

基于电化学机理模型的锂离子电池 参数辨识及 SOC 估计

邓 昊¹, 杨 林¹, 邓忠伟¹, 李冬冬¹,
杨 洋¹, 蔡亦山¹, 羌嘉曦²

(1. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240;

2. 上海凌翼动力科技有限公司, 上海 200240)

摘要: 采用 Fisher 信息矩阵进行参数可辨识性分析, 解决了参数的辨识问题, 进而提出了基于简化电化学机理模型 SP2D(simple pseudo-two-dimensional)的 SOC(电池电量)在线估计方法。实验表明, 该 SOC 估计方法较基于等效电路模型(一阶 RC 模型)的 SOC 估计方法, 可将 SOC 估计的平均误差减小近 30%, 而在电池放电中后期更可减小达 60%, 有效解决了在电池全工作范围内的 SOC 高精度估计问题。

关键词: 电化学模型; 可辨识性分析; 参数辨识; 在线 SOC 估计

中图分类号: TM 912

文献标志码: A

Lithium-Ion Battery Parameter Identification and SOC Estimation Based on Electrochemical Models

DENG Hao¹, YANG Lin¹, DENG Zhongwei¹, LI Dongdong¹, YANG Yang¹, CAI Yishan¹, QIANG Jiayi²

(1. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Shanghai 01 Power Technology Co., Ltd., Shanghai 200240, China)

Abstract: The Fisher information matrix was adopted to identify the parameters of a lithium-ion battery, and an online SOC(state of charge) estimation method was proposed based on the SP2D (simple pseudo-two-dimensional) model. Compared with the results of the equivalent circuit model, the experiment verifies that the proposed SOC estimation method has higher precision. Effectively solving the problem of SOC high accuracy estimation in the whole range of SOC, the average error of SOC can be reduced by nearly 30%, and by 60% in the later stage of battery discharge.

Keywords: *electrochemical model; identifiability analysis; parameter identification; online SOC (state of charge) estimation*

收稿日期: 2017-12-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51741707)

第一作者: 邓 昊(1992-), 男, 硕士研究生. 研究方向: 电池管理系统. E-mail: denghao5854@163.com

通信作者: 杨 林(1969-), 男, 教授. 研究方向: 汽车电子、新能源汽车. E-mail: yanglinsjtu@126.com

电动汽车已成为国内外汽车科技发展的重点。如何准确估计 SOC(电池电量),是电动汽车发展中亟待解决的关键问题。现有的 SOC 估计方法,除基于完全依赖实验数据的数据模型外,主要基于等效电路模型(ECM),其具有模型简单、计算方便的优点^[1-2]。但数据模型的实验工作量大、难于全覆盖电池在电动汽车等应用的全部工况,等效电路模型亦属于经验模型,不能体现电池实际的物理参数,因而无法描述电池内部的电化学反应与物理特性。相比而言,电化学机理模型(如 P2D, pseudo-two-dimensional)^[3]是根据电池内部机理建立电化学动力和传输方程组,因此,可以更准确地描述电池的运行状态、健康状态,提高了电池 SOC 估计的准确性。但 P2D 模型的控制方程^[4]之间的耦合程度高、计算量大。需要对 P2D 模型进

行合理简化,才能用于电池管理系统(BMS)等实时应用中。而简化后的 SP2D(simple pseudo-two-dimensional)模型仍然参数过多^[5-6],且各参数对电池输出电压的敏感度不同,难以准确辨识全部参数,因而依然难以解决 SOC 在线估计的问题。

本文将在简化 P2D 模型(SP2D)的基础上,提出基于模型参数可辨识性分析的最优辨识参数组及参数辨识方法,解决参数辨识问题;进而研究基于 SP2D 的 SOC 自适应卡尔曼滤波(adaptive extended Kalman filter, AEKF)估计算法,实现对 SOC 的准确在线估计;并通过对某款车用磷酸铁锂电池(容量为 94 AH,具体参数由电池生产企业提供,如表 1 所示)的实验,对比基于 ECM 和 SP2D 两种模型的 SOC 估计方法,验证本文方法的有效性。 θ 为电荷比。

表 1 实验电池参数

Tab.1 Parameters of the experimental battery

参 数	符号	单位	负极	隔膜	正极
厚度	L	m	111×10^{-6}	16×10^{-6}	1.52×10^{-6}
电极表面积	A	m^2		4.27	
粒子半径	R_s	m	15.1×10^{-6}		1×10^{-6}
固相孔隙率	ϵ_s		0.51		0.56
液相孔隙率	ϵ_e		0.38	0.39	0.34
固相最大浓度	$c_{s,\text{max}}$	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$	2.835×10^4		2.278×10^4
0% SOC 的电荷比	θ_0		0		0.98
100% SOC 的电荷比	θ_{100}		0.5		0.38
平均电解液离子浓度	c_{e0}	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$		1×10^3	
反应率常数	k	$\text{mol}^{-1/2}\cdot\text{m}^{5/2}\cdot\text{s}^{-1}$	1×10^{-11}		1×10^{-11}
电荷传输系数	α_a, α_c		0.5,0.5		0.5,0.5
电荷数	t^+			0.36	
固相扩散系数	D_s	$\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$	3.9×10^{-14}		1.9×10^{-14}
液相扩散系数	D_e	$\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$		1×10^{-10}	
固相导电率	σ	$\text{S}\cdot\text{m}^{-1}$	100		10
液相导电系数	κ	$\text{S}\cdot\text{m}^{-1}$		8.4	
SEI 膜电阻	R_{SEI}	$\Omega\cdot\text{m}^2$	0		0
正极电压	$U_p(\theta)$	V	$-(8\,427\tanh(46\theta+551/250))/1\,000-(153\tanh((3\,273\theta/100-3\,441/100))/10-3\,441/1000, \theta\in(0.02,0.95))$		
负极电压	$U_n(\theta)$	V	$(129\exp(-(3\,578\theta/5))/100-(661\exp((154\,995\,884\,775\,583\theta)/36\,028\,797\,018\,963\,968))/25+(4\,047\exp(-(3\,789\theta/100))/5\,000+133/5, \theta\in(0.001,0.85))$		

1 锂离子电池电化学机理模型 SP2D

电池 P2D 模型由 4 个偏微分方程和 1 个代数方程组成^[7]。分析表明,简化 P2D 模型中液相浓度、固相表面浓度和反应电流的计算,是简化 P2D 模型的关键。为此,在 SP2D 模型中分别利用

了多项式近似的方法来计算这 3 项的分布(表 2)。图 1 是模型的坐标基准。 L_p 为电池正极部分的长度; L_s 为隔膜部分的长度。在表 2 中,液相浓度 c_e 由式(1)表示,通过对式(2)进行离散化,迭代求解液相浓度积分 $Q_{e,n}$ ^[6],得到每一个时刻液相浓度 c_e 的分布。反应电流 j_f 用三阶多项式(式(3))近

似求得, 通过取式(4)在 $y=0, \frac{L_n}{2}, L_n$ 时^[5]建立的3个方程迭代求解。其中, y 为电池各部分相应的位置坐标, L_n 为电池负极部分的长度, κ_{eff} 为有效液相电导率, σ_{eff} 为有效固相电导率。考虑到电极的多孔性, 取 Bruggeman 系数得 $\kappa_{\text{eff}} = \kappa \varepsilon_c^{1.5}$, $\sigma_{\text{eff}} = \sigma \varepsilon_s^{1.5}$ 。固相表面浓度采用 PP 方法(曲线近似方法)^[7], 将粒子固相浓度 c_s 以多项式(6)近似求得, 通过表面浓度 $c_{s,\text{sur}}$, 平均浓度 $\bar{c}_s$ 以及体积平均浓度流 $\bar{q}$ 建立式(7)来求解得到。由于这3个参数只和反应电流 j_f 有关, 因此, 代入 j_f 即可以得到固相表面浓度 $c_{s,\text{sur}}$ 的分布。表2中的公式只给出了负极部分这3个分布的求解方法, 正极与隔膜部分的求解方法

与此类似。 $\phi_s(y), \phi_e(y), U(y)$ 分别为固相电势、液相电势、平衡电势, T 为绝对温度, F 为法拉第常数, $D_{e,n,\text{eff}}$ 为有效液相扩散系数, R 为粒子半径, I 为电流, I_0 为反应电流密度。

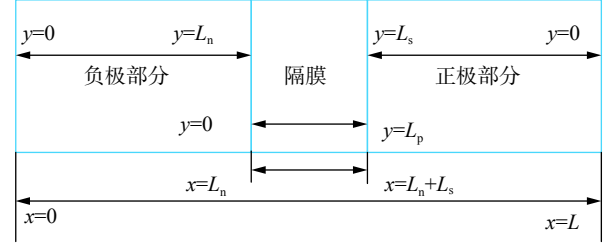


图1 模型坐标基准

Fig.1 Model coordinate baseline

表2 电化学机理 SP2D 模型方程

Tab.2 Equations of the electrochemical SP2D model

$$\text{电解液浓度分布: } c_{e,n}(z) = a_1 y^2 + a_0, \quad 0 \leq y \leq L_n \quad (1)$$

$$Q_{e,n}(t) = \varepsilon_{e,n} \int_0^{L_n} c_{e,n}(y) dy = \varepsilon_{e,n} \left(\frac{1}{3} a_1 L_n^3 + a_0 L_n \right) \rightarrow \frac{d}{dt} Q_{e,n}(t) = (1 - t^+) \frac{I}{AF} + 2a_1 L_n D_{e,n,\text{eff}} \quad (2)$$

$$\text{反应电流分布: } j_f(y) = c_3 y^3 + c_2 y^2 + c_1 y + c_0 \quad (3)$$

$$P(y) \frac{\partial j_f(y)}{\partial y} = \frac{\partial \phi_s(y)}{\partial y} - \frac{\partial \phi_e(y)}{\partial y} - \frac{\partial U(y)}{\partial y}, \quad P(y) = \left(\frac{RT}{2a_s F i_0} \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{j_f(y)}{2a_s i_0} \right)^2}} + \frac{R_{\text{SEI}}}{a_s} \right) \quad (4)$$

$$\text{其中: } \sigma_{\text{eff}} \frac{\partial \phi_s(y)}{\partial y} = \int_0^y j_f dz \kappa_{\text{eff}} \frac{\partial \phi_e(y)}{\partial y} = -\kappa_{d,\text{eff}} \frac{\partial \ln c_e(y)}{\partial z} - \int_0^y j_f dy \kappa_{d,\text{eff}} = \frac{2RT(t^+ - 1)}{F} \kappa_{\text{eff}} \quad (5)$$

$$U(y) = U(\theta(y)) = U \left(\frac{c_{s,\text{sur}}(y)}{c_{s,\text{max}}} \right) \quad (6)$$

$$\text{固相表面浓度: } c_s(r, t) = a_2(t) + a_1(t) \left(\frac{r^2}{R^2} \right) + a_0(t) \left(\frac{r^4}{R^4} \right) \quad (7)$$

$$\bar{c}_s(t) = \frac{3}{7} a_2(t) + \frac{3}{5} a_1(t) + a_0(t) \quad \frac{d}{dt} \bar{c}_s(t) + 3 \frac{j_f}{a_s F R_s} = 0$$

$$c_s(t) = a_2(t) + a_1(t) + a_0(t) \rightarrow \frac{d}{dt} \bar{q}(t) + 30 \frac{D_s}{R_s^2} \bar{q}(t) + \frac{45}{2} \frac{j_f}{a_s F R_s^2} = 0 \quad (8)$$

$$\bar{q}(t) = 2 \frac{a_0(t)}{R_s} + \frac{3}{2} \frac{b(t)}{R_s} \quad 35 \frac{D_s}{R_s} [c_{s,\text{sur}}(t) - \bar{c}_s(t)] - 8 D_s \bar{q}(t) + \frac{j_f}{a_s F} = 0$$

$$\text{SP2D 模型输出: } V(t) = \left[\frac{1}{U_p(0) - U_n(0)} \right] + \left[\frac{2}{\eta_p(0) - \eta_n(0)} \right] + \left[\frac{3}{\phi_{e,p}(0) - \phi_{e,n}(0)} \right] + \left[\frac{R_{\text{SEI,p}}}{a_p} j_{f,p}(0) - \frac{R_{\text{SEI,n}}}{a_n} j_{f,n}(0) \right] \quad (9)$$

其中:

$$\phi_{e,p}(0) - \phi_{e,n}(0) = \frac{2RT(1 - t_+)}{F} \ln \frac{c_{e,p}(0)}{c_{e,n}(0)} + \frac{1}{\kappa_{p,\text{eff}}} \int_0^{L_p} \int_0^y j_{f,p}(\xi) d\xi dy - \frac{1}{\kappa_{n,\text{eff}}} \int_0^{L_n} \int_0^y j_{f,n}(\xi) d\xi dy - \frac{IL_s}{AK_{s,\text{eff}}}$$

$$\eta(y) = \frac{2RT}{F} \operatorname{arsinh} \left(\frac{j_f(y)}{2a_s i_0} \right), \quad \kappa_{p,\text{eff}}, \kappa_{n,\text{eff}}, \kappa_{s,\text{eff}} \text{ 分别为正极、负极和隔膜的有效液相电导率}$$

电池 SP2D 模型的电压输出由式(8)表示^[6], 式中, 第1部分为平衡电势引起的压降, 第2部分为过电势引起的压降, 第3部分为电解液电势

引起的压降, 第4部分为 SEI 膜的反应电流(固体电解质界面膜)引起的压降。其中: 由 j_f 分布可以得到式(8)的第2, 4部分; 由固相表面浓度 $c_{s,\text{sur}}$ 代

入式(5),可以得到方程的第1部分;利用 j_t 和 c_e 可求得方程的第3部分。

基于该简化模型,可以解除P2D控制方程间的高度耦合,减少模型计算量。在仿真步长为1 s,工况采用美国联邦城市标准(Federal Urban Driving Schedule, FUDS),循环时间7 500 s下,P2D模型计算时间为357 s,而SP2D只需要4.7 s,计算时间大大缩短,仅为P2D模型的1.3%。如按单步计算,则SP2D每步计算仅需0.63 ms,模型本身可以满足BMS(电池管理系统)实时应用的要求。

2 模型参数敏感度分析及辨识

2.1 Fisher 信息矩阵和准则数 RDE

参数辨识的准确性直接影响模型的精度。由

于SP2D模型中的参数有30多个(表1),除去容易辨识的参数后也多达17个(表3中参数组A-A,记为 $\mathbf{P}_{ar17}$)。 R_{int} 为电池的内阻。研究表明,这些参数对电池电压的敏感度差异较大,难以同时辨识所有参数。因此,本文使用Fisher信息矩阵进行参数可辨识性分析,并对分析出的最优辨识参数组进行辨识,解决模型参数辨识的准确性问题。

假定电池模型输出电压 V 和模型参数的关系符合正态分布,可得式(9)。其中, $\boldsymbol{\psi}$, $\mathbf{Z}$ 为正态分布的期望值和方差, $\mathbf{P}_{ar}$ 为模型参数组向量, t 为时间,概率密度

$$p(V(t_i)|\mathbf{P}_{ar}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\mathbf{Z}^2} e^{-\frac{(V(t_i, \mathbf{P}_{ar}) - \boldsymbol{\psi})^2}{2\mathbf{Z}^2}} \tag{9}$$

进一步得参数组向量 $\mathbf{P}_{ar}$ 下输出 V 的概率,即联合概率密度 $\mathbf{P}$ (式(10))。为求解方便,将 $\mathbf{P}$ 写成对数形式,从而将连乘和指数消除。

表3 参数敏感度排序表
Tab.3 Parameters sensitivity list

A-A	$D_{s,n}$	R_{int}	$c_{s,max,p}$	k_p	$R_{s,n}$	k_n	$R_{s,p}$	D_e	$c_{e,0}$	$\varepsilon_{s,n}$	$D_{s,p}$	$c_{s,max,n}$
	$\varepsilon_{s,p}$	$\varepsilon_{e,s}$	κ	$\varepsilon_{e,n}$	$\varepsilon_{e,p}$							
B-B	D_e	$D_{s,p}$	$c_{s,max,n}$	k_p	$D_{s,n}$	k_n	R_{int}	$c_{e,0}$	$\varepsilon_{s,p}$	$\varepsilon_{e,s}$		
C-C	$\varepsilon_{e,n}$	$R_{s,n}$	$c_{s,max,p}$	$\varepsilon_{e,n}$	κ	$\varepsilon_{e,p}$	$R_{s,p}$					

$$\mathbf{P} = \prod_{i=1}^N p(V(t_i)|\mathbf{P}_{ar}) \tag{10}$$

Fisher 信息矩阵是有关 $\mathbf{P}$ 的期望,可由式(11)表示。根据文献[8]可进一步得到式(12)。可见,Fisher 信息矩阵的值 FIM 越大,说明 $\mathbf{P}$ 越大,输出 V 的概率越大,表明对该参数组的辨识结果越可靠。

$$FIM = E \left\{ \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \ln \mathbf{P} \right)^T \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \ln \mathbf{P} \right) \right\} \tag{11}$$

$$FIM = \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{S}_i \mathbf{S}_i^T}{Z_i^2}, \mathbf{S}_i = \partial V(t_i, \mathbf{P}_{ar}) / \partial \mathbf{P}_{ar} \tag{12}$$

文献[8-9]给出了判断可辨识性的RDE准则(使得参数组出现概率最大化的计算准则)。

$$RDE = \frac{D\|\mathbf{P}_{ar}\|^2}{\text{mod } E} \tag{13}$$

式中: S_i 为相对敏感度; $\|\mathbf{P}_{ar}\|^2$ 为欧式2范数,用于将参数向量 $\mathbf{x}$ 归一化,消除不同参数的不同数量级对RDE的影响;分子为FIM矩阵的行列式值 D 和 $\|\mathbf{P}_{ar}\|^2$ 的乘积;分母为FIM矩阵的条件数 $\text{mod } E$,由矩阵的最大特征值与最小特征值的比值

得出,用于判断参数之间的相关性。
当 D 越大,mod E 越小,即RDE越大时,获得的辨识参数组越优。

参数敏感性分析步骤如图2所示,首先排除表1中的电池尺寸参数 L , A ,以及其他容易获得的参数 θ_0 , θ_{100} , σ , k 和 α 。将SP2D模型中剩余的17个参数(对应A-A中的参数)随机组合进行计算。 K 为卡尔曼增益系数, S 为电池电量。图3是以不同参数为基参数的参数组的RDE。可见,不论以哪个参数为基参数,随着参数数量的增加,RDE均呈先增大再减小,且在10个参数数量时达到最大。以RDE最大的参数组为最优参数组,即表3中的参数组B-B。在表3中,参数组C-C为辨识性差的参数组。

2.2 参数辨识

根据参数可辨识性分析结果,对最优辨识参数组B-B采用非线性最小二乘法进行辨识,式(14)为目标函数。其中, V_m 为电池模型输出的电压, V_{ref} 为参考电压, $\mathbf{J}$ 为雅可比矩阵。利用预测电压和参考电压的误差修正参数,式(15)为误差

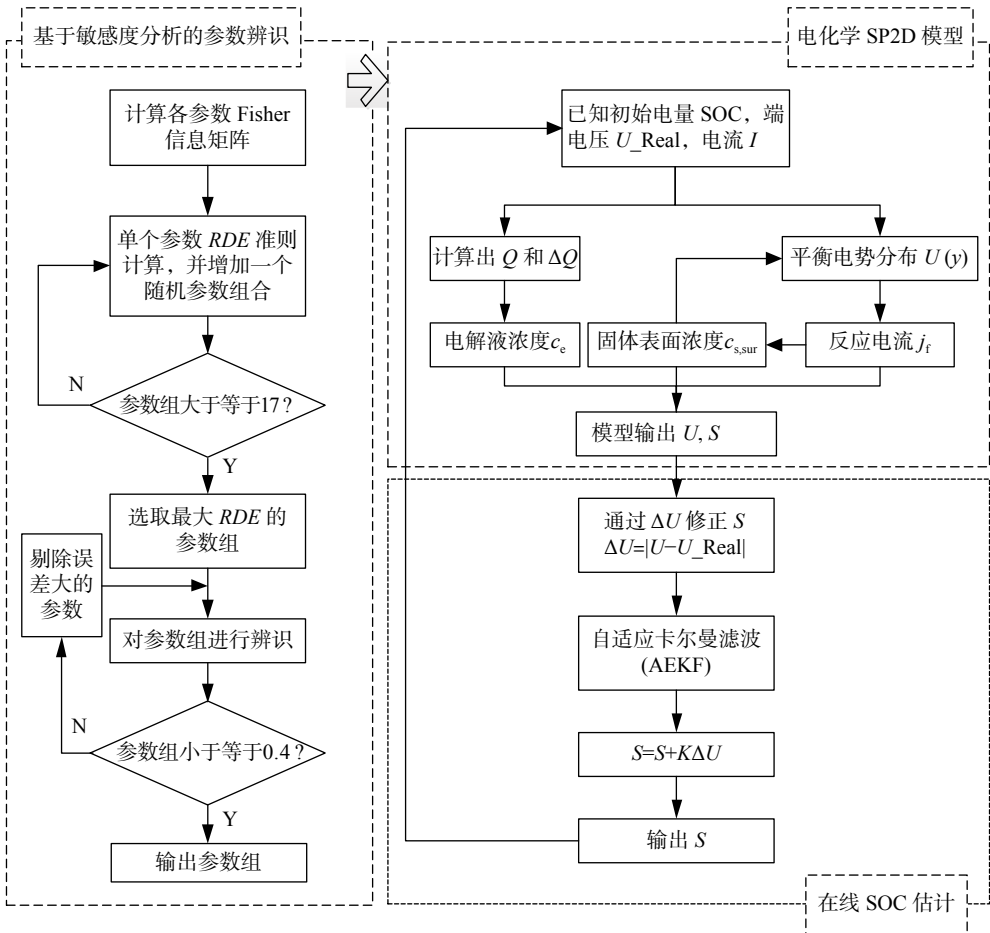


图 2 基于 SP2D 模型的 SOC 估计策略

Fig.2 SOC estimation strategy based on the SP2D model

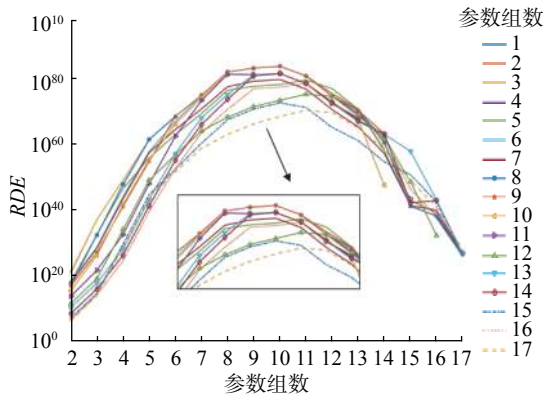


图 3 参数组敏感度分析

Fig. 3 Parameters sensitivity analysis

修正的迭代公式。

$$\min_{\hat{\theta}} \sum_{i=1}^N \left(V_m(t_i) - V_{\text{ref}}(t_i, \hat{\theta}) \right)^2 \quad (14)$$

$$\Delta \theta = \left(\lambda I + J^T J \right)^{-1} J^T (V_m - V_{\text{ref}}) \quad (15)$$

式中: $\Delta \theta$ 为误差修正量; λ 为时间步长。

假定表 1 中的参数值为真值, 可将 SP2D 模型

在真值参数下的输出电压作为参考电压。这里为了单纯验证本文的参数辨识方法, 人为使参数组 B-B 中待辨识参数存在明显误差, 将其初值设为真值的 5 倍(记为 P_{are})。选择 FUDS 工况下, 对 2 个相同的 SP2D 模型进行比较。考虑到本文中的电池为锂离子电池, 在放电中期存在电压平台, 可辨识性较差, 因此, 宜选取放电初期或充电初期(本文选择测试工况的前 1 200 s, 初始 $S=1$)进行参数辨识。

为了阐述方便, 将最优参数组 B-B 表示为向量 $P_{\text{ar}10} = [\varepsilon_{\text{e,p}}, \varepsilon_{\text{e,s}}, k_{\text{p}}, D_{\text{s,n}}, k_{\text{n}}, c_{\text{e},0}, c_{\text{s,max,n}}, D_{\text{s,p}}, R_{\text{int}}, D_{\text{e}}]$ 。辨识策略, 如图 2 所示, 辨识结果如图 4 所示。图 4(a), 4(b), 4(c), 4(d) 分别对应向量 $P_{\text{ar}10}$, $P_{\text{ar}9}$ (去掉 $P_{\text{ar}10}$ 中的 $c_{\text{e},0}$), $P_{\text{ar}8}$ (去掉 $P_{\text{ar}10}$ 中的 $D_{\text{s,p}}$) 和 $P_{\text{ar}7}$ (去掉 $P_{\text{ar}10}$ 中的 $c_{\text{s,max,n}}$) 的辨识结果, 横坐标为参数组数(按照向量中参数的顺序), 纵坐标为参数误差, 用差值的绝对值与真值的比值来表示。随着参数减少, 辨识误差减小。当参数组减为 $P_{\text{ar}7}$ 时, 平均误差和最大误差分别小于

3%和15%(图4(d)),说明这组参数组通过辨识,可以获得和真值很接近的辨识结果。

图5为不同辨识参数组下SP2D模型的输出电压和参考电压的对比分析。图5(b)是图5(a)

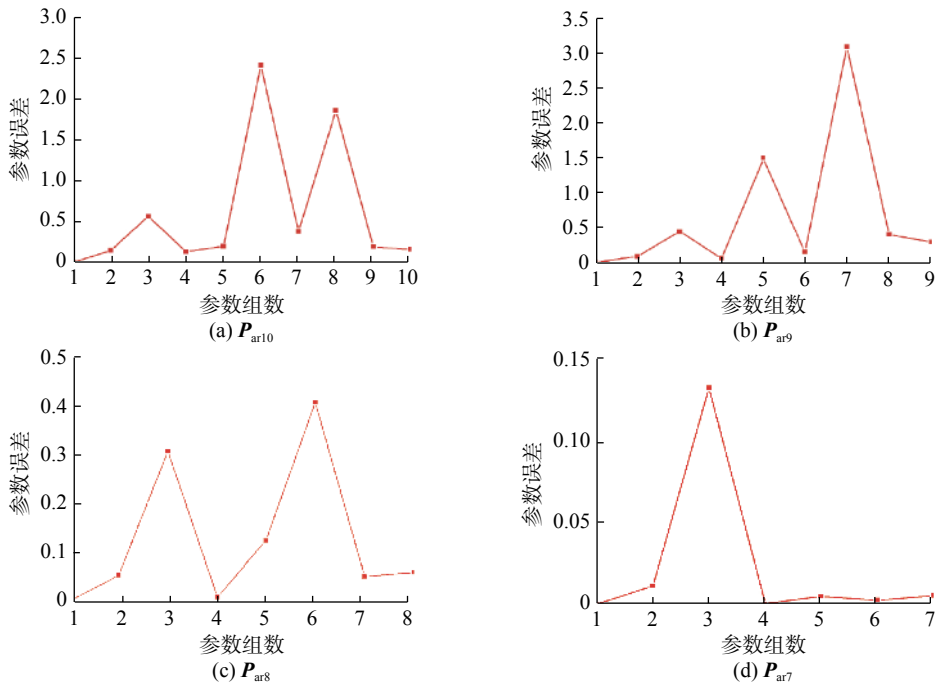


图4 辨识结果误差分析
Fig.4 Error analysis of the identification results

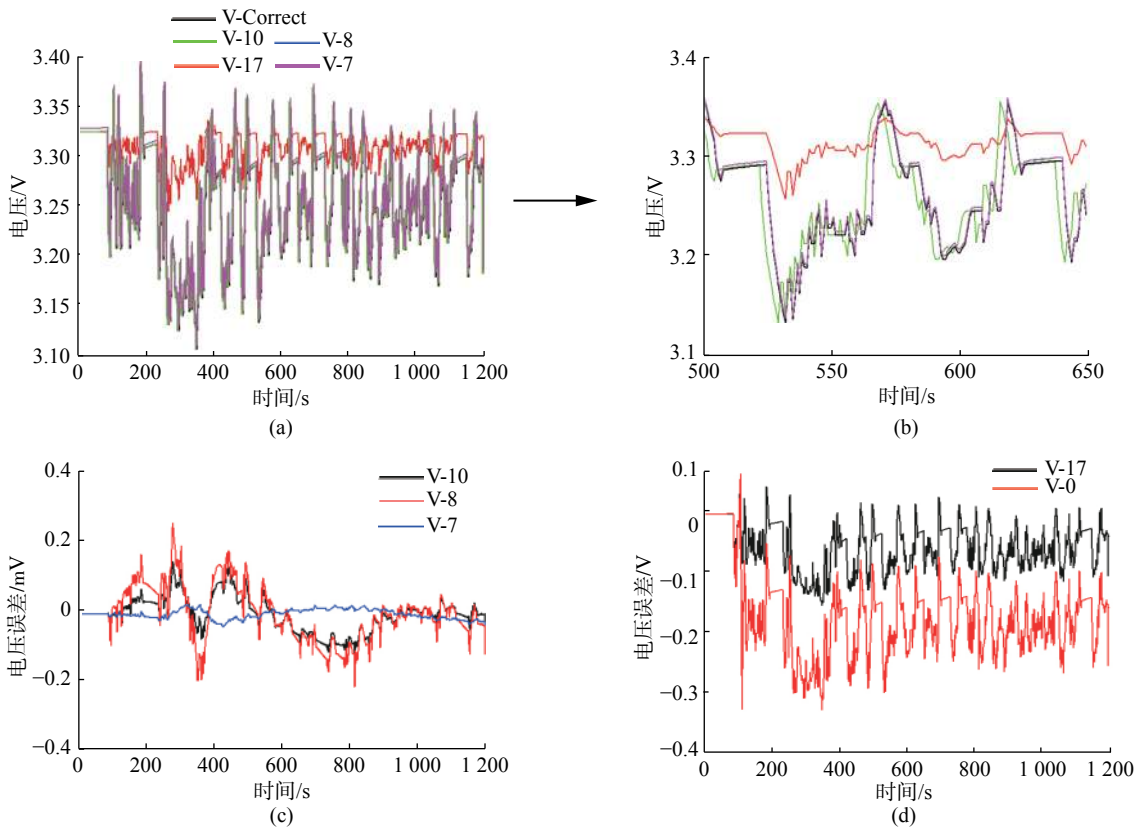


图5 SP2D模型在辨识参数与真值参数下的输出电压对比

Fig.5 Comparison between the output voltages of the SP2D model with identified parameters and original parameters

的局部放大。其中, V-Correct 为参考电压 V_{ref} , V-17, V-10, V-8, V-7 和 V-0 分别是辨识参数组 $\mathbf{P}_{\text{ar}17}$, $\mathbf{P}_{\text{ar}10}$, $\mathbf{P}_{\text{ar}8}$, $\mathbf{P}_{\text{ar}7}$, $\mathbf{P}_{\text{ar}e}$ 后的电压 V_m 曲线, V_{err} 为电压误差。可见, 在 17 个参数同时辨识下 (图 5(d)), 模型输出电压与参考电压的误差虽比使用错误参数 $\mathbf{P}_{\text{ar}e}$ 时达到 300 mV 的误差有所改善, 但仍达 100 mV, 这是由于有些参数可辨识性差, 难以准确辨识, 同时也会影响其他可辨识性好的参数的辨识, 使得模型估计不准。而采用可辨识性分析后的参数组 $\mathbf{P}_{\text{ar}10}$ 和 $\mathbf{P}_{\text{ar}8}$ 进行辨识时, 误差明显减少 (图 5(b) 和 5(c)), 最大误差只有 0.3 mV。当只辨识 $\mathbf{P}_{\text{ar}7}$ 时, 模型输出电压与真值参数下的模型输出电压基本一致, 可将误差进一步显著减小至 0.05 mV 以内。

3 基于 SP2D 模型的电池 SOC 估计及实验验证

3.1 SOC 在线估计

基于 SP2D 模型与参数辨识, 采用自适应卡尔曼滤波进行 SOC 估计。

$$S = \frac{\theta_{\text{ave}} - \theta_0}{\theta_{100} - \theta_0} \quad (16)$$

式中: θ_{ave} 为粒子平均浓度与最大浓度的比值; $\bar{q}_n$, $\bar{q}_p$ 为负极和正极的固相体积平均浓度流。

取状态参数 $\mathbf{x} = [S, \bar{q}_n, \bar{q}_p]$ 。一般情况下, 卡尔曼滤波可表达为^[8]

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}, \quad \mathbf{w}_k = N(0, \mathbf{Q}) \quad (17)$$

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{D}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}, \quad \mathbf{v}_k = N(0, \mathbf{R}) \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{K}_{k-1}(\mathbf{V}_k - \mathbf{V}_{\text{ref}}) \quad (19)$$

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \hat{\mathbf{P}}_k \mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad \hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}) \hat{\mathbf{P}}_{k-1}$$

式中: $\mathbf{A}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{B}$ 为输入矩阵; $\mathbf{C}$, $\mathbf{D}$ 为预测矩阵; $\mathbf{w}_{k-1}$ 为过程噪声; $\mathbf{v}_{k-1}$ 为观测噪声; $N(0, \mathbf{Q})$ 表示正态分布; $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼滤波系数; $\hat{\mathbf{P}}_k$ 为协方差; $\mathbf{u}$ 为输入 (取电流值); $\mathbf{V}$ 为输出值; k 为迭代次数; $\wedge$ 符号表示预测值。

由于在实际应用中, $\mathbf{w}_{k-1}$, $\mathbf{v}_{k-1}$ 不能准确知道, 其偏差随着数据量的增加会累积, 影响估计精度。因此, 本文采用自适应卡尔曼滤波的方法^[10], 根据预测与实测数据的误差 ε 修正 $\mathbf{w}_{k-1}$, $\mathbf{v}_{k-1}$ 的值, 来降低噪声对预测的影响, 递推公式为

$$\mathbf{R}_k = \frac{1}{k} (\varepsilon(k) \varepsilon(k)^T - \mathbf{C} \mathbf{P}(k)^{-1} \mathbf{C}^T + k \mathbf{R}_{k-1}) \quad (20)$$

$$\mathbf{Q}_k = \frac{1}{k} (\mathbf{K}(k) \varepsilon(k) \varepsilon(k)^T \mathbf{K}(k)^T + \mathbf{P}_k - \mathbf{A} \mathbf{P}(k-1) \mathbf{A}^T + (k-1) \mathbf{Q}_{k-1}) \quad (21)$$

式中: ε 为误差向量; $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}$ 为噪声的方差。

3.2 实验验证

采用 Digatron Firing Circuit (德国) 公司生产的 Digatron 多功能电池测试仪 UBT300-060, 将电池放置在 25 °C 恒温箱内, 选择 FUDS 循环工况, 先将电池充满 ($S=1$) 后测试直到截至电压 ($S=0$), 将采集得到的电压及电流作为模型参考电压及输入电流。

图 6 为模型输出与实验值的对比。其中, Real-U 和 SOC_r 分别表示为电池输出电压和 SOC 实测的实验值; U 和 SOC 分别表示为基于表 1 中参数的 SP2D 模型的输出电压和 SOC 估计值; U-Iden 和 SOC-Iden 分别表示采用本文参数辨识策略, 以 Real-U 为参考电压, 对参数向量 $\mathbf{P}_{\text{ar}7}$ 进行辨识后的模型 (SP2D-Iden) 输出电压和 SOC 估计值。U_e 为电压误差, U_e-Iden 为参数辨识后的电压误差。由图 6 可见, 辨识参数后, SP2D 模型提高了精度, 电压曲线更加接近实际曲线, 平均误差由 50 mV 降到了 18 mV, 而 SOC 也与实际值基本一致, 平均误差小于 0.1%。上述结果验证了本文提出的参数辨识策略应用在实际电池上的有效性。

为了考察对初始 SOC 误差的校正能力, 设定初始误差为 0.2, 再基于 SP2D-Iden 模型进行 SOC 在线估计, 并对比基于等效电路模型 (一阶 ECM) 下的 SOC 估计方法, 如图 7 所示。SP2D-Iden 比 ECM 的电压预测精度更高, 2 个模型的电压平均误差分别为 19 mV 和 37 mV。且基于 SP2D-Iden 的 SOC 平均误差为 1.2%, 基于 ECM 的 SOC 平均误差为 1.7%。即基于 SP2D-Iden 可将电压平均误差减小 48.6%, SOC 平均误差减小 29.4%。这里等效电路模型采用的是常用的一阶 RC 模型 (电阻电容回路模型), 其电压预测的误差较大。使用二阶或者更复杂的等效电路模型, 电压精度可以接近 SP2D 模型的精度。

进一步分析可知, 2 种方法下 SOC 都能快速修正到正确值附近, 但对影响电池容量利用率的关键阶段——电池放电的中后期 ($S < 0.4$): 基于 ECM 的 SOC 估计误差较大, SOC 平均误差为 2%, 最大误差达 4.4%; 而 SP2D-Iden 模型在此较低的 SOC 区间也能够保持很好的估计精度, SOC 平均误差仅 0.7%, 最大误差 1.8%。即在电池放电的中

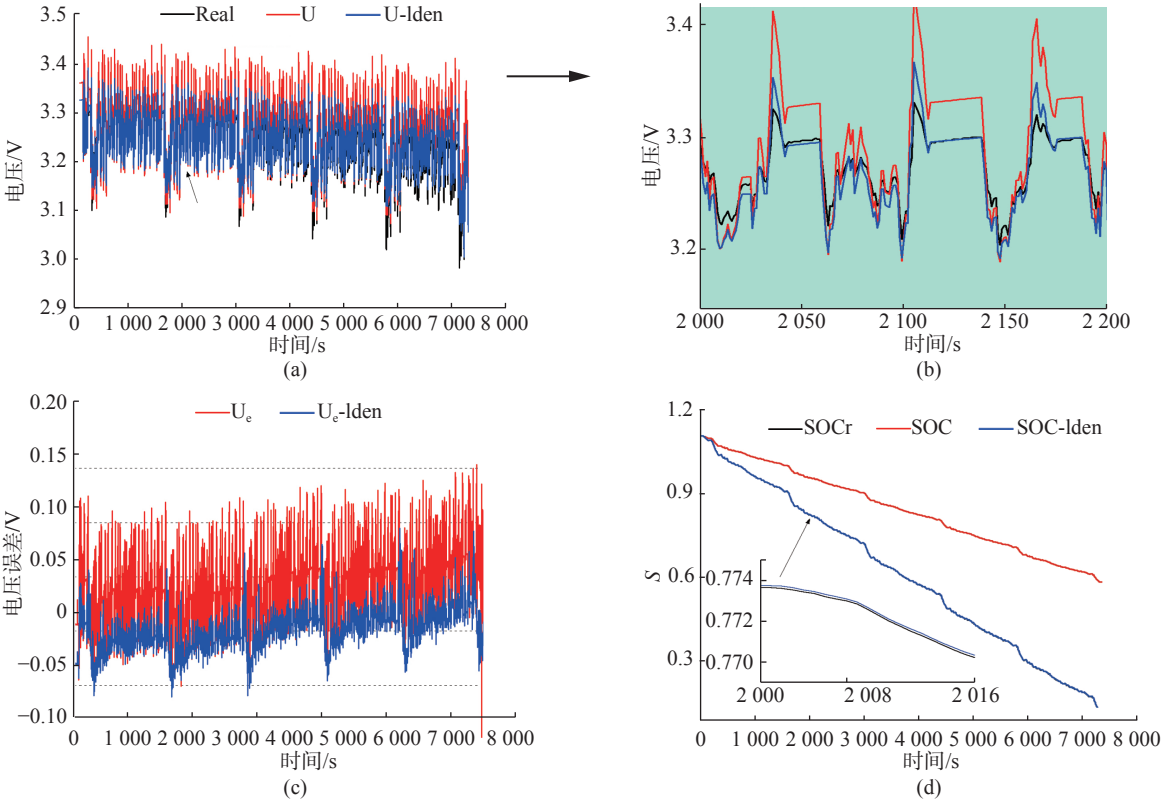


图 6 SP2D-iden 模型与电池实验对比

Fig.6 Comparative analysis between the results of the SP2D-Iden model and battery experiments

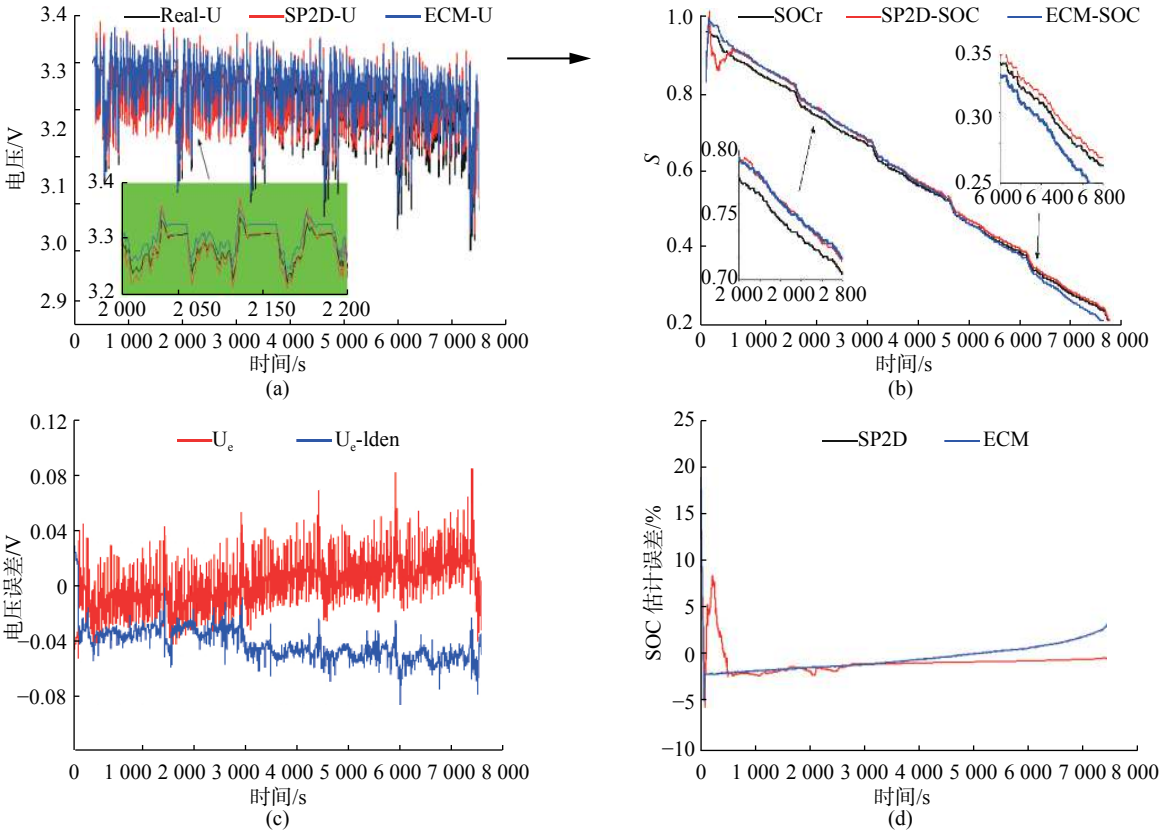


图 7 SP2D-iden 模型与等效电路模型对比

Fig.7 Comparative analysis between the results of the SP2D-Iden model and equivalent circuit model

后期, 基于 SP2D-Iden 模型可将电池 SOC 估计的平均误差、最大误差分别减小 65% 和 59.1%。这说明本文方法可明显减小电池在整个工作范围内的 SOC 估计误差。

4 结 论

在电池 SP2D 模型的基础上, 对模型参数进行可辨识性分析, 提出了利用非线性最小二乘法结合 Fisher 信息矩阵的参数辨识方法。仿真结果表明, 该辨识方法可以减小参数辨识的误差, 使平均误差减小至 3% 以内, 进而提出了基于电化学 SP2D-Iden 模型的 SOC 在线估计方法。实验表明, 相比目前常用的基于 ECM(一阶 RC)的 SOC 估计方法, 本文 SP2D-Iden 模型可将电池电压平均误差减小近 50%, 同时提高 SOC 估计精度近 30%。而在电池放电中后期($S<0.4$)SP2D-Iden 模型仍能保持较高精度, 相比 ECM 模型, SOC 估计精度提高了 60% 以上, 这证明了本文 SOC 估计方法对整个 SOC 范围内的高精度估计特点。

参考文献:

[1] DENG Z W, YANG L, CAI Y S, et al. Online available capacity prediction and state of charge estimation based on advanced data-driven algorithms for lithium iron phosphate battery[J]. *Energy*, 2016, 112: 469–480.

[2] 赵小巍, 张国煜, 蔡亦山, 等. 改进 Euler 公式在电池

SOC 估计中的应用[J]. *电源技术*, 2014, 38(2): 295–297.

[3] HOLYST R, PONIEWIERSKI A. *Electrochemical systems*[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1972.

[4] 张立强. 锂离子电池多物理模型参数辨识及健康特征提取[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.

[5] DENG Z W, DENG H, YANG L, et al. Implementation of reduced-order physics-based model and multi-parameters identification strategy for lithium-ion battery[J]. *Energy*, 2017, 138: 509–519.

[6] HAN X B, OUYANG M G, LU L G, et al. Simplification of physics-based electrochemical model for lithium ion battery on electric vehicle. Part I: diffusion simplification and single particle model[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 278: 802–813.

[7] JOKAR A, RAJABLOO B, DÉSILETS M, et al. Review of simplified pseudo-two-dimensional models of lithium-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 327: 44–55.

[8] MACHADO V C, TAPIA G, GABRIEL D, et al. Systematic identifiability study based on the fisher information matrix for reducing the number of parameters calibration of an activated sludge model[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2009, 24(11): 1274–1284.

[9] MARSILI-LIBELLI S, GIUSTI E. Water quality modelling for small river basins[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2008, 23(4): 451–463.

[10] 肖雪峰. 锂电池荷电状态 (SOC) 自适应卡尔曼滤波估算及实现[D]. 株洲: 湖南工业大学, 2014.

(编辑: 石 瑛)