

基于改进鸟群算法优化最小二乘支持向量机的锂离子电池寿命预测方法研究

王雪莹, 赵全明

(河北工业大学学院, 天津 300401)

摘要: 随着锂离子电池的广泛应用, 其寿命预测与健康管理工作已成为当今的热点问题。锂电池寿命预测对于电池管理系统的稳定运行有着重要意义。采用最小二乘支持向量机(LSSVM)模型对锂离子电池剩余寿命进行预测, 并采用鸟群优化算法(BSA)对LSSVM参数进行寻优。为提高BSA算法的全局搜索能力, 对BSA算法进行改进, 并提出改进鸟群算法(IBSA)。最后采用IBSA算法优化LSSVM模型, 建立了IBSA-LSSVM预测模型并对锂离子电池寿命进行预测。测试结果表明, IBSA-LSSVM模型有良好的预测效果和预测稳定性。

关键词: 可持续锂离子电池; 鸟群算法; 最小二乘支持向量机; 锂离子电池寿命预测

Research on lithium-ion battery life prediction method based on improved bird swarm algorithm least squares support vector machine

WANG Xueying, ZHAO Quanming

(Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: With the wide application of lithium-ion batteries, life prediction and health management have become a hot issue nowadays. Life prediction of lithium batteries is of great significance to the stable operation of battery management system. Least squares support vector machine (LSSVM) model is used to predict the residual life of lithium ion batteries, and bird swarm optimization algorithm(BSA) is used to optimize the parameters of LSSVM. In order to improve the global search ability of BSA, the BSA is improved and an improved bird swarm algorithm (IBSA) is proposed. Finally, the least squares support vector machine (LSSVM) is optimized by using IBSA, and the IBSA-LSSVM prediction model is established to predict the life of lithium-ion batteries. The test results show that IBSA-LSSVM model has good prediction effect and stability.

Key words: lithium-ion battery; bird swarm optimization algorithm; least squares support vector machine; life prediction of lithium ion battery

0 引言

锂离子电池作为新型能源电池已被广泛应用于各个领域, 随着锂离子电池使用次数的增加, 锂离子电池会出现老化甚至失效的现象。

如若不能及时发现存在的问题, 锂离子电池有可能会造成重大的安全事故^[1]。因此, 对锂离子电池进行寿命预测, 及时更换老化、失效的电池, 可以避免安全事故发生。目前, 很多学

者对锂电池的剩余寿命进行研究，并提出了相应预测模型。

文献[2]提出了一种改进的支持向量机模型，并对锂电池寿命进行预测，为减少超参数对预测结果的影响，采用粒子群优化算法对模型的超参数进行寻优。文献[3]采用相关向量机模型预测锂离子电池的剩余使用寿命，并给出电池寿命的置信区间，该模型可以更加有效地对不确定因素进行判断。文献[4]对相关向量机进行了改进，提出了多核相关向量机并对锂电池寿命进行预测。测试结果表明多核相关向量机优于单核相关向量机。文献[5]基于极限学习机和优化算法提出了一种组合方法并对锂电池寿命进行预测。文献[6]提出了一种改进粒子滤波模型并对电池寿命进行预测，在滤波模型中对粒子的更新机制进行了改进，改善了粒子退化问题。

鸟群优化算法（BSA）同其他优化算法一样容易陷入局部最优。为了解决BSA容易陷入局部最优的问题，本文对BSA进行改进，同时提出改进鸟群算法（IBSA），并采用IBSA优化LSSVM模型，建立IBSA-LSSVM模型对锂离子电池寿命进行预测。

1 基于IBSA-LSSVM的预测模型

1.1 改进鸟群算法（IBSA）

2016年由Meng等人提出一种生物启发式智能优化算法—鸟群算法^[7]。该算法通过模拟鸟群的觅食、警觉和迁徙三种行为，并通过个体之间信息共享以及搜索策略得到最优解^[8-9]。

在基本鸟群算法中存在两个问题：①容易陷入局部最优；②跟随者的搜索能力低。在本文中，为了解决问题①，在鸟群生产者位置更新公式中引入了Levy飞行策略^[10]。因为Levy具有较好的随机游走特性，可以改善算法的收敛性能，提高了算法的全局搜索能力。为了解决问题②，在跟随者位置更新公式中引入了自适应学习因子，可以有效地提高跟随者的搜索能力。IBSA中每只鸟在 t 时刻的位置的更新原理如下。

假设有 n 只鸟在 D 维空间中觅食，鸟群算法的初始化位置为

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + x_{i,j}^t \otimes \text{Levy}(\beta) \quad (1)$$

步长 s 为

$$s = \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (2)$$

式中， $\mu \approx N(0, \sigma_\mu^2)$ ； $v \approx N(0, \sigma_v^2)$ ； $\beta=1.5$ 。

在跟随者位置更新公式中引入了自适应学习因子，定义跟随者适应度值的相对变化率 v 为

$$v = \frac{|f_i(t) - f_{\text{best}}|}{f_{\text{best}}} \quad (3)$$

式中， $f_i(t)$ 为第 i 只跟随者的适应度值； f_{best} 为鸟群中最佳粒子的适应度值。

第 i 只跟随者在第 t 代的自适应学习因子更新式为

$$M_i^t = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (4)$$

式中， u 为跟随者适应度值的相对变化率。

改进完成之后，第 i 只鸟（跟随者）在 j 维空间 $t+1$ 时刻的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = M_i^t x_{i,j}^t + (x_{i,j}^t - x_{i,j}^t) \times FL \times \text{rand}(0,1) \quad (5)$$

式中， $\text{rand}(0,1)$ 为区间 $[0,1]$ 之间的随机数； M_i^t 为第 i 只跟随者在第 t 代的自适应学习因子。

1.2 最小二乘向量机（LSSVM）

支持向量机是以VC维理论和结构风险最小化为原理建立的，它在解决非线性、高维数以及小样本等问题上具有很大优势^[11]。为了使求解速度和收敛准确度提高，对SVM进行改进形成LSSVM^[12-13]。LSSVM回归原理如下。

假设给定样本集 $D = \{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, m\}$ ，其中 $x_i \in R^m$ 为第 i 个训练样本输入值， $y_i \in R$ 为第 i 个训练样本输出值， $\varphi(x)$ 为非线性映射函数， $\varphi(\cdot)$ 将输入数据从低维空间映射到高维空间。LSSVM模型计算公式为

$$\begin{cases} \min J = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \xi \sum_{i=1}^m e_i & i=1, 2, \dots, m \\ \text{s. t. } y_i = \omega \varphi(x_i) + b + e_i \end{cases} \quad (6)$$

式中, ω 为权向量; b 为偏移量; J 为目标函数; ξ 为正规化参数; e_i 为误差。

式(6)用拉格朗日函数表示为

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \xi \sum_{i=1}^m e_i^2 - \sum_{i=1}^m a_i (\omega \phi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (7)$$

式中, $a_i \in R$ 为拉格朗日乘子。

通过 L 对 ω 、 b 、 a_i 和 e_i 求偏导, 并令其等于 0 后约去变量, 可得到线性方程组为

$$\begin{bmatrix} 0 & N \\ N^T & K + \xi^{-1} E \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, $N=[1, 1, \dots, 1]$; E 为单位阵; $a=[a_1, a_1, \dots, a_m]$ 为拉格朗日乘子; $y=[y_1, y_1, \dots, y_m]^T$; K 为核函数。

本文采用径向基核函数, 其表达式为

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中, σ 为核宽度。

最终得到 LSSVM 回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m a_i K(x, x_i) + b \quad (10)$$

2 基于 IBSA-LSSVM 的锂离子电池寿命预测方法研究

2.1 各模型参数设置

本文建立了 IBSA-LSSVM 模型, 并对锂离子电池寿命进行预测, 锂离子电池数据分别采用去噪后的 NASA 电池数据和实验得到的 nmc 电池数据, 仿真试验采用 $d=5$, $\tau=2$ 。

各模型的参数设置以及 NASA 数据设置如表 1、表 2 所示。

表 1 模型参数设置

Tab. 1 Model parameter setting

Model	Parameter
SVM	$c=1$, $\gamma=0.01$
PSO-SVM	$c_1=c_2=1.5$, $M=100$, $N_p=20$, $c_{\min}=0.1$, $c_{\max}=100$, $g_{\min}=0.01$, $g_{\max}=1\ 000$
BSA-LSSVM	$M=100$, $c_1=c_2=1.5$, $N_p=20$, $FQ=5$, $a_1=a_2=1$, $c_{\min}=0.1$, $c_{\max}=100$, $g_{\min}=0.01$, $g_{\max}=1\ 000$
IBSA-LSSVM	$M=100$, $c_1=c_2=1.5$, $N_p=20$, $FQ=5$, $a_1=a_2=1$, $c_{\min}=0.1$, $c_{\max}=100$, $g_{\min}=0.01$, $g_{\max}=1\ 000$, $\beta=1.5$

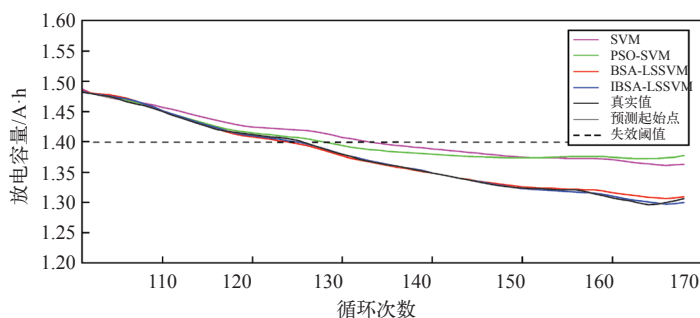
表 2 NASA 电池的训练样本个数、测试样本个数和失效阈值设置

Tab. 2 The number of training samples, test samples and failure threshold settings of NASA battery

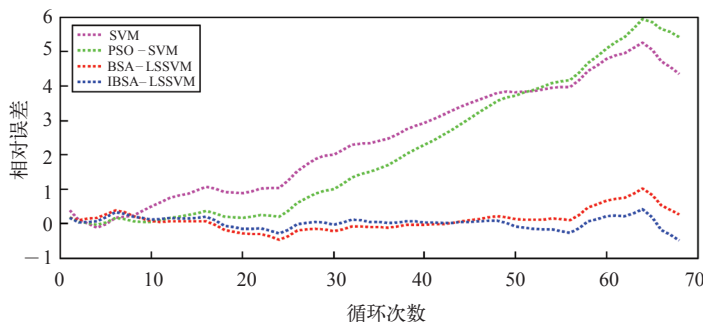
型号	样本数	训练样本个数	测试样本个数	失效阈值/A·h	实际寿命
B5	168	100	68	1.4	125
B6	169	90	79	1.4	108
B18	132	70	62	1.4	94

2.2 结果分析

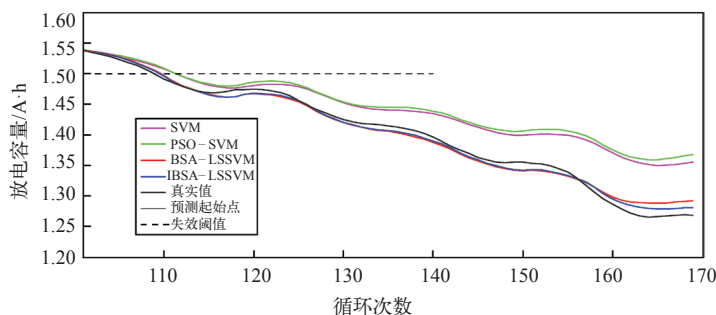
采用上述四种预测模型分别对 B5、B6 和 B18 电池的剩余寿命进行预测。为了使测试结果更具可靠性, 所有的测试均采用 A8-4 500 M 处理器、4 G 内存、Win7 操作系统和 Matlab R2014a 仿真环境。四种模型的预测结果如下图所示。



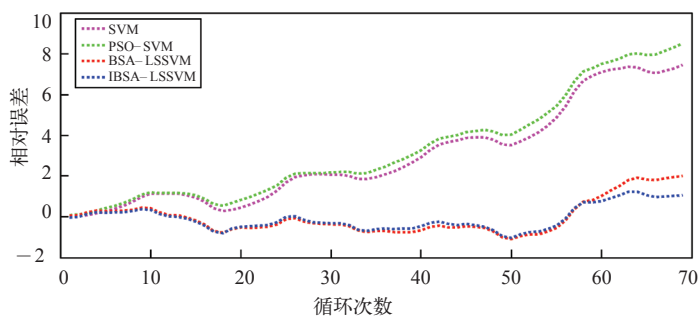
(a) B5 电池剩余寿命预测曲线图



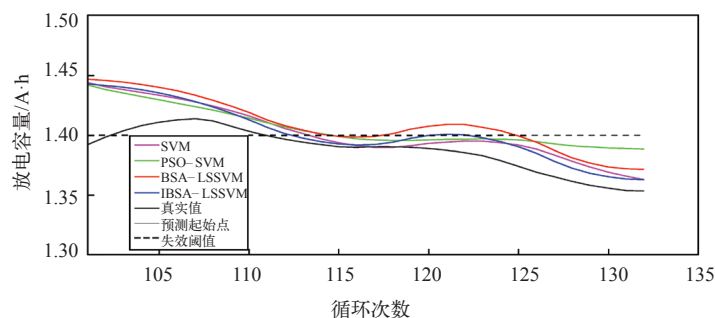
(b) B5 电池剩余寿命预测值与真实值相对误差百分比



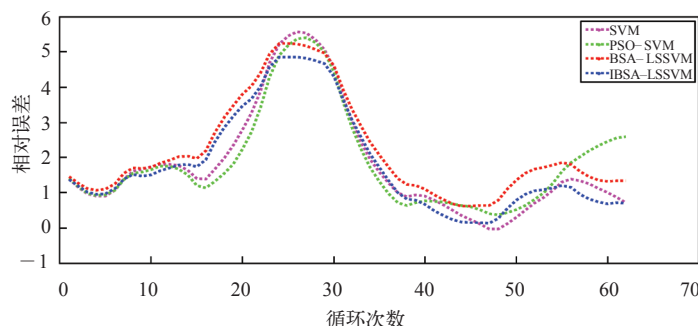
(c) B6 电池剩余寿命预测曲线图



(d) B6 电池剩余寿命预测值与真实值相对误差百分比



(e) B18 电池剩余寿命预测曲线图



(f) B18 电池剩余寿命预测值与真实值相对误差百分比

图 电池剩余寿命预测曲线以及电池剩余寿命预测值与真实值相对误差百分比

Fig. Battery life prediction curve and relative error percentage between predicted value and real value

由上图可以看出，IBSA-LSSVM模型的预测值与真实值相对误差的波动范围均小于SVM、PSO-SVM和BSA-LSSVM模型的预测值与真实值相对误差的波动范围，说明IBSA-LSSVM模型具有更好的预测稳定性。

为了使IBSA-LSSVM模型的预测结果更加有说服力，采用NASA数据分别对四个模型进行测试，测试结果如表3所示。

从表3可以看出，相比较于其他三种预测模型，IBSA-LSSVM模型的预测误差最小。对于B6电池，IBSA-LSSVM和BSA-

表3 四种模型预测效果

Tab. 3 Prediction effect of four models

型号	模型	真实值	预测值	绝对误差	RMSE
B5	SVM	125	132	7	0.038 7
	PSO-SVM		127	2	0.038 2
	BSA-LSSVM		123	2	0.004 3
	IBSA-LSSVM		124	1	0.002 3
B6	SVM	108	111	3	0.046 1
	PSO-SVM		111	3	0.050 9
	BSA-LSSVM		109	1	0.010 2
	IBSA-LSSVM		109	1	0.007 4
B18	SVM	94	113	19	0.035 8
	PSO-SVM		114	20	0.033 8
	BSA-LSSVM		114	20	0.038 9
	IBSA-LSSVM		112	18	0.035 2

LSSVM模型的绝对误差都为1，但BSA-LSSVM模型的RMSE值高于IBSA-LSSVM模型。通过分析测试结果发现IBSA-LSSVM模型具有良好的预测准确度和预测稳定性。

3 结束语

由于BSA容易陷入局部最优，本文对BSA进行了改进。通过在BSA中引入了Levy飞行策略和在跟随者位置更新公式中引进自适应学习因子，提高了种群的全局搜索能力，避免了种群过早陷入局部最优的现象。最后采用NASA数据对IBSA-LSSVM模型进行测试，并与SVM、PSO-SVM和BSA-LSSVM模型进行了比较。测试结果表明，IBSA-LSSVM模型在预测准确度和预测稳定性方面具有较大的优势。

参考文献

- [1] 高飞, 朱艳丽, 齐创, 等. 锂离子电池安全事故激源浅析[J]. 电源技术, 2019, 43(3): 453-457.
- [2] 王一宣, 李泽滔. 基于改进支持向量回归机的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 汽车技术, 2020(2): 1-5.
- [3] 李赛, 庞晓琼, 林慧龙, 等. 基于相关向量机的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(8): 2682-2686.

- [4] 刘月峰, 赵光权, 彭喜元. 多核相关向量机优化模型的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 电子学报, 2019, 47(6): 1285-1292.
- [5] 丁阳征. 基于ELM的锂离子电池剩余寿命预测方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.
- [6] 王腾蛟, 郭建胜, 慕容政, 等. 一种预测锂电池剩余寿命的改进粒子滤波算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(5): 47-51.
- [7] MENG Xianbing, GAO X Z, LU Lihua, et al. A new bio-inspired optimisation algorithm: Bird Swarm Algorithm[J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 2016, 28(4): 673-687.
- [8] 郭倩岩, 白静. 基于PCA鸟群算法的SVM参数优化及应用[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(4): 1029-1033.
- [9] 彭君君, 刘勇进. 基于双高斯函数的一种高效鸟群优化算法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(23): 106-112.
- [10] 杨文荣, 马晓燕, 边鑫磊. 基于Levy飞行策略的自适应改进鸟群算法[J]. 河北工业大学学报, 2017, 46(5): 10-16, 22.
- [11] 刘铭, 吴朝霞. 支持向量机理论与应用 [J]. 科技视界, 2018(23): 68-69.
- [12] 冯驰, 吴丽莎, 张凯, 等. 基于LS-SVM的电力线通信网络载波频率估计[J]. 信息技术, 2019, 43(1): 103-107.
- [13] 王永明, 刘兴龙, 桑凌志. 基于最小二乘支持向量机的AIS数据修复方法[J]. 上海海事大学学报, 2018, 39 (4): 82-89.

作者简介



王雪莹

王雪莹 (1987-), 女, 助教, 主要研究方向为微波电路设计。

(收稿日期: 2019-09-26) **EA**