

基于多算法分级权重集成的渤海西岸降水预报技术研究

侯敏^{1,2}, 杨晓君^{3*}, 王彩霞², 张楠³, 许长义^{1,2}, 王国松⁴

(1.天津市海洋气象重点实验室,天津 300074; 2.天津市滨海新区气象局,天津 300450; 3.天津市气象台,天津 300074; 4.国家海洋信息中心,天津 300171)

摘要: 以渤海西岸为研究区域,基于2019—2021年6—9月实况降水资料和模式预报数据,研发了一种新的降水集成预报技术,采用分级权重分配将3种客观订正预报算法和6种集合统计量算法进行集成,得到多算法分级权重集成预报(Hierarchical-weight Consensus Forecasting, HCF),然后以2021年9月渤海西岸一次典型强降水过程为例进行了检验评估。结果表明:HCF预报(08时—次日08时)的所有降水量级的TS评分均高于欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的模式预报;相较于ECMWF模式预报和其他客观预报,HCF在降水量级和落区预报方面均表现良好,08时—次日08时的大雨及以上量级的TS评分最高,其他降水量级检验评估指标也均在前三位;在个例检验中,HCF预报较ECMWF模式的所有降水量级的检验指标均更优秀,其中小雨预报的TS评分较ECMWF模式提升41.76%,大雨预报评分提升54.42%。

关键词: 沿海降水预报;分级权重集成;晴雨订正;个例检验

中图分类号: P457.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2024)03-0071-09

0 引言

渤海是中国北部一个近封闭的内海,渤海西部海岸有着中国北方最大的综合性港口、世界等级最高的人工深水港—天津港。降水,尤其是强降水天气会对天津港港口除液散外所有货类作业产生影响,同时也会对海上运输、海上石油开采、邮轮客运运营等造成较大影响。随着经济的不断发展和沿海港口货物吞吐量的稳步增长,沿海区域对降水预报准确率提出了更高的要求。降水是一种大范围、高时空变异性的由复杂动力和微观物理过程相互作用的结果^[1-3],目前降水的精准预报能力较低^[4-5]。渤海西部海岸独特的地理位置使其兼具海洋性和大陆性气候特征,也给沿海降水预报带来一定难度。

数值模式是现今降水预报最重要的技术支撑,

但数值预报由于初始边界条件、同化技术等多方面原因,仍存在诸多局限,因而针对模式客观订正技术的研究,是现今国内外发展的大趋势,也取得了显著的成果^[6-16]。针对定量降水预报,代刊等^[7]总结概述了集合数值模式的统计后处理方法。目前常用的降水客观订正算法有频率匹配法(Frequency Matching Method, FMM)^[8]、最优TS评分法(Optimal Threat Score, OTS)^[9]、概率匹配法(Probability Matching, PM)、最优百分位法(Optimal Percentile, OP)^[7]等。ZHU等^[8]研究发现FMM显著改善了美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)全球预报系统和全球集合预报系统的降水预报偏差。智协飞等^[10]采用FMM对中国范围的多模式融合降水预报算法进行了客观订正,发现FMM能有效减小降水预报误差,同时对小雨量级有较好的消空作用。李俊等^[11]

收稿日期: 2023-04-08。

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(42205166);天津市海洋气象重点实验室开放基金项目(2020TKLOMYB02);天津市气象局科研项目(202314ybxm09);中国气象局复盘总结专项(FPZJ2023-007)。

作者简介: 侯敏(1989-),女,高级工程师,硕士,主要从事沿海智能网格预报研究。E-mail: ande0604@163.com

*通信作者: 杨晓君(1982-),女,正研级高级工程师,本科,主要从事人工智能预报研究。E-mail: 503731577@qq.com

也探索了FMM对集合预报算法的订正效果,发现FMM能有效减小集合预报系统性偏差,改进雨量预报的离散度特征。从靖等^[12]、李莉等^[13]、徐姝等^[14]均采用了FMM对降水预报进行了订正,研究结果均表明TS评分技巧有所提升。吴启树等^[9]采用OTS对模式降水预报结果进行客观订正,发现在所有预报时效上,OTS对各模式的预报结果均有明显的正技巧改进,提高了数值模式的降水预报质量。BENTZIEN等^[1]采用分位数回归算法改善了德国北部的降水概率预报。陈博宇等^[15]评估检验了欧洲中期天气预报中心集合预报统计产品和PM订正产品,发现PM、75%分位值等客观订正产品在大雨、暴雨量级的预报明显优于模式预报。另一方面,为综合不同模式的降水预报优势,很多学者尝试集成不同模式以期得到更好的预报效果。危国飞等^[6]采用OTS算法对各模式预报结果进行了集成订正,研究结果表明,集成结果优于单模式OTS预报订正产品。罗聪等^[16]也基于多模式融合算法,对广州网格化定量降水预报进行了订正,提高了本地的降水预报能力。

综上所述,以往研究多围绕单一模式的客观预报或多模式的集成预报开展,大多是采用单一订正算法,单一的客观预报方法由于其订正原理的不同各有优劣。苏翔等^[17]对比研究了4种定量降水预报客观订正方法,发现OTS和FMM在改善降水量级上效果显著,而PM和OP能在一定程度上改变预报落区,这说明若能将不同算法优选集成,那么降水量级和落区预报准确率都将会有所提高。因此本文基于欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)全球模式预报和集合预报,针对渤海西岸区域,综合采用3种客观订正算法和6种集合统计量算法,设计一种针对不同降水量级的多算法权重集成技术,以期深度融合不同预报方法优势,同时满足降水量级和落区预报需求,提高沿海降水预报准确率,为沿岸海洋工程、通航安全、水域监督管理等提供技术支撑。

1 数据与方法

1.1 数据

①ECMWF全球模式预报数据的时间范围为

2019—2021年的6—9月,空间分辨率为 $0.125^{\circ} \times 0.125^{\circ}$,采用每日08时(北京时,下同)和20时两个起报时次的12~36 h的24 h降水预报数据。

②ECMWF全球集合预报数据的时间范围为2019—2021年的6—9月,共有51个预报成员,空间分辨率为 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$,采用每日08时和20时两个起报时次的12~36 h的24 h降水预报数据。

③本文研究区域为渤海西岸,由于客观预报算法基于大尺度数值模式,格点分辨率偏大,为了可分析的监测和预报数据量更大、更具数理统计意义,因此研究范围在渤海西岸区域基础上有所扩大,空间范围定为 $34^{\circ} \sim 43^{\circ} \text{N}$, $111^{\circ} \sim 121^{\circ} \text{E}$ 。中国气象局提供了研究区域内3 153个国家自动气象站的日降水观测数据,数据已通过质量控制,站位分布见图1,时间范围为2019—2021年的6—9月,包括08时一次日08时和20时一次日20时的24 h降水。

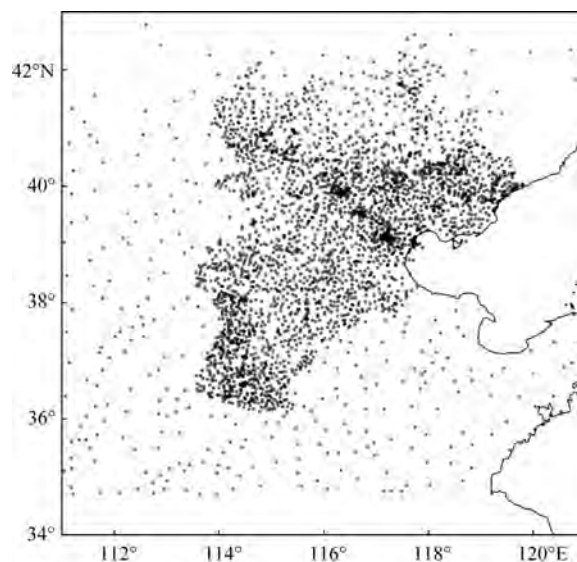


图1 研究区域站点分布图

Fig.1 Distribution of observation stations in the research area

1.2 检验方法

采用国家降水预报业务常用检验方法,分别计算不同降水预报算法在小雨(降雨量 $0.1 \sim 9.9 \text{ mm}$)、中雨(降雨量 $10.0 \sim 24.9 \text{ mm}$)、大雨(降雨量 $25.0 \sim 49.9 \text{ mm}$)、暴雨(降雨量大于等于 50 mm)量级的TS评分(Treat Score)和预报偏差(Bias)。计算公式为:

$$TS = \frac{NA}{NA + NB + NC} \quad (1)$$

$$\text{Bias} = \frac{\text{NA} + \text{NB}}{\text{NA} + \text{NC}} \quad (2)$$

式中:NA为预报正确的站(次)数;NB为空报站(次)数;NC为漏报站(次)数。TS评分数值范围为[0,1],TS评分值越高,表示该降水量级的预报准确率越高;Bias偏差数值范围为[0,∞),Bias值越接近1,表示预报降水面积越接近实况。

1.3 分级权重集成预报算法

1.3.1 数据集构建

选取2019年和2020年的6—9月的ECMWF模式预报数据、ECMWF集合预报数据和同期降水实况数据作为训练期数据,2021年6—9月数据作为验证期数据。由于ECMWF模式预报数据和ECMWF集合预报数据的空间分辨率不一致,计算过程中采用临近点插值法,将模式预报数据统一插值到站点

后再进行计算。

1.3.2 集成算法

本文构建的分级权重集成预报算法(Hierarchical-weight Consensus Forecasting, HCF)是在OTS、FMM、PM这3种常用算法和6种集合统计量算法的基础上进行了集成。

①OTS法采用吴启树等^[9]提出的最优TS评分法对ECMWF模式降水预报进行订正,主要思路是将过去30 d、前一年当天及未来30 d的模式预报和实况数据作为训练滑动窗口,根据滑动窗口期的模式预报数据和实况数据进行建模,并设置10个降水量等级(k),分别为0.1 mm、1 mm、5 mm、10 mm、25 mm、35 mm、50 mm、75 mm、100 mm、150 mm,计算不同等级降水订正阈值 O_k (k 为1,2,3,⋯,10),使订正后的预报TS评分最高。计算公式为:

$$y = \begin{cases} 0, & x < F_1 \\ O_k + (O_{k+1} - O_k) \times \frac{x - F_k}{F_{k+1} - F_k}, & F_k \leq x < F_{k+1} (k \text{ 为 } 1 \sim 9) \\ x \times \left(\frac{O_{10}}{F_{10}} \right), & x \geq F_{10} \end{cases} \quad (3)$$

式中: x 为模式预报降水量; y 为订正预报降水量; F_k 为第 k 量级累积降水TS评分最高时的订正阈值(k 为1,2,3,⋯,10)。

②FMM法的主要思路就是将模式预报数据在不同降水量级的频率调整到和实况频率一致,消除预报和实况之间的频率偏差,将预报和实况雨区面积保持一致^[8,11,18]。同样将过去30 d、前一年当天及未来30 d的模式预报和实况数据作为训练滑动窗口,并设置0.1 mm、1 mm、5 mm、10 mm、25 mm、35 mm、50 mm、75 mm、100 mm、150 mm 10个降水量等级(k)。首先,计算各量级的预报频率和实况频率,计算公式为:

$$F_k = \frac{B_k}{A} \quad (4)$$

式中: F_k 为不同量级 k 对应的频率(k 为1,2,3,⋯,10); B_k 为超过量级 k 的样本出现频次; A 为样本总量。然后,计算不同降水量级的订正系数 g_k ,即不同量级 k 相同频率下的实况降水量与预报降水量的比值。最后,采用最邻近插值法获得对任意降水量的

订正系数。模式预报订正计算公式为:

$$y = x \times g_k \quad (5)$$

式中: x 为模式预报降水量; y 为订正预报降水量。

③PM法是将ECMWF集合预报51个成员的集合平均和量级的空间分布相结合,只需将当前时次的集合预报算法订正成单一的降水客观预报算法,此算法不需要历史观测数据。具体计算方法为:假定区域中共有 N 个格点,计算51个成员在 N 个格点的集合平均值,按降序排列,再对51个成员的所有格点值即 $N \times 51$ 个格点进行降序排列,并将长序列划分为单个长度为51的 N 个模块,然后对每个模块求平均值,继而得到降序排列的 N 个平均值,并按顺序替换对应的集合平均值,得到集合预报订正产品。

④集合统计量算法采用ECMWF集合预报数据计算出6种统计量预报,分别为25%分位值、中位值、75%分位值、90%分位值、最大值(MAX)和集合平均(AVE)。具体计算方法为:区域中共有 N 个格点,每个格点均有51个成员的预报值,分别将每个格点上的51个值按降序排列,得到 N 个序列,再计

算每个序列的 25% 分位值、中位值、75% 分位值、90% 分位值、MAX、AVE, 得到 N 个格点的统计值, 即为各统计量预报。

1.3.3 权重分配

分量级设置 9 种不同算法的权重系数, TS 评分越高分配的权重就越多, 反之 TS 评分越低分配的权重就减少, 根据不同权重系数建立分级预报模型, 进而得到分级权重集成预报。HCF 算法的主要原理为根据不同算法的 TS 评分, 在小雨、中雨、大雨、暴雨 4 个降水量级 (k) 设置不同权重系数, 计算公式为:

$$W_{ik} = \frac{TS_{ik}}{\sum_{i=1}^N TS_{ik}} \quad (k = 1, 2, 3, 4) \quad (6)$$

式中: W_{ik} 为第 i 种预报算法在第 k 个降水量级的权重系数 (i 为 1, 2, 3, \dots , 9); TS_{ik} 为第 i 种预报算法在第 k 个降水量级的 TS 评分; N 为参与集成的预报算法数量。

不同预报算法的小雨、中雨、大雨、暴雨量级权重系数见表 1。从表中可以发现, 在不同的降水量级上, 不同预报算法的权重系数差值不明显, 最小值为 0.06, 最大为 0.14, 这是因为在不同量级中可以较好预报出此量级的算法不只一种, 且 TS 评分值也较接近。例如在小雨量级, FMM、PM、25% 分位值、中位值和 AVE 这几种算法均表现良好, 因而分配的权重系数较高, 且权重系数之间差值较小。

表 1 不同预报算法小雨、中雨、大雨、暴雨量级权重系数
Tab.1 Weight coefficients of light rain, moderate rain, heavy rain and torrential rain for different forecasting products

预报算法	小雨	中雨	大雨	暴雨
OTS	0.09	0.10	0.10	0.10
FMM	0.13	0.11	0.11	0.11
PM	0.13	0.12	0.12	0.13
25% 分位值	0.14	0.11	0.11	0.09
中位值	0.13	0.13	0.13	0.13
75% 分位值	0.11	0.12	0.12	0.12
90% 分位值	0.09	0.11	0.11	0.11
MAX	0.06	0.07	0.06	0.08
AVE	0.12	0.13	0.13	0.13

根据不同预报算法的权重系数在不同降水量级进行集成。计算公式为:

$$Y = \begin{cases} \sum_{i=1}^N W_{i1} X_i, & 0 \leq E < P_1 \\ \sum_{i=1}^N W_{ik} X_i, & P_k \leq E < P_{k+1} \quad (k = 1, 2, 3) \\ \sum_{i=1}^N W_{i4} X_i, & E \geq P_4 \end{cases} \quad (7)$$

式中: Y 为集成后的降水量预报值; X_i 为第 i 种预报算法的降水量预报值 (i 为 1, 2, 3, \dots , 9); E 为 ECMWF 模式预报降水量; P_k 为第 k 个降水量级的阈值 (k 为 1, 2, 3, 4); N 为参与集成的预报算法个数。

1.3.4 晴雨订正

为进一步改进 HCF 算法, 提升小雨量级的预报质量, 采用阈值法对集成后的预报进行晴雨订正, 该算法简称为 HCF-RC。具体计算方式为: 首先从降雨量 0.1~5.0 mm 选出晴雨 TS 评分最高的消空阈值 p , 然后用新阈值 p 对 HCF 集成预报算法进行消空处理。计算公式为:

$$Y = \begin{cases} 0, & y < p \\ y, & y \geq p \end{cases} \quad (8)$$

式中: y 为订正前的集成降水预报值; Y 为订正后的集成降水预报值。

2 结果分析

2.1 24 h 降水预报检验

基于验证期数据对 HCF 算法进行检验评估, 对比分析 2021 年 6—9 月 ECMWF 全球模式预报、9 个集成成员和 HCF 集成预报的 24 h 降水预报结果。图 2 为 08 时一次日 08 时和 20 时一次日 20 时各种预报算法 24 h 小雨、中雨、大雨、暴雨的 TS 评分和 Bias 偏差, 其中 HCF-RC 为晴雨订正后的 HCF 算法。从图中可以发现, 相较于 ECMWF 模式预报, 08 时一次日 08 时的 HCF 集成预报算法在所有降水量级的 TS 评分均有所提高, 其中大雨和暴雨量级的提升幅度较大, 分别提高 13.8% 和 10% 左右, 而小雨和中雨量级的 TS 评分也有小幅提升, 均提高了 3% 以上。从 20 时一次日 20 时的预报结果来看, 除中雨量级外, 其他降水量级 HCF 集成预报算法的 TS 评分均高于 ECMWF 模式, 且有较明显的正订正技巧, 相较

于ECMWF模式的TS评分提升5%左右。

通过不同预报算法的对比分析发现,各预报算法中小雨和暴雨量级的预报TS评分相对较好,而中雨和大雨量级的TS评分相对较低。从Bias偏差来看,除OTS预报算法外,其他预报算法小雨量级的Bias偏差均大于1,说明小雨量级预报算法普遍存在空报偏多的问题;中雨和大雨量级的Bias偏差接近1的预报算法居多,说明预报的降水范围接近实际降水范围,但位置有所偏差导致TS评分并不高;暴雨量级Bias偏差小于1的预报算法居多,说明此量级容易漏报。同时还可以发现,FMM预报算法在降水面积预报上的订正效果最优,Bias偏差最接近于1,但降水预报位置会有偏差,从而导致TS评分不是最好;而OTS订正后的预报TS评分会改善,但Bias略差。综上,不同预报算法在不同量级的表现存在差异,有的算法可以很好地预报小雨量级,但中等量级的降水预报表现就相对较差,这与不同预报算法的订正原理密切相关。例如,从表1中可以看到25%分位值可以很好地预报小雨量级,但缺点就是预报值普遍偏小,从而导致其他中等及以上量级的预报值偏小,进而产生其他量级降水的漏报,这从相对应的Bias偏差也可以看出,25%分位值小雨量级的Bias偏差大于1,而其他量级均小于1,说明漏报偏多。

综合对比分析08时—次日08时12种预报算法

的结果,其中HCF集成预报算法的TS评分在大雨和暴雨量级均为最高;在小雨量级,25%分位值的TS评分最高,其次为HCF集成预报算法;在中雨量级,中位值的TS评分最高,其次为HCF预报和75%分位值。从Bias偏差来看,HCF预报算法在中雨和大雨量级的表现最好,其中中雨量级的Bias偏差为1.02,大雨量级为0.89,说明HCF预报在中雨和大雨量级的降水面积与实况最为接近;而在小雨量级,表现最好的为FMM算法,其次是OTS和HCF算法,HCF算法的Bias偏差为1.59;暴雨量级表现最好的为75%分位值,其次为FMM算法,然后是HCF算法,其Bias偏差为0.62,说明HCF集成预报算法在小雨量级依旧存在一定空报,在暴雨量级存在一定的漏报。

对比HCF和HCF-RC两种算法,发现经阈值法晴雨订正后的HCF算法TS评分变化不大,订正前TS评分为0.349,订正后为0.353,提升比例在1%左右,改善并不明显,而经晴雨订正后的Bias偏差有明显改善,订正后的Bias偏差为1.247,提升21.82%,这说明晴雨订正后消除了一定的小雨空报,但同时也增加了部分小雨漏报,导致TS评分改善不明显,也就是说晴雨订正后的HCF预报算法对小雨量级降水面积和范围的表述更好,更接近于实况,但降水落区依旧有偏差。

同样地,20时—次日20时HCF集成预报算法

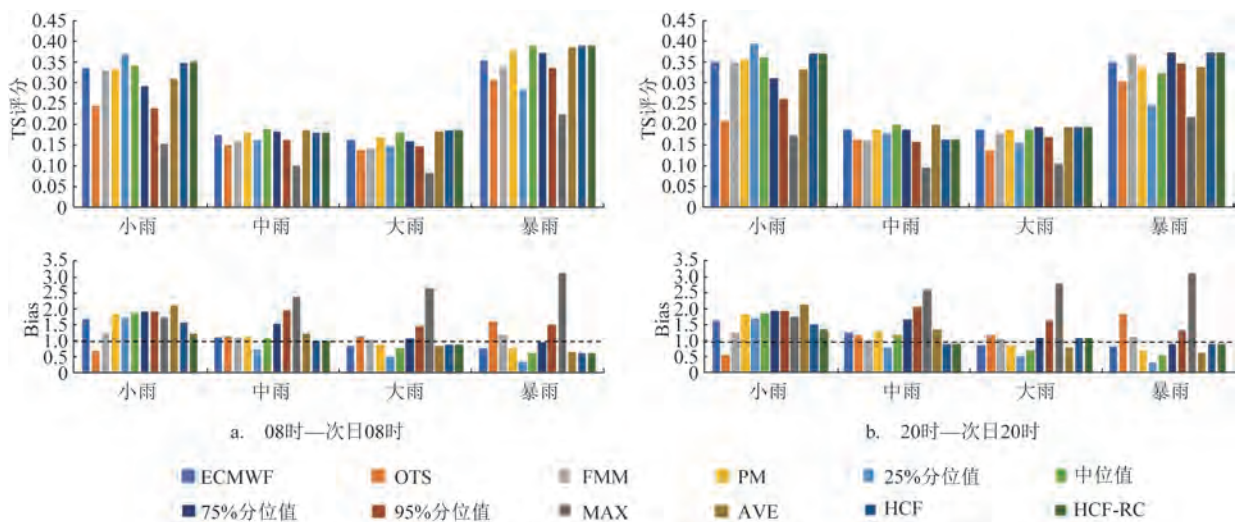


图2 2021年6—9月ECMWF全球模式预报、9个集成成员和HCF集成预报的24 h TS评分和Bias偏差

Fig.2 TS scores and Bias of 24-hour forecasts of the ECMWF products, 9 ensemble members and HCF product during June – September, 2021

在不同降水量级均表现较好(见图3),对比08时一次日08时的结果,两者表现差异不大,其中小雨和大雨量级20时一次日20时的TS评分较08时一次日08时略高,中雨和暴雨量级的TS评分略低于08时一次日08时。从Bias偏差来看,20时一次日20时的降水预报表现较08时一次日08时稳定,除小雨量级外,其他量级的预报偏差均在1附近。综上,通过对比检验ECMWF模式预报、9种预报算法和HCF集成预报算法可以发现,不论是降水量级预报还是降水落区预报,HCF集成预报在所有降水量级上均表现良好。

2.2 个例检验

为进一步验证HCF集成预报算法的预报效果,选取2021年的一次暴雨个例进行分析。2021年9月18日研究区域中南部出现一次强降水过程,部分地区出现大到暴雨,局部大暴雨,最大降水量为

222.7 mm,最大小时雨强为26.1 mm/h。图4为此次过程实况、ECMWF模式预报和HCF集成预报算法24 h累积降水量空间分布散点图。河北东南部出现了中到大雨(见图4a),而ECMWF模式预报算法在此区域存在明显的中雨、大雨漏报和小雨空报(见图4b),即预报的降水量级普遍偏小,而HCF集成预报在降水量级上更接近实况(见图4c)。另外在降水面积上,ECMWF模式预报的大雨和暴雨面积偏小,有漏报现象,降水落区也存在较大偏差,预报落区普遍偏南,而HCF集成预报能较好地描述出降水落区和范围,与观测更接近。

分别计算当日ECMWF模式预报和HCF集成预报的TS评分和Bias偏差,结果见图5。从图中可以看到,HCF集成预报在所有降水量级的TS评分均高于ECMWF模式,尤其在小雨和大雨量级,小雨预报的TS评分由0.30提高到0.43,提升41.76%,大雨预报的TS评分由0.30提高到0.48,提升54.42%,

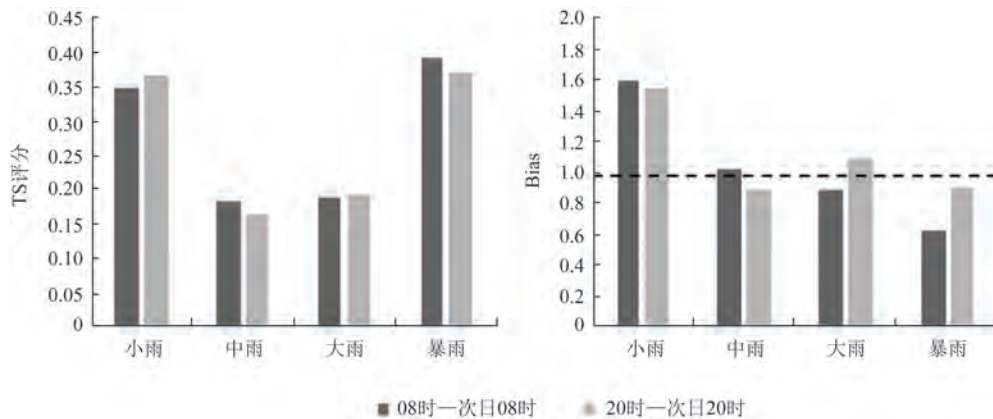


图3 HCF集成预报24 h累积降水量TS评分和Bias偏差

Fig.3 TS scores and Bias of 24-hour forecasts of the HCF

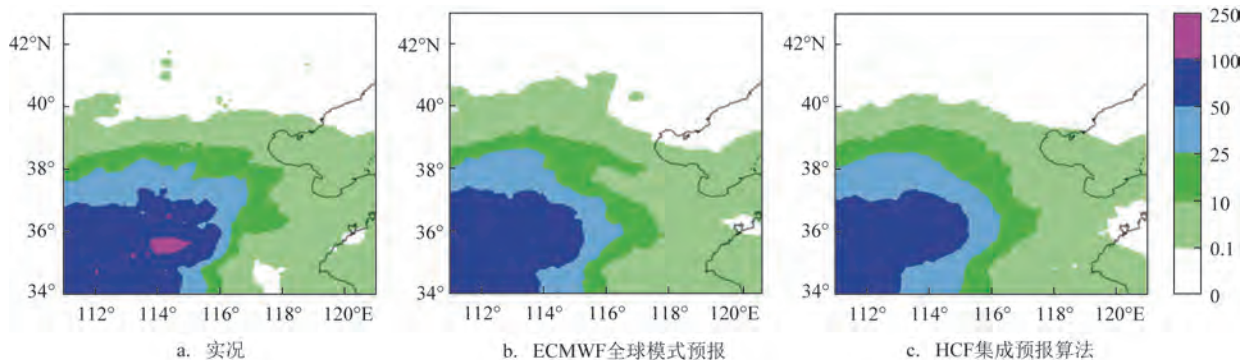


图4 2021年9月一次强降水个例的24 h累积降水量空间分布图

Fig.4 Spatial distribution of 24-hour cumulative precipitation for a rainstorm case in September 2021

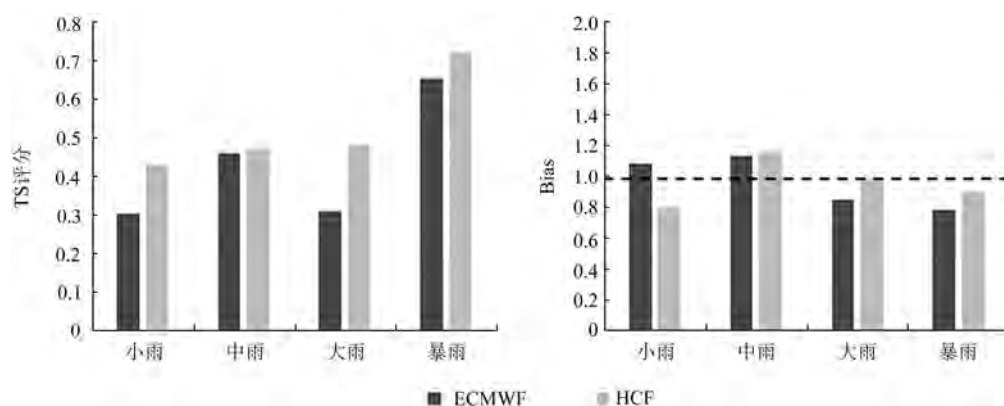


图5 ECMWF全球模式预报和HCF集成预报个例TS评分和Bias偏差

Fig.5 TS scores and Bias of the ECMWF product and HCF forecasts for the rainstorm case

另外中雨和暴雨量级预报也有不同幅度的改善,其中中雨量级提升3.06%,暴雨提升10.08%。从Bias偏差来看,在小雨量级,ECMWF模式预报的Bias偏差大于1,说明空报较多,而HCF集成预报的Bias偏差小于1,说明采用阈值法晴雨订正可以消除一定的空报,但是在消除空报的同时也增加了一定的漏报;中雨量级的预报改进效果不明显;在大雨和暴雨量级,HCF集成预报算法的Bias偏差更接近1,即降水落区更接近实况,较ECMWF模式预报有较大改进,说明HCF集成预报算法有效减少了大雨和暴雨的漏报,有显著正订正效果,这与空间分布图的分析结果一致。总的来说,相较于ECMWF模式预报,HCF集成预报不论在降水量级还是降水落区上均更接近实况,表现更优。

3 结果与讨论

本文基于ECWTF全球模式预报和ECMWF集合预报算法,分级权重集成3种客观订正预报算法和6种集合统计预报算法,形成HCF集成预报。结果表明:

①08时一次日08时HCF集成预报在所有降水量级的TS评分均高于ECMWF模式预报,尤其在大雨及以上量级;对于20时一次日20时,除中雨量级外,其他降水量级HCF集成预报的TS评分均高于ECMWF模式。

②综合对比不同客观预报,08时一次日08时HCF集成预报在大雨及以上量级的TS评分最高,

在中雨和大雨量级的Bias偏差表现最好,在其他降水量级,HCF集成预报检验评估结果良好,TS评分均在前三位。20时一次日20时HCF预报与08时一次日08时检验结果差异不大。

③采用阈值法对HCF集成预报进行晴雨订正,订正后预报准确率略有提高,Bias偏差有显著改善。

④对2021年9月发生的一次强降水过程进行检验评估,相较于ECMWF模式预报,HCF集成预报能更好地预报出降水落区和降水面积。从具体TS评分和Bias偏差数值来看,HCF集成预报在所有降水量级的预报能力均优于ECMWF模式预报,其中小雨TS评分较ECMWF模式提升41.76%,大雨提升54.42%,同时HCF集成预报还显著减少了大雨及以上量级的漏报。

综上所述,多算法的融合应用有效提升了渤海西岸的降水预报能力,但本研究只基于ECMWF全球模式预报和ECMWF集合预报等大尺度模式预报进行集成技术研发,对于中尺度模式或者结合中尺度模式的集成技术同样需要探讨;此外,文章检验评估了24h定量降水预报,短时逐小时、中短期及长期预报亦需要进一步验证。因此下一步工作需要在增加训练样本的基础上,在空间和时间上结合中尺度模式进行降尺度集成算法研究并开展检验评估工作。

参考文献:

- [1] BENTZIEN S, FRIEDERICH S. Generating and calibrating probabilistic quantitative precipitation forecasts from the high-

- resolution NWP model COSMO-DE[J]. *Weather and Forecasting*, 2012, 27(4): 988-1002.
- [2] BROWN J D, SEO D J, DU J. Verification of precipitation forecasts from NCEP's short-range ensemble forecast (SREF) system with reference to ensemble streamflow prediction using lumped hydrologic models[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2012, 13(3): 808-836.
- [3] HAMILL T M, HAGEDORN R, WHITAKER J S. Probabilistic forecast calibration using ECMWF and GFS ensemble reforecasts. Part II: precipitation[J]. *Monthly Weather Review*, 2008, 136(7): 2620-2632.
- [4] EBERT E E, DAMRATH U, WERGEN W, et al. Supplement to the WGENE assessment of short-term quantitative precipitation forecasts [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2003, 84(4): 492.
- [5] HENSE A, WULFMEYER V. The German priority program SPP 1167 "quantitative precipitation forecast"[J]. *Meteorologische Zeitschrift*, 2008, 17(6): 703-705.
- [6] 危国飞, 刘会军, 吴启树, 等. 多模式降水分级最优权重集成预报技术[J]. *应用气象学报*, 2020, 31(6): 668-680.
- WEI G F, LIU H J, WU Q S, et al. Multi-model consensus forecasting technology with optimal weight for precipitation intensity levels[J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2020, 31(6): 668-680.
- [7] 代刊, 朱跃建, 毕宝贵. 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*, 2018, 76(4): 493-510.
- DAI K, ZHU Y J, BI B G. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2018, 76(4): 493-510.
- [8] ZHU Y J, LUO Y. Precipitation calibration based on the frequency-matching method[J]. *Weather and Forecasting*, 2015, 30(5): 1109-1124.
- [9] 吴启树, 韩美, 刘铭, 等. 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*, 2017, 28(3): 306-317.
- WU Q S, HAN M, LIU M, et al. A comparison of optimal-score-based correction algorithms of model precipitation prediction[J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2017, 28(3): 306-317.
- [10] 智协飞, 吕游. 基于频率匹配法的中国降水多模式预报订正研究[J]. *大气科学学报*, 2019, 42(6): 814-823.
- ZHI X F, LYU Y. Calibration of the multimodel precipitation forecasts in China using the frequency matching method[J]. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 2019, 42(6): 814-823.
- [11] 李俊, 杜钧, 陈超君. "频率匹配法"在集合降水预报中的应用研究[J]. *气象*, 2015, 41(6): 674-684.
- LI J, DU J, CHEN C J. Applications of "frequency-matching" method to ensemble precipitation forecasts[J]. *Meteorological Monthly*, 2015, 41(6): 674-684.
- [12] 从靖, 吴振玲, 田笑, 等. 海河流域东北冷涡背景下的降水预报订正研究[J]. *气候与环境研究*, 2021, 26(5): 556-568.
- CONG J, WU Z L, TIAN X, et al. Correction of precipitation forecast under the northeast cold vortex in the Haihe River Basin [J]. *Climatic and Environmental Research*, 2021, 26(5): 556-568.
- [13] 李莉, 李应林, 田华, 等. T213 全球集合预报系统性误差订正研究[J]. *气象*, 2011, 37(1): 31-38.
- LI L, LI Y L, TIAN H, et al. Study of bias-correction in T213 global ensemble forecast[J]. *Meteorological Monthly*, 2011, 37(1): 31-38.
- [14] 徐姝, 尉英华, 熊明明, 等. 频率匹配法在海河流域 ECMWF 集合预报融合产品中的应用研究[J]. *气象与环境学报*, 2018, 34(4): 11-17.
- XU S, WEI Y H, XIONG M M, et al. Application of frequency-matching method to ECMWF ensemble statistic fusing prediction products in the Haihe River Basin[J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2018, 34(4): 11-17.
- [15] 陈博宇, 代刊, 郭云谦. 2013 年汛期 ECMWF 集合统计量产品的降水预报检验与分析[J]. *暴雨灾害*, 2015, 34(1): 64-73.
- CHEN B Y, DAI K, GUO Y Q. Precipitation verification and analysis of ECMWF ensemble statistic products in 2013 flooding season[J]. *Torrential Rain and Disasters*, 2015, 34(1): 64-73.
- [16] 罗聪, 张华龙, 曾沁, 等. 多模式融合的广东网格定量降水预报方法的研发与评估[J]. *气象*, 2021, 47(5): 539-549.
- LUO C, ZHANG H L, ZENG Q, et al. Development and verification of a gridded quantitative precipitation forecast method in Guangdong Province based on multi-model integration [J]. *Meteorological Monthly*, 2021, 47(5): 539-549.
- [17] 苏翔, 袁慧玲, 朱跃建. 四种定量降水预报客观订正方法对比研究[J]. *气象学报*, 2021, 79(1): 132-149.
- SU X, YUAN H L, ZHU Y J. A comparative study of four objective quantitative precipitation forecast calibration methods [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2021, 79(1): 132-149.
- [18] EBERT E E. Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation[J]. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(10): 2461-2480.

Research on coastal precipitation forecasting technology based on multi-algorithm hierarchical-weight integration

HOU Min^{1,2}, YANG Xiaojun^{3*}, WANG Caixia², ZHANG Nan³, XU Changyi^{1,2}, WANG Guosong⁴

(1. Tianjin Key Laboratory for Oceanic Meteorology, Tianjin 300457, China; 2. Binhai New Area Meteorological Office of Tianjin, Tianjin 300457, China; 3. Tianjin Meteorological Observatory, Tianjin 300074, China; 4. National Marine Data and Information Service, Tianjin 300171, China)

Abstract: Taking the precipitation forecasts in the west coast of the Bohai Sea ($34^{\circ}\sim 43^{\circ}\text{N}$, $111^{\circ}\sim 121^{\circ}\text{E}$) as the research scope, based on the observations of meteorological stations and the European Centre for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF) global forecasting product during June–September in 2019–2021, a Hierarchical-weight Consensus Forecasting (HCF) method is proposed by combining three objective–correction forecasting algorithms and six ensemble statistical forecasting algorithms according to different weights. The HCF method is validated through the forecasts of a typical heavy rainy process in September 2021. The results are as follows: the TS scores of the HCF method are higher than those of the ECMWF forecasts on precipitation of 08:00~08:00 the next day in all precipitation levels. Compared with other precipitation forecasting products, the HCF method performs well on precipitation intensity and fall area, with the highest TS score in heavy rain and above on precipitation of 08:00~08:00 the next day and top-three TS score for other precipitation levels. In the case test, the HCF method performs better than the ECMWF forecasts in all precipitation levels, with an increase of 41.76% on the TS score of light rain and an increase of 54.42% on the TS score of heavy rain.

Key words: coastal precipitation forecasts; hierarchical-weight consensus; clear-rainy correction; case test