

# 基于改进樽海鞘算法优化支持向量机的岩爆预测模型<sup>①</sup>

田睿<sup>1</sup>, 李燕卿<sup>1</sup>, 刘占宁<sup>1</sup>, 王创业<sup>2</sup>, 陈世江<sup>2</sup>, 陈丽林<sup>2</sup>, 张志宏<sup>3</sup>, 郭振东<sup>3</sup>

(1. 安阳工学院, 河南 安阳 455000; 2. 内蒙古科技大学, 内蒙古 包头 014010; 3. 内蒙古伊泰集团有限公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017000)

**摘要:** 采用文献调研法建立了1个包括336组工程实例样本的岩爆预测数据库, 采用改进的樽海鞘算法(ISSA)优化支持向量机(SVM), 构建了岩爆烈度等级预测模型(ISSA-SVM), 并对其模型有效性进行了验证。结果表明, ISSA-SVM岩爆预测模型的预测准确率可达94.0%, 相对于其他模型具有更高的准确性, 可为岩爆防控提供一定的科学依据。

**关键词:** 岩爆; 岩爆烈度; 预测模型; 樽海鞘算法; 支持向量机

中图分类号: TD235

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.0253-6099.2023.02.002

文章编号: 0253-6099(2023)02-0005-05

## Rockburst Prediction Model with Support Vector Machine Optimized Based on Improved Salp Swarm Algorithm

TIAN Rui<sup>1</sup>, LI Yanqing<sup>1</sup>, LIU Zhanning<sup>1</sup>, WANG Chuangye<sup>2</sup>, CHEN Shijiang<sup>2</sup>, CHEN Lilin<sup>2</sup>,

ZHANG Zhihong<sup>3</sup>, GUO Zhendong<sup>3</sup>

(1. Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, Henan, China; 2. Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China; 3. Inner Mongolia Yitai Group Co Ltd, Ordos 017000, Inner Mongolia, China)

**Abstract:** A database including 336 sets of engineering practical samples was established for rockburst prediction based on literature research. An improved salp swarm algorithm (ISSA) was adopted to optimize the support vector machine (SVM), and then an ISSA-SVM model was constructed for predicting the rockburst intensity grade and its effectiveness was also verified. Results show that this ISSA-SVM model for rockburst prediction can have accuracy up to 94.0%, much higher than other model, which can provide a certain scientific basis for rockburst prevention and control.

**Key words:** rockburst; rockburst intensity; prediction model; salp swarm algorithm (SSA); support vector machine (SVM)

为了尽可能避免或减轻岩爆灾害带来的损失, 需要准确预测岩爆发生的烈度等级<sup>[1-2]</sup>。近年来, 基于机器学习的岩爆烈度等级预测很好地避免了人为因素影响, 预测结果相对真实可靠, 已成为该领域的研究热点<sup>[3]</sup>。支持向量机(SVM)<sup>[4]</sup>因在解决有限样本条件下的非线性问题独具优势, 被引入预测岩爆。文献[5]以隧道、VCR采场、碳化采场建立了3个SVM岩爆预测模型; 之后, 粗糙集-粒子群算法-SVM岩爆预测模型<sup>[6]</sup>、网格搜索法-SVM岩爆预测模型<sup>[7]</sup>、麻雀搜索算法-SVM-AdaBoost岩爆预测模型<sup>[8]</sup>相继被提出。上述模型虽各自从不同角度取得了一定预测效果, 但在实

际工程应用中, 支持向量机最优参数的选择仍未得到较好地解决, 预测准确率仍有提升空间。鉴于此, 本文将改进的樽海鞘算法<sup>[9-11]</sup>引入优化支持向量机, 探索建立基于改进樽海鞘算法优化支持向量机的岩爆烈度等级预测模型。

### 1 岩爆预测样本数据库

在选取岩爆评价指标和确定岩爆烈度等级的基础上, 采用文献调研法建立了1个包含336组岩爆工程实例的数据库。

1) 选取岩爆评价指标。选取的岩爆评价指标应

① 收稿日期: 2022-10-23

基金项目: 国家自然科学基金(51564038, 51464036); 内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划(NJYT22073); 内蒙古自治区自然科学基金(2022MS05037); 安阳工学院博士科研启动基金(BSJ2022002)

作者简介: 田睿(1988—), 男, 内蒙古四子王旗人, 博士, 讲师, 主要从事数据分析与挖掘、岩石力学与工程的研究工作。

是容易获取的、以往工程实例中有记载的。通过分析多个岩爆工程实例,参考其他学者对岩爆预测的研究工作,并考虑影响岩爆发生的因素、特点以及内外因条件,选取了4个岩爆评价指标,分别为硐壁围岩最大切向应力 $\sigma_\theta$ 、岩石单轴抗压强度 $\sigma_c$ 、岩石单轴抗拉强度 $\sigma_t$ 、岩石弹性能量指数 $W_{et}$ 。

2) 岩爆烈度等级确定。以李天斌、冯夏庭、Russenes 等为代表的国内外专家学者对岩爆烈度等级划分做了大量的研究工作,在此基础上,考虑影响岩爆发生的因素和岩爆发生时的强弱程度,岩爆烈度等级确定为4级:无岩爆、轻微岩爆、中级岩爆、强烈岩爆。

岩爆工程实例数据库336组样本中,无岩爆样本占17.3%(58组)、轻微岩爆样本占26.5%(89组)、中级岩爆样本占37.8%(127组)、强烈岩爆样本占19.4%(62组)。中级岩爆样本数量最多,其次为轻微岩爆样本,无岩爆和强烈岩爆样本数量基本接近,所有样本都具有独立四因素 $\sigma_\theta$ 、 $\sigma_c$ 、 $\sigma_t$ 、 $W_{et}$ 。部分岩爆样本数据如表1所示。

表1 部分岩爆工程实例数据

序号	工程名称	$\sigma_\theta$	$\sigma_c$	$\sigma_t$	$W_{et}$	岩爆等级
34	江边水电站引7+790	110.4	167.2	12.7	6.8	强烈岩爆
150	凡口铅锌矿K2	58.9	85.4	5.1	3.4	中级岩爆
259	新城金矿K6	53.4	77.3	7.6	2.5	轻微岩爆
			⋮			
336	某工程MR-23	15.0	99.7	4.8	3.8	无岩爆

## 2 ISSA-SVM 岩爆预测模型

对于线性不可分的数据集,一般采用核技巧和软间隔最大化方法<sup>[12]</sup>。岩爆烈度等级预测是一个复杂的非线性问题,故选择非线性支持向量机作为本文SVM的学习模型。合理选择SVM核函数,是获得高岩爆预测效率和准确率的关键,考虑到径向基核函数(RBF)具有较宽的收敛域和较大的适用范围,且仅有一个参数 $g$ ,选择RBF作为SVM的核函数。因此,基于SVM的岩爆预测就是一个确定最佳参数 $C$ 和 $g$ 的最优化问题。本文采用改进的樽海鞘算法确定SVM最佳惩罚参数 $C$ 和RBF参数 $g$ 的值,构建基于改进的樽海鞘算法优化支持向量机(ISSA-SVM)的岩爆烈度等级预测模型。

### 2.1 改进樽海鞘算法

如图1所示,樽海鞘是一种小型远海胶质脊索动物,身体透明似桶状,依靠吸水吐水来移动,成群

活动时,会形成一个链式结构,研究者将此行为数学化,就形成了一种新型群智能优化算法——樽海鞘算法<sup>[9]</sup>。

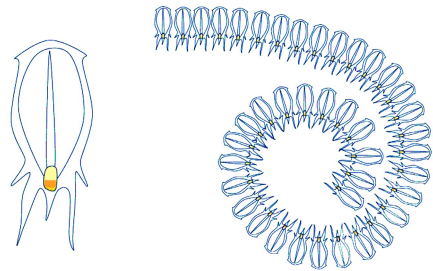


图1 樽海鞘及链式结构

定义1个全部樽海鞘个体分布其中的 $m$ 维空间,用位置矩阵 $D$ 表示为:

$$D = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_m^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_m^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \cdots & x_m^N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 $N$ 为樽海鞘种群数量,前一半为领导者,后一半为追随者; $x_j^i$ 为第 $i$ 个个体的位置。

第1个樽海鞘个体(即领导者)的位置更新为:

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中 $F_j$ 为食物在 $j$ 维的位置; $ub_j$ 为 $j$ 维搜索空间的上限; $lb_j$ 为 $j$ 维搜索空间的下限; $c_2$ 和 $c_3$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数, $c_2$ 决定领导者迭代更新时移动步长, $c_3$ 决定其移动方向; $c_1$ 为平衡全局搜索和局部开发的参数,其约束公式为:

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4L'}{L}\right)^2} \quad (3)$$

式中 $L'$ 为当前迭代次数; $L$ 为最大迭代次数。

樽海鞘追随者个体位置的下一次迭代更新位置由自身前位置和前1个樽海鞘个体位置决定:

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (4)$$

每一次迭代过程中,假设食物位置为适应度最优的樽海鞘个体位置,经多次迭代,使樽海鞘链整体移动向食物位置,最终达到最优解。

从式(1)~(4)可以看出,标准的樽海鞘算法中领导者位置只受食物位置的引导,不可避免地存在一个问题,即到了迭代后期,搜索到局部最优后难以跳出,影响算法的效率和精度。为了弥补这一缺陷,引入精英质心、反向学习以及精英反向学习<sup>[10]</sup>,对标准樽海

鞘算法进行改进。

1) 精英质心。设  $(x_1, x_2, \dots, x_p)$  是选取的樽海鞘群体中的  $p$  个精英个体, 每个樽海鞘个体都有  $m$  维, 精英质心可表示为:

$$\begin{cases} M = \frac{(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p)}{p} \\ M_j = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m x_j^i \end{cases} \quad (5)$$

将  $p$  个精英个体位置信息加入领导者位置更新过程, 改进后领导者更新公式为:

$$x_j = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j + M_j), c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j + M_j), c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

2) 反向学习。设  $x_i(t)$  和  $x_i^*(t)$  分别为第  $t$  代当前解和反向解,  $x_{i,j}(t)$  和  $x_{i,j}^*(t)$  分别为第  $j$  维上的值, 则  $x_{i,j}^*(t)$  为:

$$\begin{cases} x_{i,j}^*(t) = k(a_j(t) + b_j(t)) - x_{i,j}(t) \\ a_j(t) = \min(x_{i,j}(t)) \\ b_j(t) = \max(x_{i,j}(t)) \end{cases} \quad (7)$$

式中  $k$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。

3) 精英反向学习。 $p$  个精英个体可表示为:

$$\{e_1(t), e_1(t), \dots, e_p(t)\}, x_{i,j}^*(t) \text{ 可表示为:}$$

$$\begin{cases} x_{i,j}^*(t) = k(a_j(t) + b_j(t)) - x_{i,j}(t) \\ a_j(t) = \min(e_{1,j}(t), \dots, e_{p,j}(t)) \\ b_j(t) = \max(e_{1,j}(t), \dots, e_{p,j}(t)) \end{cases} \quad (8)$$

同时搜索当前解和反向解空间, 将 2 个空间中的最优解作为下一代领导者位置, 改进后领导者位置更新公式为:

$$\begin{cases} x_j = \begin{cases} \text{opp\_}x_j, f(\text{opp\_}x_j) < f(\text{pos\_}x_j) \\ \text{pos\_}x_j, f(\text{opp\_}x_j) \geq f(\text{pos\_}x_j) \end{cases} \\ \text{opp\_}x_j(t) = k(a_j(t) + b_j(t)) - x_j(t) \\ \text{pos\_}x_j = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j + M_j), c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j + M_j), c_3 < 0.5 \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中  $\text{pos\_}x_j$  和  $\text{opp\_}x_j$  分别为领导者在第  $j$  维上的当前解和反向解。

### 2.2 基于 ISSA-SVM 模型的岩爆预测

岩爆预测是一个多类分类问题, 最典型的解决方法就是 1- $v$ - $r$  方法, 建立多个二值分类器。如图 2 所示, 每个岩爆烈度等级对应一个分类器, 在构造第  $j$  个分类器时, +1 代表属于第  $j$  类样本, -1 代表不属于第  $j$  类样本。

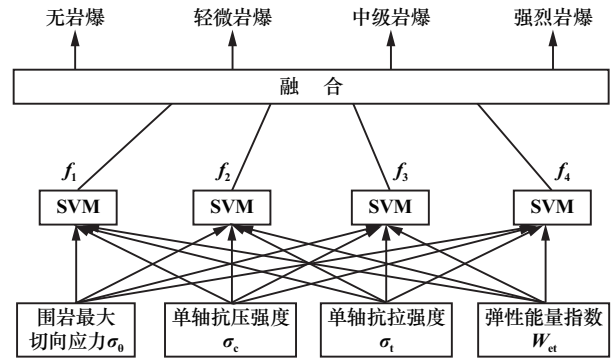


图 2 岩爆多类分类法

基于 ISSA-SVM 的岩爆烈度等级预测流程如图 3 所示。基于 Python 语言编写计算程序实现 ISSA-SVM 岩爆烈度等级预测模型。

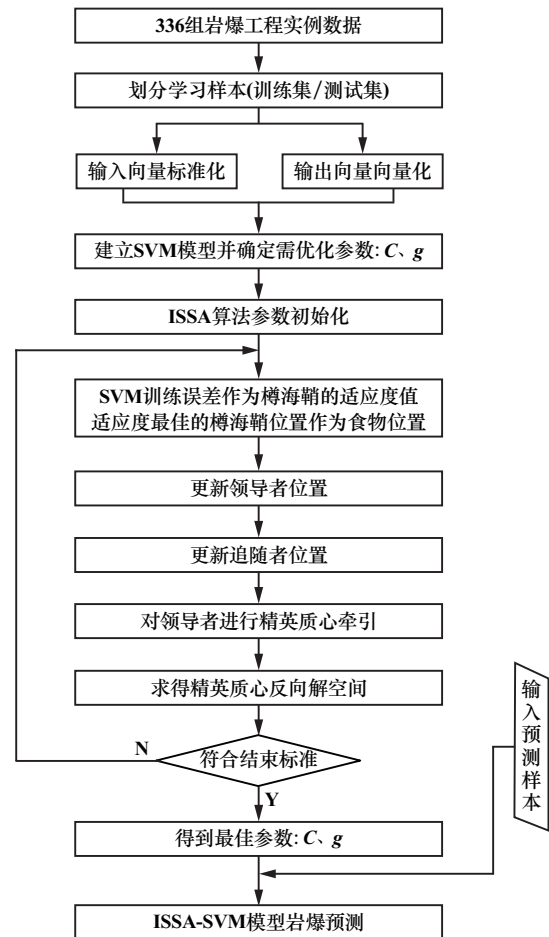


图 3 基于 ISSA-SVM 的岩爆烈度等级预测流程

### 2.3 岩爆样本数据准备

1) 数据集划分。参照常用的数据集划分方法<sup>[11]</sup>, 按照 8:2 划分训练集与测试集: 训练集样本 269 组, 测试集样本 67 组。

2) 数据集标准化。采用 Z-score 方法<sup>[12]</sup>对 336 组

岩爆预测样本数据进行标准化处理。

3) 数据集向量化。每个岩爆样本为一个8维向量,  $\sigma_\theta$ 、 $\sigma_c$ 、 $\sigma_1$  和  $W_{el}$  为前4个分量, 用  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$ 、 $C_4$  表示; 样本属于某一级的岩爆烈度用后4个分量表示, 即向量  $D$ , 样本属于无岩爆用  $(+1, -1, -1, -1)$  表示, 样本属于轻微岩爆用  $(-1, +1, -1, -1)$  表示, 样本属于中级岩爆用  $(-1, -1, +1, -1)$  表示, 样本属于强烈岩爆用  $(-1, -1, -1, +1)$  表示。

### 3 模型有效性验证

采用精度指标, 即预测准确率验证 ISSA-SVM 岩爆预测模型的有效性。为了对比 ISSA-SVM 岩爆预测模型的优势, 同时采用 SSA-SVM 岩爆预测模型、RF-AHP-CM

岩爆预测模型和 IGSO-SVM 岩爆预测模型针对 336 组岩爆预测样本进行了岩爆烈度等级判断, 预测结果如图 4~5 所示。

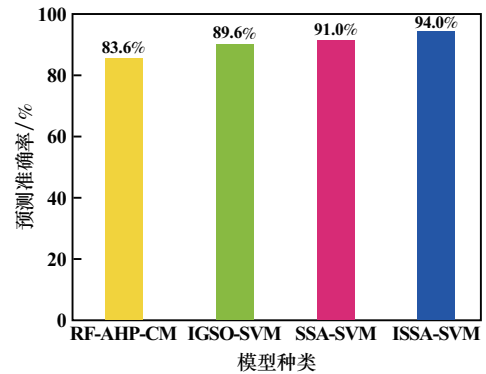
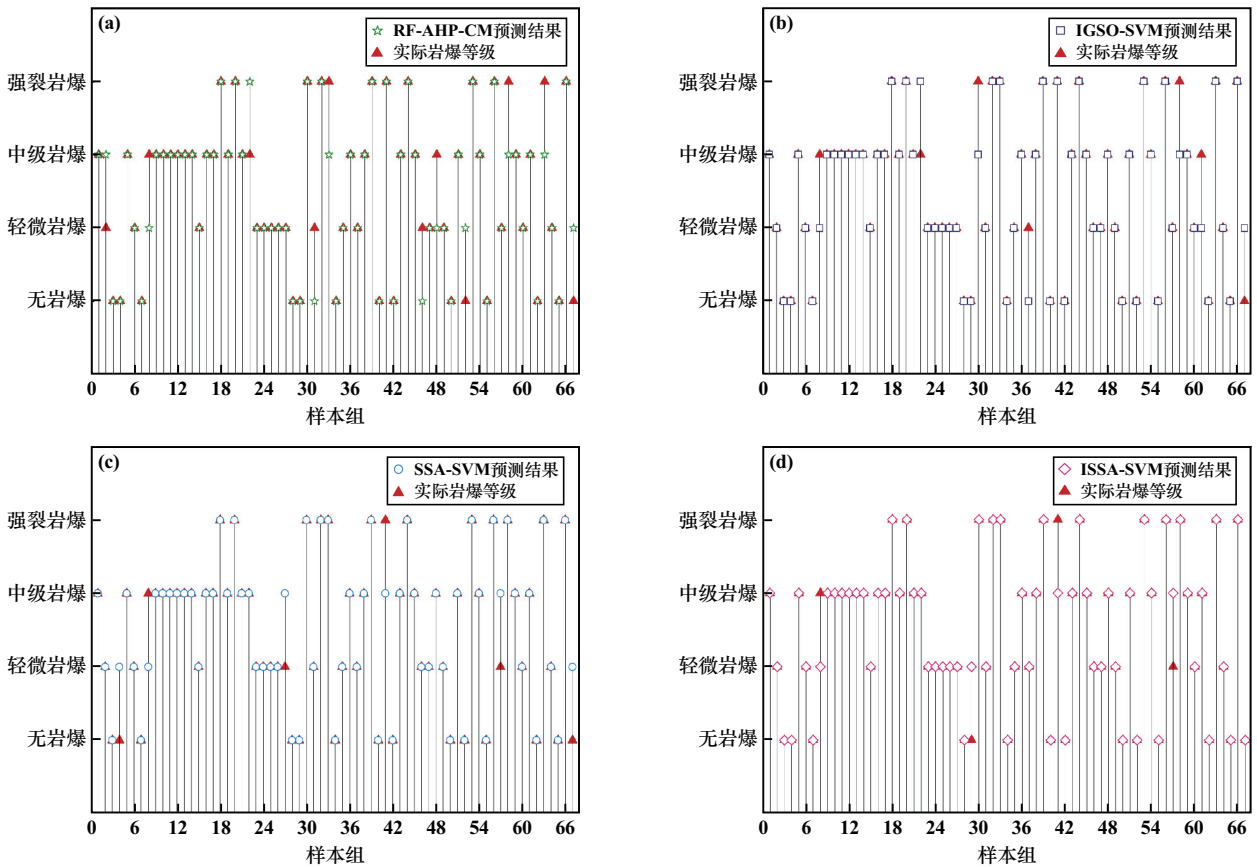


图 4 岩爆预测模型预测准确率对比



(a) RF-AHP-CM; (b) IGSO-SVM; (c) SSA-SVM; (d) ISSA-SVM

图 5 各岩爆预测模型的预测结果

由图 5 可知, 针对 67 组岩爆预测样本, 对比了 4 个岩爆烈度等级预测模型的预测结果, 作为一种非机器学习模型的 RF-AHP-CM 岩爆预测模型, 其预测准确率相对低于基于机器学习算法的其他 3 个岩爆预测模型, 说明基于机器学习的岩爆烈度等级预测很好地避免了人为因素影响, 预测结果也有了相对提高。与 IGSO-SVM 岩爆预测模型相比, 本文构建的 SSA-SVM

和 ISSA-SVM 岩爆预测模型预测准确率显然更优, 同为基于支持向量机的岩爆烈度等级预测模型, 但通过改进支持向量机最优参数的选择方法, 取得了较好的预测效果。采用结构简单、参数较少的樽海鞘算法优化支持向量机惩罚参数  $C$  和 RBF 参数  $g$  的值, 构建了基于樽海鞘算法优化支持向量机的岩爆烈度等级预测模型, ISSA-SVM 岩爆预测模型预测准确率达到

94.0%,为4个岩爆预测模型中最高的,说明改进后的樽海鞘算法具有更好的全局搜索能力,提高了搜索效率和精度。

为了验证 ISSA 算法较 SSA 算法在算法精度和收敛速度方面的提升,将 SSA-SVM 岩爆预测模型与 ISSA-SVM 岩爆预测模型进行性能对比,结果如图 6~7 所示。对 SSA-SVM 岩爆预测模型而言,学习样本为 115 组时,其预测准确率可达 80% 以上,而 ISSA-SVM 岩爆预测模型的预测准确率达到 80% 时,学习样本仅需 93 组,说明基于支持向量机的岩爆烈度等级预测在解决有限样本条件下的非线性岩爆问题独具优势,在处理样本容量相对不大的岩爆数据集时,选择 SSA-SVM 岩爆预测模型和 ISSA-SVM 岩爆预测模型直接学习岩爆工程实例数据,避开了权重确定,均可以取得较好的预测效果。而通过引入精英质心、反向学习等改进 SSA 算法,ISSA-SVM 岩爆预测模型不仅提高了算法精度,还相应提高了算法效率。SSA-SVM 岩爆预测模型和 ISSA-SVM 岩爆预测模型的训练时间都随着学习样本数量增加而增大,但改进的 SSA 算法因收敛速度提高,训练时间相比减少,这是由于 ISSA 算法有效避免了陷入局部最优解,全局搜索性能提高了。从图 7 也可看出,训练时间随着样本数量增加呈线性增长趋势,如果将来岩爆工程实例数据大规模增加,就需要探索可以处理更大样本容量的岩爆预测模型。

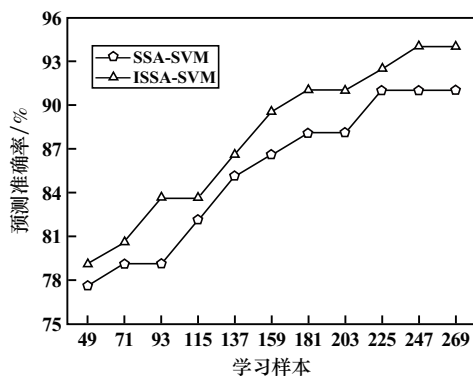


图6 预测准确率对比

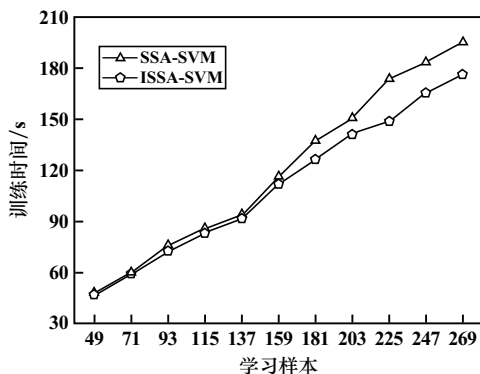


图7 训练时间对比

## 4 结 语

1) 建立了1个包括336组岩爆工程实例的数据库作为样本数据,采用改进的樽海鞘算法优化支持向量机的惩罚参数  $C$  和径向基函数参数  $g$ ,构建了基于改进樽海鞘算法优化支持向量机的岩爆烈度等级预测模型。

2) 模型有效性验证结果表明,ISSA-SVM 岩爆预测模型预测准确率可达 94.0%,较以往模型,预测效果良好,能有效判定岩爆烈度等级,说明引入精英质心后,樽海鞘领导者个体位置更新有效利用了上一代精英个体的有效信息,以此为基础构造的精英个体反向解空间有效避免了陷入局部最优,算法的全局搜索性能和收敛速度都有提升。

3) 从长远来看,岩爆数据会越来越多,为了面对将来较大规模的岩爆数据处理需求,采用机器学习技术,建立新的岩爆烈度等级预测模型十分必要。

## 参考文献:

- [1] 冯夏庭,肖亚勋,丰光亮,等. 岩爆孕育过程研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2019,38(4):649-673.
- [2] 马春德,谭观霜,侯奎奎,等. 基于数值模拟的高压采场卸压方案研究[J]. 矿冶工程, 2022,42(2):1-4.
- [3] 田睿,孟海东,陈世江,等. 基于深度神经网络的岩爆烈度分级预测[J]. 煤炭学报, 2020,45(S1):191-201.
- [4] 汪学清,刘爽,李秋燕,等. 基于K折交叉验证的SVM隧道围岩分级判别[J]. 矿冶工程, 2021,41(6):126-128.
- [5] 冯夏庭,赵洪波. 岩爆预测的支持向量机[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002,23(1):57-59.
- [6] 李宁,王李管,贾明涛. 基于粗糙集理论和支持向量机的岩爆预测[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017,48(5):1268-1275.
- [7] ZHOU J, LI X B, SHI X Z. Long-term prediction model of rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vector machines[J]. Safety Science, 2012,50(4):629-644.
- [8] 杨玲,魏静. 基于支持向量机和增强学习算法的岩爆烈度等级预测[J]. 地球科学:1-17. (<http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P.20220715.1526.010.html>)
- [9] Mirjalili S, Gandomi A H, Mirjalili S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017,114(12):163-191.
- [10] 杨建新,兰小平,冯亚东,等. 基于改进樽海鞘群和最小二乘支持向量机算法的新型弹药质量评估方法[J]. 兵工学报, 2022,43(5):1012-1022.
- [11] Goodfellow I J, Bengio Y, Courville A. Deep learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [12] 李航. 机器学习方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2022.

引用本文:田睿,李燕卿,刘占宁,等. 基于改进樽海鞘算法优化支持向量机的岩爆预测模型[J]. 矿冶工程, 2023,43(2):5-9.