

周胜男,王东勇,冯颖,等.安徽省 2021 年梅雨期降水预报检验分析[J].沙漠与绿洲气象,2024,18(1):165-173.

doi: 10.12057/j.issn.1002-0799.2024.01.021

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



安徽省 2021 年梅雨期降水预报检验分析

周胜男^{1,2},王东勇¹,冯颖^{1*},柳春¹,朱珠¹,刘倪¹

(1.安徽省气象台,安徽 合肥 230031;2.中国科学技术大学地球和空间科学学院,安徽 合肥 230026)

摘要:对安徽省 2021 年梅雨期(6 月 10 日—7 月 10 日)6 个客观模式和 1 个主观订正预报产品进行了检验分析,其中包含了 3 个区域模式数值预报(中国气象局中尺度天气数值预报系统“CMA-MESO”、中国气象局上海数值预报模式系统“CMA-SH9”、安徽 WRF,3 个全球模式数值预报(中国气象局全球同化预报系统“CMA-GFS”、欧洲中期天气预报中心确定性预报模式“ECMWF”、美国国家环境预报中心全球预报系统“NCEP-GFS”)和安徽智能网格主观订正预报的降水产品,结果表明:传统检验中安徽智能网格和区域模式对晴雨准确率的预报效果优于全球模式,又以 CMA-MESO 最优;在暴雨及以上量级的强降水预报中,传统检验表明安徽智能网格预报的得分最高(23.83),ECMWF 模式则是客观模式预报中效果最好的(20.12),CMA-SH9 次之(19.34);通过对除安徽智能网格以外的各个客观数值模式进行的 MODE 空间检验可知,不同数值模式间暴雨预报误差原因不尽相同,ECMWF 与各区域数值模式主要是由雨区位置的预报偏差,尤其是纬度偏差导致的,NCEP-GFS 全球模式对降水强度和雨区面积的预报偏弱偏小比较明显,CMA-GFS 在强降水方面的预报可参考性较差;各个主客观预报暴雨及以上量级预报,整体表现出较明显的日变化特征,在午夜前后、上午时段 TS 评分较高,而午后到傍晚评分较低,这个现象或许是梅雨期的午后降水多以地表太阳加热引起的短历时热对流降水为主造成的。

关键词:降水检验;MODE 方法;梅雨;数值预报模式

中图分类号:P457.6

文献标识码:A

文章编号:1002-0799(2024)01-0165-09

安徽地处江淮地区,每年 6—7 月受到梅雨天气的影响,除热带气旋带来的短时间洪涝灾害影响外,每年梅雨期降水的丰寡是直接影响安徽夏季旱涝灾害的重要因素^[1-3]。在实际业务中,数值模式提供的降水预报是预报员做出预报决策最重要的参考依据,因此通过检验梅雨期降水的预报效果,对于提升

梅雨期降水预报能力,减少降水带来的人员伤亡和经济损失有着重要的意义。

近年来,学者对不同数值模式的预报效果进行了检验对比分析。全球预报模式方面,宫宇等^[4]对比了中国气象局全球一体化同化预报系统(Global and Regional Assimilation and Prediction System-Global Forecast System,简称“GRAPES-GFS”,后改称为 China Meteorological Administration-GFS,简称“CMA-GFS”)、欧洲中期天气预报中心确定性预报模式(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts,简称“ECMWF”)和中国国家气象中心全球谱模式 T639 在 2013—2015 年的南方多类型暴雨中的降水预报结果,发现 CMA-GFS 模式明显优于 T639,且预报稳定性更高;张宏芳等^[5]通过对 ECMWF 和日本高分辨率模式降水预报能力的对比

收稿日期:2022-05-31;修回日期:2022-11-24

基金项目:长江流域气象开放基金项目(CJLY2022Y04);安徽省重点研究开发项目(2022h11020002);安徽省气象局创新发展专项(CXB202102);中国气象局创新发展专项(CXFZ2021Z033);中国气象局创新发展专项(CXFZ2021Z007)

作者简介:周胜男(1988—),女,高级工程师,主要从事天气预报检验与气象卫星在云、降水方面的研究。E-mail:zhousn963@163.com

通信作者:冯颖(1985—),女,高级工程师,主要从事天气与气候变化的动力机制研究。E-mail:nancy_ocean163@163.com

分析,认为 ECMWF 模式整体优于日本模式,但是在不同的时间分辨率和预报时效的情况下有所差异;刘艳等^[6]发现 GRAPES、ECMWF 以及美国国家环境预报中心全球预报系统(National Centers for Environmental Prediction-GFS,简称“NCEP-GFS”)分析场的差异主要来源于探空、掩星和飞机观测以及地形与模式高层的处理差异。全球预报模式受限于计算能力,其时空分辨率有限,而微物理、边界层和辐射等物理过程的预报方案对模式水平分辨率依赖程度较大,故其无法识别中小尺度的对流性过程,造成对多种物理过程预报产生偏差,导致最终对流性降水预报结果的偏差^[4]。因此,具有高时空分辨率特点的区域模式得到了大力发展,科研、业务中使用的区域模式也不断更新,模式预报降水的检验评估也得到了深入研究,随着分辨率的提高,降水主雨区的位置与观测更加接近^[7],且对降水日变化的模式预报研究发现,高分辨率模式相较于低分辨率模式对清晨降水的振幅有更好的模拟效果^[8],赵宁坤等^[9]针对多个区域模式对 2017—2018 年云南降水预报进行了检验分析,结果表明华东模式降水预报效果整体最好,而对于强降水过程中>50 mm 量级降水预报则是 GRAPES 区域中尺度数值预报系统(GRAPES-Mesoscale,简称“GRAPES-MESO”,后改称为 CMA-MESO)模式更具参考价值。虽然模式分辨率的提高,可以更加细致地模拟降水分布情况,但并不都能提高预报准确率,系统性误差仍然存在,如高分辨率模式中的一些细小的相位误差可能导致模式大量的空报和漏报^[10],以及对流尺度的物理过程虽然可以被模式描述,但实际的物理过程并不完全清楚,这也可能导致模式的预报误差^[11],如苏翔等^[12]基于江苏业务常用的 3 个全球模式和 3 个区域模式,以及本地客观预报和预报员主观预报,对 2020 年江苏主汛期短期暴雨预报性能进行检验,整体而言,区域模式的预报性能高于全球模式,但不同模式预报性能各有优劣,区域模式的暴雨预报空报率偏高,全球模式的则漏报率偏高;吴迎旭等^[13]对比分析全球模式 ECMWF 和区域模式 GRAPES-MESO 在短时强降水潜势预报的检验情况,发现对于一般性强降水 ECMWF 模式要优于 GRAPES-MESO,而对极端性强降水则 GRAPES-MESO 优于 ECMWF 模式。

以往的降水检验多使用的是点对点的计算,诸如相关系数、TS(Threat Score)评分、准确率、Bias(预报偏差)等传统检验方法,但这种点对点的检验方法

会造成雨带位置预报的细小误差在检验结果上被严重放大,导致一次在降水区域、降水强度及发生时间方面都良好仅降水位置预报有偏差的降水预报,与完全误报的降水预报得到一样差的检验结果,即“双惩罚效应”^[14],且“双惩罚效应”会随着模式分辨率的提高而更加严重,因此国内外学者逐步引入一系列空间检验方法,来尽量避免“双惩罚效应”,如 Wernli 等^[15]提出并应用 SAL(Structure, Amplitude and Location)检验方法,从雨区结构、位置、强度 3 方面检验了德国易北河流域的定量降水预报;符娇兰等^[16]使用 CRA(Contiguous Rain Area)方法对 ECMWF 降水预报产品进行了 2012 年汛期西南地区强降水过程的检验;FSS(Fraction Skill Score)领域空间检验方法也常用于进行降水评估^[17-18],认为该方法可有效呈现逐日强降水预报差异;尤凤春等^[19]利用 MODE(Method for Object-based Diagnostic Evaluation)方法对 BJ-RUC 降水产品进行了客观检验分析,获取了多维度的预报信息。

本文针对安徽省内 2021 年梅雨期的降水尤其是暴雨及以上量级的降水,进行客观数值模式预报和预报员主观订正预报结果的定量检验评估,基于传统检验方法和面向对象的 MODE 空间检验方法,分析不同模式产品的特点,以期更好地运用数值模式的预报结果,提高预报员对数值模式的驾驭能力,最终达到提高预报准确率的效果。

1 检验内容和方法

1.1 检验内容

对 2021 年 6 月 10 日—7 月 10 日安徽省内 6 个客观数值模式预报降水产品和安徽智能网格主观订正预报降水产品进行检验分析。其中 6 个数值模式包括 3 个区域数值模式:中国气象局中尺度天气数值预报系统(CMA-MESO,空间分辨率为 3 km)、中国气象局上海数值预报模式系统(CMA-SH 9,空间分辨率为 9 km)和安徽省气象台开发的 WRF 模式(The Weather Research and Forecast,简称“安徽 WRF”,空间分辨率为 3 km),以及 3 个全球数值模式:中国气象局全球同化预报系统(CMA-GFS,空间分辨率为 0.25°×0.25°)、欧洲中期天气预报中心确定性预报模式(ECMWF,空间分辨率为 0.125°×0.125°)和美国国家环境预报中心全球预报系统(NCEP-GFS,空间分辨率为 0.5°×0.5°)。安徽智能网格预报是基于安徽省内开发的客观方法预报产品,结合多种数值模式产品及预报员自身经验而得出的

主观订正网格化预报产品,空间分辨率为 $0.025^\circ \times 0.025^\circ$ 。

文中所使用的地面观测降水资料分为 2 类:进行点对点传统检验时,使用安徽省内 293 个标准检验站点的地面气象观测站逐小时降水数据;进行降水场空间检验时,使用中国气象局 CLDAS(CMA Land Data Assimilation System) 逐小时 $6.25 \text{ km} \times 6.25 \text{ km}$ 分辨率的降水场数据。

除特殊说明外,文中所使用的时间均为北京时,客观数值模式预报所使用的均是前一天 20 时起报的未来 12~36 h 预报时效(当天 08 时—第二天 08 时)内的降水数据,主观订正预报则是相对应的当天 08 时起报的 0~24 h 预报时效内的降水数据,均与实况观测降水数据相匹配。

1.2 检验方法

1.2.1 传统检验方法

传统检验方法采用点对点检验的方式,因此以安徽省内 293 个标准检验站点为基准,将各个不同空间分辨率的主客观预报产品的格点数据使用临近点插值的方法全部转化为站点数据,然后再进行下一步的检验分析。

本文以点对点的方式,对每个站点进行判断,并结合预报和实况观测情况,分类统计区域内不同类型格点数量,分为有降水命中(N_A)、误报(N_B)、漏报(N_C)和无降水命中(N_D),并在此基础上进行计算晴雨准确率 P_c 、 T_s 评分、漏报率 M_R 和空报率 F_{AR} ,公式为:

$$P_c = \frac{(N_A + N_D)}{(N_A + N_B + N_C + N_D)} \times 100\% , \quad (1)$$

$$T_s = \frac{N_A}{(N_A + N_B + N_C)} \times 100\% , \quad (2)$$

$$M_R = \frac{N_C}{(N_A + N_C)} \times 100\% , \quad (3)$$

$$F_{AR} = \frac{N_B}{(N_A + N_B)} \times 100\% . \quad (4)$$

1.2.2 空间检验方法

MODE 算法是 WRF 模式 MET(Model Evaluation Tools) 检验包中的一个空间检验方法,该方法的优点在于可以通过对二维场中的空间特征进行辨识,比较这些空间特征在不同场中的相似程度,进而统计其相似性。MODE 不同于传统检验方法中非 0 即 1 的多元决策方法,并不直接判断对错,而是采用“模糊”概念,提供多维度的有指导意义的诊断信息,是主观天气学检验的客观量化。

本文中,首先利用 MODE 算法,对 $\geq 50 \text{ mm}$ 阈

值的强降水场进行雨区识别,再对识别出的雨区进行时间、质心位置、雨区面积、雨区内降水强度等要素的统计分析,从而得出多维度的检验结果。

2 2021 年梅雨期安徽省降水概况

安徽省 2021 年 6 月 10 日入梅,7 月 11 日出梅。相较以往梅雨期,2021 年入梅时间偏早,出梅时间与常年相近,梅雨期偏长,强度与常年相当。梅雨期累计雨量分布不均(图 1),整体上南多北少,以大别山区北部、沿江中部和江南大部分地区降水最为集中,普遍超过 400 mm。

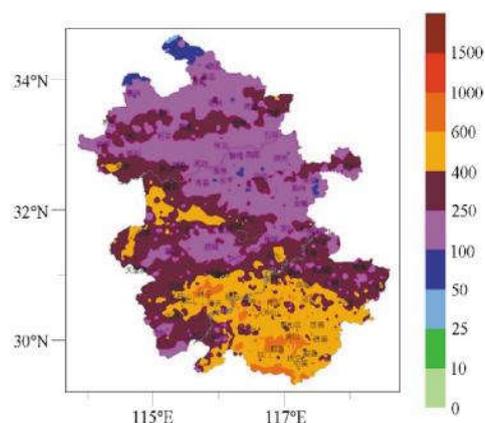


图 1 2021 年 6 月 10 日—7 月 10 日安徽省内累计降雨量/mm

梅雨期共出现 4 次降水过程,分别为 6 月 10 日、6 月 12—20 日、6 月 25—28 日以及 6 月 30 日—7 月 10 日,6 月 10 日过程较弱,6 月 12—20 日、6 月 25—28 日过程均受冷空气影响,东北冷涡南伸的低槽东移和西南暖湿气流交汇带来安徽省降水天气过程,6 月 30 日—7 月 10 日过程雨带北抬,无冷空气影响,低层西南气流强盛,水汽充沛。随着西北太平洋副热带高压脊线的南北摆动(图 2),雨带南北摆动明显,局地降水强度大,造成了池州市、六安市、蚌埠市、宣城市、黄山市等城市部分区县不同程度受灾,超过数十万人员受灾,直接经济损失数亿元。

3 检验结果

3.1 晴雨检验

24 h 晴雨检验结果如表 1 所示,全球模式预报的准确率均超过 70%,而区域模式的预报准确率超过了 80%,其中 CMA-MESO 的准确率最高,为 83.56%,安徽智能网格预报与区域模式相当。晴雨预报的误差主要是由空报率偏高导致的,除 CMA-MESO 以外,各数值模式的空报率均超过 10%,NCEP-GFS 最

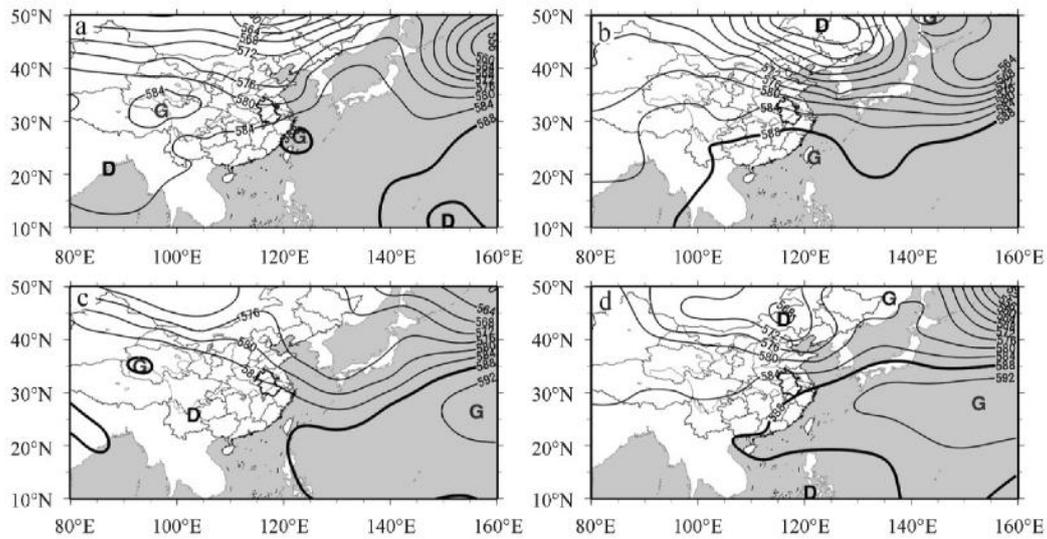


图2 6月10日20时(a)、6月18日20时(b)、6月28日20时(c)和7月3日20时(d)
500 hPa 高度场/dagpm
(加粗线条为588 dagpm 等值线)

高(23.61%);各数值模式的漏报率基本低于10%,仅CMA-GFS的偏高,为14.89%。

表1 6月10日—7月10日平均24 h晴雨检验

模式	准确率/%	漏报率/%	空报率/%
CMA-MESO	83.56	7.17	9.27
CMA-SH9	80.27	6.15	13.57
安徽 WRF	80.72	5.27	14.01
CMA-GFS	71.77	14.89	13.34
ECMWF	75.62	2.99	21.39
NCEP-GFS	73.33	3.06	23.61
安徽智能网格	80.56	4.96	14.48

3.2 暴雨及以上量级降水检验

梅雨期频发持续性降水和短时强降水,极易造成暴雨、大暴雨、特大暴雨等严重致灾性天气,因而对暴雨及以上量级的致灾性严重的降水有必要做进一步的检验分析。

3.2.1 传统暴雨及以上量级降水检验

对24 h暴雨及以上量级降水(≥ 50 mm)进行TS评分检验(表2)发现,安徽智能网格预报的得分最高(23.83),ECMWF模式是客观模式预报中效果最好的(20.12),CMA-SH9次之(19.34)。除ECMWF外,区域数值模式对暴雨及以上量级降水的预报效果明显优于其余2个全球数值模式。

暴雨及以上量级的降水相对范围小、局地性强,因而在预报中易造成较大比例的空漏报,从表2中

可以看出,安徽智能网格预报漏报和空报都在2/3以下,而CMA-GFS在暴雨及以上量级降水的预报中,均存在着很高的空漏报(漏报率98.13%,空报率85.19%)。

表2 6月10日—7月10日平均24 h暴雨及以上量级降水TS检验

模式	TS评分	漏报率/%	空报率/%
CMA-MESO	11.16	80.91	78.82
CMA-SH9	19.34	59.75	72.87
安徽 WRF	12.81	80.43	72.94
CMA-GFS	1.69	98.13	85.19
ECMWF	20.12	72.77	56.48
NCEP-GFS	7.63	91.48	57.75
安徽智能网格	23.83	63.98	58.69

3.2.2 暴雨及以上量级降水日变化检验

以往的研究表明,梅雨期降水有比较明显的双峰结构的日变化特征,分别在夜间到清晨时分以及午后晚些时候降水量呈现出峰值^[20-21],因此,对本次梅雨期暴雨及以上量级降水的预报进行逐3 h的检验,以期能够了解各个预报在一天中不同时段的预报效果。

对各个数值模式及安徽智能网格12~36 h时效内的逐3 h预报结果进行了暴雨及以上量级降水(≥ 20 mm)的TS评分计算,为了减少预报时效长短对预报结果的影响,同时进行了20时起报(早间预

报,图 3a)和 08 时起报(晚间预报,图 3b)的检验分析。各个数值模式及安徽智能网格在一天中不同时间段的预报效果均有较大差异,但无论是 20 时起报还是 08 时起报,整体上都在午夜前后、上午时段的 TS 评分呈现峰值,而午后到傍晚的时段呈现谷值。

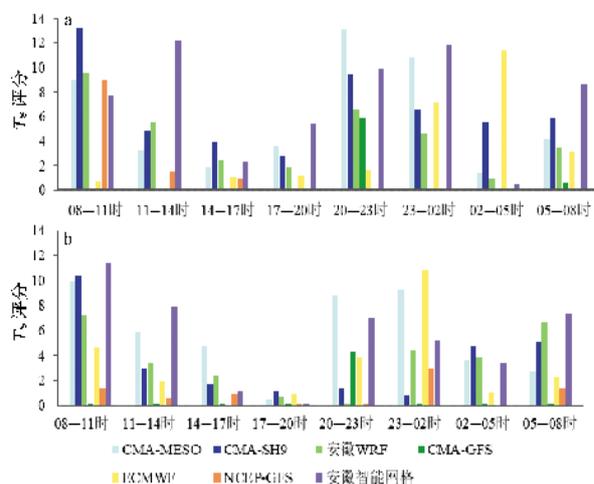


图 3 6 月 10 日—7 月 10 日平均的 20 时起报(a)和 08 时起报(b)的逐 3 h 暴雨及以上量级降水 TS 评分

当前发展的数值模式整体上对长历时的系统性降水的预报效果更好,但对短历时的中小尺度对流性降水的预报较差。目前的研究普遍认为梅雨期夜间或清晨降水的机制较为复杂,可能是由于云顶夜间辐射冷却的不稳定性增强了层状降水^[22],以及夜

间低层水汽的积累对夜间对流的发展有显著的促进作用^[23],同时兼具了长历时系统性降水及短历时对流性降水两种特征,但普遍认为还是以长历时系统性降水事件为主^[20],因此可以解释各数值预报在午夜前后普遍有比较好的预报效果。但梅雨期的午后降水则多以地表太阳加热引起的短历时热对流降水为主,因此也可以解释数值预报在午后到傍晚的预报效果不尽人意。上午时段作为降水间歇期,极端降水相对较少,数值模式整体上也表现出了比较好的预报效果。

区域数值模式的效果整体优于全球数值模式,CMA-MESO 模式在午夜前后表现突出,CMA-SH9 模式在清晨到上午时段表现优异,ECMWF 模式在个别时段(图 3a 为 20 时起报的 02—05 时,图 3b 为 08 时起报的 23—02 时)的 TS 评分最高。安徽智能网格预报的效果,整体与区域模式相当,部分时段表现优于全部客观数值模式。

3.2.3 主要暴雨过程的传统检验

2021 年梅雨期,安徽省共出现 4 次降水过程,分别为 6 月 10 日、6 月 12—20 日(以下简称:“A 过程”)、6 月 25—28 日(以下简称“B 过程”)及 6 月 30 日—7 月 10 日(以下简称“C 过程”),其中 6 月 10 日的降水过程相对较弱,因此对另外 3 次降水过程进行检验分析。

以安徽省内 24 h 累积降水量超过 100 mm 的强降水站点数量为挑选标准,分别在 3 次主要降水

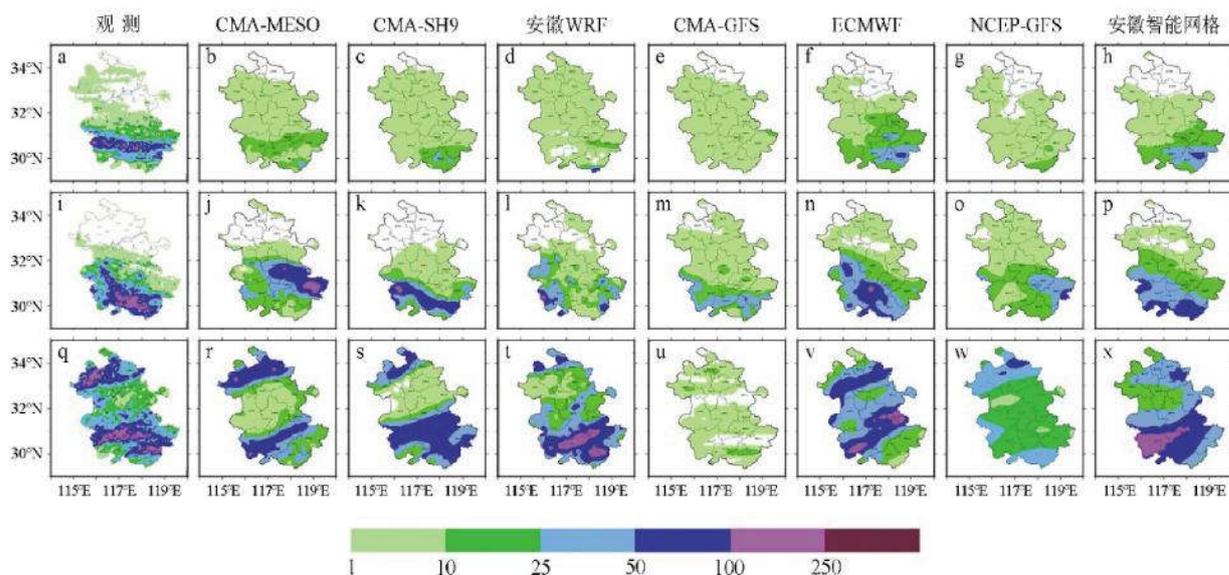


图 4 安徽省内 6 月 18 日 08 时—19 日 08 时(a-h)、6 月 27 日 08 时—28 日 08 时(i-p)、

7 月 2 日 08 时—3 日 08 时(q-x)观测及预报 24 h 累计降水量/mm

(a,i,q 为观测,b,j,r 为 CAM-MESO,c,k,s 为 CMA-SHQ,d,l,t 为安徽 WRF,e,m,u 为 CMA-GFS,f,n,v 为 ECMWF,g,o,w 为 NCEP-GFS,h,p,x 为安徽智能网格)

过程中,各挑选一个强降水站点数量最大的降水日作为强降水日(图4a、4i、4q,强降水站点数量分别为6、15和31个),并以此为代表对3次降水过程进行研究,后续的相关分析也仅针对暴雨及以上量级的降水进行。A过程中6月18日的强降水范围主要集中在大别山区南部和沿江江南地区,呈近乎水平的带状分布,最大降水量超过100 mm;B过程中6月27日的强降水范围更大,涵盖大部分大别山和江南地区,呈现西北—东南向的带状分布,最大降水量超过200 mm;C过程的强降水范围最广,7月2日分别在淮北大部分地区 and 沿江江南大部分地区呈现2个东西走向的雨带,最大降水量超过250 mm,C过程是2021年梅雨期安徽省内降水范围最广、降水强度最大的一次降水过程。

表3给出了这3次降水过程各自的暴雨及以上量级降水的TS评分情况。在这3次降水过程的暴雨预报中,区域模式与全球模式之间没有明显差异,均是CMA-SH9和ECMWF在客观模式中表现最好,也相对最稳定,安徽智能网格预报结果与这两个数值模式相当,甚至更好。

C过程中整体对暴雨的预报效果最好,TS评分基本都在20分左右,A过程最差,得分均在10分以下,各个数值模式及安徽智能网格之间对于上述两次降水过程的预报效果差异并不大,一致的好或一致的差。B过程则不同,各个预报效果差异很大,ECMWF、安徽智能网格和CMA-SH9分别得分为33.72、27.91和16.55,余下的TS评分则均少于5分。

表3 2021年梅雨期主要降水过程平均24 h 暴雨及以上量级降水TS评分

模式	A过程	B过程	C过程
CMA-MESO	2.79	2.04	17.78
CMA-SH9	9.38	16.55	25.36
安徽WRF	3.67	4.85	20.53
CMA-GFS	4.38	0	2.7
ECMWF	9.21	33.72	21.78
NCEP-GFS	0.5	1.27	16.28
安徽智能网格	8.88	27.91	28.57

3.2.4 主要暴雨过程的空间检验

传统的点对点的TS评分办法,会产生“双惩罚效应”,进一步利用MODE算法的雨区识别技术,以24 h 50 mm为阈值,对各个客观数值模式预报降水

场进行雨区识别,并对所识别出雨区的质心位置(经度、纬度)、面积、25百分位降水强度等参数进行空间检验,需要说明的是,由于安徽智能网格预报作为预报员人工订正预报,降水区域多成片划定,因此根据MODE算法进行的雨区识别也多识别为一片雨区,进而导致检验结果的参考价值较低,所以并没有对安徽智能网格预报进行后续的空间检验。各个客观数值模式的检验结果如图5。

从识别出的24 h 50 mm以上(暴雨及以上量级)的雨区数量来看,区域模式预报出的雨区数量更多,这得益于区域模式更高的空间分辨率,所以对雨区会有更精确的预报。从雨区质心的位置来看,在质心纬度方面,A过程各个数值模式的预报偏差较大,C过程的则整体较好,这与表3中TS评分结果是一致的,而质心经度方面,预报偏差则没有3次过程间的明显差异,考虑到这3次梅雨期降水过程基本呈东西走向的带状分布,因而雨区南北向的纬度偏差对预报结果的影响更大。不同于A、C过程,B过程中CMA-SH9和ECMWF的质心位置与实况接近,其余几个数值模式对B过程的雨区质心定位则偏差较大,而CMA-GFS中没有预报出50 mm以上量级的降水,这些都与表3中TS评分结果是一致的,也说明雨区位置的偏差程度,尤其是雨区的纬度偏差对于TS评分结果有很大的影响。区域模式所预报的暴雨区面积整体要大于全球模式,也更接近实况,对于降水范围的预报更准确,ECMWF虽然作为全球模式,但在雨区面积预报上也表现良好。对于降水强度,CMA-GFS和NCEP-GFS整体降水强度预报都偏小,各区域数值预报基本都在实况降水量级较小时,预报值偏大,而实况降水量级较大时,预报值则偏小,ECMWF则在实况降水量<60 mm时,预报效果较好,但对于更大量级的降水,预报值同样偏小。表3中TS评分较高的预报结果,同时满足了较好的雨区位置和降水强度预报,以及能够识别出较大面积的雨区,而TS评分较低时,各个数值模式的原因不尽相同,ECMWF与区域数值模式的降水强度预报较好,但雨区位置的偏移导致了较低的TS评分,CMA-GFS模式对于暴雨及以上量级降水的可预报性较差,NCEP-GFS模式的雨区位置的预报较为准确,但降水强度和雨区面积的预报则偏弱偏小。

4 结论

通过对安徽省2021年梅雨期(6月10日—7月

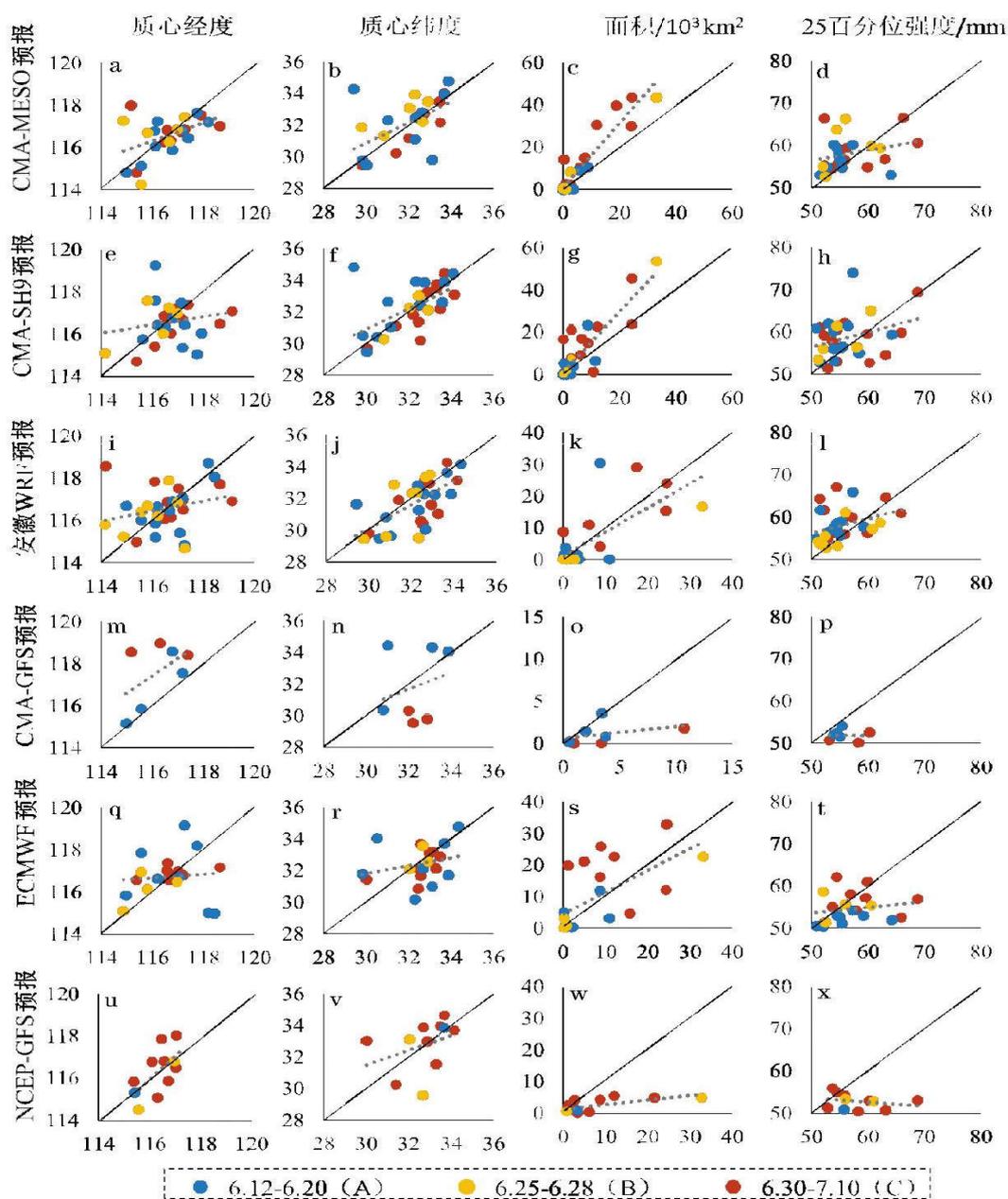


图 5 利用 MODE 算法对 3 次主要降水过程中暴雨及以上量级降水的空间检验
(横坐标均为观测,纵坐标均为预报,灰色虚线为 3 次降水过程的总拟合趋势线)

10 日)降水的多个客观数值预报结果和安徽智能网格主观订正预报结果进行了多方位的检验分析,得到以下结论:

(1)在晴雨准确率的预报方面,区域数值模式明显优于全球数值模式预报,又以 CMA-MESO 为最优,安徽智能网格预报效果与区域模式相当,各个预报误差主要是由空报率偏高导致的。

(2)对于暴雨及以上量级降水的传统检验,整体来说安徽智能网格预报的得分最高,说明主观订正对于该量级降水的预报提升效果明显,ECMWF 模式则是客观模式预报中效果最好的,对于其他数值

模式,依然是区域模式整体优于全球模式。

(3)2021 年安徽梅雨期有 3 次主要暴雨过程,在传统检验中,对应的暴雨及以上量级降水预报效果分别为各个数值模式结果一致差、差异较大、一致好,但都是 ECMWF 表现最好且最稳定,CMA-SH9 略次之,安徽智能网格预报与这 2 个客观模式预报效果相当。

(4)通过对安徽智能网格以外的各个客观数值模式进行 MODE 空间检验可知,客观数值模式在对暴雨及以上量级降水预报 TS 评分较好时,同时满足了较好的雨区位置和降水强度预报,以及能够识

别出较大面积的雨区,而不同数值模式预报误差的原因不尽相同,ECMWF与区域数值模式主要是由雨区位置的预报偏差导致的,但雨区质心位置经度的预报偏差影响相对较小,以纬度偏差为主,NCEP-GFS模式对降水强度和雨区面积的预报都偏弱偏小,CMA-GFS在强降水方面预报可参考性较差。

(5)各个主客观模式在暴雨及以上量级的预报效果整体表现出比较明显的日变化特征,在午夜前后、上午时段TS评分呈现双峰结构,而午后到傍晚评分较低,各个预报结果表现略有差异。

需要说明的是,在使用MODE方法进行空间检验时,并没有对安徽智能网格预报进行检验,是考虑到作为预报员人工订正预报,在进行预报时多以整片区域圈定为同一量级降水,无法做到高分辨率多雨区预报,导致在进行雨区识别算法检验时,所具有的参考价值较低,因而没有进行相关检验。另外,各主客观预报中表现出的日变化特征,分析可能与梅雨期降水双峰形态的日变化特征及各时段降水机制不同有关,但有待进一步研究。

参考文献:

[1] 叶笃正,黄荣辉.长江黄河流域旱涝规律和成因研究[M]. 济南:山东科学技术出版社,1996:387.

[2] 傅云飞,罗晶,王东勇,等.夏季江淮地区降水的气候变化研究进展[J].暴雨灾害,2020,39(4):317-324.

[3] 毛文书,王谦谦,王永忠,等.近50 a江淮梅雨期暴雨的区域特征[J].南京气象学院学报,2006,(1):33-40.

[4] 宫宇,代刊,徐珺,等.GRAPES-GFS模式暴雨预报天气学检验特征[J].气象,2018,44(9):1148-1159.

[5] 张宏芳,潘留杰,杨新.ECMWF、日本高分辨率模式降水预报能力的对比分析[J].气象,2014,40(4):424-432.

[6] 刘艳,薛纪善,张林,等.GRAPES全球三维变分同化系统的检验与诊断[J].应用气象学报,2016,27(1):1-15.

[7] LI J, YU R, YUAN W, et al. Precipitation over East Asia simulated by NCAR CAM5 at different horizontal resolutions[J]. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 2015, 7(2): 774-790.

[8] YUAN W, YU R, ZHANG M, et al. Diurnal Cycle of Summer Precipitation over Subtropical East Asia in CAM5[J]. Journal of Climate, 2013, 26(10): 3159-3172.

[9] 赵宁坤,张秀年,孙俊奎,等.高分辨率区域模式降水预报在云南的检验[J].暴雨灾害,2021,40(1):78-86.

[10] MASS C F, OVENS D, WESTRICK K, et al. Does

increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts? [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2002, 83(3): 407-430.

[11] MARTIN G M. The simulation of the Asian summer monsoon, and its sensitivity to horizontal resolution in the UK Meteorological Office Unified Model [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2007, 125(557): 1499-1525.

[12] 苏翔,刘梅,康志明,等.2020年江苏主汛期短期暴雨预报检验[J].气象,2022,48(3):357-371.

[13] 吴迎旭,孟莹莹,周一,等.基于ECMWF细网格、GRAPES的短时强降水潜势预报和检验[J].沙漠与绿洲气象,2021,15(5):30-40.

[14] WILKS D. Statistical methods in the atmospheric sciences [M]. Technometrics, 2006, 102(477): 380-380.

[15] WERNLI H, PAULAT M, HAGEN M, et al. SAL—A novel quality measure for the verification of quantitative precipitation forecasts [J]. Monthly Weather Review, 2008, 136(11): 4470-4487.

[16] 符娇兰,宗志平,代刊,等.一种定量降水预报误差检验技术及其应用[J].气象,2014,40(7):796-805.

[17] 赵滨,张博.邻域空间检验方法在降水评估中的应用[J].暴雨灾害,2018,37(1):1-7.

[18] 吴瑞姣,邱学兴,周昆,等.安徽省WRF模式短时强降水的预报检验[J].气象科技,2020,48(2):254-262.

[19] 尤凤春,王国荣,郭锐,等.Mode方法在降水预报检验中的应用分析[J].气象,2011,37(12):1498-1503.

[20] YU R, XU Y, ZHOU T, et al. Relation between rainfall duration and diurnal variation in the warm season precipitation over central eastern China [J]. Geophysical Research Letters, 2007, 34: L13703.

[21] YUAN W, YU R, CHEN H, et al. Subseasonal characteristics of diurnal variation in summer monsoon rainfall over central eastern China [J]. Journal of Climate, 2010, 23(24): 6684-6695.

[22] LIN X, RANDALL D A, FOWLER L D. Diurnal variability of the hydrologic cycle and radiative fluxes: comparisons between observations and a GCM [J]. Journal of Climate, 2000, 13(23): 4159-4179.

[23] KUBOTA H, NITTA T. Diurnal variations of tropical convection observed during the TOGA-COARE [J]. Journal of the Meteorological Society of Japan, 2002, 79(3): 815-830.

Verification and Analysis of Precipitation Forecast during the Meiyu Period of 2021 in Anhui Province

ZHOU Shengnan^{1,2}, WANG Dongyong¹, FENG Ying¹, LIU Chun¹,
ZHU Zhu¹, LIU Ni¹

(1. Anhui Meteorological Observatory, Hefei 230031, China;

2. School of Earth and Space Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract Mitigating substantial loss of life and damage to personal property from Meiyu rainfall calls for the accurate and reliable numerical weather predictions (NWP). A general approach to improve the accuracy of Meiyu rainfall forecast over a region of interest involves verifying and intercomparison multiple NWP models' results. This work focused on verifying and analyzing the Meiyu rainfall forecasts in Anhui province, China, based on the outcomes from seven NWP models, including three regional models (i.e., CMA-MESO, CMA-SH9, Anhui WRF), three global models (i.e., CMA-GFS, ECMWF, NCEP-GFS), and the Anhui Intelligent Grid (AIG), during the Meiyu period of 2021 (from June 10th to July 10th). The traditional verification and MODE methods and TS (Threst Score) were employed to verify and evaluate above models quantitatively. The results showed that AIG and regional models perform better than global models using the traditional verification method regarding clear-sky and rainfall accuracy, among which CMA-MESO outperforms others. For the heavy rain and above magnitude of heavy precipitation forecast, AIG has the highest TS of 23.83, followed by ECMWF (20.12) and CMA-SH9 (19.34). Moreover, the MODE method findings indicate that different NWP models can predict Meiyu rainfall location and area differently. Specifically, compared to the observation, ECMWF and three regional models' Meiyu rainfall location have a large discrepancy, especially in latitude, and NCEP-GFS predicts a much smaller rainfall area. Furthermore, it is found that all models' heavy rain and above forecasts exhibit an apparent diurnal variation, with higher TS are observed in the period before midnight and during the morning and lower scores are in the afternoon to early evening. This phenomenon may be attributed to the dominant occurrence of short-duration convective rainfall triggered by surface heating from the sun in the afternoon during the Meiyu period.

Key words verification; MODE method; Meiyu rainfall; numerical weather prediction model