

基于自适应神经网络模糊推理系统的 蓄电池 SOH 预测

李 刚, 谢永成, 李光升, 朱 祺

(装甲兵工程学院 控制工程系, 北京 100072)

摘 要: 针对装甲车辆铅酸蓄电池健康状况影响因素复杂、难以准确预测的特点, 提出了基于自适应神经网络模糊推理系统的蓄电池 SOH 预测模型。在确定模型的输入变量后, 对其进行了 MATLAB 仿真和实测数据验证分析。结果表明, 该模型具有很高的预测精度, 在装甲车辆铅酸蓄电池 SOH 预测上具有很高的实用价值。

关键词: 蓄电池 SOH; 自适应神经网络模糊推理系统; 预测模型; MATLAB

中图分类号: TM912.1

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)22-0082-03

Prediction of battery SOH based on adaptive neural fuzzy inference system

Li Gang, Xie Yongcheng, Li Guangsheng, Zhu Qi

(Department of Control Engineering, Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: There are many factors influence armored vehicles lead-acid battery SOH, so it's hard to predict it accurately. Aiming at this characteristic, the paper puts forward a battery SOH prediction model using the adaptive neural fuzzy inference system. After confirming the input variables, then do the MATLAB simulation and real-time data validation. The result shows the model has a high precision, and it has a high practical value when using in the armored vehicles lead-acid battery SOH prediction.

Key words: battery SOH; ANFIS; prediction model; MATLAB

铅酸蓄电池是一个复杂的电化学系统, 其健康状况 SOH(State of Health)受电解液离子导电性、电解液浓度、蓄电池内阻、自放电特性、环境温度等多种因素影响, 老化失效机理复杂, 很难建立数学模型对蓄电池的 SOH 进行准确预测^[1]。

模糊神经网络技术是目前用于复杂系统测试的有效方法, 它可以建立在对被测对象的不完整或不正确认识的基础上。单一神经网络仅仅是一个黑盒系统, 不能给蓄电池的 SOH 预测提供启发式的知识。单一的模糊预测可以简单实现启发式的知识学习, 但不能得到精确的预测结果。两者的结合成为自适应神经网络模糊推理系统 ANFIS(Adaptive Neural Fuzzy Inference System), 用该系统预测蓄电池 SOH 可以同时具有两者的优点, 实现准确预测^[2]。

1 自适应神经网络模糊推理系统

简单的自适应模糊推理系统有 2 个输入和 1 个输

出, 对于一阶 Sugeno 模糊模型, 其通用的规则由以下两个 if-then 判断分支组成^[3-4]:

规则 1: 如果(x 是 A_1)和(y 是 B_1)则($z_1=p_1x+q_1y+r_1$)

规则 2: 如果(x 是 A_2)和(y 是 B_2)则($z_2=p_2x+q_2y+r_2$)

其中, x 和 y 是输入值, A_i 和 B_i 都是模糊集, z_i 为在模糊规则下论域中的输出值。其余参数是在具体的模型中确定的设计参数。该模型系统结构如图 1 所示。

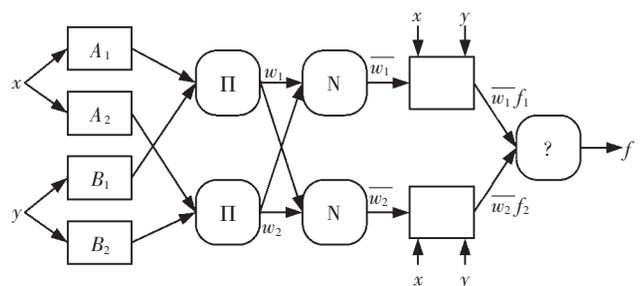


图 1 ANFIS 结构图

技术与方法 Technique and Method

在图 1 所示的五层结构中,第一层全部为自适应节点,每个节点的输出与输入向量的成员隶属度函数相关。第二层为固定节点,仅仅作为一个乘法器,将输入节点隶属度函数加权相乘。第三层也是固定节点,将前一层输出进行正则化处理。第四层为自适应节点,将第三层输出与一阶多项式相乘得到输出。第五层只有一个输出节点,用于将前一层输出加权平均,得到最终预测结果。在第二层和第四层需要确定相关的权值参数,一旦最优参数被确定,反向修正阶段开始,在这个阶段动态最优调整预设参数值,并在前向传播过程中计算神经模型系统的输出值。ANFIS 为一种通用的逼近器,在对模糊推理数量不限制的情况下,可以逼近任意非线性函数^[5]。

2 蓄电池 SOH 建模

2.1 模型输入选择

ANFIS 模型存在输入选择和输入空间划分的问题,预测过程可以看做从输入空间到输出空间的一个映射。依靠放电特性对 SOH 进行预测,需要选择可以充分反映蓄电池 SOH 的样本数据作为输入,并为每个输入确定隶属度函数。

对于一组特定的蓄电池,其电池规格、工作温度、自放电特性及电解液浓度在短时间放电过程中是大致恒定的,可以不作为输入选择。蓄电池内阻与 SOH 密切相关,但蓄电池内阻不仅受劣化程度影响,还受其他因素影响,因此不宜作为输入选择。放电电压间的差异可以反映 SOH,但其差值不是常数且放电电压依赖于放电电流,因此也不宜作为输入量。总结比较分析,可以选择输出的能量和放电深度作为模型的输入^[6]。

2.2 蓄电池 SOH 预测模型建模

为了使模型输出能量不受不同个体和型号的影响,首先对输出能量进行归一化处理。以输出能量最高者为参考,每个电池的输出能量与最高输出能量比值为归一化数据样本。对蓄电池 SOH 进行预测建模,得到 Sugeno 模糊推理系统模型,如图 2 所示。

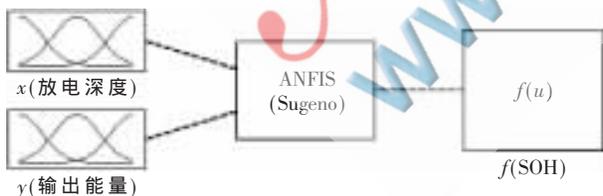


图 2 ANFIS 蓄电池 SOH 模型结构图

确定输入变量后,以蓄电池 SOH 作为输出构造一阶 Sugeno 模糊系统模型,如图 2 所示。对每个输入分别使用 4 个隶属度函数进行训练,训练后对数据进行测试以检验训练后模型。

3 蓄电池 SOH 模型的 MATLAB 仿真

3.1 数据选择

以装甲车辆铅酸蓄电池为例,在实际测试过程中,

由于放电深度和放电终止电压的限制,对蓄电池 SOH 的计算一般采用放电深度为 5%~20% 的短时间部分放电数据。

装甲车辆铅酸蓄电池在使用过程中,随着放电的进行,端电压下降,密度降低,但为防止极板产生硫化而对蓄电池造成损害,密度不能长时间低于 1.11 g/cm^3 。因此装甲车辆铅酸蓄电池的输出能量需保证在一定的范围内。本模型采用输出能量范围为 80%~100% 的短时间测量数据作为 ANFIS 模型的输入。

蓄电池的实际容量可以根据容量计算公式,通过核对性放电测试方法得到。本文对一组某型号装甲车辆铅酸蓄电池进行测试,选择在放电深度为 5%、10%、20% 情况下的 100 组数据对 ANFIS 模型进行仿真。ANFIS 模型的双输入分别为 x (放电深度)和 y (输出能量),单输出为 f (预测容量)。

3.2 模型 MATLAB 仿真

本实验采用的软件为 MATLAB 7.8.0(R2009a),仿真环境为 toolbox 中的 anfisedit 工具。蓄电池 SOH 的 MATLAB 仿真步骤如下^[7]:

(1)在软件主窗口中输入数据 $[x \ y \ f]$ 。

(2)调用 anfisedit 工具载入实际测试数据 $[x \ y \ f]$,以 100 组数据作为训练数据,以 100 组数据中偶数的数据作为测试数据。

(3)生成初始 FIS,结构如图 3 所示,模糊系统有 2 个输入量,1 个输出量,覆盖每个输入量的都是 4 个模糊子集,每一个规则都有 4 个输出,共有 16 个,最终所有模糊子集都被清晰化为 1 个输出量。

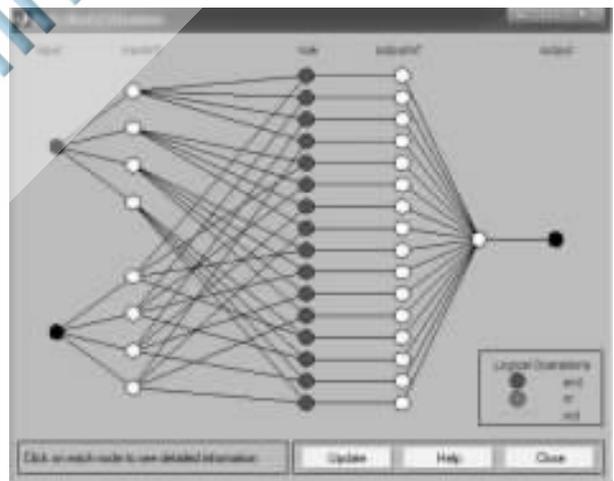
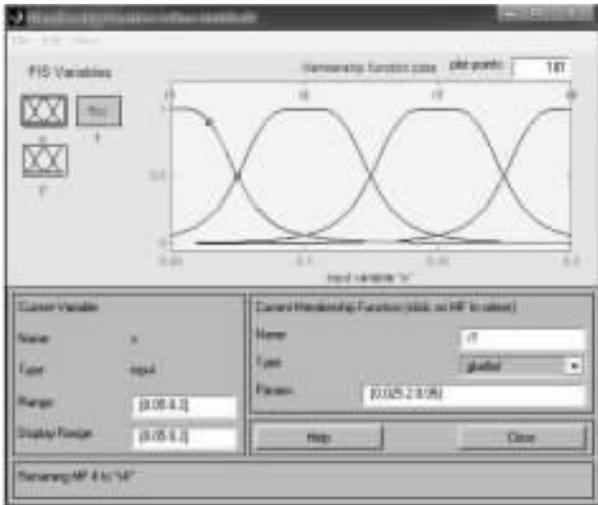


图 3 FIS 系统结构

(4)确定输入量的初始隶属度函数。每个输入有 4 个隶属度函数,采用钟形函数 (gbellmf)^[8]。首先设定 2 个初始钟形隶属度函数的参数分别为 $r1[0.025 \ 2 \ 0.05]$, $r2[0.025 \ 2 \ 0.1]$, $r3[0.025 \ 2 \ 0.15]$, $r4[0.025 \ 2 \ 0.2]$ 及 $er1[0.04167 \ 2 \ 0.75]$, $er2[0.0417 \ 2 \ 0.833]$, $er3[0.0417 \ 2 \ 0.917]$, $er4[0.04167 \ 2 \ 1]$,如图 4 所示。

技术与方法 Technique and Method

图4 输入量 x 初始隶属度函数参数 r_1, r_2, r_3, r_4

(5)对初始 FIS 进行训练。以训练样本数据对模型进行训练, 经过 150 次训练即达到了 0.032 655 的均方根误差, 获得了很好的预测效果, 可知 ANFIS 模型具有很强的非线性映射能力。

(6)输入量隶属度函数经过训练后的变形。输入量 x 和 y 的隶属度函数经过训练后分别得到了改善, 如图 5 所示。

图5 输入量 x 训练后隶属度函数参数 r_1, r_2, r_3, r_4

(7)系统经过数据训练后, 可以通过图 6 所示的模糊规则观测窗查看输入输出量并进行蓄电池 SOH 预测。

4 模型验证及数据分析

利用图 6 所示的模糊规则观测窗, 通过在 5%、10%、20% 不同放电深度 (x) 下测量蓄电池的放电输出能量 (y), 根据仿真得到的 ANFIS 模糊规则模型, 得到预测容量 (f)。实际容量的获取采用核对性放电方法测量。通过预测容量与实测容量的对比来对模型进行验证。在 5%、10%、20% 放电深度下 ANFIS 模型的预测数据与实测数据分别如表 1、表 2、表 3 所示。

通过表 1~表 3 劣化程度模型预测, 发现在 5% 放电

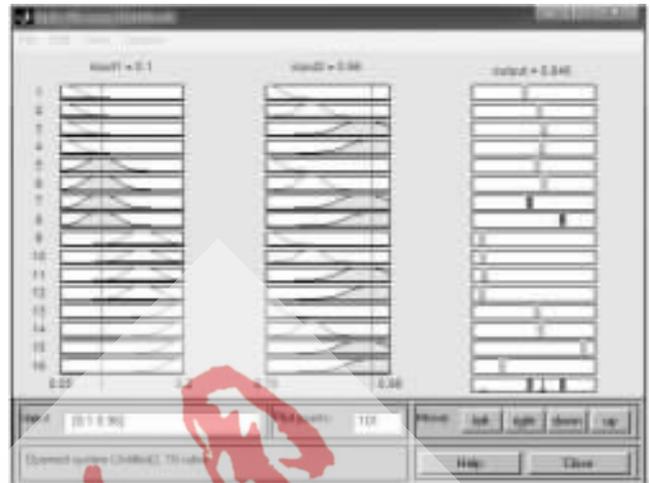


图6 模糊规则观测窗

表1 5%放电深度下 ANFIS 模型预测数据

实测容量/%	82	83	87	89	90	92	94	95	97
预测容量/%	82.1	90.8	87.3	89.7	90.1	95.3	92.2	94.3	95.5
误差/%	0.1	7.8	0.3	0.7	0.1	3.3	1.8	0.7	1.5
均方根	2.95								

表2 10%放电深度下 ANFIS 模型预测数据

实测容量/%	83	84	88	89	92	93	94	97	99
预测容量/%	83	86	92.7	89.5	92	95.6	93.6	92.7	99.2
误差/%	0	2	4.7	0.5	0	2.6	0.4	4.3	0.2
均方根	2.4								

表3 20%放电深度下 ANFIS 模型预测数据

实测容量/%	83	85	87	90	91	92	93	95	97
预测容量/%	83	84.7	85	89.8	93	92.6	90	93	95.6
误差/%	0	0.3	2	0.2	2	0.6	3	2	1.4
均方根	1.614								

深度时, 预测值与实测值的均方根误差为 2.95; 10% 放电深度时, 均方根误差为 2.4; 20% 放电深度时, 均方根误差为 1.614。由此可知, 模型预测的精确度随放电深度的增加而提高, 对装甲车辆铅酸蓄电池 SOH 的预测具有较好的适用性。

针对蓄电池劣化原因复杂的情况, 采用了自适应神经网络模糊推理系统对蓄电池 SOH 进行建模预测, 通过实测数据验证表明, 该系统对蓄电池 SOH 的预测具有很高的准确性, 且随着放电深度的增加, 预测精度逐渐提高。

参考文献

- [1] Xue Jianjun. Prediction of Ni-MH battery capacity by the artificial neural network method[J]. Power Sources, 2003, 27 (3): 305-307.
- [2] PASSINO K M, YURKOVICH S. Fuzzy Control[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 238-241.
- [3] 李彬彬, 陈铁军. 基于自适应神经网络模糊推理的倒立

技术与方法 Technique and Method

- 摆控制[J].微计算机信息,2007,22(8):27-28.
- [4] 陈继光,祝令德,孙立堂.基于自适应神经网络模糊推理的形变数据仿真计算[J].计算机工程与应用,2006,42(16):219-221.
- [5] 马巍.电动汽车铅酸蓄电池特性建模与荷电状态估计[D].西安:长安大学,2009:8-10.
- [6] 江海.蓄电池智能在线监测系统的设计与研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2007:22-28.
- [7] SINGH P, REISNER D E. Fuzzy logic-based state-of-health determination of lead acid batteries[C]. Proc. INTELEC 2002, Montreal, Canada: 583-590.
- [8] 王佳.汽车动力电池 SOC 模糊估计及其在 DSP 上的实现[D].长春:吉林大学,2006:22-23.

(收稿日期:2011-08-29)

作者简介:

李刚,男,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:蓄电池,虚拟仪器。

电子技术应用网
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE
www.ChinaAET.com