

基于一致性估计的车用动力蓄电池组 SOC 修正法

王佳元, 孙泽昌, 魏学哲, 戴海峰

(同济大学 汽车学院, 上海 201804)

摘要: 目前车用动力蓄电池组荷电状态(SOC)的估计方法在应用时都将电池组看作一个整体,而忽略了组中单体电池之间的差异对整组 SOC 估计的影响. 提出一种基于单体电池一致性估计的车用动力蓄电池组 SOC 修正方法. 此方法采用了自适应神经模糊推理系统的基本原理,通过对模糊逻辑规则库的离线自适应训练,构建了可用于车载电池管理系统(BMS)的 SOC 一致性模糊推理系统. 通过仿真或者试验验证表明,该方法能够在电池组 SOC 一致性发生变化的情况下,作出较为准确的判断并结合传统的整组 SOC 估计结果进行修正. 说明通过该方法建立的模糊模型经过神经网络自适应学习后具有较好的泛化能力.

关键词: 荷电状态(SOC)估计; 电池一致性; 模糊神经网络; 动力电池组(TBP)

中图分类号: TK 18

文献标识码: A

An Adaptive Method for Automotive Traction Battery Pack SOC Estimation Based on In-pack Cell Uniformity Condition

WANG Jiayuan, SUN Zechang, WEI Xuezhe, DAI Haifeng

(College of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The current state of charge (SOC) prediction methods for the traction battery pack (TBP) do not take into consideration of the cell uniformity problem which can not be neglected in TBP consisting of dozens or thousands of battery cells with their own characteristics. A new approach for online TBP SOC adjustment is proposed, which combines the traditional and adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) methods. Fuzzy inference system (FIS) is used to adjust the traditional SOC estimation results in the pack in running time. Since the ANFIS is introduced, the training stage of the FIS can be completed offline; the trained knowledge base is appropriate for online application in an embedded system with acceptable computation complexity. The model structure, training method and verification process

are introduced, and the verification result shows good generalization ability of the trained FIS.

Key words: state of charge (SOC) estimation; battery consistence; adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS); traction battery pack (TBP)

随着电动汽车产业化进程的加速以及相关示范运行在国内外广泛开展,动力蓄电池组在电动汽车上成组应用时的问题逐步突出. 通常一套完整的车用动力蓄电池组由几十至上千个单体电芯组成. 近年来的研究表明^[1-3],动力蓄电池在成组应用时的性能与寿命远远不如其中的电池作为单体使用时的状况. 造成这种状况的主要原因是由于单体电芯之间的不一致性. 一方面,对于电池制造而言,一致性是相对的,而不一致是绝对的,由于在生产设备及工艺流程中无法完全消除单体电池的不一致性,并且改善生产设备和工艺流程都需要大量的资金与技术投入,这绝非一个一蹴而就的过程. 因此,单体电池之间的绝对差异是无法消除的. 另一方面,初始的不一致度随着电池在使用过程中连续的充放电循环而累计,可以导致各单体电池状态(荷电状态 SOC、电压等)产生更大的差异;电池组内的使用环境对于各单体电池也不尽相同. 这就导致了单体电池的不一致度在使用过程中逐步放大,从而在某些情况下使某些单体电池性能加速衰减,并最终引发电池组过早失效.

对于以上两方面引发的不一致问题,其解决方案也可从两方面入手. 其一是通过合理的电池分选方法,在电池成组之时就选择一致性相对较好的电芯组成一套系统. 国内已有不少学者开展了这一方面的研究工作,并取得了不少研究成果^[4-5]. 但是由于电芯之间的差异是绝对的,因此仅研发合理的分

选方法尚不能完全解决成组应用过程中的不一致问题,特别是使用过程中不一致动态变化的问题。其二,便是通过电池管理系统(BMS)加以管理。但由于成本和当前系统架构的限制,单体电池电压和温度等信息通常只是用来作为单体电芯的使用限制与保护决策参考,并没有将其作为电芯一致性的表征考虑在电池组的 SOC 估计上。此外,大部分的动力蓄电池系统都配备有均衡器来调节每个电芯的 SOC,但是均衡器无法完全消除电芯之间的 SOC 差异;且均衡器大多工作在车辆非行驶过程中,因此对于车辆在行驶过程中 SOC 的不一致变化显得无能为力。

以上这些问题所带来的后果就是:① 单体电芯由于 SOC 不一致导致其工作在不同的 SOC 工作区间内,即工作点不一致;② 单体电芯的 Δ SOC 不一致,即工作区间不一致。在实际使用过程中,这两点的直接表现是在大电流充放电时,某些单体电芯可能会被过充或者过放,并突然引发管理系统的单体电池电压保护故障。间接表现则是由于电芯的实际工作点差异引发衰减速度的不一致,导致某些电芯过早老化,从而使得电池组提前失效。

本文提出了一种基于单体电池一致性估计的车用动力蓄电池组 SOC 修正方法。此方法结合了自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)的基本原理,通过对模糊逻辑规则库的离线自适应训练,构建了可用于车载 BMS 的 SOC 一致性模糊推理系统。研究对象为 8Ah 锰酸锂动力电池,主要研究了模型构建方法及经过自适应学习后的模糊模型的泛化能力。

1 ANFIS 基本原理

神经网络和模糊系统是目前适合解决非线性问题的两种方法,而自适应神经模糊推理系统(ANFIS)融合了神经网络的学习机制和模糊系统的语言推理能力等优点,弥补各自不足,已在噪声处理、数据融合、非线性及复杂系统建模等领域得到应用^[6-8]。

ANFIS 在功能上等同于模糊逻辑推理系统。它与其他模糊推理系统模型相比最大的优势在于融合了神经元自学习功能。ANFIS 的基础结构基于 Tagaki-Sugeno(T-S)类模糊推理系统。

一个基本一阶 T-S 系统的 ANFIS 模型架构包含有如下几层:模糊化层,规则适用度计算层,规则适用度归一化层,解模糊化层和输出层,典型结构如图 1 所示。图中: x, y 为节点输入; A_1, A_2, B_1, B_2 分

别为第 1 层的输出; ω_1, ω_2 分别为将第 1 层的输出相乘后的乘积; $\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2$ 为计算适用度归一化后值; j 为最终输出结果。

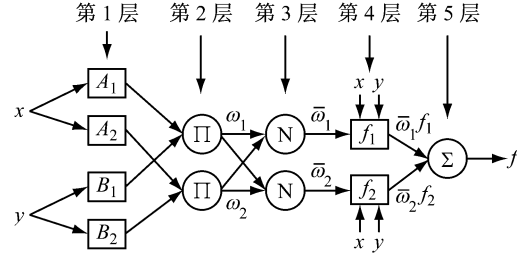


图 1 ANFIS 模型基本结构

Fig.1 Basic structure of ANFIS

各层的功能分别如下:

第 1 层:计算输入的模糊隶属度函数,可用来计算当前各输入的隶属度。

$$O_{1,i} = g_{x_i}(x, a_i, b_i) \quad (1a)$$

$$O_{1,j} = g_{y(i-2)}(y, c_{j-2}, d_{j-2}) \quad (1b)$$

式中: $g()$ 为隶属度成员函数; $a_i, b_i, c_{j-2}, d_{j-2}$ 分别为各层结点对应的权重系数。

第 2 层:计算规则适用度,这一层主要功能是将第 1 层的输出相乘,而将其乘以 ω_1 和 ω_2 输出。

$$\begin{aligned} O_{2,1} &= O_{1,1} \cdot O_{1,3} = g_{x1}(x, a_1, b_1) \cdot g_{y1}(y, c_1, d_1) \\ &= \omega_1 \end{aligned} \quad (2a)$$

$$\begin{aligned} O_{2,2} &= O_{1,2} \cdot O_{1,4} = g_{x2}(x, a_2, b_2) \cdot g_{y2}(y, c_2, d_2) \\ &= \omega_2 \end{aligned} \quad (2b)$$

第 3 层:计算适用度归一化,这一层用于计算第 i 条规则的 ω_i 与全部规则 ω 值之和的比值,即触发强度值。

$$O_{3,1} = \frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2} = \bar{\omega}_1 \quad (3a)$$

$$O_{3,2} = \frac{\omega_2}{\omega_1 + \omega_2} = \bar{\omega}_2 \quad (3b)$$

第 4 层:计算规则输出,在该层中,每个节点的触发强度值与一个一阶多项式相乘。

$$O_{4,i} = \bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i), i = 1, 2 \quad (4)$$

第 5 层:计算系统输出,输出层计算所有输入信号的总输出,并最终形成单一输出。

$$O_{5,i} = f_i = \sum_{i=1}^2 \bar{\omega}_i f_i = \frac{\omega_1 f_1 + \omega_2 f_2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (5)$$

以上 5 层结构中,第 1 层和第 4 层是可以进行调节的,它们被称为前件参数和后件参数。ANFIS 学习算法的任务就是通过训练样本调节前件参数和后件参数,从而使得模型的输出尽量逼近训练样本中的期望输出值。目前使用比较广泛的训练方法将最小二乘法 and 梯度下降法(典型就是 BP 法)二者相

结合的迭代算法,因此被称为混合算法^[9].在每一步迭代中,首先,在固定的前件参数条件下通过最小二乘法调节后件参数,使得在此种情况下输出最优;然后,再固定后件参数,通过梯度下降法调节前件参数;如此反复迭代直到模型输出与期望输出的均方根差小于设定误差.

2 电池组一致性估计建模

典型的锂离子电池等效电路模型有 Rint 模型、Thevenin 模型以及三阶等效电路模型等^[10].图 2 为一个典型的三阶锂离子动力电池的等效电路模型.其中, U 和 I 分别为电池工作时的端电压和电流, C_0 为等效电池容量, U_{ocv} 是电池的开路电压,电阻 R_0 用来描述电池欧姆内阻, R_1 、 C_1 和 R_2 、 C_2 用来描述电池的极化效应, T 为电池温度.在实际情况下,电池的内部状态变化十分复杂,仅内阻一项在图 2 所示模型中便由三部分组成,每部分的值和时间常数各不相同,在电流连续激励的情况下各部分的影响会交叠在一起,难以用精确的数学模型表达.如果再考虑单体电芯之间的不一致问题,则电流输入与端电压输出之间的关系则更加难以分析.而 ANFIS 方法很适合用于从样本数据中进行知识与规则的提取,其最终生成的模糊模型也适合于嵌入式系统应用,故它在本文中被用作进行建模和辨识的基本方法.

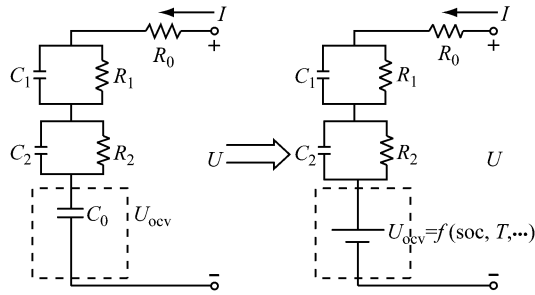


图 2 三阶锂离子动力电池等效电路模型

Fig.2 Equivalent circuit model (ECM) of power Li-ion battery

2.1 输入特征量选择

设计一个合理的 ANFIS 最首要的就是选择合适的系统输入特征量,这些特征量必须是在实际工程中可以测量的,并且能够比较全面地反映系统的特性.对于 BMS 而言,电池组电压,充放电电流以及单体电芯电压都是可以在车辆运行中通过控制器实时测量的,而电池组的平均 SOC 状态也可以通过电流积分以及卡尔曼滤波等传统方法获得.通过这些基本的输入量可以构建如下输入特征量:

$$I_N = \frac{I(k)}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (6)$$

式中: $I(k)$ 为 k 时刻标准化后的电流; I_{\max} 为电池组最大允许充电电流, I_{\min} 为电池组最大允许放电电流.

$$V_{\text{ext}}(k) = \frac{V_{\max}(k) - V_{\min}(k)}{V_{\text{span}}} \quad (7)$$

式中: $V_{\text{ext}}(k)$ 为 k 时刻的单体电芯标准化端电压极差; $V_{\max}(k)$ 为 k 时刻的最高单体电芯电压; $V_{\min}(k)$ 为 k 时刻的最低单体电芯电压; $V_{\text{span}}(k)$ 为单体电池的允许工作范围.

$$W_{\text{soc}}(k) = \frac{Q_{\text{pack}}(k) - Q_{\text{mid}}}{Q_{\text{span}}} \quad (8)$$

其中, $Q_{\text{span}} = Q_{\text{Ubound}} - Q_{\text{Lbound}}$, $Q_{\text{mid}} = \frac{Q_{\text{Ubound}} + Q_{\text{Lbound}}}{2}$.

式中: $W_{\text{soc}}(k)$ 为 k 时刻的电池组标准化平均 SOC; $Q_{\text{pack}}(k)$ 为 k 时刻电池组平均 SOC 估计值(传统方法获得). Q_{Ubound} 为电池组允许的最高工作 SOC, Q_{Lbound} 为电池组允许的最低工作 SOC.

$$Q_{\text{init_diff}} = \text{Max}(Q_{\text{init}_i}) - \text{Min}(Q_{\text{init}_i}) \quad (9)$$

式中: $Q_{\text{init_diff}}$ 为初始单体 SOC 极差; Q_{init_i} 为电池组内第 i 个单体电芯的初始 SOC(以一段时间静置后的开路电压决定).

以上特征量可以通过 BMS 实时获得,并且不需要大量的存储器存储.

2.2 参考输出设定

参考输出用于模型在 ANFIS 自学习训练阶段与计算所得输出相比较,以计算均方根差,算法以此为依据调整前件与后件参数.本模型参考输出定义的基本思想是:当充电发生时,参考输出应当尽量接近 SOC 最高的单体电芯;当放电发生时,参考输出应当尽量接近 SOC 最低的单体电芯. BMS 将以此参考输出作为电池组的 SOC 发送给整车能量控制器,以防止单体电芯过充或过放.然而,若是这样定义,参考输出则必然会在电流方向产生交变的时刻发生数值上的突变.这对于整车能量管理策略来说,显然是难以接受的.因此,本文定义如下:

$$Q_r(k) = W_{\text{adj}}(k) \cdot Q_r(k) + (1 - W_{\text{adj}}(k)) \cdot Q_{\text{pack}}(k) \quad (10)$$

式中: $Q_r(k)$ 为 k 时刻 SOC 参考修正输出; $Q_{\text{pack}}(k)$ 为 k 时刻电池组 SOC 传统方法估计值; $W_{\text{adj}}(k)$ 为 k 时刻调整权重; $Q_r(k)$ 为 k 时刻单体电芯参考 SOC 值.其中, $W_{\text{adj}}(k)$ 作为调整权重可以使得参考修正避免产生突变.在这里给出以下 $W_{\text{adj}}(k)$ 的定义方法:

$$W_{\text{adj}}(k) = \left| cW_{\text{soc}}(k) + d \frac{\Delta Q(k)}{Q_m} \right| \quad (11)$$

式中: $W_{\text{soc}}(k)$ 为 k 时刻的电池组传统 SOC 估计值;

$\Delta Q(k)$ 为 k 时刻到 $k-n$ 时刻的充放电电量之和, $\Delta Q(k) = \text{SUM}(I(k-n): I(k))$; Q_m 为容量调整系数; c, d 分别为通过电池试验以及成组后的应用平台决定的系数。

2.3 隶属度函数与模糊子集

通过上述过程确定了模型的输入输出, 并基本建立了用于自学习的训练样本输入输出数据的构造方法。接下来的任务就是为输入参数选择模糊化用的隶属度函数和模糊子集个数。常见的隶属度函数有: 三角形、直线形、梯形、吊钟形及高斯形等。一般而言, 隶属度函数的形状较尖, 则其分辨率高, 输入与输出之间的灵敏度也较高; 若形状较平, 则输出一般较为平缓且稳定。由于 SOC 是一个缓慢变化的量, 不希望它出现突变值。因此, 选择了高斯形隶属度函数作为模型训练学习的基础。对于模糊子集的个数选择, 会在后面的训练与仿真验证部分进行不同的效果对比。

3 训练与仿真

3.1 训练样本获取

由于很难从台架试验或者实车试验中获取单体电池的 SOC 信息, 并且在今后的方法使用过程中也希望在组成完整的电池组并进行台架或者实车测试之前就获得可以使用的 SOC 修正模型。因此, 训练样本的获得应当能够通过仿真环境完成。通过先前的研究工作已经建立了一套完整的训练样本的获取方法^[11], 具体包括以下几个步骤: ① 通过对目标电池的试验统计获得电池的参数及其分布; ② 通过动力电池的等效电路模型建立具有分布式参数特性的电池组模型; ③ 确定电池组应用车型平台并组成完整的动力系统模型; ④ 使用典型速度工况进行仿真并获取训练所需的电流及电压工况样本。

在本文中主要针对混合动力类型的应用, 建立了整车动力系统模型, 电池组和动力系统建模以及参数选取可参见文献^[11]。

3.2 仿真验证

这一环节, 主要验证了两方面的内容, 一是模糊子集个数的选取, 二是通过自学习训练后的模糊规则库的泛化能力。图 3 和图 4 为 J1015 工况在不同模糊子集个数条件下的效果验证。

图 3 和图 4 中, 粗实线表示经过模糊推理修正后的整组 SOC, 划虚线表示传统 SOC 算法计算的整组 SOC, 点划线表示组内 SOC 最高的单体电芯, 点

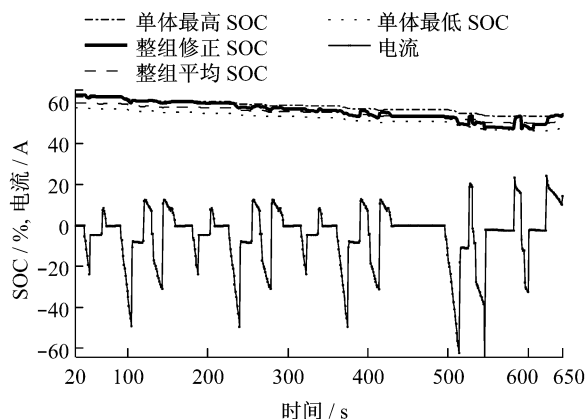


图 3 J1015 仿真工况验证, 3 模糊子集

Fig. 3 Validation under J1015 cycle, 3 fuzzy subsets

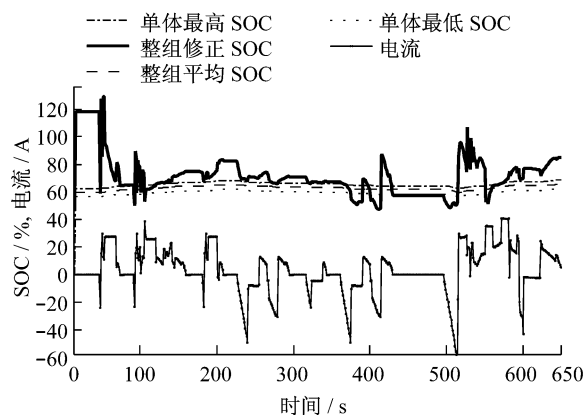


图 4 J1015 仿真工况验证, 5 模糊子集

Fig. 4 Validation under J1015 cycle, 5 fuzzy subsets

虚线表示组内 SOC 最低的单体电芯, 最下方的细实线表示激励电流变化。图 3 是每个输入变量均选取 3 个模糊子集进行训练后所得模型的验证结果。从图中可以看到算法在整个工况周期内都能得到预期的修正效果: 即电池组在充电状态时, 按照电流大小、单方向电流的持续时间以及电池组平均 SOC 高低三项条件, 逐步将电池组 SOC 值向 SOC 最高的单体电芯调整; 同理, 在放电时按照上述三项条件, 将电池组 SOC 值向 SOC 最低的单体电芯调整。图 4 是每个输入变量均选取 5 个模糊子集经过训练后所得的模型验证结果, 验证用工况与图 3 相同。从图中可以明显看到, 实线表示的整组 SOC 修正出现了调整过度的情况, 结果无法使用。FTP75 以及新欧洲标准驾驶工况 (new European driving cycle, NEDC) 工况的验证结果与此相类似, 在这里就不逐一列出了。以上结果说明, 增加模糊子集的个数在此模型结构下对于改善训练数据集的修正效果十分有限, 并且还会造成模糊子集的冗余从而使得模型缺乏泛化

能力,无法在后续模糊推理中使用.通过进一步对模糊子集的选择组合,并进行训练比照结果后,最终发现为每个变量设置3个模糊子集已经可以在仿真中达到预期的修正效果,模型泛化能力好.

4 试验验证

4.1 试验说明

使用与电池组仿真建模相同的目标电池型号,取12节电芯组成电池组,并通过控制器对每一节电芯进行电压检测;电流检测通过LEM公司的DHAB S18完成,电流采样通过控制器同步采样;所有数据通过CAN总线实时传送给上位机PC显示并保存,通信周期及数据记录周期均为100 ms.电流工况取自于动力系统模型的仿真结果,再将电流工况值导入电子负载中运行,并对电池组实物进行加载试验.

在试验前事先分别标定每个单体电芯的容量,并通过1 h以上静置获得每个单体的初始SOC.由于用于验证的单个电流工况持续时间最长不超过45 min,电流积分的累计误差十分有限,工况前后各电

池的容量也不会有明显改变.因此,在处理数据时,可以通过单体容量、初始SOC以及电流积分值计算试验过程中各个单体电芯的SOC变化.

4.2 电池组老化前试验验证

首先,进行电池组老化前的试验验证.图5所示为NEDC工况的验证结果.从图中可以看到SOC的修正结果基本达到预期的效果.虽然在某些区域,特别是高SOC且大电流充电时,出现了一些修正过度的情况.但是此时的修正值与最高SOC单体之间偏差也小于3%,处于可接受范围之内.图6所示为通过控制器上的均衡器,在欧洲标准驾驶工况(European driving cycle, EUDC)工况开始前先对各单体的初始SOC差异进行修正后,再通过工况测试对模型效果进行的验证.从图中可以看到,通过均衡器已经将各电芯的初始SOC差异缩小到了3%以内,从结果看,模型依然具有较好的适应性.

以上结果说明,通过电池模型取得的样本数据,可以训练出适合于同型号实际电池使用的SOC一致性修正模糊模型;且此模型能够在一定程度上适应同平台动力系统的工况及初始SOC变化,并取得较好的SOC一致性修正结果.

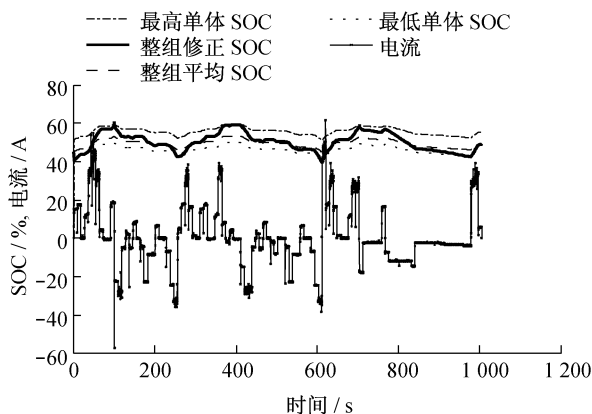


图5 老化前 NEDC 工况测试

Fig.5 Validation under NEDC cycle, new cell

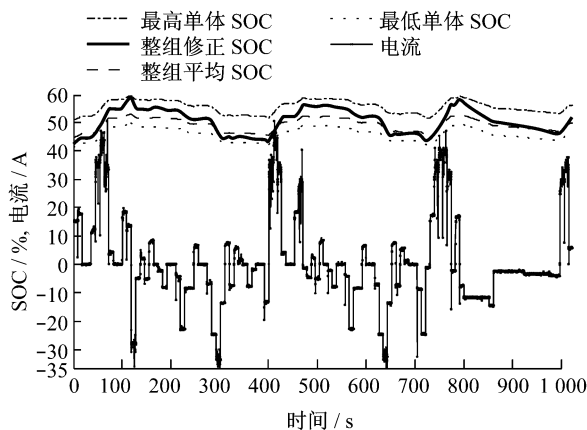


图6 老化前 EUDC 工况测试,单体已作均衡

Fig.6 Validation under EUDC cycle, new cell, balanced

4.3 电池组老化后试验验证

由于在实际使用过程中,电池的老化是不可避免的,因此有必要对电池老化后规则库的适用能力进行验证.将4.2中验证完的电池组置于40℃的环境舱内,设定充放电截止电压后,进行循环老化.通过老化循环后各电芯的容量衰减大约在15%~20%之间,内阻增加大约5%.老化循环后将环境舱恢复到20℃,再用4个工况分别进行验证.

图7所示为老化后FTP75工况的验证结果,可

以看到SOC修正结果基本符合预期要求.虽然也在高SOC大电流充电时局部区域出现了过度修正,但是偏差 $<5\%$,在可接受范围之内.为了进一步验证模型在更大的SOC工作区域下的适用度,对动力系统平台模型略作修改,扩大可用SOC范围至20%~80%后,得到此时各速度工况下的对应电流工况,再次导入电子负载进行测试验证.如图8所示为此条件下FTP75工况的验证结果,它说明,即使改变了SOC的工作区间,模糊推理依然取得了较为理想的

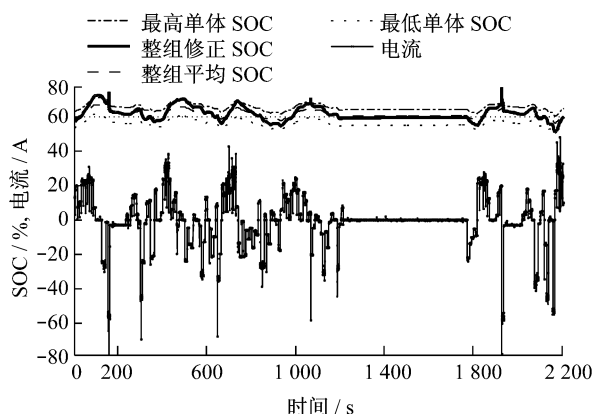


图 7 老化后 FTP75 工况测试

Fig.7 Validation under FTP75 cycle, aged cell

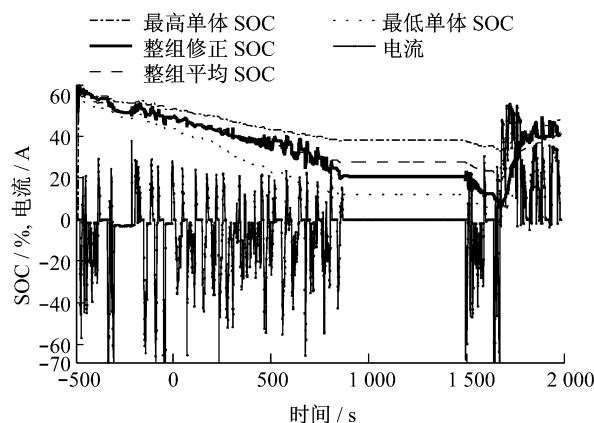


图 8 老化后 FTP75 工况测试,大 SOC 范围

Fig.8 Validation under FTP75 cycle, aged cell, SOC working scope expanded

SOC 一致性修正结果.

5 结论

本文在传统的车用动力电池组 SOC 估计方法的基础上,提出了一种结合 ANFIS 的基本方法,按照电池组一致性的实际状态对整组 SOC 的状态估计进行修正的方法.该方法包括两方面的内容:① 基于自适应神经网络的模糊推理规则库的离线学习建模过程;② 基于模糊推理规则库的在线 SOC 估计修正过程.并从模型构建、训练样本获取和训练优化三个方面对此方法的具体实施进行了较为详细的阐述.

在此方法的基础上,针对某型号锂离子动力电池组、进行了仿真及试验验证.结果表明,采用此方法通过离线训练所获得的模糊模型对于不同的电流工况以及电池性能参数和状态的变化都具有较强的适应能力.由于模糊推理需要的计算量很小,因此,本方法可以被应用于实车的在线 SOC 估计上,能够将电池组内各单体电池的 SOC 差异真实地反映在整组 SOC 状态估计上,从而为车辆能量管理策略提供更加真实有效的参考信息.

参考文献:

- [1] 麻友良,陈全世.混合动力电动汽车用蓄电池不一致的影响分析[J].汽车电器,2001(2):5.
MA Youliang, CHEN Quanshi, The inconsistent influence analysis of battery for hybrid electric vehicle [J]. Auto Electric Parts, 2001(2):5.
- [2] 王震坡,孙逢春,林程.不一致性对动力电池组使用寿命影响的分析[J].北京理工大学学报,2006,26(7):577.
WANG Zhenpo, SUN Fengchun, LIN Chen, An analysis on the influence of inconsistencies upon the service life of power battery packs [J]. Transactions of Beijing Institute of

Technology, 2006, 26(7): 577.

- [3] 张华辉,齐铂金,袁学庆,等.锂离子电池组合前后的特性研究[J].电池,2007,37(4):294.
ZHANG Huahui, QI Bojin, YUAN Xueqing, et al. Study on the characteristics of Li-ion batteries before and after grouped [J]. Battery Bimonthly, 2007, 37(4): 294.
- [4] 多智华,李革臣,张殿龙.一种快速实现波形识别的电池分类算法[J].哈尔滨理工大学学报,2001,6(4):52.
DUO Zhihua, LI Gechen, ZHANG Dianlong, A fast algorithm based on curve recognition for cells classification[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2001, 6(4): 52.
- [5] 单毅.锂离子电池一致性研究[D].上海:上海微系统与信息技术研究所,2008.
SHAN Yi. Research on uniformity of lithium ion battery [D]. Shanghai: Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, 2008.
- [6] Besdok E. Impulsive noise suppression from images by using anfis interpolant and lillietest[J]. Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2004, 16(11):2423.
- [7] Lei Y G, He Z J, Zi Y Y. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery [J]. Expert Systems with Applications, 2008(35): 1593.
- [8] Yuan Q, Dong C Y, Wang Q. An adaptive fusion algorithm based on ANFIS for radar/infrared system[J]. Expert Systems with Applications, 2009(36): 111.
- [9] Jang J S R. ANFIS: adaptive network based fuzzy inference systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(3): 665.
- [10] 戴海峰,魏学哲,孙泽昌.基于等效电路的内阻自适应锂离子电池模型[J].同济大学学报:自然科学版,2010,38(1):98.
DAI Haifeng, WEI Xuezhe, SUN Zechang, An inner resistance adaptive model based on equivalent circuit of lithium-ion batteries[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2010, 38(1): 98.
- [11] Wang J Y, Sun Z C, Wei X Z, et al. Method of lifespan uniformity study for the TBP in the automotive application[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2011(3):223.