



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113030752 A

(43) 申请公布日 2021.06.25

(21) 申请号 202110398586.1

(22) 申请日 2021.04.12

(71) 申请人 安徽理工大学

地址 232001 安徽省淮南市山南新区泰丰大街168号

(72) 发明人 卢云帆 邢丽坤 张梦龙 郭敏

(51) Int. Cl.

G01R 31/388 (2019.01)

G01R 31/367 (2019.01)

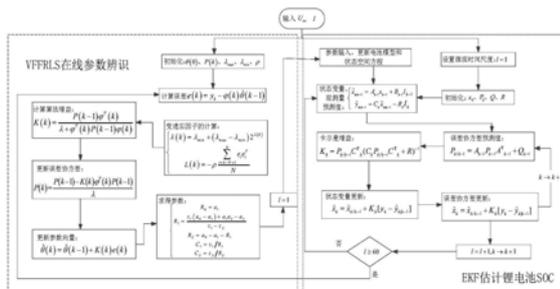
权利要求书4页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,该方法包括建立锂电池二阶等效电路模型;确定电路各参数与SOC的函数关系,建立锂电池的状态空间方程;首先对SOC状态变量和参数状态变量初始化,在微观时间尺度下,用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC;当锂电池SOC估计达到预设时间后,切换为宏观时间尺度,用变遗忘因子递推最小二乘法辨识等效电路参数,最后更新锂电池等效电路参数和状态空间方程,进行下一轮计算;本发明通过变遗忘因子递推最小二乘法对锂电池模型进行在线参数辨识,并结合扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC,解决了遗忘因子递推最小二乘法中遗忘因子固定的问题,实现锂电池参数在线更新,提高了锂电池SOC估计的精度。



CN 113030752 A

1. 一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,主要包括以下步骤:

S1: 建立锂电池二阶等效电路模型;

S2: 确定等效电路各参数与SOC的函数关系,建立基于锂电池在线参数的状态空间方程;

S3: 初始化SOC状态变量和参数状态变量,微观时间尺度下,用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC;

S4: 当锂电池SOC估计达到预设时间后,切换为宏观时间尺度,用变遗忘因子递推最小二乘法辨识等效电路参数;

S5: 更新锂电池等效电路参数和状态空间方程,返回S3进行下一轮计算。

2. 根据权利要求1所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,其特征在于:S1所建立的锂电池二阶等效电路模型为整数阶等效电路模型,其电路参数包括欧姆内阻 R_0 ,极化电阻 R_1 、 R_2 ,极化电容 C_1 、 C_2 。

3. 根据权利要求1所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,其特征在于:S2中,通过脉冲放电实验确定锂电池开路电压 U_{oc} 与SOC的关系:

S2.1: 以30A的定电流对充满电的电池进行放电,每次放电3min即0.5个SOC值,放电结束后将电池静置2h,记录电池开路电压,重复上述操作20次;

S2.2: 根据实验测得20组 U_{oc} 与SOC关系的数据点,将SOC作为变量,通过公式(4)对 U_{oc} 与SOC的数据点做八阶拟合,从而得到 U_{oc} 与SOC的函数:

$$y(x) = p_1 x^8 + p_2 x^7 + p_3 x^6 + p_4 x^5 + p_5 x^4 + p_6 x^3 + p_7 x^2 + p_8 x + p_9$$

S2.3: 根据锂电池等效电路模型与回路电压关系,表示出各参数与SOC的关系:

$$\begin{cases} U_1(t) = -\frac{U_1(t)}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} I(t) \\ U_2(t) = -\frac{U_2(t)}{R_2 C_2} + \frac{1}{C_2} I(t) \\ SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I_k T_s}{Q_n} \end{cases}$$

观测方程:

$$U_0 = U_{oc}(SOC) - R_0 I - U_1 - U_2$$

U_0 为端电压, T_s 为采样时间, Q_n 为电池容量;

S2.4: 将步骤2.3中方程差分离散化:

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{T_s \eta}{C_N} \\ R_1 (1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}) \\ R_2 (1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}) \end{pmatrix} I_k \\ U_{0,k} = (0 \quad -1 \quad -1) \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} - R_0 I_k + U_{oc} \end{cases}$$

S2.5:进一步简化得到:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + BI_k \\ y_k = Cx_k - I_k R_0 \end{cases}$$

式中输出矩阵 $C = \left(\frac{\partial U_{oc}}{\partial SOC_k} \quad -1 \quad -1 \right)$, 结合锂电池参数变化, 得到基于锂电池参数的状态空间方程:

$$\begin{cases} x_{k,l+1} = f(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + \omega_{k,l}, & \theta_{k+1} = \theta_k + \rho_k \\ y_{k,l} = g(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + v_{k,l} \end{cases}$$

式中参数状态变量 $\theta = [R_0 \ R_1 \ C_1 \ R_2 \ C_2]^T$, w_k, v_k 为系统的过程噪声和观测噪声, ρ_k 为模型参数过程噪声。

4. 根据权利要求3所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法, 其特征在于: 基于锂电池参数的状态空间方程, SOC状态变量初始化: $x_{0,0} = E(x_{0,0})$, $P_{x_{0,0}} = E[(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})^T]$; 参数状态变量初始值为离线参数辨识结果。

5. 根据权利要求1所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法, 其特征在于: 所述S3, 微观时间尺度下, 用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC, 具体步骤如下:

S3.1: 划分时间尺度, 宏观尺度 $L=60s$, 微观尺度 $l \in (1 \sim L)$, 计算每个微观尺度下的状态滤波器, 即围观时间尺度序列 $l=1:L$ 时, 计算该时间尺度下状态变量预测值 $\bar{x}_{k,l}$ 和状态变量预测误差协方差 $\bar{P}_{\bar{x}_{k,l}}$:

$$\begin{aligned} \bar{x}_{k,l} &= Ax_{k,l-1} + Bu_{k,l-1} \\ \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} &= A_{k,l-1} P_{k,l-1} A_{k,l-1}^T + Q \end{aligned}$$

S3.2: 测量更新阶段, 分别计算出扩展卡尔曼增益 $K_{EKF_{k,l}}$, 更新得到状态变量估计值 $\hat{x}_{k,l}$ 和状态变量误差协方差估计值 $P_{x_{k,l}}$:

$$\begin{cases} K_{EKF_{k,l}} = \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T (C_{k,l} \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_{k,l} = \bar{x}_{k,l} + K_{k,l} (y_{k,l} - g(\bar{x}_{k,l}, \theta_k, v_{k,l})) \\ P_{x_{k,l}} = (I - K_{k,l} C_{k,l}) \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} \end{cases}$$

得到结果返回S3.1。

6. 根据权利要求1所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法, 其特征在于: 所述S4: 当锂电池SOC估计达到预设时间后, 切换为宏观时间尺度, 用变遗忘因子递推最小二乘法辨识等效电路参数, 具体步骤如下:

S4.1: S2.3中公式通过拉普拉斯变换, 得到二阶等效电路模型的频域传递函数:

$$G(s) = \frac{U_o(s) - U_{oc}(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} + \frac{R_2}{R_2 C_2 s + 1}$$

S4.2:通过双线性变换法则,将s平面的传递函数转换到z平面:

$$G(z^{-1}) = \frac{\theta_3 + \theta_4 z^{-1} + \theta_5 z^{-2}}{1 - \theta_1 z^{-1} - \theta_2 z^{-2}}$$

θ_1 、 θ_2 、 θ_3 、 θ_4 、 θ_5 分别为各次项系数,若令 $a_1=R_0$, $a_2=\tau_1\tau_2$, $a_3=\tau_1+\tau_2$, $a_4=R_0+R_1+R_2$, $a_5=R_0(\tau_1+\tau_2)+R_1\tau_2+R_2\tau_1$,则公式(6)中各次项系数如下:

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{8a_2 - 2T_s^2}{4a_2 + 2a_3T_s + T_s^2} \\ \theta_2 = \frac{4a_3T_s}{4a_2 + 2a_3T_s + T_s^2} - 1 \\ \theta_3 = -\frac{4a_1a_2 + 2a_5T_s + a_4T_s^2}{4a_2 + 2a_3T_s + T_s^2} \\ \theta_4 = \frac{8a_1a_2 - 2a_4T_s}{4a_2 + 2a_3T_s + T_s^2} \\ \theta_5 = -\frac{4a_1a_2 - 2a_5T_s + a_4T_s^2}{4a_2 + 2a_3T_s + T_s^2} \end{cases}$$

S4.3:再通过z的逆变换离散化到时域:

$$U_o(t) - U_{oc}(t) = \theta_1[U_o(t-1) - U_{oc}(t-1)] + \theta_2[U_o(t-2) - U_{oc}(t-2)] + \theta_3I(t) + \theta_4I(t-1) + \theta_5I(t-2)$$

令 $E=U_o-U_{oc}$,得到二阶等效电路模型离散化后的结果:

$$\begin{cases} y_k = \varphi(k)\theta(k) \\ \varphi(k) = [E(k-1) \ E(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)] \\ \theta(k) = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5]^T \end{cases}$$

y_k 为系统的输出, $\varphi(k)$ 为系统的输入量, $\theta(k)$ 为需要辨识的参数向量;

S4.4:设置算法参数:遗忘因子最大值 λ_{\max} 、遗忘因子最小值 λ_{\min} 、敏感因子 ρ 、滑动窗口长度N;

S4.5:计算遗忘因子:

$$\begin{cases} e(k) = y_k - \varphi(k)\hat{\theta}(k-1) \\ L(k) = -\rho \frac{\sum_{i=k-N+1}^k e_i e_i^T}{N} \\ \lambda(k) = \lambda_{\min} + (\lambda_{\max} - \lambda_{\min})2^{L(k)} \end{cases}$$

S4.6:递推最小二乘流程,更新参数向量:

$$\begin{cases} K(k) = \frac{P(k-1)\varphi^T(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = \frac{P(k-1) - K(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \end{cases}$$

S4.7:求得二阶等效电路具体参数值:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_0 = a_1 \\ R_1 = \frac{\tau_1(a_4 - a_1) + a_1 a_3 - a_5}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_2 = a_4 - a_1 - R_1 \\ C_1 = \tau_1 / R_1 \\ C_2 = \tau_2 / R_2 \end{array} \right.$$

7. 根据权利要求1所述的一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,其特征在于:所述S4在线参数辨识得到的新参数,将新参数代入电路模型中,更新S2.5中的状态空间方程,并进行下一次循环。

一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及锂电池荷电状态估计领域,具体来说是一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法。

背景技术

[0002] 随着科技的进步,为了顺应可持续发展的时代理念,寻求清洁绿色能源代替传统化石能源成为全球共识;因此电动汽车得到快速发展,而锂电池作为电动汽车能源核心,对锂电池的监控不仅可以保障汽车运行安全,而且可以有效提高电池寿命。

[0003] 目前,锂电池SOC估计主要有传统基于电池特性方法、基于数据驱动的方法、基于电池模型和观测器技术的方法,基于模型和观测器技术方法研究的最为广泛,主要采用的锂电池的等效电路模型结合卡尔曼滤波技术估计电池SOC,该方法电池模型参数通常是离线情况下通过优化算法辨识得到,离线参数辨识得到的模型精度较高,但是并不契合锂电池工作过程体现的特性,在复杂工况下,随着电流的剧烈变化,电池参数会发生变化,若仍以离线辨识的模型估计SOC误差就会增大,因此在线参数辨识必不可少。

[0004] 目前在线参数辨识,主要包括双卡尔曼滤波算法,递推最小二乘法系列,针对遗忘因子递推最小二乘法的遗忘因子不能随着工况变化而变化,采用变遗忘因子递推最小二乘法对电池模型进行在线参数辨识,结合扩展卡尔曼滤波算法估计电池SOC,提高复杂工况下电池模型和SOC估计精度。

发明内容

[0005] 针对现有技术的不足,本发明提出了一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法。

[0006] 本发明所采用的技术方案是:

[0007] 1、一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,主要包括以下步骤:

[0008] S1:建立锂电池二阶等效电路模型;

[0009] S2:确定等效电路各参数与SOC的函数关系,建立基于锂电池在线参数的状态空间方程;

[0010] S3:初始化SOC状态变量和参数状态变量,微观时间尺度下,用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC;

[0011] S4:当锂电池SOC估计达到预设时间后,切换为宏观时间尺度,用变遗忘因子递推最小二乘法辨识等效电路参数;

[0012] S5:更新锂电池等效电路参数和状态空间方程,返回S3进行下一轮计算。

[0013] 较佳地,锂电池等效电路模型采用整数阶二阶等效电路模型,电路参数包括:欧姆内阻 R_0 ,极化电阻 R_1 、 R_2 ,极化电容 C_1 、 C_2 。

[0014] 进一步地,S2,确定等效电路各参数与SOC的函数关系,建立基于锂电池在线参数的状态空间方程:

[0015] S2.1:以30A的定电流对充满电的电池进行放电,每次放电3min即0.5个SOC值,放电结束后将电池静置2h,记录电池开路电压,重复上述操作20次;

[0016] S2.2:根据实验测得20组 U_{oc} 与SOC关系的数据点,将SOC作为变量,通过公式(4)对 U_{oc} 与SOC的数据点做八阶拟合,从而得到 U_{oc} 与SOC的函数:

$$[0017] \quad y(x) = p_1x^8 + p_2x^7 + p_3x^6 + p_4x^5 + p_5x^4 + p_6x^3 + p_7x^2 + p_8x + p_9$$

[0018] S2.3:根据锂电池等效电路模型与回路电压关系,表示出各参数与SOC的关系:

$$[0019] \quad \begin{cases} U_1(t) = -\frac{U_1(t)}{R_1C_1} + \frac{1}{C_1}I(t) \\ U_2(t) = -\frac{U_2(t)}{R_2C_2} + \frac{1}{C_2}I(t) \\ SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I_kT_s}{Q_n} \end{cases}$$

[0020] 观测方程:

$$[0021] \quad U_0 = U_{oc}(SOC) - R_0I - U_1 - U_2$$

[0022] U_0 为端电压, T_s 为采样时间, Q_n 为电池容量;

[0023] S2.4:将步骤2.3中方程差分离散化:

$$[0024] \quad \begin{cases} \begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2C_2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{T_s\eta}{C_N} \\ R_1(1 - e^{-\frac{T_s}{R_1C_1}}) \\ R_2(1 - e^{-\frac{T_s}{R_2C_2}}) \end{pmatrix} I_k \\ U_{0,k} = (0 \quad -1 \quad -1) \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} - R_0I_k + U_{oc} \end{cases}$$

[0025] S2.5:进一步简化得到:

$$[0026] \quad \begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + BI_k \\ y_k = Cx_k - I_kR_0 \end{cases}$$

[0027] 式中输出矩阵 $C = \left(\frac{\partial U_{oc}}{\partial SOC_k} \quad -1 \quad -1 \right)$,结合锂电池参数变化,得到基于锂电池参数的状态空间方程:

$$[0028] \quad \begin{cases} x_{k,l+1} = f(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + \omega_{k,l}, \quad \theta_{k+1} = \theta_k + \rho_k \\ y_{k,l} = g(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + v_{k,l} \end{cases}$$

[0029] 式中参数状态变量 $\theta = [R_0 \quad R_1 \quad C_1 \quad R_2 \quad C_2]^T$, w_k 、 v_k 为系统的过程噪声和观测噪声, ρ_k 为模型参数过程噪声。

[0030] 进一步地,初始化SOC状态变量和参数状态变量: SOC状态变量初始化: $x_{0,0} = E(x_{0,0})$, $P_{x_{0,0}} = E[(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})^T]$; 参数状态变量初始值为离线参数辨识的结果。

[0031] 进一步地, S3, 微观时间尺度下, 用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC:

[0032] S3.1: 划分时间尺度, 宏观尺度 $L=60s$, 微观尺度 $l \in (1 \sim L)$, 计算每个微观尺度下的状态滤波器, 即围观时间尺度序列 $l=1:L$ 时, 计算该时间尺度下状态变量预测值 $\bar{x}_{k,l}$ 和状态变量预测误差协方差 $\bar{P}_{\bar{x}_{k,l}}$:

$$[0033] \quad \bar{x}_{k,l} = A x_{k,l-1} + B u_{k,l-1}$$

$$[0034] \quad \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} = A_{k,l-1} P_{k,l-1} A_{k,l-1}^T + Q$$

[0035] S3.2: 测量更新阶段, 分别计算出扩展卡尔曼增益 $K_{EKF_{k,l}}$, 更新得到状态变量估计值 $\hat{x}_{k,l}$ 和状态变量误差协方差估计值 $P_{x_{k,l}}$:

$$[0036] \quad \begin{cases} K_{EKF_{k,l}} = \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T (C_{k,l} \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_{k,l} = \bar{x}_{k,l} + K_{k,l} (y_{k,l} - g(\bar{x}_{k,l}, \theta_k, v_{k,l})) \\ P_{x_{k,l}} = (I - K_{k,l} C_{k,l}) \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} \end{cases}$$

[0037] 得到结果返回S3.1。

[0038] 进一步地, 微观时间尺度地时间序列达到宏观时间尺度即 $l=L=60s$ 时, 将 l 置零, 切换微观时间尺度到宏观时间尺度, 采用无迹卡尔曼滤波算法进行一次参数辨识。

[0039] 进一步地, S4:

[0040] S4.1: S2.3中公式通过拉普拉斯变换, 得到二阶等效电路模型的频域传递函数:

$$[0041] \quad G(s) = \frac{U_o(s) - U_{oc}(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} + \frac{R_2}{R_2 C_2 s + 1}$$

[0042] S4.2: 通过双线性变换法则, 将s平面的传递函数转换到z平面:

$$[0043] \quad G(z^{-1}) = \frac{\theta_3 + \theta_4 z^{-1} + \theta_5 z^{-2}}{1 - \theta_1 z^{-1} - \theta_2 z^{-2}}$$

[0044] $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$ 分别为各次项系数, 若令 $a_1 = R_0, a_2 = \tau_1 \tau_2, a_3 = \tau_1 + \tau_2, a_4 = R_0 + R_1 + R_2, a_5 = R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1$, 则公式(6)中各次项系数如下:

$$[0045] \quad \begin{cases} \theta_1 = \frac{8a_2 - 2T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_2 = \frac{4a_3 T_s}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} - 1 \\ \theta_3 = -\frac{4a_1 a_2 + 2a_5 T_s + a_4 T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_4 = \frac{8a_1 a_2 - 2a_4 T_s}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_5 = -\frac{4a_1 a_2 - 2a_5 T_s + a_4 T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \end{cases}$$

[0046] S4.3: 再通过z的逆变换离散化到时域:

$$[0047] \quad U_o(t) - U_{oc}(t) = \theta_1 [U_o(t-1) - U_{oc}(t-1)] + \theta_2 [U_o(t-2) - U_{oc}(t-2)] + \theta_3 I(t) + \theta_4 I(t-1) + \theta_5 I(t-2)$$

[0048] 令 $E=U_0-U_{0c}$,得到二阶等效电路模型离散化后的结果:

$$[0049] \begin{cases} y_k = \varphi(k)\theta(k) \\ \varphi(k) = [E(k-1) \ E(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)] \\ \theta(k) = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5]^T \end{cases}$$

[0050] y_k 为系统的输出, $\varphi(k)$ 为系统的输入量, $\theta(k)$ 为需要辨识的参数向量;

[0051] S4.4:设置算法参数:遗忘因子最大值 λ_{\max} 、遗忘因子最小值 λ_{\min} 、敏感因子 ρ 、滑动窗口长度 N ;

[0052] S4.5:计算遗忘因子:

$$[0053] \begin{cases} e(k) = y_k - \varphi(k)\hat{\theta}(k-1) \\ L(k) = -\rho \frac{\sum_{i=k-N+1}^k e_i e_i^T}{N} \\ \lambda(k) = \lambda_{\min} + (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) 2^{L(k)} \end{cases}$$

[0054] S4.6:递推最小二乘流程,更新参数向量:

$$[0055] \begin{cases} K(k) = \frac{P(k-1)\varphi^T(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = \frac{P(k-1) - K(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \end{cases}$$

[0056] S4.7:求得二阶等效电路具体参数值:

$$[0057] \begin{cases} R_0 = a_1 \\ R_1 = \frac{\tau_1(a_4 - a_1) + a_1 a_3 - a_5}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_2 = a_4 - a_1 - R_1 \\ C_1 = \tau_1 / R_1 \\ C_2 = \tau_2 / R_2 \end{cases}$$

[0058] 进一步地, S4.7所得新参数代入电路模型中,更新2.5中地状态空间方程,并及逆行下一轮循环。

[0059] 与现有气体采集管的气压检测系统相比,本发明的优益效果是:

[0060] 1、本发明通过变遗忘因子递推最小二乘算法对锂电池等效电路模型进行在线参数辨识,并联合扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC,该方法不仅解决了锂电池离线等效电路模型固定的问题,而且解决了遗忘因子递推最小二乘法中遗忘因子固定地问题,通过结合实际工况,自适应改变遗忘因子数值,在线估计锂电池模型参数,使得电池模型更加匹配复杂工况下的锂电池特性,锂电池模型精度和SOC估计精度都得到提高。

[0061] 2、本发明提出的一种基于在线参数辨识的SOC估计方法,采用宏观时间尺度下的变遗忘因子递推最小二乘算法对锂电池模型在线参数辨识,并将辨识得到的参数更新锂电池等效电路模型,使得微观时间尺度下的扩展卡尔曼滤波算法估计SOC的精度得到提高;这

种多时间尺度联合估计方法大大节省了计算机的计算资源,同时十分契合锂电池参数缓慢变化、SOC迅速变化特点,具有十分广阔应用前景。

附图说明

- [0062] 图1是本发明较佳实施例的锂电池在线参数辨识和SOC联合估计流程图。
 [0063] 图2是本发明较佳实施例的锂电池等效电路模型图。
 [0064] 图3是本发明较佳实施例的电流激励和电压响应波形图。
 [0065] 图4是本发明较佳实施例的在线参数辨识结果图。
 [0066] 图5是本发明较佳实施例与传统方法锂电池SOC估计结果对比图。
 [0067] 图6是本发明较佳实施例与传统方法锂电池SOC估计结果误差对比图。

具体实施方式

[0068] 下面结合附图对本发明做详细的说明:

[0069] 如图1所示,一种基于变遗忘因子在线参数辨识和SOC联合估计方法,主要包括以下步骤:

[0070] S1:建立锂电池二阶等效电路模型;

[0071] S2:确定等效电路各参数与SOC的函数关系,建立基于锂电池在线参数的状态空间方程;

[0072] S3:初始化SOC状态变量和参数状态变量,微观时间尺度下,用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC;

[0073] S4:当锂电池SOC估计达到预设时间后,切换为宏观时间尺度,用变遗忘因子递推最小二乘法辨识等效电路参数;

[0074] S5:更新锂电池等效电路参数和状态空间方程,返回S3进行下一轮计算。

[0075] 所述S1,建立锂电池二阶等效电路模型,如图2所示。锂电池二阶等效电路模型参数包括欧姆内阻 R_0 ,极化电阻 R_1 、 R_2 ,极化电容 C_1 、 C_2 。

[0076] 根据电路模型与参数进入S2,确定等效电路各参数与SOC的函数关系,建立基于锂电池在线参数的状态空间方程。本发明的实例中,首先通过脉冲放电实验确定锂电池开路电压 U_{oc} 与SOC的关系,用八阶多项式拟合出 U_{oc} 与SOC的函数,具体步骤如下:

[0077] S2.1:以30A的定电流对充满电的电池进行放电,每次放电3min即0.5个SOC值,放电结束后将电池静置2h,记录电池开路电压,重复上述操作20次;

[0078] S2.2:根据实验测得20组 U_{oc} 与SOC关系的数据点,将SOC作为变量,通过公式(4)对 U_{oc} 与SOC的数据点做八阶拟合,从而得到 U_{oc} 与SOC的函数:

[0079] $y(x) = p_1x^8 + p_2x^7 + p_3x^6 + p_4x^5 + p_5x^4 + p_6x^3 + p_7x^2 + p_8x + p_9$

[0080] S2.3:根据锂电池等效电路模型与回路电压关系,表示出各参数与SOC的关系:

$$[0081] \begin{cases} U_1(t) = -\frac{U_1(t)}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} I(t) \\ U_2(t) = -\frac{U_2(t)}{R_2 C_2} + \frac{1}{C_2} I(t) \\ SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I_k T_s}{Q_n} \end{cases}$$

[0082] 观测方程:

$$[0083] \quad U_0 = U_{oc}(\text{SOC}) - R_0 I - U_1 - U_2$$

[0084] U_0 为端电压, T_s 为采样时间, Q_n 为电池容量;

[0085] S2.4: 将步骤2.3中方程差分离散化:

$$[0086] \quad \begin{cases} \begin{pmatrix} \text{SOC}_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{SOC}_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{T_s \eta}{C_N} \\ R_1 (1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}) \\ R_2 (1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}) \end{pmatrix} I_k \\ U_{0,k} = (0 \quad -1 \quad -1) \begin{pmatrix} \text{SOC}_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} - R_0 I_k + U_{oc} \end{cases}$$

[0087] S2.5: 进一步简化得到:

$$[0088] \quad \begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + BI_k \\ y_k = Cx_k - I_k R_0 \end{cases}$$

[0089] 式中输出矩阵 $C = \begin{pmatrix} \frac{\partial U_{oc}}{\partial \text{SOC}_k} & -1 & -1 \end{pmatrix}$, 结合锂电池参数变化, 得到基于锂电池参数的状态空间方程:

$$[0090] \quad \begin{cases} x_{k,l+1} = f(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + \omega_{k,l}, \quad \theta_{k+1} = \theta_k + \rho_k \\ y_{k,l} = g(x_{k,l}, \theta_k, I_{k,l}) + v_{k,l} \end{cases}$$

[0091] 式中参数状态变量 $\theta = [R_0 \quad R_1 \quad C_1 \quad R_2 \quad C_2]^T$, w_k, v_k 为系统的过程噪声和观测噪声, ρ_k 为模型参数过程噪声。

[0092] 锂电池二阶等效电路模型的状态空间方程建立完成后, 较佳实施例采用美国城市循环工况 (UDDS) 作为实际工况, 来进行锂电池实际工作过程中的在线参数辨识和SOC估计, 该工况的激励电流与响应电压如图3所示。

[0093] S3, 初始化SOC状态变量和参数状态变量, 是一种基于在线参数辨识的锂电池SOC估计方法的算法初始赋值, 以离线数据辨识得到的参数作为参数状态变量的初始值:

[0094] SOC状态变量初始化: $x_{0,0} = E(x_{0,0}), P_{x_{0,0}} = E[(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})^T]$; 参数状态变量采用离线参数辨识结果。

[0095] 初始化完成后, 在微观时间尺度下, 用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC; 微观时间尺度下, 用扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池SOC, 具体步骤如下:

[0096] S3.1: 划分时间尺度, 宏观尺度 $L=60s$, 微观尺度 $l \in (1 \sim L)$, 计算每个微观尺度下的状态滤波器, 即围观时间尺度序列 $l=1:L$ 时, 计算该时间尺度下状态变量预测值 $\bar{x}_{k,l}$ 和状态变量预测误差协方差 $\bar{P}_{\bar{x}_{k,l}}$:

$$[0097] \quad \bar{x}_{k,l} = Ax_{k,l-1} + Bu_{k,l-1}$$

$$[0098] \quad \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} = A_{k,l-1} P_{k,l-1} A_{k,l-1}^T + Q$$

[0099] S3.2: 测量更新阶段, 分别计算出扩展卡尔曼增益 $K_{EKF_{k,l}}$, 更新得到状态变量估计值 $\hat{x}_{k,l}$ 和状态变量误差协方差估计值 $P_{x_{k,l}}$:

$$[0100] \quad \begin{cases} K_{EKF_{k,l}} = \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T (C_{k,l} \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} C_{k,l}^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_{k,l} = \bar{x}_{k,l} + K_{k,l} (y_{k,l} - g(\bar{x}_{k,l}, \theta_k, v_{k,l})) \\ P_{x_{k,l}} = (I - K_{k,l} C_{k,l}) \bar{P}_{\bar{x}_{k,l}} \end{cases}$$

[0101] 得到结果返回S3.1。

[0102] 当锂电池SOC估计持续进行直至达到预设时间, 进入步骤4, 首先切换时间尺度, 将1置零, 切换微观时间尺度到宏观时间尺度, 采用变遗忘因子递推最小二乘法进行一次参数辨识, 具体步骤如下。

[0103] S4.1: S2.3中公式通过拉普拉斯变换, 得到二阶等效电路模型的频域传递函数:

$$[0104] \quad G(s) = \frac{U_o(s) - U_{oc}(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} + \frac{R_2}{R_2 C_2 s + 1}$$

[0105] S4.2: 通过双线性变换法则, 将s平面的传递函数转换到z平面:

$$[0106] \quad G(z^{-1}) = \frac{\theta_3 + \theta_4 z^{-1} + \theta_5 z^{-2}}{1 - \theta_1 z^{-1} - \theta_2 z^{-2}}$$

[0107] $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$ 分别为各次项系数, 若令 $a_1 = R_0, a_2 = \tau_1 \tau_2, a_3 = \tau_1 + \tau_2, a_4 = R_0 + R_1 + R_2, a_5 = R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1$, 则公式(6)中各次项系数如下:

$$[0108] \quad \begin{cases} \theta_1 = \frac{8a_2 - 2T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_2 = \frac{4a_3 T_s}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} - 1 \\ \theta_3 = -\frac{4a_1 a_2 + 2a_3 T_s + a_4 T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_4 = \frac{8a_1 a_2 - 2a_4 T_s}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \\ \theta_5 = -\frac{4a_1 a_2 - 2a_3 T_s + a_4 T_s^2}{4a_2 + 2a_3 T_s + T_s^2} \end{cases}$$

[0109] S4.3: 再通过z的逆变换离散化到时域:

$$[0110] \quad U_o(t) - U_{oc}(t) = \theta_1 [U_o(t-1) - U_{oc}(t-1)] + \theta_2 [U_o(t-2) - U_{oc}(t-2)] + \theta_3 I(t) + \theta_4 I(t-1) + \theta_5 I(t-2)$$

[0111] 令 $E = U_o - U_{oc}$, 得到二阶等效电路模型离散化后的结果:

$$[0112] \quad \begin{cases} y_k = \varphi(k) \theta(k) \\ \varphi(k) = [E(k-1) \ E(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)] \\ \theta(k) = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5]^T \end{cases}$$

[0113] y_k 为系统的输出, $\varphi(k)$ 为系统的输入量, $\theta(k)$ 为需要辨识的参数向量;

[0114] S4.4:设置算法参数:遗忘因子最大值 λ_{\max} 、遗忘因子最小值 λ_{\min} 、敏感因子 ρ 、滑动窗口长度 N ;

[0115] S4.5:计算遗忘因子:

$$[0116] \begin{cases} e(k) = y_k - \varphi(k)\hat{\theta}(k-1) \\ L(k) = -\rho \frac{\sum_{i=k-N+1}^k e_i e_i^T}{N} \\ \lambda(k) = \lambda_{\min} + (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) 2^{L(k)} \end{cases}$$

[0117] S4.6:递推最小二乘流程,更新参数向量:

$$[0118] \begin{cases} K(k) = \frac{P(k-1)\varphi^T(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ P(k) = \frac{P(k-1) - K(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \end{cases}$$

[0119] S4.7:求得二阶等效电路具体参数值:

$$[0120] \begin{cases} R_0 = a_1 \\ R_1 = \frac{\tau_1(a_4 - a_1) + a_1 a_3 - a_5}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_2 = a_4 - a_1 - R_1 \\ C_1 = \tau_1 / R_1 \\ C_2 = \tau_2 / R_2 \end{cases}$$

[0121] 至此,一个宏观时间尺度下的算法流程结束,得到在线辨识的新电路模型参数,接下来将新参数代入电路模型中,更新状态空间方程,即进入S5。

[0122] S5:更新锂电池等效电路参数和状态空间方程,返回步骤3进行下一轮计算。

[0123] 本发明较佳实施例的参数辨识结果如图4所示;SOC估计结果如图5所示,并与传统递推最小二乘法离线参数辨识下的扩展卡尔曼滤波算法(RLS-EKF)估计SOC结果进行对比,误差如图6所示。从结果可以看出,本发明提供了一种精度高、跟随快、稳定性强的锂电池SOC在线估算算法;通过实时采集锂电池电压、电流数据,可以实时在线更新锂电池电路模型,并估算锂电池SOC,不仅解决了传统离线电路模型中电路模型不能随着复杂工况变化而变化的问题,而且解决了遗忘因子递推最小二乘法在线参数辨识中遗忘因子固定地问题,遗忘因子能够随着工况变化自适应改变,寻求最优地遗忘因子进行在线参数辨识;适用于复杂工况下的锂电池SOC估计,而且这种多时间尺度联合估计方法大大节省了计算机的计算资源,同时十分契合锂电池参数缓慢变化、SOC迅速变化特点,具有十分广阔应用前景,是一种应用新型算法的新实践。

[0124] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

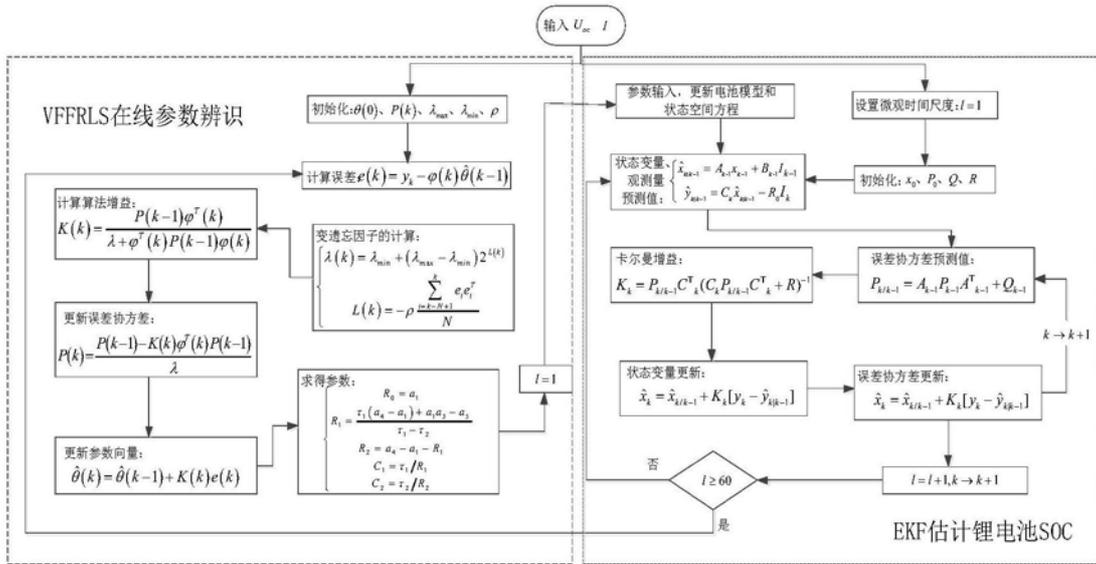


图1

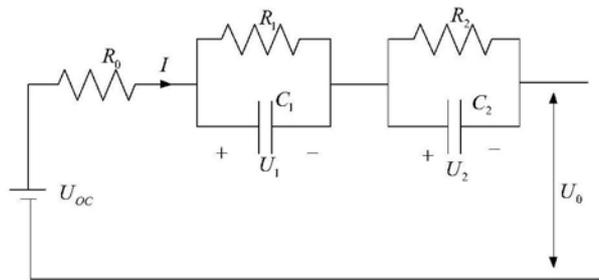


图2

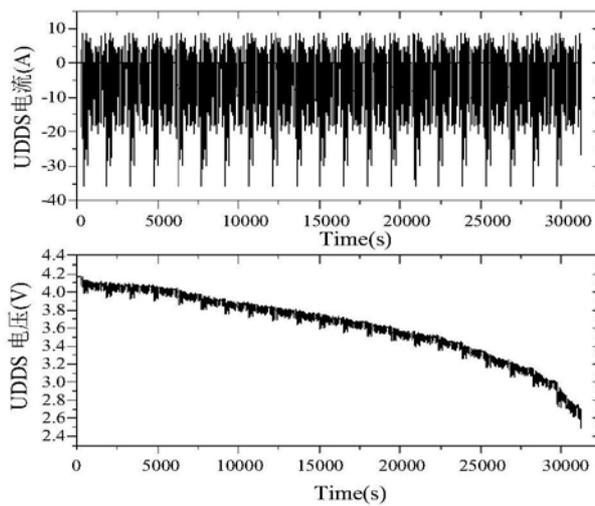


图3

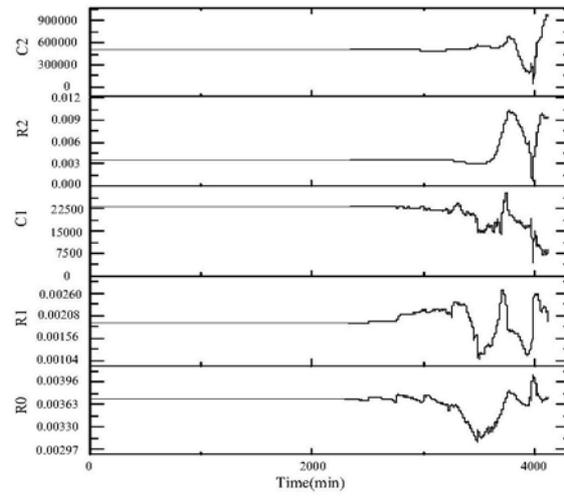


图4

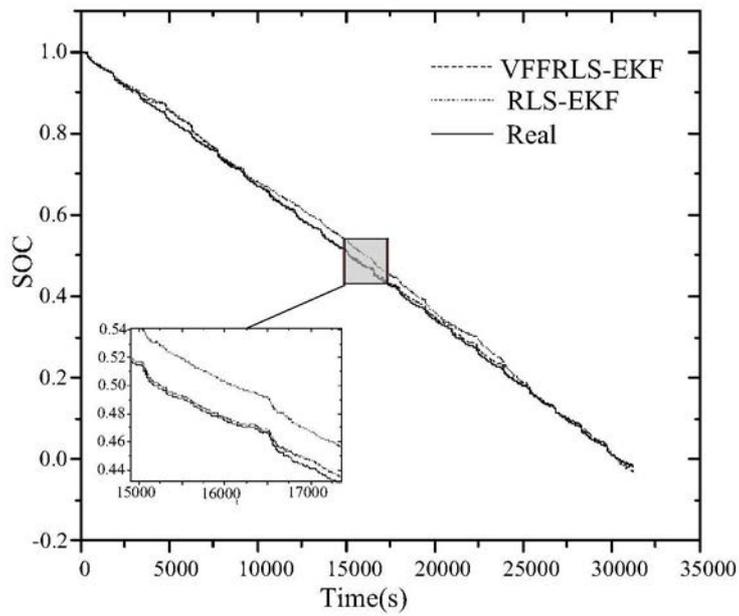


图5

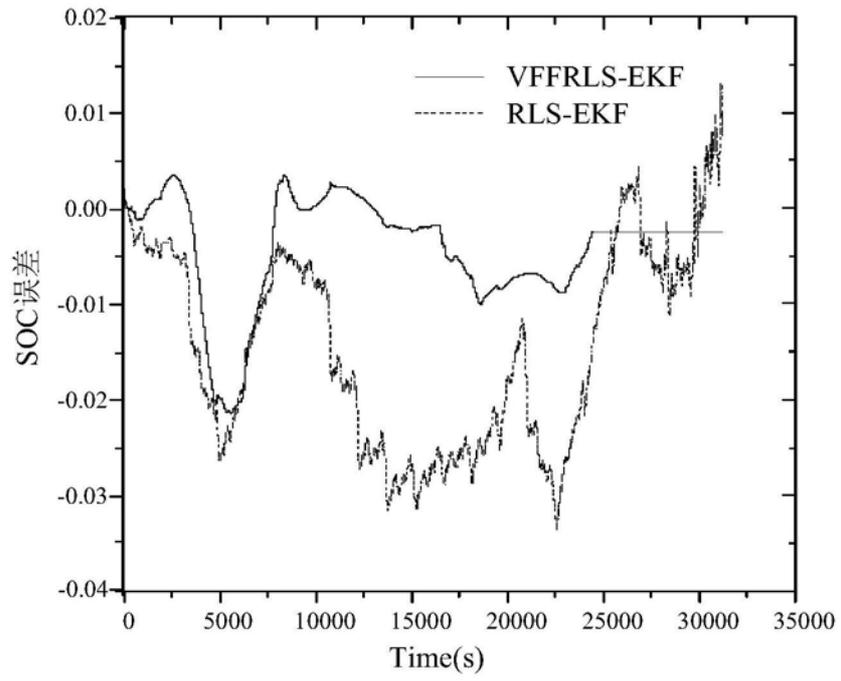


图6