



液冷锂离子电池包运行参数优化及高倍率可行边界分析

郭喜峰, 彭梓恒, 王馨璐, 王泽镒, 宁 一

(沈阳建筑大学电气与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168)

摘要: 针对液冷锂离子电池包在高倍率工况下最高温度升高、温度均匀性下降以及泵功增加的问题, 提出一种主动学习 Kriging 辅助的运行参数多目标优化方法。首先, 建立固定液冷电池包三维多物理场仿真模型, 以冷却液质量流量、入口温度和放电倍率为输入变量, 通过拉丁超立方采样和主动学习补样获得 90 组高保真样本。其次, 引入以入口温度为基准的最高温升作为最高温度的去趋势化建模变量, 建立最高温升、电池包最大温差和压降的 Kriging 代理模型。最后, 在固定放电倍率下采用非支配排序遗传算法 II 对冷却液流量和入口温度进行多目标优化, 并根据热约束下最低模组内流道泵功准则生成运行参数离线标定点。结果表明: 与直接最高温度代理模型相比, 入口温度基准温升模型将最高温度预测平均绝对误差由 1.192 K 降至 0.466 K, 高入口温度区域平均绝对误差由 2.119 K 降至 0.761 K; 主动学习补样后, 最高温升、电池包最大温差和压降代理模型的决定系数分别达到 0.9866、0.9840 和 0.9936。3C、5C 和 7C 工况下的热可行推荐点经高保真仿真验证, 最高温度、电池包最大温差和泵功的平均绝对误差分别为 0.48 K、0.26 K 和 0.27 mW。基于代理模型密集扫描得到的当前固定液冷几何估计最大可行倍率约为 9.92C, 且高倍率边界主要受温度均匀性约束控制。这说明该方法可为固定液冷结构下的电池包运行参数优化和高倍率边界识别提供参考。

关键词: 锂离子电池; 液冷电池包; 电池热管理; 代理模型; 主动学习; 多目标优化

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0449

中图分类号: TM 911

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (XXXX) XX-1-15

Operating-parameter optimization and high-rate feasibility boundary analysis of liquid-cooled lithium-ion battery packs

GUO Xifeng, PENG Ziheng, WANG Xinlu, WANG Zedi, NING Yi

(School of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, Liaoning, China)

Abstract: An active-learning Kriging-assisted multi-objective optimization method is proposed for operating-parameter optimization of liquid-cooled lithium-ion battery packs under high-rate conditions. A three-dimensional multiphysics model of a fixed-geometry liquid-cooled battery pack was first established. Coolant mass flow rate, inlet temperature, and discharge rate (C-rate) were selected as input variables, and 90 high-fidelity samples were obtained using Latin hypercube sampling and active-learning enrichment. To improve surrogate-model accuracy, the inlet-temperature-referenced maximum temperature rise was introduced as a detrended modeling variable for the maximum battery temperature. Kriging surrogate models were then

收稿日期: 2026-05-25; 修改稿日期: 2026-06-24。

基金项目: 国家自然科学基金 (52577125), 辽宁省基础研究项目 (2025JH2/10130048)。

第一作者: 郭喜峰 (1981—), 男, 博士, 教授, 研究方向为动力电池热管理, E-mail: gxf1981@163.com; 通信作者: 宁一, 副教授, 研究方向为液冷式锂离子电池包的热管理, E-mail: vipningyi@126.com。

引用本文: 郭喜峰, 彭梓恒, 王馨璐, 等. 液冷锂离子电池包运行参数优化及高倍率可行边界分析[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-15.

Citation: GUO Xifeng, PENG Ziheng, WANG Xinlu, et al. Operating-parameter optimization and high-rate feasibility boundary analysis of liquid-cooled lithium-ion battery packs[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-15.

constructed for the maximum temperature rise, battery-pack maximum temperature difference, and pressure drop. Under each fixed C-rate, the coolant mass flow rate and inlet temperature were optimized using the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II), and offline operating setpoints were selected according to the minimum pumping power under thermal constraints. The results show that, compared with the direct maximum-temperature surrogate model, the proposed temperature-rise model reduced the mean absolute error (MAE) of maximum-temperature prediction from 1.192 K to 0.466 K, and reduced the MAE in the high-inlet-temperature region from 2.119 K to 0.761 K. After active-learning enrichment, the coefficients of determination (R^2) of the surrogate models for maximum temperature rise, maximum temperature difference, and pressure drop reached 0.9866, 0.9840, and 0.9936, respectively. The thermally feasible setpoints under 3C, 5C, and 7C were verified by high-fidelity simulations, with MAE values of 0.48 K, 0.26 K, and 0.27 mW for maximum temperature, maximum temperature difference, and pumping power, respectively. Dense feasibility scanning showed that no strictly feasible region existed at 10C within the studied operating range, and the surrogate-estimated maximum feasible C-rate was approximately 9.92C. The high-rate feasibility boundary was mainly governed by the temperature-uniformity constraint. These results provide a reference for operating-parameter optimization and high-rate feasibility-boundary identification of liquid-cooled battery packs with fixed cooling structures.

Keywords: lithium-ion battery; liquid-cooled battery pack; battery thermal management; surrogate model; active learning; multi-objective optimization

锂离子电池在新能源汽车和电化学储能系统中广泛应用,其热安全和热管理问题已成为电池系统设计中的重要内容^[1]。在高倍率充放电过程中,电池内部电化学反应和欧姆损耗会产生热量,过高温度会影响电池性能、寿命和安全性^[2]。对于电池包而言,温度分布不均会造成单体性能衰减差异,因此最高温度和最大温差通常被作为热管理评价指标^[3]。

目前常见的电池热管理方式主要包括风冷、液冷、相变材料冷却及其复合冷却。风冷系统结构简单,但在高倍率和大容量电池包中散热能力有限^[4]。相比之下,液冷系统具有较高的换热能力,能够通过调节流量和入口温度改善电池包热状态。

蛇形流道因流体路径长、换热充分,常用于提高电池包温度均匀性^[5]。对称蛇形通道和改进流道结构可进一步改善冷却性能并降低局部温差^[6]。对于固定液冷结构,冷却液流量和入口温度等运行参数会同时影响最高温度、最大温差和压降^[7]。因此,仅追求最低温度或最低泵功均难以获得合理运行策略,需要在热安全、温度均匀性和液压代价之间进

行综合权衡。

为降低三维多物理场仿真和参数扫描的计算成本,已有研究将遗传算法与热管理通道优化相结合^[8]。液冷电池包的散热结构和运行参数也可结合数值仿真与优化方法进行设计^[9]。近年来,机器学习方法被用于液冷电池热管理系统的结构优化和性能预测^[10]。Kriging类代理模型能够在小样本条件下预测非线性热响应,并可用于液冷电池系统优化^[11]。其他机器学习代理模型也被用于液冷系统响应预测,以减少高保真仿真次数^[12]。响应面模型与非支配排序遗传算法 II (non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)等多目标优化方法已被用于电池热管理系统优化^[13]。

然而,现有研究多关注结构参数优化或直接对最高温度、最大温差等工程响应进行建模^[10-12],对入口温度变化引起的最高温度主趋势影响关注不足。对于液冷电池包而言,入口温度会对电池最高温度产生近似平移作用,若直接以绝对最高温度作为代理模型输出,小样本模型容易同时学习入口温度主趋势和残余非线性温升,从而增加边界区域预

测偏差。因此，本文引入入口温度基准最高温升作为最高温度的去趋势化建模变量，并将其与电池包最大温差明确区分，后者作为温度均匀性评价指标。

主动学习方法通常利用模型不确定性从未标注候选集中选择高价值样本，以减少样本获取成本^[14-15]。参考不确定性采样和代理模型辅助优化思想^[16]，本文将预测不确定性评分和Pareto邻近度评分归一化后线性组合。Kriging模型在小样本非线性响应预测中应用广泛，并能够提供预测不确定性^[17]。NSGA-II已被广泛用于电池热管理系统多目标优化问题^[18]。

1 数值模型与研究方法

1.1 液冷电池包模型

本文研究对象为固定几何液冷棱柱状电池包等效模型，三维多物理场模型基于COMSOL Multiphysics建立。该模型由一维锂离子电池产热模型和三维液冷电池包流动/传热模型耦合构成。其中，一维电池模型用于计算给定放电倍率下的平均体积产热率，三维模型用于求解冷却通道内层流流动以及电池域、冷却翅片和冷却液之间的共轭传热。三维几何中，一个重复单元由两个棱柱状电池等效域和一个铝制冷却翅片板组成，冷却翅片板夹在两片电池等效域之间。单个棱柱状电池等效域尺寸为100 mm×2 mm×100 mm，冷却翅片板厚度为2 mm，因此一个重复单元总厚度为6 mm。每个冷却翅片板内布置5个冷却通道，用于冷却液在翅片板内的蛇形流动换热。本文三维模型显式模拟3个堆叠重复单元，因此显式包含6个棱柱状电池等效域、3个冷却翅片板以及相应的冷却通道。该三维几何并非完整50个冷却翅片的全电池包模型，而是电池包出口端附近若干重复单元的等效模型。流动室由显式冷却翅片板内的通道、入口连接器通道和出口连接器通道组成。模型设置两个入口边界：入口1表示进入显式建模的3个冷却翅片板的冷却液流量，其流量为 $N_{\text{fins,model}} \cdot q$ ；入口2表示已经流经上游未显式建模冷却翅片后汇入出口连接器通道的冷却液流量，其流量为 $(N_{\text{fins,pack}} - N_{\text{fins,model}}) \cdot q$ 。出口边界位于出口连接器通道末端。其中， $N_{\text{fins,model}}=3$ 为三维模型中显式模拟的冷却翅片数， $N_{\text{fins,pack}}=50$ 为完整电池包等效冷却翅片总数， q 为单翅片冷却液

质量流量。本文保持上述三维几何结构和流道布置不变，仅优化 q 和入口温度 T_{in} 等运行参数。模型结构、运行变量和优化目标如图1所示。

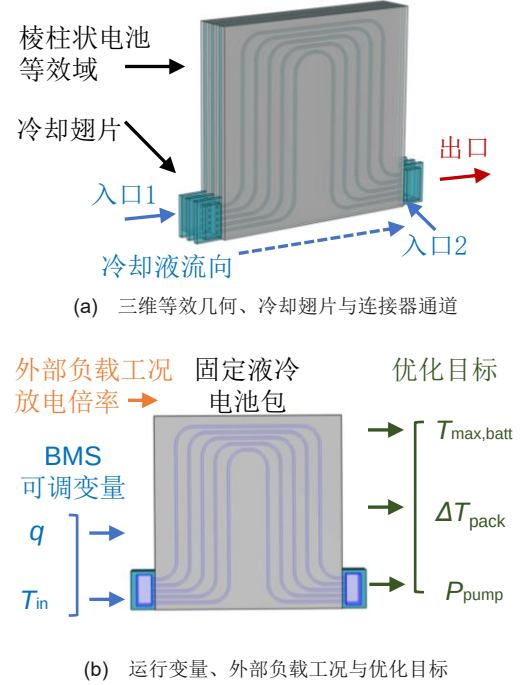


图1 液冷棱柱状电池包等效几何、流道布置与运行参数优化目标

Fig. 1 Equivalent geometry, flow-channel arrangement, and operating-parameter optimization objectives of the liquid-cooled prismatic battery pack

模型耦合了一维锂离子电池产热模型、单相层流模型和固体-流体传热模型。电池热源由一维锂离子电池物理场计算得到，并通过变量 Q_{n} 映射至三维棱柱状电池等效域。其中， Q_{n} 为电池体积产热率，单位为 W/m^3 ，作为三维传热模型中的体积热源项施加于电池域。冷却液流动采用层流模型^[6]，电池域产生的热量通过固体导热和冷却液对流换热向外传递。本文高保真样本采用顺序求解流程：首先求解流动场，随后求解一维锂离子电池产热模型，最后求解三维温度场。其中，流动场和最终温度场采用稳态求解，锂离子电池产热模型采用时间依赖BDF求解。已确认的求解容差为：流动稳态求解器容差为0.001，电池时间依赖求解器相对容差为0.001，温度稳态求解器容差为0.001。90组高保真样本均记录为收敛成功，代理模型训练时仅保留收敛成功样本；对于未收敛样本，不纳入

Kriging代理模型训练集。

本文将3C-10C作为外部负载工况进行参数化分析, 电池产热由一维锂离子电池物理场计算得到, 并通过体积热源项映射至三维棱柱状电池等效域。需要指出的是, 高倍率工况下电池极化产热和局部传热非均匀性可能增强, 产热模型参数对预测结果的影响也会增加。因此, 本文所得高倍率可行边界应理解为当前模型参数体系和固定液冷结构下的代理模型估计结果, 主要用于运行参数优化和边界识别; 后续仍需结合高倍率实验测试进一步校核产热模型参数和边界预测结果。

表1 典型工况下的网格无关性验证

Table 1 Grid-independence verification under a typical operating condition

网格类型	单元数	$T_{\max, \text{batt}}/\text{K}$	$\Delta T_{\text{pack}}/\text{K}$	$\Delta p/\text{Pa}$	$P_{\text{pump}}/\text{mW}$	收敛状态
自动粗网格	63263	300.6311	1.8573	1122.586	55.596	收敛
自动中等网格	164723	300.6586	1.8675	1014.753	50.256	收敛
默认自定义 mesh2	559704	300.6528	1.8159	969.135	47.996	收敛
自动细网格	1351022	300.6496	1.8452	1004.931	49.769	收敛

由表1可知, 不同网格下最高温度变化较小。与自动细网格相比, 默认自定义 mesh2 网格下 $T_{\max, \text{batt}}$ 和 $T_{\min, \text{batt}}$ 的相对差异分别为 0.0011% 和 0.0109%, ΔT_{pack} 相对差异为 1.5877%; Δp 和 P_{pump} 相对差异均为 3.5620%。结果表明, 默认自定义 mesh2 网格能够较好兼顾温度响应精度、液压响应精度和批量计算效率, 可满足本文运行参数优化和代理模型训练的计算需求。

为验证层流模型的适用性, 本文基于冷却翅片板内5个冷却通道进行等效雷诺数估算。由于三维流道为蛇形弯曲结构, 本文不将其简化描述为规则直通道, 而仅在无量纲分析中采用等效水力参数进行量级校核。计算时将单翅片冷却液质量流量 q 按5个冷却通道分配, 并取单通道等效截面积为 $1.0 \times 10^{-6} \text{ m}^2$ 、水力直径为 1.0 mm、等效蛇形流道长度为 240 mm。上述参数仅用于雷诺数和流动阻力量级分析, 不作为三维几何模型的完整尺寸描述。冷却液按约 298 K 下水的物性取值, 密度为 998 kg/m³, 动力黏度为 $1.002 \times 10^{-3} \text{ Pa} \cdot \text{s}$ 。计算结果表明, 当 $q = 0.1$ 、1.0 和 2.0 g/s 时, 雷诺数分别约为 20.0、199.6 和 399.2, 均明显低于层流临界值 2300。因此, 在本文研究的流量范围内采用层流模型是合理的。为避免响应变量混淆, 本文在表2中给出液冷电池包仿真模型主要参数与运行边界。

为验证数值结果对网格数量的敏感性, 本文选取7C热可行推荐点附近工况 ($C = 7$, $q = 0.5943 \text{ g/s}$, $T_{\text{in}} = 298.674 \text{ K}$) 进行网格无关性分析。分别采用自动粗网格、自动中等网格、模型默认自定义 mesh2 和自动细网格四组网格进行计算。需要说明的是, 本文90组高保真样本均采用默认自定义 mesh2 网格进行计算, 批量样本生成过程中仅修改冷却液流量、入口温度和放电倍率, 不重新生成网格。默认自定义 mesh2 网格单元数为 559704, 位于 automatic medium 与 automatic fine 网格之间。

1.2 响应变量定义

为避免温度指标混淆, 本文在电池域内提取最高温度和最低温度, 分别记为 $T_{\max, \text{batt}}$ 和 $T_{\min, \text{batt}}$ 。电池包最大温差定义为:

$$\Delta T_{\text{pack}} = T_{\max, \text{batt}} - T_{\min, \text{batt}} \quad (1)$$

用于评价电池域内部温度均匀性^[3]。入口温度基准最高温升定义为:

$$\Delta T_{\text{ex}} = T_{\max, \text{batt}} - T_{\text{in}} \quad (2)$$

用于最高温度的去趋势化代理建模。需要指出的是, ΔT_{ex} 不是温度均匀性指标, 也不等同于 ΔT_{pack} 。其作用是将最高温度中的入口温度平移项剥离, 使代理模型集中学习由冷却液流量和放电倍率控制的残余温升。液压性能以压降 Δp 和泵功 P_{pump} 表征。压降或泵功常作为液冷电池热管理多目标优化中的重要评价指标^[13]。单翅片质量流量 q 转换为体积流量后, 泵功按式(3)计算:

$$P_{\text{pump}} = \frac{\Delta p \dot{V}}{\eta} \quad (3)$$

式中, η 为泵效率。本文取 $\eta = 0.60$, 冷却液密度取 1000 kg/m³。由于 q 为单翅片冷却液质量流量, 模组等效泵功计算时采用50个翅片/流道单元进行换算。本文中的 P_{pump} 仅表示冷却液流经模组内流道所需的液压泵功, 不包含维持特定入口温度所需的系统级制冷功耗。因此, 本文所得优化结果应

表2 液冷电池包仿真模型主要参数与运行边界

Table 2 Main model parameters and operating boundaries of the liquid-cooled battery pack

类别	参数	符号	数值/范围	单位	说明
电池几何	单个棱柱状电池等效域尺寸	$W_{batt} \times t_{batt} \times H_{batt}$	100×2×100	mm	三维几何
	冷却翅片板厚度	t_{fin}	2	mm	铝制冷却翅片
	重复单元总厚度	t_{unit}	6	mm	两个电池等效域+一个冷却翅片板
	每重复单元电池等效域数	$n_{batt,unit}$	2		两个棱柱状电池等效域
	显式电池等效域数	$N_{batt,model}$	6		3个重复单元×每单元2个电池域
冷却结构	模型中冷却翅片数	$N_{fins,model}$	3	-	COMSOL直接计算单元
	电池包等效冷却翅片数	$N_{fins,pack}$	50	-	用于流量和泵功换算
	每冷却翅片板冷却通道数	$n_{ch,fin}$	5		冷却翅片板内通道
流道结构	单通道截面积	A_{ch}	1.0×10^{-6}	m ²	雷诺数计算用
	水力直径	D_h	1.0	mm	雷诺数计算用
	等效流道长度	L	240	mm	蛇形流道等效长度
冷却液	冷却液	-	水	-	COMSOL材料库水
	密度	ρ	998	kg/m ³	雷诺数计算
	动力黏度	μ	1.002×10^{-3}	Pa·s	雷诺数计算
冷却结构材料	材料	-	铝	-	冷却翅片/冷板
运行变量	单翅片冷却液质量流量	q	0.1~2.0	g/s	优化变量
	冷却液入口温度	T_{in}	288~310	K	优化变量
外部工况	放电倍率	C	3~10	-	固定分片优化
热约束	电池域最高温度	$T_{max,batt}$	≤315	K	可行性判据
	电池包最大温差	ΔT_{pack}	≤2	K	可行性判据
电池热物性	电池等效密度	ρ_{batt}	2055.23	kg/m ³	COMSOL官方参数
	电池等效定压比热容	$C_{p,batt}$	1169.15	J/(kg·K)	COMSOL官方参数
	层内导热系数	$k_{batt,il}$	29.557	W/(m·K)	COMSOL官方参数
	穿层导热系数	$k_{batt,tl}$	0.897	W/(m·K)	COMSOL官方参数
铝制冷却结构	铝材密度	ρ_{Al}	2700	kg/m ³	COMSOL材料库铝参数
	铝材定压比热容	$C_{p,Al}$	900	J/(kg·K)	COMSOL材料库铝参数
	铝材导热系数	k_{Al}	238	W/(m·K)	COMSOL材料库铝参数
电池产热	体积产热率	Q_h	一维产热物理场映射得	W/m ³	三维电池域体积热源
电池工况	1C电流密度	$i1C$	12.0	A/m ²	COMSOL官方参数
	倍率参数	a	3、5、7、10	-	批量计算中赋值
	负载电流密度	i_{load}	$i1C \cdot a$	A/m ²	放电倍率施加方式
初始条件	初始SOC	SOC_{init}	0.5	-	COMSOL官方参数
	初始温度	T_{init}	304.0	K	COMSOL官方参数

理解为固定液冷结构下的电池包侧热—液压运行参数优化结果，而非完整热管理系统能耗最优解。系统级制冷功耗的影响将在2.5节中通过量级估算进一步说明。

1.3 高保真样本生成与主动学习补样

为降低三维多物理场仿真的计算成本，本文采用“初始LHS采样—代理模型训练—主动学习补样—最终模型构建”的数据生成策略。首先，在 q 、 T_{in} 和 C -rate构成的三维运行空间内采用拉丁超立

方采样生成初始样本^[9]。剔除求解失败和高风险发散工况后，获得75组有效COMSOL高保真样本。

在75组初始样本基础上，首先训练初始Kriging代理模型。主动学习方法通常利用模型不确定性从未标注候选集中选择高价值样本，以减少样本获取成本^[14]。本文候选空间由冷却液质量流量 q 、入口温度 T_{in} 和放电倍率 C -rate构成，采用30×30×30三维网格生成27000个候选点。考虑到历史计算中高流量、高入口温度组合更易出现求解失

败, 本文排除 $q > 1.8 \text{ g/s}$ 且 $T_{in} > 305 \text{ K}$ 的高风险区域, 最终保留 26160 个候选点用于主动学习评分。

在候选样本空间中, 分别计算预测不确定性评分和 Pareto 邻近度评分。预测不确定性评分由 3 个 Kriging 代理模型的预测标准差共同确定, 用于识别模型可靠性较低的区域; Pareto 邻近度评分在归一化工程目标空间 $[T_{\max, \text{batt}}, \Delta T_{\text{pack}}, P_{\text{pump}}]$ 中计算候选点到当前 Pareto 点集的最近距离, 用于识别可能影响最终多目标优化结果的区域。各评分项均采用 min-max 归一化处理:

$$N(x) = [x - \min(x)] / [\max(x) - \min(x) + 10^{-12}] \quad (4)$$

预测不确定性评分定义为:

$$\text{Sunc} = [N(\sigma \Delta T_{\text{ex}}) + N(\sigma \sqrt{\Delta T_{\text{pack}}}) + N(\sigma \log(\Delta p))] / 3 \quad (5)$$

Pareto 邻近度评分定义为:

$$S_{\text{Pareto}} = 1 - N(d) \quad (6)$$

式中, d 为候选点到当前 Pareto 点集的最近距离。综合主动学习评分定义为:

$$S_{\text{AL}} = 0.5 S_{\text{uncertainty}} + 0.5 S_{\text{Pareto}} \quad (7)$$

本文取不确定性评分和 Pareto 邻近度评分权重均为 0.5, 以同时兼顾模型探索和优化目标区域开发。补样点采用批量选择方式确定, 即按综合评分从高到低选取 15 个候选点, 并引入距离惩罚以避免补样点过度聚集。对于 COMSOL 求解失败样本, 不纳入 Kriging 训练集, 并在后续候选空间筛选时排除相邻高风险区域。最终, 本文共获得 90 组有效高保真样本, 用于构建最终代理模型。

1.4 Kriging 代理模型

Kriging 模型在小样本非线性响应预测中应用广泛, 并能够提供预测不确定性^[17]。本文建立 3 个 Kriging 代理模型, 分别预测入口温度基准最高温升、电池包最大温差和压降。输入变量统一为:

$$\mathbf{x} = [q, T_{in}, C] \quad (8)$$

第 1 个模型以 ΔT_{ex} 为输出:

$$\widehat{\Delta T_{\text{ex}}} = f_1(q, T_{in}, C) \quad (9)$$

第 2 个模型以 $\sqrt{\Delta T_{\text{pack}}}$ 为输出:

$$\sqrt{\widehat{\Delta T_{\text{pack}}}} = f_2(q, T_{in}, C) \quad (10)$$

第 3 个模型以 $\log(\Delta p)$ 为输出:

$$\widehat{\log(\Delta p)} = f_3(q, T_{in}, C) \quad (11)$$

预测阶段通过反变换得到 ΔT_{pack} 和 Δp , 并通过式(12)重构最高温度:

$$\hat{T}_{\max, \text{batt}} = T_{in} + \widehat{\Delta T_{\text{ex}}} \quad (12)$$

Kriging 代理模型基于高斯过程回归框架建立, 用于描述运行变量与热—液压响应之间的非线性映射关系。建模前对输入变量进行标准化处理, 以减弱不同量纲对代理模型训练的影响。本文采用常数核与径向基核构成协方差函数, 并引入白噪声项以提高小样本训练过程的数值稳定性, 核函数形式为 $\text{ConstantKernel} \times \text{RBF} + \text{WhiteKernel}$ 。其中, RBF 核采用三维自动相关长度尺度, 以分别表征 q 、 T_{in} 和 C 对响应变量的影响。常数核初始值为 1.0, 边界为 $1 \times 10^{-3} \sim 1 \times 10^3$; RBF 长度尺度初始值为 [1.0, 1.0, 1.0], 边界为 0.5~100.0; 白噪声核初始值为 1×10^{-2} , 边界为 $1 \times 10^{-4} \sim 1$ 。模型训练中, 噪声稳定参数 α 取 0.15, 核函数超参数通过最大似然估计确定; 超参数优化采用 L-BFGS-B 算法。代理模型精度采用决定系数 (R^2)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 进行评价。样本集按 7:3 划分为训练集和留出验证集, 其中训练集用于模型拟合, 留出验证集用于评价模型预测精度; 同时采用 5 折交叉验证检验小样本条件下模型预测稳定性。为提高结果可复现性, 数据划分、5 折交叉验证、Kriging 训练过程和 NSGA-II 优化过程均采用随机种子 42。主动学习候选空间由确定性网格、评分排序和距离惩罚规则生成, 未设置额外随机种子。考虑到压降响应随流量变化幅度较大, 本文对 Δp 进行自然对数变换, 预测阶段再通过指数反变换恢复压降。若温差代理模型以 $\sqrt{\Delta T_{\text{pack}}}$ 为训练目标, 则在优化阶段先经平方反变换得到 ΔT_{pack} , 再传入 NSGA-II 目标函数。

该建模方式的核心在于不直接拟合绝对最高温度, 而是拟合入口温度以上的残余温升。由于 T_{in} 对 $T_{\max, \text{batt}}$ 具有近似平移作用, 直接拟合最高温度会使小样本代理模型同时学习入口温度主趋势和残余非线性项。采用 ΔT_{ex} 建模后, 最高温度重构过程保留了入口温度的显式贡献, 有助于降低高入口温度边界处的预测偏差。

1.5 多目标优化与推荐点选择

在代理模型构建完成后, 本文针对 $C = 3, 5, 7, 10$ 四个代表性负载工况分别进行多目标优化。固定 C-rate 后, 优化变量为:

$$\mathbf{z} = [q, T_{in}] \quad (13)$$

优化目标为:

$$\min_z [\hat{T}_{\max, \text{batt}}, \hat{\Delta T}_{\text{pack}}, \hat{P}_{\text{pump}}] \quad (14)$$

其中, $q = 0.1 \sim 2.0 \text{ g/s}$, $T_{\text{in}} = 288 \sim 310 \text{ K}$ 。已有研究将预测模型与非支配排序遗传算法II结合, 用于电池热管理系统多目标优化问题^[18]。本文采用NSGA-II获得各固定C-rate下的Pareto前沿。NSGA-II计算采用pymoo库实现。每个固定放电倍率下分别运行一次优化, C-rate不作为优化变量。优化变量 q 和 T_{in} , 变量范围分别为 $q = 0.1 \sim 2.0 \text{ g/s}$ 、 $T_{\text{in}} = 288 \sim 310 \text{ K}$ 。NSGA-II种群规模为80, 最大进化代数为150, 随机种子为42, 终止准则为达到150代。本文未在NSGA-II内部设置显式约束, 而是在代理模型预测后对Pareto候选点进行热可行性筛选。每个放电倍率最终保留80个Pareto候选点, 4个倍率共获得320个候选点。

已有研究表明, 降低冷却液温度可降低电池最高温度, 但过低的冷却液温度可能导致温度均匀性下降^[9]。考虑到本文未计入维持低 T_{in} 所需的系统级制冷功耗, 若直接采用归一化目标空间距理想点最近的方式选择推荐点, 容易产生低入口温度偏置。因此, 本文采用热约束优先的工程准则生成运行参数离线标定点。本文将 $T_{\max, \text{batt}} \leq 315 \text{ K}$ 和 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K}$ 作为热可行性判据^[19]。其中, 315 K 约为 42°C , 用于约束电池域最高温度, 处于锂离子电池热管理常用温度控制范围内^[20]; $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K}$ 用于表征较严格的电池包温度均匀性要求, 以降低单体间温度差异导致的性能和老化不一致风险。因此, 本文将 2 K 作为较严格的工程约束基准, 并在2.8节进一步设置 1.5 K 、 2.0 K 和 2.5 K 三组阈值进行敏感性分析, 以评估温度均匀性阈值对推荐点和临界倍率的影响。首先筛选满足:

$$\begin{cases} T_{\max, \text{batt}} \leq 315 \text{ K} \\ \Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K} \end{cases} \quad (15)$$

热可行候选点, 并在其中选择 P_{pump} 最低的点作为推荐点。若多个候选点的泵功差异在1%容差内, 泵功容差窗口定义为 $P_{\text{pump}} \leq P_{\min} + 0.01 P_{\min}$ 。当候选点处于该窗口内时, 优先选择较高的 T_{in} , 以降低对低入口温度的依赖。该规则主要作为工程可解释性的筛选准则。若某一放电倍率下不存在热可行点, 则采用密集网格扫描得到的最优努力边界点作为边界工况参考。

需要说明的是, 本文仅在 $C = 3$ 、 5 、 7 和 10 四个代表性放电倍率下生成运行参数离线标定点, 用

于展示固定液冷结构下的运行参数优化方法。本文所得结果不等同于完整BMS控制图谱, 而应理解为给定模型和边界条件下的运行参数查表示例。对于相邻放电倍率之间的运行点, 可采用分段线性插值获得初始运行参数。设目标放电倍率 C 位于相邻标定倍率 C_i 和 C_{i+1} 之间, 则插值系数为:

$$\lambda = (C - C_i) / (C_{i+1} - C_i) \quad (16)$$

对应的冷却液质量流量和入口温度分别为:

$$q(C) = (1 - \lambda)q_i + \lambda q_{i+1} \quad (17)$$

$$T_{\text{in}}(C) = (1 - \lambda)T_{\text{in},i} + \lambda T_{\text{in},i+1} \quad (18)$$

得到插值点后, 应进一步调用代理模型校核 $T_{\max, \text{batt}} \leq 315 \text{ K}$ 和 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K}$ 是否满足。若插值点不满足热约束, 则需在该放电倍率下重新进行局部优化, 或投影至最近热可行区域。对于SOC、环境温度或老化状态发生明显变化的情况, 应重新标定或扩展代理模型输入维度, 而不宜直接沿用本文给出的二维 q - T_{in} 查表示例。

2 结果与讨论

2.1 入口温度基准温升与电池包最大温差的关系

为验证入口温度基准最高温升 ΔT_{ex} 是否可以作为独立的建模变量, 本文首先对90组高保真样本中的 ΔT_{pack} 和 ΔT_{ex} 进行统计分析。其中, ΔT_{pack} 表示电池域内部最高温度与最低温度之间的温差, ΔT_{ex} 表示电池最高温度相对于入口冷却液温度的温升。二者定义分别见式(1)和式(2)。二者虽然均与 $T_{\max, \text{batt}}$ 有关, 但物理含义不同。 ΔT_{ex} 反映电池最高温度相对入口冷却边界的温升, 主要用于剥离入口温度对最高温度的平移影响; ΔT_{pack} 则反映电池包内部温度分布的不均匀性, 是评价电池温度均匀性的指标。

由图2可知, 样本点并未完全落在 $\Delta T_{\text{pack}} = \Delta T_{\text{ex}}$ 虚线上, 说明入口温度基准温升并不是电池包最大温差的简单替代。二者在定义上的关键差异在于参考基准不同: $\Delta T_{\text{ex}} = T_{\max, \text{batt}} - T_{\text{in}}$ 以冷却液入口温度为参考, 反映电池最高温度相对于入口边界的温升; 而 $\Delta T_{\text{pack}} = T_{\max, \text{batt}} - T_{\min, \text{batt}}$ 以电池域内最低温度为参考, 反映电池内部温度的不均匀程度。在蛇形流道液冷结构中, 冷却液沿流道方向持续吸热升温, 导致电池在靠近出口方向受到较弱冷却, 电池最低温度($T_{\min, \text{batt}}$)受局部流速、翅片换热强度和电池产热分布共同影响, 通常显著高于入口温度

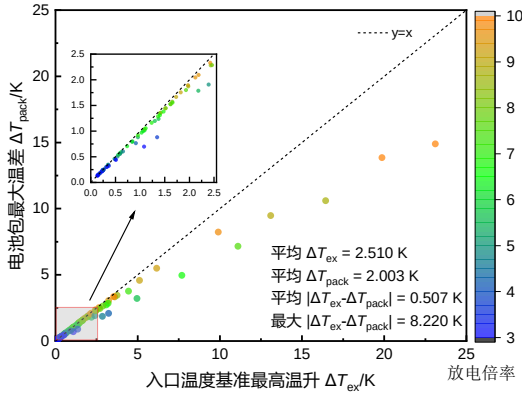


图2 入口温度基准最高温升与电池包最大温差的关系
Fig. 2 Relationship between inlet-temperature-referenced maximum temperature rise and battery-pack maximum temperature difference

T_{in} 。当冷却液流量较小或放电倍率较高时，冷却液沿程温升增大， $T_{min,batt} - T_{in}$ 进一步增大，导致 ΔT_{ex} 相对于 ΔT_{pack} 偏高（如图2中散布于对角线下方的样本点）；而当入口温度较高时， T_{in} 接近 $T_{min,batt}$ ，二者差值趋近于0， ΔT_{ex} 与 ΔT_{pack} 差异缩小。这是两个变量不同的物理原因。统计结果表明， ΔT_{ex} 的平均值为2.5097 K， ΔT_{pack} 的平均值为2.0029 K，二者平均绝对差为0.5068 K，最大绝对差达到8.2201 K。该结果表明，在当前液冷结构中，电池最低温度并不总是等于入口冷却液温度，因此 ΔT_{pack} 不能用 ΔT_{ex} 直接替代。

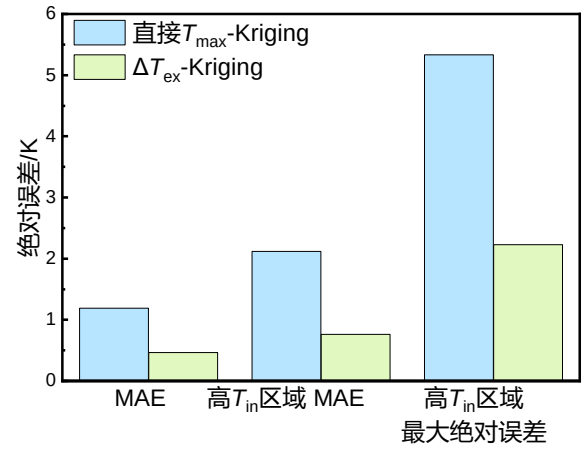
因此，本文将 ΔT_{ex} 仅作为 $T_{max,batt}$ 的去趋势化建模变量，而将 ΔT_{pack} 作为独立的温度均匀性评价指标。

2.2 入口温度基准温升建模对最高温度预测精度的影响

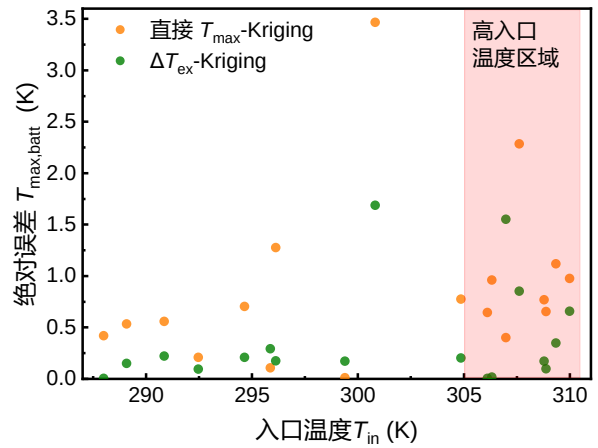
如2.1节所述，入口温度基准最高温升主要用于剥离入口温度对最高温度的平移影响。为验证该处理对代理模型精度的改善作用，本文设置直接 $T_{max,batt}$ -Kriging模型作为基准模型，并与 ΔT_{ex} -Kriging重构模型进行对比。采用入口温度基准最高温升建模方法，将最高温度按式(12)进行重构，即代理模型仅学习 ΔT_{ex} ，再通过入口温度重构 $T_{max,batt}$ 。本文将 $T_{in} \geq 305$ K的样本定义为高入口温度区域。

由图3(a)可知，与直接 $T_{max,batt}$ -Kriging相比， ΔT_{ex} -Kriging在各项误差指标上均有明显降低。10次随机80/20划分结果表明，直接 $T_{max,batt}$ -Kriging的

平均MAE为1.192 K，而 ΔT_{ex} -Kriging重构最高温度后的MAE降至0.466 K，降低约60.9%。在高入口温度区域，直接模型的MAE为2.119 K，而 ΔT_{ex} -Kriging降至0.761 K，同时，高入口温度区域的最大绝对误差由直接 $T_{max,batt}$ -Kriging的5.332 K降至 ΔT_{ex} -Kriging的2.227 K，说明入口温度基准温升建模能够有效缓解高 T_{in} 边界处的预测偏差。



(a) 不同误差指标对比



(b) 预测误差随入口温度的分布

图3 直接最高温度建模与入口温度基准温升建模的误差对比

Fig. 3 Prediction error comparison between direct T_{max} -Kriging and ΔT_{ex} -Kriging

图3(b)进一步给出了代表性划分下误差随 T_{in} 的分布。可以看出，直接 $T_{max,batt}$ -Kriging在 T_{in} 较高区域出现较大误差点，而 ΔT_{ex} -Kriging的误差分布更加集中，边界区域最大误差明显降低。这说明，将入口温度从最高温度中显式剥离，可以减轻代理模型对入口温度主趋势的学习负担，提高小样本条件

下的预测稳定性。

因此, ΔT_{ex} 建模通过响应变量重构降低了模型对入口温度主趋势的依赖, 适用于小样本液冷电池包运行参数优化。

2.3 主动学习补样对代理模型精度的影响

在高保真仿真样本有限的情况下, 样本点的空间分布会直接影响代理模型精度。本文首先采用 LHS 生成 75 组初始样本, 并在此基础上训练初始 Kriging 代理模型。随后, 根据代理模型预测不确定性和 Pareto 邻近度构造主动学习评分, 选取 15 组高价值候选点进行补样, 最终形成 90 组训练样本。

图 4 给出了主动学习样本分布及综合评分分布。可以看出, 主动学习补样点并非均匀分布在整

个运行空间, 而是集中在综合评分较高的区域。该结果说明, 主动学习补样能够将有限的高保真仿真资源集中到模型不确定性较高且可能影响 Pareto 优化结果的位置, 从而提高样本利用效率。

表 3 主动学习补样前后代理模型性能对比

Table 3 Performance comparison of surrogate models before and after active learning

代理目标	样本数	留出集决定系数	MAE	RMSE
ΔT_{ex}	75	0.7140	0.8186	2.3827
	90	0.9866	0.3277	0.5201
	75	0.9030	0.1091	0.2391
	90	0.9840	0.0686	0.1013
$\log(\Delta p)$	75	0.9321	0.1296	0.2625
	90	0.9936	0.0689	0.0915

由表 3 可知, 主动学习补样后, 各代理目标的留出集决定系数均明显提高。表中 $\sqrt{\Delta T_{pack}}$ 和 $\log(\Delta p)$ 为代理模型训练目标, 预测工程量时需进行反变换。其中, ΔT_{ex} 模型的 R^2 由 0.7140 提高到 0.9866, $\sqrt{\Delta T_{pack}}$ 模型的 R^2 由 0.9030 提高到 0.9840, $\log(\Delta p)$ 模型的 R^2 由 0.9321 提高到 0.9936。与此同时, 3 个代理模型的 MAE 和 RMSE 均有不同程度下降, 说明 15 组主动学习补样点能够有效改善最终 Kriging 代理模型的预测精度, 并为后续 Pareto 前沿搜索和运行参数查表点生成提供更可靠的模型基础。

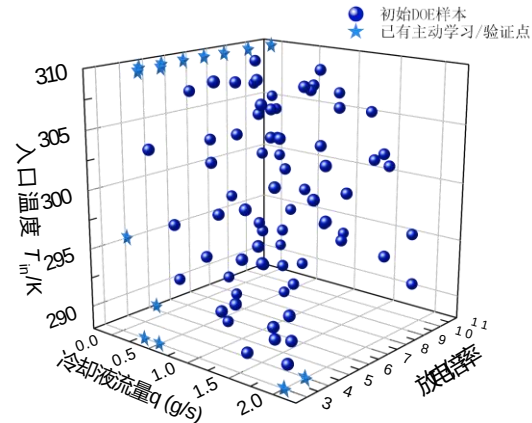
2.4 不同放电倍率下的 Pareto 前沿

基于训练完成的代理模型, 本文分别在 $C=3, 5, 7, 10$ 四个固定放电倍率下进行 NSGA-II 多目标优化。每个固定 C-rate 下, 优化变量为单翅片质量流量 q 和入口温度 T_{in} , 优化目标为:

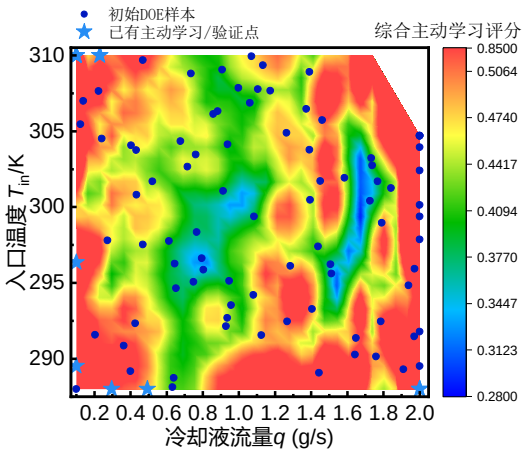
$$\min(T_{max,batt}, \Delta T_{pack}, P_{pump}) \quad (19)$$

其中, $T_{max,batt}$ 由 ΔT_{ex} -Kriging 重构得, ΔT_{pack} 和 P_{pump} 分别由温差代理模型和压降代理模型计算得。

由图 5 可知, 随着放电倍率增大, Pareto 前沿整体向高 ΔT_{pack} 和高 P_{pump} 区域移动。这说明高倍率工况下电池产热增强, 为维持较好的温度均匀性, 需要提高冷却液流量, 从而导致泵功增加。这与已有液冷流道研究中“提高冷却液流量可降低最高温度和温差, 但会增加压降或能耗”的结论一致^[7]。对于 3C 工况, Pareto 点整体处于较低 ΔT_{pack} 区域, 最低泵功推荐点即可满足热约束。对于 5C 工况, 部分 Pareto 点逐渐接近 $\Delta T_{pack} = 2$ K 约束线, 但仍



(a) 初始样本与主动学习补样点在运行空间中的分布



(b) $C=6.5$ 切片下的综合主动学习评分分布

图 4 主动学习样本分布及综合评分分布

Fig. 4 Active-learning sample distribution and combined score distribution

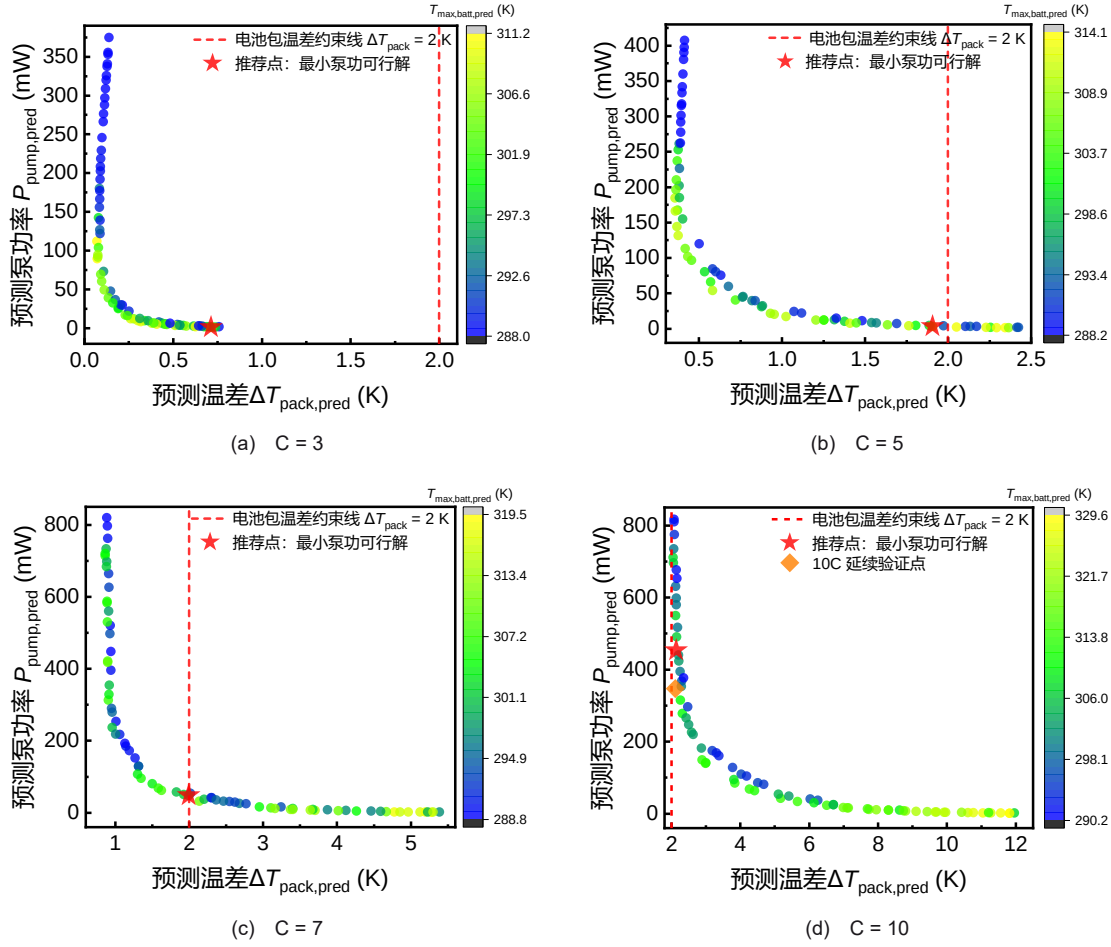


图5 不同C-rate下的 $\Delta T_{\text{pack}}-P_{\text{pump}}$ Pareto前沿
Fig. 5 Pareto fronts of ΔT_{pack} and P_{pump} under different C-rate

存在较大可行范围。对于7C工况，推荐点已接近2 K温差约束，说明该工况下温度均匀性已经成为主要限制因素。对于10C工况，即使采用较高流量，Pareto点中的最优努力边界点仍处于 $\Delta T_{\text{pack}} > 2$ K区域，因此不能作为严格热可行推荐点。

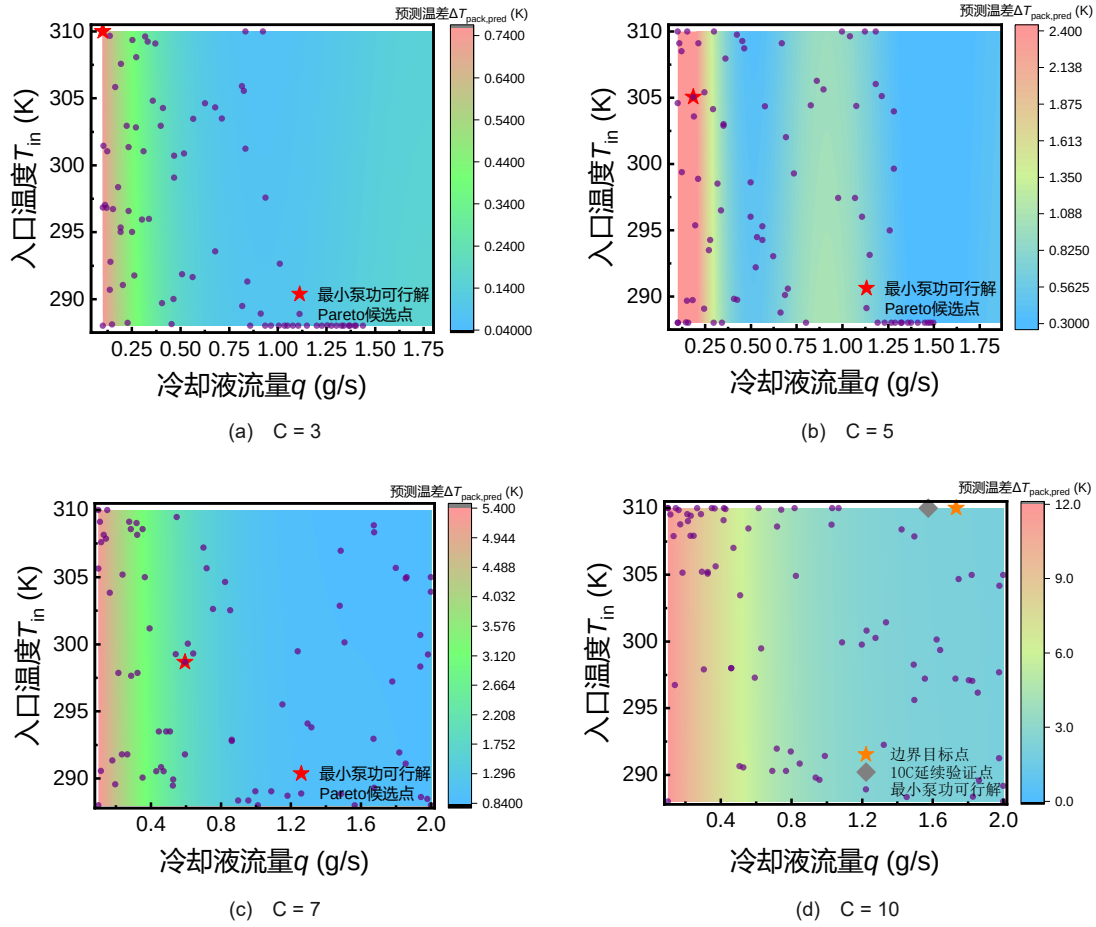
该结果说明，在固定液冷结构下，放电倍率升高会显著加剧温度均匀性与液压泵功之间的矛盾。低倍率工况下，优化主要体现为降低泵功；高倍率工况下，优化目标逐渐转变为在温度均匀性约束边界附近寻找泵功较低的运行点。

2.5 运行参数离线标定点选择

为将Pareto优化结果转化为固定边界条件下的运行参数离线标定点，本文在每个固定C-rate下采用热约束优先的推荐准则。首先筛选满足式(15)的热可行点。再在其中选择 P_{pump} 最小的点作为推荐点。当多个候选点泵功接近时，优先选择较高 T_{in} ，

以避免在未计入制冷功耗的情况下人为偏向低入口温度；该处理也与过低冷却液温度可能降低温度均匀性的实验观察相一致^[9]。若某一放电倍率下不存在热可行点，则采用密集网格扫描得到的最优努力边界点作为边界工况参考。

由图6可知，不同放电倍率下的可行区域和推荐点分布存在明显差异。3C工况下，电池产热较低，最低流量 $q = 0.1000$ g/s和最高入口温度 $T_{\text{in}} = 310.0$ K即可满足热约束，因此推荐点位于低流量和高入口温度区域。5C工况下，推荐点为 $q = 0.1857$ g/s、 $T_{\text{in}} = 305.035$ K，说明随着热负荷增加，需要适当降低入口温度并提高流量。7C工况下，推荐流量进一步提高至 $q = 0.5943$ g/s，且 ΔT_{pack} 已接近2 K，说明该工况进入温度均匀性约束主导区域。

图6 不同C-rate下的 q - T_{in} 运行参数分布Fig. 6 q - T_{in} operating-parameter distributions under different C-rates

10C工况下，整个 q - T_{in} 平面内未出现严格可行区域。最优努力边界点为 $q = 1.7331$ g/s、 $T_{in} = 310.0$ K，其代理预测 $\Delta T_{pack} = 2.143$ K，超过2 K约束。因此，10C不应被解释为正常查表推荐点，而应作为当前固定液冷结构的高倍率边界工况。

表4 不同C-rate下的运行参数离线标定

Table 4 Offline-calibrated operating setpoints under different C-rates

C-rate	q /(g/s)	T_{in} /K	$T_{max,batt}$ /K	ΔT_{pack} /K	P_{pump} /mW	状态
3	0.1000	310.000	310.970	0.713	1.046	热可行推荐点
5	0.1857	305.035	307.671	1.908	3.080	热可行推荐点
7	0.5943	298.674	300.180	1.993	47.702	热可行推荐点
10	1.7331	310.000	312.174	2.143	452.698	边界工况

从表4可以看出，随着C-rate增大，推荐点对应的流量整体增大，尤其从5C到7C时， q 明显升高，说明温度均匀性约束对流量需求的影响增强。

10C工况下，虽然 $T_{max,batt}$ 仍低于315 K，但 ΔT_{pack} 已超过2 K，表明高倍率下电池包温度均匀性比最高温度更先达到限制条件。

为进一步说明 P_{pump} 作为液压代价指标的适用边界，本文补充入口温度维持附加制冷功耗的量级估算。假设入口冷却液需要由外部制冷/换热系统从环境温度冷却至设定入口温度，则当入口温度低于环境温度时，附加制冷功耗可近似表示为：

$$P_{cool,add} = \dot{m} \cdot c_{p,fmax}(T_{amb} - T_{in,0})/COP \quad (20)$$

式中， $\dot{m}$ 为模组等效冷却液质量流量， $c_{p,f}$ 为冷却液定压比热容， T_{amb} 为环境温度， T_{in} 为冷却液入口温度，COP为制冷系统性能系数。由于本文中的 q 为单翅片冷却液质量流量，模组等效冷却液质量流量按下式换算：

$$\dot{m} = 50q/1000 \quad (21)$$

式中， q 的单位为g/s， $\dot{m}$ 的单位为kg/s。本文选取7C工况下的低入口温度可行端点、当前推荐

点和高入口温度可行端点进行对比, 并分别设置场 308 K、COP = 2.0。

景 A: $T_{\text{amb}} = 298 \text{ K}$ 、COP = 2.5; 场景 B: $T_{\text{amb}} =$

表 5 7C 工况下入口温度维持附加制冷功耗量级估算

Table 5 Order-of-magnitude estimation of additional inlet-temperature-maintenance cooling power under 7C condition

代表点	$q/(\text{g/s})$	T_{in}/K	$T_{\text{max,batt}}/\text{K}$	$\Delta T_{\text{pack}}/\text{K}$	P_{pump}/W	$P_{\text{cool,add}}/\text{W}$ 场景 A	$P_{\text{cool,add}}/\text{W}$ 场景 B
低 T_{in} 可行端点	1.0111	288.000	289.546	1.131	0.1926	845.69	2114.24
当前推荐点	0.5943	298.674	300.180	1.993	0.0477	0	579.44
高 T_{in} 可行端点	1.6747	308.873	309.746	0.896	0.4181	0	0

由表 5 可知, 模组内流道等效液压泵功仅为 0.048-0.418 W 量级, 而入口温度维持附加制冷功耗在低入口温度工况下可达到数百瓦至千瓦量级。该结果说明, P_{pump} 不能代表完整热管理系统总能耗, 入口温度设定和制冷系统性能对系统级能耗具有更强影响。同时, 较高 T_{in} 方向有利于降低未计入主优化目标的制冷负担。因此, 本文将 P_{pump} 明确限定为模组内流道液压代价指标, 所得推荐点为固定边界条件下的运行参数离线标定点。

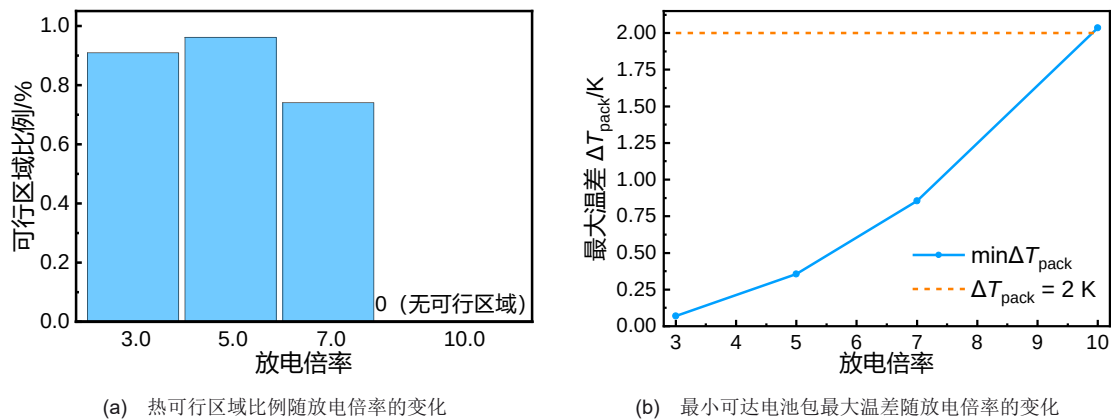
2.6 密集网格扫描可行域验证与 COMSOL 验证

为避免仅依赖 Pareto 候选点造成可行性误判, 本文进一步在每个固定放电倍率下对 $q-T_{\text{in}}$ 平面进行密集可行域网格扫描。扫描采用 300×300 网格, 范围为 $q = 0.1 \sim 2.0 \text{ g/s}$ 、 $T_{\text{in}} = 288 \sim 310 \text{ K}$ 。每个网格点均通过本文最终代理模型预测 $T_{\text{max,batt}}$ 、 ΔT_{pack} 和 P_{pump} , 并判断是否满足足热安全和温度均匀性约束。可行性判据包括 $T_{\text{max,batt}} \leq 315 \text{ K}$ 、 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K}$, 同时要求预测的温升、温差和泵功为非负值。该密集网格扫描用于验证整个运行平面的可行区域分布, 并不替代 NSGA-II 得到的 Pareto 前沿。

由图 7 可知, 密集网格扫描结果显示, 3C、5C 和 7C 均存在可行区域, 其中图 7(a)表明 5C 的可行面积比例最高, 7C 可行区域明显缩小; 图 7(b)进一步显示, 随放电倍率增大, 最小可达 ΔT_{pack} 持续上升, 在 7C 附近已接近 2 K 约束线。相比之下, 10C 在整个 $q-T_{\text{in}}$ 扫描范围内可行比例为 0, 且最小可达 ΔT_{pack} 已超过 2 K, 从密集扫描角度进一步证实 10C 在当前运行变量范围内已不存在严格热可行区域。

为验证代理模型在推荐点附近的局部可靠性, 本文对 3C、5C 和 7C 三个热可行推荐点进行了 COMSOL 验证。结果表明, 三个推荐点的 $T_{\text{max,batt}}$ 、 ΔT_{pack} 和 P_{pump} 平均绝对误差分别约为 0.48 K、0.26 K 和 0.27 mW, 说明代理模型在热可行推荐点附近具有较好的局部预测一致性。

对于 10C 工况, 最优努力边界点在 COMSOL 流动场稳态求解阶段未收敛, 未返回有效高保真结果。因此, 本文不将该点纳入验证误差统计。为进一步分析边界区域, 采用延续步长求解策略进行重试, 结果表明在 $T_{\text{in}} = 310 \text{ K}$ 下最大可收敛流量为



(a) 热可行区域比例随放电倍率的变化

(b) 最小可达电池包最大温差随放电倍率的变化

图 7 不同放电倍率下密集网格扫描可行域统计

Fig. 7 Feasible-region statistics from dense $q-T_{\text{in}}$ sweep

$q = 1.575 \text{ g/s}$ 。该点的 COMSOL 结果为 $T_{\max, \text{batt}} = 312.2019 \text{ K}$ 、 $\Delta T_{\text{pack}} = 2.1146 \text{ K}$ 、 $P_{\text{pump}} = 346.5916 \text{ mW}$ 。虽然最高温度仍低于 315 K ，但 ΔT_{pack} 仍超过

2 K ，说明 10C 下的限制主要来自温度均匀性，而非最高温度。

表6 热可行推荐点的 COMSOL 验证误差及 10C 边界工况验证结果

Table 6 COMSOL validation errors of thermally feasible recommendations and $\text{C}=10$ boundary-condition validation results

工况	点类型	$q/(\text{g/s})$	$T_{\text{in}}/(\text{K})$	$T_{\max, \text{batt}}$ 误差/(K)	ΔT_{pack} 误差/(K)	P_{pump} 误差/(mW)	COMSOL 状态
3C	热可行推荐点	0.1000	310.000	0.443	0.354	0.211	收敛
5C	热可行推荐点	0.1857	305.035	0.526	0.249	0.319	收敛
7C	热可行推荐点	0.5943	298.674	0.472	0.177	0.287	收敛
10C	最优努力边界目标点	1.7331	310.000	312.174*	2.143*	452.698*	未收敛
10C	延续求解边界点	1.5750	310.000	312.202	2.115	346.591	收敛

由表6可知，对于3C、5C和7C热可行推荐点， $T_{\max, \text{batt}}$ 、 ΔT_{pack} 和 P_{pump} 列出的是预测值与验证值的绝对误差。3个热可行推荐点的 $T_{\max, \text{batt}}$ 、 ΔT_{pack} 和 P_{pump} 平均绝对误差分别为0.48 K、0.26 K和0.27 mW。10C最优努力边界目标点(*)所列数值为代理模型预测值，该点未收敛，故不参与MAE统计。10C延续求解边界点所列为验证值，用于表征高倍率边界附近的最大可收敛工况，其 ΔT_{pack} 仍大于2 K。

2.7 临界倍率可行边界分析

由于7C存在热可行区域，而10C在密集网格扫描中无严格可行区域，本文基于冻结后的最终代理模型进行临界倍率扫描，以估计当前固定液冷几何在给定运行范围内的最大可行倍率。本文将 C_{lim} 定义为在 $q = 0.1 \sim 2.0 \text{ g/s}$ 、 $T_{\text{in}} = 288 \sim 310 \text{ K}$ 范围内至少存在一个热可行最大放电倍率。可行性判据采用式(15)。

由图8(a)可知，随着C-rate增大，满足热安全和温度均匀性约束的可行区域比例持续下降。在 $\text{C}_{\text{lim}} = 9.92$ 时，可行区域仅占 300×300 网格的0.000178，即90000个网格点中仅有16个可行点。当C-rate进一步增大至9.93时，已经不存在满足约束的 $q-T_{\text{in}}$ 组合。

图8(b)表明，最小可达 ΔT_{pack} 随C-rate增大而上升，并在 C_{lim} 附近达到2 K约束线。9.93C时，最小可达 ΔT_{pack} 为2.0025 K，已经超过温度均匀性约束。与此同时， C_{lim} 对应点的 $T_{\max, \text{batt}}$ 为312.16 K，仍低于315 K。这说明当前固定液冷几何的高倍率边界主要由 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2 \text{ K}$ 控制，而不是由最高温度约

束控制。

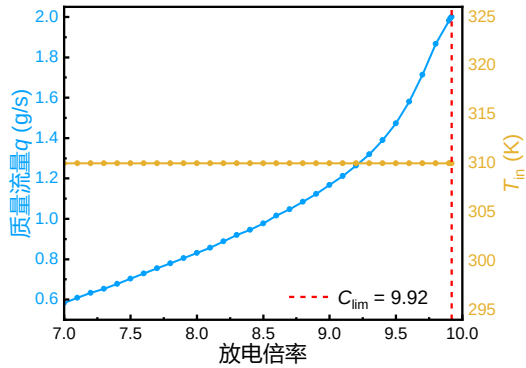
图8(c)进一步显示，随着C-rate接近 C_{lim} ，最低泵功可行点对应的流量逐渐升高，并在边界处达到 $q = 2.00 \text{ g/s}$ 上限，而 T_{in} 保持在310 K。该结果说明，在本文采用的热约束下最低泵功推荐准则下，高倍率工况优先通过提高流量来维持温度均匀性，而不是依赖降低入口温度。

表7需要强调的是， $\text{C}_{\text{lim}}=9.92$ 是基于代理模型密集扫描得到的运行边界估计，不是实验测得极限，也不是完整COMSOL参数扫描直接确认的极限。由于10C目标点在COMSOL流动场稳态求解中未收敛，而延续步长求解仅收敛到 $q = 1.575 \text{ g/s}$ ，后续仍需结合更稳健的高流量求解策略、瞬态工况和实验数据进一步验证该边界。为进一步分析温度均匀性阈值对边界结果的影响，本文开展如下敏感性分析。

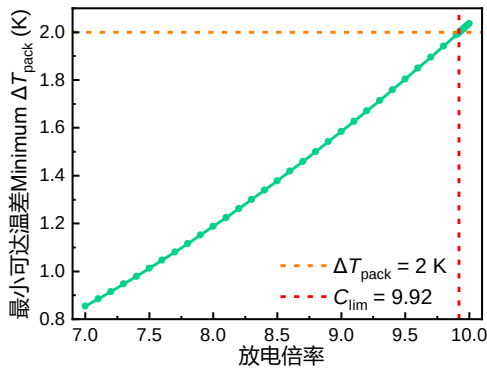
2.8 温度均匀性阈值敏感性分析

由于 ΔT_{pack} 阈值直接影响热可行区域和临界倍率判断，本文进一步在冻结后的最终代理模型基础上进行温度均匀性阈值敏感性分析。保持最高温度约束 $T_{\max, \text{batt}} \leq 315 \text{ K}$ 不变，分别设置 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 1.5 \text{ K}$ 、 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2.0 \text{ K}$ 和 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2.5 \text{ K}$ ，并在 $q = 0.1 \sim 2.0 \text{ g/s}$ 、 $T_{\text{in}} = 288 \sim 310 \text{ K}$ 范围内重新进行密集网格扫描和临界倍率搜索。推荐点选择仍采用热约束优先、可行点中 P_{pump} 最低、1%泵功容差内优先较高 T_{in} 的准则。

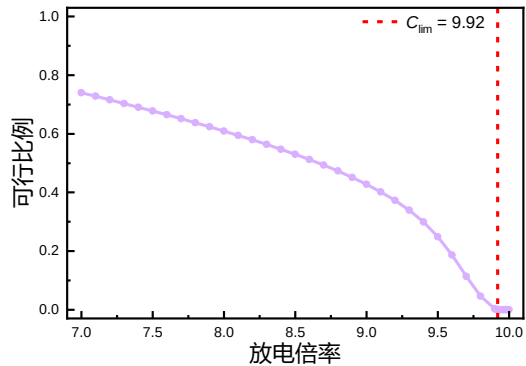
由表8可知，当温度均匀性阈值由2.0 K收紧至1.5 K时，代理模型估计临界倍率由9.92C降至8.79C，说明更严格的温度均匀性要求会明显压缩



(a) 可行区域比例随放电倍率的变化



(b) 最小可达电池包最大温差随放电倍率的变化



(c) 临界倍率附近最低泵功可行点的运行参数变化

图8 临界倍率可行边界分析

Fig. 8 Critical C-rate feasibility boundary estimated by the surrogate

高倍率可行边界。当 ΔT_{pack} 阈值放宽至2.5 K时, 10C工况在本文扫描范围内仍存在可行区域, 因此临界倍率不低于10C。该结果表明, 本文所得高倍率可行边界对 ΔT_{pack} 阈值较为敏感, 但边界变化仍主要受温度均匀性约束控制。换言之, 在当前固定液冷几何和运行变量范围内, 最高温度约束并不是限制高倍率运行的首要因素, 电池包温度均匀性要求对最大可行倍率具有更直接的影响。

表7 临界倍率边界结果

Table 7 Critical C-rate boundary estimated by the surrogate

指标	数值	指标	数值
C_{lim}	9.92	C_{lim} 对应 P_{pump} /mW	680.66
第一个不可行倍率	9.93	C_{lim} 可行点比例/%	0.0178
C_{lim} 对应 q /(g·s ⁻¹)	2.00	C_{lim} 可行点数/网格点数	16/90000
C_{lim} 对应 T_{in} /K	310.00	9.93C 最小 ΔT_{pack} /K	2.0025
C_{lim} 对应 $T_{\text{max,batt}}$ /K	312.16	主要限制条件	$\Delta T_{\text{pack}} \leq 2$ K
C_{lim} 对应 ΔT_{pack} /K	1.99		

3 结论

本文针对固定液冷锂离子电池包运行参数优化问题, 提出了一种主动学习 Kriging 辅助的热—液压多目标优化方法。针对入口温度对电池最高温度的平移影响, 本文引入入口温度基准最高温升 ΔT_{ex} 作为最高温度的去趋势化建模变量。与直接 $T_{\text{max,batt}}$ -Kriging 模型相比, ΔT_{ex} -Kriging 重构模型将最高温度预测 MAE 由 1.192 K 降至 0.466 K, 高入口温度区域 MAE 由 2.119 K 降至 0.761 K, 说明该去趋势化建模方式能够降低小样本代理模型在高 T_{in} 边界处的预测偏差。同时, 90 组高保真样本中 ΔT_{ex} 与 ΔT_{pack} 的平均绝对差为 0.507 K, 最大绝对差为 8.22 K, 表明 ΔT_{ex} 不能替代 ΔT_{pack} 作为温度均匀性指标, 因此本文仍以 ΔT_{pack} 作为热约束和优化目标之一。主动学习补样后, ΔT_{ex} 、 $\sqrt{\Delta T_{\text{pack}}}$ 和 $\log(\Delta p)$ 代理模型的留出集决定系数分别提高至 0.9866、0.9840 和 0.9936, 为后续 Pareto 前沿搜索和运行参数查表点生成提供了代理模型基础。

在多目标优化结果方面, 采用热约束下最低泵功准则后, 3C、5C 和 7C 工况均获得热可行推荐点。COMSOL 验证结果表明, 三个热可行推荐点的 $T_{\text{max,batt}}$ 、 ΔT_{pack} 和 P_{pump} 平均绝对误差分别为 0.48 K、0.26 K 和 0.27 mW, 说明代理模型在推荐点附近具有较好的局部预测一致性。随着放电倍率升高, 推荐点所需流量逐渐增大, 温度均匀性约束对运行参数选择的影响增强。密集可行域扫描结果表明, 10C 工况在 $q = 0.1 \sim 2.0$ g/s、 $T_{\text{in}} = 288 \sim 310$ K 范围内不存在严格热可行区域; 进一步临界倍率扫描显示, 当前固定液冷几何的代理模型估计最大可行倍率约为 9.92C, 且高倍率边界主要受 $\Delta T_{\text{pack}} \leq 2$ K 温度均匀性约束限制, 而非 $T_{\text{max,batt}} \leq 315$ K 最高

表8 温度均匀性阈值对临界倍率和边界推荐点的影响

Table 8 Effects of temperature-uniformity threshold on critical C-rate and boundary operating points

ΔT_{pack} 阈值/K	代理模型估计临界倍率	首个不可行倍率	$q/(g/s)$	T_{in}/K	$T_{\text{max,batt}}/K$	$\Delta T_{\text{pack}}/K$	P_{pump}/mW
1.5	8.79C	8.80C	2.00	310.00	311.683	1.496	681.631
2.0	9.92C	9.93C	2.00	310.00	312.158	1.998	680.658
2.5	$\geq 10.00C$	-	1.26	310.00	312.616	2.495	209.002

温度约束限制。本文方法可为固定液冷电池包在不同代表性负载工况下的运行参数离线标定和高倍率可行边界识别提供参考。

参考文献

- [1] 吴超, 王罗亚, 袁子杰, 等. 液冷散热技术在电化学储能系统中的研究进展[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(10): 3596-3612.
WU C, WANG L Y, YUAN Z J, et al. Research progress in liquid cooling and heat dissipation technologies for electrochemical energy storage systems[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(10): 3596-3612.
- [2] GHAEMINEZHAD N, WANG Z S, OUYANG Q. A review on lithium-ion battery thermal management system techniques: A control-oriented analysis[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 219: 119497.
- [3] 郑海, 续彦芳, 刘汉涛, 等. 基于液体介质的锂离子动力电池热管理系统实验分析[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(3): 885-891.
ZHENG H, XU Y F, LIU H T, et al. Experimental analysis of thermal management system of lithium ion power battery based on liquid medium[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(3): 885-891.
- [4] 徐晓斌, 徐业飞, 张恒运, 等. 风冷电池模组热性能及成组效率的多目标优化[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(2): 553-562.
XU X B, XU Y F, ZHANG H Y, et al. Multiobjective optimization of thermal performance and grouping efficiency for air cooling battery module[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(2): 553-562.
- [5] 元佳宇, 李昕光, 王文超, 等. 考虑质量流量的电池组蛇形冷却结构仿真[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(7): 2274-2281.
YUAN J Y, LI X G, WANG W C, et al. Simulation of serpentine cooling structure of battery pack considering mass flow[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(7): 2274-2281.
- [6] 孔为, 金劲涛, 陆西坡, 等. 对称蛇形流道锂离子电池冷却性能[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(7): 2258-2265.
KONG W, JIN J T, LU X P, et al. Study on cooling performance of lithium ion batteries with symmetrical serpentine channel[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(7): 2258-2265.
- [7] WEI L C, ZOU Y H, CAO F, et al. An optimization study on the operating parameters of liquid cold plate for battery thermal management of electric vehicles[J]. Energies, 2022, 15(23): 9180.
- [8] 胡银全, 刘和平. 基于遗传算法的电池包高效热管理流道优化[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(4): 1446-1453.
HU Y Q, LIU H P. Optimization of efficient thermal management channel for battery pack based on genetic algorithm[J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(4): 1446-1453.
- [9] XU H W, ZHANG X, XIANG G, et al. Optimization of liquid cooling and heat dissipation system of lithium-ion battery packs of automobile[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 26: 101012.
- [10] KHAN S A, EZE C, DONG K J, et al. Design of a new optimized U-shaped lightweight liquid-cooled battery thermal management system for electric vehicles: A machine learning approach[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2022, 136: 106209.
- [11] LI W, GARG A, XIAO M, et al. Optimization for liquid cooling cylindrical battery thermal management system based on Gaussian process model[J]. Journal of Thermal Science and Engineering Applications, 2021, 13(2): 021015.
- [12] LYU C, SONG Y K, YANG D Z, et al. Surrogate model of liquid cooling system for lithium-ion battery using extreme gradient boosting[J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 213: 118675.
- [13] ZHAO D, CHEN M B, LV J, et al. Multi-objective optimization of battery thermal management system combining response surface analysis and NSGA-II algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2023, 292: 117374.
- [14] REN P Z, XIAO Y, CHANG X J, et al. A survey of deep active learning[J]. ACM Computing Surveys, 2022, 54(9): Article 180.
- [15] GUO Y, NATH P, MAHADEVAN S, et al. Active learning for adaptive surrogate model improvement in high-dimensional problems[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2024, 67(7): 122.
- [16] CASTRO-AMOEDO R, GRANACHER J, MARÉCHAL F. A combined genetic algorithm and active learning approach to build and test surrogate models in Process Systems Engineering[J]. Computers & Chemical Engineering, 2024, 181: 108517.
- [17] ZHOU X L, GUO W L, SHI X Y, et al. Machine learning assisted multi-objective design optimization for battery thermal management system[J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 253: 123826.
- [18] YE L S, LI C S, WANG C H, et al. A multi-objective optimization approach for battery thermal management system based on the combination of BP neural network prediction and NSGA-II algorithm[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 99: 113212.
- [19] GE X, CHEN Y, LIU W, ZHANG G, LI X, GE J, LI C. Liquid cooling system for battery modules with boron nitride based thermal conductivity silicone grease[J]. RSC Advances, 2022, 12: 15093 - 15103.
- [20] ZHANG C, XIA Z, WANG B, GAO H, CHEN S, ZONG S, LUO K. A Li-Ion Battery Thermal Management System Combining a Heat Pipe and Thermoelectric Cooler[J]. Energies, 2020, 13(4): 841.