

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104556

基于 STPF 的 SOC 估计及在多锂电池均衡中的应用*

吴忠强 胡晓宇
(燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

摘 要:提出一种能跟踪突变状态的锂电池荷电状态(SOC)估计方法,并应用于多锂电池组的 SOC 均衡中。在粒子滤波算法中引入强跟踪滤波,将当前的采样结果融入到预测误差更新中,得到新的校正项,然后利用该校正项对粒子滤波算法的粒子集进行校正,从而使粒子快速推向高似然区域,抑制粒子退化;渐消因子的引入能实时调整误差协方差矩阵,使粒子滤波算法兼具强跟踪滤波的强鲁棒性和对突变状态的跟踪能力,有效克服模型的不确定性,进一步提高 SOC 的估计精度。将所提方法应用于多电池主动均衡中,提出一种基于 SOC 一致性的均衡策略,率先均衡容量差距较大的相邻电池组,再控制能量实时双向传递,提高了整体均衡速度。实验结果表明,改进算法的平均估计误差在 0.13% 以内,标准差为 0.12%;相比传统的粒子滤波算法、扩展卡尔曼滤波算法和强跟踪算法,精度分别提升约 64%、85% 和 75%,并且稳定性也得到了进一步加强。在多电池主动均衡中的应用表明,有效减小了电池组容量在充放电过程中的不一致性,电池组离散度被控制在 1% 以内,有利于提高电池容量的利用率与使用寿命。

关键词:系统工程;SOC 估计;强跟踪粒子滤波;锂电池;主动均衡;离散度

中图分类号: U469.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 530.4130

SOC estimation based on STPF and its application in multi-lithium battery equalization

Wu Zhongqiang Hu Xiaoyu
(School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A SOC estimation method for a lithium battery that can track the abrupt state is proposed and applied to the SOC equalization of the multi-lithium battery pack. The strong tracking filter is introduced into the particle filter algorithm, and the current sampling results are incorporated into the prediction error update to get a new correction term, and then the correction term is used to correct the particle set of the particle filter, so as to quickly push the particles to the high likelihood region and restrain the particle degradation. The introduction of the fading factor can adjust the error covariance matrix in real-time so that the particle filter algorithm has both the strong robustness of the strong tracking filter and the tracking ability of the mutation state, which can effectively overcome the uncertainty of the model and further improve the estimation accuracy of the SOC. The proposed method was applied to much cell-active balance. The equilibrium strategy was designed based on the consistency criterion of battery SOC, and the adjacent cells with larger capacity gap were equilibrium first, then energy real-time bidirectional transmission is controlled, so the overall balancing speed was improved. Experimental results show that the average estimation error of the improved algorithm is within 0.13%, and the standard deviation is 0.12%. The improved algorithm is about 64%, 85%, and 75% higher than that of the traditional particle filter algorithm, the extended Kalman algorithm and the strong tracking algorithm, and the stability is further enhanced. The application in multi-battery active equalization can effectively reduce the inconsistency of battery pack capacity in the process of charge and discharge, and control the dispersion of the battery pack within 1%, which is beneficial to improve the utilization rate and service life of battery capacity.

Keywords: systems engineering; SOC estimation; strong tracking particle filtering; lithium battery; active equalization; dispersion

0 引言

随着科技的发展和水平的提高,汽车行业蒸蒸日上,能源危机和环境污染问题也随之而来。传统燃油汽车大量消耗化石能源,排放二氧化碳加速全球变暖,新能源汽车的开发已是大势所趋。锂电池与燃料电池是目前新能源汽车应用最广泛的储能装置,其中锂电池以其高能量密度,高功率密度,寿命长,低污染等优点更胜一筹^[1]。电池荷电状态(state of charge, SOC)是电动汽车的一项重要指标,准确的 SOC 估计能够保障动力电池安全可靠地工作,防止过充过放,对预测电动汽车续航里程及使用寿命起到关键作用^[2]。

锂电池的 SOC 估计包括以下一些方法。基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)的估计方法。He 等^[3]提出了一种扩展卡尔曼滤波和递推最小二乘(recursive least squares, RLS)参数辨识相结合的 SOC 在线估计方法。EKF 方法应用于非线性系统时需要线性化处理,会产生较大的近似误差,并且要求系统噪声符合高斯分布。基于数据驱动的神经网络估计方法。Hannan 等^[4]提出了具有学习率优化策略的深度全卷积网络模型,能够在恒定和变化的环境温度下估计 SOC,而不需要重新训练。基于数据驱动的方法需要大量数据,计算量较大,计算方法复杂,并且需要借助高性能芯片才能实现。

基于粒子滤波(particle filter, PF)的估计方法。Zhou 等^[5]提出了一种多模型数据融合技术和粒子滤波相结合的 SOC 估计算法。运用多个模型估计电池荷电状态,并根据残差赋予每个模型权重,最终融合多个模型估计结果作为最终估计值。粒子滤波算法是一种基于蒙特卡洛思想的近似贝叶斯滤波算法,对测量噪声和过程噪声没有任何限制,适用于处理非线性与非高斯问题。然而,传统粒子滤波算法存在粒子退化现象,重采样技术的引入也会导致粒子多样性丧失,影响滤波精度。刘征宇等^[6]利用 EKF 算法对每个粒子进行更新,通过重置重要密度函数降低粒子退化概率,并对锂电池组建立多个模型综合估算各单体电池的 SOC 值。该方法的估计精度高于 PF 算法和 EKF 算法。毕军等^[7]将人工免疫算法引入到粒子滤波的粒子更新过程中,在提高粒子多样性的同时抑制粒子退化,有效提高了算法估计精度。

单节电池的电压与功率往往无法满足实际能量需求,常常需要将若干电池组合为电池组使用。由于各单体电池的性能差异,电池组在多次循环充放电之后会出现单体电池电量不均衡的问题,长此以往,电池组的使用寿命会衰减,容量性能也会降低^[8]。因此,必须引入有效的均衡策略减小各单体电池之间的不一致性,提高能量

利用率,降低电池组的使用成本。

均衡控制策略主要分为被动均衡与主动均衡。被动均衡通过耗能电阻消耗某个单体电池高于平均值的额外能量实现均衡,这种方法虽然简单,但是能量利用率低,并且在大倍率电流充电情况下,被动均衡会带来大量产热与能量损耗的问题,试验数据显示,电池温度每升高 10 ℃,漏电率便上升 1 倍,因此充电阶段被动均衡一般以小电流形式进行,充电效率大打折扣。主动均衡通常采用电容、电感、变压器或其组合构成储能结构使能量在电池组内转移实现均衡^[9]。在主动均衡中,均衡算法是其核心,均衡一致性准则是控制策略研究中的重点^[10]。目前的研究中大多选取电压作为电池组均衡的一致性准则。Zhang 等^[11]采用自学习模糊逻辑控制算法,根据电池间电压差在线调整均衡周期,不仅缩短了均衡时间,而且有效地防止了过均衡。然而,电池端电压在实际应用中会出现高频波动,以电压作为均衡一致性准则,会导致均衡电路中开关管频繁通断,不仅增加能耗,还会降低电池组使用寿命。电池 SOC 代表电池剩余容量与额定容量的比值,可以反映各单体电池之间的不一致性,其变化相对于电压要平稳很多,因此选取 SOC 作为电池组均衡一致性准则,能够有效避免开关损耗与电池寿命的快速衰减。Mohammad 等^[12]提出了一种基于锂离子电池 SOC 的充电均衡算法,对充电不足和充电过多的电池有较好的均衡效果,提高了电池的安全性和使用寿命。

针对锂电池模型不确定、工作期间放电电流高频变化导致 SOC 估计不准确的问题,提出一种强跟踪粒子滤波(strong tracking particle filter, STPF)算法。将强跟踪滤波(strong tracking filter, STP)引入粒子滤波,改进粒子滤波本身的粒子退化问题,利用渐消因子减小历史数据对预测值的影响,克服模型不确定性,提高算法的跟踪能力。试验证明,基于 STPF 算法的 SOC 估计比传统的 EKF、STF 和 PF 算法有更高的估计精度。将所提方法应用于多电池主动均衡中,以单节电池 SOC 值作为均衡一致性准则,采用主动均衡电路^[13]实现了电池组 SOC 的均衡控制。

1 电池模型的建立

电池的等效电路模型由欧姆电阻和多个并联电阻-电容(RC)回路组成^[14],模型精度会随 RC 回路的增加而提高,但计算复杂度也随之增加,综合考虑模型的准确度与复杂度,选择二阶等效电路模型,如图 1 所示。

图 1 中 U_{oc} 代表电池的开路电压,欧姆电阻 R_0 模拟电池瞬间压降,极化电阻 R_1 和极化电容 C_1 组成时间常数较小的 RC 回路,模拟电池电压的快速变化过程,浓差电阻 R_2 和浓差电容 C_2 组成时间常数较大的 RC 回路,模

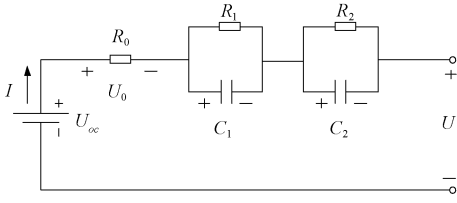


图1 二阶等效电路模型

Fig. 1 Second-order equivalent circuit model

拟电池电压的缓慢变化过程, I 为电池工作电流, U_0 是欧姆电阻两端电压, U 为电池端电压。根据图1可得到:

$$\begin{cases} U = U_{oc} - U_1 - U_2 - U_0 \\ \frac{dU_1}{dt} = -\frac{U_1}{R_1 C_1} + \frac{I}{C_1} \\ \frac{dU_2}{dt} = -\frac{U_2}{R_2 C_2} + \frac{I}{C_2} \\ U_0 = IR_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: U_1 为 R_1 和 C_1 组成回路的端电压; U_2 为 R_2 和 C_2 组成回路的端电压。

采用安时积分法计算电池的 SOC。

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{\eta}{Q_c} \int_{t_0}^t Idt \quad (2)$$

式中: t_0 为初始时刻; t 为当前时刻; η 为库伦效率; Q_c 为电池额定容量。

对式(1)、(2)进行离散化,可得到如下离散化状态方程 \mathbf{x}_k 与观测方程 \mathbf{z}_k :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{其中: } \mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{z}_k = U(k)$$

$$h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) = U_{oc}(SOC(k)) - U_1(k) - U_2(k) - R_0 u(k) + v(k)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) = \begin{bmatrix} e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \\ SOC(k-1) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} R_1(1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}) \\ R_2(1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}) \\ \frac{T_s}{Q_c} \end{bmatrix} \times u(k-1) + w(k-1)$$

$$\mathbf{u}_k = u(k) = I(k)$$

式中: T_s 为采样时间; $\mathbf{w}_{k-1} = w(k-1)$, $\mathbf{v}_k = v(k)$ 分别为系统过程噪声与观测噪声,且相互独立。 \mathbf{w}_k 与 \mathbf{v}_k 具有如下统计特性:

$$\begin{aligned} E(\mathbf{w}_k) &= E(\mathbf{v}_k) = 0, E(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_j^T) = \mathbf{Q}_k \delta_{k,j} \\ E(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j^T) &= \mathbf{R}_k \delta_{k,j}, E(\mathbf{w}_k \mathbf{v}_j^T) = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: \mathbf{Q}_k 为半正定对称阵, \mathbf{R}_k 为正定对称阵, $\delta_{k,j}$ 为 Kronecker 函数。进一步地,假设初始状态 $x_0 \sim N(\hat{x}_0, p_0)$, 且 x_0 与 $\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k$ 统计独立。 $U_{oc}(SOC(k))$ 的关系曲线可以通过 SOC 与开路电压的标定实验得到。

2 基于 STPF 的 SOC 估计

2.1 PF 算法

PF 是一种基于蒙特卡罗思想的近似贝叶斯滤波算法,通过离散的随机采样点来近似概率密度函数,求样本均值代替积分运算,获得系统状态的最小方差估计,适用于处理非线性与非高斯问题。

对式(3)系统,通过后验概率密度 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 预测 k 时刻先验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 。

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (5)$$

利用 k 时刻系统的观测值 \mathbf{z}_k 更新 k 时刻后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 。

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{\int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k} \quad (6)$$

基于蒙特卡罗思想,将困难的积分运算转换为求样本均值运算,则后验概率密度为:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (7)$$

式中: \mathbf{x}_k^i 为采样粒子; ω_k^i 为粒子权值; $\delta(\cdot)$ 为 Dirac delta 函数; N 为粒子总数。

为了简化粒子权值计算,使其呈现递归形式,引入重要性分布函数 $q(x_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ 。

$$q(x_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k}) = q(x_{0:k} | x_{0:k-1}, \mathbf{z}_{1:k}) q(x_{0:k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \quad (8)$$

则粒子权值更新公式为:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})} \quad (9)$$

对粒子权值做归一化处理:

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{j=1}^N \omega_k^j} \quad (10)$$

计算状态估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i \quad (11)$$

2.2 STF 算法

对于复杂的非线性系统来说,简化的系统模型,噪声及初值统计特性的不准确,系统元器件的老化和外界强干扰等因素都会导致原本较准确的系统模型与实际系统不匹配,而 STF 算法则是在 EKF 算法基础上引入次优渐消因子,减小历史数据对当前预测值的影响,使其能够有效的克服模型的不确定性,具有很高的应用价值。

STF 算法的实现步骤如下。

1) 对式(3)系统:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = f_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (12)$$

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \quad (13)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)}{\partial \mathbf{x}_k} \right|_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - h_k(\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (15)$$

2) 计算次优渐消因子 λ_k :

$$\mathbf{V}_k = \begin{cases} \boldsymbol{\gamma}_1 \boldsymbol{\gamma}_1^T, & k=1 \\ \frac{\rho \mathbf{V}_{k-1} + \boldsymbol{\gamma}_k \boldsymbol{\gamma}_k^T}{1 + \rho}, & k \geq 2 \end{cases} \quad (16)$$

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T - \mathbf{R}_k \quad (17)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1/k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{H}_k^T \quad (18)$$

$$\lambda_0 = \frac{\text{tr}(\mathbf{N}_k)}{\text{tr}(\mathbf{M}_k)}, \quad \lambda_k = \max(1, \lambda_0) \quad (19)$$

式中: ρ 为遗忘因子; \mathbf{V} 为残差协方差阵。

3) 计算状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k/k}$:

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \lambda_k \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\gamma}_k \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k/k} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (23)$$

引入变化的次优渐消因子到误差协方差阵 $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 中,可渐消过往数据,校正滤波增益,提高滤波器的跟踪能力与鲁棒性,即使在过程参数不断变化的情况下,也能得到较为精准的状态估计值。

2.3 引入 STF 改进 PF 算法及 SOC 估计

针对 PF 算法的粒子退化和难以追踪突变状态的问题,将 STF 算法引入 PF 算法。STF 算法具有良好的鲁棒性与极强的突变状态跟踪能力。在 SOC 估计中,当模型预测值与实际测量值之间的误差陡变时,需要增大滤波增益以提高估计的准确性。STPF 可将当前测量结果融入到预测误差更新中,得到校正项,然后利用该校正项对 PF 算法的粒子集进行校正,从而使粒子快速推向高似然区域以抑制粒子的退化。由于 STF 中渐消因子的作用,

使得滤波器能够充分利用残差序列中的有效信息,使粒子分布更接近真实状态,减小算法对突变状态的跟踪误差,从而提高了估计的准确性。基于 STPF 的 SOC 估计步骤如下。

1) 导入电池数据并初始化参数。设置系统状态初始值 \mathbf{x}_0 , 遗忘因子 ρ , 模型参数值, 粒子数 N , 采样时间 T_s 。过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} , 观测噪声协方差矩阵 \mathbf{R} , 误差协方差阵 $\mathbf{P}_{0/0}$ 。

2) 产生粒子集, 初始化各粒子权重 $\omega_0^i = \frac{1}{N}$, ($i = 1, 2, \dots, N$)。

3) 根据式(3)得到 k 时刻粒子值 \mathbf{x}_k^i ($i = 1, 2, \dots, N$), 同时对对应得到端电压预测值 z_k^i 。

4) 引入 STF 算法。根据式(12)~(23)更新 k 时刻产生的每一个粒子, 通过次优渐消因子减小历史数据对状态值的影响, 得到新的校正项, 产生新的重要性密度, 使粒子集分布在高似然区域, 抑制退化。

5) 按式(24)计算 k 时刻每一个粒子的权值 ω_k^i 。

$$\omega_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z_k - z_k^i)^2}{2R^2}} \quad (24)$$

6) 根据式(10)归一化粒子权值。

7) 计算有效粒子数 N_{eff} , 若有效粒子数低于设定阈值 N_{th} , 则进行随机重采样。

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2} \quad (25)$$

8) 根据式(11)估计 k 时刻电池 SOC 值, $k = k+1$ 。

9) 判断循环是否结束, 是则结束算法, 否则跳转到步骤 3)。

3 基于 SOC 一致性的均衡控制

均衡控制策略是通过控制均衡拓扑电路的通断使电池组内能量平衡, 以减小单体电池间电压、SOC、电阻、自放电率等的差异, 其要解决的根本问题是如何最有效地利用电池组剩余可用容量。因此本文选择 SOC 作为均衡一致性准则, 从本质上改善电池组不一致性。

3.1 均衡电路

采用的主动均衡电路如图 2 所示^[15]。

图 2 中, 虚线框所包含的是一个均衡子模块, 其中, Battery1 与 Battery2 为相邻的两节电池, L_1 是功率电感, R_1 为消磁电阻, M_1 与 M_2 为 MOSFET 开关; D_1 与 D_2 为二极管。同理, Battery2 与 Battery3, L_2 与 R_2 , D_3 与 D_4 , M_3 与 M_4 构成第 2 个均衡子模块; Battery3 与 Battery4, L_3 与 R_3 , D_5 与 D_6 , M_5 与 M_6 构成第 3 个均衡子模块, 因此 N

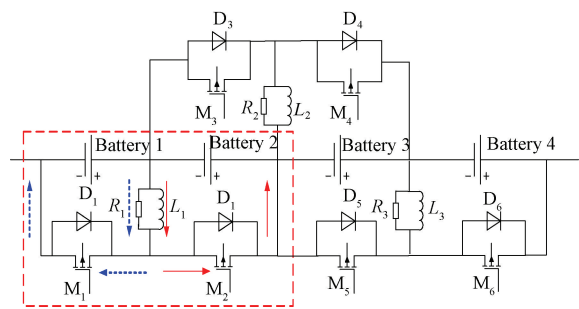


图2 基于功率电感的能量双向传递的主动均衡电路

Fig. 2 Active equalization circuit based on power inductor bidirectional energy transfer

节电池需要 $N-1$ 个子模块完成均衡。

3.2 均衡原理

均衡子模块对相邻电池对一次均衡分为 3 个阶段，高电量的电池放电、低电量的电池充电和功率电感消磁。

1) Battery1 放电阶段。控制系统检测到 Battery1 电量高于 Battery2，发出控制信号导通开关 M_1 ，则 Battery1， M_1 ， L_1 与 R_1 构成放电回路，回路电流不断增大，方向为图 2 中虚线箭头方向，Battery1 中部分电能以磁能形式存储到功率电感 L_1 中， M_1 导通时长决定了回路中电流峰值 i_{L_max} 的大小，充电回路的零状态响应方程为：

$$i_L = \frac{V_1}{R_{on}} (1 - e^{-\frac{R_{on}}{L}t}), 0 \rightarrow t_{on} \quad (26)$$

式中： V_1 为放电阶段 Battery1 的端电压； i_L 为电感 L_1 中电流； L 为 L_1 电感值； R_{on} 为闭合回路总电阻； t_{on} 为 M_1 导通时间。当 $t=t_{on}$ 时，电感中电流达到峰值 i_{L_max} 。

2) Battery2 充电阶段。控制 M_1 断开， L_1 ， D_2 ，Battery2 构成充电回路，电感中电能释放，给 Battery2 充电，电流方向为图 2 中实线箭头方向。电路中电流持续下降，至 L_1 端电压不能克服 D_2 正向导通电压时，充电阶段截止，电路响应方程为：

$$i_L = i_{L_max} e^{-\frac{(t-t_{on})}{L} \frac{R_{off}}{L}} - \frac{V_2 + V_D}{R_{off}} (1 - e^{-\frac{(t-t_{on})}{L} \frac{R_{off}}{L}}) \quad (27)$$

式中： R_{off} 为充电回路的总电阻； V_2 是充电阶段 Battery2 端电压； V_D 是 D_2 的正向导通电压。

确定均衡电路的参数后，根据式 (26) 和 (27) 便能够计算 MOSFET 开关的通断时间，从而设计 PWM 波信号的占空比，控制均衡电流的大小与均衡速度。

3) 消磁阶段。充电阶段完成后， D_2 截止，电感 L_1 中剩磁需要进行消磁处理，避免因电感磁饱和致使均衡电路无法正常工作。该阶段 Battery2， M_2 ， L_1 与 R_1 构成 RLC 谐振回路，及时消耗电感中剩磁，保证电路工作稳定。

这种均衡电路的优点在于均衡电流大，均衡效率高，能够在电池组的任意充、放电阶段实现能量双向传递，结构简单却不失延展性，在多组相邻的电池对间添加均衡子模块便可以实现同步均衡。

3.3 基于 SOC 一致性的均衡算法

确定好均衡拓扑电路后，需要搭配适合的控制策略才能高效地进行电池组容量均衡。本文提出一种基于 SOC 一致性的差值比较法，通过比较相邻两单体电池的 SOC，对 SOC 较高的单体放电，SOC 较低的单体充电实现均衡，提高了均衡速度，步骤如下。

1) 采集电池组的电压、电流数据，并通过 STPF 算法估计 n 节单体电池的 SOC，记为 $SOC_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 。

2) 计算电池组 SOC 极差 ΔS_{max} ，即最大剩余容量单体 SOC_{max} 与最小剩余容量单体 SOC_{min} 的差值。计算每组相邻电池对的 SOC 差值的绝对值 ΔS_i 。

3) 当极差 ΔS_{max} 大于设定均衡开启阈值 S_{L_th} 时，控制系统发出 PWM 波控制信号开启均衡，并且设置 MOSFET 开关每次导通时间为 T 。

4) 为了提高均衡速度，减少能量损失，率先均衡 SOC 差值大于极差一半的相邻电池对，使电池组 SOC 差异在短时间内迅速减小。

5) 每两个相邻的电池之间进行能量双向均衡，高 SOC 值电池以固定时间 T 放电，紧接着低 SOC 值电池充电，如此反复直至所有相邻电池对 SOC 差值的绝对值 ΔS_i 小于设定均衡关闭阈值 S_{u_th} 时结束均衡，否则返回步骤 1)。由于电池对单次充放电周期占比整个均衡周期较小，能量转移过程是循序渐进的阶段性过程，所以能够有效避免过均衡。

基于 SOC 一致性的均衡算法步骤如图 3 所示。

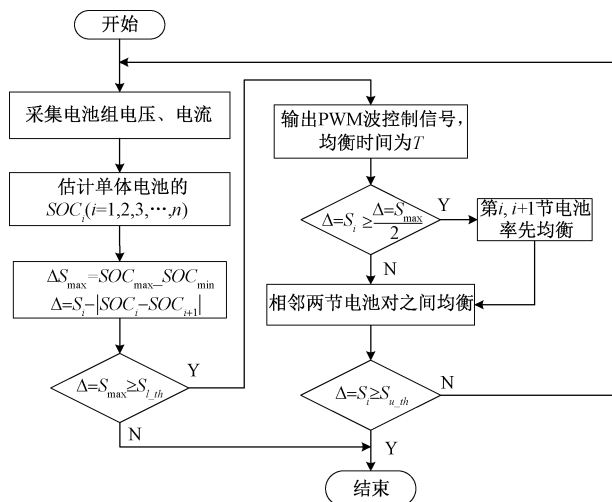


图3 基于 SOC 的电池组均衡控制流程

Fig. 3 Battery pack equalization control flow based on SOC

4 试验与结果分析

4.1 SOC 估计试验

选择某纯电动汽车在 UDDS 工况下进行测试。整车参数如表 1 所示,运行速度情况如图 4 所示,一次 UDDS 循环测试后得到单节电池的电流与端电压分别如图 5 和 6 所示,从图 5、6 能看出,电池运行在实际工况下,其工作电流并非平稳变化,而是呈现出短时间内高频波动的现象,其端电压也随之出现陡变,工作电流的突变会影响 SOC 估计的准确性。其中初始端电压高于标称电压是因为电池刚开始处于满电状态,属正常现象。

表 1 某纯电动汽车整车测试参数

Table 1 Test parameters of a pure electric vehicle

整车	电机		电池	
总重量	1 258 kg	电机型号	AC75	标称电压 13.5 V
空阻系数	0.33	最大功率	75 kW	额定容量 85 Ah
迎风面积	2.24 m ²	最大转速	10 000 r/min	串联数量 27
车轮轴距	2.45 m	最大转矩	273 N/m	初始 SOC 1

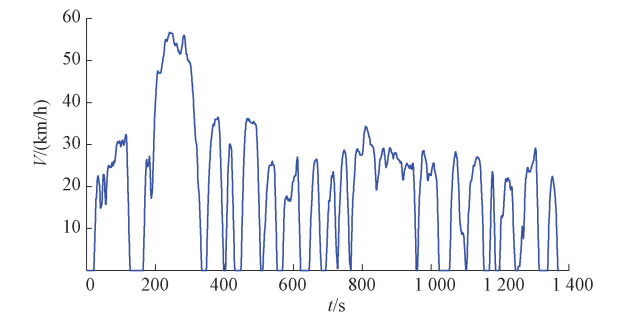


图 4 UDDS 工况
Fig. 4 Working condition of UDDS

本文在 UDDS 工况下,采用 STPF 算法对动力电池进

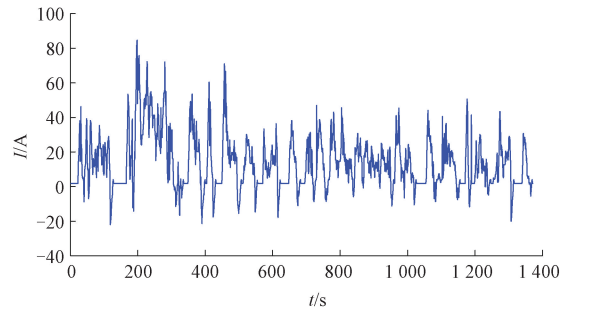


图 5 电流参数
Fig. 5 Current parameter

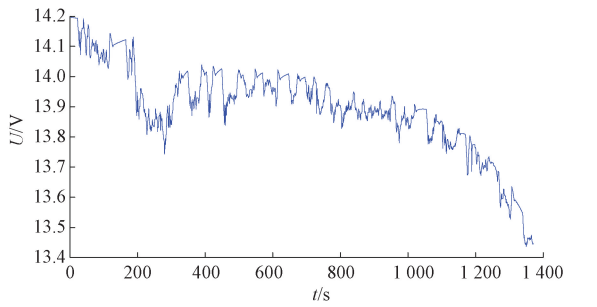


图 6 端电压参数
Fig. 6 Terminal voltage parameter

行 SOC 估计,并与 PF、EKF、STF 算法所得到的 SOC 估计结果作比较。电池等效电路模型参数通过带遗忘因子的递推最小二乘法辨识得到,结果如表 2 所示,开路电压与 SOC 的关系曲线如图 7 所示。总采样时间 T_s 为 1 370 s, STF 算法中遗忘因子 ρ 取 0.95,误差协方差阵 $P_{0/0}$ 初始值取 $\text{diag}(0.8, 0.8, 0.8)$,粒子数 $N=100, N_{th}=90$,采样周期 T_s 为 1 s,为了保证算法对比的合理性,4 种算法的过程噪声协方差矩阵 $Q=0.01$,观测噪声协方差矩阵 $R=10$,模型的参数在不同的算法中也保持一致,初始误差协方差矩阵设定与 STF 的误差协方差矩阵相同。在此期间,电池 SOC 从 1 下降至 0.94。SOC 估计结果及误差如图 8、9 所示,误差统计特征值如表 3 所示。

表 2 等效电路模型的参数辨识结果

Table 2 Parameter identification results of equivalent circuit model

SOC	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
$R_0/\text{m}\Omega$	3.00	2.63	2.47	2.43	2.42	2.41	2.35	2.31	2.28	2.27
$R_1/\text{m}\Omega$	1.59	0.91	1.11	0.95	0.78	0.89	1.04	0.85	1.39	1.26
$R_2/\text{m}\Omega$	0.51	0.33	0.55	0.56	0.40	0.37	0.66	1.01	0.32	0.74
C_1/kF	1.88	3.67	4.58	5.27	5.54	4.99	3.57	2.28	3.70	2.98
C_2/kF	29.45	114.40	88.98	79.36	103.40	124.90	108.20	72.30	145.70	98.40

由图 8、9 和表 3 可以看出,STPF 算法误差最小,误差曲线平缓且始终位于零值附近,其平均绝对误差为 0.001 3,相比 EKF 算法,精度提升大约 10 倍,最大误差 0.003 8,在 4 种算法中最小,标准差 0.001 2,说明 STPF

算法的稳定性最高。PF 算法 SOC 估计平均绝对误差为 0.003 7,标准差为 0.002 8,最大误差为 0.010 5,估计效果仅次于 STPF 算法。STF 算法平均绝对误差 0.005 2,最大误差 0.025 1,标准差 0.004 7。从这 3 种误差特征

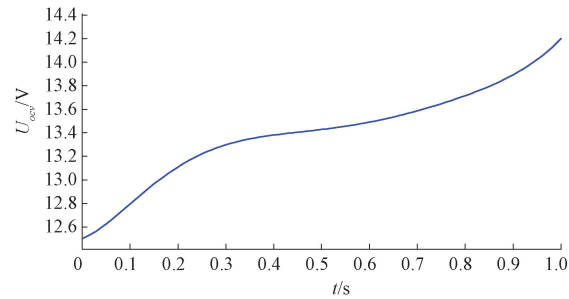


图 7 U_{ocv} -SOC 曲线

Fig. 7 U_{ocv} -SOC curve

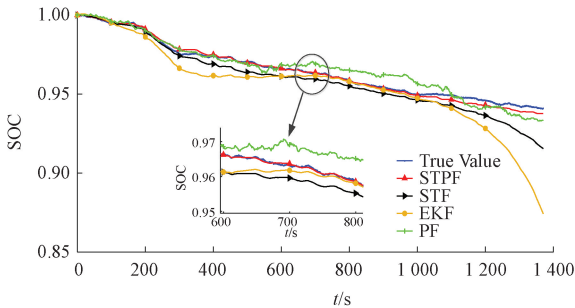


图 8 SOC 估计对比

Fig. 8 SOC estimation comparison

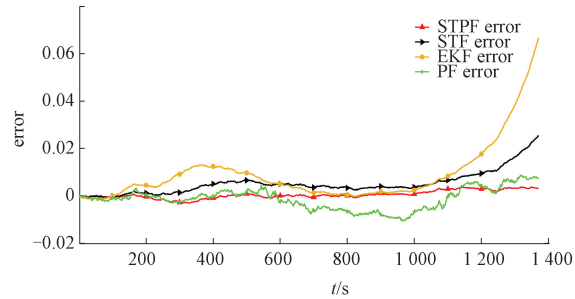


图 9 SOC 估计误差对比

Fig. 9 Comparison of SOC estimation deviation

值来看,其估计效果次于 PF 算法,但都优于 EKF 算法,说明加上次优渐消因子的 STF 算法相对于未做改进的 EKF 算法更能应对系统突变状态,对改善 SOC 估计有积极作用。STF 算法与 EKF 算法在迭代次数较高时,出现估计误差逐渐增大的趋势,经调试后发现,这两种算法对初始状态和过程噪声协方差矩阵较为敏感,只有在合适的取值下才能表现出较好的估计结果,相比之下,粒子滤波则对初始状态与过程噪声协方差矩阵要求不高,因此 STF 算法与 PF 算法的结合很好地解决了这一问题。总之,STPF 算法在锂电池 SOC 估计方面有最小的估计误差,最高的估计精度与稳定性。

表 3 误差统计特征值
Table 3 Error statistical eigenvalues

算法	最大误差	平均绝对误差	标准差
PF	0.010 5	0.003 7	0.002 8
EKF	0.065 9	0.009 2	0.012 1
STPF	0.003 8	0.001 3	0.001 2
STF	0.025 1	0.005 2	0.004 7

4.2 充放电均衡试验

在 MATLAB/Simulink 中搭建了 4 节电池组串联模型,将 3 节均衡子模块分别并联在相邻两节电池两端,系统采样时间 0.1 s。均衡阈值下限 $S_{L,th}$ 为 0.01,均衡关闭阈值 $S_{u,th}$ 为 0.001。基于功率电感的能量双向传递的均衡子模块参数如下:设定最大均衡电流为 5 A,则为匹配最大可通过电流,功率电感设为 1 H,消磁电阻取值尽可能大,设为 10 kΩ,二极管正向导通电压 0.8 V, MOSFET 开关导通电阻为 0.1 Ω, PWM 波控制信号周期 T 为 1 s, 占空比为 55%,所有子模块中元件参数与此相同。模拟了 4 节电池的充放电均衡过程,这 4 节电池分别命名为 Battery1、Battery2、Battery3 和 Battery4,额定容量均为 85 Ah,额定电压 13.5 V。根据 SOC 与开路电压关系曲线可以看出电池 SOC 位于 50%~80%变化较为平缓,因此将 4 节电池初始 SOC 以均匀间隔设置为 55%、60%、65%和 70%便于更明显的看出均衡效果。

1) 充电均衡试验

充电均衡时各单体电池的 SOC 变化如图 10 所示。充电均衡时电池组的端电压如图 11 所示。作为对比,图 12 和 13 所示为不开启均衡情况下电池组充电状态时的 SOC 与电压变化,考虑到安全因素,设置当任一单体电池 SOC 值增至 95%时,充电停止。

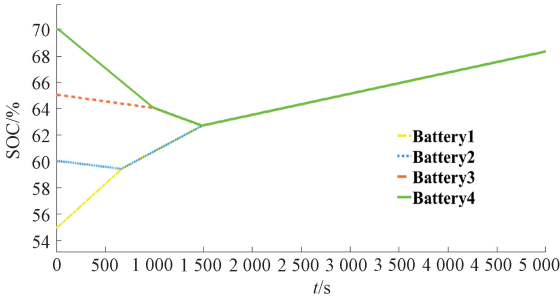


图 10 充电均衡时各电池 SOC 估计

Fig. 10 SOC estimation of each battery during charge equalization

由图 10 可看出,均衡开始时电池组 SOC 极差为 15%,以 5 A 恒流充电约 1 500 s 时所有单体电池 SOC 值收敛到均值附近,电池组达到均衡状态,并在之后始终保持一致性。由图 11 可看出,电池组未完成均衡之前,电

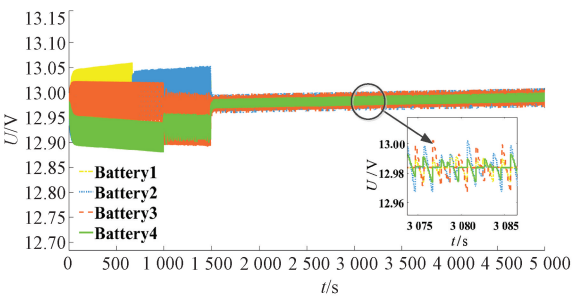


图 11 充电均衡时各电池端电压曲线
Fig. 11 Voltage curve of each battery during charge equalization

池组放电时的 SOC 与端电压变化情况。

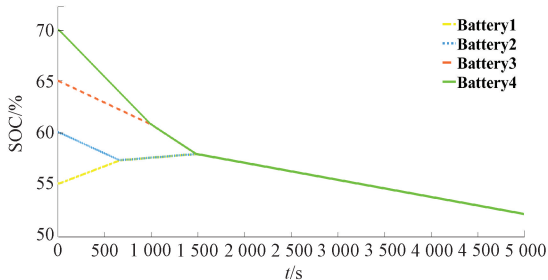


图 14 放电均衡时各电池 SOC 估计
Fig. 14 SOC estimation of each battery during discharge equalization

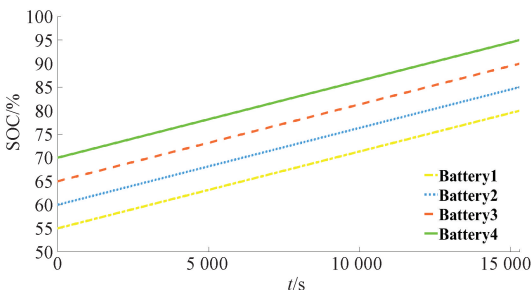


图 12 不开启均衡充电时各电池 SOC 估计
Fig. 12 SOC estimation of each battery when the equalization charging is not turned on

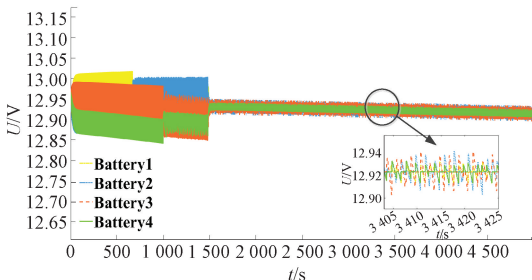


图 15 放电均衡时各电池端电压曲线
Fig. 15 Voltage curve of each battery during discharge equalization

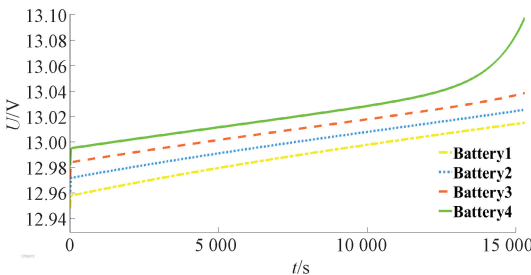


图 13 不开启均衡充电时各电池端电压曲线
Fig. 13 Voltage curve of each battery when the equalization charging is not turned on

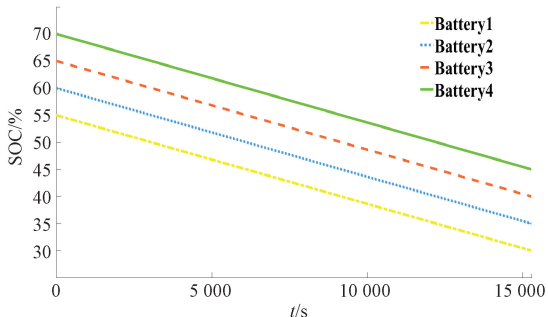


图 16 不开启均衡放电时各电池 SOC 估计
Fig. 16 SOC estimation of each battery when the equalization discharging is not turned on

池组的电压波动幅值在 0.15 V 以内。均衡完成之后,各单体电池电压变化范围明显减小,降到 0.04 V 以内,并且 4 节电池端电压同步变化,说明均衡控制对电压一致性也起到了很好的作用。由图 12、13 可看出,不开启均衡的电池组从充电开始至结束,一直没有消除不一致性,并且单体电池之间的端电压差值也有增大的趋势。

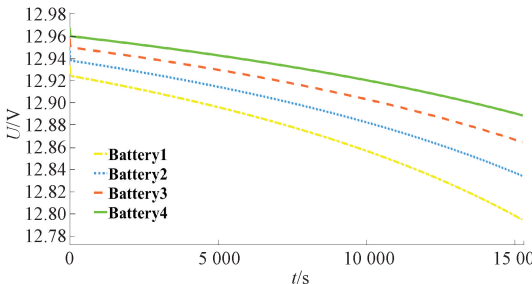


图 17 不开启均衡放电时各电池端电压曲线
Fig. 17 Voltage curve of each battery when the equalization discharging is not turned on

2) 放电均衡试验

保持电池组在充电均衡试验中的初始条件不变,验证均衡控制电路及控制策略在锂电池组放电情况下的效果。图 14 与 15 所示为放电均衡时电池组的 SOC 与电压情况。作为对比,图 16 与 17 所示为不开启均衡控制,电

图 14 中,电池组初始 SOC 极差为 15%,以 5 A 恒流放电至 1 500 s 左右时实现均衡,并在之后一直保持一致性。由图 15 可看出,均衡电路在对电池组放电均衡时也能减小单体电池端电压之间的不一致性。由图 16、17 可看出,不开启均衡控制,电池组的 SOC 与端电压的不一致性都没有被消除。

3) 离散度检验

引入电池组整体离散度概念如式(28),电池组的整体离散度越大,表明不一致性越大。一般地, $e(k)$ 小于 1%时,电池组一致性良好; $e(k)$ 介于 1%~3%时为轻度离散; $e(k)$ 介于 3%~5%时为中度离散; $e(k)$ 高于 10%时为严重离散,需要更换电池。

$$e(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (SOC_i(k) - SOC_{ave}(k))^2}{n}} \quad (28)$$

式中: $e(k)$ 为 k 时刻电池组离散度; $SOC_{ave}(k)$ 为 k 时刻电池组平均 SOC 值; n 为电池数。本文 4 节电池均衡过程中的离散度如图 18 所示。

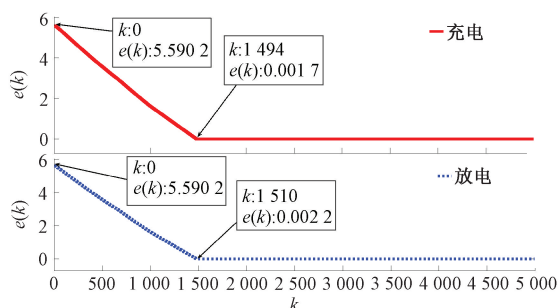


图 18 电池组充放电均衡离散度

Fig. 18 Dispersion of battery pack charge and discharge equalization

从图 18 可看出,充电均衡时电池组离散度从 5.5902 逐步降到 0.0017,放电均衡时离散度从 5.5902 逐步降到 0.0022。出于仿真验证均衡效果的目的,电池组初始离散度设置的很大,仿真电池数目较少,所以电池组离散度始末值跨度较大,但其结果能够证明均衡电路在电池组充放电过程中逐步减小其不一致性。

5 结 论

针对锂电池模型不准确、PF 算法存在粒子退化使得算法迭代后期估计能力衰减的问题,将 STPF 算法引入 PF 算法中,得到一种新的算法-STPF 算法,并应用于锂电池 SOC 估计。试验表明,STPF 算法的估计平均绝对误差在 0.13%之内,标准差在 0.12%以内,相比于 EKF、PF、STF 算法有更高的估计精度与稳定性。其次,针对电池组 SOC 不一致性问题,提出一种基于 SOC 一致性准则的均

衡控制策略,实现了基于 STPF 的电池组 SOC 主动均衡控制。有效地减小了电池组中各单体电池的 SOC 差异,整体离散度控制在 1%以内,有效避免了单体电池的过放或过充现象,提升了电池组使用寿命,具有一定的工程价值。

参考文献

- [1] 吴忠强,尚梦瑶,申丹丹,等. 基于 BSA-RELM 的纯电动汽车锂离子电池 SOC 估计[J]. 计量学报, 2019, 40(4): 693-699.
WU ZH Q, SHANG M Y, SHEN D D, et al. SOC estimation of pure electric vehicle lithium-ion battery based on BSA-RELM [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(4): 693-699.
- [2] 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. Likelihood function parameter identification and SOC estimation of battery variable temperature model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(12): 1-9.
- [3] HE Z C, YANG Z M, CUI X Y, et al. A method of state-of-charge estimation for EV power lithium-ion battery using a novel adaptive extended Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 14618-14630.
- [4] HANNAN M A, HOW D N T, HOSSAIN M S, et al. SOC estimation of li-ion batteries with learning rate-optimized deep fully convolutional network. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 7349-7353.
- [5] ZHOU D M, ZHANG K, RAVEY A, et al. Online estimation of lithium polymer batteries state of charge using particle filter based data fusion with multi-models approach [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(3): 2582-2595.
- [6] 刘征宇,汤伟,王雪松,等. 基于双时间尺度扩展卡尔曼粒子滤波算法的电池组单体荷电状态估计[J]. 中国机械工程, 2018, 29(15): 1834-1839.
LIU ZH Y, TANG W, WANG X S, et al. State of charge estimation of battery pack based on double time scale extended Kalman particle filter algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(15): 1834-1839.
- [7] 毕军,张栋,常海涛,等. 人工免疫粒子滤波算法估计电动汽车电池 SOC[J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(5): 103-108.
BI J, ZHANG D, CHANG H T, et al. The artificial immune particle filter algorithm estimates the battery SOC of electric vehicle[J]. Journal of Transportation Systems

- Engineering and Information Technology, 2015, 15(5): 103-108.
- [8] 张博, 刘皓明, 张金波. 基于 DC/DC 变换器的储能电站锂电池快速均衡策略[J]. 电子测量技术, 2019, 42(20): 1-5.
- ZHANG B, LIU H M, ZHANG J B. Rapid equalization strategy for lithium battery in energy storage power station based on DC/DC converter[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(20): 1-5.
- [9] 但强. 中小锂电池组切换式均衡方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 82-87.
- DAN Q. Study on switching equalization method for small and medium lithium battery packs [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (11): 82-87.
- [10] 张凯, 赵鹏, 王友仁, 等. 基于荷电状态的锂离子电池组主动均衡控制 [J]. 中国机械工程, 2020, 31(16): 1931-1939.
- ZHANG K, ZHAO P, WANG Y R, et al. Active equalization control of lithium-ion battery pack based on state of charge [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(16): 1931-1939.
- [11] ZHANG C H, SHANG Y L, LI Z Y, et al. An interleaved equalization architecture with self-learning fuzzy logic control for series-connected battery strings [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(12): 10923-10934.
- [12] MOHAMMAD A H, MD M H, SEOW E P, et al. Lithium-ion battery charge equalization algorithm for electric vehicle applications [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3): 2541-2549.
- [13] MA Y, DUAN P, SUN Y S, et al. Equalization of lithium-ion battery pack based on fuzzy logic control in electric vehicle [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6762-6771.
- [14] 刘征宇, 朱诚诚, 尤勇, 等. 面向 SOC 估计的计及温度和循环次数的锂离子电池组合模型[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 117-127.
- LIU ZH Y, ZHU CH CH, YOU Y, et al. Lithium-ion battery composite model with temperature and cycle number for SOC estimation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 117-127.
- [15] WANG H Q, WU W M, LI Y W, et al. A coupled inductor based buck-boost AC-DC converter with balanced DC output voltages [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 34(1): 151-159.

作者简介



吴忠强, 1989 年于东北重型机械学院获得学士学位, 1992 年于燕山大学获得硕士学位, 2003 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为燕山大学教授, 主要研究方向为动力电池的能量管理。

E-mail: mewzq@163.com

Wu Zhongqiang received his B. Sc. degree from Northeast Heavy Machinery Institute in 1989, M. Sc. degree from Yanshan University in 1992 and Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2003, respectively. Now he is a professor in Yanshan University. His main research interest includes energy management of power battery.



胡晓宇, 2019 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为燕山大学硕士研究生, 主要研究方向为锂电池 SOC 估计。

E-mail: 814893634@qq.com

Hu Xiaoyu received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Yanshan University. His main research interest includes SOC estimation of lithium batteries.