

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205166

基于 GRU-UKF 的锂离子电池 SOC 估计方法研究*

高峰¹ 贾建芳^{1,2} 元淑芳¹ 李孟威¹

(1. 中北大学电气控制工程学院 太原 030051; 2. 高能电池材料与器件山西省重点实验室 太原 030051)

摘要:精确估计锂离子电池荷电状态(SOC)是电池管理系统的关键技术之一,直接影响着动力锂电池组的使用效率和安全性。锂离子电池特性复杂,其SOC无法直接测量,且受电流、温度等因素的影响较大。为此,提出了一种基于门控循环单元(GRU)神经网络与无迹卡尔曼滤波(UKF)相结合的组合算法。该方法利用GRU网络获得可测量的电流、电压、温度与锂电池SOC之间的非线性关系,并以此作为UKF的观测方程。然后,通过UKF估计SOC值以提高算法的估计精度。实验结果表明,在不同温度以及不同的工况下,本文所提方法的均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)分别小于0.51%和0.46%,均能提高SOC的估计精度。

关键词:锂离子电池;荷电状态;GRU;UKF

中图分类号: TP206+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Research on SOC estimation method of lithium-ion battery based on GRU-UKF

Gao Feng¹ Jia Jianfang^{1,2} Yuan Shufang¹ Li Mengwei¹

(1. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of High Performance Battery Materials and Devices, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Accurate estimation of the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries is one of the key technologies in the battery management system, which has a vital impact on the service efficiency and safety of power battery pack. Lithium-ion batteries have complicated characteristics and SOC cannot be directly measured which are greatly affected by the current and temperature. Therefore, combining a gated recurrent unit (GRU) neural network with an unscented Kalman filter (UKF) algorithm is presented. The method uses GRU neural network to obtain the nonlinear relationship between the SOC and measurements, including the current, voltage, temperature. The relationship is used as the observation equation of UKF, and the SOC is estimated by the UKF to improve the accuracy and stability of estimation algorithm. Experimental results show that under different temperatures and different working conditions the root mean square error and the mean absolute error of the SOC estimate are less than 0.51% and 0.46%, respectively, which can improve the accuracy of SOC estimation.

Keywords: lithium-ion battery; state of charge (SOC); GRU; UKF

0 引言

锂离子电池具有能量密度高、使用寿命长、自放电率低等优点,已成为电动汽车动力电池的主流选择^[1]。锂电池的剩余容量无法直接测量,通常只能通过锂电池的

荷电状态(state of charge, SOC)来表征锂电池剩余容量^[2]。作为电池管理系统的关键指标之一,准确估计锂电池SOC对于保证电池的正常充放电、能量管理系统的高效运行及汽车剩余行驶里程的预测十分重要^[3]。

现阶段对锂电池的SOC估计方法主要有3种:传统的方法、等效电路模型法以及新型的机器学习方法。传

收稿日期:2022-02-07 Received Date: 2022-02-07

* 基金项目:国家自然科学基金(72071183)、山西省回国留学人员科研项目(2020-114)、高能电池材料与器件山西省重点实验室开放基金(2022HPBMD01002)项目资助

统的 SOC 估计方法主要包括安时积分法^[4-6]和开路电压法^[7-8]。传统的安时积分法计算简单,但这种方法对初始的 SOC 依赖较大,并且计算过程中会产生累计误差^[9]。应用开路电压法时,需把电池放置很长时间,让其内部化学性能稳定,因此这种方法在实际情况中并不适用^[10]。

针对传统方法的缺陷,研究人员提出了通过建立等效电路模型来估计电池 SOC 的方法^[11-12]。该方法主要是对锂电池建立电池等效电路模型,并进行模型的参数辨识,然后利用卡尔曼滤波及其衍生算法对 SOC 进行估算。文献[13]中在建立精确的二阶等效电路模型的基础上通过扩展卡尔曼滤波算法(extended Kalman filter, EKF)来估算锂电池 SOC,但是没有考虑温度的影响,估计精度不是很高。文献[14]基于一阶等效电路模型提出容积卡尔曼滤波算法(cubature Kalman filter, CKF)来估计 SOC。结果表明 CKF 在鲁棒性和估算精度方面性能优于 EKF,但是同样也没有考虑温度对 SOC 的影响。考虑到无迹卡尔曼滤波算法(unscented Kalman filter, UKF)在估计精度和鲁棒性方面有卓越的表现,文献[15]通过优化 Sigma 点的位置,实现了 UKF 算法中 α 参数和权重的动态自学习和自调整,并使用一种协同优化机制方法来跟踪辨识模型参数。针对 UKF 在估计过程中可能会出现协方差矩阵负定的情况,文献[16]提出了平方根无迹卡尔曼滤波(square-root unscented Kalman filter, SR-UKF)算法,通过利用状态误差协方差矩阵的平方根进行迭代运算以提高预测精度。尽管方法简单有效,但其计算量较大。

基于等效电路模型的方法均存在对模型依赖性高,模型参数较为复杂的缺点。与此不同,数据驱动方法可以使用先进的机器学习算法来捕捉给定输入输出之间的非线性关系,无需建立电池模型,因此而受到研究人员的喜爱。文献[17]提出一种最小二乘支持向量机法(least squares support vector machine, LSSVM)来估计 SOC,通过灰狼优化算法来提高 LSSVM 估算精度。文献[18]提出双向长短期记忆网络和双向门控单元,考虑温度因素的影响,对不同工况下的数据进行验证,得到不错的估计精度。文献[19]提出了一种卷积门控循环单元(CNN-GRU)来估计 SOC,主要是通过卷积层提取特征,叠加多个 GRU 层。该文章指出,与单一的 GRU 单元、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)和支持向量机(support vector machine, SVM)相比,组合算法具有更高的预测精度。文献[20]利用长短时记忆(long short-term memory, LSTM)网络与自适应无迹卡尔曼滤波器相结合来估计 SOC,均方根误差和平均绝对误差分别控制在 0.43% 和 0.41% 以内。虽然精度提高了,但使得模型的复杂度增大计算量增加。而且长短时记忆网络在结构上要比 GRU 网络复杂,参数更多,且有实验表明 GRU 可以

取得与 LSTM 相当甚至更好的性能,并且更快收敛^[21]。文献[22]在低温环境和低 SOC 值情况下对锂电池 SOC 进行估计,实验表明 SOC 估计误差可以稳定在 2% 以内。该方法虽然是在低温环境下进行的实验,但是估计精度还是比较差。文献[23]利用 LSTM 与 UKF 相结合的方法对锂电池 SOC 进行估计,综合考虑了温度的影响,但是网络结构和估计误差仍可以改进。

基于以上分析的考虑,本文提出了 GRU-UKF 组合算法。首先,将 GRU 预测模型作为 UKF 算法的观测方程;然后,为 GRU 神经网络设计了滑动窗口;最后,通过 UKF 进行电池 SOC 估计。需要指出的是,该组合算法不用建立等效电路模型,无需复杂的模型参数估计,并且考虑了温度对模型的影响,降低了神经网络模型参数设置的复杂性。

1 研究方法

1.1 GRU 神经网络

门控循环单元(gated recurrent unit, GRU),是长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)结构简化的一种结果,它可以解决循环神经网络中存在的梯度消失、梯度爆炸等问题^[24]。GRU 神经元包括重置门和更新门这两个门结构。重置门可以控制前一时间有多少信息被遗忘,重置门的值越小说明遗忘的信息越多。更新门主要是决定过去有多少信息传递到下一时刻,更新门的值越大说明传递的信息越多^[25]。常见的一个 GRU 神经网络神经元结构如图 1 所示,其中 σ 表示 sigmoid 激活函数, \tanh 为双曲线函数, x_k 和 h_{k-1} 分别是 k 时刻网络输入和 $k-1$ 时刻网络输出。

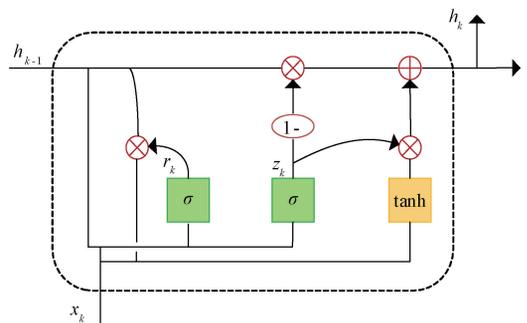


图 1 GRU 神经元结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of structure of the GRU cell

1) 重置门 r_k :

$$r_k = \sigma(\mathbf{w}_r [h_{k-1}, x_k] + b_r) \quad (1)$$

2) 更新门 z_k :

$$z_k = \sigma(\mathbf{w}_z [h_{k-1}, x_k] + b_z) \quad (2)$$

3) 候选集 \tilde{h}_k 和下一步的隐藏状态值 h_k :

$$\tilde{h}_k = \tanh(\mathbf{w}_c[r_k h_{k-1}, x_k] + b_h) \quad (3)$$

$$h_k = (1 - z_k)h_{k-1} + z_k \tilde{h}_k \quad (4)$$

其中, r_k, z_k 分别为重置门、更新门 k 时刻的输出; \mathbf{w} 代表权重矩阵; \mathbf{b} 代表偏置向量。

Sigmoid 函数的输出为 0~1, 如果其值接近于 0, 则不会有新的信息被记忆。GRU 单元的其他部分使用 tanh 函数作为激活函数, 因为它的二阶导数在趋于 0 之前可以保持很长的范围, 可以有效地解决梯度消失问题。

本文中 GRU 的梯度下降优化算法采用 RMSprop, 此优化算法可以改变学习率, 加快函数收敛速度, 解决损失函数在更新的过程中急剧变化。文章中利用窗口滑动技术, 来构建当前信息与前一刻信息的联系。窗口尺寸设置为 10, 每块向后滑动一个数据。这样当前输入块与前一块输入有重叠区域, 可以充分利用过去的信息, 提高预测精度。窗口滑动结构如图 2 所示。

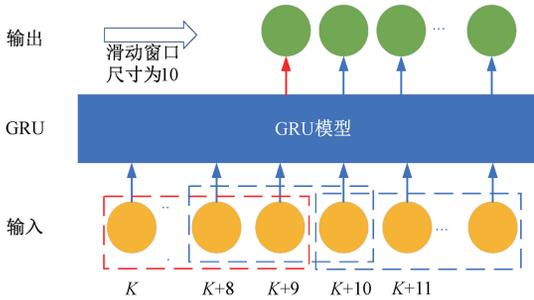


图 2 GRU 窗口滑动结构图

Fig. 2 GRU window slide structure diagram

1.2 UKF 算法

UKF 算法的核心思想是无迹变换, 通过无迹变换来对锂离子电池的非线性特性描述。无迹变换主要在保证变量变换前后分布特性不发生变化的前提下, 构造 $2N+1$ 个 Sigma 点和相应的权重^[26]。无迹变换的实现过程如下:

$$x_i = \begin{cases} \hat{\mathbf{x}} & (i = 0) \\ \hat{\mathbf{x}} + (\sqrt{(L + \lambda) \mathbf{P}_x})_i & (i = 1, \dots, n) \\ \hat{\mathbf{x}} - (\sqrt{(L + \lambda) \mathbf{P}_x})_i & (i = n + 1, \dots, 2n) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} w_m^0 = \frac{\lambda}{L + \lambda} & (i = 0) \\ w_c^0 = \frac{\lambda}{L + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ w_m^i = w_c^i = \frac{1}{2(L + \lambda)} & (i = 1, \dots, 2n) \end{cases} \quad (6)$$

式 (5) 为构造 Sigma 点集, 式 (6) 为权值计算, $\hat{\mathbf{x}}$ 和 \mathbf{P}_x 分别为其均值和协方差矩阵, L 为状态变量的维数, α 为散布程度因子, β 为检验前分布因子, k 为满足 $k+n \neq 0$ 的辅助尺度因子; λ 为缩放比例参数, $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$ 。

具体的估算过程如下:

1) 初始化, 初始参数的求取表达式为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E(x_0) \\ \mathbf{P}_0 = var(x_0) \end{cases} \quad (7)$$

2) 状态预测:

$$\begin{cases} x_{klk-1}^i = f(x_{k-1}^i) \\ \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_m^i x_{klk-1}^i \end{cases} \quad (8)$$

3) 状态变量和协方差更新:

$$\begin{cases} y_{klk-1}^i = h(x_{klk-1}^i) \\ \hat{\mathbf{y}}_{klk-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_m^i y_{klk-1}^i \end{cases} \quad (9)$$

4) 误差协方差更新:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{yy,k} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^i [y_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}] [y_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}]^T + \mathbf{R}_k \\ \mathbf{P}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^i [x_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1}] [y_{klk-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{klk-1}]^T \end{cases} \quad (10)$$

5) 卡尔曼增益更新:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xy,k} / \mathbf{P}_{yy,k} \quad (11)$$

6) 状态更新及最优协方差矩阵:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{klk} = \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} + \mathbf{K}_k (y_k - y_{klk-1}) \\ \mathbf{P}_{x,klk} = \mathbf{P}_{x,klk-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{yy,k} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (12)$$

1.3 GRU-UKF 组合算法

本文利用 GRU 网络把锂电池视为黑匣子, 通过大量的实验数据直接学习电池内部动态特性, 建立 SOC 和可测量变量 (电流、电压、温度) 之间的非线性关系, 把此关系作为 UKF 算法的观测方程, 状态方程为安时积分法, 经过 UKF 算法之后得到最终的 SOC 值。实现框架如图 3 所示。采用 GRU 网络可以直接学习 SOC 与电流、电压和温度这些可测量值之间的关系, 可以简化识别电池模型内部参数的耗时过程, 使得估计 SOC 更为容易。

GRU-UKF 的状态空间表达式为:

$$SOC(k) = SOC(k-1) - \frac{I(k) \cdot \Delta T}{Q_n} + v_k \quad (13)$$

$$y(k) = SOC_G(k-1) + w_k \quad (14)$$

式 (13) 为系统的状态方程, 式 (14) 为系统的观测方程。SOC_G(k-1) 为 k-1 时刻 GRU 预测得到的 SOC 值, $v_k \sim N(0, R_k)$ 、 $w_k \sim N(0, Q_k)$ 分别为状态噪声和观测噪声, 均为高斯白噪声 R_k, Q_k 分别设置为 0.1、0.001。

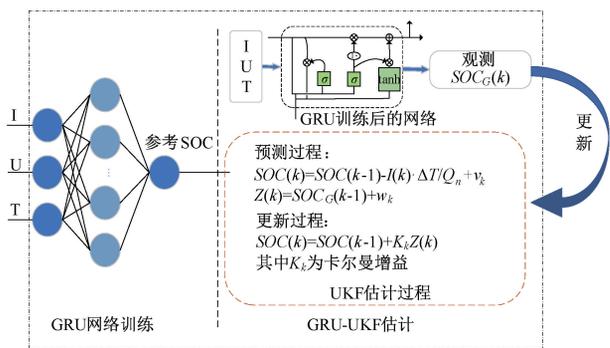


图 3 GRU 和 UKF 组合算法估计 SOC 框架

Fig. 3 GRU and UKF combination algorithm framework for estimating SOC

2 实验结果

2.1 测试数据

本文中测试所用的电池为 INR18650 锂电池,额定容量为 2 Ah。电动汽车的实际行驶条件复杂且不确定,为了尽可能的模拟真实的电动汽车行驶情况,采用 4 种工况:动态应力测试(dynamic stress test, DST)、联邦城市驾驶计划(federal urban driving schedule, FUDS)、高速公路驾驶测试(US06)和北京动态应力测试(Beijing dynamic stress test, BJDST)简化实际驾驶条件对锂电池进行测试。这 4 种工况的数据分别在 0 °C、25 °C 和 45 °C 的条件下测试得到。数据集来源于马里兰大学 CALCE(Center for Advanced Life Cycle Engineering)的公开数据集。其中 25 °C 时的测试电压和电流如图 4 所示。

为了验证所提方法对不同的数据集的适应能力,本文通过实验室的电池测试设备 ITS5300-S0030,对 INR18650 锂电池进行了测试。其中实验室 25 °C 时的测试电压和电流图如图 5 所示。

评价指标采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和绝对误差(absolute error, AE),分别表示为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x(k) - \hat{x}(k)| \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x(k) - \hat{x}(k))^2} \quad (16)$$

$$AE = |x(k) - \hat{x}(k)| \quad (17)$$

式中: $x(k)$ 为观测值, $\hat{x}(k)$ 为预测值, n 为样本总数。

2.2 GRU 神经网络预测结果

GRU 的输入为电流、电压和温度数据,输出设为 SOC 值,输入窗口大小设置为 10。由于只有 3 个输入变

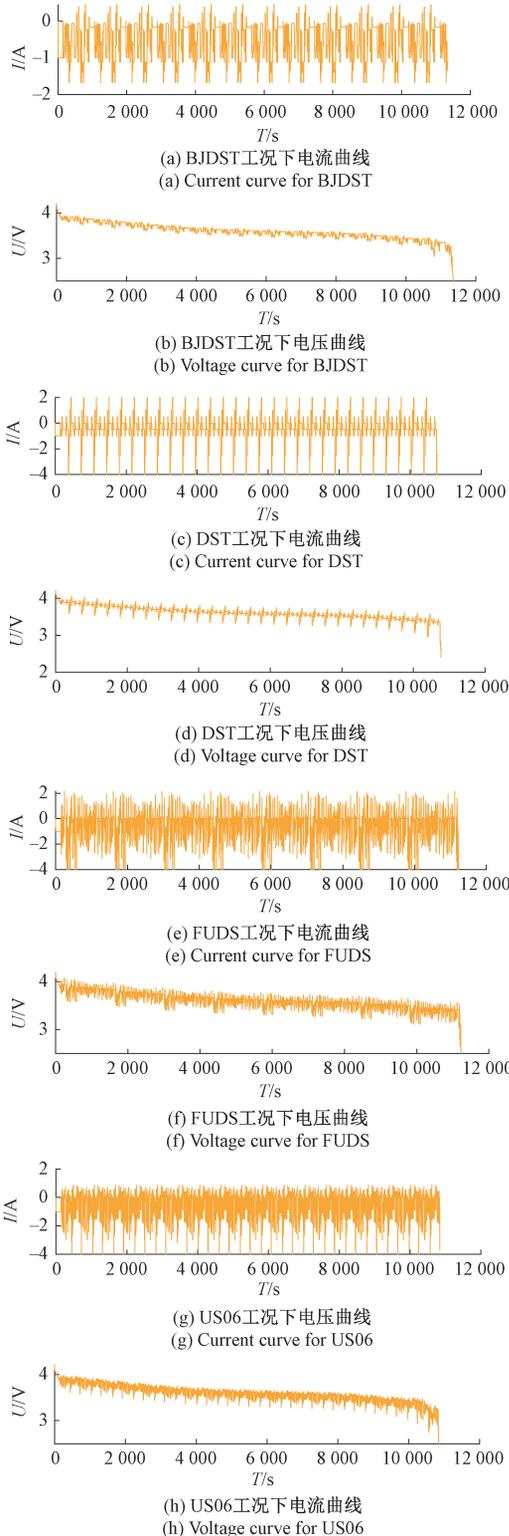


图 4 25 °C 下不同工况下电流电压测量曲线

Fig. 4 Current profiles and measured voltage under different driving cycles at 25 °C

量把隐含层数量设置为 1,节点数设置为 64。考虑到计算速率,本文使用 TensorFlow 构建整个网络,使用 Python

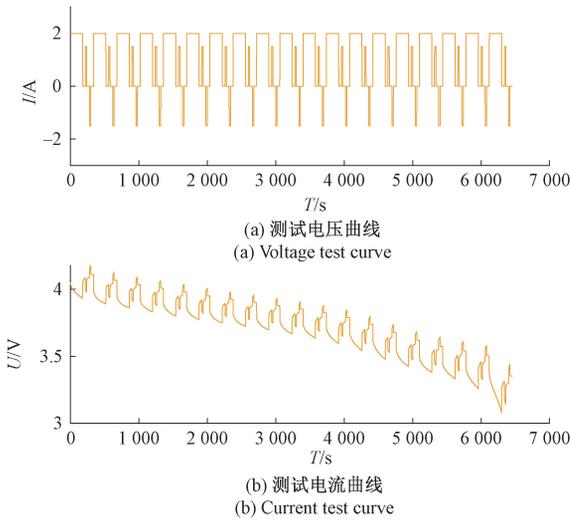


图 5 实验室 25℃ 下的电流电压测试曲线
Fig. 5 Current and voltage test curves under laboratory test at 25 °C

进行数据准备,使用 MATLAB 进行后期数据分析。程序运行电脑配置处理器为 CORE I5-9300H,显卡为 NVIDIA GTX1650 4G 独立显卡,内存容量为 16 G。针对本文所采用的数据集,FUDS 工况下数据量大,包含锂电池特性信息也较多,故把 FUDS 工况下采集的数据作为训练集来训练 GRU 神经网络。把 BJDST、DST、US06 工况下采集的数据作为测试集来预测 SOC。分别对 0 °C、25 °C、45 °C 下,不同工况下采集的数据进行网络训练和测试。

图 6、7、8 为在 0 °C、25 °C 和 45 °C 下,利用 GRU 神经网络对 BJDST、DST、US06 工况下收集的数据进行预测的结果和误差图。在不同温度下,把 FUDS 工况下收集的数据作为训练集,另外 3 种工况下收集的实验数据作为测试集,验证集与测试集有着不同的分布,但是实验结果表明绝对误差基本在 10% 以内,预测效果不错,说明 GRU 神经网络在此预测模型中具有泛化性。同时也表明 GRU 能够很好地捕捉 SOC 曲线下下降趋势,能够学习到电压、电流、温度这几个可测量值与 SOC 之间存在的关系。大多数绝对误差在 10% 以内,但是也存在波动比较大的情况,最大误差能达到 18%,说明预测结果不够稳定。从图中预测结果可以看出估计误差比较大的区间主要在 SOC 为 30%~90% 之间。通过调节 GRU 网络的超参数,预测结果会有一点改善,但是计算时间成本会成倍增加。因此本文把 GRU 预测隐含的关系式作为 UKF 算法的状态方程,利用 UKF 对锂电池 SOC 进一步估计,以提高估算精度。

2.3 GRU-UKF 预测结果

从 2.2 节可以看出 GRU 网络对不同工况下的 SOC 预测具有一定的泛化能力,但是预测结果存在一定的波

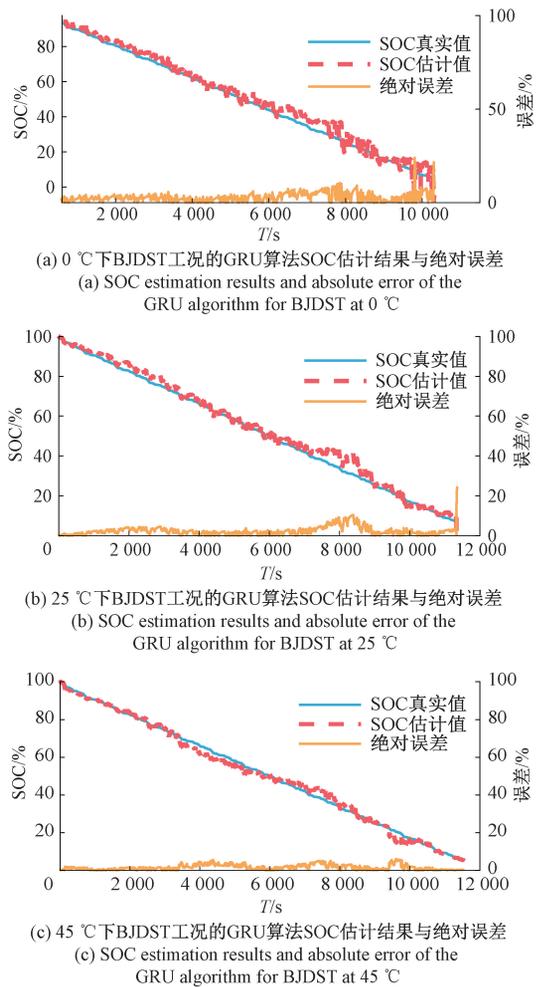


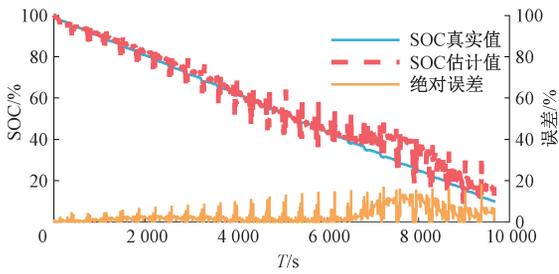
图 6 不同温度下 BJDST 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 6 SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for BJDST at different temperatures

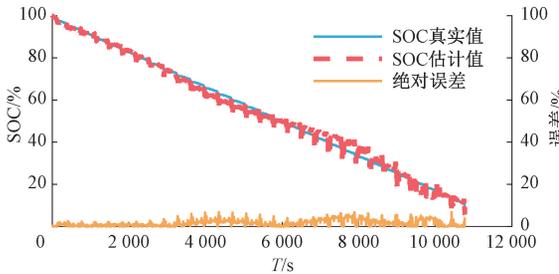
动,对于实际应用,仍然需要提高预测精度。因此本文得到的 SOC 值作为观测 SOC 值,把安时积分法得到的 SOC 作为状态 SOC,通过 UKF 算法估计得到最终的 SOC 值。UKF 估算 SOC 时,噪声特性设为高斯白噪声,过程噪声方差设为 0.001,观测噪声的方差设为 0.1。

从图 9、10、11 可知,不同工况,不同温度,利用 GRU-UKF 组合算法预测得到实验结果的绝对误差保持在 1% 以内,且绝对误差波动平稳,说明使用 GRU-UKF 组合算法预测结果有很高的精度和稳定性。

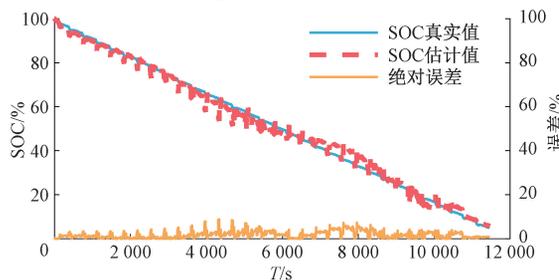
如表 1、2 和 3 所示,在不同温度、不同工况下,相比 GRU 神经网络,GRU-UKF 组合算法对 SOC 估计有很高的精度, RMSE < 0.51%, MAE < 0.46%。该组合算法对不同温度下的误差有很好的抑制作用,在高温和低温阶段都有较高的预测精度。



(a) 0 °C 下 DST 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(a) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for DST at 0 °C



(b) 25 °C 下 DST 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(b) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for DST at 25 °C



(c) 45 °C 下 DST 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(c) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for DST at 45 °C

图 7 不同温度下 DST 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差

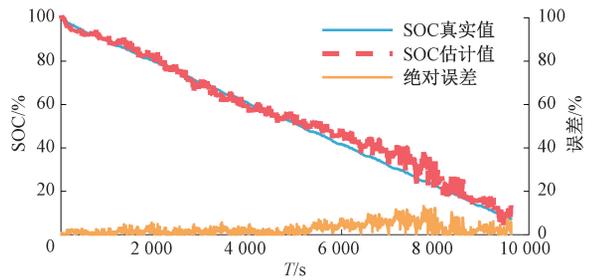
Fig. 7 SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for DST at different temperatures

表 1 BJDST 工况下 GRU 和 GRU-UKF 估计结果对比
Table 1 Comparison of SOC estimation for BJDST using the GRU and the combined GRU-UKF

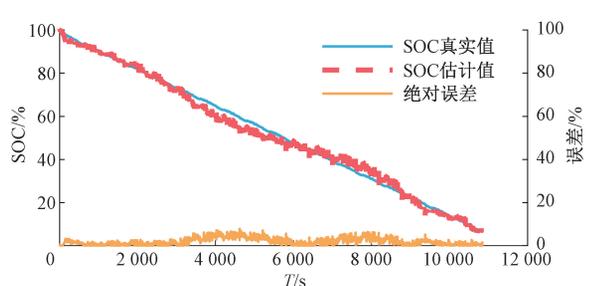
温度	RMSE		MAE	
	GRU/%	GRU-UKF/%	GRU/%	GRU-UKF/%
0 °C	3.646 2	0.281 7	2.910 5	0.248 5
25 °C	3.149 2	0.504 0	2.341 3	0.424 3
45 °C	2.086 4	0.332 9	1.597 0	0.280 5

表 2 DST 工况下 GRU 和 GRU-UKF 估计结果对比
Table 2 Comparison of SOC estimation for DST using the GRU and the combined GRU-UKF

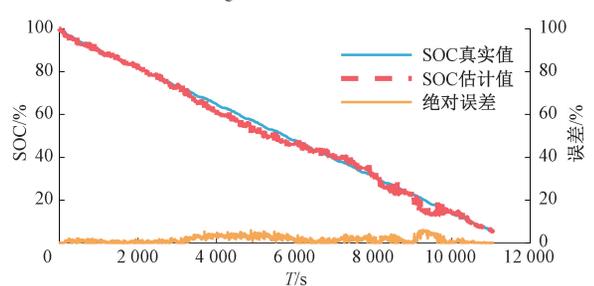
温度	RMSE		MAE	
	GRU/%	GRU-UKF/%	GRU/%	LSTM-UKF/%
0 °C	4.446 3	0.335 2	3.043 8	0.257 1
25 °C	2.447 9	0.351 3	1.958 6	0.283 2
45 °C	2.386 6	0.248 7	1.851 1	0.215 7



(a) 0 °C 下 US06 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(a) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for US06 at 0 °C



(b) 25 °C 下 US06 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(b) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for US06 at 25 °C



(c) 45 °C 下 US06 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(c) SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for US06 at 45 °C

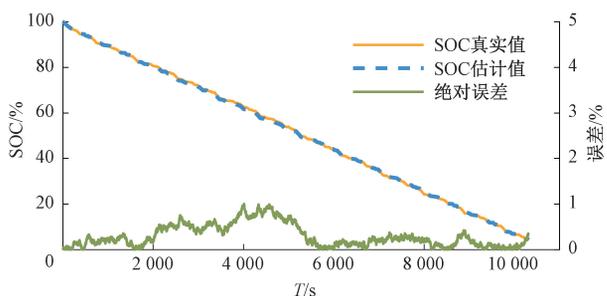
图 8 不同温度下 US06 工况的 GRU 算法 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 8 SOC estimation results and absolute error of the GRU algorithm for US06 at different temperatures

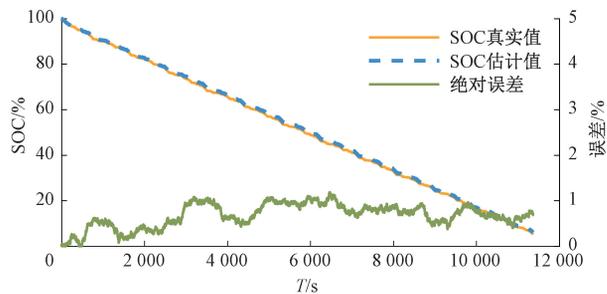
表 3 US06 工况下 GRU 和 GRU-UKF 估计结果对比
Table 3 Comparison of SOC estimation for US06 using the GRU and the combined GRU-UKF

温度	RMSE		MAE	
	GRU/%	GRU-UKF/%	GRU/%	GRU-UKF/%
0 °C	3.737 2	0.231 7	2.765 8	0.192 6
25 °C	2.505 3	0.504 6	1.946 9	0.450 2
45 °C	2.106 9	0.348 9	1.600 1	0.278 2

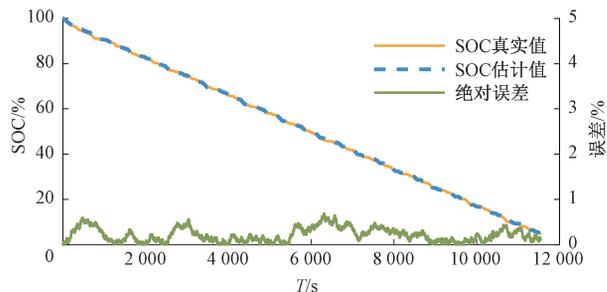
在常温下,把 FUDS 工况下收集的数据作为训练集,利用 GRU-UKF 对本文测试得到的测试数据进行验证,其 MAE 为 0.32%,RMSE 为 0.35%。从图 12 可以看出估计结果的绝对误差小于 1%。



(a) 0 °C 下 BJDST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(a) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for BJDST at 0 °C



(b) 25 °C 下 BJDST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(b) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for BJDST at 25 °C

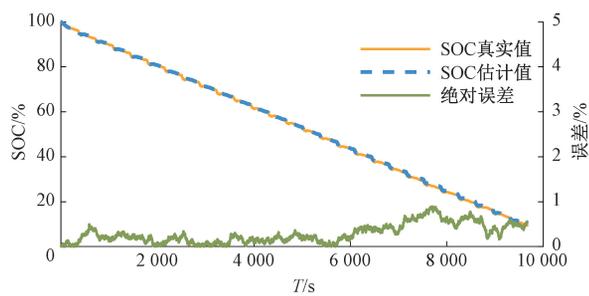


(c) 45 °C 下 BJDST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(c) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for BJDST at 45 °C

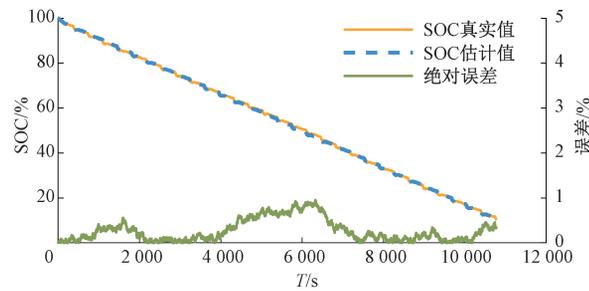
图 9 不同温度下 BJDST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 9 SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for BJDST at different temperatures

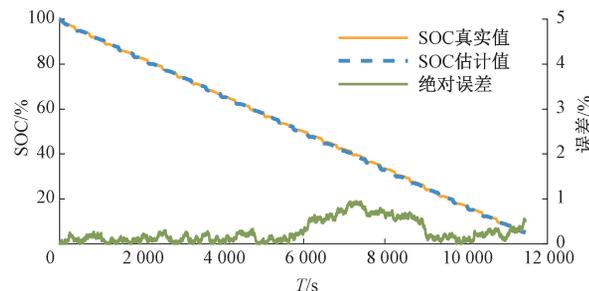
对比文献[27]中提出的 UKF 和粒子滤波组合算法估计 SOC 的 MAE 小于 1%。文献[22]采用神经网络与扩展卡尔曼滤波算法结合,估计结果的绝对误差小于 2%。文献[23]中提出的 LSTM-UKF 方法估计 SOC,文章中也使用到了本文中的部分公开数据集,估计结果的 MAE 小于 1%,RMSE 小于 1.1%。综合以上几种估计方法的对比,说明本文提出的组合算法在 SOC 估计方面具有较高的估计精度,并且对不同环境下的测试得到的数据集有较强的适应性。



(a) 0 °C 下 DST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(a) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for DST at 0 °C



(b) 25 °C 下 DST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(b) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for DST at 25 °C



(c) 45 °C 下 DST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差
(c) SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for DST at 45 °C

图 10 不同温度下 DST 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 10 SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for DST at different temperatures

3 结 论

本文提出了一种 GRU 和 UKF 相结合的混合数据驱动方法进行锂离子电池 SOC 估计。在网络训练部分,提出一种窗口滑动技术,通过对数据集的划分使得数据集有重叠部分,从而可以充分利用之前信息。在预测部分,把 GRU 与 UKF 进行组合,利用 GRU 神经网络获得电压、电流、温度与 SOC 之间的非线性关系预测出观测 SOC,以此观测 SOC 来更新 UKF 观测方程,并使用安时

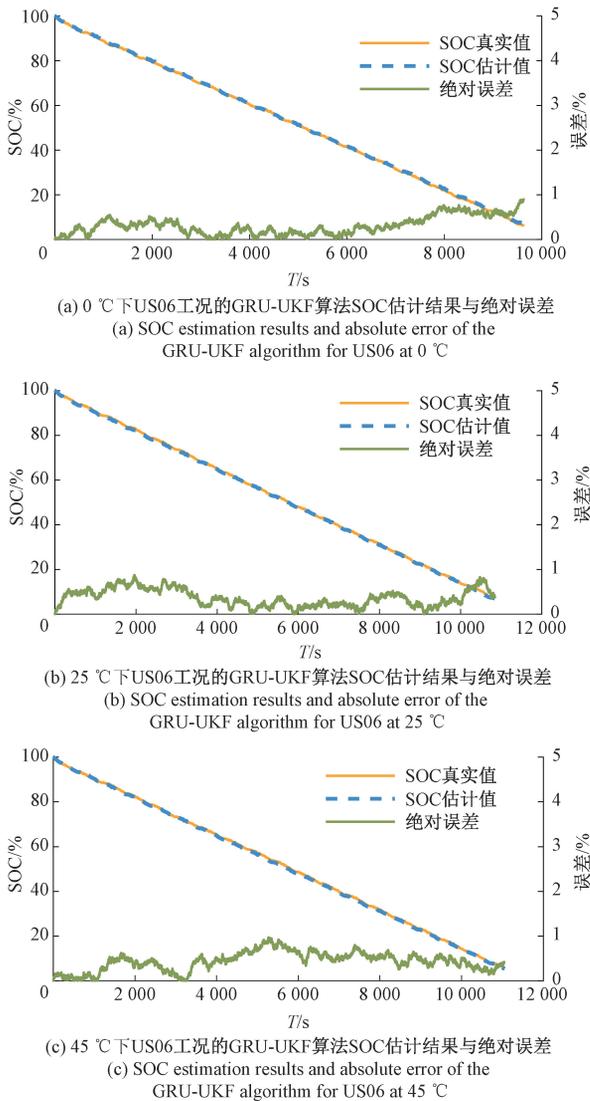


图 11 不同温度下 US06 工况的 GRU-UKF 算法 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 11 SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for US06 at different temperatures

积分法作为状态方程,进行电池 SOC 预测。即使在未经过训练的温度和工况下,该组合算法也具有很好的估计能力。为了验证所提组合算法在不同温度下的泛化能力及鲁棒性,使用 FUDS 工况下的数据训练,BJDST、DST 和 US06 工况下的数据对组合算法进行了验证。实验结果表明,在不同的温度阶段,该组合算法均有很高的估计精度, SOC 估计值的 RMSE 小于 0.51%, MAE 小于 0.46%, AE 小于 1%。该算法不限于某一型号和某一环境下的电池,具有一定的普适性。

参考文献

[1] 耿攀, 许梦华, 薛士龙. 基于 LSTM 循环神经网络的电池 SOC 预测方法[J]. 上海海事大学学报, 2019,

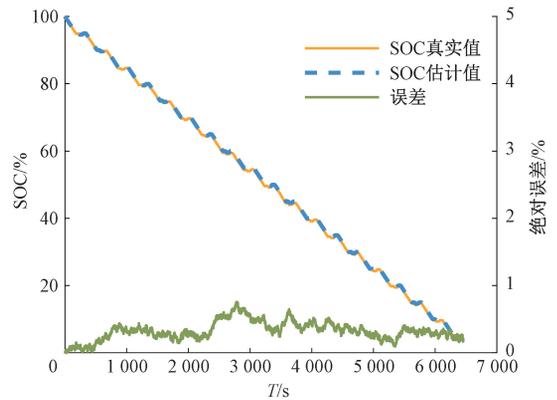


图 12 常温下 GRU-UKF 算法对自测数据集 SOC 估计结果与绝对误差

Fig. 12 SOC estimation results and absolute error of the GRU-UKF algorithm for self-test data set at normal temperature

40(3): 120-126.

GENG P, XU M H, XUE SH L. Battery SOC estimation method based on LSTM recurrent neural network [J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2019, 40(3): 120-126.

[2] 付诗意, 吕桃林, 闵凡奇, 等. 电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方法综述[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(3): 1127-1136.

FU SH Y, LYU T L, MIN F Q, et al. Review of estimation methods on SOC of lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(3): 1127-1136.

[3] 何培杰, 王琪, 高田, 等. 动力电池荷电状态优化方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 37-42.

HE P J, WANG Q, GAO T, et al. Research on optimization method of power battery state of charge[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(7): 37-42.

[4] XIONG X, WANG S L, FERNANDEZ C, et al. A novel practical state of charge estimation method: An adaptive improved ampere-hour method based on composite correction factor [J]. International Journal of Energy Research, 2020, 44(14): 11385-11404.

[5] 邓涛, 孙欢. 锂离子电池新型 SOC 安时积分实时估算方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(1): 101-106.

DENG T, SUN H. Research on real time estimation method of new SOC ampere hours integral for lithium ion battery [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(1): 101-106.

- [6] LUO Y, QI P, KAN Y, et al. State of charge estimation method based on the extended Kalman filter algorithm with consideration of time-varying battery parameters [J]. *International Journal of Energy Research*, 2020, 44(13): 10538-10550.
- [7] 邓晔, 胡越黎, 滕华强. 锂电池开路电压的预估及 SOC 估算 [J]. *仪表技术*, 2015 (2): 21-24.
DENG Y, HU Y L, TENG H Q. Open-circuit voltage prediction and SOC estimation of Li-ion battery [J]. *Instrumentation Technology*, 2015 (2): 21-24.
- [8] CHIANG Y H, SEAN W Y, KE J C. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(8): 3921-3932.
- [9] 孙道明. 动力锂离子电池 SOC 和容量估计方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
SUN D M. Research on SOC and capacity estimation methods of power lithium-ion battery [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [10] 安治国, 田茂飞, 赵琳, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计 [J]. *储能科学与技术*, 2019, 8(5): 856-861.
AN ZH G, TIAN M F, ZHAO L, et al. SOC estimation of lithium battery based on adaptive untracked Kalman filter [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2019, 8(5): 856-861.
- [11] 秦鹏, 王振新, 康健强, 等. 实时辨识锂离子电池参数并基于改进 AEKF 估算 SOC [J]. *电子测量技术*, 2020, 43(10): 30-35.
QIN P, WANG ZH X, KANG J Q, et al. Real-time identification of lithium-ion battery parameters and estimation of SOC based on improved AEKF [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(10): 30-35.
- [12] 陈媛, 何怡刚, 李忠. 电池变温度模型似然函数参数辨识及 SOC 估计 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(12): 1-9.
CHEN Y, HE Y G, LI ZH. Battery variable temperature model parameter identification by likelihood estimation and SOC estimation [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(12): 1-9.
- [13] ZHENG C, FU Y, MI C C. State of charge estimation of lithium-ion batteries in electric drive vehicles using extended Kalman filtering [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(3): 1020-1030.
- [14] PENG J, LUO J, HE H, et al. An improved state of charge estimation method based on cubature Kalman filter for lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2019, 253: 113520.
- [15] LIU F, MA J, SU W, et al. Research on parameter self-learning unscented Kalman filtering algorithm and its application in battery charge of state estimation [J]. *Energies*, 2020, 13: 1679.
- [16] 章军辉, 李庆, 陈大鹏, 等. 基于快速 SR-UKF 的锂离子动力电池 SOC 联合估计 [J]. *工程科学学报*, 2021, 43(7): 976-984.
ZHANG J H, LI Q, CHEN D P, et al. Real-time SOC co-estimation algorithm for Li-ion batteries based on fast square-root unscented Kalman filters [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2021, 43(7): 976-984.
- [17] LI J, YE M, MENG W, et al. A novel state of charge approach of lithium-ion battery using least squares support vector machine [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 195398-195410.
- [18] 朱元富, 贺文武, 李建兴, 等. 基于 Bi-LSTM/Bi-GRU 循环神经网络的锂电池 SOC 估计 [J]. *储能科学与技术*, 2021, 10(3): 1163-1176.
ZHU Y F, HE W W, LI J X, et al. SOC estimation for Li-ion batteries based on Bi-LSTM and Bi-GRU [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2021, 10(3): 1163-1176.
- [19] HUANG Z, YANG F, XU F, et al. Convolutional gated recurrent unit-recurrent neural network for state-of-charge estimation of lithium-ion batteries [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 93139-93149.
- [20] FAN T E, LIU S M, TANG X, et al. Simultaneously estimating two battery states by combining a long short-term memory network with an adaptive unscented Kalman filter [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 50: 104553.
- [21] 朱凌建, 陈剑虹, 王裕鑫, 等. 基于 GRU 神经网络的脉搏波波形预测方法研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(5): 242-248.
ZHU L J, CHEN J H, WANG Y X, et al. Research on prediction method of pulse wave waveform based on GRU neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(5): 242-248.
- [22] CHEN C, XIONG R, YANG R X, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 234: 1153-1164.
- [23] YANG F F, ZHANG S H, LI W H, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries using LSTM and UKF [J]. *Energy*, 2020, 201: 117664.
- [24] 阳雨妍, 宋爱国, 沈书馨, 等. 基于 CNN-GRU 的遥操作机器人操作者识别与自适应速度控制方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(3): 123-131.

YANG Y Y, SONG AI G, SHEN SH X, et al. Operator recognition and adaptive speed control method of teleoperation robot based on CNN-GRU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 123-131.

- [25] 张国豪, 刘波. 采用 CNN 和 Bidirectional GRU 的时间序列分类研究 [J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(6): 916-927.

ZHANG G H, LIU B. Research on time series classification using CNN and Bidirectional GRU [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2019, 13(6): 916-927.

- [26] 刘浩然, 覃玉华, 邓玉静, 等. 基于双层修正无迹卡尔曼的水下节点定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 142-149.

LIU H R, QIN Y H, DENG Y J, et al. An underwater node localization algorithm based on double layer modified unscented Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 142-149.

- [27] NGUYEN T T, KHAN A B, KO Y, et al. An accurate state of charge estimation method for lithium iron phosphate battery using a combination of an unscented Kalman filter and a particle filter [J]. Energies, 2020, 13: 4536.

作者简介



高峰, 2018 年于吉林建筑大学获得学士学位, 2022 年于中北大学获得硕士学位, 现为理工雷科(西安)电子有限公司工程师, 主要研究方向为复杂系统的故障预测和健康管理。

E-mail: 1020781395@qq.com

Gao Feng received the B. Sc. degree from Jilin Jianzhu University of China in 2018 and the and M. Sc. degree from North University of China in 2022. Currently he is an engineer with Racobit Electronic (Xi'an) Co., Ltd. His main research interests include complex system's prognostic and health management.



贾建芳(通信作者), 1997 年于华北工学院获得学士学位, 2002 年于中北大学获得硕士学位, 2007 年于中国科学院自动化所获得博士学位, 现为中北大学电气与控制工程学院教授, 主要研究方向为故障预测与健康管理以及风机的智能控制。

E-mail: jiajianfang@nuc.edu.cn

Jia Jianfang (Corresponding author) received the B. Sc. degree from North China Institute of Technology in 1997, the M. Sc. degree from North University of China in 2002, and the Ph. D. degree from Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2007, China. Now he is a professor with the School of Electrical and Control Engineering, North University of China. His research interests include prognostic and health management, intelligent control of wind.



元淑芳, 2019 年于山西工程技术学院获得学士学位, 2022 年于中北大学获得硕士学位, 现为陕西航天时代导航设备有限公司工程师, 主要研究方向为故障预测与健康管理。

E-mail: 2539168632@qq.com

Yuan Shufang received the B. Sc. degree form Shanxi Institute of Technology in 2019, and the M. Sc. degree from North University of China in 2022. Now she is an engineer with the Shaanxi Aerospace Age Navigation Equipment Co., Ltd. Her main research interests include prognostic and health management.



李孟威, 2019 年于山西工程技术学院获得学士学位, 2022 年于中北大学获得硕士学位, 现为大连理工大学博士研究生, 主要研究方向为复杂系统的故障预测与健康管理。

E-mail: 1240459451@qq.com

Li Mengwei received his B. Sc. degree from Shanxi Institute of Technology in 2019 and the M. Sc. degree from North University of China in 2022. Now he is a Ph. D. candidate with Dalian University of Technology. His main research interests include complex system's prognostic and health management.