

基于RLS和EKF算法的全钒液流电池SOC估计

邱亚¹, 李鑫^{1†}, 陈薇¹, 魏达², 段泽民¹

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 合肥 230009; 2. 湖南德沃普电气股份有限公司, 湖南 邵东 422800)

摘要: 针对全钒液流电池的荷电状态(SOC)估计精度低、估计成本较高等问题,提出一种基于递推最小二乘法(RLS)与扩展卡尔曼滤波算法(EKF)相结合的估计方法. 该方法通过RLS算法辨识所建立的钒电池数学模型参数,通过EKF算法估计钒电池的SOC,将二者结合实现电池参数发生变化时准确估计钒电池的SOC. 以5 kW/30 kWh的钒电池为对象,应用所提出的算法实现钒电池的SOC估计. 结果表明,该算法可以准确估计钒电池的SOC,且可节省额外增加单片检测电池测量SOC的费用.

关键词: 全钒液流电池; SOC; 扩展卡尔曼滤波; 系统辨识; 实时仿真

中图分类号: TM911

文献标志码: A

Vanadium redox battery SOC estimation based on RLS and EKF algorithm

QIU Ya¹, LI Xin^{1†}, CHEN Wei¹, WEI Da², DUAN Ze-min¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Hu'nan DOVOP Electric Incorporated Company, Shaodong 422800, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy and high cost of state of charge(SOC) estimation for the Vanadium redox battery, an estimation method is proposed based on the combination of the recursive least squares(RLS) algorithm and extended Kalman filtering(EKF) algorithm. The RLS algorithm is used to estimate the battery model parameters, and the EKF algorithm is used to estimate the battery SOC. The battery SOC is estimated accurately by the combination of the RLS and EKF when the battery parameters are changed. Taking the 5 kW/30 kWh Vanadium redox battery as the object, the SOC estimation of the Vanadium redox battery is realized by using the proposed algorithm. The results show that the algorithm can estimate the SOC of the Vanadium redox battery accurately and save the cost of the SOC measure when an additional single testing cell is added.

Keywords: Vanadium redox battery; SOC; extended Kalman filtering; system identification; real-time simulation

0 引言

传统上,人们采用化石燃料作为能源之一并将其转换为电能. 随着环境污染及能源危机日益严重,开发更为清洁、廉价的发电系统势在必行. 光伏、风能等可再生能源具有波动性、随机性和间歇性,弃风弃光一直是可再生能源产业健康持续发展的较大掣肘. 大规模储能技术可以有效提升电网的安全性和运行效能,是智能电网基础支撑技术,对国家实施能源结构调整的重大战略具有重要意义.

在储能装置类型中,全钒液流电池作为电化学储能的一种,具有系统设计灵活(功率、容量可单独设计)、寿命长、安全可靠、对环境无污染等特点^[1-2],

非常适合长寿命、大容量储能系统^[3],将会成为炙手可热的新兴产业. 能源技术革命创新行动计划^[4]指出,要示范性地推广100 MW级全钒液流电池储能系统;2017年全钒液流电池被能源技术创新“十三五”规划^[5]单列为应用推广类储能技术. 在大规模全钒液流电池得以示范、推广和应用时,储能系统的可调度容量是个很关键的指标.

储能系统的可调度储能容量用电池荷电状态(SOC)来表示,SOC反映了储能系统任意时刻所具有的可调度储能容量占最大可利用的储能容量的比例^[1],是储能系统管理与调控的关键依据. 因此,全钒液流电池的SOC的准确估计具有重要意义,有助于

收稿日期: 2016-10-25; 修回日期: 2017-02-27.

基金项目: 湖南省科技重大专项项目(2016GK103); 山西省重点研发计划项目(201603D112004).

作者简介: 邱亚(1989—),女,博士生,从事储能系统建模与控制的研究; 李鑫(1976—),男,副教授,从事复杂系统建模与控制、大容量储能系统控制、伺服系统等研究.

[†]通讯作者. E-mail: lixin@hfut.edu.cn

充分利用电池的储电能力,提高经济效益.在实际储能系统应用时,希望不使用特殊结构或者传感器的检测实现SOC估计,从而降低成本,便于后期维护.

目前SOC估计方法有:按时积分法、电阻测量法、开路电压法、电位滴定法等.文献[1]给出了SOC的定义,通过理论计算法和实测法相结合的方式得出全钒液流电池的理论容量,通过SOC定义或者由开路电压与SOC的关系估计SOC;文献[6]采用基于粒子滤波(PF)的算法联合估计LiFePO₄的SOC和SOE,精度高并具有一定的鲁棒性;文献[7]建立了考虑温度和容量保持率的LiFePO₄电化学模型,并采用PF算法估计SOC;文献[8]建立了基于数据驱动的电池模型,并采用基于概率的自适应估计器估算电池的SOC;文献[9]采用RLS和EKF的联合估计器估算钒电池的SOC,但是该方法中增加了单片电池测量钒电池的电压,系统配置复杂;文献[10]采用按时积分法计算SOC;文献[11-12]通过安装状态监测电池测量全钒液流电池的电压,再根据电压估计电池SOC,但是这种方法需要将状态监测电池与系统中的管路连接到一起,安装复杂,也增加了系统的配置;文献[13]指出电池的SOC在每一步计算中

都在更新,采用离散积分的方法进行计算,但电池模型中的参数是根据电池的损耗进行计算的;文献[14-16]通过卡尔曼滤波估算SOC值,但模型中的参数没有考虑其会随着电池状态变化而变化.

鉴于此,本文建立全钒液流电池的数学模型.首先,采用递推最小二乘算法实现对电池模型参数的在线估算;然后,将递推最小二乘算法与扩展卡尔曼滤波算法相结合,由最小二乘算法实时更新电池模型的参数,并根据该参数进行SOC估计.因此该方法具有一定的鲁棒性,在参数变化时仍能实现SOC的准确估计.最后,本文在Matlab-RTW实时仿真平台上针对5kW/30kWh的全钒液流电池通过采用恒流和M序列两种输入信号进行充放电实验,获取数据并进行辨识和估计.实验结果表明,该策略可以准确估计电池的SOC,估计误差在2%以内,验证了本文算法的可行性.

1 全钒液流电池

全钒液流电池(VRB)是Syallas-Kazacos等^[17]于1984年提出的.与其他储能相比,具有功率容量单独设计、安全、寿命长、全寿命周期成本低等特点^[18],如表1所示.

表 1 储能类型比较

储能方式	超级电容	铅酸电池	锂电池	全钒液流电池	抽水蓄能
功率/MW	~0.1	0.1~10	0.1~1	1~100	>100
比能量/(Wh/kg)	3~5	30~50	75~200	15~20	0.5~1.5
能量效率/%	85~95	60~70	90~95	75~80	70~75
循环寿命/万次	5	0.05~0.1	0.1~1	2	1.46
放电深度/%	>90	<70	>90	100	100
环保/安全/选址	好/中/易	差/低/易	中/低/易	好/高/易	差/中/难
投资总成本/(万元/kW5h)	15	0.5	1.5	1.0电堆0.8电解液	0.6
全寿命总成本/(元/(kWh/d))	0.6	1	3	0.18	0.06

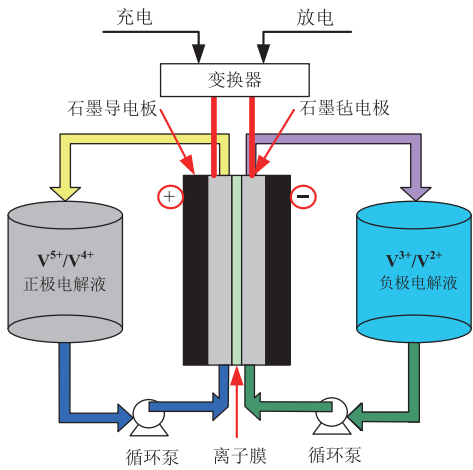
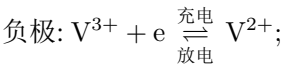
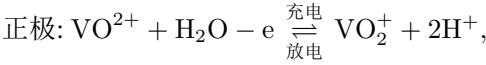


图 1 VRB工作原理

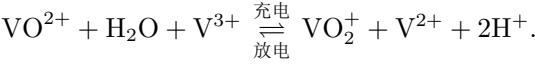
VRB由电堆、正负极储液罐、循环泵和控制系统组成.其中:电堆由多个单体VRB串联组成,单体

电池是由电极、导流板、石墨毡电极、石墨导电板、离子隔膜组合而成的;正极电解液由V(V)和V(IV)离子溶液组成,负极电解液由V(III)和V(II)离子溶液组成;循环泵是整个系统的动力部分,完成电解液的运输;控制系统的作用是为了完成钒电池的充放电控制及保护.VRB的工作原理如图1所示.

VRB的化学反应方程式如下:



总的反应方程式为



单体VRB的电极对V⁴⁺/V⁵⁺和V³⁺/V²⁺的电位

差约为1.26 V.

充电时, 正极的 VO^{2+} 失去电子形成 VO_2^+ , 负极的 V^{3+} 得到电子形成 V^{2+} , 电子通过外电路从正极到达负极形成电流, H^+ 则通过离子传导膜从正极传送到负极, 形成闭合回路^[19].

2 全钒液流电池的建模

文献[20-22]基于VRB的工作原理建立了其等效电路模型, 如图2所示. 其中: U_d 为VRB两端的端电压; I_d 为钒电池的充放电电流(文中以充电方向为正); V_s 为VRB的内核电压(即开路电压), 因与SOC有关, 故采用受控电压源表示; I_p 为泵损, 采用恒流源表示; R_3 为寄生损耗; R_1 、 R_2 表示包括反应动力等效的阻抗、传质阻抗、隔膜阻抗、溶液阻抗、电极阻抗和双极板阻抗等在内的所有电池内部阻抗, 而 R_1 占这些内部损耗的60%, R_2 占内部损耗的40%; C_1 为电极电容, 主要用来模拟电池的动态过程.

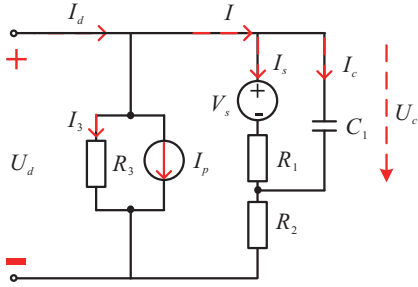


图2 钒电池等效电路模型

图2中各参量之间关系如下:

$$\begin{cases} U_c = V_s + I_s R_1, \\ U_d = U_c + I R_2, \\ I_d = I_3 + I_p + I, \\ I_3 = \frac{U_d}{R_3}, \\ I = I_s + I_c, \\ I_c = C_1 \frac{dU_c}{dt}. \end{cases} \quad (1)$$

电池SOC可根据下式计算:

$$\text{SOC} = \text{SOC}_0 + \frac{1}{C_N} \int_0^t I_d dt. \quad (2)$$

由能斯特(Nernst)方程知

$$V_s = \left(V_e + \frac{2RT}{F} \ln \frac{\text{SOC}}{1 - \text{SOC}} \right) N. \quad (3)$$

其中: SOC_0 为电池初始电量; C_N 为电池额定容量, 用Ah表示; V_e 为电池标准电极电势, 本文取1.4 V; R 为气体常数8.314 J/(K·mol); T 为温度, 通常取298 K(即25°C); F 为法拉第常数96 500 C/mol; N 为电堆串联单体电池的个数.

由式(1)~(3)可得出VRB的数学模型如下:

状态方程

$$\begin{cases} \frac{dU_c}{dt} = -\frac{R_1 + R_2 + R_3}{R_1(R_2 + R_3)C_e} U_c + \\ \frac{R_3}{(R_2 + R_3)C_e} (I_d - I_p) + \\ \frac{N}{R_1 C_e} \left(V_e + \frac{2RT}{F} \ln \frac{\text{SOC}}{1 - \text{SOC}} \right), \\ \frac{d\text{SOC}}{dt} = \frac{1}{C_N} I_d; \end{cases} \quad (4)$$

输出方程

$$U_d = \frac{R_3}{R_2 + R_3} U_c + \frac{R_2 R_3}{R_2 + R_3} (I_d - I_p). \quad (5)$$

通过数学模型能够体现出VRB的非线性、时变等特点, 便于对VRB进行分析和控制.

3 基于EKF滤波器和系统参数辨识集成的VRB荷电状态计算

3.1 EKF滤波算法

Kalman滤波法利用系统前一时刻的状态估测值和当前时刻的测量值及最小方差原理, 求出当前时刻的最优状态估计值, 但其仅适用于线性系统. VRB本身是一个非线性的动态系统, 标准的Kalman滤波法并不适用, 因此, 采用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)进行状态估计, 即用泰勒公式展开将系统的状态空间模型进行线性化处理^[23-25].

假设非线性系统的状态方程和输出方程分别为

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) + w(k), \quad (6)$$

$$y(k) = g(x(k), u(k)) + v(k). \quad (7)$$

将 $f(x(k), u(k))$ 和 $g(x(k), u(k))$ 用泰勒公式在每个时刻展开, 可得到非线性系统的状态转移矩阵和观测矩阵, 即

$$\begin{aligned} A(k) &= \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=x(k|k)}, \\ C(k) &= \left. \frac{\partial g(x, u)}{\partial x} \right|_{x=x(k+1|k)}. \end{aligned} \quad (8)$$

EKF估计和预测过程如下:

初始条件

$$x(0|0) = x_0, P(0|0) = p_0; \quad (9)$$

状态估计值更新

$$x(k+1|k) = f(x(k|k), u(k)); \quad (10)$$

误差协方差更新

$$P(k+1|k) = A(k)P(k|k)A(k)^T + Q; \quad (11)$$

卡尔曼增益更新

$$K(k+1) =$$

$$P(k+1|k)C(k)^T[C(k)P(k+1|k)+R]^{-1}; \quad (12)$$

通过实测值对状态估计值更新

$$x(k+1|k) = x(k+1|k) + K(k+1)[y(k+1) - g(x(k+1|k), u(k))]; \quad (13)$$

通过实际值对误差协方差更新

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)P(k+1|k). \quad (14)$$

令 $\lambda = \frac{R_1 + R_2 + R_3}{R_1(R_2 + R_3)C_1}$, 由式(4)和(5)可得出VRB的离散方程如下:

$$\begin{cases} U_c(k) = e^{-\lambda T_s} U_c(k-1) - \frac{1}{\lambda} (e^{-\lambda T_s} - 1) \times \\ \frac{N}{R_1 C_1} \left(V_e + \frac{2RT}{F} \ln \frac{\text{SOC}(k-1)}{1 - \text{SOC}(k-1)} \right) + \\ \frac{1}{\lambda} (e^{-\lambda T_s} - 1) \frac{R_3}{(R_2 + R_3)C_1} \times \\ (I_d(k-1) - I_p(k-1)), \\ \text{SOC}(k) = \text{SOC}(k-1) + \frac{1}{C_N} I_d(k) T_s, \end{cases} \quad (15)$$

$$U_d(k) = \frac{R_3}{R_2 + R_3} U_c(k) + \frac{R_2 R_3}{R_2 + R_3} [I_d(k) - I_p(k)], \quad (16)$$

其中 T_s 为采样周期.

由式(15)和(16)组成了VRB的卡尔曼数学模型, 该模型为非线性. 由式(8)、(15)及(16)可得出非线性系统的状态转移矩阵和观测矩阵如下:

$$A(k) = \begin{bmatrix} e^{-\lambda T_s} & \frac{1}{\lambda} (1 - e^{-\lambda T_s}) \frac{2NRT}{R_1 C_1 F} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$C(k) = \begin{bmatrix} \frac{R_3}{R_2 + R_3} & 0 \end{bmatrix}. \quad (18)$$

通过式(9)~(14)将协方差不断递归, 即可估算出最优的状态变量 U_c 和 SOC. 但是, 电池的参数 R_1 、 R_2 、 R_3 和 C_1 随电池状态变化而变化, 为参数测量带来困难, 因此, 需要采用系统参数辨识方法计算这些参数.

3.2 应用系统参数辨识进行参数计算

递推最小二乘法(RLS)由文献[26]中描述的一系列方程组成, 该算法减少了数据在计算机中所占的存储量, 便于实时辨识系统的参数.

由式(4)和(5)得出该模型差分方程的形式为

$$\begin{aligned} U_d(k) &= aU_d(k-1) + bV_s(k) + \\ &c(I_d(k) - I_p(k)) + d(I_d(k-1) - \\ &I_p(k-1)). \end{aligned} \quad (19)$$

其中: 系数 a 、 b 、 c 、 d 可描述为

$$\begin{cases} a = e^{-\lambda T_s}, \\ b = \frac{R_3}{R_1 + R_2 + R_3} (1 - e^{-\lambda T_s}), \\ c = \frac{R_2 R_3}{R_2 + R_3}, \\ d = \frac{R_1 R_3^2}{(R_1 + R_2 + R_3)(R_2 + R_3)} - \\ \frac{(R_1 + R_2) R_3}{R_1 + R_2 + R_3} e^{-\lambda T_s}. \end{cases} \quad (20)$$

式(19)即为适合采用RLS进行参数辨识的VRB模型. 待辨识参数向量取为 $\theta = (a, b, c, d)$, 采用文献[26]中描述的RLS算法辨识参数向量 θ , 再通过式(20)计算出模型中的参数 R_1 、 R_2 、 R_3 和 C_1 .

3.3 基于RLS及EKF的SOC估计

由式(15)和(16)可知, 采用EKF算法估计VRB的SOC时需要知道钒电池的模型参数 R_1 、 R_2 、 R_3 和 C_1 , 但这4个模型参数无法通过传感器直接测量, 且随着温度、电池充放电状态而不断发生变化, 需通过辨识获得. 由式(19)和(20)可知, 采用RLS算法辨识模型参数时需要知道VRB的内核电压 V_s , 该电压需根据EKF算法获得. 因此, 本文提出一种基于RLS和EKF的SOC估算方法, 该算法结合RLS和EKF的特点, 能够实现电池参数发生变化时仍能准确估计电池的SOC. 该算法结构如图3所示.

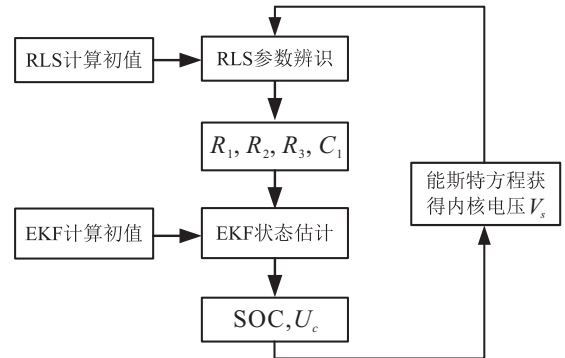


图3 基于RLS和EKF估计SOC的算法结构

4 实验验证

为了验证基于RLS和EKF的SOC估算策略的有效性, 本文选取5 kW/30 kWh VRB为对象, 在Matlab-RTW实时仿真平台上通过串口与全钒液流电池的电池管理系统(BMS)通信, 获得实际的电池充放电数据. 实验时采取恒流输入和M序列两种输入信号进

行模型的在线辨识和SOC估计。

4.1 实验描述

RTW 是 Matlab 的一个重要的补充功能模块, 可从 Simulink 模型生成优化的、可移植的代码。RTW 提供了一个实时的开发环境, 将 Simulink 外部模式的运行时监视器与实时目标无缝集成在一起^[27]。本实验在 RTW 平台上搭建模型, 编写算法, 与实际 VRB 连接, 获得电池的充放电数据, 进行模型的在线辨识及 SOC 估计。

实验设备: 5 kW/30 kWh 全钒液流电池、充电机、BMS、计算机、USB 转 485 模块各一个。其中: 充电机给电池充电; BMS 负责电池运行状态的监控, 采集电池的充放电电流、端电压、温度、流量等, 及控制电池本体的循环泵启停。5 kW/30 kWh 全钒液流电池的参

表 2 5 kW/30 kWh 全钒液流电池参数

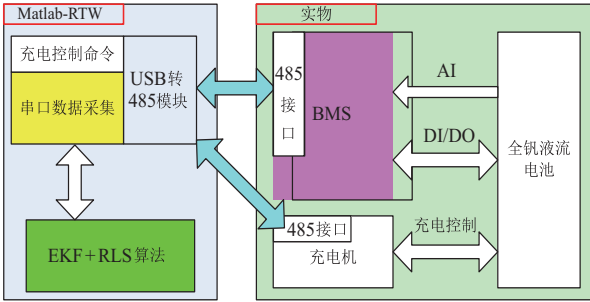
序号	主要性能	指标
1	额定电压 /V	48 DC
9	额定电流 /A	105
2	额定功率 /kW	5
10	额定时间 /h	6
3	额定能量 /kWh	30
11	额定容量 /Ah	630
4	充电限压 /V	60 DC
12	放电限压 /V	40 DC
5	电堆重量 /kg	130
13	电堆尺寸 /cm ³	63×75×35
6	电池重量 /t	2.4
14	电池尺寸 /m ³	2.0×1.2×2.0
7	电解液重量 /t	2.0
15	电解液量 /m ³	1.5
8	电解液 /MV	1.6
16	工作温度 /°C	-30~60

实时仿真平台结构及实物分别如图 4(a)、图 4(b) 所示。

实验时, Matlab 通过 USB 转 485 模块与 BMS 通信, 通过 Stream Output 和 Stream Input 采集串口数据。算法部分则根据串口获得的数据进行 RLS 辨识及 SOC 估计。

实验参数: 实验时的参数如表 3 所示。

VRB 充放电性能测试: 实验前, 先验证 VRB 电池的充放电特性。设置充电机充电参数为: 先以 105 A 恒流充电, 充电至 60 V 后切换为恒压充电, 充满后, 改为 5 kW 恒功率放电。VRB 的充放电特性如图 5 所示, 其中充电时电流为正值。



(a) 实时仿真平台结构



(b) 实时仿真平台实物

图 4 实时仿真平台

表 3 参数表

参数名称	初始值
初始 SOC	0.2
初始开路电压 /V	45.9
采样周期 /s	0.01
观测噪声 R	1
噪声协方差 Q	[0.5 0; 0 0.5]
协方差矩阵初值 P_0	[1 0; 0 1]
辨识参数初始值	[0.000 01 0.000 01 0.000 01 0.000 01]
RLS 初始状态 P	幅值为 10^5 的 4×4 单位阵

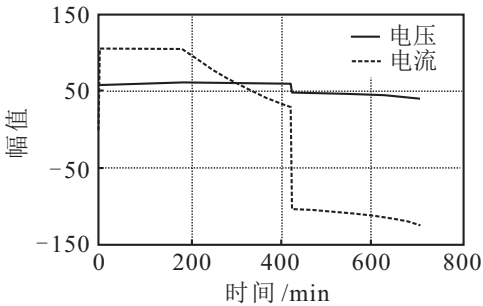


图 5 充放电特性

4.2 输入为恒流

Matlab-RTW 通过串口通信获取充放电数据进行模型参数的辨识和 SOC 估计。

首先选择以电池额定电流 105 A 充电 1 h, 再切换到 -105 A 恒流放电, 获取充放电数据, 数据如图 6 所示。

辨识电池模型的参数、SOC 值及 SOC 估计误差如图 7 所示。

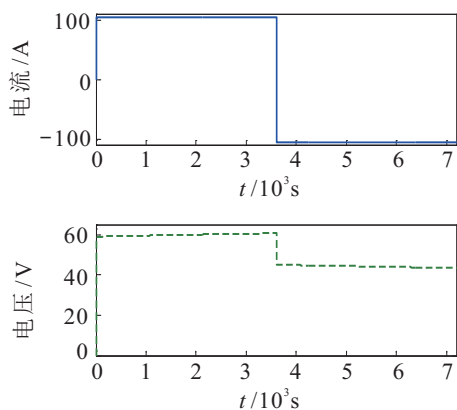
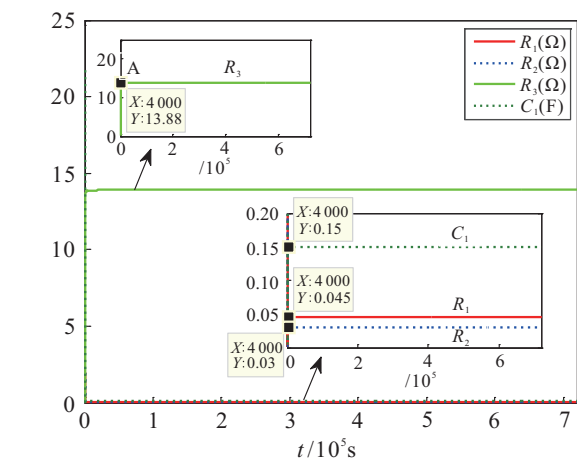
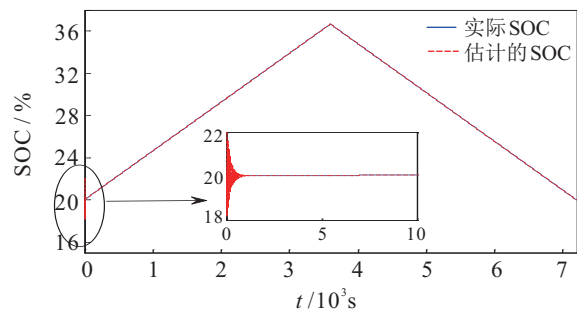


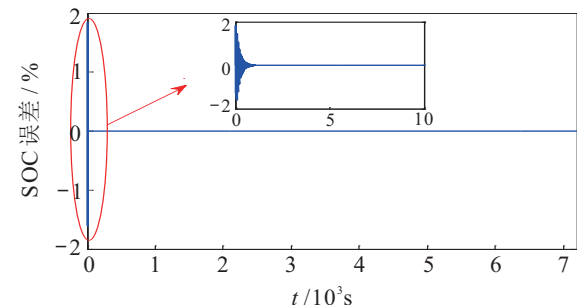
图6 恒流充放电时的5kW/30kWh VRB电压电流曲线



(a) 采用恒流输入辨识出的VRB模型参数



(b) SOC估计结果



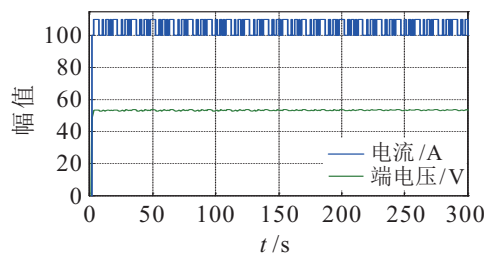
(c) SOC估计误差

图7 采用恒流输入辨识和估计的结果

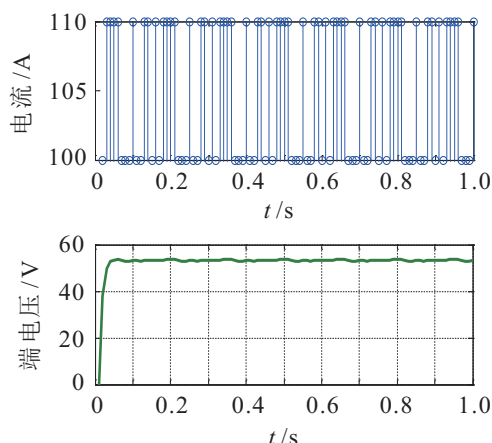
4.3 输入为M序列

M序列具有白噪声的性质,能够保证较好的系统辨识精度,因此辨识时,输入信号可考虑在正常运行信号基础上外加辨识输入信号,防止直接外加输入信

号对辨识系统正常运行产生严重干扰.

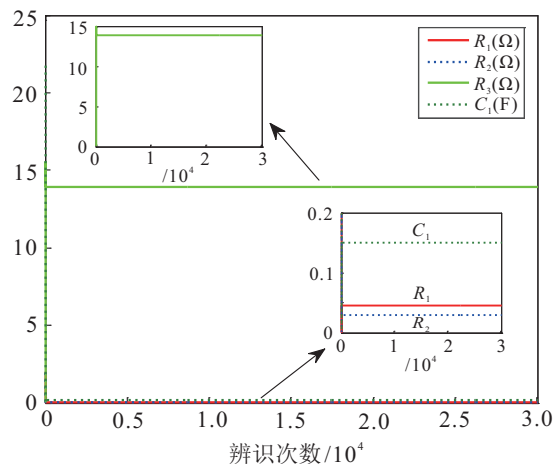


(a) 充电时的电流和端电压曲线

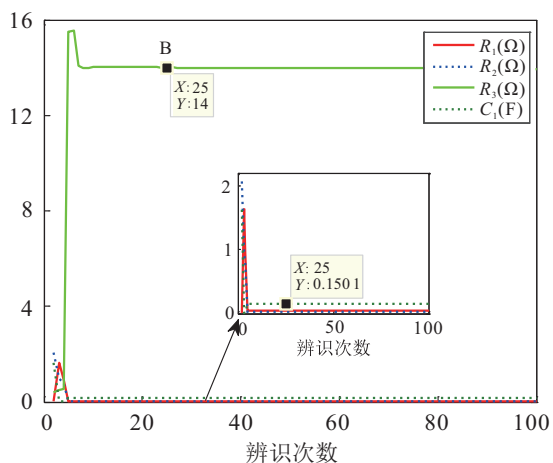


(b) 0~1s的电流和端电压曲线

图8 采用M序列充电的5kW/30kWh VRB电压电流曲线



(a) 采用M序列辨识出的VRB模型参数



(b) 0~100次的辨识结果

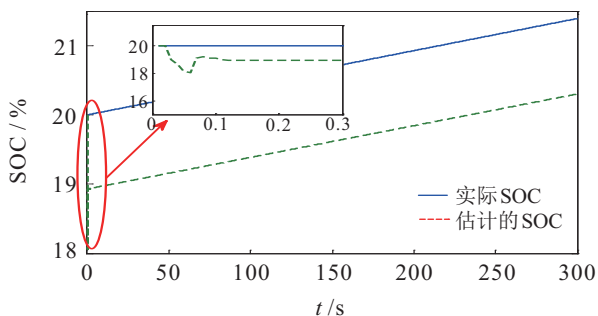
图9 采用M序列辨识出的VRB模型参数

钒电池在充放电过程中充放电电流很大,如果一直在原有系统上叠加M序列,则电池会频繁进行充放电切换或者充放电电流大小发生变化,可能会造成电池的损坏,影响原有系统运行.因此,本文在恒流充电的基础上叠加M序列,施加M序列5 min观察电池运行状况,获取数据进行参数辨识,从而验证算法的可行性.

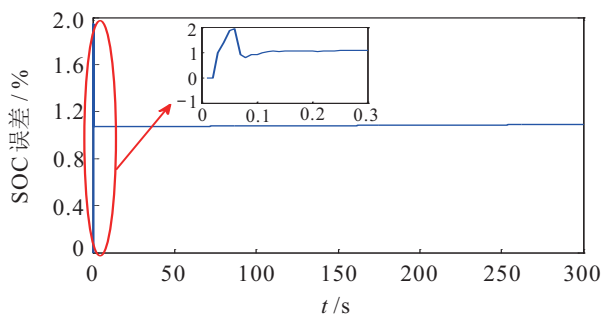
选择M序列参数为:幅值 $a = 5\text{ A}$,间隔时间 $\Delta = 0.01\text{ s}$,周期 $N = 31$,选择4级移位寄存器实现.

通信获取的数据如图8所示,随着充电的进行,端电压逐渐增加.为了便于观察微观曲线,在图8(a)的基础上选取0~1 s的数据进行放大显示,可以看出,电流信号为恒流105 A的基础上叠加了一个幅值为5 A、周期为31的M序列.

辨识电池模型的参数如图9(a)所示,为了便于观察辨识初期的参数,把图9(a)中的0~100次的辨识结果放大,如图9(b)所示. SOC值及SOC估计误差如图10所示.



(a) SOC估计结果



(b) SOC估计误差

图10 SOC估计结果

4.4 实验对比与分析

由图7(a)辨识结果可知,采用恒流输入信号辨识时,在A点之前,RLS辨识精度较差,直到4000次($t_A = 40\text{ s}$)时,辨识参数趋向稳定.由图7(c)可知,估算的SOC误差在2%以内,但在0~40 s之间时误差较大,是由于这个阶段辨识计算出来的结果不准确而导致.

由图9辨识结果可知,采用M序列作为输入信号进行辨识时,在B点之前,RLS辨识精度较差,直到25

次($t_B = 0.25\text{ s}$)时,辨识参数趋向稳定.由图10可知,估算的SOC误差在2%以内,但在0~0.25 s之间时误差较大,是由于这个阶段辨识计算出来的结果不准确而导致.

通过采用恒流输入信号和采用M序列两种不同信号对VRB进行辨识,得出结论如下:

1) 不论采用恒流输入信号还是M序列输入信号,在辨识初期,由于初值选取及数据量比较少,辨识出的参数精度较差,从而导致SOC估计值有波动,误差较大,但这不影响后期SOC估计,可认为该算法有个初始化过程,开机后1 min内能辨识出正确的参数并估计出准备的SOC不会影响VRB储能系统后期的控制和使用;参数收敛的快慢与辨识参数的初始值有关.

2) 采用M序列进行辨识比采用恒流充电数据辨识速度快($t_B < t_A$),说明前者输入信号更能激发系统每个参数,但M序列如果参数选取不合适可能会导致系统出现震荡.

3) 通过实验验证了本文所用的基于RLS和EKF算法进行SOC估计的可行性,且估计的SOC误差在2%以内.

5 结论

针对储能系统中如何实现无传感器、低成本且准确地估计全钒液流电池SOC问题,本文首先建立了VRB的数学模型,然后采用RLS算法实现对VRB模型参数的辨识,最后采用EKF算法进行SOC估计.本方案将RLS与EKF算法相结合,实现了全钒液流电池参数发生变化时仍能准确估计钒电池的SOC.采用恒流和M序列两种输入信号进行充电实验,实验结果表明,该策略可以准确估计电池的SOC,从而验证了本文所提方案的可行性.本研究课题下一步拟继续采用此方案对兆瓦级的全钒液流电池组进行建模和SOC估计.

参考文献(References)

- [1] 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 W C, Li B Y, Wang B G. Theoretical and technological aspects of flow batteries: Measurement[J]. Energy Storage Science and Technology, 2015, 4(5): 493-497.)
- [2] 王晓丽,张宇,李颖,等.全钒液流电池技术与产业发展状况[J].储能科学与技术,2015,4(5): 458-466.
(Wang X L, Zhang Y, Li Y, et al. Vanadium flow battery technology and its industrial status[J]. Energy Storage Science and Technology, 2015, 4(5): 458-466.)

- [3] 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.
- [4] 国家发展改革委, 国家能源局. 能源技术革命创新行动计划(2016–2030年)(发改能源[2016] 2744号) [EB/OL]. http://www.nea.gov.cn/2016-06/01/c_135404377.htm, 2016-06.
- [5] 国家能源局. 能源技术创新“十三五”规划(国能科技[2016] 397号)[EB/OL]. http://zfxgk.nea.gov.cn/auto83/201701/t20170113_2490.htm, 2017-01.
- [6] Wang Y, Zhang C, Chen Z. A method for joint estimation of state-of-charge and available energy of LiFePO_4 batteries[J]. *Applied Energy*, 2014, 135(C): 81-87.
- [7] Wang Y, Zhang C, Chen Z. A method for state-of-charge estimation of LiFePO_4 batteries at dynamic currents and temperatures using particle filter[J]. *J of Power Sources*, 2015, 279: 306-311.
- [8] Wang Y, Yang D, Zhang X, et al. Probability based remaining capacity estimation using data-driven and neural network model[J]. *J of Power Sources*, 2016, 315: 199-208.
- [9] Wei Z, Tseng K J, Wai N, et al. Adaptive estimation of state of charge and capacity with online identified battery model for vanadium redox flow battery[J]. *J of Power Sources*, 2016, 332: 389-398.
- [10] Li X, Wang D, Zheng T, et al. Energy management strategy of battery in isolated micro-grid based on SOC[C]. *The 7th Int Conf on BioMedical Engineering and Informatics*. Dalian: IEEE, 2014: 879-884.
- [11] Liu L, Xi J, Wu Z, et al. State of charge monitoring for vanadium redox flow batteries by the transmission spectra of V(IV)/V(V) electrolytes[J]. *J of Applied Electrochemistry*, 2012, 42(12): 1025-1031.
- [12] 范永生, 陈晓, 徐冬清, 等. 全钒液流电池荷电状态检测方法研究[J]. *华南师范大学学报: 自然科学版*, 2009, (S1): 112-114.
(Fan Y S, Chen X, Xu D Q, et al. Study of methods for detecting state of charge of vanadium redox flow battery[J]. *J of South China Normal University: Natural Science Edition*, 2009, (S1): 112-114.)
- [13] Barote L, Marinescu C. A new control method for VRB SOC estimation in stand-alone wind energy systems[C]. *Int Conf on Clean Electrical Power*. Capri: IEEE, 2009: 253-257.
- [14] Xiong B, Zhao J, Wei Z, et al. Extended Kalman filter method for state of charge estimation of vanadium redox flow battery using thermal-dependent electrical model [J]. *J of Power Sources*, 2014, 262: 50-61.
- [15] 韩永辉, 张旭. 基于卡尔曼滤波算法的钒液流电池 SOC 状态估计 [C]. *智能化电站技术发展研讨暨电站自动化2013年会论文集*. 上海, 2013: 79-83.
(Han Y H, Zhang X. Estimate state of charge of power vanadium redox battery based on Kalman filtering[C]. *China Academic J of Electronic Publishing House*. Shanghai, 2013: 79-83.)
- [16] Wang Y, Zhang C, Chen Z. A method for state-of-charge estimation of Li-ion batteries based on multi-model switching strategy[J]. *Applied Energy*, 2015, 137: 427-434.
- [17] Skyllas-Kazacos M, Rychcik M, Robins R G, et al. New all-vanadium redox flow cell[J]. *J of the Electrochemical Society*, 1986, 133(5): 1057-1058.
- [18] Dunn B, Tarascon J M. Electrical energy storage for the grid: A battery of choices[J]. *Science*, 2011, 334(6058): 928-935.
- [19] 张华民. 液流电池技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2015.
(Zhang H M. *Flow battery technology*[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2015.)
- [20] Chahwan J, Abbey C, Joos G. VRB modelling for the study of output terminal voltages, internal losses and performance[C]. *2007 IEEE Electrical Power Conf*. Montreal: IEEE, 2007: 387-392.
- [21] Li M H, Funaki T, Hikiyara T. A study of output terminal voltage modeling for redox flow battery based on charge and discharge experiments[C]. *Power Conversion Conf 2007*. Nagoya: IEEE, 2007: 221-225.
- [22] Barote L, Marinescu C, Georgescu M. VRB modeling for storage in stand-alone wind energy systems[C]. *2009 IEEE Power Tech*. Bucharest: IEEE, 2009: 1-6.
- [23] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs — Part 1: Background[J]. *J of Power Sources*, 2004, 134(2): 252-261.
- [24] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs — Part 2: Modeling and identification[J]. *J of Power Sources*, 2004, 134(2): 262-276.
- [25] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs — Part 3: State and parameter estimation[J]. *J of Power Sources*, 2004, 134(2): 277-292.
- [26] 刘金琨, 沈晓蓉, 赵龙. 系统辨识理论及 Matlab 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 63-72.
(Liu J K, Shen X R, Zhao L. *System identification theory and Matlab simulation*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 63-72.)
- [27] 杨涤, 李立涛, 杨旭, 等. 系统实时仿真开发环境与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
(Yang D, Li L T, Yang X, et al. *Matlab/RTW and it's application*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.)

(责任编辑: 李君玲)