DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.207 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于多健康因子 LSTM 的电池容量估计方法

莫易敏[1]，陈佳浩[1]，叶 鹏[1]，范文健[2]，韦 军[2]，孙静宇[1]
(1.武汉理工大学机电工程学院，武汉 430070；2.上汽通用五菱股份有限公司，柳州 545007)

摘要：为了准确判断电池可用容量，采用长短期记忆神经网络对电池容量进行估算。首先分析电池各参数全生命周期变化曲线，计算其与电池容量之间的皮尔逊相关系数，选择电池电压、内阻、等压降时间等参数作为健康因子构建电池容量估计模型。使用美国先进寿命周期工程中心 CALCE(Center for Advanced Life Cycle Engineering)电池数据集进行模型训练并估算电池容量，估计模型的平均百分误差为 1.19%。分析估算误差产生的原因，通过电池初始容量参数修正和电池老化参数修正进行模型优化。优化结果表明，使用电池电压、内阻、恒流充电时间和 4.0~3.4 V 等压降时间构建模型估计误差在 0.55%左右。

关键词：容量估计；电池健康状态；长短期记忆神经网络；锂离子电池

Estimation Method for Battery Capacity Based on Multi-health Factor LSTM

MO Yimin[1], CHEN Jiahao[1], YE Peng[1], FAN Wenjian[2], WEI Jun[2], SUN Jingyu[1]
(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;
2. SAIC-GM-Wuling Automobile Co., Ltd., Liuzhou 545007, China)

Abstract: To accurately determine the battery capacity, long short-term memory (LSTM) neural network was used to estimate the battery capacity. First, the life-cycle curves for different battery parameters were analyzed. The Pearson correlation coefficients between the parameters and battery capacity were calculated, and the battery voltage, internal resistance, equal voltage drop time and other parameters were selected as health factors to construct a battery capacity estimation model. Then, the Center for Advanced Life Cycle Engineering (CALCE) battery data set was used for model training and capacity estimation, and the average percentage error of the estimation model was 1.19%. The causes of estimation errors were analyzed, and the model was optimized by revising the battery's initial capacity and aging parameters. The optimization results show that the estimation error of the model constructed using battery voltage, internal resistance, constant-current charging time and 4.0–3.4 V equal voltage drop time was about 0.55%.

Keywords: Capacity estimation; battery state-of-health; long short-term memory (LSTM) neural network; lithium-ion battery

近年来，新能源汽车越来越普及，其中锂电池电动汽车占据了重要地位[1]。随着电池内部老化加剧，电池伴随着漏电、爆炸等危险[2]，因此需要在电池达到极限使用寿命时对其进行退役、报废处理，回收其中贵重的有价金属[3]。

电池老化的基本指标就是电池容量的衰减，电池容量反映内部可移动锂离子的数量，直接决定了电池充满 1 次电后可放出的最大能量。电池容量通常是衡量电池寿命的主要参数，一般认为当电池容量降至标称容量的 80%以下时，该电池已经到达寿命终点 EOL(end of life)[4]。在计算电池容量时常使用电池健康状态 SOH(state-of-health)[5]。田口義晃

收稿日期：2023-03-20；**修回日期**：2023-05-12；**录用日期**：2023-05-20；**网络首发日期**：2023-12-04

等[6]研究了基于威布尔分布定律的电池容量预测方法，采用带温度函数的计算公式，使用老化天数对电池容量进行预测，适用于长期连续工作的轨道电车锂电池；He 等[7]使用电池前几周期循环的容量数据来建立预测模型，对电池剩余使用寿命RUL (remaining useful life)进行估算；庞景月等[8]使用电池前 30%~70%数据中的等压降放电时间序列计算与容量的对应关系，给出电池RUL 预测值；周梦[9]提取电池在老化过程中的特征参数，使用小样本数据建立容量预测模型并对电池全老化过程进行容量预测。这几种容量预测方法的精度和耗时取决于建立模型的样本量大小，需要电池从初始状态进行一段周期的循环才能进行容量的估算，具有一定的局限性；朱一多[10]建立了等压降放电时间与电池容量之间的关系，通过预测等压降时间来间接预测电池SOH，采用单一健康因子进行容量预测，预测精度仍有一定提升空间；Zhang 等[11]使用了二阶 RC 等效电路模型，并提取老化电池的电阻、容量等 6 个物理特征进行剩余寿命预测，实验结果表明，在电池工况未知条件下，该模型通过 6 个采样数据点预测的平均百分误差为 9.61%，预测模型的耗时较短但误差偏大；韦海燕等[12]用 2 块相同批次电池进行老化实验，提取电池的欧姆内阻、极化内阻和极化电容为训练数据，采用灰色神经网络建立模型，通过估算电池容量退化量来估算另一块电池的 SOH，该模型在不同老化循环实验温度下仍具有较好精度，但受限于温度波动的范围，当实验温度差异较大时，其预测精度难以保证；Li 等[13]通过提取电池 IC 峰值曲线中的特征参数来预测电池SOH，采用 2 块电池全生命周期中的部分数据建立模型，并估算其他电池健康状态，实验结果表明，利用电池随机 60%的数据建立的模型具有较好的预测精度，但测算 IC 峰值曲线数据较困难，模型建立耗时较长。综上所述，提取电池特征参数作为寿命预测健康因子的方法可以实现有效、准确的电池 SOH 估计，更短耗时、更高精度的预测模型是研究重点。

基于上述研究与电池老化的特征，本文比较分析了电池各性能参数在电池全循环中的变化，找寻表征电池容量变化的健康因子。与之前的研究相比，本文更着重于建立多种不同特征参数的长短期记忆 LSTM(long short-term memory)容量估算模型，并分析不同模型输入参数与误差的关系、估算误差产生的原因和老化规律，最后以此对模型进行优化和改进。

1 电池老化分析

传统的电池老化程度的判断基于电池当前最大可用容量，一般使用容量定义 SOH[14]进行计算，可表示为

$$\mathrm{SOH}=\frac{C}{C_{\mathrm{rated}}}\times 100\% \tag{1}$$

式中：C_{rated} 为电池出厂时的容量；C 为电池当前容量。

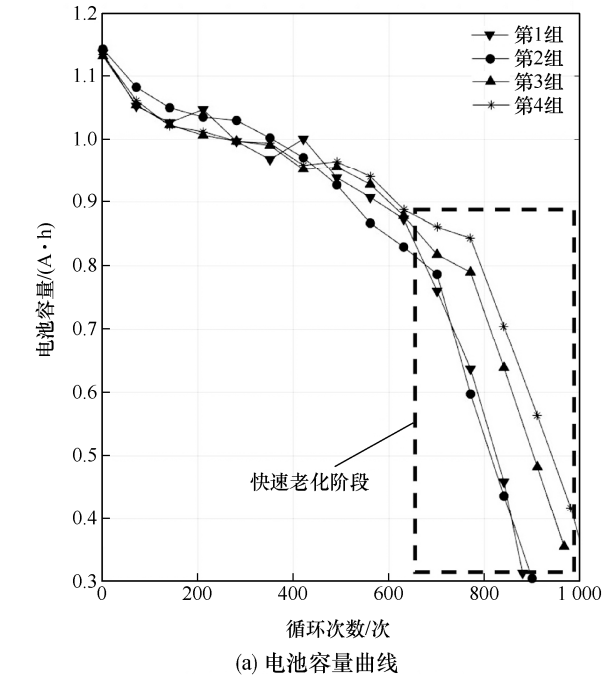
当估算电池 SOH 和剩余寿命时，需将电池完全充电后进行放电实验得到电流随时间变化的函数 $i(t)$、放电开始时间 t_0 和放电结束时间 t_1，并计算电池当前容量 C，即

$$C=\int_{t_0}^{t_1} i(t)\mathrm{d}t \tag{2}$$

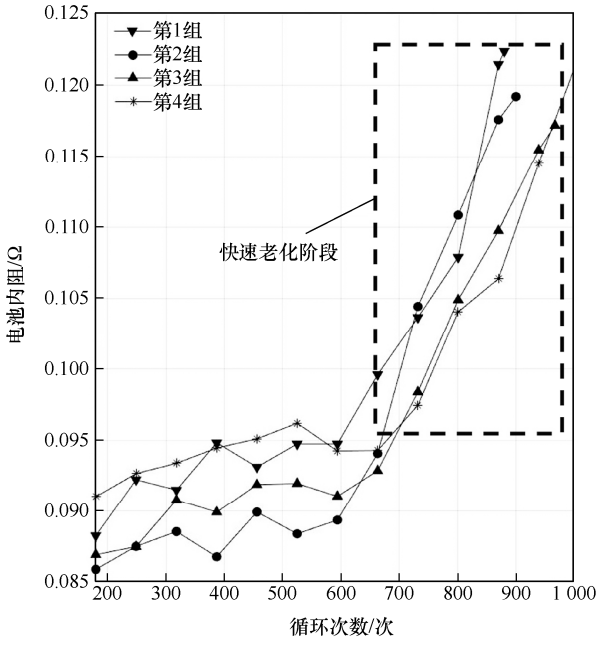
但这种计算电池容量的方法存在充放电时间长、实验数据量大等缺点，当电流产生偏差时，容量计算产生误差并逐步累积。在批量估算电池寿命中不适用这种方法，而需要 1 种测试周期短、估算准确率高的方法来估算电池 SOH。

在电池容量估算过程中，不同的充电策略(CC-CV、MSCC、PC 等)、充放电电流的大小、放电深度、环境温度等在电池充放电循环过程中会使容量产生不一致的衰减，这在电池容量估算过程中造成的误差是复杂多变、难以估计的。在本文容量估算算法的研究中，为减少影响容量衰减的因素，讨论电池单一工况下的容量估算方法，对电流大小、充放电深度、充放电策略进行限制。本文的研究对象选取了马里兰大学美国先进寿命周期工程中心

CALCE(Center for Advanced Life Cycle Engineering)公开电池组充放电实验的数据，对电池数据集CS2-35~CS2-38 进行分析，4 组电池的充电策略均为 CC-CV，充电电流大小为 0.5C；放电时使用 1.0C 的电流恒流放电至截止电压 2.7 V。绘制 4 组数据的电性能参数曲线，如图 1~图 3 所示。



(a) 电池容量曲线



(b) 电池内阻曲线

图 1　电池充放电循环中主要特征参数曲线

Fig. 1 Curves of main characteristic parameters in battery charge-discharge cycle

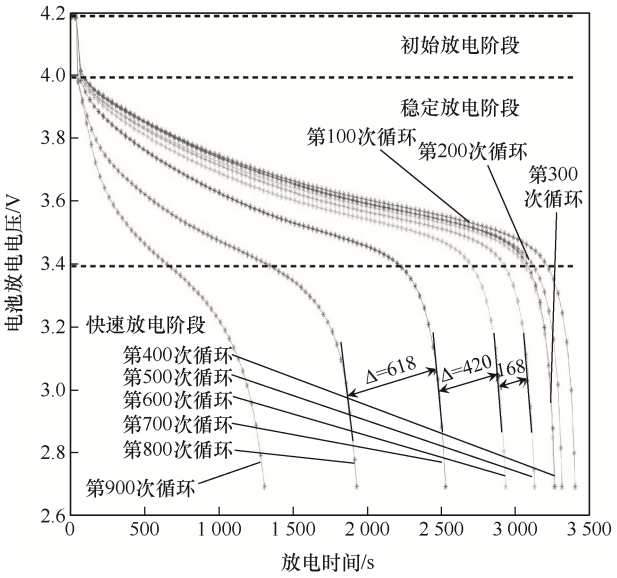


图 2　电池循环放电的电压变化

Fig. 2 Changes in voltage during battery discharge cycle

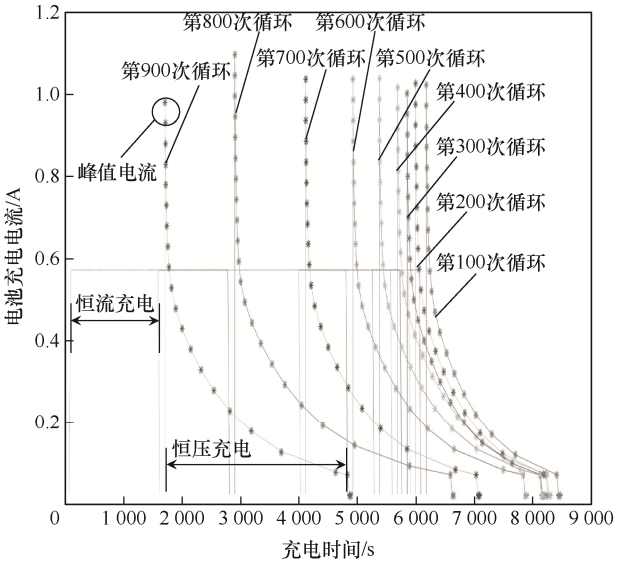


图 3　电池循环充电的电流变化

Fig. 3 Changes in current during battery charge cycle

在图 1(a)和(b)中，4 组电池在前 600 次充放电循环时容量和电阻变化较为平缓，到 600 次循环之后容量衰减和内阻升高明显变快，若对内阻曲线进行翻折，不同组别的电阻曲线均能与其容量曲线大致重合。因此可以得出：电池的容量与内阻之间存在高相关性，可以依此来估算电池容量；这组电池在历经 600 次充放电循环后进入快速老化状态，快速老化状态下，电池容量和电阻变化幅度更大。图 2 放电电压变化曲线中，随着充放电循环次数的增加，在电

池经历第 600 次循环之后，电池放电曲线产生了明显偏移。在快速放电阶段中，第 500 次与第 600 次、第 600 次与第 700 次放电循环曲线的偏移值分别为 168、420 s，从第 600 次开始电池单次放电时间减少得更快，表明电池开始急剧老化，这也与分析图 1 得到的结论相符。在锂离子电池全生命周期中，其充放电容量会随着充放电循环次数的增加逐渐变小。采取相同充放电策略和电流大小的电池在循环过程中，电池放电时间逐渐减少，电池放电过程中从某一电压值下降到另一电压值的时间也会随之变短，即电池等压降放电时间会随着电池寿命缩短。基于此现象，有人提出采取恒定电流大小充放电的电池等压降放电时间作为间接因子估算电池容量[8]，分析得到电池等压降放电时间与电池容量之间的相关系数，通过建立两者之间的相关方程，从而用电池等压降放电时间来估算电池当前容量。电池放电时采用 1.0C 大小的电流进行恒流放电至截止电压 2.7 V，随着循环次数的增加，电池放电的电流大小始终为 1.1 A，而放电时长随着循环次数不断衰减。图 3 充电电流变化曲线中，电池先经历了 0.5C 的恒流充电，达到充电截止电压后改为恒压充电。随着充放电循环次数增加，恒流充电时间和恒压充电时间都逐渐缩短，峰值电流不断波动变化。提取充放电电流中的恒流放电时间、恒流充电时间、恒压充电时间、峰值电流大小、恒压充电平均电流作为特征参数，以表征充放电循环中电流的变化规律。

基于上述结论，分析电池的各电性能参数相关度。考虑到这些性能参数的实际意义与参考价值，选用电池的充放电电阻、电池放电时长、电池等压降放电时间、充电平均电压大小、恒流充电时间、恒压充电时间、峰值电流大小、恒压充电平均电流大小作为健康因子与电池容量进行 Pearson 相关系数计算，计算结果见表 1。其中：R 为电池的充放电电阻；T_0 为电池放电时长；T_1 为电池放电循环过程中电池电压从 4.0 V 降至 3.4 V 经历的时间；T_2 为电池放电循环过程中电池电压从 3.9 V 降至 3.6 V 经历的时间；T_3 为电池放电循环过程中电池电压从 3.7 V 降至 3.4 V 经历的时间；V 为充电平均电压；C_1 为恒压充电时的平均电流；C_2 为充电时的峰值电流；T_{cc} 为恒流充电时长；T_{cv} 为恒压充电时长；Q 为电池容量。在表 1 电池容量 Q 的相关系数一栏中，R、T_0、T_1、T_2、T_3、V、T_{cc} 与 Q 显著相关，T_0、T_1、V、T_{cc} 与 Q 的相关性较大，相关

表 1 电池健康因子相关系数

Tab. 1 Correlation coefficients between battery health factors

健康因子	R	T_0	T_1	T_2	T_3	V	C_1	C_2	T_{cc}	T_{cv}	Q
R	1.000 0	−0.979 8	−0.978 4	−0.970 6	−0.959 4	0.979 0	−0.169 0	0.005 8	−0.9823	0.865 6	−0.982 2
T_0	−0.979 8	1.000 0	0.998 5	0.986 7	0.976 9	−0.991 8	0.117 4	−0.079 2	0.996 8	−0.867 0	0.998 6
T_1	−0.978 4	0.998 5	1.000 0	0.983 3	0.981 8	−0.992 1	0.115 7	−0.076 6	0.994 4	−0.859 9	0.996 4
T_2	−0.970 6	0.986 7	0.983 3	1.000 0	0.934 3	−0.977 6	0.056 1	−0.159 4	0.989 4	−0.917 1	0.984 8
T_3	−0.959 4	0.976 9	0.981 8	0.934 3	1.000 0	−0.969 1	0.213 5	0.055 1	0.964 9	−0.762 4	0.974 9
V	0.979 0	−0.991 8	−0.992 1	−0.977 6	−0.969 1	1.000 0	−0.084 2	0.112 9	−0.995 4	0.885 1	−0.994 6
C_1	−0.169 0	0.117 4	0.115 7	0.056 1	0.213 5	−0.084 2	1.000 0	0.806 9	0.085 1	0.168 7	0.113 9
C_2	0.005 8	−0.079 2	−0.076 6	−0.159 4	0.055 1	0.112 9	0.806 9	1.000 0	−0.118 2	0.417 5	−0.083 6
T_{cc}	−0.982 3	0.996 8	0.994 4	0.989 4	0.964 9	−0.995 4	0.085 1	−0.118 2	1.000 0	−0.896 6	0.998 7
T_{cv}	0.865 6	−0.867 0	−0.859 9	−0.917 1	−0.762 4	0.885 1	0.168 7	0.417 5	−0.896 6	1.000 0	−0.873 5
Q	−0.982 2	0.998 6	0.996 4	0.984 8	0.974 9	−0.994 6	0.113 9	−0.083 6	0.998 7	−0.873 5	1.000 0

系数均为 99.5%，T_2、R 相关性其次。再分析健康因子的互相关度：T_1 对于其他健康因子的相关度较高，其平均相关系数的绝对值为 0.983，这表明 T_1 是 1 个影响全局的健康因子。在图 2 放电时间曲线中，随着电池充放电循环次数增加，放电曲线在 4.2~4.0 V 初始放电阶段时无明显区别；当电池处于 4.0~3.4 V 稳定放电阶段时，放电曲线在 600 次放电循环前基本一致，在电池 600 次放电循环后出现分层现象，其表现为充放电循环次数越多、老化程度越高的电池放电电压下降越快；而电池处于 3.4~2.8 V 快速放电阶段时，电池放电即将结束，不同循环次数的放电曲线均急速下降，最终完全放电。上述分析说明 T_1 是最能代表电池容量变化的等压降区间，获取 T_1 仅需测量部分电池的放电时间，能够节省估计容量的时间，也避免了放电初期和放电末期电流与电压突变误差。同样，T_{cc} 与 Q 和其他健康因子相关性也较大，电池在恒流充电阶段中电流大小不变，T_{cc} 大小与这个阶段中电池增加的电荷量成正比。综上所述，T_1 和 T_{cc} 能作为准确估计电池容量的间接指标。

2　容量估算模型建立

为了对电池容量进行准确估算，对电池的强相关健康因子建立 LSTM 神经网络，采取分组的方式建立电池老化的估算模型来对比各模型的估计精度。通过电池的 V、R、T_1、T_{cc} 构建了 5 组容量估算模型，并使用 LSTM 神经网络深度学习使神经网络迭代。通过恒定放电电流 1.1 A 和 T_0 构建了第 6 组容量估算模型，采用式(2)安时法计算，作为训练模型的对照组。这 6 组电池容量估算模型的建立和训练均使用电池数据集 CS2-35，并使用电池数据集 CS2-35~CS2-38 对训练模型进行自验证和参照验证。首先对每组模型进行多次训练，并进行自拟合验证，拟合误差 e 可表示为

$$e=\frac{|C_e-C_0|}{C_0}\times 100\% \tag{3}$$

式中：C_e 为训练模型电池容量估算值；C_0 为电池容量实际值。

训练后误差结果见表 2。分析每组估算误差与模型耗时，输入参数越多的模型估算误差越低，训练模型的耗时也更长；采用 LSTM 训练的模型估算误差远小于采用经验公式模型的估算误差；输入参数数量相同的模型，第 2 组精度略高，虽然在相关度分析中 C_1 的相关系数远小于 V、R，但与其他高相关健康因子的模型之间估算误差相差微小，其原因可能是模型在训练的过程中不断迭代更新，将相关度低健康因子的权重不断降低，以提高模型的预测精度。因此，在建立和训练模型的过程中要注意：①尽量减少输入参数量以提高模型的训练速度；②应输入与预测量相关性较大的健康因子，避免输入无关变量。绘制电池容量拟合曲线，如图 4 所示。在自拟合曲线(图 4 中间坐标区)中，各训练模型估计曲线与电池容量变化曲线基本重合，但在曲线拐点附近存在离群点(图 4 虚线方框)，每组模型的估计曲线会在此处有 0.9%~1.5%的误差，这是测试电池容量时的误差，但 LSTM 神经网络的训练模型变化比较平滑。在自拟合曲线的 4 个局部放大图中可以看出，5 组训练模型容量估计拟合曲线基本重叠。

表 2　训练模型估算误差

Tab. 2 Estimation errors of training model

组别	模型变量	估算误差/%	耗时/s
第 1 组	V、R、T_1、T_{cc}	0.37	55
第 2 组	V、T_1、T_{cc}	0.43	54
第 3 组	R、T_1、T_{cc}	0.44	52
第 4 组	C_1、T_1、T_{cc}	0.45	54
第 5 组	R、T_1	0.59	50
第 6 组(对照)	T_0	3.06	—

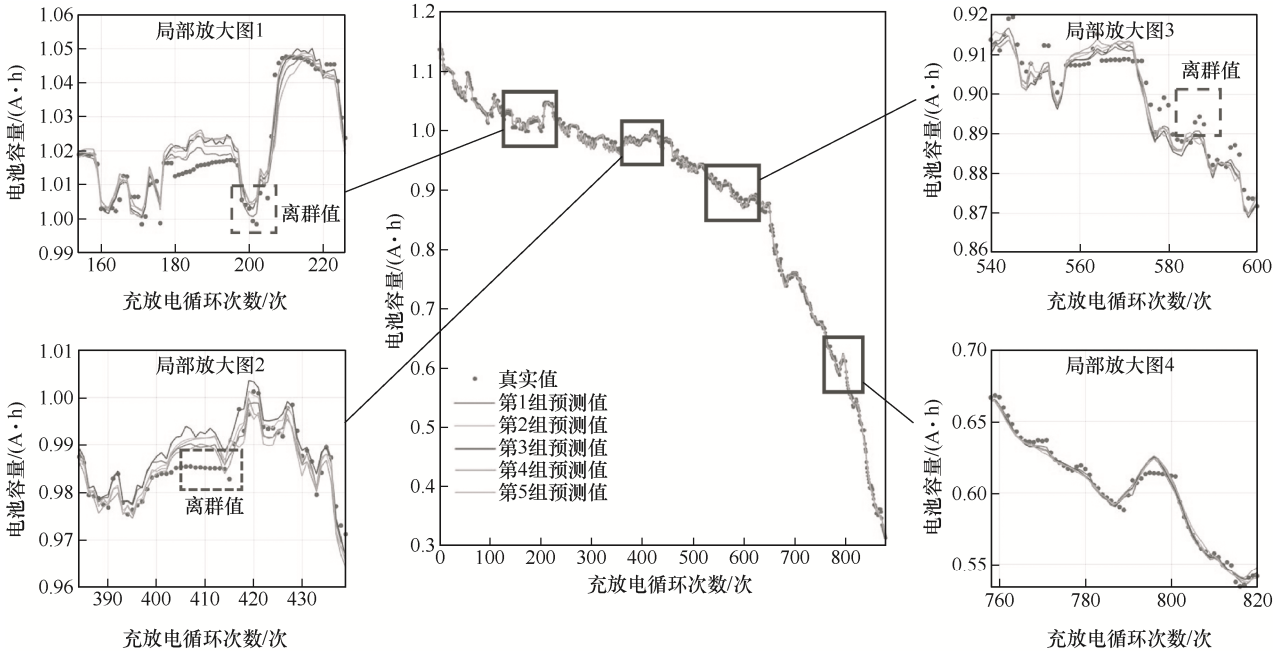


图 4 训练模型曲线自拟合

Fig. 4 Self-fitting curves of training model

3 容量估算模型训练

电池数据集 CS2-35~CS2-38 是对同种电池进行充放电实验，充放电曲线具有相似性，对另外 3 组电池使用本文训练模型进行容量估计，检验此模型的适用性。首先对各数据集通过 Hampel 滤波器进行噪声去除，将数据集 V、R、T_1、C_1 和 T_{cc} 输入至 LSTM 神经网络模型中，得到容量估计值 C_e，再与实际值计算误差，结果见表 3。表中，电池数据集 CS2-35 为自拟合，估计误差最小；CS2-36~ CS2-38 整体误差均比自拟合大，其中 CS2-36 和 CS2-37 的训练模型误差较小，CS2-38 的估计误差整体偏大，甚至大于经验公式的估计误差。一般来说，电池容量估计误差在 2%以内，说明此估计算法能够大致估计容量，但容量估计模型要达到良好的应用精度，估计误差需要均小于 1%甚至更低。需要注意的是，第 6 组模型作为实验对照组，在容量估计时应用式(2)进行计算，估计误差与放电时间 T_0 成正比。但在电池老化循环的实验过程中存在测量误差，实际电池放电时间、电流大小与测量值存在偏差并逐步累积，导致第 6 组模型误差整体偏大。

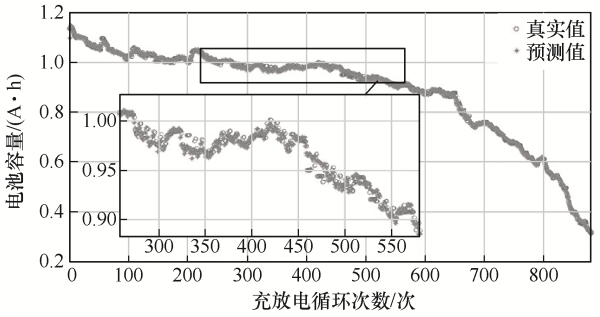
表 3 电池数据集估计误差

Tab. 3 Estimation errors of battery data sets

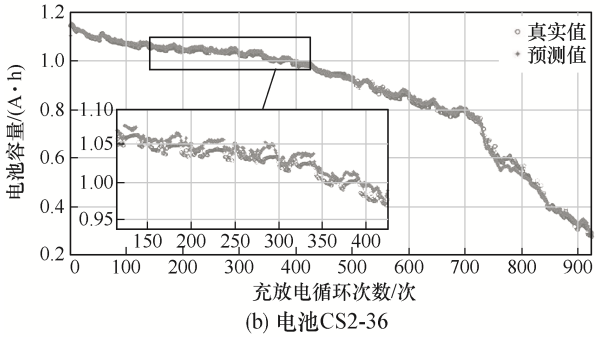
%

组别	电池数据集				平均值
	CS2-35	CS2-36	CS2-37	CS2-38	
第 1 组	0.37	0.61	0.86	2.90	1.19
第 2 组	0.43	0.87	0.93	1.64	0.97
第 3 组	0.44	0.84	0.93	2.88	1.27
第 4 组	0.45	0.92	0.92	2.17	1.12
第 5 组	0.59	1.66	2.22	7.56	3.01
第 6 组	3.06	2.29	2.30	2.33	2.46

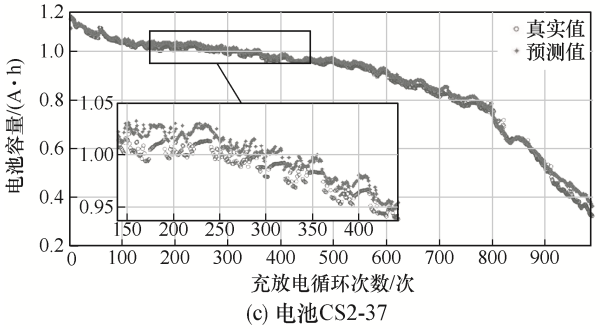
为了探究导致估计误差偏大的原因，绘制了估计误差较大的第 5 组电池容量估计值曲线与实际值曲线、电池容量估计误差针状图，分别如图 5 和图 6 所示。除 CS2-35 外，各电池数据集估计值曲线均高于容量实际值曲线，2 条曲线的走势和拐点基本相同，初步分析这是因为每块电池出厂时的标称容量存在一定微小的差异，故可以对模型进行初始容量修正使估计误差更小。在图 5(d)电池数据集 CS2-38 曲线中，出现了 2 段异常区间(图 5(d)虚线方框)，估计值在第 100 次循环附近有明显的上偏移，在第 800 次循环后 2 条曲线出现了分叉。在



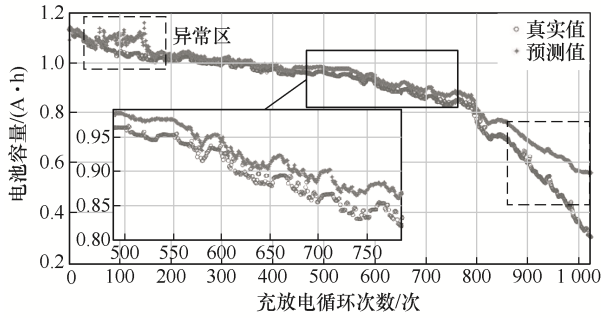
(a) 电池CS2-35



(b) 电池CS2-36



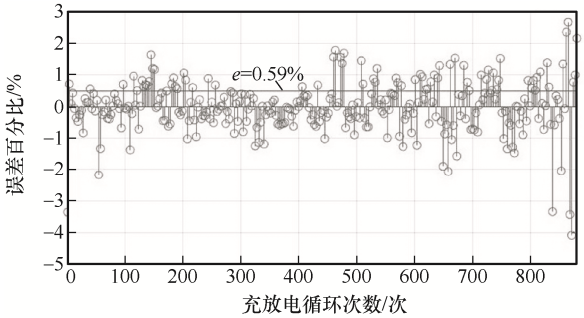
(c) 电池CS2-37



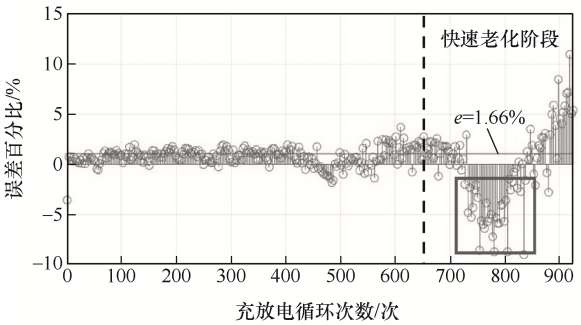
(d) 电池CS2-38

图 5　电池容量估计值曲线与实际值曲线

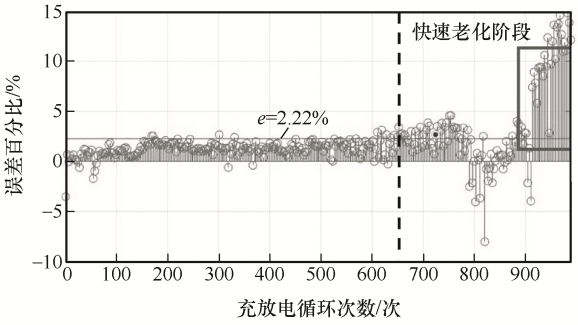
Fig. 5 Estimation and real curves of battery capacity



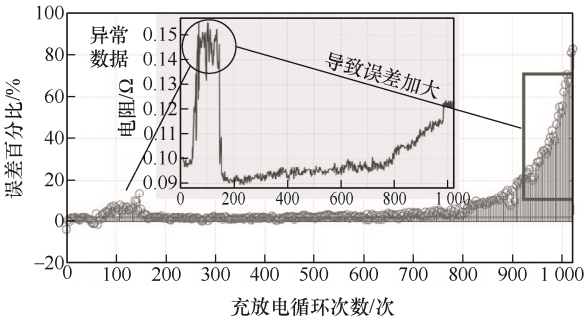
(a) 电池CS2-35(*e*=0.59%)



(b) 电池CS2-36(*e*=1.66%)



(c) 电池CS2-37(*e*=2.22%)



(d) 电池CS2-38(*e*=7.56%)

图 6　电池容量估计误差针状图

Fig. 6 Stem plots of battery capacity estimation error

图 6 中，CS2-36~CS2-38 估计误差分布在正区间，且在快速老化阶段的误差较大(图 6(b)~(d)实线方框)。分析图 6(d)的电阻曲线，当输入参数 R 存在异常数据时，基于 R 构建的训练模型均受异常值的影响，导致整体估计误差偏大。这解释了表 3 中电池数据集 CS2-38 第 5 组训练模型误差明显偏大的问题。

4　容量估算模型优化

上述电池容量估算中产生的误差主要包括 3 个方面：①由局部电阻异常引起的整体误差偏大；

②由初始电池容量不一致引起曲线偏移；③由进入快速老化阶段时间不一致引起的老化末期误差偏大。因此，可对这 3 个方面进行模型修正：①判断电池数据异常值，进行异常值舍去修正；②根据每块电池的初始容量进行修正；③在电池快速老化阶段加入老化系数修正。首先对估计值进行初始容量修正，即

$$\begin{cases} C' = C_{\mathrm{e}} - \mu_x \\ \mu_x = C_x \times \dfrac{C_x - C_{0,235}}{C_{0,235}} \end{cases} \tag{4}$$

式中：C'为修正后的估计值；μ_x为电池数据集 x 的初始修正系数；C_x为电池数据集 x 的初始容量；$C_{0,235}$为电池数据集 CS2-35 的初始容量。

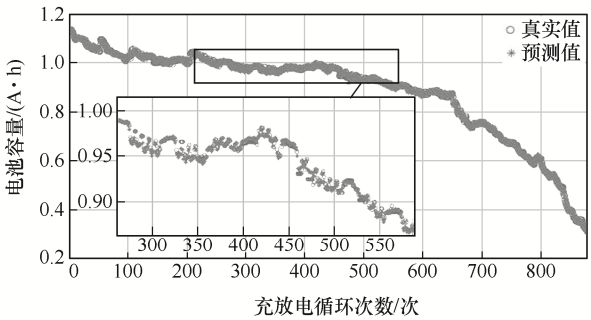
设置电池 R、V、T_1 的上下限，对于异常值进行舍去修正。在电池老化分析中，电池老化阶段约在电池充放电循环 600~700 次发生，对在这个区间的估计值进行老化系数修正。使用优化后的训练模型再次估算容量，结果如表 4、图 7 和图 8 所示。

表 4 模型优化后电池数据集估计误差

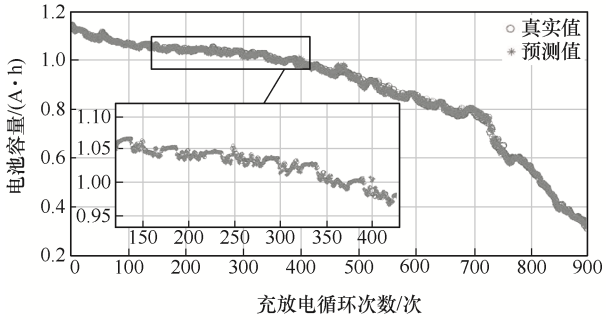
Tab. 4 Estimation errors of battery data sets after model optimization

%

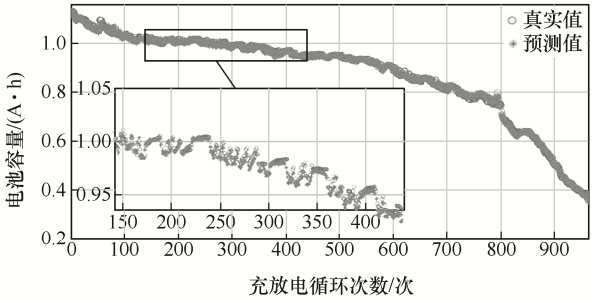
组别	电池数据集				平均值
	CS2-35	CS2-36	CS2-37	CS2-38	
第 1 组	0.37	0.61	0.59	0.64	0.55
第 2 组	0.43	0.80	0.66	0.87	0.69
第 3 组	0.44	0.84	0.65	0.84	0.69
第 4 组	0.45	0.90	0.68	0.92	0.74
第 5 组	0.59	1.32	1.51	1.47	1.22
第 6 组	3.06	2.29	2.30	2.33	2.46



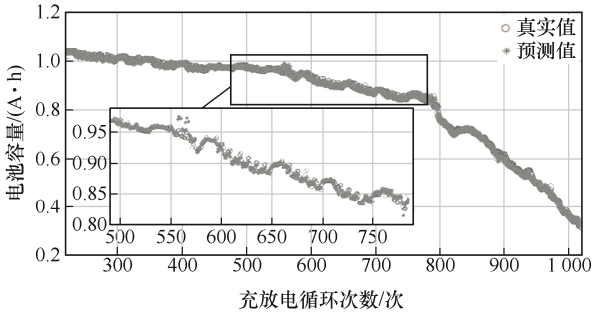
(a) 电池CS2-35



(b) 电池CS2-36



(c) 电池CS2-37

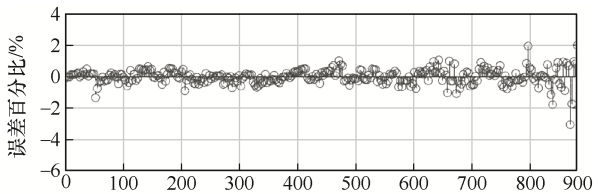


(d) 电池CS2-38

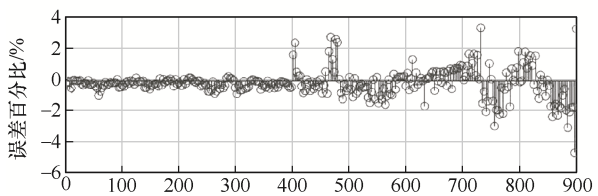
图 7 模型优化后拟合曲线

Fig. 7 Fitting curves after model optimization

优化后的第 1~5 组模型的估计误差明显变小，



(a) 电池CS2-35(e=0.37%)



(b) 电池CS2-36(e=0.61%)

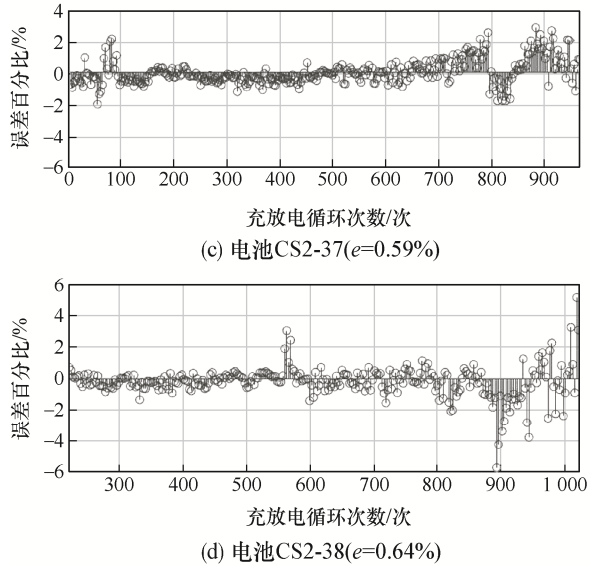


图 8　模型优化后误差针状图

Fig. 8 Stem plots of error after model optimization

估计误差基本小于 1%，最大估计误差为 1.51%。其中第 1 组估计误差平均值为 0.55%，同时由于舍去了 CS2-38 数据集的部分异常电阻数据，使得 CS2-38 中以电阻 R 为输入量的第 1、2、5 组模型估计误差更明显降低，且第 5 组模型的误差降低幅度更大。证明了输入参数的异常会较大程度影响模型的估算误差，而输入参数种类较少的容量估算模型受影响的幅度更大。在图 7 模型优化后的拟合曲线中，真实值与预测值紧密贴合，预测值曲线与真实值曲线高度重合；在图 8 模型优化后的误差针状图中，大多数预测值的误差在 1%以内，对应 4 块电池的整体估算误差均较低。优化后的第 1~5 组训练模型平均误差比第 6 组更低，证明了本文研究的容量估算模型比传统经验公式计算容量精度更高。

5　结语

本文针对锂离子电池老化循环和容量估计，研究同等放电深度与恒定电流下循环充放电的电池数据集，提出了多健康因子的 LSTM 电池容量估计方法。分析电池在充放电循环过程中的容量、内阻、电压和电流变化曲线，提取了电池老化过程中的特征参数，并建立多参数容量估计模型。经过模型的训练与自拟合验证，得到各组模型的估计误差分别为 0.37%、0.43%、0.44%、0.45%和 0.59%，与传统经验公式的容量估计算法相比，具有较好的估算精度。根据拟合曲线中误差较大的部分，分析误差产生的原因。同种型号的电池在同一充放电条件下容量衰减曲线具有相似性，但各电池初始容量和快速老化阶段不一致，训练模型在估计容量时会有明显偏差，因此对容量估计算法进行了初始容量修正和老化修正。模型优化后的估计误差均有改善，且采用电压、电阻、4.0~3.4 V 等压降放电时间和恒流充电时间建立的容量估算模型精度最高，该模型对各电池容量估计误差平均为 0.55%。此外，本文研究中的不足之处为未对不同放电倍率和不同工作温度下的电池充放电循环进行容量衰减分析，在未来的研究中应考虑不同放电电流和不同梯度工作温度在容量衰减中的耦合作用，建立复杂工况下的电池容量估算模型。

参考文献：

[1] 何文轩, 耿磊, 姚芳. 电动汽车动力锂离子电池可靠性关键技术综述[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 183-196.
He Wenxuan, Geng Lei, Yao Fang. Overview of key reliability technologies for power lithium-ion batteries used in electric vehicles [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 183-196. (in Chinese)

[2] 李弈, 张金龙, 漆汉宏, 等. 基于变分深度嵌入−带有梯度惩罚的生成对抗网络的锂离子电池老化特性建模[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4226-4239.
Li Yi, Zhang Jinlong, Qi Hanhong, et al. Ageing performance modeling of Li-ion batteries based on variational deep embedding-wasserstein GAN with gradient penalty [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(13): 4226-4239. (in Chinese)

[3] 何艳君. 废旧锂离子电池三元正极材料的回收利用综述[J]. 新疆有色金属, 2022, 45(6): 56-57.
He Yanjun. Review on recycling of waste lithium-ion battery ternary anode materials [J]. Xinjiang Youse Jinshu, 2022, 45(6): 56-57. (in Chinese)

[4] 尹杰, 刘博, 孙国兵, 等. 基于迁移学习和降噪自编码

器−长短时间记忆的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1): 289-302.
Yin Jie, Liu Bo, Sun Guobing, et al. Transfer learning denoising autoencoder-long short term memory for remaining useful life prediction of Li-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 289-302. (in Chinese)

[5] 周奔滔, 陶吉利, 王清松. 基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 270-277.
Zhou Bentao, Tao Jili, Wang Qingsong. SOH estimation of lithium-ion battery based on residual connection and Conv-LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 270-277. (in Chinese)

[6] 田口義晃, 刘丽静. 考虑温度影响的铁路车辆用锂离子电池老化预测方法[J]. 国外铁道机车与动车, 2022 (5): 13-17, 21.
Taguchi Yoshiaki, Liu Lijing. Structural degradation prediction method for lithium-ion battery for railway vehicle considering temperature variation [J]. Foreign Railway Locomotive and Motor Car, 2022(5): 13-17, 21. (in Chinese)

[7] He Wei, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-shafer theory and the bayesian monte carlo method [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314-10321.

[8] 庞景月, 马云彤, 刘大同, 等. 锂离子电池剩余寿命间接预测方法[J]. 中国科技论文, 2014, 9(1): 28-36.
Pang Jingyue, Ma Yuntong, Liu Datong, et al. Indirect remaining useful life prognostics for lithium-ion battery [J]. China Sciencepaper, 2014, 9(1): 28-36. (in Chinese)

[9] 周梦. 融合小样本数据的锂电池寿命预测方法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
Zhou Meng. Research on lithium battery life prediction method based on small data sets [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022. (in Chinese)

[10] 朱一多. 三元锂离子电池衰退特性及 SOH 预测研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2017.
Zhu Yiduo. Study on fading characteristics and SOH prediction for lithium-ion batteries [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2017. (in Chinese)

[11] Zhang Yongzhi, Feng Xinhong, Zhao Mingyuan, et al. In-situ battery life prognostics amid mixed operation conditions using physics-driven machine learning [J]. Journal of Power Sources, 2023, 577: 233246.

[12] 韦海燕, 陈孝杰, 吕治强, 等. 灰色神经网络模型在线估算锂离子电池 SOH[J]. 电网技术, 2017, 41(12): 4038-4044.
Wei Haiyan, Chen Xiaojie, Lü Zhiqiang, et al. Online estimation of lithium-ion battery state of health using grey neural network [J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 4038-4044. (in Chinese)

[13] Li Xiaoyu, Yuan Changgui, Wang Zhenpo. State of health estimation for Li-ion battery via partial incremental capacity analysis based on support vector regression [J]. Energy, 2020, 203: 117852.

[14] 胡晓亚, 郭永芳, 张若可. 锂离子电池健康状态估计方法研究综述[J]. 电源学报, 2022, 20(1): 126-133.
Hu Xiaoya, Guo Yongfang, Zhang Ruoke. Review of state-of-health estimation methods for lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(1): 126-133. (in Chinese)



莫易敏

作者简介：

莫易敏(1960—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：摩擦学，表面工程，机电一体化，先进管理与先进制造技术。E-mail：moyimin@whut.edu.cn。

陈佳浩(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：电动汽车能源管理，机电一体化，摩擦学。E-mail：rollyu@whut.edu.cn。

叶鹏(1991—)，男，博士。研究方向：机电一体化，摩擦学，先进制造技术。E-mail：yepeng@whut.edu.cn。

范文健(1974—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：智能制造，生产运营管理，摩擦与润滑。E-mail：Wenjian.Fan@sgmw.com.cn。

韦军(1984—)，男，本科，工程师。研究方向：先进总装工艺。E-mail: Jun3.Wei@sgmw.com.cn。

孙静宇(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：机电一体化，摩擦学，电动汽车能源管理。Email：271321@whut.edu.cn。

(责任编辑：耿越)