

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2017.12.018

基于灰色马尔可夫误差反推模型的输电 电缆绝缘状态预测^{*}

张 然, 辛妍丽, 余泽远, 唐文虎
(华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640)

摘要:针对单独运用灰色理论或者马尔可夫理论进行状态预测需要大量的数据,且存在精确度不高的问题,提出了基于灰色马尔可夫误差反推模型的绝缘状态参数准确预测的方法,结合模糊隶属函数和证据合成算法计算了电缆的绝缘状态,运用灰色理论预测了电缆绝缘状态在线监测数据的未来数据,计算了该预测值与原始数据之间的相对误差,基于该相对误差,采用马尔可夫误差模型推算了未来某时刻灰色预测值与原始数据之间的误差,通过误差公式反推得到了准确的绝缘状态预测数据;同时运用证据合成算法和模糊隶属函数对电缆绝缘状态进行了计算;通过某条 110 kV 交联聚乙烯单芯电缆的绝缘数据验证了所提出模型的有效性,将模型与传统方法进行了对比。研究结果表明:该模型对数据量需求不大,具有比其他方法更加精确的预测结果。

关键词:灰色预测;马尔可夫理论;证据推理;不确定性

中图分类号:TM247;TM75

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2017)12-1455-07

Insulation state prediction of cable based on grey-Markov error back-stepping model

ZHANG Ran, XIN Yan-li, YU Ze-yuan, TANG Wen-hu

(School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Aiming at the main drawbacks of solely using the grey model or the Markov theory for state prediction with large demand for the amount of data and low prediction accuracies, an accurate approach based on the grey-Markov error back-stepping model to predict insulation states were proposed, which also employs the fuzzy logic and the evidence reasoning algorithm to derive cable insulation states. A grey model was developed to obtain preliminary state prediction based on online monitoring data, and relative errors were calculated between the preliminary prediction and the online monitoring data. Based on the calculated errors, the proposed grey-Markov error back-stepping model was employed to calculate relevant errors for future states. Accurate state prediction was obtained using the error back-stepping model, and accurate insulation states of cable were evaluated by employing the fuzzy logic and the evidence reasoning algorithm. The validity of the proposed approach was verified using a set of insulation data from a 110 kV XPLE cable. The proposed model were compared with conventional methods and the results indicate that the normal demand for the amount of data and the accuracy of prediction is improved.

Key words: state prediction; insulation state; grey model; markov theory; evidence reasoning; uncertainty

收稿日期:2017-04-03

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2015AA050201)

作者简介:张 然(1992-),男,湖南永州人,硕士研究生,主要从事电力大数据技术及其在输变电状态评价中的应用方面的研究。E-mail:

656203320@qq.com

0 引 言

由于绝缘电阻高,耐压、耐热性能好、介质损耗小等优点,交联聚乙烯(XLPE)输电电缆得到了广泛应用。为了保障电网稳定可靠运行,必须对 XLPE 电缆进行绝缘状态监测。传统的离线监测手法,如停电预防性试验等,存在损伤电缆、效率低下等弊端,而电缆绝缘状态在线监测方法能有效规避传统手段存在的风险,成为目前国内外研究的主要方向^[1-2]。其中,较为常用的方法有介质损耗因素法、接地线电流法等^[3]。由于目前的在线监测方法本身的缺陷和监测装置的精度问题,以及监测现场的干扰等,使得电缆绝缘状态参数在预测过程中会出现不确定性,影响电缆绝缘状态预测的准确性。

目前,在状态预测方面,文献[4]提出了基于马尔可夫链的中长期负荷预测方法。上述模型多基于单一预测方式进行预测,且所需数据量足够大。在状态评估方面,文献[5]和文献[6]分别基于最优变权正态云模型和模糊粗糙集的方法对电力变压器进行状态评估。在处理不确定性问题方面,文献[7]针对现有风电场运行风险评估结果不够精确的问题,将矩阵变换法用于风速相关性模拟中对风电场风速相关性、风电出力预测模型、运行风险评估等方面进行了研究;文献[8]提出了能够有效处理不确定性问题的证据合成算法;文献[9-10]采用证据合成算法并结合频率响应分析等方法有效地解决了变压器和变压器绕组状态评估中的不确定性问题。

本研究将证据合成算法引入到 XLPE 电缆的绝缘状态评估中,提出既能解决状态预测过程中出现的不确定性问题,又能保证状态预测准确度的状态预测模型。

1 XLPE 电缆绝缘状态的灰色-马尔可夫预测模型

由于气候条件、外绝缘污秽、在线监测系统测量误差等因素,电缆绝缘状态数据表现出微小波动性,本文首先运用灰色预测模型进行数据序列预测。

1.1 XLPE 电缆绝缘状态预测参数的选取

电缆水树是导致 XLPE 电缆绝缘老化和电树老化的主要诱因之一^[11]。文献[12]研究了经水树老

化的电缆与泄漏电流的非线性增大程度、绝缘电阻的减少幅值有正相关关系。而介质损耗角正切、直流泄漏电流、接地电容电流、有功电流分量等^[13],都与水树状态密切相关且能够良好地反映电缆的绝缘状态^[14]。考虑到目前低频叠加法测量有功分量时存在安全性问题,所以本研究选取前 3 种参数作为研究的主要对象:

(1)介质损耗角正切 $\tan\delta$ 。它反映电缆绝缘性能的整体缺陷;

(2)直流泄漏电流 I 。通过检测 XLPE 电缆的直流泄漏电流,可以发现电缆的水树老化情况;

(3)接地电容电流 I_c 。XLPE 电缆绝缘老化也会使电缆的接地电容电流增大。

1.2 灰色预测模型

灰色预测模型的实现过程如下^[15]:

(1) 预测一次累加序列。对某一非负单调的原始数据列有:

$$X^{(0)} = \{X^{(0)}(i), i = 1, 2, \cdots, n\}$$

进行一次累加,生成一次累加序列:

$$X^{(1)} = \{X^{(1)}(k), k = 1, 2, \cdots, n\}$$

其中,
$$X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k X^{(0)}(i).$$

式中: i, k — n 个数据的序号。

对 $X^{(1)}$ 可建立白化形式的微分方程:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + \lambda X^{(1)} = \mu$$

式中: λ, μ —传统灰色参数。

上述白化微分方程的解,即灰色预测模型得到的预测值:

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left(X^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\lambda}\right)e^{-\lambda k} + \frac{\mu}{\lambda}$$

(2) 求解灰色参数。记参数序列为 $\alpha = [\lambda, \mu]^T, \alpha$

可用下式求解:

$$\alpha = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$$

式中: B —数据矩阵, Y_n —数据列。

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)) & 1 \\ \cdots & \cdots \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y_n = (X^{(0)}(2), X^{(0)}(3), \cdots, X^{(0)}(n))^T$$

(3) 还原预测值。通过灰色预测模型得到的数列是一次累加量,为 $k \in \{1, 2, \dots, n, n+1, \dots\}$ 时刻的预测值,因此需要将灰色预测模型得到的数据 $\hat{X}^{(1)}(k+1)$ 经过累减还原为 $\hat{X}^{(0)}(k+1)$:

$$\hat{X}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(1)}(k+1) - \hat{X}^{(1)}(k) \quad (7)$$

式中: $\hat{X}^{(0)}(k+1)$ —灰色预测模型得到的值。

第 k 个原始数据与预测得到的第 k 个值之间的相对误差 $\varepsilon(k)$ 为:

$$\varepsilon(k) = \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{\hat{X}^{(0)}(k)}, (k = 1, \dots, n, n+1, \dots) \quad (8)$$

1.3 结合模糊理论的马尔可夫误差模型

基于模糊理论的马尔可夫实现过程如下:

(1) 状态划分。本研究将原始数据与灰色预测值之间的相对误差 $\varepsilon(k)$ 分为 β 个状态,其中每个状态可表示为:

$$C_j = [\delta_{j-1}, \delta_j] \quad (j = 1, 2, \dots, \beta) \quad (9)$$

式中: δ_{j-1}, δ_j —第 j 个相对误差状态 C_j 的对应区间的下边界值和上边界值。

本研究将相对误差的状态划分为 5 个状态,因此, $\beta = 5$, 5 个状态 $C = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$ 分别表示为: $C = \{\text{严重偏高, 轻微偏高, 正常, 轻微偏低, 严重偏低}\}$ 。

给定一个相对误差 $\varepsilon(k) (k = 1, \dots, n, \dots)$, 利用三角隶属度函数计算其属于不同状态的隶属度 $u_j(\varepsilon(k))$:

$$u_1(\varepsilon(k)) =$$

$$\begin{cases} 1, & \delta_0 \leq \varepsilon(k) \leq \frac{\delta_0 + \delta_1}{2} \\ \frac{\delta_1 + \delta_2 - 2\varepsilon(k)}{\delta_2 - \delta_0}, & \frac{\delta_0 + \delta_1}{2} \leq \varepsilon(k) \leq \frac{\delta_1 + \delta_2}{2} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

$$u_j(\varepsilon(k)) =$$

$$\begin{cases} \frac{2\varepsilon(k) - \delta_{j-2} - \delta_{j-1}}{\delta_j - \delta_{j-2}}, & \frac{\delta_{j-2} + \delta_{j-1}}{2} \leq \varepsilon(k) \leq \frac{\delta_{j-1} + \delta_j}{2} \\ \frac{\delta_j + \delta_{j+1} - 2\varepsilon(k)}{\delta_{j+1} - \delta_{j-1}}, & \frac{\delta_{j-1} + \delta_j}{2} \leq \varepsilon(k) \leq \frac{\delta_j + \delta_{j+1}}{2} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $j \neq 1, \beta$ 。

$$u_\beta(\varepsilon(k)) =$$

$$\begin{cases} \frac{2\varepsilon(k) - \delta_{\beta-1} + \delta_{\beta-2}}{\delta_\beta - \delta_{\beta-2}}, & \frac{\delta_{\beta-2} + \delta_{\beta-1}}{2} \leq \varepsilon(k) \leq \frac{\delta_{\beta-1} + \delta_\beta}{2} \\ 1, & \frac{\delta_{\beta-1} + \delta_\beta}{2} \leq \varepsilon(k) \leq \delta_\beta \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

(2) 构造状态概率转移矩阵。设 M_{ab} 为由状态 C_a 经过 h 步转移到状态 C_b 的数据样本本数, M_a 为处于状态 C_a 的样本数, 其中 $a, b \in j$, 则:

$$P_{ab}(h) = M_{ab}(h) / M_a \quad (13)$$

定义 $P_{ab}(h)$ 为由状态 C_a 到状态 C_b 的 h 步状态转移概率。 h 步状态转移概率矩阵 P 为:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11}(h) & \cdots & P_{1\beta}(h) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{\beta 1}(h) & \cdots & P_{\beta\beta}(h) \end{bmatrix} \quad (14)$$

(3) 马尔可夫预测误差。定义 $F(\varepsilon(k))$ 为隶属度矩阵, 则:

$F(\varepsilon(k)) = [u_1(\varepsilon(k)), u_2(\varepsilon(k)), \dots, u_\beta(\varepsilon(k))]$ (其中: $u_a(\varepsilon(k))$ —第 k 个相对误差 $\varepsilon(k)$ 属于误差状态 C_a 的隶属度)。则第 $k+1$ 个相对误差 $\varepsilon(k+1)$ 的隶属度矩阵为:

$$F(\varepsilon(k+1)) = F(\varepsilon(k))$$

$$P = [u_1(\varepsilon(k+1)), \dots, u_\beta(\varepsilon(k+1))] \quad (15)$$

则第 $k+1$ 步的相对误差 $\varepsilon(k+1)$ 为:

$$\varepsilon(k+1) = \sum_{j=1}^{\beta} \frac{1}{2} u_j(\varepsilon(k+1)) (\delta_{j-1} + \delta_j) \quad (16)$$

最后, 得到第 $k+1$ 步的最终预测值为:

$$\hat{Y}^{(0)}(k+1) = \hat{X}^{(0)}(k+1) / (1 - \varepsilon(k+1)) \quad (17)$$

1.4 绝缘参数隶属度计算

给定某个绝缘参数 x_r , 其隶属函数为^[16]:

$$u'_1(x_r) =$$

$$\begin{cases} 1 & x_r \leq b_0 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin\left[\frac{\pi}{b_1 - b_0} \left(x_r - \frac{b_0 + b_1}{2}\right)\right] & b_0 \leq x_r \leq b_1 \\ 0 & x_r > b_1 \end{cases} \quad (18)$$

$$u'_2(x_r) =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2}\sin\left[\frac{\pi}{b_1 - b_0}\left(x_r - \frac{b_0 + b_1}{2}\right)\right] & b_0 < x_r \leq b_1 \\ 1 & b_1 < x_r \leq b_2 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2}\sin\left[\frac{\pi}{b_3 - b_2}\left(x_r - \frac{b_2 + b_3}{2}\right)\right] & b_2 < x_r \leq b_3 \end{cases}$$

(19)

$$u'_3(x_r) = \begin{cases} 0 & x_r \leq b_2 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2}\sin\left[\frac{\pi}{b_3 - b_2}\left(x_r - \frac{b_2 + b_3}{2}\right)\right] & b_2 < x_r \leq b_3 \\ 1 & x_r > b_3 \end{cases}$$

(20)

式(18 ~ 20)中: x_r —绝缘参数的实际监测值; $u'_1(x_r)$, $u'_2(x_r)$, $u'_3(x_r)$ — x_r 关于3种不用状态等级 S_1 、 S_2 和 S_3 的隶属度。

其中,3种状态等级 $S = \{S_1, S_2, S_3\}$ 的意义是 $S = \{\text{好}, \text{中}, \text{差}\}$ 。

状态隶属函数分布图如图 1 所示。

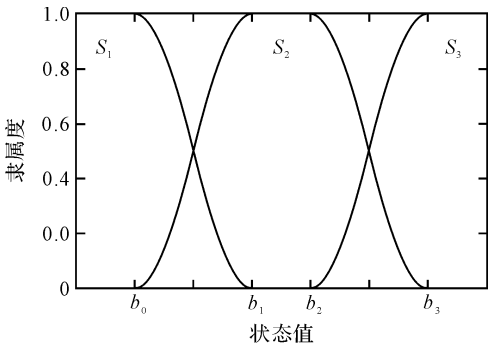


图 1 各绝缘状态等级隶属函数分布图

$b_g (g = 1, 2, 3)$ 为不同状态等级间的边界值,参考预防性试验及以往电缆绝缘判据^[17-18],得到其值如表 1 所示。

表 1 绝缘状态边界取值

绝缘参数	b_0	b_1	b_2	b_3
$\tan \delta / \%$	0. 1	0. 2	0. 4	0. 5
I / nA	5	10	95	100
I_c / A	0. 33	0. 66	0. 9	1. 32

1.5 证据合成理论

在证据合成理论中,设 Θ 为识别框架,基本信度分配函数 m 是一个从集合 $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 的映射,如果同时满足 $m(\phi) = 0$, $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 则称 $m(A)$ 为事件 A 的基本信度分配函数或信度函数值,表示证据

对于事件 A 的信任程度。其中 $0 \leq m(A) \leq 1$, ϕ 表示空集。

给定同一个识别框架内不同证据体,例如 A_1 和 A_2 的信度函数,利用合成规则可以计算出不同证据体合成后的信度函数值。合成规则如下:

$$m_{12}(\phi) = 0, \quad m_{12}(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 = A} \frac{m_1(A_1)m_2(A_2)}{1 - K}$$

(21)

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 = \phi} m_1(A_1)m_2(A_2)$$

(22)

式中: $A_1, A_2 \in \Theta$ 内不同的证据体,它们的交集是 A ; K —当 A_1 和 A_2 发生冲突的情况,此时 $m_1(A_1)$ 和 $m_2(A_2)$ 均不为0,此时 $A_1 \cap A_2 = \phi$ 。

本文引入置信度系数来修正证据合成前的信度函数值。参考以往数据和专家意见获取该值:

$$\begin{aligned} m'(A) &= \xi m(A) \\ m'(\Theta) &= 1 - \xi \end{aligned}$$

(23)

式中: $m'(A)$ —修正以后的信度函数值; $m'(\Theta)$ —不确定性证据的信度函数值。

1.6 状态预测模型的建立

结合模糊和证据合成理论,灰色-马尔可夫的 XLPE 电缆绝缘状态预测模型建立过程如图 2 所示。

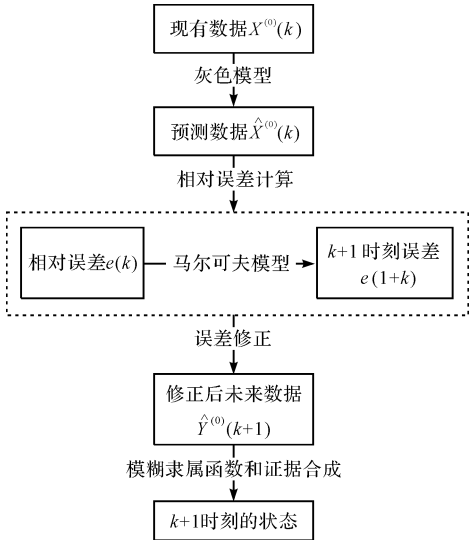


图 2 绝缘状态预测模型

2 XLPE 电缆绝缘状态预测计算实例

绝缘参数在线监测数据、灰色预测数据如图 3 所示。

本研究采用某条 110 kV 单芯 XLPE 电缆 49 h 的绝缘在线监测数据,如图 3 的“实际”线所示(每隔 1 h

采集一次监测数据);对实际数据进行灰色预测,预测值如“预测”线所示;选择前 44 h 的实际数据作为测试数据,后 5 h 作为验证数据。运用本研究所提出的方

法预测后 5 h 的数据,并与后 5 h 的实际数据进行对比,验证该方法的准确性。后 5 h 的数据如表 2 所示。

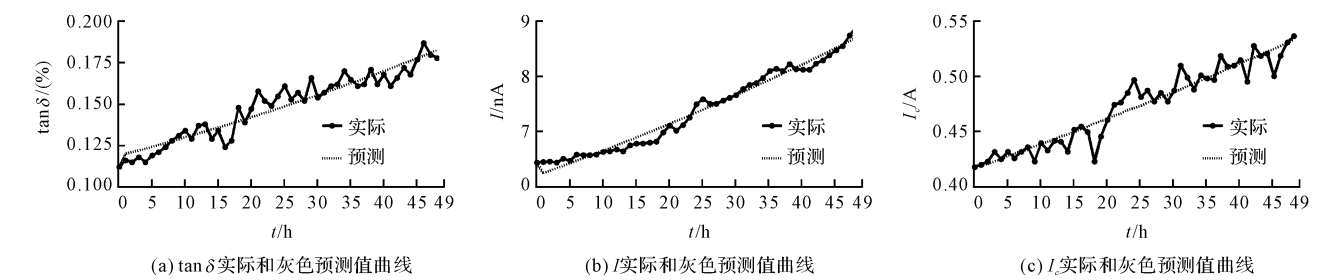


图 3 绝缘参数在线监测数据、灰色预测数据

表 2 绝缘参数在线监测、灰色预测和相对误差数据

时刻 t/h	tanδ/%		相对误差 /%	I/nA		相对误差/%	I _c /A		相对误差/%
	实际	灰色预测		实际	灰色预测		实际	灰色预测	
44	0.172	0.175	-1.6	8.301	8.407	-1.28	0.52	0.521	-0.19
45	0.168	0.176	-5.0	8.391	8.467	-0.90	0.522	0.524	-0.32
46	0.177	0.178	-0.5	8.486	8.527	-0.48	0.501	0.526	-5.07
47	0.187	0.188	0.5	8.562	8.587	-0.30	0.52	0.529	-1.76
48	0.180	0.181	-0.6	8.752	8.648	1.18	0.532	0.532	0.02
49	0.178	0.183	-2.7	8.901	8.710	2.15	0.538	0.535	0.62

具体过程如下:将相对误差划分为 5 个等级,相对误差等级划分标准如表 3 所示。

表 3 相对误差等级划分标准

状态	释义	边界
1	严重偏高	~ -18%
2	轻微偏高	-18% ~ -6%
3	正常	-6% ~ 6%
4	轻微偏低	6% ~ 18%
5	严重偏低	18% ~

表 3 中第 1 列“状态”指的是不同的相对误差值对应的不同状态;第 2 列“释义”是对不同状态含义的解释;第 3 列“边界”指的是不同状态对应的边界值。

相对误差的比较如图 4 所示。

通过图 4 中的相对误差数据可知,状态 1 和状态 5 并未出现,所以本研究只考虑状态 2 到状态 4,建立的三角隶属函数为^[19]:

$$u_2'(x) = \begin{cases} 1, & -18\% \leq x \leq -12\% \\ -25/3x, & -12\% \leq x \leq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (24)$$

$$u_3'(x) = \begin{cases} 25/3x + 1, & -12\% \leq x \leq 0 \\ -25/3x + 1, & 0 \leq x \leq 12\% \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (25)$$

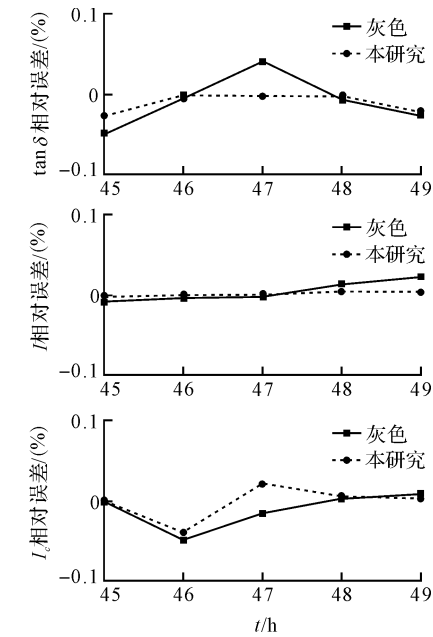


图 4 相对误差的比较

$$u_4'(x) = \begin{cases} 25/3x, & 0 \leq x \leq 12\% \\ 1, & 12\% \leq x \leq 18\% \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (26)$$

通过以上计算得到 tanδ 的一步状态转移表,如表 4 所示。

表 4 一步状态转移数据

	状态 2	状态 3	状态 4
状态 2	1	3	0
状态 3	3	29	3
状态 4	0	3	0

由表 4 可以得到 $\tan\delta$ 的状态转移概率矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} 1/4 & 3/4 & 0 \\ 3/35 & 29/35 & 3/35 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

由表 2 可知,第 44 h 的相对误差为 -1.6% ,并由式(24~26)计算得到其误差状态隶属度向量为 $(0.13, 0.87, 0)$;利用式(15)计算第 45 到第 49 小时的误差隶属度向量,并由式(16)计算各时刻的相对误差值,最后通过式(17)修正各时刻的灰色预测值,得到 $\tan\delta$ 在各时刻的最终预测值,结果如表 5 所示。

表 5 本文模型得到的 $\tan\delta$ 预测值

时刻 t/h	隶属度向量			相对误差/ $\%$	预测值
	状态 1	状态 2	状态 3		
45	0.128	0.872	0	-1.540	0.173
46	0.107	0.819	0.074	-0.385	0.177
47	0.097	0.833	0.070	-0.323	0.187
48	0.096	0.837	0.071	-0.295	0.181
49	0.097	0.837	0.071	-0.292	0.182

对比表 5 与表 2 结果可知:表 5 中的结果更加接近实际数据。经过同样的步骤,可以得到其余两个绝缘参数的预测值,并根据式(8)计算验证数据预测值与其实际数据之间的相对误差。由图 4 可知:由本研究方法得到的预测数据与实际数据间的相对误差对比灰色预测方法更集中在 0 点附近,所以在精确度上比单一灰色预测模型高。

取第 49 h 的预测结果,如表 6 所示。

表 6 第 49 h 的各绝缘参数预测结果

$\tan\delta/\%$	I/nA	I_c/A
0.182	8.88	0.540

通过隶属函数式(18~20)算得表 6 数据属于各绝缘状态的隶属度,结果如表 7 所示。

表 7 各绝缘参数隶属度

绝缘参数	$m(A)$		
	S_1	S_2	S_3
$\tan\delta/\%$	0.116 1	0.883 9	0
I/nA	0.301 0	0.699 0	0
I_c/A	0.047 6	0.952 4	0

经过式(23)修正,如表 8 所示。

表 8 修正后各绝缘参数隶属度

绝缘参数	$m'(\Theta)$	$m'(A)$		
		S_1	S_2	S_3
$\tan\delta/\%$	0.105	0.042 6	0.852 4	0
I/nA	0.246	0.088 1	0.665 9	0
I_c/A	0.368 9	0.190 0	0.441 1	0

最后,本研究通过证据合成理论进行证据融合得到第 49 h 的绝缘状态,实现绝缘状态的预测。将本研究提出的预测模型、单一的马尔可夫链预测模型以及表 2 中的实际数据进行状态评估的结果进行对比,结果如表 9 所示。

表 9 不同方法的绝缘状态预测结果对比

整体状态	$m'(\Theta)$	$m'(A)$		
		S_1	S_2	S_3
本文模型	0.0803	0.0612	0.858 5	0
马尔可夫	0.083 4	0.155 3	0.761 3	0
实际数据	0.081 2	0.091 6	0.827 2	0

根据判据隶属度最大原则可以判定该电缆状态在第 49 h 为“中”。并从表 9 可以看出,本研究提出的模型比单一的马尔可夫链预测模型更接近实际状态。由结果对比可知,本研究提出的模型比单一的灰色预测模型和马尔可夫模型具有更高的精确度。

3 结束语

本研究提出了一种结合灰色预测和马尔可夫理论的预测模型,来预测 XLPE 电缆绝缘状态数据,并采用模糊隶属函数和证据合成理论进行电缆的绝缘状态评估,从而达到电缆绝缘状态预测的目的。实例分析可知,该预测模型能获得比单一的灰色预测模型更加

(下转第 1500 页)

本文引用格式:

张 然,辛妍丽,余泽远,等. 基于灰色马尔可夫误差反推模型的输电缆绝缘状态预测[J]. 机电工程,2017,34(12):1455-1460,1500.
ZHANG Ran, XIN Yan-li, YU Ze-yuan, et al. Insulation state prediction of cable based on grey-Markov error back-stepping model[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017,34(12):1455-1460,1500.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>