

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0797

多元件相关的列车牵引系统 可靠性评估与寿命预测

田贵双, 王少萍*, 石健

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 牵引系统作为城市轨道交通列车的核心, 其可靠性对保障列车的运行安全具有重要意义。针对牵引系统结构复杂且失效模式多样的问题, 开展可靠性评估与寿命预测研究。着重围绕牵引系统中的关键元件: 牵引电机和绝缘栅双极晶体管 (IGBT), 构建牵引电机退磁故障和 IGBT 键合线失效的性能退化模型, 采用融合失效机理的维纳过程描述 2 个元件的性能退化过程, 并采用 Copula 函数描述两者的相关性。对于离线可靠性评估, 采用贝叶斯马尔可夫链蒙特卡罗方法进行未知参数估计; 对于在线剩余使用寿命预测, 采用贝叶斯与期望最大相融合的算法更新模型中的未知参数。基于牵引系统的性能退化试验数据, 验证所提模型和算法, 结果表明: 考虑牵引电机和 IGBT 2 个元件相关的可靠性模型能够精准实现可靠性评估, 采用贝叶斯与期望最大相融合的参数更新算法可有效提升寿命预测精度。

关 键 词: 列车牵引系统; 维纳过程; Copula 函数; 可靠性; 寿命预测

中图分类号: TP202⁺.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2025)06-2081-10

城市轨道交通车辆牵引系统的主要作用是完成列车的牵引、制动和控制, 对列车的安全可靠运行至关重要。牵引系统一旦发生故障, 不仅会造成乘客出行的延误, 甚至危及乘客安全。为了确保城市轨道交通牵引系统在运行过程中万无一失, 就必须掌握其退化机理和剩余使用寿命, 提高系统的可靠性、安全性和综合保障性。

据统计, 制约牵引系统可靠性的关键元件是牵引电机和牵引逆变器^[1], 一旦牵引电机或其逆变器发生性能退化, 将影响整车动力性能, 甚至影响行车安全。近年来, 随着中国城市轨道交通的迅速发展, 越来越多的学者关注其牵引系统的可靠性和寿命研究。马伊光^[2]针对高转矩密度电机的失效机理和电机内部应力场对电机可靠性的影响, 构建了多场耦合作用下的永磁体和绕组绝缘失效的可靠

性模型。Guo 等^[3]提出了基于双环数字孪生架构的永磁同步电机全生命周期健康管理模型。唐春萍^[4]以 CRH2 型动车组牵引电机为研究对象, 根据异步电机驱动系统中发生不同类型复合故障时的数据特点, 提出了复合故障诊断方案。对于牵引逆变器而言, 绝缘栅双极晶体管 (insulated gate bipolar transistor, IGBT) 是其核心装置, 具备开关速度快、驱动功率低、密度载流大等优势。然而, IGBT 长期处于恶劣的外部工作环境, 并承受着电热效应的内部持续作用, 这使其成为牵引逆变器中最易发生故障的器件。因此, 针对 IGBT 进行失效机理分析并建立模型以准确掌握寿命状态, 有利于降低列车维护成本, 提升列车运行可靠度。罗俊^[5]针对 IGBT 的键合线断裂故障, 从有限元仿真和实验测试 2 个方面进行了热形变场特性分析, 并根据所获取的热

收稿日期: 2023-12-09; 录用日期: 2023-12-30; 网络出版时间: 2024-01-10 14:13

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240110.1019.002

基金项目: 北京市自然科学基金-丰台轨道交通前沿研究联合基金 (L221008)

*通信作者. E-mail: shaopingwang@vip.sina.com

引用格式: 田贵双, 王少萍, 石健. 多元件相关的列车牵引系统可靠性评估与寿命预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(6): 2081-2090. TIAN G S, WANG S P, SHI J. Reliability assessment and lifetime prediction for train traction system considering multiple dependent components [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(6): 2081-2090 (in Chinese).

形变场分布规律开展了基于热形变场信号的故障诊断应用。杨德浩^[6]提出了一种 IGBT 的结温数值计算方法,以便引入优化算法来提升牵引逆变器的可靠性。在不同应力条件下,Yang 等^[7]利用断裂力学理论,提出了基于应变强度因子的键合线热疲劳寿命预测方法。目前,针对牵引电机和 IGBT 涌现出不少研究成果,但未考虑复杂工况下牵引电机和 IGBT 同时出现失效模式的情况,且退化过程中存在随机性和不确定性,这使得可靠性分析问题更具挑战性。

基于随机过程的元件性能退化建模是以随机过程和数理统计理论为基础,融合元件在退化过程中存在的随机不确定性,得到元件寿命的概率分布,并量化可靠性评估和寿命预测中的不确定性^[8]。Yang 等^[9]分析了牵引电机的失效机理,将稳态电流变化的绝对值作为性能退化指标,采用维纳过程描述了电机的性能退化过程。朱琦^[10]针对电机系统中母线电容建立了基于随机过程的性能退化模型。曾东^[11]以维纳过程描述了 IGBT 饱和和压降为性能退化指标的退化过程。王宇琦^[12]通过 5 种随机过程模型对 IGBT 老化性能退化建模,并采用参数估计方法完成了分布模型的表征,进而模拟出 IGBT 老化过程。

上述研究工作大多聚焦于牵引电机或 IGBT 单一性能指标的退化建模,但在实际工程应用中,往往存在多个性能退化指标可以反映牵引系统的性能退化过程。在系统退化建模时考虑多个性能退化指标,有助于提高可靠性评估的精度。Copula 函数凭借其简洁结构和较高计算效率,成为系统多失效模式耦合建模的有效工具。刘小平等^[13]利用基于随机效应的维纳过程及 Copula 函数建立了齿轮泵容积效率和总效率相关的退化过程模型,并借助 Bootstrap 抽样方法实现了个体差异参数的再抽样。王少萍等^[14]利用 Copula 函数揭示了飞机液压泵转子-配流盘摩擦副和轴尾密封副的摩擦磨损之间的相关关系。Zhang 等^[15]针对唇形密封的 2 种失效模式进行相关性分析,通过多项式时变 Copula 函数描述了两者相关关系,并根据赤池信息量准则选择出最佳 Copula 函数和最佳时变模型的阶次,以防止过拟合现象的发生。Chen 等^[16]将 Copula 函数与层次贝叶斯网络相融合,建立了考虑系统中多元件相关的系统可靠性模型。

为了准确描述牵引系统多个故障之间的相关性,本文从牵引系统 2 个关键元件—牵引电机和 IGBT 失效机理出发,建立牵引电机退磁故障和 IGBT 键合线失效的性能退化模型。首先,采用维

纳过程描述 2 个健康因子的性能退化过程,并采用 Gaussian Copula 函数描述 2 个健康因子之间的相关性。然后,针对牵引系统可靠性模型中未知参数,通过贝叶斯与期望最大(expectation maximum, EM)相融合的算法进行实时更新,从而实现牵引系统剩余使用寿命的精准预测。最后,基于本文所提模型开展牵引系统性能退化试验,以验证其有效性。

1 牵引系统失效机理分析

1.1 牵引系统工作原理

列车牵引系统包括受电弓、高速断路器、牵引控制单元、牵引电机和 IGBT 等,具体结构如图 1 所示。在牵引电机驱动系统中,将单相交流电输入到牵引变流器(由脉冲整流器、中间直流环和牵引逆变器组成),通过控制器对 IGBT 进行控制,得到电压和频率都可以调节的三相交流电,再输入到牵引电机从而控制齿轮与轮对的运转以牵引列车前行。牵引电机和 IGBT 是牵引系统中的关键元件,共同负责将电能转换为机械能以推动列车,一旦其发生故障将会致使整个列车系统运行性能下降。本文将针对牵引电机和 IGBT 的典型故障模式进行建模,分析其退化过程。

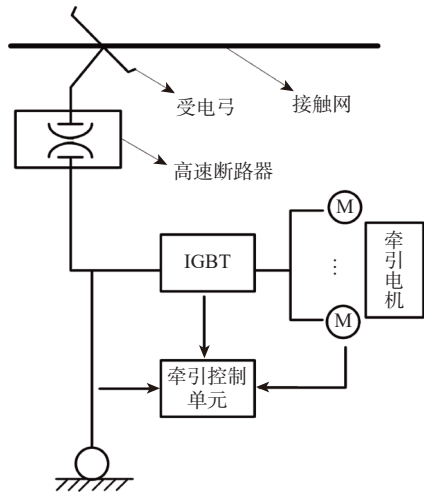


图 1 牵引系统工作原理

Fig. 1 The working principle of traction system

1.2 牵引电机失效机理与性能退化建模

退磁故障作为牵引电机特有的一类故障,是关系电机能否安全可靠运行的最关键因素之一^[2]。由于牵引电机长期处于高转矩运行状态,内部温度急剧攀升,但自身散热能力有限,使得电机永磁体磁感应强度减弱,与此同时退磁膝点随之升高。一旦发生退磁故障,将导致电机输出转矩减小,所产生的转矩脉动、振动和过热可能会引起匝间短路、偏心故障、轴承磨损等其他故障,而且退磁故障发生

初期往往难以直接检测, 因此, 开展退磁故障机理的分析和寿命预测研究显得尤为重要。

发生永磁体退磁故障后, 可以通过转子各个磁极上的永磁体磁链变化在 d - q 轴上的投影反映牵引电机退磁故障的情况。当牵引电机发生退磁故障时, 其电流变化率方程可以表示为

$$\frac{dx(t)}{dt} = \underbrace{\begin{bmatrix} -\frac{\rho}{L_d} & 0 \\ 0 & -\frac{\rho}{L_q} \end{bmatrix}}_A x(t) + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \end{bmatrix}}_B u(t) + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{\omega_e L_q}{L_d} i_q + \frac{\omega_e \psi_{gd}(t)}{L_d} \\ -\frac{\omega_e L_d}{L_q} i_d - \frac{\omega_e \psi_{gq}(t)}{L_q} \end{bmatrix}}_{d_f(t)} \quad (1)$$

式中: $x(t) = [i_d(t), i_q(t)]^T$, $i_d(t)$ 和 $i_q(t)$ 为 d - q 轴上定子电流; $u(t) = [u_d(t), u_q(t)]^T$, $u_d(t)$ 和 $u_q(t)$ 为 d - q 轴上定子电压; A 和 B 为系统矩阵; $d_f(t)$ 为系统扰动项; ρ 为定子相电阻; ω_e 为转子角速度; L_d 和 L_q 为 d - q 轴上定子绕组电感; $\psi_{gd}(t)$ 和 $\psi_{gq}(t)$ 为永磁体磁链变化 $\psi_g(t)$ 在 d - q 轴上的投影。

通常, $\psi_{gd}(t)$ 和 $\psi_{gq}(t)$ 难以获取, 本文采用扩张状态观测器方法, 得到永磁体磁链变化的估计信息。将状态方程 (1) 基于采样周期 S 离散化, 构造如下扩张状态观测器:

$$\begin{cases} \hat{d}_f(s) = \hat{d}_f(s-1) - \tau_1 S e_x(s) \\ \hat{x}(s+1) = \hat{x}(s) + S(A\hat{x}(s) + Bu(s)) + S(\hat{d}_f(s) - \tau_2 e_x(s)) \\ e_x(s) = \hat{x}(s) - x(s) \end{cases} \quad (2)$$

式中: τ_1 和 τ_2 为满足 $0 < \tau_1 < (4 + \tau_2^2)/(4S)$ 和 $0 < \tau_2 < 4$ 的参数, 则 $\hat{d}_f(s) = [\hat{d}_{fd}(s), \hat{d}_{fq}(s)]^T$ 能够收敛到 $d_f(s)$ 。

由此, 牵引电机发生退磁故障后, 磁链在 d - q 轴的投影可以通过估计得到:

$$\begin{bmatrix} \hat{\psi}_{gd}(s) \\ \hat{\psi}_{gq}(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -L_d i_d(s) \\ L_q i_q(s) \end{bmatrix} - \frac{1}{\omega_e(k)} \begin{bmatrix} L_q \hat{d}_{fq}(s) \\ L_d \hat{d}_{fd}(s) \end{bmatrix} \quad (3)$$

基于退磁故障的影响, 定义电机性能退化指标如下:

$$Y_M(l) = \frac{\sqrt{\hat{\psi}_{gd}^2(s) + \hat{\psi}_{gq}^2(s)}}{\psi_f^*} \quad (4)$$

式中: ψ_f^* 为正常情况下永磁体磁链值。

1.3 IGBT 键合线失效与性能退化建模

IGBT 是牵引逆变器实现电能转换的核心单元, 同时也是逆变器中失效率最高的元件。在长期运行过程中, IGBT 高频导通和关断会产生大量焦耳热, 且因各层封装材料的热膨胀系数不匹配, 在

热应力反复冲击下易造成封装材料疲劳损伤, 最终导致失效, 威胁牵引逆变器运行。因热应力而失效的形式主要包含键合线失效和焊料层失效, 其中, 前者占 IGBT 总失效的 70% 左右。因此, 本文主要关注 IGBT 的键合线失效。本质上, 键合线的失效是由热应力引起, 且热应力多聚集于键合线底部, 这使得键合点的两侧出现裂纹, 并向中间扩展, 最终引发键合线完全脱落, 如图 2 所示。

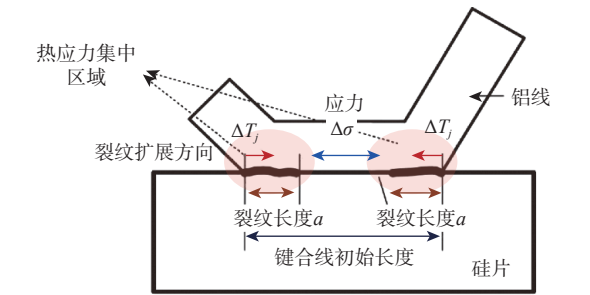


图 2 IGBT 键合线裂纹扩展示意图
Fig. 2 IGBT bonding wire crack propagation diagram

采用 Paris 方程描述裂纹扩展状态^[17], 具体如下:

$$\frac{da}{dN} = \theta(\Delta K)^\xi \quad (5)$$

式中: a 为裂纹长度; N 为应力循环次数; θ 和 ξ 为与键合线材料相关的系数; ΔK 为应力强度因子, 满足:

$$\Delta K = \beta \Delta \sigma \sqrt{\pi a} \quad (6)$$

其中: β 为几何尺寸因子; $\Delta \sigma$ 为与结温变化 ΔT 相关的应力幅值, 即

$$\Delta \sigma = \kappa E \Delta \varepsilon = \kappa E (\alpha_{Al} - \alpha_{Si}) \Delta T \quad (7)$$

式中: $\Delta \varepsilon$ 为应变; κ 为常值系数; E 为铝材料的弹性模量; α_{Al} 和 α_{Si} 分别为铝材料和硅材料的热膨胀系数。

因此, 结合以上分析可以得到裂纹扩展状态方程为

$$\frac{da}{dN} = \theta[\kappa \beta E (\alpha_{Al} - \alpha_{Si}) \Delta T]^\xi \quad (8)$$

随着键合点的裂纹扩展, IGBT 外部电学特性的变化表现为集电极-发射极导通压降 $V_{ce(on)}$ 逐渐上升, 因此, 可将导通压降 $V_{ce(on)}$ 作为特征参数。在式 (8) 的基础上, $V_{ce(on)}$ 的表达式如下:

$$V_{ce(on)} = V_{ce(on)}^0 + f(a(N)) \quad (9)$$

式中: $V_{ce(on)}^0$ 为伏安特性曲线于横轴的交点电压; $f(a(N))$ 由历史和仿真数据拟合确定, $a(N)$ 由式 (8) 得到。

定义 IGBT 的性能退化指标如下:

$$Y_{IGBT}(N) = \frac{V_{ce(on)}}{V_{ce(on)}^*} \tag{10}$$

式中: $V_{ce(on)}^*$ 为 IGBT 导通压降的失效阈值。

2 牵引系统二元相关可靠性建模与
剩余使用寿命预测方法

IGBT 需要根据列车的牵引需求, 调整输出电能的特性, 以满足牵引电机的工作要求。IGBT 故障会影响牵引电机将电能转换为机械能, 从而影响整个列车正常服役。牵引电机退磁故障将导致电机的输出转矩下降, 在输入功率不变的情况下, 电机的恒转矩阶段占整个牵引时间的比重上升, IGBT 的功率损耗相比恒功率阶段而言较大, 进而导致 IGBT 功率损耗上升, 影响 IGBT 正常工作。牵引电机和逆变器之间的协同确保了电能的高效转换, 促使牵引系统能够在不同速度和负载条件下实现最佳性能, 因此, 二者性能之间存在一定的相关性。本节分别针对牵引电机和 IGBT 进行性能退化建模, 并基于此建立考虑二者相关的性能退化模型。

2.1 融合失效机理的维纳过程模型

随服役时间的推移, 牵引电机与 IGBT 在退化过程中存在一定的随机性。本文采用维纳过程来描述二者的性能退化。维纳过程初始退化量为零, 退化量服从正态分布:

$$Y_k(t) \sim N(\mu_k \Lambda_k(t; \gamma_k), \sigma_k^2 \Lambda_k(t; \gamma_k)) \quad (k = M, IGBT) \tag{11}$$

式中: $\mu_k > 0$ 为漂移参数, 用于反映退化速率; $\sigma_k^2 > 0$ 为扩散参数, 用于反映退化过程中时间随机性; $\Lambda_k(t; \gamma_k)$ 为单调递增的时间尺度函数, 用于反映性能指标的退化轨迹, γ_k 为时间尺度函数中的相关参数; k 代表牵引电机和 IGBT。基于牵引电机和 IGBT 的失效机理分析, 确定 2 个元件性能指标的退化轨迹形式。

给定牵引电机和 IGBT 性能退化指标的失效阈值为 d_k , 则失效时间 H_k 定义为首次达到阈值的时间, 即

$$H_k = \inf \{t : Y_k(t) > d_k\} \tag{12}$$

对于维纳过程, 失效时间 H_k 服从逆高斯分布。因此, 单一元件的可靠度函数 $R_k(t)$ 表示为

$$R_k(t) = \Phi\left(\frac{d_k - \mu_k \Lambda_k(t; \gamma_k)}{\sigma_k \sqrt{\Lambda_k(t; \gamma_k)}}\right) - \exp\left(\frac{2\mu_k d_k}{\sigma_k^2}\right) \Phi\left(-\frac{d_k + \mu_k \Lambda_k(t; \gamma_k)}{\sigma_k \sqrt{\Lambda_k(t; \gamma_k)}}\right) \tag{13}$$

给定性能退化指标的性能退化数据为 $Y_{k,1:j} =$

$\{Y_k(t_1), Y_k(t_2), \dots, Y_k(t_j)\}$, 且在 t_j 时刻未失效, 即 $Y_k(t_j) < d_k$ 。剩余使用寿命 U_j 表示元件失效前可以保持正常工作的时间, 其表达式为

$$U_j = \inf \{l_j : Y(t_j + l_j) \geq d_k, Y_{k,1:j}, Y_k(t_j) < d_k\} \tag{14}$$

剩余使用寿命可以认为是随机过程 $\{Y'_k(l_j), l_j > 0\}$ 超过失效阈值 $d_k - Y_k(t_j)$ 的时间, 其中, $Y'_k(l_j) = Y_k(l_j + t_j) - Y_k(t_j)$ 。与式 (13) 类似, 剩余使用寿命累积分布 $F_{k,U_j}(l_j)$ 的表达式为

$$F_{k,U_j}(l_j) = \Phi\left(\frac{-(d_k - Y_k(t_j)) + \mu_k \Lambda_k(l_j; \gamma_k)}{\sigma_k \sqrt{\Lambda_k(l_j; \gamma_k)}}\right) + \exp\left(\frac{2\mu_k (d_k - Y_k(t_j))}{\sigma_k^2}\right) \cdot \Phi\left(-\frac{(d_k - Y_k(t_j)) + \mu_k \Lambda_k(l_j; \gamma_k)}{\sigma_k \sqrt{\Lambda_k(l_j; \gamma_k)}}\right) \tag{15}$$

由于加工工艺和设计误差等因素, 元件间存在个体差异性。不同工况下牵引系统性能退化也有所不同, 进而导致其性能退化过程中存在不确定性, 且这些不确定性可以体现在退化量均值 $E[Y_k(t)] = \mu_k \Lambda(t; \gamma_k)$ 上。本文假设退化速率 μ_k 服从正态分布, 即 $\mu_k \sim N(\eta_{\mu,k}, \sigma_{\mu,k}^2)$ 。此时, 对于考虑个体间差异性的维纳过程的可靠度函数 $R_k^v(t)$ 和剩余使用寿命分布 $F_{k,U_j}^v(l_j)$, 分别通过求可靠度函数 $R_k(t)$ 和剩余使用寿命分布 $F_{k,U_j}(l_j)$ 关于 $p(\mu_k)$ 的期望得到, 并根据文献 [18-19] 所给出的定理可以得到其解析表达式。

2.2 Copula 函数

Copula 函数可以作为连接函数, 通过相应的函数结构连接多个随机变量的边缘分布, 从而描述性能指标之间的相关性。本文采用 Copula 函数来描述牵引电机磁链和 IGBT 导通压降之间的相关性。根据 Sklar 定理^[20] 和二元 Copula 函数, 2 个退化指标的联合累积分布函数表示为

$$J(Y_M, Y_{IGBT}) = C(J_M(Y_M), J_{IGBT}(Y_{IGBT}); \theta) \tag{16}$$

式中: $J_M(Y_M)$ 和 $J_{IGBT}(Y_{IGBT})$ 分别为 2 个性能指标的边缘分布函数; θ 为 Copula 函数中的相关系数, 用于反映 2 个退化指标之间的相关性强度。

2 个性能指标的联合概率密度函数表示为

$$f(Y_M, Y_{IGBT}) = c(J_M(Y_M), J_{IGBT}(Y_{IGBT}); \theta) f(Y_M) f(Y_{IGBT}) \tag{17}$$

式中: $f(Y_M)$ 和 $f(Y_{IGBT})$ 分别为 2 个随机变量的概率密度函数; $c(J_M(Y_M), J_{IGBT}(Y_{IGBT}); \theta)$ 为对应 Copula 函数的概率密度函数, 且有

$$c(J_M(y_M), J_{IGBT}(y_{IGBT}); \theta) = \frac{\partial C(J_M(y_M), J_{IGBT}(y_{IGBT}); \theta)}{\partial J_M(y_M) \partial J_{IGBT}(y_{IGBT})} \quad (18)$$

Gaussian Copula 函数呈现出对称结构^[20], 本文采用该函数来描述牵引电机和 IGBT 退化的相关性。

2.3 基于相关性函数的系统多性能指标相关的寿命预测

给定牵引电机磁链变化和 IGBT 集电极-发射极导通压降的失效阈值分别为 d_M 和 d_{IGBT} , 且当任意一个性能指标达到失效阈值时即认为失效。考虑 2 个性能指标的可靠度函数表示为

$$R(t) = \Pr\{Y_M(t) < d_M, Y_{IGBT}(t) < d_{IGBT}\} \quad (19)$$

牵引系统寿命表示为

$$H_{\text{system}} = \min\{H_M, H_{IGBT}\} \quad (20)$$

由 Copula 函数性质可知, 考虑 2 个性能指标相关的可靠度函数 $R(t)$ 和剩余使用寿命分布 $F_{U_j}(l_j)$ 如下:

$$R(t) = C(R_M(t), R_{IGBT}(t)) \quad (21)$$

$$F_{U_j}(l_j) = C(J_{M,U_j}(l_j), J_{IGBT,U_j}(l_j)) \quad (22)$$

根据全概率公式, 考虑元件个体间差异和 2 个性能退化指标相关的可靠度函数 $R^v(t)$ 及系统牵引系统剩余使用寿命分布 $F_{U_j}^v(l_j)$ 分别表示为

$$R^v(t) = \iint R(t|\mu_M, \mu_{IGBT}) g(\mu_M) g(\mu_{IGBT}) d\mu_M d\mu_{IGBT} \quad (23)$$

$$F_{U_j}^v(l_j) = \iint F_{U_j}(l_j|\mu_M, \mu_{IGBT}) g(\mu_M) g(\mu_{IGBT}) d\mu_M d\mu_{IGBT} \quad (24)$$

3 统计推断

3.1 离线参数估计

假设在试验中共有 N 个牵引电机和 IGBT, 以及在给定试验时间内每个试验样件有 M 个性能退化观测值。假设第 $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 个元件第 k 个性能退化指标的第 $j(j = 1, 2, \dots, M)$ 个观测量为 $Y_k(t_{ij})$, 则退化增量可以表示为 $\Delta Y_k(t_{ij}) = Y_k(t_{ij}) - Y_k(t_{i,j-1})$ 。时间尺度函数参数 γ_k 由元件失效机理来确定。令 $\theta = (\eta_{\mu,M}, \sigma_{\mu,M}^2, \sigma_M^2, \eta_{\mu,IGBT}, \sigma_{\mu,IGBT}^2, \sigma_{IGBT}^2, \theta)$ 表示可靠性模型中所有的未知参数, 其中, $\theta_k^w = (\eta_{\mu,k}, \sigma_{\mu,k}^2, \sigma_k^2)$ 为参数估计时维纳过程中的未知参数。令 $D = (D_M, D_{IGBT})$ 表示退化数据, 其中, D_M 为牵引电机的退化数据, D_{IGBT} 为 IGBT 的退化数据。由此, 构建考虑 2 个性能指标相关的可靠性模型, 其表达式如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta Y_k(t_{ij}) \sim N(\mu_k \Delta \Lambda(t_{ij}; \gamma_k), \sigma_k^2 \Delta \Lambda(t_{ij}; \gamma_k)) \\ \mu_k \sim N(\eta_{\mu,k}, \sigma_{\mu,k}^2) \\ f(\Delta Y_M(t_{ij}), \Delta Y_{IGBT}(t_{ij}) | D, \mu_M, \mu_{IGBT}) = \\ \prod_{k=1}^2 \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M f_k(\Delta Y_k(t_{ij})) \cdot \\ \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M c(J_M(\Delta Y_M(t_{ij})), J_{IGBT}(\Delta Y_{IGBT}(t_{ij}))) \\ i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M \end{array} \right. \quad (25)$$

完全数据 (D, μ_M, μ_{IGBT}) 的对数似然函数可以表示为

$$\ln \Gamma(\theta) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \ln c(J_M(\Delta Y_M(t_{ij}) | \mu_{M,i}), J_{IGBT}(\Delta Y_{IGBT}(t_{ij}) | \mu_{IGBT,i}); \theta) + \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \ln [f_k(\Delta Y_k(t_{ij}) | \mu_{k,i})] + \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^N \ln g(\mu_{k,i}) \quad (26)$$

采用贝叶斯马尔可夫链蒙特卡罗方法对模型中的未知参数进行估计, 即

$$\pi(\theta|D) \propto \ln \Gamma(\theta) \cdot \pi(\theta) \quad (27)$$

式中: $\pi(\theta)$ 和 $\pi(\theta|D)$ 分别为未知参数 θ 的先验概率和后验概率, 且本文参数的先验分布均选为无信息先验分布。基于元件的历史退化数据, 借助 OpenBUGS 完成未知参数估计, 并以此作为在线参数估计的初值。在本文提出的模型下, 基于联合后验概率密度函数的可靠度函数如下:

$$R^v(t|D) = \int_{\theta} R^v(t|\theta) \pi(\theta|D) d\theta = E_{\pi(\theta|D,T)} [R^v(t|\theta)] \quad (28)$$

3.2 在线参数更新

本节基于在线退化数据, 提出参数更新和剩余使用寿命计算方法。针对模型中未知参数 $\theta = (\eta_{\mu,M}, \sigma_{\mu,M}^2, \sigma_M^2, \eta_{\mu,IGBT}, \sigma_{\mu,IGBT}^2, \sigma_{IGBT}^2, \theta)$, 采用具有计算效率优势的两阶段估计法完成未知参数的估计^[20]。首先, 对边缘分布中的未知参数进行估计, 将参数估计由多维简化到一维; 然后, 估计 Copula 函数中的参数, 以反映边缘分布之间的相关关系。

3.2.1 第 1 阶段: 边缘分布参数更新

当获得第 m 个退化增量数据时, 标记此时在线单性能指标退化数据为 $D_{k,1:m} = [\Delta X_k(t_1), \Delta X_k(t_2), \dots, \Delta X_k(t_m)]$ 。由贝叶斯定理可知:

$$p(\mu_k | D_{k,1:m}) \propto p(D_{k,1:m} | \mu_k) \cdot p(\mu_k) \quad (29)$$

式中: $p(\mu_k)$ 为先验概率, 其服从正态分布, 即 $\mu_k \sim N(\eta_{\mu,k}, \sigma_{\mu,k}^2)$; $p(D_{k,1:m} | \mu_k)$ 为似然函数; $p(\mu_k | D_{k,1:m})$

为后验概率。由指数族分布的共轭条件可知,后验概率 $p(\mu_k|\mathbf{D}_{k,1:m})$ 仍为正态分布。当获得新息 $\mathbf{D}_{k,m}$ 时,漂移参数 μ_k 的后验概率的均值和方差为

$$\begin{cases} \eta_{\mu k,m}^{\text{posterior}} = \frac{X_k(t_m)\sigma_{\mu k}^2 + \eta_{\mu k}}{\Lambda(t_m;\gamma_k)\sigma_{\mu k}^2 + \sigma_k^2} \\ (\sigma_{\mu k,m}^2)^{\text{posterior}} = \frac{\sigma_k^2\sigma_{\mu k}^2}{\Lambda(t_m;\gamma_k)\sigma_{\mu k}^2 + \sigma_k^2} \end{cases} \quad (30)$$

式中: $\eta_{\mu k,m}^{\text{posterior}}$ 和 $(\sigma_{\mu k,m}^2)^{\text{posterior}}$ 随着迭代次数的变化而变化,在降低不确定性的基础上不断更新漂移参数 μ_k 。

由于 μ_k 服从正态分布,无法使用似然函数通过极大似然估计直接得到。为解决此问题,本文采用 EM 算法,对存在隐变量的位置参数进行估计^[21]。EM 算法具有计算简单、可保证收敛性的特点,可以通过给定的数据集寻找不可观测数据的极大似然估计,使得算法的每一步都能够以封闭或直接的形式获得参数估计的更新值。

完全数据 $(\mathbf{D}_{k,1:m},\mu_k)$ 的对数似然函数表示为

$$\begin{aligned} \ln p(\mathbf{D}_{k,1:m},\mu_k|\boldsymbol{\theta}) &= \ln p(\mathbf{D}_{k,1:m}|\mu_k,\boldsymbol{\theta}) + \ln p(\mu_k|\boldsymbol{\theta}) \propto \\ & -\frac{m}{2}\ln\sigma_k^2 - \sum_{j=1}^m \frac{(\Delta X(t_j) - \mu_k\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k))^2}{2\sigma_k^2\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)} - \\ & \frac{1}{2}\ln\sigma_{\mu k}^2 - \frac{(\mu_k - \eta_{\mu k})^2}{2\sigma_{\mu k}^2} \end{aligned} \quad (31)$$

当得到时刻 t_m 时,基于退化数据 $\mathbf{D}_{k,1:m}$,在 EM 算法中已经进行到第 g 步获得参数的估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W(g)} = [\eta_{\mu k}^{(g)},\sigma_{\mu k}^{2(g)},\sigma_k^{2(g)}]$ 的条件并得到后验值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W\text{posterior}(g)}$,则 EM 算法中求期望步骤中,即求 $\ln p(\mathbf{D}_{k,1:m},\mu_k|\boldsymbol{\theta})$ 关于 $p(\mu_k|\mathbf{D}_{k,1:m},\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W\text{posterior}(g)})$ 的数学期望 $Q(\boldsymbol{\theta}_k^W|\mathbf{D}_{k,1:m},\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W\text{posterior}(g)})$,则有

$$\begin{aligned} Q(\boldsymbol{\theta}_k^W|\mathbf{D}_{k,1:m},\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W\text{posterior}(g)}) &= \frac{m}{2}\ln\sigma_k^2 - \sum_{j=1}^m \frac{1}{2\sigma_k^2\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)} \cdot \\ & \{ [\Delta X(t_j)]^2 - 2\eta_{\mu k,m}^{(g)}\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)\Delta X(t_j) + \\ & (\eta_{\mu k,m}^{2(g)} + \sigma_{\mu k,m}^{2(g)})[\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)]^2 \} - \frac{1}{2}\ln\sigma_{\mu k}^2 - \\ & \frac{1}{2\sigma_{\mu k}^2}(\eta_{\mu k,m}^{2(g)} + \sigma_{\mu k,m}^{2(g)} - 2\eta_{\mu k,m}^{(g)}\eta_{\mu k} + \eta_{\mu k}^2) \end{aligned} \quad (32)$$

$$\text{令 } \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\theta}_k^W} Q(\boldsymbol{\theta}_k^W|\mathbf{D}_{k,1:m},\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,m}^{W\text{posterior}(g)}) = 0, \text{ 则有}$$

$$\eta_{\mu k,m}^{(g+1)} = \eta_{\mu k,m}^{\text{posterior}(g)} \quad (33)$$

$$\sigma_{\mu k,m}^{2(g+1)} = (\sigma_{\mu k,m}^2)^{\text{posterior}(g)} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{k,m}^{2(g+1)} &= \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \{ [\Delta X(t_j)]^2 - 2\eta_{\mu k,m}^{(g+1)}\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)\Delta X(t_j) + \\ & (\eta_{\mu k,m}^{2(g+1)} + \sigma_{\mu k,m}^{2(g+1)})[\Delta\Lambda(t_j;\gamma_k)]^2 \} / \Delta\Lambda(t_j;\gamma_k) \end{aligned} \quad (35)$$

上述计算所获得的点是唯一最大值,即每次迭代均有新的表达式。当满足收敛阈值时,可以获得

参数的估计值。至此,即可完成 2 个性能指标维纳过程中模型参数的更新。

3.2.2 第 2 阶段: 相关系数更新

在完成边缘分布的参数估计后,可以得到每个性能指标的边缘分布,进而以此作为 Copula 函数的输入,对 Gaussian Copula 函数中相关系数 θ 进行更新。Gaussian Copula 的似然函数表示为

$$\begin{aligned} \ln \Gamma^c(\theta_m|\mathbf{D}_{1:m}) &= \\ & \sum_{j=1}^m \ln [c(J_M(\Delta Y_k(t_j)), J_{IGBT}(\Delta Y_k(t_j)); \theta_m)] \end{aligned} \quad (36)$$

基于似然函数,采用极大似然估计得到 Gaussian Copula 函数中相关系数 θ_m 的估计值,即

$$\hat{\theta}_m = \arg \max_{\theta} \ln \Gamma^c(\theta|\mathbf{D}_{1:m}) \quad (37)$$

至此,完成在线可靠性模型中所有未知参数的估计,进而经计算可得元件剩余使用寿命的分布。注意到,该算法中维纳过程模型的参数由显式表达,因此,可以显著提高计算速度。算法 1 总结了在线参数估计的算法流程。

算法 1 多元性能指标相关的动态可靠性模型在线参数估计算法。

输入: 模型参数的初值 $\eta_{\mu k,0},\sigma_{\mu k,0}^2,\sigma_{k,0}^2,\theta_0$ (由基于退化数据与故障时间数据的离线估计得到);在线退化数据 $\mathbf{D}_{1:m}$; 迭代次数 κ ; EM 算法迭代阈值 ε 。

输出: $\eta_{\mu k,m},\sigma_{\mu k,m}^2,\sigma_{k,m}^2,\theta_m$ 。

在 $t = t_m$ 时刻:

步骤 1 初始化 $\{\eta_{\mu k}^{(0)},\sigma_{\mu k}^{2(0)},\sigma_k^{2(0)}\}$ 。

For $g = 1 : \kappa$ or $|\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^{IG(g+1)} - \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^{IG(g)}| \geq \varepsilon$

由贝叶斯式 (30) 计算后验值 $\{\eta_{\mu k,m}^{\text{posterior}(g)},(\sigma_{\mu k,m}^2)^{\text{posterior}(g)}\}$;

由 EM 算法式 (33)~ 式 (35) 更新 $\{\eta_{\mu k,m}^{(g+1)},\sigma_{\mu k,m}^{2(g+1)},\sigma_{k,m}^{2(g+1)}\}$;

End for

步骤 2 由极大似然估计式 (37) 获得 $\hat{\theta}_m$ 。

步骤 3 获得 $t = t_m$ 时刻所有未知参数的估计值,即可计算剩余使用寿命。

获得下一时刻退化数据 $\mathbf{D}_{m+1}$,重复步骤 1~ 步骤 3。

4 实例分析

4.1 试验数据

本节通过牵引系统服役工况下的退化试验实例验证所提算法的有效性。牵引系统退化试验中共有 6 套试验件,通过性能退化试验采集电机定子的电流、电压和 IGBT 的导通压降,得到电机和

IGBT 性能指标随时间变化曲线, 如图 3 所示。将原始退化数据归一化处理到[0,1]之间, 将退化时间也归一化处理。采用维纳过程描述牵引电机磁链和 IGBT 导通压降退化过程, 采用 Gaussian Copula 函数描述 2 个性能指标之间的相关性。

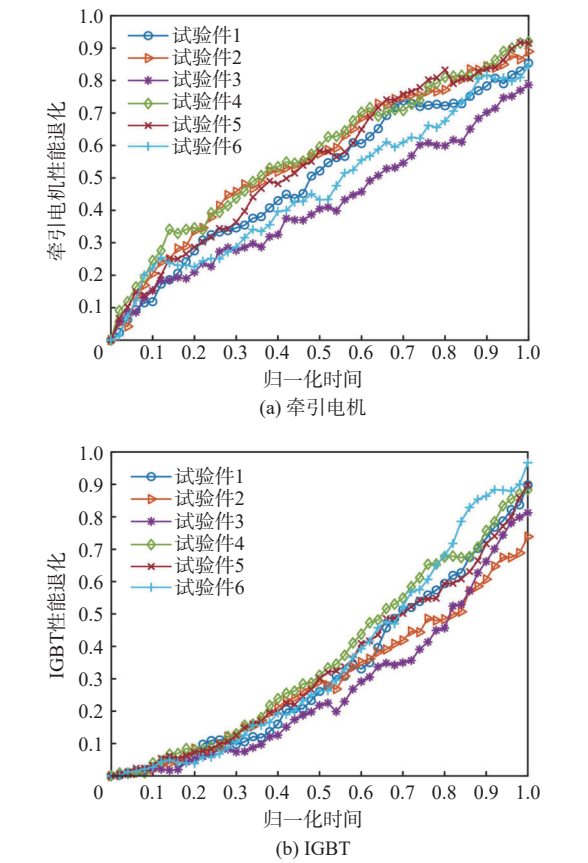


图 3 牵引电机和 IGBT 性能退化曲线
Fig. 3 The degradation curves of the traction motor and IGBT

4.2 离线可靠性评估

根据留出发原则, 前 5 个牵引电机和 IGBT 的退化数据用于估计离线可靠性模型中的未知参数, 最后 1 个牵引电机和 IGBT 的数据用于预测剩余使用寿命。由图 3 可知, 牵引电机磁链退化逐渐上升并趋于放缓。因此, 设时间尺度函数为 $\Lambda_M(t|\gamma_M) = \alpha \ln(1 + t^{\gamma_M})$, 并经曲线拟合得到 $\alpha = 3.46$, $\gamma_M = 1.12$; IGBT 的导通电压退化曲线为凹曲线, 因此, 设时间尺度函数为 $\Lambda_{IGBT}(t|\gamma_{IGBT}) = t^{\gamma_{IGBT}}$, 并经曲线拟合得到 $\gamma_{IGBT} = 1.668$ 。

将本文所提出的可靠性评估方法与现有相关方法进行对比, 以验证方法的准确性。对比模型如下:

- 1)模型 1(model 1): 仅考虑牵引电机磁链性能退化, 时间尺度函数由失效机理确定。
- 2)模型 2(model 2): 仅考虑 IGBT 导通电压性能退化, 时间尺度函数由失效机理确定。
- 3)模型 3(model 3): 仅考虑牵引电机磁链性能

- 退化, 退化轨迹采用线性函数 $\Lambda_M(t) = t$ 。
 - 4)模型 4(model 4): 同时考虑牵引电机磁链和 IGBT 导通电压 2 个性能退化相关, 电机时间尺度函数采用线性函数 $\Lambda_M(t) = t$, IGBT 时间尺度函数由失效机理确定。
 - 5)模型 5(model 5): 同时考虑牵引电机和 IGBT 2 个性能退化相关, 两者时间尺度函数均由失效机理确定, 即本文方法。
- 通过贝叶斯马尔可夫链蒙特卡罗方法得到上述 5 个模型中未知参数的后验概率分布, 并以退化收敛的后验概率均值为参数估计值。基于模型 5 的参数估计结果如表 1 所示。

表 1 模型 5 未知参数估计结果

Table 1 Unknown parameter estimation results for model 5			
牵引电机/IGBT	η_μ	σ_μ^2	σ^2
牵引电机	1.124 9	0.458 2	0.217 9
IGBT	1.095 0	0.143 1	0.112 1

注: 相关系数 $\theta = 0.854 6$ 。

基于上述基于贝叶斯马尔可夫链蒙特卡罗方法的参数估计结果, 由式 (28) 可以得到不同模型下的可靠度随时间变化的曲线, 如图 4 所示。由此看出, 根据不同可靠性模型得到的可靠度随时间变化曲线存在差异。在服役初期, 牵引电机比 IGBT 的退化速率快, 牵引电机可靠度曲线比 IGBT 低; 在服役后期, IGBT 比牵引电机的退化速率快, IGBT 可靠度曲线比牵引电机低。因此, 考虑 2 个性能指标相关的可靠度曲线在服役初期与电机可靠度曲线接近, 在服役后期与 IGBT 可靠度曲线接近。当描述牵引电机性能退化时间尺度函数为线性函数时, 比电机性能退化时间尺度函数为由失效机理确定的差别较大, 且影响了考虑 2 个性能退化指标相关的可靠度曲线。

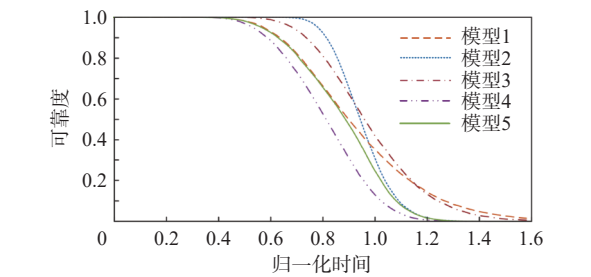


图 4 不同模型得到的牵引系统可靠度随时间变化曲线
Fig. 4 The reliability curves of traction system based on different models

4.3 在线剩余使用寿命预测

根据试验件 6 的退化数据进行剩余使用寿命的评估, 以验证在线统计推断算法的准确性。为此, 以 4.2 节中得到的模型参数估计值为初值, 采用

本文所提出的贝叶斯与 EM 相融合的在线参数估计算法,估计 2 个性能指标维纳过程中未知参数及 Gaussian Copula 的相关系数。

图 5 为 2 个性能指标的退化轨迹预测值及误差带。可以看到,在初期模型参数估计值并不准确,在服役初期预测结果也不准确。由于退化过程中存在不确定性和波动性,基于贝叶斯算法更新模型中的参数,与此同时采用 EM 算法进行迭代,因此,模型中的未知参数不断发生变化。注意到,随着退化数据的不断积累,各未知参数的估计值不断趋于稳定,退化轨迹预测的准确率逐渐上升。

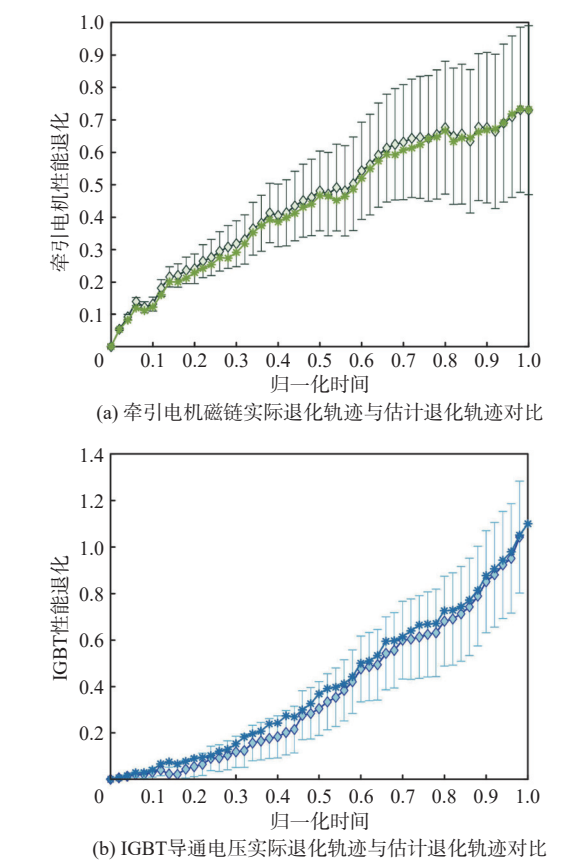


图 5 实际退化轨迹与估计退化轨迹对比

Fig. 5 The comparison between the true degradation path and estimated degradation path

采用均方误差来描述估计值与实际值之间的误差,表 2 列出不同算法下退化量预测值与真实值的均方误差。由此可知,相较于仅使用 EM 算法,本文所提出的贝叶斯与 EM 相融合的算法能够得到更小的均方误差,因此,更有助于提升未知参数估计的准确性。

类似地,将本文所提出的在线可靠性评估方法与现有相关方法进行对比,以验证方法的准确性。对比模型如下:

- 1)模型 1(model 1):仅考虑牵引电机性能退化。
- 2)模型 2(model 2):仅考虑 IGBT 性能退化。

表 2 不同算法得到的退化量估计值与实际值的均方误差

Table 2 The MSEs between the estimated degradation path and true degradation path based on different algorithms

算法	均方误差	
	牵引电机	IGBT
贝叶斯-EM	0.024 7	0.016 6
EM	0.046 82	0.034 11

3)模型 3(model 3):同时考虑牵引电机和 IGBT 性能退化相关,即本文方法。

基于以上 3 种模型,图 6 为剩余使用寿命的概率密度分布图。随着退化数据的累积,概率密度分布逐渐变窄,表明预测值逐渐精准,具有较高的预测精度。值得指出的是,考虑牵引电机和 IGBT 2 个元件得到的概率密度分布相较于仅考虑单一元件的概率密度分布更高,说明寿命预测精度更高。

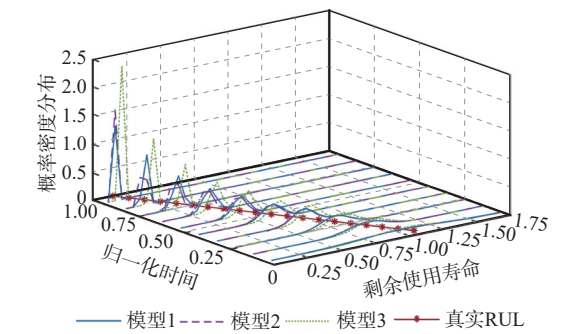


图 6 估计剩余使用寿命与实际剩余使用寿命的概率密度分布对比

Fig. 6 The comparisons between the estimated PDF of RUL and true RUL

表 3 列出不同模型下剩余使用寿命估计值与实际值的均方误差。由此可知,模型 3 下剩余使用寿命估计值的均方误差小于模型 1 和模型 2。因此,考虑牵引电机和 IGBT 2 个元件相关的寿命估计值比仅考虑一个元件更契合实际。

表 3 不同预测模型得到的剩余使用寿命估计值与实际剩余使用寿命的均方误差

模型	均方误差
模型1	0.089 74
模型2	0.076 12
模型3	0.036 72

5 结 论

针对列车牵引系统的寿命预测问题,提出了考虑牵引电机和 IGBT 2 个元件相关的可靠性评估与剩余使用寿命预测算法,通过性能退化试验,得到

如下结论:

- 1) 针对牵引电机退磁故障和 IGBT 键合线失效 2 种故障, 建立了两者失效机理与性能退化模型, 有效反映了 2 个元件的性能退化过程。
- 2) 构建了牵引电机和 IGBT 性能退化相关的可靠性模型, 不仅反映了两者之间的相关性, 且有助于提高可靠性评估和寿命预测的准确性。
- 3) 提出了基于贝叶斯与期望最大相融合的动态参数估计算法, 能够实现精准剩余使用寿命预测, 并通过试验验证了本文算法的有效性。

参考文献 (References)

[1] 牛刚, 刘森铁. 永磁牵引系统退磁故障自主延寿控制[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(9): 2251-2257.
NIU G, LIU S Y. Autonomous life extending control for PMSM rail vehicles under demagnetizing fault[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(9): 2251-2257(in Chinese).

[2] 马伊光. 高转矩密度永磁同步电机的可靠性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
MA Y G. Research on reliability of high torque density permanent magnet synchronous motor[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019(in Chinese).

[3] GUO H Y, WANG S P, SHI J, et al. Dynamically updated digital twin for prognostics and health management: application in permanent magnet synchronous motor[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2024, 37(6): 244-261.

[4] 唐春萍. 高速列车牵引电机驱动系统复合故障诊断[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
TANG C P. Compound fault diagnosis of traction motor drive system of high-speed train[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018(in Chinese).

[5] 罗俊. IGBT 模块键合引线断裂故障的热形变场特性分析及应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
LUO J. Analysis and application of thermal deformation field characteristics of IGBT module bonding wire fracture fault[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022(in Chinese).

[6] 杨德浩. 考虑牵引逆变器 IGBT 模块可靠性的列车运行曲线优化方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
YANG D H. Research on optimization method of train operation curve considering reliability of IGBT module of traction inverter [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022(in Chinese).

[7] YANG L, AGYAKWA P A, JOHNSON C M. Physics-of-failure lifetime prediction models for wire bond interconnects in power electronic modules[J]. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, 2013, 13(1): 9-17.

[8] RAMEZANI S B, CUMMINS L, KILLEN B, et al. Scalability, explainability and performance of data-driven algorithms in predicting the remaining useful life: a comprehensive review[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 41741-41769.

[9] YANG T H, LI S H, DUAN S Y, et al. Performance degradation model and reliability evaluation of brush DC motor for the intelligent on-off valve[J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2023, 18(3): 1909-1918.

[10] 朱琦. 电机驱动系统母线电容状态监测与寿命预测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
ZHU Q. Research on monitoring and life prediction method of bus capacitance in motor drive system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022(in Chinese).

[11] 曾东. 基于加速老化试验 IGBT 性能退化特征参量的可靠性评估 [D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
ZENG D. Reliability evaluation of IGBT performance degradation characteristic parameters based on accelerated aging test[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019(in Chinese).

[12] 王宇琦. IGBT 疲劳老化失效剩余使用寿命预测的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
WANG Y Q. Study on prediction of remaining service life of IGBT in fatigue aging failure[D]. Xi'an: Xidian University, 2017(in Chinese).

[13] 刘小平, 郭斌, 崔德军, 等. 基于二元维纳过程的小样本齿轮泵可靠寿命预测[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(11): 1315-1322.
LIU X P, GUO B, CUI D J, et al. Q-precentile life prediction based on bivariate Wiener process for gear pumps with small sample sizes[J]. *China Mechanical Engineering*, 2020, 31(11): 1315-1322(in Chinese).

[14] 王少萍, 陈仁同, 张超. 飞机液压泵二维性能退化的可靠性评估 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(9): 1613-1623.
WANG S P, CHEN R T, ZHANG C. Reliability estimation for aircraft hydraulic pump based on bivariate performance degradation analysis[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(9): 1613-1623(in Chinese).

[15] ZHANG C, CHEN R T, BAI G H, et al. Reliability estimation of rotary lip seal in aircraft utility system based on time-varying dependence degradation model and its experimental validation[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(8): 2230-2241.

[16] CHEN R T, ZHANG C, WANG S P, et al. Importance measures for critical components in complex system based on Copula hierarchical Bayesian network[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 230: 108883.

[17] SI X S, ZHOU D H. A generalized result for degradation model-based reliability estimation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2014, 11(2): 632-637.

[18] SI X S, WANG W B, HU C H, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 50-67.

[19] NELSEN R B. An introduction to Copulas[M]. Berlin: Springer, 2006.

[20] JOE H. Multivariate models and multivariate dependence concepts [M]. London: Chapman & Hall, 1997.

[21] NG S K, KRISHNAN T, MCLACHLAN G J. The EM algorithm [M]//GENTLE J E, HÄRDLE W K, MORI Y. Handbook of computational statistics. Berlin: Springer, 2011: 139-172.

Reliability assessment and lifetime prediction for train traction system considering multiple dependent components

TIAN Guishuang, WANG Shaoping*, SHI Jian

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The traction system, serving as the power core of urban rail transit trains, plays a crucial role in ensuring the safe operation of the trains. Reliability assessment and lifespan prediction are investigated in order to tackle the difficulties brought about by the traction system’s intricate structure and numerous failure types. The physics of failure model for motor demagnetization and insulated gate bipolar transistor (IGBT) are constructed. The degradation processes for those performance indicators are described by the Wiener process fusing failure mechanism while considering unit-to-unit variability. The Copula function is used to describe the dependent relationship between performance indicators. As for off-line parameter estimation, the Bayesian Markov chain Monte Carlo method estimates unknown parameters. As for online remaining useful life prediction, the algorithm combining Bayesian and expectation-maximization is implemented to update unknown parameters. The proposed model and algorithm are validated by the degradation data of the traction system. The results indicate that the reliability model considering the dependent relationship between the motor and IGBT improves the accuracy of reliability assessment. The remaining useful life prediction accuracy is improved by the parameter updating approach that combines Bayesian and expectation-maximization.

Keywords: train traction system; Wiener process; Copula function; reliability; lifetime prediction