

我国气温网格预报检验及客观订正方法研究进展

刘嘉慧敏^{1,2} 潘留杰^{1,2} 戴昌明^{1,2} 胡启元^{1,2} 何林³ 燕若彤⁴

(1 陕西省气象台, 西安 710014; 2 秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室, 西安 710044; 3 陕西省气象信息中心, 西安 710014; 4 成都信息工程大学大气科学学院, 成都 610225)

摘要: 中国气象局自2014年启动无缝隙精细化网格天气预报业务, 高分辨率的智能网格预报已成为天气预报目前的主推业务和未来的发展方向。近年来, 随着数值模式统计后处理技术的飞速发展, 气温网格预报质量稳步提升。本文在总结现有气温网格预报精细化检验评估方法的基础上, 系统梳理了单模式订正、多模式集成释用和大数据人工智能等数值模式释用技术在气温网格预报客观订正领域的最新进展, 阐明了不同方法在气温网格预报领域的优势和劣势。在当前人工智能、大数据、云计算等新型信息技术快速发展的背景下, 未来气温网格预报需要吸纳更加多元的前沿研究成果, 充分挖掘数值模式内在预报信息, 使得预报向更加智慧化方向迈进。

关键词: 网格预报, 数值模式, 检验评估, 客观订正

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2023.06.002

Research Progress on Objective Verification and Correction Methods for Grid Temperature Forecast

Liu Jiahui^{1,2}, Pan Liujie^{1,2}, Dai Changming^{1,2}, Hu Qiyuan^{1,2}, He Lin³, Yan Ruotong⁴

(1 Shaanxi Meteorological Observatory, Xi'an 710014; 2 Key Laboratory of Eco-Environment and Meteorology for the Qinling Mountains and Loess Plateau, Xi'an 710044; 3 Shaanxi Meteorological Information Center, Xi'an 710014; 4 College of Atmospheric Sciences, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225)

Abstract: High-resolution intelligent grid forecast has become the main operational work and the development direction of future weather forecast since China Meteorological Administration launched the seamless fine grid weather forecast service in 2014. To date, with the rapid development of numerical model statistical post-processing technology, the quality of grid temperature forecast has been steadily improved. On the basis of summarizing the existing fine-scale testing and evaluation methods for grid temperature forecast, this paper systematically sorts out the latest progress of numerical model interpretation techniques, such as single model correction, multi-model integrated interpretation and big data artificial intelligence, in the field of objective correction of grid temperature forecast. The advantages and disadvantages of different methods in the field of grid temperature forecast are elucidated. In the context of the current rapid development of new information technologies such as artificial intelligence, big data, and cloud computing, grid temperature forecast needs to harness more cutting-edge research results from multiple sources, and fully utilize the inherent forecast information of numerical models for a smarter forecast in the future.

Keywords: gridded forecasting, numerical model, verification and evaluation, objective correction

0 引言

近年来极端气温事件频发而引起的高温热浪、霜冻、寒潮等灾害性天气对社会经济发展的影响和威胁正引起各国政府的关注。IPCC第六次评估报告指出, 2010—2020年是有气象记录以来最热的十年, 全球平均表面温度将在未来20年内达到或超过 1.5°C ^[1], 升温

背景下全球许多城市面临极端高温热浪事件的风险也急剧增加^[2]。相比于极端高温, 我国冬春季极端低温事件的发生频次也呈显著增加趋势, 其通常在霜冻、寒潮等灾害性天气的产生过程中起关键作用, 对农业生产和公众安全会造成巨大的危害^[3-5]。同时, 由于城市化进程加快, 城郊温度差异愈发明显, 加之受区域地形影响, 局地气温精细化演变规律极为复杂^[6]。随着政府部门和社会公众对气温的精细化预报需求日益增强, 除常规气温预报产品外, 气象部门还需提供高时效、高精度、高准确率的气温预报服务信息, 因此加快发展定时、定点、定量的气温预报技术是提高气象服务质量的重中之重。

收稿日期: 2022年8月5日; 修回日期: 2023年1月10日
第一作者: 刘嘉慧敏(1989—), Email: ljhm888@163.com
资助信息: 陕西省自然科学基金研究计划(2022JQ-279);
陕西省气象局秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室面上基金(2022Y-1); 陕西省自然科学基金研究计划(2021JQ-964)

智能网格预报是目前天气预报的主推业务和发展方向。美国最早从2003年开始发展国家数字预报数据库(NDFD)^[7],形成逐1 h更新2.5 km和5 km分辨率0~45 d的无缝隙智能网格天气预报业务体系。澳大利亚自2012年起也开展了基于业务集成预报技术的智能网格预报业务。我国无缝隙智能网格预报业务于2014年开始,基于多模式数据集成,发展了一系列模式客观释用技术,至2020年已初步形成全国5 km分辨率0~30 d的逐1 h、3 h和12 h,全球10 km分辨率0~10 d逐3 h的气象要素预报产品体系。相较传统的站点预报,智能网格预报具有时空分辨率高、实时性高、要素种类多、数据量大等特点,能够覆盖和表达更加全面、精细的时空预报信息^[8-9]。因此,数值模式预报的快速发展是做好无缝隙精细化网格预报的重要支撑。然而,由于初值场的不确定性、模式物理过程参数化方案的局限性及大气混沌性等诸多原因,使数值模式预报的气温结果与实际观测值间会产生各种偏差^[10-11]。因此,科学合理地检验评估数值模式预报性能是应用模式输出结果的前提,是保障模式预报技术发展的根本。气温作为时空连续性变量,可以用连续性变量评分指标对预报进行检验评估,还可以用二分类、多分类等离散变量检验方法评估数值模式对极端气温事件的预报表现。另外,还可以通过计算标准差(STDEV)、异常相关系数(ACC)、斯皮尔曼相关系数(SP_CORR)、Kendall等级相关系数、误差百分位数等参数来评判^[12],以散点图、频率关系图、泰勒图等多种方式呈现气温预报表现。目前业务中气温预报检验主要是应用常规检验指标对过去气温预报的时空表现进行评估,缺少分区域、分季节及不同天气类型的精细化检验。对于极端天气中定点气温的峰值和谷值、突变天气中气温的转折点及升降幅度的预报偏差规律认识还不足,特别是在春秋季节冷空气活动过程中,高原边坡、新疆及东北地区的气温预报偏差较大,这可能与模式本身的物理过程参数化方案有关,同时受到复杂下垫面的山区地形影响^[13-14]。

在评估各类数值模式的预报偏差基础之上,寻找科学合理的数值产品释用方法对模式预报的误差进行订正,是做好精细化预报的重要桥梁,更是提升精细化预报质量的核心。目前,气温客观预报产品主要来源于三种方式:一是来自于单模式的后验订正;二是全球模式、区域模式和预报员主观订正后的融合产品;三是集合预报产品的集成统计。对于单模式订正,目前常用的方法主要是建立基于预报因子和实况气温的各种统计回归方程,其中经典模式输出统计

法(Model Output Statistic Prediction)^[15]在气象业务单位中被广泛运用。之后发展了滑动平均法、卡尔曼滤波法、相似预报融合和消除偏差订正等一系列统计后处理技术^[16-19]。在多模式集成方面,发展了多模式等权重与变权重集成、BP神经网络、综合偏差订正方案、消除偏差加权集成算法和滑动训练期超级集合预报方法等多种集成技术^[20-24]。特别是近年来基于人工智能、大数据、云计算等新型信息技术订正方法的兴起,包括岭回归、随机森林、卷积神经网络、深度学习等^[25-27],更大幅度地挖掘了数值模式内在信息,提高了精细化气温预报质量。虽然气温预报现有的误差订正手段丰富,但大多方法在平稳天气中表现较好,相较模式本身预报质量提高显著,当遇到转折性天气(暴雨、寒潮及过程结束后回暖时期、强对流、连阴雨等)时,订正质量较前者大幅下降,预报效果欠佳,这也是目前气温精细化预报业务中的订正难点。

针对当前客观检验参数多,订正方法纷繁复杂等特点,本文旨在梳理当前在气温网格预报业务中常用的气温预报客观检验及订正技术方法,厘清不同客观检验和订正方法在气温网格预报中的应用现状,以期探索在未来气温网格预报检验订正技术领域的新方向。特别说明,本文所指气温为地面2 m气温。

1 气温客观检验方法

1.1 连续型预报检验

气温作为连续性变量,目前气象预报业务常用的检验指标主要有均方根误差、平均绝对误差、预报准确率、距平相关系数等方法^[28-30]。上述指标运算简洁,能够快速反映出预报结果的准确性。均方根误差(T_{RMSE})和平均绝对误差(T_{MAE})表示模式预报结果与实际观测值之间的偏差程度,值越小代表模式预报结果越接近实际观测结果。温度预报准确率(TT_K)是指温度预报误差 $\leq 1^\circ\text{C}$ (2°C)的百分率。距平相关系数(I_{ACC})表征预报与观测结果之间的相关性,值越大代表预报表现越好。具体计算方法如下:

$$T_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2}, \quad (1)$$

$$T_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |F_i - O_i|, \quad (2)$$

$$TT_K = \frac{N_{rK}}{N_{JK}} \times 100\%, \quad (3)$$

$$I_{ACC} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - F_o)(O_i - O_o)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - F_o)^2 \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - O_o)^2}}, \quad (4)$$

式中, N 为站数量; F_i 为第 i 站(次)预报温度; O_i 为第 i 站(次)实况温度; F_o 为预报样本的平均值; O_o 为实况观测的平均值; $K=1$ 或 $K=2$, 分别代表 $|F_i - O_i| \leq 1^\circ\text{C}$ 、 $|F_i - O_i| \leq 2^\circ\text{C}$; N_{rK} 为预报正确的站数或次数; N_{rK} 为预

报的总站数或总次数。

除了上述数值型检验指标, 还可以通过散点回归图、频率关系图、泰勒图等^[31-32]图形检验产品分析预报与观测的关系(图1)。

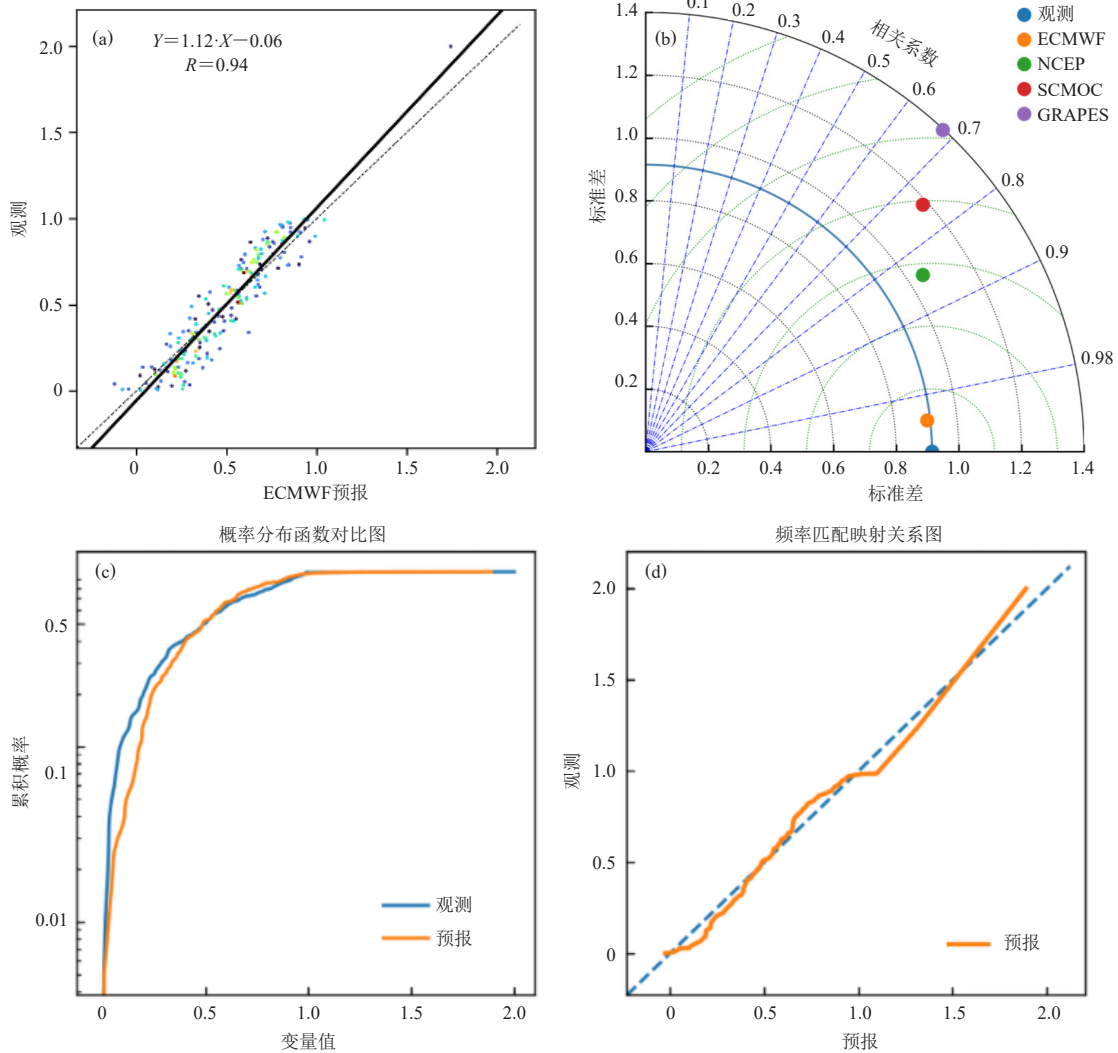


图1 气温检验示意图

(a) 散点回归图; (b) 泰勒图; (c) 概率分布对比图; (d) 频率关系图

Fig. 1 Schematic diagram of the objective verification for temperature forecast

(a) Scatter regress; (b) Taylor; (c) Probability distribution comparison; (d) Frequency relation

1.2 离散型预报检验

由于极端气温事件存在时空不连续性, 因而离散型预报检验方法也同样适用于气温预报检验。对于离散型变量, 最早的检验方法是基于二元列联表建立的点对点检验, 也称之为传统方法检验。可以将极端气温事件分为是或否的二元预报事件。早在1965年, Brownlee^[33]就设计了二分类检验列联表, 首次将预报事件与观测事件进行配对计算得出的一系列评分指数, 如虚警率(FAR)、命中率(POD)、误警率(FOM)

等。之后, Donaldson等^[34]提出通过计算临界成功指数(Critical Success Index, CSI)来检验预报的准确性。随后又相继发展了真实技巧评分(TSS)^[35]、HSS评分^[36]、ORSS评分^[37]等检验指标。除了二分类检验之外, 还可以计算稳定公平误差(SEEPS)评分^[38]等对多分类气温事件进行预报检验。

除了传统点对点检验, 近年来伴随高分辨率模式快速发展, 基于变量空间位置、结构形态的空间诊断检验技术快速兴起, 它能够从多个视角评估模式

的预报性能, 弥补了经典传统检验的局限性。依照诊断目的差别, 可分为滤波和位移两大类, 主要有属性判别法、尺度分离法、邻域法、形变法^[39-42]。通过空间检验方法, 可以更加精细地评估预报与观测对象的位置、面积、轴角方位、质心等要素的差异, 能够更加细致客观检验评估高分辨率模式产品在空间上的小尺度变化, 使得检验结果具有合理的物理意义。李娟等^[43]将强度尺度分解方法应用到气候地表温度场的检验中, 分析表明传统的统计分析方法不能完全反映模拟场误差的空间信息, 强度尺度分解方法可计算不同阈值和空间尺度上的均方误差和模拟技巧, 评估对应的模拟能力, 定量给出模拟场主要误差的空间信息(误差范围即温度阈值及对应的空间尺度)。

2 气温网格预报客观订正技术

2.1 单模式订正

单模式气温客观订正最早应用的方法是完全预报方法(PP)和模式输出统计方法(MOS)。这2种方法是基于线性回归, 将观测数据和数值模式预报结果通过动力统计相结合的方法, 得到温度预报偏差订正的一般规律, 数值模式能够反映影响温度预报的动力学特征。

PP法是由美国气象学者Klein等^[44]首先提出的, 该方法的优点在于统计分析所取的观测样本数据时间长, 解决了以往的统计规律过于依赖于数值模式的更新换代的问题, 得到的偏差规律稳定可靠, 可长久使用。模式分辨率的提高可以改进预报质量, 但该方法不仅含有统计关系造成的预报偏差, 还包括数值模式的系统误差。之后, Glathn等^[15]设计了经典MOS方法, 该方法相较于PP法解决了预报因子过于单一的问题, 并能自动与局地天气特征相匹配, 对数值模式的系统误差进行适度订正。但当模式发生调整更新时, 则需重新建立方程。MOS方法的难点是对预报因子的选择, 若能提取出最优预报因子, 则其预报效果能达到较高水平。对于气温预报订正而言, 预报因子的选取首先是根据气温变化方程确定5个影响因素(温度平流、垂直运动、辐射热交换、乱流热交换、潜热交换), 然后对模式资料进行预处理, 根据所选样本的统计特性, 基于上述影响因素, 选取相关系数高的因子作为预报因子, 构建预报因子库, 最后纳入MOS模型得到温度预报订正场(图2)。罗菊英等^[45]将数值预报、天气学经验和诊断分析相结合, 对湖北省恩施站日最高、最低气温进行MOS预报, 预报结果明显高于指导预报。吴启树等^[46]基于MOS方法设计了最优训练期方案应用于福州气温预报业务, 发现较欧洲中期天

气温预报中心(ECMWF)细网格模式产品有明显提高。

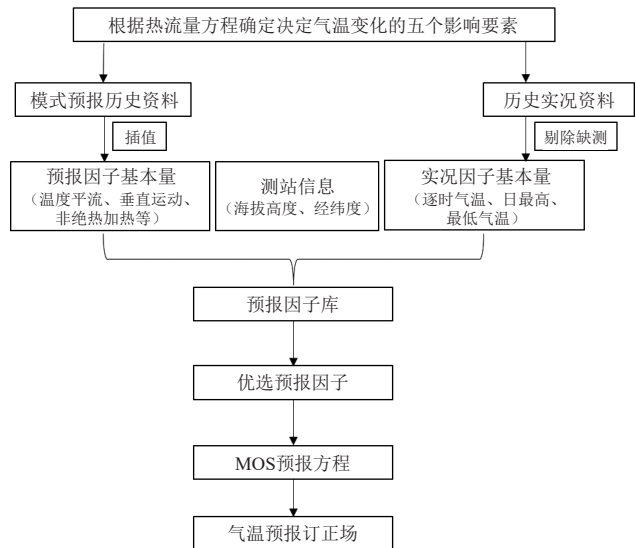


图2 基于MOS方法的气温预报流程

Fig. 2 Temperature forecast process based on MOS

基于经典MOS方法还发展了各类线性回归方法, 主要包括逐步线性回归、多元线性回归、最优子集回归、递减回归等一系列回归统计后处理方法^[47-50]。其中, 多元线性回归应用较为广泛, 它是通过确定预报对象和多个预报因子之间的定量线性关系来对原始预报进行订正的一种方法, 适用于在一定时间和空间范围内气温连续变化的线性特质。曾晓青等^[51]基于多元线性回归设计了8种气温误差订正方案, 均对原始模式预报场有明显改进, 特别是将预报模型起报时刻的误差场纳入预报因子, 预报订正效果明显提高。逐步线性回归是对多元线性回归的改进, 解决了预报因子多变量共线性问题, 仅将对预报要素有影响的因子引入模型进行回归, 逐步剔除不显著的预报因子, 直至回归方程中的因子都显著且无新变量引入时为止。陈豫英等^[52]分别采用逐步回归方法改进宁夏原有MOS气温预报模型, 通过回算检验发现改进后预报效果较模式直接输出有大幅提高, 该方法能够预报出气温剧烈变化的趋势和变温幅度, 并随着预报时效临近逐步订正, 误差值逐渐减小, 能够大幅提高中期气温的预报质量。最优子集回归又是对逐步回归的优化, 由于后者包含的回归方程显著性不一定是最高的, 因而将所有预报因子进行全部可能的排列组合, 再与预报对象建立回归方程, 最后从所有回归方程中确定出一个回归效果最好的子集再对原始预报进行订正, 就称为最优子集回归, 该方法能够使进入预报方程的预报因子对预报方程的贡献最大化。钱莉等^[53]将最优子集回归应用于甘肃武威市气温预报系统中, 该方案不仅能

够显著提高日最高、最低气温预报准确率，且对明显升、降温过程反应灵敏。

递减回归法^[17]是一种通过滞后平均降低误差尺度的自适应误差订正方法，具有计算快、数据量小、适应性强等优势，且该方法不受预报模式、同化系统内在升级的影响。目前，NCEP全球集合预报系统已接入该方法，订正效果明显且运行稳定。订正原理如下：

$$B_{(t)} = (1 - \omega) \times B_{(t-1)} + \omega \times (F - a), \quad (5)$$

式中， $B_{(t)}$ 表示任意站点气温预报的滞后平均误差； $B_{(t-1)}$ 表示前一日滞后平均误差； ω 表示权重系数； a 、 F 分别表示当日该站点的观测值和预报值。权重系数 ω 决定了近期多长时间段的样本将对当天的预报订正产生影响，直接影响最后的订正结果。前人对 ω 的取值进行了一系列敏感性对比试验，并不断改进。Cui等^[17]选取的 ω 为定值（图3）。李莉等^[54]确定的 ω 取值有季节变化。佟华等^[55]发现不同季节不同站点不同预报时效的订正系数存在着较大差异，通过分季节和预报时效确定各个观测站的 ω 值来改进误差订正系数，使得各个观测站点上的预报误差最小，从而改善了大尺度模式预报的准确率。王丹等^[50]采用逐日滚动更新的方式，分预报时效确定各个观测站的 ω 值，发现递减回归能够大幅提高陕西日最低气温预报订正效果，与一元线性回归进行混合订正则效果更佳。卡尔曼滤波是继各类统计回归方法之后发展的气温预报订正方法^[56]，通过不断更新模式预报偏差，实时加权平均不同时间段的预报偏差值，组建出最优滤波方程。该法适应力强，计算资源占用小，目前已被许多气象业务部门采用。之后，还发展了相似预报、支持向量机等非

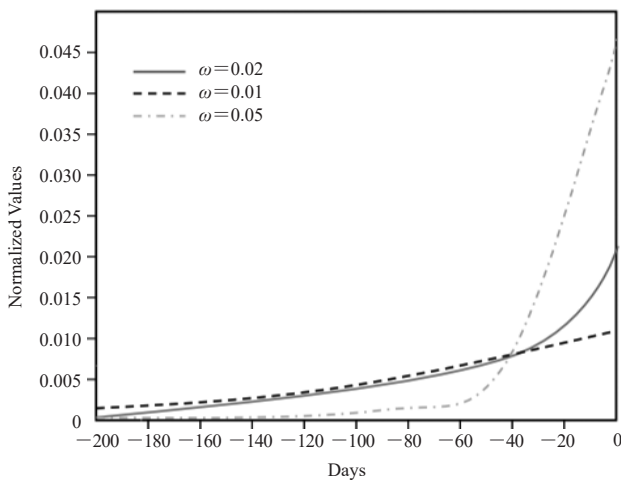


图3 递减回归不同权重系数表现^[54]

Fig. 3 Historical information (days) used for different decaying average weights

线性方法^[57-58]，均能对目标区域的气温预报质量有一定提高。此外，由于空间上缺乏稠密的观测资料，格点温度的真值无法准确获取，潘留杰等^[59]提出了“站点订正值向格点场传递”的方法，即基于前期站点的预报偏差，采用空间变分将其反馈至格点预报场，从而订正未来的格点预报，该方法相较回归方法计算快，能够很大程度改进模式格点温度预报的系统误差（图4）。

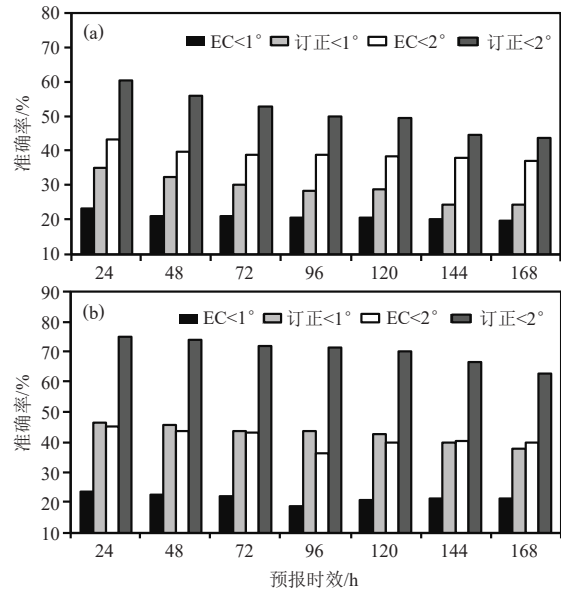


图4 ECMWF模式预报和SCMOC订正后的陕西最高(a)、最低(b)温度准确率对比^[59]

Fig. 4 Comparison of skill scores between ECMWF model forecast and SCMOC correction temperature. (a) Accuracy for maximum temperature; (b) Accuracy for minimum temperature

2.2 多模式集成

近年来数值模式释用逐步向多模式集成发展。相比于单模式，多模式集成不仅可以发挥各模式的预报优势，且不会因某个模式性能调整而导致最终结果出现较大变动，解决了单模式订正造成的不确定性。多模式集合订正最早由Krishnamurti等^[60]提出，后来众多研究学者在此基础上对其进行优化。漆梁波等^[61]利用上海区域模式及其相关释用产品，设计多模式动态集成方法，结果表明该方案的预报质量较单模式订正有明显提高，特别是冬、春季节对上海气温预报准确率提升明显。

多模式集成常用的释用技术主要有权重分配法、多模式集合平均法和BP神经网络。权重分配法包括消除偏差集合平均(BREM)、加权消除偏差集合(WBREM)、超级集合(SUP)等^[62-64]。多模式集合平均(EMN)是最简单的集合方案，仅对所有参

与模式进行算术平均，即等权集合。加权集合平均（WEMN）是给不同模式赋予不同的权重再进行集成。贾丽红等^[65]对比了这两种方法，发现新疆最高、最低气温预报中加权集合平均法优于等权集合平均，且冬季的订正能力最好。消除偏差集合平均是将多模式前期预报偏差降到最低，再进行集合平均。进一步，将预报效果最好的模式在多模式集成中给予最大权重，且参与集合的模式权重和为1。在此基础上，智协飞等^[66]提出了超级集合预报方法（SUP），优点是每个格点上都进行超级集合训练，提取多个最好模拟结果以达到最优集成模拟效果。

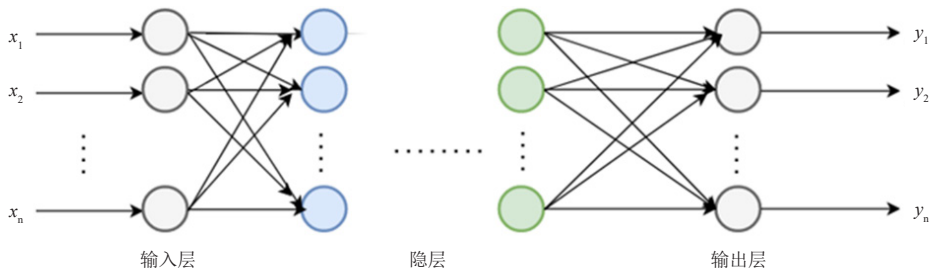


图5 BP神经网络结构示意图^[21]
Fig. 5 BP neural network structure diagram

除了线性集成外，BP神经网络是目前应用较为广泛的非线性多模式集成算法（图5）。该方法早在21世纪初已被引入气象领域，并在温度、降水、雾等要素集成预报方面取得了一系列研究成果^[67-69]。赵声蓉^[21]通过采用BP人工神经网络方法建立了我国站点温度预报系统，并于2004年开始运行，结果表明该方法的温度预报误差明显低于其他子模式，显著提升了预报质量。马学款等^[70]将该方法应用于西藏短中期气温预报业务中，发现其在预报精度和容错性方面有一定优势，可为西藏地区1~3 d气温预报提供强有力参考依据。

事实上，单模式订正方法同样适应于多模式集成，基于卡尔曼滤波的多模式集成方法、偏最小二乘回归的多模式集成方法、集成模型输出统计方法（EMOS）等已成功应用于多地气象业务部门中，吴乃庚等^[71]综合前期评估分析，建立了包括实时站点检验、单模式站点释用、格点应用订正的多模式动态集成方案，已成为支撑广东智能网格温度预报的主要客观技术，订正后能够较好地体现广东地区气温精细的

空间分布和强度特征，但仍然存在冬、春季总体订正能力不高，转折性天气过程出现调整滞后的问题。为了解决天气形势变化造成的偏差调整，福建采用昼夜分离思想，应用云量子集多模式订正方法，构建了基于云量子集准对称滑动训练的温度多模式最优化权重集成方案，应用于业务运行的FZMOS，各时效均优于所有其他客观预报方法。中央气象台气温客观预报主要采用全网格滚动建模技术（图6），应用滑动双因子

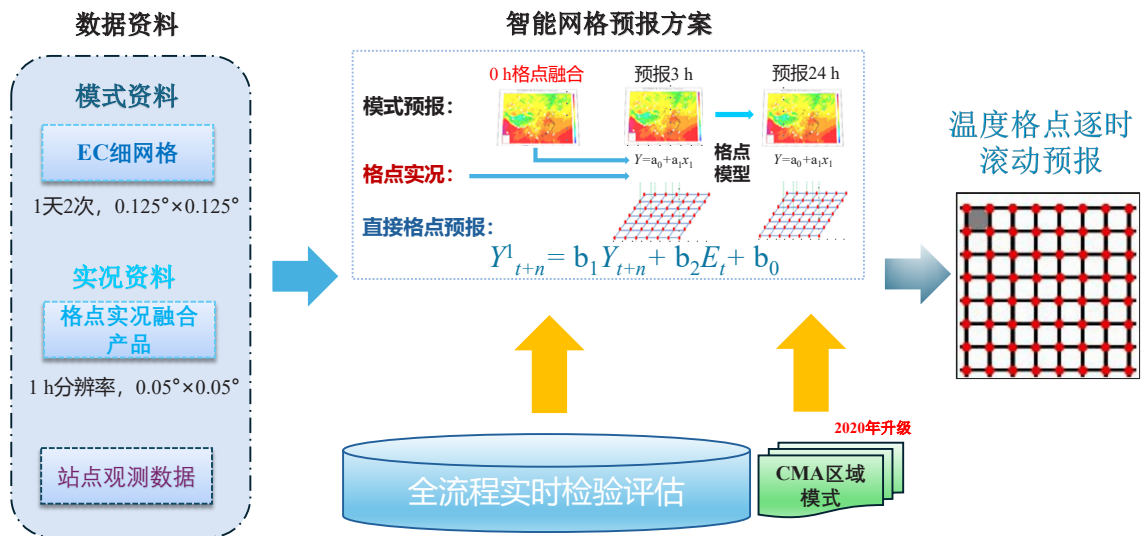


图6 气温全格点回归滚动建模技术框架
Fig. 6 The technical framework of regression rolling modeling for temperature forecast

回归方法,对气温预报场和气温实时误差进行全格点回归滚动建模订正,得到未来1~24 h逐1 h气温预报产品。2020年该模型进行了升级,补充了中尺度数值模式信息,检验表明优于其他固定模型订正方案,短中期时段内主要采用MOS预报技术对多预报产品最优融合,目前已实现业务稳定运行。赵瑞霞等^[72]尝试将高频滚动实况资料纳入客观预报作为预报因子,考虑天气系统的移动原理,提取时间上超前相关的上游实况信息,作为拟合驱动因子进入建模和预报过程,对春秋季节转折性天气温度预报性能有明显提升。随着高分辨率模式的发展,相较单一模式后处理,多模式集成均能不同程度提高气温预报技巧^[73-75],集成订正时不仅需要上述数理统计,还需考虑地形、天气形势演变等物理过程。

随着集合预报的广泛应用,近年来大量新颖的集合预报统计后处理方法层出不穷,主要包括单变量集合预报统计后处理方法和考虑变量依赖性结构的多变量集合预报统计后处理方法^[76]。单变量集合预报常用释用方法有逻辑回归^[77]、贝叶斯模型平均^[78]、分位数映射^[79]、相似法^[80],多变量集合预报释用包括参数化的连接方法^[81],以及非参数化的集合连接耦合^[82]和洗牌法^[83]等。北京市气象台发展了相似法,郝翠等^[84]构建了最优集合(AnEn)预报订正方法对北京市各站日最高气温和日最低气温进行订正,并对相关参数进行了本地化,旨在改进由于数值模式产生的系统误差部分。它是采用寻找过去一段时间内的相似个例集合,并对这些相似个例进行加权平均来实现对误差的订正,达到减小模式预报误差的目的,获得一个更接近实况观测的结果。结果表明AnEn预报订正方法在改善数值模式预报的固有偏差有较好的应用价值,对于局地天气(如霾、降水、大风等)的影响,订正结果虽优于数值预报,但不如主观预报,未来还有改进空间。

2.3 机器学习

大气是一个高度非线性系统,无论是单模式订正、多模式集成还是集合预报统计后处理,其提高的预报技巧的能力有限。当今人工智能技术飞速发展,机器学习等新型信息技术被运用到各行各业,它们通过非监督或半监督的特征学习和分层学习方法对输入数据进行表征学习,代替原有人为获取特征,具有非线性计算、学习效率高的优势。

传统的机器学习算法主要包括决策树、随机森林、人工神经网络、支持向量机、贝叶斯分类器、聚类算法等^[85-86]。Hinton等^[87]在2006年提出了“深度学

习(deep learning)”的概念,有效控制了传统机器学习深层网络训练中容易出现梯度消失的缺点。2015年,深度学习图像识别算法的错误率首次低于人工标注5%的错误率,标志着机器学习算法在计算机视觉领域从算法理论和应用实践上已经可以近乎完美地实现图像识别。2016年初,AlphaGo采用12层卷积神经网络结构战胜世界围棋冠军李世石,引起了社会各界广泛的关注。

根据训练数据是否有标记信息,机器学习任务可分为监督学习和无监督学习。常见的无监督学习算法有聚类算法、主成分分析算法等。监督学习又可分为回归和分类,回归问题可预测连续值,适用于气温预报。目前常用的温度回归机器学习方法有随机森林、GBDT、XGBoost等树类集成方法,其主要是根据对象特质,采用树状结构建立决策模型,集成几种学习模型进行学习,将最终预报结果进行融合。王可心等^[88]采用随机森林算法从原始训练集中有放回地随机抽取数据组成多个样本集,使用CART函数,对抽取的样本集建立对应的回归树模型,进而得到多个样本集的预测值,这些预测值的平均值即为最终预测结果,将其应用于宁宿徐高速公路路面温度预报中,发现对普通路面交通气象站和靠近桥梁、水体的交通气象站预报效果明显优于对服务区交通气象站的预报效果。韩念霏等^[89]基于线性回归方法、梯度提升回归方法(GBDT)、XGBoost方法和堆叠集成学习方法4种机器学习方法,采用误差分析建模思路,应用北京睿图区域模式产品开展京津冀复杂地形下的站点预报误差订正技术研究,发现XGBoost方法效果最佳,其后依次是GBDT方法、线性回归方法。LightGBM是由微软亚洲研究院研发的一种以决策树作为基础的最新梯度提升机器学习框架,于2017年正式开源,拥有训练效率高、内存使用低、准确率高、支持并行化学习等优点^[90-91](图7),在回归学习方面较以往的树类集成学习方法有明显优势,其增加的针对类别特征的决策规则在处理气温预报时非常有用。湖北省气象台结合气候差异和地理特征分布,考虑冷暖空气活动状态、辐射因子、季节因素、日变化等因素,采用LightGBM方法和遴选的关键特征量,分别建立湖北6种分区的温度预报模型,结果表明该方案不仅在一定时间段内的全省统计误差较低,还在单时次、单区域的对比检验均优于各家数值预报产品,在转折性天气中的温度预报,仍具有一定优势。目前,该模型在武汉中心气象台温度预报业务中稳定运行。

相较决策树类算法,深度学习算法有着更好的模

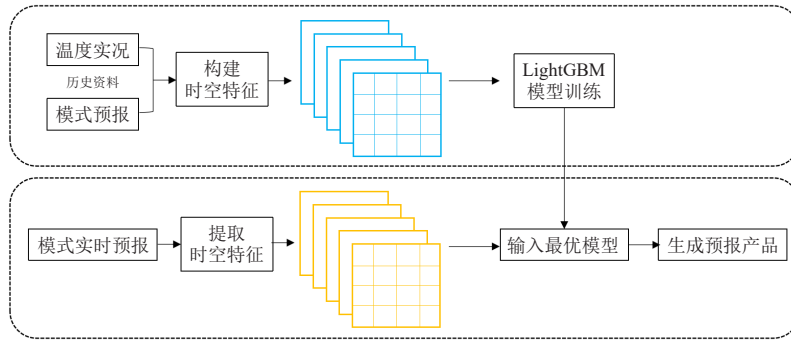


图7 LightGBM模型温度预报流程图
Fig. 7 Temperature forecast process using LightGBM model

型特征提取能力，但对算力资源要求较高。目前适用于温度预报的算法主要有循环神经网络（RNN）、长短期记忆神经网络（LSTM）、卷积神经网络（CNN）等^[92-94]，其主旨是记忆输入序列的信息，并对输入序列及其上下关系进行深入学习和理解，进而做出准确地预报。LSTM算法（图8）是RNN模型的延伸，在RNN模型的基础上控制信息的传递，从而将RNN的记忆功能扩展，能够运用非线性的方法较好地捕捉序列隐藏的关系的同时并不产生梯度衰减的现象，从长时间的数据中学习有效信息，所以成为具有连续性的气象要素的预报方法的首选。智协飞等^[95]对比分析了基于LSTM、BREM、SUP的中国地面气温多模式集成

预报效果，发现LSTM整体预报效果最好，特别是随着预报时效的演变，LSTM模型的气温预报准确率较其他方法明显提高，能够明显改进我国大部分地区的气温预报。倪静等^[96]基于LSTM方法构建宝鸡市气温精细化预报系统，能很好地反映天气过程的转折。陶晖等^[97]用随机森林筛选出与气温相关度高的要素，并搭建LSTM神经网络对气温进行预报，结果表明RF-LSTM模型的性能更优，且预报准确率更高。

实际上，利用机器学习对多模式产品进行集成，能够充分将数据挖掘的智能算法与气象资料高效融合，更深层次挖掘各类数值预报产品内在的预报信息，从大数据角度分析气象要素的变化特征，能够最

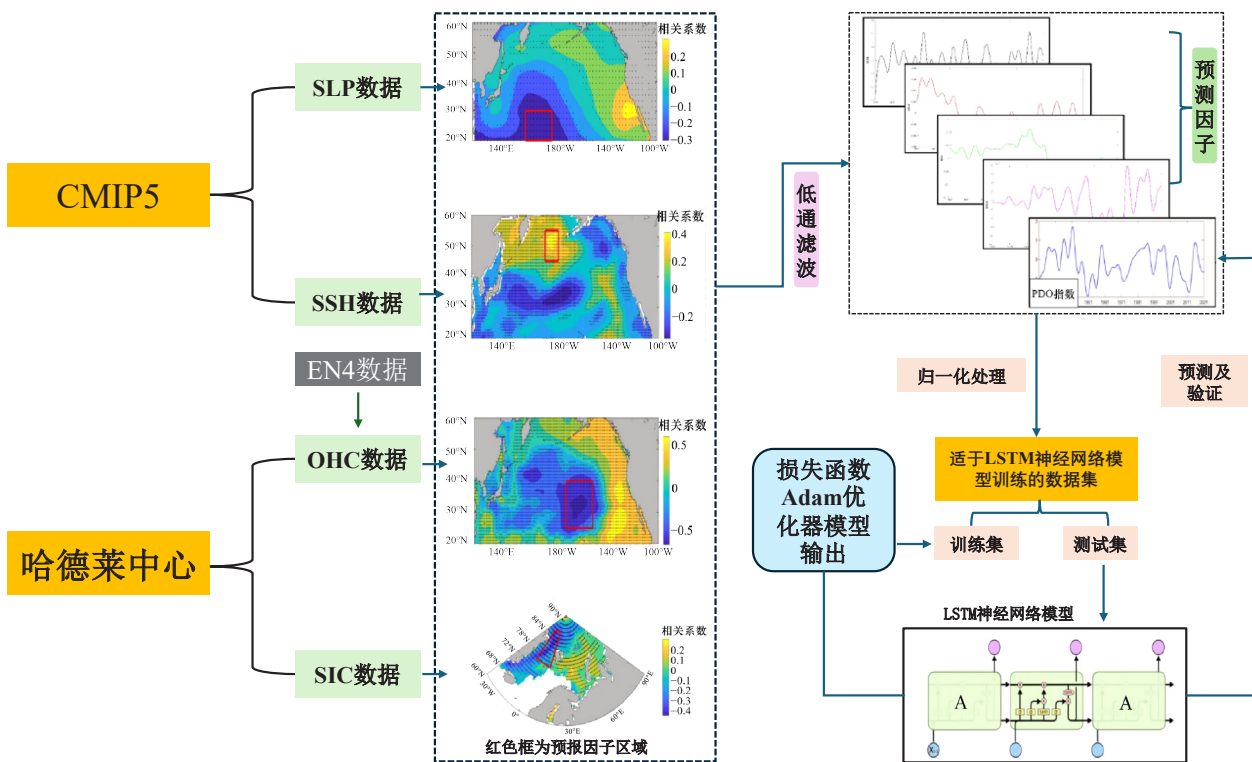


图8 应用LSTM神经网络模型预测流程图^[98]
Fig. 8 The flow chart of forecast using LSTM neural network model^[98]

大限度降低模式系统误差,提高预报技巧。门晓磊等^[9]采用岭回归、随机森林和LSTM方法对4个区域模式预报的华北地面气温进行多模式融合,发现融合后的预报不仅优于单个模式的预报效果,相较传统的线性统计订正,多模式融合预报的系统偏差最低。

3 结论和讨论

气温网格预报检验可归纳为经典传统检验和空间诊断检验两类。其中,经典传统检验包括连续型变量和离散型变量检验。气温网格订正释用方法主要归纳为以下3个方面。

1) 基于单模式订正,应用最早且最广泛的订正技术是PP法和MOS方法,二者均是基于长序列的观测历史样本数据建立预报与观测的统计回归关系。前者规律一般比较稳定可靠,该方法不依赖模式但无法考虑数值模式的系统误差。后者能引入大量预报因子,对数值模式的系统偏差能进行适度改善,但当模式发生调整时,则需重新建立方程。此后,基于MOS方法还发展了各类线性回归方法,主要包括多元线性回归、逐步线性回归、最优子集回归、递减回归等统计后处理方法,均能较好地体现一定时间和空间范围内气温变化的线性特征。卡尔曼滤波法是继各类统计回归方法之后发展的气温预报订正方法,其能够不断订正模型参数,组建最优滤波方程。另外,还发展了相似预报、支持向量机、站点订正值向格点场传递等非线性方法,能够部分解释气温变化中的非线性特征,弥补线性统计订正的局限性。

2) 由于单模式不能够综合各模式预报结果的优势,多模式集成释用应运而生。常用的多模式集成技术方法主要有权重分配法、多模式集合平均法、BP神经网络等。当然,单模式订正方法也同样适用于多模式集成。从业务应用的效果来看,多模式集成能够吸纳各单模式的预报特色,有效改进单模式的预报效果。然而,气象业务工作者不仅需要上述数理统计方法建立多模式集成技术,还需要使得方法具有科学的物理意义,这就需要业务人员根据当地天气特点、地形特征深入优化集成技术方法。

3) 大数据人工智能等新型信息技术的兴起为气温网格预报订正提供了新的思路 and 方向。已有大量气象工作者基于人工智能机器学习开展了一系列预报试验,相较于线性订正方案,均取得了不错的订正效果,预报准确率较之前大幅提高。但气温网格预报的客观订正研究,目前仍是较为复杂的科学问题,具体包括:(a)不同区域的极端气温事件起止时间、峰值强度的精细化网格预报还存在较大不确定性。因为极

端气温事件本身具有复杂的非线性特征和时空尺度性,尤其是在复杂小尺度地形影响下,极端气温形成的影响因子与中高纬环流系统、热带海气之间的相互协同作用还需深入研究,不同区域还存在较大的差异。例如西北地区的极端高温天气与长江以南的高温影响因子有所差异,前者往往在副高还未北抬时就会出现热浪天气,这与欧亚中高纬环流系统紧密相关。(b)对于突发性天气、转折性天气过程,气温网格预报效果欠佳,预报质量不稳定。特别是在冷空气开始阶段、冷空气结束回暖阶段、连阴雨过程及大范围强对流天气中,日最高、日最低气温波动幅度大,无论是全球模式还是区域高分辨率模式的物理过程参数化方案均不能较好地刻画气温的精细化演变特征,成熟有效的人工智能气温订正方法还不多见。因此,未来在挖掘和揭示极端气温的非线性特征方面的研究还需深入,将其应用于大数据人工智能的新型订正技术中,增强订正方法的可解释性,从而得到更好的气温网格预报。

参考文献

- [1] 周天军,陈梓明,陈晓龙,等. IPCC AR6报告解读:未来的全球气候——基于情景的预估和近期信息. 气候变化研究进展, 2021, 17(6): 652-663.
- [2] 袁宇锋,翟盘茂. 全球变暖与城市效应共同作用下的极端天气气候事件变化的最新认知. 大气科学学报, 2022, 45(2): 161-166.
- [3] 张宗婕,钱维宏. 中国冬半年区域持续性低温事件的前期信号. 大气科学, 2012, 36(6): 1269-1279.
- [4] 张宏芳,卢珊,沈姣姣,等. 陕西道路结冰时空变化特征及其风险预警模型. 干旱气象, 2020, 38(5): 878-885.
- [5] Hu W W, Zhang G W, Zeng G, et al. Changes in extreme low temperature events over northern China under 1.5 °C and 2.0 °C warmer future scenarios. Atmosphere, 2018, 10(1): 1-17.
- [6] 杨萍,刘伟东,侯威. 北京地区城郊极端温度事件的变化趋势及差异分析. 气候与环境研究, 2013, 18(1): 80-86.
- [7] Glahn H R, Ruth D P. The new digital forecast database of the national weather service. Bulletin of the American Meteorological Society, 2003, 84(2): 195-202.
- [8] 金荣花,代刊,赵瑞霞,等. 我国无缝隙精细化网格天气预报技术进展与挑战. 气象, 2019, 45(4): 445-457.
- [9] 胡争光,薛峰,金荣花,等. 智能网格预报应用分析平台设计与实现. 气象, 2020, 46(10): 1340-1350.
- [10] 张涵斌,智协飞,陈静,等. 区域集合预报扰动方法研究进展综述. 大气科学学报, 2017, 40(2): 145-157.
- [11] 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.
- [12] 潘留杰,张宏芳,王建鹏. 数值天气预报检验方法研究进展. 地球科学进展, 2014, 29(3): 327-335.
- [13] 秦庆昌,于波,徐路扬,等. 造成北京春季气温预报失误的持续性低云过程分析. 气象, 2022, 48(6): 705-718.
- [14] 智协飞,吴佩,俞剑蔚,等. GFS模式地形高度偏差对地面2 m气温预报的影响. 大气科学学报, 2019, 42(5): 652-659.
- [15] Glahn H R, Lowry D A. The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting. Journal of Meteorology, 1972, 11(8): 1203-1211.
- [16] 王婧,徐枝芳,范广洲,等. GRAPES_RAFS系统2 m温度偏差订正方法研究. 气象, 2015, 41(6): 719-726.
- [17] Cui B, Toth Z, Zhu Y, et al. Bias correction for global ensemble forecast. Weather and Forecasting, 2011, 27(2): 396-410.
- [18] 张万诚,沙文生. 一种差值相似方法作温度预测的应用研究. 气

- 象科学, 2001, 21(2): 241-245.
- [19] 薛谨彬, 陈炯, 张瑛, 等. ECMWF高分辨率模式2 m温度预报误差订正方法研究. 气象, 2019, 45(6): 831-842.
- [20] 冯良敏, 周秋雪, 陈朝平, 等. 四川地区多模式2 m温度预报性能分析及集成方法研究. 高原山地气象研究, 2019, 39(2): 30-36.
- [21] 赵声蓉. 多模式温度集成预报. 应用气象学报, 2006, 4(1): 52-58.
- [22] 马旭林, 时洋, 和杰, 等. 基于卡尔曼滤波递减平均算法的集合预报综合偏差订正. 气象学报, 2015, 73(5): 952-964.
- [23] 智协飞, 季晓东, 张璟, 等. 基于TIGGE资料的地面气温和降水的多模式集成预报. 大气科学学报, 2013, 36(3): 257-266.
- [24] 冯慧敏, 智协飞, 崔慧慧. 基于多模式集成技术的地面气温精细化预报. 气象与环境科学, 2016, 39(4): 73-79.
- [25] Ji L, Wang Z W, Chen M, et al. How much can AI techniques improve surface air temperature forecast?—A report from AI challenger 2018 global weather forecast contest. Journal of Meteorological Research, 2019, 33(5): 989-992.
- [26] Handler S L, Reeves H D, Mcgovern A. Development of a probabilistic subfreezing road temperature nowcast and forecast using machine learning. Weather and Forecasting, 2020, 35(5): 1845-1863.
- [27] 陈锦鹏, 冯业荣, 蒙伟光, 等. 基于卷积神经网络的逐时降水预报订正方法研究. 气象, 2021, 47(1): 60-70.
- [28] 韦青, 代刊, 林建, 等. 2016—2018年全国智能网格降水及温度预报检验评估. 气象, 2020, 46(10): 1272-1285.
- [29] 齐铎, 刘松涛, 张天华, 等. 基于格点的中国东北中北部2 m温度数值预报检验及偏差订正. 干旱气象, 2020, 38(1): 81-88.
- [30] 夏凡, 杨晓霞, 刘诗军, 等. WRF模式2 m温度在山东预报效果的评估. 气象与环境学报, 2019, 35(5): 10-17.
- [31] 黄海玲, 江志红, 王志福, 等. CMIP5模式对东亚500 hPa高度场主要模态时空结构模拟能力的评估. 气象学报, 2015, 73(1): 110-127.
- [32] 丁旭, 赖欣, 范广洲, 等. 再分析土壤湿度资料在青藏高原地区适用性的分析. 高原气象, 2018, 37(3): 626-641.
- [33] Brownlee K A. Statistical theory and methodology in science and engineering. New York: John Wiley & Sons Wiley, 1965.
- [34] Donaldson R J, Dyer R M, Kraus M J. An objective evaluator of techniques for predicting severe weather events//Preprints: Ninth Conference on Severe Local Storms. Norman: American Meteorological Society, 1975.
- [35] Murphy A H, Winkler R L. A general framework for forecast verification. Monthly Weather Review, 1986, 115(7): 1330-1338.
- [36] Doswell C A, Jones R D, Keller D L. On summary measures of skill in rare event forecasting based on contingency tables. Weather and Forecasting, 1990, 5(4): 576-585.
- [37] Stephenson D B. Use of the "odds ratio" for diagnosing forecast skill. Weather and Forecasting, 2000, 15(7): 221-232.
- [38] 陈法敬, 陈静. "SEEPS" 降水预报检验评分方法在我国降水预报中的应用试验. 气象科技进展, 2015, 5(5): 6-13.
- [39] 王国荣, 陈敏, 由凤春, 等. 基于对象诊断的空间检验方法 (MODE). 气象科技, 2014, 42(4): 652-656.
- [40] Mittermaier M, Roberts N. Inter-comparison of spatial forecast verification methods: identifying skillful spatial scales using the Fractions Skill Scores. Weather and Forecasting, 2010, 25(1): 343-354.
- [41] Casati B. New developments of the intensity-scale technique with in the spatial verification methods inter-comparison project. Weather and Forecasting, 2010, 25(1): 113-143.
- [42] Gilleland E, Ahijevych D A, Brown B G, et al. Verifying forecasts spatially. Bulletin of the American Meteorological Society, 2010, 91(10): 1365-1373.
- [43] 李娟, 曾晓东, 陈红, 等. 强度尺度分解方法在气候温度场检验中的应用. 大气科学, 2016, 40(6): 1117-1126.
- [44] Klein W H, Lewis F. Computer forecasts of maximum and minimum temperatures. Journal of Applied Meteorology, 1970, 9(3): 350-359.
- [45] 罗菊英, 周建山, 闫永财. 基于数值预报及上级指导产品的本地气温MOS预报方法. 气象科技, 2014, 42(3): 443-450.
- [46] 吴启树, 韩美, 郭弘, 等. MOS温度预报中最优训练期方案. 应用气象学报, 2016, 27(4): 426-434.
- [47] 黄嘉佑. 气象统计分析与预报方法 (第三版). 北京: 气象出版社, 2004.
- [48] 陈百炼. 降水温度分县客观预报方法研究. 气象, 2003, 29(8): 48-51.
- [49] 李玲萍, 尚可政, 钱莉. 最优子集回归在夏季高温极值预报中的应用. 兰州大学学报 (自然科学版), 2010, 46(6): 54-58.
- [50] 王丹, 王建鹏, 白庆梅, 等. 递减平均法与一元线性回归法对ECMWF温度预报订正能力对比. 气象, 2020, 45(9): 1310-1321.
- [51] 曾晓青, 薛峰, 赵瑞霞, 等. 几种格点化温度滚动订正预报方案对比研究. 气象, 2019, 45(7): 1009-1018.
- [52] 陈豫英, 陈楠, 王素艳, 等. MOS方法在动力延伸期平均气温预报中的应用. 应用气象学报, 2021, 22(1): 86-95.
- [53] 钱莉, 兰晓波, 杨永龙. 最优子集神经网络在武威气温客观预报中的应用. 气象, 2010, 36(5): 102-107.
- [54] 李莉, 李应林, 田华, 等. T213全球集合预报系统性误差订正研究. 气象, 2011, 37(1): 31-38.
- [55] 佟华, 郭品文, 朱跃建, 等. 基于大尺度模式产品的误差订正与统计降尺度气象要素预报技术. 气象, 2014, 40(1): 66-75.
- [56] 张庆奎, 寿绍文, 陆汉城. 卡尔曼滤波方法在极端温度预报中的应用. 科技信息, 2008, (35): 811-812.
- [57] 万日金, 何溪澄, 林钢. 用动力相似方法预报广东省区域暴雨试验. 热带气象学报, 2006, 22(2): 198-202.
- [58] 李才媛, 韦惠红, 邓红. SVM方法在武汉市大雾预警预报中的应用. 暴雨灾害, 2008, 27(3): 264-267.
- [59] 潘留杰, 薛春芳, 王建鹏, 等. 一个简单的格点温度预报订正方法. 气象, 2017, 43(12): 1584-1593.
- [60] Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al. Improved weather and seasonal climate forecasts from multi model super ensemble. Science, 1999, 285(5433): 1548-1550.
- [61] 漆梁波, 曹晓岗, 夏立, 等. 上海区域要素客观预报方法效果检验. 气象, 2007, 33(9): 9-18.
- [62] 林春泽, 智协飞, 韩艳, 等. 基于TIGGE资料的地面气温多模式超级集合预报. 应用气象学报, 2009, 20(6): 706-712.
- [63] 智协飞, 孙晶, 周文友. 2009年夏季西太平洋台风的集合预报和多模式集成预报试验. 大气科学学报, 2015, 38(5): 633-640.
- [64] 陈超辉, 李崇银, 谭言科, 等. 基于交叉验证的多模式超级集合预报方法研究. 气象学报, 2010, 68(4): 464-476.
- [65] 贾丽红, 张云惠, 何耀龙, 等. 基于多模式的新疆最高 (低) 气温预报误差订正及集成方法研究. 干旱气象, 2018, 36(2): 310-318.
- [66] 智协飞, 赵欢, 朱寿鹏, 等. 基于CMIP5多模式回报资料的地面气温超级集合研究. 大气科学学报, 2016, 39(1): 64-71.
- [67] 周慧, 朱彬, 陈万隆, 等. 动态学习神经网络预测气温的尝试. 南京气象学院学报, 2005, 28(3): 398-403.
- [68] 金龙, 罗莹, 王业宏, 等. 月降水量的神经网络混合预报模型研究. 高原气象, 2003, 22(6): 618-623.
- [69] 李法然, 周之栩, 陈卫锋, 等. 潮州市大雾天气的成因分析及预报研究. 应用气象学报, 2005, 16(6): 794-803.
- [70] 马学款, 普布次仁, 唐叔乙, 等. 人工神经网络在西藏中短期温度预报中的应用. 高原气象, 2007, 26(3): 491-495.
- [71] 吴乃庚, 曾沁, 刘段灵, 等. 日极端气温的主客观预报能力评估及多模式集成网格释用. 气象, 2017, 43(5): 581-590.
- [72] 赵瑞霞, 代刊, 金荣花, 等. OTS. MOS和OMOS方法及其优化组合应用于72 h内逐3 h降水预报的试验分析研究. 气象, 2020, 46(3): 420-428.
- [73] 智协飞, 黄闻. 基于卡尔曼滤波的中国区域气温和降水的多模式集成预报. 大气科学学报, 2019, 42(2): 197-206.
- [74] 李江峰, 蔡晓军, 王文, 等. 偏最小二乘回归在水汽和地面气温多模式集成预报中的应用研究. 地球科学进展, 2018, 33(4): 404-415.
- [75] Keller R, Rajczak J, Bhend J, et al. Seamless multi-model post processing for air temperature forecasts in complex topography. Weather and Forecasting, 2020, 36(2): 1031-1043.
- [76] 苏翔, 袁慧玲. 集合预报统计学后处理技术研究进展. 气象科技进展, 2020, 10(2): 30-41.
- [77] Hamill T M, Whitaker J S, Wei X. Ensemble reforecasting: improving medium-range forecast skill using retrospective forecasts. Monthly Weather Review, 2004, 132(6): 1434-1447.
- [78] Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles. Monthly Weather Review, 2005, 133(5): 1155-1174.

- [79] Scheuerer M, Hamill T M. Statistical postprocessing of ensemble precipitation forecasts by fitting censored shifted gamma distributions. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(11): 4578-4596.
- [80] Delle Monache L, Nipen T, Liu Y, et al. Kalman filter and analog schemes to postprocess numerical weather predictions. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(11): 3554-3570.
- [81] Baran S, Möller A. Joint probabilistic forecasting of wind speed and temperature using Bayesian model averaging. *Environmetrics*, 2015, 26(2): 120-132.
- [82] Schefzik R, Thorarinsdottir T L, Gneiting T. Uncertainty quantification in complex simulation models using ensemble copula coupling. *Statistical Science*, 2013, 28(4): 616-640.
- [83] Clark M, Gangopadhyay S, Hay L, et al. The Schaake shuffle: a method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, 5(1): 243-262.
- [84] 郝翠, 张迎新, 王在文, 等. 最优集合预报订正方法在客观温度预报中的应用. *气象*, 2019, 45(8): 1085-1092.
- [85] Rasp S, Lerch S. Neural networks for postprocessing ensemble weather forecasts. *Monthly Weather Review*, 2018, 146(11): 3885-3900.
- [86] Herman G R, Schumacher R S. Using reforecasts to improve forecasting of fog and visibility for aviation. *Weather and Forecasting*, 2016, 31(2): 467-482.
- [87] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [88] 王可心, 包云轩, 朱承瑛, 等. 随机森林回归法在冬季路面温度预报中的应用. *气象*, 2021, 47(1): 82-93.
- [89] 韩念霏, 杨璐, 陈明轩, 等. 京津冀站点风湿要素的机器学习订正方法. *应用气象学报*, 2022, 33(4): 489-500.
- [90] Ke G, Meng Q, Finely T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree//31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). San Diego, 2017.
- [91] 谭江红, 陈伟亮, 王珊珊. 一种机器学习方法在湖北定时气温预报中的应用试验. *气象科技进展*, 2018, 8(5): 46-50.
- [92] 张早, 章猛, 韩业, 等. 一种基于卷积循环神经网络的气温预测系统及方法. 中国专利: CN202010114142.6, 2020.
- [93] Shi X J, Chen Z R, Wang H, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting. *arXiv*, 2015: 1506.04214.
- [94] 孙健, 曹卓, 李恒, 等. 人工智能技术在数值天气预报中的应用. *应用气象学报*, 2021, 32(1): 1-11.
- [95] 智协飞, 王田, 季焱, 等. 基于深度学习的中国地面气温的多模式集成预报研究. *大气科学学报*, 2020, 43(3): 435-446.
- [96] 倪铮, 梁萍. 基于LSTM深度神经网络的精细化气温预报初探. *计算机应用与软件*, 2018, 35(11): 233-236.
- [97] 陶晔, 杜景林. 基于随机森林的长短期记忆网络气温预测. *计算机工程与设计*, 2019, 40(3): 737-743.
- [98] 于振龙, 许东峰, 姚志雄, 等. 基于多变量LSTM神经网络模型的PDO指数预测研究. *海洋学报(中文版)*, 2022, 44(6): 58-67.
- [99] 门晓磊, 焦瑞莉, 王鼎, 等. 基于机器学习的华北气温多模式集合预报的订正方法. *气候与环境研究*, 2019, 24(1): 116-124.

(上接9页)

到最广泛应用的重要因素。3) 卫星数据, 尤其是数十年长期数据的可获取和可应用之间包含的资源成本、可行的创新“最后一公里”越来越需要国际合作的解决方案。未来陆地卫星更全面的发展离不开国际陆地卫星之间的互动、对比和技术交流, 而陆地卫星国际合作的深化, 令人可以期待更多的创新成果。

中国是就陆地卫星开发利用最早与美国合作的国家之一。1985年4月, 中美签订了促进在遥感、制图、

地理信息系统及其他领域合作的议定书, 1985年和1986年美国和中国学者分别完成对对方的访问, 中方人员还在EROS工作了一段时间, 对陆地卫星的运行和维护、数据生成和处理等环节有了亲身体验。中国在利用美国陆地卫星开展研发和应用方面的成果, 详见本期封三文章。

深入阅读

Belward A, Skoien J O, 2014. Who launched what, when and why: trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 103: 115-128.

Blumenfeld J, 2021. A harmonious new dataset, January 25, 2021. <https://landsat.gsfc.nasa.gov/article/a-harmonious-new-dataset/>

Crawford C J, Roy D, Arab S, et al., 2023. The 50-year Landsat collection 2 archive. *Science of Remote Sensing*, 8: 100103.

Kazemi J, 2023. Landsat: a case study for transitioning from commercialization to more open policy. 2023 WMO Core Satellite Data Workshop, December 5-7, 2023, Geneva.

Landsat Legacy Project Team, 2017. *Landsat's enduring legacy: pioneering global land observations from space*, the American Society for Photogrammetry and Remote, Sensing, Maryland, USA.

Molder E B, Schenkein S F, McConnell A E, et al, 2022. Landsat data

ecosystem case study: actor perceptions of the use and value of Landsat. *Frontiers in Environmental Science*, 9: 805174.

National Research Council, 2013. *Landsat and beyond: sustaining and enhancing the Nation's land imaging program*. Washington, DC: The National Academies Press.

Ojima D S, DeFries R S, Goward S N, et al., 2022. *Landsat@50*. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 20(6): 340-342.

Popkin G, 2018. US government considers charging for popular Earth-observing data. *Nature*, 556: 417-418.

Wulder A, Coops C, 2014. Satellites: make Earth observations open access. *Nature*, 513: 30-31.

Zhang Y, Woodcock C E, Arévalo P, et al, 2022. A global analysis of the spatial and temporal variability of usable Landsat observations at the pixel scale. *Frontiers in Remote Sensing*, 3: 894618.

(作者单位: 中国气象局气象发展与规划院)