

# 基于云端数据的电池系统连接异常诊断研究\*

吴二东<sup>1</sup> 王澎<sup>1</sup> 万鑫铭<sup>1,2</sup> 赵星<sup>1</sup> 马留可<sup>1</sup>

(1. 中国汽车工程研究院股份有限公司, 重庆 401122; 2. 中国检验认证集团, 北京 100053)

**【摘要】**为有效识别新能源汽车电池系统连接异常问题,利用应急预警云端监测平台和大数据分析方法,结合正常车辆和连接异常车辆的数据模式异同,挖掘电池系统连接异常缺陷因素。提出一种基于数据驱动的新能源汽车电池系统连接异常风险因子识别算法,根据风险因子对电池系统连接异常程度进行等级划分,结果表明,所提出算法可以准确有效识别连接异常高风险车辆。

**关键词:**连接异常 云端平台 故障诊断 大数据

**中图分类号:**TM911 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20240627

## Research on Diagnosis of Abnormal Connection in Battery Systems Based on Cloud Data

Wu Erdong<sup>1</sup>, Wang Peng<sup>1</sup>, Wan Xinming<sup>1,2</sup>, Zhao Xing<sup>1</sup>, Ma Liuke<sup>1</sup>

(1. China Automotive Engineering Research Institute Co., Ltd, Chongqing 401122; 2. China Inspection and Certification Group Inspection Co., Ltd, Beijing 100053)

**【Abstract】**It is crucial to effectively identify abnormal connections in the battery system of new energy vehicles in order to address their operational safety issues. By utilizing an emergency warning cloud monitoring platform and big data analysis methods, combined with the similarities and differences in data patterns between normal vehicles and vehicles with abnormal or faulty connections, this paper aim. to explore the factors contributing to abnormal defects in power battery connections. A data-driven algorithm for identifying abnormal risk factors in the connection of new energy vehicle battery systems is developed. According to the risk factors, the degree of abnormal connection in the battery system is classified into different levels, and the results show that the proposed algorithm can accurately and effectively identify high-risk vehicles with abnormal connections.

**Key words:** Connection anomaly, Cloud platform, Fault diagnosis, Big data

**【引用格式】**吴二东,王澎,万鑫铭,等.基于云端数据的电池系统连接异常诊断研究[J].汽车技术,2024(9):46-50.

WU E D, WANG P, WAN X M, et al. Research on Diagnosis of Abnormal Connection in Battery Systems Based on Cloud Data[J]. Automobile Technology, 2024(9): 46-50.

## 1 前言

故障诊断方法对新能源汽车安全风险识别十分必要,主要包括基于经验判断、失效模式诊断和数据驱动<sup>[1-2]</sup>。目前,主流车企和电池厂商均建立了云端车辆监控平台,其数据字段及报警要求通常按照 GB/T 32960—2016《电动汽车远程服务与管理技术规范》进行存储。部分企业与第三方科研机构合作开展故障诊断算法研究,在实验室试验研究基础上分析车辆运行数据,建立安全诊断模型<sup>[3]</sup>。国内外主流高校如美国辛辛那提大学、清华大学、重庆大学等均有相关研究<sup>[4-10]</sup>。其研究方

向多集中于前沿理论,如融合机器学习与实车故障数据特征开发新理论算法。其中,重庆大学胡晓松等<sup>[7]</sup>开展了机器学习型动力电池系统安全风险预警研究,利用样本熵和稀疏贝叶斯预测模型来预测动力电池健康状态,预测精度较高。Shang等<sup>[11-13]</sup>采用改进样本熵方法识别电池系统初期故障,提出的改进算法能够较准确识别电池系统早期异常。然而,这些机器学习算法多集中于事故数据训练,没有从故障原理进行分析,且采用机器学习方法进行故障识别对服务器资源要求较高,运行时间较长。自放电、内短路、连接异常是电池系统常见故障模式<sup>[14]</sup>,其中对于自放电、内短路引起的起火事故研究

\*基金项目:国家市场监督管理总局科技计划项目(2022MK106);国家重点研发计划项目(2021YFF0601100)。

较多,国内主流高校、主机厂均有涉及<sup>[5-6]</sup>。虽然连接异常直接引发火灾事故较少,但电池系统出现连接异常时会引起连接件温度过高,此时车辆会存在动力异常、高压拉弧的风险。若连接异常故障长期未被有效识别并排除,连接异常部位过高的内阻会导致局部热量持续累积,进而引发电池容量快速衰减甚至热失控<sup>[14-16]</sup>,因此对连接异常进行提前识别与检测维修十分必要。本文研究了云端故障诊断和安全预警分析方法,依据事故车数据分析经验,提取连接异常故障数据特征,建立基于云端数据的连接异常故障诊断模型,实现电池系统连接异常车辆快速识别及风险等级判断。

## 2 电池系统连接异常故障

连接异常属于电池系统内较典型的故障类型,分为电芯内部连接异常和电芯外部连接异常两种。电芯内部连接异常多为极耳焊接过程虚焊造成,电芯外部连接异常主要源于电芯与连接铝巴之间,或是模组之间的连接铜排焊接不良,故障情况如图1所示。

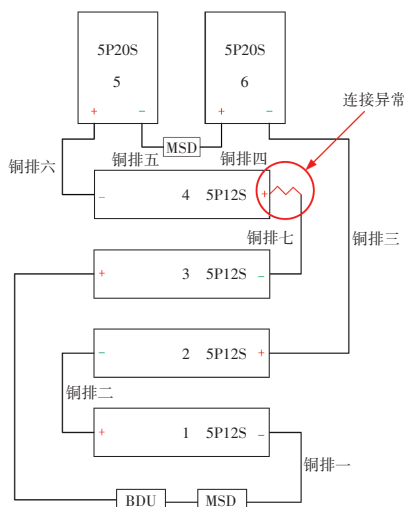


图1 模组间铜排连接异常

电芯外部连接异常问题通常由于高压连接件设计缺陷或焊接工艺存在瑕疵所致。以模组间连接铜排为例,其通常采用螺栓固定,紧固至指定扭矩要求。若螺栓固定处存在异物或铜排不平整,会产生扭矩达标但紧固不到位的现象,长时间振动导致螺栓松脱。此外,栓接处通常存在接触电阻,在大电流充电过程中发热严重,触发液冷开启,在不断地热胀冷缩及伴随振动条件下栓接固定松脱。另外,对于方形电芯,充放电循环过程产生的膨胀也会造成模组间或输出极处产生位移,进而造成栓接松脱。

在车辆的日常使用中,长期的颠簸和振动会导致车辆电池系统内连接部位的强度逐渐减弱,接触电阻

增大,若连接点在电压采样范围内,会导致邻近电芯电压出现波动。电池系统充放电时,存在连接异常问题的电芯会出现电压离群现象,异常电芯的电压离群程度与电流大小成正相关,呈现“充高放低”现象,静置时无异常。“充高放低”现象会导致电池系统充电容量偏低或者充电时间延长,同时还会引起电池系统容量无法完全释放或者限制输出功率。除行车过程中出现“充高放低”的现象外,连接异常还会造成电池系统容量虚高,行车过程荷电状态(State of Charge, SOC)跳变进而导致车辆抛锚。

## 3 数据驱动的电池系统连接异常识别

新能源汽车安全风险的演变过程体现在运行监控数据中,包括电池电压、电流、温度、绝缘电阻和SOC等数据。本文基于典型事故车辆的运行数据特征构建动力电池安全特征参数空间矩阵,充分利用应急预警监测平台和大数据分析技术,重点研究正常车辆和连接异常故障车辆的数据特征异同;挖掘动力电池连接异常缺陷风险因子,梳理各风险因子的相互关系和相应的特征参数表现,对各类参数表现进行风险评价和量化表示,构建风险监测指标体系,开发基于数据驱动的新能源电池系统连接异常快速识别算法,能够实现连接异常风险车辆的准确识别,并定位其风险等级。

## 4 基于云端数据的电池系统连接异常诊断

对于存在连接异常风险的车辆识别,本文采用云端历史数据进行故障特征提取,然后根据故障等级特征判断车辆风险等级。通过对电池系统连接异常车辆数据分析、提取4项连接异常相关风险因子,具体计算方法可表示为:

$$\Phi_1 = f(N_1, I, V_{\max}, V_{\min}, C_s, S) \quad (1)$$

$$\Phi_2 = f(N_2, I, V_{\max}, V_{\min}, C_s, S) \quad (2)$$

$$\Phi_3 = f(V_{\max}, V_{\min}, S) \quad (3)$$

$$\Phi_4 = f(I, V_{\max}, V_{\min}, S) \quad (4)$$

式中: $N_1$ 为最低电压单体号; $N_2$ 为最高电压单体号; $I$ 为运行电流; $V_{\max}$ 为电池系统最高单体电压; $V_{\min}$ 为电池系统最低单体电压; $C_s$ 为车辆充电状态; $S$ 为车辆荷电状态; $\Phi_1 \sim \Phi_4$ 为计算所得连接异常风险因子,其中 $\Phi_1$ 、 $\Phi_2$ 表示特定放电电流与回馈电流条件下最低单体电压、最高单体电压出现次数占比, $\Phi_3$ 表示等效压差,筛选数据片段极值压差的滑动均值, $\Phi_4$ 表示极柱与铜巴/铝巴等效接触电阻, $\Phi_3$ 、 $\Phi_4$ 均选取计算所得结果中极大值。

具体计算流程如图2所示。

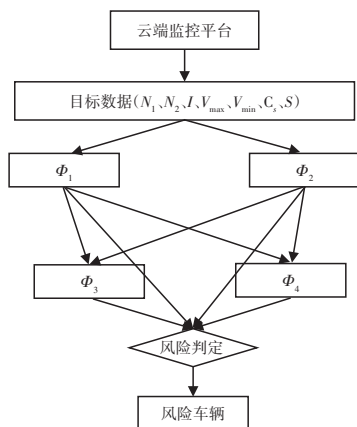


图2 云端算法流程

抽取行车状态数据,采用式(1)计算满足需求电流  $abs(I) > x (30 < x < 100)$ ,  $abs$  表示绝对值)的最低电压单体号,并计算各单体号出现次数占比,记比值为  $\Phi_1$ 。采用式(2)计算满足需求电流  $abs(I) > x (30 < x < 100)$  的最高电压单体号,并计算各单体号出现次数占比,记比值为  $\Phi_2$ ;对占比进行排序,选取单体号占比大于 90% 的车辆。采用式(3)计算单体号对应滑动SOC区间内电压极值压差并进行归一化处理,记值为  $\Phi_3$ 。计算过程为抽取满足式(1)、(2)中电流条件下极值电压数据,采用移动平均值方式计算每相邻 10 个点(即步长为 10)极大值电压平均值与极小值电压平均值之差。采用式(4)计算滑动区间极值压差值与电流的比值,并归一化处理,记值为  $\Phi_4$ 。计算过程为在式(3)基础上计算所得滑动区间压差与滑动区间均值电流之比,计算步长为 10。然后依据 4 个计算值进行连接异常判断。

本算法优点是采用电池管理系统(Battery Management System, BMS)上报的极值单体电压和单体编号数据结合行车状态及行车阶段电流进行计算,避免对电池系统所有单体电压进行拆分计算。为验证算法有效性,在国家市场监管总局创新中心监控平台进行算法部署,并对识别的异常车辆进行数据抽取,绘制车辆电池系统单体电压时序图,结合算法计算所得风险因子及线下拆箱检测进行验证。

### 5 云端数据排查

本文分析数据来自国家市场监管总局创新中心监控平台,该平台由国家创新中心(新能源汽车数字监管)承建,该平台累计接入 7 款车型 15 万辆新能源汽车,平台功能主要为对市场风险车辆进行监控,排查风险车辆同时对涉及召回的车辆进行召回效果评估。该平台数据包括车辆运行数据、车辆静态信息、企业自定义报警信息等。通过对该平台中 2 款车型总计 2 万余辆车进行排查,

筛选出 8 台风险车辆,风险因子计算结果如表 1 所示。

表 1 风险因子计算结果

车辆编号	$\Phi_1$	$\Phi_2$	$\Phi_3$	$\Phi_4$
01	1.00	1.00	0.89	3.80
02	1.00	0.99	0.68	3.11
03	1.00	0.98	0.54	2.20
04	1.00	0.99	0.76	3.20
05	0.99	0.98	0.59	2.50
06	0.99	1.00	0.98	4.20
07	0.95	1.00	0.53	1.90
08	1.00	0.93	0.44	1.70

车辆电池系统静态信息如表 2 所示,8 辆车均为纯电动车型,配置三元锂离子电芯。车辆 01~03 配置软包电芯,单体容量为 29 A·h,电池系统成组结构为 5P96S,系统额定电压为 350 V,系统额定容量为 145 A·h。电池系统模组间采用铜排连接,螺栓固定。电芯间为软铝巴连接,电芯为叠片式铝塑膜包覆。车辆 04~08 配置方形硬壳三元锂离子电芯,单体容量为 55 A·h,电池系统成组结构为 2P96S,系统额定电压为 355 V,系统额定容量为 110 A·h。电芯间采用铝巴焊接。电池系统模组间为铜排连接,螺栓固定。

表 2 车辆静态信息

参数	类别 1	类别 2
车辆编号	01~03	04~08
电芯体系	523(NCM 镍钴锰)	622(NCM 镍钴锰)
电芯形状	方形软包	方形硬壳
单体容量/A·h	29	55
成组方式	5P96S	2P96S
系统额定电压/V	350	355
系统额定容量/A·h	145	110
车辆类型	纯电动	纯电动

结合表 1 风险因子计算结果,对风险因子  $\Phi_4$  数值较高的 6 台车(编号 01~06)进行单体电压数据抽取并绘制故障点时刻单体电压时序图,如图 3 所示(由于车辆单体总数较多,故图例中仅展示异常单体),可以看出 6 台车存在明显的连接异常。根据表 1 中风险因子计算结果结合图 3 中异常单体离群表现可知,  $\Phi_x$  值越高,单体电压偏离度越大,连接异常风险等级越高。

车辆 03 的  $\Phi_3$  为 0.54,  $\Phi_4$  为 2.2,其单体电压时序图如图 3c 所示,可以看出 26 号单体(红圈标注电芯)电压呈现明显离群现象,表现为放电时 26 号单体电压显著低于其他电芯,制动状态下电流回馈 26 号单体电压显著高于其他电芯。车辆 05 与车辆 03 现象较为相似。由

车辆01、02、04、06的电压时序图可以看出,该4辆车单体电压偏离度较高,即存在明显连接异常现象,各车辆 $\Phi_4$ 值均大于3。06车 $\Phi_4$ 值为4.2,其单体电压时序如图3f所示,可以看出64号单体(红圈标注电芯)电压已偏

离该车电池系统单体电压中位数400 mV。从算法计算结果可以得出, $\Phi_4$ 值越大,异常单体电压与电池系统单体电压中位数的偏差越大,侧面印证了车辆连接异常风险等级越高。

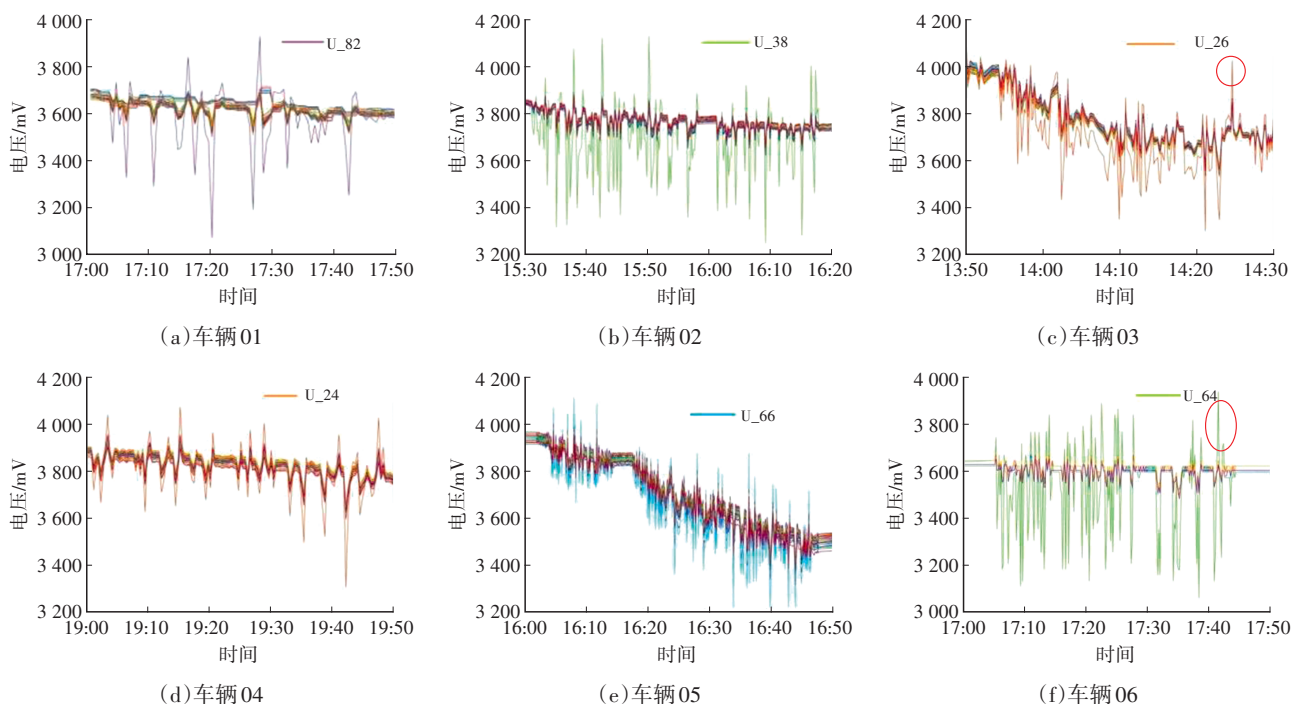


图3 风险车辆单体电压

## 6 排查验证

为准确评估车辆连接异常程度,依据风险因子对风险等级较高车辆进行电池系统拆箱排查。车辆01模组输出极采用两颗螺栓进行固定,模组间采用软铜排相连。经拆解后发现模组间相连铜排固定螺栓扭矩残余仅为1.7 N·m,电池系统下线检测标准为扭矩应不低于10 N·m,连接铜排出现明显松动。对连接异常处进行接触电阻测量,静态下该固定点接触电阻高于正常连接点2倍左右,判断为模组间连接铜排接触异常。为避免连接处铜排螺栓再次松脱,在螺栓连接处采用结构胶固定。

对车辆06进行电池系统拆解后发现,该车65号电芯焊接处出现明显缺口,量取电芯铝巴上表面至电芯上盖距离为2.7 mm,焊接铝巴明显松动。由于焊接处出现明显松动且铝巴无法进行二次焊接,对该车电池系统做报废处理。为进一步排查风险,对02、04车辆进行电池系统拆解。02车与04车类似,拆解电池系统后发现,模组输出端连接铜排固定螺栓残余扭矩为2.7 N·m,通过售后服务站维修后重新密封电池包装车运行。03车与05车类似,拆解电池系统后发现模组

输出端连接铜排固定螺栓残余扭矩为4.7 N·m,通过售后服务站维修后重新密封电池包装车运行。07、08两辆车拆解电池系统检测后发现模组输出端连接铜排固定螺栓残余扭矩为8.7 N·m,紧固后装车运行。

结合线上排查及线下拆解检测归纳风险因子与车辆故障等级映射关系,如表3所示。

表3 风险等级与风险因子对应关系

风险等级	判定条件	处理措施
1	$\Phi_1 \geq 0.9, \Phi_2 \geq 0.9, \Phi_3 \geq 0.4, \Phi_4 < 2.5$	定期观察
2	$\Phi_1 \geq 0.99, \Phi_2 \geq 0.99, \Phi_3 \geq 0.6, 3.5 \leq \Phi_4 \leq 4$	电池系统拆解维修
3	$\Phi_1 \geq 0.98, \Phi_2 \geq 0.98, \Phi_3 \geq 0.5, 2.5 \leq \Phi_4 < 3.5$	重点监控,必要时及时维护
4	$\Phi_1 \geq 0.99, \Phi_2 \geq 0.99, \Phi_3 \geq 0.6, \Phi_4 > 4.0$	立即停止运行,拖运至售后站维修

## 7 结束语

通过对连接异常车辆电池系统数据分析,提取4个连接异常风险相关因子,结合线上排查风险因子较高的车辆拆解检查,归纳总结风险因子与车辆风险等级对应关系:风险等级为1级时车辆需定期观察,风险等级为2级时车辆需重点监控,必要时及时维护,风险等级为

3级时车辆需进行电池系统拆解维修,风险等级为4级时车辆需立即停止运行,拖运至售后站维修。

本文提出的连接异常风险识别算法在检测主流车型电芯集流排连接异常方面准确度高,可以精准定位故障电芯位置,但仍存在不足:受限于电压采样点,无法识别电池包总正总负铜排的连接异常情况;在小容量电芯多并电池系统内,单电芯连接发生异常受并联模块内电压平衡补偿影响,导致算法无法在早期识别出风险。后续将加强失效机理分析和数据挖掘技术融合,优化算法识别逻辑和故障数据特征提取方法,提高算法的准确性和通用性。

#### 参 考 文 献

- [1] 雄博,蔡君同. 新能源汽车安全预警技术现状及未来展望[J]. 时代汽车, 2023(8): 101-103.  
HAO X B, CAI J T. Current Status and Future Prospect of New Energy Vehicle Safety Early Warning Technology[J]. New Energy Automobile, 2023(8): 101-103.
- [2] 张俊. 基于神经网络的纯电动汽车动力电池系统故障诊断[J]. 电子技术与软件工程, 2018(24): 2.  
ZHANG J. Fault Diagnosis of Battery System of Pure Electric Vehicle Based on Neural Network[J]. Automotive Electronics, 2018(24): 2.
- [3] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 10.  
LI H, XIAO D Y. Survey on Data Driven Fault Diagnosis Methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 10.
- [4] REZVANIZANIANI S M, LIU Z, CHEN Y, et al. Review and Recent Advances in battery Health Monitoring and Prognostics Technologies for Electric Vehicle (EV) Safety and Mobility[J]. Journal of Power Sources, 2014, 256: 110-124.
- [5] ZHANG J, LEE J. A Review on Prognostics and Health Monitoring of Li-Ion Battery[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(15): 6007-6014.
- [6] 卢明哲. 动力电池 SOH 估计及故障预测方法研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2015.  
LU M Z. SOH Estimation and Failure Prediction Method Research for Power Batteries[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2015.
- [7] HU X, JIANG J, CAO D, et al. Battery Health Prognosis for Electric Vehicles Using Sample Entropy and Sparse Bayesian Predictive Modeling[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 63(4): 2645-2656.
- [8] 时玉帅,熊金峰,樊海梅. 动力电池常见故障分析与预警方法[J]. 广东化工, 2019 (13): 115-116.  
SHI Y S, XIONG J F, FAN H M. Common Fault Analysis and Early Warning Method for Power Battery[J]. Guangdong Chemical Industry, 2019 (13): 115-116.
- [9] LSKAAFI A M. Fault Diagnosis and Failure Prognostics of Lithium-Ion Battery Based on Least-Squares Support Vector Machine and Memory Particle Filter Framework. University of Tennessee[D]. Knoxville: University of Tennessee, 2015.
- [10] 郭文超,杨林,邓忠伟,等. 云端数据驱动的锂电池故障分级预警研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(9): 1677-1687.  
GUO W C, YANG L, DENG Z W, et al. Research on Multi-Level Fault Warning Method for Lithiumion Batteries Driven by Cloud Data[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(9): 1677-1687.
- [11] 李达,邓钧君,张照生,等. 电动车辆动力电池安全预警策略研究综述[J]. 汽车工程, 2023, 45(8): 1392-1407.  
LI D, DENG J J, ZHANG Z S, et al. Review on Power Battery Safety Warning Strategy in Electric Vehicles[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(8): 1392-1407.
- [12] CHEN Z, XIONG R, SUN F. Research Status and Analysis for Battery Safety Accidents in Electric Vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019(55): 93-104.
- [13] SHANG Y, LU G, KANG Y ,et al. A Multi-Fault Diagnosis Method Based on Modified Sample Entropy for Lithium-Ion Battery Strings[J]. Journal of Power Sources, 2020, 446.
- [14] 苏伟,钟国彬,沈佳妮,等. 锂离子电池故障诊断技术进展[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(2): 225-236.  
SU W, ZHONG G B, SHEN J N, et al. The Progress in Fault Diag-Nosis Techniques for Lithium-Ion Batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(2): 225-236.
- [15] 徐佳宁,梁栋滨,魏国,等. 串联电池组接触电阻故障诊断分析[J]. 电工技术学报, 2017, 32(18): 106-112.  
XU J N, LIANG D B, WEI G, et al. Series Battery Pack's Contact Resistance Fault Diagnosis Analysis[J]. Transactions of China Electro Technical Society, 2017, 32(18): 106-112.
- [16] OFFER G J, YUFIT V , HOWEY D A, et al. Module Design and Fault Diagnosis in Electric Vehicle Batteries[J]. Journal of Power Sources, 2012, 206: 383-392.

(责任编辑 王 一)

修改稿收到日期为2024年9月4日。