

中央气象台智能数字天气预报业务的技术进展*

金荣花¹, 曹勇¹, 赵瑞霞¹, 代刊¹, 郭云谦¹, 徐珺¹, 曾晓青¹, 王玉¹, 唐健¹, 韦青¹

¹国家气象中心, 北京, 100081

摘要: 智能数字天气预报是气象服务保障的关键手段, 全球各国积极发展新一代无缝隙预报技术系统并推动人工智能在气象领域应用。我国构建了完备的智能数字预报业务系统 (CMA-NDFS), 中央气象台实现全国 1km、全球 5km 分辨率的近地面及三维 0~30 d 无缝隙数字预报。通过区分时效和要素构建适配性技术、以及多源预报融合的总体思路, 发展智能数字天气预报技术体系。研发了统一、规范及模块可扩展的智能数字天气预报通用技术框架, 实现 30 多类算法, 支持“低代码”部署, 在重大活动保障和极端天气预报中发挥重要作用。实现了深度学习等人工智能技术的深度应用, 在短时、短期、中期降水及强对流、灾害性大风预报等方面, 通过构建考虑物理机理约束的深度学习模型, 显著提升预报性能, 精细化降尺度技术也取得进展。同时, 多源预报融合集成技术不断发展, 主客观智能融合预报提升了灾害性天气预警能力。中央气象台智能数字天气预报准确率总体较欧洲中期天气预报中心和中国气象局主流数值模式提高 10%以上, 在多领域应用广泛。未来仍面临挑战, 将针对灾害性和转折性天气预报、人工智能和物理机理的有效融合、专业气象和风险预报扩展、以气象“智脑”为核心的一体化平台等方面的技术进行突破。

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2025.063003

P456, P451

关键词: 智能数字天气预报、技术框架、人工智能、多源融合、精细化降尺度

Technological Advances in the Intelligent Digital Weather Forecasting Operational System of National Meteorological Center

JIN Ronghua, CAO Yong, ZHAO Ruixia, DAI Kan, GUO Yunqian, XU Jun, ZENG Xiaoqing,
WANG Yu, TANG Jian, WEI Qing

National Meteorological Centre, Beijing, 100081

Abstract: Smart digital weather forecasting is a key means to support meteorological service. Countries around the world are actively developing new-generation seamless forecasting technology systems and promoting the application of artificial intelligence in the meteorological field. China has established a relatively complete intelligent digital weather forecasting operation system, achieving seamless forecasting for the near-surface and three-dimensional meteorological elements with a resolution of 1-km across the country and 5-km globally, covering a time range of 0-30 days. By developing adaptable technologies through the strategy of implementing different strategies at different time scales and integrating multi-source forecast, remarkable results have been achieved. A unified, standardized, and modularly expandable intelligent digital general technology framework has been constructed, constructing more than 30 types of algorithms and supporting "low-code" deployment, which plays an important role in major event support and extreme weather forecasting. The in-depth application of artificial intelligence technology has significantly improved forecasting performance in short-term and short-to-medium-term precipitation forecasting, severe convective weather forecasting, and disastrous gale forecasting by leveraging deep learning models. Progress has also been made in refined downscaling technology. At the same time, the data fusion and integration technology has continued to develop, and the intelligent integration of objective and subjective forecasting has developed to enhance the ability to forecast disastrous weather. China's intelligent digital forecasting has improved the accuracy by 10% - 31% compared with the EC_IFS and CMA models and is widely applied in many fields. However, it still faces challenges. In the future, breakthroughs will be made in technologies related to the forecasting of disastrous and transitional weather, low-altitude hundreds-meter-resolution refined downscaling forecasting, industry-specific weather and risk forecasting, and the integrated platform with the meteorological "intelligent brain" as the core.

Keywords: Intelligent digital forecasting, technical framework, artificial intelligence, multi-model fusion, refined downscaling.

引言

防灾减灾、公众服务、经济社会发展、重大活动和全球发展战略等多个方面，都对当前气象预报服务提出了任意时间、任意地点、全天候、全覆盖且精准高效的保障需求。传统主观落区预报和离散站点预报等方式已无法支撑这些预报服务需求。发展无缝隙、全覆盖智能数字天气预报，已成为天气预报服务业务最有效的支撑途径。

智能数字天气预报，是以数值天气预报和多源观测等气象大数据为基础，通过将统计后处理技术或者人工智能机器学习等方法与气象学科知识相结合，制作的满足目标时空分辨率要求且较数值预报更加准确的天气预报。借助空基、天基和地基等多源气象观测资料（行鸿彦等，2017）以及多源融合网格实况分析数据（韩帅等，2018；潘旻等，2018；姚燕等，2022；朱智等，2021），通过采用多种统计后处理和机器学习方法，结合对预报目标的影响机理和关联因素的认识，实现对多尺度确定性和集合数值预报产品的误差订正、多源预报融合和时空降尺度（Brothers and Hammer, 2023; Craven et al, 2020; Glahn and Lowry, 1972; Goutham et al, 2021; Hamill, 2021; 代刊等，2018; 吴启树等，2017; 赵瑞霞等，2020; 赵声蓉等，2012），从而生成更高准确度、更细分辨率和更强场景适应性的智能数字化天气预报产品。

自 21 世纪起，智能数字天气预报已经成为天气预报业务的主流发展趋势（Glahn and Ruth, 2003; Glahn et al, 2009; 金荣花等，2019）。我国无缝隙全覆盖智能数字天气预报的发展始于 2014 年，中央气象台从 2013 年以前的全国 2400 多个县级台站城镇预报起步，历经了分辨率从全国 10km、5km 到 1km 的空间精细化，预报时效从短期和中期（以下简称为短中期）到涵盖临近和延伸期的时间无缝隙，预报要素从常规要素到包含强天气、专业气象要素、极端灾害天气等的全要素拓展，预报区域从中国区域到全球、从地面到三维的空间全覆盖等发展历程。迄今，已初步构建起包括分钟级滚动临近预报、逐小时更新短时预报、每日 2 次短中期预报和逐日延伸期预报的技术和产品体系，并实时向全国各省下发指导预报，成为支撑防灾减灾、公众服务和专项气象保障等的最优客观预报信息。

完成了预报业务产品从离散站点或落区向数字格点的转变，形成全国 10d、1km/30d、5km 分辨率逐 10min/1h/3h/12h、全球 10d、5km 分辨率逐 1h/3h/6h 的预报产品体系。其中，降水、气温和风等大部分气象要素的预报技巧较中国气象局全球数值天气预报模式（CMA-GFS）、欧洲中期天气预报中心全球数值天气预报模式（ECMWF-IFS）和美国大气海洋局全球数值天气预报模式（NCEP-GFS）等提升约 10~30%，达到国际先进水平，部分要素预报准确率高于国际同类产品。

2020 年以来，大数据、人工智能、云计算等新一代信息技术在气象行业得到迅猛发展和广泛应用。中央气象台智能数字天气预报技术，在传统统计后处理技术基础上，也逐步加强了更多非线性机器学习（尤其深度学习）等人工智能技术的应用，实现预报误差订正、时空降尺度和多源大数据融合等方面的技术升级。为此，有必要在金荣花等（2019）工作基础上，对近五年中央气象台智能数字天气预报技术进展进行系统性梳理和介绍，包括智能数字天气预报技术国际发展动态、我国智能数字天气预报技术进展及特点、智能数字天气预报产品性能及其在天气预报服务中的应用情况、以及未来发展的机遇和挑战，期望能够为智能数字天气预报技术探索和发展提供有益参考，为智能数字预报天气产品向各级预报业务部门和相关行业的推广应用提供实际帮助。

1. 国际智能数字天气预报发展动态

在国际上，智能数字天气预报朝着智能化、数字化、网格化、精细化以及高频次滚动更新等方向快速发展。在大数据时代，客观预报技术出现了新的发展方向（Vannitsem et al, 2021），包括能够融合多源预报信息的融合技术（Craven et al, 2020），诸多国家正积极构建新一代天气预报技术系统。例如，美国国家气象局 2003 年搭建国家数字预报数据库 NDFD（Glahn and Ruth, 2003）后，提出 NGGPS (Next Generation Global Prediction System Post Processing) 计划，准备融合海量预报信息构建最优预报起点（Tolman and Koch, 2019），同时升级国家多源模式融合系统 NBM（Craven et al, 2020），从数百个成员预报中融合最优成员（Hamill et al, 2017; 2023; Stovern et al, 2023），提供逐小时更新的无缝隙网格预报。英国气象局 Met-Office 打造 IMPROVER（模式后处理及检验集成）技术系统，提取集合预报的大量有效信息，提供客观订正概率产品（Roberts et al, 2023）。

德国气象局构建 SINFONY (Seamless Integrated Forecasting System) 0~12h 无缝隙预报系统 (Blahak et al, 2021)，旨在实现临近到短期预报的无缝隙衔接。

同时，人工智能正在全球范围内蓬勃兴起。人工智能技术的兴起为客观预报方法的发展提供了新机遇 (Haupt et al, 2021; Vannitsem et al, 2021)。《Science》将“AI 辅助天气预报的发展”评为 2023 年世界科学十大进展之一。为提高在人工智能领域的创新力和竞争力，许多国家都制定了战略计划。ECMWF 在 2021 年初发布的未来 10 年发展规划 (Machine learning at ECMWF: A roadmap for the next 10 years) 中，阐明未来 AI 技术在数值天气预报流程中的重要性。2021 年 11 月，美国国家海洋和大气管理局 (NOAA) 发布《NOAA 人工智能战略规划 2021-2025》，概述了已获批准的《NOAA 人工智能战略》的五个目标。2023 年，世界气象组织 (WMO) 在第 19 次世界气象大会上通过《WMO 战略规划 2024-2027》，进一步明确了人工智能在未来天气预报和服务中的重要性。同时，WMO 在《无缝隙全球数据处理和预报系统路线图 2022-2026》中也明确了人工智能的作用，包括人工智能技术有望进一步改进基于观测的临近预报，并增强数值模式中的物理参数化，以提高模型性能和高影响天气过程的预测技巧。

2. 我国智能数字天气预报技术进展及特点

2.1 中央气象台智能数字天气预报技术概述

我国智能数字天气预报业务系统 (CMA-NDFS)，考虑不同时空尺度、不同要素的误差特征、形成机理以及可预报性等，采取“分时施策、多源集成”方式 (代刊等, 2023)，分别发展了不同时效、不同要素的适配性预报技术。其中，中央气象台 0~30 d 无缝隙数字预报的具体技术可参见表 1。例如，临近预报时效更多考虑基于实况天气的外推类型预报技术，如优化的金字塔 Lucas-Kanade 光流法和改进的 U-Net 深度学习临近外推模型等方法，而其他时效则尝试通用的多种类机器学习方法。要素方面，针对气温、风、相对湿度等连续变量，采用线性和非线性的机器学习方法直接订正一般都能取得较好效果，而对于降水、强天气等非连续、小概率变量，则一般需要更多考虑对于不同等级事件的分布合理性订正。模式数据基础方面，临近和短时时效比较依赖高分辨率中小尺度数值模式预报，

如 CMA 中尺度天气数值预报（CMA-MESO）、CMA 北京快速更新循环数值预报（CMA-BJ）、CMA 上海数值预报（CMA-SH9）、CMA 广东快速更新同化数值预报（CMA-GD）、以及 CMA 区域集合预报（CMA-REPS）等；短中期时效更加倚重全球尺度数值模式预报，如 CMA-GFS、ECMWF-IFS、NCEP-GFS、日本气象局全球数值天气预报模式等预报；而延伸期则需要基于具备更好离散性的全球集合预报系统（GEPS/ENS）产品，如 CMA-GEPS、NCEP-GEPS、ECMWF-GNS 等预报。

表 1 中央气象台智能数字天气预报系统技术

Table 1. National Intelligent Digital Grid Weather Forecasting System Technology in China

不同时效	预报技术	预报产品
临近预报	改进的 U-Net 模型临近外推、优化的金字塔 Lucas-Kanade 光流等技术	降水
	多尺度分离外推预报方法等	气温、相对湿度、风
短时预报	结合物理解释的 CNN 深度学习、天气学配料等方法	雷暴、冰雹、雷暴大风、短时强降水
	CGAN 生成式深度学习、实时频率匹配订正、多源自适应最优背景场生成等方法	降水
	近地面动态垂直变率的地形追随插值、全格点滑动订正技术和卡尔曼衰减滤波订正等技术	气温、相对湿度、风
	多源数据快速融合、逐时循环检验和神经网络机器学习等方法	大雾
短中期预报	CNN 深度学习、天气学配料、模糊逻辑、多方法融合等技术	强对流天气
	三维多要素通道融合的 U-Net 和 CNN 深度学习模型、Analog 相似预报、集合预报最优百分位、多源预报自适应集成、主客观融合降水反演等技术	降水
	地形融合降尺度、滑动更新的最优概率阈值预报等算法	降水相态
	气温与雪水比统计模型、降雪量与积雪深度的关系模型等	新增积雪
	加入物理约束的改进 U-Net 模型，MOS、卡尔曼衰减滤波订正、融合阵风系数方法、考虑下垫面影响差异的概率密度匹配、区域择优及场对齐融合、基于相关系数的动态多源融合择优等技术	气温、相对湿度、风速、阵风、云量等

	神经网络、雾霾等级阈值判别、沙尘强度等级与 PM10 浓度自适应动态阈值响应模型、主客观融合等方法	雾、霾、沙尘、能见度等
延伸期	相似集合预报、概率密度匹配法等方法	降水
预报	BP 神经网络-自忆、逐步回归分析等方法	气温、风、降水、相对湿度、云量等
	频率匹配、地形及暴雨量级订正、多模式动态权重集成等技术	降水
全球预报	基于气象机理的优化神经网络、岭回归、卡尔曼衰减滤波订正、动态垂直变率高程降尺度、多源预报动态评估集成、格点和站点并行订正融合等技术	气温、风、相对湿度、云量、能见度、气压、
	极端天气历史分位阈值诊断预报方法	极端高温、极端低温、极端大风等
全球三维 立体预报	基于 3D-U-Net 三维网格立体预报模型、改进卡尔曼滤波订正技术	关键等压面层气温、相对湿度、风等

近年来，中央气象台智能数字天气预报技术体系的构建中，越来越注重预报技术框架的统一、规范和通用性，同时积极探索多种类机器学习（尤其深度学习）方法在业务中的快速应用，并持续优化海量观测预报数据的最优融合集成以及客观要素预报和主观预警协调融合等技术。本文接下来将分别阐述这些方面的最新进展。

2.2 统一、规范及模块可扩展的智能数字天气预报通用技术框架

智能数字天气预报的时空分辨率及更新频次的迅速发展，对底层预报技术算法的数据结构、调度框架、计算存储方法等提出更高要求。同时，随着新应用场景需求不断快速涌现，传统单场景预报技术建模在维护及可复用性方面面临越来越大困难。为此，构建了统一的智能数字天气预报通用技术框架——国家级多模式集成预报技术框架（National Integration of Multiple Models, NIMM）。该技术框架具有集约化、模块化、标准化特点。

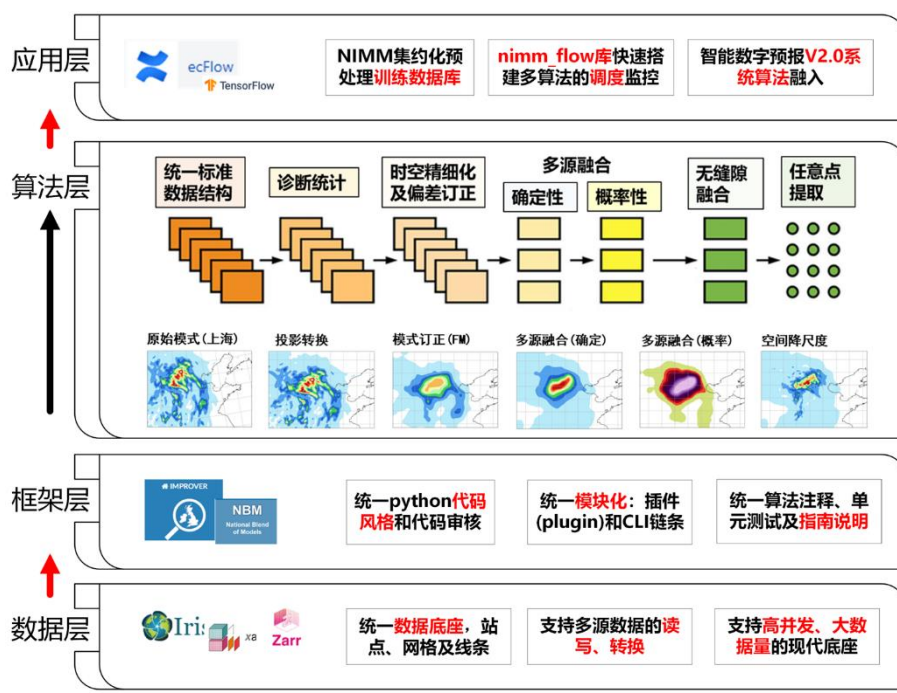


图 1 国家级多模式集成预报技术框架（NIMM）

Fig. 1. Technical framework diagram of National Integration of Multiple Models

目前，NIMM 框架中实现了超过 30 类客观预报算法，基于统一数据底座，提供可插拔、灵活应用的算法插件，支持多算法插件链条式调度，支撑分钟级、千米级无缝隙系统“低代码”部署（[错误!未找到引用源。图-1](#)）。框架包括 4 个主要技术特点：（1）统一标准数据底座：构建了高效且适应于后处理算法场景的网格、站点、线条等统一的数据格式；（2）多种可复用算法插件及功能：提供超过 30 类成熟的客观预报订正、多源融合、概率预报及时空降尺度等算法函数(表 2)，并对多种算法进行计算效率及大数据适配的优化，大幅度减少运算时间；（3）模块化设计及封装：构建了基于统一的“基础函数-插件-应用命令行”界面的层级化和模块化结构，促进代码重复利用，提升可读性及可扩展性；（4）高效的组织链条调度：该框架提供命令行界面应用功能，可结合若干相关的算法插件，搭建包含完整功能的气象要素智能数字天气预报流程，实现从文件读入到计算到写出的全流程链条，实现业务的“低代码”部署(郭云谦，2024)。

表 2 国家级多模式集成预报技术框架（NIMM）主要算法

Table 2. Main algorithms of the technical framework of National Integration of Multiple Models

预报类型	功能及应用
输入输出相关	基础数据格式、多源数据读取(天擎、Cassandra 等) 投影转换
诊断	基本要素诊断、强对流因子计算、雨雪相态相关诊断等十数种算法
临近外推	光流平流速度估测(3 种)及多尺度外推算法(4 种)
单模式订正	卡尔曼滤波订正, 频率匹配订正
集合预报	集合统计量计算、集合降水订正、无参数/参数化降水、雨雪相态概率可靠性订正等近十种算法
多源融合	常规要素 (气温/湿度/风)及降水自适应集成融合算法
时空降尺度	气温、降水空间降尺度(4 种)以及时间拆分(2 种)算法
格点站点融合	站点、网格预报一体化融合算法(4 种)

NIMM 数据底座及框架，在 2024 年构建的国家级智能数字天气预报系统 V2.0 多要素高时效千米级预报流程中有广泛应用。例如，基于 NIMM 针对降水构建了无缝隙的确定性和概率客观预报产品，实时显示于综合分析平台支撑主观预报业务。另外，基于 NIMM 框架搭建了杭州第 19 届亚运会气象临近分钟级预报平台，为开幕式、闭幕式提供快速天气预报服务保障支持。2023 年 9 月 23 日开幕式当天，平台提前 1.5h 判断场馆东南边局地对流可能影响场馆，但降水概率较低，同时有西南风但大风发生概率极低，上述预报与实况基本一致(图略)。另外，基于 NIMM 框架构建的短中期降水预报平台，在华北“23•7”极端降雨过程中，提前 84 h 预报了太行山东麓极端持续性强降水(图 2)，位置、强度均与实况接近。

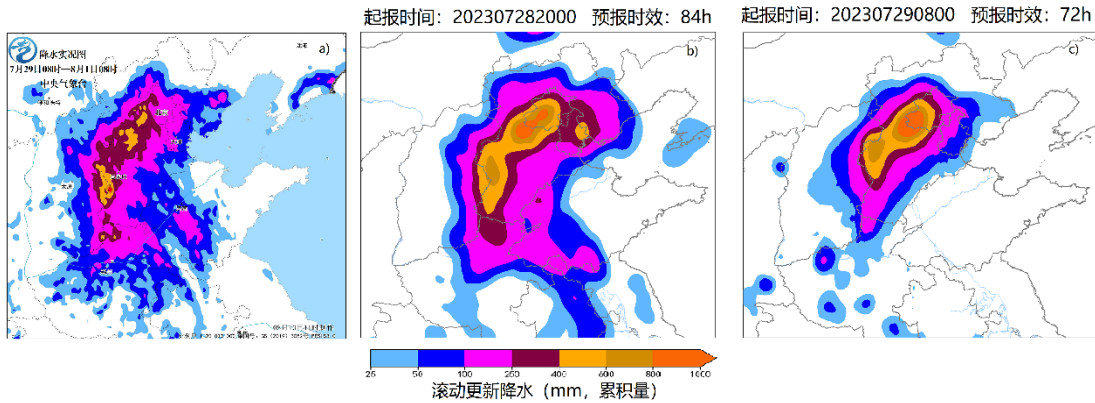


图 2 2023 年“23•7”华北强降水过程 7 月 29 日至 8 月 1 日累计降水量 (a) 实况与 (b, c) NIMM 滚动更新的同时段预报

(b) 提前 84h 预报, (c) 提前 72h 预报

Fig. 2 Comparison between the actual accumulated precipitation in the heavy precipitation process in North China on "23.7" and the forecast by NIMM.

(a) observation of precipitation accumulation in the "23.7" process, (b) rolling update forecast of precipitation accumulation of NIMM for the same time period of "23.7" process (forecast at BJT 20:00, July 28th), (c) same as above, but forecast at BJT 08:00, July 29th

2.3 人工智能技术的升级和深度应用

近年来高时空分辨率实况和数值模式数据快速增长,从这些海量数据中高效挖掘预报信息,进一步提高不同场景天气预报产品的制作效率和准确率,形成数字化、精细化的预报产品成为一个亟待解决的科学问题。人工智能预报技术,由于其出色的非线性数据拟合能力成为解决上述问题的一个重要技术方案。2020年以来,人工智能技术在智能数字天气预报中的深度应用和升级方面持续加快,尤其在临近、短时及短中期降水预报、短时及短期雷暴大风冰雹等强对流天气预报和短中期灾害性大风预报、考虑地理信息的预报精细化降尺度等方面进展最快,有力支撑了预报业务向数字化、精细化的迈进。

例如,短时降水预报方面,目前智能数字天气预报采用了条件生成对抗网络(CGAN)人工智能预报技术(图图-3),将强降水多尺度机理研究成果融入深度学习模型,通过加入与强降水有关的热动力因子通道、融入强降水的多尺度信息、设计符合业务预报目标的损失函数和模型结构优化方案,实现全球和区域模式的偏差订正和超分辨率,生成 0~12h 逐 1h、1km 分辨率的降水预报产品,基于国家气象信息中心发布的多源融合降水实况分析产品(CMPAS, 1km 分辨率)格点降水的检验评估表明,其在 2022 年 20mm/3h 量级降水预报的 TS 评分相对于 ECMWF-IFS 的提升率达 30%。

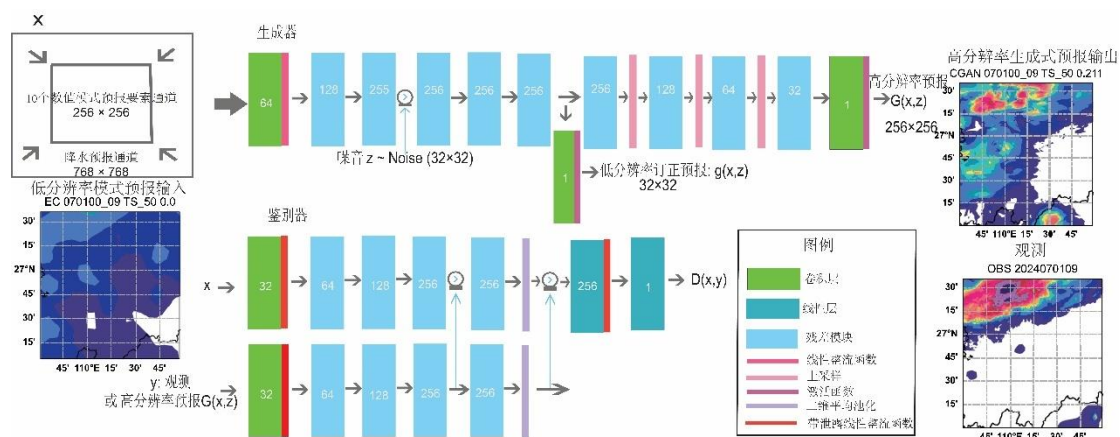


图 3 基于生成式对抗神经网络结构的短时降水预报技术示意图

Fig. 3 Short-term precipitation forecasting technology based on the structure of conditional generative adversarial network

短中期降水方面，基于 U-Net 和卷积神经网络（CNN）模型，提出了一种三维多要素通道融合的降水预报订正模型（3D-QPF），通过输入数值模式预报要素因子，构建短期预报时效气象要素数据与中国气象局陆面数据同化系统实况数据集（CLDAS）中的 24h 累计降水量作为标签的预报模型。此外，在 3D-QPF 基础上基于区域注意力及逐格点注意力等机制，加入 swin-Transformer 多头注意力结构，配合降水各量级非等权重及 TS 评分损失函数优化，提升大雨以上强降水预报效果。同时，模型还基于 Stacking 集成学习方法对多样性数据进行适应性投票机制，充分利用不同基础算法优势，降低类别不平衡等模型偏差问题，并获得多源降水决策集成预报。上述集成预报，较 ECMWF-IFS 预报性能提升 24.8%，且多源集成算法效果稳定优于单一深度学习订正产品。

雷暴大风和冰雹等强对流天气预报方面，则发展了一种基于卷积神经网络的分类强天气判别的深度学习短期预报方法，通过加入与雷暴大风和冰雹有关的关键天气因子，实现了雷暴大风和冰雹等强对流天气的短期概率预报。结果表明，深度学习算法对短时强降水和冰雹的分类准确率高于支持向量机、随机森林等传统机器学习算法。使用深度学习算法的客观预测也比传统主观预测显示出更好的预测技巧。雷暴、短时强降水、冰雹的 TS 评分分别提高了 16.1%、33.2%、178%（Zhou et al, 2022）。

灾害性天气预报方面，为了提升风速预报的订正能力，尤其是灾害性大风预报准确率，提出一种加入物理约束的深度学习损失函数（Yang et al, 2023）（[图4](#)）。相对于 ECMWF-IFS 的风速预报，经过改进 U-Net 模型订正后的风速预报的平均绝对误差在 24~168h 预报时效平均降低 22.8%，对于 6 级以上的强风风速预报准确率提升 6.4%（Yang et al, 2023）。

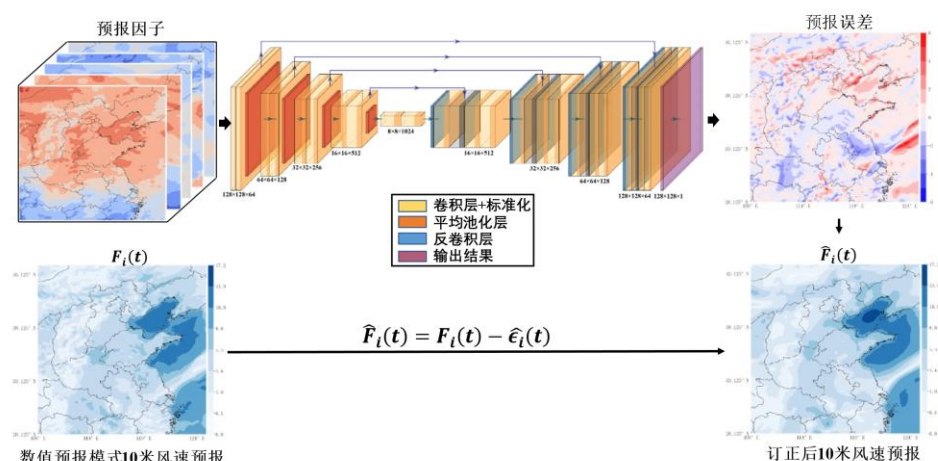


图 4 灾害大风 U-Net 神经网络结构（Yang et al, 2023）示意图

Fig. 4 U-Net neural network structure for disaster gale（Yang et al, 2023）

在 AI 广泛应用的同时，部分研究进一步考虑了降尺度的更深层机理机制问题，特别是针对 2m 气温、2m 相对湿度、10m 风、地面气压等与地形变化紧密关联的要素，将地理信息和大气垂直变化率融入降尺度预报方面，也进行了大量的研究。短时要素预报降尺度方面，研发了快速精细化插值法（Fast refinement interpolation）（曾晓青等，2024）将模式 12.5km 预报空间降尺度到 1km，解决模式精细化过程中的地形误差，利用全格点滑动回归建模方法（曾晓青等，2019）消除模式系统误差，解决高分辨率的快速滚动预报。而短中期近地面气温、气压预报（24~240h），则研发了动态垂直变率降尺度方法（Dynamic vertical change rate downscaling method）（赵瑞霞等，2023），并结合卡尔曼衰减滤波方法进行订正预报，实现全球 5km 网格背景场快速预报。同时，为解决特殊地形下的重大活动精确地点气象保障问题，研发了基于多种机器学习方法建模优选技术，结合表征天气学过程机理的特征工程技术和多维插值优化特征技术，实现了高准确率

的单点预报（Sophisticated Terrain Nimble Forecast，STNF）。

图 5 是采用快速精细化插值法的降尺度技术方案对 2024 年 12 月 24 日的 ECMWF-IFS 预报的 2m 气温在北京地区进行空间降尺度的精细化预报对比图，将模式产品从 12.5km 降尺度到 1km 进行试验，经过动态垂直变率降尺度技术处理，有效体现了地形对 2m 气温的精细化影响。北京西部和西北部地区的 2m 气温与地形的静态变化相适应，降尺度订正预报结果的平均绝对误差较双线性插值结果降低 15%，准确率提高 25%，大大提高了精细化预报产品的可用分辨率。

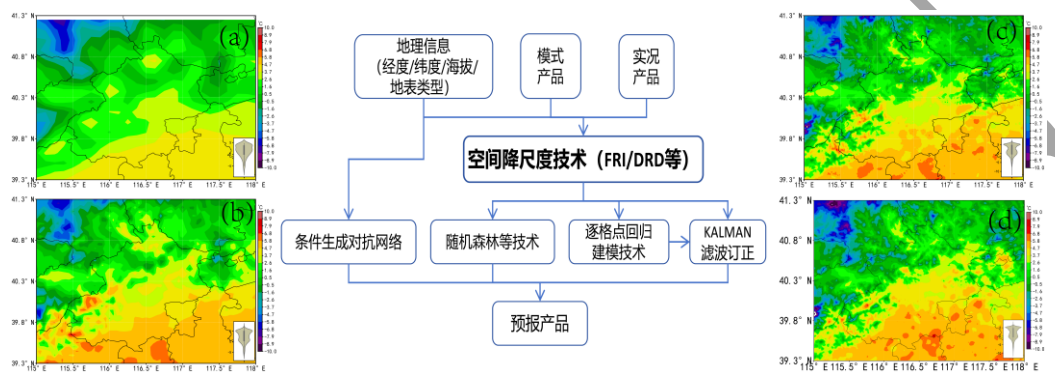


图 5.降尺度精细预报技术路线及应用示例（2024 年 12 月 24 日 14 时 2m 气温）

- (a) ECMWF-IFS 提前 6h 预报，
- (b) 降尺度精细化预报（5km 分辨率），
- (c) 降尺度精细化预报（1km 分辨率），
- (d) CLDAS（1km 分辨率）多源融合实况产品

Fig. 5. Techniques and Correction forecast effects of spatial downscaling for model products

(a) 6-hour 2m temperature forecast product starting from 8 AM on December 24, 2024, for the ECMWF-IFS;

(b) 6-hour 2m temperature correction forecast product with 5km resolution starting from 8 AM on December 24, 2024;

(c) 6-hour 2m temperature correction forecast product with 1km resolution starting from 8 AM on December 24, 2024,

(d) a fusion product of 2m temperature multi-source observations from the CLDAS-1km data at 14:00 on December 24, 2024.

3.4 海量观测预报数据的最优融合和集成

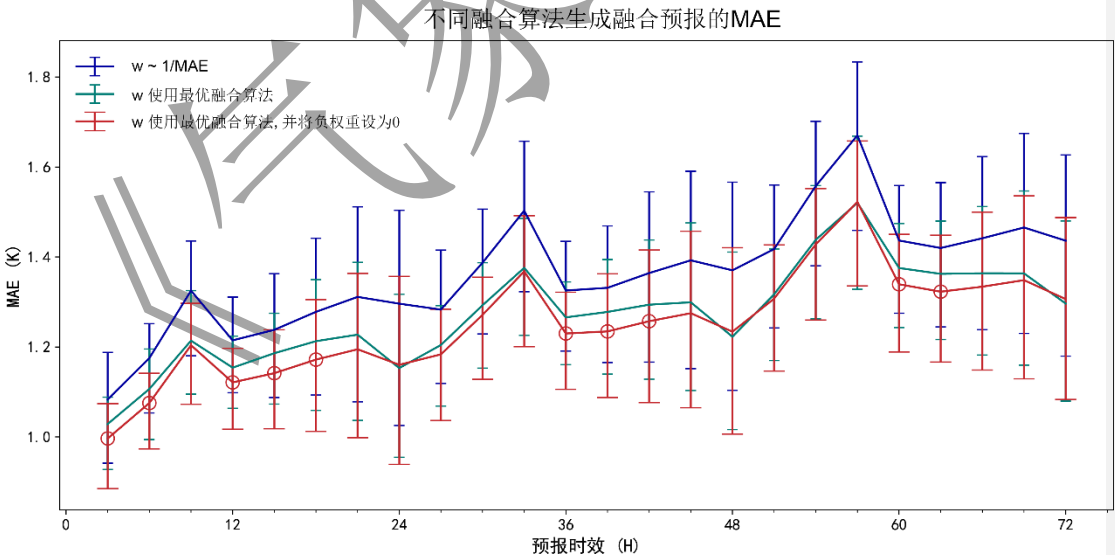
面对海量实况及预报信息，优选有效预报信息并开展融合预报是目前主流预报技术方法（Craven et al, 2020； Song et al, 2018； Wilks, 2019）。融合中需要重点考虑融合方法的稳健性。常见的方法是使用加权平均来集成多个模型的预报，变权重多模式融合是目前智能数字天气预报中主要采用的技术方案。计算权重的

方法大致可以分为最优估计法 (Sun, 2004)、基于性能的方法 (Wang et al, 2021) 和贝叶斯统计方法 (Raftery et al, 2005)。

目前智能数字天气预报综合使用基于性能的方法和最优估计法, 包括网格多源融合和离散站点择优融合, 两种融合算法相互配合。对网格融合部分, 采用融合权重反比于评分融合, 而择优融合通过最优估计方法计算每个参与融合的预报的权重, 然后将负权重对应的预报舍弃, 进而实现对海量预报的择优融合。具体计算公式见 Wang et al (2025) 年的研究。

对 2023 年 3 月至 2024 年 2 月全国 2411 个国家级气象站融合预报开展检验, 由注: w 为融合权重; 蓝线代表按 MAE 倒数比例的加权平均; 青线使用最优估计算法进行融合; 红线代表使用最优估计算法并舍弃负权重模式 (即择优融合)。空心圆表示择优融合算法的预报效果相较最优权重融合有所提升, 且该提升通过了 95%置信水平的 F 检验; 彩色条竖枝表示各个融合算法日平均误差的误差范围, 竖枝顶端、底端的横杠对应第 75 和第 25 百分位数。

图 6 可见, 择优融合 (红线) 在大部分预报时效显著优于非择优融合 (青色线)。



注: w 为融合权重; 蓝线代表按 MAE 倒数比例的加权平均; 青线使用最优估计算法进行融合; 红线代表使用最优估计算法并舍弃负权重模式 (即择优融合)。空心圆表示择优融合算法的预报效果相较最优权重融合有所提升, 且该提升通过了 95%置信水平的 F 检验; 彩色条竖枝表示各

个融合算法日平均误差的误差范围，竖枝顶端、底端的横杠对应第 75 和第 25 百分位数。

图 6 2023 年—2024 年全国 2411 个国家级气象观测站平均的不同时效气温融合预报的平均绝对误差 (MAE)

Fig. 6. From March 2023 to February 2024, the MAE of the merged temperature forecasts at 08:00 for 2411 national stations in China.

(The blue line represents the weighted average in proportion to the inverse of the MAE; the cyan line represents the merging using the optimal estimation algorithm; the red line represents the merging using the optimal estimation algorithm and discarding negative weight patterns (i.e., selective merging). Hollow circles highlight instances where selective fusion outperformed optimal weight blending, with the improvement passing an F-test at the 95% confidence level. The colored vertical bars illustrate the distribution range of daily average errors for each blending method, where the top and bottom ticks correspond to the 75th and 25th percentiles, respectively.

在实际预报中，可能会面临训练期内的模式偏差与预报期内的模式偏差并不一致，以及高原、海洋等区域由于地面观测资料稀缺训练期内提供的模式偏差信息有限等问题。此时再依靠历史数据计算模式融合权重，可能会出现较大偏差。因此基于三角帽（Three Cornered Hat, TCH）理论开发非等权重多模式集成降水预报算法，该理论主要用来衡量不同数据集的不确定性信息，其优势在于不需要真实场的情况下，可以实现三套以上数据集误差特征的定量描述（Tavella and Premoli, 1994）。

2.5 客观要素预报和主观预警协调的主客观融合

智能数字天气预报的准确率在不断提升，但针对灾害性和转折性天气，仍然希望借助预报员的把关来进一步提升防灾减灾预报服务能力。为此，在当前中央气象台的预报业务流程中，预报员依托气象信息综合分析处理系统（MICAPS）（李月安等，2010）制作高温、降水等级等主观预报和预警产品，产品形式为针对要素等级的等值线落区预报。为了制作兼顾预报员预报意图及精细化智能数字天气预报结果的融合产品，发展了自动化和智能化的主客观融合技术。

以气温为例，主客观融合技术主要实现将预报员主观高温预报落区的有效信息融入到客观智能数字气温格点预报中。首先，针对落区预报产品进行智能化识别和数字化转换，并且利用气温空间分布的相对连续性，采用结合地形特征动态调整插值权重的反距离权重或克里金插值方法进行智能化客观分析，生成基于落区预报的主观数字化网格预报。然后，以主观数字化网格预报中出现 35、37、40℃ 这些不同等级高温预报的范围界限为准，针对客观智能数字网格预报开展高温区域的补充界定，同时针对不同高温等值线之间的格点预报，将客观智能数字预报的原值分布特征通过线性映射的方式进行映射和调整，实现高温主观落区预报对客观智能数字网格预报的初步调整。最后开展基于动态性能评估的自适应权重主客观融合，将之前生成的主观及调整后的客观数字网格预报进行融合，同时对边缘进行分级高斯滤波使得边界气温分布更为合理。由高温预警融合示例（图 7）可以看到，在沿天山和南疆东部，预报员落区预报漏报了部分高温区域，在融合客观预报时得到了有效补充，同时客观预报和主观预报的有效结合也进一步提升了华北区域高温的精细化水平，如等值线外的零散高温区域，实现了精细精准客观预报与灾害性天气主观把关预报的优势互补。



图 7 高温预警预报示例：2024 年 7 月 10-11 日最高气温（提前 24h 预报）
(a) 智能数字预报，(b) 预报员落区预报，(c) 主客观融合预报

Fig. 7 Fusion example of high temperature warning process. (a) Intelligent grid guidance forecast of 24h high temperature from 20:00 on July 10th to 20:00 on July 11th, and the (b) forecaster's subjective forecast and (c) fusion of objective-subjective forecast for the corresponding time period

3. 智能数字天气预报产品评估及应用

由 2020-2023 年中央气象台智能数字天气预报各气象要素预报检验结果可以看到(错误!书签自引用无效。表-3),降水(24h 晴雨、 $\geq 50\text{mm}/24\text{h}$ 、 $\geq 0.1\text{mm}/3\text{h}$)、气温(最高气温、最低气温、3h 整点气温)智能数字预报和 ECMWF-IFS、CMA-GFS 预报对比,以 24h 以内所有时效预报为例,CMA-NDFS 预报对两家模式均有明显的订正技巧,准确率提升 10%~31%,且智能数字天气预报在 2020--2022 年期间预报准确率增长趋势明显,多数要素平均每年增长约 3%~6%。此处检验均基于国家级站点实况开展,预报准确率和 TS 评分方法参照中国气象局全国智能网格预报业务产品检验评估有关办法。

表 3 2020-2023 年智能数字天气预报各气象要素 24h 预报检验结果

Table 3. The verification results of 24-hour forecasts for various meteorological elements in intelligent digital forecasting from 2020 to 2023

		2020	2021	2022	2023
24h 降水量 $\geq$ 50mm TS 评分	CMA-NDFS	0.222	0.232	0.215	0.209
	ECMWF -IFS	0.181	0.193	0.161	0.158
	CMA-GFS	0.119	0.136	0.085	0.115
3h 降水量 $\geq$ 0.1mm TS 评分	CMA-NDFS	0.366	0.360	0.387	0.356
	ECMWF -IFS	0.365	0.349	0.370	0.347
	CMA-GFS	0.323	0.325	0.346	0.350
最高气温 预报准确率	CMA-NDFS	67.49%	69.73%	74.03%	71.99%
	ECMWF -IFS	59.68%	57.79%	61.45%	60.08%
	CMA-GFS	45.19%	47.33%	45.99%	45.47%
最低气温 预报准确率	CMA-NDFS	70.77%	73.17%	75.99%	74.29%
	ECMWF -IFS	69.08%	69.33%	67.57%	67.37%
	CMA-GFS	53.34%	58.37%	58.71%	59.64%
风速 预报准确率	CMA-NDFS	53.84%	54.20%	50.91%	56.44%
	ECMWF -IFS	45.82%	45.72%	45.64%	45.89%

	CMA-GFS	40.47%	40.63%	40.85%	39.11%
--	---------	--------	--------	--------	--------

以 2023 年降水预报为例，进一步分析临近短时、短中期及延伸期预报智能数字预报与模式预报的对比检验结果（图 8）。可以看到，短时（0~12h 逐 1h）CMA-NDFS $\geq 0.1\text{mm}/1\text{h}$ 的降水预报 TS 评分在中国气象局数值区域模式（CMA-MESO）基础上有明显提升，平均提升 15%，尤其前 6h 平均提升可达 30%以上，提升幅度随预报时效增加逐渐减小。短中期暴雨预报（ $\geq 50\text{mm}/24\text{h}$ ）CMA-NDFS 较 CMA-GFS 存在较大幅度正技巧，TS 评分平均提升可达 70%，3d 以内较 ECMWF-IFS 也有明显正技巧，平均提升可达 15%。但 CMA-NDFS 和两家模式 Bias 各时效预报均小于 1.0(图略)，强降水预报范围尚显不足。延伸期阶段（11~30d）24h 晴雨预报准确率，各时效均较 ECMWF-ENS 控制预报有正技巧，准确率提升在 15~25 个百分点。

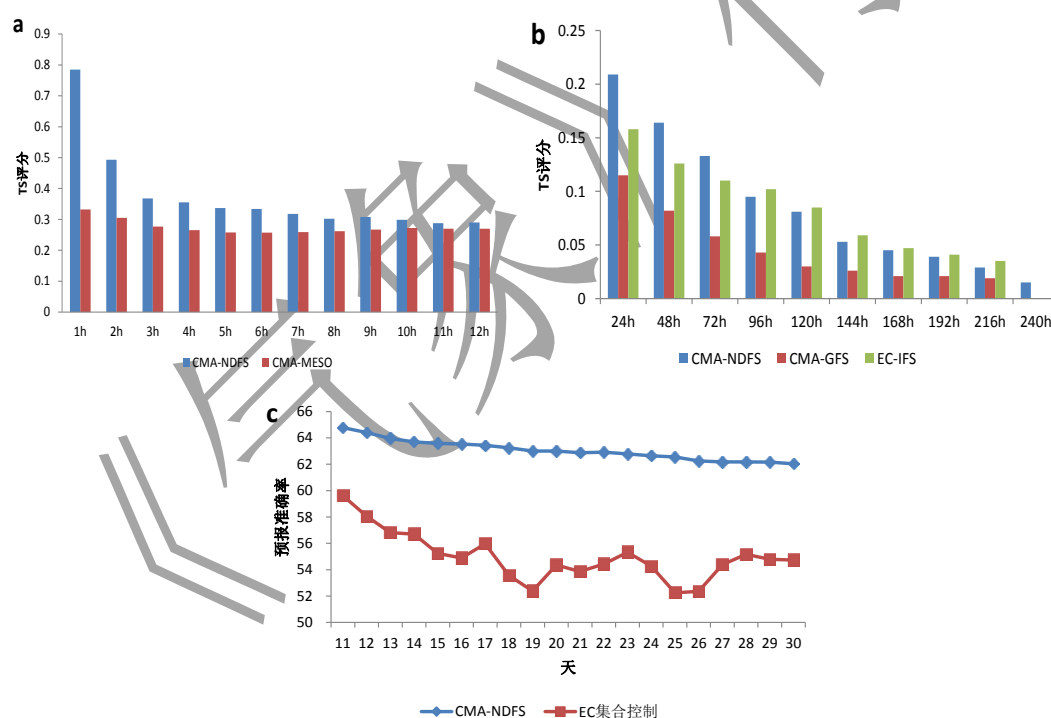


图 8 2023 年全年平均的智能数字降水预报与模式对比检验

(a) 0.1mm/3h 量级降水预报 TS 评分, (b) 50mm/24h 量级降水预报 TS 评分, (c) 24h 晴雨预报准确率

Fig. 8. Results of the verification comparison between nowcasting, short-term, medium-range, and

extended-range precipitation forecasts and model predictions from January to December 2023, the chart a and b represent the 0.1mm/3h TS score and the 50mm/24h TS score, respectively, and the chart c represents the 24-hour clear/rain forecast accuracy

智能数字天气预报产品，凭借其全时效、全要素、全覆盖的精细化特性，以及显著优于数值模式的预报性能，在公众服务、防灾减灾、决策支持、重大活动保障以及专业气象服务等多个领域，持续发挥着不可或缺的作用，历年都展现出了其卓越的效能和价值。

例如，在防灾减灾和重大天气过程预报支撑方面，2023年7月30-31日受登陆台风杜苏芮影响，华北出现极端强降水事件（见图9）。在过程最强时段7月30日，智能数字天气预报的暴雨评分达到了0.576，大暴雨评分达到0.541，为该次极端降水预报业务提供了有力支撑。智能数字降水预报在近几年的运行和应用期间，各年份全年预报检验结果均表明，其在25mm、50mm和100mm量级的TS评分超过所有数值模式产品。

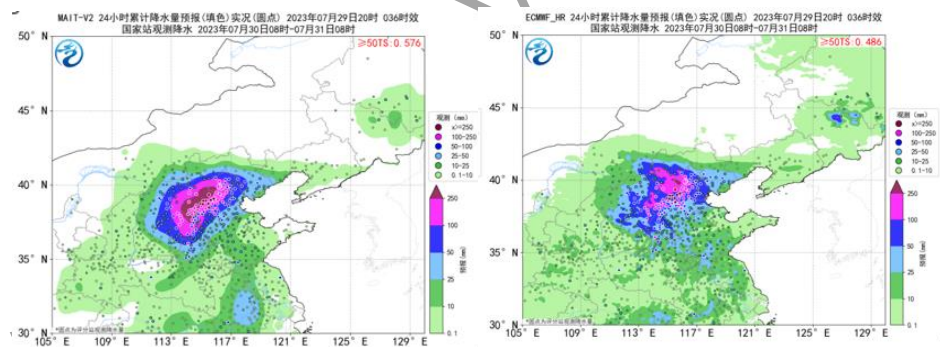


图9 “23•7”华北强降水过程2023年7月30—31日累计降水量实况（圆点）与提前36h预报（填色）对比

(a) CMA-NDFS, (b) ECMWF-IFS

Fig. 9 Comparison between Observation of the 24h precipitation from 08:00 on July 30th to 08:00 on July 31th, 2023 and the corresponding intelligent digital 24h precipitation forecast between the 12 h to 3 6h lead times at 20:00 on July 29th of (a) CMA-NDFS and (b) ECMWF-IFS

又例如，重大活动气象保障方面，智能数字天气预报为2022年北京冬（残）

奥赛场提供了点、线、面全场景的气象保障服务。其中高山滑雪、大跳台等比赛对风速预报要求极高，智能数字天气预报产品各要素评分在智慧冬奥 2022 天气预报示范计划（SMART2022-FDP）的同类产品中名列前茅，其中阵风和风向的短期（3d）预报位居第一，为测试赛、正式比赛以及赛事调整关键节点提供了精准预报服务。

另外，在农业、能源、交通等专业气象服务方面，智能数字天气预报也发挥了重要的支撑作用。例如，为更好地满足农业，优化作物管理及农产品产量预测等需要，基于千米级天气预报模型及网格实况分析等数据，采用大数据分析及机器学习算法，开展精准土壤温湿度及日照时数等生态农业相关要素预报，并进行网格和站点预报订正的一致性融合，获得不同深度土壤温（湿）度三维网格预报产品支撑农业气象服务。

4. 总结与展望

智能数字天气预报已经逐步成为支撑防灾减灾、公众服务及经济社会发展等多方面精细气象服务保障的最有效途径。全球各国正在蓬勃发展能够融合多源预报信息的新一代无缝隙预报技术系统，同时积极制定战略规划推动人工智能在气象领域的应用。我国已构建起比较完备的智能数字天气预报业务系统，中央气象台实现了全国 1km、全球 5km 分辨率的近地面及三维预报，形成了 0~30d 的新一代无缝智能数字天气预报产品和技术体系。考虑不同时空尺度、不同要素的误差特征、形成机理以及可预报性等，采取分时效建模，多源预报融合的总体思路分别发展智能数字天气预报技术，取得了诸多成果。

首先，统一、规范及模块可扩展的智能数字通用技术框架的构建是一大亮点。该框架具有集约化、模块化、标准化特点，实现了 30 多类客观预报算法，提供可插拔算法插件，支持“低代码”部署。基于此框架构建的预报平台，在重大活动保障和极端天气预报中发挥了重要作用，例如为杭州亚运会提供服务、提前准确预报“23.7”华北极端降雨等。

同时，人工智能技术的升级和深度应用成效显著。深度学习方法在多个关键领域得到广泛应用。例如，在短时降水预报中，将强降水多尺度机理研究成果融入生成式深度学习 CGAN 模型，实现超分辨率降尺度的同时，显著提升了预报

性能，3h 内 20mm 以上降水的 TS 评分较 ECMWF-IFS 模式预报提升达 30%。短中期降水预报，基于 U-Net 和 CNN 模型，研发了三维多要素通道融合的降水预报订正模型，同时引入注意力机制和优化损失函数，并利用 Stacking 集成学习方法进行多源降水决策集成预报，实现大雨以上强降水较 ECMWF-IFS 模式预报性能提升 24.8%。在雷暴大风和冰雹等强对流天气短期预报中，基于 CNN 模型发展了分类强天气判别的深度学习预报方法，雷暴、短时强降水、冰雹的威胁评分比传统主观预测均达到显著提高。在灾害性大风预报方面，采用改进的 U-Net 模型，通过在损失函数中加入物理约束，风速预报平均绝对误差在 168h 内较 ECMWF-IFS 模式预报明显降低，对强风风速的预报准确率也得到提升。另外，精细化降尺度预报方面，针对短时、短中期预报以及复杂地形下的定点预报，均研发了考虑深层机理机制的降尺度技术。

海量观测预报数据的最优融合和集成技术也不断发展。综合使用基于性能的方法和最优估计法进行网格多源融合和离散站点择优融合，明显提高了融合预报的准确性。同时基于 TCH 理论开发非等权重多模式集成降水预报算法，针对历史预报误差估计不稳定及信息有限等问题，拓展了多源融合算法的应用场景和稳定性。此外，发展了客观要素预报和主观预警协调的主客观智能融合技术，将预报员主观预报的有效信息融入客观数字预报中，实现了精细精准客观预与灾害性天气主观把关预报的优势互补，以提升灾害性和转折性天气的预报服务能力。

从预报性能和应用来看，中央气象台智能数字天气预报在各气象要素预报上较欧洲中期天气预报中心和中国气象局数值模式有明显订正技巧，整体准确率提升超过 10%，且智能数字天气预报在 2020-2022 年期间预报准确率增长趋势明显，多数要素平均每年增长约 3%~6%，在防灾减灾、重大活动保障和专业气象服务等领域发挥了重要作用。

然而，智能数字天气预报仍面临一些难点。未来，中央气象台将针对以下难点，进一步发展新一代以大数据和深度学习等人工智能技术为关键支撑的无缝隙智能数字天气预报技术：一是攻关灾害性和转折性天气等小概率事件的人工智能预报技术，提升极端灾害性天气预报预警能力；二是有效融合人工智能技术与气象科学的传统物理机制，成为了一个新的研究热点与难点；三是拓展专业气象和

风险智能预报预警技术，研发更多分场景、分行业、分灾种的风险预估技术和业务产品；四是发展以智脑为核心的一体化平台关键技术，构建气象“智脑”，实现智能感知、诊断、研判和产品加工，推动智能数字天气预报的全方位智能应用。

致谢：感谢国家气象中心杨绚、王泽毅、宫宇、陈双、周康辉在文章撰写中给与的大力支持。

参考文献

- 代刊, 朱跃建, 毕宝贵, 2018. 集合模式定量降水预报的统计后处理技术研究综述[J]. 气象学报, 76(4): 493-510. Dai K, Zhu Y J, Bi B G, 2018. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system[J]. Acta Meteor Sin, 76(4): 493-510 (in Chinese)
- 代刊, 赵瑞霞, 赵声蓉, 等, 2023. 全国无缝隙智能网格预报技术与应用[J]. 科技成果管理与研究, 18(10): 62-63. Dai K, Zhao R X, Zhao S R, et al, 2023. Technology and application of the seamless fine gridded weather forecast in China[J]. Management Research Sci Technol Achievements, 18(10): 62-63 (in Chinese).
- 郭云谦, 2024. 统一规范的智能数字天气预报通用技术框架NIMM[J]. 科技成果管理与研究, 19(11): 77-78. Guo Y Q, 2024. Unified and standardized general technical framework for national integration of multiple models[J]. Management Research Sci Technol Achievements, 19(11): 77-78 (in Chinese).
- 韩帅, 师春香, 姜志伟, 等, 2018. CMA高分辨率陆面数据同化系统(HRCLDAS-V1.0)研发及进展[J]. 气象科技进展, 8(1): 102-108, 116. Han S, Shi C X, Jiang Z W, et al, 2018. Development and progress of high resolution CMA land surface data assimilation system[J]. Adv Meteor Sci Technol, 8(1): 102-108, 116 (in Chinese)
- 金荣花, 代刊, 赵瑞霞, 等, 2019. 我国无缝隙精细化网格天气预报技术进展与挑战[J]. 气象, 45(4): 445-457. Jin R H, Dai K, Zhao R X, et al, 2019. Progress and challenge of seamless fine gridded weather forecasting technology in China[J]. Meteor Mon, 45(4): 445-457 (in Chinese)
- 李框宇, 周梅, 陈玖英, 等, 2019. 一种适用于气温空间插值的改进梯度距离平方反比法[J]. 中国科学院大学学报, 36(4): 491-497. Li K Y, Zhou M, Chen J Y, et al, 2019. An approach of improved gradient plus inverse distance squared for spatial interpolation of temperature[J]. J Univ Chin Acad Sci, 36(4): 491-497 (in Chinese)
- 李月安, 曹莉, 高嵩, 等, 2010. MICAPS预报业务平台现状与发展[J]. 气象, 36(7): 50-55. Li Y A, Cao L, Gao S, et al, 2010. The current stage and development of MICAPS[J]. Meteor Mon, 36(7): 50-55 (in Chinese)
- 潘昉, 谷军霞, 徐宾, 等, 2018. 多源降水数据融合研究及应用进展[J]. 气象科技进展, 8(1): 143-152. Pan Y, Gu J X, Xu B, et al, 2018. Advances in multi-source precipitation merging research[J]. Adv Meteor Sci Technol, 8(1): 143-152 (in Chinese)
- 吴启树, 韩美, 刘铭, 等, 2017. 基于评分最优化的模式降水预报订正算法对比[J]. 应用气象学报, 28(3): 306-317. Wu Q S, Han M, Liu M, et al, 2017. A comparison of optimal-score-based

- correction algorithms of model precipitation prediction[J]. *J Appl Meteor Sci*, 28(3): 306-317 (in Chinese).
- 行鸿彦, 张金玉, 徐伟, 2017. 地面自动气象观测的技术发展与展望[J]. *电子测量与仪器学报*, 31(10): 1534-1542. Xing H Y, Zhang J Y, Xu W, 2017. Development and prospect of automatic meteorological observation technology on the ground[J]. *J Electr Meas Instrum*, 31(10): 1534-1542 (in Chinese)
- 姚燕, 姜立鹏, 祝婷, 等, 2022. 全球大气再分析实时资料前处理关键技术研制[J]. *气象科学*, 42(5): 703-710. Yao Y, Jiang L P, Zhu T, et al, 2022. Research on key technologies of real-time data pre-processing for CRA[J]. *J Meteor Sci*, 42(5): 703-710 (in Chinese).
- 曾晓青, 薛峰, 赵瑞霞, 等, 2019. 几种格点化温度滚动订正预报方案对比研究[J]. *气象*, 45(7): 1009-1018. Zeng X Q, Xue F, Zhao R X, et al, 2019. Comparison study on several grid temperature rolling correction forecasting schemes[J]. *Meteor Mon*, 45(7): 1009-1018 (in Chinese).
- 曾晓青, 曹勇, 王玉, 等, 2024. 一种针对模式预报场的精细化插值新方法[J]. *大气科学*, 48(5): 1879-1890. Zeng X Q, Cao Y, Wang Y, et al, 2024. A new fast refinement interpolation method for model forecasting[J]. *Chin J Atmos Sci*, 48(5): 1879-1890 (in Chinese).
- 赵瑞霞, 代刊, 金荣花, 等, 2020. OTS、MOS和OMOS方法及其优化组合应用于72h内逐3h降水预报的试验分析研究[J]. *气象*, 46(3): 420-428. Zhao R X, Dai K, Jin R H, et al, 2020. Comparison of OTS, MOS, OMOS Methods and their combinations applied in 3 h precipitation forecasting out to 72 h[J]. *Meteor Mon*, 46(3): 420-428 (in Chinese)
- 赵瑞霞, 代刊, 王勇, 等, 2023. 动态垂直变率降尺度方法在气温智能网格预报中的应用[J]. *气象学报*, 81(5): 788-800. Zhao R X, Dai K, Wang Y, et al, 2023. Application of a dynamic vertical change rate downscaling method in gridded temperature forecast[J]. *Acta Meteor Sin*, 81(5): 788-800 (in Chinese).
- 赵声蓉, 赵翠光, 赵瑞霞, 等, 2012. 我国精细化客观气象要素预报进展[J]. *气象科技进展*, 2(5): 12-21. Zhao S R, Zhao C G, Zhao R X, et al, 2012. The development of objective meteorological element forecast in China[J]. *Adv Meteor Sci Technol*, 2(5): 12-21 (in Chinese).
- 朱智, 师春香, 刘瑞霞, 等, 2021. 我国三维云融合分析业务系统(3DCloudA-V1.0)研制与开发[J]. *气象科技*, 49(1): 55-62. Zhu Z, Shi C X, Liu R X, et al, 2021. Research and development of three-dimensional cloud merging analysis operation system (3DCloudA-V1.0) in China[J]. *Meteor Sci Technol*, 49(1): 55-62 (in Chinese)
- Blahak U, Keller J, The Sinfony-Team, 2021. SINFONY-the combination of Nowcasting and Numerical Weather Prediction at the convective scale at DWD[J]. *EMS Ann Meetings Abstracts*, 18: EMS2021-284.
- Brothers M D, Hammer C L, 2023. Random forest approach for improving nonconvective high wind forecasting across southeast wyoming[J]. *Wea Forecasting*, 38(1): 47-67.
- Craven J P, Rudack D E, Shafer P E, 2020. National blend of models: a statistically post-processed multi-model ensemble[J]. *J Operational Meteor*, 8(1): 1-14.
- Glahn B, Gilbert K, Cosgrove R, et al, 2009. The Gridding of MOS[J]. *Wea Forecasting*, 24(2): 520-529.
- Glahn H R, Lowry D A, 1972. The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting[J]. *J Appl Meteor Climatol*, 11(8): 1203-1211.
- Glahn H R, Ruth D P, 2003. The new digital forecast database of the national weather service[J]. *Bull*

- Amer Meteor Soc, 84(2): 195-202.
- Goutham N, Alonzo B, Dupré A, et al, 2021. Using machine-learning methods to improve surface wind speed from the outputs of a numerical weather prediction model[J]. Bound-Lay Meteor, 179(1): 133-161.
- Hamill T M, Engle E, Myrick D, et al, 2017. The U.S. national blend of models for statistical postprocessing of probability of precipitation and deterministic precipitation amount[J]. Mon Wea Rev, 145(9): 3441-3463.
- Hamill T M, 2021. Comparing and combining deterministic surface temperature postprocessing methods over the United States[J]. Mon Wea Rev, 149(10): 3289-3298.
- Hamill T M, Stovern D R, Smith L L, 2023. Improving national blend of models probabilistic precipitation forecasts using long time series of reforecasts and precipitation reanalyses. Part I: methods[J]. Mon Wea Rev, 151(6): 1521-1534.
- Haupt S E, Chapman W, Adams S V, et al, 2021. Towards implementing artificial intelligence post-processing in weather and climate: proposed actions from the Oxford 2019 workshop[J]. Philos Trans Roy Soc A: Math Phys Eng Sci, 379(2194): 20200091.
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al, 2005. Using bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles[J]. Mon Wea Rev, 133(5): 1155-1174, doi: 10.1175/MWR2906.1
- Roberts N, Ayliffe B, Evans G, et al, 2023. IMPROVER: the new probabilistic postprocessing system at the met office[J]. Bull Amer Meteor Soc, 104(3): E680-E697.
- Song X J, Zhu Y J, Peng J Y, et al, 2018. Improving multi-model ensemble forecasts of tropical cyclone intensity using bayesian model averaging[J]. J Meteor Res, 32(5): 794-803.
- Stovern D R, Hamill T M, Smith L L, 2023. Improving national blend of models probabilistic precipitation forecasts using long time series of reforecasts and precipitation reanalyses. Part II: results[J]. Mon Wea Rev, 151(6): 1535-1550.
- Sun S L, 2004. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filters with applications[J]. Aerosp Sci Technol, 8(1): 57-62, doi: 10.1016/j.ast.2003.08.003.
- Tavella P, Premoli A, 1994. Estimating the instabilities of N clocks by measuring differences of their readings[J]. Metrologia, 30(5): 479.
- Tolman H L, Koch D M, 2019. NOAA's Next Generation Global Prediction System (NGGPS) Progress, Multi-Scale Challenges and Strategies[J]. AGU Fall Meeting Abstracts. (查阅网上资料, 未找到本条文献, 请确认)
- Vannitsem S, Bremnes J B, Demaeyer J, et al, 2021. Statistical postprocessing for weather forecasts: review, challenges, and avenues in a big data world[J]. Bull Amer Meteor Soc, 102(3): E681-E699.
- Wang Y, Dai K, Zong Z P, et al, 2021. Quantitative precipitation forecasting using multi-model blending with supplemental grid points: experiments and prospects in China[J]. J Meteor Res, 35(3): 521-536, doi: 10.1007/s13351-021-0172-5.
- Wang Y, Cao Y, Shen Y, et al, 2025. Explanation and optimizing multi - model blending algorithm using random variables theory[J]. Geophys Res Lett, 52(4): e2024GL111622. <https://doi.org/10.1029/2024GL111622>
- Wilks D S, 2019. Statistical Methods in the Atmospheric Sciences[M]. 4th ed. Cambridge: Elsevier.
- Yang X, Dai K, Zhu Y J, 2023. Calibration of gridded wind speed forecasts based on deep learning[J]. J Meteor Res, 37(6): 757-774.

Zhou K H, Sun J S, Zheng Y G, et al, 2022. Quantitative precipitation forecast experiment based on basic NWP variables using deep learning[J]. Adv Atmos Sci, 39(9): 1472-1486.

