中国科学: 地球科学 2025 年 第 55 卷 第 11 期: 3846 ~ 3861
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

论 文

用O-CNOPs方法改进异常台风路径集合预报的可靠性

张晗[1,2,6], 段晚锁[2*], 黄永杰[3], 陈柏纬[4], Stephane VANNITSEM[5]

1. 中国气象局河南省农业气象保障与应用技术重点开放实验室, 郑州 450003
2. 中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体力学数值模拟国家重点实验室, 北京 100029
3. Center for Analysis and Prediction of Storms and School of Meteorology University of Oklahoma, Norman Oklahoma 73072, USA
4. 香港天文台, 香港 999077
5. Royal Meteorological Institute of Belgium, Brussels 1180, Belgium
6. 河南省气象台, 郑州 450003
* 通讯作者, E-mail: duanws@lasg.iap.ac.cn

收稿日期: 2025-04-09; 收修改稿日期: 2025-08-04; 接受日期: 2025-08-19; 网络版发表日期: 2025-10-16
国家自然科学基金项目(41930971)和中国科学院国际伙伴计划项目(060GJHZ2022061MI)资助

摘要 异常台风路径预报面临巨大挑战. 本文将正交条件非线性最优扰动(O-CNOPs)方法应用于WRF模式, 选取5个具有异常路径特征的台风个例(含23个对台风转向预报的时段), 系统对比了O-CNOPs、奇异向量(SVs)和繁殖向量(BVs)三类扰动方法集合预报性能的可靠性. 结果表明, 无论是确定性预报还是概率预报, O-CNOPs方法均较SVs和BVs能够更稳定、更可靠地提升台风路径预报技巧, 尤其O-CNOPs在提前1~5天预报台风路径时, 能够更早且有更高概率地准确预报台风路径的异常转向. 所以, 与传统的SVs和BVs方法相比, O-CNOPs在提升台风路径预报技巧, 尤其是异常路径的预报技巧方面, 具有明显优势, 希望O-CNOPs在未来提升台风业务预报水平中发挥重要作用.

关键词 台风, 集合预报, 最优扰动

1 引言

西北太平洋台风常给中国带来极端大风和暴雨等灾害, 严重威胁人民的生命财产安全(Li和Zhao, 2022). 台风风雨的预报精度在很大程度上依赖于台风路径预报准确率(Conroy等, 2023; Qian等, 2024). 因此, 精准的台风路径预报对于减轻台风灾害影响至关重要.

近几十年来, 台风路径预报水平取得了长足进步, 但长时效路径预报与异常路径预报依然面临诸多挑战. 异常路径的长时效预报尤为困难(Zhang等, 2018; Chen等, 2020; Tang等, 2021; Li等, 2023; Liu等, 2024). 近年来, 异常台风路径在西北太平洋频发, 给业务预报造成了巨大挑战. 例如, 2021年台风“烟花”路径在西行过程中突然发生北折, 而大多数预报中心未

中文引用格式: 张晗, 段晚锁, 黄永杰, 陈柏纬, Vannitsem S. 2025. 用O-CNOPs方法改进异常台风路径集合预报的可靠性. 中国科学: 地球科学, 55(11): 3846–3861, doi: 10.1360/N072025-0124
英文引用格式: Zhang H, Duan W, Huang Y, Chan P W, Vannitsem S. 2025. Improve the forecast reliability of unusual tropical cyclone tracks using ensemble forecasts generated by O-CNOPs. Science China Earth Sciences, 68(11): 3706–3721, https://doi.org/10.1007/s11430-025-1668-1

© 2025 《中国科学》杂志社

能提前3天准确预报这一转向过程, 即使在临近其转向时开始预报, 部分预报中心也仍难以再现“烟花”的北折路径, 其路径预报误差远高于2021年平均路径预报误差(向纯怡等, 2022; Li等, 2023; Liu等, 2024). 类似地, 2023年台风“卡努”生成初期, 欧洲中期天气预报中心(ECMWF)和美国国家环境预报中心(NCEP)等主流预报中心均预测其将登陆中国, 但“卡努”在行进过程中突然转向东北移动, 完全避开了中国(聂高臻等, 2025); 随后, 尽管预报显示其可能袭击日本, 但“卡努”再次出现向北急转弯, 最终登陆韩国. 同年, 各家业务预报中心未能准确预报台风“苏拉”生成初期的打转过程, 导致登陆点预报误差偏大. 由此可见, 长时效路径预报通常难以再现异常台风路径; 即使在台风临近转向时起报, 路径预报仍存在着较大的不确定性.

目前, 集合预报被广泛应用于业务部门, 是提高台风预报技巧、估计预报不确定性并提供概率预报的重要手段(Puri等, 2001; Dube等, 2020). 集合预报方法的发展极大推动了台风预报水平的提升(Duan等, 2018; Zhang等, 2023). 台风路径主要受环境引导气流控制, 对初始场的变化高度敏感(Yamaguchi和Majumdar, 2010; 王晨稀和倪允琪, 2011; Miller和Zhang, 2019; Miyachi和Enomoto, 2021; Ma等, 2022; Zhang等, 2023), 这种敏感性凸显了初始不确定性在台风路径预报中的重要作用. 研究表明, 在控制预报上叠加快速增长型初始扰动来描述初始不确定性, 是改进集合预报可靠性的关键(Toth和Kalnay, 1993, 1997; Palmer, 2019; Magnusson等, 2019). ECMWF采用奇异向量(SVs)方法, 而NCEP曾使用繁殖向量(BVs)方法来刻画初始不确定性, SVs和BVs均旨在产生快速增长型初始扰动, 以反映预报误差的增长特性, 从而充分表征预报不确定性, 在台风路径集合预报中取得了巨大成功(Cheung和Chan, 1999; Cheung, 2001; Yamaguchi等, 2009; Yamaguchi和Majumdar, 2010; Diaconescu和Laprise, 2012; Magnusson等, 2019; Palmer, 2019). 然而, 这两类扰动方法也存在一些局限性. BVs刻画了预报时段之前快速增长的扰动, 难以在长预报时效维持增长, 常导致集合离散度偏小, 使实况路径落在预报集合之外(Chan和Li, 2005; Lang等, 2012; Thanh等, 2016; Zhang等, 2023). SVs是线性模式中增长最快的初始扰动, 不能充分刻画大气运动中非线性物理过程的影响, 因而可能会低估预报不确定性(Puri等, 2001; Lang等, 2012; Huo等, 2019; Zhang等, 2023).

为了全面考虑非线性物理过程的影响, Duan和Huo(2016)将SVs拓展到非线性领域, 提出了正交条件非线性最优扰动(O-CNOPs)方法. O-CNOPs代表了在一定时段内, 不同相空间中具有最大非线性发展的一组正交初始扰动(Duan和Huo, 2016; Huo等, 2019; Zhang等, 2023). Duan和Huo(2016)利用简单的Lorenz-96模式验证了O-CNOPs的动力学合理性, 发现其集合预报技巧高于SVs方法. 进一步地, Huo等(2019)将O-CNOPs方法应用于MM5模式进行台风路径集合预报, 其表现优于传统的随机扰动(RPs)、BVs和SVs方法. WRF模式比MM5模式更为先进, 对台风路径的模拟能力更强(Pattanayak和Mohanty, 2008). 后续研究基于WRF模式进一步验证了O-CNOPs方法的优越性. Zhang等(2023)将O-CNOPs方法应用于WRF模式开展台风路径集合预报试验, 其确定性和概率预报技巧均高于BVs和SVs方法. 因此, O-CNOPs方法在提高台风路径预报水平方面具有重要潜力, 在业务预报中具有广阔的应用前景.

如前所述, 异常台风路径的长时效预报十分困难, 而目前尚无研究对 O-CNOPs方法在异常路径预报中的表现进行系统性评估. 由此引出一个关键问题: O-CNOPs方法是否能够显著提升异常台风路径的预报技巧? 为了回答这一问题, 该研究将O-CNOPs方法应用于WRF模式, 针对异常台风路径开展集合预报试验研究.

2　O-CNOPs方法和WRFV3.6模式

将O-CNOPs方法应用于WRFV3.6模式(Skamarock等, 2008)生成集合初始扰动, 针对异常台风路径开展集合预报试验. 尽管Zhang等(2023)已将WRFV3.6与O-CNOPs相结合用于台风路径集合预报, 但并未聚焦于异常台风路径. 本文沿用WRFV3.6模式, 但对O-CNOPs方法的应用策略进行了调整, 专门针对异常台风路径开展集合预报试验. 本文不再赘述WRFV3.6模式的具体配置, 相关细节可参考 Zhang等(2023). 本节重点介绍O-CNOPs方法的具体应用策略.

O-CNOPs(记为$\mathbf{x}_{0j}^{*}$, j=1, 2, 3,...)是一组相互正交的初始扰动, 它们在给定的优化时段[0, τ](即OTI; 见Zhang等, 2023)内, 在各自对应的子空间(Ω_j)中具有最

大非线性发展(Duan和Huo, 2016). 第j个CNOP是如下优化问题(方程(1))的解:

$$\mathbf{J}\left(x_{0j}^{*}\right)=\max_{x_{0j}\in\Omega_j}\left[PM_{\tau}\left(\mathbf{X}_0+\mathbf{x}_{0j}\right)-PM_{\tau}(\mathbf{X}_0)\right]^{\mathrm{T}}\times\mathbf{C}_2\left[PM_{\tau}\left(\mathbf{X}_0+\mathbf{x}_{0j}\right)-PM_{\tau}(\mathbf{X}_0)\right], \tag{1}$$

其中, 子空间Ω_j是

$$\Omega_j=\begin{cases}\left\{\mathbf{x}_{0j}\in\mathbf{R}^n\middle|\ \mathbf{x}_{0j}^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_1\mathbf{x}_{0j}\leqslant\delta\right\}, & j=1,\\ \left\{\mathbf{x}_{0j}\in\mathbf{R}^n\middle|\ \mathbf{x}_{0j}^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_1\mathbf{x}_{0j}\leqslant\delta,\mathbf{x}_{0j}\perp\Omega_k,k=1,\ldots,j-1\right\}, & j>1,\end{cases} \tag{2}$$

$\mathbf{X}_0\in\mathrm{R}^n$表示状态向量, M是数值模式的非线性传播算子. 上标“T”表示转置, δ>0表示最大初始扰动振幅. P是一个局地投影算子, 在验证区域(即预报关注区域)内取值为1, 区域外取值为0. 本研究将验证区域设定为以优化时刻台风位置为中心的10°×10°范围, 提取该时刻台风环流相关的不确定性特征(Tseng和Lai, 2020), 而初始扰动区域则覆盖整个模拟区域. 在方程(1)和(2)中, C_1和C_2均选取为总湿能量(TMEs)作为目标函数, 定义如下(方程(3)):

$$\|\delta\mathbf{X}\|_{C_1}^2=\|\delta\mathbf{X}\|_{C_2}^2=\frac{1}{D}\int_D\int_0^1\left[\mathbf{u}'^2+\mathbf{v}'^2+\left(\frac{g}{\overline{N}\overline{\theta}}\right)^2\boldsymbol{\theta}'^2+R_{\mathrm{a}}T_{\mathrm{r}}\left(\frac{\mathbf{p}'_s}{p_{\mathrm{r}}}\right)^2+\frac{L^2}{c_pT_r}\mathbf{q}'^2\right]\mathrm{d}\sigma\mathrm{d}D, \tag{3}$$

其中, $\mathbf{u}'$、$\mathbf{v}'$、$\boldsymbol{\theta}'$、$\mathbf{p}'_s$和$\mathbf{q}'$分别表示扰动纬向风、经向风、位温、表层气压和水汽混合比; $\overline{\theta}$=300K, T_{r}=270K和p_{r}=1000hPa为参考物理参数; g为重力加速度, R_{a}和c_p是干空气的气体常数和定压比热容, $\overline{N}$是Brunt-Vaisala频率, L是单位质量水汽的凝结潜热. 动能项和势能项($\mathbf{u}'$、$\mathbf{v}'$、$\boldsymbol{\theta}'$和$\mathbf{p}'_s$)在垂直方向上进行整层积分, 而水汽项($\mathbf{q}'$)仅从1000hPa至500hPa进行垂直积分.

根据Zhang等(2023)的试验结果, 当OTI = 6h, 初始扰动振幅δ=1.8、集合成员数N=21时, O-CNOPs方法在台风路径集合预报中实现了最高的集合预报技巧. 该研究沿用这一最优集合参数配置. 与Zhang等(2023)一致, 该研究仍采用SPG2迭代算法(Birgin等, 2000)求解最优化问题(1), 从而获得O-CNOPs型初始扰动. 考虑到异常台风运动受到多尺度相互作用的影响, 该研究在集合预报试验中采用了更高的模式分辨率, 即水平分辨率为 30km, 垂直层数为31层(自地面向上延伸至50hPa). 不同的是, Zhang等(2023)在粗分辨率(水平分辨率为60km, 垂直层数为15层)下完成O-CNOPs的求解与集合预报试验; 该研究则仅在这一粗分辨率下计算O-CNOPs, 随后将其线性插值到更高分辨率(30km水平分辨率, 31层垂直层数), 作为集合预报试验的初始扰动. 基于10个独立的初始扰动, 生成21个集合成员. 具体而言, 将初始扰动以正负扰动对的形式叠加在控制预报的初始场, 产生20个初始扰动场. 利用高分辨率的WRFV3.6模式对这些初始场进行积分, 得到 20个扰动预报. 将这些扰动预报与控制预报结合, 共同构成21个集合预报成员. 其中, 控制预报的初始条件和边界条件由NCEP的全球预报系统(GFS)数据集提供, 其水平分辨率为1.0°×1.0°, 时间分辨率为6h.

为了评估O-CNOPs方法的预报性能, 我们将对比O-CNOPs与传统方法(即ECMWF采用的SVs方法和NCEP曾采用的BVs方法)的台风路径集合预报结果. SVs和BVs的集合参数配置也与Zhang等(2023)一致. Zhang等(2023)曾尝试多种集合参数组合, 结果均显示SVs和BVs的集合预报技巧普遍低于O-CNOPs. SVs和BVs的简要介绍可参见Zhang等(2023)附录A.

3 异常台风路径的集合预报

本节将选取具有异常路径的台风个例, 对比研究O-CNOPs与SVs、BVs在提高异常台风路径预报技巧中的作用.

3.1 台风个例

为了针对性地研究异常台风路径的预报技巧, 首先有必要区分异常路径和常规路径. 然而, 目前尚未有一个普适的标准来定义异常台风路径(Li等, 2023). 在中国的业务预报中, 台风移向突变的标准是12h内右折超过45°或左折超过30°, 这一标准被广泛应用到异常台风路径的相关研究中(Gong等, 2018). 戴高菊等(2014)的统计表明, 在西北太平洋上, 12h内右折大于45°的台风路径出现概率小于2.8%, 而左折大于30°的台风路径出现概率小于8.7%. 这一研究结果为上述标准提供了理论依据, 意味着采用上述阈值可以有效

地筛选出足够异常的台风路径, 将其与缓慢转向路径区分开来. 此外, 这里不考虑台风路径的短期振荡, 要求台风转折后保持相对稳定的移动方向. 根据上述标准, 从2022年和2023年选取了三个具有异常路径的台风个例——2022年台风“轩岚诺”、2023年台风“卡努”和“苏拉”. 尽管Zhang等(2023)未聚焦于异常台风路径, 但其中的2010年台风“鲇鱼”和2012年台风“天秤”也符合上述标准, 因此也被纳为研究对象. 以上5个台风个例均对中国产生了显著影响.

图1展示了以上5个台风个例的异常路径, 标注了6个异常转向点(图1中红色星号). 其中, “鲇鱼”和“轩岚诺”的路径突然北翘, “卡努”的路径呈现“Z”型特征(分别于2023年8月4日在中国东海洋面上、8月7日在日本南部洋面上发生向东北和向北的两次急转弯), “天秤”和“苏拉”的路径则出现逆时针打转. 针对5个台风个例, 共选取了18个预报时段(详见表1). 由于不同台风个例的生命史不同, 预报时长也不尽相同, 在5~10天之间. 由于“卡努”发生了两次急转向(对应2个异常转向点), 6个异常转向点共涉及了23次集合预报试验.

3.2　台风急转向的集合预报技巧

在6个异常转向点的23次集合预报试验中, 每次预报包含21个集合成员, 三种方法(O-CNOPs、SVs和BVs)各累计生成483个集合成员. 基于所得集合预报结果, 本节首先评估了三种方法对台风异常转向预报的概率预报技巧, 并通过计算转向阶段的路径误差, 进一步评估其集合平均预报性能.

图2、图3、图4给出了控制预报以及O-CNOPs、SVs和BVs生成的台风路径集合预报结果. 由图可见, 控制预报难以准确把握台风异常转向的时间、位置和角度, 尤其是在台风急转向前较早时段起报时, 其移动路径极大地偏离最佳路径. 在这种情况下, 合理的集合预报需要充分表征预报不确定性, 使集合成员尽可能覆盖最佳路径. 但如图所示, BVs和SVs生成的集合成员大多紧密围绕在控制预报附近, 尤其是在长时效预报中, 使最佳路径落在预报集合之外. 与之不同, O-

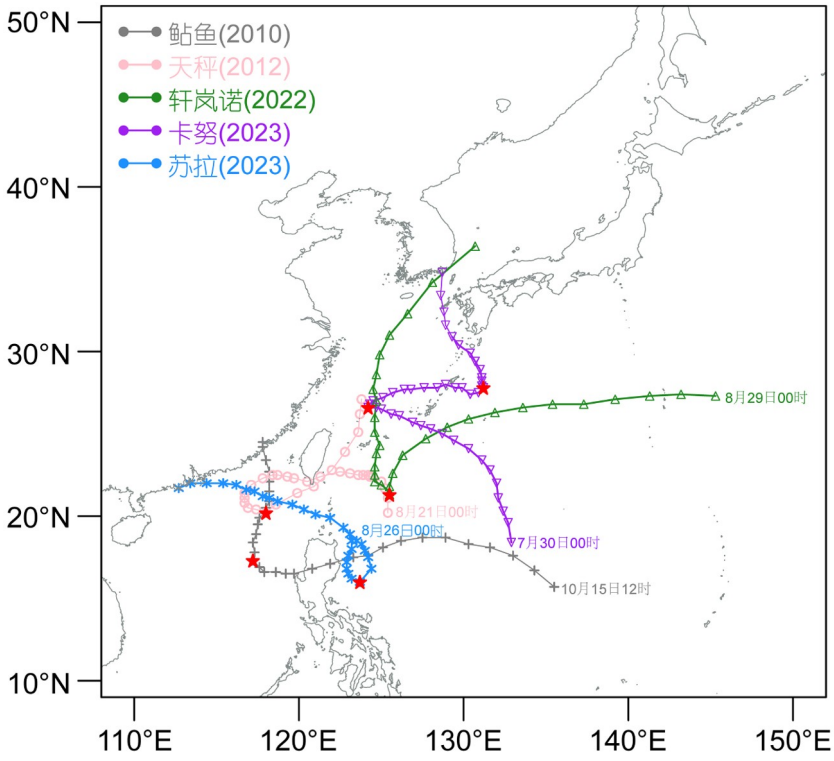

图 1　本文选取的5个台风个例在预报时段内的实况路径

数据来自于中国气象局(CMA)热带气旋最佳路径数据集. 图中每个台风路径的起点是这些台风个例在第一个起报时刻(见表1)的台风位置, 随后每6h一个标记点, 红色星号标注台风路径的异常转向点

表 1　5个台风个例选取的预报时段(协调世界时, 下同)[a)]

台风个例	预报时段(协调世界时)	O-CNOPs		SVs		BVs	
鲇鱼	2010年10月15日12:00至2010年10月23日12:00	√		×		×	
	2010年10月16日12:00至2010年10月23日12:00	√		×		×	
	2010年10月17日12:00至2010年10月23日12:00	√		√		×	
	2010年10月18日12:00至2010年10月23日12:00	√		√		√	
天秤	2012年8月21日00:00至2012年8月29日00:00	√		×		×	
	2012年8月22日00:00至2012年8月29日00:00	×		×		×	
	2012年8月23日00:00至2012年8月29日00:00	√		√		√	
轩岚诺	2022年8月29日00:00至2022年9月6日00:00	×		×		×	
	2022年8月30日00:00至2022年9月6日00:00	√		×		×	
	2022年8月31日00:00至2022年9月6日00:00	√		√		√	
	2022年9月1日00:00至2022年9月6日00:00	√		×		×	
卡努	2023年7月30日00:00至2023年8月9日00:00	√	×	×	×	×	×
	2023年7月31日00:00至2023年8月10日00:00	√	√	×	×	×	×
	2023年8月1日00:00至2023年8月10日00:00	√	×	×	×	×	×
	2023年8月2日00:00至2023年8月10日00:00	√	√	×	×	×	×
	2023年8月3日00:00至2023年8月10日00:00	√	√	√	×	√	×
苏拉	2023年8月26日00:00至2023年9月2日00:00	×		×		×	
	2023年8月27日00:00至2023年9月2日00:00	√		×		×	

a) 对号(√)表示O-CNOPs、SVs或BVs的集合成员成功覆盖了最佳路径的转向位置、转向时间和转向角度. 错号(×)则表示集合成员未能覆盖这些关键的转向特征

CNOPs生成的集合成员展现出更大的离散度, 更多成员显著偏离控制预报并更有可能覆盖最佳路径. 统计表明, 在23次预报中, 实际转向点、转向时间和转向角度同时落在O-CNOPs集合成员组成的预报范围内的次数达18次, 而SVs和BVs对应的次数分别为5次和4次. 因此, 与SVs和BVs方法相比, O-CNOPs集合预报更有可能捕捉到台风异常转向.

为了进一步量化O-CNOPs方法成功捕捉台风异常转向(包括转向位置、时间和角度)的概率, 该研究引入"可接受误差范围"概念, 分别为转向位置、时间和角度设定可接受误差上限(见表2). 鉴于目前尚无衡量台风转向预报成功与否的指标, 我们设计了这种非常规评估方法. 在实际业务预报中, 此类概率评估可为决策者提供有价值的预警信息. 通过对表2设定的可接受误差上限进行组合, 构建27种不同精度等级的评估方案. 图5给出了在23次试验的483个集合成员中, 不同精度等级下成功预报台风异常转向的集合成员占比. 结果表明, 无论采用何种精度等级, O-CNOPs集合预报中成功集合成员占比(10%~63%)均持续且显著地高于SVs(3%~38%)及BVs(2%~33%). 换言之, O-CNOPs方法能够产生更多的集合成员来再现台风异常转向, 更可靠地估计台风急转向的发生概率, 从而为台风路径预报和防灾减灾决策提供更有力的支持.

以转向位置、转向时间和转向角度的可接受误差上限为120km、12h和10°为例, 图6更详细地统计了在24、48、72、96和120h预报时效下, 成功预报出台风异常转向的集合成员占比. 注意到, 在5个台风个例中, 控制预报仅能在1~2天预报时效内将转向时间和转向位置误差控制在上述120km、12h的误差范围内, 但仍未能准确预报转向角度(见图4). 由图6可见, 在转向前1~5天起报时, O-CNOPs方法均能够生成更多的集合成员再现台风急转向. 具体地, 超过50%的O-CNOPs集合成员能够提前1~3天成功捕捉台风急转向; 在4天预报时效下, 成功率仍接近50%; 即使在转向前5天起报, 仍有超过30%的O-CNOPs集合成员成功捕捉到台风急转向. 然而, SVs和BVs方法仅在1~2天预报时效

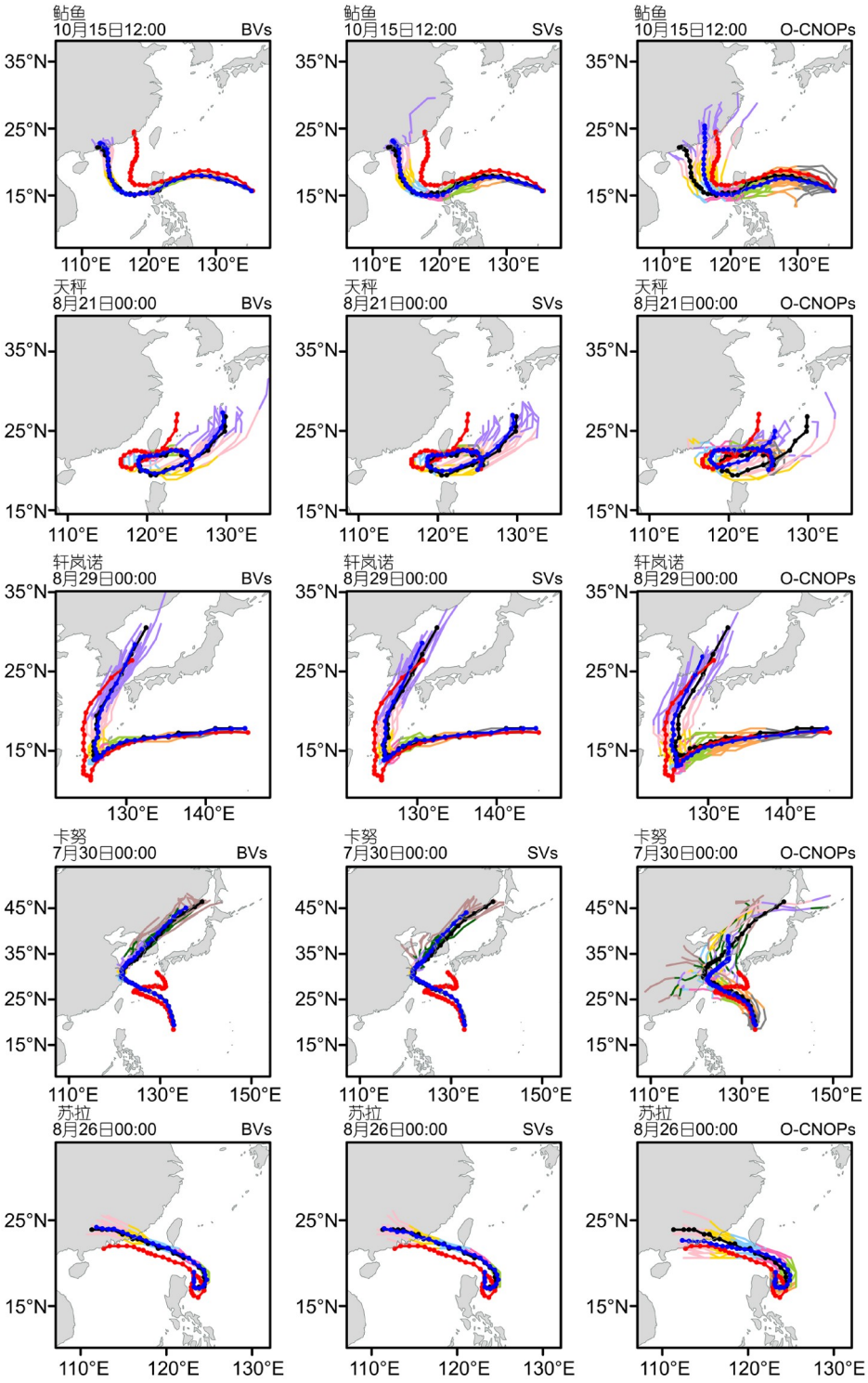

图 2　台风“鲇鱼”、“天秤”、“轩岚诺”、“卡努”和“苏拉”在第一个预报时段内的台风路径集合预报结果

从左到右分别表示BVs、SVs和O-CNOPs方法；图中红色、黑色和蓝色点线分别是最佳路径，控制预报和集合平均路径预报，每6h一个标记点．不同预报时段内的扰动成员路径由不同颜色表示：0~24h(灰色)、24~48h(橙色)、48~72h(浅绿色)、72~96h(品红色)、96~120h(浅蓝色)、120~144h(黄色)、144~168h(粉红色)、168~192h(紫色)、192~216h(深绿色)和216~240h(褐色)

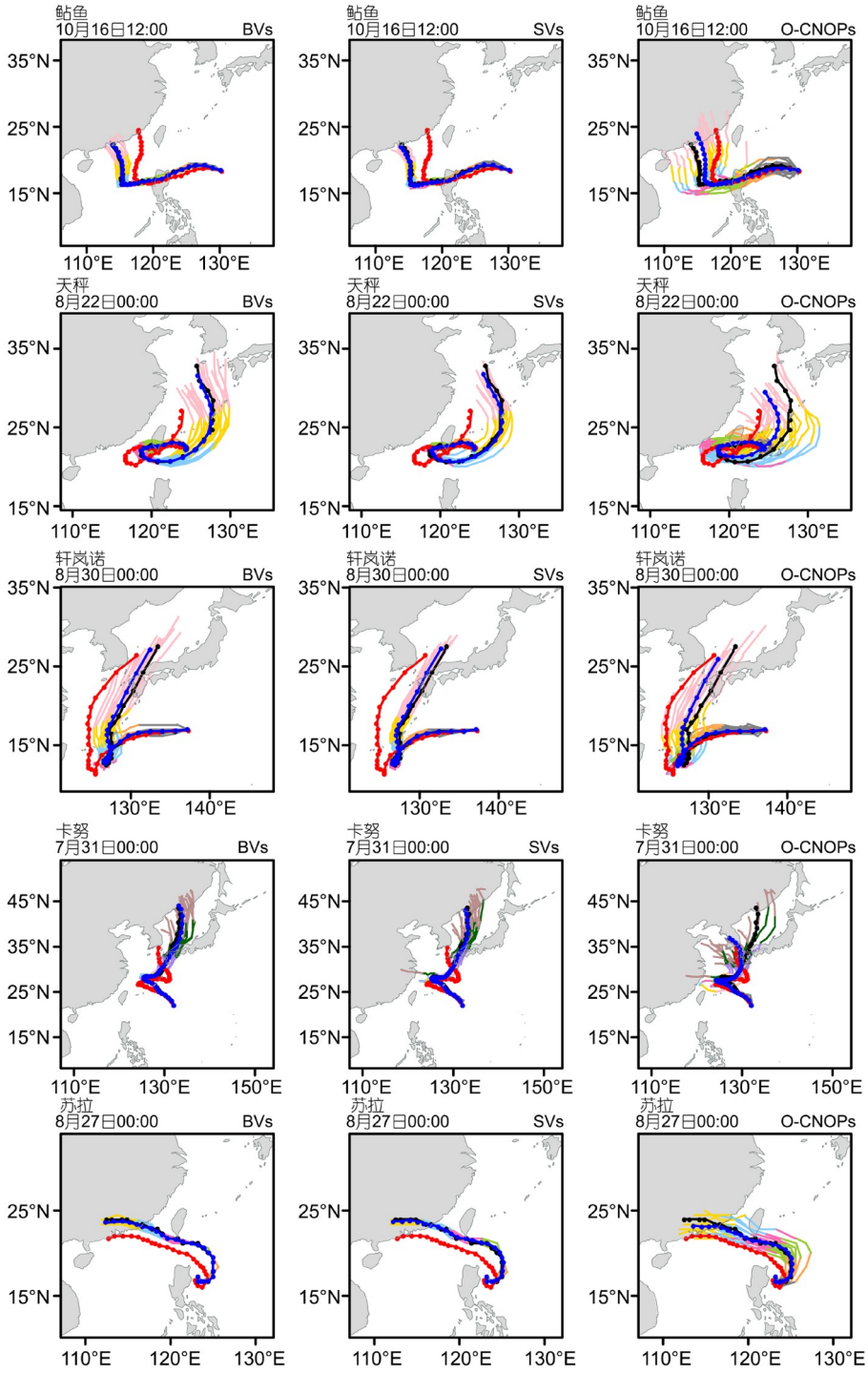

图 3　同图2, 但为台风“鲇鱼”、“天秤”、“轩岚诺”、“卡努”和“苏拉”在第二个预报时段内的台风路径集合预报结果

内有超过50%的成功率; 超过3天预报时效后, 其成功率急剧下降; 在4~5天预报时效下, 成功率不足10%, 严重限制了它们对台风路径突变的提前预警能力. 例如, 在台风“卡努”首次急转弯前5天起报时, 控制预报及SVs、BVs生成的集合成员均错误地预报其将登陆中国东南沿海; 而约30%的O-CNOPs集合成员已预报出

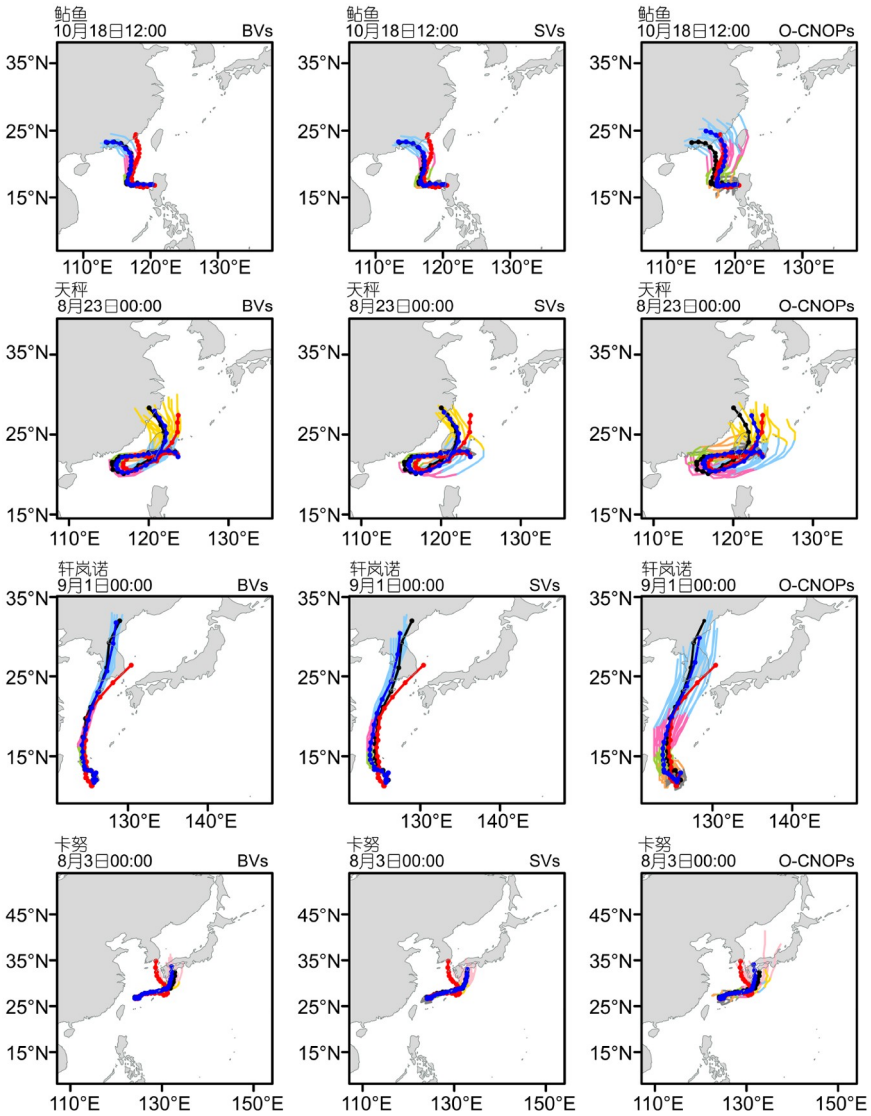

图 4　同图2, 但为台风“鲇鱼”、“天秤”、“轩岚诺”、“卡努”和“苏拉”在最后一个预报时段内的台风路径集合预报结果

表 2　判定台风异常转向预报(包括转向位置、时间和角度)是否准确的可接受误差上限

预报误差上限	转向位置	转向时间	转向角度
1	60km	6h	5°
2	120km	12h	10°
3	180km	18h	15°

其向东北方向的急转弯(见图2). 由此可见, O-CNOPs方法能够在更长的预报时效内生成更多成功捕捉台风急转向的集合成员, 有利于提高台风路径突变的预警能力.

进一步地, 定量分析SVs、BVs和O-CNOPs生成的集合平均预报对台风异常转向的预报能力. 首先, 比较控制预报与三类集合平均预报的转向位置误差和转向时间误差. 如图7所示, O-CNOPs集合平均预报的转向位置误差和转向时间误差(152km、8h)明显小于控制预报(225km、11h). 尤其在减小偏大的转向误差方面, O-CNOPs方法较BVs和SVs方法表现出了明显优势. 尽管在台风转向角度预报中, O-CNOPs方法有较高的概率预报技巧, 但其集合平均预报以及BVs、SVs集合平均预报的12h转向角度误差均大于控制预报. 这可能是由于集合平均的滤波效应, 导致集合平均预报的急

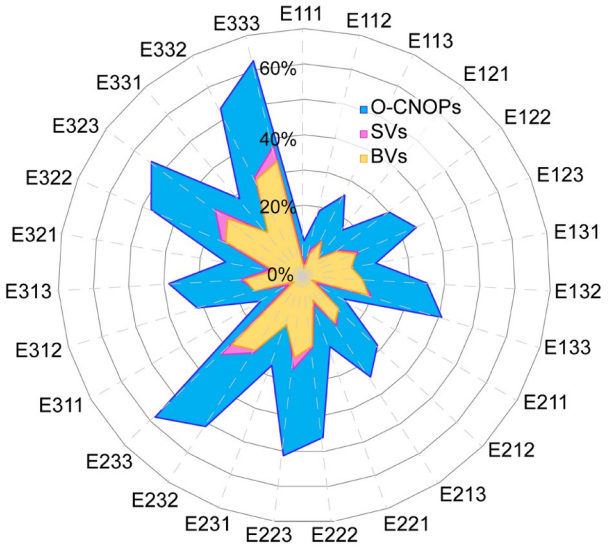

图 5　不同精度等级下, 成功预报出台风急转向的集合成员占总集合成员(483个)的比例

黄色、紫色和蓝色分别表示BVs、SVs和O-CNOPs集合预报; E*ijk* (*i*=1, 2, 3; *j*=1, 2, 3; *k*=1, 2, 3)表示由表2中第*i*个转向位置误差上限、第*j*个转向时间误差上限和第*k*个转向角度误差上限组合形成的精度等级

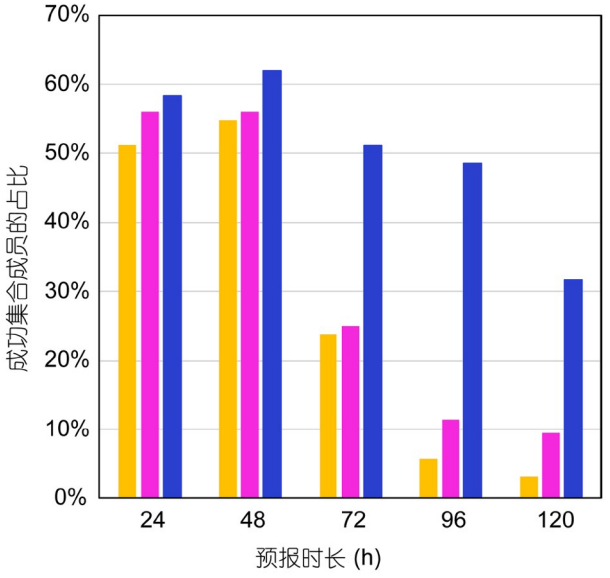

图 6　不同预报时效下, 成功预报出台风异常转向的集合成员占总集合成员的比例

黄色、紫色和蓝色分别表示BVs、SVs和O-CNOPs集合预报; 转向点、转向时间和转向角度的可接受误差上限为120km、12h和10°

转弯角度与单个集合成员相比被过度平滑(见图2~图4). 此外, 钱奇峰和毛冬艳(2023)通过计算转向阶段的路径预报误差, 评估台风路径急转弯的预报技巧. 基于这一方法, 计算集合平均预报在转向阶段(转向前24h至转向后24h)的路径误差. 图8通过箱型图展示了23次预报中, 控制预报与三类集合平均预报的路径误差分布情况. 结果表明: 随着台风临近转向, 控制预报的路径误差呈上升趋势; SVs、BVs集合平均预报仅对控制预报有微小改进, 路径预报误差的减少幅度均不足3%; 相比之下, O-CNOPs集合平均预报在所有分位值(25%、50%和75%)上均显著降低了路径预报误差. 统计表明, 在23次预报中, O-CNOPs集合平均预报将控制预报的路径误差平均降低了29%以上. 对于路径误差偏大的个例(定义为控制预报误差超过75%分位数的样本), O-CNOPs的改进程度可达34%, 而SVs和BVs的改进程度均不足2%. 此外, O-CNOPs方法具有最小的四分位距(即上、下四分位数的间距), 这意味着O-CNOPs方法相较于SVs和BVs方法能够更稳定、更一致地改进控制预报.

3.3　O-CNOPs集合成员更易再现台风急转向的物理原因

在表1列出的18个预报时段中, 控制预报在台风“卡努”的第一个预报时段(起报时刻为2023年7月30日00时, 即其路径发生东北向急转弯前约5天)路径预报误差最大. 正如引言所述, 台风“卡努”的东北向急转弯是业务预报的难点. 对于这一疑难个例, 只有O-CNOPs生成的集合成员能够明显偏离控制预报, 其预报集合具有较大离散度并覆盖最佳路径, 因而集合可靠性更高(见图2). 本节以2023年7月30日00时起报的“卡努”路径集合预报试验为例, 阐释为何O-CNOPs集合成员能够再现“卡努”的东北向急转弯, 而SVs和BVs集合成员却难以实现.

三种方法的扰动湿能量(TMEs)的垂直结构不同(见图9). 在初始时刻, BVs的能量峰值出现在300hPa以上的高层大气, SVs的能量主要集中在800hPa以下的低层大气, 而O-CNOPs的能量在对流层中低层达到最大, 这与Zhang等(2023)的研究结果一致. 已有研究表明, 对流层中低层的初始不确定性对台风路径预报有重要影响(王晨稀和倪允琪, 2011; Torn等, 2018). 注意到, 仅有O-CNOPs有效识别出这一重要敏感区, 因此在不同高度上均能引发更大的TMEs增长(见图9). 因此, O-CNOPs更易生成偏离控制预报(未能捕捉“卡努”

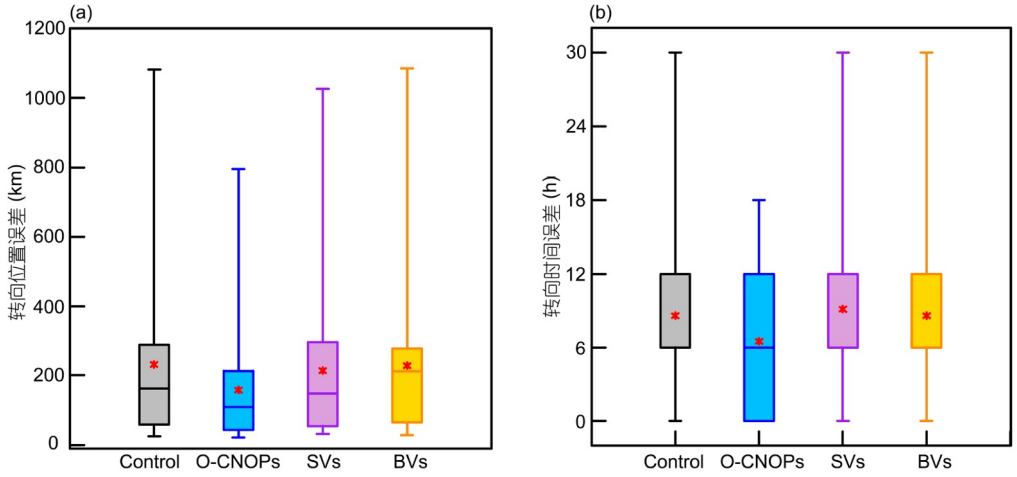

图 7　在23次预报中, 控制预报和集合平均预报的转向位置误差和转向时刻误差分布

(a、b)分别表示转向位置误差和转向时刻误差; 黑色、黄色、紫色和蓝色分别表示控制预报以及BVs、SVs和O-CNOPs集合平均预报; 红色点表示平均值, 箱型线给出了5%、50%和75%百分位值, 上、下横线表示除离群值之外的最大值和最小值

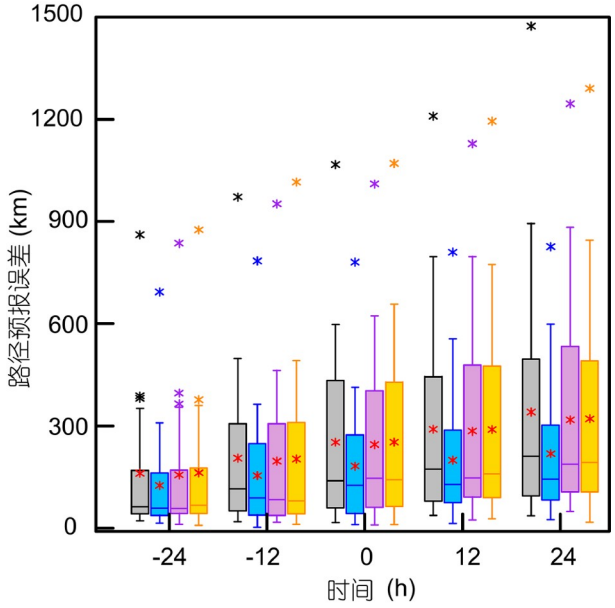

图 8　在23次预报中, 控制预报和集合平均预报转向前24h至转向后24h的路径误差分布

黑色、黄色、紫色和蓝色分别表示控制预报以及BVs、SVs和O-CNOPs集合平均预报; 红色点表示平均值, 其他点表示离群值, 箱型线给出了5%、50%和75%百分位值, 上、下横线表示除离群值之外的最大值和最小值

东北向急转弯)的集合成员, 其集合离散度更大, 从而更有可能成功捕捉台风路径的急转向(见图2).

图10给出了前三个BVs、SVs和O-CNOPs的水平分布, 以及控制预报在初始时刻的500hPa位势高度场和引导气流. 受西北太平洋副热带高压(WPSH)的东南引导气流影响, "卡努"早期向西北方向移动; 随后, "卡努"的异常路径与WPSH强度和位置的变化密切相关(Chen等, 2024). 如图10所示, BVs的TMEs分散于台风自身环流及其周围的大尺度环境场中; 而SVs与O-CNOPs的TMEs则更集中在WPSH与台风环流之间的辐合区域. 不过, SVs和O-CNOPs的能量分布也存在差异: SVs的TMEs主要位于"卡努"的西北侧, 而O-CNOPs则呈现出围绕"卡努"附近的半环状结构. 这意味着, SVs和O-CNOPs均能识别WPSH对台风的重要影响. 值得注意的是, O-CNOPs预报初期在"卡努"中心附近及其周围的引导气流中产生的集合离散度远大于SVs和BVs(见图11a). 这可归因于O-CNOPs的完全非线性最优增长特性. O-CNOPs能够引发台风位置和结构的显著调整, 并通过台风与WPSH之间的动力相互作用, 影响WPSH的强度和位置, 进而改变台风路径.

图12进一步展示了三类集合成员在500hPa位势高度场上5880-gpm等值线分布, 以表征WPSH的结构特征. 在O-CNOPs预报集合中, WPSH的强度和位置具有较大集合离散度(见图12a), 尤其是在接近于"卡努"东北向急转弯的关键时段, 体现了WPSH结构的预报不确定性; 由于WPSH结构的多样性, 其边缘引导气流具有较大集合离散度(见图11a), 而该区域的引导气流正是决定"卡努"急转向的关键因子. 因此, 在台风转向位置和转向角度的预报中, O-CNOPs集合离散度更

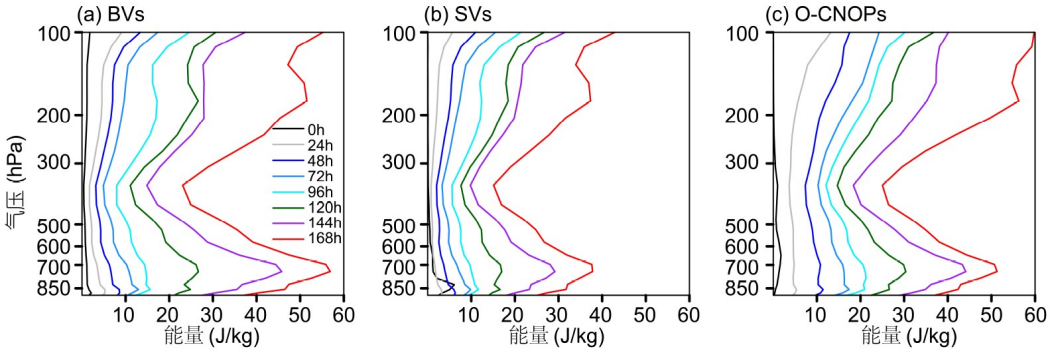

图 9　在2023年7月30日00时起报的“卡努”路径集合预报试验中, 扰动湿能量的垂直廓线

(a~c)分别表示BVs、SVs和O-CNOPs方法; 黑色线表示初始时刻, 不同彩色线分别表示24~168h预报时效; 扰动湿能量为整个模拟区域、所有集合成员平均的结果

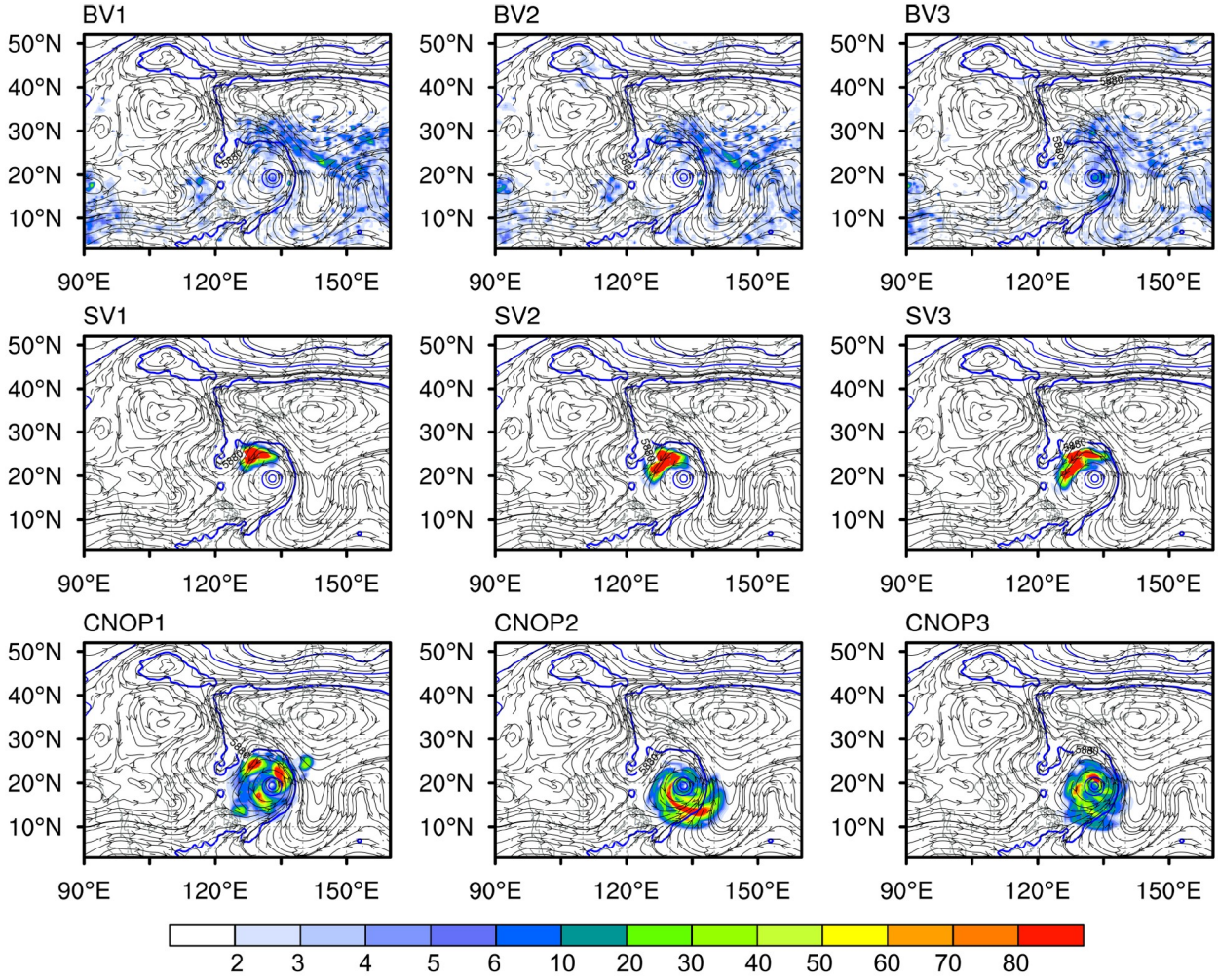

图 10　在2023年7月30日00时起报的“卡努”路径集合预报试验中, 初始扰动的水平结构

从上到下分别表示前三个BVs、SVs和O-CNOPs; 填色表示垂直平均的总湿能量(填色: 单位: J/kg), 蓝色等值线表示500hPa位势高度场(单位: gpm), 黑色流线表示250~850hPa深层平均风(单位: m/s)

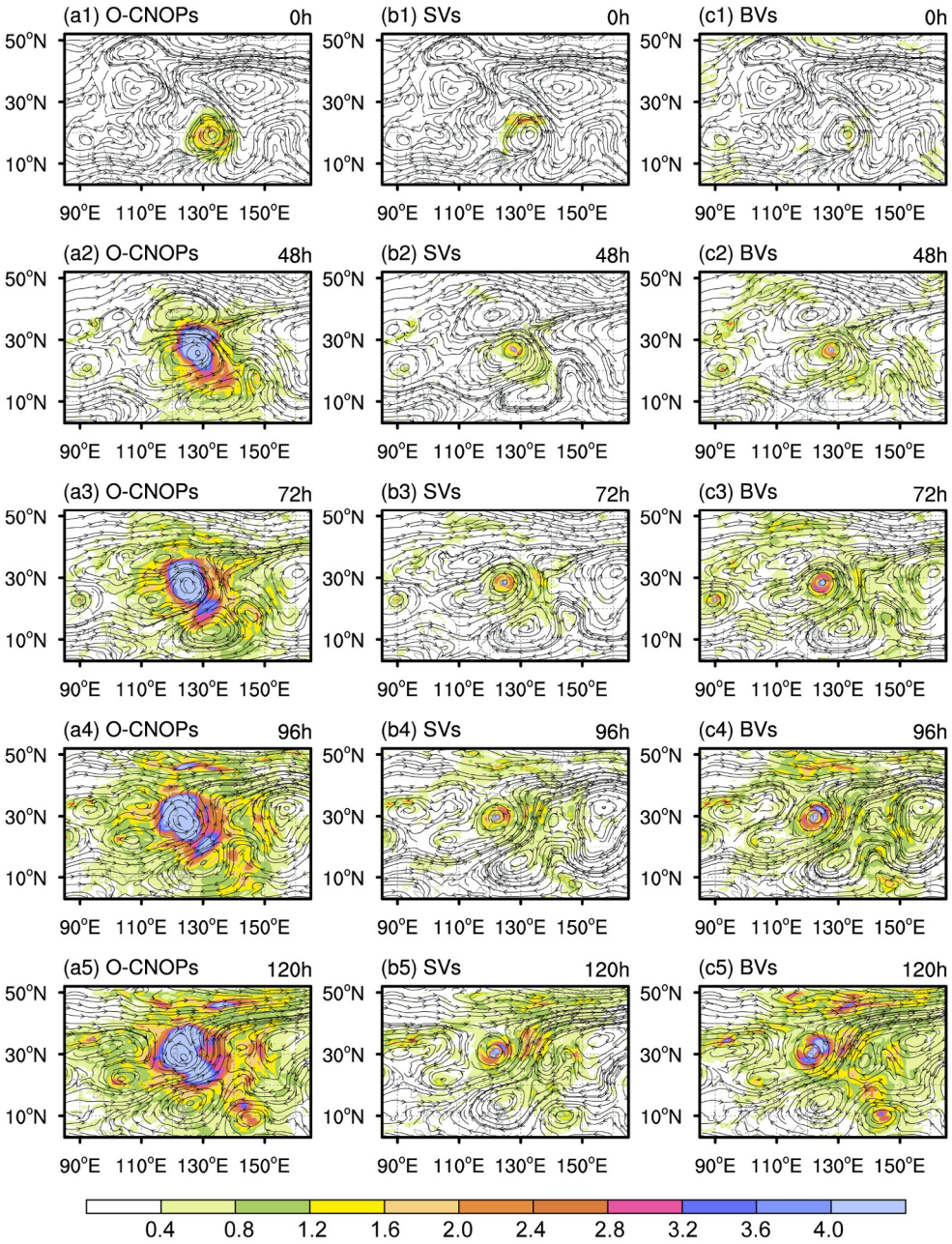

图 11　集合平均预报的250~850hPa深层平均风和其风速大小的集合离散度

(a~c)分别表示O-CNOPs、SVs和BVs方法; 从上到下分别表示起报时刻、48h、72h、96h和120h预报时效; 黑色流线表示深层平均风, 填色表示集合离散度(单位: m/s)

大(见图2). 相比之下, SVs和BVs预报集合中WPSH结构差异较小(见图12b和图12c), 台风周围引导气流的离散度更小(见图11b和图11c), 从而集合成员的路径预报集中在控制预报附近, 无法覆盖实际的转向位置和转向角度(见图2). 正如第3.2节所述, SVs和BVs均误判"卡努"将在中国东部沿海登陆后东折, 其转向角度远小于最佳路径. 而O-CNOPs则更充分地表征了台风路径急转向过程中的不确定性, 从而显著提升了成功捕捉台风路径急转弯的概率.

接下来, 我们分析O-CNOPs方法在转向位置和转

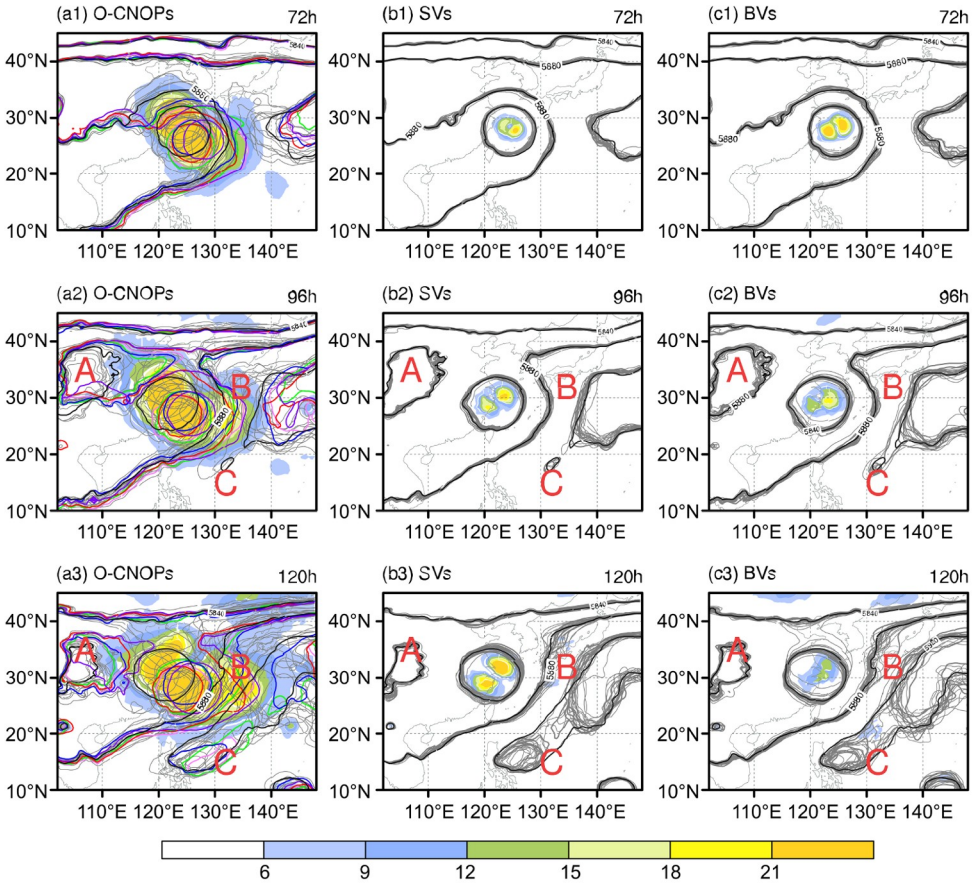

图 12　所有集合成员的500hPa位势高度场和相应的集合离散度

(a~c)分别表示O-CNOPs、SVs和BVs方法; 从上到下表示72h、96h和120h预报时效; 黑色等值线表示控制预报, 彩色等值线表示成功预报出"卡努"东北向急转弯的5个O-CNOPs集合成员, 灰色等值线表示其他集合成员

向角度预报中产生较大集合离散度的动力学机制. 初始阶段, "卡努"受强大的WPSH引导向西北方向移动. 在预报时效约为48h时, 北侧WPSH迅速减弱, 并在约96h时分裂为两个高压: 一个位于台风西侧的弱副热带高压脊(图12中标记为A), 另一个是位于台风东侧的副热带高压脊(即WPSH的主体, 标记为B). 此时, 西侧高压脊产生的南向引导气流与东侧高压脊的北向引导气流相互抵消(见图11), 台风周围引导气流减弱, 其转向前移动速度明显减缓. 在此阶段, O-CNOPs集合在"卡努"北侧呈现出较大集合离散度, 表征了WPSH强度以及东、西高压脊位置的不确定性(见图12a2). 这种不确定性直接影响西北向引导气流的强弱, 进而调控台风在转向前西北行的速度. 而转向前的移动速度又直接决定台风在西北方向所能到达的最远位置, 即"卡努"的转向位置. 在控制预报中, 西侧高压脊过早减弱并西撤(如图12中黑色等值线所示), 造成西北向引导气流持续偏强, 台风移动速度远快于最佳路径, 导致转向位置预报明显偏西北. 与BVs和SVs相比, O-CNOPs集合在转向前的移动速度上呈现出更大集合离散度, 从而使"卡努"的转向位置具有更大集合离散度. 在部分集合成员中, 西侧高压脊维持较强(如图12a中的彩色等值线所示), 有效减缓了台风西北行的速度, 从而准确预报出实际转向位置. 进一步地, 台风南侧逐渐发展出一个反气旋系统(标记为C), 其西北侧的西南气流增强, 并与东侧高压脊西部的偏南气流汇合, 迫使"卡努"在预报时效约120h时路径发生突变, 转向东北方向移动. 此时, O-CNOPs集合在台风南侧反气旋及东侧高压脊的强度和位置上表现出更大多样性(由图12a3中台风南侧至东侧的大离散度可见). 不同的环境场配置能够影响引导气流中北向分量与西向分

量的相对强弱变化，进而影响台风转向后的移动方向及转向角度．在控制预报中，东侧高压脊过强造成北向引导气流被高估；同时南侧反气旋发展偏弱造成东南向引导气流被低估，使得控制预报错误地预测台风在转向后(120~144h)北上，未能再现“卡努”的东北向急转弯．然而，O-CNOPs集合中部分成员成功模拟出南侧反气旋较强、东侧高压脊较弱的环境场配置(如图12a中部分彩色等值线所示)，有效修正了控制预报的转向角度偏差，成功再现了“卡努”转向后的东北行路径．

综上，O-CNOPs生成的集合成员能够有效表征台风引导气流的不确定性，进而通过台风与WPSH之间的相互作用过程影响台风转向．这使得O-CNOPs方法能够成功捕捉“卡努”的东北向急转弯，而SVs和BVs方法则难以实现．

4　总结和讨论

异常台风路径预报一直是业务预报的难点．该研究考察O-CNOPs方法在提高异常台风路径预报技巧中的作用，将O-CNOPs方法和两种传统方法(SVs和BVs)应用于WRF模式产生集合预报的初始扰动，对5个具有异常路径的台风个例(即2010年台风“鲇鱼”、2012年“天秤”、2022年台风“轩岚诺”、2023年台风“卡努”和2023年台风“苏拉”)开展了集合预报试验，共包括23个对台风转向预报的时段．基于集合预报结果，首先对O-CNOPs、BVs和SVs方法的急转向预报能力进行了概率评估．结果表明，O-CNOPs方法能够更早且具有更高概率地准确预报台风急转向，可为台风路径突变提供更具价值的早期预警信息．此外，O-CNOPs集合平均预报能够更稳定地提升台风异常转向的预报技巧．综合来看，无论是确定性预报还是概率预报，O-CNOPs在提高异常路径预报技巧方面都表现出了明显优势．

以2023年台风“卡努”为例，该研究进一步揭示了O-CNOPs方法在台风异常转向预报中优于传统方法的物理原因．O-CNOPs能够更精准地识别台风运动较为敏感的中低层大气，以及台风环流附近关键的动力敏感区．由O-CNOPs最不稳定结构产生的集合成员，可通过台风与WPSH之间的动力相互作用过程，有效刻画与台风转向密切相关的引导气流不确定性，从而成功捕捉“卡努”东北向急转弯的位置与角度．相比之下，SVs和BVs均未能充分刻画台风急转向过程中的不确定性，因而其产生的集合成员均未能再现“卡努”的东北向急转弯．更进一步，从O-CNOPs产生的高质量集合预报资料中提取有用信息，增强对台风异常运动形成机制的理解，探究制约台风路径可预报性的关键因素，为未来通过目标观测、模式改进等技术减少误差来源提供了潜在方向．

上述结果表明，O-CNOPs有潜力改进异常台风路径集合预报的可靠性．但需要指出的是，对于某些台风个例，WRF模式采用的水平分辨率(30km)仍较为粗糙．例如，O-CNOPs、BVs和SVs集合成员均未能再现2023年台风“苏拉”的打转路径，这可能是因为30-km分辨率无法充分解析小尺度台风的内部结构及其与环境场的复杂相互作用．因此，提高模式分辨率是十分必要的，其面临的主要挑战之一是传统O-CNOPs求解算法所带来的高昂计算成本．所幸，Ma等(2025)近期提出的并行迭代新算法可用于快速计算O-CNOPs，并基于理想模型验证了其在集合预报中的高效性与有效性．若将该算法应用于高分辨率WRF模式，有望实时产生高技巧的台风路径集合预报．此外，该高效算法还可拓展应用于台风强度、强降水以及其他高影响天气系统的对流尺度集合预报，具有广阔的业务应用前景．

目前，集合卡尔曼滤波(EnKF)资料同化方法已被广泛应用于集合初始扰动构造，但它们的本质是资料同化，其优势在于能生成高质量初始场，有效刻画观测分布对初始不确定性的影响(Wang和Bishop，2003; Ma等，2008; Feng等，2016)，但它产生的集合成员的离散度往往偏小，导致预报不确定性被低估，通常需引入膨胀系数进行修正(Yang等，2015; Zheng和Zhu，2016; Duan等，2019; Li和Zhao，2022)．该研究仅对比了O-CNOPs方法与基于误差动力增长理论的传统方法(BVs和SVs)，未来需进一步系统分析O-CNOPs方法与EnKF方法在台风路径集合预报中的表现差异．除初始误差外，模式误差对台风路径预报的影响也不可忽视．O-CNOPs仅考虑了初始不确定性，尽管其预报可靠性优于传统方法，但集合离散度–预报技巧关系(用于衡量集合预报可靠性)仍不完美．例如，采用Zhang等(2023)确定的试验配置，O-CNOPs倾向于高估台风路径预报不确定性．Duan等(2022)的研究指出，当预报系统同时存在初始误差和模式误差时，初始扰动与模式

扰动之间的动态协调增长可改进集合预报的可靠性. 因此, 发展并应用初始扰动与模式扰动的联合模态(例如Duan等(2022)提出的C-NFSVs方法), 对于全面刻画初始与模式误差的综合影响、进一步改进集合预报的可靠性具有重要意义.

参考文献

戴高菊, 文永仁, 李英. 2014. 西北太平洋热带气旋运动及其突变的若干统计特征. 热带气象学报, 30: 23–33

聂高臻, 许映龙, 王海平. 2025. 2023年西北太平洋台风活动特征和预报难点分析. 气象, 51: 369–381

钱奇峰, 毛冬艳. 2023. 2010–2019年ECWMF和NCEP集合模式对热带气旋路径预报的性能评估. 气象, 49: 224–234

王晨稀, 倪允琪. 2011. 影响热带气旋路径的敏感性试验与研究. 气象学报, 69: 757–769

向纯怡, 许映龙, 高拴柱, 王靖, 王海平. 2022. 2021年西北太平洋台风活动特征和预报难点分析. 气象, 48: 1195–1208

Birgin E G, Martínez J M, Raydan M. 2000. Nonmonotone spectral projected gradient methods on convex sets. SIAM J Optim, 10: 1196–1211

Chan J C L, Li K K. 2005. Ensemble forecasting of tropical cyclone motion using a barotropic model. Part III: Combining perturbations of the environment and the vortex. Meteorol Atmos Phys, 90: 109–126

Chen R, Zhang W, Wang X. 2020. Machine learning in tropical cyclone forecast modeling: A review. Atmosphere, 11: 676

Chen Y H, Sha S H, Lin C H, Hsiao L F, Huang C Y, Kuo H C. 2024. Performance evaluation of TGFS typhoon track forecasts over the western North Pacific with sensitivity tests on cumulus parameterization. Atmosphere, 15: 1075

Cheung K K W. 2001. A review of ensemble forecasting techniques with a focus on tropical cyclone forecasting. Meteorol Appl, 8: 315–332

Cheung K K W, Chan J C L. 1999. Ensemble forecasting of tropical cyclone motion using a barotropic model. Part I: Perturbations of the environment. Mon Weather Rev, 127: 1229–1243

Conroy A, Titley H, Rivett R, Feng X, Methven J, Hodges K, Brammer A, Burton A, Chakraborty P, Chen G, Cowan L, Dunion J, Sarkar A. 2023. Track forecast: Operational capability and new techniques-summary from the tenth international workshop on tropical cyclones (IWTC-10). Tropical Cyclone Res Rev, 12: 64–80

Diaconescu E P, Laprise R. 2012. Singular vectors in atmospheric sciences: A review. Earth-Sci Rev, 113: 161–175

Duan W S, Huo Z H. 2016. An approach to generating mutually independent initial perturbations for ensemble forecasts: Orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations. J Atmos Sci, 73: 997–1014

Duan W S, Li X Q, Tian B. 2018. Towards optimal observational array for dealing with challenges of El Niño-Southern Oscillation predictions due to diversities of El Niño. Clim Dyn, 51: 3351–3368

Duan W S, Ma J J, Vannitsem S. 2022. An ensemble forecasting method for dealing with the combined effects of the initial and model errors and a potential deep learning implementation. Mon Weather Rev, 150: 2959–2976

Duan W S, Wang Y, Huo Z H, Zhou F F. 2019. Ensemble forecast methods for numerical weather forecast and climate prediction: Thinking and prospect (in Chinese). Clim Environ Res, 24: 396–406

Dube A, Ashrit R, Kumar S, Mamgain A. 2020. Improvements in tropical cyclone forecasting through ensemble prediction system at NCMRWF in India. Tropical Cyclone Res Rev, 9: 106–116

Feng J, Ding R Q, Li J P, Liu D Q. 2016. Comparison of nonlinear local Lyapunov vectors with bred vectors, random perturbations and ensemble transform Kalman filter strategies in a barotropic model. Adv Atmos Sci, 33: 1036–1046

Gong Y, Li Y, Zhang D L. 2018. A statistical study of unusual tracks of tropical cyclones near Taiwan Island. J Appl Meteorol Climatol, 57: 193–206

Huo Z H, Duan W S, Zhou F F. 2019. Ensemble forecasts of tropical cyclone track with orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations. Adv Atmos Sci, 36: 231–247

Lang S T K, Leutbecher M, Jones S C. 2012. Impact of perturbation methods in the ECMWF ensemble prediction system on tropical cyclone forecasts. Q J R Meteorol Soc, 138: 2030–2046

Lei L, Ge Y, Tan Z M, Zhang Y, Chu K, Qiu X, Qian Q. 2022. Evaluation of a regional ensemble data assimilation system for typhoon prediction. Adv Atmos Sci, 39: 1816–1832

Li Y, Heming J, Torn R D, Lai S, Xu Y, Chen X. 2023. Unusual tracks: Statistical, controlling factors and model prediction. Tropical Cyclone Res Rev, 12: 309–322

Li Y, Zhao D. 2022. Climatology of tropical cyclone extreme rainfall over China from 1960 to 2019. Adv Atmos Sci, 39: 320–332

Liu L, Feng J, Ma L, Yang Y, Wu X, Wang C. 2024. Ensemble-based sensitivity analysis of track forecasts of typhoon In-fa (2021) without and with model errors in the ECMWF, NCEP, and CMA ensemble prediction systems. Atmos Res, 309: 107596

Lorenz E N. 1996. Predictability: A problem partly solved. Workshop on Predictability, Reading, United Kingdom, ECMWF, 1: 1–18

Ma J J, Duan W S, Liu Z M, Wang Y. 2025. A new method to calculate nonlinear optimal perturbations for ensemble forecasting. Adv Atmos Sci, 42: 952–967

Ma M, Peng M S, Li T, Wang L. 2022. Understanding the unusual track of Typhoon Lionrock (2016). Weather Forecast, 37: 393–414

Ma X L, Xue J S, Lu W S. 2008. Preliminary study on ensemble transform Kalman filter-based initial perturbation scheme in GRAPES global ensemble prediction. Acta Meteorol Sin, 4: 526–536

Magnusson L, Doyle J D, Komaromi W A, Torn R D, Tang C K, Chan J C L, Yamaguchi M, Zhang F. 2019. Advances in understanding difficult cases of tropical cyclone track forecasts. Tropical Cyclone Res Rev, 8: 109–122

Miller W, Zhang D L. 2019. Understanding the unusual looping track of hurricane joaquin (2015) and its forecast errors. Mon Weather Rev, 147: 2231–2259

Miyachi T, Enomoto T. 2021. Tropical cyclone track forecasts using NCEP-GFS with initial conditions from three analyses. SOLA, 17: 140–144

Palmer T. 2019. The ECMWF ensemble prediction system: Looking back (more than) 25 years and projecting forward 25 years. Q J R Meteorol Soc, 145: 12–24

Pattanayak S, Mohanty U C. 2008. A comparative study on performance of MM5 and WRF models in simulation of tropical cyclones over Indian seas. Curr Sci, 95: 923–936

Puri K, Barkmeijer J, Palmer T N. 2001. Ensemble prediction of tropical cyclones using targeted diabatic singular vectors. Q J R Meteorol Soc, 127: 709–731

Qian W, Du J, Ai Y, Leung J, Liu Y, Xu J. 2024. Anomaly-based variable models: Examples of unusual track and extreme precipitation of tropical cyclones. Meteorology, 3: 243–261

Skamarock W, Klemp J, Dudhia J, Gill D O, Barker D, Duda M G, Huang X Y, Huang W, Powers J G. 2008. A description of the advanced research WRF version 3. NCAR Technical Note, NCAR/TN-475+STR

Tang C K, Chan J C L, Yamaguchi M. 2021. Large tropical cyclone track forecast errors of global numerical weather prediction models in western North Pacific basin. Tropical Cyclone Res Rev, 10: 151–169

Thanh C, Tien T T, Chanh K Q. 2016. Application of breeding ensemble to tropical cyclone track forecasts using the Regional Atmospheric Modeling System (RAMS) model. Appl Math Model, 40: 8309–8325

Torn R D, Elless T J, Papin P P, Davis C A. 2018. Tropical cyclone track sensitivity in deformation steering flow. Mon Weather Rev, 146: 3183–3201

Toth Z, Kalnay E. 1993. Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations. Bull Amer Meteorol Soc, 74: 2317–2330

Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. Mon Weather Rev, 125: 3297–3319

Tseng J C H, Lai Y S. 2020. Perturbation structure and evolution in tropical cyclones Noul and Nepartak based on singular vectors. Tellus A-Dynamic Meteorol Oceanogr, 72: 1814589

Wang X, Bishop C H. 2003. A comparison of breeding and ensemble transform Kalman filter ensemble forecast schemes. J Atmos Sci, 60: 1140–1158

Yamaguchi M, Majumdar S J. 2010. Using TIGGE data to diagnose initial perturbations and their growth for tropical cyclone ensemble forecasts. Mon Weather Rev, 138: 3634–3655

Yamaguchi M, Sakai R, Kyoda M, Komori T, Kadowaki T. 2009. Typhoon ensemble prediction system developed at the Japan Meteorological Agency. Mon Weather Rev, 137: 2592–2604

Yang S C, Kalnay E, Enomoto T. 2015. Ensemble singular vectors and their use as additive inflation in EnKF. Tellus A-Dynamic Meteorol Oceanogr, 67: 26536

Zhang X, Li Y, Zhang D L, Chen L. 2018. A 65-yr climatology of unusual tracks of tropical cyclones in the vicinity of China's coastal waters during 1949–2013. J Appl Meteorol Climatol, 57: 155–170

Zhang H, Duan W S, Zhang Y C. 2023. Using the orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations approach to address the uncertainties of tropical cyclone track forecasts generated by the WRF model. Weather Forecast, 38: 1907–1933

Zheng F, Zhu J. 2016. Improved ensemble-mean forecasting of ENSO events by a zero-mean stochastic error model of an intermediate coupled model. Clim Dyn, 47: 3901–3915

(责任编委: 雷荔傈)