基于贝叶斯优化的SVR模型预测福建沿海海上养殖装备灾害损失

李旭睿，董帝渤，郭乔影

（福建理工大学 智慧海洋与工程研究院 福州 350118）

摘要：为预测海上养殖装备灾害经济损失，保障海上养殖业的健康发展，文章对福建省沿海地区海上养殖装备损失进行分析和预测。首先，选取了福建沿海地区海上养殖装备的25个相关变量作为研究对象，并使用主成分分析法（PCA）对数据进行降维，从中提取出了4个主要影响损失率的主成分。然后，采用贝叶斯优化支持向量回归（Support Vector Regression，SVR）预测模型，对海上养殖装备经济损失进行预测，并与BP神经网络模型、随机森林算法以及K近邻算法的预测结果进行对比。结果表明，SVR模型在预测海上养殖装备灾害损失方面表现优异，平均相对误差低至0.116%。该模型在应对海上养殖装备经济损失数据中存在的非线性特点时表现出了较好的准确性和鲁棒性，为海上承灾体灾害损失预测提供了模型参考。

关键词：灾害损失；海上养殖装备；主成分分析法；贝叶斯优化；支持向量回归

中图分类号：X43；P7 **文献标志码**：A **文章编号**：1005－9857(2025)07－0028－08

Predicting the Losses of Marine Aquaculture Equipment Due to Disasters Along the Fujian Coastline Using a Bayesian-Optimized SVR Model

LI Xurui，DONG Dibo，GUO Qiaoying

（Institute of Smart Marine and Engineering，Fujian University of Technology，Fuzhou 350118，China）

Abstract：To predict the economic losses caused by disasters affecting marine aquaculture equipment and to ensure the healthy development of the marine aquaculture industry，this study analyzes and forecasts the losses of marine aquaculture equipment in the coastal areas of Fujian Province. First，25 variables related to marine aquaculture equipment in the Fujian coastal region were selected as the research subjects，and the Principal Component Analysis method was used for dimensionality reduction，extracting four principal components that significantly affect the loss rate. Next，a Bayesian-optimized Support Vector Regression（SVR）model was employed to predict the disaster losses of marine aquaculture equipment. The results were com-

收稿日期：2024-08-17；**修订日期**：2025-07-09

基金项目：北斗三代船载终端“感－传－算－用”一体化关键技术研究与示范应用（FJHYF－ZH－2023－01）.

作者简介：李旭睿，硕士研究生，研究方向为海上养殖装备灾害损失评估

通信作者：董帝渤，副教授，博士，研究方向为海洋防灾减灾技术、海洋灾害监测预警技术

pared with those of the BP Neural Network model, Random Forest algorithm, and K-Nearest Neighbors algorithm. The results indicate that the SVR model performed excellently in predicting marine aquaculture equipment disaster losses, with an average relative error as low as 0.116%. The model demonstrated good accuracy and robustness in addressing the nonlinear characteristics of economic loss data related to marine aquaculture equipment, providing a reference model for predicting disaster losses of marine vulnerable assets.

Keywords: Disaster loss, Marine aquaculture equipment, Principal Component Analysis (PCA), Bayesian optimization, Support Vector Regression (SVR)

0　引言

我国作为全球最大的水产养殖国家，其产量占据了全球水产养殖总产量的 70%以上[1-2]，且沿海养殖设施南北分布差异显著。福建省作为我国水产养殖业的重要组成部分，近年来其渔业产值在全国位居前列，且呈现较为强劲的增长趋势。然而，我国作为全球台风灾害较严重的国家之一，台风带来的狂风、暴雨和风暴潮等极端天气对网箱养殖造成了巨大的破坏，严重影响了福建省养殖业的健康发展。根据 2015—2018 年福建省的统计数据，台风造成的网箱损失每年都超过 5 000 口，其中 2015 年损失最为严重，超过 2.5 万口。

经过多年发展，国际上为减少灾害影响通过了《兵库行动框架》(UNISDR 2005)、《2015—2030 年仙台减少灾害风险框架》(Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015—2030, UNDRR 2015)等文件[3-4]。近年来，我国海洋防灾减灾工作积极吸收国外的先进理念[5]，建立了完善的海洋灾害观测监测、预警预报及防范治理体系。目前，国内外的研究者主要从以下两个方面开展灾害损失预测研究。

(1)基于单一评价指标的预测方法。自 20 世纪 90 年代以来，中国部分学者为预测灾害损失，将灾害损失数据结合灾害危险性进行连接分析，采用层次分析法、因子分析法及模糊数学 D-2 等数理统计方法构建评估预测模型[1-2,6-7]。同时，也有研究采取定量分析防灾减灾能力的方法构建洪涝、泥石流等灾害的防灾减灾综合评估体系[8-9]。然而，上述研究将灾害损失与危险性、脆弱性等单一要素进行分析，使得预测模型具有较大的局限性。同时这些研究都忽略将防灾减灾能力和孕灾环境加入灾害损失预测模型的考虑范围，使得预测模型的损失预测结果无法综合考量实际情况，与实际损失值误差较大，且通用性不强。灾害损失程度是危险性、脆弱性、孕灾环境和地区防灾减灾能力综合作用的结果。因此，能够综合考虑上述所有指标与灾害损失的相关关系，建立较为全面的损失评估指标体系，对灾害损失的预测研究尤为重要。

(2)基于评价指标体系的预测方法。部分研究通过对历史资料的整理，对已发生损失的灾害危险性、脆弱性、孕灾环境、防灾减灾能力和灾害损失进行关联，采用合理的统计模型进行分析预测[10]。同时，也有部分研究基于包括线性回归法、多项式曲线法、对数法、指数法等拟合方程，构建灾害损失与不同致灾因子间的联系[11-12]，但这些研究最终的预测结果都存在较大误差，表明致灾因子与灾害损失间存在复杂的非线性关系，传统方程难以表示其中的关系。随着机器学习的发展，有研究基于机器学习算法对灾前损失预测进行模型构建，包括梯度决策数(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等算法[13-14]。还有部分研究尝试利用反向传播(Back Propagation, BP)、径向基函数(Radial Basis Function, RBF)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)等深度学习模型对损失进行预测[15-18]，这些模型在预测性能上都优于传统方程的方法，验证了机器学习方法应用于灾害损失预测的可行性。而 BP 和 RBF 网络需要手动设置超参数的缺陷，导致模型容易陷入局部最优，且

由于考虑因素过多，往往会导致模型不够稳定，在预测性能上还需进一步提升。

综上所述，目前灾害损失预测多从区域整体的经济损失情况入手，难以对主要承灾体实行针对性防护。鉴于海上养殖业致灾因子、受灾响应和灾害破坏机理尚不完全清晰，海上养殖装备受损由多元复杂因素耦合作用引起，其内在关联错综复杂，为提升预测准确性并拓展当前海上养殖装备灾害损失预测的技术范畴，本文采用主成分分析法(Principal Component Analysis，PCA)对海上养殖装备的损失数据及对应海洋动力环境数据进行特征提取与维度压缩，并运用贝叶斯优化支持向量回归方法，凭借其卓越的非线性映射能力，对降维处理的数据进行模型构建，研究多种致灾因子与海上养殖装备损失之间的关系，为福建省沿海地区海上养殖装备灾害损失预测提供参考。

1 海上养殖装备经济损失评估指标

1.1 研究区域和数据来源

福建省地处中国东南沿海，全省海域总面积13.6万 km^2，大陆海岸线长 3 752 km，沿海岛屿1 400余个，拥有良好的水产养殖条件。然而由于所处的特殊地理位置，海上养殖装备常遭受风暴潮、灾害性海浪等灾害性强海洋动力过程的破坏。

本文以福建省近岸海上养殖装备为研究对象，依据福建省渔业互保协会公布的数据，收集了福建省2019—2023年记录的海上养殖装备经济损失数据。相关海洋动力环境要素数据采用欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts，ECMWF)发布的新一代全球再分析资料集ERA5，收集2019—2023年月平均风、浪、流数据，空间分辨率为 0.25°×0.25°[19]。

1.2 指标构建选取原则

构建较为完善的指标完成评估是保证准确预测海上养殖装备经济损失的前提。目前，国内外的研究成果尚未对海上养殖装备经济损失指标体系有明确的构建标准，大部分研究主要从危险性或脆弱性角度出发进行指标体系构建[20-21]。本文计划基于风险评估理论，综合先前研究成果，从灾害的危险性、承灾体的脆弱性和孕灾环境的敏感性3个层面选取指标构建体系。在综合考虑数据易获取性的情况下，选取具体指标如图1所示。

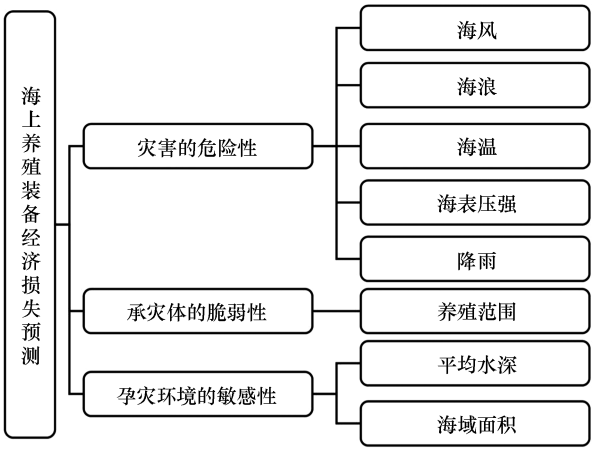

图1 海上养殖装备经济损失预测评估指标体系

Fig.1 Evaluation index system for predicting economic losses of offshore aquaculture equipment

构建海上养殖装备经济损失预测指标体系应遵循以下原则。

(1)海上养殖装备遭受经济损失牵涉面广、成因复杂，因此评估指标体系设计务必涵盖广泛视角，以透彻洞察及联系内在机理精准地描绘出海上养殖装备各要素的复杂关系和整体全貌。

(2)为确保评估结果的准确性和代表性，优先选取能深刻揭示海上养殖装备脆弱性本质的关键指标，通过系统梳理与精细筛选，剔除冗余，聚焦最具影响力的核心指标，以实现精准刻画海上养殖装备脆弱性。

(3)坚持指标选取的科学性与客观性，依据坚实的理论基础，谨慎规避主观臆断，同时兼顾数据的可获取性，充分利用一手资料，以保障指标体系的真实性与可靠性。

(4)为增强评估实践的操作性和度量的准确性，注重指标的量化设计，确保每项指标均可通过具体数值进行有效衡量，辅以定性分析，共同构建一套较为客观且具比较性的评价标准。

2 海上养殖装备经济损失预测模型的建立

2.1 主成分分析

为降低变量中的信息重叠性，需对变量进行数据降维。可对高维复杂的灾损数据进行筛选，其中

PCA 是一种广泛使用的降维方法。其主要思想是将原始数据的 n 维特征投影到一个新的 k 维空间中，并生成 k 个彼此正交的特征，新生成的 k 个特征为主成分[22]，具体计算步骤如下。

(1)中心化处理。从每个特征中减去其平均值，使得处理后的每个特征的平均值为 0。其消除了数据的偏移，同时也确保协方差矩阵正确反映特征间的线性关系。

(2)计算协方差矩阵。在数据被中心化后，计算这些数据的协方差矩阵。协方差矩阵中的元素反映了对应特征间的协方差，即特征间的相关性程度，其可以通过式(1)表示。

$$C=\frac{1}{m}\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 为原始数据矩阵；m 为数据维度。

(3) 计算特征值和特征向量。利用求得的协方差矩阵完成特征值分解，得到特征向量 $\boldsymbol{v}_1$，$\boldsymbol{v}_2$，$\boldsymbol{v}_3$，…，$\boldsymbol{v}_n$ 和对应的特征值 λ_1，λ_2，λ_3，…，λ_n。其中满足式(2)的向量 $\boldsymbol{v}$ 则为矩阵 $\boldsymbol{C}$ 的特征向量，对应的 λ 为特征向量 $\boldsymbol{v}$ 的特征值。这些特征向量定义了数据在新的特征空间中的坐标轴，而特征值的大小则反映了对应主成分在数据中的贡献率。特征值越大，对应的特征向量在描述数据结构时就越重要。根据计算出的特征值计算主成分影响因子，定义累计贡献率大于一定值的成分为筛选出的 $b(b<m)$ 个主成分因子[23]。

$$\boldsymbol{C}\boldsymbol{v}=\lambda\boldsymbol{v} \tag{2}$$

(4)选取主成分。将特征值从大到小排序，并选取前 $\boldsymbol{V}$ 个特征向量，使这些特征向量的累计贡献率达到一定值，构成主成分矩阵 $\boldsymbol{P}$。

(5) 数据降维。通过将原始数据矩阵 $\boldsymbol{X}$ 与选取的主成分矩阵 $\boldsymbol{P}$ 相乘，将数据从原始高维空间投影到新的、低维的特征空间中，得到降维后的数据矩阵 $\boldsymbol{Y}$。

2.2　支持向量回归

支持向量回归(Support Vector Regression，SVR)是一种基于支持向量机进行回归分析的算法，主要用于预测连续目标变量。SVR 通过构建样本数据集，在 n 维的向量空间 R^n 中处理每个样本，样本由输入向量和响应向量组成，可表示为 $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_l,y_l)\}$，其中 l 为总样本量，x_i 为样本输入向量并且 $x_i\in R^n(i=1,2,\cdots,l)$；$y_i$ 为样本响应向量并且 $y_i\in R^n(i=1,2,\cdots,l)$。样本数据的回归函数如式(3)所示。

$$f(x)=\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x)+b \tag{3}$$

式中：$f(x)$ 为支持向量回归函数；ω 为特征权重；b 为偏置常数；T 为矩阵转置；$\varphi(x)$ 为将样本数据映射到高维空间的核函数。SVR 通常采用核函数(如径向基函数、多项式核等)将原始特征向高维空间映射，以建模非线性关系。本研究采用径向基函数(Radial Basis Function，RBF)进行关系映射，具体函数如式(4)所示。

$$\varphi(x)=\exp(-\gamma\cdot|x|^2) \tag{4}$$

同时，为提高模型泛化能力，在模型中引入 ε-insensitive 损失函数，使在一定范围内的预测误差被模型接纳。

2.3　海上养殖装备经济损失预测模型的建立

为了提高模型性能，使用搜索算法对模型的超参数进行优化，以探索最佳的超参数组合。在构建海上养殖装备经济损失预测模型的过程中，本文引入了多种搜索算法，在超参数空间内进行优化，分析它们对模型的影响，并找到最佳的超参数组合。本文选用了粒子群优化、遗传算法、贝叶斯优化和差分进化 4 种搜索算法对模型进行优化。

2.4　评价指标

模型的预测精度需用评价指标衡量，本文采用均方误差(Mean Squared Error，MSE)和平均相对误差(Mean Relative Error，MRE)来验证模型的性能，即模型预测结果相对于真实值的偏差。公式如下。

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2 \tag{5}$$

$$\mathrm{MRE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{|y_i|} \tag{6}$$

式中：MSE 为均方误差；MRE 为平均相对误差；n 为样本数；y_i 为样本真实值；$\hat{y}_i$ 为样本预测值。一般来说，MSE 和 MRE 值越接近 0 代表模型的性能越好。

3　结果与讨论

3.1　海上养殖装备经济损失预测模型指标选取

在进行海上养殖装备经济损失评估时，首先

对评估指标数据进行距平和标准化处理。接着，对因子使用 KMO(Kaiser-Meyer-Olkin)取样适切性检验和 Bartlett 方法进行因子分析和适用度检验，分析结果如表 1 所示。其中 KMO 分析结果为 0.542，大于 0.5，表明信息有较高重叠度，可以有效浓缩信息提取主成分；Bartlett 检验结果为 Sig=0.000，小于 0.005，说明相关性显著，适合进行因子分析。

表 1 KMO 和 Bartlett 方法检验结果

Table 1 KMO and Bartlett's test results

检验项	指标	结果
KMO		0.542
Bartlett 球形度检验	近似卡方	1 657.763
	Sig	0.000

在完成对海上养殖装备经济损失评估指标数据的标准化处理及因子分析适用度检验后，接下来对标准化数据求协方差矩阵的特征值和方差贡献率。从得到的指标成分碎石曲线图可以看出，前 4 个组件的特征值均大于 1，说明它们对数据的解释能力较强。从第 5 个组件开始，特征值均小于 1，且变化趋势趋于平缓，表明其对数据的解释能力显著下降(图 2)。

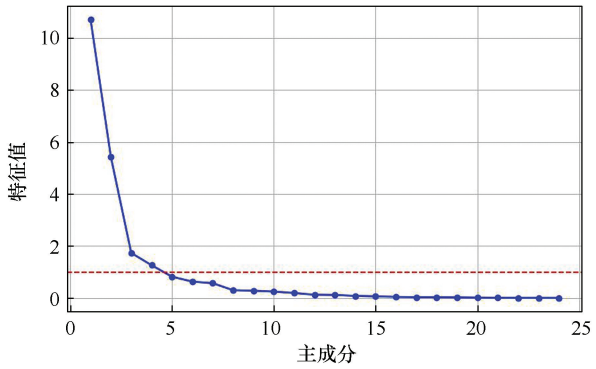

图 2 碎石曲线

Fig.2 Scree plot

进一步进行旋转前后整体数据解释变异度分析，如表 2 所示。

表 2 主成分旋转载荷

Table 2 Rotated component matrix

成分	初始特征值			提取载荷平方和			旋转载荷平方和		
	总计	方差%	累计%	总计	方差%	累计%	总计	方差%	累计%
1	10.72	47.3	47.3	10.72	47.3	47.3	10.86	28.0	28.0
2	5.422	23.9	71.2	5.422	23.9	71.2	6.168	27.8	55.8
3	1.730	7.6	78.8	1.730	7.6	78.8	1.856	17.9	73.7
4	1.260	5.6	84.4	1.260	5.6	84.4	1.282	7.0	80.7
5	0.817	3.6	88.0						
6	0.629	2.8	90.8						
7	0.567	2.5	93.3						
8	0.299	1.3	94.6						

在对 12 个指标因子进行分析后，表 2 的方差贡献率检验显示，转轴前的前 4 个成分因子特征值均大于 1，与碎石曲线图的结果一致，具体数值分别为：10.86、6.168、1.856、1.282；方差贡献率分别为：28.0%、27.8%、17.9%、7.0%，说明这 4 个因子能够较好地解释指标体系，因此选取为主要成分因子。

3.2 海上养殖装备经济损失预测模型预测结果分析

在海上养殖装备经济损失值预测中，首先将数据集分为训练集和测试集两部分。从收集的 40 个经济损失样本中随机挑选 32 个用于训练，剩余 8 个样本作为测试集。然后，对训练样本进行特征提取，构建特征矩阵，并将其转换后输入到 SVR 模型中进行训练。

通过对比分析不同算法在超参数优化中的效果，最终找到最佳的超参数组合。在构建的 SVR 模型中，可以调整的参数包括目标函数 ε-insensitive

中的参数 ε、正则化参数 C 以及核函数尺度参数 γ。初步设定的超参数空间为：ε 的范围为0.01～1，C 的范围为 0.1～200，γ 的范围为 0.000 1～1。通过对这 4 种方法的多次训练，最终得出了 4 种优化算法的最佳参数组合，具体的最佳参数组合如表 3 所示。

表 3　不同优化方法得出的最佳参数组合

Table 3　Optimal parameter combinations obtained by different optimization methods

参数	粒子群优化	遗传算法	贝叶斯优化	差分进化
ε	0.365	0.413	0.010	0.128
C	30.251	127.351	186.842	25.540
γ	0.069	0.135	0.746	0.087

将 4 种优化算法得出的最佳参数组合传递给 SVR 模型预测，绘制不同参数组合的预测结果曲线，如图 3 所示。

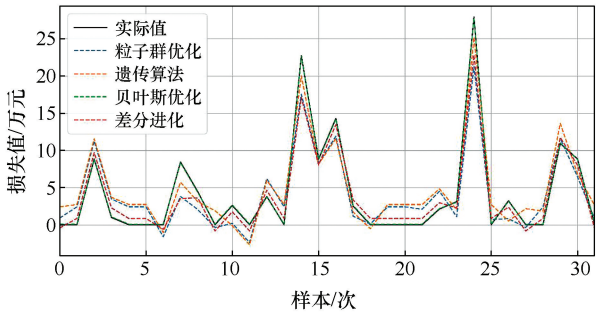

图 3　各优化算法预测结果曲线

Fig.3　Prediction result curves of various optimization algorithms

根据图 3 所示，预测误差最小的 SVR 模型是由贝叶斯优化算法得出的参数组合。故挑选根据贝叶斯优化算法在最终迭代中产生的超参数集作为最佳超参数组合传递给 SVR 模型，相关参数如下：采用高斯核函数，设置目标函数 ε-insensitive 中的 ε＝0.01，正则化参数 C＝186.842，核函数尺度参数 γ＝0.746。

为研究不同模型间的预测性能，本文将结合贝叶斯优化的 SVR 模型同 SVR 模型、BP 神经网络模型、随机森林算法和 K 近邻算法进行比较，采用 MRE 和 MSE 对模型预测结果进行评价(表 4)。

表 4　各算法对应的 MRE 和 MSE

Table 4　MRE and MSE corresponding to each algorithm

模型	MRE/%	MSE/%
SVR	0.567	0.009
贝叶斯优化的 SVR	0.116	0.000 1
BP	0.553	0.010
随机森林	0.416	0.140
K 近邻	0.167	0.297

计算得到结合贝叶斯优化的 SVR 模型预测结果对应的 MRE 值为 0.116，MSE 值为 0.000 1，均高于其他预测模型，并且误差较小。

4　结论

本文从灾害的危险性、承灾体的脆弱性和孕灾环境的敏感性 3 个层面构建海上养殖装备经济损失预评估指标体系，并利用 PCA 对数据进行预处理，降低数据冗余。使用贝叶斯优化算法优化 SVR 模型，使其优化后的 SVR 模型参数优于传统 SVR 模型的随机状态。通过与 SVR 模型、BP 神经网络模型、随机森林算法和 K 近邻算法对比，优化后的模型预测精度有所提高。因此，贝叶斯优化的 SVR 模型可以较好地对海上养殖装备经济损失进行预测，为海洋养殖装备防灾减灾措施提供新的参考。此外，本文所述方法也有不足之处，如未针对不同类型海上养殖装备的特点进行针对性分析，需在后续工作中进一步完善和提高。

参考文献(References)：

[1]　孙瑞杰，赵昕. 基于因子分析的沿海地区海洋灾害损失评价：以风暴潮为例[J]. 海洋通报，2010，29(6)：697－701.
SUN Ruijie，ZHAO Xin. Appraisal of ocean disaster losses of coastal area based on factor analysis：a case study of storm surge disaster [J]. Marine Science Bulletin，2010，29(6)：697－701.

[2]　王志强，陈思宇，吕雪锋，等. 风暴潮灾害受灾人口与直接经济损失评估方法研究进展[J]. 北京师范大学学报(自然科学版)，2015，51(3)：274.

WANG Zhiqiang, CHEN Siyu, LYU Xuefeng, et al. A review on evaluating hazard-affected populations and direct economic losses caused by storm surges[J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science), 2015, 51(3): 274.

[3] MATSUOKA Y, GONZALES ROCHA E. Sendai voluntary commitments: landslide stakeholders and the all-of-society approach enhanced by UNDRR[J]. Landslides, 2020, 17(10): 2253－2269.

[4] ARONSSON-STORRIER M. Sendai five years on: reflections on the role of international law in the creation and reduction of disaster risk [J]. International Journal of Disaster Risk Science, 2020, 11(2): 230－238.

[5] 韩自强,刘杰.联合国倡导下的韧性城市建设:内容、机制与启示[J].中国行政管理, 2022 (7): 139－145.
HAN Ziqiang, LIU Jie. United Nations agencies and resilient cities advocating:contents,mechanisms and insights [J]. Chinese Public Administration, 2022 (7): 139－145.

[6] 殷克东,韦茜,李兴东. 风暴潮灾害社会经济损失评估研究[J]. 海洋环境科学, 2012, 31(6):835－837.
YIN Kedong, WEI Qian, LI Xingdong. The evaluation techniques of the socio-economic loss caused by storm surge disaster [J]. Marine Environmental science, 2012, 31(6): 835－837.

[7] 郑慧,赵昕. 海洋灾害经济损失的模糊测定:以风暴潮为例[J]. 中国渔业经济, 2009, 27(4): 105－110.
ZHENG Hui, ZHAO Xin. Fuzzy assessment of economic loss by marine disaster:a case study of storm tide disaster [J]. Chinese Fisheries Economics, 2009, 27(4): 105－110.

[8] 龚艳冰,向林,刘高峰. 基于高斯过程回归模型的洪涝灾害损失预测研究:以重庆市为例[J]. 长江流域资源与环境, 2019, 28(6): 1502－1510.
GONG Yanbing, XIANG Lin, LIU Gaofeng. Study on flood disaster loss prediction based on Gaussian process regression model: a case study of Chongqing City [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2019, 28(6):1502－1510.

[9] 舒和平,齐识,宁娜,等. 甘肃省南部武都区泥石流灾害风险评价研究[J]. 自然灾害学报, 2016, 25(6): 34－41.
SHU Heping, QI Shi, NING Na, et al. Risk assessment of debris flow disaster: a case study of Wudu District in the south of Gansu Province, China [J]. Journal of Natural Disasters, 2016, 25(6):34－41.

[10] 孙绍骋. 灾害评估研究内容与方法探讨[J]. 地理科学进展, 2001(2):122－130.
SUN Shaocheng. A study on the contents and methods of disaster assessment [J]. Progress in Geography, 2001(2): 122－130.

[11] KANG Fei, XU Bin, LI Junjie, et al. Slope stability evaluation using Gaussian processes with various covariance functions[J]. Applied Soft Computing, 2017, 60: 387－396.

[12] 许启望,谭树东. 风暴潮灾害经济损失评估方法研究[J]. 海洋通报, 1998(1): 1－12.
XU Qiwang, TAN Shudong. Research on the method of evaluating the economic loss caused by storm surge disaster [J]. Marine Science Bulletin, 1998(1): 1－12.

[13] CHEN Zhe, CHANG Ruichun, PEI Xiangjun, et al. Tunnel geothermal disaster susceptibility evaluation based on interpretable ensemble learning: a case study in Ya′an-Changdu section of the Sichuan-Tibet traffic corridor[J]. Engineering Geology, 2023, 313: 106985.

[14] WANG Huiliang, XU Shanlun, XU Hongshi, et al. Rapid prediction of urban flood based on disaster-breeding environment clustering and Bayesian optimized deep learning model in the coastal city[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 99: 104898.

[15] 郝婧,刘强. 基于 SSA-ELM 模型的台风风暴潮灾害损失预评估[J]. 海洋科学, 2022, 46(2):55－63.
HAO Jing, LIU Qiang. Pre-assessment of Typhoon storm surge disaster loss based on the SSA－ELM model [J]. Marine Sciences, 2022, 46(2):55－63.

[16] 林江豪,阳爱民. 基于 BP 神经网络和 VSM 的台风灾害经济损失评估[J]. 灾害学, 2019, 34(1): 22－26.
LIN Jianghao, YANG Aimin. Economic loss assessment of typhoon based on BP neural network and VSM [J]. Journal of Catastrophology, 2019, 34(1):22－26.

[17] HUANG Faming, XIONG Haowen, CHEN Shixuan, et al. Slope stability prediction based on a long short-term memory neural network: Comparisons with convolutional neural networks, support vector machines and random forest models[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2023, 10(1): 18.

[18] GAO Wei, RAFTARI M, RASHID A S A, et al. A predictive model based on an optimized ANN combined with ICA for predicting the stability of slopes[J]. Engineering with Computers, 2020, 36: 325－344.

[19] ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present[EB/OL].[2024－06－13]. https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis－era5－single－levels? tab＝overview.

[20] 刘圣聪，梁振林.关于海水网箱养殖系统风险评估的基础研究[J]. 海洋湖沼通报，2007(3)：132－142.
LIU Shengcong, LIANG Zhenlin. Basic research on risk evealuation of the marine cage aquaculture system[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2007 (3): 132－142.

[21] 郭敬，朱业，李婷，等.深水网箱养殖的海浪灾害风险预警研究：以浙江省南麂岛地区为例[J]. 海洋开发与管理，2022，39(12)：24－28.
GUO Jing, ZHU Ye, LI Ting, et al. The early warning of wave disaster risk in deep-water cage culture: a case study of Nanji Island[J]. Ocean Development and Management, 2022, 39(12): 24－28.

[22] 杨雪雪，刘强. 基于 KPCA-RBF 模型的风暴潮灾害经济损失预测[J]. 海洋科学，2021，45(10)：32－39.
YANG Xuexue, LIU Qiang. Economic loss assessment of storm-surge disasters based on the KPCA-RBF model[J] . Marine Sciences, 2021, 45(10): 32－39.

[23] 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. Forecasting of typhoon disaster loss of Zhejiang Province based on principal component analysis and RBF neural network model[J]. Bulletin of Science and Technology, 2014, 30(9): 13－19.