

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20221456

# 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的区域水资源安全评价

曹敬椿, 卢 敏

(云南农业大学水利学院, 云南 昆明 650210)

**摘要:** 针对我国水资源安全评价问题, 结合支持向量机(SVM)对小样本、非线性问题分类效果好的特点, 用麻雀搜索算法(SSA)对支持向量机的惩罚因子( $C$ )和核函数参数( $g$ )进行优化, 建立基于麻雀搜索算法优化的支持向量机模型(SSA-SVM)用于区域水资源安全评价, 以洛阳市某区域为例进行研究。结果表明, SSA-SVM法与 T-S 模糊神经网络法得到的评价等级结果基本一致, SSA-SVM 模型具有寻优速度快, 不易陷入局部最优等特点, 可用于区域水资源安全评价。

**关键词:** 麻雀搜索算法; 参数优化; 水资源安全; 支持向量机

**中图分类号:** TV213.4; TP18

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2023)05-0052-03

## 1 引言

水资源安全评价是水资源安全研究中的关键一环, 对经济、社会、生态等可持续发展具有重大影响<sup>[1]</sup>。目前, 区域水资源安全评价方法主要有主成分分析法<sup>[2]</sup>、层次分析法<sup>[3]</sup>、模糊综合评价法<sup>[4]</sup>、集对分析法<sup>[5]</sup>、神经网络法<sup>[6]</sup>等。但这些方法均存在需要人为赋权重和易局部收敛等缺点。支持向量机是以结构风险最小化原则为基础的机器学习算法, 用以解决小样本、非线性问题<sup>[7]</sup>。但其自身参数  $C$ 、 $g$  的选用会直接影响支持向量机性能好坏, 早期通常采用手动试算法来寻找参数, 但效率低且难以控制精度<sup>[8]</sup>。此后引入智能算法来优化支持向量机参数, 虽然可提高分类精度或加快寻优速度, 但仍存在易陷入局部最优的问题<sup>[9]</sup>。麻雀搜索算法具有稳定性好、全局搜索能力强、参数少的特点, 本文尝试引入该算法对支持向量机的参数进行自动寻优, 建立基于麻雀搜索算法优化的支持向量机模型, 并以洛阳市水资源安全评价为例分析验证了该方法的有效性。

## 2 基于 SSA-SVM 的评价模型

### 2.1 麻雀搜索算法原理

麻雀搜索算法是一种通过模仿麻雀捕食和反

捕食行为的自动搜索优化方法, 该方法具有搜索精度高、寻优速度快、运行时间短、不易陷入局部最优等特点<sup>[10]</sup>。麻雀种群主要分为发现者和加入者, 它们在捕食过程中各自发挥不同作用。其中发现者作为种群中的先遣队伍, 主要负责大范围搜索食物, 当发现食物时, 它们能够获取食物所在位置和方向, 并提供给种群, 故其搜索能力较强且搜索范围大, 以保证种群中其他麻雀均能够获取食物。加入者追随发现者, 根据发现者的搜索行为从而作出捕食行为, 发现者为种群提供食物位置和方向以便加入者获取食物, 此外还有一部分能够意识到危险的麻雀称之为预警者, 当它们意识到危险时会通知其他麻雀远离危险, 并飞往其他的安全区域, 即作出反捕食行为。

麻雀搜索算法在捕食过程中, 需使用虚拟麻雀搜索食物, 设该种群由  $n$  只麻雀组成, 其表现形式为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,m} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中,  $n$  为麻雀数量;  $m$  为所求解问题变量的维数。

发现者首先对食物进行大范围搜索, 搜索能力较强, 且搜索范围广, 发现者离食物越近时, 适应度值越好, 当它们靠近食物时优先获取食物并

收稿日期: 2022-07-15, 修回日期: 2022-08-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(52069029)

作者简介: 曹敬椿(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水文与水资源工程, E-mail: 2457902757@qq.com

通讯作者: 卢敏(1972-), 女, 博士、副教授、硕导, 研究方向为水文与水资源工程, E-mail: 1250028815@qq.com

向加入者提供捕食位置和方向。发现者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot i_{iter\_max}}\right) & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + QL & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $X_{i,j}^t$  为维数  $j$  迭代  $t$  次时第  $i$  只麻雀的位置信息;  $\alpha$  为随机数, 且  $\alpha \in (0, 1]$ ;  $i_{iter\_max}$  为最大迭代次数;  $R_2$  为预警值, 且  $R_2 \in [0, 1]$ ;  $S_T$  为安全值, 且  $S_T \in [0.5, 1]$ ;  $Q$  为随机数且满足正态分布;  $L$  为  $1 \times m$  矩阵, 各元素为 1。

当  $R_2 < S_T$  时, 说明发现者目前处在安全区域, 未遇到危险, 可进行大范围搜索, 为种群提供食物信息; 当  $R_2 \geq S_T$  时, 说明已有麻雀意识到捕食者靠近, 即将发生危险并发送预警信号, 通知所有麻雀前往安全区域继续觅食。

在觅食过程中, 加入者依赖于发现者, 当发现者在某区域搜索到更优质食物时, 加入者可快速察觉, 迅速前往该区域并抢夺食物。加入者的位置  $X_{i,j}^{t+1}$  更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp[(X_{worst}^t - X_{i,j}^t)/i^2] & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$

式中,  $X_p$ 、 $X_{worst}$  分别为当前发现者最优位置和全局最差位置;  $A$  为  $1 \times m$  矩阵, 各元素均为  $\pm 1$ 。

当  $i > n/2$  时, 第  $i$  个加入者当前所处位置较差, 需到下一区域抢夺食物。

预警者是指在反捕食过程中, 随机选取了一部分麻雀, 并初始化这些麻雀的位置信息, 它们占麻雀总数的 10%~20%, 当危险靠近时, 它们能够察觉并预警其他麻雀作出相应行为。预警者的位置  $X_{i,j}^{t+1}$  更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta |X_{i,j}^t - X_{best}^t| & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \left[ \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right] & f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $X_{best}$  为当前全局最优位置;  $\beta$  为随机数且满足标准正态分布;  $f_i$  为第  $i$  只麻雀适应度值;  $f_g$ 、 $f_w$  分别为当前全局最优和最差值;  $K$  为麻雀飞行方向;  $\epsilon$  为令分母不为零的常数。

当  $f_i > f_g$  时, 预警者处于边缘即将遇到危险, 为躲避捕食者而防止被攻击, 其应向种群最优位置处移动; 当  $f_i = f_g$  时, 处于中间的预警者感知到危险来临, 为避免被捕食, 需靠近其他麻雀到达安全区域。

## 2.2 基于 SSA-SVM 的评价模型

通过合理选取评价指标作为模型的训练集和测试集, 采用 SSA 算法优化 SVM 的参数  $C$ 、 $g$ , 通过测试集进行验证, 建立基于 SSA-SVM 的评价模型。具体步骤为初始化 SSA 算法最大迭代次数  $T_{max}$ 、种群数  $P$ , 设置 SVM 参数  $C$ 、 $g$  的取值范围; 计算麻雀适应度值并记录其当前所在相应位置信息, 通过个体最优位置确定 SVM 最优参数, 输出 SVM 最优参数  $C$ 、 $g$ , 建立 SSA-SVM 模型。

## 3 应用

以文献[11]中洛阳市某区域水资源安全评价为例, 采用 SSA-SVM 法评价区域水资源安全, 并与 T-S 模糊神经网络法的评价结果进行对比分析。采用 14 项区域水资源安全评价指标作为输入, 输出为水资源安全评价等级, 区域水资源安全评价标准具体见表 1。

表 1 区域水资源安全评价指标分级标准

评价指标	理想安全 全 1 级	较安全 2 级	临界安全 3 级	较不安 全 4 级	危险 5 级
人均水资源量/ $m^3$	$\geq 3\ 000$	2 000~3 000	1 000~2 000	500~1 000	$< 500$
降水量/mm	$\geq 1\ 000$	800~1 000	600~800	400~600	$< 400$
水资源利用效率/%	$\leq 10$	10~25	25~40	40~60	$> 60$
地表水资源开发利用率/%	$\leq 10$	10~25	25~40	40~60	$> 60$
城镇化率/%	$\geq 50$	30~50	20~30	10~20	$< 10$
人口自然增长率/%	$\leq 2$	2~4	4~6	6~10	$> 10$
工业废水化学需氧量/ $10^4 t$	$\leq 0.1$	0.1~1	1~3	3~5	$> 5$
生活废水化学需氧量/ $10^4 t$	$\leq 5$	5~9	9~10	10~11	$> 11$
第三产业占 GDP 比重/%	$\leq 15$	15~50	50~100	100~300	$> 300$
农业灌溉用水率/%	$\leq 20$	20~35	35~55	55~75	$> 75$
万元 GDP 用水量/ $(m^3 \cdot \text{万元}^{-1})$	$\leq 15$	15~50	50~100	100~300	$> 300$
城市绿地覆盖率/%	$\geq 40$	30~40	20~30	10~20	$< 10$
生态用水率/%	$\geq 5$	3~5	2~3	1~2	$< 1$
水利及公共设施占 GDP 比重/%	$\geq 10$	8~10	5~8	3~5	$< 3$

### 3.1 样本数据生成

根据表 1 中给出的评价标准, 用 Rand 函数公式在各个评价等级间随机生成 40 组样本数据, 共 200 组样本数据。随机取 180 组作训练集, 其余作测试集, 并进行归一化处理。

### 3.2 SSA-SVM 模型建立

设置初始种群数  $P = 20$ , 最大迭代次数  $T_{max} = 100$ ,  $C$ 、 $g$  的取值范围均设为  $[0.01, 1\ 000]$ , 径向基函数作为 SVM 核函数, 发现者的比例为 0.2, 加入者比例为 0.8, 预警值为 0.8。

通过对比训练集中的 180 组样本数据与真实值, 得到均方根误差为 0.077, 均方误差为 0.006,

拟合度系数  $R^2$  达到了 0.997, 满足精度要求。训练集训练结果见图 1。

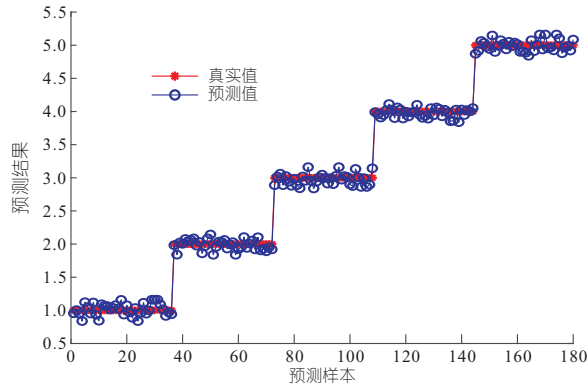


图 1 训练集训练结果图

Fig. 1 Training set training results

经过 SSA 算法优化得到 SVM 最优参数  $C = 246.1718, g = 0.0100$ , 并将最优参数带入 SVM 建立训练好的 SSA-SVM 模型。对测试集中的 20 组样本数据进行测试得到预测值, 并与真实值对比, 得到其最大相对误差为 0.2468, 其余误差均较小, 故该模型对测试集的测试效果较好, 误差小, 且在寻优过程中所需时间在 9~15 s 范围内, 寻优速度快, 可用于实例验证。测试集真实值与预测值相对误差见表 2。

表 2 真实值与预测值相对误差

Tab. 2 Relative error between real value and predicted value

序号	真实值	预测值	相对误差	序号	真实值	预测值	相对误差
1	1	1.1285	0.1285	11	3	2.9744	-0.0256
2	1	0.9621	-0.0379	12	3	2.9434	-0.0566
3	1	1.1431	0.1431	13	4	4.0056	0.0056
4	1	1.2468	0.2468	14	4	3.8620	-0.1380
5	2	1.8975	-0.1025	15	4	4.0917	0.0917
6	2	1.9984	-0.0016	16	4	3.9880	-0.0120
7	2	1.9587	-0.0413	17	5	4.9928	-0.0072
8	2	1.9702	-0.0298	18	5	5.1047	0.1047
9	3	3.1063	0.1063	19	5	5.0132	0.0132
10	3	3.0405	0.0405	20	5	5.0454	0.0454

### 3.3 SSA-SVM 模型评价

根据训练好的模型进行计算, 得到洛阳市 2008~2017 年的区域水资源安全评价结果, 具体见表 3。由表 3 可知, SSA-SVM 法得到的评价等级

表 3 2008~2017 年洛阳市区域水资源安全评价结果

Tab. 3 Evaluation results of regional water resources security in Luoyang City from 2008 to 2017

年份	评价等级		年份	评价等级	
	T-S 模糊神经网络法	SSA-SVM 法		T-S 模糊神经网络法	SSA-SVM 法
2008	4	3	2013	3	3
2009	3	3	2014	3	3
2010	3	3	2015	3	3
2011	3	3	2016	3	3
2012	3	3	2017	3	3

级结果与文献[11]中 T-S 模糊神经网络法得到的评价等级结果几乎一致, 且 SSA-SVM 模型具有寻优速度快、训练精度高, 不易陷入局部最优等特点, 表明 SSA-SVM 模型可用于水资源安全评价。

## 4 结论

SVM 在处理小样本、非线性问题时效果较好, 但其参数会影响性能好坏, 针对 SVM 参数优化问题, 引入 SSA 算法, 建立基于 SSA-SVM 的水资源安全评价模型, 并对洛阳市某区域进行实例研究, 得到的区域水资源安全评价结果与 T-S 模糊神经网络法的结果基本一致, 且该模型寻优速度快、精度高, 不易陷入局部最优, 表明 SSA-SVM 模型可用于水资源安全评价。

### 参考文献:

- [1] 张立锋, 张国兴. 黄河流域中心城市水资源安全评价研究[J]. 水电能源科学, 2022, 40(3): 55-58.
- [2] 张凤太, 张军以, 苏维词. 基于熵权和主成分分析的岩溶区水资源安全评价—以毕节为例[J]. 环境工程, 2016, 34(3): 174-179.
- [3] 曾佩, 傅琼华, 皮家骏. 基于物元法的江西省水资源安全评价[J]. 水电能源科学, 2019, 37(4): 21-24.
- [4] 武兰珍, 孙栋元, 赵霞, 等. 疏勒河流域水资源安全评价研究[J]. 中国农村水利水电, 2020(9): 84-89, 94.
- [5] 张志君, 陈伏龙, 龙爱华, 等. 基于模糊集对分析法的新疆水资源安全评价[J]. 水资源保护, 2020, 36(2): 53-58, 78.
- [6] 龚巧灵, 官冬杰. 基于 BP 神经网络的三峡库区重庆段水资源安全评价[J]. 水土保持研究, 2017, 24(6): 292-299.
- [7] ZHAO JUN. The development and application of support vector machine [J]. Journal of physics: conference series, 2021, 1748: 052006.
- [8] 畅明琦, 刘俊萍, 马惟. 基于支持向量机的水资源安全评价[J]. 自然灾害学报, 2011, 20(6): 167-171.
- [9] 刘鑫, 韩强, 周永帅, 等. 基于 GA 优化 SVM 参数的白酒分类识别方法应用研究[J]. 包装与食品机械, 2022, 40(2): 64-68.
- [10] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [11] 邵莉. 洛阳市水资源安全评价模型研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2020.

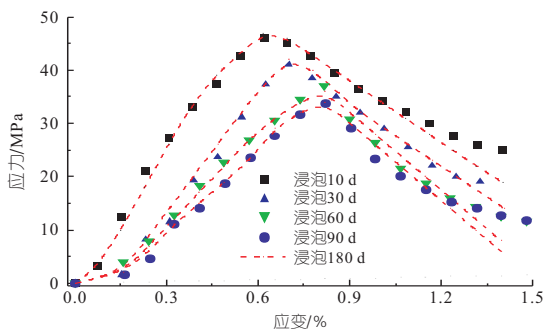


图 6 细观损伤本构模型的预测结果

Fig. 6 Predicting results of microscopic damage constitutive model

## 5 结论

a. 随硫酸盐腐蚀时间增加,水工混凝土在单轴压缩破坏后的破损程度逐渐提高,峰值强度和弹性模量也明显降低,说明力学性能发生了显著劣化。

b. SEM 图像表明硫酸盐腐蚀使得水工混凝土内部的水泥硬化砂浆出现裂隙,水化硅酸钙凝

胶分解,最终导致宏观力学性能劣化。

c. 基于试验结果构建了考虑腐蚀时间影响的细观损伤本构模型,根据模型绘制的拟合曲线准确地预测了水工混凝土应力—应变关系的发展规律。

### 参考文献:

- [1] 郑霞忠,肖玲,张光飞. 水利水电工程施工安全管理与安全控制[J]. 水电能源科学, 2010, 28(10): 103-104, 22.
- [2] 李涛峰,张多新. 腐蚀冻融耦合循环作用下碳纤维混凝土抗压强度性能试验研究[J]. 水电能源科学, 2022, 40(5): 143-145.
- [3] 杨绿峰,蔡荣,余波. 海洋大气区混凝土表面氯离子浓度的形成机理和多因素模型[J]. 土木工程学报, 2017, 50(12): 46-55.
- [4] 牛荻涛,王家滨,马蕊. 干湿交替喷射混凝土硫酸盐侵蚀试验[J]. 中国公路学报, 2016, 29(2): 82-89.
- [5] 国家能源局. 水工混凝土试验规程: DL/T5150-2017 [S]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
- [6] 贾明晓,周玉龙,刘祖军,等. 混凝土宏细观本构模型研究进展[J]. 混凝土, 2019(1): 52-56.

## Mesoscopic Damage Constitutive Model of Hydraulic Concrete Under Sulfate Corrosion

ZHANG Na<sup>1</sup>, LI Hui<sup>2</sup>, HE Kai<sup>3</sup>

(1. School of Civil Engineering, Liuzhou Institute of Technology, Liuzhou 545616, China; 2. School of Civil Engineering, Chang'an University, Xi'an 710061, China; 3. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China)

**Abstract:** The mechanical properties of hydraulic concrete are an important influencing factor on the stability of hydraulic engineering facilities. A fine damage intrinsic structure model considering the effect of sulfate corrosion was established using a combination of mechanical experiments and theoretical analysis. The results show that the effect of sulfate corrosion increases the damage degree of concrete after damage. With the increase of corrosion time, the compressive strength and elastic modulus show an exponential decay law, and the damage strain tends to increase. From the experimental results, the shape parameter  $m$  and scale parameter  $\epsilon_0$  are calculated. Besides, the mesoscopic damage constitutive model considering the effect of sulfate corrosion is solved. The reasonableness of the theoretical model for predicting the stress-strain relationship was verified by experimental data. The constitutive model proposed in this study can provide scientific reference for the accurate prediction of mechanical behavior of hydraulic concrete.

**Key words:** hydraulic concrete; sulfate corrosion; mechanical behavior; meso damage; constitutive model

(上接第 54 页)

## Regional Water Resource Security Evaluation Based on Sparrow Search Algorithm Optimized Support Vector Machine

CAO Jing-chun, LU Min

(College of Water Resources and Hydraulic Engineering, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

**Abstract:** Aiming at the evaluation of water resources security in China, combined with the characteristics that support vector machine (SVM) has good classification effect on small samples and nonlinear problems, the sparrow search algorithm (SSA) was used to optimize the penalty factor ( $C$ ) and kernel function parameters ( $g$ ) of the SVM. The support vector machine model optimized by the sparrow search algorithm (SSA-SVM) was used for regional water resources security assessment. A case study was carried out in a certain area of Luoyang City. The results show that the evaluation grade obtained by SSA-SVM method and T-S fuzzy neural network method are basically consistent, the SSA-SVM model has the characteristics of fast searching speed, and not easy to fall into local optimum, which can be used for regional water resources security evaluation.

**Key words:** sparrow search algorithm; parameter optimization; water resources security; support vector machine