

文章编号:1000-582X(2011)05-019-07

# 一种估计混合动力用 Ni-MH 电池单体 SOC 的方法

彭志远, 杨亚联, 秦大同, 刘永刚

(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:**搭建了混合动力汽车动力电池的性能实验平台,针对车辆实际行驶工况,在不同环境温度下对动力电池进行了相关充放电实验。利用实验系统采集到的动力电池电压与电流,采用自校正模糊神经网络控制算法对常温 25℃ 下的动力电池荷电状态(State of Charge, SOC)进行计算,并与 Arbin 动力电池测试设备计算出的动力电池荷电状态进行了比较。理论分析和实验结果表明,采用自校正模糊神经网络控制算法计算出的电池 SOC 满足混合动力汽车电池 SOC 所需的精度要求。

**关键词:**混合动力汽车;动力电池;荷电状态;模糊神经网络

**中图分类号:**U482.3

**文献标志码:**A

## A method for calculating SOC of single Ni-MH battery used in hybrid electric vehicles

PENG Zhi-yuan, YANG Ya-lian, QIN Da-tong, LIU Yong-gang

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** A performance test bench for power batteries in hybrid electric vehicles is built. According to vehicles' real driving condition, the correlative charge and discharge experiments of power batteries are carried out in different environmental temperatures. A new algorithm about self-correction fuzzy neural network control is used to calculate the state of charge(SOC)of power batteries at 25 °C, and the result is compared with that of Arbin test instrumentation. Theoretical analysis and experimental results suggest that the accuracy of SOC calculated by the algorithm of correction fuzzy neural network control under variable rate discharge for power batteries meets the requirements.

**Key words:** hybrid electric vehicles (HEV); power batteries; state of charge (SOC); fuzzy neural network

混合动力汽车节能、环保,具有良好的发展前景,动力电池组作为辅助能量源是混合动力汽车驱动系统的重要组成部分。荷电状态(State of Charge, SOC)用来反映动力电池的剩余容量状况,在混合动力汽车运行过程中,动力电池组充放电转换频繁,为确保电池组性能良好,延长电池使用寿命,提高混合动力汽车的燃油经济性,需要对电池进行合理有效的管理和

控制。因此准确而又可靠地获得电池剩余容量成为混合动力汽车产业化的关键<sup>[1-3]</sup>。

在以往估算电池 SOC 的方法中大致分为以下 3 种形式:其一,基于传统的经验公式和数学模型,通过对电池恒流放电特性的分析来估算电池 SOC<sup>[4-5]</sup>;其二,基于库仑电量法并结合开路电压法对其校正的形式预估电池 SOC<sup>[6]</sup>;其三,基于对电池的内阻测量

收稿日期:2010-12-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51075411);重庆市重大科技专项(CSTC2008AA6025)

作者简介:彭志远(1981-),男,重庆大学博士研究生,主要从事混合动力电动汽车研究。

秦大同(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(E-mail) dtqin@cqu.edu.cn。

来预测电池的 SOC<sup>[7-8]</sup>。对于第 1 种方法,获取到的电池数据只能代表电池静态时的状态,而不能反映电池在混合动力汽车上动态时的特性。此外,该方法很大程度上局限于一些特殊电池,不能轻易地将其应用到其他电池上。对于第 2 种方法,稳定的开路电压法涉及到电池休息后(通常 0.5 h)的终端电压测量,但是在混合动力汽车实际工况中,几乎不可能停留这么长时间从而获取稳定的终端电压。对于第 3 种方法,较小幅值的间歇电流信号通过电池,测试其内阻值。但是,其内阻值不包括在混合动力汽车上常见的大电流放电时内阻的动态特性。

模糊神经网络估算动力电池 SOC 可以克服以上方法的不足,主要表现在以下两个方面:第一,模糊神经网络不局限于电池的输入变量与输出变量 SOC 的复杂表达关系。在使用模糊神经网络预估 SOC 时,只需要考虑网络输入变量以及输入变量与输出变量 SOC 的模型<sup>[9-11]</sup>。第二,模糊神经网络在预估电池 SOC 过程中,能够克服电池内部一些影响估算精度不确定因素<sup>[12-14]</sup>。此外,模糊神经网络的各项参数都有一个清晰含义,可以把基本语言规则与相关的语言信息反映在模糊神经网络系统中<sup>[15]</sup>。笔者采用一个双输入、单输出 5 层结构的自校正模糊神经网络估算动力电池在不同放电电流情况下的 SOC,它的优势在于电池实验数据可以同时从模型的输入与输出端进行分阶段的混合训练。

## 1 模糊神经网络模型

图 1 为该网络模型的具体结构,共分为 5 层,每层上的神经元通过权值进行连接,它通过输入、输出电池实验数据并训练网络相关权值,获得系统最优的结构控制参数,从而确保该网络系统精确地估算出电池的荷电状态。在该网络模型的模糊规则通过系统自组织学习获得。

### 1.1 模糊神经网络

在图 1 中,每一层的神经元都表示不同的含义,下面是其各自的语言含义。

第 1 层:网络模型的输入节点,它们代表与电池荷电状态估算有关的变量,输入的 2 个变量分别为单体电池端电压  $x_1$  和电池放电倍率  $x_2$ 。

第 2 层:网络模型的项节点,它们代表各相关模糊变量的隶属度函数。

第 3 层:网络模型的规则节点,它们代表与模糊变量相匹配的模糊逻辑规则。

第 4 层:网络模型的项节点,它们代表与模糊变量相匹配的隶属度函数。

第 5 层:网络模型的 2 种不同输出节点,一种表示网络模型计算出的结果,另一种表示重新反馈给网络模型的训练数据,该网络层输出的计算结果和训练反馈数据均为电池荷电状态。

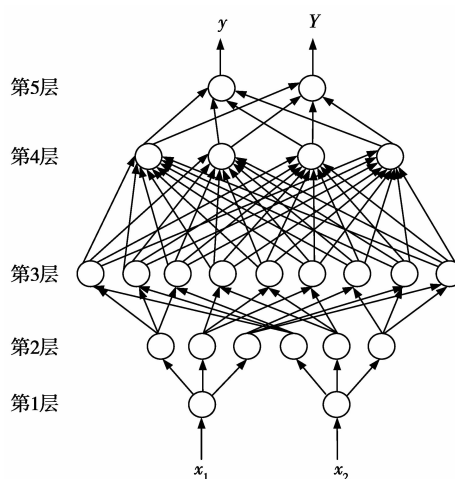


图 1 模糊神经网络结构

### 1.2 模糊神经网络中的节点结构

根据上面所述的分层连接的网络模型,可以给出不同节点的功能定义。每个节点代表神经网络模型中的一个神经单元,如图 2 所示。

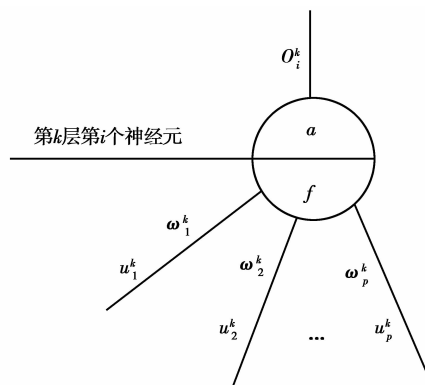


图 2 模糊神经网络结构

图中表示第  $K$  层的一个神经单元,  $u_1^k, u_2^k, \dots, u_p^k$  表示  $p$  个输入,  $\omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_p^k$  表示连接权重,  $O_i^k$  表示神经单元的输出。则该节点的输入函数  $f$  表示为

$$f(u_1^k, u_2^k, \dots, u_p^k, \omega_1^k, \omega_2^k, \dots, \omega_p^k) = \sum_{i=1}^p \omega_i^k u_i^k, \quad (1)$$

式中:  $u_i^k$  表示  $k-1$  层的第  $I$  个节点的输出值;  $\omega_i^k$  表示  $k-1$  层的第  $I$  个节点相连的权值;  $p$  表示  $k-1$  层的神经单元数量。

每一个神经单元的输出表示该单元的活性强

度,与输入激励之和满足某种函数关系,用函数 $a(f)$ 表示为

$$o_i^k = a(f). \quad (2)$$

### 1.3 模糊神经网络模型结构

第 1 层神经单元作为网络的输入节点,代表模糊控制器的输入信号。考虑到第 1 层神经单元仅把输入信号输送给相邻的下一层,因此有

$$f = u_i^{(1)} \quad \text{且} \quad a = f. \quad (3)$$

第 2 层的每个神经单元表示一个语言值,作为一个隶属函数。这里节点函数采用高斯型函数,因此有

$$f = M_{x_i}^j (m_{ij} \sigma_{ij})^2 = -\frac{(u_i^{(2)} - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}, a = e^f, \quad (4)$$

$$N(2) = T_1 N(1), \quad (5)$$

式中: $m_{ij}$ 为语言输入变量 $X_i$ 的第 $j$ 项的高斯型函数中心; $\sigma_{ij}$ 为语言输入变量 $X_i$ 的第 $j$ 项的高斯型函数宽度; $T_1$ 为语言输入变量的模糊分类数量。

第 2 层单元与第 1 层单元的权值系数 $\omega_2$ 为

$$\omega_2(i, j) = \begin{cases} 1, & i = (kT_1 + 1), \dots, (kT_1 + T_1) \text{ and} \\ & j = k + 1, k = 1, 2, \dots, N(2) - 1, \\ i = 1, 2, \dots, N(2), j = 1, 2, \dots, N(1); \\ 0, & \text{others.} \end{cases} \quad (6)$$

$$f = \min(u_1^{(3)}, u_2^{(3)}, \dots, u_p^{(3)}), a = f. \quad (7)$$

此层的节点个数为

$$N(3) = T_1^{N(1)}. \quad (8)$$

第 2 层单元与第 3 层单元的权值系数为

$$\omega_3(i, j) = \begin{cases} 1, & \begin{cases} i = (k'T_1 + 1), \dots, (k'T_1 + T_1) \\ \text{and } j = k' + 1, \\ \text{or } j > T_1, \text{ and } \begin{cases} i = j - T_1, \\ i = j, \\ i = j + T_1, \end{cases} \end{cases} \\ 0, & \text{others.} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $k' = 1, 2, \dots, N(1), i = 1, 2, \dots, N(3), j = 1, 2, \dots, N(2)$ 。

第 2 层的输出单元 $y_2$ 通过权值矩阵 $\omega_3$ 传递给第 3 层。因此,第 3 层单元的输入为

$$u_i^{(3)} = \omega_3(i, g) * y_2, i = 1, 2, \dots, N(3). \quad (10)$$

式中: $\omega_3(i, g)$ 为权值矩阵的第 $i$ 行; $y_2$ 为网络模型第 2 层的输出值。

网络模型第 4 层的单元点包含从下到上传递与从上到下传递 2 种模式。在从下到上的传递模式中,第 4 层连接的作用是执行模糊“或”运算,并得出具有相同结果的加权规则

$$f = \sum_{i=1}^p u_i^{(4)} \quad \text{且} \quad a = \min(1, f). \quad (11)$$

该层的单元点数目为

$$N(4) = T_2 N(5), \quad (12)$$

式中: $T_2$ 为输出数据的模糊划分数量; $N(5)$ 为网络模型第 5 层神经单元数量。

第 4 层与第 5 层的权值系数 $\omega_4(i, j)$ 为 0 时,代表这条规则不存在,为 1 时代表这条规则存在。

在从上到下的传递模式中,此层的作用是在计算 $\omega_4$ 时,为实现训练数据的逆向传递,特将训练数据中输出的相关值进行模糊化,且有

$$y_4 = VY, \quad (13)$$

式中: $Y$ 为重新反馈给系统的训练数据; $V$ 为第 5 层单元与第 4 层单元的权值。

第 5 层的单元点有 2 种,第 1 种对反馈到网络的训练数据起从上到下的传递作用,该单元点为

$$f = y_i \quad \text{且} \quad a = f. \quad (14)$$

第 2 种对输出的决策信号起从下到上的传递作用,这些单元点与第 5 层单元相连作为网络解模糊器。 $m_{ij}^{(5)}$ 和 $\sigma_{ij}^{(5)}$ 分别表示隶属度函数的中心与宽度。则中心-宽度解模糊器表示为

$$f = \sum \omega_{ij}^{(5)} u_i^{(5)} = \sum (m_{ij} \sigma_{ij}) u_i^{(5)} \quad \text{且} \quad a = \frac{f}{\sum \sigma_{ij} u_i^{(5)}}, \quad (15)$$

式中 $m_{ij} \sigma_{ij}$ 为网络模型第 5 层的连接权值。

## 2 实际工况下的电池实验

电池实验对于评估电池性能的好坏起着相当重要的作用,特别是混合动力汽车上使用的这些电池。图 3、4 分别为电池性能测试方案原理与电池性能实验台架实物。

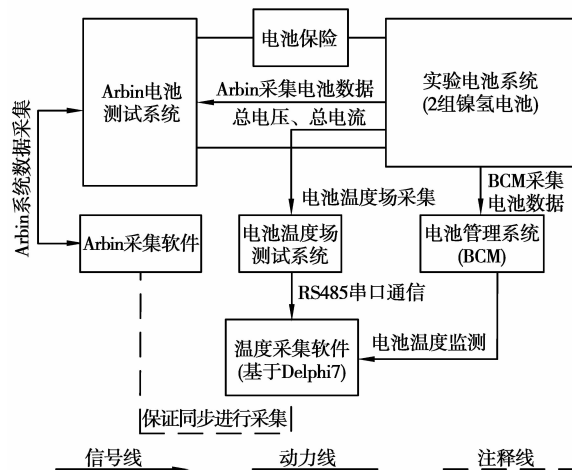


图 3 电池性能测试方案原理图



图 4 电池性能实验台架

### 2.1 Arbin 电动汽车电池实验设备

它具备了 2 个电流采集通道、2 个总电压采集通道、16 个单组电压采集通道、16 个单体温度采集通道。它负责电池实验过程中电能的释放和回馈。

### 2.2 电池温度场测试系统

系统的 CPU 采用的是美国 Microchip 公司生产的 PIC16F877 单片机,它主要负责实时采集 48 只电池温度,根据所得到的电池箱温度分布情况分析电池散热问题。

### 2.3 镍氢电池组

该电池的额定容量是  $6.5 \text{ A} \cdot \text{h}$ ,标称电压为  $1.2 \text{ V}$ /只,功率密度  $51.42 \text{ W} \cdot \text{h}/\text{kg}$ ,平均内阻为  $0.023 \Omega$ ,本次实验中采用了 120 只单体电池串联的形式。

### 2.4 电池管理系统 BMS

在本次实验中,它主要负责电池组总电压、单组电池电压、电池温度、电池充放电电流的采集;SOC 的估算;过压、过流、欠压、欠流的保护以及与整车、PC 机的通信等。

### 2.5 Arbin 软件测试系统

可以在 PC 机上对电池的实验方案进行制定和修改,实时调用电池的各项测试参数。

### 2.6 电池温度场测试软件

该软件在 Delphi 7 的基础上进行开发,用它通过电池温度场测试系统上 RS485 串口通讯,可以实时监测 48 只单体电池的温度场。

为了测试镍氢电池在整车实际工况下的性能,笔者制定出一套切实可行的实验办法,内容如下:

1) 在环境温度 ( $-30$ 、 $-20$ 、 $-10$ 、 $25$ 、 $40$ 、 $50 \text{ }^\circ\text{C}$ ) 下,对电池进行实验。

2) 进行  $3.25$ 、 $6.50$ 、 $13.00$ 、 $19.50 \text{ A}$  恒流放电;

3) 进行  $19.5$ 、 $26.0$ 、 $32.5 \text{ A}$  的脉冲充放电;

4) 进行  $-40$ 、 $-50$ 、 $-60$ 、 $-70$ 、 $-80$ 、 $-100 \text{ A}$  的大电流放电;

5) 进行  $40$ 、 $50$ 、 $60$ 、 $70$ 、 $80 \text{ A}$  的大电流充电;

6) 把电池的 SOC 范围控制在  $(0 \sim 1)$  内进行整个性能实验。

## 3 实验数据处理

通过对本次电池实验数据分析可知,输入电压在  $1.08 \sim 1.50 \text{ V}$ ,放电电流在  $0 \sim 65 \text{ A}$ ,电池荷电状态在  $0 \sim 1$ 。端电压的模糊划分数量为 7,分别是:很高(T)、高(H)、一般高(J)、中等(Z)、一般底(G)、低(L)、很低(E),放电电流和荷电状态的模糊划分数量为 5:高(H)、一般高(J)、中等(Z)、一般低(G)、低(L),则网络结构表示为  $[2 \ 12 \ 35 \ 5 \ 1]$ 。

### 3.1 网络初始化

利用自组织学习算法对各输入、输出变量隶属函数的中心与方差进行初始化。为了确保电池荷电状态的估算精度,笔者将在第 2 阶段对隶属函数进行调优,这里采用平均值法来对隶属函数的均值和方差进行初始化,其相应的计算公式为

$$\mu(1) = x_{\min} + \frac{|x_{\max} - x_{\min}|}{2T}, \quad (16)$$

$$\mu(i+1) = x_{\min} + \frac{|x_{\max} - x_{\min}|}{T}, \quad (17)$$

$$\sigma(i) = \frac{|x_{\max} - x_{\min}|}{2T \sqrt{\ln 2}}, \quad (18)$$

式中:  $T$  为模糊划分数;  $\mu$  为均值;  $\sigma$  为方差;  $i=1, 2, \dots, T-1$ 。

由式(16)–(18)可以确定出电池端电压  $V$ 、电流  $I$ 、荷电状态  $Q$  的初始隶属函数中心与方差。

$V$  的初始隶属函数中心与方差计算结果:

$[1.11, 1.17, 1.23, 1.29, 1.35, 1.41, 1.47]$ 、 $[0.036]$ 。

$I$  的初始隶属函数中心与方差计算结果:

$[6.5, 19.5, 32.5, 45.5, 58.5]$ 、 $[1.201]$ 。

$Q$  的初始隶属函数中心与方差计算结果:

$[0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9]$ 、 $[0.120]$ 。

### 3.2 模糊规则的确定

为了获得有效的模糊控制规则,这里采用一种“则近算法”来达到有关模型的结构识别。设共有电池训练数据  $S$  对,其算法具体步骤如下:

1) 设 
$$\begin{cases} W(i, j) = 0, i = 1, 2, \dots, N(3), \\ j = 1, 2, \dots, N(4), k = 0, 1, \dots, S-1. \end{cases}$$

2)  $k = k + 1$ , 选择第  $k$  个电池相关训练数据对,分别计算网络模型第 3、4 层的输出。



3)分别计算网络模型第 3、4 层输出的最大值神经网络单元点  $m$  与  $n$ 。

4)置  $W(m,n)=W(m,n)+1$ 。

5)如果  $k < S$ ,则转到 2),否则转到 6)。

6)对于  $i=1,2,\dots,N(3),j=1,2,\dots,N(4)$ ,如果  $W(i,j) \geq \tau$ ,则  $W(i,j)=1$ ;否则  $W(i,j)=0$ ,其中  $\tau \geq 1$  为置信度阈值。

7)结束。

对网络初始化结束后,将电池训练数据分别从网络模型两端输入,利用上面的学习算法原理,可以获得该网络模型有效的模糊控制规则,见表 1。

表 1 模糊控制规则

I	Q						
	V(T)	V(H)	V(J)	V(Z)	V(G)	V(L)	V(E)
H	—	H	H	J	Z	G	L
J	H	H	H	J	Z	G	L
Z	H	H	Z	Z	G	L	L
G	H	H	Z	Z	G	L	L
L	H	H	Z	G	G	L	—

在获得控制后,通过调优输入、输出高斯型隶属度函数,进一步对网络参数进行优化。最后得到电压的隶属函数中心与方差。

V 的最终隶属函数中心与方差:

[1.07, 1.16, 1.23, 1.28, 1.35, 1.46, 1.50],  
[0.061, 0.026, 0.038, 0.066, 0.036, 0.039, 0.036]。

I 的最终隶属函数中心与方差:

[0.16, 9.33, 2.52, 7.65, 0],  
[1.61, 1.79, 0.86, 1.89, 1.20]。

Q 的最终隶属函数中心与方差:

[0, 0.26, 0.51, 0.76, 1.00],  
[0.183, 0.075, 0.165, 0.158, 0.198]。

### 3.3 温度影响的电池容量模型

温度主要对电池容量产生一定的影响,笔者在环境温度  $-20 \sim 50$  °C 范围内,对电池容量进行了测试,根据一系列实验数据分析,总结出温度高时电池可用容量高,温度低时电池可用容量低,提出了温度影响的电池容量模型为

$$C_T = C_{25} \times [1 - k_w \times (25 - T)], \quad (19)$$

式中:  $C_T$  为电池在温度  $T$  时的容量;  $C_{25}$  为电池在  $25$  °C 时的容量,取  $6.5 \text{ A} \cdot \text{h}$ ;  $k_w$  为温度系数,在不同的温度区间  $k_w$  不同,如表 2 所示;  $T$  为当前电池

的温度。

表 2 不同温度下的电池容量温度补偿系数

温度 $T/^\circ\text{C}$	温度系数
$-20 \sim 0$	0.000 8
$0 \sim 15$	0.001 3
$15 \sim 25$	0.001 9
$25 \sim 50$	0.002 7

笔者主要采用自校正模糊神经网络控制算法对常温  $25$  °C 下的动力电池荷电状态进行计算,可以利用公式(19)中的系数  $[1 - k_w \times (25 - T)]$ ,对其他温度条件下该控制算法计算的电池荷电状态进行修正。

### 3.4 模型计算结果验证

电池在常温  $25$  °C、不同初始 SOC (0.3, 0.5, 0.8) 条件下,采用不同倍率电流 (19.5, 26.0, 32.5 A) 放电,将自校正模糊神经网络控制算法计算的电池 SOC 与电池真实 SOC 进行对比,如图 5-13 所示,从而验证模型计算 SOC 的可行性。

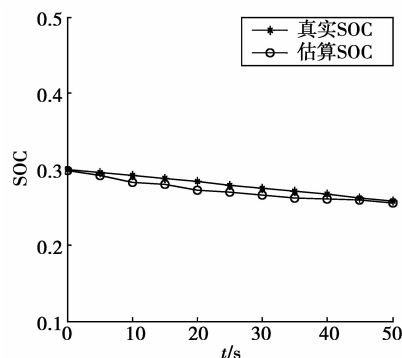


图 5 放电电流 19.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.3)

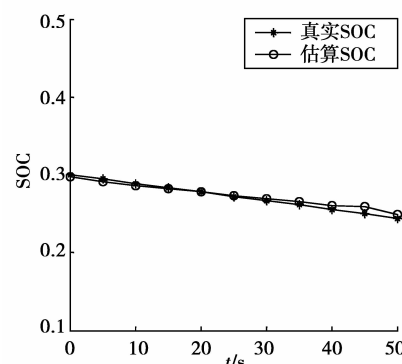


图 6 放电电流 26.0 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.3)

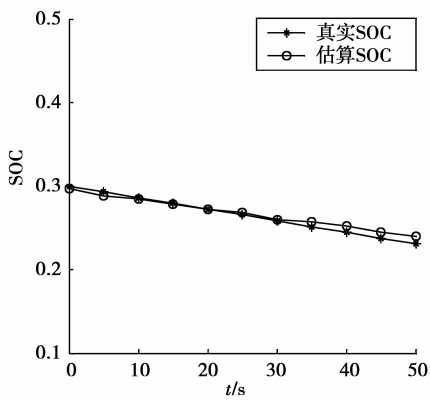


图 7 放电电流 32.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.3)

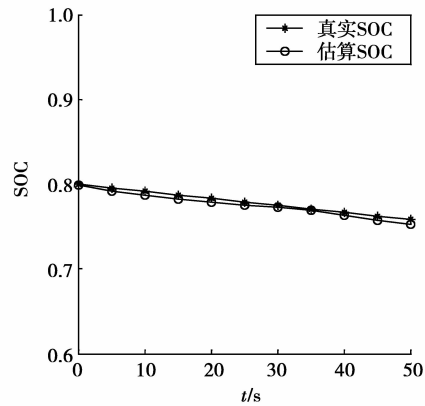


图 11 放电电流 19.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.8)

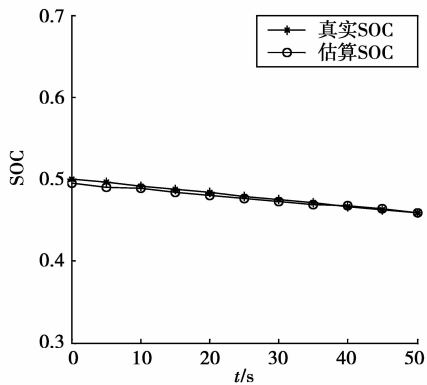


图 8 放电电流 19.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.5)

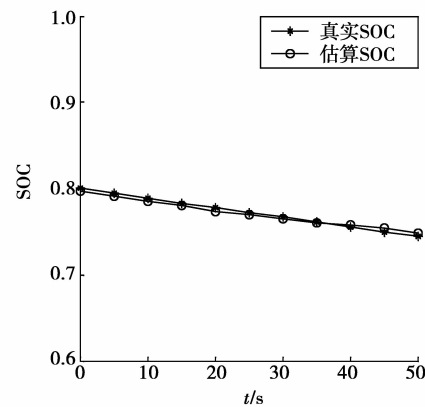


图 12 放电电流 26.0 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.8)

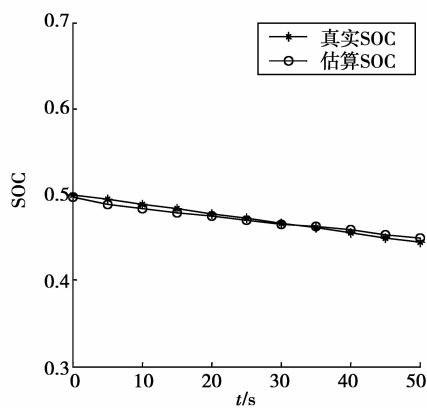


图 9 放电电流 26.0 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.5)

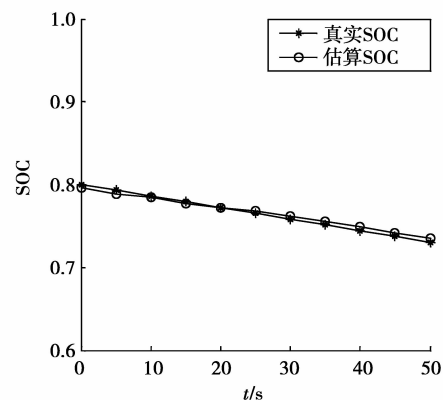


图 13 放电电流 32.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.8)

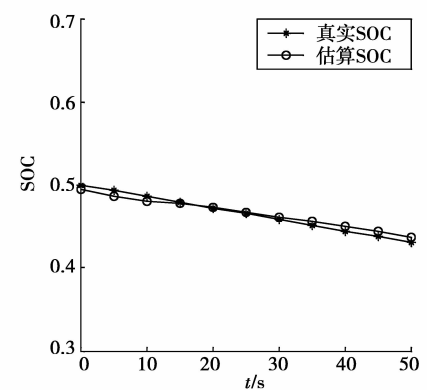


图 10 放电电流 32.5 A 下的对比图(初始 SOC 为 0.5)

## 4 结 语

针对目前该领域研究现状,在对动力电池性能实验基础上,笔者设计了一个双输入、单输出 5 层结构的自校正模糊神经网络来估算电池荷电状态,提出了受温度影响的电池容量模型,可以在不同环境温度下对网络模型估算出的电池荷电状态进行修

正。实验对比结果表明,该方法计算的电池荷电状态与真实值比较,相对误差在 5%以内,达到了混合动力汽车规定的动力电池荷电状态精度要求。

#### 参考文献:

- [1] POP V, BERGVELD H J, NOTTEN P H L, et al. Accuracy analysis of the State-of-Charge and remaining run-time determination for lithium-ion batteries [J]. *Measurement*, 2009,42(8): 1131-1138.
- [2] BLANKE H, BOHLEN O, BULLER S, et al. Impedance measurements on lead-acid batteries for state-of-charge, state-of-health and cranking capability prognosis in electric and hybrid electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2005,144(2): 418-425.
- [3] WANG J P, CAO B G, CHEN Q S, et al. Combined state of charge estimator for electric vehicle battery pack [J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(12): 1569-1576.
- [4] SHRIRAM S, RENGANATHAN N G, GANESAN M, et al. Theoretical prediction of state of charge of lithium ion cells [J]. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 2005,576(1):43-47.
- [5] SANTHANAGOPALAN S, WHITE R E. Online estimation of the state of charge of a lithium ion cell [J]. *Journal of Power Sources*, 2006,161(2): 1346-1355.
- [6] NG K S, MOO C S, CHEN Y P, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2009,86(9): 1506-1511.
- [7] MILOCCO R H, CASTRO B E. State of charge estimation in Ni-MH rechargeable batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2009,194(1): 558-567.
- [8] SURESH P, NAGARAJU D H, SHUKLA A K, et al. Analysis of ac impedance of AgO-Zn cells: effects of state-of-charge, temperature and cycle-life [J]. *Electrochimica Acta*, 2005,50(16/17):3262-3272.
- [9] VERBRUGGE M, TATE E. Adaptive state of charge algorithm for nickel metal hydride batteries including hysteresis phenomena [J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 126(1/2):236-249.
- [10] LEE S, KIM J, LEE J, et al. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge [J]. *Journal of Power Sources*, 2008,185(2):1367-1373.
- [11] CHENG B, ZHOU Y L, ZHANG J X, et al. Ni-MH batteries state-of-charge prediction based on immune evolutionary network [J]. *Energy Conversion and Management*, 2009,50(12):3078-3086.
- [12] CHENG B, BAI Z F, CAO B G. State of charge estimation based on evolutionary neural network [J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(10): 2788-2794.
- [13] GUO H Y, JIANG J C, WANG Z G. Estimating the state of charge for Ni-MH battery in HEV by RBF neural network [C/OL] // 2009 International Workshop on Intelligent Systems and Applications, Wuhan, China, May 23-24. [2009-06-12]. [http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs\\_all.jsp?arnumber=5072852](http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=5072852).
- [14] QIANG J X, AO G Q, HE J H, et al. An adaptive algorithm of NiMH battery state of charge estimation for hybrid electric vehicle [C/OL] // 2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Cambridge, June 30 - July 2. [2008-11-18]. [http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs\\_all.jsp?arnumber=4677229](http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=4677229).
- [15] SHEN Y Q, LI G W, ZHOU S Q, et al. RBF neural network and modified pid controller based State of Charge determination for lead-acid batteries [C/OL]. IEEE International Conference on Automation and Logistics, 2008. ICAL 2008, Qingdao, China, September 1-3. [2008-09-30]. [http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs\\_all.jsp?arnumber=4636253](http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=4636253).

(编辑 张 苹)