

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¹, 张君婷², 赵全明¹

(1. 河北工业大学电子信息工程学院, 天津 300401; 2. 河北工业大学电气工程学院, 天津 300130)

摘要: 随着锂离子电池的广泛应用, 其寿命预测与健康管理已成为当今的热点问题。锂离子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的全局搜索能力, 对BSA进行改进, 并提出改进鸟群算法 (IBSA)。最后, 采用IBSA优化LSSVM模型, 建立了IBSA-LSSVM预测模型并对锂离子电池剩余寿命进行预测。测试结果表明, IBSA-LSSVM模型对锂离子电池剩余寿命有良好的预测效果和预测稳定性。

关键词: 锂离子电池; 剩余寿命预测; 改进的鸟群算法; 最小二乘支持向量机

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

WANG Xueying¹, ZHANG Juntong², ZHAO Quanming¹

(1. School of Electronic Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, 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 remaining 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 algorithm 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; prediction of remaining life of Li-ion battery; improved bird swarm optimization algorithm; least squares support vector machine

0 引言

锂离子电池寿命预测是电池管理系统的重要内容。通过对锂离子电池的剩余寿命进行预测, 为电池管理系统提供可靠的数据支撑, 从

而保障电池管理系统的可靠运行^[1]。因此, 锂离子电池寿命预测对于电池管理系统是十分必要的。目前, 锂离子电池寿命预测已成为研究的热点问题, 很多学者对锂离子电池的剩余寿

命进行研究,并提出了相应预测方法。

文献[2]提出了一种改进支持向量机模型对锂离子电池寿命进行预测,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离子电池寿命进行预测,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离子电池寿命进行预测。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,在改进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,提出改进鸟群算法(IBSA),并采用IBSA优化LSSVM模型,建立了IBSA-LSSVM模型并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Meng等人提出了一种生物启发式智能优化算法——鸟群算法^[7],该算法模拟鸟群的觅食、警觉和迁徙三种行为,并通过个体之间的信息共享和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容易陷入局部最优的问题;②跟随者的搜索能力低。为了解决上述问题,本文进行了两方面的改进,具体为:针对问题①,在鸟群的生产者位置更新公式中引入Levy飞行策略^[10]。因为Levy具有较好的随机游走特性,可以提高生产者的全局搜索能力。针对问题②,在跟随者位置更新公式中引入自适应学习因子,从而提高跟随者的搜索能力。改进算法中每只鸟在 t 时刻的位置更新方法如下。

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

$$\begin{cases} x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + x_{i,j}^t \otimes \text{Levy}(s) \\ s \sim |s|^{-1-\beta} \end{cases} \quad (1)$$

式中, s 为步长,并有

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

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

在跟随者的位置更新中引入自适应学习因子,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。

鸟群中第 i 只跟随者在第 t 代的自适应学习因子为

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

式中, v 为跟随者适应度值的相对变化率。

经过上述改进,第 i 只鸟(跟随者)在 j 维空间 $t+1$ 时刻的位置如下

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

式中, $FL \in [0,2]$ 为跟随系数; $\text{rand}(0,1)$ 为区间 $[0,1]$ 之间的随机数。

1.2 最小二乘支持向量机(LSSVM)

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是由Vapnik等人于1964年对广义肖像算法进行了进一步讨论并建立的,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。为了提高其求解速度和收敛准确度,将SVM中复杂的二次规划问题转变为简单的方程组求解问题,构成了最小二乘向量机(Least Squares Support Vector Machine, LSSVM)^[11-12],LSSVM的基本原理如下。

假设给定样本集 $D = \{(x_i, y_i) | i=1, 2, 3, \dots, m\}$,定义超平面函数: $y_i = \omega \phi(x_i) + b$ ($\omega \in R^n$, $b \in R$),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, $\phi(x)$ 为非线性

映射函数, $\phi(\cdot)$ 为将输入数据从低维空间映射到高维空间的空间映射函数。LSSVM按式(6)中的方法展开优化问题的求解, 即

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

式中, $J(\omega)$ 为最小化问题中的优化目标函数; s. t. 为约束条件; b 为超平面的截距; C 为正规化参数; e_i 为每一个样本引入的误差变量。

式(6)用Lagrange函数表示为

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

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, 并令其等于零后约去变量 ω 和 C , 可得到如下线性方程组

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

式中, $N = [1, 1, \dots, 1]$ 为单位向量; E 为单位阵; $a = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$ 为拉格朗日乘子; $y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$; K 为核函数。

本文采用径向基核函数, 并有

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

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, 对锂离子电池寿命进行预测, 本文数据来自美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)。锂离子电池数据分别采用去噪后的NASA电池数据和试验得到的NMC电池数据^[13], 仿真试验采用 $d=5$, $t=2$ 。

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 settings

模型	参数
SVM	$C=1, g=0.01$
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	$M=100, c_1=c_2=1.5, N_p=20, F_Q=5, C_{\min}=0.1, C_{\max}=100, g_{\min}=0.01, g_{\max}=1\ 000$
IBSA-LSSVM	$M=100, c_1=c_2=1.5, N_p=20, F_Q=5, C_{\min}=0.1, C_{\max}=100, g_{\min}=0.01, g_{\max}=1\ 000$

表2 NASA电池的试验样本个数、测试样本个数和失效阈值设置

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

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	100	69	1.4	108
B18	132	70	62	1.4	94

表1中, PSO、BSA和IBSA分别代表粒子群、鸟群及其改进鸟群算法, C 为正规化参数; $C_{\min}$ 、 $C_{\max}$ 分别为 C 的最小值和最大值; c_1 、 c_2 为PSO算法中的学习因子; g 为径向基核函数中设置的参数; $g_{\min}$ 、 $g_{\max}$ 分别为 g 的最小值和最大值; M 为算法的最大迭代次数; N_p 为种群规模; F_Q 为迁徙频率。

采用模型对锂离子电池寿命预测的基本步骤如下:

- 1) 选定训练样本和测试样本。
 - 2) 对锂离子电池数据进行归一化。
 - 3) 初始化模型参数。
 - 4) 采用训练样本对模型进行训练。
 - 5) 采用训练好的模型对锂离子电池的寿命进行预测。
 - 6) 将模型的预测结果反归一化。
 - 7) 对模型的预测效果进行评估。
- 模型的预测流程图如图1所示。

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

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，避免了种群陷入局部极值陷阱的弊端。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。对于B5、B6和B18电池，IBSA-LSSVM模型的预测绝对误差分别为1、1和18。相比较其他三种预测模型，IBSA-LSSVM模型的预测绝对误差最小。对于B5和B6，IBSA-LSSVM模型的RMSE值分别为0.002 3和0.007 4。测试结果表明，IBSA-LSSVM模型具有较高的预测准确度和预测稳定性，适合用于锂离子电池的剩余寿命预测。

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): 28-32.
- [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 and 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] 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.
- [12] 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, 主要研究方向为智能信息处理。

(收稿日期: 2019-09-26) **EA**