

# 改进的蜂群 LS-SVM 故障预测

王久崇<sup>1,2</sup>, 樊晓光<sup>1</sup>, 盛晟<sup>1</sup>, 黄雷<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学航空航天工程学院, 陕西西安, 710038; 2. 93868 部队, 宁夏银川, 750025)

**摘要** 为了提高基于最小二乘支持向量机的故障预测精准度, 提出了 AFS-ABC 算法, 用于组合优化 LS-SVM 的规则化参数  $C$  和宽度参数  $\sigma$ 。该算法将鱼群算法 AFS 简化模型中人工鱼的寻优更新方法引入到蜂群算法中, 以互补优势、互克不足。通过 100 维 Ackley 函数验证了该算法在优化精度和搜索速度上较 AFS 算法与 ABC 算法的优越性, 并以某航空电子系统电源模块记录电压数据序列的前 40 个作为 LS-SVM 模型的训练集, 后 15 个作为测试集, 利用 MATLAB 的 LS-SVM 工具箱进行状态预测仿真。结果表明, AFS-ABC 算法较好地改善了 LS-SVM 的预测精度, 同时解决了局部极值和寻优结果精度低的问题。

**关键词** 故障预测; 最小二乘支持向量机; 蜂群算法; 鱼群算法

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.01.004

**中图分类号** TP206<sup>+</sup>.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)01-0016-04

## Improved Artificial Bee Colony LS-SVM Fault Prediction

WANG Jiu-chong<sup>1,2</sup>, FAN Xiao-guang<sup>1</sup>, SHENG Sheng<sup>1</sup>, HUANG Lei<sup>1</sup>

(1. Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Unit 93868, Yinchuan 750025, China)

**Abstract:** Under the background of condition-based maintenance in the arming maintenance, in allusion to problem of the less equipment data swatch, the fault prognostic method based on least squares support vector machine is studied. The idea of artificial fish swarm algorithm is used to replace the function of the employed bees in the artificial bee colony, therefrom AFS-ABC algorithm is advanced and then used to optimize the parameter of LS-SVM. The LS-SVM is trained by the front forty voltage data sequence swatches of the power supply module in avionics subsystem, and tested by the rear fifteen data sequence swatches. The simulation is done by using the MATLAB LS-SVM toolbox. The result of the simulation shows that the use of this method can prognosticate the arming fault and preferably enhance the capability of LS-SVM.

**Key words:** fault prediction; LS-SVM; artificial bee colony algorithm; artificial fish swarm algorithm

准确的故障预测是装备视情维修的前提, 最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LS-SVM)是比神经网络更具应用前景的故障预测技术之一<sup>[1]</sup>。基于 LS-SVM 的预测需要先

确定其规则化参数  $C$  和宽度参数  $\sigma$ , 寻找最佳的  $C$  和  $\sigma$  是一个组合优化问题, 目前尚没有具体的选取方法<sup>[2]</sup>。常见的 LS-SVM 模型参数优化方法主要包括遗传算法<sup>[3]</sup>和粒子群算法<sup>[4]</sup>等, 这些方法操作

收稿日期: 2012-06-05

作者简介: 王久崇(1984—), 男, 陕西横山人, 硕士生, 主要从事故障诊断与预测研究。

E-mail: jspringsp@163.com; 1661025231@qq.com

简单,易于使用,但搜索粒度较大,优化后的预测精度还不够理想。

蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)具有正负反馈机制、参数设置简单、易于实现、协作能力强等特点,但易陷入局部最优<sup>[5-6]</sup>。鱼群算法(Artificial Fish Swarm, AFS)的简化模型能够克服局部极值、对初值与参数选择不敏感、鲁棒性强、使用灵活,但后期搜索较盲目、寻优结果精度较低<sup>[7]</sup>。实质上,ABC算法中引领蜂在进行领域搜索后,引导跟随蜂再进行的领域搜索与引领蜂领域搜索并无本质差别,属重复性工作,这是其易陷入局部最优的根本原因。为此,本文引用 AFS 的简化模型,代替引领蜂的职能,以鱼群寻优的方式在整个可行解范围内展开全面搜索,以克服 ABC 算法的局部极小问题。ABC 算法的反馈机制可以克服 AFS 算法的后期盲目性和寻优精度低的问题,同时 AFS-ABC 算法的运算复杂度并没有太大增加。

## 1 原理与模型

### 1.1 LS-SVM 回归模型

LS-SVM 通过核函数将实际问题通过非线性变换映射到高维特征空间,在该空间中构造线性决策函数,解决原空间中的非线性问题。见式(1):

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

式中:  $a_i \geq 0$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , 为拉格朗日乘子;  $b$  为偏差量。本文核函数采用径向基核函数,即  $K(x, x_i) = \exp(-|x - x_i|^2 / \sigma^2)$ 。

### 1.2 ABC 算法基本原理

对于一个特定的问题,ABC 算法<sup>[8-9]</sup>中每个蜜源代表一个问题实体(可行解)。借助蜜蜂的采蜜行为,以蜜源的收益率(适应度函数)最优为准则,通过群体间的信息交互和反复迭代,搜索出最优解。侦查蜂生成公式为:

$$x_{ij} = x_{\min}(j) + \text{rand}(0, 1)(x_{\max}(j) - x_{\min}(j)) \quad (2)$$

式中:  $x_{ij}$  为第  $i$  个蜜源第  $j$  维的坐标;  $\text{rand}(0, 1)$  为 0 到 1 之间的随机数。设  $N_{x_{ij}}$  是蜜源  $x_i$  的第  $j$  维更新的领域蜜源;  $x_k$  是不同于  $x_i$  的另一个蜜源;  $r_{ij}$  为  $[-1, 1]$  上均匀分布的一个随机数,则引领蜂和跟随蜂进行领域蜜源搜索的公式为:

$$N_{x_{ij}} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (3)$$

### 1.3 AFS 算法的简化模型

在 AFS 算法的简化模型<sup>[7]</sup>中,人工鱼搜索步长  $S$  按式(4)动态调整:

$$S = S_{\min} + \exp(-30(g/E)^c) S \quad (4)$$

式中:  $g$  为当前迭代次数;  $E$  为最大迭代次数;  $c$  为大于 1 的整数。由式(5)更新人工鱼:

$$X_{\text{inext}} = X_p + S \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} + S \frac{X_{\max} - X_i}{\|X_c - X_i\|} \quad (5)$$

式中:  $X_c$  为鱼群的中心位置;  $X_{\max}$  为鱼群目前找到的最优位置;  $X_p$  为人工鱼执行觅食行为后找到的位置;  $X_i$  为当前人工鱼的位置。

## 2 AFS-ABC 算法设计

### 2.1 AFS-ABC 算法的思路

AFS-ABC 算法综合了 AFS 算法和 ABC 算法的优点,具体流程如下:

**Step1** 初始化食物源,并用人工鱼代替引领蜂。

**Step2** 各人工鱼进行觅食行为,并按式(5)更新自己的位置。

**Step3** 计算每个人工鱼的收益率,并与公告板进行比较,更新公告板信息。

**Step4** 跟随蜂依概率进行蜜源选择,进行领域搜索,更新领域蜜源。

**Step5** 检查领域蜜源的更新次数,如果达到更新阈值,则放弃该蜜源,使其中的一只跟随蜂转为侦查蜂,产生新的蜜源;否则,转 **Step6**。

**Step6** 检查是否满足终止条件,如果满足,则输出公告板所记录的最优解,算法结束;否则,计算蜂群收益率,更新公告板信息,并转 **Step2**。

### 2.2 算法验证

为了更好地说明 AFS-ABC 算法的有效性,选用 Ackley 函数进行测试,见式(6),取  $i=100$ ,即 Ackley 函数的维数为 100。Ackley 函数为多峰值函数,其全局最小值点为  $(0, \dots, 0)$ ,表达式为:

$$z = -20 \exp \left[ -0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right] - \exp \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i \right) + 20 + e \quad (6)$$

初始化 ABC 算法的蜜源数量 20,鱼群规模、跟随蜂的数量与蜜源数量相同;Ackley 函数的坐标搜索范围为  $[-10, 10]$ ;蜜源最大重复更新次数  $d=30$ ;最大迭代次数  $E=200$ ;蜜源坐标各维的上界和下界坐标分别为  $x_{\max}=-10$ ,  $x_{\min}=10$ ;人工鱼觅食尝试次数 15,人工鱼的视野  $V=20$  和步长  $S=3$ ,拥挤度  $\delta=11$ ,  $V_{\min}=0.01$ ,  $S_{\min}=0.005$ 。MATLAB 仿真结果见图 1。

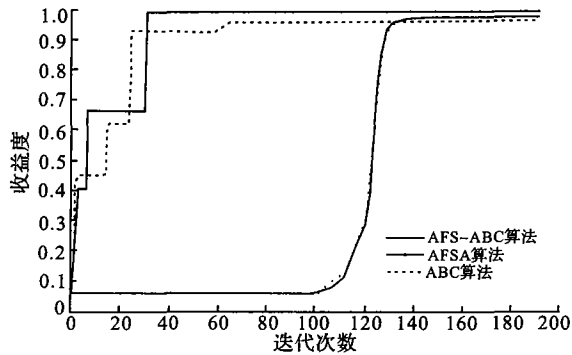


图1 100维Ackley函数寻优效率比较

Fig. 1 Optimized efficiency parallel of 100 dimension Ackley function

图1中Ackley函数的维数为100,收益度为 $p = 1/(1+z)$ 。当迭代次数达到200时:AFS-ABC算法的收益度为0.9989,对应的Ackley最优值为0.0011;AFS算法的收益度为0.9854,对应的Ackley最优值为0.0148;ABC算法的收益度为0.9798,对应的Ackley最优值为0.0206。可见,AFS-ABC算法不仅在优化精度方面有优势,而且在寻优速度上也比ABC算法和AFS算法有所提高,能够综合二者的优势。

### 2.3 状态预测流程

**Step1** 确定待预测参数 $x_i$ 的特征数据序列 $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m})$ ,  $1 \leq i \leq n$ 。 $x_{i,t}$ 代表待预测参数 $x_i$ 在时刻 $t$ 时的特征数据;

**Step2** 对数据进行相空间的重构(确定输入输出关系),形成LS-SVM的学习样本;

**Step3** 选择LS-SVM参数和径向基核函数;

**Step4** 采用最终预测误差准则(FPE)选取嵌入维数,利用AFS-ABC算法优化正规化参数 $C$ 和径向基核函数参数 $\sigma$ ;

**Step5** 用 $C$ 和 $\sigma$ 重新训练LS-SVM回归机,返回Step3直到选出最优的最小二乘支持向量回归机模型;

**Step6** 用该模型对特征参数 $x_i$ 进行预测。

需要说明的是:嵌入维数的选取,本文采用最终预测误差准则<sup>[10]</sup>。经过多次试验发现,当嵌入维数 $m=6$ 时,FPE达到了最小0.0246。由此进行相空间的重构,找到输入输出间的关系。

## 3 预测案例及结果分析

### 3.1 评价指标及输入输出关系

本文对LS-SVM的回归模型进行评估<sup>[11]</sup>:

$$\text{ERROR} = \frac{1}{N - n_k} \sum_{k=n_k+1}^N \left| \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{y(k)} \right| \quad (7)$$

式中: $N$ 为样本数; $\hat{y}(k)$ 为 $y(k)$ 的预测值。可见回归模型的评价指标越接近于0,模型越优。

使用支持向量机进行故障预测的关键问题在于如何重构线性空间,找到输入输出的对应关系<sup>[12]</sup>。由于嵌入维数为6,本文用图2中的映射关系建立输入输出数据序列。

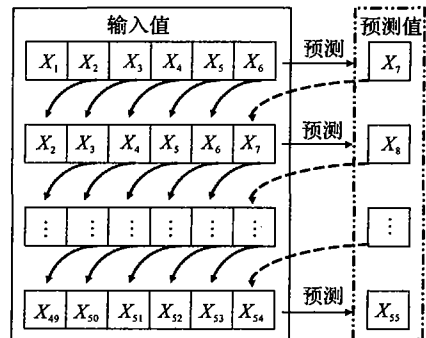


图2 LS-SVM输入输出关系

Fig. 2 In-out relation of the LS-SVM

### 3.2 预测实例分析

利用某航空电子系统电源模块的55个电压输出数据序列仿真验证。初始化:LS-SVM参数的搜索范围为 $[0.01, 2000]$ ;迭代次数100;适应度函数取式(7),其余参数设置请参照2.2节。利用MATLAB LS-SVM工具箱仿真,结果如图3~4。

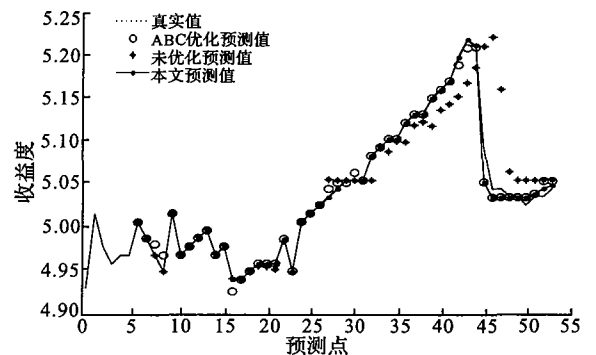


图3 LS-SVM的参数对预测结果的影响

Fig. 3 Prediction affect of LS-SVM parameter

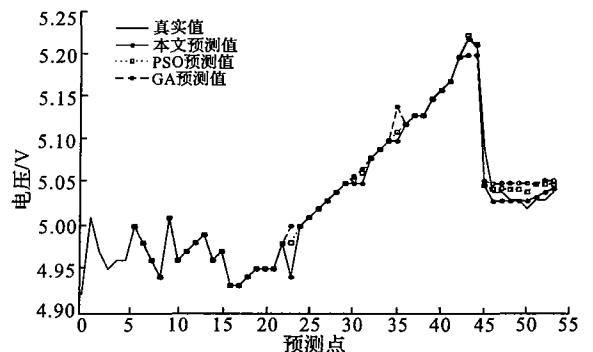


图4 LS-SVM不同参数优化方法预测结果对比

Fig. 4 Prediction result parallel based on different optimized methods

图 3 中,“ABC 优化预测值”指采用文献[8]方法优化 LS-SVM 参数的预测结果。“未优化预测值”指未对 LS-SVM 参数作智能优化处理的预测结果值。通过图 3 预测结果与真实值的对比可知,本文 AFS-ABC 优化较优。

图 4 中,“PSO 预测值”与“GA 预测值”是指分别以文献[3]和[7]的方法优化 LS-SVM 参数,并进行状态预测的结果。图中各预测值的标准差分别为:“真实值”为 0.077 79,“本文预测值”为 0.077 71,“PSO 预测值”为 0.077 48,“GA 预测值”为 0.076 38。以真实值为基准,计算各预测值标准差的偏离值分别为:“本文预测值”为 0.000 08,“PSO 预测值”为 0.000 31,“GA 预测值”为 0.001 41。对比可知,本文 AFS-ABC 算法优化后的预测结果更接近真实值,精度较高。

优化后的 LS-SVM 回归模型只能实现状态预测,不能预测故障。对此本文采用基于  $K$ -均值聚类算法的故障模式识别方法,将已预测出的状态数据以故障模式为聚类中心进行分类,实现故障预测,该部分内容限于篇幅原因将另文研究。

## 4 结语

本文方法的仿真结果表明 LS-SVM 的参数组合选取对状态预测结果精度影响较大,蜂群侦查和鱼群在觅食、更新中随机性较强,AFS-ABC 算法具有较强的跳出局部极值的能力。另外由于采用同时处理群体中多个人工蜂或人工鱼的方法,每个个体通过自身搜索结果和群体寻优结果进行更新,使得 AFS-ABC 算法具有本质的并行性和一定的信息交互能力。下一步将对提高预测精度和系统的鲁棒性进行深入研究。

### 参考文献(References):

- [1] 程进军,夏智勋,胡雷刚.基于遗传神经网络的航空装备故障预测[J].空军工程大学学报:自然科学版,2011,12(1):15-19.  
CHENG Jinjun, XIA Zhixun, HU Leigang. Prognostics for aeronautic equipments based on genetic neural network[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2011, 12(1): 15-19. (in Chinese)
- [2] 顾燕萍,赵文杰,吴占松.最小二乘支持向量机的算法研究[J].清华大学学报,2010,50(7):1063-1066.  
GU Yanping, ZHAO Wenjie, WU Zhansong. Least squares support vector machine algorithm[J]. Journal of tsinghua university: sci & tech edition, 2010, 50(7):1063-1066. (in Chinese)
- [3] 李良敏,温广瑞,王生昌.基于遗传算法的改进径向基支持向量机及其应用[J].系统仿真学报,2008,20(22):6088-6092.  
LI Liangmin, WEN Guangrui, WANG Shengchang. Improved RBF-SVM based on genetic algorithm and its applications [J]. Journal of system simulation, 2008, 20(22): 6088-6092. (in Chinese)
- [4] 陈治明.改进的粒子群算法及其 SVM 参数优化应用[J].计算机工程与应用,2011,47(10):38-40.  
CHEN Zhiming. Improved PSO and its application to SVM parameter optimization[J]. Computer engineering and applications, 2011, 47(10): 38-40. (in Chinese)
- [5] Karaboga D, Akay B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied mathematics and computation, 2009(14):108-132.
- [6] 毕晓君,王艳娇.加速收敛的人工蜂群算法[J].系统工程与电子技术,2011,33(12):2755-2761.  
BI Xiaojun, WANG Yanjiao. Artificial bee colony algorithm with fast convergence[J]. Systems engineering and electronics, 2011, 33(12): 2755-2761. (in Chinese)
- [7] 王联国.一种简化的人工鱼群算法[J].小型微型计算机系统,2009,30(8):1663-1667.  
WANG Lianguo, HONG Yi, ZHAO Fuqing et al. Simplified artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Chinese computer systems, 2009, 30(8): 1663-1667. (in Chinese)
- [8] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Erciyes: Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department, 2005.
- [9] Sabatsi, Udgatask, Abrahama. Artificial bee colony algorithm for small signal model parameter extraction of MESFET[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2010, 23(5): 689-694.
- [10] 连光耀,吕晓明,黄考利,等.基于最小二乘支持向量机的复杂装备故障预测模型研究[J].计算机测量与控制,2011,19(5):1030-1032.  
LIAN Guangyao, LÜ Xiaoming, HUANG Kaoli, et al. research on fault prediction model of complicated equipment based on least square support vector machine[J]. Computer measurement & control, 2011, 19(5): 1030-1032. (in Chinese)
- [11] 张凯.基于支持向量机的航空发动机故障预测方法研究[D].西安:空军工程大学,2006.  
ZHANG Kai. Aeroengine fault prediction method was studied based on the LS-SVM[D]. Xi'an: Air force engineering university, 2006. (in Chinese)
- [12] 戴林超,吴琳丽,赵海娜,等.基于最小二乘支持向量机的故障预测法[J].中南大学学报:自然科学版,2009,40(1):253-257.  
DAI Linchao, WU Linli, ZHAO Haina, et al. Error prediction based on LS-SVM[J]. Journal of central south university: science and technology edition, 2009, 40(1): 253-257. (in Chinese)

(编辑:徐敏)