

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2013.10.021

基于遗传神经网络的电动汽车锂电池SOC预测*

黄耀波¹, 唐海定¹, 章 欢², 翁国庆^{2*}

(1. 浙江工业大学 健行学院, 浙江 杭州 310023; 2. 浙江工业大学 信息工程学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 针对传统方法在电动汽车锂电池荷电状态(State of Charge, SOC)预测中的局限和不足,提出了一种基于遗传神经网络的电池SOC预测算法。该算法的整体方案首先给出了车载锂电池状态监测系统的软硬件实现,在该系统上以不同的放电倍率对磷酸铁锂电池进行了放电实验,获取了其放电过程中电压、电流和SOC的样本数据,然后利用遗传算法全局寻优能力对神经网络中的连接权值和阈值进行了优化,用实验所得的样本数据训练BP神经网络,根据训练好的神经网络对锂电池SOC进行了预测并将其与真实SOC进行对比,以验证算法的可行性。研究结果表明,该方案可通过电压、电流的实时测量值获知锂电池的剩余电量,具有收敛速度快、预测误差小、适应范围广的特点,有效解决了电动汽车锂电池的SOC预测问题。

关键词: 电动汽车; 锂电池; SOC预测; 遗传神经网络

中图分类号: U469.72; TM93

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2013)10-1255-04

Prediction of lithium-ion battery SOC in EV based on genetic neural network

HUANG Yao-bo¹, TANG Hai-ding¹, ZHANG Huan², WENG Guo-qing²

(1. Jianxing Honors College, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

2. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: Aiming at limits and insufficiency of orthodox methods in state of charge(SOC) estimation for lithium-ion battery of electric vehicle(EV), an algorithm based on genetic neural network was presented. Firstly, the realization of a lithium-ion battery condition monitoring system was introduced; the sample data of voltage, current and SOC of a lithium-ion battery were obtained by different rate discharge. Secondly, the genetic algorithm was used to train the weight values and threshold values of BP network considering its ability of global optimization; the BP network was trained with the data collected from experiments, and then the SOC was distinguished from the well-trained neural network; the feasibility of the algorithm was demonstrated by comparing real SOC with predicted SOC. The results indicate that this scheme not only obtains the residual capacity through the voltage and current but also has a quick convergent velocity, less error, wide adaptation range, and can estimate the SOC of a lithium-ion battery in EV effectively.

Key words: electric vehicle(EV); lithium-ion battery; prediction of state of charge(SOC); genetic neural network

0 引 言

实现车载动力电池荷电状态(State of Charge, SOC)的准确预测是保证电动汽车可靠运行的前提,也是电池组使用和维护的重要依据,对电动汽车的推广

和发展具有至关重要的意义。

目前,常用的SOC的估测方法主要有:安时积分法、开路电压法、卡尔曼滤波法、神经网络法等。安时积分法通过计算电流对时间的积分得到电池组的消耗电量,进而求得剩余电量,但其本质上是一种开环

收稿日期: 2013-05-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51207139);浙江省自然科学基金资助项目(LY12E07005);浙江工业大学校基金资助项目(2011XZ003)

作者简介: 黄耀波(1992-),男,河南南阳人,主要从事电动汽车SOC估计方面的研究。E-mail: frank02@163.com

通信联系人: 翁国庆,男,副教授,硕士生导师。E-mail: wgg@zjut.edu.cn

预测,纯积分环节的存在使得误差随时间的推移而增大^[1]。开路电压法通过检测电池的开路电压得到其剩余电量,要求电池在不对外供电的状态下长时间静置,不适合在线的实时测量^[2]。卡尔曼滤波法需要建立电池的内部模型得到状态方程,对电池模型的精度要求较高^[3],在实际应用中具有一定的局限性。神经网络法根据建立的网络模型利用大量的样本数据进行训练学习可以获得较好的精度,但网络对初始权值的选择较为灵敏,一般收敛到初始值附近的局部最小值^[4],初始值的改变将影响网络的收敛速度和精度。

针对神经网络学习效率低、收敛速度慢以及容易陷入局部最优等不足,本研究提出一种基于遗传神经网络的电动汽车锂电池SOC预测方案。首先利用遗传算法的全局搜索性能找到模型最优解所在的区域,然后再利用BP神经网络找到其最优解。算例仿真表明,本研究所提算法不仅可以得到全局性的最优解,还可以提高神经网络的学习速度和识别能力,可实现对电动汽车锂电池SOC的精确预测,具有很好的发展前景。

1 整体方案

1.1 锂电池放电数据的采集

为了获得车载锂电池的放电过程特性及遗传神经网络建模所需数据,本研究设计了基于高性能、低功耗的AT89C52单片机微控制器的锂电池状态监测系统,外围模块主要包括电流设定模块、电压检测模块、温度采集模块、放电保护模块、键盘接口模块、串行通信模块、液晶显示模块。系统通过电流设定电路对锂电池放电电流进行精确控制;通过A/D转换器ADC0809对滤波后的电压采样;通过温度传感器DS18B20对温度采样;通过点阵式液晶LCD1602显示电池的放电信息;通过串行通信模块把单片机采集的数据上传至PC机上。

电流设定电路是该系统的重要环节。该电路使用开关电容模拟负载电阻,其阻值与MOS管的开关频率成反比,可通过单片机任意设定。此外,本研究引入电流负反馈机制,通过设定值与检测值的偏差实时修正电阻阻值,从而实现恒流放电。

系统运行时,首先通过键盘接口模块设定电池放电电流,然后采集实时电压并通过串口传送至PC机。在放电过程中,如果电池的温度过高,放电保护模块会发出报警提示。锂电池放电数据采集系统工作流程如图1所示。

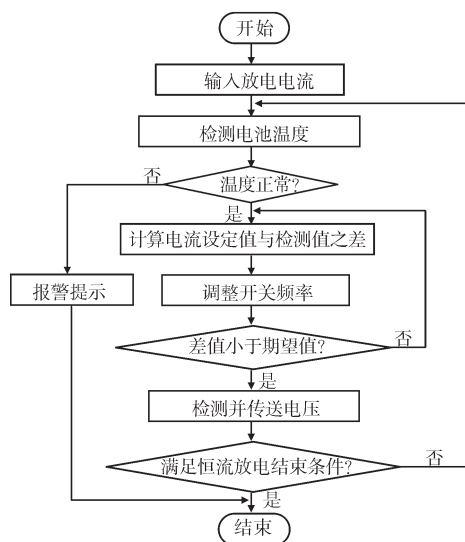


图1 系统工作流程

1.2 基于BP神经网络预测当前剩余电量

BP神经网络是一种以误差反向传播为基础的前向网络,具有非常强的非线性映射能力,可以很好地解决非线性问题,同时BP神经网络还有自学习和自适应性,这对于预测电池SOC有重要意义^[5]。

隐含层具有抽象的作用,本研究选用3层结构网络:输入层、隐含层和输出层。输入层为电池的电压 U 和电流 I ,节点数为2个。输出层为电池SOC预测值,节点数为1个。隐含层节点个数取决于系统精度的要求,如果节点数目过少,容错性会比较差;如果节点数目过多,会增加网络训练时间,降低泛化能力^[6]。兼顾上述两种需求,本研究取15个隐含层节点。

(1) 隐含层的输入 M 、输出 N 及其变换关系:

$$M_j(t) = \sum_{i=1}^2 \omega_{ij} X_i(t) \quad (1)$$

$$N_j(t) = f(M_j(t)), j = 1, 2, \dots, 15 \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

式中: X_i —电压、电流样本输入; t —迭代次数; ω_{ij} —连接权值。

(2) 输出层输入 P 、输出 Q 及其变换关系:

$$P_k(t) = \sum_{j=1}^{15} \omega_{jk} N_j(t), k = 1 \quad (4)$$

$$Q_k(t) = g(P_k(t)) \quad (5)$$

$$g(x) = x \quad (6)$$

式中: t —迭代次数, ω_{jk} —连接权值。

(3) 设期望输出为 Y ,则第 t 次迭代误差能量为:

$$E(t) = \frac{1}{2} [Q(t) - Y(t)]^2 \quad (7)$$

(4) BP网络的学习采用LM算法,根据下式修正权值:

$$\omega(t+1)=\omega(t)-[J^T J+\mu I]^{-1} J^T e \quad (8)$$

式中: J —误差性能函数对权值向量一阶微分的雅可比矩阵, e —网络的误差向量, μ —可调非负数。当 $\mu=0$ 时,LM算法退化成牛顿法,当 μ 值较大时,相当于步长较小的梯度下降法^[7]。

1.3 基于遗传算法的网络权重与阈值优化

遗传算法是一种模仿生物界自然选择和遗传机制的随机搜索算法^[8],其不依赖于梯度信息,而是从任意初始种群出发,通过随机选择、交叉和变异操作,产生一群更适应环境的个体,使种群进化到越来越合适的区域,最终得到问题的最优解。

遗传算法在搜索的过程中不易陷入局部最优,即使在有噪声的情况下,也能以很大的概率找到全局最优解。鉴于该优点,本研究利用遗传算法进行神经网络权值与阈值的优化。基于遗传算法求解神经网络最优权值与阈值的步骤如下:

(1) 给定网络输入电压、电流和输出SOC样本,确定适应度函数,随机产生权值、阈值并编码;

(2) 通过网络对输入样本进行运算,产生相应染色体的网络输出;

(3) 根据适应度函数计算染色体的适应度;

(4) 进行选择、交叉、变异产生新一代种群;

(5) 返回步骤(3),直到满足性能要求为止,获取最优权值和阈值。

遗传神经网络求电池SOC最优解时,先是由遗传算法搜索连接权值至全局最优解附近,然后用神经网络局部求解,最终求得全局最优的连接权值,从而得到对电池SOC的最优估计。

2 锂电池的放电特性实验

电动汽车锂离子电池具有比能量大、比功率高、循环特性好等特点^[9-10],是一种新型高性能车载动力电池。从经济性及可行性出发,本研究采用标称电压12.8 V、容量7.2 AH的磷酸铁锂电池组替代真实车载动力电池组进行实验测试。通过磷酸铁锂电池组的放电实验,得到了放电过程中的样本数据,确定了遗传神经网络的训练参数,为算法的实现做好了数据准备。

测试实验可按如下步骤进行:

(1) 将磷酸铁锂电池组充电直至其电压上升到稳定值,约为14 V。静置5 h后以0.5C的放电倍率恒流放电。

(2) 使用基于AT89C52单片机的锂电池状态监测系统记录锂电池放电过程的电压值、电流值及放电电量。

(3) 采用不同放电倍率(0.38C,0.75C),重复以上过程。

以0.38C、0.5C和0.75C放电倍率放电的部分数据如表1~3所示。由于该实验采用恒流放电,放电容量和放电时间呈正比关系,根据放电时间可以计算出放电电量,电池的总容量就是最终的放电电量。

表1 0.38C测试实验数据

电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%
13.96	4.21	13.10	31.12	12.76	70.21
13.59	9.55	13.01	44.44	12.63	76.26
13.31	16.92	12.94	52.33	12.41	82.57
13.18	24.02	12.84	63.11	12.08	88.48

表2 0.5C测试实验数据

电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%
13.95	5.66	12.88	30.43	12.58	66.01
13.55	9.83	12.81	40.04	12.44	73.87
13.25	16.65	12.74	50.49	12.26	79.99
12.99	23.22	12.68	57.26	11.95	86.74

表3 0.75C测试实验数据

电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%	电压/V	耗电量/%
13.88	8.30	12.68	36.85	12.31	76.30
13.33	14.53	12.59	44.12	12.21	82.01
13.01	20.76	12.50	56.06	12.04	86.68
12.80	28.55	12.41	67.99	11.80	90.83

不同的放电倍率下磷酸铁锂电池放电电压与放电时间的关系如图2所示。由图2可以看出锂电池放电过程中的放电电压和放电倍率密切相关:不超过额定电流放电时,电压下降比较平缓,能在长时间内维持额定电压不变;当以比较大的电流放电时,电压下降较为明显,仅能维持短时间内额定电压不变。

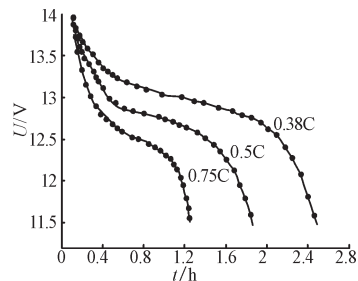


图2 不同放电倍率下电池电压与放电时间的关系

3 算法流程及系统仿真

3.1 算法流程

本研究阐述的用遗传算法优化神经网络预测SOC是通过Matlab软件编程实现的,总体流程如图3所示。虚框I表示遗传算法优化权值与阈值的流程,

虚框Ⅱ表示BP神经网络对遗传算法得到的权值与阈值进行调整的流程。

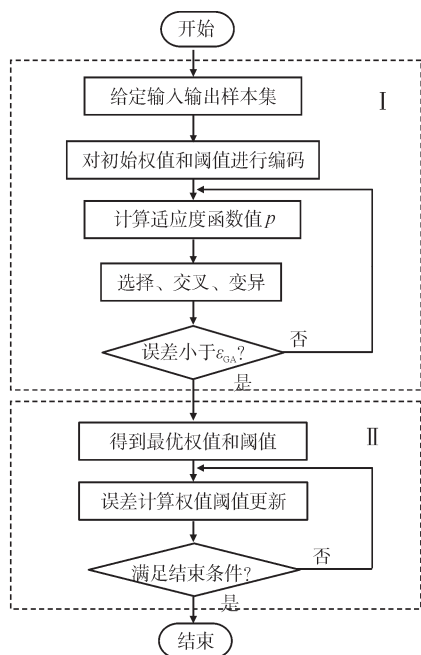


图3 程序流程

本研究通过 Matlab 软件编程对算法进行仿真。仿真结果表明,算法可以根据锂电池放电特性试验所采集的电压、电流及 SOC 数据获取最优权值和阈值,并训练神经网络直至满足设定的精度要求。训练好的神经网络可以根据实时采集的锂电池放电电压、电流数据预测当前的 SOC 值,进而判断电池的运行状态。

3.2 系统仿真

为了验证算法的准确性,本研究再次对锂电池组进行放电试验,放电倍率分别取 0.2C、0.4C、0.6C、0.8C,记录电压、电流与 SOC 数据。通过训练好的神经网络对采集的电压、电流样本进行识别验证,预测电池 SOC。仿真结果如图 4 所示。

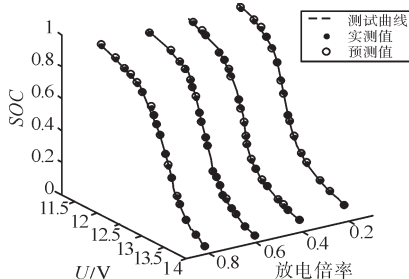


图4 SOC 预测值与实测值对比

锂电池 SOC 预测值与实测值的最大相对误差为 5.09%,最小相对误差为 0.03%,仿真效果较好。经遗传算法优化的 BP 神经网络,通过 252 次学习就达到了 10^{-4} 的训练指标。程序运行时间不超过 2 s,收敛速度较快。

从仿真结果来看,运用遗传算法优化的神经网络算法可以根据电压和电流对电池 SOC 作出准确估计,

具有良好的性能与满意的效果。

在该算法的基础上,本研究将所有试验数据用于训练网络模型,并进行适当的数据拟合,可以探究不同放电倍率、电压的情况下,电池 SOC 的三维变化趋势如图 5 所示。

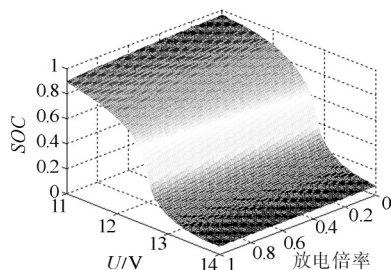


图5 放电倍率、电压与 SOC 三维关系

4 结束语

电池 SOC 的预测是电动汽车使用中的核心环节,准确的 SOC 预测可以有效提高电池的利用效率、延长电池的使用寿命,同时也便于电动汽车的实施能量最优控制^[1]。

本研究使用遗传神经网络预测电池 SOC 值,结合了遗传算法群体搜索全局最优和神经网络非线性处理局部最优的特点。该算法具有并行分布式处理和自学习能力,可以根据给定数据快速求得最优解,这对电动汽车锂电池 SOC 的在线预测有十分重要的意义。

参考文献 (References):

- [1] 林成涛,王军平,陈全世. 电动汽车 SOC 估计方法原理与应用[J]. 电池,2004,34(10):376-378.
- [2] 时 玮,姜久春,李索宇,等. 磷酸铁锂电池 SOC 估算方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2010,24(8):769-774.
- [3] 刘 浩,谢 桦,姜久春,等. 纯电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方案的研究[J]. 电气应用,2010,29(12):54-58.
- [4] 徐春晖,徐向东. 前馈型神经网络新学习算法的研究[J]. 清华大学学报:自然科学版,1999,39(3):1-3.
- [5] 王军平,陈全世,林成涛. 镍氢电池组的荷电状态估计方法研究[J]. 机械工程学报,2005,41(12):62-65.
- [6] 游 双. 镍氢电池组 SOC 神经网络估算策略研究[D]. 天津大学电气与自动化工程学院,2007.
- [7] YU H, WILAMOWSKI B M. Levenberg-marquardt training [J]. *The Industrial Electronics Handbook*, 2011, 21(6): 930-937.
- [8] 罗灿,周洪亮,张宏建等. 基于遗传算法的智能仪表设计专家系统[J]. 机电工程,2006,23(8):5-7.
- [9] 黄学杰. 锂离子电池及相关材料进展[J]. 中国材料进展, 2010,29(8):46-52.
- [10] 张 俊,文和平. 纯电动汽车绝缘监测系统[J]. 轻工机械, 2013,31(1):52-54.
- [11] WANG C. Prediction of Battery-SOC of Pure Electric Vehicle[C]//Computer Science & Education(ICCSE),2012 7th International Conference on IEEE. Melbourne:[s.n.],2012:466-469.

[编辑:洪炜娜]