

基于模糊神经网络的广东省台风灾害损失预测

周 纳, 刘 强

(中国海洋大学 工程学院, 山东 青岛 266100)

摘 要: 台风灾害是我国最严重的海洋灾害之一, 研究提高台风灾害损失预测的准确度对防灾减灾具有重要意义。针对目前机器学习算法在处理小样本数据时预测精度不高的问题, 提出结合模糊数学的 BP 神经网络算法对台风灾害损失进行预测。本文选用广东省 2005—2016 年记录较为完善的 25 个台风样本数据进行实验, 首先利用信息扩散技术对初始数据进行正态信息扩散, 再结合 BP 神经网络对台风灾害损失进行预测。结果表明, 该方法能较好地解决台风灾害实测样本少和存在矛盾样本的问题, 提高了台风灾害损失预测的精度。

关键词: 信息扩散; BP 神经网络; 台风; 灾害预测

中图分类号: X4 文献标识码: A 文章编号: 1007-6336(2022)03-0461-06

Prediction of typhoon disaster losses in Guangdong province based on fuzzy neural networks

ZHOU Na, LIU Qiang

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

Abstract: Typhoon disaster is one of the most serious marine disasters in China. Research on improving the accuracy of typhoon disaster loss prediction is of great significance to disaster prevention and mitigation. Aiming at the problem that the current machine learning algorithms have low prediction accuracy when processing small sample data, BP neural network algorithm combined with fuzzy mathematics is proposed to predict the loss of typhoon disasters. In this paper, 25 typhoon sample data with better records were selected for experiments in Guangdong province from 2005 to 2016. First, the initial data is diffused with normal information using the information diffusion technology, and then combined with BP neural network to predict the typhoon disaster loss. The results show that this method can solve the problem of fewer measured samples and contradictory samples of typhoon disaster and improve the accuracy of typhoon disaster loss prediction.

Key words: information diffusion; BP neural network; typhoon; disaster prediction

我国位于太平洋西岸, 海岸线绵延 18000 多公里, 是世界上遭受台风和风暴潮最严重、最频繁的区域之一, 影响我国沿海的热带气旋每年约有 16 个, 每年登陆的台风和热带风暴平均 7

个。台风登陆引起降水, 可部分解决沿海干旱缺水问题, 但更多时候, 带来强降水、大风和风暴潮, 常给当地造成灾害^[1]。广东省是我国的经济大省, 连续 31 年 GDP 位居我国首位, 且广东省

收稿日期: 2021-02-24, 修订日期: 2021-04-09

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); 国际科技合作重点项目(2009DFA22420)

作者简介: 周 纳(1994—), 男, 湖北黄冈人, 硕士, 主要研究方向为海洋灾害风险管理, E-mail: zhouna1919@163.com

通讯作者: 刘 强(1961—), 男, 山东青岛人, 教授, 主要研究方向为海洋灾害风险管理, E-mail: liuqiang@ouc.edu.cn

是我国遭受台风灾害最严重的地区之一。因此,关于广东省台风灾害的研究具有重大意义。

台风灾害损失评估方法大致有数学模型法、实验模拟法、资料分析法和遥感 GIS 法^[2]等。张新广等^[3]采用主成分分析和支持向量机技术,对房屋倒塌间数进行评估;姜伟平等^[4]采用主成分神经网络,对台风灾害的经济损失进行评估;刘少军等^[5]采用可拓分析方法,建立基于 GIS 的台风灾害损失评估模型,以实现台风灾害的动态评估;赵飞等^[6]采用模糊数学法建立了台风灾害损失预评估模型,从而实现对台风灾情的定量预评估;陈仕鸿^[7]利用 SVR 技术对广东省台风灾害进行损失评估。这些方法在台风灾害损失评估与预测方面得到了广泛应用。神经网络具有非线性、自学习、自组织和容错率等特点,成为台风灾害损失评估的重要方法,该方法的实质是通过分析台风样本数据信息,寻找输入数据和输出数据间极度复杂的非线性关系。李祚泳等^[8]采用 BP 神经网络建立台风预报模型;叶小岭等^[9]使用改进的 BP 神经网络建立台风灾损预测模型。然而研究表明,没有任何分析方法是万能的,神经网络也有诸多不能解决的问题,将其他方法和神经网络相结合,取长补短,一直以来是台风灾损预测的重要研究方向之一。为了克服 BP 神经网络的一些缺陷,如过度拟合、局部极小问题,很多学者将神经网络与遗传算法^[10]、模糊理论^[11]、空间向量模型^[12]、灰色关联分析^[13]等研究方法和模型相结合,建立台风灾损预测模型。然而,上述方法不能解决样本信息过少的问题,为了解决这一问题,本文将 BP 神经网络和信息扩散技术相结合,建立了一种新的预测台风灾损的模糊神经网络模型,在一定程度上解决小样本问题,并取得较好的预测效果。

1 材料与方法

1.1 数据来源

本文的台风数据主要来源于热带气旋年鉴、中国气象灾害年鉴、国家统计局、广东省统计局的相关数据。选取了广东省 2005—2016 年记录较为完善的 25 个台风样本作为样本数据。为避免主观选取的误差,随机选取 20 个样本为训练

集,5 个样本为测试集。台风数据如表 1 所示。

台风灾损影响因子的选取是有效预测的前提,直接决定最终预测的精准度。本文基于自然灾害风险分析^[14]的原理,从致灾源的危险性、承灾体的易损性和承灾体的防灾减灾能力 3 个方面选取 6 个影响因子,即风速等级、中心气压、人均 GDP、人口密度、医疗卫生机构个数、地方财政收入。为了避免通货膨胀对直接经济损失的影响,对直接经济损失这一指标进行预处理,得到直接经济损失率作为台风灾害损失输出数据。台风灾害损失评估指标体系如表 2 所示。

1.2 损失预测模型的建立

1.2.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络^[15-18]是一种模拟人类中枢神经系统结构和功能的神经网络算法。BP 是一个多层的神经网络,它是基于一个由输入、输出和隐藏层组成的前向误差反向传播算法^[19]。每一层包含多个神经元,它们位于连接到权重值的层之间。每个神经元的初始值定义为阈值。三层 BP 网络的数学模型的隐藏层神经元的输出表示为:

$$h_k = f \left[\sum_{i=1}^N w_{ik} x_i - \theta_k \right], k = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

式中: x_i 和 h_k 分别是网络的输入值和隐藏层的输出值; L 和 N 是隐藏层神经元和输入层神经元的数目; k 、 i 和 w_{ik} 分别是输入神经元、隐藏神经元和对隐藏层神经元的加权输入; θ_k 表示隐藏层神经元的阈值。

输出层神经元的输出表示为:

$$y_j = f \left[\sum_{k=1}^L w_{kj} h_k - \theta_j \right], j = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

式中: y_j 和 h_k 分别是输出层的实际输出值和隐藏层的输出值; L 和 M 是隐藏层神经元和输出层神经元的个数; k 、 j 和 w_{kj} 分别代表隐藏层神经元和输出层神经元对隐藏层神经元的权重; θ_j 表示输出层神经元的阈值。

s 型函数变换的神经元输出表示为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

信息从输入层逐层传输,并与输出层的期望值进行比较。如果误差不能达到设定值,则通过连续不断的学习和反向传播来调整各层之间的权重和阈值,以获得误差最小的输出。

表1 2005—2016年影响广东省的25场台风数据

Tab.1 Data on 25 typhoons affecting Guangdong province from 2005 to 2016

编号	名称	风速等级	中心气压/hPa	人均GDP/元	人口密度/人·km ⁻²	医疗卫生机构个数/个	地方财政收入/亿元
510	珊瑚	12	982	24435	1362	16318	1807.2
601	珍珠	15	960	28077	2674	16953	2179.46
606	派比安	14	975	28077	2674	16953	2179.46
707	帕布	8	990	33272	2686	16488	2785.8
801	浣熊	7	998	37638	2370	15819	3310.32
812	鹦鹉	14	1000	37638	2370	15819	3310.32
814	黑格比	15	1000	37638	2370	15819	3310.32
903	莲花	9	985	39436	2402	44314	3649.81
907	天鹅	11	995	39436	2402	44314	3649.81
1003	灿都	14	1003	44736	2428	44880	4517.04
1006	狮子山	7	998	44736	2428	44880	4517.04
1213	启德	13	998	54095	2927	46534	6229.18
1306	温比亚	13	998	58833	3066	47835	7081.47
1307	苏力	6	996	58833	3066	47835	7081.47
1319	天兔	17	1002	58833	3066	47835	7081.47
1407	海贝斯	10	988	63469	2999	48085	8065.08
1409	威马逊	16	950	63469	2999	48085	8065.08
1415	海鸥	14	998	63469	2999	48085	8065.08
1522	彩虹	16	950	67503	3060	48320	9366.78
1622	海马	13	998	74016	3193	49079	10390.35
1621	莎莉嘉	12	998	74016	3193	49079	10390.35
1510	莲花	13	990	67503	3060	48320	9366.78
1311	尤特	15	996	58833	3066	47835	7081.47
809	北冕	11	993	37638	2370	15819	3310.32
518	达维	12	950	24435	1362	16318	1807.2

表2 台风灾害损失评估指标体系

Tab.2 Indicator system of evaluating typhoon disaster losses

	输入样本	输出样本
致灾源的危险性	风速等级	直接经济损失率
	中心气压	
承灾体的易损性	人均GDP	直接经济损失率
	人口密度	
承灾体的防灾减灾能力	医疗卫生机构个数	直接经济损失率
	地方财政收入	

1.2.2 信息扩散技术原理

鉴于自然灾害风险分析中经常遇到的不完全信息问题,黄崇福^[20]通过长期实验、鉴定和多方面应用研究,系统地提出了一套基于模糊理论集处理不完整信息的理论技术(信息扩散技

术)。信息扩散技术主要由信息矩阵^[21]、信息分布和信息扩散三部分组成。信息扩散是一种对样本值进行模糊数学处理的方法,可以将单个值样本转换为集值样本。本文使用的模型是正态扩散模型。信息扩散技术的步骤如下:

首先,根据统计的台风资料建立影响因子的样本集 X :

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (4)$$

其次,根据影响因子样本集的大小和样本元素的取值范围确定适当的步长,由此可生成影响因子的控制集(论域) U :

$$U = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_n) \quad (5)$$

使用正态信息扩散公式(6),将样本集 X 中各个元素的 x_j 所携带的信息按量 q_{ij} 分配给 U 中的点 u_i 。

$$q_{ij} = \frac{1}{h\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(u_i - x_j)^2}{2h^2}\right] \quad (6)$$

式中: $u_i (u_i \in U)$ 是控制集中的样本吸收点; h 称为窗宽, 主要负责控制扩散的范围, 与样本的个数 N 和样本数据中最大值最小值的差值有关。

设 b 、 a 分别为影响因子样本集中观测到的最大值和最小值, 令 $L = \text{abs}(b - a)$, 则可得 h 的取值公式如下:

$$h = \begin{cases} 0.8146L, N = 5 \\ 0.5690L, N = 6 \\ 0.4560L, N = 7 \\ 0.3860L, N = 8 \\ 0.3362L, N = 9 \\ 0.2986L, N = 10 \\ \frac{2.6851L}{N-1}, N \geq 11 \end{cases} \quad (7)$$

最后, 为保证所有影响因子样本点的地位相同, 需要进行归一化处理。先计算出每个离散点 x_i 的所有分配信息:

$$Q_i = \sum_{j=1}^m q_{ij} \quad (8)$$

从而得到样本集 X 在离散点集的归一化信息分布, 即式(9)所示。

$$q_{ij}' = \frac{q_{ij}}{Q_i} \quad (9)$$

式中: m 为 U 的离散点的个数。

1.2.3 模糊 BP 神经网络模型的建立

模糊 BP 神经网络模型建立的思路是先利用信息扩散技术对原始样本数据进行扩散得到新的输入数据, 在此基础上通过设计调整 Matlab 神经网络工具箱的相应算法和参数进行模型训练。本文的输入样本为风速等级、中心气压、人均 GDP、人口密度、医疗卫生机构个数、地方财政收入, 输出样本为直接经济损失率, 本次建模的目的就是找出 6 个输入样本和 1 个输出样本之间复杂的非线性关系。

信息扩散的计算过程如下所示。

步骤 1: 各个输入数据离散点的确定。通过查阅各种文献发现, 目前离散点个数的选取没有统一的方法, 而离散点的个数又与输入数据的个数、样本容量和样本的分布相关, 通过反复试算发现本研究选取 5 个离散点为宜, 并取等步长。风速等级 S 、中心气压 P 、人均生产总值 G 、人口

密度 D 、医疗卫生机构个数 H 、地方财政收入 M 各因子的离散点分别为:

$$S(s_1, s_2, s_3, s_4, s_5) = (6, 8.75, 11.5, 14.25, 17)$$

$$P(p_1, p_2, p_3, p_4, p_5) = (950, 963.25, 976.5, 989.75, 1003)$$

$$G(g_1, g_2, g_3, g_4, g_5) = (24435, 36830.25, 49225.5, 61620.75, 74016)$$

$$D(d_1, d_2, d_3, d_4, d_5) = (1362, 1819.75, 2277.5, 2735.25, 3193)$$

$$H(h_1, h_2, h_3, h_4, h_5) = (15819, 24134, 32449, 40764, 49079)$$

$$M(m_1, m_2, m_3, m_4, m_5) = (1807, 3952.75, 6098.5, 8244.25, 10390)$$

步骤 2: 窗宽 h 的确定。窗宽 h 的大小与样本的个数和样本数据中最大值最小值的差值有关, 根据公式(7)得到各个输入数据的窗宽。

$$\text{风速等级: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 1.55$$

$$\text{中心气压: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 7.49$$

$$\text{人均 GDP: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 7006.84$$

$$\text{人口密度: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 258.76$$

$$\text{医疗卫生机构个数: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 4700.34$$

$$\text{地方财政收入: } h = 2.6851 \times (b - a) / (n - 1) = 1212.98$$

步骤 3: 信息扩散及归一化处理。

将步骤 1、2 中得到的离散点、窗宽和原始数据带入公式(6)中进行信息扩散可以得到 $q(s, S)$, $q(p, P)$, $q(g, G)$, $q(d, D)$, $q(h, H)$, $q(m, M)$, 为了保证原始信息的地位相同, 需要将经信息扩散得到的数据进行归一化处理, 即将 q_{ij} 带入公式(9), 最终得到一个经过模糊处理的数据集。

2 结果与讨论

本文随机选取 20 个台风样本为测试集(模糊处理过的数据集), 另外 5 个样本为训练集(模糊处理过的数据集), 借助 Matlab2019b 自带的神经网络工具箱进行训练。

对 BP 神经网络而言, 网络的层数与隐藏节点数的确定是预测精准度的关键, 然而现阶段它们最优值的选取没有一个特别准确的方法。隐藏层数的取值范围为 [1, 25], 经过反复试算, 最终确定隐藏层数为 9, 而经信息扩散后的网络输

入节点为 30, 故本 BP 神经网络的结构为 $30 \times 9 \times 1$ 。其中, 学习率取 0.01, 最大迭代次数取 1000, 目标误差取 0.00001, 网络的传递函数为单极性 S 函数。

为检验预测的效果, 本文对模糊 BP 神经网络模型和 BP 神经网络模型进行对比。为了避免客观因素对实验结果的影响, 所有参数、网络的拓扑结构、传递函数都相同。训练集训练后 BP 神经网络模型和模糊 BP 神经网络模型的拟合效果图如图 1、图 2 所示。

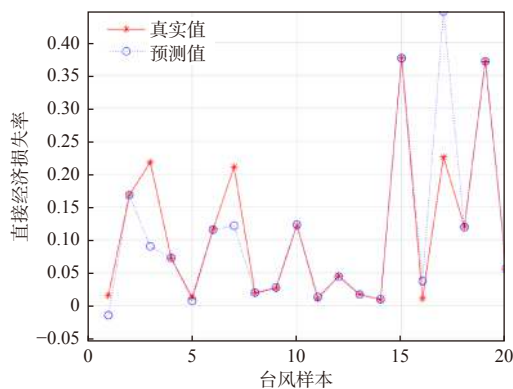


图 1 训练集模糊 BP 神经网络拟合结果

Fig. 1 The predicted results of training set based on fuzzy BP neural network

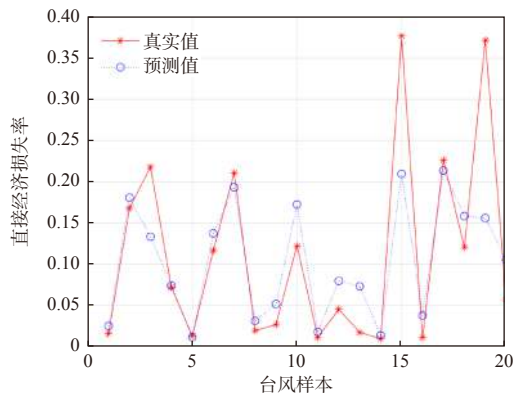


图 2 训练集 BP 神经网络拟合结果

Fig. 2 The predicted results of training set based on BP neural network

由图 1 和图 2 可知, 模糊 BP 神经网络模型只有 4 个样本点拟合效果较差, 拟合的成功率为 80%, 而对于 BP 神经网络模型而言, 只有 3 个样本点拟合效果较好, 拟合的成功率只有 15%。只是从神经网络拟合结果图来评价拟合效果的好坏显然是不够的, 为了保证评估的科学性、准确性, 取误差和均方根误差作为评价指标, 最终

误差和均方根误差的统计值如表 3 所示。

表 3 训练集不同模型误差和均方根误差汇总表

Tab.3 A summary table of different model errors and root mean square error for the training set

样本类型	信息扩散的 BP 神经网络模型		单 BP 神经网络模型	
	误差	均方根误差	误差	均方根误差
训练集	0.0412	0.1408	0.0469	0.1420
测试集	0.0843	0.1030	0.0897	0.1066

由表 3 可知, 对于训练集而言, 经过信息扩散的 BP 神经网络模型的误差相对于 BP 神经网络模型降低 0.0057, 而直接经济损失率本身较小, 为 0.11125, 即模型提高了 5.1% 的准确度。因此, 不论是模型拟合效果还是模型的误差, 模糊 BP 神经网络模型都优于 BP 神经网络模型。

再来分析一下模型的推广及预测能力, 测试集模型的误差和均方根误差如表 3 所示, 显然, 经过信息扩散的 BP 神经网络模型的误差及均方根误差都要小于 BP 神经网络模型, 说明经过信息扩散的 BP 神经网络模型在台风灾害损失预测方面有较好的分析能力。

3 结论

从广东省 2005—2016 年较为完整的 25 个历史台风数据样本出发, 提出模糊 BP 神经网络算法对台风灾情进行研究。利用信息扩散技术对原始台风数据进行信息扩散, 克服了小样本数据问题。模糊 BP 神经网络较 BP 神经网络在误差方面提高 5.1% 的准确度, 模型拟合成功率高于 BP 神经网络模型 65%。结果表明, 该方法能较好地解决台风灾害实测样本少和存在矛盾样本的问题, 提高了台风灾害损失预测的精度。

将模糊数学的原理和 BP 神经网络相结合来预测台风的灾害损失是一次有意义的尝试, 并且建立的台风灾损模型能较好地对台风直接经济损失进行预测。但是, 本文没有对受灾人口、死亡人数、农田受灾面积等损失进行分析, 今后将朝着这一方向继续研究, 同时还会加强样本数据的整理工作, 以期我国的防灾减灾管理工作提供理论依据。

参考文献:

- [1] 樊 琦, 梁必祺. 热带气旋灾害经济损失的模糊数学评

- 测[J]. *气象科学*, 2000, 21(3): 360-366.
- [2] 孙绍骋. 灾害评估研究内容与方法探讨[J]. *地理科学进展*, 2001, 20(2): 122-130.
- [3] ZHANG X C, LOU W P. Estimation of the number of collapsed houses damaged by typhoon based on principal components analysis and support vector machine[J]. *Meteorological and Environmental Research*, 2010, 1(4): 11-14.
- [4] 娄伟平, 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, 8(5): 1243-1254.
- [5] 刘少军, 张京红, 何政伟, 等. 基于GIS的台风灾害损失评估模型研究[J]. *灾害学*, 2010, 25(2): 64-67.
- [6] 赵 飞, 廖永丰, 张妮娜, 等. 登陆中国台风灾害损失预评估模型研究[J]. *灾害学*, 2011, 26(2): 81-85.
- [7] 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.
- [8] 李祚泳, 邓新民. 人工神经网络在台风预报中的应用初探[J]. *自然灾害学报*, 1995, 4(2): 86-90.
- [9] 叶小岭, 施 珮, 匡 亮. 基于粒子群优化BP神经网络的台风灾损预测模型研究[J]. *灾害学*, 2013, 28(4): 11-15, 21.
- [10] 刘合香, 简茂球. 基于粒子群-投影寻踪和遗传-神经网络集成的预测模型[J]. *中山大学学报: 自然科学版*, 2012, 51(5): 113-119.
- [11] 张广平, 张晨晓, 谢 忠. 基于T-S模糊神经网络的模型在台风灾情预测中的应用——以海南为例[J]. *灾害学*, 2013, 28(2): 86-89.
- [12] 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.
- [13] 陈有利, 朱宪春, 胡 波, 等. 基于BP神经网络的宁波市台风灾情预估模型研究[J]. *大气科学学报*, 2018, 41(5): 668-675.
- [14] HUANG C F. Fuzzy risk assessment of urban natural hazards[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 83(2): 271-282.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] OSOWSKI S. Signal flow graphs and neural networks[J]. *Biological Cybernetics*, 1994, 70(4): 387-395.
- [18] 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.
- [19] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [20] HUANG C F. Principle of information diffusion[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1997, 91(1): 69-90.
- [21] HUANG C F, MORAGA C. Extracting fuzzy if-then rules by using the information matrix technique[J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 2005, 70(1): 26-52.

(上接第460页)

- [6] ZHAI W D, ZHENG N, HUO C, et al. Subsurface pH and carbonate saturation state of aragonite on the Chinese side of the North Yellow Sea: seasonal variations and controls[J]. *Biogeosciences*, 2014, 11(4): 1103-1123.
- [7] ZHAI W D. Exploring seasonal acidification in the Yellow Sea[J]. *Science China Earth Sciences*, 2018, 61(6): 647-658.
- [8] 石 强. 南黄海夏季低氧、贫氧长期时空演变与机制[J]. *应用海洋学学报*, 2020, 39(1): 87-99.
- [9] 韦钦胜, 刘 璐, 战 闰, 等. 夏季南黄海水化学要素的分布特征及影响因素[J]. *中国海洋大学学报*, 2010, 40(1): 82-88.
- [10] WANG X L, CUI Z G, GUO Q, et al. Distribution of nutrients and eutrophication assessment in the Bohai Sea of China[J]. *Chinese Journal of Oceanology and Limnology*, 2009, 27(1): 177-183.
- [11] ZHANG J, YU Z G, RAABE T, et al. Dynamics of inorganic nutrient species in the Bohai seawaters[J]. *Journal of Marine Systems*, 2004, 11(3/4): 189-212.
- [12] ZHENG L W, ZHAI W D. Excess nitrogen in the Bohai and Yellow seas, China: Distribution, trends, and source apportionment. *Science of The Total Environment*, 2021, 794: 148702.
- [13] ZHAI W D, DAI M H, GUO X H. Carbonate system and CO₂ degassing fluxes in the inner estuary of Changjiang (Yangtze) River, China[J]. *Marine Chemistry*, 2007, 107(3): 342-356.
- [14] 洪华生. 中国区域海洋学-化学海洋学[M]. 北京: 海洋出版社, 2012: 103-104.
- [15] 王保栋, 战 闰, 藏家业. 长江口及其邻近海域营养盐的分布特征和输送途径[J]. *海洋学报*, 2002, 24(1): 53-58.
- [16] 崔 毅, 陈碧鹃, 陈聚法. 黄渤海海水养殖自身污染的评估[J]. *应用生态学报*, 2005, 16(1): 180-185.
- [17] 赵晨英, 藏家业, 刘 军, 等. 黄渤海氮磷营养盐的分布、收支与生态环境效应[J]. *中国环境科学*, 2016, 36(7): 2115-2127.
- [18] 郭兴森, 吕迎春, 孙志高, 等. 黄河口溶解无机碳时空分布特征及影响因素研究[J]. *环境科学*, 2015, 36(2): 457-463.
- [19] 李 冕, 兰冬东, 梁 斌, 等. 渤海无机氮水质稳定性预测[J]. *海洋环境科学*, 2015, 34(2): 161-165.
- [20] 田洪阵, 刘沁萍, GOES J I, 等. 近20年渤海叶绿素a浓度时空变化[J]. *海洋学报*, 2019, 41(8): 131-140.
- [21] LIU S M, LI L W, ZHANG Z N. Inventory of nutrients in the Bohai[J]. *Continental Shelf Research*, 2011, 31(16): 1790-1797.
- [22] PARK S, CHU P C, LEE J H. Interannual-to-interdecadal variability of the Yellow Sea cold water mass in 1967-2008: characteristics and seasonal forcings[J]. *Journal of Marine Systems*, 2011, 87(3/4): 177-193.
- [23] 张海波, 刘 珂, 苏荣国, 等. 2018年南黄海浒苔绿潮迁移发展规律与营养盐相互关系探究[J]. *海洋学报*, 2020, 42(8): 30-39.