

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210607

基于 ABC-RFEKF 算法的锂电池 SOC 估计

寇发荣, 王甜甜, 王思俊, 张宏, 门浩

(西安科技大学机械工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 准确、可靠的荷电状态(SOC)估计可以为电池管理系统的安全高效使用提供保障。针对锂电池 SOC 估计精度不足的问题, 提出人工蜂群算法(ABC)和随机森林优化 EKF 算法(RFEKF)分别实现电池模型的参数辨识和 SOC 估计。在建立双极化模型的基础上, 为解决在线辨识初始误差累积的问题, 采用 ABC 算法搜索最小模型电压误差下的全局最优阻抗参数值, 实现模型参数的精确辨识。在获得精确的模型参数基础上, 使用随机森林(RF)对 SOC 后验估计误差进行在线补偿, 达到弥补传统 EKF 算法高阶项误差的目的, 进而实现 SOC 高精度估计。联合半实物仿真系统和电池测试平台, 在 EPA 城市动力工况下对 SOC 估计算法实现快速控制原型验证。结果表明: 基于 ABC-RFEKF 的锂电池 SOC 估计算法各项误差指标均低于传统 SOC 估计算法, 平均误差在 1% 左右, 满足实际工程需求。

关键词: 荷电状态; 人工蜂群算法; 随机森林; 扩展卡尔曼滤波; 快速控制原型

Lithium battery SOC estimation based on an ABC-RFEKF algorithm

KOU Farong, WANG Tiantian, WANG Sijun, ZHANG Hong, MEN Hao

(School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Accurate and reliable state of charge (SOC) estimation can provide a guarantee for the safe and efficient use of battery management systems. Given that there is insufficient accuracy of SOC estimation of lithium batteries, this paper proposes the artificial bee colony algorithm (ABC) and the random forest optimized EKF algorithm (RFEKF) respectively to realize parameter identification and SOC estimation of the battery model. Based on the establishment of dual polarization model, to solve the problem of the accumulation of initial errors in online identification, the ABC algorithm is used to search for the global optimal impedance parameter value under the minimum model voltage error, and realize accurate identification of model parameters. Based on obtaining accurate model parameters, this paper uses random forest (RF) to online compensate for the SOC posterior estimation error, and achieves the purpose of making up for the error of the high-order term of the traditional EKF algorithm. Then it achieves high-precision SOC estimation. Combining a hardware-in-the-loop simulation system and battery test platform, it realizes rapid control prototype verification for the SOC estimation algorithm under EPA urban power conditions. The results show that the error indicators of the lithium battery SOC estimation algorithm based on ABC-RFEKF are lower than the traditional SOC estimation algorithm. The average error is around 1%, thereby meeting actual engineering needs.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51775426).

Key words: state of charge; artificial bee colony algorithm; random forest; extended Kalman filter; rapid control prototype

0 引言

随着新能源汽车市场的扩大, 动力性锂电池需求量也大幅提升。锂电池 SOC 作为电池管理系统剩余可用能量评估的重要指标之一, 其准确估计为电

动汽车的安全管理、充放电控制、整车能量管理等功能提供参数支持^[1-5]。

精确的锂电池模型参数辨识是提高 SOC 估计精度的前提与保障。文献[6]提出基于渐消记忆递推最小二乘法的参数辨识方案, 进而实现电动汽车电池荷电状态在线估计; 文献[7]提出一种可变窗口的最小二乘法, 利用可变窗口特点截取工况信息实现参数辨识和 SOC 估计; 文献[8]中提出一种带遗忘

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51775426); 陕西省重点研发计划项目资助(2020GY-128)

因子的偏差补偿递推最小二乘法, 进行有色噪声干扰下参数辨识。以上参数辨识方法均为递推最小二乘法的衍生算法, 对于持续缓慢变化的启发式系统, 无法解决在线参数辨识初始阶段辨识不精确的问题, 严重依赖旧数据, 甚至大幅降低参数辨识的精度。

为实现锂电池 SOC 的高精度估计, 文献[9]提出一种基于强跟踪扩展卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计方法; 文献[10]选用双自适应无迹卡尔曼滤波算法估算电池的 SOC 值; 文献[11]提出粒子群(PSO)优化极限学习机(ELM)神经网络方法提高电池 SOC 估算精度; 文献[12]提出使用改进的天牛须算法优化扩展卡尔曼滤波的噪声协方差矩阵, 提高了 SOC 的估计精度; 文献[13]提出一种基于数据驱动的改进扩展卡尔曼滤波算法实现动力电池全生命周期 SOC 估计; 文献[14]利用变分贝叶斯方法将系统状态和虚拟观测噪声协方差作为待估参数并行估计, 提高了 SOC 估计精度。以上方法均能实现 SOC 在线估计, 但估计过程中状态方程近似线性化过程忽略了高阶项, 导致估计结果准确性有所降低。

提高 SOC 估计精度需从提高参数辨识精度和 SOC 算法精度两方面入手, 分别设计了人工蜂群(ABC)参数辨识算法和随机森林优化扩展卡尔曼滤波(RFEKF)SOC 估计算法。本文在建立双极化模型和 OCV 模型的基础上, 以模型端电压误差作为适应度函数, 使用元启发式优化算法中的 ABC 搜索算法完成双极化模型最优参数的求解; 使用训练完成的 RF 算法预测 SOC 估计后验误差, 并对扩展卡尔曼滤波算法的高阶误差项进行补偿与修正, 从而提高 SOC 的估计精度。最后对模型参数辨识精度和 SOC 算法估计精度进行在线快速控制原型(RCP)验证。

1 锂电池模型的建立

1.1 双极化模型

等效电路模型的准确建立是 SOC 估计的第一步, 双极化模型即二阶 RC 等效模型是一种较好的电池估算模型, 同时考虑了电池的动态特性和静态特性, 其模型的拓扑结构如图 1 所示。其中 C_{cap} 为电池容量。

该等效电路模型的微分方程为

$$\begin{cases} \dot{U}_1 = I / C_1 - U_1 / (R_1 C_1) \\ \dot{U}_2 = I / C_2 - U_2 / (R_2 C_2) \\ U_t = U_{oc} - IR_0 - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: R_0 为欧姆内阻; R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 分别为电化学极化和浓差极化的电阻、电容; U_1 、 U_2 为电化学极化电压和浓差极化电压; U_t 为端电压; U_{oc} 为开路电压。

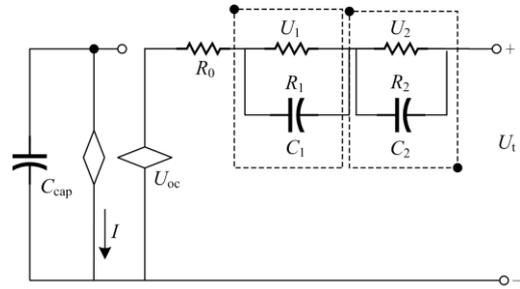


图 1 双极化模型

Fig. 1 Dual polarization model

1.2 开路电压模型

试验对象为方型硬壳锂电池, 其标称容量为 32 Ah, 上下截止电压为 3.7~4.2 V。选用艾德克斯动力电池测试系统进行试验, 试验系统的接线布局如图 2 所示。系统包含可编程直流电源 IT6724、功率耗散器 IT8514C+和温度采集仪 IT5601。同时使用上位机控制电源和负载协同工作, 完成实验数据的采集。

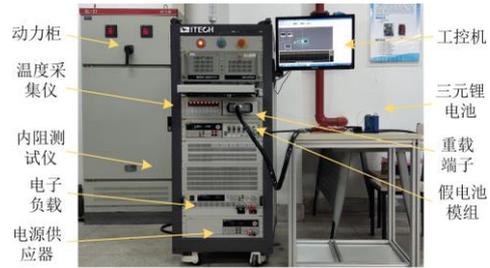


图 2 动力电池测试系统

Fig. 2 Power battery test system

OCV-SOC 关系曲线是 SOC 估计的重要一步, 其曲线精度直接影响 SOC 的准确性。根据《混合动力车用 HPPC 规范》^[15] 电池手册得, OCV 采集点需要在离线状态下测量得到, 故采用恒电流间歇滴定技术实现 OCV 的标定。试验中充放电倍率为 1C, 静置时间为 3 600 s。并使用 Lsqcurvefit 函数对 OCV 曲线进行六次多项式拟合得

$$U_{oc} = -22.42 \times SOC^6 + 69.9 \times SOC^5 - 85.15 \times SOC^4 + 52.43 \times SOC^3 - 17.67 \times SOC^2 + 3.934 \times SOC + 2.965 \quad (2)$$

2 模型阻抗参数辨识

模型阻抗参数的精度^[16-17]是衡量所建模型能否准确表达真实电池充放电特性的关键。由于传统的递推最小二乘法进行在线参数辨识过程中存在初始阶段辨识不精确的问题, 导致误差累积, 甚至大幅降低参数辨识的精度, 进而影响 SOC 估计精度。

本文选用 ABC 算法^[18-19]对模型参数进行辨识, 工作电流 $I(t)$ 被看作是侦察蜂并作为输入, 电池端电压 U_t 被看作是最优蜜源并作为输出, 以模型端电压 \hat{U} 与实测端电压 U_t 之间差的绝对值作为“适应度函数”来评判参数的优劣。得到模型的电阻 R_0 、 R_1 、 R_2 和电容 C_1 、 C_2 5 个参数最优值。使用 ABC 算法实现双极化模型参数辨识的流程如图 3 所示, 步骤如下所述。

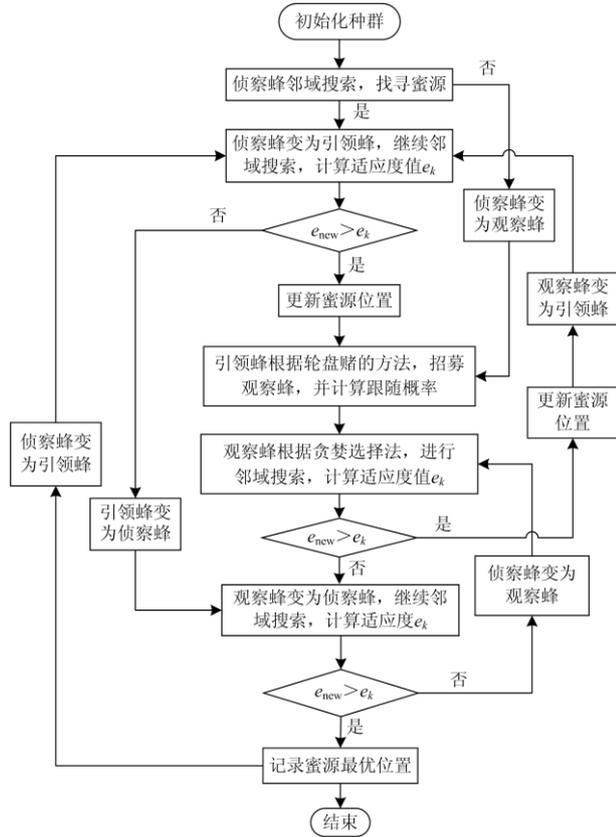


图 3 人工蜂群算法流程图

Fig. 3 ABC algorithm flowchart

1) 初始化种群。标准的 ABC 算法将优化问题看作是 5 维搜索空间的求解过程。假设引领蜂、观察蜂和蜜源的数量都相等, 蜜源的好坏取决于花蜜量的多少, 用“适应度函数”来评判。初始化参数值如表 1 所示。

表 1 初始化参数

Table 1 Initialization parameters

参数	值
问题维度	5
蜂群数量	50
采蜜蜂最大数	总群数的 20%
最大迭代次数	100
取值范围	[-100,100]

2) 开始所有的蜜蜂均为侦察蜂, 无任何先验信息, 侦察蜂邻域搜索, 能找到蜜源的为引领蜂, 找不到的为观察蜂。引领蜂进行邻域搜索蜜源如式(3)所示, 并计算蜜源花蜜量对应的适应度函数 e_k 如式(4)所示。

$$x'_{id} = x_{id} + \phi_{id}(x_{id} - x_{kd}) \quad (3)$$

$$e_k = |\hat{U} - U_t| \quad (4)$$

式中: $x_{id} = [R_0 \ R_1 \ R_2 \ C_1 \ C_2]^T$, $i = k+1 (k = 1, 2, \dots, 99)$, $d = 1, 2, \dots, 5$; ϕ_{id} 为 $[-1, 1]$ 的随机数。

3) 根据引领蜂搜索蜜源的好坏判断。当新蜜源优于原蜜源时, 更新蜜源位置, 这时引领蜂根据轮盘赌^[20]的方法, 招募观察蜂, 并计算观察蜂的跟随概率如式(5)所示; 相反, 当新蜜源劣于原蜜源时, 引领蜂的说服力会降低, 这时引领蜂变为侦察蜂。

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^k fit_j} \quad (5)$$

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i} & f_i > 0 \\ 1 + \text{abs}(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, fit 为目标函数。

4) 观察蜂根据贪婪选择法^[21], 在邻域搜索蜜源如式(3)所示, 再根据式(4)计算适应度函数。根据蜜源好坏选择, 当新蜜源优于原蜜源时, 更新蜜源位置, 则观察蜂变为引领蜂, 继续寻找新蜜源; 当新蜜源劣于原蜜源时, 观察蜂变为侦察蜂。

5) 侦察蜂继续邻域搜索蜜源如式(3)所示, 再根据式(4)计算适应度函数。当新蜜源优于原蜜源时, 侦察蜂找到高质量蜜源, 这时侦察蜂再次做回引领蜂; 当新蜜源劣于原蜜源时, 侦察蜂变为观察蜂, 继续找寻蜜源。

完成步骤 1)一步骤 5)的迭代过程, 通过寻找最优蜜源位置, 得到最小电压误差下的最优阻抗参数值, 即可以实现锂电池双极化模型最优阻抗参数的精确辨识。使用 ABC 算法在 UDDS 工况下的参数辨识结果如图 4 所示, 通过寻优得到的模型参数值如表 2 所示。

由图 4 和表 2 可得, 在放电初期, 模型参数值变化较为剧烈, 这是由于参数初始化过程需要一定的时间调整, 从而造成偏差。但随着时间的推移, 各参数缓慢收敛, 逐步稳定在一个值。其中两个 RC 环节的时间常数 τ 存在较大差异, 符合电池放电的物理和化学特性, 时间常数越小, 响应速度越快。第一个 RC 环节用于描述离子的扩散过程, 速度相

表 2 双极化模型参数

Table 2 Dual polarization model parameters

R_0	R_1	R_2	C_1	C_2	τ_1	τ_2
0.002 06	0.002 69	0.000 6	59 968	17 534	161.59	11.121

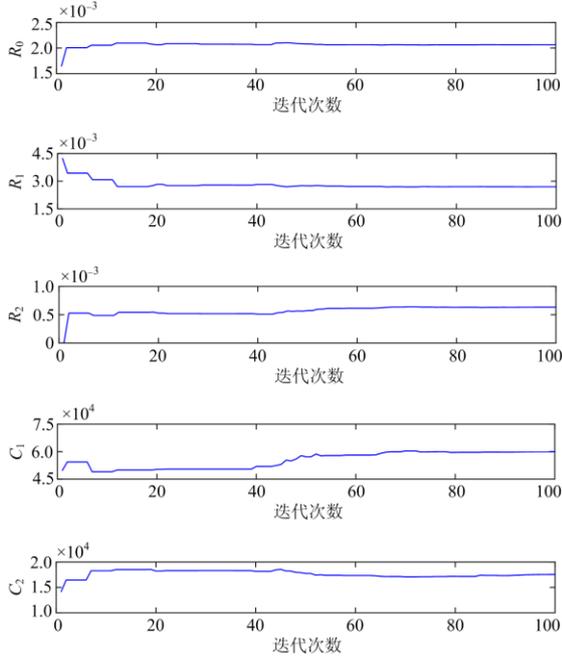


图 4 参数辨识结果

Fig. 4 Parameter identification result

对较慢, 第二个 RC 环节反映的是电池的电荷转移过程和双电层电容效应, 速度比较快。

3 锂电池 SOC 估计

3.1 扩展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波算法(EKF)核心是预测加测量反馈, 第一部分是利用按时积分法预测线性系统状态空间方程, 第二部分是利用开路电压法测量反馈线性系统观测方程。假定 k 时刻系统状态量为 x_k , 系统输入为 u_k , 系统观测量为 z_k , 以 $f(x_k, u_k)$ 为系统状态方程, $h(x_k, u_k)$ 为量测方程, 得模型系统离散化空间方程为

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_{k-1} \approx \\ \quad A_{k-1}x_{k-1} + B_{k-1}u_{k-1} + \omega_{k-1} \\ z_k = h(x_k, u_k) + v_k \approx C_k x_k + D_k + v_k \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{式中: } A_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{\left(\frac{-T}{\tau_{1,k}}\right)} & 0 \\ 0 & 0 & e^{\left(\frac{-T}{\tau_{2,k}}\right)} \end{bmatrix};$$

$$B_{k-1} = \begin{bmatrix} \eta_c \eta_T T / C_{\max} \\ R_{1,k} (1 - e^{\left(\frac{-T}{\tau_{1,k}}\right)}) \\ R_{2,k} (1 - e^{\left(\frac{-T}{\tau_{2,k}}\right)}) \end{bmatrix}; \quad C_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{oc}}{\partial S_{oc}} & -1 & -1 \end{bmatrix};$$

$$D_k = R_{0,k} I_k; \quad x_k = [SOC_k \quad U_{1,k} \quad U_{2,k}]^T;$$

η_T 为温度修正系数, 取 $\eta_T = 1$; η_c 为放电倍率的修正系数, 本文设定为 0.97; C_{\max} 为最大可用容量, 为 32 Ah; ω_k 和 v_k 分别为相互独立的量测高斯白噪声。

EKF 算法的迭代过程如下。

1) 系统变量初始化

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[x(0)] \\ P_0 = E[(x(0) - X_0)(x(0) - X_0)^T] \end{cases} \quad (8)$$

2) 迭代过程为

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \\ P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \\ H_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + R_{k-1})^{-1} \\ \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + H_k (y_k - h(\hat{x}_k^-, u_k)) \\ P_k^+ = (I - H_k C_k) P_k^- \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_k^- 和 x_k^+ 分别为系统的先验估计和后验估计; H_k 为卡尔曼滤波增益; P_k^- 和 P_k^+ 分别为系统误差协方差矩阵的先验估计和后验估计。

3.2 随机森林优化扩展卡尔曼滤波算法

在 EKF 估计 SOC 过程中, EKF 用非线性系统模型方程代替线性系统模型方程, 将系统开路电压模型求偏导来实现模型线性化。因忽略高阶项带来的误差, 导致单独使用 EKF 估计电池 SOC 过程中产生较大的误差。因此, 本文提出 RFEKF 算法^[22-24]解决上述问题, 即使用随机森林算法(RF)对 EKF 进行补偿和优化, 进一步提高 SOC 估计精度。

3.2.1 随机森林

随机森林(RF)^[25-26]是由许多个决策树^[27-28]组合而成, 利用自主抽样法从原数据中有放回地抽取多个样本, 对抽取的数据用决策树进行训练, 把这些决策树组合在一起, 形成森林。与决策树算法相比, 随机森林具有决策树的优点, 而且不容易产生过拟合, 并且在生成多个决策树的过程中可利用 CPU 的

多核结构进行并行处理。

设集合中有不同的样本, 若每次有放回地从集合 S 中抽取一个样本, 一共抽取 n 次, 从而形成新的集合 S_1 , 则 S_1 中不包括某个样本的概率为

$$p = \left(1 - \frac{1}{n}\right)^n \quad (10)$$

当 $n \rightarrow \infty$ 时,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{1}{n}\right)^n = e^{-1} \approx 0.368 \quad (11)$$

虽然, 新集合 S_1 和原来的集合 S 中样本数目相等, 都有 n 个样本数, 但是新集合中可能包含了重复的样本, 若除去重复抽样的重复样本, 新集合 S_1 中仅包含了原来集合 S 中 $1 - 0.368 \times 100\% = 63.2\%$ 。详细流程如下:

1) 利用 Bootstrap 方法重采样, 随机产生 m 个训练集 S_1, S_2, \dots, S_m 。

2) 利用每个训练集, 生成对应的决策树 C_1, C_2, \dots, C_m ; 在每个内部节点选择属性前, 从 T 个属性中随机抽取 t 个属性作为当前节点的分裂属性集, 并以这个属性中最好的分裂方式对该节点进行分裂。

3) 每棵树都完整成长, 而不进行剪枝。

4) 对于测试集样本, 利用每个决策树进行测试, 得到对应的类别 $C_1(X), C_2(X), \dots, C_m(X)$ 。

5) 采用投票的方法, 将 m 个决策树中输出最多的类别作为测试集样本所属的类别。

3.2.2 RFEKF 算法设计

随机森林对 EKF 算法的优化, 弥补了 EKF 的非线性误差, 提高 SOC 估计精度; 随机森林的自学习能力和对函数的逼近能力, 使得此算法对电池模型精度要求不高。具体优化过程如下。

1) 在 UDDS 工况下, 对锂电池进行放电试验,

使用建立的电池模型和 EKF 算法处理数据。并基于随机森林建立了模型端电压预测值 z_k 、卡尔曼增益 H_k 、SOC 先验估计值 SOC_k^- 与 SOC 后验估计补偿误差 $SOC_k^+ - SOC_k^-$ 的回归模型。即 z_k 、 H_k 、 SOC_k^- 为模型的输入(特征参数), $SOC_k^+ - SOC_k^-$ 为模型的输出(目标参数)。剔除异常数据后构建了 20 000 组样本, 使用交叉验证方法将其随机拆分为训练集(70%)和测试集(30%)。由于参数之间存在单位和数量级上的差异, 采用归一化的方法对样本进行无量纲化处理。

2) 使用随机森林对 EKF 算法进行补偿, 结构如图 5 所示。该算法本质为, 使用训练完的随机森林预测出 SOC 后验估计补偿误差, 即 SOC 真实值与估计值之间的误差, 完成对 EKF 的后验状态估计值的修正, 从而使 SOC 更加精确。精准的 SOC 估计值会决定下一时刻的量测矩阵值, 因此 SOC 值的精确估计影响全局。

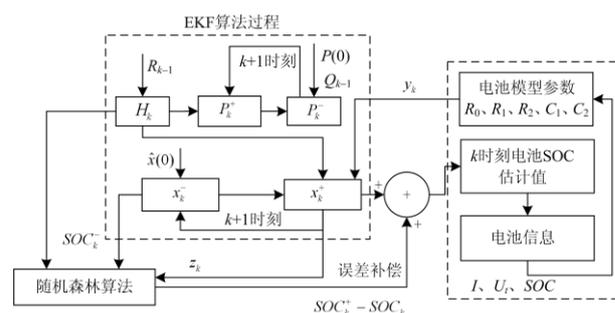


图 5 RFEKF 算法结构图

Fig. 5 RFEKF algorithm structure diagram

4 实验结果和分析

4.1 快速控制原型试验设计

本文将基于 DSPACE 公司生产的 MicroAuto Box 硬件进行算法模型的快速控制原型(RCP)^[29]验证, 快速控制原型验证平台如图 6 所示。通过搭建

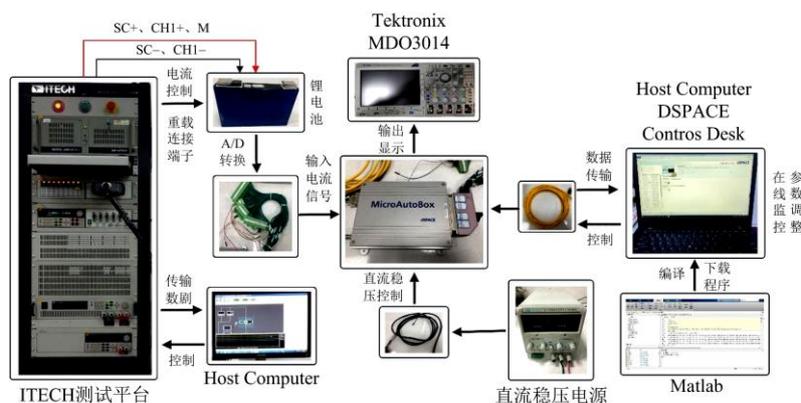


图 6 快速控制原型验证平台

Fig. 6 Rapid control prototype verification platform

半实物仿真实验平台, 将 PC 端 Matlab/Simulink 搭建的控制算法模型、硬件 MicroAuto Box、动力电池测试系统三者结合起来, 运用 MicroAuto Box 的 I/O 接口技术实现电池信号的接收, 完成算法的在线验证。

4.2 模型精度分析

为了验证所建模型精度的准确性, 以美国环境保护局(EPA)规定的城市动力工况(UDDS)作为验证工况。该工况通过模拟实际电动汽车行驶工况中电流激励, 进行锂电池动态性能测试, 测试时长为 20 000 s。图 7 为模型端电压对比及误差曲线。

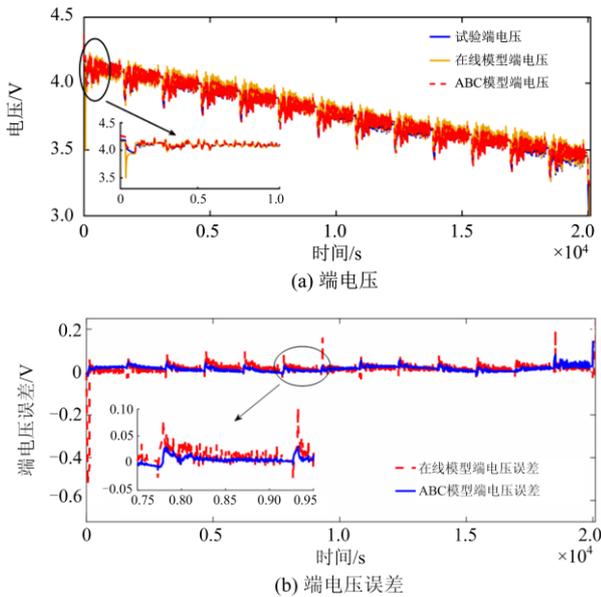


图 7 模型端电压及其误差曲线

Fig. 7 Model terminal voltage and error curve

由图 7 可得, 在放电初期, 相对于在线参数辨识方案, 基于 ABC 算法的参数辨识方案初始阶段误差相对较小, 能够解决放电初始阶段辨识不精确的问题, 大幅提高参数辨识的精度。说明 ABC 算法能通过引领蜂的局部寻优行为, 使侦察蜂在全局中更好地跟随最优值; 在放电中、后期, ABC 模型端电压比传统在线模型端电压误差稍低, 波动更为平稳。详细的误差分析如表 3 所示。

表 3 传统在线辨识和 ABC 辨识端电压误差分析

Table 3 Error analysis of traditional online identification and

ABC identification terminal voltage

	最大误差/V	平均误差/V	均方根误差
传统在线辨识	0.481	0.064 3	0.041 4
ABC 辨识	0.097	0.039 7	0.021 9

由表 3 可得, 在 UDDS 工况下, 相较于传统在线辨识方案, 基于 ABC 算法的参数辨识方案最大

误差降低了 79.8%, 平均误差降低了 38.2%, 均方根误差降低了 39.2%。数据表明, 基于 ABC 算法的参数辨识方案能解决初始阶段辨识不精确的问题, 实现锂电池模型的精确参数辨识。

4.3 RFEKF 算法精度分析

为进一步验证 RFEKF 算法^[30]对 SOC 估计的准确性, 本文选用更符合实际情况的 UDDS 工况, 利用搭建的半实物仿真平台, 进行 RCP 在线验证。将实际得出的 SOC 估计值与传统 EKF 算法和 RFEKF 算法得出的 SOC 值作对比, 如图 8 所示。图 8(b)和图 8(c)为图 8(a)初期和后期的局部放大图, 图 9 为 SOC 估计误差。

由图 8(a)可知, RFEKF、EKF 算法和工况试验 SOC 曲线趋势基本一致, RFEKF 算法曲线能快速收敛至真实 SOC 值附近, 能够较好地实现 SOC 的精确估计。由图 8(b)可得, RFEKF 比 EKF 算法更接近真实值, 而且在放电初期, 初始化参数收敛速度较快, 说明 RFEKF 算法能更准确描述电池的特性。由图 8(c)可知, 在短时间大电流放电时, SOC

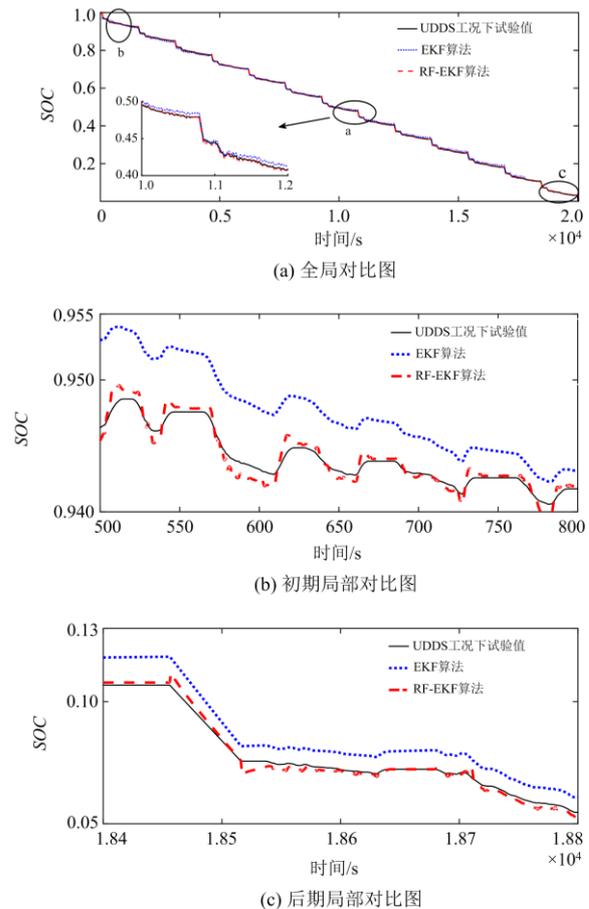


图 8 RFEKF 联合估计和标准 EKF 估计曲线对比

Fig. 8 Comparison of RFEKF joint estimation and standard EKF estimation curve

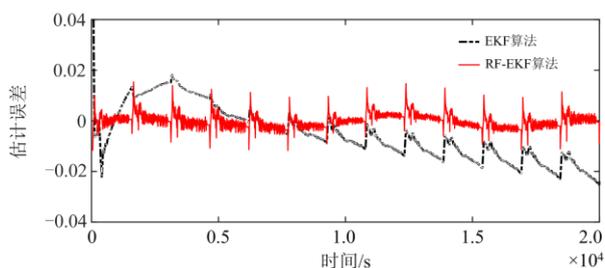


图9 RFEKF联合估计和标准EKF估计误差曲线对比

Fig. 9 Comparison of error curves between RFEKF joint estimation and standard EKF estimation

急剧降低, RFEKF 算法相较于传统 EKF 算法能够快速收敛至真实 SOC 值附近, 表明 RFEKF 算法的抗干扰性更强。整体来看, 优化后的算法能够更好地估计出实时的 SOC, 并且误差较为稳定, 即使出现误差较大的点, 也能快速收敛至真实值附近。由图 9 可得, EKF 算法因忽略高阶项, 使误差累积, 导致 SOC 估计后期误差偏大, 而 RFEKF 算法仍能实现精确的 SOC 估计, 误差基本稳定, 原因是 RF 算法补偿和优化了 EKF 算法高阶项误差。详细误差统计分析如表 4 所示。

表 4 RFEKF 算法和 EKF 算法误差统计分析

Table 4 Statistical analysis of RFEKF algorithm and

EKF algorithm error			
	最大误差/V	平均误差/V	均方根误差
EKF 算法	0.039 3	0.019 5	0.028 4
RFEKF 算法	0.029 8	0.013 1	0.015 4

由表 4 可得, 在 UDDS 工况下, 基于 RFEKF 的 SOC 估计算法误差指标远低于传统 EKF 算法。相比于传统的 EKF 算法, RFEKF 算法的最大误差降低了 24.2%, 平均误差降低了 32.8%, 均方根误差降低了 45.8%。数据表明, 采用随机森林对 EKF 算法的状态后验估计误差进行补偿与修正, 解决了传统 EKF 算法中的线性化高阶项误差累积问题, 从而提高锂电池 SOC 估计精度。

5 结论

为实现 SOC 高精度估计, 提出 ABC 参数辨识寻优算法和电池 SOC 估计的 RFEKF 算法, 得出以下结论:

1) 采用 ABC 算法完成双极化模型的参数辨识, 解决了模型参数初始化阶段辨识不精确的问题。通过模型端电压精度验证, 试验结果表明, 模型端电压与试验端电压曲线趋势基本一致; 模型端电压平均误差为 0.039 7 V, 说明该参数辨识方案能够实现锂电池模型的精确辨识。

2) 使用 RFEKF 算法完成锂电池 SOC 估计, 解决了 EKF 算法本身存在近似线性化误差问题, 弥补了泰勒高阶余项。通过与标准 EKF 算法对比, 结果表明, 在相同工况下, 使用 RFEKF 算法在初期、中期、后期都能够准确地估计 SOC, 更能接近真实值; 其平均误差相较于标准 EKF 降低了 32.8%, 均方根误差降低了 45.8%, 数据表明使用 RFEKF 算法在复杂的工况中估计 SOC 有较强的鲁棒性和稳定性。

参考文献

- [1] 周维, 刘鸿远, 徐彪, 等. 功率分流式混合动力矿用自卸车预测性等效燃油消耗最小控制策略研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(2): 200-209.
ZHOU Wei, LIU Hongyuan, XU Biao, et al. Predictive equivalent consumption minimization strategy for power split hybrid electric mining truck[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(2): 200-209.
- [2] 胡韵华, 冯瑾涛, 邓清闯, 等. 电动汽车直流充电桩自动化测试平台的设计与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 150-159.
HU Yunhua, FENG Jintao, DENG Qingchuang, et al. Development and application of automated test platform for DC charging piles of electric vehicles[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 150-159.
- [3] 任怡睿, 林济铿, 宁剑, 等. 一种基于占优度和 Choquet 积分的电力系统故障诊断方法综合评估策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 145-154.
REN Yirui, LIN Jikeng, NING Jian, et al. A comprehensive evaluation strategy of a power system fault diagnosis method based on dominance and the Choquet integral[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 145-154.
- [4] YAN Gangui, LIU Dongyuan, LI Junhui, et al. A cost accounting method of the Li-ion battery energy storage system for frequency regulation considering the effect of life degradation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(1): 43-51.
- [5] 明彤彤, 王凯, 田冬冬, 等. 基于 LSTM 神经网络的锂离子电池荷电状态估算[J]. 广东电力, 2020, 33(3): 26-33.
MING Tongtong, WANG Kai, TIAN Dongdong, et al. Estimation on state of charge of lithium battery based on LSTM neural network[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(3): 26-33.
- [6] 陈玉珊, 秦琳琳, 吴刚, 等. 基于渐消记忆递推最小二乘法的电动汽车电池荷电状态在线估计[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(12): 1340-1346.
CHEN Yushan, QIN Linlin, WU Gang, et al. Online state of charge estimation for battery in electric vehicles based

- on forgetting factor recursive least squares[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2020, 54(12): 1340-1346.
- [7] RAHIMI-EICHI H, BARONTI F, CHOW M Y. Online adaptive parameter identification and state-of-charge estimation for lithium-polymer battery cells[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(4): 2053-2061.
- [8] 王志福, 刘兆健, 李仁杰. 基于 BCRLS-AEKF 的锂离子电池荷电状态估计及硬件在环验证[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(3): 275-281.
WANG Zhifu, LIU Zhaojian, LI Renjie. State of charge estimation and hardware-in-loop verification of lithium-ion battery based on BCRLS-AEKF[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(3): 275-281.
- [9] 田晟, 吕清, 李亚飞. 基于 STEKF 的锂离子动力电池 SOC 估算[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 69-75.
TIAN Sheng, LÜ Qing, LI Yafei. SOC Estimation of li-ion power battery based on STEKF[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 69-75.
- [10] 康道新, 李立伟, 杨玉新, 等. 基于 DAUKF 的锂电池 SOC 值和 SOH 值的估算研究[J]. 广东电力, 2020, 33(4): 9-16.
KANG Daoxin, LI Liwei, YANG Yuxin, et al. Estimation of SOC and SOH values of lithium battery based on DAUKF[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(4): 9-16.
- [11] 缪家森, 成丽珉, 吕宏水. 基于 PSO-ELM 的储能锂电池荷电状态估算[J]. 电力工程技术, 2020, 39(1): 165-169, 199.
MIAO Jiasen, CHENG Limin, LÜ Hongshui. Estimation of state of charge of energy storage lithium battery based on PSO-ELM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(1): 165-169, 199.
- [12] 寇发荣, 王思俊, 王甜甜, 等. VCM 模型下的 IBAS-EKF 锂电池荷电状态估计[J/OL]. 机械科学与技术: 1-10[2021-05-09]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20200287>.
KOU Farong, WANG Sijun, WANG Tiantian, et al. Estimation of IBAS-EKF lithium battery state of charge under VCM[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering: 1-10[2021-05-09]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20200287>.
- [13] 刘芳, 马杰, 苏卫星, 等. 基于自适应回归扩展卡尔曼滤波的电动汽车动力电池全生命周期的荷电状态估算方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(4): 698-707.
LIU Fang, MA Jie, SU Weixing, et al. State of charge estimation method of electric vehicle power battery life cycle based on auto regression extended Kalman filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(4): 698-707.
- [14] 谈发明, 李秋焯, 赵俊杰. 观测模型误差不确定的锂电池 SOC 估计方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(3): 32-38.
TAN Faming, LI Qiuye, ZHAO Junjie. Research on SOC estimation method for lithium batteries with uncertain model errors[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(3): 32-38.
- [15] 明彤彤, 赵晶, 王晓磊, 等. 基于改进 LSTM 的脉冲大倍率工况下锂电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 144-150.
MING Tongtong, ZHAO Jing, WANG Xiaolei, et al. SOC estimation of a lithium battery under high pulse rate condition based on improved LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 144-150.
- [16] 李军徽, 张晓驰, 李翠萍, 等. 基于修正卡尔曼滤波 SOC 估算的锂电池变参数模型[J]. 热力发电, 2020, 49(8): 55-63.
LI Junhui, ZHANG Xiaochi, LI Cuiping, et al. Variable parameter model of lithium battery based on SOC estimation of modified Kalman filter[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(8): 55-63.
- [17] 唐圣学, 邢玥, 张启然, 等. 一种光伏电池动态模型的参数提取方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(6): 91-96.
TANG Shengxue, XING Yue, ZHANG Qiran, et al. Parameter extraction method of photovoltaic cell dynamic model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(6): 91-96.
- [18] 赵斌, 呼如威, 蒋东方, 等. 高寒高海拔地区微网储能锂电池系统优化设计[J]. 中国电力, 2020, 53(5): 128-134.
ZHAO Bin, HU Ruwei, JIANG Dongfang, et al. Optimized design of lithium battery system for microgrid energy storage in severely cold and high elevation regions[J]. Electric Power, 2020, 53(5): 128-134.
- [19] 简献忠, 武杰, 郭强. 蜂群算法在太阳电池寿命预测参数辨识中的应用[J]. 太阳能学报, 2018, 39(12): 3392-3398.
JIAN Xianzhong, WU Jie, GUO Qiang. Application of artificial bee colony algorithm in parameter identification of solar cell life prediction[J]. Acta Solar Energy, 2018, 39(12): 3392-3398.
- [20] 蔡军, 邹鹏, 沈弼龙, 等. 基于改进轮盘赌策略的反馈式模糊测试方法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2016, 48(2): 132-138.
CAI Jun, ZHOU Peng, SHEN Bilong, et al. Feedback fuzzing based on improved roulette wheel selection

- strategy[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2016, 48(2): 132-138.
- [21] 王联国, 刘小娟. 基于采蜜机制的正弦余弦算法及其在机械优化设计中的应用[J/OL]. 中国机械工程: 1-14 [2021-04-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20210319.1738.018.html>.
- WANG Lianguo, LIU Xiaojuan. Sine cosine algorithm based on the honey gathering mechanism and its application in mechanical optimal design[J/OL]. China Mechanical Engineering: 1-14[2021-04-28].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20210319.1738.018.html>.
- [22] 张远进, 吴华伟, 叶从进. 基于 IFA-EKF 的锂电池 SOC 估算[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(1): 117-123.
- ZHANG Yuanjin, WU Huawei, YE Congjin. Estimation of SOC of lithium batteries based on IFA-EKF[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(1): 117-123.
- [23] 高金辉, 朱迎正. 基于新电源模型的动力锂电池荷电状态估计研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2019, 47(1): 58-61, 92.
- GAO Jinhui, ZHU Yingzheng. Study on state estimation of power lithium battery based on new power supply model[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2019, 47(1): 58-61, 92.
- [24] 刘兴涛, 李坤, 武骥, 等. 基于 EKF-SVM 算法的动力锂电池 SOC 估计[J]. 汽车工程, 2020, 42(11): 1522-1528, 1544.
- LIU Xingtao, LI Kun, WU Ji, et al. State of charge estimation for traction battery based on EKF-SVM algorithm[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(11): 1522-1528, 1544.
- [25] 李焱, 贾雅君, 李磊, 等. 基于随机森林算法的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 117-124.
- LI Yan, JIA Yajun, LI Lei, et al. Short term power load forecasting based on a stochastic forest algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 117-124.
- [26] 程江洲, 谢诗雨, 张赟宁, 等. 基于聚类加权随机森林的非侵入式负荷识别[J]. 智慧电力, 2020, 48(8): 123-129.
- CHENG Jiangzhou, XIE Shiyu, ZHANG Yunning, et al. Non-invasive load identification based on clustering weighted random forest[J]. Smart Power, 2020, 48(8): 123-129.
- [27] LI Yi, ZOU Changfu, BERECIBAR M, et al. Random forest regression for online capacity estimation of lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2018, 232(15): 197-210.
- [28] 于同伟, 丁岳, 李良, 等. 用于就地化保护关键技术的 SoC 设计[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(21): 150-155.
- DING Tongwei, DING Yue, LI Liang, et al. SoC design for key technologies of outdoor installation protection[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(21): 150-155.
- [29] 江南雨, 武冬梅, 杜常清, 等. 基于 dSPACE 的纯电动汽车整车 HIL 建模及测试[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(3): 70-75.
- JIANG Nanyu, WU Dongmei, DU Changqing, et al. HIL modeling and testing of pure electric vehicle based on DSPACE[J]. Automation and Instrumentation, 2021, 36(3): 70-75.
- [30] 步传宇, 姜昆, 任军, 等. 基于改进型 ASRCKF 算法的锂离子电池荷电状态估计[J]. 广东电力, 2020, 33(10): 16-25.
- BU Chuanyu, JIANG Kun, REN Jun, et al. Estimation of SOC of lithium-ion battery based on improved ASRCKF[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(10): 16-25.

收稿日期: 2021-05-20; 修回日期: 2021-07-05

作者简介:

寇发荣(1973—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 主要从事车辆动力学以及电池管理系统方面的科研和教学工作;

E-mail: koufarong@xust.edu.cn

王甜甜(1996—), 女, 硕士研究生, 主要从事电池管理系统方面的研究。E-mail: 1939027068@qq.com

(编辑 周金梅)