

强对流实况分析关键技术与产品研发进展和展望

葛玲玲 师春香 谷军霞 徐宾
(国家气象信息中心, 北京 100081)

摘要: 加强短时强降水、雷暴大风、冰雹和龙卷等强对流天气的科学认识对防灾减灾等精细化气象预报服务具有重要意义。如何基于过去和现在的观测去分析当前的强对流天气发生、发展情况是一个重要和具有挑战性的问题。调研了美国、欧洲、亚洲、加拿大和澳大利亚等强对流实况分析业务系统的现状, 并从多角度对比了美国的预警决策支持系统—综合信息(WDSS-II)、奥地利的综合分析集成临近预报(INCA)和中国的强对流天气短时临近预报(SWAN)业务系统的现状。此外, 针对强对流实况分析产品与预报实践的结合, 调研了对强对流实况分析产品应用具有启发性的美国国家海洋和大气管理局(NOAA)的试验平台和春季预报试验。同时, 梳理了国内外强对流实况分析研究技术动向, 对比了快速更新同化数值模式、概念模型预报技术以及识别追踪和外推预报技术等强对流预报预警技术的优缺点, 并回顾了近年来国内外各大主流机构的强对流实况分析人工智能解决方案, 为我国今后的强对流实况分析体系建设提供借鉴和思考, 为后续开展具有自身特色的强对流多源融合实况分析研究奠定基础。

关键词: 强对流实况分析, 识别追踪, 预报预警, 数值模式, 人工智能, 应用反馈

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2023.03.003

Progress and Prospects of Key Technologies and Product Development for Severe Convective Real-Time Analysis

Ge Lingling, Shi Chunxiang, Gu Junxia, Xu Bin
(National Meteorological Information Center, Beijing 100081)

Abstract: Strengthening the scientific understanding of severe convective weather such as short-term intense precipitation, thunderstorm gale, hail, and tornadoes is crucial for precision weather forecasting services such as for disaster prevention and mitigation. How to analyze the current status and development of severe convective weather based on past and present observations is an important and challenging issue. The current status of mainstream operational systems in the United States, Europe, Asia, Canada, and Australia was investigated. In particular, the current status of the operational systems, including the Warning Decision Support System-Integrated Information (WDSS-II) in the United States, the Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis (INCA) in Austria, and the Severe Weather Automatic Nowcasting System (SWAN) in China, is compared from multiple perspectives. According to the integration of severe convective real-time analysis products and forecasting practice, the National Oceanic and Atmospheric Administration's (NOAA) testbed and spring forecast tests were also investigated because of their great inspirations for the application of severe convective real-time analysis products. At the same time, the technical trends of domestic and international research on the severe convective real-time analysis were studied. By comparing and analyzing the advantages and disadvantages of severe convective forecast and early warning techniques such as rapid update assimilation numerical models, conceptual model forecasting techniques as well as identification, tracking and extrapolation forecasting techniques, and by reviewing recent artificial intelligence solutions of major domestic and international agencies, reflections and suggestions for the severe convective real-time analysis system of China Meteorological Administration were put forward and in the meantime, lay a foundation for subsequent severe convective multi-source fusion real-time analysis with its own characteristics.

Keywords: severe convective real-time analysis, identification and tracking, forecasting and early-warning, numerical model, artificial intelligence, application feedback

收稿日期: 2022年9月15日; 修回日期: 2023年5月26日
第一作者: 葛玲玲(1993—), Email: gell@cma.gov.cn
通信作者: 师春香(1964—), Email: shicx@cma.gov.cn
资助信息: 国家自然科学基金项目(42205153, U21B2049)

0 引言

强对流天气通常指的是由深厚湿对流产生的包括短时强降水、雷暴大风、冰雹和龙卷等灾害性天气现象, 具有突发性强、生命史短、局地性强、天气剧烈、破坏力大等特点^[1-2]。世界上将其列为仅次于热带

气旋、地震、洪涝之后第四位具有杀伤性的灾害性天气。一般强对流天气的产生要素包括静力不稳定、水汽和抬升触发,在任何时间任何地点,这3个要素能够同时满足,就会有雷暴(深厚湿对流或对流风暴)生成^[3]。目前的强对流天气实况分析主要依赖常规高空和地面观测、气象卫星云图、闪电定位仪数据、天气雷达观测数据、数值预报产品等资料来综合判断是否出现短时强降水、雷暴大风、龙卷以及冰雹等强对流灾害性天气。而强对流天气的临近预报、预警主要是根据多普勒天气雷达回波特征适当结合地面气象站、卫星和闪电等观测资料判断未来0~2 h是否可能出现大冰雹、雷暴大风(含下击暴流)或者龙卷^[4]。

基于过去和现在的观测去分析当前的强对流天气发生、发展情况(预测未来的强对流天气变化),是一个重要和具有挑战性的问题。梳理现有的国内外强对流实况分析业务现状和研究技术动向可为我国今后的强对流实况分析体系建设提供借鉴和思考。首先,调研了美国、欧洲、亚洲、加拿大和澳大利亚等国际主流强对流实况分析业务现状,其中重点调研了美国的预警决策支持系统—综合信息(Warning Decision Support System-Integrated Information, WDSS-II)、奥地利的综合分析集成临近预报系统(Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis, INCA)和中国的强对流天气短时临近预报系统(Severe Weather Automatic Nowcasting, SWAN)的数据源、产品概况、关键技术、起止时间和应用领域。此外,针对强对流实况分析产品与预报实践结合,调研了对强对流实况分析产品的应用具有启发性的美国国家海洋和大气管理局(NOAA)的试验平台和春季预报试验。其次,梳理了国内外强对流实况分析技术动向,对比分析了快速更新同化数值模式、概念模型预报技术以及识别追踪和外推预报技术等短时临近强对流预警技术的优缺点,并回顾了近年来国内外各大主流机构的强对流实况分析人工智能(AI)解决方案。最后,对强对流实况分析未来发展进行展望与思考。

1 国内外强对流实况分析业务产品研究进展

1.1 发展概况

随着气象探测手段的不断发展,卫星、雷达、闪电定位仪以及地面自动气象站等数据的应用使得强对流天气预报的能力有了显著提高。为了强化对强对流天气实况、发生条件及其气候演变过程的认知,进一步提高严重灾害的预测的提前量和准确性,国内外各大主流机构运用了多种新技术、新方法对短时强降水、冰雹、雷暴大风和龙卷等强对流天气进

行了大量研究。表1列出了目前国内外主流强对流天气短时临近预报业务系统的现状。美国国家大气研究中心(NCAR)较早研发了雷暴识别、跟踪、分析和预报算法(TITAN)^[5]和对流单体生消演变预报系统(ANC)^[6],NOAA研发了对流分析与预报系统(SCAN)^[7]、局地分析与预测系统(LAPS-MM5)^[8]、预警决策支持系统—综合信息(WDSS-II)^[9]和高分辨率集合预报系统(HREF, <https://www.emc.ncep.noaa.gov/users/meg/hrefv3/>)^[10-11],美国联邦航空管理局(FAA)针对航空业专门建立了综合风暴预测(CoSPA)^[12]。在欧洲,英国气象局(Met Office)研发了使用区域观测数据进行建模的预测和初始化系统(NIMROD)^[13]和短期集合预测系统(STEPS)^[14-16],德国气象局研制了可替代全球模式和区域模式的全球天气预报业务模型(GME)^[17],德国、希腊、意大利、波兰、罗马尼亚、俄罗斯和瑞士等国的气象部门组成的联盟建立了小规模建模联盟(COSMO)^[18-20],意大利的Arpa-SIMC在COSMO内开发了有限区域集合预测系统(COSMO-LEPS)^[21-23],法国气象局研发了面向重要天气的预报系统(SIGOONS)^[24],奥地利国家气象局研发了综合分析集成临近预报系统(INCA)^[25],芬兰气象研究所和瑞士联邦气象学和气候学办公室等机构联合研发了基于Python框架的短期集合预测系统(pySTEPS)^[26]。在亚洲,日本气象厅研发了极短期的预测系统(VSRFS)^[27],香港天文台建立了局部系统中的强暴雨短期预警系统(SWIRLS)^[28],中国气象局强对流天气预报中心建立了强对流天气短时临近预报系统(SWAN)^[29]。此外,加拿大环境部建立了加拿大地区的雷达决策支持系统(CARDS)^[30],澳大利亚气象局建立了雷暴交互式预报系统(TIFS)^[31]。

1.2 国际主流强对流实况分析业务

表2从数据源、产品概况、关键技术、起止时间和应用领域多角度对比了美国WDSS-II、奥地利INCA和中国SWAN业务系统的现状。

1.2.1 美国WDSS-II系统

预警决策支持系统—综合信息(WDSS-II)是美国第二代用于分析、诊断和预测强对流天气现象的自动算法、工具和显示系统。它由美国国家强风暴实验室(NSSL)和俄克拉何马大学中尺度气象研究合作研究所(CIMMS)的工程师和科学家联合开发。在许多强对流天气事件中,WDSS-II为预警预报提供重要信息,以决定是否发出警告^[9]。WDSS-II由三个部分组成:一套多传感器自动气象算法,包括结合和询问雷达数

表1 国际主流强对流天气短时临近预报业务系统现状

Table 1 Status of mainstream international operational systems for short-term forecasting and nowcasting of severe convective weather

主导研究机构	业务系统	系统简称	业务现状
NCAR	Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting	TITAN	雷暴识别、跟踪和基于外推法的雷暴短期预报 ^[5]
NCAR	Auto-nowcaster	ANC	0~2 h临近预报(雷暴识别、追踪分析和1h内的临近外推预报) ^[6]
NOAA气象发展实验室(NOAA/MDL)	System for Convection Analysis and Nowcasting	SCAN	短期的强对流天气(0~3 h雷暴和强雷暴预报)和山洪的概率性预报和警报指导 ^[7]
NOAA预测系统实验室(NOAA/FSL)	Local Analysis and Prediction System-Mesoscale Model 5	LAPS-MM5	0~6 h云和降水预报 ^[8]
NOAA强风暴实验室(NOAA/NSSL)	Warning Decision Support System- Integrated Information	WDSS-II	0~1 h强对流天气预报 ^[9]
NOAA风暴预测中心(NOAA/SPC)	High-Resolution Ensemble Forecast system	HREF	预测20 km范围内至少发生一次云地闪的可能性 ^[10-11]
FAA	Consolidated Storm Prediction for Aviation	CoSPA	0~6 h预报, 0~2 h启发式外推预报, 2~6 h预报 ^[12]
英国气象局	Nowcasting and Initialisation for Modeling Using Regional Observation Data System	NIMROD	6 h、2km的降水、云和能见度预报 ^[13]
英国气象局	Short Term Ensemble Prediction System	STEPS	0~6 h降水预报 ^[14-16]
德国气象局	Global Icosahedral-Hexagonal Gridpoint Model	GME	1~3 h强对流天气预报 ^[17]
德国、希腊、意大利、波兰、罗马尼亚、俄罗斯和瑞士等国的气象部门组成的联盟	Consortium for Small Scale Modelling	COSMO	1~3 h强对流天气预报(7 km COSMO-EU, 2.8 km COSMO-DE) ^[18-20]
意大利Arpae-SIMC	Limited-area Ensemble Prediction System developed within COnsortium for Small-scale MOdelling	COSMO-LEPS	短期和早期的高影响天气和局部天气事件(强降雨、强风、温度异常、降雪等)的概率预报 ^[21-23]
法国气象局	SIGNificant weather Object Oriented Nowcasting System	SIGOONS	0~4 h雷暴、降水、雾和风预报 ^[24]
奥地利气象局	Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis	INCA	对流生消、雷暴大风预报 ^[25]
芬兰气象研究所	Python framework for Short Term Ensemble Prediction System	pySTEPS	0~6 h概率降水预报 ^[26]
日本气象厅	Very Short-Range Forecasting System	VSRFS	0~6 h、1 km降水预报 ^[27]
香港天文台	Short-range Warning of Intense Rainstorms in Localized Systems	SWIRLS	风暴追踪、冰雹、雷暴大风以及短时强降水等预报 ^[28]
中国气象局	Severe Weather Automatic Nowcasting	SWAN	雷达回波降水外推、龙卷潜势、雷暴大风分级等短时临近预报技术产品 ^[29]
加拿大环境部	Canadian Radar Decision Support system	CARDS	0~1 h雷暴预报 ^[30]
澳大利亚气象局	Thunderstorm Interactive Forecast System	TIFS	0~6 h雷暴预报 ^[31]

表2 美国WDSS-II、奥地利INCA和中国SWAN业务系统的现状

Table 2 Status of the Warning Decision Support System-Integrated Information (WDSS-II) in the United States, the Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis (INCA) in Austria, and the Severe Weather Forecasting Automatic System (SWAN) in China

主导研究机构	系统名称	数据源	业务产品(含产品种类、空间覆盖范围和时空分辨率)	关键技术	起始时间	应用领域
NOAA强风暴实验室(NOAA/NSSL)	WDSS-II	WSR-88D雷达网数据、国家雷电检测网络数据、卫星数据、RUC数据	1) 1 km实时多雷达产品(含冰雹诊断、增强型垂直液体含水量), 1 km、30/60 min组合反射率预测 2) 1 km、1 h/24 h累计降水 3) 5 min闪电密度预测 4) 旋转轨迹产品	1) 多传感器自动气象算法, 包括结合和询问雷达数据、诊断冰雹、闪电和降水的技术 2) 多种强风暴分析算法, 包括旋风探测算法、龙卷风探测算法、冰雹探测算法、风暴单元识别和跟踪算法, 以及破坏性下沉气流预测和检测算法	2004年至今	强对流天气应用、多雷达/多传感器应用
奥地利气象学和地球动力中央研究所(ZAMG)	INCA	地面实况、地形数据、遥感探测资料(雷达、卫星)	1) 逐1 h更新1 km、1 h全球辐射预报, 1 km、1 h温度、湿度、风产品 2) 逐15 min更新1 km、15 min云量、降水和降水类型产品	1) 基于地面实况和遥感资料的融合分析 2) 考虑地形影响的相关运动矢量外推方法 3) 基于INCA分析场对流参数组合和卫星产品的决策算法来实现对流生消预报, 以及雷暴大风物理参数化预报方案	2012年至今	水文径流建模、强对流天气预警、道路安全、农业和可再生能源领域
中国气象局强对流天气预报中心	SWAN	雷达基数据、自动气象站数据、闪电数据、多普勒天气雷达产品、探空数据	1) 逐6 min更新6 min融合临近回波、降水预报产品 2) 逐1 h更新3 km龙卷指数、极大风、UH、组合反射率, 1 h降水预报产品, 1 h雷暴大风分级产品	1) 直角坐标交叉相关雷达回波追踪技术、雷暴识别追踪分析 2) 集成了三维变分风场反演、基于分雨团技术的雷达降水估测、冰雹识别等新算法的短时临近技术 3) 突发性重大灾害天气(暴雨和强对流)的多尺度关键信号识别方法、分类强对流短临预报方法 4) 暴雨/雪短期概率预报方法 5) 适合复杂地形和下垫面条件的气象要素智能网格预报技术	2010年至今	大风、龙卷、强降水等极端天气的预警

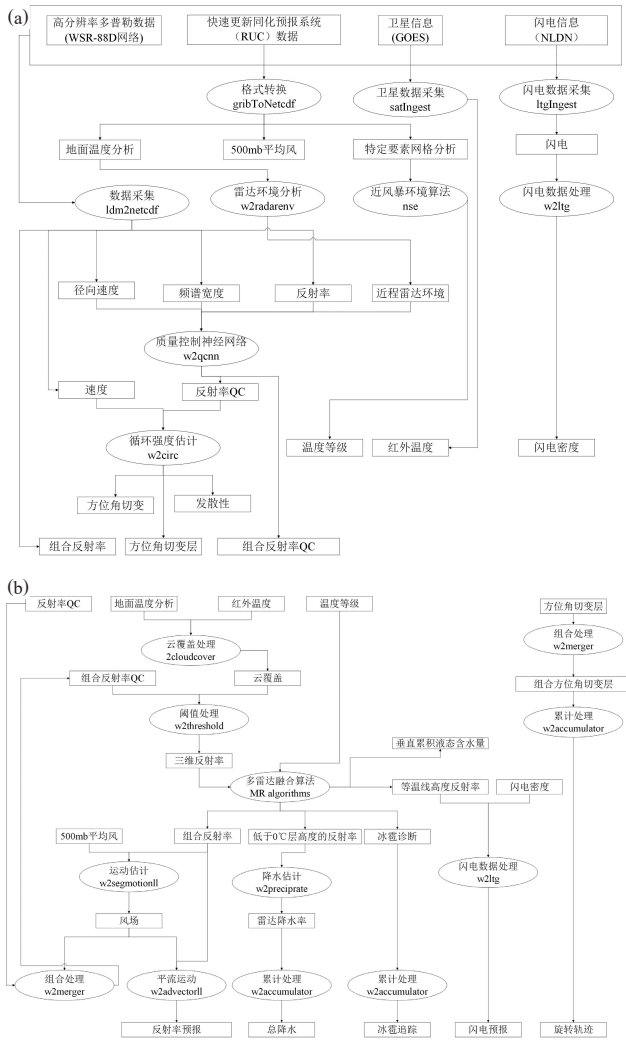


图1 WDSS-II系统数据流^[9]

(a) 二维和三维产品的创建; (b) 三维和衍生二维产品的创建

Fig. 1 Data flow of the WDSS-II system^[9]

(a) Creation of 2D and 3D products; (b) Creation of 3D and derived 2D products

据、诊断冰雹、闪电和降水的技术；一个用于查看多传感器数据和算法输出的三维地球和时间中心显示器；一个支持算法和显示开发者的C++应用编程接口（API）库。WDSS-II主要的硬件系统包括：实时输入和数据发布系统（RIDDS）、多普勒数据流的雷达工具（RUDDS）、强风暴分析程序（SSAP）和雷达和算法显示系统（RADS）。在强风暴分析程序中主要包括旋风探测算法（MDA）、龙卷风探测算法（TDA）、冰雹探测算法（HDA）、风暴单元识别和跟踪算法（SCIT），以及破坏性下沉气流预测和检测算法（DDPDA）。图1为WDSS-II系统创建实时诊断产品的数据流，椭圆代表实时应用，矩形代表可用于强对流天气分析和预测的诊断产品。关于WDSS-II中算法和工具描述可以从官网（<https://inside.nssl.noaa.gov/wdssii/>）获取。

1.2.2 奥地利 INCA 系统

INCA是由奥地利中央气象学和地球动力学研究所（ZAMG）与几个中欧气象研究所合作开发的具有复杂地形适应性的高分辨率（水平1 km）短时临近集成分析预报系统，也是世界天气研究计划预报示范项目INCA-CE（Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis-Central Europe）推荐的短时临近业务系统^[32]。Suklitsch等^[33]通过与有限区域集合预测，考虑与观测有关的不确定性，可以实现针对短时临近范围的集成预报En-INCA。解小寒等^[34]对INCA分析和预报进行了验证检验，结果表明INCA在短时临近阶段对数值模式有明显提升，其对流算法对纯外推预报有所改进。在地面气象站数据和雷达、卫星等其他观测的帮助下，INCA对数值模式输出进行修正，为用户提供了更准确的关于当前和未来天气状况的图片（逐小时更新0~6 h），目前已经在十几个国家和地区得到广泛应用。图2为整个系统概述，包括系统输入、主要技术、要素产品、分析预报和下游应用^[35]。INCA基于高分辨系统地形、地表层指数和垂直坐标系，一方面保证分析中实况信息得以准确保留，另一方面利用遥感资料来提供基于实况插值的空间结构。INCA短时临近预报中不仅使用了经典的相关运动矢量外推方法，还引入了地形影响方案。由于INCA系统实现了对山区地形的精细化描述，进而充分考虑了地形对要素场的影响。INCA在地形复杂的山区具有一定优势，在有着山洪地质灾害隐患的地区将能发挥较好的短时临近预警作用。INCA在强对流预报中不仅发展了基于INCA分析场对流参数组合和卫星产品的决策算法来实现对流生消预报，还发展了基于物理参数化的雷暴大风预报方案，主要基于雷达观测和短时临近预报来估算降水粒子载荷和负浮力，进而预报雷暴大风。Ghaemi等^[36]在对奥地利东南部12年的降水进行检验评估发现，INCA在估计短时对流降雨事件和极端事件的峰值方面的误差和不确定性应在未来的研究中加以考虑。

1.2.3 中国 SWAN 系统

SWAN是我国利用多源观测资料（常规和非常规资料）自主建立的中国气象局短时临近预报业务系统。在强对流天气综合监测业务系统中监测对象包括积云、地面高温、雷暴、地闪、冰雹、龙卷、大风、雷暴大风、短时强降水、雷暴反射率因子、对流风暴（基于雷达资料）、深对流云及中尺度对流系统等不同时段分布。发展的监测技术主要包括自动站资料质量控制技术、强对流信息提取和统计技术、直角坐标交叉相关雷达回波追踪技术、雷暴识别追踪分析和临

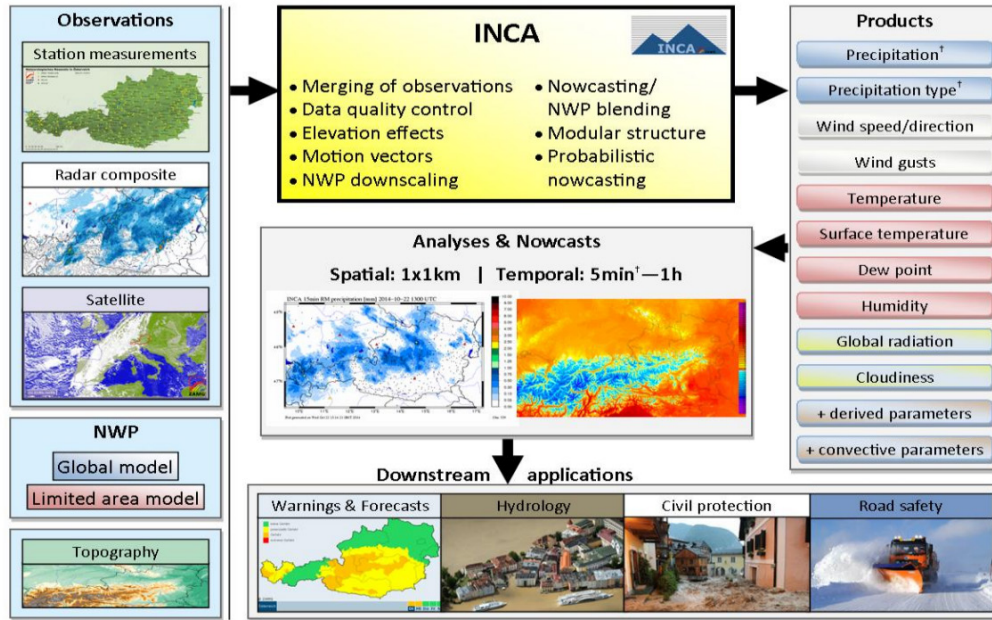


图2 INCA系统概述 (来源: EGU2020海报^[35])

Fig. 2 Overview of the INCA system (from EGU2020 poster^[35])

近预报技术、深对流云识别技术、中尺度对流系统识别和追踪技术, 以及闪电密度监测技术等^[37]。2022年以来, 在中国气象局预报与网络司的指导下, 国家气象中心、国家气象信息中心以及地方气象部门强化国省协同的短时临近预报业务, 以SWAN3.0为载体, 打造“直连互通、循环闭合”的新型短时临近业务流程, 提升了极端天气预报预警能力。在SWAN2.0算法基础上, SWAN3.0不仅可以综合显示风云气象卫星、探空站、雷达、自动站等多源数据, 直接对接国省市县四级短时临近业务, 而且6 min内生成全国短时临近预报产品, 共享回波降水外推、龙卷潜势、AI雷暴大风分级等先进短时临近预报技术产品。从2022年6月8日开始, SWAN3.0正式向全国推广试用, 以提高1 h精准化的预警提前量。

1.3 在预报实践中的应用

预报试验应用反馈对加速推进强对流实况分析业务产品研究进展至关重要。自2000年起NOAA的“灾害天气试验平台”(HWT) 每年都会开展针对强对流灾害天气预报的“春季试验”, 以促进业务预报部门与科研机构之间的交流^[38]。HWT是一个物理空间和研究框架, 以促进合作和评估新兴的工具、技术和产品, 用于美国国家气象局业务。HWT的试验性预警计划侧重于研究、技术和通信, 以改善高影响天气和强对流天气的预警和社会反应^[39]。

针对雷达、卫星和闪电试验情况, 专家学者们进行了大量的研究。Smith等^[40]关于MRMS-Severe算法的

探索性试验, 为进一步开发和改进旋转轨迹和最大预期的冰雹大小等算法提供了指导。Heinselmann等^[41-42]通过模拟龙卷和强风暴案例的PARISE试验, 研究了更长时间分辨率的雷达数据会对预警决策过程产生积极影响的假设。Bass等^[43]和Rude等^[44]通过大气层协作自适应传感试验探索了新的雷达空白填补技术的优势和局限性, 并评估了在预警决策期间使用空白填补的雷达以及对终端用户通信的相关影响。Sandmael等^[45]通过雷达操作中心试验评估确定基于WSR-88D网络的新算法是否可以合理地替代传统版本, 结果强调了单站雷达数据对于预警的影响。在地球静止轨道环境业务卫星(GOES)项目和联合极地卫星系统(JPSS)项目中, 在每年春季进行基线、未来能力和试验产品的演示, 例如, 对流初生的预测和概率^[46-47], 以及0~3 h严重冰雹概率^[48]。通过10多年的GOES-JPSS试验反馈不仅极大地影响了可用的产品和可视化, 而且还为预报员提供了在强对流天气预报中使用卫星数据的培训和最佳实践。在2013—2016年春季试验期间, 与GOES-JPSS试验场演示协调测试了总闪电跳跃算法(LJA)的不同实现, 并根据Schultz等^[49-50]的结果改进强对流天气的短期预测。Liu等^[51]研究表明闪电总数据和自动危险雷暴警报(DTA)的系统可以帮助增加当前强对流天气和龙卷风警报的提前时间, 特别是在2015年春季试验期间完成了连续的现场天气评估, 发现了总闪工具的价值, 例如风暴跟踪和时间序列信息。

总体来说, HWT的试验性预警计划极大地影响了当前的业务预警环境, 对今后的预警研究、技术和

通信技术的改革和发展提供可行性建议。NOAA的试验平台和春季预报试验不仅值得我国相关预报业务借鉴,更对强对流实况分析产品与预报实践相结合具有启发性。

2 国内外强对流实况分析技术研究动向分析

2.1 研究进展概况

从强对流预警业务来看,主流的业务系统主要是基于边界层辐合线理论、基于近地面温度分析和强对流天气短时临近预报技术等进行强对流天气预测。其中,国内外强对流天气短时临近预警预报技术

的发展与研究进展主要集中在雷暴识别追踪和外推预报技术、以分析观测资料为主的概念模型预报技术,以及数值预报技术。表3对比了快速更新同化数值模式^[52-56]、概念模型预报技术^[57],以及识别追踪和外推预报技术^[58-60]这三种国内外主要的短时临近强对流预警预报技术的优缺点。此外,从数值预报技术和短时临近预报技术的预报技巧来看(图3),对强对流系统发展、演变的预报时效超过1 h以上的预报可信度大大降低,而数值预报与短时临近外推相结合可以大大提高短时临近预报准确率^[61]。

表3 主要短时临近强对流预警预报技术列表

Table 3 List of major short-term forecasting, nowcasting and early-warning technologies for severe convective weather

方法名称	关键技术	应用示范	优点	不足
快速更新同化数值模式	1) 绝热与非绝热数字初始化 2) 冷启动、暖启动和热启动技术与循环同化设计 3) 云分析技术 4) 近地面资料同化技术 5) 同化频率与资料空间分辨率	1) 美国RUC ^[52] 、RR ^[53] 、HRRR ^[54] 系统 2) 中国BJ-RUC、GRAPES meso、SMS-WARR、VDRAS系统 ^[55] 3) 英国Hybrid 4DVar、Hybrid 4DVar系统 ^[56]	“非线性”发展变化的“潜在”能力	依赖于高分辨数值预报模式和同化技术的发展;对物理过程的描述还无法完全满足短时临近预报的要求,特别是与对流与强降水密切相关的微物理过程
概念模型预报技术	1) 雷暴发生、发展和消亡的概念模型 2) 极端暴雨机理及关键因子、物理概念模型及极端暴雨指数 3) 雷雨大风气候背景、天气形势类型、物理量参数和预报指标	1) “台风减弱低压型”指标卡形势法概念模型 ^[57] 2) 河南省极端暴雨概念模型及预报技术(河南省气象台) 3) 浙中地区雷雨大风概念模型及短时临近预报技术(浙江省金华市气象局)	对持续性暴雨、雷暴大风等灾害性天气进行系统性的分析研究;综合统计学、天气气候分析等方法;客观预报工具预报能力明显强于日本、德国模式降雨预报,预报工具有参考价值	建立在模式预报基础之上,模式预报准确率会直接影响到工具的预报能力
识别追踪和外推预报技术	1) 雷暴实时自动识别TITAN算法 2) 风暴的中心点跟踪SCIT算法 3) 基于机器学习的雷暴大风、龙卷风识别方法 4) 冰雹探测HDA算法 5) 基于持续性、平流和神经网络的定量降水预报	1) 基于天气雷达数据的雷暴实时自动识别 ^[58] 2) 识别和跟踪孤立的和集群的或线状的风暴的中心点 ^[59] 3) 灾害性天气的自动识别与预报 ^[60]	可以很好地描述系统的“线性”发展,在0~2 h具备较大优势;识别、跟踪与外推系统的数据处理效率显著提升,极大地缩减运算时间和成本;显著提升了强对流云团识别、跟踪和预警的准确率	遇到“非线性”为主的系统与影响时,如对流的发生发展、下垫面过程(海陆风、地形)、云的覆盖及其变化等,有待改进

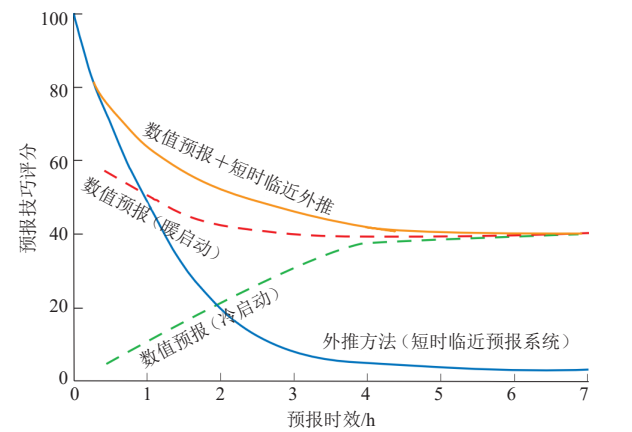


图3 数值预报技术、短时临近预报技术预报技巧比较示意图^[61]
Fig. 3 Comparison between numerical prediction techniques and short-term forecasting and nowcasting techniques^[61]

2.2 强对流实况分析人工智能解决方案

人工智能在地球系统科学应用中优势明显,表4列出了近年来经典的强对流实况分析人工智能解决方案。

表4 经典的强对流实况分析人工智能解决方案列表

Table 4 List of classic artificial intelligence solutions for severe convective real-time analysis

主导研究机构	解决的问题	解决方案
香港科技大学, 香港天文台	基于雷达回波的短时降水预报	ConvLSTM: 基于时序的深度学习外推 ^[62]
香港科技大学, 香港天文台	基于雷达回波的短时降水预报	TrajGRU: 基于时序的深度学习外推 ^[63]
SPC, Oklahoma	高影响天气的实时决策	物理知识与自动修正相融合 ^[64-66]
NCAR, Oklahoma	冰雹概率预报校准	基于机器学习的回归模型 ^[67]
Google	以2 min的间隔和1 km的分辨率预测未来8 h内的降水概率	MetNet: 基于深度神经网络的方法 ^[68]
Google	提前12 h进行天气预报时优于最先进的HREF集合预报模型	MetNet-2: 基于深度神经网络的方法 ^[69]
DeepMind	未来90 min的雷达降水的概率临近预报	DGMR: 基于生成判别器的深度学习的方法 ^[70]

2015年, Shi等^[62]将降水临近预报转化为时空序列预测问题,利用香港天文台提供的雷达回波数据专门设计了ConvLSTM编码网络用于短时降水预报。2017年, Shi等^[63]针对雷达回波外推技术的实际应用提出了TrajGRU模型,进一步改进了短时降水预报。

基于AI的强对流实况分析旨在通过数据驱动的方法挖掘数据特性，构建针对性的模型提高准确率和物理可解释性已成为一个重要的研究方向^[64]。例如，McGovern等^[65]通过将物理知识与自动修正相融合，旨在利用AI改进对高影响天气的实时决策。Solazzo等^[66]利用GNSS水汽观测数据，开发一个基于神经网络方法的预报系统，减轻米兰地区严重雷暴的影响。Burke等^[67]通过引入机器学习方法来校准业务上的冰雹概率预报。

由于深度学习能够有效综合提取观测数据和数值预报模式数据的信息，因此其预报性能显著优于单纯依赖数值预报模式对流参数化方案的预报效果。而且，综合应用观测数据和数值预报模式数据的深度学习预报效果也明显优于使用单一数据的深度学习方法。2020年，Google提出了秒级神经网络天气模型MetNet^[68]，它能够以2 min的间隔和1 km的分辨率预测未来8 h内的降水概率，优于NOAA当前使用的基于物理定律的HRRR模型，且预测耗时只需几秒钟（之前的模型需要1 h）。该网络的输入自动从雷达站和卫星网络获取，无需人工注释。模型输出是一个概率分布，用于推断每个地理区域最可能的降水概率以及相关的不确定性。Google还提出了超越MetNet性能的MetNet-2^[69]，通过采用更丰富的天气输入状态，并扩展架构以捕获更长的空间依赖性。与基于物理的模型相比，MetNet-2在提前12 h进行天气预报时优于最先进的HREF集合预报模型。DeepMind提出了用于雷达降水的概率临近预报的深度学习DGMR^[70]，它能够准确的预测未来90 min内下雨的可能性。DGMR平衡了预测结果的降水强度和范围，可以更好的捕捉环流强度和结构，并能够更清晰准确地预测局部的降雨和运动。除了采用各种评分指标来评估模型外，还通过50多位专业的气象学家进行系统评估。评估结果表明，与之前广泛使用的临近预报方法相比，该方法在89%的案例中对位置、范围、运动和强度等预测的准确性和实用性均排名第一，证明了DGMR深度学习具备为现实世界的决策者提供洞察力的能力。

针对强对流天气预报这一世界级难题，需要国内外气象部门、企业、高校和科研院所强强联合，积极探索智能化信息技术新路线。例如，ECMWF于2021年发布的未来十年战略规划表明，在未来的计算挑战方面，AI将扮演重要角色，尤其是机器学习，它将成为整个数值天气预报和气候服务工作流程的一部分。Frnda等^[71]利用气象站观测数据训练深度学习模型以改善全球数值天气预报模型（ECMWF研发）的短期预

报精度，交叉验证的结果表明深度学习模型优于标准ECMWF的预报精度，并且更接近于当地数值天气预报模型的预测精度。

3 强对流实况分析的挑战与思考

《全国气象发展“十四五”规划》明确指出，“十四五”时期将推动气象领域的AI应用，进一步实现以预报精准为核心、惠及监测精密与服务精细。开展基于多源气象观测资料和AI综合诊断技术，不仅有利于加强短时强降水、雷暴大风、冰雹和龙卷等强对流天气的科学认识，而且能够提供适用于防灾减灾的精细化气象预报服务^[72]。虽然人工智能已广泛应用于地球科学各个领域，但如何从大数据中挖掘有效时空信息、如何在模型构建中利用物理先验、如何结合数值模式和AI技术的优势提高准确率和物理可解释性仍需深入研究^[73]。在未来的强对流实况分析研究中，一方面，要加强卫星、雷达、探空等多源数据在强对流实况分析产品研发中的融合应用，加快推进强对流多源融合实况分析产品研制和业务化建设；另一方面，要推进人工智能技术在气象学领域的融合应用，汲取国内外已有研究经验和教训，实现我国强对流实况分析关键核心技术自主可控。

参考文献

- [1] 郑永光,周康辉,盛杰,等.强对流天气监测预报预警技术进展.应用气象学报,2015,26(6):641-657.
- [2] 郑永光,陶祖钰,俞小鼎.强对流天气预报的一些基本问题.气象,2017,43(6):641-652.
- [3] Doswell III C A. The distinction between large-scale and mesoscale contribution to severe convection: A case study example. Weather and Forecasting, 1987, 2(1): 3-16.
- [4] 俞小鼎,郑永光.中国当代强对流天气研究与业务进展.气象学报,2020,78(3):391-418.
- [5] Dixon M, Wiener G. TITAN: Thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting: A radar-based methodology. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 1993, 10(6): 785-797.
- [6] Mueller C, Saxen T, Roberts R, et al. NCAR auto-nowcast system. Weather and Forecasting, 1993, 18(4), 545-561.
- [7] Smith S B, Johnson J T, Roberts R D, et al. The System for Convection Analysis and Nowcasting (SCAN) 1997-1998 field test. 19th Conference on Severe Local Storms, Minneapolis, 1998: 790-793.
- [8] Shaw B L, Thaler E R, Szoke E J. Operational evaluation of the LAPS-MM5 "hot start" local forecast model. 18th Conference on Weather Analysis and Forecasting, Fort Lauderdale, 2001, 18: 160-164.
- [9] Lakshmanan V, Smith T, Stumpf G, et al. The warning decision support system-integrated information. Weather and Forecasting, 2007, 22, (3): 592-608.
- [10] Roberts B, Jirak I L, Clark A J, et al. Postprocessing and visualization techniques for convection-allowing ensembles. Bulletin of the American Meteorological Society, 2019, 100(7): 1245-1258.
- [11] Roberts B, Gallo B T, Jirak I L, et al. What does a convection-allowing ensemble of opportunity buy us in forecasting thunderstorms? Weather and Forecasting, 2020, 35(6): 2293-2316.
- [12] Wolfson M M, Dupree W J, Rasmussen R M, et al. Consolidated storm prediction for aviation (CoSPA). 2008 Integrated Communications, Navigation and Surveillance Conference,

- Bethesda, 5-7 May 2008: 1-19.
- [13] Golding B W. Nimrod: A system for generating automated very short range forecasts. *Meteorological Applications*, 1998, 5(1): 1-16.
- [14] Bowler N E, Pierce C E, Seed A W. STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2006, 132: 2127-2155.
- [15] Seed A W, Pierce C E, Norman K. Formulation and evaluation of a scale decomposition-based stochastic precipitation nowcast scheme. *Water Resources Research*, 2013, 49: 6624-6641.
- [16] Foresti L, Reyniers M, Delobbe L. Implementation of the Short-Term Ensemble Prediction System (STEPS) in Belgium and verification of case studies. *EGU General Assembly Conference Abstracts*, Vienna, 27 April to 2 May 2014.
- [17] Majewski D, Liermann D, Prohl P, et al. The operational global icosahedral-hexagonal gridpoint model GME: Description and high-resolution tests. *Monthly Weather Review*, 2002, 130(2): 319-338.
- [18] Steppeler J, Doms G, Schättler U, et al. Meso-gamma scale forecasts using the nonhydrostatic model LM. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2003, 82(1): 75-96.
- [19] Schulz J P. Introducing sub-grid scale orographic effects in the COSMO model. *COSMO Newsl*, 2008, 9: 29-36.
- [20] Gebhardt C, Theis S E, Paulat M, et al. Uncertainties in COSMO-DE precipitation forecasts introduced by model perturbations and variation of lateral boundaries. *Atmospheric Research*, 2011, 100(2-3): 168-177.
- [21] Molteni F, Buizza R, Marsigli C, et al. A strategy for high-resolution ensemble prediction. Part I: Definition of representative members and global-model experiments. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2001, 127: 2069-2094.
- [22] Marsigli C, Montani A, Nerozzi F, et al. A strategy for high-resolution ensemble prediction. Part II: Limited-area experiments in four Alpine flood events. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2001, 127(576): 2095-2115.
- [23] Montani A, Cesari D, Marsigli C, et al. Seven years of activity in the field of mesoscale ensemble forecasting by the COSMO-LEPS system: Main achievements and open challenges. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 2011, 63(3): 605-624.
- [24] Brovelli P, Sénési S, Arbogast E, et al. Nowcasting thunderstorms with SIGOONS—a significant weather object oriented nowcasting system. *World Meteorological Organization Symposium on Nowcasting and Very Short Term Forecasting*. France Toulouse, 2005.
- [25] Kann A, Krsmanic R, Habrovsky R, et al. High-resolution nowcasting and its application in road maintenance: Experiences from the INCA Central European area project. *IET Intelligent Transport Systems*, 2015, 9(5): 539-546.
- [26] Pulkkinen S, Nerini D, Pérez Hortal A A, et al. Pysteps: An open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0). *Geoscientific Model Development*, 2019, 12(10): 4185-4219.
- [27] Makihara Y. Algorithms for precipitation nowcasting focused on detailed analysis using radar and raingauge data. *Technical Report of Meteorological Research Institute*, No.39 2000.
- [28] Li P W, Wong W K, Chan K Y, et al. SWIRLS—An evolving nowcasting system. *Technical note 100*, Hong Kong: Hong Kong Observatory, 2000.
- [29] 韩丰, 沃伟峰. SWAN2.0系统的设计与实现. *应用气象学报*, 2018, 29(1): 25-34.
- [30] Fox N I, Webb R, Bally J, et al. The impact of advanced nowcasting systems on severe weather warning during the Sydney 2000 Forecast Demonstration Project: 3 November 2000. *Weather and Forecasting*, 2004, 19(1): 97-114.
- [31] Bally J. The Thunderstorm Interactive Forecast System: Turning automated thunderstorm tracks into severe weather warnings. *Weather and Forecasting*, 2004, 19(1): 64-72.
- [32] Kann A, Pistotnik G, Bica B. INCA-CE: A Central European initiative in nowcasting severe weather and its applications. *Advances in Science and Research*, 2012, 8: 67-75.
- [33] Suklitsch M, Kann A, Bica B. Towards an integrated probabilistic nowcasting system (En-INCA). *Advances in Science and Research*, 2015, 12(1): 51-55.
- [34] 解小寒, 王勇, 郭倩. 具有复杂地形适应能力的INCA短临预报系统介绍. *气象科技进展*, 2018, 8(3): 70-76.
- [35] Bica B, Hadzimustafic J, Atencia A, et al. Recent developments in the INCA analysis and nowcasting system. *EGU General Assembly Conference Abstracts*. 2020: 22584.
- [36] Ghaemi E, Foelsche U, Kann A, et al. Evaluation of Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis (INCA) precipitation analysis using a dense rain-gauge network in southeastern Austria. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(8): 4335-4356.
- [37] 郑永光, 林隐静, 朱文剑, 等. 强对流天气综合监测业务系统建设. *气象*, 2013, 39(2): 234-240.
- [38] Clark A J, Weiss S J, Kain J S. An overview of the 2010 hazardous weather testbed experimental forecast program spring experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2012, 139: 55-74.
- [39] Calhoun K M, Berry K L, Kingfield D M, et al. The experimental warning program of NOAA's hazardous weather testbed. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2021, 102(12): E2229-E2246.
- [40] Smith T M, Lakshmanan V, Stumpf G J, et al. Multi-Radar Multi-Sensor (MRMS) severe weather and aviation products: Initial operating capabilities. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2016, 97: 1617-1630.
- [41] Heinselman P L, LaDue D S, Lazrus H. Exploring impacts of rapid-scan radar data on NWS decisions. *Weather and Forecasting*, 2012, 27: 1031-1044.
- [42] Heinselman P L, LaDue D S, Kingfield D M, et al. Tornado warning decisions using phased array radar data. *Weather and Forecasting*, 2015, 30: 57-78.
- [43] Bass E J, Hogan B, Rude D, et al. A method for investigating real-time distributed weather forecaster-emergency manager interaction. *2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Anchorage, 2011: 2809-2815.
- [44] Rude D J, Bass E J, Philips B. Quantifying the impact of adding gap filling radar data on forecaster wind assessments, warnings, and confidence. *Meteorological Applications*, 2012, 19: 355-370.
- [45] Sandmael T, Elmore K L, Smith B R. A new machine learning-based tornado detection algorithm for the WSR-88D Network. *19th Conference on Artificial Intelligence for Environmental Science*, Boston, 2020.
- [46] Sieglaff J M, Cronce L M, Feltz W F, et al. Nowcasting convective storm initiation using satellite-based box-averaged cloud-top cooling and cloud-type trends. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2011, 50: 110-126.
- [47] Walker J R, MacKenzie Jr W M, Mecikalski J R, et al. An enhanced geostationary satellite-based convective initiation algorithm for 0-2 hour nowcasting with object tracking. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2012, 51: 1931-1949.
- [48] Cintineo J L, Pavolonis M J, Sieglaff J M, et al. An empirical model for assessing the severe weather potential of developing convection. *Weather and Forecasting*, 2014, 29(3): 639-653.
- [49] Schultz C J, Petersen W A, Carey L D. Preliminary development and evaluation of lightning jump algorithms for the real-time detection of severe weather. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2009, 48(12): 2543-2563.
- [50] Schultz C J, Petersen W A, Carey L D. Lightning and severe weather: A comparison between total and cloud-to-ground lightning trends. *Weather and Forecasting*, 2011, 26(5): 744-755.
- [51] Liu C, Heckman S. Total lightning data and real-time severe storm prediction. *TECO-2012: WMO Technical Conference on Meteorological and Environmental Instruments and Methods of Observation*, Brussels, 2012.
- [52] Schwartz B E, Benjamin S G, Green S M, et al. Accuracy of RUC-1 and RUC-2 wind and aircraft trajectory forecasts by comparison with ACARS observations. *Weather and Forecasting*, 2000, 15(3): 313-326.
- [53] Benjamin S G, Weygandt S S, Brown J M, et al. A North American

(下转28页)

本文研究结论可为预报业务人员在预报降水相态时提供指导,但需要指出的是,降水相态涉及复杂的云微物理过程,云中冰雪粒子环境、云底高度、粒子下落速度、地形条件等均会影响到实际下降到地面的降水相态,因此仍需要开展不同天气系统对云微物理过程影响及对近地面层降温机制的深入研究。

参考文献

- [1] 王江山,李锡福. 青海天气气候. 北京:气象出版社,2004.
- [2] 中国气象局. GB/T 28592-2012. 降水量等级. 北京:中国标准出版社,2012.
- [3] 张琳娜,郭锐,曾剑,等. 北京地区冬季降水相态的识别判据. 高原气象,2013,32(6): 1780-1786.
- [4] 孙燕,严文莲,尹东屏,等. 江苏冬季降水相态气候分布特征及预报方法探讨. 气象科学,2013,33(3): 325-332.
- [5] 廖晓农,张琳娜,何娜,等. 2012年3月17日北京降水相态转变的机制讨论. 气象,2013,39(1): 28-38.
- [6] 徐辉,宗志平. 一次降水相态转换过程中温度垂直结构特征分析. 高原气象,2014,33(5): 1272-1280.
- [7] 彭霞云,刘汉华,李文娟,等. 一次局地暴雪过程低层降温机制分析. 气象,2020,46(8): 1015-1025.
- [8] 杨舒楠,徐璐,何立富,等. 低层温度平流对华北雨雪天气过程的降水相态影响分析. 气象,2017,43(6):665-674.
- [9] 杜佳,杨成芳,戴翼,等. 北京地区4月一次罕见暴雪的形成机制分析. 气象,2019,45(10): 1363-1374.
- [10] 高松影,李慧琳,宋丽丽,等. 丹东冬季降水相态判据研究. 气象与环境学报,2014,30(2): 38-44.
- [11] 苗爱梅,董文晓,贾利东,等. 近30a山西不同相态降水的统计特征及概念模型. 干旱气象,2014,32(1):23-31.
- [12] 漆梁波,张瑛. 中国东部地区冬季降水相态的识别判据研究. 气象,2012,38(1): 96-102.
- [13] 杨成芳,姜鹏,张少林,等. 山东冬半年降水相态的温度特征统计分析. 气象,2013,39(3): 355-361.
- [14] 张俊兰,彭军. 北疆春季降水相态转换判识和成因分析. 高原气象,2017,36(4): 939-949.
- [15] 祝小梅,白婷,齐元元. 新疆北部降水相态的识别判据研究. 沙漠与绿洲气象,2019,13(1): 7-12.
- [16] 保广裕,代青措,郑玲,等. 青海省公路沿线降水相态预报指标分析研究. 青海环境,2019,29(3): 124-128.
- [17] 管琴,徐亮,李青平,等. 青海初秋一次雨雪天气过程数值模拟分析. 陕西气象,2015, (5): 9-14.
- [18] 赵天保,符淙斌. 应用探空观测资料评估几类再分析资料在中国区域的适用性. 大气科学,2009,33(3):634-648.
- [19] 何冬燕,田红,邓伟涛. 三种再分析地表温度资料在青藏高原区域的适用性分析. 大气科学学报,2013,36(4): 458-465.
- [20] 李存莲,许学莲,雷玉红,等. 柴达木盆地不同天气条件下气温日变化特征分析. 青海农林科技,2020(4): 54-57.
- [21] 陈双,符娇兰. 华北地区雪密度不同的两次降雪过程对比分析. 气象,2021,47(1): 36-48.
- [22] 刘玉莲,任国玉,孙秀宝. 降水相态分离单临界气温模型建立和检验. 应用气象学报,2018,29(4): 449-459.
- [23] 叶晨,王建捷,张文龙. 北京2009年“1101”暴雪的形成机制. 应用气象学报,2011,22(4): 398-410.
- [24] 马梁臣,马洪波,张曦丹,等. 冬奥会张家口赛区一次降水相态特征分析. 气象与环境学报,2022,38(1): 1-7.
- [25] 杜波,马舒庆,梁明珠,等. 雨滴谱降水现象仪对比观测试验技术应用分析. 气象科技,2017,45(6): 995-1001.
- [26] 邱海芝,王娜,马黎东. 富裕DSG5型降水现象仪平行观测数据探讨与分析. 黑龙江气象,2019,36(4): 42-44.
- [27] 吴宜,刘西川,孙宇,等. 雨滴谱式降水现象仪与人工观测结果的一致性分析. 气象科技,2021,49(1):32-39.
- [28] 周坤论,黄剑钊,陶伟,等. 降水类天气现象自动与人工观测质量对比分析. 气象研究与应用,2022,43(1): 112-117.
- [54] Dowell D, Hu M, Olson J, et al. Rapid refresh (RAP) and high resolution rapid refresh (HRRR) model development. AMS 100th Annual Meeting, Boston, 12-16 January 2020.
- [55] 陈明轩,高峰,孔荣,等. 自动临近预报系统及其在北京奥运期间的应用. 应用气象学报,2010,21(4): 395-404.
- [56] Benjamin S G, James E P, Brown J M, et al. Diagnostic fields developed for hourly updated NOAA weather models. Technical Memorandum OAR GSI-66. Boulder: NOAA, 2021.
- [57] 刘国忠,黄开刚,罗建英,等. 基于概念模型及配料法的持续性暴雨短期预报技术探究. 气象,2013,39(1): 20-27.
- [58] Johnson J T, MacKeen P L, Witt A, et al. The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm. Weather and forecasting, 1998, 13(2): 263-276.
- [59] Cui W, Dong X, Xi B, et al. Climatology of linear mesoscale convective system morphology in the united states based on the random-forests method. Journal of Climate, 2021, 34(17): 7257-7276.
- [60] Witt A, Eilts M D, Stumpf G J, et al. An enhanced hail detection algorithm for the WSR-88D. Weather and Forecasting, 1998, 13(2): 286-303.
- [61] 陈葆德,王晓峰,李泓,等. 快速更新同化预报的关键技术综述. 气象科技进展,2013,3(2): 29-35.
- [62] Shi X, Chen Z, Wang H, et al. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. 29th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Montreal, 2015.
- [63] Shi X, Gao Z, Lausen L, et al. Deep learning for precipitation nowcasting: A benchmark and a new model. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 5617-5627.
- [64] McGovern A, Bostrom A, Davis P, et al. NSF AI institute for research on trustworthy AI in weather, climate, and coastal oceanography (AI2ES). Bulletin of the American Meteorological Society, 2022, 103(7): E1658-E1668.
- [65] McGovern A, Elmore K L, Gagne D J, et al. Using artificial intelligence to improve real-time decision-making for high-impact weather. Bulletin of the American Meteorological Society, 2017, 98(10): 2073-2090.
- [66] Solazzo E, Barindelli S, Biondi R, et al. Nowcasting locally developed convective cells. 21st European Geosciences Union General Assembly, Vienna, 2019.
- [67] Burke A, Snook N, Gagne II D J, et al. Calibration of machine learning-based probabilistic hail predictions for operational forecasting. Weather and Forecasting, 2020, 35(1): 149-168.
- [68] Sønderby C K, Espoholt L, Heek J, et al. Metnet: A neural weather model for precipitation forecasting. Preprint, arXiv, 2020: 2003. 12140.
- [69] Espoholt L, Agrawal S, Sønderby C, et al. Skillful twelve hour precipitation forecasts using large context neural networks. Preprint, arXiv, 2021: 2111. 07470.
- [70] Ravuri S, Lenc K, Willson M, et al. Skillful precipitation nowcasting using deep generative models of radar. Nature, 2021, 597(7878): 672-677.
- [71] Frnda J, Durica M, Rozhon J, et al. ECMWF short-term prediction accuracy improvement by deep learning. Scientific Reports, 2022, 12(1): 1-11.
- [72] 郑永光,张小玲,周庆亮,等. 强对流天气短时临近预报业务技术进展与挑战. 气象,2010,36(7): 33-42.
- [73] Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.

(上接21页)

hourly assimilation and model forecast cycle: The rapid refresh. Monthly Weather Review, 2016, 144(4): 1669-1694.