

充电堆数据驱动的电动汽车动力电池 智能安全评估与风险预警

马宁, 李鹏程

(山东德能物联科技有限公司, 山东 济南 250002)

摘要 电动汽车产业高速发展, 动力电池安全事故时有发生。充电环节是安全隐患的主要发生场景, 传统安全评估方法采用单一参数开展研判, 响应速度偏慢, 无法适配实际的安全防护需求。针对这一困境, 本文构建覆盖数据采集、预处理、智能评估及分级预警的完整技术体系, 结合实际测试验证的结果优化预警阈值。该技术体系旨在有效提升安全评估的精准度与预警的及时性, 破解传统方法的针对性缺陷, 提升数据利用效率, 为动力电池充电安全防护提供参考。

关键词 充电堆; 数据驱动; 电动汽车动力电池; 智能安全评估; 风险预警

中图分类号: U469.7; TP3; TM91

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.10.012

0 引言

电动汽车渗透率持续提升, 动力电池作为其核心部件, 安全性能直接决定车辆运行与充电安全。在充电过程中, 动力电池处于复杂的电、热环境中, 过充、过温、单体一致性衰减等问题易引发热失控, 造成安全事故。现有安全评估方法多基于单一监测参数, 存在评估精度不足、预警滞后等缺陷, 难以适配规模化充电场景的安全需求^[1]。依托充电堆数据驱动技术和动力电池运行全流程参数, 构建智能安全评估与风险预警体系, 提升动力电池充电安全防护水平, 助力电动汽车产业高质量发展。

1 电动汽车动力电池相关理论或技术发展

1.1 充电堆数据采集技术

充电堆数据采集技术基于物联网通信协议, 按照标准规范, 可全面采集电池电气参数、设备运行状态及环境信息。采集终端设计要求满足数据传输的实时性与安全性, 支持在线传输、离线存储及断点续传功能。当前技术可实现关键参数每分钟1次的上传频率, 故障数据实时上报, 采集系统整体精度优于1.0%^[2]。这些高质量数据为后续安全评估提供了可靠基础, 能够满足规模化充电设施的运行监测需求。

1.2 动力电池安全评估理论

动力电池安全评估理论构建多维度动态评估体系, 划分电安全、热安全、健康状态三个维度。电安全研

判电压、电流稳定性, 热安全检测温度分布及变化速率, 健康状态考量容量衰减与内阻变化。传统评估依托固定阈值, 无法体现电池老化的非线性特性。数据驱动的评估理论挖掘多源时序数据, 融合机器学习算法动态捕捉参数演变, 提升安全状态评估的精准度与前瞻性。

1.3 动力电池风险预警技术

动力电池风险预警技术实现安全隐患的早期识别与分级管控。该技术依托数据传输与分析平台搭建, 比对评估输出与预设阈值, 分析参数时序趋势, 形成“安全—预警—危险”三级预警体系。现行技术方案融合硬件监测与软件分析, 可将典型故障响应时间控制在15 min以内, 维修任务一次成功率超过92%^[3]。多维度参数融合开展综合分析, 弱化对单一信号的依赖, 提升预警准确率, 为充电现场的安全运维决策提供有效时间窗口与专业技术依据。

2 充电堆数据采集与预处理技术

2.1 充电堆数据采集体系构建

结合充电堆运行特性与电池安全监测需求, 构建多维度数据采集体系。打通充电堆终端、传输模块与监测平台, 完成数据全流程闭环管理。依照标准规范搭建, 在充电堆输出端、电池接口及环境侧布设传感器, 明确节点布局保障参数采集的全面性。与充电服务平台实现互联, 数据传输环节采取加密认证方式, 契合物联网安全要求, 规避数据泄露与篡改问题。配

作者简介: 马宁(1978-), 男, 专科, 研究方向: 充电堆数据。

备实时数据备份与恢复功能，备份机制契合信息安全标准，为后续数据预处理与安全评估提供稳定可靠的数据支撑。

2.2 充电堆采集数据类型与规格

充电堆的采集数据划分为动力电池电气参数、设备运行参数、环境参数三类。数据采集规格恪守相关标准，各类数据的范围、精度与单位均有明确区分，如表 1 所示。

表 1 充电堆多维度数据采集规格表

数据类型	采集范围	采集精度	单位
动力电池单体电压	2.5 ~ 4.5	±0.5% FS	V
充电电流	0 ~ 300	±1% FS	A
动力电池温度	-40 ~ 85	±1	°C
充电堆输出功率	0 ~ 120	±1.5% FS	kW
环境温度	-20 ~ 60	±0.5	°C
动力电池健康状态	30% ~ 100%	±2%	%

适应不同地域与季节场景，为安全评估提供了全面的数据基础。

2.3 采集数据预处理方法

为提升数据质量，对采集数据中含有的噪声与缺失值进行预处理。针对电压与电流信号中的高频噪声，应用卡尔曼滤波算法处理，滤波系数设定为 0.05。处理后数据信噪比超过 35 dB。对于缺失数据，依据充电过程参数变化规律，采用线性插值法予以补充。在缺失率低于 5% 的条件下，插值误差控制在 2% 以内。预处理后的所有数据经标准化处理，归一化至 [0, 1] 区间^[5]，以消除量纲差异。处理过程注重保留原始数据关键特征，避免数据失真。最终预处理后数据完整性高于 99.5%，满足智能安全评估模型的构建要求。

3 动力电池智能安全评估模型构建

3.1 评估指标体系确立

结合多源采集数据与安全标准，构建覆盖电安全、热安全、健康状态三大类的评估指标体系。电安全维度选取单体电压偏差与充电电流波动系数，分别表征电池包一致性及充电过程稳定性。热安全维度以温度变化率与温度分布均匀性为核心，直接关联热失控风险。健康状态维度选取健康状态 (SOH) 衰减速率和内阻增长率，量化电池老化程度对安全性的影响。层次分析法确定各项指标权重，电压偏差和温度变化率权重最高均为 0.25，内阻增长率权重最低为 0.1^[6]。指标体系全面且精确地反映出动力电池的综合安全水平。

表 1 数据显示，动力电池单体电压采集范围为 2.5 V 至 4.5 V，精度为 ±0.5% FS。充电电流覆盖 0 A 至 300 A，精度 ±1%FS。电池温度监测范围 -40 °C 至 85 °C，精度 ±1 °C。充电堆输出功率量程 0 kW 至 120 kW，精度 ±1.5%FS。环境温度采集范围 -20 °C 至 60 °C，精度 ±0.5 °C。电池健康状态 (SOH) 估计范围 30% 至 100%，精度 ±2%^[4]。电气参数精度普遍更高，覆盖电池全工作区间，可监测极端工况。温度参数范围宽泛，

3.2 数据驱动评估模型设计

评估模型采用卷积神经网络—长短期记忆网络混合架构。输入层接入预处理后的 6 项指标数据，数据维度为 1×6×100，对应时间步长 100。卷积层设置 3×1 和 5×1 两个卷积核，激活函数采用 ReLU，实现数据局部特征的有效提取。池化层执行最大池化操作，池化尺寸为 2×1，削减参数数量的同时规避过拟合风险。长短期记忆网络层配置 128 个隐藏单元，精准捕捉参数的时序变化规律。输出层采用 Sigmoid 激活函数，将输出结果映射至 0 至 1 区间，数值越趋近 1 电池安全等级越高。模型训练运用自适应矩估计算法，学习率设为 0.001，迭代次数 500，批次大小 32^[7]，同步采用早停策略防范过拟合问题。

3.3 评估模型精度验证

选取 NASA 电池老化数据集与中汽中心 2024 年动力电池测试数据作为验证集。验证集覆盖圆柱电池、短刀电池两类产品，包含不同老化程度与充电工况，用以检验模型通用性。将验证集数据输入完成训练的模型，统计模型的评估精度、召回率及拟合优度（如表 2 所示）。

表 2 分析验证结果可知，模型在 NASA 数据集上精度达 98.7%，召回率为 97.9%，R² 得分为 0.9 946。对于中汽中心数据，圆柱电池验证精度为 98.3%，召回率 97.5%，R² 得分 0.9 921；短刀电池对应值分别为 98.5%、97.7% 与 0.9 934。综合验证集上，模型精度为 98.5%，

表2 智能安全评估模型在大数据集上的验证结果

验证数据集	评估精度	召回率	R ² 得分
NASA 电池老化数据集	98.7%	97.9%	0.9 946
中汽中心测试数据集（圆柱电池）	98.3%	97.5%	0.9 921
中汽中心测试数据集（短刀电池）	98.5%	97.7%	0.9 934
综合验证集	98.5%	97.7%	0.9 935

召回率 97.7%，R² 得分 0.9 935。各项核心指标均保持较高水平，显示模型能够精确辨识电池安全状态。在 NASA 数据集上最优的 R² 得分，证实了模型对电池老化过程中安全状态变化的强识别能力，模型适用于不同类型与老化程度的电池安全评估。

4 动力电池风险预警机制与验证

4.1 分级预警阈值设定

依据模型评估结果与国家标准《电动汽车用动力电池安全要求》（GB 38031-2025），明确设定安全、预警、危险三级预警阈值及对应处置措施。安全等级对应评估值区间 [0.8, 1.0]，表明状态正常，维持常规充电。预警等级对应评估值区间 [0.5, 0.8]，表明参数出现异常波动，系统触发声光预警，并将充电功率限制至额定值的 50%。危险等级对应评估值区间 (0, 0.5)，表明存在热失控风险，系统立即切断充电回路并启动冷却。阈值设定考虑了三元锂与磷酸铁锂电池特性，对三元锂电池的热安全阈值进行针对性收紧，以确保符合“热失控后 2 小时不起火^[8]、不爆炸”的国标要求，保障预警的准确性与合规性。

4.2 预警机制运行流程

预警机制实现采集、评估与反馈的自动化闭环运行。充电堆实时采集多源参数，经预处理后以每 10 秒为周期输入模型计算评估值，并与预设阈值进行比对。若评估值触发预警，系统即刻通过现场屏幕与手机 APP 同步发出预警信息及处置指引。完成处置后，系统再次采集数据进行评估，安全确认后解除预警状态。该机制配备完整的日志记录功能，自动保存预警时间、等级及相关参数变化全过程，为后续安全分析与阈值调整提供数据支撑，确保预警管理流程形成有效闭环。

4.3 预警机制实地验证

在某公共充电场站进行了为期 30 天的实地验证。该场站部署 10 台 120 kW 充电堆，已接入国家级监测平台。验证模拟了单体电压异常、温度过高、电流波动过大三类典型安全隐患。结果显示，预警机制平均响应时间为 0.8 秒，其中危险等级预警响应时间不超

过 0.5 秒。预警准确率达到 97.3%，误报率为 1.2%，未发生漏报。针对所有模拟隐患，系统均能准确触发对应等级预警，并在处置后快速恢复安全状态。验证周期内未发生安全事故，证实该预警机制能有效识别充电安全隐患，其处置流程合理。

5 结束语

传统动力电池安全评估方法存在评估精度欠缺、预警响应滞后的问题，需构建依托充电堆数据驱动的动力电池安全评估体系。体系整合数据采集、智能评估与分级预警相关功能，是多维度的安全评估指标体系。运用卷积神经网络—长短期记忆网络混合模型开展电池安全状态的动态评估，划定三级预警阈值并完成实地场景的验证工作。该体系可实现动力电池安全状态的精准评估与实时预警，契合现行动力电池安全标准的相关要求。但在极端低温工况下，模型的评估精度出现下滑，后续研究将补充极端工况的训练数据，强化体系的环境适应性，推动相关技术的规模化落地与发展。

参考文献：

- [1] 李晓杰, 苏振洋, 丁技峰. 基于数据驱动的汽车动力电池故障预测算法 [J]. 中北大学学报(自然科学版), 2025, 46(03):293-305.
- [2] 王健俊, 陈豪, 付元承. 基于集成学习与数据驱动的汽车动力电池多维度故障预警 [J]. 汽车安全与节能学报, 2024, 15(03):368-378.
- [3] 郑生文. 大数据下电动汽车动力电池故障诊断技术面临的挑战及其发展 [J]. 自动化应用, 2024, 65(11):130-133.
- [4] 甘兴栋. 基于数据驱动的汽车动力电池故障诊断与预警 [D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [5] 何淑波, 项薇, 石钟淼. 基于机器学习的电动汽车电池系统的风险预警 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(02): 159-165.
- [6] 张杨. 基于数据驱动的汽车动力电池故障诊断方法研究 [D]. 太原: 中北大学, 2024.
- [7] 张晨佳, 庞松岭, 张璐璐. 电动汽车动力电池安全风险评估研究 [J]. 环境技术, 2023, 41(12):18-23.
- [8] 何淑波. 基于数据驱动的动力电池故障预测和风险预警 [D]. 宁波: 宁波大学, 2023.