DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.7.163 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于弛豫电压和 BO-DNN 的锂离子电池健康状态估计

许培德[1]，刘 康[2]，康龙云[2,3]，王怀远[4]

(1.福建水利电力职业技术学院电力工程学院，永安 366000；2.华南理工大学电力学院，广州 510640；3.陇东学院新能源学院，庆阳 745000；4.福州大学电气工程与自动化学院，福州 350116)

摘要：准确的健康状态 SOH (state of health)估计对锂离子电池安全运行至关重要。然而，锂离子电池复杂的循环条件和随机的初始充电状态使得多数估计方法的输入难以始终得到满足。针对该问题，提出一种基于弛豫电压的端到端 SOH 估计方法。通过贝叶斯优化辅助的深度前馈神经网络 BO-DNN (Bayesian optimization-assisted deep feedforward neural network)直接建立起弛豫电压与电池 SOH 之间的非线性关系，省去了烦琐的特征提取过程。使用 3 组不同的电池老化数据集对估计方法的性能进行验证。结果表明，在用于模型构建的数据集上，该方法实现了均方根误差 RMSE (root mean square error)为 0.011 0 的 SOH 估计。通过微调基础模型建立的迁移学习模型仅依靠低于 3.5%的数据训练，便在用于模型验证的数据集上取得了小于 0.016 3 的 RMSE。

关键词：健康状态估计；锂离子电池；弛豫电压；贝叶斯优化；深度前馈神经网络

State of Health Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Relaxation Voltage and BO-DNN

XU Peide[1], LIU Kang[2], KANG Longyun[2,3], WANG Huaiyuan[4]

(1. School of Power Engineering, Fujian Polytechnic of Water Conservancy and Electric Power, Yongan 366000, China;
2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
3. College of New Energy, Longdong University, Qingyang 745000, China; 4. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: Accurate state of health (SOH) estimation is crucial for the safe operation of lithium-ion batteries. However, the complex cycling conditions and random initial charging state of lithium-ion batteries make the inputs of most existing methods unable to be satisfied. To address this problem, we propose an end-to-end SOH estimation method based on relaxation voltage. This method directly establishes the nonlinear relationship between relaxation voltage and SOH using a Bayesian optimization-assisted deep feedforward neural network (BO-DNN), eliminating the laborious feature extraction process. The performance of the estimation method was verified on three different battery aging datasets. The results show that the model achieves a root mean square error (RMSE) of 0.011 0 on the dataset used for model building. A transfer learning model developed by fine-tuning the basic model only relies on less than 3.5% training data, and it achieves an RMSE of less than 0.016 3 on the datasets used for model validation.

Keywords: State of health estimation; lithium-ion battery; relaxation voltage; Bayesian optimization; deep feedforward neural network

收稿日期：2024-07-30；**修回日期**：2024-09-25；**录用日期**：2024-10-26；**网络首发日期**：2024-12-04

基金项目：广东省基础与应用基础研究基金区域联合基金资助项目(2022A1515140009)；福建省自然科学基金资助项目(2022J01113)

This work is supported by the Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation under the grant 2022A1515140009; Natural Science Foundation of Fujian Province under the grant 2022J01113

锂离子电池因具有能量密度高、使用寿命长和自放电率低等特点[1-3]，在消费电子、新能源汽车和微电网等领域得到了广泛应用[3-4]。然而，随着使用时间的增加，电池内部会发生不可逆的物理和

化学变化[5]，导致其性能衰退，具体表现为健康状态 SOH (state of health)的衰减。当衰退至一定程度时，可能导致电池泄漏、局部短路等问题，甚至引起火灾与爆炸等事故[6]。因此，准确的 SOH 估计对保障锂离子电池安全使用和系统高效运行至关重要。

SOH 用于表征当前电池相对于新电池存储电量的能力，估计方法主要包括基于模型的方法和数据驱动法。基于模型的方法利用等效电路模型、电化学模型和经验/半经验模型来描述锂离子电池的老化机制与失效演化[7]。尽管此类方法在特定情况下能够表现出较高的估计准确性，但其通用性较低，而且通常需要大量的计算来辨识相应的参数[8]。

近些年，无需锂离子电池先验知识的数据驱动法在 SOH 估计领域大放异彩[8]。相关研究[9-11]利用机器学习 ML(machine learning)或深度学习算法学习电池健康特征与 SOH 之间的非线性映射关系，进而实现准确的 SOH 估计。此类数据驱动法的主要局限在于电池健康特征的人工提取通常较为复杂，并且往往需要特定领域的知识。因此，直接将电池数据作为输入的端到端 SOH 估计方法成为当前研究的热点。Li 等[12]利用长短期记忆 LSTM (long short-term memory)神经网络捕获长期依赖关系的能力，建立起部分充电电压数据与 SOH 之间的非线性关系，以实现不依赖健康特征提取的电池 SOH 准确估计。相应地，Shen 等[13]采用深度卷积神经网络 DCNN (deep convolutional neural network)从充电电流、电压和温度数据中自动提取特征，再通过 1 个全连接层输出电池 SOH 的估计值，省略了人工提取健康特征的过程。以上 2 种端到端的估计方法依赖于稳定一致的电池充电过程，通常适用于具有固定充电模式的储能电池状态估计。

电动汽车电池的充电通常始于随机的荷电状态 SOC (state of charge)，并会采用不固定的多阶段电流充电策略[14-15]，以提高充电效率。这些因素导致特定充电数据片段难以获取，从而使依赖于充电数据片段的 SOH 估计方法难以应用。相比于充电的不一致性和循环放电的随机性，电池在满充后的弛豫阶段受外部因素影响较小。在电动汽车的实际使用过程中，电池满充的情况也十分常见[16]。因此，通过电池管理系统 BMS (battery management system)获取弛豫阶段的电池数据简单可行。Zhu 等[17]将电池满充后的弛豫过程的电压(弛豫电压)方差、极大值和偏度等视作健康特征，并通过极限梯度提升 XGBoost(extreme gradient boosting)和支持向量回归 SVR(support vector regression)等 ML 算法建立起健康特征与 SOH 之间的非线性关系，以实现电池 SOH 的估计。此方法的估计结果较准确，但需人工提取并验证健康特征，增加了计算与应用的复杂性。

针对以上问题，本文提出一种端到端的 SOH 估计方法，利用贝叶斯优化辅助的深度前馈神经网络 BO-DNN (Bayesian optimization-assisted deep feed-forward neural network)模型直接建立弛豫电压曲线与 SOH 之间的非线性关系，以避免复杂的健康特征提取。在模型的预训练与迁移学习 TL (transfer learning)过程中，使用贝叶斯优化 BO(Bayesian optimization)算法调整超参数组合，以提升模型的性能与泛化能力。最后，通过 3 组不同的开源电池老化数据集验证该估计方法的性能。

1 电池数据集

本文采用来自同济大学的 3 组开源数据集[17]对所提出的估计方法进行性能验证。3 组数据集的描述和循环条件见表 1。由表可知，生成数据集 1、2 和 3 所用电池的正极材料分别为 $LiNi_{0.86}Co_{0.11}Al_{0.03}O_2$ (NCA 电池)、$LiNi_{0.83}Co_{0.11}Mn_{0.07}O_2$(NCM 电池)和 $Li(NiCoMn)O_2$/$Li(NiCoAl)O_2$ 混合物(NCM+NCA 电池)。此外，这 3 组数据集对应的电池循环条件也有所不同。

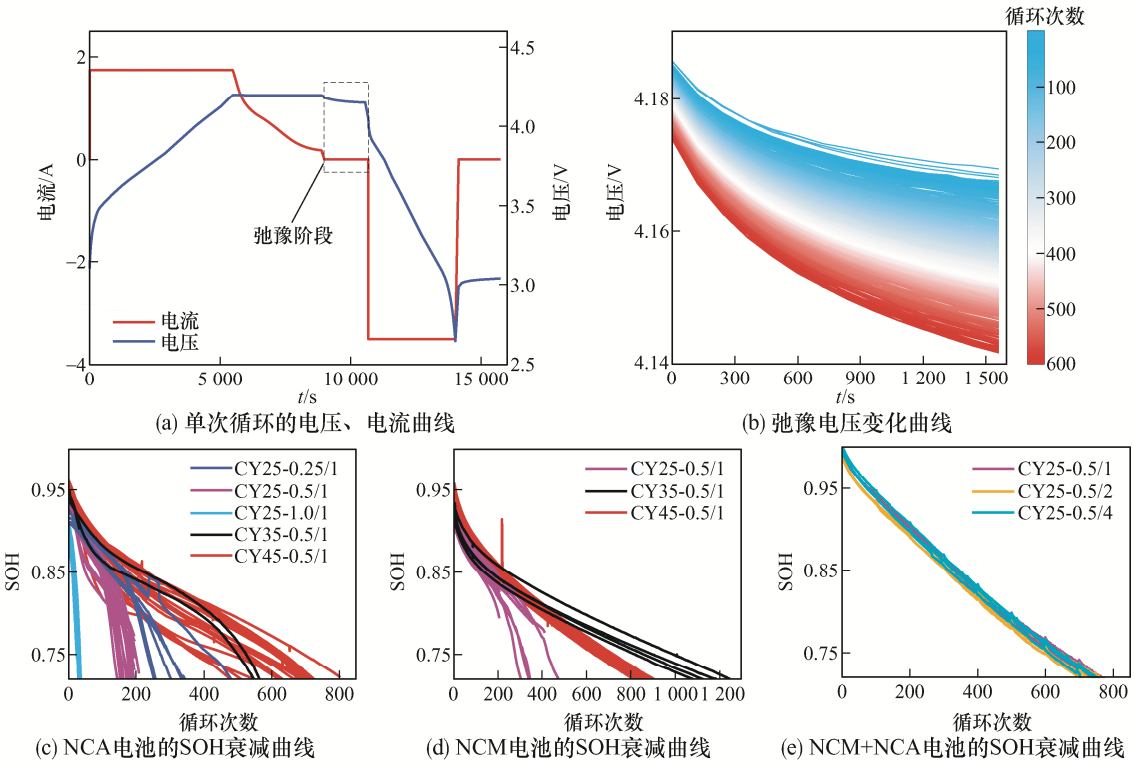
在电池循环实验中，首先以 0.25C~1.00C 的电流倍率将电池恒流充电至 4.2 V，再以恒压模式将电池充电至 0.05C 倍率的截止电流，最后以不同倍率的电流对电池进行恒流放电至截止电压。电池循环数据如图 1 所示，图 1(a)展示了 NCA 电池在充电电流倍率为 0.50C、放电电流倍率为 1.00C 时的一次完整循环

曲线，单体电池重复循环充放电过程，直至容量衰减至额定容量的 71%。由图可知，电池在满充后经历一段弛豫过程，当充电电流消失后，电池出现去极化现象，端电压下降变缓。

表 1　数据集的描述与循环条件

Tab. 1 The description and cycling conditions of datasets

数据集	电池描述	循环温度/℃	充电/放电倍率	数量	电池总数
1	类型：NCA/18650， 标称容量：3.5 A·h， 截止电压：2.65~4.20 V	25	0.25C/1.00C	7	66
		25	0.50C/1.00C	19	
		25	1.00C/1.00C	9	
		35	0.50C/1.00C	3	
		45	0.50C/1.00C	28	
2	类型：NCM/18650， 标称容量：3.5 A·h， 截止电压：2.50~4.20 V	25	0.50C/1.00C	23	55
		35	0.50C/1.00C	4	
		45	0.50C/1.00C	28	
3	类型：NCM+NCA/18650， 标称容量 2.5 A·h， 截止电压：2.50~4.20 V	25	0.50C/1.00C	3	9
		25	0.50C/2.00C	3	
		25	0.50C/4.00C	3	



(a) 单次循环的电压、电流曲线　(b) 弛豫电压变化曲线

(c) NCA电池的SOH衰减曲线　(d) NCM电池的SOH衰减曲线　(e) NCM+NCA电池的SOH衰减曲线

图 1　电池循环数据

Fig. 1 Battery cycling data

对于 NCA 电池和 NCM 电池循环实验，弛豫时间和采样间隔分别设置为 28 min 和 120 s。从这 2 种电池的单次循环上，可以采集到 14 个弛豫电压数据点。然而，NCM+NCA 电池循环实验的弛豫时间和采样间隔设置约为 60 min 和 30 s，可在单次循环上采集到 120 个电压数据点。为保证数据采样点的维度一致，本文从 NCM+NCA 电池的第 4 个采样点开始，以 4 为间隔选取前 14 个数据点作为最终的弛豫电压采样点。图 1(b)展示了 NCA 单体电池的弛豫电压变化曲线。由图可知，随着循环次数的增加，弛豫电压曲线出现明显的趋势性偏移，表明了锂离子电池的极化增强和容量衰减。

电池循环实验在 25、35 和 45 ℃下进行，不同电池的循环温度列于表 1。根据电池不同的循环条件，将其命名为 CY*X*-*Y*/*Z*。其中，*X* 表示循环温度，*Y*/*Z* 表示充电/放电电流倍率。图 1(c)、(d)和(e)分别展示了 NCA 电池、NCM 电池和 NCM+NCA 电池的 SOH 变化曲线。图中曲线表明，充电电流倍率和循环实验温度对电池容量衰减有显著影响。更加详细的电池循环实验描述和电池容量衰减分析请参考文献[17]。

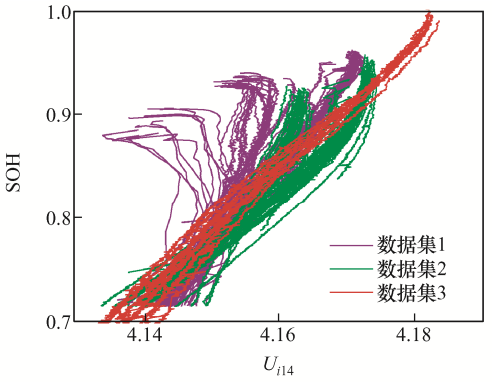
2 相关性分析

锂离子电池老化不仅会导致容量下降与阻抗增加，还会降低电极和电解质的有效电导率和扩散率。相应地，图 1(b)中的弛豫电压衰减速率随着循环次数的增加而单调递增。因此，可以认为弛豫阶段的电压与电池的老化程度相关，适用于电池 SOH 的估计。为进一步验证弛豫电压在电池 SOH 估计中的有效性，本节首先计算弛豫阶段末次采样电压 U_{i14} 与电池 SOH_i 之间的皮尔逊相关系数 ρ，进而定量分析两者之间的相关性，ρ 的计算公式为

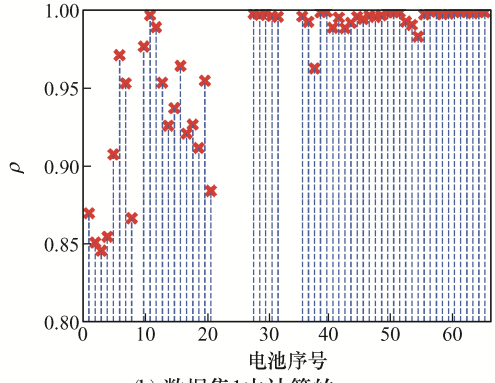
$$\rho=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{1}$$

式中：n 为循环次数；x_i 和 y_i 分别为第 i 次循环的 U_{i14} 与电池 SOH_i；$\bar{x}$和$\bar{y}$分别为 x_i 和 y_i 对应的平均值。

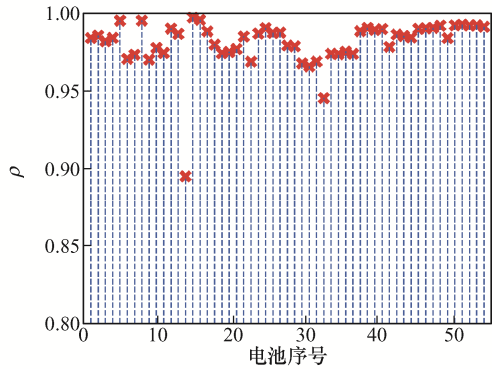
图 2(a)展示了 3 个数据集中不同电池的 SOH_i 与 U_{i14} 之间的关系曲线。由图可知，3 个数据集中大部分电池的 SOH_i 与 U_{i14} 高度相关，仅在数据集 1 中有几个电池例外。图 2(b)、(c)和(d)分别给出了数据集 1、2 和 3 中不同电池的 2 个变量之间的相关系数。可以发现，数据集 1 中大部分电池所计算出的 $\rho>0.95$，少部分电池对应的 ρ 落在[0.85, 0.95]区间内，个别电池计算出的 $\rho<0.85$；数据集 2 中电池对应的 ρ 几乎均大于 0.95；数据集 3 中电池所计算出的 ρ 均接近于 1.00。以上结果表明，U_{i14} 与电池 SOH_i 高度相关，能够反映电池的老化程度。



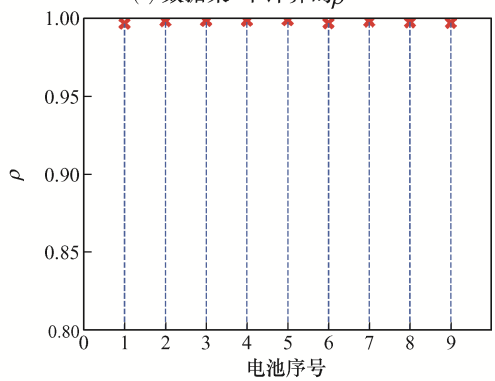
(a) SOH与弛豫电压之间的关系曲线



(b) 数据集1中计算的ρ



(c) 数据集2中计算的ρ



(d) 数据集3中计算的ρ

图 2 电池 SOH 与弛豫阶段末次采样电压点的相关性分析

Fig. 2 Correlation analysis between the battery SOH and final sampling voltage

图 2 显示了 U_{i14} 与电池 SOH 高度相关，而图1(b)表明电池的弛豫电压随着循环次数的增加而单调递减。这些结果表明弛豫阶段的其他电压采样点与电池 SOH 也存在相关性。为进一步提高电池 SOH 估计的准确性，将整个弛豫阶段采集到的电压数据点用作模型的输入，以充分利用弛豫电压相关信息。

3　算法介绍

3.1　DNN 算法

与传统的 ML 算法相比，深度前馈神经网络 DNN(deep feedforward neural network)的深度架构在学习非线性映射关系上有着明显的优势[18]。与 LSTM 等网络相比，DNN 不存在梯度爆炸与消失等问题，并且应用所需的计算成本更低。当 DNN 用于 SOH 估计时，定义训练数据集为 $D=[(\boldsymbol{X}_1,S^*_{\mathrm{SOH}_1}),(\boldsymbol{X}_2,S^*_{\mathrm{SOH}_2}),(\boldsymbol{X}_3,S^*_{\mathrm{SOH}_3}),\cdots,(\boldsymbol{X}_m,S^*_{\mathrm{SOH}_m})]$，其中 $\boldsymbol{X}_m$ 和 $S^*_{\mathrm{SOH}_m}$ 分别表示第 m 次循环的输入向量与 SOH 测量值。DNN 的多层网络结构如图 3 所示，原则上能够对任何非线性系统进行建模。具体而言，DNN 是一种基于矩阵计算的网络，可以表示为复合函数的形式，具体为

$$h_k^l(m)=\eta\left[\sum_k(w_{j,k}^l h_k^{l-1}(m)+b_k^l)\right] \tag{2}$$

式中：$w_{j,k}^l$为第 l–1 层的第 j 个神经元与第 l 层的第 k 个神经元之间的权重连接；h_k^l 和 b_k^l 分别为第 l 层的第 k 个神经元的激活函数和偏置。当 l 等于网络层数 L 时，可以得到

$$h_k^l(m)=S_{\mathrm{SOH}_m} \tag{3}$$

式中，S_{SOH_m} 为网络在第 m 次循环下所估计的 SOH。

为提高网络的非线性建模能力、计算效率和泛化能力，在 DNN 的每个隐藏层后都添加了 ReLu 激活函数。ReLu 函数的定义为

$$r=\max(0,h) \tag{4}$$

式中：r 为通过 ReLu 函数激活后的数据；h 为 DNN 当前隐藏层输出的传递数据。

为评估模型预测结果与真实标签之间的差异程度，在完成前向传播后计算损失函数 Loss，计算式为

$$\mathrm{Loss}=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}(S_{\mathrm{SOH}_m}-S^*_{\mathrm{SOH}_m}) \tag{5}$$

式中，M 为序列长度。

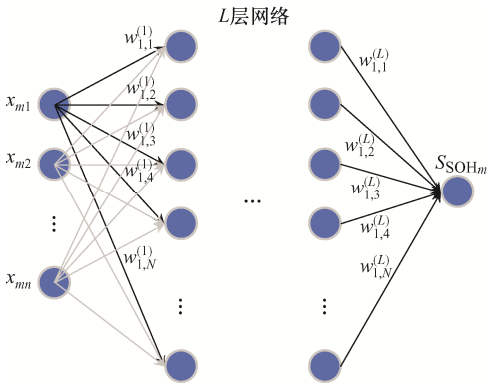


图 3　DNN 的多层网络结构

Fig. 3 Multi-layer network structure of DNN

1 次完整的训练不仅包括 1 次前向传播，还包括 1 次反向传播和 1 次参数更新。在前向传播中，网络接受输入并生成预测输出以计算损失；而反向传播则通过反向传递误差，计算出损失函数关于各参数的梯度。最后，应用 Adam 优化算法，利用这些梯度来更新网络的权重与偏置。为缓解网络模型的过拟合，在 DNN 的隐藏层中加入 Dropout，随机抑制部分神经元的输出。

3.2　BO 算法

不同的 DNN 超参数组合会影响模型最终的性能与泛化能力。超参数寻优属于黑盒优化问题，主要方法包括网格搜寻、随机搜索、粒子群算法和 BO 算法。其中，网格搜寻和粒子群算法通常需要进行大量的计算。因此，这 2 种方法不适用于超参数数量较多的网络模型。BO 算法利用高斯过程 GP (Gaussian process)作为代理模型，并基于其不确定性通过采样函数选取最有可能改善目标函数的参数组合。相对于随机搜寻，BO 算法能更高效地搜索超参数空间。

本文采用 BO 算法对 DNN 的超参数进行优化，具体包括网络模型隐藏层的节点数、学习率、Dropout 率、迭代次数与批次大小等。优化的流程如图 4 所示，其中，$g(\boldsymbol{x})$为基于 GP 的后验分布函

数，可表示为 $g(\boldsymbol{x})\sim N(\mu_t(\boldsymbol{x}), \sigma_t(\boldsymbol{x}))$；$H$ 为历史观测的集合；$I(\boldsymbol{x})$为当前的改进值；$f(\boldsymbol{x})$为 DNN 在更新 H 时，利用 k 折交叉验证计算出的平均均方误差。

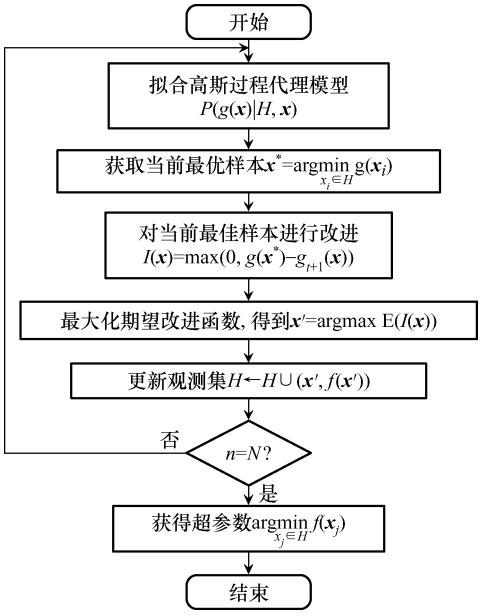


图 4 BO 算法的优化流程

Fig. 4 Optimization flowchart of BO algorithm

3.3 迁移学习策略

在构建 BO-DNN 模型后，本文采用 TL 方法将该模型在基础数据集上学习到的知识迁移至其他测试集，以应对数据有限的问题。TL 方法因其强大的数据资源节约能力而受到广泛应用，其中基于微调 FT (fine-tuning)的方法是 TL 领域的重要主流方法之一。相关研究表明，通过冻结模型特定层参数的微调策略能够加速模型的训练，并且可以充分利用基础模型在源电池数据集上学习到的知识[19]。因此，在对基础模型进行预训练后，本文通过冻结其前 l 层的参数，利用反向传播更新其他层的参数，以实现知识迁移的目的。

为了缓解 TL 中训练数据有限导致的过拟合，在损失函数中添加模型参数的 L2 正则化项。这有助于限制参数的变化范围，进而约束新点与模型参数初始点之间的距离。对应的损失函数可表示为

$$J=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(f(x_i)-y_i)+\lambda(\boldsymbol{\omega}-\boldsymbol{\omega}_0)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\omega}-\boldsymbol{\omega}_0) \quad (6)$$

式中，$\boldsymbol{\omega}$ 和 $\boldsymbol{\omega}_0$ 分别为优化的参数和最初的参数。

4 估计结果与分析

仿真实验在搭载 Intel Core i5-8300H 处理器和 Windows 10 系统的电脑上完成。相关模型使用 PyTorch 1.10.2 框架通过 Python 3.9.12 构建。电脑装载的 NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU 用于加速网络模型的训练。本节采用均方根误差 RMSE (root mean square error)和拟合优度 R^2 作为评价指标，以定量评估估计的准确度。相关计算公式为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Q_i-\hat{Q}_i)^2} \quad (7)$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{N}(\hat{Q}_i-\bar{Q})^2}{\sum_{i=1}^{N}(Q_i-\bar{Q})^2} \quad (8)$$

式中：Q_i 和 $\hat{Q}_i$ 分别为第 i 次循环下的 SOH 测量值和 SOH 估计值；N 为样本数量。

4.1 基础模型性能验证

本节将 NCA 电池数据用于基础模型的训练与测试，采用分层抽样的方法，将每种循环条件下的电池数据以约 4:1 的比例划分为训练集和测试集。最终得到的训练集包含 52 个电池的老化数据，测试集则包含 14 个电池的数据。由于在 NCA 电池老化过程中，每次循环的弛豫阶段都能够采样得到 14 个电压数据点。因此，模型的第 i 次输入和对应的标签分别为第 i 次循环采样到的电压数据[U_{i1}, U_{i2}, …, U_{i14}]和第 i 个健康状态测量值 SOH_i。在得到训练数据集之后，对数据进行最小–最大归一化处理，以加速模型的训练。其中，电压数据的最大值和最小值分别选取 4.2 V 和 4.1 V。

在正式训练模型之前，将 BO 算法的迭代次数设置为 60，并通过四折交叉验证优化模型的超参数，最终得到的超参数组合见表 2。为进一步展示 BO-DNN 方法在 SOH 估计上的性能，将其与文献[17]中提出的 XGBoost、SVR 与 GPR 等 ML 算法进行对比。其中，ML 算法的输入特征为弛豫阶段采样到的电压数据点的方差、最大值和偏度，并

通过四折交叉验证的网格搜寻法找出 ML 模型的最佳超参数组合。

表 2　BO 算法优化得到的 DNN 超参数

Tab. 2 DNN hyperparameters obtained after BO algorithm optimization

超参数	数值
批次大小	64
学习率	4.28×10^{-4}
迭代次数	1 500
第 1/2 层节点数	18/14
Dropout	0.001
L2 正则化参数	5.56×10^{-6}

为达到公平对比的目的，每种方法都选取相同的训练集与测试集进行建模与仿真验证。图 5 直观地展示了 4 种方法根据循环条件随机从测试集中选取的电池上的估计结果。由图可知，SVR 和 XGBoost 方法在电池 13 的早期退化阶段难以准确估计电池的 SOH，而 BO-DNN 方法在不同电池的整个生命周期中均准确地估计出了 SOH，并取得了整体最佳的估计效果。图 6 用柱状图给出了不同方法在整个测试集上取得的 RMSE 和 $1-R^2$。其中 $1-R^2$ 越接近 0，表明 R^2 越接近 1，估计曲线的拟合优度越好。由图可知，BO-DNN 方法在测试集上取得了最小的 RMSE 和 $1-R^2$，分别为 0.011 0 和 0.032 0。此外，图 7 用散点展示了 BO-DNN 方法在测试集所有循环单元上的估计结果。由图可知，在大部分循环单元上的估计偏差落于 0.02 以内，

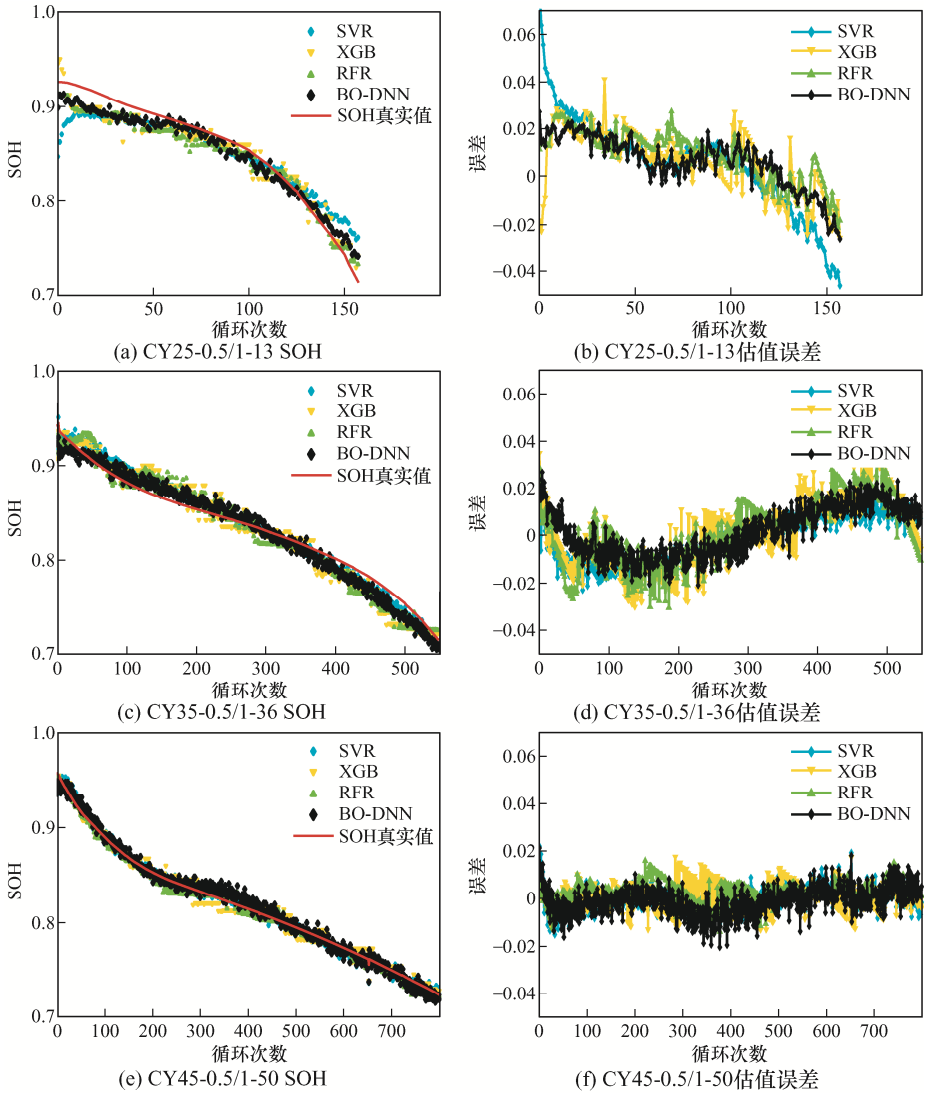


图 5　4 种方法在随机选取的电池上的 SOH 估计结果

Fig. 5 SOH estimation results of four methods on randomly selected batteries

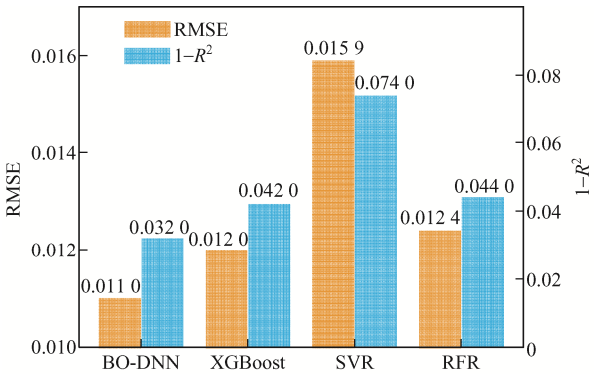


图 6 不同方法在测试集上的估计结果

Fig. 6 Estimation results of different methods on the testing set

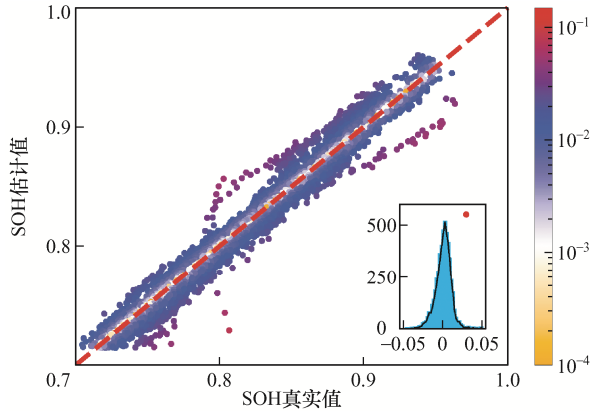


图 7 BO-DNN 方法在测试集上的估计结果

Fig. 7 The estimation results of the BO-DNN method on the testing set

只有在个别循环单元上的估计误差超出了该范围。以上结果表明，BO-DNN 方法能够在锂离子电池的整个生命周期上实现准确的 SOH 估计，并且优于其他基于特征提取的 ML 算法。

4.2 迁移学习模型验证

通过数据集 1 训练得到基础模型之后，本节对基础模型进行微调以获取相应的 TL 模型。为了进一步验证估计方法的可拓展性，将数据集 2 和数据集 3 应用于 TL 模型的训练与测试。为完成 TL 模型的训练，首先采用分层抽样的方法，根据不同的循环条件随机选取数据集 2 和数据集 3 中的电池数据；然后，以 10 个循环为间隔对数据进行稀疏采样，以减少训练样本数量；最后，从 2 个数据集中选取出训练样本数，见表 3，通过选取的新训练数据样本对模型进行重建，以适应数据集 2 和数据集 3 中的不同弛豫电压特征分布。

表 3 TL 的训练样本数

Tab. 3 Training samples for TL

数据集	电池总数	样本总数	训练电池数	样本数	训练样本比例/%
2	55	27 785	10	418	1.5
3	9	8 553	3	293	3.4

在训练之前，使用 BO 算法确定 TL 模型的超参数组合，见表 4。为展示 TL 方法的效果，将其对比于零样本学习 ZSL (zero shot learning)模型与无迁移学习 NTL (no transfer learning)模型。其中，ZSL 模型表示未对基础模型的任何权重进行修改的模型；而 NTL 模型则表示通过表 3 中的训练数据样本重新训练所得的模型。

表 4 BO 算法优化得到的 TL 模型的超参数

Tab. 4 TL model hyperparameters obtained after BO algorithm optimization

数据集	冷冻层	学习率	L2 正则化参数	迭代次数	批次大小	Dropout
2	1	0.05	5.59×10^{-5}	1 500	32	0.001
3	1	0.05	0.001	800	32	0.001

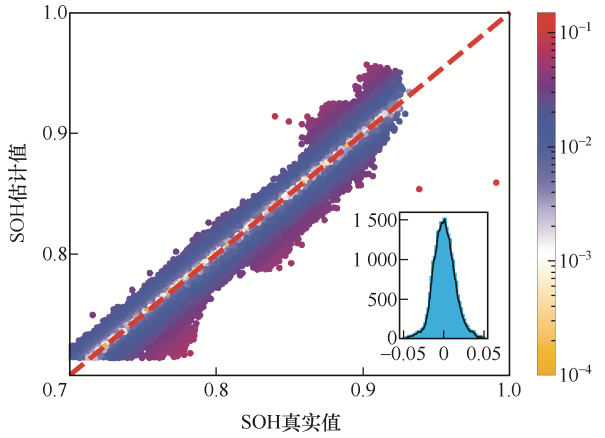
3 种模型在数据集 2 和数据集 3 的测试集上的估计结果见表 5。其中，ZSL 模型在 2 个数据集的测试集上的估计结果较差，RMSE 均超过了 0.023 0，表明不同数据集的测试电池和循环条件差异不容忽视；NTL 模型估计的 RMSE 均大于 0.022 0，R^2 值均小于 0.9，表明仅依靠少量数据重新训练难以建立弛豫电压与电池 SOH 之间准确的非线性关系。相比之下，BO-DNN-FT 模型在数据集 2 和数据集 3 的测试集上表现最佳。相较于 NTL 模型，BO-DNN-FT 模型估计的 RMSE 分别降低了 36.8% 和 45.5%，R^2 分别提升了 8.78%和 7.91%。图 8 用散点展示了 BO-DNN-FT 模型在 2 个数据集的测试样本上的估计结果。由图可知，模型在 2 个数据集的大部分循环单元上所估计的绝对误差小于 0.02。以上结果表明，通过微调基础模型得到的 TL 模型能够将基础模型的知识迁移应用到新数据集上。仅需少量的新数据样本训练，模型便能适应不同数据集间的测试电池和循环条件差异，从而有效解决训

练样本有限的问题。

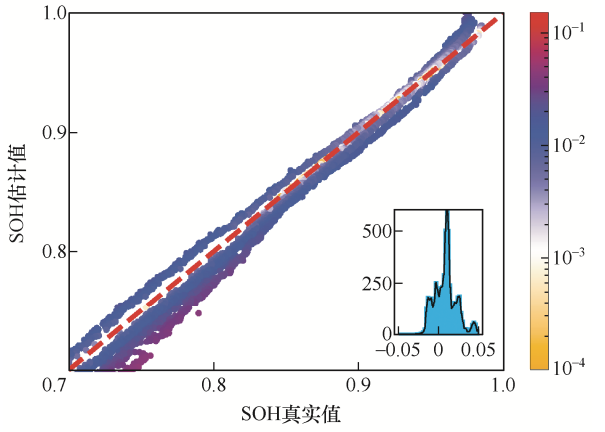
表 5　不同模型在不同测试集上估计的 RMSE 和 R^2

Tab. 5 Estimation RMSE and R^2 of different models on different testing sets

数据集	BO-DNN-FT		ZSL		NTL	
	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2
2	0.013 9	0.942	0.023 0	0.839	0.022 0	0.866
3	0.016 3	0.969	0.028 8	0.905	0.029 9	0.898



(a) 在数据集2上的估计结果



(b) 在数据集3上的估计结果

图 8　TL 模型的估计结果

Fig. 8 Estimation results of the TL model

5　结语

针对锂离子电池复杂的循环条件和随机的初始充电状态，本文提出了一种基于弛豫电压的端到端 SOH 估计方法。该方法通过 BO 算法优化辅助的 DNN(BO-DNN)网络模型，直接建立弛豫电压与电池 SOH 之间的非线性关系，避免了烦琐的健康特征提取过程。采用 3 组不同的开源数据集对网络模型和相应的 TL 模型进行建模与验证，在构建基础模型所采用的数据集上，BO-DNN 模型取得的 RMSE 为 0.011 0。这证实了所提出的基于弛豫电压的 SOH 估计方法具有良好的准确性，明显优于基于健康特征提取的 ML 算法。通过微调基础模型所建立的 TL 模型仅利用 1.5%和 3.5%的新数据集数据训练，便在数据集 2 和数据集 3 的测试集上取得了 0.013 9 和 0.016 3 的 RMSE，比 NTL 模型的估计结果降低了 36.8%和 45.5%。这表明 TL 模型仅依靠新数据集中少量的数据训练，便能适应不同数据集间的差异，提高 SOH 估计的准确性。

参考文献：

[1] 刘康，康龙云，岳睿，等. 基于门控循环单元编解码器的锂离子电池荷电状态估计[J]. 电网技术, 2024, 48(5): 2161-2169.
Liu Kang, Kang Longyun, Yue Rui, et al. Lithium-ion battery state of charge estimation based on gated recurrent unit encoder-decoder [J]. Power System Technology, 2024, 48(5): 2161-2169. (in Chinese)

[2] 张闯，杨浩，刘素贞，等. 基于阻抗在线测量的锂离子电池过放电诱发内短路识别研究[J]. 电工技术学报, 2024, 39(6): 1656-1670.
Zhang Chuang, Yang Hao, Liu Suzhen, et al. Research on overdischarge-induced internal short circuit identification of lithium-ion battery based on impedance online measurement [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(6): 1656-1670. (in Chinese)

[3] 谢小鹏，王银河，熊鹏宇，等. 基于贝叶斯优化 BiLSTM 的锂电池 SOH 预测[J]. 电源技术, 2025, 49(5): 1013-1018.
Xie Xiaopeng, Wang Yinhe, Xiong Pengyu, et al. SOH prediction of lithium batteries based on Bayesian-optimized BiLSTM [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(5): 1013-1018. (in Chinese)

[4] 冯杰，吕志刚，邸若海，等. 基于容量序列分解与重构的 LSTM 锂电池剩余寿命预测算法[J]. 电源学报, 2026, 24(3): 230-241.
Feng Jie, Lü Zhigang, Di Ruohai, et al. Remaining useful life prediction algorithm for lithium-ion batteries based on LSTM of capacity sequence decomposition and reconstruction [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(3):

230-241. (in Chinese)

[5] Hu Xiaosong, Xu Le, Lin Xianke, et al. Battery lifetime prognostics [J]. Joule, 2020, 4(2): 310-346.

[6] 郭喜峰, 黄裕海, 单丹, 等. 改进 NGO 优化 MVMD-BiLSTM 的锂电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2026, 24(4): 158-168.
Guo Xifeng, Huang Yuhai, Shan Dan, et al. Improved NGO optimized MVMD-BiLSTM for remaining useful life prediction of lithium batteries [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(4): 158-168. (in Chinese)

[7] 杨杰, 王婷, 杜春雨, 等. 锂离子电池模型研究综述[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(1): 58-64.
Yang Jie, Wang Ting, Du Chunyu, et al. Overview of the modeling of lithium-ion batteries [J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(1): 58-64. (in Chinese)

[8] Berecibar M, Gandiaga I, Villarreal I, et al. Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 56: 572-587.

[9] 何山, 赵宇明, 田爱娜, 等. 基于充电片段和 PSO-BP 的锂电池 SOH 在线估计方法[J]. 电源技术, 2025, 49(2): 383-389.
He Shan, Zhao Yuming, Tian Aina, et al. An online SOH estimation method for lithium batteries based on charging fragments and PSO-BP [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(2): 383-389. (in Chinese)

[10] 王萍, 范凌峰, 程泽. 基于健康特征参数的锂离子电池 SOH 和 RUL 联合估计方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(4): 1523-1533.
Wang Ping, Fan Lingfeng, Cheng Ze. A joint state of health and remaining useful life estimation approach for lithium-ion batteries based on health factor parameter [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1523-1533. (in Chinese)

[11] 蔡雨思, 李泽文, 刘萍, 等. 基于间接健康特征优化与多模型融合的锂电池 SOH-RUL 联合预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(18): 5883-5898.
Cai Yusi, Li Zewen, Liu Ping, et al. Joint prediction of lithium battery state of health and remaining useful life based on indirect health features optimization and multi-model fusion [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(18): 5883-5898. (in Chinese)

[12] Li Weihan, Sengupta N, Dechent P, et al. Online capacity estimation of lithium-ion batteries with deep long short-term memory networks [J]. Journal of Power Sources, 2021, 482: 228863.

[13] Shen Sheng, Sadoughi M, Chen Xiangyi, et al. A deep learning method for online capacity estimation of lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 25: 100817.

[14] Severson K A, Attia P M, Jin N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation [J]. Nature Energy, 2019, 4(5): 383-391.

[15] Attia P M, Grover A, Jin N, et al. Closed-loop optimization of fast-charging protocols for batteries with machine learning [J]. Nature, 2020, 578: 397-402.

[16] Li Kai, Zhou Ping, Lu Yifan, et al. Battery life estimation based on cloud data for electric vehicles [J]. Journal of Power Sources, 2020, 468: 228192.

[17] Zhu Jiangong, Wang Yixiu, Huang Yuan, et al. Data-driven capacity estimation of commercial lithium-ion batteries from voltage relaxation [J]. Nature Communications, 2022, 13: 2261.

[18] Chemali E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. State-of-charge estimation of Li-ion batteries using deep neural networks: A machine learning approach [J]. Journal of Power Sources, 2018, 400: 242-255.

[19] Zhang Shaowen, Zhu Haiping, Wu Jun, et al. Voltage relaxation-based state-of-health estimation of lithium-ion batteries using convolutional neural networks and transfer learning [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 73: 108579.



许培德

作者简介：

许培德(1984—)，男，硕士，副教授。研究方向：电力电子与电力传动，设备健康评估技术。E-mail：15859875552@163.com。

刘康(1999—)，男，通信作者，硕士。研究方向：电池状态估计与健康诊断技术。E-mail：epkangliu@mail.scut. edu.cn。

康龙云(1961—)，男，博士，教授。研究方向：电池储能技术和电网逆变技术，电池管理系统技术。E-mail：lykang@scut.edu.cn。

王怀远(1987—)，男，博士，副教授。研究方向：电力系统运行与控制，人工智能。E-mail：79749544@qq.com。

(责任编辑：孙美菊)