

制动能量回馈装置故障树 与可靠性建模方法研究

张目然, 张毓洋

(广州地铁集团有限公司, 广州 510000)

摘 要: 针对城市轨道交通制动能量回馈装置故障样本少、失效模式不明确、可靠性表现手段不足带来的一系列瓶颈和挑战, 为更加有效地分析设备可靠性, 通过收集整理制动能量回馈装置故障事件相关数据, 建立制动能量回馈装置故障树模型, 并探索使用高斯核函数估计(KDE), 得到拟合后的故障概率分布函数, 创新性地构建一套针对制动能量回馈装置的可靠性建模与分析方法, 将离散的总体平均无故障运行时间(MTBF)月度数据转化为平滑的概率密度函数曲线, 有效缩小可靠性估计的波动范围, 并计算出置信区间为 95% 的核心 MTBF 值域, 显著提升对该类设备故障数据及其分布认知的直观性和科学性, 用于辅助精确制定计划性维修的最佳时间节点, 实现动态化维修, 并辅助未来的设备选型与全生命周期管理决策。

关键词: 轨道交通; 制动能量回馈装置; 故障树模型; 核函数估计

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)01-0130-06

Fault Tree Analysis (FTA) and Reliability Performance Modeling for Regenerative Braking Energy Feedback Devices

ZHANG Muran, ZHANG Yuyang

(Guangzhou Metro Group Co., Ltd., Guangzhou 510000)

Abstract: To address bottlenecks and challenges caused by scarce fault samples, unclear failure modes, and insufficient methods for analyzing the reliability performance of regenerative braking energy feedback devices in urban rail transit, this study analyzes equipment reliability by collecting and examining fault event data for these devices. The paper establishes a fault tree model for the regenerative braking energy feedback devices and explores Gaussian kernel density estimation (KDE) to obtain a fitted failure probability distribution function, thereby constructing a reliability modeling and analysis method for such devices. This approach transforms discrete monthly mean time between failures (MTBF) data into a smooth probability density function curve, effectively narrowing the fluctuation range of reliability estimates. Furthermore, it calculates the core MTBF value range with a 95% confidence interval, significantly enhancing both the intuitiveness and scientific understanding of fault data and its distribution for such equipment. This methodology assists in precisely determining the optimal timing for scheduled maintenance, enabling dynamic maintenance adjustments, and supports future equipment selection and lifecycle management decisions.

Keywords: urban rail transit; regenerative braking energy feedback device; fault tree analysis (FTA); kernel density estimation (KDE)

近年来, 全国城市轨道交通运营里程上升与客流增长显著, 截至 2024 年底, 全国(不含港、澳、台地区)城市轨道交通运营里程已突破 10 000 km, 配属车辆超过 7 万辆, 客运量约 322 亿人次^[1]。巨大的线网体量

收稿日期: 2025-05-29 修回日期: 2025-08-13

第一作者: 张目然, 女, 硕士, 高级工程师, 从事城市轨道交通供电技术管理工作, zhangmuran@gzmttr.com

基金项目: 广州市科技计划(2025A03J4107)

引用格式: 张目然, 张毓洋. 制动能量回馈装置故障树与可靠性建模方法研究[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(1): 130–135.

ZHANG Muran, ZHANG Yuyang. Fault tree analysis (FTA) and reliability performance modeling for regenerative braking energy feedback devices[J]. Urban rapid rail transit, 2026, 39(1): 130–135.

和运量也代表着巨大的电力消耗。随着直流牵引供电设备技术发展,制动能量利用方式发展出储能式和回馈式 2 条主要路线^[2],储能式装置多以超级电容、大容量蓄电池和飞轮作为储能手段,除可吸收并短暂储存制动能量供临近车辆牵引使用之外,还可作为应急牵引电源和平抑电压波动的辅助手段^[3];回馈式装置的代表设备则是基于绝缘栅双极晶体管(insulated gate bipolar transistor, IGBT)逆变器的制动能量回馈装置(以下简称“能馈装置”),因其技术较早成熟,在直流制式城市轨道交通线路率先得到运用。

能馈装置打破了传统直流牵引供电网络无法支持再生能量利用,以及储能式装置仅能支持其所在供电臂充放电的局限性,提升了制动能量利用效率,节约牵引净能耗,也为取消车载制动电阻、进一步优化车辆设计提供了便利条件。北京地铁 10 号线二期、宁波地铁 1 号线、广州地铁 9、14、21 号线等线路均在新线建设阶段配套了能馈装置。文献[4]介绍了近年来徐州地铁 2 号线应用了兼具整流和能量回馈功能的全控型 IGBT 双向变流器,进一步扩大了能馈装置的应用场景和优势。

由于城市轨道交通供电系统设计的冗余性和可靠性较好,故障样本有限,常规可靠性分析和预测模型易产生较大误差,能馈装置总体表现也是如此。因此对能馈装置进行故障模式相关分析,探索基于真实故障事件集合的设备故障树模型和故障数据分析透视方法,不仅有利于提升供电系统健壮性和控制维修成本,更可作为制定此类设备全生命周期维修策略、新线设备选型等其他全生命周期技术决策事项的参考。

1 能馈装置失效分析模型及故障树建立

1.1 能馈装置组成及功能

以 35 kV 中压环网,1 500 V 牵引网系统为例。能馈装置一端连接 35 kV 母排,另一端连接 1 500 V 牵引网。列车制动能量由牵引网经能馈装置的变流器、变压器上送至 35 kV 中压系统(见图 1)。根据车辆牵引特性、行车密度等设置能馈装置的启动门槛电压,即可有效利用列车再生制动能量。其中变流器的核心部件为 IGBT、驱动板、电容等。

1.2 失效风险分析

能馈装置并非传统供电系统的必要组成部分,但仍有部分失效模式可引起其他设备风险或供电系统的短时功能失效。例如能馈装置内部短路引起上级开关跳闸、二次装置故障导致装置误动作或保护性分闸等。

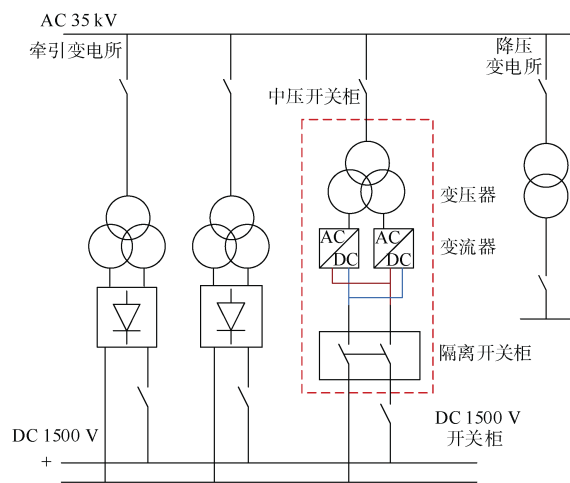


图 1 能馈装置一次接线示意

Figure 1 Schematic diagram of primary wiring for Regenerative Braking Energy Feedback Devices

因能馈装置集合了开关柜、变压器、变流器于一体,因此设备失效模式相较传统城市轨道交通变电设备更加多样和复杂。

1.2.1 失效定义

结合 EN 50126 等相关标准和有关文献的描述,当设备部件或系统部分或完全丧失了设计工作性能和精度,或继续执行工作将造成不安全状态,则认为该部件或系统已发生失效^[5-6]。结合能馈装置运用场景及失效后果管控,本文定义能馈装置失效为:因装置自身原因导致无法投用或退出运行,或引发牵引供电系统其他开关跳闸时,即判定为能馈装置失效。例如能馈装置 IGBT 故障引发保护跳闸。对于软件逻辑设置问题导致装置退出、外部因素引发保护正常动作、异常工况下(如变压器异响)的停电检查但确认为非故障无需修复等情况,不定义为装置失效。

1.2.2 故障树事件集合

根据 1.2.1 中的定义,通过观察统计能馈装置投用逾 150 万 h 故障事件分析,本文界定能馈装置失效故障事件集合包括无法送电、自主退出运行、引发任意直流或交流开关跳闸 3 类,并据此作出导致系统失效的子系统的故障集合及故障树(fault tree analysis, FTA)逻辑图如图 2 所示。

FTA 尚难以穷举所有类型故障,包括理论上可能发生但还未发生的故障,如变压器绕组短路、各类绝缘失效、开关类设备操作卡滞以及通信故障导致停电操作失败等。因此类事件在本文观测统计周期内未发生,视为小概率事件,本文暂不纳入统计分析,以免稀释已有故障统计数据。

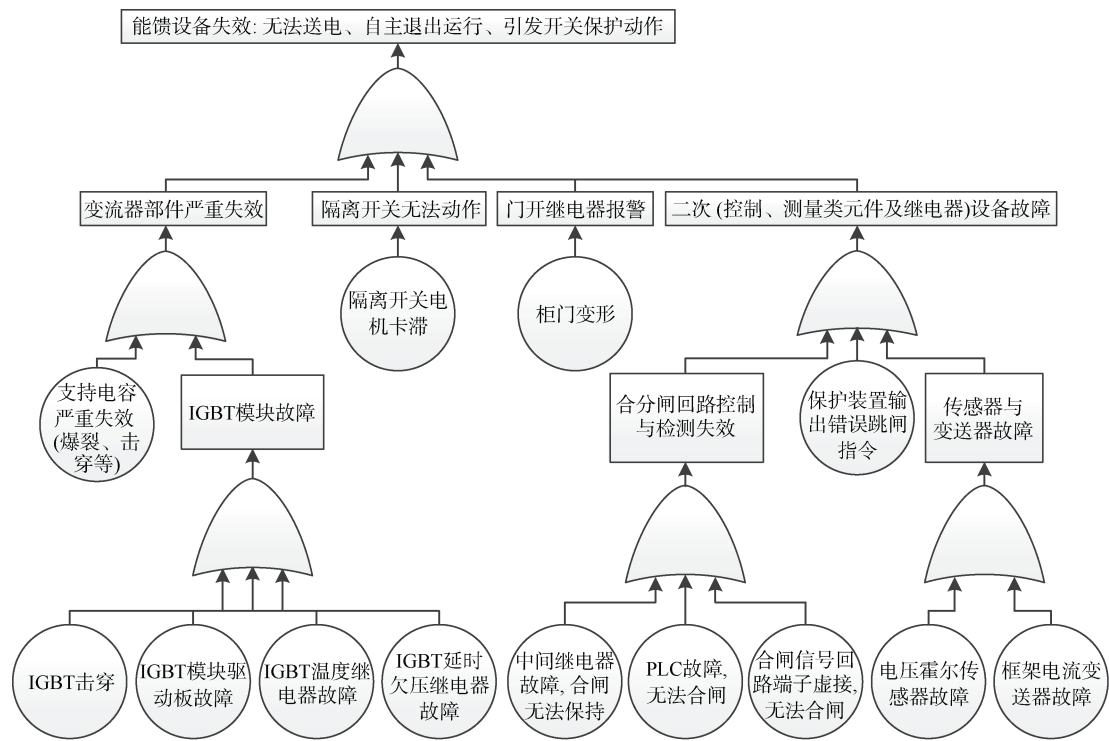


图 2 能馈装置 FTA 故障树模型

Figure 2 Fault Tree Model of Regenerative Braking Energy Feedback Devices

理论上，考虑到部分故障事件不独立，如支撑电容炸裂可能进一步导致 IGBT 过流烧损、开关柜输出过流保护、框架保护等多重故障现象，这对失效频率统计的有效性造成了一定干扰，为了尽可能保持统计准确性和模型简洁性，本文在事件分类阶段即从设备工作原理和供电系统继电保护机制出发，当单个部件或子单元发生足以引起系统失效(多为触发保护跳闸)的故障后，即将该故障点所在元件/单元定为失效事件，不再重复统计其他次生的故障。

以前述的支撑电容炸裂为例，在故障树事件集合中仅纳入及统计“支撑电容失效”这一个事件，而同被波及而受损的变流器及其中的 IGBT 等元件则不重复统计，保证在绝大多数情况下屏蔽了其他关联事件。

2 可靠性数据统计及模型应用

2.1 可靠性数据统计

本文数据统计期内(2018 年至 2023 年)，能馈装置失效事件共 31 起，总运行时长(设备数×运行小时累加)154.368 万 h，总体平均无故障运行时间 MTBF(运行时长/故障次数，取整数)49 796 h(见表 1)。

31 起故障的原因分布如图 3 所示。可见变流器及二次设备故障是能馈装置的主要失效模式，但失效周期尚不明晰。因此，需选择合适的数学模型对数据进

行变形和可视化处理。

表 1 能馈装置故障事件及 MTBF 相关统计
Table 1 Fault events and MTBF related statistics of Braking Energy Feedback Devices

单元	故障类型	故障次数	MTBF/h
变压器	无	0	
变流器柜	变流模块支撑电容炸裂	1	1 543 680
	变流模块 IGBT 击穿	6	257 280
	IGBT 模块驱动板及光纤故障	4	385 920
	IGBT 模块温度继电器故障	1	1 543 680
隔离开关	IGBT 模块延时欠压继电器故障	1	1 543 680
	电机卡滞，无法合闸	1	1 543 680
	中间继电器故障，合闸无法保持	1	1 543 680
	PLC 故障，无法合闸	1	1 543 680
二次设备	电压霍尔传感器故障	11	140 335
	保护装置故障	1	1 543 680
	框架电流变送器故障	1	1 543 680
	合闸回路端子虚接，无法合闸	1	1 543 680
其他	柜门变形，门开继电器报警	1	1 543 680

2.2 数学模型

本文使用平均无故障运行时间 MTBF 作为设备可靠性统计指标。MTBF 以每线路每月(简化为 30 d，一年

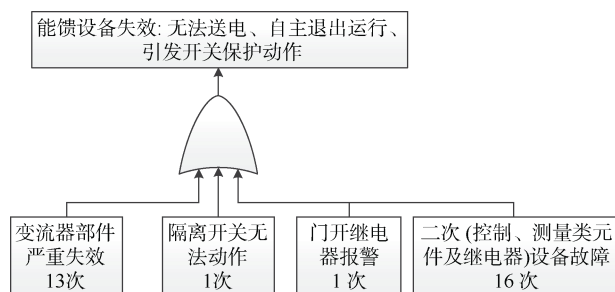


图3 能馈装置故障统计

Figure 3 Fault Statistics of Braking Energy Feedback Devices

360 d 计)为采样单位直接计算,即 $MTBF = \text{单线路设备数} \times 30 \times 24 / \text{设备在该月内发生故障次数}$ 。获得统计数据后,使用以下方法对数据进行处理。

1) 简单周期内滚动平均值:即计算最近 N 个连续统计周期的平均值作为可靠性判断趋势的依据。

在实际运用中,按月统计常出现单月无故障导致 MTBF 数据趋于无穷无法计算,给统计分析带来干扰,而长期滚动平均值既可以一定程度平抑短期内的数据波动,又可以在设备发生故障时或长期无故障运行后影响平均值曲线变化趋势,且计算简单。

2) 核密度估计(kernel density estimation, KDE):在故障树独立性或条件性相当明确,故障分布大致符合正态分布或其他典型分布的前提下,将传统频率直方图的单点数据变换为选取的核函数(此处以高斯核为例,即标准正态分布函数)叠加,从而得到一个新的大致符合原统计数据分布特征的概率密度函数,它能够作为机器学习的模型,通过迭代和输入参数校正,形成相对稳定的可靠性预测模型。该类模型生成函数图像更平滑,可迭代性和预测精度较为理想^[7]。

2.3 模型应用

2.3.1 平均值

根据城市轨道交通运营与维修特征,一般在 12 个月内,会依次完整经过所有节假日、客运高低峰和季节冷暖变换,对供电设备负荷波动是一个完整周期;从维修管理周期来看,12 个月内设备内绝大部分关键零部件和单元会经历至少 1 次计划性维护或功能试验,是一个最小的完整维修周期。

参考纽约大都会运输署(Metropolitan Transportation Authority, MTA)报表^[8],综合设备运行性能和维修周期两方面因素来看,本文取 12 个连续统计周期的平均值,滚动生产平均值曲线,计算出全局 MTBF 平均值约为 49 796 h,标准差 15 961 h(见图 4)。

从图上可以大致判别 MTBF 随时间变化趋势,但

更有价值的部分体现在滚动平均值统计通过平抑设备故障率波动范围,可以推算出设备可靠性范围为 24 000 h~92 000 h。

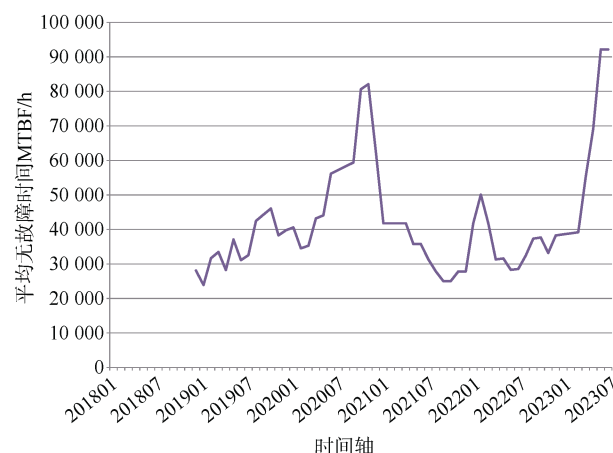


图4 能馈设备 MTBF 连续 12 个月滚动平均值

Figure 4 Twelve-month rolling average MTBF of Braking Energy Feedback Devices

2.3.2 KDE 核密度估计

对无特定边界条件的情况,核密度估计模型一般选取高斯核(正态分布)。将 2.3.1 中 12 个月滚动平均值单点数据进行高斯核函数变形后,将一系列核函数叠加,得到拟合后的故障概率分布函数并作图。

带宽(bandwidth)是核密度估计(KDE)中的一个关键参数,它决定了估计的平滑程度。选择合适的带宽对于获得有意义的密度估计至关重要。通常有几种方法可供参考选取。

1) 经验法则:一些常见的方法,如 Silverman's rule,可以为一般情况提供一个好的起点。但这些方法可能不适用于所有数据集。

2) 交叉验证:使用交叉验证选择带宽是一种常见方法。这涉及将数据分成训练集和验证集,然后对于不同的带宽值,使用训练集进行拟合,并使用验证集计算对数似然比。选择使得评分最大化的带宽值。

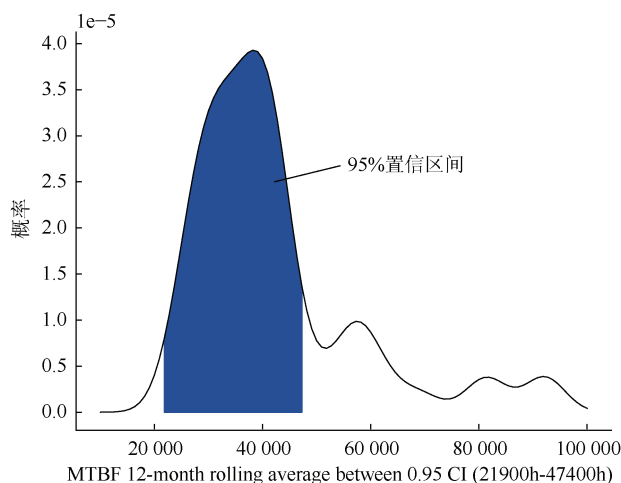
3) 可视化推断:直接为不同的带宽值绘制 KDE,但交叉验证流程较复杂,暂不使用。

根据多维度核密度估计的带宽矩阵经验准则,使用 Silverman's rule 选取规则,具体如下:

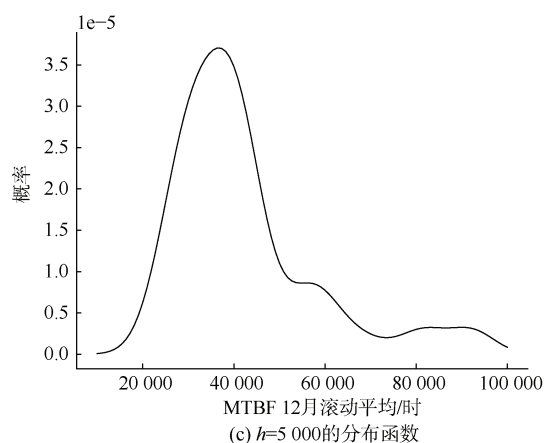
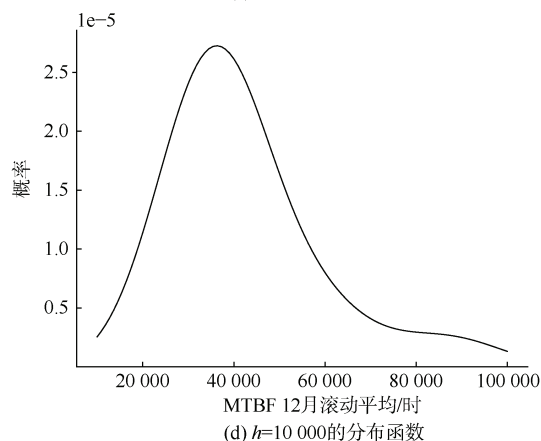
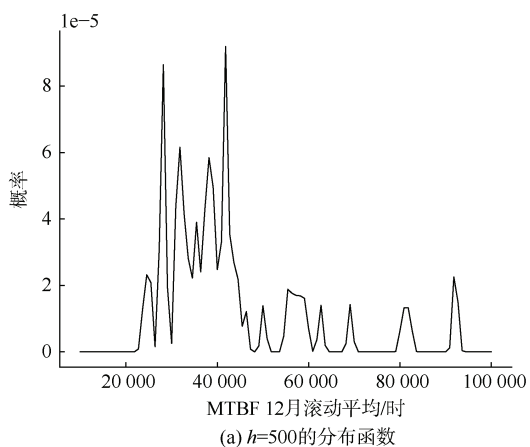
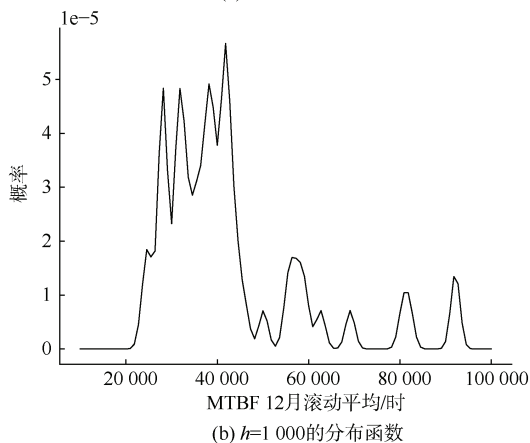
$$h = 0.9 \times \min(\sigma, \text{IQR}/1.34) \times n^{-1/5} \quad (1)$$

式中, n 为样本数量; $\min(\sigma, \text{IQR}/1.34)$ 为样本标准差或四分位间距除以 1.34 的最小值。

经估算,此样本中后者较小,并以此进一步计算出此法 $h \approx 3\,745$,得到概率分布函数图像如图 5 所示。

图5 $h=3\,745$ 的分布函数Figure 5 Distribution function ($h=3\,745$) with the 95% confidence interval (shaded area)

综合可视化判断法,分别选取 $h=500$, $1\,000$, $5\,000$ 和 $10\,000$ 作图进行综合比对(见图6)。 h 取 500 和 $1\,000$ 时带宽过小,且出现多处函数值趋于 0 的区段; h 取 $10\,000$ 则过于平缓,不能反映出设备 MTBF 真实波动的范围;当 h 取 $3\,745$ 时,曲线变化趋势明显又较为平滑,是较理想的估计模型。

(c) $h=5\,000$ 的分布函数(d) $h=10\,000$ 的分布函数图6 h 为其他取值的分布函数Figure 6 Distribution functions for other values of h (a) $h=500$ 的分布函数(b) $h=1\,000$ 的分布函数

以图5($h=3\,745$)进行分析,可在均值基础上进一步估算出 95% 的置信区间内 MTBF 样本量大致位于 $21\,900 \sim 47\,400$ h 之间,相对于 3.3.1 中的结果更为精准。

2.4 模型分析

能馈装置故障样本虽然有限,但从较长周期的数据统计可以初步判别出设备的可靠度表现及生命周期进入稳定期后的主要故障模式。

通过故障树分析,可以认为样本能馈装置一次部件中 IGBT 产生了较多故障,二次部件中霍尔元件产生了较多故障。IGBT 故障后果较严重且难以预判,可能造成多个直流开关跳闸;二次故障虽然数量相对较多,但影响较小。因此维修应聚焦 IGBT,并积极开展故障预判方面的研究。

通过 MTBF 计算,可大致得出统计周期内样本总体运行表现,即 MTBF 平均值约 $49\,796$ h, 标准差 $15\,961$ h。该数据可进一步对不同品牌型号产品在相近生命周期的运行表现进行对比,也可对统一设备在不

同生命周期的运行情况进行分析。

将 12 个月滚动 MTBF 进行高斯核函数变换后, 可得到拟合后的故障概率分布图, 并可直观分析维修时间节点。以图 5 为例进行分析:

1) 在函数积分小于特定百分比对应点安排计划维修: 如选取前 10% 样本 MTBF 对应的运行时长(样本数据估算结果约为 25 000 h, 大约 2.85 a) 作为第 1 次设备检修的参考时间, 从数学期望上即为约 10% 设备发生第 1 次故障的时间点。

2) 在函数首次斜率急剧上升时安排计划维修: 斜率急剧上升意味着设备运行到该时长后故障概率开始显著上升, 从图 5 直观观察, 大约在 18 000 h~20 000 h (2.05 a~2.28 a) 之间。

无论按照哪种方式选取, 在此理论支持下, 样本数据的计划维修周期都在 2 a~3 a, 实际情况下可结合线路繁忙程度等其他现实边界条件, 先取整为 2 a 或 3 a, 维持至少 1 个周期(即 2 a 或 3 a) 后根据设备在此情况下的故障分布情况, 重新绘制 KDE 函数曲线再动态调整新的维修周期。

当设备运用年限接近寿命的中期和末期, 还可以根据所有历史故障数据、KDE 函数曲线及维修周期动态调整历史, 决定设备处置方案, 如设备表现稳定, 未出现或极少出现因故障率升高而缩减维修周期的情况, 可维持使用或对相对薄弱的部件进行局部更新, 反之, 如设备因故障频发而被迫多次的缩小维修周期, 则可考虑按期或提前进行系统性更新改造。

值得注意的是, 从部分配备能馈装置的直流牵引轨道交通系统数据跟踪情况来看, 能馈系统的启动门槛电压设置高低、列车运行图的调整等因素, 都能显著影响设备容量利用率和平均工作电流^[9-10]。因此, 在实际研究应用中, 还应适当考虑以上两个参数在不同线路或系统中对设备 MTBF 是否造成影响。

3 结论

本文建模中对数据波动范围取了相对偏大的值域, 以更多地包容一些耦合与其他非独立性因素对统计模型的干扰裕度。同样, 在实际的技术决策和修程定制中, 也建议运用单位结合线路年代、行车密度等其他技术客观因素划定数据模型边界条件和取值范围。

1) 滚动平均值计算可靠、直观性强, 易发现敏感

变化趋势, 有利于专项修的决策与开展, 但取值波动范围仍较大, 不利于估算设备可靠性表现的核心波动范围; KDE 在选取适当核函数带宽的前提下, 可以缩小此波动范围, 较为精确比对找到设备可靠性指标大致波动范围, 有助于对设备可靠性表现产生更强的预期, 有利于根据 MTBF 等数据优化维修周期。

2) 如果通过更长期的积累样本, 对更多独立的故障事件使用同样方法进行细化分析, 则可以针对设备其他关键单元部件(如 IGBT)的故障模式进一步优化维修检查的工作内容甚至检修工艺, 在难以从常规技术监测手段获得故障先兆信息的情况下, 从单纯的数据层面提供优化维修更换周期的参考。

未来, 随着能馈装置投用规模的扩大, 本文建立的 KDE 模型还可以研究不同品牌、系统结构和零部件型号的能馈装置, 统计各自故障模式和次数, 进而对 MTBF 做进一步分析和分布函数绘制等数据可视化的处理, 用于产品选型和维修策略优化分析。另外, 该模型更可用于诸如城市轨道交通中、高压系统气体绝缘开关(Gas Insulated Switchgear, GIS)等设备的故障分析中, 但需要根据设备结构和运行条件差异, 对不同故障模式下的样本进行差异化归类后再实施分类建模, 以提升分析的针对性和有效性。

参考文献

- [1] 交通运输部. 2024 年交通运输行业发展统计公报[EB/OL]. (2025-06-12). https://www.gov.cn/lianbo/bumen/202506/content_7027415.htm.
- [2] 蒲一超. 城市轨道交通列车牵引节能策略优化[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(11): 63-66.
PU Yichao. Optimum strategy of traction energy consumption for urban rail transit train[J]. Urban mass transit, 2019, 22(11): 63-66.
- [3] 杨中平, 林飞. 储能技术在地面式再生制动能量吸收和利用装置中的应用[J]. 都市轨道交通, 2021, 34(6): 1-8.
YANG Zhongping, LIN Fei. Application of energy storage technology in stationary regenerative braking energy absorption and utilization devices[J]. Urban rapid rail transit, 2021, 34(6): 1-8.
- [4] 王毛, 郑月宾, 宋雷, 等. 双向变流器在城市轨道交通供电系统中的应用[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(2): 58-62.
WANG Mao, ZHENG Yuebin, SONG Lei, et al. Application of bidirectional converters in urban rail transit power supply systems[J]. Urban mass transit, 2024, 27(2): 58-62.

(下转第 165 页)

- the key architectural enhancements[C]//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2024: 12345-12355.
- [10] TONG ZANJIA, et al. "Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism." arXiv preprint arXiv: 2301.10051 (2023).
- [11] HU Mu, FENG Junyi, HUA Jiashen, et al. Online convolutional reparameterization[C]. 2022 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR), 2024.
- [12] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 1800-1807.
- [13] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7132-7141.
- [14] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). October 22-29, 2017, Venice, Italy. IEEE, 2017: 2980-2988.
- [15] 杨敏, 燕樟林, 高利业, 等. 基于点云数据的地铁隧道限界智能检测[J]. 建筑技术, 2022, 53(11): 1571-1575.
YANG Min, YAN Zhanglin, GAO Liye, et al. Intelligent detection of subway tunnel gauge based on point cloud data[J]. Architecture technology, 2022, 53(11): 1571-1575.
- [16] 安哲立, 马伟斌, 袁振宇, 等. 基于激光扫描技术的铁路隧道限界检测与分析[J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(S2): 874-883.
AN Zheli, MA Weibin, YUAN Zhenyu, et al. Detection and analysis of railway tunnel clearance based on laser scanning technology[J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2022, 18(S2): 874-883.
- [17] 赵正阳, 张梓鸿, 黄慧昌, 等. 基于激光点云数据的城市轨道交通限界侵入判别算法[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(10): 36-42.
ZHAO Zhengyang, ZHANG Zihong, HUANG Huichang, et al. Urban rail transit clearance violation judgment algorithm based on laser point cloud data[J]. Urban mass transit, 2023, 26(10): 36-42.
- (编辑: 王艳菊)

(上接第 135 页)

- [5] CENELEC. Railway applications—The specification and demonstration of Reliability, Availability, Maintainability and Safety (RAMS): EN 50126[S]. Brussels
- [6] 杨建军, 刘瑞峰, 张伟东, 等. 失效分析与案例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
YANG Jianjun, LIU Ruifeng, ZHANG Weidong, et al. Failure analysis and cases[M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [7] WĘGLARCZYK S. Kernel density estimation and its application[J]. ITM web of conferences, 2018, 23: 00037.
- [8] MTA (Metropolitan Transportation Authority). "MTA Dashboard.", <https://dashboard.mta.info/>.
- [9] 张岩, 吴建华, 张丙建, 等. 青岛地铁逆变回馈装置的运行性能与节能效果评估[J]. 电气化铁道, 2021, 32(3): 66-69.
ZHANG Yan, WU Jianhua, ZHANG Bingjian, et al. Evaluation of operation and energy-saving performance of inverter feedback device in Qingdao metro[J]. Electric railway, 2021, 32(3): 66-69.
- [10] 邹文骏. 苏州轨道交通列车再生制动能量吸收装置应用情况分析[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(5): 21-26.
ZOU Wenjun. Application condition analysis of Suzhou rail transit train regenerative braking energy absorption device[J]. Urban mass transit, 2022, 25(5): 21-26.
- (编辑: 王艳菊)