

卢鹏宇, 林凯荣, 杨裕桂, 等. 基于多模型集成的月尺度磨刀门咸潮预测研究[J]. 人民珠江, 2020, 41(10): 1-5, 29.

基于多模型集成的月尺度磨刀门咸潮预测研究

卢鹏宇^{1,2}, 林凯荣^{1,2,3}, 杨裕桂^{1,4}, 袁菲^{1,4}, 何用^{1,4}

(1. 水利部珠江河口动力学及伴生过程调控重点实验室, 广东 广州 510611; 2. 中山大学水资源与环境研究中心, 广东 广州 510275;
3. 广东省海洋土木工程重点实验室, 广东 珠海 519082; 4. 珠江水利科学研究院, 广东 广州 510611)

摘要:近年来, 珠江三角洲磨刀门水道咸潮频发, 严重威胁周边地区的供水安全。分别应用随机森林算法(SVM)、支持向量机(SVM)以及Elman神经网络(ENN)建立回归模型, 并应用贝叶斯模型平均算法实现咸潮月尺度集成预测。研究结果显示: ①随机森林、支持向量机以及Elman神经网络算法在小样本集上表现出不同的不确定性特征; ②贝叶斯模型平均能够显著提高模拟精度, 纳什效率系数(NSE)达到0.67, 相比于3个子模型在测试集上分别提高了22%、24%、33%。

关键词:月尺度咸潮预测; 随机森林; 支持向量机; Elman神经网络; 磨刀门水道

中图分类号:TV856 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-9235(2020)10-0001-06

Integrated Forecast of Monthly Saltwater Intrusion at Modaomen Waterway Based on Multiple Models

LU Pengyu^{1,2}, LIN Kairong^{1,2,3}, YANG Yugui^{1,4}, YUAN Fei^{1,4}, HE Yong^{1,4}

(1. Key Laboratory of Dynamics and Associated Process Regulation of Pearl River Estuary, Ministry of Water Resources, Guangzhou 510611, China;
2. Research Center of Water Resource and Environment, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
3. Guangdong Key Laboratory of Marine Civil Engineering, Zhuhai 519082, China;
4. Pearl River Water Resources Research Institute, Guangzhou 510611, China)

Abstract: The increase of saltwater intrusion in recent years in Modaomen waterway, Pearl River Delta in China, has threatened the freshwater supply in the surrounding regions. This paper builds the regression model by Random Forest (RF) algorithm, Support Vector Machine (SVM) and Elman Neural Network (ENN), and conducts a monthly integrated forecast through Bayesian Model Averaging (BMA) method. The results indicate that: ① RF, SVM and ENN show different extent of uncertainty on small sample sets; ② The simulation accuracy of BMA is significantly improved, with NSE of 0.67, which is 22%, 24% and 33% higher than that of RF, SVM and ENN, respectively.

Keywords: monthly forecast of saltwater intrusion; Random Forest; Support Vector Machine; Elman Neural Network; Modaomen waterway

随着沿海地区对淡水需求的不断增加, 人类活动显著加剧, 以及受到海平面上升和气候变化的影响, 咸水入侵已经成为一个全球性问题^[1]。咸水入侵可能对河口地区农业和临近生态系统造成不利影

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0405900); 水利部珠江河口动力学及伴生过程调控重点实验室开放研究基金资助项目([2017]KJ12)

收稿日期: 2020-06-28

作者简介: 卢鹏宇, 女, 从事水文水资源研究。E-mail: lupy5@mail2.sysu.edu.cn

通讯作者: 林凯荣, 男, 从事水文水资源研究。E-mail: linkr@mail.sysu.edu.cn

响,并且威胁居民供水安全^[2]。近几十年来,珠江三角洲咸潮入侵严重,已影响到了周边地区饮用水安全和工农业用水需求^[3]。磨刀门作为珠江过水量最大的口门,其上游西江河道承担珠海、江门、中山、佛山等城市及澳门特别行政区的供水任务,对珠三角地区供水安全意义重大。

目前,针对咸潮的模拟和预测模型主要包括 2 类:数值模型和统计学模型^[4]。高晨晨等^[5]基于 MIKE3 软件建立了磨刀门水道三维潮流盐度数学模型,并结合盐通量分解方法分析北风对磨刀门咸潮上溯的影响机制。刘祖发等^[6]采用非结构化有限体积近岸海洋三维模型 FVCOM(Finite - Volume Coastal Ocean Model),建立了磨刀门水道至伶仃洋盐度入侵数值模型。通常,数值模型对研究系统的数据有较高的要求,需要关于边界和初始条件的详细信息,包括径流、潮汐、气象条件和河道地形等,还要对大量的参数进行校准,因此更适用于研究某一具体的影响因素对咸潮过程的影响。相比之下,得益于机器学习算法的广泛应用,基于机器学习算法的统计学模型能够在相关数据缺乏、机理复杂的情景下做出快速反应和准确预测。苏程佳等^[7]在考虑影响因子滞后期的基础上应用随机森林模型建模,对磨刀门水道的含氯度进行日尺度的预测。刘德地等^[8]采用将偏最小二乘回归与支持向量机耦合的方法对珠海市平岗站点盐度的变化进行了模拟和预测,同时利用偏最小二乘回归克服变量之间的多重相关性以及支持向量机在解决小样本非线性问题上的优势。林凯荣等^[9]基于极大重叠离散小波变化和 Elman 神经网络的耦合模型预测日均氯度。这些“黑箱”模型不关注各要素的内在作用机理,而是注重其数值之间体现出的统计相关性,当相关变量数据充足的时候,统计模型往往能高效地发掘出变量之间的作用特征,建立的模型也更为实用。

与日尺度咸潮相比,月尺度咸潮预测的预见期更长,样本量更少,从而导致预测的不确定性增加。不同算法所基于的理论不同,模型结构不同,因此不确定性的来源也各不相同。并且机器学习算法对数据具有较强的依赖性,当样本不足时,不确定性会显著增加。贝叶斯模型平均算法将多个模型预报结果

的加权平均,作为联合模型的输出值,能有效降低单个模型预报误差风险。郑俊岭等^[10]通过贝叶斯模型平均对中国气温进行多模式集合研究,给出了中国未来气温变化预估及其不确定性的时空分布。这一思路,在咸潮模拟与预报领域,也有一定的借鉴价值。为了减小模型的不确定性,本研究采用贝叶斯模型平均算法对基于随机森林算法、支持向量机算法和 Elman 神经网络算法的含氯度月超标日数预测结果进行集成。

1 研究方法

方法流程:首先基于研究系统的物理机制确定预测因子;利用主成分分析方法进行模型输入因子降维;将降维后的模型预测因子分别输入随机森林模型、支持向量机模型和 Elman 神经网络模型以获得模型输出;利用贝叶斯模型平均算法对 3 个模型的模拟结果进行集成,并评价。

1.1 随机森林算法

随机森林(RF)是一种模拟森林生长过程的共同决策模型,在决策树算法的基础上建立起来,将重抽样算法与决策树算法相结合^[11],拓展决策树算法的可用性。随机森林的方法训练的主要过程如下:①对原始训练样本集进行独立同分布的采样,形成 n 个样本集,并根据这 n 个样本集建立 n 个相互独立的决策树;②样本集中的样本存在有 M 个特征描述参数,则对于森林中的决策树,随机选择 $m < M$ 个特征参数作为分支决策变量,根据最优回归的标准,从分支决策变量中抽取某一变量产生新的分支,并以此逐层分裂至最终的叶节点;③根据每棵决策树的决策结果,对其取平均,即获得整个森林的回归结果。

1.2 支持向量机算法

支持向量机是建立在统计学习理论基础上的数据挖掘回归方法,最初由 Vapnik 于 20 世纪 90 年代提出^[12],它能有效克服“维数灾”“过学习”问题,在有限信息内解决回归问题。该算法应用核函数将非线性问题转换为线性回归函数:

$$f(x) = \langle w, x \rangle + bw \quad x \in R^n \quad b \in R \quad (1)$$

拟合数据时为保证式(1)的平滑,用最小化欧几里得空间的泛数寻找一个最小的 w 。其中 w 和 b 是它的法向量及偏移量,并引入松弛变量、解决无法

满足约束条件在精度 ε 下所有的训练集都能无误差地拟合的情况, 求解出以下的优化问题, 即:

$$\min \phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

约束条件:

$$\begin{cases} y_i - \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l, C > 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 C ——惩罚因子; ε ——控制函数逼近 VC 维的参数。

1.3 Elman 神经网络算法

Elman 神经网络是 Elman^[13] 于 1990 年提出的一种典型的局部回归网络。除了拥有一般的神经网络所具有的输入层、隐含层、输出层之外, 还有一个特殊的承接层, 用于构成局部反馈, 可以改善 BP 神经网络训练时间较长和易于陷入局部最优的状况。若 Elman 神经网络的输入 $u(k-1) \in R^r$, 输出 $y(k) \in R^m$, 隐含层输出 $x(k) \in R^n$, 承接层输出 $x_c(k) \in R^n$, 那么 Elman 网络的数学模型可以表示为:

$$x(k) = f[\mathbf{W}^1 x_c(k) + \mathbf{W}^2 u(k-1)] \quad (4)$$

$$x_c(k) = ax_c(k-1) + x(k-1) \quad (5)$$

$$y(k) = g[\mathbf{W}^3 x(k)] \quad (6)$$

式中 $\mathbf{W}^1 \in R^{n \times n}$ 、 $\mathbf{W}^2 \in R^{n \times r}$ 、 $\mathbf{W}^3 \in R^{m \times n}$ ——承接层到隐含层、输入层到隐含层、隐含层到输出层的连接权矩阵; $f(\cdot)$ 、 $g(\cdot)$ ——隐含层神经元和输出层神经元的激发函数组成的非线性向量函数。

1.4 贝叶斯模型平均算法

贝叶斯模型平均(BMA)是一种基于贝叶斯统计理论设计的模型耦合方法, 其基本方法是在面临多个模型的模拟结果时, 通过各子模型的后验概率分布确定权重, 对子模型模拟结果进行加权平均, 得出最终模拟预报结果的方法^[14]。根据全概率, 贝叶斯模型平均预测值的概率密度函数可表述为:

$$p(y_{\text{sim}} | y_{\text{obs}}) = \sum_{k=1}^K p(M_k | y_{\text{obs}}) p(y_{\text{sim}}^k | M_k, y_{\text{obs}}) \quad (7)$$

式中 y_{obs} ——观测值; y_{sim}^k ——单一模型 M_k 的模拟值; $p(M_k | y_{\text{obs}})$ ——在给定观测值 y_{obs} 时单一

模型 M_k 的后验概率; $p(M_k | y_{\text{obs}})$ ——在给定观测值 y_{obs} 时单一模型 M_k 的后验概率; $p(y_{\text{sim}}^k | M_k, y_{\text{obs}})$ ——在给定模型 M_k 和观测流量 y_{obs} 时模拟值 y_{sim} 的后验概率。

若令各单一模型的权重 $W_k = p(M_k | y_{\text{obs}})$ 且

$$\sum_{k=1}^K W_k = 1, \text{ 则 BMA 预测值的后验期望计算见式 (8):}$$

$$E(y_{\text{sim}} | y_{\text{obs}}) = \sum_{k=1}^K p(M_k | y_{\text{obs}}) \cdot E(y_{\text{sim}}^k | M_k, y_{\text{obs}}) = \sum_{k=1}^K W_k y_{\text{sim}}^k \quad (8)$$

1.5 主成分分析

主成分分析(PCA)通过正交变换降低高维数据的复杂性^[15]。它将原始的可能相关变量的样本集转换为一组线性不相关的变量, 称为主成分(PC)。原始数据集 $X(n \times m)$ 被分解为:

$$X = \mathbf{T}\mathbf{P}^T + \mathbf{E} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{T}(n \times f)$ ——得分矩阵; $\mathbf{P}(m \times f)$ ——荷载矩阵; $\mathbf{E}(n \times m)$ ——残差矩阵。

为使残差最小, \mathbf{P} 的列向量为与 X 的协方差矩阵的 f 个最大特征值相对应的特征向量。

1.6 预报精度评价

选取纳什效率系数(Nash-Sutcliffe, NSE)^[16] 对模型的预报精度进行评价, 计算公式为:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (10)$$

式中 n ——实测序列长度; O_i 、 \bar{O} ——实测序列和序列均值; P_i ——预测或模拟的时间序列值。

NSE 取值范围为 $(-\infty, 1]$, NSE 越接近 1 说明模拟效果越好。

2 模型应用

2.1 研究区域概况及预测因子选取

磨刀门(图 1)是珠江三角洲的 8 个入海口门之一, 其上游为北江与西江交汇的西江干流, 是珠江三角洲径流量和输沙量最大的口门^[17]。磨刀门所处的珠江三角洲属于陆地环境与海洋环境交界的河口地带, 同时是华南经济发展最为高速和人类活动最为频

繁的地区,该地区咸潮过程同时受到陆地水文过程、海洋潮汐以及人类活动的共同影响,其变化规律也与该地区复杂的耦合环境中各要素的变化息息相关。

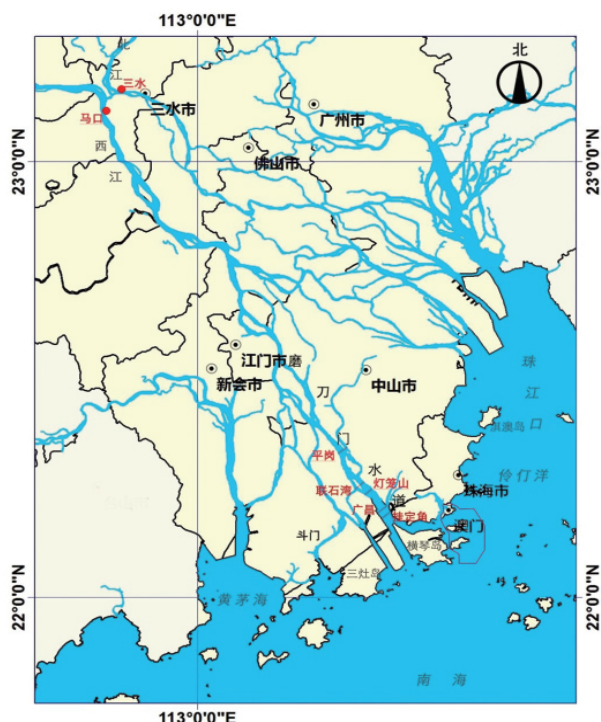


图 1 磨刀门水道位置

机器学习模型的成功预测依赖于预测因子的合理选取。预测因子的选取应该基于对研究系统的全面了解以尽量反映影响预测变量波动的主要因素。上游来水与区域径流的明显减少,对咸水上溯压制能力不足,是磨刀门水道咸潮发生的直接原因。苏波等^[18]认为 2011—2012 年特大咸害发生的原因是径流较弱以及拦门沙开挖。磨刀门属于感潮河段,许多研究^[19]中均指出,潮汐是造成咸潮上溯的主要驱动力,潮汐顶托导致咸水上溯。咸潮情况还受到局地气象因素和长期气候变化的影响。风是影响潮汐运动的驱动力之一,在平面上,风通过剪切应力引起水体的平面输送;垂向上,风通过垂向气压的变化促使表底层水体交换进而影响盐度的分布,影响河口环流^[20]。因此,选取 1 月前超标天数、1 月前月均氯度、1 月前月均潮位、1 月前月均径流、1 月前月均风的影响分量作为预测因子,用于预测氯度月超标日数。

2.2 研究数据

本文采集 2001—2008 年(当年 10 月至次年 2

月)的平岗站月超标天数(1 个月内日均氯度大于 250 mg/L 的天数)以及月均氯度、灯笼山站月均潮位、马口站月均径流量、中山站月均风的影响分量作为研究数据。

3 研究结果与讨论

将各预测因子 2001—2008 年当年 10 月至次年 1 月所对应的时间序列经过 PCA 降维后,与预测变量即月超标天数 2001—2008 年当年 11 月至次年 2 月所对应的时间序列一同分别输入随机森林模型、支持向量机模型和 Elman 神经网络模型进行训练和测试。当样本较少时,采用训练数据和验证数据比例为 7:3 的验证样本划分方式^[21]。本研究共有 32 个样本,以 3:1 的比例划分训练集和测试集,训练集 24 个样本,测试集 8 个样本,此比例与 7:3 近似,因此符合验证要求。

训练和测试结果见图 2。由图 2 可以看出,在模拟较大值和较小值时,随机森林模型相比于支持向量机模型和 Elman 神经网络模型表现出了更大的误差,对较大值模拟偏小,对较小值模拟偏大;3 个模型中,Elman 神经网络对较小值和较大值的模拟表现最优。分析后认为在模拟较大值和较小值时所出现的较大误差可能是咸潮数据集本身的不均衡性所导致的,尤其是当月尺度样本量不充足时,缺乏足够数量的较大值和较小值样本训练模型,而机器学习算法对样本的依赖性较高,由此导致了较大的偏差。

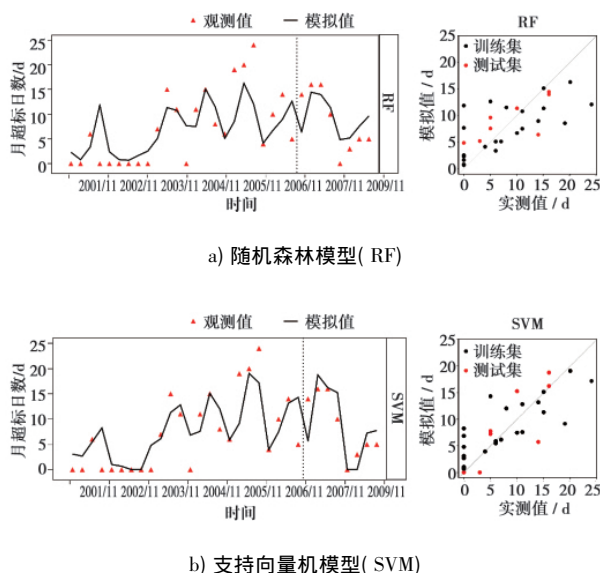
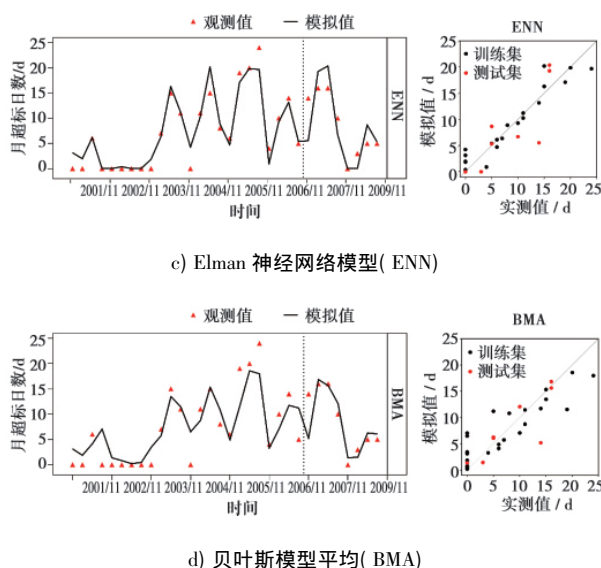


图 2 训练集和测试集预测结果



续图 2 训练集和测试集预测结果

随机森林模型、支持向量机模型和 Elman 神经网络模型在训练集的评价结果纳什效率系数分别为 0.51、0.65 和 0.92,在测试集上的评价结果分别为 0.55、0.54 和 0.49。由此可见,3 个模型中 Elman 神经网络对本数据集过拟合最为严重,在训练集上纳什效率系数最高,在测试集上纳什效率系数最低。随机森林模型和支持向量机模型在训练集和测试集上的模拟精度较为一致。3 个神经网络算法对同一数据集表现出不同的不确定性特征,主要是由于三者所基于的统计学理论不同。机器学习算法对样本具有较高的依赖性,当样本量少时会导致严重的过拟合现象。随机森林算法是基于多个决策树的集成,在一定程度上能够有效避免过拟合问题。支持向量机算法通过在求解系统中加入了正则化项以优化结构风险使得算法更适用小样本的模型训练。

贝叶斯模型基于各子模型在训练集模拟结果的后验概率估算得到随机森林模型、支持向量机模型和 Elman 神经网络模型的权重分别为 0.27、0.26、0.47。经过贝叶斯模型平均之后在训练集和测试集上模拟结果纳什效率系数分别为 0.82、0.67,相比于 3 个子模型在测试集上纳什效率系数分别提高了 22%、24%、33%,不确定性明显降低,预测精度显著提高。

4 结论

选取 1 月前超标天数、1 月前月均氯度、1 月前

月均潮位、1 月前月均径流和 1 月前月均风的影响分量作为预测因子以预测当月咸潮超标天数,分别构建了随机森林、支持向量机、Elman 神经网络模型以及基于三者进行贝叶斯模型平均之后的集成模型,并应用于磨刀门水道平岗站点。结果显示:在样本量较小的情况下,随机森林、支持向量机、Elman 神经网络模型表现出了不同的不确定性特征,而应用贝叶斯模型平均算法能够明显降低模型的不确定性,提高预测精度。相比于 3 个子模型在测试集上纳什效率系数分别提高了 22%、24%、33%。

月尺度预测相较于预见期较短的日尺度预测难度更大,主要表现为预见期更长、样本量更少。通常情况下,机器学习算法需要依赖于大样本的训练,在训练样本较少时表现出较大的不确定性,并且不同算法的不确定性特征表现不同。因此,在无法预判哪种算法在特定数据集上表现最好时,基于多模型的贝叶斯模型平均集成预测能够在一定程度上降低预测的不确定性以获得更为可靠的预测结果。

参考文献:

- [1] WERNER A D, BAKKER M, POST V E, et al. Seawater intrusion processes, investigation and management: recent advances and future challenges[J]. *Advances in Water Resources*, 2013, 51: 3 - 26.
- [2] MAZZEI V, GAISER E E, KOMINOSKI J S, et al. Functional and Compositional Responses of Periphyton Mats to Simulated Saltwater Intrusion in the Southern Everglades[J]. *Estuaries and Coasts*, 2018, 41(7): 2105 - 2119.
- [3] ZHOU W H, GAO J, LIAO J Z, et al. Characteristics of Phytoplankton Biomass, Primary Production and Community Structure in the Modaomen Channel, Pearl River Estuary, with Special Reference to the Influence of Saltwater Intrusion during Neap and Spring Tides[J]. *PLoS ONE*, 2016, 11(12).
- [4] HUNTER J M, MAIER H R, GIBBS M S, et al. Framework for developing hybrid process - driven, artificial neural network and regression models for salinity prediction in river systems[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2018, 22(5): 2987 - 3006.
- [5] 高晨晨, 才多. 北风对磨刀门咸潮上溯的影响机制[J]. *人民珠江*, 2020, 41(2): 12 - 20.
- [6] 刘祖发, 关帅, 张淦濠, 等. 基于 FVCOM 的虎门水道盐水入侵三维数值模拟[J]. *热带海洋学报*, 2016, 35(2): 10 - 18.

(下转第 29 页)

- [7] PEREIRA A C , TEODORO F , VELOSO G. Breakwater control system and structural analysis: physical and numerical modelling (Port of Funchal , Madeira Island , Portugal) [J]. Coast Conservation , 2016 ,10(6) : 66 – 78.
- [8] 周益人 , 潘军宁 , 左其华 . 港珠澳大桥人工岛越浪量试验 [J]. 水科学进展 2019 ,30(6) : 908 – 915.
- [9] 蒋美娇 , 冯海波 . 珠海桂山岛十三湾防波堤修复加固方案 [J]. 水运工程 2019(6) : 63 – 69.
- [10] 河海大学 . 珠海港万山港区东澳岛客货运码头防波堤工程潮流泥沙数学模型计算报告 [R]. 2018.
- [11] 河海大学 . 珠海港万山港区东澳岛客货运码头防波堤工程波浪数学模型计算报告 [R]. 2018.
- [12] 中华人民共和国交通运输部 . 海岸与河口潮流泥沙模拟技术规范: JTJ 233—2010 [S]. 北京: 人民交通出版社 2010.
- [13] 中华人民共和国交通运输部 . 防波堤设计与施工规范: JTS – 154—2018 [S]. 北京: 人民交通出版社 2018.
- [14] 葛晓丹 , 柳淑学 , 李金宣 . 斜坡堤透浪系数计算公式的对比分析 [J]. 中国水运(下半月) 2014 ,14(5) : 100 – 104.
- [15] 王登婷 , 左其华 . 斜坡堤堤心石尺寸对波浪传播影响的试验研究 [J]. 水动力学研究与进展(A 辑) 2008 ,23(5) : 532 – 537.
- [16] 周雅 , 林登荣 , 李庆银 , 等 . 不规则波作用下斜坡堤越浪量试验研究 [J]. 水道港口 2016 ,37(4) : 331 – 335.
- [17] 冯卫兵 , 汤志生 , 虞丹君 . 不同质量级配堤心石对波浪传播影响的试验研究 [J]. 水运工程 2015(11) : 42 – 46.

(责任编辑: 高天扬)

(上接第 5 页)

- [7] 苏程佳 , 陈莎 , 陈晓宏 . 基于随机森林模型的咸潮预报 [J]. 热带地理 2018 ,38(3) : 432 – 439.
- [8] 刘德地 , 陈晓宏 . 基于偏最小二乘回归与支持向量机耦合的咸潮预报模型 [J]. 中山大学学报(自然科学版) , 2007 ,46(4) : 89 – 92.
- [9] 林凯荣 , 张凡 , 兰甜 , 等 . 基于极大重叠离散小波变换和 Elman 神经网络的磨刀门咸潮模拟研究 [J]. 人民珠江 , 2018 ,39(7) : 1 – 5.
- [10] 郑俊岭 , 江志红 , 马婷婷 . 基于贝叶斯模型的中国未来气温变化预估及不确定性分析 [J]. 气象学报 2016 ,74(4) : 583 – 597.
- [11] HO T K. The random subspace method for constructing decision forests [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence , 1998 ,20(8) : 832 – 844.
- [12] 张学工 . 统计学习理论的本质 [M]. 北京: 清华大学出版社 , 2000.
- [13] ELMAN J L. Finding structure in time [J]. Cognitive Science , 1990 ,14(2) : 179 – 211.
- [14] HOETING J A , MADIGAN D , RAFTERY A E , et al. Bayesian model averaging: A tutorial (vol 14 , pg 382 , 1999) [J]. Statistical Science , 2000 ,15(3) : 193 – 195.
- [15] KRAMER M A. Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks [J]. Aiche Journal , 1991 ,37(2) : 233 – 243.
- [16] NASH J E , SUTCLIFFE J V. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles [J]. Journal of Hydrology , 1970 ,10(3) : 282 – 290.
- [17] 陈玲舫 , 陈子燊 , 黄强 . 珠江河口磨刀门水道的咸潮振荡特征及其对水文气象要素的响应 [J]. 海洋通报 2014 ,33(2) : 126 – 131.
- [18] 苏波 , 刘吉 . 2011—2012 年枯水期磨刀门特大咸潮成因初探 [J]. 人民珠江 , 2012 ,33(5) : 73 – 75.
- [19] 肖莞生 , 陈子燊 . 基于小波分析的珠江河口区盐度与流速、潮位的相关分析 [J]. 热带地理 , 2013(1) : 34 – 39.
- [20] 林若兰 , 卓文珊 , 曾珂 , 等 . 不同风向对珠江东四口门盐水入侵的影响 [J]. 水资源保护 2020 ,36(1) : 66 – 75.
- [21] KLEMEŠV. Operational testing of hydrological simulation models [J]. Hydrological Sciences Journal , 1986 ,31(1) : 13 – 24.

(责任编辑: 向 飞)