



赖巧珍, 张维, 陈佳东. 2026. 基于深度残差网络模型的持续性极端强降水延伸期概率预报 [J]. 大气科学, 50(4): 1103–1116. LAI Qiaozhen, ZHANG Wei, CHEN Jiadong. 2026. Enhanced Extended-Range Probabilistic Forecasting of Persistent Extreme Precipitation using a Deep Residual Network [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 50(4): 1103–1116. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2507.25028

基于深度残差网络模型的持续性极端强降水 延伸期概率预报

赖巧珍^{1, 2, 3} 张维^{2, 3, 4} 陈佳东⁵

1 福建省龙岩市气象局, 龙岩 364000

2 福建省灾害天气重点实验室, 福州 350001

3 中国气象局灾害重点实验室, 福州 350001

4 福建省气候中心, 福州 350001

5 福建省莆田市气象局, 莆田 351100

摘要 基于欧洲中期天气预报中心 (ECMWF)、中国气象局 (CMA)、英国气象局 (UKMO) 和美国国家环境预报中心 (NCEP) 四个模式的次季节至季节 (S2S) 数据集以及 1997~2022 年 4~9 月的地面观测降水数据, 本研究定制化设计的深度残差网络 (ResNet) 模型, 开展持续性极端降水 (PEP) 的延伸期概率预报。将定制化 ResNet 模型的确定性预报和概率预报结果与其他四种算法 (单一模式集合平均、多模式集合平均、主成分回归和贝叶斯多模式集合平均) 进行了对比。结果表明, 定制化 ResNet 模型在概率预报方面优于其他算法。ResNet 模型的性能提升得益于空间相关系数的提高, 这源于其能够深度挖掘 ECMWF S2S 数据中 PEP 特征及 ResNet 网络结构的优化。因此, 定制化 ResNet 模型的 Brier 技巧评分 (BSS) 正技巧可延伸至 30 天, 这对于中国东部地区持续性极端降水的延伸期概率预报具有重要意义。

关键词 持续性极端强降水 延伸期预报 概率预报 ResNet 模型

文章编号 1006-9895(2026)04-1103-14

中图分类号 P45

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2507.25028

Enhanced Extended-Range Probabilistic Forecasting of Persistent Extreme Precipitation using a Deep Residual Network

LAI Qiaozhen^{1, 2, 3}, ZHANG Wei^{2, 3, 4}, and CHEN Jiadong⁵

1 Longyan Meteorological Bureau, Fujian Province, Longyan 364000

2 Fujian Key Laboratory of Severe Weather, Fuzhou 350001

3 Key Laboratory of Straits Severe Weather, China Meteorological Administration, Fuzhou 350001

4 Fujian Climate Center, Fuzhou 350001

5 Putian Meteorological Bureau, Fujian Province, Putian 351100

Abstract Based on subseasonal-to-seasonal (S2S) datasets obtained from four models (ECMWF, CMA, UKMO, and NCEP) and ground-observed precipitation data for April–September 1997–2022, an improved deep residual network (ResNet) model was developed for the extended-range probabilistic forecasting of persistent extreme precipitation (PEP).

收稿日期 2025-02-08; 网络预出版日期 2026-01-14

作者简介 赖巧珍, 女, 硕士, 正研级高工, 主要从事极端降水预报与机理分析研究。E-mail: qz0000@163.com

通讯作者 张维, 男, 硕士, 正研级高工, 主要从事延伸期天气预报与服务研究。E-mail: si_su@163.com

资助项目 福建省科技厅 2025 年度气象领域定向项目 2025Y0063

Funded by Fujian Provincial Meteorological Field Directed Projects for 2025 (Grant 2025Y0063)

The deterministic and probabilistic forecasts of the improved ResNet model were compared with those of five other methods (single-model ensemble, multi-model ensemble, principal component regression, and Bayesian model averaging). Results demonstrated that the improved ResNet model outperformed other methods in probabilistic forecasting. The enhanced performance of the ResNet model is attributed to the improvement in spatial correlation coefficients, which stems from its ability to deeply extract PEP features from the ECMWF S2S data and the optimization of the ResNet structure. As a result, the improved ResNet model achieves a positive Brier skill score for forecast lead times up to 30 d, highlighting its considerable potential for extended-range probabilistic forecasting of PEP in eastern China.

Keywords Persistent extreme precipitation, extend-range forecast, Probabilistic forecast, ResNet model

1 引言

持续性极端强降水因影响范围广、持续时间长,是造成洪涝灾害的最主要因素之一,例如1998年(孙建华和赵思雄,2003)和2020年(陈涛等,2020)长江流域特大洪灾。在全球变暖的背景下,中国极端降水事件的频次呈现上升趋势,持续性极端强降水天气同样表现出这一特征。如果能够提前10~30 d对持续性极端强降水做出有效预报(延伸期预报),对防灾减灾有着重要意义(Legg and Mylne, 2004)。Vitart et al. (2017)研究表明,影响范围大、持续时间长的持续性极端事件具有一定的延伸期可预报性。

为了提升延伸期预报(10~30 d)能力,世界气象研究计划(WWRP)和世界气候研究计划(WCRP)在2013年联合发起了次季节到季节(S2S)研究计划。该计划自2015年起,提供11个天气预报模式1~60 d预报产品,包括历史回报数据和实时预报数据,即S2S数据集(Vitart et al., 2017)。然而,受限于大气系统的混沌特征及数值模式和初值的不确定性(Thompson, 1957; Lorenz, 1963, 1969; Smagorinsky, 1969),延伸期预报在长时间积分后,模式不确定性问题凸显严重,难以准确模拟真实大气状态。为了解决模式不确定性问题,满足业务需求,发展集合概率预报已成为当前国内外延伸期预报业务的核心趋势(Carrol and Maloney, 2004; 杜钧和陈静, 2010; 智协飞等, 2014a; Ben Bouallègue and Theis, 2014; 王婧卓等, 2021; 赵琳娜等, 2022; 刘志丽等, 2023)。给出天气变量的概率预报及其量化的相关天气风险,能够有效区分预报对象的可预报性和提供不同行业的防御代价/损失比(Zhu et al., 2002; 刘长征等, 2013),比确定性预报具有更大的经济价值,并广泛应用于电力、航

空、气象导航、天气风险金融等(杜钧和邓国, 2010; 智协飞等, 2014b; 梁丹青, 2017)。

在天气预报领域,概率预报方法主要包括单模式集合、多模式集合、贝叶斯多模式集合平均(Bayesian model averaging, 简称BMA)等。BMA方法要求预报变量服从正态分布,从而可以通过概率密度函数采样描述集合预报的不确定性。对于降水等非正态分布变量,则需要通过数学转换(如对数变换)后应用该方法(Sloughter et al., 2007, 2010),但可能会弱化极端值预报技巧。由于BMA能够有效降低预报不确定性并提高概率预报技巧,被广泛应用于集合概率预报(赵琳娜等, 2011; 刘建国等, 2013; 彭婷, 2013),其预报技巧显著优于简单的集合平均。但BMA方法目前主要应用于TIGGE(THORPEX Interactive Grand Global Ensemble)等中短期集合预报系统(张宇彤等, 2016; Ji et al., 2019; 祁海霞等, 2020),在10~30 d极端强降水延伸期概率预报的应用仍处于空白。

目前,国内外已开展对于持续性极端强降水延伸期预报方法的研究,主要围绕两类方法,传统统计后处理技术和人工智能概率预报。Gollin et al. (2018)基于ECMWF的S2S资料,采用主成分回归方法对2015~2016年巴拉圭盛夏强降水过程进行延伸期概率预报。结果表明,该方法在3周预报时效内技巧评分优于扩展逻辑回归(Wilks, 2009)和异方差扩展逻辑回归(Messner et al., 2014)。然而,该研究仅对单一区域个例,其普适性尚未经多区域极端事件验证。且主成分回归法无法充分利用集合预报的多成员优势,仅能提供特定事件的概率,难以生成全事件概率密度函数及量化具体预报不确定性。近些年人工智能(AI)技术的飞速发展,为延伸期预报提供了新的技术路径。Peng et al. (2020)利用人工神经网络和NGBoost模型(结

合了梯度提升树和自然梯度下降的概率预测模型)进行 2 m 气温延伸期概率预报,提升了预报技巧,但 NGBoost (Natural Gradient Boosting) 模型在持续性极端强降水概率预报中面临挑战。延伸期极端降水常受次季节尺度信号 [如 MJO (Madden Julian Oscillation)、海温异常] 调制,而 NGBoost 模型缺乏对大气低频振荡 (ISO) 传播机制的显式建模能力。此外,NGBoost 模型未设计针对极端事件的损失函数,影响预报技巧。深度学习作为 AI 的重要分支,通过构建多层神经网络深度挖掘数据中的非线性关系和空间特征 (LeCun et al., 2015; 孙志远等, 2016; 张荣等, 2018), 在短临降水预报中已展现优势。然而,其在持续性极端降水的延伸期概率预报中的应用仍处于探索阶段。

本文选取中国东部为研究区域,利用欧洲中期天气预报中心 (ECMWF)、中国气象局 (CMA)、英国气象局 (UKMO) 和美国国家环境预报中心 (NCEP) 的四套 S2S 数据集和研究区域内地面逐日降水观测数据,基于深度学习模型,开展持续性强降水事件的延伸期概率预报研究。评估单一模式集合 (ECMWF)、多模式集合 (MME)、主成分分析法 (PCR)、贝叶斯多模式集合平均 (BMA) 和本研究定制化设计的深度残差网络 (ResNet) 模型的概率预报技巧,探讨定制化 ResNet 模型在中国东部持续性极端强降水事件延伸期预报中的应用潜力。

2 数据和指标定义

2.1 数据

本文基于 S2S 计划提供的 1997~2022 年 4~9 月四个气象预报中心的降水预报资料开展历史回报试验和模式训练,包含 CMA (China Meteorological Administration)、ECMWF (European Centre for Medium~Range Weather Forecasts)、UKMO (United Kingdom Meteorological Office) 和 NCEP (United States National Center for Environmental Prediction) 的 15~60 d 的降水预报。由于 MME 和 BMA 算法同时需要上述 4 套资料,为了解决各家模式的起报时间不一致的问题,采用时间滞后集合的方法统一预报时效。为了扩充训练样本并提升机器学习模型的性能,我们同时使用了实时预报与历史回算 (Hindcast) 两类数据集。数据来源于 ECMWF 的预报系统,该系统采用了一

种 “On the fly” 模式生成回算数据。具体来说,系统在为某一天 (如: 2022 年 4 月 1 日) 生成实时预报的同时,也会对过去 20 年间所有对应的历史日期 (如: 2021 年 4 月 1 日、2020 年 4 月 1 日.....) 进行重新预报,从而构成庞大的回算样本库。因此实时预报时间范围为 2006~2021 年 4~9 月,回算时间范围为 1997~2021 年 4~9 月。

本文选用全国 2288 个地面气象观测站的逐日降水数据作为观测资料。为统一观测和模式分辨率问题,利用自然邻域插值法 (natural neighbor interpolation method) 将观测降水资料插值到 $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ 网格。

2.2 持续性极端强降水 (PEP) 指标

持续性极端强降水 (PEP) 一般指持续性时间长且影响范围广的降水事件,参考 Nairn et al. (2009) 对热浪指数的处理方法,在每天和每个格点上通过判定该指标是否大于一定阈值来确定该格点在这一天是否出现持续性极端强降水过程。每个格点的阈值由 1991~2020 年 4~10 月逐日 PEP 的 90 百分位确定 (图 1a)。由于做了 9 点空间平滑,PEP 指标所代表的区域是该格点周围 9 个点所在区域。时间滑动和空间滑动滤去了中小尺度和天气尺度的信号,能代表大尺度且持续长的持续性事件,具有延伸期预报意义 (Vitart et al., 2017)。

根据 PEP 指标,在每个格点找出满足阈值的持续性极端强降水日期,并将相邻日期认为是同一持续性极端强降水事件。图 1b 给出了每个格点所有持续性极端强降水事件的平均持续日数,从图 1b 中可以看出,在我国的华南和长江流域等降水多发区,其强降水事件的持续性日数都在 4 d 以上,说明本文的持续性极端强降水指标满足持续性要求。

为进一步论证本文持续性极端强降水事件定义的可靠性,将研究结果与林爱兰等人 (2020) 的进行比较。林爱兰等人 (2020) 对持续性极端强降水事件定义分别考虑了强降水的站点数,重合度以及持续天数等指标,得出 1961~2017 年中国华南、长江、黄淮和华北四个区域的持续性极端强降水事件。由于本文中的持续性极端强降水事件是基于格点,为了比较,首先将 PEP 指标进行 4 个区域平均,得到区域性持续性极端强降水指标,并取区域降水的第 90 个百分位值作为阈值,分别为 12.0 mm、13.6 mm、12.5 mm 和 8.0 mm。依据此阈值分别挑选出中国华南、长江、黄淮和华北四个区

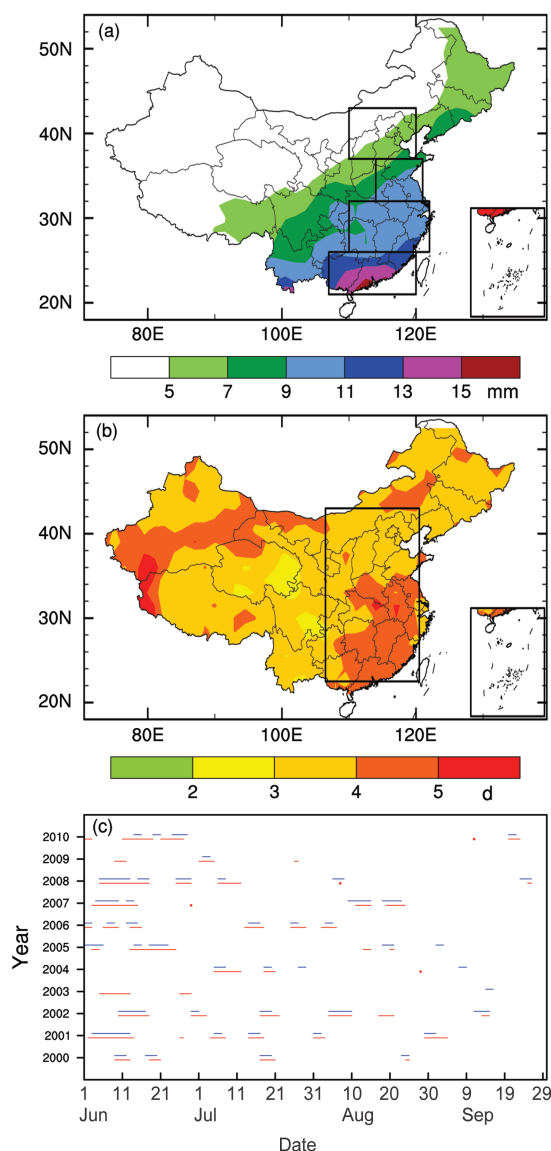


图1 1991~2020年4~10月持续性极端强降水(PEP)(a)指标阈值(填色,单位:mm)和(b)平均持续日数(填色,单位:d)的空间分布以及2000~2010年本研究(蓝色)、林爱兰等(2020)(红色)筛选的长江流域PEP事件出现日期对比。(a)中黑色框自下而上分别代表华南、长江、黄淮和华北四个区域;(b)中黑色框标色本文研究的区域。

Fig. 1 Spatial distributions of (a) thresholds and (b) average duration days of PEP (Persistent Extreme heavy Precipitation) from April to October during 1991–2020. (c) Occurrence dates of PEP in the Yangtze River basin during 2000–2010 from this study (blue) and Lin et al. [(2020), red]. Black boxes in (a) from bottom to top represent the four regions: South China, Yangtze River basin, Huanghuai region, and North China, respectively; black boxes in (b) mark the study regions in this paper.

域持续性极端强降水事件。图1c给出了本文(红色线)和林爱兰等人(蓝色线)筛选的长江流域

2000~2010年续性极端强降水出现日期,二者的重叠度(同时出现的日数与二者日数总和的占比,82%)非常高,说明本文持续性极端强降水指标的定义是合理的。

3 深度残差网络(ResNet)模型及其对比模型

3.1 ResNet

卷积神经网络(CNN)是图像识别中最常用的一种深度学习模型。深度残差网络(deep residual network, 简称 ResNet)可以认为是一种更高阶的CNN。在 ResNet 中有如下两个亮点:一是提出残差结构(Residual Structure)从而能够构建超以往的深度网络(可突破1000层);二是全面使用批量归一化(Batch Normalization)来加速训练,并减少了对Dropout(防止神经网络过拟合的正则化技术)的依赖(He et al., 2016)。ResNet的提出是CNN发展史上的一座重要里程碑。

与常见残差结构不同的是,我们舍去了位于卷积层后的归一化层,这样就能够得到一个场的预报数据。图2展示了我们用于实验的模型结构。输入是十一通道数据,维度为 $11 \times 18 \times 19$ (通道 $\times$ 宽 $\times$ 高),经过第一层的单卷积模块和 n 层残差模块后,由最后一层卷积模块输出,获得订正后的预报数据,维度为 $1 \times 18 \times 19$ (通道 $\times$ 宽 $\times$ 高)。网络中数据维度始终保持为 $32 \times 18 \times 19$,不涉及其他复杂转换。我们的实验共有30个预报时效,对每个预报时效通过不同残差模块数目实验来确定最佳模块数,最终得到30个模型。

残差网络的基本组成单元是残差单元即残差块,残差块一般由加权运算(卷积层、批处理归一化层)和非线性激活函数 Relu 共同构成。卷积核大小为 3×3 ,卷积步长设为1。ResNet模型训练过程中,损失函数设为交叉熵损失函数,梯度下降优化器使用 Adam (Adaptive Moment Estimation, 自适应矩估计),学习率设置为0.001, Batch_Size 为512。

为了训练模型,我们使用1997~2010年4~9月ECMWF的S2S预报数据集(包括回报数据和实时预报数据),共4713个样本作为模型输入,与之对应的实况数据作为标签。为了让模型输入获得最佳预报效果,对预报数据集进行两种预处理。

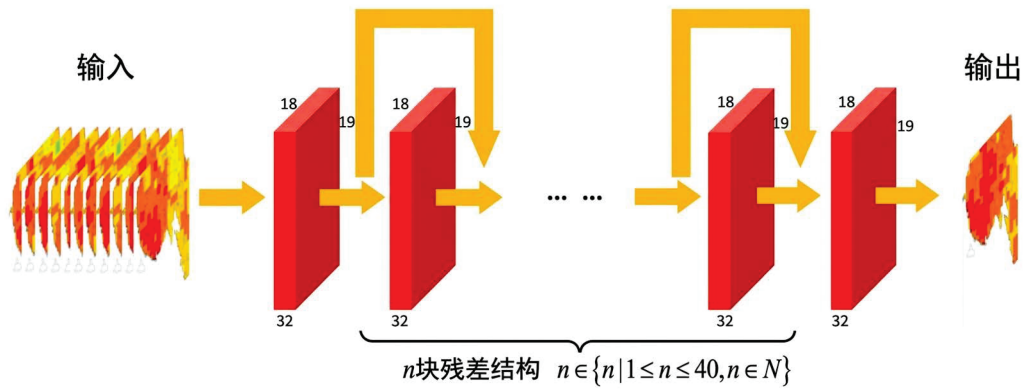


图2 深度学习模型结构。图中 n 为残差层数, N 为设定的最大值。

Fig. 2 Structure of the deep learning model. In the figure, n denotes the number of residual layers, and N denotes the set maximum value.

首先, 前人研究表明, 模式集合平均虽然在量级上会趋于平滑, 但是能更好把握空间分布, 因此我们首先进行了 ECMWF 单模式集合平均的预处理。其次, 为了能更好的捕捉持续性极端降水事件, 我们还对预报数据进行了 5 d 时间平均和 9 点空间平滑的预处理。为了避免网络发生过拟合, 在训练过程中我们设置了“早停”, 即当训练集上的损失值 (loss) 小于某个阈值时停止继续训练。图 3 分别给出了预报时效为第 5、10、15 和 20 天的模型损失函数随迭代次数 (epoch) 的变化曲线。从图中可以看出, 模型在训练 75 次左右, 基本趋于收敛。在“早停”的帮助下, 提前完成训练, 因此不同预报时效的变化曲线均出现断崖式下坠。不论是训练集 (图 3 蓝色线条) 还是测试集的损失函数 (图 3 黄色线条), 他们在训练过程中均收敛, 说明模型数据集合理, 模型训练过程中不存在过拟合和梯度爆炸等问题, 也就是说训练模型效果较好。

3.2 多模式集合概率预报算法 (MME)

利用 CMA、ECMWF、NCEP 和 UKMO 四个中心全球集合预报系统 24 h 预报时效的日降水预报结果开展多模式集合概率预报。持续性极端强降水的多模式概率预报可以通过判断各中心集合预报成员的持续性极端强降水指标大于阈值的比重得出。基于各中心的持续性极端强降水阈值, 延伸期预报时效内每一天都可以计算出预报的 PEP 事件多模式集合概率预报结果。

3.3 主成分回归分析概率预报算法 (PCA)

本算法选取特定时间段的集合预报模式产品及对应观测数据作为训练样本。首先, 对集合预报各成员和观测数据分别进行主成分分析, 提取其主要

低频模态; 随后, 利用最小二乘法建立预报模态和观测模态之间的线性回归关系; 最后, 基于该回归关系计算各成员的持续性极端强降水指标, 并根据所有成员指标超过阈值比例, 得到持续性极端强降水的发送概率。鉴于历史回报结果显示 ECMWF 的预报性能优于其他模式, 本文 PCA 分析仅采用 ECMWF 集合预报系统 (EC-EPS) 的 50 个集合预报成员和 1 个控制成员的降水产品。

3.4 贝叶斯多模式集合平均 (BMA) 概率预报算法

BMA (Sloughter et al., 2007; Song et al., 2018) 是基于贝叶斯理论框架发展而来的集合概率预报方法。该方法能够有效减小预报的不确定性, 提高概率预报技巧, 因此在国内外集合概率预报中的应用日益广泛。针对集合平均处理时极端降水信号容易被削弱的问题, 本研究进一步采用了分层贝叶斯模型 (智协飞等, 2015)。其具体做法是: 首先, 根据训练期内各集合成员降水预报的方差, 将预报数据划分为若干个区间 (例如 (0, 10]、(10, 25]、(25, 50]、(50, 100]、...)。随后, 分别对落在不同方差区间的降水预报数据, 应用前述的逻辑回归模型和 BMA 模型进行训练。然后, 利用分层训练得到的权重系数, 对集合预报降水进行订正。最终, 将各层订正后的结果整合在一起。这种方法在实现对降水预报进行订正的同时, 能够有效地保留极端降水信息。

4 持续性极端降水概率预报评价指标

为了能更加客观、准确评估本文提出的 5 种客观算法对于持续性极端降水的预报能力, 采用确定

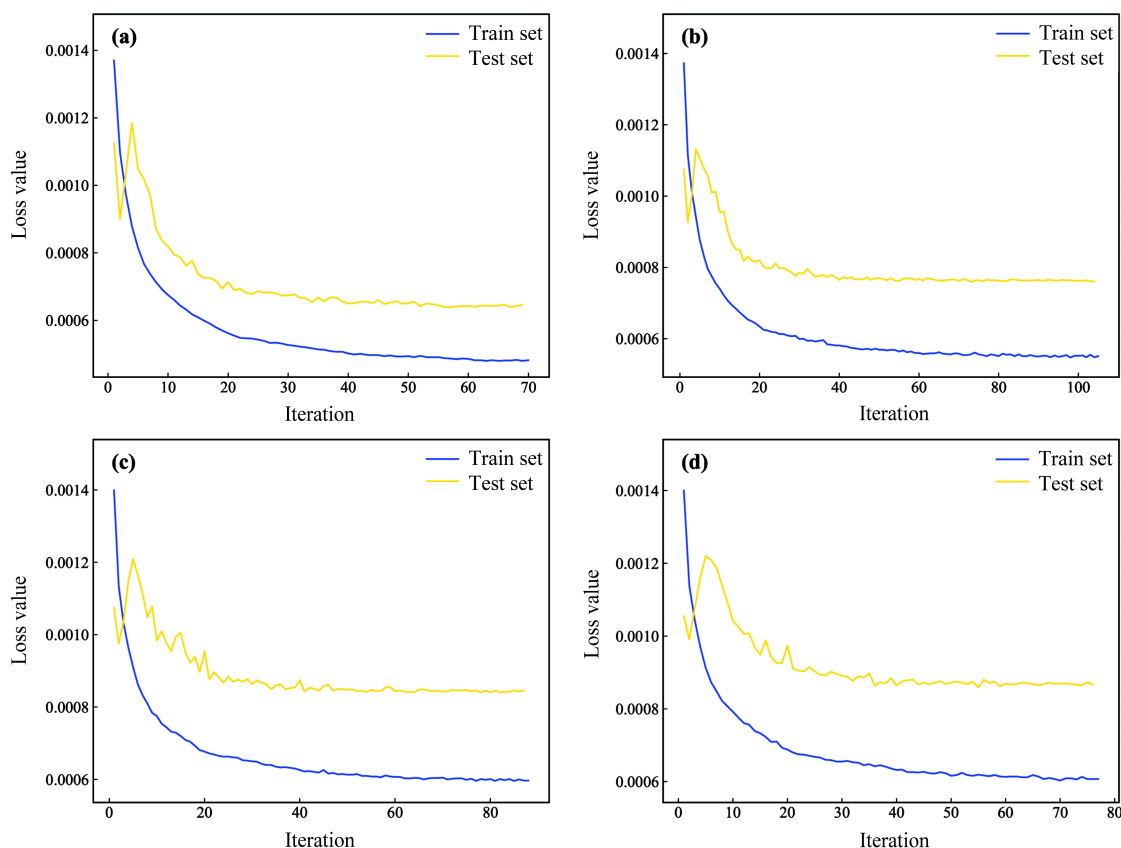


图3 深度残差网络模型预报时效为第(a)5、(b)10、(c)15和(d)20天损失值(无量纲)随迭代次数(Epoch)的变化曲线。蓝色线条为训练集,黄色线条为测试集。

Fig. 3 Curves of loss function varying with epochs for the ResNet. (a), (b), (c), and (d) represent models with forecast lead times of the 5th, 10th, 15th, and 20th days, respectively. The blue lines denote the training set, and the yellow lines denote the test set.

性预报检验指标[命中率、虚警率、漏报率、技巧评分(ETS)、空间相关系数(ACC)]和概率预报检验指标[均方概率误差、Brier评分(BS)、Brier技巧评分(BSS)、可靠性图表]检验其性能。

BSS的计算公式:

$$BSS = \frac{BS - BS_{\text{ref}}}{0 - BS_{\text{ref}}} = 1 - \frac{BS}{BS_{\text{ref}}}, \quad (1)$$

其中,公式(1)中 BS_{ref} 是BS的参考概率预报,通常用实况出现的气候概率评分表示,具体计算步骤:

$$p_c = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m I_o(i), \quad (2)$$

$$BS_{\text{ref}} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \{p_c - I_o(j)\}^2. \quad (3)$$

BSS主要是为了评估对于某一事件的BS评分相对参考预报 BS_{ref} 的预报技巧,当BS小于参考

预报的 BS_{ref} 时,BSS小于零,为负技巧,反之为正技巧。当 $BS=0$ 时技巧达到最高值1。

在计算中考虑到 BS_{ref} 随不同格点和不同月份有所区别,因此将不同格点和不同月份划分为不同的样本集,在这些样本中分别求出 BS_{ref} 以及BSS,然后再根据不同样本集所占百分比求加权平均(Hamill and Juras, 2006)。

为了进行公平比较,ResNet模型和其他4种算法的历史回报试验样本为2011~2020年的447个起报时次的预报产品。由于强降水主要集中在我国中东部区域(图1b黑色框),因此本研究仅针对该区域进行检验评估。

5 模型比较与检验评估

5.1 确定性预报检验

由于本研究重点关注持续性极端强降水事件,图4给出针对持续性极端强降水指标的二分类评估

结果, 包括命中率 (POD)、漏报率 (PON)、虚警率 (FAR) 和公平威胁评分 (ETS)。从图 4a 命中率来看, ResNet 模型远高于其他算法, 由低到高依次是单模式集合平均 (ECMWF)、多模式集合平均 (MME)、贝叶斯多模式集合平均 (BMA)、主成分回归分析 (PCR)。ResNet 模型在前 8 天的预报命中率都超过 60%, 在更长的预报时效下, 大部分也能维持在 40%~50%。这表明深度学习在延伸期时段对持续性极端降水事件的捕捉能力具有优势。值得注意的是, ResNet 模型在第 14、15、16、18、20、22、23、27、28 天模型训练效果表现优异, 因此评分也在这些时效点出现较大波动。尽管总体上各方法的命中率都是随预报时效延长而下降, 但 ResNet 模型的下降幅度相对较小。更高的命中率通常对应更低的漏报率

(图 4b)。如图 4b 所示, ResNet 模型的漏报率表现同样最优。然而, 较高的命中率往往伴随着较高的虚警率。从图 4c 可以看出, ResNet 的虚警率高于 ECMWF、MME 和 BMA, 但差距并不显著 (最大不会超过 5%)。其虚警率较高的预报时效, 恰好对应命中率表现优异的时效。综合命中率和虚警率可以看出, ResNet 通过适度增加虚警率 (幅度小), 换取命中率的大幅提升。ETS 是综合考虑命中率、漏报率和虚警率三个要素的综合评价指标。从图 4d 结果显示, ResNet、ECMWF、MME 三个模型的 ETS 评分在整体水平上较为接近。但在更长的预报时效 (第 15~30 天) 上, ResNet 模型仍然优于其他模型。进一步证明, 深度学习在延伸期时段的持续性极端降水预报具有相对优势。

为了进一步考察 ResNet 的 ETS 预报技巧来源,

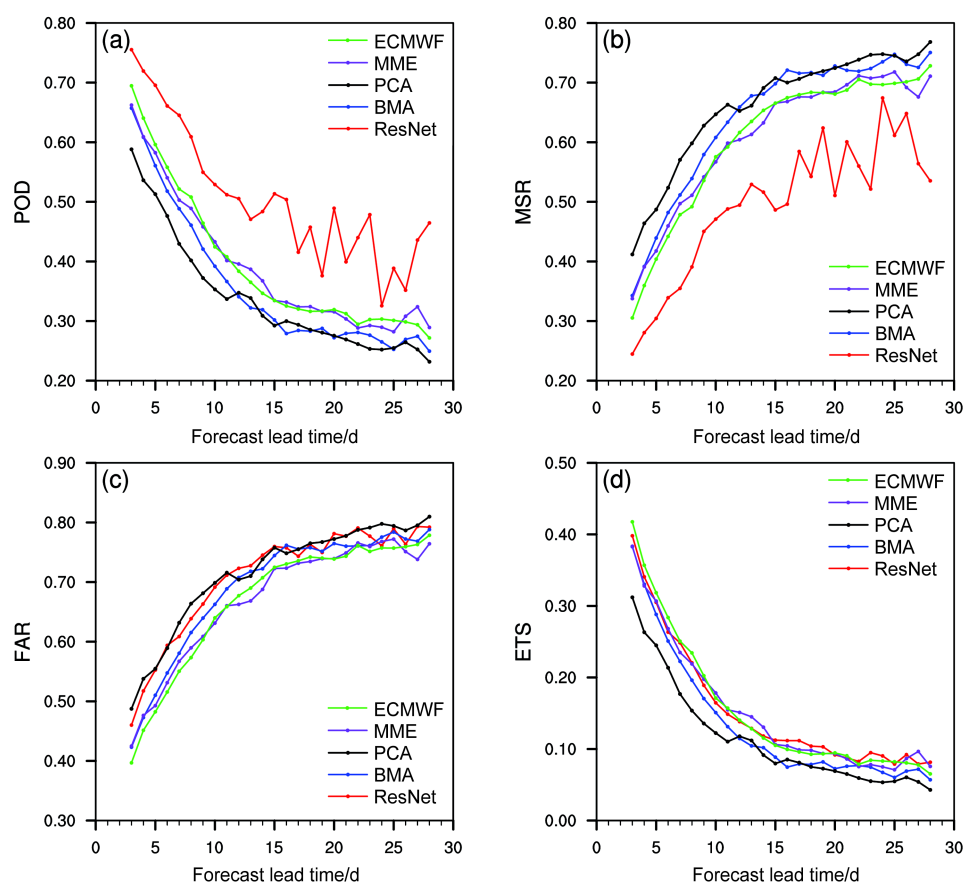


图 4 欧洲中期天气预报中心单模式集合平均 (ECMWF)、多模式集合 (MME)、主成分回归分析 (PCA)、贝叶斯多模式集合平均 (BMA) 概率预报算法和深度残差网络 (ResNet) 模型对于 PEP 的确定性预报检验: (a) 命中率 (POD); (b) 虚警率 (MSR); (c) 漏报率 (FAR); (d) 公平威胁评分 (ETS)。

Fig. 4 Deterministic forecast verification of PEP by ECMWF Single-Model Ensemble Mean (ECMWF), Multi-Model Ensemble (MME), Principal Component Regression (PCA), Bayesian Model Averaging (BMA), and Deep residual network (ResNet) forecasting algorithms: (a) POD (probability of detection); (b) MSR (miss rate); (c) FAR (false alarm rate); (d) ETS (equitable threat score).

图 5 给出了 5 种算法的空间相关系数 (ACC) 评分。从图中可以看出, ResNet 模型在空间分布上表现最优, 其次是 ECMWF 单模式集合平均。通过比较图 5 和图 4d 第 16、17、18、19、23、24、26 天的预报可以发现, ResNet 的 ACC 表现优异的预报时效与 ETS 表现优异的预报时效完全一致, 因此我们可以认为 ResNet 的 ETS 预报技巧主要是来源它预报的降水空间分布更加接近实况。由于 ResNet 模型是在 ECMWF 集合预报产品的基础上做的订正, 也就是说 ResNet 对 ECMWF 原始预报的空间分布做了调整。这项定制化设计主要取决于我们设计的 ResNet 模型与原始的 ResNet 模型不同: 原始的 ResNet 模型在 n 层卷积后加入了全链接层, 仅能针对某一个点做多分类的概率预报; 而我们设计的 ResNet 模型去掉了最后的全链接层, 直接拿最后一个卷积层作为模型的输出, 因此我们定制的 ResNet 模型能更好的把握空间分布特征。

5.2 概率预报检验

对上述 5 种算法得到的持续性极端强降水概率预报开展 BS 评分检验, 检验对象为 2011~2020 年共 447 个起报时次的中国东部降水预报。单模式的概率和多模式的概率是通过计算所有成员中对某一事件发生所占的百分比得到, 这是在假定各个成员地位是均等的前提下得到; BMA 的概率预报是通过满足形状参数 α 和尺度参数 β 的伽马分布计算

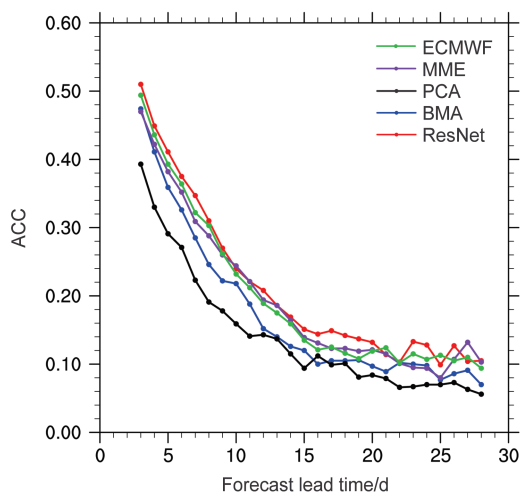


图 5 ECMWF、MME、PCA、BMA 和 ResNet 不同算法预报的 PEP 与观测降水的空间相关系数 (ACC) 随预报时效变化。

Fig. 5 Spatial anomaly correlation coefficient (ACC) between the predicted precipitation (PEP) and observed precipitation as a function of forecast lead time for different algorithms: ECMWF, MME, PCA, BMA, and ResNet.

得到; 而 ResNet 则是模型最后通过归一化指数函数 (softmax 函数) 可以得到持续性极端降水的概率预报 (图 6)。从图 6 中可以看出, 尽管 BMA 算法在确定性预报的表现性能较差, 但是概率预报性能优越, 概率评分都显著高于 PCA、MME 和 ECMWF 单模型集合三种算法。主要原因是 BMA 通过多模式的伽马分布拟合出最终的伽马分布, 降水分布是一个连续概率密度函数, 符合实际的降水分布情况, 而多模式的分布则是等权的不连续的分布。值得注意的是基于深度残差网络模型 ResNet 的概率预报性能卓越, 评分显著高于其他所有算法, 尤其是在延伸期时段 (10~30 d)。与 ETS 评分类似, ResNet 在延伸期时段的 BS 评分也存在起伏, 其表现优越的技巧同样也是由于 ResNet 对空间预报技巧高所得到的。

根据 Weisheimer and Palmer (2014) 对季节性预报的研究, 可靠性是决定一个预报好坏的最重要方面。对域内每一点的回报都集中在一起, 以便提供可靠的估计。将预报概率分为 12 组: 0.0、0.05、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9 和 1.0, 对于每一组。可靠性图的比较只选取 BS 较高的 ResNet 和 BMA 模型。图 7a-d 的曲线可以看出, 在所有预报时效上 ResNet 和 BMA 的实况出现概率都高于预报的概率, 存在空报现象。ResNet 的空报频率比 BMA 的要低得多, 尤其是在第 15 天

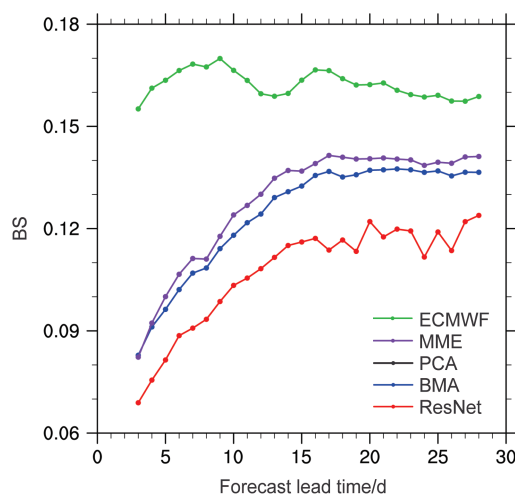


图 6 ECMWF、MME、PCA、BMA 和 ResNet 不同预报算法对于 PEP 的 BS 评分 (Brier Score) 随预报时效变化。

Fig. 6 Variation of Brier Score (BS) for predicted precipitation (PEP) with forecast lead time for different forecasting algorithms: ECMWF, MME, PCA, BMA, and ResNet.

和第 20 天的预报 (图 7b、c), ResNet 几乎处在可靠性图标的对角线上, 属于完美预报, 这是 ResNet 模型的 BS 评分优于其他算法的原因之一。在第 10 天和第 20 天预报中, 预报概率为 0.8 的样本中出现几乎相同数值的观测频率, 因此在这个概率预报上 ResNet 也有非常优异的表现, 都几乎处在对角线上。也就是说 ResNet 大概率预报出有 PEP 的时候, 实况也大概率的出现 PEP, 这是 ResNet 的 BS 评分优异的另外一个原因。总体而言, ResNet 的可靠性曲线比 BMA 更贴近完美曲线, 有着最优的可靠性。

图 7 的柱状图表示每组概率的分布频率, 代表了概率预测的锐度, 这是概率验证的另一个重要方面。由于持续性事件属于小概率事件, 好的锐度表现为 L 型。ResNet 模型同样表现优异, 预报概率小于 30% 的比重占到总预报总数的 60%, 而 BMA 只有 40% 左右。但是 ResNet 的锐度预报也存在一些问题, 例如, 约有五分之一的概率预报数值为 50%, 这对于使用对象来说不是很友好, 用户很难根据这种预报做出决定。这与深度学习样本不平衡有关系, 持续性极端强降水属于小概率事件, 模型标签中强降水样本与非强降水样本比例失衡严重。

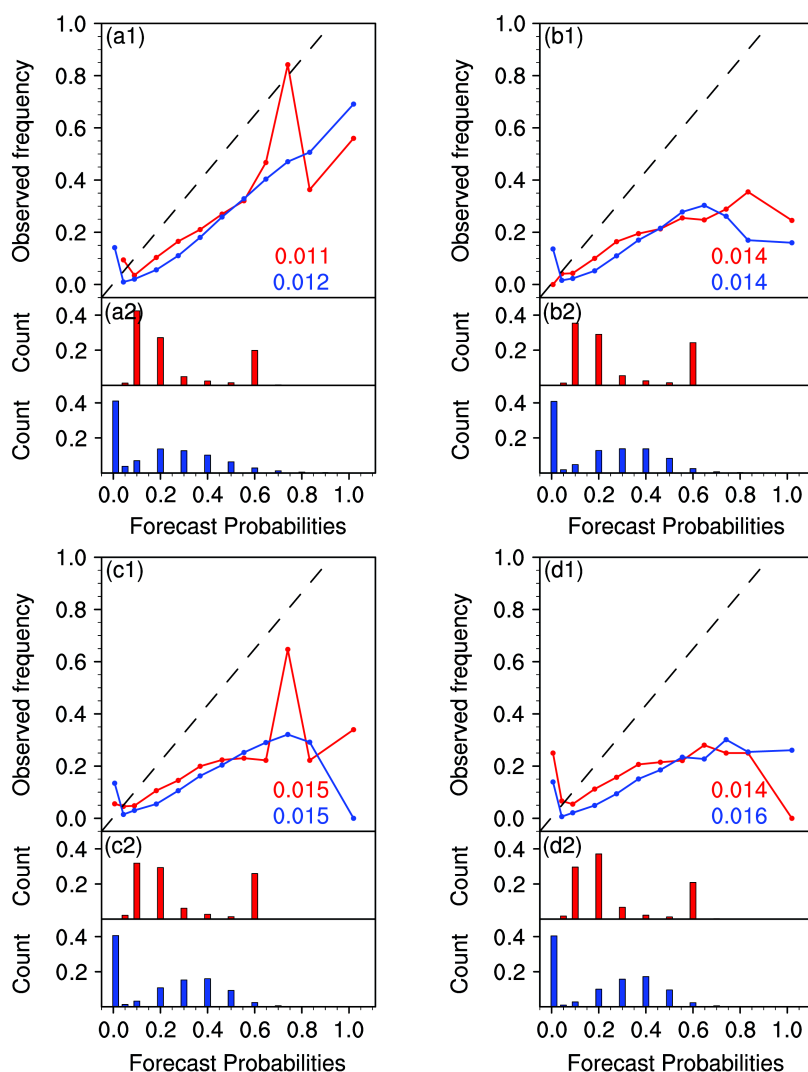


图 7 ResNet (红色) 和 BMA (蓝色) 模型在第 (a1、a2) 10、(b1、b2) 15、(c1、c2) 20 和 (d1、d2) 25 天对于 PEP 事件预报的 (a1–d1) 可靠性 (可靠性是预测和观察到的持续性极端事件预报概率之间的对应关系) 比较以及 (a2–d2) 每组概率的分布频率 (柱状图)。
Fig. 7 Comparison of (a1–d1) reliability (the correspondence between forecasted and observed probabilities of persistent extreme precipitation events) and (a2–d2) distribution frequency of each probability bin (histogram) for PEP event forecasts at (a1, a2) day 10, (b1, b2) day 15, (c1, c2) day 20, and (d1, d2) day 25 by the ResNet (red) and BMA (blue) models.

这种失衡导致样本比例梯度更新偏向多数类，从而出现训练不稳定。图 7a2、b2、c2 和 d2 右下角数字代表图 7a1、b1、c1 和 d1 的预报曲线与虚线围成的权重面积，权重系数为每张图下半部分的柱状图，是一个综合可靠性指标，数值越小代表可靠性越好，总体来说 ResNet 可靠性略优于 BMA。

进一步通过 BSS 评估 ResNet、BMA、MME 算法相对于气候态的预报技巧。图 8 给出了不同预报时效下三个算法 BSS 评分空间分布，从图中可以看出，目前国际上常用的 MME 多模式预报技巧在中国东部地区只有 10 d，在南方区域可达 20 d。而本研究定制化设计的 ResNet 模型显著改进技巧，在中国东部地区的预报技巧可达 20 d，在南方区域可达 30 d。ResNet 模型算法较 MME 算法的概率预报技巧延长了 10 d，这对于持续性极端降水的预报有着较好的指示意义。

5.3 ResNet 模型对两次持续性极端强降水事件的预报效果

图 9 给出了 2024 年 6 月 6~25 日的逐日雨量和概率预报信息。从逐日雨量看到，6 月 10 日开始，华南区域较大范围出现了暴雨，且强降水持续至 19 日。根据林爱兰等人（2020）定义的 PEP 指标，华南地区出现持续性极端强降水事件的出现日期为 2024 年 6 月 13~18 日。本研究定义的 PEP 指标（表 1），此次事件时段为 6 月 10~19 日，与实况更一致。ResNet 模型对此次事件的概率预报结果显示，其提前 14 天以上成功预报出了此次事件，准确把握了降水期起止事件和转折特征。PEP 大概率预报落区也与实况强降水落区也较为一致，只有对于 11 日强降水落区出现预报偏差。此外，针对此阶段预报，表现不足的是对 13~14 日的强降水出现漏报。总体而言，ResNet 模型对华南区域和长江流域的两次 PEP 事件都有较好的概率预报能力，且提前量较充足，对政府防灾减灾有

着重要意义。

针对我国经济发达的长江区域，ResNet 模型仍有较好表现。图 10 给出了 2019 年 6 月 12 日至 7 月 1 日该区域的逐日雨量（填色）。结果显示，6 月 21 日开始暴雨范围逐渐扩大，持续至 24 日。ResNet 模型的 PEP 概率预报结果（图 10 等值线）很好的捕捉了此次过程，预报落区与实况也较为一致；但在 25 日以后实况强降水趋于减弱，ResNet 模型在 26~28 日表现出较大范围空报，即对事件结束预报偏迟。总体而言，ResNet 模型提前 18 天预报出了此次长江流域 PEP 事件，提供较好的延伸期预报参考信息。

6 讨论与结论

6.1 讨论

ResNet 是一种更高阶的 CNN，能够搭建超深的网络结构，因此能够深度挖掘原始输入数据信息。本文中，我们的输入数据使用的是 ECMWF 的集合平均，且做了空间和时间平滑。集合平均能够更好把握降水的空间分布，时空平滑则率去了天气尺度的信号，最大限度保留了次季节信号。平滑的 ECMWF 带来最大的问题则是量级显著偏小，而深度学习模型最大的特点就是映射，因此在一定程度上能够有效解决量级偏小的问题。此外，我们还对 ResNet 模型做了定制化设计，舍去了位于卷积层后的归一化层和全连接层，这样做可以使得输出是一个二维场，模型可以对通过调整空间输出来获得更好的结果，从而有着更好的相关系数。

6.2 结论

本文采用定制化深度残差网络（ResNet）模型，开展中国东部区域持续性极端强降水概率预报试验。基于四个气象中心的集合预报产品，系统对比了定制 ResNet 模型、ECMWF 单模式集合平均、多模式集合平均（MME）、主成分回归分析（PCA）

表 1 2024 年 6 月 6~25 日持续性极端强降水指数（加粗代表指数超过阈值）

Table 1 Persistent extreme heavy precipitation indices from June 6 to 25, 2024 (bold indicates that the index exceeds the threshold)

日期	指数	日期	指数	日期	指数	日期	指数
6月6日	11.99	6月11日	13.18	6月16日	25.08	6月21日	6.11
6月7日	12.98	6月12日	12.24	6月17日	25.75	6月22日	4.13
6月8日	10.41	6月13日	16.84	6月18日	19.25	6月23日	7.66
6月9日	11.49	6月14日	20.55	6月19日	14.24	6月24日	9.31
6月10日	12.31	6月15日	24.12	6月20日	9.36	6月25日	9.87

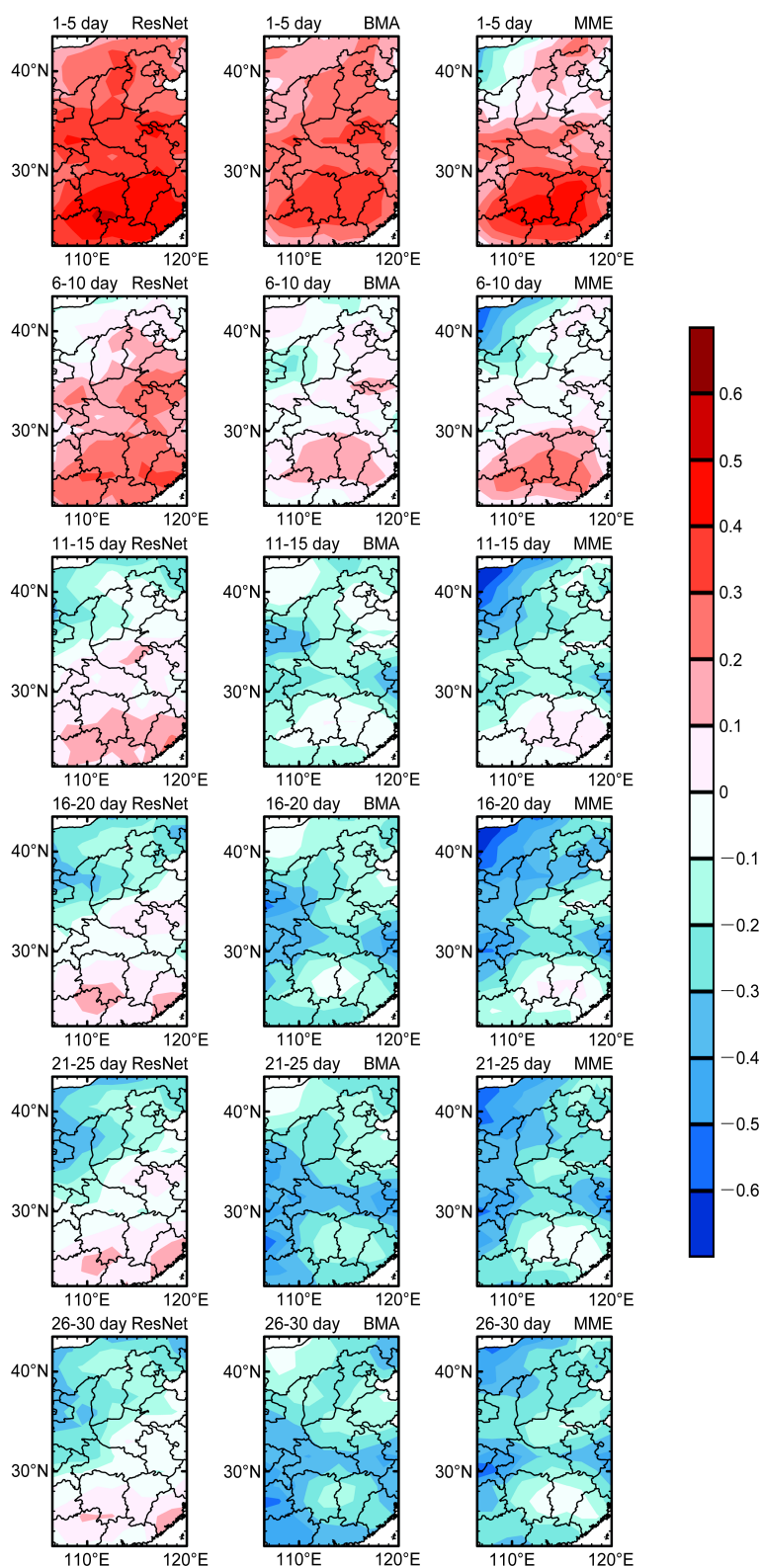


图 8 ResNet (左列)、BMA (中间列) 和 MME (右列) 在不同预报时效相对于气候态预报的 BSS 评分的空间分布: 第 1~5 天 (第一行); 第 6~10 天 (第二行); 第 11~15 天 (第三行); 第 16~20 天 (第四行); 第 21~25 天 (第五行); 第 26~30 天 (第六行)。

Fig. 8 Spatial distribution of Brier Skill Score (BSS) relative to climatological forecasts for ResNet (left column), BMA (middle column), and MME (right column) at different forecast lead times: days 1–5 (first row); days 6–10 (second row); days 11–15 (third row); days 16–20 (fourth row); days 21–25 (fifth row); days 26–30 (sixth row).

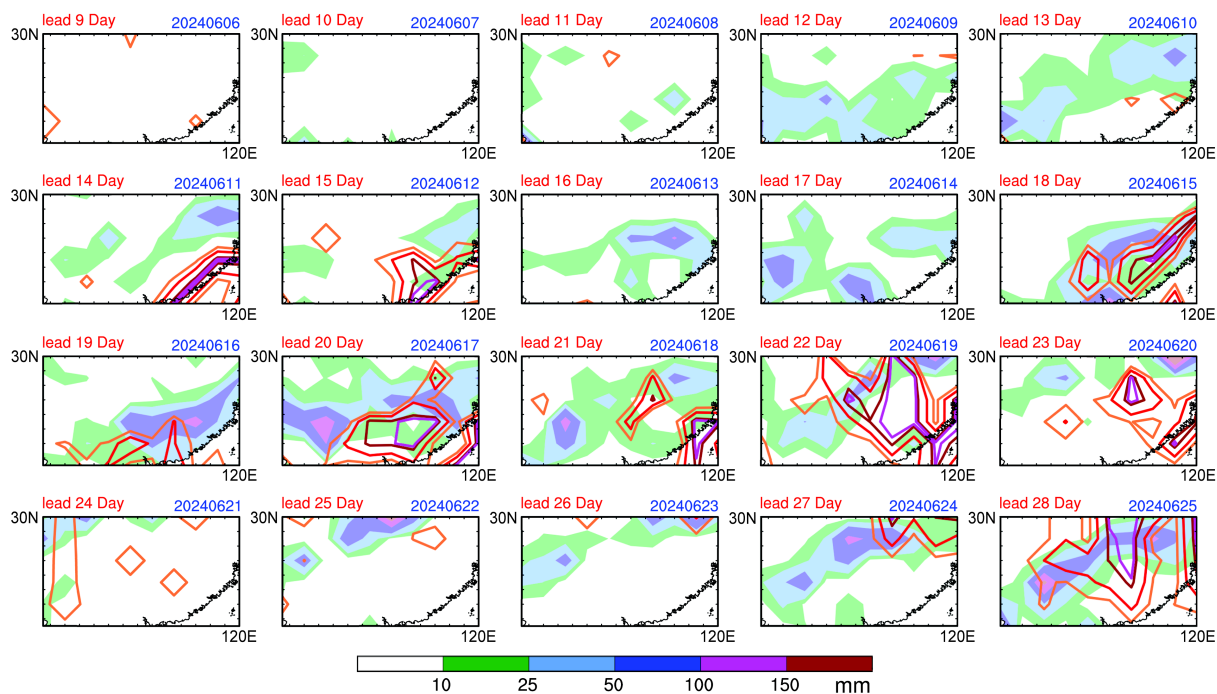


图9 2024年6月6~25日华南区域逐日降水实况(填色,单位:mm)及其对应的基于Resnet模型的PEP概率预报(等值线;橙色为55%,红色为70%,深红为90%,紫色为95%)的空间分布。ResNet起报时间为2019年6月3日,每张小图右上角为预报日期,左上角为预报日期相对于起报日期的提前天数。

Fig. 9 Spatial distribution of daily observed precipitation (shadings, units: mm) over South China from June 6 to 25, 2024, and corresponding PEP probability forecasts (lines; orange for 55%, red for %, dark red for %, purple for 95%) based on the ResNet model. The ResNet model initiation time is June 3, 2019. The top right corner of each subgraph indicates the forecast date, and the top left corner indicates the lead days of the forecast date relative to the initiation time.

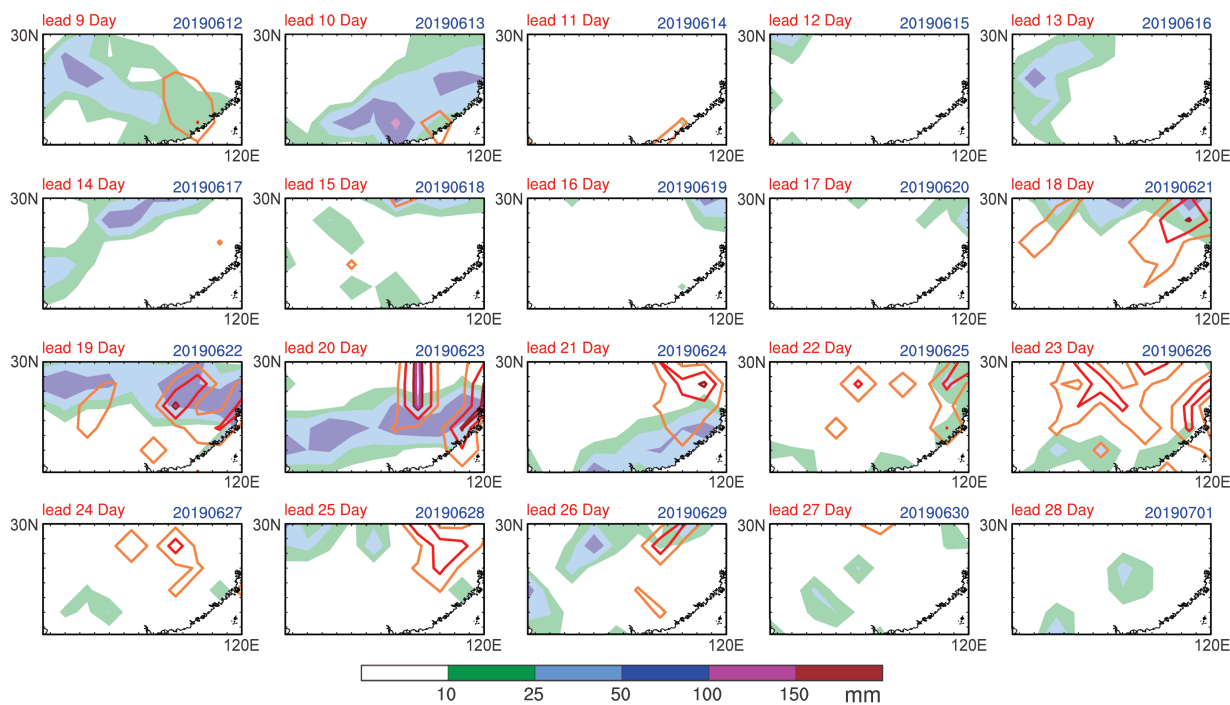


图10 同图9, 但为2019年6月12日~7月1日长江流域。

Fig. 10 Same as Figure 9, but for the Yangtze River Basin from June 12 to July 1, 2019.

以及贝叶斯模型平均 (BMA) 等方法的预报性能, 并分别开展了确定性预报检验评估和概率预报检验评估, 结果表明, 定制 ResNet 模型在延伸期 PEP 事件预报中展现出显著优势:

(1) 持续性极端强降水确定性预报方面, ResNet 模型在命中率、漏报率和空间相关系数等指标均表现最优。尤其在延伸期时段 (15~30 天), 其优异的 ACC 评分使其各项指标评分超过其他模型。

(2) 持续性极端强降水概率预报方面, ResNet 模型在所有预报时效内的 Brier 评分 (BS)、可靠性和 Brier 技巧评分 (BSS) 均优于其他算法, 尤其是在南方多雨区域, 预报正技巧可以到达 30 天, 这对于持续性极端降水的概率预报有着重要的指示意义。

(3) ResNet 模型提前 20 天给出 2024 年 6 月持续性极端短时强降水过程的概率预报达到 80% 以上, 但是落区存在一些偏差。同时能够准确把握持续性极端强降水的转折变化, 即 ResNet 模型能较好预报出该过程的起止时段。

总体而言, 针对持续性极端强降水, 本文提出的定制 RestNet 模型能更好的把握降水空间分布特征和降水期转折特征, 显著提高了持续性强降水的延伸期概率预报技巧。

参考文献 (References)

- Ben Bouallègue Z, Theis S E. 2014. Spatial techniques applied to precipitation ensemble forecasts: From verification results to probabilistic products [J]. *Meteorological Applications*, 21(4): 922–929. doi:10.1002/met.1435
- Carrol, K. L., and Maloney, J. C. (2004). “Improvements in Extendedrange Temperature and Probability of Precipitation Guidance,” in Symp. 50th Anniversary of Operational Numerical Weather Prediction (College Park, MD: NWS/Amer. Meteor. Soc.).
- 陈涛, 张芳华, 于超, 等. 2020. 2020 年 6—7 月长江中下游极端梅雨天气特征分析 [J]. *气象*, 46(11): 1415–1426.
- Chen T, Zhang F H, Yu C, et al. 2020. Synoptic analysis of extreme Meiyu precipitation over Yangtze River Basin during June–July 2020 [J]. *Meteorological Monthly (in Chinese)*, 46(11): 1415–1426. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.11.003
- 杜钧, 陈静. 2010. 单一值预报向概率预报转变的基础: 谈谈集合预报及其带来的变革 [J]. *气象*, 36(11): 1–11.
- Du J, Chen J. 2010. The corner stone in facilitating the transition from deterministic to probabilistic forecasts-ensemble forecasting and its impact on numerical weather prediction [J]. *Meteorological Monthly (in Chinese)*, 36(11): 1–11. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2010.11.001
- 杜钧, 邓国. 2010. 单一值预报向概率预报转变的价值: 谈谈概率预报的检验和应用 [J]. *气象*, 36(12): 10–18.
- Du J, Deng G. 2010. The utility of the transition from deterministic to probabilistic weather forecasts-verification and application of probabilistic forecasts [J]. *Meteorological Monthly (in Chinese)*, 36(12): 10–18. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2010.12.002
- Gollin J D, Muñoz Á G, Mason S J, et al. 2018. Heavy rainfall in Paraguay during the 2015/16 austral summer: Causes and subseasonal-to-seasonal predictive skill [J]. *Journal of Climate*, 31(17): 6847–6866
- Hamill T M, Juras J. 2006. Measuring forecast skill: Is it real skill or is it the varying climatology? [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 132(621C): 2905–2923. doi:10.1256/qj.06.25
- He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. 2016. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 770–778. doi:10.1109/CVPR.2016.90.
- Ji L Y, Zhi X F, Zhu S P, et al. 2019. Probabilistic precipitation forecasting over East Asia using Bayesian model averaging [J]. *Wea. Forecasting*, 34(2): 377–392. doi:10.1175/WAF-D-18-0093.1
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. 2015. Deep learning [J]. *Nature*, 521(7553): 436–444. doi:10.1038/nature14539
- Legg T P, Mynne K R. 2004. Early Warnings of severe weather from ensemble forecast information [J]. *Wea. Forecasting*, 19(5): 891–906. doi:10.1175/1520-0434(2004)019<0891:EWOSWF>2.0.CO;2
- 梁丹青. 2017. 基于时间滞后多模式集合的航空高影响天气概率预报研究 [D]. 中国科学院大学博士学位论文.
- Liang D Q. 2017. Research on probabilistic prediction of aviation-high-impact weather based on time-lagged multi-model ensemble [D]. Ph. D. dissertation (in Chinese), University of Chinese Academy of Sciences.
- 林爱兰, 谷德军, 彭冬冬, 等. 2020. 体现大尺度特征的区域持续性强降水过程定义指标 [J]. *热带气象学报*, 36(3): 289–298.
- Lin A L, Gu D J, Peng D D, et al. 2020. A definition index reflecting large-scale characteristics of regional persistent heavy rainfall events [J]. *Journal of Tropical Meteorology (in Chinese)*, 36(3): 289–298. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2020.014
- 刘长征, 杜良敏, 柯宗建, 等. 2013. 国家气候中心多模式解释应用集成预测 [J]. *应用气象学报*, 24(6): 677–685.
- Liu C Z, Du L M, Ke Z J, et al. 2013. Multi-model downscaling ensemble prediction in National Climate Center [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 24(6): 677–685. doi:10.3969/j.issn.1001-7313.2013.06.004
- 刘建国, 谢正辉, 赵琳娜, 等. 2013. 基于 TIGGE 多模式集合的 24 小时气温 BMA 概率预报 [J]. *大气科学*, 37(1): 43–53.
- Liu J G, Xie Z H, Zhao L N, et al. 2013. BMA probabilistic forecasting for the 24-h TIGGE multi-model ensemble forecasts of surface air temperature [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 37(1): 43–53. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2012.11232
- 刘志丽, 陈静, 陈法敬, 等. 2023. CMA-REPS 系统的降水邻域集合概率预报方法研究 [J]. *暴雨灾害*, 42(4): 406–414.
- Liu Z L, Chen J, Chen F J, et al. 2023. Study on neighborhood ensemble probability forecasting method of precipitation for CMA-REPS system [J]. *Torrential Rain and Disasters (in Chinese)*, 42(4): 406–414. doi:10.12406/byzh.2022-190
- Lorenz E N. 1963. Deterministic nonperiodic flow [J]. *J. Atmos. Sci.*, 20(2): 130–141. doi:10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.

- CO₂
- Lorenz E N. 1969. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues [J]. *J. Atmos. Sci.*, 26(4): 636–646. doi:10.1175/1520-0469(1969)26<636:APARBN>2.0.CO;2
- Messner J W, Mayr G J, Zeileis A, et al. 2014. Heteroscedastic extended logistic regression for postprocessing of ensemble guidance [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 142(1): 448–456. doi:10.1175/MWR-D-13-00271.1
- Nairn J R, Fawcett R, Ray D. 2009. Defining and predicting excessive heat events, a national system [J]. *Cawcr Modelling Workshop*.
- 彭婷. 2013. 基于贝叶斯模式平均的东亚地区的气温和降水的概率预报 [D]. 南京信息工程大学硕士学位论文. Peng T. 2013. Probabilistic forecast of the surface air temperature and precipitation of East Asia based on Bayesian Model Averaging [D]. M. S. thesis (in Chinese), Nanjing University of Information Science & Technology.
- Peng T, Zhi X F, Ji Y, et al. 2020. Prediction skill of extended range 2-m maximum air temperature probabilistic forecasts using machine learning post-processing methods [J]. *Atmosphere*, 11(8): 823. doi:10.3390/atmos11080823
- 祁海霞, 彭涛, 林春泽, 等. 2020. 清江流域降水的多模式 BMA 概率预报试验 [J]. *气象*, 46(1): 108–118. Qi H X, Peng T, Lin C Z, et al. 2020. Probabilistic forecasting of precipitation over the Qingjiang River basin using BMA multimodel ensemble technique [J]. *Meteorological Monthly* (in Chinese), 46(1): 108–118. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.01.011
- Sloughter J M, Raftery A E, Gneiting T, et al. 2007. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135(9): 3209–3220. doi:10.1175/MWR3441.1
- Sloughter J M, Gneiting T, Raftery A E. 2010. Probabilistic wind speed forecasting using ensembles and Bayesian model averaging [J]. *J. Am. Stat. Assoc.*, 105(489): 25–35. doi:10.1198/jasa.2009.ap08615
- Smagorinsky J. 1969. Problems and promises of deterministic extended range forecasting [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 50(5): 286–312. doi:10.1175/1520-0477-50.5.286
- Song X J, Zhu Y J, Peng J Y, et al. 2018. Improving multi-model ensemble forecasts of tropical cyclone intensity using Bayesian model averaging [J]. *Journal of Meteorological Research*, 32(5): 794–803. doi:10.1007/s13351-018-7117-7
- 孙建华, 赵思雄. 2003. 1998 年夏季长江流域梅雨期环流演变的特殊性探讨 [J]. *气候与环境研究*, 8(3): 291–306. Sun J H, Zhao S X. 2003. A study of special circulation during Meiyu season of the Yangtze River basin in 1998 [J]. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 8(3): 291–306. doi:10.3969/j.issn.1006-9585.2003.03.004
- 孙志远, 鲁成祥, 史忠植, 等. 2016. 深度学习研究与进展 [J]. *计算机科学*, 43(2): 1–8. Sun Z Y, Lu C X, Shi Z Z, et al. 2016. Research and advances on deep learning [J]. *Computer Science* (in Chinese), 43(2): 1–8.
- Thompson P D. 1957. Uncertainty of initial state as a factor in the predictability of large scale atmospheric flow patterns [J]. *Tellus*, 9(3): 275–295. doi:10.3402/tellusa.v9i3.9111
- Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al. 2017. The Subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 98(1): 163–173. doi:10.1175/BAMS-D-16-0017.1
- 王婧卓, 陈法敬, 陈静, 等. 2021. GRAPES 区域集合预报对 2019 年中国汛期降水预报评估 [J]. *大气科学*, 45(3): 664–682. Wang J Z, Chen F J, Chen J, et al. 2021. Verification of GRAPES-REPS model precipitation forecasts over China during 2019 flood season [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 45(3): 664–682. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2008.20146
- Weisheimer A, Palmer T N. 2014. On the reliability of seasonal climate forecasts [J]. *J. Roy. Soc. Interface*, 11(96): .20131162. doi:10.1098/rsif.2013.1162
- Wilks D S. 2009. Extending logistic regression to provide full-probability-distribution MOS forecasts [J]. *Meteor. Appl.*, 16(3): 361–368. doi:10.1002/met.134
- 张荣, 李伟平, 莫同. 2018. 深度学习研究综述 [J]. *信息与控制*, 47(4): 385–397. Zhang R, Li W P, Mo T. 2018. Review of deep learning [J]. *Information and Control* (in Chinese), 47(4): 385–397. doi:10.13976/j.cnki.xk.2018.8091
- 张宇彤, 矫梅燕, 陈静, 等. 2016. 基于贝叶斯方法的极端降水概率预报试验 [J]. *气象*, 42(7): 799–808. Zhang Y T, Jiao M Y, Chen J, et al. 2016. Probabilistic forecasting of extreme precipitation experiment based on Bayesian theory [J]. *Meteorological Monthly* (in Chinese), 42(7): 799–808. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2016.07.003
- 赵琳娜, 梁莉, 王成鑫, 等. 2011. 基于贝叶斯模型平均的集合降水预报偏差订正 [C]//第 28 届中国气象学会年会——S3 天气预报灾害天气研究与预报. 厦门: 中国气象学会. Zhao L N, Liang L, Wang C X, et al. 2011. Bias correction of ensemble precipitation prediction based on Bayesian model averaging [C]//The 28th Annual Conference of the Chinese Meteorological Society (in Chinese). Xiamen: Chinese Meteorological Society..
- 赵琳娜, 曹越, 齐丹, 等. 2022. 降水概率特征对概率降水预报检验的影响研究 [J]. *暴雨灾害*, 41(6): 701–711. Zhao L N, Cao Y, Qi D, et al. 2022. The influence of observational probability of precipitation on the verification of probability of forecasted precipitation [J]. *Torrential Rain and Disasters* (in Chinese), 41(6): 701–711. doi:10.12406/byzh.2022-038
- 智协飞, 李刚, 彭婷. 2014a. 基于贝叶斯理论的单站地面气温的概率预报研究 [J]. *大气科学学报*, 37(6): 740–748. Zhi X F, Li G, Peng T. 2014a. On the probabilistic forecast of 2 meter temperature of a single station based on Bayesian theory [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 37(6): 740–748. doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.20130613006
- 智协飞, 彭婷, 李刚, 等. 2014b. 多模式集成的概率天气预报和气候预测研究进展 [J]. *大气科学学报*, 37(2): 248–256. Zhi X F, Peng T, Li G, et al. 2014b. Advances in multimodel ensemble probabilistic prediction [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 37(2): 248–256. doi:10.3969/j.issn.1674-7097.2014.02.016
- 智协飞, 王晶, 林春泽, 等. 2015. CMIP5 多模式资料中气温的 BMA 预测方法研究 [J]. *气象科学*, 405–412. Zhi X F, Wang J, Lin C Z, et al. 2015. Bayesian model average prediction on temperature by CMIP5 data [J]. *Journal of the Meteorological Sciences* (in Chinese), 35(4): 405–412. doi:10.3969/2014jms.0052
- Zhu Y J, Toth Z, Wobus R, et al. 2002. The economic value of ensemble-based weather forecasts [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 83(1): 73–84. doi:10.1175/1520-0477(2002)083<0073:TEVOEB>2.3.CO;2