

刘旭, 董剑希, 姜珊, 等. 基于小波分析的我国台风风暴潮直接经济损失周期分析及预测[J]. 海洋学报, 2023, 45(7): 137–146, doi:10.12284/hyxb2023109

Liu Xu, Dong Jianxi, Jiang Shan, et al. Based on wavelet analysis of the direct economic loss of the typhoon storm surge in China cycle analysis and prediction[J]. Haiyang Xuebao, 2023, 45(7): 137–146, doi:10.12284/hyxb2023109

# 基于小波分析的我国台风风暴潮直接经济损失周期分析及预测

刘旭<sup>1,2</sup>, 董剑希<sup>1</sup>, 姜珊<sup>1</sup>, 赵达君<sup>3</sup>, 付翔<sup>1</sup>, 王峥<sup>1</sup>, 梁颖祺<sup>1</sup>

(1. 国家海洋环境预报中心, 北京 100081; 2. 北京林业大学 经济管理学院, 北京 100083; 3. 新疆农业大学 经济管理学院, 新疆维吾尔自治区 乌鲁木齐 830052)

**摘要:** 本文选取 1989–2021 年我国台风风暴潮直接经济损失统计数据, 依据线性趋势法和 Mann-Kendall 非参数检验法进行分析, 结果表明, 32 年间我国风暴潮灾害经济损失呈现显著下降趋势, 整体呈厚尾分布特征, 采用对数化处理后呈显著的正态分布特征。采用 Morlet 小波变换对我国台风风暴潮直接经济损失的周期变化规律进行分析,  $t$  检验结果显示, 全域存在准两次高频振荡, 1~2 年及 7~8 年的周期振荡, 但随时间变化年际周期逐渐缩短为 3~5 年, 说明风暴潮经济损失序列存在高频振荡和多周期嵌套的低频振荡规律。在此基础上, 采用 Daubechies 小波分解分离高频信号和低频信号, 均方根误差和信噪比精度分析结果表明, 当小波基设置消失矩为 7, 分解层数为 2 时, 我国台风风暴潮直接经济损失时间序列具有最优分解重构效果。对各分解层进行小波系数平稳性检验和白噪声检验, 建立的小波分解-ARMA 组合模型的模拟精度和预测精度均优于传统的自回归移动平均模型和 Fourier 级数拓展模型, 证明了小波分解法在我国台风风暴潮经济损失快速评估中具有可靠性和优越性。

**关键词:** 风暴潮直接经济损失; Mann-Kendall 非参数检验; Morlet 小波变换; Daubechies 小波分解; 自回归移动平均模型

中图分类号: P458.1<sup>+</sup>24

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2023)07-0137-10

## 1 引言

台风风暴潮灾害居我国海洋灾害之首<sup>[1]</sup>, 其导致的经济损失占我国全部海洋灾害经济损失的 90% 以上, 风暴潮灾害是唯一纳入民政部巨灾范畴的海洋灾害<sup>[2]</sup>。在全球气候变化的背景下, 海岸带叠加区域社会经济的聚集效应<sup>[3-4]</sup>, 导致其脆弱性更加明显<sup>[3]</sup>。因此, 沿海地区对风暴潮灾害的防灾减灾需求进一步提高, 其中风暴潮灾害经济损失预测可直接为防潮减灾工作提供决策辅助支撑<sup>[4]</sup>。

风暴潮灾害经济损失评估是政府和学术界在防

灾减灾领域的关注热点。大量学者对风暴潮灾害经济损失进行分析并建立预测模型。模型可分为 3 类: 第一类是基于数值模式建立风暴潮漫滩模型<sup>[5]</sup>, 计算总水位和波浪爬高, 采用情景模拟法构建风暴潮风险等级评估<sup>[6-7]</sup>, 该方法目前主要用于风险评估和区划<sup>[8-9]</sup>; 第二类是基于该研究区域风险关联的危险性、脆弱性和抗灾能力等要素构建指标体系<sup>[10]</sup>, 利用回归模型和机器学习算法, 例如最优加权组合法<sup>[11]</sup>、神经网络<sup>[12-13]</sup>, 建立风暴潮经济损失预测模型; 第三类是基于历史数据驱动的时间序列模型, 通过数理模型对研究对象的时间特征进行分析, 发现其中的规律并实

收稿日期: 2022-08-31; 修订日期: 2023-01-02。

基金项目: 国家自然科学基金(41976221, 41576029); 国家重点研发计划(2021YFB3900405)。

作者简介: 刘旭(1986—), 女, 北京市人, 博士, 主要从事海洋灾害评估及系统分析。E-mail: fairyjube@126.com

现预测<sup>[14-15]</sup>。3类方法的优缺点在于:第一类基于风暴潮和海浪数值模式的情景分析法可较为精细地刻画潮位变化特征,但建模成本高、工作量大、模型区域泛化能力较弱<sup>[16]</sup>,而且建模过程中高精度的地理地形数据和社会经济数据的获取及空间匹配性也制约着此类方法的广泛应用<sup>[7]</sup>;第二类构建指标体系法相对全面地结合了危险性、脆弱性以及抗灾能力等风险要素,危险性指标多以最大增水<sup>[13, 17-18]</sup>为主,还包括超警戒潮位<sup>[12-13]</sup>、中心气压和最大风速<sup>[13, 17-18]</sup>、灾害过程持续天数<sup>[19]</sup>、最大日降雨量<sup>[20]</sup>等;脆弱性指标多以沿海区域 GDP 和人口<sup>[13, 17, 19-20]</sup>指标为依据,还包括了海岸线长度<sup>[18-19]</sup>、耕地面积<sup>[12-13]</sup>、防波堤损坏长度<sup>[13]</sup>等;抗灾能力以地方财政收入<sup>[12-13, 18]</sup>和医疗卫生机构数量<sup>[18-20]</sup>为主,还包括了电话普及率<sup>[19]</sup>、海洋环境监测站个数<sup>[13]</sup>、预报准确率<sup>[20]</sup>等。目前指标体系的构建主要依赖于专家的先验知识,存在很大的不确定性<sup>[21]</sup>。针对这一问题,郭腾蛟和李国胜<sup>[21]</sup>采用先验性因素分析方法进行指标遴选,探讨了构建指标体系的合理性。袁顺等<sup>[22]</sup>构建了政府灾害防御能力协调度指标,采用傅里叶变换对政府灾害补贴的协调度进行检验,结果表明存在突变和非线性平稳特征。Yi 等<sup>[23]</sup>采用广义最小二乘法和脉冲响应分析研究了我国经济发展与灾害损失的相互作用关系,结果表明高水平的经济发展增加了灾害损失的强度和持续时间,而高水平的绿色海洋经济创新发展可减弱灾害损失的强度。由此看出,风暴潮灾害经济损失的评估和预测具有高维非线性特点,如何科学地选取指标刻画风暴潮灾害经济损失的影响因素,是应用指标体系法进行科学合理的定量评估和预测的基础,而各指标间是否存在冗余和相互关联也是亟需解决的问题之一。风暴潮灾害经济损失预测是较为复杂的系统<sup>[13]</sup>,既与台风强度、天文潮周期等自然特征有关,还与受灾地区的社会经济特征和抗灾能力相关<sup>[14]</sup>,这些参数目前无法直接测量,只能间接通过相关变量进行描述<sup>[21]</sup>。在风暴潮灾害影响机制尚未十分清晰的背景下,第三类方法将时间序列作为研究对象可能是一条有效途径<sup>[14, 24-25]</sup>,具有数据收集方便、计算快速、业务化能力强的优势<sup>[15, 26]</sup>。

目前,时间序列法研究主要集中于经济<sup>[27]</sup>、交通<sup>[28]</sup>、电力<sup>[29]</sup>等领域。在海洋学领域,该方法在预测海平面变化<sup>[30]</sup>、赤潮次数<sup>[15]</sup>、绿潮规模<sup>[26]</sup>等方面进行了初步尝试。以风暴潮灾害为研究对象的时间序列分析和预测的研究较少。潘艳艳等<sup>[14]</sup>采用 Fourier 级数扩展模型拟合了 1989-2013 年我国风暴潮灾害经济损失数据,拟合结果呈现出约 10 年的周期性波动,不过该方法在周期分析中存在全域性问题,忽略了不同时段

周期波动的动态变化规律。本文采用的小波分析具有较强的时频局部化能力,解决了 Fourier 变换分析窗口无法改变的问题,无须假定信号和噪声分布,可实现滤波的自适应功能<sup>[31]</sup>。通过小波信号分解与重构,能够有效提取时间序列中的低频信号,反映序列的周期变化特征,适用于具有趋势性和周期性的小样本时间序列数据的仿真测试与预测<sup>[27, 29]</sup>,符合风暴潮灾害经济损失的时间序列特征。到目前为止,尚未有文章从时间序列角度采用小波分析对我国风暴潮灾害直接经济损失进行研究。

本文以我国 1989-2021 年 175 次风暴潮过程的直接经济损失时间序列为分析对象,首先通过趋势分析<sup>[32]</sup>和周期分析<sup>[33]</sup>以期从时域和频域的双重角度较全面地揭示经济损失的变化规律。在此基础上,根据最大重叠离散小波变换(Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform, MODWT)的算法<sup>[31]</sup>,采用 Daubechies 小波分解法提取序列的趋势项和周期项,构建小波分解-自回归移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARMA)组合预测算法模型,并在拟合效果和测试效果等方面与单一的 ARMA 模型、傅里叶级数模型、离散小波模型进行比较。结果表明,引入小波分解后的组合模型预测效果与实际灾害损失波动规律更为吻合,验证了小波分析法在风暴潮灾害经济损失的模拟和预测中具有可行性和可靠性。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据预处理

根据 1989-2021 年《中国海洋灾害公报》的统计结果,系统梳理了我国 175 次台风风暴潮过程造成的直接经济损失。由于 32 年间我国经济处于快速发展阶段,为了更准确地反映灾害的经济损失情况,采用各年份 CPI 指数将经济损失数据统一折现到 2021 年,构建 1989-2021 年我国台风风暴潮直接经济损失时间序列。

### 2.2 小波分析

#### 2.2.1 Morlet 小波分析法

Morlet 小波分析法可从时域和频域两个角度揭示序列的周期波动特征<sup>[30]</sup>。在周期分析过程中,首先可根据小波变换系数实部等值线图闭合中心的正负值判断增减性和突变性,分析序列多时间尺度的周期变化和时域分布特征。小波能量谱图能够反映不同域空间内振荡周期下的强弱变化,功率越高则周期性越明显,可通过  $t$  检验分析周期的显著性<sup>[29]</sup>。

#### 2.2.2 Daubechies 小波分解与重构

Daubechies 小波基具有正交性和紧支撑性的双重

优势,适用于包含周期性和趋势性的非线性复杂系统的仿真与预测<sup>[27-28]</sup>。Daubechies小波族具有1~10阶消失矩,随着消失矩增加表现出正则性增强和支撑区间减弱的特性,通过对1~10阶消失矩小波重构的光滑性和信号的空间局部分辨率进行均方根误差(RMSE)分析,筛选出最优消失矩。小波分解层数决定了小波的正交性,层数过大导致趋势项信息过于集中而信号失真,层数过小使得信号提取不充分而无法从混合信号中提取出有效信息,在判定最优消失矩的基础上,根据信噪比(SNR)判定最优分解层数<sup>[34]</sup>。

### 2.3 ARMA 模型

自回归移动平均(ARMA)模型是根据一组相依有序的离散数据建立的反映时间序列中所包含的动态依存关系的数学模型,是一种对未来状态预测的数据驱动型分析方法<sup>[29]</sup>。根据Box-Jenkins建模方法构建ARMA模型,首先需要检验数据的平稳性,一般来讲,通过小波分解重构后的各分量较原始信号平稳性更强<sup>[34]</sup>,综合采用自相关函数(ACF)和偏自相关函数(PACF)检验法和ADF、PP检验法诊断数据的平稳性。对于符合建模条件的平稳非白噪声序列,在依据ACF和PACF初步判断模型阶数的基础上,通过AIC法筛选出最优模型,采用最大似然估计法进行模型参数估计,通过参数检验和残差检验的ARMA模型具有可预测性。

### 2.4 小波分解-ARMA 组合预测模型

统计得到1989-2021年175次台风风暴潮灾害直接经济损失,采用前160次作为训练集进行模型构建,第161~175次作为测试集,用于验证模型的可靠性。在采用MODWT<sup>[31]</sup>进行Daubechies小波最优消失矩和分解层数筛选的基础上<sup>[34]</sup>,得到不同分解层数的低频

序列和高频序列,对各子序列重构信号分别建立ARMA模型并线性叠加后,得到风暴潮经济损失小波分解-ARMA组合模型<sup>[29]</sup>。

## 3 结果与讨论

### 3.1 全国台风风暴潮直接经济损失时间序列特征分析

#### 3.1.1 趋势特征分析

根据《中国海洋灾害公报》的统计结果,1989-2021年我国台风风暴潮直接经济损失平均值为19.75亿元,中位数为6.97亿元,损失范围为0.01亿~287亿元。经CPI调整后的平均值为30.16亿元,中位数为9.59亿元,损失范围为0.01亿~435.01亿元。调整后的平均值和中位数均大于统计结果,主要与早期直接经济损失折现后增大有关。调整后的经济损失时间序列呈现出下降趋势(图1),该结果与Fang等<sup>[35]</sup>采用归一化法处理的风暴潮经济损失数据的变化趋势一致,也与Wang等<sup>[4]</sup>采用CPI法的分析结果一致。进一步采用Mann-Kendall趋势检验法进行显著性检验,检验结果 $Z = -5.64$ ,  $p = 1.65 \times 10^{-8}$ ,说明1989-2021年我国风暴潮灾害经济损失呈现显著下降趋势。

#### 3.1.2 分布特征分析

风暴潮直接经济损失的平均值和中位数相差较大,偏度为4.11,峰度为24.53,呈现出厚尾分布特征(图2a)。将各次风暴潮经济损失与平均值进行比较,大于平均值的风暴潮灾害过程为56次,在均值 $\pm 20\%$ 范围内波动的灾害过程为18次,大于均值100%的灾害过程共计20次,大于200%的灾害过程共计13次,由此看出风暴潮直接经济损失主要集中在平均值以下,峰值波动较为剧烈,峰值主要集中在20世

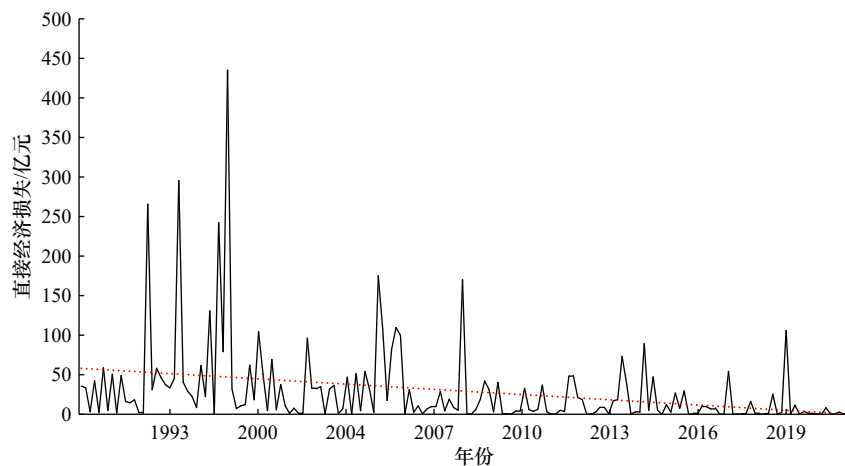


图1 1989-2021年中国台风风暴潮直接经济损失时间序列

Fig. 1 Time series of direct economic losses of typhoon storm surges in China from 1989 to 2021

纪 90 年代和 2000 年初。直接经济损失超过百亿的台风风暴潮过程分别发生在 1992 年、1994 年、1996 年、

1997 年、2000 年、2005 年、2006 年、2008 年和 2019 年，其中 1996 年发生了 3 次，2005 年发生了 2 次。

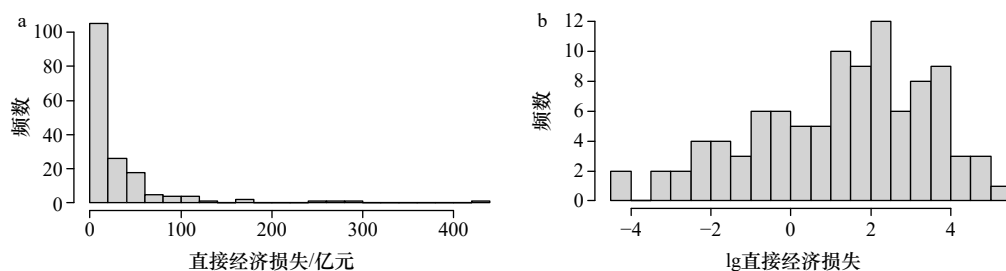


图 2 频数分布

Fig. 2 Frequency distribution

采用对数法进行平稳性处理，取对数后序列偏度为  $-0.65$ ，峰度为  $2.87$ ，呈现出正态分布特征(图 2b)。进一步采用 D'Agostino-Pearson 的  $K2$  综合法进行正态性检验，原假设为样本数据服从正态分布， $p = 0.085$ ，说明在置信区间为 95% 范围内正态分布特征显著。进一步采用拉格朗日乘数检验(LM 检验)，结果表明，对数化序列服从自由度为 12， $\chi^2$  为 20.865 的渐进卡方分布， $p$  值为 0.052，说明在置信区间为 95% 内呈现出显著的独立同分布特征。

### 3.1.3 周期特征分析

采用 Morlet 小波分析法分别对 1989–2021 年台风风暴潮直接经济损失序列进行小波变换。在方差实部求解中(图 3a)，小波系数正值等值线代表损失大于平均值，负值等值线代表损失小于平均值。图 3a 结果表明，我国 1989–2021 年的台风风暴潮直接经济损失存在多重时间周期嵌套的特征，存在准 2 次、准 6 次、准 10 次和准 40 次的周期，其中准 2 次、准 10 次和准 40 次通过显著性检验，第一主周期为 2 次，说明风暴

潮灾害经济损失存在高频振荡特征。准 10 次表现出 1~2 年的年代周期振荡，准 40 次表现出 7~8 年的年际周期振荡。

小波能量谱图(图 3b)结果表明，风暴潮经济损失周期振荡强度逐渐减弱，这与本文采用线性趋势、M-K 趋势检验结论保持一致，推测与防灾减灾措施的开展使得灾害经济损失下降有关<sup>[4]</sup>。从图 3b 还可以看出，从 2008 年开始 7~8 年(准 40 次)的年际周期振荡逐渐降低为 3~5 年(准 26 次)，振荡周期缩短往往意味着不确定性变化更为频繁，极端情况出现的频率增加<sup>[36]</sup>。该结论较采用 Fourier 级数模型得出我国台风风暴潮直接灾害损失周期为 10 年<sup>[14]</sup> 更短，与采用 Morlet 小波分析法得到的不同等级热带气旋频数周期振荡规律为 3~7 年，强度周期振荡规律为 1~3 年和 1~6 年的结果更为接近<sup>[37]</sup>。

## 3.2 全国台风风暴潮直接经济损失预测模型

### 3.2.1 Daubechies 小波分解与重构

3.1 节分析表明，我国台风风暴潮灾害经济损失

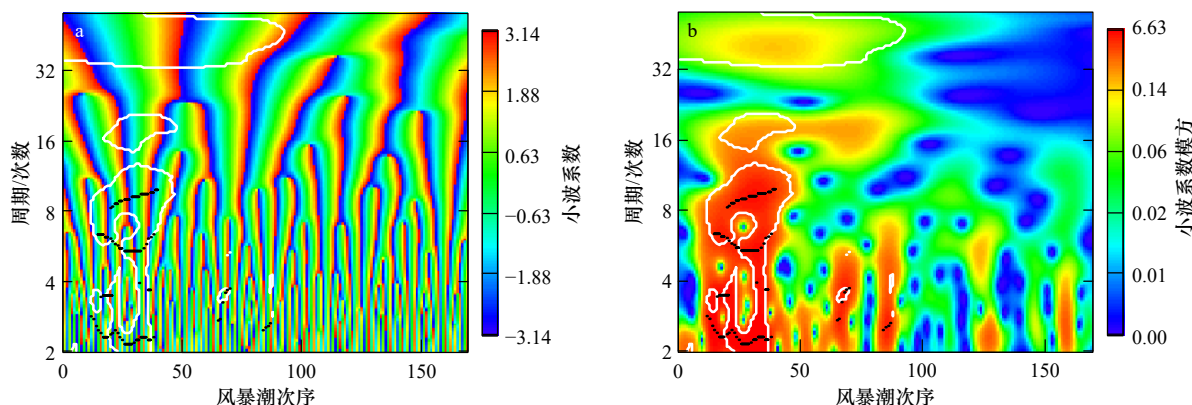


图 3 1989–2021 年中国台风风暴潮直接经济损失周期分析图

Fig. 3 Cycle analysis of direct economic loss of typhoon storm surge in China from 1989 to 2021

a. 小波变换实部分布图; b. 小波能量谱图

a. Real part of wavelet transform; b. wavelet energy spectrum

时间序列分析呈现出显著的趋势性和周期性, 因此采用具有紧支撑和正交性的 Daubechies 小波基将序列分解到不同频率通道上, 将分层信号进行重构, 进而提高仿真预测效果。采用 R 语言 wavelets 函数包进行数据处理, 1 阶消失矩为 harr 小波, 2 阶消失矩表示为 db4, 3 阶消失矩表示为 db6, 依次类推。对序列分

别采用 Daubechies 小波基 1~10 阶消失矩分解到最细一层后再将信号重构。表 1 结果表明, 1~6 阶随着消失矩增加小波分解重构效果提升, 从 db14 开始均方根误差显著下降, db16~db20 的均方根误差与 db14 重构误差较为接近, 因此筛选出最优消失矩为 db14。

表 1 db2~db20 小波分解重构信号误差

Table 1 Error of reconstructed signals by db2 to db20 wavelet decomposition

消失矩	harr	db4	db6	db8	db10	db12	db14	db16	db18	db20
均方根误差	234.1	84.4	76.9	151.4	187.8	133.5	$1.3 \times 10^{-9}$	$1.3 \times 10^{-9}$	$1.3 \times 10^{-9}$	$1.3 \times 10^{-9}$

进一步筛选出 db14 消失矩的最优分解层数, 根据序列长度最多可分解为 6 层, 分别比较各层重构信号的信噪比。表 2 结果表明, 1~3 层信噪比较为接近, 其中第 2 层信噪比最低, 4 层分解后信噪比明显升高说明分解层数过大导致了明显的信号失真。因此, 基于采用最大重叠离散小波变换技术, 筛选出 Daubechies 小波消失矩为 7 (db14) 的 2 层分解, 使得各层小波信号重构效果最优。

表 2 db7 小波分解层数信噪比

Table 2 db7 wavelet decomposition layers signal-to-noise ratio

分解层数	1	2	3	4	5	6
信噪比	18.9	18.4	19.7	26.8	675.7	1 291.8

### 3.2.2 重构信号的 ARMA 模型构建

首先, 分别对训练集采用 db14 小波 2 层分解重构的低通趋势信号 W2、高通噪声信号 V2 和 V1 进行平稳性检验和白噪声检验(表 3), 结果表明 3 个序列均为平稳白噪声序列, 不符合 ARMA 建模要求, 进而采用 db14 小波 1 层分解, W1 为平稳非白噪声序列, 因此对 W1 小波重构序列构建 ARMA 模型。

根据 W1 的 ACF 和 PACF 的滞后阶数 (LAG) 均

表 3 序列平稳性及白噪声显著性检验

Table 3 Series stationarity test and white noise significance test

检验方法	W1	V1	W2	V2	Y
ADF 检验	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
PP 检验	0.01	0.01	0.03	0.01	0.01
Q 检验	0.02	0.64	0.30	0.19	0.00
结论	平稳非白噪声	平稳白噪声	平稳白噪声	平稳白噪声	平稳非白噪声

呈现出 1 阶截尾特征(图 4a), 初步设定模型阶数为 ARMA(1, 1), 采用极大似然法对初步定阶的模型进行参数估计, 采用 t 检验法对模型参数进行显著性检验(表 4), 以避免因为参数过多造成过拟合问题。ARMA(1, 1)模型中 MA1 的系数未通过显著性检验, 因此分别拟合了 AR(2)模型和 MA(2)模型, 其中 AR(2)模型中 AR2 的系数未通过显著性检验, MA(2)模型各参数均通过显著性检验。进一步采用 Ljung-Box 法对 MA(2)的模型参数进行 Q 检验, 结果表明 MA(2)模型残差为白噪声序列, 说明不存在欠拟合问

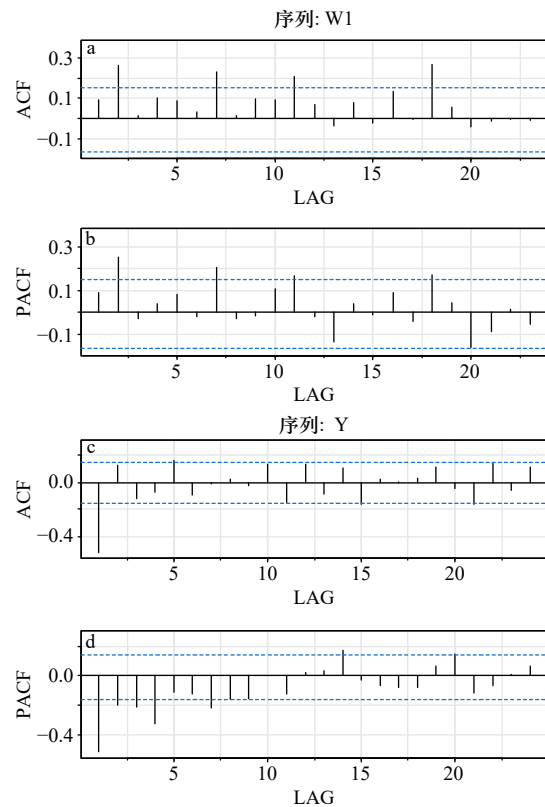


图 4 自相关性检验

Fig. 4 Autocorrelation test

表 4 ARMA 模型参数检验  
Table 4 ARMA model parameter test

	模型参数( $p$ 值)	结论
ARMA(1,1)	AR1 = -0.41(0.03), MA1 = 0.12(0.55), XMEAN = 85.07(0.00)	未通过
AR(2)	AR1 = -0.27(0.00), AR2 = 0.06(0.43), XMEAN = 85.09(0.00)	未通过
MA(2)	MA1 = -0.29(0.00), MA2 = 0.19(0.00), XMEAN = 85.13(0.00)	通过
AR(5)	AR1 = -0.61(0.00), AR2 = -0.51(0.00), AR3 = -0.44(0.00), AR4 = -0.40(0.00), AR5 = -0.19(0.01)	通过

题,拟合精度 AIC 为 289.66,因此确定我国风暴潮灾害经济损失小波分解预测模型为 ARMA(0, 0, 2)。

采用 ARMA 模型直接对风暴潮灾害经济损失序列进行拟合,经 M-K 检验结果表明序列呈现出显著的下降趋势,因此采用差分法构造序列 Y,经过 ADF 和 PP 检验 Y 序列为平稳非白噪声序列(表 3)。根据序列 ACF 为一阶截尾和 PACF 的拖尾特征(图 4b)将模型初步定阶为 MA(1),但未通过模型残差检验,说明信息未提取充分。经过重新定阶,AR(5)通过参数检验(表 4)和模型残差 Q 检验,拟合精度 AIC 为 760.74,因此,我国风暴潮经济损失预测模型为 ARMA(5, 1, 0)。

### 3.2.3 模型预测精度评价

为了进一步证明小波分解-ARMA 模型的有效性,选取单一的 Fourier 级数拓展模型<sup>[14]</sup>、ARMA 模型、小波分解模型和 Fourier 级数拓展-ARMA 组合模型与其进行比较。这里将 5 步滚动超前预测结果与实测值进行比较(图 5),采用均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、平均误差(ME)作为评价参数,结果表明小波分解-ARMA 组合模型的预测效果优于其他模型(表 5)。

与 Fourier 级数拓展模型相比较,小波分解法更加有效地模拟出随风暴潮经济损失的下降振幅减弱的特征,其中 2020-2021 年的改进效果尤为明显。Fourier 级数拓展模型由于时频窗固定,缺乏自我调节能力<sup>[27,29]</sup>,在预测过程中呈现出固定的振幅和波动规律;另外,单一的线性时间趋势变量使得该模型总呈现出均匀波动的时间路径<sup>[14]</sup>。引入 ARMA 模型替代线性趋势项构建的 Fourier 级数拓展-ARMA 组合模型,解决了线性时间趋势波动的问题,使得该组合模型的预测值更接近 2019-2021 年的实测值, RMSE 较单一的 Fourier 级数拓展模型提升了 38%,但由于其固定周期波动的问题仍存在,难以表达周期长度缩短的动态变化特征(图 3b,图 5)。

相比之下, Daubechies 小波分解的时频局部变化方式可在滚动预测过程中适时修正周期波动规律,对于极值预测表现出明显优势,可成功预测出 2019 年出现的直接经济损失极端大值。单一的 Daubechies 小波分解预测出 3 个峰值,其中第一个峰值的出现时间与实测极大值吻合,预测值较实测值偏低,后两个峰值明显高于实测值;引入 ARMA 后的小波分解模型

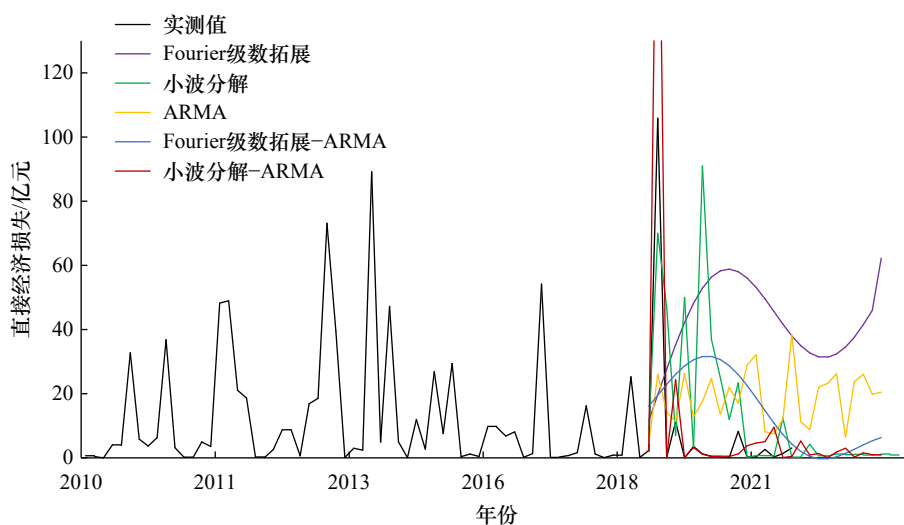


图 5 模型预测结果

Fig. 5 Model prediction results

表5 模型预测精度分析  
Table 5 Analysis of model prediction accuracy

参数	Fourier级数拓展	小波分解	ARMA	Fourier级数拓展-ARMA	小波分解-ARMA
MSE	2 469.13	1 034.40	685.94	938.12	249.20
RMSE	49.69	32.16	26.19	30.63	15.79
MAE	46.82	21.01	18.77	25.05	6.40
ME	36.05	15.65	8.80	11.55	5.30

在滚动预测中及时修正了波动规律,较单一 Daubechies 小波分解模型的 RMSE 提升了 51%。单一的 ARMA 模型呈现出明显的短期波动规律,因为没有周期波动项,因此预测值的均值化特征更为明显;而引入小波分解后的 ARMA 组合模型的 RMSE 提升了 39%。综合来看,小波分解-ARMA 组合模型在我国风暴潮灾害直接经济损失的趋势预测和极端值预测方面更具可靠性。

#### 4 结论

基于 1989-2021 年《中国海洋灾害公报》统计数据,分析了我国风暴潮灾害直接经济损失的趋势和周期变化特征,进而针对具有多周期振荡性特征的时间序列,采用小波分解-ARMA 模型对灾害损失进行拟合和预测,得出以下结论:

(1)对 1989-2021 年《中国海洋灾害公报》统计的 175 次台风风暴潮直接经济损失,采用 Mann-Kendall 趋势检验法进行检验,结果呈现显著的下降趋势。从分布特征看,直接经济损失整体呈现厚尾分布特征,经对数化处理后呈现出显著的独立同分布正态分布特征。从周期特征看,直接经济损失呈现出强弱交替的多尺度变化特征和多主周期变化规律,存在准 2 次高频振荡、1~2 年的年代振荡和 7~8 年的年际周期振荡,但随时间变化 7~8 年的年际周期逐渐缩短为 3~5 年。1992-1999 年为我国风暴潮经济损失最严重的强周期阶段,周期振荡强度随经济损失的减少也存在减弱趋势。

(2)采用最大重叠离散小波变换对台风风暴潮灾害经济损失序列进行分解, Daubechies 小波基 7 阶消失矩的 2 层分解效果最优。分别构建小波分解-ARMA 组合模型、Fourier 级数拓展-ARMA 组合模型和单一的 ARMA 模型、小波分解模型、Fourier 级数拓展模型进行 5 步超前滚动预测,由于小波分解-ARMA 组合模型的拟合和预测既考虑了序列的周期波动性,也

考虑了动态趋势性,预测效果较其他模型更可靠,与我国风暴潮灾害直接经济损失的时间序列变化更一致。

从长期来看,我国风暴潮灾害直接经济损失呈现出下降趋势,这与我国防灾减灾水平的提升有直接关系<sup>[4]</sup>,尤其是 2000 年后随着基础设施的不断完善<sup>[32]</sup>,灾害损失较 20 世纪明显下降<sup>[4]</sup>。近年来,我国风暴潮灾害损失 3~5 年的周期性可为制定针对性政策提供借鉴,逐渐缩短的周期波动意味着不确定性变化更加频繁,也为我国防潮减灾提出了更大的挑战。从小波分解-ARMA 组合模型的拟合和预测结果看,未来 2~3 年我国风暴潮灾害经济损失呈现出波动下降的趋势,推测与我国近几年防灾减灾措施的不断加强与<sup>[22-23]</sup>。

风暴潮造成的损失取决于其本身的物理特征、受灾地区的自然地理格局、产业生产特征、居住条件、应急状态下的公共服务能力等因素影响,仅对风暴潮灾害直接损失的时间序列进行预测仍难以服务于当下精准施策的治理需求。本研究由于工作量及数据可获得性等问题,尚未将这些因素添加进时间序列模型构建多元时间序列模型。下一步工作中,亟需解决的首要问题是深入分析风暴潮灾害经济损失暴露性、脆弱性和抗灾能力等指标的适应性和敏感性,深入研究风暴潮灾害损失影响要素的响应机制,进而将相关影响因素与时间序列模型整合起来,为防灾减灾提供决策辅助支撑。在数据获取方面,需要探讨如何采用多源数据融合的方法降低单一数据缺测或统计口径变化导致的模型整体偏差问题,以及如何应用好即将公布的灾害普查数据,进而提高预测模型的效果和可靠性。在模型仿真与预测过程中,还需注意各影响因素间是否存在冗余和相互耦合等问题,以便更全面准确地模拟风暴潮灾害经济损失的演变规律,进而在防灾减灾政策中补齐短板,服务于精准施策的治理需求,为提升政府防灾减灾管理效能提供技术支撑。

## 参考文献:

- [1] 于福江,董剑希,李涛,等. 风暴潮对我国沿海影响评价[M]. 北京: 海洋出版社, 2015.  
Yu Fujiang, Dong Jianxi, Li Tao, et al. Assessment of the Impact of Storm Surge on Coastal Areas in China[M]. Beijing: China Ocean Press, 2015.
- [2] 卢美. 浙江海岸台风风暴潮漫堤风险评估研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.  
Lu Mei. Study on risk assessment of seawall overflowed by typhoon storm surge at Zhejiang coast[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [3] 孔昊,彭本荣,刘容子,等. 气候变化对中国海洋经济可持续发展的影响[J]. 海洋环境科学, 2018, 37(1): 116–124.  
Kong Hao, Peng Benrong, Liu Rongzi, et al. Impacts analysis of climate change on China's marine economy[J]. Marine Environmental Science, 2018, 37(1): 116–124.
- [4] Wang Ke, Yang Yongsheng, Reniers G, et al. A study into the spatiotemporal distribution of typhoon storm surge disasters in China[J]. *Natural Hazards*, 2021, 108(1): 1237–1256.
- [5] 王凯. 台风影响下灾害性海洋动力过程时空特征及其对承灾体作用研究[D]. 青岛: 中国科学院大学(中国科学院海洋研究所), 2020.  
Wang Kai. Study on the spatial-temporal features of disastrous marine dynamic process and its effects on hazard-bearing body under the influence of typhoon[D]. Qingdao: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Oceanology, Chinese Academy of Science), 2020.
- [6] 王思. 基于GIS技术和卷积神经网络的风暴潮灾害风险评估与区划研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2021.  
Wang Si. Risk assessment and zoning of storm surge disaster using GIS techniques and convolutional neural network[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2021.
- [7] 孙海,嵇文捷,郑雅芝. 基于栅格与云模型的风暴潮洪水风险模拟评估方法——以珠海市香洲区为例[J]. 自然灾害学报, 2022, 31(1): 69–80.  
Sun Hai, Ji Wenjie, Zheng Yazhi. Storm surge flood risk simulation and evaluation method based on grid and cloud model: a case study of Xiangzhou District, Zhuhai City[J]. Journal of Natural Disasters, 2022, 31(1): 69–80.
- [8] Li Jian, Hou Yijun, Mo Dongxue, et al. Influence of tropical cyclone intensity and size on storm surge in the northern East China Sea[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 3033.
- [9] Jiang Xinyu, Mori N, Tatano H, et al. Simulation-based exceedance probability curves to assess the economic impact of storm surge inundations due to climate change: a case study in Ise Bay, Japan[J]. *Sustainability*, 2019, 11(4): 1090.
- [10] 郭腾蛟,李国胜. 风暴潮灾害经济损失灾前预评估研究进展[J]. 灾害学, 2018, 33(4): 164–168.  
Guo Tengjiao, Li Guosheng. Research progress on pre-assessment of economic losses before storm surge disasters[J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(4): 164–168.
- [11] 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, 842.  
Yin Kedong, Wei Qian, Li Xiongdong. The evaluation techniques of the socio-economic loss caused by storm surge disaster[J]. Marine Environmental Science, 2012, 31(6): 835–837, 842.
- [12] 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. The assessment of storm surge disaster loss based on BAS-BP model[J]. *Marine Environmental Science*, 2018, 37(3): 457–463.
- [13] 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.
- [14] 潘艳艳,王涛,赵昕. 风暴潮灾害损失时间路径模拟与预测[J]. 统计与决策, 2016, 449(5): 87–89.  
Pan Yanyan, Wang Tao, Zhao Xin. Time path simulation and prediction of storm surge disaster loss[J]. *Statistics and Decision*, 2016, 449(5): 87–89.
- [15] 孙丰霖. 中国沿海赤潮灾害时间序列特征的模拟与预测[J]. 海洋通报, 2021, 40(2): 232–240.  
Sun Fenglin. Simulation and forecast of the red tide's time series characteristics in China seas[J]. Marine Science Bulletin, 2021, 40(2): 232–240.
- [16] 李超超,田军仓,申若竹. 洪涝灾害风险评估研究进展[J]. 灾害学, 2020, 35(3): 131–136.  
Li Chaochao, Tian Juncang, Shen Ruozhu. Review on assessment of flood and waterlogging risk[J]. Journal of Catastrophology, 2020, 35(3): 131–136.
- [17] Taramelli A, Valentini E, Sterlacchini S. A GIS-based approach for hurricane hazard and vulnerability assessment in the Cayman Islands[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2015, 108: 116–130.
- [18] 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. Pre-assessment for the loss caused by storm surge based on the SVM-BP neural network[J]. Marine Environmental Science, 2017, 36(4): 615–621.

- [19] 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.
- [20] 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. Forecasting of typhoon disaster loss in Zhejiang Province based on the combination forecasting model[J]. Journal of Natural Disasters, 2013, 22(6): 223–231.
- [21] 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. The optimal analysis of the impact factors of economic losses due to typhoon storm surge based on confirmatory factor analysis[J]. Journal of Natural Disasters, 2020, 29(1): 121–131.
- [22] 袁顺, 赵昕, 南旭, 等. 结构突变视角下政府灾害支出的平稳协调机制[J]. 海洋环境科学, 2016, 35(1): 35–40.  
Yuan Shun, Zhao Xin, Nan Xu, et al. Coordination mechanism between coastal financial expenditure and disaster losses based on structural change[J]. Marine Environmental Science, 2016, 35(1): 35–40.
- [23] Yi Xiaojing, Sheng Kun, Wang Yuanyue, et al. Can economic development alleviate storm surge disaster losses in coastal areas of China?[J]. Marine Policy, 2021, 129: 104531.
- [24] 张丽旭, 赵敏, 蒋晓山. 中国赤潮发生频率的变化趋势及其多发年份的R/S预测[J]. 海洋通报, 2010, 29(1): 72–77.  
Zhang Lixu, Zhao Min, Jiang Xiaoshan. The change trend of happened frequency and the R/S forecast of frequently happened year for red tide in China[J]. Marine Science Bulletin, 2010, 29(1): 72–77.
- [25] 高强, 谷文凯, 林亚琼, 等. 山东省风暴潮灾害经济损失预测——基于灰色-周期外延组合模型[J]. 海洋经济, 2016, 6(1): 46–51.  
Gao Qiang, Gu Wenkai, Lin Yaqiong, et al. The financial loss prediction of storm surge in Shandong Province based on the gray-periodic extensional combinatorial model[J]. Marine Economy, 2016, 6(1): 46–51.
- [26] 刘旭, 梁颖祺, 王兆毅, 等. 基于海温因子的传递函数模型在黄海绿潮规模预测中的应用[J]. 海洋预报, 2022, 39(4): 91–101.  
Liu Xu, Liang Yingqi, Wang Zhaoyi, et al. Application of transfer function model in predicting the green tide scale in the Yellow Sea based on sea surface temperature[J]. Marine Forecasts, 2022, 39(4): 91–101.
- [27] 李威骏. 基于小波分析的股票市场异常波动及风险测度研究[D]. 成都: 西南财经大学, 2019.  
Li Weijun. Research on abnormal shocks of stock market and risk measurement based on wavelet analysis[D]. Chengdu: Southwestern University of Finance and Economics, 2019.
- [28] 孙世超, 董曜, 李娜, 等. 基于小波分解的集卡港内周转时间预测[J]. 上海海事大学学报, 2021, 42(3): 8–14.  
Sun Shichao, Dong Yao, Li Na, et al. Truck turnaround time prediction in a port based on wavelet decomposition[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2021, 42(3): 8–14.
- [29] 王晓亮. 基于时间序列分析理论的风速短期预测方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.  
Wang Xiaoliang. Research on short-term wind speed forecasting method based on time series analysis theory[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [30] 王淋淋. 珠江口海平面的变化机制及对沿岸淹没风险研究[D]. 北京: 清华大学, 2017.  
Wang Linlin. The mechanism of sea level changes in Pearl River Estuary and the assessment of coastal flooding risk[D]. Beijing: Tsinghua University, 2017.
- [31] 孙鹤泉, 金绍华, 张宇. 基于MODWT变换的海洋重力观测航行数据滤波方法[J]. 海洋通报, 2020, 39(4): 426–430.  
Sun Hequan, Jin Shaohua, Zhang Yu. MODWT transform applied to navigation data filtering in ocean gravity observation[J]. Marine Science Bulletin, 2020, 39(4): 426–430.
- [32] 邹磊, 夏军, 张印, 等. 海河流域降水时空演变特征及其驱动力分析[J]. 水资源保护, 2021, 37(1): 53–60.  
Zou Lei, Xia Jun, Zhang Yin, et al. Spatial-temporal change characteristics and driving forces of precipitation in the Haihe River Basin[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(1): 53–60.
- [33] 王晓利. 中国沿海极端气候变化及其对NDVI的影响特征研究[D]. 烟台: 中国科学院烟台海岸带研究所, 2017.  
Wang Xiaoli. Variation of extreme climate and its impact on NDVI in the coastal area of China[D]. Yantai: Yantai Institute of Coastal Zone Research, Chinese Academy of Sciences, 2017.
- [34] 方杰. 基于小波分析的人体血压预测[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.  
Fang Jie. Prediction of human blood pressure based on wavelet analysis[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2017.
- [35] Fang Jiayi, Liu Wei, Yang Saini, et al. Spatial-temporal changes of coastal and marine disasters risks and impacts in Mainland China[J]. Ocean & Coastal Management, 2017, 139: 125–140.
- [36] 张晓影, 叶彬, 刘海婧, 等. 基于小波功率谱和Anusplin的江苏省近58年来降水时空变化分析[J]. 水电能源科学, 2022, 40(1): 6–9.  
Zhang Xiaoying, Ye Bin, Liu Haijing, et al. Spatial and temporal variation of precipitation in Jiangsu Province in recent 58 years based on wavelet power spectrum and Anusplin[J]. Water Resources and Power, 2022, 40(1): 6–9.
- [37] 陈志伟. 西太平洋热带气旋的气候特征及对海洋热状态响应机理的研究[D]. 上海: 上海师范大学, 2019.  
Chen Zhiwei. Climatic characteristics of the Northwest Pacific tropical cyclone and its response mechanism with the thermal status of ocean[D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2019.

## Based on wavelet analysis of the direct economic loss of the typhoon storm surge in China cycle analysis and prediction

Liu Xu<sup>1,2</sup>, Dong Jianxi<sup>1</sup>, Jiang Shan<sup>1</sup>, Zhao Dajun<sup>3</sup>, Fu Xiang<sup>1</sup>, Wang Zheng<sup>1</sup>, Liang Yingqi<sup>1</sup>

(1. *National Marine Environmental Forecasting Center, Beijing 100081, China*; 2. *School of Economics & Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China*; 3. *College of Economics and Management, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China*)

**Abstract:** Based on the statistical data of direct economic losses of typhoon storm surge in China from 1989 to 2021, the economic losses of storm surge disasters in China during 32 years showed a significant downward trend, showing a thick-tailed distribution as a whole, and a normal distribution after logarithmic processing. The periodic changes of the direct economic losses of typhoon storm surge in China were analyzed by Morlet wavelet analysis method. According to the  $t$ -test, there were two quasi-high-frequency oscillations in the whole region, 1–2 years and 7–8 years oscillation, but the annual cycle gradually shortened to 3–5 years with the change of time. It indicated that the economic loss sequence of storm surge had high-frequency oscillation and multi-period nested low-frequency oscillation. On this basis, Daubechies wavelet decomposition was used to separate high frequency signal and low frequency signal. According to the results of root mean square error (RMSE) and signal-to-noise ratio, Daubechies wavelet base was set the vanishing moment is 7 and the number of decomposition layers is 2 for the direct economic loss time series of typhoon storm surges in China from 1989 to 2021, which had the optimal decomposition and reconstruction effect. Based on the results of stationarity test and white noise test of wavelet coefficients of each decomposition layer, the combined wavelet decomposed–ARMA model was established. The simulation accuracy and prediction accuracy were both better than that of single Autoregressive Integrated Moving Average model and Fourier series expansion model, which verified the reliability and superiority of wavelet decomposition method for rapid assessment of economic loss of typhoon storm surge in China.

**Key words:** storm surge economic losses; Mann-Kendall nonparametric test; Morlet wavelet transform; Daubechies wavelet decomposition; autoregressive integrated moving average