

文章编号:1672-6413(2016)02-0154-02

基于粒子群算法优化 SVM 在电池 SOC 估算中的应用

张 凯

(山东能源枣矿集团 蒋庄煤矿, 山东 枣庄 277519)

摘要: 为了实现井下救生舱动力电池 SOC (State Of Charge) 的估算, 将支持向量机 (SVM) 的方法应用于电池 SOC 的估算中。为了得到合适的惩罚因子 C 和核函数 K , 利用粒子群算法来优化支持向量机; 建立了支持向量机模型, 对井下救生舱的电池剩余电量进行预测。实验结果表明: 采用粒子群优化支持向量机的方法具有较高的准确度, 有一定的实用价值。

关键词: 电池 SOC; 粒子群优化; SVM; 救生舱

中图分类号: TD77⁺4 **文献标识码:** A

0 引言

煤矿井下矿用救生舱以及避难硐室可为井下遇险矿工提供避难空间的舱室^[1], 动力电池作为重要的后备电源, 其性能要求要高于其他应用领域^[2]。由于动力电池的剩余电量是电压、放电电流和温度等变量的非线性函数, 对其计量存在着计量误差大和状态预测性差等问题^[3]。支持向量机因具有更好的泛化精度, 在非线性的模式中得到了应用, 为了使支持向量机具有更高的预测精度, 惩罚因子 C 和核函数 K 的选取尤为重要。本文将粒子群算法应用于支持向量机的寻优

中, 对电池电量的估计具有非常高的估计精度, 达到了满意的预测精度。

1 支持向量机模型

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是建立在统计学理论的基础上, 采用了结构风险最小原理, 常被用来解决分类和回归分析方面的问题^[4]。在解决非线性问题时, 支持向量机会从一个非线性变换将输入空间的样本数据从低维空间映射到高维空间中。对于一个样本集 $D = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^n, y_i \in R\}$, 其线性回归问题可用下面的优化模型来表示:

$$\begin{cases} (\alpha, \alpha^*) = \min \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \times (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \right) + \epsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \\ \alpha_i^* \leq C \end{cases} \quad (1)$$

其中: α 和 α^* 为拉格朗日因子; ϵ 为不敏感函数参数; K 和 C 分别为核函数和惩罚系数。

通过求解式(1)就可以得到 SVM 模型输出的数学表达式:

$$M(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (2)$$

其中: b 为阈值项。

支持向量机理论的关键在于如何选择合适的核函数, 径向基函数 (RBF) 因具有映射能力强等诸多优点, 目前得到了广泛的应用。径向基函数的数学形式为 $K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 \cdot g)$, 径向基核函数只有一个参数 g 。因此, 只要改变参数 g 就会影响到 SVM 的预测结果。为了使 SVM 预测分类结果更加精确, 本文将核函数参数 g 和惩罚参数 C 作为优化对象, 用粒子群算法对其进行优化, 得到更加精确的支持

向量机模型。

2 基于粒子群算法的 SVM 参数优化

粒子群算法属于智能方法中的一个成员, 用于解决全局优化问题, 其中每个粒子都代表空间的一个候选解, 种群中的任一粒子通过调节自己的速度运行, 以全局最优为向导进行移动, 直至全局优化位置。每个粒子通过下列信息改变当前位置: 粒子当前位置、粒子当前速度、粒子当前位置与自己最好位置之间的距离、粒子当前位置与群体最好位置之间的距离。粒子群优化支持向量机的步骤如下:

(1) 首先设置粒子群的参数: 设置粒子群的种群数 N 、粒子维数 d 、最大迭代数 M 、最大速度 V_{\max} 、惯性权重 w 、学习因子 c_1 和 c_2 。

(2) 用训练样本集对种群进行训练, 先根据经验和试验大致确定 (C, g) 的范围, 初始化各粒子的位置。

向量 X_i 和速度向量 V_i , 设粒子 i 的当前最优位置为 P_i , $P_i = X_i$ ($1, 2, \dots, N$)。

(3) 采用均方差函数作为收敛准则, 判断算法收敛准则是否满足。如果满足, 转向第 6 步, 否则执行第 4 步。

(4) 将各粒子当前的适应值和最优适应值进行对比, 更新粒子的最优适应值。

(5) 更新粒子的位置和速度。如果迭代次数已达到最大迭代次数或用已搜索到的最优位置计算出的适应值已满足给定适应值的要求时, 则停止迭代。

(6) 将测试样本输入到已经训练好的 SVM 模型预测中, 来检验此模型的可靠性。

粒子群优化 SVM 的主要参数见表 1。

表 1 粒子群优化 SVM 的主要参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
种群数 N	100	最大速度 V_{\max}	0.6
粒子维数 d	5	惯性权重 w	0.5
最大迭代数 M	200	学习因子 c_1, c_2	2.2

3 电池实验数据的提取

在实验中, 对 SE60AHA 型磷酸铁锂离子电池进行放电实验, 采用 ADI 公司的 AD7280A 芯片对电池进行监测, 放电容量为 30%, 放电时环境温度为 20℃, 放电电流为 15 A, 获得 25 组数据, 其中 15 组数据用来训练, 10 组数据用来测试。训练的数据输入量分为放电电流、电池组电压和环境温度, 输出量为目标要求的电池 SOC 值, 分别用 X_{train} 和 Y_{train} 表示。测试集分别用 X_{test} 和 Y_{test} 表示。为了使支持向量机便于训练和测试, 还需对采集到的数据进行标准的归一化处理, 将数据限制在一定范围之内。这里使用 MATLAB 工具箱中的 mapminmax 函数, 设置 $y_{\min} = 0$, $y_{\max} = 1$, 将数据归一化到 $[0, 1]$, 按照下面的公式进行归一化:

$$y = (y_{\max} - y_{\min}) \cdot \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \quad (3)$$

4 实验步骤

将采集好的数据输入 32 位 Win7 电脑, 在 MATLAB 7.0 环境下, 采用 libsvm 工具箱, 进行粒子群优化支持向量机的电池 SOC 估算, 算法流程如图 1 所示。

通过表 1 中的初始参数, 采用 libsvm 中的 psoSVMcgForClass 函数对支持向量机进行寻优, 得到最优的惩罚因子 $C=95$, 核函数参数 $g=0.01$ 。将 10 组测试集数据进行预测, 限于篇幅, 本文给出了经过归一化后的测试集数据, 如表 2 所示。图 2 为预测结果与实际结果对比。

由图 2 可知, 采用粒子群优化支持向量机的预测方法, 其预测结果与实际结果基本一致, 预测结果误差最大的是第三组数据, 其预测值为 0.58, 实际值为 0.64, 相差为 0.06, 故预测的准确率较高。

5 结论

动力电池作为井下救生舱重要的后备电源, 对电

池 SOC 的估算要求较高。本文采用粒子群算法来优化 SVM 对电池 SOC 进行估算, 根据井下救生舱的要求建立合适的模型。通过实验结果可知, 该方法得到的蓄电池 SOC 估算结果与实测值基本一致, 具有很强的应用价值。

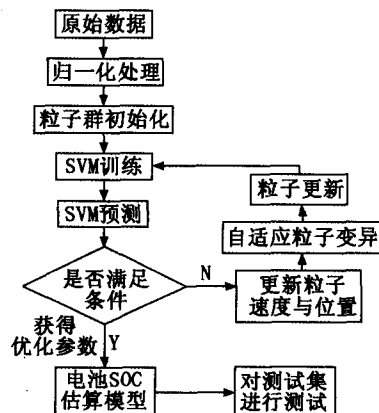


图 1 算法总体流程图

表 2 归一化后的测试集数据

放电电流	电池组电压	环境温度	输出电池 SOC
1.00	1.00	0.20	1.00
1.00	0.57	0.25	0.71
1.00	0.44	0.31	0.64
1.00	0.32	0.29	0.45
1.00	0.31	0.26	0.36
1.00	0.31	0.30	0.30
1.00	0.20	0.30	0.15
1.00	0.00	0.30	0.00
1.00	0.00	0.31	0.01
1.00	0.00	0.28	0.18

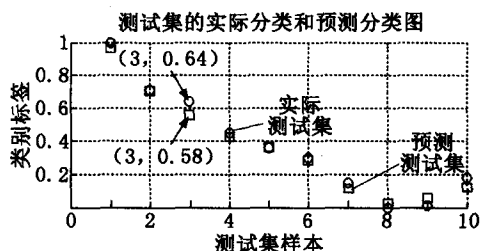


图 2 预测结果与实际结果对比

参考文献:

- [1] 史丽萍, 龚海霞, 李震, 等. 基于 BP 神经网络的电池 SOC 估算[J]. 电源技术, 2013, 37(9): 1539-1541.
- [2] 王磊, 陈杰, 肖瑞玲, 等. 煤矿井下用蓄电池安全性能分析及其控制对策[J]. 煤炭科学技术, 2009, 37(8): 57-60.
- [3] 陈昌松, 段善旭, 殷进军. 电力电子系统集成研究进展与现状[J]. 电工技术学报, 2006, 21(3): 153-158.
- [4] 刘炳文, 王铁, 刘磊. 基于 SVM 模型的煤炭运输自卸车维修成本回归分析[J]. 矿山机械, 2014, 42(10): 39-43.

Application of SVM Based on Particle Swarm Optimization Algorithm in Estimation of Battery SOC

ZHANG Kai

(Jiangzhuang Coal Mine of Shandong Energy Zaozhuang Mining Group Co., Ltd., Zaozhuang 277519, China)

Abstract: In order to estimate the mine rescue capsule battery state of charge(SOC), the support vector machine (SVM) method is used. The particle swarm algorithm is used to optimize the support vector machine, to achieve appropriate penalty factor c and kernel function K . And the model of the support vector machine is set up, to predict the battery SOC of mine rescue capsule. Experimental results show that the support vector machine method based on particle swarm optimization has high accuracy in the estimation of battery SOC.

Key words: battery SOC; particle swarm optimization; SVM; escape capsule