

郝婧, 刘强. 基于 SSA-SVM 模型的台风风暴潮灾害损失评估[J]. 海洋地质前沿, 2022, 38(11): 65-72.

HAO Jing, LIU Qiang. Loss assessment of typhoon storm surge disaster based on SSA-SVM model[J]. Marine Geology Frontiers, 2022, 38(11): 65-72.

# 基于 SSA-SVM 模型的台风风暴潮灾害损失评估

郝婧, 刘强\*

(中国海洋大学工程学院, 青岛 266100)

**摘要:**受全球气候变化影响, 台风风暴潮造成的损失显著增加, 准确构建高效、合理的损失评估模型对海洋灾害防灾减灾工程具有重大现实意义。使用 4 组指标构建台风风暴潮指标体系, 并通过主成分分析筛选出输入因子。采用麻雀搜索算法优化支持向量机模型对台风风暴潮损失分级和直接经济损失进行评估, 与其他优化算法进行比较分析, 发现该模型具有更好的预测精确性。对指标体系中的 4 组指标分别进行评估, 得出指标的有效性大小为危险性指标 > 气候变化指标 > 易损性指标 > 防灾减灾能力指标, 表明了该实验的合理性, 为防灾减灾事业提供了有效的评估方式。

**关键词:** 台风风暴潮; 损失评估; 麻雀搜索算法; 支持向量机

中图分类号: X43; P732

文献标识码: A

DOI: 10.16028/j.1009-2722.2021.242

## 0 引言

中国海洋灾害较为严重, 造成的经济损失和社会影响不容小觑。2010—2020 年, 海洋灾害的直接经济损失平均每年约 87.68 亿元, 风暴潮灾害造成的损失最大, 约为 80.67 亿元, 其中台风风暴潮的直接经济损失平均每年可达 78.68 亿元, 占风暴潮的 89.73%, 是造成损失最严重的海洋灾害。受全球气候变化的影响, 台风风暴潮叠加气候变化引起的海平面上升等因素, 对内陆造成的破坏和淹没损失更加严重, 导致海水漫堤, 加速海岸侵蚀, 加剧海岸带地区洪涝灾害<sup>[1]</sup>。因此, 高效、合理地对台风风暴潮灾害损失进行评估, 测度各影响因素对评估效果的有效性, 也是保障海洋经济可持续发展刻不容缓的研究课题, 是防灾减灾的重要环节。

理论上, 灾害损失评估主要分为两大类: 基于

统计模型的评估和基于风险关联的评估<sup>[2]</sup>。前者研究起步较早, 已研发应用 VAMS<sup>[3]</sup>、FPHL<sup>[4]</sup>、FCHLPM<sup>[5]</sup>、HAZUS<sup>[6]</sup> 和 ANFIS<sup>[7]</sup> 等模型; 孙丰霖<sup>[8]</sup> 选择最大增水、波高和防灾减灾能力指标, 结合与直接经济损失的相关度大小确定指标权重, 采用改进的证据融合算法判断风暴潮灾害的损失等级; 江斯琦等<sup>[9]</sup> 基于悲观和乐观估计思想给出台风风暴潮经济损失预评估区间。基于风险关联的评估, MANIK 等<sup>[10]</sup> 通过地理信息系统分析物理特征和人口统计变量, 评估了风暴潮灾害对沿岸脆弱性的影响; BARADARANSHORAKA 等<sup>[11]</sup> 通过多灾害脆弱性评估, 危险信息(强度、时间)和统计方法的工程方法来分别计算风雨、风暴潮和洪水淹没灾害造成的损失; YANG 等<sup>[12-13]</sup> 分别利用扩展卡尔曼滤波方法和极值分布理论建立我国风暴潮灾害风险预测模型, 实现对风暴潮风险管理过程中的直接经济损失和伤亡人口的预测。现阶段, 很多学者将机器学习算法应用于风暴潮损失评估中。HAI 等<sup>[14]</sup> 使用数据增强技术优化近邻算法来克服数据稀缺性, 采用集成学习算法 XGBoost 作为回归模型, 预测风暴潮灾害的直接经济损失; 陈仕鸿等<sup>[15]</sup>、冯倩等<sup>[16]</sup> 和王甜甜等<sup>[17]</sup> 分别采用 SVR、SVM-BP 和 BAS-BP 模型等机器学习算法构建灾害损失评估模型, 实现了良好的灾害损失预测效果, 但还可以进

收稿日期: 2021-10-06

资助项目: 国家科技支撑计划项目(2013BAK05B04); 国家自然科学基金(41072176, 41371496)

作者简介: 郝婧(1997—), 女, 在读硕士, 主要从事海洋灾害风险管理方面的研究工作。E-mail: haojing0323@163.com

\* 通讯作者: 刘强(1961—), 男, 博士, 教授, 主要从事海洋灾害风险管理方面的研究工作。E-mail: liuqiang@ouc.edu.cn

一步对模型进行优化, 评估选用指标的有效性, 提高预测精度。

为进一步提高台风风暴潮灾害损失的预测精度, 本文构建评估指标体系, 采用麻雀搜索算法优化支持向量机构建评估模型, 对台风风暴潮灾害损失分级和直接经济损失进行评估, 并对评估指标体系中的影响因子进行逐个分析, 研究影响因子对评估的影响程度, 提高研究的科学性和有效性。

### 1 材料与方 法

#### 1.1 资料来源与指标选取

广东省是西太平洋台风登陆中国的主要地区, 每年登陆中国的 9.5 个台风中, 广东省占 3.5 个, 成灾率高且灾害损失严重。因此, 本文从自然资源部、广东省统计局、中国气象局和《中国风暴潮灾害史料集》<sup>[18]</sup> 中, 收集 1995—2020 年 50 个广东省台风风暴潮数据进行研究。

本文量化气候变化数据, 依据风险评估理论, 考虑数据的可得性, 依托专家的先验经验<sup>[19-21]</sup>, 从气候变化、危险性、易损性和防灾减灾能力 4 个方面构建台风风暴潮灾害损失评估指标体系, 选取 8 个灾情损失评估指标作为损失分级标准。

其中, 气候变化 5 个指标包括  $X_{11}$  沿海海平面高度、 $X_{12}$  年平均降雨量、 $X_{13}$  年平均气温、 $X_{14}$  年日照时数、 $X_{15}$  二氧化碳浓度; 危险性 3 个指标包括  $X_{21}$  最大增水、 $X_{22}$  超警戒水位、 $X_{23}$  灾害过程持续日数; 易损性 5 个指标包括  $X_{31}$  人口密度、 $X_{32}$  人均地区生产总值、 $X_{33}$  海洋生产总值、 $X_{34}$  耕地面积、 $X_{35}$  大陆海岸线长度; 防灾减灾能力 4 个指标包括  $X_{41}$  医疗卫生机构数、 $X_{42}$  卫生机构人员、 $X_{43}$  医疗机构床位数、 $X_{44}$  电话普及率。灾情选取了  $X_{01}$  受灾人口、 $X_{02}$  死亡(含失踪)人数、 $X_{03}$  直接经济损失、

$X_{04}$  农田受灾面积、 $X_{05}$  海水养殖受灾面积、 $X_{06}$  海岸工程损毁、 $X_{07}$  倒塌房屋、 $X_{08}$  船只损毁 8 个指标进行损失分级评估。

#### 1.2 影响因子预处理

为消除数据冗余, 减少主观影响, 提高评估的有效性和准确性, 使用主成分分析法进行降维处理。主成分分析是采用线性组合原始变量, 对各主成分求解来实现变量降维, 全面分析各指标所包含信息, 筛选出比原始变量少且能解释大部分数据的综合性指标<sup>[22]</sup>。

使用 SPSS 统计工具根据图 1 步骤计算得出, 灾情损失评估指标、气候变化、危险性、易损性和防灾减灾能力的各综合评价指数  $F_0$ 、 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  和  $F_4$  如下所示。将  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  和  $F_4$  作为 4 个输入变量,  $F_0$  作为台风风暴潮损失综合分级指标。

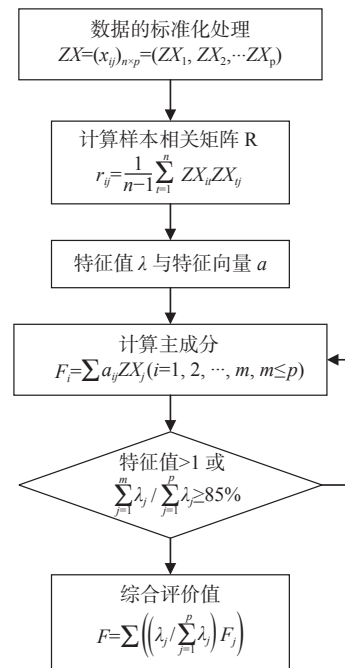


图 1 主成分分析计算步骤

Fig.1 Calculation steps of principal component analysis

$$F_0 = 0.813 \times (0.366ZX_{01} + 0.394ZX_{02} + 0.403ZX_{03} + 0.366ZX_{04} + 0.201ZX_{05} + 0.374ZX_{06} + 0.378ZX_{07} + 0.302ZX_{08}) + 0.187 \times (0.281ZX_{01} - 0.235ZX_{02} - 0.230ZX_{03} + 0.123ZX_{04} + 0.762ZX_{05} + 0.213ZX_{06} - 0.252ZX_{07} - 0.331ZX_{08}) \tag{1}$$

$$F_1 = 0.582 \times (0.377ZX_{11} + 0.577ZX_{12} - 0.292X_{13} - 0.591ZX_{14} + 0.299ZX_{15}) + 0.418 \times (0.450ZX_{11} - 0.032ZX_{12} + 0.539X_{13} + 0.313ZX_{14} + 0.639ZX_{15}) \tag{2}$$

$$F_2 = 0.700ZX_{21} + 0.698ZX_{22} - 0.153X_{23} \tag{3}$$

$$F_3 = 0.782 \times (0.511ZX_{31} + 0.507ZX_{32} + 0.500ZX_{33} + 0.482ZX_{34} - 0.023ZX_{35}) + 0.218 \times (-0.010ZX_{31} - 0.028ZX_{32} + 0.179ZX_{33} - 0.100ZX_{34} + 0.979ZX_{35}) \tag{4}$$

$$F_4 = 0.512ZX_{41} + 0.508ZX_{42} + 0.500X_{43} + 0.480ZX_{44} \tag{5}$$

### 1.3 台风风暴潮损失分级

依据谭丽荣等<sup>[23]</sup>提出的台风风暴潮损失分级标准进行等级划分, 预处理的 50 个台风风暴潮损失指标数据  $F_0$  按表 1 的综合标准分级后, 得到重灾 1 个、大灾 2 个、中灾 8 个、小灾 19 个和轻灾 20 个。

## 2 损失评估模型的建立

总样本为 50 组台风风暴潮数据, 按照各等级划分分别选择轻灾 5 个、小灾 4 个、中灾 2 个和大灾 1 个共 12 组数据为测试集, 其余 38 组数据为训练集。使用 MATLAB 2019b 进行实验, 气候变化  $F_1$ 、危险性  $F_2$ 、易损性  $F_3$  和防灾减灾能力  $F_4$  为输入因子, 等级为损失分级评估的输出因子, 直接经济损失为损失评估输出因子。

### 2.1 模型精度建立指标

本文引入平均绝对误差 MAE、平均绝对百分比误差 MAPE、归一化均方根误差 NRMSE、相关系数  $CC$  作为评估检验指标来检验模型精度, 各表达式为<sup>[24]</sup>:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i| \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 / ((y)_{\max} - (y')_{\min})} \quad (8)$$

$$CC = \frac{\left( n \sum_{i=1}^n y_i y'_i - \sum_{i=1}^n y_i \sum_{i=1}^n y'_i \right)^2}{\left( n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right) \left( n \sum_{i=1}^n y_i'^2 - \left( \sum_{i=1}^n y'_i \right)^2 \right)} \quad (9)$$

式中:  $n$  为测试集样本数;

$y'$  为测试样本;

$y$  为预测结果。

$MAE$ 、 $MAPE$ 、 $NRMSE$  检验预测数据与原始数据的偏离程度, 越接近于 0, 精确度越高;  $CC$  检验预测数据和原始数据的拟合程度, 越接近于 1, 预测效果越好。

### 2.2 SSA-SVM 评估模型

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 由 VAPNIK 提出<sup>[25]</sup>, 初期主要用于研究分类问题, 后引入  $\epsilon$ -不敏感损失函数提出了支持向量回归, 得以解决支持向量机在回归拟合方面的问题, 且取得了很好的拟合效果, 具有唯一的最优解。该算法的提出主要针对小样本问题, 利用非线性变换将数据映射到高维特征空间来构造线性回归函数, 基本思想是寻找一个最优的面使得所有原始的样本离该最优面的误差最小<sup>[26]</sup>(图 2)。

麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA) 由薛建凯等<sup>[27]</sup>在 2020 年受麻雀的觅食和反捕食行为启发提出的一种群智能优化算法, 具有稳定性好、求解效率高和避免陷入局部最优等优点。采用麻雀搜索算法优化 SVM 模型, 可以提高模型的预测精度。

麻雀的矩阵集合如下:

表 1 台风风暴潮灾害损失等级划分标准

Table 1 Classification standard of disaster loss by typhoon storm surge

指标	等级				
	5(重灾)	4(大灾)	3(中灾)	2(小灾)	1(轻灾)
$X_{01}$ 受灾人口/万人	(+∞, 800]	(800, 600]	(600, 300]	(300, 100]	(100, 0]
$X_{02}$ 死亡(含失踪)人数/人	(+∞, 200]	(200, 100]	(100, 30]	(30, 10]	(10, 0]
$X_{03}$ 直接经济损失/亿元	(+∞, 100]	(100, 50]	(50, 20]	(20, 5]	(5, 0]
$X_{04}$ 农田受灾面积/千公顷	(+∞, 500]	(500, 200]	(200, 100]	(100, 1]	(1, 0]
$X_{05}$ 海水养殖受灾面积/千公顷	(+∞, 50]	(50, 20]	(20, 10]	(10, 1]	(1, 0]
$X_{06}$ 海岸工程损毁/千米	(+∞, 600]	(600, 400]	(400, 100]	(100, 30]	(30, 0]
$X_{07}$ 倒塌房屋/万间	(+∞, 20]	(20, 10]	(10, 5]	(5, 1]	(1, 0]
$X_{08}$ 船只损毁/只	(+∞, 4 000]	(4 000, 2 000]	(2 000, 1 000]	(1 000, 300]	(300, 0]
综合分级标准	(+∞, 6.09]	(6.09, 2.49]	(2.49, 0.17]	(0.17, -1.07]	(-1.07, -1.48]

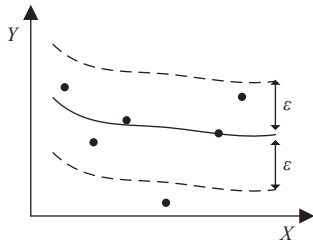


图2 SVM 基本思想示意图

Fig.2 Schematic diagram of Support Vector Machine basic idea

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T, x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}] \quad (10)$$

式中:  $X$  为麻雀种群的规模大小;

$d$  为变量维数,  $i=1, 2, \dots, N$ .

适应度值矩阵公式如下:

$$F_x = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_N)]^T$$

$$f(x_i) = [f(x_{i,1}), f(x_{i,2}), \dots, f(x_{i,d})] \quad (11)$$

式中:  $F_x$  为适应度值, 其值越优的麻雀为捕食者, 可以先得到食物, 并且带领种群寻找捕食区域。

更新捕食者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \times \exp(-i/\alpha \times \text{iter}_{\max}) & (R_2 < ST) \\ X_{i,j}^t + Q \times L & (R_2 \geq ST) \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $t$  和  $\text{iter}$  为当前迭代数和最大迭代次数;

$X_{i,j}$  为第  $i$  只麻雀在第  $j$  维中的位置;

$\alpha \in (0, 1]$  的随机数,

$R_2 \in (0, 1]$  和  $ST \in (0.5, 1]$  为预警值和安全值;

$Q$  服从正态分布的随机数;

$L$  为  $1 \times d$  的矩阵。  $R_2 < ST$  为未发现天敌, 加入者可广泛搜索; 否则, 需要尽快转移到安全区域。

更新加入者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \times \exp((X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t)/i^2) & (i > n/2) \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \times A^+ \times L & (i \leq n/2) \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $X_p$  为捕食者的最佳位置;

$A$  为各元素为 1 或 -1 的  $1 \times d$  矩阵;

$X_{\text{worst}}$  为全局最差位置;

$i > n/2$  为适应度低的第  $i$  个加入者未获得食物, 需要进行觅食;

$i \leq n/2$  为加入者将在最优位置附近进行觅食。

在进行侦察预警行为时, 每代都会在种群内选取 SD(一般为 10%~20%) 只麻雀作为警戒者, 当天敌靠近, 捕食者和加入者都会放弃食物去其它区域。更新警戒者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \times |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & (f_i > f_g) \\ X_{i,j}^t + K \times \left( \frac{|X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right) & (f_i = f_g) \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $X_{\text{best}}$  为全局最佳位置;

$\beta$  为步长控制参数为服从均值 0 和方差 1 的正态分布随机数;

$K \in [-1, 1]$  的均匀随机数;

$\varepsilon$  为避免分母为 0 的极小常数;

$f_i, f_g$  和  $f_w$  分别为第  $i$  只麻雀、全局最佳和最差的适应度。  $f_i > f_g$  为麻雀处于种群的边缘, 易受攻击;  $f_i = f_g$  为麻雀处于种群中间位置, 预警到危险, 及时调整搜索策略为避免攻击。

SVM 的参数选择对模型性能有很大影响, 人为的调整通常依赖于训练者的试错训练和先验经验, 难以保证准确性, 且效率低下。麻雀搜索算法作为全局寻优算法, 优化后的参数能较大程度的提高训练效果和网络性能, 提高预测精度。综上所述, 可得 SSA-SVM 预测模型的具体流程, 如图 3 所示。

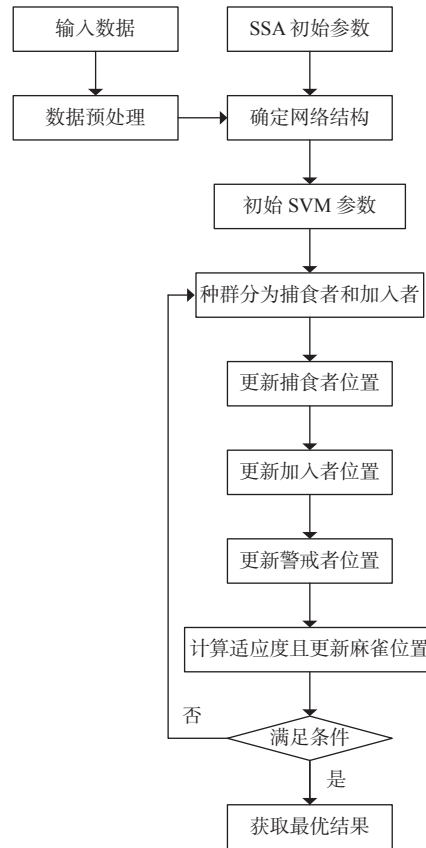


图3 SSA 优化 SVM 流程图

Fig.3 SSA (sparrow search algorithm) optimization SVM (support vector machine) flow chart

### 3 结果与讨论

#### 3.1 损失分级评估

本文采用 SVM 中应用最广泛的径向基核函数, 具有很高的灵活性、参数少、简单实用。SVM 模型使用林智仁等<sup>[28]</sup>开发的 libsvm 工具箱, 确定 SSA 模型的捕食者比例 PD 为 0.2, 警戒阈值  $R_2$  为 0.8, 警戒者比例 SD 为 0.1, 种群数量为 100, 迭代次数为 1000。SSA 优化 SVM 模型确定最优参数,  $c=99.999\ 8$ ,  $g=0.113\ 2$ 。GA 算法具有全局搜索和种群优化的特点<sup>[29]</sup>, PSO 算法是全局并行寻优算法<sup>[30]</sup>, 两者作为经典算法, 使用广泛。为了测试 SSA 优化算法的优越性, 采用 SVM、GA-SVM、PSO-SVM 3 种模型进行对比。

表 2 和图 4 为 4 种 SVM 优化模型的预测集和训练集拟合结果, SSA-SVM 模型比传统 SVM 模型和 PSO-SVM 模型在测试集的预测正确数均高 1 个, 正确率也均高 8.33%; SSA-SVM 模型在测试集中正确数与 GA-SVM 模型相同, 但训练集正确数比 GA-SVM 模型高 1 个, 训练集正确率高 2.63%。相比较而言, SSA-SVM 模型在训练集和测试集的正确率均较高。4 个预测模型对于中灾以下的拟合效果较好, 但是对于较大的灾害预测还需要进一步提高精度。综合来看, SSA-SVM 评估模型在台风风暴潮灾害损失等级分级的评估中具有更好的预测精确度。

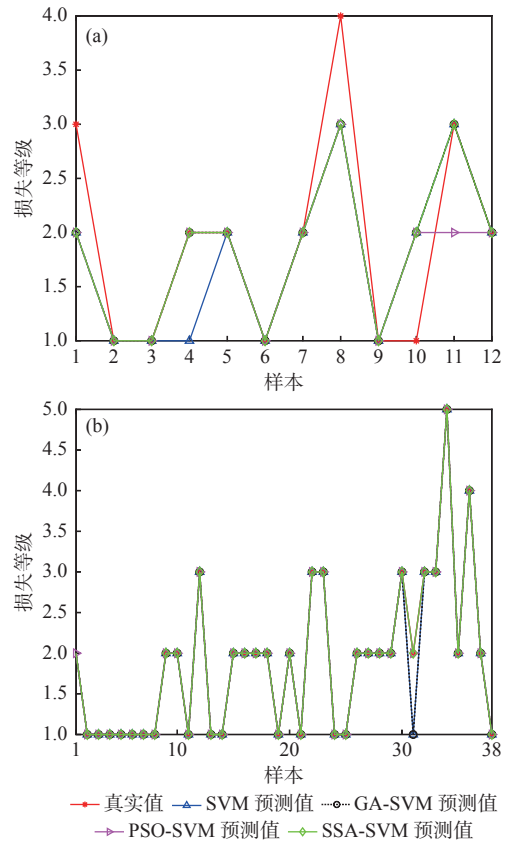
表 2 不同模型效果对比

算法类型	训练集正确数	测试集正确数	训练集正确率/%	测试集正确率/%
SVM	37	8	97.37	66.67
GA-SVM	37	9	97.37	75
PSO-SVM	38	8	100	66.67
SSA-SVM	38	9	100	75

#### 3.2 直接经济损失评估

在直接经济损失评估中, SVM 模型采用与等级评估同样的工具箱和核函数, 最终得到优化参数,  $c=99.579\ 2$ ,  $g=0.566\ 7$ 。同理采用 SVM、GA-SVM、PSO-SVM 3 种模型进行对比。

4 个模型的预测效果如表 3 和图 5 所示, SSA-SVM 模型相比传统 SVM 模型的 MAE、MAPE、



(a) 测试集拟合结果; (b) 训练集拟合结果

图 4 4 种模型拟合结果

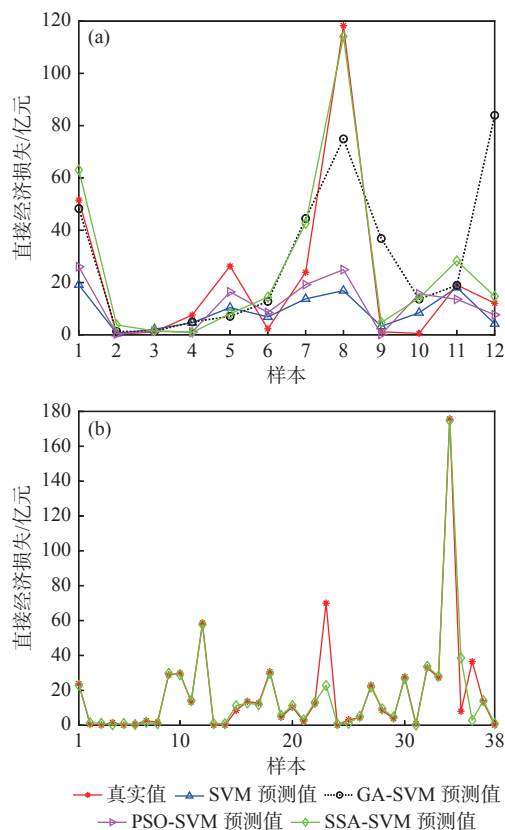
Fig.4 The fitting results of four models

*NRMSE* 值更优, 平均优化 1.095 5, *CC* 值提高 0.155 6; SSA-SVM 模型比 GA-SVM 模型在 *MAE*、*MAPE*、*NRMSE* 平均优化 0.444 1, *CC* 值提高 0.069 2, 相比其他 2 个对比模型, GA-SVM 模型的误差相对较小, 但 SSA-SVM 在误差和拟合效果方面更具优势; SSA-SVM 的预测效果优于 PSO-SVM 模型, 3 个检验指标平均优化 0.6178, *CC* 值提高 0.1128。SSA-SVM 模型在训练集的预测上仅少部分点出现明显偏差外, 其余拟合效果较好, 且在峰值预测上基本达到完全拟合。综合看来, SSA-SVM 模型在台风风暴潮灾害直接经济损失评估中具有更好的稳定性和预测精确性。

表 3 不同模型的测试集评估效果比较

Table 3 Comparison in assessment effect of test sets of different models

算法类型	MAE	MAPE	NRMSE	CC
SVM	15.624 9	1.786 6	0.109 9	0.679 3
GA-SVM	15.185 9	0.293 9	0.087 3	0.765 7
PSO-SVM	14.776 5	1.217 0	0.094 9	0.722 1
SSA-SVM	14.153 6	0.063 3	0.018 0	0.834 9



(a) 预测集拟合结果; (b) SSA-SVM 模型训练集拟合结果  
图 5 预测集和训练集拟合结果

Fig.5 The fitting results of prediction set and training set

### 3.3 损失评估指标分析

为验证 4 个部分损失评估指标的有效性,将气候变化设为第 1 种指标、危险性为第 2 种指标、易损性为第 3 种指标、防灾减灾能力为第 4 种指标,分别对其采用去一预测和留一预测共 8 种进行 SSA-SVM 模型预测,预测结果如表 4 所示。

表 4 不同指标类型效果比较

Table 4 Comparison in the effect of different index types

序号	指标类型	MAE	MAPE	NRMSE	CC
	1+2+3+4	14.153 6	0.063 3	0.018 0	0.834 9
一	1+2+3	11.905 2	0.062 3	0.009 1	0.881 3
二	1+2+4	18.852 0	0.103 3	0.043 1	0.737 5
三	1+3+4	19.792 8	1.503 7	0.112 0	0.047 8
四	2+3+4	15.816 0	0.417 6	0.059 6	0.644 0
五	1	19.828 9	1.443 8	0.110 3	0.113 0
六	2	14.862 3	1.178 4	0.088 6	0.696 8
七	3	19.829 2	1.453 6	0.110 4	0.133 2
八	4	19.830 4	1.449 4	0.123 3	0.110 2

通过 4 种去一预测和 4 种单一指标的预测可以看出,序号四为去掉第 1 种指标的试验,预测精度变差;序号五为仅保留第 1 种指标的试验,与其

他 3 个单一指标试验对比,误差和 CC 值均较差。因此,第 1 种气候变化指标对模型有影响,但影响不大。

序号三为去掉第 2 种指标的试验,预测检验指标出现较大浮动,数据变差,预测精度低;序号六为第 2 种指标的试验,检验指标的数据好于另 3 个单一模型,且比序号四的预测精度更好,可以看出第 2 种指标的影响程度大于其他 3 个指标之和。因此,第 2 种危险性指标是影响模型的关键指标。

序号二为去掉第 3 种指标的试验,相比其他去一预测模型来说,检验指标变差幅度较小;序号七为第 3 种指标的试验,预测指标在单一指标试验中,仅强于序号八,且略小于序号五的试验。因此,第 3 种易损性指标对模型的影响不大,影响程度处于第 2 种指标和第 4 个种指标之间。

序号一为去掉第 4 种指标的试验,误差降低且 CC 值提高,预测精度提高;序号八为第 4 种指标的试验,误差最大,CC 值最小。因此,第 4 种防灾减灾能力指标对于模型的预测具有较小的影响。

综上所述,4 种指标的有效性为危险性指标 > 气候变化指标 > 易损性指标 > 防灾减灾能力指标,本文使用的指标体系具有一定的科学性和有效性。

## 4 结论

本文从气候变化、危险性、易损性和防灾减灾能力 4 个方面建立了台风风暴潮损失评估体系,通过主成分分析降维得到 4 组综合变量,消除冗余数据。

使用 SSA 优化 SVM 模型后的参数优于传统模型的状态,经过与 GA-SVM 和 PSO-SVM 模型对比后,发现在损失等级划分和直接经济损失评估方面具有更高的精确度和稳定性。

通过对损失评估指标的分析评估,发现 4 种指标的有效性是危险性指标最强,其次是气候变化指标和易损性指标,最后是防灾减灾能力指标。因此,SSA-SVM 模型在这 4 种指标的体系下可以有效和稳定地进行台风风暴潮等级和直接经济损失评估,为海洋灾害防灾减灾工程提供新方法。但在数据搜集上还存在一定的局限性,尤其是较大的台风风暴潮灾害数据的完整度及防灾减灾能力指标的选取和搜集,使得预测的有效性和精确度还可进一步提高。

## 参考文献:

- [1] CHURCH J A, WHITE N J. A 20th century acceleration in global sea-level rise[J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(1): 313-324.
- [2] 郭腾蛟, 李国胜. 基于验证性因素分析的台风风暴潮灾害经济损失影响因子优化分析[J]. *自然灾害学报*, 2020, 29(1): 121-131.
- [3] BERKE P, LARSEN T, RUCH C. A computer system for hurricane hazard assessment[J]. *Computers Environment and Urban Systems*, 1984, 9(4): 259-269.
- [4] MARK P, GEORGE S, STEVE C, et al. State of Florida hurricane loss projection model: atmospheric science component[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2005, 93(8): 651-674.
- [5] RONALD L I, MARK E J, TOM A S. Assessing hurricane effects. Part 1. Sensitivity Analysis[J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2002, 78(2): 131-145.
- [6] CHARLES S, PAUL F, NEIL B, et al. HAZUS-MH flood loss estimation methodology. II. Damage and loss assessment[J]. *Natural Hazards Review*, 2006, 7(2): 72-81.
- [7] GAURAV T, SUSHIL K, ASHISH R, et al. A high-resolution mesoscale model approach to reproduce super typhoon Maysak (2015) over northwestern Pacific Ocean[J]. *Earth Systems and Environment*, 2019, 3(1): 101-112.
- [8] 孙丰霖. 基于证据理论的台风风暴潮灾害损失评估[J]. *热带海洋学报*, 2022, 41(1): 1-81.
- [9] 江斯琦, 刘强. 基于改进神经网络及地理信息系统空间分析的台风潮经济损失评估[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(22): 9243-9247.
- [10] MAHAPATRA M, RATHEESH R, RAJAWAT A S. Storm surge vulnerability assessment of Saurashtra coast, Gujarat, using GIS techniques[J]. *Natural Hazards*, 2017, 86(2): 821-831.
- [11] BARADARANSHORAKA M, PINELLI J P, GURLEY K, et al. Hurricane wind versus storm surge damage in the context of a risk prediction model[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2017, 143(9): 04017103.1-04017103.10.
- [12] YANG S, LIU X, LIU Q, et al. A study of storm surge disasters based on extreme value distribution theory[J]. *Journal of Coastal Research*, 2017, 33(6): 1423-1435.
- [13] YANG S, LIU X, LIU Q. A storm surge projection and disaster risk assessment model for China coastal areas[J]. *Natural Hazards*, 2016, 84(1): 649-667.
- [14] SUN H, WANG J, YE W. A data augmentation-based evaluation system for regional direct economic losses of storm surge disasters. [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(6): 2918.
- [15] 陈仕鸿, 唐丹玲, 隋广军. 基于SVR的广东省台风灾害损失评估[J]. *海洋环境科学*, 2013, 32(6): 939-943.
- [16] 冯倩, 刘强. 基于SVM-BP神经网络的风暴潮灾害损失预评估[J]. *海洋环境科学*, 2017, 36(4): 615-621.
- [17] 王甜甜, 刘强. 基于BAS-BP模型的风暴潮灾害损失预测[J]. *海洋环境科学*, 2018, 37(3): 457-463.
- [18] 于福江, 董剑希, 叶琳. 中国风暴潮灾害史料集[M]. 北京: 海洋出版社, 2015.
- [19] 叶金玉, 林广发, 张明锋. 自然灾害风险评估研究进展[J]. *防灾科技学院学报*, 2010, 12(3): 20-25.
- [20] 冯爱青, 高江波, 吴绍洪, 等. 气候变化背景下中国风暴潮灾害风险及适应对策研究进展[J]. *地理科学进展*, 2016, 35(11): 1411-1419.
- [21] 张继权, 李宁. 主要气象灾害风险评价与管理的数量化方法及其应用[M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2007.
- [22] 毕业亮, 王华彩, 夏兵, 等. 雨源型城市河流水污染特征及水质联合评价: 以深圳龙岗河为例[J]. *环境科学*, 2011(8): 1-20.
- [23] 谭丽荣, 陈珂, 王军, 等. 近20年来沿海地区风暴潮灾害脆弱性评价[J]. *地理科学*, 2011, 31(9): 1111-1117.
- [24] KIM S, MATSUMI Y, PAN S et al. A real-time forecast model using artificial neural network for after-runner storm surges on the Tottori Coast, Japan[J]. *Ocean Engineering*, 2016, 122: 44-53.
- [25] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag New York, 1995.
- [26] 郁磊, 史峰, 王辉, 等. MATLAB智能算法30个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- [27] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science and Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [28] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 27.
- [29] LIU H, TIAN H, LIANG X, et al. New wind speed forecasting approaches using fast ensemble empirical model decomposition, genetic algorithm, Mind Evolutionary Algorithm and Artificial Neural Networks[J]. *Renewable Energy*, 2015, 83: 1066-1075.
- [30] 李素, 袁志高, 王聪, 等. 群智能算法优化支持向量机参数综述[J]. *智能系统学报*, 2018, 13(1): 70-84.

## Loss assessment of typhoon storm surge disaster based on SSA-SVM model

HAO Jing, LIU Qiang\*

(College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

**Abstract:** Affected by global climate change, the losses caused by typhoon storm surge are increasing gradually. Building an accurate, efficient and reasonable loss assessment model is highly demanded for marine disaster prevention and mitigation projects. Four sets of indexes were used to construct the index system of typhoon storm surge, and the input factors were selected by principal component analysis. The sparrow search algorithm (SSA) was used to optimize the support vector machine model for loss classification and direct economic loss assessment of typhoon storm surge. Compared with other optimization algorithms, the SSA model showed better prediction accuracy. In addition, the four sets of indicators in the index system were evaluated individually, from which the order of effectiveness of them is: danger level > climate change > vulnerability > disaster prevention and mitigation capability. This study showed the rationality of the experiment and provided an effective assessment method for disaster prevention and mitigation.

**Key words:** typhoon storm surge; loss assessment; sparrow search algorithm (SSA); support vector machine (SVM)