

毕宝贵,代刊,王毅,等. 定量降水预报技术进展. 应用气象学报,2016,27(5):534-549.  
doi:10.11898/1001-7313.20160503

## 定量降水预报技术进展

毕宝贵\* 代刊 王毅 符娇兰 曹勇 刘凑华

(国家气象中心,北京 100081)

### 摘 要

对 21 世纪以来定量降水预报技术流程中的数值模式预报、统计后处理、检验评估和预报员作用 4 个方面的研究工作进行了归纳,主要进展包括:业务全球模式对于降水的预报能力持续提升,而发展高分辨率模式(尤其是对流尺度模式)和集合预报是提高定量降水预报精准化水平的主要途径,且将两者相结合以促进短期降水预报是发展趋势;统计后处理技术已发展到应用数据挖掘方法对海量预报数据中有效信息进行提取和集成,而再预报资料的出现将进一步促进统计后处理技术的发展;为解决评估精细化定量降水预报面临的新问题,多种新的检验技术得到发展和应用,如极端降水检验评分、空间检验技术及概率检验方法等;预报员在模式和后处理方法上能够提供的附加值越来越有限,但在预报流程中仍将处于核心地位,其角色将逐渐向帮助用户进行决策方向转变。文章指出,定量降水预报技术的发展所面临的挑战包括大气水汽观测及同化技术改进、暖区和复杂地形下暴雨预报等科学问题的解决。

**关键词:** 定量降水预报;数值模式;统计后处理;检验评估;预报员作用

### 引 言

降水是公众最为关心的气象要素,人们根据未来降水情况安排自己的工作生活。此外,政府、工业、农业、水文及地质灾害预警等各个领域对于降水预报的要求也越来越高,在水文应用中,降水预报的空间和时间分辨率分别达到 10 km 和 1 h 才能满足洪水预报的要求<sup>[1]</sup>。传统等级降水预报已无法满足需求,需要提供高时空分辨率、定量化、准确的降水预报产品,且部分用户还需要概率化预报帮助其进行科学决策。

为应对需求,各国的气象业务中心都建立了定量降水预报(quantitative precipitation forecasts, QPF)业务。美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)下属的天气预报中心(Weather Prediction Center, WPC)1960 年开始率先实施 QPF 业务。经过多年努力,

WPC 制作 QPF 产品过程已经从依靠预报经验的人工方法演变到更多依靠对数值模式的解释和订正,以及对集合预报产品应用的过程<sup>[2]</sup>。中国国家气象中心的 QPF 业务始于 20 世纪 60 年代后期,到现在已扩展为每日两次发布未来 24 h 时效内逐 6 h 累积 QPF、未来 168 h 时效内逐 24 h 累积 QPF,以及中期过程降水量预报等特色 QPF 产品,格点空间分辨率达到 5 km;目标到 2020 年,预报时效延伸到 10 d,空间分辨率达到 1~3 km,且增加概率定量降水预报(probabilistic quantitative prediction forecast, PQPF)预报的发布。

为支撑 QPF 业务的发展,需要现代化 QPF 技术流程支撑。目前 QPF 技术流程包括 5 个部分(如图 1 所示):数值模式预报技术是基础,主导着整个 QPF 业务的发展;客观订正集成采用数据挖掘方法从海量预报数据中获得最优的客观预报;预报员在模式和客观预报的基础上发挥人的作用,依靠对天气概念模型的构建、模式预报的理解进行可能的

2016-06-16 收到,2016-08-01 收到再改稿。

资助项目:公益性行业(气象)专项(GYHY201306002),气象关键技术集成与应用项目(CMAGJ2015Z06)

\* email: bibg@cma.gov.cn

观集成或订正;降尺度技术通过统计方法加入降水的气候、地形分布等信息,获得更高分辨率的产品;实时检验评估技术贯穿整个技术流程,提供模式及产品的误差和质量信息,用于数值模式的改善,支持预报员主观订正以及对于预报质量的管理。5 个部

分中,客观订正集成和降尺度都属于统计后处理技术。依据上述技术环节,总结了 QPF 技术的数值模式预报、统计后处理、检验评估以及人的作用发挥 4 个方面的国内外研究进展,并给出未来工作展望,以期能够对 QPF 技术的发展提供参考。

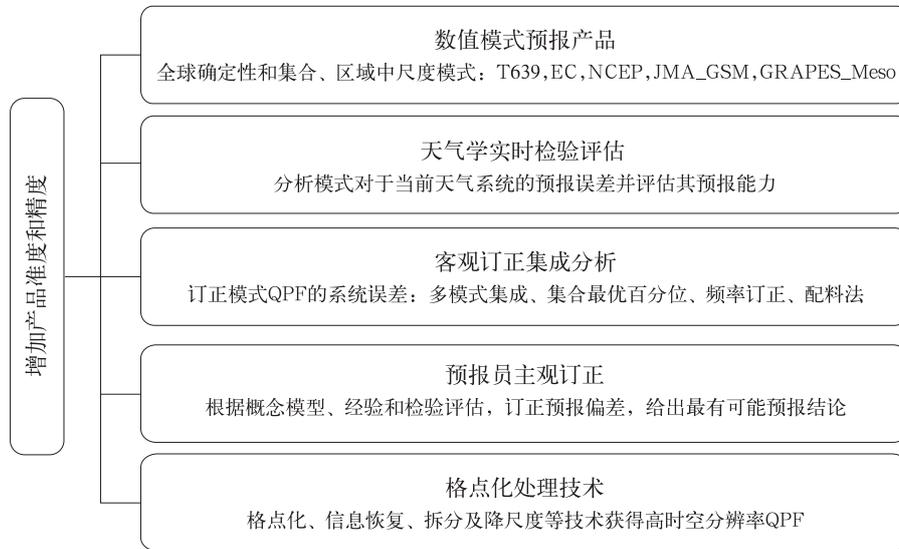


图 1 现代化的定量降水预报技术流程

Fig. 1 Modern technique flow of quantitative precipitation forecast

### 1 定量降水预报的数值预报进展

定量降水预报由于影响其时间变化和空间分布的变量太多,被认为是数值模式预报 (numerical weather prediction, NWP) 最困难的挑战之一<sup>[3-4]</sup>,其预报技巧提升也相对缓慢<sup>[5-6]</sup>。这主要是因为 QPF 提供的是一段时期的总降水量,其准确度受到降水发生位置、移动方向、持续时间、降水效率以及气候背景和天气类型等诸多因素的影响。为了弥补模式对于大气环流(高预报技巧)和 QPF(低预报技巧)之间的愈加明显的发展差异,2004 年 Roebber 等<sup>[7]</sup>指出需要依靠 3 种途径:发展高分辨率数值模式系统直接预报降水精细特征,发展集合预报系统提供降水预报不确定性信息,将高分辨率模式与集合预报结合起来优势互补。

#### 1.1 业务模式降水预报技巧的提升

国内外许多气象业务中心将 QPF 预报技巧作为反映模式优劣的关键因子。自从 NWP 在 QPF 业务中广泛应用以来,模式开发和预报业务人员对

于模式 QPF 性能进行了深入的检验评估<sup>[8-12]</sup>。Olson 等<sup>[9]</sup>1995 年评估美国国家气象中心的 33 年 QPF 表明,相对于对流系统产生的降水,NWP 对于大型气旋系统或大尺度锋面系统产生的降水具有更好的预报能力。2003 年 Ebert 等<sup>[4]</sup>对 8 个全球和 3 个区域业务 NWP 进行了 QPF 检验评估,得到普遍误差特征:模式 QPF 预报技巧在冬季显著高于夏季;中纬度地区明显好于热带地区,而在热带地区模式 QPF 能力仅略微好于“持续”预报(即用前 1 d 的实况作为后 1 d 的预报);模式对于小雨量级的预报范围偏大,而对于大于 20 mm/d 的降水模式的预报量级偏低,反映了对于强降水预报能力很有限;对于降水系统的位置,24 h 时效的典型误差在 100 km 左右。Ebert 等<sup>[4]</sup>同时指出,在短时间内(4~5 年)模式的升级并不能促使模式 QPF 能力的快速提高;模式 QPF 技巧提升是一个长期过程,除非将准确的降水预报作为其发展的首要目标。正因为如此,许多研究人员不得不发展多种统计后处理方法进一步提升模式 QPF 的准确性和可靠性。

尽管模式 QPF 技巧的提升困难而长期,但近年

来通过持续不断地提升模式空间分辨率、改进数据同化能力、完善数值计算方法和次网格物理过程的参数化方案,其对于降水的预报技巧不断提高。欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-range Weather Forecasts, ECMWF)全球确定性模式作为最先进的 NWP 代表之一,其降水预报能力在持续不断上升,如对于强降水的预报能力明显加强,尤其是在 4~10 d 的中长期时效。Forbes 等<sup>[13]</sup>对 ECMWF 全球模式在 2000—2015 年的降水性能进行评估表明:在过去 10 年模式降水的预报可用时效相当于提高了 1 d 左右,每次 QPF 技巧的提高对应模式版本的重要升级,如 2000 年将分辨率从 TL399 提升到 TL511;2003 年和 2006 年改进了数据同化和云的微物理参数化方案,2010—2013 年进一步完善预测雨和雪变量的方案<sup>[14]</sup>;2015 年在显式降水微物理过程参数化方案中引入了暖雨和混合相态降水过程的机制,进一步减轻了小雨降水过报的问题并增强了强降水的预报量级,地形强迫产生的极端降水预报也得到改善;2016 年 3 月 ECMWF 再次升级模式的空间分辨率至 9 km/137 层,并引入新网格计算方案<sup>[15]</sup>,解决了模式“格点暴雨”的问题,个例分析表明对于局地强降水的预报能力更强。除 ECMWF 之外,其他业务中心均在通过提升模式的分辨率和改善模式的次网格物理过程参数化来改进 QPF 预报能力,如美国环境模式中心的全球模式 GFS(Global Forecast System)在 2015 年初模式分辨率达到了 13 km/64 层;英国气象局的全球模式分辨率达到 17 km/70 层;日本气象厅全球模式到达 20 km/100 层;我国自主研发的 GRAPES(Global/Regional Assimilation Prediction System)全球模式系统<sup>[16]</sup>2016 年进入业务流程,检验评估表明,其对中国区域的降水预报已超过原有的 T639 模式系统。此外,随着全球模式的分辨率的快速提高,区域模式系统将会逐步被取代,而更高分辨率的模式系统将会得到进一步发展和应用。

## 1.2 发展高分辨率模式提供降水的精细特征

21 世纪以来,全球业务模式的分辨率不断得到提高,这对于中长期 QPF 技巧提升显著,但其准确预报短期时效(0~3 d)内局地-区域对流系统以及复杂地形引起的强降水仍非常困难<sup>[17-18]</sup>,而该类型强降水正是引起暖季(尤其是远离锋面的暖区)暴雨灾害的主要因素。因此,同时发展能够预报降水精细特征的更高分辨率模式(10 km 及其以下)是提升

QPF 能力的关键。

发展高分辨率模式有利于模拟和预报一些关键的大气现象,如快速加强的温带气旋<sup>[19]</sup>、地形引起的风和降水<sup>[20]</sup>、海陆风环流<sup>[21]</sup>和对流系统<sup>[22]</sup>,但同时受到诸多条件的限制。首先是初始数据条件,高分辨率模式对于观测数据更加敏感,要求更加严格,Zhang 等<sup>[23]</sup>研究显示甚至单个探空数据将会显著改变一个气旋生成过程的中尺度降水分布特征;Weygandt 等<sup>[24]</sup>建议通过同化天气雷达数据加强中尺度系统的模拟能力;然而仅限于此还远不够,需要新的高时空分辨率观测资料加入来提高中尺度系统的模拟<sup>[25]</sup>。其次是模式次网格物理过程的精确描述,随着时空分辨率的提供,要求更为复杂的模式次网格物理参数化方案,模拟大尺度强迫下的对流发生发展,准确描述行星边界层中辐射传输、地面热量通量、感热及潜热通量、湍流混合、凝结潜热以及表现云的微物理过程<sup>[26-28]</sup>等。Marshall 等<sup>[29]</sup>2003 年阐述了准确预报行星边界层过程所面临的许多挑战,指出当前模式大多数次网格物理过程参数方案还存在差距,此外,还缺少相应的观测数据定义所需的参数变量。最后如何将高分辨率模式的预报能力转换为 QPF 预报技巧也需要评估总结,模式分辨率的提升并不总意味 QPF 技巧评分的提高,Colle 等<sup>[30]</sup>发现模式格距从 12 km 下降到 4 km 其降水量预报能力提升不明显;而对于一些地形复杂地区,模式格距的降低也不能很好地表现出 QPF 技巧的提高<sup>[31]</sup>。

近年来,针对上述条件限制,发展了多种技术方法改进高分辨率模式的预报能力,特别是对流尺度模式(convection-permitting models, CPMs)的发展和业务应用,将推动短期 QPF 的精细化预报更上一个台阶<sup>[32]</sup>。CPMs 定义为不使用对流参数化方案而直接模拟大气对流动力过程的模式系统。第 1 个用于实时的 CPM 由美国俄克拉荷马大学的风暴分析与预报中心在 1989 年建立<sup>[33]</sup>,后来发展成为 ARPS(Advanced Regional Prediction System)<sup>[34]</sup>。随之更多的能够进行对流尺度模拟的模式发展起来,如美国天气研究与预报模式 WRF<sup>[35]</sup>(Weather Research and Forecasting)、英国业务化的 UKV(United Kingdom Model)对流模式<sup>[36]</sup>、欧洲联合小尺度模式 COSMO(Consortium for Small-scale Modeling)<sup>[37]</sup>、法国研究到业务应用中尺度模式 AROME(Applications of Research to Operations

at Mesoscale)<sup>[38]</sup>和日本非静力中尺度模式<sup>[39]</sup>。尽管高分辨率与低分辨率模式相比 QPF 评分没有表现较明显的提高幅度(这与如何评价也有关系),但能够帮助预报员建立各种中小尺度天气的预报概念模型,并提供接近真实的 QPF 精细化特征。Weisman 等<sup>[40]</sup>对比实时 4 km WRF-ARW 模式与业务 12 km ETA 模式的 2003—2005 年春季预报结果,发现尽管 CPM 对于对流系统的触发时间和位置没有表现更好的预报能力,但能够提供对流系统模态的重要信息(即为飑线、弓形回波还是中尺度对流涡旋等),以及能够表现对流的日变化特征。Clark 等<sup>[32]</sup>也总结英国业务 UKV 模式用于 QPF 的优势:提供降水的接近真实的分布特征,如全球模式只能描述未来可能会出现区域性的阵雨,而 CPM 则描述未来会出现区域性的对流性阵雨;提供降水的接近真实演变特征,若将图进行动画显示可发现,由于全球模式的对流参数化方案只对大气不稳定性有所反映而不能分辨次网格内的对流演变,因此,会造成降水忽然出现或消失,而 CPM 能模拟对流性阵雨的平流运动,以及对流系统的生消和发展(如子对流的生成及对流的后向传播)。此外,通过基于空间分析的检验方法,表明 CPM 的 QPF 在升尺度分辨率上要优于低分辨率模式<sup>[41]</sup>。

### 1.3 发展集合模式提供降水的预报不确定性

除高分辨模式之外,发展集合模式预报是提高 QPF 的另一条重要途径。已有研究表明,即使是低分辨率集合模式也可显示出比单个高分辨率模式更高的预报技巧。如 Gritmit 等<sup>[42]</sup>对比 5 个成员 12 km 的 MM5 集合模式与单个 4 km 的 MM5 模式在西北太平洋区域预报结果,表明集合模式具有更好的预报技巧。此外,相对于确定性模式,集合预报的主要优势在于能够提供预报的不确定性信息,并可直接计算概率预报<sup>[43-45]</sup>,这将有利于用户基于概率预报以及自身的花费与损失之比进行更科学的决策。另外,Buizza<sup>[46]</sup>研究表明,基于不同起报时刻的集合概率预报较确定性模式更加连续且稳定。赵琳娜等<sup>[44]</sup>指出基于水文集合预报的洪水预报增加了预报附加值,并能延长预警提前时间。

集合预报的构建方式多种多样。早期典型的有时间滞后法<sup>[47]</sup>和“穷人”集合法<sup>[48]</sup>。随着计算机能力的不断提高,目前主流方法是基于同一模式,而采用不同的初值条件、边界条件或物理参数来构建集合预报<sup>[49]</sup>。杜钧等<sup>[50]</sup>在其综述中详细总结了暴雨

集合预报系统的建立。此外,Du<sup>[51]</sup>提出了双分辨率混合集合预报法,前提是一个高分辨率的单一预报和一个低分辨率的集合预报,将两者结合起来——基础预报由高分辨率提供(比较精确)而预报不确定性信息由低分辨率集合预报提供(计算机资源允许)产生一个新的高分辨率集合预报。Fang 等<sup>[52]</sup>采用相似的思路,进一步设计了双分辨率的集合预报系统来预报台风暴雨,即用 36 km 低分辨率的 32 个成员的集合预报估计最有可能的台风路径以及用同集合平均路径(位置)相近的成员来估计暴雨分布的空间结构,再用高分辨率集合成员来调整暴雨雨量预报。

目前,许多国家或地区的预报中心都建立了业务应用的集合预报系统。最早从 1992 年开始,EC-MWF<sup>[53]</sup>和 NCEP<sup>[49]</sup>都相继建立了全球集合预报系统,随后加拿大气象中心 CMC(Canadian Meteorological Centre)<sup>[54]</sup>和澳大利亚气象局 BoM(Bureau of Meteorology)分别在 1995 年和 1998 年建立了本国的集合预报业务系统。中国气象局数值预报中心在 2005 年底建立在全球 T213 模式基础上的集合预报系统开始投入实时运行,并在 2014 年进一步升级为 T639 集合模式系统。此外,为了加速提高中短期 1~14 d 高影响天气的预报能力,世界气象组织在 2003 年决定建立为期 10 年的观测系统研究与可预报性试验(The Observing-System Research and Predictability Experiment, THORPEX)计划,其中,交互式全球大集合(The THORPEX Interactive Grand Global Ensemble, TIGGE)项目<sup>[55]</sup>是 THORPEX 主要组成部分,建立 3 个归档中心(欧洲中期天气预报中心、美国和中国)收集来自全球十多个主要预报中心的集合预报产品。Su 等<sup>[56]</sup>对比评估 TIGGE 各中心集合模式对于北半球的降水预报能力,显示 ECMWF 的全球集合模式预报通常情况下最优,而 CMC 在短期 QPF 和小雨量级 PQPF 上表现较好。Hamill<sup>[57]</sup>研究表明,基于多模式超级集合的 PQPF 较单个模式的 PQPF 有更好的可靠性和预报技巧。

### 1.4 高分辨率与集合预报相结合

高分辨模式与集合预报具有优势互补性<sup>[7]</sup>。以 1999 年 9 月 16 日登陆美国的热带风暴 Floyd 为例,Colle<sup>[31]</sup>采用高分辨率 MM5 模式,显示对于湿对称不稳定、高空倾斜中性层结以及强烈锋生等中尺度过程的正确表现能够模拟出接近实况的狭长降

水带。同时,一个较低分辨率的集合预报(9 个成员 32 km 格距)的所有成员都在沿海地区报出了较大降水(尽管其强度不如高分辨率模式),因此,可以为预报员指示该区域强降水预报的潜力(即预报可信度的信息);此外,集合预报还显示了降水极值中心位置的不确定性信息,预报员可得到强降水中心概率的信息。由这个例子可以看到,从低分辨率的集合预报获得关于降水区域和位置的不确定性信息,而从高分辨率模式预报获得降水的精细中小尺度特征,预报员可以做出更为准确的 QPF。

21 世纪以来,随着计算能力的快速提高以及模式技术、集合技术的不断发展,直接基于高分辨率模式进行集合预报已经成为趋势。与主要基于初值误差的全球集合预报不同,针对短期预报的高分辨率模式集合除初值误差之外,主要考虑模式本身误差,如采用不同物理参数过程的组合<sup>[54,58-60]</sup>或不同模式的组合<sup>[61-62]</sup>。此外,在高分辨率集合预报系统中,尽管不同的对流参数化能够有效生成降水预报的离散度<sup>[63]</sup>,但会在降水预报中引入系统误差<sup>[64]</sup>,因此,发展能显式模拟对流的 CPM 集合预报系统可进一步提高概率降水预报的能力<sup>[65]</sup>,如 Clark 等<sup>[66]</sup>对比 5 个成员 4 km 的 CPM 集合预报和 15 个成员 20 km 的区域尺度集合预报,显示 CPM 集合预报对于对流性降水的时空统计特征有更好的表现,对于小尺度系统的移动预报有更大的离散度,且能够提供更准确、更可靠的概率预报。

近年来,已经有多个气象中心开始运行业务高分辨率集合预报<sup>[67-73]</sup>。如何构建高分辨率集合预报仍是一个非常新的研究领域,主要方法包括将高分辨率模式嵌套入一个相对粗分辨率的集合<sup>[67,73]</sup>;使用集合卡尔曼变换滤波方法扰动高分辨率模式初始条件<sup>[74]</sup>;采用随机性扰动<sup>[71]</sup>、系统性扰动<sup>[67,75-76]</sup>或多种物理方案参数<sup>[77]</sup>。研究表明,在模式 6~12 h 时效之前,物理过程或高分辨率模式格点上的初始

扰动起主要影响,之后则是提供背景或边界条件的低分辨率模式(或集合模式)占主导作用。由于高分辨率模式集合预报对于中小尺度系统的描述不确定性较大,若采用常规等权重概率计算方法会使 PQPF 误差较大,因此,可使用领域法<sup>[68,72,77]</sup>或升尺度法<sup>[78]</sup>获得更有预报技巧的 PQPF。

## 2 定量降水预报的统计后处理技术

由于初始场误差、数值计算近似和物理化学过程不完善的存在,使数值模式输出结果存在一定随机性和系统性误差。数值模式释用是利用统计方法对数值预报结果进行后处理和订正,消除系统性误差,从而给出更为精确的预报结果。所有预报要素中,Scheuerer 等<sup>[79]</sup>指出降水的统计后处理相比于温度和风速等要素更加复杂:首先是降水的非连续偏态分布特征,很难找到一个分布函数拟合整个降水分布;其次,预报的不确定性随着降水量级的增加而增加,因此,需要在建模时予以考虑;最后,强降水如暴雨量级的降水的后处理理论上需要大量的训练样本。在实际业务中,通常采用 3 种技术进行降水预报后处理,包括定量降水订正与集成技术、概率预报处理技术和统计降尺度技术。

### 2.1 定量降水订正与集成技术

定量降水订正与集成技术,是针对单个或多个模式预报,进行系统偏差订正和权重集成,获得准确度更高和最有可能出现的单一或确定预报结果。表 1 给出目前在业务中被广泛应用的几种订正与集成技术的概述,包括通过对数值模式输出的各种产品(压、温、湿及诊断量)利用统计方法建立预报模型,得到客观预报的降水量,如模式输出统计方法和基于配料法的强降水等级预报;在数值模式直接输出的降水预报结果上进行订正或集成,得到更为精确的降水预报产品,如概率匹配集合平均方法和频

表 1 定量降水订正与集成技术概要

Table 1 A brief summary of QPF calibration and integration

名称	主要工作	技术特点
模式输出统计方法 (MOS)	Antolik <sup>[80]</sup> 2000 年回顾了美国国家天气局的统计定量降水预报	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 利用预报因子和降水建立回归方程;</li> <li>• 可以针对站点或是格点的降水进行建模,而精细化的格点 MOS 方法依赖于高分辨率的定量降水估测产品;</li> <li>• 对有降水量的简单的偏差订正不适用于无降水的情况</li> </ul>

续表 1

名称	主要工作	技术特点
基于配料法的强降水等级预报	Doswell <sup>[81]</sup> 1996 年引入气象研究,并用于暴雨预报; 张小玲等 <sup>[82]</sup> 2010 年应用于我国的暴雨预报	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 依据预报量和指示量之间的物理联系建立相应的预报方程,而不是简单依赖于回归分析;</li> <li>• 具有清晰的物理意义</li> </ul>
概率匹配集合平均方法	Elbert <sup>[48]</sup> 2001 年首先提出并应用于多模式“Poor Man”的集成; Fang 等 <sup>[52]</sup> 2013 年针对我国台湾登陆台风的强降水提出了改进的频率匹配方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 相对于单一模式能够提高降水预报技巧,消减系统性的误差;</li> <li>• 既能保留降水集合平均的空间分布,也能保留集合成员的概率分布,好于集合平均方法;</li> <li>• 过滤掉了不可预报的小尺度信息<sup>[83]</sup></li> </ul>
频率订正技术	Zhu 等 <sup>[84]</sup> 提出并应用于 NCEP 的 GFS 和 GEFS 模式的 QPF 预报	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 利用观测降水量的频率分布校正预报降水量的频率分布;</li> <li>• 有效减小了降水预报误差,降水的分布型也更加准确</li> </ul>

率订正技术。近年来,中国国家气象中心也参考国内外工作,研发了多种业务应用的 QPF 客观预报技术,如基于配料逻辑回归方法,多模式动态权重集成方法、最优百分位方法等,其中基于配料逻辑回归方法重点考虑强降水的物理条件;多模式动态权重集成考虑了不同模式预报之间雨带形状和降水强度的相似;最优百分位依据对集合 QPF 的检验评估,建立集成规则用于提取不同降水等级的优势集合 QPF 统计量,具有很好的应用前景。

## 2.2 概率预报处理技术

由于降水预报的不确定性较大,确定性模式的 QPF 的应用水平仍受限。集合预报在近几年得到了快速发展,PQPF 是未来重要发展方向。PQPF 可以描述降水预报的不确定性,因而是更加科学的一种预报形式。但集合预报由于分辨率较粗以及初始场等问题,仍然有必要进行后处理以提高可靠性和概率预报的技巧<sup>[85]</sup>。Stensrud 等<sup>[86]</sup>将 PQPF 的模式释用方法归纳为两类:一种是回归模型方法,如逻辑回归模型;另一种是参数估计方法,即假设降水服从一定的分布函数,然后估计分布的参数。

针对回归模型方法,Gahrs 等<sup>[87]</sup>比较了逻辑回归、分箱方法和线性回归,表明前两者的 Brier 评分明显高于线性回归方法。此外,类似方法还有分位数回归<sup>[88]</sup>。这些回归方法都是通过训练样本来估计降水的条件概率或分位数,缺点是不能对一些极端降水事件进行外推;此外,都需要对不同的概率阈值和分位数进行拟合因而需要估计很多的参数。延伸逻辑回归方法<sup>[89-90]</sup>将降水阈值作为预报因子,相对于传统逻辑回归方法可减少参数,但对回归系数

有一定限制。

相对于回归模型方法,参数估计方法可进行外推,但是预报效果很大程度上取决于对降水分布的假设。贝叶斯模型平均(Bayesian model averaging, BMA)<sup>[91]</sup>是一种重要的参数估计方法,相对而言,BMA 方法更为灵活,但实现起来较为复杂。Liu 等<sup>[92]</sup>利用 TIGGE 数据将 BMA 方法应用到淮河流域的 PQPF 中,结果发现 BMA 方法的效果优于原始的集合预报和逻辑回归方法。Zhu 等<sup>[93]</sup>利用集合离散度提出了分级采样 BMA 方法,可有效解决传统 BMA 方法低估大量级 PQPF 的问题。其他参数估计方法还有 EMOS(ensemble model output statistics)方法<sup>[94]</sup>、Censored Shifted Gamma 函数方法<sup>[79]</sup>等。

此外,Peel 等<sup>[95]</sup>将核密度估计用于计算降水概率,对于极端降水有很好的订正作用。Yuan 等<sup>[96]</sup>利用人工神经网络方法来开展 PQPF。基于相似法的 PQPF 技术也取得了较好的效果<sup>[97-98]</sup>。针对对流尺度的集合预报的释用方法包括机器学习方法<sup>[99]</sup>,QPF-POF(generate probability of precipitation)方法<sup>[100]</sup>等。WPC 利用 NCEP 的短期集合预报系统 SREFs(short range ensemble forecast),基于预报员的主观 QPF 预报,制作 PQPF 预报<sup>[101]</sup>。

利用实时历史回报(再预报)数据进行统计后处理是目前模式释用的一个重要发展趋势。Hamill 等<sup>[102]</sup>首先提出了基于回报数据进行概率预报的思想。历史回报数据一方面可以极大地扩充训练样本,另一方面有利于诊断模式误差,因此,被认为应作为数值预报体系的一部分<sup>[103]</sup>。Hamill 等<sup>[104]</sup>研

究表明:利用历史回报数据可有效提高各个预报时效降水预报的技巧,特别是中雨以上量级降水的预报技巧,因为历史回报可为较强量级的降水提供更多的样本进行训练。此外,Fundel 等<sup>[105]</sup>利用 30 年回报数据对降水的重现期进行了订正。

### 2.3 统计降尺度技术

由于目前模式输出时空分辨率无法满足用户对精细化 QPF 的要求<sup>[106]</sup>,需要发展关键的统计降尺度技术。该技术主要是为了实现粗网格降水格点场到细网格降水场的转化。传统的提高分辨率的思路与方法是通过对双线性数学插值实现,这样的处理方式忽略了低分辨率降水与高分辨率降水之间的特殊的气象关系,结果的准确性有限。当前主要使用降尺度技术提高降水的空间分辨率,由于动力降尺度需要成熟可靠的中尺度模式的支持和耗费大量的计算机资源和计算时间<sup>[107]</sup>,一般预报业务中利用统计降尺度技术提高降水的空间分辨率。

目前,有多种统计降尺度技术在业务中得到了应用,如 Clark 等<sup>[108]</sup>提出利用随机函数排序重构细网格降水;美国海洋和大气局下属的水文预报中心使用地形地图投影技术进行降水降尺度<sup>[109]</sup>。中国国家气象中心使用尺度向量降尺度技术,建立大尺度降水到小尺度降水的气象统计关系并确定降尺度比例矢量,能体现出局地由于地形或者气候特点导致的降水的精细尺度的变化,体现不同空间尺度降水的气象意义关系,此外计算也简便。

## 3 定量降水预报的检验技术

检验是监控预报性能、理解模式误差以及改进模式预报的主要途径。在所有检验当中,降水检验尤其重要。可以说 QPF 越精细,则对应的检验技术越复杂。这是因为随着降水尺度的减小,其随机和分形特征将更加突出<sup>[110]</sup>。传统检验方法主要基于低分辨率的全球数值模式发展而来<sup>[111-112]</sup>。然而随

着模式的分辨率的提高,QPF 检验问题变得更加复杂,如相对于以中长期预报为主的全球模式,以短期预报为主的中尺度高分辨率模式应能够提供更多的预报信息(如锋面降水的结构、位置和时间等中小尺度特征),但传统的评分方法不足以表现出这种预报优势,较小的位置将造成所谓的“双惩罚”现象,即对模式提供的中小尺度信息趋于惩罚而不是奖励。此外,随着 20 个世纪 90 年代初集合模式预报推广应用,如何检验评估集合预报带来的不确定性信息也变得越来越重要。

### 3.1 检验评分技术

很多相关文献<sup>[112-116]</sup>详细介绍了传统的 QPF 检验评分方法,Rossa 等<sup>[117]</sup>对不同的检验评分方法进行系统的回顾,有两种途径:一种是对降水事件(降水量大于某一阈值)检验,基于击中、空报、漏报以及正确拒绝 4 个要素的列联表,可以定义多种评分,如频率偏差指数(FBI)、正确比例(PC)、识别概率(POD)和错误预警率(FAR)等从不同角度反映 QPF 性能;另外,威胁评分(TS)也是常用的方法,但其缺点是对于当地气候很敏感,为此,可利用相当威胁评分(ETS)消除气候背景的部分影响。另一种是将降水作为连续变量进行检验,方法包括平均误差(ME)、平均绝对误差(MAE)、平均误差均方根(RMSE)和相关系数等,需要注意由于降水非高斯分布的特性而使得这些连续变量评分方法对于大误差的预报非常敏感。

近年来,新的科学问题不断涌现,促使了一些新的检验评分技术发展,主要解决 3 个方面问题<sup>[118]</sup>:如何发展一体化的评分方法来检验具有不同气候背景的降水,这样便于在同一个模式系统中监测不同区域和季节的降水预报性能;如何评估小概率事件或极端事件的预报性能;如何对不同类型的预报产品(如确定性预报和概率预报、等级预报和具体数值的预报)给出一致的评估信息。表 2 给出针对不同检验问题的方法概要说明。

表 2 新的定量降水检验评分技术概要

Table 2 A brief summary of new QPF verification scores

检验目的	方法概要
检验不同气候背景的降水预报	<ul style="list-style-type: none"> <li>Rodwell 等<sup>[119-120]</sup>发展了概率空间稳定相当误差(SEEPS)评分方法,该方法通过降水长期气候特征分布确定的降水等级阈值,便于比较不同区域和不同季节的模式 QPF 性能;</li> <li>目前成为 ECMWF、芬兰等气象部门主要检验评分手段,陈法敬等<sup>[121]</sup>也将该方法用于我国降水的预报检验</li> </ul>

续表 2

检验目的	方法概要
检验极端降水的预报能力	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Stephenson 等<sup>[122]</sup>提出用极端依赖评分(EDS)检验小概率事件;</li> <li>• EDS 不断得到改进,发展了稳定 EDS(SEDs)评分方法<sup>[123]</sup>,以及基于极端依赖指数和稳定极端依赖指数多变量的评分方法<sup>[124]</sup>,可较好地分辨不同模式对极端事件的预报能力<sup>[114,125]</sup></li> </ul>
对比不同类型的预报评估	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mason 等<sup>[126]</sup>和 Weigel 等<sup>[127]</sup>提出通用辨别评分(GDS)用于度量两种不同实况能被相应的预报正确分辨的可能性大小,适用于不同预报类型的对比</li> </ul>

### 3.2 空间检验技术

为避免传统检验评分方法的“双惩罚”现象,并反映检验结果的物理意义,一些新的基于降水空间结构分析的检验方法发展起来。Gilleland 等<sup>[128]</sup>对现有空间检验技术的性能进行对比分析,并将已有

的 17 种方法分为 4 类:场变形技术、特征检验技术、尺度分离技术和邻域检验技术。Gilleland 等<sup>[128]</sup>同时指出不同类型的检验技术各有优缺点,其性能与预报特性和检验关注的问题有关。表 3 给出 4 类空间检验技术的概要说明。

表 3 定量降水预报的 4 类空间检验技术概要

Table 3 A brief summary of QPF spatial verification methods

方法名称	方法概要
场变形技术	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 将误差分解为位置、量级和残余误差,给出较为清晰的物理意义;</li> <li>• 由 Hoffman 等<sup>[129]</sup>在检验方法中首先引入,标志着空间检验技术开端</li> </ul>
特征检验技术	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 识别降水目标,然后进行配对和对比,评估目标个体之间的属性差异;</li> <li>• 采用不同方法识别降水目标,如简单阈值<sup>[130]</sup>、圆柱卷积滤波<sup>[131]</sup>等</li> </ul>
尺度分离技术	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 采用空间滤波分解尺度,评估模式对不同尺度上降水结构的预报能力;</li> <li>• 因采用的滤波方法不同而有所差异,如 Casati 等<sup>[132]</sup>基于二维小波发展了强度-尺度检验技术,该方法已应用于 QPF 临近预报检验中<sup>[133]</sup></li> </ul>
邻域检验技术	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 对比检验考虑了邻近空间或时间范围内的预报和观测降水事件<sup>[134]</sup>;</li> <li>• 包含了降水固有的时空分布不确定性,尤其适合高分辨率模式的检验</li> </ul>

### 3.3 集合预报检验技术

集合预报检验技术来自于早期的概率预报检验方法,但随着集合预报的兴起和广泛应用,概率预报检验技术得到了新的发展<sup>[135]</sup>。与确定预报检验有所不同,评价集合预报系统的性能应从可靠性(reliability)、锐度(sharpness)、解析度(resolution)3个方面进行。目前主要的集合预报检验方法可归纳为 3 种类型:①用于检验集合分布是否来自于某个概率分布函数的方法,包括排序直方图<sup>[136]</sup>、连续排序概率评分(CRPS)及其相对技巧评分<sup>[137]</sup>、最小生成树(MST)<sup>[138]</sup>和边界框方法<sup>[139]</sup>。这里,排序直方图常用于评分集合预报的离散能力,而 CRPS 将检验信息总结成为单个数而受到业务应用的欢迎。②用于评估概率预报的概率密度函数的方法,如无知评分<sup>[140]</sup>、Wilson 概率评分<sup>[141]</sup>。该方法同时考虑了概率预报的锐度和准确性,即概率分布越平滑(增大预报的不确定性)会导致不可能得到较高的评分,而相对高锐度(预报不确定性较小)但同时准确度较低的

预报会受到更严重的惩罚。③事件概率预报检验方法,包括 Brier 评分<sup>[142]</sup>、可靠性曲线<sup>[143]</sup>、受试者工作特征曲线 ROC<sup>[144]</sup>、排列概率评分<sup>[145]</sup>等。其中 Brier 评分作为最常用的二元事件概率预报检验方法,得到不断发展;Murphy<sup>[146]</sup>将其分解为可靠性、分辨率和不确定性 3 项;Stephenson<sup>[147]</sup>指出需要额外的项使分解更加准确;Ferro 等<sup>[148]</sup>研究表明,应用 Brier 评分结果是必须考虑集合预报成员的数量。

## 4 定量降水预报中预报员的作用

早期 QPF 以主观预报为主,预报员发挥重要作用。Funk<sup>[149]</sup>在 1991 年总结了预报员在模式指导基础上进行 QPF 的主要预报分析技巧,包括天气型识别、水汽条件分析、低空急流和辐合分析、高空急流结构分析、低层相当位温和大气层结厚度分析等。应用这些主观预报经验,预报员对于强降水的预报能力得到了明显提高,较模式指导预报也呈现显著

的优势。

至21世纪初,Reynolds<sup>[150]</sup>在2003年计算了1993—2001年期间美国NCEP的HPC(Hydrometeorological Prediction Center, WPC的前身)预报员较NCEP全球AVN模式和区域ETA模式的QPF预报TS评分提高百分比,结果表明:20世纪90年代早期至中期,预报员预报提高率为30%,至90年代中后期下降至20%左右;结合预报评分趋势分析,预报员将数值模式的预报水平提升了14年左右。由此可见,预报员在数值模式基础上所体现的作用仍很重要<sup>[151]</sup>。但Reynolds<sup>[150]</sup>也同时指出,随着模式更新频率的加快,预报员越来越难以掌握模式预报的误差特征,因此,只依靠模式使用经验获得附加值变得更加困难,需要预报员进一步理解中小尺度暴雨的物理过程以及模式预报的优缺点。

至2014年,Novak等<sup>[152]</sup>再次对WPC的QPF预报进行了评估,结果表明:在过去20年,预报员对于25 mm/d(大雨)的1 d时效预报较北美中尺度模式和GFS全球模式提高了20%~40%的精度,而较ECMWF确定性模式则提高幅度相对较小(5%~10%);此外,预报员对极端降水事件(76 mm/d)预报在短期时段体现了更大的提高幅度;但需要关注的一个问题是,预报员相对于经过偏差订正和降尺度方法处理后的客观QPF预报未体现出优势,因此,需要进一步通过测试研究考虑预报员角色的转变。同样问题在中国国家气象中心的QPF业务中出现,2015年夏季,无论对于08:00还是20:00起报的1 d时效QPF,表现最好的集合最优百分位方法在TS评分上已接近或略微超过预报员,且其bias评分较预报员更接近于1。表明预报员与客观QPF方法相比,并没有表现出评分优势。

未来预报员在QPF中如何发挥作用,长期以来是一个有争议的问题,预报员未来所扮演的角色也具有很大的不确定性<sup>[153]</sup>。Mass<sup>[154]</sup>认为人类无法在大脑中直接积分大气运动原始方程,因此,很难改进全分辨率的数值模式预报(包括消除偏差);此外,预报员在中尺度集合预报的基础上订正概率预报也不现实,但同时Mass<sup>[154]</sup>也考虑到人类在物理图像处理上的优势,认为预报员可以在0~12 h时效发挥一定作用。Roebber等<sup>[7]</sup>认为尽管人类处理海量数据比较困难,但熟练的预报员适应了快捷地评估和解释预报信息,而目前的自动化系统还很难实现相同的功能;同时模式自身的预报缺陷、集合预报离

散度偏小还会存在相当长一段时间,客观后处理技术在业务中心应用仍不够深入,因此,在可见的将来,预报员在1~3 d预报时效还能够发挥作用。Homar等<sup>[155]</sup>设计实验使预报员可以直接参与短期集合预报的实时构建,结果表明,在强降水的概率预报上较业务模式有明显改善。Novak等<sup>[152]</sup>的调查研究表明,预报员未来工作的一个重要部分是如何将预报的不确定性信息传递给用户。Sills<sup>[156]</sup>指出现代预报员的主要作用在于维持对当前及未来大气演变的综合理解和掌握,而这需要通过基于广泛检验评估而对模式预报深入理解的能力和周密设计的人工智能对海量信息挖掘的辅助;预报员的工作应主要关注高影响天气事件(无论短期或长期)。Stuart等<sup>[157]</sup>提出若要维持预报员的关键作用,需要高质量的预报培训,帮助预报员理解新的物理概念模型,掌握最新的预报工具以及深刻理解数值模式的运行机制。可以确定的是,尽管目前预报员在整个QPF流程中还处于核心位置,但随着预报技术的发展,预报员能够为QPF添加附加值的空间将越来越小,其角色也将发生转变,将会逐渐从一个预报产品制作者向基于预报信息的传递和解释以帮助用户进行科学决策的角色转变<sup>[153]</sup>。

## 5 结论与展望

数值模式预报技术、统计后处理技术、检验评估技术和预报员主观订正构成了QPF技术体系的主要组成部分。本文对这4个部分的研究工作进行了归纳,主要进展总结如下:

1) 数值模式预报是QPF技术基础和核心。尽管降水是模式最难预报的变量之一,但通过持续不断的模式升级(包括提高分辨率、改进数据同化能力、完善数值技术和物理过程等),其对于降水的预报技巧不断得到提高。如ECMWF全球确定性模式在过去10年降水预报的可用时效相当于提高了1 d左右。随着计算机能力的提高和科学研究的深入,限制高分辨率模式发展的数据同化、物理过程描述以及应用评估等问题逐步得到解决,特别是对流尺度模式的发展将推动QPF的精细化水平更上一个台阶。发展集合预报是提高QPF水平的另一条重要途径,能够提供预报的不确定性信息和最有可能的预报结论,是制作PQPF的基础。将高分辨率与集合预报结合起来优势互补,能够帮助预报员对

中小尺度系统造成的降水进行精细预报,是未来短期 QPF 的主要发展方向。

2) 统计后处理技术是改善模式 QPF 的重要途径。QPF 订正与集成技术已不再是传统的 MOS 预报方法,而是通过数据挖掘技术,在检验评估的基础上消除模式系统误差,并将不同预报来源的结果进行优势集成,获得最优的预报结果。概率预报处理技术通过回归模型构建或者概率分布参数估计等方法,获得更加可靠及准确的 PQPF 预报。此外,再预报技术的发展,提高了强降水事件的样本量,有利于促进中雨以上量级降水的预报技巧提升,在未来统计后处理中将扮演重要角色。统计降尺度技术通过加入降水的气候、地形分布等信息,制作更高分辨率的产品以满足用户需求。

3) 检验评估技术是监控预报性能、理解模式误差以及改进模式预报的基础。除传统检验评分之外,新的评分方法发展起来以解决不同气候背景下降水预报评估、极端事件的预报评估、不同产品类型之间的评估对比等科学问题。为了反映精细化 QPF 的预报能力,场变形、特征识别、尺度分离和邻域分析 4 类基于降水空间结构分析的检验方法得到发展应用,避免了传统评分的“双惩罚”现象,反映了检验结果的物理意义。此外,随着集合预报的兴起和广泛应用,概率预报检验技术得到了新的发展,从可靠性、锐度和解析度等方面评价集合预报性能。

4) 随着数值模式的发展和统计处理方法的深入应用,预报员在最优预报基础上添加附加值的空间将越来越小。但在可预见的将来,预报员在整个 QPF 业务流程中仍将处于核心位置。基于对数值模式预报的深入理解和利用人工智能对海量信息挖掘,预报员能够在模式预报的薄弱环节发挥作用(如高影响天气事件的预报),通过预报信息的传递和解释以帮助用户进行科学决策的工作比例将会加大。

需要指出的是,QPF 技术发展还需对一些科学难点问题的深入认识和解决,包括如何利用现代化的观测手段改善数值模式对于大气水汽的同化和模拟<sup>[158-159]</sup>,如何提高暖季(或暖区)降水的预报能力<sup>[160]</sup>,如何改进复杂地形地区降水的预报能力<sup>[161]</sup>,这些对于山洪、泥石流等灾害预警尤为重要。

### 参考文献

- [1] Arnaud P, Bouvier C, Cisneros L, et al. Influence of rainfall spatial variability on flood prediction. *J Hydrol*, 2002, 260: 216-230.
- [2] Novak D R, Bailey C, Brill K F, et al. Precipitation and temperature forecast performance at the Weather Prediction Center. *Wea Forecasting*, 2014, 29: 489-504, doi: 10.1175/WAF-D-13-00066.1.
- [3] Golding B W. Quantitative precipitation forecasting in the UK. *J Hydrol*, 2000, 239: 286-305.
- [4] Ebert E E, Damrath U, Wergen W, et al. The WGNE assessment of short-term quantitative precipitation forecasts. *Bull Amer Meteor Soc*, 2003, 84: 481-492.
- [5] Sanders F. Trends in skill of Boston forecasts made at MIT, 1966-84. *Bull Amer Meteor Soc*, 1986, 67: 170-176.
- [6] Applequist S, Gahrs G E, Pfeffer R L, et al. Comparison of methodologies for probabilistic quantitative precipitation forecasting. *Wea Forecasting*, 2002, 17: 783-799.
- [7] Roebber P, Shultz D M, Colle B A, et al. Toward improved prediction: High-resolution and ensemble modeling systems in operations. *Wea Forecasting*, 2004, 19: 936-949.
- [8] Roads J O, Maisel T N. Evaluation of the National Meteorological Center's medium range forecast model precipitation forecasts. *Wea Forecasting*, 1991, 6: 123-132.
- [9] Olson D A, Junker N W, Korty B. Evaluation of 33 years of quantitative precipitation forecasting at the NMC. *Wea Forecasting*, 1995, 10: 498-511.
- [10] McBride J L, Ebert E E. Verification of quantitative precipitation forecasts from operational numerical weather prediction models over Australia. *Wea Forecasting*, 2000, 15: 103-121.
- [11] Damrath U, Doms G, Fruehwald D, et al. Operational quantitative precipitation forecasting at the German Weather Service. *J Hydrol*, 2000, 239: 260-285.
- [12] 王雨. 2004 年主汛期各数值预报模式定量降水预报评估. *应用气象学报*, 2006, 17(3): 316-324.
- [13] Forbes R, Haiden T, Magnusson L. Improvements in IFS Forecasts of Heavy Precipitation, ECMWF Newsletter No. 144, 2015: 21-26.
- [14] Forbes R, Tompkins A. An Improved Representation of Cloud and Precipitation. ECMWF Newsletter No. 129, 2011: 13-18.
- [15] Malardel S, Wedi N, Deconinck W, et al. A New Grid for the IFS. ECMWF Newsletter No. 146, 2016: 23-28.
- [16] 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. *应用气象学报*, 2016, 27(1): 1-15.
- [17] Kaufmann P, Schubiger F, Binder P. Precipitation forecasting by a mesoscale numerical weather prediction (NWP) model: Eight years of experience. *Hydrol Earth Syst Sci*, 2003, 7: 812-832.
- [18] Richard E, Cosma S, Benoit R, et al. Intercomparison of mesoscale meteorological models for precipitation forecasting. *Hydrol Earth Syst Sci*, 2003, 7: 799-811.
- [19] Uccellini L W, Kocin P J, Sienkiewicz J M. Advances in Forecasting Extratropical Cyclogenesis at the National Meteorological Center//The Life Cycles of Extratropical Cyclones. Amer Mete-

[1] Arnaud P, Bouvier C, Cisneros L, et al. Influence of rainfall spatial variability on flood prediction. *J Hydrol*, 2002, 260:

- or Soc, 1999, 317-336.
- [20] Mass C F, Ovens D, Westrick K, et al. Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts? The results of two years of real-time numerical weather prediction over the Pacific Northwest. *Bull Amer Meteor Soc*, 2002, 83: 407-430.
- [21] Roebber P J, Gehring M G. Real-time prediction of the lake breeze on the western shore of Lake Michigan. *Wea Forecasting*, 2000, 15: 298-312.
- [22] Nielsen-Gammon J W, Strack J. Model Resolution Dependence of Simulations of Extreme Rainfall Rates // Preprints, 10th PSU/NCAR Mesoscale Model Users Workshop. Boulder, CO, PSU/NCAR, 2000: 110-111.
- [23] Zhang F, Snyder C, Rotunno R. Mesoscale predictability of the "surprise" snowstorm of 24-25 January 2000. *Mon Wea Rev*, 2002, 130: 1617-1632.
- [24] Weygandt S S, Shapiro A, Droegemeier K K. Retrieval of model initial fields from single-Doppler observations of a supercell thunderstorm. Part II: Thermodynamic retrieval and numerical prediction. *Mon Wea Rev*, 2002, 130: 454-476.
- [25] Gallus W A, Segal M. Impact of improved initialization of mesoscale features on convective system rainfall in 10-km Eta simulations. *Wea Forecasting*, 2001, 16: 680-696.
- [26] Larson V E, Wood R, Field P R, et al. Systematic biases in the microphysics and thermodynamics of numerical models that ignore subgridscale variability. *J Atmos Sci*, 2001, 58: 1117-1128.
- [27] Lynn B H, Khain A P, Dudhia J, et al. Spectral (bin) microphysics coupled with a Mesoscale Model (MM5). Part I: Model description and first results. *Mon Wea Rev*, 2005, 133: 44-58.
- [28] Lynn B H, Khain A P, Dudhia J, et al. Spectral (bin) microphysics coupled with a mesoscale model (MM5). Part II: Simulation of a CaPe rain event with squall line. *Mon Wea Rev*, 2005, 133: 59-71.
- [29] Marshall C H, Crawford K C, Mitchell E, et al. The impact of land surface physics in the operational NCEP Eta Model on simulating the diurnal cycle: Evaluation and testing using Oklahoma Mesonet data. *Wea Forecasting*, 2003, 18: 748-768.
- [30] Colle B A, Mass C F. The 5-9 February 1996 flooding event over the Pacific Northwest: Sensitivity studies and evaluation of the MM5 precipitation forecasts. *Mon Wea Rev*, 2000, 128: 593-617.
- [31] Colle B A. Numerical simulations of the extratropical transition of Floyd (1999): Structural evolution and responsible mechanisms for the heavy rainfall over the northeast United States. *Mon Wea Rev*, 2003, 131: 2905-2926.
- [32] Clark P, Roberts N, Lean H, et al. Convection-permitting models: a step-change in rainfall forecasting. *Meteorol Appl*, 2016, 23(2): 165-181.
- [33] Lilly D K. Numerical prediction of thunderstorms-has its time come? *Q J R Meteorol Soc*, 1990, 116: 779-798.
- [34] Xue M, Wang D H, Gao J D, et al. The advanced regional prediction system (ARPS), storm-scale numerical weather prediction and data assimilation. *Meteorol Atmos Phys*, 2003, 82: 139-170.
- [35] Michalakes J, Chen S, Dudhia J, et al. "Development of a Next Generation Regional Weather Research and Forecast Model" in Developments in Teracomputing // Proceedings of the Ninth ECMWF Workshop on the Use of High Performance Computing in Meteorology. Singapore: World Scientific, 2001.
- [36] Tang Y, Lean H, Bornemann J. The benefits of the Met Office variable resolution NWP model for forecasting convection. *Meteorol Appl*, 2013, 20: 417-426.
- [37] Baldauf M, Seifert A, Förstner J, et al. Operational convective-scale numerical weather prediction with the COSMO model: Description and sensitivities. *Mon Wea Rev*, 2011, 139: 3887-3905.
- [38] Seity Y, Broseau P, Malardel S, et al. The AROME-France convective-scale operational model. *Mon Wea Rev*, 2011, 139: 976-991.
- [39] Saito K, Fujita T, Yamada Y, et al. The operational JMA nonhydrostatic mesoscale model. *Mon Wea Rev*, 2006, 134: 1266-1298.
- [40] Weisman M L, Davis C, Wang W, et al. Experiences with 0-36-h explicit convective forecasts with the WRF-ARW Model. *Wea Forecasting*, 2008, 23: 407-437.
- [41] Roberts N M. Assessing the spatial and temporal variation in the skill of precipitation forecasts from an NWP model. *Meteorol Appl*, 2008, 15: 163-169.
- [42] Gritmit E P, Mass C F. Initial results of a mesoscale short-range ensemble forecasting system over the Pacific Northwest. *Wea Forecasting*, 2002, 17: 192-205.
- [43] Tracton M S, Kalnay E. Operational ensemble prediction at the National Meteorological Center: Practical aspects. *Wea Forecasting*, 1993, 8: 379-400.
- [44] 赵琳娜, 刘莹, 党皓飞, 等. 集合数值预报在洪水预报中的应用进展. *应用气象学报*, 2014, 25(6): 641-653.
- [45] Palmer T N. The economic value of ensemble forecasts as a tool for risk assessment: From days to decades. *Q J R Meteorol Soc*, 2002, 128: 747-774.
- [46] Buizza R. The value of probabilistic prediction. *Atmos Sci Lett*, 2008, 9: 36-42.
- [47] Hoffman R N, Kalney E. Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting. *Tellus A*, 1983, 35A(2): 100-118.
- [48] Ebert E E. Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation. *Mon Wea Rev*, 2001, 129: 2461-2479.
- [49] Toth Z, Kalnay E. Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations. *Bull Amer Meteor Soc*, 1993, 74: 2317-2330.
- [50] 杜钧, 李俊. 集合预报方法在暴雨研究和预报中的应用. *气象*

- 科技进展, 2014, 4(5): 6-20.
- [51] Du J. Hybrid Ensemble Prediction System: A New Ensembling Approach. Symposium on the 50th Anniversary of Operational Numerical Weather Prediction, University of Maryland, College Park, Maryland, 2004.
- [52] Fang X Q, Kuo Y H. Improving ensemble-based quantitative precipitation forecast for topography-enhanced typhoon heavy rainfall over Taiwan with a modified probability-matching technique. *Mon Wea Rev*, 2013, 141: 3908-3932.
- [53] Palmer T N, Molteni F, Mureau R, et al. Ensemble Prediction // Proc of the ECMWF Seminar on Validation of Models over Europe, Vol. 1. 1992: 21-66.
- [54] Houtekamer P L, Lefavre L, Derome J, et al. A system simulation approach to ensemble prediction. *Mon Wea Rev*, 1996, 124: 1225-1242.
- [55] Bougeault P, and Coauthors. The THORPEX Interactive Grand Global Ensemble (TIGGE). *Bull Amer Meteor Soc*, 2010, 91: 1059-1072.
- [56] Su X, Yuan H, Zhu Y, et al. Evaluation of TIGGE ensemble predictions of Northern Hemisphere summer precipitation during 2008-2012. *J Geophys Res Atmos*, 2014, 119: 7292-7310.
- [57] Hamill T M. Verification of TIGGE multimodel and ECMWF reforecast-calibrated probabilistic precipitation forecasts over the contiguous United States. *Mon Wea Rev*, 2012, 140: 2232-2252.
- [58] Stensrud D J, Bao J W, Warner T T. Using initial condition and model physics perturbations in short-range ensemble simulations of mesoscale convective systems. *Mon Wea Rev*, 2000, 128: 2077-2107.
- [59] Du J, and Coauthors. The NOAA/NWS/NCEP Short Range Ensemble Forecast (SREF) System: Evaluation of an Initial Condition vs Multiple Model Physics Ensemble Approach // Preprints, 16th Conf on Numerical Weather Prediction, Seattle. Amer Meteor Soc, 2004.
- [60] Jones M S, Colle B A, Tongue J S. Evaluation of a mesoscale short-range ensemble forecast system over the northeast United States. *Wea Forecasting*, 2007, 22: 36-55.
- [61] Wandishin M S, Mullen S L, Stensrud D J, et al. Evaluation of a short-range multimodel ensemble system. *Mon Wea Rev*, 2001, 129: 729-747.
- [62] Eckel F A, Mass C F. Aspects of effective mesoscale, short-range ensemble forecasting. *Wea Forecasting*, 2005, 20: 328-350.
- [63] Jankov I, Gallus W A, Segal M, et al. The impact of different WRF model physical parameterizations and their interactions on warm season MCS rainfall. *Wea Forecasting*, 2005, 20: 1048-1060.
- [64] Clark A J, Gallus W A, Chen T C. Comparison of the diurnal precipitation cycle in convection-resolving and non-convection-resolving mesoscale models. *Mon Wea Rev*, 2007, 135: 3456-3473.
- [65] Fritsch J M, Carbone R E. Improving quantitative precipitation forecasts in the warm season: A USWRP research and development strategy. *Bull Amer Meteor Soc*, 2004, 85: 955-965.
- [66] Clark A J, Gallus W A, Xue M, et al. A comparison of precipitation forecast skill between small convection-allowing and large convection-parameterizing ensembles. *Wea Forecasting*, 2009, 24: 1121-1140.
- [67] Gebhardt C, Theis S, Krahe P, et al. Experimental ensemble forecasts of precipitation based on a convection-resolving model. *Atmos Sci Lett*, 2008, 9: 67-72.
- [68] Clark A J, Kain J S, Stensrud D J, et al. Probabilistic precipitation forecast skill as a function of ensemble size and spatial scale in a convection-allowing ensemble. *Mon Wea Rev*, 2011, 139: 1052-1081.
- [69] 王晨稀, 姚建群, 梁旭东. 上海区域降水集合预报系统的建立与运行结果的检验. *应用气象学报*, 2007, 18(2): 173-180.
- [70] 邓国, 龚建东, 邓莲堂, 等. 国家级区域集合预报系统研发和性能检验. *应用气象学报*, 2010, 21(5): 513-523.
- [71] Bouttier F, Vie B, Nuissier O, et al. Impact of stochastic physics in a convection-permitting ensemble. *Mon Wea Rev*, 2012, 140: 3706-3721.
- [72] Duc L, Saito K, Seko H. Spatial-temporal fractions verification for high-resolution ensemble forecasts. *Tellus A*, 2013, 65: 18171-18193.
- [73] Golding B W, Ballard S P, Mylne K, et al. Forecasting Capabilities for the London 2012 Olympics. *Bull Amer Meteor Soc*, 2014, 95: 883-896.
- [74] Caron J F. Mismatching perturbations at the lateral boundaries in limited-area ensemble forecasting: A case study. *Mon Wea Rev*, 2013, 141: 356-374.
- [75] Gebhardt C, Theis S E, Paulat M E, et al. Uncertainties in COSMO-DE precipitation forecasts introduced by model perturbations and variation of lateral boundaries. *Atmos Res*, 2011, 100: 168-177.
- [76] Leoncini G, Plant R S, Gray S L, et al. Ensemble forecasts of a flood-producing storm: Comparison of the influence of model-state perturbations and parameter modifications. *Q J R Meteorol Soc*, 2013, 139: 198-211.
- [77] Schwartz C S, Kain J S, Weiss S J, et al. Toward improved convection-allowing ensembles: Model physics sensitivities and optimizing probabilistic guidance with small ensemble membership. *Wea Forecasting*, 2010, 25: 263-280.
- [78] Ben Bouallègue Z, Theis S E. Spatial techniques applied to precipitation ensemble forecasts: From verification results to probabilistic products. *Meteorol Appl*, 2014, 21: 922-929.
- [79] Scheuerer M, Hamill T M. Statistical postprocessing of ensemble precipitation forecasts by fitting Censored, shifted gamma distributions. *Mon Wea Rev*, 2015, 143(11): 4578-4596.

- [80] Antolik M S. An overview of the National Weather Service's centralized statistical quantitative precipitation forecast. *J Hydrol*, 2000, 239:306-337.
- [81] Doswell C A. Flash flood forecasting: An ingredient-based methodology. *Wea Forecasting*, 1996, 11:560-581.
- [82] 张小玲, 陶诗言, 孙建华. 基于“配料”的暴雨预报. *大气科学*, 2010, 34(4):754-764.
- [83] Surcel M, Zawadzki I, Yau M K. On the filtering properties of ensemble averaging for storm-scale precipitation forecasts. *Mon Wea Rev*, 2014, 142:1093-1105.
- [84] Zhu Y J, Luo Y. Precipitation calibration based on the frequency-matching method. *Wea Forecasting*, 2015, 30(5):1109-1124.
- [85] Bentzien S, Friederichs P. Generating and calibrating probabilistic quantitative precipitation forecasts from the high-resolution NWP model COSMO-DE. *Wea Forecasting*, 2012, 27(4):988-1002.
- [86] Stensrud D J, Yussouf N. Reliable probabilistic quantitative precipitation forecasts from a short-range ensemble forecasting system. *Wea Forecasting*, 2007, 22(1):3-17.
- [87] Gahrs G E, Applequist S, Pfeffer R L, et al. Improved results for probabilistic quantitative precipitation forecasting. *Wea Forecasting*, 2003, 18(5):879-890.
- [88] Friederichs P, Hense A. A probabilistic forecast approach for daily precipitation totals. *Wea Forecasting*, 2008, 23(4):659-673.
- [89] Roulin E, Vannitsem S. Postprocessing of ensemble precipitation predictions with extended logistic regression based on hindcasts. *Mon Wea Rev*, 2012, 140(3):874-888.
- [90] Ben Bouallègue Z. Calibrated short-range ensemble precipitation forecasts using extended logistic regression with interaction terms. *Wea Forecasting*, 2013, 28(2):515-524.
- [91] Sloughter J M, Raftery A E, Gneiting T, et al. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging. *Mon Wea Rev*, 2007, 135:3209-3220.
- [92] Liu J, Xie Z. BMA probabilistic quantitative precipitation forecasting over the Huaihe basin using TIGGE multimodel ensemble forecasts. *Mon Wea Rev*, 2014, 142(4):1542-1555.
- [93] Zhu J, Kong F, Ran L, et al. Bayesian model averaging with stratified sampling for probabilistic quantitative precipitation forecasting in Northern China during summer 2010. *Mon Wea Rev*, 2015, 143(9):3628-3641.
- [94] Gneiting T, Raftery A E. Weather forecasting with ensemble methods. *Science*, 2005, 310:248-249.
- [95] Peel S, Wilson L J. Modeling the distribution of precipitation forecasts from the Canadian ensemble prediction system using kernel density estimation. *Wea Forecasting*, 2008, 23(4):575-595.
- [96] Yuan H, Gao X, Mullen S L, et al. Calibration of probabilistic quantitative precipitation forecasts with an artificial neural network. *Wea Forecasting*, 2007, 22(6):1287-1303.
- [97] Voisin N, Schaake J C, Lettenmaier D P. Calibration and downscaling methods for quantitative ensemble precipitation forecasts. *Wea Forecasting*, 2010, 25(6):1603-1627.
- [98] Fernández-Ferrero A, Sáenz J, Ibarra-Berastegi G. Comparison of the performance of different analog-based Bayesian probabilistic precipitation forecasts over Bilbao, Spain. *Mon Wea Rev*, 2010, 138(8):3107-3119.
- [99] Gagne D J, McGovern A, Xue M. Machine learning enhancement of storm-scale ensemble probabilistic quantitative precipitation forecasts. *Wea Forecasting*, 2014, 29(4):1024-1043.
- [100] Schaffer C J, Gallus W A, Segal M. Improving probabilistic ensemble forecasts of convection through the application of QPF-POP relationships. *Wea Forecasting*, 2011, 26:319-336.
- [101] Im J S, Brill K, Danaher E. Confidence interval estimation for quantitative precipitation forecasts (QPF) using Short-Range Ensemble Forecasts (SREF). *Wea Forecasting*, 2006, 21(1):24-41.
- [102] Hamill T M, Whitaker J S. Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs: Theory and application. *Mon Wea Rev*, 2006, 134(11):3209-3229.
- [103] Hamill T M, Whitaker J S, Mullen S L. Reforecasts: An important dataset for improving weather predictions. *Bull Amer Meteor Soc*, 2006, 87(1):33.
- [104] Hamill T M, Hagedorn R, Whitaker J S. Probabilistic forecast calibration using ECMWF and GFS ensemble reforecasts. Part II: Precipitation. *Mon Wea Rev*, 2008, 136:2620-2632.
- [105] Fundel F, Walser A, Liniger M A, et al. Calibrated precipitation forecasts for a limited-area ensemble forecast system using reforecasts. *Mon Wea Rev*, 2010, 138(1):176-189.
- [106] 宗志平, 代刊, 蒋星. 定量降水预报技术研究进展. *气象科技进展*, 2012, 2(5):29-35.
- [107] Pavlik D, Söhl D, Pluntke T, et al. Dynamic downscaling of global climate projections for Eastern Europe with a horizontal resolution of 7 km. *Environmental Earth Sciences*, 2012, 65(5):1475-1482.
- [108] Clark M, Gangopadhyay S, Hay L, et al. The Schaake shuffle: A method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields. *J Hydrol*, 2004, 5(1):243-262.
- [109] Schaake J, Henkel A, Cong S. Application of PRISM Climatologies for Hydrologic Modeling and Forecasting in the Western US//Preprints, 18th Conf on Hydrology, 2004.
- [110] Zawadzki I. Statistical properties of precipitation patterns. *J Appl Meteorol*, 1973, 12:459-472.
- [111] Stanski H R, Wilson L J, Burrows W R. Survey of Common Verification Methods in Meteorology. World Weather Watch Tech Rept No. 8, WMO/TD No. 358, Geneva: WMO, 1989.
- [112] Wilks D S. Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. An Introduction. San Diego: Academic Press, 2006.

- [113] Jolliffe I T, Stephenson D B. Forecast Verification // A Practitioner's Guide in Atmospheric Science. Wiley and Sons Ltd, 2003.
- [114] Nurmi P. Recommendations on the Verification of Local Weather Forecasts. ECMWF Tech Memo, 2003.
- [115] Bougeault P. WGNE Survey of Verification Methods for Numerical Prediction of Weather Elements and Severe Weather Events. CAS/JSC WGNE Report No. 18, 2002.
- [116] Wilson C. Review of Current Methods and Tools for Verification of Numerical Forecasts of Precipitation. COST717 Working Group Report on Approaches to Verification, 2001.
- [117] Rossa A, Nurmi P, Ebert E. Overview of Methods for the Verification of Quantitative Precipitation Forecasts // Michaelides S. Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction. Springer, Dordrecht, 2008.
- [118] Ebert E E, Gallus W A. Toward better understanding of the contiguous rain area (CRA) method for spatial forecast verification. *Wea Forecasting*, 2009, 24(5): 1401-1415.
- [119] Rodwell M J, Haiden T, Richardson D S. Developments in precipitation verification. *ECMWF Newsl*, 2011, 128: 12-16.
- [120] Rodwell M J, Richardson D S, Hewson T D, et al. A new equitable score suitable for verifying precipitation in numerical weather prediction. *Q J R Meteorol Soc*, 2010, 136: 1344-1363.
- [121] 陈法敬, 陈静. "SEEPS"降水预报检验评分方法在我国降水预报中的应用试验. *气象科技进展*, 2015, 5(5): 6-13.
- [122] Stephenson D B, Casati B, Ferro C A T, et al. The extreme dependency score: A non-vanishing measure for forecasts of rare events. *Meteorol Appl*, 2008, 15: 41-50.
- [123] Hogan R, O'Connor E J, Illingworth A J. Verification of cloud-fraction forecasts. *Q J R Meteorol Soc*, 2009, 135: 1494-1511.
- [124] Ferro C A T, Stephenson D B. Extremal dependence indice: Improved verification measures for deterministic forecasts of rare binary events. *Wea Forecasting*, 2011, 26: 699-713.
- [125] North R, Trueman M, Mittermaier M, et al. An assessment of the SEEPS and SEDI metrics for the verification of 6 h forecast precipitation accumulations. *Meteorol Appl*, 2013, 20: 164-175.
- [126] Mason S J, Weigel A P. A generic forecast verification framework for administrative purposes. *Mon Wea Rev*, 2009, 137: 331-349.
- [127] Weigel A P, Mason S J. The generalized discrimination score for ensemble forecasts. *Mon Wea Rev*, 2011, 139: 3069-3074.
- [128] Gilleland E, Ahijevych D, Brown B G, et al. Intercomparison of spatial forecast verification methods. *Wea Forecasting*, 2009, 24: 1416-1430.
- [129] Hoffman R N, Liu Z, Louis J F, et al. Distortion representation of forecast errors. *Mon Wea Rev*, 1995, 123: 2758-2770.
- [130] Ebert E E, McBride J L. Verification of precipitation in weather systems; Determination of systematic errors. *J Hydrol*, 2000, 239: 179-202.
- [131] Davis C, Brown B, Bullock R. Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: Methodology and application to mesoscale rain areas. *Mon Wea Rev*, 2006, 134: 1772-1784.
- [132] Casati B, Ross G, Stephenson D B. A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts. *Meteorol Appl*, 2004, 11: 141-154.
- [133] 孔荣, 王建捷, 梁丰, 等. 尺度分解技术在定量降水临近预报检验中的应用. *应用气象学报*, 2010, 21(5): 535-544.
- [134] Ebert E E. Fuzzy verification of high resolution gridded forecasts; A review and proposed framework. *Meteorol Appl*, 2008, 15: 53-66.
- [135] Zhu Y, Toth Z. Ensemble Based Probabilistic Forecast Verification. 19th Conference on Probability and Statistics, 2008.
- [136] Hamill T M. Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts. *Mon Wea Rev*, 2001, 129: 550-560.
- [137] Hersbach H. Decomposition of the continuous rank probability score for ensemble prediction systems. *Wea Forecasting*, 2000, 15: 559-570.
- [138] Wilks D S. The minimum spanning tree (MST) histogram as a verification tool for multidimensional ensemble forecasts. *Mon Wea Rev*, 2004, 132: 1329-1340.
- [139] Weisheimer A, Smith L A, Judd K. A new view of forecast skill: Bounding boxes from the DEMETER ensemble seasonal forecasts. *Tellus*, 2004, 57(3): 265-279.
- [140] Roulston M S, Smith L A. Evaluating probabilistic forecasts using information theory. *Mon Wea Rev*, 2002, 130: 1653-1660.
- [141] Wilson L J, Burrows W R, Lanzinger A. A strategy for verification of weather element forecasts from an ensemble prediction system. *Mon Wea Rev*, 1999, 127: 956-970.
- [142] Brier G W. Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Mon Wea Rev*, 1950, 78: 1-3.
- [143] Brocker J, Smith L A. Increasing the reliability of reliability diagrams. *Wea Forecasting*, 2007, 22(3): 651-661.
- [144] Swets J A, Pickett R M. Evaluation of Diagnostic Systems: Methods from Signal Detection Theory. New York: Academic Press, 1982.
- [145] Epstein E S. A scoring system for probability forecasts of ranked categories. *J Applied Meteorology*, 1969, 8: 985-987.
- [146] Murphy A H. A new vector partition of the probability score. *J Applied Meteorology*, 1973, 12: 595-600.
- [147] Stephenson D B. Definition, Diagnosis, and Origin of Extreme Weather and Climate Events // Climate Extremes and Society. New York: Cambridge University Press, 2008.
- [148] Ferro C A T, Richardson D S, Weigel A P. On the effect of ensemble size on the discrete and continuous ranked probability scores. *Meteorol Appl*, 2008, 15: 19-24.
- [149] Funk T W. Forecasting techniques utilized by the forecast branch of the national meteorological center during a major convective rainfall event. *Wea Forecasting*, 1991, 6(4): 548-564.

- [150] Reynolds D. Value-added quantitative precipitation forecasts; How valuable is the forecaster? *Bull Amer Meteor Soc*, 2003, 84: 876-878.
- [151] Doswell C A III, Brooks H E. Budgetcutting and the value of weather services. *Wea Forecasting*, 1998, 13: 206-212.
- [152] Novak D R, Bright D R, Brennan M J. Operational forecaster uncertainty needs and future roles. *Wea Forecasting*, 2008, 23: 1069-1084.
- [153] Stuart N A, and Coauthors. The future role of the human in an increasingly automated forecast process. *Bull Amer Meteor Soc*, 2006, 87: 1497-1502.
- [154] Mass C F. IFPS and the future of the National Weather Service. *Wea Forecasting*, 2003, 18: 75-79.
- [155] Homar V, Stensrud D J, Levit J J, et al. Value of human-generated perturbations in short-range ensemble forecasts of severe weather. *Wea Forecasting*, 2006, 21: 347-363.
- [156] Sills D M L. On the MSC forecasters forums and the future role of the human forecaster. *Bull Amer Meteor Soc*, 2009, 90: 619-627.
- [157] Stuart N A, Schultz D M, Klein G. Maintaining the role of humans in the forecast process. *Bull Amer Meteor Soc*, 2007, 88: 1893-1898.
- [158] Fujita T, Stensrud D J, Dowell D C. Using precipitation observations in a mesoscale short-range ensemble analysis and forecasting system. *Wea Forecasting*, 2008, 23: 357-372.
- [159] Marcus S, Kim J, Chin T, et al. Influence of GPS precipitable water vapor retrievals on quantitative precipitation forecasting in Southern California. *J Appl Meteor Climatol*, 2007, 46: 1828-1839.
- [160] Fritsch J M, Carbone R. Improving quantitative precipitation forecasts in the warm season: A USWRP research and development strategy. *Bull Amer Meteor Soc*, 2004, 85: 955-965.
- [161] Richard E, Buzzi A, Zängl G. Quantitative precipitation forecasting in the Alps: The advances achieved by the Mesoscale Alpine Programme. *Q J R Meteorol Soc*, 2007, 133: 831-846.

## Advances in Techniques of Quantitative Precipitation Forecast

Bi Baogui Dai Kan Wang Yi Fu Jiaolan Cao Yong Liu Couhua

(National Meteorological Center, Beijing 100081)

### Abstract

The quantitative precipitation forecast (QPF) is a core operation of weather forecast. Modern technological processes of the QPF include numerical weather forecast, verification and evaluation, objective calibration and integration, forecaster's subjective modification and gridding post-processing. Domestic and international research work covering these five aspects are investigated and summarized, to provide reference for development of the quantitative precipitation forecast.

In the aspect of numerical weather forecast, the forecast skill of the operational global model for precipitation has been improving continuously (a gain of about 1 forecast day per decade), and developments of the high resolution model (especially the convection-permitting model) contribute to describing characteristics of the convective precipitation, while the ensemble models provide uncertainty information and the most possible outcome of the forecast. These two techniques are the main way to improve the fine level and accuracy of QPF, and improvement of short-term precipitation forecast by developing operational high-resolution model ensembles is the international tendency. Objective calibration and integration as well as gridding post-processing make up the statistical post-processing technique of the QPF, which now reach a level that applies multiple approaches of data mining to extract and integrate more useful information from massive data, and the emergence of reforecast dataset will further promote the development of statistical post-processing. In terms of verification and evaluation, to solve new problems in assessing the fine level and accuracy of the QPF, a variety of new verification approaches are developed and applied, such as the new score for verifying the precipitation forecast of different climate backgrounds, extremes and multiple types, spatial verification methods for avoiding dual punishments of traditional methods, as well as the probability verification methods for verifying the stability, sharpness, and resolution of the probability forecast. In the aspect of forecaster's subjective modification, although the value added to model and post-processing methods become more and more limited, forecasters still play a core role, gradually changing to help users make decision. The development of QPF techniques still face challenges of solving scientific problems such as the observation of atmosphere moisture and data assimilation methods, as well as heavy rain forecast in warm section and complex topography.

**Key words:** quantitative precipitation forecast; numerical weather model; statistical post-processing; verification and evaluation; forecaster's role