DOI:10.20040/j.cnki.1000-7709.2025.20250033

基于改进的动态MSET沿海城市台风风暴潮识别预警方法研究

吕凛杰[1],唐 静[2,3],许鹏飞[2],冷英立[2],郑泳杰[3,4],韩易霖[3]

(1. 国网冀北电力有限公司计量中心,北京 100032;2. 北京石油化工学院信息工程学院,北京 102617;
3. 远光软件股份有限公司,广东 珠海 519085;4. 中国地质大学环境学院,湖北 武汉 430074)

摘要: 台风风暴潮严重威胁沿海城市,高效准确预警对防灾减灾意义重大。但现有预测方法在运行资源、计算效率等方面存在局限,且预测聚焦于台风路径或海平面增水高度,较少直接针对城市安全及风险状态。以台风风暴潮为对象,利用气象与水位历史数据,基于聚类、多元状态评估法及支持向量回归算法,构建基于聚类的动态多元状态评估模型。通过构建正常状态健康记忆矩阵,识别台风风暴潮期间的偏离与异常,实现沿海城市台风风暴潮灾害快速预警。利用2017~2020年影响澳门地区的热带气旋数据集训练和验证评估,结果显示,在7个主要影响的热带气旋中,对6个影响严重的能有效预警,对比实际水位峰值时间预警提前量最高达26 h,模型运行时间约3 s,可快速识别城市水位异常信号,有效预警台风临近状态与风暴潮程度。

关键词: 台风;预警;多元状态评估;风暴潮

中图分类号: P339 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2025)11-0030-04

1 引言

加强台风风暴潮的预警,对于沿海城市的应急资源调配、灾害防御、能源保障具有重要意义。目前台风风暴潮对沿海地区的影响研究一方面从台风路径及台风影响范围进行。尹文静等[1]通过不同神经网络模型直接进行台风中心位置预测的验证和对比,长短期记忆神经网络(LSTM)模型预测误差平均值为173 km;魏思[2]通过将热带气旋最佳路径数据集和海气数据异构数据进行融合,结合CNN与LSTM方法提取空间与时序数据特征,利用注意力机制模型将二者结合,实现台风路径的预测。另一方面,通过风暴潮增水情况及灾害损失评估等方面进行研究。风暴潮预测方法主要有数值模拟[3-4]和机器学习[5-6]两种方法。然而,现有研究较少聚焦于城市安全应急业务,对于实现台风风暴潮对城市区域造成影响的直接预警方法的研究则更少。数值模拟耗时较长且计算资源要求高,且对于数据集、建模、计算资源等具有较高需求。本文以城市台风风暴潮预警方法为研究对象,提出基于多元状态评估方法实现沿海城市台风风暴潮的快速预警,构建基于动态MSET(多元状态估计)城市风暴潮异常状态预警模型;基于气象数据,采用多元状态动态阈值评估方法,实现台风风暴潮快速预警;提供台风风暴潮来临时的短期准确预警,以便在灾害防御、能源供给保障等方面做出更加合理的应急决策。

2 研究方法

风暴潮是由气压和向岸风等因素引起的现象,由气压、大风等气象因素急剧变化造成的沿海海平面或河口水位的异常升降现象,称为风暴潮[7]。本文从气象角度出发对风暴潮进行分析,结合气象变化的剧烈程度对风暴潮导致的城市产生严重积水的情况进行预警。

为构建基于气象信息的台风风暴潮动态预警模型,利用多元状态估计(MSET)和支持向量回归(SVR)融合技术。整体建设框架见图1。图1中红色虚框中为原始的MSET模型,输出为固定阈值,蓝色虚框中为结合SVR的改进MSET模

收稿日期: 2025-01-06,**修回日期:** 2025-02-22

基金项目: 2022年珠海市产学研合作项目(2220004002699);2023年国家级大学生创新创业计划项目(2023J00256)

作者简介: 吕凛杰(1978-),男,高级工程师,研究方向为人工智能、大数据技术,E-mail:mdk008@126.com

通讯作者: 唐静(1984-),女,博士、讲师,研究方向为数据科学及智能系统应用,E-mail:tangjing@bipt.edu.cn

中国知网 https://www.cnki.net

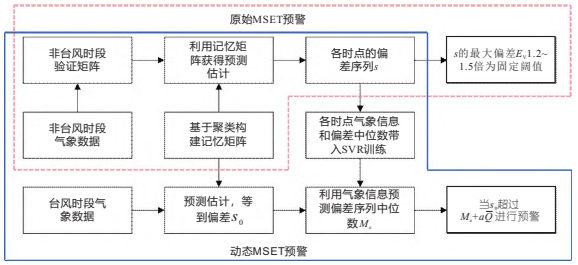


图 1　动态 MSET 改进

Fig. 1　Dynamic MSET improvement

型,实现动态阈值输出。

MSET 模型利用正常运行状态下的部分历史数据作为观测向量,构造健康记忆矩阵,通过健康记忆矩阵对有关状态变量进行状态评估。然而,如果 MSET 模型使用固定阈值进行状态评估,存在异常判断滞后和误判的问题。

因此,首先构建动态基线实时观测气象状态的方法,对应图 1 中动态阈值预警模型部分。将 MSET 和 SVR 进行结合,利用正常状态下的观测值和 MSET 产生的残差值,对 SVR 进行训练。通过结合四分位差作为放大系数,对新的观测值进行预测,作为动态阈值来判别和预警异常情况。

过程记忆矩阵 $\boldsymbol{D}$ 的构造是 MSET 建模的第一步[8]。在非热带气旋时段内,采集 m 个时间节点的 n 个气象维度的历史观测向量(包括时平均海平面气压、时平均温度、时平均湿度、时平均风速、时降雨量),组成记忆矩阵为:

$$\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix} x_1(t_1) & x_1(t_2) & \cdots & x_1(t_m) \\ x_2(t_1) & x_2(t_2) & \cdots & x_2(t_m) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n(t_1) & x_n(t_2) & \cdots & x_n(t_m) \end{bmatrix}_{n\times m}= [X(t_1),X(t_2),\cdots,X(t_m)] \tag{1}$$

式中,$x_i(t_j)$ 为测点 i 在 t_j 时刻的监测变量;$X(t_j)$ 为 t_j 时刻所有观测点构成的向量形式。

通过模型估计值和观测值之间的残差最小化求出权重,最后的预测结果 $X_{\text{est}}(t_k)$ 为:

$$X_{\text{est}}(t_k)=\boldsymbol{D}(\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\otimes\boldsymbol{D})^{-1}\cdot(\boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}\otimes X_{\text{obs}}(t_k)) \tag{2}$$

式中,$X_{\text{obs}}(t_k)$ 为 t_k 时刻的观测值。

利用式(2)计算出滑动窗口的估计值和观测值之间的偏差序列,构建系统健康状态评估指标,即整体偏离度 s(用于定量衡量实时状态与非热带气旋状态的偏离程度):

$$s=\frac{1}{l}\sum\left|X^{l}_{\text{obs}}(t_j)-X^{l}_{\text{est}}(t_j)\right| \tag{3}$$

式中,$X^{l}_{\text{obs}}(t_j)$、$X^{l}_{\text{est}}(t_j)$ 分别为观测值和估计值在时间点 t_j 向前 l 个时间点构成的滑动窗口值;l 为窗口大小。

计算健康状态验证集的估计值,固定阈值 E_y 为:

$$E_y=kE_v \tag{4}$$

式中,k 为系数,可由工作人员根据运行经验确定(一般为 1.2～1.8 之间,本文取 1.2);E_v 为滑动窗口残差均值绝对值的最大值。

新的观测数据输入时,对当前时间最近 t_0 时长的整体偏离度序列 S 为:

$$S=\{S_{t-t_0+1},S_{t-t_0+2},\cdots,S_{t-1},S_t\} \tag{5}$$

式中,$S_{t-t_0+1},S_{t-t_0+2},\cdots,S_{t-1},S_t$ 分别为依据式(3)计算的对应滑动窗口的整体偏离度。

通过计算 S 每个时间点滑动窗口数据的中位数 M_i 和四分位差 Q_i($i=1,2,\cdots,t_0$),形成 M 序列和 Q 序列。

采用 SVR 对偏离度 M 序列进行预测,对未来 $t+1$ 时间点构成滑动窗口的整体偏离度水平的预测值,将其记为 $\hat{M}_{t+1}$。根据 $\hat{M}_{t+1}$ 定义未来 $t+1$ 时间段的动态阈值 M_0 为:

$$M_0=\hat{M}_{t+1}+a\bar{Q} \tag{6}$$

式中,a 为放大系数;$\bar{Q}$ 为 q 序列的均值。

若实时气象数据的整体偏离度超过该时间点的动态阈值,则进行预警。

3　结果与分析

3.1　数据准备

试验数据包括澳门地区的时序实测气象水文数据。其中,气象数据包含 2017～2020 年逐小时气象数据,包含时平均海平面气压、时平均温度、时平均湿度、时平均露点温度、时盛行风向、时平均风速、时最高阵风、时降雨量共 8 个维度。水位数据包括 2017～2020 年期间澳门地区相关的 7 个热带气旋期间澳门半岛地区共 17 个水位站逐分钟水深(站点所在位置的积水深度)数据,数据来源为澳门气象局。2017～2020 年期间澳门地区相关的 7 个热带气旋信息见表 1。

表 1　2017～2020 年期间澳门地区相关热带气旋信息统计表

Tab. 1　Information on tropical cyclones related to the Macau Region during 2017-2020

热带气旋	年份	等级	测站最高小时平均风速/(km·h^{-1})	与澳门最近距离/km
天鸽	2017	强台风	95.1	40
山竹	2018	超强台风	92.2	65
木恩	2019	热带风暴	25.4	400
韦帕	2019	热带风暴	38.8	270
杨柳	2019	热带风暴	25.6	550
森拉克	2020	热带风暴	28.6	530
海高斯	2020	台风	70.6	20

中国知网　https://www.cnki.net

澳门特别行政区位于中国大陆东南沿海，属于热带气旋高发地区。台风期间，气压、风速会变化比较明显，同时会一定程度影响温度和降雨，最大风速、最小气压、最大降雨量等维度对于台风风暴潮危险性的影响较大[9]。因此，基于海平面气压、温度、湿度、平均风速和降雨量等气象变量数据，首先以 2017～2019 年非热带气旋期间的气象数据作为训练集，人工剔除所有可能受到热带气旋影响的数据，用于训练构建历史健康矩阵；用 2020 年的非热带气旋期间气象数据作为验证集，用以判断是否偏离健康状态的固定阈值。最后，针对 7 个热带气旋期间的气象情况进行测试。

由于各数据基础要素的量纲不同，对数据进行归一化处理。计算动态阈值模型时，过于庞大的历史健康矩阵会影响计算效率，使用聚类算法对训练集样本进行特征处理，作为健康矩阵 $\boldsymbol{D}$[10]，以达到有效降低样本数量，提升计算效率，同时避免历史局部奇异值影响的目的。

3.2 结果讨论

选择偏离度序列滑动窗口为 5，构建 M（中位数）序列和 Q（四分位差）序列后，用 SVR 进行预测并得出动态阈值。以“山竹”、“天鸽”、“海高斯”、“韦帕”4 个热带气旋分别展现超强台风、强台风、台风和热带风暴 4 种等级的效果。模型利用气象数据对“山竹”、“天鸽”、“海高斯”、“韦帕”四个热带气旋的动态阈值进行预测，4 个热带气旋等级分别为超强台风、强台风、台风和热带风暴。其中“山竹”、“天鸽”和“海高斯”的气旋中心经过或接近澳门地区；而“韦帕”是登陆中心离澳门较远，主要是台风外围环流影响澳门地区。

四个热带气旋期间固定阈值和动态阈值预警对比结果见图 2，蓝色的折线为热带气旋前后的偏差值变化，绿色折线为动态阈值，橘黄色直线为固定阈值，基于 MSET 计算得出固定阈值为 0.377 3。根据试验数据，为减少虚警发生的概率，采用连续两个时间点均超过动态阈值，且整体偏离度累计大于0.3才进行预警，以减少个别异常时间点导致的虚警发生。其中“森拉克”只触发了动态阈值的预警，未触发固定阈值的预警，动态阈值预警相较固定阈值预警面对热带风暴等强度较低的热带气旋具有更好的预警效果。以热带气旋发生期间及热带气旋前后三天的实际水位作为热带气旋发生期间与非热带气旋期间预警效果的验证，基于动态阈值预警方法，非热带气旋期间模型能准确判断未出现异常的情况，而热带气旋发生时则能有效识别异常情况提前发出预警。

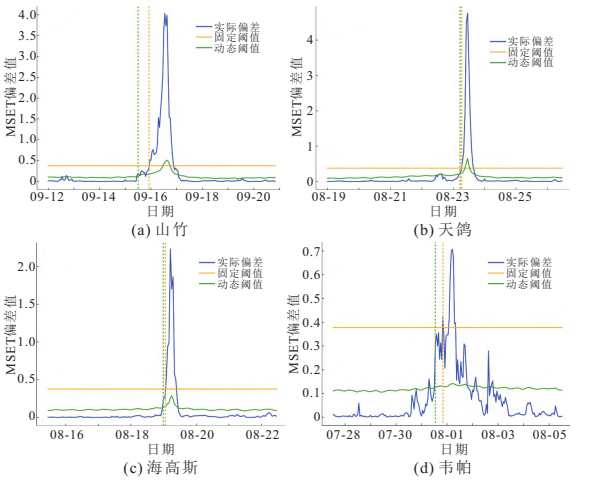


图 2 四个热带气旋期间固定阈值和动态阈值预警对比图

Fig. 2 Comparison of fixed threshold and dynamic threshold early warning during four tropical cyclones

表 2 为所有 7 个热带气旋动态阈值和固定阈值预警情况的统计结果。统计结果显示，7 个热带气旋中，固定阈值条件下共预警 5 个热带气旋，未预警气旋及风暴潮影响澳门期间，各水位站监测到的最高水位为 0.21 m，而动态阈值条件下可以预警 6 个热带气旋，未预警气旋期间监测到的最高水位仅为 0.05 m。在动态阈值和固定阈值均有预警的情况下，动态阈值比固定阈值均有明显提前。对比实际水位峰值时间，“天鸽”强台风对比实际水位峰值提前预警 5 小时 42 分；“海高斯”台风比实际水位峰值提前预警 6 小时 5 分；“韦帕”热带风暴比实际水位峰值提前预警 19 小时 57 分；“山竹”超强台风比实际水位峰值提前预警 26 小时 27 分。基于前期 K-means 进行降采

表 2 各热带气旋动态阈值和固定阈值预警对比统计表

Tab. 2 Comparative statistics of dynamic threshold and fixed threshold early warning of tropical cyclones

热带气旋	固定阈值预警时间	动态阈值预警时间	程序运行时间/s	最高水位/m	实际水位峰值时间	预测提前量
天鸽	2017-08-23 7:00	2017-08-23 6:00	2.74	1.62	2017-08-23 11:42	5 时 42 分
山竹	2018-09-15 23:00	2018-09-15 12:00	2.82	1.67	2018-09-16 14:27	26 时 27 分
木恩	未预警	未预警	2.82	0.05	2019-07-03 8:55	无
韦帕	2019-07-31 20:00	2019-07-31 13:00	3.07	0.50	2019-08-01 8:57	19 时 57 分
杨柳	2019-08-26 4:00	2019-08-26 3:00	3.12	0.06	2019-08-26 6:50	3 时 50 分
森拉克	未预警	2020-07-31 17:00	3.02	0.21	2020-08-01 6:15	13 时 15 分
海高斯	2020-08-19 2:00	2020-08-19 0:00	3.05	0.82	2020-08-19 6:05	6 时 5 分

中国知网 https://www.cnki.net

样,大幅提升了程序运行效率,对 6～9 d 的预警试验也能维持在 3 s 左右,有效改进了原 MSET 方法运行较慢的缺点。

从水位峰值预警提前时间、异常状态识别、运行效率多方面评估本研究的预警效果。试验结果表明,对于水位峰值预警提前时间,预警系统有效增加了沿海城市风暴潮的预警提前时间。对于异常状态识别,改进的动态阈值 MSET 预警模型对比传统的 MSET 在对风暴潮的预警上更加及时有效。对于运行效率,本研究模型运行效率较高,每次运行时间均维持在 3 s 左右,具有较高的实用性。

对比 4 个热带气旋期间实际偏差最大时各因素偏差情况,见图 3。可以看到 5 个因素在发生热带气旋期间均有偏差影响。风速和气压造成的偏差最大,而温度、湿度和降雨量影响相对较小。对于强度较大的热带气旋,如“山竹”、“天鸽”等超强台风与强台风,由气压造成的偏差则更大,而热带风暴“韦伯”的偏差则相对较小,风速及中心气压与热带气旋的强度及移动路径密切相关,在台风风暴潮监测中,需要重点关注台风强度、移动路径及登陆区域等情况,监测风速和气压的变化,气压和风速变化越大,台风等级越高,风暴潮导致的城市倒灌和积水越严重。

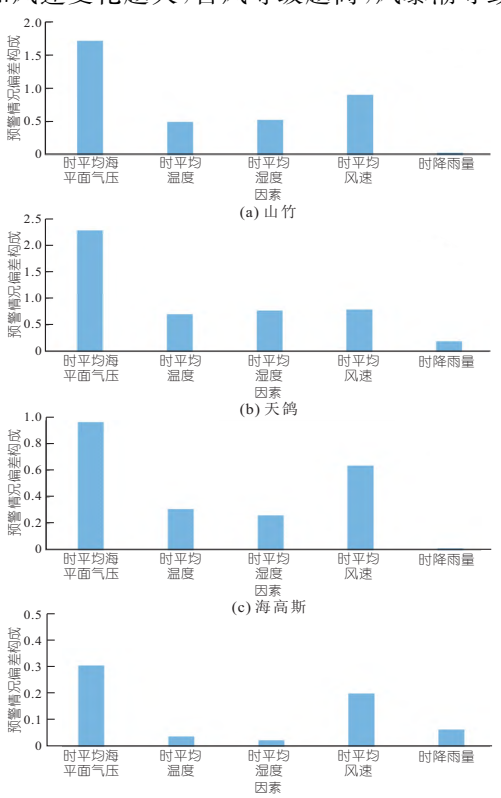


图 3　四个热带气旋期间实际偏差最大时各因素偏差对比图

Fig. 3　Comparison chart of each factor deviation when the actual deviation is the largest during four tropical cyclones

4　结论

a. 基于聚类多元状态评估方法建立了一个沿海城市台风预警模型,识别判断热带气旋期间气象数据的异常情况,提出了城市对于风暴潮灾害的直接预警方法。通过对超强台风、强台风、台风、热带风暴 4 种强度的热带气旋期间预警验证,所提预警方法对比固定阈值方法平均提前预警 4 h,同时程序运行时长较短,运行时长最大为 3.12 s,运行效率对比传统数值模拟有较大优势,模型建模数据集不需要高精度地形及气象预报等数据,且计算资源需求较少,更适合实际业务应用,证实了模型在短期预报方面的高效性。

b. 当前数据集的时间跨度较小,可能不足以覆盖所有极端情况。未来研究中可以增加不同年份及不同台风路径下的气象数据,以更全面覆盖各种天气条件,从而提高模型对多样化情境的适应性。

参考文献:

[1] 尹文静, 段炼, 高鹏. 基于循环神经网络的西北太平洋台风路径预测[J]. 科技和产业, 2024,24(9): 117-123.

[2] 魏思. 基于时空序列特征的台风路径预测的研究[D]. 西安: 长安大学, 2023.

[3] 林林茂. 基于 ADCIRC 模式的台风风暴潮数值模拟与危险性分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.

[4] 隆敏, 周舜轩, 韦露斯, 等. 基于 ADCIRC 模式的粤港澳大湾区风暴潮精细化预报模型研究[J]. 水电能源科学, 2022,40(10): 91-94.

[5] LEE J W, IRISH J L, BENSI M T, et al. Rapid prediction of peak storm surge from tropical cyclone track time series using machine learning[J]. Coastal engineering, 2021, 170: 104024.

[6] 刘媛媛, 张丽, 李磊, 等. 基于多变量 LSTM 神经网络模型的风暴潮临近预报[J]. 海洋通报, 2020, 39(6): 689-694.

[7] 于良巨. 温带风暴潮灾害链的识别与区分——以莱州湾风暴潮为例[J]. 灾害学, 2021, 36(1): 13-17.

[8] 牛玉广, 李晓彬, 张佳辉. 基于多元状态估计与自适应阈值的电站辅机故障预警[J]. 动力工程学报, 2019, 39(9): 717-724.

[9] 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.

[10] TANG J, LI R X, HUANG Y H, et al. Research on the accurate forecasting of monthly electricity demand based on the multi-feature analysis[J]. Power system protection and control, 2017, 45(16):145-150.

(下转第 10 页)

中国知网　https://www.cnki.net

对气温和降水的模拟精度得到提升，MME 的模拟性能最佳。岷江流域未来气温、降水整体呈上升趋势。未来耕地、林地、建设用地面积相较 2014 年增加，草地、裸地和水域面积减少。

b. 相较基准期，岷江流域未来径流呈现增长趋势，SSP5-8.5 情景下的年均径流大于 SSP2-4.5 情景。月平均径流量的增长主要集中在 4、5、11 月，减少集中在 7、8 月。径流增幅最大的区域在西北地区和东南地区，且随着时间推移增幅扩大。2014～2050 年土地利用变化将导致年均径流减少。

参考文献：

[1] 游如玥. 气候变化对未来径流的影响研究[D]. 成都：四川大学，2021.

[2] CHEN T, YE Y, YANG K B, et al. Study on the impact of future climate change on extreme meteorological and hydrological elements in the upper reaches of the Minjiang River[J]. Advances in meteorology, 2023, 2023: 9458678.

[3] YANG J, HUANG X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019 [J]. Earth system science data, 2021, 13(8): 3907-3925.

[4] ZHANG T Y, CHENG C X, WU X D. Mapping the spatial heterogeneity of global land use and land cover from 2020 to 2100 at a 1 km resolution[J]. Scientific data, 2023, 10(1): 748.

[5] MARAUN D. Biascorrection, quantile mapping, and downscaling: Revisiting the inflation issue[J]. Journal of climate, 2013, 26(6): 2137-2143.

[6] 顾再柯，黄森，黄金权，等. 赤水市大石河小流域不同土地利用类型汛期产流产沙特征[J]. 中国水土保持，2025(1)：68-71，75.

Simulation and Prediction of Runoff in the Minjiang River Basin Under Future Climate and Land Use Changes

GAO Jie[a,b], LAI Yi-fan[a,b], AO Tian-qi[a,b]

(a. College of Water Resource and Hydropower; b. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: With the intensification of climate change and the increasing influence of human activities, significant alterations have occurred in the global hydrological cycle. This study focuses on the Minjiang River Basin. The coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) data and SWAT models were used to evaluate runoff characteristics under future climate and land use changes. The results show that under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, temperature and precipitationis are projected to increase. Future runoff is projected to increase. The concentration of increased monthly runoff occurs in April, May, and November, while the decrease is predominantly observed in July and August. In spatially, the increase of runoff is primarily concentrated in the southeastern and northwestern regions. The land use changes are projected to reduce annual average discharge. This study can provide scientific basis for the formulation of water resource management policies in the Minjiang River Basin.

Key words: climate change; CMIP6; land use; SWAT model; runoff prediction

（上接第 33 页）

Study on Early Warning Method of Typhoon Storm Surge in Coastal Cities Based on Improved Dynamic MSET

LV Lin-jie[1], TANG Jing[2,3], XU Peng-fei[2], LENG Ying-li[2], ZHENG Yong-jie[3,4], HAN Yi-lin[3]

(1. Metrology Center, State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Beijing 100032, China; 2. College of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China; 3. Yuanguang Software Co., Ltd., Zhuhai 519085, China; 4. School of Environmental Studies, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: Typhoon storm surges seriously threaten coastal cities, and efficient and accurate early warning is of great significance for disaster prevention and mitigation. However, existing prediction methods have limitations in operational resources and computational efficiency. Also, most early warnings focus on typhoon paths or sea level rise heights, rarely directly addressing urban safety and risk status. Taking typhoon storm surges as the research object, this paper constructs a clustering based dynamic multivariate state assessment model by using meteorological and urban water level historical data, along with clustering, multivariate state evaluation methods, and support vector regression algorithms. The model builds a normal state health memory matrix to identify deviations and anomalies during typhoon storm surges, realizing rapid early warning of typhoon storm surge disasters in coastal cities. The 2017-2020 tropical cyclone dataset affecting Macau were used to training and validation. The results show that among the 7 major tropical cyclones, 6 with severe impacts can be effectively warned. The maximum early warning lead time compared to the actual peak water level time is 26 hours, and the model runs in about 3 seconds, enabling rapid identification of urban water level abnormal signals and effective early warning of typhoon approaching and storm surge severity.

Key words: Typhoon; early warning; multiple state evaluation; storm tide

中国知网 https://www.cnki.net