

· 自动化技术 ·

## 基于HSMM的铝空电池后期SOC估计

张榆平, 陈 栋, 罗 杨, 杨忠孝, 朱贤彬, 罗安源

(电子科技大学自动化工程学院 成都 6111731)

**【摘要】** 电池荷电状态(SOC)的估算精度是影响新能源汽车性能的重要因素之一。传统的安时法由于累积误差较大始终无法满足精确的SOC估计。该文采用基于隐半马尔可夫模型(HSMM)的SOC预测作为安时法的一个补充,使铝空电池后期估计精度可以得到保障。该模型的每个不同状态产生多组观察值,根据各个状态之间的转换概率以及状态驻留时间可以比较准确地预测后期各个状态下的剩余寿命。经过实验仿真验证,与单一的安时法相比,结合HSMM的SOC估计精度在后期有较大提升。

**关键词** 铝空电池; 安时法; 隐半马尔可夫模型; 荷电状态

中图分类号 TK01 文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2017.02.011

## Low-SOC Estimation of Aluminum-Air Battery Based on HSMM

ZHANG Yu-ping, CHEN Dong, LUO Yang, YANG Zhong-xiao, ZHU Xian-bin, and LUO An-yuan

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 6111731)

**Abstract** The estimation accuracy of the battery state of charge (SOC) is one of the key factors that affect the performance of new energy vehicles. Owing to the large accumulated error, traditional ampere-hour method cannot meet the precise estimate of the aluminum-air battery SOC. In this paper, the approach based on hidden semi-Markov models (HSMM) of SOC prediction is applied as a complement for the ampere-hour method, making the latter estimation precision of aluminum air battery be guaranteed. Each of the different states of the model produces multiple sets of observations. According to the transition probability between the various states and the residence time, the model can more accurately predict the remaining time of each state. Through the experimental simulation and comparison with the single ampere-hour method, SOC estimation error combined with HSMM promotes the prediction accuracy when the battery is running out.

**Key words** aluminum-air battery; ampere-hour method; hidden semi-Markov models (HSMM); state of charge (SOC)

铝空电池具有比功率高、比能量高、原料来源丰富等优点可以作为一种高效、环保、节能的发电系统<sup>[1]</sup>。为保证铝空电池的使用性能,有必要对电池进行管理和监控,精确地估计电池荷电状态(SOC)成为了电池管理系统的关键。

SOC估计的方法有安时法<sup>[2-3]</sup>、开路法<sup>[4]</sup>、内阻法<sup>[5]</sup>、神经网络法<sup>[6]</sup>、卡尔曼滤波法<sup>[7]</sup>等。安时计量法是目前使用较多的方法,具有简单易操作的特点,但安时法仅从外部记录出入电池的电量,不考虑电池内部因素与电池电量的关系,特别是在电池后期容易出现累计误差;开路电压法需要长时间静置,不能实现SOC的实时性估计;内阻法对电池内阻的测量精度有很大的依赖性,由于电池在初期内阻变

化较小,很难精确测量其内阻,故内阻法也不能确保精度;神经网络法需要大量的训练数据,得到这些数据的周期会很长而且估计误差受输入的数据样本影响极大;卡尔曼滤波法采用线性模型对电池进行电量估计,而电池本身就是一个非常复杂的系统,故精度难以控制。

结合以上方法的特性,安时法简单易操作但存在累积误差,电池后期电量的估计难以保证。本文提出了基于HSMM的SOC预测研究,对电池后期(电压低于某个值)的退化过程进行HSMM建模。即把电池后期按照电池特性的变化分为几个不同的退化状态,该模型具有每个不同的状态产生多个观察值,根据各个状态之间的转换概率以及状态驻留时间可

收稿日期: 2016-02-16; 修回日期: 2016-05-04

基金项目: 总装预研项目(9140A27020215DZ02001); 中央高校基本科研业务费基础研究项目(ZYGX2014J070)

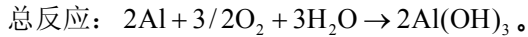
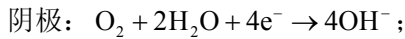
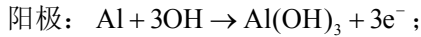
作者简介: 张榆平(1975-),男,博士,副教授,主要从事复杂系统分析、现代智能控制方面的研究。

以比较准确地预测后期各个状态下的剩余寿命。

### 1 铝空气动力电池SOC估计模型

#### 1.1 电池的放电特性<sup>[8]</sup>

在中性溶液中, 化学反应如下:



若Al(OH)<sub>3</sub>悬浮物不能及时排出, 覆盖在铝电极上会阻碍铝空电池的进一步反应导致内存增大造成电压降低。实验中采用模拟工况放电得到铝空电堆的放电曲线, 实验结果如图1所示。实验中为22个单体组成的点堆, 单体电压1.6 V左右, 一般在有负载的情况下为1.1~1.3 V。

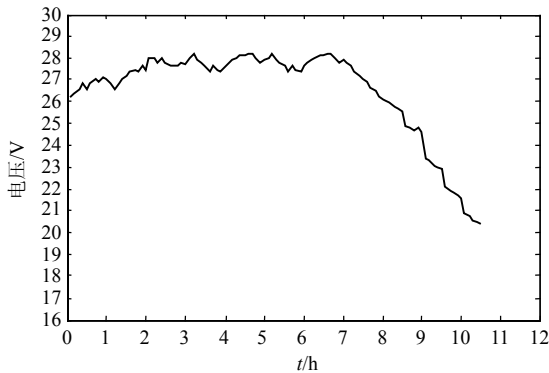


图1 铝空电池的电堆电压时间曲线

#### 1.2 动力电池SOC估计模型

根据铝空电池的放点特点, 开始阶段输出电压为26~28 V, 一直处于额定输出的标准电压(26 V)以上, 而且大部分将会保持放电状态; 在放电快结束时(电量已经放出某个值), 电压在21~26 V, 大于终止电压20 V; 当输出电压低于20 V的终止电压, 就不能驱动电力设备工作。本文在放电初期(输出电压大于26 V)采用电量累积法(安时法)进行铝空电池的SOC预测估计; 在铝空电池放电末期(电压低于额定输出电压, 高于终止电压), 认为电池处于退化状态, 采用基于HSMM的SOC预测估计。本文主要研究基于HSMM的铝空电池后期SOC估计。

### 2 基于HSMM的动力电池后期SOC预测总体思路

#### 2.1 HSMM基本理论

HSMM是在对离散HMM和连续HMM思想进行综合后提出来的, 最早由文献[9-10]提出并进行了系统研究, 不久后文献[11]也提出了这一思想。

HSMM在原有HMM结构中引入时间成分, 使HSMM在解决相关问题上克服了HMM建模的局限性。HSMM的特性由状态数目 $N$ 、观测矩阵 $O$ 、初始概率分布矢量 $\pi$ 、状态转移概率矩阵 $A$ 、输出概率密度函数 $B$ 、状态持续时间概率函数 $p_i(d)$ 等描述。故记HSMM为:

$$\lambda = (N, O, \pi, A, B, p_i(d))$$

#### 2.2 预测总体思路

动力电池后期的状态识别是动力电池SOC预测的基础。只有在有效识别出当前所处的退化状态后, 才能对该状态的剩余寿命进行估计, 最终实现对动力电池生命周期的预测。

文献[12-14]提出了基于HSMM的故障预测方法, 并以水泵为对象, 进行了实验研究。本文以电池电压为预测特征信息, 提出了基于HSMM的铝空电池后期的SOC预测方法, 图2为基于HSMM动力电池后期SOC预测总体技术思路。

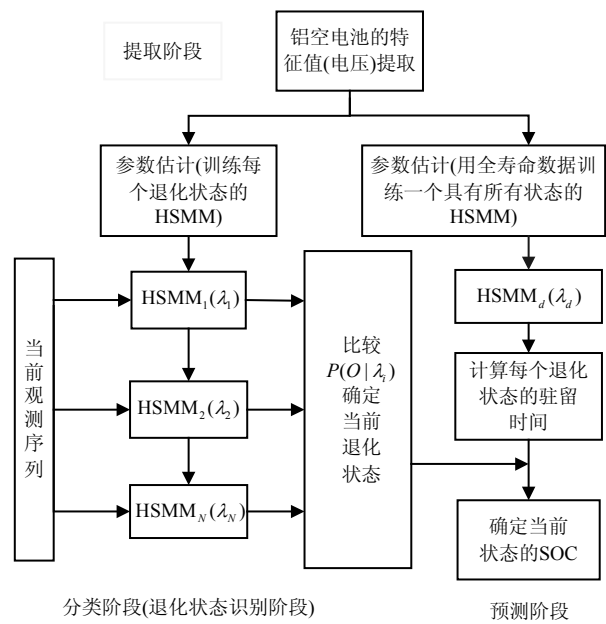


图2 基于HSMM动力电池后期SOC预测总体技术思路

### 3 基于HSMM的动力电池后期SOC预测方法

#### 3.1 预测特征的提取与退化状态分析

本文试验对8个相同的铝空电池(编号为1#~8#)同时进行连续发电测试, 并记录连续的40组试验数据。试验每4 min采集一组试验数据, 每次采集记录1 min的试验数据, 其中电压采样频率为每5次/s。采用1#铝空电池的40组数据来描述后期的退化过程。从图3可以看出铝空电池前期电压一直在26 V以

上,在后期电压低于26 V后呈现弱梯度下降。试验中将电压低于26 V后的工作状态看作铝空逐渐故障老化状态。通过多组放电测试情况的数据统计,可以根据铝空电池后阶段的电压下降幅度变化将铝空退化状态分为退化状态1、退化状态2、退化状态3、退化状态4、故障状态(电压低于21 V)。

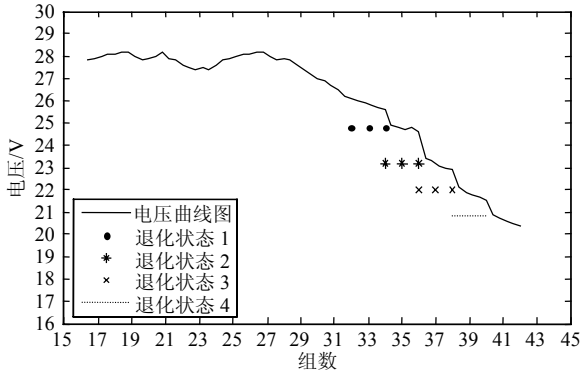


图3 铝空电压随观察序列的变化趋势

### 3.2 模拟训练

#### 3.2.1 训练样本的建立

对各退化状态的多组观测值进行HSMM训练,确保HSMM模型的普遍性和稳定性。1#~4#铝空电池最终的故障模式相同,按图3近似地把后期全寿命过程分为5个阶段,任意选取1#~4#铝空对应的20组数据作为各个状态的数据。每组数据根据规则选取8组试验数据(电压值),得到选取的观测样本为:

$$\text{sample}\{k\}.\text{traindata} = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,8} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,8} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{20,1} & r_{20,2} & \cdots & r_{20,8} \end{bmatrix}$$

#### 3.2.2 训练过程

训练流程图如图4所示。具体训练过程如下:

1) 初始概率分布矢量。

采用4状态的左右型HSMM初始化模型,则初始概率的分布矢量为:  $\pi=[1\ 0\ 0\ 0]$

2) 初始状态的转移概率矩阵为:

$$\text{hsmm.trains} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

3) 输出概率密度函数。

本文设置3个不同比例的高斯元构成输出概率密度函数,根据K-means算法计算出混合密度函数的初始值。

4) 状态持续时间函数。

首先采用K-means方法计算出每个观测序列的各状态持续时间,然后计算各状态持续时间函数均值和方差的初始值。

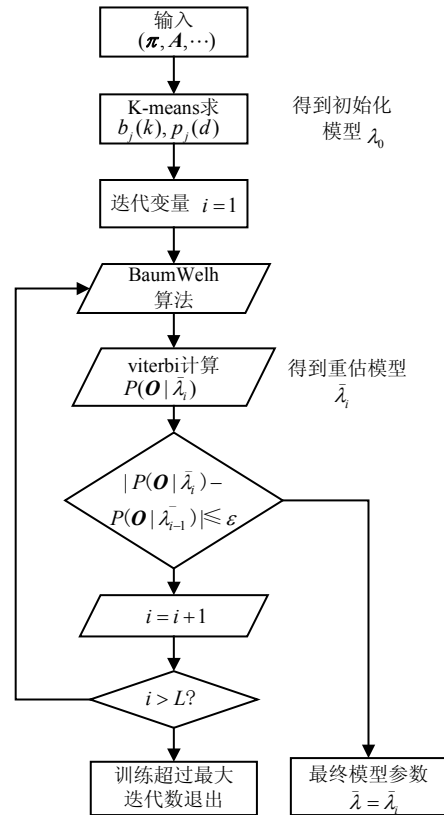


图4 HSMM训练流程图

#### 3.2.3 训练结果

程序使用Matlab编程语言开发,设置训练的收敛误差 $\epsilon=0.000\ 1$ ,最大迭代步数为20步。实验中训练10组铝空电池的观测值,一般迭代20步都会收敛。各主要参数的训练结果如下:

1) 状态转移概率矩阵为:

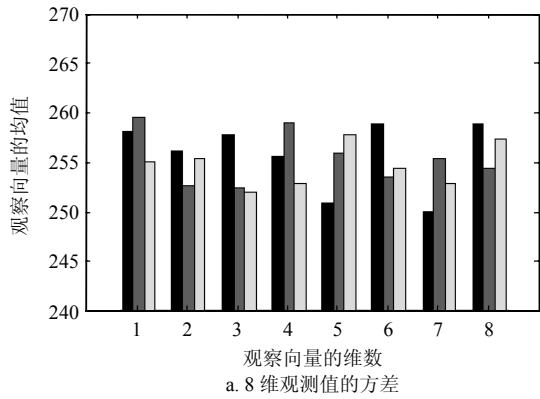
$$\text{hsmm.trains} = \begin{bmatrix} 0.732\ 6 & 0.267\ 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0.573\ 8 & 0.426\ 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.671\ 4 & 0.328\ 6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2) 密度函数的输出结果。

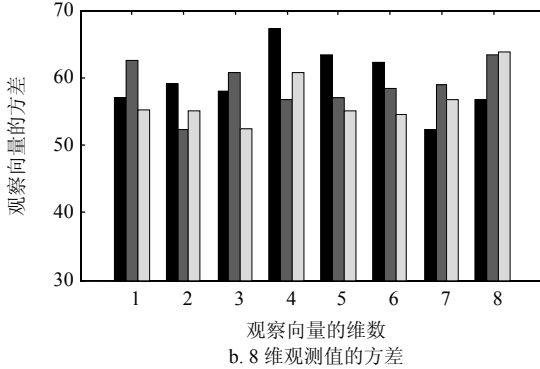
分别设置3个不同高斯元权重系数为0.2、0.6、0.2,计算出每个未知状态在混合高斯概率密度函数下的均值和方差。下面以退化状态1为例,查看相关参数。图5为3个不同比例的高斯成分构建的8维观测值的均值和方差大小。图中的3种颜色分别表示3个不同的高斯成分。

3) 状态持续时间的结果。

状态持续时间的均值和方差如表1所示。



a. 8 维观测值的均值



b. 8 维观测值的方差

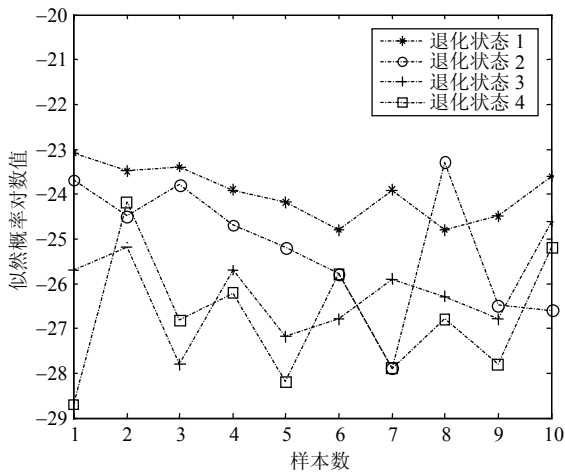
图5 退化状态1中3个混合高斯元的均值和方差

表1 状态持续时间的均值和方差

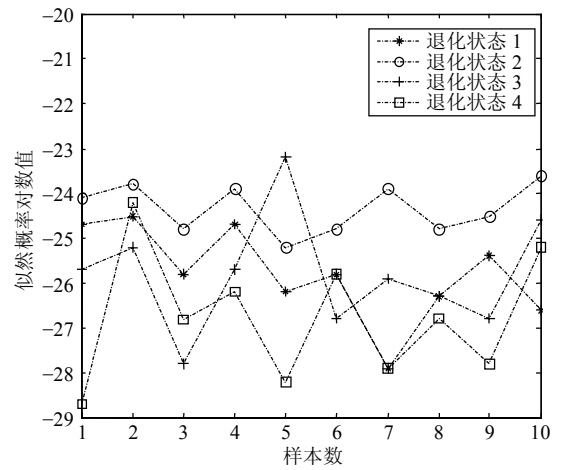
状态	退化状态 1	退化状态 2	退化状态 3	退化状态 4
持续时间方差	68.563 5	61.358 4	58.582 1	48.843 7
持续时间均值	3.235 4	3.085 2	2.952 1	2.756 2

### 3.3 状态识别

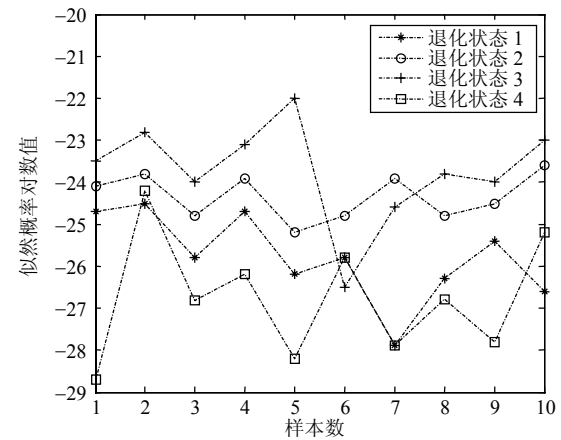
通过4个状态HSMM模型训练结果, 建立状态识别的HSMM模型库。根据Viterbi算法计算出在HSMM模型库中各模型下, 当前状态特征向量序列的输出对数似然概率。然后由Bayes分类准则, 当前状态的故障类型为输出最大概率的模型, 从而实现铝空电池当前退化状态的识别。



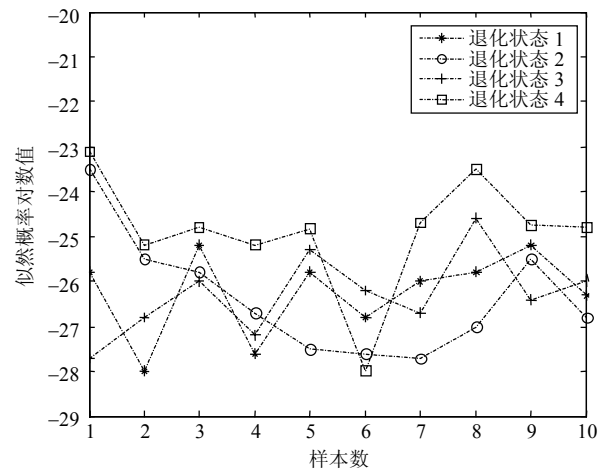
a. 第 5 组电池的退化状态在 4 个模型中的似然概率对数



b. 第 6 组电池的退化状态在 4 个模型中的似然概率对数



c. 第 8 组电池的退化状态在 4 个模型中的似然概率对数



d. 第 8 组电池的退化状态在 4 个模型中的似然概率对数

图6 退化状态1、2、3、4在4个模型中的似然概率对数

本文分别对5#~8#铝空电池4种已知状态对应的各10组数据形成观测序列样本对分类器进行检验。图6分别为各个观测样本在分类器中输出的似然概率对数值。根据分类原则, 可以得出分类结果如表2所示, 结果较为理想。

表2 4种状态各10组样本的测试结果

铝空电池号	退化状态 1	退化状态 2	退化状态 3	退化状态 4
5#	区间内	区间内	区间外	区间内
6#	区间内	区间外	区间内	区间内
7#	区间外	区间内	区间内	区间外
8#	区间内	区间内	区间内	区间内

## 4 基于HSMm的动力电池后期SOC的预测和验证

### 4.1 二全状态训练样本的建立

对1#~8#铝空电池均可得到描述全过程的 $T=40$ 组观测数据, 全过程HSMm的训练观测样本建立与各过程的样本的建立基本相同。这样, 每个观测值向量序列可以表示为:

$$\text{sample}\{k\}.\text{traindata} = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,8} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,8} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{40,1} & r_{40,2} & \cdots & r_{40,8} \end{bmatrix}$$

### 4.2 模型训练

由全过程退化状态分析可知也是四状态模型, 训练过程和上面基本一致。

程序使用Matlab编程语言开发, 设置训练的收敛误差 $e=0.0001$ , 最大迭代步数为50步。实验中训练10组铝空电池的观测值, 一般迭代50步都会收敛。各主要参数的训练结果如下。

1) 状态转移概率矩阵为:

$$\text{hsmm.train} = \begin{bmatrix} 0.7958 & 0.2042 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8421 & 0.1579 & 0 \\ 0 & 0 & 0.8214 & 0.1786 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2) 密度函数的输出结果。分别设置的3个不同高斯元权系数为0.3、0.4、0.3。计算出每个未知状态在混合高斯概率密度函数中混合权系数、均值和方差。下面以退化状态1为例, 查看相关参数。图7分别为3个不同比例的高斯成分构建的8维观测值的均值和方差大小。图中的3种颜色分别表示3个不同的高斯成分。

3) 状态持续时间的结果。状态持续时间的均值和方差如表1所示。通过表1可以计算出:

$$\rho = (\text{LifeTime} - \sum_{i=1}^N u(h_i)) / \sum_{i=1}^N \sigma^2(h_i) = 0.0852$$

由  $D(h_i) = u(h_i) + \rho\sigma^2(h_i)$  计算各个状态的持续时间单元, 结果如表3所示。

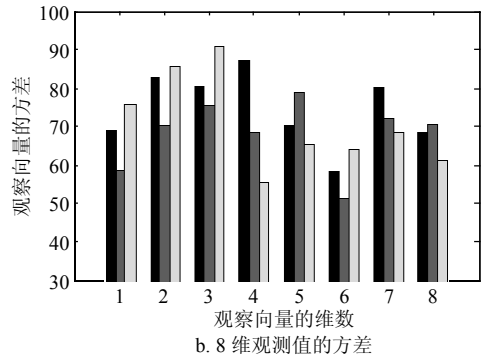
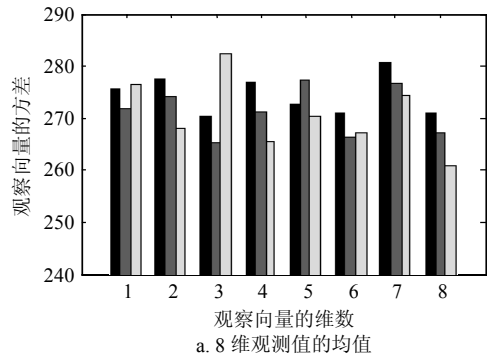


图7 3个不同比例的高斯混合成分的均值和方差

表3 4个状态的持续时间单元

状态	退化状态 1	退化状态 2	退化状态 3	退化状态 4
持续时间	69.4554	62.1694	59.3246	49.4909

### 4.3 预测结果验证及SOC估计

通过下面介绍的后向递归算法计算铝空电池后期全过程中各个状态的剩余使用寿命(RUL):

状态 $N-1$ :

$$\text{RUL}_{N-1} = a_{N-1,N-1}[D(h_{N-1}) + D(h_N)] + a_{N-1,N}[D(h_N)] \quad (1)$$

状态 $N-2$ :

$$\text{RUL}_{N-2} = a_{N-2,N-2}[D(h_{N-2}) + \text{RUL}_{N-1}] + a_{N-2,N-1}[\text{RUL}_{N-1}] \quad (2)$$

状态 $N-3$ :

$$\text{RUL}_{N-3} = a_{N-3,N-3}[D(h_{N-3}) + \text{RUL}_{N-2}] + a_{N-3,N-2}[\text{RUL}_{N-2}] \quad (3)$$

状态 $k$ :

$$\text{RUL}_k = a_{k,k}[D(h_k) + \text{RUL}_{k+1}] + a_{k,k+1}[\text{RUL}_{k+1}] \quad (4)$$

由上述的识别方法识别铝空电池的当前状态, 设当前状态为 $k$ 的剩余寿命为 $\text{RUL}_k$ 。由后向递归算法式(1)~式(4)计算出各个状态的剩余寿命RUL。假设当前状态为退化状态1, 则该状态剩余寿命RUL的均值  $\text{Mean\_RUL}_1 = 205.8174$  时间单元, 方差  $\text{Var\_RUL}_1 = 9.5432$  时间单元。这就表示, 退化状态1的剩余寿命RUL为205.8174时间单元, 置信区间为9.5432时间单元。

现利用5#~8#实验数据对上述剩余寿命时间RUL预测方法进行验证。发现5#、6#、8#铝空电池实际测得退化状态1的剩余寿命时间RUL处于区间 $[\text{Mean\_RUL}_1 - \text{Var\_RUL}_1, \text{Mean\_RUL}_1 + \text{Var\_RUL}_1]$ , 6#铝空电池退化状态1的实际剩余寿命在区间外, 但偏离不大, 预测结果比较满意。对5#~8#铝空电池的退化状态2、退化状态3、退化状态4进行的实验验证, 表4为各退化状态实验验证结果, 效果比较满意。

表4 各退化状态实验验证结果

铝空电池号	退化状态1	退化状态2	退化状态3	退化状态4
5#	区间内	区间内	区间外	区间内
6#	区间内	区间外	区间内	区间内
7#	区间外	区间内	区间内	区间外
8#	区间内	区间内	区间内	区间内

SOC的确定:

1) 通过当前时刻的电压特征值确定铝空电池处于退化状态 $k$ ;

2) 计时铝空电池在当前退化状态下已经工作时间 $t_k$ , 并计算工作时间 $t_k$ 与当前退化状态 $k$ 持续(驻留)时间 $T_k$ 的比值 $t_k/T_k$ ;

3) 由 $\text{SOC}_i = (1 - (t_k/T_k))\text{SOC}_k$ 计算当前时刻铝空电池 $\text{SOC}_i$ , 其中 $\text{SOC}_k$ 为退化状态 $k$ 起始时刻的SOC,  $\text{SOC}_k = \frac{\text{RUL}_k}{\text{RUL}}\text{SOC}_1$  ( $\text{SOC}_1$ 为铝空电池进入退化状态时刻的SOC, 由前期安时法确定)求得。

## 5 结束语

铝空电池在放电后期产生大量的 $\text{Al}(\text{OH})_3$ 悬浮物, 通常会附着在铝板上导致电池内阻增大。本文把电池老化的过程看作一般设备的故障退化过程, 引进HSMM对电池的老化故障演变规律进行建模, 并提出了基于HSMM的方法, 将其应用在铝空电池后期的电量估计中, 通过实验和仿真验证了该方法的可行性。但由于数据量不太充分, 效果不是非常明显, 在以后的工作中通过大量数据分析可以将退化过程精确细化使电池SOC预测精度得到保证。

### 参 考 文 献

- [1] 马景灵, 许开辉, 文九巴, 等. 铝-空气电池的研究进展[J]. 电源技术, 2012, 36(1): 139-141.  
MA Jing-ling, XU Kai-hui, WEN Jiu-ba, et al. The research progress of aluminum-air battery[J]. Power Technology, 2012, 36(1): 139-141.
- [2] 李哲, 卢兰光, 欧阳明高. 提高安时积分法估算电池SOC精度的方法比较[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(8): 1293-1296, 1301.

LI Zhe, LU Lan-guang, OUYANG Ming-gao. Improve the integral method to estimate the battery SOC when Ann accuracy method comparison[J]. Journal of Tsinghua University Study (Natural Science Edition), 2010, 50(8): 1293-1296.

- [3] WU Guo-liang, LIU Ren-gui, ZHU Chun-bo, et al. An improved Ampere-hour method for battery state of charge estimation based on temperature, coulomb efficiency model and capacity loss model[C]//Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2010 IEEE. [S.l.]: IEEE, 2010: 1-4.
- [4] XU Xin-ge, YANG Song, LI Yan-fang, et al. A method of SOC-estimate based on forecast of open-circuit voltage[J]. Electronic Design Engineering, 2011, 19(14): 127-129.
- [5] GAO Ming-yu, ZHANG Hong-yan. Online measurement of battery remaining capacity[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2000, 37(9): 28-31.
- [6] AN Feng-wei, AKAZAWA T, YAMAZAKI S, et al. LVQ neural network SOC adaptable to different on-chip learning and recognition applications[C]//Conference on Circuits and Systems (APCCAS). [S.l.]: IEEE, 2014: 623-626.
- [7] MICHEL P H, HEIRIES V. An adaptive sigma point Kalman filter hybridized by support vector machine algorithm for battery SOC and SOH estimation[C]//2015 IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Glasgow: IEEE, 2015: 1-7.
- [8] HAN Bin, LIANG Guang-chuan. Neutral electrolyte aluminum air battery with open configuration[J]. Rare Metals, 2006, 25(z1): 360-363.
- [9] HUANG X D, JACK M A. Unified modeling of vector quantization and hidden Markov model using semi-continuous hidden Markov models[C]//Proc ICASSP89. Glasgow: IEEE, 1989: 639-642.
- [10] HUANG X D, ARIKI Y, JACK M A. Hidden Markov models for speech recognition[M]. Edinburgh: Edinburgh University Press, 1990: 456-467.
- [11] BAHL S L, BALAKRISHNAN-AIYER S, BELLGARDA J R, et al. Performance of the IBM large vocabulary continuous speech recognition system on the ARPA Wall Street Journal task[C]//Proceedings of the ICASSP. [S.l.]: IEEE, 1995: 41-44.
- [12] DONG Ming, HE D, BANERJEE P, et al. Equipment health diagnosis and prognosis using hidden semi-Markov models[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 30(7): 1-8.
- [13] DONG Ming, HE D. Hidden semi-Markov model-based methodology for multi-sensor equipment health diagnosis and prognosis[J]. European Journal Operational Research, 2006, 178: 858-878.
- [14] DONG Ming, HE D. A segmental hidden semi-Markov models (HSMM)-based diagnostics and prognostics framework and methodology[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 1-19.

编辑 漆蓉