

基于 SSA-ELM 模型的台风风暴潮灾害损失预评估

郝 婧, 刘 强

(中国海洋大学 工程学院土木工程系, 山东 青岛 266100)

摘要: 近年来全球气候变化加剧, 台风风暴潮灾害的频率、强度和损失逐渐加大, 台风风暴潮灾害损失的预评估对海洋防灾减灾工作有重大现实意义。作者选用广东省 1995 年—2020 年间的 50 组台风风暴潮数据进行研究, 量化气候变化数据, 建立台风风暴潮损失评估体系并通过主成分分析进行降维。采用麻雀搜索算法优化极限学习机建立预评估模型, 分别对台风风暴潮损失等级、受灾人口和直接经济损失进行预测, 结果表明, 优化后的模型正确率更高, 且具有更好的预测精确性和适用性, 为防灾减灾事业提供了有效的损失评估方式。

关键词: 台风风暴潮; 损失预评估; 麻雀搜索算法(SSA); 极限学习机

中图分类号: X43、P732 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3096(2022)02-0055-09

DOI: 10.11759/hyxx20210607003

台风风暴潮是沿海地区在强烈的大气扰动条件下, 并受海平面上升等因素的影响, 产生的异常增水现象^[1]。中国是世界上受台风风暴潮最严重的国家之一, 东南沿海地区造成的损失尤为严重。近年来由于全球气候变化加剧, 中国台风风暴潮发生频率逐步加大, 造成的损失逐步递增^[2], 仅 2019 年造成的直接经济损失高达 116.38 亿元, 占海洋灾害总损失的 99.44%^[3]。台风风暴潮对农田、海岸、渔船等造成严重损毁, 对人民生命安全和地区经济发展都产生了极大的威胁。因此, 合理、快速和准确的预测台风风暴潮灾害损失, 科学评估台风风暴潮灾害损失等级分级成为当务之急。

台风风暴潮灾害损失评估方法可归结为以下几类: 基于统计模拟的评估、基于 GIS 的评估、基于机器学习的评估等^[4]。基于统计模拟的评估: 国外的有 VAMS^[5]、HAZUS-MH^[6]、ANFIS-MOGA^[7]、WRF^[8]、SE、SLOSH、GCOM2D/3D^[9]等评估模型。国内的叶金玉等^[10]基于地理空间参数的多元线性回归模型进行了台风灾害暴露性评估; 史军等^[11]运用逐步回归方法评价台风灾害损失的年际变化和地区差异; 赵昕等^[12]从经济学角度运用投入产出模型评估了风暴潮灾害损失; 基于 GIS 的评估: MAHAPATRA 等^[13]使用 GIS 进行物理和人口变量的沿岸风暴潮脆弱性评估; 江斯琦等^[14]通过 GIS 空间分析功能来降低台风风暴潮灾害损失评估误差; 基于机器学习方法: 很多学者在灾害损失预评估方面已进行了多种模型

研究, 叶小岭等^[15]、王甜甜等^[9]、冯倩等^[16]、张颖超等^[17]等分别运用的优化方法对机器学习算法进行改进, 研究结果对灾害损失评估提供了丰富的理论基础。为进一步提高台风风暴潮灾害损失评估的可靠性, 作者基于已有研究的基础上, 提出了基于麻雀搜索算法优化的极限学习机模型, 进一步提高了损失等级分级和各损失预测的精确性。

1 材料与方法

1.1 数据来源与因子选取

夏秋时节, 中国东南沿海地区易遭受台风风暴潮袭击, 尤以广东、福建和浙江省灾情较重^[18]。广东省位于西北大西洋西岸, 大陆海岸线达 4 114.4 km, 自 1949 年—2020 年已遭遇 204 次台风登陆, 每年均有发生且成灾率高, 造成了严重的人口和经济损失。作者搜集了广东省 1995 年—2020 年间记录较为完整的 50 组台风风暴潮数据进行研究, 数据主要来源为自然资源部(台风风暴潮及损失数据、气候数据)、广东省统计局(经济、人口和设施等数据)和《中国风暴

收稿日期: 2021-06-07; 修回日期: 2021-08-13

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

[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 41072176, 41371496; National Key Technology Research and Development Program, No. 2013BAK05B04]

作者简介: 郝婧(1997—), 女, 山东济南人, 硕士研究生, 主要从事海洋灾害风险管理, 电话: 17852320910, E-mail: haojing0323@163.com; 刘强(1961—), 通信作者, E-mail: liuqiang@ouc.edu.cn

潮灾害史料集》^[19]。

目前,国内外还未明确台风风暴潮灾害指标体系的构建标准,主要依托于专家的先验经验^[20]。基于风险评估理论,并充分考虑了气候变化和数据易取

性,本文从气候变化、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,选择 8 个灾情损失评估指标作为损失分级的标准,如表 1 所示。

表 1 台风风暴潮灾害损失评估指标

Tab.1 Typhoon storm surge disaster loss assessment indicators

灾情损失评估指标	台风风暴潮灾害损失评估指标体系			
	气候变化	危险性	易损性	防灾减灾能力
受灾人口(X_{01})	沿海海平面高度(X_{11})	最大增水(X_{21})	人口密度(X_{31})	医疗卫生机构数(X_{41})
死亡(含失踪)人数(X_{02})	年平均降雨量(X_{12})	超警戒水位(X_{22})	人均地区生产总值(X_{32})	卫生机构人员(X_{42})
直接经济损失(X_{03})	年平均气温(X_{13})	灾害过程持续日数(X_{23})	海洋生产总值(X_{33})	医疗机构床位数(X_{43})
农田受灾面积(X_{04})	年日照时数(X_{14})		耕地面积(X_{34})	电话普及率(X_{44})
海水养殖受灾面积(X_{05})	二氧化碳浓度(X_{15})		大陆海岸线长度(X_{35})	
海岸工程损毁(X_{06})				
倒塌房屋(X_{07})				
船只损毁(X_{08})				

1.2 影响因子预处理

因选择的评估指标较多,不同的指标间可能存在相关性;且单位不一致,无法直接相加和对比。为了避免数据的冗余,降低主观选择的误差,提高模型精确性,使用主成分分析进行降维处理。主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)是一种借助正交变换对多维变量系统进行降维的决策方法^[21-22],将原来较多具有一定相关性的指标重新组合为一组互不相关的综合指标。

利用 SPSS 统计工具,将原始数据 X_{ij} 标准化处理得到 ZX_{ij} ,分别对灾情损失评估指标、气候变化、危险性、易损性和防灾减灾能力 5 个方面进行因子分析。经处理,得出相关系数矩阵来计算主成分荷载,选取特征值大于 1 或累积方差贡献率大于 85%对应的主成分 F_n ,最终计算综合评价指数 F ^[23]。可以得出,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分别综合评价指数 F_0 、 F_1 、 F_2 、 F_3 和 F_4 的计算公式如下:

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

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

$$F_2 = 0.700ZX_{21} + 0.698ZX_{22} - 0.153ZX_{23}, \quad (3)$$

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

$$F_4 = 0.512ZX_{41} + 0.508ZX_{42} + 0.500ZX_{43} + 0.480ZX_{44}. \quad (5)$$

根据主成分分析降维结果,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等级划分指标。

1.3 台风风暴潮灾害损失等级划分

根据谭丽荣等^[24]提出的台风风暴潮灾害损失等级划分标准进行分级,如表 2 所示。参考的分级

指标过多,使用上述 1.2 中的主成分分析进行数据标准化和降维,得到表 2 中的综合分级标准。将经处理的 50 个台风风暴潮损失指标 F_0 按照综合分级标准进行等级划分,可得重灾 1 个、大灾 2 个、中灾 8 个、小灾 19 个和轻灾 20 个,搜集数据的跨度较全面。

表 2 台风风暴潮灾害损失等级划分标准

Tab. 2 Classification standards for typhoon storm surge disaster loss levels

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($\times 10^5$ 人)	$(+\infty, 800]$	$(800, 600]$	$(600, 300]$	$(300, 100]$	$(100, 0]$
X_{02} 死亡(含失踪)人数(人)	$(+\infty, 200]$	$(200, 100]$	$(100, 30]$	$(30, 10]$	$(10, 0]$
X_{03} 直接经济损失($\times 10^8$ 元)	$(+\infty, 100]$	$(100, 50]$	$(50, 20]$	$(20, 5]$	$(5, 0]$
X_{04} 农田受灾面积(km^2)	$(+\infty, 5\ 000)$	$(5\ 000, 2\ 000)$	$(2\ 000, 1\ 000)$	$(1\ 000, 10]$	$(10, 0]$
X_{05} 海水养殖受灾面积(km^2)	$(+\infty, 500]$	$(500, 200]$	$(200, 100]$	$(100, 10]$	$(10, 0]$
X_{06} 海岸工程损毁(km)	$(+\infty, 600]$	$(600, 400]$	$(400, 100]$	$(100, 30]$	$(30, 0]$
X_{07} 倒塌房屋($\times 10^5$ 间)	$(+\infty, 20]$	$(20, 10]$	$(10, 5]$	$(5, 1]$	$(1, 0]$
X_{08} 船只损毁(只)	$(+\infty, 4\ 000)$	$(4\ 000, 2\ 000)$	$(2\ 000, 1\ 000)$	$(1\ 000, 300]$	$(300, 0]$
综合分级标准	$(+\infty, 6.09]$	$(6.09, 2.49]$	$(2.49, 0.17]$	$(0.17, -1.07]$	$(-1.07, -1.48]$

2 损失评估模型的建立

50 组台风风暴潮数据为总样本, 按照等级和时间序列, 选取近几年的 10 个样本为测试集, 分别为大灾 1 个、中灾 2 个、小灾 3 个和轻灾 4 个, 其余 40 个样本为训练集。在 MATLAB 2019b 平台, 主成分分析后的气候变化 F_1 、危险性 F_2 、易损性 F_3 和防灾减灾能力 F_4 作为输入因子, 等级作为等级评估的输出因子, 根据相关部门和多数学者关注的核心灾情^[25], 选取受灾人口、直接经济损失两组为损失评估输出因子。

2.1 模型精度检验指标

为了对模型精度进行检验, 本文引入均方误差(MSE)进行参数选择, 归一化均方根误差(NRMSE)、相关系数(CC)作为评估检验指标, 各表达式为^[26]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2, \quad (6)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}}{(y)_{\max} - (y')_{\min}}, \quad (7)$$

其中, n 为测试集样本数, y' 为测试样本, y 为预测结果。 MSE 和 $NRMSE$ 表示预测数据与原始数据的偏离程度, 越接近于 0, 预测效果越好; CC 表示预测数据和原始数据的拟合程度, 接近于 1, 精确度越高。

$$CC = \frac{\left(n \sum_{i=1}^n y_i y'_i - \sum_{i=1}^n y_i \sum_{i=1}^n y'_i \right)^2}{\left(n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right) \left(n \sum_{i=1}^n y_i'^2 - \left(\sum_{i=1}^n y'_i \right)^2 \right)}, \quad (8)$$

2.2 SSA-ELM 评估模型

极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是一种单隐层前馈网络, 该算法随机产生的连接权值与阈值无需调整, 仅确定出最佳的隐含层节点数, 就可以获得唯一的最优解^[27]。ELM 的预测模型可以表示为:

$$T = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \beta_{ij} g(\omega_{ij} x + b_i), \quad (9)$$

式中, 网络的输出为 T , i 输入层节点到 j 隐含层节点的连接权值为 w_{ij} , 隐含层节点到输出层节点的连接权值为 β , 隐含层神经元的阈值为 b , 激活函数为 $g(x)$, 常见的激活函数为 Sin 和 Sigmoid^[28]。与传统的方法相比, 该方法只需要确定隐含层节点数和隐含层神经元的激活函数, 具有学习速度快和泛化性能好等优点^[27]。

麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)是在 2020 年由 XUE 等^[29]受麻雀的觅食和反捕食行为的启发提出的一种群智能优化算法, 具有搜索精度高、收敛速度快、稳定性好和避免陷入局部最优等优点。在麻雀觅食过程中, 主要分为捕食者和加入者, 容易找到食物并且可以为种群提供捕食区域和方向的个体为捕食者, 利用捕食者来获取食物的个体为加入者。同时, 种群中存在警戒者具有侦查预警行为, 当种群发现危险时会出现反捕食行为, 保障安全。因此采用麻雀搜索算法优化极限学习机, 提高模型的稳定性和预测精度。

更新捕食者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \times \exp(-i/\alpha \times \text{iter}_{\max}) & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \times L & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases}, \quad (10)$$

其中, t 和 $iter$ 表示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, $\alpha \in (0, 1]$, $R_2 \in (0, 1]$ 和 $ST \in (0.5, 1]$ 分别为预警值和安全值, Q 服从正态分布, L 为 $1 \times d$ 的矩阵。 $R_2 < ST$ 为未发现捕食者, 环境安全, 加入者可广泛搜索。

更新加入者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \times \exp\left(\left(X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t\right)/i^2\right) & \text{if } i > n/2 \\ X_P^{t+1} + \left|X_{i,j}^t - X_P^{t+1}\right| \times A^+ \times L & \text{if } i \leq n/2 \end{cases}, \quad (11)$$

其中, X_P 为捕食者的最佳位置, X_{worst} 为全局最差位置, A 为各元素为 1 或 -1 的 $1 \times d$ 矩阵。 $i > n/2$ 为第 i 个加入者未获得食物, 适应度低, 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。

更新警戒者位置的公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \times \left|X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t\right| & \text{if } f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \times \left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right) & \text{if } f_i = f_g \end{cases}, \quad (12)$$

全局最佳位置, β 是步长控制参数为服从

均值 0 和方差 1 的正态分布随机数, $K \in [-1, 1]$, ε 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; 另一种情况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。

传统的 ELM 进行训练时, 连接权值和阈值是由系统随机产生, 隐含层数通常依赖于训练者的试错训练和先验经验, 往往导致全局搜索差或训练失败的情况。麻雀搜索算法作为全局寻优算法, 优化后的权值阈值能较大程度的提高训练效果和网络性能, 提高收敛速度, 避免随机初始化导致陷入局部最优、网络不稳定等问题。综上, 可得 SSA-ELM 预测模型的具体流程, 如图 1 所示。

3 结果与讨论

3.1 损失等级评估

本次实验中, 为提高预测精确性, 经过训练试验采用控制单一变量的方法, 比较 MSE 选取最优参数。选取 SSA-ELM 评估模型的激励函数为 $\sin$, 设置网络结构为 4-17-1, ST 安全值为 0.6, 捕食者比例为 0.7, 加入者比例为 0.3, 警戒者比例为 0.2。

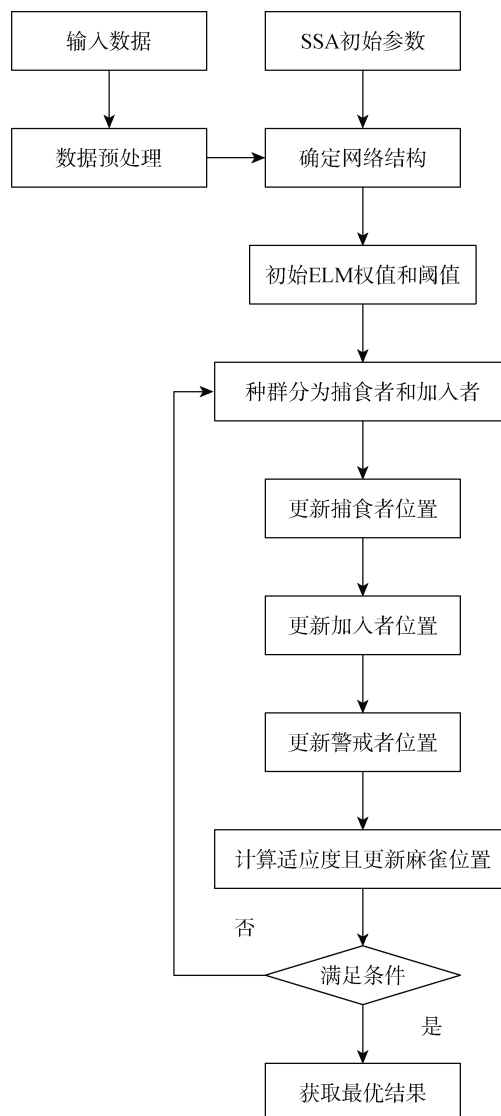


图 1 SSA 优化 ELM 流程图

Fig. 1 SSA optimization ELM flow chart

为了测试 SSA-ELM 模型相较于其他算法是否具有优越性, 选取 ELM、随机森林(Random Forest, RF)、支持向量回归(Support Vector Machine for Regression, SVR)和 SSA-SVR 作为对比模型。

表 3 和图 2 为 5 种评估模型预测集和训练集的拟合结果, 可以看出 SSA-ELM 模型在训练集和测试集的正确率均较高, 5 个模型对于损失等级较低的危害预测效果较好, 较大损失等级的预测还需进一步提升, 经过优化的模型在训练集和测试集的正确数均有提高, 因此 SSA-ELM 评估模型的预测准确度更好。图 3 为 SSA-ELM 模型的适应度曲线, 可知在经过 20 次迭代时就能找到最优解, 收敛速度较高。

表 3 不同模型效果对比

Tab. 3 Comparison of the effects of different models

算法类型	训练集正确数/次	测试集正确数/次	训练集正确率/%	测试集正确率/%
ELM	39	7	97.5	70
SSA-ELM	40	8	100	80
RF	27	7	67.5	70
SVR	37	5	92.5	50
SSA-SVR	26	6	65	60

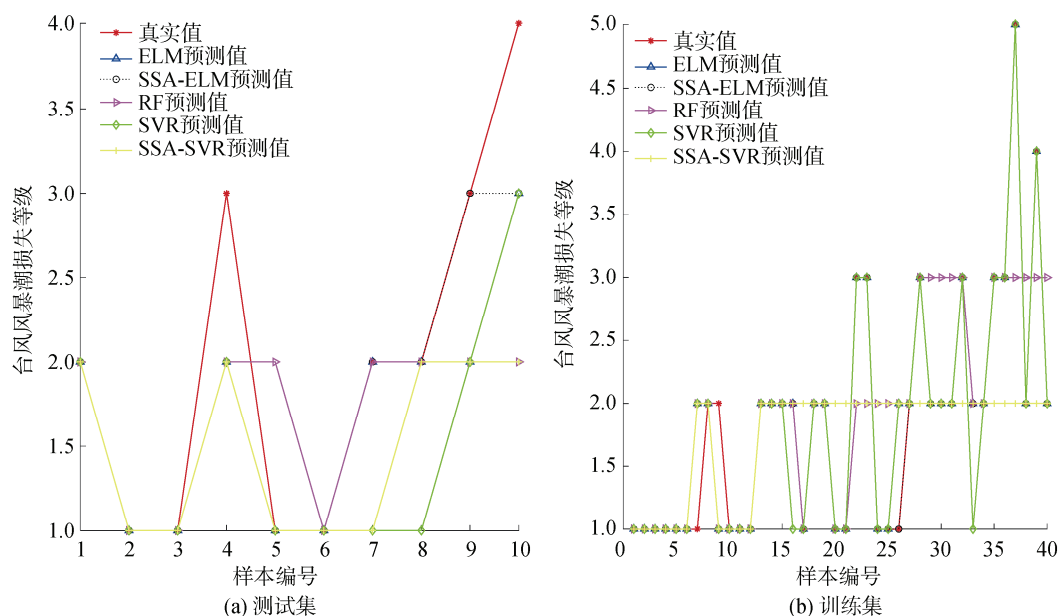


图 2 5 种模型拟合结果

Fig. 2 Fitting results of the five models

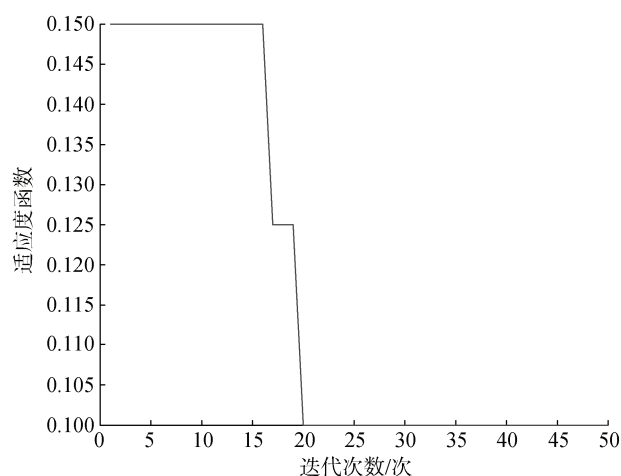


图 3 SSA-ELM 模型适应度曲线

Fig. 3 SSA-ELM model fitness curve

3.2 损失评估

本文使用的直接经济损失跨度为 25 a, 为降低通货膨胀的影响, 根据姜伟平^[30]提出的经济损失指

数, 采用广东省地区生产总值和价格指数对直接经济损失数据进行预处理。

本次进行 2 次损失评估实验中, 在受灾人口和直接经济损失评估中, 经过训练试验控制单一变量的方法依次比较 MSE 选取最优参数, SSA-ELM 评估模型选取的参数见表 4。

表 4 SSA-ELM 评估模型参数

Tab. 4 SSA-ELM evaluation model parameters

SSA-ELM 模型	受灾人口	直接经济损失
激励函数	sig	sig
隐含层节点数	3	15
安全值	0.6	0.6
捕食者比例/%	70	90
加入者比例/%	30	10
警戒者比例/%	70	70
种群数量/个	80	20
最大迭代次数/次	80	70

同理选择 5 个模型的评估结果如表 5 和图 4 所示, 在两种指标的评估中, SSA-ELM 模型相比 ELM 模型的 NRMSE 平均优化 0.005 5, CC 平均提高 0.015 5; SSA-ELM 相比于 RF 的误差更低, NRMSE 平均优化 0.177 9, CC 平均提高 0.215 6; SSA-ELM 的预测效果优于 SVR 模型, NRMSE 平均优化 0.129 4, CC 平均提高 0.076 7; SSA-ELM 较 SSA-SVR 模型的预测误差更好, NRMSE 平均优化 0.125 2, CC 平均提高 0.087 0, 虽然 SSA-SVR 模型在直接经济损失的预测 CC 值较优, 但 NRMSE 值较大, 且在受灾人口的预测效果较差, 因此从总体的拟合效果来看, SSA-ELM 模型的预测准确性更高。从拟合结果图的多个峰值预测可以看出, 由于总样本数量较少的局限性, 5 种评估模型在损失等级较高的灾害中预测出现较大误差, 但在损失等级较低的灾害中预测拟合效果较好, SSA-ELM 模型在受灾人口的 2、3、6 号预测样本和直接经济损失

的 3、5、7、8 号预测样本基本达到完全拟合。从整体的预测检验指标和拟合效果来看, SSA-ELM 预评估模型具有更好的预测适用性和预测精度。

表 5 不同模型效果比较

Tab. 5 Comparison of the effects of different models

损失指标	算法类型	NRMSE	CC
受灾人口	ELM	0.161 1	0.861 4
	SSA-ELM	0.156 1	0.875 0
	RF	0.347 8	0.653 0
	SVR	0.320 7	0.800 4
	SSA-SVR	0.298 8	0.671 2
直接经济损失	ELM	0.140 1	0.853 4
	SSA-ELM	0.134 1	0.870 7
	RF	0.298 1	0.661 5
	SVR	0.228 3	0.792 0
	SSA-SVR	0.241 7	0.900 5

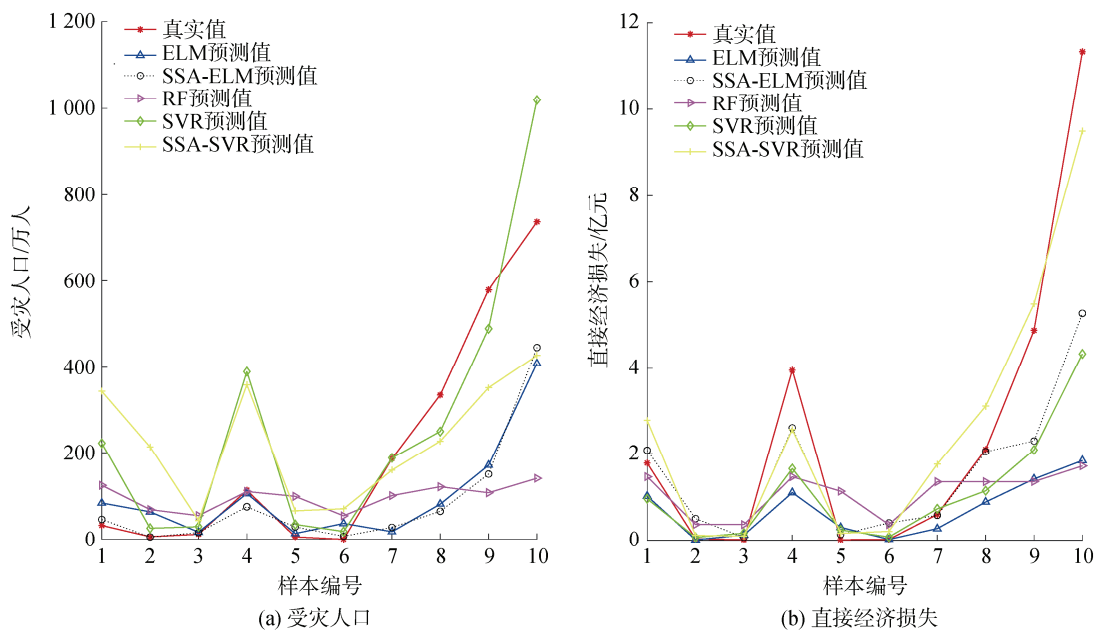


图 4 两种损失指标预测集拟合结果

Fig. 4 Fitting results of two loss index prediction sets

3 结论

本文将气候变化量化, 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, 并通过主成分分析进行指标预处理, 避免数据冗余。

使用 SSA 优化 ELM 模型, 使其优化后的权值阈值好于传统 ELM 的随机状态, 经对照 RF、SVR、

SSA-SVR 模型, 优化后模型的预测精度在等级和损失方面均有提高。因此 SSA-ELM 模型可以较好地对台风风暴潮等级和损失进行预评估, 为海洋灾害和防灾减灾工程提供了一种新的方法。但在预测结果中可以发现, 损失等级较高的台风风暴潮灾害的预测误差较大, 这主要局限于实验中训练的高损失等级样本数量较少, 无法在较大损失的灾害中达到很好的训练效果, 可以进一步针对于较大损失的灾

害进行专门的评估研究,为中灾及以上灾害的防灾减灾工程提出更具针对性的评估方法。

参考文献:

- [1] 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.
FENG Aiqing, GAO Jiangbo, WU Shaohong, et al. Research progress on storm surge disaster risk and adaptation countermeasures in China under the background of climate change[J]. Advances in Geographical Science, 2016, 35(11): 1411-1419.
- [2] 赵昕,王小涵,郑慧. 内嵌 POT 损失分布拟合模型的风暴潮灾害风险价值测算[J]. 海洋环境科学, 2018, 37(5): 773-779.
ZHAO Xin, WANG Xiaohan, ZHENG Hui. Storm surge disaster risk value calculation with embedded POT loss distribution fitting model[J]. Marine Environmental Science, 2018, 37(5): 773-779.
- [3] 国家海洋局. 2019 年中国海洋灾害公报[EB/OL]. http://gi.mnr.gov.cn/202004/t20200430_2510979.html, 2020-04-30.
State Oceanic Administration. 2019 China Marine Disaster Bulletin[EB/OL]. http://gi.mnr.gov.cn/202004/t20200430_2510979.html, 2020-04-30.
- [4] 赖宝帮. 基于台风相似性的台风灾害损失估计方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
LAI Baobang. Study on the method of typhoon disaster loss estimation based on typhoon similarity[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [5] BERKE P, LARSEN T, RUCH C. A computer system for hurricane hazard assessment[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 1984, 9(4): 259-269.
- [6] PETER J V, JASON L, PETER F S, et al. HAZUS-MH hurricane model methodology. II: Damage and loss estimation[J]. Natural Hazards review, 2006, 7(2): 94-103.
- [7] HUEI-TAU O. Input optimization of ANFIS typhoon inundation forecast models using a Multi-Objective Genetic Algorithm[J]. Journal of Hydro-environment Research, 2018, 19: 16-27.
- [8] 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.
- [9] 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.
WANG Tiantian, LIU Qiang. Storm surge disaster loss prediction based on BAS-BP model[J]. Marine Environmental Science, 2018, 37(3): 457-463.
- [10] 叶金玉,王舒凡,丁凤. 基于空间参数的中国沿海地区台风灾害暴露性分析[J]. 防灾科技学院学报, 2019, 21(1): 82-88.
YE Jinyu, WANG Shufan, DING Feng. Analysis of typhoon disaster exposure in coastal areas of China based on spatial parameters[J]. Journal of the Institute of Disaster Prevention Science and Technology, 2019, 21(1): 82-88.
- [11] 史军,肖风劲,穆海振,等. 上海地区台风灾害损失评估[J]. 长江流域资源与环境. 2013, 22(7): 952-957.
SHI Jun, XIAO Fengjin, MU Haizhen, et al. Typhoon disaster loss assessment in Shanghai area[J]. Resources and Environment in the Yangtze River Basin, 2013, 22(7): 952-957.
- [12] 赵昕,王晓霞,李莉. 风暴潮灾害经济损失评估分析——以山东省为例[J]. 中国渔业经济, 2011, 29(3): 91-97.
ZHAO Xin, WANG Xiaoxia, LI Li. Evaluation and analysis of economic loss of storm surge disaster—taking Shandong Province as an example[J]. Chinese Fisheries Economics, 2011, 29(3): 91-97.
- [13] MAHAPATRA M, RATHEESH R, RAJAWAT A S. Storm surge vulnerability assessment of Saurashtra coast, Gujarat, using GIS techniques[J]. Nature Hazards, 2017, 86: 821-831.
- [14] 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风暴潮经济损失评估[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(22): 9243-9247.
JIANG Siqi, LIU Qiang. Storm surge economic loss assessment based on improved neural network and geographic information system spatial analysis[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(22): 9243-9247.
- [15] 叶小岭,梁伟,邓华. 基于主成分分析及 RBF 神经网络的浙江省台风灾害损失预测[J]. 科技通报, 2014, 30(9): 13-19.
YE Xiaoling, LIANG Wei, DENG Hua. Based on principal component analysis and RBF neural network, Zhejiang Province typhoon disaster loss prediction[J]. Bulletin of Science and Technology, 2014, 30(9): 13-19.
- [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.
FENG Qian, LIU Qiang. Preassessment of storm surge disaster loss based on SVM-BP neural network[J]. Marine Environmental Science, 2017, 36(4): 615-621.
- [17] 张颖超,范金平,邓华. 基于组合预测的浙江省台风灾害损失预测[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(6): 223-231.
ZHANG Yingchao, FAN Jinping, DENG Hua. Forecast of typhoon disaster loss in Zhejiang Province based on combined forecasting[J]. Journal of Natural Disasters, 2013, 22(6): 223-231.
- [18] 董剑希,李涛,侯京明. 福建省风暴潮时空分布特征分析[J]. 海洋通报, 2016, 35(3): 331-339.
DONG Jianxi, LI Tao, HOU Jingming. Analysis of tem-

- poral and spatial distribution characteristics of storm surge in Fujian province[J]. *Ocean Bulletin*, 2016, 35(3): 331-339.
- [19] 于福江, 董剑希, 叶琳, 等. 中国风暴潮灾害史料集[M]. 北京: 海洋出版社, 2015.
YU Fujiang, DONG Jianxi, YE Lin, et al. Historical materials of storm surge disasters in China[M]. Beijing: Ocean Press, 2015.
- [20] 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.
GUO Tengjiao, LI Guosheng. Optimization analysis of economic loss influencing factors of typhoon storm surge disaster based on confirmatory factor analysis[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2020, 29(1): 121-131.
- [21] HOU L, WU F, XIE X. The spatial characteristics and relationships between landscape pattern and ecosystem service value along an urban-rural gradient in Xi'an city, China[J]. *Ecological Indicators*, 2020, 108: 1-10.
- [22] 刘彪, 许瑞, 王居贺, 等. 基于改进的主成分分析法的钻头优选评价模型[J]. *石油机械*, 2020, 48(9): 8-14.
LIU Biao, XU Rui, WANG Juhe, et al. Drill bit selection evaluation model based on improved principal component analysis method[J]. *Petroleum Machinery*, 2020, 48(9): 8-14.
- [23] 王桂梅, 邢宝龙. 芸豆品种主要农艺性状的主成分分析和聚类分析[J]. *种子*, 2021, 40(2): 76-79, 85.
WANG Guimei, XING Baolong. Principal component analysis and cluster analysis of main agronomic characters of kidney bean varieties[J]. *Seeds*, 2021, 40(2): 76-79, 85.
- [24] 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.
TAN Lirong, CHEN Ke, WANG Jun, et al. Vulnerability assessment of storm surge disasters in coastal areas in the past 20 years[J]. *Chinese Journal of Geography*, 2011, 31(9): 1111-1117.
- [25] 叶小岭, 梁伟, 邓华. 基于主成分分析及 RBF 神经网络的浙江省台风灾害损失预测[J]. *科技通报*, 2014, 30(9): 13-19.
YE Xiaoling, LIANG Wei, DENG Hua. Prediction of typhoon disaster loss in Zhejiang Province based on principal component analysis and RBF neural network[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2014, 30(9): 13-19.
- [26] 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(1): 44-53.
- [27] 高放, 包燕平, 王敏, 等. 基于 FA-ELM 的转炉终点磷含量预测模型[J]. *钢铁*, 2020, 55(12): 24-30.
GAO Fang, BAO Yanping, WANG Min, et al. Prediction model of final phosphorus content of converter based on FA-ELM[J]. *Iron and Steel*, 2020, 55(12): 24-30.
- [28] XING H, JUNYI S, Jin H. The casualty prediction of earthquake disaster based on extreme learning machine method[J]. *Nature Hazards*, 2020, 102(3): 873-886.
- [29] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [30] 姜伟平, 陈海燕, 郑峰, 等. 基于主成分神经网络的台风灾害经济损失评估[J]. *地理研究*, 2009, 28(5): 1243-1254.
LOU Weiping, CHEN Haiyan, ZHENG Feng, et al. Typhoon economical loss evaluation based on principal component neural network[J]. *Geography Research*, 2009, 28(5): 1243-1254.

Pre-assessment of typhoon storm surge disaster loss based on the SSA-ELM model

HAO Jing, LIU Qiang

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

Received: Jun. 7, 2021

Key words: typhoon storm surge; loss pre-assessment; sparrow search algorithm(SSA); extreme learning machine

Abstract: In recent years, global climate change has intensified, and the frequency, intensity, and loss of typhoon storm surge disasters have gradually increased. Pre-assessing typhoon storm surge disaster losses has a considerable practical significance for marine disaster prevention and mitigation. This paper selects 50 sets of typhoon storm surge data in Guangdong Province from 1995 to 2020, quantifies climate change data, establishes a typhoon storm surge loss assessment system, and reduces the dimensionality through principal component analysis. The sparrow search algorithm is used to optimize the extreme learning machine to establish a pre-evaluation model, which predicts the typhoon storm surge loss level, the affected population, and the direct economic loss. The results show that the optimized model has a higher accuracy rate and better prediction accuracy and applicability. Further, this paper provides an effective loss assessment method for disaster prevention and mitigation.

(本文编辑: 谭雪静)