第37卷 第14期 计 算 机 工 程 2011年7月
Vol.37 No.14 Computer Engineering July 2011

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2011)14—0200—02 文献标识码：A 中图分类号：TP39

基于CMAC神经网络的电池荷电状态估计

汤 哲[1]，刘万臣[1]，郑 果[2]

(1. 中南大学信息科学与工程学院，长沙 410083；2. 中国电子科技集团公司第三十二研究所，上海 200233)

摘 要：现有电池荷电状态(SOC)估计方法所需训练和学习时间较长，很难满足动力电池的实时性要求。为解决该问题，利用小脑模型关节控制器(CMAC)神经网络对电池SOC进行评估，CMAC神经网络具有学习算法简单和逼近任意非线性函数的能力。对镍氢电池的模拟测试结果表明，与反向传播神经网络相比，CMAC 神经网络的学习和收敛速度较快，能实时估计出电池 SOC，并使估计误差在可接受范围内。

关键词：小脑模型关节控制器；神经网络；电池荷电状态；嵌入式系统

Battery State of Charge Estimation Based on Cerebellar Model Articulation Controller Neural Network

TANG Zhe[1], LIU Wan-chen[1], ZHENG Guo[2]

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. The 32nd Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Shanghai 200233, China)

【**Abstract**】Existing battery State of Charge(SOC) estimation methods are time consuming for the training and learning process, and it restricts the application in electrical vehicles. In order to resolve the problem, this paper uses Cerebellar Model Articulation Controller(CMAC) neural network to estimate SOC. The CMAC neural network has simpler learning algorithms and it has the ability of approximating arbitrary nonlinear functions. Experiment using the data of nickel hydride batteries demonstrate the better learning speed and convergence of CMAC method compared with Back Propagation(BP) neural network, it can meet the real time requirement in SOC, and the estimation error of the CMAC is acceptable.

【**Key words**】Cerebellar Model Articulation Controller(CMAC); neural network; battery State of Charge(SOC); embedded system

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.067

1 概述

在众多智能技术中，小脑模型关节控制器(Cerebellar Model Articulation Controller, CMAC)神经网络具有逼近任意非线性函数的能力，且结构与算法简单、学习收敛速度快、实时性好，这些特性可使CMAC神经网络在电池荷电状态(State of Charge, SOC)的估计中发挥重要作用。本文将CMAC引入到解决电池SOC估计问题中，并取得了比较满意的结果。

2 现有电池SOC估计方法

电池SOC通过对电池外特性：电池电压，电流，内阻，温度等参数的检测推断，然而上述参数与SOC的关系表现出强烈的非线性，从而使具有很强自学习和非线性拟合能力的智能技术得到广泛应用。目前已有用模糊逻辑、神经网络和自适应神经网络等估计电池SOC的方法。

SOC的估计与单体内阻、分离电量、无负载电压等变量相关，但不能根据其中一个单独的量计算出比较准确的SOC，因此，文献[1]用神经网络模拟出这3个变量与SOC之间的关系，网络由输入层、输出层2层组成，没有中间层。文献[2]用2种神经网络估计电池的荷电状态：

(1)用一个基于改进的反向传播(Back Propagation, BP)算法的3层神经网络描述电池电压、电流和放电容量之间的关系。

(2)用径向基函数网络建立电池温度、放电电流与放电容量之间的关系。它们的实验结果表明用径向基函数网络估计电池剩余容量的误差比BP神经网络的误差小。

文献[3]采用进化神经网络估计镍氢电池的SOC，该神经网络是典型的3层结构，为了克服神经网络传统BP算法局部极值的弱点，采用并行噪音免疫进化规划算法训练神经网络，能使SOC的估计误差控制在5%以内。

文献[4]利用自适应模糊神经网络估计电动汽车用电池的剩余容量，该神经网络的输入是电池端电压、放电电流、放电容量和电池表面温度，训练方法结合了急速下降法和最小均方差法，上述方法不是针对某一特定电池，能适用于所有电动汽车的电池，并且该算法很容易在单片机上实现。

文献[5-6]利用模糊逻辑估计锂电池和镍金属电池的SOC，利用模糊逻辑给锂电池电化学交流阻抗(Electrochemical Impedance Spectroscopy, EIS)建模，模糊逻辑模型的输入参数是0.237 1 Hz的阻抗和1 Hz时的相位角。对于镍金属电池的SOC估计也类似，输入是电池在不同频率下阻抗的实数部分和虚数部分，输出是电池的SOC，但是上述方法准确度不高。

上述智能方法虽然在电池SOC估计领域有广泛应用，但大部分还处于实验阶段，没有在实际中应用，目前用智能技术估计电池SOC的主要难点在于：

(1)智能技术的训练和学习过程需要大量时间，很难满足动力电池的实时性要求。

(2)通常智能技术的应用需要大量的、准确的数据样本，这些样本的采集需要繁琐的测试工作。

基金项目：湖南省自然科学基金资助项目(09JJ5039)

作者简介：汤 哲(1977－)，男，副教授，主研方向：智能控制，自动化控制；刘万臣，硕士研究生；郑 果，工程师

收稿日期：2011-02-28 **E-mail：**tz@csu.edu.cn

3　CMAC神经网络基本原理

CMAC神经网络是目前控制领域用得比较多的智能算法之一，相比其他神经网络如BP网络、Hopfield网络等，它的训练效率高得多，实时性不强。因此，需要利用多芯片的数字信号处理器(Digital Signal Processor, DSP)系统的并行处理[7]，加快CMAC训练收敛速度，以满足电池管理的实时性要求。

CMAC逼近的函数映射关系为：$\boldsymbol{y}=f(\boldsymbol{x})$，其中，输入向量$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\mathrm{L},x_n]^{\mathrm{T}}$，输出向量$\boldsymbol{y}=[y_1,y_2,\mathrm{L},y_r]^{\mathrm{T}}$。CMAC神经网络算法由2个独立映射组成，第1个映射是一个输入非线性映射，如式(1)所示，它将网络输入映射到一个高维(m维)的空间$\boldsymbol{A}$，对于任一输入向量$\boldsymbol{x}$，这个空间中只有少数的变量有非0的输出，其中，非零变量的个数取决于泛化参数C。

$$S:\boldsymbol{x}\to\boldsymbol{A},\ \text{即}\boldsymbol{\alpha}=S(\boldsymbol{x}) \tag{1}$$

其中，向量$\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2\mathrm{L},\alpha_m]^{\mathrm{T}}$是$m$维相联空间$\boldsymbol{A}$中的一个向量，$\alpha_i$的值为0或1，在实验中，式(1)的具体实现是通过式(2)~式(4)完成的。

对于任一输入向量$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\mathrm{L},x_n]^{\mathrm{T}}$，首先构造一个标准化整型向量$\boldsymbol{x}'$：

$$\boldsymbol{x}'=<x_1',x_2',\mathrm{L},x_n'>^{\mathrm{T}}=<\mathrm{int}(\frac{x_1}{\Delta_1}),\mathrm{int}(\frac{x_2}{\Delta_2}),\mathrm{L},\mathrm{int}(\frac{x_n}{\Delta_n})>^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

其中，向量$\boldsymbol{\Delta}=<\Delta_1,\Delta_2,\mathrm{L},\Delta_n>$称为量化参数，在初始输入空间中，第$i$维变量$x_i(1\leqslant i\leqslant n)$的接收域等于$C\times\Delta_i$，经过标准化转换后，整型向量$\boldsymbol{x'}$的任一维的大小可以控制在0~$C$之间，即$0\leqslant x'_i\leqslant C(1\leqslant i\leqslant n)$。

通过标准化向量$\boldsymbol{x}'$构造中间地址向量$\boldsymbol{\alpha}_i'$：

$$\boldsymbol{\alpha}_i'=<x'_1-((x'_1-i)\%C),\mathrm{L},x'_n-((x'_n-i)\%C)>=$$
$$<a'_{i1},a'_{i2},\mathrm{L},a'_{in}>\ i=1,2,\mathrm{L},C \tag{3}$$

通过式(4)得到C个输出不为0且最大值为m的下标变量j_1,j_2,L,j_C：

$$j_i=h(a_{i1}',a_{i2}',\mathrm{L},a_{in}')\quad i=1,2,\mathrm{L},C \tag{4}$$

函数h代表任意一种在大小为m的空间上产生均匀分布的伪随机整型哈希函数，其中，m是CMAC权值存储空间的大小，对于最终输出地址向量$\boldsymbol{\alpha}$的第k个分量$\alpha_k(1\leqslant k\leqslant m)$，若$k\in(j_1,j_2,\mathrm{L},j_C)$，则$\alpha_k=1$，否则$\alpha_k=0$。

CMAC算法的第2个映射实现的是线性映射：

$P:A\to\boldsymbol{y}$，即$\boldsymbol{y}=P(\boldsymbol{\alpha})=\boldsymbol{W\alpha}$

其中，权值矩阵$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \mathrm{L} & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \mathrm{L} & w_{2m} \\ \mathrm{M} & \mathrm{M} & & \mathrm{M} \\ w_{r1} & w_{r2} & \mathrm{L} & w_{rm} \end{bmatrix}$；连接权值$w_{ij}$，$i=1,2,\mathrm{L},r$，$j=1,2,\mathrm{L},m$是可以调整的参数。

CMAC神经网络的连接权值学习算法见式(5)：

$$w_{ij}(n+1)=w_{ij}(n)+\beta(y_i^d-y_i)\alpha_j/\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\alpha} \tag{5}$$

其中，变量n为学习训练次数；β为学习率；y_i^d和y_i分别表示第i个输出分量的期望值和实际值。

4　实验与结果分析

本实验分别以同为2个输入、1个输出的CMAC网络和BP神经网络为模型，采用相同的训练、测试数据，通过两者实验误差的对比体现CMAC网络良好的实时性。

以一个容量为8 Ah、额定电压为7.2 V的镍氢电池组(包含6块单体镍氢电池)常温下恒流放电过程中开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)、放电容量(Discharge Capacity, DC)的实测值为数据源样本，从中分2次伪随机抽取80组值为训练数据样本和测试数据样本，2个网络模型的输入均为开路电压和放电容量，期望输出为基于经验估计的电池SOC值，每次先训练然后测试，每个测试数据的输出误差为模型实际输出与期望输出之间差值的绝对值占期望输出的百分比，每次测试的最终结果为80个测试数据的输出误差平均值。

图1给出了镍氢电池组以6.5 A恒流放电时的开路电压变化曲线，当电池组电压降到5.9 V(单体电压为1 V)时，电压曲线会进入一个迅速下降的阶段，俗称“马尾曲线”，由此电池进入过放电阶段，实际应用中可将电压变化率DV/DT作为放电截止的参考条件。造成这种现象的一个原因为电池内部的极化阻抗增大，使电池输出效率降低。图1为单体电池在放电过程中的内阻特性曲线，可以看出，电池内阻在大部分时间内保持在0.01 Ω以内，在放电末尾会陡增至0.07 Ω。

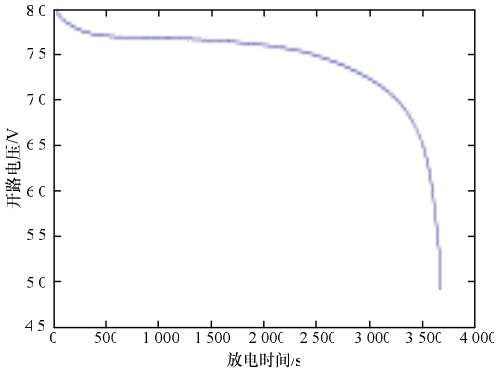

图1　单体电池在放电过程中的内阻特性曲线

在分析了电池组各特性后，给出基于经验数据估计的SOC值，以此作为CMAC神经网络模型学习训练的期望输出值。以实验测试值为基础，分别训练CMAC网络和BP神经网络直到两者的输出误差都达到收敛后的测试误差效果比较，如图2所示。

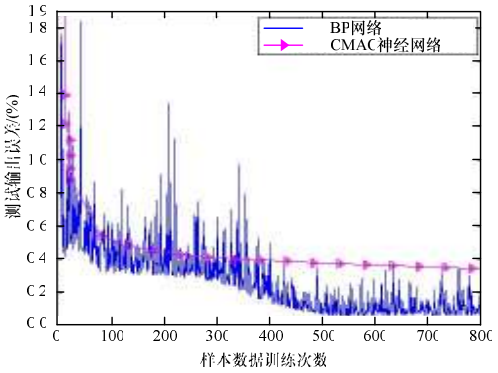

图2　CAMC与BP网络的测试输出误差比较

从实验结果可以看出，CMAC神经网络经训练200次左右可以将误差收敛到期望范围内，而BP神经网络达到相同的效果需要训练500次左右，这只是以训练次数为单位衡量两者的效果，若以时间为单位，CMAC神经网络误差收敛速度约为0.1 s即100 ms，而BP神经网络却耗时600多秒，后者反应时间是前者的约6 000倍。

CMAC神经网络经过样本训练并且误差收敛后的期望输出与实际输出之间的对比如图3所示。

(下转第204页)