运模型[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(8): 63-68.
LI Zeyu, WANG Yifei. The time-varying outage model of power transformer with online monitoring information is considered[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(8): 63-68.
- [5] 杨杰明, 董玉坤, 曲朝阳, 等. 基于区间权重和改进云模型的变压器状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(23): 102-109.
YANG Jieming, DONG Yukun, QU Zhaoyang, et al. Condition assessment for transformer based on interval weight and improved cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(23): 102-109.
- [6] QIU Jian, WANG Huifang, LIN Dongyang, et al. Nonparametric regression-based failure rate model for electric power equipment using lifecycle data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 955-964.
- [7] 李黎, 张登, 谢龙君, 等. 采用关联规则综合分析和变权重系数的电力变压器状态评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 152-159.
LI Li, ZHANG Deng, XIE Longjun, et al. A condition assessment method of power transformers based on association rules and variable weight coefficients[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 152-159.
- [8] 张瑜. 基于 MCMC 方法的大型电力系统风险评估[D]. 北京: 华北电力大学, 2009.
ZHANG Yu. Risk estimate of bulk power system based on MCMC[D]. Beijing: North China Electric Power

- University, 2009.
- [9] 叶圣永, 王晓茹, 周曙, 等. 基于马尔可夫链蒙特卡罗方法的电力系统暂态稳定概率评估[J]. 电工技术学报, 2012, 27(6): 168-174.
YE Shengyong, WANG Xiaoru, ZHOU Shu, et al. Power system probabilistic transient stability assessment based on Markov Chain Monte Carlo Method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(6): 168-174.
- [10] MARTIN J, WILCOX L C, BURSTEDDE C, et al. A stochastic Newton MCMC method for Large-Scale statistical inverse problems with application to seismic inversion[J]. Methods and Algorithms for Scientific Computing, 2012, 34(3): 1460-1487.
- [11] GAUME E, GAAL L, VIGLIONE A, et al. Bayesian MCMC approach to regional flood frequency analyses involving extraordinary flood events at ungauged sites[J]. IEEE Dielectrics and Electrical Insulation Society, 2017, 33(2): 35-43.
- [12] SIEKMANN I, WAGNER L E, YULE D, et al. MCMC estimation of Markov models for ion channels[J]. Biophysical Journal, 2011, 100(8): 1919-1929.
- [13] HE Jian, SUN Yuanzhang, WANG Peng, et al. A hybrid conditions-dependent outage model of a transformer in reliability evaluation[J]. IEEE Power & Energy Society, 2009, 24(4): 2025-2033.
- [14] WU Yahui, DONG Xinzhou, MIRSAEIDI S. Modeling and simulation of air-gapped current transformer based on Preisach Theory[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 111-121. DOI: 10.1186/s41601-017-0046-0.
- [15] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于鲁棒能量模型 LS-TSVM 和 DGA 的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(21): 134-139.
CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of power transformer based on RELS-TSVM and DGA[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(21): 134-139.
- [16] IEEE Standards Board. IEEE Std C57.91—1995 IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers[S]. USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1996.
- [17] ZHOU Dan, WANG Zhongdong, JARMAN P. Data requisites for transformer statistical lifetime modelling—combination of random and aging-related failures[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 154-160.
- [18] HAMADA M S, WILSON A G, REESE C, 等. 贝叶斯可靠性[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014: 42-98.
- [19] KARLSSON S. A review of lifetime assessment of transformers and the use of dissolved gas analysis[D]. Swedish: KTH School, 2007.
- [20] 李刚, 于长海, 刘云鹏, 等. 电力变压器故障预测与健康管理的挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(23): 156-167.
LI Gang, YU Changhai, LIU Yunpeng, et al. Challenges and prospects of prognostic and health management for power transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(23): 156-167.
- [21] QIN Jiafeng, LI Longlong, ZHOU Chao, et al. A GD-SVM model for calculating oil-immersed transformer hot spot temperature[C]// 2018 International Conference on Advanced Technologies in Energy, Environmental and Electrical Engineering (AT3E 2018), October 26, 2018, Qingdao, China: 244-249.
- [22] 张施令, 姚强. 基于 WNN-GNN-SVM 组合算法的变压器油色谱时间序列预测模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 155-161.
ZHANG Shiling, YAO Qiang. Transformer oil chromatography time series prediction model based on WNN-GNN-SVM combination algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 155-161.

收稿日期: 2018-08-20; 修回日期: 2018-09-30

作者简介:

韩赛赛(1991—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统、电力变压器运行可靠性评估; E-mail: Hansaisai07@163.com

刘宝柱(1974—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统分析、运行与控制及电力系统安全防御与恢复控制; E-mail: bzliu@ncepu.edu.cn

艾欣(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统分析与控制、新能源电力系统及微网等。E-mail: x.ai@163.com

(编辑 葛艳娜)