

新型电动汽车动力电池的荷电状态预测研究

鲍 慧,于 洋

(华北电力大学电气与电子工程学院,河北保定 071003)

摘 要: 电动汽车电池荷电状态是指电池在一定放电倍率下,剩余电量与相同条件下额定容量的比值. 对于研究电动汽车电池电力优化控制问题,准确地估算电池的荷电状态是一个不可忽视的环节. 文中提出了一种基于最小二乘支持向量机的新型电池荷电状态预测模型,利用训练好的模型就实现电池荷电状态的准确预测. 实验结果表明,这种方法达到了预测精度提高的效果.

关键词: 荷电状态; 最小二乘支持向量机; 预测模型; 精度

中图分类号: U469.72

文献标识码: A

文章编号: 1672-612x(2013)08-0022-05

1 引言

电动车的车载能源包括蓄电池、燃料电池、超级电容和飞轮等多个种类. 但由于蓄电池的技术的成熟性和经济性,蓄电池在现在和将来很长时间内,都将成为电动车的主要车载能源. 常用蓄电池有铅酸电池、镍氢电池、锂离子电池等,它们都不能提供充足的能量使电动车可以与普通燃油汽车性能相媲美的. 为了充分利用蓄电池存储的能量,同时防止不必要的能量浪费,准确指示蓄电池能量至关重要. 而蓄电池荷电状态(state of charge, SOC)是反映蓄电池能量的重要参数,所以如何正确获得蓄电池的 SOC 就成为电动车应用的重要环节. 检测电池荷电状态的方法主要有电流积分法、电解液密度法、开路电压法、神经网络法、高功率放电法及内阻法等. 但这些方法普遍存在着一定的缺点和问题,如检测精度不高、操作复杂^[1-2]等.

由于蓄电池外部参数与其容量呈现非线性关系,而支持向量机理论^[3]以实现非常好的非线性函数逼近. 因此本文将支持向量机方法用于蓄电池 SOC 估计,支持向量机是一种统计学习理论的实现方式,它不仅追求训练样本上的准确性,而且在此基础上考虑了学习空间的复杂性,即在样本学习精度和学习空间复杂性之间采取折中处理的方式,从而使得到的模型对于未知样本具有好的推广泛化能力. 最小二乘支持向量机^[4]标准 SVM 的一种新扩展,将传统 SVM 的不等式限制转换为等式限制,并使用误差平方和作为损失函数. 这些处理,将复杂的二次规划处理问题转化为求解线性方程组,并可以使用迭代方式进行求解,极大的减小了计算量,求解速度快,便于工程实际应用. 本文尝试用最小二乘支持向量机估计电池 SOC,取得了较好的效果.

2 最小二乘支持向量机原理

LS-SVM 通过最小化经验风险与结构风险之和来求解 SVM. 对于给定的训练样本集 $S = (x_i, y_i), (i = 1 \cdots l)$, 其中: m 维输入 $x_i \in R^m$, 一维输出 $y_i \in R$. LS-SVM 回归模型的目标是构造一个下面格式的判别函数:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

使得样本 x 对应的函数值 y 能够用 $f(x)$ 近似. 式中: $\varphi(\cdot)$ 为将样本非线性地映射到高维特征空间的

映射函数; w 为超平面的权值向量; b 为偏置量.

最小二乘支持向量回归算法就是要求解下面的优化问题:

$$\min_{w,e} J(w,e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (2)$$

满足等式约束:

$$y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1 \cdots l \quad (3)$$

式中, J 为以 w 、 e 为自变量的优化函数; e_i 为回归误差; $\gamma > 0$ 为惩罚系数,用于调节误差.

引入 Lagrange 函数求解:

$$L(w,b,e,a) = J(w,e) - \sum_{i=1}^l a_i [w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (4)$$

式中, $a_i (i = 1 \cdots l)$ 为 Lagrange 乘子.

对上式优化得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l a_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow a_i = \gamma \times e_i \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \rightarrow a_i [w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] = 0 \end{cases} \quad (5)$$

消去变量 w 和 e_i , 再利用 Mercer 条件, 得到矩阵方程:

$$\begin{vmatrix} 0 & \bar{1}^T \\ \bar{1} & K + \gamma^{-1} I \end{vmatrix} \begin{vmatrix} b \\ a \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 \\ y \end{vmatrix} \quad (6)$$

式中 $y = [y_1, \cdots, y_l]$; $\bar{1} = [1, 1 \cdots 1]$; $a = [a_1, a_2 \cdots a_l]$; I 为单位矩阵; K 为一个方阵, $K_{mn} = \varphi(x_m)^T \varphi(x_n) = K(x_m, x_n)$, $m, n = i = 1 \cdots l$, $K(\cdot, \cdot)$ 为核函数. 设 $A = K + \gamma^{-1} I$, 由于 A 是一个对称半正定矩阵, A^{-1} 存在. 解线性方程组(6), 得到的解如下:

$$b = \frac{\bar{1}^T A^{-1} y}{\bar{1}^T A^{-1} \bar{1}} \quad (7)$$

$$a = A^{-1} (y - b \bar{1}) \quad (8)$$

用最小二乘法求出 a 和 b , 由此得到预测输出:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (9)$$

SVM 中常用的核函数包括多项式、径向基函数(RBF)和 Sigmoid 函数等, 有文献^[5]基于不同核的支持向量机学习算法进行分析和仿真实验比较, 认为基于径向基核函数的支持向量机在回归估计中, 其性能优于基于其它核函数的支持向量机. 因此, 本文选择如下径向基函数为核函数进行电池容量的预测.

$$K(x_m, x_n) = \exp(-|x_m - x_n|^2 / 2\sigma^2) \quad (10)$$

3 基于 LS-SVM 的电池 SOC 预测

3.1 实验数据选取

电池的 SOC 与电池的端电压, 温度和电流有关, 所以以电池的端电压(U/V)、温度(T)、电流(I/A)为输入量, 电池的 SOC 为输出量, 建立 LS-SVM 系统模型. 首先通过蓄电池试验平台对动力型磷酸铁锂电池(标准电压 3.2V, 额定电量 12Ah)按照电动车行驶的功率需求进行放电过程的数据采集, 将所得数据经归一化处理. 经处理后得到电池样本数据如表 1 和表 2 所示, 表 1 用于系统训练, 表 2 用于测试系统性能.

表 1 训练样本
Tab.1 Training samples

样本	电压/V	电流/A	温度/℃	SOC	样本	电压/V	电流/A	温度/℃	SOC
1	3.570	0.80	19.20	1.000	9	3.302	4.23	22.75	0.867
2	3.515	3.51	19.73	0.985	10	3.281	4.97	23.14	0.852
3	3.486	4.20	21.20	0.969	11	3.000	4.98	25.86	0.800
4	3.468	4.72	21.36	0.958	12	3.200	7.34	25.90	0.732
5	3.426	3.90	21.39	0.939	13	2.948	11.65	28.75	0.644
6	3.413	4.30	21.76	0.924	14	3.136	11.01	34.28	0.551
7	3.389	4.91	21.95	0.903	15	3.210	10.65	38.76	0.538
8	3.346	4.41	22.36	0.888					

表 2 测试样本
Tab.2 Test samples

样本	电压/V	电流/A	温度/℃	样本	电压/V	电流/A	温度/℃
1	3.552	1.50	19.21	9	3.303	4.76	22.86
2	3.493	4.00	21.06	10	3.263	3.85	23.25
3	3.483	4.32	21.25	11	3.016	5.78	25.82
4	3.454	4.21	21.43	12	3.186	8.68	25.88
5	3.434	3.45	21.47	13	3.006	7.43	29.36
6	3.406	3.89	21.74	14	3.201	10.79	35.42
7	3.385	4.72	22.06	15	3.210	10.65	38.76
8	3.337	3.95	22.43				

3.2 LS-SVM 的电池 SOC 预测模型

LS-SVM 预测电池 SOC 模型大体上可以分为三个模块,分别为数据准备模块、算法标定模块、预测模块,预测的大体过程为实验数据通过数据准备模块经过数据预处理后得到训练样本和测试样本,然后将训练样本输入算法标定模块进行进一步处理以得到预测模型,最后再通过测试样本完成对预测模型进行测试.

具体步骤如下:

- (1) 选择样本数据,进行数据预测处理准备,构建训练样本集和预测样本集;
- (2) 构建核函数和参数,选择核函数类型,惩罚系数;
- (3) 利用训练样本建立目标函数,求解二次规划问题,寻找最优超平面,得到拉格朗日乘子 a 以及 b;
- (4) 利用求得的参数构建预测模型,用测试样本集预测未来时刻的预测值.

4 系统训练与测试

以表 1 中的样本数据对系统进行训练,完成训练后用表 2 的样本数据对系统进行测试. 步骤如下: (1) 输入训练样本;(2) 选定径向基核函数,初始化核宽度和惩罚系数;(3) 采用 8 折的交叉验证法得到最优核宽度和惩罚系数;(4) 根据式(6)求解出 a 和 b 的值;(5) 将模型参数引入 LS-SVM 预测模型,输入测试样本可得到预测的电池 SOC. (6) 将 SOC 的预测值与实验值作比较,验证 LS-SVM 预测电池 SOC 模型的性能.

表 3 SOC 预测结果

Tab.3 SOC prediction results

样本	预测值	实验值	样本	预测值	实验值
1	0.998	0.998	9	0.86	0.862
2	0.979	0.979	10	0.846	0.851
3	0.973	0.968	11	0.778	0.785
4	0.954	0.952	12	0.709	0.718
5	0.937	0.936	13	0.6	0.612
6	0.923	0.92	14	0.546	0.554
7	0.902	0.902	15	0.536	0.538
8	0.882	0.882			

为了检验本文预测方法的性能,将其与应用最广泛改进的安时积分法^[6]计结果进行对比,预测结果如图 1 和图 2 所示. 支持向量机预测的误差小于 1.3%, 而安时积分法的最大误差大于 3.0%. 这表明本文用支持向量机预测电池荷电状态精度显著提高.

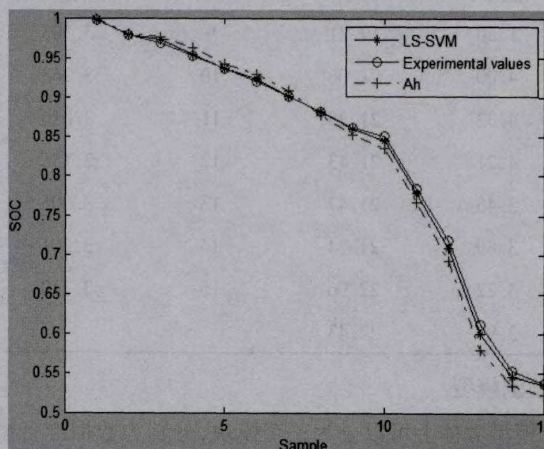


图 1 预测结果对比图

Fig. 1 Comparison chart of predicted results

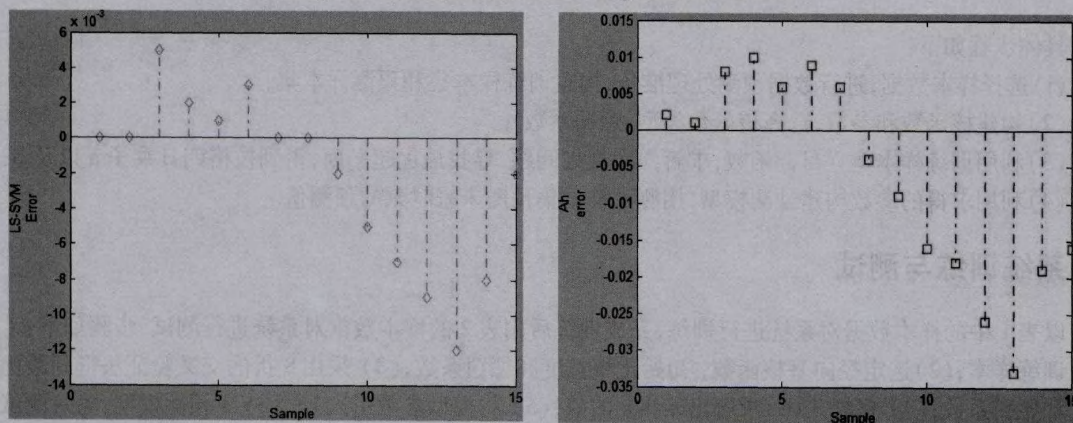


图 2 LS-SVM 和 Ah 法预测误差

Fig. 2 Prediction errors of LS-SVM and Ah method

5 结论

动力电池 SOC 的预测一直是国内外电动汽车电池管理系统研究的热点. 文中建立了基于 LS-SVM 的电池 SOC 预测模型, 并应用于 LiFePO₄ 电池的 SOC 预测中, 验证结果表明, 基于 LS-SVM 的电池 SOC 预测方法可行, 并具有较高的精确度.

参考文献:

- [1] 王耘波. 电动汽车用电池的发展概况[J]. 湖北汽车工业学院学报, 1996, (1): 56-62.
- [2] 麻友良, 陈全世, 齐占宁. 电动汽车用电池 SOC 定义与检测方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2001, 41(11): 95-97, 105.
- [3] 张日东, 王树青, 李平. 基于支持向量机的非线性系统预测控制[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1066-1073.
- [4] 陈刚, 闫飞, 龚啸等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(19): 83-87.
- [5] 姜静清. 最小二乘支持向量机算法及其应用研究[D]. 长春: 2007.
- [6] 林成涛, 陈全世, 王军平, 等. 用改进的安时计量法估计电动汽车动力电池 SOC[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2006, 46(2): 247-251.

Prediction on Battery SOC for Late-model Electric Vehicles

BAO Hui, YU Yang

(School of Electric & Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003)

Abstract: The state of charge (SOC) of electric vehicles refers to, under certain discharge rate, the ratio of the rated capacity and the remained capacity under the same condition. For the battery power optimization control in electric vehicles, accurately estimating battery SOC is a part that should not be ignored. Accurate estimation of SOC is the prime problem of the electric vehicle battery management system. This paper presented a forecasting model for SOC of batteries based on least squares support vector machine. Using the trained model can achieve accurate prediction of battery SOC. Experimental results showed that this way can achieve the effectiveness of improving the prediction accuracy.

Key words: SOC; least squares support vector machine; forecasting model; accuracy