

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104313

# 基于粒子群优化粒子滤波算法的SOC估算研究\*

黄海宏 汪宇航 王海欣

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

**摘要:**准确的获得电池的荷电状态(SOC)有助于缓解汽车行驶过程中的里程焦虑。针对粒子滤波估算SOC中存在的粒子退化的问题,将粒子群算法与粒子滤波融合的改进粒子滤波算法(GPSO-PF)算法应用于SOC的估计。在迭代中不断优化粒子所处位置,从而解决了粒子贫化的问题,提高了SOC的估算精度。同时,针对SOC估算容易受到温度的影响,建立基于温度的等效电路模型,并将其应用于提出的SOC估算算法中。选取两节相同型号的磷酸铁锂电池,分别在不同工况下利用GPSO-PF算法估算SOC值,SOC的最大估算误差均低于0.72%。通过对比,与基于温度等效电路模型相结合后,GPSO-PF算法能够有效提高SOC的估算精度。

**关键词:**粒子滤波;粒子群算法;SOC估计;等效电路模型

**中图分类号:** TM911;TM912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Research on SOC estimation based on particle swarm algorithm and particle filter algorithm

Huang Haihong Wang Yuhang Wang Haixin

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** Battery state of charge (SOC) estimation is helpful to alleviate the mileage anxiety in the process of driving. Aiming at the problem of particle degradation in the estimation of SOC by particle filter, this paper proposes to apply the Gaussian particle swarm optimization particle filter (GPSO-PF). Compared to estimation of SOC by particle filter, GPSO-PF combines particle swarm optimization algorithm and particle filter to estimate SOC. GPSO-PF solve the problem of particle dilution and improve the estimation accuracy of SOC by continuously optimizing the position of particles in the iteration. As SOC estimation is easily affected by temperature, an equivalent circuit model based on temperature is established and applied to the proposed SOC estimation algorithm. Two LiFePO<sub>4</sub> batteries of the same type are selected and the GPSO-PF algorithm is used to estimate the SOC value under different working conditions. The maximum estimation error of SOC is less than 0.72%. By comparison, GPSO-PF algorithm combined with equivalent circuit model based on temperature can effectively improve the estimation accuracy of SOC.

**Keywords:** particle filter; particle swarm optimization; SOC estimation; equivalent circuit model

## 0 引言

近些年,电动汽车的研发、生产受到了全球的广泛关注。车载电池的荷电状态的准确估算有利于缓解里程焦虑,并且能避免锂电池过充和过放,从而延长电池的使用寿命。

常用的锂电池荷电状态(state of charge, SOC)估计

有安时积分法、电化学阻抗谱法、基于数据驱动的神经网络、自适应等算法。其中,安时积分法最为简单,对于离散系统,仅需将电流进行累加便可获得对应的SOC状态,但是当系统处于扰动较大的场合时,开环的安时积分法会不断累积误差,最终导致SOC状态估算出现较大的偏差<sup>[1-2]</sup>。电化学阻抗谱法是对电池施加不同频率的激励信号获得阻抗谱曲线,然后进行等效电路模型拟合结合等效模型参数进行SOC和健康状态(state of health,

SOH) 的估算<sup>[3-4]</sup>。以神经网络为代表的基于数据驱动的方法<sup>[5-7]</sup>,需要大量的锂电池数据,并且精度很大程度依赖训练的数据。

自适应算法有卡尔曼滤波、粒子滤波等。卡尔曼滤波只能应用于线性模型,所以有学者提出了扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter, EKF)。扩展卡尔曼滤波是一种利用非线性系统的卡尔曼滤波算法,它是在传统非线性函数的一阶泰勒展开式的基础上提出的<sup>[8-9]</sup>。但当系统具有很强的非线性时,EKF 中的线性化过程会引起较大的截断误差。为了克服 EKF 的缺陷,无味卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)被提出。相比 EKF,UKF 不需要逼近非线性函数,具有简单,高精度,易收敛的优点。然而 UKF 需要精确的系统噪声先验知识,由于应用环境总是动态的、不确定的,在实践中很难获得。当测量噪声的统计特性不确定时,滤波精度会降低甚至发散<sup>[10-11]</sup>。

近些年,有很多学者将粒子滤波(particle filter, PF)应用于电池的 SOC 估计,并取得了很好的效果。粒子滤波对非线性系统的有很好的滤波效果,但是粒子滤波存在粒子退化的问题<sup>[12-14]</sup>。本文通过将高斯粒子群优化粒子滤波(Gaussian particle swarm optimization particle filter, GPSO-PF)算法对采样过程进行优化,基于高斯分布来不断更新粒子的速度,使得采样分布向后验概率较高的区域运动,从而减轻了粒子退化现象,提高了状态预估的精度。

常见的等效电路模型(equal circuit model, ECM)有 Thevenin 模型、RC 模型、PNGV 模型和 Rint 模型。这些模型都有自己的缺点和优点。其中 Thevenin 模型具有简单、参数易识别、精度高等优点<sup>[15]</sup>。但是实际上 Thevenin 模型的参数会随着温度、SOC 的变动而波动。文献[16]考虑和分析了温度、SOC 对 Thevenin 模型的影响,并建立了考虑温度、SOC 的 Thevenin 模型。为了在复杂的真实环境下获得更好的 SOC 估算结果,本文选用考虑温度、SOC 的 Thevenin 模型。

本文对等效电路模型进行选取并建立基于 ECM 的状态方程和测量方程,推导 GPSO-PF 算法的原理和实现步骤,通过实验对改进后的 PF 算法精度进行验证。相比 PF,GPSO-PF 算法对 SOC 估计的精度更高,并且本文通过 GPSO-PF 与考虑温度、SOC 的模型相结合,本文方法能够较好适应电动汽车使用过程中的温度、内部参数变化。

### 1 等效电路模型

锂电池的荷电状态 SOC 定义为:

$$SOC(t) = SOC(t_0) + \frac{1}{C_{actual}} \int_{t_0}^t \eta_i I_L(t) dt \quad (1)$$

式中: $\eta_i$  为库仑效率; $I_L$  为电池充放电电流; $C_{actual}$  为电池实际容量。将  $\eta_i$  设置为 1, $C_{actual}$  通过完整充放电后安时积分法获得。离散 SOC 计算方程为:

$$SOC_k = SOC_{k-1} + \frac{T_s}{C_{actual}} I_{L,k-1} \quad (2)$$

式中: $T_s$  为采样周期,电池模型的选取对 SOC 估计的精度和速度有很大的影响。等效电路模型的选取如果过于复杂,算法的速度会受到限制。如果等效电路模型过于简单,SOC 估计的准确度会比较低<sup>[17-19]</sup>。本文选择考虑温度、SOC 的 Thevenin 模型。该模型由 3 部分组成,分别为电池的开路电压  $U_{ocv}$ 、欧姆内阻  $R_0$ 、由极化电阻  $R_1$  和电容  $C_1$  并联组成的 RC 网络。等效电路的结构如图 1 所示。此处  $U_{ct}$  为电池的两端的测量电压。

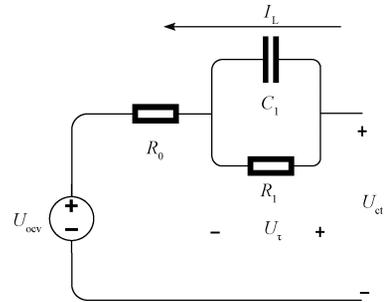


图 1 Thevenin 模型

Fig. 1 Thevenin model

电路模型可表述为:

$$U_{ct} = R_0 I_L + U_{\tau} + U_{ocv} \quad (3)$$

式中: $U_{ocv}$  是电池 SOC 的函数; $U_{\tau}$  为 RC 网络两端电压。其中:

$$U_{ocv} = K_0 - K_1 SOC - K_2 e^{(-K_3 SOC)} - K_4 e^{(-K_5 SOC)} \quad (4)$$

在不同温度、SOC 状态下,通过 HPPC 实验测得 ECM 电路参数。锂电池的 ECM 参数在不同温度、SOC 下会存在差异。如图 2 所示,在相同温度下,SOC 状态对 ECM 的欧姆内阻  $R_0$  的影响很小,可以忽略。所以只考虑温度  $T$  对欧姆内阻  $R_0$  的影响。

$$R_0(T, SOC) = b_1 T + b_2 T^2 + b_3 T^3 + b_0 \quad (5)$$

温度、SOC 对极化电阻  $R_1$  的影响如图 3 所示,本文将 SOC 分为  $[0, 0.5]$  和  $[0.5, 1]$  两个部分进行拟合。 $R_0$  和  $R_1$  拟合所获得的系数如表 1 所示。

$$R_1(SOC, T) = \begin{cases} c_0 T + c_1 SOC + c_2 T SOC + c_3 T^2 + c_4 SOC^2 + c_5, & 0 \leq SOC \leq 0.5 \\ c_6 T e^{-c_7 T} + c_8, & 0.5 \leq SOC \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

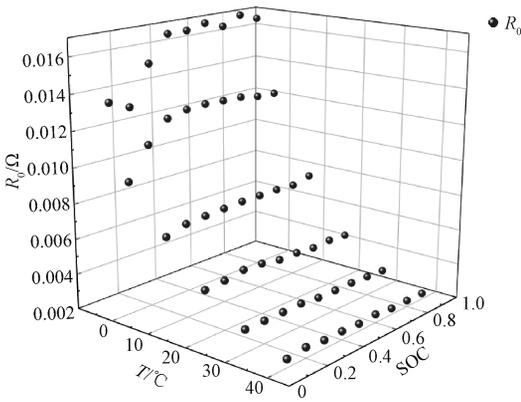


图2  $R_0$  随温度、SOC变化曲线

Fig. 2 Variation curve of  $R_0$  with temperature and SOC

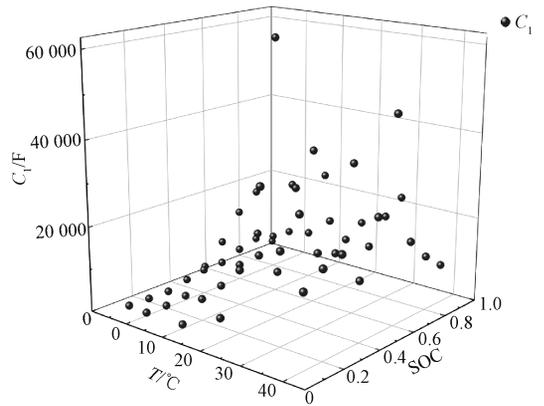


图4  $C_1$  随温度、SOC关系曲线

Fig. 4 Variation curve of  $C_1$  with temperature and SOC

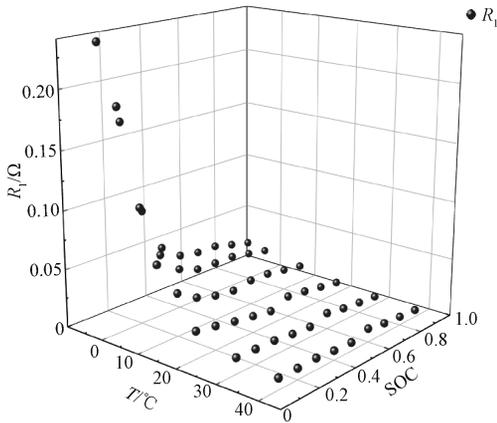


图3  $R_1$  随温度、SOC变化曲线

Fig. 3 Variation curve of  $R_1$  with temperature and SOC

表1 基于温度的Thevenin模型参数

Table 1 Parameter estimation of thevenin model based on temperature

参数	值	参数	值
$b_0$	0.012 17	$c_3$	0.000 1
$b_1$	-0.000 62	$c_4$	0.478 1
$b_2$	$1.51 \times 10^{-5}$	$c_5$	0.224 6
$b_3$	$-1.42 \times 10^{-7}$	$c_6$	-0.000 8
$c_0$	-0.00 85	$c_7$	0.016
$c_1$	-0.64 47	$c_8$	0.025 7
$c_2$	0.011 3		

如图4所示,极化电容  $C_1$  与温度、SOC之间关系波动性较大,难以用数学表达式描述。因不可能测得所有SOC状态下对应的  $C_1$ ,故本文通过近似求得  $C_1$ 。SOC介于0.2~0.3时所求  $C_1$  的值为  $SOC=0.2$  与  $SOC=0.3$  所对应已知  $C_1$  的均值。

## 2 GPSO-PF 算法

在粒子权重修正的过程中,少数粒子逐渐占据绝大多数的粒子权重,甚至经过几步的递归后,大部分粒子的权值很小,甚至可以忽略不计。大量的计算工作作用于与估计结果几乎不相关的粒子上,从而导致粒子滤波算法的精度有限,这就是粒子滤波算法的退化问题<sup>[20-22]</sup>。

为了优化粒子滤波的采样过程,将 PSO 算法融入粒子滤波中,首先定义自适应函数为:

$$\text{fitness} = \frac{1}{\sqrt{2\pi R}} \exp\left\{-\frac{(\text{error}_k^i)^2}{2R}\right\} \quad (7)$$

式中:  $\text{error}_k^i$  为测量电池端电压与由式(2)求得的电池端电压的差值,  $R$  为测量噪声方差,  $i$  表示第  $i$  个粒子,  $k$  表示  $k$  时刻。如果粒子集都集中在真实状态附近,那么粒子群中每个粒子的权值会比较大,适应度比较高;反之,如果粒子群中的每个粒子的个体最优值及粒子群的全局最优值的适应度都很低,则说明粒子没有分布在真实状态附近,此时,粒子集利用 PSO 算法,不断根据最优值并利用式(8)和(9)去更新粒子的速度与位置,使粒子不断向真实状态靠近。

$$\mathbf{v}_k^i = c_1 \mathbf{v}_{k-1}^i + |\text{randn}| (p_{\text{gbest}} - \mathbf{x}_k^i) \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{x}_k^i + \mathbf{v}_k^i \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{v}_k^i$  为粒子的速度;  $c_1$  为惯性权重;  $|\text{randn}|$  为正的高斯分布随机数。

为通过移动粒子群向最优粒子靠近, PSO 算法通过驱使所有粒子向高似然概率区域,提高粒子的利用效率,从而避免粒子退化。此时再对粒子集利用最新的测量值通过下式进行权重更新并归一化处理:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (10)$$

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i} \quad (11)$$

式中:  $\omega_k^i$  为粒子权重。

### 3 SOC 估计算法

#### 3.1 状态方程及观测方程

为了将 GPSO-PF 算法应用于锂电池模型,需要建立锂电池的状态方程和观测方程。一般非线性系统的状态方程和观测方程如下:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, I_k, \omega_k) \quad (12)$$

$$\mathbf{z}_{k+1} = g(\mathbf{z}_{k+1}, I_{k+1}, \mathbf{v}_{k+1}) \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{x}_k$ 、 $I_k$ 、 $\mathbf{z}_k$  分别指系统状态,输入电流,输出向量;  $\omega_k$ 、 $\mathbf{v}_k$  分别为均值为 0,方差为  $R_\omega$  和  $R_v$  且相互独立的过程噪声和测量噪声。

令 RC 网络两端电压为  $U_{\tau,k}$ ,根据式(2)和(3), $\mathbf{x}_k^i =$

$\begin{bmatrix} U_{\tau,k} \\ SOC_k \end{bmatrix}$ ,则状态方程为:

$$\begin{pmatrix} U_{\tau,k} \\ SOC_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \exp(-\frac{T_s}{C_1 R_1}) & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_{\tau,k-1} \\ SOC_{k-1} \end{pmatrix} +$$

$$\begin{pmatrix} R_1 \left[ 1 - \exp(-\frac{T_s}{C_1 R_1}) \right] \\ \frac{T_s}{C_{actual}} \end{pmatrix} I_{L,k} + \omega_k \quad (14)$$

此处  $T_s$  是采样间隔, $k$  为采样时刻。

则测量方程可表示为:

$$U_{ct,k} = U_{ocv}(SOC_k) + U_{\tau,k} + I_{L,k} R_0 + \mathbf{v}_k \quad (15)$$

#### 3.2 GPSO-PF 算法步骤

GPSO-PF 算法流程如图 5 所示。

##### 1) 初始化参数

设置初始 SOC,方差  $R_\omega$  和  $R_v$ ,然后产生  $N$  个初始随机粒子,表示为  $\mathbf{x}_0^i, i=1,2,3, \dots, N$ 。

##### 2) 状态更新

$$\hat{\mathbf{x}}_k = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, I_{L,k-1}, \omega_k) \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = g(\hat{\mathbf{z}}_{k-1}, I_{L,k-1}, \mathbf{v}_k) \quad (17)$$

将上一时刻优化后的  $N$  个粒子状态代入锂电池的状态方程和测量方程,从而估算出下一时刻的锂电池的  $N$  个粒子状态和电池两端电压。

##### 3) 更新测量数据

计算误差:

$$error_k^i = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k^i \quad (18)$$

式中:  $\hat{\mathbf{z}}_k^i$  为  $k$  时刻第  $i$  个粒子由状态方程和测量方程计算获得的估算值, $\mathbf{z}_k$  为  $k$  时刻的实测电压值。计算重要性权重:

$$\omega_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi R}} \exp\left\{ - \left( \frac{error_k^i}{R} \right)^2 \frac{1}{2R} \right\} \quad (19)$$

当实测电压值与由状态方程计算获得的估算值偏差较小时,粒子的重要性权重值大;反之,当偏差较大时,粒子的重要性权重值低。

归一化重要性权重:

$$\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i \quad (20)$$

##### 4) 重采样

若式(21)成立,则进行重采样。在重采样后,真实状态附近的粒子权重将会增大。

$$N_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2 < N_{threshold} \quad (21)$$

式中:  $N_{threshold}$  为判断是否重采样的阈值。

##### 5) 输出

状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i \quad (22)$$

粒子权重较大的粒子对最优值的贡献大,粒子权重较小的粒子对最优值的贡献小。随着迭代次数的增加,最优估计值与实际值的偏差不断减小。

方差估计:

$$P_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k) (\mathbf{x}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \quad (23)$$

根据最优值并利用式(24)和(25)来更新每个粒子的速度与位置,使得粒子不断向最优状态靠近。优化过程使得远离真实效果的粒子趋向于真实概率较大的区域移动,提高了每个粒子的作用效果。从而解决了粒子退化的问题。

$$\mathbf{v}_k^i = c_1 \mathbf{v}_{k-1}^i + |randn| (\omega_{gbest} - \mathbf{x}_k^i) \quad (24)$$

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{x}_k^i + \mathbf{v}_k^i \quad (25)$$

式中:  $\omega_{gbest}$  为估算过程中最大粒子权重值;  $|randn|$  为正的高斯分布随机数; $c_1$  为介于 0~1 之间的惯性因子。

6) 判断是否结束,未结束则返回步骤 2),结束则退出。

## 4 实验与讨论

为了验证 GPSO-PF 算法的滤波效果,选用两节相同型号的 15 Ah 的磷酸铁锂电池,利用新威公司生产的电池充放电装置展开实验,分别编号为 Cell<sub>1</sub>、Cell<sub>2</sub>。

### 4.1 参数辨识

由于电池两端的开路电压受温度的影响较小,所以本文仅在 20 °C 电流下展开开路电压的测量实验。首先将 Cell<sub>1</sub>、Cell<sub>2</sub> 以 1 A 电流充满达到截止电压 3.7 V 后静置 3 h,然后以 5 A 电流放电 16 min 至 SOC≈0.9 后静置 2 h。循环重复工步,直至电池 SOC=0 或达到截止电压 1.9 V。利用 MATLAB 拟合获取 SOC 与电池两端开路电压  $U_{ocv}$  曲线,如图 6 所示,Cell<sub>1</sub> 拟合参数如表 2 所示。在

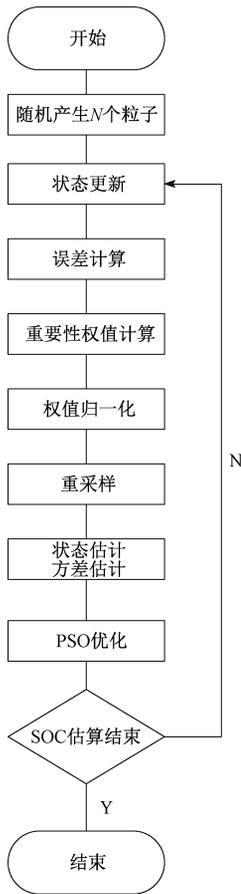


图 5 GPSO-PF 算法流程

Fig. 5 Flow of GPSO-PF algorithm

算法迭代过程中,可以通过 SOC 与  $U_{ocv}$  的关系曲线推算实时的  $U_{ocv}$  值,从而求取不同粒子所对应的权重。

ECM 参数识别,电动车在实际使用过程中电池的环境温度会发生变化,一直使用常温状态下测得的 ECM 参数是不准确的。将 Cell<sub>1</sub>、Cell<sub>2</sub> 放置在恒温箱中,在不同温度下利用电池充放电设备对两节电池展开 HPPC 测试获取等效电路模型参数,建立考虑温度、SOC 的 Thevenin 模型。不同温度、SOC 下利用 HPPC 实验获取的 ECM 参数  $R_0$ 、 $R_1$ 、 $C_1$  分别对应图 2~4 所示。测量不同温度和 SOC 对应下的 ECM 参数可以近似模拟不同环境对电池内部参数的影响,从而便于计算式(19)中的粒子权重。

如图 7 所示,原始模型为常温状态下测得的 ECM 对应的锂电池两端电压曲线。图 7 中真实  $U_{ct}$  为测量所得不同时刻的锂电池两端电压,原始模型和改进模型为基于式(3)推算所得的锂电池两端电压。改进模型为基于温度的 Thevenin 模型锂电池两端电压曲线,使用改进后的基于温度的 Thevenin 模型后,GPSO-PF 算法对锂电池两端的电压  $U_{ct}$  估算效果得到改善,从而验证了模型的

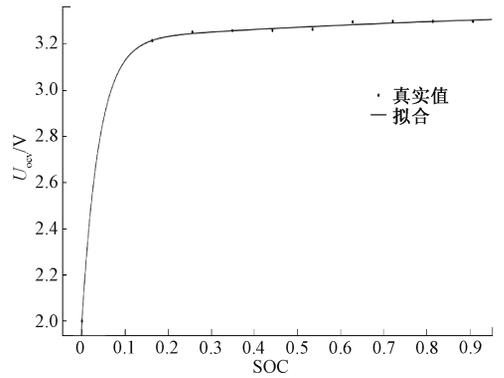


图 6 开路电压  $U_{ocv}$  与 SOC 曲线拟合

Fig. 6 Curve fitting of  $U_{ocv}$  and SOC

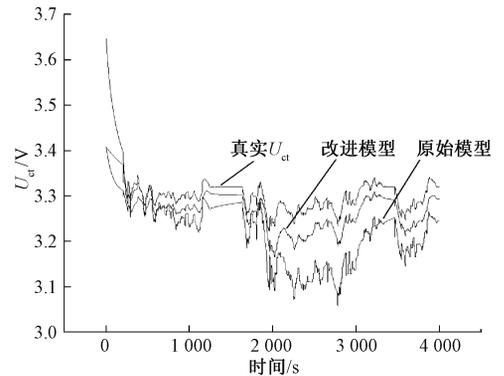


图 7 基于温度的 Thevenin 模型验证

Fig. 7 Curve fitting of  $U_{ct}$  and SOC

准确性。

#### 4.2 GPSO-PF 算法有效性

为了验证 GPSO-PF 算法的估算精度,采用新威公司生产的电池充放电装置对 Cell<sub>1</sub>、Cell<sub>2</sub> 在间歇性放电工况和城市道路循环工况 (urban dynamometer driving schedule, UDDS) 工况进行充放电。

##### 1) 间歇性放电实验

在 20℃ 下,对 Cell<sub>1</sub> 注入图 8 所示的间歇性电流激励,获得的电压响应如图 9 所示。将获得的电压、电流分别利用 GPSO-PF、PF、EKF 3 种算法估算 Cell<sub>1</sub> 的 SOC 值,并与真实值比较,SOC 估算结果如图 10 所示,误差如图 11 所示。由图 10 和 11 可知,随着时间的推移,EKF 对 SOC 估算精度逐渐降低,而本文 GPSO-PF 算法、PF 算法对 SOC 的估计误差一直保持较低水平。这是由于 EKF 对非线性系统的滤波能力有限。如表 3 所示,改进后的 GPSO-PF 算法对 SOC 估算的均方根误差 (RMSE)、最大误差值都低于 PF、EKF 算法,从而验证了 GPSO-PF 算法对粒子退化的抑制作用。

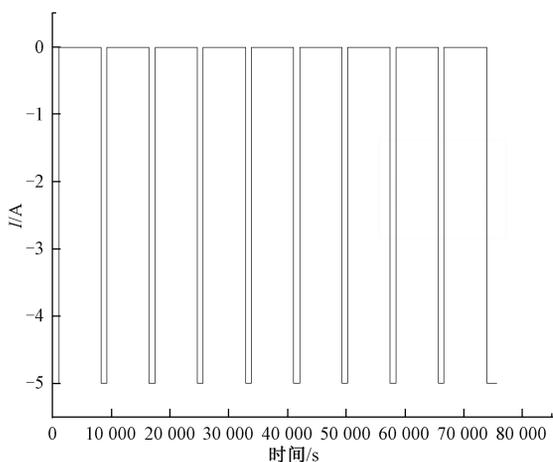


图 8 间歇性激励输入电流

Fig. 8 Intermittent excitation input current

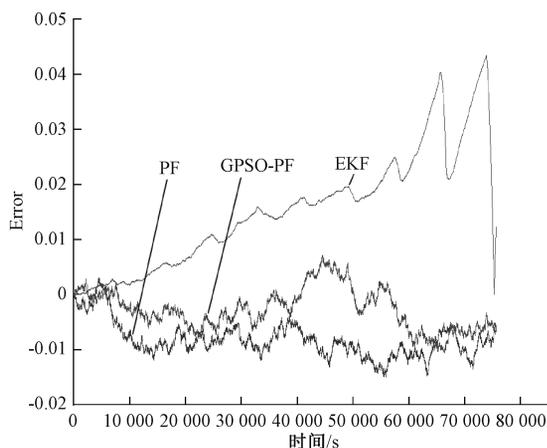


图 11 间歇性放电 SOC 估算误差

Fig. 11 Estimation error of SOC excited by intermittent discharge

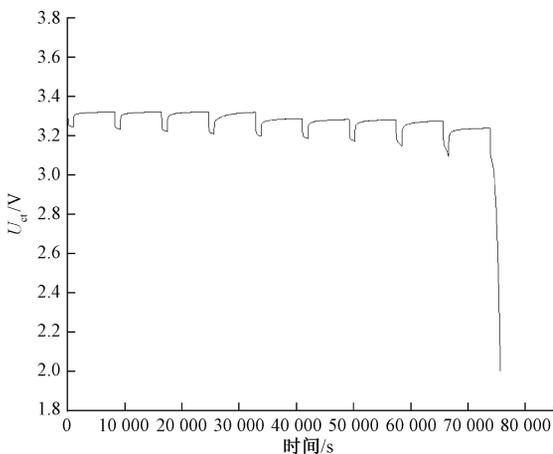


图 9 间歇性放电响应电压

Fig. 9 Intermittent discharge excitation response voltage

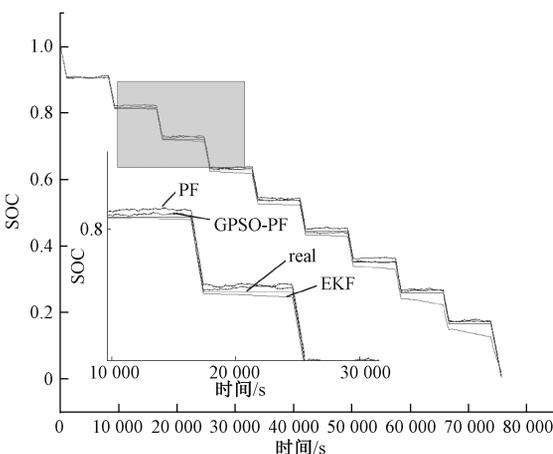


图 10 间歇性放电 SOC 估算结果

Fig. 10 Estimation results of SOC excited by intermittent discharge

表 2 SOC-OCV 曲线参数

Table 2 SOC-OCV curve parameters

$K_0$	$K_1$	$K_2$	$K_3$	$K_4$	$K_5$
4.721	0.239 3	1.505	0.250 1	1.216	24.96

表 3 间歇性放电实验 SOC 估算效果对比

Table 3 Comparison of SOC estimation results in intermittent discharge experiments

算法	RMSE	最大误差
EKF	0.018 6	0.043 4
PF	0.008 8	0.015 0
GPSO-PF	0.004 6	0.007 2

## 2) UDSS 工况实验

UDSS 工况是美国环境保护综述颁布的城市道路循环工况,如图 12 所示,电池放电电流根据真实汽车行驶时模拟放电。同时,为了模拟极端的温度情况,利用恒温箱在测试过程中将电池所处的环境温度从 40 °C 开始,以每分钟降低近似 0.1 °C 逐渐降低至 10 °C 后保持,利用电池充放电设备对 Cell<sub>2</sub> 施加如图 12 所示的电流模拟 UDSS 工况,Cell<sub>2</sub> 的电压响应如图 13 所示。如图 14、15 所示,GPSO-PF 相比 PF、EKF 算法对 SOC 估算的误差更小。如表 4 所示,改进后的 GPSO-PF 算法在模拟 UDSS 工况下对 SOC 估算的 RMSE 为 0.003 4、最大误差值为 0.29%,都低于 PF、EKF 算法。

表 4 UDSS 工况 SOC 估算效果对比

Table 4 Comparison of SOC estimation results under UDSS conditions

算法	RMSE	最大误差
EKF	0.022 2	0.125 1
PF	0.004 6	0.008 8
GPSO-PF	0.003 4	0.002 9

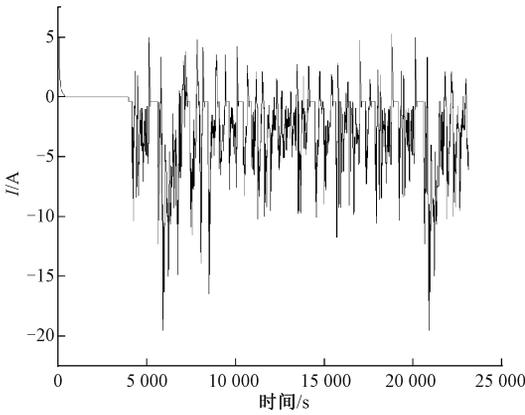


图 12 UDDS 工况模拟输入电流

Fig. 12 UDDS condition analog input current

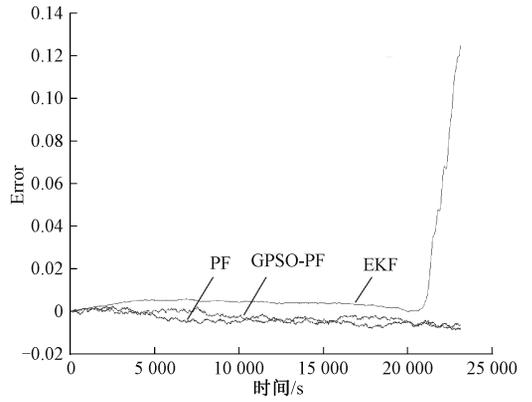


图 15 UDDS 工况 SOC 估算误差

Fig. 15 SOC estimation error under UDDS condition

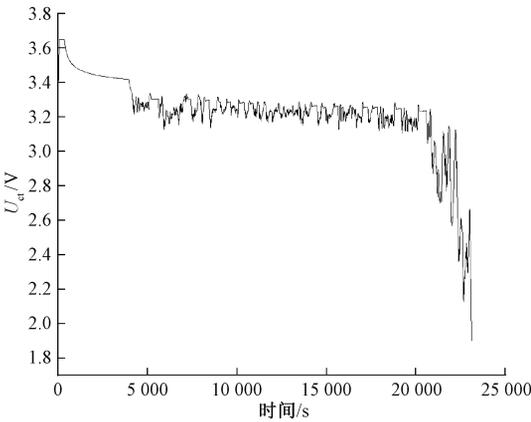


图 13 UDDS 工况电压响应

Fig. 13 Voltage response under UDDS condition

PF 通过不断更新随机分布的  $N$  个粒子的权值,从而找出真实的 SOC 大致区域。然后在逐渐迭代中不断趋于真实的 SOC 值。如图 16 所示,GPSO-PF 算法使得 SOC 估计快速收敛至真实值。

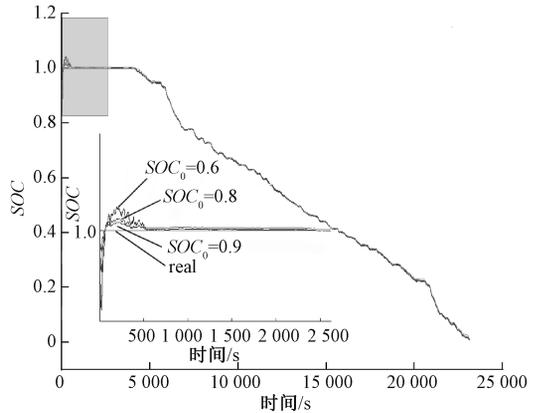


图 16 GPSO-PF 算法鲁棒性实验

Fig. 16 Robustness experiment of GPSO-PF algorithm

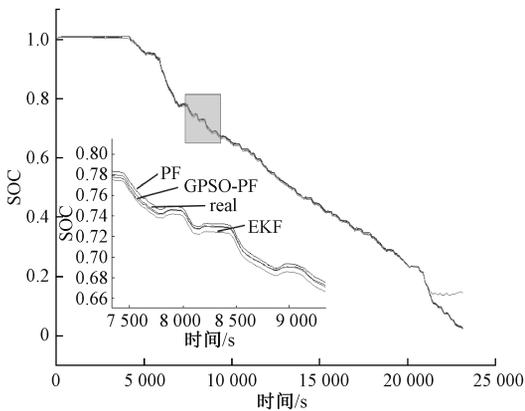


图 14 UDDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 14 SOC estimation results of UDDS

### 5 结 论

本文介绍了 GPSO-PF 算法的原理、GPSO-PF 的实现步骤、参数的辨识,建立了考虑温度的 Thevenin 模型。在间歇性放电下,基于 GPSO-PF 的 SOC 估算算法最大误差为 0.72%,表现出相比 PF、EKF 算法更佳 SOC 估算效果。在模拟的 UDDS 工况下,基于 GPSO-PF 的 SOC 估算算法最大误差为 0.29%,相比 PF、EKF 算法降低一倍以上。经过改进后的 PF 算法,SOC 估计误差的均方根值和最大值都得到显著降低。

### 参考文献

[ 1 ] XIONG R, HE H, SUN F, et al. Evaluation on state of charge estimation of batteries with adaptive extended

### 3) GPSO-PF 算法鲁棒性实验

为了验证 GPSO-PF 算法的鲁棒性,分别设置错误的 SOC 初始值为 0.9、0.8、0.6。在粒子滤波的初期,GPSO-

- Kalman filter by experiment approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(1): 108-117.
- [2] ZHENG F, XING Y, JIANG J, et al. Influence of different open circuit voltage tests on state of charge online estimation for lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2016, 183:513-525.
- [3] MM A, ET B, CFZ B, et al. EIS study on metal hydride electrodes using a porous model: Fitting methodology and SOC effects [J]. Journal of Energy Storage, 2020, 27:101067.
- [4] RÉMY MINGANT, BERNARD J, MOYNOT V S, et al. EIS measurements for determining the SOC and SOH of Li-ion batteries[C]. ECS Meeting, 2011.
- [5] ZHAO X, WANG S, JIAN M, et al. Identification of driver's braking intention based on a hybrid model of GHMM and GGAP-RBFNN[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 31:161-174.
- [6] KANG L W, ZHAO X, MA J. A new neural network model for the state-of-charge estimation in the battery degradation process [J]. Applied Energy, 2014, 121: 20-27.
- [7] ZHAO X, YU Q, MA J, et al. Development of a representative EV urban driving cycle based on a k-means and SVM hybrid clustering algorithm [J]. Journal of Advanced Transportation, 2018(1):1-18.
- [8] PASCHERO M, STORTI G L, RIZZI A, et al. A novel mechanical analogy based battery model for SoC estimation using a multi-cell EKF[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(4):1695-1702.
- [9] GUO L, LI J, FU Z. Lithium-ion battery SOC estimation and Hardware-in-the-Loop simulation based on EKF[J]. Energy Procedia, 2019, 158:2599-2604.
- [10] YU Q, XIONG R, LIN C. Online estimation of state-of-charge based on the H infinity and unscented Kalman filters for Lithium-ion batteries [J]. Energy Procedia, 2017, 105:2791-2796.
- [11] PARTOVIBAKHSH M, LIU G. An adaptive unscented Kalman filtering approach for online estimation of model parameters and state-of-charge of Lithium-ion batteries for autonomous mobile robots [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 23(1):357-363.
- [12] XU W, XU J, YAN X. Lithium-ion battery state of charge and parameters joint estimation using cubature Kalman filter and particle filter [J]. Journal of Power Electronics, 2020, 20(1):292-307.
- [13] MA Y, CHEN Y, ZHOU X, et al. Remaining useful life prediction of Lithium-ion battery based on Gauss-Hermite particle filter[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(4): 1788-1795.
- [14] YE M, GUO H, CAO B. A model-based adaptive state of charge estimator for a Lithium-ion battery using an improved adaptive particle filter [J]. Applied Energy, 2017, 190:740-748.
- [15] SUSANNA S, DEWANGGA B R, WAHYUNGORO O, et al. Comparison of simple battery model and Thevenin battery model for SOC estimation based on OCV method [C]. International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT), IEEE, 2019.
- [16] HE Y, LI Q, ZHENG X, et al. Equivalent hysteresis model based SOC estimation with variable parameters considering temperature [J]. Journal of Power Electronics, 2021, DOI:10.1007/s43236-020-00213-5.
- [17] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11):1-18.
- LIU D T, SONG Y CH, WU W, et al. Review of health state estimation of Lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18.
- [18] 周娟, 孙啸, 刘凯, 等. 联合扩展卡尔曼滤波的滑模观测器 SOC 估算算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2):692-703.
- ZHOU J, SUN X, LIU K, et al. SOC estimation algorithm of sliding mode observer based on extended Kalman filter [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 692-703.
- [19] 郑雪莹, 邓晓刚, 曹玉苹. 基于能量加权高斯过程回归的锂离子电池健康状态预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6):63-69.
- ZHENG X Y, DENG X G, CAO Y P. Prediction of Lithium-ion battery health status based on energy weighted Gaussian process regression [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 63-69.
- [20] 刘淑杰, 郝昆昆, 王永, 等. 基于改进粒子滤波算法的动力锂离子电池荷电状态估计[J]. 大连理工大学学报, 2020, 60(4):392-401.
- LIU SH J, HAO K K, WANG Y, et al. State of charge estimation of power Lithium-ion battery based on improved particle filter algorithm [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2020, 60(4): 392-401.

- [21] 赵天意, 彭喜元, 彭宇, 等. 改进卡尔曼滤波的融合型锂离子电池SOC估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7):1441-1448.  
ZHAO T Y, PENG X Y, PENG Y, et al. SOC estimation method of fusion Lithium-ion battery based on improved Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (7): 1441-1448.
- [22] 焦自权, 范兴明, 张鑫, 等. 基于改进粒子滤波算法的锂离子电池状态跟踪与剩余使用寿命预测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(18):3979-3993.  
JIAO Z Q, FAN X M, ZHANG X, et. al. State tracking and residual service life prediction method of Lithium-ion battery based on improved particle filter algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35 (18): 3979-3993.

## 作者简介



**黄海宏**, 现为合肥工业大学教授, 主要研究方向为电力电子技术和自动控制。

E-mail: hhaihong741@126.com

**Huang Haihong** he is a professor at Hefei University of Technology now. His main research interests include power electronics and automation.



**汪宇航**, 2019年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电工理论与新技术。

E-mail: 1298764646@qq.com

**Wang Yuhang** received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include electrical theory and new technology.