DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.5.139 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 GRU-BP 的锂电池部分充电数据 SOH 估计

钟耿钦，王学梅(中国电源学会会员)，康龙云(中国电源学会会员)
(华南理工大学电力学院，广州 510000)

摘要：电池充电时的初始荷电状态 SOC (state of charge)往往是随机的，因此在实际应用中难以得到锂电池完整的充电数据，针对这一问题提出一种基于部分充电数据的锂电池健康状态 SOH(state of health)估计方法。通过建立的门控循环单元-反向传播 GRU-BP (gated recurrent unit-back propagation)模型，可以由部分充电数据得到完整的充电曲线，然后在完整的充电曲线中提取能够有效表征电池老化程度的特征进行 SOH 预测。该方法能够实现在恒流充电模式下的任意定长电压区间充电数据下电池的 SOH 估计。通过实验证明，所提出的模型在数据不完备的情况下能够有效预测锂电池 SOH，其估计的均方根误差 RMSE(root mean square error)均在 2%以下。

关键词：锂电池；部分数据；健康状态估计；GRU；神经网络

SOH Estimation of Partial Charging Data for Lithium Batteries Based on GRU-BP

ZHONG Gengqin, WANG Xuemei, *Member*, *CPSS*, KANG Longyun, *Member*, *CPSS*
(School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China)

Abstract: The initial state of charge (SOC) of the battery is frequently random when users charge the batteries. Therefore, it is difficult to obtain complete charging data of lithium batteries in practical applications. To solve this problem, a state of health (SOH) estimation method of lithium battery based on partial charging data is proposed. Through the established GRU-BP (gated recurrent unit-back propagation) model, a complete charging curve can be obtained from partial charging data. Then the SOH can be estimated by the features extracted from the complete charging curve, which can effectively characterize the aging of battery. This method can achieve SOH estimation under any fixed voltage interval charging data in constant current charging mode. The experimental results show that the proposed method can effectively predict the SOH of lithium batteries with incomplete data, and the estimated root mean square error (RMSE) is below 2%.

Keywords: Lithium battery; partial data; state of health estimation; GRU; neural network

锂电池在持续运行中，性能会不断下降，表现为容量减少、阻抗增加等。使用环境和循环应力等因素的不同也会使电池性能变化呈现不同的趋势[1]。因此，准确估计锂电池的健康状态 SOH(state of health)对于电池的安全可靠运行具有重要意义[2]。

目前，常用的预测电池 SOH 的方法有基于模型的方法和数据驱动方法 2 种。而随着机器学习和人工智能的快速发展，越来越多的数据驱动方法被应用于电池 SOH 预测。数据驱动方法不关注电池内部复杂的电化学反应和老化过程，而是从大量的历史数据中发掘电池的老化信息。一般情况下，很难通过可直接测量的物理量(如电流、电压等)，来得到电池的 SOH。而数据驱动方法可以从测量数据中发掘出反映电池老化程度的特征量[3]，如恒流

收稿日期：2023-11-22；**修回日期**：2023-12-20，2024-01-19，2024-02-16；**录用日期**：2024-03-05；**网络首发日期**：2024-04-26
基金项目：**广东省自然科学基金资助项目**(2025A1515011914)；**东莞市重点领域研发资助项目**(20231200300112)
This work is supported by Guangdong Prorincial Natural Science Foundation urder the grant 2025A1515011914; Dongguan Key Area R&D Programs under the grant 20231200300112

充电阶段的时长[4]、电压充电曲线的最大斜率[5]、等电压上升时间[6]等参数。虽然这些参数的变化与电池的容量下降在数值上有着一定的对应关系，但却无法从电池内部老化机理的角度去解释。近年来，对增量容量 IC(incremental capacity)曲线的研究被证明是一种有效的电池 SOH 估计方法，IC 曲线随着电池的老化会有明显变化，这些变化可以很好地反映出电池的老化机理，即可用锂离子损失、活性材料损失和电池阻抗增加[7]。Li 等[8]通过建立 IC 曲线中的峰值、谷值与电池 SOH 的线性回归函数来估计 SOH；Li 等[9]通过不同周期的 IC 曲线与初始周期的动态电压弯曲距离来估计电池 SOH。

数据驱动方法需要大量的历史数据来训练模型，而在实际应用中往往会因为数据量不足或者数据集不完备等问题影响估计的准确性，其中，数据不完备主要是由用户充电行为的随机性造成的。根据相关调查，电动汽车的电池充电起始荷电状态 SOC(state of charge)区间最大概率在 20%~80%，终止区间则是在 70%~100%[10]。对于数据量不足，即小样本问题，主流的方法是采用迁移学习[4]。Yao 等[11]通过对在源数据建立的 DTCNN 网络进行传递和微调，实现了在目标域数据的电池 SOH 估计；Zhang[12]提出了一种基于多种群差分进化的虚拟样本生成方法，大大增加了其用于模型训练的数据量。对于数据量不完备的问题，主流方法是从已有数据中挖掘老化特征来估计电池 SOH。Lin 等[13]利用部分 IC 曲线的面积作为特征量来估计电池 SOH；Tian 等[14]从部分数据得到差分温度曲线、IC 曲线和电压曲线，并由此提取特征预测电池 SOH。

然而，对于不完备数据的电池 SOH 估计还存在一些问题：①模型适用性不高，需要特定区间的充电数据[15]或某个特殊点的数据[14]，当缺乏这些数据时，预测模型将会失效；②所用的特征不能够有效表现出电池的老化机理，如文献[15-16]直接将部分充电数据输入网络中提取特征，所得的特征不能够有效表现出电池的老化机理；③对于不同分段的数据采用不同的估计模型[17-18]，需要训练多个模型，且当利用一些老化特征不明显的数据区域进行估计时，其精度会降低。综上，目前对于部分充电数据的电池 SOH 预测，并不能在任意电压区间的充电数据上得到较好的预测效果。

针对上述分析，本文提出一种基于神经网络的锂电池部分充电数据 SOH 估计方法。该模型由 2 层神经网络组成：第一层网络以已有的部分充电数据为输入，通过门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)网络估计完整充电曲线；第二层则利用第一层网络输出提取的老化特征通过反向传播 BP(back propagation)网络来估计电池 SOH。本文的主要贡献有：①对于数据，无特定区间或特殊点的要求，能够利用恒流充电模式下的任意定长电压区间的充电数据来估计电池 SOH；②选用 IC 曲线的峰值、峰值对应的电压和电池欧姆电阻作为估计电池 SOH 的特征值，这 3 个特征值与电池老化机理有着一定联系，能够有效表示电池的老化程度；③对于不同部分的数据不需要建立不同的模型，只需要 1 个模型便可以完成对于电池全区间的 SOH 估计。

1 健康状态与数据集

1.1 SOH 与 IC 曲线

锂电池的 SOH 通常是以电池的可用容量为参考值，其定义为电池满电时能够释放出的容量与锂电池的额定容量的比值，即

$$S_{\mathrm{OH}}=\frac{Q_{\max}}{Q_{\mathrm{rated}}}\times 100\% \tag{1}$$

式中：$Q_{\max}$为锂电池在满电状态下能够放出的最大电量，A·h；Q_{rated}为电池在出厂时的额定容量，A·h。

在锂电池充电过程中，其电压曲线存在 1 个较为平稳的电压平台，若是将电池的充电曲线转化为电量对电压的微分的高维曲线，则可以观察到其原本的电压平台转化为清晰可见的峰，这样的曲线称为增量容量(IC)曲线，其计算公式为

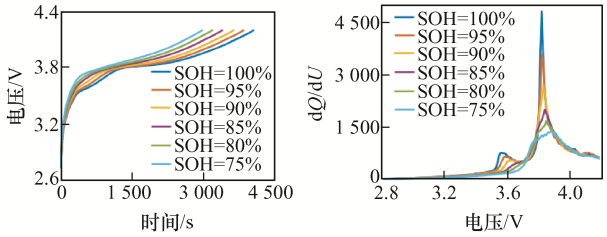
$$\frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}U}\approx\frac{\Delta Q}{\Delta U}=\frac{Q_k-Q_{k-1}}{U_k-U_{k-1}}=\frac{\int_{t_{k-1}}^{t_k} i\mathrm{d}t}{U_k-U_{k-1}} \tag{2}$$

式中：Q_k 为 t_k 时刻电池的充电电量；U_k 为 t_k 时刻电池的端电压；t_{k-1} 为 t_k 的前一时刻；i 为电池的充电电流。当电池处于恒流充电过程时，充电电流 i 不变。

1.2 牛津大学电池老化数据

本文采用牛津大学电池老化数据[19]和实验室获取的电池老化测试数据集。牛津大学电池老化数据包括 Cell1~Cell8 共 8 个额定容量为 0.74 A·h 软包电池的老化实验数据。实验在温度为 40 ℃的环境中进行，其充电条件为以 1C 的电流进行恒流充电，截止电压为 4.2 V。放电则采用动态放电模式，放电截止电压为 2.7 V。每 100 次循环进行 1 次容量测试。本文所用的数据均为每 100 次循环后的容量测试数据。

图 1 为电池 Cell1 在不同 SOH 下的充电曲线和 IC 曲线，可以看出初始 IC 曲线有 2 个峰。随着电池的老化，IC 曲线峰的最高值和面积均会不断减小，且在较低 SOH 下，第 1 个峰甚至会消失。



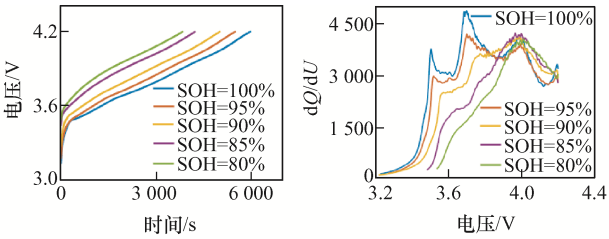
(a) 充电曲线　　(b) IC曲线

图 1　Cell1 的充电曲线和 IC 曲线

Fig. 1 Charging curves and IC curves of Cell1

1.3 实验室电池老化数据集

实验室老化实验所采用的电池为松下 NCR 18650GA 锂电池，其额定容量为 3 350 mA·h。老化实验平台主要由电池检测设备、中位机、锂电池和控制电脑组成，其中电池检测设备的型号为 NEWARE CT-4008T-5V12A，此设备的最低放电电压为 2 V，恒压电压最高为 5 V，电流输出范围为 5 mA~12 A。实验在 25 ℃的环境中进行，分为 2 组，每组实验包含 2 个电池单体，其充电条件均为 0.5C 恒流充电至 4.2 V，再进行恒压充电直至电流下降到 0.01C。在放电过程中，2 组电池分别以 1.0C 电流和全球统一轻型车辆试验循环 WLTC(worldwide harmonized light vehicles test cycle)工况进行放电，直至电压下降到 2.5 V。图 2 为 NCR18650GA 电池在不同 SOH 下的充电曲线和 IC 曲线，可以看出初始 IC 曲线有 3 个峰，随着电池 SOH 的下降，第 1 个和第 2 个峰会有明显变化，在低 SOH 区间几乎观察不到前 2 个峰的存在，第 3 个峰则几乎不变。



(a) 充电曲线　　(b) IC曲线

图 2　NCR18650GA 的充电曲线和 IC 曲线

Fig. 2 Charging curves and IC curves of NCR18650GA

2　基于 GRU-BP 的 SOH 预测方法

在现实应用中，往往较少有电池从完全耗尽电量充电至满电的情况，更多的是充电过程从任意 SOC 开始，并且在充满电之前结束。因此，以完整的充电曲线去预测电池的 SOH 在现实应用中难以实现，针对这一问题，本文提出了使用部分充电电池数据作为神经网络输入来预测 SOH 的方法。该估计方法主要分为 2 个步骤，首先利用便于获得的部分充电数据来预测完整的充电数据，然后从完整的充电数据中提取能够表征电池老化状态的健康因子，再通过健康因子预测电池的 SOH。

2.1 模型的选择

第一个步骤的任务是利用部分充电数据预测完整的充电数据，由于关于电池的物理先验知识不足以达到由部分充电数据得到完整充电数据的目的，因此选择特征提取功能更为强大的神经网络方法。通过观察图 1(a)和图 2(a)可知，在电池老化过程中，电池的充电曲线会有相对应的变化趋势，如随着充电时间变长，整体曲线向右下方平移等。同时也能发现同一数据集的电池，从实验初期到实验末期，即电池从 SOH 为 100%下降到 80%的过程中，电池充电曲线的大致趋势和形状

是相似的，因此不管电池的老化程度如何，当电池充电达到某一特定电压时，其可用电量会在 1 个确定的区间内。通过上述分析可知，输入的部分充电数据包含一定的老化信息，同时电池的充电曲线趋势性强，因此得到完整充电数据的任务相对较简单。

目前用于数据预测的主要模型结构有卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)、循环神经网络 RNN(recurrent neural network)和 Transformer 这 3 类。CNN 在处理多维数据方面具有独特优势，其在多维输入中提取特征的能力强大，因此 CNN 在处理图片信息方面有着很好的效果，但是若要对全局信息进行建模，通常需要构造数十层的模型结构，同时包含了巨量的参数；RNN 结构擅长处理语音、文本等信息，常用于时间序列建模，并且参数量相对较少，训练所需数据量少；Transformer 则在大数据量的情况下展现出优越的性能，其训练的数据量通常以百万计，在数据量较少的情况下，该结构模型的性能一般。本文使用的 2 个数据集的样本量分别为 63 936 和 41 519，数据量较少，并且输入的电池充电数据为时间序列数据。通过上述分析可知，RNN 结构的模型更为适合，因此选取 RNN 结构中应用相对广泛的 GRU 来完成第一个步骤的任务。

第二个步骤则是由提取的健康因子来预测电池的 SOH，由于提取的健康因子与电池的 SOH 有着较强的相关性，因此此任务使用的是较为简单的 BP 神经网络。

SOH 估计方法如图 3 所示。首先部分充电数据通过 GRU 模型预测得到完整的充电数据，完整充电数据中加粗段为输入数据。然后用完整的充电数据计算得到 IC 曲线，将 IC 曲线提取的峰值 I_{Cp}、峰值电压 U_p 和原始数据得到的欧姆电阻 R_0 作为特征量输入 BP 模型，最终得到电池的 SOH 估计值。

2.2 数据处理

在已有的部分充电数据中，将电量 Q 作为电压 U 的函数，其计算公式为

$$Q(U)=\int_{U(t)=U_0}^{U(t)=U} I(t)\mathrm{d}t \tag{3}$$

式中：$Q(U)$为电池的电压从 U_0 充电到 U 过程中的充电容量；U_0 为起始电压；$I(t)$为电池的充电电流。取定值 ΔU 作为步长，便可以得到离散化的数据 $Q(n\Delta U)$ $(n=1, 2,\cdots)$。将离散化的电量和电压数据作为输入，经由 GRU 输出得到完整的充电曲线。当电池的老化程度不同时，其充电时的起始电压也会有一定差别，因此选取电压区间 [2.8, 4.2] V 和[3.5, 4.2] V 分别作为牛津大学数据集电池和 NCR18650GA 电池的研究区间，采样间隔 ΔU 取 0.01 V，在此区间中采用线性插值，得到离散化的充电曲线 $Q(U)$。

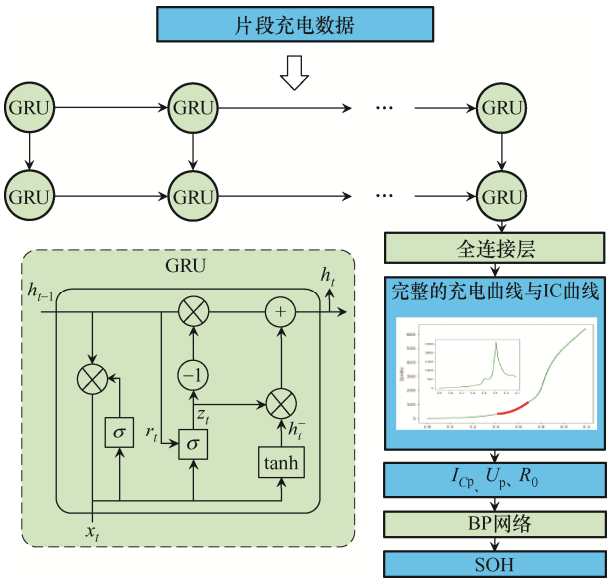


图 3 SOH 估计方法示意图

Fig. 3 SOH estimation method schematic diagram

2.3 GRU 网络

GRU 网络可以使信息在各层之间进行双向传递，允许信息的持续存在，因此 GRU 网络具有长期记忆能力。图 3 左下角虚线框内为 GRU 的具体结构，可知 GRU 设置了 2 个门：重置门 r_t 和更新门 z_t。重置门 r_t 和更新门 z_t 均用于筛选信息。重置门 r_t 控制上一时刻的隐藏状态 h_{t-1} 有多少信息能够被利用，保留下来的信息与输入信号共同生成候选隐藏状态，而更新门 z_t 则是对候选隐藏状态 h_t^- 和上一时刻的状态 h_{t-1} 进行筛选，即决定了当前时刻状态 h_t 中保留的上一时刻状态信息的多少，z_t 的值

越大说明前一时刻的隐藏层输出对当前隐藏层的影响越小。

重置门的表达式为

$$r_t = f(x_t\omega_{xr} + h_{t-1}\omega_{hr} + b_r) \tag{4}$$

更新门的表达式为

$$z_t = f(x_t\omega_{xz} + h_{t-1}\omega_{hz} + b_z) \tag{5}$$

对之前的信息和当前的输入进行筛选和记忆得到隐藏状态，可表示为

$$h_t^- = \tanh[x_t\omega_{xh} + (r_t \odot h_{t-1})\omega_{hh} + b_h] \tag{6}$$

更新记忆得到当前状态，可表示为

$$h_t = (1 - z_t)h_{t-1} + z_t h_t^- \tag{7}$$

式中：x 为输入；ω 和 b 为网络的权重和偏置；$f(\cdot)$ 为激活函数；⊙为哈达玛积。GRU 网络输入为 0.3 V 电压区间的充电数据，维度为 30；输出为完整的充电曲线。

由上述分析可知，GRU 能够对前一时刻的状态进行筛选和保留并传递到下一时刻的状态，就像是对输入中的“关键信息”进行了记忆，因此 GRU 的输出是综合考虑了此前所有输入的“关键信息”得到的，这样的原理和结构使其在处理序列问题上有着更佳的表现，GRU 网络在处理序列问题的另一个优势是它具有生成新的序列的能力[20]。

在电池的老化实验中，可以观察到不同健康状态下的电池的恒流充电曲线有所差异，这些差异会分布在完整曲线上。当仅有部分充电数据时，这些数据也或多或少地包含了电池老化而引起的差异，同时输入中的电压数据也能提供位置信息。GRU 网络应用在多对多且输入与输出维度不一致的情况时，可以将 GRU 分为编码和解码 2 部分，如图 4 所示。因此 GRU 网络可以通过输入的电压数据进行定位，再通过充电电量数据挖掘数据中的差

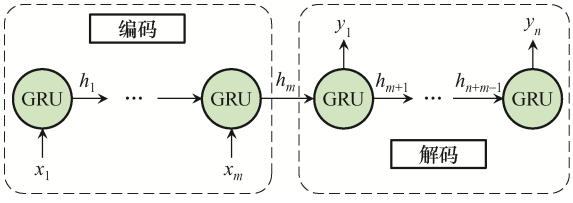


图 4　GRU 编码解码过程

Fig. 4 Encoding and decoding of GRU

异值信息，将这些一系列差异值信息编码为网络状态 h_m，再对 h_m 进行解码构建完整的充电曲线。

2.4 特征提取

电池的充电数据中有许多与电池 SOH 相关的特征量，为达到更好的预测效果，应选用既能表征电池老化机理又与 SOH 有着较高相关性的特征量来预测 SOH。本文选取的特征量有电池欧姆电阻 R_0、IC 曲线峰值 I_{Cp} 和 IC 曲线峰值对应的电池电压 U_p。

欧姆电阻 R_0 的计算公式为

$$R_0 = \frac{U_0 - U_{oc}}{I} \tag{8}$$

式中，U_{oc} 为电池的开路电压，在实际中常用静置电压来代替。由于数据集并无随机充电片段的充电初始电压和静置电压，且锂电池的 SOC 对电池的欧姆电阻 R_0 的影响很小，几乎可以忽略不计。因此本文假定从同一循环周期的充电数据截取的部分充电数据的欧姆电阻 R_0 相同，均由完整充电数据的 U_0 和 U_{oc} 计算得到。欧姆电阻表现了电池电压突变时的电阻特性，欧姆电阻主要由电池的电极材料、电解液、隔膜电阻及其他部分的接触电阻组成。随着电池的不断使用，电池内部的化学反应产生的一些副产物会附着在电极材料上，使得电池的欧姆电阻增加，因此欧姆电阻与电池 SOH 有着一定的相关性，可以用作表征 SOH 的特征值。

IC 曲线峰值的变化与锂电池可用锂离子的损失、正负极活性材料损失密切相关[7]，而这 2 个因素正是锂电池老化的主要原因，由图 1 和图 2 可知，随着电池的老化，IC 曲线的峰值将不断下降。对于 NCR18650GA 电池，可以观察到其 IC 曲线的第 3 个峰无明显变化，而第 1 个峰则可能出现在研究电压区间之外，因此选取第 2 个峰作为研究对象。但当电池 SOH 较低时，将难以观察到第 2 个峰，故这种情况下用 IC 曲线拐点来替代峰值。

IC 曲线峰值对应的电压 U_p 的变化与电池内阻有关[21]，其包含了电池极化电阻在内的所有内阻信

息。随着锂电池的老化，电池的内阻会不断增大，其表现如图 1 和图 2 所示，U_{p} 随着循环次数的增加而向右移动。

本文采用 Pearson 相关系数 r 来量化选取的特征值与电池容量的相关性，其范围为[−1, 1]，当相关系数越接近于 1 或−1 时，相关性越强，当相关系数越接近于 0 时，相关性越弱。其计算公式为

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{9}$$

式中：x_i 为电池第 i 个周期的特征值；$\bar{x}$ 为特征值序列的平均值；y_i 为电池第 i 个周期的 SOH；$\bar{y}$ 为电池 SOH 的平均值。本文选取的 3 个特征值 $I_{C\mathrm{p}}$、U_{p}、R_0 与电池 SOH 之间的 Pearson 相关系数见表 1。通过 Pearson 相关系数可知，选取的特征值均与 SOH 有着较强的相关性，因此将其作为预测电池 SOH 的特征量是合理的。

表 1 特征值与容量之间的 Pearson 相关系数

Tab. 1 Pearson coefficient between characteristic value and capacity

特征值	Pearson 相关系数
$I_{C\mathrm{p}}$	0.946 3
U_{p}	−0.912 9
R_0	−0.876 9

2.5 预测方法

GRU-BP 模型预测流程如图 5 所示，具体步骤如下。

(1)以 0.3 V 为电压窗口，0.01 V 为步长对训练集中完整的充电曲线进行截取。

(2)将截取的部分充电数据作为输入，完整的充电曲线作为目标对 GRU 模型进行训练，直至达到设定的训练周期数。

(3)将每个循环的充电数据得到的特征值 $I_{C\mathrm{p}}$、U_{p}、R_0 作为输入，电池 SOH 作为输出对 BP 模型进行训练，直到预测误差达到设定的阈值以下。

(4)使用测试集数据对训练好的 GRU-BP 模型进行预测。

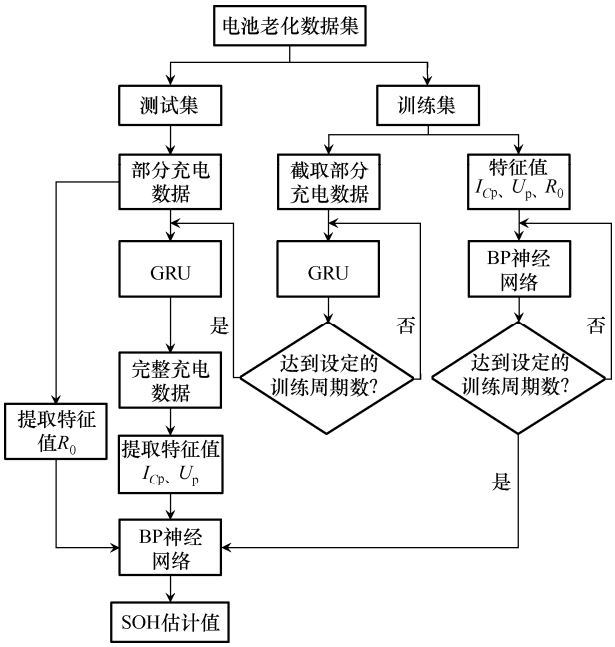


图 5 SOH 估计方法流程图

Fig. 5 Flow diagram of SOH estimation

3 SOH 预测实验与结果分析

为了评价模型估计的性能，采用均方根误差 RMSE(root mean square error)作为评价指标，其计算方法为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[\hat{Q}(i)-Q(i)]^2} \tag{10}$$

式中：$\hat{Q}(i)$ 为模型的预测值；$Q(i)$ 为测量值；N 为模型输出量的维度。

建立的 GRU 的相关参数见表 2，在所用的数据集中，牛津大学数据集共有 63 936 个样本数据，将其划分为训练集和验证集，其中训练集有 55 728 个样本，验证集有 8 208 个样本。实验室数据集共有 41 519 个样本数据，其中训练集有 35 139 个样本，验证集有 6 380 个样本。设定训练周期为 50，图 6 为 GRU 模型在牛津大学数据集训练时的均方误差 MSE(mean square error)损失值，可见经过训练，模型的 MSE 损失值降低到 0.1 以下，表明 GRU 模型在训练集数据上有着良好的表现。

表 2　GRU 的参数设定

Tab. 2 Parameter settings for GRU

参数	数值/设置
层数	2
隐藏层节点	200
优化器	Adam
损失函数	MSE
学习率	0.001
是否双向	是

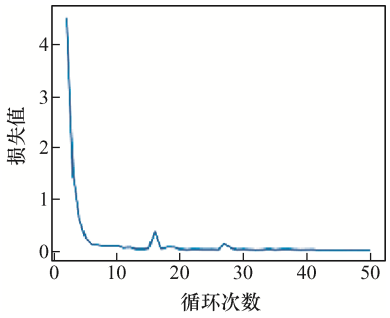
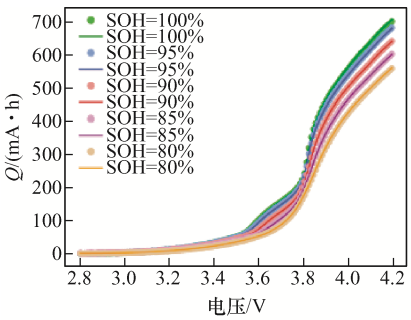


图 6　GRU 训练时的 MSE 损失值

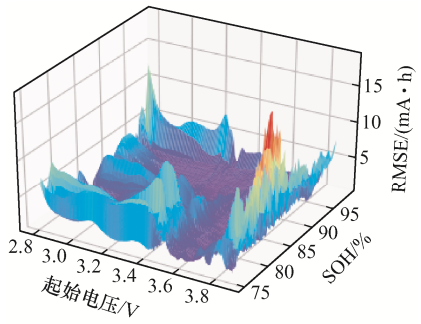
Fig. 6 The MSE loss during GRU training

3.1　牛津大学数据集实验结果

图 7(a)为训练好的 GRU 模型在输入为[3.3, 3.6] V 电压区间的充电数据时的估计结果，其中实线为测量值，圆点为模型的预测值，可得电池在不同 SOH 下完整充电曲线的预测结果与实际值较为接近。图 7(b)为模型在不同 SOH 下输入为不同电压区间的估计结果的 RMSE，即当输入数据电压区间的起始电压为 U_0 时，模型的输入数据为[U_0, U_0+0.3]区间的充电数据。可见大多数样本估计结果的 RMSE 在 5.0 mA·h 以下，少数样本的 RMSE 在 5.0~10.0 mA·h 区间内，极少数样本的 RMSE 超过 15.0 mA·h，其中最大的 RMSE 为 17.2 mA·h。



(a) 估计结果



(b) RMSE

图 7　GRU 模型的估计结果和 RMSE

Fig. 7 Estimation results and RMSE of the GRU model

预测得到的完整充电曲线可以通过式(2)得到电池的 IC 曲线，图 8 为由不同 SOH 下[3.3, 3.6] V 区间预测得到的充电数据计算得到的 IC 曲线和真实 IC 曲线，其中实线为测量值，圆点为模型的预测值。可见在不同 SOH 下得到的 IC 曲线与真实 IC 曲线较为贴合，IC 曲线的峰值 I_{Cp} 和 IC 曲线峰值对应的电池电压 U_p 也与真实值相近。

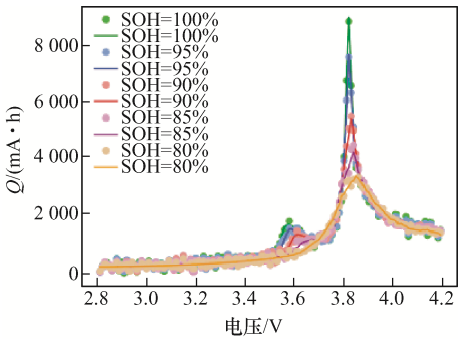


图 8　不同 SOH 下 IC 曲线的预测结果

Fig. 8 Estimation results of IC curves with different SOH

然后，对得到的 IC 曲线进行特征提取，获得特征量 I_{Cp} 和 U_p，由原始充电数据可以计算得到特征量 R_0，这 3 个特征量作为 BP 神经网络的输入，由 BP 网络输出得到电池的 SOH 估计值。图 9 为训练好的 BP 网络在输入为不同 SOH 下[3.3, 3.6] V 区间的充电数据时的估计结果，其中实线为电池的实际 SOH 值，×为模型的 SOH 估计值，可见估计值和实际值的变化趋势一致，且在不同 SOH 下估计值与实际值相近。

图 10 为 BP 模型在不同 SOH 下输入为不同电压区间的估计结果的绝对误差，可见大部分样本的

误差在 1.00%以内，当处于低 SOH 时，其绝对误差较大，有一部分样本的误差达到 3.00%以上，最大达到 3.52%，该组实验结果的 RMSE 为 1.25%。文献[15]使用同样的数据集，其 SOH 估计的 RMSE 为 1.71%，通过对比可得本文提出的方法的估计结果更加准确。

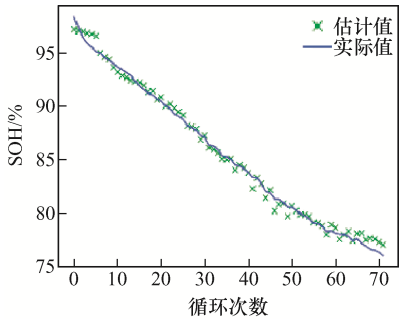


图 9 [3.3, 3.6] V 电压区间数据的 SOH 预测结果

Fig. 9 SOH estimation results of data in voltage range [3.3, 3.6] V

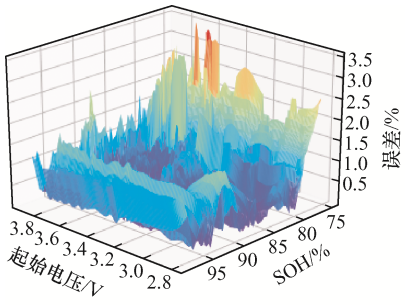
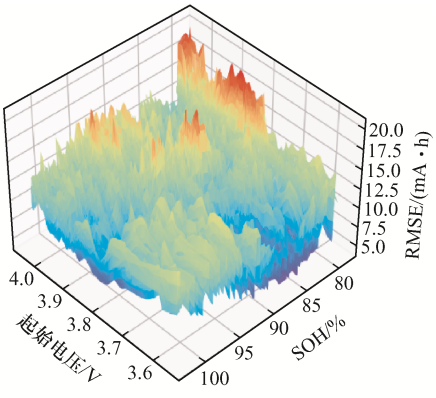


图 10 SOH 估计结果的误差

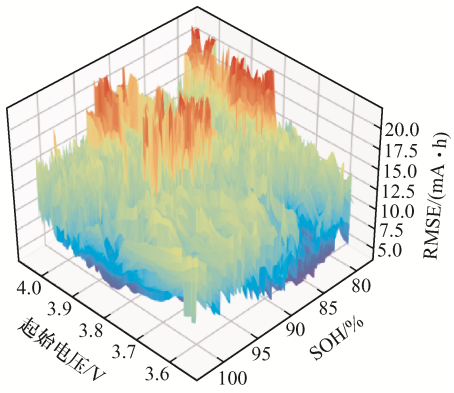
Fig. 10 Error of SOH estimation

3.2 实验室数据集实验结果

实验分为 2 组，其放电条件分别为以 1C 电流和 WLTC 工况放电至 2.5 V。图 11 为 2 组实验的 GRU 模型在不同 SOH 下输入为不同电压区间的估计结果的 RMSE，可见大多数估计结果的 RMSE 在 15.0 mA·h 以下，少数样本的均方根误差达到了约 20.0 mA·h，其中第 1 组和第 2 组实验的最大均方根误差分别为 18.2 mA·h 和 22.2 mA·h。



(a) 1C电流放电

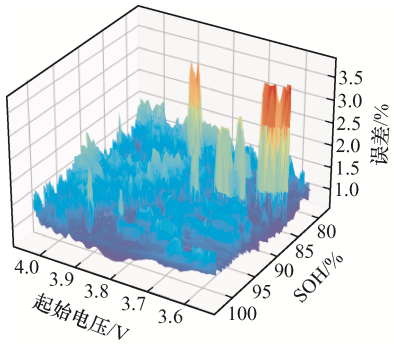


(b) WLTC工况放电

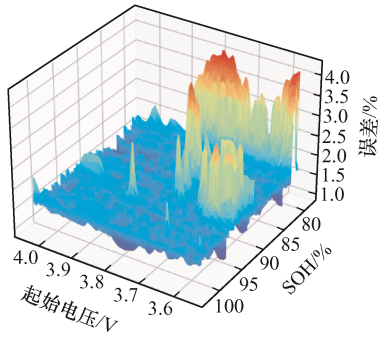
图 11 NCR18650 电池的 GRU 模型估计结果的 RMSE

Fig. 11 RMSE of GRU estimates result of NCR18650 battery

同样地，从 GRU 模型的预测结果和初始充电数据获得特征量 I_{Cp}、U_p 和 R_0，由这 3 个特征量经由 BP 神经网络得到电池的 SOH 估计值，图 12 为



(a) 1C电流放电



(b) WLTC工况放电

图 12 NCR18650 电池的 SOH 估计结果误差

Fig. 12 Error of SOH estimates result of NCR18650 battery

BP 模型对于 2 组实验在不同 SOH 下输入为不同电压区间的估计结果的绝对误差，可得在第 1 组实验中，大部分样本的误差在 1.00%以内，少部分样本的误差超过 3.00%，最大达到 3.81%；第 2 组实验的误差大多数在 1.50%以下，其最大误差则达到了 4.20%。2 组实验的 RMSE 分别为 1.48%和 1.72%，由此可见，该模型在电池均匀放电的条件下相对于模拟工况条件下的精度更高。

3.3 对比实验

为了验证所选取的特征量的有效性，使用牛津大学电池数据集进行单个特征量和 2 个特征量作为网络输入的对比实验，各个实验结果的 RMSE 见表 3。可知，当选取 $I_{C\mathrm{p}}$、U_{p}、R_0 这 3 个值作为模型特征量时，RMSE 最小为 1.25%，而只选取 U_{p} 作为模型特征量时，其 RMSE 最大为 4.25%。这是因为本文选取的特征量均能够有效反映锂电池的老化程度，当只选取其中 2 个或者 1 个特征量时，虽然也可以有效预测电池 SOH，但其包含的信息不够全面，因而准确性有所下降。综上，本文选取的特征值可以有效提高模型的预测精度，减少误差。

表 3　对比实验的均方根误差

Tab. 3 Root mean square errors of the comparative experiments

特征量	RMSE
$I_{C\mathrm{p}}$、U_{p}、R_0	1.25
$I_{C\mathrm{p}}$、U_{p}	2.24
$I_{C\mathrm{p}}$、R_0	2.04
U_{p}、R_0	3.16
$I_{C\mathrm{p}}$	2.82
U_{p}	4.25
R_0	3.37

4　结语

针对电池在实际应用中充电初始 SOC 的随机性产生的数据不完备问题，提出了一种基于部分充电段数据的 GRU-BP 模型来进行电池完整充电数据预测和 SOH 估计。该方法可以利用恒流模式下任意 0.3 V 电压区间的充电数据来估计电池 SOH。实验结果表明，牛津大学电池老化数据集的 SOH 估计实验结果的均方根误差为 1.25%，实验室电池老化数据集 2 种工况下的均方根误差分别为 1.48%和 1.72%，由此可见所提出的预测模型具有很好的准确性。但该方法也存在不足之处，即 2 个网络在结构上是串联的，因此会存在误差累积现象。

参考文献：

[1] Gismero A, Nørregaard K, Johnsen B, et al. Electric vehicle battery state of health estimation using incremental capacity analysis [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 64: 107110.

[2] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[3] 王庭华, 鄢博, 吴静云, 等. 基于HPO-LSTM网络的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 225-232.
Wang Tinghua, Yan Bo, Wu Jingyun, et al. State-of-health estimation for lithium-ion battery based on hunter-prey optimizer algorithm and long short-term memory neural network [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 225-232. (in Chinese)

[4] Ma Yan, Shan Ce, Gao Jinwu, et al. Multiple health indicators fusion-based health prognostic for lithium-ion battery using transfer learning and hybrid deep learning method [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 229: 108818.

[5] Cao Mengda, Zhang Tao, Wang Jia, et al. A deep belief network approach to remaining capacity estimation for lithium-ion batteries based on charging process features [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48: 103825.

[6] Cui Shengmin, Joe I. A dynamic spatial-temporal attention-based GRU model with healthy features for state-of-health estimation of lithium-ion batteries [J]. IEEE Access, 2021, 9: 27374-27388.

[7] 高洋. 三元材料锂离子电池老化诊断、评估与建模方法

[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
Gao Yang. Aging diagnosis, evaluation and modeling of lithium ion batteries with Li(NiMnCo)O_2 cathode [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019. (in Chinese)

[8] Li Yi, Abdel-Monem M, Gopalakrishnan R, et al. A quick on-line state of health estimation method for Li-ion battery with incremental capacity curves processed by Gaussian filter [J]. Journal of Power Sources, 2018, 373: 40-53.

[9] Li Lianfeng, Li Yang, Cui Weiwei, et al. A novel health indicator for online health estimation of lithium-ion batteries using partial incremental capacity and dynamic voltage warping [J]. Journal of Power Sources, 2022, 545: 231961.

[10] Smart J, Schey S. Battery electric vehicle driving and charging behavior observed early in the EV project [J]. SAE International Journal of Alternative Powertrains, 2012, 1(1): 27-33.

[11] Yao Jiachi, Han Te. Data-driven lithium-ion batteries capacity estimation based on deep transfer learning using partial segment of charging/discharging data [J]. Energy, 2023, 271: 127033.

[12] Zhang Meng, Kang Guoqing, Wu Lifeng, et al. A method for capacity prediction of lithium-ion batteries under small sample conditions [J]. Energy, 2022, 238: 122094.

[13] Lin Hongye, Kang Longyun, Xie Di, et al. Online state-of-health estimation of lithium-ion battery based on incremental capacity curve and BP neural network [J]. Batteries, 2022, 8(4): 29.

[14] Tian Aina, Yang Chen, Gao Yang, et al. A state of health estimation method of lithium-ion batteries based on DT-IC-V health features extracted from partial charging segment [J]. International Journal of Green Energy, 2023, 20(9): 997-1011.

[15] Guo Wenchao, Yang Lin, Deng Zhongwei, et al. Rapid online health estimation for lithium-ion batteries based on partial constant-voltage charging segment [J]. Energy, 2023, 281: 128320.

[16] Meng Huixing, Geng Mengyao, Han Te. Long short-term memory network with Bayesian optimization for health prognostics of lithium-ion batteries based on partial incremental capacity analysis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 236: 109288.

[17] Wang Qiao, Ye Min, Wei Meng, et al. Random health indicator and shallow neural network based robust capacity estimation for lithium-ion batteries with different fast charging protocols [J]. Energy, 2023, 271: 127029.

[18] Zhang Chenghui, Kang Yongzhe, Duan Bin, et al. An adaptive battery capacity estimation method suitable for random charging voltage range in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(9): 9121-9132.

[19] Howey D, Birkl C. Oxford battery degradation dataset 1 [EB/OL]. (2017-06-13)[2023-10-08]. https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:03ba4b01-cfed-46d3-9b1a-7d4a7bdf6fac.

[20] 安德鲁·格拉斯纳. 深度学习：从基础到实践[M]. 罗家佳, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2022.
Andrew G. Deep Learning: From Basics to Practice [M]. Translated by Luo Jiaze. Beijing: Posts & Telecom Press, 2022. (in Chinese)

[21] Yang Kaiyi, Zhang Lisheng, Zhang Zhengjie, et al. Battery state of health estimate strategies: From data analysis to end-cloud collaborative framework [J]. Batteries, 2023, 9(7): 351.



钟耿钦

作者简介：

钟耿钦(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：锂电池健康状态估计。E-mail：202121016536@mail.scut.edu.cn。

王学梅(1972—)，女，中国电源学会会员，通信作者，博士，教授。研究方向：电力电子非线性行为与控制。E-mail：epxmwang@scut.edu.cn。

康龙云(1961—)，男，中国电源学会会员，博士，教授。研究方向：电池储能技术和网逆变技术。E-mail: lykang@scut.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)