

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.01.027

基于 VFFRLS 算法的锂电池参数辨识

朱卫平¹, 陈国旺², 卫志农², 宋兴涛²

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024;

2. 河海大学能源与电气学院, 江苏 南京 210098)

摘要:动力电池性能是影响电动汽车综合性能的关键因素,因此准确辨识锂离子电池模型的参数对后续电池系统的荷电状态估计和健康状态预测至关重要。为了提高锂离子电池模型参数辨识算法的精度,以磷酸铁锂电池作为研究对象,建立电池二阶 RC 等效电路模型,并采用基于变量遗忘因子的最小二乘算法对锂离子电池模型进行在线参数辨识。通过搭建测试平台进行充放电实验,基于2种不同工况的实验数据,分别用文中算法、递推最小二乘算法和传统的带遗忘因子的最小二乘算法进行参数辨识,根据辨识结果估计出的端口电压与实验测试得到的实际值的误差来描述文中算法辨识结果的准确度。实验结果表明,基于变量遗忘因子的最小二乘算法在锂电池参数辨识方面表现出快速的收敛性和较高的估计精度。

关键词:锂离子电池;模型参数;在线辨识;变量遗忘因子;二阶 RC;最小二乘算法

中图分类号: TM912

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2023)01-0226-08

0 引言

随着电动汽车的快速发展,电池作为储能设备发挥着重要作用,其中具有高能量密度、低自放电率和长循环寿命的锂离子电池被广泛用作电动汽车的电源。锂离子电池作为电动汽车储能系统,在技术管理中仍然存在很多问题,因此市场对电动汽车一直存在着质疑。如何增强电池管理系统(battery management system, BMS)是目前研究的重点。BMS是电池应用的关键部分,其核心功能是精确估计和预测电池运行状态,依赖于电池模型和模型参数。目前,如何提高电池模型和参数辨识方法的精度是电池管理亟待解决的关键问题^[1-4]。

电池参数辨识的精度会受所选取的模型和采用的算法影响,因此选取合理的电池模型是进行准确参数辨识的前提。目前常用的电池模型有电化学模型、等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)、分数阶模型等。电化学模型^[5-6]将锂电池简化为由正电极、负电极、隔膜和电解液组成的系统,其中最为经典的电化学模型为准二维(pseudo two dimensional, P2D)模型。尽管P2D模型拥有很高的精度,但其含有大量偏微分方程以及互相耦合的状态变量,导致计算十分复杂,在实际应用中也相当困难^[7]。目前常用的ECM有Rint模型、PNGV模型、Thevenin模型、多阶RC模型等^[8-9]。文献[10]开发了先进的ECM用以模拟高能量镍锰钴锂离子

电池,其中Rint模型结构简单,但并未考虑电池内阻和开路电压(open circuit voltage, OCV)的动态变化过程,导致状态估计结果不稳定。在许多应用场景下,Thevenin模型已经基本可以描述电池内部动态特征,如果考虑更好地描述电池的内部特性,可以在Thevenin模型的基础上再增加一组RC回路,建立二阶RC电路模型^[11-15]。文献[16-17]提出在电化学阻抗谱的基础上,使用分数阶模型以保证模型的精度和降低模型复杂度,但是计算过程依然十分复杂。在同条件的测试下,二阶RC电路模型的标准偏差和荷电状态(state of charge, SOC)估计误差都是最小的^[18]。

辨识算法的选取也直接决定了辨识精度的高低,目前主要采用在线辨识算法^[19-20]。递推最小二乘(recursive least squares, RLS)算法是一种常用的在线辨识算法,计算量较小,但是随着系统运行过程中数据量的增加,会发生数据饱和的情况,并且对于时变系统,参数也无法很好地进行追踪^[21]。为了削弱历史数据对参数辨识的影响,加强当前数据的影响,文献[22]考虑锂电池充放电过程中的迟滞性,建立二阶RC网络模型,联合带遗忘因子最小二乘(forgetting factor least squares, FFRLS)算法进行参数辨识,有效解决了数据饱和问题,但难以权衡参数辨识能力与收敛性、稳定性之间的关系^[23]。

文中基于二阶RC模型,针对RLS算法和FFRLS算法的不足,提出一种基于变量遗忘因子的递推最小二乘(variable forgetting factor least squares, VFFRLS)算法,将传统FFRLS算法中的定值遗忘因

收稿日期:2022-09-13;修回日期:2022-11-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1966205)

子改为变量,在不影响算法精度的同时,提升了系统对参数的动态跟踪能力。

1 锂电池建模

1.1 锂电池等效电路模型

在多种 ECM 中,多阶 RC 虽然可以很好地展示电池的动态和静态特征,但是随着阶数的增加,系统的辨识复杂度也会变高。大量实验验证了二阶 RC 模型比多阶 RC 模型更适合应用于参数辨识,因为二阶 RC 模型可在低复杂度电路情况下满足精度要求^[24]。因此文中选择采用二阶 RC 等效电路模型进行参数辨识。

二阶 RC 等效电路模型如图 1 所示, R_0 为欧姆内阻; R_1 、 R_2 为极化内阻, C_1 、 C_2 为极化电容; U_{oc} 为电池 OCV; U_v 为电池端电压; U_1 、 U_2 为 2 个 RC 网络的端电压; I_L 为电路输入电流。

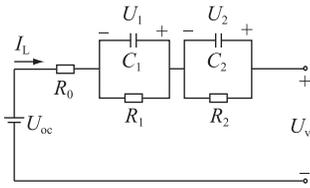


图 1 二阶 RC 等效电路模型
Fig.1 ECM of second-order RC

1.2 等效电路状态方程

根据图 1,由基尔霍夫定律可建立如式(1)所示的模型状态方程:

$$\begin{cases} U_v(t) = U_{oc}(t) - U_1(t) - U_2(t) - I_L(t)R_0 \\ I_L(t) = \frac{U_1(t)}{R_1} + C_1 \frac{dU_1(t)}{dt} = \frac{U_2(t)}{R_2} + C_2 \frac{dU_2(t)}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

对式(1)进行离散化,得到状态方程为:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} U_{1,k} \\ U_{2,k} \\ S_{soc,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \chi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \chi_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1,k-1} \\ U_{2,k-1} \\ S_{soc,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \frac{\eta T}{C_n} \end{bmatrix} I_{L,k-1} \\ U_{v,k} = [1 \quad -1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_{oc,k} \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} - R_0 I_{L,k} \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$\begin{cases} \chi_1 = e^{\frac{-T}{R_1 C_1}}, \beta_1 = R_1 - R_1 e^{\frac{-T}{R_1 C_1}} \\ \chi_2 = e^{\frac{-T}{R_2 C_2}}, \beta_2 = R_2 - R_2 e^{\frac{-T}{R_2 C_2}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $U_{1,k}$ 、 $U_{2,k}$ 分别为电容 C_1 、 C_2 在 k 时刻的电

压; $S_{soc,k}$ 为 k 时刻锂离子电池的 SOC; η 为库伦效率; T 为系统的采样时间; C_n 为电池容量; $I_{L,k}$ 为 k 时刻系统的输入电流; $U_{v,k}$ 为 k 时刻系统的输出电压; $[U_{oc,k} \ U_{1,k} \ U_{2,k}]^T$ 为系统的状态变量; $U_{oc,k}$ 表示锂电池 SOC 值为 $S_{soc,k}$ 时所对应的 OCV,即 OCV-SOC 曲线。

2 二阶 RC 模型参数在线辨识

2.1 OCV-SOC 曲线获取

为了得到电池 OCV 与 SOC 的曲线关系,文中选择在 25 °C 恒温恒流间歇放电条件下,保持 SOC 以 10% 变化率获得一组 U_{oc} 数据,通过多项式的形式对 OCV-SOC 曲线进行拟合。因为不能确定拟合的具体阶数,文中设置了 3 阶、6 阶、9 阶和 11 阶多项式对 OCV-SOC 曲线进行拟合,拟合结果如图 2 所示。

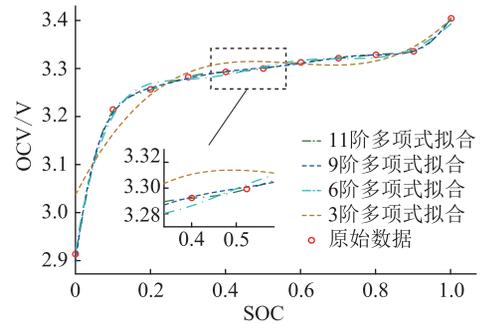


图 2 OCV-SOC 曲线
Fig.2 OCV-SOC curve

由图 2 可知,当拟合阶数较低时,会出现欠拟合的现象。随着阶数的增加,拟合的精度也逐渐提升至稳定。比较不同阶数拟合残差,如图 3 所示。

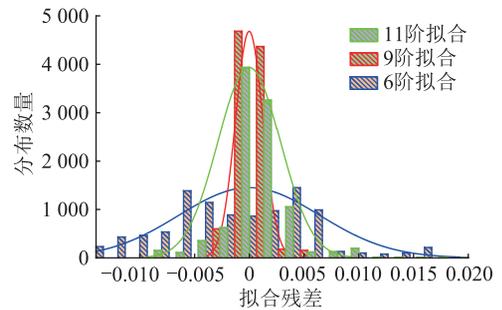


图 3 拟合残差分析
Fig.3 Fitting residual analysis

由图 3 可知,9 阶多项式的拟合残差最小,可以更好地拟合 OCV-SOC 曲线,拟合多项式如式(4)所示。

$$\begin{aligned} U_{oc} = & 3.4S_{soc}^9 - 79.4S_{soc}^8 + 262.5S_{soc}^7 - \\ & 220S_{soc}^6 - 204.4S_{soc}^5 + 536.1S_{soc}^4 - \\ & 447.3S_{soc}^3 + 194.9S_{soc}^2 - 47.5S_{soc} + 6.3 \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 模型参数辨识方法

根据式(1), 电池模型拉普拉斯方程为:

$$U_{oc}(s) - U_v(s) = U_1(s) + U_2(s) + U_3(s) \quad (5)$$

$$U_{oc}(s) - U_v(s) = I_L(s) \left(\frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} + R_0 \right) \quad (6)$$

$$G(s) = \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} + R_0 \quad (7)$$

令 $R_1 C_1 = \tau_1$, $R_2 C_2 = \tau_2$, 代入式(7), 通过双线性变换进行离散化, 令 $s = \frac{2}{T} \times \frac{1 - Z^{-1}}{1 + Z^{-1}}$, 得到传递函数为:

$$G(Z^{-1}) = \frac{a_3 + a_4 Z^{-1} + a_5 Z^{-2}}{1 - a_1 Z^{-1} - a_2 Z^{-2}} \quad (8)$$

式中: a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 为相应的常系数。

将式(8)转化为差分方程:

$$y(k) = U_{oc}(k) - U_v(k) = a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + a_3 I_L(k) + a_4 I_L(k-1) + a_5 I_L(k-2) \quad (9)$$

式中: $y(k)$ 、 $I_L(k)$ 分别为系统输出、输入。

令:

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = [y(k-1) \ y(k-2) \ I_L(k) \ I_L(k-1) \ I_L(k-2)]^T \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5]^T \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}$ 为待辨识系数向量。

设 k 时刻的传感器采样误差为 $V(k)$, 可得:

$$y(k) = \boldsymbol{\varphi}^T(k) \boldsymbol{\theta} + V(k) \quad (12)$$

2.2.1 FFRLS 算法

在传统 FFRLS 算法中, 遗忘因子 α 通常被设定成一个定值, 在旧数据前乘以遗忘因子, 通过指数加权来按固定速率削弱过去观测数据的作用^[25]。传统 FFRLS 算法流程如式(13)所示:

$$\begin{cases} V(k) = y(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \mathbf{L}(k) = \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) (\boldsymbol{\varphi}(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) + \alpha)^{-1} \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{L}(k) V(k) \\ \mathbf{P}(k) = \frac{1}{\alpha} (1 - \mathbf{L}(k) \boldsymbol{\varphi}(k)) \mathbf{P}(k-1) \end{cases} \quad (13)$$

式中: α 为遗忘因子, 且满足 $0 \leq \alpha \leq 1$; $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 估计值; $\mathbf{L}(k)$ 为增益矩阵; $\mathbf{P}(k)$ 为协方差矩阵。

根据式(13)中 $\mathbf{P}(k)$ 表达式可知, 系统在加入遗忘因子 α 后, 协方差矩阵在每一次更新时都要除

以 α , 从而降低衰减速度, 防止其随时间衰减到 0, 但同时也失去了对系统的动态追踪能力。

研究表明, 随着 α 设定值越来越接近 1, 算法的精度会得到提高, 但是对参数的追踪能力会降低; 相反, 如果降低 α 的值, 参数追踪能力会得到提高, 但是精度却会降低^[26]。文中提出的 VFFRLS 算法可以兼顾参数追踪能力和算法精度。

2.2.2 VFFRLS 算法

式(13)中的 $V(k)$ 是根据第 $k-1$ 个周期的参数估计值计算得到的, 属于先验误差, 则可将后验误差定义为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(k) = y(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \boldsymbol{\theta} \quad (14)$$

根据式(12)一式(14)可得:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(k) = V(k) (1 - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{L}(k)) \quad (15)$$

遗忘因子的取值可根据在误差信号中恢复系统噪声来设计, 即遗忘因子 $\alpha(k)$ 可以根据式(16)来进行调整。

$$E\{\boldsymbol{\varepsilon}^2(k)\} = E\{\boldsymbol{\mu}^2(k)\} \quad (16)$$

式中: $E\{\boldsymbol{\varepsilon}^2(k)\} = \sigma^2$ 为系统噪声功率。

将式(13)、式(15)代入式(16)得:

$$E\left\{\left(\frac{\alpha(k)}{\alpha(k) + q(k)}\right)^2\right\} = \frac{\sigma_\mu^2(k)}{\sigma_v^2(k)} \quad (17)$$

式中: $q(k) = \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)$; $E\{V^2(k)\} = \sigma_v^2(k)$ 为先验误差信号的功率。在式(17)中, 假设输入信号和误差信号不相关(该假设成立的条件是当辨识参数开始收敛于实际值时), 同时假设遗忘因子是确定性的并且依赖于时间。通过求解二次方程(17)可以得到可变遗忘因子, 如式(18)所示:

$$\alpha(k) = \frac{\sigma_\mu \sigma_q}{\sigma_v - \sigma_\mu} \quad (18)$$

式中: $E\{q^2(k)\} = \sigma_q^2(k)$ 。功率估计为:

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_v(k) = \lambda \hat{\sigma}_v(k-1) - (1 - \lambda) V^2(k) \\ \hat{\sigma}_q(k) = \lambda \hat{\sigma}_q(k-1) - (1 - \lambda) q^2(k) \end{cases} \quad (19)$$

式中: λ 为加权因子。

考虑到 λ 的取值范围必须在 $[0, 1]$ 范围内, 提出变量遗忘因子计算公式为:

$$\alpha(k) = \min\left\{\frac{\sigma_\mu \hat{\sigma}_q(k)}{\xi + |\hat{\sigma}_v(k) - \sigma_\mu|}, \alpha_{\max}\right\} \quad (20)$$

式中: ξ 为一个很小的正常数, 防止分母为 0。当算法还未收敛或者系统发生突变情况时, $\hat{\sigma}_v(k)$ 比 σ_μ 大, 这样可以确保计算得到的 $\alpha(k)$ 是一个较低的值, 可实现算法的快速收敛和跟踪。当算法收敛到稳态解时, $\alpha(k)$ 的取值为 α_{\max} , 从而提高算法精度。

综上,基于 VFFRLS 的锂电池参数辨识原理流程如图 4 所示。

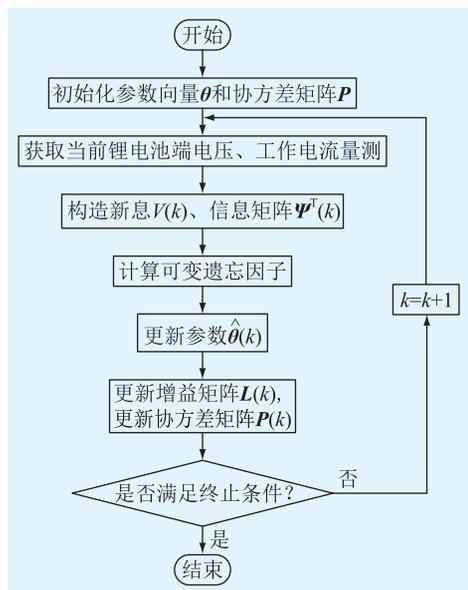


图 4 基于 VFFRLS 的锂电池参数辨识原理流程

Fig.4 Flow chart of parameter identification principle of lithium battery based on VFFRLS

3 实验验证

3.1 实验测试平台及实验数据获取

该实验测试平台是由锂电池测试系统、磷酸铁锂电池、恒温箱和计算机组成,如图 5 所示。将磷酸铁锂电池放置于恒温箱中,保持恒温 25 ℃,通过锂电池测试系统对锂电池端电压、工作电流、工作温度等数据进行实时监测并上传至计算机系统。

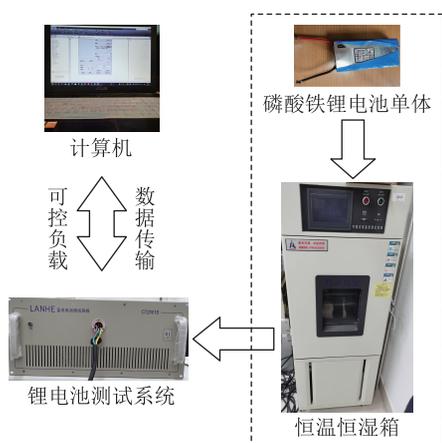


图 5 实验测试平台

Fig.5 Experimental test platform

文中选用的是额定电压为 3.5 V 的磷酸铁锂电池,其放电截止电压为 2.5 V,额定容量为 20 A·h,最大充电电流为 10 A,最大放电电流为 40 A。为了充分验证所提模型参数辨识方法的可行性与有效

性,采用脉冲放电测试(pulse discharging test, PDT)和动态压力测试(dynamic stress test, DST)^[27-31] 2 种工况实验获取的数据来对算法进行验证。PDT 是将充满电的锂电池先静置 1 min,以 10 A、6 A、8 A 和 3 A 的恒定电流分别进行放电 48 min、36 min、54 min 和直至电池电压降到截止电压时停止实验,每段放电完成后都将电池静置 6 min; DST 是电池放电至电压降到截止电压时停止实验。获得的实验电流和电压波形分别如图 6、图 7 所示。

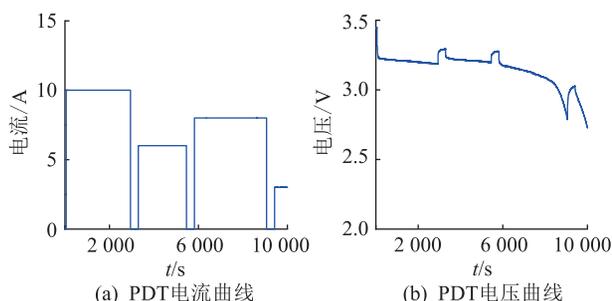


图 6 锂电池 PDT 电流电压曲线

Fig.6 Voltage and current curves of lithium-ion battery PDT

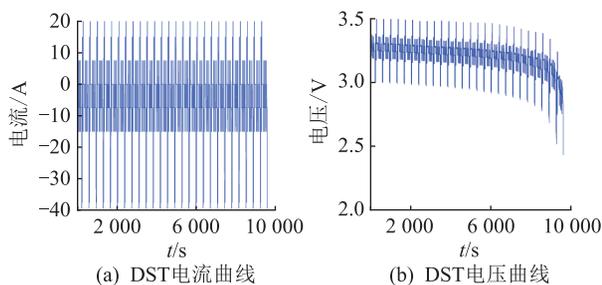


图 7 锂电池 DST 电流电压曲线

Fig.7 Voltage and current curves of lithium-ion battery DST

3.2 参数辨识结果分析与讨论

根据实验获取的数据,分别通过 RLS 算法、FFRLS 算法以及文中提出的 VFFRLS 算法对系统进行参数辨识。相比 PDT, DST 可以更加真实地反映电池实际使用工况下的电池性能^[24],所以文中展示 DST 下的参数辨识结果。为防止算法启动初值的选取对算法辨识精度产生影响^[21],将 3 种算法的启动初值均设置为 10^{-3} ,参数辨识结果如图 8 所示。

参数 R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 和 C_2 的变化显示了文中提出的 VFFRLS 算法可以成功识别模型参数并且不会出现失真的情况。在辨识初始阶段,参数变化较为剧烈,这是由于模型参数初值的选取偏差较大。算法收敛后,曲线变得较为平滑,辨识结果也更加准确。参数的变化体现了所获得的模型参数对系统时变特性追踪能力的提升,但由于目前的最小二乘

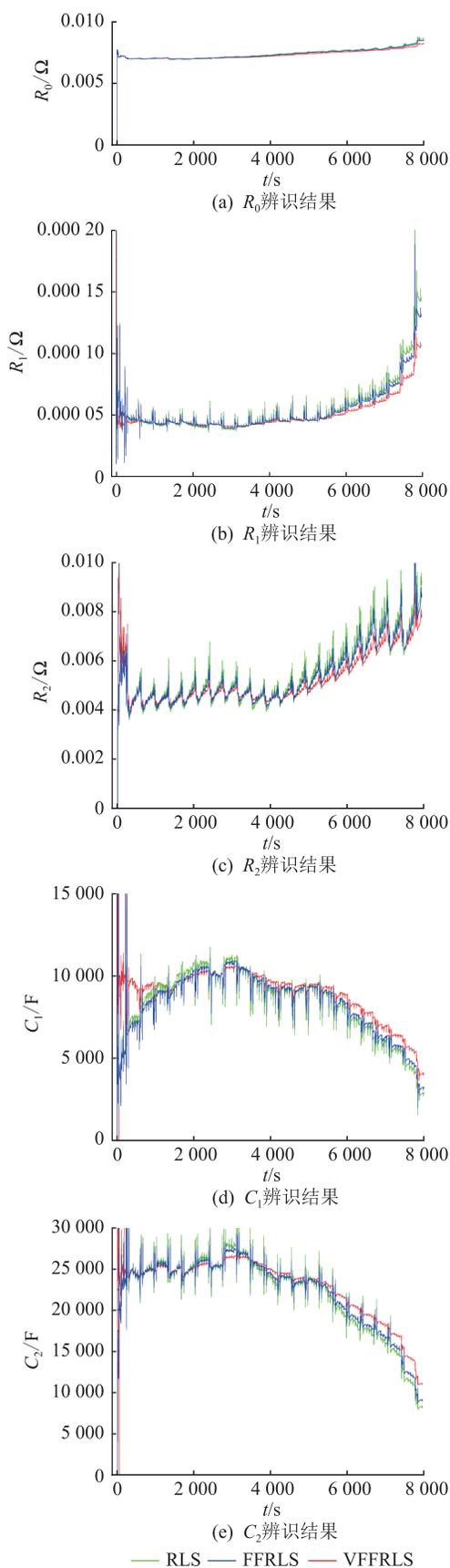


图8 参数辨识结果

Fig.8 Parameters identification results

算法缺乏对参数的合理约束,导致辨识结果产生抖动。

由图8可以看出,VFFRLS算法可以快速达到收敛,得到稳定的参数值,但是7000s后,除欧姆内阻 R_0 以外其他参数都发生了急剧变化,这样的剧烈波动反映了此刻电池内部的极化特性,说明在实验后期电池内部的极化反应更为剧烈,会直接影响模型参数,也就导致了辨识出的参数值在后期发生剧烈变化。

为了更直观地体现VFFRLS算法具有更高的辨识精度,在PDT和DST2种工况下,选用3种算法辨识过程中的全部数据,计算模型输出值并与实验测得输出值进行对比,计算绝对误差,结果如图9、图10所示。

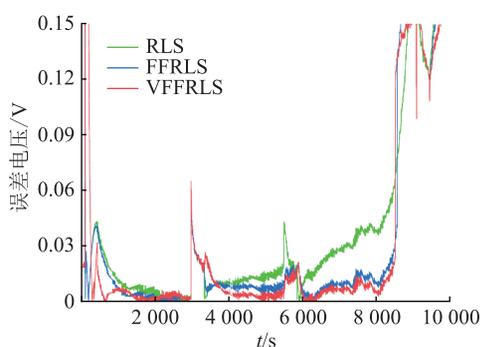


图9 PDT误差对比曲线

Fig.9 Comparative curves of PDT error

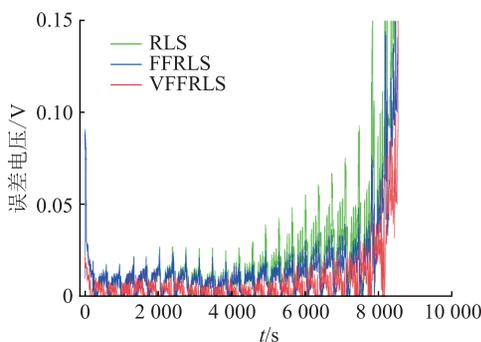


图10 DST误差对比曲线

Fig.10 Comparative curves of DST error

为了更加直接地比较2种实验工况下的参数辨识精度,对图9和图10中的数据提取,并利用式(21)中的误差评估指标进行分析。

$$\begin{cases} A_E = |U_k - \hat{U}_k| \\ M_{AE} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N A_E \\ R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (U_k - \hat{U}_k)^2} \end{cases} \quad (21)$$

式中: A_E 为绝对误差; M_{AE} 为平均绝对误差; R_{MSE} 为均方根误差; U_k 为 k 时刻锂电池端电压实验值; \hat{U}_k 为 k 时刻端电压模型输出值; N 为实验所取数据时

刻值数。

选取 2 个实验所有参数辨识误差数据,通过式(21)中的误差指标进行误差计算来对 FFRLS 算法和 VFFRLS 算法进行评估。表 1 为 PDT 中 2 种算法误差对比结果,表 2 为 DST 中 2 种算法误差对比结果。

表 1 PDT 误差对比

算法	M_{AE}	R_{MSE}
RLS	0.035 4	0.088 7
FFRLS	0.033 7	0.073 3
VFFRLS	0.026 7	0.056 8

表 2 DST 误差对比

算法	M_{AE}	R_{MSE}
RLS	0.017 5	0.024 1
FFRLS	0.011 8	0.015 4
VFFRLS	0.009 5	0.012 5

由图 9、图 10 和表 1、表 2 可以看出,在 2 种实验工况下,从算法启动到收敛,VFFRLS 算法所迭代的次数更少,并且当算法达到收敛后,VFFRLS 算法的误差都明显小于 RLS 和 FFRLS 算法,即 VFFRLS 算法具有更好的精度。在 PDT 中,对应精度也提升了 20.77%和 22.51%;在 DST 中,VFFRLS 算法相对于 FFRLS 算法的平均绝对误差降低了 0.002 3 mV,均方根误差降低了 0.002 9 mV,对应精度提升了 19.49%和 18.83%。

4 结论

文中以磷酸铁锂电池为研究对象,建立锂离子电池二阶 RC 等效电路模型,通过开发锂离子电池参数状态方程,针对 RLS 算法和 FFRLS 算法在线参数辨识的不足,提出采用 VFFRLS 算法进行在线参数辨识。在 PDT 和 DST 2 种实验工况下进行在线参数辨识并与 RLS 算法、FFRLS 算法进行比较,得出以下结论。

(1) 在 2 种不同的实验工况下,VFFRLS 算法均可以成功识别模型参数并且不会发生失真的情况,能够快速达到收敛,得到稳定的参数值,验证了算法的可行性。

(2) 相比于 RLS 和 FFRLS 算法,VFFRLS 算法收敛速度更快,可以更准确地追踪系统时变参数,且当算法达到收敛后,VFFRLS 算法的误差明显小于 RLS 和 FFRLS 算法。根据均方根误差评估指标,在 PDT 中,算法精度分别提升了 20.77%和 22.51%,

在 DST 中,精度分别提升了 19.49%和 18.83%,验证了算法的有效性。

文中提出的 VFFRLS 算法收敛速度快,精度高,这为后续电池的 SOC 准确估计奠定了基础。后续拟将该方法与状态估计算法相结合进行电池荷电状态的估计。

致 谢

本文得到国网江苏省电力有限公司科技项目(J2020100)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] LI R, WANG Z C, YU J L, et al. Dynamic parameter identification of mathematical model of lithium-ion battery based on least square method[C]//IEEE International Power Electronics and Application Conference and Exposition. Shenzhen, China. IEEE, 2018:1-5.
- [2] KOU S, GONG X W, ZHU Q C, et al. Parameter identification of battery model based on forgetting factor recursive least square method[C]//IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. Chongqing, China. IEEE, 2018:1712-1715.
- [3] SHEN W J, ZHANG S P. Multiscale parameter identification algorithm with dynamic-tracking for distributed electric model of lithium-ion battery[C]//2018 11th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou, China. IEEE, 2019:356-361.
- [4] XIONG W, MO Y M, ZHANG F. Identification of parameters in Li-ion battery model by least squares method with variable forgetting factor[J]. International Journal of Computational Methods, 2020, 17(7):1950027.
- [5] 康鑫, 时玮, 陈洪涛. 基于锂离子电池简化电化学模型的参数辨识[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(3):969-978.
KANG Xin, SHI Wei, CHEN Hongtao. Parameter identification based on simplified electrochemical model of lithium ion battery [J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(3):969-978.
- [6] ZHENG L F. Co-estimation of state-of-charge, capacity and resistance for lithium-ion batteries based on a high-fidelity electrochemical model[J]. Applied Energy, 2016, 180:424-434.
- [7] 刘鹏, 梁新成, 黄国钧. 锂离子电池模型综述[J]. 电池工业, 2021, 25(2):106-112.
LIU Peng, LIANG Xincheng, HUANG Guojun. A review of lithium-ion battery models[J]. Chinese Battery Industry, 2021, 25(2):106-112.
- [8] FENG D, HUANG J, JIN P, et al. Parameter identification and dynamic simulation of lithium-ion power battery based on DP model[C]//2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Xi'an, China. IEEE, 2019:1285-1289.
- [9] NEJAD S. A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery

- states[J]. *Journal of Power Sources*, 2016, 316: 183-196.
- [10] NIKOLIAN A, FIROUZ Y, GOPALAKRISHNAN R, et al. Lithium ion batteries—development of advanced electrical equivalent circuit models for nickel manganese cobalt lithium-ion [J]. *Energies*, 2016, 9(5): 360.
- [11] 郭向伟. 电动汽车电池荷电状态估计及均衡技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- GUO Xiangwei. Study on state of charge estimation and equalization technique of electric vehicle battery [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- [12] AVILA L O, ERRECALDE M L, SERRA F M, et al. State of charge monitoring of Li-ion batteries for electric vehicles using GP filtering[J]. *Journal of Energy Storage*, 2019, 25: 100837.
- [13] 郭向伟, 司阳, 高岩, 等. 动力锂电池最优等效电路模型研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 48-55.
- GUO Xiangwei, SI Yang, GAO Yan, et al. Research on the optimal equivalent circuit model of lithium-ion battery [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 48-55.
- [14] 杜珂, 覃剑, 黎铭洪, 等. 基于动态等效电路模型的阀控铅酸电池放电行为参数提取研究[J]. *电力需求侧管理*, 2022, 24(3): 104-109.
- DU Ke, QIN Jian, LI Minghong, et al. Research on extraction of discharge behavior parameters of valve-regulated leadacid battery based on dynamic equivalent circuit model [J]. *Power Demand Side Management*, 2022, 24(3): 104-109.
- [15] WANG Q, WANG J, ZHAO P, et al. Correlation between the model accuracy and model-based SOC estimation[J]. *Electrochimica Acta*, 2017, 228: 146-159.
- [16] 李文华, 范文奕, 杜乐, 等. 锂电池电化学阻抗谱的多项式等效电路模型[J]. *电源技术*, 2020, 44(1): 38-41.
- LI Wenhua, FAN Wenyi, DU Le, et al. Polynomial equivalent circuit model for electrochemical impedance spectroscopy of lithium ion battery [J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2020, 44(1): 38-41.
- [17] 李建林, 郭兆东, 曾伟, 等. 面向调频的锂电池储能建模及仿真分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(13): 33-42.
- LI Jianlin, GUO Zhaodong, ZENG Wei, et al. Modeling and simulation analysis of lithium battery energy storage oriented to frequency modulation [J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(13): 33-42.
- [18] SHEN H X, LI X, CHEN L, et al. Estimation of state of charge of lithium battery based on parameter identification of fractional order model[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1774(1): 012049.
- [19] 宋轩宇, 黄敬尧, 段俊强. 基于自适应递推最小二乘法与无迹卡尔曼滤波的电池 SOC 估算[J]. *电力科学与工程*, 2019, 35(12): 41-48.
- SONG Xuanyu, HUANG Jingyao, DUAN Junqiang. Estimation of state of charge of battery based on adaptive recursive least squares and unscented Kalman filtering [J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2019, 35(12): 41-48.
- [20] 朱瑞, 段彬, 温法政, 等. 基于分布式最小二乘法的锂离子电池建模及参数辨识[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(20): 85-93.
- ZHU Rui, DUAN Bin, WEN Fazheng, et al. Lithium-ion battery modeling and parameter identification based on decentralized least squares method [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(20): 85-93.
- [21] GUO D X, YANG G, HAN X B, et al. Parameter identification of fractional-order model with transfer learning for aging lithium-ion batteries [J]. *International Journal of Energy Research*, 2021, 45(9): 12825-12837.
- [22] 卫志农, 原康康, 成乐祥, 等. 基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(15): 139-145.
- WEI Zhinong, YUAN Kangkang, CHENG Lexiang, et al. Parameter identification of lithium-ion battery based on multi-innovation least squares algorithm [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(15): 139-145.
- [23] KAI W. State of charge (SOC) estimation of lithium-ion battery based on adaptive square root unscented Kalman filter [J]. *International Journal of Electrochemical Science*, 2020: 9499-9516.
- [24] TAN X J. Online state-of-health estimation of lithium-ion battery based on dynamic parameter identification at multi time-scale and support vector regression [J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 484: 229233.
- [25] 唐佳, 刘士齐, 刘静雯, 等. 基于向量式多遗忘因子最小二乘法的城轨列车储能元件充放电参数辨识[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2020, 53(6): 527-533.
- TANG Jia, LIU Shiqi, LIU Jingwen, et al. Parameter identification in urban rail train energy storage elements using a vector multi-forgetting factor least square method [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2020, 53(6): 527-533.
- [26] 辛瑞芝, 戴宁, 卢佳南, 等. 基于可变遗忘因子的递推最小二乘法锁相环研究[J]. *微电机*, 2020, 53(12): 89-93.
- XIN Ruizhi, DAI Ning, LU Jianan, et al. Research on PLL based on recursive least square method with variable forgetting factor [J]. *Micromotors*, 2020, 53(12): 89-93.
- [27] 孙逢春, 孟祥峰, 林程, 等. 电动汽车动力电池动态测试工况研究[J]. *北京理工大学学报*, 2010, 30(3): 297-301.
- SUN Fengchun, MENG Xiangfeng, LIN Cheng, et al. Dynamic stress test profile of power battery for electric vehicle [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2010, 30(3): 297-301.
- [28] 陈勇, 江颖达, 徐刚, 等. 规模化电动汽车充电负荷预测[J]. *电力需求侧管理*, 2022, 24(5): 71-77.
- CHEN Yong, JIANG Yingda, XU Gang, et al. Charging load forecasting for large-scale electric vehicle access to power grid [J]. *Power Demand Side Management*, 2022, 24(5): 71-77.
- [29] 张元星, 李斌, 颜湘武, 等. 基于电池模型的电动汽车充电故障监测与预警方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(10): 143-154.

- ZHANG Yuanxing, LI Bin, YAN Xiangwu, et al. Monitoring and early warning method of EV charging failure based on a battery model[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(10):143-154.
- [30] 孙可慧, 刘国鹏, 李少雄, 等. 基于实测数据的电动汽车充电站电能质量分析方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2):74-88.
- SUN Kehui, LIU Guopeng, LI Shaoxiong, et al. Power quality analysis method of an electric vehicle charging station based on measured data [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2):74-88.
- [31] USABC electric vehicle battery test procedures manual[EB/OL]. (2018-07-01) [2022-06-22]. <https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc666152/>.

作者简介:



朱卫平

朱卫平(1983),男,博士,高级工程师,从事配电自动化相关工作(E-mail:jszhuweiping@163.com);

陈国旺(1998),男,硕士在读,研究方向为电池状态估计;

卫志农(1962),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力系统运行分析与控制,输配电系统自动化。

Parameter identification of lithium-ion battery based on least squares algorithm with variable forgetting factor

ZHU Weiping¹, CHEN Guowang², WEI Zhinong², SONG Xingtao²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. College of Energy and Electric Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Power battery performance plays a pivotal role in the comprehensive performance of electric vehicles, and thus accurate identification of the parameters of the lithium-ion battery model is crucial for subsequent state-of-charge estimation and state-of-health prediction of the battery system. In order to improve the accuracy of parameter identification algorithm of lithium-ion battery model, a second-order RC equivalent circuit model of the battery is established, and a least-squares algorithm based on variable forgetting factor is used to identify the parameters of the lithium-ion battery model online. By building a test platform for charge and discharge experiments, based on the experimental data of two different operating conditions, the proposed algorithm, recursive least squares algorithm and traditional forgetting factor least squares algorithm are used to identify the parameters, and the accuracy of the proposed algorithm is described based on the comparison of the error between the estimated port voltage and the actual value obtained from the experimental test. The experimental results show that the recursive least squares algorithm based on the variable forgetting factor shows fast convergence and high estimation accuracy in the identification of lithium-ion battery parameters.

Keywords: lithium-ion battery; model parameters; online identification; variable forgetting factor; second-order RC; least squares algorithm

(编辑 钱悦)