

TIGGE多模式降水预报产品检验与集成研究

舒章康, 汪琳, 金君良, 王国庆, 曹民雄

Verification and integration of TIGGE multimode precipitation forecast products

SHU Zhangkang, WANG Lin, JIN Junliang, WANG Guoqing, CAO Minxiong

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12170/20210105004

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于网络层次分析法的节水型社会综合评价

Comprehensive evaluation of water-saving society based on analytic network process 水利水运工程学报. 2017(2): 29 https://doi.org/10.16198/j.cnki.1009-640X.2017.02.004

基于博弈论组合赋权的水环境综合治理效果评价

Evaluation of comprehensive water environment treatment effect based on game theory combination weighting 水利水运工程学报. 2018(6): 105 https://doi.org/10.16198/j.cnki.1009-640X.2018.06.014

基于BP-ARIMA的混凝土坝多尺度变形组合预报模型

Multi-scale deformation combination forecast model for concrete dam based on BP-ARIMA 水利水运工程学报. 2018(2): 52 https://doi.org/10.16198/j.cnki.1009-640X.2018.02.007

近55年京津冀地区降水多尺度分析

Multi-scale analysis of precipitation in the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration in the past 55 years 水利水运工程学报. 2020(6): 23 https://doi.org/10.12170/20191019001

基于随机森林与支持向量机的水库长期径流预报

Long-term inflow forecast of reservoir based on Random Forest and support vector machine 水利水运工程学报. 2020(4): 33 https://doi.org/10.12170/20190626001

利用水位变化的黑龙江开河方式和开河日期预报

Prediction of Heilong River ice break-up mode and date based on water level change 水利水运工程学报. 2020(3): 29 https://doi.org/10.12170/20200318003





DOI:10.12170/20210105004

舒章康, 汪琳, 金君良, 等. TIGGE 多模式降水预报产品检验与集成研究 [J]. 水利水运工程学报, 2021(2): 10-19. (SHU Zhangkang, WANG Lin, JIN Junliang, et al. Verification and integration of TIGGE multimode precipitation forecast products[J]. Hydro-Science and Engineering, 2021(2): 10-19. (in Chinese))

TIGGE 多模式降水预报产品检验与集成研究

舒章康^{1,2,3},汪 琳^{1,2,3},金君良^{1,2,3},王国庆^{1,2,3},曹民雄^{1,2,3}

(1. 南京水利科学研究院水文水资源与水利工程科学国家重点实验室,江苏南京 210029;2. 长江保护与绿色发展研究院,江苏南京 210098;3. 水利部应对气候变化研究中心,江苏南京 210029)

摘要:数值预报产品的检验与集成是使用和发展数值预报的重要环节。以 TIGGE 数据中心的 NCEP、 ECMWF、JMA 和 KMA 等 4 种模式控制预报产品为基础资料,选取福建池潭水库流域为研究对象,从降水分级 预报、降水量级和过程预报等方面对数值预报产品进行了综合评估,同时采用回归集成、TS 集成和 Nash 系数 集成等 3 种方法对多模式产品开展了降水集成预报,在此基础上,探讨了不同集成方法对最终降水预报效果的 影响。结果表明,4 种产品对无雨和小雨的预报效果均较好,在不同量级降水预报中,JMA 模式更适合于 25 mm 以下量级的降水预报,而 ECMWF 对 25 mm 以上量级的降水预报效果较好。对于日降水量预报, NCEP 模式的预报效果较差,而 ECMWF 模式的预报相对更准确。对于降水过程预报,KMA 的预测性能则明 显差于其他 3 个模型。集成预报对降低预报误差并提高降水过程预报有较好的效果,其中针对不同量级分类加 权的 TS 集成方法预报效果最优,且提升了高量级降水预测效果。

关 键 词:数值天气预报;TIGGE;综合评估;多模式集成

中图分类号: P459.9; P339 文献标志码: A 文章编号: 1009-640X(2021)02-0010-10

数值天气预报是根据天气演变过程的流体力学和热力学的方程组,在一定初值和边界条件下,求解未 来一定时期内大气运动状态和天气现象的预报方法。由于不同模式的初始场、初始扰动生成、参数化方 案、模式框架等各不相同,因而其预报效果也具有明显的时空差异^[1-2]。利用合理的检验方法评定数值天气 预报在时间和空间上的适用性对资源合理配置与决策(管理的)、理解并改进预报系统(科学的)和预防与减 轻自然灾害(经济的)等具有重要意义^[3]。同时,针对预报误差采取一定的集成或修正方案,不仅可以为数值 预报发展和进步提供参考,还可以为陆面水文过程模拟预测提供可靠精度的数据输入^[4-5]。数值预报发展至 今,其检验方法也在不断进步,最古老的方法是通过目视进行对比分析,目前多采用命中率(POD)、预报偏 差(BS)、空报率(FAR)及漏报率(PO)等指标从时间和空间等角度进行综合评价^[6-9]。

在降水集成或订正方面,诸多研究人员采取加权平均、多元回归或概率匹配等方法对产品进行再处理, 以提高产品预报精度。如下赟等^[10] 采用集合平均、多模式消除偏差集合平均、加权消除偏差集成等方法对 TIGGE 资料中的多种模式产品进行了集成预报,结果表明集成预报相对于单模式预报的效果更优。刘汉武 等^[11] 针对巢湖的多模式降雨预报产品,采用预报效果加权平均法开展了集成预报研究,结果表明集成预报 相比单模式预报误差明显降低,预报准确率有所提高,对不同时效和量级降雨的预报效果相对更加稳定。 荣艳敏等^[12] 则采用概率匹配平均法针对山东省典型的强降水过程进行了再预报,结果表明该方法相对于集 合平均,对大雨以上量级降雨的预报效果有明显改善,较单模式的确定性预报也有一定的提高。

收稿日期: 2021-01-05

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFC0404401);国家自然科学基金资助项目(51779144,51679144,51879164);中央公益性科研院所基本业务费资助项目(Y220011,Y520025)

作者简介: 舒章康(1996—), 男, 湖北孝感人, 硕士研究生, 主要从事水文学及水资源研究。E-mail: 513162155@qq.com 通信作者: 金君良(E-mail: jljin@nhri.cn)

随着探测信息的日趋丰富和预报方法的增加,一方面使天气气候预测与诊断中的信息量成倍增长^[13],可以参考的资料信息内容更加丰富、种类更加齐全;另一方面也不可避免地产生对同一预报对象有多个预报结果不同甚至截然相反的结论,使综合集成的难度加大。近年来,随着预报产品的日趋丰富和综合集成预报服务需要的增强,全国各地的台站都相继开展了预报客观集成方法和技术的研究。尽管迄今为止国内外尚没有一种成熟而有效的集成技术,但围绕集成的基本原理、思路和目的,一些既有理论基础,同时又有较好集成预报效果的集成预报方法逐渐形成。如选择最优法、回归集成预报法、加权平均法、相对权重法、交叉相关法、条件频率法等,其基本思路都是将各种预报结果做统计平均,从而进一步改善预报过程中的薄弱环节,提高预报服务水平^[14-15]。

池潭流域位于福建金溪中上游,汛期常受台风暴雨影响,其入库径流预测对金溪防灾预警和水与电力 资源协调配置至关重要,而提前和准确的天气信息是池潭径流预测的关键基础。本文拟对 TIGGE 资料中 心的 NCEP、ECMWF、JMA 和 KMA 等四类预报产品在福建金溪池潭流域的预报效果进行评价,从降水分 级预报、降水量级和降水过程预报等角度出发,综合评估多类产品的综合预测性能,并采用多种集成方法对 比研究多模式降水集成预报在区域的适用性,以期更好地为区域防灾预警和资源配置决策提供支撑。

1 研究区域、资料与方法

1.1 研究区域

金溪为福建省闽江水系的二级支流,发源于杉 岭山脉东部,其上游称宁溪,在西南部与其大支流杉 溪汇合,称金溪。池潭水库位于金溪中上游,流域地 理位置如图 1 所示,其坝址以上控制流域面积 4 766 km²,占整个金溪流域的 66%,池潭水电站以上 河长 253 km,平均坡降 0.15%。本文收集整理了池 潭流域内 18 个雨量站 2014—2017 年的逐日降水, 1 个国家基本气象站点 1981—2017 年的逐日降水, 各站点位置如图 1 所示,站点的空间分布较为均匀, 数据长度也满足产品评估需求。







1.2 资料来源及处理

交互式全球大集合系统(TIGGE)是世界天气研究计划的系统研究与可预报性试验 THROPEX 计划的 核心组成部分,旨在将全世界各国的气象业务中心集合预报产品集中起来,形成超级集合预报系统,并加速 提高中短期 1~14 d 预报时效上的预报精度^[16-17]。本文选取了 TIGGE 资料中心 ECMWF、NCEP、JMA 和 KMA 四种模式 2014—2017 年的 24 h (未来 1 d)控制预报产品作为检验和集成对象,模式基本信息见表 1, 预报数据空间分辨率为 0.5°,统一选取世界时(Universal Time Coordinated, UTC) 00: 00 作为预报起点,这对 应北京时间 08: 00 (UTC+8: 00),正好与中国每日气象观测信息起点一致。覆盖流域的 TIGGE 网格共有 6个,如图 1 所示。控制预报数据可在网站 http://apps.ecmwf.int/datasets/data/tigge/levtype=sfc/type=cf/进行 下载。下载的模式数据格式为二进制格点数据 (GRIB2) 格式,可用资料中心提供的 wgrib2.exe 解码得到相 应的数据文本,具体解码命令可在 Windows 命令提示符窗口下进行操作^[18]。

本文统一采用网格平均和多站点算术平均提前将多模式降水和多站点实测降水处理为流域面平均降水,以此检验 TIGGE 资料中心四种产品在池潭流域的日降水预报效果,并开展多模式降水集成预报研究。

Tab. 1 Basic information of the numerical prediction products										
	数据中心	数据中心 数据同化		垂直层数 (模式顶层/hPa) 分辨率		预报时长/d	更新时间(UTC)			
	欧洲中期天气预报中心(ECMWF)	4D-Var	137 (0.01)	$T_L 1279$	50+1	15/1	00/12			
	日本气象局(JMA)	4D-Var	100 (0.1)	T _L 959	50+1	10/1	00/12			
	韩国气象局(KMA)	4D-Var	70 (0.1)	N512	24+1	10/1	00/12			
	美国气象局(NCEP)	GSI	64 (2.73)	$T_L 1534$	20+1	16/1	00/06/12/18			

表 1 数值预报产品基本信息 Tab. 1 Basic information of the numerical prediction produc

1.3 降水预报检验方法

1.3.1 降水分级预报检验 参考中国气象局雨量等级划分的标准,根据 24 h 的降水量大小将降水量分为 无雨(雨量<0.1 mm)、小雨(0.1 mm<雨量<10.0 mm)、中雨(10.0 mm<雨量<25.0 mm)、大雨(25.0 mm<雨 量<50.0 mm)、暴雨以上(雨量>50.0 mm)等 5 个等级,并采用气象部门常用的《中短期天气预报质量检验办 法》,利用 TS 评分(临界成功指数)、BS 评分(预报偏差)、FAR(空报率)及 PO(漏报率)这 4 个评估指标来 检验不同模式在降水分级预报中的表现,各指标计算公式如下:

$$TS_i = \frac{NA_i}{NA_i + NB_i + NC_i}, \qquad BS_i = \frac{NA_i + NB_i}{NA_i + NC_i}$$
(1)

$$FAR_i = \frac{NB_i}{NA_i + NB_i}, \quad PO_i = \frac{NC_i}{NA_i + NC_i}$$
(2)

式中:*i* 代表不同的降水量级;*NA_i* 为预报正确的次数;*NB_i* 为空报的次数(即预报了某量级降水而实际没有 出现的情况);*NC_i* 为漏报的次数(即没有预报某量级降水而实际却出现了的情况)。实况缺报或预报缺报, 均不计入统计。

1.3.2 降水量预报检验 除降水分级预报效果评估外,对日降水量及过程预报进行整体评估也很有必要。 本文采用 AS 评分(Acceptable Score)检验降水量预报效果^[19]。AS 评分是一个综合考虑绝对误差和相对误 差的检验指标,其计算公式为:

$$AS = N_1 / N \times 100\% \tag{3}$$

式中: N_1 为预报系列中可接受的预报次数; N 为总的预报次数。可接受预报的标准是满足条件: $|E_a| \leq T_h$ 或 $|E_r| \leq 50\%$, E_a 和 E_r 分别为绝对误差和相对误差; T_h 为绝对误差的阈值, 24 h 累积降水量的检验时取 5 mm。

同时,利用检验雨量预报误差的常用指标:平均绝对误差(*MAE*)、均方根误差(*RMSE*)、预报偏小率(*S*₁)、预报偏小误差(*X*₁)、预报偏大(*S*_g)和预报偏大误差(*X*_g)来评估降水量预报效果,并采用 Nash~Sutcliffe 效率系数(*NSE*)评估降水过程预报的整体效果。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} |F_t - O_t|, \quad RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} (F_t - O_t)^2\right]^{\frac{1}{2}}$$
(4)

$$S_1 = N_1/N, \quad X_1 = \sum_{t}^{N_1} X_{1t}/N_1, \quad S_g = N_g/N, \quad X_g = \sum_{t}^{N_g} X_{gt}/N_g$$
 (5)

$$NSE = 1 - \sum_{t=1}^{n} (O_t - F_t)^2 \bigg/ \sum_{i=1}^{n} (O_t - \overline{O})^2$$
(6)

式中: F_t和 O_t分别为第 t 天的预报降水和实测降水; N 为总预报天数; X_{lt}为第 t 天降水偏小的误差; X_{gt}为第 t 天降水偏大的误差。若 F_t<O_t则预报偏小, X_{lt}=F_t-O_t, N_l为 N 天降水预报中偏小的总天数; 反之若 F_t>O_t则 预报偏大, X_{gt}=F_t-O_t, N_g为 N 天降水预报中偏大的总天数。平均绝对偏差(MAE)反映预报序列偏离实测的 程度; 均方根误差(RMSE)反映预报场和实况场差别的平均大小; 预报偏小率(S_l)与偏小误差(X_l)、预报偏大

率(Sg)与偏大误差(Xg)分别反映降水预报值相对实测值的平均偏小和偏大程度。

1.4 降水集成方法

1.4.1 多元回归集成预报 多元回归集成预报法^[20] 是以各种预报产品为回归因子,以对应预报对象的实际观测值为集成变量,根据多元回归分析方法进行预报集成。目的是通过多元回归分析的拟合使集成变量能够最大程度地逼近预报对象的实际观测值

1.4.2 Nash 加权平均集成预报 Nash 效率系数 NSE 加权平均法即以 4 种模式的预报值和实测值之间的 效率系数作为多模式集成的权重, 计算公式如下:

$$W_i = NS E_i \bigg| \sum_{i=1}^m NS E_i$$
⁽⁷⁾

式中: Wi 为第 i 种模式的权重; m 为参与集成的模式个数。

1.4.3 TS 分级加权平均集成预报 TS 评分分级加权法是以降水分级预报的 TS 评分为权重,分别对不同量级降水进行加权。该方法是在 NSE 系数加权平均法基础上的改进,不同量级降水赋予不同的权重值。 传统的加权平均法(如平均权重法、效率系数加权平均法)均是根据相关指标值赋予某一种模式单个权重^[21], 但由于不同模式对不同量级降水预报的效果存在一定差异,而单模式权重值仅可以反映该模式整体的预报 效果,而无法体现模式对不同量级降水的预报差异,因此,本文以降水分级检验的 TS 评分为依据构建了 TS 评分分级加权平均法。计算方法如下所示:

$$W_{i,j} = TS_{i,j} / \sum_{i=1}^{m} TS_{i,j}$$
 (8)

$$P_j = \sum_{i=1}^m W_{i,j} \times P_{i,j} \tag{9}$$

式中: TS_{i,j}为第 i 种模式 j 量级降水的 TS 评分值; W_{i,j}为第 i 种模式 j 量级降水的 TS 权重值; P_{i,j}为第 i 种模 式 j 量级降水的降水量; P_j为 j 量级的多模式集成降水。

由于不同模式对同一天预报的降水量级可能不同,导致计算该天的集成降水时无法选取合适量级的 TS 评分权重参与计算,故本文限定,当所有预报模式对该天的预报结果显示有一半以上均预报为某一量级 降水时,则认定该量级的 TS 评分权重为该天的权重值。

2 TIGGE 降水预报效果评估

2.1 降水分级预报

采用上述 4 个评估指标, 分析 NCEP、ECMWF、JMA 和 KMA 这四类预报模式对福建金溪池潭水库流域 2014—2017 年不同降水量级的预报结果。由各等级降水的 TS 评分结果图(图 2)可知, 各个模式无雨的 TS 评分在 0.40~0.60 之间, 小雨的 TS 评分在 0.60~0.70 之间, 说明各模式对无雨和小雨的预报能力均较高。对比空报率和漏报率变化图, 小雨以上等级预报的 TS 评分呈明显下降趋势, 空报率和漏报率则显著增大, 表明随着降水量级的增加, 各个模式预报能力逐渐下降。从各等级降水的 BS 评分来看, 各个模式小雨和中雨的 BS 评分均大于 1, 表明各个模式对小雨和中雨的预报误差主要来源于空报现象, 反之, 无雨、大雨、暴雨及以上等级的预报漏报现象较为严重。

对比各个模式的预报效果,可发现4种模式在进行无雨预报时,预报效果JMA>KMA>ECMWF> NCEP;进行小雨、中雨和大雨预报时,各个模式差别不大;当进行暴雨及以上量级的预报时,JMA和 KMA模式 TS 评分仅为0.10,显著低于其他两种模式(TS 评分在0.27 左右)。结合 JMA和 KMA模式 BS 评分、空报率和漏报率变化情况可知, JMA 模式对暴雨及以上量级的预报漏报现象明显高于其他模式, Su 等^[22] 的研究也显示 JMA 的暴雨预报量比其他中心要低得多, 尤其是在较长的预见期内。

同时,由图 2 TS 变化可知, JMA 和 KMA 模式对无雨、小雨和中雨的预报效果均较好,小雨预报 TS 评分高达 0.69; 而 NCEP 和 ECMWF 对大雨、暴雨及以上量级的预报效果最佳,暴雨及以上量级预报 TS 评分达到 0.27; ECMWF 模式对中雨以上量级的预报效果更优,其 TS 评分均略高于其他模式。总体而言,进行 25 mm 以下量级的降水预报时, JMA 模式最优, 而对 25 mm 以上量级降水的预报 ECMWF 效果更好。



图 2 NCEP、ECMWF、JMA 和 KMA 模式预报分级检验结果 Fig. 2 Classification test results of NCEP, ECMWF, JMA and KMA model

2.2 不同时期日降水量预报

2.2.1 不同月份降水量预报检验 图 3 给出了各个模式预报的平均绝对误差、均方根误差、AS 评分值和 效率系数的逐月变化过程。从 MAE 和 RMSE 两类误差指标可以看出,4 种模式对各个月份降水量的预报 效果不一,其中对 5—6 月的降水量预报效果最差,预报的平均绝对误差达到 7.5 mm 以上,均方根误差也高 于 15.0 mm;预报相对较好的月份如 1—2 月、9—10 月和 12 月等,其平均绝对误差基本低于 3.0 mm,均方 根误差也均低于 5.0 mm。对比各个模式的预报误差,4 种模式除在 9 月份的平均绝对误差和均方根误差有 较为明显的差异外,在其他月份并无太大差异;并且,NCEP 模式在多数月份的平均绝对误差要高于其他 3 种模式,而 JMA 和 ECMWF 模式的预报误差要略低于其他模式。因此从预报误差来看,4 种模式在预报 各个月份的日降水量时效果差异不大,但整体而言 JMA 和 ECMWF 模式的预报效果更好一些。

从 AS 评分和效率系数两类精度指标来看, 精度指标随月份的分布情况和上文误差指标随月份的分布 情况基本一致, 4 种模式预报的效果随时间呈先下降再上升的变化特征。其中 5—6 月模式预报降水的 AS 评分均低于 0.70, 效率系数也均低于 0.50, 表明 5—6 月份降水量预报最差; 同时, 根据效率系数的变化 情况, 4 种模式对于 4 月、7 月和 11 月的降水预报效果也相对比较差。对比各个模式的预报精度, 从 AS 评 分来看,4种模式之间的预报效果差异并不大,但从效率系数来看,模式间的差异较为明显,如3—4月、7月和9月预报最好的模式和预报最差模式的效率系数差值均高于0.20,其中9月份的效率系数差值更达到0.45以上;并且,JMA和ECMWF模式在多数月份的预报精度要高于其他两种模式。总的来看,虽然不同指标对不同模式间的对比判别有所差异,但无论从误差指标还是精度指标的判定而言,JMA和ECMWF模式在预报各个月份日降水量时效果均要更好一些。



Fig. 3 Monthly variation of forecast verification indexes of each model

2.2.2 不同季节降水量预报检验 图 4 给出了各个模式预报的平均绝对误差、均方根误差、AS 评分值和 效率系数的季节变化过程。从 MAE 和 RMSE 两类误差指标可以看出,4 种模式在预报各个季节的日降水 时具有明显差异,其中春季和冬季的平均绝对误差基本在 1.2 和 2.5 mm,均方根误差在 3.0 和 6.0 mm 左右, 而夏季和秋季的平均绝对误差均高于 5.0 mm,均方根误差也均高于 11.0 mm。对比各个模式间的预报误 差,4 种模式在预报春季日降水时,预报效果差异较小,预报其他季节日降水时差异较为明显,其中 JMA 模式的平均绝对误差相对低于其他 3 种模式, ECMWF 模式的均方根误差也相对低于其他模式。

从 AS 评分和效率系数两类精度指标来看, 精度指标随季节的分布情况和上文误差指标随季节的分布 情况基本一致, 4 种模式预报的效果随时间呈现先下降再上升的变化特征。预报较好的春季和冬季的 AS 评分均高于 0.85, 而预报较差的夏季和秋季 AS 评分均低于 0.80, 效率系数也均低于 0.50, 并且, 各个模 式对各个季节降水的预报效果各有差异, 但整体而言, ECMWF 模式对各个季节的预报精度均优于其他 模式。

不同模式在不同方面的表现存在一定的差异性,这与模型本身结构和配置方案有很大关联(表1)。比如相对其他模式,ECMWF在结构上耦合了海洋模型,并且其垂直分层达到137层(高度0.01hPa),模式结构和模式分辨率相对其他模式更优,因而ECMWF的综合表现更为稳健。



图 4 各个模式预报检验指标的季节变化 Fig. 4 Seasonal variation of the forecast verification indexes of each model

3 多模式降水集成预报

选取 TIGGE 中心的 NCEP、ECMWF、JMA 和 KMA 等4种模式的 2014—2017 年日降水预报数据 为集成对象,采用多元回归集成、Nash 加权平均集 成和 TS 分级加权平均集成方法对4种模式降水进 行集成预报,并采用上文 TS 评分、各类降水量及过 程预报检验指标分析集成预报效果。TS 评分检验 结果见图 5。

由图 5 可见, 3 种集成方法对不同量级降水的集成效果各有差异,回归集成预报对无雨和小雨两种



图 5 集成预报与常规预报的降水分级 TS 评分检验结果

量级降水事件的预报效果较好,其 TS 评分相对于该量级的单模式最优预报 JMA 模式要高。Nash 加权平 均集成预报相比于单模式预报,仅在中雨预报时其 TS 评分大于该量级最优的单模式预报 KMA 模式,而相 较于其他两种集成预报,该方法的预报效果并无明显优势。相对而言,TS 分级加权平均集成预报对中雨、 大雨、暴雨以上 3 种降水事件的预报效果较好,其 TS 评分相对于该量级的单模式最优预报均要高(大雨和 暴雨以上的单模式最优预报为 ECMWF 模式)。将集成预报同单模式预报进行对比可知,尽管部分集成预 报并未比单模式最优预报效果要好,但集成预报对于各个量级的预报效果均优于大多数单模式模型,表明 多模式集成预报能有效提高降水预报的稳定性。

降水量及过程预报检验指标如表 2 所示。从 MAE 和 RMSE 这两个误差指标可以看出, NCEP、ECMWF、

Fig. 5 The classification TS score test results of integrated forecast and conventional forecast products

JMA 和 KMA 这 4 种模式的平均绝对误差和均方根误差的变化范围分别为 3.9~4.3 mm、8.6~9.0 mm, 而 3 种集成预报方法的平均绝对误差和均方根误差的变化范围分别为 3.6~3.7 mm、8.0~8.3 mm, 整体相对于 单模式预报的误差有所降低。从 AS 和 NS 两类精度指标可以看出, 4 种单模式预报的 AS 评分和效率系数 的变化范围分别为 0.81~0.83、0.49~0.55, 而 3 种集成预报的 AS 评分和效率系数的变化范围分别为 0.84~0.86、0.60~0.61, 表明降水集成预报能够有效提高日降水量及过程预报的精度。对比 4 种模式和 3 种集成方法的偏小率、偏大率、偏小误差和偏大误差还可发现, 7 种方法的偏大率均高于偏小率, 而偏大误差均低 于偏小误差, 说明这 4 种模式和 3 种集成方法预报时偏大现象更多, 但偏小幅度更为严重。分析可知, 集成 预报的偏大偏小误差现象主因在于 4 种模式原始的预报偏差, 尽管通过集成方法能从一定程度上降低整体 降水预报的误差, 提高降水预报精度, 但由于集成方法本身考虑因素较少、原理简单, 因而并不能较好解决 此类偏大偏小误差现象。

Tab. 2 Verification index statistics of integrated forecast and conventional forecast products									
评估指标	回归集成	Nash集成	TS集成	NECP	ECMWF	JMA	KMA		
MAE/mm	3.71	3.67	3.66	4.30	3.91	3.79	3.96		
<i>RMSE</i> /mm	8.08	8.19	8.24	9.03	8.69	8.89	8.92		
S_1	0.49	0.27	0.27	0.24	0.27	0.36	0.34		
X _l /mm	-3.89	-7.59	-7.50	-7.60	-7.12	-6.98	-7.37		
$S_{ m g}$	0.51	0.66	0.65	0.64	0.58	0.51	0.54		
Xg/mm	3.53	2.52	2.51	3.86	3.41	2.53	2.78		
AS	0.84	0.84	0.86	0.81	0.83	0.83	0.82		
NSE	0.61	0.60	0.61	0.52	0.55	0.53	0.49		

表 2	集成预报与常规预报产品检验指标统计
-----	-------------------

对比 3 种集成预报的 MAE 和 RMSE 误差指标, TS 集成的平均绝对误差最小, 而回归集成方法的均方 根误差最小; 同时从 AS 和 NS 两类精度指标来看, TS 集成的 AS 评分达到 0.86, 效率系数也达到 0.61, 表 明 TS 集成和回归集成两种方法的预报效果均较好。综合上文 3 种集成方法的各量级降水 TS 评分结果可 知, 利用这 3 种方法进行降水集成预报时, 预报效果优劣为: TS 集成>回归集成>Nash 集成。

4 结 语

以池潭流域为研究对象,对 TIGGE 数据中心的 ECMWF、NCEP、JMA 和 KMA 模式 2014—2017 年日 降水预报数据进行了精度检验,采用多种评价指标分别从降水分级预报、降水量预报和过程预报等角度综 合分析了单模式预报产品在池潭流域的适用性;并采用回归集成、TS 集成和 Nash 系数集成等 3 种方法对 多模式产品开展了降水集成预报,在此基础上,探讨了不同集成方法对最终降水预报效果的影响,同时对比 了单模式降水预报和基于多模式的降水集成预报的效果。结果表明:

(1)TIGGE 资料中心的 4 种模式对无雨和小雨的预报效果较好,其 TS 评分均高于 0.45,而对暴雨及以 上量级的降水预报效果较差,其中最优模式 ECMWF 的 TS 评分也仅为 0.27;对比各个模式对各量级降水的 预报效果,进行 25 mm 以下量级的降水预报时,JMA 模式最优,而对于 25 mm 以上量级降水的预报 ECMWF 预报效果更好。

(2)对于日降水量的预报, NCEP 模式对日降水量的预报效果最差, 而 ECMWF 模式对日降水量的预报则最为精确, 整体而言, 这 4 种模式预报时偏大现象更多, 但偏小幅度更为严重。对于日降水过程的预报,

KMA 模式的效率系数为 0.49, 而其他 3 种模式效率系数均高于 0.52, 其中 ECMWF 模式的效率系数最高, 达 0.55, 表明 ECMWF 模式对 2014—2017 年金溪池潭水库流域的日降水过程的预报相对更为准确。

(3)集成预报对降低预报误差并提高降水过程预报有较好的效果,本文选用的3种集成方法中,预报效 果优劣为:TS集成>回归集成>Nash集成。TS集成方法针对不同量级分类加权,较好地提升了高量级降水 的预测效果。

参考文献:

- BUIZZA R, MILLEER M, PALMER T N. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1999, 125(560): 2887-2908.
- [2] FREHLICH R. The definition of 'truth' for numerical weather prediction error statistics[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2011, 137(654): 84-98.
- [3] JOLLIFFE I T, STEPHENSON D B. Forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science[M]. 2nd ed. Chichester: Wiley, 2012.
- [4] PAPPENBERGER F, BARTHOLMES J, THIELEN J, et al. New dimensions in early flood warning across the globe using grand-ensemble weather predictions [J]. Geophysical Research Letters, 2008, 35(10): L10404.
- [5] 金君良, 舒章康, 陈敏, 等. 基于数值天气预报产品的气象水文耦合径流预报[J]. 水科学进展, 2019, 30(3): 316-325. (JIN Junliang, SHU Zhangkang, CHEN Min, et al. Meteo-hydrological coupled runoff forecasting based on numerical weather prediction products[J]. Advances in Water Science, 2019, 30(3): 316-325. (in Chinese))
- [6] ANJUM M N, DING Y J, SHANGGUAN D H, et al. Evaluation of high-resolution satellite-based real-time and post-real-time precipitation estimates during 2010 extreme flood event in Swat River basin, Hindukush region[J]. Advances in Meteorology, 2016, 2016: 2604980.
- [7] 王在文,梁旭东,范水勇,等. 数值模式降水评分对分辨率的敏感性初探[J]. 暴雨灾害, 2016, 35(1): 10-16. (WANG Zaiwen, LIANG Xudong, FAN Shuiyong, et al. Impact of spatial resolution on precipitation forecast score in numerical weather prediction models[J]. Torrential Rain and Disasters, 2016, 35(1): 10-16. (in Chinese))
- [8] 斯琴,包福祥,张旭.基于EC集合预报产品的降水预报检验[J].中国农学通报,2016,32(7):162-167. (SI Qin, BAO Fuxiang, ZHANG Xu. Precipitation forecasting verification based on EC ensemble prediction products[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2016, 32(7): 162-167. (in Chinese))
- [9] 杜雅玲, 陆桂华, 吴志勇, 等. 基于TIGGE数据的中期降水预报在江苏省的应用效果评估[J]. 南水北调与水利科技, 2017, 15(6): 17-25, 44. (DU Yaling, LU Guihua, WU Zhiyong, et al. Assessment of TIGGE medium-term precipitation forecast in Jiangsu Province[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2017, 15(6): 17-25, 44. (in Chinese))
- [10] 卞赟, 智协飞, 李佰平. 多模式集成方法对延伸期降水预报的改进[J]. 中国科技论文, 2015, 10(15): 1813-1817. (BIAN Yun, ZHI Xiefei, LI Baiping. Multimodal ensemble method improvement for extended range consensus forecast of precipitation[J]. China Sciencepaper, 2015, 10(15): 1813-1817. (in Chinese))
- [11] 刘汉武, 王文本, 范裕祥, 等. 基于多模式的巢湖降水集成预报效果检验[J]. 气象与减灾研究, 2016, 39(4): 283-289. (LIU Hanwu, WANG Wenben, FAN Yuxiang, et al. Validation of precipitation ensemble prediction based on multimodel in Chaohu lake[J]. Meteorology and Disaster Reduction Research, 2016, 39(4): 283-289. (in Chinese))
- [12] 荣艳敏, 盛春岩, 范苏丹, 等. 概率匹配平均法在山东强降水预报中的应用[J]. 海洋气象学报, 2017, 37(3): 95-101.
 (RONG Yanmin, SHENG Chunyan, FAN Sudan, et al. Applications of probability matching method in heavy rainfall forecast in Shandong province[J]. Journal of Marine Meteorology, 2017, 37(3): 95-101. (in Chinese))
- [13] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.
- [14] 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 Kan, ZHU Yujian, BI Baogui. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2018, 76(4): 493-510. (in Chinese))
- [15] 毕宝贵, 代刊, 王毅, 等. 定量降水预报技术进展[J]. 应用气象学报, 2016, 27(5): 534-549. (BI Baogui, DAI Kan, WANG

Yi, et al. Advances in techniques of quantitative precipitation forecast[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2016, 27(5): 534-549. (in Chinese))

- [16] KHAN M M, SHAMSELDIN A Y, MELVILLE B W. Impact of ensemble size on forecasting occurrence of rainfall using TIGGE precipitation forecasts [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2014, 19(4): 732-738.
- [17] SWINBANK R, KYOUDA M, BUCHANAN P, et al. The TIGGE project and its achievements[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2016, 97(1): 49-67.
- [18] 彭勇, 徐炜, 王萍, 等. 耦合TIGGE降水集合预报的洪水预报[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2015, 48(2): 177-184. (PENG Yong, XU Wei, WANG Ping, et al. Flood forecasting coupled with TIGGE ensemble precipitation forecasts[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2015, 48(2): 177-184. (in Chinese))
- [19] 陆桂华, 吴志勇, 何海. 水文循环过程及定量预报[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 231-244. (LU Guihua, WU Zhiyong, HE Hai. Hydrological cycle process and its quantitative forecast[M]. Beijing: Science Press, 2010: 231-244. (in Chinese))
- [20] 彭九慧, 丁力, 杨庆红. 几种降水集成预报方法的对比分析[J]. 气象科技, 2008, 36(5): 520-523. (PENG Jiuhui, DING Li, YANG Qinghong. Comparative analysis of several consensus precipitation forecasting methods[J]. Meteorological Science and Technology, 2008, 36(5): 520-523. (in Chinese))
- [21] 崔东文. 基于多元变量组合的回归支持向量机集成模型及其应用[J]. 水利水运工程学报, 2014(2): 66-73. (CUI Dongwen. A regression support vector machine integrated model based on multivariate combinations and its application[J]. Hydro-Science and Engineering, 2014(2): 66-73. (in Chinese))
- [22] SU X, YUAN H L, ZHU Y J, et al. Evaluation of TIGGE ensemble predictions of Northern Hemisphere summer precipitation during 2008-2012[J]. Journal of Geophysical Research, 2014, 119(12): 7292-7310.

Verification and integration of TIGGE multimode precipitation forecast products

SHU Zhangkang^{1, 2, 3}, WANG Lin^{1, 2, 3}, JIN Junliang^{1, 2, 3}, WANG Guoqing^{1, 2, 3}, CAO Minxiong^{1, 2, 3}

(1. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China; 2. Yangtze River Protection and Green Development Research Institute, Nanjing 210098, China; 3. Research Center for Climate Change of Ministry of Water Resources, Nanjing 210029, China)

Abstract: Verification and integration of numerical weather prediction (NWP) products is an important step in the application and development of numerical prediction. Based on the NCEP, ECMWF, JMA and KMA NWP models from TIGGE center, the basin of Chitan Reservoir in Fujian province was selected as the research object, the multimodal precipitation forecast products were evaluated from the aspects of precipitation classification forecast, precipitation level and process forecast comprehensively. Meanwhile, three methods of regression integration, TS integration and Nash coefficient integration were used to integrate multimodal precipitation forecast products, and the influence of different integration methods on the final precipitation forecast effect was discussed. The results show that the four products had good prediction effect for both no rain and light rain events. In the precipitation forecast of different magnitudes, the JMA model was the best for the precipitation forecast of the magnitude less than 25 mm, but the prediction of ECMWF for precipitation over 25 mm was better. For the daily precipitation process forecast, the NCEP model had a poor performance, while the ECMWF model was the most accurate. For the precipitation process forecast, the prediction performance of KMA was obviously worse than the other three models. The integrated forecast had a good effect on reducing the prediction error and improving the precipitation process forecast, among which the TS integrated method weighted by different magnitudes had the best forecast effect, and had better improved the prediction effect of high level precipitation events.

Key words: numerical weather prediction; TIGGE; comprehensive evaluation; multimodal integration