



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111581904 B

(45) 授权公告日 2024.03.22

(21) 申请号 202010306668.4

G01R 31/392 (2019.01)

(22) 申请日 2020.04.17

G06F 111/10 (2020.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111581904 A

(56) 对比文件

CN 109143097 A, 2019.01.04

CN 110221221 A, 2019.09.10

(43) 申请公布日 2020.08.25

CN 110261779 A, 2019.09.20

(73) 专利权人 西安理工大学

CN 110346734 A, 2019.10.18

地址 710048 陕西省西安市金花南路5号

US 2011172939 A1, 2011.07.14

(72) 发明人 庞辉 牟联晶 武龙星 郭龙

US 2014180614 A1, 2014.06.26

晋佳敏

WO 2013072927 A2, 2013.05.23

(74) 专利代理机构 北京国昊天诚知识产权代理

有限公司 11315

审查员 刘双艳

专利代理师 杨洲

(51) Int. Cl.

G06F 30/367 (2020.01)

G01R 31/367 (2019.01)

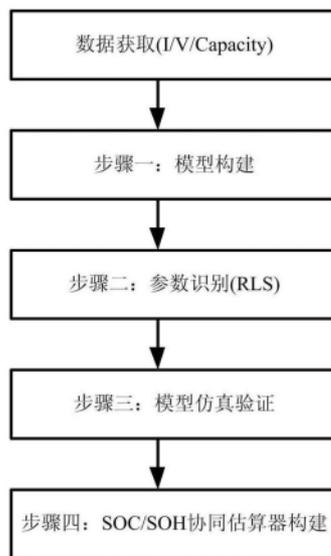
权利要求书4页 说明书11页 附图8页

(54) 发明名称

考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法

(57) 摘要

考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法,包括以下步骤:步骤1,构建考虑循环次数的锂电池等效电路模型;步骤2,模型参数的辨识;步骤3,将步骤1建立的模型进行仿真验证;步骤4,SOC/SOH协同估算器构建。本发明方法能够最终实现锂电池全寿命范围内的电池荷电状态(State-of-charge, SOC)和健康状态(State-of-health, SOH)估计,对电动车辆电池管理系统的状态估算和能量管理具有重大意义,解决了在不同寿命循环引起的模型不准确而导致的状态估算误差较大等问题,有效提高了动力电池组的利用效率、保证了电池组的使用寿命。



1. 一种考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,构建考虑循环次数的锂电池等效电路模型;

步骤1中构建的锂电池等效电路模型,其数学关系式为:

$$\begin{cases} \dot{U}_1 = \frac{I_t}{C_1(\text{cyc})} - \frac{U_1}{R_1(\text{cyc})C_1(\text{cyc})} \\ \dot{U}_2 = \frac{I_t}{C_2(\text{cyc})} - \frac{U_2}{R_2(\text{cyc})C_2(\text{cyc})} \\ U_t = U_{oc}(\text{SOC}, \text{Cyc}) - U_1 - U_2 - I_t R_0(\text{cyc}) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, U_t 为电池端电压; $U_{oc}(\text{SOC}, \text{Cyc})$ 表示开路电压,是电池SOC和循环次数Cycle的函数; R_0 为欧姆内阻; R_1 和 C_1 分别为电化学反应电阻和电化学反应分数阶电容; R_2 和 C_2 分别为浓度极化电阻和浓度极化分数阶电容;为简洁起见,将参数 $R_0(\text{Cyc})$, $R_1(\text{Cyc})$, $C_1(\text{Cyc})$, $R_2(\text{Cyc})$, $C_2(\text{Cyc})$ 写为 R_0 , R_1 , C_1 , R_2 和 C_2 , I_t 表示工作电流; U_1 和 U_2 分别表示电化学反应电压和浓度极化电压;

步骤2,采用递推最小二乘法对模型参数的辨识;

步骤2中模型的参数辨识,采用递推最小二乘法对模型参数进行辨识,得到在不同循环次数下的模型参数,具体公式包括:

端电压进行拉普拉斯变换:

$$U_t(s) - U_{oc}(s) = I_t(s) \left(R_0 + \frac{R_1}{\tau_1 s + 1} + \frac{R_2}{\tau_2 s + 1} \right) \quad (2)$$

设,

$$E = U_t - U_{oc} \quad (3)$$

模型传递函数为:

$$G(s) = \frac{E}{I_t} = \frac{R_0 \tau_1 \tau_2 s^2 + (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2 s^2 + (\tau_1 + \tau_2) s + 1} \quad (4)$$

简化为:

$$G(s) = \left(R_0 s^2 + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + \frac{R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2} \right) \cdot \left[s^2 + \frac{(\tau_1 + \tau_2)}{\tau_1 \tau_2} s + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} \right]^{-1} \quad (5)$$

Tustin变换,将基于s平面的系统方程映射到z平面:

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (6)$$

基于z平面的离散传递函数为:

$$G(z^{-1}) = [a_3 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}] / [1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}] \quad (7)$$

式(7)的离散传递函数转化为时域差分方程,结果为:

$$E(1) = a_1 E(1-1) + a_2 E(1-2) + a_3 I(1) + a_4 I(1-1) + a_5 I(1-2) \quad (8)$$

定义系统的数据变量 Ψ_1 和参数变量 θ_1 为:

$$\begin{cases} \Psi_l = [E(l-1) & E(l-2) & I(l) & I(l-1) & I(l-2)] \\ \theta_l = [a_1 & a_2 & a_3 & a_4 & a_5]^T \end{cases} \quad (9)$$

则时域差分方程式 (8) 被重新写成:

$$z_1 = \Psi_1 \theta_1 + e_{Ls,1} \quad (10)$$

式 (10) 所示系统, 递推最小二乘算法的具体流程如下:

$$\begin{cases} G_{l+1} = F_l \Psi_{l+1} [\Psi_{l+1}^T + F_l + \Psi_{l+1} + I]^{-1} \\ \hat{\theta}_{l+1} = \hat{\theta}_l + G_{l+1} [z_{l+1} - \Psi_{l+1}^T \hat{\theta}_l] \\ F_{l+1} = [I - G_{l+1} \Psi_{l+1}^T] F_l \end{cases} \quad (11)$$

参数变量和误差协方差的初始化为:

$$\hat{\theta}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0], F_0 = \rho I \quad (12)$$

采用式 (6) 的逆变换

$$z^{-1} = (1 - \frac{T}{2}s) / (1 + \frac{T}{2}s) \quad (13)$$

那么, 式 (7) 被重新写成:

$$G(s) = \left(\frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 + a_1 - a_2} s^2 + \frac{4(a_3 - a_5)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(a_3 - a_4 + a_5)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right) \cdot \left(s^2 + \frac{4(1 + a_2)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(1 - a_1 - a_2)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right)^{-1} \quad (14)$$

对比式 (7) 和式 (14), 我们可得到:

$$\begin{cases} R_0 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 + a_1 - a_2] \\ \tau_1 \tau_2 = [T^2(1 + a_1 - a_2)] / [4(1 - a_1 - a_2)] \\ \tau_1 + \tau_2 = [T(1 + a_1)] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 + R_1 + R_2 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2 = [4(a_3 - a_5)] / [T(1 + a_1 - a_2)] \end{cases} \quad (15)$$

在上式 (2) ~ (15) 中, E 为端电压与开路电压差值; $\tau = RC$ 表示时间常数, 其中 $\tau_1 = R_1 C_1$, $\tau_2 = R_2 C_2$; T 为系统的采样间隔时间; a_1, a_2, a_3, a_4 和 a_5 为与模型参数相关的未知参数; Ψ_1 表示系统数据变量; θ_1 表示参数变量; 式中 z_1 表示系统的输出变量; $e_{Ls,1}$ 表示平稳零均值白噪声, 角标 1 表示数据值为第 1 个采样时刻; G 表示算法增益; F 为状态估计值的误差协方差矩阵; 这里 ρ 表示一个很大的数, 可通过经验得到, 令 ρ 为 10^6 , I 表示单位矩阵;

步骤 3, 在恒流工况下将步骤 1 建立的锂电池等效电路模型进行仿真验证;

步骤 4, 构建考虑循环次数的协同估算器对锂电池 SOC 和 SOH 进行估计,

步骤 4 中构建考虑循环次数的协同估算器对锂电池 SOC 和 SOH 进行估计, 具体为:

步骤 4.1, 建立锂电池系统离散的状态空间模型:

根据模型的数学表达式, 将锂电池荷电状态 SOC、电化极化电压 U_1 、浓度极化电压 U_2 、欧姆内阻 R_0 以及容量的倒数 $1/C_{cap}$ 作为状态变量, 选取可测量的电池端电压 U_t 作为观测量, 建立状态预测方程与观测方程 (16) 所示,

$$\begin{cases} x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \omega_{k-1} \\ y_k = C_k x_k + v_k \end{cases} \quad (16)$$

首先,定义系统状态矩阵 x_k ,定义系统输出 y_k 和系统输入 u_k :

$$\begin{cases} x_k = [\text{SOC}_k & U_{1,k} & U_{2,k} & R_{0,k} & 1/C_{\text{cap},k}] \\ y_k = U_{1,k} \\ u_k = I_{t,k} \end{cases} \quad (17)$$

$$\text{SOC}_k = \text{SOC}_{k-1} - \frac{I_{t,k} \eta T_s}{C_{\text{cap},k}} \quad (18)$$

$$\text{SOH}_{[\text{Ccap}],k} = \frac{C_{\text{cap},k}}{C_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (19)$$

$$\text{SOH}_{[\text{RO}],k} = \frac{R_{\text{eol}} - R_{0,k}}{R_{\text{col}} - R_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (20)$$

算法公式:

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = x_{k-1} + \dot{x}_{k-1} T_s \\ P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_{k-1} \\ K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_k)^{-1} \\ e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T \\ R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T \\ Q_k = K_k H_k K_k^T \\ \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \\ P_k^+ = (I_k - K_k H_k) P_k^- \end{cases} \quad (21)$$

上式(16)~(21)中, ω 为系统白噪声,均值为0,协方差为 Q , v 为测量白噪声,均值为0,协方差为 V ; A_{k-1} 为系统矩阵; B_{k-1} 为控制矩阵; C_k 为系统输出矩阵; u_k 为系统输入; T_s 为采样周期, P^- 和 P^+ 分别为状态估计协方差先验估计和后验估计, K 为卡尔曼增益, e 为新息矩阵, I 为单位矩阵, η 为库仑效率,并假设充电时为1,放电时为0.98, $C_{\text{cap},k}$ 为当前循环下电池最大可用容量; C_{fresh} 为电池出厂时的最大可用容量; R_{fresh} 为电池第一个循环下的内阻; R_{eol} 表示电池寿命结束时的电池内阻; $R_{0,k}$ 则为电池当前状态下的内阻; M 表示开窗大小; H 表示由开窗估计原理得到的新息实时估计协方差函数,

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \eta I \cdot T_s / 3600 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_1}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B_k = \begin{bmatrix} 0 \\ R_1 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_1}}) \\ R_2 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_2}}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_k = \begin{bmatrix} \frac{dU_{\text{oc}}(\text{SOC}, \text{Cyc})}{d\text{SOC}} & -1 & -1 & -I & 0 \end{bmatrix};$$

步骤4.2,针对步骤4.1所构建模型,使用自适应扩展卡尔曼滤波器进行锂电池SOC和SOH协同估计的具体估算过程:

1) 初始化:

在 t_0 时刻,即 $k=0$ 时,设置状态观测器的初始值 x_0, P_0, Q_0, R_0 ;

2) 先验估计-预测:时间更新[状态从时间 $(k-1)^+$ 到时间 $(k)^-$ 的推算]

对于 $k=1, 2, \dots$, 完成下面的先验估计(时间更新)操作, 将状态和协方差估计从前一时刻 $(k-1)^+$ 推算到当前时刻 $(k)^-$, 自适应扩展卡尔曼滤波器的时间更新方程表示如下:

系统状态预估:

$$\hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (22)$$

误差协方差预估:

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (23)$$

其中, $f(x_{k-1}, u_{k-1})$ 表示系统状态方程函数;

3) 后验估计-修正: 测量更新[状态从时间 $(k)^-$ 到时间 $(k)^+$ 的推算]

此步骤用 k 时刻的测量值 y_k 校正状态估计和协方差估计, 估计结果分别用 \hat{x}_k^+ 和 P_k^+ 表示, 自适应扩展卡尔曼滤波器的测量更新方程表示如下:

新息矩阵:

$$e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \quad (24)$$

卡尔曼增益矩阵:

$$K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_{k-1})^{-1} \quad (25)$$

自适应噪声协方差匹配:

$$H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T, R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T, Q_k = K_k H_k K_k^T \quad (26)$$

系统状态修正:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \quad (27)$$

误差协方差修正:

$$P_k^+ = (I - K_k C_k) P_k^- \quad (28)$$

4) 时间尺度更新

将时刻 $(k)^+$ 的状态和协方差矩阵作为输出, 准备 $(k+1)$ 时刻的状态估计。

2. 根据权利要求1所述的一种考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法, 其特征在于, 步骤3中对锂电池等效电路模型进行仿真验证, 具体为:

在MATLAB/Simulink环境下, 搭建考虑循环次数影响的锂电池等效电路模型, 其中输入为: 电流、循环次数, 输出为电压; 使用恒流工况测试分别在[30 100 200 300 600 800 1000]七种不同循环次数下进行验证。

考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法

技术领域

[0001] 本发明属于动力电池管理系统技术领域,具体涉及考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法。

背景技术

[0002] 随着电动汽车市场蓬勃发展,锂电池作为电动汽车的动力源得到了广泛使用。为了确保电池组安全可靠运行,需要通过电池管理系统(Battery management system,BMS)进行良好的监控、控制和管理。对于电池管理系统,核心功能是提供电池的荷电状态(State-of-charge,SOC)和健康状态(State-of-health,SOH)的准确估计,这是一个巨大的挑战。由于现有的车载传感器无法观测这两种状态,因此,需要开发可行的状态估计算法。

[0003] 荷电状态是电池系统剩余容量的关键因素,有助于预测电动汽车的剩余行驶里程和续航时间。截止目前,对SOC估计算法的研究已经很多,常用算法有库仑计数法、基于模型的开路电压法、神经网络法以及卡尔曼滤波法。其中,卡尔曼滤波是一种包括库仑计数法和基于模型的OCV预测法的综合算法,具有精度高、鲁棒性强等优点,近年来得到了广泛的应用。

[0004] 健康状态描述了电池老化的程度,通常可以通过容量损失或电阻增量来反映。现有的估计方法主要包括:直接测量法、电压轨迹法,增容分析法,差分电压分析法、卡尔曼滤波法、粒子滤波法、神经网络法、向量机、遗传算法以及人工智能算法。

[0005] 然而,随着电池的循环使用,电池参数包括容量和阻抗,会随着电池的退化而变化,从而影响算法对电池SOC以及SOH的估算精度。因此,为了提高SOC和SOH的估计性能,考虑锂电池的循环老化并提出一种同时监控电池荷电状态和健康状态的协同估算器非常有必要。

[0006] 综上所述,提出一种能够同时估计SOC和SOH的组合状态估计方案是目前动力电池管理系统技术领域中亟需解决的问题。对电池系统的保护、整车性能的提升以及提高经济性都具有重大意义。

发明内容

[0007] 为克服上述现有技术的不足,本发明的目的是提供考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH的协同估算方法,克服了传统等效电路模型只适用于某一段寿命循环范围的局限性,极大程度上提高了BMS状态计算和能量管理在全寿命周期的适用性。

[0008] 为实现上述目的,本发明采用的技术方案是:考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤1,构建考虑循环次数的锂电池等效电路模型;

[0010] 步骤2,采用递推最小二乘法对模型参数的辨识;

[0011] 步骤3,在恒流工况下将步骤1建立的锂电池等效电路模型进行仿真验证;

[0012] 步骤4,构建考虑循环次数的协同估算器对锂电池SOC和SOH进行估计。

[0013] 步骤1中构建的锂电池等效电路模型,其数学关系式为:

$$[0014] \begin{cases} \dot{U}_1 = \frac{I_t}{C_1(\text{cyc})} - \frac{U_1}{R_1(\text{cyc})C_1(\text{cyc})} \\ \dot{U}_2 = \frac{I_t}{C_2(\text{cyc})} - \frac{U_2}{R_2(\text{cyc})C_2(\text{cyc})} \\ U_t = U_{oc}(\text{SOC}, \text{Cyc}) - U_1 - U_2 - I_t R_0(\text{cyc}) \end{cases} \quad (1)$$

[0015] 式(1)中, U_t 为电池端电压; $U_{oc}(\text{SOC}, \text{Cyc})$ 表示开路电压,是电池SOC和循环次数Cycle的函数; R_0 为欧姆内阻; R_1 和 C_1 分别为电化学极化电阻和电化学极化分数阶电容; R_2 和 C_2 分别为浓度极化电阻和浓度极化分数阶电容;为简洁起见,将参数 $R_0(\text{Cyc})$, $R_1(\text{Cyc})$, $C_1(\text{Cyc})$, $R_2(\text{Cyc})$, $C_2(\text{Cyc})$ 写为 R_0 , R_1 , C_1 , R_2 和 C_2 , I_t 表示工作电流; U_1 和 U_2 分别表示电化学极化电压和浓度极化电压。

[0016] 步骤2中模型的参数辨识,采用递推最小二乘法(Recursive least square, RLS)对模型参数进行辨识,得到在不同循环次数下的模型参数,具体公式包括:

[0017] 端电压进行拉普拉斯变换:

$$[0018] \quad U_t(s) - U_{oc}(s) = I_t(s) \left(R_0 + \frac{R_1}{\tau_1 s + 1} + \frac{R_2}{\tau_2 s + 1} \right) \quad (2)$$

[0019] 设,

$$[0020] \quad E = U_t - U_{oc} \quad (3)$$

[0021] 模型传递函数为:

$$[0022] \quad G(s) = \frac{E}{I_t} = \frac{R_0 \tau_1 \tau_2 s^2 + (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2 s^2 + (\tau_1 + \tau_2) s + 1} \quad (4)$$

[0023] 简化为:

$$[0024] \quad G(s) = \left(R_0 s^2 + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + \frac{R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2} \right) \cdot \left[s^2 + \frac{(\tau_1 + \tau_2)}{\tau_1 \tau_2} s + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} \right]^{-1} \quad (5)$$

[0025] Tustin变换,将基于s平面的系统方程映射到z平面:

$$[0026] \quad s = \frac{2(1-z^{-1})}{T(1+z^{-1})} \quad (6)$$

[0027] 基于z平面的离散传递函数为:

$$[0028] \quad G(z^{-1}) = [a_3 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}] / [1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}] \quad (7)$$

[0029] 式(7)的离散传递函数转化为时域差分方程,结果为:

$$[0030] \quad E(l) = a_1 E(l-1) + a_2 E(l-2) + a_3 I(l) + a_4 I(l-1) + a_5 I(l-2) \quad (8)$$

[0031] 定义系统的数据变量 Ψ_1 和参数变量 θ_1 为:

$$[0032] \quad \begin{cases} \Psi_l = [E(l-1) & E(l-2) & I(l) & I(l-1) & I(l-2)] \\ \theta_l = [a_1 & a_2 & a_3 & a_4 & a_5]^T \end{cases} \quad (9)$$

[0033] 则时域差分方程式(8)可以被重新写成:

$$[0034] \quad z_1 = \Psi_1 \theta_1 + e_{ls,1} \quad (10)$$

[0035] 式(10)所示系统,递推最小二乘算法的具体流程如下:

$$[0036] \begin{cases} G_{l+1} = F_l \Psi_{l+1} [\Psi_{l+1}^T + F_l + \Psi_{l+1} + I]^{-1} \\ \hat{\theta}_{l+1} = \hat{\theta}_l + G_{l+1} [z_{l+1} - \Psi_{l+1}^T \hat{\theta}_l] \\ F_{l+1} = [I - G_{l+1} \Psi_{l+1}^T] F_l \end{cases} \quad (11)$$

[0037] 参数变量和误差协方差的初始化为:

$$[0038] \hat{\theta}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0], F_0 = \rho I \quad (12)$$

[0039] 采用式(6)的逆变换

$$[0040] z^{-1} = (1 - \frac{T}{2}s) / (1 + \frac{T}{2}s) \quad (13)$$

[0041] 那么,式(7)可以被重新写成:

$$[0042] G(s) = \left(\frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 + a_1 - a_2} s^2 + \frac{4(a_3 - a_5)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(a_3 - a_4 + a_5)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right) \cdot \left(s^2 + \frac{4(1 + a_2)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(1 - a_1 - a_2)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right)^{-1} \quad (14)$$

[0043] 对比式(7)和式(14),我们可得到:

$$[0044] \begin{cases} R_0 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 + a_1 - a_2] \\ \tau_1 \tau_2 = [T^2(1 + a_1 - a_2)] / [4(1 - a_1 - a_2)] \\ \tau_1 + \tau_2 = [T(1 + a_1)] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 + R_1 + R_2 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2 = [4(a_3 - a_5)] / [T(1 + a_1 - a_2)] \end{cases} \quad (15)$$

[0045] 在上式(2)~(15)中,E为端电压与开路电压差值; $\tau = RC$ 表示时间常数,其中 $\tau_1 = R_1 C_1$, $\tau_2 = R_2 C_2$;T为系统的采样间隔时间; a_1, a_2, a_3, a_4 和 a_5 为与模型参数相关的未知参数; Ψ_1 表示系统数据变量; θ_1 表示参数变量;式中 z_1 表示系统的输出变量; $e_{1s,1}$ 表示平稳零均值白噪声,角标1表示数据值为第1个采样时刻;G表示算法增益;F为状态估计值的误差协方差矩阵;这里 ρ 表示一个很大的数,可通过经验得到,本发明令 ρ 为 10^6 ,I表示单位矩阵。

[0046] 步骤3中对锂电池等效电路模型进行仿真验证,具体为:

[0047] 在MATLAB/Simulink环境下,搭建考虑循环次数影响的锂电池等效电路模型,其中输入为:电流、循环次数,输出为电压;使用恒流工况测试(Constant current condition, CCC)分别在[30 100 200 300 600 800 1000]七种不同循环次数下进行验证。

[0048] 步骤4中构建考虑循环次数的协同估算器对锂电池SOC和SOH进行估计,具体为:

[0049] 步骤4.1,建立锂电池系统离散的状态空间模型:

[0050] 根据模型的数学表达式,将锂电池荷电状态SOC、电化学极化电压 U_1 、浓度极化电压 U_2 、欧姆内阻 R_0 以及容量的倒数 $1/C_{cap}$ 作为状态变量,选取可测量的电池端电压 U_t 作为观测测量,建立状态预测方程与观测方程(16)所示,

$$[0051] \begin{cases} x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \omega_{k-1} \\ y_k = C_k x_k + v_k \end{cases} \quad (16)$$

[0052] 首先,定义系统状态矩阵 x_k ,定义系统输出 y_k 和系统输入 u_k :

$$[0053] \quad \begin{cases} x_k = [\text{SOC}_k \quad U_{1,k} \quad U_{2,k} \quad R_{0,k} \quad 1/C_{\text{cap},k}] \\ y_k = U_{t,k} \\ u_k = I_{t,k} \end{cases} \quad (17)$$

$$[0054] \quad \text{SOC}_k = \text{SOC}_{k-1} - \frac{I_{t,k} \eta T_s}{C_{\text{cap},k}} \quad (18)$$

$$[0055] \quad \text{SOH}_{[\text{Ccap}],k} = \frac{C_{\text{cap},k}}{C_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (19)$$

$$[0056] \quad \text{SOH}_{[R0],k} = \frac{R_{\text{eol}} - R_{0,k}}{R_{\text{eol}} - R_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (20)$$

[0057] 算法公式:

$$[0058] \quad \begin{cases} \hat{x}_k^- = x_{k-1} + \dot{x}_{k-1} T_s \\ P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_{k-1} \\ K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_k)^{-1} \\ e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T \\ R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T \\ Q_k = K_k H_k K_k^T \\ \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \\ P_k^+ = (I_k - K_k H_k) P_k^- \end{cases} \quad (21)$$

[0059] 上式(16)~(21)中, ω 为系统白噪声,均值为0,协方差为Q, v 为测量白噪声,均值为0,协方差为V; A_{k-1} 为系统矩阵; B_{k-1} 为控制矩阵; C_k 为系统输出矩阵; u_k 为系统输入; T_s 为采样周期, P^- 和 P^+ 分别为状态估计协方差先验估计和后验估计, K 为卡尔曼增益, e 为新息矩阵, I 为单位矩阵, η 为库仑效率,并假设充电时为1,放电时为0.98, $C_{\text{cap},k}$ 为当前循环下电池最大可用容量; C_{fresh} 为电池出厂时的最大可用容量; R_{fresh} 为电池第一个循环下的内阻; R_{eol} 表示电池寿命结束时的电池内阻; $R_{0,k}$ 则为电池当前状态下的内阻; M 表示开窗大小; H 表示由开窗估计原理得到的新息实时估计协方差函数,

$$[0060] \quad A_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \eta I \cdot T_s / 3600 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_1}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B_k = \begin{bmatrix} 0 \\ R_1 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_1}}) \\ R_2 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_2}}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_k = \begin{bmatrix} \frac{dU_{\text{oc}}(\text{SOC}, \text{Cyc})}{d\text{SOC}} & -1 & -1 & -I & 0 \end{bmatrix};$$

[0061] 步骤4.2,针对步骤4.1所构建模型,使用自适应扩展卡尔曼滤波器进行锂电池SOC和SOH协同估计的具体估算过程:

[0062] 1) 初始化:

[0063] 在 t_0 时刻,即 $k=0$ 时,设置状态观测器的初始值 x_0, P_0, Q_0, R_0 ;

[0064] 2) 先验估计-预测:时间更新[状态从时间 $(k-1)^+$ 到时间 $(k)^-$ 的推算]

[0065] 对于 $k=1, 2, \dots$,完成下面的先验估计(时间更新)操作,将状态和协方差估计

从前一时刻 $(k-1)^+$ 推算到当前时刻 $(k)^-$, 自适应扩展卡尔曼滤波器的时间更新方程表示如下:

[0066] 系统状态预估:

$$[0067] \quad \hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (22)$$

[0068] 误差协方差预估:

$$[0069] \quad P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (23)$$

[0070] 其中, $f(x_{k-1}, u_{k-1})$ 表示系统状态方程函数;

[0071] 3) 后验估计-修正: 测量更新 [状态从时间 $(k)^-$ 到时间 $(k)^+$ 的推算]

[0072] 此步骤用 k 时刻的测量值 y_k 校正状态估计和协方差估计, 估计结果分别用 \hat{x}_k^+ 和 P_k^+ 表示, 自适应扩展卡尔曼滤波器的测量更新方程表示如下:

[0073] 新息矩阵:

$$[0074] \quad e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \quad (24)$$

[0075] 卡尔曼增益矩阵:

$$[0076] \quad K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_{k-1})^{-1} \quad (25)$$

[0077] 自适应噪声协方差匹配:

$$[0078] \quad H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T, R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T, Q_k = K_k H_k K_k^T \quad (26)$$

[0079] 系统状态修正:

$$[0080] \quad \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \quad (27)$$

[0081] 误差协方差修正:

$$[0082] \quad P_k^+ = (I - K_k C_k) P_k^- \quad (28);$$

[0083] 4) 时间尺度更新

[0084] 将时刻 $(k)^+$ 的状态和协方差矩阵作为输出, 准备 $(k+1)$ 时刻的状态估计。

[0085] 与现有技术相比, 本发明可以获得以下技术效果:

[0086] 本发明提出了考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法, 克服了传统模型只适用于某一特定循环范围的局限性, 极大地提高了电池管理系统 (Battery management system, BMS) 在状态计算和能量管理中在全寿命周期范围的适用性。本发明所构建的估算器, 能更加准确地描述动力电池的外特性对提高BMS中的状态计算和能量管理以及后续的电池热管理和安全管理都起着积极的意义。因此, 本发明所提出的考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法在BMS和工程中具有很好的实用性和应用价值。

[0087] 本发明方法能够最终实现全寿命周期范围的电池荷电状态和健康状态估计, 对电动车辆电池管理系统的状态估算和能量管理具有重大意义, 解决了由不同循环次数引起的模型不准确而导致SOC/SOH估算误差较大等问题, 有效地提高了动力电池组的利用效率和对电池寿命的实时监测。在电动汽车中, 对电池系统的保护、整车性能的提升以及提高经济性都具有重大意义。

附图说明

- [0088] 图1为本发明中SOC和SOH估计流程示意图。
- [0089] 图2为本发明电池模型示意图。
- [0090] 图3为本发明的不同循环下OCV-SOC曲线示意图。
- [0091] 图4为本发明的恒流放电工况下电池电压变化示意图。
- [0092] 图5为本发明的模型验证中测量电压与仿真电压对比曲线示意图。
- [0093] 图6为本发明的测量电压与仿真电压误差曲线示意图。
- [0094] 图7为本发明的不同循环下最大可用容量示意图。
- [0095] 图8为本发明中SOC和SOH协同估算流程示意图。
- [0096] 图9为本发明的CCC工况下实验SOC与估算SOC对比曲线示意图。
- [0097] 图10为本发明的实验SOC与估算SOC误差曲线示意图。
- [0098] 图11为本发明的CCC工况下测量容量与估算容量对比曲线示意图。
- [0099] 图12为本发明的测量容量与估算容量误差曲线示意图。
- [0100] 图13为本发明的容量与SOH估算示意图。
- [0101] 图14为本发明的CCC工况下识别的内阻与估算的内阻对比曲线示意图。
- [0102] 图15为本发明的识别内阻与估算内阻误差曲线示意图。
- [0103] 图16为本发明的内阻与SOH估算示意图。

具体实施方式

[0104] 下面结合附图和具体实施方式,对本发明进行详细说明。应当理解的是,本说明书中描述的具体实施方式仅仅是为了解释本发明,并不是为了限定本发明。

[0105] 本发明公开了考虑循环次数影响的锂电池SOC及SOH协同估算方法,实现流程如图1所示,具体包括以下步骤:

[0106] 步骤1,构建考虑循环次数的锂电池等效电路模型;

[0107] 通用二阶RC等效电路模型由于具有计算效率高、易于工程实现、电池动态行为仿真性好等优点,在动力电池建模和状态估计中得到了广泛的应用。然而,随着电池循环使用,特别是在经历过几百次循环充放电之后,电池容量衰减,内阻增加,致使电池模型精确度降低,本发明在二阶RC模型的基础上提出了一个考虑不同循环下的改进的二阶RC电路模型,如图2所示,其中,模型参数 $R_0(\text{Cyc})$, $R_1(\text{Cyc})$, $C_1(\text{Cyc})$, $R_2(\text{Cyc})$, $C_2(\text{Cyc})$ 均是循环次数Cycle的函数,为简洁起见,下面将参数均写为 R_0, R_1, C_1, R_2, C_2 ;另外我们还考虑到不同循环次数下OCV-SOC关系的差异,增加了对OCV-SOC的考虑,建立了OCV-SOC-Cycle关系,如图3所示,根据基尔霍夫定律,其数学关系式如式(1)所示,

$$[0108] \begin{cases} \dot{U}_1 = \frac{I_t}{C_1(\text{cyc})} - \frac{U_1}{R_1(\text{cyc})C_1(\text{cyc})} \\ \dot{U}_2 = \frac{I_t}{C_2(\text{cyc})} - \frac{U_2}{R_2(\text{cyc})C_2(\text{cyc})} \\ U_t = U_{\text{oc}}(\text{SOC}, \text{Cyc}) - U_1 - U_2 - I_t R_0(\text{cyc}) \end{cases} \quad (1)$$

[0109] 式(1)中, U_t 为电池端电压; $U_{\text{oc}}(\text{SOC}, \text{Cyc})$ 表示开路电压,是电池SOC和循环次数

Cycle的函数; R_0 为欧姆内阻; R_1 和 C_1 分别为电化学极化电阻和电化学极化分数阶电容; R_2 和 C_2 分别为浓度极化电阻和浓度极化分数阶电容;为简洁起见,将参数 R_0 (Cyc), R_1 (Cyc), C_1 (Cyc), R_2 (Cyc), C_2 (Cyc) 写为 R_0, R_1, C_1, R_2 和 C_2, I_t 表示工作电流; U_1 和 U_2 分别表示电化学极化电压和浓度极化电压。

[0110] 步骤2,采用递推最小二乘法对模型参数的辨识;

[0111] 本发明步骤2中模型的参数识别采用递推最小二乘法 (Recursive least square, RLS) 对模型参数进行辨识,采用不同循环[301002003006008001000]下的恒电流放电工况(图4所示),分别得到在不同循环次数下的模型参数,具体公式:

[0112] 端电压进行拉普拉斯变换:

$$[0113] \quad U_t(s) - U_{oc}(s) = I_t(s) \left(R_0 + \frac{R_1}{\tau_1 s + 1} + \frac{R_2}{\tau_2 s + 1} \right) \quad (2)$$

[0114] 设,

$$[0115] \quad E = U_t - U_{oc} \quad (3)$$

[0116] 模型传递函数为:

$$[0117] \quad G(s) = \frac{E}{I_t} = \frac{R_0 \tau_1 \tau_2 s^2 + (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2 s^2 + (\tau_1 + \tau_2) s + 1} \quad (4)$$

[0118] 简化为:

$$[0119] \quad G(s) = \left(R_0 s^2 + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2) s + \frac{R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2} \right) \cdot \left([s^2 + \frac{(\tau_1 + \tau_2)}{\tau_1 \tau_2} s + \frac{1}{\tau_1 \tau_2}] \right)^{-1} \quad (5)$$

[0120] Tustin变换,将基于s平面的系统方程映射到z平面:

$$[0121] \quad s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (6)$$

[0122] 基于z平面的离散传递函数为:

$$[0123] \quad G(z^{-1}) = [a_3 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}] / [1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}] \quad (7)$$

[0124] 式(7)的离散传递函数转化为时域差分方程,结果为:

$$[0125] \quad E(l) = a_1 E(l-1) + a_2 E(l-2) + a_3 I(l) + a_4 I(l-1) + a_5 I(l-2) \quad (8)$$

[0126] 定义系统的数据变量 Ψ_1 和参数变量 θ_1 为:

$$[0127] \quad \begin{cases} \Psi_l = [E(l-1) & E(l-2) & I(l) & I(l-1) & I(l-2)] \\ \theta_l = [a_1 & a_2 & a_3 & a_4 & a_5]^T \end{cases} \quad (9)$$

[0128] 则时域差分方程式(8)可以被重新写成:

$$[0129] \quad z_l = \Psi_l \theta_1 + e_{LS,1} \quad (10)$$

[0130] 式(10)所示系统,递推最小二乘算法的具体流程如下:

$$[0131] \quad \begin{cases} G_{l+1} = F_l \Psi_{l+1} [\Psi_{l+1}^T + F_l + \Psi_{l+1} + 1]^{-1} \\ \hat{\theta}_{l+1} = \hat{\theta}_l + G_{l+1} [z_{l+1} - \Psi_{l+1}^T \hat{\theta}_l] \\ F_{l+1} = [I - G_{l+1} \Psi_{l+1}^T] F_l \end{cases} \quad (11)$$

[0132] 参数变量和误差协方差的初始化为:

$$[0133] \quad \hat{\theta}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0], F_0 = \rho I \quad (12)$$

[0134] 采用式(6)的逆变换

$$[0135] \quad z^{-1} = (1 - \frac{T}{2}s) / (1 + \frac{T}{2}s) \quad (13)$$

[0136] 那么,式(7)可以被重新写成:

$$[0137] \quad G(s) = \left(\frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 + a_1 - a_2} s^2 + \frac{4(a_3 - a_5)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(a_3 - a_4 + a_5)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right) \cdot \left(s^2 + \frac{4(1 + a_2)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(1 - a_1 - a_2)}{T^2(1 + a_1 - a_2)} \right)^{-1} \quad (14)$$

[0138] 对比式(7)和式(14),我们可得到:

$$[0139] \quad \begin{cases} R_0 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 + a_1 - a_2] \\ \tau_1 \tau_2 = [T^2(1 + a_1 - a_2)] / [4(1 - a_1 - a_2)] \\ \tau_1 + \tau_2 = [T(1 + a_1)] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 + R_1 + R_2 = [a_3 - a_4 + a_5] / [1 - a_1 - a_2] \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_1 \tau_2 = [4(a_3 - a_5)] / [T(1 + a_1 - a_2)] \end{cases} \quad (15)$$

[0140] 在上式(2)~(15)中,E为端电压与开路电压差值; $\tau = RC$ 表示时间常数,其中 $\tau_1 = R_1 C_1$, $\tau_2 = R_2 C_2$;T为系统的采样间隔时间; a_1, a_2, a_3, a_4 和 a_5 为与模型参数相关的未知参数; Ψ_1 表示系统数据变量; θ_1 表示参数变量;式中 z_1 表示系统的输出变量; $e_{1s,1}$ 表示平稳零均值白噪声,角标1表示数据值为第1个采样时刻;G表示算法增益;F为状态估计值的误差协方差矩阵;这里 ρ 表示一个很大的数,可通过经验得到,本发明令 ρ 为 10^6 ,I表示单位矩阵。

[0141] 步骤3,在恒流工况下将步骤1建立的模型进行仿真验证,具体为:

[0142] 通过步骤2的参数识别分别可以得到不同循环下的参数 R_0, R_1, C_1, R_2, C_2 的数值。然后,在MATLAB/Simulink环境下,搭建考虑不同循环次数影响的锂离子电池等效电路模型,其中输入为:电流、循环次数,输出为端电压。使用恒流工况测试(Constant current condition, CCC)分别在[30 100 200 300 600 800 1000]七种不同循环次数下进行仿真,以循环Cycle30为例,如图5所示,比对测量电压和仿真电压,并得到相应的误差为0.019,如图6所示;其他循环[100 200 300 600 800 1000]下误差分别为[0.019 0.018 0.016 0.021 0.022 0.019];

[0143] 步骤4,构建考虑循环次数的协同估算器对锂电池SOC和SOH进行估计,具体为:

[0144] 步骤4.1,建立锂电池系统离散的状态空间模型:

[0145] 根据模型的数学表达式,将电池荷电状态SOC、电化学极化电压 U_1 、浓度极化电压 U_2 、欧姆内阻 R_0 以及容量的倒数 $1/C_{cap}$ 作为状态变量,选取可测量的电池端电压 U_t 作为观测量,建立状态预测方程与观测方程(16)所示,

$$[0146] \quad \begin{cases} x_k = A_{k-1} x_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \omega_{k-1} \\ y_k = C_k x_k + v_k \end{cases} \quad (16)$$

[0147] 首先,定义系统状态矩阵 x_k ,定义系统输出 y_k 和系统输入 u_k :

$$[0148] \quad \begin{cases} x_k = [\text{SOC}_k \quad U_{1,k} \quad U_{2,k} \quad R_{0,k} \quad 1/C_{\text{cap},k}] \\ y_k = U_{t,k} \\ u_k = I_{t,k} \end{cases} \quad (17)$$

$$[0149] \quad \text{SOC}_k = \text{SOC}_{k-1} - \frac{I_{t,k} \eta T_s}{C_{\text{cap},k}} \quad (18)$$

[0150] 从电池剩余电量的角度定义SOH,电池在使用一段时间以后,其剩余容量可以直接测得。本发明设 C_{fresh} 为电池出厂时的最大可用容量, $C_{\text{cap},k}$ 为电池当前最大可用容量,在不同循环下的变化如图7所示,则 $\text{SOH}_{[\text{Ccap}]}$ 定义为:

$$[0151] \quad \text{SOH}_{[\text{Ccap}],k} = \frac{C_{\text{cap},k}}{C_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (19)$$

[0152] 由于电池SOH随着电池内阻的逐渐增大而衰减,可以根据这个关系定义电池SOH,其中, R_{fresh} 为电池第一个循环下的内阻; R_{eol} 表示电池寿命结束时的电池内阻; $R_{0,k}$ 则为电池当前状态下的内阻,则电池 $\text{SOH}_{[R0]}$ 定义为:

$$[0153] \quad \text{SOH}_{[R0],k} = \frac{R_{\text{eol}} - R_{0,k}}{R_{\text{eol}} - R_{\text{fresh}}} \times 100\% \quad (20)$$

[0154] 自适应扩展卡尔曼滤波器算法公式:

$$[0155] \quad \begin{cases} \hat{x}_k^- = x_{k-1} + \dot{x}_{k-1} T_s \\ P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_{k-1} \\ K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_k)^{-1} \\ e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T \\ R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T \\ Q_k = K_k H_k K_k^T \\ \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \\ P_k^+ = (I_k - K_k H_k) P_k^- \end{cases} \quad (21)$$

[0156] 上式(16)~(21)中, ω 为系统白噪声,均值为0,协方差为 Q , v 为测量白噪声,均值为0,协方差为 V ; A_{k-1} 为系统矩阵; B_{k-1} 为控制矩阵; C_k 为系统输出矩阵; u_k 为系统输入; T_s 为采样周期, P^- 和 P^+ 分别为状态估计协方差先验估计和后验估计, K 为卡尔曼增益, e 为新息矩阵, I 为单位矩阵, η 为库仑效率,并假设充电时为1,放电时为0.98, $C_{\text{cap},k}$ 为当前循环下电池最大可用容量; C_{fresh} 为电池出厂时的最大可用容量; R_{fresh} 为电池第一个循环下的内阻; R_{eol} 表示电池寿命结束时的电池内阻; $R_{0,k}$ 则为电池当前状态下的内阻; M 表示开窗大小; H 表示由开窗估计原理得到的新息实时估计协方差函数,

$$[0157] \quad A_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \eta I \cdot T_s / 3600 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_1}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B_k = \begin{bmatrix} 0 \\ R_1 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_1}}) \\ R_2 \cdot (1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_2}}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_k = \begin{bmatrix} \frac{dU_{\text{oc}}(\text{SOC}, \text{Cyc})}{d\text{SOC}} & -1 & -1 & -I & 0 \end{bmatrix}。$$

[0158] 步骤4.2,针对步骤4.1所构建模型,使用自适应扩展卡尔曼滤波器(Adaptive extended Kalman filter,AEKF)对锂电池SOC和SOH协同估计实施流程如图8所示的具体过程:

[0159] 1)初始化:

[0160] 在 t_0 时刻,即 $k=0$ 时,设置状态观测器的初始值: x_0, P_0, Q_0, R_0 ;

[0161] 2)先验估计-预测:时间更新[状态从时间 $(k-1)^+$ 到时间 $(k)^-$ 的推算]

[0162] 对于 $k=1, 2, \dots$,完成下面的先验估计(时间更新)操作,将状态和协方差估计从前一时刻 $(k-1)^+$ 推算到当前时刻 $(k)^-$,自适应扩展卡尔曼滤波器的时间更新方程表示如下:

[0163] 系统状态预估:

$$[0164] \quad \hat{x}_k^- = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (22)$$

[0165] 误差协方差预估:

$$[0166] \quad P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (23)$$

[0167] 其中, $f(x_{k-1}, u_{k-1})$ 表示系统状态方程函数;

[0168] 3)后验估计-修正:测量更新[状态从时间 $(k)^-$ 到时间 $(k)^+$ 的推算]

[0169] 此步骤用 k 时刻的测量值 y_k 校正状态估计和协方差估计,估计结果分别用 \hat{x}_k^+ 和 P_k^+ 表示,自适应扩展卡尔曼滤波器的测量更新方程表示如下:

[0170] 新息矩阵:

$$[0171] \quad e_k = y_k - (C_k \hat{x}_k^- + D_k u_k) \quad (24)$$

[0172] 卡尔曼增益矩阵:

$$[0173] \quad K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + V_{k-1})^{-1} \quad (25)$$

[0174] 自适应噪声协方差匹配:

$$[0175] \quad H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T, R_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T, Q_k = K_k H_k K_k^T \quad (26)$$

[0176] 系统状态修正:

$$[0177] \quad \hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k e_k \quad (27)$$

[0178] 误差协方差修正:

$$[0179] \quad P_k^+ = (I - K_k C_k) P_k^- \quad (28);$$

[0180] 4)时间尺度更新

[0181] 将时刻 $(k)^+$ 的状态和协方差矩阵作为输出,准备 $(k+1)$ 时刻的状态估计。

[0182] 本发明为了验证所构建的SOC和SOH协同估算器准确性,首先在MATLAB/Simulink环境下建立了考虑不同循环次数影响的二阶RC等效电路模型,并通过对模型参数辨识和仿真验证模型的准确性,利用测量恒流工况实验曲线与模型仿真曲线对比。最后,构建SOC和SOH协同估算器,其中SOH估算包括估算电池最大可用容量表征的 $SOH_{[C_{cap}]}$ 和估算电池内阻表征的 $SOH_{[R_0]}$ 。为简洁起见,以循环Cyc1e30为例,其中实验SOC与估算SOC对比曲线示意图如图9所示,其平均绝对误差如图10所示为0.26%。另外,还可以得到恒流工况下平均绝对误差在其他循环[100 200 300 600 800 1000]下分别为[0.24% 0.22% 0.20% 0.86%

1.14% 1.36%]。循环Cycle30条件下测量容量与估算容量对比曲线示意图如图11所示,其平均绝对误差如图12所示为0.018Ah。另外,还可以得到其他循环[100 200 300 600 800 1000]下误差分别为[0.016 0.019 0.020 0.019 0.021 0.022]Ah。其中,根据式(19)可以得到用容量表征的SOH估算示意图,如图13所示。循环Cycle30条件下识别的内阻与估算的内阻对比曲线示意图如图14所示,其误差如图15所示为0.00142 Ω 。另外,还可以得到其他循环[100 200 300 600 800 1000]下误差分别为[0.00133 0.00150 0.00156 0.00158 0.00167 0.00187] Ω 。其中,根据式(20)可以得到用内阻表征的SOH估算示意图,如图16所示。从误差范围可以看出,本发明的估算器适用周期长,对应用在BMS状态估计和能量管理具有重大意义。

[0183] 通过仿真和估算的数据表明,本发明中提出的估算方法在SOC估算、容量和电阻估算中均能控制在较小的误差范围,从而验证了本发明的估算方法的有效性和精确性,提高了电动车辆在全寿命周期范围内的应用,解决了由不同寿命循环引起的模型不准确而导致的状态估算误差较大等问题,对应用于电动车辆电池管理系统的状态估算和能量管理具有重大意义;对动力电池组的利用效率、使用寿命,整车性能都起着重大作用。

[0184] 上述说明明示并描述了发明的若干优选实施例,但如前所述,应当理解发明并非局限于本文所披露的形式,不应看作是对其他实施例的排除,而可用于各种其他组合、修改和环境,并能够在本文所述发明构想范围内,通过上述教导或相关领域的技术或知识进行改动。而本领域人员所进行的改动和变化不脱离发明的精神和范围,则都应在发明所附权利要求要求的保护范围内。

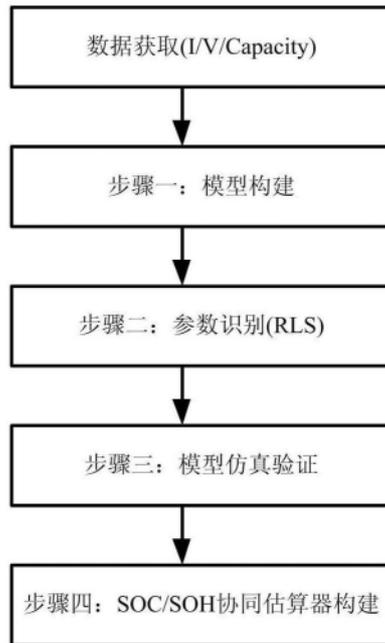


图1

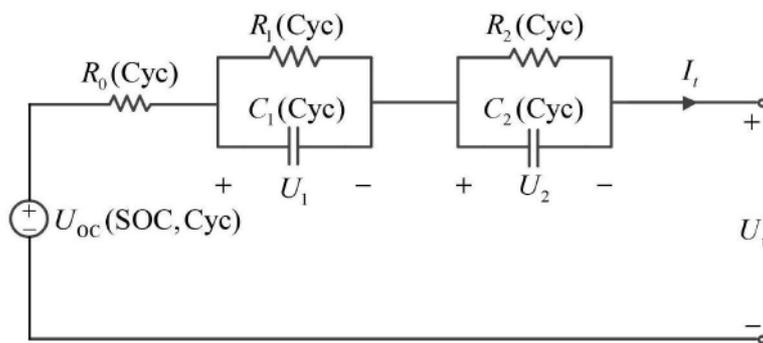


图2

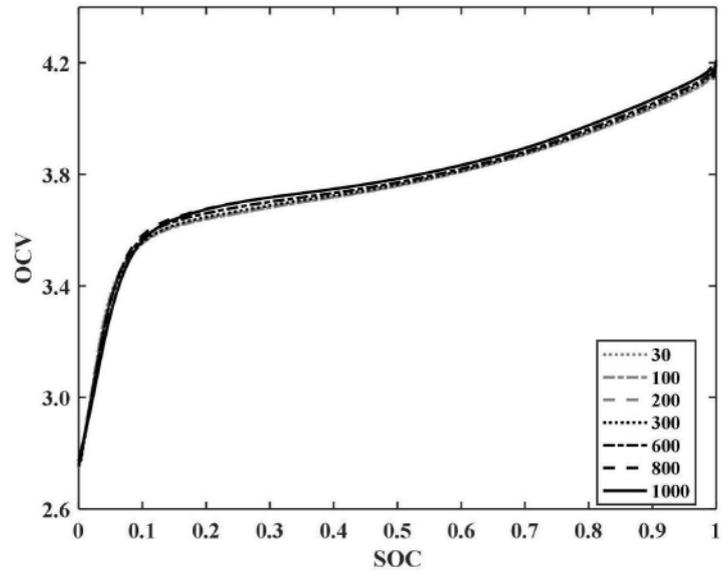


图3

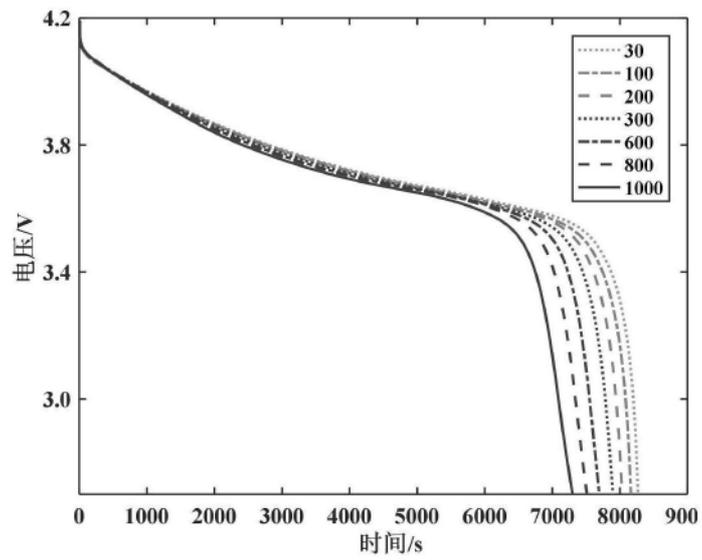


图4

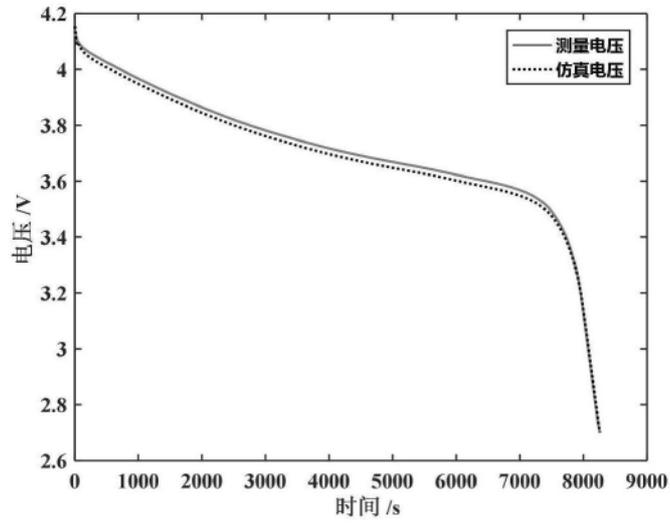


图5

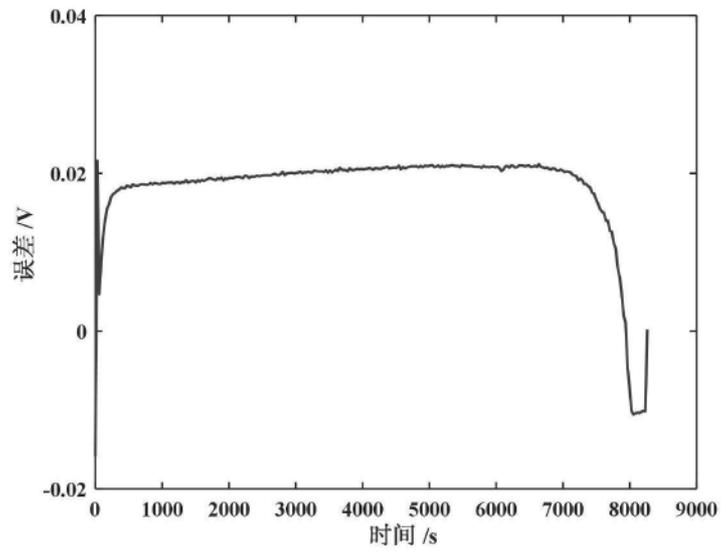


图6

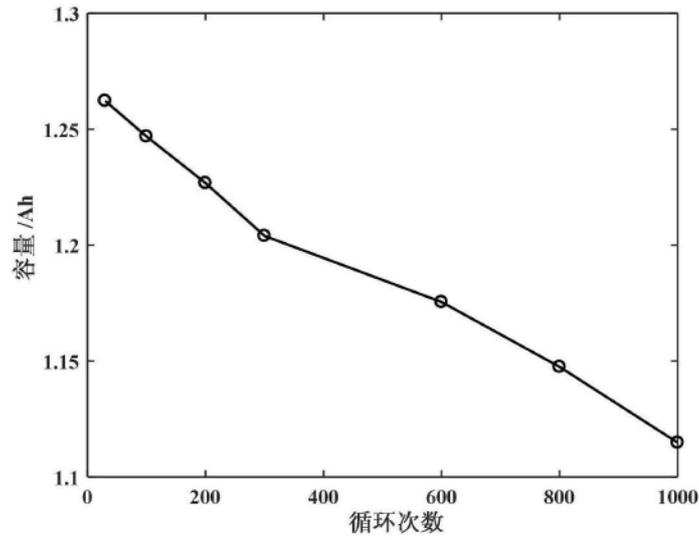


图7

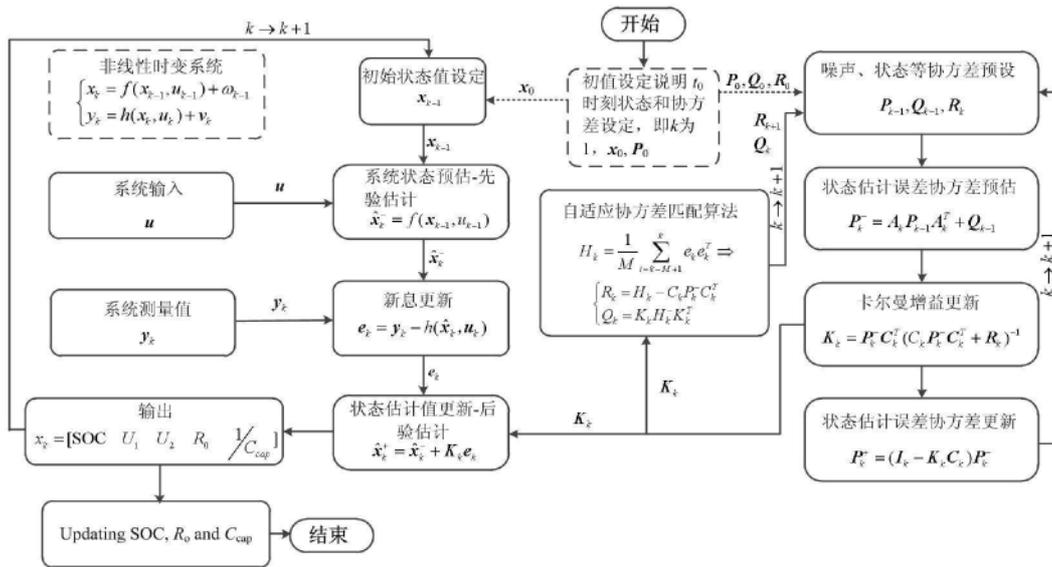


图8

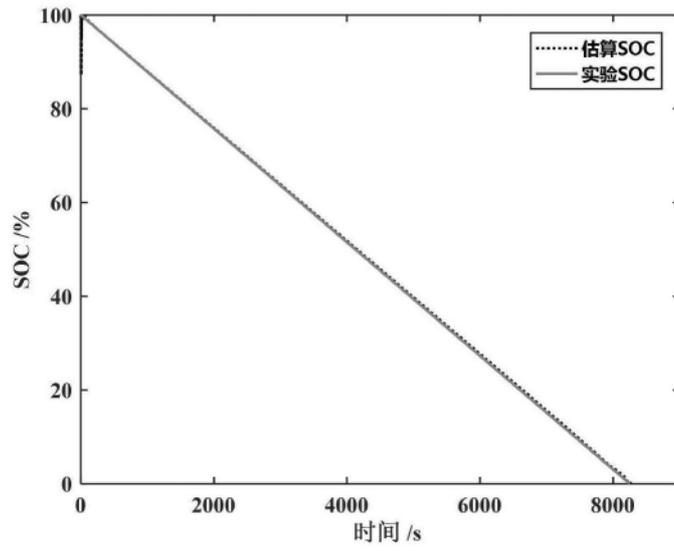


图9

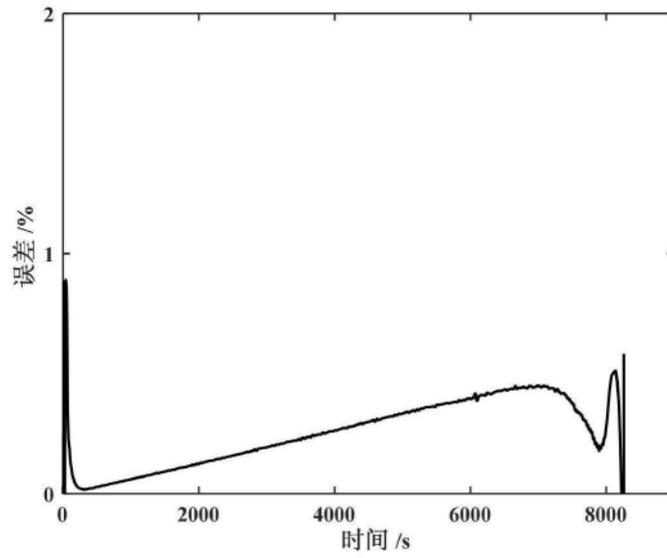


图10

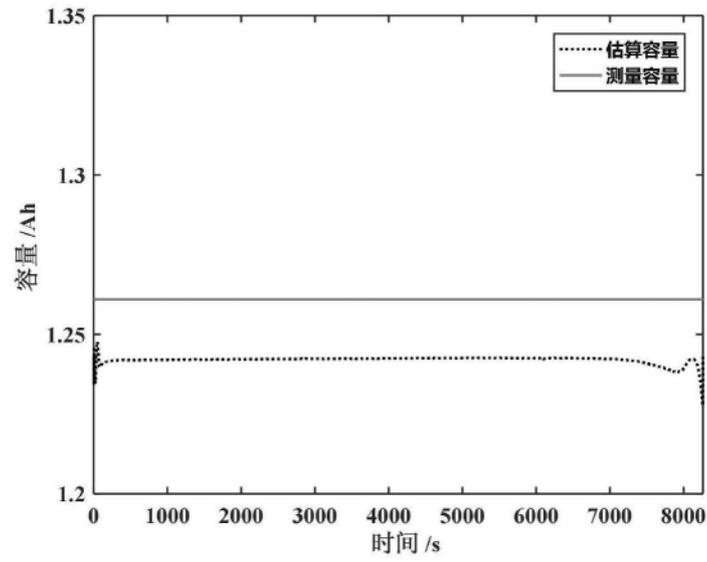


图11

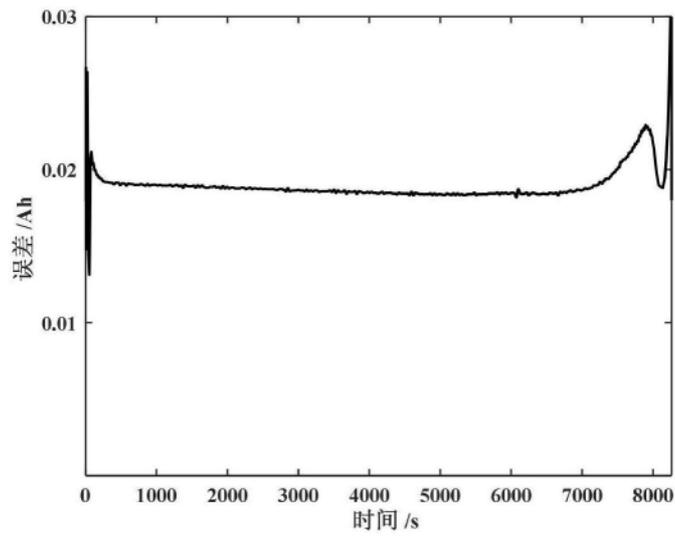


图12

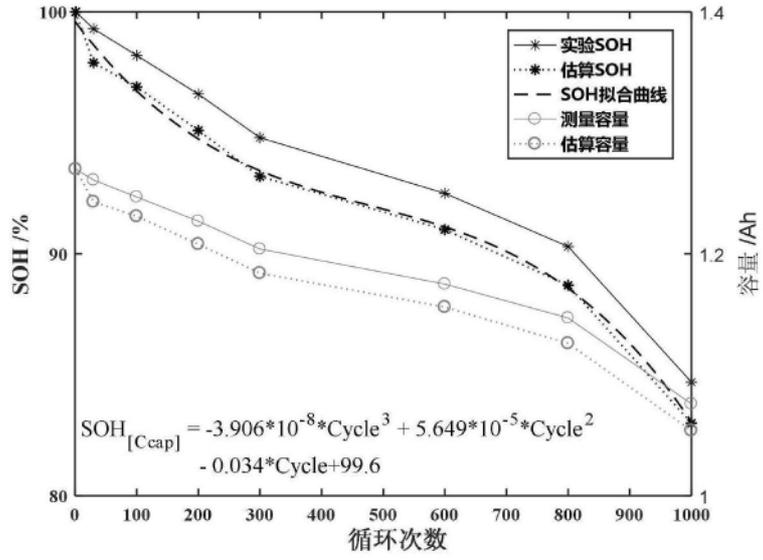


图13

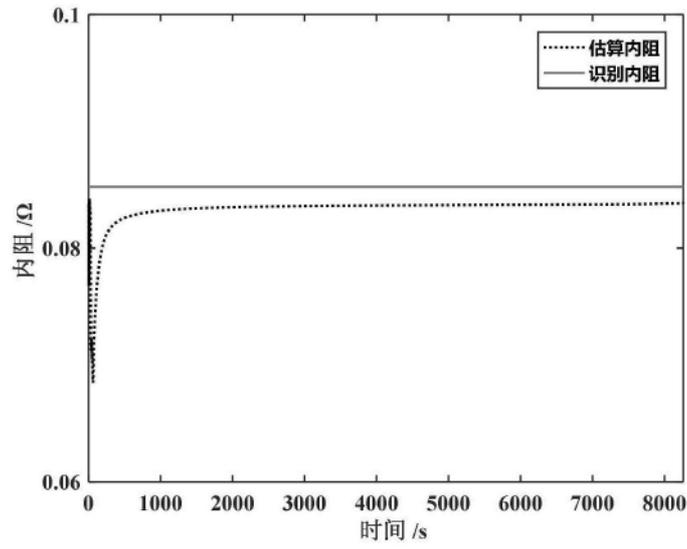


图14

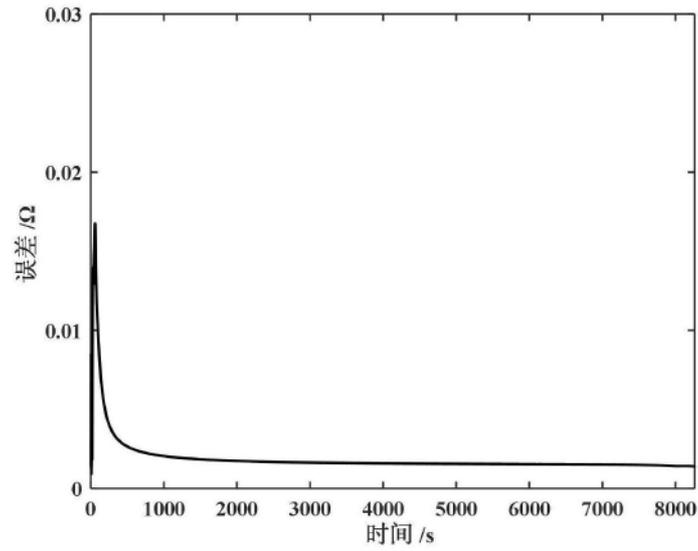


图15

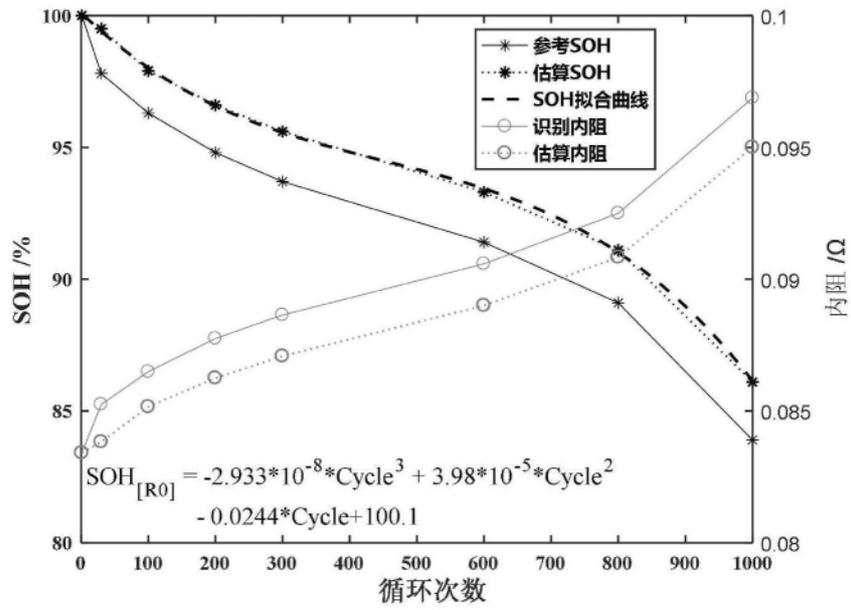


图16