XXXX

融合多尺度混合核的锂电池SOE稀疏高斯过程回归及不确定性量化

杨康[1]，陈少卿[2]，石涛[1]，朱军[1]
（[1]四川蜀能电科能源技术有限公司，四川 成都 610000；[2]国网四川省电力公司电力科学研究院，四川 成都 610000）

摘 要：准确估算锂离子电池的能量状态（State of Energy，SOE）并量化其预测不确定性，对于提升电池管理系统的能量管理、安全控制及运行可靠性具有重要意义。针对传统高斯过程回归在处理大规模时序工况数据时面临单一核函数难以兼容电池复杂物理退化行为，本研究提出了一种基于混合核稀疏高斯过程回归估计（Hybrid Composite Sparse Gaussian Process Regression，HCSGPR）的锂离子电池SOE预测框架。首先，HCSGPR构建了一种多尺度混合核函数，基于数据驱动统计特征实现了对电池全局能量演化趋势与微观局部非线性波动的特征分离与协同拟合。在此基础上，引入基于虚拟样本的诱导点稀疏近似机制，保持了模型特征的表征能力。此外，框架采用极大化边际对数似然方法实现超参数的闭环自适应寻优。在动态应力测试与北京公交车辆动态试验典型工况下的验证结果表明，所提HCSGPR模型展现出了较好的追踪精度与自适应能力，其平均决定系数R^2最高可达99.74%，平均均方根误差RMSE低至1.18%，相较于标准SGPR和CNN-LSTM基准模型表现出较好的预测优势。在不确定性量化方面，对于标称覆盖率为90%的预测区间，实际预测区间覆盖率为92.46%至96.36%，预测区间归一化平均宽度为2.55%至4.77%，表明所构建的预测区间能够达到标称覆盖要求，同时保持较窄的归一化区间宽度。最后，引入核密度估计对后验估算误差进行非参数概率密度拟合，结果定量证实了残差序列在BBDST和DST的三个温度下具有较好的收敛性与鲁棒性，为大规模工业级电池大数据时序估算提供了一种可参考的评估方案。

关键词：锂离子电池；混合核稀疏高斯过程回归估计；多尺度混合核函数；诱导点稀疏近似机制；平均均方根误差
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0707
中图分类号：TM 912　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-14

“Sparse Gaussian Process Regression and Uncertainty Quantification for Lithium-Ion Battery SOE Using Multi-Scale Mixed Kernels”

YANG Kang[1], CHEN Shaoqing[2], SHI Tao[1], ZHU Jun[1]
([1]Sichuan Shuneng Electronic Science and Technology Energy Technology Limited Company, Chendu 610000, Sichuan, China; [2]Electric Power Research Institute of State Grid Sichuan Electric Power Company, Chendu 610000, Sichuan, China)

Abstract: Accurately estimating the State of Energy (SOE) of lithium-ion batteries and quantifying the uncertainty in these predictions is crucial for improving the energy

收稿日期：2026-08-12；修改稿日期：2026-10-13。
基金项目：国网四川省电力公司科技项目“基于多维等效建模的固态电池安全性测评机制研究”（521999250002）资助。
第一作者：杨康（1988—），男，本科，副高级工程师，主要研究方向为电力工程技术，E-mail：479853080@qq.com；通信作者：杨康，副高级工程师，从事电力工程技术研究，E-mail：479853080@qq.com
引用本文：杨康, 陈少卿, 石涛, 等. 融合多尺度混合核的锂电池SOE稀疏高斯过程回归及不确定性量化[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-14.
Citation：YANG Kang, CHEN Shaoqing, SHI Tao, et al. "Sparse Gaussian Process Regression and Uncertainty Quantification for Lithium-Ion Battery SOE Using Multi-Scale Mixed Kernels"[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-14.

management, safety control, and operational reliability of battery management systems. Addressing the challenge faced by traditional Gaussian process regression—namely, the inability of a single kernel function to account for the complex physical degradation behavior of batteries when processing large-scale time-series operational data—this study proposes a lithium-ion battery SOE prediction framework based on Hybrid Composite Sparse Gaussian Process Regression (HCSGPR). First, HCSGPR employs a multiscale hybrid kernel function to achieve the statistical feature separation and simultaneous fitting of the global energy evolution trend and the microscopic local nonlinear fluctuations under transient operating conditions. Building on this foundation, we introduce a virtual-sample-based induced point-sparse approximation mechanism, which ensures real-time high-precision feature capture in engineering online applications. In addition, the framework employs the marginal maximum log-likelihood method to achieve closed-loop adaptive optimization of hyperparameters. Validation results for DST and BBDST under typical operating conditions indicate that the proposed HCSGPR model exhibits good tracking accuracy and adaptability: its average coefficient of determination (R^2) reaches as high as 99.74%, and its average root mean square error (RMSE) is as low as 1.18%. This demonstrates that the model outperforms the standard SGPR and CNN-LSTM benchmark models in terms of prediction accuracy. In terms of uncertainty quantification, for a prediction interval with a nominal coverage of 90%, the actual prediction interval coverage ranged from 92.46% to 96.36%, and the normalized average width of the prediction interval ranged from 2.55% to 4.77%. This indicates that the constructed prediction intervals meet the nominal coverage requirements while maintaining a narrow normalized interval width. Finally, by introducing kernel density estimation to perform nonparametric probability density fitting for posterior estimation errors, the results quantitatively confirmed that the residual sequences exhibit good convergence and robustness at the three temperatures of BBDST and DST, providing a reference evaluation scheme for large-scale, industrial-grade battery big data time-series estimation.

Keywords: Lithium-ion battery; Hybrid Composite Sparse Gaussian Process Regression; multiscale hybrid kernel function; Induced Sparse Approximation Mechanism; Root Mean Square Error

随着新能源汽车、大规模储能系统以及智能电网技术的快速发展，锂离子电池已成为当前最重要的电化学储能设备之一[1]。电池管理系统（Battery Management System，BMS）需实时获取电池运行状态信息，实现能量优化管理[2]和安全控制[3]。电池能量状态（State of Energy，SOE）是衡量电池实际供能水平的重要指标[4]。相较于仅反映剩余电荷量的荷电状态，SOE同时受到端电压、电流、温度和电池动态特性的影响，能够更加直接地表征电池的实际供能能力。然而，SOE无法通过传感器直接测量，且容易受到测量噪声、工况变化、温度波动、模型误差及电池个体差异等因素影响，因此实现准确、可靠的SOE估计仍是BMS研究中的重要问题[5]。

现有SOE估计方法主要包括基于模型方法[6]和数据驱动方法[7]。基于模型方法通常依赖等效电路模型或电化学模型，并结合卡尔曼滤波[8]及其变体实现SOE估计[9]。此类方法具有物理意义较明确、对训练数据依赖较小以及便于在线递推等优点[10]。然而，其估计性能高度依赖电池模型精度、参数辨识结果、初始状态以及过程噪声和测量噪声的统计假设[11]。当温度、老化状态或运行工况发生变化时，模型参数漂移和未建模动态可能造成估计偏差。此外，在非高斯噪声和异常扰动条件下，基于

预设噪声分布的滤波方法容易出现性能下降[12]。数据驱动方法能够利用历史运行数据直接建立端电压、电流、温度等可测变量与电池状态之间的非线性映射，无需构建完整的电化学机理模型，在复杂动态工况下具有较强的非线性特征提取能力[13]。近年来，神经网络、循环神经网络及其混合结构已被用于电池状态估计，并取得了较高的点预测精度。然而，此类方法通常依赖大量且分布具有代表性的训练数据，当测试工况、环境温度或电池状态超出训练数据分布时，其估计性能可能下降。同时，多数确定性神经网络仅输出单一估计值，难以进一步描述估计结果的可信程度[14-15]。高斯过程回归（Gaussian Process Regression，GPR）不仅可以建立复杂的非线性映射关系，还能够通过后验预测分布同时给出预测均值和预测方差，因此在电池状态估计及不确定性量化方面具有一定优势[16-18]。但是，标准GPR的训练复杂度随样本数量呈立方增长，难以直接处理高采样率、长时间运行条件下形成的大规模电池数据。

对于电池状态估计，仅采用平均绝对误差、均方根误差和决定系数等确定性指标，只能反映估计值与参考值之间的总体偏差，无法说明单次估计结果的可信范围[19]。在实际BMS运行过程中，传感器噪声、工况突变、温度变化、模型参数漂移及训练数据覆盖不足均可能导致预测误差随时间发生变化[20]。若只提供点估计结果，系统难以识别高风险或低可信度状态，也无法为能量调度和安全阈值设置提供概率依据。因此，有必要通过预测区间对SOE估计的不确定性进行量化[21]。其中，预测区间覆盖率用于评价真实SOE落入预测区间的比例，预测区间归一化平均宽度用于衡量区间的紧致程度，二者需要结合分析，才能避免通过过度增大区间宽度获得较高覆盖率。由此可见，不确定性量化并非点估计结果的附加展示，而是评价SOE估计可靠性和工程应用风险的重要组成部分。

针对上述问题，本文提出一种融合混合核稀疏高斯过程回归（Hybrid Composite Sparse Gaussian Process Regression，HCSGPR）的SOE估计方法。该方法组合线性核与局部协方差核，以表征SOE数据中的整体变化趋势和局部非线性波动；通过引入诱导点稀疏近似降低核矩阵计算规模，并利用边际对数似然优化模型超参数。在获得SOE点估计结果的同时，根据模型后验预测分布构建预测区间，并采用预测区间覆盖率和预测区间归一化平均宽度评价区间的覆盖可靠性与紧致性。此外，利用核密度估计分析估算误差的分布特征。最后，在不同温度下的DST和BBDST工况数据上验证所提方法的SOE估计及不确定性量化性能。

1 理论分析

1.1 标准高斯过程回归

GPR是一种基于贝叶斯理论的非参数概率模型，能够通过协方差函数建立输入变量与输出变量之间的非线性映射关系[22]。在SOE估计中，输入向量x_i由第i个采样时刻的端电压和电流构成。由于动态工况下端电压、电流与SOE之间存在非线性映射关系，因此采用隐函数$f(x)$对其进行描述。高斯过程是定义在输入空间上的随机过程，其任意有限个随机变量的联合分布服从多元高斯分布，由均值函数$m(x)$与协方差核函数$k(x_i,x_j)$唯一确定，其表达式如式（1）所示。

$$f(x)\sim GP(m(x),k(x_i,x_j)) \tag{1}$$

在SOE估算场景中，将均值函数$m(x)$设为0，并构建带观测噪声的SOE观测模型，如公式（2）所示。

$$y = f(x) + \varepsilon,\ \varepsilon\sim N(0,\sigma_n^2) \tag{2}$$

其中$f(x)$为端电压和电流的输入特征与SOE之间的隐非线性映射，ε为服从零均值高斯分布的观测噪声，σ_n^2为噪声方差。

给定训练样本集后，标准GPR通过贝叶斯推理推导测试样本的后验预测分布，其预测均值与协方差的计算需对N阶训练集核矩阵求逆，时间复杂度为$O(N^3)$。电池工况数据通常具备高采样频率、大样本量的特点，随着训练样本数量增加，核矩阵运算所需的计算量和存储空间也会相应增加，因此标准GPR在处理大规模电池工况数据时存在一定限制[23]。

1.2 混合稀疏高斯过程回归建模

针对标准GPR在大样本条件下计算量较大的问题，以及单一核函数对不同变化特征表征能力有限的问题，本文构建混合核稀疏高斯过程回归模型。核心包含三部分内容：设计线性与协方差组成混合核函数用于描述输入特征与SOE之间的整体

相关性和局部非线性关系；通过诱导点稀疏近似降低核矩阵的计算规模，以适应较长的电池动态工况数据；采用边际对数似然最大化方法优化核函数超参数。混合稀疏高斯过程回归建模如图1所示。

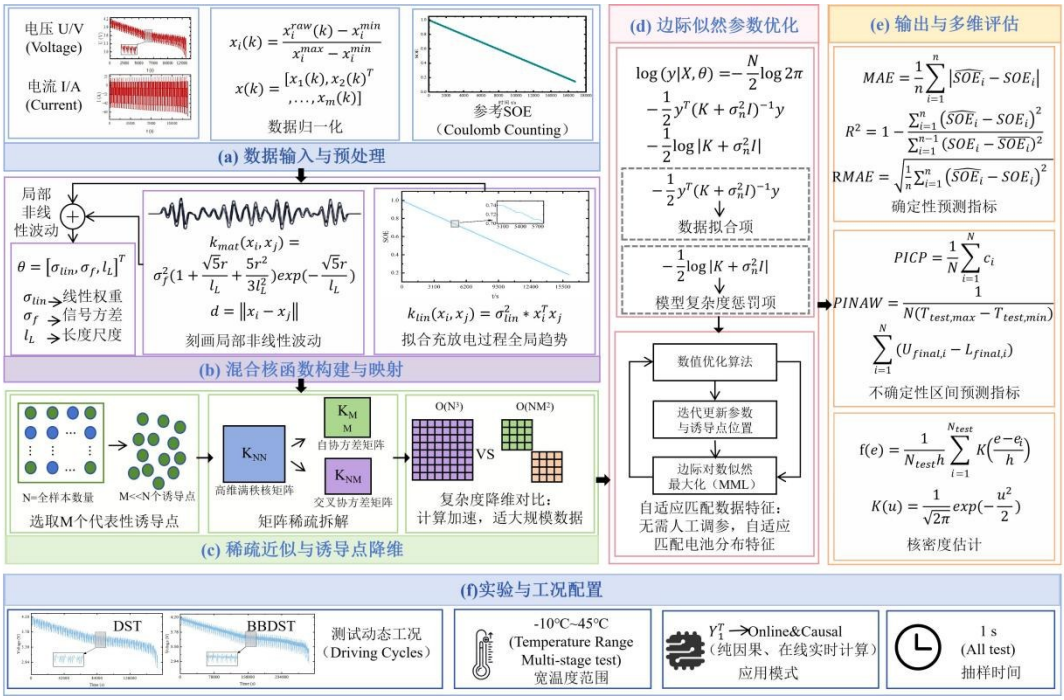


图1 混合稀疏高斯过程回归建模

Fig 1 Mixed Sparse Gaussian Process Regression Modeling

1.2.1 稀疏近似与诱导点降维

稀疏高斯过程回归通过引入诱导点实现计算降维，其核心思想是从样本空间中选取少量具有代表性的诱导点构成诱导集，以低维诱导点协方差矩阵近似替代完整训练集核矩阵[24]。在SOE估计中，DST和BBDST工况的数据中包含较多连续采样点，直接采用标准GPR会增加模型训练的计算量[25]。因此采用诱导点稀疏近似方法处理训练数据。

设训练样本数量为N，在输入空间中引入M个诱导点组成诱导集。基于完全独立条件近似，利用诱导点自协方差矩阵以及训练样本与诱导点之间的交叉协方差矩阵，对完整训练样本核矩阵进行近似。经过稀疏处理后，模型训练复杂度可由$O(N^3)$降低至$O(NM^2)$，该方法能够减少大样本电池工况数据训练过程中的计算量，同时保留由诱导点表示的主要协方差信息[26]。

为降低标准GPR在样本量增加时的计算开销，本文采用稀疏高斯过程近似进行模型训练。实验中诱导点数量设置为200，参数拟合采用子集回归近似，预测采用完全独立条件近似。诱导点位置不进行单独优化，而是从训练样本中随机选取。核函数超参数以预设值初始化，随后通过边际对数似然优化得到最终参数。模型训练在离线条件下完成，训练完成后用于SOE推理。

1.2.2 线性与协方差混合核函数构建

核函数是高斯过程回归刻画样本间相关性、拟合非线性映射的核心[27]。在电池从充满电运行到截至电压的过程中，电池SOE总体上随净输出能量的增加而下降[28]。与此同时，一个工况数据集中包含频繁变化的充放电电流，端电压会受到极化效应因素影响，使端电压、电流与SOE之间的映射关系呈现局部非线性[29]。因此本研究构建线性核与协方差核叠加的混合核函数，分别匹配SOE变化的全局趋势与局部波动特性，核超参数向量为$\theta=[\sigma_{lin},\sigma_f,l_L]^T$，依次对应线性核权重、协方差核信号方差和长度尺度。

线性核用于捕捉SOE在一个完整充放电周期内的全局演化期望。尽管在诸如DST、BBDST等动态工况下，受制动回馈充电等因素影响，SOE

在局部呈现回升波动而并非严格单调下降，但在宏观尺度上，剩余能量整体仍表现出线性递减的总体趋势[30]。线性核能够基于数据统计特征有效拟合这一全局宏观期望，而无需在数学底层施加严苛的局部单调约束。其表达式如公式（3）所示。

$$k_{lin}(x_i, x_j) = \sigma_{lin}^2 * x_i^T x_j \tag{3}$$

其中σ_{lin}为线性核权重系数，用于调控全局趋势项对整体协方差的贡献占比。

协方差核具备二阶连续可导特性，能够刻画数据的局部非线性波动。电池SOE在工况突变、极化效应以及动态回馈充电等因素综合作用下会产生局部非线性变化，协方差核可有效捕捉此类局部高频动态特征，弥补了线性核的局部表征局限，两者在统计层面上协同实现了对复杂工况数据的多尺度特征分离。其表达式如公式（4）与公式（5）所示。

$$k_{mat}(x_i, x_j) = \sigma_f^2\left(1 + \frac{\sqrt{5}\,r}{l_L} + \frac{5r^2}{3l_L^2}\right)exp\left(-\frac{\sqrt{5}\,r}{l_L}\right) \tag{4}$$

$$r = \left\| x_i - x_j \right\|_2 \tag{5}$$

其中r为输入样本间的欧氏距离；σ_f为信号方差，控制局部波动的幅值；l_L为长度尺度，决定样本相关性随距离衰减的速率，长度尺度越小，模型对局部细节变化的敏感度越高。

1.2.3 混合核函数

将线性核与协方差核进行叠加，得到混合核函数的总协方差，如公式（6）所示。

$$k_{com}(x_i, x_j) = k_{lin}(x_i, x_j) + k_{mat}(x_i, x_j) \tag{6}$$

该混合核函数同时具备全局趋势拟合能力与局部非线性刻画能力[31]。具体而言，线性核用于表示输入特征与SOE之间的线性相关成分，协方差核用于补充描述局部平滑非线性成分。两类核函数的组合使模型能够从不同形式的相关性描述端电压、电流与SOE之间的映射关系。

1.3 边际对数似然最大化参数优化

高斯过程回归的建模精度高度依赖核函数超参数的取值，传统人工调参方式依赖经验反复试错，过程繁琐且难以找到全局最优参数，无法充分发挥核函数的拟合潜力。本研究采用极大化边际对数似然的方法实现超参数自动寻优。边际对数似然表征在当前超参数下，观测到训练样本输出的概率，综合衡量模型对训练数据的拟合程度与模型复杂度，其表达式如公式（7）所示。

$$\log(y|X,\theta) = -\frac{1}{2}y^T(K + \sigma_n^2 I)^{-1}y - \frac{1}{2}\log|K + \sigma_n^2 I| - \frac{N}{2}\log 2\pi \tag{7}$$

其中K为训练集核矩阵，由超参数θ决定。

模型训练过程中，以边际对数似然最大化为优化目标，通过数值优化算法迭代更新核函数超参数与诱导点位置，实现参数的自动寻优。虽然边际似然优化属于非凸优化问题，难以保证必然收敛于全局最优，但该方法无需人工手动调试超参数，能够较好地自适应匹配目标数据集的分布特征，从而在SOE估算任务中获取合适的超参数组合。

1.4 评估指标

为了反映SOE估计值与实际值之间的误差，以及为了进一步分析模型的估计性能，本文从以下几个方面介绍了估计性能评价指标。

平均绝对误差是估计值和实际之差的绝对值的平均值，如公式（8）所示。

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{SOE}_i - SOE_i\right| \tag{8}$$

其中$\hat{SOE}_i$是估计值，SOE_i是真实值。

均方根误差是均方误差的平方根，用于将误差量纲还原至与估计目标一致，如公式（9）所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{SOE}_i - SOE_i)^2} \tag{9}$$

决定系数是1减去残差平方和与总平方和的比值，反映模型对数据变异的解释能力，取值范围通常为[0,1]，越接近1表示拟合效果越好，如公式（10）所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(SOE_i - \hat{SOE}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n-1}(SOE_i - \overline{SOE}_i)^2} \tag{10}$$

其中$\overline{SOE}_i$是实际SOE的平均值。

本研究构建了用于锂离子电池SOE不确定性量化的混合核稀疏高斯过程回归预测框架。为了全面且闭环地评估该概率估算模型在未知动态工况下的区间预测性能，有必要引入多维不确定性量化评价体系。如公式(11)和(12)所示，预测区间覆盖率（Prediction Interval Coverage Probability，PICP）表征了在特定预设置信水平下，测试集真实SOE轨迹落入动态预测区间内部的样本比例，是用以衡量不确定性边界安全性与可靠性的核心指标。

$$PICP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} c_i \quad (11)$$

$$c_i = \begin{cases} 1, & T_{test,i} \in \left[L_{final,i}, U_{final,i}\right] \\ 0, & T_{test,i} \notin \left[L_{final,i}, U_{final,i}\right] \end{cases} \quad (12)$$

其中，c_i为指示变量。$L_{final,i}$表示第i个数据点预测区间的下限，$U_{final,i}$表示第i个数据点预测区间的上限。PICP表征了实际观测值落入预测区间的概率。对于给定的置信水平（如90%），理想的PICP值应达到或略高于该标称水平以保证预测的可靠性。评估区间预测性能不能单一追求PICP的最大化，而必须结合PINAW进行综合评价。一个高实用价值的模型应在保证PICP满足标称覆盖率的前提下，尽可能降低PINAW，从而实现区间可靠性与紧凑性的最优平衡。

预测区间归一化平均宽度（Prediction Interval Normalized Average Width，PINAW）是预测区间宽度的平均值，这一统计指标通过评估预测区间的宽度来衡量预测模型生成预测区间的性能。如公式(13)所示，PINAW可定量反映预测区间相对于观测数据范围的宽度，有助于判断预测区间是否过窄或过大。

$$PINAW = \frac{1}{N\left(T_{test,max} - T_{test,min}\right)}\sum_{i=1}^{N}\left(U_{final,i} - L_{final,i}\right) \quad (13)$$

其中，$T_{test,max}$和$T_{test,min}$分别为测试集真实SOE序列的最大值与最小值，用于对区间宽度进行无量纲归一化处理。PINAW的物理意义在于评估模型在保障高覆盖率的同时，能够将不确定性收敛到何种精细程度。

此外，为了进一步深入解析模型在动态工况下的误差分布特征，本文引入核密度估计（Kernel Density Estimation, KDE）对估算误差进行非参数概率密度拟合。相较于传统预设高斯分布的参数化估计，KDE能够完全依据数据自身的样本分布形态进行平滑估计，能够更真实地反映误差的集中趋势与长尾特性。令锂离子电池SOE的估算误差序列$e_i = \hat{y}_i - y_i (i = 1,2,...,N_{test})$，其概率密度函数$f(e)$的KDE表达式如公式（14）所示。

$$f(e) = \frac{1}{N_{test}h}\sum_{i=1}^{N_{test}} K\left(\frac{e - e_i}{h}\right) \quad (14)$$

其中，h为平滑带宽，$K(.)$为核函数，本文采用高斯核函数，其表达式如公式(15)所示。

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (15)$$

通过分析误差的KDE曲线形状，如峰值对齐度、半高全宽等，可定量评估预测框架在极端动态工况下的抗噪鲁棒性。

2 实验结果分析

为了验证本研究所提HCSGPR的高精度性和强泛化性，在动态应力测试(Dynamic Stress Test，DST)和北京公交车辆动态试验(Beijing Bus Dynamic Test，BBDST)两种复杂工况下进行了实验验证，并与其它模型进行对比验证。为验证本文的估算方法，本研究的实验平台主要包括大功率锂离子充放电测试仪、恒温箱和三元锂离子电池。其中实验平台中使用的恒温箱装置如图2（a）所示，充放电测试仪如图2（b）所示，锂离子电池如图2（c）所示，上位机如图2（d）所示。

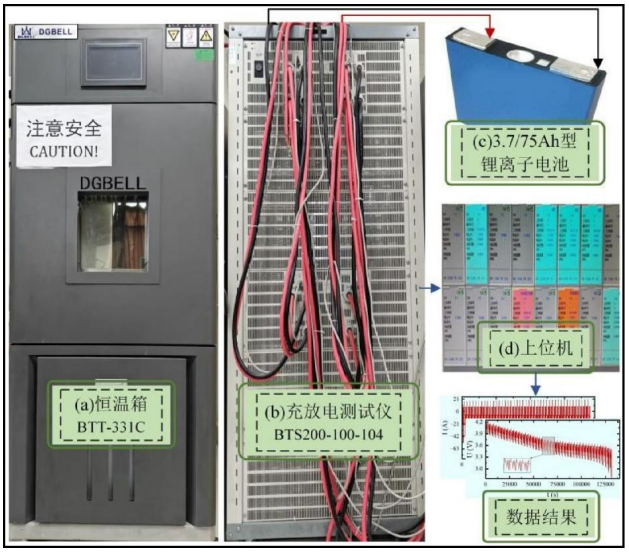


图2 实验设备
Fig 2 Laboratory Equipment

在实验开始前，采用恒流恒压充电方式将电池充满。随后按照预设DST和BBDST工况进行充放电实验。考虑环境温度的影响，实验平台的恒温箱设置为10℃、25℃和35℃作为恒温箱中的温度，充放电测试仪通过TCP/IP协议实时测量电压和电流信号，并且在单个温度单个工况中不断循环，从充满电到截止电压结束。随后将测得的数据发送给上位机，从而获得了锂离子电池在BBDST和DST工况条件下的电压和电流数据，并形成了对应数据

集。其中BBDST在25℃环境温度下的电压电流分布如图3（a）所示，DST在25℃环境温度下的电压电流分布如图3（b）所示。

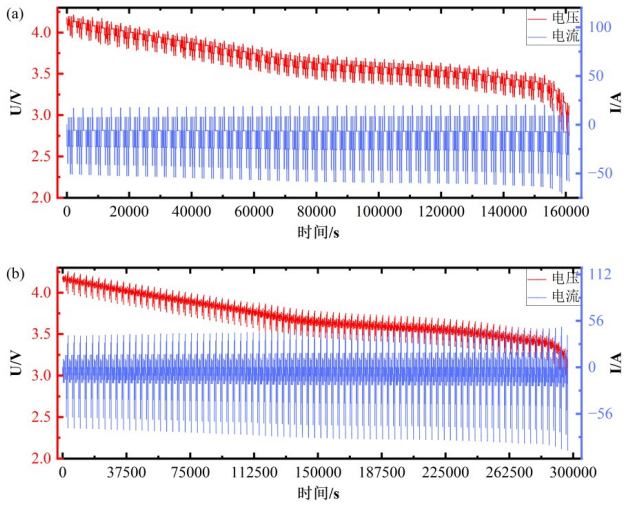


图3 电压电流分布图：（a）BBDST工况；（b）DST工况
Fig 3 Voltage and Current Distribution Diagrams: (a) BBDST operating conditions; (b) DST operating conditions

值得注意的是，在验证过程中，参考SOE值是采用功率积分法获得的。这种方法考虑了电压和电流的动态变化，使其能够准确地反映各种工作条件下的电池能耗。由于它与电池能量状态的物理真实情况保持一致，因此它被认为是SOE可靠和准确的参考。功率积分法通过对充电和放电功率随时间积分，从而计算出电池中储存的总能量，具体如公式(16)所示。

$$SOE(t) = SOE_0 - \frac{\int_0^t \eta_e U(t) I(t) dt}{E_N} \tag{16}$$

其中SOE_0是锂离子电池在t_0时刻的能量状态，即初始SOE值。$U(t)$表示电池在t时刻的工作电压，E_N表示电池的额定能量，η_e表示能量充放电效率。

为降低数据冗余并减少模型训练计算量，我们对原始数据进行了降采样处理。具体而言，每间隔10个采样点选取1个数据点，即保留原始数据的10%，从而在尽可能保留数据变化趋势的同时提高模型训练效率。随后，在数据集划分上，我们按照随机划分的方式进行划分。具体而言，在每一种工况和温度条件下，均采用同一电池进行了两次相互独立的重复测试，从而获得了两组来源于不同测试过程的实验数据，它们分别用于训练集和测试集。最后，考虑到模型训练的充分性与测试评价的代表性，因而将训练集与测试集比例设置为7∶3。为验证所提模型的有效性与鲁棒性，我们设计了HCSGPR、SGPR和CNN-LSTM模型的实验，以比较模型的估计结果及误差。

2.1 DST工况实验验证

DST工况设计用于模拟电池在实际驾驶过程中所经历的充放电状态。与标准的放电测试不同，DST工况考虑了多种驾驶场景下电池的动态充放电过程，包括加速、减速、停止等多种场景，从而更好地反映电池在实际应用中的工作状态。HCSGPR、SGPR和CNN-LSTM模型在DST三种不同温度下的SOE估算结果如图4所示，估算误差如图5所示。

如图4所示，本研究提出的HCSGPR模型在

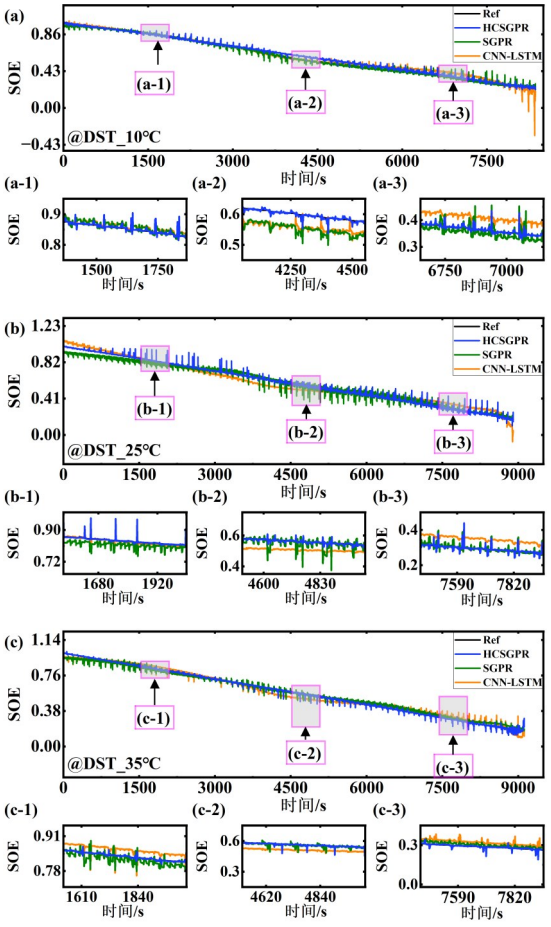


图4 不同温度下DST工况下的SOE估算结果
Fig 4 SOE Estimation Results Under DST Conditions at Different Temperatures

DST工况的三个温度下均表现出了较好的泛化性和鲁棒性。从图4的全局演化情况来看，HCSGPR的估算轨迹在三个温度下均与真实参考值保持较好的流形重合，展现出良好的鲁棒性。与之相比，传统SGPR模型随着放电进程的深入，在低电量极端阶段发生了不同程度的趋势偏离，这表明单一核矩阵在处理中后期复杂的电池非线性退化时存在固有缺陷。此外，微观局部放大图深刻揭示了，CNN-LSTM模型在脉冲电流冲击下频繁产生大幅度的上下锯齿状过冲与滞后抖动，甚至在常温中后期呈现较为明显的平行偏置。

如图5所示，DST工况在多温度环境下的SOE预测误差表明，本研究提出的HCSGPR模型在三个温度下展现出了较好的误差平抑能力。由误差的时序演化趋势可知，得益于双尺度复合核对全局演化趋势与局部非线性动态的协同拟合，HCSGPR的残差曲线在DST工况的三个温度下均表现出较好的向零收敛性。与之相比，传统SGPR模型在经历复杂的时序电流冲击后，由于单一核矩阵结构无法兼容电池中后期的复杂电化学不确定性，在低电量极端阶段发生了参数发散与累积漂移。进一步结合局部微观特征区域分析，CNN-LSTM模型在脉冲工况突变点频繁映射出高频脉冲扰动，表明其对瞬态极化电压阶跃具备高度的敏感性，而HCSGPR则展现出较稳健平滑特性。这充分论证了，稀疏高斯过程的线性核函数和协方差函数的融合，能够在内在机理动态演化的约束下，有效解耦随机观测噪声并抑制长期演化偏差，从而提升算法在DST工况三个温度下的适用性。

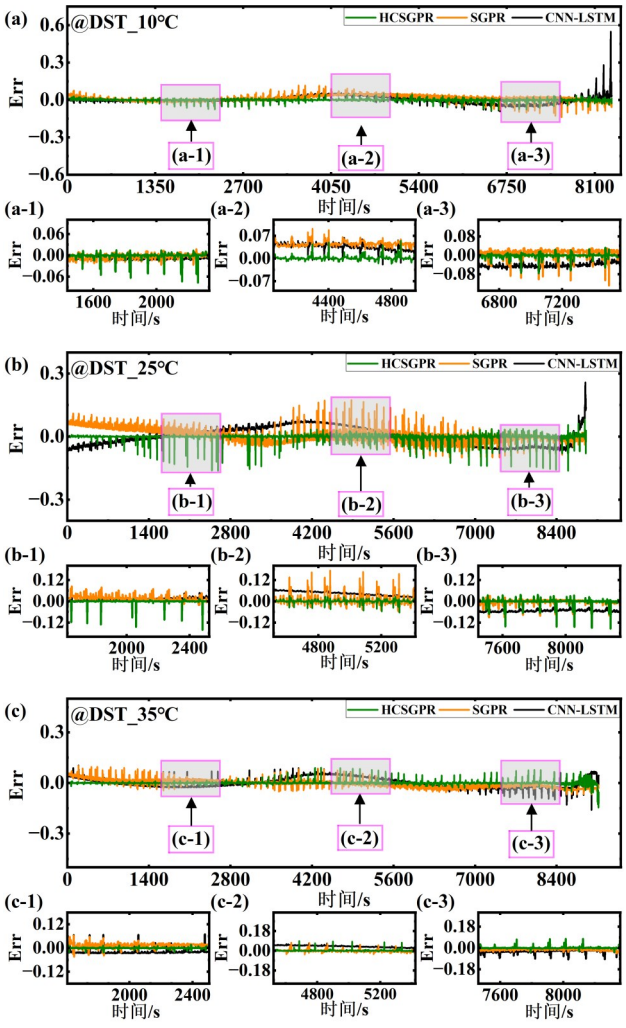


图5 不同温度下DST工况下的SOE估算误差

Fig 5 SOE Estimation Errors Under DST Conditions at Different Temperatures

表1 DST工况下不同算法SOE的估算比较

Table 1 Comparison of SOE Estimates from Different Algorithms Under DST Conditions

模型	平均值		
	R^2	RMSE	MAE
HCSGPR	99.69%	1.26%	0.39%
SGPR	97.85%	3.37%	2.77%
CNN-LSTM	98.69%	2.64%	2.05%

如表1所示，在DST工况中，HCSGPR估算结果的平均决定系数R^2最高可达99.69%，相比标准SGPR与CNN-LSTM更接近于1，且其平均RMSE和MAE分别降至1.26%和0.39%，证实了HCSGPR模型克服了传统SGPR的单一核矩阵无法兼容复杂电化学不确定性，提高了SOE估算精度和算法稳定性。

2.2 BBDST工况实验验证

BBDST工况，即北京公交车动态街道测试，是一种用于评估电动公交动力电池动态性能的测试方法。它是基于实际运行数据建立的测试工况，其目的是模拟电池在实际应用中的充放电过程，通过对电池在不同放电倍率和SOC范围内的表现情况进行全面测试，评估电池在长时间使用中的性能衰减和容量变化。HCSGPR、SGPR和CNN-LSTM模型在BBDST三种不同温度下的SOE估算结果如图6所示，估算误差如图7所示。

如**图6**所示，本研究提出的HCSGPR模型在BBDST工况的三个温度下，其拟合的精确度、抗

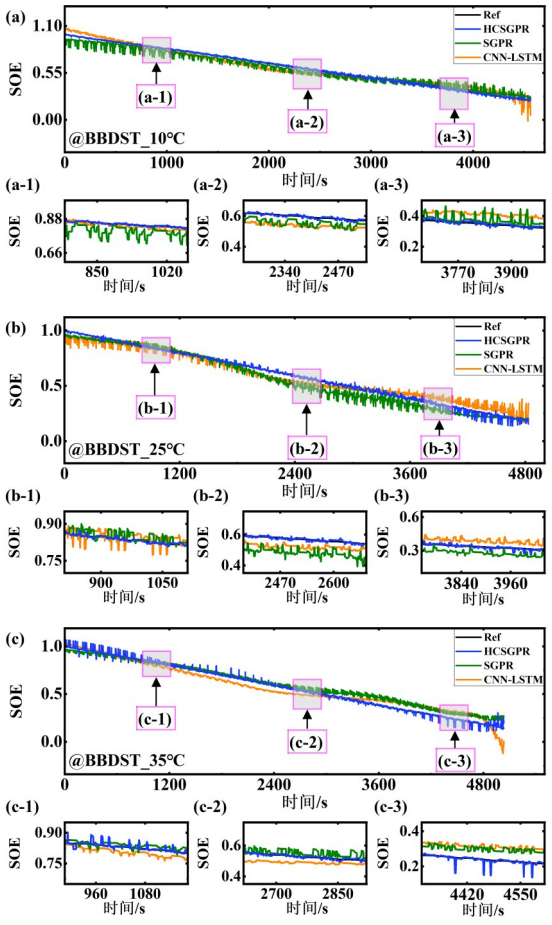


图6 不同温度下BBDST工况下的SOE估算结果

Fig 6 SOE Estimation Results Under BBDST Conditions at Different Temperatures

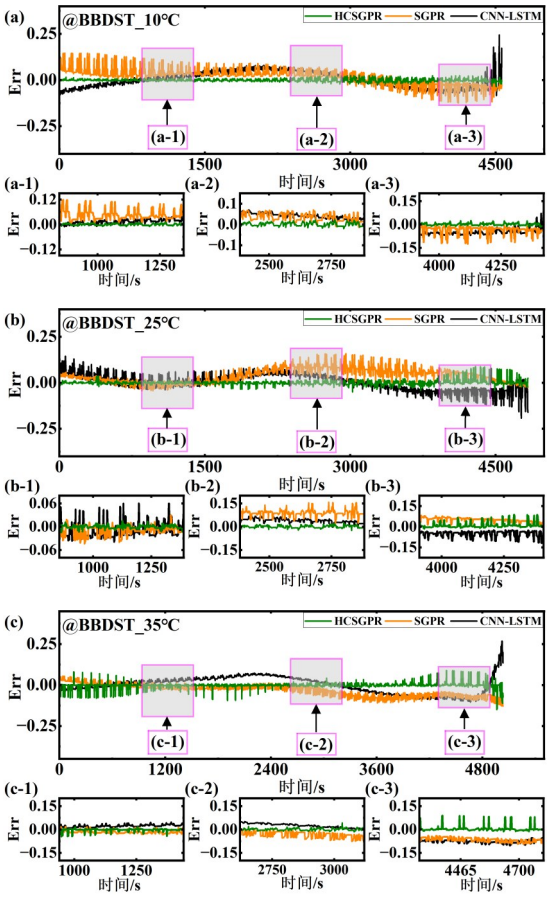


图7 不同温度下BBDST工况下的SOE估算误差

Fig 7 SOE Estimation Errors Under BBDST Conditions at Different Temperatures

噪鲁棒性及放电末端泛化性上均表现出较好的效果。从图6的趋势可见，HCSGPR估算轨迹在BBDST的三个温度下均与真实参考值保持较好的重合，而标准SGPR模型在放电中后期或低SOC结束阶段出现了趋势偏离与累积退化。通过局部放大图的微观特性解构可知，CNN-LSTM模型在面对脉冲电流阶跃和电池极化非线性波动时，频繁产生剧烈的下冲抖动或呈现持续的静态偏差，而HCSGPR相较于前者展现出较好的光滑响应与零偏稳定性。这深刻印证了，所提HCSGPR模型由于融合了全局趋势线性核与局部动态方差核的双尺度复合优势，能够较好的克服传统纯智能算法对噪声敏感及SGPR在末端非线性发散的固有瓶颈，具备一定的工程应用价值。

如表7所示，本研究提出的HCSGPR模型在预测精度、自适应能力以及鲁棒性三个维度上均优于传统SGPR和CNN-LSTM模型。从误差演化曲线可见，HCSGPR的误差轨迹在全周期内表现出较好的零偏稳定性，较好的避免了传统SGPR在运行中后期和低电量阶段因单一核函数泛化瓶颈而导致的全局漂移与累积发散现象。同时，局部放大图进一步证实，CNN-LSTM极易受到瞬态噪声与极化电压阶跃干扰而产生高频锯齿状抖动，而HCSGPR依然能保持较好的平滑动态响应。经实验证明，本研究构建的时多尺度混合核函数有效保障了该高精度局部特征捕捉在BBDST工况下的工程鲁棒性。

如表2所示，所提HCSGPR模型在面对极端复杂多变的BBDST工况时，依然展现出了良好的非线性逼近能力与鲁棒性。统计数据显示，HCSGPR的平均决定系数R^2达到了99.74%，优于标准SGPR和CNN-LSTM模型。这一量化结果证实了，HCSGPR依赖全局趋势与局部动态混合核

表2 BBDST工况下不同算法SOE的估算比较

Table 2 Comparison of SOE Estimates from Different Algorithms Under BBDST Conditions

模型	平均值		
	R^2	RMSE	MAE
HCSGPR	99.74%	1.18%	0.64%
SGPR	98.82%	2.15%	1.54%
CNN-LSTM	96.35%	3.42%	2.43%

的多尺度特征解耦机制，能够有效抑制内部极化效应引发的非线性电压扰动。

2.3 基于KDE的估算误差概率密度分析

为了深入解析所提HCSGPR模型在复杂高动态工况下的后验误差分布特征，本文引入KDE对不同工况和温度谱系下的SOE估算残差序列进行非参数概率密度拟合。图8展示了模型在DST与BBDST典型测试环境下的实际误差频数直方图与经高斯核函数平滑拟合后的KDE概率密度曲线。

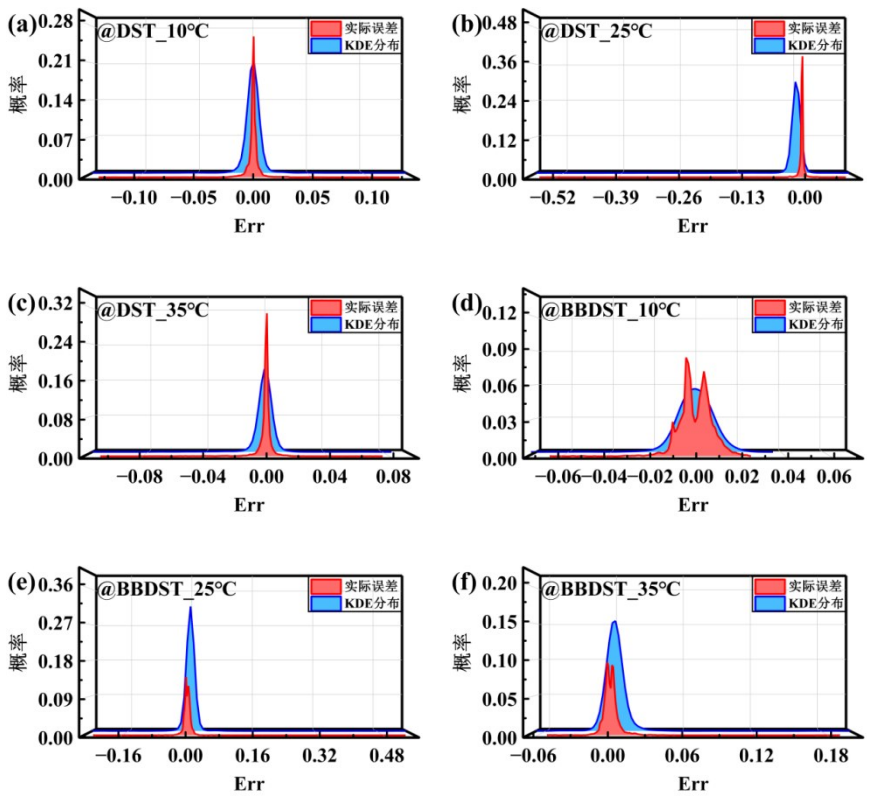


图8 KDE的估算误差概率密度分布结果：(a－c)DST工况；(d－f)BBDST工况

Fig 8 Results of the probability density distribution of estimation errors for KDE: (a－c) DST conditions; (d－f) BBDST conditions

如图8所示，所提算法在BBDST和DST工况的10℃、25℃和35℃下均表现出了良好且较为稳健的后验误差统计特性。首先，所有子图中的实际误差直方图与蓝色KDE拟合曲线的尖峰较好地对齐于零误差轴附近，这种较好的零偏收敛性证实了全局趋势线性核与微观局部协方差核构成的双尺度复合机制能够跟随电池内在动态演化规律，在全周期内能够抑制由电流扰动带来的长期累积漂移。其次，相较于传统的宽幅高斯分布，各子图中的KDE曲线均表现为较高的纵向峰值与较窄的横向基底，例如在DST工况的10°C与35°C环境下绝大部分残差样本被高度压缩在[-0.02, 0.02]的极小邻域内，同时在BBDST工况下其半高全宽依然保持在极低水平，这表明数据中大多数估算误差都集中在零点附近，展现出模型较好的鲁棒性。此外，子图d表现出的复杂多峰结构，以及子图b、f展现出的微弱不对称性与长尾效应，经KDE机制平滑拟合后的误差包络仍处在较低的误差范围内，这论证了本文

提出的混合核稀疏高斯过程回归框架在面对BBDST和DST在三个温度下的突变脉冲扰动时，具备较好的数据自适应解耦能力与非高斯噪声平抑能力。

2.4 区间预测性能分析

HCSGPR输出的预测均值用于表征SOE点估计结果，但点估计无法反映估计误差可能出现的波动范围。虽然高斯过程能够同时输出后验预测均值和预测方差，但本文未直接利用后验预测方差构建预测区间，而是采用基于训练残差分布的方法描述SOE点估计的不确定性。具体而言，首先计算训练集SOE参考值与估计值之间的残差，并采用核密度估计拟合其概率分布。随后从残差累积分布函数中提取5%和95%分位点，分别叠加至测试集SOE点估计值上，构建标称覆盖率为90%的预测区间。PICP用于评价测试集真实SOE落入预测区间的样本比例，PINAW用于评价预测区间相对于真实SOE变化范围的平均宽度。PICP较低说明预测区间可能未能充分覆盖点估计误差，而PICP较高也可能是区间设置过宽造成的。因此，需要结合PICP和PINAW，从覆盖可靠性和区间紧致性两个方面评价SOE估计的不确定性量化结果。

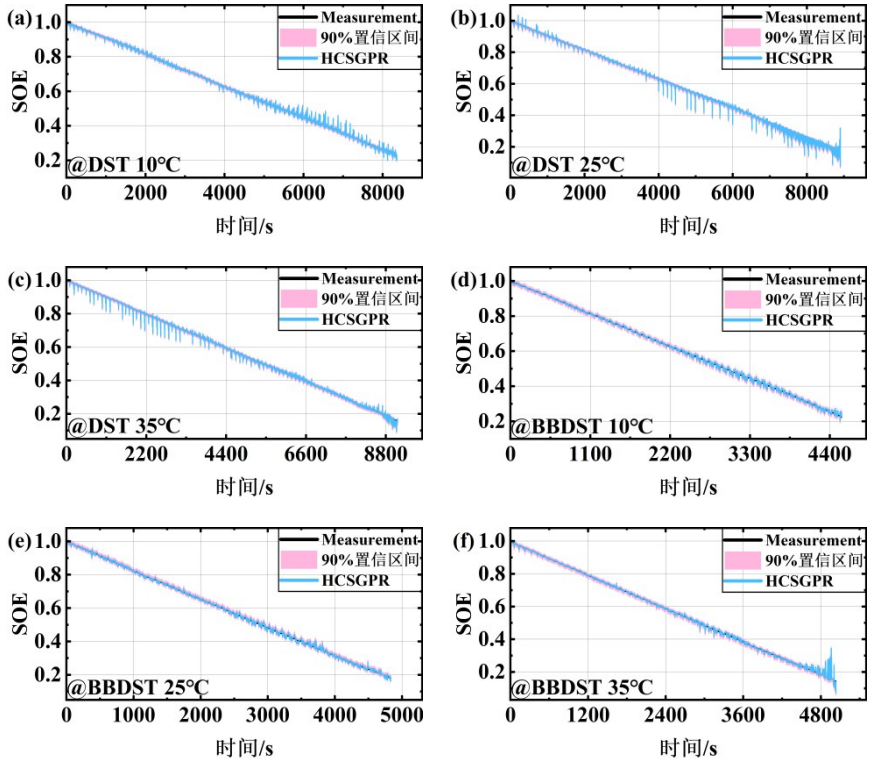


图9 不同温度下HCSGPR的90%置信区间估计结果：(a~c)DST工况；(d~f)BBDST工况

Fig 9 90% confidence interval estimates for HCSGPR at different temperatures: (a—c) DST conditions; (d—f) BBDST conditions

表3 区间预测性能指标

Table 3 Interval Forecasting Performance Metrics

工况	PICP			PINAW		
	10℃	25℃	35℃	10℃	25℃	35℃
DST	0.9246	0.9426	0.9636	0.0255	0.0316	0.0435
BBDST	0.9393	0.9392	0.9352	0.0323	0.0477	0.0387

在DST和BBDST条件下，对HCSGPR模型在90%置信区间下的区间预测性能进行了评价，结果如图9和表3所示。图9展示了真实SOE、点估计结果及其预测区间，表3进一步给出了不同温度下的PICP和PINAW。在满足预设90%置信区间要求的前提下，PINAW的值越小，说明模型输出的概率信息越集中、越精准。进一步地，本文将这两项指标结合分析，以评价预测区间能否在达到标称覆盖要求的同时保持相对有限的区间宽度。

如表3所示，当标称预测区间覆盖率设定为

90% 时，HCSGPR 在 DST 和 BBDST 工况下的 PICP 为 92.46%～96.36%，说明各测试场景中真实 SOE 落入预测区间的比例均达到标称覆盖要求。相应的 PINAW 为 2.55%～4.77%，即预测区间的平均宽度占测试集真实 SOE 变化范围的 2.55%～4.77%。需要注意的是，在 DST 工况的 35℃条件下，PICP 为 96.36%，高于其他温度下的覆盖率，同时 PINAW 增加至 4.35%，体现了覆盖率与区间宽度之间的权衡。综合 PICP 和 PINAW 结果可知，预测区间在当前测试数据上达到标称覆盖要求，同时保持了相对有限的区间宽度，从而为 HCSGPR 的 SOE 点估计结果提供了相应的误差范围。

3 结 论

针对锂离子电池 SOE 与端电压、电流等运行参数之间的非线性映射关系，以及点估计结果难以反映误差波动范围的问题，本文提出一种融合多尺度混合核的稀疏高斯过程回归 SOE 估计方法。该方法通过组合线性核与协方差核，分别描述输入特征与 SOE 之间的整体变化趋势和局部非线性关系，并采用稀疏近似降低核矩阵的计算规模。在 SOE 点估计的基础上，利用训练残差的核密度估计分布构建预测区间，实现对估计误差范围的经验量化。在本文所测试的 DST 和 BBDST 工况及相应温度数据上，HCSGPR 的平均 MAE 低于 0.7%，平均 RMSE 低于 1.26%，平均 R^2 高于 99.69%。在标称覆盖率为 90% 的预测区间下，PICP 与 PINAW 之间的权衡良好，表明所构建区间在当前测试数据上能够覆盖大部分 SOE 参考值，同时保持相对有限的区间宽度。与本文选取的对比方法相比，HCSGPR 在相应点估计指标上取得了较小的估计误差。上述结果说明，该方法能够在本文实验条件下实现 SOE 点估计，并为估计结果提供相应的经验误差范围，可为后续电池 SOE 估计及不确定性量化研究提供参考。

尽管 HCSGPR 在本文所测试的数据条件下取得了一定的 SOE 点估计和区间预测效果，但当前研究仍受到实验数据、工况范围及数据集划分方式等因素的限制，在实际车载及储能系统中的适用性尚需进一步验证，具体局限性如下：

（1）当前实验验证主要聚焦于单一种类 3.7V/75Ah 的三元锂离子电池，且测试温度谱系只有 10℃到 35℃，尚未完全覆盖极端寒冷或高温等恶劣工况。不同材料体系在极低温度下的非线性极化特性更为剧烈，模型的泛化能力仍待多场景大数据的进一步检验。

（2）当前模型的输入主要依赖于外部可测的电压、电流等传统电信号，未能显示引入电池内部温度梯度、内部压力或电解液流体动力学等反映多物理场演化的特征变量。

（3）虽然本框架在区间预测层面上引入了分位数回归进行动态性能量化，但标准高斯过程回归的核心数理框架仍建立在观测噪声服从零均值高斯分布的假设之上。在车载实际运行中，由于传感器时变漂移、工况剧烈切换以及随机电磁干扰，预测残差往往呈现显著的偏态、厚尾等非高斯特征，传统高斯似然函数在处理此类极端异常值时的鲁棒性仍有待进一步从数理底层进行优化。

参 考 文 献

[1] 钟智栋, 倪明, 彭继宇, 等. 基于深度学习的锂电池热失控预警技术研究进展[J/OL]. 储能科学与技术, 1-12[2026-06-26].
ZHONG Z D, NI M, PENG J Y, et al. Research progress on deep learning-based early warning technology for lithium-ion battery thermal runaway[J/OL]. Energy Storage Science and Technology, 1-12[2026-06-26].

[2] 李允中, 张群, 文昊楠, 等. 锂电池产业全生命周期环境影响与应对策略[J]. 分析测试学报, 2025, 44(8): 1469-1477.
LI Y Z, ZHANG Q, WEN H N, et al. Environmental impacts and mitigation strategies across the full life cycle of the lithium-ion battery industry[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2025, 44(8): 1469-1477.

[3] 王方, 吴泽昊, 苗秀娟, 等. 老化锂离子电池机械滥用安全性研究综述[J]. 中国科学:技术科学, 2025, 55(7): 1077-1104.
WANG F, WU Z H, MIAO X J, et al. A review of safety studies on mechanical abuse of aged lithium-ion batteries[J]. Science in China: Technological Sciences, 2025, 55(7): 1077-1104.

[4] 宋贺雁, 侯恩广, 王建纲, 等. 基于 Bi-LSTM 网络改进 ACKF 的梯次锂电池能量状态估算[J]. 电池工业, 2026, 30(2): 182-191.
SONG H Y, HOU E G, WANG J G, et al. Energy state estimation for gradient lithium-ion batteries using an ACKF model enhanced by a Bi-LSTM network[J]. Battery Industry, 2026, 30(2): 182-191.

[5] 叶思逸, 王雨杰, 庞腾威, 等. 面向安全的锂离子电池智能管理方法研究综述[J]. 传动技术, 2025, 39(2): 3-14+22.
YE S Y, WANG Y J, PANG T W, et al. A review of research on safety-oriented smart management methods for lithium-ion batteries[J]. Drive Technology, 2025, 39(2): 3-14+22.

[6] 计巧珍, 周仲康, 顾先涛, 等. 基于改进分数阶模型的锂离子电池荷电状态和能量状态联合估计[J/OL]. 电源学报, 1-12[2026-09-10]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.tm.20260422.1535.004.

JI Q Z, ZHOU Z K, GU X T, et al. Joint estimation of state of charge and state of energy for lithium-ion batteries based on improved fractional-order model[J/OL]. Journal of Power Supply, 1-12[2026-09-10]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.tm.20260422.1535.004.

[7] YUN X, ZHANG X, WANG C, et al. A review on state of charge estimation methods for lithium-ion batteries based on data-driven and model fusion[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 129: 117389.

[8] 张艳辉, 赵天任. 基于双平方根无迹卡尔曼滤波的储能电池SOC与SOH联合估计方法[J]. 广东电力, 2026, 39(8): 36-44.
ZHANG Y H, ZHAO T R. Joint estimation method of SOC and SOH for energy storage batteries based on dual square-root unscented Kalman filter[J]. Guangdong Electric Power, 2026, 39 (8): 36-44.

[9] 柳明贤, 李继标, 唐炳南, 等. 基于AUKF的可穿戴式设备用锂离子电池SOE在线估计方法[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(5): 1688-1698.
LIU M X, LI J B, TANG B N, et al. An online estimation method for the SOE of lithium-ion batteries in wearable devices based on AUKF[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(5): 1688-1698.

[10] LI Z, NI H, ZHU W, et al. Adaptive SOC-OCV mapping-based joint estimation of SOC and SOH in aging lithium-ion batteries using extended Kalman filtering[J]. Journal of Power Electronics, 2026, 26(1): 126-138.

[11] ZHANG J, CHEN J, LIU D, et al. Multi-state joint prediction algorithm for lithium battery packs based on data-driven and physical models[J]. Energy, 2025, 322: 135641.

[12] 余妍. 基于深度学习和卡尔曼滤波融合的环境温度状态估计[D]. 银川: 北方民族大学, 2026.
YU Y. Estimation of ambient temperature state based on fusion of deep learning and Kalman filter[D]. Yinchuan: North Minzu University, 2026.

[13] HOU J, SU T, GAO T, et al. Early prediction of battery lifetime for lithium-ion batteries based on a hybrid clustered CNN model[J]. Energy, 2025, 319: 134992.

[14] 苏宝定, 李波, 李永利, 等. 基于数据驱动与组合模型的锂离子电池SOH估计[J]. 电池, 2024, 54(5): 696-699.
SU B D, LI B, LI Y L, et al. SOH estimation of lithium-ion battery based on data-driven and combined model[J]. Battery Bimonthly, 2024, 54(5): 696-699.

[15] 李骁龙. 数据—机理融合驱动的锂离子电池早期安全预警研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2025.
LI X L. Study on early safety warning of lithium-ion battery driven by data-mechanism fusion[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2025.

[16] 罗明艳, 浦东玲, 秦柯云, 等. 基于高斯过程回归的锂电池寿命预测[J]. 电子制作, 2026, 34(2): 60-65.
LUO M Y, PU D L, QIN K Y, et al. Lithium-ion battery life prediction based on Gaussian process regression[J]. Electronics Projects, 2026, 34(2): 60-65.

[17] 邓鸿栃, 吴松荣, 刘齐, 等. 基于改进高斯过程回归的锂离子电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(4): 205-214.
DENG H L, WU S R, LIU Q, et al. Estimation of lithium-ion battery health status based on improved Gaussian process regression[J]. Journal of Power Supply Engineering, 2026, 24(4): 205-214.

[18] MOU J, ZHOU W, YU C, et al. A data-driven SOE estimation framework for lithium-ion batteries under drive cycle conditions over wide temperature range[J]. Energy, 2025, 318: 134658.

[19] 刘贯科, 刘洋, 尹照新, 等. 基于二阶AEKF算法的LiFePO4电池能量状态估计[J]. 电源技术, 2026, 50(7): 1301-1308.
LIU G K, LIU Y, YIN Z X, et al. State of energy estimation of LiFePO4 battery based on second-order AEKF algorithm[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2026, 50(7): 1301-1308.

[20] ZOU Y, SHI H, CAO W, et al. A high-speed recurrent state network with noise reduction for multi-temperature state of energy estimation of electric vehicles lithium-ion batteries[J]. Energy, 2025, 322: 135639.

[21] PENG T, MO Z, CHEN J, et al. A novel MIC-BOA-TiDE fusion framework with kernel density estimation for point and probabilistic remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2026, 410: 127570.

[22] HE Y, BAI W, WANG L, et al. SOH estimation for lithium-ion batteries: An improved GPR optimization method based on the developed feature extraction[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 83: 110678.

[23] JI X, LIAO Y, TU J, et al. PSO-GPR model for state estimation of lithium-ion battery using ultrasonic guided waves with multi-feature fusion technique[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 112: 115580.

[24] 姜玥, 郭凤祥, 陈俐. 基于异方差高斯过程回归的电池组容量衰减不确定性建模[J/OL]. 上海交通大学学报, 1-19[2026-06-26]. https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.171.
JIANG Y, GUO F X, CHEN L. Uncertainty modeling of battery pack capacity degradation based on heteroscedastic Gaussian process regression[J/OL]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1-19[2026-06-26]. https://doi. org/10.16183/j. cnki. jsjtu.2025.171.

[25] CHEN X, CHEN X, CHEN X. A novel framework for lithium-ion battery state of charge estimation based on Kalman filter Gaussian process regression[J]. International Journal of Energy Research, 2021, 45(9): 13238-13249.

[26] LI J, LI T, QIAO Y, et al. Internal temperature estimation method for lithium-ion battery based on multi-frequency imaginary part impedance and GPR model[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 118: 116287.

[27] 胡林静, 李在伟. 基于灰狼优化算法和组合核函数GPR模型的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 综合智慧能源, 2025, 47(12): 25-33.
HU L J, LI Z W. Remaining useful life prediction of lithium battery based on grey wolf optimization algorithm and combined kernel function GPR model[J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47 (12): 25-33.

[28] 廖大鹏, 孙其振, 王毓琦, 等. 采用关键样本自适应高斯过程回归算法的锂电池温度在线估计[J/OL]. 西安交通大学学报, 1-10[2026-09-10]. https://link.cnki.net/urlid/61.1069.t.20260907.1500.004.
LIAO D P, SUN Q Z, WANG Y Q, et al. Online temperature estimation of lithium battery using critical sample adaptive Gaussian process regression algorithm[J/OL]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1-10[2026-09-10]. https://link. cnki. net/urlid/61.1069.t.20260907.1500.004.

[29] 阳俊杰. 基于智能优化滤波的锂电池SOC与SOE估计研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2025.
YANG J J. Research on SOC and SOE estimation of lithium battery based on intelligent optimization filtering[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2025.

[30] 李臣, 张会林, 张建平. 基于核函数和超参数优化的退役锂电池健康状态估计[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(6): 2010-2021.
LI C, ZHANG H L, ZHANG J P. State of health estimation of retired lithium batteries based on kernel function and hyperparameter optimization[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(6): 2010-2021.

[31] XIAO C, SHI H, CHEN L, et al. Uncertainty-aware state of energy estimation for lithium-ion batteries via hybrid kernel sparse Gaussian process[J]. Batteries, 2026, 12(8): 312.