

中国电力  
*Electric Power*  
ISSN 1004-9649, CN 11-3265/TM

## 《中国电力》网络首发论文

题目：基于蜚螂算法优化卡尔曼滤波的锂离子电池模型参数辨识  
作者：夏天，刘代飞，岳家辉，陈来恩，李亦梁  
网络首发日期：2024-06-18  
引用格式：夏天，刘代飞，岳家辉，陈来恩，李亦梁. 基于蜚螂算法优化卡尔曼滤波的锂离子电池模型参数辨识[J/OL]. 中国电力.  
<https://link.cnki.net/urlid/11.3265.tm.20240617.1752.005>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于蜣螂算法优化卡尔曼滤波的锂离子电池模型参数辨识

夏天<sup>1</sup>, 刘代飞<sup>1</sup>, 岳家辉<sup>1</sup>, 陈来恩<sup>1</sup>, 李亦梁<sup>2</sup>

(1. 长沙理工大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114;

2. 长高电新科技股份有限公司, 湖南 长沙 410219;)

**摘要:** 锂离子电池参数辨识结果是电池状态预测的重要基础, 本文提出了一种基于蜣螂算法(dung beetle optimizer, DBO)优化卡尔曼滤波(kalman filtering, KF)算法用以在线辨识电池模型参数。该方法采用蜣螂算法快速全局寻找最优解特点, 在卡尔曼滤波算法中优化过程噪声和观测噪声的协方差矩阵, 提高了识别电池模型参数的准确性。仿真实验数据表明, 相较于未优化的卡尔曼滤波器参数辨识的结果, 本方法得到的辨识结果与真实值的方差有明显减少, 预测的参数值更加接近真实值。

**关键词:** 锂离子电池; 参数辨识; 卡尔曼滤波器; 蜣螂算法; 协方差矩阵

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202401111

## 0 引言

随着近年来新能源领域的快速发展, 动力电池的应用越来越广泛。电池本身是高度复杂的, 时变非线性的电化学反应系统<sup>[1]</sup>, 电池内部的参数无法通过外部设备直接获取, 只能通过测量电池的电流、开路电压、温度等参数进行估算<sup>[2-3]</sup>。同时电池的老化、外部环境的变化等因素的影响都会对电池特性产生影响, 这都增加了电池内部参数辨识的估算难度<sup>[4-6]</sup>。

等效电路模型将不同类型电气元件组成的电路来模拟电池运行过程中的电压和电流变化, 是锂离子电池充电状态估计中常用的电池模型, 具有结构简单、精度高的优点<sup>[7]</sup>。因此等效电路模型受到了许多研究者的关注, Chen 等人<sup>[8]</sup>利用电压的响应数据作为特征点, 通过建立电池的 RC 一阶模型实现了电池参数的离线辨识; Li 等人<sup>[9]</sup>建立了 DP 等效电路模型, 无迹卡尔曼滤波算法估计 SOC; Xia 等人<sup>[10]</sup>采用多遗忘因子递推最小二乘法对等效电路模型的参数进行识别, 有效地提高了时变参数的辨识精度。虽然等效电路模型具有便于计算的特点, 但是等效电路模型的复杂度随着 RC 网络的增加而增加, 所以选择精度高且不复杂的模型是参数辨识重要的前提条件。

常用的电池模型参数辨识方法包括卡尔曼滤波器算法、极大似然法等<sup>[11-13]</sup>和递推最小二乘法<sup>[14-15]</sup>。递推最小二乘法在线性关系中有很好的表现, 但是针对电池非线性特征表现有一定的局限性; 极大似然法能在特定的模型中体现出较高的辨识性能, 但其使用过程计算过于复杂且容易体现得到局部最优解; 卡尔曼滤波器在线性和非线性的系统状态估计中都有很好的表现, 但缺点是系统噪声的参数设定很大程度上决定了辨识的准确度<sup>[16-18]</sup>。蜣螂优化算法是一种最新提出的智能算法, 通过模仿蜣螂的一系列行为活动, 能在全局范围内快速寻优。远翔宇<sup>[19]</sup>等人将蜣螂优化算法加入到无人机的

三维路径规划中, 有效地提高了路径规划质量; 易望远<sup>[20]</sup>等人将蜣螂算法与神经网络相结合来对数控机床能耗问题进行预测模型, 优化后的切削参数更加节能和节约加工成本。

卡尔曼滤波算法在辨识电池参数过程中有着广泛的应用场景, 但模型的输入的电流和电压产生测量误差, 容易导致辨识精度不足的问题, 本文提出利用蜣螂算法优化卡尔曼滤波的方法, 通过算法对卡尔曼滤波系统中的测量噪声协方差和系统噪声协方差进行迭代修正, 可以达到抑制过程波动、降低估计误差的目的, 从而能更精准的在线辨识电池参数模型。

## 1 锂离子电池等效电路模型建立

### 1.1 二阶 RC 等效电路模型

等效电路模型具有便于计算的特点, 但是等效电路模型的复杂度随着 RC 网络的增加而增加, 选择精度高且不复杂的模型是参数辨识重要的前提条件。综合考虑模型精度和计算复杂度对电池参数辨识的影响, 本文选择二阶 RC 等效电路模型来模拟电池的动态变化特征, 模型如图 1 所示, 由两个极化电容与极化电阻组成的回路和一个欧姆内阻所构。

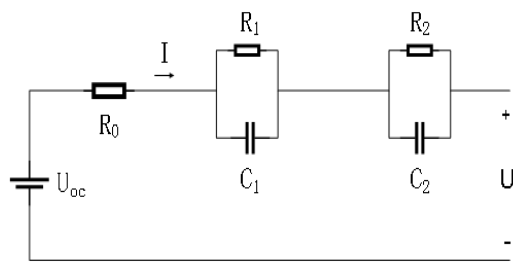


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig.1 Second order RC equivalent circuit model

在图 1 中,  $U_{oc}$  为电池开路电压;  $I$  表示电池充放电电流;  $U_t$  为电池端电压;  $R_0$  表示电池的欧姆内

阻； $R_1$  和  $R_2$  表示电池的极化电阻； $C_1$  和  $C_2$  极化电容。

由此可以得到电池的状态方程：

$$\begin{cases} U'_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I \\ U'_2 = -\frac{1}{R_2 C_2} U_2 + \frac{1}{C_2} I \end{cases} \quad (1)$$

观测方程为：

$$U_t = U_{oc} + U_1 + U_2 + R_0 I \quad (2)$$

此时开路电压与 SOC 关系：

$$U_{oc} = f(SOC) = \sum_{j=1}^n a_j SOC^j \quad (3)$$

设  $T$  为采样周期时,式 (2) 可以转化为：

$$\begin{aligned} U_{oc,k} - U_{t,k} &= p_1 [U_{t,k-1} - U_{oc,k-1}] + \\ & p_2 [U_{t,k-2} - U_{oc,k-2}] + p_3 I_k + p_4 I_{k-1} + p_5 I_{k-2} \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中,  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_3$ 、 $p_4$ 、 $p_5$  为中间变量,其表达式为式 (5)：

$$\begin{cases} p_0 = \frac{T^2}{p_1 + p_2 - 1} \\ a = \frac{p_2}{p_1} \\ b = -\frac{p_0(p_1 + 2p_2)}{T} \\ c = \frac{p_0(p_3 + p_4 + p_5)}{T^2} \\ d = -\frac{p_0(p_4 + 2p_5)}{T} \end{cases} \quad (5)$$

式变换后得参数表达式见式 (6)：

$$\begin{cases} R_0 = \frac{p_5}{p_2} \\ R_1 C_1 = \min \left\{ \left( \frac{b + \sqrt{b^2 - 4a}}{2} \right), \left( \frac{b - \sqrt{b^2 - 4a}}{2} \right) \right\} \\ R_2 C_2 = \max \left\{ \left( \frac{b + \sqrt{b^2 - 4a}}{2} \right), \left( \frac{b - \sqrt{b^2 - 4a}}{2} \right) \right\} \\ R_1 = \frac{R_1 C_1 c + b R_0 - R_1 C_1 - d}{R_1 C_1 - R_2 C_2} \\ R_2 = c - R_1 - R_2 \end{cases} \quad (6)$$

## 1.2 卡尔曼滤波算法的参数辨识

利用卡尔曼滤波算法对式 (4) 进行电池参数的辨识, 建立空间表达式：

$$\begin{cases} X_k = X_{k-1} + \xi_k \\ Y_k = C_k X_k + \chi_k \end{cases} \quad (7)$$

其中  $X_k$  为状态变量的输出值； $\xi_k$  为过程噪声  $Y_k$  为端电压的采样值以及  $\chi_k$  为观测噪声。

$$\begin{cases} Y_k = U_{oc,k} - U_{t,k} \\ C_k = [U_{t,k-1} - U_{oc,k-1} \quad U_{t,k-2} - U_{oc,k-2} \quad I_k \quad I_{k-1} \quad I_{k-2}] \\ X_k = [p_{1,k} \quad p_{2,k} \quad p_{3,k} \quad p_{4,k} \quad p_{5,k}]^T \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $P_k$  为误差协方差的更新值； $I$  为单位矩阵, 在设定好误差协方差矩阵和状态变量的初值后, 其算法外推过程为：

$$\begin{aligned} X_k &= X_{k-1} \\ P_{k,k-1} &= P_{k-1} + M \\ K_k &= P_{k,k-1} C_k^T [C_k P_{k,k-1} C_k^T + N]^{-1} \\ P_k &= [I - K_k C_k] P_{k,k-1} \\ X_k &= X_{k,k-1} + K_k Y_k - C_k X_{k,k-1} \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $X_{k,k-1}$  为状态变量的预测值； $P_{k,k-1}$  为误差协方差的预测值； $K_k$  为卡尔曼滤波增益的更新值； $M$  和  $N$  分别为过程噪声  $\xi_k$ 、观测噪声  $\chi_k$  的协方差矩阵。

利用卡尔曼滤波算法递推得到状态估计最优解  $X_{k+1}$ , 带入表达式 (5)、(6) 中, 则可计算得到电池模型的参数值。

## 2 DBO优化卡尔曼滤波算法

蜣螂优化算法(Dung Beetle Optimizer, DBO)是一种种群智能算法, 通过模拟蜣螂种群的行为, 将其分为四种不同的位置更新和优化方式的子种群。四种类型蜣螂的分布比例不是固定值, 可以由实际情况灵活调整, 但四种蜣螂的总数和应该与种群的总数相同<sup>[21]</sup>。

### 2.1 蜣螂优化算法

#### 2.1.1 滚球蜣螂的位置更新模式

滚球蜣螂通过滚粪球的行为进行全空间的探索, 其位置更新可以分为有无障碍两种模式。

①当前方无障碍时：

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times |x_i(t) - X^w| \quad (10)$$

式中,  $t$  代表当前的迭代次数,  $x_i$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  只蜣螂的位置,  $\alpha$  是一个自然系数, 表示是否与原方向偏离, 通常被赋值为 -1 或 1,  $k \in (0,0.2)$  表示偏转系数,  $b \in (0,0.1)$  表示常数,  $k, b$  分别设定为 0.1 和 0.3,  $X^w$  表示全局最差位置。

②当前方出现障碍时:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (11)$$

式中  $\theta \in [0, \pi]$  表示偏转角, 在  $\theta$  等于 0,  $\frac{\pi}{2}$  或  $\pi$  时, 蜣螂的位置不会更新。

### 2.1.2 产卵蜣螂的位置更新模式

产卵蜣螂的移动范围仅限于安全区内, 用来实现在安全区内的局部搜索和开发。其产卵区域的位置边界为:

$$\begin{cases} Lb^* = \text{Max}(X^* \times (1-R), Lb) \\ Ub^* = \text{Min}(X^* \times (1+R), Ub) \\ R = 1 - \frac{t}{T_{\max}} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $X^*$  表示当前的局部最优位置,  $Lb^*$  和  $Ub^*$  分别表示产卵区的下限和上限,  $T_{\max}$  表示最大迭代次数,  $Lb$  和  $Ub$  分别表示优化问题的下限和上限。

由式 (12) 可知, 产卵区的位置会随时间动态变化, 因此卵球的位置也会随着迭代次数的增加而更新, 其位置定义为:

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*) \quad (13)$$

式中,  $B_i(t)$  是第  $t$  次迭代时第  $i$  个卵球的位置信息,  $b_1$  和  $b_2$  代表两个  $D$  维的独立随机向量。

### 2.1.3 小蜣螂的位置更新模式

小蜣螂会在最佳觅食区内寻找食物, 其位置更新为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (14)$$

其中:

$$\begin{aligned} Lb^b &= \text{Max}(X^b \times (1-R), Lb) \\ Ub^b &= \text{Min}(X^b \times (1+R), Ub) \end{aligned} \quad (15)$$

式中  $x_i(t)$  是第  $t$  次迭代时第  $i$  只小蜣螂的位置,  $C_1$  是遵循正态分布的随机数,  $C_2 \in (0,1)$  的随机向量,

$X^b$  是全局最佳位置,  $Lb^b$  和  $Ub^b$  是最优觅食区的下限和上限, 其他参数在 (11) 式中被定义。

### 2.1.4 小偷蜣螂的位置更新模式

小偷蜣螂会从其他蜣螂处偷取实物, 从 (15) 式可知,  $X^b$  是最佳偷窃实物的位置, 因此其位置更新为:

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|) \quad (16)$$

式中,  $x_i(t)$  表示第  $i$  只小偷蜣螂在第  $t$  次迭代时刻的位置,  $g$  表示一个  $1 \times D$  维遵循正态分布的随机变量,  $S$  表示一个常数值。

## 2.2 蜣螂算法优化卡尔曼滤波

根据卡尔曼滤波算法的迭代方程式 (9) 可知, 卡尔曼增益系数的取值对于系统状态变量的迭代更新有很大的影响。对于噪声协方差矩阵  $M$  和  $N$  的取值, 通常的做法是在设定范围内随机赋值, 这种做法会使得迭代更新后产生的结果存在着一定幅度的波动性和随机性。因此本文引入蜣螂优化算法对  $M$  和  $N$  在迭代过程中的取值进行修正。通过以端电压预测值  $C_k x_{k+1,k}$  与测量值  $y_{k+1}$  的绝对累积误差作为算法适应度值  $fitness$  ( $L$  为最大采样点):

$$fitness = \sum_{i=1}^L |y_{k+1} - C_k x_{k+1,k}| \quad (17)$$

图 2 展示了 DBO 算法在 KF 算法迭代中优化噪声协方差矩阵的算法流程图。DBO-KF 辨识等效电路模型参数的执行流程如下:

- (1) 设置算法的最大迭代次数  $T_{\max}$ , 以及蜣螂的群数量  $N = 1, 2, 3, \dots, n$ 。
- (2) 设置卡尔曼滤波器的状态变量和噪声的协方差矩阵。
- (3) 若 DBO 算法迭代次数未达到设定的最大值, 则通过蜣螂局部最优位置与全局最优位置的适应度来判断是否达到最优解。

计算每一个蜣螂的位置的适应度, 蜣螂的位置变量作为函数的自变量, 即  $M$  和  $N$  中的元素值, 将每次迭代更新后蜣螂的位置与最优蜣螂位置进行适应度对比;

- (4) 计算蜣螂的位置协方差矩阵  $\Delta$ , 若矩阵满足:  $\Delta < \varepsilon$  ( $\varepsilon = 0.0001$ ) 时, 代表第  $t$  迭代位置更优, 更新蜣



螂的位置变量代替原蛱螂的位置；否则，保持位置不变，直到循环位置不变，输出位置变量即为所求。

(5) 输出 DBO-KF 算法的最优解，并将其赋值系统噪声协方差矩阵  $M$ 、 $N$ 。

图 3 是利用 DBO-KF 算法辨识等效电路模型的流程图，通过循环迭代的方式，以实际电路端电压的采样值与等效电路模型的预测值的绝对累计误差作为适应度函数，通过蛱螂算法对迭代过程中两个误差协方差矩阵  $M$  和  $N$  进行修正，减少每次迭代后结果的随机性与波动性，从而使预测结果更加接近实际测试值。

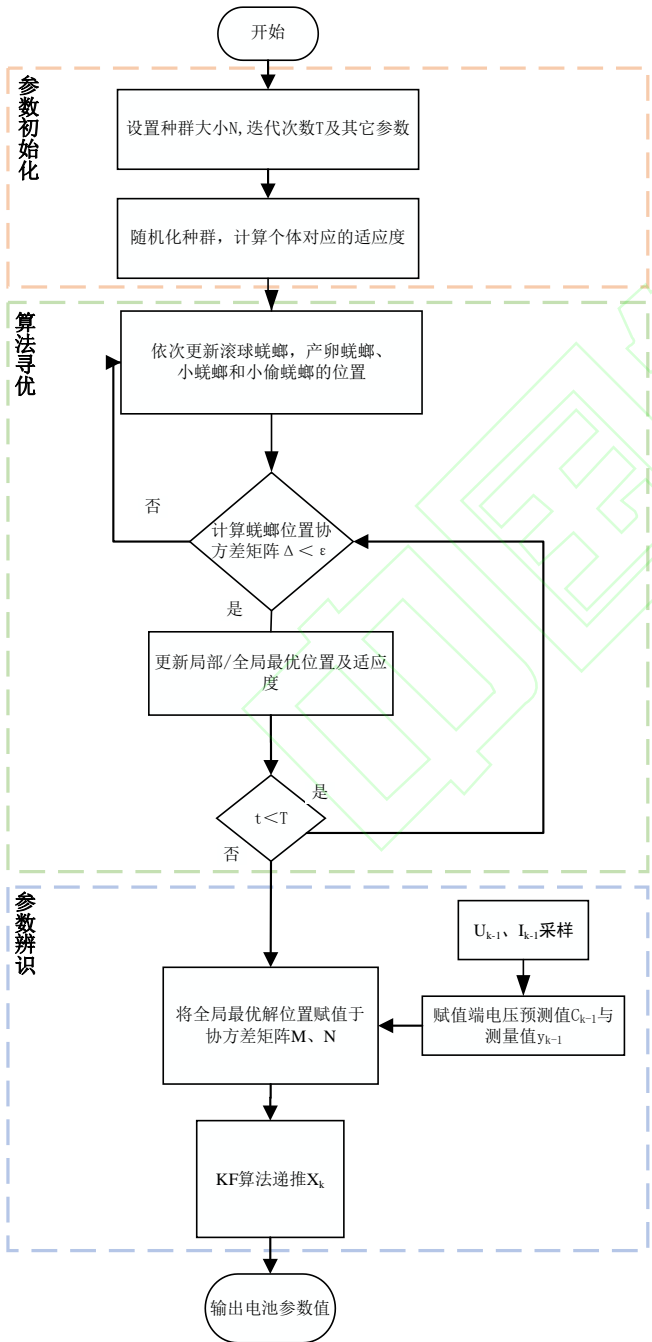


图 2 DBO-FK 算法流程图

Fig 2.Flow chart of DBO-KF algorithm

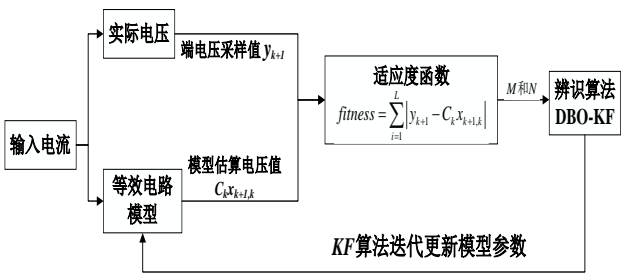


图 3 基于蛱螂算法优化卡尔曼滤波的示意图

Fig 3. Schematic diagram of kalman filter based on dung beetle optimizer

3 仿真结果分析

3.1 实验平台及实验步骤

本文通过搭建高精度实验平台，通过测试电池获得数据来源，能最大程度的减少非实验因素带来的结果误差。

本次的实验对象是 18650 型号的单体锂离子动力电池，其基础参数如表 1 所示。

表 1 18650 号电池基础参数

Table 1.Basic parameters of 18650 battery model

项目	基础参数	项目	基础参数
额定容量/mA/h	2980	重量/g	50.0
额定电压/V	3.6	充电温度/°C	+10~+45
放大放电电流/A	10	放电温度/°C	-20~+60
最大充电电流/A	4	循环使用寿命/次	1000
能量密度/Wh/g	218	尺寸/mm	65.1*18.25

本次实验平台如图 4 所示，实验平台由电脑控制端，恒温箱，高性能电池监测系统组成。将 18650 型号实验电池放入保持工作温度恒定的恒温箱，通过电脑控制端的人机交互界面输入电池的充放电测试方案，通过高性能电池检测系统对电池的电压，电流，放电时间等数据进行采样并汇总到电脑控制端。



图 4 实验对象与实验平台

Fig 4.Experimental subjects and experimental platform

image

实验设计在  $25^{\circ}\text{C}$  的环境温度下, 为了验证 DBO-KF 算法在稳定工况和模拟真实工况下的参数辨识能力, 实验对锂离子电池采用恒流间隔工况和四种动态工况 (DST、FUDS、BJDST 和 US60) 下的放电实验, 对于开路电压的测试每下降 10% 即进行一次测量, 从实验室安全角度出发, 为了防止放电过程中电压升高导致的电池温度过热甚至出现爆炸的风险, 因此放电试验将会在 SOC 为 50% 时开始测试。测试实验方案为:

(1) 设定以  $0.5\text{C}$  的电流进行恒流恒压的充电, 当电池电压达到  $4.2\text{V}$  的充电截止电压时保持该电压值, 转为恒流充电模式继续充电, 直到充电电流降为  $0.05\text{C}$ , 此时认为电池状态为满电状态;

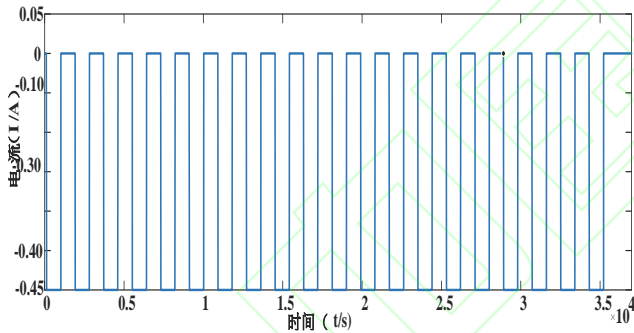
(2) 静置  $1\text{h}$ , 使电池内部的化学反应趋于平衡状态, 电流, 电压值回到平衡状态;

(3) 以  $0.5\text{C}$  的放电电流放电  $12$  分钟, 期间 SOC 值下降  $10\%$ , 结束后静置  $1\text{h}$ ;

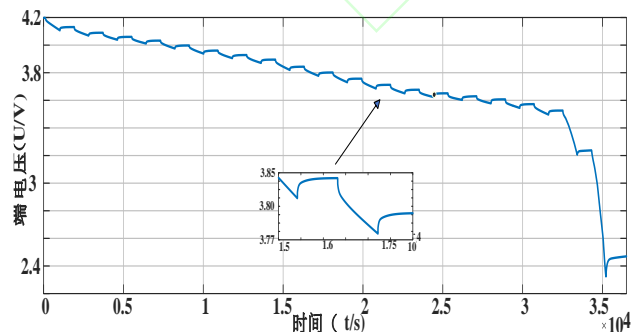
(4) 重复 (2) ~ (3) 步骤  $4$  次后, 静置  $1\text{h}$ , 此时电池 SOC 为  $50\%$  的初始值;

(5) 采用设定工况进行放电试验, 并记录数据, 放电结束后静置  $2\text{h}$ 。

本实验中恒流间断放电电流和电压曲线为图 5 所示。



a) 恒流间断放电曲线

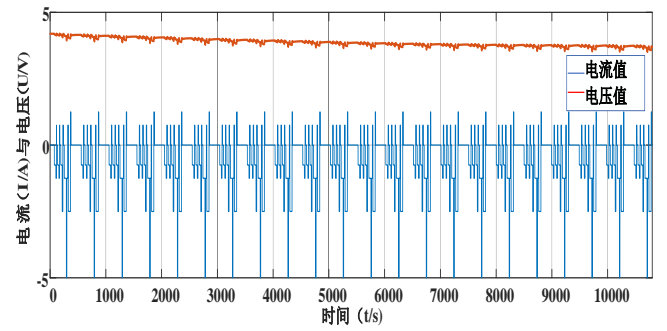


b) 端电压曲线图

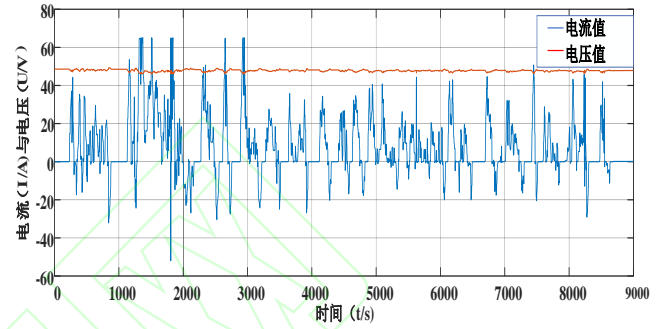
图 5 放电电流与端电压变化曲线

Fig 5 .Discharge current and terminal voltage variation curve

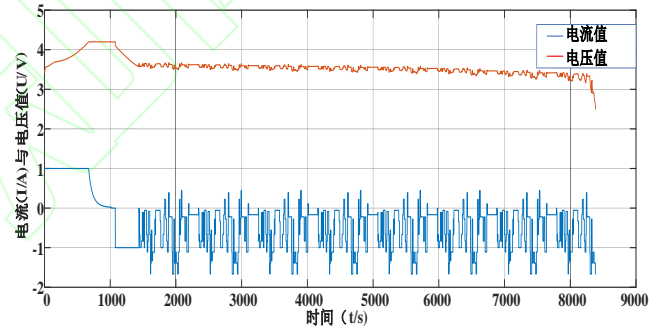
本实验中四种动态工况的放电电流和电压曲线为图 6 所示。



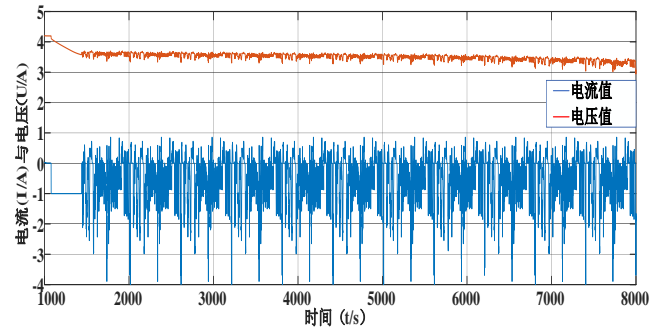
a) DST 工况下完整电压电流曲线



b) FUDS 工况下完整电压电流曲线



c) BJDST 工况下完整电压电流曲线



d) US60 工况下完整电压电流曲线

图 6 四种动态工况下的放电曲线

Fig 6.Discharge curves under four types of dynamic operating conditions.

### 3.2 仿真结果分析

研究参数设定为: 本次设定蜚螂种群数  $N$  为  $100$ , 其中设定滚球蜚螂、产卵蜚螂、小蜚螂、偷窃蜚螂种群个数为:  $30$ 、 $10$ 、 $25$  和  $25$ ; 最大迭代次数  $T$  为  $500$ ;

DBO-KF 算法中由于迭代循环过程中, 更新具有收敛性, 因此初始状态变量可以随意给出, 本次实验将误差方差矩阵和系统状态变量的初始值设定为  $\hat{x}_0 = [0.4 \ 0.1 \ 0.1]^T$ ,  $P_{x_0} = \text{diag}([1 \ 1 \ 1])$ 。噪声矩阵  $M$  和  $N$  恒定取值时设定为

$$M = \begin{bmatrix} 0.1 & & \\ & 0.1 & \\ & & 0.1 \end{bmatrix}, \quad N = 0.1。$$

同时由于温度恒定为 25°C, 电池额定容量为 50Ah, 额定电压为 4.2V。测试电池 SOC 初始值为 50%, 以间断恒流工况放电时, 运行蜚螂优化算法, 得到的蜚螂位置全局最优适应度曲线如图 7 所示, 适应度曲线随着迭代次数的增加快速收敛, 说明算法能快速找到最优解。

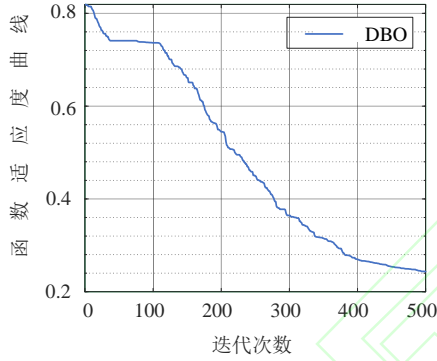
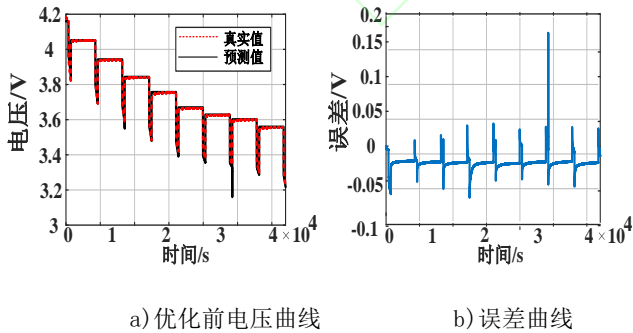


图 7 蜚螂算法适应度曲线

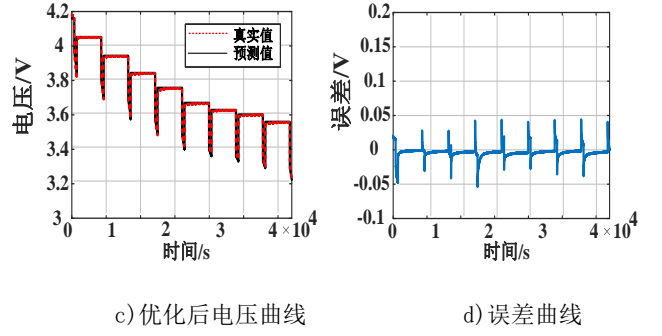
Fig 7. DBO-KF iteration of fitness

图 8 表示为以端电压  $U_t$  作为参考量, 经过蜚螂算法优化噪声  $\xi_k$  和  $\chi_k$  前后, 所得端电压真实值与测量值的方差对比, 由图 8b), d) 可以看出经过算法误差修正后, 方差有明显的下降。



a) 优化前电压曲线

b) 误差曲线



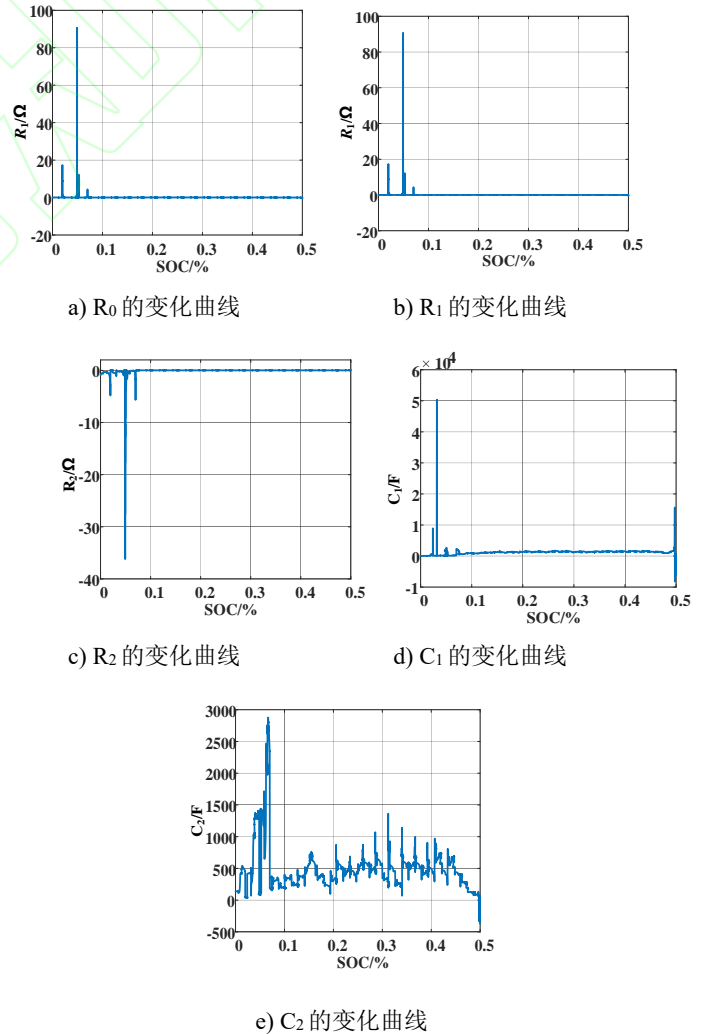
c) 优化后电压曲线

d) 误差曲线

图 8 蜚螂算法优化前后端电压的对比图

Fig 8. Comparison diagram of DBO-KF for voltages.

模型参数辨识结果如图 9 所示, 可以看出辨识的过程中, 从初期的 50% 状态到 SOC 降至 10% 左右的阶段, 辨识结果始终处于相对稳定的波动范围内; 但是当 SOC 处于小于 5% 之后, 各项参数的辨识结果均出现大幅震荡, 这是因为当电池内的电流接近放空状态时, 电池内部的电解质浓度降低导致输出电压的下降, 从而使得辨识得到的参数值也出现不规则的变化, 这属于正常现象。



a)  $R_0$  的变化曲线

b)  $R_1$  的变化曲线

c)  $R_2$  的变化曲线

d)  $C_1$  的变化曲线

e)  $C_2$  的变化曲线

图 9 电池模型中各参数的辨识结果

Fig 9. Identification results of various parameters in the battery

## model

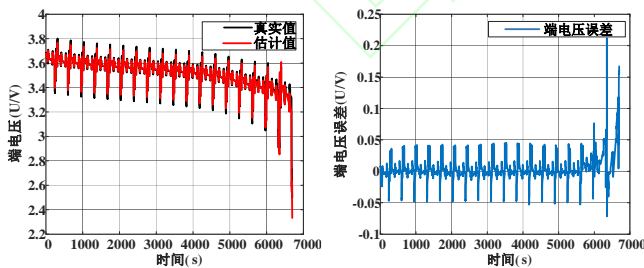
辨识得到表 2 的中各电池模型参数如下, 根据表中可知, 当放电电流恒定时, 欧姆内阻  $R_0$ , 极化电阻  $R_1$  和  $R_2$  随 SOC 的减小而增大, 但是由于电池放电时, 极化压降会增大, 因此极化电容  $C_1$  和  $C_2$  的变化趋势与各自并联的极化内阻的变化趋势相反, 呈现出减小的趋势。辨识结果中内阻和电容数值随 SOC 的变化规律负荷电路中的实际特性。

表 2 不同 SOC 值下参数辨识结果

Table 2. Parameter identification results under different SOC

SOC (%)	$R_0$ ( $\Omega$ )	$R_1$ ( $\Omega$ )	$R_2$ ( $\Omega$ )	$C_1$ (F)	$C_2$ (F)
50%	0.0090	0.1920	0.0943	9.8453	4.8505
40%	0.0559	0.0394	0.036	151.2994	493.904
30%	0.0561	0.0677	0.024	130.815	342.592
20%	0.0568	0.0568	0.0034	135.624	310.953
10%	0.0592	0.0286	0.0042	908.3162	191.988
0%	0.0692	0.0624	-0.9259	405.897	138.559

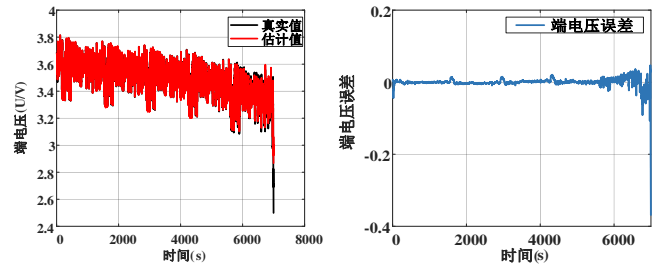
由端电压的辨识准确度基本代表了模型参数的辨识准确度, 对于 DBO-KF 算法在四种动态工况下的辨识能力, 本文将不再展示各参数的变化曲线以及辨识结果, 通过引入可信度指标均方误差 (MSE)、均方根差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 来衡量 DBO-KF 算法端电压估算值与测量值之间的拟合度。图 9 为经过 DBO-KF 算法优化后四种工况下端电压估算值与真实值的拟合曲线以及误差曲线:



估算值与真实值端电压对比

误差对比

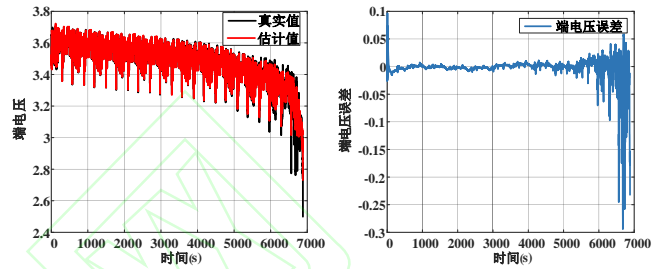
a) DST 动态工况下 DBO-KF 算法辨识曲线



估算值与真实值端电压对比

误差对比

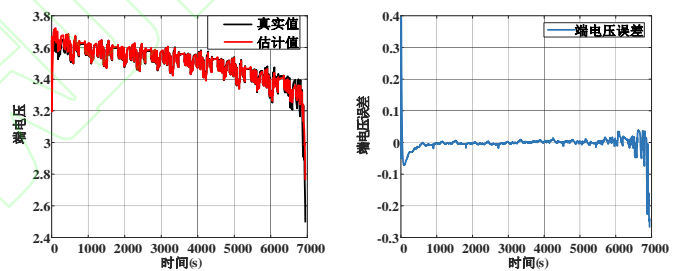
b) FUDS 动态工况下 DBO-KF 算法辨识曲线



估算值与真实值端电压对比

误差对比

c) US60 动态工况下 DBO-KF 算法辨识曲线



估算值与真实值端电压对比

误差对比

d) BJDST 动态工况下 DBO-KF 算法辨识曲线

图 10 四种动态工况下 DBO-KF 算法辨识曲线

Fig10. Identification of curves using the DBO-KF algorithm under four types of dynamic operating conditions.

图 10 中, 端电压预测值与真实值的误差在 SOC 处于 50%~8% 的区间内都处于较稳定的范围, 当 SOC 下降至低于 8% 之后, 四种工况下的端电压预测值都会出现紊乱从而导致误差加大, 造成这种现象的原因正如图 8 中对参数辨识结果的变化曲线描述的一致, 低 SOC 状态下, 电池内部电解质的浓度出现变化, 使得电压不规律变化。四种工况下可信度指标 MSE、RMSE 和 MAE 如表 3 所示, 综合对比可知 DBO-KF 算法在 FUDS 工况下拟合度最高, 四种工况下端电压估算值最大误差不超过 2%, 能很好的在各种复杂工况下对模型参数进行准确估算。

表 3 端电压误差值可信度指标对比 (U/V)

Table 3. Comparison of Credibility Index of Terminal



Voltage Error

名称	DST	FUDS	US60	BJDST
MSE	0.0299	0.00077	0.0012	0.017
RMSE	0.000894	0.0278	0.0353	0.0208
MAE	0.0134	0.0149	0.0163	0.0169

## 4 结语

本文提出了一种基于 DBO-KF 算法的锂电池在线参数辨识方法。有效提高了锂离子电池模型参数辨识的准确性和速度，总结如下：

(1).通过搭建二阶 RC 等效电路模型引出模型需要辨识的参数,通过以端电压预测值与测量值的绝对累积误差作为蜣螂算法在辨识过程中的适应度值,预测值与真实值的方差作为参数辨识精度的评判标准。

(2).利用蜣螂算法对卡尔曼滤波算法中观测噪声和过程噪声的协方差矩阵进行优化，从而提高了参数辨识的准确性；通过在恒流间断放电工况下与未优化卡尔曼滤波器辨识的参数结果相比，优化后预测值与真实值的方差值从 0.18 降低到了 0.05,说明 DBO-KF 算法对于辨识精度的有明显的提升效果，辨识得到的参数值随 SOC 的变化曲线符合实际变化。在四种复杂工况下，通过 DBO-KF 算法辨识后，将输出端电压的估算值与真实值进行拟合，采用可信度指标进行对比分析，证明 DBO-KF 算法优化后，端电压预测值误差小于 2%，优化后辨识准确率较高。

## 参考文献：

[1] 岳永胜,孙冬,许爽,申永鹏.锂离子电池等效电路模型的研究进展[J].电池,2023,53(6):682-686.

Yue Yongsheng, Sun Dong, Xu Shuang, Shen Yongpeng. Research progress in equivalent circuit model for Li-ion battery[J]. Battery Bimonthly, 2023, 53(6): 682-686.

[2] 谈发明,赵俊杰,李秋烨.基于简化滞回 OCV 模型的锂电池 SOC 自适应估计策略[J].中国电机工程学报,2021,41(2):703-715.

Tan Faming, Zhao Junjie, Li Qiuye. Adaptive SOC Estimation for Lithium Battery Based on Simplified Hysteresis OCV Model[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 703-715.

[3] 王萍,范凌峰,程泽.基于健康特征参数的锂离子电池 SOH 和 RUL 联合估计方法[J].中国电机工程学报,2022,42(4):1523-1534.

Wang Ping, Fan Lingfeng, Chen Ze. A Joint State of Health

and Remaining Useful Life Estimation Approach for Lithium-ion Batteries Based on Health Factor Parameter[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4):1523-1534.

[4] 赵靖英,胡劲,张雪辉等.基于锂电池模型和分数阶理论的 SOC-SOH 联合估计 [J]. 电工技术学报,2023,38(17):4551-4563.

Zhao Jingying, Hu Jin, Zhang Xuehui, et al. Joint Estimation of SOC-SOH Based on Lithium Battery Model and Fractional Order Theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17):4551-4563.

[5] 王绥军,胡晨,孙召琴等.电流过载工况下三元锂离子电池性能衰退机制 [J]. 中国电机工程学报,2023,43(20):7940-7948.

Wang Suijun, Hu Chen, Sun Zhaoqin, et al. Performance Degradation Mechanism of Ternary Lithium Batteries Under Current Overload[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(20):7940-7948.

[6] 夏向阳,陈贵全,刘俊翔等.储能系统直流侧纹波电流对锂离子电池寿命影响分析及优化控制策略[J].电工技术学报,2023,38(22):6218-6229.

Xia Xiangyang, Chen Guiquan, Liu Junxiang, et al. Analysis and Optimization Control Strategy for the Impact of Ripple Current on the Service Life of Lithium-ion Batteries in Energy Storage Systems [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(22):6218-6229.

[7] 郭向伟,邢程,司阳等.RLS 锂电池全工况自适应等效电路模型[J].电工技术学报,2022,37(16):4029-4037.

Guo Xiangwei, Xing Chen, Si Yang, et al. RLS Adaptive Equivalent Circuit Model of Lithium Battery under Full Working Condition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(16):4029-4037.

[8] Chen Z, Yang L, Zhao X, et al. Online state of charge estimation of Li-ion battery based on an improved unscented Kalman filter approach[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 70: 532-544.

[9] Li Y, Yangyang W, Yujiang W. An adaptive central difference Kalman filter approach for state of charge estimation by fractional order model of lithium-ion battery[J]. Energy, 2022, ISSN 0360-5442.

[10] Xia B, Huang R. Online parameter identification of lithium-ion batteries using a novel multiple forgetting factor recursive least square algorithm [J]. energies, 2018, 11(11):3169-3180.

[11] 范兴明,封浩,张鑫.最小二乘算法优化及其在锂离子电池参数辨识中的应用研究[J].电工技术学报:1-

11[2024-01-16].

Fan Xingming, Feng Hao, Zhang Xin. Research on Optimization of Least Squares Algorithm and Its Application in Parameter Identification of Lithium-ion Batteries[J]. Transactions of China Electrotechnical Society: 1-11[2024-01-16].

[12] 谢文超,赵延明,方紫微等.带可变遗忘因子递推最小二乘法的超级电容模组等效模型参数辨识方法[J]. 电工技术学报,2021,36(05):996-1005.

Xie Wenchao, Zhao Yanming, Fang Ziwei, et al.Variable Forgetting Factor Recursive Least Squares Based Parameter Identification Method for the Equivalent Circuit Model of the Supercapacitor Cell Module[J] Transactions of China Electrotechnical Society, 2021,36(5):996-1005.

[13] 严干贵,李洪波,段双明等.基于模型参数辨识的储能电池状态估算[J]. 中国电机工程学报,2020,40(24):8145-8154+8251.

Yan Gangui, Li Hongbo, Duan Shuangming, et al. Energy Storage Battery State Estimation Based on Model Parameter Identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40(24):8145-8154+8251.

[14] Peng G, Wentao M, Dele Y, et al.Enhanced square root CKF with mixture correntropy loss for robust state of charge estimation of lithium-ion battery[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 73(PA).

[15] Zhu Q, Chen J, Xu M, et al. Iterative learning based model identification and state of charge estimation of lithium-ion battery[J]. IET Power Electronics, 2019, 12(4), 852-860.

[16] 王世繁,董亮,罗杨,梁平.基于极大似然准则UKF的锂电池SOC估算研究[J]. 自动化与仪器仪表,2018,No.221(3):76-80.

Wang Shifan, Dong Liang, Luo Yang, Liang Ping. Research on Lithium Battery SOC Estimation Based on UKF Maximum Likelihood Criterion[J]. Automation & Instrumentation, 2018, No.221(3):76-80.

[17] 刘世林,李德俊,姚伟等.基于核极限学习机与容积卡尔曼滤波融合的锂电池荷电状态估计[J].湖南大学

学报(自然科学版),2023,50(10),31-40.

Liu Shilin, Li Dejun, Yao Wei, et al. Estimation on State of Charge of Lithium Battery Based on Fusion of Kernel Extreme Learning Machine and Cubature Kalman Filter[J]. Journal of Hunan University, 2023,50(10),31-40.

[18] 宫明辉,乌江,焦朝勇.基于模糊自适应扩展卡尔曼滤波器的锂电池SOC估算方法[J]. 电工技术学报,2020,35(18):3972-3978.

Gong Minghui, Wu Jiang, Jiao Zhaoyong. SOC Estimation Method of Lithium Battery Based on Fuzzy Adaptive Extended Kalman Filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020,35(18): 3972-3978.

[19] 远翔宇,杨风暴,杨童瑶.基于自适应蜣螂算法的无人三维路径规划方法[J]. 无线电工程,2023,53(5),1121-1128.

Yuan Xiangyu, Yang Fengbao, Yang Tongyao. UAV 3D path planning method based on adaptive dung beetle algorithm[J]. Radio Engineering, 2023,53(5),1121-1128.

[20] 易望远.数控铣削能耗预测及切削参数多目标优化研究[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(7),256-264.

Yi Wangyuan. Research on energy consumption prediction and multi-objective optimization of cutting parameters in CNC milling[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(7), 256-264.

[21] Jiankai X, Bo S. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 79(7), 7305-7336.

## 作者简介:

夏天(1993—),男,硕士研究生,从事储能安全与控制研究, E-mail: 862551450@qq.com。

刘代飞(1975—),男,副教授,硕士生导师,从事电储能安全与控制研究。

## 基金项目及重大科研攻关项目

国家自然科学基金资助项目(柔性直流输电交流侧故障下换流器多桥臂主动应对的能量调控机理及穿越控制研究, 5197070882)。

## Estimation of Model Parameters of Lithium Batteries Based on Dung Beetle Optimier

XIA Tian<sup>1</sup>, LIU Daifei<sup>1</sup>, YUE Jiahui<sup>1</sup>, CHEN Laien<sup>1</sup>, LI Yiliang<sup>2</sup>

(1.School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114 China,; 2. Changgao Dianxin Science and Technology Co., Changsha 410219, China)

**Abstract:** The identification of parameters for lithium-ion batteries is an important basis for battery state prediction. This paper proposes a dung beetle optimizer (DBO)-based optimization of the kalman filtering (KF) algorithm for online identification of battery model parameters. This method utilizes the rapid global search for optimal solutions characteristic of the dung beetle algorithm to optimize the covariance matrices of process noise and observation noise in the kalman filtering algorithm, thereby improving the accuracy of identifying battery model parameters. Simulation experiment data shows that compared to the unoptimized kalman filter parameter identification results, this method significantly reduces the variance of the identification

results compared to the true values, resulting in parameter values that are closer to the true values.

**Keywords:** lithium-ion battery; parameter identification; kalman filter; dung beetle optimizer; covariance matrix

