



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107290688 B

(45)授权公告日 2019.08.09

(21)申请号 201710735042.3

(22)申请日 2017.08.24

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 107290688 A

(43)申请公布日 2017.10.24

(73)专利权人 合肥工业大学
地址 230009 安徽省合肥市屯溪路193号

(72)发明人 刘征宇 黎盼春 汤伟 武银行
王雪松

(74)专利代理机构 安徽合肥华信知识产权代理
有限公司 34112

代理人 余成俊

(51)Int.Cl.
G01R 31/367(2019.01)

(56)对比文件

CN 106054084 A,2016.10.26,

CN 102831100 A,2012.12.19,

CN 105954679 A,2016.09.21,

US 2015377974 A1,2015.12.31,

林程等.基于模糊卡尔曼滤波算法的动力电
池SOC估计.《电源技术》.2016,第40卷(第9期),
1836-1839页.

曲润峰等.方差模糊自适应卡尔曼滤波及其
应用.《弹箭与制导学报》.2005,第25卷(第2
期),509-511页.

朱浩等.锂离子电池参数辨识与SOC估算研
究.《湖南大学学报》.2014,第41卷(第3期),40-
41页.

审查员 亢甲杰

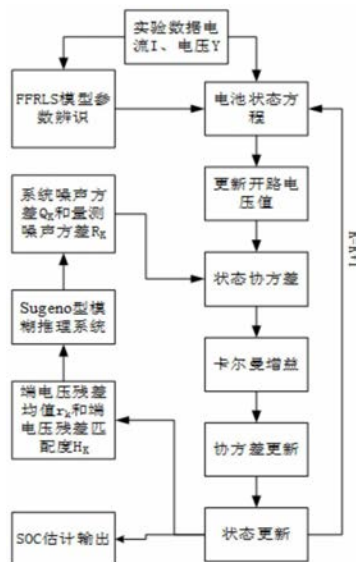
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池
SOC估计方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于自适应模糊卡尔曼
滤波的锂电池SOC估计方法,对于不同的锂电池,
确定卡尔曼滤波离散状态空间模型后,利用自适
应模糊卡尔曼滤波的方法估计SOC,其中以锂电
池等效模型中的端电压的残差方差匹配度和残
差均值作为模糊控制系统的输入,得到系统噪声
方差和量测噪声方差的调整系数,从而对这两个
方差经行调整。再把调整后的系统噪声方差和量
测噪声方差代入到卡尔曼滤波算法中预估各时
刻的SOC值。本发明可以精确的对动力锂电池荷
点状态SOC经行估计,能解决现有估计方法存在
的不能满足在线估计,累计误差大,发散,易受噪
声影响等问题,估计精度高。



1. 一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法,其特征在于:包括如下步骤:

(1) 建立电池一阶RC模型确定状态方程和观测方程,确定电池模型的卡尔曼滤波离散状态空间模型及状态变量和观测变量;

(2) 根据步骤(1)中确定的卡尔曼滤波离散状态空间模型计算该模型的状态估计更新值和噪声协方差矩阵的估计值;

(3) 以某一时刻的端电压残差均值和端电压残差匹配度为Sugeno型模糊推理系统的两个输入,输出系统噪声方差阵调整系数和量测噪声方差阵调整系数;

(4) 根据所得到的观测量端电压计算离散状态空间模型的离散状态协方差和卡尔曼增益矩阵,并提供状态变量估计值和滤波信息,计算状态变量的估计更新值;

(5) 根据步骤(3)中的调整系数计算出当前的系统噪声和量测噪声,并作为更新值进行状态误差先验值和卡尔曼增益矩阵的计算,从而实现模糊控制辅助卡尔曼滤波的地推计算,SOC估计值由每一步递推计算中的的状态估计更新值得出;

所述步骤(3)中的确定模糊控制系统输入、输出值的方法,步骤如下:步骤A,确定模糊推理系统输入值的过程:

$$\text{计算电压残差: } D_k = V_k - \hat{V}_k \quad (1)$$

$$\text{计算电压残差均值: } r_k = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=k-N}^k D_j \right| \quad (2)$$

$$\text{计算电压残差理论方差: } N_k = C_k (A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k) C_k^T + R_{k-1} \quad (3)$$

$$\text{电压残差实际方差: } M_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k D_i D_i \quad (4)$$

$$\text{计算电压残差方差匹配度: } H_k = M_k - N_k \quad (5)$$

其中, V_k 为K时刻的端电压值, \hat{V}_k 为K时刻的端电压的估计值, D_k 为K时刻的端电压残差值, r_k 为K时刻端电压残差的平均值, M_k 为K时刻断电压残差的方差, N_k 为K端电压残差的实际方差值, C_k, A_k 为K时刻的系数矩阵, Q_k 为K时刻的系统噪声方差, R_{k-1} 为K-1时刻的量测噪声方差, P_{k-1} 为K-1时刻的状态误差协方差, M, N 为一段时间内的统计次数,由式(1)(2)(3)(4)(5)可得到 r_k 和 H_k ,将所得到的 r_k 和 H_k 作为模糊推理系统的两个输入;

步骤B,确定模糊推理系统输出值的过程:

Sugeno模糊推理系统可描述为:

$$R^i: \text{ If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i \text{ then } y_i = c_0^i + c_1^i x_1 + c_2^i x_2 \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

其中 A_1^i, A_2^i 是模糊集合, c_0^i, c_1^i, c_2^i 为常量;则系统的总输出为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (6)$$

$$w_i = u_{A_1^i}(x_1) \prod u_{A_2^i}(x_2) \quad (7)$$

w_i 为权重, $u_{A_1^i}(x_1)$ 、 $u_{A_2^i}(x_2)$ 为隶属度函数;

根据模糊推理系统的模糊化方法对输入量 H_k 、 r_k 进行模糊化, H_k 和 r_k 的隶属函数均采用三角形隶属函数, 根据得到的mf1、mf2、mf3分别代表三个模糊集合;

为降低计算复杂度, 将输出仅表示为残差方差匹配度的线性组合, 如下式所示:

$$\beta^i = c_1^i * H_k + c_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (8)$$

$$\alpha^i = d_1^i * H_k + d_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (9)$$

设计两套模糊推理系统分别输出调整系数 α 和 β , 输出为 α 的模糊推理系统输出参数 d_0^i 、 d_1^i , 输出为 β 的模糊推理系统输出参数 c_0^i 、 c_1^i , 由式(8)(9)得到调整系数 α 和 β 的值。

2. 根据权利要求1中所述的一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法, 其特征在于: 所述的步骤(5)中计算SOC估计值, 其步骤如下: 将模糊推理系统得到的调整系数 α 、 β 代入(10), (11)式:

$$Q_k = \beta Q_{k-1} \quad (10)$$

$$R_k = \alpha R_{k-1} \quad (11)$$

其中 Q_k 为系统噪声方差, R_k 为量测噪声方差;

对系统噪声方差 Q_k 和量测噪声方差 R_k 经行调整; 再将调整后的 Q_k 和 R_k 代入(12), (13)式中:

$$K_k = P_{k/k-1} C_k^T (C_k P_{k/k-1} C_k^T + R_{k-1})^{-1} \quad (12)$$

$$P_{k/k-1} = A P_{k-1} A^T + Q_{k-1} \quad (13)$$

将所得的结果进一步代入(14):

$$P_k = (I - K_k C_k) P_{k/k-1} \quad (14)$$

由 $\hat{X}_{k/k-1} = A \hat{X}_{k-1} + B I_{k-1}$ 和所得 K_k 可进一步得到:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (V_k - \hat{V}_k) \quad (15)$$

所得到的 \hat{X}_k 即为当前SOC估计值;

其中, K_k 为滤波增益, $\hat{X}_{k/k-1}$ 、 \hat{X}_k 分别是当前状态的先验估计和现状态的最优估计值, P_{k-1} 、 $P_{k/k-1}$ 分别是状态误差协方差和状态误差协方差的先验值, V_k 为端电压, \hat{V}_k 为 V_k 的估计值, 式中A, B, C, \hat{X}_k 如下:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{-\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(SOC_k)}{\partial SOC_k} & -1 \end{bmatrix}$$

$$\hat{X}_k = \begin{bmatrix} \text{SOC}_k \\ \mathbf{u}_k \end{bmatrix}。$$

一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及锂离子电池电荷预测技术领域,尤其涉及一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法。

背景技术

[0002] 电动汽车作为未来主要的交通工具,对其启动、加速、爬坡等性能及续航里程具有一定的要求。而这些性能很大程度上取决于动力电池的性能。电池核电状态(SOC)是反映电池能量状态的重要参数。只有准确的估算电池SOC才能有效的提高动力汽车的利用率、优化驾驶,延长电池的使用寿命。而SOC是动力电池中隐含的状态量,难以直接测量和估算。影响SOC的因素主要有工作电压、电流、温度等,因而建立精确可靠的SOC估计方法才能获得准确的估计结果。

[0003] SOC的估计方法有很多种,有安时法、开路电压法、扩展卡尔曼滤波法等。安时法是一种评估电池剩余容量的经典方法,优点是简单易用,但缺点是必须知道电池荷电状态的初值。开路电压法是根据OCV-SOC曲线查表从而得到SOC的值。开路电压法虽然可以精确的估计SOC值,但是此方法不能实现实时在线估计。扩展卡尔曼滤波法是一种高效率的递归滤波器,它能够从一系列不完全包含噪声的测量中,估计动态系统的状态。此方法的核心是由已建立的电池状态方程,根据电池工作时采集的电压值、电流值进行状态地推,得到SOC的实时估算值。然而,卡尔曼滤波需要预设噪声初值信息,不合适的噪声初值会是使估算结果不准确甚至发散。

发明内容

[0004] 本发明目的就是为了弥补已有技术的缺陷,提供一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法。

[0005] 本发明是通过以下技术方案实现的:

[0006] 一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法,包括如下步骤:

[0007] (1) 建立电池一阶RC模型确定状态方程和观测方程,确定电池模型的卡尔曼滤波离散状态空间模型及状态变量和观测变量;

[0008] (2) 根据步骤(1)中确定的卡尔曼滤波离散状态空间模型计算该模型的状态估计更新值和噪声协方差矩阵的估计值;

[0009] (3) 以某一时刻的端电压残差均值和端电压残差匹配度为Sugeno型模糊推理系统的两个输入,输出系统噪声方差阵调整系数和量测噪声方差阵调整系数;

[0010] (4) 根据所得到的观测量端电压计算离散状态空间模型的离散状态协方差和卡尔曼增益矩阵,并提供状态变量估计值和滤波信息,计算状态变量的估计更新值;

[0011] (5) 根据步骤(3)中的调整系数计算出当前的系统噪声和量测噪声,并作为更新值进行状态误差先验值和卡尔曼增益矩阵的计算,从而实现模糊控制辅助卡尔曼滤波的地推计算,SOC估计值由每一步递推计算中的的状态估计更新值得出。

[0012] 所述步骤(1)中的电池一阶RC模型为:

[0013] 状态方程:

$$[0014] \begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ u_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ u_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix} I_k + \begin{bmatrix} w_{k1} \\ w_{k2} \end{bmatrix} \quad (16)$$

[0015] 观测方程: $V_k = F(SOC_k) - R_0 I_k - u_k + v_k$ (17)

[0016] R_0 指一阶RC模型中电池欧姆内阻, R_1 指极化内阻。 u_k 指电池极化电压, I_k 指流过电池的电流, C 值电池一阶RC模型中极化电容的容量, C_N 为电池额定容量, η 为库伦效率, V_k 为电池端电压, E_k 为电池开路电动势, E_k 与 SOC_k 存在着非线性关系, w_k 、 v_k 分别为系统噪声和量测噪声;

[0017] 将方程(16) (17)离散化可得:

$$[0018] \begin{cases} X_k = AX_{k-1} + BI_{k-1} + \omega_k \\ Y_k = CX_k + DI_k + V_k \end{cases} \quad (18)$$

[0019] 其中的 X_k 为k时刻的状态变量, Y_k 为k时刻端电压的观测值, I_k 为k时刻的输入控制变量, ω_k 和 V_k 是互不相关的系统噪声, 式(18)中:

$$[0020] A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix}$$

$$[0021] C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(SOC_k)}{\partial SOC_k} & -1 \end{bmatrix} \quad D = [-R_0]。$$

[0022] 所述步骤(1)中, 建立的电池一阶RC模型中需要辨识的参数为 R_0 、 R_1 、 C 、 K_0 、 K_1 , 其中的 R_0 、 R_1 、 C 可以通过动力电池充放电采集电压、电流、温度数据, 使用含有遗忘因子的地推最小二乘法在线辨识获得, 其具体过程如下:

[0023] S1: 对式(16) (17)经行离散化处理得到模型差分方程:

$$[0024] V_k = m_0 + m_1 V_{k-1} + m_2 I_k \quad (19)$$

[0025] 式(19)中, m_0 , m_1 , m_2 为模型差分方程的待定系数, 其值与模型中待辨识的参数成函数关系;

$$[0026] S2: 将式(19)写成 $V_k = \varphi_k \times \theta$ 的形式, 其中: $\varphi_k = \{1, V_{k-1}, I_k\}$ (20)$$

$$[0027] \theta = \{m_0, m_1, m_2\} \quad (21)$$

[0028] S3: 基于遗忘因子的递推最小二乘参数辨识方法的具体估计过程:

[0029] 确定最小二乘协方差 P_0 和参数矩阵 θ 的初值;

$$[0030] 确定最小二乘增益矩阵 K_k : $K_k = P_{k-1} h_k (h_k^T P_{k-1} h_k + \mu)$ (22)$$

[0031] 式中 μ 为最小二乘加权因子, h_k 为观测矩阵, 根据随时间变化的最小二乘增益矩阵

$$K_k \text{ 计算参数估计矩阵: } \theta_k = \theta_{k-1} + K_k (y_k - h_k^T \theta_{k-1}) \quad (23)$$

[0032] 式中 y_k 为 k 时刻端电压的测量值, θ_k 为 θ_{k-1} 在 $k-1$ 时刻对 k 时刻的参数估计值; 根据 K_k 计算协方差矩阵的更新为: $P_k = (I - K_k h_k^T) P_{k-1}$ (24)

[0033] 重复上述基于遗忘因子的递推最小二乘法的地推过程, 直接辨识出 m_0, m_1, m_2 的值, 进而通过 m_0, m_1, m_2 和 R_0, R_1, C 的函数关系得出 R_0, R_1, C 的值;

[0034] S4: K_0, K_1 由电池充、放电的实验数据拟合得出, 具体的过程为: 先给电池充满电, 然后静置5个小时; 以 $C/3$ 恒流放电, 放出电池容量的10%后停止放电, 搁置5小时, 测量电池的开路电压; 重复上一过程, 直至放电至截止电压; 在以 $C/3$ 恒流充电, 充到电池容量的10%后停止充电, 搁置5小时后, 测量电池的开路电压; 重复上一过程, 直到充电电流小于 $C/20$; 其中, 充、放电相应开路电压的测量值的平均值作为电池开路电压 E_k , 由10%间隔0.1s到100%对应的 E_k 值和关系式:

[0035] $E_k = K_0 + K_1 \ln(\text{SOC})$, 通过曲线拟合, 求出 K_0, K_1 。

[0036] 所述步骤(3)中的确定模糊推理系统输入、输出值的方法, 步骤如下:

[0037] 步骤A, 确定模糊推理系统输入值的过程:

$$[0038] \text{ 计算电压残差: } D_k = V_k - \hat{V}_k \quad (1)$$

$$[0039] \text{ 计算电压残差均值: } r_k = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=k-N}^k D_j \right| \quad (2)$$

$$[0040] \text{ 计算电压残差理论方差: } M_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k D_i D_i \quad (3)$$

$$[0041] \text{ 电压残差实际方差: } N_k = C_k (A P_{k-1} A^T + Q_k) C_k^T + R_{k-1} \quad (4)$$

$$[0042] \text{ 计算电压残差的匹配度: } H_k = M_k - N_k \quad (5)$$

[0043] 其中, V_k 为 k 时刻的端电压值, \hat{V}_k 为 k 时刻的端电压的估计值, D_k 为 k 时刻的端电压残差值, r_k 为 k 时刻端电压残差的平均值, M_k 为 k 时刻断电压残差的方差, N_k 为 k 端电压残差的实际方差值, C_k, A_k 为 k 时刻的系数矩阵, Q_k 为 k 时刻的系统噪声方差, R_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的量测噪声方差, P_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的状态误差协方差, M, N 为一段时间内统计次数, 由式(1)(2)(3)(4)(5)可得到 r_k 和 H_k , 将所得到的 r_k 和 H_k 作为模糊推理系统的两个输入;

[0044] 步骤B, 确定模糊推理系统输出值的过程:

[0045] Sugeno模糊推理系统可描述为:

$$[0046] R^i: \text{ If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i \text{ then } y_i = c_0^i + c_1^i x_1 + c_2^i x_2 \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

[0047] 其中 A_1^i, A_2^i 是模糊集合, c_0^i, c_1^i, c_2^i 为常量。则系统的总输出为:

$$[0048] y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (6)$$

$$[0049] \quad w_i = u_{A_i}(x_1) \prod u_{A_i}(x_2) \quad (7)$$

[0050] w_i 为权重,每条规则 R^i 的重要性以权重的形式体现, $u_{A_i}(x_1)$ 、 $u_{A_i}(x_2)$ 为隶属度函数;

[0051] 根据模糊推理系统的模糊化方法对输入量 H_k 、 r_k 进行模糊化, H_k 和 r_k 的隶属函数均采用三角形隶属函数,根据经验所得到的mf1、mf2、mf3分别代表三个模糊集合, H_k 的论域为 $[-1, 1]$,对应的mf1、mf2、mf3的参数值范围分别为 $[-1 -0.2]$, $[-0.6 0 0.6]$, $[1 1.7]$; r_k 的论域为 $[0, 3]$,对应的mf1、mf2、mf3的参数值范围分别为 $[0 0.5]$, $[0 0.5 3]$, $[0.5 3]$;

[0052] 设计两套模糊推理系统分别输出调整系数 α 和 β :

[0053] (1) 输出为 β 的模糊推理系统的第1、4、7条规则的输出参数 c_0^i 、 c_1^i ;

[0054] R^1 :if H_k is “mf1” and r_k is “mf1”, then $c_0^1=1.2$ $c_1^1=-0.3$;

[0055] R^4 :if H_k is “mf2” and r_k is “mf1”, then $c_0^4=1$ $c_1^4=0$;

[0056] R^7 :if H_k is “mf3” and r_k is “mf2”, then $c_0^7=0.7$ $c_1^7=-0.4$;

[0057] (2) 输出为 α 的模糊推理系统的第2、4、9条规则输出参数 d_0^i 、 d_1^i 如下:

[0058] R^2 :if H_k is “mf1” and r_k is “mf2”, then $d_0^2=0.7$ $d_1^2=0.3$;

[0059] R^4 :if H_k is “mf2” and r_k is “mf1”, then $d_0^4=1$ $d_1^4=0$;

[0060] R^9 :if H_k is “mf3” and r_k is “mf3”, then $d_0^9=1.3$ $d_1^9=0.31$;

[0061] 为了降低计算复杂度,将输出仅表示为残差方差匹配度的线性组合:

$$[0062] \quad \beta^i = c_1^i * H_k + c_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (8)$$

$$[0063] \quad \alpha^i = d_1^i * H_k + d_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (9)$$

[0064] 由式(8)(9)可得到调整系数 α 和 β 。

[0065] 所述步骤(4)中,计算状态更新值,其步骤如下:

[0066] 将模糊推理系统得到的调整系数 α 、 β 代入(10),(11):

$$[0067] \quad Q_k = \beta Q_{k-1} \quad (10)$$

$$[0068] \quad R_k = \alpha R_{k-1} \quad (11)$$

[0069] 其中 Q_k 为系统噪声方差, R_k 为量测噪声方差;

[0070] 对系统噪声方差 Q_k 和量测噪声方差 R_k 经行调整;再将调整后的 Q_k 和 R_k 代入(12), (13)

$$[0071] \quad K_k = P_{k/k-1} C_k^T (C_k P_{k/k-1} C_k^T + R_{k-1})^{-1} \quad (12)$$

$$[0072] \quad P_{k/k-1} = A P_{k-1} A^T + Q_{k-1} \quad (13)$$

[0073] 将所得的结果进一步代入(14):

$$[0074] \quad P_k = (I - K_k C_k) P_{k/k-1} \quad (14)$$

[0075] 由 $\hat{X}_{k/k-1} = A \hat{X}_{k-1} + B I_{k-1}$ 和所得 K_k 可进一步得到:

$$[0076] \quad \hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (V_k - \hat{V}_k) \quad (15)$$

[0077] 所得到的 \hat{X}_k 即为当前SOC估计值；

[0078] 其中, K_k 为滤波增益, $\hat{X}_{k/k-1}$ 、 \hat{X}_k 分别是当前状态的先验估计和现状的最优估计值, P_{k-1} 、 $P_{k/k-1}$ 分别是状态误差协方差和状态误差协方差的先验值, V_k 为端电压, \hat{V}_k 为 V_k 的估计值。式中 A, B, C, \hat{X}_k 如下:

$$[0079] \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(SOC_k)}{\partial SOC_k} & -1 \end{bmatrix}$$

$$[0080] \quad \hat{X}_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ u_k \end{bmatrix}。$$

[0081] 本发明的优点是:本发明可以精确的对动力锂电池荷点状态SOC进行估计,能解决现有估计方法存在的不能满足在线估计,累计误差大,发散,易受噪声影响等问题,估计精度高。

附图说明

[0082] 图1为本发明实施的流程图。

[0083] 图2为Sugeno型模糊推理系统的流程图。

具体实施方式

[0084] 如图1所示,一种基于自适应模糊卡尔曼滤波的锂电池SOC估计方法,包括如下步骤:

[0085] (1) 建立电池一阶RC模型确定状态方程和观测方程,确定电池模型的卡尔曼滤波离散状态空间模型及状态变量和观测变量;

[0086] (2) 根据步骤(1)中确定的卡尔曼滤波离散状态空间模型计算该模型的状态估计更新值和噪声协方差矩阵的估计值;

[0087] (3) 以某一时刻的端电压残差均值和端电压残差匹配度为Sugeno型模糊推理系统的两个输入,输出系统噪声方差阵调整系数和量测噪声方差阵调整系数;

[0088] (4) 根据所得到的观测量端电压计算离散状态空间模型的离散状态协方差和卡尔曼增益矩阵,并提供状态变量估计值和滤波信息,计算状态变量的估计更新值;

[0089] (5) 根据步骤(3)中的调整系数计算出当前的系统噪声和量测噪声,并作为更新值进行状态误差先验值和卡尔曼增益矩阵的计算,从而实现模糊控制辅助卡尔曼滤波的地推计算,SOC估计值由每一步递推计算中的的状态估计更新值得出。

[0090] 所述步骤(1)中的电池一阶RC模型为:

[0091] 状态方程:

$$[0092] \quad \begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ u_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ u_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix} I_k + \begin{bmatrix} w_{k1} \\ w_{k2} \end{bmatrix} \quad (16)$$

[0093] 观测方程: $V_k = F(SOC_k) - R_0 I_k - u_k + v_k$ (17)

[0094] R_0 指一阶RC模型中电池欧姆内阻, R_1 指极化内阻。 u_k 指电池极化电压, I_k 指流过电池的电流, C 值电池一阶RC模型中极化电容的容量, C_N 为电池额定容量, η 为库伦效率, V_k 为电池端电压, E_k 为电池开路电动势, E_k 与 SOC_k 存在着非线性关系, w_k 、 v_k 分别为系统噪声和量测噪声;

[0095] 将方程(16)(17)离散化可得:

$$[0096] \quad \begin{cases} X_k = AX_{k-1} + BI_{k-1} + \omega_k \\ Y_k = CX_k + DI_k + V_k \end{cases} \quad (18)$$

[0097] 其中的 X_k 为k时刻的状态变量, Y_k 为k时刻端电压的观测值, I_k 为k时刻的输入控制变量, ω_k 和 V_k 是互不相关的系统噪声, 式(18)中:

$$[0098] \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix}$$

$$[0099] \quad C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(SOC_k)}{\partial SOC_k} & -1 \end{bmatrix} \quad D = [-R_0]。$$

[0100] 所述步骤(1)中, 建立的电池一阶RC模型中需要辨识的参数为 R_0 、 R_1 、 C 、 K_0 、 K_1 , 其中的 R_0 、 R_1 、 C 可以通过动力电池充放电采集电压、电流、温度数据, 使用含有遗忘因子的地推最小二乘法在线辨识获得, 其具体过程如下:

[0101] S1: 对式(16)(17)经行离散化处理得到模型差分方程:

$$[0102] \quad V_k = m_0 + m_1 V_{k-1} + m_2 I_k \quad (19)$$

[0103] 式(19)中, m_0 , m_1 , m_2 为模型差分方程的待定系数, 其值与模型中待辨识的参数成函数关系;

$$[0104] \quad S2: 将式(19)写成 $V_k = \varphi_k \times \theta$ 的形式, 其中: $\varphi_k = \{1, V_{k-1}, I_k\}$ (20)$$

$$[0105] \quad \theta = \{m_0, m_1, m_2\} \quad (21)$$

[0106] S3: 基于遗忘因子的递推最小二乘参数辨识方法的具体估计过程:

[0107] 确定最小二乘协方差 P_0 和参数矩阵 θ 的初值;

$$[0108] \quad 确定最小二乘增益矩阵 K_k : $K_k = P_{k-1} h_k (h_k^T P_{k-1} h_k + \mu)^{-1}$ (22)$$

[0109] 式中 μ 为最小二乘加权因子, h_k 为观测矩阵, 根据随时间变化的最小二乘增益矩阵 K_k 计算参数估计矩阵: $\theta_k = \theta_{k-1} + K_k (y_k - h_k^T \theta_{k-1})$ (23)

[0110] 式中 y_k 为k时刻端电压的测量值, θ_k 为 θ_{k-1} 在k-1时刻对k时刻的参数估计值; 根据 K_k

计算协方差矩阵的更新为： $P_k = (I - K_k h_k^T) P_{k-1}$ (24)

[0111] 重复上述基于遗忘因子的递推最小二乘法的地推过程，直接辨识出 m_0, m_1, m_2 的值，进而通过 m_0, m_1, m_2 和 R_0, R_1, C 的函数关系得出 R_0, R_1, C 的值；

[0112] S4: K_0, K_1 由电池充、放电的实验数据拟合得出，具体的过程为：先给电池充满电，然后静置5个小时；以 $C/3$ 恒流放电，放出电池容量的10%后停止放电，搁置5小时，测量电池的开路电压；重复上一过程，直至放电至截止电压；在以 $C/3$ 恒流充电，充到电池容量的10%后停止充电，搁置5小时后，测量电池的开路电压；重复上一过程，直到充电电流小于 $C/20$ ；其中，充、放电相应开路电压的测量值的平均值作为电池开路电压 E_k ，由10%间隔0.1s到100%对应的 E_k 值和关系式：

[0113] $E_k = K_0 + K_1 \ln(\text{SOC})$ ，通过曲线拟合，求出 K_0, K_1 。

[0114] 所述步骤(3)中的确定模糊推理系统输入、输出值的方法，步骤如下：

[0115] 步骤A，确定模糊推理系统输入值的过程：

[0116] 计算电压残差： $D_k = V_k - \hat{V}_k$ (1)

[0117] 计算电压残差均值： $r_k = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=k-N}^k D_j \right|$ (2)

[0118] 计算电压残差理论方差： $M_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k D_i D_i$ (3)

[0119] 电压残差实际方差： $N_k = C_k (A P_{k-1} A^T + Q_k) C_k^T + R_{k-1}$ (4)

[0120] 计算电压残差的匹配度： $H_k = M_k - N_k$ (5)

[0121] 其中， V_k 为K时刻的端电压值， \hat{V}_k 为K时刻的端电压的估计值， D_k 为K时刻的端电压残差值， r_k 为K时刻端电压残差的平均值， M_k 为K时刻断电压残差的方差， N_k 为K端电压残差的实际方差值， C_k, A_k 为K时刻的系数矩阵， Q_k 为K时刻的系统噪声方差， R_{k-1} 为K-1时刻的量测噪声方差， P_{k-1} 为K-1时刻的状态误差协方差， M, N 为一段时间内统计次数；

[0122] 由式(1)(2)(3)(4)(5)可得到 r_k 和 H_k ，将所得得到 r_k 和 H_k 作为模糊推理系统的两个输入；

[0123] 步骤B，确定模糊推理系统输出值的过程：

[0124] Sugeno模糊推理系统可描述为：

[0125] R^i : If x_1 is A_1^i and x_2 is A_2^i then $y_i = c_0^i + c_1^i x_1 + c_2^i x_2$ ($i=1, 2, \dots, n$)

[0126] 其中 A_1^i, A_2^i 是模糊集合， c_0^i, c_1^i, c_2^i 为常量。则系统的总输出为：

[0127]
$$y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$
 (6)

[0128] $w_i = u_{A_1^i}(x_1) \prod u_{A_2^i}(x_2)$ (7)

[0129] w_i 为权重,每条规则 R^i 的重要性以权重的形式体现, $u_{x_1}(x_1)$ 、 $u_{x_2}(x_2)$ 为隶属度函数;

[0130] 根据模糊推理系统的模糊化方法对输入量 H_k 、 r_k 进行模糊化, H_k 和 r_k 的隶属函数均采用三角形隶属函数,根据经验所得到的mf1、mf2、mf3分别代表三个模糊集合, H_k 的论域为 $[-1, 1]$,对应的mf1、mf2、mf3的参数值范围分别为 $[-1 -0.2]$, $[-0.6 0 0.6]$, $[1 1.7]$; r_k 的论域为 $[0, 3]$,对应的mf1、mf2、mf3的参数值范围分别为 $[0 0.5]$, $[0 0.5 3]$, $[0.5 3]$;

[0131] 设计两套模糊推理系统分别输出调整系数 α 和 β :

[0132] (1) 输出为 β 的模糊推理系统的第1、4、7条规则的输出参数 c_0^i 、 c_1^i ;

[0133] R^1 :if H_k is “mf1” and r_k is “mf1”, then $c_0^1=1.2$ $c_1^1=-0.3$;

[0134] R^4 :if H_k is “mf2” and r_k is “mf1”, then $c_0^4=1$ $c_1^4=0$;

[0135] R^7 :if H_k is “mf3” and r_k is “mf2”, then $c_0^7=0.7$ $c_1^7=-0.4$;

[0136] (2) 输出为 α 的模糊推理系统的第2、4、9条规则输出参数 d_0^i 、 d_1^i 如下:

[0137] R^2 :if H_k is “mf1” and r_k is “mf2”, then $d_0^2=0.7$ $d_1^2=0.3$;

[0138] R^4 :if H_k is “mf2” and r_k is “mf1”, then $d_0^4=1$ $d_1^4=0$;

[0139] R^9 :if H_k is “mf3” and r_k is “mf3”, then $d_0^9=1.3$ $d_1^9=0.31$;

[0140] 为了降低计算复杂度,将输出仅表示为残差方差匹配度的线性组合:

$$[0141] \beta^i = c_1^i * H_k + c_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (8)$$

$$[0142] \alpha^i = d_1^i * H_k + d_0^i \quad (i=1, 2, \dots, 9) \quad (9)$$

[0143] 由式(8)(9)可得到调整系数 α 和 β 。

[0144] 所述步骤(4)中,计算状态更新值,其步骤如下:

[0145] 将模糊推理系统得到的调整系数 α 、 β 代入(10),(11):

$$[0146] Q_k = \beta Q_{k-1} \quad (10)$$

$$[0147] R_k = \alpha R_{k-1} \quad (11)$$

[0148] 其中 Q_k 为系统噪声方差, R_k 为量测噪声方差;

[0149] 对系统噪声方差 Q_k 和量测噪声方差 R_k 经行调整;再将调整后的 Q_k 和 R_k 代入(12), (13)

$$[0150] K_k = P_{k/k-1} C_k^T (C_k P_{k/k-1} C_k^T + R_{k-1})^{-1} \quad (12)$$

$$[0151] P_{k/k-1} = A P_{k-1} A^T + Q_{k-1} \quad (13)$$

[0152] 将所得的结果进一步代入(14):

$$[0153] P_k = (I - K_k C_k) P_{k/k-1} \quad (14)$$

[0154] 由 $\hat{X}_{k/k-1} = A \hat{X}_{k-1} + B I_{k-1}$ 和所得 K_k 可进一步得到:

$$[0155] \hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (V_k - \hat{V}_k) \quad (15)$$

[0156] 所得到的 \hat{X}_k 即为当前SOC估计值;

[0157] 其中, K_k 为滤波增益, $\hat{X}_{k/k-1}$ 、 \hat{X}_k 分别是当前状态的先验估计和现状态的最优估计值, P_{k-1} 、 $P_{k/k-1}$ 分别是状态误差协方差和状态误差协方差的先验值, V_k 为端电压, \hat{V}_k 为 V_k 的估计值。式中 A, B, C, \hat{X}_k 如下:

$$[0158] \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{C_N} \eta \\ R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_1 C}\right)\right) \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} \frac{\partial F(SOC_k)}{\partial SOC_k} & -1 \end{bmatrix}$$

$$[0159] \quad \hat{X}_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ u_k \end{bmatrix}。$$

[0160] 如图2所示, 重复多次试验, 将每组实验结果与先前结果进行纵向对比, 从而得到效果更好的一组数据。最后经过100次左右的仿真实验, 确定了模糊逻辑推理系统的相应输出参数。

[0161] 本发明提供了锂电池估计方法, 基于自适应模糊推理辅助卡尔曼滤波滤波进行估计, 根据电池电流、电压采集数据, 计算端电压残差的均值和残差方差匹配度做为模糊推理系统的两个输入, 输出调整系数, 从而对系统噪声和量测噪声进行调整, 进而对卡尔曼滤波增益和状态误差协方差经行调整, 结合了模糊推理和卡尔曼滤波两种算法。该步骤中的卡尔曼滤波增益和状态误差协方差是根据模糊推理系统在线辨识获得, 能更好反应实际噪声的统计特性, 因此其辅助卡尔曼滤波算法具有较高的精度和准确性。

[0162] 以上所述仅是本发明优先实施方式, 应当指出: 对于本技术领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明原理的前提下, 还可做出适当的改进和润饰, 这些改进和润饰也是本发明的保护范围。

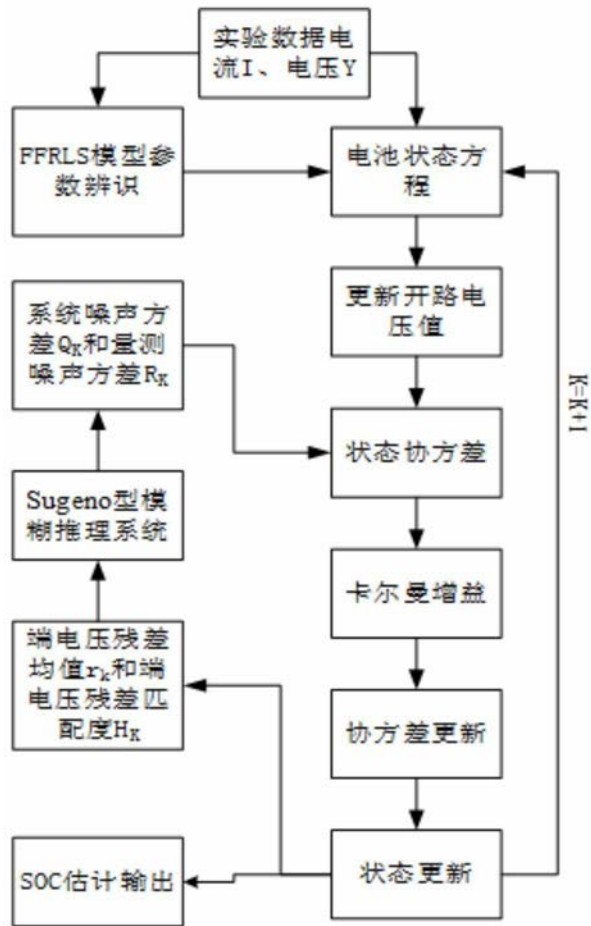


图1

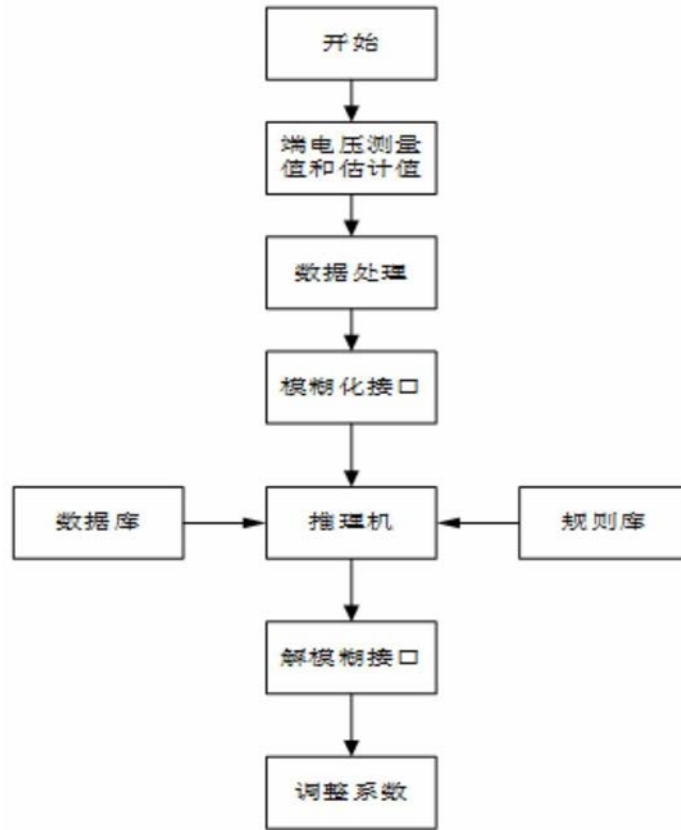


图2