

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.03.018

基于随机森林算法的台风风场经验参数优化

时 健^{1,2}, 孙海飞^{1,2}, 刘 威^{1,2}, 张 弛^{1,3}, 李 元^{1,3}

(1. 河海大学港口海岸与近海工程学院; 2. 河海大学海岸灾害及防护教育部重点实验室;
3. 河海大学水灾害防御全国重点实验室)

摘要: 针对 Holland 台风风场模型计算中最大风速半径和 Holland-B 参数难确定、经验依赖性强的问题,结合卫星遥感反演数据机器学习模型数据集,利用随机森林算法对 Holland 台风风场的最大风速半径以及 Holland-B 参数计算方法进行优化,并将优化后参数化台风风场模型风速与实测风速进行了对比验证,比较了算法优化参数值与经验公式计算值的精度差异。结果表明:优化后的两个台风经验参数与验证集数据拟合性较好,平均误差均小于 4%,相较传统经验公式预测精度提升约 50%;基于随机森林算法可快速、有效获取参数化台风风场模型经验参数,风速模拟误差在 7% 以内,提高了参数化台风风场模型模拟风速的精确性和稳定性,可为台风数值模拟提供新的技术途径。

关键词: 机器学习; 随机森林算法; 台风风场模型; 最大风速半径; Holland-B 参数

Optimization of empirical parameters for typhoon wind field based on random forest algorithm

Shi Jian^{1,2}, Sun Haifei^{1,2}, Liu Wei^{1,2}, Zhang Chi^{1,3}, Li Yuan^{1,3}

(1. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University;
2. Key Laboratory of Coastal Disaster and Protection, Ministry of Education, Hohai University;
3. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University)

Abstract: To address the problems of difficulty in determination and strong experience dependence of the radius of maximum wind speed and Holland-B parameter in the calculation of the Holland typhoon wind field model, the calculation methods of the radius of maximum wind speed and Holland-B parameter of the Holland typhoon wind field were optimized using the random forest algorithm, combined with the dataset of the machine learning model of satellite remote sensing inversion data. Furthermore, the wind speed of the parametric typhoon wind field model with optimized parameters was compared and verified with the measured wind speed, and the accuracy difference between the parameter values optimized by the algorithm and those calculated by empirical formulas was compared. The results indicate that the two optimized empirical parameters of typhoons fit well with the validation set data; the average errors are both less than 4%, and the prediction accuracy increases by about 50% compared with traditional empirical formulas. Based on the random forest algorithm, the empirical parameters of the parametric typhoon wind field model can be obtained quickly and effectively, and the simulated wind speed error is within 7%. This improves the accuracy and stability of the simulated wind speed of the parametric typhoon wind field model and provides a new technical approach for typhoon numerical simulation.

Key words: machine learning; random forest algorithm; typhoon wind field model; radius of maximum wind speed; Holland-B parameter

随着全球气候的变化,海平面上升速率加快,极端台风事件的强度与频次也呈显著增长趋势^[1-4]。台风灾害引发重大人员伤亡与巨额经济损失,给人类社会的生产生活带来了极大的威胁和挑战^[5-6],同时对区域经济社会平稳发展造成严重的冲击。开展精准、高效的台风风场特性研究,对于工程结构抗风设计、区域防灾减灾规划与决策具有重要的理论价值与工程实际意义。

参数化台风风场模型是进行台风风场研究的重要组成部分,其中参数化梯度风场模型模拟通常分为两类:①根据风廓线经验函数,通过最大风速推算整个风场风速^[7-8];②基于气压分布模型,求解梯度平衡方程从而计算风速^[9-10]。

1980 年以来, Holland^[10] 在 Schloemer^[11] 建立的指数气压分布模型的基础上引入了径向气压分布参数 B

(Holland- B 参数),使模型能够更准确地模拟台风的风速分布和特征。在实际工程应用中,各国学者普遍采用代表性强、实用性优的最大风速半径和 Holland- B 参数开展台风风场模拟,以期更好地预测台风强度与风场结构特征。Vickery 等^[12]研究表明,参数化台风风场模型模拟的风速与最大风速半径密切相关,同时指出,台风最大风速半径与中心气压差呈负相关关系,与纬度呈正相关关系;Kato^[13]发现了最大风速半径与中心气压间的线性关系,并给出了经验计算公式;雷小途等^[14]基于参数化台风风场模型,探讨了热带气旋尺度(8 级大风圈半径)的估算方案;江志辉^[15]以 LAGFD 模式为基础,对热带气旋中心气压与最大风速半径进行统计,建立了两者的统计关系并检验了其合理性。针对 Holland- B 参数的研究,Zhao 等^[16]对比验证了台风登陆前后 Holland- B 参数的取值,认为中心气压差、最大风速半径与 Holland- B 参数仅存在线性关系;Fang 等^[17-18]却指出 Holland- B 参数与中心气压差、纬度等多个因子之间存在二次拟合关系。

尽管过去几十年有关参数化台风风场模型研究取得了显著进展,然而大多数研究中,多数台风风场构建参数均依赖经验公式求解,而经验公式本身适用性争议较大,鲜有研究密切关注参数化台风风场模型中参数的选择依据与判定标准,模拟风场风速与实测风速存在较大误差。现阶段仍缺乏针对性方法解决具体台风模拟中的参数选择问题,风速模拟的精度有待提高。机器学习算法为解决该问题提供了有效途径,例如,Wei^[19]分别采用 DNN 与 WRF 模型对台风中心气压等关键特征进行训练,模拟对比了 47 场台风的风速,结果表明,两种模型均能较好地展示风速变化趋势,模拟精度良好。在实际应用中,受观测条件与仪器的限制,难以精确获取最大风速半径等参数。Chen 等^[20]通过相关性分析,优化了随机森林算法和 BP 神经网络机器学习参数化台风风场模型的关键输入参数,提高了台风风速的预报精度。

采用机器学习算法预测参数化台风风场模型的参数,不仅在样本分类与特征提取方面具有运算速度及精度优势,还可输出稳定、合理的模型参数,在提升风场模拟精度的同时兼顾物理可解释性。本文基于卫星遥感反演数据机器学习模型(Deep TC Net)数据集,利用随机森林算法对 Holland 参数化台风风场模型的最大风速半径以及 Holland- B 参数进行优化,通过对比优化后的模型模拟风速与实测风速,分析了机器学习算法预测台风风场模型参数值与传统经验公式计算值的差异。

1 台风风场经验参数预测模型

1.1 参数化台风风场模型

基于气压分布的梯度风场可以得到 Holland 台风风场公式^[10]:

$$p_r = p_c + (p_n - p_c)w^{-(R_m/r)^B} \tag{1}$$

$$v_g = \sqrt{\frac{B}{\rho_a} \left(\frac{R_m}{r}\right)^B (p_n - p_c)w^{-(R_m/r)^B} + \left(\frac{rf}{2}\right)^2} - \frac{rf}{2} \tag{2}$$

其中 $f = 2 \times 7.292 \times 0.00001 \sin(\pi\varphi/180.0)$

式中: p_r 为台风气压场气压; p_c 为台风中心气压; p_n 为台风外围气压,取 $p_n = 1013.0 \text{ hPa}$; R_m 为最大风速半径; ρ_a 为空气密度,取 $\rho_a = 1.15 \text{ kg/m}^3$; v_g 为梯度风场风速; f 为科氏力参数,取值随台风中心纬度变化; φ 为台风中心纬度; B 为 Holland- B 参数,决定台风的峰度和强度; r 为距离梯度台风风场中心的距离; w 为权重。

移行风场采用宫崎正卫公式^[21]:

$$\mathbf{v}_t = \exp(-\pi r/500000) \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中: $\mathbf{v}_t$ 为移行风场风速; v_x 、 v_y 分别为台风中心移动速度的正东分量和正北分量。

热带气旋的模型风场由梯度风场及移行风场叠加而得:

$$\mathbf{v}_M = c_1 v_g \begin{bmatrix} -\sin(\theta + \beta) \\ \cos(\theta + \beta) \end{bmatrix} + c_2 \mathbf{v}_t \tag{4}$$

式中: $\mathbf{v}_M$ 为参数化台风风场风速; c_1 、 c_2 为修正系数,根据与实测数据的对比情况进行取值,本文取 $c_1 = 0.8$, $c_2 = 0.5$; β 为梯度风与海面风的夹角,通常为 $20^\circ \sim 30^\circ$,本文取 $\beta = 25^\circ$; θ 为台风中心到目标点的方位角。式(1)~(4)构成参数化台风风场模型。

1.2 基于随机森林算法台风风场经验参数预测模型构建

机器学习算法主要有神经网络、随机森林、支持向量机等算法,其中随机森林算法相较于支持向量

机等方法,具有更好的泛化性能与预报能力。本文采用随机森林算法对构建的参数化台风风场模型关键参数——最大风速半径与 Holland-B 进行优化。

随机森林是由多棵决策树构成的集合,其通过 Bagging(套袋)法从原始数据集中抽取多个样本集,每个样本集均以分类回归树作为子学习器生成组合分类回归器,采用其平均值作为最终结果。相较于单一决策树,随机森林通过构建并融合多棵独立决策树,不仅显著提升了预测精度,还能有效降低单一决策树等高灵活性模型的高方差问题,从而降低了过拟合的风险。

在参数化台风风场模型经验参数的反演优化过程中,随机森林算法相较于传统经验公式具有一定的优势:引入了更多的相关因素,建立了参数化台风风场模型经验参数与多种影响因素之间的关系,能够较快预测参数化台风风场模型经验参数,提高参数反演与台风预报的准确性和可靠性。基于随机森林算法台风风场经验参数预测模型技术路线如图 1 所示,具体步骤如下:

步骤 1 在基于随机森林算法台风风场经验参数预测模型(以下简称随机森林参数预测模型)构建过程中,为了获取最佳的模型性能,采用 k 折交叉验证进行随机森林算法的参数调优。将数据集随机分为 k 个大小相等、互不重叠的子集,在 k 次迭代中,每次都将 $k-1$ 个子集作为训练集用于模型训练,剩余 1 个子集则作为验证集以评估模型性能。由此构建 k 个不同的模型,计算每个模型在对应验证集上的误差,取 k 次误差的平均值作为模型的交叉验证误差,选取误差最小参数组作为随机森林算法的最佳参数。

步骤 2 预处理台风数据,选择最大风速半径与 Holland-B 参数为随机森林参数预测模型的标签。

步骤 3 将 Deep TC Net 数据集划分为 70% 的训练集和 30% 的验证集,考虑到输出参数为最大风速半径及 Holland-B 参数,分别将台风中心的经纬度,台风中心气压及与外围气压的气压差,台风的移动速度、移动方向、最大风速以及作为台风防御参考指标的 7 级风圈半径作为特征输入。

步骤 4 设置已测试的随机森林参数预测模型最佳参数,使用训练集数据训练模型。

步骤 5 调用已训练好的随机森林参数预测模型,根据输入的特征参数输出结果。

步骤 6 结合验证集中数据最大风速半径和 Holland-B 参数值对比输出的相应值,对随机森林参数预测模型进行误差检验,评估其预测效果。

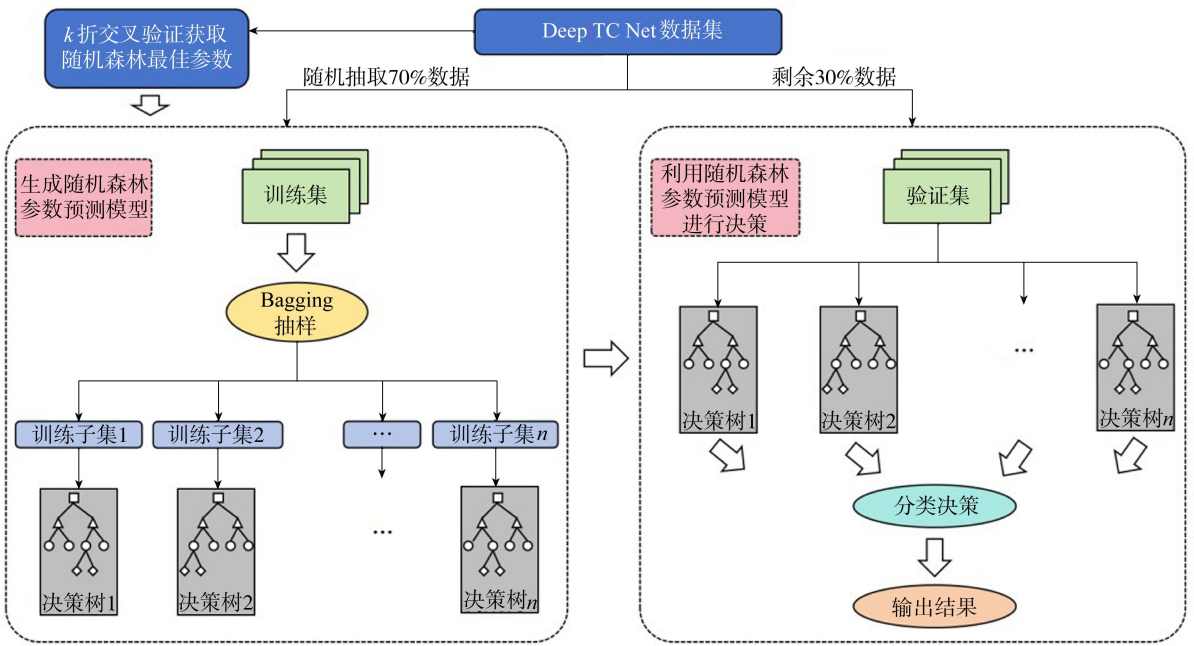


图 1 随机森林参数预测模型技术路线

Fig. 1 Technical roadmap of parameter prediction model based on random forest algorithm

选取估计器数量、决策树最大深度、叶节点最小样本数以及内部节点再划分节点所需最小样本数 4 个算法参数进行调整,建立随机森林参数预测模型。针对随机森林参数预测模型开展模型调优,选取误差最小、性能最高的组合,结果见表 1。

表 1 随机森林算法的最佳参数组合

Table 1 Optimal parameter combinations for random forest algorithm

参数	估计器数量	决策树最大深度	叶节点最小样本数	划分节点所需最小样本数
最大风速半径	1 780	36	1	2
Holland-B 参数	2 850	32	2	2

1.3 训练集和验证集数据

考虑到 CMA、IBTrACS 等数据集缺少历史台风最大风速半径等参数数据,因此构建 Holland 参数化台风风场模型时,需借助其他数据集进行相关研究。Deep TC Net 数据集^[22]包含了 1981—2023 年的台风观测资料,包括台风名称、发生时间、中心经纬度、中心气压、最大风速半径、移动速度、移动方向、最大风速以及 3 种不同风圈的半径。Deep TC Net 数据集与经季后订正的联合台风警报中心的最佳路径数据具有良好的一致性,两者的相关系数为 0.76~0.85。本文使用的训练集及验证集数据(台风最大风速半径、经纬度、中心气压、最大风速、7 级风圈半径等)均来源于该数据集;Holland-B 参数根据梯度风场公式、移行风场公式及 Deep TC Net 数据集其他台风数据反演得出。

1.4 误差分析方法

采用均方根误差(RMSE)、平均百分比误差(MPE)、决定系数(R^2)和纳什效率系数(NSE)评估随机森林参数预测模型性能,以此对随机森林参数预测模型预测精度进行多维度考量。其中 RMSE 可直观反映离散程度, R^2 反映评估回归模型拟合优度及两个变量之间线性关系的强弱,NSE 常用于量化模型(如风速、波浪模型)的预测精度。

2 台风风场经验参数优化

图 2(a)为采用随机森林参数预测模型模拟得到的最大风速半径与验证集数据的对比图,模型运行时间为 3.2 s,预测效率较高。

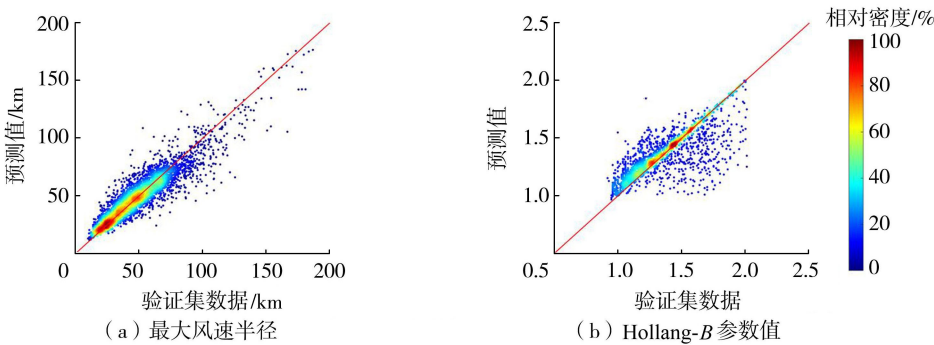


图 2 最大风速半径和 Holland-B 参数预测值与验证集数据对比

Fig. 2 Comparison of predicted values of maximum wind speed and Holland-B parameter with validation set data

由图 2(a)可知,在最大风速半径整个区间,随机森林参数预测模型预测结果与验证集数据整体吻合度较高。具体来看,该模拟值的 RMSE 仅为 9.32 km,NSE 较高,为 0.85,表明模型预测值与验证集数据集中性较好,离散程度较低,对最大风速半径的预测达到了较好水平;MPE 为 3.66%,说明该模型在捕捉数据趋势方面表现良好; R^2 为 0.85,进一步证明随机森林参数预测模型捕捉最大风速半径内在规律的能力较强。

Holland-B 参数值与输入特征参数的内在逻辑更为复杂,模型运行时间较最大风速半径预测略高,为 3.6 s。由图 2(b)可知,随机森林参数预测模型对 Holland-B 参数值预测的 RMSE 仅为 0.13 km,NSE 为 0.73,表明该模型预测值与验证集数据离散程度较小,对 Holland-B 参数具备良好的预测能力。结合 MPE (1.23%)与 R^2 (0.73)综合分析,绝大多数样本的 Holland-B 参数预测值与验证集数据拟合效果较好,说明随机森林参数预测模型能够有效挖掘输入特征与 Holland-B 参数间的内在关联,精准还原 Holland-B 参数的数据变化特征。

3 误差分析验证

3.1 混合风场计算方法

在台风中心附近,参数化台风风场模型能够较好反映台风大风区的风场特征;但在台风外围,因同时受台风及其他天气系统的共同影响,风场风速与参数化台风风场模型模拟风速通常差异较大。为了提升参数化台风风场模型模拟精度,采用指数系数叠加法对参数化台风风场模型模拟风场与再分析风场进行融合:

$$v_c = (1 - w)v_M + wv_Q \tag{5}$$

其中

$$w = c^m / (1 + c^m) \quad c = r/nR_m$$

式中: v_c 为混合风场风速; v_Q 为背景风场风速,本文选用 ERA5 再分析风场; m 、 n 为经验参数,一般取 $m=4$, $n=10$ 。

3.2 实测台风风速验证

采用台风期间 4 场沿岸实测 10 m 高度 10 min 平均风速观测数据进行验证,分别为:①卡努,台风编号 0515,时间 2005 年 9 月 5—13 日;②梅花,台风编号 1109,时间 2011 年 7 月 27 日至 8 月 9 日;③凤凰,台风编号 1416,时间 2014 年 9 月 17—25 日;④山竹,台风编号 1822,时间 2018 年 9 月 7—17 日。基于随机森林参数预测模型建立对应的台风模拟风场,融合背景风场,输出对应台风风速并进行对比。台风测站坐标涵盖四大海域,分别为 W1 江苏吕泗测站(32. 13°N,121. 61°E)、W2 渤海 QF104 浮标(37. 96°N,119. 86°E)、W3 长江口外海 B 浮标(31. 71°N, 122. 31°E)和 W4 广东汕头测站(23. 37°N,116. 68°E),每个测站验证一场台风风速,能够较好地反映中国沿岸台风风速特征。测站位置与台风轨迹如图 3 所示。

由图 4 可知,各台风最大风速的模拟值和趋势与实测数据吻合较好。由表 2 可见,混合风场风速 RMSE 最大值为 2. 51 m/s,MPE 均小于 7%,表明随机森林算法优化后的混合风场模拟风速误差较小,随机森林参数预测模型预测参数化台风风场模型参数精度较高。

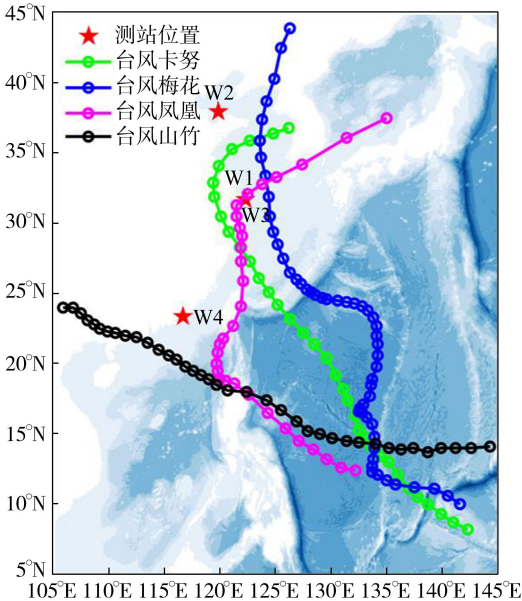


图 3 测站位置与台风轨迹

Fig. 3 Station positions and typhoon tracks

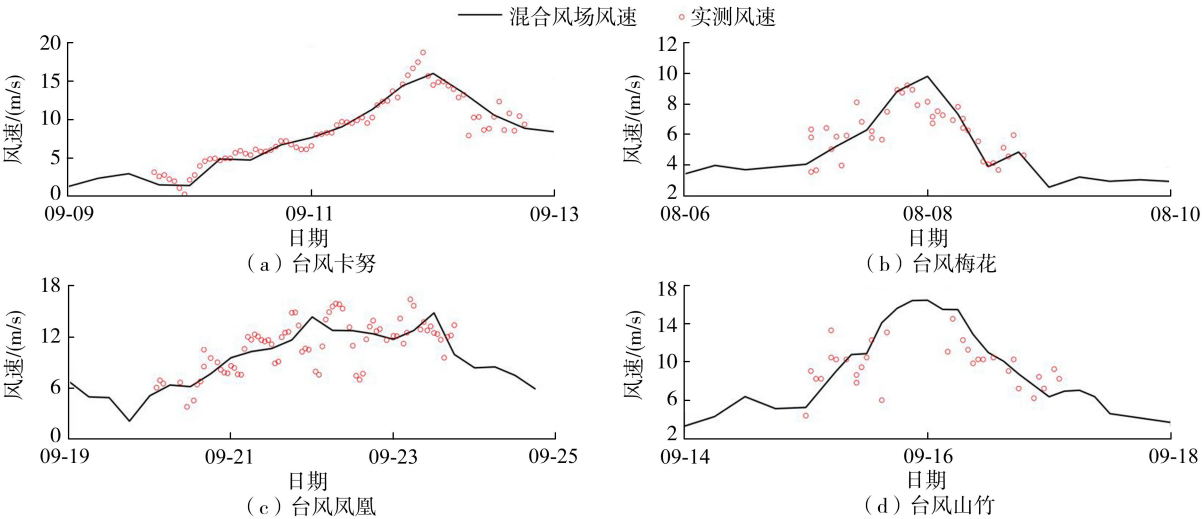


图 4 台风风速对比

Fig. 4 Comparisons of typhoon wind speeds

4 讨 论

根据已有研究,最大风速半径可参照台风中心气压、中心气压差、中心所在纬度等参数确定。现有最大风速半径与 Holland-B 参数的经验公式,大多仅考虑参数与其影响因子间的线性关系。然而,线性回归或简单的二次拟合并不能完全解释两个参数的实际变化规律。随机森林算法具备优异的非线性映射能力,可灵活处理非线性变化过程,通过样本训练表征输入变量与输出结果之间的复杂关联关系,适用于构建非线性模型。

4.1 算法优化与经验公式的最大风速半径对比

选取西太平洋海域常用的 4 个最大风速半径经验公式(式(6)~(9)^[12-13,23-24])与随机森林算法训练得到的最大风速半径进行对比,结果见图 5 和表 3。

$$R_m = \exp(3.015 - 6.291 \times 10^{-5} \Delta P^2 + 0.0337 \varphi)$$
 (6)

$$R_m = 51.6 \exp(-0.0223 v_{\max} + 0.0281 \varphi)$$
 (7)

$$R_m = 80 - 0.769(950 - p_c)$$
 (8)

$$R_m = 1.119 \times 10^3 \times (1010 - p_c)^{-0.805}$$
 (9)

式中: ΔP 为台风外围气压与中心气压差; $v_{\max}$ 为该时刻台风最大风速。

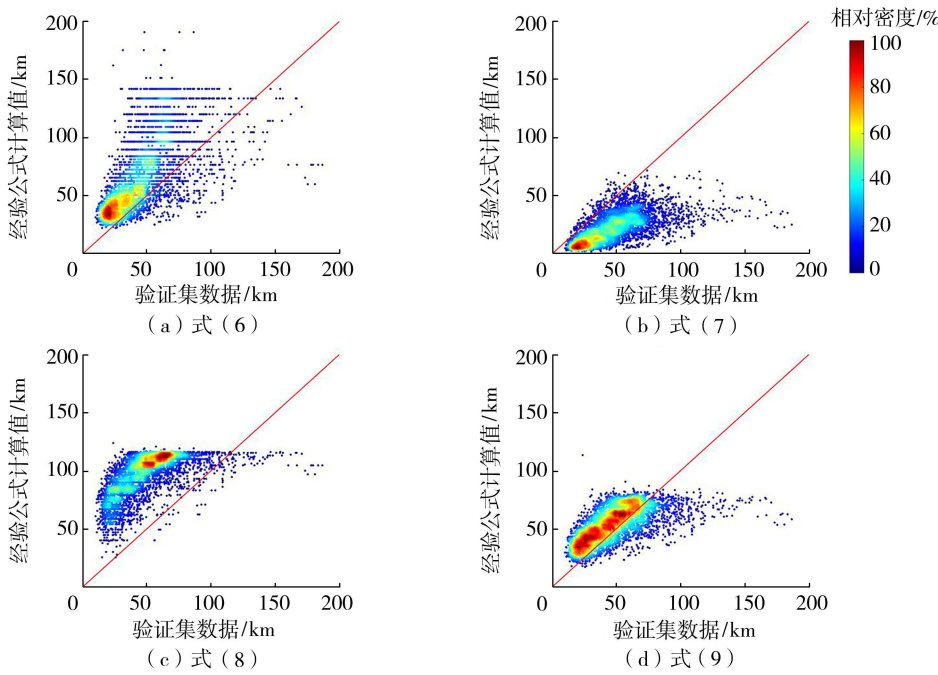


图 5 经验公式计算最大风速半径值与验证集数据对比

Fig.5 Comparisons of values of radius of maximum wind speed calculated by empirical formula with validation set data

表 3 随机森林算法优化与经验公式的最大风速半径误差对比

算法或经验公式	NSE	R^2	MPE/%	RMSE/km
随机森林算法	0.85	0.85	3.66	9.32
式(6)	-1.24	0.35	59.00	35.90
式(7)	-0.84	0.34	-51.39	32.54
式(8)	-3.31	0.36	128.52	49.77
式(9)	0.34	0.37	24.93	19.45

由图 5、表 3 可以看出,经验公式计算值与验证集数据均有较大误差,散点拟合斜率总体上与直线不符;经验公式的 R^2 均低于随机森林算法;式(9)的 MPE 与 RMSE 分别为 24.93% 与 19.45 km,仍远高于随机森林算法对应误差。随机森林算法可有效改善经验公式对最大风速半径拟合不足的问题,显著提升最大风速

半径的预测精度。

4.2 算法优化与经验公式的 Holland-B 参数对比

现有研究中,Holland-B 参数通常以台风中心气压、中心气压差、最大风速半径、中心位置纬度、移动速度和中心气压强度变化率等作为主要影响因子。与最大风速半径的经验公式类似,几乎所有 Holland-B 参数经验公式只考虑了 Holland-B 参数与影响因子之间的线性关系,仅少数模型考虑了 Holland-B 参数与台风中心压差之间的二次拟合关系。4 个常用于西太平洋海域的 Holland-B 参数经验公式^[16-18,25]如下:

$$B = \begin{cases} -2.365 + 0.0573\Delta P + 0.0035R_m & (\text{登陆前}) \\ 0.4899 + 0.0178\Delta P & (\text{登陆后}) \end{cases}$$

(10)

$$B = 4.1025 \times 10^{-5} \Delta P^2 + 0.0293 \Delta P + 0.7959 \ln R_m - 4.6010$$

(11)

$$B = 1.2858 + 8.6396 \times 10^{-3} \Delta P - 8.7745 \times 10^{-3} \varphi$$

(12)

$$B = -0.19155 \Delta P^2 + 0.50523 \Delta P + 0.08252$$

(13)

由图 6、表 4 可以看出,对应 Holland-B 参数值误差表,除式(12)外,其余经验公式计算值与验证集数据对应的 NSE 均为较大的负值,整体数据较为发散。式(12)Holland-B 参数值的拟合性较好,但经验公式计算值仍存在不同程度的高估与低估现象;散点拟合有明显分叉,呈现双斜率特征,且其 MPE 与 RMSE 明显大于随机森林算法优化结果。对于 R^2 ,4 个经验公式以式(10)表现最优,为 0.53,但仍低于随机森林算法的 R^2 。MPE 绝对值与 RMSE 均以式(12)为最小,分别为 12.52% 和 0.23,显著高于随机森林算法误差值。可见,随机森林算法可以显著提高 Holland-B 参数的预测准确性,解决了经验公式与 Holland-B 参数间拟合不佳的问题。

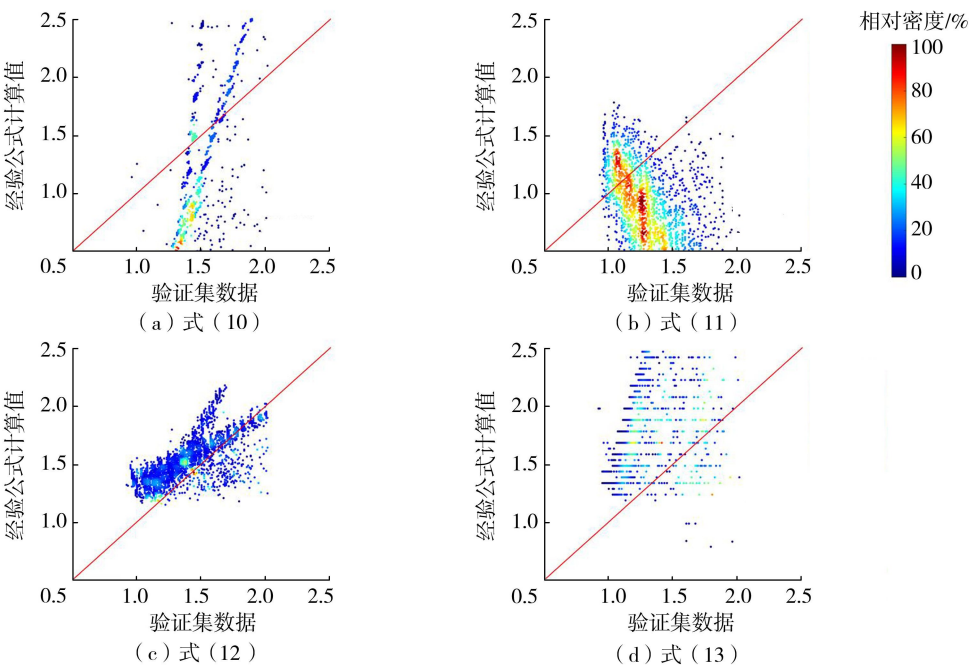


图 6 经验公式计算 Holland-B 参数值与验证集数据对比

Fig.6 Comparisons of values of Holland-B parameter calculated by empirical formula with validation set data

表 4 随机森林算法优化与经验公式的 Holland-B 参数值误差对比

Table 4 Error comparisons of values of Holland-B parameter between optimization by random forest algorithm and empirical formulas

算法或公式	NSE	R^2	MPE/%	RMSE
随机森林	0.73	0.73	1.23	0.13
式(10)	-25.62	0.53	-66.51	1.29
式(11)	-18.55	0.41	-50.00	1.11
式(12)	0.14	0.51	12.52	0.23
式(13)	-33.28	0.52	81.50	1.46

5 结 论

a. 随机森林算法能够稳定、准确地预测 Holland 参数化台风风场模型最大风速半径和 Holland-B 两个参数值,模型预测时间均小于 4 s。对于最大风速半径优化,随机森林算法得出的 NSE 为 0.85, RMSE 为 9.32 km, MPE 为 3.66%。在对 Holland-B 参数优化时,相较于最大风速半径,二次拟合情况稍差, R^2 为 0.73,预测精度较低;RMSE 和 MPE 优于最大风速半径优化,分别为 0.13、1.23%。与经验公式相比,随机森林算法优化的结果误差更小,拟合情况更优,使用随机森林算法对 Holland-B 参数进行优化的结果较经验公式更为可靠。根据风场最大风速半径和 Holland-B 参数预测值建立的参数化台风风场模型,风速 MPE 在 7%以内, RMSE 均小于 3 m/s,模型可信度较高,模拟风场风速更为精确,为 Holland 台风风场模拟提供了新方法。

b. 相比于传统的经验公式,随机森林参数预测模型能够输出更为合适的参数值。适用于西太平洋地区的 4 组经验公式对比验证结果表明,各经验公式的计算结果均存在不同程度的高估与低估,整体拟合效果欠佳。相较而言,随机森林算法的计算值误差均小于经验公式计算值,可见机器学习方法可以显著提高台风风场经验参数估计的准确性,解决了经验公式与参数之间拟合不佳的问题,为构建更为合理的参数化台风风场模型提供了新方法。

参考文献:

[1] 陈美香,左常圣,张雯皓,等. 热带太平洋海平面年际和年代际变化研究进展[J]. 河海大学学报(自然科学版),2017,45(3):249-255. (Chen Meixiang,Zuo Changsheng,Zhang Wenhao,et al. Research progress of inter-annual and multi-decadal sea level variability in tropical Pacific Ocean[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2017,45(3):249-255. (in Chinese))

[2] Zheng Jinhai,Wang Jincheng,Zhou Chunyan,et al. Numerical simulation of typhoon-induced storm surge along Jiangsu coast,Part II:calculation of storm surge[J]. Water Science and Engineering,2017,10(1):8-16.

[3] 左军成,左常圣,李娟,等. 近十年我国海平面变化研究进展[J]. 河海大学学报(自然科学版),2015,43(5):442-449. (Zuo Juncheng,Zuo Changsheng,Li Juan,et al. Advances in research on sea level variations in China from 2006 to 2015[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2015,43(5):442-449. (in Chinese))

[4] 高延康,赵钢铁,田雨,等. 台风活动对中国沿海地区极端降水的影响[J]. 水科学进展,2023,34(1):1-11. (Gao Yankang,Zhao Tongtiegang,Tian Yu,et al. Effects of typhoon activities on extreme precipitation in coastal areas of China[J]. Advances in Water Science,2023,34(1):1-11. (in Chinese))

[5] 曾照洋,杨芳,吴小明,等. 珠海市横琴岛北部极端风暴与天文大潮不同遭遇情景下洪涝淹没规律研究[J]. 水资源保护,2025,41(4):42-50. (Zeng Zhaoyang,Yang Fang,Wu Xiaoming,et al. Study on the law of flood inundation under different encounter scenarios of extreme storms and astronomical spring tides in the northern part of Hengqin Island,Zhuhai City[J]. Water Resources Protection,2025,41(4):42-50. (in Chinese))

[6] 罗锋,汪忆,杨洁,等. 相似路径台风风暴潮过程对比[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(6):130-140. (Luo Feng,Wang Yi,Yang Jie,et al. Comparative study on storm surge processes caused by typhoons with similar tracks[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(6):130-140. (in Chinese))

[7] Jelesnianski C P. A numerical computation of storm tides by a tropical storm impinging on a continental shelf[J]. Monthly Weather Review,1965,93:343-358.

[8] 陈孔沫. 一种计算台风风场的方法[J]. 热带海洋,1994,13(2):41-48. (Chen Kongmo. A computation method for typhoon wind field[J]. Tropic Oceanology,1994,13(2):41-48. (in Chinese))

[9] Myers V A. Maximum hurricane winds[J]. Bulletin of the American Meteorological Society,1957,38:227-228.

[10] Holland G J. An analytic model of the wind and pressure profiles in hurricanes[J]. Monthly Weather Review,1980,108(8):1212-1218.

[11] Schloemer R W. Analysis and synthesis of hurricane wind patterns over Lake Okeechobee, Florida[R]. Washington, D. C.: U. S. Department of Commerce, Weather Bureau,1954.

[12] Vickery P J,Skerlj P F,Steckley A C,et al. Hurricane wind field model for use in hurricane simulations[J]. Journal of Structural Engineering,2000,126(10):1203-1221.

[13] Kato F. Study on risk assessment of storm surge flood,technical note of national institute for land and infrastructure management of Japan[R]. Tokyo:National Institute for Land and Infrastructure Management,2005.

[13] Zhang Erfeng,Savenije H H G,Wu Hui,et al. Analytical solution for salt intrusion in the Yangtze Estuary,China[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science,2011,91(4):492-501

[14] Savenije H H G. A one-dimensional model for salinity intrusion in alluvial estuaries[J]. Journal of Hydrology,1986,85:87-109.

[15] 吴志勇,白博宇,何海,等. 珠江流域 1981—2020 年水文干旱时空特征分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(1):1-9. (Wu Zhiyong,Bai Boyu,He Hai,et al. Temporal and spatial characteristics of hydrological drought in the Pearl River Basin from 1981 to 2020[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2023,51(1):1-9. (in Chinese))

[16] Biemond B,De Swart H,Dijkstra H A,et al. Estuarine salinity response to freshwater pulses [J]. Journal of Geophysical Research-Oceans,2022,127(11):e2022JC018669.

[17] 林中原,胡晓张,邹华志,等. 磨刀门咸潮上溯对河口拦门沙地形变化的响应研究[J]. 水资源保护,2024,40(5):104-111. (Lin Zhongyuan,Hu Xiaozhang,Zou Huazhi,et al. Study on the response of saltwater intrusion to morphological changes of estuarine bar in the Modaomen Estuary[J]. Water Resources Protection,2024,40(5):104-111. (in Chinese))

[18] Hendrickx G G,Kranenburg W M,Antol3nez J A A,et al. Sensitivity of salt intrusion to estuary-scale changes:a systematic modelling study towards nature-based mitigation measures,estuarine[J]. Coastal and Shelf Science,2023,295:108564.

[19] Brockway R,Bowers D,Hoguane A,et al. A note on salt intrusion in funnel-shaped estuaries:application to the Incomati estuary, Mozambique[J]. Estuaries, Coastal and Shelf Science,2006,66:1-5.

[20] Van den Burgh P. Ontwikkeling van een methode voor het voorspellen van zoutverdelingen in estuaria,kanalen en zeeen[R]. Deltadienst;Rijkswaterstaat,1972.

[21] Savenije H H G. Rapid assessment technique for salt intrusion in alluvial estuaries [D]. Delft:International Institute for Infrastructure,1992.

[22] Xu Yanwen,Zhang Wei,Chen Xiuhua,et al. Comparison of analytical solutions for salt intrusion applied to the Modaomen estuary [J]. Journal of Coastal Research,2015,31(3):735-741.

(收稿日期:2024-10-17 编辑:胡新宇)

(上接第 148 页)

[14] 雷小途,陈联寿. 热带气旋风场模型构造及特征参数估算[J]. 地球物理学报,2005,48(1):25-31. (Lei Xiaotu,Chen Lianshou. A method to construct tropical cyclone wind distribution models and estimate its characteristic parameters[J]. Chinese Journal of Geophysics,2005,48(1):25-31. (in Chinese))

[15] 江志辉. 热带气旋模型风场改进及其在 LAGFD-WAM 中的应用[D]. 青岛:国家海洋局第一海洋研究所,2007.

[16] Zhao Lin,Lu Anping,Zhu Ledong,et al. Radial pressure profile of typhoon field near ground surface observed by distributed meteorologic stations[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics,2013,122:105-112.

[17] Fang Pingzhi,Ye Gengjiao,Yu Hui. A parametric wind field model and its application in simulating historical typhoons in the Western North Pacific Ocean[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics,2020,199:104-131.

[18] Hu Kelin,Chen Qin,Kimball S K. Consistency in hurricane surface wind forecasting:an improved parametric model[J]. Natural Hazards,2012,61(3):1029-1050.

[19] Wei C C. Study on wind simulations using deep learning techniques during typhoons:a case study of Northern Taiwan[J]. Atmosphere,2019,10(11):684.

[20] Chen Cheng,Lin Hongkun,Guan Dawei. Enhancing typhoon wave hindcasting with random forests and BP neural networks in the SWAN model[J]. Frontiers in Marine Science,2024,11:1472047.

[21] 宫崎正卫,Jelesnianski C P. 台风风暴潮预报技术手册[M]. 北京:海洋出版社,1982.

[22] Zhuo Jingyi,Tan Zhemin. Physics-augmented deep learning to improve tropical cyclone intensity and size estimation from satellite imagery[J]. Monthly Weather Review,2021,149:2097-2113.

[23] Willoughby H E,Rahn M E. Parametric representation of the primary hurricane vortex. Part I:observations and evaluation of the Holland (1980) model[J]. Monthly Weather Review,2004,132(12):3033-3048.

[24] 江志辉,华锋,曲平. 一个新的热带气旋参数调整方案[J]. 海洋科学进展,2008,26(1):1-7. (Jiang Zhihui,Hua Feng,Qu Ping. A new scheme for adjusting the tropical cyclone parameters [J]. Advances in Marine Science,2008,26(1):1-7. (in Chinese))

[25] Fang Genshen,Zhao Lin,Song Lili,et al. Reconstruction of radial parametric pressure field near ground surface of landing typhoons in Northwest Pacific Ocean[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics,2018,183:223-234.

(收稿日期:2024-12-27 编辑:胡新宇)