

文章编号:1000-2340(2015)03-0357-06

基于卡尔曼滤波算法的电动汽车铅酸 电池荷电状态的估算

陈东照, 贾利军

(河南机电职业学院, 河南 新郑 451191)

摘要:在卡尔曼滤波法计算方式的基础上对电动汽车动力电池组荷电状态进行组合估算,根据实际工况及时调整变量,并结合纯电动汽车行驶工况的特点,将电量回收、充放电电压和电流、以及环境温度等有效变量基于卡尔曼滤波算法进行优化。试验结果表明,优化后的卡尔曼算法能够对纯电动汽车在行驶过程中的剩余电量进行估算,其估算误差小于8%,满足目前对铅酸动力电池SOC估算的误差要求。

关键词:电动汽车;卡尔曼算法;荷电状态;动力电池

中图分类号:U461

文献标志码:A

Estimation of electric vehicle lead-acid battery SOC based on Kalman filtering algorithm

CHEN Dongzhao, JIA Lijun

(Henan Mechanical and Electrical Vocational College, Xinzheng 451191, China)

Abstract: On the basis of Kalman filtering method calculating ways of electric vehicle power battery charged state are estimated and adjusted in time according to the actual working condition variables, and combined with the characteristics of the pure electric vehicle driving cycle, the battery recycling, charge and discharge voltage and current, and effective variables such as environment temperature based on Kalman filtering algorithm are optimized. The test results show that the optimized Kalman algorithm can be of pure electric vehicles in the process of driving of the real-time estimation. Its estimation error is less than 8%, meeting the current requirements for lead-acid battery SOC estimation.

Key words: electric vehicle; Kalman algorithm; state of charged; power battery

随着电动汽车的快速发展和推广,作为电动汽车动力源的电池成为目前制约电动汽车产业发展的瓶颈,对电动汽车动力电池的应用与管理的研究也越来越受重视^[1]。而动力电池管理系统中有关剩余电量衰减、容量衰减等参数直接影响电池整体运行状态。在动力电池的大量参数中,荷电状态(State of Charged, SOC)是电池管理系统的核心^[2],对荷电状态的估算可以检测动力电池组的单体电

池运行状态和参数,从而综合平衡电池组整体电量的消耗。SOC的参数无法直接通过传感器检测,只能通过建立数学模型对相关物理量进行估算来得到。卡尔曼滤波算法(Kalman Filter, KF)是卡尔曼1960年提出的,主要采用方差递推的滤波方法进行状态估值运算。卡尔曼滤波算法要以状态方程和测量方程作为基本依托,对时间进行求导后过滤其他干扰因素,再对某一系统的状态结构进行计

收稿日期:2014-10-22

基金项目:河南省科技厅科技发展计划项目(142102210042)

作者简介:陈东照(1956-),男,河南荥阳人,副教授,从事汽车检测方面的研究工作。

算。电动汽车电池管理系统中核心内容在于电池剩余容量的监控与管理, SOC 指标可以用来对电池剩余容量进行实时监控, 同时, 荷电状态为电子控制单元 (Electronic Control Unit, ECU) 提供必要的参考数据作为电池管理系统的执行依据。目前针对动力电池 SOC 的估算方法有: 放电实验法、安时 (Ah) 计量法、开路电压法、负载电压法、内阻法、神经网络法和卡尔曼滤波法等。其中, 采用内阻法检测荷电状态时, 要求电池剩余电量低于额定电量的 40% 时, 才能监控电池内阻的变化, 因此不能全面检测电池电量。采用开路电压法检测荷电状态时, 要求必须把蓄电池静置一段时间, 当电池电压稳定后才能对电池剩余电量进行估算, 这种方法不能应用到使用过程中的电池, 同时, 开路电压法不能及时监测电池内部化学物质的老化, 对于电池剩余电量估算误差较大, 偏离了基本参考的价值。安时计量法主要通过电池电流的积分来估算电池剩余电量, 但是, 由于在行驶过程中电池的电流变化较大, 造成估算误差偏大。卡尔曼滤波算法在对电池剩余电量进行估算时, 要将剩余电量作为电池内部的状态变量进行观测, 再利用观测方程将状态变量进行递推, 最后估算出剩余变量的最小方差。根据实验要求, 要对电池荷电状态进行实时监控, 在变量估算时要实现精确控制, 可以通过修正状态方程和观测方程的初始值来减小系统误差对估算值的影响。同时, 利用卡尔曼滤波算法可以对噪声进行抑制, 提高观测精度。由于该算法要求模拟电路设计和电池模型进行匹配, 对系统设计运算模块提出了较高要求。卡尔曼滤波算法具有很强的修正能力, 而开路电压法不能合理的对 SOC 初值进行估算, Ah 计量法的估算误差累积会超出允许范围, 导致 SOC 估算的误差也不断增大。卡尔曼滤波优化算法的基本思想就是充分利用卡尔曼滤波的修正能力, 解决开路电压法和 Ah 计量法分别在 SOC 初值确定和动态估算中的不足, 对 Ah 计量法的估算结果进行实时修正。卡尔曼滤波理论的核心思想是对动力系统的状态做出最小方差意义上的最优估计, 卡尔曼滤波估计电池 SOC 的研究在近年才开始, 该研究把电池看成动力系统, SOC 是系统的一个内部状态。卡尔曼滤波算法适用于各种电池, 尤其适合于电流波动比较剧烈的混合动力汽车电池 SOC 的估算, 它不但给出了 SOC 的估计值, 还给出了 SOC 的估计误差。本研究结合开路电压法和 Ah 计量法提出了卡尔曼滤波优化算法, 最后通过试验验证了优化算法的可行性。

1 建立蓄电池电路模型

电池的荷电状态是指电池或电池组内部的剩余容量占标称容量的比值。电池的标称容量是指完全充满电后, 电池以标准放电速率 $C/30$ (C 为额定放电电流) 进行放电检测得到电池的总容量^[3]。由于电动汽车在运行过程中动力电池的状态处于动态变化中, 因此必须采用动态检测系统, 对动态系统进行最小均方差的估算。卡尔曼滤波法已经在航空、通讯、汽车等领域得到广泛的应用, 采用卡尔曼滤波算法可以对系统进行全程跟踪和动态检测, 在对动力电池 SOC 进行估算时, 将电池组的荷电状态作为系统内部的一个状态变量, 该变量是系统向量的其中一个分量。由于电池组状态的影响因素较为复杂, 不能简单的用线性方程建立模型进行估算, 因此为了提高 SOC 估算的精度, 必须对卡尔曼滤波法算法进行一定的扩展。卡尔曼滤波法采用数学递归公式来计算相关数据, 基本原理是建立信号与噪声的状态空间模型, 在对上一连续时间段内的估值进行数据建模后, 再针对当前时刻的变量进行估算。采用卡尔曼滤波算法的电池模型具有以下几点特性: 可以精确实现电池工作过程中的数据采集和运算, 观测方程和状态方程在运算时采用较低的阶数, 可以采用低频处理器, 降低运算成本, 有利于工程实现^[4]。此外, 选用的数据模型可以建立运算方程来描述电动势和端电压的关系, 从而提高运算精度。在运用卡尔曼滤波法对蓄电池进行荷电状态估算时, 需要建立电池电路工作数据模型来反映电池的特性。根据电池工作原理和特性, 可以参考 Randles 等效电路模型, 该电路模型既能模拟电池的化学反应过程, 又能实现对铅酸电池的动态模拟^[5], 如图 1 所示。

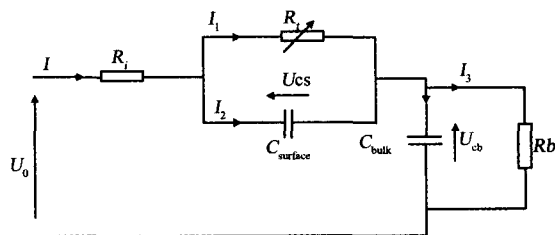


图 1 Randles 等效电路模型

Fig. 1 Randles equivalent circuit model

在图 1 中, U_0 是动力电池的输出电压, 在数值上比较接近于电动势。 R_i 为电池的欧姆内阻, 主要由电极材料、电解液、隔膜电阻及各部分零件的接

触电阻组成,该数值通常与电池的尺寸、结构、装配等有关。 C_{bulk} 是指电池的储能电容, $C_{surface}$ 为电池内部极板之间的电容,主要用于储存电池极板的转化电量。通过 R_i 的数值和 $C_{surface}$ 的数值来作为动力电池内部离子浓度和内部电流密度的参考数值。 R_b 表示模拟电池的自放电特性, U_{cb} 表示储能电容的电压,可以作为电池电动势的参考, U_{cs} 表示电容 $C_{surface}$ 的电压,可以作为电池内部极化电压的参考。

按照卡尔曼滤波法原理对该电路模型建立如下系统方程^[6]:

$$\text{状态方程: } x(t) = Ax(t) + Bu(t) + w(t) \quad (1)$$

$$\text{测量方程: } y(t) = Cx(t) + v(t) \quad (2)$$

式中: $x(t)$ 表示动态系统在时间 t 的观测向量; $y(t)$ 表示动态系统在时间 t 的状态向量; $u(t)$ 表示 t 时刻对系统的控制量; A 和 B 是系统参数, C 是测量系统的参数,各影响因素都是已知的, $w(t)$ 表示观测噪声向量,其维数和观测向量相同; $v(t)$ 表示过程噪声。

从 Randles 等效电路模型可以得到:

$$I_1 = \frac{U_{cs}}{R_i}; \quad (3)$$

$$I_2 = I - I_1; \quad (4)$$

$$I_2 = U_{cs} C_{surface} \quad (5)$$

$$\text{从而得出: } U_{cs} = -\frac{U_{cs}}{C_{surface} R_i} + \frac{I}{C_{surface}} \quad (6)$$

$$U_{cb} = -\frac{U_{cb}}{C_{bulk} R_b} + \frac{I}{C_{bulk}} \quad (7)$$

由于在试验过程中采用的是固定脉冲电流,并且短时间内电流波动较小。因此, $C_{surface}$ 、 C_{bulk} 都可以用电容 C 表示, R_b 、 R_i 、 R_t 都可以用 R 表示。在建立模型过程中,假设 $w(t)$ 和 $v(t)$ 均为零,由(6)、(7)式可求得以下方程:

$$U_{cs} = \frac{U_{cs}}{CR} + \frac{I}{C} \quad (8)$$

$$U_{cb} = \frac{U_{cb}}{CR} + \frac{I}{C} \quad (9)$$

在实际工作过程中,由于系统采样时间很短,所以可认为电路电流保持不变,则电流对时间的微分可以认为是零^[7]。因此可得到:

$$U_0 = U_{cs} + U_{cb} \quad (10)$$

在模型中 U_0 、 U_{cs} 和 U_{cb} 3者都为常态变量,电流 I 为系统输入变量,综合(8)、(9)、(10)式可得到电路模型的系统方程:

$$\begin{bmatrix} U_0 \\ U_{cs} \\ U_{cb} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{CR_b} & \frac{1}{CR_i} \\ \frac{1}{CR_b} & 0 & 0 \\ \frac{1}{CR_i} & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_0 \\ U_{cs} \\ U_{cb} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{bulk}} \\ \frac{1}{C_{surface}} \\ \frac{1}{C_{bulk}} + \frac{1}{C_{surface}} \end{bmatrix} I \quad (11)$$

卡尔曼滤波法主要根据2个不同时间值来估算下一时刻的估计值,再利用递归方法来解决数据离散的滤波问题。假定在每次进行数据采样时给系统输入一个定值电压 U_k ,可以将状态方程和测量方程等效为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_d x_k + B_d U_k + W_k \\ y_{k+1} = C_d x_{k+1} + U_k \end{cases} \quad (12)$$

$$\quad (13)$$

式中: x_{k+1} 为电池的荷电状态值, y_{k+1} 为负载电压的测量方程, U_k 、 W_k 分别为 K 采样时刻的电压信号和电流信号, A_d 、 B_d 为系统参数, C_d 为测量系统的参数。

2 电池荷电状态影响因素及初值确定

2.1 电池荷电状态的主要影响因素

2.1.1 温度 电池内部活性物质的化学反应与温度有直接的关系,温度越高,电池的活性物质参与充放电反应的比率越高,高温条件下,电池标定容量放出的电量增加,如果温度过高,则会导致电池电解液化学反应时产生更多氧气,降低电极充电电压最高值,减少电池的充电容量。

2.1.2 充放电倍率 在铅酸电池使用过程中,放电电流的大小直接影响电容量的输出,小电流低电压放电时电池的实际输出容量增加。充电时采用小电流充电方式能够充入更多电量,电池的容量增大。

2.1.3 电池阻抗 电池阻抗分为2种,一种为欧姆阻抗,主要取决于电池的材料和内部结构,不会随着电池充放电的干扰因素发生变化;另一种为极化阻抗,极化阻抗只在电池进行充放电过程中才会出现,受到周围环境温度等干扰因素的影响,极化阻抗的值出现多变特性。

2.1.4 电池充放电次数 电池每一次进行充电和放电会减少电池电容量的值,随着使用频率的增加,电池的容量会越来越低,当电池容量低于额定容量的20%时,说明该电池已经不能提供正常电量而无法继续使用了^[8]。

2.2 荷电状态初值的确定

由于电池荷电状态初值测定只能在静态状态

下进行,目前还没有更有效的方法来取得准确的初值。因此,只能采用断电测定电池开路时的端电压,同时,还要保证有足够的断电时间来确保电池恢复到稳定状态。在确定电池荷电状态时要采集电池电压、电池温度、电池电流等参数数据。通过1个稳压器来控制温度信号采集的稳定性,利用热敏电阻的特性曲线来趋近于电池温度的估算值。在采集电池电压信号时,由于需要对电压信号进行放大,因此要加稳压管和电压跟随器,最后接到数字信号处理(Digital Signal Process, DSP)采样通道^[9]。电流信号不能直接采集,需要转换为电压信号后再进行信号放大,经过稳压管和电压跟随器再与基准电压进行对比。

在计算荷电状态初值时,第1次断电时间较短,可以将电池静置一段时间,使电池处于稳定状态后,选择当前电池的荷电状态作为计算值,同时考虑到电池放电电压和电流对电池端电压的影响。

3 卡尔曼滤波法估算荷电状态

采用卡尔曼滤波法时要通过前一时刻的观察值作为初值,假设输入初始电压为常数 U_1 ,则系统离散化后的等效方程为:

$$\begin{cases} x_{t+1} = A_d x_t + B_d u_t + u_t & (14) \\ y_{t+1} = C_d x_{t+1} + w_t & (15) \end{cases}$$

将(14)、(15)、(11)式结合起来,则可以将等效方程中的参数转换为矩阵参数^[10]:

$$A_d = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{CR_i} & -\frac{1}{CR_d} \\ 0 & 1 - \frac{T_c}{CR_i} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{T_c}{CR_b} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$B_d = \begin{bmatrix} \frac{T_c}{C_d} \\ \frac{T_c}{C_b} \\ \frac{T_c}{C_b} + \frac{T_c}{C_d} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$C_d = [1 \quad 0 \quad 0] \quad (18)$$

式中: T_c 为系统采样周期。根据卡尔曼滤波法原理可归纳出 $x_{t+1/t}$ 为蓄电池荷电状态的最优估算值,若用 M 和 N 表示为系统噪声和测量噪声的协方差矩阵, $L_{t/t}$ 为 $x_{t/t}$ 对应的协方差矩阵, C_d 为系统方程的转置矩阵, K 为卡尔曼滤波的增益矩阵。综合可以得到系统的时间更新矩阵:

$$\begin{bmatrix} x_{t+1/t} \\ L_{t+1} \\ x_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d x_{t/t} \\ A_d P_{t/t} \\ x_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_d u_t \\ M \\ K_{t+1} (y_{t+1} - C_d x_{t+1/t}) \end{bmatrix} \quad (19)$$

卡尔曼滤波增益的计算由(14)~(19)式完成,实际上是通过将前一次的系统状态估计量代入时间更新矩阵,从而来预测本次的状态估计。首先将第一次的状态估计量 $x_{1/t}$ 代入系统状态等效方程,得到进一步的估计预测量 $x_{t+1/t}$,再将其代入时间更新方程,得到观测量的预测值。然后利用系统测量值与预测值之间的偏差来进一步预测状态的估计量。正是由于利用了不同方式得到的预测值的偏差来预测估计量,才使得系统噪声误差干预得到抑制。在(19)式中 P 和 K 决定了系统进行卡尔曼滤波的估值精度,共同影响着增益矩阵 K 和误差协方差矩阵 P 的性能, P 主要由系统的随机干扰造成^[11]。

4 试验测试的估算数据分析

为了验证本研究中的模型和算法,对某汽车公司提供的一款纯电动汽车参考数据进行试验。试验车型采用72 V、150 Ah的电池组,16 kW的永磁无刷直流电机。在车辆试验的行驶过程中出现电压不稳的情况,停驶一段时间后,试验数据出现小区间波动,该算法并不能完全补偿由于波动带来的误差。在试验过程中采用美国环境保护署制订的城市道路循环 UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule) 作为循环工况^[12]。其循环时间为1 367 s;行驶路程为11.99 km;最高车速为91.25 km·h⁻¹;平均车速为31.51 km·h⁻¹;最大加速度为1.48 m·s⁻²;最大减速度为-1.48 m·s⁻²;空载时间为259 s;停车次数为17。通过对比试验来验证理论模型的估值是否能反应实际运行过程中的电池动态数据。

4.1 充放电试验

结合建立的估算模型,计算出电池工作过程中的理论端电压值,再进行实际测量电池端电压,如果两者相差较大则说明模型系统误差较大,该模型与电池管理系统的匹配度较差,不能精确的对电池荷电状态进行估算,所提供的数据为无效数据。图2为在脉冲充放电情况下对电动汽车动力电池放电电流的检测数据。从图2可以看出,在输出电流变化范围较大时,无法建立较为准确的数据模型,为了保证误差范围满足系统的测试需求,应该在有效使用范围内(3%~15%)进行数据采集,才能较

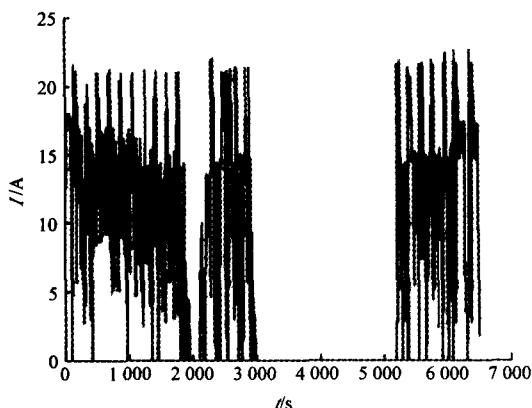


图2 实际测试放电电流

Fig.2 The actual test discharge current

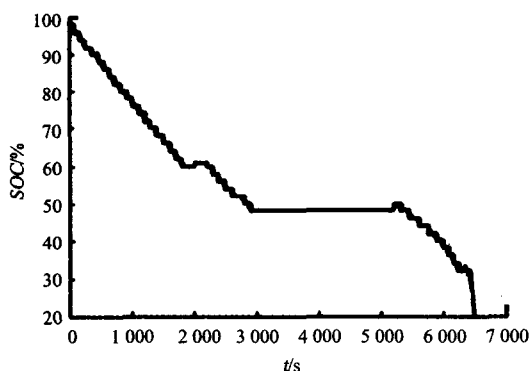


图3 实际工况下 SOC 状态估算

Fig.3 The state estimation of SOC under practical conditions

为真实的反应电池动态数据情况。

4.2 UDDS 工况试验

通过采用美国环境保护署制定的城市道路工况测试方法来验证电池 SOC 估算数据的精确性,在不同道路工况下电池的运行状态不同,从而能有有效的检测模拟数据与真实数据的匹配程度。图3为试验车辆在实际工况下的 SOC 估算结果。试验结果表明,当动力电池停止放电后,短时间内会出现自恢复充电, SOC 和端电压值都会有上升趋势。UDDS 工况试验的试验结果和估算结果分别如图4、图5所示。当试验时间为5 000 s时,试验电动车续航里程为40 km, SOC 为72%左右,由于该工况下最大续航里程为140 km,故电动汽车剩余续航里程仿真结果为100 km,而电动汽车剩余里程估算结果为105 km,估算误差为5%。当试验时间为10 000 s时,电动汽车累计行驶里程90 km,故电动汽车剩余续航里程仿真结果为50 km,而电动汽车剩余里程估算结果为53.8 km,估算误差为7.6%。将 SOC 估算结果与实际值比对,估算误差小于8%,证明了本文提出的模型和算法的可行性

与实用性。

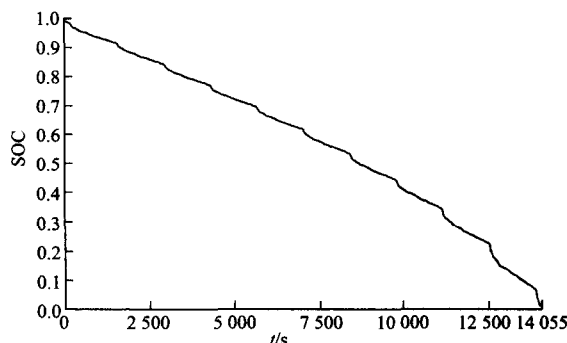


图4 UDDS 工况循环动力电池 SOC 消耗曲线

Fig.4 The working conditions of UDDS cycle power battery SOC consumption curve

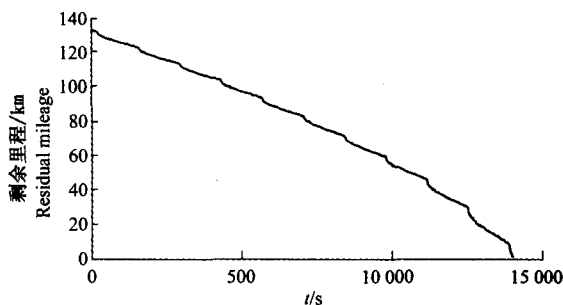


图5 UDDS 工况循环剩余里程估算

Fig.5 Estimation UDDS working cycle

相对于脉冲充放电式试验,城市道路工况试验得到试验数据误差较大,主要是因为电动汽车在不同工况下行驶,由于周围环境因素干扰造成电池输出电流的变化范围较大^[13]。因此,对电池特性也产生较大影响。

5 结语

本研究提出的卡尔曼滤波优化算法,综合开路电压法和安时计量法的部分算法,利用扩展卡尔曼滤波算法的优势,解决了安时计量法的计算偏差和开路电压法不能在线估算 SOC 的问题。并将电池温度、老化及充放电倍率等因素估算在内,能够削弱电池静置时间对估算误差的影响,不但有利于纯电动汽车电池 SOC 的估算,对于油电混合动力型电流变化较快的电池组也可以进行精确估算。对于卡尔曼优化算法的验证需要进行2次试验,第一次采用小电流间歇式放电试验,第二次采用小电流和大电流依次间隔放电。将静置后的电池开路电压对应的 SOC 作为估算值进行比较。试验结果表明,首先采用开路电压法估算出1个 SOC 的初值,再通过卡尔曼滤波优化算法对于初值进行修正,减小采用安时计量法估算的误差,从而进一步将估算

值向真值收敛,最终实现 SOC 的有效估算。

参考文献:

- [1] 麻友良,陈全世,齐占宁,等.电动汽车用电池 SOC 定义与检测方法[J].清华大学学报:自然科学版,2001,41(11):96-98.
- [2] 曹 斌.便携式数据采集仪电池管理系统的设计与实现[D].大连:大连理工大学,2006.
- [3] 桂长清,柳瑞华.密封铅蓄电池的电导与容量的关系[J].电池,2000,30(2):74-76.
- [4] 李德东,王振臣,郭小星.基于模糊卡尔曼滤波的 HEV 氢镍电池 SOC 估计[J].电源技术,2011(2):35-39.
- [5] 田 亮.混合动力汽车电池管理系统研究[J].电池工业,2007(10):25.
- [6] 张笃仲.基于嵌入式的电动汽车电池管理系统设计与实现[D].武汉:武汉理工大学,2012.
- [7] 唐 磊,赵春霞.基于模糊自适应 Kalman 滤波的 GPS/DR 数据融合[J].控制理论与应用,2007,24(6):891-894.
- [8] 黄文华,韩晓东,陈全世.电动汽车 SOC 估计算法与电池管理系统的研究[J].汽车工程,2007,29(3):198-202.
- [9] 林成涛,仇斌,陈全世.电动汽车电池非线性等效电路模型的研究[J].汽车工程,2006,28(1):38-43.
- [10] PLETT G. Extend Kalman filter for battery management system of LiPB-based HEV battery packs part3[J]. Journal of Power Sources,2004,134:276-290.
- [11] SUN F. Adaptive unscented Kalman filtering for state of charge estimation of alithiumion battery for electric vehicles[J]. Enery,2011,36:3341-3530.
- [12] 南金瑞,孙逢春,王建群.纯电动汽车电池管理系统的设计及应用[J].清华大学学报:自然科学版,2007,47(S2):1831-1834.
- [13] SOLERO L. Nonconventional on-board charger for electric vehicle propul-sion batteries[J]. IEEE Trans Veh Technol,2001,50:140-150.

(责任编辑:蒋国良)

(上接第348页)

- [17] 魏 岩.准噶尔荒漠几种藜科植物的种子多型性及其萌发行为研究[D].乌鲁木齐:新疆农业大学,2007.
- [18] 王学敏,易 津,张 鹏.管理方式对华北驼绒藜生长及种子产量、质量的影响[J].草地学报,2003,11(2):139-145.
- [19] 王普昶,易 津,赵丽丽.华北驼绒藜种群数量动态与生殖特性的相关性[J].生态学杂志,2010,29(6):1081-1086.
- [20] VENABLE D L. The evolutionary ecology of seed heteromorphism[J]. The American Naturalist. 1985,126:577-595.

(责任编辑:李 莹)