

DOI: 10.19666/j.rlfed.202407203

基于 FFRLS-MIUKF 算法的全钒液流电池 荷电状态估计方法

郑涛, 贾泽峰, 邱亚, 李俊伟, 侯谋
(合肥工业大学电气与自动化工程学院, 合肥 230009)

[摘要] 针对全钒液流电池的荷电状态 (state of charge, SOC) 估计难度大、成本高、准确性差等问题, 提出一种基于带遗忘因子的递推最小二乘法 (forgetting factor recursive least squares, FFRLS) 和多新息无迹卡尔曼滤波 (multiple innovation unscented Kalman filter, MIUKF) 的全钒液流电池荷电状态估计方法。该方法通过 FFRLS 在线辨识全钒液流电池等效电路模型参数, 然后通过 MIUKF 进行荷电状态估计, 从而达到准确估计全钒液流电池荷电状态的目的。最后, 利用实验平台对 5 kW/30 kW·h 的全钒液流电池采用所提出方法进行验证, 实验结果表明, 相较于 RLS-UKF 算法和 FFRLS-UKF 算法, FFRLS-MIUKF 算法在荷电状态估计中表现最优, 其充电阶段与放电阶段均方误差与均方根误差更低, 均方误差与均方根误差在充电阶段分别为 0.003 7、0.060 9, 在放电阶段分别为 0.001 3、0.036 3。

[关键词] 全钒液流电池; SOC 估计; 递推最小二乘; 多新息无迹卡尔曼滤波; 遗忘因子

[引用本文格式] 郑涛, 贾泽峰, 邱亚, 等. 基于 FFRLS-MIUKF 算法的全钒液流电池荷电状态估计方法[J]. 热力发电, 2025, 54(4): 68-76. ZHENG Tao, JIA Zefeng, QIU Ya, et al. State-of-charge estimation method for vanadium redox flow battery based on FFRLS-MIUKF algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(4): 68-76.

State-of-charge estimation method for vanadium redox flow battery based on FFRLS-MIUKF algorithm

ZHENG Tao, JIA Zefeng, QIU Ya, LI Junwei, HOU Mou
(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to solve the problems of difficult, high cost and poor accuracy of state-of-charge (SOC) estimation for vanadium redox flow batteries (VFB), a joint SOC estimation method is proposed, based on forgetting factor recursive least squares (FFRLS) and multiple innovation unscented Kalman filter (MIUKF). The FFRLS algorithm is used to identify the equivalent circuit model parameters of vanadium redox flow batteries online, and the MIUKF algorithm is used for SOC estimation, so as to achieve the purpose of accurately estimating the SOC of vanadium redox flow batteries. Finally, a 5 kW/30 kW·h vanadium redox flow battery is taken as experimental platform to verify the method. The experimental results show that, compared with the RLS-UKF algorithm and FFRLS-UKF algorithm, the FFRLS-MIUKF algorithm has lower mean square error and root mean square error in the charging and discharging phases, which are 0.003 7, 0.060 9 and 0.001 3, 0.036 3.

Key words: vanadium redox flow battery; state-of-charge estimation; recursive least squares; multiple innovation unscented Kalman filter; forgetting factor

“双碳”战略目标下, 大力发展新能源替代传统化石能源将成为不可避免的趋势。太阳能、风能等新能源由于环境因素的影响具有波动性、随机

性、间歇性等特点^[1], 这对电力系统稳定性是巨大的挑战, 因此新型电力系统中需要配置储能系统来解决这一问题。

收稿日期: 2024-07-24

第一作者简介: 郑涛 (1981), 男, 副研究员, 主要研究方向为先进工业控制与优化, zhengtao201007@163.com。

通信作者简介: 贾泽峰 (2000), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为全钒液流电池储能系统建模与优化, 254474935@qq.com。

储能系统^[2]根据工作原理主要分为机械储能和电化学储能。机械储能主要包括重力储能、抽水储能、飞轮储能和压缩空气储能等。电化学储能主要包括锂离子电池、铅酸电池、全钒液流电池(vanadium redox flow battery, VFB)和铁铬液流电池等^[3-6]。其中,全钒液流电池由于灵活度高、安全性强、寿命长、环保性好等优点在众多储能系统中脱颖而出,逐渐被应用于各大储能系统^[7]。

全钒液流电池的荷电状态(state of charge, SOC)表示储能系统当前可供调度的能量占系统最大储能容量的比例,是控制和管理储能系统重要依据^[8]。因此,准确估计全钒液流电池的SOC对于储能系统具有主要意义。

目前,SOC的估计方法主要包括安时积分法、开路电压法、神经网络法、卡尔曼滤波法等^[9]。文献[10]在传统安时积分法的基础上考虑电池运行状态对SOC估计精度的影响,提出改进的安时积分法,提高了估计精度但未考虑安时积分法容易产生累积误差。文献[11]针对安时积分与滤波算法联合估计锂离子电池SOC收敛速度慢、计算复杂等问题,提出预测静置开路电压法进行SOC估计,提高了收敛速度但是电池运行中开路电压获取较为困难。文献[12]提出郊狼算法与灰狼算法相融合的混合优化算法(hybrid coyote optimization algorithm with grey wolf optimization, HCOAG),并对核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)进行参数寻优,从而对全钒液流电池SOC进行估计,算法具有良好的准确性和鲁棒性,但是需要大量数据进行模型训练。

目前,相比于其他SOC估计方法,卡尔曼滤波法由于精度高、鲁棒性强等优点被广泛使用。但是,卡尔曼滤波法的精度取决于电池等效电路模型的精度。文献[13]采用FFRLS对VFB二阶RC电路进行参数辨识,相比于递推最小二乘法(recursive least squares, RLS)收敛速度更快、误差更小,但是模型比较简单。文献[14]利用RLS对电池等效模型参数进行精确辨识,然后结合扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)进行SOC估计,但电池长时间运行后RLS容易产生数据饱和现象影响辨识精度。文献[15]设计双卡尔曼滤波算法的SOC估计方法,额外构建一个卡尔曼滤波对安时积分法和EKF法2种SOC估计结果进行卡尔曼滤波融合,双卡尔曼滤波法估计SOC结果更加稳定、准

确,但是需要进行2次卡尔曼滤波算法计算量过大。文献[16]提出平方根无迹卡尔曼滤波算法对VFB的SOC进行估计,避免了估计过程中协方差非正定的情况出现。文献[17]以一阶RC等效电路为基础,采用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法对安时积分法进行修正,提高了估计精度,但是UKF为单新息算法对历史数据利用较少。

因此,本文为了提高全钒液流电池的SOC估计精度,提出了一种基于FFRLS-MIUKF的SOC估计算法,该算法提高了全钒液流电池SOC估计精度。首先,本文采用VFB等效损耗电路模型,通过考虑泵损等各种损耗提高了模型的精度;其次,通过FFRLS对VFB模型在线进行辨识提高了模型参数的辨识精度;最后,通过将多新息理论与UKF相结合,充分考虑旧数据对SOC估计的影响,提高了算法的状态估计精度。

1 VFB 原理与建模

1.1 VFB 工作原理

VFB主要由正负电解液罐、循环泵、电堆以及管路组成^[18]。正负电解液罐用于存放正负电解液,其中,正电解液由V(IV)和V(V)离子溶液组成,负电解液由V(II)和V(III)离子溶液组成。循环泵用于给正负电解液的传输提供动力。电堆由双极板、电极和离子交换膜等部件构成,其中电极为正负电解液发生化学反应的场所,双极板为收集与传输电流的工具,离子交换膜用于分离正负电解液。管路给正负电解液在电堆和正负电解液罐之间流动提供通路。VFB具体工作原理如图1所示。

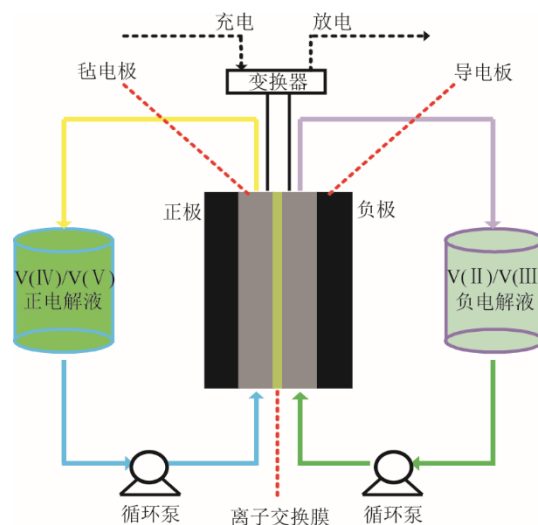
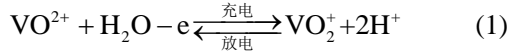


图1 VFB工作原理

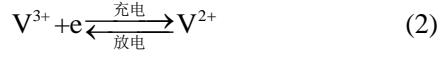
Fig.1 Schematic diagram of VFB working principle

VFB 化学反应原理如下。

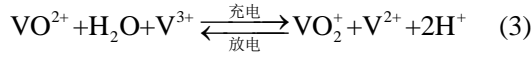
正极反应方程式:



负极反应方程式:



总反应方程式:



1.2 VFB 等效电路模型

VFB 等效电路模型主要分为 Rint 模型、Thevenin 模型、等效损耗电路模型等^[19-20]。Rint 模型仅通过等效电阻与理想电压源来模拟电池,虽然结构简单,但无法模拟电池瞬态响应,精度较低^[21]。Thevenin 模型在 Rint 模型基础上串联 RC 环节来模拟电池瞬态响应,但是 RC 环节较少将导致模型精度较低,RC 环节较多又将导致模型计算量较大。为了兼顾模型准确性和计算量,本文选取考虑泵损的等效电路模型作为研究对象,其原理图如图 2 所示。图 2 中: U_d 为 VFB 端电压; I_d 为 VFB 端电流; I_p 为泵损电流; V_s 为 VFB 开路电压; R_1 、 R_2 均为电池内部阻抗; R_3 为寄生损耗; C_1 为电极电容。

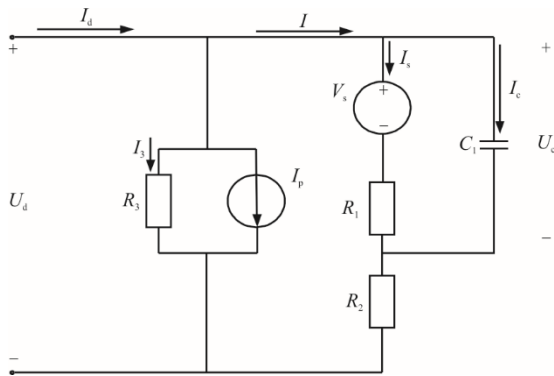


图 2 VFB 等效电路模型
Fig.2 VFB equivalent circuit model

根据电池等效电路模型与基尔霍夫定律, VFB 电路方程为:

$$\begin{cases} U_d = U_c + IR_2, & U_c = V_s + I_s R_1 \\ I_d = I_3 + I_p + I, & I_3 = \frac{U_d}{R_3} \\ I = I_s + I_c, & I_c = C_1 \frac{dU_c}{dt} \end{cases} \quad (4)$$

根据能斯特方程可以得到开路电压 V_s 与 SOC

的关系,可表示为:

$$V_s = N(V_e + \frac{2RT_1}{F} \ln \frac{S_{\text{SOC}}}{1 - S_{\text{SOC}}}) \quad (5)$$

式中: N 为串联单体电池数量; V_e 为电池标准电极电势,取 1.25 V; R 为气体常数 8.314 J/(K·mol); T_1 为温度,取 298 K; F 为法拉第常数 96 500 C/mol。

同时, SOC 还可以根据其工作原理进行计算,计算公式为:

$$S_{\text{SOC}} = S_{\text{SOC},0} + \frac{1}{C_N} \int_0^t I_d dt \quad (6)$$

式中: $S_{\text{SOC},0}$ 为电池初始 SOC 值; C_N 为电池容量。

根据式(4)、式(5)、式(6)可以得到 VFB 的数学模型,如式(7)、式(8)所示:

$$\begin{cases} \frac{dU_c}{dt} = -\frac{R_1 + R_2 + R_3}{R_1(R_2 + R_3)C_1} U_c + \\ \frac{R_3}{(R_2 + R_3)C_1} (I_d - I_p) + \frac{N}{R_1 C_1} \\ (V_e + \frac{2RT}{F} \ln \frac{S_{\text{SOC}}}{1 - S_{\text{SOC}}}) \frac{dS_{\text{SOC}}}{dt} = \frac{1}{C_N} I_d \end{cases} \quad (7)$$

$$U_d = \frac{R_3}{R_2 + R_3} U_c + \frac{R_2 R_3}{R_2 + R_3} (I_d - I_p) \quad (8)$$

2 基于 FFRLS 的 VFB 模型参数辨识

根据式(7)和式(8), VFB 模型待辨识参数为 R_1 、 R_2 、 R_3 、 C_1 。通常采用 RLS 及其衍生算法进行辨识。

采用后向差分方式将式(7)、式(8)离散化,采样周期为 T 。

$$\begin{cases} U_c(k) = (1 - T \frac{R_1 + R_2 + R_3}{R_1(R_2 + R_3)C_1}) U_c(k-1) + \\ \frac{TR_3}{(R_2 + R_3)C_1} (I_d(k-1) - I_p(k-1)) + \\ \frac{TN}{R_1 C_1} (V_e + \frac{2RT_1}{F} \ln \frac{S_{\text{SOC}}(k-1)}{1 - S_{\text{SOC}}(k-1)}) \\ S_{\text{SOC}}(k) = S_{\text{SOC}}(k-1) + \frac{T}{C_N} I_d(k-1) \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} U_d(k) = \frac{R_3}{R_2 + R_3} U_c(k) + \\ \frac{R_2 R_3}{R_2 + R_3} (I_d(k) - I_p(k)) \end{cases} \quad (10)$$

根据式(9)、式(10)得:

$$\begin{cases} U_d(k) = AU_d(k-1) + BV_s(k-1) + \\ C(I_d(k) - I_p(k)) + D(I_d(k-1) - I_p(k-1)) \end{cases} \quad (11)$$

其中 A 、 B 、 C 、 D 具体表达式为:

$$\begin{cases} A = (1 - T) \frac{R_1 + R_2 + R_3}{R_1(R_2 + R_3)C_1} \\ B = \frac{TR_3}{R_1C_1(R_2 + R_3)} \\ C = \frac{R_2R_3}{R_2 + R_3} \\ D = \frac{TR_3^2}{(R_2 + R_3)^2C_1} - AC \end{cases} \quad (12)$$

可将式(11)改写为:

$$U_d(k) = \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\theta}^T(k) \quad (13)$$

其中, 数据变量矩阵 $\boldsymbol{\varphi}$ 和待辨识系数矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 分别为:

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = [U_d(k-1), V_s(k-1), I_d(k) - I_p(k), I_d(k-1) - I_p(k-1)] \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\theta}(k) = [A, B, C, D] \quad (15)$$

VFB 中 RLS 算法^[22]如下:

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k)[\boldsymbol{\varphi}(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k) + 1]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = [1 - \mathbf{K}(k)\boldsymbol{\varphi}(k)]\mathbf{P}(k-1) \\ \boldsymbol{\theta}(k) = \boldsymbol{\theta}(k-1) + \mathbf{K}(k)[U_d(k) - \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\theta}(k-1)] \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{P}(k)$ 为协方差矩阵; $\mathbf{K}(k)$ 为增益矩阵。

由于随着时间增加, $\boldsymbol{\varphi}(k)$ 数据量增加, $\mathbf{P}(k)$ 对于参数辨识的修正作用趋向于 0, 则会出现数据饱和现象, 导致参数辨识结果误差过大。因此, 带遗忘因子的递推最小二乘法 (forgetting factor recursive least squares, FFRLS)^[23] 通过引入遗忘因子 λ (一般取值为 0.95~0.99) 弱化旧数据的作用, 增强新数据的作用。

遗忘因子 λ 取值越接近于 1, FFRLS 算法对于历史数据的遗忘程度越小, 算法的稳定性越好, 但对于新数据的适应性越差。因此, 为了兼顾算法的稳定性以及对新数据的适应性, 本文遗忘因子取 0.98。

FFRLS 算法如下:

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k)[\boldsymbol{\varphi}(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k) + \lambda]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = \frac{1}{\lambda}[1 - \mathbf{K}(k)\boldsymbol{\varphi}(k)]\mathbf{P}(k-1) \\ \boldsymbol{\theta}(k) = \boldsymbol{\theta}(k-1) + \mathbf{K}(k)[U_d(k) - \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\theta}(k-1)] \end{cases} \quad (17)$$

通过 FFRLS 算法在线辨识得到 $\boldsymbol{\theta}$, 通过式(18)便可以由参数 A 、 B 、 C 、 D 逆推得到参数 R_1 、 R_2 、 R_3 、 C_1 。

$$\begin{cases} R_2 = \frac{C^2 + CD}{D + CA + CB}, \quad R_1 = R_2 \frac{D + CA}{CB} \\ R_3 = \frac{CR_2}{R_2 - C}, \quad C_1 = \frac{T(D + CA)}{(R_1 B)^2} \end{cases} \quad (18)$$

3 基于 FFRLS-MIUKF 的 SOC 估计

3.1 UKF 算法

UKF 是一种解决非线性系统状态估计的滤波方法^[24]。与扩展卡尔曼滤波通过泰勒公式将非线性系统转换为线性系统不同, UKF 通过无迹变换, 通过选取一组 sigma 点来近似当前状态概率分布, 这些 sigma 点能够准确捕获当前状态的统计特性^[25]。

UKF 算法原理如下。

通过无迹变换获得 $2n+1$ 个 sigma 点及其对应权值:

$$\begin{cases} X_{(0)} = \bar{X}, \quad i = 0 \\ X_{(i)} = \bar{X} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i, \quad i = 1 \sim n \\ X_{(i)} = \bar{X} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i, \quad i = n+1 \sim 2n \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \omega_{m(0)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \omega_{c(0)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ \omega_{m(i)} = \omega_c^{(i)} = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, \quad i = 1 \sim 2n \end{cases} \quad (20)$$

式中: n 为状态变量数; $X_{(i)}$ 为第 i 个 sigma 点; $\omega_{m(i)}$ 、 $\omega_{c(i)}$ 为第 i 个 sigma 点的权重; $\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}}_i$ 为矩阵方根的第 i 列; λ 、 α 、 β 均为可调参数。

将 i 个 sigma 点依次代入式(9)获得新的 i 个 sigma 点 $X_{\text{sig}(i)}$ 。

通过 $X_{\text{sig}(i)}$ 、sigma 点权重以及状态噪声 \mathbf{Q} 得到新的状态值 X_{pred} 与新的协方差 \mathbf{P}_{pred} :

$$\begin{cases} X_{\text{pred}} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_{m(i)} X_{\text{sig}(i)} \\ \mathbf{P}_{\text{pred}} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_{c(i)} (X_{\text{sig}(i)} - X_{\text{pred}})(X_{\text{sig}(i)} - X_{\text{pred}})^T + \mathbf{Q} \end{cases} \quad (21)$$

在上述步骤的基础上, 再进行 UT 变换得到 i 个 sigma 点 $Z_{\text{sig}(i)}$ 以及新的观测值 Z_{pred} 。

获得卡尔曼增益 $\mathbf{K}\mathbf{K}$:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{ZZ} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_{c(i)} [Z_{\text{sig}(i)} - Z_{\text{pred}}][Z_{\text{sig}(i)} - Z_{\text{pred}}]^T + \mathbf{R} \\ \mathbf{P}_{ZX} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_{c(i)} [X_{\text{sig}(i)} - Z_{\text{pred}}][X_{\text{sig}(i)} - Z_{\text{pred}}]^T \\ \mathbf{K}\mathbf{K} = \mathbf{P}_{ZX} \mathbf{P}_{ZZ}^{-1} \end{cases} \quad (22)$$

式中： \mathbf{R} 为观测噪声。

最后进行状态更新与协方差更新：

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{X}_{\text{pred}} + \mathbf{K}\mathbf{K} \cdot [\mathbf{Z} - \mathbf{Z}_{\text{pred}}] \\ \mathbf{P}_{\text{MIUKF}} = \mathbf{P}_{\text{pred}} - \mathbf{K}\mathbf{K} \cdot \mathbf{P}_{\text{ZZ}} \cdot \mathbf{K}\mathbf{K}^T \end{cases} \quad (23)$$

式中： \mathbf{Z} 为当前时刻的实际观测值。

3.2 MIUKF 算法

多新息理论是对单新息算法的深化与拓展，传统单新息算法仅依赖最新观测数据来调整更新先前的估计值，存在对历史数据利用不足的问题。相比之下，多新息理论采用多个历史观测数据共同参与参数修正，该方法显著增强了算法的精确性和稳定性。多新息算法不仅更加充分地挖掘了历史数据中的信息价值，还降低了过度依赖单一最新数据可能导致的偏差，从而实现了对系统状态更为精准的估计。这一特性使得多新息辨识算法在提升辨识精度和增强系统鲁棒性方面展现出显著优势。

将多新息理论与 UKF 融合成 MIUKF 算法能够有效应对高非线性及复杂噪声环境系统的挑战。MIUKF 算法能够有效弥补 UKF 算法在处理复杂系统时可能遇到的对历史数据利用率低的缺陷，通过整合多新息理论的优势，进一步提升 UKF 算法的估算精度和鲁棒性。具体融合方式如下。

设新息长度为 L ，新息矩阵 \mathbf{E} 计算公式为：

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}(k) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k) \\ \mathbf{Z}(k-1) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k-1) \\ \dots \\ \mathbf{Z}(k-L) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k-L) \end{bmatrix} \quad (24)$$

新息矩阵 \mathbf{E} 利用了当前时刻数据与历史前 L 个数据，其中： $\mathbf{Z}(k) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k)$ 为当前时刻数据， $\mathbf{Z}(k-1) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k-1), \dots, \mathbf{Z}(k-L) - \mathbf{Z}_{\text{pred}}(k-L)$ 为历史前 L 个数据。

卡尔曼增益 $\mathbf{K}\mathbf{K}$ 扩展为 $\mathbf{K}\mathbf{K}_1$ ，如式(25)所示：

$$\mathbf{K}\mathbf{K}_1 = [\mathbf{K}\mathbf{K}(k), \mathbf{K}\mathbf{K}(k-1), \dots, \mathbf{K}\mathbf{K}(k-L)] \quad (25)$$

式中： $\mathbf{K}\mathbf{K}(k), \mathbf{K}\mathbf{K}(k-1), \dots, \mathbf{K}\mathbf{K}(k-L)$ 分别为 $k \sim k-L$ 时刻的卡尔曼增益。

通过式(24)与式(25)将式(23)更新为：

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{X}_{\text{pred}} + \mathbf{K}\mathbf{K}_1 \cdot \mathbf{E} \\ \mathbf{P}_{\text{MIUKF}} = \mathbf{P}_{\text{pred}} - \mathbf{K}\mathbf{K}_1 \cdot \mathbf{P}_{\text{ZZ}} \cdot (\mathbf{K}\mathbf{K}_1)^T \end{cases} \quad (26)$$

新息长度 L 作为多新息理论重要参数，直接决定了 SOC 估计过程中参与的数据量与 SOC 估计结果的准确性与稳定性，因此 L 过大则会导致

SOC 估计速率降低，过小则会导致 SOC 估计准确性降低。

3.3 SOC 联合估计算法

一方面，由式(11)可知，当采用 FFRLS 进行参数辨识时，需要已知 U_d, V_s, I_d, I_p 4 个变量值，其中 U_d, I_d, I_p 3 个值可以通过实际测量获得，仅有 V_s 无法轻松测量，但 V_s 可由 MIUKF 辨识出 SOC 后由式(5)得到。另一方面，由式(9)、式(10)可知，采用 MIUKF 对 SOC 进行估计时需要已知 R_1, R_2, R_3, C_1 4 个变量值，但 4 个变量会随着时间变化而改变，因此需要使用 FFRLS 对 VFB 在线进行辨识。因此，本文提出一种基于 FFRLS-MIUKF 的全钒液流电池 SOC 估计算法。算法步骤如下：

- 1) 根据 VFB 数学模型式(7)、式(8)获得 FFRLS 辨识模型式(11)与 MIUKF 模型式(9)、式(10)；
 - 2) 首次迭代时初始化 FFRLS 协方差 \mathbf{P} 、辨识结果 θ 等参数及 MIUKF 状态噪声 \mathbf{Q} 、观测噪声 \mathbf{R} 、协方差矩阵等参数；
 - 3) 根据充放电实验获得的 I_p, I_d, U_d 以及由 SOC 获得的 V_s 更新增益矩阵 \mathbf{K} 、协方差矩阵 \mathbf{P} ；
 - 4) 获得辨识结果 θ 矩阵，并逆推获得待辨识参数 R_1, R_2, R_3, C_1 ；
 - 5) 通过 MIUKF 模型与 FFRLS 辨识结果获得先验估计 $\mathbf{X}_{\text{pred}}, \mathbf{P}_{\text{pred}}$ 与观测估计 \mathbf{Z}_{pred} ；
 - 6) 更新增益矩阵 $\mathbf{K}\mathbf{K}_1$ 与新息矩阵 \mathbf{E} ；
 - 7) 更新状态 \mathbf{X} 与协方差 $\mathbf{P}_{\text{MIUKF}}$ ；
 - 8) 获得 SOC 估计结果。
- 算法具体流程如图 3 所示。

4 实验验证与分析

4.1 实验平台

为了验证 FFRLS-MIUKF 的 SOC 估计算法的有效性，采用全钒液流电池在实验室进行充放电实验的数据作为测试数据。串联单体电池数量 N 取 39，采用的全钒液流电池基本参数见表 1，全钒液流电池实物如图 4 所示。

为了获得测试数据，对实验平台进行充放电实验：首先，通过充电机以 105 A 的电流对 VFB 进行恒电流充电，当充电电压达到充电限压 60 V 时停止充电；然后以 5 kW 的功率对 VFB 进行恒功率放电，当放电电压达到放电限压 40 V 时停止放电。VFB 充放电曲线如图 5 所示。

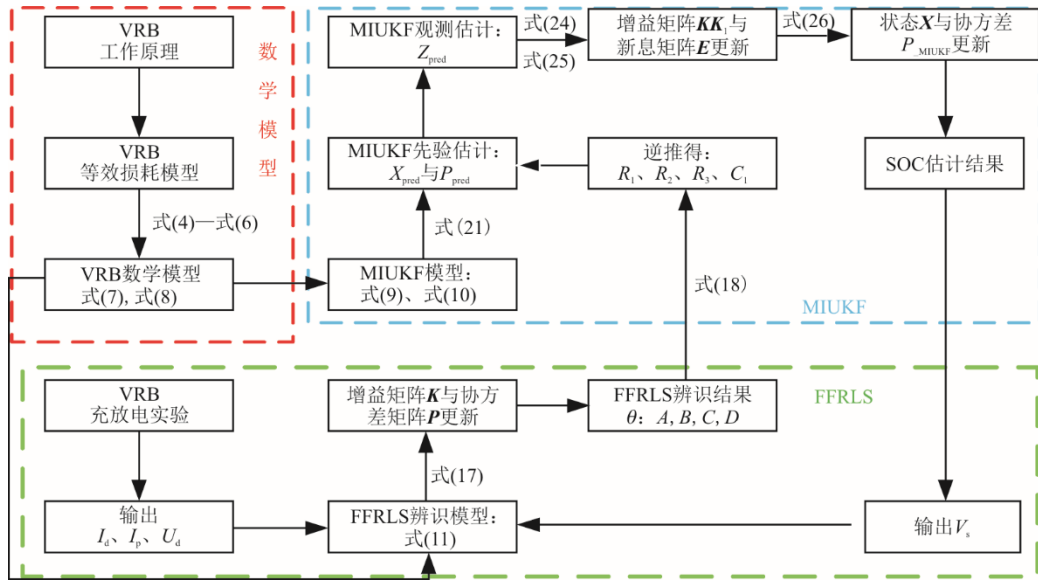


图3 FFRLS-MIUKF 算法流程
Fig.3 Flow diagram of the FFRLS-MIUKF algorithm

表1 全钒液流电池参数
Tab.1 Parameters of VFB

项目	数值
额定功率/kW	5
额定能量/(kW·h)	30
额定容量/Ah	420
额定电压/V	48
额定电流/A	105
充电限压/V	60
放电限压/V	40
质量/t	2.95
电堆尺寸/(cm×cm×cm)	63×75×35



图4 VFB 实物平台
Fig.4 Physical platform of VFB

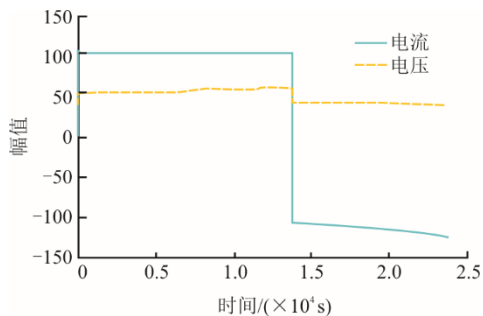


图5 VFB 充放电曲线
Fig.5 Charge/discharge curves of VFB

4.2 基于 FFRLS-MIUKF 的 SOC 估计结果

使用恒流充电数据对 FFRLS-MIUKF 算法进行验证。分别比较了 RLS-UKF、FFRLS-UKF、FFRLS-MIUKF 3 种算法的估计精度，SOC 估计结果如图 6 所示。SOC 估计误差为 SOC 真实值与 SOC 估计结果的差值，结果如图 7 所示。

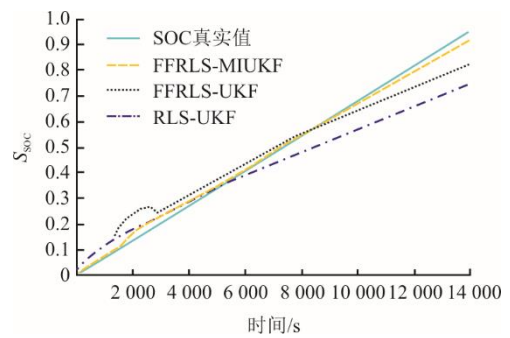


图6 充电阶段 SOC 估计结果
Fig.6 SOC estimation results in charging phase

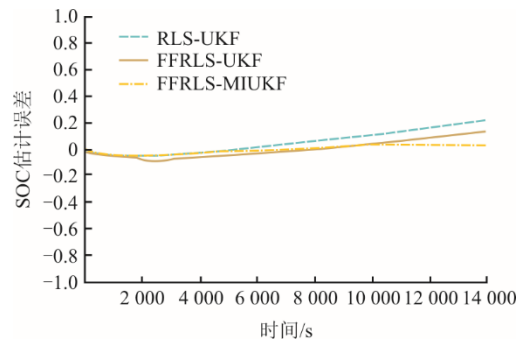


图7 充电阶段 SOC 估计误差
Fig.7 SOC estimation error in charging phase

此外，图 8 与图 9 为 FFRLS-MIUKF 算法不同参数辨识结果。图 10—图 13 为 5 kW 恒功率放电的相关结果。其中：图 10、图 11 分别为 RLS-UKF、FFRLS-UKF、FFRLS-MIUKF 3 种算法的 SOC 估计结果及误差，图 12—图 13 为 FFRLS-MIUKF 算法不同参数辨识结果。SOC 估计的均方误差 δ_{MSE} 与均方根误差 δ_{RMSE} 见表 2。

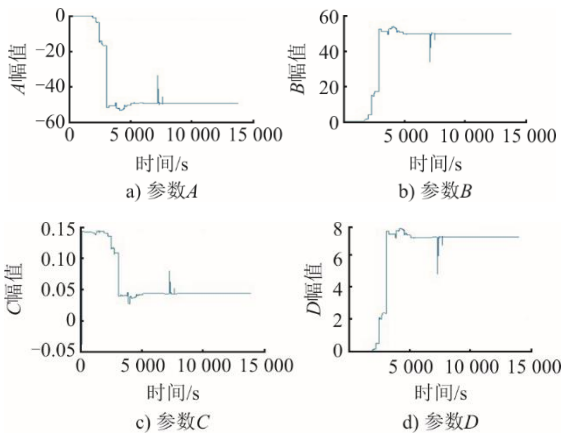


图 8 充电阶段 FFRLS-MIUKF 的 ABCD 辨识结果
Fig.8 ABCD identification results of FFRLS-MIUKF in charging phase

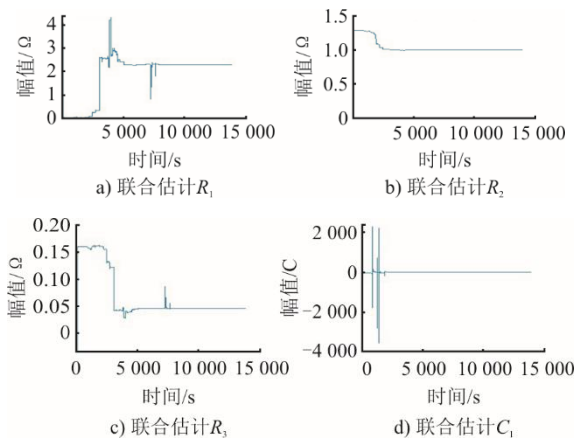


图 9 充电阶段 FFRLS-MIUKF 辨识结果
Fig.9 FFRLS-MIUKF identification results in charging phase

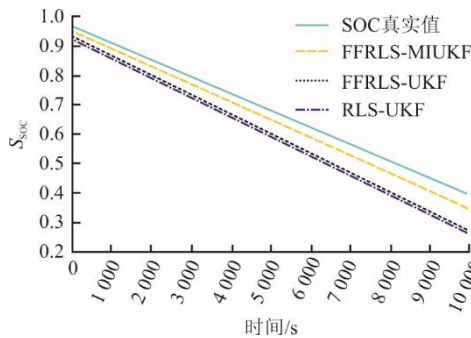


图 10 放电阶段 SOC 估计结果
Fig.10 Estimation of SOC in discharging phase

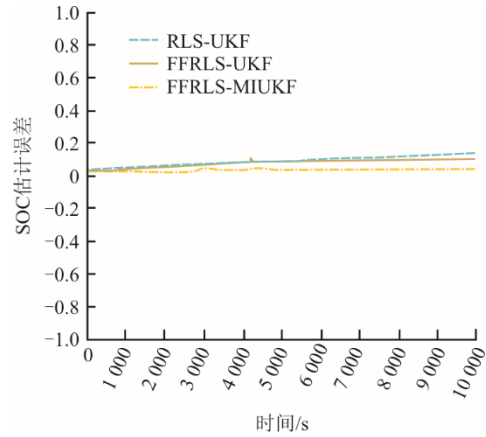


图 11 放电阶段 SOC 估计误差
Fig.11 Estimation error of SOC in discharging phase

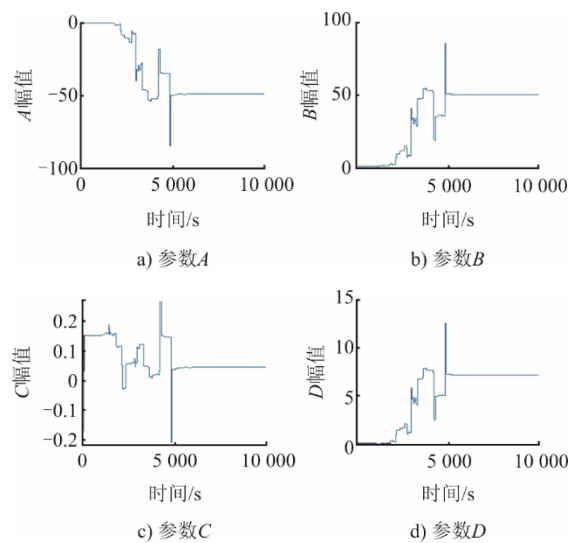


图 12 放电阶段 FFRLS-MIUKF 的 ABCD 辨识结果
Fig.12 ABCD identification results of FFRLS-MIUKF in discharging phase

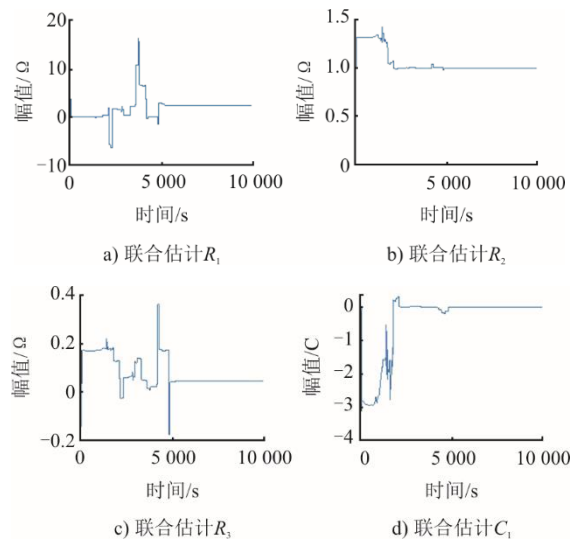


图 13 放电阶段 FFRLS-MIUKF 的辨识结果
Fig.13 Identification results of FFRLS-MIUKF in discharging phase

表2 充放电阶段 SOC 估计误差
Tab.2 SOC estimation errors in charging and discharging phases

阶段	算法	RLS-UKF	FFRLS-UKF	FFRLS-MIUKF
充电阶段	δ_{MSE}	0.009 1	0.003 9	0.003 7
	δ_{RMSE}	0.095 3	0.062 2	0.060 9
放电阶段	δ_{MSE}	0.009 1	0.006 7	0.001 3
	δ_{RMSE}	0.095 2	0.082 0	0.036 3

4.3 实验分析

根据图6与图7可知,在以105 A电流对VFB进行恒流充电的阶段,FFRLS-UKF算法在RLS-UKF算法的基础上引入遗传因子有效提高了SOC的估计精度,将SOC估计均方误差与均方根误差分别从0.009 1和0.095 3降至0.003 9和0.062 2。为了充分利用历史数据的有效性,FFRLS-MIUKF算法在FFRLS-UKF算法的基础融入多新息理论,进一步将SOC估计的均方误差与均方根误差降低至0.003 7和0.060 9,有效验证了FFRLS-MIUKF算法在充电阶段的有效性。

根据图10、图11可知,FFRLS-UKF算法与RLS-UKF算法相比,SOC估计的均方误差与均方根误差分别从0.009 1和0.095 2降低至0.006 7和0.082 0,FFRLS-MIUKF算法与FFRLS-UKF算法相比,SOC估计的均方误差与均方根误差进一步降低至0.001 3和0.036 3,验证了FFRLS-MIUKF在放电阶段同样具有较高的准确性。图12与图13为FFRLS-MIUKF在放电阶段的辨识结果。

5 结论

针对全钒液流电池SOC估计难度大、准确性差等问题,本文通过全钒液流电池工作原理建立等效电路模型,从而得到全钒液流电池的数学模型;采用FFRLS对VFB数学模型参数进行辨识同时采用MIUKF对VFB进行状态估计,并将2种算法进行融合提出了一种基于FFRLS-MIUKF的全钒液流电池SOC估计算法。通过5 kW/30 kW·h全钒液流电池实验平台将RLS-UKF、FFRLS-UKF、FFRLS-MIUKF 3种算法的准确性进行了对比,验证了FFRLS-MIUKF算法的SOC估计结果最优。本文通过5 kW/30 kW·h全钒液流电池单体验证了算法的准确性,下一步将通过不同参数的全钒液流电池单体对该算法的准确性进一步进行验证并通过该算法对全钒液流电池储能系统SOC进行估计。

[参考文献]

- [1] 李鑫,李建林,邱亚,等.全钒液流电池储能系统建模与控制技术[M].北京:机械工业出版社,2020:1.
LI Xin, LI Jianlin, QIU Ya, et al. Modeling and control technology for vanadium redox flow battery energy storage systems[M]. Beijing: China Machine Press, 2020: 1.
- [2] 邱亚. MW级全钒液流电池储能系统分层协调控制及应用[D].合肥:合肥工业大学,2019:1.
QIU Ya. Hierarchical coordinated control and application of MW vanadium redox battery energy storage system[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019: 1.
- [3] 李相俊,马会萌,姜倩.新能源侧储能配置技术研究综述[J].中国电力,2022,55(1):13-25.
LI Xiangjun, MA Huimeng, JIANG Qian. Review of energy storage configuration technology on renewable energy side[J]. Electric Power, 2022, 55(1): 13-25.
- [4] 刘滨,夏姗姗,田超.电化学储能产业发展现状及措施建议[J].合成材料老化与应用,2024,53(3):59-62.
LIU Bin, XIA Shanshan, TIAN Chao. Current development status and measures for electrochemical energy storage industry[J]. Synthetic Materials Aging and Application, 2024, 53(3): 59-62.
- [5] 王静.锂离子电池荷电状态估计与主动均衡技术研究[D].西安:长安大学,2023:1.
WANG Jing. Research on state-of-charge estimation and active equalization technique of lithium-ion battery[D]. Xi'an: Chang'an University, 2023: 1.
- [6] 罗保洋,祝培旺,吕洪坤,等.微型燃气轮机的动态建模与优化控制研究[J].中国电机工程学报,2025,45(1):175-183.
LUO Baoyang, ZHU Peiwang, LYU Hongkun, et al. Dynamic simulation and optimization control of micro gas turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(1): 175-183.
- [7] ALOTTO P, GUARNIERI M, MORO F. Redox flow batteries for the storage of renewable energy: A review[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2014, 29(7): 325-335.
- [8] 洪为臣,李冰洋,王保国.液流电池理论与技术——荷电状态的表征[J].储能科学与技术,2015,4(5):493-497.
HONG Weichen, LI Bingyang, WANG Baoguo. Theoretical and technological aspects of flow batteries: Measurement of state of charge[J]. Energy Storage Science and Technology, 2015, 4(5): 493-497.
- [9] 王熙俊.全钒液流电池荷电状态在线监测系统研制及应用研究[D].保定:华北电力大学,2016:1.
WANG Xijun. Study on the on-line monitoring system and application of SOC in the vanadium flow battery[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2016: 1.
- [10] 李心月,储江伟,刘艳春,等.考虑电池运行状态的改进安时积分法[J].电池,2023,53(5):509-513.
LI Xinyue, CHU Jiangwei, LIU Yanchun, et al. Improved Ah integration method considering the operation state of battery[J]. Battery Bimonthly, 2023, 53(5): 509-513.
- [11] 凌六一,张婷,张虎,等.基于Sage-Husa的WMI-SARCKF的锂电池SOC估计[J].安徽理工大学学报(自然科学版),2024,44(4):20-28.
LING Liuyi, ZHANG Ting, ZHANG Hu, et al. SOC estimation of lithium-ion batteries based on WMI-SARCKF using Sage-Husa[J]. Journal of Anhui

- University of Science and Technology (Natural Science), 2024, 44(4):20-28.
- [12] 陆鹏, 付华, 卢万杰, 等. 基于 HCOAG 算法优化 KELM 的全钒液流电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 135-145.
LU Peng, FU Hua, LU Wanjie, et al. State of charge estimation for a vanadium redox flow battery based on a kernel extreme learning machine optimized by an improved coyote and grey wolf algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 135-145.
- [13] 吴雨森. 全钒液流电池 SOC 及能量管理系统研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019: 1.
WU Yusen. Research on SOC estimation and energy management system of all vanadium redox flow battery[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019: 1.
- [14] 邱亚, 李鑫, 陈薇, 等. 基于 RLS 和 EKF 算法的全钒液流电池 SOC 估计[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 37-44.
QIU Ya, LI Xin, CHEN Wei, et al. Vanadium redox battery SOC estimation based on RLS and EKF algorithm[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 37-44.
- [15] 卢文品. 基于双卡尔曼滤波算法的全钒液流电池荷电状态估计与应用[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2019: 1.
LU Wenpin. State of charge estimation and application of vanadium redox flow battery based on double Kalman filter algorithm[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2019: 1.
- [16] 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.
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]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(15): 4514-4520.
- [17] 刘湘东, 刘承志, 杨梓杰, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的全钒液流电池状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(6): 1769-1777.
LIU Xiangdong, LIU Chengzhi, YANG Zijie, et al. States estimation of vanadium redox flow battery based on unscented Kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1769-1777.
- [18] 张华民. 液流电池储能及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2022: 1.
ZHANG Huamin. Flow battery energy storage and application[M]. Beijing: Science Press, 2022: 1.
- [19] 张利, 张庆, 常成, 等. 用于电动汽车 SOC 估计的等效电路模型研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(10): 1161-1168.
ZHANG Li, ZHANG Qing, CHANG Cheng, et al. Research on equivalent circuit model for state of charge estimation of electric vehicle[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(10): 1161-1168.
- [20] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: part 1: background[J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 252-261.
- [21] 朱明月. 全钒液流电池荷电状态估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022: 1.
ZHU Mingyue. Research on state-of-charge estimation method of vanadium redox flow battery[D]. Changchun: Jilin University, 2022: 1.
- [22] 潘正军. 基于 RLS 和 EKF 算法的锂离子动力电池荷电状态估计[J]. 汽车实用技术, 2024, 49(8): 1-5.
PAN Zhengjun. State of charge estimation of lithium-ion power battery based on RLS and EKF algorithms[J]. Automobile Applied Technology, 2024, 49(8): 1-5.
- [23] 任晓庆. 基于多种算法的锂离子动力电池 SOC 估计研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2022: 1.
REN Xiaqing. Research on SOC estimation of lithium-ion power battery based on multiple algorithms[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2022: 1.
- [24] YANG F, ZHANG S, LI W, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries using LSTM and UKF[J]. Energy, 2020, 201: 117664.
- [25] 刘国安. 液态金属电池状态估计研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019: 1.
LIU Guoan. Research on the state estimation for liquid metal batteries[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019: 1.

(责任编辑 杜亚勤)