

基于锁闭功率的地铁折返道岔锁闭卡阻 临界态自适应判别研究

文 豪^{1,2} 毛珺芸³ 徐 阳²

(1. 武汉铁路职业技术学院铁道通信与信号学院, 430205, 武汉; 2. 武汉地铁运营有限公司, 430019, 武汉;
3. 武汉铁路职业技术学院质量与教育教学督导管理处, 430205, 武汉 // 第一作者, 工程师)

摘 要 针对地铁折返道岔设备锁闭卡阻故障易发生但不易预判的问题,以 S700K 转辙机为研究对象,从统计学角度,基于锁闭功率建立自适应的锁闭卡阻临界态判别新机制。对锁闭卡阻故障前的锁闭功率变化行为进行了统计分析;提出基于循环 Otsu 的卡阻临界功率阈值自适应分割模型,依据临界阈值设计锁闭卡阻临界态判别应用场景方案;利用武汉地铁不同线路的多组道岔锁闭卡阻故障前后锁闭功率数据进行实证测试,验证了所提模型和方案的有效性。

关键词 地铁;道岔锁闭卡阻;锁闭功率;临界态;自适应判别

中图分类号 U213.6⁺7

DOI:10.16037/j.1007-869x.2021.10.042

Adaptive Discrimination of Metro Turn Back Switch Locking Jamming Critical State Based on Switch Machine Power

WEN Hao, MAO Junyun, XU Yang

Abstract In view of the metro turn back switch locking jamming problems that are prone to happen but difficult to predict, the S700K switch machine is taken as the research objective, a new self-adaptive locking jam critical state discrimination mechanism is established based on switch machine power from a statistical point of view. Then, the switch machine power change behavior before the locking jam fault is statistically analyzed, an adaptive segmentation model for critical power threshold of jamming based on cyclic Otsu is proposed, the application scenario of jamming critical state discrimination is designed according to the critical threshold. Empirical tests of the data obtained from multiple groups of switch locking faults on different Wuhan metro lines are conducted, which verified the validity of the proposed model and scheme.

Key words metro; switch locking jamming; switch machine power; critical state; adaptive discrimination

First-author's address Institute of Railway Communication and Signal, Wuhan Railway Vocational College of Tech-

nology, 430205, Wuhan, China

道岔及其转换装置是最基础的轨道交通行车设备,一旦出现故障,轻则影响列车运营,重则导致安全事故,因此,保障道岔动作的可靠性至关重要。道岔锁闭是通过尖轨、锁闭装置、转辙机等3处构件的动作共同完成的,且该阶段时常出现卡阻问题。地铁折返道岔动作频繁、磨耗加剧,更易短期内诱发锁闭卡阻故障。因此,及时有效地捕捉故障临界点,提前进行预警处置有着重要意义^[1]。

由于道岔锁闭阶段各部位动作复杂,非故障时难以直观发现异常,且尚无可以用来正面综合分析设备工况演变趋势的物理模型。因此,目前针对卡阻故障的预判,以人工分析锁闭功率曲线等可侧面反映道岔及转辙机整体动作状态的监测数据为主,存在主观性强、不确定因素大等问题。此外,人工分析通常利用转辙机额定功率(如 S700K 交流电机转辙机额定功率为 400 W)作为统一阈值判断所有道岔当前动作是否异常,但实践效果并不稳定。文献[2-4]可实现机器代替人工进行道岔故障诊断,但针对故障智能预警方法的研究仍较为匮乏,且在当前普遍不具备深度智能监测的条件下难以直接应用。

针对上述问题,本文以 S700K 转辙机及其动作功率为对象,基于统计视角建立道岔锁闭卡阻临界态自适应判别机制和实现模型,进而设计故障预判应用场景,目的在于同时满足各场景一般应用需求和将来道岔设备运维的深度智能化监测发展需要。

1 地铁折返道岔锁闭卡阻故障前锁闭功率变化行为分析

1.1 实际道岔锁闭卡阻故障前锁闭功率统计分析
以武汉地铁 S700K 双机牵引道岔为分析对象,

将近期 4 号线、6 号线、8 号线、阳逻线某 5 个折返站的 6 组不同道岔转辙机发生的共 8 起锁闭卡阻故障(故障编号为 1—8)作为案例。其中,故障 7、故障 8 分别为故障 2、故障 5 的二次发生。

从监测提供的故障前连续 100 次道岔锁闭功率曲线上,采集锁闭阶段的最大瞬时锁闭功率(以下简为“锁闭功率”),并将其作为分析集合。将每个案例所采集的故障前的锁闭功率值按产生先后次序连接成趋势图,并绘制在同一个坐标系中,如图 1 所示。

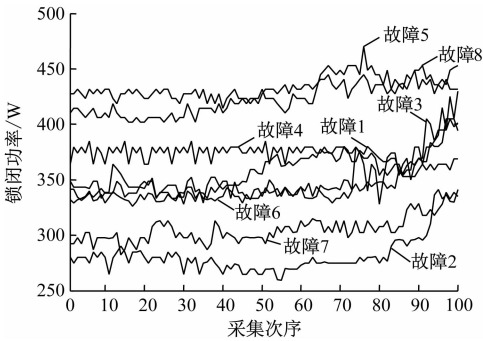


图 1 各案例下地铁道岔锁闭卡组故障前锁闭功率变化曲线
Fig. 1 Metro switch power change curve before locker card group fault in each case

由图 1 可知,各故障前 100 次的前半程锁闭功率值基本处于较平稳状态,约后半程开始有相对明显的上升趋势且数值整体增大。进一步将分析样本集分为 G_1 (前半程 50 个数据)和 G_2 (后半程 50 个数据)2 组,计算两组的平均值 p ,并进行 Mann-Kendall 趋势检验(以下简为“M-K 趋势检验”)来客观评价锁闭功率变化趋势。M-K 趋势检验过程如下:

设有 n 个样本量 $\{X_1, \dots, X_n\}$ 的时间序列,对参数 k 和 j 有: $k \leq n, j \leq n, k \neq j$ 。按式(1)计算检验统计量 S :

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(X_j - X_k) \tag{1}$$

当 $n \geq 10$ 时,认为 S 大致服从正态分布。其中,正态分布的均值为 0,方差 V 计算如下:

$$V = n(n-1)(2n+5)/18 \tag{2}$$

将计算所得的标准正态统计变量 Z 作为锁闭功率变化趋势检验值:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{V}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{V}}, & S < 0 \end{cases} \tag{3}$$

当 $Z > 0$ 时,表示锁闭功率处于上升趋势,反之处于下降趋势。 $|Z| > 1.28$ 、 $|Z| > 1.64$ 、 $|Z| > 2.32$ 分别表示通过置信度 90%、95%、99% 的显著性检验。

表 1 给出了各案例故障前锁闭功率变化指标分组的计算结果。由表 1 可知:所有故障前 G_2 组的锁闭功率平均值均大于 G_1 组,说明临近故障前的锁闭功率整体有提升; G_2 组锁闭功率的 M-K 趋势检验值均大于 0(多数超过了 99% 的置信度区间),且都大于 G_1 组,说明临近故障前的锁闭功率普遍较更早前有相对明显的上升趋势,符合图 1 的直观分析结果。

表 1 地铁折返道岔锁闭功率变化指标分组计算结果
Tab. 1 Calculation results of change index grouping of metro turnback switch power

故障编号	不同分析样本集下的锁闭功率平均值/W		不同分析样本集下的锁闭功率 M-K 趋势检验值	
	G_1	G_2	G_1	G_2
1	337.73	367.41	2.50	2.52
2	278.66	289.58	-1.96	8.24
3	341.78	359.09	-2.36	5.43
4	375.31	375.56	0.30	0.40
5	426.34	436.34	-1.68	1.39
6	334.14	347.58	0.51	6.73
7	298.08	312.04	1.17	4.98
8	411.12	436.94	0.26	3.82

1.2 分析结论

1) 锁闭卡阻故障前的锁闭功率普遍呈明显的上升趋势,分析锁闭功率值可以用来进行锁闭卡阻临界状态判别,从而进一步实现故障预判。

2) 图 1 除展示出锁闭卡阻故障前锁闭功率值有上升趋势外,还提供了 1 项重要信息:不同道岔故障前锁闭功率变化范围存在差异,这和道岔所处环境、电机状况,以及锁闭功率采集的情况相关。由此说明,将 S700K 转辙机的出厂额定功率作为阈值来进行所有道岔锁闭卡阻临界状态的判别并不合理。事实上,每个道岔的每个动作方向都应根据自

身情况来设置锁闭卡阻临界功率阈值(以下简称“临界阈值”),这样方可自适应地进行临界态判别。

2 临界阈值自适应分割模型的建立

2.1 基于循环 Otsu 的临界阈值自适应分割模型

现有求取故障分类或预警阈值的方法主要基于对丰富样本进行关联度分析或分类学习而展开^[5]。而实际上道岔动作故障次数要远小于正常动作次数,因此存在正负数据样本比例失衡的问题。对此,文献[6]提出使用单分类机器学习对大量非故障数据进行训练获取预警阈值,但核函数和惩罚因子等关键参数需要人为主观确定。由于临界阈值分布于“端值区”,人为设置参数引起的不确定性会被放大从而影响判断结果。

本文借鉴阈值分割和异常值检验等相关知识,从样本数据间的关系入手,基于经典 Otsu 方法^[7]设计了 1 种自适应的循环分割模型来获得临界阈值。

2.1.1 Otsu 算法内容

将 Otsu 算法推广到一般数据处理中。给定有限实数组,在其取值范围内定义阈值 T ,将其分为大于 T 的前景数组和小于 T 的背景数组。设前景数组的元素个数占比为 ω_0 ,平均值为 μ_0 ;背景数组的元素个数占比为 ω_1 ,平均值为 μ_1 ;总体平均值为 μ 。由此得到如下关系式:

$$\omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (4)$$

$$\mu = \omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1 \quad (5)$$

前景数组和背景数组类间方差 g 按下式计算:

$$g = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (6)$$

将式(4)和(5)代入式(6),化简得到:

$$g = \omega_0\omega_1(\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (7)$$

在定义域内遍历 T 的取值使 g 达到最大,此时对应的 T 值即为 Otsu 阈值。其意义是以数组自身最大类间方差为客观标准,将其分割为相对差别最大的前景数组和背景数组。

2.1.2 循环 Otsu 分割确定临界阈值

循环 Otsu 分割确定临界阈值的具体过程,共包括 3 个环节:

1) 采集非故障锁闭功率样本集 $\{P_1\}$ 。同时采集故障前后期、状态稳定期和状态波动期的数据组成样本集。并利用等间隔采集方式扩大覆盖时期,样本容量 n 不少于 5 000 例。

2) 循环 Otsu 分割机制。首先将 $\{P_1\}$ 进行 Otsu 分割,把数值更大的前景数组作为相对异常数组留

下。由于第 1 次分割是粗糙的,接下来继续把留下的数组进行 Otsu 分割,如此循环。前景数组范围随分割次数增大而逐步减小,达到一定条件后停止分割,此时的分割阈值即为临界阈值。

3) 客观控制条件设置。主要设置两类条件:

第 1 类条件:确定 T 的取值范围。设待分割样本集最大值和最小值分别为 P_{\max} 和 P_{\min} ,则有:

$$\lceil P_{\min} \rceil \leq T \leq \lfloor P_{\max} \rfloor \quad (8)$$

式中:

$\lceil \cdot \rceil, \lfloor \cdot \rfloor$ ——分别表示向上、向下取整。

此外,规定 T 按步长 0.5 增长。若一次分割后存在多个 T 值使得 g 达到统一最大值,则取 T_{\max} 作为分割阈值。

第 2 类条件:循环分割终止判定。当 T 增长到超过样本异常值常规检验标准时终止分割,即:

$$T > (p + 2\sigma) \quad (9)$$

式中:

p, σ ——分别表示样本的平均值和标准差。

若 T 未满足式(9)的条件,但却增长到其取值范围内的最大值时,则提前终止分割。

2.2 模型有效性验证

根据 2.1 节中的方法得到故障案例 1—8 对应的临界阈值,并将其作为参考线,绘制各故障前连续 100 次锁闭功率变化趋势图,并与各样本集中随机抽取的 100 个锁闭功率进行对比,如图 2 所示。

由图 2 可知,所得临界阈值可有效分割出各故障前相对明显的异常锁闭功率值,能起到提前预判作用,且对于绝大多数相对正常值具有鲁棒性。

3 地铁折返道岔锁闭卡阻临界态判别的应用

3.1 应用场景方案设计

该场景方案应用于地铁折返主用道岔运营中的实时锁闭卡阻故障预判。出现告警时提前更换备用道岔折返,避免故障发生。

3.1.1 场景模式

1) 事先准备。采集各道岔非故障锁闭功率样本训练得到临界阈值 T_l ,将其与样本最大值 T_h 组成临界阈值范围 $[T_l, T_h]$ 。

2) 现场应用。以天为 1 个应用周期,以当前时刻为基准,采集道岔最近连续 10 次同方向扳动产生的锁闭功率,并按次序组成分析簇。基于临界阈值范围和决策参数进行逻辑分析,判断其是否可能萌发故障。每动作 1 次,可更新 1 次分析簇。

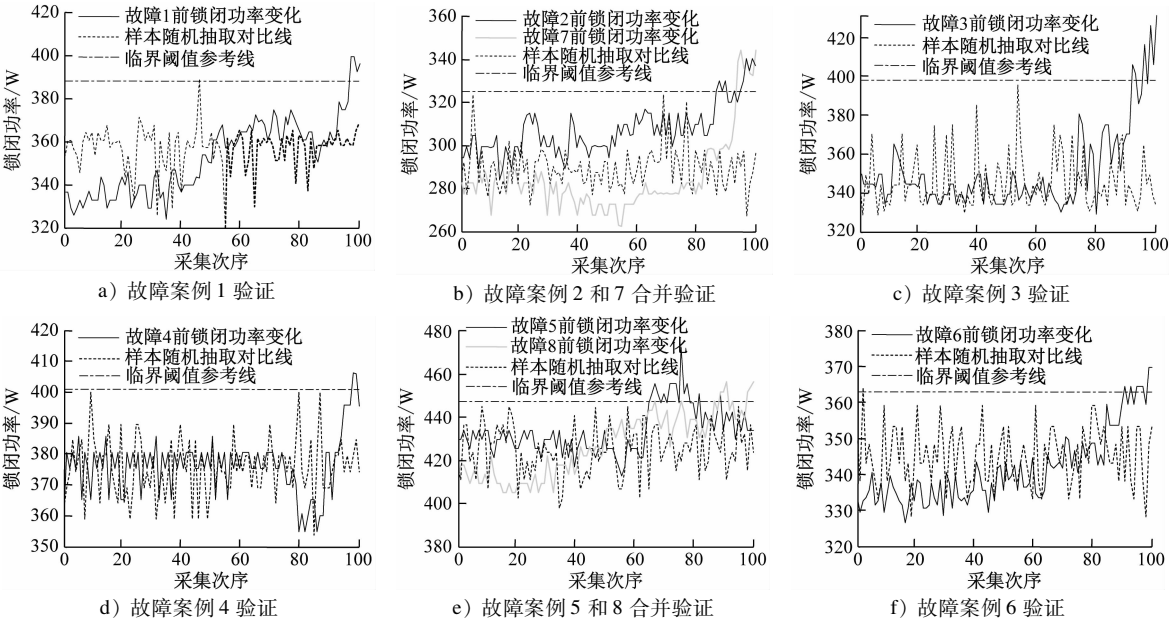


图2 不同故障案例下循环 Otsu 阈值分割有效性验证

Fig. 2 Validation of cyclic Otsu threshold segmentation effectiveness in different fault cases

3.1.2 应用场景流程及管控参数

应用场景流程见图3。其管控参数有:分析簇所有元素落入 $[T_l, T_h]$ 内的统计量 S_1 ,分析簇所有元素大于 T_h 的统计量 S_2 ,控制门限 t (规定 t 取大于1的整数)。

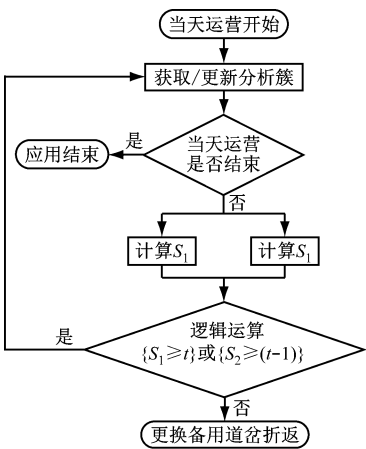


图3 应用场景流程图

Fig. 3 Application scenario flow chart

3.2 方案测试验证

1) 故障当日预判试验。在前述8个故障案例试验中,采集故障当日运营开始道岔第1次动作至故障前最后1次动作产生的锁闭功率,并将其作为样本。按照图3的应用流程,模拟试验阈值 t 分别取2,3,4,5时的故障预判提前步数 Q 。 Q 的定义如下:从当日第1次道岔动作算起,实际故障发生时已

动作次数与预判故障发生时动作次数之差。若故障前仍未发出告警,则 Q 为0。试验结果见图4。由图4可知, t 取2,3时, Q 均大于0,表明在各故障前可成功预判; t 为其他取值时,均存在漏判。

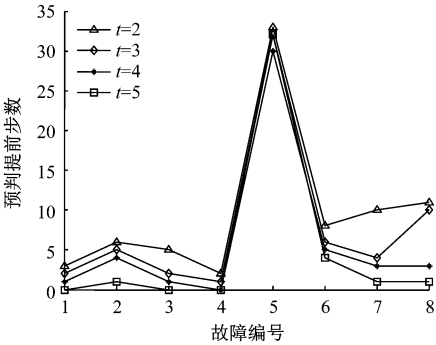


图4 故障当日预判试验

Fig. 4 Predictive tests on the failure day

2) 非故障日误判试验。若在非故障日给出故障预判告警,则视为误判。因此,定义当日误判次数与试验方向道岔扳动次数的比值为误判率。按照故障当日预判试验的模式,分别计算 t 取2,3,4,5时各故障日第1~2 d(记为 D_1),第3~7 d(记为 D_2),第8~12 d(记为 D_3)等3个最邻近故障期但均属非故障日的平均误判率,试验结果见图5。由图5可知, D_2 时期 t 取3,4,5,以及 D_3 时期 t 取5时的4组误判率曲线紧贴横轴,表明这4组误判率均为0。

3) 试验结果综合分析。 t 越小预判成功可能性

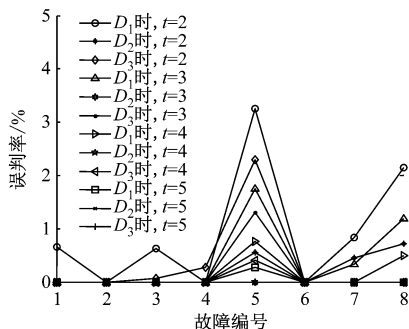


图 5 非故障日误判试验

Fig. 5 Misjudgment tests on the non-failure day

越大,但误判率也加速上升,这符合统计类方法的相悖规律。在实际应用中,通常允许偶尔出现误判,但要尽量杜绝漏判。因此,在本文试验条件下, t 取 3 时方案最有效,能在各故障案例当日成功预判且误判率低,可满足实际运用需求。

4 结语

本文针对目前利用锁闭功率曲线和转辙机额定功率值进行道岔锁闭卡阻故障预警固有模式的不足,提出循环 Otsu 临界阈值分割方法,建立“样本统计+计算模型+应用场景”的自适应判别新机制。实证测试效果较好,且满足地铁智能化运维的发展需要。

参考文献

- [1] 许庆阳. 道岔故障诊断及健康状态预测[D]. 北京:北京交通大学,2018.

XU Qingyang. Fault diagnosis and health status prediction of switch[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University,2018.

- [2] 李雅美,魏文军. 基于模糊神经网络的道岔故障诊断系统研究[J]. 铁路计算机应用,2012(1):35.

LI Yamei, WEI Wenjun. Research of switch fault diagnosis system based on fuzzy neural network[J]. Railway Computer Application,2012(1):35.

- [3] 赵林海,陆桥. 基于灰关联的道岔故障诊断方法[J]. 铁道学报,2014(2):69.

ZHAO Linhai, LU Qiao. Method of turnout fault diagnosis based on grey correlation analysis[J]. Journal of the China Railway Society,2014(2):69.

- [4] 陈永刚,戴乾军,李俊武. 基于 SA-CPSO 优化 HSMM 的转辙机故障预测模型研究[J]. 铁道科学与工程学报,2019(4):1051.

CHEN Yonggang, DAI Qianjun, LI Junwu. Research on the fault prognostics model of the switch machine based on HSMM optimized by SA-CPSO[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019(4):1051.

- [5] 翟琛. 基于 BN 的转辙机故障诊断研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2015.

ZHAI Chen. Research on fault diagnosis for switch machine based on BN[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University,2015.

- [6] 钟志旺,陈建译,唐涛,等. 基于 SVDD 的道岔故障检测和健康评估方法[J]. 西南交通大学学报,2018(4):842.

ZHONG Zhiwang, CHEN Jianyi, TANG Tao, et al. SVDD-based research on railway-turnout fault detection and health assessment[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018(4):842.

- [7] 潘红. 基于 Otsu 的医学图像分割算法研究[D]. 长春:吉林大学,2016.

PAN Hong. Research on medical image segmentation algorithm based on Otsu method[D]. Changchun: Jilin University,2016.

(收稿日期:2019-11-20)

1881—2021 中国轨道交通工业 140 年峰会在唐山召开

9月27日,在中国铁路的源头河北唐山,中国轨道交通工业140年峰会隆重举行。本次峰会嘉宾云集,精彩活动吸引了众多媒体和社会各界的广泛关注。中国轨道交通工业140年的辉煌历程、中国中车140年的创新发展足迹如徐徐画卷展开在世人面前。峰会当天,记者一进入会场,一个个记录着中车发展足迹的拱门,组成了一条“时光长廊”,踏入其中的每一步都能感受到中车厚重的历史。穿过这条“时光长廊”,磅礴大气的主会场映入眼帘,两侧分列的复兴号动车组展示着大国重器的魅力。会场大屏幕上,播放着中国中车创业140周年火炬的传递旅程。这把采自唐山,在中国中车各企业、境外主要生产制造基地传递而回的熊熊火炬,将现场氛围烘托得更加热烈。嘉宾入座后,开场视频首先介绍了由习近平总书记“精准扶贫”号召发源地——十八洞村的绣娘们为中国中车专门制作的苗绣——《巨龙凌云》。随后,由中国中车总经理(总裁)楼齐良主持的峰会正式开始。全场峰会分为寻根篇、创新篇、展望篇三个部分,来自政府部门、科研单位和中国中车的嘉宾领导分别致辞。其中还穿插着中国轨道交通工业140周年纪录片、《中车赋》揭幕以及新产品发布的精彩环节,生动展示了中国中车的辉煌历程和创新发展。峰会由中国中车总经理(总裁)楼齐良主持;峰会最后,由中国中车党委书记、董事长孙永才宣读了《行业倡议书》。

(摘自2021年9月29日澎湃新闻网)