

储能锂电池系统综合管理研究进展

徐俊^{1,2}, 郭喆晨^{1,2}, 谢延敏¹, 赵子翔¹, 刘召欢¹, 林川平^{1,2}, 王行早^{1,2}, 侯嘉洋^{1,2},

史辰威^{1,2}, 马梓玮¹, 张健琛^{1,2}, 梁莹^{1,2}, 蒋德珑^{2,3}, 梅雪松^{1,2}

(1. 西安交通大学精密微纳制造技术全国重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 3. 洛阳理工学院电气工程与自动化学院, 471000, 河南洛阳)

摘要: 锂电池系统是新型储能系统的重要组成部分, 电池管理技术对确保电池系统的安全、高效运行和延长使用寿命具有重要意义。从电池系统的模型、状态、故障、一致性、热管理等层面出发, 综述了锂电池管理的研究进展。在电池模型方面, 分析总结了电池在电、热、力等特性的建模及高效计算方法。对于电池的状态估计, 总结了基于模型、数据驱动以及两者相结合的状态估计方法以及各自的优缺点, 分析了构建数据驱动与电池领域知识融合框架的未来发展前景。在电池故障方面, 分析了电池系统不同故障特征、类型、触发机制和诊断方法, 对电池系统在早期故障预警、故障检测灵敏度提升等方面进行了展望。对于电池系统的一致性, 总结分析了在均衡拓扑和均衡策略两个方面的研究现状, 并对电池重构在均衡、快充、能量利用提升、故障隔离等方面的应用进行了分析。在电池热管理方面, 分析了高温冷却以及低温加热的方法, 并对热管理系统的优化设计和控制策略进行了总结, 对开发高效换热、轻量化以及低能耗的先进热管理系统进行了探讨。此外, 对电池管理系统的新技术和应用场景进行了概述, 分析了数字孪生技术以及储能综合管理在电池系统上的应用, 为未来电池管理的发展提供了参考。

关键词: 储能; 电池管理系统; 状态估计; 电池故障; 热管理

中图分类号: TG156 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202410001 **文章编号:** 0253-987X(2024)10-0001-23

Review of Research Progress in Integrated Management for Energy Storage Lithium Battery Systems

XU Jun^{1,2}, GUO Zhechen^{1,2}, XIE Yanmin¹, ZHAO Zixiang¹, LIU Zhaohuan¹,
LIN Chuanping^{1,2}, WANG Xingzao^{1,2}, HOU Jiayang^{1,2}, SHI Chenwei^{1,2}, MA Ziwei¹,
ZHANG Jianchen^{1,2}, LIANG Ying^{1,2}, JIANG Delong^{2,3}, MEI Xuesong^{1,2}

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. School of Electrical Engineering and Automation, Luoyang Institute of Science and Technology, Luoyang, Henan 471000, China)

Abstract: Lithium battery systems are essential components of new energy storage systems, and effective battery management technology is critical for ensuring their safe, efficient operation, and extended lifespan. A comprehensive review of recent research progress in the field of battery management is presented, covering various aspects including battery system modeling, state

estimation, fault diagnosis, consistency, and thermal management. In terms of battery modeling, efficient computational methods and modeling techniques that encompass electrical, thermal, and mechanical characteristics of batteries are analyzed and summarized. State estimation methods, including model-based, data-driven, and hybrid approaches, are reviewed along with their respective advantages and limitations. The future potential of establishing a framework for the integration of data-driven methodologies with domain-specific battery knowledge is also discussed. The analysis of battery faults encompasses an examination of different fault characteristics, types, triggering mechanisms, and diagnostic methods for battery systems. Furthermore, insights into early fault detection and improved fault detection sensitivity in battery systems are offered. Regarding battery consistency, the research status of balanced topology and balancing strategies is summarized and analyzed. The application of battery reconfiguration for balancing, fast charging, enhanced energy utilization, and fault isolation is discussed and organized. In terms of battery thermal management, various methods for high-temperature cooling and low-temperature heating are explored. A summary of optimization designs and control strategies for thermal management systems is provided, with a focus on the development of advanced, efficient, lightweight, and energy-efficient thermal management systems. Furthermore, an overview of emerging technologies and application scenarios in battery management systems is offered. The utilization of digital twin technology and integrated energy management in battery systems is analyzed, providing valuable references for the future development of battery management practices.

Keywords: energy storage; battery management system; state estimation; battery fault; thermal management

随着全球对环保和可持续发展的日益关注,在我国“双碳”政策的大背景下,以电动车辆为代表的新能源汽车已成为战略新兴产业^[1],也是“中国制造2025”的重要发展领域^[2]。动力电池作为电动汽车的直接供能装置,其性能直接影响车辆的运行特性。锂离子电池因其具备高比能量、长循环寿命以及低自放电率而逐渐成为市场的主流。电动车辆的快速发展,对电池系统提出了高安全、高比能、高寿命、高精度的“四高”要求。电池管理系统(BMS)是电池系统的核心组成部分,在现有电池本体技术下对提升电池系统“四高”性能具有不可替代的作用。

近年来,以电池状态估计、性能预测、故障诊断、均衡重构和热管理等为核心的电池管理系统的研究成为科研以及产品研发的重点和热点问题。在商业应用领域,宁德时代、比亚迪等企业也在不断升级其电池管理技术以提高系统能量密度、运行效率和系统安全性,如单体到电池包集成(CTP)和单体到底盘集成(CTP),以及结合大数据的智能管理技术。国内外研究人员已经从电池建模、BMS设计、在线管控等方面开展了大量探索工作,为先进电池管理

技术的发展提供了有益推动和参考。

在电池模型方面,相关研究人员分别从电池的电化学特性^[3]、电特性^[4]、热特性^[5]、力特性等对复杂的非线性系统进行简化和近似描述,并通过降阶等方法将其在线运用于车载系统中,从而对电池的实时管控进行指导。电池的状态估计对电池管理十分重要,包括荷电状态(SOC)、健康状态(SOH)以及内部温度等。随着大数据及人工智能技术的迅速发展,由于数据驱动方法良好的通用性和易实现性,基于数据驱动的电池状态估计已成为研究热点。随着新能源汽车存量和储能电站总体装机量的快速攀升,因电池安全造成的事故频发。这些电池事故往往难以预防、难以控制、难以善后,因此如何保障电池系统在复杂使用环境下的安全性,提早进行精确的故障预警也是BMS的重要功能和重点研究方向。在电池系统的长期循环使用过程中,电池单体之间会出现一系列差异,这些差异涉及容量、内阻和电压等方面。电池的不一致性随着时间的推移会被进一步放大,使得系统性能受到严重影响。高效、稳定的均衡拓扑结构、控制策略、电路重构方案成为了解决系统一致性的重要手段,同时也是BMS中不

可或缺的功能。除此之外,由于锂离子电池对温度敏感度较高,电池的热问题与使用安全、工作性能和状态估计密切相关。电池热管理系统作为 BMS 中的子系统,对监测电池温度状态、保障电池安全性和使用性能起到重要作用。以温度控制、热失控机理、热安全防护为核心的电池热管理研究已成为目前研究的难点和热点问题。

除了以上涉及电动车辆传统的电池管理研究外,电池系统作为电化学储能设备应用于各类储能设备中。在微电网的应用中,结合 BMS 系统开发具备快速响应、转移负荷、优化电力质量等功能的新技术,以提高微电网运行的可靠性和稳定性,是目前微电网行业大力发展的新能源技术之一。随着近年来人工智能、计算机、物联网、大数据等相关技术的成熟,数字孪生(DT)技术得到了长足的发展进步^[6]。学术界开展了广泛深入的研究,提出了一系列理论成果,极大丰富了数字孪生技术框架^[7]。现有的电池管理系统缺少对电池运行数据的获取、处理、存储能力,导致了数据实时性差、利用率低的问题,极大阻碍了电池管理技术的进一步发展^[8-9]。将数字孪生技术引入电池管理领域,基于先进的传感器采集技术,耦合高质量数据与电池多维度模型构建电池孪生体,从而在虚拟世界中模拟预测电池物理实体行为,有助于实现电池全生命周期的实时管控。此外,当车载动力电池低于初始容量的 80% 时,难以保证汽车续航能力和运行安全,电池的快速分容和梯次利用给电池管理增加了新的应用空间。

目前一些关于电池 BMS 方面的总结性研究为先进电池管理提供了很好的参考,但是难以全面概括电池管理的不同方面,同时对近些年新方法和新技术没有进一步详细介绍。为了更加全面且及时地对该领域研究进行总结,本文从先进电池管理系统的模型、状态、故障、一致性、热管理等方面进行了探讨分析,并对锂电池管理系统未来的发展方向进行了展望。

1 电池机、电、热建模研究

电池模型是对电池在运行过程中发生的电学、热学、力学等物理过程的抽象描述。精准的电池模型不仅有助于帮助理解电池内部的反应机理,而且可以在电池设计之初模拟电池性能,指导优化设计,还可以为电池在制造完成后的全生命周期智能管理提供强大的理论和应用基础。

1.1 电池工作原理分析

锂离子电池已经被证明是当今电化学储能体系

中集高能量密度、长使用寿命与环境友好于一体的最佳选择之一。基本的锂离子电池由金属集流体、电极活性材料、隔膜以及电解质组成。在电极活性材料方面,石墨以其较低廉的成本、较高的主体能量密度($372 \text{ mA} \cdot \text{h/g}$)、较低的工作电位($0.01 \sim 0.2 \text{ V}$, 对应全电池更高的电压平台)以及较小的插层应变(对应较好的循环稳定性)成为目前商用锂离子电池在负极侧的主要选择。正极侧主要存在磷酸铁锂(LFP)和三元材料两种技术路线,前者相对拥有更长的循环寿命和更好的高温安全性,但存在能量密度低,低温性能差等问题,因此实际更多应用于大型商用车或大规模储能场景;后者则相对拥有更高的能量密度和更好的低温性能,但其较差的循环稳定性与较高的热失控风险仍然是行业痛点。隔膜是锂离子电池内部提供锂离子穿梭的唯一通道,同时亦是阻挡正负极直接电子导通的重要屏障,目前商用隔膜主要采用聚烯烃微孔材料,包括聚乙烯(PE)和聚丙烯(PP)以及 PP/PE 复合 3 种,成本低并具有良好的机械性能、化学稳定性和热熔断性能。电解质是正负电极进行锂离子运输的必要环境条件,虽然固态电解质理论上拥有好的安全性能,且具备与超高能量密度锂金属负极更好的兼容性,但目前仍存在反应界面阻抗较大的问题,因此目前商用锂离子电池仍以浸润性更好的液态电解质为主,且拥有较为成熟的工业制造体系。金属集流体帮助电极与电池外极耳构建电子导通,考虑到正负电极的工作电位,为了尽可能防止金属腐蚀同时兼顾成本,目前主流石墨负极的集流体采用铜箔,主流磷酸铁锂或三元材料正极采用铝箔。

如图 1 所示,锂离子电池(Lithium ion battery, LIB)在充放电过程中,一方面锂离子在一侧电极发生氧化反应并由活性材料脱出进入到电解液相,而后经历溶剂化过程,再由多孔液相电解液内的浓度梯度与电场力双重驱动下迁移至另一电极,完成去溶剂化后与外电路迁移来的电子发生还原反应并嵌入到固相活性材料中;另一方面,自由电子在一侧电极产生后,会在电极电场力驱动下由导电网络(一般由活性材料本身和导电剂组成)传输至集流体处,而后经历外电路转移到另一侧电极,并与液相迁移来的锂离子在界面完成反应。这个过程遵循电荷守恒、物质守恒与能量守恒,主要伴随着电学、热学、力学等物理过程,使得锂离子电池具有典型的非线性、时变性以及多物理场耦合效应的特点。

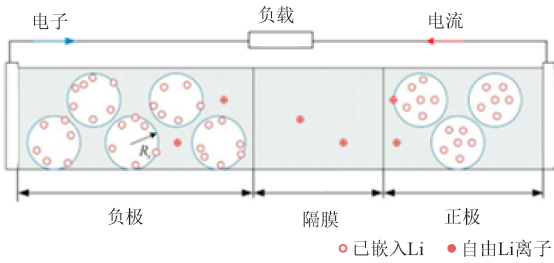


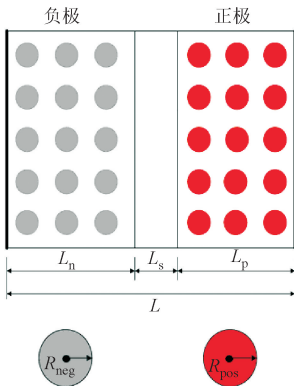
图 1 锂离子电池基本组成与原理示意图

Fig. 1 Schematic of the basic composition and principle of LIB

1.2 电池特性建模

1.2.1 电池电特性建模

(1) 电池电化学模型。电化学模型为第一性原理模型,通过一系列的偏微分方程和代数方程组精确地描述电池内部的电化学反应。电化学模型中最经典的是伪二维(P2D)电化学模型,如图 2 所示。P2D 模型满足质量、能量、电荷和电极过程动态守恒。然而,模型中的偏微分方程和大量的电化学参数使得求解难度大大增加,不适用于工程实际应用,因此,一些学者在此基础上对 P2D 模型进行简化,旨在降低模型的计算复杂度^[10]。



L —电池总厚度; L_n —负极厚度; L_p —正极厚度; L_s —隔膜厚度;

R_{neg} —负极颗粒半径; R_{pos} —正极颗粒半径。

图 2 锂离子电池伪二维(P2D)模型示意图^[11]Fig. 2 Schematic of electrical model for LIB^[11]

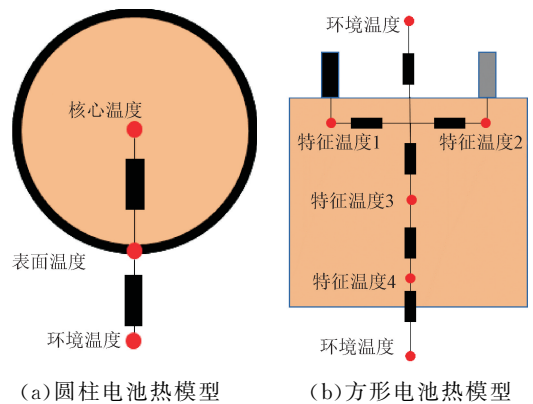
(2) 电池等效电路模型。等效电路模型是目前锂离子电池状态估计研究中应用最广泛的电池模型,该模型利用理想的电气元件描述电池的内阻和极化效应等,模型结构简单且能够反映一定的电池内部信息,便于进行在线的状态估计。根据模型的阶数,等效电路模型可分为 Rint 模型^[12]、Thevenin 模型^[13]、双极化(DP)模型^[4]等,此外还有一些增加不同电器元件的模型,如 PNGV 模型^[14]。在上述模型中,Rint 模型结构最简单,仅通过一个理想电

压源和一个电阻串联而成,但该模型未考虑电池的极化和扩散现象。在此基础上,Thevenin 模型、DP 模型等通过引入电阻和电容(RC)并联网路模拟电池的极化效应。

(3) 电池分数阶模型。电化学阻抗谱(EIS)和伯德图是分析电池特性和建立电池模型的有效方法。由于标准的 RC 网络不适合在整个频率范围内模拟电池的特性,为解决这一问题,可以通过使用常相位角元件(CPEs)代替 RC 网络中的电容器^[15]。与等效电路模型对比,分数阶模型可以从电池反应机理层面获取到大量物理信息,电池端电压仿真精度高于等效电路模型,但计算复杂度也有所增加。

1.2.2 电池热特性建模

对电池温度的实时监测是安全使用电池的前提。对于电池单体而言,其温度的分布是不均匀的,甚至在特定的工况下温度差异大到不容忽视。在实际使用过程中,温度测量点仅仅表示该处温度而不能反应电池单体的温度分布情况,因此通过模型来表征电池的温度分布十分重要。同时,将电池内部的温度作为冷却和加热过程中的指标相比于以表面温度为指标的策略来说更加合理且规范,有利于热管理系统做出更加合理的管理决策。不同类型锂电池的典型热特性模型如图 3 所示。



(a) 圆柱电池热模型

(b) 方形电池热模型

图 3 锂离子电池热特性模型

Fig. 3 Schematic of thermal model for LIB

熊瑞等^[5]基于以下 3 个假设建立了圆柱形电池的热模型:①电池内部是一个均匀的产热源;②电池沿轴向温度均匀分布;③热量仅通过径向方向向外传递。该模型在不同复杂工况下均可实现精确的内部温度估计,估计误差基本小于 1℃^[5]。与圆柱电池的外形特点不同的是方形电池长度和宽度方向上的尺寸远远大于厚度方向,电池内部温度与电池表面温度的差异小于圆柱电池的内外温度差异。

对于此类电池,热模型的建立应该偏向描述电池表面的温度分布情况。西安交通大学徐俊团队 Guo 等^[16]提出了电池的三热源模型用于方形电池表面温度分布的估计,该热模型将电池内阻分布到电池正极、负极以及电池中心,将这 3 个位置作为热量产生的点。通过该热模型可以计算得到电池表面 4 个点的温度演变,进一步通过插值法可较为准确地估计电池表面的温度分布情况。

1.2.3 电池力特性建模

电池系统通常采用堆叠的排布结构并施加一定的电池间预紧力。电池在使用过程中,锂离子脱出/嵌入电极、电池温度变化以及电池老化等都会诱导电池经历体积与力学特性变化,进而诱导电池间压力的变迁。研究表明,电池间压力对电池系统性能、安全性、热管理、状态估计、故障诊断等均具有不可忽视的作用。目前国内外针对于该领域的建模研究仍然处于早期阶段,按照其对力学机理的描述程度,可以大致分为力学数据驱动模型、力学等效模型以及力学机理模型。

(1)电池力学数据驱动模型。基于数据驱动的力学数据模型一般直接从电池的外部力学特性实验出发,总结不同工况(初始预紧力、电池充放电倍率或电池温度等)下电池在充放电过程中的外部压力信号数据变化规律,而后将外部压力与工况建立一定的数学映射关系,进而实现对电池在运行过程中的压力变化预测。近年来,很多学者发现电池系统内电池间压力与电池的 SOC 以及运行工况等息息相关,因此许多研究建立了简洁快速的力学数据标定模型用以预测电池运行过程中的力信号变迁,在提升电池状态的估计精度与鲁棒性方面取得了一定进展。随着人工智能技术的快速发展,也有研究通过机器学习的方法对电池间压力进行预测。Xu 等^[17]基于最小二乘支持向量机(LSSVM)方法构建了一种电池膨胀力模型,训练模型时将电池荷电状态与充放电倍率作为输入特征,相应的膨胀力实验数据作为学习目标,最终实现了动态工况下电池膨胀力的预测,如图 4 所示。

(2)锂离子电池力学等效模型。锂离子电池力学等效模型一般将电池整体视作一个黏弹性体,利用适当的弹簧、阻尼等力学集总参数元件描述电池在内部和外部应力作用下所表现出的瞬时弹性、蠕变、应力松弛、瞬时回复、滞弹性变形等行为。Wang 等^[18]提出了一种适用于圆柱锂离子电池的基于质量-弹簧-阻尼系统的等效机械模型,用以模拟电池

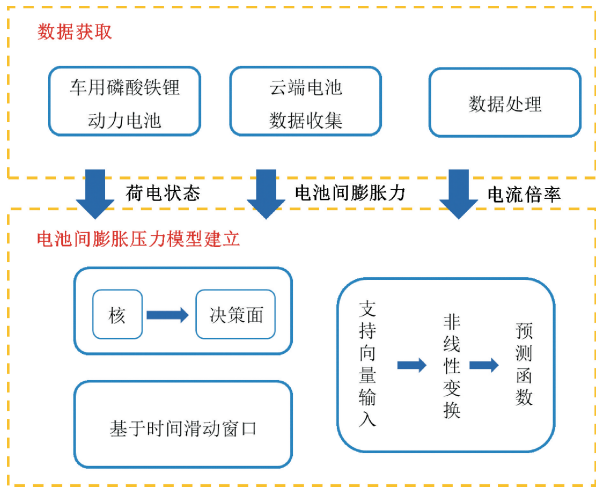


图 4 基于机器学习的锂离子电池力模型
Fig. 4 Force model for LIB based on machine learning

在机械滥用场景下的本构特性。所提出的等效力学模型简洁地描述了较为精确的本构特性,为电池力学建模和失效分析提供了一种参考方法。西安交通大学徐俊课题组 Jiang 等^[19]提出了一种可适用于软包锂离子电池在堆叠电池系统中正常运行过程中力学特性模拟的等效模型,将电池在充放电过程中的厚度膨胀另外建模为一个与电池荷电状态相关的恒位移元件串联在系统中,该模型具备利用力学信息进行电池状态估计的应用价值。

(3)电池力学机理模型。锂离子电池力学机理模型一般从电池内部的单个组件出发,研究其各自在外部应力下所发生的微观、介观及宏观结构参数变化规律,此外由于锂离子电池的固液相共存特性,还需要建立一套流固耦合系统描述其多孔介质在电解液浸润环境下的黏弹性与孔弹性。因此,目前的报道按照研究对象不同可以作如下分类。

多孔电极的力学特性建模。南卡罗来纳大学的 Gomadam 和 Weidner 等^[20]在 2006 年系统性地提出了一个三维数学模型,用于描述多孔电极在电化学反应过程中发生的体积变化。Rieger 等^[21]采用多尺度的实验方法,对钴酸锂电极从活性颗粒到电极厚度的膨胀传播进行了系统性研究,并提出一种基于晶体结构特征预测电极膨胀的模型。上述两种模型均是对电极在自由膨胀情况下的描述,未考虑存在外部应力的情况。

多孔聚合物隔膜的力学特性建模。Xie 等^[22]在其各自的工作中均提出了一种基于图像重建技术的代表性体积元素建模方法,并通过有限元模拟预测了 PP 隔膜在电解液浸润下的压缩机械特性。

金属集流体力学特性建模。其他一些研究围绕电池内集流体的弯曲、拉伸或压缩性能展开。相关结论表明,当三明治结构(双面活性涂层+集流体金属箔)的电极弯曲或拉伸时,集流体将承受主要的荷载,而在压缩时,金属箔相比于涂层的模量高出 1~2 个数量级^[23],其机械特性将不再主导电极的应变响应。在简化建模时一般而言可将其视作线性弹性固体。

2 电池状态估计与故障诊断

电池系统包含组件数量多且连接关系复杂,同时电池组串并联单体数量多,电池本身又具有强非线性特征,因此在不同工况下精确的状态估计和故障诊断是极具挑战性的课题。

2.1 状态估计及研究进展

2.1.1 基于模型的电池状态估计方法

(1) 电池荷电状态估计。电池荷电状态 SOC 是用于指示电池短期电量变化情况的重要参数,一般定义为电池当前剩余电量与电池在当前最大可放电容量的比值^[24]

$$\xi_{\text{SOC}} = \frac{Q_r}{Q_i} \times 100\% \quad (1)$$

式中: ξ_{SOC} 为电池当前 SOC; Q_r 为电池当前剩余容量; Q_i 为电池当前最大可用容量。因 SOC 无法通过测量直接得出,必须通过能够测得的数据经过复杂处理后得到。电池是一个强非线性和时变性系统,荷电状态估计易受温度、充放电倍率等因素的影响,导致很难准确地估计 SOC。锂离子电池当前 SOC 估计的主要方法见图 5。

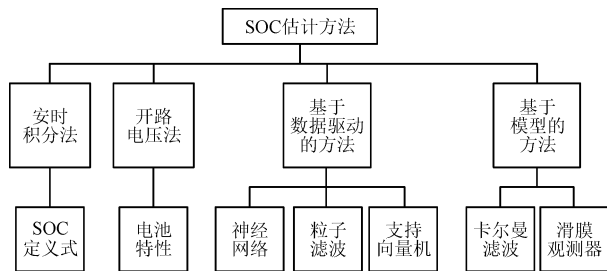


图 5 锂离子电池 SOC 的估计方法

Fig. 5 The estimation method of SOC for LIB

锂离子电池 SOC 的估计方法包含安时积分法、开路电压法、基于数据驱动的方法以及基于模型的方法,其中基于等效电路模型的估计方法结构简单,参数辨识方便,很适合应用于在线 SOC 估计。基于等效电路模型的电池 SOC 估计的一般框架是将以安时积分为主的先验估计与基于模型预测电压的后

验估计相结合,通过滤波算法完成电流与电压的信息融合,常见的包括扩展卡尔曼滤波(EKF)、 H_∞ 滤波等^[25]。

(2) 电池健康状态估计。锂离子电池健康状态 SOH 反映了电池的老化程度,根据容量来定义电池健康状态表达如下^[26]

$$\xi_{\text{SOH}} = \frac{C_{\text{real}}}{C_{\text{rated}}} \times 100\% \quad (2)$$

式中: ξ_{SOH} 为电池当前 SOH; C_{real} 为电池当前时刻的实际测试容量; C_{rated} 为电池初始的标称容量,也是电池的额定容量。SOH 估计方法主要分为基于模型和基于数据驱动两种方法。

应用较多的模型包括等效电路模型、电化学模型和经验公式模型。电化学模型是根据电池内部电化学反应建立第一性原理方程,然后计算其精确状态,这个方法的计算成本很高,难以用于在线应用程序。基于等效电路模型的方法,利用最小二乘法结合滤波算法更新 SOH 估计的模型参数,该方法计算量小,可在线使用。Kim 等^[27]提出了一种新的基于模型的锂离子电池状态参数识别方法,该算法比传统的基于最小二乘法的参数估计方法具有更高的数值稳定性。基于数学模型的方法被广泛应用于电池 SOH 的估计,该方法的基本思想是拟合容量损失或内阻随时间或周期的变化。根据拟合的模型,可以通过时间或运行周期得到 SOH。这种方法虽然简单,易于在线估计,但是易受噪声影响,鲁棒性和精度不够,而且一种电池的拟合曲线通常不适合其他类型的电池。

2.1.2 基于数据驱动的电池状态估计方法

数据驱动的方法试图从大量数据中提取隐藏的相关性,并在没有电池模型的情况下实现 SOH 估计。数据驱动方法不需要分析电池内部复杂的退化机制,在有大量数据可用的情况下是可行和实用的。如图 6 所示,基于数据驱动的 SOH 估计方法一般由两部分组成,即训练过程和估计过程^[28]。

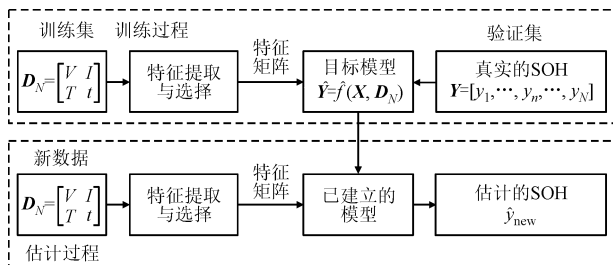


图 6 基于数据驱动的电池 SOH 估计框架^[28]

Fig. 6 A data-driven framework for battery SOH estimation^[28]

训练过程通常离线执行,而估计过程一般在线实现。在模型离线训练过程中,应首先收集老化数据,其次,基于收集的原始数据,提取可以表征电池老化的健康特征。这些特征与真实的 SOH 值构成训练数据集。然后,利用机器学习(ML)模型学习并更新权重和偏差,以拟合训练数据。因此,可以使用所建立的 ML 模型来获得输入(即健康特征)和输出(即 SOH)之间的非线性关系^[29]。数据驱动的 SOH 估计方法的核心在于健康特征提取、机器学习模型选择和训练数据 3 个方面。

健康特征提取是基于数据驱动估计电池 SOH 的关键步骤,特征质量在很大程度上决定了数据驱动模型的性能。针对电池的不同充放电以及测试状态,国内外学者已经开发了大量的健康特征用于电池 SOH 估计。增量容量分析(ICA)与差分电压分析(DVA)凭借其直观易用的特点以及良好的可解释性,已成为最典型的特征提取方法。Wang 等^[30]提取 DV 曲线中两个拐点的位置间隔作为电池 SOH 评估指标。与电压曲线相比,IC 曲线通常更容易解释电池老化,因为 IC 曲线上的这些特征对电池的特定电化学反应非常敏感。这些 IC 峰已被证明与锂离子的插层/去插层过程中活性材料的相变现象密切相关^[31]。尽管从 IC 曲线上提取特征用于 SOH 估计是有效的,但仍有许多不足之处。首先,必须设计复杂的滤波算法来平滑原始电压量测。其次,IC 的峰值位置对噪声特别敏感,这进一步降低了特征的有效性。

为了进一步简化特征提取操作,部分研究直接提取基于充电时间相关的特征来指示电池 SOH^[32]。基于时间的健康特征生成方法具有计算简单的优点。然而,充电或放电过程需要覆盖特征提取范围。此外,这种方法对电流高度敏感,当充电电流在循环过程中发生变化时,所建立的模型可能不适用。

除了充电过程外,电流中断后的电池弛豫过程还包含与电池安全和老化有关的重要信息。最有价值的技术之一是使用弛豫电压分布的导数进行析锂检测。此外,电池弛豫电压与电池老化密切相关^[33]。

除了常规的充放电测试,一些研究者试图通过短时的脉冲测试或内阻测试估计电池 SOH。Hoque 等^[34]发现,电池的内阻动态与电池容量密切相关,基于此建立了健康估计模型,并能够在早期阶段确定电池的一致性。Fang 等^[35]基于欧姆内阻与 SOH 之间的关系,提出了一种基于双扩展卡尔曼滤

波算法的 SOC 和 SOH 联合估计方法。此外,还有一些最近的研究尝试利用更多维度的新颖信号,如机械膨胀^[36]、机械振动^[37]、表面应变^[38]、超声信号^[39]等来研究电池老化的方法。这些方法为在线评估电池健康状态提供了新的视角,有助于提高电池 SOH 估计的鲁棒性。

同时,基于电动汽车实际使用情况,针对有标签数据少、充电电流和温度不恒定等问题的研究也逐渐得到了广泛关注。

2.1.3 模型和数据驱动的融合的电池状态估计

虽然现有的数据驱动方法可以达到令人满意的估计精度,但模型的复杂程度较高,需要大量的计算资源和高质量数据,同时模型的鲁棒性和泛化能力较差。为解决上述问题,一些学者在数据驱动方法中纳入电池领域知识,将滤波算法、电池模型等同数据驱动结合起来。如 Yang 等^[40]和 Tian 等^[41]采用长短期存储器(LSTM)网络对 SOC 进行粗略估计,并分别采用 UKF 和 ACKF 进行滤波,以提高 SOC 的估计精度。Xie 等^[42]则在 EKF 中引入了次优衰减因子,动态自适应地调整增益矩阵,提高了方法的鲁棒性。然而,上述研究中,估计结果主要由身为“黑箱模型”的数据驱动方法提供,滤波算法主要用于去除噪声,整体方法的可解释性不强。

为提高方法的可解释性,部分学者以电池模型为主,数据驱动为辅对 SOC 进行估计。Zhang 等^[43]利用人工神经网络对电池模型参数进行辨识,并通过开路电压-荷电状态(OCV-SOC)函数最终估计得到 SOC,但该方法仅进行了较为简单的 SOC 估计,没有进行多工况下的真实实验验证。Chen 等^[44]在建立等效电路模型的基础上,采用神经网络作为非线性观测器估计 SOC。然而,这些方法将重点放在了电池模型参数辨识和观测器构建方面,并不能弥补电池模型建模精度导致的估计误差。

除上述研究外,部分学者通过引入多维物理信息,扩展电池模型的输入以提高状态估计精度。Li 等^[45]使用光纤传感器捕捉电池充放电过程中引起的表面多点应变和温度变化,使用卷积神经网络和高斯过程回归联合估计 SOC 和 SOH,但该方法仅能估计较为简单的电池恒流放电时的 SOC,这与电池实际应用工况存在较大差异。Jiang 和 Liu 等^[45-46]结合电池模组内部的机电耦合机理,采用电流作为输入,电池间压力作为输出,SOC 作为状态变量,实现了磷酸铁电池电压平台区 SOC 估计技术的新突破,克服了通过压力信号对 SOC 进行估计时

鲁棒性不足的问题。

上述研究表明,通过将电池领域知识、多维物理信息集成到数据驱动中,构建数据驱动与电池物理模型相融合的方法框架,不仅可以提高数据驱动方法的可解释性,破解“黑箱”难题,还可以进一步提高电池状态估计的精度、鲁棒性以及泛化能力。

2.2 电池系统故障诊断及研究进展

2.2.1 电池故障特征概述

锂离子电池作为一类典型的涉及复杂电化学反应/传递机理的能量储存装置,本身存在较高安全隐患,需要采用系统工程的理论和方法,在电池材料体系研发、电池管理系统设计、储能系统结构优化等各个层面予以关注,确保其在实际使用中的安全、稳定、可靠运行。另一方面,在电动汽车、分布式储能、大规模储能领域应用时,为满足电流、电压、功率、能量的需求,常需要通过串并联手段将大量单体组成电池组、电池包乃至电池簇,会存在大量的连接组件,极大地增加了系统的复杂程度,将导致发生各类故障的概率增大,并增加了安全隐患。

将电池系统故障作为顶层故障,采用故障树分析方法(FTA)得到系统故障与各故障之间的传递关系如图 7 所示。

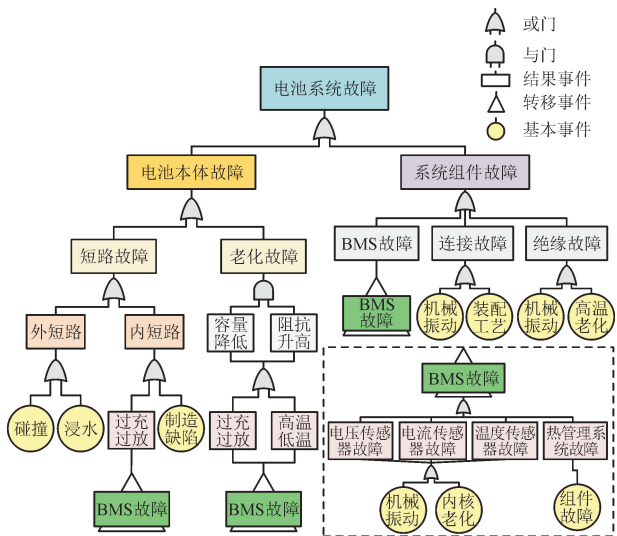


图 7 电池故障树
Fig. 7 Battery fault tree

2.2.2 电池故障类型和诊断

(1)电池本体故障。在电池本体故障研究中,短路故障为当前研究热点。电池组短路故障的诱发原因复杂,其中内短路故障是指在电池内部的正负极间形成电子导通,由于其故障初期通常阻值较大,不会导致电池电压的骤降,因此又被称为微短路或软短路。

由于内短路故障发展迅速,诊断难度高,潜在的危险较大,是锂离子电池本体故障诊断亟需解决的难点,目前已有大量研究^[47-48]。

除了短路故障外,对于电池在使用过程中的老化故障也得到了学者们的广泛关注。当电池组中的个别电池相对其他电池出现明显的容量衰退时,则称其为低容量故障,也可以认为是老化故障的一种极端形式。由于在使用过程中可能出现的过充、过放、高温以及低温等滥用或不良工况,会加速电池可循环锂离子的减少和电极活性材料的损失,从而引起低容量故障的出现。

(2)电池系统组件故障。在系统组件故障中,主要包括 BMS 故障、连接故障以及绝缘故障。BMS 故障中最常见的是传感器故障,传感器故障包括电压、电流和温度传感器故障,其故障原因包括外部撞击或振动以及传感器内核老化^[49]。由于电池组中各种类型的故障诊断以及状态估计算法的实现均依赖于传感器采集数据,因此当传感器出现故障时可能会导致电池组运行出现严重问题。BMS 故障实际是导致电池组过充过放和温度异常的主要原因,组件故障导致了电池监测误差增大、诊断功能失效,进而引发了电池本体故障,目前已有针对 BMS 中电压、电流传感器故障的诊断研究。绝缘故障则是由于机械振动等原因造成绝缘层损坏而导致的。

(3)电池故障触发机制。由于大规模储能系统内串并联单体众多,因此在电池筛选成组阶段,难以保证电池系统中各单体间具有优良的一致性。电池包在实际工作中,不当的工作方式是引发电池故障的重要原因,如过电流、过电压、高温等。而当电池系统中由于外部碰撞或者内部内短路发生时,难免引起一些安全风险,因此了解故障触发机制,进而及时准确地对故障进行诊断具有重要意义。

3 电池系统一致性控制和重构

电池全生命周期的不一致性一直存在,导致电池单体间的状态参数出现差异。为了维护电池在使用过程的一致性,需要根据外部环境、电压、电流和温度等条件,采取适当的控制策略。通过实施合适的均衡或重构手段,可以提高电池在整个使用过程中的一致性。

3.1 电池均衡及研究进展

当电池的电压、SOC 和容量存在一定范围内的不一致性,且不存在过度老化或失效的电池单体时,

通过采用电池均衡可以确保电池的电压、SOC 或容量达到一致状态。电池均衡主要分为均衡拓扑和均衡策略两个方面。均衡拓扑是实现均衡控制的基础物理结构,是先进控制策略的载体和执行系统。均衡策略则包括均衡指标和基于指标的均衡。

3. 1. 1 电池均衡拓扑结构

根据能量耗散形式可以将电池均衡分为被动均衡与主动均衡两种;根据能量的转移形式,均衡可以分为模组与单体间的均衡、电池单体间的均衡以及模组之间的均衡,如图 8 所示。

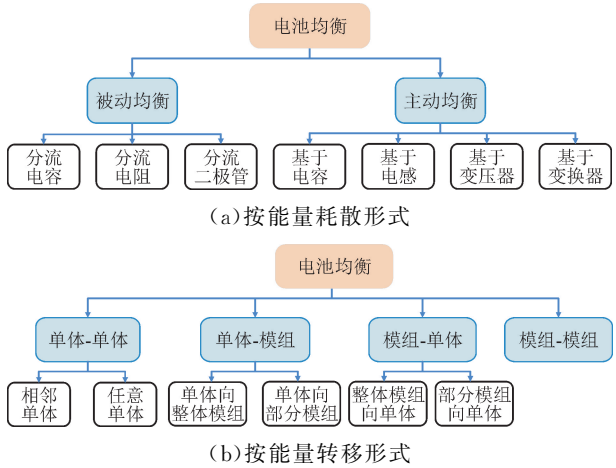


图 8 电池均衡拓扑结构

Fig. 8 Battery balancing topology structure

(1)根据能量耗散形式。根据能量耗散形式可以将电池均衡分为被动均衡与主动均衡两种。被动均衡也称为能量耗散型均衡,是一种通过旁路分流元器件消耗高能量电池的方法,旨在实现电池单体能量的均匀分布。这种均衡策略具有结构简单、成本低、硬件实现相对便捷等优势。然而,它也存在一些显著的缺点。由于能量在放电过程中以热能形式耗散,其能量利用效率较低,因而导致了能量的浪费。这不仅增加了运营成本,还可能对电池的性能产生负面影响。同时,被动均衡方式均衡电流一般较小,均衡速度慢,短期内不能充分地均衡电池之间的不一致状态。

Xu 等^[50]提出了一种大功率被动均衡系统,实现了被动均衡的高速化。但是,在快速被动均衡的同时,能量耗散所带来热问题也是需要关注的一大难题。

主动均衡又称为电池能量转移均衡,是一种通过能量转移元器件将高能量电池中的电量转移至低容量电池中的技术。相较于被动均衡,主动均衡具有更大的均衡电流、更快的均衡速度和更高的效率。然

而,这种均衡方式的实现也带来了结构复杂度增加、成本提高以及控制难度增大等问题。根据所采用的能量转移器件的不同,主动均衡可以分为多种类型。

基于电容的均衡则是利用电容元件的电荷存储和释放特性来实现能量的转移。电容的拓扑结构都继承传统开关电容的优势,即只需要一组互补的 PWM 波,而无需控制电流,控制简单。但是这种结构的缺点是在电池单体间电压差小的时候,均衡效果不理想,均衡速度较慢。基于电容的均衡拓扑结构主要可分为 3 类:单层开关电容、多层开关电容和特殊电容拓扑结构。

基于电感的均衡利用电感元件的磁能存储和释放特性来实现能量的转移。典型的基于电感的拓扑结构主要基于 Buk-Boost 结构。由于该种均衡具有较高的均衡电流和开关频率,所以均衡时间较短,但是仅仅能应用于相邻的电池单体或电池组,均衡速度慢。

基于变压器的均衡则是利用反激变换或正激变换来实现能量的转移。一般而言,将基于变压器均衡分为以下几类:基于反激式变压器、基于正激式变压器、正反激变压器结合。基于变压器的均衡,由于其高的均衡电流和高频开关速度,均衡时间较短,且可以实现电磁隔离;然而,由于拓扑结构中存在的开关和变压器,成本较高,有一定的磁漏,需要电容作为高频率滤波器,较多的开关结构也增加了系统控制的难度和复杂程度。

而基于变换器的均衡则是利用电力电子变换器的工作原理来实现能量的均衡,主要有 CUK 结构、LC 谐振变换器、全(半)桥变换器等。一般而言,基于变换器的均衡结构可实现双向均衡,且具有平缓连续的均衡电流,但是扩展性不足,较难适于应用于实际。

(2)根据能量转移形式。根据均衡过程中能量的转移形式可以分为电池单体与电池模组之间的均衡,模组之间的均衡,单体到单体之间的均衡,以及单体到输入输出的均衡。

模组和单体之间的均衡分为模组到单体和单体到模组的均衡方式,显而易见,模组到单体的均衡方式适合于单体经常处于低能量模式,相反地,单体到模组的均衡方式适合于电池包中的单体经常高能量模式。这种结构的缺点是能量只能单向流动,不适用于所有场景。模块到单体的方式不适合高能量单体的快速放电。因此,模组和单体之间的双向均衡方式更加能够适用于多种场合,但是显然增加了开关的数量,使得系统体积和成本上升,由此,需要对

这种方式进行权衡。

转移路径短、速度快、效率高的单体间均衡方法是较为理想的选择。根据能量的转移方式又分为相邻单体间能量转移和任意单体间的之间转移。任意电池之间均衡的拓扑结构可以忽略电池在连接时的顺序,能够实现任意电池之间的均衡,这极大地提高了均衡时间。模组之间的均衡方式能够实现模块化,便于系统扩展。均衡过程实现高能模块和低能模块间均衡,能量能够快速转移,然而模块内部的均衡方式应该是该种均衡方式考虑的重点,模块内部基于电容和正激变压器的结构能够实现自均衡,无需对模块内部的均衡方式进行控制。

3.1.2 电池均衡控制策略

在电池包的使用过程中,电池不一致现象的改善需要均衡或重构的硬件结构与合适的控制策略相结合。为了实现有效的控制,策略应尽量简化拓扑结构的设计和控制复杂性,同时考虑时间、功率损耗、成本和电压/电流相关因素。控制策略可以根据所采用的控制变量进行分类。此外,控制策略还可以根据所追求的一致性目标进行分类。同时,控制算法也是控制策略的重要组成部分。总体而言,为了提高电池包的性能和安全性,需要深入研究合适的控制策略,以实现电池的一致性。

(1)均衡变量。在电池均衡策略中,选择合适的均衡变量是至关重要的。常见的均衡变量主要有电压、SOC、剩余容量和混合变量等几种。

基于电压的电池均衡控制策略主要是通过监测电池的电压来实现一致性。由于电压是直接可测的参数,这种策略具有方便、直观和简单的优点,因此在实践中被广泛采用^[51]。然而,这种策略也存在一些局限性。首先,锂离子电池在充放电过程中存在电压变化较小的平台区,这使得电池的电量与电压之间的关系变得不敏感。其次,电池的端电压会受到电池内阻和充放电电流的影响而产生波动,这使得基于电压的均衡阈值难以准确设置。最后,由于电池内阻和实际容量的不一致性,基于电压的均衡策略可能无法准确识别电池的不一致性问题。

基于SOC的电池均衡策略是使电池的SOC趋于一致。相较于基于电压的均衡策略,基于SOC的策略具有更稳定的优势,能够避免由于电流突然波动所导致的均衡问题。然而,SOC的测量需要复杂的算法和传感器技术,且可能受到多种因素的影响,如充放电效率、温度和电池老化等。

基于剩余容量的电池均衡策略旨在确保电池组

能够达到其最大的使用容量,从而提供更好的整体性能^[52]。然而,要实现这种均衡策略,需要精确估计电池的SOC、充放电电流、容量和内阻等参数。这些参数的准确测量和计算具有一定的复杂性,增加了使用难度。

由于基于单变量的控制策略都有其缺点,有许多研究提出结合多个变量的混合控制策略,由此弥补各个单均衡变量的缺陷。如基于SOC和电压的混合控制策略,不仅利用了电池放电的电压和SOC的平台特性,而且结合了SOC均衡和电压均衡的优点。然而,混合变量的测量和计算可能更加复杂,需要更多的传感器和算法支持。

(2)一致性控制算法。控制策略也可以根据在一致性方法中采用的算法进行分类,现在常用的一致性算法有:PID控制、最优控制、模糊逻辑控制、模型预测控制等。

PID控制结构简单,具有很高的可靠性,闭环稳定性好,同时参数调整方便,目前是工业系统中最常用的控制方法。当扰动较小时,系统稳定性较好;最优控制通过给定的系统,在众多方案中选择最优解,使得某个或多个功能达到最优解,或使某个功能达到最优。模糊逻辑控制方法具有较强的非线性、鲁棒性、适应性和容错性,改善了电池不一致性,优化了效率。也可使用EKF来估计SOC,但估计每个单元的SOC需要花费大量的时间和计算量。模型预测控制(MPC)主要包含模型预测、滚动优化和反馈校正,本质上模型预测控制求解一个开环最优控制问题,并对控制效果进行实时校正以提高控制精度。文献[53]提出了一种连续时间的快速模型预测控制方法。利用最小平衡时间定义模型预测控制器;

综上所述,电池均衡算法是提高电池组性能和寿命的关键技术之一,这些算法通过学习和适应电池组的使用状态,能够实现更精准的均衡控制,但同时也需要更多的数据支持和计算资源。在实际应用中,需要根据电池组的特性和需求选择合适的均衡策略。

3.2 电池重构及研究进展

由于电池包在运行过程中,电池所处的充放电状态在持续改变,而且电池包的内部状态也在发生着变化,一个固定的电池连接结构显然无法满足要求,导致电池能量的损失,容量衰减的速度加快。电池重构系统则将电池单体或电池模组通过开关连接,可以根据负载状态和电池状态,对电池的连接形式进行动态调整,这为电池管理系统开辟了一种新的发展方向。

3.2.1 电池重构拓扑

电池重构系统通常可以通过两种方式实现。第一种方法是重新调整电池单体/电池模组的布线方式,但是在绝大多数商业应用中,考虑到安全因素与实施成本,电池成组后是不允许改变电池包的组装方式及电池位置的。第二种方法是采用电池重构技术,将电池单体/电池模组按照重构拓扑连接以实现电池连接方式的动态调整,因此重构拓扑的功能性与结构复杂度成为重构系统研究的重点之一。

相比于机械开关,基于半导体技术的电子开关具有极快的切换速度,在安全的工作条件下,半导体开关具有更长的使用寿命与更优异的工作稳定性,因此电子开关已经被电池重构系统广泛使用。

通常分配给每个电池的开关数量越多,重构系统的功能就越强大。按照每个电池分配的开关数量,典型的重构拓扑图 9 所示,图中 B_i 表示第 i 个电池。这些拓扑的典型电路性质主要包含:旁路功能^[54]、串联功能^[55]、并联功能^[56]、串并联转换功能^[57]等。基于以上电路性质,电池重构系统相比于传统的固定结构电池包具有以下几个典型的优势:①提高了电池系统的容错能力与安全性;②强大的均衡能力;③可任意调节的电池包输出电压;④可显著提高电池包的能量利用率;⑤显著提高电池包的使用寿命。

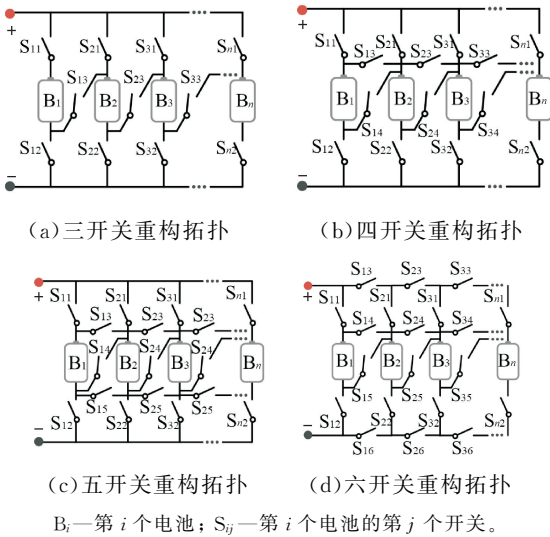


图 9 电池重构拓扑结构

Fig. 9 Battery reconstruction topology structure

双开关拓扑可以实现电池的串联以及任意电池的旁路隔离^[58],这种结构具有低复杂度、低成本与控制简单等优点。单开关拓扑可视为双开关拓扑的一种拓展应用,该拓扑扩大了储能系统的电池数量,

将电池单体转换为多个单体并联的电池模组。开关数量大于等于 3 的重构拓扑则可进一步实现电池间的并联、串联及串并联转换^[59]。串并联转换不仅可以实现电池包输出电压的灵活变化,还可以实现并联单体的电压均衡。电池重构系统的功能性通常会随着重构拓扑的复杂度而提高。但是,过于复杂的拓扑结构会造成电路成本过高、安全性下降、空间占用过高等问题,因此对功能性与软硬件成本之间的权衡是实际应用面临的一大难题。

3.2.2 电池重构功能

(1)均衡。文献[60]基于双开关拓扑的串联结构,可以对任意电池在充放电或者静置状态进行旁路隔离,实现能量的最大化,在使用过程中对失效电池进行隔离,保证电池组的正常使用。文献[61]提出双开关拓扑与双向 DC/DC 结合,每个电池单体可以没有损害的完全充电。文献[62]基于单个开关的重构拓扑,根据负载和电池的使用情况,对失效电池隔离进行自我治愈,最大限度地提升可用容量的效率,对应于整体电池包而言,开关数量是最少的。缺点是串联的电池无法进行并联连接,并联的电池也无法进行串联连接,结构的灵活性较低。文献[63]提出了一种串联电池的均衡重构模型,在电池健康状态良好时,可以通过 MOS 开关进行高能电池的被动均衡;在电池健康状态较差时,能够进行对应保险丝的烧断和开关的旁路,实现电池单体的隔离,失效隔离的时间仅为 0.2 s。文献[64]基于三开关拓扑,提出了一种模块化电池重构系统,并将该电池重构系统与后端的 DC/DC 变换器结合,DC/DC 变换器将高 SOC 电池模块的电量转移至低 SOC 电池模块实现了每个电池模组的 SOC 均衡。

文献[65]利用重构系统的串并联转换特性,根据负载需求实施调节串并联连接方式。开发了一种分层实时控制方案,以达到最小化电池组容量衰减和能量损失的双重目的。文献[66]采用双开关拓扑,其中重构开关允许电池连接或动态旁路,用于隔离最弱的电池,保证在任意条件下都可以使用电池的全部容量。并且提出了一种最优寿命管理策略,采用包括老化机制在内的全电池模型,最大限度地减少电池容量损失,实验结果证明重构系统可以有效保证电池 SOH 并延长电池寿命。

(2)故障诊断与故障隔离。传统电池包会有数以千万计的可充电电池被丢弃,原因是固定结构的成组的电池包中存在失效和老化电池单体,在这种情况下,均衡的手段远远是不够的,对于这些失效电

池进行长期的充放电会产生安全问题。通过改变电池的连接方式,隔离这些失效电池是最有效的手段。通过在电池周围布置开关,发现失效单体并进行隔离是目前最好的解决方案,由此可以延长整体电池包的使用寿命,提升电池包的耐久性和安全性。图10展示了传统电池包与重构电池包在发现单体故障时的性能对比,显然重构电池包可以容易地实现故障隔离。

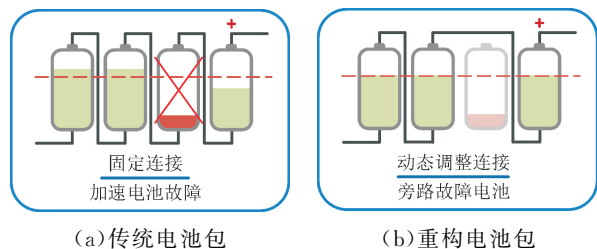


图10 用于故障旁路的电池重构

Fig. 10 Battery reconstruction for fault bypass

文献[67]采用双开关的电池重构结构,实现了电池包整体容量的完全利用,提升了电池组的可靠性。结构中每个电池利用两个开关实现完全独立控制,开关电路和控制电路使用高效的 MOSFET 和小型信号器件执行,可应用于任何种类电池。相比于其他结构,该设计的开关数量减少,降低了成本、控制难度和系统复杂程度。文献[68]首次提出对电池模组进行失效隔离,适用于高能量电池包,通过改变模组的接入或者断开,在使用过程中对模组进行动态调整。文献[69-70]采用双开关重构拓扑,在电热模型的基础上,进行了结构分析,找到了具有最佳故障隔离性能的温度传感器组。

(3)提高电池包能量利用率。在电池包中,可用容量总是被最小容量的电池单体所决定的,尤其是在串联连接的电池包中,在相同的放电电流下,导致容量大的电池单体无法完全放电。在极端情形下,容量的衰减会造成安全问题,甚至产生起火的风险,采用重构的方式可以快速绕过容量低的电池,重新配置电池包的结构,直接实现最大容量输出,以此实现电池包容量的优化。

文献[59]采用一种四开关重构拓扑,通过调整电池间的串并联关系,实现了电池包内各个电池单体容量的充分利用。文献[71]提出利用重构系统,通过动态规划和遗传重构算法,在电池放电的即将结束过程中,选择性地跳过一些完全放电电池,其余电池继续支持负载输出,将容量提升了20%,缓解了电池组中电池容量不平衡,实现最大的能量输出。

文献[72]根据电池单体的容量差异,识别相近的容量电池单体进行串联,证明该情况下电池组容量输出可以得到提升。

(4)高电压快速充电。充电耗时过长是阻碍电动汽车发展的重要因素,为了解决这个问题,行业趋势正在转向快速充电技术,这种技术可以在不到20 min的时间内将电池包充满电。然而,为了实现如此短的充电时间,通常需要巨大的电流,在20 min的充电时间内,对85 kW·h 电池(如特斯拉 Model S)进行完全直流充电,充电电流约为700 A。过大的充电电流会导致线路损耗及发热急剧升高。减小电流和保持较短的充电时间这两个条件意味着需要提高电池包电压。电池重构系统具有串并联模态切换的特性,可以动态提高和降低总输出电压。

文献[73]采用三开关重构拓扑并结合提出的快速充电策略,将所有并联的电池转换为串联连接,以大幅提高电池包的输出电压,并减小降低充电电流。文献[56]基于重构拓扑高低电压切换特性,设计了一种充电时兼容现有400 V电压等级充电设备,放电时将电池重构系统由串联模态转换至并联模态的低电压等级状态,以适应48 V直流电机。

(5)自定义端电压。传统的电池储能系统通常需要外接DC/DC变换器或DC/AC逆变器对外供电,以适应能量需求侧的电压需求。电池重构系统可以自定义端电压的特性则可以被应用以输出所需的电压等级,在不使用变流器的情况下可以保持较低的电压波动,并且大幅度降低成本。

文献[58]基于双开关重构拓扑,提出了一种无需使用DC/DC变换器的具有稳定电压输出的电池重构系统,实现了电池组在完整充放电过程中的稳压输出,电池包的能量利用率高达99.8%。文献[74]利用相同的特性,实现了总输出电压波动接近0,为电能需求侧提供了高质量的直流电压。

文献[75]将电池重构系统电压可变的特性用于输出交流电,通过调节电池包内电池单体/电池模块的参与数量与电压输出方向,可以很容易的生成不同电压等级。文献[76-77]则通过电池重构系统模拟输出正弦电压实现了无需整流器,交流电直接对电池包进行充电的应用。并通过调控电池包电压等级,实现了充电电流的控制。以上两种应用可以实现电池重构系统与交流电网电流的双向转移,取消了逆变器和整流器的使用,提高了充放电的能量转换效率,降低了储能系统硬件成本。

4 电池热管理

电池对温度敏感性很高,当天气炎热或锂离子电池处于散热不良的情况时,锂离子电池产生的热量会导致自身温度过高,这对锂离子电池的耐用性、安全性和性能会产生负面影响。低温下锂离子电池离子迁移速度降低,这使得其在低温下的性能较差。因此,高效的热管理系统是使电池保持性能的重要措施^[78]。

4.1 电池热管理方法概述

4.1.1 电池高温冷却管理

当电池达到更高的温时,锂离子电池容易过热并且导致热失控,危及到电动汽车及其乘客的安全。因此,为了解决电池过热问题,电池管理系统必须对锂离子电池实施良好的冷却。根据冷却介质的不同,电池的主要冷却方式包括空气冷却、液体冷却、相变材料(PCM)冷却以及热管冷却,不同冷却方式的优缺点如图 11 所示。

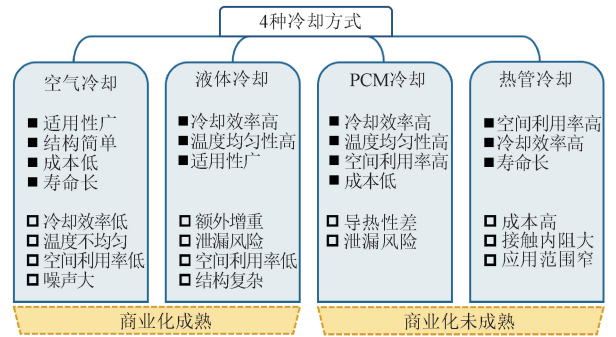


图 11 热管理系统冷却方式及优缺点

Fig. 11 The cooling form of thermal management and its advantages and disadvantages

气体冷却具有结构紧凑、可靠性高、安全性好等特点^[79],然而空气自然对流的换热能力较弱。液体冷却^[80]是当前电动汽车中主流冷却方式,包括间接接触式、直接接触式和液体混合式等。间接接触式液体冷却采用冷板、冷管等媒介来传递热量,目前是各大车厂的主要冷却方式。直接接触式液体冷却,也叫浸入式冷却,将电池与液体直接接触,具有更好的冷却效果,但也存在密封性要求高、液体对电池腐蚀等问题。Guo 等^[81]开发了多流道浸入式液体冷却系统,采用液体作为冷却介质,具有很好的控制温升和电池温度一致性。相比于空气,液体具有更高的热导率,能够在短时间内将电池组控制在合适的温度范围。PCM 冷却方式具有寄生功率低、质量轻、电池间温度分布均匀等优点,也得到了广泛的关

注和研究。热管/平面热管^[82]因其高效导热特性也在电池热管理中得到了大量的研究。然而,PCM 和热管形式电池热管理还面临成本、结构复杂性等方面的问题。

4.1.2 电池低温加热管理

在 0℃以下的温度下,可用的能量和功率急剧下降。由于存在析锂的风险,低温下锂离子电池充电速率受到极大限制。研究低温性能良好的电极材料和电解质是解决这一挑战的方法,但材料创新和普及可能需要很长时间。由于动力学和离子迁移过程高度依赖于温度,电池的性能可以在加热后恢复。因此,对电池进行预热是提高低温环境下电池性能的可行方法。按照预热热量来源进行区分,有效的电池预热方式分为外部加热和混合加热等,如图 12 所示。

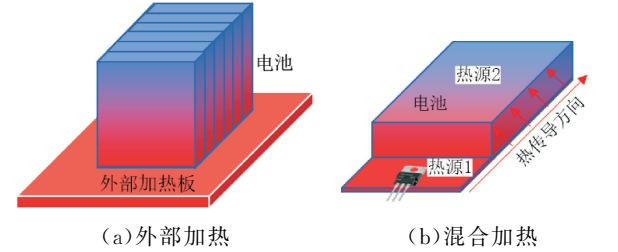


图 12 热管理系统加热形式

Fig. 12 Heating form of the thermal management system

北京理工大学 Xiong 等^[83]将电池外接加热电阻进行脉冲放电加热,通过电池自身产热实现电池温度的快速提高,这种内部加热方式的优势在于所需的外部装置少、成本低。外部加热方式通过电池以外的装置对电池进行加热,例如先加热液体使其升温,再通过液体给电池加热^[84],外部加热结构简单,易于实现。北京交通大学 Ruan 等^[85]将经过优化设计的铝箔外接在电池两极,利用电池自身产热和铝箔热量快速提高电池温度;西安交通大学徐俊团队^[86]充分利用电池自身产热和自加热器件产热,进一步降低了加热电流提高电池温度。混合加热方式有效利用了电池自身产生的热量和外部器件产生的热量,综合加热所需的电流和加热速率更有优势。

4.2 电池热管理系统优化与控制

4.2.1 电池热管理系统设计优化

锂离子电池在使用过程中需要电池热管理系统来保证其性能、寿命以及安全性。在热管理系统的设计阶段,理论上可以通过枚举法尝试所有可能的组合,但是这将产生巨大的计算成本与时间成本。为了提高效率,需要有效的方法来搜索设计结果,这些方法被称为优化算法^[87]。本文基于应用方法的

不同,将热管理系统设计优化分为 4 类:代理模型优化、试验设计优化、单目标优化以及多目标优化。图 13 展示了热管理系统设计优化的流程。

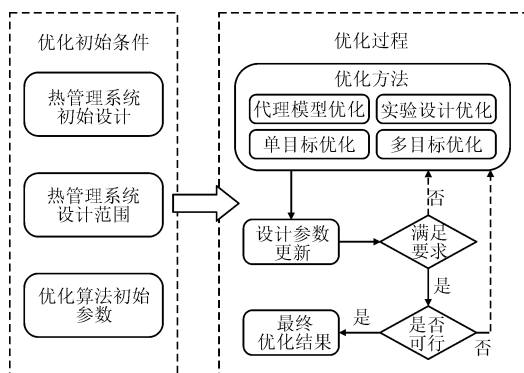


图 13 热管理系统优化流程

Fig. 13 Optimization flowchart of thermal management system

(1) 电池代理模型优化。代理模型是指在分析和优化设计过程中替代复杂精确模型的近似学习模型,往往采用数据驱动的方法来建立。目前最常用的代理模型有响应曲面模型(RSM)、高斯过程模型(GP)、径向基函数模型(RBF)以及克里金模型(KM)。通常,代理模型不会单独使用,而是被用于为多目标优化提供大量参考实验数据。

响应曲面模型通过求解回归方程,可以较好地反映输入量与输出量之间的关系。

Lu 等^[88]设计了一种具有特斯拉阀结构的微流道冷板,并建立了 3 个拟合优度均大于 97% 的评价指标响应曲面模型。

径向基函数是一种沿径向对称的标量函数,在散乱数据插值与逼近中得到了广泛应用。Tang 等^[89]采用径向基函数预测热管理系统制冷性能,与线性、多项式和 Sigmoid 核函数相比在准确性上得到了提升,使得其设计的热管理系统无需复杂的热力学理论和方程即可获得满意的性能参数。

高斯过程是一种基于概率理论的机器学习方法,可以直接通过对函数建模来建立非参数模型。因此,它对任何黑箱系统都是可行的。Xu 等^[90]提出了一种浸入式多流道系统结构,采用高斯过程模型对各因素进行交互作用分析,得到最优流道间距参数。

克里金模型最早运用在地质学领域,是依据协方差函数对随机过程进行插值的一种算法。Sun 等^[91]建立了克里金模型,对冷却通道结构和冷却液入口方向进行了优化,最终有效降低了最高电芯温

度,平衡了电池组的温度差。

(2) 实验设计优化。实验设计优化不是严格定义上的优化方法,在大多数情况下,评估所有因子的所有水平组合往往是不现实的,因此需要一种方法来对实验进行设计。

最常见的实验设计优化方法为正交实验法,它利用正交表来对多因素、多水平组合的实验进行设计和分析,通过较少的实验次数找出最优的实验条件。

Wang 等^[92]针对大型电池模块的液体冷却效果进行优化,选取了接触角、入口速度以及通道数 3 个因素、并划分 4 个水平进行实验设计。设计过程中参照 $L_9(3^4)$ 正交表,大大降低了所需实验次数。

另一种常用的实验设计优化方法是响应面设计(RSM),该方法可以快速建立各个变量间的数学关系,并在实验区域或近边界区域内进行效应预测,继而根据结果对热管理系统进行优化。其中,中心复合设计(CCD)和 BOX-Behnken 设计是响应面方法中的两种重要设计方法。Ling 等^[93]开发了一种基于 CCD 和数值传热模型的优化方法,节省了高达 94.1% 的质量和 55.6% 的体积,电池模组工作状态下的最高温度也被控制在 37℃ 以内,大大提高了冷却性能。

(3) 单目标优化。对于某些简单的热管理系统,目标函数往往只有一个,可以用单目标优化来对系统进行优化设计。Chen 等^[94]将牛顿法与流阻网络模型结合起来,优化了 Z 型流道空气冷却热管理系统。在入口流速固定、电池组发热量恒定的情况下,最大温差降低 45%。在实际设计过程中,热管理系统往往存在着多因素耦合的情况,单目标优化并无适用。

(4) 多目标优化。在设计热管理系统的过程中,往往会出现需要针对多个变量进行优化设计的情况。与单目标优化相对,多目标优化就是同时优化这些变量的算法。这些变量在对系统的影响上往往是冲突的,因此无法用单目标优化的策略进行解决。多目标优化问题的数学模型一般可以写成如下形式

$$\begin{cases} \min \mathbf{F}(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]^T \\ \text{s. t. } x \in X \\ X \subseteq \mathbf{R}^m \end{cases} \quad (3)$$

式中: $[f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]$ 指 n 个目标函数,优化目标是目标函数达到最小; $X \subseteq \mathbf{R}^m$ 是变量的约束集合。解决多目标优化问题会产生一组解决方案,其中每个解相对于其他解都具有独特的优势。通常,使用帕累托最优的方法来评估最优解。

应用在热管理系统优化最流行的多目标优化方法是遗传算法(GA),尤其是带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA-II)。NSGA-II 是一种全局搜索算法,它具有运算速度快、鲁棒性强等优点,被广泛应用于解决非线性问题。Zhao 等^[95]设计了一种非均匀针脚型冷却板,利用 GA 方法对最高温度、温度标准差、功耗以及冷却板质量进行了多目标优化。Guo 等^[81]设计了一种多通道直接接触式液体冷却系统。随后采用 NSGA-II 算法对模型进行优化,最终将最高温度控制在 36℃ 以内,而温差限制在 0.65℃ 以内。此外,该结构附件的质量比小于 10.25%。另一种被大量使用的多目标优化算法是粒子群优化算法(PSO)。Severino 等^[96]通过粒子群优化算法设计了风冷热管理系统中的 6 个电池位置,最大限度地减小了功耗以及面积。

表 1 对比了目前常用的 4 种热管理系统的优化方法,并从复杂度、准确性、最优性以及实际应用 4 个方面对其进行了评估。可以看出,在设计热管理系统的过程中,多目标优化凭借其较好的优化效果成为最为广泛应用的优化方法。

表 1 不同优化方法对比^[87]

Table 1 Comparison of different optimization methods ^[87]				
优化方法	复杂度	准确性	最优性	实际应用
代理模型	C	C	C	A
实验设计	A	B	C	C
单目标优化	A	B	B	C
多目标优化	C	B	A	A

注:A 表示优秀;B 表示中等;C 表示较差。

4.2.2 电池热管理系统控制

控制策略在热管理系统中占有非常重要的地位。通过对冷却方式进行调控,可以有效地降低系统的最高温度,优化温度均匀性,有助于提升锂电设

备的工作效率和安全性。

Wang 等^[97]针对棱柱形锂离子电池模组提出主动控制往复冷却的控制策略。与单向冷却相比,该冷却策略在表面最大温度、中心最大温度和整体温度不均匀性方面分别降低了 47%、77% 和 50%。Ma 等^[98]针对热管理系统非线性、参数时变和约束条件复杂的情况,提出了一种非线性模型预测控制方法(nonlinear model predictive control, NMPC)优化电池冷却过程。该冷却策略大大提高了电池温度均匀性,在不同的工况下,电池模组的温差均能控制在 1.2℃ 内。

其次,合理的控制策略能够根据实际需求动态调整系统运行状态,有效降低能量消耗,实现能源的高效利用。Zhuang 等^[99]将结构优化与冷却策略设计相结合,采用基于模糊模型预测控制的往复冷却方法,有效降低了冷却能耗。与传统冷却系统相比,作者所提出的电池热管理系统可节能 76.4%。Guo 等^[100]提出了多层级温度分布精细控制,电池单体、模组、电池包温差分别控制在 0.8℃、1℃ 和 2℃,同时能耗降低 56.48%。表 2 针对文献[97-100]中的控制策略进行了对比,可以看出,相对于规则的控制策略,基于模型预测的控制策略在调控电池模组最高温度、温度均匀性和控制能量消耗方面具有显著优势。

与此同时,电池热管理附件的热参数主动调整与控制也得到了国内外学者也开展逐步关注,典型的是通过热开关改变热阻,提高电池系统整体性能。Hao 等^[101]通过记忆合金形成接触与不接触以改变热阻,西安交通大学 Wang 等^[102]巧妙通过腔体结构实现了热阻开关,使电池在高低温下均具备了很好的热管理效果。

表 2 不同控制策略对比

Table 2 Comparison of different control strategies		
作者	控制策略	控制效果
Wang 等 ^[97]	主动控制往复冷却	表面最大温度降低 47%,中心最大温度降低 77%,温度不均匀性降低 50%
Ma 等 ^[98]	非线性模型预测控制	电池模组温差控制在 1.2℃
Zhuang 等 ^[99]	基于模糊模型预测控制的往复冷却	降低能耗约 76.4%
Guo 等 ^[100]	多层级温度分布精细控制	电池单体、模组、电池包温差分别控制在 0.8、1 和 2℃,能耗降低 56.48%

5 电池管理新技术与应用

5.1 储能综合管理应用

在微电网运行中,由于光伏、风力发电具有间歇

性和波动性,导致预测精准度和可调度性较差,而柴油发电机和燃气发电机等旋转储备具有惯性,无法快速响应以实现电网能量调配,导致微电网运行稳定性、可靠性和电能质量问题^[103]。电池储能的发

展很好地弥补了这一缺点,电池储能具有灵活的充放电切换模式以及快速功率调节的特征,使得能量在空间和时间上具有可平移性,能够平滑可再生能源输出,转移微电网的峰值负荷,有助于提高电力系统的稳定性,如图 14 所示^[104]。储能系统能够为微电网提供的功能包括:①确保关键基础设施在停电期间的可靠运行;②平衡需求;③减少输电拥堵;④提供辅助服务;⑤本地频率和电压调节;⑥峰值需求转移;⑦基于不同电价策略的储能系统运行^[105]。

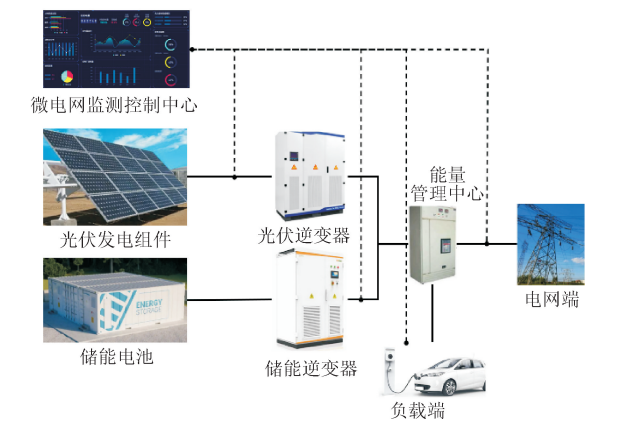


图 14 光储充电微电网结构^[104]

Fig. 14 Light storage and charging microgrid structure^[104]

在微电网孤岛运行中,电池储能参与微电网运行能够实现对多余光能和风能的储存,同时平抑风光发电的波动,确保微电网的稳定运行。

文献^[106]利用储能系统优化光伏发电和电网的波动,并与没有储能系统的社区微电网进行对比,证明储能系统的优化效果。文献^[107]研究了光伏阵列穿透率配电系统中电池储能的优化调度。文献^[108]的研究表明,如果将储能系统与可再生能源相结合,可以使得微电网系统中燃气发电机的燃料消耗减少高达 75%。文献^[109]讨论了储能系统对负荷转移的影响,以及负荷转移带来的能源套益。

由于以光伏、风能为代表的可再生能源技术具有间歇性,受到自然环境、瞬态环境因素的影响,易对电网的电压和频率产生不利影响,因此可再生能源参与的微电网运行普遍存在电能质量差、负载跟随不足、发电负载不匹配、电压不稳定、频率偏差和间歇性输出功率等问题,电化学储能系统的快速响应能够很好地解决这些问题。文献^[110]利用储能系统对微电网进行直流母线电压调节,有效提高了微电网瞬态/功率突变下的电能质量。文献^[111]提出了一种基于多项式和直流母线电压调节控制策

略,适用于不同的负载条件和动态系统特征。

考虑到建设成本、运营成本和维护成本,确定电池储能系统的最佳容量也是研究的热点之一。文献^[112]利用多尺度决策参数制定了最优的电池储能系统选型策略,以满足系统负载需求。文献^[113]确定了考虑并网运行的风光混合系统的最佳电池储能系统尺寸,使用电力系统概率指数来优化可再生能源的规模,最终以降低成本最大限度地提高整体系统可靠性。

5.2 数字孪生

建立电池数字孪生(DT)模型的关键在于建立电池多层次、多维度的几何、物理、行为、规则模型,其中每个模型都描述了电池某一方面的特性或者规律,如电池的电特性、热特性和老化特性等。根据应用场景将不同模型耦合后,就可获得电池综合 DT 模型。进一步想实现对电池整体的模拟映射,还需要通过在线参数辨识等方法根据实时数据迭代更新电池 DT 模型。以电池状态估计为例,数据驱动的电池状态估计和寿命预测方法近年来受到广泛关注,数字孪生技术的引入可以为电池数据的高效收集、应用、共享,保障数据安全^[114]提供新的理论框架支持,如图 15 所示。

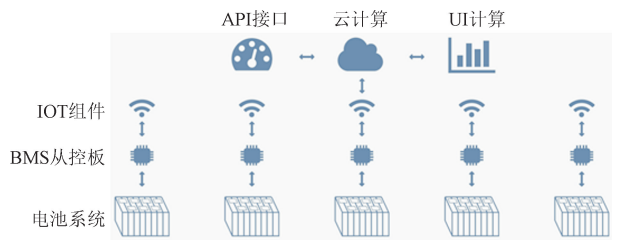


图 15 基于云边协同与数字孪生的电池管理系统框架^[115]

Fig. 15 A battery management system framework based on cloud edge collaboration and digital twin^[115]

Li 等^[115]提出了基于 DT 的云电池管理系统。将自适应扩展 H_{∞} 滤波和粒子群算法分别作为 SOC、SOH 估计模型,向云端上传传感器与边缘设备采集的电池数据,实时更新估计模型,实现电池 SOC 和 SOH 的在线估计。Baumann 等^[116]提出了一种数字孪生系统来估计和显示电池的 SOH,利用云 BMS 中的不同模型来估计电池系统状态并预测剩余电池寿命。Chun 等^[117]提出了一种基于神经网络的电化学模型实时参数估计方法。根据化学反应速率公式提取表征电池性能退化和寿命缩短的老化特征。将所选特征输入电化学模型,获取电池电压、电流、温度等数据并训练循环神经网络,能够在

输入电压、电流、温度等外部数据后直接预测电池 SOC。

在电池热管理方面,数字孪生技术可以在考虑电池单体一致性基础上,根据现场公开工况、电池状态、现场需求等实时调整电池热管理策略。通常是基于优化算法和电池历史运行状态数据先建立电池热管理数字孪生模型,然后通过真实电池的实时运行状态数据动态更新电池热管理数字孪生模型^[118]。与传统优化方法相比,基于数字孪生的热管理优化方法的最大优势在于可以借助电池物理实体和孪生电池模型的虚实交互,实现电池的实时反馈控制与在线管控。上述思路同样也适用于电池充电策略优化。首先确定充电基本策略,如多级恒流充电、脉冲充电、多级恒热充电和交流充电^[119]。然后根据具体需求设置优化目标,如充电时间、电池剩余使用寿命等,同时基于反应机理设置边界条件,如最大充电速率、最大温升等。然后将上述参数输入数字孪生模型,模拟电池充电过程及容量、老化、温升等参数变化情况。利用遗传算法、粒子群等优化算法迭代计算最优参数,并根据最优参数实时调整充电电流,实现充电过程的动态控制。

6 结论与展望

随着电动汽车锂离子电池能量密度逐渐提高,车用电池的使用性能、寿命、安全性等变得愈发重要,目前车用储能电池种类、性能、规格差异较大,电池管理对电池安全、内部状态估计、故障诊断、一致性控制等功能实现具有重要意义。电池管理技术经过多年的发展,在电池管控的先进设计和功能等方面已经具有长足进展。然而,目前在各个环节均有不足之处,未来的研究工作在以下方面有待进一步开展。

(1)电池多物理场建模以及在线应用:构建从局部到整体的高效计算方法,研究高效的分布估计方法有助于提升计算效率;深入研究多物理场耦合机制进一步提高电池模型的预测精度与泛化能力;探索模型验证与表征手段的应用,开发更多电池内、外部多物理维度的验证手段,提高电池建模理论与参数辨识的可信度。

(2)快速、高精度的电池状态估计方法:探究电池内部动态变化的实时监测和分析手段,开发更加精准的模型和算法来准确估计电池的内部状态;开展电池的失效机制和寿命预测研究,以实现电池剩余寿命的准确预测。结合多源信息融合技术开发

智能化的状态估计系统,自适应电池的实际工作环境和工况,实现动态的状态估计和优化控制。

(3)早期、鲁棒性强的电池故障诊断方案:开发动力电池系统早期故障的预警,深入研究故障触发机理追溯、追溯故障根源,大幅提升故障检测灵敏度;研究故障处理方案,对故障进行早期预警和处理。

(4)高效率电池均衡及重构技术:研究拓扑结构简单、易实现且高效的均衡拓扑结构;开发高效均衡控制策略进一步提升均衡效率,降低计算复杂度;结合电池重构系旁路隔离特性,提高储能系统的安全性,并提高系统的使用寿命。

(5)高换热效率、高集成度的电池热管理技术:设计高效换热、低成本以及轻量化的电池热管理结构;探究全天候以及极端环境下电池的快速加热及冷却措施;研究热失控情况下热的隔绝以及保护措施。研究响应速度快、控制精度高、能耗低的热管理控制策略。

(6)电池管理新技术的集成开发:开发微电网中光储充检一体化系统的控制方案,以实现调峰、平抑、频率控制和成本控制。探究数字孪生技术在电池模型构建迭代、健康状态预测、热失控等问题的应用,推动电池管理系统向数字化、智能化、集成化发展。

参考文献:

- [1] 曹秉刚. 中国电动汽车技术新进展 [J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(1): 114-118.
CAO Binggang. Current progress of electric vehicle development in China [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(1): 114-118.
- [2] 郜浩楠, 徐俊, 蒲晓晖, 等. 面向新能源汽车的悬架振动能量回收在线控制方法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(4): 19-26.
GAO Haonan, XU Jun, PU Xiaohui, et al. An online control method for energy recovery of suspension vibration of new energy vehicles [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(4): 19-26.
- [3] LI Weihai, CAO Decheng, JÖST D, et al. Parameter sensitivity analysis of electrochemical model-based battery management systems for lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2020, 269: 115104.
- [4] HU Xiaosong, LI Shengbo, PENG H. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2012, 198: 359-367.
- [5] 熊瑞, 李幸港. 基于双卡尔曼滤波算法的动力电池内

- 部温度估计 [J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 146-151.
- XIONG Rui, LI Xingang. Battery internal temperature estimation method through double extended Kalman filtering algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(14): 146-151.
- [6] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems [M]//KAHLEN F J, FLUMERFELT S, ALVES A. Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems: New Findings and Approaches. Cham, Germany: Springer International Publishing, 2017: 85-113.
- [7] 陶飞, 张贺, 戚庆林, 等. 数字孪生模型构建理论及应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 1-15.
- TAO Fei, ZHANG He, QI Qinglin, et al. Theory of digital twin modeling and its application [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(1): 1-15.
- [8] WANG Yujie, TIAN Jiaqiang, SUN Zhendong, et al. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 131: 110015.
- [9] DAI Haifeng, JIANG Bo, HU Xiaosong, et al. Advanced battery management strategies for a sustainable energy future: multilayer design concepts and research trends [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 138: 110480.
- [10] YU Hanqing, ZHANG Lisheng, WANG Wentao, et al. State of charge estimation method by using a simplified electrochemical model in deep learning framework for lithium-ion batteries [J]. Energy, 2023, 278: 127846.
- [11] GAO Yizhao, LIU Kailong, ZHU Chong, et al. Co-estimation of state-of-charge and state-of-health for lithium-ion batteries using an enhanced electrochemical model [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(3): 2684-2696.
- [12] JOHNSON V H. Battery performance models in ADVISOR [J]. Journal of Power Sources, 2002, 110(2): 321-329.
- [13] YANN LIAW B, NAGASUBRAMANIAN G, JUNGST R G, et al. Modeling of lithium ion cells: a simple equivalent-circuit model approach [J]. Solid State Ionics, 2004, 175(1/2/3/4): 835-839.
- [14] BIAN Xiaolei, WEI Zhongbao, HE Jiangtao, et al. A two-step parameter optimization method for low-order model-based state-of-charge estimation [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 7(2): 399-409.
- [15] XU Jun, MI Chunting, CAO Binggang, et al. A new method to estimate the state of charge of lithium-ion batteries based on the battery impedance model [J]. Journal of Power Sources, 2013, 233: 277-284.
- [16] GUO Zhechen, XU Jun, XU Ziming, et al. A three-heat-source electro-thermal coupled model for fast estimation of the temperature distribution of a lithium-ion battery cell [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(1): 288-297.
- [17] XU Peipei, LI Junqiu, XUE Qiao, et al. A syncretic state-of-charge estimator for LiFePO₄ batteries leveraging expansion force [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 50: 104559.
- [18] WANG Wenwei, LI Yiding, LIN Cheng, et al. Mass-spring-damping theory based equivalent mechanical model for cylindrical lithium-ion batteries under mechanical abuse [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 33(1): 23.
- [19] JIANG Yihui, XU Jun, HOU Wenlong, et al. A stack pressure based equivalent mechanical model of lithium-ion pouch batteries [J]. Energy, 2021, 221: 119804.
- [20] GOMADAM P M, WEIDNER J W. Modeling volume changes in porous electrodes [J]. Journal of The Electrochemical Society, 2006, 153(1): A179-A186.
- [21] RIEGER B, SCHLUETER S, ERHARD S V, et al. Strain propagation in lithium-ion batteries from the crystal structure to the electrode level [J]. Journal of The Electrochemical Society, 2016, 163(8): A1595-A1606.
- [22] XIE Weigui, WU Lin, LIU Wangyu, et al. Modelling electrolyte-immersed tensile property of polypropylene separator for lithium-ion battery [J]. Mechanics of Materials, 2021, 152: 103667.
- [23] ZHANG Xiaoqiang, LI Peichao, WANG Keyong, et al. Numerical investigation on the elastoplastic behavior and fatigue life of the current collector of lithium-ion batteries based on the electrochemical-thermal-mechanical coupling model [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 68: 107792.
- [24] LI Zhe, HUANG Jun, LIAW B Y, et al. On state-of-charge determination for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2017, 348: 281-301.
- [25] XIONG Rui, HE Hongwen, SUN Fengchun, et al. Evaluation on state of charge estimation of batteries

- with adaptive extended Kalman filter by experiment approach [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(1): 108-117.
- [26] XU Jun, MEI Xuesong, WANG Xiao, et al. A relative state of health estimation method based on wavelet analysis for lithium-ion battery cells [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(8): 6973-6981.
- [27] KIM T, WANG Yebin, SAHINOGLU Z, et al. Fast UD factorization-based RLS online parameter identification for model-based condition monitoring of lithium-ion batteries [C]//2014 American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 4410-4415.
- [28] SUI Xin, HE Shan, VILSEN S B, et al. A review of non-probabilistic machine learning-based state of health estimation techniques for lithium-ion battery [J]. *Applied Energy*, 2021, 300: 117346.
- [29] LIN Chuanping, XU Jun, HOU Jiayang, et al. Ensemble method with heterogeneous models for battery state-of-health estimation [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10160-10169.
- [30] WANG Limei, PAN Chaofeng, LIU Liang, et al. On-board state of health estimation of LiFePO₄ battery pack through differential voltage analysis [J]. *Applied Energy*, 2016, 168: 465-472.
- [31] ZHANG Yajun, LIU Yajie, WANG Jia, et al. State-of-health estimation for lithium-ion batteries by combining model-based incremental capacity analysis with support vector regression [J]. *Energy*, 2022, 239 (Part B): 121986.
- [32] LIN Chuanping, XU Jun, SHI Mingjie, et al. Constant current charging time based fast state-of-health estimation for lithium-ion batteries [J]. *Energy*, 2022, 247: 123556.
- [33] QIAN Kun, HUANG Binhua, RAN Aihua, et al. State-of-health (SOH) evaluation on lithium-ion battery by simulating the voltage relaxation curves [J]. *Electrochimica Acta*, 2019, 303: 183-191.
- [34] HOQUE M A, NURMI P, KUMAR A, et al. Data driven analysis of lithium-ion battery internal resistance towards reliable state of health prediction [J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 513: 230519.
- [35] FANG Linlin, LI Junqiu, PENG Bo. Online estimation and error analysis of both SOC and SOH of lithium-ion battery based on DEKF method [J]. *Energy Procedia*, 2019, 158: 3008-3013.
- [36] MOHTAT P, LEE S, SIEGEL J B, et al. Towards better estimability of electrode-specific state of health; decoding the cell expansion [J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 427: 101-111.
- [37] LI Xiaoyu, HUANG Zhijia, HUA Wen, et al. Mechanical vibration modeling and characterization of a plastic-cased lithium-ion battery [J]. *Green Energy and Intelligent Transportation*, 2022, 1(2): 100006.
- [38] LI Yihuan, LI Kang, LIU Xuan, et al. A hybrid machine learning framework for joint SOC and SOH estimation of lithium-ion batteries assisted with fiber sensor measurements [J]. *Applied Energy*, 2022, 325: 119787.
- [39] KNEHR K W, HODSON T, BOMMIER C, et al. Understanding full-cell evolution and non-chemical electrode crosstalk of li-ion batteries [J]. *Joule*, 2018, 2(6): 1146-1159.
- [40] YANG Fangfang, ZHANG Shaohui, LI Weihua, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries using LSTM and UKF [J]. *Energy*, 2020, 201: 117664.
- [41] TIAN Yong, LAI Rucong, LI Xiaoyu, et al. A combined method for state-of-charge estimation for lithium-ion batteries using a long short-term memory network and an adaptive cubature Kalman filter [J]. *Applied Energy*, 2020, 265: 114789.
- [42] XIE Yanxin, WANG Shunli, ZHANG Gexiang, et al. Optimized multi-hidden layer long short-term memory modeling and suboptimal fading extended Kalman filtering strategies for the synthetic state of charge estimation of lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2023, 336: 120866.
- [43] ZHANG Haoliang, NA W, KIM J. State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using neural network based on an improved Thevenin circuit model [C]//2018 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 342-346.
- [44] CHEN Jian, OUYANG Quan, XU Chenfeng, et al. Neural network-based state of charge observer design for lithium-ion batteries [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 26(1): 313-320.
- [45] JIANG Yihui, XU Jun, LIU Mengmeng, et al. An electromechanical coupling model-based state of charge estimation method for lithium-ion pouch battery modules [J]. *Energy*, 2022, 259: 125019.
- [46] LIU Mengmeng, XU Jun, JIANG Yihui, et al. Multi-dimensional features based data-driven state of charge estimation method for LiFePO₄ batteries [J]. *Energy*, 2023, 274: 127407.

- [47] XU Jun, WANG Haitao, SHI Hu, et al. Multi-scale short circuit resistance estimation method for series connected battery strings [J]. *Energy*, 2020, 202: 117647.
- [48] ZHANG Zhendong, KONG Xiangdong, ZHENG Yuejiu, et al. Real-time diagnosis of micro-short circuit for Li-ion batteries utilizing low-pass filters [J]. *Energy*, 2019, 166: 1013-1024.
- [49] BALABAN E, SAXENA A, BANSAL P, et al. Modeling, detection, and disambiguation of sensor faults for aerospace applications [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2009, 9(12): 1907-1917.
- [50] XU Jun, MEI Xuesong, WANG Haitao, et al. A model based balancing system for battery energy storage systems [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 49: 104114.
- [51] 王灿桦, 刘庚辛, 王鑫泉, 等. 基于主动均衡策略的电动汽车用锂电池管理系统设计研究 [J]. *汽车技术*, 2018(6): 5-10.
- WANG Canye, LIU Gengxin, WANG Xinquan, et al. Design research on lithium battery management system for electric vehicle based on active balance strategy [J]. *Automobile Technology*, 2018(6): 5-10.
- [52] ZHENG Yuejiu, OUYANG Minggao, LU Languang, et al. On-line equalization for lithium-ion battery packs based on charging cell voltages: part 1 Equalization based on remaining charging capacity estimation [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 247: 676-686.
- [53] MCCURLIE L, PREINDL M, EMADI A. Fast model predictive control for redistributive lithium-ion battery balancing [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(2): 1350-1357.
- [54] ENGELHARDT J, ZEPTER J M, GABDERAKHMANOVA T, et al. Double-string battery system with reconfigurable cell topology operated as a fast charging station for electric vehicles [J]. *Energies*, 2021, 14(9): 2414.
- [55] HAN Weiji, KERSTEN A, ZOU Changfu, et al. Analysis and estimation of the maximum switch current during battery system reconfiguration [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(6): 5931-5941.
- [56] HALLER S, ALAM M F, BERTILSSON K. Reconfigurable battery for charging 48 V EVs in high-voltage infrastructure [J]. *Electronics*, 2022, 11(3): 353.
- [57] UNO M, LIN Ziyang, KOYAMA K. Series-parallel reconfigurable electric double-layer capacitor module with cell equalization capability, high energy utilization ratio, and good modularity [J]. *Energies*, 2021, 14(12): 3689.
- [58] JI Feng, LIAO Li, WU Tiezhou, et al. Self-reconfiguration batteries with stable voltage during the full cycle without the DC-DC converter [J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 28: 101213.
- [59] CUI Haoyong, WEI Zhongbao, HE Hongwen, et al. Novel reconfigurable topology-enabled hierarchical equalization of lithium-ion battery for maximum capacity utilization [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 70(1): 396-406.
- [60] KIM T, QIAO Wei, QU Liyan. A series-connected self-reconfigurable multicell battery capable of safe and effective charging/discharging and balancing operations [C]//2012 Twenty-Seventh Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 2259-2264.
- [61] MANENTI A, ABBA A, MERATI A, et al. A new BMS architecture based on cell redundancy [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(9): 4314-4322.
- [62] KIM T, QIAO Wei, QU Liyan. Power electronics-enabled self-X multicell batteries: a design toward smart batteries [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2012, 27(11): 4723-4733.
- [63] XU Jun, CAO Binggang, WANG Junping. A novel method to balance and reconfigure series-connected battery strings [J]. *Energies*, 2016, 9(10): 766.
- [64] HUANG Huizhen, GHAS A M Y M, ACUNA P, et al. A fast battery balance method for a modular-reconfigurable battery energy storage system [J]. *Applied Energy*, 2024, 356: 122470.
- [65] KARUNATHILAKE D, VILATHGAMUWA M, MISHRA Y, et al. Degradation-conscious multiobjective optimal control of reconfigurable Li-ion battery energy storage systems [J]. *Batteries*, 2023, 9(4): 217.
- [66] BLATTER J, HEIRIES V, THOMAS R, et al. Optimal lifetime management strategy for self-reconfigurable batteries [C]//2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 1-7.
- [67] KIM T, QIAO Wei, QU Liyan. Series-connected reconfigurable multicell battery: a novel design towards smart batteries [C]//2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 4257-4263.
- [68] BARONTI F, FANTECHI G, RONCELLA R, et al.

- Design of a module switch for battery pack reconfiguration in high-power applications [C]//2012 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1330-1335.
- [69] SCHMID M, GEBAUER E, ENDISCH C. Structural analysis in reconfigurable battery systems for active fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(8): 8672-8684.
- [70] SCHMID M, GEBAUER E, HANZL C, et al. Active model-based fault diagnosis in reconfigurable battery systems [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(3): 2584-2597.
- [71] HE Liang, KIM E, SHIN K G. A case study on improving capacity delivery of battery packs via reconfiguration [J]. ACM Transactions on Cyber-Physical Systems, 2017, 1(2): 11.
- [72] HE Liang, YANG Zhe, GU Yu, et al. SoH-aware reconfiguration in battery packs [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 3727-3735.
- [73] LAMPRECHT A, NARAYANASWAMY S, STEINHORST S. Improving fast charging efficiency of reconfigurable battery packs [C]//2018 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 585-588.
- [74] ASSADI S A, GONG Zhe, COELHO N, et al. Modular multiport electric-vehicle DC fast-charge station assisted by a dynamically reconfigurable stationary battery [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(5): 6212-6223.
- [75] CHATZINIKOLAOU E, ROGERS D J. Hierarchical distributed balancing control for large-scale reconfigurable AC battery packs [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(7): 5592-5602.
- [76] THOMAS R, DESPESSE G, BACQUET S, et al. A high frequency self-reconfigurable battery for arbitrary waveform generation [J]. World Electric Vehicle Journal, 2021, 12(1): 8.
- [77] THOMAS R, LEHMANN F, BLATTER J, et al. Performance analysis of a novel high frequency self-reconfigurable battery [J]. World Electric Vehicle Journal, 2021, 12(1): 10.
- [78] XU Jun, GUO Zhechen, WANG Xingzao, et al. Battery thermal modeling and effective cooling/heating methods [M]//ALOUI F, VARUVEL E G, SONTALIA A. Handbook of Thermal Management Systems. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2023: 175-202.
- [79] YU Xiaoling, LU Zhao, ZHANG Liyu, et al. Experimental study on transient thermal characteristics of stagger-arranged lithium-ion battery pack with air cooling strategy [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2019, 143: 118576.
- [80] XU Jun, GUO Zhechen, XU Ziming, et al. A systematic review and comparison of liquid-based cooling system for lithium-ion batteries [J]. eTransportation, 2023, 17: 100242.
- [81] GUO Zhechen, XU Jun, XU Ziming, et al. A lightweight multichannel direct contact liquid-cooling system and its optimization for lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2): 2334-2345.
- [82] 郭喆晨, 徐俊, 王行早, 等. 基于一维/三维热模型的平板热管/液冷电池热管理系统优化设计 [J]. 机械工程学报, 2023, 59(22): 79-88.
- GUO Zhechen, XU Jun, WANG Xingzao, et al. Optimal design of flat heat pipe-liquid cooling battery thermal management system based on 1D/3D thermal model [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(22): 79-88.
- [83] XIONG Rui, LI Zhengyang, YANG Ruixin, et al. Fast self-heating battery with anti-aging awareness for freezing climates application [J]. Applied Energy, 2022, 324: 119762.
- [84] CHEN Siqi, ZHANG Guangxu, WU Changjun, et al. Multi-objective optimization design for a double-direction liquid heating system-based cell-to-chassis battery module [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2022, 183, Part B: 122184.
- [85] RUAN Haijun, SUN Bingxiang, CRUDEN A, et al. Optimal external heating resistance enabling rapid compound self-heating for lithium-ion batteries at low temperatures [J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 200: 117536.
- [86] XU Jun, MEI Xuesong, WANG Haitao, et al. A hybrid self-heating method for batteries used at low temperature [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4714-4723.
- [87] EBBS-PICKEN T, DA SILVA C M, AMON C H. Design optimization methodologies applied to battery thermal management systems: a review [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 67: 107460.
- [88] LU Yanbing, WANG Jianfeng, LIU Fen, et al. Performance optimisation of Tesla valve-type channel for cooling lithium-ion batteries [J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 212: 118583.

- [89] TANG Xingwang, GUO Qin, LI Ming, et al. Performance analysis on liquid-cooled battery thermal management for electric vehicles based on machine learning [J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 494: 229727.
- [90] XU Ziming, XU Jun, GUO Zhechen, et al. Design and optimization of a novel microchannel battery thermal management system based on digital twin [J]. *Energies*, 2022, 15(4): 1421.
- [91] SUN Yasong, BAI Ruihuai, MA Jing. Development and analysis of a new cylindrical lithium-ion battery thermal management system [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 35(1): 100.
- [92] WANG Ye, ZHANG Guoqing, YANG Xiaoqing. Optimization of liquid cooling technology for cylindrical power battery module [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019, 162: 114200.
- [93] LING Ziyue, CAO Jiahao, ZHANG Wenbo, et al. Compact liquid cooling strategy with phase change materials for Li-ion batteries optimized using response surface methodology [J]. *Applied Energy*, 2018, 228: 777-788.
- [94] CHEN Kai, WANG Shuangfeng, SONG Mengxuan, et al. Structure optimization of parallel air-cooled battery thermal management system [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2017, 111: 943-952.
- [95] ZHAO Rongchao, WEN Dayang, LAI Zhaodan, et al. Performance analysis and optimization of a novel cooling plate with non-uniform pin-fins for lithium battery thermal management [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 194: 117022.
- [96] SEVERINO B, GANA F, PALMA-BEHNKE R, et al. Multi-objective optimal design of lithium-ion battery packs based on evolutionary algorithms [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 267: 288-299.
- [97] WANG Haoting, MA Lin. Thermal management of a large prismatic battery pack based on reciprocating flow and active control [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2017, 115(Part A): 296-303.
- [98] MA Yan, DING Hao, MOU Hongyuan, et al. Battery thermal management strategy for electric vehicles based on nonlinear model predictive control [J]. *Measurement*, 2021, 186: 110115.
- [99] ZHUANG Weichao, LIU Zhitao, SU Hongye, et al. An intelligent thermal management system for optimized lithium-ion battery pack [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 189: 116767.
- [100] GUO Zhechen, XU Jun, WANG Xingzao, et al. Fine thermal control based on multilayer temperature distribution for lithium-ion batteries [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(3): 4103-4114.
- [101] HAO Menglong, LI Jian, PARK S, et al. Efficient thermal management of li-ion batteries with a passive interfacial thermal regulator based on a shape memory alloy [J]. *Nature Energy*, 2018, 3(10): 899-906.
- [102] WANG Xingzao, GUO Zhechen, XU Jun, et al. Cavity structure-based active controllable thermal switch for battery thermal management [J]. *iScience*, 2023, 26(12): 108419.
- [103] MENGELKAMP E, GÄRTTNER J, ROCK K, et al. Designing microgrid energy markets: a case study the Brooklyn microgrid [J]. *Applied Energy*, 2018, 210: 870-880.
- [104] FARROKHABADI M, KÖNIG S, CAÑIZARES C, et al. Battery energy storage system models for microgrid stability analysis and dynamic simulation [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(2): 2301-2312.
- [105] TEO T T, THILLAINATHAN L, WOO W L, et al. Intelligent controller for energy storage system in grid-connected microgrid [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(1): 650-658.
- [106] WEN Lulu, ZHOU Kaile, YANG Shanlin, et al. Optimal load dispatch of community microgrid with deep learning based solar power and load forecasting [J]. *Energy*, 2019, 171: 1053-1065.
- [107] ANSARI B, SHI Di, SHARMA R, et al. Economic analysis, optimal sizing and management of energy storage for PV grid integration [C]//2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1-5.
- [108] DARMANSYAH, ROBANDI I. Photovoltaic parameter estimation using grey wolf optimization [C]//2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 593-597.
- [109] SIOSHANSI R, DENHOLM P, JENKIN T, et al. Estimating the value of electricity storage in PJM: arbitrage and some welfare effects [J]. *Energy Economics*, 2009, 31(2): 269-277.
- [110] KHAN K A, KHALID M. Improving the transient response of hybrid energy storage system for voltage stability in DC microgrids using an autonomous control strategy [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 10460-10472.

- [111] CAMARA M B, DAKYO B, GUALOUS H. Polynomial control method of DC/DC converters for DC-bus voltage and currents management: battery and supercapacitors [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(3): 1455-1467.
- [112] LEI Zhiguo, ZHANG Yuwen, LEI Xueguo. Improving temperature uniformity of a lithium-ion battery by intermittent heating method in cold climate [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2018, 121: 275-281.
- [113] AKRAM U, KHALID M, SHAFIQ S. Optimal sizing of a wind/solar/battery hybrid grid-connected microgrid system [J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(1): 72-80.
- [114] HU Xiaosong, XU Le, LIN Xianke, et al. Battery lifetime prognostics [J]. Joule, 2020, 4(2): 310-346.
- [115] LI Weihai, RENTEMEISTER M, BADEDA J, et al. Digital twin for battery systems: cloud battery management system with online state-of-charge and state-of-health estimation [J]. Journal of Energy Storage, 2020, 30: 101557.
- [116] BAUMANN M, ROHR S, LIENKAMP M. Cloud-connected battery management for decision making on second-life of electric vehicle batteries [C]//2018 Thirteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 1-6.
- [117] CHUN Huiyong, KIM J, YU J, et al. Real-time parameter estimation of an electrochemical lithium-ion battery model using a long short-term memory network [J]. IEEE Access, 2020, 8: 81789-81799.
- [118] XU Ziming, XU Jun, GUO Zhechen, et al. Design and optimization of a novel microchannel battery thermal management system based on digital twin [J]. Energies, 2022, 15(4): 1421.
- [119] LIN Qian, WANG Jun, XIONG Rui, et al. Towards a smarter battery management system: a critical review on optimal charging methods of lithium ion batteries [J]. Energy, 2019, 183: 220-234.

(编辑 刘杨 陶晴)