杨梦琪,陈国民,聂高臻,等,2026. 2025 年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J]. 气象,52(10):1257-1270. 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 2025[J]. Meteor Mon,52(10):1257-1270(in Chinese).

2025 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] 陈 琛[1,2,3] 白莉娜[1,2,3] 郭 蓉[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:本研究评定 2025 年西北太平洋及南海台风的业务定位和定强精度,以及路径和强度预报精度。2025 年,中央气象台的台风定位平均误差为 13.5 km,台风定强平均绝对误差为 1.1 m·s^{-1},定位和定强精度优于日本气象厅、美国联合台风警报中心等其他官方台风预报机构。中央气象台 24 h、48 h 路径预报平均误差分别为 56.6 km、95.8 km,24 h、48 h 强度预报平均绝对误差分别为 3.6 m·s^{-1}、4.9 m·s^{-1},24 h 和 48 h 路径和强度预报性能达到历史最好水平。人工智能气象模型在短预报时效的路径预报误差第 95%分位数普遍高于数值预报模式,长预报时效则低于数值预报模式。使用适配模型对人工智能气象模型的强度预报进行订正,能够改善人工智能气象模型对台风强度的低估,从而提高台风强度预报精度。

关键词:台风,定位,定强,路径预报,强度预报,精度评定

中图分类号:P457 **文献标志码**:A **DOI**:10.7519/j.issn.1000-0526.2026.062602

Accuracy Verification of Typhoon Forecasts over the Northwest Pacific and the South China Sea in 2025

YANG Mengqi[1,2,3] CHEN Guomin[1,2,3] NIE Gaozhen[4] CHEN Chen[1,2,3] BAI Lina[1,2,3] GUO Rong[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: This paper assesses the accuracy of operational position and intensity estimation as well as the accuracy of track and intensity forecasts for the typhoons over the Northwest Pacific and the South China Sea in 2025. It has been found that, in 2025, the mean error of typhoon position estimation and the mean absolute error (MAE) of typhoon intensity estimation made by the National Meteorological Centre (NMC) were 13.5 km and 1.1 m·s^{-1}, respectively. The accuracies of position and intensity estimations by the NMC were superior to those of other official typhoon forecasting agencies, including the Japan Meteorological Agency and the Joint Typhoon Warning Center. The mean errors of 24 h and 48 h typhoon track forecasts by the NMC were 56.6 km and 95.8 km, respectively, and the MAEs of 24 h and 48 h typhoon intensity forecasts were 3.6 m·s^{-1} and 4.9 m·s^{-1}, respectively. Thus, the performance of NMC's typhoon track and intensity forecasts with lead times of 24 h and 48 h reached the highest level on record.

* 中国气象局上海台风研究所科技发展基金(2024KJFZ10)、中国气象局上海台风研究所基本科研业务费专项(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 9 日收稿; 2026 年 7 月 31 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

For AI-based weather prediction (AIWP) models, however, the 95th percentile track forecast errors were generally larger than those of numerical weather prediction (NWP) models at short lead times, but smaller than those of NWP models at long lead times. Correcting the typhoon intensity forecasts of AIWP models with an adaptation model can reduce the underestimation of AIWP models for typhoon intensity and improve the accuracy of typhoon intensity forecasts.

Key words: typhoon, location estimation, intensity estimation, track forecast, intensity forecast, assessment of typhoon forecast accuracy

引 言

台风所造成的狂风、暴雨、风暴潮及引发的次生灾害,对人民群众的生命财产安全构成严重的威胁(卢莹等,2021)。Li et al(2026)研究表明,中国位于西北太平洋台风高影响区,沿海地区人口稠密、产业集聚,台风影响范围将持续北扩,从而大幅增加中纬度地区的社会经济风险,且登陆台风的总体风险将持续增大。台风预报精度评定是推动预报业务体系发展,从而减轻台风灾害风险的重要环节。客观检验有助于预报员深入理解模式性能,形成更为合理的预报思路并提升预报信心(程正泉和廖代强,2012)。自1988年起,上海台风研究所对全国台风业务的定位定强和预报精度开展年度评定(雷小途,2021)。近年来,人工智能(AI)技术在气象领域的研究和应用迅速发展(张小玲等,2025)。自2023年起,多个AI气象模型已在中国气象局(CMA)国家气象中心(中央气象台)投入业务运行;Yang et al(2025)评估了业务运行的AI气象模型在2024年西北太平洋台风预报中的表现,发现其在路径预报方面展现了一定优势,但难以准确刻画台风强度及其变化趋势。

本研究依据《台风业务和服务规定》(中国气象局,2024),在延续历年年度评定的基础上(杨梦琪等,2023;2024;2025;2026),对2025年西北太平洋和南海海域台风的业务定位、定强精度,以及台风路径、强度预报精度进行评定。评估范围不仅涵盖了国内外官方台风预报机构、数值预报模式(NWP)、多模式集成预报系统、统计预报系统、动力-统计预报系统,还纳入了AI气象模型,以期为台风预报技术的持续改进与性能提升提供参考依据。

1 资料与方法

1.1 资 料

在精度评定中,官方台风预报机构的路径和强度预报以各机构发布的台风最佳路径数据集或业务定位定强作为检验基准,而客观预报方法的路径和强度预报则统一采用CMA热带气旋最佳路径数据集(Lu et al,2021)作为基准。采用这一做法的原因在于:不同机构发布的台风最佳路径数据集存在差异(Bai et al, 2019)。官方指导预报由各机构实时发布,采用自有基准更能贴合其业务决策的实际情境,保证检验结果对自身业务有参考价值;而客观预报方法需要一个统一的基准数据集以保证不同方法之间的可比性。

2025年,西北太平洋和南海共有27个命名台风(热带风暴级及以上)生成,本研究将其路径与强度作为检验对象。表1汇总了纳入评定的各类预报方法,包括官方台风预报机构和客观预报方法。客观预报方法中,SSTC、FJOP和JSPC为台风路径预报方法,WIPS为台风强度预报方法。其他客观预报方法和官方台风预报机构则发布台风路径和强度预报。本研究所评定的7个AI气象模型的预报数据由中央气象台提供,其余客观预报方法和官方台风预报机构的预报数据由各机构发布。此外,本研究还对我国省级气象台发布的台风路径和强度预报精度进行了评定。

1.2 评定方法

参照《台风业务和服务规定》(中国气象局,2024)中的台风分析与预报质量评定方法,对台风的

表 1　2025 年的官方台风预报机构与客观预报方法

Table 1　Official typhoon forecasting agencies and objective forecasting methods in 2025

方法类型			台风预报机构或预报方法	缩写或简称	参考文献
综合预报(官方台风预报机构)			中央气象台	NMC	—
			日本气象厅	JMA	
			美国联合台风警报中心	JTWC	
			韩国气象厅	KMA	
			香港天文台	HKO	
客观预报方法	确定性预报模式	全球数值预报模式	中国气象局全球同化预报系统	CMA-GFS	Li(2025)
			英国气象局天气与气候统一模式	UKMO-MetUM	Willett et al(2026)
			日本气象厅全球谱模式	JMA-GSM	Yonehara et al(2025)
			欧洲中期天气预报中心综合预报系统	ECMWF-IFS	ECMWF(2023a)
			美国国家环境预报中心全球预报系统	NCEP-GFS	Stefanova et al(2024)、Yang et al(2024)
		区域数值预报模式	中国气象局区域台风数值预报系统	CMA-TYM	瞿安祥等(2022)、姚国华等(2024)
			中国气象局南海台风数值预报系统	CMA-TRAMS	黄燕燕等(2026)
			上海台风数值预报模式	SHTM	Niu et al(2025a;2025b;2025c;2026)
		多模式集成预报系统	西北太平洋台风路径多模式集成预报方法	SSTC	Guo et al(2024)
			福建优选概率权重法台风路径预报系统	FJOP	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)
		统计预报系统	西北太平洋台风强度统计预报	WIPS	中国气象局(2024)
		动力-统计预报系统	广西遗传神经网络预报系统	ANNGA	熊书梦等(2026)
		人工智能气象模型	人工智能全球中短期预报系统	风清	张小玲等(2025)、李妮娜等(2026)
			人工智能全球天气预报模型	风乌	Chen et al(2023a)
			基于机器学习的全球天气预报模型	伏羲	Chen et al(2023b)
			人工智能全球气象预报模型	盘古	Bi et al(2023)
			欧洲中期天气预报中心人工智能预报系统	AIFS	Lang et al(2024a;2024b)
			基于傅里叶的神经网络全球天气预报模型	FourCastNet	Pathak et al(2022)
			基于机器学习的全球天气预报模型	GraphCast	Lam et al(2023)
	集合预报系统	全球数值预报系统	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)
			英国气象局集合预报系统	UKMO-EPS	Gainford et al(2025)
		区域数值预报系统	上海台风研究所台风集合同化预报系统	SWARMS-EN	Tan et al(2024)

注:“—”代表无参考文献。

定位和定强精度,以及台风路径和强度预报精度开展评估。评定样本为每个热带气旋达到热带风暴及以上级别的所有预报样本,未达到热带风暴级别和停止编号后的样本不参与精度评定。

2　台风定位和定强精度评定

2025 年,5 个官方台风预报机构的定位和定强精度较 2024 年总体有所提高,总定位平均误差为 21.2 km,较 2024 年的 22.3 km 减小了 4.9%;总定强平均绝对误差为 2.1 m·s^{-1},较 2024 年的 2.5 m·s^{-1}减小了 16%。在官方台风预报机构中(表 2),中央气象台的台风定位和定强精度均为最高,定位平均误差较 2024 年的 16.0 km 减小了 15.6%,定强平均绝对误差较 2024 年的 1.4 m·s^{-1}减小了 21.4%。

表 2　2025 年官方台风预报机构的台风定位和定强误差

Table 2　Location and intensity estimation errors by official typhoon forecasting agencies for typhoons in 2025

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	13.5 (572)	27.2 (581)	22.8 (474)	21.5 (483)	20.7 (427)	21.2
定强平均绝对误差/(m·s^{-1})	1.1 (572)	2.6 (576)	2.3 (474)	2.5 (483)	1.9 (427)	2.1

注:误差计算基于 CMA 台风最佳路径数据集;括号内为样本数,单位:个。

3 台风路径预报精度评定

3.1 路径预报误差

以CMA台风最佳路径数据集为基准，2025年中央气象台24、48、72、96及120 h台风路径预报平均误差分别为56.6、95.8、157.1、275.6及452.9 km。我国省级气象台中，广东省气象台60 h及以上预报时效表现相对较为突出(表3)。

在官方台风预报机构中，中央气象台、日本气象厅、美国联合台风警报中心、韩国气象厅对2025年27个命名台风的路径和强度进行了预报，而香港天文台仅预报了其中22个命名台风，未对5个远海台风(2503号强热带风暴“木恩”、2505号强热带风暴“百合”、2509号台风“罗莎”、2510号热带风暴“白鹿”和2519号超强台风“浣熊”)进行预报。以各家台风最佳路径或业务定位为基准，2025年中央气象台、日本气象厅、美国联合台风警报中心、韩国气象厅的24、48、72、96和120 h的台风路径预报平均误差区间分别为56.6～68.6、95.8～104.8、151.3～172.8、243.6～295.3和351.6～488.5 km。统计结果显示，中央气象台24 h路径预报误差介于0～280 km，其中0～50、50～100、100～150和150～280 km样本占比分别为53%、36%、8%、3%(表略)。2025年，中央气象台24～48 h台风路径预报显著优于日本气象厅和美国联合台风警报中心，此外72～120 h台风路径预报也显著优于日本气象厅(表3)。

由图1a～1c的历年路径预报平均误差演变可知，各官方台风预报机构路径预报的平均误差变化趋势大体相同。2025年，香港天文台、中央气象台、韩国气象厅24 h和48 h路径预报性能均达到自身历史最好水平。其中，中央气象台24 h和48 h平均误差较2024年分别减小了15.5%和9.8%，72 h平均误差与2024年基本持平，96 h和120 h路径预报平均误差因受2522号超强台风“夏浪”路径预报偏西影响较往年有所增加。

表3 2025年官方台风预报机构和省级气象台的台风路径预报平均误差(单位：km)

Table 3 Mean errors of typhoon track forecasts by official typhoon forecasting agencies and provincial meteorological observatories in 2025 (unit: km)

预报机构/气象台(综合预报)		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	43.8 (533)	56.6 (463)	73.3 (395)	95.8 (328)	123.3 (274)	157.1 (225)	275.6 (147)	452.9 (84)
	日本气象厅	JMA台风最佳路径	54.1 (389)	66.8 (446)	—	104.8 (316)	—	172.8 (232)	295.3 (161)	488.5 (106)
	美国联合台风警报中心	JTWC台风业务定位	51.8 (419)	68.6 (370)	83.7 (322)	101.5 (278)	—	151.3 (189)	243.6 (123)	351.6 (76)
	韩国气象厅	KMA台风业务定位	52.1 (450)	64.6 (400)	84.2 (344)	97.7 (299)	—	151.6 (219)	265.0 (152)	416.5 (96)
	香港天文台	HKO台风业务定位	—	49.5 (285)	—	68.0 (207)	—	92.7 (140)	109.3 (83)	128.6 (36)
省级气象台	广东	CMA台风最佳路径	42.3 (217)	49.1 (190)	60.3 (163)	69.9 (134)	79.8 (105)	91.2 (79)	140.9 (37)	183.2 (9)
	上海		44.4 (420)	58.2 (372)	75.3 (325)	96.9 (277)	123.8 (236)	159.3 (197)	277.9 (130)	465.9 (74)
	浙江		35.9 (93)	45.3 (82)	63.0 (70)	90.8 (51)	114.1 (38)	128.7 (28)	139.7 (9)	—
	福建		—	41.3 (48)	—	63.7 (34)	—	101.6 (20)	—	—
	广西		—	43.5 (41)	—	75.2 (24)	—	—	—	—
	海南		—	43.4 (74)	—	67.0 (53)	—	94.1 (30)	—	—
	江苏		43.4 (176)	58.6 (149)	72.2 (120)	96.2 (102)	127.4 (78)	178.7 (62)	262.4 (32)	442.2 (15)

注：括号内为样本数，单位：个；“—”表示未对该预报时效台风路径报文进行气象广播。

以CMA台风最佳路径数据集为基准，2025年全球数值预报模式24、48、72、96及120 h的台风路径预报平均误差区间分别为55.2～73.9、90.1～130.1、146.0～217.2、250.7～373.6及404.3～683.5 km，其中ECMWF-IFS在96 h内的路径预报普遍表现较优。区域数值预报模式24、48、72、96及120 h的台风路径预报平均误差区间分别为54.6～73.4、71.6～128.6、111.8～220.2、190.9～387.0及334.9～672.7 km，其中SHTM的路径预报表现最优(表4)。结合图1d～1f的历年台风路径预报平均误差，多个数值预报模式在不同预报时效达到自身历史最优预报水平。其中SHTM在24、48、72 h，CMA-GFS在24 h，ECMWF-IFS和CMA-TRAMS在48 h，UKMO-MetUM在48 h、72 h，JMA-GSM在72 h时效的路径预报分别创自身历史最佳。

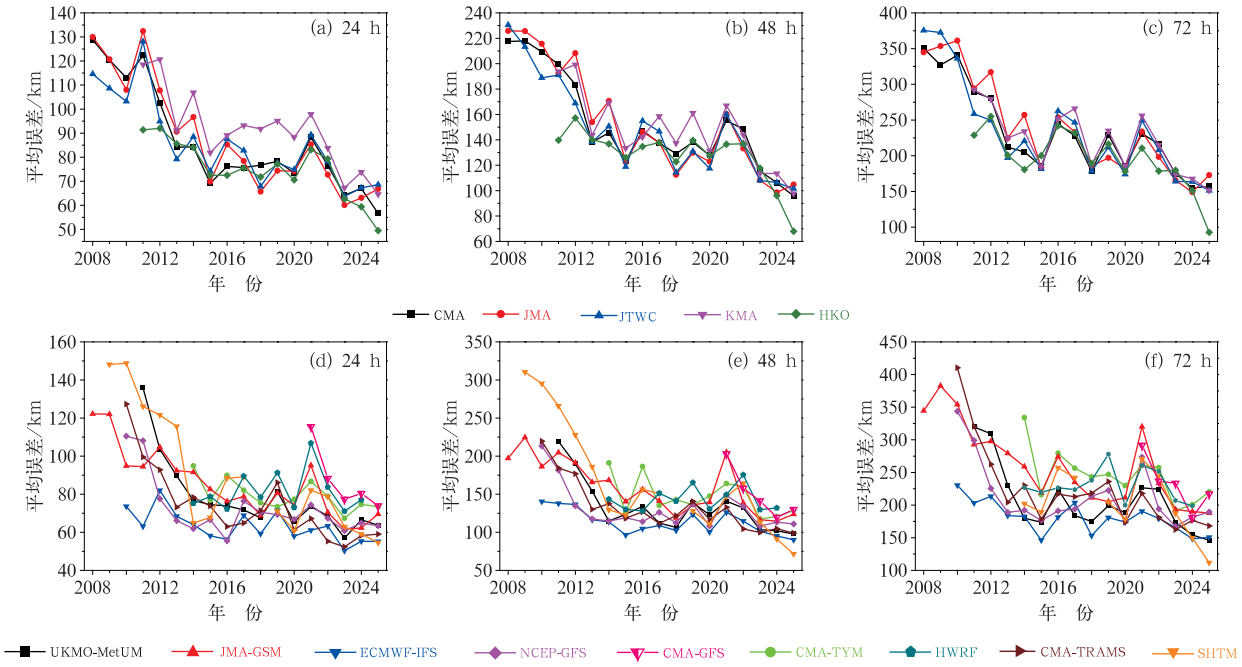


图 1　2008—2025 年(a～c)官方台风预报机构和(d～f)客观预报方法的历年台风路径预报平均误差

Fig. 1　Annual mean errors of typhoon track forecasts by (a－c) official typhoon forecasting agencies, and (d－f) objective forecasting methods from 2008 to 2025

多模式集成预报系统和动力-统计预报系统 24、48、72、96 及 120 h 的台风路径预报平均误差区间分别为 53.3～70.5、85.8～108.5、141.8～181.6、243.1～322.2 和 376.1～490.5 km,其中 SSTC 的路径预报表现较优(表 4)。

在 AI 气象模型中,FourCastNet 各预报时效平均误差显著偏大(表 4,图 2b),其余 AI 气象模型 48 h 平均误差较为接近,48 h 以上平均误差的差异随预报时效增加。同样本检验显示(表略),AIFS 各预报时效的路径预报表现最优,且优于大部分数值预报模式,其中数值预报模式 24 h 路径预报平均误差较 AIFS 增大了 12%～55%。误差分布结果显示(图 2),AI 气象模型在 24 h 短预报时效的第 95%分位数误差普遍高于数值预报模式,而 120 h 长预报时效的第 95%分位数误差普遍低于多数数值预报模式。除 FourCastNet 外,AI 气象模型和数值预报模式 120 h 预报时效的第 95%分位数误差范围分别约为 800～1200 km 和 800～1600 km。将预报误差大于第 95%分位数的样本作为大误差样本,部分数值预报和 AI 气象模型所有预报误差样本中,短预报时效(24 h)和长预报时效(120 h)的大误差样本与 2522 号超强台风“夏浪”路径预报偏西有关,其中 24 h 大误差主要与“夏浪”在东移阶段路径预报偏慢有关,而 120 h 大误差则出现在“夏浪”发展初期。

2025 年,各集合预报系统的集合平均路径预报误差随预报时效增长而差异增大,24、48、72、96 及 120 h 平均路径预报误差区间分别为 52.4～76.4、83.7～135.7、157.7～219.2、244.9～328.6 及 369.3～532.1 km,其中 ECMWF-EPS 在 12～72 h 平均误差最小,NCEP-GEFS 在 84～120 h 平均误差最小(表 4)。根据集合的平均误差与离散度分布(图略),SWARMS-EN 可以较好地表达路径预报的不确定性;ECMWF-EPS 和 NCEP-GEFS 的集合离散度过大,倾向于高估路径预报的不确定性。

为了分析台风路径预报偏差,将路径预报误差分解为沿着台风移动方向上的误差(ATE)和垂直于台风移动方向上的误差(CTE)(Elsberry and Peak,1986)。图 3 是 2025 年官方台风预报机构和客观预报方法的 ATE 和 CTE 联合分布图。

官方台风预报机构的路径预报偏差较为一致,随着预报时效增长,多数预报呈现负 ATE(图 3a～3e),表明其预报路径总体偏慢于最佳路径,即低估台风移速,其中香港天文台的路径预报偏差较小(图 3e)。多模式集成预报系统和数值预报模式中,FJOP(图 3p)和 SHTM(图 3k)的路径预报系统性

偏差相对较小；随着预报时效增加，其他预报方法总体趋于低估台风移速（图 3f～3q）。AI 气象预报模型中，AIFS 的系统性偏差最小（图 3r）；随着预报时效增加，除 AIFS 外的其他 AI 气象模型的预报路径相对于台风移动方向呈现左偏（图 3r～3x）。

此外，还评估了近三年（2023—2025 年）数值预报模式和 AI 气象模型对不同路径趋势台风的预报性能差异，评估结果表明：对于西行类台风的路径预报，现阶段 AI 气象模型相较于传统全球数值预报模式具有明显优势且优势随预报时效增加。AI 气象模型对西行台风的系统性路径预报偏差较小，而全球数值预报模式整体表现为预报路径较实际移动路径偏慢且偏右（图略）。西行台风的移动受稳定副热带高压主导，因此 AI 气象模型对该类台风历史

表 4　2025 年客观预报方法的台风路径预报平均误差（单位：km）

Table 4　Mean errors of typhoon track forecasts by objective forecasting methods in 2025 (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
全球数值预报模式	CMA-GFS	55.6 (465)	73.9 (411)	97.3 (356)	130.1 (306)	167.2 (264)	217.2 (220)	280.8 (180)	373.6 (144)	516.7 (111)	683.5 (83)
	ECMWF-IFS	41.9 (459)	55.2 (408)	70.8 (357)	90.1 (308)	118.5 (262)	150.6 (219)	194.8 (179)	250.7 (68)	333.8 (53)	441.1 (40)
	JMA-GSM	47.0 (459)	69.6 (412)	94.7 (360)	123.8 (311)	155.8 (262)	187.9 (222)	231.1 (186)	276.9 (152)	328.7 (122)	404.3 (93)
	NCEP-GFS	45.1 (406)	63.4 (361)	83.1 (316)	110.9 (271)	145.0 (230)	189.4 (190)	244.9 (157)	314.6 (128)	397.1 (101)	485.9 (76)
	UKMO-MetUM	45.1 (231)	63.7 (203)	79.7 (174)	97.9 (150)	119.2 (123)	146.0 (100)	196.1 (83)	262.7 (69)	368.4 (51)	492.3 (39)
区域数值预报模式	CMA-TYM	52.2 (464)	73.4 (411)	96.6 (358)	128.6 (306)	169.9 (261)	220.2 (222)	289.8 (184)	387.0 (151)	511.3 (118)	672.7 (87)
	CMA-TRAMS	42.6 (440)	59.0 (390)	77.8 (340)	98.9 (290)	130.2 (246)	168.2 (207)	215.6 (86)	291.7 (70)	368.8 (55)	473.2 (39)
	SHTM	40.9 (219)	54.6 (193)	62.7 (170)	71.6 (145)	88.2 (122)	111.8 (102)	146.8 (84)	190.9 (68)	276.7 (51)	334.9 (38)
多模式集成预报系统	SSTC	35.0 (450)	53.3 (401)	68.8 (352)	85.8 (308)	109.9 (263)	141.8 (223)	184.2 (184)	243.1 (146)	300.1 (116)	376.1 (88)
	FJOP	57.1 (138)	70.5 (127)	84.3 (115)	108.5 (101)	129.3 (84)	149.2 (67)	—	—	—	—
	JSPC	43.1 (174)	58.4 (147)	71.8 (121)	94.1 (100)	128.1 (79)	178.3 (61)	—	257.7 (33)	—	442.2 (15)
动力-统计预报系统	ANNGA	41.8 (455)	56.3 (402)	77.2 (331)	96.3 (282)	134.6 (229)	181.6 (193)	237.0 (151)	322.2 (122)	404.3 (87)	490.5 (69)
AI 气象模型	风清	54.9 (209)	63.6 (185)	77.6 (163)	91.3 (140)	123.5 (118)	156.0 (96)	200.1 (78)	251.4 (62)	328.8 (47)	407.5 (33)
	风乌	50.6 (202)	67.1 (180)	78.3 (158)	97.8 (137)	119.3 (117)	146.0 (96)	189.1 (79)	247.4 (63)	370.3 (49)	477.3 (35)
	伏羲	71.7 (211)	81.5 (186)	86.2 (164)	90.7 (145)	117.1 (127)	147.4 (107)	183.6 (90)	218.7 (74)	289.4 (58)	356.4 (43)
	盘古	58.3 (205)	72.4 (180)	85.4 (156)	93.0 (135)	114.6 (116)	127.3 (96)	161.5 (80)	202.3 (65)	256.6 (50)	328.7 (37)
	AIFS	43.9 (456)	53.7 (405)	69.7 (356)	83.3 (308)	100.2 (263)	118.0 (222)	148.3 (186)	185.5 (152)	257.0 (120)	318.6 (91)
	FourCastNet	59.1 (212)	94.3 (188)	130.9 (163)	180.1 (141)	246.5 (120)	316.7 (98)	392.4 (82)	436.9 (65)	544.9 (50)	727.4 (37)
	GraphCast	49.2 (197)	57.5 (174)	66.0 (152)	87.1 (134)	117.7 (114)	149.0 (93)	190.1 (76)	252.8 (61)	353.1 (45)	467.8 (31)
集合预报系统	SWARMS-EN	43.4 (209)	61.4 (184)	84.3 (158)	109.2 (136)	146.2 (116)	192.1 (101)	246.1 (85)	300.8 (70)	346.7 (55)	447.5 (44)
	ECMWF-EPS	36.4 (217)	52.4 (191)	66.0 (166)	83.7 (144)	114.7 (123)	157.7 (106)	213.3 (89)	274.5 (74)	350.0 (59)	409.4 (47)
	NCEP-GEFS	41.0 (238)	61.3 (210)	80.6 (184)	101.6 (160)	132.5 (140)	170.4 (120)	212.3 (102)	244.9 (84)	286.5 (66)	369.3 (48)
	UKMO-EPS	49.0 (420)	71.1 (373)	92.0 (323)	114.2 (278)	143.5 (239)	182.4 (205)	236.3 (172)	310.4 (140)	413.9 (113)	532.1 (89)
	JMA-GEPS	49.0 (434)	76.4 (382)	104.1 (330)	135.7 (285)	174.8 (244)	219.2 (210)	270.3 (178)	328.6 (149)	394.0 (120)	469.1 (95)

注：误差计算以 CMA 台风最佳路径数据集为基准；括号内为样本数，单位：个；“—”表示未对该预报时效的台风路径报文进行气象广播。

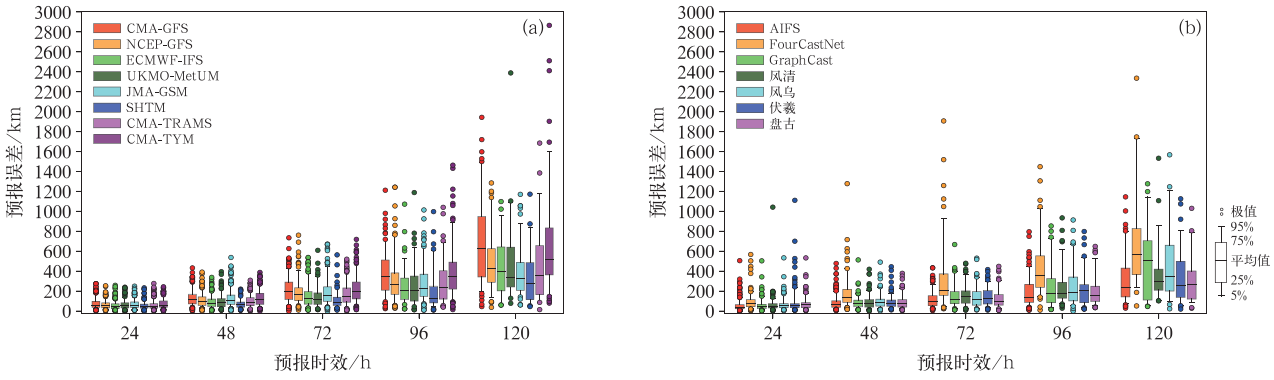
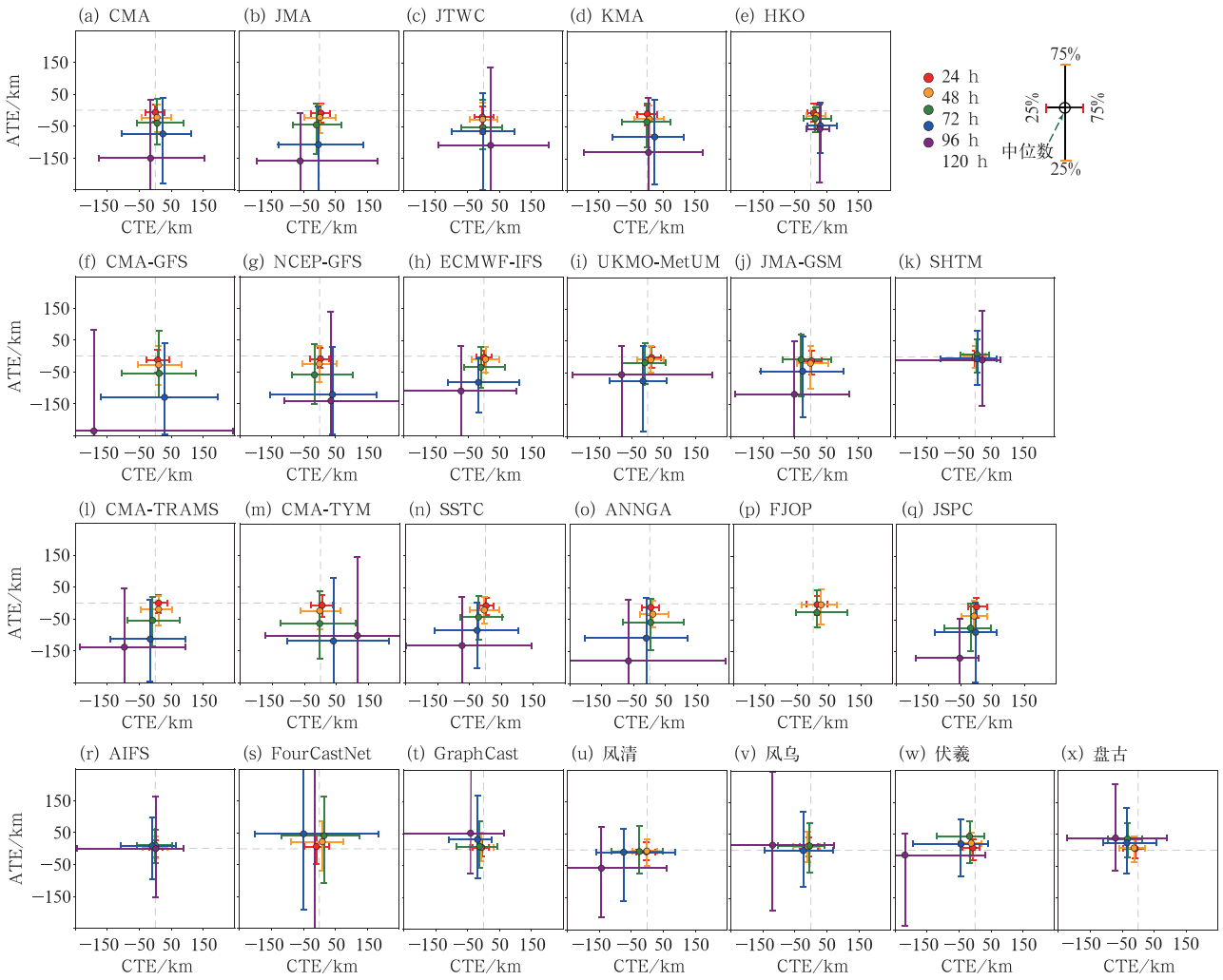


图 2　2025 年(a)数值预报模式和(b)AI 气象模型的台风路径预报误差箱线图

Fig. 2　Box plots of typhoon track forecast errors by (a) NWP models and (b) AIWP models in 2025



注:FJOP 最长预报时效为 72 h,其余方法覆盖 120 h 预报时效。

图 3　2025 年(a～e)官方台风预报机构和(f～x)客观预报方法不同预报时效的 ATE 和 CTE 联合分布图

Fig. 3　Joint distributions of ATE and CTE with different lead times by (a－e) official forecasting agencies, and (f－x) objective forecasting methods in 2025

相似路径的学习能力突出(辛辰和漆梁波,2026)。对于转向类台风,96 h 以内预报时效,AI 气象模型与数值预报模式的路径预报表现相近;96 h 以上,AI 气象模型平均预报误差大于数值预报模式。两类预报方法均存在路径预报较实际路径明显偏左或偏右,其中 AI 气象模型在 120 h 等长时效的偏差问题更为突出。可能是因为转向台风受副热带高压、西风槽等因素影响,AI 气象模型对环流变化的捕捉能力有限。

在台风业务预报过程中,若要提前预判台风路径趋势,依旧需要预报员对天气形势开展细致、全面的分析与研判。长时效预报则依托多模式集成或集合预报。对西行台风的路径预报使用纯 AI 集成能够降低台风路径预报误差,针对不同台风路径趋势选用不同集成方案,有望进一步提升预报技巧(辛辰和漆梁波,2026)。

3.2　技巧评分

2025 年,各官方台风预报机构、客观预报方法相对于气候持续法的 24、48 和 72 h 路径预报技巧评分均呈现正技巧,官方台风预报机构 24 h 技巧评分达到历史最优。中央气象台 24、48 和 72 h 技巧评分分别为 78.3%、78.9%和 73.8%。客观预报方法中,SHTM 和 AIFS 的 48 h 和 72 h 技巧评分均达 80%以上(表略)。

在实际台风业务预报过程中,由于客观预报产

品获取的时间存在滞后，预报员在进行台风业务预报时，会参考前一起报时刻的客观预报（危国飞等，2021）。例如预报员于20时（世界时）制作未来24 h的台风路径、强度预报时，若客观预报方法的起报间隔为12 h，那么预报员所参考的客观预报方法的起报时刻为当天08时（世界时），实际等效于选用客观预报方法36 h时效的预报产品进行分析（钱奇峰等，2014）。

为了定量评估预报员对客观预报方法的台风路径预报的订正水平，以2025年全球数值预报模式ECMWF-IFS为基准，将官方台风预报机构发布的24、48、72、96、120 h路径预报分别与ECMWF-IFS的36、60、84、108、132 h路径预报进行同样本比较，计算对应的技巧评分。结果表明：2025年中央气象台24、48、72、96、120 h路径预报相对于ECMWF-IFS的36、60、84、108、132 h路径预报的技巧评分依次为22.7%、21.7%、20.8%、27.7%、30.4%（表略）。此外，中央气象台历年相对于ECMWF-IFS的路径预报技巧评分呈上升趋势，主观订正的增益增强，表明预报员对客观预报方法的订正有效提升了台风路径预报的准确性。

3.3 综合评定指标

综合评定指标的构建分为两步：第一步，将距离稳定度、方向稳定度、有效稳定度、转向灵敏度、变速灵敏度及归一化的相对于气候持续法的技巧水平这6个要素，分别赋予0.2、0.2、0.3、0.1、0.1、0.1的权重，经加权求和后得到一级综合评定指标；第二步，对24 h和48 h一级综合评定指标分别按0.4和0.6的权重进行加权求和，可得二级综合评定指标（中国气象局，2024）。

2025年，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、香港天文台的二级综合评定值分别为0.88、0.87、0.85、0.88、0.94。客观预报方法中，SHTM（0.91）、SSTC（0.90）、AIFS（0.92）、GraphCast（0.91）的二级综合评定值超过0.90。从各分项指标来看，2025年大部分预报方法的方向稳定度和转向灵敏度的分值普遍较高，而有效稳定度和变速灵敏度的分值相对较低（表略）。

分项对比可见，香港天文台除变速灵敏度以外，在距离稳定度、方向稳定度、有效稳定度及转向灵敏度四项指标方面均有优势，其路径预报性能优势主要得益于预报策略的系统性优化：在保留传统数值预报模式作为基础参考的同时，实时运行多种AI气象模型，并通过实时滚动评分机制动态择优选用最优路径预报结果指导业务预报，体现了其预报策略在提升台风路径预报性能方面的显著成效。

3.4 登陆点预报精度

2025年共有10个命名台风登陆我国，针对登陆台风开展24 h登陆点预报检验，结果显示2个登陆点预报误差偏大。结合表5统计结果，2506号台风“韦帕”在广东阳江海陵岛、2508号台风“竹节草”在浙江舟山朱家尖岛的24 h登陆点预报误差中位数为全年次高和最高，分别达118 km、131 km，均超100 km。

“韦帕”掠过菲律宾北部群岛后进入南海并趋向广东，受广东沿海地形影响沿广东海岸线向偏西方向移动，登陆前移动方向与海岸线夹角约为20°，各机构和预报方法预报的登陆点覆盖了香港—广东湛江，24 h登陆点预报误差范围为17～245 km。“竹节草”穿过琉球群岛后向我国东部沿海靠近，随后登陆浙江舟山朱家尖岛，其登陆前移动方向与浙江东部东北—西南走向的海岸线夹角约为15°，各机构和预报方法预报的登陆点覆盖了浙江舟山—江苏启东，24 h登陆点预报误差范围为14～1099 km。受朱家尖岛小尺度地理特征影响，台风登陆与否对路径偏移极其敏感，或预报登陆舟山群岛，或预报从舟山群岛东侧洋面掠过并穿过杭州湾登陆上海至江苏沿海地区。相比之下，2511号强台风“杨柳”在台湾台东登陆前后，其移动方向与海岸线夹角约为75°，其24 h登陆点预报误差范围仅为2～51 km，中位数为22 km，且所有31个预报方法均准确预报出登陆过程，未出现漏报情况。

2025年还存在登陆点漏报问题。2501号台风“蝴蝶”登陆海南东方，仅半数预报方法可提前20 h预报登陆，其余方法预报台风擦过海南西部沿海；2504号“丹娜丝”登陆台湾嘉义，仅约三分之一的预报方法提前22 h预报登陆，其余方法预报其擦过台湾西部沿海。

除却特殊个例，2025年多数台风24 h登陆点预报表现稳定，24 h登陆点预报误差中位数介于21～85 km。

4 台风强度预报精度评定

4.1 强度预报误差

以各家台风最佳路径或业务定强为基准，2025

年官方台风预报机构 24、48、72、96 和 120 h 的强度预报平均绝对误差区间分别为 3.1～3.9、3.9～5.7、4.2～6.2、4.8～6.9 和 5.2～7.7 m·s^{-1}(表 6)。2025 年,中央气象台 24～120 h 台风强度预报精度优于美国联合台风警报中心。根据历年强度预报误差演变趋势,2025 年官方台风预报机构的平均绝对误差普遍较 2024 年有所下降,除了美国联合台风警报中心之外,其他官方台风预报机构的 24 h 与 48 h 强度预报均达到自身历史最好水平(图 4a～4c)。

表 5　2025 年官方台风预报机构和客观预报方法 24 h 台风登陆点预报误差

Table 5　Forecast errors of typhoon landfall locations within 24 h by official typhoon forecasting agencies and objective forecasting methods in 2025

台风名称(台风编号)	登陆地点	登陆预报误差范围/km	登陆预报误差中位数/km	未预报出登陆点的预报方法计数/个
蝴蝶(2501)	海南东方	8～90	62	15
	广东雷州	6～74	60	1
丹娜丝(2504)	台湾嘉义	2～211	85	20
	浙江温州洞头	0～82	38	1
	浙江瑞安	0～118	34	0
韦帕(2506)	广东阳江海陵岛	17～245	118	0
竹节草(2508)	浙江舟山朱家尖岛	14～1099	131	0
	上海奉贤	2～166	24	0
杨柳(2511)	台湾台东	2～51	22	0
	福建漳浦	3～94	21	0
塔巴(2516)	广东台山	0～90	27	2
米娜(2517)	广东汕尾	14～317	64	0
桦加沙(2518)	广东阳江海陵岛	16～167	76	1
	广西北海	4～109	39	6
	广西钦州	9～957	59	3
麦德姆(2521)	广东雷州	0～90	59	0
	广西防城港	2～108	23	0
凤凰(2526)	台湾屏东	4～142	22	0

注:误差统计样本涵盖表 3、表 4 中的综合预报和客观确定性预报方法,总计 31 个预报方法。登陆点预报误差统计以预报判别登陆为前提;当预报判别为不登陆时,登陆点预报误差为缺省,不参与误差样本统计。

表 6　2025 年官方台风预报机构和省级气象台的台风强度预报平均绝对误差(单位:m·s^{-1})

Table 6　Mean absolute errors of typhoon intensity forecasts by official typhoon forecasting agencies and provincial meteorological observatories in 2025 (unit: m·s^{-1})

预报机构/气象台(综合预报)		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
官方预报机构	中央气象台	CMA 台风最佳路径	2.8 (533)	3.6 (463)	4.5 (395)	4.9 (328)	5.2 (274)	5.5 (225)	6.2 (147)	6.8 (84)
	日本气象厅	JMA 台风最佳路径	2.7 (352)	3.7 (407)	—	4.5 (285)	—	5.1 (204)	5.8 (142)	5.6 (91)
	美国联合台风警报中心	JTWC 台风业务定强	2.9 (419)	3.9 (356)	5.1 (322)	5.7 (278)	—	6.2 (189)	6.9 (123)	7.7 (76)
	韩国气象厅	KMA 台风业务定强	2.2 (450)	3.2 (400)	3.7 (344)	3.9 (299)	—	4.2 (219)	4.8 (152)	5.2 (96)
	香港天文台	HKO 台风业务定强	—	3.1 (285)	—	4.4 (207)	—	5.1 (140)	6.0 (83)	7.5 (36)
省级气象台	广东	CMA 台风最佳路径	3.1 (217)	3.8 (190)	4.8 (163)	5.0 (134)	4.9 (105)	4.9 (79)	5.8 (37)	13.7 (9)
	上海		2.8 (420)	3.5 (372)	4.4 (325)	5.0 (277)	5.2 (236)	5.3 (197)	6.1 (130)	6.4 (74)
	浙江		3.0 (93)	3.6 (82)	4.4 (70)	4.6 (51)	4.8 (38)	5.7 (28)	8.0 (9)	—
	广西		—	3.8 (41)	—	4.8 (24)	—	—	—	—

注:括号内为样本数,单位:个;"—"表示未对该预报时效的台风强度报文进行气象广播。

以 CMA 台风最佳路径数据集为基准,2025 年客观预报方法的台风强度预报平均绝对误差表明,数值预报模式强度预报平均绝对误差的差异随预报时效增长而增大,由 24 h 的 4～6 m·s^{-1}增大至 120 h 的 5～12 m·s^{-1}。其中,NCEP-GFS(96 h 以内)和 SHTM 各预报时效的平均绝对误差普遍相对较小,且平均绝对误差随预报时效增长相对缓慢(表 7)。

由表 7 可见,全球数值预报模式中,NCEP-GFS 在 72 h 内的强度预报表现最优,ECMWF-IFS 在

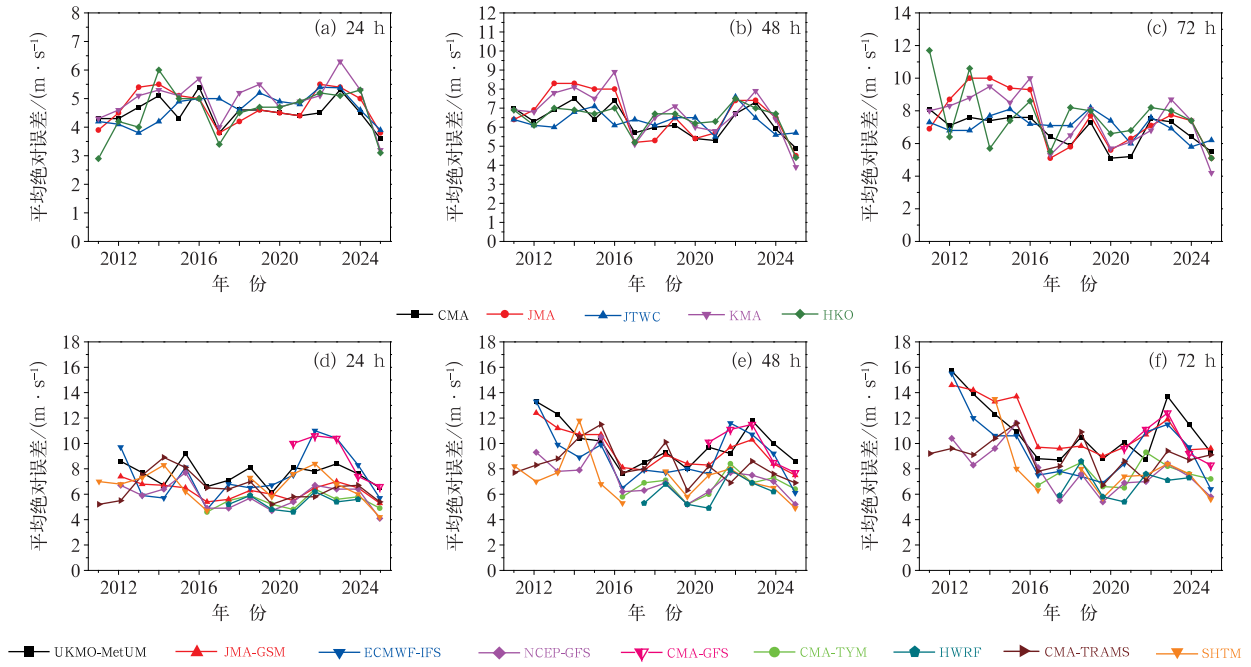


图 4 2011—2025 年(a～c)官方台风预报机构和(d～f)客观预报方法不同预报时效历年台风强度预报平均绝对误差

Fig. 4 Annual mean absolute errors of typhoon intensity forecasts with different lead times by (a－c) official forecasting agencies, and (d－f) objective forecasting methods from 2011 to 2025

72 h 以上表现突出,ECMWF-IFS 120 h 平均绝对误差仅为 5.2 m·s^{-1}(表 7)。在区域数值预报模式中,SHTM 在 24～120 h 强度预报表现最优,24 h 平均绝对误差为 4.2 m·s^{-1},120 h 为 6.2 m·s^{-1}。基于箱线图评估数值预报模式 2025 年强度预报的系统性偏差(图 5),其中 ECMWF-IFS 和 CMA-GFS 在 72 h 内表现出强度低估倾向,随预报时效增长该倾向逐渐减弱,而 JMA-GSM 和区域数值预报模式(SHTM、CMA-TYM 和 CMA-TRAMS)则在 72 h 以上表现出强度高估倾向(图 5a)。与 2024 年相比,数值预报模式的强度预报平均绝对误差普遍减小。然而,从长期演变趋势来看,数值预报模式的强度预报性能虽在 2017 年实现了较大提升,但此后平均绝对误差未呈现持续下降的趋势,自 2017 年以来未取得明显突破(图 4d～4f)。

动力-统计预报系统 ANNGA 在 96 h 及以内时效的强度预报展现出明显优势,其 24、48、72 和 96 h 的平均绝对误差分别为 3.7、4.8、5.8 和 5.9 m·s^{-1},强度预报性能优于多数数值预报模式。

在集合预报系统中,ECMWF-EPS 和 SWARMS-EN 的集合平均强度预报误差较小,24 h 平均绝对误差分别为 4.5 m·s^{-1}和 3.9 m·s^{-1},120 h 分别为 5.1 m·s^{-1}和 6.2 m·s^{-1};NCEP-GEFS 次之;UKMO-EPS 和 JMA-GEPS 相对较大,其中 UKMO-EPS 的 24 h 平均绝对误差为 9.3 m·s^{-1},120 h 为 10.3 m·s^{-1}。

近年来 AI 气象模型在台风强度预报中的表现亦受到广泛关注。Yang et al(2025)研究指出,AI 气象模型普遍对台风强度系统性低估。主要有两个方面的原因,一是模型训练多采用 ERA5(Hersbach et al,2020)等再分析数据集,受限于训练数据集分辨率,难以刻画台风中小尺度结构和湍流过程;二是当前 AI 气象模型普遍采用均方误差作为损失函数,易造成预报场过度平滑,且对台风强度极值拟合能力不足,导致严重低估台风强度预报(Subich et al,2025)。针对 AI 气象模型系统性低估台风强度的问题,中央气象台采用 CMA 台风最佳路径数据集对 2025 年 AI 气象模型“风清”的台风强度预报进行订正适配,作为业务试验与应用探索。经订正后,“风清”的强度预报精度显著提升:2025 年各预报时效的平均绝对误差介于 5～6 m·s^{-1},24～120 h 强度预报平均绝对误差相比于订正前减小了 42%～60%,其中 24 h 误差减小了 42%,48 h 及更长时效误差减小超过 50%,“风清”原有的系统性偏差得到明显改善(图 5b)。其余 AI 气象模型尚未开展针对性订正,24～120 h 台风强度预报平均绝对误差均

表 7　2025 年客观预报方法的台风强度预报平均绝对误差(单位:m·s^{-1})

Table 7　Mean absolute errors of typhoon intensity forecasts by objective forecasting methods in 2025 (unit: m·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
全球数值预报模式	CMA-GFS	6.3 (465)	6.6 (411)	7.1 (356)	7.7 (306)	8.3 (264)	8.3 (220)	8.4 (180)	8.7 (144)	9.0 (111)	8.5 (83)
	ECMWF-IFS	5.5 (459)	5.7 (408)	5.8 (357)	6.1 (308)	6.0 (262)	6.4 (219)	6.2 (179)	6.1 (68)	5.9 (53)	5.2 (40)
	JMA-GSM	4.4 (459)	5.3 (412)	6.3 (360)	7.5 (311)	9.0 (262)	9.6 (222)	10.3 (186)	9.9 (151)	9.3 (120)	10.7 (93)
	NCEP-GFS	3.8 (406)	4.1 (361)	4.8 (316)	5.2 (271)	5.5 (230)	5.8 (190)	6.2 (157)	6.3 (128)	7.4 (101)	8.9 (76)
	UKMO-MetUM	5.5 (231)	6.5 (203)	7.8 (174)	8.6 (150)	9.2 (123)	9.3 (100)	9.3 (83)	9.0 (69)	7.8 (51)	7.4 (39)
区域数值预报模式	CMA-TYM	4.7 (464)	4.9 (411)	5.7 (358)	6.4 (306)	7.3 (261)	7.2 (222)	8.0 (184)	8.3 (151)	8.8 (118)	7.9 (87)
	CMA-TRAMS	3.8 (440)	5.4 (390)	6.4 (340)	6.9 (290)	8.0 (245)	9.1 (206)	9.7 (86)	10.7 (70)	10.9 (55)	11.7 (39)
	SHTM	4.4 (219)	4.2 (193)	4.9 (170)	4.9 (145)	5.6 (122)	5.6 (102)	6.2 (84)	6.2 (68)	5.8 (51)	6.2 (38)
统计预报系统	WIPS	4.7 (287)	8.8 (278)	11.0 (248)	9.6 (227)	9.3 (211)	8.6 (139)	—	—	—	—
动力-统计预报系统	ANNGA	3.3 (455)	3.7 (402)	4.7 (331)	4.8 (282)	5.7 (229)	5.8 (193)	5.5 (151)	5.9 (122)	8.0 (87)	8.9 (69)
人工智能气象模型	风清	5.8 (154)	6.1 (135)	6.0 (117)	5.5 (99)	5.6 (84)	5.0 (68)	5.4 (55)	5.8 (43)	6.1 (32)	5.8 (23)
	风乌	11.3 (202)	12.3 (180)	13.1 (158)	13.5 (137)	14.3 (117)	15.2 (96)	16.0 (79)	15.8 (63)	16.4 (49)	17.1 (35)
	伏羲	8.7 (211)	11.7 (186)	12.9 (164)	13.3 (145)	13.1 (127)	13.1 (107)	12.9 (90)	11.9 (74)	11.5 (58)	11.4 (43)
	盘古	11.7 (205)	12.2 (180)	13.5 (156)	13.0 (135)	13.4 (116)	12.8 (96)	13.2 (80)	11.9 (65)	12.8 (50)	11.9 (37)
	AIFS	10.2 (456)	11.0 (405)	11.6 (356)	12.0 (308)	12.2 (263)	12.2 (222)	12.0 (186)	11.3 (152)	11.0 (120)	10.7 (91)
	FourCastNet	11.5 (212)	12.1 (188)	12.4 (163)	12.5 (141)	12.5 (120)	13.0 (98)	12.9 (82)	12.0 (65)	11.8 (50)	10.9 (37)
	GraphCast	9.7 (197)	11.0 (174)	12.0 (152)	12.0 (134)	12.4 (114)	12.5 (93)	12.5 (76)	11.7 (61)	12.5 (45)	12.5 (31)
集合预报系统	SWARMS-EN	3.7 (209)	3.9 (184)	4.2 (158)	4.5 (136)	4.7 (116)	5.3 (101)	5.4 (85)	5.8 (70)	6.5 (55)	6.2 (44)
	ECMWF-EPS	4.2 (217)	4.5 (191)	4.9 (166)	4.9 (144)	5.2 (123)	5.2 (106)	5.0 (89)	4.9 (74)	4.9 (59)	5.1 (47)
	NCEP-GEFS	5.3 (238)	5.8 (210)	6.3 (184)	6.6 (160)	6.7 (140)	6.5 (120)	6.3 (102)	6.6 (84)	6.8 (66)	6.4 (48)
	UKMO-EPS	7.6 (420)	9.3 (373)	10.6 (323)	11.6 (278)	12.0 (239)	12.1 (205)	12.0 (172)	11.6 (140)	11.1 (113)	10.3 (89)
	JMA-GEPS	7.7 (434)	8.7 (382)	9.6 (330)	10.1 (285)	10.4 (244)	10.4 (210)	10.0 (178)	9.3 (149)	8.6 (120)	7.6 (95)

注:误差计算以 CMA 台风最佳路径数据集为基准;括号内为样本数,单位:个;"—"表示未对该预报时效的台风强度报文进行气象广播。

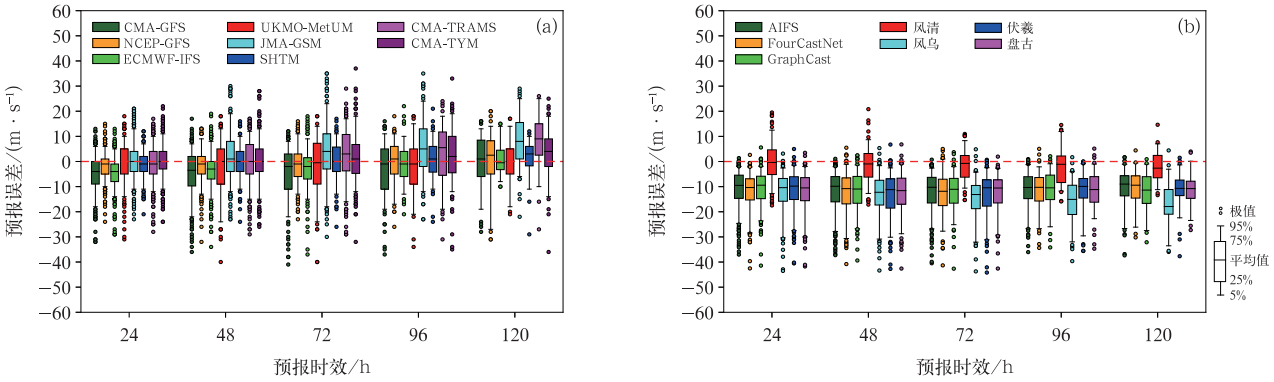


图 5　2025 年(a)数值预报模式和(b)AI 气象模型的台风强度预报误差箱线图

Fig. 5　Box plots of typhoon intensity forecast errors by (a) NWP models and (b) AIWP models in 2025

大于 10 m·s^{-1}(表 7),仍系统性低估台风强度(图 5b),但低估程度较 2024 年已有所改善。

4.2　技巧评分

2025 年,官方台风预报机构、多数数值预报模式、统计预报系统、动力-统计预报系统相对于气候持续法的 24、48 和 72 h 强度预报技巧评分均为正值。其中,中央气象台的 24 h、48 h 和 72 h 技巧评分分别为 43.0%、42.4%和 44.0%。客观预报方法中,ANNGA 的 24 h 和 48 h 技巧评分最高,分别为 42.1%和 44.3%;ECMWF-IFS 的 72 h 技巧评分最高,为 43.6%。中央气象台采用适配模型对 2025 年 AI 气象模型"风清"的强度预报进行订正后,其 24、48 和 72 h 技巧评分分别为 8.7%、33.4%和

37.3%；相比之下，未经订正的其他AI气象模型的强度预报均表现为负技巧(表略)。

5 结 论

对2025年西北太平洋和南海台风的业务定位和定强精度，以及路径和强度预报精度进行了评定，得出以下主要结论：

(1)中央气象台的台风定位与定强精度均较2024年有所提升，定位平均误差为13.5 km，较2024年减小了15.6%；定强平均绝对误差为1.1 m·s^{-1}，较2024年减小了21.4%。此外，中央气象台的台风定位与定强精度均优于日本气象厅、美国联合台风警报中心等其他官方台风预报机构。

(2)香港天文台、中央气象台、韩国气象厅的24 h与48 h的台风路径预报达到自身历史最好水平。其中，中央气象台24 h与48 h路径预报平均误差分别为56.6 km和95.8 km，显著优于日本气象厅和美国联合台风警报中心。多个数值预报模式在不同预报时效达到自身历史最优预报水平。AI气象模型中，FourCastNet各预报时效平均误差显著偏大，其余AI气象模型48 h平均误差较为接近，48 h以上平均误差的差异随预报时效增加，其中AIFS的路径预报表现最优，且优于大部分数值预报模式。

(3)多数官方台风预报机构的24 h与48 h的台风强度预报达到自身历史最好水平。其中，中央气象台24 h与48 h强度预报平均绝对误差分别为3.6 m·s^{-1}和4.9 m·s^{-1}，24～120 h台风强度预报精度优于美国联合台风警报中心。使用适配模型对AI气象模型“风清”的强度预报进行订正后，其24～120 h强度预报平均绝对误差减小了42%～60%，显著改善了AI气象模型对台风强度的系统性低估，从而提高台风强度预报精度。

面向台风预报业务需求，未来可关注以下方向：持续推进台风集成预报与强度预报订正技术攻关；促进AI气象模型与数值预报模式的深度融合发展；针对特定登陆误差大的台风个例，开展机理分析与预报技术专项研究。

参考文献

程正泉，廖代强，2012. 数值天气预报模式产品在预报业务中的应用[J]. 广东气象，34(4)：1-5，9. Cheng Z Q，Liao D Q，2012. Applications of numerical weather prediction model in forecast practices[J]. Guangdong Meteor，34(4)：1-5，9(in Chinese).

黄燕燕，陈子通，戴光丰，等，2026. 南海台风模式成功预报“暹芭(2022)”生成原因探究[J]. 大气科学，50(2)：341-364. Huang Y Y，Chen Z T，Dai G F，et al，2026. Analysis of the successful genesis forecast of “Chaba (2022)” by CMA-TRAMS[J]. Chin J Atmos Sci，50(2)：341-364(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).

李妮娜，金荣花，宫宇，等，2026. “风清”人工智能天气预报模型业务应用性能评估[J]. 气象，52(5)：513-526. Li N N，Jin R H，Gong Y，et al，2026. Performance evaluation on operational application of the AI-based global short- and medium-range forecasting system-Fengqing model[J]. Meteor Mon，52(5)：513-526(in Chinese).

卢莹，赵海坤，赵丹，等，2021. 1984—2017年影响中国热带气旋灾害的时空特征分析[J]. 海洋学报，43(6)：45-61. Lu Y，Zhao H K，Zhao D，et al，2021. Spatial-temporal characteristic of tropical cyclone disasters in China during 1984－2017[J]. Haiyang Xuebao，43(6)：45-61(in Chinese).

钱奇峰，张长安，高拴柱，等，2014. 台风路径集合预报的实时订正技术研究[J]. 热带气象学报，30(5)：905-910. Qian Q F，Zhang C A，Gao S Z，et al，2014. Real-time correction method for ensemble forecasting of typhoon tracks[J]. J Trop Meteor，30(5)：905-910(in Chinese).

瞿安祥，麻素红，张进，2022. CMA-TYM混合En3DVar方案的设计和初步试验[J]. 气象，48(3)：299-310. Qu A X，Ma S H，Zhang J，2022. Development and preliminary test of CMA-TYM hybrid En3DVar scheme[J]. Meteor Mon，48(3)：299-310(in Chinese).

危国飞，刘会军，潘宁，等，2021. 台风路径数值预报实时订正技术及其集成应用[J]. 大气科学，45(1)：195-204. Wei G F，Liu H J，Pan N，et al，2021. Real-time correction method for numerically modeled typhoon tracks and its integrated application[J]. Chin J Atmos Sci，45(1)：195-204(in Chinese).

辛辰，漆梁波，2026. 人工智能气象模型台风路径预报评估和集成应用研究[J]. 海洋预报，43(2)：105-116. Xin C，Qi L B，2026. Evaluation of artificial intelligence meteorological models for typhoon track forecast and application of multi-model integration strategy[J]. Mar Forecasts，43(2)：105-116(in Chinese).

熊书梦，黄小燕，赵华生，等，2026. 2025年影响广西台风ANNGA客观预报方法性能评估[J]. 气象研究与应用，47(1)：1-8. Xiong S M，Huang X Y，Zhao H S，et al，2026. Performance evaluation of the ANNGA objective forecasting method for typhoons affecting Guangxi in 2025[J]. J Meteor Res Appl，47(1)：1-8(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，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).

杨梦琪，陈国民，张喜平，等，2023. 2021 年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J]. 气象，49(8)：1005-1019. Yang M Q，Chen G M，Zhang X P，et al，2023. Verification on typhoon forecasts over the western North Pacific and the South China Sea in 2021[J]. Meteor Mon，49(8)：1005-1019(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]. Mar Forecasts，41(6)：13-22(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).

中国气象局，2024. 台风业务和服务规定 [M]. 北京：气象出版社：87. China Meteorological Administration，2024. Regulations on Typhoon Operations and Services[M]. Beijing：China Meteorological Press：87(in Chinese).

Bai L N，Yu H，Black P G，et al，2019. Reexamination of the tropical cyclone wind-pressure relationship based on pre-1987 aircraft data in the western North Pacific[J]. Wea Forecasting，34(6)：1939-1954.

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.

Chen K，Han T，Gong J C，et al，(2023a-04-06)[2026-04-01]. FengWu：pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead[EB/OL]. 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)：190. https：//doi. org/10. 1038. s41612-023-00512-1.

ECMWF，2023a. IFS Documentation-Cy48r1-Part Ⅲ：dynamics and numerical procedures[R]. Shinfield Park：ECMWF.

ECMWF，2023b. IFS Documentation-Cy48r1-Part Ⅴ：ensemble prediction system[R]. Shinfield Park：ECMWF.

Elsberry R L，Peak J E，1986. An evaluation of tropical cyclone forecast aids based on cross-track and along-track components[J]. Mon Weather Rev，114(1)：147-155.

Gainford A，Frame T H A，Gray S L，et al，2025. Assessing the value of clustering convection-permitting ensemble forecasts[J]. Meteor Appl，32(6)：e70139.

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，(2024a-04-12)[2026-04-01]. AIFS-ECMWF’s data driven forecast model[EB/OL]. https：//ecmwfevents. com/assets/presentations/waves-ws-lang1713165-800. pdf.

Lang S，Alexe M，Chantry M，et al，(2024b-08-07)[2026-04-01]. AIFS-ECMWF’s data-driven forecasting system [EB/OL]. https：//arxiv. org/abs/2406. 01465.

Li C H，Cai R S，Tan H J，2026. Assessment of coastal socio-economic exposure under the impact of future typhoons landing in China [J]. Chin Geogr Sci，36(1)：50-63.

Li X L，(2025-11-04)[2026-04-01]. WGNE40：updates in the CMA NWP system and a unified MCV-based model system[EB/OL]. https：//www. wcrp-esmo. org/working-groups/wgne/wgne40-xingliang-cma-updates. pdf.

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，Yang Y H，et al，2025a. Performance of a machine-learning-physics hybrid model on 2024 typhoons and land precipitations[J]. Quart J Roy Meteor Soc，152(776)：e70101.

Niu Z Y，Huang W，Zhang L，et al，2025b. Improving typhoon predictions by integrating data-driven machine learning model with physics model based on the spectral nudging and data assimilation[J]. Earth Space Sci，12(2)：e2024EA003952.

Niu Z Y，Wang D L，Mu M，et al，2025c. Machine-Learning (ML)-physics fusion model accelerates the paradigm shift in typhoon forecasting with a CNOP-based assimilation framework [J]. Geophys Res Lett，52(15)：e2025GL115926.

Niu Z Y，Huang W，Yang Y H，et al，2026. Evaluating the Shanghai Typhoon Model against state-of-the-art machine-learning weather prediction models：a case study for Typhoon Danas

(2025)[J]. Adv Atmos Sci,43(4):744-750.

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,(2022-02-22)[2026-04-01]. FourCastNet: a global data-driven high-resolution weather model using adaptive Fourier neural operators[EB/OL]. https://arxiv.org/abs/2202.11214.

Stefanova L,Li W,Meixner J,et al,2024. Week 2 forecasts in high resolution prototypes of NOAA/NCEP's future GFSv17[C]// 104th AMS Annual Meeting. Baltimore:AMS.

Subich C,Husain S Z,Separovic L,et al,(2025-05-29)[2026-06-18]. Fixing the double penalty in data-driven weather forecasting through a modified spherical harmonic loss function[EB/OL]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.19374.

Tan Y,Huang W,Zhang X P,2024. Assessment and ensemble-based analysis of the landfalling Typhoon Muifa (2022)[J]. Atmosphere,15(3):343. doi:10.3390/atmos15030343.

Willett M,Brooks M,Bushell A,et al,2026. The met office unified model global atmosphere 8.0 and JULES global land 9.0 configurations[J]. Geosci Model Dev,19(4):1473-1517.

Yang F L,Bengtsson L,Bernardet L,(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/.

Yang M Q,Chen G M,Nie G Z,et al,2025. Verification of artificial intelligence models on tropical cyclone forecasting over the western North Pacific and the South China Sea in 2024[J]. Trop Cyclone Res Rev,14(4):530-537.

Yonehara H,Kuroki Y,Ujiie M,et al,2025. Upgrade of JMA's operational global numerical weather prediction system[R]. Tokyo: Japan Meteorological Agency.

(本文责编:何晓欢)