

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.12.013

基于 Blackfin 的锂电池管理系统

陈任, 邓清勇, 邝利丹, 李凤姣
(湘潭大学信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘要: 针对目前锂电池管理系统的荷电状态(SOC)估算精度低、可扩展性差的问题, 设计基于 Blackfin 数字信号处理器的电池管理系统。该系统实现了锂电池数据实时监测、剩余电量估计、通过 CAN 总线通信扩展多组锂电池、锂电池危险状态报警和自动保护等功能。在剩余电量估计算法上, 提出一种遗传算法与蚂蚁算法相结合的 GAAA 算法优化 BP 神经网络的方法。实验结果表明: 该算法比基于遗传算法的 BP 神经网络具有更高的 SOC 估算精度和更快的运算速度。

关键词: 电池管理系统; 锂电池; 荷电状态; CAN 总线; 遗传算法; 蚂蚁算法; BP 神经网络
中图分类号: TP302 **文献标志码:** A

Lithium Battery Management System Based on Blackfin

Chen Ren, Deng Qingyong, Kuang Lidan, Li Fengjiao
(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: Aiming at the low accuracy and poor scalability problem of SOC estimation for lithium battery management system presently, designed the lithium battery management system based on Blackfin digital signal. This system implements the function of real-time monitoring of lithium battery, remaining power estimation, extending groups of lithium battery by the CAN bus communication, the danger alarm and automatic protection of the lithium battery, etc. With respect to the remaining power estimation algorithm, this paper proposes a BP neural network method which is optimized by genetic algorithm and the ant algorithm (abbreviated to GAAA algorithm). Experiment result shows that the algorithm has higher SOC accuracy estimated precision and faster operating speed than the BP neural network based on the genetic algorithm.

Keywords: battery management system; lithium battery; battery charged state; CAN bus; genetic algorithm; ant algorithm; BP neural network

0 引言

我国是全球第二大锂电池生产国, 动力锂电池是我国重点低碳行业近期及未来关注的焦点。随着面向高压能源、工业和汽车领域的能源储存应用, 如风力发电、光伏电池和混合动力汽车的发展, 且锂电池与其它类型电池相比具有重量轻、体积小、自放电率低、能量比高、使用寿命长等优点, 锂电池的应用日益普遍, 进而刺激了对更安全、更高性能电池监控和保护系统的需求。为确保电池性能良好, 延长电池使用寿命, 必须对电池进行合理有效的管理和控制。目前阻碍动力锂离子电池发展的瓶颈之一是管理系统。国内外现阶段众多电池管理系统多以单片机为核心, 其处理和控制能力有限, 难以使用复杂的算法实现高精度的荷电状态(SOC)估算, 虽然文献[1]提出用 DSP 实现, 但是不能实现对各个电池组的性能检测。电池管理系统作为电池应用最关键的技术之一, 在采集数据的可靠性、

SOC 的估算精度和安全管理等方面都有待进一步改进和提高。

因此, 笔者借助 ADI 公司 Blackfin BF533 平台强大的 DSP 处理能力和嵌入式微控制能力, 设计实现高精度的 SOC 估算算法, 并提供良好的人机交互界面实现对电池高效精确的监测和管理。

1 系统组成及功能

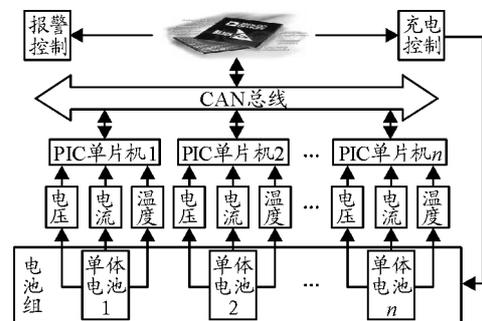


图 1 电池管理系统架构图

本电池管理系统由 BF533 DSP 处理器作为上

收稿日期: 2011-08-18; 修回日期: 2011-08-29

基金项目: 第三批教育部“大学生创新性实验计划”项目“基于 Blackfin DSP 的锂电池管理系统设计”(101053028)

作者简介: 陈任(1990—), 男, 湖南人, 本科, 从事自动化研究。

位机, 实现锂电池数据接收、SOC 软件算法、锂电池参数及报警界面显示, 由 PIC16F877A 单片机作为下位机, 实现电池电压、电流、温度的数据采集和自动保护控制, 由分别存在于上位机和下位机 MCP2515 控制器实现 CAN 总线通信。系统架构如图 1。

2 系统硬件设计

2.1 电压采集模块设计

电压采集电路通过控制相应继电器的闭合而选择测量某节锂电池的电压。对锂电池电压进行采样保持后, 送入 PIC16F877A 的 10 位精度 A/D 采样端口。实验测量, 下位机实现的电压采集误差为 0.01 V。

2.2 电流采集模块设计

笔者采用 ACS712ELCTR-05B-T 电流传感器搭建电流采集及调理电路, 将电池组的放电回路和充电回路中的电流分别转化为电压信号, 再通过采样保持电路送入 A/D 端口, 获得电压的数值。最后根据芯片数据手册提供的电压与电流的线性对应关系折算成充放电回路的电流。

2.3 温度采集模块设计

利用 DALLAS(达拉斯)公司生产的 DS18B20 数字温度传感器测量电池在充放电过程中的实时温度。DS18B20 作为 1-wire 温度传感器, 适合多点采集, 便于对多个电池组温度进行采集而无需占用多余的 I/O 口资源。

2.4 均衡充放电保护模块设计

锂电池充电和放电的性能将严重影响到锂电的使用寿命和 SOC 的估计精度。笔者采用非能量耗散型双向可逆 DC/DC 动态均衡方法, 双向可逆 DC/DC 动态均衡法是利用 DC/DC 变换器在相邻 2 个单体电池间建立能量转移的双向通道, 相邻单体电池间能量均衡也就保证了整组电池的能量均衡, 实现了对电池充放电的保护。

2.5 CAN 总线通信模块设计

将 Microchip 公司的 MCP2515 CAN 总线控制器和 CAN 总线收发器 SN65HVD230 用以搭建上位机和下位机的 CAN 通信模块, 实现上位机与下位机间的数据通信。

2.6 预警模块设计

一个智能的电池管理系统不仅要具有直观的数

据和状态信息, 还需有声光报警信息。本电池管理系统使用的是预警模式, 系统分别设定了放电和充电的二级报警门限。当电池放电到第一门限时, 将出现弹出警示窗口, 并同时发出警示声音; 当达到第二警示门限, 会弹出警示窗口, 发出警示声音, 同时系统自动阻止电池继续放电, 进入保护状态, 并定时重复发出警示声音。当电池充满时, 系统也会弹出警示窗口, 发出警示声音, 并切断充电回路以防止电池过冲。

3 软件设计

3.1 SOC 估算算法分析

电池的 SOC 值即为电池剩余电量与额定电量的比值, SOC 值的估算是电池管理控制的重要问题, 直接决定系统性能的好坏。但由于其高度的非线性, 而且随着电池的使用寿命而变化等因素, 给 SOC 值的计算带来很大不便。目前国内外对 SOC 值的估算方法^[2-3]主要有: 安时(Ah)计量法、开路电压法、卡尔曼滤波法、模糊推理和神经网络法等。其中神经网络(artificial neural network, ANN)法具有逼近多输入输出参数函数的特点^[4], 可以估计电池在不同放电状态下电池所能够放出的容量。

目前用得最广泛的误差反向传播神经网络(back propagation network, BP 网络)^[5-6], 其两层神经网络结构模型如图 2, 一般由输入层、隐含层、输出层组成, 通过对样本的“学习和训练”模拟预测输出。学习过程主要是对权值和阈值的调整, 训练主要是对学习后的网络进行传播和误差输出计算, 并判断是否继续学习。但 BP 算法具有计算量大、收敛速度慢、容易陷入局部极小点的缺点。为此, 很多文献对其进行了改进, 比如文献[7]利用遗传算法(genetic algorithm, GA)的快速全局搜索能力, 提出了 BP 神经网络与 GA 遗传算法相结合的 GA-BP 算法, 提高了 SOC 值的预测精度, 但由于 GA 算法不能把预测误差较大的 BP 神经网络优化为能够准确预测的 BP 神经网络^[8], 且系统中的反馈信息没有利用, 往往导致无谓的冗余迭代, 求解效率低。而蚂蚁算法通过信息素的累积和更新而收敛于最优路径, 具有分布、并行、全局收敛能力, 但缺点是初期信息素匮乏、算法速度慢。基于 2 种算法的优缺点, 形成优势互补, 将 GA 算法和蚂蚁(ann algorithm, AA)算法融合成 GAAA 算法^[9], 此笔者提出了一种 GAAA 算法优化 BP 神经网络的算法。

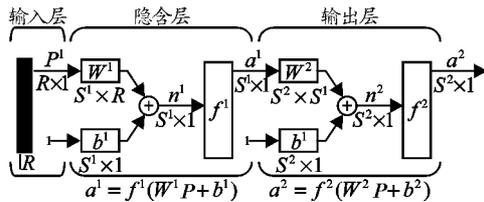


图 2 两层 BP 神经网络模型

GAAA 算法用来优化 BP 网络的权值，其思想是首先利用 GA 算法的随机搜索、快速性、全局收敛机制产生权值的较优解，然后利用蚂蚁算法的并行性、高求解效率得到权值的最优值。在此 GA 算法主要采用启发式算法寻找较优值，其搜索过程模仿生物的进化过程，通过个体的适应度选择新一代群体，并通过染色体交叉、变异来完成。蚂蚁算法的基本思想是：在给定点，一只蚂蚁要在不同的路径中选择，则那些被先行蚂蚁大量选择的路径（信息素越大）被选中的概率越大，信息素越大意味着路径越

短，也意味着找到了一个更好的解。在此采用最大-最小蚂蚁系统算法 (max-min ant system, MMAS)，为了与 GA 算法相结合，对信息素的初始设置和更新作如下处理：

1) 信息素的初值设置为：

$$\tau_s = \tau_c + \tau_G \quad (1)$$

其中 τ_c 是 MMAS 算法中的信息素最小值； τ_G 是 GA 算法求解结果转换的信息素。

2) 信息素更新模型，一周中只有最短路径的蚂蚁的信息素增加，而所有路径的轨迹更新方程为：

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \sum \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (2)$$

其中 $\tau_{ij}(t)$ 为路径 (i,j) 在 t 时刻的信息素轨迹强度； $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在路径 (i,j) 的单位长度轨迹信息素； ρ 为轨迹的持久性， $0 \leq \rho < 1$ 。

GAAA 算法优化 BP 算法的流程如图 3。

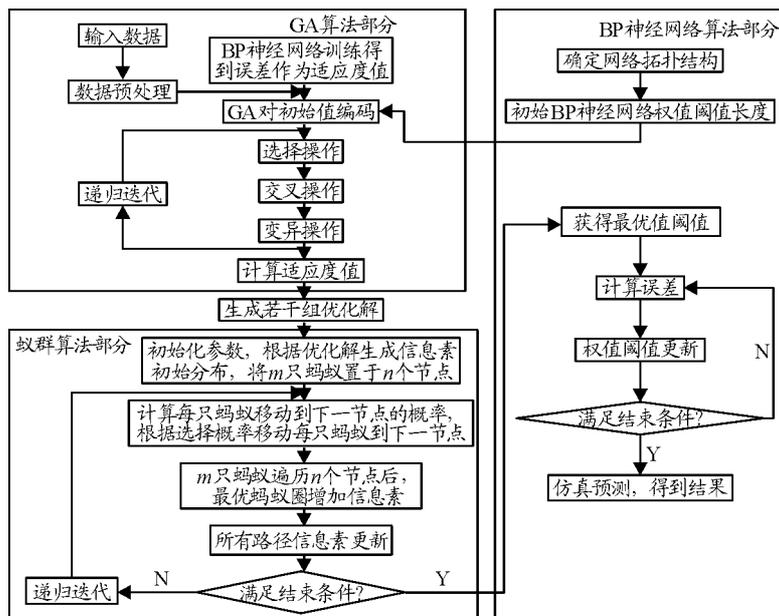


图 3 GAAA 算法优化 BP 算法流程图

影响 SOC 值的因素主要有电池工作电流、温度、电压、使用寿命等。定义电池的健康度为电池充电后的初始电量和新电池初始电量的比^[10]。根据文献[11]中的安时模型具有网络训练时间短、网络规模小和很好的估计性能，所以笔者将所有时刻的电流进行积分处理，将安时积分值也作为模型的输入，得到安时模型。将上述参量即工作电流、温度、电压、安时积分值、健康度作为 BP 神经网络的输入变量，SOC 值作为输出变量。为保证训练样本数据的准确性，使锂电池在不同的健康度下达到满充

的工作状态后，通过放电提取训练样本数据。

由于总共有 5 个输入变量和 1 个输出变量，所以选择输入和输出节点数分别为 5 和 1。对于隐层节点数的确定，笔者采用基于黄金优选方法^[12]来进行确定，若输入层和输出层的节点数分别为 M 和 N ，理想的隐含层节点数 L 一般在如下范围内选取：

$$a = \frac{M+N}{2} \leq L \leq (M+N)+10 = b \quad (3)$$

再在实验的基础上，笔者选择隐层节点数为 16，同时选择激励函数为 Sigmoid 函数，学习算法

采用 LM 方法。权值阈值的适应度函数采用预测输出和期望输出之间的误差绝对值。通过在 Matlab 环境下编程实现。将健康度分别处于 93.5%、85.0%、73.5%、62.5%、50.0%、42.5%、35.0% 的放电数据作为训练样本值, 分别利用 GA-BP 算法和 GAAA-BP 算法进行训练, 误差变化曲线如图 4、5, 由训练迭代次数知 GAAA-BP 算法比 GA-BP 算法具有更快的运算速度。将健康度为 78.5% 的放电数据放入训练后的网络进行仿真, 得到 SOC 估计值与实测值曲线图如图 6, 其相应的误差曲线如图 7。可见, GAAA-BP 算法具有更高的精度。由实验结果可知, 采用 GAAA-BP 算法能提高 SOC 估计的运算速度和精度。

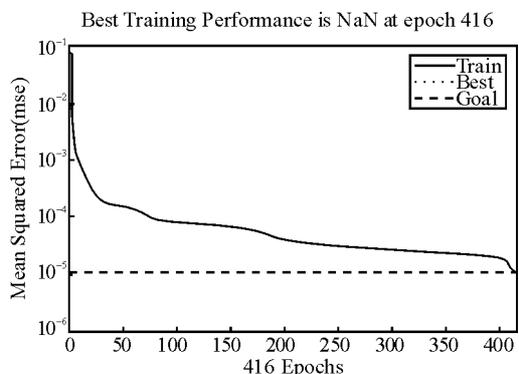


图 4 GA-BP 算法训练误差变化曲线

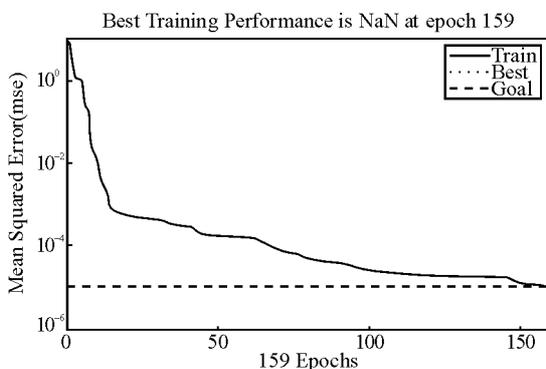


图 5 GAAA-BP 算法训练误差变化曲线图

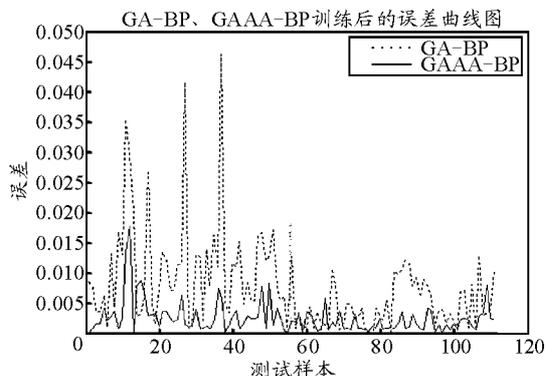


图 6 2 种算法误差曲线对比图

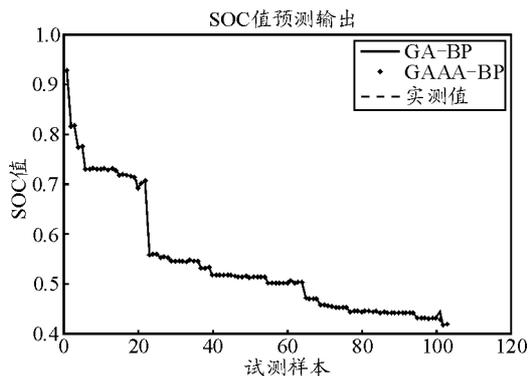


图 7 2 种算法对 SOC 值预测对比图

3.2 系统程序设计

对于上位机主要实现界面初始化、CAN 总线数据接收、SOC 算法执行、参数显示、发送电池保护指令等功能, 其软件设计流程如图 8。下位机实现数据采集、电池保护操作的执行等功能, 其软件设计流程如图 9。

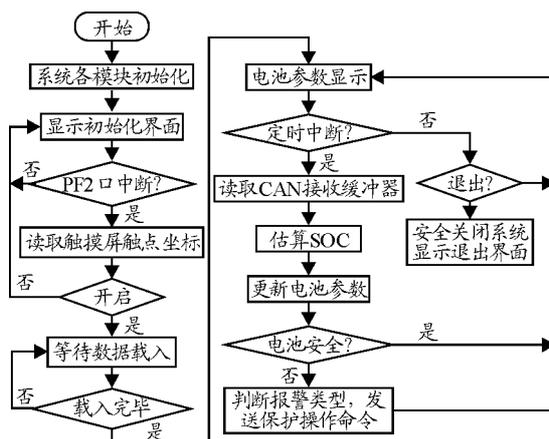


图 8 上位机系统程序流程图

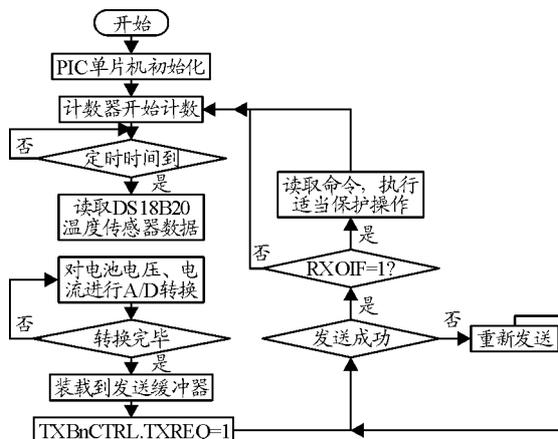


图 9 下位机程序流程图

下位机作为数据采集模块需要将采集到的数据通过 CAN 总线发送给 BF533 处理, 实现该功能的程序流程图如图 10。

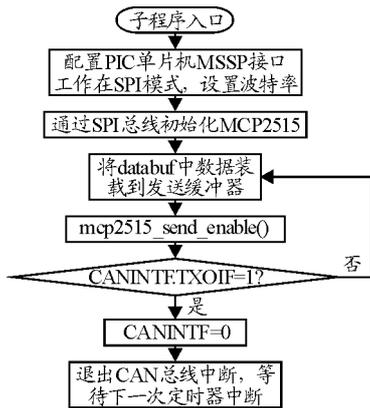


图 10 CAN 总线通信程序流程图

笔者采用 BF533 平台的触摸屏实现系统的人机交互控制, 很方便地对电池性能进行实时监测, 其显示界面如图 11。

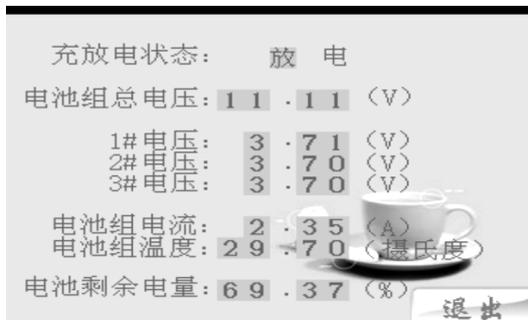


图 11 上位机界面显示

4 结论

笔者设计的基于 Blacfin 的电池管理系统模块结构清晰, CAN 总线的采用保证了较好的扩展性, 便于应用在电池组数量较多的电动汽车等大功率用电设备上。经实验验证, 系统下位机能准确的采集电池电压、电流、温度信息, 并发送给上位机。系

统上位机能成功地实现数据准确无误接收、SOC 估算、电池数据及报警界面的显示、电池保护指令发送等功能。笔者提出的基于 GAAA 算法优化 BP 神经网络的 SOC 值估算方法比基于遗传算法的 BP 神经网络算法具有更高的 SOC 估算精度和更快的运算速度。

参考文献:

- [1] 何莉萍, 赵曦, 丁舟波, 等. 基于 DSP 的电动汽车电池管理系统的设计[J]. 湖南大学学报, 2009, 36(5): 33.
- [2] 邓文莲, 徐鸣谦, 沈勇. 电动车用 Ni-MH 电池 SOC 预测方法的探讨[J]. 通信电源技术, 2004, 21(4): 33-36.
- [3] 薛建军, 唐致远, 刘建华. 神经网络法预测 Ni-MH 蓄电池容量[J]. 电源技术, 2003, 27(3): 305-307.
- [4] 李孝安, 张晓贵. 神经网络与神经计算机导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1994: 34-40.
- [5] 王英健, 刁雪莲, 唐贤琪. 神经网络法预测 MH-Ni 蓄电池容量[J]. 电源技术, 2003, 27(3): 305-307.
- [6] 邓超, 史鹏飞. 基于神经网络的 MH/Ni 电池剩余容量预测[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(11): 1405-1408.
- [7] 张庆. 电动汽车动力电池剩余容量的预测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2009.
- [8] Matlab 中文论坛. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- [9] 李士勇, 等. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2004.
- [10] 翁桂荣, 汪一鸣, 周江, 等. 电动车电量测试及其分析[J]. 测控技术, 2002: 21(12): 11-16.
- [11] 雷肖, 陈清泉, 刘开培. 电动车电池 SOC 估计的径向基函数神经网络方法[J]. 电工技术学报, 2008, 23(5): 81-87.
- [12] 夏克文, 宋建平, 李昌彪. 前向神经网络隐含层算法[J]. 计算机科学, 2005, 32(10): 143-145.