

基于隐半马尔可夫模型的补偿电容维修机制优化

孙浩洋, 刘伯鸿

(兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州, 730070)

摘要 通过分析轨道电路信号传输机制, 结合其电气化特性提出了一种增设轨面信号采集点的方式实现轨道电路补偿电容的故障定位并实现剩余寿命的估计。首先结合历史数据和仿真试验数据构建各补偿电容采集点的隐半马尔可夫模型, 采用训练后的隐半马尔可夫模型对补偿电容实时运行状态进行监测; 其次对轨道电路补偿电容运行数据偏移状态进行分析, 通过安全偏移距离对各监测点的归一化分路电流进行安全分析, 对超出安全偏移状态的补偿电容进行泄漏定位, 结合监测数据与训练后的隐半马尔可夫模型估计补偿电容的剩余寿命。最后结合仿真试验数据表明增设补偿电容轨面采集点可实现补偿电容泄漏定位并对其进行剩余寿命的估计, 且剩余寿命估计的准确性可达90%以上, 达到补偿电容维修机制优化的目的。

关键词 ZPW-2000A; 补偿电容; 状态监测; HSMM; 泄漏定位; 剩余寿命

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.01.004

中图分类号 TM531.4; U284.2 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2020)01-0021-06

Optimization of Compensation Capacitor Maintenance Mechanism Based on Hidden Semi-Markov Model

SUN Haoyang, LIU Bohong

(School of Automatic & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract Based on the analysis of signal transmission mechanism of track circuit combined with its electrification characteristics, this paper proposes a new method of adding track signal acquisition points to realize fault location of track circuit compensation capacitor and estimate its residual life. Firstly, a hidden semi-Markov model of each compensation capacitor acquisition point is constructed by combining historical data with simulation test data, and the real-time operation status of compensation capacitor is monitored by the trained hidden semi-Markov model. Secondly, through the analysis of track circuit compensating capacitor operation data offset state, the normalized shunt current of each monitoring point is analyzed by safety offset distance, the leakage location of compensation capacitor beyond the safe offset state is carried out, and the residual life of compensation capacitor is estimated by combining the monitoring data with the hidden semi-Markov model after training. Finally, combined with the simulation test data, the rail acquisition point of compensating capacitor can be used to locate the leakage of compensating capacitor and estimate its residual life, and the accuracy of residual life estimation is more than 90%, optimizing the maintenance mechanism of compensating capacitor.

收稿日期: 2019-03-12

基金项目: 国家自然科学基金(61661027; 61664010)

作者简介: 孙浩洋(1995—), 男, 辽宁灯塔人, 硕士生, 主要从事交通运输工程研究。E-mail: 921334411@qq.com

引用格式: 孙浩洋, 刘伯鸿. 基于隐半马尔可夫模型的补偿电容维修机制优化[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(1): 21-26.
SUN Haoyang, LIU Bohong. Optimization of Compensation Capacitor Maintenance Mechanism Based on Hidden Semi-Markov Model[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(1): 21-26.

Key words ZPW-2000A; compensation capacitance; state monitoring; HSMM; leakage location; residual life

轨道电路作为铁路信号传输系统的关键设备之一,其可靠性直接影响行车安全。补偿电容在轨道电路系统中起到延长信号传输距离的作用^[1]。钢轨作为信号长距离传输的路径,显强感抗特性,可通过增设补偿电容利用谐振的方式来抵消钢轨的感抗。一般情况下,单个补偿电容的故障不会造成轨道电路故障的发生,当多个补偿电容故障时,会导致钢轨感抗大大提高,进而诱发红光带现象^[1],由于在一个轨道区段内补偿电容的数量较多,对发生故障的补偿电容进行及时更换极为重要,若未及时发现补偿电容的故障,当红光带现象发生时,所需更换的补偿电容数量及位置均不好掌握,影响列车运行效率。

现阶段微机监测系统实现了轨道电路各个设备运行数据的实时监测,文献[1~2]通过分析铁路信号的传输机制,对信号传输路径进行建模,实现了以建模的方式进行轨道电路的故障预测;文献[3]通过对轨道电路的传输机制进行可靠性分析,采用健康参数及随机模糊理论对其剩余寿命进行估计;文献[4]通过实验室建立的四端口网络结合单轮对占用方式模拟红光带,通过BP 神经网络结合故障树的方式对轨道电路进行智能故障诊断;文献[5]绘制了轨道电路信号传输路径的可靠性框图,结合共因失效模型和贝叶斯网络安全分析模型对轨道电路的安全性和可靠性进行研究;以上研究均无法体现故障预测的实时性及补偿电容故障精准定位。因此对补偿电容故障的精准定位即实现单个补偿电容剩余寿命的估计,进而优化其维修机制是亟待解决的问题。

本文提出了一种在钢轨上增设传感器监测其轨面电压,利用传输路径上不同部位上的轨面电压的变化来缩小补偿电容故障的范围,进而实现精准定位。结合监测的各部位轨面电压及道砟电阻,建立各补偿电容故障的隐半马尔可夫模型,对补偿电容的全生命周期进行仿真建模,实现轨道电路补偿电容的剩余寿命估计。

1 轨道电路补偿电容采集电路

轨道电路是由多个电气部件和一段铁路线路的钢轨构成的特种电路,其组成部件中既有集中参数电路也有分布参数电路。对集中参数电路即钢轨传输线路部分可利用经典的KCL 和 KVL 进行分析,结合电路理论中的二端口网络理论,即可建立轨道电路等效的二端口传输路径模型,实现对轨道电路传输路径可靠性的分析^[2]。

根据轨道电路调整表,以1 700 Hz、900~1 000 m 的轨道区段为例,采用分段的四点式对主轨道区段的轨面电压及轨入轨出电压进行实时监测。轨道电路等效电路及增设的轨道电路采集点见图1。

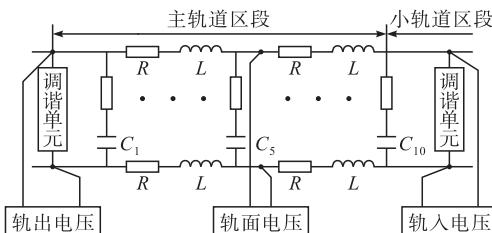


图 1 轨面电压采集等效电路图

当前研究背景下的ZPW-2000A 轨道电路微机监测系统对于补偿电容的监测数据主要反映在主轨道的轨入电压和轨出电压^[2],由于轨道电路长度较大且补偿电容设置数目多,仅通过轨入及轨出电压反映整段轨道电路补偿电容的工作状态略有欠缺,本文提出在主轨道传输路径中增设2个轨面电压采集点,通过轨面电压采集点与轨入电压、轨出电压共同完成对轨道电路补偿电容剩余寿命的估计,进而优化补偿电容的维修机制。

2 补偿电容监测数据分析

根据轨道电路的传输机制及钢轨的感抗特性进行传输路径的二端口网络的建模,并与实际数据进行对比,验证仿真模型的有效性与准确性。

在调整状态下,补偿电容无故障时,轨入、轨出端接收到的电压幅值近似为定值,故信号集中采集的移频主轨接收电压曲线为一条直线。补偿电容故障对轨入、轨出电压影响的实际数据见表1^[2]。补偿电容故障对主轨中心及小轨中心电压的影响见表2^[2]。

表 1 补偿电容故障对轨入轨出电压的影响

故障类型	正常	C ₁ 故障	C ₂ 故障	C ₃ 故障	C ₄ 故障	C ₅ 故障
轨入电压/mV	476.7	439.4	431.8	447.0	472.0	484.1
轨出电压/mV	124.1	129.3	144.3	144.5	129.3	112.3
故障类型	C ₆ 故障	C ₇ 故障	C ₈ 故障	C ₉ 故障	C ₁₀ 故障	
轨入电压/mV	483.7	472.6	448.1	432.5	439.0	
轨出电压/mV	118.6	125.6	131.7	132.4	127.7	

表 2 补偿电容故障对主轨小轨中心电压的影响

故障类型	C ₁ 、C ₁₀ 故障	C ₃ 、C ₈ 故障	C ₄ 、C ₇ 故障	C ₅ 、C ₆ 故障	C ₂ 故障	C ₉ 故障
主轨中心/mV	440.2	457.0	473.4	442.6	432.9	433.5
小轨中心/mV	128.5	127.4	127.5	136.6	144.3	132.4

根据表1、表2不同部位的补偿电容发生故障时,对轨入、轨出电压、主轨中心及小轨中心电压会产生不同的影响,可以采取增加监测点的方式进行特征数据提取提高补偿电容故障预测及剩余寿命估计的精确度。

3 补偿电容剩余寿命估计

3.1 补偿电容隐半马尔可夫模型建立

通过HSMM(Hidden Semi-Markov Model, HSMM)结合补偿电容的故障特性:轨道电路为电气化设备,其两端的电压即可反映其工作状态是否正常^[3];现阶段微机监测系统可提供连续的轨道电路补偿电容的工作电压^[4];通过HSMM的状态驻留时间参数可对补偿电容的剩余寿命进行估计、并可以预测其发生泄漏及容值低于额定值的时间^[5-7]。

状态个数:N,即补偿电容从正常态到故障共经历N个退化状态S₁、S₂、S₃、S₄,再此根据补偿电容的故障特性及其容值发生泄漏的状态将其退化状态分为4步。

观测值个数:M,即补偿电容工作状态所对应的监测电压值的数目,根据补偿电容由工作初始、泄漏状态、故障状态将补偿电容的全生命周期进行划分。

初始概率分布矢量: $\pi=(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$,即补偿电容工作的初始状态处于某一阶段的概率分布, $\pi_i=\Pr(q_1=\theta_i), 1 \leq i \leq N$ 。

状态转移矩阵: $A=\{a_{ij}\}$,即补偿电容工作状态转移矩阵, $a_{ij}=\Pr(q_{t+1}=j|q_t=i), 1 \leq i, j \leq N$ 。

输出概率矩阵: $B=\{b_j(o)\}, j=1, 2, \dots, N\}$,对于连续HSMM,B是一组观测值概率函数,用以表示每个特征值处于哪种全生命周期状态的概率,在此用高斯混合参数进行描述:

$$b_j(o)=\sum_{i=1}^{M_j} c_{ji} G(o, \mu_{ji}, U_{ji}) \quad (1)$$

式中: $M=\{M_j\}$ 代表混合高斯元的个数; $c=\{c_{ji}\}$ 代表混合高斯元的权重; $\mu=\{\mu_{ji}\}$ 代表均值向量; $U=\{U_{ji}\}$ 代表协方差矩阵。其中 $1 \leq j \leq N$ 。

混合系数矩阵:

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1M} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{N1} & c_{N2} & \cdots & c_{NM} \end{bmatrix} \quad (2)$$

假定补偿电容观测量维度为d, c_{ji} 为状态S_j的第1个混合参数,满足约束:

$$c_{ji} \geq 0, \sum_{l=1}^M c_{jl} = 1, 1 \leq j \leq N \quad (3)$$

均值矩阵:

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1M} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{N1} & \mu_{N2} & \cdots & \mu_{NM} \end{bmatrix} \quad (4)$$

协方差矩阵:

$$U = \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} & \cdots & U_{1M} \\ U_{21} & U_{22} & \cdots & U_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ U_{N1} & U_{N2} & \cdots & U_{NM} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: U_{ji} 是一个d维方阵,表示状态S_j的第1个高斯分布的协方差矩阵。

综上所述,状态补偿电容的S_j其概率密度函数可表示为:

$$b_j(o) = \sum_{l=1}^{M_j} c_{jl} G(o, \mu_{jl}, U_{jl}) \quad (6)$$

其中:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} b_j(x) dx = 1, 1 \leq j \leq N \quad (7)$$

状态驻留时间分布矩阵: $P=\{P_i(d)\}$ 表示每个状态的概率分布。 $P_i(d)=P(d|q_i=i), 1 \leq i \leq N, 1 \leq d \leq D$ 。D为全生命周期模型中每种状态的持续时长,通过其分布得出驻留时间的方差及均值。

综上所述,连续性HSMM可表示为: $\lambda=(N, M, \pi, A, B, P)$,其中B=(c, μ, U)。对HSMM模型的训练过程就是对λ各项参数进行赋值的过程。

3.2 补偿电容HSMM剩余寿命估计

基于HSMM的剩余寿命估计方法这一阶段主要用到HSMM中状态驻留时间参数,根据补偿电容全生命周期划分的4种状态结合各个状态的驻留时间,计算其剩余寿命^[8-10]。状态转移示意图见图2。

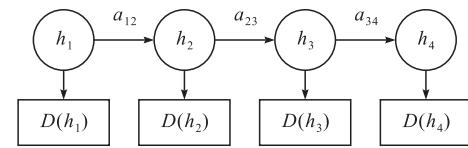


图2 状态转移示意图

首先按照均匀分布对P_i(d)进行初值估计,采用Viterbi算法对特征值描绘的状态路径确定对应的均值μ和标准差σ,然后计算每个状态的最大驻留时间。

$$D(h_i) = \mu(h_i) + \rho \sigma^2(h_i) \quad (8)$$

$$\rho = (T - \sum_{i=0}^N \mu(h_i)) / \sum_{i=0}^N \sigma^2(h_i) \quad (9)$$

通过计算各个状态的驻留时间均值μ(h_i)和方差σ²(h_i)来确定每个状态最大的驻留时间D(h_i)。

在约束条件 $T = \sum_{i=1}^N D(h_i)$ 下最大化 6:

$$\log P(S | \lambda, T) = \sum_{i=1}^N \log P(d_i / h_i) \quad (10)$$

式中: T 为所有的观测值个数。补偿电容剩余寿命计算方法见图 3。

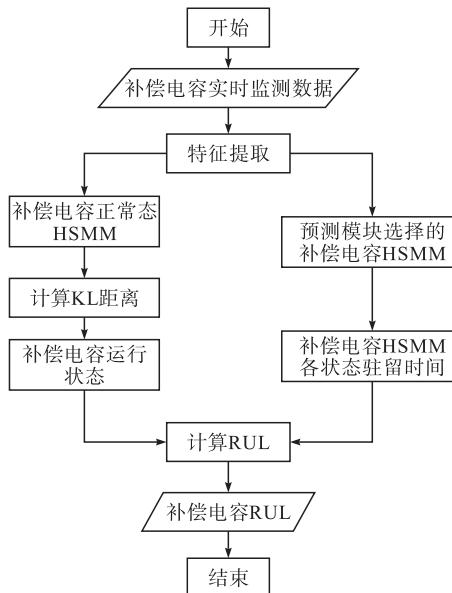


图 3 补偿电容剩余寿命计算方法

在完成对全周期模型的训练后将当前采集的数据与多个预测模型相匹配,通过与当前监测数据匹配度最高的模型进行补偿电容 3 个参数的计算:补偿电容剩余寿命上限、均值及下限^[11-12]。

$$RUL_{upper}(t) = \sum_{i=current\ state}^N [\mu(D(h_i)) + \sigma(D(h_i))] - \tilde{t} \quad (11)$$

$$RUL_{mean}(t) = \sum_{i=current\ state}^N \mu(D(h_i)) - \tilde{t} \quad (12)$$

$$RUL_{lower}(t) = \sum_{i=current\ state}^N [\mu(D(h_i)) + \sigma(D(h_i))] - \tilde{t} \quad (13)$$

因此利用此方法可以随着补偿电容的工作时间对其进行实时监测,每得到一个观测值,就可以根据全生命周期 HSMM 进行剩余寿命估计,绘制出实际的退化模式曲线。

若当前观测值所处的全生命周期 HSMM 中的阶段与前一观测值不同,则变量 \tilde{t} 从 0 再次开始计算:

$$\tilde{t} = \begin{cases} 0, & \lambda_{t-1} \neq \lambda_t \\ t(t-1), & \lambda_{t-1} = \lambda_t \end{cases} \quad (14)$$

4 基于 KL 距离的健康评估总体思路

4.1 退化模式识别

在退化状态识别阶段,利用 Viterbi 算法的性质,结合补偿电容全生命周期模型和概率计算理论

等直接对归一化后的补偿电容分路电流进行状态识别,判断其所属的全生命周期阶段^[13-15]。补偿电容全生命周期退化状态识别方法图 4。

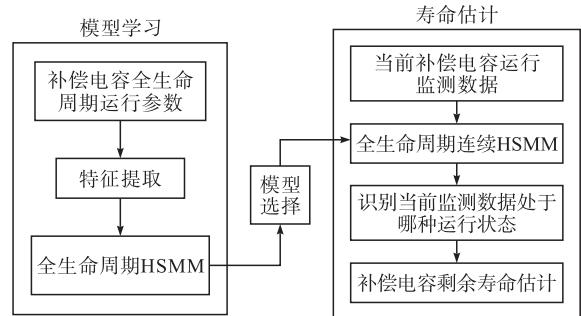


图 4 退化状态识别方法

如图 4 所示,利用多个补偿电容的全生命周期历史运行数据建立多个连续的 HSMM。利用 Viterbi 算法进行补偿电容当前运行状态的识别。

将补偿电容的全生命周期划分为 4 个退化状态,分别为正常状态、轻微退化状态、性能不良状态及故障状态,按照补偿电容的容值及其额定工作容值进行状态划分,补偿电容的容值可通过监测电压直接反映,补偿电容退化状态划分情况见图 5。

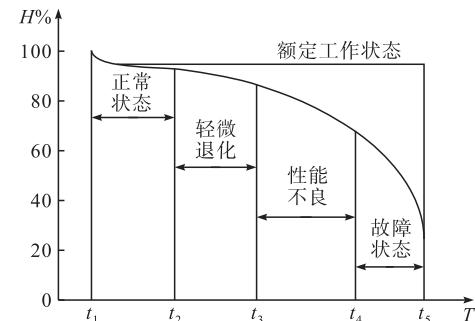


图 5 补偿电容退化状态划分情况

根据图 5 通过健康评估思想,结合补偿电容的工作电压偏移额定值的距离对其工作状态进行划分。依据训练后正常态的 HSMM 求得 $P_{正常}(O|\lambda)$,然后结合电路当前状态经正常态 HSMM 得到对应的 $P_{未知}(O'|\lambda)$,通过 $[P_{正常}(O|\lambda), P_{未知}(O'|\lambda)]$ 计算出 KL 距离。

4.2 KL 距离定义

KL 距离的大小即为当前运行参数偏离正常态的程度,KL 值越小则补偿电容工作越接近正常状态,KL 值增大,补偿电容工作的可靠性也随着降低^[16-18],若偏移的 KL 距离大于阈值(即补偿电容的归一化分路电流超出额定值),则补偿电容失效。KL 距离定义为:

$$d_{KL}[P_{未知}(O' | \lambda) || P_{正常}(O | \lambda)] = \sum_{x \in U} P_{未知}(O' | \lambda) \log \frac{P_{未知}(O' | \lambda)}{P_{正常}(O | \lambda)} \quad (15)$$

5 仿真实验

5.1 仿真实验指标

利用补偿电容泄漏状态数据对 HSMM 进行训练,通过全生命周期模型及状态驻留时间,估计补偿电容的寿命。通过调整二端口网络传输路径,模拟各个补偿电容泄漏情况,验证 HSMM 在补偿电容剩余寿命估计方面的精确度。由于补偿电容实际工作寿命受温度影响较大,而验证模型的有效性和可靠性无需考虑温度对其的干扰,只需验证该模型能否对补偿电容的剩余寿命进行准确的预估。

现将补偿电容容值泄漏至其额定值的 60%为失效状态进行仿真实验^[19-21],以匀速降低补偿电容容值直至低于补偿电容额定容值的 60%所需的时间即为实际剩余寿命,通过 HSMM 结合补偿电容监测点采集的分路电流对补偿电容的剩余寿命进行估计,通过对比二者之间的差距来判断该方法的有效性。

5.2 补偿电容泄漏定位原理

当单个补偿电容发生容值泄漏而导致的电容幅值不断降低时,根据全生命周期的退化路径对其进行划分,补偿电容处于退化初期和中期,接收端主轨出及其余各个监测点的归一化分路电流如下。

下面以主轨 C_4 处补偿电容故障为例。补偿电容正常工作时,接收端所接收到的补偿电容泄漏时的轨出电压监测点的归一化分路电流见图 6。

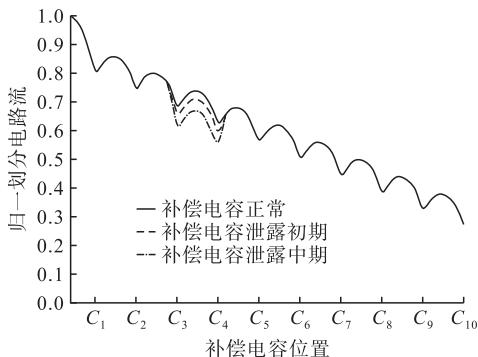


图 6 补偿电容泄漏时的轨出电压监测点分路电流

图 6 中,当补偿电容发生泄漏时,随着时间的推移,补偿电容容值不断降低,无法平衡钢轨的感抗,由于在进行补偿电容剩余寿命估计时假设道砟电阻不变,钢轨感抗增加,轨面电压和分路电流均减小。由于轨出电压监测点与补偿电容 C_1 的距离最近,传输路径最短,信号衰减的程度最低,故 C_1 处的轨面电压和分路电流最大,随着传输路径的增长,轨面电压和分路电流随之减小。接收到的补偿电容泄漏时的监测点 1 分路电流见图 7。

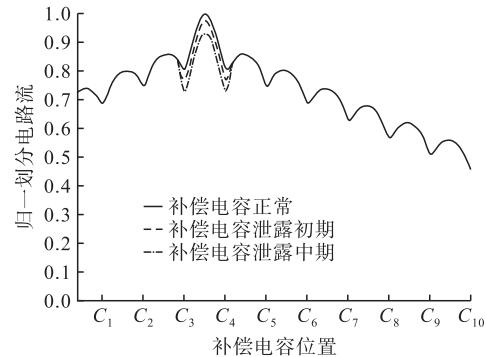


图 7 补偿电容泄漏时的监测点 1 分路电流

图 7 中,由于轨出电压监测点与补偿电容 C_3 及 C_4 的距离最近,传输路径最短,信号衰减的程度最低,故 C_3 、 C_4 处的轨面电压和分路电流最大。接收到的补偿电容泄漏时的监测点 2 分路电流见图 8。

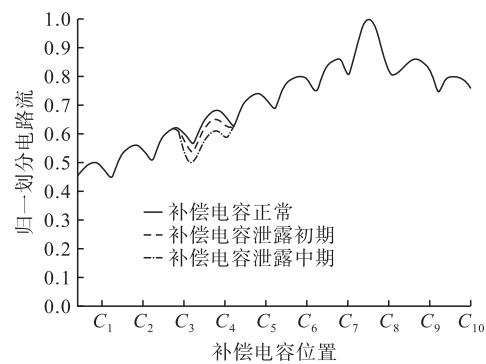


图 8 补偿电容泄漏时的监测点 2 分路电流

如图 8 所示,由于轨出电压监测点与补偿电容 C_7 及 C_8 的距离最近,传输路径最短,信号衰减的程度最低,故 C_7 、 C_8 处的轨面电压和分路电流最大。由于 C_4 补偿电容发生泄漏,随着时间的推移其 C_4 处的分路电流不断减小。

通过对各个监测点监测的补偿电容分路电流进行归一化处理,得到由于 C_4 补偿电容故障的各个监测点归一化分路电流,并可实现补偿电容故障的精准定位,进而实现补偿电容维护操作的优化。

5.3 仿真实验数据对比分析

通过匀速降低补偿电容容值直至低于额定值的 60%所需时间即实际剩余寿命,将其与 HSMM 预估的补偿电容剩余寿命进行对比。采用轨出电压和增设的轨面采集点 1 所采集的数据进行剩余寿命估计,实际剩余寿命与 HSMM 预计的剩余寿命对比见表 3。

表 3 增设补偿电容轨面采集点 1

补偿电容	HSMM 预计剩余寿命/s	实际剩余寿命/s
C_1	785	1 000
C_2	1 251	1 500
C_3	1 782	2 000
C_4	2 749	2 500
C_5	3 205	3 000

采用轨出电压和增设的轨面采集点 2 所采集的数据进行剩余寿命估计, 实际剩余寿命与 HSMM 预计的剩余寿命对比见表 4。

表 4 增设补偿电容轨面采集点 2

补偿电容	HSMM 预计剩余寿命/s	实际剩余寿命/s
C_1	742	1 000
C_2	1 317	1 500
C_3	1 749	2 000
C_4	2 275	2 500
C_5	2 721	3 000

采用轨出电压和增设的轨面采集点 1、2 所采集的数据进行剩余寿命估计, 实际的剩余寿命 HSMM 预计的剩余寿命对比见表 5。

表 5 增设补偿电容轨面采集点 1、2

补偿电容	HSMM 预计剩余寿命/s	实际剩余寿命/s
C_1	953	1 000
C_2	1 568	1 500
C_3	1 986	2 000
C_4	2 477	2 500
C_5	3 041	3 000

通过对表 3~5 可见, 同时增设补偿电容轨面采集点 1 和 2 后, 剩余寿命估计的精确度较增设单个采集点有较大的提高, 验证了本文提出的增设采集点进行补偿电容剩余寿命估计的精确度有较大的提升。

6 结论

现阶段轨道电路在我国铁路信号传输系统中实现了对列车运行追踪与定位的功能, 由于轨道电路传输距离长, 补偿电容数目多, 无法实现故障的精准定位, 影响检修效率并大大增加了现场维修人员的工作量。本文主要工作及结果如下:

- 1) 通过增设轨道电路轨面监测点的方式对补偿电容的工作情况进行数据采集;
- 2) 通过增设的补偿电容采集点实现轨道电路补偿电容故障的精确定位;
- 3) 根据轨道电路仿真模型数据训练其全生命周期 HSMM, 通过增设的补偿电容采集点及其全生命周期 HSMM 实现了对补偿电容剩余寿命的估计;
- 4) 通过对补偿电容全生命周期进行划分, 对即将发生故障的补偿电容进行精确定位, 实现从故障修到状态修的转化, 不仅降低了现场操作人员的工作量, 而且实现了全方位的补偿电容工作状态实时监测。

参考文献

- [1] 黄赞武. 轨道电路故障预测与健康管理关键技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
- [2] 孙上鹏. 无绝缘轨道电路故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014.
- [3] 张凤霞. ZPW-2000A 轨道电路健康管理系统的研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
- [4] 王秋实. ZPW-2000A 型无绝缘移频轨道电路智能故障诊断方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [5] 杨杰. ZPW-2000A 型轨道电路可靠性与安全性研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [6] KUMAR R, TAKAI S. Decentralized Prognosis of Failures in Discrete Event Systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2010, 55(1): 48-59.
- [7] FENG L, ZHANG Y W, LI X G, et al. Independent Component Analysis Based on Data-Driven Reconstruction of Multi-Fault Diagnosis[J]. Journal of Chemometrics, 2017, 31(12): 2932.
- [8] 许丽佳, 黄建国, 王厚军. 基于 HMM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(7): 1215-1222.
- [9] 张星辉, 康建设. 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.
- [10] AMINI M. A New Locally Optimum Watermark Detection Using Vector-Based Hidden Markov Model in Wavelet Domain[J]. Signal Processing, 2017, 137: 213-222.
- [11] 许庆阳, 刘中田, 赵会兵. 基于隐马尔科夫模型的道岔故障诊断方法[J]. 铁道学报, 2018, 40(8): 98-106.
- [12] BESSA I, PALHARES R M, DANGELO M F S, et al. Data-Driven Fault Detection and Isolation Scheme for a Wind Turbine Benchmark [J]. Renewable Energy, 2016, 87: 634-645.
- [13] 刘超. 基于隐半马尔科夫模型的风电机组齿轮箱故障预测[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [14] JIANG H, CHEN J, DONG G. Hidden Markov Model and Nuisance Attribute Projection Based Bearing Performance Degradation Assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 184-205.
- [15] 丁岩, 郭和强. 基于隐马尔可夫模型的电力系统连锁故障预测[J]. 电网与清洁能源, 2017(9): 93-98.
- [16] 刘邦欣. 电子系统 PHM 关键技术的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [17] JUNG J Y, MIN O. Spatial Region Estimation for Autonomous CoT Clustering Using Hidden Markov Model[J]. ETRI Journal, 2018, 40(1): 122-132.
- [18] LIU X, XU X, JIANG Z, et al. Application of the State Deterioration Evolution Based on Bi-Spectrum Entropy and HMM in Wind Turbine[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2016, 89: 160-168.
- [19] 廖雯竹, 李丹. 基于 SAEM-HMM 的设备状态诊断模型研究[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(7): 1910-1918.
- [20] 贲钰, 上官伟. 列车定位单元 ODO 故障分析及 HMM 的应用研究[J]. 西南交通大学学报, 2017, 52(6): 1233-1240.
- [21] GONZALEZ I, CARTELLA F, ENESCU V, et al. Recognition of Facial Actions and Their Temporal Segments Based on Duration Models [J]. Multimedia Tools & Applications, 2015, 74(22): 10001-10024.

(编辑:徐楠楠)