

利用免疫进化网络的镍氢电池组荷电状态预测

程博¹, 韩琳², 王军平¹, 曹秉刚¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安工程大学理学院, 710048, 西安)

摘要: 针对电池组建模困难的情况, 利用计算智能算法训练的前馈神经网络来预测荷电状态, 选择电池组放电电流、最小单体电池电压和最小电压的导数, 以及电池组平均温度作为神经网络的输入, 荷电状态为网络的输出. 在训练网络权值时, 为了克服 BP 算法的缺陷, 采用自适应并行免疫进化策略训练网络权值, 在变功率运行工况下, 通过对预测的和实际的荷电状态的比较, 验证了所提出的神经网络预测精度可达到 5%.

关键词: 荷电状态; 免疫进化; 神经网络

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)11-1384-03

State of Charge Estimation for Ni-MH Battery Pack Based on Immune Evolutionary Network

Cheng Bo¹, Han Lin², Wang Junping¹, Cao Binggang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

由于电池荷电状态(SOC)受放电电流、端电压、电池温度、工作时间等多方面因素的影响, 具有高度的非线性特征, 因此造成了电池组的建模困难和 SOC 难以准确预测. 文献[1]中利用恒流放电的数据作为神经网络的训练样本, 针对单体电池, 采用 BP 算法训练前馈网络来预测电池荷电状态, 一般预测误差在 10% 以内. 本文在变功率工况下, 利用计算智能算法训练的前馈神经网络来预测镍氢电池组的荷电状态, 达到了更好的预测精度.

1 输入变量的选择

在串连电池组的放电过程中, 由于每一个单体电池的特性不同, 比如内阻差异, 造成电池组放电过程中各个单体电池的剩余容量不同, 因此需要防止剩余容量最小的电池发生过放电现象. 利用神经网络预测剩余容量时, 输入变量选择电池组放电电流 I 、最小单体电池电压 $V_{\min}$ 、最小电压导数 $dV_{\min}$, 以及电池组的平均温度 T_a .

2 自适应并行免疫进化策略训练

2.1 免疫进化策略

本文采用一种新的自适应并行免疫进化策略 (PIES) 来训练网络权值^[2], 此算法根据抗体抗原亲和度的差异, 将种群分为亲和度较高和较低的 2 个子群, 相应地提出精英克隆算子 (ECO) 和采用超变异算子 (SMO), 然后利用 ECO 的自适应变异操作来提高局部搜索能力, 并通过 SMO 加强种群变异能力, 维持种群的多样性, 即通过功能互补的 2 个算子协作实现种群并行进化.

2.2 抗体编码

神经网络的学习过程是一个复杂的连续参数优化问题, 如果采用二进制编码, 将影响网络的学习精度和算法的运行时间, 因此本文算法采用了实数编码方式, 每个抗体的编码方式如图 1 所示, 抗体的码长则随着隐节点数目的不同而变化.

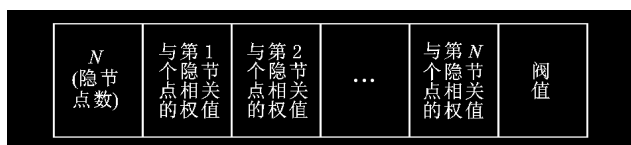


图1 抗体编码形式

3 网络结构和训练参数设置

3.1 适应度函数设计

在神经网络训练过程中,适应度函数的定义非常关键^[3],本文定义了一种新的适应度函数计算式(1),并由式(2)算出每个抗体对应的误差代价函数 E_i ,每个抗体的适应度为

$$F(i) = \frac{1}{e^{E_i} + C} \quad (1)$$

$$E_i = \sum_{t=1}^m \sum_{i=1}^o (Y_i(t) - \bar{Y}_i(t))^2 \quad (2)$$

式中: $Y_i(t)$ 和 $\bar{Y}_i(t)$ 为训练数据 t 在第 i 输出节点的实际输出和期望输出; o 和 m 为输出节点数和输入数据的数目; C 为 $[0,1]$ 之间的常数。

3.2 网络结构

采用3层前馈网络结构形式,第1层为输入层,第3层为输出层,在这2层上采用的是线性激励函数,中间层为隐层,采用 Log-Sigmoid 函数(式中用 L_s 表示)的表达形式为

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

神经网络输出为

$$S_{oc} = W_2 L_s(W_1 X + B_1) + B_2 \quad (4)$$

式中: X 表示输入变量; B_1 和 B_2 分别是隐层和输出层的偏移向量; W_1 和 W_2 是相应的权值矩阵。

本文中神经网络的输入变量为4个,输出变量为 S_{oc} ,因此隐层神经元的数量应该在3~13个范围内。

3.3 数据预处理

在神经网络训练开始前,需要对数据进行预处理,采用以下的归一化公式。

电池组放电电流

$$(I - I_{\min}) / (I_{\max} - I_{\min}) \quad (5)$$

所有单体电池的平均温度

$$(T - T_{\min}) / (T_{\max} - T_{\min}) \quad (6)$$

最小单体电池电压

$$(V_{\min} - V_1) / (V_h - V_1) \quad (7)$$

最小单体电池电压的导数

$$(dV_{\min} - dV_1) / (dV_h - dV_1) \quad (8)$$

3.4 训练参数的设定

利用自适应并行免疫进化策略训练神经网络权值时,算法的参数设置依据参考文献[2],其他网络训练参数设置为学习速率 0.02,最大进化代数 500 代,训练过程的显示设置为每 10 步显示一次,训练误差设定为 10^{-4} 。

4 实验及仿真结果

为了验证利用自适应并行免疫进化策略训练前馈网络预测电池荷电状态的精度,电动汽车运行工况采用了变功率放电方式,当电池放电截止时,进行了8个循环,以第1、3、5、7个循环的放电数据作为训练神经网络的样本对,通过预测第2个循环电池的放电过程来检验网络预测的误差(见图2和图3)。

从图3中可以看出,第2个循环的预测误差大部分均在5%之内,由此说明利用PIES训练的神经网络预测电池荷电状态是有效的,并且精度高于BP算法的训练前馈网络。

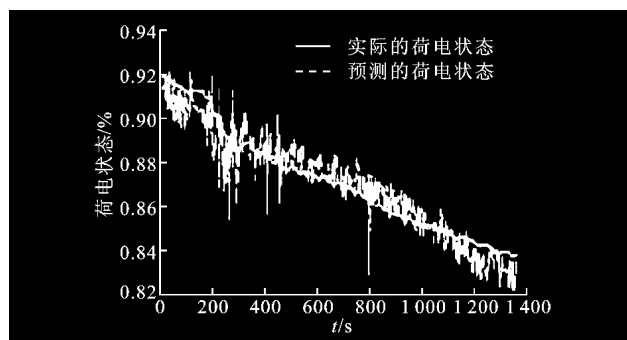


图2 第2个循环荷电状态的预测

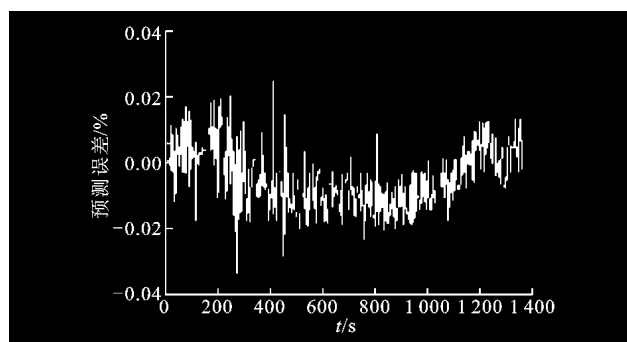


图3 第2个循环荷电状态的预测误差

参考文献:

- [1] 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):1405-1409.
Deng Chao, Shi Pengfei. Prediction of residual capaci-

- ty of MH/Ni batteries based on neural network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2003, 35(11): 1405-1409.
- [2] Cheng Bo, Guo Zhenyu. Adaptive parallel immune evolutionary strategy[C]//Proceedings of the 2006 International Conference on Computational Intelligence and Security. Boston: IEEE Press, 2006: 1221-1225.
- [3] 曹先彬,刘克胜,王煦法. 基于免疫进化规划的多层前馈网络设计[J]. 软件学报,1999, 10(11): 1180-1184.
- Cao Xianbin, Liu Kesheng, Wang Xufa. Multilayer feedforward networks based on immune evolutionary programming[J]. Journal of Software, 1999, 10(11): 1180-1184.

(编辑 管咏梅)