

台风集合预报研究进展综述

张璟^{①②}, 李泓^{①③*}, 段晚锁^④, 张峰^②

① 中国气象局 上海台风研究所, 上海 200030;

② 复旦大学 大气与海洋科学系/大气科学研究院, 上海 200433;

③ 中国气象局 台风数值预报重点实验室, 上海 200030;

④ 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(LASG), 北京 100029

* 联系人, E-mail: lih@ typhoon.org.cn

2021-11-24 收稿, 2022-03-25 接受

上海台风研究基金(TFJJ202119); 上海市优秀学术/技术带头人计划(21XD1404500); 国家重点研发计划(2018YFC1506400); 国家自然科学基金面上项目(41575107); 上海市青年科技英才扬帆计划(19YF1458700)

摘要 台风数值预报是防台减灾的关键, 而集合预报是体现和减少数值预报不确定性的常用方法。本文对近年来台风集合预报方法的研究进展进行了梳理和总结, 涉及初值集合扰动、模式扰动技术以及基于统计的台风集合预报后处理技术。对全球几个主要集合预报系统的发展及我国的区域台风集合预报系统做了回顾。最后, 在回顾的基础上, 讨论和提出了关于台风集合预报仍存在的问题及未来可能的研究方向。

关键词

台风集合预报;
初值扰动;
模式扰动;
集合预报后处理技术;
综述

台风是发生在热带洋面的多时间多空间尺度相互作用的极端天气现象。由于台风的发生通常伴随着极端灾害性事件: 比如强风、暴雨、风暴潮等, 给人类的生命和财产造成巨大损害。因此, 对台风及其伴随的极端事件进行及时准确地预报是防灾减灾的关键。然而, 由于台风的发生发展受到复杂的多时空尺度过程的相互作用的影响, 其预报存在较大的不确定性。单一确定性预报的形式无法对台风预测的不确定性进行定量度量, 提供的预报信息较为有限, 存在一定的局限性。对此, 国际上越来越多的业务预报机构开始将集合预报的思想和方法应用到台风预测中, 尝试定量估计台风预报的不确定性, 并以概率的形式给出台风指导预报。

集合预报从思想和方法的提出到业务应用的发展, 已有近半个世纪。目前, 世界气象组织(WMO)更是将集合预报列为未来数值预报的三大发展战略之一。集合预报思想最早是由 Epstein (1969) 和 Leith (1974) 提出。其思路如图 1 所示, 对模式的初

始分析场(红点)进行扰动, 生成一组能反映初始状态不确定性的初始集合成员。然后, 再对这些扰动初始场分别进行数值积分, 得到未来天气演变的多种可能性(多个黑色方框)。业务预报中进一步将这些集合预报场进行后处理, 得到集合预报产品, 比如降水概率估计(填色)。

相比之下, 针对台风的集合预报研究起步稍晚, 始于 20 世纪 90 年代中期。起初, 大量的研究集中在单一模式的初值扰动方面, 即在完美模式的假定下, 根据台风涡旋特点构造初始扰动成员(Zhang and Krishnamurti, 1997, 1999; Majumdar and Finocchio, 2010)。随着研究的不断深入, 更多学者开始关注由于模式不确定性所带来的台风预报误差(卢长浩等, 2019), 并相应地发展了多种模式扰动方法, 以期能够将模式误差引起的预报不确定性量化(张庆红等, 2007; 陈耀登等, 2017)。

众所周知, 数值预报中初值误差和模式误差是同时存在的, 又是相互作用的。在一个复杂的集合

引用格式: 张璟, 李泓, 段晚锁, 等, 2022. 台风集合预报研究进展综述[J]. 大气科学学报, 45(5): 713-727.

Zhang J, Li H, Duan W S, et al., 2022. Review on the research progress of typhoon ensemble forecast[J]. Trans Atmos Sci, 45(5): 713-727. doi: 10. 13878/j.cnki.dqkxxb.20211124001. (in Chinese).

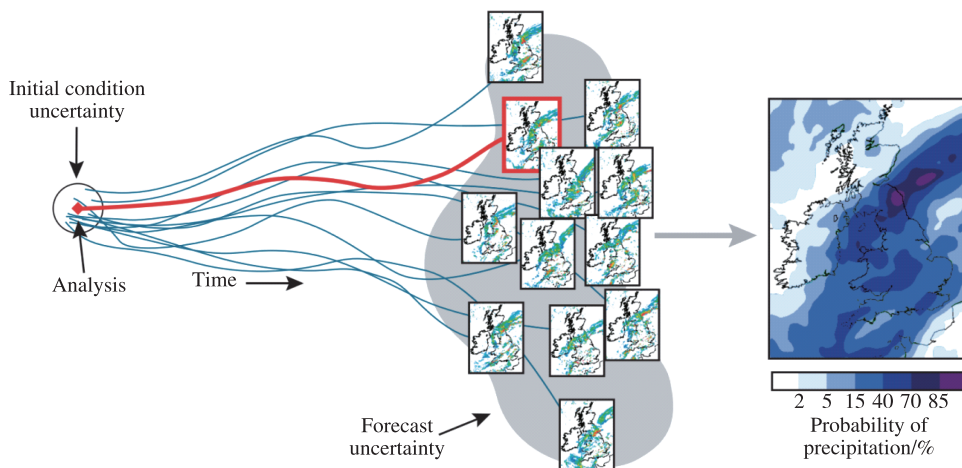


图1 英国36 h集合降水概率预报示意(引自:Bauer et al.,2015)

Fig.1 Schematic diagram of 36 h ensemble forecasts used to estimate the probability of precipitation over the UK (image courtesy of Bauer et al.,2015)

预报系统中,若要全部考虑这些不确定性并逐个进行采样是非常困难的。能否跳出这些微观细节,从宏观的角度去刻画初始和模式误差并考虑其相互作用呢?目前,国际上采用的多模式集成预报可以同时考虑初始误差和模式误差对集合预报的影响。自Krishnamurti et al.(1999)首次提出多模式超级集成预报方法以来,大量研究表明,通过有效融合不同模式的各种信息,多模式集成预报相比最优的单模式预报具有更高的预报技巧,它能够更优地捕捉到台风活动的不确定性,并给出更好的概率分布的预测(Melhauser et al.,2017)。但是,多模式集成预报容易受到系统误差的影响,引起集合平均的偏差和集合离散度的不足。因此,气象学者们进一步提出了基于观测的台风集合样本优选法(Lee and Wong,2002;Yamaguchi et al.,2012)、基于结构特征的集合平均算法等(Feng et al.,2020;Zhang et al.,2021)。这些方法先对样本进行处理之后再做集成,进一步提高了台风集合预报技巧。经过二十多年的发展,台风的集合预报研究涵盖了初始集合生成、模式扰动、多模式集成和集合后处理等多个方面,台风的集合预报理论和方法也得到迅速的发展,预测水平逐步提高。

目前的综述性文章中,对于集合预报发展的回顾和总结较多,但是对于台风的集合预报进展回顾较少。针对台风的集合预报各方面的梳理和总结是十分必要的,有利于促进台风集合预报理论发展创新与实际业务应用。因此,本文将针对台风的集合预测,从以下几个方面对已有研究进行回顾和总结:首先是单一模式的台风集合预报技术,分别对初值

扰动和模式扰动进行介绍;然后是基于统计的台风集合预报后处理技术,包括多模式集成以及单模式台风预报;接下来总结全球及我国主要数值预报中心集合预报系统发展概况;最后给出关于台风集合预报仍存在的问题及未来发展方向。

1 基于单一模式的集合预报技术

1.1 初值扰动技术

初始分析场同化了几乎所有可用的观测,是真实状态的最优估计,因此初值扰动生成问题在实际集合预报中的关键是解决如何在分析场上叠加合适的集合扰动。如果初始集合扰动在预报时长内的演化(即集合预报扰动)能够更好地反映控制预报误差的演化,那么集合预报技巧就更高。目前为止,国际上已经发展了多种生成集合预报初值扰动的方法,并且几个大的数值预报中心都逐步建立起基于这些初始化方案的集合预报业务系统。

首先简单回顾几种常用的初始扰动方案,早期的方法有奇异向量方法(Singular Vector,SV;Molteni and Palmer,1993)和繁殖向量方法(Bred Vector,BV;Toth and Kalnay,1993,1997)。SV方法可以抓住短时间内最快增长的扰动,但受线性误差增长假定的制约,无法准确反映实际大气的扰动增长。因此,类似于SV但考虑扰动的非线性增长,我国学者提出了条件非线性最优初始扰动(Conditional Nonlinear Optimal Perturbations,CNOP;Mu et al.,2003)。并逐渐开始应用于台风集合预报中,提出了正交CNOPs的集合预报初始扰动产生方法(Duan and Huo,2016;Huo and Duan,2019;Huo et al.,2019)。

BV方法扰动结构来自于模式预报,与模式协调性较好,且计算省时简单,但缺点是扰动存在依赖性,尤其是某些局部区域。后续研究对BV方法在多维扰动增长子空间进行拓展,提出了完全正交的增长扰动方法,即非线性局部Lyapunov向量(Nonlinear Local Lyapunov Vector, NLLV)方法(Feng et al., 2014, 2016)。

除上述SV、BV方法外,还有集合Kalman滤波(Ensemble Kalman Filter, EnKF; Evensen, 1994)、集合变换Kalman滤波等(Ensemble Transform Kalman Filter, ETKF; Bishop et al., 2001)。其基本原理就是利用集合成员估计预报误差的协方差矩阵,然后结合观测资料,利用同化算法对预报协方差矩阵进行更新,得到分析集合,实现对分析误差方差的估计。这类方法的优势是可以和资料同化步骤同步进行,且初始集合可以较好地反映初始分析的不确定性,因而得到了广泛的应用和快速的发展。

这些初始扰动方法的提出并不是针对特定的天气系统,因此也广泛应用于台风集合预报中。基于台风的特殊结构,有学者提出将涡旋场与环境场分离,分别构造初始扰动(即涡旋初始化)。Chan and Li(2005)发现,同样的模式和个例,用BV方法同时生成环境场与涡旋扰动时的台风路径集合预报效果相较于只生成环境场扰动时的结果更好。Tan and Liang(2012)基于GRAPES_TCM模式,采用BV方法分别对台风“韦帕”涡旋场和环境场进行扰动。结果表明,经过BV的动力调整,各集合成员间呈现出不同的扰动形态,在预报中产生合适的离散度。Magnusson et al.(2008)使用ECMWF(TL255L40)的集合预报模式比较了SV和BV方法,发现在热带地区BV方法略好于SV,而热带外地区则相反。

Hamill et al.(2011)采用美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)的高分辨率($T_{382} L_{64}$)集合预报系统,用EnKF方法构造初始扰动成员,发现其对台风路径的预报技巧与欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)相当。这说明分辨率的提高以及EnKF扰动方法的使用明显提高了台风预报水平。Munsell et al.(2015)利用WRF-EnKF对台风Nadine(2012)进行初始化模拟。结果表明,5 d内的台风预报基本准确,60个集合成员中有50个能够准确预报出该台风的东南转向,而其余10个成员中台风被槽带向东。智协飞等(2015a)研究表明,ETKF方法较BV

方法对台风“苏拉”的路径预报改进程度更大。

关于CNOP方法在台风预报中的应用,Huo and Duan(2019)在Lorenz-96模式基础上,发现正交CNOPs生成的初始扰动对台风Matsa(2005)路径预报技巧优于CNOP+SVs,也优于SVs。此外,如图2所示,Huo et al.(2019)进一步发现,在MM5模中,5个台风个例的平均结果表明,正交CNOPs对台风路径的预报技巧与BV、SV和随机扰动方法相比,均是最高的。并且正交CNOPs对应的集合预报成员具有最大的集合离散度以及最好的离散度-预报误差关系。表1对比了几种常用的初值扰动生成方法及其在台风集合预报中的应用。

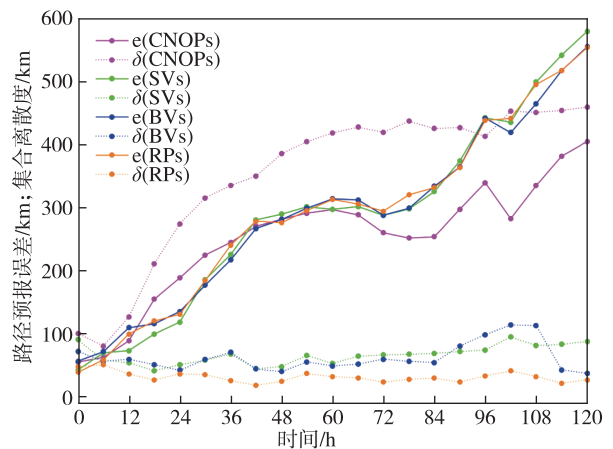


图2 随时间变化的集合离散度(虚线)和随时间变化的集合平均预报误差(实线)(初始扰动能量范数 $\beta=0.3 \times 9 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1}$) (引自Huo et al.(2019))

Fig.2 Time-dependent spread of the ensemble forecast members (dashed lines) and time-dependent forecast errors of the ensemble-mean forecasts (solid lines), initial perturbation energy norm $\beta=0.3 \times 9 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1}$ (image courtesy of Huo et al., 2019)

1.2 模式扰动技术

与初值扰动研究相比,关于台风的模式扰动技术起步较晚,研究也相对较少。数值算法的离散化所带来的截断误差和舍入误差以及描述次网格尺度过程时的参数误差等均可导致模式误差。因此,由模式误差引起的天气和气候预测的不确定性越来越受到重视。

目前为止,处理模式不确定性的方法很多,每种方法各有优劣,无法比较说哪种方法最好。下面将对几种常用的模式扰动方案做简要介绍。早在1998年10月,Buizza et al.(1999)首次提出将参数化过程物理总倾向乘以随机数,用于刻画非绝热过

表1 几种常用初值扰动方法比较及其在台风集合预报中的应用

Table 1 Comparison of several initial perturbation methods and their application in the typhoon ensemble forecast

初值扰动方法	优点	缺点	在台风预报中的应用
增长模繁殖法(BV)	扰动变量间物理平衡性较好;计算量小;较好反映分析误差的增长成分	计算较为经验;集合扰动独立性不好;集合成员离散度不足	Chan and Li(2005); Tan and Liang(2012); Thanh et al.(2016)
奇异向量法(SV)	具有明确的理论基础和动力学意义;抓住初始分析误差的不稳定增长性质	计算量大;采用线性近似;需要切线性和伴随模式	Magnusson et al.(2008); Yamaguchi et al.(2009); Yamaguchi and Majumdar(2010); Majumdar and Finocchio(2010); Huo et al.(2019)
正交条件非线性最优初始扰动(正交CNOPs)	具有明确理论基础和动力学意义;考虑了非线性影响,扰动增长更符合实际;抓极端事件的误差增长具有优势	计算耗时,计算量大;需要切线性和伴随模式	Mu et al.(2009); Zhou and Mu(2011;2012a,b); Qin and Mu(2011a); Huo and Duan(2019)
集合Kalman滤波(EnKF)	和同化系统一体;扰动较好反映流依赖的分析误差统计特征	扰动动力学意义不明确;扰动随机噪声较大;算法复杂,可调参数众多	Hamill et al.(2011); Munsell et al.(2015); Liu et al.(2018); Minamide and Zhang(2018); Nystrom and Zhang(2019)
集合变换Kalman滤波(ETKF)	有效反映观测的空间分布对初值不确定性的影响;扰动在观测空间正交、易于实施	高度依赖背景和观测协方差矩阵经验估计的准确性	Qin and Mu(2011b); 智协飞等(2015a)

程相关的随机误差,即随机参数化倾向扰动方案(Stochastic Perturbed Parameterization Tendencies, SPPT-98)。结果表明,SPPT-98能够在集合预报系统中产生额外的离散度和改善降水等要素的概率预报技巧。2009年9月ECMWF对该方法进行了重大修订(Palmer et al., 2009)。2010年11月进一步修订,主要是采用了单一空间平滑随机模态生成器来扰动所有参数化倾向,简称SPPT3。

除了上述参数化中随机误差,还需要考虑模式动力框架缺陷,即次网格尺度能量的升尺度传递也是模式误差的主要来源。当前针对该问题是采用随机动能补偿方案(Stochastic Kinetic Energy Backscatter, SKEB),用以表征与尺度相互作用相联系的模式不确定性,这种不确定性在真实大气中客观存在,但很难在截断的数值模式中体现出来。SKEB技术最早是Berner et al.(2009)遵循大涡模拟思想发展出的一种模式不确定性的随机表示方法,用来综合考虑模式动力和物理过程在截断尺度的动能耗散。2010年11月ECMWF将SPPT3方案与SKEB

方案一起用于集合预报业务系统(SPPT3-SKEB)。近来,Leutbecher et al.(2017)基于ECMWF业务预报系统,针对200 hPa纬向风分别对北半球副热带和赤道地区的SPPT、SKEB和SPPT+SKEB三种模式扰动方案进行比较。如图3所示,从集合离散度、集合平均预报误差及连续分级概率评分(Continuous Ranked Probability Score, CRPS)来看,SPPT好于SKEB;SPPT+SKEB较SPPT提高不明显。总的来说,SPPT是现今国际上应用最广泛、认可度最高的集合预报模式扰动方法之一。

目前国际上使用较多的还有多物理参数化方案(Multiple Physics, MP)以及随机参数扰动方案(Stochastically Perturbed Parameterization, SPP)。MP主要是通过组合各种模式物理过程参数化方案来开展集合预报(Houtekamer et al., 1996)。SPP则是通过随机物理方法对模式的参数进行扰动(Ollinaho et al., 2016)。此外,我国学者穆穆在2010年从理论上将CNOP方法推广到适用于模式参数误差引起的预报结果不确定性的研究(简称为CNOP-

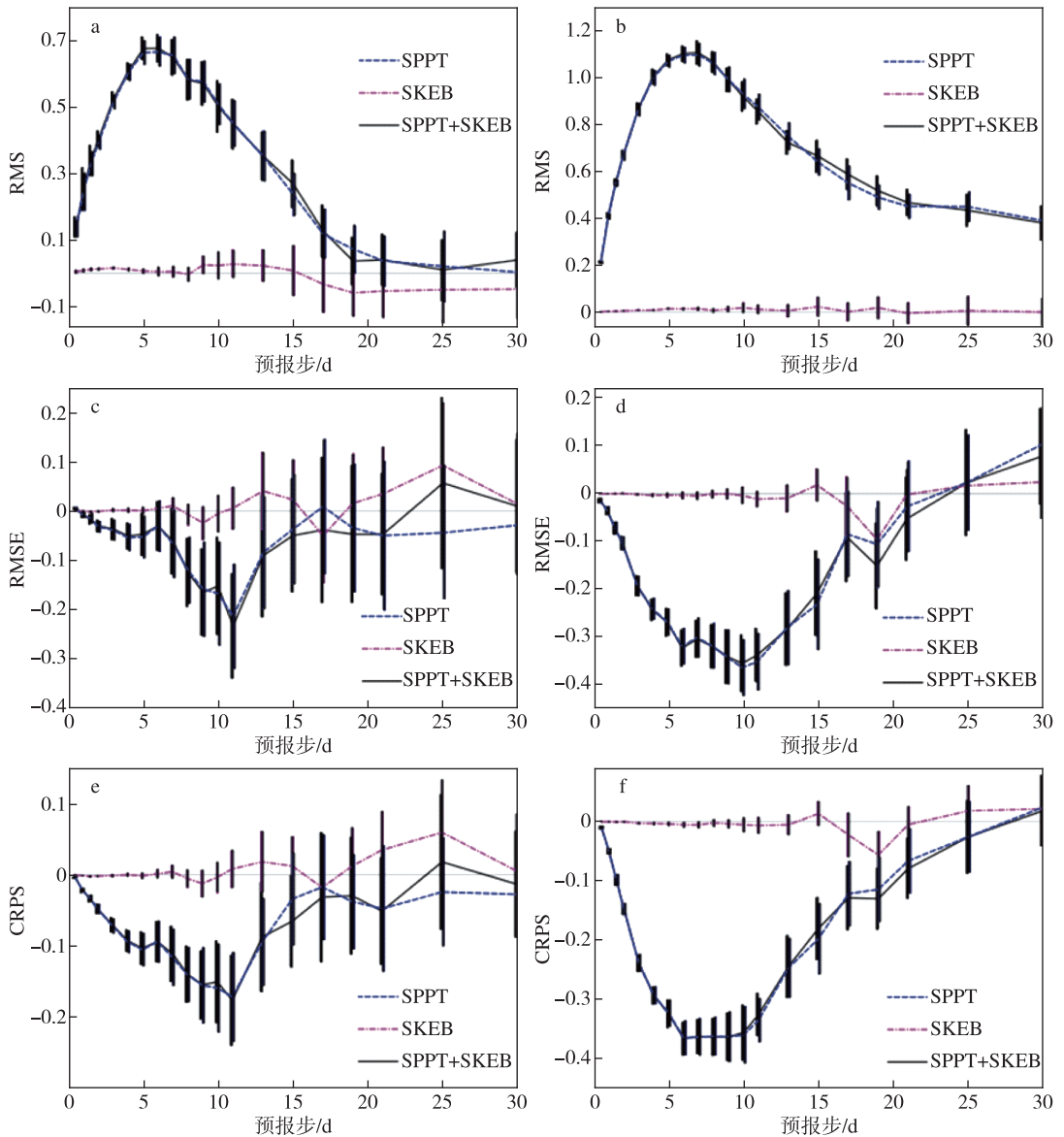


图3 SPPT、SKEB和SPPT+SKEB三种模式扰动方案针对北半球副热带(a)和热带(b)200 hPa纬向风的集合离散度比较;(c)(d)类似,但为集合平均RMSE表现;(e)(f)为CRPS评分(评估时间为2014年12月—2015年11月,共20个集合成员)(引自Leutbecher et al.(2017))

Fig.3 Impact of SPPT, SKEB and SPPT+SKEB on 200 hPa zonal wind ($m \cdot s^{-1}$) relative to an experiment with only initial perturbations (IP only). Ensemble STDEV of (a) north extratropics, and (b) tropics; (c) and (d) are the ensemble mean RMS error; (e) and (f) are CRPS (based on 46 cases from December 2014 to November 2015, with 20 members. The bars show 95% confidence intervals based on a paired *t*-test) (image courtesy of Leutbecher et al., 2017)

P; Mu et al., 2010)。

关于上述模式扰动方法在台风集合预报中的应用,张庆红等(2007)构建了一个含有初值和模式不确定性的集合预报系统来模拟台风Danny(1997)的路径与对流系统,其中初值不确定性用不同分析场来描述,模式不确定性通过组合5种边界参数化方案(MP)来描述。研究表明,初值不确定性主要影响模式积分的前12 h,而模式不确定性存在于整个

积分过程中。Li et al.(2019)搭建的台风集合同化预报业务系统中通过采用不同物理过程(云微物理、边界层、积云对流、地面过程)参数化的组合方案来减小模式误差。Yuan et al.(2022)采用CNOP-P对WRF模式中WSM6和YSU参数进行扰动。结果表明,与控制试验及多物理参数化方案扰动结果相比,由CNOP-P生成的参数扰动对两个台风个例(Rammasun和Linfa)的强度和路径集合预报技巧

最高。众多研究表明,模式扰动方案可以明显增加集合预报系统的离散度同时提高集合预报技巧,因此在数值预报领域的应用逐渐深入,也越来越受到

研究者的广泛重视。本节归纳了常用的模式扰动方法的主要优缺点及其在台风预测中的应用(表2)。

表2 几种常用模式扰动方法比较及其在台风集合预报中的应用

Table 2 Comparison of several model perturbation methods and their application in the typhoon ensemble forecast

模式扰动方法	优点	缺点	在台风预报中的应用
多物理参数化方案(MP)	方法简单;描述相关物理过程的理论假设及数学描述带来的不确定性	需要开发不同的参数化方案;参数化方案之间相关性很大,不能兼顾动力物理协调性	张庆红等(2007); Johnson et al.(2011); Duda and Huo(2016); Li et al.(2019)
随机参数化倾向扰动方案(SPPT)	描述次网格物理过程参数化带来的不确定性;保证各物理过程之间的平衡	能量不守恒,边界层数值计算中容易出现的不稳定;所有物理过程扰动量级相同,不能产生新的倾向项	Charron et al.(2010); Bouttier et al.(2012); Berner et al.(2015); Christensen et al.(2015); 袁月等(2016); Lupo et al.(2020)
随机动能补偿方法(SKEB)	能量守恒,弥补模式在可分辨最小尺度附近的能量耗散	高分辨率集合预报中产生离散度较小,成本相对较高	Berner et al.(2009,2011); Judt et al.(2016); Leutbecher et al.(2017); 鹏飞等(2019)
随机参数扰动方案(SPP)	描述物理过程参数化过程中参数经验取值带来的不确定性	参数和阈值的选取具有主观性;计算代价大,维持与发展成本较高	Ollinaho et al.(2016)
条件非线性最优参数扰动(CNOP-P)	非线性,具有明确的物理意义	只能考虑模式参数误差引起的预报不确定性,不能考虑其他类型模式误差引起的预报不确定性	Yuan et al.(2022)

值得关注的是,近二十年来,集合初值扰动和模式扰动技术的快速发展促进了台风路径预报技巧的迅速提高。然而,对于台风强度预报的改进并不显著,这是由于台风强度与其内核动力和高度非线性的湿对流过程有关。现有的集合预报方法仍属于中尺度范畴,而提高强度集合预报技巧需要发展针对对流系统发生发展不确定性的对流尺度集合预报技术,如初值小尺度扰动技术以及考虑了对流尺度模式误差快速增长特征的CNOP-P方法等。

2 台风集合预报后处理技术

在气象研究中,除了本文第1节中介绍的基于单一模式构造扰动成员进行集合预报,还可以充分考虑不同模式的优点,将多个模式的不同的预报结果作为集合成员进行多模式集成预报后处理(智协飞等,2013)。Weigel et al.(2009)也指出,多模式集合通过增加模式的不确定性,提高了集合离散度以及概率预报的可靠性。

正是由于多模式集成预报的种种优势,近年来关于多模式集成方法的研究和使用也越来越多(Zhang et al., 2015b; 智协飞等, 2015b)。Krishnamurti et al.(1999)最早提出超级集合预报方法,具体是通过多元线性回归方法计算得到每个成员的权重系数后再进行集成预报。该方法在降水、季节预报等方面已取得较好结果,同时也成功应用于台风集合预报中。例如,Vijaya et al.(2003)将欧洲中心、美国、英国和日本的6个业务模式预报结果作为集合成员,给定权重系数后对1998—2000年太平洋台风的路径与强度进行集合预报。结果表明,这种不等权的集合结果明显好于各模式单一预报结果,也好于简单的等权重的集合平均结果。Yamaguchi et al.(2012)利用各业务中心关于台风活动的全球中期集合预报对多中心集合预报和单一模式预报进行比较,发现多中心集合预报比最优的单模式预报效果更好。Krishnamurti et al.(2011)针对2004年台风研究发现,6个模式不等权的超级集

合预报效果比最优的单模式路径预报提高了15%,强度预报提高了11%。周文友和智协飞(2012)使用多模式加权消除偏差集合平均方法,有效改善了台风路径的预报效果。Melhauser et al.(2017)对台风Sandy(2012)和Edouard(2014)进行了多模式集合预报,并与MP、SPPT、SKEB模式扰动方案的单模式集合预报相比较,发现当预报时长大于48 h,多模式集合在台风路径和强度的概率预报上略优于单一模式。

值得注意的是,在实际预报中,有些集合成员不能很好地反映大气的真实状态,且偏差较大。这些离群的或小概率事件对统计分析具有一定意义,但是会降低集合预报的整体准确性。针对这一问题,Qi et al.(2014)首先提出了一种通过挑选集合成员作为短期预测路径误差函数的方法来获得集合平均路径预报。该方法对发生在某一时段内的台风进行挑选,剔除误差较大的样本,从而提高整个集合样本的质量。Zhang and Yu(2017)采用类似的样本优选方案对台风进行集合后处理。郭蓉等(2019)基于NCEP、ECMWF、日本数值等6个模式资料,设计出满足实际业务预报需求的多模式预报方法,最终该方法对台风路径的预报效果优于单一ECMWF模式。

近来,Feng et al.(2020)从一个全新的视角出

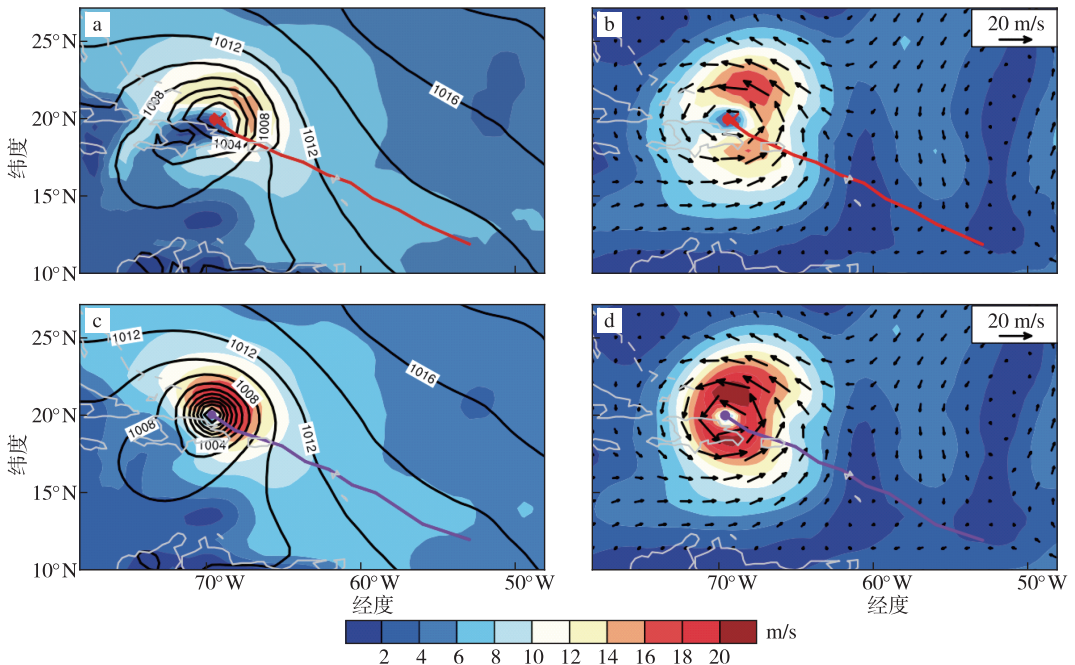


图4 台风Maria路径预报(红线)和第5天的AM的表面气压场(等值线)和10 m风速(填色)预报场(a),500 hPa风场(箭头)和500 hPa风速(填色)预报(b);(c,d)与(a,b)类似,但是为FM预报场(引自Zhang et al.(2021))

Fig.4 The track consensus forecast (red lines) overlain on the 5 d AM fields of (a) the SLP (black contours) and 10 m wind amplitude (shaded part) and (b) the 500 hPa wind vectors (black arrows) and amplitude (shaded) of Typhoon Maria; (c, d) same as for parts (a, b), respectively, but for the FM forecast (image courtesy of Zhang et al., 2021)

发,通过减小集合成员的位置偏差来提高台风集合预报水平。这种基于结构特征的集合平均算法(Feature-oriented Mean, FM)将不同集合预报场的相似特征调整至它们的平均位置后,再计算强度的平均。Zhang et al.(2021)进一步将FM方法应用于台风的集合平均预报,考虑了集合成员间的台风位置偏差。如图4所示,对2017年9月17日台风Maria的第5天集合平均预报分析表明,FM方法由于减小了集合成员间台风的位置偏差,相比传统的算数平均方法(Arithmetic Mean, AM)(图4a、b),台风低层和中层的涡旋结构明显加强(图4c、d),与观测更为接近。该方法较好地解决了由于集合间台风位置偏差造成的台风集合平均的过度平滑和结构扭曲问题,是一种有潜力的能够同时提供台风路径、强度和结构预报的集合平均计算方法。

3 基于全球及区域集合预报系统的台风集合预报发展

1992年,NCEP和ECMWF分别建立全球最早的集合预报系统,并投入业务运行。并且随着分辨率的逐渐提高以及初值扰动技术的不断发展,目前全球集合预报系统已完全具备台风预报能力,只是不同区域的台风的预报水平仍存在差异。

我国业务集合预报的发展虽然开展得比较晚,但仍取得了令人鼓舞的成果。目前已搭建了多个台风集合预报系统,并且成功应用于台风的路径和强度等的预报中。

3.1 美国国家环境预报中心集合预报系统

初值扰动和模式扰动生成方法的关注点各不相同,思路也不尽相同,但两种方法均已在业务预报系统中广泛应用并取得了很好的成绩。在初值扰动方面,NCEP的全球集合预报系统(Global Ensemble Forecast System,GEFS)最早使用BV方法生成初值集合扰动(Toth and Kalnay,1997)。20世纪初逐渐更新为重新尺度化集合转换技术(ETR)(Wei et al.,2006,2008)。目前则使用国际上广泛流行的EnKF方法(Zhou et al.,2017)。共有集合成员31个,包括1个控制预报和30个集合预报。其中控制成员的初始场来自混合三维变分-集合数据同化(Hybrid three-dimensional variational-ensemble data assimilation;Feng and Wang,2019),集合成员的初始场来自于循环的EnKF(Ensemble Kalman Filter)。值得注意的是,尽管NCEP-GEFS的预报着眼点并非台风,为了改善台风的初始条件,NCEP早在2004年就使用了涡旋重定位技术(vortex relocation technique)。即先将台风从环境场中分离出来单独进行扰动,然后再加入环境场,并根据台风观测位置进行重新定位,从而得到最终的台风集合初始成员。该技术使得NCEP台风路径预报发散度明显减小,预报技巧也明显提高(Liu et al.,2006)。

在模式扰动方面,NCEP-GEFS于2010年最早采用随机全倾向扰动方案(Stochastic total tendency perturbation,STTP)来增加集合离散度。之后,在2015年将其替换为SPPT、SKEB和行星边界层水汽随机扰动方案(SHUM)。需要说明的是,STTP和SPPT不同在于STTP扰动总倾向而非扰动可变的那部分倾向,以及采用一系列正交权重组合所有集合成员的扰动倾向。目前水平分辨率为34 km,垂直64层,每6 h报一次,预报时效为192 h(Zhou et al.,2017)。具体发展过程见表3。

上述NCEP-GEFS全球模式并不专门针对台风预报。针对台风,NCEP建立了HWRP(Hurricane Weather Research And Forecast System)对流尺度分辨率的区域同化和集合预报系统。其采用了混合变分资料同化更新初始场,利用EnKF方案更新初始集合,理论与实施与NCEP-GEFS系统类似,这里就不再赘述。

表3 NCEP-GEFS模式发展过程

Table 3 Development of the NCEP global ensemble forecast system

模式	时间	主要进展
	1992-12	建立全球最早的集合预报系统;采用BV构造初始扰动成员
	2004-02	针对台风增加了修订版的涡旋重定位技术
NCEP-GEFS	2006-05	采用ETR生成集合预报初始扰动成员
	2010-02	使用STTP增加集合离散度
	2015-05	采用EnKF生成初始扰动,STTP替换为SPPT、SKEB和SHUM

3.2 欧洲中期天气预报中心集合预报系统

ECMWF的全球集合预报系统(Ensemble Forecast System,EPS)在初值扰动方面一直采用SV方法(Molteni et al.,1996)。考虑到热带地区的扰动增长机制不同于热带外地区,对于热带地区(30°N~30°S),当有台风时计算湿SV值,以此来表征台风内部及附近区域的分析误差;而在热带外地区,ECMWF针对南、北半球分别计算SV值(Yamaguchi and Majumdar,2010)。在模式扰动方面,ECMWF于1998年采用SPPT-98对物理参数化过程中的敏感因子进行扰动(Buizza et al.,1999)。2009年9月ECMWF对SPPT-98进行了重大修订(Palmer et al.,2009)。2010年将修订后的SPPT3方案及SKEB方案同时用于系统中(SPPT3-SKEB)(Leutbecher et al.,2017)。最近,Ollinaho et al.(2016)研究发现,SPPT对于增加离散度和提高预报技巧的贡献远大于SKEB,而SKEB的作用微乎其微。因此,ECMWF于2018年6月取消了SKEB方案,从而减少了集合预报系统近2.5%的计算成本。2017年,ECMWF又加入了新的SPP方案(Ollinaho et al.,2016)。具体发展过程见表4。

由于ECMWF-EPS在热带地区构造扰动成员时针对台风使用湿SV值,并考虑了非绝热过程,因而使得ECMWF在预报台风时效果非常好。从2004年10月起,ECMWF将台风集合预报产品作为常规业务产品的一部分,并开始对外发布。其中包括台风路径及台风袭击概率等(<https://www.ecmwf.int/en/forecasts/charts/tyclone/>)。目前,ECMWF-EPS集合预报资料水平分辨率为18 km,垂直方向共91层。ECMWF-EPS集合成员共51个,包括1个控制预报成员和50个集合预报成员。

自2021年5月11日起,ECMWF-EPS的台风集合预报产品在原来的每日两次预报(00时、12时;世界时,下同),预报时长为240 h的基础上;新增了两次预报(06时、18时),预报时效为144 h。

表4 ECMWF集合预报发展过程

Table 4 Development of the ECMWF global ensemble forecast

模式	时间	主要进展
	1992-12	建立了全球最早的集合预报系统;利用SV构造初始扰动成员
	1998-10	采用SPPT-98模式扰动方案
	2004-10	对外发布台风集合预报产品
ECMWF	2009-09	对SPPT-98方案进行重大修订(revised-SPPT)
	2010-11	SPPT3及SKEB方案一起用于集合预报业务系统(SPPT3-SKEB)
	2017-04	发展了新的SPP模式扰动方案
	2018-06	停用SKEB模式扰动方案

近年来,有大量的学者对ECMWF的台风集合预报能力进行评估。Majumdar and Finocchio (2010)评估了ECMWF的2008年大西洋和西北太平洋台风的5 d集合预报效果。结果表明,ECMWF对大西洋台风的路径概率预报非常好,而对西北太平洋台风的预报表现不如前者。Zhang and Yu (2017)分别对NCEP-GEFS和ECMWF-EPS的2014—2015年间西北太平洋和南海台风路径集合预报效果进行检验。结果发现,相较而言,ECMWF-EPS台风路径误差更小,集合离散度更大,且预报误差与离散度更加匹配(图5)。

3.3 日本气象厅集合预报系统

日本气象厅(Japan Meteorological Agency, JMA)运行两套业务集合预报系统,一套是提供一周概率预报的集合预报系统(Weekly Ensemble Prediction System, WEPS),另一套是专门针对台风的集合预报系统(Typhoon Ensemble Prediction System, TEPS)。JMA-TEPS经过2007年5—12月的准业务运行和评估后,于2008年2月正式业务化(Yamaguchi et al., 2009)。与ECMWF类似, JMA-TEPS也是利用SV方法构造集合成员。不同的是,TEPS在整个热带地区(30°N~20°S)计算湿SV,而北半球30°N以北计算干SV。模式扰动采用SPPT方案。另外,TEPS初始条件来自于其全球(确定性)模式系统。TEPS每天运行4次,预报起始时刻分别是00时、06时、12时和18时,预

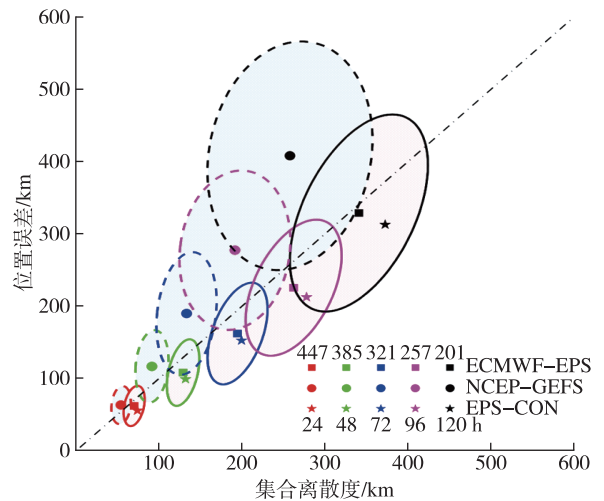


图5 2014—2015年ECMWF-EPS, NCEP-GEFS及二者的超级集合平均对西北太平洋和南海台风的路径预报误差(引自Zhang and Yu, (2017))

Fig.5 The ensemble spread and position error for ECMWF-EPS, NCEP-GEFS, and their grand ensemble (EPS-CON) over the western North Pacific and South China Sea from 2014 to 2015 (image courtesy of Zhang and Yu, 2017)

报时效为132 h。目前共有26个集合成员,水平分辨率为40 km,垂直60层。目前,日本数值预报仍处于世界领先,并且长期坚持自主发展的技术路线,具有鲜明的特色。我国在关注欧美集合预报发展的同时,也应进一步加强与JMA在数值预报技术上的交流。

3.4 中国气象局数值预报中心集合预报系统

中国气象局(China Meteorological Administration, CMA)经过十多年来对不同方案的比较与探索(马旭林等, 2008; 李泽椿等, 2020),逐渐建立了基于自主开发的GRAPES(Global and Regional Assimilation and Prediction System)全球预报模式的切线性和伴随模式,并在此基础上发展了以SV集合扰动方案为核心的区域集合预报系统(CMA-REPS)和全球集合预报系统(CMA-GEPS)。表5给出了CMA集合预报系统的简要发展过程(Zhang et al., 2015a)。为了更好地预报台风,2018年12月CMA-GEPS v1.0对初值扰动采用热带气旋奇异向量扰动法(TC-SVs)。2019年9月, CMA-REPS v3.0增加了台风涡旋重定位技术。目前, CMA_集合预报已实现业务化,每日起报两次(00时和12时)。集合预报产品包括台风袭击概率、集合预报台风路径、轨迹及登陆点、登陆时间及中心最低气压、登陆时间及中心最大风速。

表5 CMA区域和全球集合预报系统发展过程

Table 5 Development of the CMA regional and global ensemble prediction system

模式	时间	主要进展
	2005年	采用BV方法建立多初值多物理过程区域集合预报系统(CMA-REPS)
	2008年	采用ETKF方法建立全球集合预报系统(CMA-GEPS)
	2014年8月	CMA-REPS v1.0业务化,初值扰动技术为ETKF。模式扰动为多物理组合(2个边界层参数化方案与4个积云对流参数化方案),水平分辨率10 km,集成员15个
CMA	2015年	CMA-REPS v2.0将初值扰动技术为多尺度混合初值扰动方法(MSB):小尺度初值扰动来自区域集合预报的ETKF;大尺度扰动来自T639的BV。模式扰动为多物理组合及SPPT,侧边界扰动来自T639-GEPS。集成员15个
	2018年12月	CMA-GEPS v1.0全球集合预报系统实现业务运行。初值扰动SV,模式扰动SKEB和SPPT方案。水平分辨率50 km,垂直60层。集成员31个
	2019年9月	CMA-REPS v3.0初值扰动技术为ETKF,模式扰动为单一物理过程+SPPT,侧边界扰动来自CMA-GEPS。水平分辨率10 km,垂直50层。集成员15个
	2019年12月	CMA-GEPS v1.0和CMA-REPS v3.0实现一体化运行

3.5 广州热带海洋气象研究所台风集合预报系统

广州热带海洋气象研究所基于区域GRAPES模式建立了确定性预报的南海台风模式(Tropical Regional Assimilation Model for the South China Sea, TRAMS)(Yu et al., 2013)。考虑到多源不确定性,研究人员进一步搭建了台风中尺度集合预报系统(TREPS),于2018年投入业务试运行。该系统预报时长60 h,水平分辨率9 km,垂直55层。共有集成员31个,包括1个控制预报和30个集合预报。初值扰动采用ECMWF大尺度动力降尺度扰动合并GRAPES小尺度随机扰动的方法,模式方面则采用MP和SPPT两种方法考虑模式的不确定性。Zhang(2018)针对2014—2016年登陆我国台风开展批量试验。结果表明,TREPS对于台风强度、概率匹配降水和风预报均明显优于ECMWF及TREPS确定性预报;TREPS概率预报相比ECMWF的优势在于强风雨预报。2020年初,热带所针对TREPS所用的TRAMS模式进行版本升级,包括模式范围、参考大气、垂直层次等。2020年3月,将升级版本正式命名为TRAMS-EPS并进入业务试运行。

3.6 上海台风研究所台风集合同化预报系统

由上海台风研究所开发的台风集合同化预报系统(Typhoon Ensemble Data Assimilation and Prediction System, TEDAPS)以集合同化合并集合预报为特点。同化部分以GSI(Gridpoint Statistical Interpolation)为基础,通过3DVAR-EnKF混合资料同化方

法引入随流型(flow-dependent)的集合背景误差信息同化常规、台风涡旋、卫星等非常规资料。TEDAPS集合预报初值扰动来自GEFS初始场扰动,模式扰动采用了多模式物理过程参数化方案(MP)。系统共有21个集成员,包括1个控制预报和20个集合预报。

TEDAPS系统预报模式为WRF-ARW,水平分辨率为27公里,垂直层数36层,预报范围为(105°~160°E, 0°~50°N)。每日运行两次(00时和12时),提供72 h台风路径、强度、大风、降水等多种集合概率预报产品。TEDAPS于2016年准业务运行,2020年通过国家级业务准入,成为首个也是唯一参加全国气象广播的台风集合预报系统。Li et al.(2019)研究表明,相比全球集合预报,TEDAPS路径预报水平与NCEP-GEFS相当而差于ECMWF-EPS,强度预报性能则优于这两个集合预报系统。

上述集合预报系统的参数概况详见表6。可以看出,不同预报系统的初值扰动方法、模式扰动方法以及分辨率都各不相同。这些差异都会导致各模式对同一台风的预报结果也不同。但整体上,通过日益广泛和深入的国际合作和国内合作,利用这些不同系统的各自优势,组成多模式以及单模式多成员的大样本集合可以更大程度地提高台风预报水平。

4 总结与展望

由于台风发生发展过程的复杂多变,对其预报难度很大。单一确定性预报不能定量化度量台风预

表6 全球及区域台风集合预报系统介绍

Table 6 Introduction to the global and regional typhoon ensemble prediction systems

模式	初值扰动法	模式扰动法	分辨率	集合成员	预报时次	台风产品 预报时效/h
NCEP-GEFS	EnKF	SPPT、SKEB、SHUM	水平 34 km, 垂直 64 层	31	00 时、06 时、 12 时、18 时	192
ECMWF-EPS	SV	SPPT、SPP	水平 18 km, 垂直 91 层	51	00 时、06 时、 12 时、18 时	240、144
JMA-TEPS	SV	SPPT	水平 40 km, 垂直 60 层	26	00 时、06 时、 12 时、18 时	132
CMA-REPS	ETKF	单一物理过程、SPPT	水平 10 km, 垂直 50 层	15	00 时、12 时	84
CMA-GEPS	SV	SPPT、SKEB	水平 50 km, 垂直 60 层	31	00 时、12 时	120
TRAMS-EPS	ECMWF 大尺度扰动、 GRAPES 小尺度扰动	SPPT、MP	水平 9 km, 垂直 55 层	31	00 时、06 时、 12 时、18 时	60
TEDAPS	NCEP-GEFS 动力 降尺度扰动	MP	水平 27 km, 垂直 36 层	21	00 时、12 时	72

测的不确定性,具有明显局限性。而集合预报通常能够很好地反映数值模式对台风预报的不确定性,同时可以给出预测的概率分布,提供了丰富的台风集合预报产品。正因此,台风集合预报越来越受到广大预报员的认同,在日常业务预报中发挥着越来越重要的作用。

本文回顾了 20 多年来台风集合预报从理论方法发展到实际业务应用的国内外研究进展。介绍了基于单一模式的初值扰动和模式扰动技术、台风集合预报后处理技术,总结了全球及我国主要数值预报中心集合预报系统所采用的集合预报技术。可以看到,各个集合预报系统针对台风的集合预报技术各不相同,并针对目标台风做了特殊的技术处理(如湿 SV 的计算、涡旋重定位技术等),很好地展示了台风集合预报效果。尽管如此,未来台风预报技巧的提高仍需要在以下几个方面攻坚和突破。

1) 高性能计算机的发展。目前,受制于有限的计算资源,各业务单位的台风的集合预报成员数通常在 20~30 个。即使欧洲中心的顶级计算条件,也仅仅使用了 50 个集合预报成员。而且,集合预报的分辨率均明显低于控制预报。这就导致集合成员预报无法有效分辨台风的对流尺度结构,是台风预测向高分辨率方向发展的重大障碍。进一步提高计算

机的计算效率和性能,从而提升台风集合预报的模式分辨率和成员个数,需要计算机和气象等多个研究领域的专家共同合作努力才能实现。

2) 初始扰动对集合预报的表现至关重要,现有的初始集合扰动方案均有进一步提升的空间。比如,现在的 BV、SV 等动力方法主要对台风的动力增长扰动结构进行采样,缺点是无法反映分析误差的统计特征;而 EnKF 等方法是对台风分析误差进行统计上的采样,但抓住动力扰动结构的能力不足。未来将两种扰动生成思想进行结合是值得尝试的研究方向。

3) 在模式扰动方面,目前台风模式的分辨率已经达到千米级,甚至是百米级,因此台风模式的边界层、积云对流等方面的物理扰动方案仍然需要进一步改进,以与高分辨率模式相匹配。此外,由于模式可扰动参数过多,可以尝试利用敏感性分析方法(比如 CNOP-P)识别出敏感参数再进行扰动。

4) 集合预报后处理方法的发展。目前对集合预报进行后处理的方法较多,比如基于偏差校正的、基于贝叶斯理论的、基于聚类分析的等。结合目前前沿的机器学习思想,对集合预报资料进行后处理,或者是进行智能预报是未来集合预报发展的一个重要方向。

参考文献(References)

- Bauer P, Thorpe A, Brunet G, 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction [J]. *Nature*, 525(7567): 47-55. doi: 10.1038/nature14956.
- Berner J, Shutts G, Leutbecher M, et al., 2009. A spectral stochastic backscatter scheme and its impact on flow-dependent predictability in the ECMWF ensemble prediction system [J]. *J Atmos Sci*, 66(3): 603-626.
- Berner J, Ha S Y, Hacker J P, et al., 2011. Model uncertainty in a mesoscale ensemble prediction system: stochastic versus multiphysics representations [J]. *Mon Wea Rev*, 139(6): 1972-1995.
- Berner J, Fossell K R, Ha S Y, et al., 2015. Increasing the skill of probabilistic forecasts: understanding performance improvements from model-error representations [J]. *Mon Wea Rev*, 143(4): 1295-1320.
- Bishop C, Etherton B J, Majumdar S J, 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: theoretical aspects [J]. *Mon Wea Rev*, 129: 420-436.
- Bouttier F, Vié B, Nuissier O, et al., 2012. Impact of stochastic physics in a convection-permitting ensemble [J]. *Mon Wea Rev*, 140(11): 3706-3721.
- Buizza R, Miller M, Palmer T N, 1999. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 125: 2887-2908.
- Chan J C L, Li K K, 2005. Ensemble forecasting of tropical cyclone motion using a barotropic model [J]. *Meteor Atmos Phys*, 90(1): 109-126. doi: 10.1007/s00703-004-0092-9.
- Charron M, Pellerin G, Spacek L, et al., 2010. Toward random sampling of model error in the Canadian ensemble prediction system [J]. *Mon Wea Rev*, 138(5): 1877-1882, 1884.
- 陈耀登, 王芳, 章丽娜, 等, 2017. 弱垂直风切变下台前飑线不同发展阶段的热、动力特征分析 [J]. *大气科学学报*, 40(4): 519-528. Chen Y D, Wang F, Zhang L N, et al., 2017. The thermal and dynamic characteristics of the squall line in front of the tropical cyclone in different stages under weak vertical shear [J]. *Trans Atmos Sci*, 40(4): 519-528. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20160602001. (in Chinese).
- Christensen H M, Moroz I M, Palmer T N, 2015. Stochastic and perturbed parameter representations of model uncertainty in convection parameterization [J]. *J Atmos Sci*, 72(6): 2525-2544.
- Duan W S, Huo Z H, 2016. An approach to generating mutually independent initial perturbations for ensemble forecasts: orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations [J]. *J Atmos Sci*, 73: 997-1014.
- Epstein E S, 1969. Stochastic dynamic prediction [J]. *Tellus*, 21(6): 739-759.
- Evensen G, 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. *J Geophys Res Oceans*, 99(C5): 10143-10162.
- Feng J, Wang X G, 2019. Impact of assimilating upper-level dropsonde observations collected during the TCI field campaign on the prediction of intensity and structure of hurricane Patricia (2015) [J]. *Mon Wea Rev*, 147(8): 3069-3089.
- Feng J, Ding R Q, Liu D Q, et al., 2014. The application of nonlinear local Lyapunov vectors to ensemble predictions in the Lorenz systems [J]. *J Atmos Sci*, 71: 3554-3567.
- Feng J, Ding R Q, Li J P, et al., 2016. Comparison of nonlinear local Lyapunov vectors with bred vectors, random perturbations and ensemble transform Kalman filter strategies in a barotropic model [J]. *Adv Atmos Sci*, 33(9): 1036-1046.
- Feng J, Zhang J, Toth Z, et al., 2020. A new measure of ensemble central tendency [J]. *Wea Forecasting*, 35(3): 879-889.
- 郭蓉, 余晖, 漆梁波, 等, 2019. 台风路径多模式集成预报技术研究 [J]. *气象科学*, 39(6): 839-846. Guo R, Yu H, Qi L B, et al., 2019. A study on multi-model ensemble forecast technique for Typhoon track [J]. *J Meteor Sci*, 39(6): 839-846. doi: 10.3969/2018jms.0090. (in Chinese).
- Hamill T M, Whitaker J S, Fiorino M, et al., 2011. Global ensemble predictions of 2009's tropical cyclones initialized with an ensemble Kalman filter [J]. *Mon Wea Rev*, 139(2): 668-688.
- Houtekamer P L, Derome J, Ritchie H, et al., 1996. A system simulation approach to ensemble prediction [J]. *Mon Wea Rev*, 124: 1225-1242.
- Huo Z H, Duan W S, 2019. The application of the orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations method to typhoon track ensemble forecasts [J]. *Sci China Earth Sci*, 62(2): 376-388.
- Huo Z H, Duan W S, Zhou F F, 2019. Ensemble forecasts of tropical cyclone track with orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations [J]. *Adv Atmos Sci*, 36(2): 231-247.
- Johnson A, Wang X G, Xue M, et al., 2011. Hierarchical cluster analysis of a convection-allowing ensemble during the hazardous weather testbed 2009 spring experiment. part II: ensemble clustering over the whole experiment period [J]. *Mon Wea Rev*, 139(12): 3694-3710.
- Judt F, Chen S S, Berner J, 2016. Predictability of tropical cyclone intensity: scale-dependent forecast error growth in high-resolution stochastic kinetic-energy backscatter ensembles [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 142(694): 43-57.
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al., 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble [J]. *Science*, 285(5433): 1548-1550. doi: 10.1126/science.285.5433.1548.
- Krishnamurti T N, Biswas M K, Mackey B P, et al., 2011. Hurricane forecasts using a suite of large-scale models [J]. *Tellus* 63A: 727-745.
- Lee T C, Wong M S, 2002. The use of multiple-model ensemble techniques for tropical cyclone track forecast at the Hong Kong Observatory [R]// Tech Conf on Data Processing and Forecasting Systems. Cairns, QLD, Australia: WMO.

- Leith C E, 1974. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts [J]. *Mon Wea Rev*, 102: 409-418.
- Leutbecher M, Lock S, Ollinaho P, et al., 2017. Stochastic representations of model uncertainties at ECMWF: state of the art and future vision [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(707): 2315-2339.
- Li H, Luo J Y, Xu M T, 2019. Ensemble data assimilation and prediction of typhoon and associated hazards using TEDAPS: evaluation for 2015—2018 seasons [J]. *Front Earth Sci*, 13(4): 733-743.
- 李泽椿, 张玲, 钱奇峰, 等, 2020. 中央气象台台风预报业务的发展及思考 [J]. *大气科学学报*, 43(1): 10-19. Li Z C, Zhang L, Qian Q F, et al., 2020. The development and consideration of typhoon forecast operation of National Meteorological Center [J]. *Trans Atmos Sci*, 43(1): 10-19. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20200110015. (in Chinese).
- Liu S, Tao D D, Zhao K, et al., 2018. Dynamics and predictability of the rapid intensification of super typhoon Usagi (2013) [J]. *J Geophys Res*, 123: 7462-7481.
- Liu Q, Lord S, Surgi N, et al., 2006. Hurricane relocation in global ensemble forecast system [R]. 27th Conf on Hurricanes and Tropical Meteorology Amer Meteorol Soc Monterey.
- 卢长浩, 陈耀登, 孟德明, 2019. 两种动力控制变量对比分析及其对台风同化和预报的影响 [J]. *大气科学学报*, 42(6): 916-925. Lu C H, Chen Y D, Meng D M, 2019. Comparative analysis of two dynamical control variables and their impacts on typhoon assimilation and prediction [J]. *Trans Atmos Sci*, 42(6): 916-925. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20171018001. (in Chinese).
- Lupo K M, Torn R D, Yang S, 2020. Evaluation of stochastic perturbed parameterization tendencies on convective-permitting ensemble forecasts of heavy rainfall events in New York and Taiwan [J]. *Wea Forecasting*, 35(1): 5-24.
- 马旭林, 薛纪善, 陆维松, 2008. GRAPES 全球集合预报的集合卡尔曼变换初始扰动方案初步研究 [J]. *气象学报*, 66(4): 526-536. 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 [J]. *Acta Meteor Sin*, 66(4): 526-536. doi: 10.3321/j.issn:0577-6619.2008.04.006. (in Chinese).
- Magnusson L, Leutbecher M, Källén E, 2008. Comparison between singular vectors and breeding vectors as initial perturbations for the ECMWF ensemble prediction system [J]. *Mon Wea Rev*, 136(11): 4092-4104.
- Majumdar S J, Finocchio P M, 2010. On the ability of global ensemble prediction systems to predict tropical cyclone track probabilities [J]. *Wea Forecasting*, 25(2): 659-663, 665.
- Melhauser C, Zhang F Q, Weng Y H, et al., 2017. A multiple-model convection-permitting ensemble examination of the probabilistic prediction of tropical cyclones: hurricanes sandy (2012) and edouard (2014) [J]. *Wea Forecasting*, 32(2): 665-688.
- Minamide M, Zhang F Q, 2018. An adaptive background error inflation method for assimilating all-sky radiances [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 145(719): 805-823.
- Molteni F, Palmer T N, 1993. Predictability and finite time instability of the northern winter circulation [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 119: 269-298. doi: 10.1002/QJ.49711951004.
- Molteni F, Buizza R, Palmer T N, et al., 1996. The new ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 122(529): 73-119.
- Mu M, Duan W S, Wang B, 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications [J]. *Nonlinear Process Geophys*, 10(6): 493-501.
- Mu M, Zhou F F, Wang H L, 2009. A method for identifying the sensitive areas in targeted observations for tropical cyclone prediction: conditional nonlinear optimal perturbation [J]. *Mon Wea Rev*, 137(5): 1623-1631, 1633.
- Mu M, Duan W, Wang Q, et al., 2010. An extension of conditional nonlinear optimal perturbation approach and its applications [J]. *Nonlinear Process Geophys*, 17(115): 211-220.
- Munsell E B, Sippel J A, Braun S A, et al., 2015. Dynamics and predictability of hurricane nadine (2012) evaluated through convection-permitting ensemble analysis and forecasts [J]. *Mon Wea Rev*, 143(11): 4514-4532.
- Nystrom R G, Zhang F Q, 2019. Practical uncertainties in the limited predictability of the record-breaking intensification of hurricane patricia (2015) [J]. *Mon Wea Rev*, 147(10): 3535-3556.
- Ollinaho P, Lock S J, Leutbecher M, et al., 2016. Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 143(702): 408-422.
- Palmer T N, Buizza R, Doblas-Reyes F, et al., 2009. Stochastic parametrization and model uncertainty [R]. ECMWF Technical memorandum. Shinfield Park, Reading, UK.
- 彭飞, 李晓莉, 陈静, 等, 2019. GRAPES 全球集合预报系统模式扰动随机动能补偿方案初步探究 [J]. *气象学报*, 77(2): 180-195. Peng F, Li X L, Chen J, et al., 2019. A stochastic kinetic energy backscatter scheme for model perturbations in the GRAPES global ensemble prediction system [J]. *Acta Meteorol Sin*, 77(2): 180-195. (in Chinese).
- Qi L B, Yu H, Chen P Y, 2014. Selective ensemble-mean technique for tropical cyclone track forecast by using ensemble prediction systems [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 140(680): 805-813.
- Qin X H, Mu M, 2011a. Influence of conditional nonlinear optimal perturbations sensitivity on typhoon track forecasts [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 138: 185-197.

- Qin X H, Mu M, 2011b. A study on the reduction of forecast error variance by three adaptive observation approaches for tropical cyclone prediction [J]. *Mon Wea Rev*, 139: 2218-2232. doi: 10. 1175/2010MWR3327. 1.
- Tan Y, Liang X D, 2012. An ensemble forecast experiment of a landing typhoon [J]. *J Trop Meteorol*, 18(3): 314-321.
- 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 [J]. *Appl Math Model*, 40(19/20): 8309-8325.
- Toth Z, Kalnay E, 1993. Ensemble forecasting at NMC: the generation of perturbations [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 74: 2317-2330.
- Toth Z, Kalnay E, 1997. Ensemble forecasting at NCEP: the breeding method [J]. *Mon Wea Rev*, 125: 3297-3318.
- Vijaya K T S V, Krishnamurti T N, Fiorino M, et al., 2003. Multimodel superensemble forecasting of tropical cyclones in the Pacific [J]. *Mon Wea Rev*, 131(3): 574-583.
- Wei M, Toth Z, Wobus R, et al., 2006. Ensemble transform Kalman filter-based ensemble perturbations in an operational global prediction system at NCEP [J]. *Tellus A*, 58: 28-44. doi: 10. 1111/j.1600-0870. 2006. 00159.x.
- Wei M, Toth Z, Wobus R, et al., 2008. Initial perturbations based on the ensemble transform (ET) technique in the NCEP global operational forecast system [J]. *Tellus A*, 60: 62-79. doi: 10. 1111/j.1600-0870. 2007. 00273.x.
- Weigel A P, Liniger M A, Appenzeller C, 2009. Seasonal ensemble forecasts: are recalibrated single models better than multimodels? [J]. *Mon Wea Rev*, 137(4): 1460-1479.
- Yamaguchi M, Majumdar S J, 2010. Using TIGGE data to diagnose initial perturbations and their growth for tropical cyclone ensemble forecasts [J]. *Mon Wea Rev*, 138(9): 3634-3655.
- Yamaguchi M, Sakai R, Kyoda M, et al., 2009. Typhoon ensemble prediction system developed at the Japan meteorological agency [J]. *Mon Wea Rev*, 137(8): 2592-2604.
- Yamaguchi M, Nakazawa T, Hoshino S, 2012. On the relative benefits of a multi-centre grand ensemble for tropical cyclone track prediction in the western North Pacific [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 138: 2019-2029.
- Yu H, Chen P, Li Q, et al., 2013. Current capability of operational numerical models in predicting tropical cyclone intensity in the western North Pacific [J]. *Wea Forecasting*, 28: 353-367.
- Yuan S J, Shi B, Zhao Z J, et al., 2022. Ensemble forecast for tropical cyclone based on CNOP-P Method: a case Study of WRF model and two typhoons [J]. *J Trop Meteorol*(2): 121-138.
- 袁月, 李晓莉, 陈静, 等, 2016. GRAPES 区域集合预报系统模式不确定性的随机扰动技术研究 [J]. *气象*, 42(10): 1161-1175. Yuan Y, Li X L, Chen J, et al., 2016. Stochastic parameterization toward model uncertainty for the GRAPES mesoscale ensemble prediction system [J]. *Meteor Mon*, 42(10): 1161-1175. doi: 10. 7519/j.issn.1000-0526. 2016. 10. 001. (in Chinese).
- Zhang H B, Chen J, Zhi X F, et al., 2015a. Study on multi-scale blending initial condition perturbations for a regional ensemble prediction system [J]. *Adv Atmos Sci*, 32(8): 1143-1155.
- Zhang J, Duan W S, Zhi X F, 2015b. Using CMIP5 model outputs to investigate the initial errors that cause the "spring predictability barrier" for El Niño events [J]. *Sci China Earth Sci*, 58(5): 685-696. doi: 10. 1007/s11430-014-4994-1.
- Zhang J, Feng J, Li H, et al., 2021. Unified ensemble Mean forecasting of tropical cyclones based on the feature-oriented Mean method [J]. *Wea Forecasting*, 36(6): 1945-1959.
- 张庆红, 张春喜, 张中锋, 等, 2007. 热带气旋集合预报中的不确定性研究 [J]. *地球物理学报*, 50(3): 701-706. Zhang Q H, Zhang C X, Zhang Z F, et al., 2007. Study on the uncertainty of ensemble forecasting of tropical cyclone [J]. *Chin J Geophys*, 50(3): 701-706. doi: 10. 3321/j.issn: 0001-5733. 2007. 03. 007. (in Chinese).
- Zhang X B, 2018. A GRAPES-based mesoscale ensemble prediction system for tropical cyclone forecasting: configuration and performance [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 144: 478-498.
- Zhang X P, Yu H, 2017. A probabilistic tropical cyclone track forecast scheme based on the selective consensus of ensemble prediction systems [J]. *Wea Forecasting*, 32(6): 2143-2157.
- Zhang Z, Krishnamurti T, 1997. Ensemble forecasting of hurricane tracks [J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 78: 2785-2795. doi: 10. 1175/1520-0477(1997)078<2785:EFOHT>2. 0.CO;2.
- Zhang Z, Krishnamurti T, 1999. A perturbation method for hurricane ensemble predictions [J]. *Mon Wea Rev*, 127: 447-469. doi: 10. 1175/1520-0493(1999)127<0447:APMFHE>2. 0.CO;2.
- 智协飞, 季晓东, 张璟, 等, 2013. 基于 TIGGE 资料的地面气温和降水的多模式集成预报 [J]. *大气科学学报*, 36(3): 257-266. Zhi X F, Ji X D, Zhang J, et al., 2013. Multimodel ensemble forecasts of surface air temperature and precipitation using TIGGE datasets [J]. *Trans Atmos Sci*, 36(3): 257-266. doi: 10. 13878/j.cnki.dqkxxb.2013. 03. 002. (in Chinese).
- 智协飞, 张璟, 段晚锁, 2015b. ENSO 预测的目标观测敏感区在热带太平洋海温的多模式集合预报中的应用 [J]. *大气科学*, 39(4): 767-776. Zhi X F, Zhang J, Duan W S, 2015. Application of sensitive area for target observation associated with El Niño-Southern Oscillation predictions to multimodel ensemble forecast of the tropical Pacific Sea surface temperature [J]. *Chin J Atmos Sci*, 39(4): 767-776. (in Chinese).
- 智协飞, 朱寿鹏, 孙晶, 等, 2015a. 基于 BGM 与 ETKF 的台风“苏拉”(1209)集合预报的对比试验 I: 路径预报 [J]. *大气科学学报*, 38(6): 776-

784. Zhi X F, Zhu S P, Sun J, et al., 2015. Comparative experiments of ensemble forecasting of typhoon Saola (1209) based on BGM and ET-KF, Part I: track forecast [J]. *Trans Atmos Sci*, 38(6): 776-784. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20150420002. (in Chinese).
- Zhou F F, Mu M, 2011. The impact of verification area design on tropical cyclone targeted observations based on the CNOP method [J]. *Adv Atmos Sci*, 28(5): 997-1010.
- Zhou F F, Mu M, 2012a. The impact of horizontal resolution on the CNOP and on its identified sensitive areas for tropical cyclone predictions [J]. *Adv Atmos Sci*, 29(1): 36-46.
- Zhou F F, Mu M, 2012b. The time and regime dependencies of sensitive areas for tropical cyclone prediction using the CNOP method [J]. *Adv Atmos Sci*, 29(4): 705-716.
- Zhou X Q, Zhu Y J, Hou D, et al., 2017. Performance of the new NCEP global ensemble forecast system in a parallel experiment [J]. *Wea Forecasting*, 32: 1989-2004. doi: 10.1175/WAF-D-17-0023. 1.
- 周文友, 智协飞, 2012. 2009年夏季西太平洋台风路径和强度的多模式集成预报 [J]. *气象科学*, 32(5): 492-499. Zhou W Y, Zhi X F, 2012. Multimodel ensemble forecasts of the TC tracks and intensity over the western Pacific during the summer of 2009 [J]. *J Meteor Sci*, 32(5): 492-499. (in Chinese).

Review on the research progress of typhoon ensemble forecast

ZHANG Jing^{1,2}, LI Hong^{1,3}, DUAN Wansuo⁴, ZHANG Feng²

¹ Shanghai Typhoon Institute, China Meteorological Administration, Shanghai 200030, China;

² Department of Atmospheric and Oceanic Sciences and Institute of Atmospheric Sciences, Fudan University, Shanghai 200433, China;

³ Key Laboratory of Numerical Modeling for Tropical Cyclones, China Meteorological Administration, Shanghai 200030, China;

⁴ State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics (LASG), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China

Typhoon activities and the relevant severe weather lead to disastrous loss of life and property in coastal cities of China. Numerical prediction of typhoons is the key to typhoon disaster mitigation and prevention. Ensemble prediction is a feasible method to quantify and reduce the uncertainty of numerical weather forecasts. This paper summarizes the research progress of typhoon ensemble forecasting in recent years, including the initial ensemble perturbation and the model perturbation schemes and statistical ensemble forecast post-processing techniques. Next, the developments of the main global and regional ensemble forecast systems worldwide for typhoons, including the advancements in China, are reviewed. Finally, based on the review, the remaining problems and possible research directions for typhoon ensemble forecasting are proposed and discussed.

typhoon ensemble forecasts; initial ensemble perturbation; model perturbation; ensemble post-processing technology; review

doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20211124001

(责任编辑:刘菲)