潘留杰,薛春芳,张宏芳,等,2022. 基于卡尔曼动态频率的 ECMWF 降水预报订正[J]. 气象,48(1):73-83. Pan L J,Xue C F,Zhang H F,et al,2022. ECMWF precipitation calibration based on the Kalman dynamic frequency matching method[J]. Meteor Mon,48(1):73-83(in Chinese).

基于卡尔曼动态频率的 ECMWF 降水预报订正*

潘留杰[1,2] 薛春芳[3] 张宏芳[4] 高星星[1,2] 梁 绵[1,2] 刘嘉慧敏[1,2]

1 陕西省气象台,西安 710014
2 陕西省气象局·秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室,西安 710014
3 陕西省气象局,西安 710014
4 陕西省气象服务中心,西安 710014

提 要:利用 2019 年 1 月至 2020 年 2 月 ECMWF 细网格模式降水预报和 388 个自动气象站降水观测资料,以及国家气象信息中心三源网格降水量融合分析产品,在降水频率客观分析检验的基础上,采用卡尔曼动态频率匹配方法对 ECMWF 网格降水预报进行订正,所得结论如下:ECMWF 模式小雨以上量级降水预报频率较观测明显偏多,暴雨偏少;模式预报与观测降水频率在不同季节上显著不同,将预报降水频率匹配到与观测一致,并不能得到最高的降水预报评分。基于卡尔曼滤波方法动态匹配预报和观测降水频率,能够将模式预报频率订正到与观测基本一致,预报降水的标准差和观测更加吻合,显著改善模式对小量级降水预报偏大、大量级降水预报偏小的现象。由于模式预报降水的位置或时间偏差,选用适当的系数,使得暴雨预报频率较观测频率略偏多,晴雨预报中降水频率较观测略偏少,可以获得更好的预报评分。按照不同区域的降水特性,分区计算卡尔曼动态频率进行降水订正,可以有效地提高暴雨的 TS 评分,但对晴雨预报准确率提高不显著。

关键词:卡尔曼动态频率,网格降水预报,频率匹配,预报评分

中图分类号:P456 **文献标志码**:A **DOI**:10.7519/j.issn.1000-0526.2021.111001

ECMWF Precipitation Calibration Based on the Kalman Dynamic Frequency Matching Method

PAN Liujie[1,2] XUE Chunfang[3] ZHANG Hongfang[4] GAO Xingxing[1,2]
LIANG Mian[1,2] LIU Jiahuimin[1,2]

1 Shaanxi Meteorological Observatory, Xi'an 710014
2 Severe Weather Research and Application Center, Key Laboratory of Eco-Environment and Meteorology for the Qinling Mountains and Loess Plateau, Xi'an 710014
3 Shaanxi Meteorological Service, Xi'an 710014
4 Shaanxi Meteorological Service Centre, Xi'an 710014

Abstract: Based on ECMWF high resolution model grid precipitation forecast data from January 2019 to February 2020 and 388 meteorological stations precipitation observation data, the forecast performance of the model precipitation frequency is objectively verified, and the ECMWF grid precipitation forecast is corrected by using the Kalman dynamic frequency. The main conclusions are as follows. The ECMWF model has significantly higher forecast frequency for small-scale precipitation than the observation, but lower frequency for torrential rain. The frequency of model forecast and observed precipitation are significantly different in different seasons. Matching the frequency of forecast precipitation with that of observed precipitation

* 陕西省自然科学基金项目(2021JM-595)、中国气象局数值预报(GRAPES)2021 发展专项、国家重点研发计划(2018YFC1507901)、秦岭和黄土高原生态环境气象重点实验室重点项目(2020K-2)共同资助
2021 年 1 月 15 日收稿; 2021 年 10 月 22 日收修定稿
第一作者:潘留杰,主要从事天气预报与研究. E-mail:pljmtgh57245@sina.com

does not get the highest precipitation forecast score. Based on the Kalman filtering method, the forecast and observed precipitation frequency can be dynamically matched, the model forecast frequency can be revised to be basically consistent with the observation, the standard deviation of the model forecast precipitation can be improved, and the phenomenon that the model forecast errors are more for light precipitation but less for severe precipitation can be significantly adjusted. Due to the position or time deviation of precipitation forecasted by the model, appropriate coefficients are selected so that the frequency of torrential rain forecast is slightly higher than the observed frequency, and the light rain frequency is slightly lower than the observed frequency, thus, a better precipitation forecast score can be obtained. According to the precipitation characteristics of different regions, the Kalman precipitation dynamic frequency is calculated separately to correct the precipitation, which can effectively improve the TS forecast score of torrential rain, but the accuracy of sunny and rain forecast is not significantly improved.

Key words: Kalman dynamic frequency, grid precipitation forecast, frequency matching, forecast score

引 言

由于模式本身的不足,包括降水在内的许多要素预报都存在着系统性的预报偏差,但与其他大多数要素不同,一方面,降水在时间上不连续,空间上有较强的尺度依赖性;另一方面,降水的概率密度函数是典型的偏态分布,使得确定模式降水预报偏差相对其他要素更加困难(毕宝贵等,2016;洪伟和郑玉兰,2018;唐文苑和郑永光,2019;符娇兰和代刊,2016;赵瑞霞等,2020;潘留杰等,2016)。

气象工作者发展了一系列后处理技术来量化降水预报中的不确定性和减少预报的系统性偏差(Hamill et al, 2008; Bentzien and Friederichs, 2012;吴晶等,2020)。典型的后处理方法主要有:集合预报统计量(Roulston and Smith, 2003; Wang and Bishop,2005)、贝叶斯模型平均(Raftery et al, 2005;Sloughter et al,2007)、地理位置平均(Kleiber et al,2011),非齐次高斯回归(Gneiting and Raftery, 2005)、逻辑回归(Hamill and Whitaker,2006)、扩展逻辑回归(Wilks,2000)。其他的工作还包括:Yuan et al(2007)应用人工神经网络作为后处理器对NCEP区域谱模式集合预报系统的降水预报进行校正;Voisin et al(2010)应用了两种空间分解偏差校正方法和降尺度误差校准模拟技术来改进集合预报系统的降水表现;Atger(2003)将简单的线性回归应用到站点降水预报订正上;Hamill and Whitaker (2006)则采用预报降水量与实际观测降水量的分位数映射关系来提高降水的预报准确率。这些后处理方法在某些方面或者某种程度上提高了模式降水的预报表现,但具体选用哪种方法不仅取决于模式在当地的预报特点和表现,而且还取决于实际的预报目标。

近年来发展的频率匹配是模式降水预报后处理订正中最为有效的方法之一。本质上来说,频率匹配是通过调整降水预报值,使其在特定的阈值范围内的降水预报频率与观测频率保持一致来实现的。频率匹配的作用是使模式的预报偏差 Bias 接近于1,实际计算上也包括偏差调整(Mesinger,2008)和偏差去除(Clark et al,2009)两种技术。国内已有的工作中,李莉等(2011)采用频率匹配的方法对 T213 降水预报进行了订正,结果表明该方法对其降水预报偏差有明显改善;李俊等(2014)针对中尺度暴雨数值预报模式(AREM)降水预报的偏差特征,开展了基于频率(或面积)匹配方法的降水偏差订正试验。但总体来说,频率匹配方法的研究工作并不深入,特别是针对近年来在高分辨率模式基础上迅速发展的精细化网格降水预报业务方面的应用就更为少见。本文基于ECMWF 模式降水预报、自动气象站降水观测资料以及网格降水量融合分析产品,研究卡尔曼动态频率匹配订正方法在高分辨率网格降水预报中的预报表现,进而将其应用于实际预报业务,以提高网格降水的精细化预报能力。

1 数据资料

选取388个观测站点24 h逐日累计降水观测资料,388个站点(图1)包括98个县级观测站和290个无人自动气象站。资料经过严格的质量控制,具有较高的观测质量,时段为2019年1月1日

至 2020 年 2 月 29 日。此外,在降水个例对比检验中,为了更加清楚地分析预报和观测降水的空间分布,还采用了国家气象信息中心卫星、雷达和自动气象观测站三源融合的网格降水分析产品(CMPA),潘旸等(2018)研究表明三源融合网格降水分析产品精度高于任何单一来源降水产品,同时也优于地面-卫星二源融合产品,在秦岭及周边地区 CMPA 与观测降水的年平均偏差最大为 −0.05～−0.02 mm,均方根误差在 0～0.2 mm,能够很好地刻画秦岭及周边地区的降水特征,代表性和适用性好。模式数据选取每天 12 时(文中无特别说明,均为世界时)的 120 h 预报时效的 ECMWF 高分辨率确定性降水预报,空间分辨率为 0.125°×0.125°。考虑实际业务应用,采用双线性插值方法将模式降水插值成与 CMPA 网格降水量融合产品一致的空间分辨率(0.05°×0.05°),插值后在模式原有输出格点上的数值不变。

研究范围选定为秦岭及周边区域(31°～40°N、103°～113°E)。由于模式对不同气候背景下降水的预报性能可能存在差异,除了在整个区域统一订正外,还根据重点关注区域暖季降水的主模态特征和降水气候区划(潘留杰等,2018;缪启龙等,1988),分别进行降水订正,以期获得好的预报效果。图 1 给出了重点研究区域的分区方案,图中三个分区分别为Ⅰ区:陕北黄土高原,Ⅱ区:关中平原,Ⅲ区:陕南秦巴山地。

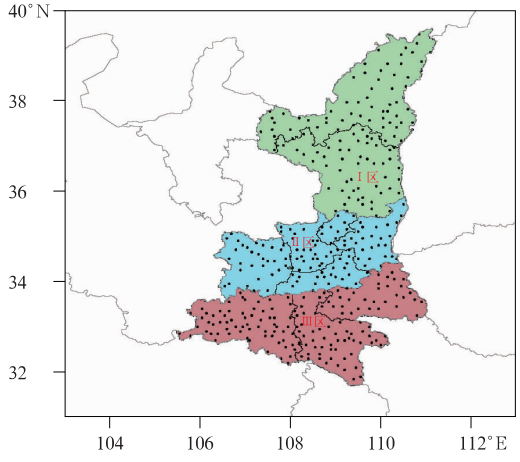


图 1　研究区域内所涉及的观测站点和采用的分区方案
(三种颜色分别表示降水频率分区订正时划分的三个区域)

Fig. 1　The observation stations and regional division scheme used in the study
(The three colors represent three regions with different precipitation characteristics)

2　方　法

本文使用的检验评分主要包括晴雨预报准确率 ACC(accuracy)、暴雨预报 TS(threat score)评分,同时还计算了预报降水频率(FF)、观测降水频率(OF)和预报偏差(Bias)。晴雨和暴雨采用不同检验评分,是因为对晴雨来说,降水量较小的情况下漏报可能对人们生产生活影响不大,预报准确率对生产生活更有意义,暴雨漏报往往造成非常严重的损失而采用 TS 评分。公式如下:

$$ACC = \frac{A+D}{A+B+C+D},$$
$$TS = \frac{A}{A+B+C} \tag{1}$$
$$FF = \frac{A+C}{A+B+C+D},$$
$$OF = \frac{A+B}{A+B+C+D},$$
$$Bias = \frac{A+C}{A+B} = \frac{FF}{OF} \tag{2}$$

式中:A 为成功预报降水的次数,B 为漏报的次数,C 为空报的次数,D 为正确预报无降水的次数。

通过观测提供的信息可以逐步地消除模式预报相对观测降水的系统性偏差。然而由于降水量具有非高斯分布的特性,不能直接使用降水量值,而是采用预报和观测降水的频率分布来评估模式的降水预报偏差,进而进行订正。计算时首先按阈值升序排列计算区域内预报和观测降水超过阈值的累积频率分布函数 CDF,然后通过卡尔曼滤波方法来进行降水量累积频率分布函数 CDF 更新,其表达式为:

$$\overline{CDF_{i,j}} = (1-W)\,\overline{CDF_{i,j-1}} + W(CDF_{i,j}) \tag{3}$$

式中:$\overline{CDF_{i,j}}$ 是在第 j 天第 i 个阈值的 CDF 的递减平均,$\overline{CDF_{i,j-1}}$ 是之前 $j-1$ 天的递减平均,第 j 天第 i 个阈值预报和观测的 $CDF_{i,j}$ 在数值上分别为 $FF_{i,j}$、$OF_{i,j}$。W 是递减权重,值域范围为 0～1,简单地用近似时间滑动窗来定义,其表达式为:

$$W = \frac{1}{nd} \tag{4}$$

式中:时间滑动窗 nd(或者递减权重 $\frac{1}{nd}$)是根据距离预报日期远近来调整其对 CDF 影响大小的权重,具体如图 2 所示。对于第 j 天,前面 $j-1$ 天的 $\overline{CDF_{i,j-1}}$ 在 $\overline{CDF_{i,j}}$ 中所占的权重为 $1-W$,对式(3)产生的迭代过程来说,前面的 $j-k$ 天的 $CDF_{i,j-k}$ 对

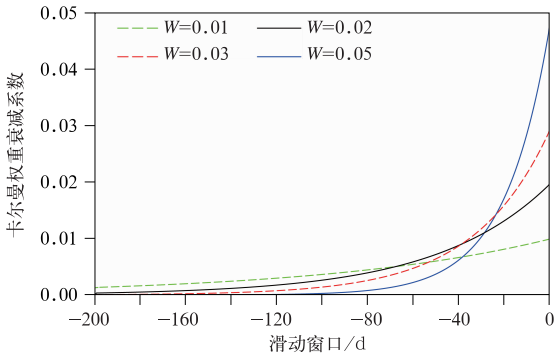


图 2 权重函数随时间的衰减情况
(图中第 0 天的权重系数由滑动窗决定,为 $1/nd$;
绿色、黑色、红色和蓝色曲线分别表示 W 初始值
为 0.01,0.02,0.03 和 0.05 的衰减曲线)

Fig. 2 The decay of weight function over time
(The weight coefficient of the 0 d in the figure is
determined by the sliding window, being
$1/nd$; green, black, red and blue
curves represent the decay curves with initial
values of 0.01, 0.02, 0.03 and 0.05, respectively)

$\overline{CDF_{i,j}}$的贡献为$(1-W)^k$,在 k 趋于无限的时候,其贡献越来越小,最终接近于零,因此,递减权重越大,递减速度越快,这也表明最新数据的权重最高,历史数据的权重减小。以 50 天的训练窗口为例,最新数据的权重 W 为 0.02,其次为 0.0196,0.0192,…,从而方法能够根据观测自适应捕捉数据流的动态变化信息。

构建完成降水量动态累积频率分布函数后,就可以对模式预报进行调整。预报和观测降水频率采用式(3)中更新的$\overline{CDF_{i,j}}$值作为累积频率分布,针对一个原始的预报值,来为其分配一个具有相同频率的观测值,利用预报和观测值的 CDF 配对,评估预报系统偏差。假定选定阈值预报的 CDF 高于观测的 CDF,模式降水预报偏多,对频率订正来说,当匹配到与观测降水频率一致时,相当于调低模式的降水频率,数值上等同于调小模式的预报降水量。实际计算时,针对不同格点上的降水量,使用两次线性内插来导出订正系数,数学上等同于使用两个数据点的多项式插值。譬如给定降水阈值向量 $\boldsymbol{T}(n)$,$\boldsymbol{T}_1,\boldsymbol{T}_2,\cdots,\boldsymbol{T}_n$ 按 x 轴的方向升序排列,每一个阈值上的观测 CDF 向量 $\boldsymbol{O}(n),\boldsymbol{O}_1,\boldsymbol{O}_2,\cdots,\boldsymbol{O}_n$ 作为纵坐标,校准阈值向量为 $\boldsymbol{T}^*(n),\boldsymbol{T}_1^*,\boldsymbol{T}_2^*,\cdots,\boldsymbol{T}_n^*$ 是基于在降水阈值 $\boldsymbol{T}$ 上的预报 CDF 值 $\boldsymbol{F}(n),\boldsymbol{F}_1,\boldsymbol{F}_2,\cdots,\boldsymbol{F}_n$ 通过第一次线性内插获得,这里 n 是矢量的长度,因此 n 对$(\boldsymbol{O},\boldsymbol{T})$线性内插得到目标值$(\boldsymbol{F},\boldsymbol{T}^*)$,这意味着预报在 $\boldsymbol{T}_i^*$ 上的 CDF 等于观测在 $\boldsymbol{T}_i$ 的 CDF,表达式如下:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{O}_1(\boldsymbol{T}_1)&=\boldsymbol{F}_1(\boldsymbol{T}_1^*)\\ \boldsymbol{O}_2(\boldsymbol{T}_2)&=\boldsymbol{F}_2(\boldsymbol{T}_2^*)\\ &\vdots\\ \boldsymbol{O}_n(\boldsymbol{T}_n)&=\boldsymbol{F}_n(\boldsymbol{T}_n^*)\end{aligned}\tag{5}$$

实际计算时所选阈值在第一次插值中使用了对数变换,此外,定义订正系数 R_i 为订正阈值与其相关阈值的比率(例:$R_i=\boldsymbol{T}_i^*/\boldsymbol{T}_i,i=1,\cdots,n$)。重复前面的步骤,那么每一个格点上的预报原始值都会有一个订正系数 R(订正预报相对于原始预报的比率),从而实现对网格预报中所有格点上的降水进行订正。

3 模式检验

模式的降水预报频率相对观测来说,可能在不同时间尺度上存在非常大的不同,因此降水订正之前,首先需对 ECMWF 模式降水预报的频率预报表现做简单评估。图 3 给出了研究时段内不同预报时效上 ECMWF 模式预报频率的预报表现。为了显示清楚,降水频率在不同阈值上的分布采用了对数坐标。对比整个时段预报和观测降水的频率分布(图 3a),可以看到降水量低于 15.0 mm 时模式降水预报频率显著偏多,降水量超过 35.0 mm 则预报频率明显偏少,两者在 23.0 mm 左右达到一致。但这种频率分布在不同的季节还存在显著不同(图 3c),预报和观测频率曲线在春、夏、秋、冬季节的交点分别在 25.0、10.0、33.0 和 35.0 mm 左右,表明不同季节模式预报频率相对于观测存在显著的差异。

以往有研究工作采用频率匹配法将预报频率拟合到观测频率上来对降水进行订正。但事实上,由于模式降水预报存在位置、强度、时间等各种偏差,在预报和观测降水频率一致的情况下,并不一定能够得到最好的降水预报表现,为此定义最佳频率为不同预报时效上晴雨 ACC 和暴雨 TS 评分达到最高时的模式降水预报频率。本文最佳降水预报频率是通过逐步逼近法(张宏芳等,2014;2017)获得的,具体做法是以 0.1 为步长,进行观测降水频率倍乘,研究中采用倍乘的范围为 0.6~2.0,这样模式预报降水就调整到了与观测频率不同倍数上,然后检验在哪个倍乘频率上的晴雨和暴雨预报评分相对观测降水最高,即为最佳频率。

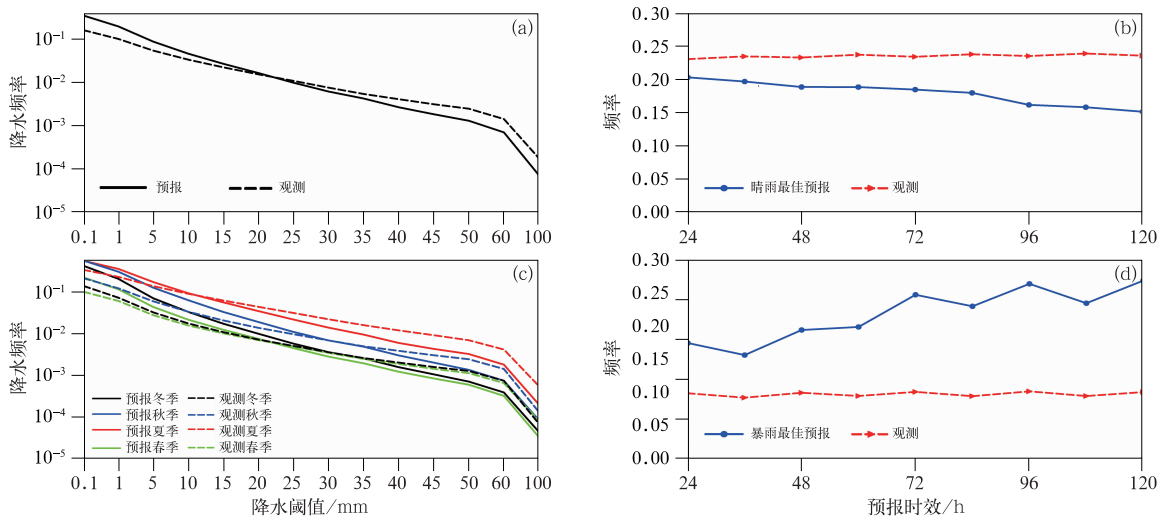


图 3　模式预报频率相对于观测降水频率的客观表现

(a)整个时段不同阈值条件下观测和模式预报降水频率,(b)晴雨降水观测频率和模式在不同时效的最佳预报频率,(c)不同季节不同阈值条件下观测和模式降水预报频率,(d)暴雨降水观测频率和模式在不同时效的最佳预报频率

Fig. 3　The objective performance of the model precipitation forecast frequency relative to the observation

(a) comparison of observed and model forecasted precipitation frequencies during the whole period, (b) observation frequency of sunny and rain, and the best forecast frequency of the model at different lead times, (c) comparison of observed and model forecasted precipitation frequencies in different seasons, (d) observation frequency of torrential rain and the best forecast frequency of the model at different lead times

晴雨(图 3b)和暴雨(图 3d)的观测降水频率显示,由于采用的模式数据为每天 12 时的 120 h 预报时效的 ECMWF 高分辨率确定性降水预报,检验的是逐 12 h 的 24 h 累计降水量预报表现,即预报时效分别为 24 h,36 h,48 h,…,120 h 的前 24 h 累计降水量,这样就分别对应到 00 时 和 12 时过去 24 h 的观测降水量,而这两个时段的降水频次是不同的,因此观测频率不是直线。对比可以发现晴雨模式最佳预报频率较观测明显偏低(图 3b),特别是在 84～120 h 偏低更为显著,24～120 h 晴雨最佳预报频率比观测低 4.5%～9.2%,因此,期望获得较高的晴雨 ACC,预报频次略小于观测,可能有更好的预报表现。与此对应(图 3d),当暴雨预报 TS 评分达到最佳时,其预报频次较观测明显偏高,24～120 h 暴雨最佳预报频率比观测高 2.5%～4.3%,这意味着提高暴雨预报频率有可能获得更好的 TS 评分。

检验事实表明由于模式预报相对观测降水的位置或时间错位,在预报降水频率和观测一致的条件下,不一定能够得到最高的预报评分。相对订正到观测频率,订正到最佳频率可能能够获得更好的预报效果,为此,本文除了将模式预报降水订正到观测频率外,还将模式降水预报订正到最佳频率,将观测频率相对于最佳频率的倍乘系数定义为修正因子 F。需要说明的是,这里的修正因子 F 和前文中的订正系数 R 是不同的,修正因子是为了将模式降水预报订正到与观测降水频率不同倍数上而采用的放大或缩小系数,而订正系数 R 是由于在观测降水频率计算过程中,采用了不同的阈值对降水场进行分段,在两次双线性插值过程中,当模式预报降水没有落在阈值上时采用的订正系数。此外,尽管需要对观测降水频率倍乘,但实际计算中,针对不同阈值的分段降水分别修正,订正后降水场中的值与模式原有降水场中的值是一一对应的,因此不需要再次融合。

4　结果分析

4.1　个例预报

订正方法在降水个例上的预报表现,能在一定程度反映方法的预报效果,因此在给出详细的长时段统计结果之前,先用两个个例简单表述订正效果。图 4 为 2019 年 9 月发生在陕西关中、陕南的一次强秋雨天气过程的 ECMWF 模式降水预报和订正后的结果,可以看到 9 月 13 日 12 时至 9 月 14 日 12 时,

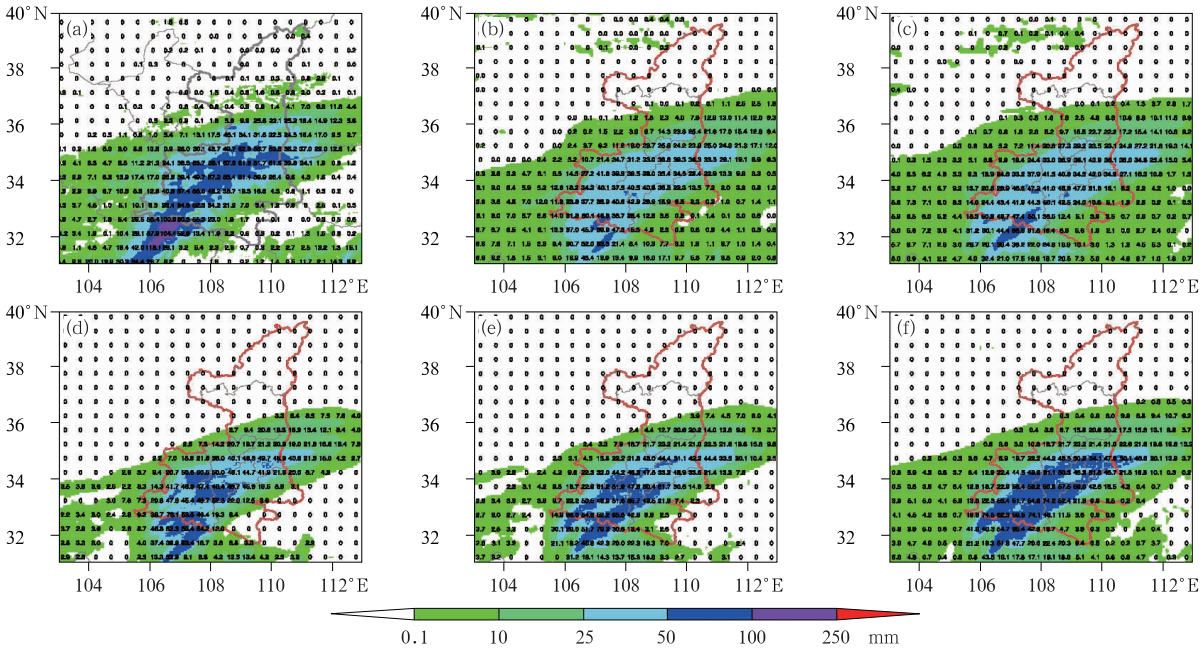


图 4 2019 年 9 月 13 日 12 时至 14 日 12 时降水预报个例

(a)CMPA 三源融合观测降水;(b)12 日 12 时起报的与观测时段对应的模式降水预报;(c)同图 4b 相同,但为 13 日 00 时起报;(d)同图 4b,但为订正到观测频率的降水预报;(e)同图 4c,但为订正到观测频率的降水预报;(f)同图 4c,但为订正到最佳频率的降水预报

Fig. 4 A case of precipitation forecast from 12 UTC 13 to 12 UTC 14 September 2019

(a) CMPA three sources fusion observation precipitation; (b) model precipitation forecast corresponding to observation period with initial time at 12 UTC 12; (c) same as Fig. 4b, but initial time at 00 UTC 13; (d) same as Fig. 4b, but for the revised precipitation forecast to observation frequency; (e) same as Fig. 4c, but for the revised precipitation forecast to observation frequency; (f) same as Fig. 4c, but for revised precipitation forecast to the best frequency

陕西境内出现了大范围的降水天气,CMPA 三源融合观测降水给出的强降水主要出现在关中和陕南的中西部(图 4a),从所选出的 388 个自动站观测值来看,149 个站 24 h 降水量超过 50 mm,12 个站超过 100 mm,最大降水出现在汉中市南郑县法镇(147.8 mm)。模式预报 ECMWF 前 24 h 的降水预报基本没有预报出暴雨区(图 4b),ECMWF 在 13 日 00 时的降水预报(图 4c)大雨区和观测基本一致,但暴雨预报范围明显偏小,仅在陕西南部和四川北部预报出了小范围暴雨区,暴雨区面积不足观测的 1/5。

采用 50 天滑动窗口期,即递减权重 W 为 0.02 来计算降水卡尔曼的累积频率,并根据观测降水和预报降水对应的累积卡尔曼频率进行降水订正,其结果显示,无论是订正到观测频率或最佳频率都能显著提高降水的预报表现。从前 24 h 的降水预报来看,订正前(图 4b)晴雨 ACC 为 0.87,暴雨 TS 评分为 0,订正后对暴雨漏报的情况有明显改善(图 4d),TS 评分为 0.125,但晴雨预报 ACC 略有下降,为 0.835。13 日 00 时起报的降水预报无论是晴雨或者是暴雨,相对于 12 日 12 时起报的都有改善,晴雨 ACC 为 0.893,暴雨 TS 评分为 0.08。采用卡尔曼方法订正到观测频率后(图 4e)暴雨 TS 评分达到 0.253,预报技巧明显提高。而订正到最佳频率(图 4f)效果则非常理想,晴雨 ACC 为 0.95,暴雨 TS 评分达到 0.73。

图 5 给出另一个降水预报订正个例,2019 年 5 月 6—7 日研究区域内出现了大范围的系统性降水天气(图 5a),6 日 12 时至 7 日 12 时,关中和陕南西部出现了大雨,局地暴雨。从 ECMWF 模式的降水预报来看,模式整体较好地预报了降水的空间形态(图 5b),大雨区的范围和观测基本一致,主要不足

在于强度偏小,仅在四川北部预报了零星暴雨点。CMPA 降水显示关中西部和陕南西部都出现了局地暴雨。从订正结果来看(图 5c),方法较好地调整了关中和陕南西部的降水量级,给出了较大范围的暴雨区,但在位置上有偏差,同时订正结果大雨和小雨的预报范围都有所减小。张宏芳等(2014;2017)表明,模式普遍有小量级降水预报偏大、大量级降水预报偏小的现象,本订正对这种现象有所改善,提高了模式降水预报的标准差,6 日 12 时至 7 日 12 时模式原有预报(图 5b)降水标准差为 10.78 mm,订正后为 12.63 mm,观测为 12.2 mm,订正后的降水预报标准差较观测略偏大,但和观测降水标准差的接近程度显著优于原模式预报降水。从 7 日 12 时至 8 日 12 时的降水订正结果(图 5f)来看,方法订正效果与前一日基本类似,对陕北南部小雨区降水量向下做了调整,对陕南地区的大雨区向上调整,但从订正后降水量空间分布的直观表现来看,在陕北南部的降水订正调整幅度偏大。陕南东部的降水调整后尽管量级与观测更加一致,但在暴雨的位置上仍有偏差,其暴雨预报评分并不理想。定量检验 6 日订正前、后的晴雨 ACC 分别为 0.863 和 0.926,提高了 0.063,暴雨 TS 评分订正前为 0.0,订正后为 0.06,无论是从直观效果还是定量检验,都有好的表现。对于 7 日来说,订正前、后的晴雨 ACC 分别为 0.88 和 0.91,订正后尽管 ACC 提高,但直观上效果并不好,在暴雨预报方面,两天的 TS 评分均为 0.0,没有订正正效果。

4.2　统计结果

本文在计算模式卡尔曼动态降水频率后,采用两种统计方法分析模式的预报表现:①利用一个修正因子F,放大或缩小模式与观测匹配的卡尔曼降

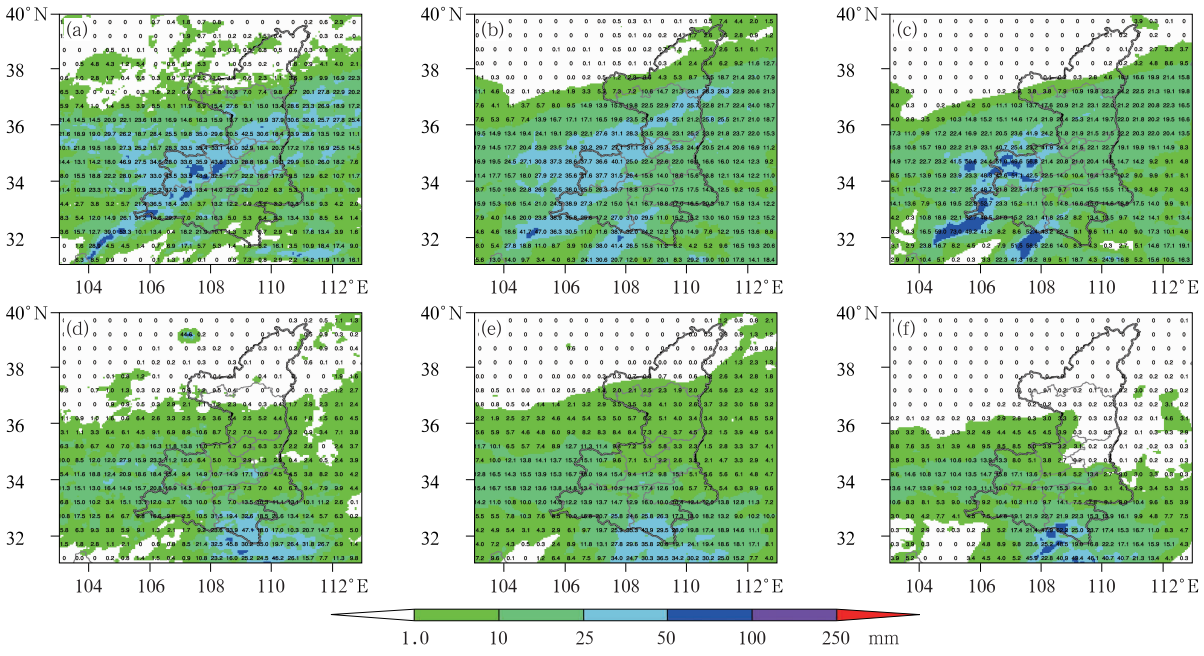


图 5　2020 年 5 月 6—7 日降水预报个例

(a)6 日 12 时至 7 日 12 时的 CMPA 三源融合观测降水,(b)6 日 12 时模式起报未来 24 h 降水预报,(c)同图 5b,但为订正到最佳频率的降水预报,(d)7 日 12 时至 8 日 12 时的 CMPA 三源融合观测降水,(e)7 日 12 时模式起报未来 24 h 降水预报,(f)同图 5e,但为订正到最佳频率的降水预报

Fig. 5　A case of precipitation forecast for 6－7 May 2020

(a, d) CMPA three source fusion observation precipitation from (a) 12 UTC 6 to 12 UTC 7, (d) 12 UTC 7 to 12 UTC 8; (b, e) model 24 h precipitation forecast with the initial time at (b) 12 UTC 6, (e) 12 UTC 7; (c) same as Fig. 5b, but for revised precipitation forecast to best frequency; (f) same as Fig. 5e, but for revised precipitation forecast to best frequency

水频率，并采用逐步逼近的方法，统计在何种情况下晴雨或暴雨的预报评分能够达到最好；②根据降水的气候背景进行分区，统计分区前后的模式降水预报表现。

图 6 给出了 ECMWF 模式在不同预报时效上的原始预报评分和基于卡尔曼动态频率订正到修正频率上的降水预报表现。可以看到，ECMWF 在晴雨预报评分方面的主要表现是降水预报偏多（图 6c），整个时段上预报相对于观测的频次偏多 2 倍左右，ECMWF 的原始晴雨 ACC 维持在 66%以下（图 6a），频率订正后，显著减少了晴雨预报频率（图 6c），增大了暴雨预报频率（图 6d），24 h 晴雨 ACC 增大到 80.3%，暴雨 TS 评分则为 0.161。频率倍乘后的预报评分显示，不同修正因子订正后可以进一步改变模式的预报偏差，从而影响降水预报表现，24 h 预报时效上，修正因子 F 为 0.8 或 0.9 时，晴雨预报中降水的频率为观测频率的0.95 倍左右，其 ACC 评分整体能够再提高 1.5%；修正因子 F 为 0.6 或 0.7 时，暴雨预报频率高于观测 1.5 倍左右，暴雨 TS 评分较订正到观测频率再提高 1.3%。在其他预报时效上略有不同，但采用合适修正因子，可以在模式降水频率匹配到观测降水的基础上，再次提高模式降水的预报表现。统计发现，24～120 h，暴雨预报偏差在 1.5 左右，晴雨预报偏差维持在 0.95 左右，晴雨 ACC 和暴雨 TS 评分较订正到观测频率分别提高了 1%～5%和 1%～3%。

图 7 给出了按照图 1 的分区方案，采用卡尔曼动态频率分别在三个区域上降水订正，然后再进行融合后的降水预报表现。可以看到，在多数时段，采用分区方案晴雨预报偏差相对于未分区都有降低，表明模式在晴雨预报中的降水预报频率有所降低（图 7a）。采用分区方案后的晴雨 ACC 相对于未分区来说（图 7b），整体略有提高或持平，但提高幅度非常微小，多数时段提高的幅度仅为 0.01 左右，分区方案对提高晴雨 ACC 效果并不明显。从分区前后的暴雨预报偏差来看（图 7c），分区前暴雨预报频率接近于 1 或略低于 1，分区后多数时段暴雨预报偏差增大，特别是在 36 h、96 h、120 h 时效上，增大非常显著。暴雨预报 TS 评分相对于未分区整体提高，特别是在 36 h 暴雨 TS 评分从未分区前的0.128 提高到 0.182，改善效果明显，这也是业务应用最为重要的时段，非常有实用意义。Zhu and Luo（2015）研究认为，分区太小样本数过少的情况，不利于提高模式的降水预报评分，本文观点与其一致，但在降水气候特征有显著差异、同时样本数较大的情况下，适当分区可以在一定程度上获得正的订正效果。

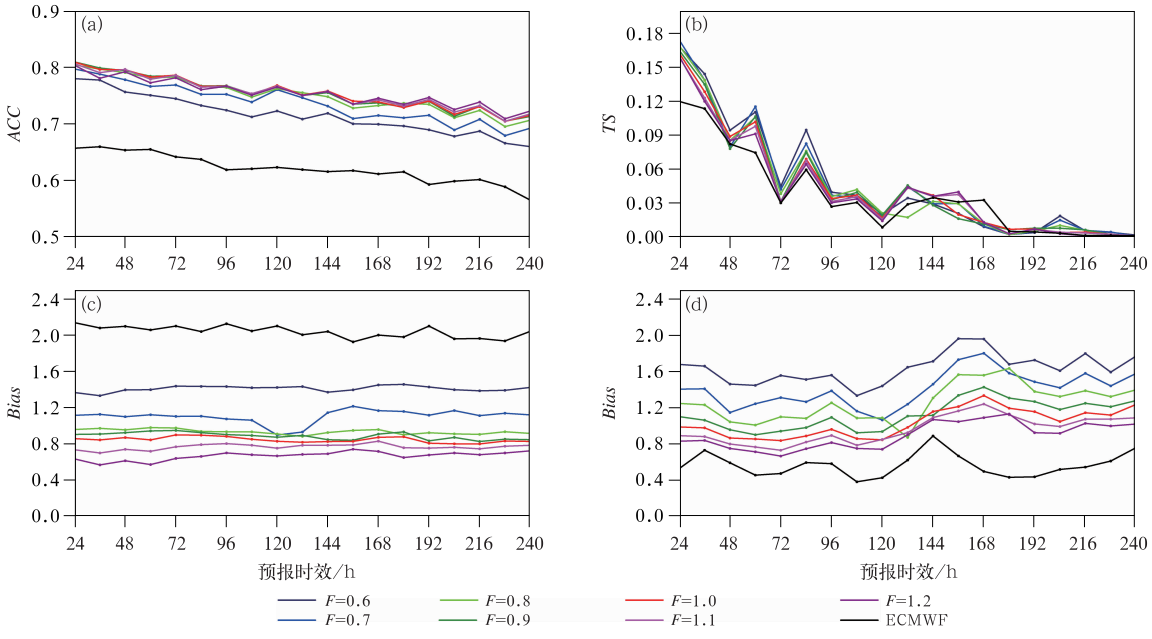


图 6 采用不同修正因子后的模式降水预报表现

（a）晴雨 ACC，（b）暴雨 TS 评分，（c）晴雨预报偏差，（d）暴雨预报偏差

Fig. 6 Performance of model precipitation forecast with different correction factors

(a) forecast accuracy of sunny or rainy, (b) TS score of torrential rain,

(c) Bias of sunny and rain, (d) Bias of torrential rain forecast

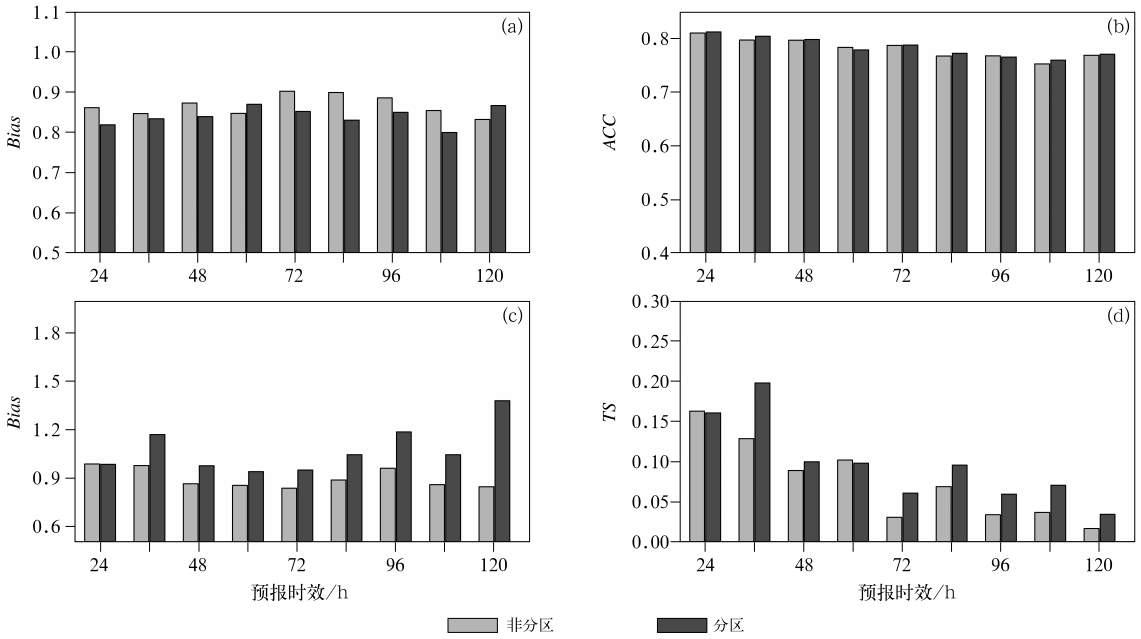


图 7　三个分区频率匹配订正再融合的降水预报评分

(a)晴雨预报偏差,(b)晴雨 ACC,(c)暴雨预报偏差,(d)暴雨预报 TS 评分

Fig. 7　Precipitation forecast scores in the three regions after the frequency matching revision and fusion methods are implemented

(a) Bias of sunny and rain, (b) sunny and rain forecast accuracy, (c) Bias of torrential rain forecast, (d) TS score of torrential rain

5　结论与讨论

基于 2019 年 1 月至 2020 年 2 月秦岭及周边地区 98 个县级观测站和 290 个无人自动气象站的 24 h 累计降水观测资料,客观检验 ECMWF 细网格模式的降水预报表现,并采用卡尔曼动态频率方法对 ECMWF 网格预报降水进行订正,主要结论如下:

(1)ECMWF 模式对低量级降水的预报频率显著偏多,高量级降水的预报频率明显偏少,模式降水预报频率和观测频率曲线存在交点,研究时段两者全年降水频率在 23.0 mm 左右达到一致。但在不同季节上,模式降水的预报频率和观测显著不同,春、夏、秋、冬季节预报和观测频率曲线的交点分别在 25.0、10.0、33.0 和 35.0 mm 左右。

(2)由于模式的降水预报存在位置、强度、时间等各种偏差,在预报和观测降水频率一致的情况下,并不一定能够得到最好的预报表现。统计发现,ECMWF 模式 24～120 h 的晴雨和暴雨最佳预报频率分别低于观测 4.5%～9.2%和高于观测 2.5%～4.3%。

(3)卡尔曼滤波方法根据给定的滑动窗口,动态修正模式降水预报偏差。从个例订正结果来看,该方法对模式小量级降水预报偏多的情况有明显的抑制,同时显著提高了暴雨的预报频率,订正后降水预报的标准差与观测更加一致,具有明显的订正效果。

(4)针对预报评分达到最高时,最佳预报频率和观测频率之间存在一个差值的检验事实,采用修正因子,将模式降水小雨预报频率订正到较观测略偏少、暴雨预报频率订正到较观测略偏多。结果表明 24～120 h,暴雨预报频率高于观测 1.5 倍($Bias$=1.5)左右,晴雨预报偏差维持在 0.95 左右,晴雨 ACC 和暴雨 TS 评分较订正到观测频率分别提高了 2%～5%和 1%～3%。

(5)按照降水特征进行分区,分别采用卡尔曼动态频率进行降水订正,然后融合,结果表明分区方案可以显著提高暴雨预报的 TS 评分,但对晴雨 ACC 的贡献不显著。

文章利用卡尔曼动态频率方法,对 ECMWF 模式的预报降水进行频率订正,结果表明该方法对晴雨预报的准确率和暴雨预报 TS 评分都有提高,但

本质上来说，卡尔曼动态频率订正只是一种降水量级的强度订正方法，在模式降水位置预报正确，但量级有明显偏差的情况下，订正效果较好，如果模式降水的位置或时间预报有偏差，卡尔曼动态频率对此无能为力。理想情况下，动态频率订正方法将频率偏差控制在1（$Bias=1$）左右，预报降水位置与观测吻合较好时，可以获得最佳暴雨TS评分，然而由于降水位置偏差，增大暴雨预报频率到观测频率的1.5倍左右，减少漏报来提高暴雨TS评分是一种可行的订正方法，但不可避免地会增加空报。如何在提高暴雨预报TS评分的同时抑制空报，是降水订正需要解决的一个关键问题。这一方面有赖于模式预报性能提高，减少降水场初始预报误差，事实上，从最新模式降水预报来看，ECMWF降水强度预报误差不断减小，基于卡尔曼动态频率的降水预报订正方法所取得的效果会随着模式分辨率和降水强度预报性能不断提高而逐步下降；另一方面，可以采用面向对象方法或目标法来识别降水场中的空间降水对象，找出强降水空间位置预报误差的统计规律，在订正强降水空间位置的基础上，再次开展频率订正，有望在将模式暴雨预报频率调整到与观测基本一致或略高于观测的情况下获得最优的暴雨TS评分，这也是降水订正工作后期需要重点发展和研究的方向。

参考文献

毕宝贵，代刊，王毅，等，2016. 定量降水预报技术进展[J]. 应用气象学报，27(5)：534-549. Bi B G，Dai K，Wang Y，et al，2016. Advances in techniques of quantitative precipitation forecast[J]. J Appl Meteor Sci，27(5)：534-549(in Chinese).

符娇兰，代刊，2016. 基于CRA空间检验技术的西南地区东部强降水EC模式预报误差分析[J]. 气象，42(12)：1456-1464. Fu J L，Dai K，2016. The ECMWF model precipitation systematic error in the east of Southwest China based on the contiguous rain area method for spatial forecast verification[J]. Meteor Mon，42(12)：1456-1464(in Chinese).

洪伟，郑玉兰，2018. 基于ECMWF产品福建省前汛期短时强降水预报方法[J]. 应用气象学报，29(5)：584-595. Hong W，Zheng Y L，2018. A method of short-time strong rainfall forecasting during pre-rainy season in Fujian based on ECMWF productions[J]. J Appl Meteor Sci，29(5)：584-595(in Chinese).

李俊，杜钧，陈超君，2014. 降水偏差订正的频率（或面积）匹配方法介绍和分析[J]. 气象，40(5)：580-588. Li J，Du J，Chen C J，2014. Introduction and analysis to frequency or area matching method applied to precipitation forecast bias correction[J]. Meteor Mon，40(5)：580-588(in Chinese).

李莉，李应林，田华，等，2011. T213全球集合预报系统性误差订正研究[J]. 气象，37(1)：31-38. Li L，Li Y L，Tian H，et al，2011. Study of bias-correction in T213 global ensemble forecast[J]. Meteor Mon，37(1)：31-38(in Chinese).

缪启龙，李兆之，窦永哲，1988. 陕西省气候的主成分分析与区划[J]. 地理研究，7(2)：87-93. Miao Q L，Li Z Y，Dou Y Z，1988. Analysis of the major components of the climate and its demarcation in Shaanxi Province[J]. Geogr Res，7(2)：87-93(in Chinese).

潘留杰，薛春芳，张宏芳，等，2016. 两个集合预报系统对秦岭及周边降水预报性能对比[J]. 应用气象学报，27(6)：676-687. Pan L J，Xue C F，Zhang H F，et al，2016. Comparative analysis on precipitation forecasting capabilities of two ensemble prediction systems around Qinling Area[J]. J Appl Meteor Sci，27(6)：676-687(in Chinese).

潘留杰，张宏芳，陈小婷，等，2018. 秦岭及周边地区夏季降水的主模态分析[J]. 大气科学学报，41(3)：377-387. Pan L J，Zhang H F，Chen X T，et al，2018. Dominant modes of summer precipitation in Qinling and surrounding areas[J]. Trans Atmos Sci，41(3)：377-387(in Chinese).

潘旸，谷军霞，宇婧婧，等，2018. 中国区域高分辨率多源降水观测产品的融合方法试验[J]. 气象学报，76(5)：755-766. Pan Y，Gu J X，Yu J J，et al，2018. Test of merging methods for multi-source observed precipitation products at high resolution over China[J]. Acta Meteor Sci，76(5)：755-766(in Chinese).

唐文苑，郑永光，2019. 基于快速更新同化数值预报的小时降水量时间滞后集合订正技术[J]. 气象，45(3)：305-317. Tang W Y，Zheng Y G，2019. Improvement of hourly precipitation forecast using a time-lagged ensemble based on rapid refresh assimilation and forecast[J]. Meteor Mon，45(3)：305-317(in Chinese).

吴晶，李照荣，颜鹏程，等，2020. 西北四省（区）GRAPES模式降水预报的定量评估[J]. 气象，46(3)：346-356. Wu J，Li Z R，Yan P C，et al，2020. Quantitative assessment of GRAPES rainfall forecast for four provinces of Northwest China[J]. Meteor Mon，46(3)：346-356(in Chinese).

张宏芳，潘留杰，卢珊，等，2017. ECMWF集合预报系统对秦岭周边地区降水确定性预报的性能分析[J]. 气候与环境研究，22(5)：551-562. Zhang H F，Pan L J，Lu S，et al，2017. Performance analysis on deterministic precipitation forecasting in surrounding areas of Qinling Mountains by ECMWF ensemble prediction system[J]. Climatic Environ Res，22(5)：551-562(in Chinese).

张宏芳，潘留杰，杨新，2014. ECMWF、日本高分辨率模式降水预报能力的对比分析[J]. 气象，40(4)：424-432. Zhang H F，Pan L J，Yang X，2014. Comparative analysis of precipitation forecasting capabilities of ECMWF and Japan high-resolution models[J]. Meteor Mon，40(4)：424-432(in Chinese).

赵瑞霞，代刊，金荣花，等，2020. 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[J]. 气象，46(3)：420-428. Zhao R X，Dai K，Jin R H，et al，2020. Comparison of OTS，MOS，OMOS methods and their combinations applied in 3 h precipitation forecasting out to 72 h[J]. Meteor

Mon,46(3):420-428(in Chinese).

Atger F,2003. Spatial and interannual variability of the reliability of ensemble-based probabilistic forecasts:consequences for calibration[J]. Mon Wea Rev,131(8):1509-1523.

Bentzien S,Friederichs P,2012. Generating and calibrating probabilistic quantitative precipitation forecasts from the high-resolution NWP model COSMO-DE[J]. Wea Forecasting,27(4):988-1002.

Clark A J,Gallus W A Jr,Xue M,et al,2009. A comparison of precipitation forecast skill between small convection-allowing and large convection-parameterizing ensembles[J]. Wea Forecasting,24(4):1121-1140.

Gneiting T,Raftery A E,2005. Weather forecasting with ensemble methods[J]. Science,310(5746):248-249.

Hamill T M,Hagedorn R,Whitaker J S,2008. Probabilistic forecast calibration using ECMWF and GFS ensemble reforecasts. Part II:precipitation[J]. Mon Wea Rev,136(7):2620-2632.

Hamill T M,Whitaker J S,2006. Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs:theory and application[J]. Mon Wea Rev,134(11):3209-3229.

Kleiber W,Raftery A E,Baars J,et al,2011. Locally calibrated probabilistic temperature forecasting using geostatistical model averaging and local Bayesian model averaging[J]. Mon Wea Rev,139(8):2630-2649.

Mesinger F,2008. Bias adjusted precipitation threat scores[J]. Adv Geosci,16:137-142.

Raftery A E,Gneiting T,Balabdaoui F,et al,2005. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles[J]. Mon Wea Rev,133(5):1155-1174.

Roulston M S,Smith L A,2003. Combining dynamical and statistical ensembles[J]. Tellus A:Dyn Meteor Oceanogr,55(1):16-30.

Sloughter J M L,Raftery A E,Gneiting T,et al,2007. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging[J]. Mon Wea Rev,135(9):3209-3220.

Voisin N,Schaake J C,Lettenmaier D P,2010. Calibration and downscaling methods for quantitative ensemble precipitation forecasts[J]. Wea Forecasting,25(6):1603-1627.

Wang X G,Bishop C H,2005. Improvement of ensemble reliability with a new dressing kernel[J]. Quart J Roy Meteor Soc,131(607):965-986.

Wilks D S,2000. Diagnostic verification of the Climate Prediction Center long-lead outlooks,1995-98[J]. J Climate,13(13):2389-2403.

Yuan H L,Gao X G,Mullen S L,et al,2007. Calibration of probabilistic quantitative precipitation forecasts with an artificial neural network[J]. Wea Forecasting,22(6):1287-1303.

Zhu Y J,Luo Y,2015. Precipitation calibration based on the frequency-matching method[J]. Wea Forecasting,30(5):1109-1124.

(本文责编:戴洋)