



基于条件生成对抗网络的台风极值风速分析

洪旭 侯子洋 孔凡 胡亮

Extreme wind speed analysis of typhoons based on conditional generative adversarial networks

HONG Xu, HOU Ziyang, KONG Fan, HU Liang

引用本文:

洪旭, 侯子洋, 孔凡, 等. 基于条件生成对抗网络的台风极值风速分析[J]. 空气动力学学报, 2025, 43(5): 101–111. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0213

HONG Xu, HOU Ziyang, KONG Fan, et al. Extreme wind speed analysis of typhoons based on conditional generative adversarial networks[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2025, 43(5): 101–111. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0213

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2024.0213>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

海洋运动对台风过境全过程水平风速特性的影响

Effects of ocean movement on the horizontal wind speed characteristics throughout a typhoon landing process

空气动力学学报. 2021, 39(4): 153–161 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0075>

台风非平稳湍流特性研究进展与思考

Research progress and considerations in the research of non-stationary turbulent characteristics of typhoon wind fields

空气动力学学报. 2021, 39(4): 162–171 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0063>

沿海复杂地形台风登陆过程风场多尺度数值模拟

Multi-scale numerical simulation of the wind field over a coastal complex terrain during a typhoon landfall

空气动力学学报. 2021, 39(4): 147–152 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0054>

不同大气稳定度下台风“莫拉克”（2009）的近地风场特性

Near-surface wind-field characteristics of typhoon Morakot (2009) under different atmospheric stability conditions

空气动力学学报. 2021, 39(4): 117–128 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0057>

台风过境全过程大型风力机风荷载特性

Wind loads characteristic of large wind turbine considering typhoon transit process

空气动力学学报. 2020, 38(5): 915–923 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2019.0108>

强台风的致灾大风特征及与倒塌房屋的关联分析

The correlation between destructive gales and collapsed houses during the landing of strong typhoons

空气动力学学报. 2021, 39(4): 98–106 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0171>

地址: 四川省绵阳市二环路南段8号11信箱9分箱

电话: 0816-2463375

Email: kqdlxxb@163.com



关注微信公众号

获得更多资讯信息

文章编号: 0258-1825(2025)05-0101-11

基于条件生成对抗网络的台风极值风速分析

洪旭^{1,*}, 侯子洋¹, 孔凡¹, 胡亮²

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 合肥 230009;

2. 圣母大学 Nathaz 实验室, 南本德 46556, 美国)

摘要: 为准确评估台风极值风速, 保障台风影响地区的重要工程结构抗风安全, 建立了基于条件生成对抗网络的台风路径与强度模型, 以实现台风极值风速的精细化分析。首先, 将台风运动速度、台风强度的 6 小时变化量处理为一定状态变量(台风中心经纬度等)和环境变量(洋面温度等)的条件随机变量。然后, 采用条件生成对抗网络建立台风运动速度、台风强度 6 小时变化量的生成器和判别器全连接神经网络, 利用中国气象局台风最佳路径数据、20th Century Reanalysis(20 CR)再分析数据集等气象资料训练上述神经网络。通过与历史记录的对, 验证了台风路径模型与强度模型能够合理地反映历史台风运动轨迹特征和强度演化规律, 并能准确再现台风局部路径中关键参数的均值、标准差乃至概率分布函数等重要统计特征。最后, 利用本文台风模型分析了我国东南沿海地区台风极值风速, 并与其他研究及规范推荐结果进行对比分析, 全面评估了该模型在预测与台风相关的极端风事件方面的准确性和相关性。该模型为了解台风动态提供了更精确的工具, 有望帮助改善沿海地区的早期预警系统和风险评估。

关键词: 生成对抗网络; 台风路径; 台风强度; 极值风速; 重现期

中图分类号: P444; TU312.1; TP183 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0213

Extreme wind speed analysis of typhoons based on conditional generative adversarial networks

HONG Xu^{1,*}, HOU Ziyang¹, KONG Fan¹, HU Liang²

(1. College of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Nathaz Modeling Laboratory, University of Notre Dame, South Bend 46556, USA)

Abstract: Accurately assessing the extreme wind speeds of typhoons is of great significance for ensuring the wind-resistant safety of important engineering structures in typhoon-affected areas. A typhoon track and intensity model based on the conditional generative adversarial networks (GAN) to facilitate refined analysis of extreme typhoon wind speeds was developed in the present study. The model began by treating the 6-hour changes in typhoon translational speed and intensity as conditional random variables, which were determined by certain state variables, (e.g., as the latitude and longitude of the typhoon center) and environmental variables (e.g., as sea surface temperature). Then, the conditional GAN was applied, where fully connected neural networks were used for both the generator and discriminator to model the 6-hour changes in translational speed and intensity. The neural networks were trained using meteorological data, including the best track data from the China Meteorological Administration and the 20th Century Reanalysis (CR) dataset. The performance of the typhoon track and intensity model was validated through comparisons with historical records, confirming that the models could effectively capture key characteristics of historical typhoon trajectories as well as the evolution of their intensity. The models also demonstrated accurate reproduction of key statistical characteristics in typhoon

收稿日期: 2024-12-23; 修订日期: 2025-02-21; 录用日期: 2025-03-12; 网络出版时间: 2025-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(52408522); 安徽省自然科学基金(2408085QE149); 中央高校基本科研业务费资助项目(JZ2023HGTA0194)

作者简介: 洪旭^{*}(1993—), 男, 安徽黄山人, 讲师, 研究方向: 结构风工程与随机动力学. E-mail: xhong@hfut.edu.cn

引用格式: 洪旭, 侯子洋, 孔凡, 等. 基于条件生成对抗网络的台风极值风速分析[J]. 空气动力学学报, 2025, 43(5): 101–111.

HONG X, HOU Z Y, KONG F, et al. Extreme wind speed analysis of typhoons based on conditional generative adversarial networks[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2025, 43(5): 101–111(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0213

track patterns, such as mean values, standard deviations, and probability distribution functions for key parameters in localized typhoon paths. Finally, the developed typhoon model was applied to analyze extreme wind speeds along the southeastern coastal regions of China, and the results were compared with other research findings and guideline recommendations, providing a comprehensive evaluation of the model's accuracy and relevance in forecasting extreme wind events associated with typhoons. This model offers a more precise tool for understanding typhoon dynamics, potentially improving early warning systems and risk assessment for coastal regions.

Keywords: generative adversarial networks; typhoon track; typhoon intensity; extreme wind speed; recurrence interval

0 引言

我国东南沿海地区是全球遭受台风灾害影响最严重的区域之一,仅在 2023 年前三季度,台风灾害就给该地区造成了 324.8 亿元的直接经济损失^[1]。其中,大量经济损失和人员伤亡主要是由于台风中心地表强风导致工程结构破坏所致。因此,准确评估台风影响地区的台风极值风速对保障重要工程结构抗风安全具有重要意义。

在工程实践中,通常使用地表平均风速在一定年限内的重现期值来定量评价目标场址的台风危险性。在台风气候控制区域,由于一年中台风天气时间较短、在台风极端气象条件下观测设备难以正常工作等原因,台风地表平均风速年极值的长期观测记录十分稀缺,基于实测数据的经典统计建模方法难以准确分析台风气候下的极值风速^[2]。为此,学者们逐步发展了基于蒙特卡罗模拟的台风极值风速分析方法^[3-4]。

台风极值风速分析的关键在于利用台风模型根据台风气象参数生成大量台风路径和强度的样本,结合台风地表风场模拟台风地表风速演化过程,以解决实测数据短缺的问题。Vickery 等^[5]较早地采用了自回归模型预测逐 6 小时台风中心位置和强度的增量,并提出了工程适用的台风全过程模拟方法,进而分析了北大西洋地区的台风危险性。此后,自回归模型得到了许多学者的关注和研究^[4,6-7]。学者们也从 Markov 过程的角度出发对台风运动轨迹和强度演化进行了模拟^[8]。分析表明,统计学模型能够表现台风运动和强度演化的随机特征,但难以完整刻画台风气象参数与台风运动和强度演化间的复杂非线性关系,由此导致各区域模型参数不仅需要单独识别,而且需要进行经验性的调节^[9],从而增加了建模复杂性和主观因素的影响。

深度学习作为一种现代统计建模工具,已被广泛应用于包括台风预测在内的非线性系统模拟。例如, Kozar 等^[10]利用深度学习方法实现综合动能的

非线性预测,并通过历史和重预测数据验证了模型在预测台风强度时的有效性和潜在应用价值。Gao 等^[11]利用长短期记忆网络对台风路径数据进行训练与预测,提高了台风路径预测的精度。Huang 等^[12]提出了一种多模态时空网络模型,该模型不仅可以预测台风的中心位置、中心气压和风速,还可以提供台风演变的多种可能趋势。上述研究表明,利用深度学习模型可显著提高台风路径和强度演化的模拟能力。

目前已有研究主要侧重于建立输入(环境物理量)与输出(台风强度)之间的确定性关系。然而,台风中不可避免的随机性是决定台风极值风速的重要因素,为此需要将随机性及其传播纳入台风深度学习模型研究中。值得指出的是,近年来发展的生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[9]通过生成器神经网络,建立高斯随机噪声与实测数据样本集合之间的映射,实现了复杂概率分布的生成。由于该方法能够生成任意维度的复杂概率分布函数模型,已经在语言处理^[13]、数据重建^[14]、随机过程模拟^[15]等领域得到广泛应用,但调研还未见生成对抗网络模型应用于台风极值风速分析的报道。鉴于此,本文拟基于条件生成对抗网络建立给定环境物理量的台风运动速度和强度演化条件概率分布模型,进而实现台风路径与强度模拟,为精确分析台风极值风速提供新的思路。

1 台风极值风速分析方法

台风极值风速分析方法分为局部路径法和全路径法。局部路径法关注台风经过特定地点附近的局部路径与特定时间段的风速过程^[16];全路径法可以分析台风从发生到消散过程中路径、强度及风速的全程变化^[17]。可见,与局部路径法相比,全路径法可以实现大范围影响区域(如整个沿海地区)的极值风速分析,具有显著的优势。

如图 1 所示,全路径法由台风发生、路径、强度和风场模型组成。其中,台风发生模型用于模拟台风发生的经度 λ_0 、纬度 φ_0 和初始强度 I_0 ;采用文献[18]提出

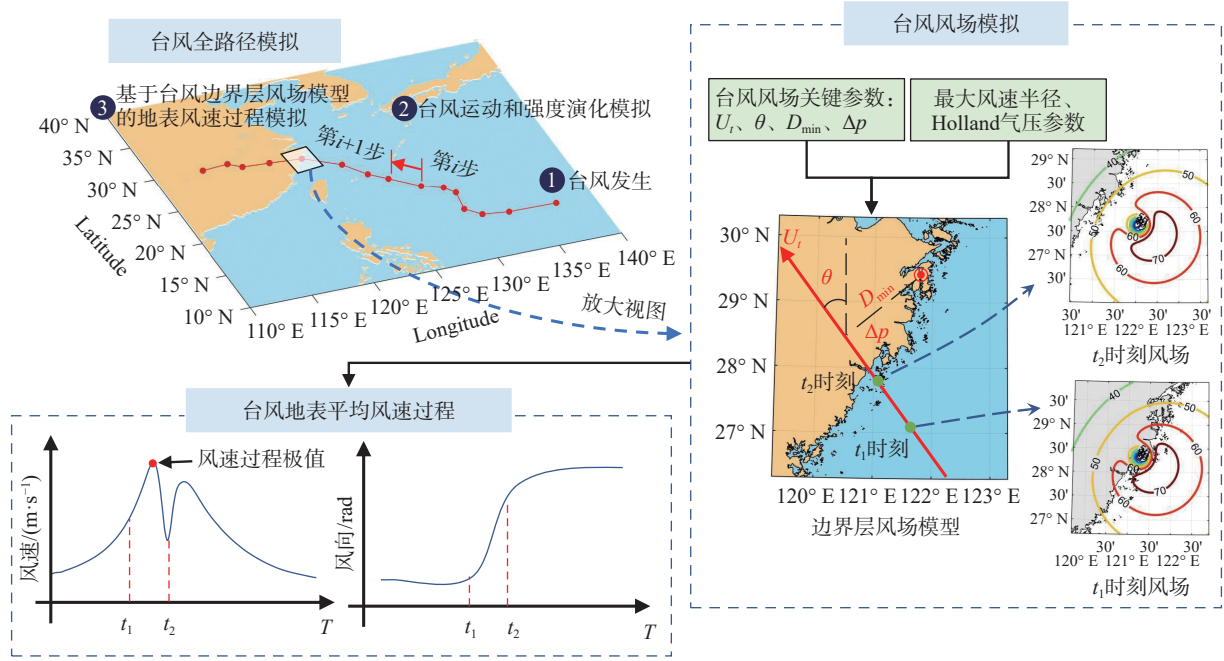


图1 台风极值风速分析方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the analysis method for typhoon extreme wind speeds

的相对强度作为台风强度的量化指标。本文采用自助法从历史台风记录中随机生成台风发生初始条件。

台风路径模拟中相邻时刻台风中心经纬度坐标与运动速度的关系满足方程式(1~2):

$$\lambda_{i+1} = \lambda_i + \frac{u_i \Delta t}{R_e \cos \varphi_i} \quad (1)$$

$$\varphi_{i+1} = \varphi_i + \frac{v_i \Delta t}{R_e} \quad (2)$$

式中: λ_i 和 φ_i 表示第 i 时间步台风中心的经度和纬度; u_i 和 v_i 表示第 i 到第 $i+1$ 时间步台风中心运动速度的正东方向和正北方向分量; Δt 表示相邻时间步的间隔(取为 6 h); R_e 表示地球半径, 取为 6371 km。一方面, 台风运动速度受大气动力学机制影响, 与大尺度基本气流具有很强相关性; 另一方面, 由于实测误差和台风强非线性特征等原因, 台风运动表现出显著的随机特征。因此, 台风运动速度 u_i 、 v_i 是一定状态变量和环境变量的条件随机变量。本研究考虑了影响台风运动速度的状态变量(包括台风中心经纬度 λ_i 、 φ_i 和前一时间步台风运动速度 u_{i-1} 、 v_{i-1}) 和环境变量(包括大气压为 250、350、450、550、650、750、850 hPa 高度处的基本气流 u_h 和 v_h , 下标 h 表示高度)。台风路径模型的关键是建立 u_i 、 v_i 的条件概率分布模型 $p(u_i, v_i | \lambda_i, \varphi_i, u_{i-1}, v_{i-1}, u_h, v_h)$ 。

同理, 在相邻时间步内的台风强度改变量 $\Delta \ln I_i = \ln I_{i+1} - \ln I_i$ 也是一定状态变量和环境变量的条件随机变量。相关研究表明, 台风登陆前强度演化

主要机理是作用在海面和高空大气的热力循环, 登陆后由于缺乏洋面热量来源, 台风强度逐渐衰减。因此, 本研究分别针对登陆台风和洋面台风建立了强度模型。在洋面台风强度模型中, 考虑的环境变量包括洋面温度 $T_{s,i}$ 、对流层顶温度 $T_{o,i}$ 、海洋混合层高度 $h_{m,i}$ 、海洋混合层下的温度递减率 Γ_i 、台风运动速度 $u_{t,i}$ 和大气压为 250~850 hPa 高度处气流竖向切变 S_p , 考虑的状态变量包括台风中心经纬度 λ_i 和 φ_i 、当前时刻的台风强度 $\ln I_i$; 洋面台风强度的条件概率分布模型可以记为 $p(\Delta \ln I_i | \lambda_i, \varphi_i, T_{s,i}, T_{o,i}, h_{m,i}, \Gamma_i, u_{t,i}, S_i, \ln I_i)$ 。台风登陆后将失去洋面热量来源, 无法计算潜在强度, 故不能采用相对强度指标来量化台风强度。为此, 采用台风中心气压差作为登陆台风强度模型输出。此外, 登陆台风强度模型采用的环境变量包括台风运动速度 $u_{t,i}$ 和大气压为 250~850 hPa 高度处气流竖向切变 S_p , 状态变量包括台风中心经纬度 λ_i 和 φ_i 、当前时刻的台风中心压差 Δp_i 和登陆后经历的时间 t_L ; 登陆台风强度的条件概率分布模型可以记为 $p(\Delta p_{i+1} | \lambda_i, \varphi_i, u_{t,i}, S_i, \Delta p_i, t_L)$ 。

当台风中心运动到特定地点附近(以目标地点为中心, 半径 250 km 的区域内), 将在该地产生显著的地表风速。为此, 采用边界层风场模型模拟地表风速过程及极值风速。首先, 根据台风强度模型得到中心压差 Δp , 结合 Holland 气压场模型计算梯度风场 V_g , 如式(3~4)所示:

$$fV_g + \frac{V_g^2}{r} = \frac{1}{\rho} \frac{\partial p(r)}{\partial r} \quad (3)$$

$$p(r) = p_c + \Delta p \exp \left[- \left(\frac{R_{\max}}{r} \right)^B \right] \quad (4)$$

式中: Coriolis 系数 $f = 2\Omega \sin \varphi$, 地球自转速度 $\Omega = 7.29 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$; r 为到台风中心的距离; ρ 为空气密度; p_c 为台风地表中心气压; $R_{\max}$ 为台风最大风速半径; B 为 Holland 气压场形状参数。本研究采用文献 [19] 提出的模型, 根据中心气压差和纬度计算 $R_{\max}$ 和 B 。进一步地, 利用文献 [20] 提出的地表风场模型, 将梯度风速转换为地表 10 m 高处 10 min 内的平均风速。

为分析台风极值风速, 假定每年西北太平洋地区台风发生数量服从泊松分布。利用随机模拟方法生成 10000 年内的台风发生事件, 并对每次台风发生事件采用上述模型模拟其在目标地点引起的地表风速过程与极值。基于模拟结果统计目标地点的台风年极值风速样本及其概率分布函数 $F_V(v)$, 则台风 T 年一遇极值风速可根据式 (5) 计算:

$$v_T = F_V^{-1} \left(1 - \frac{1}{T} \right) \quad (5)$$

式中 $F_V^{-1}(\cdot)$ 为年极值风速概率分布函数 $F_V(v)$ 的逆函数。

2 基于生成对抗网络的台风模型

2.1 生成对抗网络

台风极值风速分析全路径法的关键是建立条件概率分布模型 $p(u_{i+1}, v_{i+1} | \lambda_i, \varphi_i, u_i, v_i, u_h, v_h)$ 、 $p(\Delta \ln I_i | \lambda_i, \varphi_i, T_{s,i}, T_{o,i}, h_{m,i}, \Gamma_i, u_{t,i}, S_i, \ln I_i)$ 和 $p(\Delta p_{i+1} | \lambda_i, \varphi_i, u_{t,i}, S_i, \Delta p_i, t_L)$ 。然而, 由于上述问题设计概率分布维度高、概率分布结构复杂, 经典的统计建模遭遇了实践上的困难。为此, 可采用条件生成对抗网络建立上述条件概率分布模型。

一般地, 考虑随机变量 $\mathbf{Y}$ 在条件 $\mathbf{X}$ 下的条件概率分布模型 $p_r(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 。条件生成对抗网络的分析框架如

图 2 所示, 它包括两个神经网络: 生成器 $G(\mathbf{z} | \mathbf{x})$ 和判别器 $D(\mathbf{z} | \mathbf{x})$ 。生成器 G 根据标准正态随机噪声样本 $\mathbf{z}$ 和条件变量 $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ 生成随机变量样本 $\mathbf{y}_g$ (下标 “g” 表示 “生成样本”)。判别器 D 根据条件变量 $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ 对生成样本 $\mathbf{y}_g$ 和真实样本 $\mathbf{y}_r$ 进行打分, 以判断生成样本概率分布 $p_g(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 是否符合真实概率分布 $p_r(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 。为了使生成样本与观测样本不可区分, $p_g(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 必须收敛到 $p_r(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 。为此, 需采用对抗方式同时训练生成器和判别器, 判别器的训练目标是提高区分真实样本概率分布 $p_r(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 和生成样本概率分布 $p_g(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 的能力, 而生成器的训练目标则是减少生成样本概率分布 $p_g(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 与真实样本 $p_r(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 的差异, 以混淆判别器。从数学角度看, 这可以被表述为一个极小化极大问题 [9], 如式 (6) 所示:

$$\max_G \min_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{y}_g \sim p_g} [D(\mathbf{y}_g | \mathbf{x})] - \mathbb{E}_{\mathbf{y}_r \sim p_r} [D(\mathbf{y}_r | \mathbf{x})] + \lambda \mathbb{E}_{\mathbf{y}_c \sim p_c} \left[\left(\|\nabla_{\mathbf{y}_c} D(\mathbf{y}_c | \mathbf{x})\|_2 - 1 \right)^2 \right] \quad (6)$$

式中: $\mathbb{E}[\cdot]$ 为期望算子, $\|\cdot\|_2$ 为欧几里得范数算子, λ 为惩罚因子, $\mathbf{y}_c = \epsilon \mathbf{y}_g + (1 - \epsilon) \mathbf{y}_r$, $\epsilon \sim U[0, 1]$, $p_c(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 为 $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ 条件下 $\mathbf{y}_c$ 的条件概率分布。

上述极小化极大问题可采用小批量算法来求解, 如表 1 所示。在每次迭代中, 首先冻结生成器的超参数并训练判别器 n_{critic} 次; 然后冻结判别器, 训练生成器一次。其中, 均采用 Adam 优化器更新生成器和判别器的超参数。

值得指出的是, 经典的神经网络模型研究一般通过考察目标函数 (损失函数) 是否随着训练逐渐减小并趋于稳定来判断训练是否收敛。然而, 生成对抗网络需要求解的是极小化极大问题。该问题的解是目标函数式 (6) 的 “鞍点” (非局部极值点的驻点), 因此无法通过考察目标函数的变化过程来判断生成对抗网络的收敛情况。相关研究 [21] 指出, 可采用条件弗雷歇初始距离 (conditional Fréchet inception distance, CFID) 评估条件生成对抗网络训练得到的生成概率分布质量。因此, 本研究通过分析 CFID 距离是否随

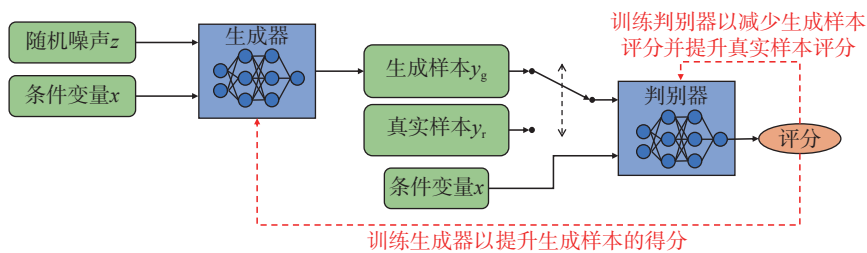


图 2 条件式 Wasserstein 生成对抗网络的框架

Fig. 2 Framework of the conditional Wasserstein generative adversarial networks

表 1 条件生成对抗网络的训练算法

Table 1 Training algorithm of the conditional generative adversarial networks

条件生成对抗网络算法(ω 与 θ 表示生成器与判别器的超参数)	
输入: 惩罚因子 λ 、小批量训练的迭代次数 N 、每次生成器迭代对应的判别器迭代次数 n_{critic} 、批量大小 m 、学习率 α 、优化器的超参数 β_1 和 β_2 。	
1:	for $k = 1, 2, \dots, N$ do
2:	for $t = 1, 2, \dots, n_{\text{critic}}$ do
3:	for $i = 1, 2, \dots, m$ do
4:	随机抽取实测条件样本($\mathbf{y}_r \mathbf{x}$)、正态高斯样本 $\mathbf{z}$, 以及均匀分布样本 $\epsilon \sim U[0, 1]$ 。
5:	$\mathbf{y}_g \leftarrow G(\mathbf{z} \mathbf{x})$
6:	$\mathbf{y}_c \leftarrow \epsilon \mathbf{y}_g + (1 - \epsilon) \mathbf{y}_r$
7:	$L^{(i)} \leftarrow D(\mathbf{y}_g \mathbf{x}) - D(\mathbf{y}_c \mathbf{x}) + \lambda(\ \nabla_{\mathbf{y}_c} D(\mathbf{y}_c \mathbf{x})\ _2 - 1)^2$
8:	end for
9:	$\omega \leftarrow \text{Adam}\left(\nabla_{\omega} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L^{(i)}, \omega, \alpha, \beta_1, \beta_2\right)$
10:	end for
11:	生成小批量正态高斯样本 $\{\mathbf{z}^{(i)}\}_{i=1}^m \sim p_z(\mathbf{z})$ 与条件变量样本 $\{\mathbf{x}^{(i)}\}_{i=1}^m$ 。
12:	$\theta \leftarrow \text{Adam}\left(-\nabla_{\theta} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(G(\mathbf{z}^{(i)} \mathbf{x}^{(i)})) \mathbf{x}^{(i)}), \theta, \alpha, \beta_1, \beta_2\right)$
13:	end for

着训练的进行而逐渐减小并趋于稳定, 来判断训练是否收敛。

2.2 历史数据集

本研究采用了 1980—2013 年西北太平洋地区的

1010 个历史台风记录。其中, 台风中心纬度和经度、运动速度及中心气压差取自中国气象局台风最佳路径数据集^[22], 洋面温度取自 COBE-SST 数据集的长期月平均气候数据^[23], 对流层顶温度、大尺度基本气流、垂直风切变均取自 20th CR 数据集的长期月平均气候数据^[24], 海洋混合层深度和温度递减率来源于 NODC 世界海洋图集气候数据集^[25]。本文将台风数据集按 6:2:2 划分为训练集、验证集和测试集, 以满足生成对抗网络训练、防止过拟合和模型评估的要求。其中, 训练集用于模型训练, 在这一过程中通过反向传播和优化算法调整模型参数(如神经网络的权重), 以求解生成对抗网络的极小化极大问题。验证集是一组独立于训练集的数据集, 用于反映超参数(如网络的架构)变化对模型泛化能力的影响, 以优选超参数、防止过拟合。测试集则用于给出最终的模型性能评估结果。

2.3 基于生成对抗网络的台风路径模型

台风路径模型中的生成器与判别器均采用如图 3 所示的全连接神经网络, 并采用修正线性单元(rectified linear unit, ReLU)为激活函数。为研究超参数对模型性能的影响, 本文考虑了如表 2 所示的 4 组超参数。图 4 给出了利用各组超参数训练的模型在验证集上计算的 CFID 值。可以看出, 尽管这 4 组超参数训练的模型都能在验证集上取得收敛, 但不同超参数的收敛速度和收敛结果有一定差异。后续研究采用了收敛最快的 MT4 模型。

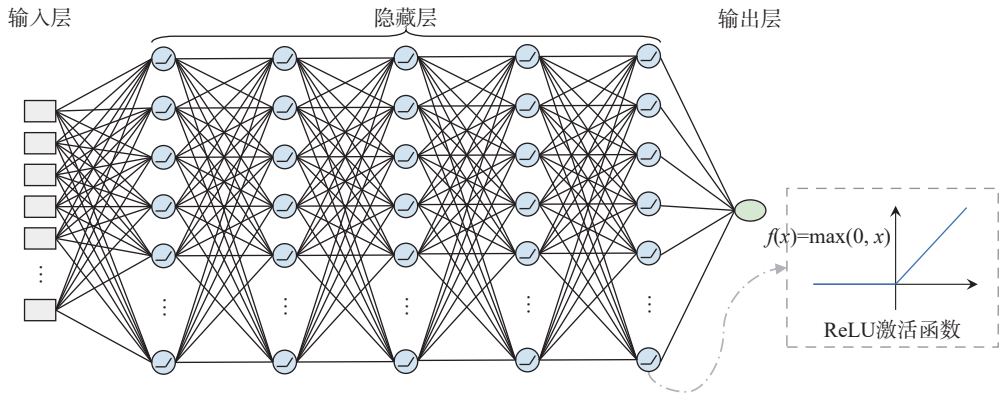


图 3 生成器与判别器采用的全连接神经网络架构

Fig. 3 Architectures for the generator and discriminator of the fully connected neural networks

表 2 台风路径模型的超参数

Table 2 Hyperparameters of the typhoon track model

模型	超参数
MT1	生成器: 54×64×32×16×2, 判别器: 54×64×64×64×64×1, $\alpha = 0.00001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 10$, $m = 128$
MT2	生成器: 54×32×16×16×2, 判别器: 54×32×32×32×32×1, $\alpha = 0.00001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 256$
MT3	生成器: 54×64×32×32×32×2, 判别器: 54×64×64×64×64×64×1, $\alpha = 0.00001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 256$
MT4	生成器: 54×64×32×16×2, 判别器: 54×64×64×64×64×1, $\alpha = 0.00001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 256$

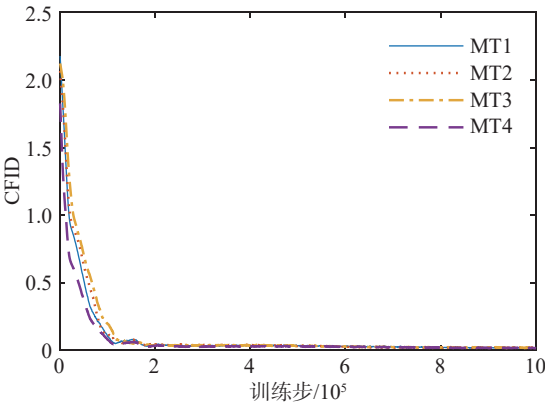


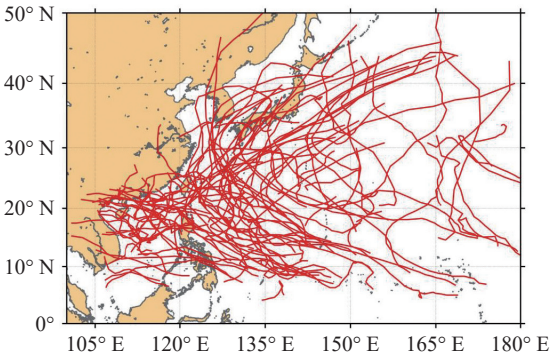
图 4 超参数对台风路径模型训练效果的影响

Fig. 4 Effects of hyperparameters on the typhoon track model

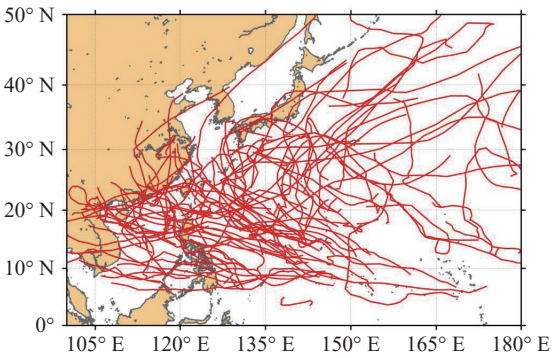
图 5 对比了西北太平洋地区 100 条随机选择的历史台风路径和 100 条随机模拟的台风路径。总体上,模拟路径的空间分布与历史路径的主要特征具有较高的一致性,特别是在本文关注的中国东南沿海地区。一方面,模拟路径在覆盖范围以及密集程度上与实际历史数据较为接近;另一方面,模拟结果同样较好地体现了台风路径向西北方向移动的总体趋势。这表明模拟方法在捕捉台风路径对中国东南沿海地区的影响方面具有较高的可靠性。

2.4 基于生成对抗网络的台风强度模型

台风强度模型中的生成器与判别器均采用如图 3 所示的全连接神经网络,并采用 ReLU 为激活函数。对于洋面台风强度模型和陆地台风强度模型,本文分别采用了如表 3、表 4 所示的超参数进行模型训练。图 6 分别给出了各组超参数条件下台风强度模型训练结果在验证集上计算的 CFID 值。与台风路径模型类似,采用不同超参数训练的台风强度模型在验证集上都取得收敛,但不同超参数的收敛速度和收敛



(a) 历史台风轨迹



(b) 模拟台风轨迹

图 5 西北太平洋地区历史台风和模拟台风轨迹

Fig. 5 Historical and simulated typhoon tracks in Northwest Pacific region

结果有一定差异。后续研究分别采用了收敛最快的 MS4 模型和 ML4 模型模拟洋面和陆地台风强度演化。

图 7 对比了台风强度模型对 4 个历史台风(1982 年 Owen、1991 年 Yuri、2005 年 Matsa、2011 年 Songda)强度演化的模拟结果。其中,通过 30%、50%、70%、90% 的中心区域不确定性范围(由深至浅的阴影区)描述了强度预测的可信区间。可见,本文模型能够在强度峰值的时间和幅度上较好地再现台风强度的演

表 3 洋面台风强度模型的超参数

Table 3 Hyperparameters of the over-sea typhoon intensity model

模型	超参数
MS1	生成器: $12 \times 64 \times 64 \times 16 \times 16 \times 16 \times 1$, 判别器: $12 \times 64 \times 64 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 10$, $m = 512$
MS2	生成器: $12 \times 64 \times 64 \times 8 \times 8 \times 8 \times 1$, 判别器: $12 \times 64 \times 64 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 1024$
MS3	生成器: $12 \times 64 \times 64 \times 32 \times 32 \times 32 \times 1$, 判别器: $12 \times 64 \times 64 \times 32 \times 32 \times 32 \times 16 \times 16 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 1024$
MS4	生成器: $12 \times 64 \times 64 \times 16 \times 16 \times 16 \times 1$, 判别器: $12 \times 64 \times 64 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 1024$

表 4 陆地台风强度模型的超参数

Table 4 Hyperparameters of the over-land typhoon intensity model

模型	超参数
ML1	生成器: $7 \times 64 \times 32 \times 16 \times 16 \times 8 \times 1$, 判别器: $7 \times 64 \times 32 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 8 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 10$, $m = 64$
ML2	生成器: $7 \times 64 \times 32 \times 8 \times 8 \times 4 \times 1$, 判别器: $7 \times 64 \times 32 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 8 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 128$
ML3	生成器: $7 \times 64 \times 32 \times 32 \times 32 \times 8 \times 1$, 判别器: $7 \times 64 \times 32 \times 32 \times 32 \times 32 \times 16 \times 16 \times 8 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 128$
ML4	生成器: $7 \times 64 \times 32 \times 16 \times 16 \times 8 \times 1$, 判别器: $7 \times 64 \times 32 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 16 \times 8 \times 1$, $\alpha = 0.000001$, $\beta_1 = 0.1$, $\beta_2 = 0.999$, $n_{\text{critic}} = 5$, $m = 128$

化过程。同时，历史观测值大部分位于模拟的不确定性范围内，表明模拟结果具有较高的可靠性。

3 我国东南沿海地区极值风速分析

为了将本文方法应用到台风极值风速分析中，本节以表 5 中中国东南沿海地区主要城市及海岸线里

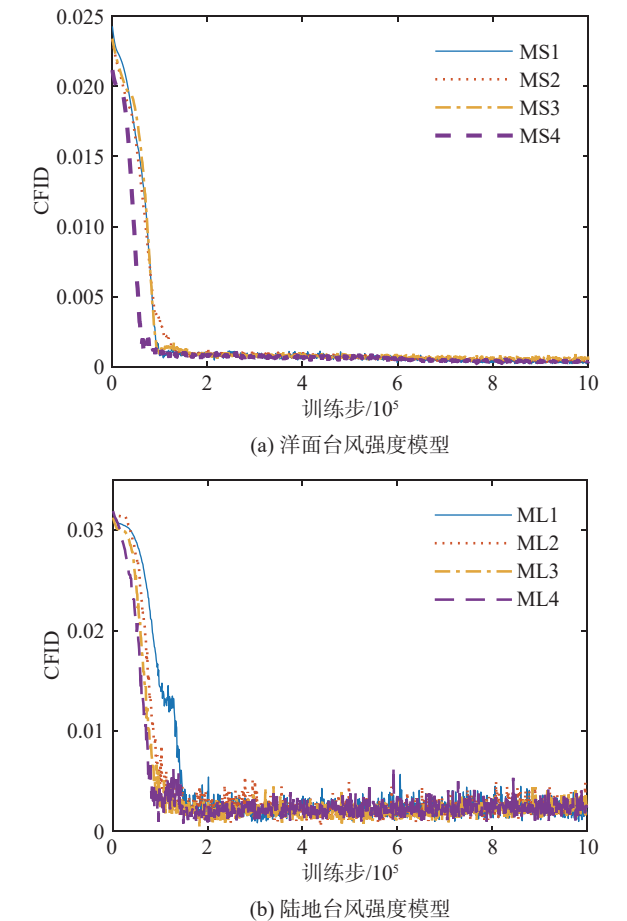


图 6 超参数对洋面和陆地台风强度模型训练结果的影响

Fig. 6 Effects of hyperparameters on the training results of typhoon intensity model of ocean surface and land

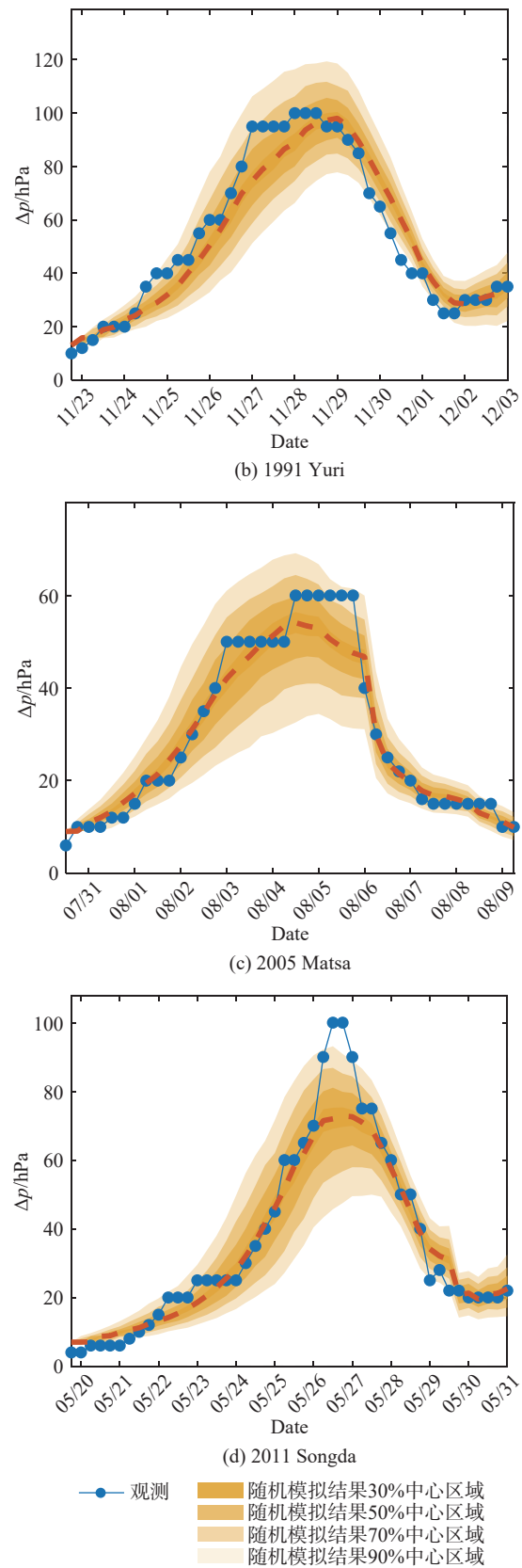
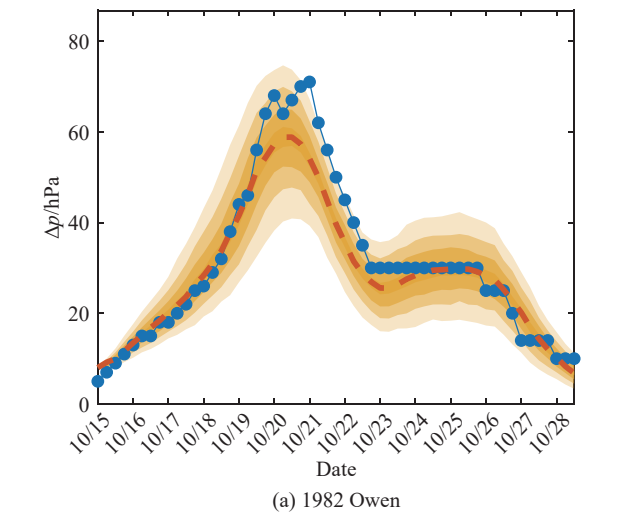


图 7 4 个历史台风的模拟和观测强度演化对比

Fig. 7 Comparison of simulated and observed intensity evolution for four historical typhoons

程的地理位置信息为例，验证基于生成对抗网络的台风极值风速分析的可行性和有效性。

由第 1 节可知, 台风路径和强度模型的主要作用是为台风风场模拟提供局部路径描述的台风年发生率、台风强度、运动速度、运动方向和到目标地的距离等关键参数。为了定量验证模型的有效性, 本文随机生成了 10000 年的西北太平洋地区台风发生事件, 进而逐个模拟了台风的路径和强度, 并统计了表 5 海岸线各点台风关键参数的统计特征。图 8 对比了中国东南沿海地区台风关键参数统计特征的模拟和实测结果。图 8(a)表明台风发生率在靠近华南和东南

沿海地区(海岸线里程约 500~1500 km)达到高峰(~3 个/年), 随后逐渐减小, 模拟结果与历史记录的趋势一致。图 8(b、c)分别显示了台风中心的运动速度和方向的变化, 模拟结果不仅很好地再现了这些特征的平均值趋势, 还反映出了历史记录中的变化幅度(标准差)。图 8(d)则表明台风中心到目标地沿海岸线的距离均值和标准差总体保持在 0 和 150 km 左右。图 8(e)显示了台风中心气压差的平均值和变化范围, 模拟结果在不同区域与历史记录高度吻合。

表 5 中国东南沿海地区主要城市和海岸线里程的地理位置信息

Table 5 The geographical location information of major cities and coastline mileage in China's southeastern coastal region					
海岸线里程/(km)	纬度/(°)	经度/(°)	海岸线里程/(km)	纬度/(°)	经度/(°)
0	21.5	108.04	2800	30.14	121.23
200	21.61	109.52	3000	30.61	121.26
400	20.32	110.1	3200	31.87	120.7
600	21.48	111.08	上海	31.23	121.47
800	21.91	112.84	宁波	29.87	121.55
1000	22.98	113.46	温州	28	120.7
1200	22.74	114.66	福州	26.07	119.29
1400	23.03	116.39	厦门	24.48	118.09
1600	24	117.76	汕头	23.35	116.68
1800	24.91	118.82	深圳	22.54	114.06
2000	25.82	119.6	广州	23.13	113.26
2200	26.86	120.12	阳江	21.86	111.98
2400	28.27	121.11	湛江	21.27	110.36
2600	29.31	121.87	海口	20.05	110.2

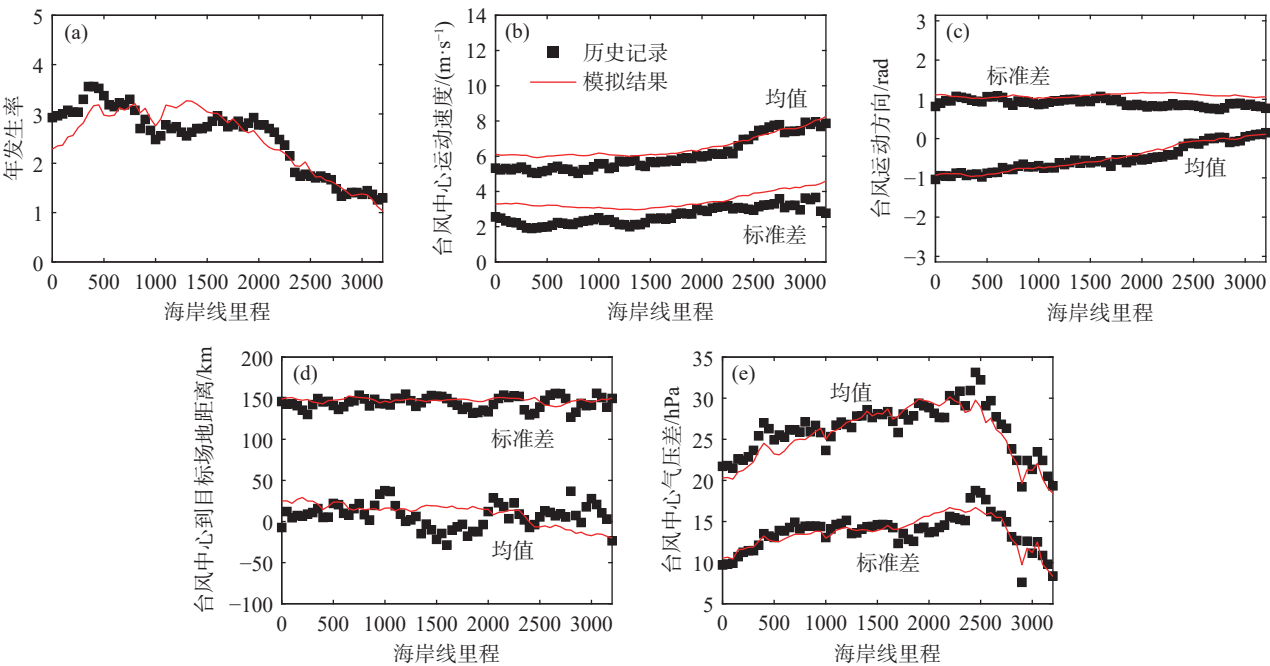


图 8 中国东南沿海地区历史台风与模拟台风关键参数对比

Fig. 8 Comparison of key parameters between historical and simulated typhoon in Southeastern Coastal China

进一步地,为了验证模型模拟台风关键参数概率分布的能力,图 9 对比了中国东南沿海地区 1000、2500 km 海岸线里程处台风关键参数概率分布的模拟和实测结果。由图可见,模拟得到的概率分布函数曲线与实测记录的经验概率分布函数具有较好的一致性。值得指出的是,在台风运动速度概率分布函数的对比中,模拟结果与历史记录存在一定差异。这可能是两

方面原因造成:一方面,模型训练时使用了西北太平洋全域的台风数据,因此训练结果在刻画西北太平洋海域局部地区(即本文重点关注的我国东南沿海地区)的台风运动速度概率特性时存在一定差异;另一方面,本文采用经验方法确定神经网络架构和超参数,不一定能代表全局最优结果,从而导致了模拟与实测结果之间的差异。

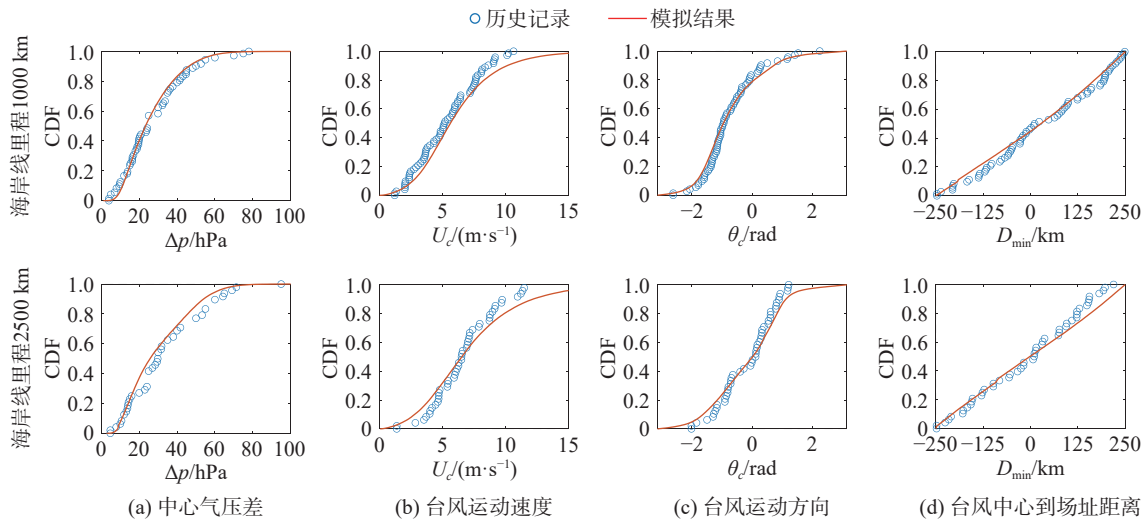


图 9 中国东南沿海地区 1000 km 和 2500 km 海岸线里程处历史台风与模拟台风关键参数的概率分布

Fig. 9 Probability distributions of key parameters for historical and simulated typhoons at 1000 km and 2500 km along the coastline in Southeastern Coastal China

利用第 1 节的台风极值风速分析方法,基于台风模型分析了我国东南沿海地区 50 年一遇和 100 年一遇台风极值风速,如图 10 所示。总体上,50 年一遇风速与 100 年一遇风速随海岸线里程的变化趋势接近,它们之间的平均差距大约为 2~3 m/s。极值风速在海岸线中段(约 1000~2500 km)达到最大值,而在海岸线的南端(0~600 km)和北端(3000 km 以上)相对较低。此外,极值风速在 1000 km 和 2700 km 位置处有显著的下降,从表 5 中可以看出它们分别位于珠江口与杭州湾。台风对这些区域产生显著影响前会受到附近陆地的影响,强度一般有所降低,从而导致上述现象发生。表 6 为本文、文献[26-27]以及规范[28]给出的在上海、宁波、温州、福州、厦门、汕头、深圳、广州、阳江、湛江、海口 11 座沿海城市建议的 50 年一遇与 100 年一遇风速值。可以发现,本文计算结果与规范建议值较为接近,其中,两者 50 年一遇风速的平均差值和最大差值分别为 2.15 m/s 和 5.6 m/s,而两者 100 年一遇风速的平均差值和最大差值分别为 2.25 m/s 和 4.6 m/s。通过与其他研究的对比可以发现,在宁波、温州、广州 3 座城市,本文以及其他文献[26-27]分析的 50 年一遇风速和 100 年一遇风速均大于规范建

议值。例如在温州地区,本文、文献[26]和文献[27]建议的 50 年一遇风速分别为 35.1、34.0、32.5 m/s,高于规范建议的 31.0 m/s;本文、文献[26]和文献[27]建议的 100 年一遇风速分别为 37.1、36.5、34.9 m/s,大于规范建议的 33.9 m/s。因此,规范建议值在这些地区有可能低估或高估了极值风速,对结构安全设计的适用性存在潜在风险。

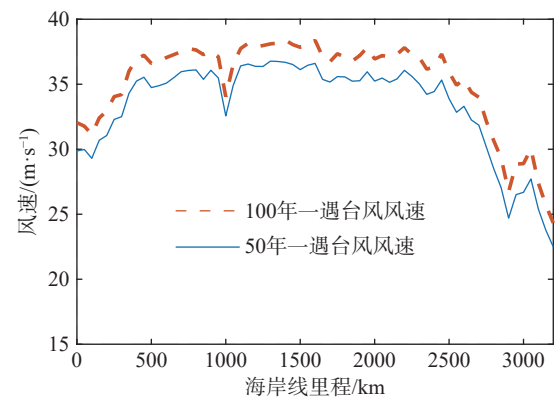


图 10 50 年一遇与 100 年一遇台风风速随中国东南沿海地区海岸线里程的变化

Fig. 10 Variation of extreme wind speeds within 50-year and 100-year return periods with the length of coastline in Southeastern Coastal China

表 6 11 座城市 50 和 100 年重现期台风极值风速
Table 6 Extreme wind speeds of typhoons for 11 cities within 50-year and 100-year return periods

	50 年一遇风速/(m·s ⁻¹)				100 年一遇风速/(m·s ⁻¹)			
	本文	文献[26]	文献[27]	规范 ^[28]	本文	文献[26]	文献[27]	规范 ^[28]
上海	27.2	28.9	29.6	29.7	29.1	31.7	31.7	31.0
宁波	32.1	30.0	32.1	28.3	34.6	33.0	34.5	31.0
温州	35.1	34.0	32.5	31.0	37.1	36.5	34.9	33.5
福州	35.6	32.5	30.1	33.5	37.4	35.1	33.6	36.9
厦门	34.5	36.4	34.5	35.8	36.0	38.9	37.7	39.0
汕头	35.1	—	33.9	35.8	36.8	—	37.3	39.0
深圳	34.9	34.7	32.8	34.6	36.8	36.8	36.4	37.9
广州	33.9	29.8	—	28.3	35.6	31.4	—	31.0
阳江	35.2	—	—	34.6	36.9	—	—	37.9
湛江	34.5	34.7	34.2	35.8	36.1	37.4	37.5	39.0
海口	35.9	—	36.4	34.6	37.5	—	38.5	37.9

4 结 论

本文基于条件生成对抗网络建立了台风路径和强度模型，并分析了我国东南沿海地区的极值风速。其中，台风运动速度、台风强度的 6 小时变化量被处理为一定状态变量(台风中心经/纬度等)和环境变量(洋面温度等)的条件随机变量。本研究的主要结论如下：

1) 基于生成对抗网络的台风路径模型能够合理再现历史台风运动轨迹特征，并有效捕捉台风路径关键参数(中心运动方向、运动速度)的统计特征。

2) 台风强度生成对抗网络模型能够有效表征台风强度演化的随机特征，同时可以准确模拟台风中心气压差均值、标准差沿东南沿海海岸线里程的变化规律。

3) 利用本文建立的台风模型分析得到的极值风速与已有研究成果有较好的一致性。在宁波、温州、广州 3 座城市，本文分析结果比规范建议值大 3~4 m/s。

值得指出的是，本文通过经验调试方法确定了生成对抗网络训练中的超参数，分析结果表明本文采用的超参数是适用的。然而，为了研究超参数对模型性能的影响，同时保证模型的精度和泛化能力，在进一步的研究中有必要利用网格搜索、随机搜索等优化方法确定台风生成对抗网络模型训练的最佳超参数。

参 考 文 献：

[1] 中华人民共和国应急管理部. 应急管理部发布 2023 年前三季度全国自然灾害情况[EB/OL]. (2023)[2024-12-23]. https://www.mem.gov.cn/xw/yjglbgzdt/202310/t20231008_465002.shtml. 2023.

[2] 顾明, 赵明伟, 全涌. 结构台风灾害风险评估研究进展[J]. 同济大学学

报(自然科学版), 2009, 37(5): 569–574.

GU M, ZHAO M W, QUAN Y. Typhoon risk assessment of structures[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2009, 37(5): 569–574(in Chinese).

[3] 欧进萍, 段忠东, 常亮. 中国东南沿海重点城市台风危险性分析[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(4): 9–17.

OU J P, DUAN Z D, CHANG L. Typhoon risk analysis for key coastal cities in southeast China[J]. Journal of Natural Disasters, 2002, 11(4): 9–17(in Chinese).

[4] 林沛延, 林陪晖, 王俊, 等. 基于机器学习方法的浙江省台风灾害风险评估和动态风险预报[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(4): 13–24.

LIN P Y, LIN P H, WANG J, et al. Typhoon disaster risk assessment and dynamic risk forecasts in Zhejiang Province based on machine learning methods[J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(4): 13–24(in Chinese).

doi: 10.13577/j.jnd.2023.0402

[5] VICKERY P J, SKERLJ P F, TWISDALE L A. Simulation of hurricane risk in the U. S. using empirical track model[J]. Journal of Structural Engineering, 2000, 126(10): 1222–1237.

doi: 10.1061/(asce)0733-9445(2000)126:10(1222)

[6] 李强, 毛江鸿, 黄铭枫. 结合台风全路径模拟的混合气候极值风速估计[J]. 振动与冲击, 2020, 39(23): 84–89.

LI Q, MAO J H, HUANG M F. Extreme wind speed estimation of mixed climate combined with typhoon full path simulation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(23): 84–89(in Chinese).

doi: 10.13465/j.cnki.jvs.2020.23.013

[7] 方根深, PANG W, 赵林, 等. 我国东南沿海台风极值风速预测与区划图构建[J]. 土木工程学报, 2021, 54(7): 43–53.

FANG G S, PANG W, ZHAO L, et al. Estimation and mapping of extreme wind speeds in southeast coastal region of China[J]. China Civil Engineering Journal, 2021, 54(7): 43–53(in Chinese).

doi: 10.15951/j.tmgxb.2021.07.009

[8] JING R Z, LIN N. Tropical cyclone intensity evolution modeled as a dependent hidden Markov process[J]. Journal of Climate, 2019, 32(22): 7837–7855.

doi: 10.1175/jcli-d-19-0027.1

[9] 王坤峰, 苟超, 段艳杰, 等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 321–332.

WANG K F, GOU C, DUAN Y J, et al. Generative adversarial networks: The state of the art and beyond[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3): 321–332(in Chinese).

doi: 10.16383/j.aas.2017.y000003

- [10] KOZAR M E, MISRA V, POWELL M D. Hindcasts of integrated kinetic energy in Atlantic tropical cyclones: A neural network prediction scheme[J]. *Monthly Weather Review*, 144(12): 4591-4603.
doi: [10.1175/mwr-d-16-0030.1](https://doi.org/10.1175/mwr-d-16-0030.1)
- [11] GAO S, ZHAO P, PAN B, et al. A nowcasting model for the prediction of typhoon tracks based on a long short term memory neural network[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2018, 37(5): 8-12.
doi: [10.1007/s13131-018-1219-z](https://doi.org/10.1007/s13131-018-1219-z)
- [12] HUANG C, BAI C, CHAN S X, et al. MMSTN: A multi-modal spatial-temporal network for tropical cyclone short-term prediction[J]. *Geophysical Research Letters*, 2022, 49(4): e2021GL096898.
doi: [10.1029/2021gl096898](https://doi.org/10.1029/2021gl096898)
- [13] 李雪芹, 杨文丽, 李娜娜. 基于对抗双向 GRU 网络的跨语言情感分类方法[J]. *计算机应用与软件*, 2024, 41(1): 82-88.
LI X Q, YANG W L, LI N N. Cross-language sentiment classification method based on adversarial bidirectional gate recurrent unit network[J]. *Computer Applications and Software*, 2024, 41(1): 82-88(in Chinese).
- [14] 倪有豪, 陆欢, 季超, 等. 基于语义分割的桥梁锈蚀病害识别对比分析[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2023, 53(2): 201-209.
NI Y H, LU H, JI C, et al. Comparative analysis on bridge corrosion damage detection based on semantic segmentation[J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2023, 53(2): 201-209(in Chinese).
- [15] XIONG J C, CHEN J. A generative adversarial network model for simulating various types of human-induced loads[J]. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 2019, 19(8): 1950092.
doi: [10.1142/s0219455419500925](https://doi.org/10.1142/s0219455419500925)
- [16] WU F B, HUANG G Q, ZHOU X H. Enhanced circular subregion method in typhoon hazard analysis[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2021, 147(6): 06021003.
doi: [10.1061/\(asce\)st.1943-541x.0003003](https://doi.org/10.1061/(asce)st.1943-541x.0003003)
- [17] 陈煜, 杨剑, 段忠东, 等. 粤港澳大湾区台风危险性分析[J]. *自然灾害学报*, 2022, 31(2): 26-38.
CHEN Y, YANG J, DUAN Z D, et al. Typhoon hazard analysis of the Guangdong-Hong Kong-Macao greater bay area[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2022, 31(2): 26-38(in Chinese).
doi: [10.13577/j.jnd.2022.0203](https://doi.org/10.13577/j.jnd.2022.0203)
- [18] DARLING R W R. Estimating probabilities of hurricane wind speeds using a large-scale empirical model[J]. *Journal of Climate*, 1991, 4(10): 1035-1046.
doi: [10.1175/1520-0442\(1991\)004<1035:epohws>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1991)004<1035:epohws>2.0.co;2)
- [19] VICKERY P J, WADHERA D. Statistical models of Holland pressure profile parameter and radius to maximum winds of hurricanes from flight-level pressure and H*Wind data[J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2008, 47(10): 2497-2517.
doi: [10.1175/2008jamec1837.1](https://doi.org/10.1175/2008jamec1837.1)
- [20] HONG X, WAN Z Q, CHEN J B. Parallel assessment of the tropical cyclone wind hazard at multiple locations using the probability density evolution method integrated with the change of probability measure[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 237: 109351.
doi: [10.1016/j.ress.2023.109351](https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109351)
- [21] SOLOVEITCHIK M, DISKIN T, MORIN E, et al. Conditional fr chet inception distance [EB/OL]. (2021-03-21)[2024-12-23].
<https://arxiv.org/abs/2103.11521>
- [22] LU X Q, YU H, YING M, et al. Western North Pacific tropical cyclone database created by the China meteorological administration[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2021, 38(4): 690-699.
doi: [10.1007/s00376-020-0211-7](https://doi.org/10.1007/s00376-020-0211-7)
- [23] ISHII M, SHOUJI A, SUGIMOTO S, et al. Objective analyses of sea-surface temperature and marine meteorological variables for the 20th century using ICOADS and the Kobe Collection[J]. *International Journal of Climatology*, 2005, 25(7): 865-879.
doi: [10.1002/joc.1169](https://doi.org/10.1002/joc.1169)
- [24] COMPO G P, WHITAKER J S, SARDESHMUKH P D, et al. The twentieth century reanalysis project[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2011, 137(654): 1-28.
doi: [10.1002/qj.776](https://doi.org/10.1002/qj.776)
- [25] MONTEREY G I, LEVITUS S. Climatological cycle of mixed layer depth in the world ocean [R]. U. S. Gov. Printing Office, NOAA NESDIS, 1997.
- [26] LI S H, HONG H P. Typhoon wind hazard estimation for China using an empirical track model[J]. *Natural Hazards*, 2016, 82(2): 1009-1029.
doi: [10.1007/s11069-016-2231-2](https://doi.org/10.1007/s11069-016-2231-2)
- [27] CHEN Y, DUAN Z D. A statistical dynamics track model of tropical cyclones for assessing typhoon wind hazard in the coast of Southeast China[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2018, 172: 325-340.
doi: [10.1016/j.jweia.2017.11.014](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2017.11.014)
- [28] 中华人民共和国住房和城乡建设部. GB50009-2012, 建筑结构荷载规范[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2012.

(本文责编: 周奇杰)