

文章编号:1005-9865(2016)04-0071-09

基于动态极值理论和 Copula 函数的极端 海平面高度预测建模

汪杨骏¹, 侯太平¹, 张 韧^{1,3}, 钱龙霞¹, 王 锋², 龙 强²

(1. 解放军理工大学气象海洋学院, 江苏 南京 211101; 2. 河北省唐山市曹妃甸工业区气象局, 河北 唐山 063000; 3. 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏 南京 210044)

摘 要: 全球气候变化背景下, 海平面上升是一个潜在的重大风险, 为防范气候灾害, 应对极端气象海洋事件, 需客观、定量地对未来极端海平面变化进行科学预测。为此, 基于 Copula 函数和动态极值分析理论, 综合考虑平均海平面变化(包括垂直陆地运动和基准的局地变化)与潮、涌、浪等其他气候变化的增水对极端海平面高度的影响, 采用 DREAM 方法改进 Bayes 推断对动态极值模型的参数空间估计问题, 提出一种新的模型对未来极端海平面高度变化进行预测, 旨在改进传统模型存在的不确定性问题, 并运用该模型对气候变化背景下厦门地区未来 35 年的海平面变化情景进行了模型应用和实验模拟。

关键词: 极端海平面高度; 动态极值模型; DREAM 方法; Bayes 推断; Copula 函数

中图分类号: P751 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16483/j.issn.1005-9865.2016.04.010

Prediction modeling of extreme sea level based on dynamic extreme value theory and Copula function

WANG Yangjun¹, HOU Taiping, ZHANG Ren^{1,3}, QIAN Longxia¹, WANG Feng², LONG Qiang²

(1. Institute of Meteorology and Ocean, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China; 2. Meteorological Bureau of Caofeidian Industrial Zone, Tangshan 063000, China; 3. Collaborative Innovation Center on Forecast Meteorological Disaster Warning and Assessment, Nanjing 210044, China)

Abstract: under the background of global climate change, sea level rise is a potential major risk. In order to prevent the climate disasters, to deal with extreme weather events, it is necessary to objectively and quantitatively predict the future extreme sea level changes. To this end, based on the theory of Copula function and dynamic extreme value analysis, this paper took comprehensive consideration of the influence of the mean sea level changes (including the vertical land movement and the baseline) and the changes of the water level of the tide, surge and wave, used Bayes method to improve the parameter estimation of DREAM. A new method is proposed to predict the future extreme sea level changes, and the proposed method is used to improve the existing problem of the traditional method, and the model is used to simulate the sea level changes in the future 35 years in Xiamen area.

Keywords: extreme sea level; dynamic extreme value model; DREAM; Bayes inference; Copula function

极端海平面事件是指由恶劣天气气候(如大风)引起的沿岸洪水、风暴潮、高水位事件等。不同于平均海平面高度缓慢持续的变化, 极端海平面高度的变化对沿海城市和港口有着直接而显著的影响。据国家海洋局公布的《海洋灾害公报》显示, 仅 2014 年我国沿海共发生风暴潮过程 9 次, 造成直接经济损失 135.78 亿

收稿日期: 2015-08-04

基金项目: 气象水文预先研究项目(407010602); 唐山市曹妃甸工业区专项(CQZ-2014001)

作者简介: 汪杨骏(1990-), 男, 硕士研究生, 从事海洋环境风险评估研究。E-mail: 492670449@qq.com

通讯作者: 张 韧, 教授, 博士生导师, 从事海洋环境影响评估与决策研究。E-mail: zrpaper@163.com

元,死亡 6 人(含失踪)。随着我国“一带一路”计划的展开,作为“海上丝绸之路”重要联接节点的沿海港口城市将迎来巨大的发展机遇,但与此同时,更为聚集的人口、密集的基础设施,使得这些港口城市在遭受极端事件时所面临的灾害也更加严重。因此,科学、准确地预测未来极端海平面高度变化成为十分迫切的需求。

研究表明极端海平面高度变化的趋势与平均海平面高度变化趋势基本一致^[1-2]。也有学者指出极端海平面高度变化大于平均海平面高度^[3-4],并认为这可能是由于局地的气候变化引起的^[5]。Menendez 指出 ENSO 对太平洋地区和季风区的极端海平面高度的年际变化有重要的影响^[6];在欧洲南部,NAO 对极端海平面高度变化也有显著负反馈作用^[1];Ullmann 等指出在卡马圭,受由欧洲中部海平面气压上升引起的偏南风影响,年最大海平面上升速率是平均海平面变化的两倍^[4];Abeytirigunawardena 指出自 20 世纪 70 年代中叶以来,受强 PDO 正位相影响,年海平面高度极值变化趋势是年平均海平面的两倍^[5]。除上述气候尺度的海平面变化特征外,多数学者认为风暴潮增水对极端海平面高度有着更为显著的影响^[7-9]。

极端海平面高度变化有许多预测方法,如 Hunter 等采用耿贝尔极值分布模型和全球海平面的模式预估数据,分析了 2100 年全球平均极端海平面高度期望及其频率变化,由于全球尺度上,无需考虑局地气候因素影响,因此风暴潮的影响也可被假定为固定不变^[10]。Tebaldi 等采用半经验公式和 POT 极值分布模型分别求得 2050 年美国沿岸海平面高度和风暴潮增水变化,两者求和得到美国沿岸极端海平面高度变化^[8]。Menendez 等采用动态广义极值分布模型预估了 2020 年极端海平面高度季节变化情况^[11]。汪杨骏等采用耿贝尔极值分布模型借助 Arcgis 平台预估了 2050 年中国宁波地区极端海平面高度变化及其造成的损失^[12]。

上述研究从多空间、时间尺度开展了极端海平面高度预测,但仍存在一些问题亟待解决。第一,局地尺度上影响极端海平面高度的因素主要有平均海平面高度(包括陆地的垂向运动和基准的变化)、浪、潮、涌的变化以及气候变化引起的极端海平面高度变化,这些要素的数据来源不尽相同,数据存在较大不确定性,即便简单相加也会造成误差增大,且其不确定性也无法衡量。第二,相对于静态极值分布,动态极值分布含有的参数空间维度更高,如何有效地对高纬度、高非线性的参数进行最优估计,尚未有效解决。针对上述问题,本文通过计算未来海平面高度平均分布和浪、潮、涌以及气候变化引起的极端海平面高度的动态极值分布,采用 Copula 函数求得未来极端海平面高度的联合分布,用积分期望作为海平面高度的预测值;针对传统的最大似然估计方法参数估计时难以满足正则条件的问题^[13],引入 Bayes 推断方法进行参数估计以更有效获取综合样本和先验信息,将 Bayes 推断和 DREAM 方法结合以求解高维动态极值分布的最优参数空间。

1 研究方法与技术途径

IPCC AR5 在其特别报告中指出未来极端海平面高度变化是由平均海平面高度变化与极端海平面增水(如风暴潮、天文大潮、浪等)综合作用而成^[14]。

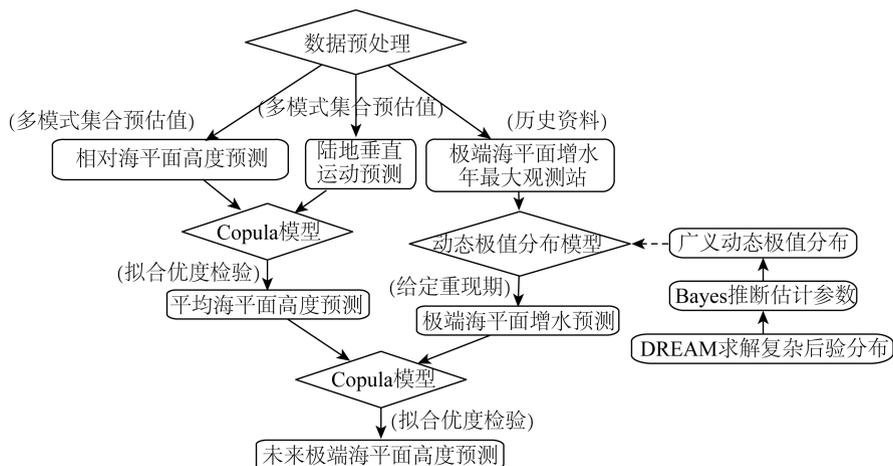


图 1 未来极端海平面高度预测流程图

Fig. 1 The flow chart of future extreme sea level forecast

方法步骤和技术流程如图 1 所示。首先对原始数据(包括相对海平面高度的多模式集合预估值、陆地垂直运动的多模式集合预估值以及极端海平面增水年最大观测资料)进行预处理,通过 Copula 模型求得平

均高海平面的预测高度及其概率分布,采用动态极值理论预测未来给定重现期的极端海平面增水及其概率分布。(其中用 Bayes 推断对广义极值分布模型进行参数估计,DREAM 算法求得各参数后验分布)最后采用 Copula 模型联立得到未来极端海平面高度及其概率分布从而对极端海平面高度的期望进行预测。

1.1 数据处理

采用 CMIP5 多模式预估结果作为相对平均海平面高度预测值和陆地垂直运动高度预测值。对于浪、潮、涌及局地气候变化引起的极端海平面增水,作如下处理:

1) 选取研究区域的验潮站点的逐时和逐月海平面高度数据。

2) 即使是统一验潮站,其数据依然存在重复记录、数据缺省、验潮零点的变动、明显的异常值和不同的采样间隔的问题。因此要对验潮站数据进行误差订正。

3) 订正后的验潮站记录包含平均海平面高度的变化以及浪、潮、涌及局地气候变化引起的海平面增水变化。本文采用逐时海平面高度数据减去年平均海平面高度数据,剔除平均海平面高度变化的影响,将其作为浪、潮、涌及局地气候变化引起的海平面增水变化数据集。

4) 从该数据集中选取历年最大值,作为极端海平面增水的历史观测资料。

1.2 Copula 理论

Copula 函数描述的是时变量间的相关性,实际上是一类将联合分布函数与它们各自的边缘分布函数连接在一起的函数。Copula 函数最早由 Sklar 提出,用不同边缘分布的变量来构造联合分布^[15]。其定义如下:令 F 为一个 n 维的边缘分布函数集 F_1, F_2, \dots, F_n , 对于所有的实数 x , 这些边缘分布存在一个联合分布函数 C ,

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)) \tag{1}$$

若 F_1, F_2, \dots, F_n 都连续,则存在唯一的函数 C 。

根据 Sklar 定理,可以自由地把任意 n 个边缘分布函数构成一个 n 元的联合分布函数。本文选取了 9 个 Copula 函数作为连接函数,这 9 个函数涵盖了目前应用中的大部分,其特性及定义如表 1 所示。前 7 个 Copula 函数 (Clayton, Ali-Mikhail-Haq (AMH), Gumbel, Frank, Joe, A12, A14) 隶属于阿基米德函数簇,其中 A12, A14 由 Nelsen 在 1999 提出^[16]。Farlie-Gumbel-Morgenstern (FGM) 和 Gauss 为非阿基米德函数簇。

表 1 本文所采用的 Copula 函数定义及参数空间

Tab. 1 Definition and parameter domain of the copulas used in this paper

Copula	$C(u, v \theta)$	$\theta \in \Omega$
Clayton	$(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-1/\theta}$	$(0, \infty)$
AMH	$\frac{uv}{1 - \theta(1-u)(1-v)}$	$[-1, 1]$
Gumbel	$\exp\{-[(-\ln u)^\theta + (-\ln v)^\theta]1/\theta\}$	$[1, \infty)$
Frank	$-\frac{1}{\theta} \ln(1 + \frac{(e^{-\theta u} - 1)(e^{-\theta v} - 1)}{e^{-\theta} - 1})$	$[-1, 1] \setminus \{0\}$
Joe	$1 - [(1-u)^\theta + (1-v)^\theta - ((1-u)^\theta(1-v)^\theta)]1/\theta$	$[1, \infty)$
A12	$\{1 + [(u^{-1} - 1)^\theta + (v^{-1} - 1)]\theta\}^{-1}$	$[1, \infty)$
A14	$\{1 + [(u^{-1/\theta} - 1)^\theta + (v^{-1/\theta} - 1)]\theta\}^{-\theta}$	$[1, \infty)$
FGM	$uv + \theta uv(1-u)(1-v)$	$[-1, 1]$
Gauss	$\int_{-\infty}^{\varphi^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\varphi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\theta^2}} \exp(\frac{2\theta sw - s^2 - w^2}{2(1-\theta^2)}) dsdw$	$[-1, 1]$

采用最大似然估计法对上述 Copula 函数进行参数估计,用 AIC^[17] (Akaike information criterion) 方法和 Genest-Rivest 方法^[18] 进行拟合优度检验,选取最优的 Copula 函数。

1.3 平均海平面高度

平均海平面高度变化是由相对海平面高度变化和局地陆地垂向运动引起。Backus 等指出,多个气候模

式预估产品集合可基本表现未来气候变化的总体趋势特征^[1]。为此,利用多个模式预估产品来分别模拟未来相对平面海平面变化与陆地垂向变化的概率密度函数 $p_{Z^-_{RSL}}$ 和 p_H 。

$$\bar{Z}(t, p_{Z^-}(p_{Z^-_{RSL}}, p_H)) = \bar{Z}_{RSL}(t, p_{Z^-}(p_{Z^-_{RSL}}, p_H)) + H(t, p_{Z^-}(p_{Z^-_{RSL}}, p_H)) \quad (2)$$

其中, \bar{Z} 为平均海平面高度, \bar{Z}_{RSL} 为相对海平面高度, H 为陆地垂直运动变化, p_{Z^-} 为两者的联合概率密度函数(也即平均海平面高度的概率密度函数),可由适当的 Copula 函数 $C(F(\bar{Z}_{RSL}), F(H))$ 导出。

1.4 浪、潮、涌及局地气候变化引起的极端海平面增水

1.4.1 动态极值模型

采用广义极值分布(GEV)模型,它涵盖了所有可能的最大极值分布。Pickands 等证明,极值 POT 模型也收敛于广义极值分布^[20]。广义极值分布函数如下:

$$F_t(z) = \begin{cases} \exp\{-[1 + \xi(\frac{z - \mu(t)}{\psi})] - 1/\xi_+\} \xi \neq 0 \\ \exp\{-\exp[-(\frac{z - \mu(t)}{\psi})]\} \xi = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $[a]_+ = \max[a, 0]$, μ 为位置参数, $\psi > 0$ 为尺度参数, ξ 为形状参数。广义极值分布模型根据 ξ 的不同可分为三种不同的分布形状: $\xi = 0$ 为 Gumbel 分布; $\xi > 0$ 为 Fréchet 分布; $\xi < 0$ 为 Weibull 分布。

值得注意的是,式(3)中,位置参数 $\mu(t)$ 是时间的函数,这意味着该广义极值分布模型有随时间变化的特性,故可称为动态极值分布模型;相比于静态极值分布模型,动态极值分布模型加入了“时变”的因子,使得模型用于对未来状态的预测时更为灵活、准确。

未知参数 $\mu(t)$ 的选取, Renard 等提供了多种可供选择的函数诸如多项式函数、分段函数等^[21]。水文气象文献中,当研究极端事件发生频率变化趋势时, $\mu(t)$ 常取线性或对数-线性模型^[1]。因此,本文未知参数 $\mu(t)$ 定义如下:

$$\mu(t) = \mu_1 t + \mu_0 \quad (4)$$

通过动态极值分布模型,用如下公式计算特定重现期 R 的极端增水。

$$Z'(t, \theta) = Z(\mu(t), \psi, \xi) = \begin{cases} \mu(t) - \frac{\psi}{\xi} [1 - \{-\log(1 - 1/R)\}^{-\xi}] \xi \neq 0 \\ \mu(t) - \psi \log\{-\log(1 - 1/R)\} \xi = 0 \end{cases} \quad (5)$$

1.4.2 Bayes 推断模型

根据式(5)可以求得浪、潮、涌及局地气候变化引起的极端增水。本文采用贝叶斯推断方法求解式(5)中的参数空间。传统的参数估计方法如矩估计法、最大似然估计法、概率加权矩估计法、L 矩估计法等,以样本为出发点,把未知参数 θ 为未知常数,在一定的统计模型下作出统计推断。而 Bayes 方法首先采用一个先验分布去描述未知参数 θ ,在得到样本观测值之后,由样本观测值与先验分布提供的信息得到未知参数 θ 的后验分布。相比于传统估计方法, Bayes 统计推断方法有以下优点:1)一般而言,极值具有较少的观测数据,若直接用较少的数据对统计模型中参数进行估计会有较大的偏差。在此情况下,先对未知参数的分布有一个较全面的认识,再结合较少的极值观测值,能得到较好的参数估计。2)由于未知量必然存在不确定性, Bayes 推断方法可以采用概率与概率分布客观的描述未知量的不确定性。

假设各观测值是相互独立的,则用 Bayes 估计参数的函数关系可表示如下:

$$p(\theta | \vec{y}, x) = \frac{p(\theta)p(\vec{y} | x, \theta)}{\oint p(\theta)p(\vec{y} | x, \theta)d\theta} \quad (6)$$

$$p(\vec{y} | x, \theta) = \prod_{N_i} p(y_i | \theta, x(t)) = \prod_{N_i} p(y_i | \mu(t), \psi(t), \xi) \quad (7)$$

其中, \vec{y} 为观测样本(即历年最大增水量), $p(\theta | \vec{y}, x)$ 为所估各参数的后验概率密度函数, $p(\theta)$ 为先验概率密度函数, $p(\vec{y} | x, \theta)$ 为观测样本的最大似然概率密度函数。 $\oint p(\theta)p(\vec{y} | x, \theta)d\theta$ 为 X 的边缘密度函数,仅

与 x 有关,与 θ 无关。

在使用 Bayes 公式时(式(6)、(7)),遇到两个问题:第一,关于先验分布的选取问题;第二,边缘密度函数积分计算的问题。为此,本文采用非信息的正态分布作为 μ_1, μ_0, ψ 的先验分布,采用 $N(0, 0.3^2)$ 作为 ξ 的先验分布。而关于边缘密度函数的积分运算,当 θ 维度较高,即使使用数值积分方法,计算也比较困难,因此引入 DREAM(DiffeRential Evolution Adaptive Metropolis algorithm)方法^[23]解决该这一问题。

1.4.3 DREAM 算法

对于复杂 Bayes 推断的后验分布求解,传统方法主要采用 MCMC(Markov chain Monte Carlo algorithm)方法^[24]。Braak 等用 DE-MC(Differential Evolution Markov Chain)方法^[25]改进了传统的 MCMC 方法,这种算法加快了传统 MCMC 方法的运算与收敛速度。而 DREAM 方法在 DE-MC 方法的基础上,基于一个进化架构,采用自适应差分进化学习策略对传统的 MCMC 进行改进,可以同时运行多个不同的链开展全局搜索,且自动调整目标函数随机搜索的范围和方向,大大增强了传统 MCMC 方法对于复杂,多维问题搜索的能力。

DREAM 算法的计算步骤如下所示:

1) 采用先验分布生成初始种群 $\{x^i, i = 1, \dots, N\}$

2) 计算概率密度函数 $p(x^i), i = 1, \dots, N$ 。

FOR $i \leftarrow 1, \dots, N$ DO (CHAIN EVOLUTION)

3) 在每一条链 i 中产生一个候选点 y^i ,

$$y^i = x^i + (1_d + e)\gamma(\delta, d') \left[\sum_{j=1}^{\delta} x^{r_1(j)} - \sum_{n=1}^{\delta} x^{r_2(n)} \right] + \varepsilon \quad (8)$$

其中, δ 意味着产生建议点的对数,而 $r_1(j), r_2(n) \in \{1, \dots, N\}$, 且对于 $j, n = 1, \dots, \delta$,

$r_1(j) \neq r_2(n)$ 。 e 和 ε 的值分别取自 $U_d(-b, b)$ 和 $N_d(0, b^*)$, b 和 b^* 为目标函数的一个细小偏差。

而 γ 为跃迁系数,取决于 δ 和 d' , d' 为更新的维度。

4) 采用二项分布式以 $1 - CR$ 的概率,将每一维度上的建议值 y^i 用 x^i 替换。其中 CR 为遗传算法中的交换率。若 $CR = 1$,则所有维度都更新,即 $d' = d$ 。

5) 计算 $p(y^i)$ 和候选点上的 $\alpha(y^i, x^i)$, $\alpha(y^i, x^i)$ 为 Metropolis 比值。

6) 若 $\alpha(y^i, x^i)$ 可接受,则 $x^i = y^i$, 否则 x^i 保持不变。

END FOR(CHAIN EVOLUTION)

7) 利用 IQR^[1](Inter-Quartile-Range)统计方法剔除离群数据链。

8) 选取每一条链上最后 50% 的样本,采用 Gelman-Rubin \hat{R}_j ^[1] 值对每一个维度 $j = 1, \dots, d$, 进行收敛诊断。

9) 若 $\hat{R}_j < 1.2$, 则链进化停止, 否则继续进化。

通过 DREAM,可以得到各个参数的概率密度函数,用 MC 方法进行抽样带入式(5),即可求得在特定重现期 R 下未来时间 t 时极端海平面增水高度。

1.5 极端海平面高度

$$Z(t) = \int (\bar{Z}(t, p) + Z'(t, p)) p(\bar{Z}, Z') dp \quad (9)$$

其中, $Z(t)$ 为特定重现期 R 下的未来 t 时极端海平面高度的期望, \bar{Z} 和 Z' 分别为平均海平面高度和极端增水高度, p 为 \bar{Z} 和 Z' 的联合概率密度函数,可用两者的边缘概率密度和 Copula 函数导出。

2 案例分析

基于上述研究思想对厦门 2050 年极端海平面高度进行预测。

2.1 2050 年厦门平均海平面高度预估

2050 年厦门相对海平面高度预估值如表 2 所示。由于厦门的陆地垂直运动不明显,为计算方便假设由此引起的海平面高度变化为 0。因此,可用表 2 结果拟合得到 2050 年厦门相对海平面高度符合正态分布(结果通过置信度为 99% 的 k-s 检验, $p\text{-value} = 0.9394$),其概率密度函数表示如下:

$$p_z = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times 0.0157} \exp\left(-\frac{(\bar{Z} - 3.6426)^2}{2 \times 0.0157^2}\right) \quad (10)$$

其中, \bar{Z} 为不同概率密度下, 2050 年厦门平均海平面高度的预估值, 可通过计算机抽样得到。

表 2 多模式对 2050 年厦门相对海平面高度预测

Tab. 2 Multi-model prediction of relative sea level in Xiamen in 2050

模式名	2050 年厦门相对海平面高度变化/m (相比于 1997 年)	2050 年厦门相对海平面高度/m
GFDL-CM3-r1i1p1	RCP2.6 ^①	0.395 7
	RCP4.5	0.355 5
	RCP6	0.369 9
	RCP8.5	0.395 8
GFDL-CM3-r3i1p1	RCP4.5	0.415 4
GFDL-CM3-r5i1p1	RCP4.5	0.383 7
GFDL-ESM2G-r1i1p1	Rcp2.6	0.379 8
	Rcp4.5	0.396 2
	Rcp6	0.374 3
	Rcp8.5	0.375 5
GFDL-ESM2M-r1i1p1	Rcp26	0.373 4
	Rcp45	0.398 9
	Rcp60	0.391 3
	Rcp85	0.369 4

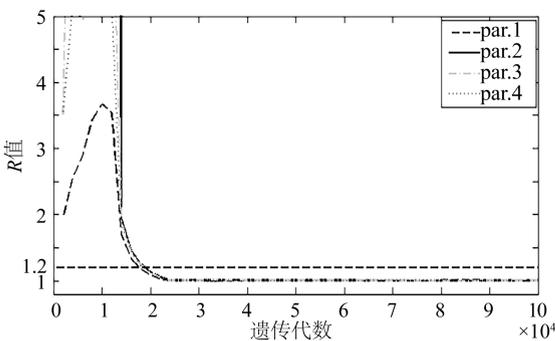


图 3 样本链收敛情况

Fig. 3 Convergence of the sample chain

2.2 2050 年厦门极端海平面增水预估

选取厦门验潮站 1954–1997 年海平面高度逐时资料(资料来源:夏威夷大学海平面高度中心(UHSLC): <http://ilikai.soest.hawaii.edu/uhs/c/data.html>), 资料本身已经经过订正, 可以直接用于研究。将逐时资料与年平均值相比, 剔除平均海平面高度变化的影响后, 得到 1954–1997 年年最大海平面高度历史观测资料。将其代入式(3)、(4)的动态极值模型中, 通过 Bayes 推断和 DREAM 算法计算得到各参数的特性及分布情况。

图 3 表征了由 DREAM 算法计算得到的待求参数联合后验概率密度样本的收敛情况。不同曲线代表并

注: ① 温室气体排放情景, 是对未来气候变化预估的基础。IPCC 评估报告采用新一代情景称为“典型浓度目标”(Representative Concentration Pathways, RCPs)。这里 representative 代表许多种可能性中的一种可能性, 用 concentration 而不用辐射强迫是要强调以浓度为目标, pathways 则不仅仅指某一个量而且包括达到这个量的过程。4 种情景称为 RCP8.5、RCP6、RCP4.5 及 RCP2.6。其中, RCP8.5 指辐射强迫上升至 8.5 W/m^2 , 2100 年 CO_2 当量浓度达到约 1370×10^{-6} ; RCP6 指辐射强迫上升至 6 W/m^2 , 2100 年 CO_2 当量浓度达到约 850×10^{-6} ; RCP4.5 指辐射强迫上升至 4.5 W/m^2 , 2100 年 CO_2 当量浓度达到约 6500×10^{-6} ; RCP2.6 指辐射强迫上升至 2.6 W/m^2 , 2100 年 CO_2 当量浓度达到约 490×10^{-6} 。

行运算的各条链, 横坐标为进化的代数, 纵坐标为 \hat{R} 值, 当 $\hat{R} < 1.2$ 时, 可认为所求参数的联合后验概率密度已经收敛。从图 3 中得到, 当进化代数超过 20 000, 各条链上的后验概率密度都达到收敛。因此, 可用此联合后验概率密度样本求各参数的边缘后验概率密度如图 4 所示, 而各参数样本的分布空间如图 5 所示, 表 3 则反映了各参数的统计特性。

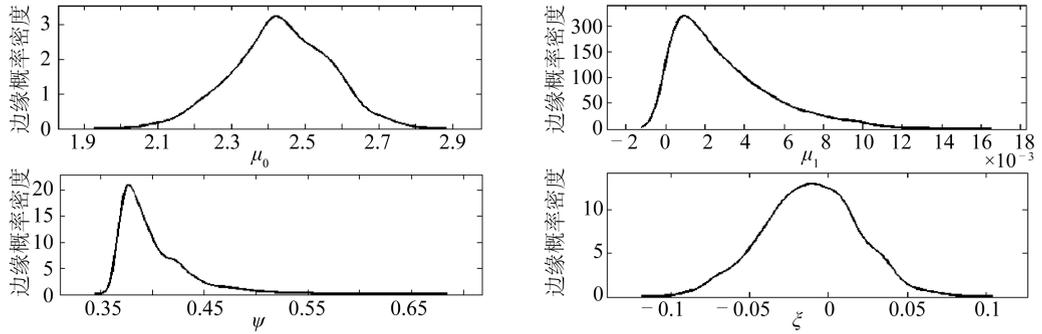


图 4 各参数的后验概率密度

Fig. 4 The posterior probability density of the parameters

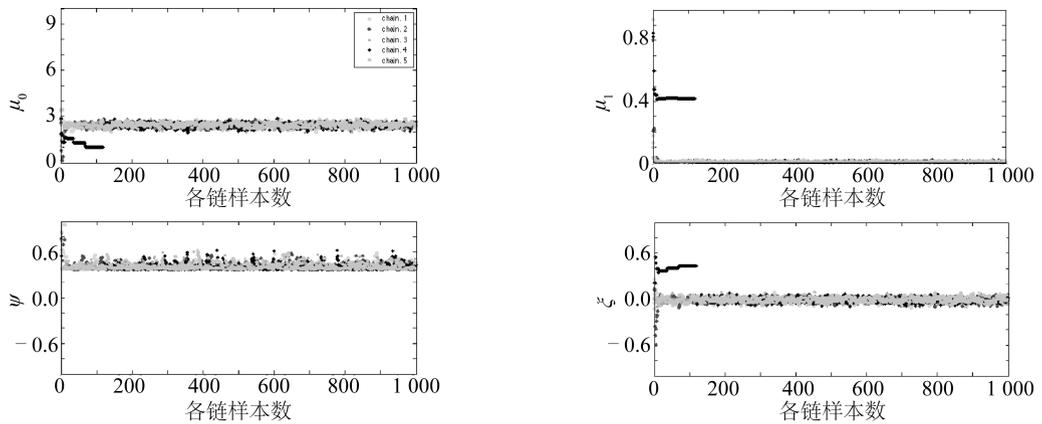


图 5 各参数的分布空间

Fig. 5 Distribution space of each parameter samples

表 3 动态极值模型各参数的统计特性

Tab. 3 Statistical properties of each parameter of the non-stationary extreme value model

变量名	平均值	标准差
μ_0	2.434 5	0.130 6
μ_1	0.003 0	0.002 6
ψ	0.402 1	0.035 9
ξ	-0.011 4	0.030 0

2.3 2050 年厦门极端海平面高度预估

将上述求得的参数样本通过计算机输入到式(5)中, 并令重现期 $R = 100 a$, $t = 2 050 a$, 便可得到 2050 年厦门百年一遇的海平面极端增水样本预估值。而通过式(10)可得到等量的平均海平面高度样本。引入 Copula 模型来计算两者的联合概率密度。采用表 1 所示 9 种 Copula 函数代入计算, 通过 AIC 准则和 Genest-Rivist 方法选取了 Frank Copula 作为连接函数, 其中 Genest-Rivist 检验结果如图 6 所示。

图 6 表征的是厦门地区 2050 年平均海平面高度与海平面极端增水联合概率密度的 Frank Copula 函数的 Genest-Rivist 检验结果, 如图所示, 该 Frank Copula 函数理论估计与经验估计拟合较好。绝大部分点都分布在 45° 对角线附近, 因此可以作为厦门 2050 年平均海平面高度与极端海平面增水概率密度函数的连接函数, 将其代入式(9), 通过计算机运算得到 2050 年厦门百年一遇极端海平面高度分布情况如图 7 所示。

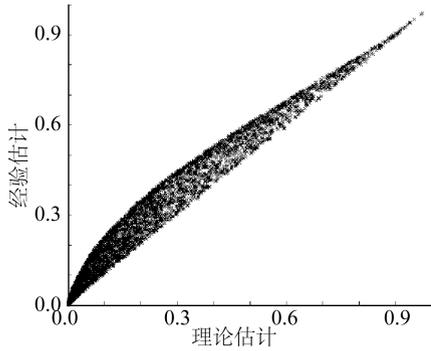


图 6 Genest-Rivest 方法检验结果(厦门)

Fig. 6 Test result of Genest-Rivest method in Xiamen

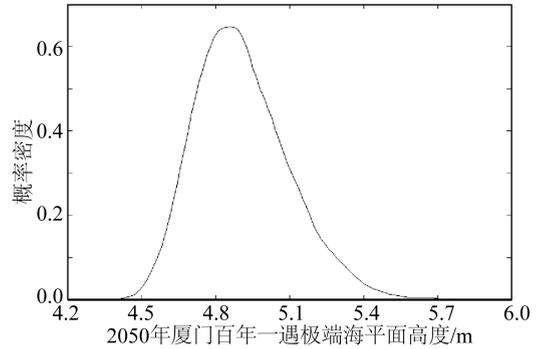


图 7 2050 年厦门百年一遇极端海平面高度概率密度

Fig. 7 Probability density of a-hundred-year return period extreme sea level in Xiamen in 2050

图 7 表征了 2050 年,厦门遭遇的百年一遇极端海平面高度的分布情况。从图中可以得到,厦门遭遇百年一遇的极端海平面高度概率密度整体呈现出中间大,两头小的“钟形结构”,发生的期望为 4.92 m,其 95% 置信区间为 4.40~5.63 m。

厦门地区现采用的极端海平面预测模型,是在假设极端海平面增水不变的情况下,将当前测得的百年一遇的极端海平面高度线性叠加加上未来平均海平面高度的变化^[27],按照此方法得到 2050 年厦门地区极端海平面度应为 4.72 m。本文模型在考虑了极端海平面增水变化因素后,得到 2050 年厦门地区极端海平面高度期望为 4.92 m,其 95% 置信区间为 4.40~5.63 m。

在防波堤的建设过程中,若设计标高过小则不能有效防范极端高水位事件,从而对当地的经济与人员安全造成威胁,而设计标高过大则会提高建设成本。采用动态极值理论和 Copula 函数对极端海平面高度进行建模预测,相比于其他预测模型,该模型得到的厦门市未来百年一遇的极端海平面高度是一条概率密度曲线。因此结合 risk-cost-benefit 的分析方法就可以对不同设计标高下防波堤建设成本与其所能抵御的极端海平面事件的损失进行量化比较,从而实现效益最大化。

4 结 语

针对传统方法在分析极端海平面高度变化时存在的问题和局限,提出一种新的未来极端海平面高度预测模型,特色和进步点:

- 1) 通过引入动态极值模型来对极端海平面高度预测,较好体现了极端海平面高度随时间变化的特性。
- 2) 引入 Bayes 方法对模型参数空间进行估计,可以综合考虑局地水文经验来改善样本量少带来的不确定性。同时,得到的结果是各参数的分布,而非一个特定的值。能够尽可能提取样本的信息以刻画参数的不确定性,为衡量误差提供了一种简捷的技术途径。
- 3) DREAM 算法所具有的高维全局搜索能力,可加速最优参数空间的搜索效率,使构造的动态极值模型可以更为复杂,所包含的物理统计信息可以更为完备。
- 4) 引入 Copula 函数来求解两个变量的联合分布,用期望和概率分布代替单一加权平均。能够有效减少误差,更好地刻画极端海平面变化的不确定性。
- 5) 利用该预测模型对厦门地区 2050 年极端海平面高度情况进行了预测。结果显示,2050 年,厦门遭受百年一遇的极端海平面高度的期望为 4.92 m,95% 的置信区间为 4.40~5.63 m,可将此作为设计防波堤高度的辅助决策支持。

参考文献:

- [1] MARCOS M, TSIMPLIS M N, SHAW A G P. Sea level extremes in Southern Europe[J]. Journal of Geophysical Research, 2009, 114(C1):362-370.
- [2] HAIGH I, NICHOLLS R, WELLS N. Assessing changes in extreme sea levels: Application to the English Channel, 1900-2006 [J]. Continental Shelf Research, 2010, 30(9):1042-1055.
- [3] CHURCH J, HUNTER J, MCINNES K, et al. Sea-level rise around the Australian coastline and the changing frequency of

- extreme sea-level events[J]. Australian Meteorological Magazine, 2006, 55(4):253-260.
- [4] ULLMANN A, PIRAZZOLI P A, TOMASIN A. 2007: Sea surges in Camargue: trends over the 20th century[J]. Continental Shelf Research, 2007, 27(7):922 - 934.
- [5] ABEYISIRIGUNAWARDENA D S, WALKER I J. Sea level responses to climatic variability and change in Northern British Columbia[J]. Atmosphere-Ocean, 2010, 46(3):277-296.
- [6] MENÉNDEZ M, WOODWORTH P L. Changes in extreme high water levels based on a quasi-global tide-gauge data set[J]. Journal of Geophysical Research, 2010, 115(C10):234-244.
- [7] CHURCH J A, WHITE N J. A 20th century acceleration in global sea-level rise[J]. Geophysical Research Letters, 2006, 33(1):313-324.
- [8] TEBALDI C, STRAUSS B H, ZERVAS C E. Modelling sea level rise impacts on storm surges along US coasts [J]. Environmental Research Letters, 2012, 7(1):14032-14042(11).
- [9] STERL A, BRINK H V D, VRIES H D, et al. An ensemble study of extreme storm surge related water levels in the North Sea in a changing climate[J]. Ocean Science, 2009, 5(3):369-378.
- [10] HUNTER J. A simple technique for estimating an allowance for uncertain sea-level rise[J]. Climatic Change, 2012, 113(2):239-252.
- [11] MENENDEZ M, MENDEZ F J, LOSADA I J. Forecasting seasonal to interannual variability in extreme sea levels[J]. Ices Journal of Marine Science, 2009, 66(7):1490-1496.
- [12] 汪杨骏,张韧,钱龙霞,等. 海平面上升引发的极端高水位的频率风险评估模型及其应用——以宁波为例[J]. 灾害学, 2016,01:213-218. (WANG Yangjun, ZHANG Ren, QIAN Longxia, et al. Model for probabilistic risk assessment in extreme high water level caused by rising sea level and its application——A case study in Ningbo[J]. Journal of Catastrophology, 2016,31(1):213-218.(in Chinese))
- [13] SMITH R L. Extreme value theory based on the r largest annual events[J]. Journal of Hydrology, 1986, 86(1-2):27-43.
- [14] FIELD C B, BARROS V, STOCKER T F, et al. Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation. Special report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.[J]. Working Group, 2012.
- [15] FONCTIONS de re'partition a' n dimensions et leurs marges. Publications de l'Institut de Statistique de l'Universite' de Paris 8.
- [16] NELSEN R B. An introduction to copulas. Lecture notes in statistics[J]. Optimal Mixture Experiments, 1998, 36(3).
- [17] AKAIKE H. A new look at the statistical model identification[J]. IEEE Trans. Autom. Control, 1974, 19(6):716-723.
- [18] GENEST C, RIVEST L. Statistical inference procedures for bivariate Archimedean copulas [J]. Journal of American Statistical Association, 1993, 88:1034-1043.
- [19] BACKUS G A, LOERY T S, WARREN D E. The near-term risk of climate uncertainty among the U.S. states [J]. Climatic Change, 2013, 116(3-4):495-522.
- [20] III J P. Statistical inference using extreme order statistics[J]. Annals of Statistics, 1975, (1):119-131.
- [21] RENARD B, GARRETA V, LANG M. An application of Bayesian analysis and Markov chain Monte Carlo methods to the estimation of a regional trend in annual maxima[J]. Water Resources Research, 2006, 42(12):4407-4413.
- [22] BEGUERÍA S, ANGULO M M, VICENTE S, SERGIO M, et al. Assessing trends in extreme precipitation events intensity and magnitude using non-stationary peaks-over-threshold analysis: a case study in northeast Spain from 1930 to 2006 [J]. International Journal of Climatology, 2011, 31(14):2102 - 2114.
- [23] VRUGT J A, DIKS C G H, HYMAN J M, et al. Accelerating markov chain monte carlo simulation by differential evolution with self-adaptive randomized subspace sampling[J]. International Journal of Nonlinear Sciences & Numerical Simulation, 2009, 10(3):273-290.
- [24] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A W, ROSENBLUTH M N, et al. Equation of state calculations by fast computing machines [J]. Journal of Chemical Physics, 1953, 21(6):1087-1092.
- [25] BRAAK C J F T, VRUGT J A. Differential evolution markov chain with snooker updater and fewer chains[J]. Statistics & Computing, 2008, 18(4):435-446.
- [26] UPTON G, COOK I. Understanding statistics[M]. Oxford:Oxford University Press, 1996:55.
- [27] BERNARDO I J M, BERGER J O, DAWID A P, et al. Inference from iterative simulation using multiple sequences[J]. Statistical Science, 1992, 7(4):457-472.
- [28] 李晓刚. 厦门市海平面上升规划对策[J]. 现代城市研究, 2008(5):27-33. (LIU Yugang, Plan countermeasure about sea level rising of Xiamen[J]. Journal of Modern Urban Research, 2008(5):27-33.(in Chinese))