



基于大数据的动力锂电池可靠性关键技术研究综述

李放, 闵永军, 张涌

(南京林业大学汽车与交通工程学院, 江苏 南京 210037)

摘要: 锂离子电池作为电动汽车的主流储能元件, 其可靠性下降将导致电动汽车性能异常退化或故障频发, 甚至引发安全事故, 发展先进的电池故障诊断与健康状态预估技术已成为动力锂电池可靠性领域的研究热点, 而大数据与电动汽车的深度融合为电池可靠性关键技术发展提供了新思路。因此, 本文首先介绍新能源汽车大数据平台的数据特点与数据清洗方法, 简要回顾了大数据背景下可靠性关键技术在电动汽车与大数据平台的应用现状。然后围绕动力锂电池可靠性关键技术中电池故障诊断与健康状态预估研究, 以数据驱动模型为核心, 整理了基于大数据的电池故障诊断和健康状态预估的研究现状与方法, 分析了电池故障诊断中基于机器学习、统计学、信号学、融合模型的优势与不足; 对电池健康预估中基于历史运行数据、增量容量分析法提取特征的理论基础与电池健康预估模型进行综述。最后总结了当前研究在数据清洗、电池故障诊断和健康状态预估方面的局限性与面临的挑战, 展望动力锂电池可靠性关键技术的未来发展方向。

关键词: 大数据; 锂离子电池; 可靠性; 故障诊断; 健康状态

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2023.0316

中图分类号: TM 912

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2023) 06-1981-14

Review of key technology research on the reliability of power lithium batteries based on big data

LI Fang, MIN Yongjun, ZHANG Yong

(College of Automobile and Traffic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: Lithium-ion batteries are the mainstream energy storage component for electric vehicles. The reduced reliability of lithium-ion batteries leads to abnormal performance degradation or frequent failures for electric vehicles, resulting in accidents that threaten safety. The study of battery fault diagnosis and the state of health estimation technology has become a research hotspot in the field of lithium-ion battery reliability. The deep integration of big data and electric vehicles has provided new insights into the development of key technologies for improving the reliability of lithium-ion batteries. Herein, the data characteristics of the big data platform for new energy vehicles and the data cleaning methods they utilize are first introduced. The application of key reliability technologies based on the findings from big data in electric vehicles and big data platforms is briefly reviewed. Furthermore, the previous research on battery fault diagnosis and state of health estimation analyzing the reliability of lithium-ion batteries is reviewed. Considering a data-driven model as the core method of

收稿日期: 2023-05-05; 修改稿日期: 2023-05-19。

基金项目: 江苏省重点研发计划 (BE2022053-2)。

第一作者: 李放 (1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为基于数据驱动的新能源汽车性能评估与检验技术, E-mail: lf1830661941@163.com; 通讯作者: 闵永军, 博士, 教授, 研究方向为汽车电子控制和汽车检测与诊断, E-mail: yjmin@njfu.edu.cn。

引用本文: 李放, 闵永军, 张涌. 基于大数据的动力锂电池可靠性关键技术研究综述[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(6): 1981-1994.

Citation: LI Fang, MIN Yongjun, ZHANG Yong. Review of key technology research on the reliability of power lithium batteries based on big data [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(6): 1981-1994.

inquiry, the research status and methods used to analyze big data pertaining to the fault diagnosis and state of health estimation of lithium-ion batteries are discussed. The advantages and disadvantages of machine learning, statistics, signaling, and fusion models in battery fault diagnosis are discussed. The theoretical basis for extracting features based on historical operating data and incremental capacity analysis is reviewed, and the battery state of health estimation models are sorted appropriately. Finally, the limitations and challenges of the current research in data cleaning, fault diagnosis, and health status prediction of lithium-ion batteries are summarized. Thus, this paper provides the future direction for the development of key reliability technologies for estimating the reliability of lithium-ion batteries.

Keywords: big data; lithium-ion battery; reliability; fault diagnosis; state of health

为缓解化石燃料资源的日益稀缺和环境污染的加剧,汽车电动化是其有效途径之一,现今电动汽车产业逐渐成为全球竞争和发展的焦点^[1]。电动汽车的推广是实现绿色低碳交通和可持续发展的必经之路,是确保如期实现“碳达峰、碳中和”目标的重要途径之一,而锂离子电池因其高能量密度、低自放电率、循环寿命长等优点已逐步发展为电动汽车主流储能元件^[2]。作为电动汽车的核心部件,动力电池可靠性是指电池在规定条件下和规定的时间内完成规定功能的能力,包括其适用性、安全性和耐久性,其中电池故障诊断和电池健康状态(state of health, SOH)预估均为保障电池可靠性的关键技术并且是当前研究的热点^[3-4]。

由于车载动力电池面临不断变化的外界环境以及行车过程中振动与冲击的影响,并且不同的驾驶行为也会对电池可靠性产生影响,而电池可靠性下降将导致电动汽车性能异常退化,如单体不一致性差引发“木桶效应”,加重均衡系统负担的同时导致电动汽车动力性与续驶里程快速下降,无法满足驾驶员需求,或因故障引发热失控^[5]。随着车联网、云平台技术的发展,新能源汽车大数据监督与管理平台的出现为电池可靠性关键技术研究提供了全新的思路与方向^[6]。基于大数据可对海量实车故障案例进行数据挖掘以改进电动汽车故障预报警策略,防止热失控等安全事件的发生;基于车辆全寿命大数据,实现SOH的准确预估,改善消费者驾驶体验并推进电池批次回收利用^[7]。

目前国内外对电池可靠性关键技术研究大多数停留在实验室环境或仿真得出的故障诊断与SOH预估模型,然而将实验室或仿真中建立的模型应用到实际则难以达到预期效果,因此基于实车

大数据开展研究对提高电池可靠性更具实际意义^[8]。本文介绍了新能源大数据平台与采集数据特点以及当前数据清洗的研究现状,整理分析了国内外基于大数据在电池故障诊断和电池SOH预估领域的不同研究方法,指出了现有研究的不足与所面临的挑战,并展望未来发展方向。

1 大数据及数据平台

1.1 大数据与数据平台介绍

大数据具有数据体量大(volume)、种类多(variety)、时效性(velocity)、准确性(veracity)和具备价值深度(value)的“5V”特点,由于以汽油机和柴油机为主的传统汽车行业发展逐渐饱和,借助大数据是推动电动汽车产业发展和变革,实现新能源汽车产业“弯道超车”的关键一步^[9-10]。在电动汽车产业与大数据技术结合的发展中,高质量的数据资源是分析算法的基础,大数据平台是创造应用效益的根本支撑^[11]。

为实现新能源汽车里程核算、预警监管和风险管理,中国2016年于北京建立了新能源汽车监控与管理国家平台(national monitoring and management platform for new energy vehicles, NMMP-NEV),截止到2022年7月1日,新能源汽车国家监测与管理平台累计接入新能源汽车车辆数突破900万辆。《电动汽车远程服务与管理系统技术规范》(GB/T 32960)中,规定了采集数据的格式、范围、频率等,并按照企业为第一责任主体的思路,所有数据由车载终端按照GB/T 32960采集并基于通用分组无线业务(general packet radio service, GPRS)实时传输至企业监管平台,企业监管平台按照规定和要求上报各级平台,现已形成了企业—地方—国家监管平台的三级架构,如图1所示^[7]。

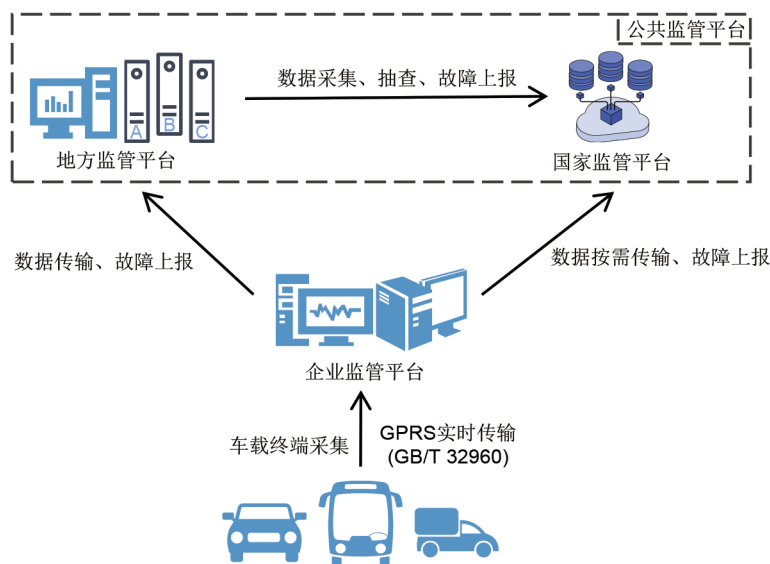


图 1 新能源汽车数据平台三级架构

Fig. 1 New energy vehicle data platform three-level architecture

1.2 采集数据特点

表 1 为某电动汽车企业监管平台某电动公交车 的一条行驶片段，每条片段的采样频率为 0.1 Hz，即 10 s/次。

表 1 数据平台所采集的某电动公交车的一条行驶片段

Table 1 A driving segment of an electric bus collected by data platform

数据类型	数据内容	数据类型	数据内容
数据时间	2022/3/13 5:48	电机转速/(r/min)	1900
车辆状态	启动	电机转矩/(N·m)	114
充电状态	未充电	电机温度/℃	29
车速/(km/h)	49.8	电机控制器输入电压/V	667.9
累计里程/km	151287.3	电机控制器直流母线电流/A	33
总电压/V	653.5	最高电压单体代号	10
总电流/A	36.6	最高单体电压/V	3.308
SOC/%	97	最低电压单体代号	77
DC-DC 状态	工作	最低单体电压/V	3.303
绝缘电阻/kΩ	19012	探针最高温度/℃	35
加速踏板行程/%	22	探针最低温度/℃	32
制动踏板状态	制动关	最高报警等级	无故障
定位状态	有效定位(东经/北纬)	通用报警标志	—
定位信息(经纬度)	120.53°/31.30°	单体电压(0~335 号)/V	3.303~3.308
电机控制器温度/℃	29	探针温度(0~63 号)/℃	32~35

由表 1 可知该电动公交电池组的总电压和总电流的采样精度为 0.1 V，共 336 个单体串并联组成，单体的电压采样精度高达 0.001 V，但单体的电流、内阻无法获取，仅有单体电压作为单体电池的监测参数，一定数量的单体封装在电池箱中，电池箱安装在车身的侧面和后面；探针数量为 64 个，这说明无法监测每个电池单体的具体温度，这为分析由电池单体引发的热失控事件溯源带来阻碍；电池荷

电状态(state of charge, SOC)的采样精度为 0.01，电池的 SOC 估计算法更依赖于本身电池管理系统(battery management system, BMS)的内置算法，而 SOC 估计的准确度对预估电池 SOH 的影响较为明显^[12]。

GB/T 32960 要求传输频次最低为 30 s/次，故障时 1 s/次并回溯故障点前后的 30 s^[13]。企业平台现已有能力实现 1 s/次的采样，在数据传输与上报

或后续研究时通常选择 10 s/次的采样频率, 虽然 10 s/次的采样频率可以基本完整地描述车辆运行状态, 但故障即将发生或电池退化研究时, 10 s 间隔中速度、电压、电流等参数可能因波动较大导致未能准确记录其变化过程, 或计算当前电池容量等参数时产生较大误差, 上述因素均对最终建立的故障诊断与 SOH 预估模型精度有不可忽视的影响。

1.3 数据清洗研究现状

由于建筑物遮挡、传感器故障或信号丢失以及传输时受其他信号影响, 数据中存在一定规模的异常值与缺失值, 因此数据清洗的工作主要为异常值筛选与缺失值填充。Wu 等^[14]提出对电压、电流或温度传感器故障引起的数据缺失, 采用均值插补法填充。Sun 等^[15]提出一种平均滤波器(moving average filter, MAF)法去除采集信号如电压中的噪声。Hou 等^[16]提出基于箱线图的方法筛选异常值, 箱线图的不足在于清除异常数据时也易将故障数据去除, 不利于后续故障诊断的深入研究, 针对这一问题, 王安晨^[17]通过设定箱线图的上下边缘, 将异常值分为温和异常值和极度异常值, 只清除极度异常值。梁丹阳等^[18]对提取的动力电池特征参数进行小波分解, 设定小波系数阈值以剔除历史运行数据中的高频干扰信号后重构还原特征参数。Huo 等^[19]通过监测速度和加速度值, 删除不符合现实汽车运行规律的突变速度值, 使用马尔可夫链填充缺失速度值,

并分别以电流和电压为输出建立了基于径向基函数神经网络(radius basis function neural network, RBF-NN)的缺失数据填充模型。文献[20]提出云端大数据和机器学习结合的数据清洗策略, 基于云端离线训练不同温度下电动汽车的工况数据, 由支持向量回归(support vector regression, SVR)在线填充缺失的电压与电流, 但 SVR 处理大数据存在运行时间过长的问题。Li 等^[21]采用深度学习算法与特征融合方法开发了一种集成性动力电池数据清洗框架, 经验证可检测出 93.3% 的异常数据且其数据恢复误差低于 2.11%。

2 基于大数据平台的电池故障诊断

2.1 基于大数据的电池故障诊断应用现状

动力电池组的常见故障包括单体不一致、单体欠压/过压、传感器故障、电池内短路、电池外短路、温度管理故障和连接故障等, 故障种类多且故障之间相互耦合影响^[22-23]。由于车载电池组由大量串联和并联的电池单体组成, 为电动汽车提供足够动力和所需的续航里程, 而某个单体的故障或单体间的不一致性会因“木桶效应”严重影响整个电池系统的性能和寿命, 并可能进一步导致热失控的风险^[24]。因此, 基于实车大数据需建立考虑多单体相互影响下的故障预警与隔离机制。

基于大数据的电池故障应用现状如图 2 所示,

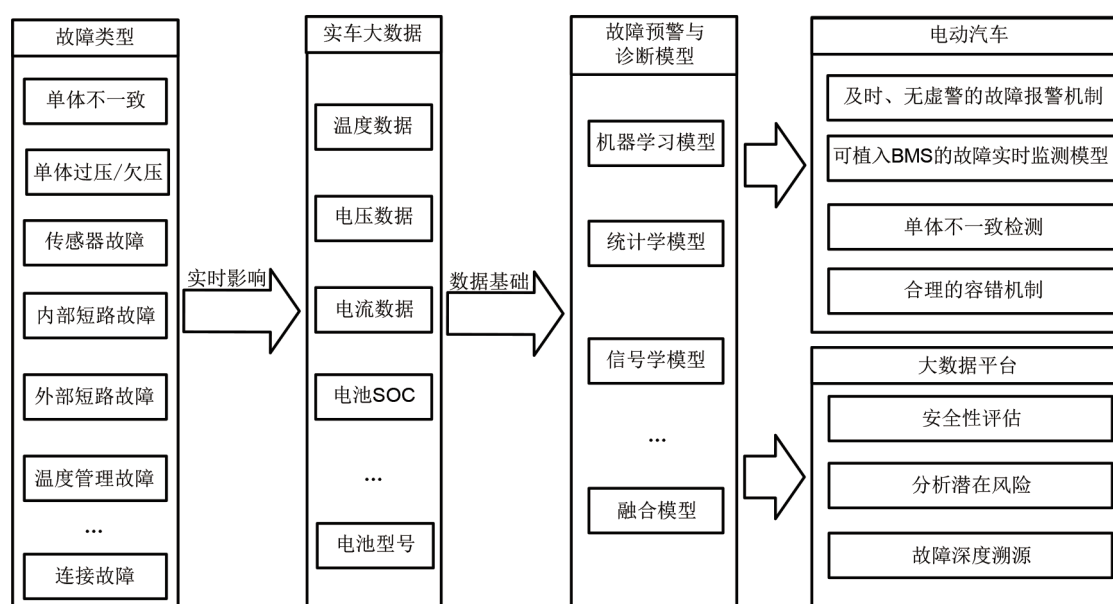


图 2 基于大数据的电池故障应用现状

Fig. 2 Application status of battery failure based on big data

通常电池故障的第一触发原因难以确定,可能是由于单体、单体组间、外部传感器或BMS控制策略故障引起,通过实车采集的温度、电压、电流、SOC等信息建立机器学习、统计学、信号学或融合模型诊断定位故障,在电动汽车端植入合理的故障监测模型实现及时无虚警的故障报警与单体不一致检测,并建立相应的故障容错机制应对不同级别的故障;大数据平台端对故障分布和触发环境进行深入分析,同时利用平台高算力的优势实现车型安全性评估并分析潜在风险,通过数据挖掘与用户反馈信息对故障深度溯源。

2.2 基于机器学习的故障诊断

机器学习是挖掘数据价值的有效方法之一,真实故障事件为基于机器学习的故障诊断模型提供了数据基础。以聚类算法为代表的单体不一致筛选模型克服了传统异常单体检测中依赖单一阈值的问题,Li等^[25]首先根据滑动采样的电压矩阵提取二维故障特征,通过基于密度聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法对潜在的热失控电池单体进行定位。Liu等^[26]提出了一种将DBSCAN和角方差(variance-of-angle, VOA)算法相结合的改进聚类方法识别异常单体,算法计算复杂度显著降低。向兆军等^[27]结合一阶RC等效电路模型和二阶K-means聚类算法,提出一种新的锂电池单体SOC不一致的估计方法。基于深度学习的模型可实现单体电池参数的多步预测,从而提前预警或发现潜在故障。Hong等^[28]基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)实现单体多步电压预测,实现异常单体的早期诊断,但其参数优化是一项非常繁琐和耗时的任务,很难在短时间内获得最优模型。Li等^[29]提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)-LSTM的电池单体温度多步预测的热失控预警模型,并采用随机邻接优化方法(random adjacent optimization method, RAOM)对超参数进行自动寻优。Liu等^[30]结合自回归移动平均模型(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)训练时间较短,小范围电压波动时精度较高的优势与LSTM可集成电流、温度信息的特点,将二者加权融合实现单体电压未来预测并提前诊断故障。Gan等^[31]基于极端梯度增强算法(extreme gradient boosting, Xgboost)建立回归模型,通过实时电压和模型预测

电压的残差值判断单体电压是否过充。Wang等^[32]基于Xgboost建立精确的充电容量预测回归模型,通过构造相对误差的累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)和误差带诊断电池充电过程中发生的容量异常故障,进一步提高了模型的鲁棒性和故障识别率。

在基于机器学习的动力电池故障诊断研究中,聚类方法可精确定位故障单体或探针的位置,但离群规则和离群阈值的确定直接影响诊断模型的性能;深度学习的方法可实现多种故障类型的诊断,甚至通过LSTM、CNN等模型可实现电池状态的多步预测从而达到故障预诊断的效果,其调参难度大,易陷入过拟合的问题,可通过优化模型结构与寻优算法进一步改进。

2.3 基于统计学和信号学的故障诊断

基于统计学和信号学的方法无须大量训练集且避免了复杂建模与调参问题,Qin等^[33]在筛选异常单体的研究中比较了 3σ 算法和局部离群因子(local outlier factor, LOF)算法,指出LOF算法在实际应用中其离群阈值的设置难以确定,而 3σ 算法的鲁棒性更优。针对电池单体分布未知这一问题:Yin等^[34]提出基于箱形图和基尼系数的异常单体筛选策略,适用不同分布的单体参数预警;Liu等^[35]对电池的分布进行验证后提出基于香农熵的故障单体定位策略,并提出单体故障程度的量化模型。文献[36]提出了组间相关系数(interclass correlation coefficient, ICC)的方法,通过比较不同单体的电压信号从而检测潜在异常单体。基于熵理论的异常单体筛选模型通过计算单体参数随时间变化的熵值确定异常单体,Hong等^[37]提出了基于改进多尺度熵的电池单体热失控实时监测方案,经验证能有效提前检测异常单体;Wang等^[38]基于改进香农熵实现异常单体的识别,并基于Z-score量化故障并设置异常系数来实时评估故障等级,样本熵^[39]、相对熵^[45]等也取得了较好的诊断效果;文献[40]等提出基于归一化离散小波分解的多级故障预测策略,经验证该策略在热失控触发前可有效地检测和定位故障单体。Jiang等^[41]首次将控制理论中的状态表示法(state representation methodology, SRM)应用于单体故障诊断监测,比较不同温度、电流和电压输入下的状态确定异常单体,从而预防热失控事件的发生。

在基于统计学和信号学的动力电池故障诊断研

究中，基于 3σ 等统计学指标可快速定位故障单体或探针，但需考虑电池单体的分布情况；基于熵理论的故障诊断对于在一定范围内波动的数据有良好的诊断效果，但往往在故障触达到一定水平后才能有效报警，且其窗口和数据长度的选取对熵值影响较大；相关系数法可捕捉不同数据间的差异性，但易受噪声和电池均衡系统的影响；基于信号分解的方法可实现故障的细化分析，但在线应用的难度较大。

2.4 基于融合模型的故障诊断

结合统计学、信号学与机器学习等方法建立融合模型，将统计学和信号学占用内存小、报警响应快和移植性好的特点应用于BMS，而故障溯源与风险评估算法由数据平台实现，可制定出更具应用潜力的多级故障诊断模型。Zhao等^[42]提出基于BP神经网络与 3σ 算法的单体故障多级筛选策略，定位异常单体的同时分析了单体故障频率在不同季节的变化特征。Sun等^[43]采用Box-Cox变换对数据进行归一化并提出一种多级故障诊断策略，即第一级通过监测截止电压以预防电池组的过充与过放，第二级基于单体电压的置信区间确定异常单体，第三级引入Pearson系数和去趋势电压(detrended voltage, DV)作为指标，基于K-means识别特定时间段内的单体异常电压波动。Li等^[44]将信号学中的峭度应用于单体故障的诊断，只有当基于峭度的预报警触发后，结合多维标度法与DBSCAN的故障单体定位策略才被执行。Cong等^[45]通过变分模式分解(variational

mode decomposition, VMD)方法分解电压信号并构造广义无量纲指标信号特征，基于稀疏聚类检测异常单体。Jiang等^[46]首先对原始电压数据进行VMD分解，将静态分量与动态分量的特征输入孤立森林(isolated forest, IF)算法中检测异常单体。Sun等^[47]提出计算单体电压/温度曲线与中值电压/温度曲线之间的离散Fréchet距离(discrete Fréchet distance, DFD)，滤波后提取DFD和时间序列中各单体电压与模块温度的标准差，通过LOF方法在电池系统发生热失控之前更早期检测到异常单体。

融合模型在故障诊断中有较好的应用前景，将易移植、计算复杂度低的诊断算法应用于BMS中，实现故障预报警并建立触发故障后的分级容错机制；利用数据平台或云端建立计算复杂度较高、可定位故障的诊断模型，实现故障深度溯源与安全量化。

2.5 基于大数据的动力电池故障诊断方法对比

对上述故障诊断方法进行归纳整理，对比文献中不同算法的优缺点，如表2所示。

3 基于大数据的电池健康状态预估

3.1 基于大数据的电池健康状态预估应用现状

电池SOH是量化动力电池退化程度的一个关键指标，不仅直接决定电动汽车的动力性能和续航里程，还反映了电池的剩余价值^[24]。当电池使用过程中容量降至额定容量的80%或内阻升高一倍时，

表 2 故障诊断方法总结与对比

Table 2 Summary and comparison of fault diagnosis methods

故障诊断方法	算法类型	参考文献	优点	缺点
机器学习	聚类方法	[25-27]	避免了单一阈值引起的虚警，准确定位故障	聚类参数的选取无明确规则
	神经网络	[28-30]	预测精准度高，可实现未来状态预测	需求数据多，易陷入过拟合，调参复杂
	集成学习	[31-32]		
统计学和信号学	统计指标	[33-34]	方法简单，移植性好	阈值选择困难，易产生虚警或预警滞后
	熵理论	[15]、[35]、[37-39]	数据波动时能有效检测异常	数据波动达到一定程度故障才能被检测
	相关系数	[36]	算法复杂度低，占用内存小	受噪声影响较大
	信号分解	[40]	故障诊断灵敏，能识别早期细微故障征兆	在线应用受限
	状态表示法	[41]		
融合模型	统计指标+神经网络	[42]	统计学与神经网络的故障诊断结果互为验证	单体参数的分布情况未知
	统计指标/信号分解+聚类方法	[43]、[45]、[47]	分级诊断节约平台内存，可在早期提前发现潜在故障	融合诊断模型构建复杂
	信号分解+孤立森林	[46]		

认为电池使用达到终止寿命(end of life, EOL)^[48-49]。基于容量角度定义SOH^[50]:

$$SOH = \frac{Q_{act}}{Q_{nom}} \times 100\% \quad (1)$$

式中, Q_{act} 为电池当前实际容量; Q_{nom} 为电池额定容量。

基于内阻角度定义SOH^[50]:

$$SOH = \frac{R_{eol} - R_{act}}{R_{eol} - R_{nom}} \times 100\% \quad (2)$$

式中, R_{eol} 为电池到达EOL时的内阻; R_{act} 为电池当前实际内阻; R_{nom} 为电池初始内阻。

基于大数据的电池SOH应用现状如图3所示, 动力电池随着充放电循环次数的增加, 电池内部发生固体电解质界面膜(solid electrolyte interface, SEI)

的增长与分解、电解液与隔膜分解、集流器腐蚀和电极老化等多种复杂的化学反应, 但最终表现形式为电池可用容量降低、内阻增大, 导致电池SOH逐渐下降。现有基于实车大数据建立的电池SOH预估模型包括: 基于用户历史数据如驾驶风格、充电习惯等信息建立以时间维度变化的SOH退化模型; 以及基于增量容量分析法(incremental capacity analysis, ICA)提取IC曲线特征以计算电池退化程度, 最终由车载系统提供电池SOH的实时估计以及电池维护的个性化提醒, 并由大数据平台实现电池未来SOH衰减的预测, 检测异常退化电池并及时告知驾驶员, 同时统计不同型号电池全生命周期内的数据以提供给上游制造厂进行电池升级和批次回收。

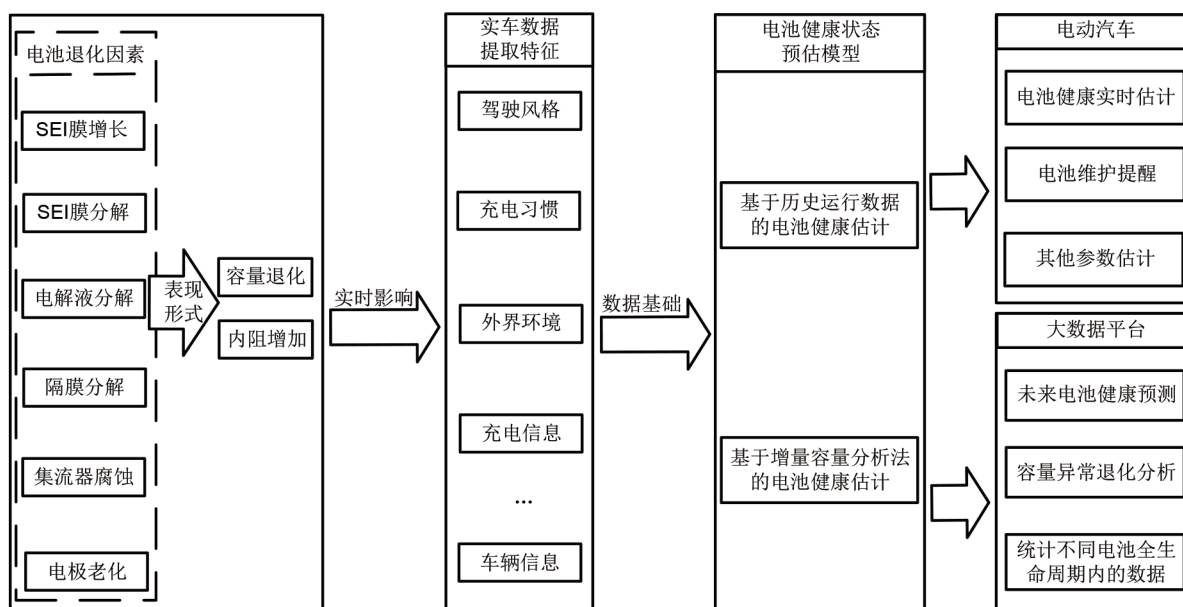


图3 基于大数据的电池健康应用现状

Fig. 3 Application status of battery health based on big data

3.2 基于运行数据的电池健康状态预估

Song等^[51]提取累计里程、充放电速率、放电深度和电池温度作为特征输入BP神经网络实现SOH估计, 最大相对误差为4.5%。Hong等^[52]综合环境温度和驾驶员行为, 基于LSTM网络提出了一种动力电池SOH估计模型, 并得出所研究车辆每个行驶/充电循环内的容量退化曲线。Huo等^[19]为电压、电流、温度、功率等多元信息选择适当的分布类型后, 将其输入贝叶斯网络(bayesian network, BN)实现SOH的估计。He等^[53]利用局部加权线性

回归(locally weighted linear regression, LWLR)拟合容量和里程的关系, 在区分用户行为异质性的前提下, 采用贝叶斯优化算法的LSTM网络估算动力电池组的SOH。Liang等^[54]通过Thevenin等效电路模型与改进的动态开路电压-递推最小二乘算法获取欧姆内阻作为电池SOH的表征参数, 通过Xgboost实现电池SOH估计。Huang等^[55]利用岭回归(linear ridge regression, LRR)建立里程与SOH的关系, 通过L2范数防止回归中过拟合并保持泛化能力。周頔等^[56]基于扩展卡尔曼滤波-高斯过程

回归(gaussian process regression, GPR)提出一种利用片段数据估算电池全充时间的模型,可根据动力电池的日常片段数据评估监测锂电池 SOH。文献[57]利用斜率-截距校正(slope-bias correction, SBR)与 RBF-NN 构建离线训练模型,并建立改进的随机森林模型,实现在线 SOH 预测。Tian 等^[58]选择两个连续充电事件之间的行驶距离作为指标,提出一种基于箱线图的统计方法来分析电池退化。Hou 等^[16]以 2017—2019 年电动公交车运行数据为基础,以等效电路法计算的电池组内阻作为电池 SOH 退化指标,并测试多种数据驱动模型,其中以决策树为基础的集成学习模型效果优于 SVR、RBF-NN、K 最近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)和线性回归模型。

在基于大数据的动力电池 SOH 预估研究中,选取影响电池 SOH 的特征是未来研究的难点,选取多维度、高相关性的健康特征可提高模型的精度,而电池充电时的参数与特征提取仍受传感器精度的限制;现基于实车大数据所建立的 SOH 预估模型主要以机器学习或统计学等回归模型为主,未来与等效电路法、卡尔曼滤波或粒子滤波等方法结合实现参数更新,建立高精度且实时更新的电池 SOH 预估模型。

3.3 基于增量容量分析法的电池健康状态估计

增量容量分析法可在恒流充电条件下,将充电容量与电流、电压建立联系,将变化缓慢且不易于观察分析的电压平台转换为相应 IC 曲线上可识别的峰值,且每个 IC 曲线随电压增加的变化与锂离子嵌入与脱出过程的相变过程很好地对应^[59]。文献[60]基于充电过程绘制 IC 曲线,通过第二个 IC 波峰位置变化量与容量下降具有一致趋势的特点建立电池 SOH 估计模型,如图 4 所示。

尽管已有大量研究在实验室环境下对电池进行充放电循环测试,提取不同循环下 IC 曲线的峰值位置、振幅或包络面积预测电池 SOH,但 ICA 与实车充电数据结合,实现在用动力电池的精确 SOH 估计仍需从多方面继续探索^[49]。文献[61]通过实验对比发现,基于 ICA 方法在单体与电池组中得出的 IC 曲线波峰和波谷基本匹配,证明 ICA 在实车 SOH 估计中具备可行性。Xu 等^[62]基于采样数据不连续的特点,提出一种离散化的增量容量分析法实现 SOH 估计,能够评估不同充电策略下各种类型电动

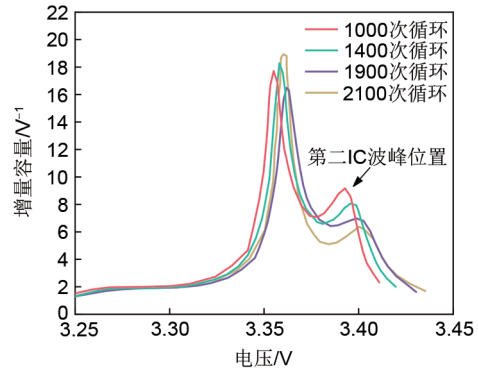


图 4 基于增量容量分析法绘制的 IC 曲线
Fig. 4 Incremental capacity lines based on incremental capacity analysis

汽车的 SOH,但未考虑温度等因素的影响。Li 等^[63]基于增量容量分析法 ICA 结合一阶 RC 等效电路实现 SOH 的预测,并将温度修正系数加入电池 SOH 预估模型中。She 等^[64]考虑单体不一致影响的情况,基于 ICA 实现了高精度的实时电动汽车电池组 SOH 估计,实车验证中 SOH 估计的均方根误差(root mean square error, RMSE)仅为 0.0204。Zhou 等^[12]提出了将欧姆电阻相对变化率与 IC 峰值作为特征,一次充电过程即可实现 SOH 在线估计,并通过线性回归消除温度对 IC 峰值的影响。

由于大多数驾驶员不会在电量较低时充电,因此无法在每次充电时获取完整的电压平台曲线,文献[65]提出基于已有的全过程充电样本将片段充电的电压曲线补全;Chang 等^[66]提出平移缩放法消除剩余容量对电压-容量曲线的影响;Liu 等^[67]针对不完全充电过程提出一种基于 Hermite 插值的 IC 曲线提取方法,该方法对采样频率要求较低,更适用于实车数据。

但 ICA 的方法仍有一些问题需要解决,在绘制 IC 曲线即容量增量与电压的关系时,文献[68]指出曲线拟合的方法会在 BMS 产生高额计算量并引入了阶数选择等新问题,因此 IC 的计算通常使用差分的形式:

$$IC = \frac{dQ}{dV} \approx \frac{Q_k - Q_{k-1}}{V_k - V_{k-1}} \quad (3)$$

式中, Q_k 与 V_k 分别为电池 k 时刻的容量与电压。

ICA 方法本身对 Q 、 V 的采样精度要求较高,由表 1 可知电池总电压的精度为 0.1 V,为解决由总电压精度较低引起求解 IC 时出现 dV 为 0 的问题,

She 等^[69]提出基于 SVR 建立回归关系提高采集数据精度。文献[70]提出，电流过大会强烈影响电池中的化学反应，因此使用 ICA 时应尽可能以小电流充电，否则会导致 IC 峰值的扭曲或无法检测，而现代电动汽车的充电策略更倾向于电流较大的快充模式，以节省充电时间。

在基于大数据的 SOH 预估研究中，获取电池当前容量一般使用逆安时积分法，具体计算公式如下：

$$Q'_{\text{act}} = \frac{\int_{\text{SOC}_1}^{\text{SOC}_2} I(t) dt}{3.6 \times 10^3 \Delta \text{SOC}} = \frac{\int_{\text{SOC}_1}^{\text{SOC}_2} I(t) dt}{3.6 \times 10^3 (\text{SOC}_2 - \text{SOC}_1)} \quad (4)$$

式中， Q'_{act} 为当前容量，单位为 Ah； SOC_2 为结束充电时的 SOC； SOC_1 为开始充电时的 SOC； $I(t)$ 为充电时 t 时刻对应的电流。

文献[32]基于式(5)获取电池的充电容量，其计算本质同式(4)，均是通过计算充电时的库仑量获取容量。

$$Q'_{\text{charge}} = \frac{\sum_{t=t_1}^{t_2} I(t) \Delta t}{3.6 \times 10^3} \quad (5)$$

式中， Q'_{charge} 为充电容量； Δt 为采集间隔时间；

t_s 、 t_e 分别为充电开始与充电结束时刻。

由于数据采集的稀疏性，10 s 的间隔采样会导致计容量时产生误差，而 IC 曲线的计算与采样噪声会再次放大误差。文献[71]为克服低温和大电流充电片段，使用逆安时积分计算电池容量时产生的误差，应用温度修正公式与电流修正公式提高计算容量的准确度。肖伟等^[72]提出由于电池的 BMS 会对 SOC 进行修正，因此选取特定区间的 SOC 计算当前容量是必要的，并指出 SOC 在 40%~60% 时，电压上升较平缓，此时 BMS 通常不对 SOC 进行修正。而 ΔSOC 的大小对容量估计也至关重要，龚贤武等^[73]的研究表明：当 ΔSOC 选取较小时，当前容量的计算误差较大， ΔSOC 过大时存在样本量不足的问题，通过对不同范围的 ΔSOC 比较后，最终选取 $\Delta \text{SOC} > 30\%$ 的样本用于容量计算。对于上述 ICA 研究中存在的问题已取得一些理论和成果，但还需继续深入研究。

3.4 基于大数据的动力电池健康状态预估方法对比

对上述电池健康状态预估方法进行归纳整理，对比文献中不同算法的优缺点，如表 3 所示。

表 3 SOH 预估方法总结与对比
Table 3 Summary and comparison of SOH estimation methods

SOH 预估方法	算法类型/IC 曲线提取方法	参考文献	优点	缺点	量化指标(SOH 预估)
基于运行数据	神经网络	[51-53]、[57]	预测精度高，对序列数据有良好的拟合跟踪能力	需求数据多，易陷入过拟合，调参复杂	最大相对误差为 4.5% ^[51] ，0.053% ^[53] ；最大 RMSE 为 0.232% ^[52] ，2% ^[57]
	贝叶斯网络	[19]	概率模型实现了泛化与训练的平衡	核函数的选取对模型性能影响较大	最大绝对误差(mean absolute error, MAE)为 4% ^[19] ；平均相对误差为 1.75% ^[56]
	高斯过程回归	[56]			
	箱线图	[58]	易于实现，移植性好	无法量化电池 SOH	—
	离散 IC 提取	[62]	IC 提取更简单，减少内存消耗	计算易受噪声影响	—
基于增量容量分析法	结合等效电路	[12]、[63]	提高了 SOH 预估精度	参数辨识复杂	最大 MAE 为 1.5% ^[63]
	结合单体串并联的电路结构	[64]	考虑了单体与电池模组的关系	单体不一致会影响模型性能	平均 RMSE 为 2.04%
	结合插值法	[67]	弥补了离散数据的缺点	IC 曲线光滑性不高	最大 RMSE 为 1.61%
	结合支持向量回归	[69]	改善了由于精度导致无法提取 IC 曲线的情况	支持向量回归处理大数据运行时间过长	平均相对误差为 4%

4 未来挑战与展望

电动汽车与大数据、人工智能、车联网与云平台等新兴领域的深度融合可进一步促进动力电池可

靠性关键技术的发展，目前在动力电池可靠性关键技术研究，数据清洗、电池故障诊断、电池 SOH 预估方面面临的挑战与未来发展趋势如图 5 所示，具体如下：

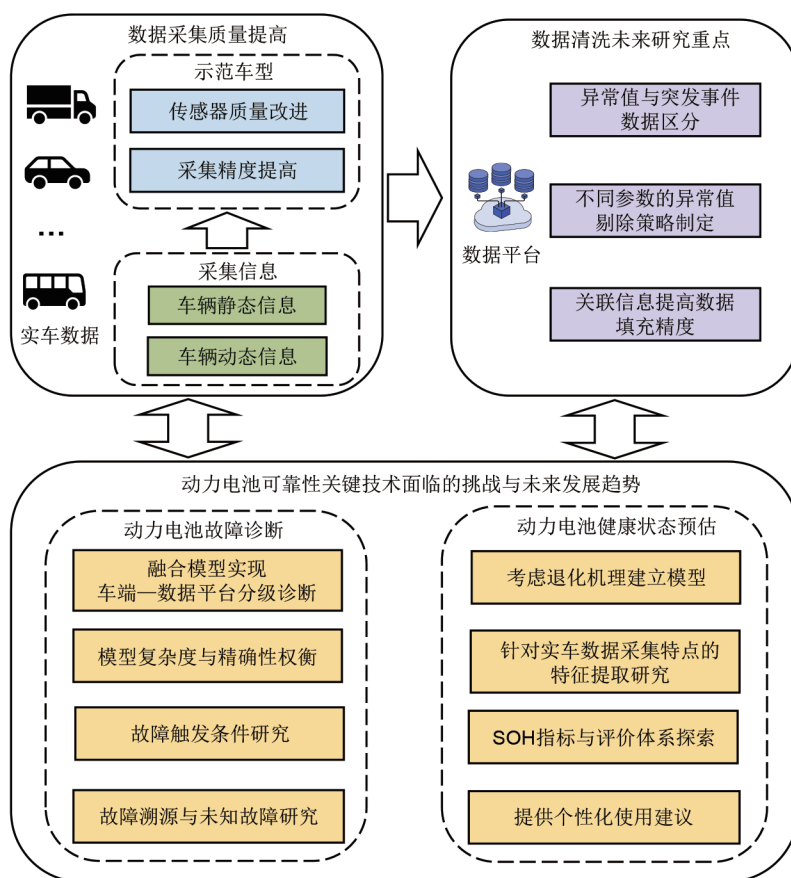


图5 动力电池可靠性关键技术研究的挑战与未来发展趋势

Fig. 5 Challenges and future trends of research on key technologies of power battery reliability

(1) 合理的数据清洗在故障诊断研究中尤为重要，数据清洗的效果直接影响数据驱动模型的合理性与故障诊断精度，当前数据清洗方法易将行驶工况中驾驶员应对突发事件时的应急操作视为异常值，将应急操作工况与异常数据做到有效区分并清洗异常值是当前数据预处理的难点；考虑数据规模、参数特点制定不同的异常值筛选策略，对部分缺失数据，充分利用其他未缺失信息建立回归模型以提高填充精度。

(2) 电池故障诊断方面：目前故障诊断研究主要依靠传感器采集的数据实现故障诊断，传感器精度是确保原始数据质量的根本，设计传感器应考虑老化和恶劣工作环境的影响，避免传感器工作中出现信号偏置、精度下降和数值冻结的情况。

融合模型在故障诊断中具有更好的应用前景，将简单的统计学或信号学模型植入BMS中以实现故障早期预警，确保驾驶员有充足时间采取逃生措施，而后续故障的精确定位与溯源可由平台高算力

模型通过实时上传的数据实现远程诊断，同时也需对平台端故障诊断模型的运算复杂度和其故障识别正确率进行权衡，确保故障诊断模型在实际中高效、准确应用。

此外，通过数据平台所采集的数据表现出故障征兆可能对应多种原因，例如某动力电池可靠性下降可能由电池组单体、内部连接、BMS的多种故障引起，且电池发生热失控的触发条件较为复杂，难以确定引起事故的第一故障源，故障间的耦合性增加了确定具体故障类型的难度，未来通过平台大数据实现故障溯源分析，深入故障耦合效应的研究和未知故障类型诊断。

(3) 电池SOH预估方面：对部分示范或测试车型，提高数据采集精度，如总电压、总电流、SOC的采样精度，并选取比GB/T 32960采集频率更高的采样模式，如1 s/帧的数据采集应用于SOH预估研究，提高逆安时积分法的容量估算准确度的同时，高频率与高精度的数据采样也为绘制IC曲

线提供了更准确的数据基础,未来以此实现对某车型动力电池SOH更精确的全寿命描述。

未来基于运行数据的电池SOH预估研究可结合电池退化机理等知识,以提取高相关性的健康特征作为SOH预估模型的输入指标,并根据电池退化情况实现模型参数自动更新;其他高性能模型如强化学习等也有望应用于SOH预估。增量容量分析法应基于实车大数据的采集特点,针对IC曲线的提取方法与降噪处理开展研究。通过结合云端数据库与大数据处理技术,基于上述方法全面评估电池SOH,推进电池批次回收利用。

现有对SOH的定义主要分为容量和内阻两种,由于二者的特殊性和当前技术的限制,通过行车大数据并不能实时采集或较高精度地计算,而现有方法为逆安时积分法求解容量和等效电路法计算内阻,未来可通过对实车大数据的探索选取新的SOH指标或特征,这类研究仍处于起步阶段。

数据平台中可采集到速度、电机数据等,可对某类型动力电池全生命周期的老化情况与驾驶员不同的驾驶风格、使用习惯结合分析,便于企业对驾驶员提出更详细、个性化的使用建议。

5 结 论

本文综述了大数据背景下动力锂电池可靠性关键技术中电池故障诊断和健康状态预估的研究现状与技术方案,介绍了当前实车大数据的采集特点以及预处理方法,针对大数据背景下动力电池故障诊断的研究,整理分类为基于机器学习、统计学、信号学、融合模型的诊断方法,并分析了不同方法的特点与不足;将动力电池健康状态研究方法归纳为基于运行数据和基于容量增量分析两类,综述两类方法的理论基础与电池健康预估方法。通过总结分析当前数据清洗、电池故障诊断和健康状态预估中不同方法的优势与局限性,提出当前研究面临的挑战,展望未来研究方向与研究重点,为进一步提升动力锂电池可靠性关键技术提供参考。

参 考 文 献

- [1] SANGUESA J A, TORRES-SANZ V, GARRIDO P, et al. A review on electric vehicles: Technologies and challenges[J]. *Smart Cities*, 2021, 4(1): 372-404.
- [2] HASAN M K, MAHMUD M, AHASAN HABIB A K M, et al. Review of electric vehicle energy storage and management system: Standards, issues, and challenges[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 41: doi:10.1016/j.est.2021.102940.
- [3] GANDOMAN F H, AHMADI A, VAN DEN BOSSCHE P, et al. Status and future perspectives of reliability assessment for electric vehicles[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, 183: 1-16.
- [4] GANDOMAN F H, JAGUEMONT J, GOUTAM S, et al. Concept of reliability and safety assessment of lithium-ion batteries in electric vehicles: Basics, progress, and challenges[J]. *Applied Energy*, 2019, 251: doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113343.
- [5] ZHANG X H, LI Z, LUO L G, et al. A review on thermal management of lithium-ion batteries for electric vehicles[J]. *Energy*, 2022, 238: doi: 10.1016/j.energy.2021.121652.
- [6] 王震坡, 袁昌贵, 李晓宇. 新能源汽车动力电池安全管理技术挑战与发展趋势分析[J]. *汽车工程*, 2020, 42(12): 1606-1620.
WANG Z P, YUAN C G, LI X Y. An analysis on challenge and development trend of safety management technologies for traction battery in new energy vehicles[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(12): 1606-1620.
- [7] 余承其, 张照生, 刘鹏, 等. 大数据分析技术在新能源汽车行业的应用综述——基于新能源汽车运行大数据[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(20): 3-16.
SHE C Q, ZHANG Z S, LIU P, et al. Overview of the application of big data analysis technology in new energy vehicle industry: Based on operating big data of new energy vehicle[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(20): 3-16.
- [8] 何文轩, 耿磊, 姚芳. 电动汽车动力锂离子电池可靠性关键技术综述[J/OL]. *电源学报*: 1-21[2022-08-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20220216.1529.002.html>.
- [9] PEVEC D, VDOVIC H, GACE I, et al. Distributed data platform for automotive industry: A robust solution for tackling big challenges of big data in transportation science[C]//2019 15th International Conference on Telecommunications (ConTEL). Graz, Austria. IEEE, 2019: 1-8.
- [10] LV Z H, QIAO L, CAI K, et al. Big data analysis technology for electric vehicle networks in smart cities[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(3): 1807-1816.
- [11] 顾荣. 大数据处理技术与系统研究[D]. 南京: 南京大学, 2016.
GU R. Research on big data processing technology and system[D]. Nanjing: Nanjing University, 2016.
- [12] ZHOU L T, ZHAO Y, LI D, et al. State-of-health estimation for LiFePO₄ battery system on real-world electric vehicles considering aging stage[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(2): 1724-1733.
- [13] 中华人民共和国工业和信息化部. GB/T 32960—2016 电动汽车远程服务与管理系统技术规范[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
Ministry of Industry and Information Technology in China. GB/T 32960—2016 Technical Specifications of Remote Service and Management System for Electric Vehicles[S]. Beijing: Standards Press of China, 2016.
- [14] WU X G, LI M Z, DU J Y, et al. SOC prediction method based on battery pack aging and consistency deviation of thermoelectric

- characteristics[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 2262-2272.
- [15] SUN Z Y, WANG Z P, CHEN Y, et al. Modified relative entropy-based lithium-ion battery pack online short-circuit detection for electric vehicle[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(2): 1710-1723.
- [16] HOU Y K, ZHANG Z S, LIU P, et al. Research on a novel data-driven aging estimation method for battery systems in real-world electric vehicles[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2021, 13(7): doi: 10.1177/16878140211027735.
- [17] 王安晨. 基于多源信息融合的车载电池健康状态评估方法研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2021.
- WANG A C. Research on evaluation method of vehicle battery health based on multi-source information fusion[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2021.
- [18] 梁丹阳, 程相, 郝建国, 等. 基于多特征融合的动力电池 RUL 预测[J]. *中国测试*, 2021, 47(12): 149-156.
- LIANG D Y, CHENG X, XI J G, et al. RUL prediction of power battery based on multi-feature fusion[J]. *China Measurement & Testing Technology*, 2021, 47(12): 149-156.
- [19] HUO Q, MA Z K, ZHAO X S, et al. Bayesian network based state-of-health estimation for battery on electric vehicle application and its validation through real-world data[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 11328-11341.
- [20] LI S Q, HE H W, LI J W. Big data driven lithium-ion battery modeling method based on SDAE-ELM algorithm and data pre-processing technology[J]. *Applied Energy*, 2019, 242: 1259-1273.
- [21] LI S Q, HE H W, ZHAO P F, et al. Data cleaning and restoring method for vehicle battery big data platform[J]. *Applied Energy*, 2022, 320: doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119292.
- [22] HU X S, ZHANG K, LIU K L, et al. Advanced fault diagnosis for lithium-ion battery systems: A review of fault mechanisms, fault features, and diagnosis procedures[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2020, 14(3): 65-91.
- [23] XIONG R, SUN W Z, YU Q Q, et al. Research progress, challenges and prospects of fault diagnosis on battery system of electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2020, 279: doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115855.
- [24] HUA Y, LIU X H, ZHOU S D, et al. Toward sustainable reuse of retired lithium-ion batteries from electric vehicles[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2021, 168: doi: 10.1016/j.resconrec.2020.105249.
- [25] LI D, ZHANG Z S, LIU P, et al. DBSCAN-based thermal runaway diagnosis of battery systems for electric vehicles[J]. *Energies*, 2019, 12(15): 2977.
- [26] LIU P, WANG J, WANG Z P, et al. High-dimensional data abnormality detection based on improved Variance-of-Angle (VOA) algorithm for electric vehicles battery[C]//2019 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). September 29-October 3, 2019, Baltimore, MD, USA. IEEE, 2019: 5072-5077.
- [27] 向兆军, 胡凤玲, 罗明华, 等. 基于电池组模型和聚类算法的锂离子电池组 SOC 不一致估计[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(18): 154-163.
- XIANG Z J, HU F L, LUO M H, et al. Estimation of SOC inconsistencies in lithium-ion battery packs based on battery pack modeling and clustering algorithm[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(18): 154-163.
- [28] HONG J C, WANG Z P, YAO Y T. Fault prognosis of battery system based on accurate voltage abnormality prognosis using long short-term memory neural networks[J]. *Applied Energy*, 2019, 251: doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113381.
- [29] LI D, LIU P, ZHANG Z S, et al. Battery thermal runaway fault prognosis in electric vehicles based on abnormal heat generation and deep learning algorithms[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(7): 8513-8525.
- [30] LIU Z C, ZHANG Z S, LI D, et al. Battery fault prognosis for electric vehicles based on AOM-ARIMA-LSTM in real time[C]//2022 5th International Conference on Energy, Electrical and Power Engineering (CEEPE). April 22-24, 2022, Chongqing, China. IEEE, 2022: 476-483.
- [31] GAN N F, SUN Z Y, ZHANG Z S, et al. Data-driven fault diagnosis of lithium-ion battery overdischarge in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(4): 4575-4588.
- [32] WANG Z P, SONG C B, ZHANG L, et al. A data-driven method for battery charging capacity abnormality diagnosis in electric vehicle applications[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(1): 990-999.
- [33] QIN W Y, SUN W, YUAN X M, et al. Comparative analysis of battery diagnostic methodologies considering parameter learning process[C]//2021 IEEE 4th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). May 28-30, 2021, Wuhan, China. IEEE, 2021: 1-6.
- [34] YIN H, WANG Z P, LIU P, et al. Voltage fault diagnosis of power batteries based on boxplots and gini impurity for electric vehicles [C]//2019 Electric Vehicles International Conference (EV). October 3-4, 2019, Bucharest, Romania. IEEE, 2019: 1-5.
- [35] LIU P, SUN Z Y, WANG Z P, et al. Entropy-based voltage fault diagnosis of battery systems for electric vehicles[J]. *Energies*, 2018, 11(1): 136.
- [36] LI X Y, WANG Z P. A novel fault diagnosis method for lithium-ion battery packs of electric vehicles[J]. *Measurement*, 2018, 116: 402-411.
- [37] HONG J C, WANG Z P, MA F, et al. Thermal runaway prognosis of battery systems using the modified multiscale entropy in real-world electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(4): 2269-2278.
- [38] WANG Z P, HONG J C, LIU P, et al. Voltage fault diagnosis and prognosis of battery systems based on entropy and Z-score for electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2017, 196: 289-302.
- [39] LI X Y, DAI K W, WANG Z P, et al. Lithium-ion batteries fault diagnostic for electric vehicles using sample entropy analysis method[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 27: doi: 10.1016/j.est.2019.101121.
- [40] HONG J C, WANG Z P, QU C H, et al. Fault prognosis and isolation of lithium-ion batteries in electric vehicles considering real-scenario thermal runaway risks[J]. *IEEE Journal of Emerging*

- and Selected Topics in Power Electronics, 2023, 11(1): 88-99.
- [41] JIANG L L, DENG Z W, TANG X L, et al. Data-driven fault diagnosis and thermal runaway warning for battery packs using real-world vehicle data[J]. *Energy*, 2021, 234: doi: 10.1016/j.energy.2021.121266.
- [42] ZHAO Y, LIU P, WANG Z P, et al. Fault and defect diagnosis of battery for electric vehicles based on big data analysis methods[J]. *Applied Energy*, 2017, 207: 354-362.
- [43] SUN Z Y, HAN Y, WANG Z P, et al. Detection of voltage fault in the battery system of electric vehicles using statistical analysis[J]. *Applied Energy*, 2022, 307: doi: 10.1016/j.apenergy.2021.118172.
- [44] LI F, MIN Y J, ZHANG Y. A novel method for lithium-ion battery fault diagnosis of electric vehicle based on real-time voltage[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 2022: 1-17.
- [45] CONG X W, ZHANG C P, JIANG J C, et al. A comprehensive signal-based fault diagnosis method for lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. *Energies*, 2021, 14(5): 1221.
- [46] JIANG J C, LI T Y, CHANG C, et al. Fault diagnosis method for lithium-ion batteries in electric vehicles based on isolated forest algorithm[J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 50: doi: 10.1016/j.est.2022.104177.
- [47] SUN Z Y, WANG Z P, LIU P, et al. An online data-driven fault diagnosis and thermal runaway early warning for electric vehicle batteries[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(10): 12636-12646.
- [48] LI Y, LIU K L, FOLEY A M, et al. Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: A review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 113: doi: 10.1016/j.rser.2019.109254.
- [49] TIAN H X, QIN P L, LI K, et al. A review of the state of health for lithium-ion batteries: Research status and suggestions[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 261: doi: 10.1016/j.jclepro.2020.120813.
- [50] YANG S J, ZHANG C P, JIANG J C, et al. Review on state-of-health of lithium-ion batteries: Characterizations, estimations and applications[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 314: doi: 10.1016/j.jclepro.2021.128015.
- [51] SONG L J, ZHANG K Y, LIANG T Y, et al. Intelligent state of health estimation for lithium-ion battery pack based on big data analysis[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 32: doi: 10.1016/j.est.2020.101836.
- [52] HONG J C, WANG Z P, CHEN W, et al. Online accurate state of health estimation for battery systems on real-world electric vehicles with variable driving conditions considered[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 294: doi: 10.1016/j.jclepro.2021.125814.
- [53] HE Z G, SHEN X Y, SUN Y Y, et al. State-of-health estimation based on real data of electric vehicles concerning user behavior[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 41: doi: 10.1016/j.est.2021.102867.
- [54] LIANG K Z, ZHANG Z S, LIU P, et al. Data-driven ohmic resistance estimation of battery packs for electric vehicles[J]. *Energies*, 2019, 12(24): 4772.
- [55] HUANG B X, LIAO H Y, WANG Y Q, et al. Prediction and evaluation of health state for power battery based on Ridge linear regression model[J]. *Science Progress*, 2021, 104(4): doi: 10.1177/00368504211059047.
- [56] 周颀, 宋显华, 卢文斌, 等. 基于日常片段充电数据的锂电池健康状态实时评估方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(1): 105-111.
- ZHOU D, SONG X H, LU W B, et al. Real-time SOH estimation algorithm for lithium-ion batteries based on daily segment charging data[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 105-111.
- [57] SHE C Q, LI Y, ZOU C F, et al. Offline and online blended machine learning for lithium-ion battery health state estimation[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(2): 1604-1618.
- [58] TIAN Z Y, TU L, TIAN C, et al. Understanding battery degradation phenomenon in real-life electric vehicle use based on big data[C]// 2017 3rd International Conference on Big Data Computing and Communications (BIGCOM). August 10-11, 2017, Chengdu, China. IEEE, 2017: 334-339.
- [59] WENG C H, FENG X N, SUN J, et al. State-of-health monitoring of lithium-ion battery modules and packs via incremental capacity peak tracking[J]. *Applied Energy*, 2016, 180: 360-368.
- [60] WENG C H, SUN J, PENG H E. A unified open-circuit-voltage model of lithium-ion batteries for state-of-charge estimation and state-of-health monitoring[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 258: 228-237.
- [61] SCHALTZ E, STROE D I, NØRREGAARD K, et al. Incremental capacity analysis applied on electric vehicles for battery state-of-health estimation[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(2): 1810-1817.
- [62] XU Z C, WANG J, LUND P D, et al. Estimation and prediction of state of health of electric vehicle batteries using discrete incremental capacity analysis based on real driving data[J]. *Energy*, 2021, 225: doi: 10.1016/j.energy.2021.120160.
- [63] LI X Y, WANG T Y, WU C X, et al. Battery pack state of health prediction based on the electric vehicle management platform data[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2021, 12(4): 204.
- [64] SHE C Q, ZHANG L, WANG Z P, et al. Battery state-of-health estimation based on incremental capacity analysis method: Synthesizing from cell-level test to real-world application[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2023, 11(1): 214-223.
- [65] 叶俊涛. 电动汽车电池健康状态在线评估研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- YE J T. On-line evaluation of battery health status of electric vehicle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [66] CHANG C, ZHOU X P, JIANG J C, et al. Micro-fault diagnosis of electric vehicle batteries based on the evolution of battery consistency relative position[J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 52: doi: 10.1016/j.est.2022.104746.
- [67] LIU P, WU Y Z, SHE C Q, et al. Comparative study of incremental capacity curve determination methods for lithium-ion batteries considering the real-world situation[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(10): 12563-12576.

- [68] ZHENG L F, ZHU J G, LU D D C, et al. Incremental capacity analysis and differential voltage analysis based state of charge and capacity estimation for lithium-ion batteries[J]. *Energy*, 2018, 150: 759-769.
- [69] SHE C Q, WANG Z P, SUN F C, et al. Battery aging assessment for real-world electric buses based on incremental capacity analysis and radial basis function neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(5): 3345-3354.
- [70] STROE D I, SCHALTZ E. Lithium-ion battery state-of-health estimation using the incremental capacity analysis technique[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2020, 56(1): 678-685.
- [71] 胡杰, 朱雪玲, 何陈, 等. 基于实车数据的电动汽车电池健康状态预测[J]. *汽车工程*, 2021, 43(9): 1291-1299, 1313.
- HU J, ZHU X L, HE C, et al. Prediction on battery state of health of electric vehicles based on real vehicle data[J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(9): 1291-1299, 1313.
- [72] 肖伟, 钟卫东, 舒小农, 等. 基于大数据的电池健康状态(SoH)的估算及应用[J]. *汽车安全与节能学报*, 2019, 10(1): 101-105.
- XIAO W, ZHONG W D, SHU X N, et al. Battery state of health (SoH) estimation method and application based on big data[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2019, 10(1): 101-105.
- [73] 龚贤武, 丁璐, 穆邱倩, 等. 基于实车数据的电动汽车电池健康状态估计[J]. *电源技术*, 2021, 45(12): 1577-1580.
- GONG X W, DING L, MU Q Q, et al. SOH estimation of electric vehicle battery based on real segment charging data[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2021, 45(12): 1577-1580.