

# 江苏省雷达降水估测集合分析

朱彦威<sup>①</sup>,李雨嫣<sup>②\*</sup>,康志明<sup>③</sup>,李杨<sup>③</sup>

① 南京信息工程大学 大气科学学院,江苏 南京 210044;

② 华风气象传媒集团有限责任公司 华风南信大研究院,江苏 南京 210044;

③ 江苏省气象台,江苏 南京 210008

\* 联系人, E-mail: yyan370@163.com

2021-05-09 收稿, 2021-07-06 接受

南京大气科学联合研究中心重点项目(NJCAR2018ZD02); 华风集团基础型创新研究项目(CY-J2020007)

**摘要** 使用2019年、2020年5—8月江苏省降水分析场及站点观测资料,生成具有定量降水估测(Quantitative Precipitation Estimation, QPE)不确定性时间和空间结构的集合QPE,并用观测降水对集合QPE进行了确定性和概率性检验。确定性验证说明集合QPE能在总体上减小降水量的绝对误差和均方根误差,但也加重了某些区域的降水低估。集合平均能提高估测降水的准确率并减小空报率,也会使漏报增多,这使小雨的TS评分有所降低,但各量级降水TS评分仍能保持在较高水平。集合QPE对各量级降水都有较优的Brier评分,降水量级越大,估测效果越好。集合的离散度较小,且将集合成员排序后,观测值落在两头的频率更高,也反映了离散度偏小。此外,观测值大于集合成员最大值的频率更高,说明集合QPE倾向于低估降水。随着概率阈值的增大,集合估测降水发生的命中率(POD)和假警报率(POFD)逐渐增大,但POD增大的程度比POFD大得多,使相对作用特征曲线为折线。不同概率阈值下的POD和POFD体现了集合QPE对各量级降水都有较高的估测技巧,其中对小雨和中雨分辨能力最好。集合估测小雨和特大暴雨发生概率小于实际频率的情况较为严重,而估测的中雨和大雨发生概率与实际降水的发生频率非常接近,有很高的可靠性,但总体上集合QPE仍是倾向于低估降水的发生概率。

**关键词**

降水;  
定量降水估测;  
集合QPE

降水分析对于天气预报、径流预报及资料再分析都有重要意义。应用天气雷达进行定量降水估测(Quantitative Precipitation Estimation, QPE)是实时监测降水的重要手段。从20世纪70年代起,雷达气象研究人员重点考虑了利用雷达监测降水的连续性和地面雨量计高单点测量精度的优点,开展雷达-雨量计联合估测区域降水的研究(Wesson and Pegram, 2004; 李建通等, 2005)。雷达联合雨量计估测降水不仅可以得到准确的降水场结构,还能从观测站处获得雷达探测降水的偏差进而估计整个雷达探测降水场的系统性及局地偏差(刘晓阳等, 2010; 东高红和吕江津, 2012; 黄朝盈等, 2020)。

雷达QPE的误差包括系统性误差、数值模式算法的舍入误差、Z-R关系换算的误差及随机误差等(Aghakouchak et al., 2010; Bringi et al., 2011),这些误差构成了雷达QPE的误差不确定性(Villarini and Krajewski, 2010)。虽然通过校正可以减少部分雷达QPE的误差(宋林焯等, 2019; Harrison et al., 2000),但残留的误差始终会影响雷达QPE,校正后的雷达产品中残差的不确定性由剩余未校正误差、校正误差及校正过程的舍入误差混合组成(Cecinati et al., 2017; 潘旻等, 2018)。虽然降水估测算法的不断创新发展大大减少了雷达误差,但对于水文应用而言,残余不确定性仍然较大,在常规使用雷达探测时

**引用格式:** 朱彦威,李雨嫣,康志明,等,2023.江苏省雷达降水估测集合分析[J].大气科学学报,46(2):310-320.

Zhu Y W, Li Y Y, Kang Z M, et al., 2023. Ensemble analysis of radar precipitation estimation in Jiangsu Province [J]. Trans Atmos Sci, 46(2): 310-320. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20210509001. (in Chinese).

需要加以考虑(Bordoy et al., 2010)。降水的定量测量和预报对于预报和减轻洪涝灾害的影响至关重要,精细化的定量降水估测产品作为水文模型的重要输入资料,其中对洪峰预测最敏感的因素就是流域降水量的空间变化(赵琳娜等, 2012),因此研究QPE误差的空间结构对改进洪涝预报的效果有重要意义。集合QPE是面对估测降水不确定性时改进估测效果的有效手段(Davis et al., 2006; Villarini et al., 2009),对改进地表径流预报和定量降水预报的效果有重要意义(Germann et al., 2009)。概率集合方法为检验水文气象预报系统中不确定性的传播开辟了新的可能性,使用集合QPE可以提高对降水不确定性的理解,并部分捕获模拟径流量和观测径流量之间差异的可变性(Hamill, 2001; 皇甫雪官, 2002; Kharin and Zwiers, 2003; 王晨稀, 2005; Ferro, 2007; 赵琳娜等, 2015)。

通常将能代表雷达估测降水不确定性的扰动添加到原始雷达降水场中获得概率性的雷达降水场,即以集合的形式来描述雷达QPE的不确定性(Mandapaka and Germann, 2010; Rico-Ramirez et al., 2015)。目前已经有多种基于QPE误差不确定性时空结构生成集合QPE的方法(Germann et al., 2009; Aghakouchak et al., 2010; Pegram et al., 2011; Villarini et al., 2014; Cecinati et al., 2017)。为了提高以雷达估测降水作为初值的径流预报模型的效果,利用雷达QPE的误差不确定性也具备高时空分辨率和较稳定的时空结构的特点(Kirstetter et al., 2015), Germann et al. (2009)设计了基于LU分解的阿尔卑斯山雷达集合生成器(Radar Ensemble generator designed for usage in the Alps using LU decomposition, REAL),通过构建统计模型模拟出具有雷达QPE误差不确定性时空结构的误差协方差矩阵,以生成随机扰动,叠加至确定性QPE上生成了集合QPE以作为水文模型的输入场。构建误差的协方差矩阵是一种强大且具有良好测试结果的方法,通过矩阵分解来处理不相关的随机正态偏差,从而模拟出集合的替代误差分量,REAL是一个很好的例子,目前已被广泛应用(Cecinati et al., 2017),其生成的集合QPE能代表降水估测的不确定性,在水文气象和短临预报上意义重大。但当雨量计数量很多时REAL模型的计算量将会很大,且其将扰动插值至QPE格点的过程可能改变空间结构并引入其他噪声。江苏省有较为密集的站点分布,且该区域内站点数量对REAL计算量的影响不大,同时将站点

插值至QPE的高精度格点时能减轻插值带来的平滑问题。REAL构建误差协方差矩阵的算法与密集的站点分布有利于较好地反映江苏省QPE误差的空间分量。利用REAL构建江苏省范围内的集合QPE,本文旨在评估REAL在江苏省的释用效果,对生成的集合QPE进行确定性和概率性验证,并对不同成员数集合的验证结果,以探讨使用REAL生成的集合QPE对确定性QPE估测效果的改进情况。

## 1 资料和方法

### 1.1 数据介绍

使用2019年、2020年5—8月江苏省气象台10 min降水分析资料,对应的自动站观测的10 min降水数据,将10 min降水累加为1 h降水。江苏省气象台对自动站进行质控后将雷达-雨量计融合获得估测降水,质控保证了自动站对应格点的真实性。降水分析场是确定性的定量降水估测,该资料是空间分辨率为 $0.01^\circ$ 的曲线网格数据。选用在研究时段内缺测频率低于10%的站点,2019年有1 365个站点,2020年有1 493个站点。

### 1.2 REAL主要计算过程

通过反距离权重插值法将QPE格点资料插值至站点,对每个站点计算降水观测值与QPE值在对数域上的残差(式1):

$$\epsilon_{k,t} = 10 \lg(G_{k,t}/R_{k,t}). \quad (1)$$

其中: $G_{k,t}$ 为观测降水量; $R_{k,t}$ 为插值后的QPE值;下标 $k$ 表示站点; $t$ 表示时间。为了避免不相关的样本错误的产生较大的影响,以 $R_{k,t}$ 作为 $\epsilon_{k,t}$ 的权重是必要的,这使站点处的集合的期望值强制等于该位置的原始未扰动分量,也就是说就降水量而言,集合生成器是无偏的,即假定 $\epsilon_{k,t}$ 是近似高斯的(图1),其概率密度函数(PDF)和累积分布函数(CDF)基本满足正态分布。图1中红色实线和黑色虚线分别是均值为0,方差为1的高斯随机向量的概率密度函数和累积分布函数,满足标准正态分布。

以QPE值为权重计算各站点残差在时间上的加权平均值,并构建残差的协方差矩阵,进行奇异值分解后将左奇异矩阵简化。 $r_1, r_2$ 为各站点的时间滞后相关系数(式2、3), $C_{kk}$ 为协方差矩阵对角线的值, $k$ 表示站点。通过Yule-Walker方程计算自回归AR(2)滤波模型的系数 $a_1, a_2$ 及方差尺度变换因子平方根 $v$ 。

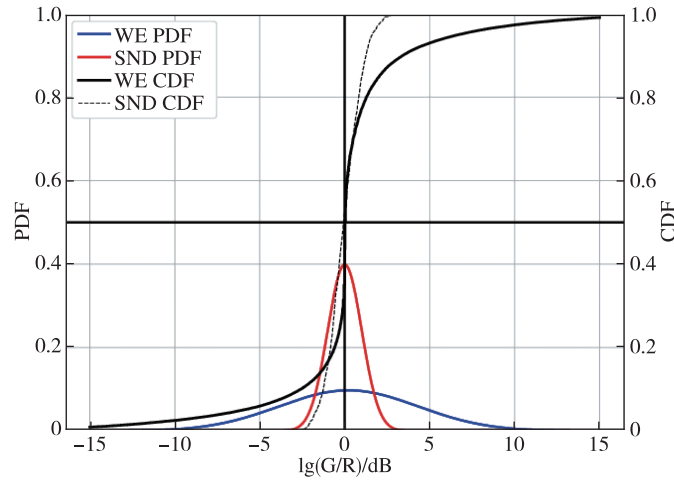


图1 蓝色实线和黑色实线分别为以 QPE 的值作为残差  $\epsilon$  的权重 (Weighted Errors, WE) 后的概率密度函数 (PDF) 和累积分布函数 (CDF), 红色实线和黑色虚线分别为标准正态分布 (Standard Normal Distribution, SND) 高斯随机向量的 PDF 和 CDF

Fig.1 The blue solid line and black solid line are the probability density function (PDF) and cumulative distribution function (CDF) of the residual error calculated after taking values of QPE as the weight of the residual error (weighted errors, WE). The PDF and CDF of the standard normal distribution (SND) are shown by the red solid line and the black dotted line, respectively

$$r_1 = \frac{\sum_{t=1}^{Q-1} R_{t,x_k} R_{t+1,x_k} (\epsilon_{t,x_k} - \mu_k) (\epsilon_{t+1,x_k} - \mu_k)}{C_{kk} \sum_{t=1}^{Q-1} R_{t,x_k} R_{t+1,x_k}} \quad (2)$$

$$r_2 = \frac{\sum_{t=1}^{Q-2} R_{t,x_k} R_{t+2,x_k} (\epsilon_{t,x_k} - \mu_k) (\epsilon_{t+2,x_k} - \mu_k)}{C_{kk} \sum_{t=1}^{Q-2} R_{t,x_k} R_{t+2,x_k}} \quad (3)$$

以上参数与高斯随机向量结合生成扰动场  $\delta_{t,i}$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) 将其叠加至确定性 QPE 场得到一个集合成员 (式 4—6), 重复  $N$  次这个步骤可得到有  $N$  个成员的集合 QPE。

$$\delta'_{t,i} = L y_{t,i} - a_1 \delta'_{t-1,i} - a_2 \delta'_{t-2,i}, \quad (4)$$

$$\delta_{t,i} = \mu + v \delta'_{t,i}, \quad (5)$$

$$10 \lg \Phi_{t,i} = 10 \lg R_t + \delta_{t,i}. \quad (6)$$

其中:  $L$  为简化后的左奇异矩阵;  $y_{t,i}$  是均值为 0, 方差为 1 的一维高斯随机向量;  $R_t$  为  $t$  时刻初始未扰动的确定性 QPE 场;  $\delta_{t,i}$  为第  $i$  个成员的扰动场;  $\Phi_{t,i}$  即为集合的第  $i$  个成员。

### 1.3 概率性检验方法

#### 1.3.1 Brier 评分

Brier 评分 (BS) 可以评估集合的整体预报性能 (式 7), 作为常用的验证概率预报的一种方法, 其本质是均方概率误差, Brier 评分越小说明系统的预报效果越好: 当 Brier 评分为 0 时表示完美预报, Brier 评分为 1 时则说明预报没有任何技巧, 其计算公

式为:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2. \quad (7)$$

式中:  $N$  为有效样本数;  $F_i$  为设定阈值降水的预报概率;  $O_i$  为对应阈值降水的观测情况, 超过阈值时为 1, 否则为 0。

#### 1.3.2 相对作用特征曲线 (ROC 曲线)

ROC 曲线可对二分类要素序列进行检验。ROC 曲线位于对角线上方的面积越大, 曲线越接近左上角, 说明预报效果越好, 当曲线与对角线重合或位于对角线下方时说明没有预报技巧。给定一个降水阈值, 计算各站点超过该阈值的预报概率。再给定一组概率阈值 ( $r=0, 0.1, 0.2 \dots 0.9, 1$ ), 对每一个概率阈值, 当预报概率大于  $r$  时, 记为 1, 否则为 0。对于观测降水, 超过降水阈值计为 1, 否则为 0。由此可得到在概率阈值  $r$  时,  $a$  表示准报 (预报发生, 观测也发生),  $b$  表示空报 (预报发生, 观测不发生),  $c$  表示漏报 (预报不发生, 观测发生),  $d$  表示正确否定 (预报不发生, 观测也不发生)。命中率 (POD) 和假预警率 (POFD) 定义如下:

$$POD = \frac{a}{a+c}. \quad (8)$$

$$POFD = \frac{b}{b+d}. \quad (9)$$

#### 1.3.3 可靠性框图

将预报概率和观测频率匹配起来呈现集合预报

的可靠性。可靠性曲线越接近对角线说明预报效果越好,位于对角线下方表示预报概率大于事件实际发生频率,位于对角线上方则表示预报概率小于实际发生频率。给定一组概率阈值( $r = 0.1, 0.2 \dots 0.9, 1$ ),在每一个概率阈值下计算观测降水超过给定降水阈值  $r$  的频率和集合系统估测超过该降水阈值的发生概率,以观测频率作为纵坐标,预报概率作为横坐标,即为集合的可靠性曲线。

### 1.3.4 Talagrand 分布

Talagrand 分布表示概率分布的抽样情况,认为一个“好”的集合系统的标准应是每个集合成员接近以相同的概率发生,即 Talagrand 分布是平直的。“U”型的 Talagrand 分布说明系统的离散度偏小,“n”型则说明系统离散度偏大。Talagrand 直方图的形态可以反映预报系统可靠性方面的信息。设有  $N$  个集合成员, $M$  个站点, $T$  个时次,在第  $i = 1, 2, \dots, N+1$  个区间内,观测值落在该区间的频数为  $F_i$ ,其期望值为  $T \times M / (N+1)$ ,则观测值落在每个区间的频率分布为:

$$P_i = \frac{F_i}{T \times M} \quad (10)$$

## 2 REAL 生成集合 QPE 的步骤

集合的生成过程分为 2 个步骤:1) 误差结构参数的计算;2) 生成扰动并构建集合(图 2)。REAL 的目标是在出现降水的区域内模拟雷达观测的不确定性,而对降水的空报和漏报具有完全不同的误差结构,将这部分误差加入数据集中是无意义的,因此首先需要排除 QPE 和观测资料中降水为 0 的样本,再计算确定性 QPE 与观测降水之间的比率残差(Germann et al., 2009)。为了避免不相关的样本产生较大的影响,对残差加权是必要的,以确定性 QPE 值作为权重后的残差近似高斯分布(图 1)。残差  $\epsilon$  在时间上的加权平均值  $\mu$  是维度为  $M$  的向量,残差的协方差矩阵  $C$  是  $M \times M$  的矩阵, $M$  为站点个数。

QPE 的残差在时间和空间上都是相关的,为了获得空间上的相关性,对协方差矩阵进行奇异值分解,将奇异值不显著的部分设置为 0。2019 年和 2020 年奇异值显著的站点分别为 1 120 和 1 212 个,不显著站点对应的矩阵部分具有噪声,因此设置为 0 是合理的,并且左奇异矩阵得以简化从而减少计算量,同时避免在式(4)、(5)的计算中引入杂散噪声。简化后的左奇异矩阵  $L$  具有 QPE 与观测降

水之间残差的空间不确定性特征。将  $L$  与均值为 0,方差为 1 的高斯随机向量  $y$  相乘以引入高斯白噪声。为使用二阶自回归模型 AR(2) 对扰动进行滤波以添加时间相关性,需要计算时间滞后相关系数  $r_1, r_2$ ,并对所有站点的  $r_1$  和  $r_2$  进行平均,即所有站点都使用相同的时间滞后相关系数,其中 2019 年的  $r_1, r_2$  分别为 0.16 和 0.1,2020 年则分别为 0.095 和 0.043。 $r_1, r_2$  用于 Yule-Walker 方程估算 AR(2) 模型的参数  $a_1, a_2$ ,2019 年的这两个参数分别为 -0.15, -0.08,2020 年的分别为 -0.092, -0.035。需要注意的是,AR(2) 滤波通过依赖于模型参数  $a_1, a_2$  的线性因子改变方差,因此在式 4 中应用方差尺度变换因子  $\nu$  重新对扰动场  $\delta'_{i,t}$  进行缩放,2019 年和 2020 年的变换因子分别为 0.98 和 0.99。

以上过程得到了能代表残差空间和时间结构信息的参数,用于生成扰动并构建集合。将上述参数代入式 4—5 求解后计算式 6,重复  $N$  次这个步骤可以构建具有  $N$  个成员的集合 QPE。需要注意的是,生成扰动的过程是基于站点的,需将扰动插值至与未扰动的初始场相同的格点,再叠加至初始场上,本次实验将站点分布的扰动匹配至最邻近的分辨率为  $0.01^\circ$  的曲线网格点上,最终生成集合 QPE 各成员的分辨率与确定性 QPE 的相同。上述流程生成的集合 QPE 是“概率的”,即在给定的时间段  $T$  和空间区域  $\Omega$  内,有  $N$  个降水场时间序列以对实际降水情况进行估测,在此基础上可以计算该时段和空间区域内降水的概率密度,同时  $N$  应该足够大,以便对不确定性范围进行充分采样,此外,各个成员具有等同性,即从统计学上来说各个集合成员的准确度大致接近(张涵斌等,2017)。为了探讨集合 QPE 与确定性 QPE 相比存在某些优势,使用观测降水对集合 QPE 进行确定性验证并与确定性 QPE 的验证结果对比,同时对集合 QPE 进行概率性验证以评估其估测降水发生概率的技巧。

为了排除不同成员数对集合结果产生的影响,随机生成有 16、25、50、75、100 个成员的集合,计算集合平均与观测降水间 BIAS、MAE、RMSE,重复实验 100 次并进行平均。不同成员数集合各误差之间的差距仅在 0.001 左右,且误差不随成员数的增加而减小。概率性检验结果也有相同的情况,不同成员数集合的小雨 Brier 评分差距仅为 0.001,随着降水量级的增大,各集合的 Brier 评分逐渐接近,但评分差距不随成员数的增加而递减。不同成员数集合评分的对比说明成员个数对集合的结果无显著影

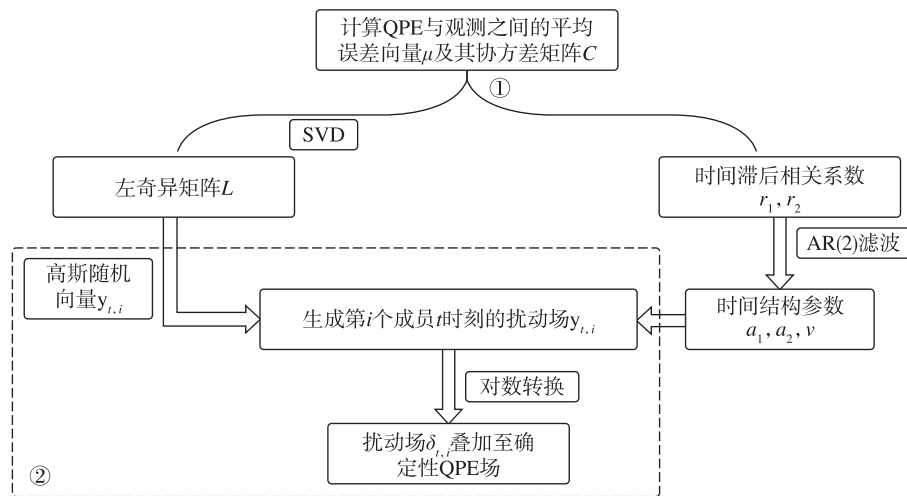


图2 生成集合 QPE 的流程  
Fig.2 Process of generating ensemble QPE

响。因此在保证有效样本足够大的同时节约生成集合的成本,生成有 50 个成员的集合 QPE 并进行确定性和概率性的验证。进行确定性验证时,为了更直观地考察集合平均对处在某个区间内降水量的估测情况,将降水量分为小雨(0.1~1.5 mm/h)、中雨(1.6~6.9 mm/h)、大雨(7~14.9 mm/h)、暴雨(15~39.9 mm/h)、大暴雨(40~49.9 mm/h)、特大暴雨( $\geq 50$  mm/h)6个量级。为了考量集合 QPE 对达到某个量级以上降水发生概率的估测能力,将降水分为小雨( $>0.1$  mm/h)、中雨( $>1.5$  mm/h)、大雨( $>7$  mm/h)、暴雨( $>15$  mm/h)、大暴雨( $>40$  mm/h)、特大暴雨( $>50$  mm/h)6个量级。

### 3 确定性检验

集合平均能过滤掉不可预报的随机信息,因此其通常比单个确定性预报更准确(Du and Mullen, 1997; 郑飞等, 2007)。通过对比确定性 QPE、集合 QPE 的集合平均与观测降水间的 BIAS、MAE、RMSE 及 TS 评分进行确定性检验结果的比较分析。

图 3 给出了集合平均与确定性 QPE 偏差比值的分布,星号和实心圆分别表示确定性 QPE 高估和低估降水的站点。当偏差比值小于 1 时表示集合平均使偏差减小,否则偏差增大,蓝色站点代表集合在该处的估测偏差情况与确定性 QPE 的相反,红色站点则代表估测情况相同。集合平均减小了江苏北部、中西部及东部等地的负偏差,但宿迁、苏州及扬州南部带状区域的负偏差加重明显,江苏南部一些离散的高估降水也变为低估且偏差增大(图 3a、b)。此外,2019 年低估的加重比 2020 年更明显(图 3)。

虽然集合 QPE 能减小部分偏差,但整体上加重了低估,这是因为 REAL 得到的扰动会遵循相同的模式,即倾向于修正假定的高估降水,从而加重降水的低估(Martet et al., 2017)。虽然负偏差加重,但集合平均使 2019 年和 2020 年的 MAE 分别减小了 0.68 和 0.03, RMSE 则分别减小了 0.18 和 0.09(表 1)。

表 1 2019 和 2020 年确定性 QPE 与观测、集合平均与观测的 BIAS、MAE、RMSE

Table 1 Bias, MAE, and RMSE between deterministic QPE and observed precipitation, and between ensemble mean and observed precipitation in 2019 and 2020

评估指标	2019 年		2020 年	
	确定性 QPE	集合平均	确定性 QPE	集合平均
BIAS	-0.15	-0.23	-0.36	-0.37
MAE	0.68	0.55	0.73	0.7
RMSE	1.98	1.8	2.28	2.19

集合平均的平均误差与确定性 QPE 的具有较高的一致性,2020 年误差的差距仅在 0.01 左右(图 4b),2019 年负偏差加重了 0.1 左右,但 RMSE 之间的差距也仅在 0.01 左右,MAE 则减小了 0.07(图 4a)。从误差的分析可以看出,集合对 2019 年确定性 QPE 的改变更大,且集合倾向于低估降水。

由于集合平均加重了确定性 QPE 整体的低估(表 1),一些原本与观测较接近的小量级降水减小从而增大了漏报率。2020 年小雨漏报率增大 0.02,其他量级降水则增大约 0.01,而中雨以上降水的空报率减小了 0.03,小雨空报率则基本不变。2019 年整体的低估加重程度比 2020 年大(图 3,表 1),中雨以上量级降水的漏报率和空报率变化也比 2020 年更明显,漏报率增大

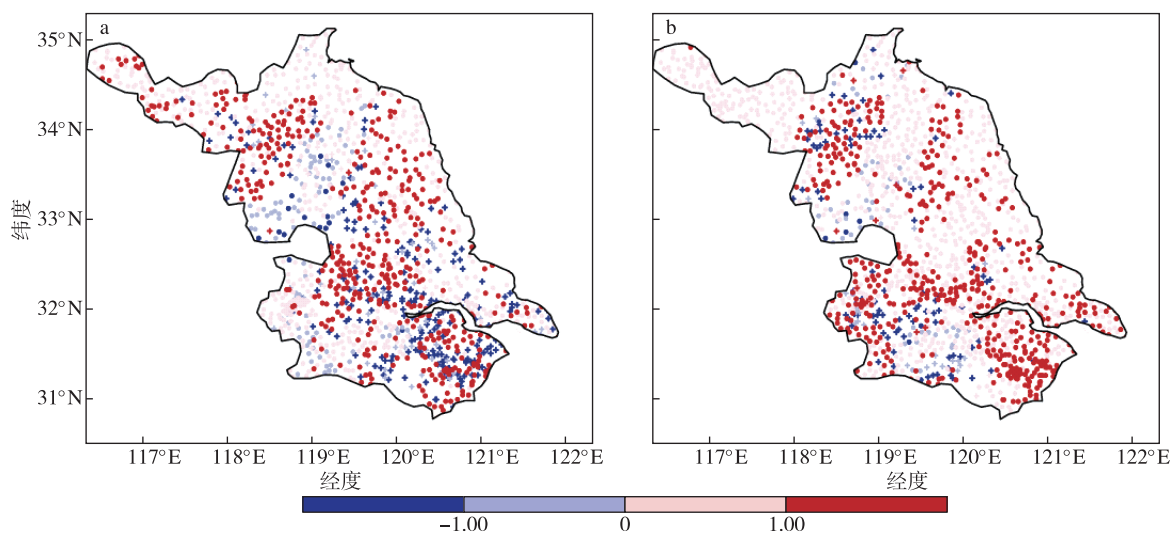


图3 2019年(a)和2020年(b)集合平均偏差与确定性QPE偏差之比,蓝色表示偏差符号相反,红色表示偏差符号相同,星号表示确定性QPE的正偏差,实心圆表示确定性QPE的负偏差,当偏差比值大于1时表示集合平均使偏差增大,否则使偏差减小

Fig.3 The ratio of ensemble mean deviation to deterministic QPE deviation in (a) 2019 and (b) 2020, where blue indicates the opposite deviation sign and red indicates the same deviation sign, and an asterisk and a solid circle represent the positive and negative deterministic QPE deviations, respectively. When the deviation ratio is greater than 1, it means that the ensemble mean makes the deviation increase; otherwise, it makes the deviation decrease

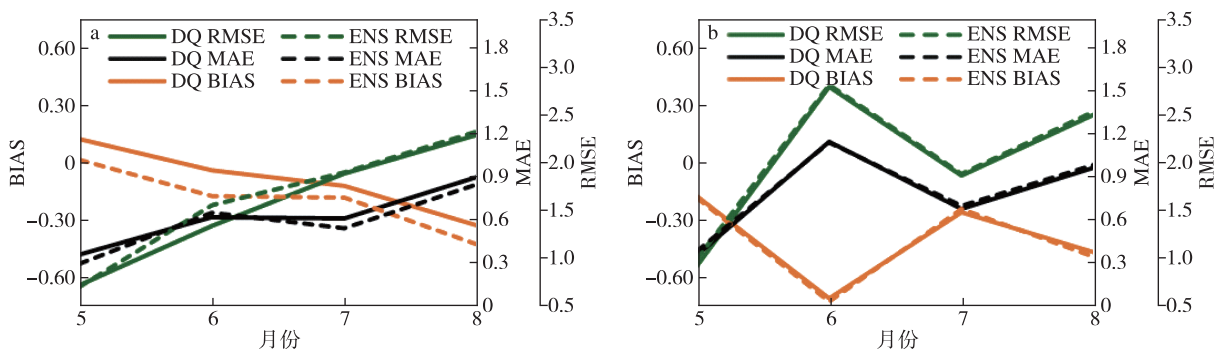


图4 2019年(a)和2020年(b)5—8月确定性QPE(实线)和集合平均(虚线)与观测降水间的BIAS、MAE和RMSE

Fig.4 The bias, MAE, and RMSE between the deterministic QPE (solid line) and ensemble mean (dotted line) from May to August in (a) 2019 and (b) 2020, respectively

了约0.06,空报率则减小了0.04左右。

各量级降水都有较高的TS评分,最低的TS评分也达到了0.23。除2019年中雨TS评分略高于小雨外,随着降水量级的增大,TS评分呈现下降趋势,且除小雨和大暴雨外,2019年其他量级降水的TS评分比2020年高0.1左右。集合平均降低了小雨的TS评分,使2019年大雨以上量级降水的TS评分减小了0.03左右,特大暴雨TS评分则提高了0.02。而2020年除小雨TS评分降低外,其他量级降水TS评分与确定性QPE保持在相同水平,这也说明集合平均对2019年降水估测的改变程度更大。TS评分和漏报率等的变化表明集合平均使小雨的

估测效果减弱是由低估加重使漏报小量级降水的情况增多所导致的,但总体而言集合平均对各量级降水仍有较高的估测能力。

以上分析可知,集合平均减小了确定性QPE的MAE和RMSE,且会改变估测误差的倾向。集合平均对估测不同量级降水效果的变化不同,会降低小雨、大雨及暴雨的估测能力,但能使中雨、大暴雨以上的估测效果维持较高水平。

#### 4 概率性检验

Brier评分定义了一种均方概率误差,综合考虑了可靠性、分辨能力和不确定性,Brier评分越小,说

表 2 2019、2020 年确定性 QPE 和集合平均各量级降水的 TS 评分

Table 2 TS scores of deterministic QPE and ensemble mean in 2019 and 2020 with different precipitation magnitudes

年份		小雨	中雨	大雨	暴雨	大暴雨	特大暴雨
2019 年	确定性 QPE	0.46	0.53	0.41	0.46	0.27	0.37
	集合平均	0.45	0.53	0.38	0.43	0.25	0.39
2020 年	确定性 QPE	0.48	0.47	0.38	0.37	0.25	0.23
	集合平均	0.46	0.47	0.38	0.37	0.26	0.23

明估测的降水发生概率与观测越接近。计算不同成员数集合 QPE 各量级降水的 Brier 评分,对比发现不同成员数集合 QPE 的 Brier 评分差距可以忽略不计,与不同成员数集合平均误差的对比有相同的结论。集合 QPE 的 Brier 评分随降水量级的增大逐渐减小,而小雨的 Brier 评分也仅为 0.027(2019 年)、0.022(2020 年),2019 年和 2020 年中雨 Brier 评分分别减小为 0.009 和 0.007,表明集合 QPE 对各量级的降水发生概率都有非常好的估测效果。

集合离散度是衡量扰动振幅的一种简便方法,可以在一定程度上反映模式的技巧及集合成员描述大气不确定性的程度(马旭林等,2018),通常由各集合成员与集合平均之间的标准差来表示,离散度小意味着集合的可信度较高,但是离散度大并不一定代表技巧和可信度低。2019 和 2020 年集合 QPE 的离散度分别为 0.15 和 0.11,说明集合估测实际降水具有一定的可靠性,但比平均 RMSE(表 1)小得多,说明集合是欠分散的。因为 REAL 本质上是在初始场之上叠加一个初始扰动,该扰动具有观测的不确定性,但未经过时间的演变使不确定性放大(朱跃建,2020),并且正态分布的随机数发生器也会造成集合的离散度偏小(包慧濛等,2019),因此较小的离散度是合理的。此外还比较了不同成员数集合的离散度,发现不同成员数的集合其离散度的差距仅为 0.001 左右,这与第 2 节中不同成员数的集合平均各误差对比有相同的结论。图 5 为对不同量级降水的 ROC 曲线(图 5a)及可靠性分析(图 5b)。集合 QPE 对小雨和中雨有很高的分辨能力,且 2019 年区分各量级降水的能力要强于 2020 年,2019 年集合 QPE 对暴雨的分辨能力甚至接近对 2020 年大雨的分辨率(图 5a)。值得注意的是,图 5a 中 ROC 曲线均为不平滑的折线,这是由于随着概率阈值的增大,POD 有较明显的增大,但 POFD 的增大却非常小,即集合估测各量级降水不发生的情况与实际降水非常接近,这也说明了集合 QPE 有

较好的分辨能力。集合 QPE 倾向于低估小雨及暴雨以上量级降水的发生(图 5b),对中雨和大雨则有较好的估测技巧,各量级降水的锐度柱状图均为“U”型(图略),说明集合 QPE 估测降水较小发生概率(<20%)和降水较高发生概率(>80%)的频次更高。虽然中雨和大雨的可靠性很高,但其可靠性曲线基本处于对角线之上,表明集合对中雨和大雨也存在一定程度的低估。与确定性检验中漏报率增大的原因类似,由于原本与实况接近的小量级降水负偏差加重使部分样本被排除,导致估测小雨发生的概率降低,进一步说明集合造成负偏差的加重主要影响的是小量级降水。结合上述分析,离散度大的集合 QPE 其样本的值的范围更大,因此对降水的分辨能力更强,但也会增大估测的降水发生概率与降水实际发生频率的差距(图 5b)。此外,离散度大的样本,其集合平均与确定性 QPE 相比也有更明显的变化(表 1)。由于实验的样本数据较少,2019 年和 2020 年出现降水的站点均仅占总样本数的 5%左右,且降水量级越大样本数越少,未能研究离散度的大小与集合 QPE 估测效果的关系,希望在今后的工作中能进一步探究两者的联系。

2019 年(图 6a)、2020 年(图 6b)集合 QPE 的 Talagrand 分布均为“U”型,说明集合的发散度偏小,与离散度分析结论一致,观测值落在两端的概率较大,落在中间的概率较小,即观测落在集合成员样本之外的情况较多,说明样本范围相对而言仍然偏小。50 个成员的集合其理想概率约为 0.02,2019 年观测值小于集合最小值的概率和大于集合最大值的概率分别为 0.21 和 0.33,2020 年则分别为 0.19 和 0.38,表明集合 QPE 倾向于低估降水。

以上分析说明集合 QPE 具有较小的离散度是合理的,因此其具有较高的可靠性,有一定的估测技巧,对大雨以下的降水有较高的分辨率,并能较好地估测中雨和大雨的发生概率,但会低估小雨和暴雨的发生。

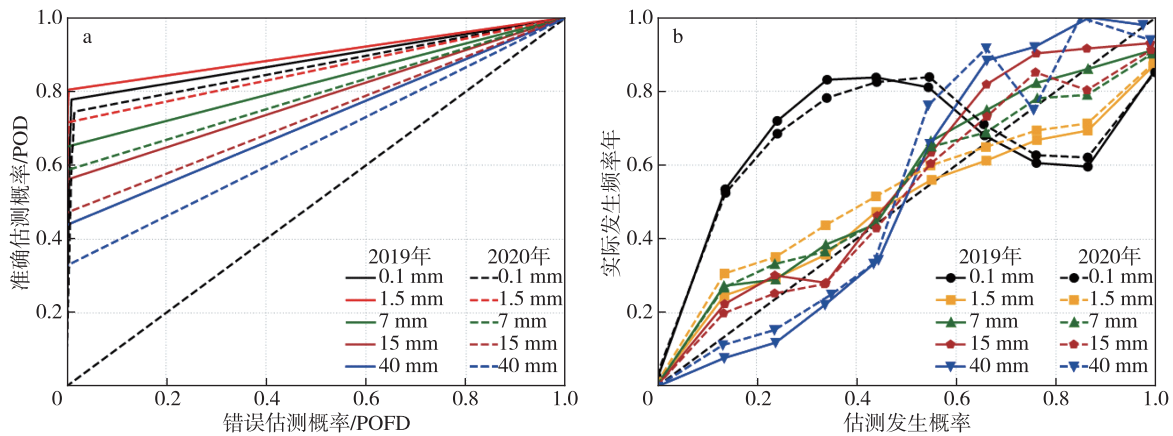


图5 2019年(实线)、2020(虚线)年集合QPE对不同量级降水(0.1、1.5、7、15、40,单位:mm/h)的ROC曲线(a)和可靠性曲线(b)

Fig.5 (a) ROC curve and (b) reliability curve of ensemble QPE for different precipitation levels (0.1, 1.5, 7, 15, 40; unit: mm/h) in 2019 (solid line) and 2020 (dotted line)

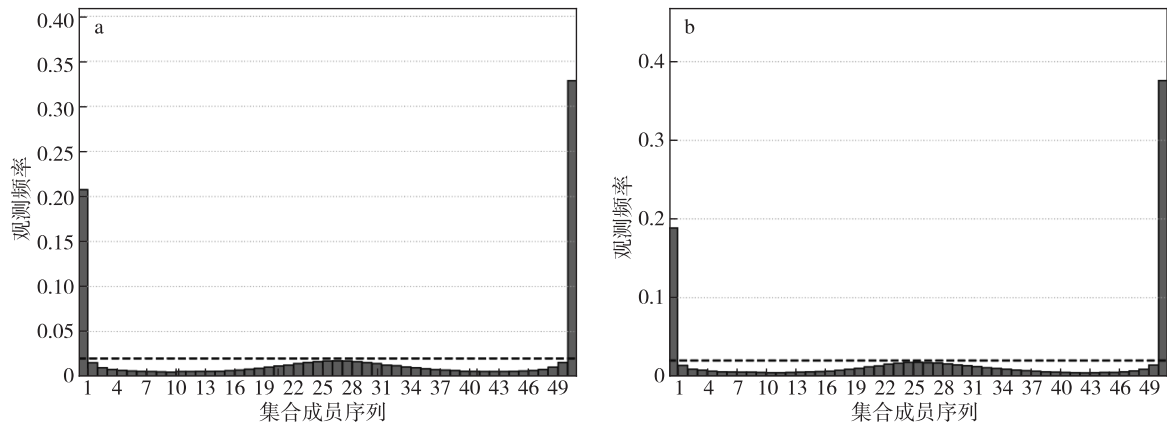


图6 2019年(a)、2020年(b)集合QPE的Talagrand分布

Fig.6 Talagrand distribution of the ensemble QPE in (a) 2019 and (b) 2020

## 5 讨论和结论

1) 对比不同成员数集合的验证效果发现, REAL生成的集合QPE效果不受成员数影响。16至100个成员的集合,离散度和各验证结果的差距可以忽略不计,说明不同成员数的集合所表示的误差不确定性信息是基本相同的,因此在实际应用中为了节省成本同时保持样本足够大,生成16至25个成员的集合QPE是合理的。

2) 由于REAL的特性,总体上集合平均加重了对降水的低估,从而造成漏报率的增大,但集合平均减小了MAE和RMSE,且能使部分明显的降水低估得到改善,因此其对不同量级降水的准确率也有所提高。加重的降水低估减小了空报率,中雨和大雨各自的空报率和漏报率变化程度相当,因此中雨和大雨的TS评分维持在较高水平。暴雨以上量级

降水,空报率减小的程度大于漏报率增大的程度,从而TS评分有一定程度的提高。

3) 集合QPE有较好的Brier评分,且降水量级越大Brier评分越好,即对越大量级的降水,集合QPE估测概率越接近实际降水的发生频率。ROC曲线体现出在同一概率阈值下,越小量级的降水有越高的命中率,说明集合QPE对越小量级的降水有越强的分辨能力。观测值落在集合成员排序后各区间的频率和各成员与集合平均之间标准差的平均值都体现了REAL生成的集合QPE离散度偏小,虽然小的离散度说明集合具有较高的可靠性,但“U”型的Talagrand分布说明了集合低估降水量的频次更高。可靠性分析则表明集合QPE对小雨和暴雨以上量级降水概率的低估很明显,对中雨和大雨的估测则有较高的可靠性,估测概率与实际频率非常接近,但可靠性曲线仍处于对角线的上方,即估测概率

仍低于实际频率。此外,“U”型的锐度柱状图最右端的值更大,说明集合估测降水发生概率偏小的频次较高。结合上述几种概率性验证的结果发现,集合 QPE 倾向于低估降水量和降水发生的概率,但对中雨和大雨有较好的估测技巧,可靠性很高且分辨力较强。

通过对确定性 QPE 和集合平均进行确定性检验,可以证明江苏省 QPE 已经能很好估测实际降水,集合平均使 MAE 和 RMSE 减小则说明使用集合的方法能使确定性 QPE 的效果有一定程度的改善。对 REAL 生成的集合 QPE 进行概率性验证结果则表明其对小到大雨有一定的分辨力和可靠性,其中对中雨和大雨估测效果最好。本实验证明了集

合 QPE 能使已经较准确的确定性 QPE 得到进一步改善,以集合的形式代表 QPE 的不确定性能得到对中到大雨有较高估测技巧的集合 QPE,为将集合 QPE 作为径流预报的多个初始场提供了一个参考。同时,集合 QPE 对小雨的估测效果稍差,在以后的工作中将尝试更完善的后处理方案提高集合 QPE 对小量级降水的估测能力。

**致谢:**感谢江苏省气象台提供的 QPE 资料及对应的自动站观测降水资料。感谢 Yong Wang, Aitor Atencia, Alexander Kann, Lukas Tüchler (ZAMG, Austria) 的宝贵建议。

## 参考文献 (References)

- AghaKouchak A, Habib E, Bárdossy A, 2010. Modeling radar rainfall estimation uncertainties: random error model [J]. *J Hydrol Eng*, 15(4): 265-274. doi: 10.1061/(asce)he.1943-5584.0000185.
- 包慧濛, 闵锦忠, 陈耀登, 2019. MCC 降水过程集合预报不同物理过程扰动方案的对比试验研究 [J]. *大气科学学报*, 42(3): 370-379. Bao H M, Min J Z, Chen Y D, 2019. A comparative study of different physical process perturbation schemes for ensemble forecast on MCC system [J]. *Trans Atmos Sci*, 42(3): 370-379. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20170528004. (in Chinese).
- Bordoy, 2010. Analysis of a method for radar rainfall estimation considering the freezing level height [J]. *Tethys*: 25-39. doi: 10.3369/tethys.2010.7.03.
- Bringi V N, Rico-Ramirez M A, Thurai M, 2011. Rainfall estimation with an operational polarimetric C-band radar in the United Kingdom: comparison with a gauge network and error analysis [J]. *J Hydrometeorol*, 12(5): 935-954. doi: 10.1175/jhm-d-10-05013.1.
- Cecinati F, Rico-Ramirez M A, Heuvelink G B M, et al., 2017. Representing radar rainfall uncertainty with ensembles based on a time-variant geostatistical error modelling approach [J]. *J Hydrol*, 548: 391-405. doi: 10.1016/j.jhydrol.2017.02.053.
- Davis C, Brown B, Bullock R, 2006. Object-based verification of precipitation forecasts. part I: methodology and application to mesoscale rain areas [J]. *Mon Wea Rev*, 134(7): 1772-1784. doi: 10.1175/mwr3145.1.
- 东高红, 吕江津, 2012. 不同校准方法检验雷达定量估测降水的效果对比 [J]. *气象与环境学报*, 28(4): 38-42. Dong G H, Lü J J, 2012. Comparison on quantitative estimation of precipitation using radar based on different calibration methods [J]. *J Meteorol Environ*, 28(4): 38-42. doi: 10.3969/j.issn.1673-503X.2012.04.007. (in Chinese).
- Du J, Mullen S L, Sanders F, 1997. Short-range ensemble forecasting of quantitative precipitation [J]. *Mon Wea Rev*, 125(10): 2427-2459. doi: 10.1175/1520-0493(1997)125<2427:srefoq>2.0.co;2.
- Ferro C A T, 2007. Comparing probabilistic forecasting systems with the brier score [J]. *Wea Forecasting*, 22(5): 1076-1088. doi: 10.1175/waf1034.1.
- Germann U, Berenguer M, Sempere-Torres D, et al., 2009. REAL-Ensemble radar precipitation estimation for hydrology in a mountainous region [J]. *Quart J Roy Meteor Soc*, 135(639): 445-456. doi: 10.1002/qj.375.
- Hamill T M, 2001. Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts [J]. *Mon Wea Rev*, 129(3): 550-560. doi: 10.1175/1520-0493(2001)129<0550:iorhfv>2.0.co;2.
- Harrison D L, Driscoll S J, Kitchen M, 2000. Improving precipitation estimates from weather radar using quality control and correction techniques [J]. *Meteor App*, 7(2): 135-144. doi: 10.1017/s1350482700001468.
- 黄朝盈, 张阿思, 陈生, 等, 2020. GPM 卫星和地面雷达对江苏盐城龙卷风强降水估测的对比 [J]. *大气科学学报*, 43(2): 370-380. Huang C Y, Zhang A S, Chen S, et al., 2020. Inter-comparison of rainfall estimates from radar, satellite and gauge during the Yancheng Tornado [J]. *Trans Atmos Sci*, 43(2): 370-380. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20181027001. (in Chinese).
- 皇甫雪官, 2002. 国家气象中心集合数值预报检验评价 [J]. *应用气象学报*, 13(1): 29-36. Huangfu X G, 2002. The verification for ensemble prediction system of national meteorological center [J]. *J Appl Meteorol Sci*, 13(1): 29-36. doi: 10.3969/j.issn.1001-7313.2002.01.003. (in Chinese).
- Khari V V, Zwiers F W, 2003. On the ROC score of probability forecasts [J]. *J Climate*, 16(24): 4145-4150. doi: 10.1175/1520-0442(2003)016<4145:otsop>2.0.co;2.
- Kirstetter P E, Gourley J J, Hong Y, et al., 2015. Probabilistic precipitation rate estimates with ground-based radar networks [J]. *Water Resour Res*, 51(3): 1422-1442. doi: 10.1002/2014wr015672.

- 李建通,郭林,杨洪平,2005.雷达-雨量计联合估测降水初值场形成方法探讨[J].大气科学,29(6):1010-1020. Li J T, Guo L, Yang H P, 2005. A study of the formation of initial radar field in estimating areal rainfall using radar and rain-gauge[J]. Chin J Atmos Sci, 29(6): 1010-1020. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2005.06.16. (in Chinese).
- 刘晓阳,杨洪平,李建通,等,2010.新一代天气雷达定量降水估测集成系统[J].气象,36(4):90-95. Liu X Y, Yang H P, Li J T, et al., 2010. CIN-RAD radar quantitative precipitation estimation group system[J]. Meteor Mon, 36(4): 90-95. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2010.4.016. (in Chinese).
- Mandapaka P V, Germann U, 2010. Radar-rainfall error models and ensemble generators[M]//Geophysical Monograph Series. Washington, D.C.: American Geophysical Union; 247-264. doi: 10.1029/2010gm001003.
- Martet M, Thomas G, Bernadine T, et al., 2017. Toward an ensemble radar precipitation estimation based on a dynamic description of the measurement errors-AMS 2017[R]. Chicago: AMS.
- 马旭林, 计燕霞, 周勃扬, 等, 2018. GRAPES 区域集合预报尺度混合初始扰动构造的新方案[J]. 大气科学学报, 41(2): 248-257. Ma X L, Ji Y X, Zhou B Y, et al., 2018. A new scheme of blending initial perturbation of the GRAPES regional ensemble prediction system[J]. Trans Atmos Sci, 41(2): 248-257. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20160104001. (in Chinese).
- 潘响, 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. Experiment on fusion method of high-resolution multi-source precipitation observation products in China area[J]. Acta Meteorol Sin, 76(5): 755-766. (in Chinese).
- Pegram G, Llort X, Sempere-Torres D, 2011. Radar rainfall: separating signal and noise fields to generate meaningful ensembles[J]. Atmos Res, 100(2/3): 226-236. doi: 10.1016/j.atmosres.2010.11.018.
- Rico-Ramirez M A, Liguori S, Schellart A N A, 2015. Quantifying radar-rainfall uncertainties in urban drainage flow modelling[J]. J Hydrol, 528: 17-28. doi: 10.1016/j.jhydrol.2015.05.057.
- 宋林焯, 陈明轩, 程丛兰, 等, 2019. 京津冀夏季雷达定量降水估测的误差统计及定量气候校准[J]. 气象学报, 77(3): 497-515. Song L Y, Chen M X, Cheng C L, et al., 2019. Characteristics of summer QPE error and a climatological correction method over Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. Acta Meteorol Sin, 77(3): 497-515. doi: 10.11676/qxxb2019.022. (in Chinese).
- Villarini G, Krajewski W F, 2010. Review of the different sources of uncertainty in single polarization radar-based estimates of rainfall[J]. Surv Geophys, 31(1): 107-129. doi: 10.1007/s10712-009-9079-x.
- Villarini G, Krajewski W F, Ciach G J, et al., 2009. Product-error-driven generator of probable rainfall conditioned on WSR-88D precipitation estimates[J]. Water Resour Res, 45(1): 58-69. doi: 10.1029/2008wr006946.
- Villarini G, Seo B C, Serinaldi F, et al., 2014. Spatial and temporal modeling of radar rainfall uncertainties[J]. Atmos Res, 135/136: 91-101. doi: 10.1016/j.atmosres.2013.09.007.
- 王晨稀, 2005. 短期集合降水概率预报试验[J]. 应用气象学报, 16(1): 78-88. Wang C X, 2005. Experiments of short-range ensemble precipitation probability forecasts[J]. J Appl Meteorol Sci, 16(1): 78-88. doi: 10.3969/j.issn.1001-7313.2005.01.009. (in Chinese).
- Wesson S M, Pegram G G S, 2004. Radar rainfall image repair techniques[J]. Hydrol Earth Syst Sci, 8(2): 220-234. doi: 10.5194/hess-8-220-2004.
- 郑飞, 朱江, 王慧, 2007. ENSO 集合预报系统的检验评价[J]. 气候与环境研究, 12(5): 587-594. Zheng F, Zhu J, Wang H, 2007. The verifications for ENSO ensemble prediction system[J]. Clim Environ Res, 12(5): 587-594. doi: 10.3969/j.issn.1006-9585.2007.05.001. (in Chinese).
- 张涵斌, 智协飞, 陈静, 等, 2017. 区域集合预报扰动方法研究进展综述[J]. 大气科学学报, 40(2): 145-157. Zhang H B, Zhi X F, Chen J, et al., 2017. Achievement of perturbation methods for regional ensemble forecast[J]. Trans Atmos Sci, 40(2): 145-157. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20160405001. (in Chinese).
- 赵琳娜, 包红军, 田付友, 等, 2012. 水文气象研究进展[J]. 气象, 38(2): 147-154. Zhao L N, Bao H J, Tian F Y, et al., 2012. Advances in hydrometeorological research[J]. Meteor Mon, 38(2): 147-154. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2012.2.002. (in Chinese).
- 赵琳娜, 刘琳, 刘莹, 等, 2015. 观测降水概率不确定性对集合预报概率 Brier 技巧评分结果的分析[J]. 气象, 41(6): 685-694. Zhao L N, Liu L, Liu Y, et al., 2015. Impact of observation uncertainty of precipitation on the brier skill score of global ensemble prediction system[J]. Meteor Mon, 41(6): 685-694. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2015.06.003. (in Chinese).
- 朱跃建, 2020. 基于最新全球集合预报系统的可预报性评估[J]. 大气科学学报, 43(1): 193-200. Zhu Y J, 2020. An assessment of predictability through state-of-the-art global ensemble forecast system[J]. Trans Atmos Sci, 43(1): 193-200. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20191101013. (in Chinese).

## Ensemble analysis of radar precipitation estimation in Jiangsu Province

ZHU Yanwei<sup>1</sup>, LI Yuyan<sup>2</sup>, KANG Zhiming<sup>3</sup>, LI Yang<sup>3</sup>

<sup>1</sup>*School of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;*

<sup>2</sup>*Huafeng Meteorological Media Group Institute of weather prediction science and applications, HF-NUIST, Nanjing 210044, China;*

<sup>3</sup>*Jiangsu Meteorological Observatory, Nanjing 210008, China*

In this paper, an ensemble QPE is generated in order to improve the effect of estimation of the Quantitative Precipitation Estimation (QPE) in Jiangsu Meteorological Observatory, by combining the spatial structure of error uncertainty represented by the error covariance matrix and the temporal structure represented by the time lag correlation coefficient. The ensemble is generated using data from the Jiangsu Meteorological Observatory from May to August 2019 and May to August 2020, with its deterministic and probabilistic components being verified using the corresponding observed precipitation. It is found that the number of components has little effect on the ensemble QPE and that one can control component numbers between 16 and 50. The deterministic verification results show that ensemble QPE aggravates the underestimation of precipitation in some areas, but reduces the absolute error and root mean square error of precipitation in general. Ensemble mean can improve the accuracy and reduce the rate of false positives, and it will also increase the number of true positives. The ensemble has a good Brier score for precipitation of various magnitudes, with larger precipitation magnitudes having a better estimation effect. Also, the dispersion of the ensemble is small, and after the components of the set are sorted, the frequency of observations falling at both ends increases, which also reflects the small dispersion. In addition, the observed values are more frequent than the maximum values of ensemble components, which indicates that the ensemble QPE tends to underestimate precipitation. With the increase of the probability threshold, the hit rate (POD) and false alarm rate (POFD) of ensemble precipitation estimation gradually increase, but the degree of POD increase is much greater than that of POFD, resulting in a broken ROC curve. POD and POFD with different probability thresholds show that ensemble QPE has high estimation skills for all levels of precipitation, with light rain and moderate rain having the best resolution. It is more concerning that the occurrence probability of light rain and heavy rain estimated by the ensemble is less than the actual frequency, whereas the occurrence probability of moderate rain and heavy rain estimated by the ensemble is very close to the actual frequency of precipitation, which has high reliability; however, the ensemble QPE still tends to underestimate the occurrence probability of precipitation.

**precipitation; Quantitative Precipitation Estimation; ensemble QPE**

doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20210509001

(责任编辑:袁东敏)