基于半监督学习的集成模型估计电动汽车锂电池健康状态*

秦亚萍[1]　宁留洋[2]

（1.开封大学智能制造学院，开封 475000；2.湖南交通工程学院机电工程学院，衡阳 421001）

【摘要】为解决现有的监督学习方法估计电池健康状态（SOH）时依赖于稀少的标记数据，而忽略了大量易获得的未标记数据这一问题，提出了基于长短期记忆（LSTM）网络和门控循环单元（GRU）的半监督学习（SSL）的联合SOH估计方法。首先，从充电电压中提取了3种具有可解释性的健康因子，用于准确描述电池退化；然后，基于SSL对未标记数据的伪标签进行预测，旨在增强训练样本，从而提升模型泛化能力。分析和试验表明，提出的基于SSL的方法可以显著提高SOH估计性能，平均均方根误差不超过1.2%。

主题词：健康状态　可解释健康指标　半监督学习　集成模型

中图分类号：TM912　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250545

Estimation of Lithium-Ion Battery State of Health in Electric Vehicles Using an Ensemble Model Based on Semi-Supervised Learning

Qin Yaping[1], Ning Liuyang[2]

（1. School of Intelligent Manufacturing, Kaifeng University, Kaifeng 475000; 2. College of Electromechanical Engineering, Hunan Institute of Traffic Engineering, Hengyang 421001）

【Abstract】To address the issue that existing supervised learning methods for estimating the battery State of Health (SOH) rely on scarce labeled data while neglecting the abundance of easily obtainable unlabeled data, a joint SOH estimation method based on Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) within a Semi-Supervised Learning (SSL) framework is proposed. First, three interpretable health indicators are extracted from the charging voltage to accurately describe battery degradation. Then, based on SSL, pseudo-labels for unlabeled data are predicted to augment the training samples, thereby enhancing the generalization capability of the model. Analysis and experiments demonstrate that the proposed SSL-based method significantly improves SOH estimation performance, with an average Root Mean Square Error (RMSE) below 1.2%.

Key words: State of health, Explainable health indicators, Semi-Supervised learning,Integrated model

【引用格式】秦亚萍, 宁留洋. 基于半监督学习的集成模型估计电动汽车锂电池健康状态[J]. 汽车技术, 2026(5): 48-55.

QIN Y P, NING L Y. Estimation of Lithium-Ion Battery State of Health in Electric Vehicles Using an Ensemble Model Based on Semi-Supervised Learning[J]. Automobile Technology, 2026(5): 48-55.

1　前言

锂离子电池作为广受认可的能量储存解决方案[1]，在电动汽车、自动化移动设备及能源存储系统中占据核心地位[2]。其健康状态（State of Health，SOH）估计是电池管理系统（Battery Management System，BMS）的关键技术，直接影响电池性能预测、维护策略制定及系统运行安全。

现有SOH估计方法主要分为三类：基于电化学模型的方法通过模拟内部反应过程实现估计[3]，但模型复杂度高、在线应用困难；基于等效电路模型的方法基于电气特性建模[4]，参数辨识误差易导致估计偏差；人工智能方法通过数据驱动提取健康指标（Health Indicators，HIs），无需深入电化学机理，表现更优[5]。

*基金项目：湖南省教育厅科学研究项目（22C0935）。

例如，Li等[6]从增量容量曲线中提取HIs，结合向量回归算法使SOH估计均方根误差低于2%；Lin等[7]引入注意力机制改进长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络，提升估计精度；张慧颖等[8]融合卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）与LSTM，有效表征容量退化趋势。

然而，上述方法均依赖监督学习，需大量标记数据。为突破数据标注瓶颈，半监督学习（Semi-Supervised Learning，SSL）和无监督学习（Unsupervised Learning，USL）方法快速发展。半监督学习方面，Liu等[9]利用v-支持向量回归构建半监督模型，将误差降至4%，但未解决多源特征兼容性问题；Li等[10]结合SSL与LSTM，有效利用未标记数据，误差同样降至4%，但单一模型难以捕捉老化复杂特征；Lin等[11]提出的SSL方法在标记数据稀缺时效果显著，但处理实验室与现场数据不一致时性能受限。无监督学习方面，Chen等[12]基于CNN与迁移学习的无监督方法实现0.74%的均方根误差，但数据稀疏时面临挑战；Qiu等[13]采用无监督域适应（Unsupervised Domain Adaptation，UDA）方法，跨电池类型大域差异下仍有局限；Li等[14]通过深度子域迁移网络（Deep Subdomain Transfer Network，DSTN）降低分布差异，但极端连续域变量下子域划分需优化。

综上，现有SSL与USL方法存在三方面局限：单一模型架构难以融合互补优势；健康因子设计依赖经验，泛化能力不足；伪标签生成未充分适应电池退化强非线性，易致噪声累积。本文基于锂电池充电电压数据，提取三种可解释性健康指标，并提出一种半监督学习方法，通过生成伪标签增强训练集。试验结果表明，该方法在SOH估计精度与泛化性方面表现优异。

2 可解释健康因子提取

2.1 电池健康状态

SOH作为评估电池当前性能与全新状态下性能差距的关键量化指标，不仅直接反映了电池的剩余可用容量，还是BMS中进行预测与决策的基础。SOH的计算公式为：

$$H = \frac{Q_C}{Q_R} \times 100\% \tag{1}$$

式中：H为电池SOH，Q_C和Q_R分别为当前状态下电池的最大可用容量和额定容量。

2.2 电池老化数据集

本文采用马里兰大学分校的高级生命周期工程中心（Center for Advanced Life Cycle Engineering，CALCE）公开的电池老化数据集。该研究使用了二硫化碳电池，编号分别为CS2-35、CS2-36、CS2-37和CS2-38，并且所有电池均遵循相同的充电设定。具体而言，充电过程中的速率为0.5 C，充电截止电流为0.05 A；放电时，速率为1 C，放电截止电压设定为2.7 V。值得注意的是，无论电池容量如何变化，充放电速率均保持恒定。所有测试的电池标称容量为1.1 A·h，当电池容量衰减至其标称容量的70%，即降至0.77 A·h时，即视为达到使用寿命终点（End Of Life，EOL）。

图1展示了CS2-35~CS2-38电池的SOH衰减趋势。从图中可见：在前100个循环中，SOH曲线迅速下降；从第100个到第400个循环，SOH曲线局部波动并缓慢下降；400个循环后，SOH曲线又迅速下降。这一现象可能对实际车辆运行构成安全隐患。因此，精确评估电池的健康状态显得尤为关键。

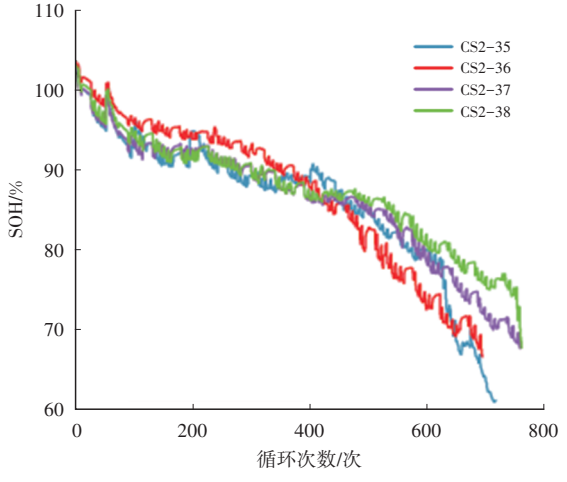


图1 CS2-35~CS2-38电池SOH演变曲线

2.3 健康因子提取

基于电池充电数据，提取出与容量退化紧密联系的HIs，是估计电池SOH的关键步骤。对于同一块电池，在充电的相同阶段输入相同电量条件下，其充电电压的表现并不统一。综合考虑实际应用中的实用性和便捷性，并参考同类研究中对电压敏感区间的界定方法[15]，本文选取恒流充电曲线中电压变化平稳、能有效反映电极极化特性的固定电压范围[3.85, 3.95] V（如图2所示）来提取3个特征作为HIs。该区间位于电池充电中后期，避免了充电初期的不稳定波动和末期的饱和现象，能更稳定地表征电池老化特征。在电池充电过程中，电压平均值能够反映电极材料的活性状态。随着电池老化，电极材料的活性降低，导致充电电压平均值发生变化，因此能够更准确地反映电池的SOH。HI_1为固定充电电压区间内的电压平均值，计算公式如下：

$$HI_1 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} V_i \tag{2}$$

式中：n为采样点数量，V_i为第i个采样点的电压值。

HI_2为固定充电电压区间内的电压面积值。电压面积值综合了电压在整个充电区间内的变化情况，能够更全面地反映电池的性能状态。在电池老化过程中，电压曲线的形状和面积会发生变化，这些变化与电池的SOH密切相关。HI_2计算公式如下：

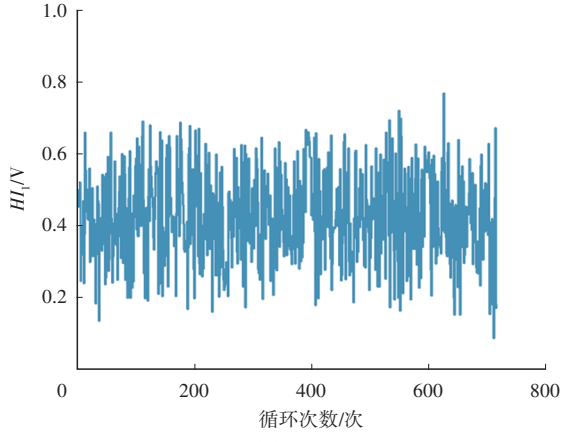
$$HI_2 = \int_{t_1}^{t_2} V(t)\,\mathrm{d}t \tag{3}$$

式中：$V(t)$为随时间变化的电压函数，t_1和t_2分别为充电区间的起始和结束时间。

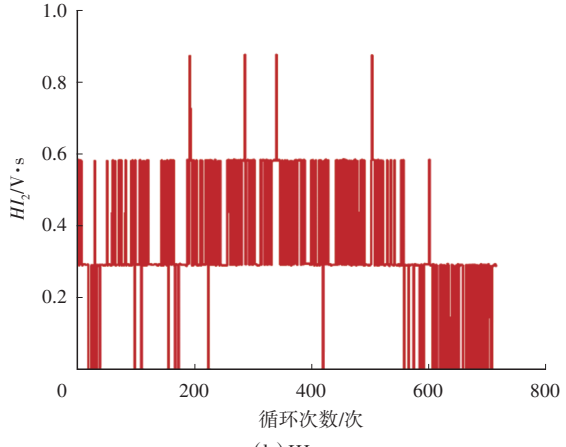
HI_3表示固定充电电压区间内最大电压值与最小电压值连线的斜率。在电池充电过程中，最大电压值与最小电压值连线的斜率能够反映电池内阻的变化。随着电池老化，电池内阻增加，导致斜率发生变化。因此，HI_3能够作为电池SOH变化的一个敏感指标。HI_3计算公式如下：

$$HI_3 = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{\Delta t} \tag{4}$$

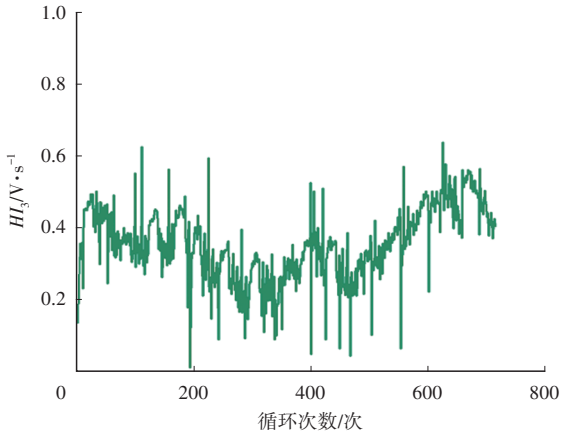
式中：$V_{\max}$和$V_{\min}$分别为区间内的最大电压值和最小电压值，Δt为$V_{\max}$和$V_{\min}$相对应的时间变化量。



(a)HI_1



(b)HI_2



(c)HI_3

图2　基于CS2-35电池的充电电压提取的3个HIs

3　基于半监督学习的SOH估计模型

3.1　长短期记忆神经网络

LSTM是一种特殊的循环神经网络(Recurrent Neural Network，RNN)，旨在解决传统RNN在处理长序列数据时易出现的梯度消失和梯度爆炸问题。如图3所示，LSTM通过引入遗忘门、输入门和输出门3个门控单元，有效控制信息的流动和更新，实现了对信息的选择性记忆。这种机制使得LSTM能够捕捉并保留长时间跨度的依赖关系，广泛应用于自然语言处理、语音识别、时间序列预测等领域。LSTM的计算过程如下：

(1)决定应从单元状态中丢弃的信息：

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{5}$$

式中：f_t为遗忘门应从单元状态中舍弃的信息，σ为Sigmoid函数，$\boldsymbol{W}_f$和b_f分别为遗忘门的权重矩阵和偏置项，h_{t-1}为$(t-1)$时刻单元状态的输出，x_t为t时刻单元状态的输入。

(2)分两步决定内部状态应存储的信息。首先，更新输入门：

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{W}_i$和b_i分别为输入门的权重矩阵和偏置项。

其次，得到一个候选向量$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$：

$$\tilde{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{W}_c$和b_c分别为权重矩阵与$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$的偏置项。

(3)更新单元状态：

$$\boldsymbol{C}_t = f_t \times \boldsymbol{C}_{t-1} + i_t \times \tilde{\boldsymbol{C}}_t \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{C}_{t-1}$为$(t-1)$时刻的单位状态。

(4)获得LSTM的输出：

$$\begin{aligned} o_t &= \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ h_t &= o_t \times \tanh(\boldsymbol{C}_t) \end{aligned} \tag{9}$$

式中：o_t为输出门的Sigmoid层，h_t为LSTM在t时刻的输出，$\boldsymbol{W}_o$和b_o分别为输出层的权重矩阵和偏置项。

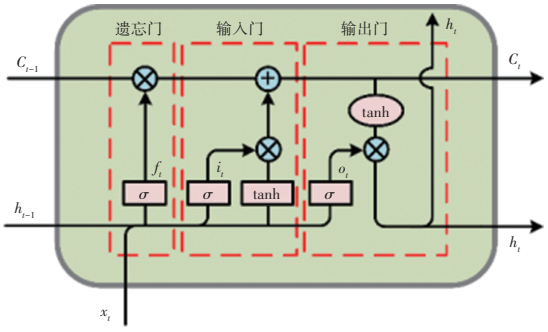


图3　LSTM结构

3.2　门控循环单元

如图4所示，通过引入更新门和重置门两个门控机制，门控循环单元（Gated Recurrent Unit，GRU）有效地控制了信息的流动，能够在保留重要历史信息的同时，根据当前输入动态更新隐藏状态。相比LSTM，GRU结构更为简洁，计算效率更高。GRU的前向传播可表示为：

$$\begin{cases} r_t = \sigma(\boldsymbol{W}_r \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ z_t = \sigma(\boldsymbol{W}_z \cdot [h_{t-1}, x_t]) \\ \tilde{h}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_h \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t]) \\ h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + \tilde{h}_t \odot z_t \end{cases} \tag{10}$$

式中：σ为Sigmoid函数，tanh为双曲正切函数，$\odot$为逐元素产生式，r_t为重置门，z_t为更新门，$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}_z$和$\boldsymbol{W}_h$分别为重置门、更新门和临时输出的权重矩阵，$\tilde{h}_t$和h_t分别为候选隐藏状态和隐藏状态。

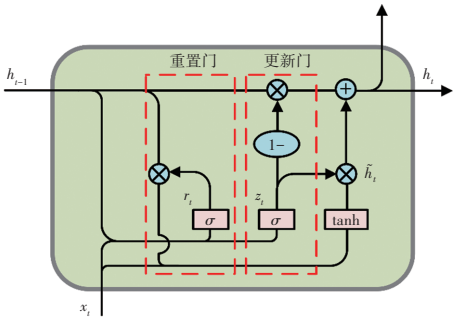


图4　GRU结构

3.3　半监督协同训练与在线SOH估计

半监督学习（Semi-Supervised Learning，SSL）作为一种有效利用未标记数据的技术，能够显著提升模型的预测性能，从而在机器学习领域展现出巨大的应用潜力。本文提出的协同训练框架与传统监督学习（Supervised Learning，SL）存在本质差异，如图5所示，与传统监督方法仅使用标记数据训练单一模型，而本框架创新性地通过双模型交叉验证机制挖掘未标记数据价值。具体而言，首先基于少量标记数据并行训练LSTM和GRU模型；随后利用二者对未标记数据生成伪标签，仅保留LSTM与GRU预测差异小于阈值τ的高置信样本（本文通过网格搜索在验证集上确定τ=0.05，该策略能有效控制伪标签质量，避免噪声样本干扰）；最终通过迭代扩充训练集实现模型增强。该策略从根本上突破了SL对标记数据的依赖瓶颈。

在技术继承性方面，本文基于两项关键研究推进：其一，延续Liu等[9]的伪标签生成思想与Li等[10]的SSL训练框架；其二，如图6所示，创新性地将LSTM-GRU组合从监督学习场景[8]扩展至半监督领域。

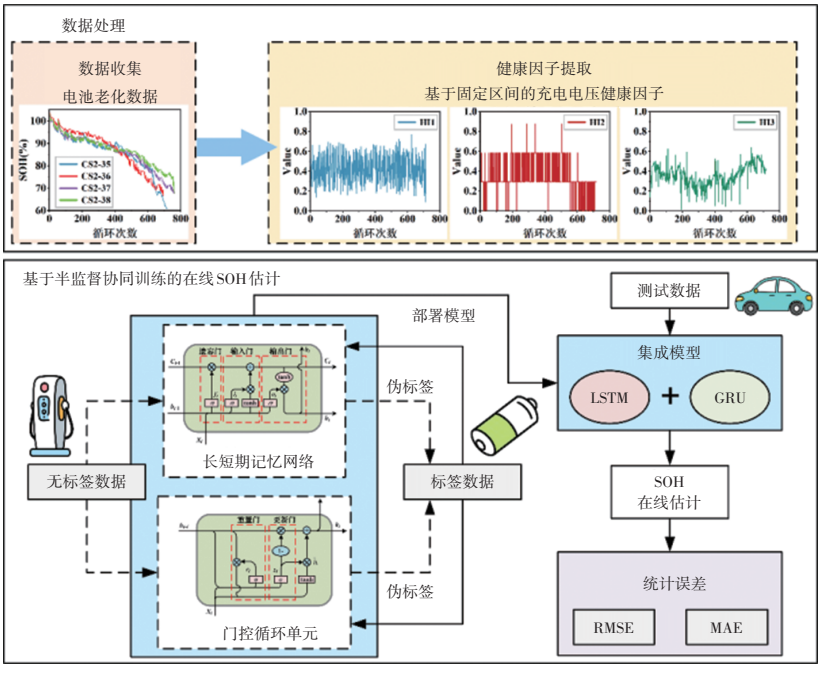


图5　基于半监督学习的集成模型估计SOH流程

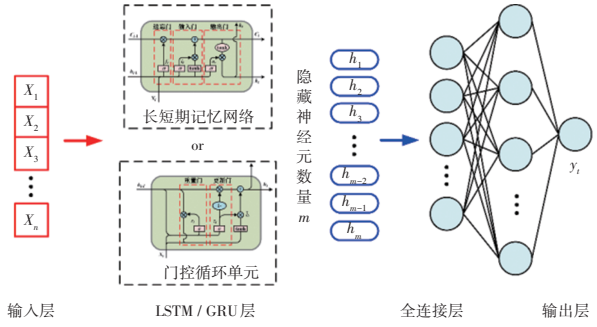


图6　LSTM和GRU网络架构

现有组合模型虽能提升预测精度，却无法解决SSL中的伪标签噪声问题。针对上述局限，本文提出原创性动态权重机制：根据充电电压变化率ΔV自动调整模型贡献权重。当电池处于平稳退化阶段时（$|\Delta V|$较小），赋予LSTM更高权重以发挥其长程建模优势；当检测到容量跳水（$|\Delta V|$剧增）时，则提升GRU权重以强化其短期波动捕捉能力。该机制通过动态调整模型输出，显著增强了SOH估计对电池不同退化阶段的适应性，从而直接提升最终结果的准确性和鲁棒性。该策略通过可学习参数w实现权重自适应分配：

$$\alpha = sigmoid(w \cdot |\Delta V|) \tag{11}$$

最终输出为：

$$H_{\text{final}} = \alpha \cdot H_{\text{LSTM}} + (1 - \alpha) \cdot H_{\text{GRU}} \tag{12}$$

式中：H_{final}为最终的电池SOH估计值；H_{LSTM}为LSTM预测得到的SOH值；H_{GRU}为GRU预测得到的SOH值；α为融合权重系数，取值范围为[0, 1]。

4　仿真结果与试验数据对比分析

4.1　试验分组

为了模拟真实的工业环境并验证所提出的SSL方法的有效性，数据集被划分为标记和未标记子集，具体试验组分类如表1所示。值得注意的是，在试验过程中，未标记数据缺少相应的SOH标签。每个试验组仅包含单个电池的SOH标签数据，这反映了在工业应用中标记数据的稀缺性与未标记数据的充足性。

表1　试验分组

编号	标签数据	无标签数据	测试数据
1	CS2-38	CS2-36、CS2-37	CS2-35
2	CS2-37	CS2-35、CS2-38	CS2-36
3	CS2-36	CS2-35、CS2-38	CS2-37
4	CS2-35	CS2-36、CS2-37	CS2-38

4.2　评价指标

本研究利用平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）为评价所制定的电池SOH预测方法性能的统计指标。计算公式如下：

$$\begin{cases} MAE = \dfrac{1}{L}\sum_{t-1}^{L}|y_t - y_t'| \\ RMSE = \sqrt{\dfrac{1}{L}\sum_{t-1}^{L}(y_t - y_t')^2} \end{cases} \tag{13}$$

式中：y_t为SOH真实值，y_t'为SOH估计值，L为样本总数。

4.3　归一化处理

在数据预处理阶段，数据归一化是一项至关重要的步骤。归一化旨在将不同量纲的数据转换到同一量级或范围内，以消除量纲差异对后续数据分析或模型训练的影响。本研究中采用了最小-最大归一化方法（Min-Max Normalization），该方法通过线性变换将原始数据缩放到[0, 1]区间内。具体而言，对于每个特征维度，计算其最小值与最大值，并按如下公式进行计算：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{14}$$

式中：x为原始数据点，$x_{\min}$和$x_{\max}$分别为该特征维度的最小值和最大值，x'为归一化后的数据点。

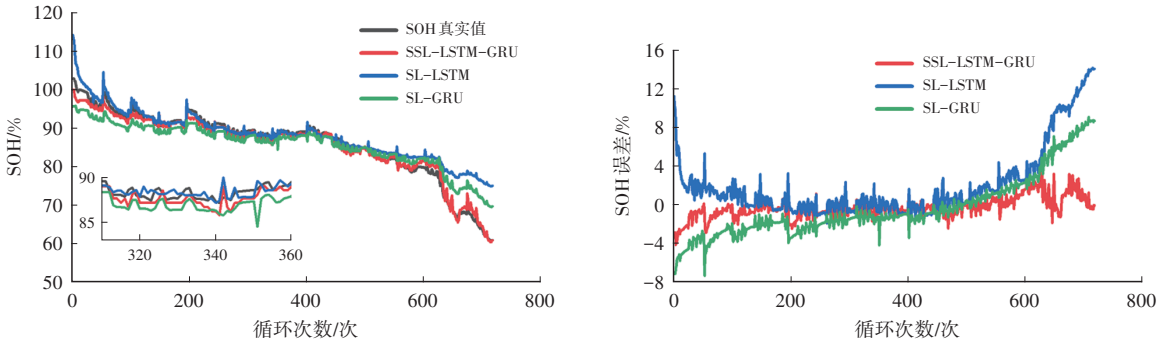
4.4　基于半监督学习的SOH估计结果分析

本节基于4.1节中的试验分组进行了试验验证，在4.3节中的数据归一化处理的基础上，选取了HI_1、HI_2、HI_3三组HIs作为模型的输入特征，而电池SOH数据则作为模型的输出目标。本文采用的LSTM和GRU模型，具体参数如表2所示，模型架构如图6所示。为评估本文提出的基于半监督学习的集成模型在电池SOH估计上的优势，将其性能与监督学习框架下的LSTM模型和GRU模型进行了对比分析。SOH估计结果如图7~图10所示，展示了4块电池的SOH估计值与真实值的对比以及绝对误差。

表2　试验分组

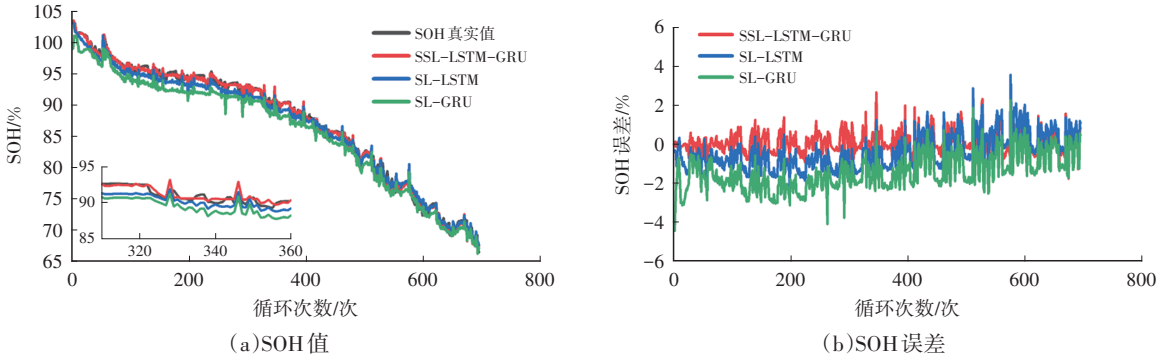
模型	参数设定
LSTM	输入层-LSTM层-Dropout层-全连接层-输出层 隐藏层的特征数量为128，Dropout值设置为0.2，激活函数Sigmoid
GRU	输入层-GRU层-Dropout层-全连接层-输出层 隐藏层的特征数量为128，Dropout值设置为0.2，激活函数Sigmoid

从图7~图10可以看出，3种SOH估计方法输出的估计值与电池容量的真实衰退趋势在整体上具有高度的一致性。其中，所提出的基于半监督学习的SOH估计方法可以最准确地追踪电池退化轨迹。基于监督学习的单一模型方法，如SL-LSTM和SL-GRU，在电池寿命的早期阶段以及接近EOL时，其估计的电池SOH与真实值存在较大偏差。这是因为在电池退化早期和到



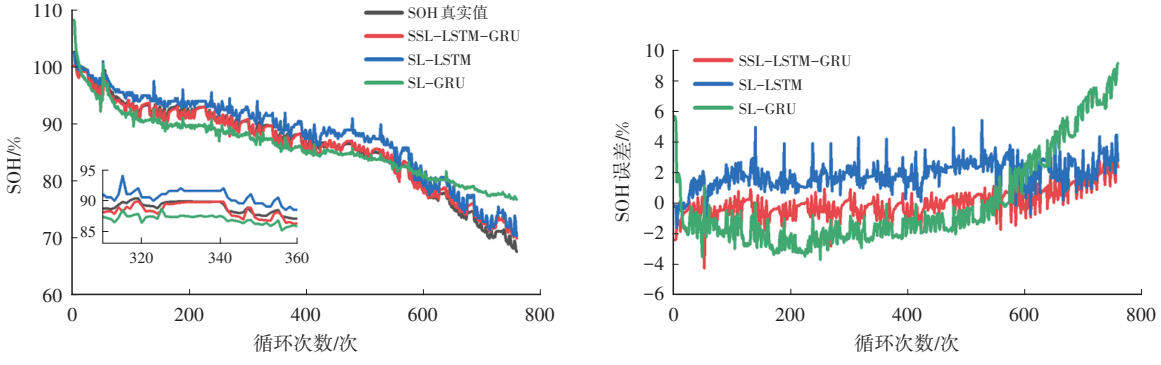
（a）SOH值　　（b）SOH误差

图7　CS2-35电池SOH估计结果



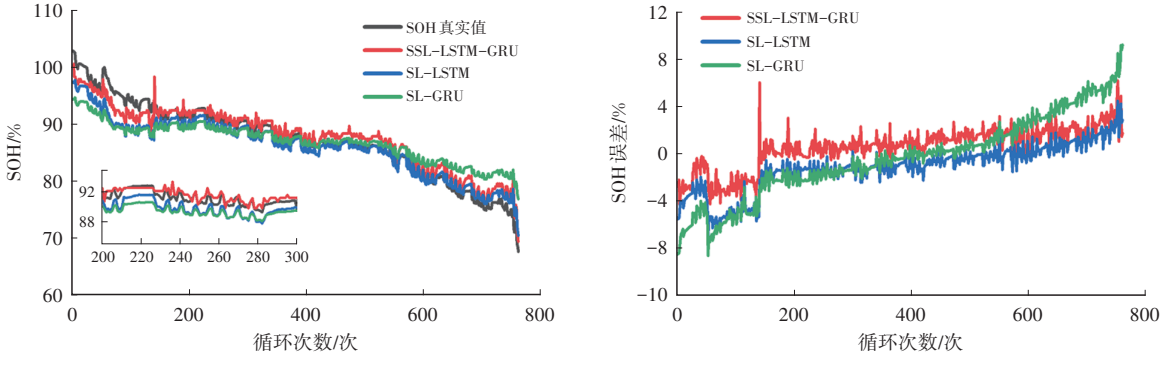
（a）SOH值　　（b）SOH误差

图8　CS2-36电池SOH估计结果



（a）SOH值　　（b）SOH误差

图9　CS2-37电池SOH估计结果



（a）SOH值　　（b）SOH误差

图10　CS2-38电池SOH估计结果

达EOL附近时，电池退化轨迹都发生了剧烈下降，单一SL模型难以学习有效特征。而本文所提出的半监督学习方法可以有效地利用未标注数据和少量标注数据，通过结合无监督学习和监督学习的优势，来捕捉电池性能变化的全局特征和长期趋势。这种方法不仅能够提高模型在电池寿命早期阶段对SOH的估计准确性，还

能在接近EOL时，更好地预测电池性能的急剧下降，从而减小估计值与真实值之间的偏差，提高电池SOH估计的整体性能。

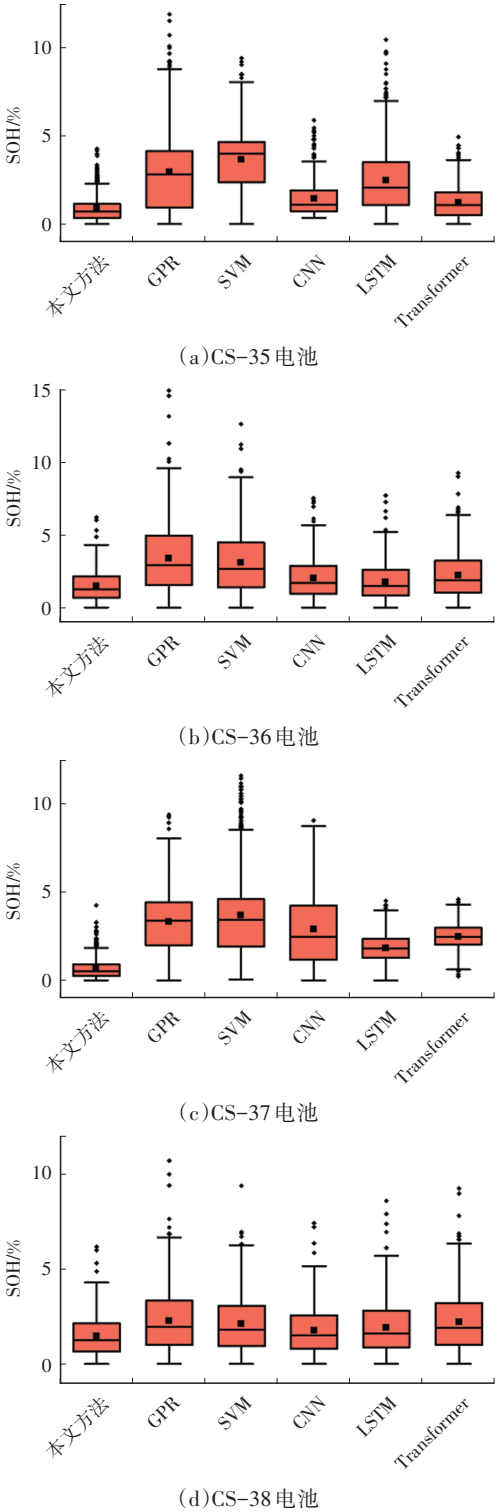
表3展示了4块电池SOH估计的误差数据。对比结果显示，本文提出的基于SSL的方法在4块电池的SOH估计中均表现出了最小的统计误差。在各模型的电池测试实例中，最大RMSE出现在SL-LSTM模型的CS2-35电池测试实例，其值为4.182%；最大MAE则出现在SL-GRU模型的CS2-38电池测试实例，其值为2.765%。而最小RMSE和MAE均出现在SSL-LSTM-GRU模型的CS2-36电池测试实例中，分别为0.637%和0.464%。进一步分析表明，这是因为CS2-36电池在[3.85, 3.95] V电压区间内提取的健康因子与SOH具有更强的关联性，使模型能够更有效地学习其老化特征。该现象也反映了实际电池数据中存在的个体差异，但本文方法在不同特性的电池上均保持了整体优越的性能，证明了其良好的泛化能力。

表3　试验分组SOH估计误差　%

模型		SL-LSTM	SL-GRU	SSL-LSTM-GRU
CS2-35	RMSE	4.182	3.291	1.153
	MAE	2.420	2.591	0.883
CS2-36	RMSE	0.976	1.710	0.637
	MAE	0.855	1.559	0.464
CS2-37	RMSE	2.056	3.032	0.880
	MAE	1.885	2.427	0.661
CS2-38	RMSE	2.311	3.526	1.791
	MAE	1.698	2.765	1.472
平均值	RMSE	2.381	2.990	1.115
	MAE	1.715	2.336	0.870

4.5　对比验证

在上述4.4节中已经证明了本文所提出的监督学习方法优于基于监督框架下的LSTM和GRU方法。本节中将所提出的方法与5种先进的机器学习和深度学习方法进行了比较：高斯过程回归（Gaussian Process Regression，GPR）、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、卷积神经网络（CNN）、长短期记忆（LSTM）网络和Transformer。以表1中所有试验组作为测试集，本研究提出的方法与5种对比方法的SOH估计误差如图11所示。结果表明，在6种方法中，所提出方法（SSL-LSTM-GRU）的SOH估计精度最高。具体而言，GPR与SVM在所有试验组中的绝对误差均超过5%；CNN在1号试验组中表现最佳，绝对误差低于5%，但在其余3组中均超过5%；LSTM与Transformer的估计性能相对较好，大部分绝对误差保持在5%左右。相比之下，所提出方法的绝对误差始终低于2%。这些结果突出表明，在标记数据稀缺的情况下，引入未标记数据参与训练能够显著提升SOH估计的准确性。



（a）CS-35电池

（b）CS-36电池

（c）CS-37电池

（d）CS-38电池

图11　本文方法与其他5种先进方法的SOH估计误差箱型图

此外，SSL-LSTM-GRU方法相较于SSL-LSTM方法和SSL-GRU方法，平均RMSE分别下降了53.1%和

62.7%，平均MAE分别下降了49.3%和62.8%。这表明本文所提出的基于SSL的方法，在较少标签数据的情况下，仍能获得准确电池SOH估计结果。

5 结束语

本文针对电池退化过程中容量标签稀少和使用单一模型难以全面捕捉退化特征的问题，提出了基于长短期记忆（LSTM）网络和门控循环单元（GRU）的半监督学习（SSL）的联合估计SOH方法。首先，从电池充电电压中提取了3种具有可解释性的健康因子，用于准确描述电池退化。然后，结合SSL技术并利用长短期记忆网络和门控循环单元对未标记数据进行伪标签预测，以丰富训练样本集，进而提高模型的SOH估计精度和泛化性能。试验结果表明，所提出的SSL方法能够准确估计SOH，与传统的基于监督学习的方法相比，RMSE和MAE均下降了49%以上。所提出的算法的平均RMSE控制在1.115%以内，平均MAE也保持在0.870%以下，充分验证了其在SOH估计中的准确性和有效性。

参 考 文 献

[1] XIE Y X, WANG S L, ZHANG G X, et al. A Review of Data-Driven Whole-Life State of Health Prediction for Lithium Ion Batteries: Data Preprocessing, Aging Characteristics, Algorithms, and Future Challenges[J]. Journal of Energy Chemistry, 2024, 97: 630-649.

[2] LU J H, XIONG R, TIAN J P, et al. Deep Learning to Estimate Lithium-Ion Battery State of Health Without Additional Degradation Experiments[J]. Nature Communications, 2024, 14.

[3] GAO Y Z, ZHANG X, ZHU C, et al. Global Parameter Sensitivity Analysis of Electrochemical Model for Lithium-Ion Batteries Considering Aging[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021: 1083-4435.

[4] 颜湘武，邓浩然，郭琪，等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态检测及梯次利用研究[J]. 电工技术学报，2019，34(18)：3937-3948.
YAN X W, DENG H R, GUO Q, et al. Study on the State of Health Detection of Power Batteries Based on Adaptive Unscented Kalman Filters and the Battery Echelon Utilization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(18): 3937-3948.

[5] 戴国洪，张道涵，彭思敏，等. 人工智能在动力电池健康状态预估中的研究综述[J]. 机械工程学报，2024，60(4)：391-408.
DAI G H, ZHANG D H, PENG S M, et al. Overview of Artificial Intelligence in Health Prediction of Power Battery[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(4): 391-408.

[6] LI X Y, YUAN C G, WANG Z P. State of Health Estimation for Li-Ion Battery via Partial Incremental Capacity Analysis Based on Support Vector Regression[J]. Energy, 2020, 203.

[7] LIN M Q, WU J, MENG J H, et al. State of Health Estimation with Attentional Long Short-Term Memory network for Lithium-Ion Batteries[J]. Energy, 2023, 268.

[8] 张慧颖，王军华，丁汀，等. 基于多指标的CNN-LSTM锂电池SOH估计模型[J]. 电源技术，2023，47(10)：1303-1307.
ZHANG H Y, WANG J H, DING D, et al. Multi-Indicator Based CNN-LSTM Li-Ion Battery SOH Estimation Model[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(10): 1303-1307.

[9] LIU Y M, DING J X, CAI Y J, et al. A Battery SOH Estimation Method Based on Entropy Domain Features and Semi-Supervised Learning under Limited Sample Conditions [J]. Journal of Energy Storage, 2025, 106.

[10] LI X Y, LYV M H, GAO X, et al. A Co-Estimation Framework of State of Health and Remaining Useful Life for Lithium-Ion Batteries Using the Semi-Supervised Learning Algorithm[J]. Energy and AI, 2025, 19.

[11] LIN C P, XU J, MEI X S, et al. Improving State-of-Health Estimation for Lithium-Ion Batteries via Unlabeled Charging Data[J]. Energy Storage Materials, 2023, 54: 85-97.

[12] CHEN J R, KOLLMEYER P, AHMED R, et al. Battery State-of-Health Estimation Using CNNs with Transfer Learning and Multi-Modal Fusion of Partial Voltage Profiles and Histogram Data[J]. Applied Energy, 2025, 391.

[13] QIU X H, BAI Y, WANG S F, A Novel Unsupervised Domain Adaptation-Based Method for Lithium-Ion Batteries State of Health Prognostic[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 75.

[14] LI F F, YU Y G, YUAN X L, State-of-Health Estimation for Lithium-Ion Batteries Using Unsupervised Deep Subdomain Adaptation[J]. Energy, 2025, 324.

[15] ZHOU Z Y, LIU Y G, ZHAO Z G, et al. Automatic Feature Extraction Enabled Lithium-Ion Battery Capacity Estimation Using Random Fragmented Charging Data[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(4): 8845-8856.

（责任编辑 王 一）
修改稿收到日期为2025年8月31日。