

# 基于隐马尔科夫模型的牵引变压器油纸绝缘剩余寿命预测

张慧娟<sup>1</sup>, 齐金平<sup>1,2,3</sup>, 李鸿伟<sup>1</sup>, 刘晓宇<sup>1</sup>, 燕大强<sup>4</sup>

(1. 兰州交通大学 机电技术研究所, 甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃省物流及运输装备信息化工程技术研究中心, 甘肃 兰州 730070; 3. 甘肃省物流与运输装备行业技术中心, 甘肃 兰州 730070; 4. 中国铁路兰州局集团有限公司, 甘肃 兰州 730015)

**摘要:**为考虑动车组车载牵引变压器油纸绝缘老化状态对剩余寿命的影响, 本文采用油中溶解气体含量作为反映油纸绝缘老化的特征参量, 由于油纸绝缘老化过程中具有动态特性, 依据油纸绝缘老化状态与特征参量之间对应的隐藏状态与观测状态建立隐马尔科夫模型。首先通过贝叶斯信息准则确定隐藏状态数目, 利用  $k$ -Means 算法对观测序列进行聚类处理。在此基础上, 利用 Viterbi 算法对观测序列进行状态识别进而确定油纸绝缘老化状态, 最后结合比例风险模型确定可靠度函数。通过 CRH2 型动车组车载牵引变压器油中溶解气体在线监测数据验证模型的准确性, 最终得到油纸绝缘的剩余寿命与实际寿命基本相符, 从而可为后续制定牵引变压器维修策略提供理论参考。

**关键词:**牵引变压器; 隐马尔科夫模型; 油中溶解气体; 剩余寿命

中图分类号: TM403.3; TM411 DOI: 10.16790/j.cnki.1009-9239.im.2024.03.013

## Residual life prediction of oil-paper insulation for traction transformers based on hidden Markov model

ZHANG Huijuan<sup>1</sup>, QI Jinping<sup>1,2,3</sup>, LI Hongwei<sup>1</sup>, LIU Xiaoyu<sup>1</sup>, YAN Daqiang<sup>4</sup>

(1. Mechatronics T&R Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Gansu Provincial Engineering Technology Center for Informatization of Logistics & Transport Equipment, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Industry Technology Center of Logistics & Transport Equipment, Lanzhou 730070, China; 4. China Railway Lanzhou Group Co., Ltd., Lanzhou 730015, China)

**Abstract:** In order to study the influence of ageing status of oil-paper insulation of EMU on-board traction transformer on its residual life, the dissolved gas content in oil was used as the characteristic parameter to reflect the ageing of oil-paper insulation in this paper. Since the ageing process of oil-paper insulation has dynamic characteristic, a hidden Markov model was established according to the corresponding hidden state and observation state between the ageing status of oil-paper insulation and the characteristic parameters. Firstly, the number of hidden states is determined using Bayesian information criteria, and then the observation sequence is clustered by using the  $k$ -Means algorithm. On this basis, the state of the observation sequence is identified by the Viterbi algorithm to determine the ageing state of oil-paper insulation. Finally, the reliability function is determined by combining the proportional risk model. The accuracy of the model is verified according to the online monitoring data of the dissolved gases in the oil of on-board traction transformer of CRH2 EMU, and it is obtained that the remaining life of the oil-paper insulation is basically consistent with the actual life, which can provide theoretical reference for the subsequent development of traction transformer maintenance strategy.

**Key words:** traction transformer; hidden Markov model; dissolved gas in oil; residual life

## 0 引言

车载牵引变压器作为高速动车组重要能量转换部件, 一旦发生故障, 将会对动车组列车造成重大损失。牵引变压器随列车运行且长期处于高次

谐波、负载冲击、机械振动等恶劣环境, 使得油纸绝缘遭受电应力、热应力、机械应力等共同作用而加速老化, 导致绝缘性能下降, 甚至出现许多内部潜伏性故障。早期采用直流电阻、介质损耗、局部放电测量等电气绝缘特性试验方法来预测牵引变压器油纸绝缘内部故障<sup>[1-2]</sup>, 但要求设备停用且故障发展到一定程度才能被检测出来, 较难及时发现内部潜伏性故障。牵引变压器油纸绝缘在老化过程中

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(71861021); 中国铁路兰州局集团有限公司资助项目(LZJKY2022013-02); 2022年度甘肃省优秀研究生“创新之星”项目(2022CXZX-565)。

会产生少量  $H_2$ 、 $CO$ 、 $CO_2$  及  $CH_4$  等气体, 发生过热、放电等内部潜伏性故障会加快气体产生速率, 通过在线监测油中溶解气体成分及含量, 从而可以及时掌握油纸绝缘老化状态, 进一步预测牵引变压器油纸绝缘的剩余寿命, 为视情维修提供理论依据。

近年来, 相关学者对油浸式电力变压器剩余寿命预测的研究相对完备<sup>[3-6]</sup>, 但对车载牵引变压器剩余寿命的研究较少<sup>[7]</sup>。廖维等<sup>[8]</sup>考虑不同冲击载荷对变压器油纸绝缘运行寿命的影响, 通过熵值法对油纸绝缘热老化速率进行客观权重评价, 以不同老化速率下聚合度和抗拉强度与绝缘纸板寿命间的关系建立模型, 但现场检测聚合度为吊芯检查, 取样较为困难; 高波等<sup>[9]</sup>通过不同老化阶段的油中溶解气体裂解反应研究变压器油纸绝缘老化机理, 结果表明老化初期主要为水解反应, 中后期为均解反应且反应加剧, 为后续油纸绝缘老化状态评估提供了理论基础。现有研究大多是在实验室条件下对油纸绝缘进行加速热老化试验<sup>[10]</sup>, 而车载牵引变压器运行温度为  $20^\circ\text{C}$ , 绕组最热点温升为  $78^\circ\text{C}$ <sup>[8]</sup>。在实际运行环境下, 目前的研究方法大多属于静态分析法, 无法反映油纸绝缘从正常状态逐步发展为严重老化状态的动态过程, 且牵引变压器油纸绝缘的老化状态难以直接观测。隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)可以有效地探索油纸绝缘老化状态与观测信息之间的关系, 且能较好地反映油纸绝缘的老化特性。除此之外, 隐马尔科夫模型广泛应用于预测复杂机械设备的剩余寿命。黄林等<sup>[11]</sup>利用多元传感器数据融合建立高斯混合隐马尔科夫模型, 并对航空发动机进行状态识别及剩余寿命预测; F SLOUKIA 等<sup>[12]</sup>通过分析轴承时域和频域信号并将支持向量机与隐马尔科夫模型结合, 从而得到滚动轴承的剩余寿命; 李韵仪等<sup>[13]</sup>建立连续隐马尔科夫模型对风机齿轮箱进行性能退化评估并制定维修计划; 米琛浩<sup>[14]</sup>建立隐马尔科夫模型对电力变压器油中溶解气体数据进行分析, 最终实现电力变压器健康状态识别及故障预警。

鉴于此, 本文对 CRH2 型动车组在役的牵引变压器进行油中溶解气体监测, 综合考虑油纸绝缘受到热-机械-电耦合共同作用的影响, 建立隐马尔科夫模型对油纸绝缘老化状态进行合理划分与识别, 与符合威布尔分布的比例风险模型相结合, 得到不同状态转移时间的可靠度函数, 最终计算出各隐藏状态下油纸绝缘的剩余寿命。

## 1 隐马尔科夫模型

### 1.1 隐马尔科夫模型隐藏状态确定

#### 1.1.1 贝叶斯信息准则

在建立隐马尔科夫模型之前, 首先要确定模型隐藏状态的数目, 目前多数研究直接通过经验指定

隐藏状态数目, 包含部分不确定性, 因此本文采用贝叶斯信息准则(bayesian information criterion, BIC)来确定模型隐藏状态的数目。

首先用主观概率估计出未知的隐藏状态数目, 然后用贝叶斯公式修正后验概率, 最后利用修正概率寻找最优解。设  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为独立同分布, 其后验概率为  $f(g|\theta)$ , 定义  $N(k)$  为式(1), BIC 为式(2)。

$$N(k): \{f(g|\theta) | \theta = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k), \theta \in \Theta_k\} \quad (1)$$

式(1)中:  $\theta$  为模型;  $\Theta_k$  为模型空间;  $k$  为隐藏状态数目;  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k$  为观测数据。

$$B(f) = k \ln n - 2 \ln L_{\hat{\theta}_k}(X) \quad (2)$$

式(2)中:  $\ln L_{\hat{\theta}_k}(X)$  是  $f(g|\theta)$  的极大似然估计值, 使得 BIC 值最小的  $\hat{f} = \underset{f \in N(k), k=1,2,\dots}{\operatorname{argmax}} B(f)$  为最优模型(arg-max 函数的结果是使得  $B(f)$  取得最大值的  $f$  点集);  $n$  为样本数量。

#### 1.1.2 $k$ 均值聚类算法

已知隐藏状态数目, 提取观测序列的不同特征, 采用  $k$  均值聚类算法进行聚类<sup>[15]</sup>。

$k$  均值聚类算法( $k$ -means 算法)利用极大似然估计法(expectation-maximum, EM 估计法)进行更新迭代参数求解, 其关键思想为对于给定的观测值  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ , 根据观测值之间的距离, 划分为  $k$  个簇, 使得每个簇内的值尽可能紧密, 簇与簇之间的距离尽可能松散。假设簇为  $(C_1, C_2, \dots, C_k)$ , 则目标为最小化平方误差  $E$ , 如式(3)所示。

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (3)$$

式(3)中:  $\mu_i$  为簇  $C_i$  的质心, 其表达式为式(4);  $x$  为观测值。

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (4)$$

### 1.2 隐马尔科夫模型理论

隐马尔科夫模型是一个双重随机过程, 其中马尔科夫链用于描述状态之间的转移过程; 另一条链用于描述状态和观察序列之间的对应关系, 但不具备马尔科夫特性。马尔科夫特性用于描述系统状态之间的内在关系, 具有无后效性。观测层的变化未能充分反映状态迁移过程, 隐马尔科夫模型能够通过观测序列来感知状态变化和转移过程。图1为基于隐马尔科夫模型的退化状态演化过程, 其中, 由1到  $N$  为隐藏层的隐藏状态, 对应的观测层与隐藏层之间存在概率关系,  $a$  为当前状态转移到下一转移状态的概率。

隐马尔科夫模型基本参数有5个:

(1)  $N$ : 模型隐藏状态数目,  $t$  时刻的隐藏状态序列为  $q_t \in \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。

(2)  $M$ : 模型隐藏状态对应的观测状态, 则  $t$  时刻

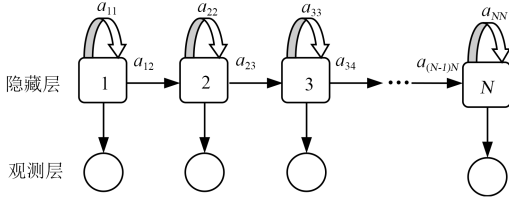


图1 基于隐马尔科夫模型的退化状态演化

Fig.1 Degenerate state evolution based on hidden Markov model

的观测序列为  $o_t \in \{o_1, o_2, \dots, o_m\}$ 。

(3)  $\pi$ : 初始状态概率,  $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$ 。

(4)  $A$ : 状态转移概率矩阵,  $A = (a_{ij})_{N \times N}$ 。

(5)  $B$ : 观测值概率矩阵,  $B = \{b_i(v_m)\}_{N \times M}$ 。其中,  $b_i(v_m)$  是在时刻  $t$  处于状态  $q_i$  的条件下生成观测值  $v_m$  的概率。

综上所述, 隐马尔科夫模型可以表达为  $\lambda = (\pi, A, B, N, M)$ 。

隐马尔科夫模型存在3个基本问题:

(1) 评估问题。已知模型  $\lambda$ , 未知观测序列  $o_t$  及其对应的隐藏状态序列  $q_t$ 。

(2) 解码问题。已知模型  $\lambda$ , 根据观测序列找到对应的隐藏状态序列使得观测序列最优, 利用贝叶斯估计可得式(5)。

$$\text{Optimal } q = \max_{\text{all } q} P(q_t, o_t | \lambda) \quad (5)$$

式(5)中,  $P$  为概率。

(3) 学习问题。未知模型  $\lambda$ , 对已知观测序列进行参数估计使得产生观测序列的概率最大, 利用贝叶斯估计可得式(6)。

$$\text{Optimal } \lambda = \max_{\text{all } \lambda} P(o_t | \lambda) \quad (6)$$

### 1.3 隐马尔科夫模型基本算法

为解决隐马尔科夫模型的3个基本问题, 采用对应的3个基本算法。

#### 1.3.1 前向后向算法 (forward-backward 算法) 解决评估问题

前向算法计算流程为:

(1) 初始化前向变量。当  $t=1$  时, 前向变量为式(7)。

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

(2) 根据  $\alpha_t(i)$  递推得到  $\alpha_{t+1}(j)$ , 如式(8)所示。

$$\alpha_{t+1}(j) = \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}), \quad 1 \leq t \leq T-1, 1 \leq j \leq N \quad (8)$$

(3) 向后递推得到  $\{\alpha_T(i)\}$ , 则观测序列概率为式(9)。

$$P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (9)$$

后向算法与前向算法计算流程基本相同。

(1) 初始化后向变量,  $t$  时刻后的观测值概率为

式(10)。

$$\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad (10)$$

(2) 根据  $\beta_{t+1}(j)$  递推得到  $\beta_t(i)$ , 如式(11)所示。

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \quad (11)$$

$$1 \leq t \leq T-1, \quad 1 \leq i \leq N$$

(3) 向前递推得到  $\{\beta_T(i)\}$ , 则观测序列概率为式(12)。

$$P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \beta_T(i) \quad (12)$$

#### 1.3.2 Viterbi 算法解决解码问题

关键在于寻找状态最优序列  $Q^*$ , 其主要计算流程为:

(1) 初始化中间变量, 如式(13)所示。

$$\begin{cases} \delta_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \\ \psi_1(i) = 0 \end{cases}, \quad 1 \leq i \leq N \quad (13)$$

式(13)中,  $\psi_t(i)$  为  $t$  时刻处于  $S_i$  状态的条件下  $t-1$  时刻的最优状态。

(2) 根据  $t-1$  时刻的参数值递推得到  $t$  时刻的变量值如式(14)所示。

$$\begin{cases} \delta_t(i) = \max_{1 \leq j \leq N} \delta_{t-1}(j) a_{ji} b_i(o_t) \\ \psi_t(i) = \arg \max_{1 \leq j \leq N} (\delta_{t-1}(j) a_{ji}) \end{cases}, \quad (14)$$

$$2 \leq t \leq T, \quad 1 \leq i \leq N$$

(3) 完成  $T$  时刻的变量后得到最终时刻的最优状态  $q_T^*$ , 如式(15)所示。

$$q_T^* = \arg \max (\delta_T(i)) \quad (15)$$

(4) 路径回溯, 根据式(14)和式(15)可得各个时刻的最优状态  $q_t^*$ , 如式(16)所示。

$$q_t^* = \psi_t(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad (16)$$

通过进行上式计算, 可得最优状态序列  $Q^* = \{q_1^*, q_2^*, \dots, q_T^*\}$ 。

#### 1.3.3 Baum-Welch 算法解决学习问题

(1) 初始化模型参数  $\lambda = (\pi, A, B, N, M)$ 。

(2) 定义中间变量  $\zeta_t(i, j)$  并代入前后向变量, 如式(17)所示。根据式(12)计算出已知模型参数的观测值概率  $P(O | \lambda)$ 。

$$\begin{aligned} \zeta_t(i, j) &= P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | O, \lambda) \\ &= \frac{P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j, O | \lambda)}{P(O | \lambda)} \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O | \lambda)} \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \end{aligned} \quad (17)$$

(3)模型参数更新。得到 $\pi_i$ 为 $t=1$ 时状态为 $S_i$ 的条件概率:

$$\alpha_{ij} = \frac{\text{状态}S_i\text{转移到状态}S_j\text{的概率}}{\text{状态}S_i\text{发生转移的概率}};$$

$$b_j(v_m) = \frac{\text{状态}S_j\text{时观测值为}v_m\text{的概率}}{\text{模型为状态}S_j\text{的概率}}。$$

(4)直到观测值概率收敛结束更新,由此可得最优观测值概率和模型参数。

## 2 基于老化状态的比例风险模型

### 2.1 威布尔比例风险模型

本文采用威布尔比例风险模型(Weibull proportional hazards model, WPHM)结合隐马尔科夫模型建立可靠度函数,将老化状态作为协变量影响牵引变压器油纸绝缘的剩余寿命。具体表达式如式(18)所示。

$$h(t, \mathbf{Z}_k) = h_0(t) \exp(\gamma \mathbf{Z}_k) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp(\gamma \mathbf{Z}_k) \quad (18)$$

式(18)中: $k=0,1,2,\dots, k\Delta \leq t \leq (k+1)\Delta$ ;  $h(t, \mathbf{Z}_k)$ 为故障率函数; $h_0(t)$ 为仅与 $t$ 时刻相关的基本故障率,服从威布尔分布; $\beta$ 为威布尔分布的形状参数; $\eta$ 为尺度参数; $\mathbf{Z}_k$ 为协变量,仅与牵引变压器油纸绝缘老化状态有关; $\gamma$ 为回归参数,反映老化状态对故障率的影响程度。 $\gamma \mathbf{Z}_k$ 具体由式(19)计算。

$$\gamma \mathbf{Z}_k = \gamma_1 \pi_1^k + \gamma_2 \sum_{s=1, s \neq i}^N \pi_s^k \quad (19)$$

式(19)中, $\gamma_1$ 和 $\gamma_2$ 分别为第1个和第2个协变量对应的协函数。

### 2.2 可靠度及剩余寿命预测

假设发生状态转移的时间 $t_i$ 小于间隔时间 $\Delta$ ,即在 $k\Delta + t$ 内状态不发生转移,由式(18)和式(19)可得基于老化状态的威布尔比例风险模型可靠度函数为式(20)。

$$R(k, \mathbf{Z}_k, t) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, \mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_k) =$$

$$P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, \mathbf{Z}_k) =$$

$$\exp\left(-\exp(\gamma \mathbf{Z}_k) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} h_0(\tau) d\tau\right) = \quad (20)$$

$$\exp\left(-\exp(\gamma \mathbf{Z}_k) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{\tau}{\eta}\right)^{\beta-1} d\tau\right) \quad (0 \leq t \leq \Delta)$$

在 $k\Delta$ 时的老化状态为 $\mathbf{Z}_k$ ,设备继续运行且不做任何维护,由文献[16]可知,在 $t$ 时刻内设备运行剩余寿命如式(21)所示。

$$L_{RUL}(k, \mathbf{Z}_k, t) = \int_{k\Delta}^{\infty} R(k, \mathbf{Z}_k, \tau) d\tau \quad (0 \leq t \leq \Delta) \quad (21)$$

由式(20)和式(21)可知,确定形状参数 $\beta$ 、尺度参数 $\eta$ 和回归参数 $\gamma$ 就得到可靠度函数,进一步得到

油纸绝缘剩余寿命。由于油中溶解气体是多因素数据,各特征参量对整体油纸绝缘的贡献程度不同,直接采取均值会造成较大误差,因此本文首先用主客观赋值法确定评价指标,然后利用熵权法得到动态权重,具体流程见文献[17]。

综上所述,牵引变压器油纸绝缘基于隐马尔科夫模型与比例风险模型结合的剩余寿命预测流程如图2所示。

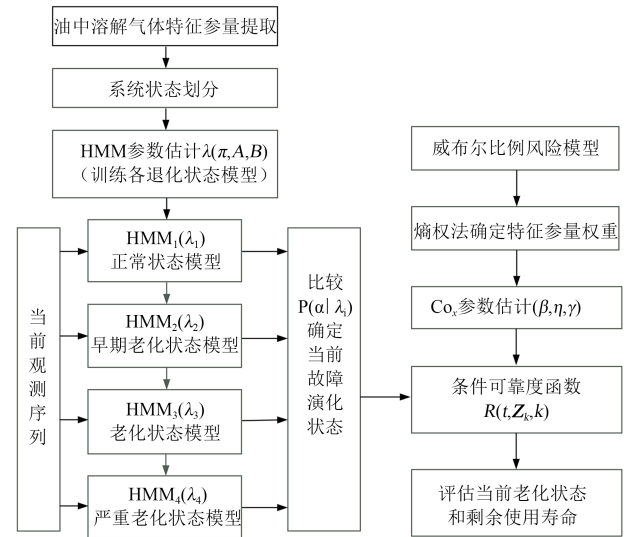


图2 牵引变压器油纸绝缘剩余寿命预测流程

Fig.2 Residual life prediction process of traction transformer oil-paper insulation

## 3 实例验证

热点温升是影响油纸绝缘寿命的重要因素之一,热点处绝缘在电、热、氧气、水分等多种因素协同作用下发生分解反应,其中会产生少量 $H_2$ 、 $CO$ 、 $CO_2$ 及 $CH_4$ 等气体。绝缘材料老化分解产生的多种气体通过对流、扩散等作用溶解于绝缘油中,因此对牵引变压器进行油中溶解气体分析,可以得到油纸绝缘的老化状态,进一步得到其剩余寿命。

为验证本文模型的有效性,采用CRH2型动车组车载牵引变压器油中溶解气体数据作为观测值,将牵引变压器油纸绝缘的老化状态作为隐藏状态,其部分在线监测数据见表1。表1中总烃表示甲烷( $CH_4$ )、乙炔( $C_2H_2$ )、乙烯( $C_2H_4$ )、乙烷( $C_2H_6$ )的总和。为消除数据量纲和单位,将数据进行归一化处理,结果如表2所示。

在隐马尔科夫模型中,首先要确定隐藏状态数目进而实现对状态进行划分与识别,本文采用BIC准则判断最优隐马尔科夫模型,根据表2中油中溶解气体数据及式(2)可得BIC识别结果如表3所示。

最佳隐藏状态数目 $k$ 对应于BIC最小值。由表3可知,当 $k=4$ 时,BIC=-44.0183为最小值,因此本

表1 部分牵引变压器油中溶解气体数据

序号	H <sub>2</sub>	CO	CO <sub>2</sub>	总烃	μL/L
1	15.20	1.61	7.55	2.36	
2	43.92	9.05	34.38	2.52	
3	48.28	12.43	39.13	3.38	
4	52.21	13.37	55.91	5.12	
5	54.88	13.84	334.90	6.07	
6	60.24	14.23	418.37	6.41	
7	68.97	14.81	427.47	7.39	

表2 归一化部分油中溶解气体数据

序号	H <sub>2</sub>	CO	CO <sub>2</sub>	总烃
1	0.107 5	0.008 4	0.001 0	0.000 6
2	0.123 8	0.047 3	0.001 1	0.003 0
3	0.133 1	0.064 9	0.004 7	0.003 8
4	0.138 5	0.071 7	0.017 5	0.010 0
5	0.148 5	0.073 2	0.034 1	0.012 8
6	0.164 0	0.076 4	0.051 1	0.014 8
7	0.168 6	0.078 9	0.060 9	0.017 6

表3 BIC识别结果

k	1	2	3	4
BIC	-31.450 4	-34.118 2	-38.310 2	-44.018 3

文将隐藏状态划分为状态1(正常状态)、状态2(早期老化状态)、状态3(老化状态)及状态4(严重老化状态)4种状态。然后利用k-means算法将特征参量矩阵划分为4类,并根据IEEE标准对油中溶解气体含量进行状态划分<sup>[18]</sup>。

将油纸绝缘隐藏状态划分完毕后,开始对隐马尔科夫模型进行训练。首先,设定初始状态为正常状态,则隐马尔科夫模型 $\lambda_0$ 的基本参数和初始状态矩阵如式(22)~(24)所示。

$$\text{初始状态条件概率 } \lambda_0 = [0.8 \quad 0.2 \quad 0 \quad 0] \quad (22)$$

$$\text{初始状态转移矩阵 } A_0 = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.9 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\text{初始观测概率矩阵 } B_0 = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0.1 & 0.1 \\ 0.3 & 0.5 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.3 & 0.5 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix} \quad (24)$$

确定模型初始条件后,利用Baum-Welch算法根据观测序列进行模型训练,每个隐藏状态都要训练对应的隐马尔科夫模型,训练完毕后,利用Viterbi

算法对观测序列进行状态识别,即计算观测序列概率 $P(O|\lambda_i), i=1,2,3,4$ 从而得到每个状态对应的对数似然函数值。对数似然函数值最大时对应的状态表示当前观测序列所处状态,隐马尔科夫模型训练结果如图3所示。

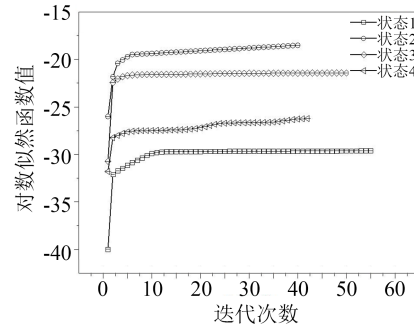


图3 不同老化状态下HMM训练曲线

Fig. 3 HMM training curves under different ageing states

设置训练时最大迭代次数为500,收敛值为0.000 1。由图3可知,训练初期,各状态对应的对数似然函数值迅速增长,迭代次数为10左右时趋于平缓,收敛至固定值。

迭代后的状态转移矩阵和观测值矩阵如式(25)和式(26)所示。

$$A = \begin{bmatrix} 0.7902 & 0.2098 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8734 & 0.1266 & 0 \\ 0 & 0 & 0.8157 & 0.1843 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.0241 & 0.1941 & 0.1812 & 0.6005 \\ 0.1407 & 0.1856 & 0.4007 & 0.2731 \\ 0.3304 & 0.6695 & 0 & 0.0001 \\ 0.1666 & 0 & 0.5000 & 0.3334 \end{bmatrix} \quad (26)$$

在建立基于老化状态的比例风险模型之前,要确定各特征参量在整体中的占比,本文通过熵权法对特征参量进行处理,可得H<sub>2</sub>、CO、CO<sub>2</sub>和总烃的权重 $P = [0.290 \quad 0.282 \quad 0.250 \quad 0.178]$ 。接着利用极大似然估计法对威布尔比例风险模型进行参数估计,可得形状参数 $\beta$ 、尺度参数 $\eta$ 和回归参数 $\gamma$ ,则基本故障率如式(27)所示,可靠度函数如式(28)所示。

$$h_0(t) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (27)$$

式(27)中: $\beta=1.72; \eta=60.8$ 。

$$R(k, Z_k, t) = \exp \left( - \exp(\gamma Z_k) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} \frac{1.72}{60.8} \left( \frac{\tau}{60.8} \right)^{0.72} d\tau \right) \quad (28)$$

式(28)中, $\gamma_1 = -\gamma_2 = 0.5$ 。

不同老化状态下油纸绝缘剩余寿命与可靠度分别如图4和图5所示。

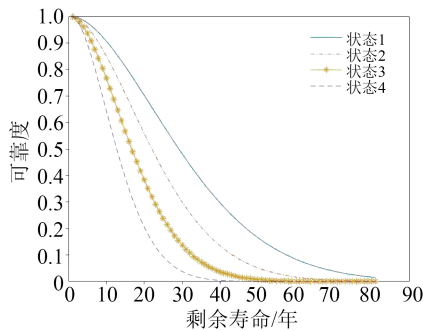


图4 不同老化状态下可靠性曲线

Fig.4 Reliability curves under different ageing states

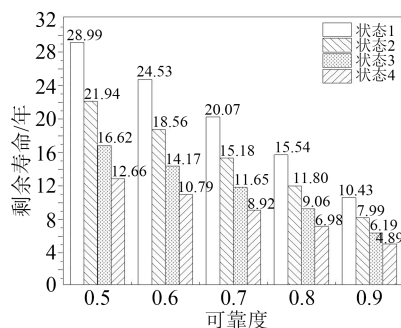


图5 不同老化状态下油纸绝缘剩余寿命

Fig.5 Residual life of oil-paper insulation under different ageing states

从图4和图5可以看出,不同老化状态对油纸绝缘的可靠度和剩余寿命影响较大,当可靠度相同时,老化状态越恶劣,油纸绝缘剩余寿命越小。从图5还可以看出,油纸绝缘可靠度为0.9时,正常状态的剩余寿命为10.43年;可靠度为0.8时,正常的剩余寿命为15.54年;可靠度为0.7时,正常状态的剩余寿命为20.07年,这与实际运行油纸绝缘的寿命为20年左右基本相符。

## 4 结论

(1)隐马尔科夫模型描述了油纸绝缘从正常状态到失效状态的退化过程,同时结合比例风险模型,避免了隐马尔科夫模型的局限性,符合实际老化情况。

(2)当可靠度为0.7时,油纸绝缘正常运行状态的剩余寿命为19.71年,在实际运行过程中,油纸绝缘的寿命为20年左右,本文分析结果与实际运行寿命基本相符,进一步为牵引变压器维修策略提供了理论基础。

(3)本文主要针对牵引变压器内部潜伏性故障及正常运行老化的油纸绝缘进行剩余寿命预测,对于突发性故障本文所提方法因监测周期长或者刚好遇到故障立马取样导致误差较大,后续可综合各种故障因素对油纸绝缘进行全面老化分析。

## 参考文献:

- [1] 陈名铭,方飏,陈钊,等.220kV V/X 接线牵引变压器现场感应耐压和局部放电试验[J].高压电器,2016,52(11):200-204.
- [2] 戴晨曦,刘志刚,胡珂珽,等.基于模型与模糊 Petri 网融合的高铁牵引变压器故障诊断[J].电力系统保护与控制,2016,44(11):26-32.
- [3] 彭积城,蔡金锭.变压器油纸绝缘老化状态的探讨[J].高压电器,2015,51(5):132-138.
- [4] 王伟,董文妍,蒋达,等.基于分子模拟技术的变压器油纸绝缘老化研究综述[J].绝缘材料,2018,51(5):7-17.
- [5] 赵莉华,陈志杰,安建国,等.芳纶纳米纤维绝缘纸在新型油纸绝缘中的热老化特性研究[J].绝缘材料,2023,56(3):19-25.
- [6] 刘骥,吕佳璐,张明泽,等.换油条件下变压器油纸绝缘老化寿命评估研究[J].高电压技术,2020,46(5):1750-1758.
- [7] ZHOU L J, WANG D Y, GUO L, et al. FDS analysis for multilayer insulation paper with different aging status in traction transformer of high-speed railway[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,2017,24(5):3236-3244.
- [8] 廖维,周利军,李会泽,等.冲击负荷对牵引变压器油纸绝缘热老化的影响[J].高电压技术,2021,47(4):1403-1410.
- [9] 高波,许竟,杨雁,等.车载牵引变压器油纸绝缘热老化特性及机理研究[J].铁道学报,2020,42(7):80-86.
- [10] 林光华,粟茂,徐平.老化对牵引变压器油纸绝缘局部放电特性的影响[J].绝缘材料,2020,53(4):47-51.
- [11] 黄林,龚立,姜伟,等.基于多源信息融合与HMM的剩余寿命预测[J].系统工程与电子技术,2022,44(5):1747-1756.
- [12] SLOUKIA F, AROUSSI M E, MEDROMI H, et al. Bearings prognostic using mixture of gaussians hidden Markov model and support vector machine[C]//2013 ACS International Conference on Computer Systems and Applications. Ifrane, Morocco: IEEE,2013.
- [13] 李韵仪,沈艳霞.基于连续隐马尔科夫模型的变工况风机齿轮箱性能退化评估[J].机械设计与研究,2021,37(4):106-109,114.
- [14] 米琛浩.基于HMM的电力变压器健康状态评估[D].北京:华北电力大学,2019.
- [15] 张星辉,康建设,高存明,等.基于MoG-HMM的齿轮箱状态识别与剩余使用寿命预测研究[J].振动与冲击,2013,32(15):20-25,31.
- [16] GHASEMI A, YACOUT S, OUALI M S. Evaluating the reliability function and the mean residual life for equipment with unobservable states[J]. IEEE Transactions on Reliability,2010,59(1):45-54.
- [17] 王有元,袁园,李剑,等.变压器油纸绝缘可靠性的威布尔混合评估模型[J].高电压技术,2010,36(4):842-848.
- [18] IEEE Power and Energy Society. IEEE guide for the interpretation of gases generated in mineral oil-immersed transformers: IEEE C57.104-2019[S]. New York,US:IEEE,2019.

收稿日期:2023-05-06;修回日期:2023-08-03。

作者简介:张慧娟(1997-),女(汉族),山西忻州人,硕士生,研究方向为车辆工程;通信作者:齐金平(1978-),男(汉族),山东诸城人,副教授,研究方向为动车组部件可靠性建模与分析。