

故障诊断

一种基于实时网络数据的列车蓄电池故障预警方法

徐 勇, 刘 勇, 戴计生, 张士强

(株洲中车时代电气股份有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘 要: 蓄电池是列车降弓状态或紧急情况下的直接动力来源, 对列车安全运行起着至关重要的作用。为防止因蓄电池故障导致机破及相关设备无法启动等现象的发生, 文章基于列车蓄电池的工作原理及供电特性, 提出一种监测数据与专家规则相结合应用的车载蓄电池在线故障预警方法。其在不额外增加传感器的前提下, 通过分析既有列车多功能车辆总线 (MVB) 数据中与蓄电池工作状态相关的信号量随时间的演化特性, 进行故障征兆特征提取与专家规则模型构建, 实现蓄电池工作状态的实时评估与失效预警。目前该方法已被批量应用于某地铁线路车辆上, 现场验证结果表明, 该方法能够有效预警蓄电池故障, 应用期间未发现漏报及误报现象。

关键词: 列车蓄电池; 专家规则; 状态评估; 在线故障预警

中图分类号: U279

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2021)02-0106-06

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2021.02.100

A Fault Early Warning Method of Train Battery Based on Real-time Network Data

XU Yong, LIU Yong, DAI Jisheng, ZHANG Shiqiang

(Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China)

Abstract: Battery is a direct power source of the train under the condition of pantograph dropping or emergency, which plays an important role in the safety train operation. In order to prevent the occurrence of locomotive failure and related devices cannot startup caused by battery failure, combining with work principle and power supply characteristics, an online fault early warning method of train battery based on real-time monitoring data and expert rule is proposed. Under the premise of not deploying additional sensors, the time evolution property of signals related to battery working states in the real-time MVB data is analyzed, based on which, the warning fault features are extracted and expert rule module is constructed. Consequently, the real-time state assessment and fault early warning results are given. The method has been widely applied in train batteries of certain metro line, and no missing or false positives were found during the application, the verification results show the proposed method can effectively pre-warn battery fault.

Keywords: train battery; expert rule; state assessment; online fault early warning

0 引言

蓄电池作为列车的关键供电设备之一, 其主要作

用是当 110 V 开关电源因故障被切除时, 为运行中的列车提供维持相关直流负载运行的控制电源, 从而保证列车安全可靠运行^[1]。受充放电策略、环境温度、设计缺陷及“木桶效应”等因素影响, 蓄电池会出现亏电、膨胀及绝缘破坏等现象, 严重时甚至会燃烧、爆炸, 威胁行车安全^[2-3]。

当前, 列车维护人员多利用万用表、检测仪对蓄

收稿日期: 2020-09-02

作者简介: 徐勇 (1985—), 男, 工程师, 主要从事列车智能运维系统、故障预测与健康管理系统研发工作。

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFB1200401)

电池状态进行定期人工检测,存在工作量大、效率低、实时性差等诸多问题^[4]。通过加装蓄电池管理系统(battery management system, BMS)对蓄电池充放电策略进行优化控制并实时监测蓄电池内阻、荷电状态(state of charge, SOC)、健康状态(state of health, SOH)等健康指标是目前的研究方向之一。Cai Lei, Meng Jinhao等采用支持向量回归(support vector regression, SVR)方法对蓄电池短时电流脉冲试验中采集的相关信号量进行分析,得到不同工况下的SOH计算结果^[5]。Carlos Vidal, Pawel Malysz等依托BMS系统,对用于蓄电池SOC和SOH估计的机器学习方法进行了综述^[6]。高锋阳、张国恒等设计了城轨电车混合动力系统能量管理策略,基于蓄电池SOC计算结果对蓄电池充放电状态进行优化^[7]。刘之奇采用智能分析技术对蓄电池内阻等相关数据进行分析,实现了蓄电池性能快速检测与容量预测^[8]。姜波、李晓明结合蓄电池历史状态及运行工况,对安时法进行了改进,实现了列车蓄电池剩余容量估计^[9]。戴银娟、郭佑民等采用粒子滤波与遗传算法相结合的方式,实现了对列车蓄电池SOH的精准跟踪预测^[10]。但上述方法在实际应用时需加装传感器或采集设备,存在安装过程复杂、成本高等问题,现阶段难以在轨道交通既有车辆上实现大规模部署应用。

针对上述问题,结合列车蓄电池实际使用情况,本文提出一种基于列车既有多功能车辆总线(multifunction vehicle bus, MVB)网络数据的蓄电池在线故障诊断及预警方法,其通过在线分析蓄电池运行状态与各监测参数的相关性,对蓄电池状态指标进行提取,然后与正常状态下的状态指标进行偏差情况对比分析,最终实现蓄电池在线故障预警。

1 蓄电池组成与充电控制策略

本节通过对列车蓄电池的结构组成及充电策略进行阐述,介绍了列车蓄电池运行基本原理,为其故障预警方法提供设计依据。

1.1 蓄电池组成

本文以某型号地铁列车为例分析。其两端带司机室的Tc车各配置两个蓄电池箱,蓄电池箱中的单体电池通过串并联方式组成一个蓄电池组,分别与低压母线相连。蓄电池标称电压为DC 110 V,正常供电电压范围为67~132 V,在此电压范围内蓄电池负载都能正常启动及工作。

蓄电池充电机被设置在辅助电源系统中,通过DC/DC变换器产生可调节的直流输出电压,用于蓄电池充电以及向低压直流负载供电。按照蓄电池充电性能要求,在充电回路中设置电压、电流以及温度传感器,对蓄电池的状态信息进行监测;对蓄电池进行充电时,需进行恒流限压控制并进行温度补偿自动调节,蓄电池充电机工作过程如图1所示。

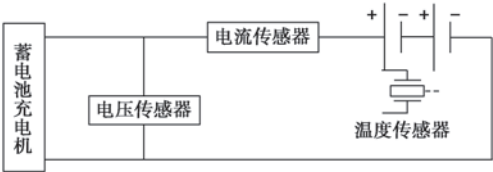


图1 蓄电池充电机工作过程示意
Fig. 1 Working process diagram of battery charger

蓄电池充电机的列车通信网络由2个MVB通信模块组成,用于实时传输蓄电池状态及故障信息。蓄电池与充电机及负载的关联关系如图2所示。

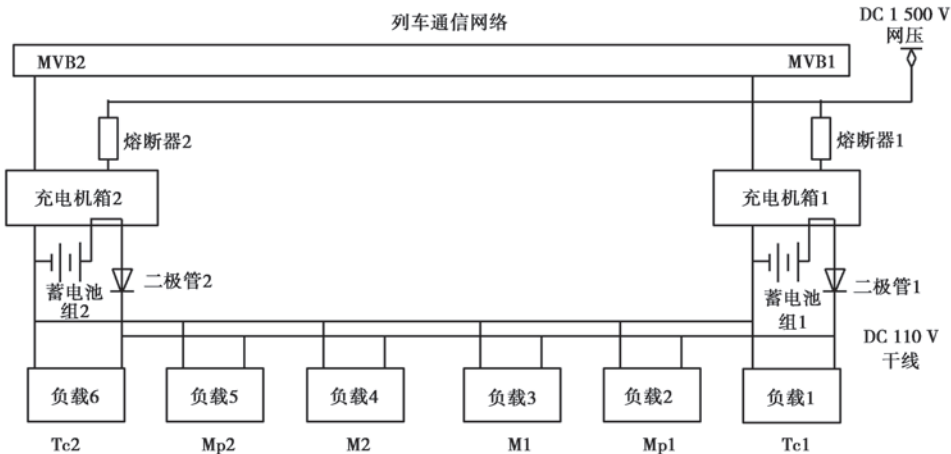


图2 蓄电池与充电机及负载的关联关系
Fig. 2 Association diagram of battery, charger and load

1.2 充电控制策略

该地铁列车蓄电池具体充电控制步骤如下：

(1) 恒流限压。充电机首先以恒定电流（充电电压限压）对蓄电池进行充电，蓄电池电压上升。

(2) 恒压强充。当蓄电池电压稳定后，充电机按照温度补偿充电曲线对蓄电池进行强行充电，充电电压为对应温度的恒定充电电压；当蓄电池基本达到满充容量时，充电电流慢慢下降。

(3) 恒压浮充。当充电电流小于临界值时，进入浮充状态，充电机以小电流继续向蓄电池充电以确保其电气性能得到最大程度的恢复，延长蓄电池的使用寿命。

图3示出某型号蓄电池充电特性曲线。

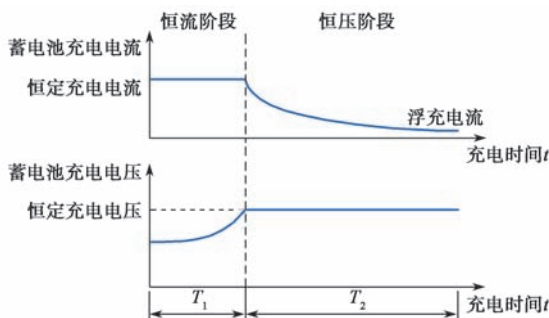


图3 某型号蓄电池充电特性曲线

Fig. 3 Charging characteristic curve of a battery

2 蓄电池在线故障预警方法

结合蓄电池充电控制策略，对蓄电池充放电过程进行分析，以得到表征其异常行为的健康因子，并构建蓄电池故障预警专家规则。

2.1 充放电过程分析

结合蓄电池充放电过程的设定及蓄电池故障现象的分析，可得知蓄电池在工作过程中存在如下异常情况：

(1) 恒流充电超时。尽管不同放电水平的蓄电池其充电时间有所不同，但基于对蓄电池恒流充电时间的统计分析，可确定不同初始电压的正常恒流充电时间范围。若超出此范围，表明蓄电池充电性能退化。

(2) 温度信号异常。同一列车上的蓄电池组1和蓄电池组2处于相同工况，正常情况下温升基本保持一致时。若温差过大，表明某个蓄电池组或温度传感器异常。

(3) 固定负载短路。充电机处于限流输出或过流保护工况，若蓄电池电压在短时间内下降速率过大，则表明蓄电池充放电电流传感器或蓄电池异常。

(4) 容量衰退。蓄电池容量是否衰退，可通过对接收到的相关状态数据进行分析来判断。若蓄电池在某个特定阶段所获取的电量少于设定阈值，则表明蓄电池容量可能发生了退化。

2.2 在线故障预警流程

本文结合蓄电池充放电过程分析，构建不同的专家规则对蓄电池相关状态量偏离正常状态的程度进行评估。在不新增传感器的前提下，仅利用现有实时网络数据进行蓄电池故障预警，解决蓄电池预测性维护的问题。具体预警流程（图4）如下：

(1) 列车实时网络数据传输。蓄电池充电机将采集到的蓄电池相关实时状态信息通过列车总线（MVB, CAN 及以太网等）上传至列车控制和管理系统（train control and management system, TCMS）。

(2) 列车实时网络数据处理。车地无线传输装置按照数据通信协议对接收到的实时网络数据进行解析，并从中提取蓄电池相关状态信息，包括环境温度、蓄电池温度、蓄电池电压、蓄电池充放电电流、充电机输出电流、充电机充电过流标志位、充电机输出过流标志位等。

(3) 蓄电池故障预警。利用专家规则模型对提取的状态信息进行分析，得到蓄电池的状态并进行故障预警提示。

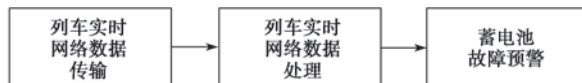


图4 基于实时网络数据的蓄电池故障预警流程

Fig. 4 Fault early warning procedure of battery based on real-time network data

2.3 故障预警专家规则构建

本文提出的蓄电池故障预警专家规则涉及恒流充电超时、温度信号异常、固定负载短路及容量退化等蓄电池异常现象，下面将详细进行阐述。

2.3.1 恒流充电超时

判断蓄电池恒流充电超时的关联数据包括时间、充电电压及充放电电流。其判断特征为蓄电池在不同初始电压下恒流充电时间，约束条件包括：

- (1) 充电机无故障；
- (2) 蓄电池无故障；
- (3) 蓄电池处于恒流充电工况。

特征计算只在同时满足3个约束条件的前提下进行，具体如下：

(1) 充电机处于待机工况，蓄电池电压为其实际初始电压 U_{i0} 。

(2) 蓄电池初始电压被划分为 $[U_{11}, U_{12})$, $[U_{12}, U_{13})$, $[U_{13}, U_{1m}]$ 这 3 个区间, 其中 U_{1m} 为恒压充电时的蓄电池电压。当实际蓄电池初始电压处于这 3 个区间时, 对应的充电超时阈值分别为 t_{11} , t_{12} , t_{13} 。

(3) 计算蓄电池的实际恒流充电时间 t_{li} 。若 $U_{li} \in [U_{11}, U_{12})$, 且 $t_{li} > t_{11}$; 或者 $U_{li} \in [U_{12}, U_{13})$, 且 $t_{li} > t_{12}$; 或者 $U_{li} \in [U_{13}, U_{1m}]$, 且 $t_{li} > t_{13}$, 则对外报出“蓄电池充电超时”的故障预警信息。

2.3.2 温度信号异常

蓄电池温度信号是否异常, 可通过比较同一列车上处于相同工况的蓄电池组 1 和蓄电池组 2 之间的温度偏差进行判定。其关联数据包括时间、环境温度、蓄电池组 1 温度及蓄电池组 2 温度。判断特征为蓄电池组 1 与蓄电池组 2 温度偏差及持续时间。约束条件包括:

- (1) 充电机无故障;
- (2) 蓄电池无故障。

特征计算只在同时满足 2 个约束条件的前提下进行, 具体如下:

(1) 计算蓄电池组 1 温度 T_{bat1} 与蓄电池组 2 温度 T_{bat2} 的差值 T_{diff} , 持续时间为 t_{time} ; 设温度偏差预警阈值为 T_{temp} , 持续时间阈值为 t_{tmax} 。

(2) 若 $T_{diff} > T_{temp}$, 且持续时间 $t_{time} > t_{tmax}$, 则对外报出“蓄电池温度信号异常”故障预警信息。

(3) 在“蓄电池温度信号异常”的前提下, 若 T_{bat1} 小于环境温度 T_{env} 且差值超过 10°C , 则报出“蓄电池组 1 温度传感器异常”的故障预警信息; 若 T_{bat2} 低于环境温度 T_{env} 且差值超过 10°C , 则报出“蓄电池组 2 温度传感器异常”的故障预警信息。

2.3.3 固定负载短路

判断蓄电池固定负载短路的关联数据包括时间、充电机输出电流、充电过流标志位、输出过流标志位、蓄电池电压及蓄电池充放电电流。其判断特征为蓄电池电压下降速率。约束条件包括:

- (1) 充电机限流输出;
- (2) 充电机输出过流;
- (3) 充电机充电过流。

若无法满足 3 个约束条件中的任何一个, 则不进行指标计算。否则, 则对关联数据进行如下计算:

(1) 若蓄电池充放电电流大于 0, 计算 U_{1bat} 的实际下降速率 (V_{1bat})。设蓄电池电压下降速率预警阈值为 V_{max} 。

(2) 若 $V_{1bat} > V_{max}$, 则报出“蓄电池固定负载短路”的故障预警信息。

2.3.4 容量退化

蓄电池容量是否退化, 可通过对接收到的蓄电池相关状态数据进行分析。其关联数据包括时间、充电电压、充放电电流及温度。其判断特征为不同温度范围内蓄电池充电电量。约束条件包括:

- (1) 充电机无故障;
- (2) 蓄电池无故障;
- (3) 处于恒压充电工况。

指标计算只在同时满足 3 个约束条件的前提下进行, 具体如下:

(1) 设恒压充电阶段蓄电池的充电电流为 I_{cv} , 蓄电池恒压充电起始时刻为 T_{start} , 终止时刻为 T_{end} 。

(2) 蓄电池恒压充电持续阶段的平均温度被划分为 $[T_{bat11}, T_{bat12})$, $[T_{bat12}, T_{bat13})$, $[T_{bat13}, T_{bat1m}]$ 这 3 个区间, 其中 T_{bat1m} 为蓄电池组对应的温度报警阈值。当实际蓄电池组温度处于这 3 个区间时, 对应的充电电量阈值分别为 Q_{11} , Q_{12} , Q_{13} 。

(3) 计算整个恒压充电持续阶段蓄电池的平均温度 T_{1bat_ave} 和充电电量 Q_1 , 其中 $Q_1 = \int_{T_{start}}^{T_{end}} I_{cv} dt$ 。

若 $T_{1bat_ave} \in [T_{bat11}, T_{bat12})$, 且 $Q_1 < Q_{11}$; 或者 $T_{1bat_ave} \in [T_{bat12}, T_{bat13})$, 且 $Q_1 < Q_{12}$; 或者 $T_{1bat_ave} \in [T_{bat13}, T_{bat1m}]$, 且 $Q_1 < Q_{13}$, 则报出“蓄电池容量退化”的故障预警信息。

3 现场验证

配置有上述蓄电池故障预警功能的软件已于 2019 年 7 月在某地铁线路 38 列车上批量应用。到 2020 年 7 月为止, 4 种规则中的 2 种, 即蓄电池温度信号异常及恒流充电超时规则的有效性已得到实际应用验证, 暂未发现漏报及误报现象。

正常情况下, 同一列车的 2 组蓄电池 (Tc1 车蓄电池与 Tc2 车蓄电池) 温度信号对比情况如图 5 所示。

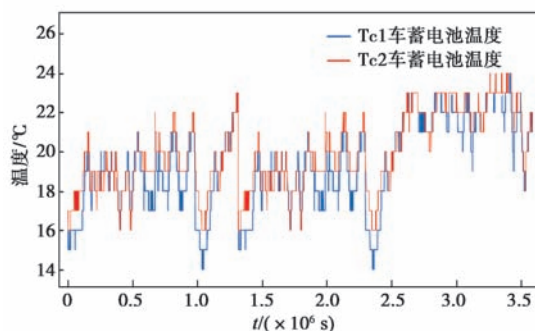


图 5 正常情况下不同蓄电池温度演化趋势
Fig. 5 Temperature evolution trend for different batteries under normal condition

由于处于相同工况,在正常情况下,2组蓄电池温度演化趋势保持一致,且温度偏差相对较小,不超过 2°C 。下面将对现场异常案例进行阐述。

3.1 蓄电池超温案例

该地铁线路1354号车在2020年4月14日至2020年5月14日为期一个月的时间内,Tc1车蓄电池与Tc2车蓄电池温度信号对比情况如图6所示。图中显示,结合环境温度及历史蓄电池温度信息,基于配置的蓄电池故障预警软件,该列车于2020年4月14日报出“Tc2车蓄电池温度信号异常”预警信息,表明蓄电池或温度传感器发生异常。由于检修人员未对此预警信息进行排查,导致该异常状态一直存在。

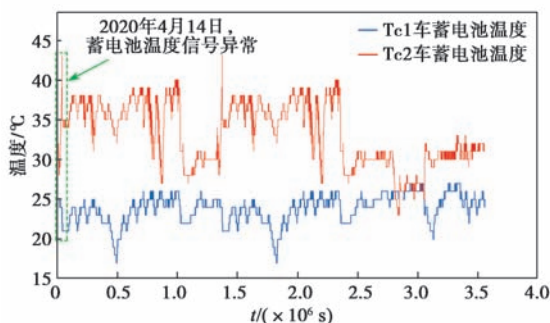


图6 1354号车不同蓄电池温度演化趋势

Fig. 6 Temperature evolution trend for different batteries of the 1354# train

在2020年5月20日,司机室显示屏报出“蓄电池超温故障”预警信息,故障前后温度信号分布情况如图7所示。可以看出,预警前,Tc2车蓄电池温度急剧上升,触发超温报警。经业主排查并更换传感器后,故障特征消失,温度信号恢复到正常水平,证明系蓄电池温度传感器发生故障。

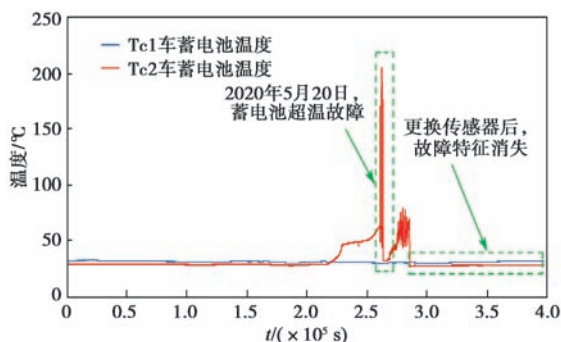


图7 蓄电池超温故障前后不同蓄电池温度演化趋势

Fig. 7 Temperature evolution trend for different batteries during over-temperature fault

由本案例分析可知,在司机室显示屏报出蓄电池超温故障前36天,采用本文设计的故障预警方法已

成功地捕获并定位Tc2车蓄电池温度传感器异常,验证了该方法的有效性。

3.2 蓄电池短路案例

该地铁线路1353号车在2019年7月21日报出“Tc1车蓄电池温度信号异常”及“Tc1车蓄电池恒流充电超时”两条预警信息。由于此时蓄电池故障预警方法仅处于装车内部验证阶段,维护人员并未针对此预警信息进行故障排查处理;2019年7月23日,该蓄电池因短路放电发生严重故障,导致Tc1车蓄电池烧损并烧穿箱体,如图8所示。这一时间段内,1353号车蓄电池相关健康特征分别如图9和图10所示。



图8 蓄电池箱体烧损情况

Fig. 8 Burning accidents of battery box

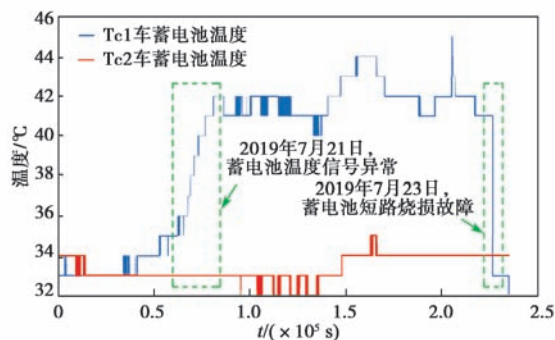


图9 1353号车不同蓄电池温度演化趋势

Fig. 9 Temperature evolution trend for different batteries of the 1353# train

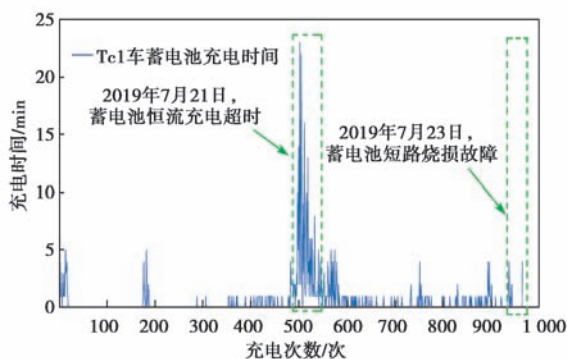


图10 1353号车Tc1蓄电池恒流充电时间演化趋势

Fig. 10 Constant current charging time evolution trend for Tc1 battery of the 1353# train

如图 9 和图 10 所示，在蓄电池短路烧损故障发生前 2 天，蓄电池温度信号特征明显异常，恒流充电时间显著增加，触发蓄电池故障预警。该案例表明，采用本文所提故障预警方法可提前 2 天捕获蓄电池异常信息，能够指导现场检修并避免严重故障的发生。

4 结语

在不新增传感器的前提下，本文提出了一种仅利用既有 MVB 网络数据对蓄电池进行在线故障预警的方案，并构建了一系列故障预警规则。采用该方案的软件已在某地铁线路批量装车应用，成功地在故障发生前捕获了蓄电池异常状态信息，证明了本文所提方法能够对蓄电池充电过程及正常运行模式下的异常情况进行有效检测，为检修人员提供检修提示，为避免在途故障发生、降低故障危害提供了有力的技术支撑。

随着列车运营里程的增加及装车覆盖面的进一步提升，后续将结合列车实际运营过程中所采集的蓄电池状态监测数据及更多的故障样本信息对预警规则及相关阈值设定进行优化，进一步验证并提升故障预警的有效性，促进蓄电池检修模式由计划修、故障修向状态修和预测修的转变。

参考文献：

[1] 石彩霞, 卢庆, 赵正虎. 城市轨道交通列车蓄电池选型分析 [J]. 电力机车与城轨车辆, 2018, 41(3):82-85,91.
SHI C X, LU Q, ZHAO Z H. Analysis of Battery Type Selection for Urban Railway Train[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2018, 41(3): 82-85, 91.

[2] 张顺, 尹洪权, 吉敏. 城市轨道交通车辆蓄电池亏电故障分析及改善措施 [J]. 城市轨道交通研究, 2019(11): 105-108.
ZHANG S, YIN H Q, JI M. Analysis of Battery Low-voltage Fault and Improvement Measures for Urban Rail Tran-sit

Vehicle[J]. Urban Mass Transit, 2019,(11): 105-108.

[3] 郑耀. 广州地铁 A 型车镍铬碱性蓄电池的运用维护及应用现状 [J]. 机电工程技术, 2017, 46(4): 149-152.
ZHENG Y. Maintenance and Application Status of Ni Cd Alkaline Battery in Guangzhou Metro Model A[J].Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2017, 46(4): 149-152.

[4] 郭佑民, 胡广彭, 谢飞. 机车蓄电池在线监测与地面分析系统 [J]. 仪表技术与传感器, 2012(8): 51-52.
GUO Y M, HU G P, XIE F. Online Monitoring and Ground Analysis System for Locomotive Batteries[J].Instrument Technique and Sensor, 2012(8): 51-52.

[5] CAI L, MENG J H, STROE D L, et al. Multiobjective Optimization of Data-Driven Model for Lithium-Ion Battery SOH Estimation With Short-Term Feature[J].IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(11): 11855-11864.

[6] VIDAL C, MALYSZ P, KOLLMEYER P, et al. Machine Learning Applied to Electrified Vehicle Battery State of Charge and State of Health Estimation: State-of-the-Art[J]. IEEE Access, 2020(8): 52796-52814.

[7] 高锋阳, 张国恒, 石岩, 等. 新型城轨电车混合动力系统能量管理策略 [J]. 铁道学报, 2019, 41(4): 52-58.
GAO F Y, ZHANG G H, SHI Y, et al. Energy Management Strategy for New Type Urban Rail Vehicle Hybrid Power System[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(4): 52-58.

[8] 刘之奇. 基于蓄电池内阻在线监测系统对蓄电池性能诊断研究 [J]. 贵州电力技术, 2017, 20(7): 19-23.
LIU Z Q. Research of the Battery Performance Diagnosis Based on Battery Internal Resistance On-line Monitoring System[J]. Guizhou Electric Power Technology, 2017, 20(7): 19-23.

[9] 姜波, 李晓明. 城市轨道交通车辆车载蓄电池剩余容量估算方法 [J]. 城市轨道交通研究, 2016(12): 66-68.
JIANG B, LI X M. Estimation of the Residual Capacity of Storage Batteries Installed on Metro Train[J]. Urban Mass Transit, 2016(12): 66-68.

[10] 戴银娟, 郭佑民, 高锋阳, 等. 基于粒子滤波算法的车载储能元件 SOH 预测方法研究 [J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(10): 2572-2577.
DAI Y J, GUO Y M, GAO F Y, et al. Research on SOH Prediction Method of Vehicle Energy Storage Element Based on Particle Filter Algorithm[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(10): 2572-2577.