基于 DFFRLS 和神经网络-ASRUKF 算法的 蓄电池 SOC 估计

顾钟凡,陈玉伟,李承澳,张德春,黄海

(河海大学能源与电气学院,江苏南京210098)

摘要:以3.5 V/20 A·h的磷酸铁锂电池为研究对象,针对其荷电状态(SOC)在线估计问题,建立二阶戴 维南(Thevenin)等效 RC电路模型,结合 BP 神经网络、动态遗忘因子最小递推二乘(DFFRLS)法和自适应平 方根无迹卡尔曼滤波(ASRUKF)算法提出一种 SOC 联合估计算法。采用 BP 神经网络代替多项式拟合开路 电压-荷电状态(OCV-SOC)曲线,提高曲线拟合精度;通过 DFFRLS 在线辨识模型参数;结合 ASRUKF 算法进行 SOC 联合估计。研究表明提出的联合估计算法有效消除了因噪声协方差初值人为设定的误差并克服滤 波发散导致状态协方差矩阵非半正定问题,达到获取最优 SOC 估计值的目的。在循环动态压力测试(DST) 实验工况下,将联合估计算法与其他传统算法进行比较,结果表明提出的 SOC 联合估计算法具有更好的快 速性、收敛性和精确性。

SOC Estimation of Battery Based on DFFRLS and Neural Network-ASRUKF Algorithm

GU Zhongfan, CHEN Yuwei, LI Cheng'ao, ZHANG Dechun, HUANG Hai (College of Energy and Electricity, Hohai University, Nanjing 210098, Jiangsu, China)

Abstract: The 3.5 V/20 A•h lithium iron phosphate battery was taken as the research object. Aiming at the online estimation of its state of charge (SOC), the second-order Thevenin equivalent RC circuit model was established, and a joint SOC estimation algorithm was proposed by combining BP neural network, dynamic forgetting factor recursive least square (DFFRLS) method and adaptive square root unscented Kalman filter (ASRUKF) algorithm. The open circuit voltage- state of charge (OCV-SOC) curve was fitted by BP neural network instead of polynomial to improve the fitting accuracy. The model parameters were identified online by DFFRLS. Combined with ASRUKF algorithm, SOC joint estimation was conducted. The research shows that the proposed joint estimation algorithm effectively eliminates the artificial error caused by the initial value of noise covariance and overcomes the non-positive semidefinite problem of state covariance matrix caused by filtering divergence, so as to obtain the optimal SOC estimation value. Under the experimental condition of cyclic dynamic pressure test (DST), the joint estimation algorithm was compared with other traditional algorithms. The results show that the proposed SOC joint estimation algorithm has better rapidity, convergence and accuracy.

Key words: battery; BP neural network; dynamic forgetting factor recursive least square (DFFRLS) algorithm; adaptive square root unscented Kalman filter (ASRUKF) algorithm; SOC joint estimation

近年来,伴随着我国提出的电力物联网以及 能源互联网战略,可再生能源技术得到了极大的 发展,新能源汽车作为可再生能源技术的重大商 业应用,已经逐步成为主流出行方式^[1-2]。而蓄电 池作为新能源汽车的动力来源,由于其工作状况 极其复杂且不具有普遍性,需要建立合适的电池 管理系统(battery management system, BMS)实时 获取蓄电池的工作状态,其内部状态主要包括荷

基金项目:河海大学大学生创新创业训练计划资助项目(202010294129Y) 作者简介:顾钟凡(2000—),男,本科,Email:gzf2206@163.com

电状态(state of charge, SOC)和健康状态(state of health, SOH)^[3-4]。其中, SOC 为电池管理系统最核 心的技术之一,精确的SOC估计可以使蓄电池得到 充分的利用,对电池管理系统具有重大的意义[5-6]。

目前对SOC估计的方法有很多种,主要分为 以下几类:安时积分法、开路电压法、神经网络法 和基于等效模型法四。安时积分法作为一种开环 的估计方法,其SOC的估计误差会随着时间进行 累积,最终将无法满足SOC估计精度的要求,且 其SOC估计结果受SOC初值的影响较大。开路 电压法在估计SOC之前需要将蓄电池开路静置 很长一段时间来保证 SOC 估计的准确性,因此不 适用于在线估计图。神经网络法采用大数据训练 来估计SOC,但其每次训练结果都不同且估算精 度受训练方法的影响较大¹⁹。基于等效模型的 SOC估计方法主要为拓展卡尔曼滤波法(extend Kalman filter, EKF)及其延伸无迹卡尔曼滤波法 (unscented Kalman filter, UKF)。EKF 在对系统 进行线性化的过程中忽略了泰勒展开后的二次 及以上高次项,使得系统存在线性化误差。UKF 通过无迹变换来获取过程噪声协方差的统计量, 但UKF需要人为指定噪声协方差初值,使得SOC 估计存在噪声误差,同时UKF无法保证状态协方 差矩阵的半正定性,影响程序运行[10-11]。

为了解决上述问题,本文选择3.5 V/20 A·h 的磷酸铁锂电池为研究对象,首先建立二阶 Thevenin等效RC电路模型,并建立状态方程和观 测方程;然后采用BP神经网络代替多项式拟合 OCV-SOC曲线,提高了曲线拟合精度;再建立以 动态遗忘因子递推最小二乘(dynamic forgetting factor recursive least square, DFFRLS)法和自适应 平方根无迹卡尔曼滤波 (adaptive square-root unscented Kalman filter, ASRUKF)算法进行 SOC 联 合估计:通过DFFRLS在线辨识模型参数,采用 ASRUKF算法进行 SOC 估计;最后,设计物理实 验,对比本算法与平方根无迹卡尔曼滤波 (square-root unscented Kalman filter, SRUKF)及 UKF、自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented Kalman filter, AUKF)算法进行分析 SOC 估计结 果的精度和收敛性。

蓄电池建模及参数辨识 1

1.1 二阶 Thevenin 等效模型建立及离散化处理 蓄电池 SOC 的估计精度依赖于精确的电路 模型,目前国内外普遍采用的模型有:Rint模型、 一阶 RC 模型、PNGV 模型和二阶 Thevenin 等效 电路模型[12-13],二阶 Thevenin 等效电路模型相比 于一阶RC模型能够更加精确反映蓄电池的静动 态特性,同时也便于进行蓄电池特性分析和参数 辨识。因此本文选用二阶 Thevenin 等效电路模 型进行蓄电池建模,其电路原理图如图1所示。



图 1 二阶Thevenin等效电路模型

Fig.1 Second-order Thevenin equivalent circuit model

图 1 中, U_{α} 为电池的开路电压(opening circuit voltage, OCV), 是关于 SOC 的函数; I 为电池 工作时的电流; R_0 为电池欧姆内阻; R_s , R_1 , C_s , C_1 , U,,U,分别为电池的2个极化电阻、极化电容和极 化电压;U为蓄电池工作时的端电压。

根据图1中的等效模型,选取SOC, U,, U,作 为系统状态变量,采用拉氏变换和脉冲响应不变 法进行离散化^[14],令 $w_k = [w_1(k) w_2(k) w_3(k)]^T$, 可得状态空间离散化模型如下式:

$$\begin{aligned} SOC(k+1) \\ U_{s}(k+1) \\ U_{1}(k+1) \end{aligned} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T/(R,C_{s})} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/(R,C_{s})} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} SOC(k) \\ U_{s}(k) \\ U_{1}(k) \end{bmatrix} + \\ & \begin{bmatrix} -T/Q_{c} \\ R_{s}(1-e^{-T/(R,C_{s})}) \\ R_{1}(1-e^{-T/(R,C_{s})}) \end{bmatrix} \times I + \begin{bmatrix} w_{1}(k) \\ w_{2}(k) \\ w_{3}(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$(1)$$

式中:k为离散后的时间;T为数据采样周期(本文 中为1s);0,为电池额定容量(本文中为20A·h); w_k为系统噪声。

1.2 基于DFFRLS的电池模型在线参数辨识 1.2.1 OCV-SOC曲线输出方程拟合

如图1所示,为了获取以工作电流I作为输 入,端电压U作为输出的输出方程,根据基尔霍 夫定律可知,开路电压U。与端电压U之间存如下 关系:

 $U(k) = U_{\rm oc}(k) - U_{\rm s}(k) - U_{\rm 1}(k) - R_0 \cdot I(k) \quad (2)$

由于开路电压U_{ac}与蓄电池SOC之间存在着 一一对应的映射关系,因此U.,可以表示为SOC的 函数,如下式所示:

$$U_{\rm oc}(k) = f[SOC(k)] \tag{3}$$

式中: $f[\cdot]$ 为关于SOC(k)的非线性函数。

对于函数f[·]的求取,普遍采用多项式拟合的方法,但多项式拟合必然会因为选取多项式阶次过高而造成拟合精度不足或过拟合现象的出现^[15-16],因此,本文提出一种采用BP神经网络代替多项式进行OCV-SOC 拟合的方法, BP神经网络拥有可逼近任意复杂程度非线性关系的特点,可通过充分的网络训练极大地提高拟合精度。

本文将六阶多项式与BP神经网络拟合效果 进行对比,多项式拟合函数如下式所示:

 $U_{oc}(k) = -0.009\,442\,[SOC(k)]^{6} + 0.053\,95\,[SOC(k)]^{5} + 0.013\,58\,[SOC(k)]^{4} - 0.107\,2\,[SOC(k)]^{3} - 0.014\,51\,[SOC(k)]^{2} + 0.075\,43\,[SOC(k)] + 3.303$

二者拟合效果对比如图2所示。





Fig.2 Comparison of the effects of the two fitting methods

由图2可以看出,BP神经网络法的拟合效果与 拟合精度均优于六阶多项式拟合,且BP神经网络的 拟合优度*R*²=0.999 8,六阶多项式的拟合优度*R*²= 0.961 4,进一步说明BP神经网络拟合精度更高。

1.2.2 DFFRLS在线参数辨识

目前对于蓄电池的在线参数辨识常用递推 最小二乘(recursive least square, RLS)法,即每次 根据新的实验数据,在前一次估计值的基础上, 利用新数据对前估计值修正,从而递推得出新的 估计值^{117]}。但RLS在递推迭代的过程中存在因旧 数据不断积累而淹没新数据的缺陷,特别是在蓄 电池系统中存在着大量的实验数据,导致参数辨 识结果精度下降。文献[18]中提出了遗忘因子递 推最小二乘(forgetting factor recursive least square, FFRLS)法,引入的遗忘因子一定程度上能够克服 "数据饱和"的现象,起到"突出新数据"的特点, 但固定遗忘因子的FFRLS在参数辨识过程中难 以同时满足快速性和收敛性,因此本文基于 FFRLS,提出了基于时变动态遗忘因子的DF-FRLS,通过理论模型与实际模型输出量的差值为 变量来构建遗忘因子调节函数,从而实现遗忘因 子的动态调整。

根据图1模型可以得到适用于蓄电池的外源 性自回归(autoregressive exogenous, ARX)模型如 下式:

$$\begin{aligned} y(k) &= \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k) \cdot \boldsymbol{\theta} + e(k) \\ \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k) &= [-y(k-1) \cdots - y(k-n)u(k) \cdots u(k-n)] \\ \boldsymbol{\theta} &= [a_1 a_2 \cdots a_n] \end{aligned}$$
(5)

式中:y(k)为ARX系统输出量在k时刻的值; e(k)为k时刻传感器采样误差; φ 为观测向量; θ 为被辨识的参数矩阵;u(k)为ARX系统的第k次 输入值; a_i 为锂电池ARX模型待辨识参数。

取准则函数如下所示:

$$\boldsymbol{J}(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{k=1}^{\infty} [e(k)]^2 = [y(k) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k) \cdot \boldsymbol{\theta}]^2 \quad (6)$$

当*J*(θ)取最小值时,求出最小二乘法估计值如下:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = [\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{\varphi}(k)]^{-1}\boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{y}(k)$$
(7)

DFFRLS的具体迭代过程如下:

1)算法初始化。为算法中协方差矩阵*P*和 参数向量θ(k)赋予初值,通过初值启动算法,设 初始协方差矩阵*P*和参数向量θ(k)为

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}(0) = \boldsymbol{P}_0 \\ \boldsymbol{\theta}(0) = \boldsymbol{\theta}_0 \end{cases}$$
(8)

2)参数更新如下式所示:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k+1) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) + \boldsymbol{L}(k+1)[\boldsymbol{\gamma}(k+1) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k+1)\boldsymbol{\theta}(k)]$$
(9)

式中: $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ 为参数估计值;L为滤波增益矩阵。

3)构建动态遗忘因子函数: $\int \varepsilon(k+1) = |y(k+1) - \varphi^{T}(k+1)\hat{\theta}(k)|$

$$\lambda(k+1) = \alpha + (1-\alpha) e^{-\gamma \varepsilon(k+1)}$$
(10)

式中: $\varepsilon(k+1)$ 为理论模型与实际模型输出差值; $\lambda(k+1)$ 为动态遗忘因子函数; α, γ 均为正可调 参数。

4) 增益矩阵更新如下式所示:

$$L(k+1) = P(k)\varphi(k+1)[\lambda(k+1) + \varphi^{T}(k+1)P(k)\varphi(k+1)]^{-1}$$
 (11)
5)协方差矩阵更新如下式所示:

$$\boldsymbol{P}(k+1) = \frac{1}{\lambda(k+1)} \left[\boldsymbol{E} - \boldsymbol{L}(k+1) \cdot \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k+1) \right] \boldsymbol{P}(k)$$
(12)

式中:E为单位矩阵。

重复上述2)~5)步,当程序满足终止条件时 停止运行,此时便可得到参数辨识结果。

2 蓄电池SOC估计方法

2.1 ASRUKF算法

目前对蓄电池SOC的估计多基于卡尔曼滤波 算法及其拓展,由于采用UKF算法估计蓄电池SOC 时需要人为指定噪声协方差初值,使得SOC估计存 在噪声误差,同时UKF也无法保证状态协方差矩阵 的半正定性,影响程序正常运行,文献[19]中提出一 种基于Sage-Husa自适应滤波与UKF相结合的思 想,设计AUKF滤波器进行SOC估计,该算法能够 实时更新噪声协方差矩阵,降低了人为设定噪声协 方差初值对估计精度的影响。考虑到AUKF仍无 法保证状态协方差矩阵的半正定性,本文提出一种 基于AUKF的改进算法,在自适应滤波算法的基础 上结合平方根滤波算法,构成ASRUKF滤波器。平 方根滤波算法中不直接采用噪声误差进行算法运 算而用噪声误差的平方根进行算法的运算,能够有 效保证状态协方差矩阵的半正定性¹²⁰。

本文采用的ASRUKF算法进行SOC估计的 具体计算过程如下所示:

1)预测步——获取 Sigma 点矩阵: $\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \ \hat{x}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} S_k \ \hat{x}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} S_k]$ (13)

其中 $\lambda = \alpha^2 (n+k) - n$

式中: χ_{k-1} 为k-1时刻Sigma点矩阵;n为状态变量 维数; α,k 均为可调参数; \hat{x}_{k-1} 为系统在k-1时刻 的状态变量估计值; S_k 为k时刻后验状态变量协 方差平方根Cholesky因子。

2)预测步——获取状态量和误差方差矩阵:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^{*} = \boldsymbol{A}_{k-1} \boldsymbol{\chi}_{i,k-1} + \boldsymbol{B}_{k-1} \boldsymbol{u}_{k-1} \\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{\omega}_{i}^{m} \boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^{*} \\ \boldsymbol{S}_{x,k}^{*} = \operatorname{qr} \left\{ \sqrt{\boldsymbol{\omega}_{i}^{c}} \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k} \right), \sqrt{\boldsymbol{Q}_{k}} \right\} \\ \boldsymbol{S}_{x,k} = \operatorname{cholupdate} \left\{ \boldsymbol{S}_{x,k}^{*} \left(\boldsymbol{\chi}_{0,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k} \right), \boldsymbol{\omega}_{0}^{c} \right\} \end{cases}$$
(14)

式中:**X**_{*i,k-1}为采样点<i>i*在*k*-1时刻Sigma点采样矩阵;**A**_{*k*-1}为*k*-1时刻系统的状态转移矩阵;**B**_{*k*-1}为*k*-1时刻系统的输入矩阵;**X**^{*}_{*i,k-1}为<i>k*-1时刻中间变量62</sub></sub>

矩阵; u_{k-1} 为k-1时刻系统的输入变量矩阵; ω_i^m 为求解采样点i均值的权值矩阵; ω_i^o 为求解采样点i协方差的权值矩阵; Q_k 为系统的过程噪声协方差 矩阵; $S_{x,k}^*$ 为k时刻状态变量协方差平方根QR分 解返回矩阵; $S_{x,k}$ 为k时刻状态变量协方差平方根 Cholesky因子。

3)更新步——Sigma点重采样并预测:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\xi}_{i,k-1} = [\,\hat{\boldsymbol{x}}_{k} \,\, \hat{\boldsymbol{x}}_{k} + \sqrt{(n+\lambda)} \,\, \boldsymbol{S}_{k} \,\, \hat{\boldsymbol{x}}_{k} - \sqrt{(n+\lambda)} \,\, \boldsymbol{S}_{k}] \\ \boldsymbol{y}_{i,k-1}^{*} = \boldsymbol{C}_{k-1} \boldsymbol{\xi}_{i,k-1} + \boldsymbol{D}_{k-1} \boldsymbol{u}_{k-1} \\ \hat{\boldsymbol{y}}_{k} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{\omega}_{i}^{m} \boldsymbol{y}_{i,k-1}^{*} \\ \boldsymbol{e}_{k} = \boldsymbol{y}_{k} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k} \end{cases}$$
(15)

式中: $\xi_{i,k-1}$ 为采样点 $i \pm k-1$ 时刻Sigma点重采样 矩阵; $y_{i,k-1}$ 为ARX系统输出量在k-1时刻中间变 量矩阵; C_{k-1} , D_{k-1} 分别为系统在k-1时刻关于状态 和输入的观测矩阵; y_k 为系统在k时刻的观测变 量采样值; \hat{y}_k 为系统在k时刻的观测变量估计值; e_k 为k时刻观测值的残差。

4)更新步——计算滤波增益和校正检验:

$$\begin{cases} S_{y,k}^{*} = \operatorname{qr} \left\{ \sqrt{\boldsymbol{\omega}_{i}^{c}} \left(\boldsymbol{y}_{i,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k} \right), \boldsymbol{\omega}_{0}^{c} \right\} \\ S_{y,k} = \operatorname{cholupdate} \left\{ S_{y,k}^{*} \left(\boldsymbol{y}_{0,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k} \right), \boldsymbol{\omega}_{0}^{c} \right\} \\ P_{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \boldsymbol{\omega}_{i}^{c} \left[\boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k} \right] \left[\boldsymbol{y}_{i,k-1}^{*} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k} \right]^{\mathrm{T}} \\ K_{k} = \left(\boldsymbol{P}_{xy} / \boldsymbol{S}_{y,k}^{\mathrm{T}} \right) / \boldsymbol{S}_{y,k} \\ \boldsymbol{x}_{k} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k} + K_{k} \boldsymbol{e}_{k} \\ \left\{ \begin{array}{l} \boldsymbol{U} = \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{S}_{y,k} \\ \boldsymbol{S}_{k} = \operatorname{cholupdate} \left\{ \boldsymbol{S}_{k-1}, \boldsymbol{U}, -1 \right\} \end{array} \right\} \end{cases}$$
(16)

式中: $S_{y,k}^*$ 为k时刻观测变量协方差平方根 qr分解 返回矩阵; $S_{y,k}$ 为k时刻观测变量协方差平方根 Cholesky因子; P_{xy} ,U为计算中间变量矩阵; K_k 为k时刻滤波增益矩阵; x_k 为校正后k时刻状态变量 矩阵;矩阵 S_{k-1} 为k-1时刻后验状态变量协方差平 方根 Cholesky因子。

5)更新步——测量噪声和过程噪声更新:

$$\begin{cases}
\sqrt{R^{**}} = \text{cholupdate} \left\{ \sqrt{1 - d_{k}} \sqrt{\hat{R}_{k-1}}, \left| \boldsymbol{e}_{k} \right|, d_{k} \right\} \\
\sqrt{R^{*}} = \text{cholupdate} \left\{ \sqrt{R^{**}}, \hat{y}_{k-1} - \hat{y}_{k}, -d_{k} \boldsymbol{\omega}_{i}^{c} \right\} \\
\sqrt{\hat{R}_{k}} = \text{diag} \left\{ \sqrt{\text{diag}} \left(\sqrt{R^{**}}, \sqrt{R^{*}}^{\mathrm{T}} \right) \right\} \\
\sqrt{Q^{**}} = \text{cholupdate} \left\{ \sqrt{\hat{Q}_{k-1}}, \left| \hat{x}_{k} - \hat{x}_{k-1} \right|, d_{k} \right\} \\
\sqrt{Q^{*}} = \text{cholupdate} \left\{ \sqrt{Q^{**}}, U, -d_{k} \right\} \\
\sqrt{\hat{Q}_{k}} = \text{diag} \left\{ \sqrt{\text{diag}} \left(\sqrt{Q^{**}}, \sqrt{Q^{*}}^{\mathrm{T}} \right) \right\}
\end{cases}$$
(17)

其中 $d_k = (1-b)(1-b^{k+1})$

式中: R^{**} , R^* 均为测量噪声协方差计算中间值矩阵; \hat{R}_{k-1} 为k-1时刻测量噪声协方差矩阵; Q^{**} , Q^* 均为过程噪声协方差计算中间值矩阵; \hat{Q}_{k-1} 为k-1时刻过程噪声协方差矩阵; b为遗忘因子。

2.2 DFFRLS和BP-ASRUKF联合估计算法

本文在1.2和2.1部分详细论述了DFFRLS参数辨识和ASRUKF算法的实现步骤,DFFRLS和BP-ASRUKF进行SOC联合估计具体步骤如下:

1) 根据 DFFRLS 算法在线辨识参数[$R_0(k)$ $R_s(k) C_s(k) R_l(k) C_l(k)$];

2)根据辨识的参数完成ASRUKF算法的更新; 3)根据ASRUKF算法进行SOC估计;

4)将 SOC 估计值通过 BP 神经网络拟合的 OCV-SOC 曲线映射关系获取 U_{∞} 的值,引入到 DF-FRLS 算法中完成 $U_{\infty}(k)$ 的更新。

整个算法过程实现了蓄电池模型参数在线辨识 和蓄电池SOC估计的闭环修正,提高了SOC估计的收 敛性和估计精度,具体算法的流程框图如图3所示。



图 3 DFFRLS和ASRUKF联合估计流程图 Fig.3 Flow chart of DFFRLS and ASRUKF joint estimation

3 实验验证和仿真分析

为了验证本文所建立的DFFRLS和BP-AS-RUKF联合估计SOC算法的收敛性和精确性,本文 设计了基于型号为LAND电池测试系统CT2001D 对磷酸铁锂电池进行循环动态压力测试(dynamic stress test, DST)工况实验,具体实验设备见图4所 示,通过平台恒温恒湿箱控制温度为25℃,蓄电池 初始SOC值为100%,在初始值已知且准确的情况 下,本文采用安时积分法来计算各个时间点的 SOC值作为真值与各种算法估计值进行比较分 析,DST放电电流波形如图5所示。





3.1 BP-ASRUKF、其余算法估计SOC效果对比

为了验证本文提出的DFFRLS和BP-AS-RUKF联合估计SOC算法的有效性和精确性,本 文选用蓄电池模型同为二阶Thevenin模型,采用 最小递推二乘法进行参数在线辨识的SRUKF, AUKF和UKF算法与本文提出的算法进行SOC估 计效果对比,图6为设定相同SOC初值(SOC₀= 100%)下采用不同算法估计的SOC变化曲线与 SOC真实曲线的对比,图7为不同算法估计下 SOC随时间变化的误差ΔSOC曲线。



图6 SOC初值为100%时不同算法估计值





由图6可知,联合估计SOC算法与SRUKF, AUKF和UKF算法估计的蓄电池SOC变化的趋势 基本一致且均能收敛到真实的SOC值,由放大图 可以看出,本文提出的联合估计SOC算法更接近 于真实的SOC值。

由图7可知,4种算法稳态误差均趋于零,本 文提出的联合估计算法相比于其他算法更能够 有效地降低累计误差、具有更高的精度。

表1为4种不同算法估计SOC的最大绝对 误差、平均绝对误差和均方根误差的数据比较, 进一步验证了本文所建立的算法具有更高的精 确度。

Tab.1 Data error comparison among four methods					
算法	最大绝对误 差/%	平均绝对误 差/%	均方根误 差/%		
联合估计算法	1.369 5	0.215 8	0.282 4		
SRUKF	3.182 5	0.611 3	0.679 3		
AUKF	1.908 4	0.462 5	0.511 8		
UKF	5.298 1	0.521 2	0.659 1		

表1 4种算法的误差数据比较

Tab.1 Data error comparison among four methods

3.2 改变初值后不同算法 SOC 估计收敛性分析

为了比较本文提出的DFFRLS和BP-AS-RUKF联合估计SOC算法与SRUKF,AUKF及 UKF算法对SOC估计的收敛性,本文通过改变 SOC的初值(SOC₀=80%)来探究不同算法下的 SOC估计值向真实值的收敛速度,根据不同算法 下SOC估计值收敛到真实值所需的时间来评判 算法的收敛性。

改变SOC初值为80%时,上述4种不同算法 对SOC估计的收敛曲线如图8所示,上述4种不 同算法对SOC估计的误差曲线如图9所示。







Fig.9 Estimation error of different algorithms (*SOC*₀=80%)

由图 8 可知, SRUKF, AUKF 及 UKF 算法均需 要 300 个时间断面才能使 SOC 估计值收敛到真实 值, 而本文所建立的 DFFRLS 和 BP-ASRUKF 联合 估计算法只需要 100 个时间断面便可收敛到真实 值, 且在 SOC 收敛过程中超调量最小, 由此说明 本文建立的 DFFRLS 和 BP-ASRUKF 联合估计算 法相比于传统算法具有更好的收敛性。

由图9可明显看出 DFFRLS和 BP-ASRUKF 联合估计算法在任意时刻的 SOC 估计误差均小 于其余三种传统算法,再次说明本文建立的算法 对 SOC 估计效果更佳且精确度更高。

4 结论

本文选择 3.5 V/20 Ah的磷酸铁锂电池为研究对象,建立二阶 Thevenin等效 RC电路模型,分析神经网络、DFFRLS和ASRUKF算法的特点,建立了 DFFRLS和BP-ASRUKF联合估计算法,实现对 DST工况下磷酸铁锂电池的 SOC 在线估计,并与其余三种方法进行比较,得出以下结论:

1)在 DST 工况条件下,采用 BP 神经网络代 替多项式拟合 OCV-SOC 曲线可以进一步提高曲 线拟合精度,从而提高参数在线辨识的精度。

2)在参数在线辨识中,DFFRLS算法采用动态变化的遗忘因子,能够进一步降低"数据饱和"现象,相较于FFRLS及RLS算法具有更好的快速性和精确性。

3)在 SOC 估计中,引入 Sage-Husa 自适应滤 波和平方根滤波算法,使噪声协方差矩阵实时更 新的同时保证状态协方差矩阵的半正定性,降低 了噪声协方差初值设定对估计精度的影响。

4)本文建立的 DFFRLS 和 BP-ASRUKF 联合

估计算法相比于其他三种算法具有更好的收敛性、快速性和精确性。

本文重点描述了DFFRLS和ASRUKF联合算 法进行SOC在线估计的问题,实验环境温度保持 为25℃,接下来可探究不同温度对SOC在线估计 的影响。

参考文献

- 张酌伟, 樊艳芳, 姚波, 等. 基于 SOC 实时反馈的 HESS 平抑 光伏功率波动策略[J]. 电气传动, 2019, 49(4):72-77.
 Zhang Yiwei, Fan Yanfang, Yao Bo *et al.* HESS strategy for subduing photovoltaic power fluctuation based on SOC realtime feedback[J].Electric Drive, 2019, 49(4): 72-77.
- [2] 孟秋艳,童亦斌,梁建钢.基于电池单体电压和SOC的储能 优化控制策略[J].电气传动,2018,48(5):63-67.
 Meng Qiuyan, Tong Yibin, Liang Jiangang. Energy storage optimal control strategy based on battery single voltage and SOC
 [J]. Electric Drive, 2018, 48(5): 63-67.
- [3] 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. Research on SOC estimation and equalization technology of electric vehicle batteries[D]. Guangzhou: South China University of Technology ,2016.

- [4] 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 battery based on multinovelty least squares algorithm[J].Power System Automation, 2019,43(15): 139-145.
- [5] 吕甜,张雪霞.基于在线参数辨识和ASR-UKF的锂离子电容SOC估计[J].电源技术,2021,45(1):27-30,55.
 Lü Tian, Zhang Xuexia. SOC estimation of lithiumion capacitor based on online parameter identification and ASR-UKF[J]. Power Technology, 2021, 45 (1):27-30,55.
- [6] 封居强,伍龙,黄凯峰,等.基于FFRLS和AEKF的锂离子电 池 SOC 在线估计研究[J].储能科学与技术,2021,10(1): 242-249.

Feng Juqiang, Wu Long, Huang Kaifeng *et al.* Li-ion battery SOC online estimation based on FFRLS and AEKF[J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(1): 242–249.

[7] 严利民,卢迪.一种锂电池SOC估算方法[J].电动工具,2020 (1):1-4.

Yan Limin, Lu Di. A lithium battery SOC estimation method[J]. Electric Tools, 2020(1): 1-4.

[8] 李军,张俊,张世义.基于ABP-EKF算法的锂电池SOC估计
[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2021,40(3):135-140.
Li Jun, Zhang Jun, Zhang Shiyi. Estimation of lithium battery
SOC based on ABP-EKF algorithm[J]. Journal of Chongqing
Jiaotong University (Natural Science Edition), 2021,40(3):
135-140.

[9] 程泽,杨磊,孙幸勉.基于自适应平方根无迹卡尔曼滤波算 法的锂离子电池 SOC和 SOH 估计[J].中国电机工程学报, 2018,38(8):2384-2393,2548.

Cheng Ze, Yang Lei, Sun Xingmian. Estimation of SOC and SOH of lithiumion batteries based on adaptive square root untraced Kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38 (8):2384–2393,2548.

[10] 陈霖华,陈剑,徐志强,等.基于实时电路模型的储能系统锂 离子电池状态估算[J].中南大学学报(自然科学版),2021, 52(2):458-464.

Chen Linhua, Chen Jian, Xu Zhiqiang, *et al*.State estimation of lithiumion battery in energy storage system based on real-time circuit model[J]. Journal of Central South University (Natural Science), 2021, 52(2):458–464.

[11] 吴忠强,尚梦瑶,申丹丹,等.基于神经网络和MS-AUKF算法的蓄电池荷电状态估计[J].中国电机工程学报,2019,39
 (21):6336-6344.

Wu Zhongqiang, Shang Mengyao, Shen Dandan *et al.* State of charge estimation of battery based on neural network and MS-AUKF algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6336-6344.

- [12] 王世繁,罗杨,董亮,等.二阶Thevenin锂电池等效模型参数 离线辨识[J].电子设计工程,2018,26(9):46-49,54.
 Wang Shifan, Luo Yang, Dong Liang, *et al.* Research on offline identification of equivalent model parameters of second order Thevenin lithium batteries[J]. Electronic Design Engineering,2018,26(9):46-49,54.
- [13] 陈大分,姜久春,王占国,等.动力锂离子电池分布参数等效 电路模型研究[J].电工技术学报,2013,28(7):169-176.
 Chen Dafen, Jiang Jiuchun, Wang Zhanguo, *et al.* Research on distribution parameters equivalen circuit model of power lithium-ion batteries[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(7): 169-176.
- [14] 魏克新,陈峭岩.基于自适应无迹卡尔曼滤波算法的锂离子
 动力电池状态估计[J].中国电机工程学报,2014,34(3):
 445-452.

Wei Kexin, Chen Qiaoyan. State estimation of lithiumion battery based on adaptive unscented Kalman filter algorithm[J]. China Journal of Electrical Engineering, 2014, 34(3): 445– 452.

[15] 费亚龙,谢长君,汤泽波,等.基于平方根无迹卡尔曼滤波的 锂电池状态估计[J].中国电机工程学报,2017,37(15): 4514-4520,4593.

Fei Yalong, Xie Changjun, Tang Zebo *et al.* State-of-charge estimation based on square root unscented Kalman filter algorithm for Li-ion batteries[J]. Journal of Chinese Electrical Engineering Science, 2017, 37(15):4514-4520,4593.

[16] 王金海,丁锋.CARMA模型离线最小二乘迭代辨识方法[J].
 科学技术与工程,2007(23):5998-6003.

Wang Jinhai, Ding Feng. Least-squares-iterative identification algorithms for CARMA models[J]. Science Technology and En-(下转第80页)

表3 煤堆质量测量实验结果表

Tab.3 Co	al pile	quality	measurement	experimental	results	table

煤堆质量	测量相对误差	测量相对误差
真值/kg	均值/kg	标准差/kg
300	5.32	1.21
350	4.35	1.32
400	7.63	1.33
450	4.22	0.79
500	5.35	0.92
550	8.21	1.58
600	9.64	2.92

5 结论

针对已有盘煤仪存在标定误差大、点云滤波 算法失效等问题,以及煤场中斗轮机等干扰物影 响导致模型失真的问题,提出相应解决方案:

1)改进DLT标定算法,考虑光学畸变等因素,引入像平面坐标修正量及像平面坐标观测值 修正量,将特征点在各个方向残差控制在2个像 素之内。

2)通过改进双边滤波算法,有效剔除离群 点,平滑模型点云。

3)基于霍夫变换和距离阈值分割,有效剔除 干扰信息,对斗轮机、煤场墙壁等具有较强过滤 作用。 杨士华,等:基于深度传感器的煤场三维测量改进算法研究

4)提出基于颜色和法向量的点云分割方案, 排除运输车、石堆等干扰物影响,测量相对误差 控制在2.75%左右,确保测量结果更为精准。

参考文献

- Fang H, Lafarge F, Pan C, et al. Floorplan generation from 3D point clouds: A space partitioning approach[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 21 (6): 127– 130.
- [2] Long K, Xie Q, Lu D, et al. Aircraft skin gap and flush measurement based on seam region extraction from 3D point cloud
 [J]. Measurement, 2021, 176:210–215.
- [3] Chen P, Wu Z, Taciroglu E. Classification of soft-story buildings using deep learning with density features extracted from 3D point clouds[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2021,35(3):67-75.
- [4] 胡海龙,李重,秦胜伟,等.三维点云模型特征张量描述符的 构造及自相似性分析[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2021,33(4):590-600.

Hu Hailong, Li Zhong, Qin Shengwei, *et al.* Construction of feature tensor descriptor and self-similarity analysis for 3D point cloud models[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2021, 33(4):590–600.

[5] Öngün C, Temizel A. LPMNet: latent part modification and generation for 3D point clouds[J]. Computers & Graphics, 2021, 96(6):210-221.

> 收稿日期:2021-03-31 修改稿日期:2021-04-27

(上接第65页)

gineering, 2007(23): 5998-6003.

- [17] 王文亮,何锋,郑永樑,等.基于 RLS-EKF 联合算法的锂电池 SOC 估算[J].电源技术,2020,44(10):1498-1501,1505.
 Wang Wenliang, He Feng, Zheng Yongliang, et al. SOC estimation of lithium battery based on RLS-EKF joint algorithm[J]. Power Technology, 2020, 44(10):1498-1501, 1505.
- [18] 宋伟,王洁,彭锦旗,等.一种基于多时间尺度FFRLS-AEKF 算法的动力电池SOC估计方法[J].时代汽车,2020(18):13-15.

Song Wei, Wang Jie, Peng Jinqi , *et al.* A SOC estimation method of power battery based on multi-time scale FFRLS-AEKF algorithm[J]. Time Automobile, 2020(18): 13-15.

[19] 张远进,吴华伟,叶从进.基于AUKF-BP神经网络的锂电池

SOC估算[J].储能科学与技术,2021,10(1):237-241. Zhang Yuanjin, Wu Huawei, Ye Congjin. SOC estimation of lithium battery based on AUKF-BP neural network[J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(1): 237-241.

[20] 高文凯,严利民,孙叠.一种变参数模型平方根UKF锂离子 电池SOC估计方法[J].上海大学学报(自然科学版),2020, 26(3):413-424.

Gao Wenkai, Yan Limin, Sun Die. A variable parameter model square root UKF lithium ion battery SOC estimation method[J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2020, 26(3): 413-424.

> 收稿日期:2021-03-26 修改稿日期:2021-05-12