

# 不同温度的双卡尔曼滤波算法 电池组 SOC 估计

何 耀, 黄东明, 刘新天

(合肥工业大学新能源汽车工程研究院, 合肥 230009)

**摘要:** 动力锂电池组的荷电状态 SOC(state of charge)是整个电池管理系统的重要参数,能直接反映电动汽车剩余可行驶里程,因此如何精确地估计电池组的 SOC 值是至关重要的。由于电池组各单体电池的不一致性,以及电动汽车在行驶过程中的复杂环境,所以在电池组内单体电池负载电压的最小值  $V_{\min}$  模型的基础上运用统计学的方法,对模型中的各参数进行有关温度因素的拟合,并通过模拟汽车的实际行驶环境,在不同温度下进行实验,从而得到改进的  $V_{\min}$  模型;结合双卡尔曼滤波算法,实现对整个电池组的 SOC 估计。仿真和实验结果表明该方法对电池组 SOC 的估计精度有优越性。

**关键词:** 动力锂电池组;温度;荷电状态;双重卡尔曼滤波算法

## SOC Estimation of Battery Pack Based on Dual Kalman Filtering Algorithm at Different Temperatures

HE Yao, HUANG Dongming, LIU Xintian

(Clean Energy Automotive Research Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** The state of charge(SOC) of a lithium-ion power battery pack is an important parameter for the entire battery management system, which can directly reflect the remaining mileage that electric vehicles can run. As a result, it is essential to accurately estimate the SOC of the battery pack. Due to the nonuniformity of each cell in the battery pack, as well as the complex driving environment in which electric vehicles run, statistical methods are used in this paper to fit the model parameters into temperature-related factors on the basis of the  $V_{\min}$  model, which describes the minimum load voltage of a single cell in the battery pack. Through simulating the actual driving environment of electrical vehicles, an experiment is carried out at different temperatures, thus an improved  $V_{\min}$  model can be obtained. With the combination of dual Kalman filtering algorithm, the SOC estimation of the entire battery pack is realized. Simulation and experimental results show that the proposed method has advantage in improving the SOC estimation accuracy of the battery pack.

**Keywords:** lithium-ion power battery pack; temperature; state-of-charge; dual Kalman filtering algorithm

电动汽车的发展已经得到世界各国的普遍重视,动力锂电池组作为电动汽车的心脏,为整个电动汽车的运行提供能源支持,其性能和状态会直接影响电动汽车的续航状态。因此动力锂电池组的发展和各参数的实时检测尤其是电池组的荷电状态 SOC(state of charge)估计成为电动汽车发展过程中的一个关键性问题<sup>[1]</sup>。

目前对于电池 SOC 常见的估计方法有: 安时

积分法、开路电压法、神经网络法、数学模型法、卡尔曼滤波法和放电试验法<sup>[6]</sup>等。安时积分法通过对电池放电电流进行时间积分来估计电池的 SOC<sup>[2]</sup>, 开路电压法通过对电池组的端电压进行测量从而实现 SOC 的估计, 但是这种测量方法需要对电池组进行长时间的静置;神经网络法比较适用于电池组运行过程中的实时 SOC 估计<sup>[3]</sup>,需要大量相似的锂电池组参考数据作为训练数据;数学模型法是通过建立数学模型来估计电池组的 SOC<sup>[4]</sup>,但是当

环境发生变化时,就需要对模型进行修正,并重新估计SOC;卡尔曼滤波法通过递推迭代的方式实现对电池组SOC的最优化估计<sup>[5]</sup>。但是其对电池模型的选择较为关键。对于上述方法中存在的问题,蒋炜等提出了一种改进的电池组SOC估计方法<sup>[6]</sup>,其采用开路电压法估算 $t_0$ 时刻的初始SOC值 $SOC_0$ ,再根据温度、循环次数等参数来修正 $SOC_0$ ,最后结合Ah积分法估计任意 $t$ 时刻的SOC值;邱纲等在单输入神经网络模型的基础上建立了多输入神经网络模型<sup>[7]</sup>,能比较明显地减小对电池组SOC估计的误差,但对于神经网络模型,其需要采集所有单体电池的实验数据作为训练数据;Pleet和夏超英在电池状态空间模型上运用卡尔曼滤波算法进行递推去修正SOC估计结果<sup>[8]</sup>;刘新天等针对锂电池组中各单体的不一致性提出了 $V_{min}$ 模型<sup>[9]</sup>,从而实现了对于电池组SOC的较精确估计。但是上述方法在确定模型各参数时,均未考虑各参数受温度的影响,实际上电动汽车在行驶过程中,温度的变化很明显,其对模型准确性的影响也是不可忽视的<sup>[15]</sup>。

对于上述SOC估计方法中存在的问题,本文在 $V_{min}$ 模型的基础上,通过对模型中的参数进行分析,并运用统计学的方法拟合各参数与相关影响因素之间的关系,从而对原模型进行改进,得到更加精确的模型。以此为基础,采用双重卡尔曼滤波算法实现了对电池组的状态和时变参数的同时在线估计<sup>[10-12]</sup>,使电池组的SOC估计精度得到提高。

## 1 动力锂电池组的 $V_{min}$ 模型

$V_{min}$ 模型是针对电池组的各单体电池的差异性,根据木桶效应推出的一种由电池组中容量最低的单体电池SOC值来反映整个电池组的SOC值,模型的提出是基于电池组内各单体电池为串联的前提。图1为此模型的电池组等效电路。图中 $R_n$ 表示第 $n$ 节单体电池的内阻, $V_n$ 表示第 $n$ 节电池的开路电压, $V$ 表示电池组负载电压。

其模型表达式为

$$V_{min} = h \min(SOC_1, SOC_2, \dots, SOC_n) - I_m \bar{R} \quad (1)$$

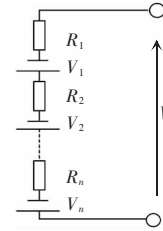


图1 电池组等效电路

Fig.1 Equivalent circuit of battery pack

式中: $SOC_n$ 为电池组中第 $n$ 节电池的SOC值; $V_{min}$ 为电池组中各单体电池最低的负载电压; $I_m$ 为电池组 $m$ 时刻的放电电流; $h$ 为电池的开路电压与电池SOC之间的单调函数关系<sup>[13]</sup>; $\bar{R}$ 为电池组中各单体电池的近似内阻。

根据木桶效应的原理,可知电池组SOC为

$$SOC = \min(SOC_1, SOC_2, \dots, SOC_n) \quad (2)$$

由式(1)和(2)可得

$$SOC = \frac{V_{min} + I_m \bar{R}}{h} \quad (3)$$

即电池组的SOC值可用组内容量最低的单体电池的SOC值表示。

### 1.1 模型观测方程

对于式(3)中 $V_{min}$ 的测量可采用Pleet提出的电池模型<sup>[14]</sup>,其中描述了电池的负载电压与电池充满电的空载电压,电池的内阻、电池的SOC值等因素之间的数学关系,即

$$V_m = V_0 - R_m I_m - \frac{t_0}{SOC_m} - t_1 SOC_m + t_2 \ln(SOC_m) + t_3 \ln(1 - SOC_m) \quad (4)$$

式中: $V_m$ 为 $m$ 时刻电池的负载电压; $V_0$ 为电池充满电的空载电压; $R_m$ 为 $m$ 时刻电池的内阻,其会随着环境因素的变化而变化; $k_1, k_2, k_3, k_4$ 为与温度有关的系数。

### 1.2 电池组 $V_{min}$ 的改进

电动汽车在行驶的过程中,遇到的环境会随时变化,其温度差异会非常明显,而在不同的温度下 $R_m$ 及 $k_1, k_2, k_3, k_4$ 的实时值都会受到影响,所以需要具体讨论各系数与温度之间的数学关系。

图2给出了3组电池在不同SOC情况下电池内阻的变化情况,显然,电池的内阻随着SOC的增

大而有所减小,但是其变化幅度很小。

图 3 给出了不同温度下电池内阻的变化情况,可见,当温度升高时电池的内阻会逐渐减小;在低温时曲线的变化率较大,说明温度越低,电池内阻受温度变化的影响越加明显。由图 2 和图 3 综合可见,温度对电池内阻的影响非常明显,而电池 SOC 对电池内阻的影响很小。本文将着重考虑各系数与温度之间的关系。

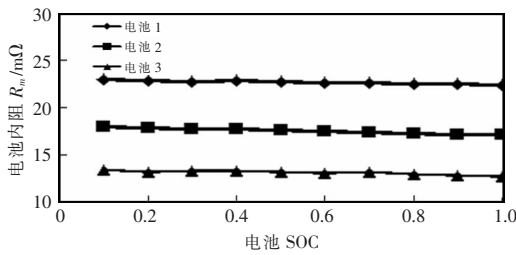


图 2 不同 SOC 时的电池内阻的变化曲线

Fig.2 Changing curves of battery internal resistance in different SOC's

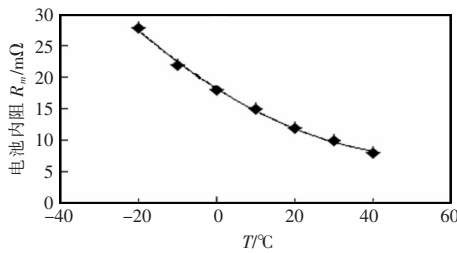


图 3 不同温度时电池内阻的变化曲线

Fig.3 Changing curves of battery internal resistance at different temperatures

根据图 3,可以对电池内阻与温度之间的关系进行建模。其模型为

$$R_m = R_0 + h_1 T + h_2 T^2 \quad (5)$$

式中:  $R_0$  为常数项;  $h_1, h_2$  为模型系数;  $T$  为温度。

根据实验可得不同温度下的内阻  $R_m$ , 见表 1。

本文运用最小二乘法进行数据拟合,最小二乘法方程为

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^7 1 & \sum_{i=1}^7 T_i & \sum_{i=1}^7 T_i^2 \\ \sum_{i=1}^7 T_i & \sum_{i=1}^7 T_i^2 & \sum_{i=1}^7 T_i^3 \\ \sum_{i=1}^7 T_i^2 & \sum_{i=1}^7 T_i^3 & \sum_{i=1}^7 T_i^4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_0 \\ h_1 \\ h_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^7 R_{mi} \\ \sum_{i=1}^7 T_i R_{mi} \\ \sum_{i=1}^7 T_i^2 R_{mi} \end{pmatrix} \quad (6)$$

表 1 不同温度下的内阻  $R_m$

Tab.1 Internal resistance  $R_m$  at different temperatures

$T/^\circ\text{C}$	-20	-10	0	10	20	30	40
$R_m/\text{m}\Omega$	28.1	22.2	18.5	15.3	12.2	10.4	8.6

拟合可得模型的各项系数为

$$R_0 = 18.286, h_1 = -0.3929, h_2 = 0.0036.$$

### 1.3 模型观测方程系数 $t_0, t_1, t_2, t_3$ 的拟合

结合模型观测方程,在不同温度和 SOC 条件下进行实验,可以得到不同温度下的系数观察值,如表 2 所示。再应用最小二乘法进行参数拟合,可以得到各系数与温度之间的数学关系。实验中,通过在  $-10^\circ\text{C}$ 、 $0^\circ\text{C}$ 、 $10^\circ\text{C}$ 、 $20^\circ\text{C}$  和  $30^\circ\text{C}$  的温度环境下对电池放电,并测量相关数据进行分析。

在坐标系中绘出各系数在不同温度下所得的观测值,并且用最小二乘法对点进行拟合,结果如图 4~图 7 所示。

表 2 不同温度下系数

Tab.2 Coefficient values at different temperatures

$T/^\circ\text{C}$	$t_0$	$t_1$	$t_2$	$t_3$
-10	0.1767	0.1032	0.0657	0.0268
0	0.1812	0.1103	0.0746	0.0317
10	0.2122	0.1253	0.0917	0.0457
20	0.2643	0.1736	0.1231	0.0729
30	0.3157	0.2587	0.1957	0.1383

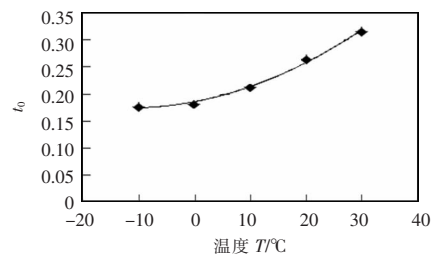


图 4  $t_0$  的拟合曲线

Fig.4 Fitting curve of  $t_0$

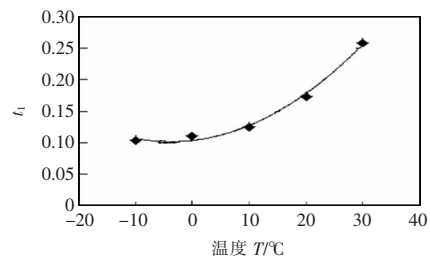


图 5  $t_1$  的拟合曲线

Fig.5 Fitting curve of  $t_1$

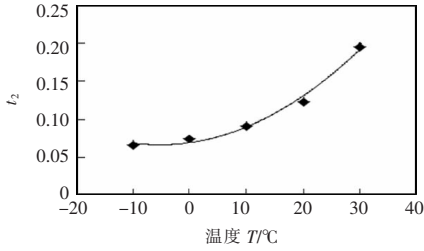


图 6  $t_2$  的拟合曲线

Fig.6 Fitting curve of  $t_2$

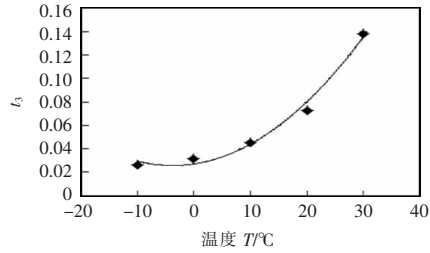


图 7  $t_3$  的拟合曲线

Fig.7 Fitting curve of  $t_3$

根据曲线的形状,对曲线方程进行建模,其模型为

$$t_i = k_1 T^2 + k_2 T + k_3 \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (7)$$

运用最小二乘法计算得

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^5 1 & \sum_{i=1}^5 T_i & \sum_{i=1}^5 T_i^2 \\ \sum_{i=1}^5 T_i & \sum_{i=1}^5 T_i^2 & \sum_{i=1}^5 T_i^3 \\ \sum_{i=1}^5 T_i^2 & \sum_{i=1}^5 T_i^3 & \sum_{i=1}^5 T_i^4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^5 t_i \\ \sum_{i=1}^5 T_i t_i \\ \sum_{i=1}^5 T_i^2 t_i \end{pmatrix} \quad (8)$$

最后计算得到各方程中所对应系数,如表 3 所示。表中,  $R^2$  为决定系数,体现出曲线和实际数据之间的拟合程度,数值越接近于 1,其可靠性越高。

表 3 各系数的拟合值

Tab.3 Fitting value of each coefficient

系数	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$
$k_1$	$8 \times 10^{-5}$	0.000 1	0.000 1	$1 \times 10^{-4}$
$k_2$	0.002	0.001	0.001 1	0.000 7
$k_3$	0.185 7	0.103 3	0.069 2	0.027 1
$R^2$	0.994 5	0.994 6	0.989 6	0.989 1

## 2 基于 Dual EKF 的 SOC 估计

双卡尔曼滤波器 Dual EKF(dual extended Kalm-

an filter)是将 2 个卡尔曼滤波器进行耦合并行工作,同时在线估计系统的状态和时变参数,从而可以提高对电池组 SOC 的估计精度。

根据 Ah 积分法可得

$$SOC = SOC_0 - \frac{1}{C_N} \int_0^t \eta_c I(t) dt \quad (9)$$

式中: SOC 为  $t$  时刻的 SOC 瞬时值;  $SOC_0$  为初始时刻的 SOC 值;  $\eta_c$  为充放电效率;  $I(t)$  为充放电过程中任意  $t$  时刻的瞬时电流值。

将式(4)和式(9)离散化,可得模型状态方程为

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, \theta_k, k) + w_k \quad (10)$$

$$y_k = h(x_k, u_k, \theta_k, k) + v_k \quad (11)$$

式中,  $x_{k+1}$  为  $k+1$  时刻系统的状态变量;  $u_k$  为  $k$  时刻系统的电池电流;  $y_k$  为系统的观测变量;  $\theta_k$  为引入的参数向量;  $f$  和  $h$  分别为由 Ah 积分法计算 SOC 的计算公式和单体电池端电压计算公式决定的数学函数;  $w_k, v_k$  为高斯白噪声。在建模时,本文认为新引入的参数向量具有微小扰动,可认为  $\theta_{k+1} = \theta_k + r_k, r_k$  为噪声干扰。

定义

$$A_k = \frac{\partial f(X_k, u_k)}{\partial X_k} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\eta_c \Delta t}{C_N} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$C_k = \frac{\partial h(X_k, u_k)}{\partial X_k} = \frac{t_0}{x_k^2} - t_1 + \frac{t_2}{x_k} - \frac{t_3}{1-x_k} \quad (13)$$

Dual EKF 算法估计 SOC 的步骤如下:

(1)初始化:选取  $x_0, \theta_0$  的初始值;

(2)误差协方差为

$$P_k = E[(X_0 - \hat{X}_0^+)(X_0 - \hat{X}_0^+)^T] \quad (14)$$

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} f(x_k, u_k, \theta_k, k) \\ \theta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_k \\ r_k \end{bmatrix} \quad (15)$$

(3)时间状态变量更新为

$$\hat{x}_{k+1}^- = \hat{\theta}_k^+ \quad (16)$$

$$\hat{x}_{k+1}^- = f(\hat{x}_k^+, u_k, \hat{\theta}_k^+, k) \quad (17)$$

(4)误差协方差更新为

$$P_{k+1} = A_k P_k A_k^T + Q_{w,v} \quad (18)$$

式中:  $Q_{w,v}$  为 Ah 积分法的噪声协方差矩阵。

(5)计算卡尔曼增益为

$$L_k = P_k C_k^T [C_k P_k C_k^T + Q_v]^{-1} \quad (19)$$

式中： $Q_v$  为电池组端电压估计的协方差矩阵。

(6) 系统观测变量的测量更新为

$$\hat{x}_{k+1}^- = \hat{x}_k^+ + L_k [y_k - h(\hat{x}_k^+, u_k, \hat{\theta}_k^+, k)] \quad (20)$$

$$\hat{P}_{k+1}^- = A_k \hat{P}_k^+ A_k^T + Q_{w,v} \quad (21)$$

(7) 再将更新得到的  $x_{k+1}$  和  $P_{k+1}$  代回到第(1)步, 重新进行迭代运算就可以得到最有估计值, 并且通过 2 个卡尔曼滤波器的耦合工作, 可以较准确地得到系统状态变量和时间变量的实时估计。

### 3 仿真实验及结果分析

为了验证考虑温度因素之后对锂电池组 SOC 估计的准确性的影响, 选取额定电压 240 V, 额定容量为 20 A·h 的电动汽车动力锂电池组作为实验对象。以《电动道路车辆用锂离子蓄电池测试标准》为依据, 对整个电池组进行充放电实验。步骤如下。

(1) 将电池组充满电 (SOC(0)=100%)。

(2) 在恒温条件下 (30°C±2°C), 按照图 8 所示的放电波形进行放电, 每个放电阶段先进行电流为 60 A 的尖峰放电, 然后以 5 A 的恒定电流放电 46 min, 共放出 20% 的电量。整个实验过程 16 480 s。

(3) 静置 30 min, 重复步骤(2)4 次。

(4) 将温度调整为 10°C 和 -10°C, 再进行 2 次实验。

由于实验只能通过测控机来测量电池组的电流电压, 然后应用开路电压法查表得到电池组的 SOC 值, 而本文所提出的改进模型对于电池组的

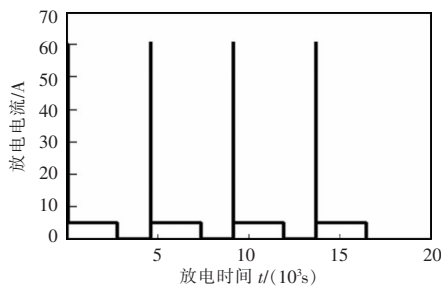


图 8 实验中电池组放电电流波形

Fig.8 Discharge current waveform of battery pack in the experiment

SOC 估计, 需要结合双重卡尔曼滤波算法、初始值的设定以及各参数的实时更新来估计, 并不能直接通过实验得到, 所以需要进行仿真得到估计结果。利用上文计算出的参数, 在 Matlab 中建立加入温度因素的电池组 SOC 估计模型, 进行状态向量的初始化, 时间状态向量的更新, 系统状态的更新, 状态向量和时变参数的卡尔曼增益和观测变量的测量更新等步骤。分别以 -10°C、10°C、30°C 为条件进行仿真实验, 将仿真结果与  $V_{min}$ -EKF 法进行比较, 结果如图 9~图 14 所示。

由图可以看出, 在不同的温度下, 原来的卡尔曼滤波算法得到的误差较大, 而加入温度因素之后再运用双卡尔曼滤波算法对于整个电池组 SOC 的估计精度能够得到一定程度的提高, 两种估计方法在初始时刻的差别并不大, 经过时间的推移, 差别

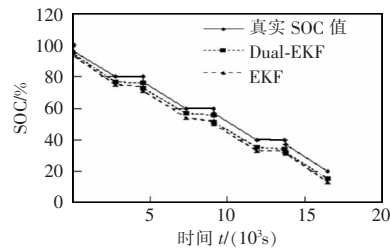


图 9 -10°C 时 SOC 估计值

Fig.9 Estimation value of SOC at -10°C

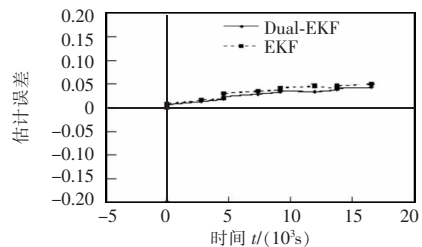


图 10 -10°C 时估计误差

Fig.10 Estimation error at -10°C

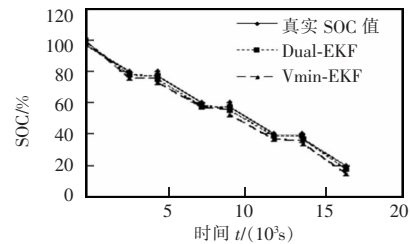


图 11 10°C 时 SOC 估计值

Fig.11 Estimation value of SOC at 10°C



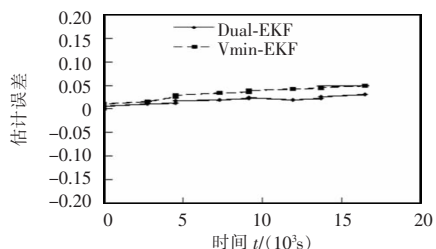


图 12 10°C时估计误差

Fig.12 Estimation error at 10°C

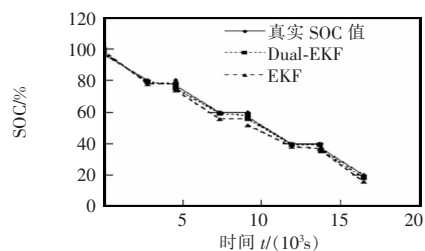


图 13 30°C时 SOC 估计值

Fig.13 Estimation value of SOC at 30°C

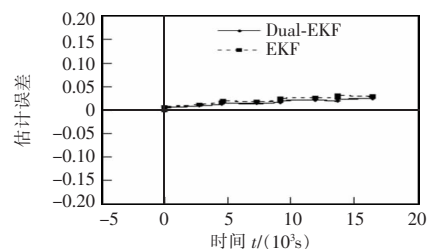


图 14 30°C时估计误差

Fig.14 Estimation error at 30°C

变得明显起来。主要原因就是双重卡尔曼滤波算法在迭代计算的过程中能够实时在线更新时变参数并且根据实时测得的温度、电压和电流等数据实现电池组状态的实时更新,从而能够更加准确地实现对电池组 SOC 的估计。本实验选取了 3 个不同的恒温条件,验证了在不同的温度条件下,加入温度因素后都能够更精确的实现对于 SOC 的估计,下一步要做的工作就是在温度变化的条件下进行实验,来检测温度时变的情况下是否依然能得到较精确的结果。

表 4 为在不同温度下改进 Dual-EKF 估计方法和 EKF 方法估计误差的对比,说明了加入温度因素之后 SOC 的估计精度得到了提高。

表 4 不同温度下改进 Dual-EKF 法与 EKF 法估计误差对比

Tab.4 Comparison of estimation error between the improved Dual-EKF method and the original method at different temperatures

T/°C	估计误差/%	
	Dual-EKF	EKF
-10	4.31	5.12
10	3.15	4.93
30	2.32	2.94

## 4 结语

本文针对电动汽车锂电池组 SOC 估计问题中的行驶环境变化大,各单体电池的不一致性,在  $V_{min}$  模型的基础上,提出考虑温度因素,并进行数据拟合,得出各参数与温度之间的关系,从而使原模型得到改进,以改进的模型为基础,提出用 Dual-EKF 算法来进行模型的迭代运算,进而实现了系统状态变量和时间变量的实时在线估计。仿真结果表明该方法能够提高电池组的 SOC 估计精度。后续研究可以考虑电池 SOC 对电池内阻的影响,让模型更加精确。

## 参考文献:

- [1] Cai C H, Du D, Liu Z Y. Battery state-of-charge(SOC) estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system[C]. The 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. St. Louis, MO, USA, 2003, 2: 1068-1073.
- [2] 李哲, 卢兰光, 欧阳明高. 提高安时积分法估算电池 SOC 精度的方法比较[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2010, 50(8): 1293-1296.  
Li Zhe, Lu Languang, Ouyang Minggao. Comparison of methods for improving SOC estimation accuracy through an ampere-hour integration approach[J]. Journal of Tsinghua University: Sci & Tech, 2010, 50(8): 1293-1296(in Chinese).
- [3] 周美兰, 王吉昌, 李艳萍. 优化的 BP 神经网络在预测电动汽车 SOC 上的应用[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2015, 32(1): 129-134.  
Zhou Meilan, Wang Jichang, Li Yanping. Optimized BP

- neural network in the prediction of electric vehicles SOC [J]. Journal of Natural Science of Heilongjiang University, 2015, 32(1): 129-134(in Chinese).
- [4] 周晓凤, 赵又群. 电动汽车动力电池 SOC 估算研究[J]. 机械科学与技术, 2014, 33(2): 263-267.  
Zhou Xiaofeng, Zhao Youqun. Study on the SOC estimation of power battery for electric vehicle[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2014, 33(2): 263-267(in Chinese).
- [5] 毛华夫, 万国春. 基于卡尔曼滤波修正算法的电池 SOC 估算[J]. 电源技术, 2014, 38(2): 298-303.  
Mao Huaifu, Wan Guochun. Estimation of battery SOC based on Kalman filter correction algorithm[J]. Power Technologies, 2014, 38(2): 298-303(in Chinese).
- [6] 蒋炜, 陈立剑, 陈方亮. 动力锂电池组管理系统的 SOC 估算研究[J]. 船电技术, 2011, 31(6): 38-40.  
Jiang Wei, Chen Lijian, Chen Fangliang. Research on the estimated method of SOC in li-ion battery management system[J]. Marine Electric & Electronic Technology, 2011, 31(6): 38-40(in Chinese).
- [7] 邱纲, 陈勇. 电动汽车用动力电池组 SOC 的神经网络估计[J]. 辽宁工程技术大学学报: 自然科学版, 2006, 25(2): 230-234.  
Qiu Gang, Chen Yong. Neural network estimation of battery pack SOC for electric vehicles[J]. Journal of Liaoning Technical University: Natural Science Edition, 2006, 25(2): 230-234(in Chinese).
- [8] Xia Chaoying, Zhang Shu, Sun Hongtao. A strategy of estimating state of charge based on extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2007, 31(5): 414-417.
- [9] 刘新天, 刘兴涛, 何耀, 等. 基于 Vmin-EKF 的动力锂电池组 SOC 估计[J]. 控制与决策, 2010, 25(3): 445-448.  
Liu Xintian, Liu Xingtao, He Yao, et al. Based-Vmin-EKF SOC estimation for power Li-ion battery pack[J]. Control and Decision, 2010, 25(3): 445-448(in Chinese).
- [10] 林菜, 赵又群. 基于双重扩展自适应卡尔曼滤波的汽车状态和参数估计[J]. 中国机械工程, 2009, 20(6): 750-756.  
Lin Fen, Zhao Youqun. Vehicle state and parameter estimation based on dual extended adaptive Kalman filter[J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(6): 750-756(in Chinese).
- [11] 商高高, 朱晨阳. 基于双重卡尔曼滤波器电池荷电状态的估计[J]. 重庆理工大学学报, 2014, 28(6): 1-7.  
Shang Gaogao, Zhu Chenyang. States of charge estimation of battery based on the dual Kalman filter[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology, 2014, 28(6): 1-7(in Chinese).
- [12] 王笑天, 杨志家, 王英男, 等. 双卡尔曼滤波算法在锂电池 SOC 估算中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1732-1738.  
Wang Xiaotian, Yang Zhijia, Wang Yingnan, et al. Application of dual extended Kalman filtering algorithm in the state-of-charge estimation of lithium-ion battery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1732-1738.
- [13] Lee S, Kim J, Lee J, et al. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge[J]. Journal of Power Sources, 2008, 185(2): 1367-1373.
- [14] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs-part3. state and parameter estimation[J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 277-292.
- [15] 林春景, 李斌, 常国峰, 等. 不同温度下磷酸铁锂电池内阻特性实验研究[J]. 电源技术, 2015, 39(1): 22-25.  
Lin Chunjing, Li Bin, Chang Guofeng, et al. Experimental study on internal resistance of LiFePO<sub>4</sub> batteries under different ambient temperatures[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2015, 39(1): 22-25.
- [16] 尚丽平, 王顺利, 李占锋, 等. 基于放电试验法的机载蓄电池 SOC 估计方法研究[J]. 电源学报, 2014, 12(1): 61-65.  
Shang Liping, Wang Shunli, Li Zhanfeng, et al. Airborne battery SOC estimate method study based on discharge test method[J]. Journal of power supply, 2014, 12(1): 61-65(in Chinese).



何耀

## 作者简介:

何耀(1983-),男,博士,副研究员,研究方向:新能源汽车,E-mail:110511408@qq.com。

黄东明(1992-),男,通信作者,硕士研究生,研究方向:电池 SOC 估计,E-mail:1024679311@qq.com。

刘新天(1982-),男,博士,副研究员,研究方向:新能源汽车,E-mail:10877047@qq.com。