



基于少测点数据驱动的大规模锂电池模组温度实时预测

韩佳洁 苑清扬 李郁 张博 薛珂 兰天

Real-time temperature prediction of large-scale lithium battery module driven by data based on few measurement points

HAN Jiajie, YUAN Qingyang, LI Yu, ZHANG Bo, XUE Ke, LAN Tian

引用本文:

韩佳洁, 苑清扬, 李郁, 张博, 薛珂, 兰天. 基于少测点数据驱动的大规模锂电池模组温度实时预测[J]. *北科大: 工程科学学报*, 优先发表. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2024.05.23.002

HAN Jiajie, YUAN Qingyang, LI Yu, ZHANG Bo, XUE Ke, LAN Tian. Real-time temperature prediction of large-scale lithium battery module driven by data based on few measurement points[J]. *Chinese Journal of Engineering*, In press. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2024.05.23.002

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2024.05.23.002>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于少测点数据驱动的大规模锂电池模组温度实时预测

韩佳洁¹⁾, 苑清扬¹⁾, 李郁¹⁾, 张博^{1,2)✉}, 薛珂¹⁾, 兰天³⁾

1) 大连理工大学能源与动力工程学院, 大连 116081 2) 大连理工大学宁波研究院, 宁波 315000 3) 浙江一舟储能集团, 宁波 315191

✉通信作者, E-mail: zhangbo@dlut.edu.cn

摘要 电化学储能系统中准确的温度实时预测是提高电池性能、防止热失控的核心问题。受温度测点成本和储能系统冗余程度的制约, 无法全面获取电池的实时温度数据从而及时反馈电池状态。本文尝试通过基于数据驱动的反问题方法, 利用少量测点的温度数据反映大规模电池模组的实时温度情况。将基于降阶模型的多模态处理方法——Gappy POD 算法引入到大规模储能电池系统的实时温度监测中, 通过大容量方形电池模组的实验数据和数值模拟相结合构建储能电池数字孪生; 随后基于拉丁超立方实验抽样方法设计构建电池模组小样本温度数据库。利用基于降阶模型的 Gappy POD 算法结合少量测点的实时温度信息实时重构复杂工况下大规模储能电池模组各电池单体实时温度。利用电池表面 8 个测点温度数据重构了 48 组电池共 240 个内外测点温度的目标, 结果显示重构温度随时间的变化曲线与电池的实际温度具有较强的相关关系, 在接近液冷板处的温度非线性程度较强, Gappy POD 算法重构绝对误差波动有所增强, 其最大误差不超过 0.3 K, 表明 Gappy POD 算法在仅利用少量温度数据的条件下依然可以实现较高精度的电池模组单体级实时重构。

关键词 储能电池模组; Gappy POD 方法; 降阶模型; 小样本数据库; 数字孪生

分类号 TK311

Real-time temperature prediction of large-scale lithium battery module driven by data based on few measurement points

HAN Jiajie¹⁾, YUAN Qingyang¹⁾, LI Yu¹⁾, ZHANG Bo^{1,2)✉}, XUE Ke¹⁾, LAN Tian³⁾

1) School of Energy and Power Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116081, China

2) Ningbo Research Institute of Dalian University of Technology, Ningbo 315000, China

3) Ningbo Ship Group Co., Ltd., Ningbo 315191, China

✉Corresponding author, E-mail: zhangbo@dlut.edu.cn

ABSTRACT Accurate real-time temperature prediction in electrochemical energy storage systems plays a critical role in enhancing battery performance, extending lifespan, and preventing thermal runaway, a major safety concern. Proper thermal management ensures uniform heat distribution, which is essential for optimizing efficiency, safety, and reliability. However, obtaining comprehensive real-time temperature data for large-scale battery systems is challenging due to the high costs, complexity, and impracticality of deploying extensive sensor networks. This challenge highlights the need for data-driven methods to infer complete temperature fields from sparse measurements, addressing the inverse problem of temperature reconstruction. This study presents a data-driven approach using the gappy proper orthogonal decomposition (Gappy POD) algorithm, a reduced-order modeling technique, for real-time temperature monitoring of large-scale battery modules. Gappy POD is particularly well-suited for scenarios with limited sensor data, as it leverages spatial correlations to reconstruct the full temperature field. The proposed methodology is validated through experimental data collection and numerical simulations of large-format prismatic battery modules, which capture the thermal behavior of the battery thermal management

收稿日期: 2024-05-23

基金项目: 宁波市重点研发计划资助项目(2023Z150)

system and support the development of a digital twin of the energy storage system. To maximize data efficiency and minimize computational costs, we employ the Latin hypercube sampling (LHS) method to design a small but representative temperature database. This database captures essential thermal characteristics of the battery module, allowing for accurate temperature predictions without exhaustive simulations. The Gappy POD algorithm is further enhanced by incorporating a correlation coefficient filtering technique, which identifies a minimal set of optimal measurement points to ensure high accuracy in the reconstructed temperature field while reducing sensor requirements. In our experiments, we used temperature data from only eight surface measurement points to reconstruct the temperature distribution across 48 battery cells, covering 240 internal and external temperature points. The results show that the reconstructed temperature profiles closely matched actual data, demonstrating the effectiveness of the Gappy POD algorithm. The reconstructed temperature curves showed a strong temporal correlation with the measured data, even under varying conditions. However, near the liquid cooling plate, where temperature gradients are more nonlinear, reconstruction error increased slightly. Despite this, the maximum absolute error remains within 0.3 K, highlighting the robustness of the method. This slight error increase is attributed to the complex heat transfer dynamics near cooling interfaces, which pose challenges for most data-driven models. This study highlights the effectiveness of the Gappy POD algorithm in managing the thermal dynamics of large-scale energy storage systems in real time. By minimizing the need for extensive sensor networks and reducing computational costs, it provides a resource-efficient solution for accurate temperature monitoring and control. The integration with a small-sample database further enhances its applicability to large-scale systems. These insights pave the way for developing digital twins, which facilitate predictive maintenance, fault detection, and optimized operational strategies. Accurate temperature reconstruction is crucial for building these digital twins, providing a solid foundation for their future deployment. Integrating Gappy POD with other models can improve the overall efficiency, safety, and reliability of energy storage systems, driving advancements in smart and sustainable energy management solutions.

KEY WORDS energy storage battery module; Gappy POD method; reduced order model; small sample database; digital twin

随着新能源技术的不断发展, 电池储能技术日益兴起. 锂离子电池中动力电池由于比能量密度高、比功率大、循环寿命长、自放电率低等优点被广泛应用于电动汽车^[1]. 同时以锂电池为基础的大型储能电池系统^[2]在缓解风电和光伏发电系统的大规模并网所带来的新能源电能质量和不稳定性问题上发挥了主导作用. 因此促使动力电池系统和储能锂电池系统均朝着高能量密度和功率密度的大规模化^[3]的方向发展.

然而, 具有更高能量密度和功率密度的锂离子电池 (LIB) 的热安全性^[4-5]是锂离子电池和储能领域发展所面临的主要问题. 锂电池在工作过程中会产生更多的热量, 从而导致 LIB 内部温度的剧烈变化, 而 LIB 的最佳工作温度范围为 15 °C 至 40 °C, 一旦电池材料处于异常温度范围, 锂离子电池的性能 (包括充放电容量、循环寿命等) 和稳定性就会迅速下降. 因此, 为了防止电池过热、避免热失控、保证电池组安全可靠, 合适有效的电池热管理系统 (BTMS) 至关重要. 在 BTMS 的设计和评价中, 准确的温度是能较为直接反映储能电池是否安全的物理参数^[6], 可以及时监测热失控问题.

目前, 工业中电池热管理系统利用电子传感器 (热敏电阻、热电偶等) 和电池管理系统实时监控大规模电池模组温度, 通常采用电池的平均表

面温度和温差^[7]. 新型的测温技术如光纤光栅^[8]、红外热成像技术^[9]也相继被提出. 然而, 大规模电池系统中电池数量较为庞大, 受成本及系统内部空间限制, 实际的温度测点呈稀疏布置, 无法全面、快速、准确地反映电池温度变化. 同时, 大规模锂电池模组发热工况是十分复杂多变的, 实际电池多工况的电池温度预测具有十分重要的研究意义. 基于数据驱动的神经网络^[10-11]方法利用其自身的结构和学习能力来发现数据中的隐含规律和非线性关系, 逐渐被应用到电池温度预测^[12-15]上, BP 神经网络^[16]、新型的非线性自动回归神经网络^[17]、结合遗传算法和双向长短期记忆网络 (LSTM)^[18]等方法提供精确的电池温度预测. 但其过程通常被视为一个“黑盒子”, 其内部的决策过程难以被解释和理解, 并且需要大量的训练数据和计算资源、高昂的时间成本. 相比之下, 降维模型通常更加容易理解和解释, 且其计算和训练成本较低.

本征正交分解法 (Proper orthogonal decomposition, POD) 是一种经典的数据降维方法, 用于从高维数据中提取主要成分, 从而实现多模态降维和特征提取的目的. Everson 和 Sirovich^[19]在 POD 方法的基础上结合最小二乘估计首次提出了缺失 POD (Gappy POD) 方法, 该方法是利用 POD 方法得到

的正交基底结合少量测量数据对模态系数进行重构,进而重构完整场(流场、温度场等).李天一等^[20]以旋转湍流数据为例,解释了构成 Gappy POD 重构误差的两个部分,即来自数据 POD 展开的截断误差和 POD 正交基底组成矩阵的非列满秩性.苑清扬等^[21]应用 Gappy POD 算法重构储能电池组中小型简化电池模型核心温度.

本文尝试将 Gappy POD 算法引入到大规模储能电池系统的实时温度监测和反馈中,基于少测点信息对电池模组中各电池表面及核心温度进行高效、准确地重构,这一思路是构建大规模储能电池系统数字孪生体的重要环节.本文首先通过实验和数值仿真模拟大容量电池的发热情况,获得实际电池表面温度,构建电池模组数字孪生体的物理模型;随后提出了一种基于拉丁超立方抽样的小样本数据库构建方法在保证尽可能获取多工况电池温度数据的条件下减少数据库构建成本.然后,采用相关系数过滤法筛选出少量最优测点,并利用 Gappy POD 算法重构复杂工况下大规模储能电池热管理系统的实时温度,以实现基于少量测点高效准确地重构储能电池系统中各个电池单体的核心及表面温度的目标.

1 大规模储能电池模组数字仿真模型

1.1 数值模型

根据研究表明,电池在不同的荷电状态、环境温度、放电倍率及冷却方式下,温度变化也有差异.本文研究 YPH3L7 型号 302.0AH 的大容量磷酸铁锂方形电池构建的储能模组温度随时间的变化关系.计算流体力学 (CFD) 是研究分析复杂系统流体流动和温度场分布的有效而有力的工具,很多研究证明,数值模型具有较高的准确性,采用合适的电池热模型可以快速有效的获得电池的内部核心及表面温度.由于该型号电池内部结构的复杂性,本文将单体电池作为统一的等效发热模型,利用 CFD 数值模拟获得重构算法训练数据,侧重于通过表面少量温度测点估计整场温度算法的适用性.

由此建立基于液冷的电池系统三维模型,如图 1 所示.整个系统由 48 个电池芯、液冷板以及两者间的导热硅胶所组成,布置方式为 4 并联 12 串联 (4P12S).电池采用 YPH3L7 型号的方形锂电池,液冷板内部蛇形并行流道,将电池模组放置在模拟自然情况下对流.

本文利用 Ansys-Fluent 2022 计算了电池系统

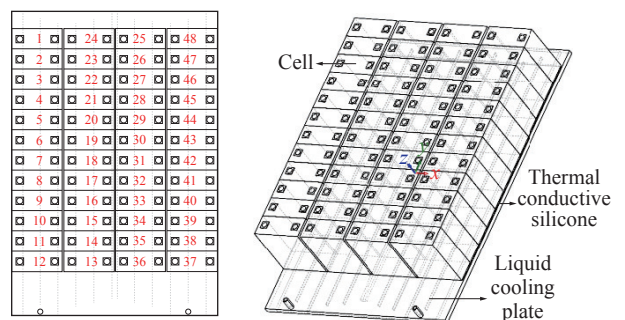


图 1 基于液冷系统的锂电池模组三维模型

Fig.1 Three-dimensional model of a lithium battery module using the liquid cooling system

工作过程中的热量传递和流体流动换热行为.主要包括电池导热、导热硅胶导热、铝制液冷板导热、水冷的对流传热,以及外界环境的对流散热.锂离子电池电芯产热率受放电率、电池荷电状态 (SOC)、内部温度、标称容量等因素的影响难以直接准确测量,一般采用理论方法估算,本文将电池整体视为均匀的恒定发热源.本文研究的电池的能量守恒方程如下:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho_b C_b T_b) = \nabla \cdot (\lambda_b \nabla T_b) + q \quad (1)$$

式中, ρ_b 、 C_b 、 T_b 、 λ_b 分别为电池的密度、热容、温度、导热系数, q 为体积发热率,表示电池内部产生的热量.

同理,铝制液冷板散热器和导热硅胶的能量守恒方程为:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho_{al} C_{al} T_{al}) = \nabla \cdot (\lambda_{al} \nabla T_{al}) \quad (2)$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho_d C_d T_d) = \nabla \cdot (\lambda_d \nabla T_d) \quad (3)$$

式中, ρ_{al} 、 C_{al} 、 T_{al} 、 λ_{al} 分别为铝制液冷板的密度、热容、温度、导热系数, ρ_d 、 C_d 、 T_d 、 λ_d 分别为导热硅胶的密度、热容、温度、导热系数.

假设冷却空气以匀速流过该区域.液冷板中流体流动的雷诺数均大于 2300,因此选择采用剪切应力运输 (SST) $k-\omega$ 湍流模型,并结合低雷诺数壁面处理方法,以准确预测壁面附近的流动行为.不考虑重力和黏性耗散,整个流体区域的基本控制方程由质量守恒、能量守恒和动量守恒方程组成:

连续性方程:

$$\frac{\partial \rho_l}{\partial t} + \frac{\partial(\rho u_x)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho u_y)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho u_z)}{\partial z} = 0 \quad (4)$$

能量方程:

$$\rho_l C_l \left(\frac{\partial T}{\partial t} + u_x \frac{\partial T}{\partial x} + u_y \frac{\partial T}{\partial y} + u_z \frac{\partial T}{\partial z} \right) = \lambda_l \nabla^2 T + \Phi \quad (5)$$

动量方程:

$$\begin{cases} \rho_l \left(\frac{\partial u_x}{\partial t} + u_x \frac{\partial u_x}{\partial x} + u_y \frac{\partial u_x}{\partial y} + u_z \frac{\partial u_x}{\partial z} \right) = -\frac{\partial p}{\partial x} + \mu \nabla^2 u_x \\ \rho_l \left(\frac{\partial u_y}{\partial t} + u_x \frac{\partial u_y}{\partial x} + u_y \frac{\partial u_y}{\partial y} + u_z \frac{\partial u_y}{\partial z} \right) = -\frac{\partial p}{\partial y} + \mu \nabla^2 u_y \\ \rho_l \left(\frac{\partial u_z}{\partial t} + u_x \frac{\partial u_z}{\partial x} + u_y \frac{\partial u_z}{\partial y} + u_z \frac{\partial u_z}{\partial z} \right) = -\frac{\partial p}{\partial z} + \mu \nabla^2 u_z \end{cases} \quad (6)$$

式中: u_x 、 u_y 、 u_z 分别表示 x 、 y 、 z 方向的速度; ρ_l 为流体的密度; μ 为流体的动力黏度; p 为流体压力; C_l 为流体的比热容; T 为温度; λ_l 为流体的导热系数; t 为时间; ϕ 为热源项。

SST k - ω 湍流模型包含两个重要的方程, 分别是湍流动能 k 和湍流耗散率 ω 方程。

湍流动能 k 方程:

$$\begin{aligned} & \left(\frac{\partial \rho_l k}{\partial t} + u_x \frac{\partial \rho_l k}{\partial x} + u_y \frac{\partial \rho_l k}{\partial y} + u_z \frac{\partial \rho_l k}{\partial z} \right) = \\ & \nabla \cdot \left(\frac{\mu_t}{\sigma_k} \nabla k \right) + P_k - \beta^* \rho_l k \omega \end{aligned} \quad (7)$$

湍流耗散率 ω 方程:

$$\begin{aligned} & \left(\frac{\partial \rho_l \omega}{\partial t} + u_x \frac{\partial \rho_l \omega}{\partial x} + u_y \frac{\partial \rho_l \omega}{\partial y} + u_z \frac{\partial \rho_l \omega}{\partial z} \right) = \\ & \nabla \cdot \left(\frac{\mu_t}{\sigma_\omega} \nabla \omega \right) + \alpha_\omega \omega (P_k - \beta \rho_l \omega^2) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: μ_t 是湍流的动黏度; σ_k 、 σ_ω 分别是湍流动能和湍流耗散率的方程常数; P_k 是湍流动能生成项; α_ω 、 β^* 、 β 分别是湍流模型中的常数。

数值仿真的大规模储能电池热管理系统模型如表 1 设置, 其中磷酸铁锂电池的导热系数遵循各向异性, 比热容为 $1000 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$, 电池的标称电压为 3.2 V , 额定容量为 $302.0 \text{ A} \cdot \text{h}$. 铝制液冷板进出口直径 11.5 mm , 壁厚 2.5 mm , 流道宽 61.24 mm , 高 11 mm , 肋厚 2.2 mm , 采用二-三对称并联蛇形流道, 中间肋厚 20 mm , 液冷介质采用水, 测试环境温度为 300 K , 自然冷却空气流速为 $0.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. 液冷流体进口体积流量设为 $5 \text{ L} \cdot \text{min}^{-1}$, 通过进口截面积确定流速, 进口温度为 300 K , 出口给定压力出口边界条件. 基于实际工况中接触面采用导热硅脂优化处理, 因此电芯、导热硅脂以及冷板之间

假设界面热流连续, 接触热阻可忽略不计。

首先进行了网格无关性检验, 以找到最合适的模拟网格数, 减少计算时间和误差. 测试了 4 种不同网格数的网格模型, 设定网格尺寸分别为 7.0 、 5.5 、 4.5 、 4.1 mm , 生成的网格数分别为 1195085 、 2197957 、 3315161 、 4276927 , 分别设定相同的初始和边界条件以及求解设置, 总模拟时长为 36000 s . 如图 2 所示, 网格 1 的温度降低, 而其他三种网格的温度基本稳定并趋于一致, 因此证明模拟结果具有网格无关性, 并采用 2197957 的网格数量. 随着网格数的增加模拟时长增加, 发现温度曲线在 20000 s 后趋于平衡, 因此取 20000 s 时刻的温度为电池发热稳定的温度值进行对比。

参考电芯标准参数, 单体电池进行 0.5C 放电时以 12.48 W 恒定发热功率生热. 图 3 所示实验装置, 采用在 pack 的电池表面上布置 380 个测温点, 其中单体电池正负极耳各放置 1 个测温点, 将电池宽面以上中下均匀划分, 布置 3 个测温点, 两电池间接触布置一组即可, 电池窄面中心位置布置 1 个测点, 电池与液冷板之间接触表面沿流道均匀放置 32 个温度测点, 统计 48 个单体电池的平均温度作为真实温度值. 同时利用数值实验获取稳态时的温度数据, 将模拟结果与实验结果进行对比, 验证该电池热管理模型数值模拟分析方法的有效性和可靠性. 图 4 结果表明, 数值仿真出的平均温度与实验结果吻合较好, 所有电池的最大误差仅为 3.35% , 表明数值模型的可靠性。

1.2 拉丁超立方实验设计

为给 Gappy POD 算法提供足够的样本数据, 需要进行大量的仿真分析. 大规模储能电池系统作为复杂工程问题, 工况多样, 传统的实验设计方法样本次数以及计算资源占用和时间成本之高难以预测, 因此对于模型仿真高耗时和高精度样本需求, 实验设计方法需进一步优化。

拉丁超立方实验设计^[22]则是采取小样本实验来代替全面实验的方法, 适用于变量耦合效应和模型非线性程度急剧增加下实现复杂模型特征的高效提取, 能对任意因子和任意水平生成高维空

表 1 数值模型材料参数表

Table 1 Material parameters for numerical modeling

Material	Density/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	Heat conductivity coefficient/($\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	Geometric dimension/mm
Lithium iron phosphate battery	2094.54	$10.90(x) \times 1.20(y) \times 13.69(z)$	$174.70 \times 207.00 \times 71.65$
Thermal conductive silicone	2380	2.00	$730 \times 857 \times 2.6$
Aluminum liquid cooling plate	2719	202.40	$730 \times 1079.3 \times 16$

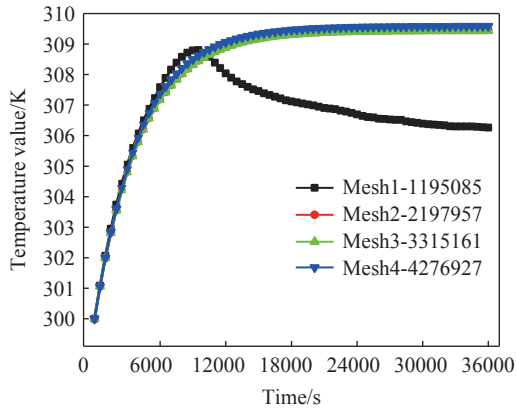


图2 网格无关性检验

Fig.2 Grid independency study

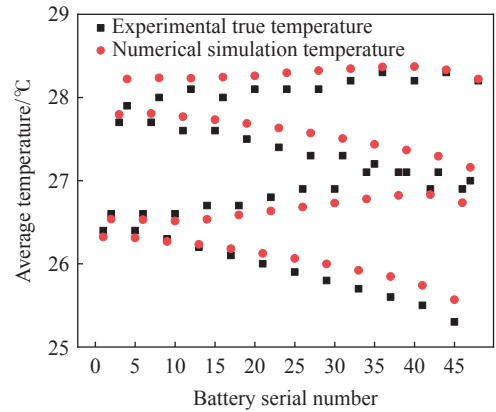


图4 温度模拟结果比较

Fig.4 Comparison of temperature simulation results

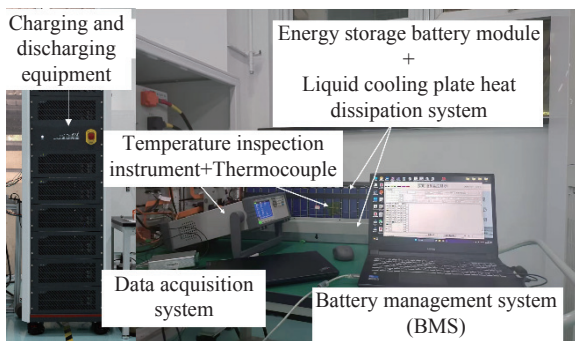


图3 大规模储能锂电池模组放电温度测量实验平台

Fig.3 Experimental platform for measuring discharge temperature in large-scale energy storage lithium battery module

间均匀分布的样本点, 实现大规模问题的高效求解.

在本文采用大规模储能电池系统中, 合理选取拉丁超立方实验设计变量组合, 能够以少仿真次数获取模型尽可能多的温度变化规律. 在构建温度随时间变化关系数据库时, 为简化计算过程并覆盖不同工况, 选择采用具有代表性的恒定发热功率 5000 、 10000 、 $20000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-3}$, 分别代表低、

中、高负载工况, 能够有效地反映大多数实际使用场景中的电池温度变化, 而无需依赖复杂的 SOC 及时间变化曲线. 设计变量包含了 48 个电池及发热功率, 采用 48 因子 3 水平的拉丁超立方实验设计方法将实验工况从 3^{48} 组简化为 7 组(实验次数理论上不少于因子数的平方根), 拉丁超立方实验设计工况如表 2 所示. 图 5 为拉丁超立方抽样的样本分布图, 其中 X 代表 48 个电池标号, Y 表示不同的发热功率, 这两个变量的值均已归一化, 图中的样本点分布可以看出设计点的随机性和均匀性. 此外, 为了提高计算效率节省计算时间, 对大规模储能电池模组模型进行多发热功率工况模拟计算, 采用 Workbench 参数化设计实现多工况批量计算的自动化设置.

2 算法介绍

大规模储能系统工况复杂、数据庞大. 本文尝试利用相关系数过滤法筛选最优点缩小样本数

表2 拉丁超立方实验设计工况表

Table 2 Conditions for Latin hypercube experimental design

Battery number	Experimental condition						
	Condition 1	Condition 2	Condition 3	Condition 4	Condition 5	Condition 6	Condition 7
1	1	2	1	2	3	3	1
2	2	1	3	1	1	1	3
3	1	2	2	1	2	1	2
4	2	1	2	3	2	1	1
5	3	3	3	3	3	1	3
6	3	2	2	2	2	2	1
7	2	2	3	2	1	3	2
8	3	1	1	3	3	3	2
9	2	2	2	1	3	3	1

表 2 (续)

Table 2 (Continued)

Battery number	Experimental condition						
	Condition 1	Condition 2	Condition 3	Condition 4	Condition 5	Condition 6	Condition 7
10	1	1	2	2	2	3	3
11	3	1	3	2	2	2	2
12	2	3	2	3	2	1	3
13	1	1	1	2	1	1	1
14	2	2	3	3	2	2	2
15	2	3	3	2	2	3	3
16	2	1	2	3	3	2	2
17	1	1	3	2	1	2	1
18	2	3	1	2	3	3	2
19	2	1	1	1	3	2	3
20	3	1	2	2	1	1	2
21	2	3	3	2	3	2	2
22	2	3	1	1	1	1	2
23	1	2	2	2	1	3	3
24	3	2	2	3	3	3	3
25	1	2	1	1	1	2	2
26	3	1	3	3	1	3	1
27	3	3	2	3	1	2	1
28	1	3	1	2	2	1	3
29	1	2	1	1	3	2	2
30	1	1	2	3	1	3	2
31	1	2	1	2	1	3	3
32	3	1	2	2	3	1	1
33	3	2	3	1	2	1	1
34	2	1	3	1	2	2	2
35	1	3	2	3	1	3	3
36	3	3	3	1	3	2	3
37	3	3	1	2	2	1	1
38	3	3	1	1	2	2	3
39	3	3	3	1	2	1	3
40	3	3	1	1	3	2	2
41	2	3	2	1	3	1	2
42	1	2	3	2	1	3	1
43	2	2	3	3	2	2	1
44	3	2	1	3	3	3	1
45	1	1	2	3	2	2	1
46	2	1	1	1	2	3	3
47	1	2	2	3	1	2	1
48	1	3	3	1	3	1	3

Note: 1—5000 $W \cdot m^{-3}$; 2—10000 $W \cdot m^{-3}$; 3—20000 $W \cdot m^{-3}$.

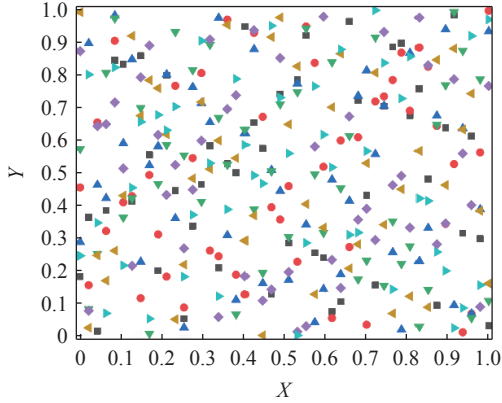


图5 采用拉丁超立方实验抽样的小样本点集

Fig.5 Small sample point set using Latin hypercube experiment sampling

数据库, 并采用 POD 方法对电池模组多模态温度数据库降维, 以实现少量表面测点来预测电池核心温度。

2.1 POD 算法与降阶模型

POD 方法通过高维问题分解出含系统主特征的多模态基底^[23-24], 构成近似系统的低维问题, 实现对数据库进行降维处理。通常采用的“快照”POD 方法 (Snapshot POD method), 具体流程如下:

(1) 构建由 M 个系统、 P 个测点数、 N 个时刻温度场数据构成的快照矩阵合集 \mathbf{T} 。系统工况集用 \mathbf{m} 表示, 测点集用 \mathbf{f} 表示, $\mathbf{m} = (m_1, m_2, \dots, m_M)$, $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_P)$, $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_N)$, 其中第 i 时刻, 第 j 种系统, 第 n 测点参数组合方式的所有测点的快照数据列表示为 $T(t_i, m_j(f_n))$ ($1 < i, j < M, n < P$), 集合了所有测点位置在多种工况系统下的温度样本的矩阵形式, 如式(9)所示:

$$\mathbf{T} = [\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2, \dots, \mathbf{T}_M] \quad (9)$$

上式中 \mathbf{T}_M 表示第 M 个系统工况下的温度数据矩阵。

(2) 对样本矩阵形式的各行进行归一化处理, 样本矩阵 \mathbf{T} 归一化后形式为 $\tilde{\mathbf{T}}$ 。

(3) 计算归一化样本矩阵的相关矩阵 \mathbf{R} , 并求其特征值和特征向量如式(10)和式(11)所示:

$$\mathbf{R} = \frac{1}{N} \tilde{\mathbf{T}}^T \tilde{\mathbf{T}} \quad (10)$$

$$\mathbf{R}\mathbf{A} = \lambda\mathbf{A} \quad (11)$$

式中, λ 为特征值矩阵, $\lambda_{j \times n}$ 为特征值矩阵中对角线上第 $j \times n$ 个特征值, \mathbf{A} 为特征向量矩阵, $\mathbf{A}_{j \times n}$ 为特征向量矩阵的第 $j \times n$ 列。通过式(12)和式(13)可计算各阶 POD 正交基底 $\Phi_{j \times n}$ 和其对应的模态系数 $\varphi_{j \times n}(t)$:

$$\Phi_{j \times n} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_{j \times n}}} \tilde{\mathbf{T}} \mathbf{A}_{j \times n} \quad (12)$$

$$\varphi_{j \times n}(t) = \frac{\Phi_{j \times n}^T \cdot \tilde{\mathbf{T}}}{\Phi_{j \times n}^T \cdot \Phi_{j \times n}} \quad (13)$$

前 $j \times n$ 个 POD 模态所捕获的能量占全阶模态能量 E_n 为式(14)所示, 其中 k 为最高阶模态阶数:

$$E_n = \frac{\sum_{j=1, n=1}^{j \times n} \lambda_{j \times n}}{\sum_{j=1, n=1}^k \lambda_{j \times n}} \quad (14)$$

任意时刻场数据可以由场数据的时间平均值和一组模态系数和基底来重构, 即:

$$\tilde{\mathbf{T}}(t_i, m_j(f_n)) = \sum_{j=1, n=1}^{M \times P} \Phi_{j \times n} \cdot \varphi_{j \times n}(t) \quad (15)$$

2.2 Gappy POD 算法

Gappy POD 方法被广泛应用于传热学等反问题^[25]的求解中。已知某个系统的样本矩阵为 \mathbf{T} , 该样本矩阵也即完整目标场。通过正交分解得到正交基底 $\Phi_{j \times n}$ 以及模态系数 $\varphi_{j \times n}(t)$ 。任意时刻, 任意系统参数组合条件下的部分数据缺失场 $\hat{\mathbf{T}}$ 可定义为一个掩码向量 \mathbf{h} 和一个完整场 \mathbf{T} 的点积, 其中 P 为测点个数, f_n 为第 n 个测点:

$$\hat{\mathbf{T}} = \mathbf{h} \cdot \mathbf{T} = \sum_{n=1}^P \mathbf{h}_i \mathbf{T}(f_n) \quad (16)$$

掩码向量 \mathbf{h} 由 0 和 1 构成:

$$\mathbf{h}_i = \begin{cases} 0, & \text{if } \hat{\mathbf{T}}(f_n) \text{ lost} \\ 1, & \text{if } \hat{\mathbf{T}}(f_n) \text{ not lost} \end{cases} \quad (17)$$

为一组待求模态系数:

$$\hat{\mathbf{T}} = \sum_{j=1, n=1}^{M \times P} \mathbf{h} \cdot \Phi_{j \times n} \cdot \beta_{j \times n}(t) \quad (18)$$

重构误差可以表示为 e :

$$e = \left\| \hat{\mathbf{T}} - \sum_{j=1, n=1}^{M \times P} \mathbf{h} \cdot \Phi_{j \times n} \cdot \beta_{j \times n}(t) \right\|_2 \quad (19)$$

利用最小二乘法最小化重构误差 e 可以得到一组最优的模态系数 $\beta_{j \times n}(t)$, 利用该组模态系数和正交基底可以重构出完整的目标场。重构后的完整目标场可以表示为 $\tilde{\mathbf{T}}$, 则 $\tilde{\mathbf{T}}$ 可由式(20)计算得:

$$\tilde{\mathbf{T}} = \sum_{j=1, n=1}^{M \times P} \Phi_{j \times n} \cdot \beta_{j \times n}(t) \quad (20)$$

为了验证本文 Gappy pod 算法优化的可行性, 选取最大误差 MAE(Maximum error) 以及相关系数 CCOE(Correlation coefficient) 参数来综合衡量重构精度.

MAE 定义为解析解值与重构值之间的最大差异, 其表达式如下所示:

$$\text{MAE} = \max |q - \tilde{q}| \quad (21)$$

式中, q 为真实值, \tilde{q} 为预测值.

AVE 表示解析解值与重构值之间的绝对差值的平均值, 其表达式如下所示:

$$\text{AVE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |q - \tilde{q}| \quad (22)$$

CCOE 反映解析解与重构值之间的相关程度, 及曲线拟合的相关程度, 其表达式如下所示:

$$\text{CCOE} = \frac{\text{Cov}(q, \tilde{q})}{\sqrt{\text{Var}[q] \cdot \text{Var}[\tilde{q}]}} \quad (23)$$

式中, $\text{Cov}(q, \tilde{q})$ 表示协方差, $\text{Var}[\cdot]$ 表示方差.

2.3 全局相关性最大化假设与相关系数过滤法

Gappy POD 算法选取的最优测点应当具有全面的样本代表性, 本文采用一个指导最优选点的假设——全局相关性最大化假设^[26]: 相关关系约束越强, Gappy POD 算法的重构能力越强, 选点数量增加; 反之, Gappy POD 算法的重构能力越弱, 但可以减少选点的数量.

本文利用皮尔逊(Pearson)相关系数衡量多个测点间的相关关系, 其定义如 (24) 所示.

$$\text{Pearson}(U, V) = \frac{1}{N_1 - 1} \sum_{i=1}^{N_1} \left(\frac{\overline{U_i - \mu_A}}{\sigma_A} \right) \left(\frac{V_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (24)$$

假设 U 和 V 是两个测点在不同的工况下的观测值向量, 其中 U_i 、 V_i 分别表示两个测点在第 i 个工况下的观测向量, 共有具有 N_1 组标量观测值, 其中 μ 和 σ 分别为均值和标准差. R_E 表示相关系数矩阵可用于衡量向量间的相关性强弱程度.

$$R_E = \begin{pmatrix} \text{Pearson}(U, V) & \text{Pearson}(U, V) \\ \text{Pearson}(V, U) & \text{Pearson}(V, V) \end{pmatrix} \quad (25)$$

本文在全球相关性最大化假设的基础上结合相关系数过滤法, 该方法旨在利用 Gappy POD 算法的初始数据库构建相关系数矩阵, 利用各测点间的相关关系找到可在最大程度上代表矩阵相关关系的合适的测点数量和位置从而反映完整矩阵的信息. 相关系数过滤法流程如图 6 所示:

(1) 在使用 Gappy POD 算法之前需要构建样本矩阵 E , E 的行向量表示完整测点的位置信息编

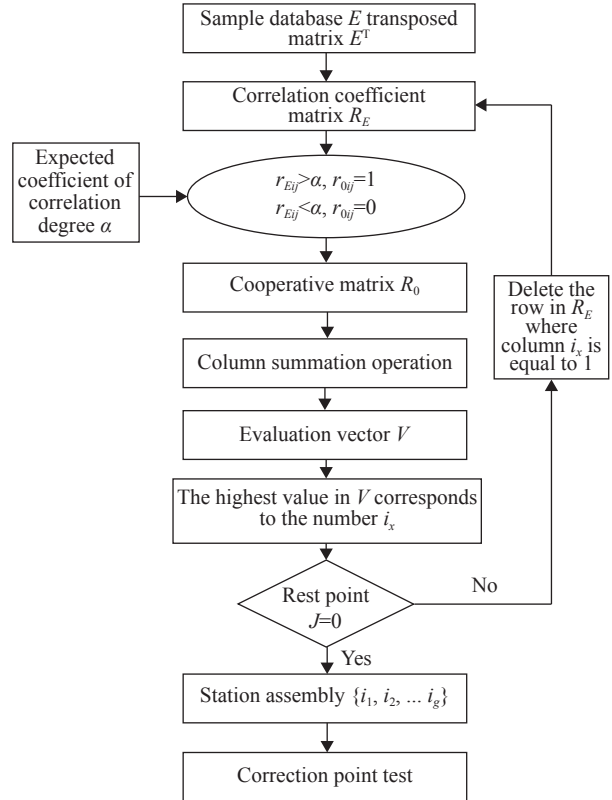


图 6 基于全局相关性最大化假设的相关系数过滤法流程图

Fig.6 Flow chart of the correlation coefficient filtering method based on the global correlation maximization hypothesis

号、列向量表示多个工况组合, E_{ik} 表示第 i 号测点在第 k 种工况下的温度向量. 同时将 E 进行转置为 E^T .

(2) 利用式 (22) 求出 E^T 的相关系数矩阵 R_{Eij} , R_{Eij} 是一个关于主对角线对称的矩阵, 其中对角线值均为 1. r_{Eij} 表示第 i 个编号测点和第 j 个编号测点的相关系数值.

(3) 通过设定相关程度期望系数 α 约束, 筛选测点. 其中 $\alpha \in [0, 1]$, α 值越大表示与未选中测点相关性程度越强, 一般初始取 $\alpha = 0.99$; 定义一个协同矩阵 R_0 , 当 $r_{Eij} > \alpha$ 时, $r_{0ij} = 1$; $r_{Eij} \leq \alpha$ 时, $r_{0ij} = 0$, 即矩阵的每个元素 r_{0ij} 表示第 i 个测点和第 j 个测点之间是否存在显著的协同关系, $r_{0ij} = 1$ 时, 表示二者有较强的协同关系, 反之则没有, 由 r_{0ij} 的值组合成 R_0 .

(4) 定义评价向量 V 对矩阵 R_0 列求和, 表示测点影响大小, 选取 V 中最高值对应的测点编号 i_1 , 即为筛选出的第一个测点位置.

(5) 删除 i_1 及与 i_1 相关 1 的测点, 这些测点与测点 i_1 已有较强相关关系, 本文将删除后剩余的行数命名为“静点数”, 用 J 表示, 代表在数据库矩阵中尚未与已选测点建立相关关系的测点数.

(6) 逐步减小 α 或保持该值不变, 重复上述步

骤(3)~(5)直至 $J=0$,可以得到一组测点序号 $[i_1, i_2, \dots, i_g]$,此处 g 表示筛选出测点的个数($g < P$),该组测点对数据库中的全部剩余测点均存在较强的相关性,具有较强的样本代表性,因此可以作为 Gappy POD 算法最优布点位置.

2.4 Gappy POD 算法小样本数据库构建与最优测点的选取

Gappy POD 算法能够在 POD 算法的基础上,重构出缺失位置的数值,使用算法之前需要构造大规模锂电池系统温度随时间的变化的数据库,数值仿真如第 2 节提出.由于储能电池模型规模大、电池数量多,电池温度测点数量庞大,因此本文从电池模型上采集能够反映电池核心温度特性的测温点,如图 7 所示,48 块单体电池各取相同特性的五个测点,共计 $48 \times 5 = 240$ 个温度点,其中④号测点表示电池内部核心温度点,其余①,②,③和⑤为电池外部表面测点.另外按照 7 组拉丁超立方实验工况进行模拟实验,500 s 为时间步长收集 0~20000 s,共 41 个时间节点的实验结果,由此得到 $41 \times (240 \times 7)$ 组温度随时间变化数据,以此构建小样本数据库.图 8 是选取编号 19 单体电池的内部核心测点在所有实验工况下温度随时间的变化.

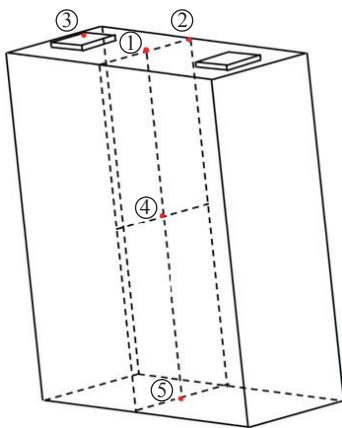


图 7 电池模型温度测点示意图

Fig.7 Diagram of battery model temperature measurement points

选取单体电池编号 2、18、36、45,各电池上五个测点位置在工况-1 下的温度分布情况如图 9 所示,他们的各自发热功率分别是 5000、5000、10000、20000 $\text{W} \cdot \text{m}^{-3}$.

在小样本数据库的构建时,240 个测点中存在 48 个电池内部核心测点,另外 192 个测点在电池外部分布.根据 3.3 节中提出的基于全局相关性最大化的相关系数过滤法选取测点,从 192 个电池

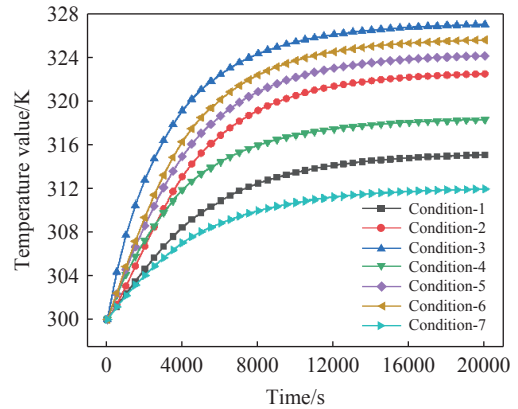


图 8 19 号电池④测点在 7 组实验工况下温度随时间变化情况

Fig.8 Temperature changes with time at the measurement point of No. 19 battery ④ under 7 experimental conditions

外表面测点选出少量测点,目标根据少量测点信息重构出电池内部及表面核心采温点温度,因此建立外部测点间、内部采温点与外部测点间的相关系数,选出全局相关性最大的最优选点集.

设置初始 $\alpha = 0.99$, $J=192$,以定相关系数循环直至静点数 $J=0$,通过建立电池表面外部采温点之间的相关关系,筛选外部最优测点过程及选点序号与 J 的关系如表 3 所示.

经过相关系数过滤法将 7 组拉丁超立方实验设计工况实验工况下的 192 个测点,筛选出了 7 个测点(测点编号分别为 46, 173, 10, 155, 1, 2, 174), Gappy POD 算法依据筛选测点的重构值与真实值间的最大误差、平均误差以及相关系数随外表面采温点选点个数关系如图 10 所示.当选点个数逐步增加, Gappy POD 算法重构值与真实温度值间的相关系数逐步上升,当个数为 3 时,相关系数达到 1,表明重构曲线和真实温度值具有较强的相关性,最大误差和平均误差均随着选点个数的增加明显减小,表明随选点增加重构精度提高,最小的最大误差近似为 0.0265.

同理建立内部采温点与外部测温点的相关关系,初始 $J=48$,选点结果如下表 4 所示.

由此得到重构大规模储能模组内外测点的核心温度随时间的变化的最优选点集,测点序号为 {46, 173, 10, 155, 1, 2, 174, 45},共 8 个最优选点,选取内外测点温度曲线构建初始样本数据库,利用最优选点重构该电池芯的内外核心温度.从图 11 示的重构结果可以看出,所选最优选点集对电池外表面及内部采温点都具有良好的重构能力,能够准确预测电池温度的走势.观察图 12 Gappy POD 算法在相关系数过滤选点法下对内外采温点温度

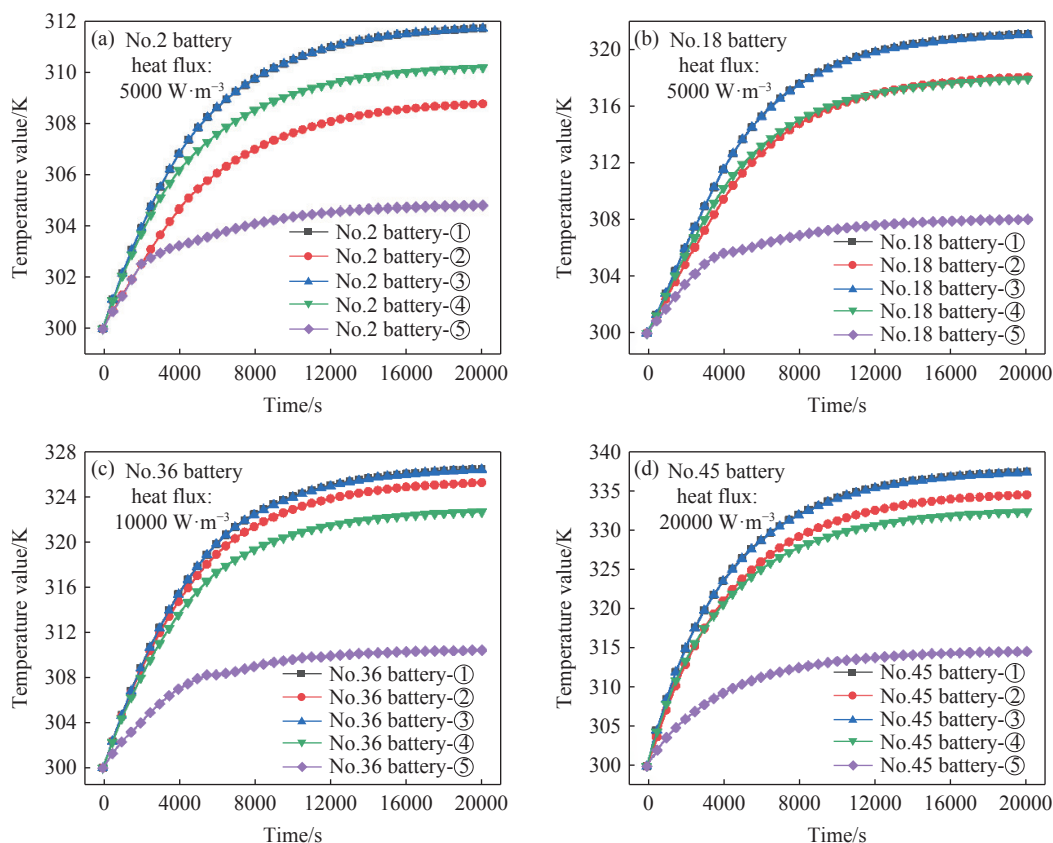


图 9 工况-1 条件下不同单体电池上各测点温度随时间的变化

Fig.9 The temperature change of each measuring point on different cell with time under working condition -1

表 3 外表面采温点选点个数和静点数关系表

Table 3 Relationship between the number of measurement points and static points on the external surface

Number of selected points	Station position serial number	J value
1	46	61
2	46, 173	31
3	46, 173, 10	12
4	46, 173, 10, 155	5
5	46, 173, 10, 155, 1	3
6	46, 173, 10, 155, 1, 2	1
7	46, 173, 10, 155, 1, 2, 174	0

值的重构误差来看, 其对外部采温点的温度重构精度要高于对内部采温点的温度重构, 结合表 5 来看, 最大误差分别不超过 0.050815 和 0.25049, 重构的相关系数近似为 1, 总体来看重构误差是非常小的, 在误差允许的范围, 可以认为 Gappy POD 算法可实现通过少量测点重构出大规模储能电池的温度场随时间的变化曲线, 精度高且效率高。

3 Gappy POD 算法实时重构温度结果

基于第三节构建的小样本数据库, 利用在电

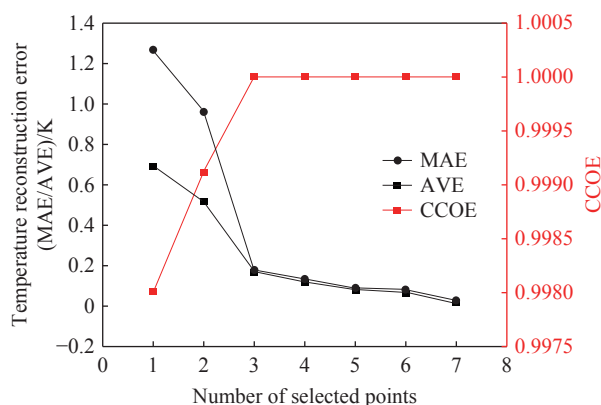


图 10 选点个数与 Gappy POD 算法重构值与真实值间的最大误差、平均误差以及相关系数关系

Fig.10 Relationship between the number of measurement points and the maximum error, average error, and correlation coefficient of the real values versus the reconstructed value using the gappy POD algorithm

表 4 选点个数和外表面静点数关系表

Table 4 Relationship between the number of measurement points and external surface static points

Number of points	Station position serial number	J value
1	45	7
2	45, 10	0

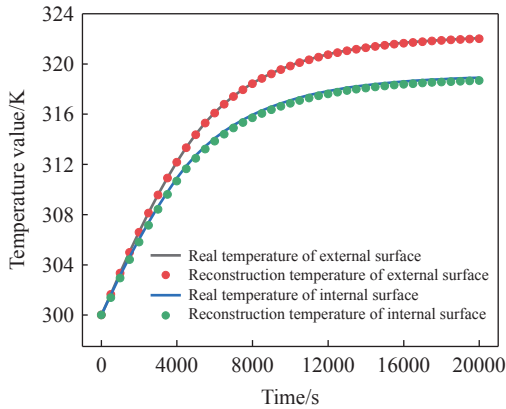


图 11 基于相关系数过滤法改进的 Gappy POD 算法对内外测点温度重构随时间变化曲线

Fig.11 Temperature reconstruction curves over time using the modified Gappy POD algorithm based on the correlation coefficient filtering method

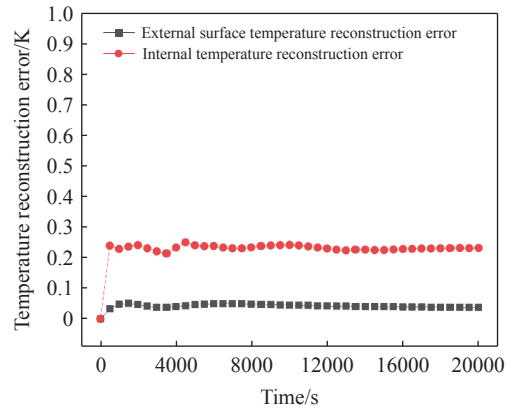


图 12 基于相关系数过滤法改进的 Gappy POD 算法对内外测点温度重构误差随时间变化曲线

Fig.12 Temperature reconstruction error curves over time using the modified Gappy POD algorithm based on the correlation coefficient filtering method

表 5 基于最优选点的 GappyPOD 算法对电池模组内外测点温度实时重构结果

Table 5 Real-time temperature reconstruction results of the battery module using the optimal point-based gappy POD algorithm

Temperature points classification	MAE	AVE	CCOE
External surface temperature points	0.050815	0.042045	1
Internal temperature point	0.25049	0.23008	0.99999

池外表面布置由相关系数过滤法筛选出的 8 个最优测点获取温度的实时数据, 将拉丁超立方实验之外工况为验证工况, 如图 13 所示, 其中电池内部及表面核心温度随时间的变化情况结合构建的降阶模型进行 Gappy POD 算法重构, 将重构值与真实值进行对比, 对比 Gappy POD 算法的重构能力。

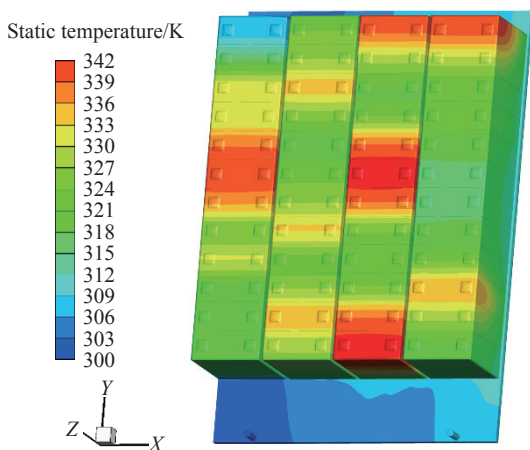


图 13 电池模组在验证工况稳态时的温度分布情况

Fig.13 Temperature distribution of the battery module in steady state under verification conditions

取编号为 1, 22, 29, 42 号电池的①至⑤号测点温度作为电池的真实温度值. 采用 Gappy POD 算法分别对该四块单体电池上的五个测点的实时温

度数据进行重构, 图 14 中, (a)、(c)、(e) 和 (g) 为电池内部及表面核心温度重构值与实际温度值随时间的变化曲线, (b)、(d)、(f) 和 (h) 为各测点温度值的重构绝对误差. 可以看出, 四个编号的电池分别处于不同的温度状态, 说明不同温度条件下 Gappy POD 算法重构温度随时间变化曲线能够很好的贴合实际电池温度随时间的变化曲线, 具有较强的趋势预测能力. 从温度重构绝对误差来看, ①、②、③和④测点距离底部液冷板较远, 重构温度误差随时间的变化波动较小, 而⑤测点为电池底部与液冷板相接触的面, 温度的非线性程度加剧, 重构温度误差随时间的变化波动较大, 其中电池的最大误差为 0.3 K, 不超过电池温度的 0.6%, 具有高精度的重构预测能力。

4 结论

本文将 Gappy POD 算法引入到大规模储能电池系统的实时温度监测, 首先通过实验数据和数值仿真相结合构建储能电池数值仿真模型, 通过构建的模型实时获取电池表面温度; 随后基于拉丁超立方实验设计方法, 设计少量高耗时仿真分析模型. 然后, 结合相关系数过滤法筛选出少量最优测点采用基于降阶模型的 Gappy POD 算法, 重构复杂工况下大规模储能电池热管理系统的实时

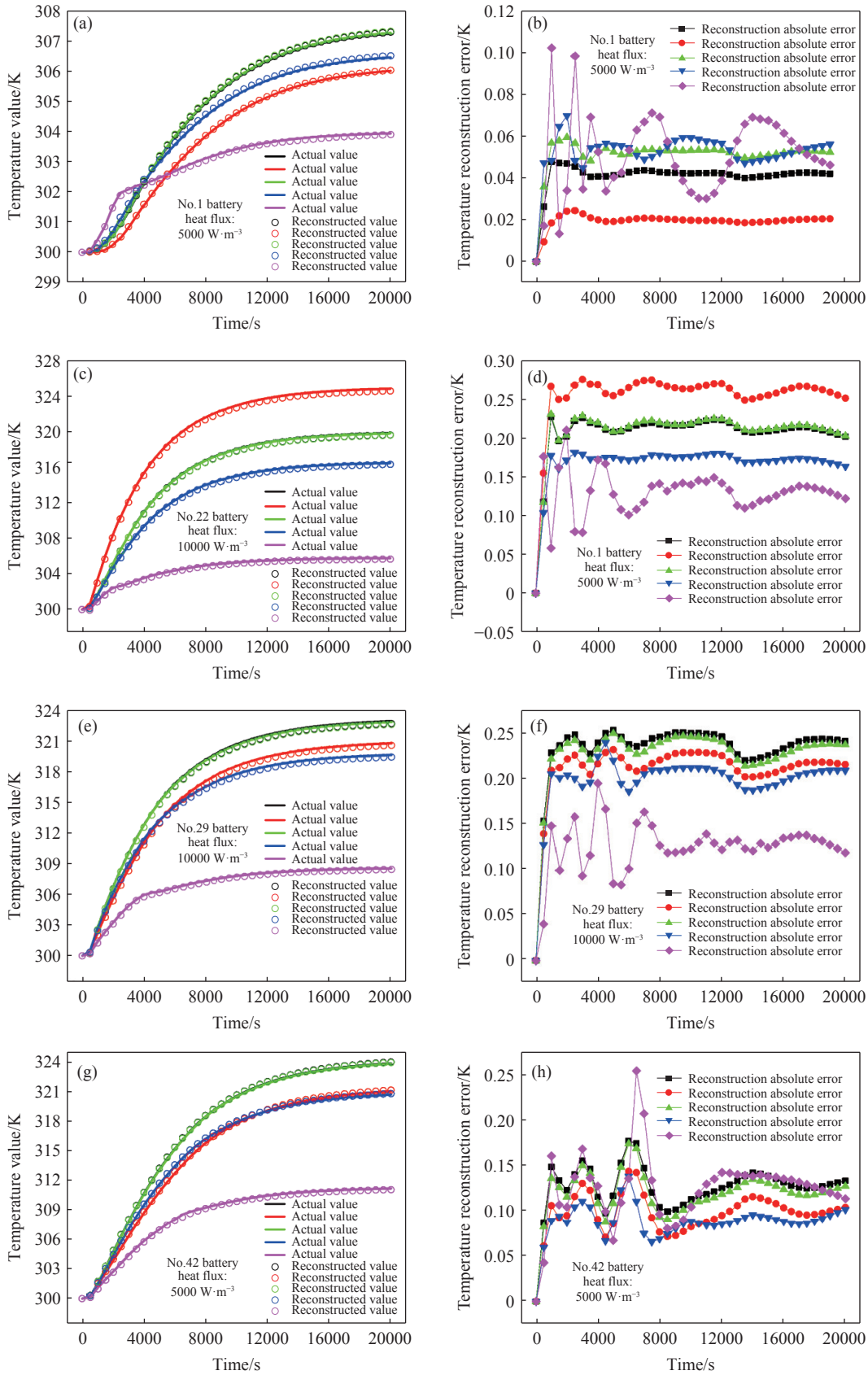


图 14 基于 8 个最优测点的 Gappy POD 算法对验证工况下电池温度实时预测

Fig.14 Real-time prediction of battery temperature under verification conditions using the Gappy POD algorithm with 8 optimal measurement points

温度, 并得到了以下结论:

(1) 拉丁超立方实验设计能够以少量模型实验

获取全面大规模储能电池热行为的信息数据特征, 二者具有高度的一致性, 根据获得少量具有代

表性的多工况电池温度训练数据分析原始高耗时、指数型增长的数据信息, 实现节约计算资源和时间成本, 为大规模储能电池热管理系统的实时温度监测提供了高效丰富的数据库信息。

(2) 结合相关系数过滤法的 Gappy POD 算法可实现以少量电池外表面测点温度重构大规模大容量电池的内部核心及表面多测点温度, 本文实现了以电池表面 8 个测点温度数据重构了 48 组电池共 240 个内外测点温度的目标, 且重构的温度随时间的变化曲线与电池的实际温度具有较强的相关关系, 在接近液冷板处的温度非线性程度较强, 其重构绝对误差波动有所增强, 其最大误差不超过 0.3 K, 说明 Gappy POD 算法对电池温度能够实现较高的重构精度和实时预测能力。

由于条件和实验的复杂程度限制, 本文所使用的算法训练样本数据库主要通过建立 CFD 数值模型获得。尽管这种方法有效提升了仿真效率, 但相比之下, 基于实验数据或建立更为精确的电池热模型的仿真数据更具可靠性。因此, 下一步的研究将重点放在优化电池热模型, 以实现电池表面与内部温度的联合重构, 从而提高温度预测的精度和可靠性。此外, 针对锂电池模组在不同工况下的动态变化, 未来研究将探索引入自适应优化策略, 以适应电池在 SOC、放电倍率及环境温度变化下的实时温度重构需求。通过结合实验数据与数值模型, 进一步验证和提升 Gappy POD 算法的鲁棒性和适应性, 为大规模储能系统热管理提供技术支持。

参 考 文 献

- [1] An F Q, Zhao H L, Cheng Z, et al. Development status and research progress of power battery for pure electric vehicles. *Chin J Eng*, 2019, 41(1): 22
(安富强, 赵洪量, 程志, 等. 纯电动车用锂离子电池发展现状与研究进展. 工程科学学报, 2019, 41(1): 22)
- [2] Kebede A A, Coosemans T, Messagie M, et al. Techno-economic analysis of lithium-ion and lead-acid batteries in stationary energy storage application. *J Energy Storage*, 2021, 40: 102748
- [3] Zhong G B, Wang Y P, Wang C, et al. The review of thermal management technology for large-scale lithium-ion battery energy storage system. *Energy Storage Sci Technol*, 2018, 7(2): 203
(钟国彬, 王羽平, 王超, 等. 大容量锂离子电池储能系统的热管理技术现状分析. 储能科学与技术, 2018, 7(2): 203)
- [4] Wang S, Du Z M, Zhang Z L, et al. Research progress on safety of lithium-ion batteries. *Chin J Eng*, 2018, 40(8): 901
(王爽, 杜志明, 张泽林, 等. 锂离子电池安全性研究进展. 工程科学学报, 2018, 40(8): 901)
- [5] Chen G X, Sun X Z, Zhang X, et al. Progress of high-power lithium-ion batteries. *Chin J Eng*, 2022, 44(4): 612
(陈港欣, 孙现众, 张熊, 等. 高功率锂离子电池研究进展. 工程科学学报, 2022, 44(4): 612)
- [6] Liu H Q, Wei Z B, He W D, et al. Thermal issues about Li-ion batteries and recent progress in battery thermal management systems: A review. *Energy Convers Manag*, 2017, 150: 304
- [7] Patil M S, Seo J H, Panchal S, et al. Investigation on thermal performance of water-cooled Li-ion pouch cell and pack at high discharge rate with U-turn type microchannel cold plate. *Int J Heat Mass Transf*, 2020, 155: 119728
- [8] Yu K M, Chen W, Deng D R, et al. Advancements in battery monitoring: Harnessing fiber grating sensors for enhanced performance and reliability. *Sensors*, 2024, 24(7): 2057
- [9] Kim H J, Lee J H, Baek D H, et al. A study on thermal performance of batteries using thermal imaging and infrared radiation. *J Ind Eng Chem*, 2017, 45: 360
- [10] Zhang S W, Wang H, Chen P, et al. Overview of the application of neural networks in the motion control of unmanned vehicles. *Chin J Eng*, 2022, 44(2): 235
(张守武, 王恒, 陈鹏, 等. 神经网络在无人驾驶车辆运动控制中的应用综述. 工程科学学报, 2022, 44(2): 235)
- [11] Kheirikhah-Rad E, Parvareh A, Moeini-Aghtaie M, et al. A data-driven state-of-health estimation model for lithium-ion batteries using referenced-based charging time. *IEEE Trans Power Deliv*, 2023, 38(5): 3406
- [12] Yang R X, Xiong R, Shen W X, et al. Extreme learning machine-based thermal model for lithium-ion batteries of electric vehicles under external short circuit. *Engineering*, 2021, 7(3): 395
- [13] Wang Y C, Xiong C, Wang Y M, et al. Temperature state prediction for lithium-ion batteries based on improved physics informed neural networks. *J Energy Storage*, 2023, 73: 108863
- [14] Jaliliantabar F, Mamat R, Kumarasamy S. Prediction of lithium-ion battery temperature in different operating conditions equipped with passive battery thermal management system by artificial neural networks. *Mater Today Proc*, 2022, 48: 1796
- [15] Miao L, Li Q, Jiang Y, et al. A survey of power system prediction based on deep learning. *Chin J Eng*, 2023, 45(4): 663
(苗磊, 李擎, 蒋原, 等. 深度学习在电力系统预测中的应用. 工程科学学报, 2023, 45(4): 663)
- [16] Wang Y L, Chen X J, Li C L, et al. Temperature prediction of lithium-ion battery based on artificial neural network model. *Appl Therm Eng*, 2023, 228: 120482
- [17] Kleiner J, Stuckenberger M, Komsysiaka L, et al. Real-time core temperature prediction of prismatic automotive lithium-ion battery cells based on artificial neural networks. *J Energy Storage*, 2021, 39: 102588
- [18] Jiang L, Yan C K, Zhang X S, et al. Temperature prediction of battery energy storage plant based on EGA-BiLSTM. *Energy Rep*, 2022, 8: 1009
- [19] Everson R, Sirovich L. Karhunen-Loève procedure for gappy data.

- J Opt Soc Am A*, 1995, 12(8): 1657
- [20] Li T Y, Buzzicotti M, Biferale L, et al. Reconstruction of turbulent data with gappy pod method. *Chin J Theor Appl Mech*, 2021, 53(10): 2703
(李天一, Buzzicotti M, Biferale L, 等. Gappy POD 方法重构湍流数据的研究. *力学学报*, 2021, 53(10): 2703)
- [21] Yuan Q Y, Xue K, Zhang B, et al. Gappy POD algorithm for reconstructing the core temperature of energy-storage battery packs and its comparison with BP neural network prediction ability. *Chin J Eng*, 2024, 46(1): 166
(苑清扬, 薛珂, 张博, 等. Gappy POD 算法重构储能电池组核心温度及与 BP 神经网络预测能力对比. *工程科学学报*, 2024, 46(1): 166)
- [22] Joseph V R, Gul E, Ba S. Designing computer experiments with multiple types of factors: The MaxPro approach. *J Qual Technol*, 2020, 52(4): 343
- [23] Liu S Z, Chen Z Q, Yuan L H, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on multi-feature extraction and temporal convolutional network. *J Energy Storage*, 2024, 75: 109658
- [24] Zhang S X, Liu Z T, Su H Y. State of health estimation for lithium-ion batteries on few-shot learning. *Energy*, 2023, 268: 126726
- [25] Nekkanti A, Schmidt O T. Gappy spectral proper orthogonal decomposition. *J Comput Phys*, 2023, 478: 111950
- [26] Qin L M, Yang G, Sun Q. Maximum correlation Pearson correlation coefficient deconvolution and its application in fault diagnosis of rolling bearings. *Measurement*, 2022, 205: 112162