第 22 卷 第 6 期 2017 年 12 月
哈尔滨理工大学学报
JOURNAL OF HARBIN UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY
Vol. 22 No. 6 Dec. 2017

改进初值∏隐马尔科夫模型预测电池健康度

颜景斌, 王 飞, 夏 赛
(哈尔滨理工大学 电气与电子工程学院,黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对电动汽车所使用的锂离子电池剩余寿命难以检测的问题,分析影响电池寿命衰退的因素,建立改进初值的隐马尔科夫模型对锂离子电池寿命衰退进行预测,并给出了预测方法。以 18 650锂离子电池为研究对象,首先通过实验结果分析得出与电池寿命衰退相关的主要因素,再根据充放电实验获得的放电曲线提出了放电平台临界点,最后利用大量实验数据建立改进初值的隐马尔科夫模型来预测电池衰退表现,通过结合之前的衰退情况,提出了衰退表现系数表示电池容量衰减程度可直接预测电池的剩余使用寿命。理论分析和实验结果表明该模型能够对电池的剩余寿命进行预测,预测精度达到 2.06%。

关键词: 锂离子电池; 隐马尔科夫模型; 衰退表现; 充放电实验; 剩余寿命预测
DOI: 10.15938/j.jhust.2017.06.007
中图分类号: TM206 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2017)06-0033-06

Improve the Initial ∏ Hidden Markov Model to Predict the Battery Health

YAN Jing-bin, *WANG Fei*, *XIA Sai*
(School of Electrical and Electronic Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at the problem of difficult to measure the remaining life of lithium-ion batteries used in electric cars, combined with factors that affect the battery life of recession, we improve initial value hidden markov model to forecast the lithium ion battery life decline, and the prediction method is given. In this paper we take 18650 lithium-ion battery as the research object, first of all through the experimental results are obtained that the main factors which are related to the decline of the battery life, and then according to charge and discharge the discharge voltage curve, the concept of the critical point of the discharge platform was proposed. Finally, the establishment of building improve initial value hidden markov model predicted the downturn with the experimental data, performance analysis of the decline of the attenuation of the battery capacity, the concept of recession performance coefficient used to predict the remaining life of the battery from the experimental data by combining batteries before the recession to predict the battery remaining battery life. Theoretical analysis and experimental results show that the model can predict the remaining life of the battery, and the prediction accuracy is 2.06%.

Keywords: lithium ion battery; hidden markov model; the recession; recession performance; charge-discharge experiments; remaining life prediction

收稿日期: 2016-04-21
基金项目: 2014-MHTЦB-1375 莫斯科国际科学技术中心科研项目.
作者简介: 颜景斌(1972—),男,教授,硕士研究生导师;
王 飞(1990—),男,硕士研究生,E-mail:840626251@qq.com.

0 引 言

随着我国汽车大量生产与使用,能源安全和环境污染问题日益严重,大力发展电动汽车已成为当前产业发展的必然选择[1-2]。电池作为电动汽车的唯一能量来源,且在目前市场上锂离子电池的性能最好,已经被大部分汽车厂商作为电动汽车的研发对象[3-5]。由于电池剩余寿命无法准确测出,而导致驾驶员经过长期驾驶后无法对未来驾驶情况作出判断,因此对电池的剩余寿命精确估计显得尤为重要[6-8]。文[9]通过对电池性能的分析并结合贝叶斯结构相关向量机方法来预测电池容量的衰减,这种方法测试时间短,便于在线检测,但长时间预测会产生很大误差。文[10]在电池实验研究的基础上提出充放电截止电压对 Ramadass 模型的影响因数,弥补了原有模型的不足,但当电池处于高倍率放电时,其模型不能准确对剩余容量做出预测。文[11]在隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model,HMM)基础上对动力电池进行预测,但未考虑环境温度的变化,难以对实际行车环境的变化做出估计。

为了对锂离子电池的剩余使用寿命作出预测,先从影响锂离子电池使用寿命的几大因素出发,寻找到潜在的电池寿命衰退表现,再根据放电电压曲线提出的电池放电平台临界点的概念,模拟家用电动汽车驾驶环境对电池进行长期的充放电循环实验,建立改进初值的隐马尔科夫模型进行预测,进而预测出电池的剩余使用寿命[12-13]。

1 锂离子电池寿命衰退性能分析

1.1 影响电池使用寿命的因素

受限于目前锂离子电池技术发展瓶颈,对电池使用寿命的影响因素进行分析,用以研究电池寿命显得十分重要[14-15]。锂离子电池使用寿命在不断地充放电循环过程中,因电池内部不间断发生的电化学反应而使电池的材料性质发生衰退,而从实际使用环境条件来看,影响电池寿命衰退的因素主要包括环境温度,充放电倍率及充放电截止电压[16-17]。

不同的锂离子电池有不同的最佳使用温度,温度过高或过低都会对其使用寿命产生影响。随着温度的降低,电池的放电容量都会有所下降[18]。锂离子电池在使用过程中为满足不同的驾驶工况从而采用不同的放电倍率,放电倍率越大,电池的容量衰减越快[19]。截止电压不同对电池使用寿命的影响主要表现在更低的截止电压会加速电池本身的衰退过程,导致电池容量衰减更快[20]。

对同一类型 18650 锂离子电池做充放电循环实验。选择统一的恒流恒压充电方式,分别在不同的环境温度(0℃;10℃;24℃;40℃),放电倍率(0.5 C;1 C;5 C)和放电截止电压(2.7 V;3.0 V;3.3 V)下得到的电池容量衰减曲线如图 1,2,3 所示。

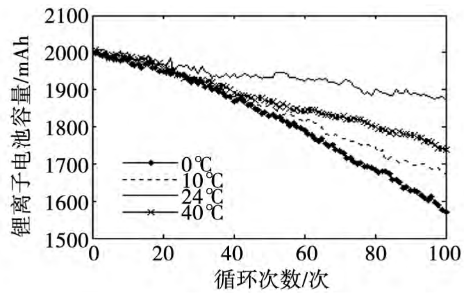

图 1 不同环境温度下的锂离子电池容量曲线

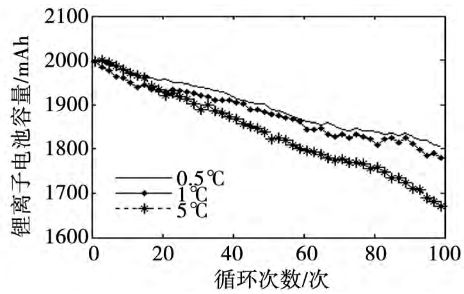

图 2 不同放电倍率下的锂离子电池容量曲线

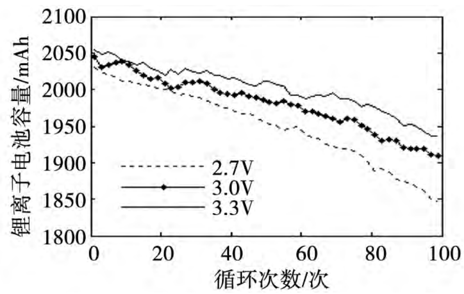

图 3 不同截止电压下的锂离子电池容量曲线

1.2 衰退表现的识别

在实际生活中,电动汽车可能面对各种不同的环境及路况而使驾驶员对汽车产生不同的使用方式。然而这些方式是无限多的,我们无法对所有使用情况进行研究。但对于这种情况可以发现这样的规律:某些不同的放电方式(使用方式)产生的放电曲线是十分相近的,也就是说对电池寿命造成的衰退表现是相似的。

选用同一型号，容量均等的锂离子电池做充放电循环实验。设置环境温度: 24℃，40℃；放电倍率: 0.5 C，1 C；截止电压 3.0 V，2.8 V。采用统一的恒流恒压充放电，其中先恒流 0.5 C 充至恒压 4.2 V 再充至电流 0.01 C 为止。每节电池各产生一种固定的放电方式，各自循环充放 50 次，一共获得 400 条放电电压曲线。如图 4 所示。

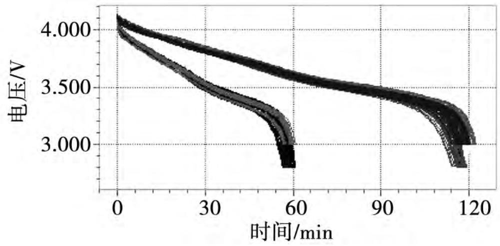

图4 不同放电方式产生的放电曲线集合

由上图易知，不同放电方式会产生相似趋势的放电曲线(衰退表现)，由于在该曲线集合处于放电平台的曲线层次感明显，采用分层聚类方法对每种放电方式下产生的曲线族处于放电平台的曲线进行聚类。设置某一曲线族中任一曲线与其临近曲线族中最远的曲线电压差值不得超过 40 mV。由此，将以上 8 种放电方式的曲线集合，聚类成 5 类新的曲线族，进而获得 5 种不同的电池衰退表现。表 1 为 5 种衰退表现对应的使用方式(放电方式)。

表1 不同的使用方式对应的衰退表现

使用方式	温度/℃	放电倍率/C	截止电压/V	衰退表现
1	24	0.5	3.0	1
2	24	0.5	2.8	1
3	24	0.5	3.0	2
4	24	0.5	2.8	2
5	40	1	3.0	3
6	40	1	2.8	3
7	40	1	3.0	4
8	40	1	2.8	5

1.3 放电平台临界点

锂离子电池在充放电过程中，其电压是时刻变动的。在放电过程中，电压的变化是由下降到平稳再到下降的过程，当电池充电完全后，以一定速率的电流放电时，电压下降相对缓慢的那段时间为放电平台，它是电池放电曲线的一个直接表现。

随着电池不断地充放电循环，每经过一次放电都会得到相应的放电曲线，由下图可以看出这些曲线都有着相似的变化趋势。规定: 对于任意一条放电曲线，该曲线上曲率最大的点即为电池放电平台临界点。由于每条曲线都会存在一个放电平台临界点，相应地会得到它的临界点电压。利用 Matlab 选用高斯拟合算法对曲线进行拟合，得出曲线的多项式解析式，再根据平面曲率公式求得该临界点对应的电压值。

通过对图 4 放电曲线集合的整理，得出不同放电方式产生的放电平台临界点是不同的，引入该定义更能对电池的衰退进一步描述。利用之前曲线聚类获得的 5 类衰退表现曲线族，经过计算得出曲线族对应的临界点电压，可以划分出相对应的电压区间，为后面建立预测模型做好准备。

图5 为 8 条不同放电方式下的电压 – 容量曲线。

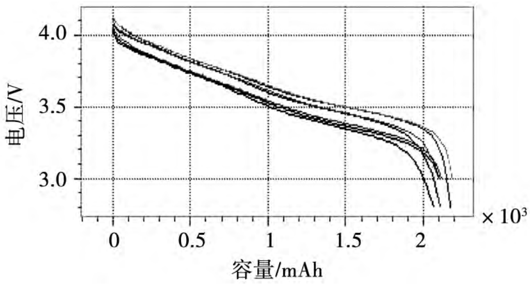

图5 8条不同放电方式下的电压 – 容量曲线

2 改进初值∏的隐马尔科夫模型

隐马尔科夫模型(hidden Markov model，HMM)是由马尔科夫模型发展起来的分析统计模型，HMM 通常是由一个五元组来描述，包括 2 个状态集合和 3 个概率矩阵，即 $\lambda = (N, M, A, B, \Pi)$，其中模型 λ 中的 Π 为初始状态分布矩阵，是人为设定的初值。本文将 Π 重新改进，定义其为 HMM 中的实时初始状态分布矩阵，用 $\Pi^{(h)}$ 表示。改进初值是为了增加其在模型中的权重，以便模型更为具体。下面开始对模型 λ 进行构建:

1) 建立隐状态量。模型元素 N 表示隐状态数量。锂离子电池在使用中衰退表现不能直接被观测到，将其确定为隐状态，本文中有 5 种衰退表现，故 $N = 5$。

2) 建立观测值量。模型 λ 中另一元素 M 表示观测值数量。虽然电池的衰退表现不能别被直接观测到，但可以通过观测信息来推断，这里可观测的信息为放电平台临界点电压，进而确定电压值所处的电压区间，该区间即为 HMM 中的观测值量。

3）建立状态转移矩阵。矩阵 $A = [a_{ij}]_{N\times M}$ 为隐状态转移矩阵，即电池衰退表现的转移矩阵，其中 a_{ij} 表示在 $t-1$ 时刻模型状态为 X_i，在 t 时刻状态转移到 X_j，此时 $a_{ij} = P(X_j \mid X_i)$。由于电池的衰退表现与其使用方式直接相关，这里结合日常生活中电动汽车的行驶环境来确定这些使用方式出现的概率。从影响电池寿命的 3 种因素出发，用放电倍率表示汽车的平均速度，认为电动汽车在城市道路（0.5 C）的使用远多高速公路（1 C）；在常温环境（24℃）使用应多于高温（40℃）时候；用截止电压表示汽车的续航里程，处于低续航里程（3.0 V）的次数较多与高续航里程（2.8 V）。

电动汽车在日常使用环境下的概率分布如表 2 所示。

表 2　电动汽车在日常使用环境下的概率分布

使用情况	概率分布
0.5 C	0.8
1 C	0.2
24℃	0.6
40℃	0.4
3.0 V	0.55
2.8 V	0.45

考虑 3 种影响因素共同作用，这 8 种使用方式在日常生活中出现的概率分布如表 3 所示。

表 3　不同使用方式在生活中的出现的概率情况

使用方式	出现概率
1	0.264
2	0.216
3	0.176
4	0.144
5	0.66
6	0.54
7	0.44
8	0.36

通过 Matlab 编程，获得一个大小为 150 符合上述概率使用方式 1 ~ 8 的随机数列。生成的序列如下：1832124……

取该数列前 100 项，根据每种使用方式对应一种衰退表现来建立状态转移矩阵。经过统计我们发现第 1 种衰退表现一共出现 51 次，这 51 次后面分别出现第 1 种衰退表现 24 次，第 2 种衰退表现 16 次，第 3 种衰退表现 7 次，第 4 种衰退表现 2 次，第 5 种衰退表现 2 次。以此类推所建立的状态转移矩阵 A 如下：

$$A = \begin{bmatrix} \frac{24}{51} & \frac{16}{51} & \frac{7}{51} & \frac{2}{51} & \frac{2}{51} \\ \frac{19}{31} & \frac{8}{31} & \frac{3}{31} & \frac{1}{31} & 0 \\ \frac{5}{12} & \frac{4}{12} & \frac{2}{12} & \frac{1}{12} & 0 \\ \frac{1}{4} & \frac{3}{4} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{1}$$

4）建立概率分布矩阵。$B = [b_j(i)]_{M\times N}$ 表示观测序列的概率分布矩阵，其中 $b_j(i)$ 表示在状态 X_i 的条件下出现观测序列 Y_j 的概率。在电池的充放电过程中，每种放电方式所获得的放电曲线都是不同的，会出现相对前移或后退。但在锂离子电池的整过生命周期内由于电池自身的衰退，放电曲线族整体表现为向前移动。因为电池在使用一段时间后，每条曲线的位置并不能与其自身衰退表现一一对应，曲线可能会移动至相邻类别中去，所以我们根据电池自身衰退的性质，建立一种相对于衰退表现的临界点电压区间分布矩阵 B。

根据之前所获得的 400 条放电曲线来建立 B，首先对该曲线集合的每类曲线族中的曲线进行拟合，计算出每类的临界点电压区间，再整理出每个电压区间所对应的曲线数目，如表 4 所示。

表 4　电压区间对应的曲线数目

衰退表现	1	2	3	4	5
电压区间	3.21 ~ 3.32	3.17 ~ 3.25	3.15 ~ 3.22	3.16 ~ 3.21	3.14 ~ 3.19
数目	164	284	281	248	193

每种衰退表现所对应的放电平台临界点电压区间的曲线数目概率分布情况，如表 5 所示。

表 5　衰退表现产生的电压区间对应曲线数目的概率分布

	1	2	3	4	5
1	100/164	48/164	12/164	4/164	0
2	26/284	100/284	88/284	45/284	25/284
3	3/281	84/281	100/281	50/281	44/281
4	1/248	18/248	93/248	50/248	36/248
5	0	34/193	71/193	38/193	50/193

其对应的概率分布矩阵 B 如下:

$$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix} 0.610 & 0.293 & 0.073 & 0.024 & 0 \\ 0.092 & 0.352 & 0.310 & 0.158 & 0.088 \\ 0.011 & 0.299 & 0.356 & 0.178 & 0.156 \\ 0.004 & 0.274 & 0.375 & 0.202 & 0.145 \\ 0 & 0.176 & 0.368 & 0.197 & 0.259 \end{bmatrix} \tag{2}$$

5) 建立实时初始向量矩阵。$\Pi^{(h)}$ 表示模型 λ 经过 h 步转移后初始隐状态的概率分布矩阵,其中 $h=1,2,3,\cdots$它是由前一时刻隐状态概率分布求得的。在本文中为实时初始衰退表现矩阵。$\Pi^{(h)}$ 的具体计算公式会在后面的模型预测中给出。且设定 $\Pi^{(0)}=[1\ 0\ 0\ 0\ 0]$ 即选择第一种衰退表现作为初始向量。

至此针对本次锂离子电池充放电实验所建立的改进 HMM 已经完成。在实际应用,HMM 主要用来完成三类问题: 评估,解码,学习问题。其中解码问题是给定观测序列 $Y=\{Y_1,Y_2,\cdots,Y_M\}$ 以及模型 λ,我们如何给出隐状态序列 $X=(X_1,X_2,\cdots,X_N)$ 的最佳估计,利用 Viterbi 算法可以找到隐状态的最优估计。本文即将预测的衰退表现序列就是要完成该模型的解码问题。

3　改进初值 ∏ 的 HMM 充放电试验预测

3.1　电池衰退表现的预测

在本实验中要体现电动汽车在不同的使用方式下电池寿命衰退的变化,需要使不同使用方式之间交叉开。本文按照之前生成的 8 种放电方式序列对整个电池进行充放电实验。使用该序列前 100 次实验数据来预测后 50 次实验数据。

为了对电池的衰退表现进行预测,根据已构建完成的模型以及观测值序列,利用 Viterbi 算法来求解。该算法在该模型中描述是: 锂离子电池的放电平台临界点电压是可以观测的,通过电压值可以找到其对应的电压区间,而电池的衰退表现是隐藏的,我们通过之前已建立完成的模型和实验过程中得到的临界点电压序列,就最有可能确定出其对应的衰退表现序列,这个序列就是下面公式的概率最大值,即:

$$S(t+h)=\boldsymbol{\Pi}(t)^{(h)}\boldsymbol{A}^h\boldsymbol{B} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{\Pi}^{(h)}(t)=S(t+h-1) \tag{4}$$

式中: $S(t+h)$ 表示 t 时刻经过 h 次循环后的衰退表现; h 是步长代表循环次数; $\Pi^{(h)}$ 是实时初始向量矩阵; A 是状态转移矩阵; B 是概率分布矩阵。

通过实验的第 101 次至 150 次观测值,我们解出其对应的衰退表现序列为: 252311…

模型的解码结果如图 6 所示。

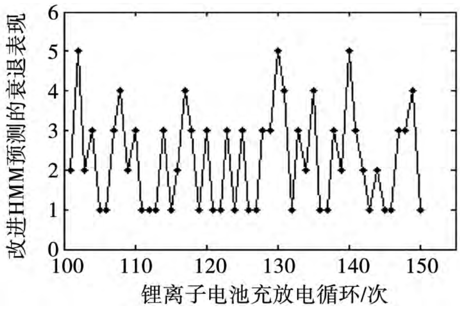

图 6　模型预测的衰退表现转移情况

验结果表明,改进初值 ∏ 的 HMM 预测方法可以实时跟踪并预测出每次循环的衰退表现。

3.2　电池剩余寿命的预测

电池剩余寿命分为剩余容量和剩余循环次数。电池充放电一次称为一次循环,当电池经过若干次循环后,再将其充满后储存的容量即为电池的剩余容量; 当容量下降到某一规定值之前,能反复充放电的次数即为电池的剩余循环次数。

下面对电池的剩余容量进行预测。设定每一种衰退表现对电池容量的衰减呈线性关系,提出容量衰退系数用来描述电池衰退表现其对使用容量的衰减程度。通过前 100 次实验数据,先确定每种衰退表现的衰退系数,然后将预测出来的衰退表现根据其系数大小对电池容量进行累减,直到计算完该序列为止,即可得出剩余容量。衰退系数的确定应从锂离子电池充放电循环的原始数据中求得。定义公式如下:

$$K_i=\frac{\sum_{n=1}^{N_i}\Delta C_{in}}{N_i} \tag{5}$$

$$C_i=K_iN_i \tag{6}$$

式中: K_i为电池衰退表现的衰减系数; ΔC_{in} 为衰退表现 i 在第 n 次产生的容量衰减差; N_i是前 100 次循环试验中衰退表现 i 出现的次数; 由矩阵 $\boldsymbol{A}$ 可知 $N_1=51,N_2=31,N_3=12,N_4=4,N_5=2$。$C_i$ 为衰退表现 i 经过 N_i 次循环后对电池容量衰减的累计量。

经过 50 次循环的容量累计,电池在第 150 次循环后预测容量1 717.6 mAh,而实际到达该次循环后的剩余容量1 685.1 mAh,其误差约为 1.99%,这 50 次的整体平均误差为 2.06%。图 7 为改进的

HMM，HMM 预测值与真实值在循环过程中的对比结果。

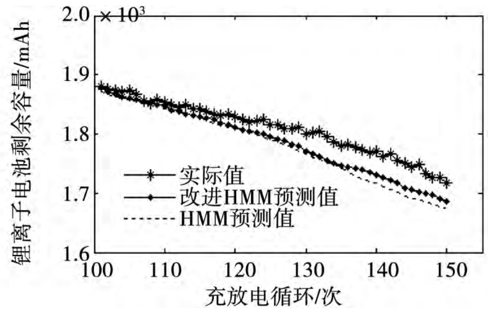

图 7 预测值与实际值对比结果

4 结 论

本文研究了基于改进初值 ∏ 隐马尔科夫模型锂离子电池剩余寿命的预测方法，实验结果表明：

1) 分析影响电池寿命的衰退因素可以有效地适用于电动汽车日常的行驶环境。

2) 提出了放电平台临界点能够更直观地表示电池经长期使用而衰退的情况；提出了衰退表现的容量衰减系数可以方便地对剩余容量进行预测且平均精度误差不到 3%。

3) 所构建的改进隐马尔科夫模型的预测是随着充放电过程实时检测和匹配的。

参 考 文 献：

[1] 陈瑞青，白辰. 中国新能源汽车发展现状问题及对策[J]. 汽车工业研究，2015(1)：10－12.

[2] 李晶，姜久春. 纯电动汽车充电机模型[J]. 电机与控制学报，2013，17(4)：64－71.

[3] 赵奕凡，杜常清，颜伏伍. 动力电池组能量均衡管理控制策略[J]. 电机与控制学报，2013(10)：109－114.

[4] 徐顺刚，钟其水，朱仁江. 动力电池均衡充电控制策略研究[J]. 电机与控制学报，2012(2)：62－65.

[5] 刘平，刘和平，郭强，等. 电池组直接供电对电动汽车驱动性能的影响[J]. 电机与控制学报，2011(11)：27－32.

[6] 宋永华，阳岳希，胡泽春. 电动汽车电池的现状问题及发展趋势[J]. 电网技术，2011(4)：3－5.

[7] SMITH M. Batteries Versus Biomass as a Transport Solution[J]. Nature，2009，457：78.

[8] 黎火林，苏金然. 锂离子电池循环寿命预计模型的研究[J]. 电源技术，2008(4)：42－45.

[9] GOEBEL. A Technique for Estimating the State of Health of Lithium Batteries Through a RVM Observr[J]. IEEE Trans Power Electron，2010(25)：1013－1022.

[10] NING G，RALPH E W. Ageneralized Cycle Life Model Rechargerable Li-ion Batteries[J]. Electrocrochim Acta，2007，51(18)：2010－2022.

[11] 盛鲁英. 基于隐马尔科夫模型的电动汽车电池寿命的研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2012：20－30.

[12] 黄玲，施菲菲，谢文博，等. 网络系统的马尔科夫时滞预测控制[J]. 电机与控制学报，2015(6)：89－94.

[13] 于智龙，郭艳玲，王海英. 自放电修正的锂动力电池 SCKF-STF 的 SOC 估算策略[J]. 电机与控制学报，2013(10)：70－84.

[14] 胡志坤，刘斌，林勇，等. 电池 SOC 的自适应平方根无极卡尔曼滤波估计算法[J]. 电机与控制学报，2014(4)：111－116.

[15] 李翔，张慧，张江萍，等. 锂离子电池循环寿命影响因素分析[J]. 电源技术，2015(12)：2272－2274.

[16] 郑天文，刘锋，肖先勇，等. 锂电池储能系统充放电的双闭环自抗扰控制器设计[J]. 电机与控制学报，2013(11)：20－27.

[17] 何朕，王毅，孟范伟，等. 马尔可夫跳变系统的蒙特卡罗仿真[J]. 电机与控制学报，2008(1)：80－83.

[18] 王宏伟，邓爽，肖海清，等. 不同环境温度下锂离子动力电池过充过放研究[J]. 电源技术，2014(3)：431－433.

[19] 李艳，胡杨，刘庆国. 放电倍率对锂离子蓄电池循环性能的影响[J]. 电源技术，2006(6)：488－489.

[20] 和祥运，陈中军. 充电截止电压对镍钴锰动力电池寿命的影响[J]. 电池，2015(2)：104－105.

(编辑：温泽宇)