

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2013.02.013

基于回跳电压的动力电池SOC估算方法

张 笛¹, 刘丰年¹, 李 蓓^{1, 2}, 张文平, 徐 勇¹

(1. 湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412007;
2. 常州工学院 电子信息与电气工程学院, 江苏 常州 213000)

摘要: 估算动力电池荷电状态是电池管理系统中的一个重点及难点, 提出了利用回跳电压与神经网络相结合的方法估算电池的剩余容量。对动力电池离线后所产生的回跳电压进行了研究, 并建立回跳电压与电池的剩余容量之间的关系。通过对比分析本算法估测的动力电池SOC值和实际测量值, 验证了该方法的可行性。

关键词: 回跳电压; 剩余容量; 神经网络; 放电深度

中图分类号: TM912

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2013)02-0059-04

SOC Estimation of Dynamic-Battery Based on Rebound Voltage

Zhang Di¹, Liu Fengnian¹, Li Bei^{1, 2}, Zhang Wenping¹, Xu Yong¹

(1. School of Computer and Communications, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;
2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Changzhou Institute of Technology,
Changzhou Jiangsu 213000, China)

Abstract: SOC estimation of dynamic-battery is a difficult point of battery management. Proposed the combination of the rebound voltage method and the neural network method to estimate battery remaining capacity. Studied the rebound voltage of lead-acid battery when off-lined and found the relationship between the rebound voltage and residual capacity of battery. Through the contrast and analysis of the estimated SOC value and the measured one, verifies the feasibility of this method.

Keywords: rebound voltage; state of charge; neural network; depth of discharge

0 引言

现代工业快速发展导致了石油能源需求日益增长, 由此引发的环境污染问题越来越突出, 该问题得到了全球各方面的密切关注。绿色节能动力电池已被广泛应用于工业、航天、日常生活等领域, 在电动车行业尤为明显。绿色节能动力电池是电动汽车的动力来源, 因此, 电池的监控与管理对电动车至关重要。为了充分利用电动车的每节动力电池能

量, 要求对电池进行合理管理, 因此, 准确获取电池的荷电状态 (state of charge, SOC) 已成为电池管理的重要环节。由于电池的内部结构复杂, 动力电池SOC受放电电流、内部温度、老化自放电等诸多因素影响, 使其估算较困难。动力电池SOC的估算一直是动力汽车电池管理系统中的研究热点和难点。如果能实时准确在线地检测动力电池SOC, 不仅有利于汽车电池及时充电和维护, 把握汽车的续航能力, 而且有利于提高行车的安全性^[1]。因此, 本文提

收稿日期: 2013-01-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51077047), 湖南省教育厅科研基金资助项目 (12C0067)

作者简介: 张 笛 (1987-), 男, 湖南桂阳人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为计算机控制, E-mail: 594845711@qq.com

出了一种基于回跳电压的动力电池 SOC 的估算方法。从对电池充放电研究试验中可以得出,回跳电压是经常变化的,回跳电压的变化是否有一定规律,表现了哪些电池特性,电池的剩余容量、环境温度以及电池的老化程度、电池的性能是否存在一定的联系,本课题组通过大量试验对其进行了研究。

1 回跳电压测量 SOC 理论分析

蓄电池离线后回跳电压的示意图见图 1。图中, A 点是动力电池放电到截止电压的点。动力电池的端电压在离线的瞬间会有一个跳变过程,电压值从 A 点跳变到 B 点,当电池脱离负载回路后,经过一个相对稳定的时间渐变,恢复到相对稳定的电压值 C 点。将上述过程中端电压达到 B 点的值称为回跳电压,记为 U_t 。

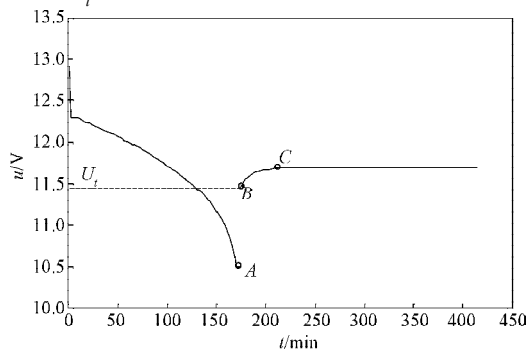


图1 蓄电池离线后回跳电压示意图

Fig. 1 Schematic diagram of rebound voltage for the battery off-line

动力电池的数学模型即等效阻容电路^[2-3],如图 2 所示。 R_2 , C_1 是电池的电化学极化及浓差极化所产生的等效阻容环节的参数, R_1 是电池回路中的等效欧姆电阻, E 是电池的反向电动势, U 是电池两端的端电压, I 是等效模型的工作电流。

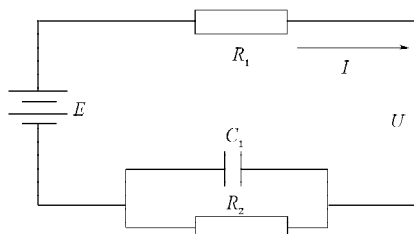


图2 蓄电池等效数学模型

Fig. 2 Equivalent mathematical model of the discharge battery

从图 1 的 B 点到 C 点的动态过程中,有

$$E(s) - U(s) = I(s) \left(R_1 + \frac{R_2 / (C_1 s)}{R_2 + 1 / (C_1 s)} \right), \quad (1)$$

式中: s 为拉普拉斯算子;

C_1 为电化学极化和浓差极化电容;

R_2 为电化学极化和浓差极化电阻。

将式 (1) 进行拉氏反变换,得

$$E(t) - U(t) = I(t)R_1 + I(t)R_2(1 - e^{-t/T_2}), \quad (2)$$

式中, $T_2 = R_2 C_1$, 为极化时间常数。

将式 (2) 进行整理,可得

$$E(t) - U(t) = U_1(t) + U_2(t), \quad (3)$$

式中: $U_1(t) = I(t)(R_1 + R_2)$, 是由回路中的各种电阻产生,在电流函数 $I(t) = \begin{cases} K, & t < 0; \\ 0, & t \geq 0. \end{cases}$ 的作用下,当 $t=0$ 时,

$U_1(t) = 0$, 即图 1 中的 AB 段的跳变过程;

$U_2(t) = -I(t)R_2 e^{-t/T_2}$, 当 $t=0$ 后,呈现一个指数衰减的特性,由于为负值,因此电池端电压呈现一种缓慢回归的趋势,即图 1 中的 BC 段。

根据式 (3), 当 $t=0$, 则

$$E(t) = U(t) - I(t)R_2 e^{-t/T_2}, \quad (4)$$

也就是说,当电流为 0 的瞬间,极化产生的电压损失还没有完全恢复,需要一定时间的静置,电池的端电压才可能恢复到开路电压。而式 (4) 中 $E(t)$ 为回跳电压 U_t 。

从以上分析可知,回跳电压 U_t 决定于开路电压的大小,尤其在开路电压较大,极化损耗电压相对较小情况下,开路电压与动力电池剩余容量存在比较固定的关系^[4-5],因此回跳电压与剩余容量也有着密切关系,最主要的是回跳电压在离线的瞬间就可以获得,这就为电池在线状态下获取剩余容量的信息提供了较为切实可行的方法。

2 BP 神经网络的 SOC 预测模型建立

本文采用神经网络对动力电池的回跳电压进行学习和训练,拟合出电池在不同放电倍率和回跳电压下的 SOC 曲线。通常来说,对于不同种类、不同型号的电池甚至于同一种电池在不同的使用周期,其 SOC 与放电倍率及回跳电压之间的关系也是不确定的,实际上它们和 SOC 表现出极大的非线性关系。在电池组中,每一个单体电池都有各自独有的 SOC 值。从理论上说,我们可以监测和控制每一个单体电池的 SOC 值,但实际上,这是不可能和无效的。因此,本文中提出了利用回跳电压与神经网络相结合估算电池 SOC 的方法。

通过 BP 神经网络对回跳电压进行估算,得到动力电池的 SOC,这种方法的优点是:一方面利用了回跳电压与开路电压的线性关系以及开路电压与 SOC 的线性关系,其中回跳电压能够简单快速地获

取, 有利于电池 SOC 的实时测量; 另一方面 BP 神经网络具有非线性、自适应的信息处理能力, 能精确估算电池的 SOC。利用神经网络方法快速地得到电池的 SOC, 不仅精度较高, 而且利用回跳电压预测可以避免考虑电池的老化问题, 有一定的优越性。神经网络可以实现输入输出的高度非线性映射, 根据 Kolmogorov 定理, 3 层的前向网络具有对任意精度连续函数的逼近能力, 故采用此结构的 BP 神经网络进行动力电池 SOC 的预测, 如图 3 所示。

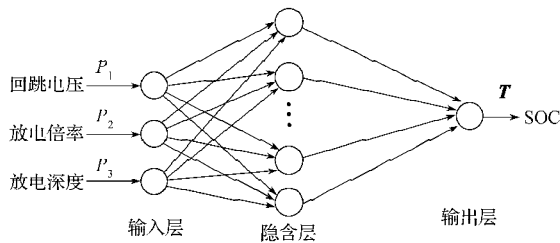


图3 基于BP神经网络的SOC预测模型

Fig. 3 SOC estimation model based on BP neural network

图3中, 输入层的节点数为3, 即输入矢量为 $[P_1, P_2, P_3]$, 其中, P_1 表示电池回跳电压数值 U_t , P_2 为电池放电倍率, P_3 为电池放电深度; 输出层的节点只有1个, 输出矢量为 T , 是电池SOC值。输入信号从输入节点依次传入各隐含层节点, 然后送达输出节点, 每层输入仅影响下一层的输出。神经网络通过样本的学习、训练就可对输出结果进行准确的模拟。神经网络学习的过程就是用算法调整阈值和权值的过程, 而训练过程是对学习过的网络进行传播和误差输出计算, 并决定是否继续来学习。经过多次试验, 通过改变隐含层节点数目, 发现该节点数小于11时, 预测的精度较差; 随着节点数增加, 网络训练的精度会越来越高, 当隐含层的节点数从15增加到100时, 网络的训练时间会越来越快, 但占用内存也越来越大。从实际应用考虑, 本文取隐含层的节点数为13, 该模型能比较准确地表示回跳电压与SOC值之间的相互关系。

3 试验结果与分析

3.1 试验条件与工作制度

本试验采用 BX7B-3A 型铅酸蓄电池, 电池测试仪器是由德鸿运公司出产的 BTS-M 50A/12V 蓄电池综合参数自动测试仪。根据 GB/T 5008.1—2005《起动用铅酸蓄电池技术条件》国家标准, 标称容量的放电率为 C20, 电解液温度为 $(25 \pm 2)^\circ\text{C}$, 相对密度为 1.28 ± 0.01 (25°C), 放电终止电压为 10.50 V (单格 1.75 V)^[9], 充电电压恒定在 14.500 V (单格 2.416 V),

充电截止电流为 0.01 A。采用二阶段恒流-恒压充电方式充电, 放电方式为恒流放电。

3.2 测试数据选取

使用上述电池测试仪器进行不同放电倍率的恒流放电模式的电池测试, 试验的环境温度保持在 $(25 \pm 2)^\circ\text{C}$ 。具体试验操作如下: 选择相同的放电率, 放电至不同的深度, 记录下切断放电回路瞬间的回跳电压值 U_t ; 静置 2 个小时以后, 以一定放电倍率放电至 10.5 V, 并记录电池的 SOC 值。将电池分别在放电倍率为 0.2C, 0.5C, 0.8C 和 1C 下的不同放电深度进行放电测试。在测试过程中, 电池测试仪器可自动记录各个参数 (电压、电流等) 的变化。由于放电电流越大, 可放出的容量越小, 因此, 在 0.8C 和 1C 放电时, 只选择了放电深度较小的几个工作点。试验中, 电池容量在各种因素的影响下表现出了不确定性, 因此放电深度与电池的剩余容量之和并不能保证每次相等, 但回跳电压 U_t 与剩余容量 SOC 之间却保持着比较一致的变化规律。试验数据见表 1。为了减小数据差异对网络训练产生的不良影响, 使网络训练更有效, 对所得回跳电压数据需先进行归一化处理。

表1 试验训练及测试样本数据

Table 1 Data for training and testing samples

放电倍率	回跳电压/V	放电深度	SOC	放电倍率	回跳电压/V	放电深度	SOC
0.2C	11.289	0.800 0	0.061 6	0.5	12.510	0.100 0	0.744 4
0.2C	11.489	0.700 0	0.098 6	0.8	11.272	0.558 4	0.155 3
0.2C	11.708	0.600 0	0.190 7	0.8	11.740	0.500 0	0.331 1
0.2C	11.933	0.500 0	0.365 7	0.8	11.854	0.400 0	0.298 9
0.2C	12.002	0.400 0	0.400 0	0.8	12.115	0.300 0	0.509 6
0.2C	12.163	0.300 0	0.554 3	0.8	12.256	0.200 0	0.543 1
0.2C	12.312	0.200 0	0.608 7	0.8	12.475	0.100 0	0.747 7
0.2C	12.477	0.100 0	0.705 9	1.0	11.844	0.400 0	0.303 3
0.5C	11.131	0.717 1	0.107 9	1.0	11.908	0.400 0	0.385 7
0.5C	11.410	0.600 0	0.141 2	1.0	12.103	0.300 0	0.506 3
0.5C	11.818	0.500 0	0.327 2	1.0	12.062	0.300 0	0.414 3
0.5C	11.735	0.500 0	0.243 1	1.0	12.257	0.200 0	0.544 4
0.5C	11.922	0.400 0	0.341 7	1.0	12.260	0.200 0	0.633 3
0.5C	12.117	0.300 0	0.537 3	1.0	12.411	0.100 0	0.690 6
0.5C	12.268	0.200 0	0.569 3	1.0	12.473	0.100 0	0.752 4

3.3 网络训练

利用 MATLAB 神经网络工具箱进行 BP 网络搭建与训练^[6-7]。本文从表 1 中随机抽取 20 组数据作为训练样本, 对其进行标准化处理, 输入 BP 神经网络。采用梯度下降法训练网络, 经过 21 步的迭代, 得到训练后的网络精度为 0.001, 误差收敛到预期值, 如图 4 所示。

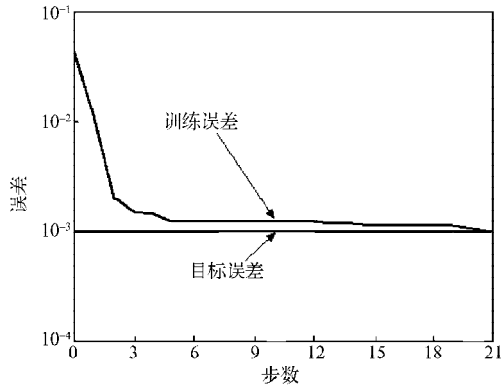


图4 网络训练误差变化曲线

Fig. 4 Error curve for network training

3.4 测试结果与实际测试值比对

为了验证动力电池SOC的测试模型的准确性,选取剩余的10组试验数据作为测试样本导入模型中,将模型得到的SOC值与实际的SOC值进行比较,如图5所示。由图可知:本模型对测试样本的动力电池SOC的预测值与实际测试值基本吻合。其最大绝对误差小于0.05,证明本文所建立的BP神经网络预测SOC模型具有较高的准确性,如图6所示。

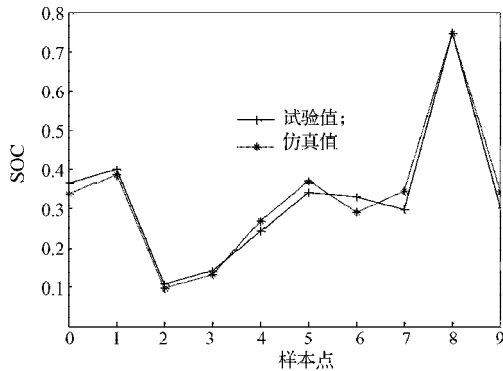


图5 SOC实测值和预测值的对比

Fig. 5 Contrast of the measured SOC and the estimated SOC

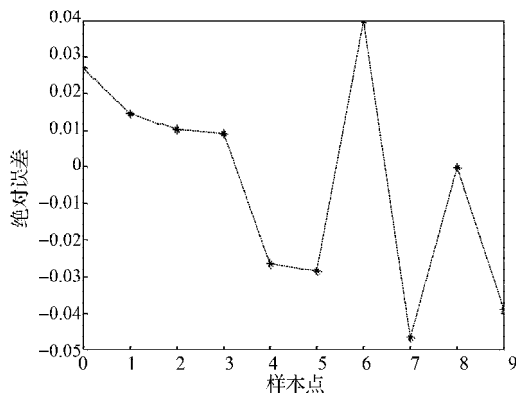


图6 实测值和预测值的绝对误差

Fig. 6 The absolute error of the measured and predicted

4 结语

动力电池的SOC预测是一个十分复杂的非线性回归问题,本文以铅酸蓄电池为例,探讨了动力电池剩余容量与回跳电压、放电深度及其放电倍率之间的关系,提出了利用回跳电压与神经网络相结合估算电池SOC的方法。试验仿真结果表明,本文所建立模型预测结果符合试验数据,证明了该模型具有较高的准确性,可用于动力电池SOC的预测分析。

参考文献:

- [1] 辛克伟,周宗祥,卢国良.国内外电动汽车发展及前景预测[J]. 电力需求侧管理, 2008, 10(1): 75-77.
Xin Kewei, Zhou Zongxiang, Lu Guoliang. Development and Prospect Forecast of Electric Vehicles at Home and Abroad[J]. Power Demand Side Management, 2008, 10(1): 75-77.
- [2] 郑荣才,朱诗顺,康少华,等.混合动力牵引车蓄电池快速充电的控制策略[J].起重运输机械, 2005(8): 27-29.
Zheng Rongcai, Zhu Shishun, Kang Shaohua, et al. Control Strategies of Charge for Battery in Hybrid Electric [J]. Hoisting and Conveying Machinery, 2005(8): 27-29.
- [3] 欧阳名三,余世杰.VRLA蓄电池容量预测技术的现状及发展[J].蓄电池, 2004(2): 59-63.
Ouyang Mingsan, Yu Shijie. The Status Quo and Development of Capacity Forecasting Technology for VRLA Batteries[J]. Chinese Labat Man, 2004(2): 59-63.
- [4] 陶兴华,陈彪,张俊洪.模糊逻辑与神经网络的蓄电池容量预测[J].电源技术, 2004(9): 578-582.
Tao Xinghua, Chen Biao, Zhang Junhong. Study on Estimating Storage Battery's Capacity Based on Fuzzy Logic and Neural Network Technology[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2004(9): 578-582.
- [5] 张万奎.汽车蓄电池[M].北京:人民交通出版社,1997: 53-58.
Zhang Wankui. Automotive Battery[M]. Beijing: China Communications Press, 1997: 53-58.
- [6] Hanselman Duane, Littlefield Bruce. Mastering Matlab 7 [M]. London: Prentice Hall, 2006: 134-187.
- [7] 周开利,康耀红.神经网络模型及其MATLAB仿真程序设计[M].北京:清华大学出版社, 2005: 69-90.
Zhou Kaili, Kang Yaohong. Neural Network Model and MATLAB Simulation Programming[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 69-90.

(责任编辑:邓彬)