

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514027

高寒环境下便携式移动电源多模态协同充电系统设计*

张小成, 郭 强, 赵光焱, 戴云龙, 杨鑫宇

(重庆理工大学电气与电子工程学院 重庆 400054)

摘 要:针对锂离子电池在高寒环境下诱发电化学性能衰退,导致便携式移动电源充电效率降低甚至功能失效的问题,设计一种便携式移动电源多模态协同充电系统。通过深入揭示锂离子电池低温电化学机理与充电行为机制,重点探究电-热等多物理场间的耦合关系,进而提出优化预热结构设计及电热协同动态充电控制策略。首先,采用聚酰亚胺基柔性电加热膜复合氮化铝/石墨烯高导热材料结构,显著提升传热速率与均匀性,快速恢复电池充电性能;其次,针对电池内部温度难以直接测量的限制,基于遗忘因子的递推最小二乘法在线辨识热容、热阻等关键参数漂移量,构建高精度时变参数热路模型,有效提升内部温度预测精度;同时,融合无迹卡尔曼滤波算法,形成双闭环协同估计架构,实时递推更新与校正温度状态量,实现内部温度动态观测。实验验证表明,所设计系统可实现电池内部温升速率达 $5^{\circ}\text{C}/\text{min}$,热路模型系统性误差稳定在 0.2°C 以内,在 -30°C 、 -20°C 和 -10°C 等多种典型低温工况下,内部温度预测误差严格控制在 $\pm 1^{\circ}\text{C}$ 置信区间内、最大绝对误差仅 0.6°C 以及均方根误差最大仅 0.4°C ,有效解决了高寒环境下便携式移动电源充电失效的关键难题,为高寒环境能源保障体系提供创新性理论依据与工程技术参考。

关键词: 低温充电;内部温度预测;遗忘因子递推最小二乘法;无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TH7 TM93 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 480.40

Multiphysics-coupled synergistic charging system for lithium portable energy storage under extreme cold conditions

Zhang Xiaocheng, Guo Qiang, Zhao Guangyan, Dai Yunlong, Yang Xinyu

(School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: This article addresses lithium-ion battery performance degradation in extreme cold environments, which causes charging inefficiency or failure in portable power banks, by designing a multi-modal cooperative charging system. Low-temperature electrochemical mechanisms and charging behavior are investigated, focusing on coupled electro-thermal relationships. Optimized preheating structures and electro-thermal cooperative dynamic charging strategies are proposed. A polyimide-based flexible heating film integrated with high-thermal-conductivity AlN/graphene significantly improves heat transfer rate and uniformity, rapidly restoring charging capability. To overcome limitations in direct internal temperature measurement, the recursive least squares method with a forgetting factor enables online identification of drifting key parameters (e. g., thermal capacity, resistance). A high-precision, time-varying thermal circuit model is formulated. Combined with an unscented Kalman filter, a dual closed-loop cooperative estimation architecture recursively updates and corrects internal temperature states in real-time. Experimental validation confirms the system achieves a battery internal heating rate of $5^{\circ}\text{C}/\text{min}$. The thermal model's systematic error stabilizes within 0.2°C . Under various sub-zero conditions (-30°C , -20°C , and -10°C), internal temperature prediction errors remain within $\pm 1^{\circ}\text{C}$, with a maximum absolute error of 0.6°C and maximum root mean square error of 0.4°C . This effectively solves the critical issue of portable power bank charging failure in extreme cold, providing innovative theoretical and engineering foundations for energy assurance systems in such environments.

Keywords: low temperature charging; internal temperature prediction; forgetting factor recursive least squares algorithm; unscented Kalman filter

0 引 言

随着极地科考、高原救援等户外任务向高寒区域拓展,便携式移动电源的低温充电可靠性已成为制约装备效能的关键瓶颈。锂离子电池作为主流储能载体,在高寒环境下因内部电化学反应迟滞、固液界面离子迁移受阻等问题,导致充电效率急剧衰减甚至完全失效^[1]。因此,如何确保便携式移动电源在高寒环境中高效稳定充电已成为当前研究的重点。

当前研究围绕“低温性能恢复”提出了从被动保温到主动预热的渐进式技术路线:早期研究聚焦于改进锂离子电池材料低温适配性,如高熵电解液设计^[2]和纳米结构电极改性^[3],虽优化了电池低温性能,但其工程周期长、成本高昂等不足,难以满足便携设备的快速迭代需求。相比之下,主动预热策略通过外部预热和内部预热来提升电池温度^[4-8]。内部预热通过激发锂离子电池内部反应产热,虽能降低热损耗,但其可控性受电化学反应制约且存在局部热失控风险,需较复杂热-电耦合控制策略以确保安全性^[9]。相较之下,外部预热通过外置热源传导热量,具有热分布均匀性高、安全边界清晰、工程兼容性强等优势,更适用于对可靠性与轻量化要求严苛的场景^[10]。然而,现有外部预热技术性能瓶颈亟待突破:气体预热依赖空气对流换热,虽能提升电池整体受热均匀性,但温升速率低且能耗效率差,难以满足快速预热充电需求^[11];液体预热通过高导热流体,可提升传热效率,但其循环泵与密封结构显著增加,系统质量背离便携式设计原则^[12];相变材料预热利用潜热蓄/释能实现温度缓冲,能稳定释放热能且均匀性好,但因固有导热系数低、相变温区固定,导致预热响应迟滞^[13];基于上述限制,电加热膜预热技术因快速响应性、轻量化与热效率高等优势^[14],成为低温便携式移动电源预热的优选方案。通过将聚酰亚胺基柔性电加热膜贴合电池表面,并填充氮化铝/石墨烯等高导热材料,可显著提升传热速率与均匀性。

然而,现有电加热膜系统多采用恒功率控制模式,缺乏对锂离子电池动态热特性的实时适配能力,易导致预热不足或能量过耗,且电池结构复杂难以测量内部温度。为此,提出了一种电热协同预热策略:通过时变参数热路模型在线辨识电池热特性,并结合预测算法实时预测电池内部温度,从而实现预热-充电切换的自适应决策。

目前,锂离子电池热模型根据建模机制可分为物理机理驱动型与等效简化型两类。物理机理模型从电化学-热耦合本质出发:集总热模型通过一阶微分方程描述整体产热,使用参数少且整体复杂度低利于计算,但忽略了内部温度梯度导致精度受限^[15];纽曼模型基于多孔电极

理论解析局部反应热,精度较高,但其假设电极颗粒为均匀球形,难以表征实际不规则颗粒的锂离子扩散各向异性,导致极端工况预测偏差^[16];异构模型采用分子动力学模拟粒子运动与界面反应,虽能揭示微观热生成机制,但计算成本高昂,难以用于实时热管理^[17];多维物理模型中,高维模型虽精确高,能够直观展示电池内部的温度场分布,但需精细化网格划分,计算效率低下,而低维度模型计算效率较高,但精度降低。相较之下,等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)通过 RC 热网络描述电池传热路径,展现出了显著的工程实用性优势:模型结构简洁,仅需 3~5 个热阻/容参数即可表征热动态特性,大幅降低参数辨识难度;计算效率极高,满足实时性需求;可直接与电学 ECM 耦合,构建统一的热-电协同控制框架,便于状态联合预测^[18-20]。但传统 ECM 采用固定参数假设,忽略低温环境下材料热导率非线性衰减及界面接触热阻的时变特性,导致预热阶段预测误差显著增大。为此,提出一种时变参数等效热路模型,通过在线辨识热阻/容参数漂移量,提升多工况下模型泛化能力。

热模型参数的动态辨识算法中,传统最小二乘法虽可通过离线标定获取静态参数集,但其固定参数假设难以适应电池预热过程中热阻/容的时变特性,导致模型预测误差累积^[21];而遗忘因子递推最小二乘法(forgetting factor recursive least squares, FFRLS)通过引入遗忘因子与递推式参数更新机制,可在追踪热网络参数漂移,显著提升动态工况下的模型适应性^[22]。同时,温度状态估计也是构建自适应预热控制系统的核心环节。在状态预测层面,经典卡尔曼滤波及其衍生算法因处理非线性系统的能力差异而呈现显著性能分化:卡尔曼滤波根据系统模型和观测数据,可实时进行系统状态最优预测,但仅适用于线性系统模型^[23];扩展卡尔曼滤波通过雅可比矩阵线性化近似非线性热方程,虽计算效率提高,但高阶项截断误差在强非线性区会导致温度估计偏差放大^[24-25];无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)基于无迹变换精确传递状态量统计特性,无需线性化即可实现二阶精度逼近,尤其适用于电加热膜-电池界面的非线性传热建模^[26-28]。融合 FFRLS 与 UKF 算法,构建双闭环协同估计架构:外环通过 FFRLS 实时校正热路模型参数,内环利用 UKF 融合多源温度传感数据递推内部温度场,最终通过预热时间实现充电阈值温度的精准控制。

本研究设计了一种面向高寒环境的便携式移动电源多模态协同充电系统,其技术框架包含 3 个核心层级。电热协同动态控制层:深入剖析锂离子电池低温电化学-热耦合衰退机制,设计电加热膜-高导热材料复合结构,快速恢复电池充电性能;时变参数热路建模层:基于 FFRLS 在线辨识电池热容、热阻等关键参数,构建自适应环境温度与工况变化的动态热网络模型;智能温度预测

层:融合 UKF 算法与温度传感数据实时预测电池内部温度并反馈至控制单元,支撑预热-充电模式的准确切换。最后,实验验证所提系统能有效恢复电池性能及实现温度预测,解决便携式移动电源充电失效难题。

1 锂离子电池低温充电机理分析

锂离子电池基于锂离子在正负电极间的可逆嵌入与脱嵌完成充放电过程,其工作原理如图1所示。

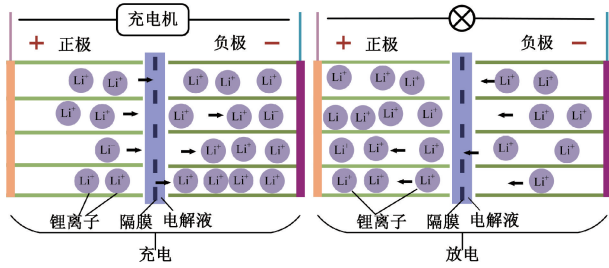
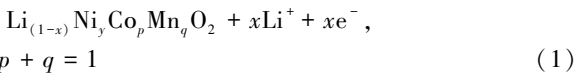


图1 锂离子电池充放电原理

Fig. 1 Principle of lithium-ion battery charging and discharging process

以三元锂离子电池为对象,充放电状态下,其正负极反应式分别对应表示为:



$$y + p + q = 1$$



由上述反应可知,锂离子电池充放电过程仅涉及锂离子和自由电子的迁移与反应。

然而,低温条件下,锂离子电池充电性能显著下降,主要受限于内部化学反应速率减缓、锂离子导电性降低及内部扩散能力减弱等电化学机理影响^[29]。为深入探究其机理,采用伪二维(pseudo two-dimensional, P2D)电化学模型进行分析^[30],该模型具有适用性强、模拟精度高等优点。P2D模型由正集流板、正极、隔膜、负极和负集流板组成,如图2所示。

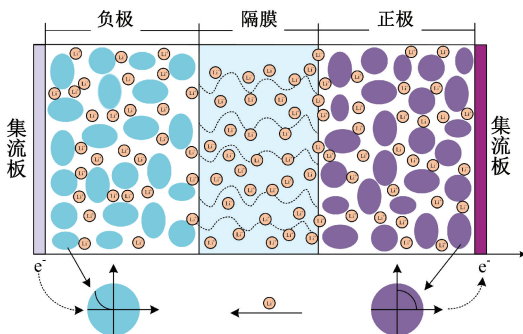


图2 P2D 电化学模型

Fig. 2 P2D electrochemical model

在 P2D 模型中,电化学方程和温度相关参数方程是分析锂离子电池性能的核心。后文列举相关方程,并分析低温下电化学反应及参数变化对锂离子电池充电性能的影响。

固、液两相交界面处发生电化学反应,由 Butler-Volmer 方程描述为:

$$j = j_1 + j_2 \quad (3)$$

$$j_1 = j_{0,1} \left(e^{\frac{\alpha_{a,1} F \eta_1}{RT}} - e^{-\frac{\alpha_{c,1} F \eta_1}{RT}} \right) \quad (4)$$

$$j_2 = j_{0,2} \left(e^{\frac{\alpha_{a,2} F \eta_2}{RT}} - e^{-\frac{\alpha_{c,2} F \eta_2}{RT}} \right), \eta_2 < 0 \quad (5)$$

式中: j 为电化学反应总电流; j_1 和 j_2 分别为锂嵌入和析出的电流密度; $\alpha_{a,1}$ 和 $\alpha_{c,1}$ 分别为嵌锂过程中阳极和阴极转移系数; $\alpha_{a,2}$ 和 $\alpha_{c,2}$ 分别为析锂过程中阳极和阴极转移系数; T 为温度; $j_{0,1}$ 和 $j_{0,2}$ 分别为锂嵌入和析出的交换电流密度,可表示为:

$$j_{0,1} = Fk_1(c_{s,\max} - c_{s,\text{surf}})^{\alpha_{a,1}}(c_{s,\text{surf}})^{\alpha_{c,1}}(c_e)^{\alpha_{a,1}} \quad (6)$$

$$j_{0,2} = Fk_2(c_e)^{\alpha_{a,2}} \quad (7)$$

式中: k_1 和 k_2 分别为锂嵌入与析出反应的速率系数; c_e 为液相锂离子浓度; $c_{s,\max}$ 和 $c_{s,\text{surf}}$ 分别为最大锂离子嵌入浓度与表面锂离子浓度;锂离子嵌入与析出反应的过电势 η_1 和 η_2 分别为:

$$\begin{cases} \eta_1 = \phi_s - \phi_e - U_{\text{eq},1} \\ \eta_2 = \phi_s - \phi_e - U_{\text{eq},2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: ϕ_s 和 ϕ_e 分别为固相和液相电势; $U_{\text{eq},2}$ 为析锂反应平衡电位,取值为 0; $U_{\text{eq},1}$ 为嵌锂反应平衡电位,其表达式为:

$$U_{\text{eq},1} = U_{\text{ref}} - (T - T_{\text{ref}}) \frac{dU}{dT} \quad (9)$$

式中: T_{ref} 、 U_{ref} 和 dU/dT 分别为参考温度、开路电压和熵热系数。

反应速率系数可表示为:

$$\begin{cases} k_1 = k_{1\text{ref}} e^{\frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{298.15} - \frac{1}{T} \right)} \\ k_2 = k_{2\text{ref}} e^{\frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{298.15} - \frac{1}{T} \right)} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $k_{1\text{ref}}$ 和 $k_{2\text{ref}}$ 分别为标准温度条件下的嵌锂和析锂反应速率常数, E_a 为反应活化能。

由式(3)~(10)可知,低温下锂离子电池恒流充电时,反应速率系数 k_1 、 k_2 减小,同时 $U_{\text{eq},1}$ 增大, η_1 减小为负。共同造成交换电流密度 $j_{0,1}$ 、 $j_{0,2}$ 减小,引起负极电流密度 j_1 、 j_2 减小,最终导致负极表面锂离子堆积易析出锂金属。

析出的金属锂与石墨反应形成可逆锂,与电解液溶剂发生还原反应形成固体电解质界面膜(solid electrolyte interface, SEI),生成不可逆锂,并导致 SEI 阻抗增大,进一步阻碍锂离子在 SEI 的传输。同时,负极石墨表面容易形

成镀锂层,甚至出现锂枝晶,形成“死锂”。其无法在放电时被转化为锂离子,不仅造成电池可逆容量损失,更会导致锂枝晶附着在负极表面纵向生长,持续积累可能刺破隔膜,使电池内部短路,最终显著缩短其使用寿命。

此外,电化学模型中锂离子固相扩散系数、液相扩散系数和电解液电导率与温度关系为:

$$D_s = D_{ref} \exp \left(\frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T} \right) \right) \tag{11}$$

$$D_e = 10^{-4} \times 10^{-4.43 - \frac{54}{T - 229 - 0.005c_e} - 2.2 \times 10^{-4} c_e} \tag{12}$$

$$\sigma_e = 1.2544 \times 10^{-4} c_e \times (-8.2488 + 5.3248 \times 10^{-2} T - 2.987 \times 10^{-5} T^2 + 2.2635 \times 10^{-4} c_e - 9.3063 \times 10^{-6} c_e T + 8.069 \times 10^{-9} c_e T + 2.2002 \times 10^{-7} c_e^2 - 1.765 \times 10^{-10} c_e T^2) \tag{13}$$

式中: D_s 为固相扩散系数; D_e 为液相扩散系数; σ_e 为电导率。

由式(11)~(13)可知,低温会减小锂离子固相扩散系数 D_s 、液相扩散系数 D_e 和电解液电导率,引起锂离子扩散速率降低,导致电池内部电化学反应速率下降,致使锂离子电池充电效率下降或失效。

通过上述机理分析表明,仅依赖材料改性或被动保温难以满足极端环境需求,亟需动态可控的主动预热策略。

2 高寒环境下锂离子电池充电性能分析

针对锂离子电池在不同低温条件下,开展了锂离子电池充电电压、容量及充电内阻变化测试实验,分析不同低温工况对锂离子电池充电性能影响。实验研究对象选用 LiNiCoMnO₂ 为正极材料、石墨为负极材料、LiPF₆ 为电解液的长虹 18650 型三元锂离子电池,其主要参数如表 1 所示。

表 1 三元锂离子电池参数

Table 1 Parameters of ternary lithium-ion battery

参 数	性能指标
额定容量/mAh	3 000
额定电压/V	3.70
最大充电电压/V	4.20
放电截止电压/V	2.50

2.1 锂离子电池测试系统与试验设计

锂离子电池低温性能测试系统如图 3 所示,包括高低温试验箱、电池测试设备 (ITS5300) 以及系统主机。实验过程中,将锂离子电池置于高低温试验箱内,通过低阻

抗铜质电极引线测试系统形成闭合回路。测试前遵循文献引用《ISO 12405-4》标准^[31]进行温度预处理,以确保电池本体温度与设定温度一致。测试过程中,系统同步采集电芯端电压、充放电电流、剩余容量及表面温度场分布等关键参数,并传输至系统主机进行后续分析。

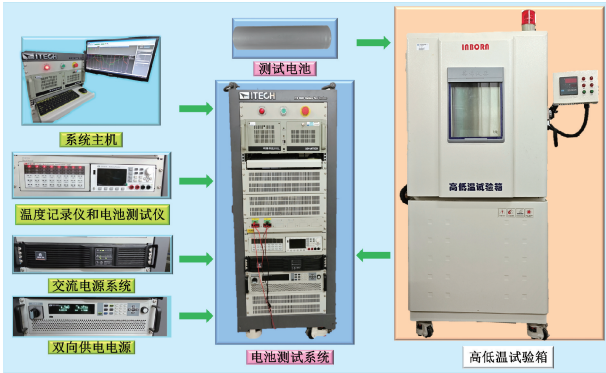


图 3 三元锂离子电池测试系统

Fig. 3 Three-element lithium battery testing system

2.2 高寒环境下锂离子电池充电测试

将初始阶段设定为 1 C 恒流充电状态、截至电压为 4.2 V,环境温度梯度设定为-20℃、-15℃、-10℃、-5℃和 0℃。分别进行锂离子电池恒流充电电压与容量变化测试实验。

锂离子电池在不同低温工况下的恒流充电电压实验结果如图 4 所示。锂离子电池低温充电过程呈现显著电压极化特征:在温度 0℃ 下时,初始充电电压为 3.58 V;当温度降至-5℃ 时,初始充电电压上升至 3.63 V;在低温-20℃ 下,初始充电电压显著抬升至 4.09 V,此时 1 C 恒流充电阶段仅需 10 s 即达到 4.2 V 充电截至条件。随着环境温度降低,加速了恒流充电阶段的电压上升速率,显著缩短了恒流段充电有效持续时间。

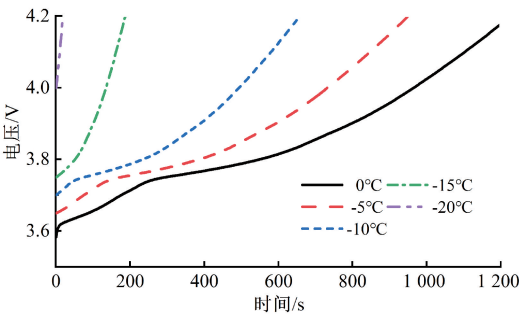


图 4 不同温度下锂离子电池充电电压

Fig. 4 Charging voltage of lithium battery under different temperatures

锂离子电池在不同低温工况下的容量变化实验结果如图 5 所示。锂离子电池有效充电容量随环境温度降低

呈现显著非线性衰减特性。在 0℃ 下锂离子电池的充电电量为 2 700 mAh; 在 -5℃ 下充电容量衰减至 2 250 mAh; 在 -20℃ 下充电容量骤减至 900 mAh, 衰减幅度高达 70%。充分验证了低温环境对锂离子电池能量密度的不利影响。

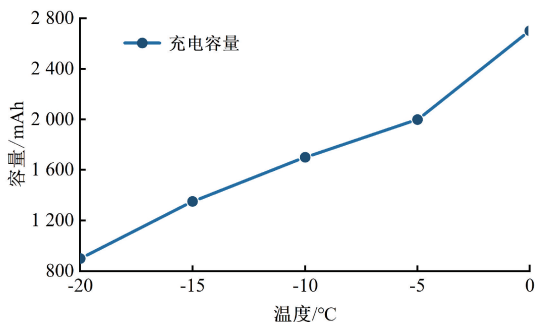


图5 不同温度下锂离子电池容量变化

Fig. 5 Capacity changes of lith-ium batteries at different temperatures

2.3 高寒环境下锂离子电池直流内阻检测

锂离子电池内阻由欧姆电阻与极化内阻共同构成。一般采用交流阻抗谱法或直流内阻法, 鉴于交流法仅表征欧姆电阻特性, 而直流内阻 (direct current internal resistance, DCIR) 可综合反映欧姆电阻与极化电阻的影响^[32], 采用混合功率脉冲特性测试方法, 其方程可表示为:

$$R_{ch} = (V_1 - V_0) / (I_1 - I_0) \quad (14)$$

$$(I_1 - I_0) = I_{charge} \quad (15)$$

式中: V_0 为充电初始电压; V_1 为充电结束电压; I_0 为充电初始电流; I_1 为充电结束前电流; I_{charge} 为充电电流; R_{ch} 为锂离子电池充电时的直流内阻。

不同低温工况下锂离子电池充电直流内阻测试结果如图6所示。直流内阻的变化主要由欧姆内阻主导, 随着温度降低, 欧姆内阻值急剧增长, 进而直流内阻增大。该现象表明, 极端低温环境加剧了锂离子电池欧姆极化效应, 成为充电性能劣化的关键诱因。

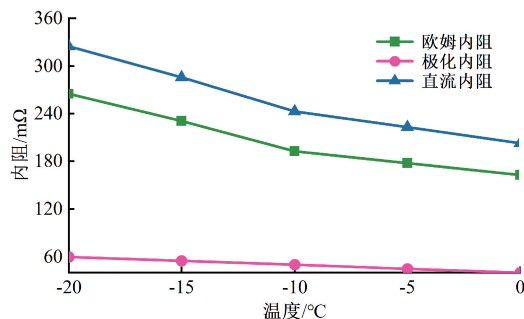


图6 各低温下锂离子电池直流内阻

Fig. 6 DCIR of lithium-ion batteries at low temperatures

由分析可得, 高寒环境下锂离子电池初始充电电压抬升、有效容量衰减以及直流内阻显著增大。上述现象共同引发充电极化效应加剧、恒流充电时间缩短、能量密度锐减及锂枝晶生长风险升高等问题, 严重威胁电池循环寿命与使用安全性。基于此, 通过主动预热策略调控电池热状态, 成为突破低温充电瓶颈的关键举措。

3 多模态协同充电系统设计

针对高寒环境下的便携式移动电源充电系统设计, 提出并优化了复合高导热材料的预热结构设计及其协同动态预热控制策略:

复合高导材料预热结构优化: 采用聚酰亚胺电加热膜复合氮化铝/石墨烯高导热材料, 显著增大了电池组的有效受热面积, 提升了界面热传导效率, 从而实现电池组均匀、高效预热。

内外环协同动态预热控制: 采用外环 FFRLS 在线辨识热参数与内环 UKF 预测电池内部温度协同控制机制。通过构建时变参数热模型并精准预测电池内部温度, 为预热过程提供关键温度状态信息, 最终实现预热启停的精准控制, 有效避免了预热不足或能量浪费。

3.1 时变参数热路模型

1) 热路模型建立

由于锂离子电池内部活性物质流动极低, 且热辐射几乎能忽略不计, 所以主要考虑热传导机理影响。

预热过程中, 锂离子电池表面与内部存在温差, 热量由外向内传递, 基于傅里叶导热定律可表示为:

$$q = -kA \frac{\partial T}{\partial x} \quad (16)$$

式中: q 为热流量; k 为电池导热系数; A 为热传导换热面积; $\partial T / \partial x$ 为温度梯度。

基于传热机理与电路理论, 构建了精准高效的等效热路模型, 为预热控制提供了可靠状态观测基础。

如图7所示, 为锂离子电池便携式移动电源整体模型, 预热过程中, 编号为①和④号电池与电加热膜形成低界面接触热阻的热传导路径, 其热耦合效率显著高于其他单元, 因此选取位于中间侧温升速率较边缘单元低的②或③号电池单体作为热特性表征对象, 测量其内部温度与表面温度, 并以其为中心建立便携式移动电源整体热路模型。

如图8所示, 为便携式移动电源整体热路模型示意图。在该模型构建中, 将锂离子电池沿轴向与径向离散为 n 等分单元, 每个单元设置独立热阻和热容。轴向维度上, 等半径位置的单元间热网络呈现并联拓扑; 径向维度上, 不同半径单元间的热连接采用先并后串的复合结构。由于实验条件限制, 实际仅能获取锂离子电池中心

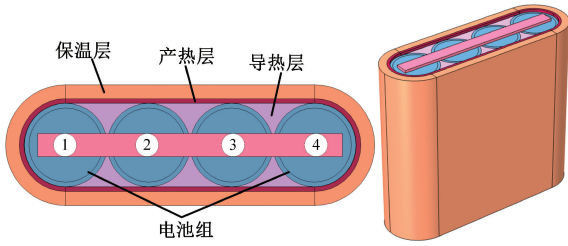


图7 便携式移动电源整体模型

Fig. 7 Overall model of portable power supply

与表面两个关键位置温度。因此,出于模型简化与实际应用考虑,令 $n_r=1$,通过合并并联的电阻电容,推导建立简化的便携式移动电源热路模型。模型中 Q 为锂离子电池集中预热源,为便于热路分析,将其等效为电路中的直流源; C_{cell} 为锂离子电池热容; R_{cell} 为锂离子电池内部与表面之间热阻; R_{out} 、 C_{out} 分别为电加热膜表面经外部保温层到锂离子电池外壳间的热阻和热容; T_i 、 T_s 和 T_{air} 分别为锂离子电池内部核心温度、外壳表面温度与外部环境温度。

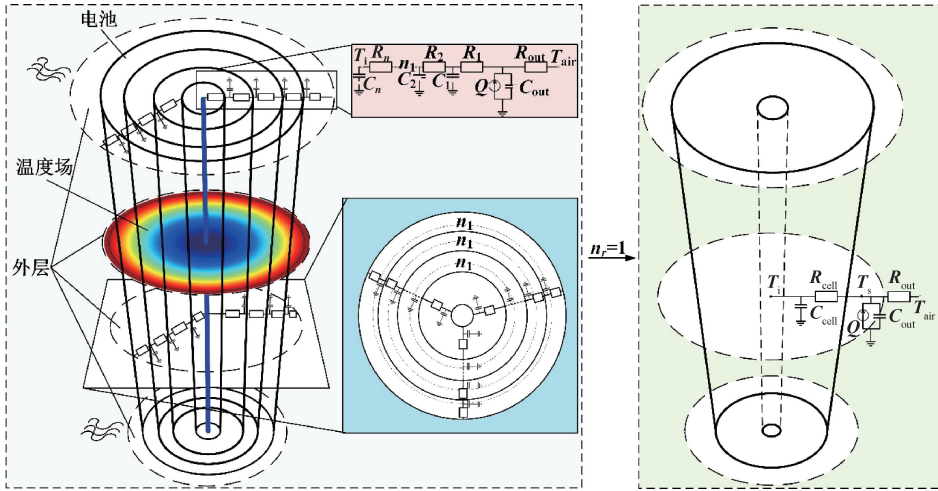


图8 便携式移动电源整体热路模型

Fig. 8 Portable power supply overall thermal circuit model

基于电路模型与基尔霍夫定律,推导求得便携移动式电源热路模型求解方程,其方程式表示为:

$$Q = \frac{T_s - T_i}{R_{\text{cell}}} + \frac{T_s - T_{\text{air}}}{R_{\text{out}}} + C_{\text{out}} \frac{dT_s}{dt} \quad (17)$$

$$C_{\text{cell}} \frac{dT_i}{dt} = \frac{T_s - T_i}{R_{\text{cell}}} \quad (18)$$

化简整理得:

$$C_{\text{out}} \dot{T}_s = Q - \frac{T_s - T_i}{R_{\text{cell}}} - \frac{T_s - T_{\text{air}}}{R_{\text{out}}} \quad (19)$$

$$C_{\text{cell}} \dot{T}_i = \frac{T_s - T_i}{R_{\text{cell}}} \quad (20)$$

令 $\mathbf{x} = (T_i \ T_s)^T$, $\mathbf{y} = T_s$, $\mathbf{u} = (Q \ T_{\text{air}})^T$, 则有

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u} \end{cases} \quad (21)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{C_{\text{cell}} R_{\text{cell}}} & \frac{1}{C_{\text{cell}} R_{\text{cell}}} \\ -\frac{1}{C_{\text{out}} R_{\text{cell}}} & -\frac{(R_{\text{out}} + R_{\text{cell}})}{C_{\text{out}} R_{\text{out}} R_{\text{cell}}} \end{pmatrix}; \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{1}{C_{\text{out}}} & \frac{1}{C_{\text{out}} R_{\text{out}}} \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{C} = (0 \ 1); \mathbf{D} = 0$$

2) 热路模型参数辨识在线化

采用如图9所示实验装置,对锂离子电池内部温度场进行精确测量。其中,直流稳压电源为电加热膜供电以实现预热控制;温度采集仪与分布式热电偶传感器相连,用于同步采集锂离子电池芯体内部及表面区域的温度数据;利用高低温试验箱模拟低温工况环境。



图9 温度测量装置

Fig. 9 Temperature measuring device

实验中,将环境温度设为 -20°C ,采用高精度热电偶传感器分别测量锂离子电池内部中心与外壳表面几何中心温度数据。热电偶实际安装位置及测量数据如图 10 所示。

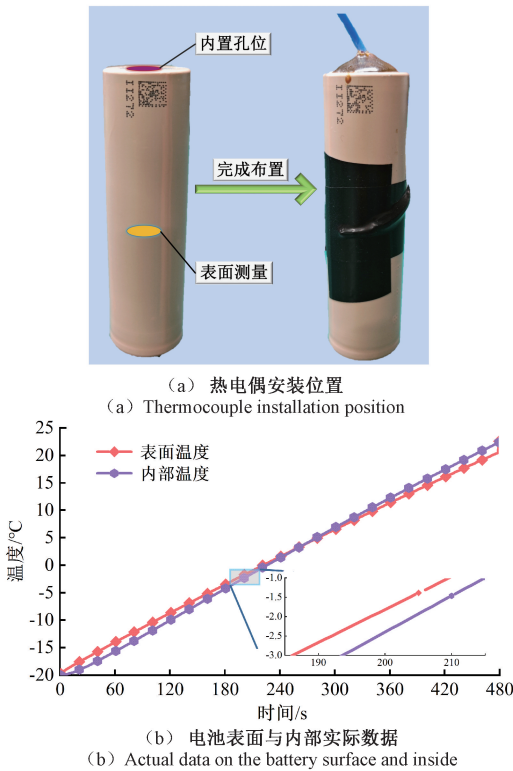


图 10 电池温度测量
Fig. 10 Battery temperature measurement

分析可得,锂离子电池内部与表面的温差较小,是由于电池与电加热膜的非接触空间添加高导热性材料,提升了电池内外部热传递效率。实验结果表明:在恒定功率预热模式下,电池内部温度温升 20°C 仅需 240 s ,温升速率达到 $5^{\circ}\text{C}/\text{min}$,验证了预热系统结构设计的合理性与热管理效能的优化性能。

参数的精确辨识是确保模型有效性及仿真实验可靠性的前提条件,其偏差将直接影响电池内部温度预测的准确性。在便携式移动电源热路模型中,需辨识的关键热特性参数包括 C_{cell} 、 R_{cell} 、 R_{out} 和 C_{out} 。因此,构建了一种基于 FFRLS 算法的热路模型参数在线辨识策略,以电加热膜功率 Q 作为系统输入,通过实时比对电池在实际工况下的实时监测数据与模型输出响应值,建立动态参数校正机制。其通过构造遗忘因子优化增益矩阵更新过程,能够有效跟踪和修正热路模型的参数漂移,提高模型在动态工况下的适应性和精度。

遗忘因子递推最小二乘法^[33]可表示为:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \boldsymbol{H}(k) [\boldsymbol{e}(k) - \boldsymbol{\varphi}^{\text{T}}(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \\ \boldsymbol{H}(k) = \frac{\boldsymbol{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)}{\delta + \boldsymbol{\varphi}^{\text{T}}(k) \boldsymbol{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \\ \boldsymbol{P}(k) = \frac{1}{\delta} [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{H}(k) \boldsymbol{\varphi}^{\text{T}}(k)] \boldsymbol{P}(k-1) \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 为电池模型求解的参数向量结果; $\boldsymbol{e}$ 为观测值向量; $\boldsymbol{\varphi}$ 为模型输入向量; $\boldsymbol{H}$ 为增益矩阵; $\boldsymbol{P}$ 为协方差矩阵; $\boldsymbol{\varphi}^{\text{T}}$ 为测量输出; δ 为遗忘因子; $\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵。

基于遗忘因子递推最小二乘法辨识便携式移动电源热路模型参数策略如图 11 所示,具体参数辨识结果见表 2 所示。

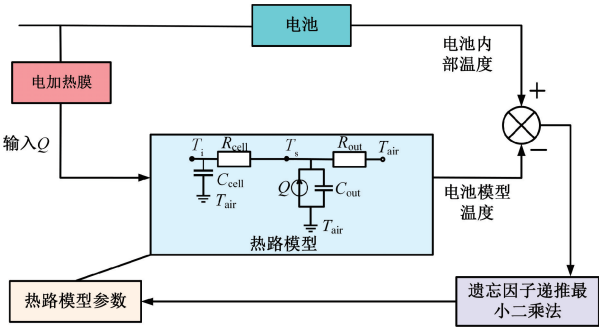


图 11 便携式移动电源热路模型参数辨识
Fig. 11 Parameter identification of portable power supply thermal circuit model

表 2 便携式移动电源热路模型参数辨识结果

Table 2 Identification results of parameters for portable power supply thermal circuit model	
参 数	数 值
$C_{\text{cell}}/(\text{J/K})$	1.561
$C_{\text{out}}/(\text{J/K})$	2.040
$R_{\text{cell}}/(\text{K/W})$	1.445
$R_{\text{out}}/(\text{K/W})$	0.842

3) 时变参数热路模型的精度验证

采用如图 9 所示实验平台对电池实施预热过程,实时收集电池内外部温度数据。基于 FFRLS 算法动态参数辨识模型,对等效热路模型内部温度进行实时反演计算。验证结果如图 12 所示,可得便携式移动电源热路模型与实际电池内部温度变化趋势一致,二者在升温速率、热平衡时间等关键参数上呈现高度一致性,验证了模型在温度预测中的可靠性。

如图 13 所示,所构建热路模型内部温度输出值与锂离子电池内部温度实际值的最大绝对误差稳定在 $\pm 0.2^{\circ}\text{C}$ 以内,其平均绝对误差为 0.2°C 。试验数据表明,模型输出温度与实际温度间的相对误差均值 $<$

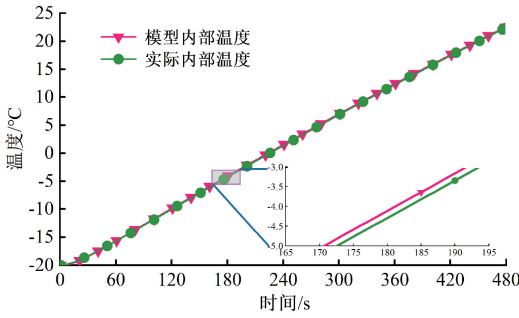


图12 实际值与模型输出值

Fig. 12 Actual value and model output

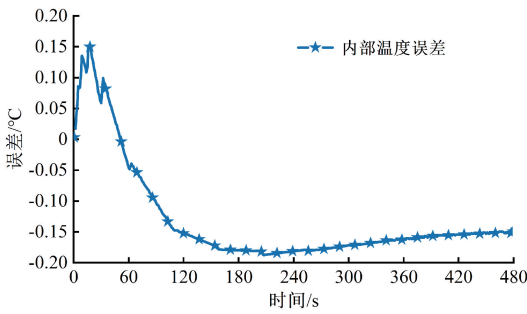


图13 模型内部温度输出误差

Fig. 13 Internal temperature output error of the model

1.5%,充分验证了所提便携式移动电源热路模型在参数辨识方面具有显著的精度优势,解决了传统模型参数漂移问题。

3.2 UKF 温度预测

UKF 为一种非线性滤波方法,其核心在于通过无迹变换策略性选取一组具有权值的 sigma 点集,以此精确逼近非线性系统的统计特性,从而递归更新状态变量和误差协方差。不同于需线性化的传统方法,该算法直接处理非线性问题,仅涉及基本的线性代数运算,显著降低了计算量。

进行非线性系统离散化:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为第 k 步的系统状态向量, $\mathbf{y}_k$ 为观测输出向量, $\mathbf{u}_k$ 为输入向量, f 为非线性系统状态转移方程, h 为观测方程; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为服从高斯分布的过程噪声向量和测量噪声向量,且均为 0 均值白噪声序列。系统协方差矩阵可数学描述为:

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_w = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] \\ \mathbf{R}_v = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T] \end{cases} \quad (24)$$

UKF 算法执行流程为:

1) 初始条件设置

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(0) = E[\mathbf{X}(0)] \\ \hat{\mathbf{P}}(0) = \text{var}[\mathbf{X}(0)] \end{cases} \quad (25)$$

2) 进行 sigma 点选取

带权重的一组样本点集合为:

$$\mathbf{X}_{i,k-1} = \begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, & i = 0 \\ \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i, & i = 1 \sim n \\ \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{i-n}, & i = n+1 \sim 2n \end{cases} \quad (26)$$

权重系数计算表示为:

$$w_i^m = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda}, & i = 0 \\ \frac{1}{2(n+\lambda)}, & i \neq 0 \end{cases} \quad (27)$$

$$w_i^c = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - a^2 + \beta), & i = 0 \\ \frac{1}{2(n+\lambda)}, & i \neq 0 \end{cases} \quad (28)$$

式中: w_i^m 为均值计算权重; w_i^c 为协方差计算权重; λ 为比例因子,优化预测精度; $(n+\lambda)\mathbf{P}$ 为半正定矩阵,保证数据稳定; 权重系数 $\beta(\beta \geq 0)$ 用于算法优化,有效控制高阶误差项的影响。

3) 时间更新预测

利用 sigma 点计算预测状态和协方差:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = f(\mathbf{X}_{i,k-1}), \quad i = 0, 1, \dots, 2n \quad (29)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \mathbf{X}_{i,k|k-1} \quad (30)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c \mathbf{M} \mathbf{M}^T + \mathbf{Q}_w \\ \mathbf{M} = (\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \end{cases} \quad (31)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{i,k|k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k|k-1}), \quad i = 0, 1, \dots, 2n \quad (32)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \mathbf{y}_{i,k|k-1} \quad (33)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{y-k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c \mathbf{N} \mathbf{N}^T + \mathbf{R}_v \\ \mathbf{N} = (\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \end{cases} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{x-y-k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c \mathbf{M} \mathbf{N}^T \quad (35)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,k|k-1}$ 为 sigma 点第 k 步的预测值; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 分别为系统状态的第 k 步预测及协方差矩阵; 将 sigma 点预测值代入观测方程, 输出测量值 $\mathbf{y}_{i,k|k-1}$; 利用 sigma 点

变换计算,进一步推导出测量值均值与方差 $\hat{\mathbf{y}}_{klk-1}$ 、状态变量 $\mathbf{P}_{y-k}$ 以及状态变量与测量值协方差矩阵 $\mathbf{P}_{x-y-k}$ 。

4) 测量更新校正

k 时刻计算卡尔曼增益并进行状态变量 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 以及误差协方差 $\mathbf{P}_k$ 更新校正,即:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{x-z-k} \mathbf{P}_{z-k}^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}) \\ \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{klk-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{y-k} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (36)$$

式中: $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼增益矩阵。

5) 随时间推移,迭代上述计算步骤,可实现对任意时刻系统状态的最优预测及其协方差评估。

为实现锂离子电池内部温度的动态预测,构建了基于 UKF 算法在线预测框架。首先,基于 3.1 节建立的热路模型,将其连续时间域的热传递方程转换为状态空间表达式。继而采用 FFRLS 算法对模型中的热容及热阻参数进行时变特性辨识,并将热路模型转化为离散时间状态。在算法执行过程中,于每一离散时间步长 t ,将实时辨识获得的热网络参数矩阵代入非线性状态方程及观测方程中,构建时变状态预测模型。在此基础上,通过 UKF 算法对电池内部温度状态量进行递推预测与校正,形成具有参数自适应能力的温度预测闭环系统,具体算法实现如图 14 所示。

4 多模态协同系统实验验证分析

为验证所提出的多模态协同充电系统在高寒环境中的应用效果,基于图 9 实验装置开展高寒环境下的实验验证。实验中,预热源 Q 固定为 24 W,预热时间设定为 480 s,并分别在 -30°C 、 -20°C 和 -10°C 等典型低温工况下开展锂离子电池内部温度测量实验。

采用 FFRLS 算法进行便携式移动电源热路模型参数识别,将所辨识的系统参数代入非线性状态方程和观测方程。在上述前提下,结合 UKF 算法对锂离子电池内部温度进行实时预测,预测结果与测量实验得出的实际内部温度值作比较并计算其误差。为验证所提 FFRLS-UKF 算法对温度预测精准度的提升,将其与现有 RLS-EKF 算法进行温度预测及误差对比分析,实验结果及误差分布如图 15 所示。

在 -30°C 、 -20°C 和 -10°C 这 3 种典型低温工况下,得到基于 RLS-EKF 算法与 FFRLS-UKF 算法的电池内部温度预测值与实测值变化曲线及其误差分布。通过分析可知,在 480 s 持续观测周期内,RLS-EKF 算法下的温度预测性能较差;随着时间累计预测温度曲线与实测曲线愈发偏离,且温度预测误差最大值已达 2.5°C ,输出值可靠性差。相反,FFRLS-UKF 算法表现出良好的温度追踪性能:预测曲线与实测曲线保持高度吻合,且温度预测误差始终严格控制在 $\pm 1^\circ\text{C}$ 置信区间内,验证了该算法状态向量输出的可靠性。

具体误差分析结果为:在 -10°C 工况下,RLS-EKF 算法的预测最大绝对误差 (mean absolute error, MAE) 为 2.5°C ,均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 1.4°C ;相比之下,FFRLS-UKF 算法的 MAE 与 RMSE 分别显著降低至 0.4°C 和 0.1°C 。当环境温度降至 -20°C 时,RLS-EKF 算法的 MAE 和 RMSE 分别为 2.4°C 和 1.8°C ,而 FFRLS-UKF 算法则分别为 1.0°C 和 0.4°C 。在极端低温 -30°C 条件下,RLS-EKF 算法的 MAE 与 RMSE 分别为 2.1°C 和 1.2°C ,FFRLS-UKF 算法则进一步降低至 0.6°C 和 0.4°C 。上述数据表明,FFRLS-UKF 算法相较于 RLS-EKF 算法,最大绝对误差最大可降低 2.1°C ,均方根误差最大可降低 1.4°C ,电池温度预测的精确性与可靠性得到显著提升。值得注意的是,FFRLS-UKF 算法相对于 RLS-EKF 算法在所有测试工况下的误差分布均呈现零均值特性,表明其预测结果不存在系统性偏差。

实验结果表明,所构建的便携式移动电源时变参数热路模型与 UKF 预测算法具有良好的协同效应。通过

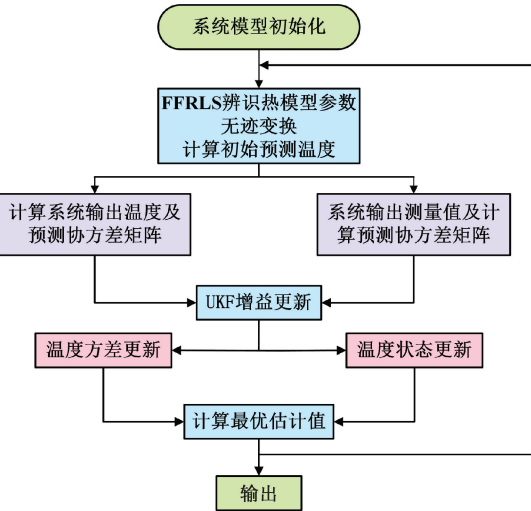


图 14 UKF 算法在线预测框架

Fig. 14 UKF algorithm based online estimation framework

热路模型状态空间方程式 (21) 经式 (23) 离散化,其中 $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻的状态向量,由锂离子电池内部温度 T_i 与表面温度 T_s 组成, $\mathbf{u}_k$ 为 k 时刻输入向量,由预热率 Q 与环境温度 T_{air} 构成, $\mathbf{y}_k$ 为 k 时刻输出锂离子电池表面观测值; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为过程噪声和测量噪声。

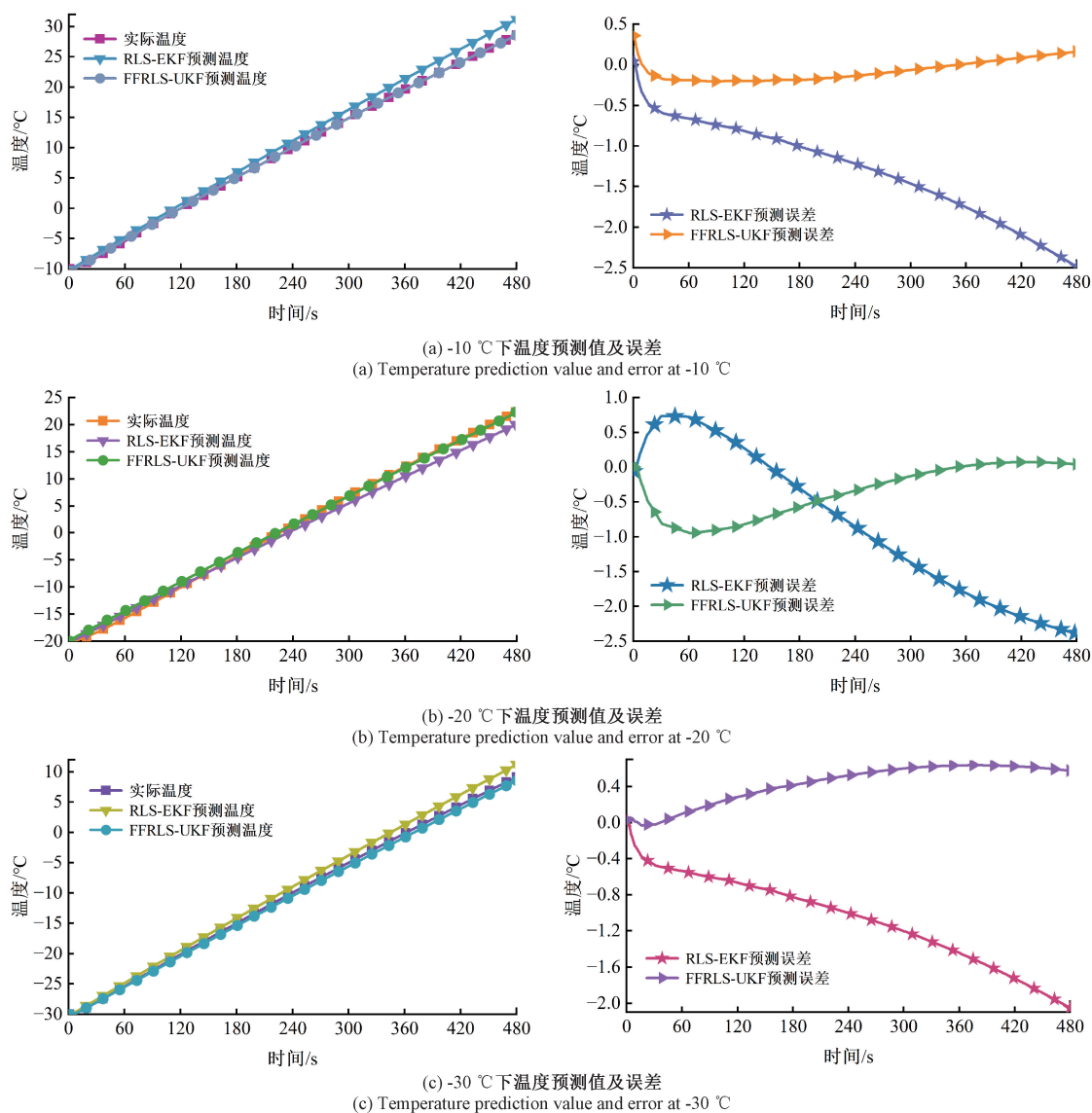


图 15 预测验证结果及误差

Fig. 15 Prediction verification results and errors

在线更新热路参数和实时校正状态预测,该算法在高寒环境中实现了高精度温度预测。

5 结 论

针对高寒环境下便携式移动电源的锂离子电池充电失效问题,通过多模态协同充电系统的设计优化,提出了有效解决方案。主要研究结论为:

1) 通过电化学-热耦合分析,明确了低温环境下锂离子电池性能衰退的核心机制:电解液离子电导率骤降、电荷转移阻抗激增以及锂枝晶生长风险加剧。因此,提出了电热协同动态控制策略,恢复电池性能实现高效充电。

2) 基于传热机理和 ECM 理论,构建便携式移动电源等效热路模型,并利用 FFRLS 算法进行模型参数在线辨识,构建了高精度时变参数热路模型,其温度误差仅为 ± 0.2 °C,充分验证了 FFRLS 算法在参数辨识中的鲁棒性。

3) 基于所构建时变参数热路模型,融合 UKF 算法实现锂离子电池内部温度在线预测。实验结果表明,在不同低温工况下,该算法实时预测误差始终保持在 1 °C 置信区间内,展现出了良好的预测精度和适应性。

本研究不仅为低温便携式移动电源提供了系统性解决方案,同时基于锂离子电池低温热-电耦合控制理论框架,推动了便携式移动电源装备在高寒环境下的应用。后续研究将基于上述成果,深入分析宽温域范围内荷电

状态与健康状态对电池最优预热效率的影响机理,以优化便携式移动电源热管理策略,实现高效运行并提升其低温循环寿命。

参考文献

- [1] WANG SH L, GAO H Y, TAKYI-ANINAKWA P, et al. Improved multiple feature-electrochemical thermal coupling modeling of lithium-ion batteries at low-temperature with real-time coefficient correction [J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(3): 157-173.
- [2] HUBBLE D, BROWN D E, ZHAO Y ZH, et al. Liquid electrolyte development for low-temperature lithium-ion batteries[J]. Energy & Environmental Science, 2022, 15(2): 550-578.
- [3] WANG F, LI P, LI W, et al. Electrochemical synthesis of multidimensional nanostructured silicon as a negative electrode material for lithium-ion battery[J]. ACS Nano, 2022, 16(5): 7689-7700.
- [4] PARK S J, SONG Y W, KANG B, et al. Effect of high-temperature thermal management on degradation of li-ion battery for fast charging [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(2): 2912-2922.
- [5] SHANG Y L, ZHU CH, FU Y H, et al. An integrated heater equalizer for lithium-ion batteries of electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(6): 4398-4405.
- [6] ZHU CH, SHANG Y L, LU F, et al. Core temperature estimation for self-heating automotive lithium-ion batteries in cold climates [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(5): 3366-3375.
- [7] LI W, XIE Y, HU X S, et al. An internal heating strategy for lithium-ion batteries without lithium plating based on self-adaptive alternating current pulse [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(5): 5809-5823.
- [8] HAN J B, ZHU CH, FAN G D, et al. Fast and energy-efficient compound self-heating of automotive batteries based on electrochemical-thermal-stress aging model[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 476-485.
- [9] ZHU CH, DU L, GUO B J, et al. Internal heating techniques for lithium-ion batteries at cold climates: An overview for automotive applications[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(4): 5012-5027.
- [10] LEI ZH G, ZHANG CH N, LI J Q. Preheating method of lithium-ion batteries in an electric vehicle[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(2): 289-296.
- [11] XU L, WANG SH Y, XI L, et al. A review of thermal management and heat transfer of lithium-ion batteries[J]. Energies, 2024, 17(16): 3873.
- [12] WANG D, XIE J H. Investigation of the liquid cooling and heating of a lithium-ion battery package for an electric vehicle [J]. World Electric Vehicle Journal, 2023, 14(7): 169.
- [13] WANG N, TANG J, SHAN H SH, et al. Efficient power conversion using a PV-PCM-TE system based on a long time delay phase change with concentrating heat [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(9): 10729-10738.
- [14] HAN J, KHALATBARISOLTANI A, YANG Y L, et al. Energy management in plug-in hybrid electric vehicles: Preheating the battery packs in low-temperature driving scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(2): 1978-1991.
- [15] SHANG Y L, CHEN G CH, PENG Q, et al. An intelligent preheating approach based on high-gain control for lithium-ion batteries in extremely cold environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(5): 4697-4706.
- [16] PARK S, POZZI A, WHITMEYER M, et al. A deep reinforcement learning framework for fast charging of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2): 2770-2784.
- [17] LIN CH P, XU J, HOU J Y, et al. Ensemble method with heterogeneous models for battery state-of-health estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(10): 10160-10169.
- [18] XIE Y, LI W, HU X S, et al. Novel mesoscale electrothermal modeling for lithium-ion batteries [J].

- IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(3): 2595-2614.
- [19] HU ZH X B, LI Y, LIU F R, et al. Thermal characteristics investigation of lithium-ion battery under high-frequency AC excitation in low-temperature environment [J]. IEEE Transactions on Transactions Electrification, 2022, 8(1): 407-419.
- [20] SU SH S, LI W, MOU J H, et al. A hybrid battery equivalent circuit model, deep learning, and transfer learning for battery state monitoring[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(1): 1113-1127.
- [21] 邢丽坤,詹明睿,郭敏,等. 基于 FFMILS-MIUKF 算法的锂电池 SOC 估计 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 53-60.
- XING L K, ZHAN M R, GUO M, et al. SOC estimation of lithium battery based on FFMILS-MIUKF algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(16): 53-60.
- [22] 孙金磊,邹鑫,顾浩天,等. 基于 FFRLS-EKF 联合算法的锂离子电池荷电状态估计方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(4): 505-513.
- SUN J L, ZOU X, GU H T, et al. State of charge estimation for lithium-ion battery based on FFRLS-EKF joint algorithm [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(4): 505-513.
- [23] 万俊豪,左建勇,丁景贤,等. 基于新息自适应卡尔曼滤波地铁测速定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 236-246.
- WAN J H, ZUO J Y, DING J X, et al. A speed measurement and positioning method of metro based on innovation-based adaptive Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 236-246.
- [24] REDDY S R, SCHARRER M K, PICHLER F, et al. Accelerating parameter estimation in Doyle-Fuller-Newman model for lithium-ion batteries[J]. COMPEL-the International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 2019, 38(5): 1533-1544.
- [25] PILLAI P, PATTIPATI K R, BALASINGAM B. A robust extended Kalman filtering approach for state of charge estimation in batteries [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2024, 5(3): 1154-1170.
- [26] HOAASIN M, HAQUE M E, ARIF M T. Online model parameter and state of charge estimation of li-ion battery using unscented Kalman filter considering effects of temperatures and C-rates [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2022, 37(4): 2498-2511.
- [27] 高峰,贾建芳,元淑芳,等. 基于 GRU-UKF 的锂离子电池 SOC 估计方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 160-169.
- GAO F, JIA J F, YUAN SH F, et al. Research on SOC estimation method of lithium-ion battery based on GRU-UKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 160-169.
- [28] 刘浩然,覃玉华,邓玉静,等. 基于双层修正无迹卡尔曼的水下节点定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 142-149.
- LIU H R, QIN Y H, DENG Y J, et al. An underwater node localization algorithm based on double layer modified unscented Kalman filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 142-149.
- [29] RUAN H J, SUN B X, ZHANG W G, et al. Quantitative analysis of performance decrease and fast-charging limitation for lithium-ion batteries at low temperature based on the electrochemical model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 640-650.
- [30] WICKRAMANAYAKE T, MEHRAN K. A novel global-local multistage algorithm for fast noninvasive parameterization of P2D lithium-ion battery models[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(2): 6812-6825.
- [31] ISO 12405-4, Electrically propelled roadvehicles —test specification for lithium-ion tractionbattery packs and systems — part 4: Performancetesting[S]. International Organization for Standardization, 2018.
- [32] TIAN Y, WANG Q, LIU J Q. Analysis of lithium-ion battery through direct current internal resistance characteristic[J]. SAE International Journal of

Electrified Vehicles, 2023, 12(2): 173-184.

[33] 秦鹏,王振新,康健强,等. 实时辨识锂离子电池参数并基于改进 AEKF 估算 SOC[J]. 电子测量技术, 2020, 43(10):30-35.

QIN P, WANG ZH X, KANG J Q, et al. Real-time identification of lithium-ion battery parameters and estimation of SOC based on improved AEKF[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(10): 30-35.

作者简介



张小成,2023 年于重庆理工大学获得学士学位,现为重庆理工大学硕士研究生,主要研究方向为低温储能系统。

E-mail: 52230712134@stu.cqut.edu.cn

Zhang Xiaocheng received his B.Sc. degree from Chongqing University of Technology in 2023. He is

currently a master student at Chongqing University of Technology.

His main research interest is cryogenic energy storage systems.



郭强(通信作者),2010 年于西南大学获得硕士学位,2015 年于重庆大学获得博士学位,现为重庆理工大学副教授,主要研究方向为 PWM 整流器、混合微电网及储能系统等。

E-mail: guoqiang@cqut.edu.cn

Guo Qiang(Corresponding author) received his M. Sc. degree from Southwest University in 2010, and his Ph. D. degree from Chongqing University in 2015. He is currently an associate professor at Chongqing University of Technology. His main research interests include PWM rectifiers, hybrid microgrid and storage systems, etc.