

杨梦琪,陈国民,聂高臻,等,2026. 2024 年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J]. 气象,52(9):1142-1152. Yang M Q, Chen G M, Nie G Z, et al, 2026. Accuracy verification of typhoon forecasts over the Northwest Pacific and the South China Sea in 2024 [J]. Meteor Mon, 52(9):1142-1152(in Chinese).

2024 年西北太平洋和南海台风预报精度评定*

杨梦琪^{1,2,3} 陈国民^{1,2,3} 聂高臻⁴ 殷 岳^{1,2,3} 万日金^{1,2,3}

1 中国气象局上海台风研究所,上海 200030

2 亚太台风研究中心,上海 201306

3 中国气象局台风数值预报重点实验室,上海 200030

4 国家气象中心,北京 100081

提 要: 对 2024 年西北太平洋和南海 26 个台风的定位、定强精度,以及台风路径和强度预报精度开展评定,评定的预报方法涵盖了主观综合预报、数值模式、统计预报方法、动力-统计预报方法、多模式集成预报方法以及人工智能(AI)气象预报模型等。结果表明:2024 年 5 个官方台风预报机构的台风定位误差总体平均为 22.3 km,台风定强平均绝对误差总体平均为 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。中央气象台 48 h 和 72 h 台风路径预报性能达到其历史最优。全球数值模式中 ECMWF-IFS 的路径预报表现最优,AI 气象预报模型风清 96 h 内的路径预报性能与 ECMWF-IFS 相当,其中 60~96 h 略优于 ECMWF-IFS。数值模式、动力-统计预报方法的强度预报性能优于集合预报系统、AI 气象预报模型,AI 气象预报模型系统性低估了台风强度。

关键词: 台风,精度评定,定位,定强,路径预报,强度预报

中图分类号: P457

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.062601

Accuracy Verification of Typhoon Forecasts over the Northwest Pacific and the South China Sea in 2024

YANG Mengqi^{1,2,3} CHEN Guomin^{1,2,3} NIE Gaozhen⁴ YIN Yue^{1,2,3} WAN Rijin^{1,2,3}

1 Shanghai Typhoon Institute, CMA, Shanghai 200030

2 Asia-Pacific Typhoon Collaborative Research Centre, Shanghai 201306

3 Key Laboratory of Numerical Modeling for Tropical Cyclone, CMA, Shanghai 200030

4 National Meteorological Centre, Beijing 100081

Abstract: The accuracy of typhoon location and intensity estimation, as well as the accuracy of typhoon track and intensity forecasts, is verified for the 26 named typhoons over the Northwest Pacific and the South China Sea in 2024. The forecast methods that are verified include subjective forecast methods, numerical weather prediction (NWP) models, statistical forecasting methods, dynamical-statistical forecasting methods, multi-model ensemble forecasting methods, and AI-based weather prediction (AIWP) models. The results show that the overall mean error of typhoon location estimation by the five official typhoon forecasting agencies was 22.3 km, and the overall mean absolute error of typhoon intensity estimation was $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$. The performance of 48 h and 72 h typhoon track forecasts by the National Meteorological Centre (NMC) of China Meteorological Administration reached the highest level in records. Among global NWP models, ECMWF-IFS exhibited the best performance in typhoon track forecasts. The AIWP model

* 中国气象局上海台风研究所科技发展基金项目(2024KJFZ10)、中国气象局上海台风研究所基本科研业务费专项基金项目(2026JB09)、中国气象局重点创新团队(台风团队)(CMA2023ZD06)和上海市气象局台风赛道团队共同资助

2026 年 4 月 15 日收稿; 2026 年 7 月 13 日收修定稿

第一作者:杨梦琪,主要从事台风预报检验技术研究. E-mail: yangmq@typhoon.org.cn

“Fengqing” achieved track forecast performance comparable to ECMWF-IFS within 96 h lead time, and slightly outperformed ECMWF-IFS with 60 h to 96 h in advance. The intensity forecast performance of NWP models and dynamical-statistical forecasting methods was superior to that of ensemble prediction systems and AIWP models. Specifically, AIWP models systematically underestimated the typhoon intensity.

Key words: typhoon, accuracy verification, location estimation, intensity estimation, track forecast, intensity forecast

引言

精准的台风预报是防台减灾的关键基础,而预报检验则是提升预报性能必要且有效的支撑,“有预报即有检验”已成为国际主流预报机构的惯常做法(Lei, 2026)。例如,我国已建立规范的台风业务预报质量评定制度,中国气象局(2024)明确规定了台风预报性能的检验指标及计算方法,且随着防台减灾业务的不断发展,相关规范也在持续改版升级(雷小途, 2021)。近年来,国际台风预报检验体系也持续完善,多国机构联合开展预报性能比对,为预报改进提供量化依据(Yu et al, 2024)。

全球气候变化背景下,西北太平洋和南海台风活动的异常事件多发,给业务预报带来极大挑战。台风强度突变和异常路径预报仍是国际共性难题(郑峰和郑远东, 2023)。2024年西北太平洋和南海台风的生成数(26个)接近气候平均,生成源地偏西、偏北,秋季活跃,登陆个数偏多(王海平等, 2025)。为揭示各类预报方法对2024年台风的预报性能,本文依据中国气象局(2024)规定,结合历年台风的年度评定(杨梦琪等, 2024; 2025),对2024年西北太平洋和南海台风的定位、定强精度,以及路径及强度预报精度进行评定,评估国内外主观综合预报、数值模式(NWP)、统计预报方法、动力-统计预报方法、多模式集成预报方法和人工智能(AI)气象预报模型的预报表现,为台风业务预报的提升提供科学依据。

1 资料与方法

1.1 资料

2024年,西北太平洋和南海共有26个台风生成。官方台风预报机构的台风定位、定强,以及路径与强度预报,采用各机构发布的台风最佳路径或业

务定位、定强资料进行精度评定。客观预报方法的路径与强度预报,则依据中国气象局发布的热带气旋最佳路径资料(CMA台风最佳路径数据集)进行评定(Lu et al, 2021)。

纳入评定的预报方法共分为三类:主观综合预报、确定性预报方法以及集合预报系统(表1)。主观综合预报包含国内外官方台风预报机构和我国省级气象台预报。AI气象预报模型在中国气象局国家气象中心实现实时业务应用,相关预报数据由其提供。

1.2 评定方法

根据中国气象局(2024)的台风分析与预报质量评定方法,评估台风的定位、定强精度以及路径和强度预报精度。评定仅涵盖每个热带气旋达到热带风暴级及以上级别的预报样本,未达该级别以及停止编号后的样本不纳入评定(中国气象局, 2024)。

2 台风定位定强精度评定

2024年,5个官方台风预报机构的台风定位误差总体平均为22.3 km,相较于2023年的17.1 km增大了5.2 km。2024年,中央气象台的台风定位平均误差为16.0 km,相较于2023年的12.4 km增大3.6 km。5个官方台风预报机构的台风定强平均绝对误差总体平均为 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,相较于2023年的 $2.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 减小 $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。2024年,中央气象台的台风定强平均绝对误差为 $1.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,相较于2023年的 $1.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 减小 $0.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (表2)。

3 台风路径预报精度评定

3.1 路径预报误差

基于2024年CMA台风最佳路径数据集,中央气象台各预报时效的路径预报平均误差分别为

表 1 2024 年台风精度评定的方法
Table 1 Methods for TC verification in 2024

方法或机构		缩写或简称	评定台风要素	参考文献	
官方台风 预报机构 (主观综合预报)	中央气象台	NMC	定位和定强、 路径和强度预报	—	
	美国联合台风警报中心	JTWC			
	日本气象厅	JMA			
	香港天文台	HKO			
	韩国气象厅	KMA			
客 观 预 报 方 法	全球数值模式	美国国家环境预报中心全球预报系统	NCEP-GFS	Yang et al(2024)	
		欧洲中期天气预报中心综合预报系统	ECMWF-IFS	ECMWF(2023a)	
		日本气象厅全球谱模式	JMA-GSM	Yonehara et al(2025)	
		英国气象局天气与气候统一模式	UKMO-MetUM	Willett et al(2023)	
		中国气象局全球同化预报系统	CMA-GFS	张进等(2023)	
	区域数值模式	上海台风数值预报模式	SHTM	Niu et al(2025)	
		中国气象局南海台风数值预报系统	CMA-TRAMS	路径和 强度预报	Wen et al(2025)
		中国气象局区域台风数值预报系统	CMA-TYM	强度预报	姚国华等(2024)
		美国国家环境预报中心飓风研究和预报系统	HWRF	Biswas et al(2020)	
	统计预报方法	西北太平洋台风强度统计预报	WIPS	强度预报	中国气象局(2024)
	动力-统计预报方法	广西遗传神经网络预报系统	ANNGA	路径和强度预报	黄颖等(2024)
	多模式集成 预报方法	福建优选概率权重法台风路径预报系统	FJOP	路径预报	中国气象局(2024)
		江苏概率圆法台风路径决策预报系统	JSPC		中国气象局(2024)
		西北太平洋台风路径多模式集成预报方法	SSTC		Guo et al(2024)
	AI 气象 预报模型	人工智能全球中短期预报系统(风清)	风清	路径和 强度预报	张小玲等(2025)
		人工智能全球气象预报模型(盘古)	盘古		Bi et al(2023)
		人工智能全球天气预报模型(风乌)	风乌		Chen et al(2023a)
		欧洲中期天气预报中心人工智能预报系统	AIFS		Lang et al(2024)
		基于机器学习的全球天气预报模型(伏羲)	伏羲		Chen et al(2023b)
		基于机器学习的全球天气预报模型	GraphCast		Lam et al(2023)
		基于傅里叶的神经网络全球天气预报模型	FourCastNet		Pathak et al(2022)
	集合预报 系统	加拿大气象局集合预报系统	MSC-CENS	路径和 强度预报	Caron et al(2025)
		美国国家环境预报中心全球集合预报系统	NCEP-GEFS		Yang et al(2024)
		欧洲中期天气预报中心全球集合预报系统	ECMWF-EPS		ECMWF(2023b)
		日本气象厅全球集合预报系统	JMA-GEPS		Ota et al(2023)
		上海台风研究所台风集合同化预报系统	SWARMS-EN		Tan et al(2024)
		英国气象局集合预报系统	UKMO-EPS		Gainford et al(2024)

注：“—”代表无参考文献。

表 2 2024 年官方台风预报机构对台风的定位和定强误差

Table 2 Estimation errors of TC location and intensity by official typhoon forecasting agencies in 2024

统计项	中央气象台	日本气象厅	美国联合台 风警报中心	韩国 气象厅	香港 天文台	平均
定位平均误差/km	16.0 (506)	27.2 (508)	23.3 (437)	23.6 (442)	21.3 (424)	22.3 (2317)
定强平均绝对误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	1.4 (506)	2.9 (507)	2.7 (437)	3.3 (442)	2.3 (424)	2.5 (2316)

注：括号内数值代表样本数，单位：个；台风的实况位置和强度基于 CMA 台风最佳路径数据集。

67.0 km(24 h)、106.2 km(48 h)、154.7 km(72 h)、256.1 km(96 h)和 410.0 km(120 h)。我国省级气象台中,江苏、广东、广西、海南 24 h 路径预报平均误差均在 60 km 以内(表 3)。

基于 2024 年各家台风最佳路径或台风业务定位数据,官方台风预报机构(表 3)各预报时效的路径预报平均误差分别为 58.1~78.8 km(24 h)、96.0~112.8 km(48 h)、152.8~174.9 km(72 h)、

244.5~279.2 km(96 h)和 410.0~438.9 km(120 h),2024 年中央气象台的路径预报性能整体较美国联合台风警报中心和韩国气象厅有优势。由图 1a~1c 可见,各预报机构历年的台风路径预报平均误差变化整体表现出了趋同性,除了香港天文台之外,其他官方预报机构 24 h 路径预报平均误差较 2023 年增大 2.8~11.5 km。除了美国联合台风警报中心外,其他官方预报机构 48 h 和 72 h 路径预报平均误

表 3 2024 年主观综合预报台风路径预报平均误差(单位:km)
Table 3 Mean errors of TC track forecasts in 2024 by subjective forecast methods (unit: km)

预报机构/气象台		误差计算基准	预报时效							
			12 h	24 h	36 h	48 h	60 h	72 h	96 h	120 h
官方 台风 预报 机构	中央气象台	CMA 台风最佳路径	47.9 (464)	67.0 (400)	88.9 (349)	106.2 (304)	127.4 (262)	154.7 (221)	256.1 (154)	410.0 (95)
	日本气象厅	JMA 台风最佳路径	52.6 (390)	70.7 (411)	—	107.4 (306)	—	152.9 (231)	244.5 (150)	423.9 (94)
	美国联合台风警报中心	JTWC 台风业务定位	51.3 (377)	69.6 (347)	90.2 (310)	109.7 (280)	—	174.9 (214)	279.2 (154)	438.9 (89)
	韩国气象厅	KMA 台风业务定位	56.3 (427)	78.8 (379)	99.1 (332)	112.8 (289)	—	159.5 (224)	254.1 (154)	428.9 (93)
	香港天文台	HKO 台风业务定位	—	58.1 (292)	—	96.0 (235)	—	152.8 (183)	251.0 (127)	412.6 (79)
省级 气象 台	上海		49.5 (392)	66.7 (347)	87.1 (308)	104.8 (269)	125.1 (228)	149.4 (192)	254.8 (135)	387.7 (84)
	江苏		43.6 (151)	58.0 (123)	79.2 (94)	93.1 (70)	114.3 (49)	141.6 (35)	223.8 (14)	484.8 (5)
	广东		39.0 (162)	56.5 (163)	72.3 (129)	95.5 (125)	127.5 (93)	157.0 (78)	250.5 (48)	308.5 (25)
	浙江	CMA 台风最佳路径	45.1 (84)	70.9 (74)	99.9 (66)	120.3 (53)	135.0 (39)	161.9 (26)	252.6 (2)	—
	福建		—	69.0 (67)	—	115.3 (50)	—	178.1 (38)	—	—
	广西		—	51.7 (32)	—	83.4 (22)	—	—	—	—
	海南		—	50.1 (32)	—	110.4 (25)	—	169.6 (14)	—	—

注:括号内数值代表样本数,单位:个;“—”代表该预报机构未公开发布对应时效的台风路径预报数据。

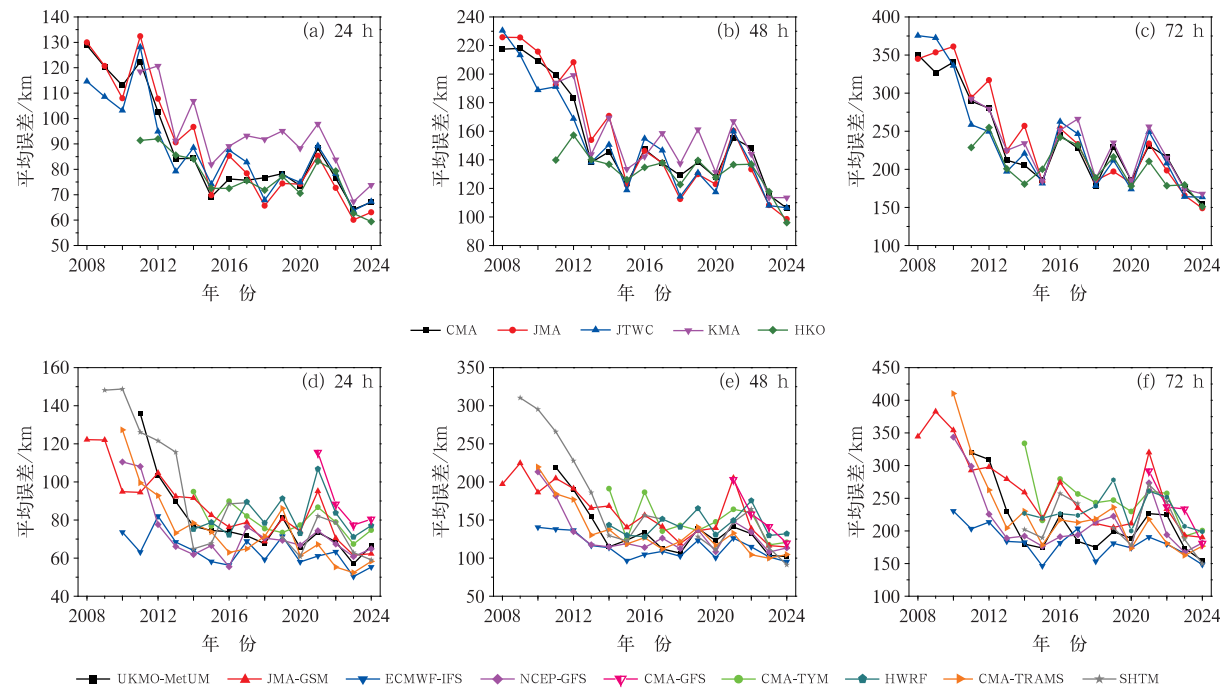


图 1 2008—2024 年(a~c)主观综合和(d~f)客观预报方法的台风路径预报平均误差

Fig. 1 Annual mean errors of TC track forecasts from 2008 to 2024 by
(a~c) subjective and (d~f) objective forecast methods

差较 2023 年分别减小 0.8~21.7 km、12.8~26.8 km。2024 年中央气象台 48 h 和 72 h 路径预报达到其历史最好水平。

基于 2024 年 CMA 台风最佳路径数据集,客观预报方法路径预报平均误差列于表 4。全球数值模式各预报时效的路径预报平均误差分别为 55.3~80.4 km(24 h)、95.3~119.7 km(48 h)、148.3~190.1 km(72 h)、229.8~305.3 km(96 h)和 361.0~465.0 km(120 h),其中 ECMWF-IFS 各预报时效

的路径预报表现最优。此外,CMA-GFS 的 48 h 和 72 h 路径预报平均误差在 2021—2024 年持续减小(图 1e,1f)。区域数值模式各预报时效的路径预报平均误差分别为 58.3~77.1 km(24 h)、91.2~132.0 km(48 h)、149.6~200.4 km(72 h)、255.4~349.5 km(96 h)和 391.3~607.1 km(120 h),其中 CMA-TRAMS(≤ 24 h)、SHTM(36~108 h)、HWRf(120 h)的路径预报表现分别最优。2024 年全球、区域数值模式 24 h 路径预报平均误差对比

2023 年结果显示(图 1d~1f),仅 SHTM 24 h 路径预报平均误差同比减小 3.8 km,其余全球、区域数值模式 24 h 路径预报平均误差较 2023 年呈现不同程度增大,增幅介于 0.8~9.5 km。动力-统计预报方法和多模式集成预报方法各预报时效的路径预报平均误差分别为 54.2~63.2 km(24 h)、87.3~105.9 km(48 h)、136.0~167.7 km(72 h)、236.7~273.9 km(96 h)和 399.9~505.9 km(120 h),其中 SSTC 的路径预报表现最优。

AI 气象预报模型中除 FourCastNet 外,其余 6 个 AI 气象预报模型 72 h 内的路径预报平均误差较为接近,84 h 后差异逐渐增大(图 2b)。将风清和 ECMWF-IFS 进行同样本比较(表略),风清在 96 h 内的预报性能与 ECMWF-IFS 相当,其中 60~96 h 略优于 ECMWF-IFS,风清路径预报精度分别较 ECMWF-IFS 提升了 1.7%(60 h)、3.8%(72 h)、8.9%(84 h)和 2.1%(96 h)。

将误差大于第 95%分位数的样本定义为极端误差。2024 年,全球数值模式、区域数值模式、AI

气象预报模型 120 h 路径预报误差的第 95%分位数分布区间分别为 800~1200、1000~1600、550~1500 km,路径预报极端误差的差异大于其平均误差的差异,且随着预报时效的增长,极端路径预报误差的差异越显著(图 2)。在所有数值模式与 AI 气象预报模型中,ECMWF-IFS 和 AIFS 的 120 h 最大路径预报误差最低,二者 120 h 最大路径预报误差分别约为 900 km、1200 km,其余数值模式与 AI 气象预报模型的 120 h 最大路径预报误差分布在 1300~2400 km。

集合预报系统各预报时效的路径预报平均误差分别为 53.3~92.8 km(24 h)、92.9~157.9 km(48 h)、145.2~262.6 km(72 h)、239.7~449.0 km(96 h)和 395.2~682.3 km(120 h),其中 ECMWF-EPS 各预报时效的路径预报表现最优。ECMWF-EPS 在 84 h 以内的集合平均误差略小于其对应的确定性预报系统(ECMWF-IFS),而其他集合预报系统的集合平均误差则普遍略大于各自机构的确定性预报系统。根据集合离散度和集合平均误差的分

表 4 2024 年客观预报方法台风路径预报平均误差(单位:km)
Table 4 Mean errors of TC track forecasts in 2024 by objective forecast methods (unit: km)

方法名称		预报时效									
		12 h	24 h	36 h	48 h	60 h	72 h	84 h	96 h	108 h	120 h
全球数值模式	CMA-GFS	59.1 (419)	80.4 (373)	99.8 (331)	119.7 (293)	152.5 (257)	180.9 (219)	229.3 (186)	297.7 (155)	382.4 (128)	465.0 (103)
	NCEP-GFS	48.0 (405)	64.9 (363)	88.2 (324)	113.4 (290)	139.9 (257)	181.6 (225)	226.4 (194)	275.5 (163)	329.1 (132)	399.0 (105)
	ECMWF-IFS	40.2 (414)	55.3 (374)	74.0 (333)	95.3 (295)	118.0 (259)	148.3 (228)	193.1 (198)	229.8 (82)	279.4 (67)	361.0 (51)
	UKMO-MetUM	47.9 (207)	66.5 (185)	85.6 (164)	102.0 (143)	118.0 (127)	154.2 (110)	188.9 (95)	253.7 (79)	326.3 (59)	415.3 (44)
	JMA-GSM	44.8 (417)	62.3 (369)	86.6 (326)	114.6 (289)	146.3 (254)	190.1 (221)	246.9 (190)	305.3 (155)	368.5 (120)	444.2 (95)
区域数值模式	SHTM	45.0 (203)	59.1 (180)	73.3 (157)	91.2 (139)	115.0 (123)	149.6 (107)	193.6 (93)	255.4 (78)	341.9 (63)	476.3 (48)
	CMA-TRAMS	43.7 (420)	58.3 (372)	82.5 (329)	104.8 (293)	133.0 (256)	176.6 (223)	225.1 (95)	315.2 (80)	438.2 (65)	593.6 (51)
	CMA-TYM	54.2 (419)	74.7 (372)	97.5 (328)	120.8 (291)	153.8 (257)	200.4 (221)	270.1 (188)	349.5 (149)	460.6 (118)	607.1 (96)
	HWRF	56.8 (300)	77.1 (268)	102.8 (239)	132.0 (215)	158.7 (188)	198.8 (164)	245.1 (137)	297.3 (110)	350.1 (89)	391.3 (72)
动力-统计预报方法	ANNGA	47.3 (413)	63.2 (367)	87.1 (309)	105.1 (279)	131.1 (225)	164.4 (199)	209.0 (164)	273.9 (136)	396.3 (104)	505.9 (85)
多模式集成预报方法	SSTC	36.7 (422)	54.2 (374)	71.0 (333)	87.3 (294)	107.7 (259)	136.0 (228)	177.5 (196)	236.7 (163)	306.8 (131)	399.9 (106)
	FJOP	42.5 (142)	62.6 (131)	80.7 (119)	105.9 (103)	138.6 (90)	167.7 (77)	—	—	—	—
	JSPC	42.3 (152)	61.2 (125)	80.4 (97)	100.6 (70)	126.6 (50)	157.9 (33)	—	—	—	—
AI 气象 预报模型	AIFS	44.8 (422)	53.8 (376)	70.7 (333)	87.5 (295)	106.8 (260)	137.4 (228)	167.0 (196)	193.9 (164)	213.4 (134)	239.2 (108)
	FourCastNet	53.7 (200)	78.4 (179)	113.6 (160)	153.5 (141)	220.0 (124)	289.5 (108)	376.3 (94)	481.7 (79)	551.1 (64)	635.4 (51)
	GraphCast	47.8 (178)	57.4 (157)	71.1 (138)	87.8 (120)	107.1 (105)	130.9 (90)	163.7 (80)	226.7 (69)	303.3 (59)	334.0 (48)
	风清	49.8 (204)	57.1 (181)	71.3 (159)	96.3 (139)	113.0 (122)	144.5 (107)	181.0 (92)	234.7 (79)	307.2 (64)	432.2 (51)
	风乌	47.0 (199)	52.0 (178)	61.9 (158)	83.0 (140)	99.5 (123)	135.1 (107)	174.7 (93)	232.8 (80)	311.9 (65)	462.1 (52)
	伏羲	57.7 (200)	72.4 (177)	89.9 (156)	112.1 (137)	126.9 (120)	143.3 (105)	169.9 (92)	210.9 (78)	236.9 (62)	296.6 (49)
	盘古	49.5 (208)	56.4 (185)	79.1 (164)	87.4 (144)	111.9 (127)	141.2 (111)	166.9 (97)	227.4 (82)	266.4 (66)	352.0 (52)
集合预报系统	SWARMS-EN	44.5 (126)	59.6 (115)	77.4 (100)	100.5 (87)	125.0 (76)	157.4 (67)	211.8 (58)	282.7 (49)	349.5 (40)	479.5 (33)
	ECMWF-EPS	36.5 (389)	53.3 (344)	71.6 (305)	92.9 (271)	116.5 (239)	145.2 (208)	186.8 (178)	239.7 (146)	302.8 (116)	395.2 (91)
	NCEP-GEFS	47.0 (351)	66.9 (310)	89.3 (270)	116.5 (238)	148.8 (207)	196.3 (177)	256.7 (147)	335.1 (120)	430.4 (95)	572.2 (73)
	UKMO-EPS	53.9 (363)	72.7 (322)	92.4 (284)	113.9 (251)	141.1 (222)	181.0 (195)	222.0 (168)	277.0 (140)	335.6 (114)	425.9 (91)
	JMA-GEPS	46.7 (393)	70.3 (347)	95.2 (306)	123.1 (271)	153.5 (237)	201.2 (206)	257.3 (175)	318.2 (143)	400.5 (114)	495.9 (91)
	MSC-CENS	68.1 (180)	92.8 (160)	126.5 (140)	157.9 (124)	202.3 (107)	262.6 (92)	339.5 (76)	449.0 (62)	572.3 (49)	682.3 (39)

注:括号内数值代表样本数,单位:个;“—”代表该客观预报方法未公开发布对应时效的台风路径预报数据;误差计算基准:CMA 台风最佳路径数据集。

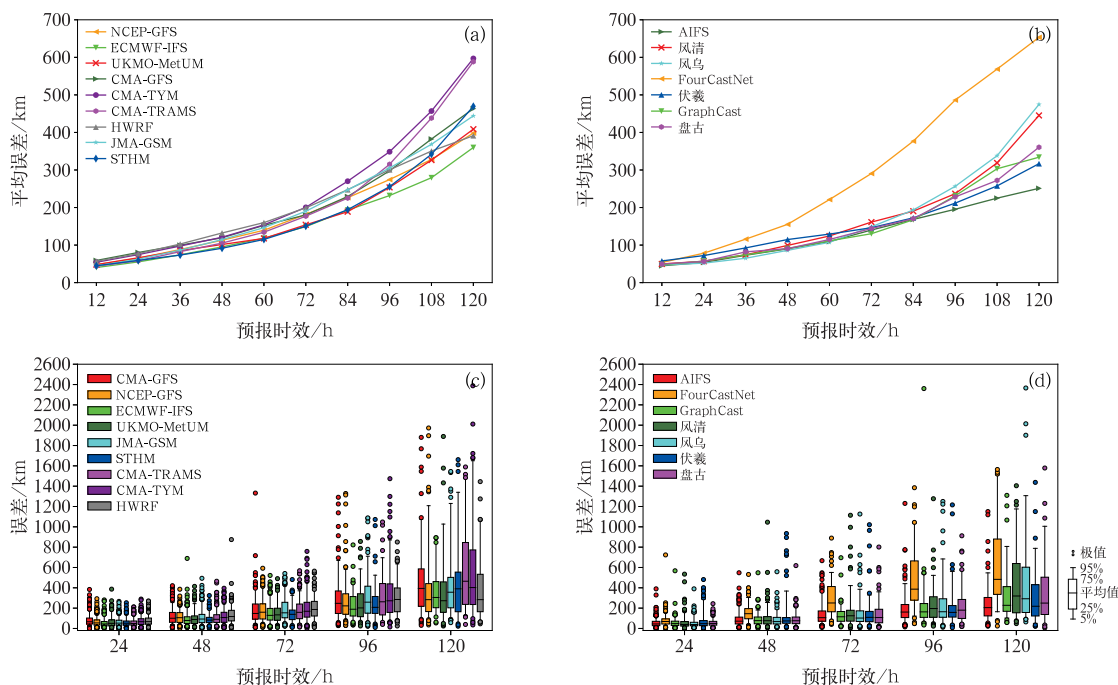


图2 2024年(a,c)数值模式和(b,d)AI气象预报模型的台风路径预报(a,b)平均误差和(c,d)误差箱线图

Fig. 2 (a, b) Mean errors and (c, d) error boxplots of TC track forecasts in 2024 by
(a, c) NWP and (b, d) AIWP models

布(图略),2024年SWARMS-EN和NCEP-GEFS各预报时效均能合理反映台风路径预报的不确定性;ECMWF-EPS在96h及以内倾向于高估不确定性;随着预报时效的增长,UKMO-EPS、JMA-GEPS及MSC-CENS则偏向于低估不确定性。

3.2 技巧评分

2024年,各主观综合、客观预报方法相对于气候持续法(中国气象局,2024)的24、48和72h路径预报均表现为正技巧水平,且技巧评分均高于60%。中央气象台各时效的路径预报技巧评分分别为69.2%(24h)、78.1%(48h)和77.1%(72h)。数值模式、动力-统计预报方法、多模式集成预报方法中,ECMWF-IFS、SHTM、SSTC的48h技巧评分均达到80%以上。AI气象预报模型中,除了FourCastNet和伏羲之外,其他AI气象预报模型的48h技巧评分也达到了80%以上(表略)。

根据历年24h和48h路径预报技巧评分时间序列(图略),2010—2017年各方法相对于气候持续法的路径预报技巧整体呈现缓慢上升的趋势,2017—2023年技巧评分的变化幅度相对较小,2024年技巧评分较2023年有所提升,其中官方台风预报

机构2024年48h路径预报技巧评分达到历史最优水平。

4 台风强度预报精度评定

4.1 强度预报误差

台风强度预报误差根据台风底层中心附近最大风速计算。基于2024年CMA台风最佳路径数据集,中央气象台各预报时效的强度预报平均绝对误差分别为 $4.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (24h)、 $5.9\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (48h)、 $6.4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (72h)、 $7.7\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (96h)和 $10.4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (120h)(表5)。基于2024年各家台风最佳路径或台风业务定强数据,官方台风预报机构各预报时效的强度预报平均绝对误差分别为 $3.2\sim 5.1\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (24h)、 $4.3\sim 6.4\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (48h)、 $5.2\sim 7.0\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (72h)、 $6.3\sim 8.3\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (96h)和 $8.1\sim 10.8\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (120h)。2024年,中央气象台24~96h强度预报优于美国联合台风警报中心。除了美国联合台风警报中心之外,2024年其他官方预报机构24、48和72h强度预报平均绝对误差较2023年分别减小了 $0.8\sim 3.1$ 、 $1.2\sim 3.6$ 、 $0.9\sim 3.5\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。从长期演

变来看,自 2011 年以来 24 h 强度预报未呈现明显改进;48 h 和 72 h 强度预报自 2017 年起虽有改善,但 2017 年之后改进趋于停滞(图 3a~3c)。

基于 2024 年 CMA 台风最佳路径数据集,各类客观预报方法的台风强度预报平均绝对误差随预报时效增长而增加。就不同预报时效间的平均绝对误差差异而言,数值模式与动力-统计预报方法的 24 h 平均绝对误差为 $4.9 \sim 8.3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,120 h 为 $9.5 \sim 16.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$;集合预报系统 24 h 平均绝对误差为 $6.5 \sim 12.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,120 h 为 $10.1 \sim 17.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

整体而言,数值模式与动力-统计预报方法在台风强度预报方面的表现优于集合预报系统(表 6)。

横向比较各类客观预报方法:全球数值模式中,NCEP-GFS 的强度预报性能最佳;区域数值模式中,HWRF 在 96 h 以内的强度预报平均绝对误差最小,SHTM 在 96 h 及以上预报时效的强度预报表现最优;动力-统计预报和统计预报方法中,ANNGA 的强度预报平均绝对误差最小;集合预报系统中,SWARMS-EN 强度预报表现最优。2024 年,数值模式的平均绝对误差较 2023 年普遍减小。然

表 5 2024 年主观综合预报的台风强度预报平均绝对误差(单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Table 5 Mean absolute errors of TC intensity forecasts in 2024 by subjective forecast methods (unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

预报机构/气象台		误差计算基准	预报时效							
			12 h	24 h	36 h	48 h	60 h	72 h	96 h	120 h
官方 台风 预报 机构	中央气象台	CMA 台风最佳路径	3.4 (464)	4.5 (400)	5.6 (349)	5.9 (304)	6.2 (262)	6.4 (221)	7.7 (154)	10.4 (95)
	日本气象厅	JMA 台风最佳路径	3.2 (388)	4.2 (397)	—	4.9 (288)	—	5.6 (208)	7.0 (141)	9.1 (81)
	美国联合台风警报中心	JTWC 台风业务定强	3.4 (377)	5.1 (332)	6.0 (310)	6.4 (279)	—	7.0 (214)	8.3 (154)	10.4 (89)
	韩国气象厅	KMA 台风业务定强	2.2 (427)	3.2 (379)	4.0 (332)	4.3 (289)	—	5.2 (224)	6.3 (154)	8.1 (93)
	香港天文台	HKO 台风业务定强	—	4.3 (291)	—	5.8 (234)	—	7.0 (182)	8.1 (126)	10.8 (79)
省级 气象台	上海	CMA 台风最佳路径	3.4 (392)	4.5 (347)	5.6 (308)	6.0 (269)	6.5 (228)	6.9 (192)	7.9 (135)	10.3 (84)
	广东		4.1 (162)	4.9 (163)	6.3 (129)	6.7 (125)	7.1 (93)	7.0 (78)	8.0 (48)	11.0 (25)
	浙江		3.6 (84)	3.2 (74)	3.8 (66)	4.1 (53)	4.6 (39)	4.3 (26)	9.5 (2)	—
	广西		—	3.6 (32)	—	6.9 (22)	—	—	—	—

注:括号内数值代表样本数,单位:个;“—”代表该预报机构未公开发布对应时效的台风强度预报数据。

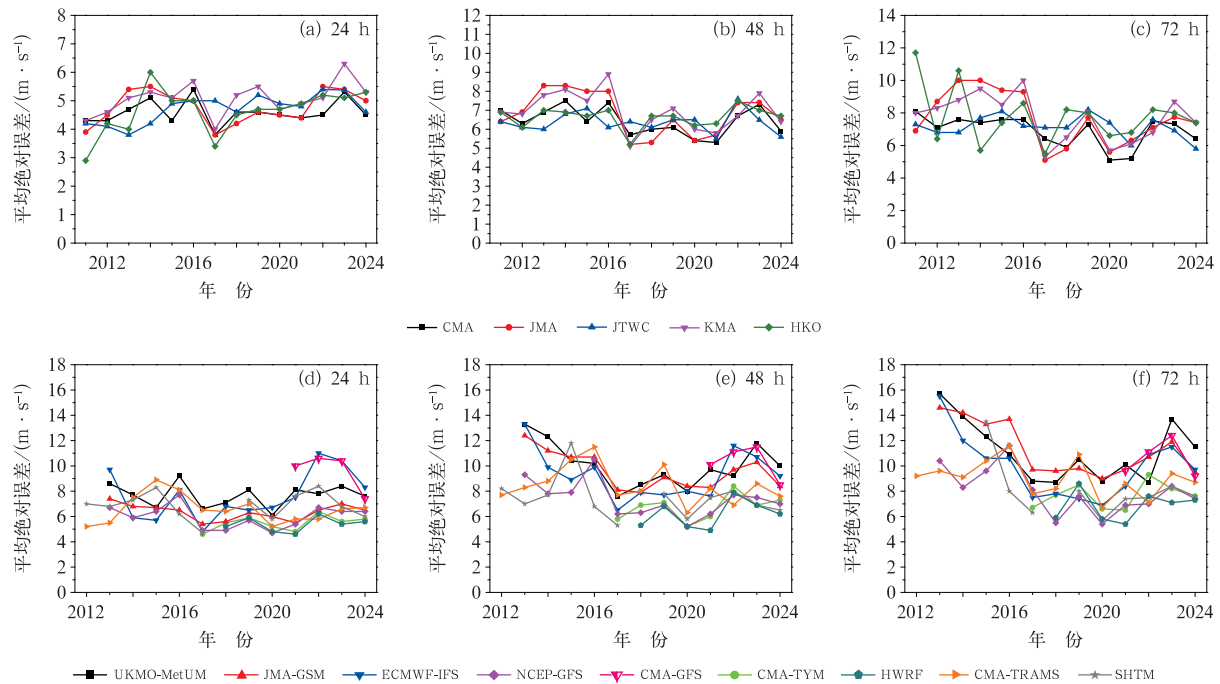


图 3 2011—2024 年(a~c)主观综合和(d~f)客观预报方法的台风强度预报平均绝对误差

Fig. 3 Annual mean absolute errors of TC intensity forecasts from 2011 to 2024 by (a—c) subjective and (d—f) objective forecast methods

表 6 2024 年客观预报方法台风强度预报平均绝对误差(单位: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Table 6 Mean absolute errors of TC intensity forecasts in 2024 by objective forecast methods (unit: $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

方法名称		预报时效									
		12 h	24 h	36 h	48 h	60 h	72 h	84 h	96 h	108 h	120 h
全球数值模式	CMA-GFS	7.4 (419)	7.4 (373)	7.6 (331)	8.5 (293)	9.0 (257)	9.2 (219)	9.5 (186)	10.6 (155)	11.6 (128)	12.1 (103)
	NCEP-GFS	5.6 (405)	6.4 (363)	6.8 (324)	7.0 (290)	7.2 (257)	7.4 (225)	7.6 (194)	7.6 (163)	8.2 (132)	9.5 (105)
	ECMWF-IFS	8.2 (414)	8.3 (374)	8.6 (333)	9.2 (295)	9.6 (259)	9.7 (228)	10.3 (198)	11.0 (82)	10.9 (67)	12.1 (51)
	UKMO-MetUM	6.4 (207)	7.6 (185)	8.9 (164)	10.0 (143)	10.8 (127)	11.5 (110)	12.0 (95)	12.0 (79)	12.3 (59)	12.2 (44)
	JMA-GSM	4.7 (417)	6.5 (369)	7.9 (326)	8.4 (289)	8.7 (253)	9.5 (220)	10.7 (187)	10.8 (154)	10.8 (119)	12.6 (95)
区域数值模式	SHTM	5.9 (203)	6.0 (180)	6.2 (157)	6.5 (139)	7.7 (123)	7.6 (107)	7.7 (93)	7.3 (78)	8.3 (63)	9.8 (48)
	CMA-TRAMS	4.5 (420)	6.7 (372)	7.7 (329)	7.6 (293)	7.9 (256)	8.7 (223)	8.8 (95)	9.2 (80)	11.7 (65)	16.1 (51)
	CMA-TYM	5.2 (419)	5.8 (372)	6.7 (328)	7.3 (291)	7.8 (257)	7.6 (221)	7.3 (188)	8.2 (149)	9.3 (118)	10.5 (96)
	HWRF	4.8 (300)	5.6 (268)	6.0 (239)	6.2 (215)	6.9 (188)	7.3 (164)	7.2 (137)	8.8 (110)	9.2 (89)	10.8 (72)
动力-统计预报方法	ANNGA	4.1 (413)	4.9 (367)	5.9 (309)	6.0 (279)	7.1 (225)	7.2 (199)	7.9 (164)	8.3 (136)	11.1 (104)	12.0 (85)
统计预报方法	WIPS	7.1 (326)	9.7 (283)	13.5 (249)	13.6 (223)	10.6 (195)	11.2 (146)	—	—	—	—
AI 气象预报模型	AIFS	11.7 (422)	12.5 (376)	13.2 (333)	13.7 (295)	14.2 (260)	14.7 (228)	14.7 (196)	14.9 (164)	15.1 (134)	15.1 (108)
	FourCastNet	12.9 (200)	14.1 (179)	14.5 (160)	14.8 (141)	15.0 (124)	15.1 (108)	14.8 (94)	14.8 (79)	15.1 (64)	14.5 (51)
	GraphCast	10.7 (178)	12.1 (157)	13.4 (138)	14.4 (120)	15.4 (105)	16.8 (90)	17.2 (80)	17.2 (69)	16.9 (59)	16.3 (48)
	风清	12.1 (204)	14.0 (181)	15.0 (159)	15.9 (139)	16.8 (122)	17.6 (107)	18.3 (92)	18.5 (79)	19.1 (64)	19.3 (51)
	风乌	12.5 (199)	13.9 (178)	15.2 (158)	16.2 (140)	17.5 (123)	18.8 (107)	19.6 (93)	19.9 (80)	20.5 (65)	20.7 (52)
	伏羲	9.7 (200)	13.0 (177)	14.4 (156)	15.3 (137)	15.9 (120)	16.5 (105)	16.4 (92)	16.2 (78)	16.9 (62)	16.8 (49)
	盘古	13.1 (208)	14.0 (185)	15.3 (164)	15.1 (144)	16.2 (127)	16.1 (111)	16.3 (97)	16.1 (82)	16.5 (66)	16.3 (52)
集合预报系统	SWARMS-EN	5.8 (126)	6.5 (115)	7.1 (100)	7.4 (87)	8.3 (76)	8.1 (67)	7.8 (58)	8.2 (49)	9.1 (40)	10.1 (33)
	ECMWF-EPS	7.8 (389)	8.2 (344)	8.5 (305)	9.0 (271)	9.4 (239)	9.9 (208)	10.4 (178)	11.0 (146)	11.5 (116)	11.8 (91)
	NCEP-GEFS	6.3 (351)	6.9 (310)	7.4 (270)	7.8 (238)	8.2 (207)	8.4 (177)	9.2 (147)	10.2 (120)	11.6 (95)	13.5 (73)
	UKMO-EPS	9.5 (363)	11.5 (322)	13.2 (284)	14.6 (251)	15.5 (222)	16.4 (195)	17.2 (168)	17.7 (140)	18.0 (114)	17.8 (91)
	JMA-GEPS	9.8 (393)	11.0 (347)	12.3 (306)	13.1 (271)	14.1 (237)	14.8 (206)	15.5 (175)	16.2 (143)	16.6 (114)	16.8 (91)
	MSC-CENS	11.5 (180)	12.7 (160)	13.4 (140)	14.0 (124)	14.7 (107)	15.5 (92)	16.4 (76)	16.5 (62)	17.5 (49)	17.3 (39)

注:括号内数值代表样本数,单位:个;“—”代表该客观预报方法未公开发布对应时效的台风强度预报数据;误差计算基准:CMA 台风最佳路径数据集。

而,从长时间序列的演变趋势来看,数值模式的强度预报性能虽在 2017 年有所提升,但此后平均绝对误差并未延续持续下降的趋势(图 3d~3f)。

进一步结合箱线图分析台风强度预报误差,图 4c,4d 为强度预报的误差箱线图,正值代表预报偏强,负值代表预报偏弱。全球数值模式在各预报时效均倾向于低估台风强度(图 4c),部分区域数值模式的强度预报极端误差大于全球数值模式。

各 AI 气象预报模型的强度预报平均绝对误差随预报时效增长而增大,24 h 为 $12.1 \sim 14.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,120 h 增大至 $14.5 \sim 20.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (表 6,图 4b)。所有 AI 气象预报模型对台风强度的预报性能不如数值模式和动力-统计预报方法,AI 气象预报模型在各预报时效上均显著低估台风强度,仅有极少数样本略微高估了台风强度(图 4d)。

4.2 技巧评分

2024 年,主观综合、多数数值模式、动力-统计

预报方法以及统计预报方法相对于气候持续法的 24、48 和 72 h 强度预报表现为正技巧水平。中央气象台 2024 年各时效的强度预报技巧评分分别为 34.9%(24 h)、41.0%(48 h)和 43.8%(72 h)。客观预报方法中,ANNGA 各预报时效的技巧评分最高,分别为 31.4%(24 h)、44.0%(48 h)和 46.2%(72 h)。

2024 年,所有 AI 气象预报模型各预报时效均显著低估台风强度,导致强度预报技巧均为负技巧。原因主要包括:其一,模型基于水平分辨率仅 0.25° 的 ERA5 再分析资料(Hersbach et al, 2020)进行训练,受分辨率制约,且再分析资料对台风内核环流存在低估,致使模型无法精准刻画台风精细化结构且低估台风强度;其二,数据驱动模型未引入气象相关物理约束,难以表征影响台风发展的关键动力、热力过程,且对台风结构的演变过程约束能力较弱;其三,台风属于小概率极端天气事件,加之模型普遍采用均方误差作为回归损失函数,使得预报结果趋于

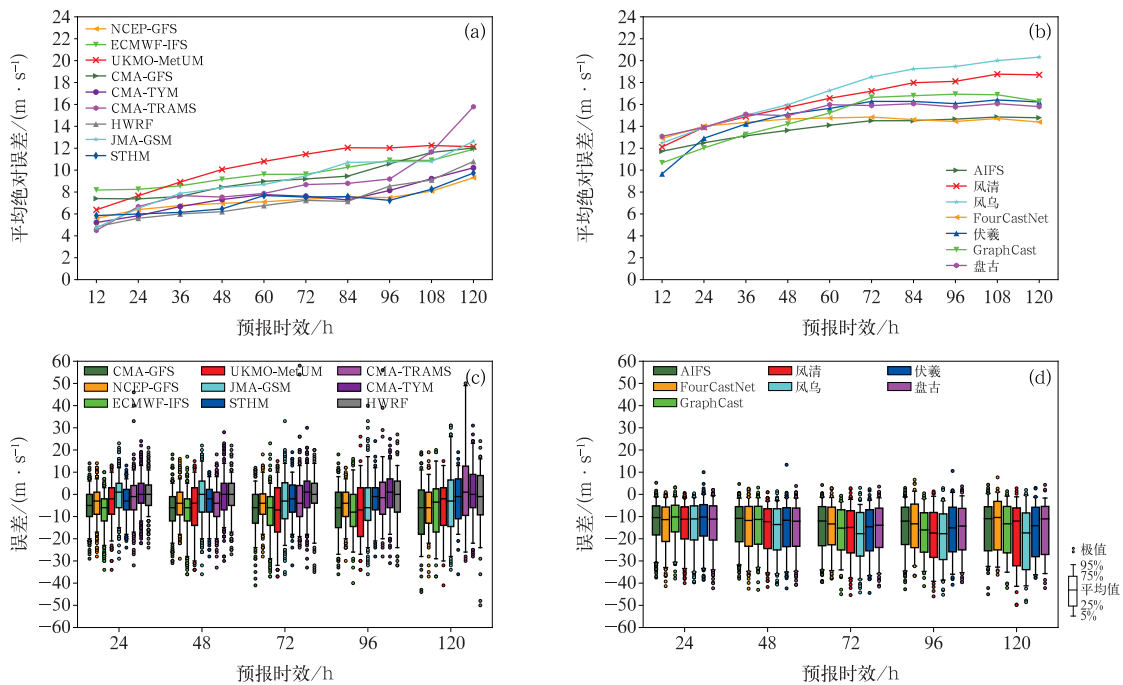


图 4 2024 年(a,c)数值模式和(b,d)AI 气象预报模型的台风强度预报

(a,b)平均绝对误差和(c,d)误差箱线图

Fig. 4 (a, b) Mean absolute errors and (c, d) error boxplots of TC intensity forecasts in 2024 by (a, c) NWP and (b, d) AIWP models

向气候均值收敛,造成台风强度被低估;综合以上等因素共同造成 AI 气象预报模型对台风强度的系统性低估 (Pathak et al, 2022; Bi et al, 2023; Tian et al, 2024; Subich et al, 2025)。考虑可能的改进方法包括:可通过构建高分辨率台风再分析数据集开展训练,并在训练数据中扩展多源观测资料、台风最佳路径,以提升台风强度、风场结构及中尺度特征的预报能力;采用自回归预报与降尺度相结合的混合框架,该混合框架在台风强度预报方面均优于纯自回归 AI 预报方案和纯 AI 降尺度方案;采用多尺度结构感知的损失函数,保证台风结构的物理一致性。将 AI 气象预报模型的大尺度约束与高分辨率初始场相结合,是提升台风强度预报能力的重要方向之一 (Niu et al, 2026a; 2026b)。

5 结 论

本文评定了 2024 年西北太平洋和南海台风的定位、定强精度,以及路径、强度预报精度,主要结论如下:

(1)定位与定强:2024 年 5 个官方台风预报机构的台风定位平均误差总体平均为 22.3 km,台风

定强平均绝对误差总体平均为 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。中央气象台定位平均误差为 16.0 km,定强平均绝对误差为 $1.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,均优于其他官方机构。

(2)路径预报:中央气象台 24、48、72 h 台风路径误差分别为 67.0、106.2 和 154.7 km,各时效的路径预报性能整体较美国联合台风警报中心和韩国气象厅有优势,此外中央气象台 48 h 和 72 h 路径预报性能达到其历史最优。以全球数值预报为基础的综合路径预报可适当增加 ECMWF-IFS 路径预报的权重,60~96 h 的综合预报可逐步提高 AI 气象预报模型风清的权重。

(3)强度预报:中央气象台 24、48、72 h 台风强度预报平均绝对误差分别为 4.5、5.9 和 $6.4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,24~96 h 强度预报优于美国联合台风警报中心。AI 气象预报模型在所有预报时效均系统性低估台风强度,且强度预报表现为负技巧。AI 气象预报模型目前的预报性能更适合作为路径预报的参考,而强度预报仍需依赖数值模式与动力-统计预报方法。因而,可对 AI 气象预报模型开展针对性优化训练,或采用后处理订正方案,以改善台风强度预报系统性低估。

参考文献

- 黄颖,黄小燕,赵华生,等,2024.基于遗传神经网络方法的2309号台风“苏拉”路径和强度预报分析[J].气象研究与应用,45(2):109-113. Huang Y, Huang X Y, Zhao H S, et al, 2024. Analysis of the track and intensity of Typhoon “Saola” (2309) based on the genetic neural network method[J]. J Meteor Res Appl, 45(2):109-113(in Chinese).
- 雷小途,2021.中国台风联防与科研协作及其对中国台风学科发展的作用综述[J].气象学报,79(3):531-540. Lei X T, 2021. Overview of typhoon prevention and cooperative research and their contribution to typhoon study in China[J]. Acta Meteor Sin, 79(3):531-540(in Chinese).
- 王海平,吕心艳,王靖,2025.2024年西北太平洋台风活动特征和预报难点分析[J].气象,51(12):1608-1620. Wang H P, Lyu X Y, Wang Q, 2025. Analysis on the characteristics and forecast difficulties of typhoons in the Northwest Pacific in 2024[J]. Meteor Mon, 51(12):1608-1620(in Chinese).
- 杨梦琪,陈国民,陈琛,等,2025.2023年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J].气象,51(12):1669-1682. Yang M Q, Chen G M, Chen C, et al, 2025. Evaluation of typhoon forecast accuracy in the Northwest Pacific and the South China Sea in 2023[J]. Meteor Mon, 51(12):1669-1682(in Chinese).
- 杨梦琪,陈国民,张喜平,等,2024.2022年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J].气象,50(5):630-641. Yang M Q, Chen G M, Zhang X P, et al, 2024. Verification on typhoon forecasts over the Western North Pacific and the South China Sea in 2022[J]. Meteor Mon, 50(5):630-641(in Chinese).
- 姚国华,高丽,麻素红,等,2024.CMA-TYM对台风“杜苏芮”预报的综合评估与误差分析[J].海洋预报,41(6):13-22. Yao G H, Gao L, Ma S H, et al, 2024. Evaluation and forecast error analysis of CMA-TYM for Typhoon “Doksuri”[J]. Marine Forecasts, 41(6):13-22(in Chinese).
- 张进,孙健,沈学顺,等,2023.CMA-GFS V4.0模式关键技术研发和业务化[J].应用气象学报,34(5):513-526. Zhang J, Sun J, Shen X S, et al, 2023. Key model technologies of CMA-GFS V4.0 and application to operational forecast[J]. J Appl Meteor Sci, 34(5):513-526(in Chinese).
- 张小玲,金荣花,代刊,等,2025.中央气象台人工智能气象应用发展及思考[J].大气科学学报,48(3):353-365. Zhang X L, Jin R H, Dai K, et al, 2025. Advancing AI-based meteorological applications at the National Meteorological Center[J]. Trans Atmos Sci, 48(3):353-365(in Chinese).
- 郑峰,郑远东,2023.中国近海台风突然增强和衰亡的研究[M].北京:气象出版社:90. Zheng F, Zheng Y D, 2023. A Study of Rapid Intensification and Dissipation of Typhoons over Coastal Waters of China[M]. Beijing:China Meteorological Press:90(in Chinese).
- 中国气象局,2024.台风业务和服务规定(2024年修订版)[M].北京:气象出版社:87. China Meteorological Administration, 2024. Regulations on Typhoon Operations and Services (2024 revision)[M]. Beijing:China Meteorological Press:87(in Chinese).
- Bi K F, Xie L X, Zhang H H, et al, 2023. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks[J]. Nature, 619(7970):533-538.
- Biswas M K, Zhang J A, Grell E, et al, 2020. Evaluation of the Grell-Freitas convective scheme in the Hurricane Weather Research and Forecasting (HWRF) Model[J]. Wea Forecasting, 35(3):1017-1033.
- Caron J F, Buehner M, Baek S J, 2025. Towards the exclusive use of the global ensemble prediction system for global forecasting in Canada[C] // 105th American Meteorological Society Annual Meeting. Louisiana: New Orleans.
- Chen K, Han T, Gong J C, et al, 2023a. (2023-04-06)[2026-04-01]. FengWu: pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead[EB/OL]. arXiv:2304.02948. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.02948>.
- Chen L, Zhong X H, Zhang F, et al, 2023b. FuXi: a cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast[J]. npj Clim Atmos Sci, 6(1). <https://doi.org/10.1028/s41612-023-00512-1>.
- ECMWF, 2023a. IFS Documentation Cy48r1-Part III: dynamics and numerical procedures[R]. Reading: ECMWF.
- ECMWF, 2023b. IFS Documentation Cy48r1-Part V: ensemble prediction system[R]. Reading: ECMWF.
- Gainford A, Gray S L, Frame T H A, et al, 2024. Improvements in the spread-skill relationship of precipitation in a convective-scale ensemble through blending[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 150(762):3146-3166.
- Guo R, Yu R L, Yang M Q, et al, 2024. Analysis of characteristics and evaluation of forecast accuracy for Super Typhoon Doksuri (2023)[J]. Trop Cyclone Res Rev, 13(3):219-229.
- Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al, 2020. The ERA5 global reanalysis[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 146(730):1999-2049.
- Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, et al, 2023. Learning skillful medium-range global weather forecasting[J]. Science, 382(6677):1416-1421.
- Lang S, Alexe M, Chantry M, et al, 2024. (2024-08-07)[2026-04-01]. AIFS-ECMWF's data-driven forecasting system[EB/OL]. arXiv:2406.01465v2. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.01465>.
- Lei X T, 2026. Discussion on fundamental issues in tropical cyclone disaster prevention and mitigation[J]. Sci China Earth Sci, 69(3):965-973.
- Lu X Q, Yu H, Ying M, et al, 2021. Western North Pacific tropical cyclone database created by the China Meteorological Administration[J]. Adv Atmos Sci, 38(4):690-699.
- Niu Z Y, Huang W, Huang S R, et al, 2026a. (2026-05-12). A regional artificial intelligence model for skillful typhoon prediction[J/OL]. npj Nat Hazards. <https://www.nature.com/articles/s44304-026-00219-2>.
- Niu Z Y, Huang W, Huang S R, et al, 2026b. Intelligent Shanghai Typhoon Model (ISTM): a diffusion-based downscaling emulator

- from AIFS to kilometer-scale regional reanalysis for typhoon forecasts[J]. *J Geophys Res: Mach Learn Computat*, 3(2): e2025JH001072.
- Niu Z Y, Zhang L, Yang Y H, et al, 2025. Assimilating FY-4B AGRI three water vapor channels in operational Shanghai Typhoon Model (SHTM) using GSI-based 3-DVar approach[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observat Remote Sens*, 18: 3599-3610.
- Ota Y, Chiba J, Ichikawa Y, et al, 2023. Upgrade of JMA's global ensemble prediction system [R]. Tokyo: Japan Meteorological Agency.
- Pathak J, Subramanian S, Harrington P, et al, 2022. (2022-02-22) [2026-04-01]. FourCastNet: a global data-driven high-resolution weather model using adaptive fourier neural operators [EB/OL]. arXiv: 2202. 11214. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.11214>.
- Subich C, Husain S Z, Separovic L, et al, 2025. Fixing the double penalty in data-driven weather forecasting through a modified spherical harmonic loss function[C]//Proceedings of the 42nd International Conference on Machine Learning. Vancouver: JMLR.org:2269.
- Tan Y, Huang W, Zhang X P, 2024. Assessment and ensemble-based analysis of the landfalling typhoon Muifa (2022) [J]. *Atmosphere*, 15(3). <https://doi.org/10.3390/atmos1503034>.
- Tian Y, Zhao Y, Li J P, et al, 2024. East Asia atmospheric river forecast with a deep learning method: GAN-UNet[J]. *J Geophys Res Atmos*, 129(5): e2023JD039311.
- Wen Q S, Zhang X F, Hu S, et al, 2025. Collaborative assimilation experiment of Beidou radiosonde and drone-dropped radiosonde based on CMA-TRAMS[J]. *Atmos Oceanic Sci Lett*, 18(2). <https://doi.org/10.1016/j.aosl.2024.100555>.
- Willett M R, Brooks M E, Edwards J M, et al, 2023. The met office unified model GA7. 2GL8. 1 and GA7. 2. 1GL8. 1. 1 configurations; developments from GA7GL7[R]. United Kingdom: The Met Office.
- Yang F L, Bengtsson L, Bernardet L, 2024. (2024-11-08) [2026-04-01]. Advancements in physics parameterizations for global earth system modeling at NOAA: development of the GFSv17/GEFSv13/SFSv1 physics suite under the Unified Forecast System (UFS) framework[EB/OL]. <https://ufs.epic.noaa.gov/2024/11/unified-physics-updates-to-the-ufs/>.
- Yonehara H, Kuroki Y, Ujiie M, et al, 2025. Upgrade of JMA's operational global numerical weather prediction system[R]. Tokyo: Japan Meteorological Agency.
- Yu H, Chen G M, Wong W K, et al, 2024. WMO Typhoon Landfall Forecast Demonstration Project (2010-22): a decade of transition from track forecasts to impact forecasts[J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 105(7): 1320-1349.

(本文责编:何晓欢)