第45卷 第4期　　气 象 科 学　　Vol. 45, No.4
2025年8月　　Journal of the Meteorological Sciences　　Aug., 2025

王静,张楠,李红祺,等.对流尺度集合预报初值扰动技术及系统应用研究进展.气象科学,2025,45(4):525-534.
WANG Jing, ZHANG Nan, LI Hongqi, et al. Advances in initial perturbation techniques and systemic application research for convective-scale ensemble prediction.Journal of the Meteorological Sciences, 2025,45(4):525-534.

对流尺度集合预报初值扰动技术及系统应用研究进展

王静[1,2]　张楠[1,2]　李红祺[3]　杨晓君[1,2]　韩雨盟[4]　王婧卓[3]　刘昕[5]

(1 天津市海洋气象重点实验室,天津 300074; 2 天津市气象台,天津 300074; 3 中国气象局地球系统数值预报中心,北京 100081; 4 天津市蓟州区气象局,天津 301900; 5 国家气象中心,北京 100081)

摘要　对流尺度集合预报系统(Convective-scale Ensemble Prediction System, CEPS)具有时空高分辨率,能提供概率预报,对于提高强对流天气的可预报性具有重要意义。目前,CEPS 已经成为业务中心建设的重点,而初值扰动方法是攻关技术难点之一,目前业务上主要的初值扰动方案有:动力降尺度、集合资料同化及奇异向量等,也有学者将中尺度集合预报的初值扰动方法如增长模繁殖法方案及混合扰动方法沿用到对流尺度集合预报中。然而现有方案尚未考虑快速增长的非线性扰动,开发能够描述初始场非线性增长信息的初值扰动方法,是 CEPS 的一个发展方向。国际上一些先进的数值预报中心和机构已成功地将 CEPS 应用到业务天气预报中,从现有的 CEPS 对强降水天气事件预报可见,CEPS 能够为大量级降水提供概率预报,对暴雨的极端性有较好的参考意义,而集合平均的参考性并不强,其对强降水的预报仍然存在改进空间。人工智能技术的进步为集合预报的发展带来了新契机,首先集合预报能够为人工智能模型训练提供优质的数据基础;其次,构建基于人工智能的集合预报模型避免了传统集合预报的高耗能问题;此外,利用人工智能技术对集合预报结果进行后处理,可提升集合预报的使用效率。随着数值天气预报逐步实现精细化,CEPS 与人工智能相结合也将是未来发展的一个重要方向。

关键词　对流尺度; 集合预报; 强对流; 初值扰动

分类号: P456.7　　**doi**:10.12306/2025jms.0019　　**文献标识码**: A

Advances in initial perturbation techniques and systemic application research for convective-scale ensemble prediction

WANG Jing[1,2]　ZHANG Nan[1,2]　LI Hongqi[3]　YANG Xiaojun[1,2]
HAN Yumeng[4]　WANG Jingzhuo[3]　LIU Xin[5]

(1 *Tianjin Key Laboratory for Oceanic Meteorology*, *Tianjin* 300074, *China*;
2 *Tianjin Meteorological Observatory*, *Tianjin* 300074, *China*;
3 *China Meteorological Administration (CMA) Earth System Modeling and Prediction Centre (CEMC)*, *Beijing* 100081, *China*;
4 *Jizhou District Meteorological Bureau*, *Tianjin* 301900, *China*;
5 *National Meteorological Centre*, *China Meteorological Administration*, *Beijing* 100081, *China*)

Abstract　Convective-scale Ensemble Prediction System (CEPS), characterized by its high spatiotemporal resolution and capability to provide probabilistic forecasts, plays a critical role in improving the predictability of severe convective weather. Currently, CEPS has become a key focus in

收稿日期(Received):2024-09-19;**修改稿日期**(Revised):2025-01-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42205166;42475167);中国气象局气象能力联合提升研究专项(24NLTSQ010);中国气象局青年创新团队项目(CMA2024QN05)

通信作者(Corresponding author):张楠(ZHANG Nan). nanzhangnanzhang@163.com

operational center development, with initial perturbation methods being one of the challenging technical issues. Primary operational initial perturbation schemes include dynamic downscaling, ensemble data assimilation, and singular vectors. Some researchers have also adapted mesoscale ensemble forecast perturbation methods such as the BGM (Breeding of Growing Modes) scheme and hybrid perturbation approaches to CEPS. However, existing methodologies have yet to account for rapidly amplified nonlinear perturbations. The development of initial perturbation methods capable of characterizing nonlinear growth dynamics in initial fields represents a pivotal direction for CEPS innovation. Some international numerical weather prediction centers and institutions have successfully implemented CEPS in operational weather forecasting. Evaluations of CEPS performance in forecasting heavy precipitation events reveal its effectiveness in providing probabilistic predictions for extreme rainfall magnitudes, offering valuable insights into the extremity of storm events. However, ensemble mean forecasts demonstrate limited utility, indicating substantial room for improvement in predicting intense precipitation. Advancements in Artificial Intelligence (AI) technology present new opportunities for advancing ensemble forecasting. Firstly, ensemble forecasts provide high-quality datasets for training AI models. Secondly, AI-driven ensemble forecasting frameworks could circumvent the high energy consumption inherent in traditional ensemble methods. Furthermore, AI-based post-processing of ensemble forecast outputs could enhance operational efficiency. As numerical weather prediction progresses toward finer precision, the integration of CEPS with AI technologies is poised to become a vital future development direction.

Key words convective-scale; ensemble forecast; severe convective weather; initial perturbation

引 言

强对流天气时空尺度小、破坏性强,具有局地性和突发性的特征,其发生往往会对国家经济发展和人民生命财产安全造成较为严重的损失,而对其预报预警一直是业务中的重点和难点。目前国内外对于0~2 h的临近天气预报技术主要基于经验外推预报结合人工智能及数值天气预报的方式,对于短时天气的预报(0~12 h)仍然依赖于数值天气预报。中国气象局全球与区域同化预报系统(Global/Regional Assimilation and Prediction System, GRAPES,现称CMA模式)是我国自主研发的数值天气预报模式,包含全球模式、区域模式、台风模式等,并发展了全球和区域的集合预报系统,在实际业务天气预报中得到了广泛的应用。随着数值天气预报的精细化,具有时空高分辨率的对流尺度数值天气预报模式(Convection-Allowing models, CAMs)成为捕捉中小尺度强对流天气的重要手段。2020年,CMA-Meso v5.0版本实现了3 km分辨率快速循环同化,为精细化预报和强对流天气预报提供了有效支撑。然而在对流尺度模式下,初始场微小的误差可能快速增长,而中小尺度天气信息也需要在模式中得到充分表达,此外模式动力和物理过程之间存在较强的非线性相互作用,这对于对流系统的触发、传播,降水的强度和落区预报等有重要的影响[1],可见,对流尺度数值天气预报中存在极大的不确定性。Epstein[2]及Leith[3]提出了集合预报理论,指出模式方程的单一数值解应当由一个概率密度分布函数代替。开发对流尺度集合预报系统(Convective-scale Ensemble Prediction System, CEPS)对于提高强对流天气预报的可预报性具有重要意义。CEPS的扰动方案包括初值扰动、侧边界扰动及模式扰动,而合理的初值扰动方案是对流尺度集合预报系统的基础[4]。初值扰动方案的优劣在于是否能体现初始误差的时空分布特征[5],而在对流尺度模式中,初始误差的来源及其增长的速度均与天气尺度存在明显差别,CEPS的初始扰动场需要代表对流尺度模式初值误差三维分布特征[6-8]。

目前业务和科研中CEPS所使用的初值扰动方法不尽相同,各有优缺,本文对现行CEPS初值扰动方法进行归纳,期望为发展CEPS初值扰动方案提供参考;对国内外业务和科研中主要的对流尺度集合预报系统进行回顾;分析了CEPS应用现状及存在的问题,期望为初值扰动改进方案提供理论依据;进一步探索了人工智能技术在集合预报中的应用;最后对CEPS的发展进行总结和展望。

1　对流尺度集合预报初值扰动技术研究进展

对流尺度模式水平分辨率一般在 1~4 km,不再使用积云对流方案,可以较为详细地刻画中小尺度天气系统的特征,但仍然不能完全分辨对流单体中湍流夹卷、上升和下沉运动。Hohenegger, et al[9] 指出对流尺度中初始误差倍增的速度(doubling time,即达初始两倍)是天气尺度模式的 10 倍,而且在湿对流过程中,小振幅误差可以通过升尺度转移,影响更大尺度天气系统的可预报性[10]。因此,如何准确表征对流尺度模式初始误差,是当前对流尺度集合预报业务亟需解决的问题[11-12]。

对流尺度集合预报的初值扰动方案应当合理描述分析场中能够快速增长的中小尺度信息,并使初值扰动与模式区域大小分辨率及侧边界相适应。下面对业务中常用的几种初值扰动方法进行简要介绍:

(1)动力降尺度(Dynamical Downscaling)方案直接将全球集合预报或者区域中尺度集合预报的集合分析场(或扰动场)插值到高分辨率集合预报模式中,从而得到相应分辨率的初始扰动,该方法能保证初始扰动场与侧边界条件扰动相匹配,避免初始场的不平衡[13],并保留原有初始场的信息。缺点是初始扰动的质量依赖于粗分辨率的集合分析场(或扰动场),且积分后期离散度的增长有限。

(2)集合资料同化(Ensemble Data Assimilation,EDA)方法通过对所有成员进行资料同化形成多组分析初值,从而改善所有成员的初值质量,是一种有效的初值扰动方法,目前在 ECMWF 全球集合预报系统中得到了应用[14],其成员源自于 4D-Var,该方法的优点是有效利用了同化的观测信息,缺点是离散度不足。张涵斌等[15] 使用随机观测扰动结合 EDA 的方式构造了华北对流尺度集合预报模式,结果表明基于观测扰动的 EDA 既可以通过资料同化提升集合成员初值的准确性,又可以表征初值分析场中来源于观测资料的不确定性。集合转换卡尔曼滤波方法(Ensemble Transform Kalman Filter,ETKF)也是一种基于集合的初值扰动方法[16],该方案所构造的初始扰动中包含了分析不确定性,缺点是不能保证与侧边界扰动相匹配,且离散度不足。

(3)奇异向量(Singular Vectors,SVs)是国际上比较常用的初值扰动方法之一,它基于切线性模式和伴随模式,在特定的约束条件下反映了相空间扰动增长最快的方向,数学理论清晰。目前国际上多采用全球模式的奇异向量构造集合预报初值扰动,由于初始误差的增长具有多尺度特征,如何在区域模式中考虑中小尺度扰动信息成为了业务发展的关键问题。Ono, et al[17-18] 基于日本中尺度集合预报系统组合了三种不同时空尺度的奇异向量,构造了多尺度的奇异向量组合初值,该方案能够有效提升暴雨事件的预报概率。叶璐等[19] 基于 CMA 模式开展了多尺度奇异向量研究,结果表明多尺度奇异向量在集合一致性、连续等级概率评分、离群值等方面有一定的优势,相比于单一尺度奇异向量法有较好的预报技巧。LIU, et al[20] 也基于 CMA 全球模式对比了不同季节中 32 个个例的不同尺度奇异向量空间结构与集合预报效果,指出多尺度奇异向量能够提升集合预报技巧。目前中国气象局地球系统数值预报中心建设的对流尺度集合预报系统中,初值扰动也采用了多尺度奇异向量方案。

也有学者将中尺度区域集合预报中的初值扰动方法沿用到了对流尺度区域集合预报中,如高峰等[21]、马申佳等[22]、陈超辉等[23] 将 BGM(Breeding of Growing Modes)方法沿用到对流尺度集合预报中,该方法的优点是动力学意义明确,同时考虑了实际资料中可能出现的误差。缺点是扰动场之间离散度不足,集合预报技巧受初始扰动的振幅影响,数学理论意义不明确。WANG,et al[24-25] 采用滤波和谱分析方法从区域模式集合中提取小尺度扰动,并从 ECMWF 全球集合预报中提取大尺度扰动,将两者混合,形成混合多尺度扰动。庄潇然等[4] 使用混合扰动方法为对流尺度集合预报产生初值,指出该方法能够有效解决 ETKF 方法对于侧边界的不匹配问题,从提高集合预报技巧的角度来看,需要通过多次试验选取适当的滤波参数。然而对于对流尺度集合预报而言,非线性增长的扰动可能会在滤波过程中被剔除。

现行的 CEPS 初值扰动方案尚未考虑快速增长的非线性扰动,然而非线性增长特征是对流尺度天气中不可忽视的一部分,因此,发展一种能够描述初始场非线性增长信息的初值扰动方法,对于构造对流尺度集合预报具有重要的意义。条件非线性最优扰动(Conditional Nonlinear Optimal Perturbation,CNOP)方法是我国科学家率先提出的捕捉非线性扰动增长特征的扰动方法[26-27],目前已成功运用到大气和海洋科学的研究中。而集合投影求解 CNOP 算法不依赖于切线性模式和伴随模

式,解决了 CNOP 计算代价的问题[28-29]。王静[30]采用集合投影算法求解了全球模式的 CNOP,建立了基于 GRAPES 全球集合预报模式的 CNOP 正交非线性集合初值扰动系统,有效捕捉了短期预报中非线性增长的初始扰动,因此,CNOP 对于对流尺度集合预报而言是一种具有潜力的非线性初值扰动方案。

2 业务天气对流尺度集合预报系统研究进展

目前,国际上一些先进的数值预报单位和研究机构已成功地将 CEPS 应用到业务天气预报中[1]。NCAR 研发了基于 EnKF 的 3 km 集合预报系统,预报时效为 48 h,集合成员为 10 个,其初值扰动由基于集合卡尔曼滤波技术的资料同化系统产生,侧边界使用全球模式动力降尺度并叠加随机扰动,未开启模式扰动。英国气象局于 2013 年运行了 2.2 km 水平分辨率的集合预报系统 MOGREPS-UK,预报时效为 54 h,集合成员为 12 个,初值扰动和侧边界扰动均来自全球集合预报系统的动力降尺度,模式扰动采取随机参数扰动方案(Stochastically Perturbed Parameterizations scheme, SPP)。法国气象局研发了 2.5 km 的对流尺度集合预报系统 AROME-EPS,预报时效为 45 h,集合成员为 12 个,初值和侧边界扰动来自短期集合预报系统的动力降尺度扰动,模式扰动采用随机参数化倾向扰动方案(Stochastically Perturbed Parameterization Tendencies, SPPT)。德国气象局研发了 2.2 km 的集合预报系统 COSMO-D2-EPS,其初值扰动由局地集合变换卡尔曼滤波的同化系统产生,侧边界扰动来自于全球集合预报,模式扰动采用多物理参数法,对浅对流夹卷率、渐近混合长度等多个物理参数进行扰动,以得到合理的集合离散度,预报时效为 27 h,集合成员为 20 个。此外,俄罗斯、韩国等气象中心也开发了对流尺度区域集合预报,初值扰动多采用动力降尺度方案。

中国气象局区域对流尺度集合预报系统 CMA-REPS v4.0 已通过业务化评审,其单模式采用 CMA-Meso 3 km(v5.1)系统。CMA-Meso 3 km(v5.1)整合了 3 km 分辨率 CMA 区域模式系统和 CMA-Meso 快速循环同化预报系统,无积云参数化方案(可采用浅对流参数化方案)。背景场和边界条件以 NCEP 全球模式当前时刻分析和预报数据作为基准。每次同化分析后,将全球分析或预报场的大尺度信息与区域的中小尺度信息结合起来形成新的初始场[31-33],以吸收更多的高频观测资料。云分析方案采用 ARPS(Advanced Regional Prediction System)模式中的方案[34],增加了高质量的常规探空资料、地面观测资料、以及卫星和雷达资料,为集合预报常规观测资料扰动和雷达资料扰动提供了基础。诸多学者对 CMA-Meso 3 km 对流尺度模式的降水预报能力开展了广泛的评估分析[35-36],结果表明模式中初始水汽和云中水物质条件的改进很大程度上能提高华南暖区暴雨的预报能力,模式对风暴等强对流天气的预报明显优于业务 10 km 模式。

有学者基于 CMA-Meso 3 km 模式开展了集合预报系统初值扰动[7-8]和模式扰动方面[37-38]的试验,目前 CMA 对流尺度集合预报系统 CMA-REPS v4.0 参数设置见表 1,初值扰动技术采用了多尺度奇异向量初值扰动方案,首先生成不同尺度的奇异向量分别代表不同尺度的初始误差,利用最优谱截断将三种尺度的奇异向量混合,将其与观测扰动分析场融合,以代表初始场的不确定信息,模式扰动采用随机参数化倾向扰动方案,侧边界采用动态扰动振幅调整的混合侧边界扰动方案,预报时效为 72 h,集合成员为 15 个。

表 1 CMA-REPS v4.0 模式参数详情

Table 1 Details of CMA-REPS v4.0 model parameters

参数类型	参数配置
集合模式名称(版本)	CMA-REPS(v4.0)
单模式名称(版本)	CMA-Meso 3 km(v5.1)
预报区域	10°~60°06′N,70°~145°E
水平分辨率	0.03°×0.03°(3 km)
垂直层数	50 层
格点数	2 501×1 601

我国也有许多科研业务单位开展了对流尺度集合预报系统的建设。北京城市气象研究院基于睿图模式研发了 3 km 的对流尺度集合预报系统,初值扰动方案使用集合同化(EDA),同时对观测进行了扰动,集合成员数 21 个,模式扰动采用 SPPT 方案[15],内蒙古气象局引进了该系统,并对比了观测扰动与降尺度扰动方案的预报效果[39],认为观测扰动对于提高对流尺度集合预报有重要意义。重庆市气象局基于 WRF 模式开发了 3 km 的对流尺度集合预报模式,初值和侧边界扰动均由动力降尺度获得,陈良吕等[40]对模式中地形扰动开展了研究。深圳市气象局与美国俄克拉荷马大学风暴分析和预

报中心合作建立了水平分辨率为 4 km 的深圳对流尺度集合预报系统,并于 2014 年开始在国家超算深圳中心高性能计算平台上实现业务化运行。

3 对流尺度集合预报在强降水天气事件中的应用研究进展

我国幅员辽阔,区域性暴雨具有很强的地域性特征,而对流尺度集合预报所关注的范围一般较小,下文简要介绍几个不同区域对流尺度集合预报的应用效果。

陈良吕等[41]分析了重庆地区一次暴雨过程的对流尺度集合预报,指出概率匹配平均预报对于暴雨和大暴雨量级降水的预报技巧优于控制预报,也优于集合平均,集合平均失去了暴雨预报的极端性特征,因此在实际业务中,集合成员的极端特征可以进一步开发应用。叶茂等[42]分析了川渝地区的对流尺度集合预报系统对本地降水的预报性能,认为集合平均相对于控制预报有所提高,集合平均在中雨到大雨量级上有指导意义,概率匹配对大量级降水有明显优势;在高海拔地区中雨以上量级存在正偏差。胡婧婷等[43]的研究也表明重庆对流尺度集合预报的控制预报、集合平均预报等 24 h 累计降水概率空间中稳定公平误差评分(Stable Equitable Error in Probability Space,SEEP)都呈现出川东较高、渝东北和渝东南较低的空间分布特征,可见复杂地形下,对流尺度集合预报系统的预报能力受到影响。

江崟等[44]对深圳对流尺度集合预报系统在华南暴雨中的应用开展了研究,基于频率匹配方法的降水偏差订正技术能有效订正深圳对流尺度集合预报的集合平均降水预报的雨量和雨区面积的系统性偏差,降水预报强度和雨区范围得到改善。王德立等[45]评估了深圳对流尺度集合预报系统对台风降水的预报能力,指出该系统对台风 24 h 降水预报具有较好的参考价值,有效提高了暴雨预报评分,同时集合平均对特大暴雨预报能力不足。陈训来等[46]利用深圳市气象局业务对流尺度集合预报系统分析了华南地区一次极端暴雨过程,结果表明:对流尺度集合预报系统对该过程有较好的预报能力,集合平均的强降水中心和观测基本一致。

张涵斌等[15]基于北京睿图集合模式开展了华北对流尺度集合预报系统 EDA 方案批量试验,结果表明该方案能够改善强降水的漏报,同时在小雨、中雨及大雨量级上有较好的概率预报评分。

WANG,et al[37]和陈黛雅等[38]基于 CMA 模式对广州“5·7”暴雨开展了对流尺度集合预报试验,基于 CNOP 的模式扰动技术可以对暖区暴雨的改进提供有效参考。马雅楠[47]基于 CMA 对流尺度模式开展了集合预报试验,结合背景误差和二维随机型,构建了不同尺度的初始扰动场,分析了华南前汛期暴雨、江南暴雨和华北暴雨的一次典型天气过程,试验表明对流尺度集合预报模式对这三种类型的降雨均有所体现。吴卓亨等[8]基于 CMA 对流尺度集合预报设计了集合同化观测扰动与云分析雷达反射率滤波阈值调整方案,对“21·7”河南郑州极端暴雨进行了分析,结果显示方案能够使降水集合离散度迅速增长,有利于提升极端降水预报能力。

杭州亚运会期间,浙江省气象局联合中国气象局地球系统数值预报中心建立了一套对流尺度集合预报业务系统,模式分辨率为 3 km,控制预报初值采用全球模式(Global Forecast System,GFS)初值,初值扰动方案为集合资料同化结合多尺度奇异向量,模式扰动为随机物理过程倾向扰动方案,集合成员数为 15 个,输出逐小时预报产品,在杭州亚运气象保障期间提供了赛事高相关气象要素(降水、气温、风速)预报不确定性信息的服务。研发逐小时的风速箱线、风向玫瑰组合图、分解模式预报风的风速箱体图产品等,为专业赛事提供了保障。对降水的检验发现,该对流尺度集合预报系统在 3 mm 阈值以及 24 h 提前量下的大量级(10 mm 和 20 mm 阈值)降水邻域空间检验分数技巧评分(Fraction-Skill Score,FSS)优于 CMA-MESO 1 km 模式,FSS 方法主要在给定尺度范围内,统计降水频率,旨在评估高分辨率模式下降水空间尺度变化,结果显示 CEPS 展示出更高的空间降水预报技巧。

许多学者基于 WRF 模式开展了对流尺度集合预报强降水模拟试验,如朱科锋等[48]基于对流可分辨尺度集合预报对河南“21·7”极端降水开展研究,王明欢等[49]、熊洁等[50]开展了物理倾向扰动及不同随机扰动方案在暴雨对流尺度集合预报中的研究,这些方案都能在不同程度上改善暴雨的预报技巧。由此可见,对流尺度集合预报在强降水天气中具有较高的应用价值,对暴雨的极端性有较好的参考意义,同时从现有研究中发现,在对流尺度集合预报中,集合平均的参考性并不强,而概率匹配技术[22]考虑了所有集合成员的预报值及集合平均结构,突出极端信息,有利于提升暴雨预报技巧。实

际业务中,可以利用对流尺度集合预报资料开展客观预报产品研发,以提升集合预报资料的利用效率。

4 人工智能技术在集合预报的应用研究进展

近年来,随着人工智能技术的快速发展,基于数据驱动的AI技术在天气预报方面取得了长足的进展,对传统的经典数值天气预报带来了冲击与挑战。对于集合预报而言,庞大的计算体系、资料存储及数据分析是限制其应用与发展的难题,而人工智能技术在处理大数据方面具有明显优势,这为集合预报的发展带来了契机。目前,人工智能技术与集合预报的结合主要有三种形式:

(1)基于集合预报海量数据样本的人工智能模型训练

Pathak, et al[51]基于随机扰动方法生成了1 000个初始扰动场在FourCastNet开展全球中期集合预报试验,结果表明其集合平均的均方根误差在中期预报时效内优于确定性预报。BI, et al[52]基于随机扰动方法生成了100个初始扰动场并在PGW开展集合预报试验,也得到了相似的结论。HU, et al[53]基于K-L散度训练得到了一个可以输出100个全球集合预报的模型SwinVRNN,该模型在RMSE和离散度的平衡关系较随机扰动方法更合理,同时保持了计算效率的优势。然而随机扰动构造的初始样本难以合理体现预报不确定性的特征。

Scher , et al[54]将NCEP全球集合预报(Global Ensemble Forecast System, GEFS)的回报数据作为训练数据,分别将均方根误差和离散度作为损失函数,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)训练预报模型模拟500 hPa位势高度的预报不确定性,结果表明CNN模型可以提供中期预报时段内不确定性的标量值,但CNN模型的离散度不如NCEP-GEFS。Clare, et al[55]将ERA5再分析资料重组成满足高斯分布的集合样本,以交叉熵作为损失函数,基于Dropout集成学习技术和ResNet(残差网络)模型构建了集合神经网络预报模型,然而模型存在离散度低估的问题。Brecht, et al[56]基于ECMWF全球集合预报资料和降水数据作为训练数据,结合条件生成对抗神经网络构建500 hPa位势高度离散度估计模型,输入确定性预报场即可估计出对应预报时刻的500 hPa位势高度离散度的空间分布,其离散度的空间分布与IFS全球集合预报特征相似。此外,Scher, et al[57]和DUAN, et al[58]的研究也表明集合预报数据能够为人工智能训练提供训练样本,模型是否能够反映大气不确定信息仍有待探索。此类研究局限于某类集合预报物理量或者参数,未能建立系统性的集合预报模型。

(2)构建基于人工智能的集合预报模型

LI, et al[59]提出一种基于概率扩散模型的人工智能技术(Generative Artiffcial Intelligence, GAI)构建天气集合预报模型,该方案从数据集中提取统计先验信息,并能够从概率分布中进行采样。降低了生成集合预报的成本,采样过程的计算效率高于基于物理的数值天气预报模型,将其命名为Scalable Ensemble Envelope Diffusion Sampler(SEEDS),SEEDS可以基于业务数值天气预报系统的少量预报生成任意大小的集合,与ECMWF的业务全球集合预报系统进行对比,在均方根误差和连续排名概率评分等指标上甚至超过了基于物理过程的集合预报。

Price, et al[60]在GNN架构中引入扩散模型训练得到了包含50个集合成员的GenCast全球中期集合预报模型,研究表明在使用相同的初始条件下GenCast的概率预报技巧有96%优于ECMWF的全球集合预报,同时该方案具有计算高效的特征。在Price, et al[61]2025年的研究中,GenCast以12 h为步长、0.25度分辨率多个地表和大气变量生成了为期15 d的全球预报集合,整个过程只需8 min。在评估的1 320个目标中,GenCast在97.2%的目标上表现优于ECMWF的全球集合预报,并且能更准确地预测极端天气、热带气旋路径等。研究同时指出,目前方案所使用的分辨率较粗,提升分辨率将是有益的尝试。

(3)利用大数据处理方式对集合预报结果进行后处理

杨绚等[62]深入总结了深度学习在智能网格预报中的应用进展,指出随着深度学习在集合预报统计后处理方面的应用,参数化和非参数化后处理技术均迎来了新的扩展。Rasp, et al[63]提出基于神经网络的集合预报参数化后处理方案,该工作利用ANN确定地面气温集合预报高斯分布的参数,利用连续排序概率得分(Continuous Ranked Probability Score,CRPS)作为损失函数进行模型训练,结果表明相较于EMOS和机器学习等方法,该方案订正后气温集合预报的CRPS改善明显。Ghazvinian, et al[64]将该方法应用于中、短期降水集合预报的订正。在非参数化后处理技术方面主要分为三种:①

基于神经网络的条件分位数回归方法[65-66],该方法是分位数回归方法[67]的扩展,这种方法利用神经网络得到分位数函数的近似值,从而拟合预报量的概率分布。②概率分布估计方法,Scheuerer,et al[68]利用该方法基于 ANN 对中、短期降水集合预报进行统计后处理,相对于传统方法得到了更高的降水概率预报可靠性。Veldkamp, et al[69]基于 CNN 使用该方案对风速集合预报的概率分布进行建模,结果表明订正后风速的均方根误差比线性回归方法有所降低。③基于自注意机制的 Transformer 模型应用于集合预报统计后处理,该方法是逐成员订正的扩展。该模型不再利用集合成员的统计量,而是直接处理全部集合成员,并且输出订正后空间连贯的一组集合成员,Finn[70]的研究表明模型的订正预报准确率比 ECMWF 原始集合预报和 Rasp, et al[63]神经网络模型的更高。

总的来说,现有的人工智能研究大多基于稳定运行的全球集合预报模式,对流尺度集合预报系统与人工智能的结合是未来发展的一个重要方向。人工智能技术在处理非线性关系方面具有独特的优势,通过训练和优化,AI 模型可以逐渐适应数据的非线性特征,这对于对流尺度集合预报而言是一种有益的尝试;高分辨率高频次的对流尺度集合预报海量数据也可以为人工智能模型提供优质的训练样本;从业务角度而言,基于大数据处理技术对海量的集合预报进行选择和优化,可以进一步提高集合预报的准确性与及时性,进而提升集合预报资料在业务中的可利用效率。

5　结论

对流尺度集合预报系统已经成为强对流天气预报的重要工具,它为灾害天气的预警提供了有效概率预报参考,可进一步减轻突发灾害性天气对国民经济和生命安全造成的损失。然而在高分辨率的模式中,如何准确表征对流尺度模式初始误差,是当前亟需解决的问题。当前在业务上主要的初值扰动方案有:动力降尺度、集合资料同化及奇异向量等,也有将中尺度集合预报的初值扰动方法沿用到对流尺度集合预报的相关研究。非线性是对流尺度天气中不可忽视的一部分,而目前 CEPS 初值扰动方案中尚未考虑非线性扰动,发展能够描述初始场非线性增长特征的初值扰动方法,是对流尺度集合预报发展的方向。

CEPS 是各大数值预报中心业务中的重要组成部分,然而其精细化时空分辨率造成的高耗能与高存储对于业务而言存在一定压力。在我国,除数值预报中心建立了全国范围的 CEPS 外,北京、重庆、深圳、杭州等城市也建立了区域的 CEPS 以支撑本地预报业务,然而这些区域 CEPS 覆盖范围有限。从现有的对流尺度集合预报系统对强降水天气事件预报的研究可以发现,对流尺度集合预报能够为大量级降水提供概率预报,对暴雨的极端性有较好的参考意义;同时也可以发现,在对流尺度集合预报中,集合平均的参考性并不强,针对强降雨的落区和量级仍然需要进行客观改进,例如概率匹配技术等。对流尺度集合预报输出数据的高频次及精细化分辨率也使得需要解析的数据更为庞大,目前对流尺度集合预报在业务上利用率有限,如何在海量的数据中提取预报关键信息,为预报员提供更加直观便捷的预报资料也是对流尺度集合预报发展所需要解决的问题。

人工智能技术的发展为集合预报的发展带来了新的机遇,集合预报能够为人工智能模型训练提供优质的数据基础;构建基于人工智能的集合预报模型可以避免传统集合预报的大量计算问题,目前已经实现的人工智能集合预报系统(GenCast)所利用的模式资料分辨率仍较低,基于对流尺度模式开展人工智能集合预报技术将是有益的尝试;此外,利用人工智能技术对集合预报结果进行后处理,可提升集合预报的使用效率。总的来说,人工智能技术的高效计算与便捷存储能够使集合预报摆脱高耗能高存储的困境,同时有利于集合预报从研发单位走向业务终端,有利于业务单位科研人员基于集合预报产品进行人工智能技术研发。我们期待未来人工智能技术与对流尺度集合预报系统有进一步的融合发展,进一步发展强对流天气预警预报技术,从而提升灾害性天气预警能力。

致谢:本文写作过程中得到了中国气象局地球系统数值预报中心陈静总工程师的指导与帮助,在此表示感谢!

参　考　文　献

[1]　王璐, 沈学顺. 对流尺度集合预报与模式不确定性研究进展. 气象, 2019, 45(8): 1158-1168.
WANG Lu, SHEN Xueshun. Review on the representation of model uncertainty in convection-allowing ensemble prediction system. Meteorological Monthly (in Chinese), 2019, 45(8): 1158-1168.

[2] Epstein E S. Stochastic dynamic prediction. Tellus, 1969, 21(6): 739-759.

[3] Leith C E. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts. Mon. Wea. Rev., 1974, 102(6): 409-418.

[4] 庄潇然, 闵锦忠, 武天杰, 等. 风暴尺度集合预报中不同初始扰动的多尺度发展特征研究. 高原气象, 2017, 36(3): 811-825.
ZHUANG Xiaoran, MIN Jinzhong, WU Tianjie, et al. Development mechanism of multi-scale perturbation based on different perturbation methods in convection-allowing ensemble prediction. Plateau Meteorology (in Chinese), 2017, 36(3): 811-825.

[5] 杜钧. 集合预报的现状和前景. 应用气象学报, 2002, 13(1): 16-28.
DU Jun. Present situation and prospects of ensemble numerical prediction. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 2002, 13(1): 16-28.

[6] Johnson A, WANG Xuguang. A study of multiscale initial condition perturbation methods for convection-permitting ensemble forecasts. Mon. Wea. Rev., 2016, 144(7): 2579-2604.

[7] 马雅楠, 陈静, 徐致真, 等. GRAPES 对流尺度集合预报模式中不同尺度初始扰动能量的演变特征. 大气科学, 2023, 47(5): 1541-1556.
MA Yanan, CHEN Jing, XU Zhizhen, et al. Evolution characteristics of initial perturbation energy at different scales in convection-permitting ensemble prediction of GRAPES. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 2023, 47(5): 1541-1556.

[8] 吴卓亨, 陈静, 张涵斌, 等. 2021 年“7·20”郑州暴雨极端雨强对流尺度集合预报试验. 大气科学, 2024, 48(6): 2389-2404.
WU Zhuoheng, CHEN Jing, ZHANG Hanbin, et al. Convective-scale ensemble forecast experiment of extreme rainfall intensity for “7·20” severe torrential rain in Zhengzhou, 2021. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 2024, 48(6): 2389-2404.

[9] Hohenegger C, Schar C. Atmospheric predictability at synoptic versus cloud-resolving scales. Bull. Amer. Meteor. Soc., 2007, 88(11): 1783-1794.

[10] BEI Naifang, ZHANG Fuqing. Impacts of initial condition errors on mesoscale predictability of heavy precipitation along the Mei-Yu front of China. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 2007, 133(622): 83-99.

[11] 陈静, 李晓莉. GRAPES 全球/区域集合预报系统 10 年发展回顾及展望. 气象科技进展, 2020, 10(2): 9-18, 29.
CHEN Jing, LI Xiaoli. The review of 10 years development of the GRAPES global/regional ensemble prediction. Advances in Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2020, 10(2): 9-18, 29.

[12] 沈学顺, 王建捷, 李泽椿, 等. 中国数值天气预报的自主创新发展. 气象学报, 2020, 78(3): 451-476.
SHEN Xueshun, WANG Jianjie, LI Zechun, et al. China's independent and innovative development of numerical weather prediction. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2020, 78(3): 451-476.

[13] Caron J F. Mismatching perturbations at the lateral boundaries in limited-area ensemble forecasting: a case study. Mon. Wea. Rev., 2013, 141(1): 356-374.

[14] Buizza R, Houtekamer P L, Pellerin G, et al. A comparison of the ECMWF, MSC, and NCEP global ensemble prediction systems. Mon. Wea. Rev., 2005, 133(5): 1076-1097.

[15] 张涵斌, 计燕霞, 陈敏, 等. 基于观测扰动的集合预报 EDA 初值扰动方法研究. 气象, 2022, 48(4): 406-417.
ZHANG Hanbin, JI Yanxia, CHEN Min, et al. Study on the EDA initial condition perturbation method for ensemble prediction system based on observation perturbation. Meteorological Monthly (in Chinese), 2022, 48(4): 406-417.

[16] ZHANG Hanbin, CHEN Jing, ZHI Xiefei, et al. Study on multi-scale blending initial condition perturbations for a regional ensemble prediction system. Adv. Atmos. Sci., 2015, 32(8): 1143-1155.

[17] Ono K. Extension of the Lanczos algorithm for simultaneous computation of multiple targeted singular vector sets. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 2020, 146(726): 454-467.

[18] Ono K, Kunii M, Honda Y. The regional model-based mesoscale ensemble prediction system, MEPS, at the Japan meteorological agency. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 2021, 147(734): 465-484.

[19] 叶璐, 刘永柱, 陈静, 等. 集合预报多尺度奇异向量初值扰动方法研究. 气象学报, 2020, 78(4): 648-664.
YE Lu, LIU Yongzhu, CHEN Jing, et al. A study on multi-scale singular vector initial perturbation method for ensemble prediction. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2020, 78(4): 648-664.

[20] LIU Xin, CHEN Jing, LIU Yongzhu, et al. An initial perturbation method for the multiscale singular vector in global ensemble prediction. Adv. Atmos. Sci., 2024, 41(3): 545-563.

[21] 高峰, 闵锦忠, 孔凡铀. 基于增长模繁殖法的风暴尺度集合预报试验. 高原气象, 2010, 29(2): 429-436.
GAO Feng, MIN Jinzhong, KONG Fanyou. Experiment of the storm-scale ensemble forecast based on breeding of growing mode. Plateau Meteorology (in Chinese), 2010, 29(2): 429-436.

[22] 马申佳, 陈超辉, 何宏让, 等. 基于 BGM 的对流尺度集合预报试验及其检验. 高原气象, 2018, 37(2): 495-504.
MA Shenjia, CHEN Chaohui, HE Hongrang, et al. Experiment and verification of the convective-scale ensemble forecast based on BGM. Plateau Meteorology (in Chinese), 2018, 37(2): 495-504.

[23] 陈超辉, 李湘, 何宏让, 等. 基于对流尺度集合预报特性的局地增长模培育算法. 中国科学: 地球科学, 2018, 48(4): 510-520.
CHEN Chaohui, LI Xiang, HE Hongrang, et al. Algorithm based on local breeding of growing modes for convection-allowing ensemble forecasting. Science China Earth Sciences, 2018, 61(4): 462-472.

[24] WANG Yong, Bellus M, Geleyn J F, et al. A new method for generating initial condition perturbations in a regional ensemble prediction system: blending. Mon. Wea. Rev., 2014, 142(5): 2043-2059.

[25] WANG Yong, Bellus M, Wittmann C, et al. The Central European limited-area ensemble forecasting system: ALADIN-

LAEF. Quart.J.Roy. Meteor. Soc., 2011, 137(655): 483-502.

[26] MU Mu, DUAN Wansuo, WANG Bin. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications. Nonlinear Process. Geophys., 2003, 10(6): 493-501.

[27] MU Mu, DUAN Wansuo. A new approach to studying ENSO predictability: conditional nonlinear optimal perturbation. Chinese Sci. Bull., 2003, 48(10): 1045-1047.

[28] 王斌,谭晓伟. 一种求解条件非线性最优扰动的快速算法及其在台风目标观测中的初步检验. 气象学报,2009, 67(2): 175-188.
WANG Bin, TAN Xiaowei. A fast algorithm to obtain CNOP and its preliminary tests in a target observation experiment of typhoon. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2009, 67(2): 175-188.

[29] WANG Bin, TAN Xiaowei. Conditional nonlinear optimal perturbations: adjoint-free calculation method and preliminary test. Mon. Wea. Rev., 2010, 138(4): 1043-1049.

[30] 王静. GRAPES-GEPS 湿奇异向量和非线性初值扰动研究[博士论文]. 北京: 中国科学院大气物理研究所, 2021.
WANG Jing. Study on moist singular vectors and nonlinear initial perturbation in GRAPES-GEPS [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (in Chinese), 2021.

[31] 庄照荣, 陈静, 黄丽萍, 等. 全球和区域分析的混合方案对区域预报的影响试验. 气象, 2018, 44(12): 1509-1517.
ZHUANG Zhaorong, CHEN Jing, HUANG Liping, et al. Impact experiments for regional forecast using blending method of global and regional analyses. Meteorological Monthly (in Chinese), 2018, 44(12): 1509-1517.

[32] 庄照荣, 王瑞春, 李兴良. 全球大尺度信息在 3 km GRAPES-RAFS 系统中的应用. 气象学报, 2020, 78(1): 33-47.
ZHUANG Zhaorong, WANG Ruichun, LI Xingliang. Application of global large scale information to GRAEPS RAFS system. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2020, 78(1): 33-47.

[33] 庄照荣, 江源, 田伟红, 等. CMA-MESO 逐时快速更新同化预报系统及其短临预报效果初步分析. 大气科学, 2023, 47(4): 925-942.
ZHUANG Zhaorong, JIANG Yuan, TIAN Weihong, et al. Hourly rapid updating assimilation forecast system of CMA-MESO and preliminary analysis of short-term forecasting effect. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 2023, 47(4): 925-942.

[34] 朱立娟, 龚建东, 黄丽萍, 等. GRAPES 三维云初始场形成及在短临预报中的应用. 应用气象学报, 2017, 28(1): 38-51.
ZHULijuan, GONG Jiandong, HUANG Liping, et al. Three-dimensional cloud initial field created and applied to GRAPES numerical weather prediction nowcasting. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 2017, 28(1): 38-51.

[35] 吴亚丽, 蒙伟光, 陈德辉, 等. 一次华南暖区暴雨过程可预报性的初值影响研究. 气象学报, 2018, 76(3): 323-342.
WU Yali, MENG Weiguang, CHEN Dehui, et al. A study of the impact of initial conditions on the predictability of a warm-sector torrential rain over South China. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2018, 76(3): 323-342.

[36] 张小雯, 唐文苑, 郑永光, 等. GRAPES_3km 数值模式对流风暴预报能力的多方法综合评估. 气象, 2020, 46(3): 367-380.
ZHANG Xiaowen, TANG Wenyuan, ZHENG Yongguang, et al. Comprehensive evaluations of GRAPES_3 km numerical model in forecasting convective storms using various verification methods. Meteorological Monthly (in Chinese), 2020, 46(3): 367-380.

[37] WANG Lu, SHEN Xueshun, LIU Juanjuan, et al. Model uncertainty representation for a convection-allowing ensemble prediction system based on CNOP-P. Adv.Atmos. Sci., 2020, 37(8): 817-831.

[38] 陈黛雅, 沈学顺, 霍振华. 广州"5.7"暴雨预报的模式不确定性研究. 气象学报, 2023, 81(1): 58-78.
CHEN Daiya, SHEN Xueshun, HUO Zhenhua. A research on the model uncertainty in forecast of the 7 May 2017 heavy rainfall in Guangzhou. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2023, 81(1): 58-78.

[39] 计燕霞, 孙鑫, 张涵斌, 等. 内蒙古对流尺度集合预报初始扰动构造的模拟试验研究. 暴雨灾害, 2024, 43(2): 195-203.
JI Yanxia, SUN Xin, ZHANG Hanbin, et al. Study on the simulation experiment about initial condition perturbation construction for convection-allowing ensemble prediction system in Inner Mongolia. Torrential Rain and Disasters (in Chinese), 2024, 43(2): 195-203.

[40] 陈良吕, 吴钲, 高松. 对流尺度集合预报中模式地形扰动对其预报技巧的影响研究. 暴雨灾害, 2019, 38(6): 649-657.
CHEN Lianglü, WU Zheng, GAO Song. Study on the influence of model topography perturbation on prediction skill in a convection-allowing scale ensemble prediction system. Torrential Rain and Disasters (in Chinese), 2019, 38(6): 649-657.

[41] 陈良吕, 高松. 基于对流尺度集合预报方法对一次暴雨过程预报的分析. 暴雨灾害, 2023, 42(2): 160-169.
CHEN Lianglü, GAO Song. Analysis of the forecast performance of a rainstorm process based on a convective scale ensemble prediction system. Torrential Rain and Disasters (in Chinese), 2023, 42(2): 160-169.

[42] 叶茂, 吴钲, 高松, 等. 对流尺度集合预报对川渝地区降水的预报性能分析. 干旱气象, 2023, 41(1): 152-163.
YE Mao, WU Zheng, GAO Song, et al. Analysis on precipitation forecast performance of convective-scale ensemble system in Sichuan-Chongqing region. Journal of Arid Meteorology (in Chinese), 2023, 41(1): 152-163.

[43] 胡婧婷, 陈良吕, 夏宇. 对流尺度集合预报系统中地面要素释用产品的预报性能分析. 暴雨灾害, 2022, 41(2): 204-214.
HU Jingting, CHEN Lianglü, XIA Yu. Research on the application of surface elements ensemble forecast products of a convective scale ensemble prediction system. Torrential Rain and Disasters (in Chinese), 2022, 41(2): 204-214.

[44] 江崟, 陈训来, 朱江山, 等. 深圳对流尺度集合预报系统在华南暴雨中的应用研究. 气象科技进展, 2019, 9(3): 124-131.
JIANG Yin, CHEN Xunlai, ZHU Jiangshan, et al. Application of Shenzhen storm-scale ensemble forecast system in heavy rainfall of South China. Advances in Meteorological Science and Technology (in Chinese), 2019, 9(3): 124-131.

[45] 王德立, 黄辉军, 陈训来, 等. 深圳对流尺度集合预报系统对台风降水预报的检验评估. 热带气象学报, 2020, 36(6): 759-771.

WANG Deli, HUANG Huijun, CHEN Xunlai, et al. Verification and evaluation of typhoon precipitation forecast by Shenzhen storm-scale ensemble forecast system. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 2020, 36(6): 759-771.

[46] 陈训来, 朱科锋, 王德立, 等. 广东"18.8"季风槽极端降水事件对流尺度集合预报分析. 热带气象学报, 2024, 40(1): 11-22.
CHEN Xunlai, ZHU Kefeng, WANG Deli, et al. Analysis of storm-scale ensemble forecasts for an extreme rainfall event associated with a monsoon trough on 30 August 2018 in Guangdong. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 2024, 40(1): 11-22.

[47] 马雅楠. 对流尺度集合预报初值误差多尺度演变过程及初值扰动方法研究[硕士论文].北京: 中国气象科学研究院, 2022.
MA Yanan. Research on multiscale evolution characteristics and method of initial perturbation in convection-permitting ensemble prediction [D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences (in Chinese), 2022.

[48] 朱科锋, 张晨悦, 薛明, 等. 对流可分辨尺度集合预报对河南"21.7"极端降水事件可预报性研究. 中国科学: 地球科学, 2022, 52(10): 1905-1928.
ZHU Kefeng, ZHANG Chenyue, XUE Ming, et al. Predictability and skill of convection-permitting ensemble forecast systems in predicting the record-breaking "21·7" extreme rainfall event in Henan Province, China. Science China Earth Sciences, 2022, 65(10): 1879-1902.

[49] 王明欢, 李俊, 熊洁, 等. 随机物理倾向扰动方案在西部山地对流尺度集合预报中的研究. 气象, 2021, 47(8): 966-981.
WANG Minghuan, LI Jun, XIONG Jie, et al. Study of stochastically perturbed parameterization tendencies in West China mountains convective-scale ensemble forecast. Meteorological Monthly (in Chinese), 2021, 47(8): 966-981.

[50] 熊洁, 李俊, 王明欢. WRF 模式中不同随机扰动方案在暴雨对流尺度集合预报中的对比评估. 暴雨灾害, 2023, 42(3): 241-251.
XIONG Jie, LI Jun, WANG Minghuan. Comparative evaluation of different stochastic perturbation schemes within the convection-allowing ensemble forecast of rainstorm in WRF model. Torrential Rain and Disasters (in Chinese), 2023, 42(3): 241-251.

[51] Pathak J, Subramanian S, Harrington P, et al. FourCastNet: a global data-driven high-resolution weather model using adaptive Fourier neural operators. arXiv: 2202.11214, 2022.

[52] BI Kaifeng, XIE Lingxi, ZHANG Hengheng, et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. Nature, 2023, 619(7970):533-538.

[53] HU Yuan, CHEN Lei, WANG Zhibin, et al. SwinVRNN: a data-driven ensemble forecasting model via learned distribution perturbation. J. Adv. Model. Earth Syst., 2023, 15(2): e2022MS003211.

[54] Scher S, Messori G. Predicting weather forecast uncertainty with machine learning. Quart.J.Roy. Meteor. Soc., 2018, 144(717): 2830-2841.

[55] Clare M C A, Jamil O, Morcrette C J. Combining distribution-based neural networks to predict weather forecast probabilities. Quart.J.Roy. Meteor. Soc., 2021, 147(741): 4337-4357.

[56] Brecht R, Bihlo A. Towards replacing precipitation ensemble predictions systems using machine learning. arXiv: 2304.1025, 2023.

[57] Scher S, Messori G. Ensemble methods for neural network-based weather forecasts. J. Adv. Model. Earth Syst., 2021, 13(2): e2020MS002331.

[58] DUAN Yexin, ZOU Junhua, ZHOUXingyu, et al. Enhancing transferability of adversarial examples via rotation-invariant attacks. IET Comput. Vis., 2022, 16(1): 1-11.

[59] LI Lizao, Carver R, Lopez-Gomez I, et al. Generative emulation of weather forecast ensembles with diffusion models. Sci. Adv., 2024, 10(13): eadk4489.

[60] Price I, Sanchez-Gonzalez A, Alet F, et al. GenCast: diffusion-based ensemble forecasting for medium-range weather. arXiv: 2312.15796, 2023.

[61] Price I, Sanchez-Gonzalez A, Alet F, et al. Probabilistic weather forecasting with machine learning. Nature, 2025, 637(8044): 84-90.

[62] 杨绚, 代刊, 朱跃建. 深度学习技术在智能网格天气预报中的应用进展与挑战. 气象学报, 2022, 80(5): 649-667.
YANG Xuan, DAI Kan, ZHU Yuejian. Progress and challenges of deep learning techniques in intelligent grid weather forecasting. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 2022, 80(5): 649-667.

[63] Rasp S, Lerch S. Neural networks for postprocessing ensemble weather forecasts. Mon. Wea. Rev., 2018, 146(11): 3885-3900.

[64] Ghazvinian M, ZHANG Yu, Seo D J, et al. A novel hybrid artificial neural network-Parametric scheme for postprocessing medium-range precipitation forecasts. Adv. Water Resour., 2021, 151: 103907.

[65] XU Qifa, DENG Kai, JIANG Cuixia, et al. Composite quantile regression neural network with applications. Expert Syst. Appl., 2017, 76: 129-139.

[66] Cannon A J. Non-crossing nonlinear regression quantiles by monotone composite quantile regression neural network, with application to rainfall extremes. Stoch. Environ.Res. Risk Assess., 2018, 32(11): 3207-3225.

[67] Bremnes J B. Probabilistic forecasts of precipitation in terms of quantiles using NWP model output. Mon. Wea. Rev., 2004, 132(1): 338-347.

[68] Scheuerer M, Switanek M B, Worsnop R P, et al. Using artificial neural networks for generating probabilistic subseasonal precipitation forecasts over California. Mon. Wea. Rev., 2020, 148(8): 3489-3506.

[69] Veldkamp S, Whan K, Dirksen S, et al. Statistical postprocessing of wind speed forecasts using convolutional neural networks. Mon. Wea. Rev., 2021, 149(4): 1141-1152.

[70] Finn T S. Self-attentive ensemble transformer: representing ensemble interactions in neural networks for earth system models. arXiv: 2106.13924, 2021.