

18650 型锂电池荷电状态的估计

杨冬进, 娄建安

(军械工程学院 电工电子实验中心, 石家庄 050003)

摘要: 锂电池状态的准确估计, 能够延长电池的使用寿命和减少安全事故的发生; 为提高 BP 神经网络估计锂电池荷电状态的精度, 提出一种使遗传粒子群算法有目的性的优化 BP 神经网络初始权值的改进方法; 该算法引入 K 均值算法优化遗传粒子群算法初始粒子分布的随机性带来的误差问题, 寻找 BP 神经网络算法初始权值的权重分配与输出误差的关系, 在遗传粒子群算法随机产生的粒子群中进行最优粒子群选优, 以降低误差; 通过对采集到的 18650 型锂电池的充放电数据和未改进遗传粒子群算法优化的 BP 神经网络训练产生的 200 组 BP 神经网络的初始权值数据的研究分析, 得到具有锂电池特性的 BP 神经网络的初始权值特征公式; 并用 MATLAB 和 FPGA 联合仿真验证了改进 BP 神经网络方法的可行性; 该方法也优化了遗传粒子群算法, 减小了初值不确定带来的误差。

关键词: 锂电池; 荷电状态; 神经网络; k-均值; 联合仿真

SOC Estimation of 18650 Lithium Battery

Yang Dongjin, Lou Jianan

(Electrical and Electronic Experiment Center, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003 China)

Abstract: The accurate estimation of the lithium battery's state can prolong the service life of the battery and reduce the occurrence of safety accidents. In order to improve the accuracy of back propagation (BP) neural network to estimate the state of charged (SOC), an improved method is proposed to optimize the initial weights of BP neural networks by using genetic particle swarm optimization algorithm (GA-PSO). The K-means algorithm is introduced to optimize the error caused by the randomness of the initial particle distribution in the genetic particle swarm algorithm, and seeks the relationship between the initial weights and the output error of the BP neural network algorithm, the optimal particle swarm optimization is carried out in the particle swarm generated by the genetic particle swarm optimization algorithm, which can reduce the error. According to the analysis of the charging and discharging data of the 18650 lithium battery and the 200 sets of data is produced by the BP neural network training that is optimized by the original genetic particle swarm optimization algorithm. Then the initial weight characteristic formula of BP neural network with lithium battery characteristics is obtained. And the feasibility of the improved BP neural network method is verified by the cosimulation of MATLAB and FPGA. The method also optimizes the GA-PSO, and reduces the error caused by the uncertainty of initial values.

Keywords: lithium battery; SOC; neural network; K-means; cosimulation

0 引言

BP 神经网络预测算法的改进方法, 大部分都是针对 BP 神经网络算法初始输入权值如何给定的改进方法, 比如遗传算法、狼群算法、量子粒子群算法等^[1-2]。分析已有的改进算法可知, 初始权值的改进算法本身也存在初始值随机给定的问题。文中提出一种针对这类初始值不确定算法的改进方法, 以系统输出误差为评价指标, 用 K-means 算法将原有算法优化后的信息数据集进行分类。分析各类别聚集中心的特征, 将误差最低的聚集中心特征转化为公式, 将该特征公式融入原有优化算法, 以小误差输出作为条件, 选定需要改进算法的初始值。文中将该方法运用于遗传粒子群算法, 用来改进 BP 神经网络法估计 18650 型号锂电池的荷电状态。

1 锂电池荷电状态的估计

1.1 K 均值聚类法

K-means 算法是一种聚类分析方法, 该算法简单、收敛速度快, 广泛应用于处理中小数据集, 但其结果对初始聚类中心敏感。其原理是在 n 个数据点中找出 k 个聚类中心 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$ 。使以 C 为聚类中心的点 x_i 与 C 的平方距离和被最小化 (误差 z), 也即 z 收敛^[3]。基本的 K-means 算法 K 的大小和聚类中心的给定无固定方法, 但结果受初始条件的影响很大。目前对其的改进方法可以分为最大最小距离的多中心聚类算法、密度聚类算法、划分聚类算法等^[4]。本文根据已有的改进算法, 采取根据数据的几何图形分布和密度大小综合考量的初始值选取办法^[5]。 K 的取值由数据分布图的形状和取值范围决定, 聚类中心由数据分布的密度大小决定, 改进算法步骤如下^[6]:

1) 初始化。数据的等量化处理, 设定迭代次数和误差变化阈值, 由数据分布图形给定 k 值, 并由密度大小决定聚类中心 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$ 。

2) 分配 x_{ij} 。利用公式 (1) 计算样本到聚类中心的距离, 使样本 x_{ij} 找到离它最近的聚类中心 C 进行分类。

收稿日期: 2017-08-11; 修回日期: 2017-08-30。

作者简介: 杨冬进 (1991-), 男, 四川绵阳人, 硕士研究生, 主要从事电气测试技术与智能系统方向的研究。

娄建安 (1967-), 男, 河北石家庄人, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事电气测试技术与智能系统及硬件演化方向的研究。

$$d(x_{ij}, c_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^K |x_{ij} - c_i|} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

3) 计算新分类中心与上一次分类中心距离总和的变化值 z , 如公式 (2) 所示:

$$z = \sum_j \sum_i^k (d(x_{ij}, c_i)) - \sum_j \sum_i^k (d(x_{ij}, c_i)) \quad (2)$$

4) 修正。通过距离变化 z 的大小判定是否更新聚类中心 C , 若 z 值小于给定误差变化阈值, 则不修正, 反之修正。

5) 停止运算。运算直到距离变化值 z 的大小等于给定阈值或迭代次数等于设定值, 输出最新聚类中心, 否则转到 (2) 继续运算。

1.2 BP 神经网络参数优化分析及改进

遗传粒子群算法是在粒子群算法的基础上引入遗传算法当中的交叉、变异算子以加速种群的进化, 实现全局寻优的目的^[7-8]。由于初始权值和阈值对 BP 神经网络算法的输出结果影响很大, 采用 GA-PSO 算法优化选取 BP 神经网络的初始权值和阈值。文中实验证明, 虽然优化后的初始权值和阈值使 BP 神经网络输出误差减小, 但误差较大的输出结果占比仍然较大。改进后的 GA-PSO 算法具有粒子群算法的快速收敛特点和遗传算法的全局选优的特点, 并添加 K-means 算法分类得到数据特征公式的评价条件, 使遗传粒子群算法的优化目标性更强^[9], 将改进后的 GA-PSO 算法运用于 BP 神经网络, 其计算流程如图 1。综合考虑算法的速率, 采用平均绝对误差 (MAE) 作为特征公式, 即进行两次不同对象的 MAE 判断。第二次的 MAE 判断是将得到的初始权值占比信息带入特征 MAE 公式, 满足则优化结束, 否则继续迭代。

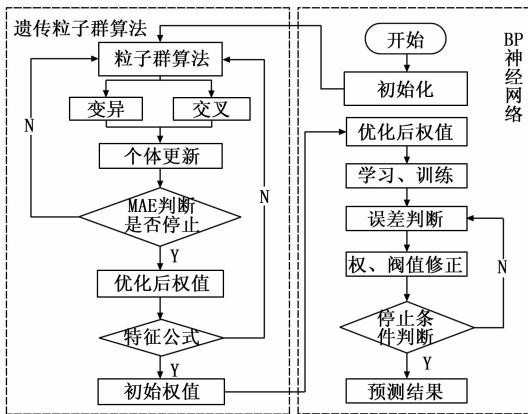


图 1 改进后 BP 神经网络的算法流程

2 实验及数据采集

2.1 锂电池充放电实验及数据采集

锂电池状态的检测, 可通过寻找电压、电流、内阻等参数与 SOC 的关系间接得到。标准松下 18650 型号锂电池, 容量 $C=3\ 400\ \text{mAh}$, 最大工作电压 $U_{\max}=4.2\ \text{V}$, 最小工作电压 $U_{\min}=2.8\ \text{V}$, 室温内阻在 $35\sim 40\ \text{m}\Omega$ 之间。文中运用艾德克斯 (ITECH) IT-B1004 电池充放电测试系统对松下 18650 型号锂电池进行充放电测试。使用日置 BT3563 电池测试仪对电压、电阻等动态参数进行测量。根据国标 QC-T743, 采用恒压充电方式, 当电流为充电电流的 $1/10$ 时停止充电; 放电方

式为恒流放电, 当电压低于最低工作电压时停止放电。每次充放电结束后, 电池放置一个小时以上进行下次实验。

根据文中的设计, 在室温 ($20\ \text{C}$) 条件下, 用 $0.2\ \text{C}$ 、 $1/3\ \text{C}$ 、 $0.5\ \text{C}$ 、 $0.8\ \text{C}$ 的充放电倍率进行试验数据的采集。在已采集的数据中, 均匀选取不同放电倍率的 400 组放电试验数据作为 BP 神经网络的训练数据, 任意选取 20 组数据作为预测数据。BP 神经网络结构由电压、电流、内阻 3 个输入层结点, 7 个隐含层结点, 一个 SOC 输出层结点组成。在 Matlab 中建立以锂电池基本参数估计荷电状态 (SOC) 的 BP 神经网络, 该网络初始权值和阈值由遗传粒子群算法优化得到^[10]。

2.2 遗传粒子群优化权值的采集

由于遗传粒子群算法的初始粒子群随意给定, 导致每次优化的结果根据初始值的改变而发生变化, 而不同的优化值决定着 BP 神经网络输出的不同结果。根据上文设计的 3-7-1 的 BP 神经网络可知输入层到隐含层的初始权值一共 21 个。BP 神经网络的权值改变的目的是使输出值误差最小, 该网络中的权值大小不具有特定的意义, 但加权算法本身的含义是权值的不同分配代表不同因素对系统的影响程度不同^[11], 所以 BP 神经网络隐含层权值的大小代表不同的输入层结点对隐含层的影响程度不同^[12]。则权值越大代表上一层对下一层的影响越大。设定 BP 神经网络的权值变化范围为 $[0\ 1]$, 最大迭代次数 $G_{\max}=50$, 种群规模 $N=100$, 局部粒子判定阈值 $CNT=5$, 惰性粒子判定阈值 $h=0.5$, 加速因子 $c1=c2=2$, 惯性权重因子 $\omega=0.8$, 初始变异率 $Pc=0.2$, 初始交叉率 $Pm=0.4$ 。在本系统中, 输入层各节点的权值的大小代表着电压、电流、内阻对锂电池 SOC 的影响程度。对 BP 神经网络进行 200 次仿真, 得到 200 组优化后的初始权值, 对每组数据的输入层各节点权值进行累加处理, 并计算出输入层各节点总权值与该组权值总和的比值, 即计算出每个输入层节点对隐含层的影响程度。结合每组数据所对应的 BP 神经网络输出误差, 将数据信息总结见表 1。

表 1 200 组 GA-PSO 优化初始权值占比

U	I	R	$ERROR$
0.362	0.288	0.350	0.052
0.263	0.383	0.354	0.035
0.347	0.398	0.255	0.068
0.318	0.261	0.421	0.038
0.304	0.387	0.308	0.059
0.267	0.290	0.443	0.045
0.216	0.397	0.387	0.038
...
...
0.334	0.334	0.332	0.051

表 1 中最后一组数据是 200 组数据对应的平均值。可知, 各输入层结点的权值占比大小相同, 都为 0.33, 误差为 5% 左右。通过观察实验数据可以发现, 各输入节点权值的占比不同, 误差结果就存在差异。在 200 组数据中误差大于 5% 的数据组占比为 15% 左右, 仍然较大, 对于 BP 神经网络预测结果仍存在较大影响。

3 实验数据的分析及验证

3.1 数据分析

对实验得到 200 组初始权值信息，采用 K-means 算法分别对电压、电流、内阻与误差的关系进行分类^[13]。K-means 算法的基本原理是根据数据点与初始数据的距离进行分类，所以将误差数据扩大 10 倍，即将数据分布图横向扩大 10 倍，使横纵坐标在一个数量级上对数据进行分类分析，减小数量级差别带来的影响。200 组优化后的初始权值数据的误差几何分布位于 0.2~0.7 之间，并且形状类似长方形，则将几何图形等面积分成 5 份，即 $K=5$ 。从几何图形密度的分布计算可得密度大的聚类中心多，密度小的聚类中心小。由于文中目的是寻找误差与权值的关系，聚类中心的纵坐标选取权值信息的平均值。初始聚类中心为 (0.3 0.33)，(0.36 0.33)，(0.42 0.33)，(0.5 0.33)，(0.6 0.33)。电压权值占比的分类结果如图 2，图中圆圈代表分类中心，经过 K-means 算法分类后，不同的类别由不同的图标表示，如图中 K-means 聚集结果所示。电压权值占比分类后的中心为 (0.31 0.32)，(0.37 0.39)，(0.39 0.28)，(0.48 0.36)，(0.66 0.33)，可知误差最小的一类电压的占比为 0.32。即设定每次优化后的电压初始权值占比应该接近 0.32，以期减少输出误差。

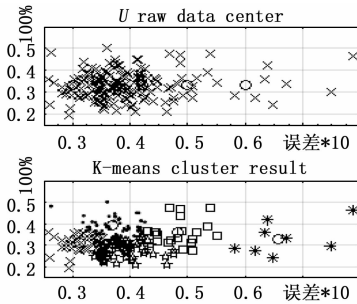


图 2 电压权值占比的分类

同理电流权值占比经过 K-means 算法分类后的中心为 (0.32 0.29)，(0.36 0.40)，(0.39 0.31)，(0.47 0.33)，(0.66 0.35)，如图 3。可得误差最小的电流初始权值占比为 0.29。对比其他聚类中心可知电流权值大的误差也大，故设定电流初始权值占比接近 0.29，且不大于 0.3。

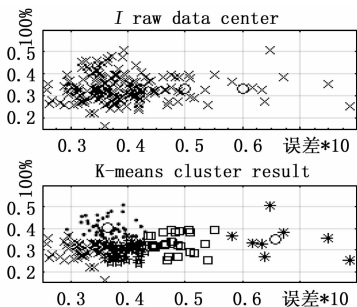


图 3 电流权值占比的分类

内阻初始权值占比与误差的聚类分析如图 4，分类后的中心为 (0.32 0.37)，(0.41 0.39)，(0.36 0.28)，(0.49 0.29)，(0.65 0.32)。误差最小的内阻占比为 0.37，即设定优化内阻初始权值占比为 0.37。

由以上分析可得锂电池 BP 神经网络改进参数优化算法的

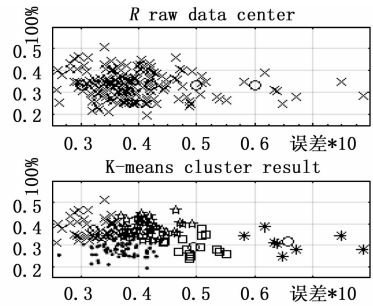


图 4 内阻权值的分类

特征公式：

$$E = \frac{1}{3} [(x_U - e_U) + (x_I - e_I) + (x_R - e_R)] \quad (3)$$

其中： E 为平均误差，当 $E \leq 0.01$ 为结束条件；经过以上聚类分析得电压权值占比 $e_U = 0.32$ ，电流权值占比 $e_I = 0.29$ ，内阻权值占比 $e_R = 0.37$ 。将该公式代入遗传粒子群算法的参数优化中，考虑运算速度，设定迭代次数，以提高速率。

3.2 算法验证

将经过改进的遗传粒子群优化算法进行预测仿真，采集 20 次的仿真结果，见表 2。BP 神经网络的参数设置不变，特征公式电压权值占比 0.32，电流权值占比 0.29，内阻权值占比 0.37。并设定特征公式循环次数为 20，域值为 0.01，运算中满足两者中任意条件即运算结束。

表 2 改进后权值信息占比

U	I	R	$ERROR$	U	I	R	$ERROR$
0.322	0.257	0.421	0.031	0.410	0.223	0.367	0.033
0.363	0.292	0.345	0.031	0.294	0.270	0.436	0.028
0.324	0.271	0.405	0.028	0.341	0.281	0.378	0.027
0.351	0.323	0.326	0.032	0.336	0.336	0.328	0.034
0.340	0.287	0.372	0.042	0.355	0.286	0.359	0.035
0.367	0.272	0.361	0.032	0.308	0.342	0.350	0.029
0.332	0.303	0.365	0.038	0.329	0.323	0.348	0.029
0.367	0.272	0.361	0.032	0.322	0.273	0.405	0.047
0.290	0.257	0.453	0.029	0.367	0.272	0.361	0.032
0.385	0.282	0.334	0.033	0.341	0.281	0.378	0.027

将改进后算法仿真得到的 20 组数据取均值见表 3，得到改进后的遗传粒子群算法的输出权值占比分配实际为电压占比 0.342，电流占比 0.285，内阻占比 0.373，此时的误差约为 3% 左右。可以看出具有特征的优化权值误差减小，并且出现大于 5% 的输出误差减少。

表 3 优化后权值信息占比均值

U	I	R	$ERROR$
0.342	0.285	0.373	0.032

4 BP 神经网络联合仿真的实现

4.1 BP 神经网络系统的建立

以前文设计的 BP 神经网络为依据，在 Matlab/Simulink 的 DSP Builder 中建立 BP 神经网络，将其转化为 VHDL 文件在 FPGA 中建立预测锂电池 SOC 的 BP 神经网络系统，并通过 Modelsim 进行仿真，验证算法的准确性^[14]。在 Simulink 中

根据 BP 神经网络的结构建立的测试模块如图 5 所示, 由于节点数较少, 则隐含层激励函数 sigmoid 采用泰勒级数展开式的方法。VHDL 文件在 FPGA 中编译后生成的 BP 网络 RTL 视图如图 6, 其内部基本结构与图 5 相似。其中的 adda 模块是分频模块, 用于产生外部 AD 采集电路的时钟信号。

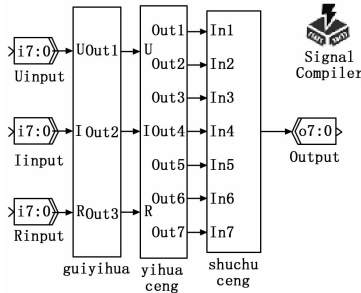


图 5 BP 网络 DSP Builder 原理图

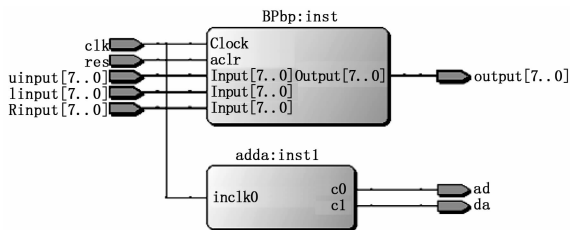


图 6 BP 网络 RTL 视图

4.2 仿真

随机选取一组经过特征公式优化后的初始权值输入已建立的 BP 神经网络系统, 其中隐含层电压节点权值向量 $W_1 = (0.276 \ 0.971 \ 0.639 \ 0.749 \ 0.179 \ 0.430 \ 0.506)$, 隐含层电流节点权值向量 $W_2 = (0.804 \ 0.037 \ 0.131 \ 0.903 \ 0.24 \ 0.832 \ 0.141)$, 隐含层内阻节点权值向量 $W_3 = (0.735 \ 0.772 \ 0.382 \ 0.149 \ 0.596 \ 0.613 \ 0.913)$, 隐含层阈值向量 $B_1 = (0.532 \ 0.903 \ 0.243 \ 0.138 \ 0.927 \ 0.636 \ 0.508)$, 输出层权值向量 $W_4 = (0.404 \ 0.221 \ 0.516 \ 0.079 \ 0.267 \ 0.456 \ 0.414)$, 输出层阈值向量 $B_2 = (0.192)$ 。将具有特征权值信息的 BP 神经网络逻辑模块, 通过 FPGA 转化为 Modelsim 仿真文件^[15]。设置输入波形以及系统时钟信号, 且时钟上升沿触发导通, adda 模块输出 4 分频和 8 分频, 仿真波形如图 7 所示。

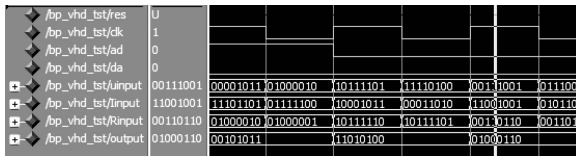


图 7 Modelsim 仿真波形

图 7 中图标所在位置的电压大小为 00111001, 电流大小为 11001001, 内阻大小为 00110110, 输出 SOC 大小为 01000110。根据归一化原理将数据转化为十进制数据。电压大小为 3.11V, 电流大小为 2.28A, 内阻大小为 36.45 mΩ, 输出 SOC 大小为 0.274, 而在 MATLAB 中的 SOC 仿真输出为 0.281, 即两者误差很小。从图 7 中采集多组数据进行分析见表 4, 表中 SOC1 是 Modelsim 输出, SOC2 是 MATLAB 仿真输出。从误差大小可得该方法能够实现实际的 SOC 估计。

表 4 仿真结果对比

U/V	I/A	R/mΩ	SOC1	SOC2	ERROR/%
3.74	1.98	38.37	0.753	0.728	3.4
3.11	2.28	36.45	0.274	0.281	2.5
3.98	1.76	38.95	0.71	0.693	2.4
3.28	1.86	37.75	0.372	0.384	3.1
3.25	1.35	36.5	0.245	0.252	2.8

5 结论

一般的 BP 神经网络的改进方法的改进对象是将 BP 神经网络算法的不足进行修改。文中提出的改进算法的目标是研究对象和 BP 神经网络算法本身, 将研究对象的特征融入算法中, 使改进后的算法即考虑算法本身不足, 又结合研究对象特征的影响。该方法使初始值的选取具有针对性, 使强干扰对结果的影响程度减小。文中通过联合仿真的对比验证, 得到该方法将输出误差减小, 但该方法增加了算法运算时间。虽然通过迭代次数的设定可在一定程度上提高运算速度, 但这仍然是后续研究需要改进的地方。

参考文献:

- [1] 王耀东. 基于改进粒子群算法的 BP 神经网络优化及应用 [D]. 西安: 西安科技大学, 2012. 06.
- [2] Piao C H, Fu W L, Wang J, et al. Estimation of the State of Charge of Ni-MH Battery Pack Based on Artificial Neural Network [A]. Telecommunications Energy Conference Iintelec International [C]. 2009: 1-4.
- [3] 征原, 谢云. 基于划分的聚类个数与初始中心的确定方法 [J]. 计算机技术与发展, 2017, (6).
- [4] 朱建宇. K 均值算法研究及其应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- [5] Zhou W B, Shi Y X. Optimization algorithm of K-means clustering center of selection based on density [J]. Application Research of Computers, 2012, 29 (5): 1726-1728.
- [6] 钱美旋. 基于密度聚类算法的研究与改进 [D]. 福州: 福州大学, 2012.
- [7] 刘开丽. 粒子群优化算法的研究与应用 [D]. 合肥: 安徽大学, 2013.
- [8] 王增红. 18650 动力电池 SOC 的智能估算 [D]. 湘潭: 湘潭大学, 2013.
- [9] 王龙强. K 均值聚类算法初始聚类中心的选取与改进 [D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
- [10] 苟海潞. 基于改进的 BP 神经网络在自相关过程控制中的应用 [D]. 西安: 长安大学, 2016.
- [11] 王刘阳. 文本分类中特征选择与加权算法的研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
- [12] 周志靖, 陈金良, 沈华, 等. 空中交通航空飞行流量优化预测仿真 [J]. 计算机仿真, 2016, (8): 54-57.
- [13] 毕晋芝. 遗传优化的 K 均值聚类算法 [D]. 太原: 太原理工大学, 2010.
- [14] 王旭东, 勒雁霞. MATLAB 及其在 FPGA 中的应用 (第 2 版) [M]. 国防工业出版社, 2008.
- [15] 夏高峰, 薛焱. 基于 MATLAB-Modelsim-ISE/Quartus 的 FPGA 联合开发设计 [J]. 航空电子技术, 2014 (3): 5-11.