

DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2018.04.10

## 基于改进 FOA-SVM 的冲击地压危险性等级预测

乔美英<sup>1,2</sup>, 程鹏飞<sup>1</sup>, 刘震震<sup>1</sup>, 刘宇翔<sup>1</sup>

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000;

2. 煤炭安全生产河南省协同创新中心, 河南 焦作 454000)

**摘要:** 对冲击地压危险性进行准确的预测预报对于防治冲击地压事故的发生至关重要。提出利用改进的果蝇优化算法 (FOA) 优化参数, 建立模型实现对冲击地压危险性等级的预测。首先, 利用文献提供的砚石台煤矿实测数据作为样本, 选取影响冲击地压发生的十种主要因素如煤厚、埋深、倾角等, 对数据进行归一化预处理和主成分分析。利用改进 FOA 的全局优化能力对 SVM 进行寻优, 继而建立 FOA-SVM 模型; 然后对 23 组训练样本进行训练, 检验得模型误判率为 0; 最后将模型用于另外 12 组现场采集数据进行测试, 并与标准 FOA-SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 预测结果进行比较。结果表明: 改进的 FOA-SVM 模型适用于冲击地压危险性等级预测且预测精度较高。

**关键词:** 冲击地压; 危险性等级; 预测; 改进 FOA-SVM

中图分类号: TD324

文献标识码: A

文章编号: 1003-8035(2018)04-0070-08

## Prediction of rock burst risk grade based on improved FOA-SVM

QIAO Meiyang<sup>1,2</sup>, CHENG Pengfei<sup>1</sup>, LIU Zhenzhen<sup>1</sup>, LIU Yuxiang<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China;

2. Collaborative Innovation Center of Coal Work Safety, Henan Province, Jiaozuo, Henan 454000, China)

**Abstract:** The accurate prediction of rock burst risk is very important to prevent and control rock burst accident. The model optimized by improved Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA) is proposed to predict the risk grade of rock burst. Firstly, the measured data of Yanshitai coal mine provided by the literature are taken as samples, ten main influencing factors of rock burst such as the coal thickness, the buried depth, as well as the dip angle are selected. The data are processed by normalization and principal component analysis. The parameters of SVM are optimized by using the global optimization ability of improved FOA, then the FOA-SVM model is established; Secondly, 23 groups of training samples are trained, and the ratio of mis-discrimination is 0; Finally, the model is used to test the other 12 sets of field data and compared with the standard FOA-SVM, PSO-SVM and GA-SVM prediction results. The results show that the improved FOA-SVM model is applicable to the prediction of rock burst risk grade and the prediction accuracy is higher.

**Keywords:** rock burst; risk grade; prediction; improved FOA-SVM

### 0 引言

随着煤矿开采深度的不断增加, 冲击地压灾害日

益频发, 严重威胁着矿山安全。据统计, 1985 年我国有冲击地压矿井 32 个, 而到 2014 年底, 这一数字达到 147 个。2004 ~ 2014 年间, 我国冲击地压事故共造成

收稿日期: 2017-12-16; 修订日期: 2018-03-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573129; 51474096); 河南省教育厅重点科研项目 (16A120004; 16A440007)

第一作者: 乔美英 (1976-), 女, 内蒙古乌拉特前旗人, 博士, 副教授, 从事机器学习、时间序列数据分析的研究。E-mail: qiaomy@foxmail.com

三百余人死亡,上千人受伤<sup>[1]</sup>。因此,对冲击地压的危险性进行预测研究具有重要意义。

对冲击地压的预测,常用的有经验类比法和现场实测的电磁辐射法、钻屑法、地音与微震系统监测法等。这些传统方法在实践中取得了一定的成果,但由于井下地质条件和外部环境的复杂性、非线性和特殊性,采用单一指标预测有时会造成较大误差<sup>[2-4]</sup>。随着系统理论和人工智能的发展,已有学者在综合考虑地质条件和人工施工等多种因素影响下,建立起客观性和通用性更强的冲击地压模型,如多变量混沌时间序列模型<sup>[5]</sup>、AdaBoost 集成神经网络<sup>[6]</sup>、Fisher 判别模型<sup>[7]</sup>、突变级数法<sup>[8]</sup>、广义回归神经网络 (GRNN) 预测模型<sup>[9]</sup>等。这些模型均具有自身的特点和优点,然而也存在着一些不足<sup>[10]</sup>: GRNN 等网络模型预测精度较好,但泛化能力较弱;基于统计学理论的 Fisher 判别模型太过依赖样本的自身结构和数据的关联性;突变级数法的特点是避开了对指标采用权重,考虑了各评价指标的相对重要性,但存在着预测精度不够高的缺点。

支持向量机<sup>[11]</sup> (Support Vector Machine, SVM) 可以对冲击地压危险性评价的多种影响因素进行综合考虑,其非线性映射能力和泛化能力较好,且模型具有收敛速度快、预测精度较高、可重复训练等特性<sup>[12-13]</sup>。所以采用 SVM 对冲击地压等级进行预测,能较好地避免上述问题。

SVM 模型的预测性能与参数的选择密切相关,目前对其参数的优化并没有统一的标准。果蝇优化算法 (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 是一种基于果蝇觅食行为推演寻求全局优化的方法。具有计算简单、全局寻优能力较强的特点<sup>[14]</sup>,但与传统方法类似,FOA 仍存在易陷入局部最优进而影响预测精度的缺点,在应对高维问题时更为明显。因此,本文提出一种改进的果蝇优化算法对 SVM 进行寻优:引入逃脱因子  $\delta$ ,摒弃固定的步长而采用递减的步长,步长随迭代次数的增加逐渐减小,并在三维空间中进行搜索。继而建立冲击地压危险性等级预测模型,进行仿真预测。

## 1 FOA-SVM 模型理论

### 1.1 SVM 基本原理

支持向量机 (SVM) 是由俄罗斯学者 Vapnik 提出的研究小样本、小概率和非线性事件的模型,其基本思想是以结构风险最小化为原则,通过非线性

变换,将原空间的样本映射到高维空间中,然后在高维特征空间中构造出最优分类超平面<sup>[15]</sup>。 $x_i \in R^d (i = 1, 2, \dots, N)$  表示样本向量,目标  $y_i \in \{-1, 1\}$  表示类别号,  $N$  为样本个数。寻求最优分类超平面的问题即转化为求解凸二次方程的问题:

$$\begin{cases} \text{Minimize: } \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{Subject to: } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $w$  和  $b$  是超平面方程  $f(x) = w \cdot x + b$  的系数。引入松弛变量  $\xi_i$ , 以提高学习方法的泛化能力,优化问题可表示为:

$$\begin{cases} \text{Minimize: } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{Subject to: } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $C$ ——惩罚因子,用于控制错分样本惩罚程度。

通过 Lagrange 乘子算法推导出上述问题的对偶形式:

$$\begin{cases} \text{Maximize: } \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{Subject to: } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $K(x_i, x_j)$ ——支持向量机从低维空间向高维空间映射的核函数类型。常用的核函数有线性核函数、径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF)、多项式核函数和 Sigmoid 核函数。

因为 RBF 核函数只需确定一个参数  $\sigma$  即可,所以本文选用 RBF 核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

### 1.2 改进的 FOA 优化 SVM 模型

果蝇优化算法 (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 是我国台湾学者潘文超<sup>[16]</sup>于 2011 年提出的群体智能算法。果蝇因其发达的视嗅觉能准确地找到很远的食物。通过模仿果蝇群体的觅食行为,FOA 可以达到全局最优。果蝇群体发现食物的迭代过程如图 1 所示。

SVM 对非线性问题的分类性能主要取决于合适的核函数参数  $\sigma^2$  和惩罚因子  $C$ <sup>[17]</sup>。在应用中,为方便起见,常将 SVM 的核函数参数  $\sigma^2$  做变换如下:  $g = -1/2\sigma^2$ , 从而将  $g$  看作径向基核函数的参数进行

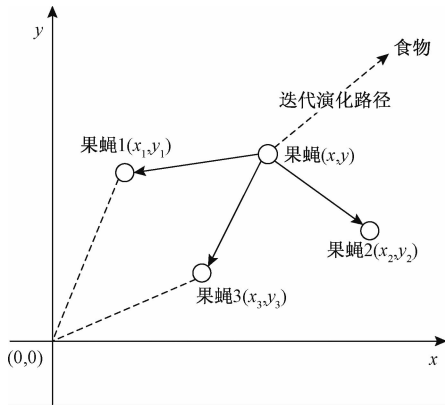


图1 果蝇群体迭代搜索食物示意图

Fig. 1 Diagram of fruit flies iterative searching for food

研究。

对标准 FOA 算法,提出三点不足:第一,SVM 的参数  $C$  和  $g$  是味道浓度判定值  $S_i$  的函数,  $S_i = \frac{1}{Dist_i}$ , 距离值  $Dist_i$  是在很大范围内选取的随机值,所以  $S_i$  可能陷入很小的范围内,导致算法过早收敛,出现局部最优解。并且,距离值  $Dist_i$  为正数,故  $S_i$  亦为正值,FOA 的适应度函数无法得到负值;第二,标准 FOA 中,步长是固定的。步长较大时,局部搜索能力弱,效率低;步长较小时,FOA 又容易陷入局部最优。所以确定的步长无法较好地对算法的全局搜索能力和局部搜索能力进行平衡;第三,现实中的果蝇本就是在三维空间飞行,而标准 FOA 是在二维空间寻优,可能无法找到三维空间中的最优值。

对于问题一,本文提出修正味道浓度判定值  $S_i$ ,即在计算  $S_i$  时加入逃脱因子  $\delta$ ,使  $S_i = \frac{1}{Dist_i} + \delta$ ,其中  $\delta = Dist_i \times \mu$ ,  $\mu$  为随机值,且  $-0.5 \leq \mu \leq 0.5$ ,通过加入此参数,可以有效避免陷入局部极小值,找到全局极值,并能解决适应度函数无法得到负值的问题。

对于问题二,本文将固定的步长改为变化的自适应值,提出步长公式:

$$R_i = R_0 \left(1 - \frac{i}{i_{\max}}\right) \quad (5)$$

式中:  $i_{\max}$  ——是迭代次数,

$i$  ——当前迭代次数,

$R_0$  ——初始步长。

对于问题三,本文通过改进算法,使 FOA 在三维

空间中进行寻优。

利用改进的 FOA 算法对参数  $C$  和  $g$  进行寻优的步骤为:

步骤 1 数据预处理。由于数据变化范围较大,为了提高预测精度并加快收敛速度,需要对输入数据进行归一化预处理<sup>[18]</sup>。本文利用公式 6 将输入数据归一化到  $[0, 1]$  区间。

$$x = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中:  $n$  ——训练样本总个数;

$x_{\min}$  ——输入数据中的最小值;

$x_{\max}$  ——输入数据中的最大值。

步骤 2 主成分分析。因本文所选冲击地压数据特征为多变量,多变量之间往往具有一定的相关性,若不进行降维,可能导致样本信息过度重复。故进行主成分分析将原来具有一定相关性的特征量通过变换重新组合成一组新的互不相关的特征量以实现降维。

步骤 3 随机初始化果蝇群体位置区间,迭代果蝇搜寻食物的随机飞行方向和距离,设置种群规模和迭代次数。

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} + \text{Random} \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + \text{Random} \\ Z_i = Z_{\text{axis}} + \text{Random} \end{cases} \quad (7)$$

步骤 4 计算果蝇距初始位置的距离,进而利用味道浓度判定函数求出味道浓度,对寻优参数  $C$  和  $g$  赋值。

$$Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2} \quad (8)$$

$$S_i = \frac{1}{Dist_i} + \delta \quad (9)$$

$$C = 20S(i, 1) \quad (10)$$

$$g = S(i, 2) \quad (11)$$

步骤 5 将  $S_i$  代入目标函数中,得到味道浓度判定值:

$$\text{Smell}_i = \text{Fitness Function}(S_i) \quad (12)$$

步骤 6 找寻果蝇群体中味道浓度最优的个体。

步骤 7 保留最佳味道浓度值及其坐标,果蝇群体通过视觉飞向该位置。

步骤 8 迭代寻优。重复执行步骤 3 ~ 7,并判断当前味道浓度是否优于前一迭代味道浓度,结束条件为寻优达到最大进化代数。

改进的 FOA-SVM 算法流程如图 2 所示。

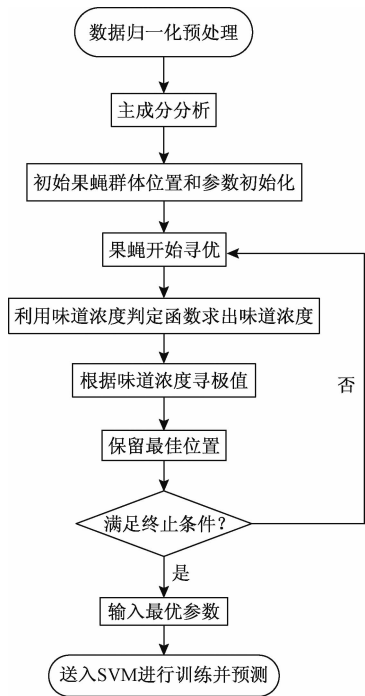


图 2 改进 FOA-SVM 算法流程图  
Fig.2 Procedure of improved FOA-SVM

2 实验仿真及性能分析

为验证改进的 FOA-SVM 性能,选取 3 个常用的测试函数进行算法性能测试,求它们的极小值,并与其它方法进行比较。3 个测试函数理论极值都为 0,具体信息如下:

(1) Rastrigin 函数:

$$f_1 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10)$$

(2) Griewank 函数:

$$f_2 = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

(3) Ackley 函数:

$$f_3 = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$$

分别采用 FOA 和改进 FOA 两种算法对测试函数进行测试,每个测试函数独立运行 20 次,表 1 给出了 20 次实验结果中的最差值 (Max)、最优值 (Min)、20 次结果的平均值 (Mean) 以及标准差 (Std)。图 3 给出 3 个测试函数的适应度迭代寻优曲线 (为便于观察,对适应度取以 10 为底的对数)。

表 1 两种算法测试结果比较

| Table 1 Comparison of test results for two algorithms |    |      |                           |                            |
|-------------------------------------------------------|----|------|---------------------------|----------------------------|
| 函数                                                    | 维数 | 测试指标 | FOA                       | 改进 FOA                     |
| Rastrigin                                             | 30 | Max  | $1.975\,8 \times 10^{-4}$ | $3.640\,5 \times 10^{-5}$  |
|                                                       |    | Min  | $1.825\,9 \times 10^{-4}$ | $7.816\,0 \times 10^{-14}$ |
|                                                       |    | Mean | $1.869\,8 \times 10^{-4}$ | $8.568\,2 \times 10^{-10}$ |
|                                                       |    | Std  | $3.245\,0 \times 10^{-6}$ | $1.351\,6 \times 10^{-7}$  |
| Griewank                                              | 30 | Max  | $4.798\,6 \times 10^{-7}$ | $6.408\,7 \times 10^{-9}$  |
|                                                       |    | Min  | $4.560\,6 \times 10^{-7}$ | $1.998\,4 \times 10^{-14}$ |
|                                                       |    | Mean | $4.680\,8 \times 10^{-7}$ | $4.412\,4 \times 10^{-9}$  |
|                                                       |    | Std  | $6.537\,3 \times 10^{-9}$ | $2.782\,1 \times 10^{-9}$  |
| Ackley                                                | 30 | Max  | 3.574 5                   | 0.001 3                    |
|                                                       |    | Min  | 0.003 9                   | $3.253\,8 \times 10^{-7}$  |
|                                                       |    | Mean | 0.361 0                   | $1.727\,6 \times 10^{-6}$  |
|                                                       |    | Std  | 1.071 2                   | $2.170\,1 \times 10^{-5}$  |

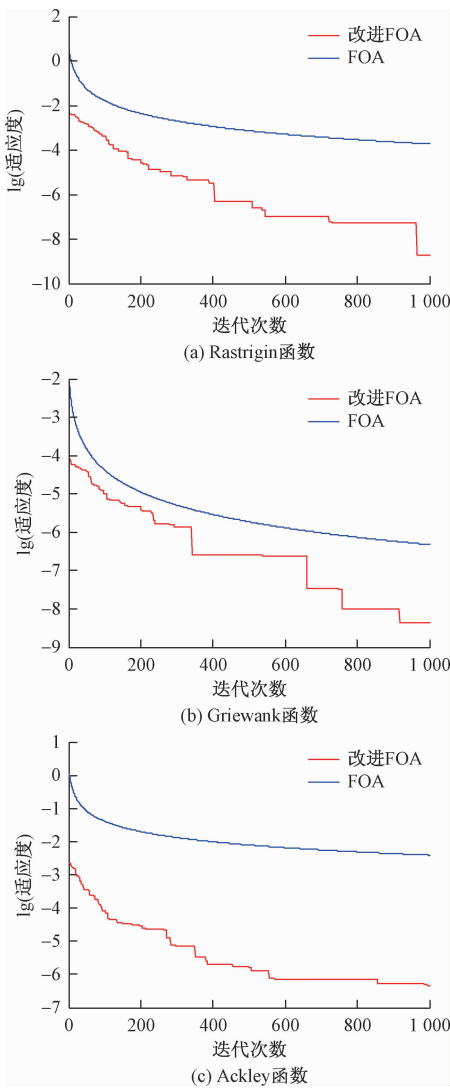


图 3 2 种算法对 3 个测试函数的迭代曲线  
Fig.3 The iterative curve of 2 algorithms for 3 test functions

从表 1 可以看到,对于 Rastrigin、Griewank、Ackley 3 个常见的测试函数,改进 FOA 的最差值、最优值、20 次结

果的平均值和标准差几乎都要优于 FOA, 函数 Rastrigin 和 Griewank 的最优值相比标准 FOA 提高了 10 个和 7 个数量级。从图 3 的收敛曲线也可以看到, 标准 FOA 容易陷入局部最优无法跳出, 致使收敛精度不够; 而改进的 FOA 可以跳出局部最优并进行全局搜索, 收敛精度更高。

### 3 工程应用实例

#### 3.1 影响冲击地压判别参数的选取

影响冲击地压发生的因素很多, 且具有不确定性和模糊性。冲击地压的发生往往是多因素共同作用的结果。所以, 要在冲击地压预测中要取得好的效果, 必须先确定主要影响因素。根据煤矿地质构造及开采方式, 结合有关冲击地压等级评判体系<sup>[19]</sup>, 影响冲击地压发生的因素主要有: 煤层厚度、倾角、埋深、瓦斯浓度、构造情况、倾角变化、煤厚变化、顶板管理、卸压和响煤炮声等十个方面。其中前四项采用实测值直接输

入; 后六个参数属于状态参量, 需要对其作数量化处理, 赋值规则见表 2<sup>[20]</sup>。

表 2 冲击地压危险性指标赋值规则

| Table 2 Assignment rule of rock burst risk index |      |      |      |      |       |      |
|--------------------------------------------------|------|------|------|------|-------|------|
| 赋值                                               | 构造情况 | 倾角变化 | 煤厚变化 | 顶板管理 | 卸压    | 响煤炮声 |
| 0                                                | 简单   | 无变化  | 无变化  | 无支护  | 无卸压措施 | 无    |
| 1                                                | 一般   | 变化小  | 变化小  | 一般   | 一般    | 少    |
| 2                                                | 中等   | 变化较大 | 变化较大 | 较好   | 较好    | 多    |
| 3                                                | 复杂   | 变化大  | 变化大  | 好    | 好     |      |

#### 3.2 改进的 FOA-SVM 模型应用

硃石台矿位于四川盆地, 曾多次发生冲击地压事故。以文献<sup>[7]</sup>提供的硃石台矿 35 组历年冲击地压数据为例。评价结果分为 4 个等级: 1、无冲击危险; 2、弱冲击危险; 3、中等冲击危险; 4、强冲击危险。并分别用 I、II、III、IV 表示四个等级。冲击地压样本数据统计情况见表 3, 其中, 前 23 组为训练集, 后 12 组为测试集。

表 3 改进 FOA-SVM 模型训练样本

Table 3 Training samples of improved FOA-SVM model

| 判别因子 (影响冲击地压发生的主要因素) |        |        |      |      |      |      |                                             |      |    |      |      |
|----------------------|--------|--------|------|------|------|------|---------------------------------------------|------|----|------|------|
| 样本序号                 | 煤层厚度/m | 倾角/(°) | 埋深/m | 构造情况 | 倾角变化 | 煤厚变化 | 瓦斯浓度/( $\text{m}^3 \cdot \text{min}^{-1}$ ) | 顶板管理 | 卸压 | 响煤炮声 | 实际类别 |
| 1                    | 1.3    | 29     | 530  | 0    | 0    | 0    | 0.07                                        | 3    | 3  | 0    | I    |
| 2                    | 1.2    | 25     | 542  | 0    | 0    | 0    | 0.24                                        | 3    | 3  | 0    | I    |
| 3                    | 1.4    | 44     | 560  | 0    | 0    | 0    | 0.09                                        | 3    | 3  | 0    | I    |
| 4                    | 3.0    | 24     | 573  | 0    | 0    | 1    | 0.36                                        | 2    | 3  | 0    | I    |
| 5                    | 0.8    | 34     | 553  | 1    | 0    | 0    | 0.15                                        | 0    | 2  | 1    | II   |
| 6                    | 1.2    | 40     | 490  | 0    | 0    | 0    | 0.20                                        | 2    | 0  | 1    | II   |
| 7                    | 1.4    | 35     | 480  | 0    | 0    | 1    | 0.36                                        | 2    | 0  | 1    | II   |
| 8                    | 1.2    | 27     | 490  | 0    | 0    | 0    | 0.64                                        | 2    | 2  | 1    | II   |
| 9                    | 2.6    | 48     | 752  | 2    | 0    | 2    | 0.48                                        | 1    | 1  | 1    | III  |
| 10                   | 2.8    | 52     | 733  | 0    | 1    | 1    | 0.54                                        | 2    | 2  | 1    | III  |
| 11                   | 3.0    | 78     | 560  | 1    | 3    | 2    | 1.14                                        | 2    | 3  | 1    | III  |
| 12                   | 6.0    | 30     | 465  | 1    | 1    | 3    | 1.30                                        | 1    | 0  | 2    | III  |
| 13                   | 1.5    | 65     | 570  | 1    | 3    | 1    | 0.28                                        | 1    | 2  | 2    | III  |
| 14                   | 3.0    | 35     | 612  | 2    | 0    | 2    | 0.56                                        | 2    | 0  | 2    | III  |
| 15                   | 2.0    | 35     | 614  | 1    | 0    | 2    | 0.56                                        | 1    | 0  | 2    | III  |
| 16                   | 3.0    | 55     | 855  | 3    | 2    | 3    | 0.075                                       | 1    | 1  | 2    | IV   |
| 17                   | 4.0    | 52     | 675  | 3    | 2    | 3    | 1.88                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 18                   | 1.3    | 73     | 486  | 3    | 3    | 3    | 0.43                                        | 1    | 0  | 2    | IV   |
| 19                   | 2.1    | 67     | 498  | 3    | 3    | 3    | 1.89                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 20                   | 2.5    | 65     | 450  | 3    | 2    | 3    | 0.67                                        | 1    | 1  | 2    | IV   |
| 21                   | 1.7    | 60     | 314  | 3    | 3    | 1    | 1.30                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 22                   | 1.1    | 47     | 485  | 3    | 3    | 3    | 0.43                                        | 1    | 0  | 2    | IV   |
| 23                   | 1.8    | 54     | 238  | 3    | 1    | 3    | 1.00                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 24                   | 1.6    | 35     | 583  | 2    | 0    | 3    | 1.50                                        | 3    | 3  | 1    | II   |
| 25                   | 1.5    | 35     | 530  | 0    | 0    | 0    | 0.56                                        | 3    | 3  | 0    | I    |
| 26                   | 1.6    | 62     | 307  | 3    | 2    | 2    | 1.00                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 27                   | 1.9    | 59     | 542  | 1    | 2    | 3    | 0.25                                        | 0    | 0  | 1    | III  |
| 28                   | 1.8    | 62     | 283  | 3    | 2    | 3    | 1.00                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 29                   | 1.3    | 44     | 570  | 0    | 0    | 0    | 0.66                                        | 3    | 3  | 0    | I    |
| 30                   | 2.2    | 54     | 290  | 3    | 2    | 2    | 1.00                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 31                   | 3.0    | 34     | 475  | 2    | 2    | 1    | 0.42                                        | 0    | 0  | 2    | III  |
| 32                   | 3.2    | 42     | 574  | 3    | 0    | 0    | 0.29                                        | 0    | 0  | 2    | III  |
| 33                   | 1.8    | 62     | 283  | 3    | 2    | 3    | 1.00                                        | 0    | 0  | 2    | IV   |
| 34                   | 1.3    | 44     | 656  | 2    | 1    | 3    | 0.24                                        | 1    | 1  | 2    | III  |
| 35                   | 1.2    | 40     | 553  | 2    | 2    | 2    | 0.49                                        | 1    | 2  | 2    | III  |

利用 Matlab2010b 和 SVM-SteveGunn 工具箱进行编程,创建改进的 FOA-SVM 模型。

首先,对样本数据进行归一化预处理,参照公式 6 利用线性函数变换将原始样本归一化到  $[0,1]$  区间。

其次,对归一化后的数据进行主成分分析,得到降维后的新数据样本如图 4 所示。从图 4 中可以看到,前 7 个参数的累计贡献率已经达到 97%。所以,原数据样本的训练集和测试集分别由  $23 \times 10$  和  $12 \times 10$  降为  $23 \times 7$  和  $12 \times 7$  矩阵。

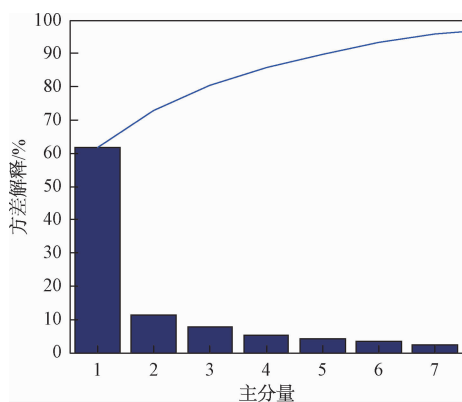


图4 样本特征量主成分分析贡献率图

Fig.4 The PCA contribution rate chart of sample characteristic quantity

然后,利用前 23 组冲击地压数据训练模型,对最后 12 组数据进行预测。FOA 初始化果蝇群体位置区间  $[0,1]$ ,迭代果蝇搜寻食物的随机飞行方向和距离  $[-10,10]$ ,种群规模 20,迭代次数 100, $C$  的搜索范围设为  $[0,100]$ , $g$  的搜索范围为  $[0,1000]$  [21]。100 次迭代后的适应度收敛情况如图 5 所示。

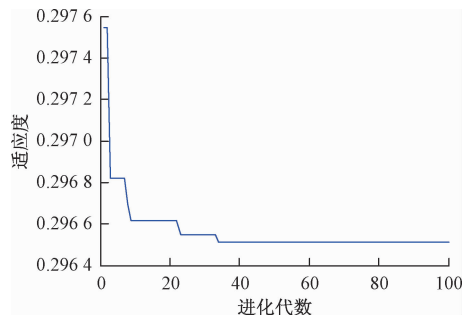


图5 改进的 FOA-SVM 寻优迭代代数曲线

Fig.5 Iterative algebraic curve of improved FOA-SVM

由图 5 可知,经过 34 次迭代后,种群的最佳适应度保持稳定,可认为达到最优解,此时  $bestC = 0.8524$ ,  $g = 0.0976$ ,将最佳  $C$  和  $g$  代入 SVM 中,得到训练和预测结果如图 6 所示。

图 6(a) 为 23 组训练数据的训练结果,(b) 为 12 组

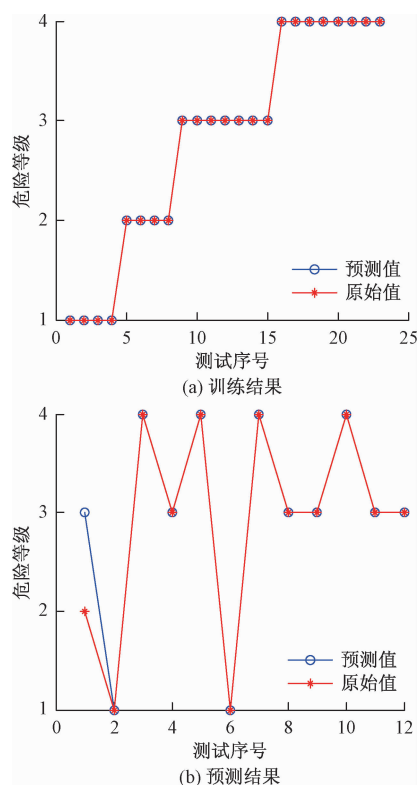


图6 改进的 FOA-SVM 测试结果

Fig.6 The testing results of improved FOA-SVM

测试数据的预测结果。“\*”为真实值,“。”为预测值。从图中可以看出,训练集的模型误判率为 0,测试集只有第一个样本预测错误,其他 11 个样本全部正确。预测正确率达到 91.67%,程序运行时间为 21.61 s。

为验证改进的 FOA-SVM 模型优越性,使用标准 FOA-SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 模型分别对冲击地压危险性等级进行预测,预测结果如图 7 所示。

从图 7 可以看出,PSO-SVM 和 GA-SVM 两种方法的预测结果分别有两个样本点预测错误(PSO-SVM 模型为样本 1 和样本 8,GA-SVM 模型为样本 1 和样本 11),预测正确率达到 83.33%,PSO-SVM 模型程序运行时间为 3.31 s,  $bestC = 3.21$ ,  $g = 0.33$ ;GA-SVM 程序运行时间为 2.13 s,  $bestC = 7.94$ ,  $g = 0.20$ 。标准 FOA-SVM 模型在第一个样本点预测错误,运行时间为 29.74 s,  $bestC = 2.73$ ,  $g = 0.14$ 。可以看出,改进 FOA-SVM 的预测结果明显优于 PSO-SVM 和 GA-SVM,但因样本数有限,未能在本实例中明显体现出优于标准 FOA-SVM 的预测能力,但可以看到改进 FOA-SVM 的效率还是高于标准 FOA-SVM 的。

至于为何 4 种模型都在预测测试集的第一个样本时错误,笔者采用局部敏感性分析法,即:将测试集样本 1 中的因素逐个减少或改变,代入模型预测。结果

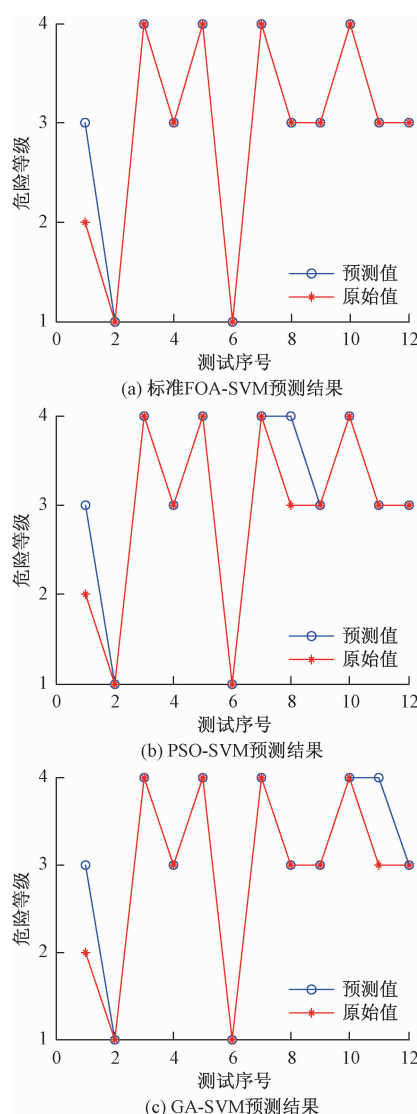


图 7 3 种方法预测结果

Fig. 7 The testing results of 3 methods

表明煤厚变化和卸压方式是影响样本 1 误判的主要因素。之前因样本 1 中瓦斯浓度数值与其它样本中同一危险性等级的瓦斯浓度值相差较大而怀疑瓦斯浓度也可能是造成样本 1 预测错误的一个因素,但结果表明瓦斯浓度对结果影响并不大。当然,具体精确的原因还需更加深入的研究。

#### 4 结论

(1) 利用改进的 FOA 对 SVM 参数进行优化,引入逃脱因子  $\delta$ ,将固定步长改为递减步长并在三维空间进行搜索,避免了在二维空间条件下易陷入局部最优的问题。

(2) 建立的改进 FOA-SVM 模型可以对冲击地压危险性等级进行预测,并且预测精度较高,具有很好的

现实意义。

(3) 改进的 FOA-SVM 模型训练效率虽然比标准 FOA-SVM 高,但是和 GA-SVM、PSO-SVM 相比,还是有一定差距。尤其在样本数目多的情况下运行时间较长。因此,如何提高模型的效率,需要做进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] 姜耀东,赵毅鑫.我国煤矿冲击地压的研究现状:机制、预警与控制[J].岩石力学与工程学报,2015,11(34):2188-2204.  
JIANG Yaodong, ZHAO Yixin. State of the art: investigation on mechanism, forecast and control of coal bumps in China[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 11(34): 2188-2204.
- [2] 兰天伟,张宏伟,李胜,等.矿井冲击地压危险性预测的多因素模式识别[J].中国安全科学学报,2013,23(3):33-38.  
LAN Tianwei, ZHANG Hongwei, LI Sheng, et al. Multi-factor pattern recognition method for predicting mine rock burst risk[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(3): 33-38.
- [3] 陈峰,潘一山,李忠华,等.基于钻屑法的冲击地压危险性检测研究[J].中国地质灾害与防治学报,2013,24(2):116-119.  
CHEN Feng, PAN Yishan, LI Zhonghua, et al. Detection and study of rock burst hazard based on drilling cuttings method[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2013, 24(2): 116-119.
- [4] 李文健.微震监测技术在冲击地压矿井的应用[J].中国地质灾害与防治学报,2015,26(4):116-120.  
LI Wenjian. Application of microseism monitoring technology in rock burst coal mine[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2015, 26(4): 116-120.
- [5] 陶慧,马小平,乔美英.基于多变量混沌时间序列的冲击地压预测[J].煤炭学报,2012,37(10):1624-1629.  
TAO Hui, MA Xiaoping, QIAO Meiyong. Rock burst on multivariate chaotic time series[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(10): 1624-1629.
- [6] 孙凤琪. AdaBoost 集成神经网络在冲击地压预报中的应用[J].吉林大学学报(信息科学版),2009,27(1):79-84.  
SUN Fengqi. New rock burst prediction modeling

- based on ensemble neural network[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2009, 27(1): 79–84.
- [7] 周健, 史秀志. 冲击地压危险性等级预测的 Fisher 判别分析方法[J]. 煤炭学报, 2010, 35(S): 22–27. ZHOU Jian, SHI Xiuzhi. Fisher discriminant analysis method for prediction of classification of rock burst risk[J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(S): 22–27.
- [8] 金佩剑, 王恩元, 刘晓斐, 等. 冲击地压危险性综合评价的突变级数法研究[J]. 采矿与安全工程学报, 2013, 30(2): 256–261. JIN Peijian, WANG Enyuan, LIU Xiaofei, et al. Catastrophe progression method on comprehensive evaluation of rock burst[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2013, 30(2): 256–261.
- [9] 史策, 高峰, 陈连城, 等. 煤矿冲击地压预测的 PCA-GRNN 方法[J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(7): 119–124. SHI Ce, GAO Feng, CHEN Liancheng, et al. Prediction of pressure bump in coal mine by PCA-GRNN[J]. China Safety Science Journal, 2016, 26(7): 119–124.
- [10] 温廷新, 陈晓宇, 杨红玉, 等. 基于优化 Bagging-LSSVM 模型的冲击地压预测[J]. 中国安全科学学报, 2017, 27(6): 121–126. WEN Tingxin, CHEN Xiaoyu, YANG Hongyu, et al. Research on prediction of rock burst based on optimized Bagging-LSSVM model[J]. China Safety Science Journal, 2017, 27(6): 121–126.
- [11] 邵良杉, 马寒. 煤体瓦斯渗透率的 PSO-LSSVM 预测模型[J]. 煤田地质与勘探, 2015, 43(4): 23–26. SHAO Liangshan, MA Han. Model of coal gas permeability prediction based on PSO-LSSVM[J]. Coal Geology & Exploration, 2015, 43(4): 23–26.
- [12] 张振, 钮冰. 基于支持向量机回归的抗癌药物活性研究[J]. 计算机与应用化学, 2011, 28(11): 1377–1380. ZHANG Zhen, NIU Bing. Predicting bis methylamines analog compounds by using support vector regression[J]. Computers and Applied Chemistry, 2011, 28(11): 1377–1380.
- [13] 王春龙, 刘建国, 赵南京, 等. 基于支持向量机回归的水体重金属激光诱导击穿光谱定量分析研究[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 314–319. WANG Chunlong, LIU Jianguo, ZHAO Nanjing, et al. Quantitative analysis of laser-induced breakdown spectroscopy of heavy metals in water based on support vector machine regression[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 314–319.
- [14] 孙立, 董君伊, 李东海. 基于果蝇算法的过热汽温自抗扰优化控制[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014, 54(10): 1288–1292. SUN Li, DONG Junyi, LI Donghai. Active disturbance rejection control for superheated steam boiler temperatures using the fruit fly algorithm[J]. Tsinghua Univ(Sci & Technol), 2014, 54(10): 1288–1292.
- [15] 刘东锐, 赵国彦, 彭康. 矿井水源判别 GA-SVM 模型研究[J]. 安全与环境学报, 2015, 15(1): 35–39. LIU Dongrui, ZHAO Guoyan, PENG Kang. GA-SVM model for mining water discrimination[J]. Journal of Safety and Environment, 2015, 15(1): 35–39.
- [16] PAN Wentchao. A new fruit fly optimization algorithm: Taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 26(7): 69–74.
- [17] 石志标, 苗莹. 基于 FOA-SVM 的汽轮机振动故障诊断[J]. 振动与冲击, 2014, 33(22): 111–114. SHI Zhibiao, MIAO Ying. Vibration fault diagnosis for steam turbine by using support vector machine based on fruit fly optimization algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(22): 111–114.
- [18] 吴琼, 陈志军. 基于果蝇优化算法的支持向量机径流预测[J]. 人民黄河, 2015, 37(9): 28–31. WU Qiong, CHEN Zhijun. Runoff forecasting based on fruit fly optimization algorithm and SVM algorithm[J]. Yellow River, 2015, 37(9): 28–31.
- [19] 李铁, 蔡美峰, 王金安, 等. 深部开采冲击地压与瓦斯的相关性探讨[J]. 煤炭学报, 2005, 30(5): 562–567. LI Tie, CAI Meifeng, WANG Jinan, et al. Discussion on relativity between rockburst and gas in deep exploitation[J]. Journal of China Coal Society, 2005, 30(5): 562–567.
- [20] 代高飞. 岩石非线性动力学特征及冲击地压的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2002. DAI Gaofei. Research on nonlinear dynamics characteristics of rock and rockburst in coal mine[D]. Chongqing: Chongqing University, 2002.
- [21] 潘文超. 果蝇最优化演算法[M]. 台湾: 沧海书局, 2013. PAN Wenchao. Fruit fly optimization algorithm[M]. Taiwan: Tsang Hai Publishing, 2013.