



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

博士学位论文

西南地区强降水的数值模式预报偏差特征及其
成因研究

作者姓名: 刘翠

指导教师: 孙建华 研究员 中国科学院大气物理研究所

学位类别: 理学博士

学科专业: 气象学

培养单位: 中国科学院大气物理研究所

2022 年 6 月

Study on the Characteristics and Causes of the Bias of
Numerical Weather Model for Predicting Heavy Precipitation
over Southwest China

A dissertation submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Doctor of Philosophy
in Meteorology

By

Liu Cui

Supervisor: Professor Sun Jianhua

Institute of Atmospheric Physics
Chinese Academy of Sciences

June 2022

中国科学院大学
研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。

作者签名： 刘攀

日期：2022年5月25日

中国科学院大学
学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则公布该论文的全部或部分內容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名： 刘攀

日期：2022年5月25日

导师签名： 孙建峰

日期：2022年5月25日

摘要

中国西南地区地形复杂,降水频发,准确预报强降水的时间、位置和强度,可为减灾防灾提供决策服务。研究数值天气模式降水预报的偏差特征及其成因,可帮助订正降水预报,也可为降水的业务预报提供一定的参考。首先,本论文研究了欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的ECMWF-HRES模式对中国区域不同降水等级的预报偏差特征,结果表明模式对西南地区降水预报技巧较低。其次,基于ECMWF、美国国家环境预报中心(NCEP)和日本气象厅(JMA)三个中心的全球集合预报资料,使用贝叶斯模型平均方法,分别建立全国和西南地区的多模式降水集成预报模型,提升降水预报技巧。然后,基于西南地区考核自动站小时降水观测数据,评估模式对强降水事件雨带空间偏差特征,并使用客观分类方法对强降水事件的大气环流背景分类,研究不同类型强降水事件的环流形势特征及其雨带偏差。最后,利用ECMWF集合预报资料,研究强降水预报偏差的关键天气因子。本文的主要结论如下:

基于观测站点的降水气候特征,将观测降水分为弱、中等和较强降水三种强度,评估了2015–2018年3–9月ECMWF-HRES模式对不同强度降水的预报技巧。结果表明晴雨预报评分在长江中下游地区最高,华南和西南地区的预报技巧低于中国东部其他地区;对弱、中等降水的降水量预报偏多,对较强降水的降水量预报偏少;西南地区的各等级降水的预报误差都较大且对较强降水的空报频次和空报率都较高。以上表明ECMWF-HRES模式在中国西南地区的降水预报有较大偏差。采用贝叶斯模型平均方法融合多模式(ECMWF、NCEP、JMA)降水预报数据,建立预报时效为72小时、时间分辨率为6小时集成降水预报模型,其概率性预报和确定性预报结果均优于单个成员模式。全国集成模型确定性预报结果对南方站点的预报技巧提升更显著,模型的概率性预报结果改善了站点较强降水预警能力。西南地区集成模型明显改善该地区东部站点晴雨预报,并显著提升了对四川盆地的较强降水预警能力。

基于降水评估结果,把强降水预报偏差大的西南地区作为研究区域。使用空间检验方法,研究2016–2020年西南地区暖季的114个强降水事件的雨带强度、位置和结构的定量预报偏差特征。结果表明ECMWF-HRES模式在0–72小时预报时效内,强降水事件、75%强降水事件主要雨带以及50%强降水事件强中心的

平均降水强度的预报偏大；60%强降水事件、50%主要雨带和50%强中心的结构误差为雨带峰值预报偏小或雨带范围预报偏大。根据强降水事件的高层位势高度场和低层风场、水汽特征将强降水事件分为两大类A(87.8%, 5小类)和B(12.2%, 2小类), A类的结构和位置预报误差大于B类, 而A类的强度预报误差小于B类。通过对比强降水事件的雨带和天气形势, 表明降水的落区和强度主要由南亚高压、副热带高压、低槽和低空急流的强度和位置决定。两类强降水事件的对流层中高层天气系统差异显著, A类的南亚高压和副热带高压位置明显偏南, 降水主要由低槽和急流的位置和强度决定。B类的降水位于副热带高压的西侧, 主要落区为四川盆地。

为了揭示影响不同环流背景强降水预报的关键因子, 选定降水强度大、预报准确率低的B类为研究对象, 其子类B1、B2关键时段的主要雨带分别在四川盆地西部、东部, 进而基于主要雨带位置确定关键区。结果表明强降水预报的误差主要受对流层高层南亚高压、中层低槽、副热带高压、低空急流以及低涡的预报偏差影响。模式对B1类降水预报的预报误差主要由以下原因形成: 对位于关键区北部低槽预报偏弱; 从四川盆地东北部进入四川盆地的东北风预报偏小; 低空急流范围预报偏小。模式对B2类降水预报的预报误差主要由以下原因形成: 模式对南亚高压、副热带高压和位于关键区的低涡预报偏弱; 对从四川盆地东北部进入四川盆地的东北风和四川盆地南侧的西南风预报偏大; 低空急流北边界预报更偏西、偏北, 导致雨带位置预报偏西、偏北。

关键词: 定量降水预报, 西南地区, 检验评估, 偏差特征, 环流分型

Abstract

Southwest China has complex terrain and frequent precipitation, and good prediction skill of the time, location, and intensity of heavy precipitation can provide decision-making for disaster prevention. Therefore, studying the characteristics and causes of the bias of numerical weather prediction (NWP) model can help to revise precipitation forecasts error, and improve operational precipitation forecasts. Firstly, this study evaluates the precipitation prediction skill of ECMWF-HRES model of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) over China. The results show that the model has poor precipitation prediction skills in Southwest China. Next, using the global ensemble prediction system of ECMWF, the National Centers for Environmental Prediction (NCEP), and the Japan Meteorologic Agency (JMA), this paper establishes an integrated precipitation prediction model for China and Southwest China based on the Bayesian Model Average (BMA) to improve the prediction skill. Then, this study identifies the heavy precipitation events (HPEs) in Southwest China by the hourly observation data, and analyses the skill of ECMWF-HRES model for the rainband bias after classifying the HPEs into different types by their atmospheric circulation. Finally, this study reveals key synoptic factors for the precipitation prediction skills by operational forecasts from the ensemble prediction system of ECMWF. Main findings are as follows:

Precipitation is divided into light, medium, and heavy precipitation based on the precipitation climatology at stations in China and evaluation of precipitation prediction skill for different categories from the ECMWF-HRES model from March to September during 2015–2018. The results of “rain or no rain” generally suggest that the best performance appears in the middle and lower reaches of the Yangtze River basin, and the skills in South China and southwestern China are poorer than those in other regions in eastern China. The model overpredicts light and medium precipitation, but underpredicts heavy precipitation. The prediction skills of all categories in Southwest

China are poor. And for heavy precipitation, the number of false alarm and the false alarm ratio are higher in Southwest China. These results show that the model has low precipitation forecasting skills in Southwest China. Using BMA method to integrate ECMWF, NCEP and JMA precipitation prediction data and develop a 6 h integrated precipitation prediction model with a lead time of 0–72 h, The probabilistic prediction and deterministic prediction results of the model are better than those of the single member model. The deterministic prediction results by the China model have a more significant improvement in the “rain or no rain” prediction and mean absolute error for the southern station. The probabilistic prediction results of the model improve the heavy precipitation warning ability of the station. The Southwest China model significantly improves the “rain or no rain” prediction of eastern stations, and significantly improves the heavy precipitation warning ability of Sichuan Basin (SCB).

Based on the precipitation verification, the southwestern region with large deviations in heavy precipitation forecasts is identified as the main area. An object-based method is used to analyze the rainband quantitative deviation of 114 HPEs in the warm season over Southwest China during 2016–2020. With a lead time of 0–72 h, the ECMWF-HRES model overestimates the average rainfall intensity of almost HPEs, 75% of main rainbands, and 50% of the key range. The structure occurs too big precipitation objects or too peaked objects for 60% HPEs, 50% of the main rainbands, and 50% key range. According to the upper troposphere geopotential height, lower wind and lower water vapor, HPEs are divided into type A (87.8%, 5 subtypes) and type B (12.2%, 2 subtypes). The structure and position prediction error of type A is greater than that of type B while the intensity prediction error of type A is smaller than that of type B. Comparing the rainbands and synoptic patterns of HPEs, the strength and location of the South Asian High (SAH), Western North Pacific Subtropical High (WNPSH), low vortex, and low-level jet (LLJ) both significantly affect the precipitation. The middle and upper tropospheric synoptic systems between type B and type A are significantly different, and the location of the SAH and WNPSH of type A is further south. Type A is mainly determined by the location and intensity of low vortex and LLJ, while precipitation of type B locates on the west side of the WNPSH, and the main rainfall range locates in

the SCB.

To reveal the key synoptic factors of heavy precipitation with different circulation, type B with high precipitation intensity and low forecast skill is selected as the study object. The main rainbands of subtypes B1 and B2 locate in the west and east of the SCB during the key period, respectively, and the key areas are determined based on the areas with the main rainfall. Prediction skills of SAH, the low-level trough, the WNPSH, and the LLJ and low vortex all have an appreciable effect on the precipitation prediction skill. The prediction deviation reasons of subtype B1 are as follows: The model underestimates the strength of the low trough located in the north of the key area; The model underestimates the northeasterly wind speed entering the SCB from the northeastern part of the SCB; The model underestimates the range of LLJ. The prediction deviation reasons of subtype B2 are as follows: The model underestimates the strength of SAH, WNPSH and low vortex located in the key area; The model overestimates the northeasterly wind speed entering the SCB from the northeastern part of the SCB and the southwesterly wind speed entering the SCB from the south part of the SCB; The prediction for the northern boundary of LLJ is further west and north, which results in the prediction of the rainband being further west and north.

Key Words: Quantitative Precipitation Forecast (QPF), Southwest China, Prediction verification, Bias characteristic, Circulation type classification

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 相关研究回顾	1
1.2.1 中国西南地区降水特征	2
1.2.2 数值预报模式的定量降水预报进展、检验评估、后处理	4
1.2.3 中国西南地区降水预报和检验评估	9
1.3 拟解决的科学问题和主要研究内容及创新点	10
1.3.1 拟解决的科学问题	10
1.3.2 主要研究内容	11
1.3.3 论文章节安排	11
1.3.4 创新点	12
第 2 章 中国区域 ECMWF-HRES 模式的降水预报评估和偏差分析	13
2.1 引言	13
2.2 资料和方法	13
2.2.1 资料	13
2.2.2 方法	15
2.3 不同强度降水样本的空间分布	19
2.4 特殊漏报率与特殊空报率	20
2.5 模式晴雨预报评分	24
2.6 模式降水预报的偏差特征	26
2.7 本章小结	34
第 3 章 基于贝叶斯模型平均的多模式集成降水预报	37
3.1 引言	37
3.2 资料	37
3.3 研究方法	38
3.3.1 贝叶斯模型平均	38

3.3.2 评估方法.....	39
3.4 集成预报在全国的降水能力检验.....	41
3.5 集成预报在西南地区的降水能力检验.....	48
3.6 本章小结.....	54
第 4 章 西南地区强降水事件的分类预报评估及其环流特征分析	57
4.1 引言.....	57
4.2 资料.....	57
4.3 方法.....	59
4.3.1 强降水事件及其雨带的挑选标准.....	59
4.3.2 雨带偏差诊断方法.....	61
4.3.3 强降水背景环流客观分类.....	63
4.4 强降水事件的时间分布及其雨带的特征.....	64
4.5 强降水事件的雨带偏差特征.....	66
4.6 强降水事件的天气型分类.....	69
4.7 不同类型强降水事件预报偏差及其环流特征.....	74
4.8 本章小结.....	83
第 5 章 西南地区强降水时段的预报偏差及其关键天气因子	85
5.1 引言.....	85
5.2 资料和方法.....	85
5.2.1 强降水时段个例概况.....	86
5.2.2 集合敏感性分析方法.....	87
5.3 强降水时段的降水预报评估.....	88
5.4 影响 B1 类降水预报的关键天气因子分析.....	92
5.5 影响 B2 类降水预报的关键天气因子分析.....	99
5.6 本章小结.....	105
第 6 章 结论和讨论	107
6.1 全文总结.....	107
6.2 讨论和展望.....	109

参考文献.....	111
附录 2016-2020 年西南地区强降水事件列表.....	129
致 谢.....	133
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果	135

图表目录

图 2.1	(a) 中国区域 2411 个评估观测站点分布 (蓝色圆点) 以及中国地形分布 (阴影, 单位: 米), (b) 区域划分: 东北地区 (NE), 渤海湾 (BB), 黄淮流域 (HH), 西北地区 (NW), 华北地区 (NC), 长江中下游流域 (LYR), 四川盆地 (SCB), 华南地区 (SC) 和云贵高原 (YG)	14
图 2.2	弱降水 (累积降水 ≤ 0.2 mm) 占有降水比例 (单位: %): (a) 3 h, (b) 6 h, 中等降水与较强降水的阈值分布 (单位: mm): (c) 3 h, (d) 6 h..	16
图 2.3	(a) 总降水, (b) 弱降水, (c) 中等降水和 (d) 较强降水的 3 小时样本分布 (单位: 次), 三角形站点为低于 10 次的站点.....	20
图 2.4	特殊漏报即观测为大雨, 预报为 0 的样本分布 (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h (单位: 次)	21
图 2.5	特殊漏报率的分布, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	22
图 2.6	特殊空报样本数, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h (单位: 次)	23
图 2.7	特殊空报率的分布, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	24
图 2.8	晴雨预报 TS 评分分布 (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	25
图 2.9	同图 2.8, 但为 ETS 评分分布 (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	26
图 2.10	降水的 BS 评分分布 (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	27
图 2.11	同图 2.10, 但为中等降水及以上降水的 BS 评分分布.....	27
图 2.12	同图 2.10, 但为较强降水 BS 评分分布.....	28
图 2.13	不同类别降水平均降水量偏差分布 (单位: mm): (a) 弱降水, (b) 中等强度降水, (c) 较强降水.....	30
图 2.14	全国弱降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	31
图 2.15	全国中等降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	32
图 2.16	全国较强降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h, (d) 72-168 h.....	33

图 2.17 第 90 分位及以上的标准化均方根误差站点 (单位: 倍): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h, 红点为较强降水, 黄点为中等降水, 蓝点为较弱降水.....34

图 3.1 2017 年 4–9 月 BMA 预报模型和三个预报模式(ECMWF、NCEP 和 JMA) 的晴雨预报 ETS43

图 3.2 同图 3.1, 但为 MAE 空间分布 (单位: mm)44

图 3.3 预报模式 (ECMWF、JMA、NCEP) 的 F1 评分和 BMA 不同百分位的 F1 评分.....45

图 3.4 (a–c) ECMWF, (d–f) JMA 和 (g–i) NCEP 的 F1 评分和 BMA 的最优 F1 评分 (j–l)47

图 3.5 BMA 的最优百分位空间分布, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h48

图 3.6 BMA 与三个模式成员的 ETS 差异 (BMA 减去单个模式成员的结果), (a–c) Day-1, (d–f) Day-2, (g–i) Day-3, 左上角分数为 BMA 减去单个模式成员的分数.....50

图 3.7 同图 3.6, 但为 BMA 与单个模式成员的 MAE 差异 (BMA 减去单个模式成员的结果), (a–c) Day-1, (d–f) Day-2, (g–i) Day-3.....51

图 3.8 BMA 与单个模式成员的 F1 评分差 (BMA 减去单个模式成员的结果), (a–c) Day-1, (d–f) Day-2, (g–i) Day-3.....52

图 3.9 BMA 模型对 2017 年 6 月 27–31 日四川仪陇站和 2017 年 8 月 27–30 日贵州锦屏站的降水预报, 预报时效分别为 (a、d) 0–24 h、(b、e) 24–48h 和 (c、f) 48–72h, 横线为站点较强降水阈值, 横坐标为时间 (DDHH, UTC)54

图 4.1 西南地区 2513 个地面自动观测站 (圆点) 分布图, 填色为站点高度 (单位: m)58

图 4.2 (a) 雨带中超过强降水阈值的格点数 (N3) 与强降水比例 (ratio) 分布的热力图, (b) N3 与 ratio 累积分布的热力图60

图 4.3 强降水事件的主要雨带的选取示意图: (a) 为一个强降水事件的累积观测降水分布, (b) 为经过卷积平滑后的降水分布, (c) 为经过阈值判定后的降水分布, (d) 为最后得到的该强降水事件的主要雨带 (单位: mm) ...61

图 4.4 强降水事件的时间分布特征.....64

图 4.5 强降水事件统计特征图, 强降水事件的 (a) 开始和结束的时间 (UTC), (b) 事件持续时间, (c) 最大雨强, (d) 主要雨带的面积, 绿色三角形表示平均值, 蓝短实线表示中位数, 图中长方形的上下两端分别代表 75% (Q3) 和 25% (Q1), 上下两端直线顶端分别为 $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$ 、 $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$

-Q1), 圆圈为离群值.....65

图 4.6 ECMWF-HRES 模式对强降水事件的不同预报时效的 SAL 检验结果, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h。上侧的柱状图表示强度评估 A 的分布, 右侧的柱状图表示结构评估 S 的分布, 图中右上角的框表示每个象限对应的事件数目.....66

图 4.7 同图 4.6, 但为强降水事件的主要雨带, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h.....67

图 4.8 同图 4.6, 但为主要雨带的强中心, (a) 0-24 h, (b) 24-48 h, (c) 48-72 h.....68

图 4.9 强降水事件的强中心结构 S 预报偏差的原因分布, 蓝色代表因为范围和峰值共同偏差导致的结构偏差比例, 橘色代表因为仅范围偏差导致的结构偏差比例, 绿色代表因为仅峰值偏差导致的结构偏差比例, (a-b) 0-24 h, (c-d) 24-48 h, (e-f) 48-72 h.....69

图 4.10 基于特征 1 分类后的 6 类强降水之间的相关系数.....71

图 4.11 A 类和 B 类强降水事件的平均位势高度场, (a) A 类 200 hPa 位势高度场和 (c) 500 hPa 位势高度场, (b) B 类 200 hPa 位势高度场和 (d) 500 hPa 位势高度场 (单位: gpm), 黑色实线框为特征 1 变量的范围, 虚线框为西南地区.....72

图 4.12 同图 4.10, 但为基于特征 2 分类后的不同类别降水之间的相关系数..74

图 4.13 7 类强降水事件的主要雨带小时平均降水量分布 (单位: mm), 上面为 A 类, 下面为 B 类.....75

图 4.14 7 类强降水事件的主要雨带 SAL 评分的箱型图, (a) 结构 S, (b) 强度 A, (c) 位置 L, 绿色三角形表示分数平均值, 黄短线表示中位数, 图中长方形的上下两端分别代表 75% (Q3) 和 25% (Q1), 上下两端直线顶端分别为 $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$ 、 $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$, 圆圈为离群值.....76

图 4.15 A1 类的环流背景图, 红色风杆为 200 hPa 风速 $\geq 40 \text{ m s}^{-1}$, 红色实线为 12500 gpm 的等值线, 黑色箭头为 700 hPa 的风速, 棕色箭头为 700 hPa 风速 $\geq 8 \text{ m s}^{-1}$, 蓝色实线为 500 hPa 的位势高度场 (单位: gpm), 粗蓝实线为 5880 等值线, 阴影为 850 hPa 水汽通量 (单位: $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$), (a) ERA5, (b) 0-24 h, (c) 24-48 h, (d) 48-72 h.....77

图 4.16 同图 4.15, 但为 A2 类.....78

图 4.17 同图 4.15, 但为 A3 类.....79

图 4.18 同图 4.15, 但为 A4 类.....80

图 4.19 同图 4.15, 但为 A5 类.....81

图 4.20 同图 4.15, 但为 B1 类.....82

图 4.21	同图 4.15, 但为 B2 类.....	83
图 5.1	强降水个例的总降水量 (单位: mm), (a) B1 类, (b) B2 类, 黑色方框为降水关键区.....	87
图 5.2	集合预报成员对 B1 类个例的 SAL 分布, 横纵坐标分别代表降水结构 S, 降水强度 A, 点的颜色代表位置 L 的分数, 三角形代表坏成员, 五角星代表好成员.....	89
图 5.3	同图 5.2, 但为集合预报成员对 B2 类个例的 SAL 检验统计分布	89
图 5.4	B1 和 B2 类个例的平均雨量分布 (单位: mm), (a) B1 类观测, (b) B1 类好成员, (c) B1 类坏成员, (d) B2 类观测, (e) B2 类好成员, (f) B2 类坏成员.....	90
图 5.5	B1 和 B2 类个例的 6 h 累积降水分布 (单位: mm), 第一列为 B1 类观测, 第二列为 B1 类好成员, 第三列为 B1 类坏成员, 第四列为 B2 类观测, 第五列为 B2 类好成员, 第六列为 B2 类坏成员	91
图 5.6	B1 类降水关键区与集合预报中好成员的 (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa 位势高度的相关系数, 黑色实线为集合成员的平均位势高度场 (单位: gpm)。填色为通过 95%置信度检验的相关系数。	92
图 5.7	B1 类 ERA5 与好、坏成员的位势高度场对比 (填色, 单位: gpm), ERA5 减去好成员的差 (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa, ERA5 减去坏成员的差 (e) 200 hPa, (f) 500 hPa, (g) 700 hPa, (h) 850 hPa, 黑色实线为 ERA5 的合成位势高度, 红色实 (虚) 线为好 (坏) 成员的平均位势高度.....	94
图 5.8	B1 类降水关键区与风速的 Pearson 相关系数, (a) 700 hPa, (d) 850 hPa, 填色为通过 95%置信度检验的相关系数	95
图 5.9	B1 类 (a) 700 hPa 和 (d) 850 hPa 的 ERA5 与好成员的风对比, 黑 (紫) 色风杆为 ERA5 (好成员), 填色是 ERA5 风速减去好成员风速 (单位: m s^{-1}), ERA5 与坏成员在 (b) 700 hPa 和 (e) 850 hPa 的风对比, 黑 (紫) 色风杆为 ERA5 (坏成员), 填色是 ERA5 风速减去坏成员风速 (单位: m s^{-1}), (c) 700 hPa 和 (f) 850 hPa 的好成员与坏成员的风对比, 黑 (紫) 色风杆为好 (坏) 成员, 填色是好成员风速减去坏成员风速 (单位: m s^{-1})	96
图 5.10	B1 类 700 hPa 急流 (风速 $\geq 8 \text{ m s}^{-1}$) 的分布, 黄色实线为 ERA5, 绿色实线为好成员, 蓝色虚线为坏成员.....	97
图 5.11	B1 类降水 (a) ERA5, (b) 好成员, (c) 坏成员的整层可降水量分布 (单位: mm), 和 (d) ERA5 减好成员, (e) ERA5 减坏成员, (f) 好成员减坏成员的整层可降水量差异 (单位: mm)	98
图 5.12	B1 类降水 850 hPa 水汽通量与水汽通量散度的分布, (a) ERA5, (b) 好成员, (c) 坏成员, 彩色阴影为水汽通量散度 (单位: $10^{-8} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-3}$), 紫	

线为水汽通量（单位： $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$ ）	99
图 5.13 同图 5.6，但为 B2 类降水关键区与好成员的位势高度场的相关系数	100
图 5.14 同图 5.7，但为 B2 类降水 ERA5 位势高度场与好、坏成员的对比 ...	101
图 5.15 同图 5.8，为 B2 类降水关键区与风场的相关系数。	102
图 5.16 同图 5.9，但为 B2 类降水 ERA5 风速与集合成员的对比	103
图 5.17 同图 5.10，但为 B2 类低空急流的分布	103
图 5.18 同图 5.11，但为 B2 类降水整层可降水分布	104
图 5.19 同图 5.12，但为 B2 类降水的 850 hPa 水汽通量与水汽通量散度的分布	105
表 2.1 中国气象局的降雨分级标准	15
表 2.2 检验指标及其定义	17
表 2.3 二联矩阵列表	18
表 3.1 对模型中预报因子的试验	40
表 3.2 训练次数对模型效果的对照试验	41
表 3.3 不同训练次数的西南地区预报模型评分	49
表 3.4 不同模型对西南地区站点的评分	49
表 4.1 不同分类数（2-9 类）的强降水事件评分	70
表 4.2 同表 4.1，但为 A 类降水基于特征 2 的分类结果	73
表 4.3 同表 4.1，但为 B 类降水基于特征 2 的分类结果	73
表 5.1 强降水个例列表（YYMMDD-HH, UTC）	87

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

暴雨及其引发的次生灾害如洪水、滑坡、泥石流等，经常造成人员伤亡和经济损失。例如，2013 年四川“7.9”特大暴雨导致 58 人死亡及 175 人失踪（新华社），2020 年 8 月 10 日，四川雅安市的大暴雨导致受灾人数达 14 万余人（张静和孙羨，2021）。2021 年 7 月 18 日，郑州出现历史罕见的极端暴雨天气，造成严重人员伤亡和经济损失（苏爱芳 等，2021）。中国暴雨天气频发，暴雨的精确预报难度较大，是气象工作者面临的巨大挑战。

中国幅员广阔、地形独特，气候环境复杂多样。西南地区是中国地形最复杂的区域之一，其内部主要包括四川盆地、横断山脉、云贵高原和青藏高原等地貌。由于西南地区地形的特殊性和天气复杂性，数值预报模式在这里的降水预报偏差总体上大于中国东部平原地区，暴雨预报技巧更低（熊秋芬，2011；符娇兰 等，2016；徐同 等，2019；屠妮妮 等，2020）。

随着近年来计算机技术和高分辨率数值模式的快速发展，中短期数值预报已成为气象业务预报工作中定量降水预报（Quantitative Precipitation Forecast, QPF）的重要参考依据，许多业务预报中心将 QPF 评分作为评估数值预报模式性能的一个重要指标。评估数值天气预报模式的降水性能既可以帮助模式开发人员改进模式，也利于用户理解模式预报结果（Kober 等., 2012; Bauer 等., 2015; Kniffka 等., 2019）。而中国西南地区降水预报准确率不高，不能满足气象灾害预报的实际需求。因此，本文将重点关注中国西南地区的强降水事件以及数值天气预报模式在该地区的 QPF 技巧，为将来提高相关预报水平提供科学依据。

1.2 相关研究回顾

中国西南地区的突出特点是具有异常复杂的地形，多尺度天气系统受复杂地形的影响，不同区域的天气与气候差异十分显著。对相关研究的回顾包括三个方面：首先回顾西南地区降水特征的研究，再回顾中短期数值预报模式（以下简称

数值模式)的降水预报进展、检验评估和预报结果后处理,最后介绍常用的数值模式对西南地区强降水预报和检验评估研究。

1.2.1 中国西南地区降水特征

1.2.1.1 中国西南地区降水的时空分布特征

中国西南地区的降水时空分布极不均匀,降水局部差异大、变化复杂。空间分布上降水最频发的区域是高原东坡以及四川盆地以东的二阶阶梯地形周边(陈昊明等,2021)，“天漏” 雅安 的降水频次高、持续时间长(彭贵康等,1994;李跃清和张晓春,2011;Hu等.,2020)。暴雨(大暴雨)在四川盆地发生频次较高,其次是云南西南部和贵州南部(罗亚丽等,2020)。在四川盆地内,暴雨的高发区位于盆地西南部和东北部(邵远坤等,2005;Huang和Cui,2015)。云南地区多局地突发性暴雨,降水迅猛,容易造成洪涝灾害(陈婕,2017),持续性大范围暴雨主要发生在7月和8月(范可和据建华,2004)。贵州有贵州省西南部,黔南自治州东北部和贵州省东北部三个暴雨多发区(吴哲红,2007)。西南地区的降水有显著的日变化特征,降水频率峰值出现在午夜至清晨,次峰值出现在正午,降水强度在午后至午夜较强(Yu等.,2007;Chen等.,2012;宇如聪和李建,2016)。王夫常等(2011)发现西南地区内的降水日变化特征也具有显著的区域差异、且南北差异显著。

1.2.1.2 中国西南地区降水的影响系统

影响西南地区降水的天气系统主要有高空急流、南亚高压、高空槽、高原低涡、高原切变线、西太平洋副热带高压、低空急流、低层切变线、西南低涡、台风、中尺度对流系统等(陈静等,2002;李国平等,2021;宗志平和张小玲,2005;马力,2012;于波和林永辉,2008;康岚等,2013;Hu等.,2020;麦子等,2020;姚秀萍等,2021)。西南低涡是西南地区产生暴雨的重要天气系统,该地区的许多暴雨事件都与西南低涡密切相关(陈忠明等,2004;赵思雄和傅慎明,2007;陈贵川等,2013)。在四川盆地西部夏季降水偏多年,西南低涡较活跃(胡德强等,2014)。西南低涡与东移的高原低涡相互作用,引发暴雨的发生(刘富明和杜文杰,1987;缪强等,1999;王毅等,2017)。热带气旋可以通

过增强低层辐合和水汽输送而加强西南涡和西南地区降水（陈忠明 等，2004）。青藏高原生成的中尺度对流系统（MCS）向东移动，东移的 MCS 与西南低涡相互作用也会在西南地区引发强降水（麦子 等，2020；汤欢 等，2020）。移出青藏高原的 MCS 可能会在有利的形势下触发西南低涡，在一定程度上增强下游地区的降水（江吉喜和范梅珠，2002；傅慎明 等，2011）。对流系统在傍晚前后生成于青藏高原中部，受西风带影响向东移动，在夜间影响到高原的边缘地区，在后半夜到达四川盆地，导致盆地内对流活动在夜间频繁出现（Zhou 等., 2008；白爱娟 等，2011）。对于云南地区，西南低涡、低空急流、切变线、孟加拉湾风暴和南支槽是造成该地区暴雨的主要系统（张腾飞和李燕，2004；张秀年和段旭，2005；普贵明 等，2008；陈婕，2017），台风登陆也会造成云南地区发生大范围暴雨，如台风“伊布都”（郭荣芬 等，2005），“碧利斯”台风（尤红 等，2008）和台风“莫拉菲”（尤红 等，2011）。

青藏高原和云贵高原是中国最显著和重要的高地，青藏高原平均海拔超过 4000 m，是全球水平尺度最大、海拔最高的地形，对于区域环流和局地天气气候具有重要的作用（Ding 等., 1992），云贵高原平均海拔超过 2000 m，对于西南地区降水系统的发展具有重要影响。青藏高原的热力作用表现为北半球夏季最大热源位于青藏高原上空，6 月时热源达到最强（叶笃正，1988；Luo 和 Yanai, 1984）。高原地区的边界层深厚，湍流活动较为旺盛，边界层的风随高度增加呈现出 Ekman 螺线特征，显著的抽吸作用有利于高原对流性降水频发，积雨云出现次数远高于中国其他区域（戴加洗，1990；徐祥德和陈联寿，2006）。青藏高原的动力作用表现为对其南北两侧的天气系统都有阻碍作用，复杂的地形影响低涡的生成、活动，从而对暴雨的位置和强度起重要作用（彭新东和程麟生，1992；郁淑华 等，1998；何光碧，2006）。徐祥德等（2002）指出夏季来自南部海洋的水汽输送受到青藏高原的地形作用，在高原东侧水汽路径转为偏东方向，影响高原下游暴雨。陈栋等（2007）指出强西南暖湿气流绕过青藏高原进入四川盆地，弱西南暖湿气流绕过云贵高原进入四川盆地东部，在高原东部形成强辐合区，导致局地暴雨的发生发展。Wang 等（2013）指出大量暖湿水汽在高原大地形强迫下，高原南侧边缘的绕流作用增强，使得低空西南急流频发，有利于中国东部降水增

多。

1.2.2 数值预报模式的定量降水预报进展、检验评估、后处理

1.2.2.1 数值预报模式对强降水预报的进展

1960年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开始实现 QPF 业务化,随后全球中短期数值模式的整体预报水平一直在不断提高(Bauer 等., 2015)。1975年欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium Range Weather Forecasts, ECMWF)成立,ECMWF 的全球数值模式集成预报系统(Integrated Forecast System)从业务运行以来,数值模式分辨率不断提高,核心的资料同化系统不断发展,现在提供一个确定性预报和包含 51 个成员的集合预报,确定性预报的空间分辨率高于其他成员(以下简称 ECMWF-HRES),分辨率约为 9 km,预报时效为 10 天,北半球可用预报天数约 9 天,集合预报分辨率约为 18 km,预报时效为 15 天。ECMWF 提供目前公认最为精准的预报结果,模式结果广泛应用于中国的各级气象台(代刊 等, 2016; 曹越 等, 2019; Yuan 等., 2020; 谌芸 等, 2021)。中国自主研发的数值天气预报系统 GRAPES 已进行了多年预报、预警业务化应用(王新敏和栗晗, 2020; 刘帅 等, 2021; 沈学顺 等, 2021)。2007–2019 年中国国家气象中心 24 h 预报时效暴雨($\geq 50 \text{ mm d}^{-1}$) Threat Score (TS) 的增长率约为 2.9%, 很大程度得益于数值天气预报的发展(罗亚丽 等, 2020)。但准确预报强降水事件(位置、强度和空间范围)仍然是天气预报业务中最大的挑战之一(Ebert 等., 2003; Sharma 等., 2017)。

数值天气预报模式的预报误差主要来源于初始误差与模式误差,虽然关于预报误差的研究难度较大,但能帮助改进预报系统,所以是一个值得研究的重要问题。局地对流系统以及复杂地形引起的强降水至今仍是短期(0–3 d)天气预报的难点,数值天气预报模式对复杂地形区的降水预报离实际需求还有一定差距,需要将数值预报技术研发与暴雨机理分析结合,提高对暴雨预报的理解(Robinson 和 Businger, 2019; Piersante 等., 2021; 李国平 等, 2021)。在强降雨和山洪预报方面已经取得了一些进展,但在许多情况下的预报准确率仍不能满足实际需求(Lackmann, 2013; Schumacher 等., 2013; Gochis 等., 2015; Nielsen 和 Schumacher,

2016)。业务模式通常难以准确预报导致极端降水产生的物理过程，数值模式常对对流系统的预报出现错误和偏差，例如，低估对流系统产生的总降雨量（Schumacher 和 Johnson, 2006; Herman 和 Schumacher, 2016）；对流系统位置偏差较大，且偏北和偏西（Grams 等., 2006）；提前预报对流触发（Davis 等., 2003; Wilson 和 Roberts, 2006; Clark 等., 2007）和错误预报对流系统的移动（例如，Davis 等., 2003; Pinto 等., 2014）。Kacan 和 Levo（2019）和 Casaretto 等（2022）发现对于复杂地形区的降水预报，正确预报低层风速和水汽是降水预报技巧高的重要因子。

1.2.2.2 定量降水预报的检验评估

数值预报模式的结果每天都在全球范围内得到客观评估，因此可以准确了解预报的技巧，检验评估显著推动了数值预报模式性能的改进（Jung 等., 2010; Rodwell 等., 2013; Bauer 等., 2015）。对于业务预报来说，评估方法要便于预报员清晰、直观地理解和判断模式的 QPF 技巧。常用的模式检验评分包括：平均误差（Mean Error）、平均绝对误差（Mean Absolute Error）、均方根误差（Root Mean Square Error）、相关系数（Correlation Coefficient）、空报率（False Alarm Ratio）、漏报率（Miss Alarm Ratio）、命中率（Probability of Detection）、TS 评分（Threat Score）、ETS 评分（Equitable Threat Score）、TSS 评分（True Skill Statistic）、对 TSS 修改后的 HSS 评分（Heidke Skill Score）等（Mason, 1989; Schaefer, 1990; Doswell 等., 2013; Stephenson, 2000; Brill 和 Mesinger, 2009）。为进一步考虑降水的气候背景的影响，Rodwell 等（2010）和 Haiden 等（2012）提出了概率空间稳定相当误差评分（Stable Equitable Error in Probability Space, SEEPS），该方法通过降水长期气候特征分布确定降水等级，便于比较不同区域和不同季节的模式 QPF 性能，现用于对欧洲中心中短期数值预报模式的 QPF 检验评估。这些方法可用于格点对格点、站点对站点的检验评估（Harris 等., 1997; Christopher 等., 2014），能客观地评估模式对各种预报要素的基本特征和预报准确率。对于频次更低的极端降水事件评估，Stephenson 等（2008）用极端依赖评分（Extreme Dependency Score, EDS）来检验小概率事件；Ferro 等（2011）基于 EDS 发展了对称极端依赖评分（Symmetric Extreme Dependency Score, SEDS），评估模式对

极端事件的预报能力。

然而传统检验方法有其局限性,当用站点观测资料检验高分辨率模式时,易受小尺度天气系统影响,无法准确反映模式对降水空间结构的预报能力,不能区分误差的类别。为弥补传统检验评分方法的不足,并能反映检验结果的物理意义,一些学者发展了基于降水空间结构分析的检验方法,考虑降水在位置、面积和形状等空间特征的偏差,不同类型的检验技术各有优缺点,如何使用与关注的问题有关(Gilleland 等., 2010)。空间检验方法通过识别模式场和实况场的目标事件,研究模式对目标事件降水的空间分布预报能力(Ebert 和 McBride, 2000; Davis 等., 2006; Marzban 和 Sandgathe, 2008)。常用的空间检验方法如 SAL (Structure Amplitude Location)(Wernli, 2008)、CRA (Contiguous Rain Area)(Ebert 和 McBride, 2000)和 MODE (Method for Object-based Diagnostic Evaluation)(Davis 等., 2006),在全球主要业务天气预报中心已得到广泛的应用。

中国学者也利用空间检验方法开展了大量研究,用于全国和各个区域降水预报的检验(公颖, 2010; 刘凑华和牛若芸, 2013; 符娇兰 等, 2014; 李明 等, 2017; 王彬雁 等, 2020; 王新敏和栗晗, 2020)。符娇兰等(2014)使用 CRA 方法检验 2012 年汛期西南地区东部 5 次强降水过程,在中短期预报时效内,模式均对雨带位置预报偏北、偏西,预报大雨的降水量偏弱,预报小雨的降水范围较实况偏大。李明等(2017)使用 MODE 方法检验 2016 年 4-6 月武汉市出现的三次强降水过程预报,指出考虑降水在区域内的时空分布的综合检验方法,对强降水总量、发生、发展的总体评价更符合气象预报服务的实际需要。王新敏和栗晗等(2020)使用 CRA 方法评估对台风暴雨过程预报,发现对台风的降水预报误差主要来源于位移误差。

Chakraborty (2010) 指出模式的初始条件、物理过程和参数方案误差,可能导致降水的低命中率和高虚警率。针对物理过程的检验诊断,有助于确定模式预报误差的来源。Casati 等(2022)总结了 2020 年 11 月 The International Verification Methods Workshop (IVMW) 研讨会的关于检验评估研究的最新进展,讨论了如集合敏感分析(Ensemble Sensitivity Analysis, ESA)、误差跟踪(Error Tracking)等诊断方法,分析预报误差与大尺度环流相关的模式误差增长,以识别预报误差

的类型和原因。例如，利用 ESA 方法诊断降水预报的关键影响因子 (Lynch 和 Schumacher, 2014; Zhang 等., 2018; Du 和 Chen, 2019)，国内学者也使用 ESA 方法开展对暴雨预报的研究，例如，2012 年“7·21”北京特大暴雨 (Meng 和 Yu, 2016)，华南暴雨 (Zhang 等., 2018; Du 和 Chen, 2019)，高原涡和西南涡引发的暴雨 (王毅 等., 2017) 和梅雨期江淮流域的暴雨 (苏翔 等., 2021)。

Reynolds 等 (2019)、Brodeur 和 Steinschneider (2020) 和 Lavers 等 (2020) 分析了模式预报的比湿、温度、风、水汽通量和位势高度等变量的误差及其对降水预报的影响，以充分理解模式的降水偏差，诊断降水预报偏差的原因。Cao 和 Zhang (2016) 研究加拿大五大湖地区夏季强降水的漏报个例，发现模式预测的降雨时间比观测提前约 4 h，可能是模式预报的气旋向降水中心西北部移动太远。而气旋位置预报误差，可能与模式初始条件中的误差有关。郑婧等 (2018) 分析了多个数值模式尤其是 ECMWF-HRES 对两次江西北部高空西北气流下特大暴雨环境场特征误差，发现多个数值模式对高空西北气流南移、副热带高压北抬的速度、低空西南急流加强及前端辐合、上游移来短波槽、水汽条件的综合作用分析不到位，导致对降水位置预报偏北、强度预报偏弱。Zhou 等 (2018) 评估 ECMWF-HRES 对 2016 年中国长江中下游流域的持续性极端降水 (PEPE) 预报能力，发现 PEPE 期间上升运动的预报效果对降水预报具有主导作用。

1.2.2.3 定量降水预报的后处理

对模式输出结果进行后处理是定量降水预报中重要的工作，过去几十年的研究证明，将统计后处理技术应用于模式输出结果，集成多个数值模式的预报结果能减小系统误差，提高预报的准确度 (Danard 等., 1968; Thompson, 1977; Krishnamurti 等., 1999; Matsueda 和 Nakazawa, 2015; Hamill 和 Scheuerer, 2018)。统计后处理方法主要包括非参数化和参数化方法，非参数化的方法不用建立降水的统计分布模式，通过获取模式与相应观测的统计特征，利用两者的映射关系得到订正效果。例如，排序直方图 (Rank Histogram Recalibration) (Eckel 和 Walters, 1998)、频率分布直方图 (Simple Binning Technique) (Stensrud 和 Yussouf, 2007)、不同降水阈值的频率匹配 (Frequency Matching Method) (Zhu 和 Luo, 2015)，以集合降水量最大值为基础的概率匹配 (Qiao 等., 2020)。Ebert (2001) 提出概

率匹配平均法,不需要历史样本,缺点是对小尺度信息有平滑作用,成员离散度小时,预报能力接近成员预报。Cui等(2012)提出卡尔曼滤波类型误差订正方法,降低误差,生成偏差修正的集合预报。Novak等(2014)提出集合伪偏差校正法(Pseudo-bias Corrected Ensemble QPF)考虑预报的不确定性,不确定性越大的预报降水越平滑,再依据经验对平滑后的降水偏差订正。

参数化后处理方法能将离散的成员预报转变为连续的概率分布,利用概率分布模型进行外插,对训练数据量的要求低于非参数化后处理。回归模型是一种应用广泛的参数化方法,使用逻辑回归和分位数回归提供预测分布的逐点估计,并使用参数混合模型提供了降水预报的概率分布。降水量可以通过伽马、对数正态或高斯逆分布来建模。例如逻辑回归(Logistic Regression, LR)(Hamill等., 2004)、非均匀回归(Non-homogeneous Regression, NHR)(Bentzien和Friederichs, 2012)、分位数回归(Quantile Regression, QR)(Bremnes, 2004; Hamill和Scheuerer, 2018)、Censored Shifted Gamma函数方法(Scheuerer和Hamill, 2015)等。降水概率信息可能比确定性预报为实际的决策提供更多选择,用于描述降水预报的不确定性,如提供高影响天气事件的准确预警,所以概率预报预警在水文气象中也使用较多(例如, Pappenberger和Buizza, 2009; Hapuarachchi等., 2011; Strauch等., 2012)。贝叶斯模型平均(Bayesian Model Averaging, BMA)应用于气象预报中,用于校准和降水、温度和海平面气压的预测,能提供比模式成员好的预报结果(Raftery等., 2005; Sloughter等., 2007; Fraley等., 2010; Erickson等., 2012; Ji等., 2019)。

现在也有一些研究将机器学习和深度学习方法用于降水预报的后处理(Gagne等., 2014; Herman和Schumacher, 2018; Hill和Schumacher, 2021; Li等., 2021)。例如, Herman和Schumacher(2018)使用随机森林(Random Forests, RF)基于National Oceanic and Atmospheric Administration的Second-Generation Global Ensemble Forecast System Reforecast模式数据和ECMWF全球集合预报系统数据,训练预报极端降水的模型。Li等(2022)使用2013–2019年的甘肃25个站点观测和ECMWF-HERS预报资料,基于深度学习的Convolutional Neural Network and Long Short Term Memory(CNN-LSTM)模型来预测兰州市的

3 h 降水, 结果表明二元降水神经网络的性能优于大多数传统的机器学习模型。Li 等 (2021) 利用 10 年全球卫星导航系统数据集的温度、压力和相对湿度等地表气象数据 7 个变量用于构建神经网络模型, 研究香港地区的强降水预报, 结果表明, 可降水量和温度是模型中贡献最大的两个变量。

1.2.3 中国西南地区降水预报和检验评估

在实际业务预报中, 由于西南地区强降水的影响系统复杂, 不同系统与特殊地形相结合, 模式降水预报常出现不同程度的偏差。已有的研究表明中短期业务数值预报模式对西南地区降水具有一定的预报能力, 但存在空报率高, 预报强度偏弱和范围偏大的问题。对大尺度系统强降水预报优于局地性强降水过程, 对于强降水的预报整体表现为漏报率高, 降水范围较实况偏大、降水中心值较实况偏小 (宗志平等, 2013; 符娇兰等, 2014; 2016; 屠妮妮等, 2015; 曹萍萍等, 2018; 王彬雁等, 2020; Yuan 等., 2020; 谢漪云和王建捷, 2021; 丛芳等, 2021)。模式预报的水汽辐合范围、强度较实况偏强, 导致模式在西南地区空报降水 (何光碧等, 2014; 屠妮妮等, 2015)。丛芳等 (2021) 对比 ECMWF-HRES、西南区域模式、GRAPES 区域中尺度预报系统 (GRAPES-MESO)、GRAPES 全球中期数值预报系统 (GRAPES-GFS) 对 2019 年四川盆地 6 次区域性暴雨过程预报能力, 发现 ECMWF-HRES 和西南区域模式较 GRAPES-MESO、GRAPES-GFS 有明显优势, ECMWF-HRES 和西南区域模式对盆西型降水预报偏差较小, ECMWF-HRES 和西南区域模式对盆东型降水预报偏差较大。赵宁坤等 (2021) 检验分析华南中尺度模式、华东区域数值预报业务模式和 GRAPES-MESO 在云南 2017–2018 年的降水预报, 结果表明华东模式降水预报技巧整体最高, 华南中尺度模式和 GRAPES-MESO 空报率和漏报率偏高, GRAPES-MESO 对暴雨 ($\geq 50 \text{ mm d}^{-1}$) 预报技巧最高, 三个模式在滇东北、滇中西部、滇西北技巧最低。Yuan 等 (2020) 评估 ECMWF-HRES 在西南地区的强度、频率和日变化, 指出模式降水频率更高, 强度较低, 高估下午的降雨峰值。

由于天气系统的复杂性, 模式对西南地区不同天气背景降水的预报能力有明显差异 (马力, 2012; 肖红茹等, 2013; 符娇兰和代刊, 2016; 曹萍萍等, 2018)。马力 (2012) 根据暴雨环流形势, 将四川盆地暴雨分为西部阻塞型、川东-江淮切

变型、西风带大槽型移动性、两高切变型、高压后部型和南风型六种类型，指出后三类暴雨的预报难度较大。符娇兰和代刊（2016）按照天气系统和降水分布特点，将 2011–2014 年西南地区东部强降水主观分为低涡切变型、江淮切变型和南风型三类，发现 ECMWF-HRES 预报前两类事件面积偏大的可能性较大，预报南风型事件的面积和平均强度偏小，出现漏报概率较大。肖递祥等（2017）用 1981–2015 年四川盆地的 23 个极端暴雨个例，建立四川盆地的“东高西低”型和“两高切变”型极端暴雨概念模型，提供极端性暴雨过程的预报参考。曹萍萍等（2018）根据能量条件和有无冷空气分类西南地区降水事件，发现西南区域模式和 ECMWF-HRES 对“高能暖区”型暴雨的空报率较高。王毅等（2017）利用 ECMWF 的集合预报资料分析一次高原涡和西南涡共同作用下的四川盆地暴雨过程，发现此过程降水预报对高原涡比西南涡更加敏感，对高原涡的预报是影响预报降水强度和落区的关键因子。宗志平等（2013）对 2012 年四川盆地两次西南涡暴雨过程进行了对比分析和预报检验，发现强降水落区主要取决于 850 hPa 切变线位置。

综上所述，对于中短期数值预报模式对西南地区的强降水检验评估，之前的研究难以区别误差的来源与性质，不能向模式开发者提供明确的改进方向。目前在西南地区基于空间检验技术对模式降水误差的定量化检验工作相对较少；对强降水背景的预报误差多为个例分析，缺少代表性；利用客观分析方法分类研究西南地区的强降水过程天气形势的特征还有不足，需要进一步分析不同区域、不同环流背景的降水预报误差分布特征及其可能原因。

1.3 拟解决的科学问题和主要研究内容及创新点

1.3.1 拟解决的科学问题

本论文拟解决的主要科学问题如下：

- （1）ECMWF-HRES 模式对中国暖季不同区域、不同等级降水预报能力如何？
- （2）如何建立基于多个中短期数值天气预报模式结果的集成预报模型，提升对中国，特别是西南地区强降水的预报能力？
- （3）数值天气预报模式对不同环流背景的西南地区强降水事件的雨带强度、

位置及结构的预报偏差特征？影响数值天气预报模式在西南地区强降水预报偏差的关键天气因子是什么？

1.3.2 主要研究内容

针对以上提出的科学问题，本论文的主要研究内容如下：

(1) 数值天气预报模式对中国不同等级降水的预报能力：利用 2015–2018 年 3–9 月的 ECMWF-HRES 模式降水预报资料和 2411 个国家站逐小时地面观测降水，分析该模式对中国区域基于站点气候背景的不同等级降水预报能力时空分布特征。

(2) 建立集成预报模型提升降水预报能力：基于 ECMWF、JMA 和 NCEP 中心集合预报模式的降水数据，使用贝叶斯模型平均方法，建立全中国和西南地区两个集成预报模型，提升国家站的降水预报准确率。

(3) 数值天气预报模式对不同类型的西南地区强降水事件的预报偏差特征：利用 2016–2020 年西南地区考核自动站逐小时降水观测资料，根据雨带的范围和强度，挑选出西南地区强降水事件；利用 ERA5 再分析资料，根据环流背景客观分类强降水事件，在此基础上使用空间诊断评估方法，诊断模式对分类降水事件、事件主要雨带以及主要雨带中心的强度、位置和结构预报能力。

(4) 影响数值天气预报模式在西南地区强降水预报偏差的关键天气因子：针对强降水事件的关键时段，评估 ECMWF 的全球集合预报产品对西南地区强降水的预报技巧，然后通过集合敏感性分析方法对比集合成员，研究各不同层次的大气变量、天气系统对降水预报的影响。

1.3.3 论文章节安排

论文第一章 绪论

论文第二章 中国区域 ECMWF-HRES 模式的降水预报评估和偏差分析

论文第三章 基于贝叶斯模型平均的多模式集成降水预报

论文第四章 西南地区强降水事件的分类预报评估及其环流特征分析

论文第五章 西南地区强降水时段的预报偏差及其关键天气因子

论文第六章 结论与讨论

1.3.4 创新点

本文立足于中短期数值天气预报模式对西南地区强降水预报的问题,研究创新点如下:

(1) 中国不同地区的降水在总量和频率上相差悬殊,之前对于中国的评估多基于国家气象局统一标准,本研究根据站点气候背景获取站点不同等级降水标准,评估全国范围国家观测站的模式降水预报,给了解、改进数值天气预报模式以及开展模式预报结果订正提供了重要参考。

(2) 西南地区天气系统复杂,数值天气预报模式对不同天气背景造成降水的预报能力有明显差异。本研究根据树特征思想,采用较新的谱聚类客观方法,利用多个垂直层次的天气特征分类西南地区强降水事件,揭示不同类型降水事件的雨带偏差特征和主要环流特征,给出了不同类型强降水事件的关键预报因子,为将来改进西南地区强降水的精细化预报提供重要参考。

第 2 章 中国区域 ECMWF-HRES 模式的降水预报评估和偏差分析

2.1 引言

欧洲中期天气预报中心全球数值模式集成预报系统的高分辨率模式(以下简称 ECMWF-HRES)在中国各级气象台应用广泛,之前对 ECMWF-HRES 模式在中国区域降水预报评估的研究(例如, Zhou 等., 2018; 曹越 等, 2019),较少关注到模式对中国西部山区与青藏高原的评估,而山区的强降水更容易带来山体滑坡和泥石流等次生灾害,所以评估 ECMWF-HRES 对整个中国降水预报效果非常有必要。另外,以前评估降水的研究大多使用中国气象局的雨量等级标准(Su 等., 2014; 符娇兰 等, 2014; 张宏芳等, 2014; 潘留杰 等, 2017;),但是不同区域气候背景差异导致中国西北与东部地区的降水在总量和频率上相差较为悬殊(Qian 和 Lin, 2005; Li 等., 2016)。因此评估全国范围的模式预报降水,采用的降水等级阈值应该考虑到站点降水的气候背景差异(Rodwell 等., 2010)。

本章内容将分析 ECMWF-HRES 在中国不同区域、不同预报时效、不同降水等级的评估结果。

2.2 资料和方法

2.2.1 资料

本研究使用中国气象局提供的 2013–2018 年 1 h 观测降水来评估 ECMWF-HRES 对中国区域 2411 个观测站点的预报降水效果。评估的 2411 个气象观测站点大多分布在中东部地区,西北地区和青藏高原地区站点相对较少(图 2.1 a)。图 2.1 b 为本文所提到的中国各区域的划分,文中所讨论的东部为 105°E 以东,北部为 35°N 以北。中国国家站小时降水资料集已经被用于各种天气和气候研究(Yu 等., 2010; Li 等., 2015; Zheng 等., 2016)。虽然中国气象局提供的小时观测降水已经进行了质量控制,为了保证本评估研究的准确性,在使用这个资料集之前,对小时降水观测资料进行了进一步的质量控制,主要利用降水事件的时空连续特性,对 1 h 观测降水量大于 30 mm 的样本进行了质量控制。在这类事件发生前后 3 h 内的周围站点没有降水发生,则认为这类事件的降水观测有误,共

剔除 138 个有误降水事件。

本章研究的预报数据为 ECMWF-HRES 模式提供的 2015–2018 年 3–9 月起始预报时间为 00 UTC 的预报时效为 7 天降水预报数据，0–72 h 和 72–168 h 预报时效的时间分辨率分别为 3 h 和 6 h，空间分辨率为 $0.125^{\circ} \times 0.125^{\circ}$ 。采用线性插值方法将 ECMWF-HRES 预报降水量的格点数据插值到观测站点（North 等., 2013）。

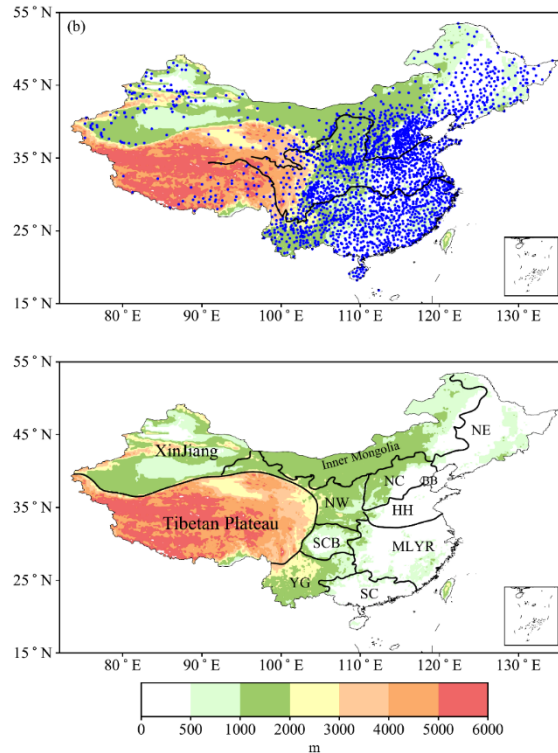


图 2.1 (a) 中国区域 2411 个评估观测站点分布 (蓝色圆点) 以及中国地形分布 (阴影, 单位: 米), (b) 区域划分: 东北地区 (NE), 渤海湾 (BB), 黄淮流域 (HH), 西北地区 (NW), 华北地区 (NC), 长江中下游流域 (LYR), 四川盆地 (SCB), 华南地区 (SC) 和云贵高原 (YG)

Figure 2.1 (a) Distribution of 2411 observation stations (blue dots) and elevation (shading, unit: m) in China. (b) Regional divisions and elevation of China (shading, unit: m): Northeast China (NE), Bohai Bay (BB), Huang–Huai River Basin (HH), Northwest China (NW), North China (NC), Middle and Lower reaches of Yangtze River Basin (LYR), Sichuan Basin (SCB), South China (SC) and Yungui Plateau (YG).

2.2.2 方法

为了解 ECMWF-HRES 模式对中国不同地区和不同等级降水的预报能力,中国不同地区的不同级别的降水阈值应采用不同的标准,然而已有的研究中和中国气象局的业务中都还没有给出不同区域不同量级降水的标准,而是中国所有站点都共用一个标准(表 2.1, 标准来源为国家标准 GB/T 28592-2012),显然这不能体现不同区域的降水气候背景差异,需要制定一个可反映降水气候背景差异的等级标准。因此,本研究首先针对中国 2411 个评估站点给出 3 h 和 6 h 两种时间分辨率的不同等级降水的标准。

概率空间稳定相当误差 (SEEPS) 评分方法能更好的处理降水受气候背景影响的问题 (Rodwell 等., 2010), 可以给出不同气候背景下不同降水强度的阈值, 用于建立降水强度分级以及检验不同气候背景的降水预报准确率 (Rodwell 等., 2010; Haiden 等., 2012; North 等., 2013)。受季风影响中国降水主要发生在暖季 (Tao 和 Chen, 1987; Xie 和 Arkin, 2001; Wang, 2002), 因此, 本章研究依据 2013–2017 年暖季 4–9 月站点观测降水资料, 利用 SEEPS 方法把降水事件分为弱降水、中等强度降水和较强降水 (Rodwell 等., 2010; Haiden 等., 2012), 分别得到 3 h 和 6 h 的弱降水、中等强度降水和较强降水的站点降水阈值, 其中弱降水为 3 h 或 6 h 累积降水量小于等于 0.2 mm 的降水, 弱降水发生概率为 P_1 , 而中等强度降水事件发生频率 P_2 为较强降水事件概率 P_3 的两倍, 三种降水概率相加为 1 ($P_1+P_2+P_3=1$), 因此, 可以从所有非弱降水事件中得到中等强度降水和较强降水判别标准。利用 SEEPS 方法得到中国 2411 个站点 3 h 与 6 h 的弱降水比例、中等强度降水与较强降水的阈值 (图 2.2)。

表 2.1 中国气象局的降雨分级标准

Table 2.1 Rainfall classification standards of the China Meteorological Administration.

等级	12 h mm ⁻¹	24 h mm ⁻¹
小雨	0.1–4.9	0.1–9.9
中雨	5–14.9	10–24.9
大雨	15–29.9	25–49.9
暴雨	≥30	≥50

中国东部 3 h 弱降水比例总体低于西部，其中长江中下游、东南沿海以及江汉地区大部分弱降水比例小于 25%，其他东部地区弱降水比例在 25%–30%左右，青海西部到新疆中部地区弱降水比例最高，约 32–40%；6 h 弱降水比例分布（图 2.2 b）和 3 h 弱降水比例分布（图 2.2 a）类似，只是 6 h 弱降水比例要小于 3 h 的比例。3 h 和 6 h 中等强度降水和较强降水阈值分布形态也基本相似，总体东部的阈值标准大于西北和青藏高原地区。北部湾和海南北部地区的阈值最大，3 h 和 6 h 区分中等强度降水与较强降水的阈值分别大约为 7 mm 和 10 mm，其次为华南和长江中游地区，对应的阈值分别为 5–7 mm 和 6–10 mm，西部地区大多站点对应的阈值小于 3 mm 和 4 mm，本文的重点研究区域（20–35°N, 97–110°E）共 583 个站点，这些站点 3 h 中等降水与较强降水阈值的中位数为 3 mm（图 2.2 c, d）。本研究得到 3 h 和 6 h 降水阈值分布和中国气候降水分布形态相似（Yu 等., 2007; He 和 Zhang, 2010; Li 等., 2016），表明制定的标准反映了站点的气候背景差异，使用以上标准评估 ECMWF-HRES 降水比中国所有站点共用一个标准更有意义。

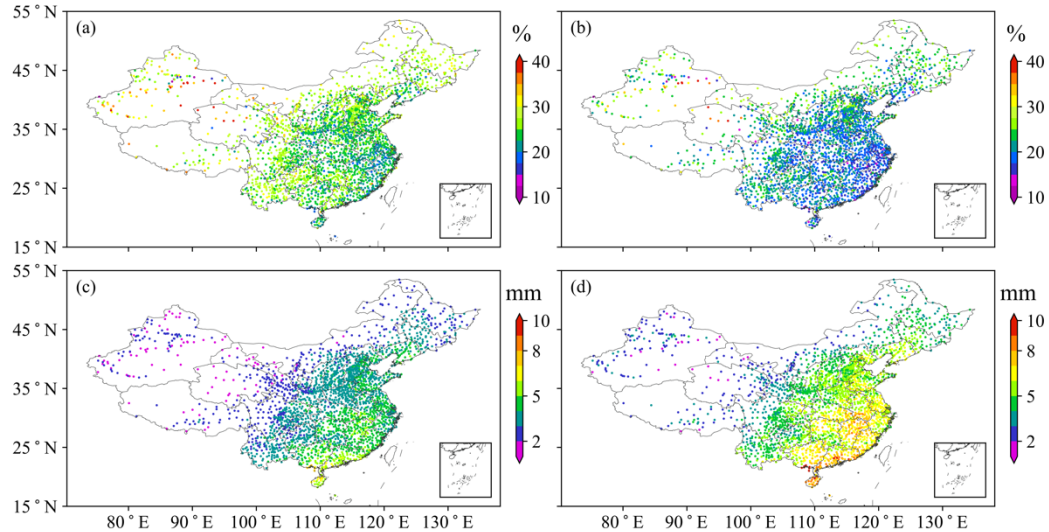


图 2.2 弱降水（累积降水 ≤ 0.2 mm）占所有降水比例（单位：%）：（a）3 h，（b）6 h，中等降水与较强降水的阈值分布（单位：mm）：（c）3 h，（d）6 h

Figure 2.2 The number of light precipitation events (accumulated precipitation ≤ 0.2 mm) as a percentage of all precipitation events (unit: %): (a) 3 h and (b) 6 h. Threshold of medium and heavy precipitation of stations (unit: mm): (c) 3 h and (d) 6 h.

基于以上定义三类降水事件,对 ECMWF-HRES 降水预报进行定性和定量评估,定性分析的评估包括晴雨预报的 TS 和 ETS 评分、特殊漏报率、特殊空报率和偏差评分,定量分析的评估包括降水预报偏差和标准化的均方根误差。表 2.2 是本研究的检验指标及其定义。

表 2.2 检验指标及其定义

Table 2.2 Evaluation of scores and their definitions.

名称	定义	参考文献
TS 评分 (Threat Score)	$TS = \frac{N_A}{N_A + N_B + N_C}$	Schaefer, 1990
ETS 评分 (Equitable Threat Score)	$ETS = \frac{N_A - N_{ref}}{N_A - N_{ref} + N_B + N_C}$ $N_{ref} = \frac{(N_A + N_B)(N_A + N_C)}{(N_A + N_B + N_C + N_D)}$	Brill 和 Mesinger, 2009
特殊漏报率 (Special Miss Ratio)	$SMR = \frac{N_{SC}}{N_{SA} + N_{SC}} * 100\%$	Rossa 等., 2008
特殊漏报率 (Special False Alarm Ratio)	$SFAR = \frac{N_{SB}}{N_{SA} + N_{SB}} * 100\%$	Huang 和 Luo, 2017
BS 评分 (Bias Score)	$BS = \frac{N_A + N_B}{N_A + N_C}$	Haiden 等., 2012
平均误差 (Mean Error)	$ME = \frac{\sum_{i=1}^N (F_i - O_i)}{N}$	Hong, 2003 Chien 等., 2006
标准化均方根误差 (Normalized Root Mean Square Error)	$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2}{N}}}{R}$	

(1) TS 评分与 ETS 评分

TS 评分又称临界指数 (Critical Success Index, CSI), 如表 2.3 所示, N_A 表示模式成功预报降水的频次, N_B 表示模式降水空报的频次, N_C 表示模式降水漏

报的频次 (Schaefer, 1990)。TS 评分是降水评估中常见的评价指标, TS 评分越高表示模式预报性能越好。 N_{ref} 表示随机情况下可能正确预报的频次, ETS 评分包含了列联表中的全部元素, 表达了除去随机偶然事件后, 事件发生且预报正确的频次与事件发生总频次的比率。

表 2.3 二联矩阵列表

Table 2.3 Two-category contingency table.

Observation	Forecast	
	Yes	No
Yes	N_A	N_C
No	N_B	N_D

(2) 特殊漏报率和特殊空报率

漏报和空报是气象预报评分中的重要部分, 为分析模式对较强降水的错误预报情况, 本文定义了特殊漏报率和特殊空报率 (表 2.2)。较强降水事件的漏报可能导致更严重的灾害, 如 ECMWF-HRES 漏报了 2016 年 5 月 7-8 日福建西北部的强降水过程, 这次大暴雨引发山体滑坡重大灾害, 共 41 人失联 (代刊 等, 2016)。研究表明降水强度越强, 预报难度越大, 极端降水事件越容易漏报 (吕晓娜 等, 2013; 茅懋 等, 2016)。为了解 ECMWF-HRES 对中国较强降水事件的预报能力, 评估了两种可能导致更严重灾害的特殊情况。第一种情况是, 观测到较强降水事件, 而 ECMWF-HRES 预报降水量等于 0mm, 即模式对较强降水事件毫无响应, 这类降水漏报事件可认为是特殊漏报。 N_{SA} 是成功预报较强降水的频次, N_{SC} 是漏报较强降水的频次 (表 2.2), SMR 反映 ECMWF-HRES 对较强降水事件漏报的比例。第二种情况是, ECMWF-HRES 的预报降水量达到较强降水标准阈值, 而真实观测没有降水, 这类空报事件称为特殊空报。由于人们对大量级降水事件的警惕, 特殊空报也容易带来经济损失。 N_{SB} 是空报较强降水的频次 (表 2.2)。特殊空报率 (SFAR) 和特殊漏报率 (SMR) 可用以评估 ECMWF-HRES 模式对中国较强降水事件预报错误的程度。

(3) 偏差评分

偏差评分 (BS) 衡量模式对某一量级降水的预报偏差, 量化了预报事件数与观测事件数的比 (Haiden 等., 2012)。BS 的值从 0 到无穷大, BS 为 1 时代表模式预报技巧最高。

(4) 平均偏差

根据 Hong (2003) 和 Chien 等 (2006) 的研究, 平均偏差 (ME) 定义为某类降水事件的降水预报量减去观测量的平均偏差, 可表征预报值和观测值差异程度。表 2.2 中 ME 表达式中的 F_i 表示预报值, O_i 表示观测值, N 表示该类降水事件样本量。

(5) 标准化均方根误差

均方根误差 (RMSE) 是衡量观测值同预报值之间偏差的一个统计量, 为了对比不同降水量级的预报误差, 需要消除站点标准差异, 因此对均方根误差进行标准化。即将站点的均方根误差除以区分中等强度降水与较强降水的阈值。表 2.2 中标准化均方根误差 NRMSE 表达式中 R 为中等强度降水与较强降水的阈值, 公式中其他符号和 ME 表达式中的物理意义一致。本文为讨论 ECMWF-HRES 对 NRMSE 大值站点空间分布的特征, 对每个量级 2411 个站点 NRMSE 值进行排序, 再挑出该量级 \geq 第 90 百分位值的站点。

本研究使用 3 h 和 6 h 的标准分别对 0–72 h 和 72–168 h 的预报结果进行评估, 为了更多地了解前 3 天评估结果, 0–72 h 评估结果每 24 h 分别进行分析, 如 0–24 h 结果为每 3 h 一次评估结果的平均, 而 72–168 h 为每 6 h 一次评估结果的平均。后文的分析将 0–24 h、24–48 h、48–72 h 和 72–168 h 分别称为第一、第二、第三和第四评估时段。

2.3 不同强度降水样本的空间分布

利用 SEEPS 方法获得了三类降水的阈值 (图 2.2), 对 2015–2018 年 3–9 月 2411 个观测站点的降水进行分类, 结果表明所有降水样本和三类降水样本分布呈现南多北少的形态 (图 2.3)。降水频次高发区位于云南和青藏高原东南部的边境区域、四川和贵州、长江流域以及华南北部, 内蒙古西部到新疆中南部一带降

水频次最低（图 2.3 a）。本章评估的降水频次与 1982–2012 年气候态降水频次分布基本一致（Li 等., 2015），但在四川盆地的降水频次偏低，这可能是 2015–2018 年暖季该地区降水偏少有关。图 3b–d 分别为弱降水、中等强度降水和较强降水样本量的空间分布，中国南方大部分站点的弱降水频次大约 150–400 次，其中云南和青藏高原南部边境、华南和云贵高原弱降水频次相对较高；中国北方弱降水频次最高的区域位于东北东部地区大约 150–250 次，其次为河西走廊和华北山区，新疆南部的弱降水样本是最少的（图 2.3 b）。中等强度降水和较强降水的样本空间分布和所有样本空间分布相似（图 2.3 a, c, d），其中新疆少部分站点的中等强度降水和较强降水频次低于 10 次，为相对应降水类型频次最少的区域。综上，三类降水发生频次的空间分布特征为南方地区频次高于北方，新疆中部地区发生频次最低。

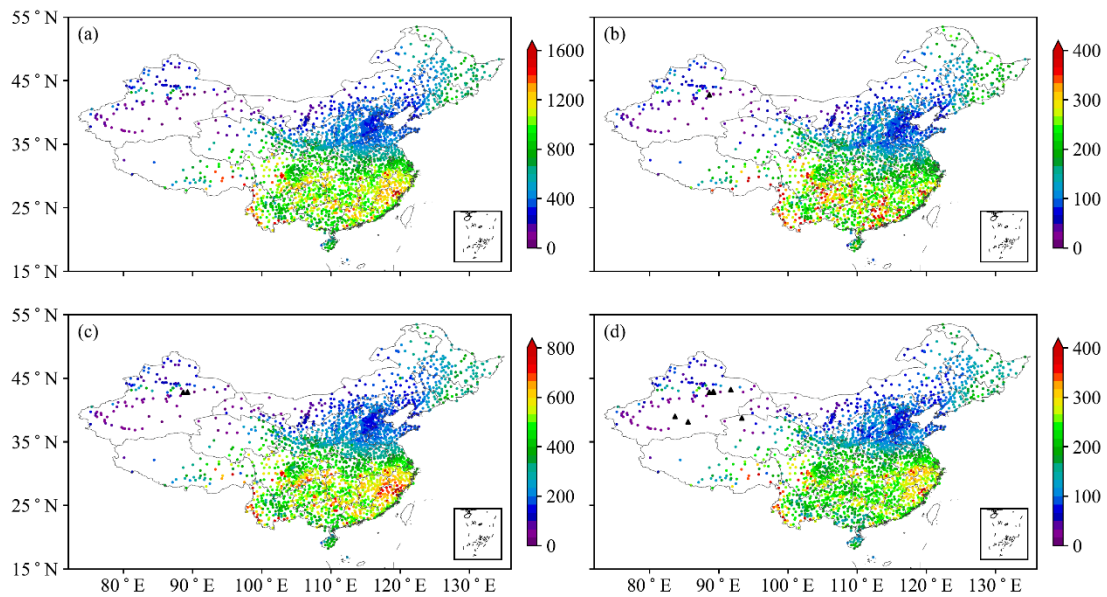


图 2.3 (a) 总降水，(b) 弱降水，(c) 中等降水和 (d) 较强降水的 3 小时样本分布
(单位：次)，三角形站点为低于 10 次的站点

Figure 2.3 The number of (a) total precipitation, (b) light precipitation, (c) medium precipitation, and (d) heavy precipitation (units: times) in 3 h for stations. The black triangles represent less than 10.

2.4 特殊漏报率与特殊空报率

TS 评分和 ETS 评分综合了空报和漏报情况，无法单独体现漏报和空报的情

况, 强降水的漏报和空报可能带来的更严重损失, 因此, 非常有必要评估 ECMWF 降水的空报和漏报情况。以前的研究大多是针对是否发生了降水事件空漏报进行了评估, 而较少针对较大量级降水的漏报情况, 本文定义了特殊漏报率 (SMR) 和特殊空报率 (SFAR) (表 2.2), 特殊漏报率和特殊空报率可以反映模式对较强降水的预报情况。

图 2.4 为四个评估时段的较强降水事件特殊漏报事件频次的空间分布。在前三个评估时段随着预报时效增加, 特殊漏报发生的频次和范围增加, 特别是在中国的华东、华北、东北以及青藏高原的东部地区, 西南地区相比其他地区特殊漏报发生的频次最低 (图 2.4 a-c); 第四评估时段预报降水特殊漏报在东北最多, 其次为华东, 而在华南、云南和西藏南部特殊漏报样本最少 (图 2.4 d)。西南地区中四川盆地的特殊漏报样本最多 (图 2.4)。

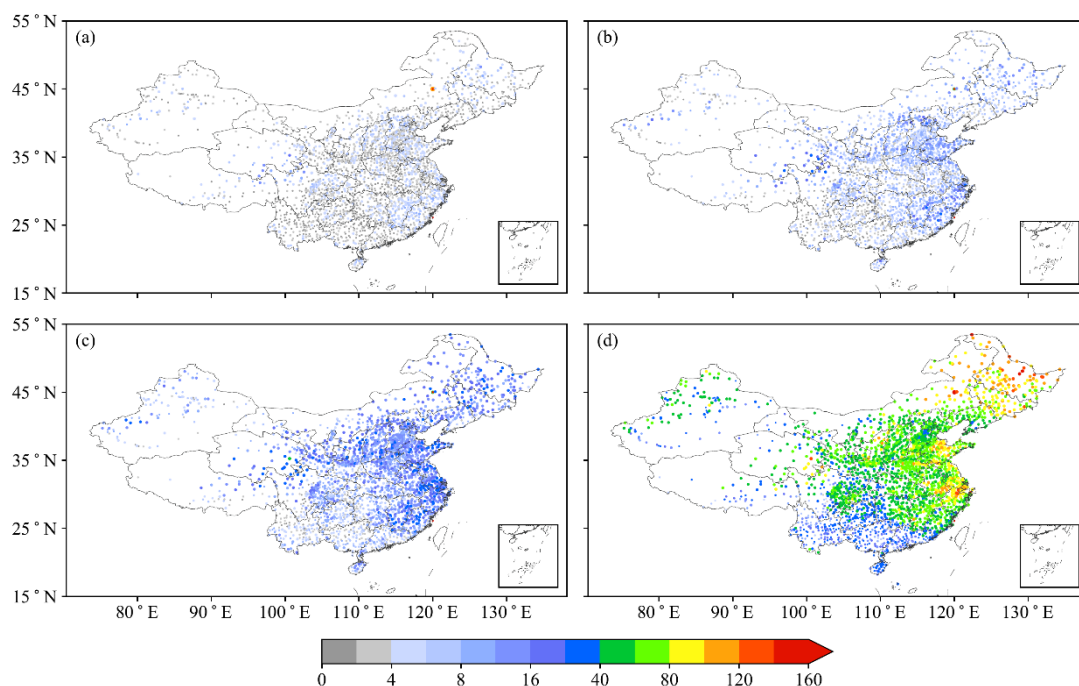


图 2.4 特殊漏报即观测为大雨, 预报为 0 的样本分布 (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h (单位: 次)

Figure 2.4 Number of special misses (units: times): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

ECMWF-HRES 对中国较强降水的特殊漏报率 (SMR) 总体呈现由北向南减少分布形态 (图 2.5), 并且随着预报时效增加 SMR 也呈增加的趋势。新疆中南

部为四个评估时段 SMR 较高的地区 (图 2.5 a, b), 第三评估时段黄河中下游和内蒙古北部区域 SMR 明显增加 (图 2.5 c), 第四评估时段新疆中南部、内蒙古北部、华北南部区域 SMR 增加至 0.7 以上 (图 2.5 d)。对比 SMR 和 SM 的分布, 发现在华东地区的高频特殊漏报区, 其 SMR 并不高, 这是因为该地区较强降水事件多, 而北方的较强降水事件偏少 (图 2.3 c, d)。

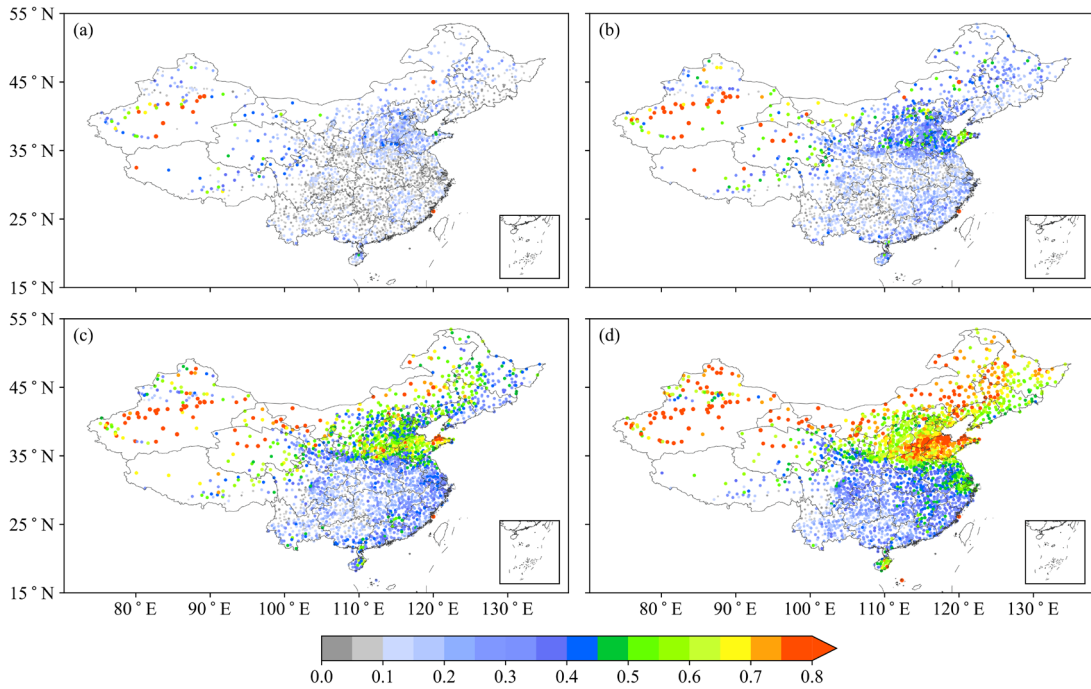


图 2.5 特殊漏报率的分布, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.5 Spatial distribution of special miss ratio: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

图 2.6 为四个评估时段的特殊空报样本频次的空间分布。特殊空报的空间分布特征为南方多于北方, 东部大于西部。较强降水的特殊空报和特殊漏报有较大差别, 即站点特殊空报样本量没有明显随预报时效增加而增加的情况; 事件高发区基本维持在西南地区不变。

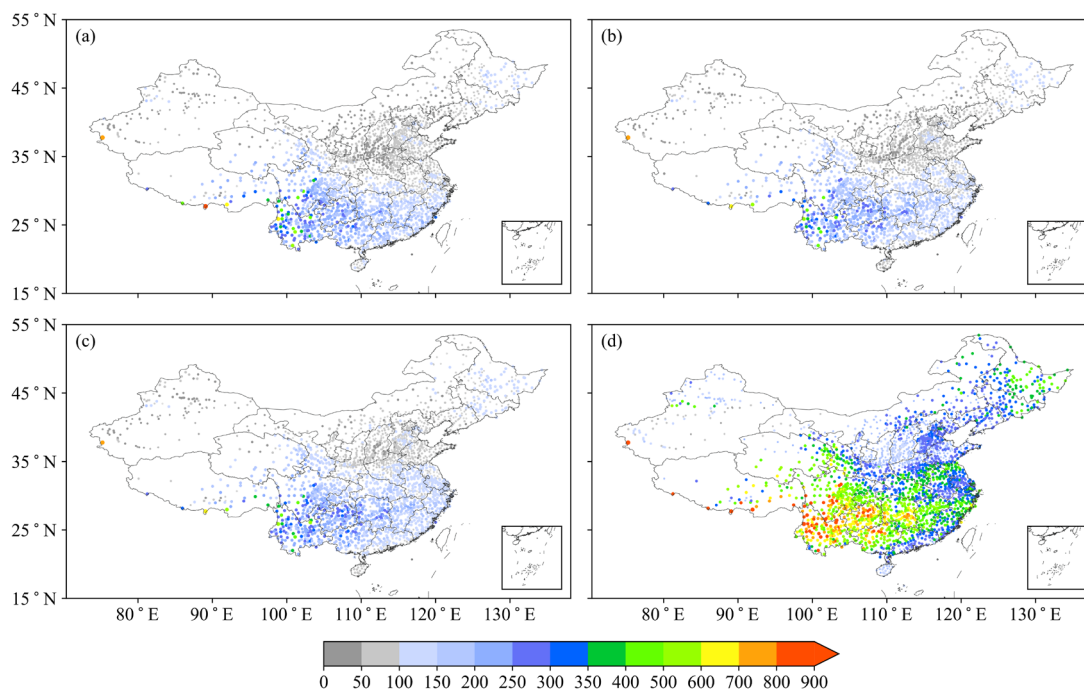


图 2.6 特殊空报样本数, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h (单位: 次)

Figure 2.6 Number of special false alarms (unit: times): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

与特殊漏报频次的分布显著不同的是特殊空报频次在中国西南地区较高(图 2.5, 图 2.6), 但是特殊空报率 (SFAR) 空间分布和特殊空报频次的分布有较大差异 (图 2.6, 图 2.7)。华南地区、云贵高原和中国西部在第一评估时段和第二评估时段两个时段 SFAR 相对较大 (图 2.7 a, b), SFAR 的大值区范围随着预报时效的增加而明显扩大 (图 2.7)。第三评估时段 SFAR 大于 0.8 的区域较大 (图 2.7 c), 第四评估时段 SFAR 大值范围进一步扩大, 黄淮流域增加明显, 除长江中下游外, 所有站点的 SFAR 均大于 0.8 (图 2.7 d)。

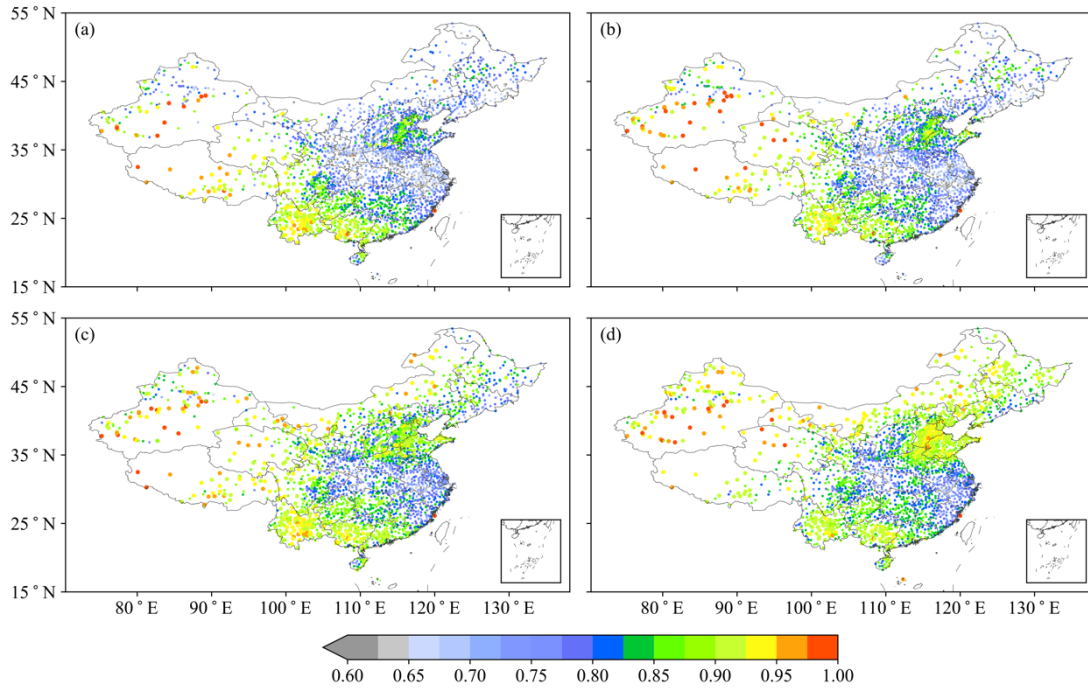


图 2.7 特殊空报率的分布, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.7 Spatial distribution of special false alarm ratio: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

2.5 模式晴雨预报评分

模式的晴雨预报可直观反映模式预报降水的性能。在 0–72 h 内的 3 个评估时段 ECMWF-HRES 对中国晴雨预报的 TS 评分分布相似 (图 2.8 a–c), 在中国东部区域的 25°N–35°N 纬度带的晴雨预报 TS 评分相对较高, 尤其在长江中下游区域 TS 评分最高大于 0.3; 中国西部晴雨预报 TS 评分总体小于东部, 与张宏芳等 (2014) 研究结果一致, 其中新疆中南部地区晴雨预报 TS 评分最低, 大约在 0.1–0.15 之间。对比前三个评估时段和第四个评估时段晴雨预报 TS 评分分布, 表明第四评估时段华南和西南地区晴雨预报 TS 评分有所增加, 特别是在西藏和云南的边界、川西高原以及华南的北部地区, 其他地区晴雨预报 TS 评分变化不显著。张宏芳等 (2014) 也得出在短期预报时间内, 晴雨预报 TS 评分变化不大。第四评估时段晴雨预报 TS 评分略高于前三个时段 (图 2.8), 可能与模式预报的时间分辨率有关, 时间分辨率越高, 预报准确率越低 (张宏芳 等, 2014)。

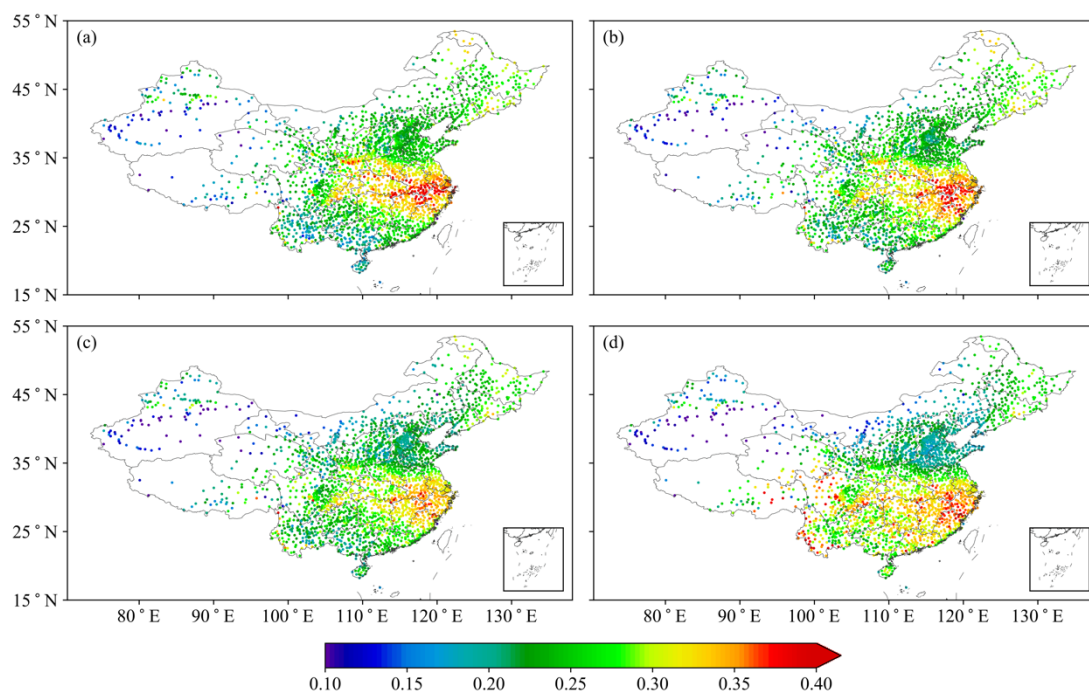


图 2.8 晴雨预报 TS 评分分布 (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.8 Distribution of the TS for “rain or no rain”: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

对 TS 评分改进后得到的 ETS 评分可以消除不同地区的气候降水频次对评分的影响。ECMWF-HRES 对中国晴雨预报 ETS 评分的高值区与 TS 分布相似，都位于东部区域的 25°N–35°N 纬度带，西南地区南部和华南西部为晴雨预报 ETS 评分的低值区；随着预报时效的增加（图 2.9），晴雨预报的 ETS 评分降低，高值区的 ETS 评分从第一评估时段的 0.3 减少为第四评估时段的 0.2 左右。综上，ECMWF 对中国晴雨预报表现为预报时效越短预报效果越好，在中国东部中纬度区域表现最优，华南和西南地区晴雨预报效果低于中国其他东部地区。

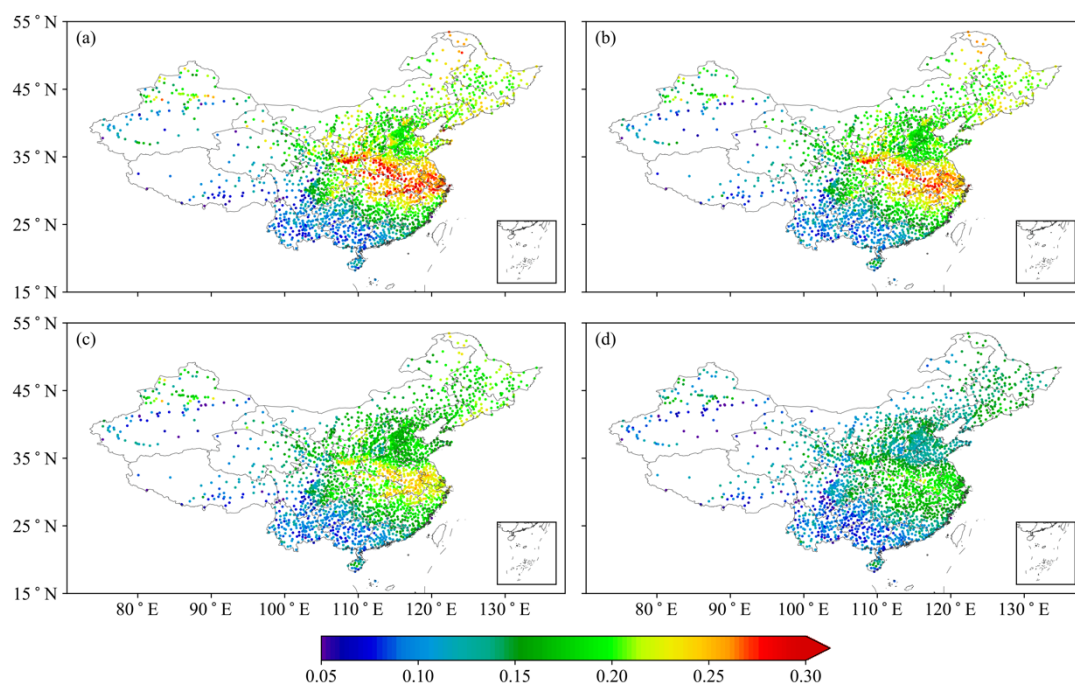


图 2.9 同图 2.8, 但为 ETS 评分分布 (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.9 As in Figure 2.8, but for distribution of ETS for “rain or no rain”: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

2.6 模式降水预报的偏差特征

BS 是预报降雨与观测降雨之比, $BS < 1$ 表示模式低估降水频次, $BS > 1$ 表示模式高估降水频次。ECMWF-HRES 模式在全中国各估算时段均高估降水, BS 随预报时效的增加而减小 (图 2.10)。前 3 个评估时段, $BS > 3$ 的站点集中在华南、云贵高原和西部地区 (图 2.10 a–c)。长江中下游的 BS 值最低。ECMWF 模式对长江中下游降水的预报效果较好 (图 2.10)。之前的研究结果 ECMWF-HRES 模式高估小雨 (Haiden 等., 2012; 潘留杰 等, 2017), 与本章研究结果一致。对于中等强度降水及以上降水, BS 的分布与图 2.10 相同, 但 BS 数值较弱降水及以上降水低 (图 2.11)。BS > 3 的站点仍集中在云贵高原和华南地区。

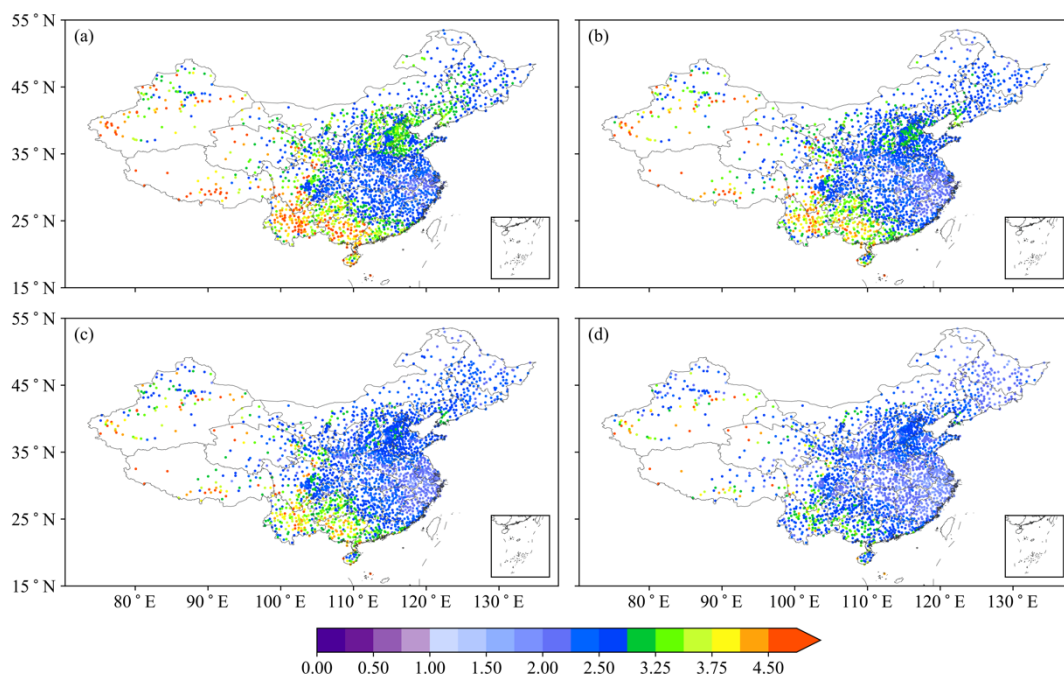


图 2.10 降水的 BS 评分分布 (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.10 Distribution of BS for precipitation (\geq light precipitation threshold): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

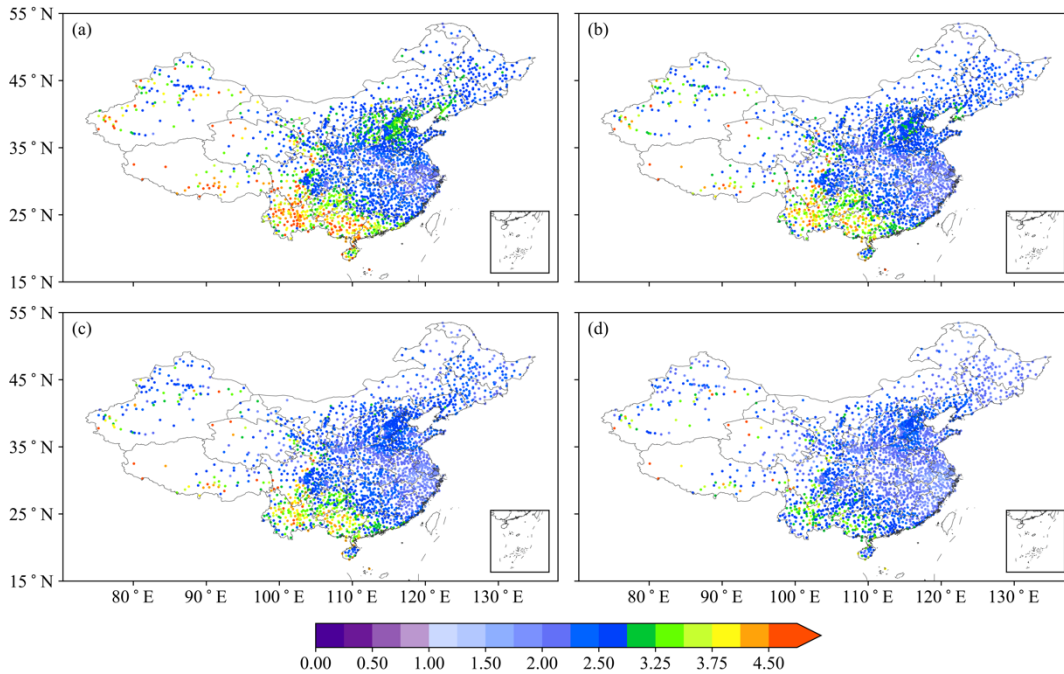


图 2.11 同图 2.10, 但为中等降水及以上降水的 BS 评分分布

Figure 2.11 As in Figure 2.10, but for distribution of BS for precipitation (\geq medium precipitation threshold).

在所有评估时段，大多数站点较强降水的 BS 值均小于 2，华南地区尤为明显（图 2.12）。华南地区的 BS 小于 1 随着预报时效的增加而显著增加。第一评估时段，BS 值大于 2 的站点仅分布在渤海湾和云贵高原（图 2.12 a）。在第二、三评估时段，华南地区的 BS 明显减小（图 2.12 b、c）。第 4 评估时段，华南各站的 BS 明显小于 1，说明华南地区的较强降水频次被严重低估。对较强降水的低估程度随预报时效的增加而增加。之前的一些研究也表明，ECMWF-HRES 模式低估了强降水，而且这种低估随着预报时效的增加而增加（Haiden 等., 2012；符娇兰 等, 2014；潘留杰 等, 2017）。BS 只给出了模式对不同类别降水的高估或低估频次倾向，ME 则能给出高估或低估的雨量数值。

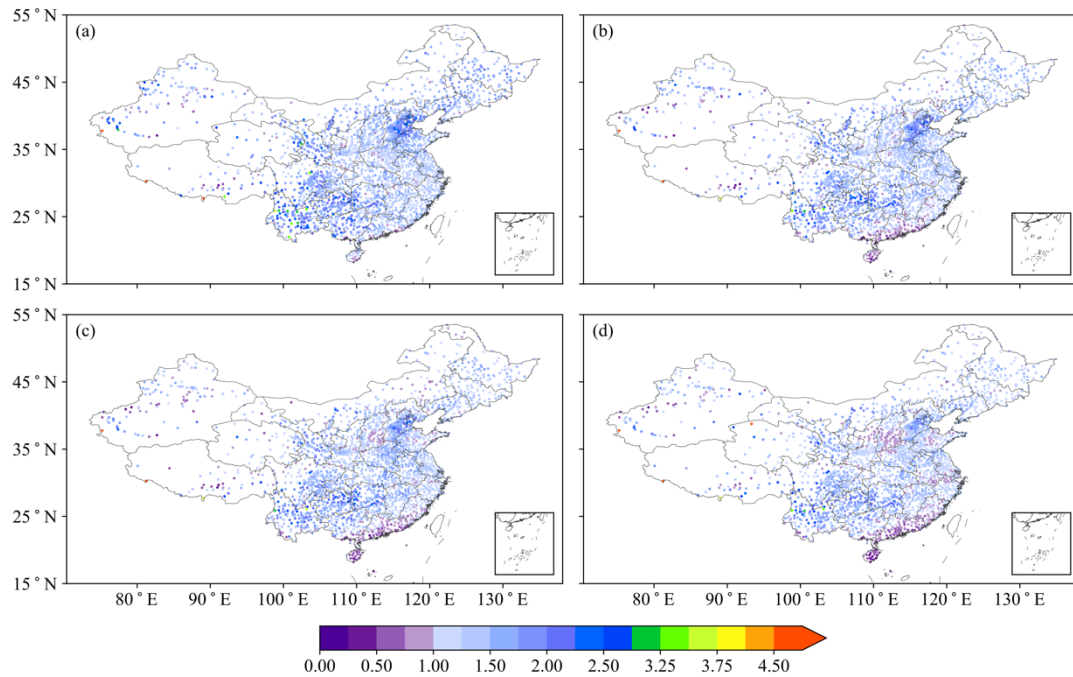


图 2.12 同图 2.10，但为较强降水 BS 评分分布

Figure 2.12 As in Figure 2.10, but for distribution of BS for precipitation (\geq heavy precipitation threshold).

以上的内容分析了 ECMWF-HRES 对中国弱降水、中等强度降水以及较强降水的 TS 评分、ETS 评分以及 BS 评分。下面将定量分析 ECMWF-HRES 对中国降水预报效果。平均偏差反映模式降水预报的总体误差情况，平均偏差 (ME) 绝对值越大表明模式的降水预报效果越差。

中国大部地区的弱降水 ME 在 0–3 mm 之间（图 2.13a），其空间分布呈现东

南偏差大于西北。中国南方的弱降水 ME 大部分站点大于 1 mm，其中部分地区的弱降水 ME 在 2–3 mm 为弱降水偏差最大值区。北方地区除渤海湾地区弱降水的 ME 在 1–2 mm 外，其他大部站点的弱降水 ME 小于 1 mm，其中西北以及内蒙古北部站点弱降水 ME 在 0–0.5 mm 之间，为弱降水 ME 最小值区(图 2.13 a)。本研究的弱降水正 ME 大值区域与张宏芳等(2017)的分析结果相同。中国东部地区的大部分站点的中等强度降水平均预报偏差为正偏差(图 2.13 b)，其中长江中下游和西南部分地区的 ME 在 1–2 mm 之间，为平均正偏差的最大值区，海南和山西南部为东部负偏差相对集中的区域，其对应 ME 在 -0.5–0 mm 之间(图 2.13 b)；而西部部分站点的 ME 为负，其中新疆中部负偏差在 -0.5 mm 至 -1 mm 之间，为负偏差的最明显区域。因此，ECMWF-HRES 对中国中等强度降水大多站点预报偏差分布总体为南方大于北方且东部大于西部的特征。

中国较强降水预报偏差与弱降水、中等强度降水 ME 空间分布有较大差异(图 2.13 c)。中国较强降水的 ME 为负偏差且 ME 的绝对值明显大于另外两种强度的降水，说明 ECMWF-HRES 对中国较强降水预报明显偏少(图 2.12)。ECMWF-HRES 对量级较大降水的预报偏低(Haiden 等., 2012)。中国较强降水的 ME 绝对值整体呈现西部向东增加的分布形态，西部的强降水平均预报偏差大约在 -5–0 mm 之间，东部的强降水平均偏差在 -5 mm 至 -20 mm 之间，绝对偏差量明显大于西部，其中华南地区平均偏差量最大在 -15 mm 至 -20 mm，其次华北平原地区和长江中游地区平均偏差量在 -10 mm 至 -15 mm(图 2.13 c)。

综上，ECMWF-HRES 对中国弱降水的预报总体偏多，ME 分布为东南部大于西北部；对中国大多站点的中等强度降水预报偏多，除新疆中部、山西南部和海南南部部分站点外；而对于较强降水而言，中国大部分站点预报降水偏小。以上分析表明 ECMWF-HRES 对中国弱降水和中等强度降水预报偏多而强降水预报偏少，与国内外评估 ECMWF-HRES 降水偏差特征一致(符娇兰 等, 2014; Moore 等., 2015)。

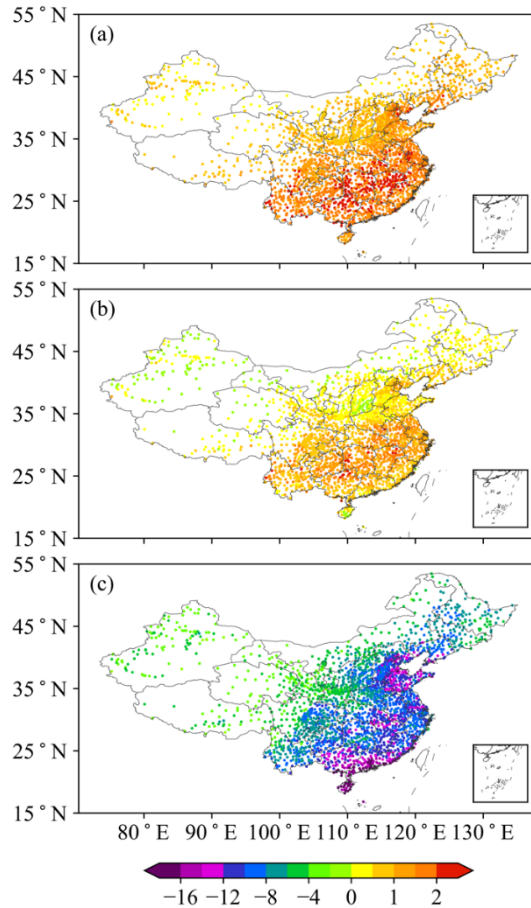


图 2.13 不同类别降水平均降水量偏差分布 (单位: mm): (a) 弱降水, (b) 中等强度降水, (c) 较强降水

Figure 2.13 Mean error for different categories of precipitation (units: mm): (a) light precipitation, (b) medium precipitation, and (c) heavy precipitation.

标准化的均方根误差 (NRMSE) 定义为均方根误差 (RMSE) 除以本站区分中等强度降水和较强降水的阈值 (图 2.2), 它可以消除站点气候背景差异的影响。本章对弱降水、中等强度降水以及较强降水都进行了 NRMSE 评估。

中国东部地区的弱降水 NRMSE 总体大于西部, 全国大部站点的 NRMSE 小于 1。前三个评估时段 NRMSE 相对较大的站点分布比较分散, NRMSE 大于 1.2 的站点分散地分布在华中和华北区域, 华南沿海、陕西和山西南部为中国东部弱降水 NRMSE 低值区 (图 2.14 a-c); 第四评估时段江淮和湖南南部两个地区为相对集中的 NRMSE 大值区 (图 2.14 d)。

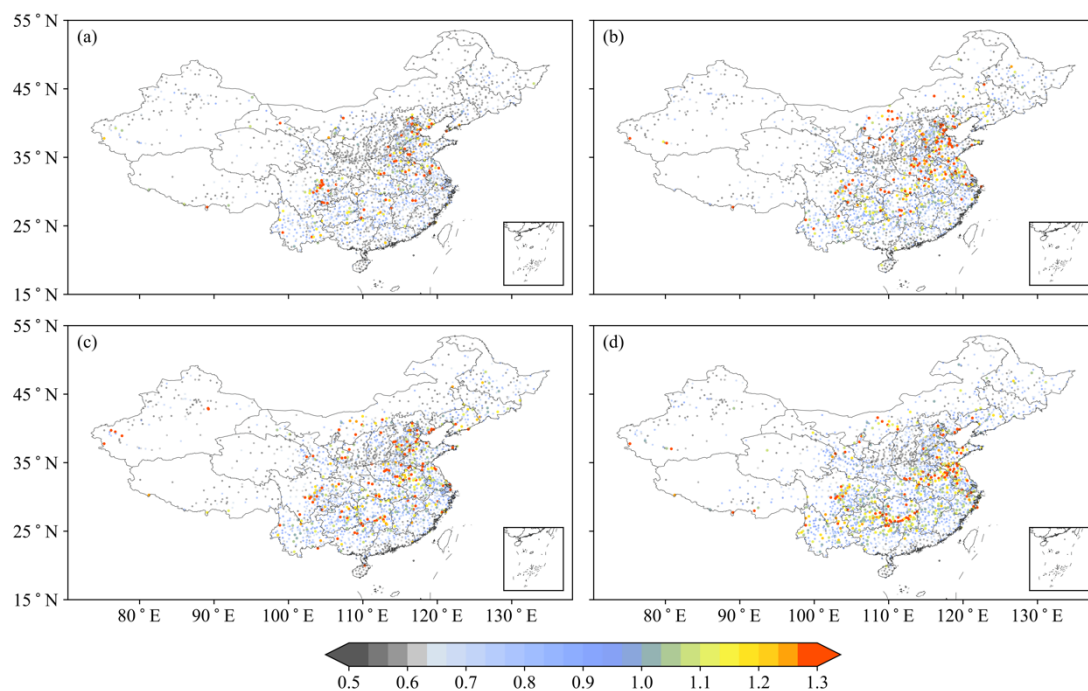


图 2.14 全国弱降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.14 Distribution of NRMSE for light precipitation: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

与弱降水 NRMSE 分布相似, 中等强度降水 NRMSE 在东部地区高于西部地区, 东部中等强度降水 NRMSE 大值站点主要分布在华北、江淮以及西南地区。第一评估时段 NRMSE 大值站点主要分布在四川盆地、华北平原以及江淮区域, 东部其他站点的 NRMSE 大多小于 1 (图 2.15 a)。在第二评估时段 NRMSE 大于 1 的站点明显增加, 主要分布江淮地区的北部和华北地区南部, 以及四川盆地中东部 (图 2.15 b)。在第三评估时段, 河套和华北部分地区中等强度降水 NRMSE 有所减弱, 而西南地区东部 NRMSE 大于 1 的站点相对略有增多, 其他站点相对于第二个时段无明显变化 (图 2.15 c); 第四评估时段, NRMSE 大于 1.2 的站点在华北区域减少, 而中等强度降水 NRMSE 大于 1 的站点在西南和江淮区域明显增加 (图 2.15 d)。

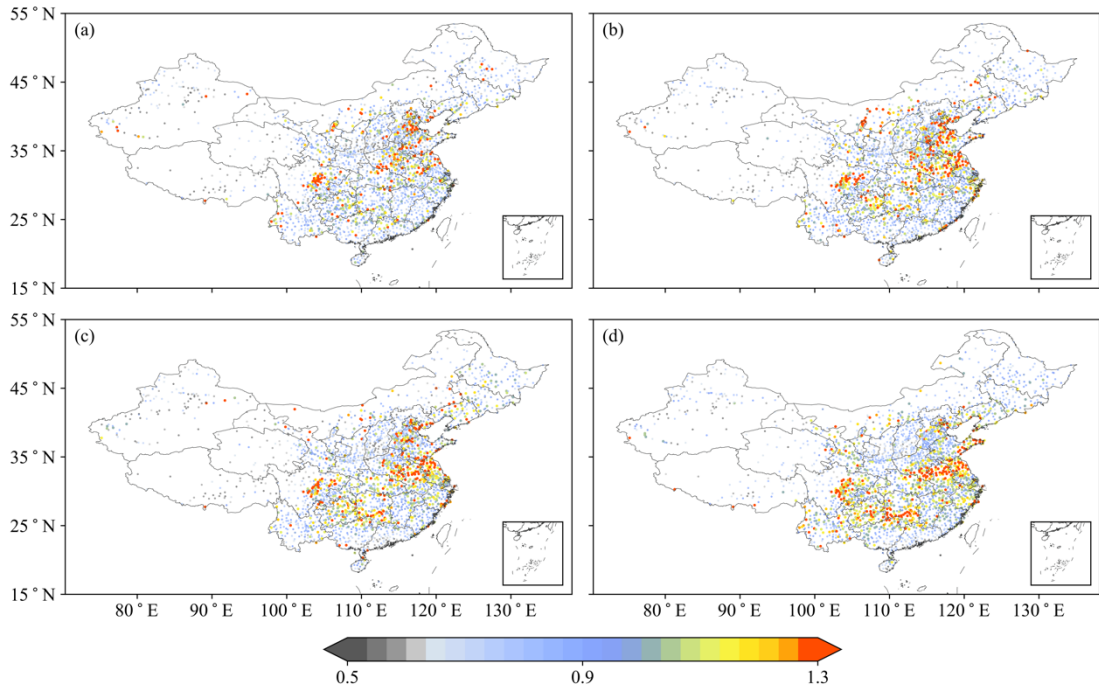


图 2.15 全国中等降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.15 Distribution of NRMSE for medium precipitation: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

较强降水的 NRMSE 明显大于弱降水和中等强度降水的 NRMSE, 且在四个评估时段分布形态变化不明显。中国处于东亚季风区, 地形分布复杂, 夏季对流活跃降水较强 (Tao 和 Chen, 1987), ECMWF-HRES 模式对较强降水的预报难度较大。总体中国东部的较强降水的 NRMSE 大于西部, 东部地区大多站点的较强降水 NRMSE 大于 2.5, 其中华北东部、四川盆地、西南地区东部为较强降水 NRMSE 的大值区且随预报时效变化不大; 河西走廊和新疆中南部的较强降水的 NRMSE 大于西部地区的其他地区 (图 2.16)。四川盆地的地形和影响系统的复杂性, 可能是导致数值模式对四川盆地强降水预报偏差的重要原因之一 (宗志平等, 2013)。

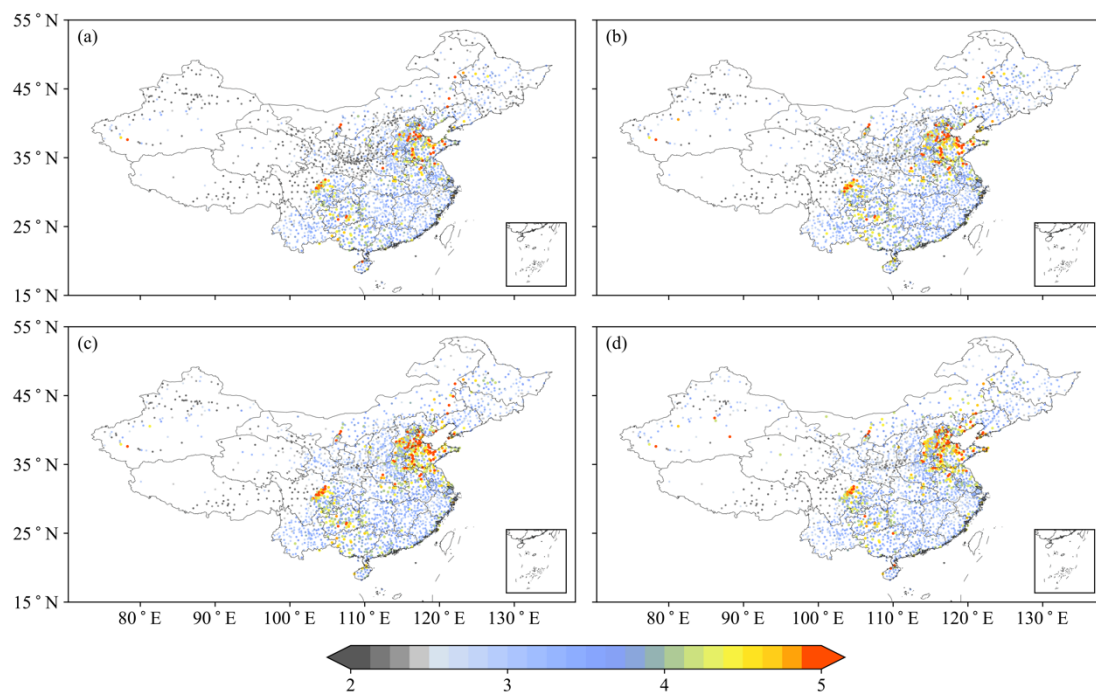


图 2.16 全国较强降水事件的标准化均方根误差分布 (单位: 倍): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h

Figure 2.16 Distribution of NRMSE for heavy precipitation: (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h.

为了综合比较三类降水最大误差的站点分布, 对每个量级 2411 个站点 NRMSE 值从小到大排序, 图 2.17 给出了三类降水中达到该量级所有站点中第 90 百分位 NRMSE 的站点分布, 结果表明 ECMWF-HRES 对华北东部、黄淮地区和西南地区东部的预报误差在各降水量级都较大, 预报技巧相对于中国其他地区较低, 其中弱降水的大值站点分布相对较为分散。

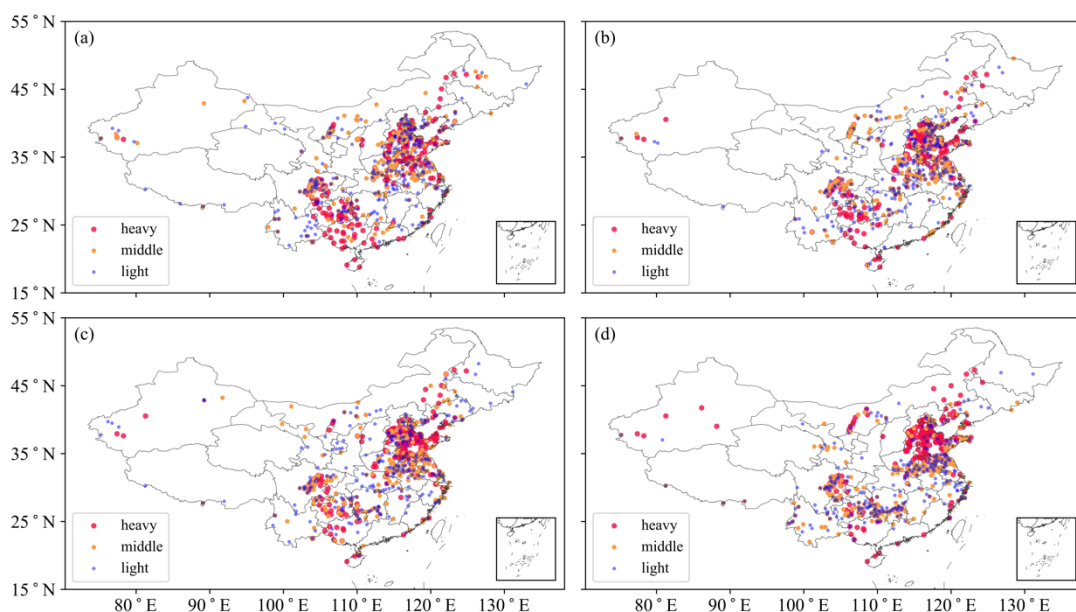


图 2.17 第 90 分位及以上的标准化均方根误差站点 (单位: 倍): (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, (d) 72–168 h, 红点为较强降水, 黄点为中等降水, 蓝点为较弱降水

Figure 2.17 The stations with the top 10% highest NRMSE in each precipitation category.

(a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h, and (d) 72–168 h. Red spots represent heavy precipitation, orange spots represent medium precipitation, and blue spots represent light precipitation.

2.7 本章小结

本章使用 2015–2018 年 4–9 月高时空分辨率 ECMWF-HRES 模式降水预报, 利用中国 2411 个国家站逐小时降水观测资料, 对 ECMWF-HRES 降水预报产品进行了评估。由于中国不同地区的气候特征差异较大, 首先利用 SEEPS 方法制定了针对站点的 3 h 和 6 h 不同强度降水等级划分标准, 然后针对不同等级的降水事件评估 ECMWF 的预报能力。本章主要讨论模式预报能力的时空分布, 结论如下:

(1) 利用 SEEPS 方法得到了中国 2411 个站点的 3 h 和 6 h 累积降雨量不同量级降水的阈值, 所有量级的阈值都是由东南向西北递减, 北部湾和海南西北地区为阈值的最大值区域, 其次为长江中游地区和华南地区。此方法获得的阈值分布考虑了不同地区的气候特征, 统计得到的误差分布对预报的指导将更有意义。

(2) ECMWF-HRES 晴雨预报评分总体上是预报时效越短预报效果越好,

在长江中下游地区表现最优，华南和西南地区评分低于中国东部的其他地区。但随着时间分辨率的增加，评分有所降低。总体上预报时效越短预报效果越好。对于较强降水空报、漏报呈现区域的特征，对中国东部地区的较强降水漏报频次较高，较强降水的漏报率北方大于南方，由北向南减少。对西南地区的较强降水空报频次较多，较强降水空报率在西部地区、黄淮流域、和内蒙古地区等地较高。

(3) ECMWF-HRES 模式对于弱降水和中等强度降水预报偏多，而对较强降水预报量偏少。标准化均方根误差分析表明，降水预报误差随着预报时效的增加而增加，对河套、华北、黄淮和西南地区的各量级降水预报误差较大。

本章研究根据站点降水气候特征，将观测降水分为弱，中等，较强降水三类，评估了 ECMWF-HRES 降水预报模式对中国降水的预报能力，不仅讨论了模式对降水有无的预报准确度，还进一步讨论了模式对不同站点的预报误差大小。西南地区、华北和黄淮地区预报技巧较低，这些地方地形复杂，预报误差较大 (Chen 等., 2012; Sun 和 Zhang, 2012; Bao 和 Zhang, 2013)。模式研发人员可以在本章的结果上改进模式，业务预报人员可参考本章结果，客观定量地订正模式的 QPF 预报结果。

第3章 基于贝叶斯模型平均的多模式集成降水预报

3.1 引言

第2章分析了ECMWF-HRES模式对全国区域的不同量级降水预报技巧,结果表明模式对西南地区降水预报技巧相对较低,西部山区的降水更容易伴随山体滑坡和泥石流等次生灾害,所以进一步对西南地区的降水预报进行研究。针对不同的气候背景,发展高时空分辨率的降水预报模型有很好的应用价值。对数值模式预报结果采用统计方法进行后处理,建立一个模式数据与观测数据之间的回归模型,能提高预报结果的准确度(Matsueda和Nakazawa, 2015; Hamil和Scheuerer, 2018)。贝叶斯模型平均(Bayesian Model Averaging, BMA)是一种统计预测模型后处理方法,主要贡献是能提供无降水的概率和降雨量的概率分布,提供优于所有成员模式预报的结果。在实际业务中,降水概率预报比确定性预报为实际的决策提供更多选择(Hapuarachchi等., 2011; Hamill等., 2012; Strauch等., 2012)。

已有的采用BMA方法的研究多应用于24h分辨率的降水预报,预警的强降水阈值为国家气象局统一标准(刘建国等, 2013; Ji等., 2019)。为了更好的预警西南地区的强降水,满足对不同气候背景下降水预报和强降水预警的需求,本章将应用BMA方法,分别构建中国区域和西南区域的6h降水预报模型,结合第2章得到的站点不同等级降水标准,对比全国模型和西南区域模型对西南地区站点降水预报预警能力,深入分析BMA对西南地区站点预报技巧的提升,给出更有实际预报指导意义的预报结果。

3.2 资料

The International Grand Global Ensemble (TIGGE)数据集是The Observing System Research and Predictability Experiment (THORPEX)全球交互集成系统的主要数据集,该数据集包括:ECMWF、The Japan Meteorologic Agency (JMA)和The National Centers for Environmental Prediction (NCEP)等12个数值预报中心的集合预报模式数据,包括控制预报(Control forecast)和扰动预报(Perturbed forecast),被用于各种气象要素的预报研究(Hamill等., 2012; Swinbank等.,

2016)。预报数据可以从 TIGGE 网站获取, 数据的最长预报时效为 360 h, 空间水平分辨率为 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$, 时间分辨率为 6 h, 每日有 0000、0600、1200 和 1800 (UTC) 四个起报时间。本章使用 ECMWF、NCEP 和 JMA 中心的控制预报结果建立模型, 以下简称 ECMWF、NCEP 和 JMA 模式。同第 2 章的插值方法, 使用双线性插值将格点资料插值到 2411 个站点, 站点分布如图 2.1。6 h 累积降水小于 0.1 mm 记为无降水。

根据 ECMWF、NCEP 和 JMA 模式的起报时间, 选取 2017 年 4 月 1 日至 9 月 30 日起报时间为 1200 UTC 的预报结果建立模型, 建立的模型适用于暖季的降水预报、预警。模型的时间分辨率为 6 h, 预报时效为 0–72 h。Su 等 (2014) 的评估结果表明了本文选择的三个模式预报准确率都较高, 可以作为预报成员发展集成降水预报模型。

本章继续使用国家站逐小时观测降水资料集 (具体介绍见第 2 章), 2017 年 4–9 月的观测数据用于对比 BMA 方法的预报性能。站点降水预警阈值采用第 2 章的 6 h 较强降水阈值 (图 2.2), 较强降水量阈值分布和中国气候降水分布形态相似 (Yu 等., 2007; Li 等., 2015), 这个降水量阈值标准反映了站点的气候背景差异, 使用以上标准预警较强降水比所有站点共用一个标准更有意义, 尤其是在西南地区。

3.3 研究方法

3.3.1 贝叶斯模型平均

Sloughter 等 (2007) 将概率公式 $h_m(y|f_m)$ 拆分为两部分:

$$P(y|f_1, f_2, \dots, f_M) = \sum_{m=1}^M w_m [P(y=0|f_m)I[y=0] + P(y>0|f_m)g_m(y|f_m)I[y>0]] \dots \quad (3.1)$$

公式 (3.1) 中, 第一部分是无降水的情况, 第二部分是有降水的情况, y 是需要预报的变量, f_m 是第 m 个模型的预报值, w_m 是第 m 个模型为最好的预报模型时的后验概率, $w_m > 0$, 且 $\sum_{m=1}^M w_m = 1$, w_m 是每个模型在训练期对预报技巧的贡献, M 是集合成员数。如果指示函数 $I[\cdot]$ 中括号里的条件成立, 指示函数为 1, 否则指示函数为 0。

第一部分降雨为 0，使用逻辑回归模型转换为：

$$\text{logit}P(y = 0|f_m) = \log \frac{P(y=0|f_m)}{P(y>0|f_m)} = \alpha_{0,m} + \alpha_{1,m}f_m^{1/3} + \alpha_{2,m}\delta_m \quad \dots (3.2)$$

无降水时的逻辑回归模型如公式 (3.2)， $\alpha_{0,m}$ ， $\alpha_{1,m}$ 和 $\alpha_{2,m}$ 为模型参数。为了让模型的预报效果更好，预报因子 f_m 取立方根，还加入了另一个预报因子 δ_m ， δ_m 为指示函数，如果 f_m 为 0，那么 δ_m 为 1，否则为 0。对逻辑回归模型进行的调整可以在一定程度上修正其偏态性。

公式 (3.2) 中第二部分是 nonzero 降雨量分布概率，使用 Gamma 模型来建模：

$$g_m(f|f_m) = \frac{1}{\beta_m^{\alpha_m}\Gamma(\alpha_m)} y^{\alpha_m-1} \exp(-y/\beta_m) \quad \dots (3.3)$$

公式 (3.3) 描述的有降雨分布的情况，Gamma 分布是最符合观测量的立方根分布。Gamma 分布的参数取决最初的预报因子 f_m ，其中 α_m 为形状参数， β_m 为尺度参数。Fraley 等 (2010) 的研究求解了该方法的所有参数，本章采用了他们的方法来确定相关参数。

3.3.2 评估方法

通过上述的计算过程，得到 BMA 预报模型提供的降水概率密度函数(PDF)，PDF 的第 50 百分位预报值为确定性预报。使用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 对 BMA 预报模型的确定性预报进行评估，使用连续分级概率评分 (Continuous Ranked Probability Score, CRPS) 对模型的概率性预报进行评估 (Sloughter 等., 2007; Fraley 等., 2010)，从而得到最优的 BMA 预报模型。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_i - o_i| \quad \dots (3.4)$$

公式 3.4 中 f_i 是预报值， o_i 是观测的站点值， N 为预报的总次数。 MAE 越小，则预报与观测的误差越小，模式性能越好。

$$CRPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} [P_i(t) - H(t - f_i)] dt \quad \dots (3.5)$$

CRPS 用来衡量整体的概率预报性能。在公式中 $P_i(t)$ 表示概率预报累积分布函数， $H(t - f_i)$ 为越阶函数，若 $t < f$ ，越阶函数值为 0，否则为 1； N 是预报的总次数。

Hamill 等(2004)的研究中，预报因子为降水量的 1/4 根，Sloughter 等(2007)

发现 1/4 根不能完美拟合 Gamma 分布，改进了预报因子的处理，建立模型的预报因子为降水的立方根。本章研究对预报因子做对比试验发现，在预报时效为 0–24 h 时，BMA 预报模型使用降水的立方根的结果优于 1/4 根（表 3.1），试验的训练次数同 Slougher 等（2007）的最佳训练次数为 30 次，训练次数内最低降水次数为默认值 10 次。

表 3.1 对模型中预报因子的试验

Table 3.1 Compare the performance of predictors to the model

Predictor	MAE	CRPS
Cube root	0.9502	0.7550
1/4 root	0.9558	0.7598

不同的地区，模型最佳训练次数可能不同（Slougher 等., 2007），Raftery 等（2005）研究表明对太平洋西北部温度的预报，最佳训练次数为 25 次，Wilson 等（2007）指出对加拿大温度的预报，最佳训练次数为 40 次。已有的大部分研究中，降水预报的时间分辨率多为 24 h（例如，Liu 和 Xie, 2014; Zhu 等., 2015），一般将次数确定为 30 次（Ji 等., 2019; Zhao 等., 2019）。本研究中降水预报的时间分辨率为 6 h，随着时间分辨率的提高，BMA 预报模型中的训练参数是否需要调整？6 h 分辨率降水模型达到最佳预报效果的训练次数和 24 h 的训练次数是否一致？

如表 3.2 所示，使用预报时效为 0–24 h 的控制变量试验研究训练次数对预报的效果。训练次数达到 40 次后，随着训练次数增加，模型预报降水的 CRPS 评分不变。训练次数为 40 次时，MAE 最低。结合 MAE 和 CRPS 的综合表现，最佳 BMA 预报模型的训练次数为 40 次。

表 3.2 训练次数对模型效果的对照试验

Table 3.2 The scores of different training times in the prediction model

Training Time	MAE	CRPS
30	0.9502	0.7550
35	0.9498	0.7546
40	0.9495	0.7543
45	0.9496	0.7543
50	0.9497	0.7543

研究和业务中常用漏报率和空报率来评价降雨预报的技巧。漏报率定义为 $MAR = \frac{N_B}{N_A + N_B}$ ，空报率 $FAR = \frac{N_C}{N_A + N_C}$ ， N_A 为命中，即观测到较强降水，预报也为较强降水； N_B 为漏报，即观测为较强降水，预报不是较强降水； N_C 为空报，即预报为较强降水，观测不是较强降水。研究和业务中常用这两个指标来评价降雨预报的技巧。但是这两个指标也有不足，漏报率越低，空报率可能越高。BMA 预报模型能提供站点每个预报时刻的降雨 PDF，即每个百分位都能得到空报率和漏报率，Liu 和 Xie (2014) 的结果表明 PDF 的百分位数越高，模式预报的降水值越大，漏报率越低，空报率会升高。

F1 评分是用来衡量二分类模型精确度的一种指标，它同时兼顾了分类模型的空报率和漏报率 (Sokolova 和 Lapalme, 2009)，它的最大值是 1，最小值是 0。F1 评分越高，代表预报技巧越高。本章研究将 BMA 预报模型 (简称 BMA) 的概率预报结果和 F1 评分结合，预警较强降水。

$$F1 = 2 * \frac{(1-FAR)(1-MAR)}{(1-FAR)+(1-MAR)} \quad \dots (3.6)$$

当 PDF 某一百分位数对应的预报值达站点较强降水等级或站点观测为较强降水时，计算该百分位的 F1 评分，分数值最高的 F1 评分为该站点的最优 F1 评分，最后得到最优 F1 评分对应的百分位数 (以下简称最优百分位数)。

3.4 集成预报在全国的降水能力检验

为更多地了解不同时效的评估结果，将结果分为预报时效 0–24 h (Day-1)，

24–48 h (Day-2) 和 48–72 h (Day-3) 进行讨论。首先分析 BMA 的确定性预报 (PDF 的第 50 百分位) 的 ETS 评分和 MAE 结果。图 3.1 表明 BMA 和三个模式随着预报时效的增加, 晴雨预报 ETS 评分降低。BMA 在 Day-1 的 ETS 平均分为 0.27, 对比 ECMWF、NCEP 和 JMA 的晴雨预报技巧, 分别提升 0.04、0.06 和 0.12 (图 3.1 a–d)。Day-2 和 ECMWF 的平均分相同, 为 0.21, 对比 NCEP 和 JMA 分别提升 0.03 和 0.09。Day-3 的 ECMWF 评分略大于 BMA, 随着预报时效的增加, BMA 的提高效果有所降低。从图 3.1 的 ETS 空间分布来看, BMA 评分最高的地方为中国东部地区, 对于预报成员表现都较差的西南山区和华南地区, BMA 提高了这些地区的晴雨预报。Day-3 中 BMA 在中国东部区域和华南北部区域的技巧仍有提升, 对于华南, 云贵和高原地区, BMA 的提升效果并不明显, 在东北地区和华北地区, BMA 小于模式成员的评分。

三个模式成员在中国区域的表现 ECMWF 的 ETS 评分最高, 其次为 NCEP, JMA 评分最低。三个模式成员晴雨预报评分的空间分布表明, 预报效果最差的地方为青藏高原东部、西南山区和华南地区, JMA 在华北地区的预报评分远小于其他两个模式, 但是 JMA 在西南地区的评分大于 NCEP。Su 等 (2014) 的研究发现, 对于北半球夏季降水预报, ECMWF 的 ETS 预报表现最佳, JMA 的 ETS 评分小于 NCEP。

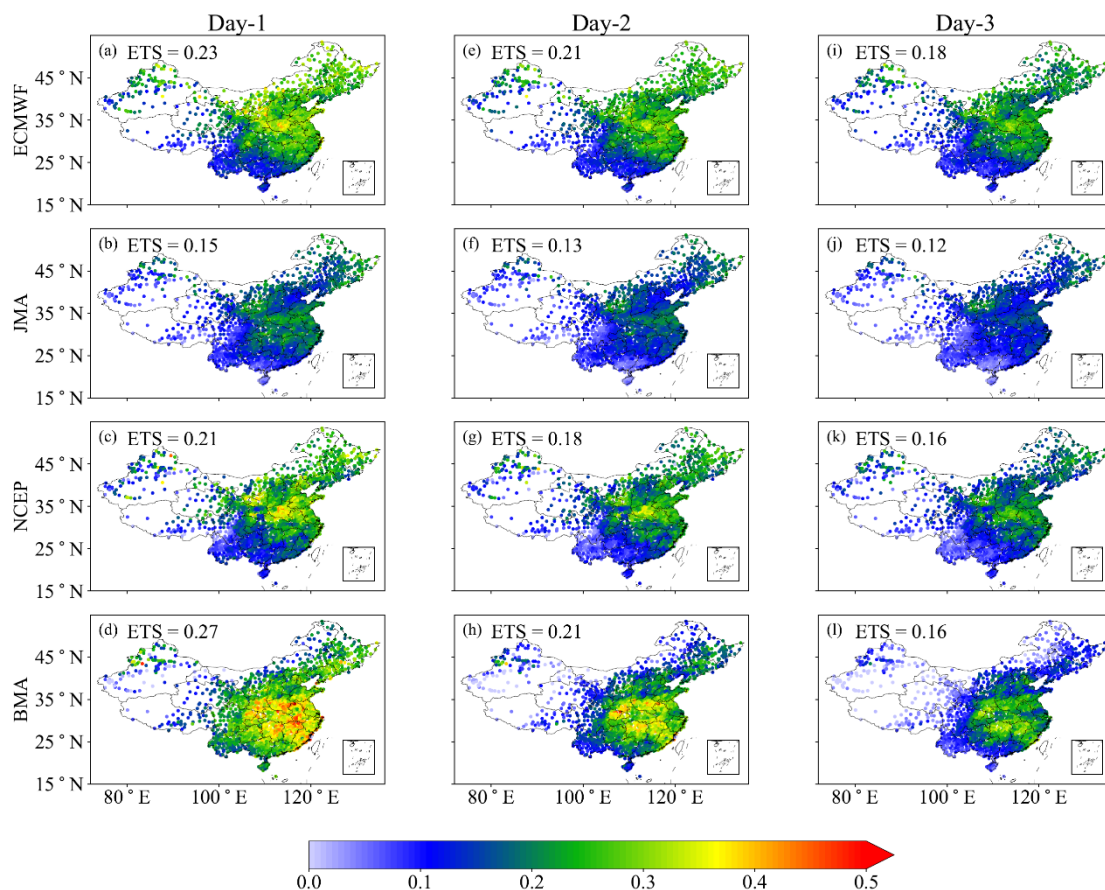


图 3.1 2017 年 4-9 月 BMA 预报模型和三个预报模式 (ECMWF、NCEP 和 JMA) 的晴雨预报 ETS

Figure 3.1 ETS for “rain and no rain” of the BMA model and three forecast models (ECMWF、NCEP and JMA) from April to September 2017.

晴雨预报 ETS 评分代表预报有无的技巧, 并不能判断预报与观测的误差大小。下面分析预报的雨强误差。根据图 3.2 可知三个模式和 BMA 的 MAE 空间分布特征表现为数值从南向北减小, 在华南地区的误差最大, 其次为云南南部和长江中下游地区的误差较大。BMA 的 MAE 全国平均值从 0.92 mm 增长到 0.97 mm, 小于三个模式成员。三个模式成员, 随着预报时效的增加, ECMWF 从 1.19 mm 增长到 1.38 mm, JMA 从 1.33 增长到 1.59 mm, NCEP 从 1.26 mm 增长到 1.52 mm。在 NCEP 模式中, 西南地区 MAE 误差大于另外两个模式成员(图 3.2)。

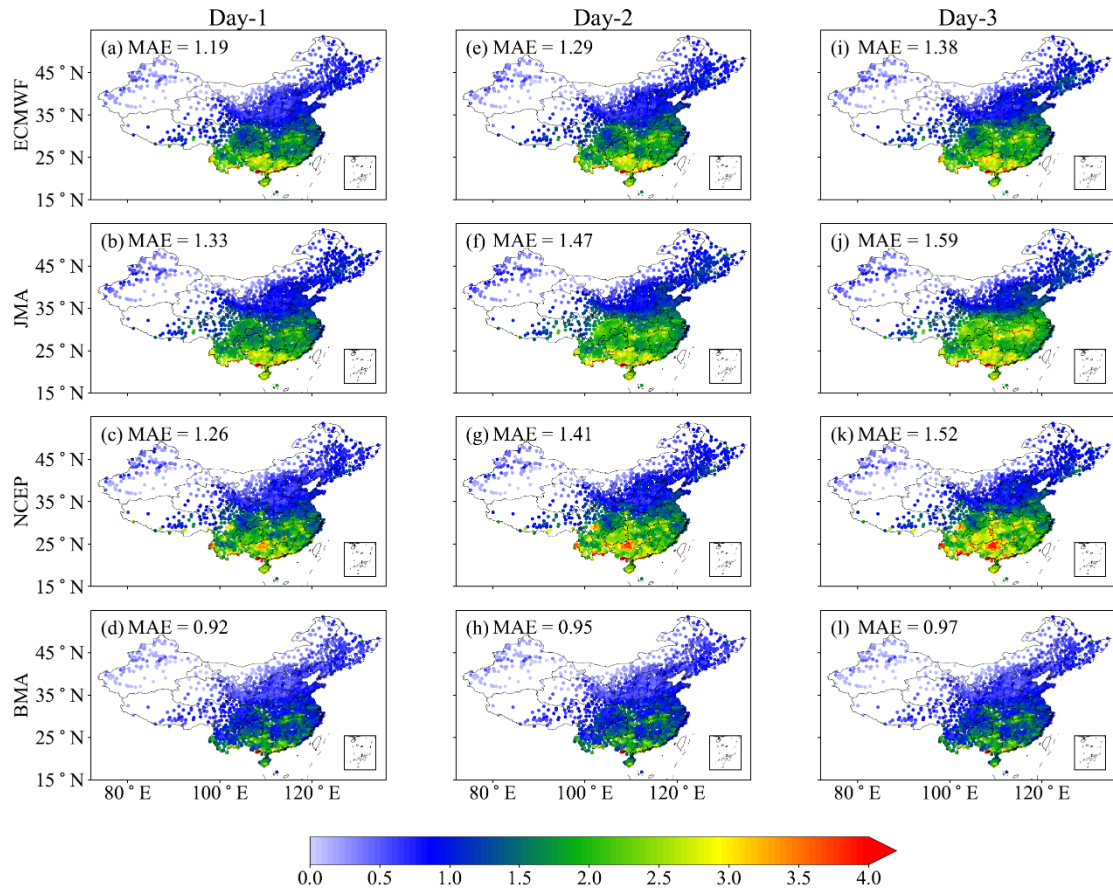


图 3.2 同图 3.1，但为 MAE 空间分布（单位：mm）

Figure 3.2 As in Figure 3.1, but for MAE (unit: mm).

图 3.3 为 2411 个站点预警较强降水的 F1 评分平均值，ECMWF、JMA 和 NCEP 为确定性预报结果，对应模式成员唯一的 F1 评分。三个模式成员的 F1 评分都随预报时效增加而降低，Day-1 的评分最高。ECMWF 的 F1 评分最高，为 0.43，NCEP 次之，JMA 的评分最低。BMA 给出的 PDF 包含了模式集成预报不确定性的定量预报，可以分析对较强降水预警的能力。BMA 的 PDF 预报结果每一个百分位数都对应有一个 F1 评分，BMA 的预报结果随着百分位数的增加，F1 评分先上升再降低。BMA 在 Day-1 的第 80 百分位评分最高，为 0.45，比 ECMWF 评分提升了 4%。在第 75–85 百分位，BMA 的预报评分与 ECMWF 相似。大于第 80 百分位后，随着分位数的增加，F1 评分开始下降，主要是因为空报率的增加导致 F1 评分降低。对于 Day-2 和 Day-3，BMA 的最优百分位数为第 85 分位，Day-3 的最优 F1 评分为 0.35，对比 ECMWF 的预报评分 0.32，提升了 9%。结果表明，BMA 对较强降水的预警在 0–24 h 效果最好，预报时效越长，预警评分下

降，然而与单个模式成员的评分相比，随着预报时效的增加，BMA 的评分提高率仍然是增加的。总体来说，不同预报时效的最优百分位数有差异，一般在第 80 百分位附近能得到最优的 F1 评分。

BMA 预报的最优 F1 评分大于三个预报成员的 F1 评分，最优 F1 评分对应的百分位数可以为之后的较强降水预警提供参考，它可以综合考虑空报和漏报的情况。已有的研究表明本研究采用的三个模式成员对中国东部、西部区域预报能力差异较大 (Su 等., 2014)，本研究建立的 BMA 得到的 0–24 h 最优 F1 评分全国平均为 0.45 (图 3.3)，但每个站点的气候背景不同，会导致最优 F1 评分不同，因此，下面继续分析每一个站点的 F1 评分情况。

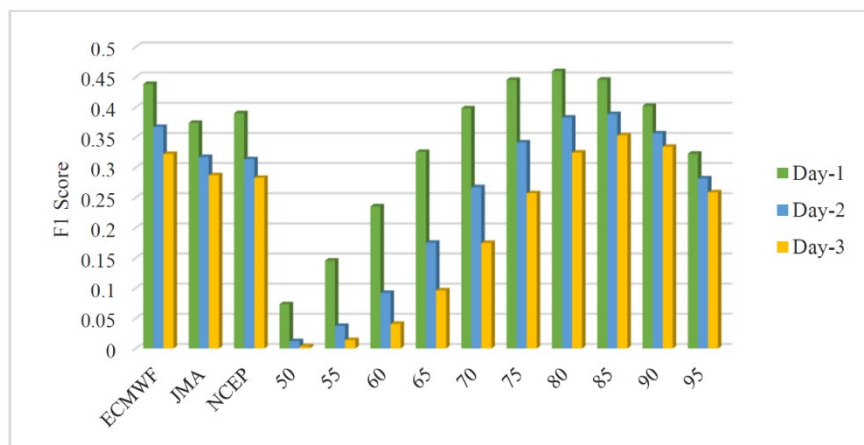


图 3.3 预报模式 (ECMWF、JMA、NCEP) 的 F1 评分和 BMA 不同百分位的 F1 评分

Figure 3.3 F1 score of forecast models (ECMWF, JMA, NCEP) and F1 score of different percentiles from the BMA model.

图 3.4 为三个模式成员的站点 F1 评分和 BMA 的最优 F1 评分在不同预报时效时空分布情况，BMA 对于站点较强降水的预警能力，高于三个成员模式。三个模式成员中，ECMWF 的准确率最高，其中中部地区 Day-1 的 F1 评分约为 0.6–0.7，其他地区评分约为 0.2–0.5 (图 3.4 a)。对于 Day-2 和 Day-3，大部分站点的评分在 0.5 以下 (图 3.4 b, c)，评分在 0.5 以上的站点比 Day-1 明显减少，主要在中部的北方地区。NCEP 与 ECMWF 的 F1 评分值分布相似，但是评分稍低，在中部地区最高，为 0.6 左右，最低在新疆南部地区。NCEP 在西南和华南地区略小于东部和华北地区，约 0.2 左右 (图 3.4 d, e, f)。JMA 的评分明显小于其

他两个预报成员，最低在西部地区、华北地区和华南地区，尤其在海南岛评分小于 0.2（图 3.4 g, h, i）。总体来看，三个模式成员都表现为中部地区的预警效果最佳，新疆南部效果最差。NCEP 在西南地区、华南地区以及 JMA 在华北地区和华南地区的评分也比较低，评分远小于全国评分平均值。

BMA 在不同预报时效的最优 F1 评分的时空分布表明（图 3.4 j, k, l），F1 评分随着预报时效的增加，评分有所降低。Day-1 中部地区的评分最高，在 0.6 以上，其次在东部沿海、东北和新疆北部地区也比较高，在 0.4–0.5 左右，除新疆南部部分站点外，其他站点的评分都在 0.2 以上（图 3.4 j）。对于 Day-2 和 Day-3 的预报，仅中部地区和新疆北部站点评分大于 0.4，全国其他站点的评分都小于 0.4（图 3.4 k, l），华南和华北地区的评分比 Day-1 的评分明显降低。BMA 与三个模式成员的评分都是随着预报时效的增加评分逐渐降低；他们的空间分布相似，且评分都是在中部、东北地区和新疆北部地区较高，而西南和华南地区的评分较低（图 3.4）。

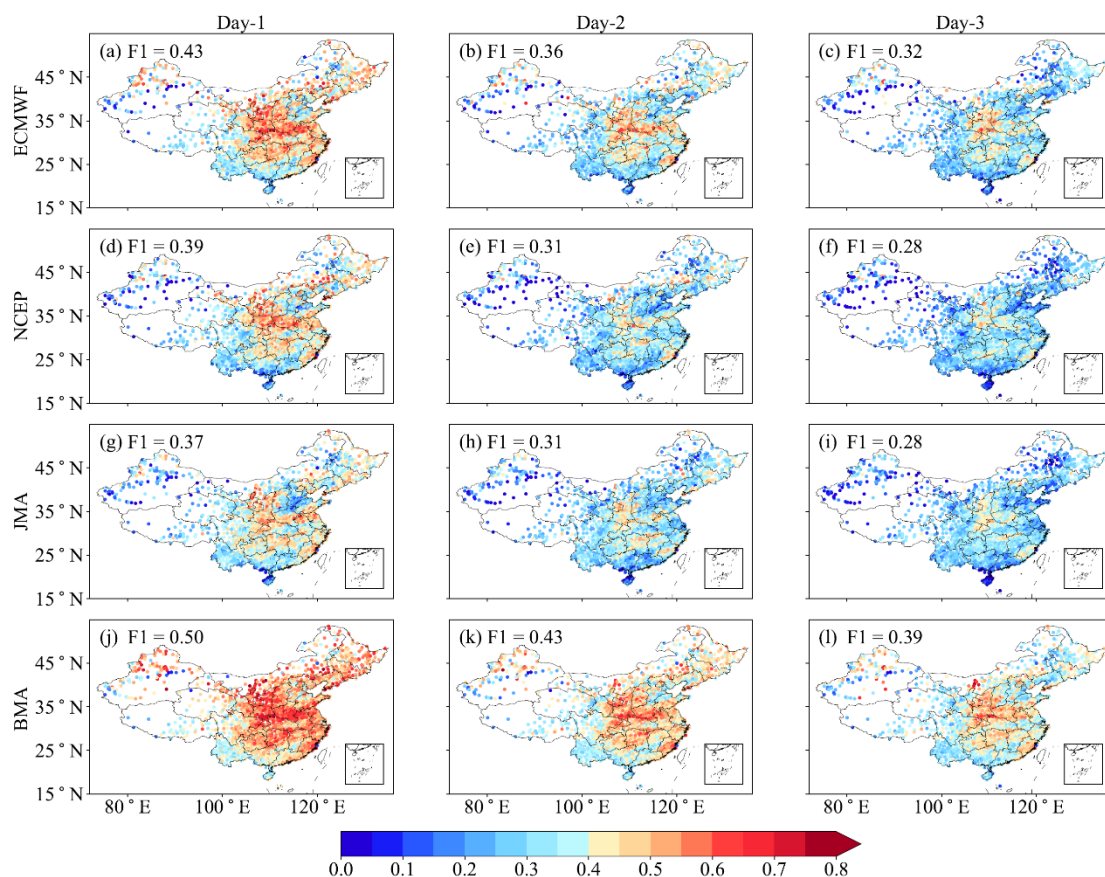


图 3.4 (a-c) ECMWF, (d-f) JMA 和 (g-i) NCEP 的 F1 评分和 BMA 的最优 F1 评分 (j-l)

Figure 3.4 Distribution of F1 score for (a-c) ECMWF, (d-f) JMA, and (g-i) NCEP and (j-l) best F1 score of the BMA model.

最优百分位的时空分布表现为华南地区最优百分位数一直较高, Day-3 的最优百分位数大于第 90 百分位。西南地区东部的最优百分位数较低, 小于第 80 百分位, 不同于其他地区的百分位分布特征。最优百分位数基本是随着预报时效的增加而增大 (图 3.5), 因为模式漏报次数随着预报时效增加而增多, BMA 最优百分位数增大而降低漏报率, 保证预警性能。不同站点在不同预报时效的最优百分位数不同, 用最优百分位预警较强降水时, 需要结合站点和预报时效使用。

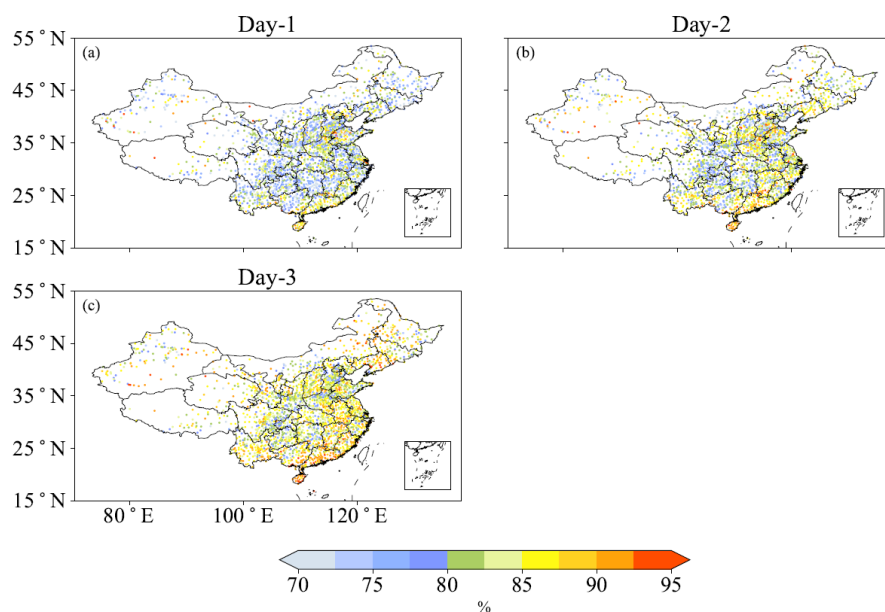


图 3.5 BMA 的最优百分位空间分布, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h

Figure 3.5 Distribution of the best percentile with lead times of (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h from the BMA model.

3.5 集成预报在西南地区的降水能力检验

第 2 章和本章 3.4 节的研究结果发现, 数值预报模式在西南地区的预报准确率比其他地区低。接下来重点分析 BMA 对研究区域 (20–35°N, 97–110°E, 以下简称西南地区) 的预报提升情况, 西南地区有 581 个国家站, 西部地区站点稀疏, 东部地区站点密集, 地形复杂, 子区域之间的天气与气候差异较大, 需要深入分析 BMA 在此的预报能力。本小节内容首先确定西南地区的 BMA, 如表 3.3 所示, 西南地区站点的预报时效为 0–24 h 的训练次数试验研究对预报的效果。结果表明训练次数达到 40 次后, 随着训练次数增加, CRPS 评分不变。MAE 最低。结合 MAE 和 CRPS 的综合表现, 西南地区的模型最佳的训练次数为 40 次, 和全国模型相同。对比西南地区模型与全国模型中西南站点的预报性能, 西南模型的预报技巧高于全国模型 (表 3.4)。

表 3.3 不同训练次数的西南地区预报模型评分

Table 3.3 The scores of different training times in the prediction model for Southwest China

China		
Training Time	MAE	CRPS
30	1.2264	0.9817
35	1.2258	0.9809
40	1.2252	0.9800
45	1.2257	0.9800
50	1.2260	0.9800

表 3.4 不同模型对西南地区站点的评分

Table 3.4 The scores of different models for the stations in Southwest China

	MAE	CRPS
全国模型	1.2462	0.9917
西南模型	1.2252	0.9800

从图 3.6 可知, BMA 能提升三个模式成员在西南地区的晴雨预报 ETS 的准确率, 在西南地区的东部站点提升显著, 最显著的是四川盆地中东部、贵州和广西北部地区。BMA 在 Day-1 的预报是所有站点有显著提升, 提高 ETS 分数约 0.1 (图 3.6 a, b, c)。随着预报时效的增加, BMA 在四川盆地西部、川西高原和云南地区的提升效果降低。BMA 在 Day-3 出现负分数, 即, 预报结果不如 ECMWF 在四川盆地中部和云南地区的预报和 NCEP 模式在四川盆地中部站点的预报 (图 3.6 g, i)。

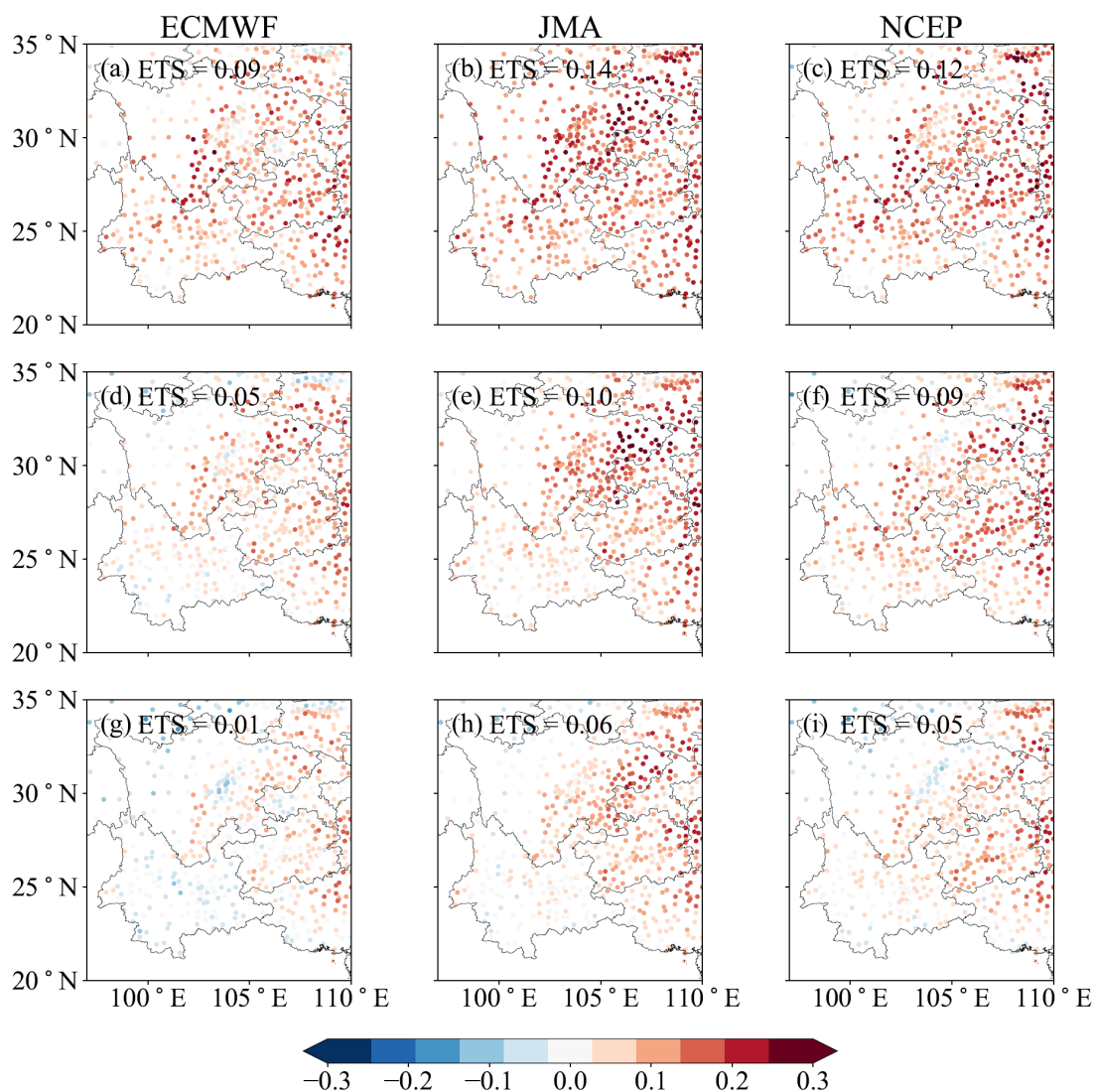


图 3.6 BMA 与三个模式成员的 ETS 差异 (BMA 减去单个模式成员的结果), (a-c) Day-1, (d-f) Day-2, (g-i) Day-3, 左上角分数为 BMA 减去单个模式成员的分数

Figure 3.6 Difference of ETS between BMA and different forecast models (BMA minus single forecast model), (a-c) Day-1, (d-f) Day-2, (g-i) Day-3, the upper left is the result of the BMA minus forecast model.

图 3.7 表明 BMA 对于西南地区的站点 MAE 预报误差小于 3 个模式成员, 对于不同区域减小误差的效果不同, Day-2 和 Day-3 的强度预报技巧的提高大于 Day-1。相对三个模式成员预报结果在广西和云南地区的 MAE 提升都较显著, BMA 减小了这些地区大部分站点约 1 mm 的误差。BMA 对 JMA 模式在四川盆地, 以及 BMA 对 NCEP 模式在贵州地区的 MAE 提升最显著, 误差减小约 1.5

mm。BMA 对西南地区站点的晴雨预报和 MAE 提升较大，可能是因为数值模式在西南地区空报较多（何光碧 等，2014；Yuan 等，2020）。

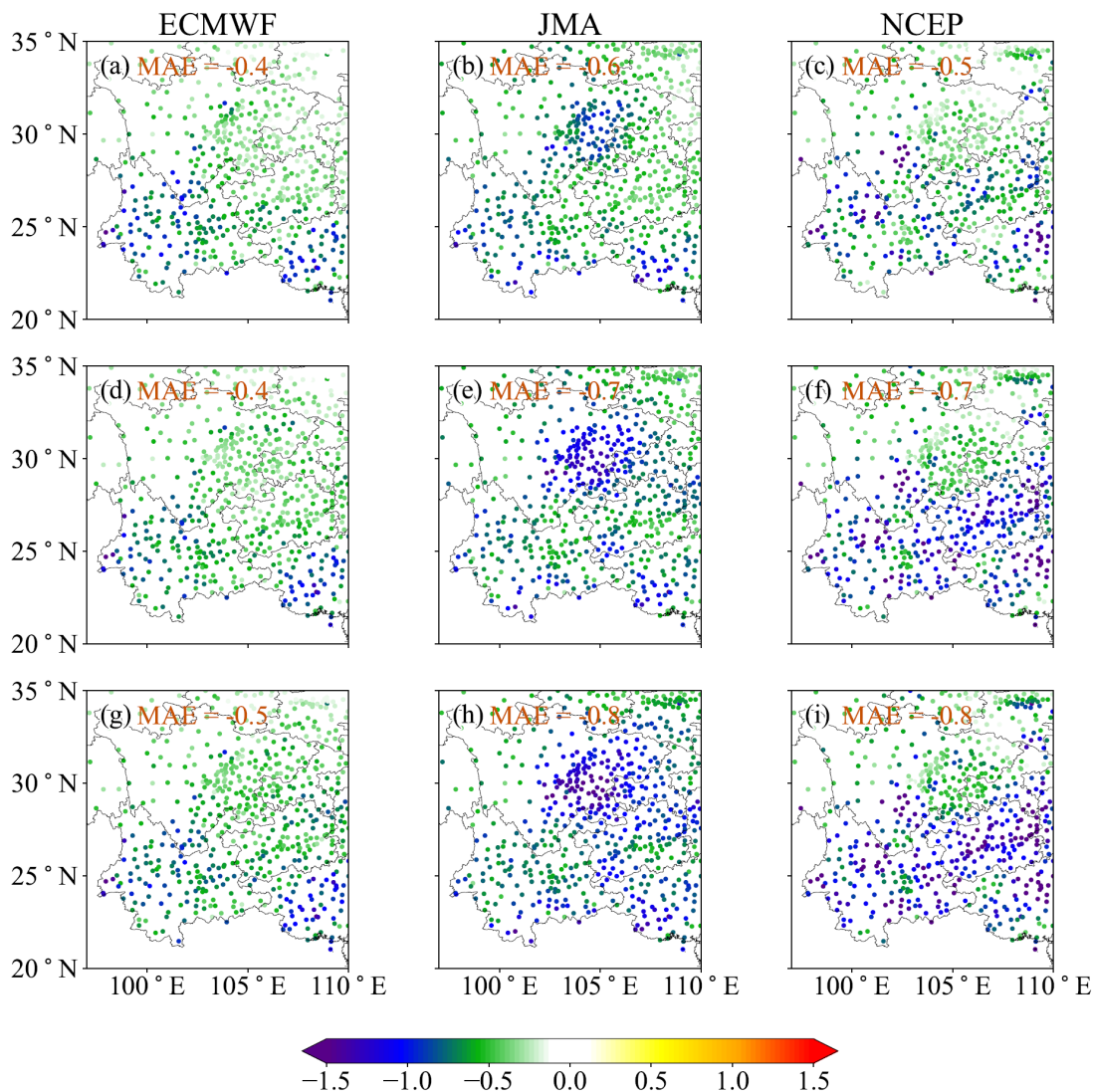


图 3.7 同图 3.6，但为 BMA 与单个模式成员的 MAE 差异（BMA 减去单个模式成员的结果），(a-c) Day-1，(d-f) Day-2，(g-i) Day-3

Figure 3.7 As in Figure 3.6, but for difference of MAE between BMA and forecast model (BMA minus single forecast model), (a-c) Day-1, (d-f) Day-2, (g-i) Day-3.

图 3.8 为 BMA 的最优 F1 评分减去三个模式成员的差。与三个模式成员相比，对较强降水预警提升最大的站点在北部湾地区，达到 0.3，其次为四川盆地中东部和贵州地区的站点。BMA 与单个模式成员相比，对不同的模式成员提升程度不同。对 ECMWF 评分提升最大的站点在四川盆地东部，为 0.1 左右（图 3.8

a, d, g)。对 NCEP 的评分, 在四川盆地东部站点提升最为明显, 达到 0.3 (图 3.8 b, e, h)。对 JMA 的评分, 在四川盆地东部提升超过了 0.1 (图 3.8 c, f, i), 对于 Day-2 和 Day-3 的云南中部站点, BMA 的预警效果不如 JMA。三个模式成员里, JMA 在西部表现最好, ECMWF 在东部表现最好。因为四川盆地东部也是盆地暴雨中心之一 (Huang 和 Cui, 2015), 所以 BMA 对西南地区的较强降水预警有显著参考意义。

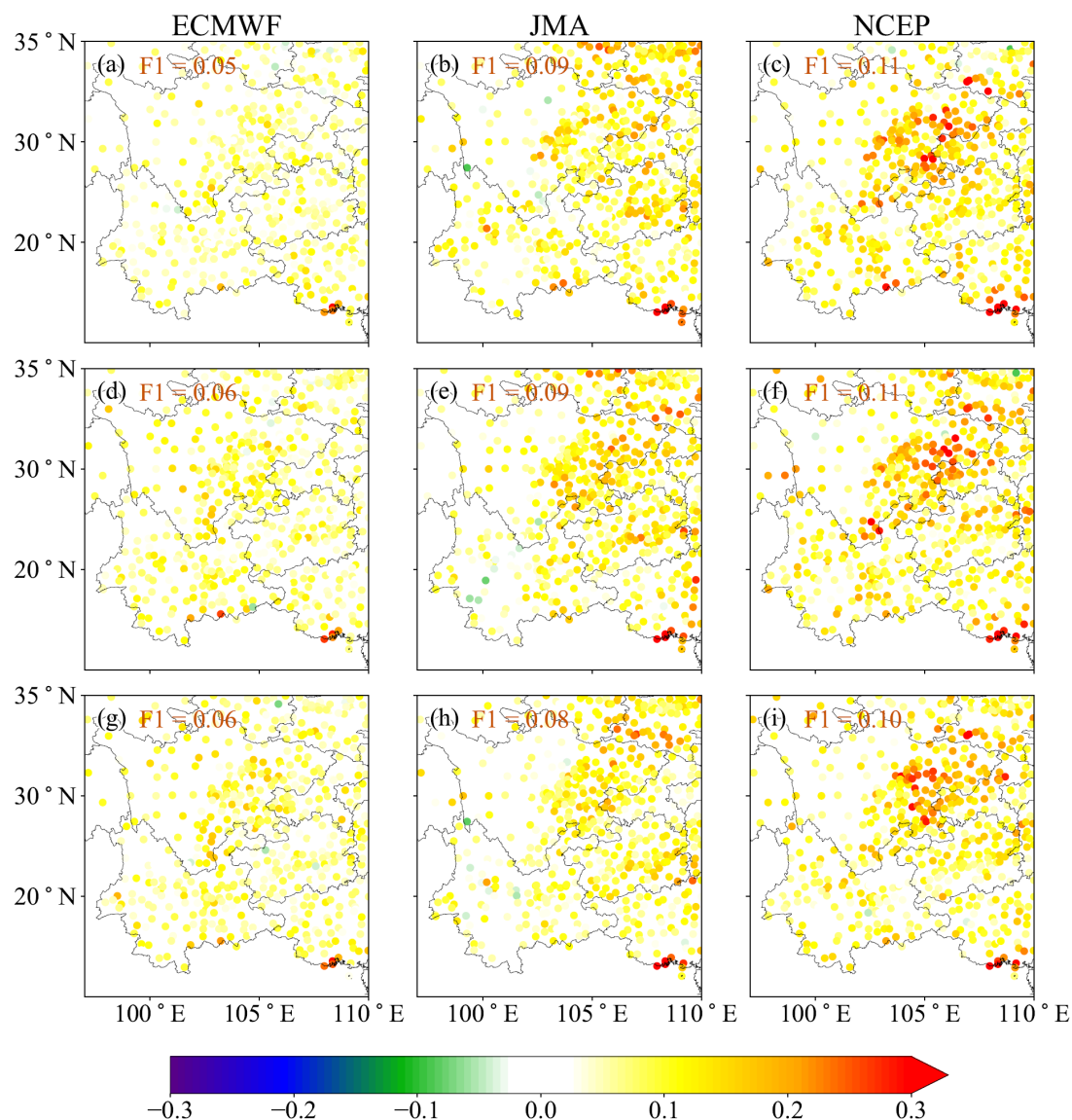


图 3.8 BMA 与单个模式成员的 F1 评分差 (BMA 减去单个模式成员的结果), (a-c)

Day-1, (d-f) Day-2, (g-i) Day-3

Figure 3.8 Difference of F1 score between BMA and forecast model (BMA minus forecast

model), (a-c) Day-1, (d-f) Day-2, (g-i) Day-3.

根据 BMA 的 PDF 给出的百分位预报,分析对降水事件的预报技巧,以探究 BMA 对降水事件的预报能力。图 3.9 为 BMA 对西南地区站点 2 个站点降水事件的预报。2017 年 8 月 27–31 日四川仪陇站出现连续降水,仪陇站位于(32.21°N, 106.5°E), 站点海拔为 580 m,在这次降水事件中 6 h 最大雨强为 59.2 mm。2017 年 6 月 27–30 日贵州锦屏站出现连续降水,锦屏站位于(26.41°N, 109.11°E), 海拔为 344 m,在这次降水事件中站点 6 h 最大雨强为 57.5 mm。仪陇站和锦屏站降水事件均达到中国气象局的暴雨标准($\geq 50 \text{ mm d}^{-1}$)。

图 3.9 表明随着预报时效的增加, BMA 的确定性预报(第 50 百分位)和概率性预报对于这两个降水事件预报技巧逐步提高。例如, BMA 对仪陇站在 30 日和 31 日的降水强度预报偏高,随着预报时效的减小, BMA 预报值逐渐与观测靠近。当观测值小于站点较强降水(蓝色横线)时, BMA 的第 50 百分位即能预报。best(最优百分位,红色虚线)代表 BMA 的最优百分位数(即 F1 评分得分最高的百分位数),在预报时效 0–24 h、24–48 h 和 48–72 h,仪陇站的最优百分位分别是 78、76、84,锦屏站的最优百分位分别是 78、84、87。当最优百分位的预报值为站点较强降水,观测基本也为较强降水,空报和漏报较强降水的次数较单个成员模式少,表明 BMA 的最优百分位具有预警较强降水的能力。

观测降水达 40 mm 时,则需要更高分位数来预警。在这两个降水事件中,若第 90 百分位已经大于某个观测阈值且明显大于其他第 90 百分位值,出现强降水的可能性较大,需做好预警准备。例如,仪陇站的 6 月 28 日 0600UTC 和 6 月 29 日 1200UTC 的降水, BMA 的第 90 百分位数明显高于其他时刻的第 90 百分位,约为 20 mm,而三个模式成员的预报最大值也仅为 10 mm,利用 BMA 可以更好的预警强降水。例如,锦屏站的 8 月 28 日 1200 UTC 和 8 月 30 日 1200 UTC 的降水, BMA 的第 90 百分位数值明显高于其他时刻的第 90 百分位值,约为 30 mm 和 40 mm,这样的情况下需要做好强降水预警。当然,该方法也可能带来空报,如 BMA 在预报时效为 24–72 h 时空报仪陇站的 6 月 31 日 1800 UTC 的降水。如何利用 BMA 对强降水的预警而减少误报,也是非常值得研究的问题(刘建国等, 2013)。

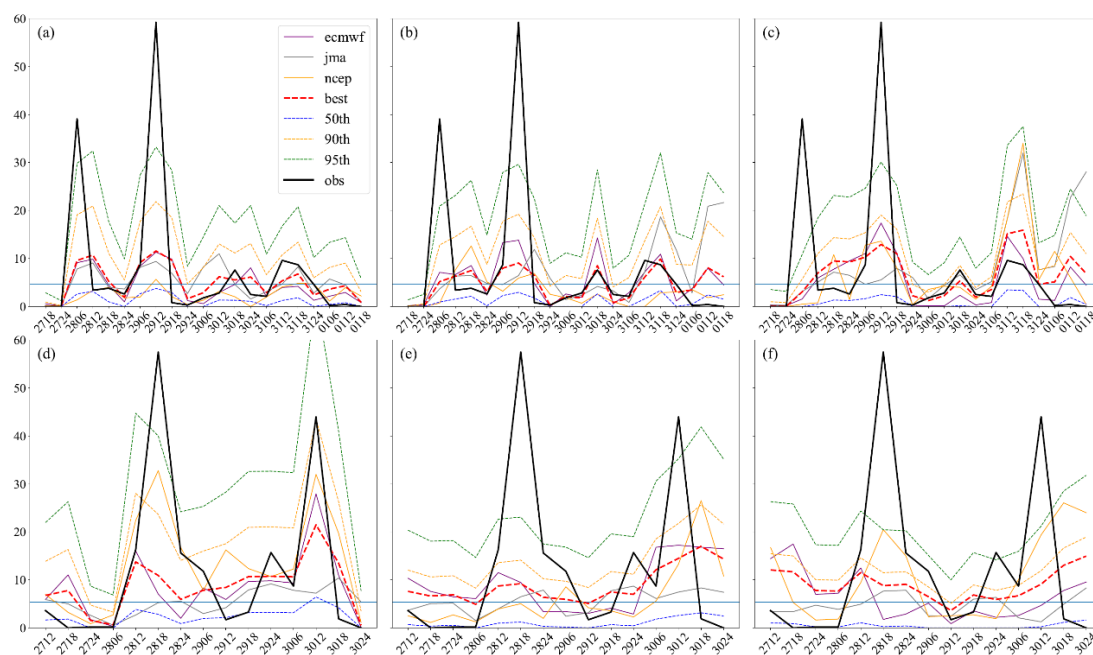


图 3.9 BMA 模型对 2017 年 6 月 27–31 日四川仪陇站和 2017 年 8 月 27–30 日贵州锦屏站的降水预报，预报时效分别为 (a、d) 0–24 h、(b、e) 24–48h 和 (c、f) 48–72h，横线为站点较强降水阈值，横坐标为时间 (DDHH, UTC)

Figure 3.9 Precipitation forecast at station Yilong during June 27–31, 2017, and at station Jinping during August 27–30, 2017. The lead times are (a,d) 0–24 h, (b,e) 24–48 h and (c,f) 48–72 h. The horizontal line is the heavy precipitation threshold of the station, and the abscissa represents time (DDHH, UTC).

3.6 本章小结

本章利用 2017 年 4 月 1 日–9 月 30 日 ECMWF、JMA 和 NCEP 中心的全球集合预报模式的控制预报成员降水数据与中国国家站地面逐小时降水观测数据，采用 BMA 方法建立中国区域和西南地区的 6 h 降水预报模型，预报时效为 0–72 h。得到的主要结论如下：

(1) 对于全国 2411 个站点的 BMA 模型最佳训练次数为 40 次。空间分布上看，该模型在中国东部表现最好，在西部地区和华南地区的预报技巧相对较低。BMA 模型在晴雨预报 ETS、降雨量误差 MAE 和预警站点较强降水方面相对三个成员模式均有提升，对南方地区的提升效果更显著。随着预报时效的增加，对晴雨预报的提升能力逐渐降低；BMA 的站点平均 MAE 小于 1 mm，而单个模式

基本大于 1.2 mm; BMA 模型对于预警站点 6 h 较强降水的最优 F1 评分比 ECMWF 模式的 F1 评分高 4%–9%。每个站点的最优百分位数不同, 应当根据每个站点的气候背景, 结合最优百分位数预警较强降水。BMA 模型的晴雨预报在长江中下游表现最佳, 雨量误差的空间分布为南部雨量预报误差大于北部地区, 其中西南地区、云贵高原和华南地区误差较大。BMA 模型的预警能力有明显的区域差异, 在中部地区最高, 对于西南地区和华南沿海地区预警能力相对较弱。

(2) 对于西南地区 581 个站点的 BMA 模型, 最佳训练次数也为 40 次。对比 BMA 模型对三个模式成员的提升, 发现随着预报时效增加, 模型对模式成员晴雨预报 ETS 的提升从 0.1 变为 0.04。模型降低西南地区东北部站点的降水量雨量预报误差的能力高于降低该区域西南部站点的预报误差能力, 特别是显著降低了低于 ECMWF 在云南地区、JMA 在四川盆地、NCEP 在贵州和重庆站点的降水量雨量预报误差。模型对较强降水预警能力提升最大站点在四川盆地东部, 对 NCEP 预报结果在四川盆地的预警能力提升最为明显, 模型的 F1 评分比 NCEP 高约 0.2。针对站点的降水事件, BMA 模型提供的预报结果也优于三个模式成员。

本章结果表明 BMA 方法提升了数值模式在西南地区降水预报能力, 但提升效果有限, 对强降水的预报准确率仍然有待改进。因为大尺度环流特征不同, 对降水的影响不同, 需要结合强降水的天气背景, 深入分析数值模式对西南地区强降水的预报偏差, 理解数值预报误差原因, 基于这些研究才能建立更好的预报模型。

第4章 西南地区强降水事件的分类预报评估及其环流特征分析

4.1 引言

西南地区地理位置独特,影响其降水的天气系统复杂(Ding 等., 1992; 赵思雄和傅慎明, 2007),对模式预报能力有重要挑战,尤其是对强降水的预报。西南地区作为评估模式预报水平的重要区域,预报准确率有待提升,因此对西南地区强降水模式预报的评估以及解释影响其预报准确率的主要原因具有重要的意义。

国内外众多学者通过识别模式场和观测场的目标事件,研究模式对降水的空间分布预报能力,常用的方法如 SAL (Structure Amplitude Location), (Wernli, 2008; 公颖, 2010)、CRA (Contiguous Rain Area), (Ebert 和 McBride, 2000; 符娇兰 等., 2014) 和 MODE (Method for Object-based Diagnostic Evaluation), (Davis 等., 2006)。已有的研究表明业务数值预报模式在西南地区存在空报率高,预报强度和范围偏大的问题(符娇兰 等., 2014; 屠妮妮 等., 2016; 陈良吕和杜钦, 2016; 曹萍萍 等., 2018; 王彬雁 等., 2020; Yuan 等., 2020)。但是,西南地区由于天气系统的复杂性,模式对不同天气环流背景造成降水的预报能力有明显差异(马力, 2012; 符娇兰和代刊, 2016; 肖递祥 等., 2017; Tang 等., 2021)。目前在西南地区基于空间检验技术对模式降水预报误差的定量化检验工作相对较少,利用客观分析方法分类天气形势的研究还有不足,需要进一步分析不同区域、不同环流背景的降水预报误差分布特征。

本章利用观测降水资料挑选强降水事件,定量评估 ECMWF-HRES 模式对强降水事件的雨带预报能力,通过评估更准确地了解不同类型强降水事件的预报准确率,然后研究形成不同类型强降水事件的天气形势的主要特征和影响预报准确率的关键系统。

4.2 资料

在第2章和第3章的研究中发现西南地区的国家级站点稀疏,且空间分布不均匀,西部山区的站点较少。本章使用中国气象局提供的地面考核自动站的逐小

时观测降水来挑选降水事件，研究区域（20–35°N，97–110°E，以下简称西南地区）共有 2513 个考核自动站，站点分布如图 4.1 所示。然后采用 ECMWF 的 2016–2020 年 4–9 月 ERA5 再分析数据，其时间分辨率为 1 h，空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ，垂直层次为 30 层（Hersbach 等., 2020），对强降水事件的环流进行分型研究。最后针对 ECMWF-HRES 提供的 2016–2020 年 4–9 月的高分辨率降水预报结果进行评估，其时间分辨率为 3 h，空间分辨率为 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ ，评估的预报时效为 0–72 h。本章分析中的时间均用世界时（UTC）。

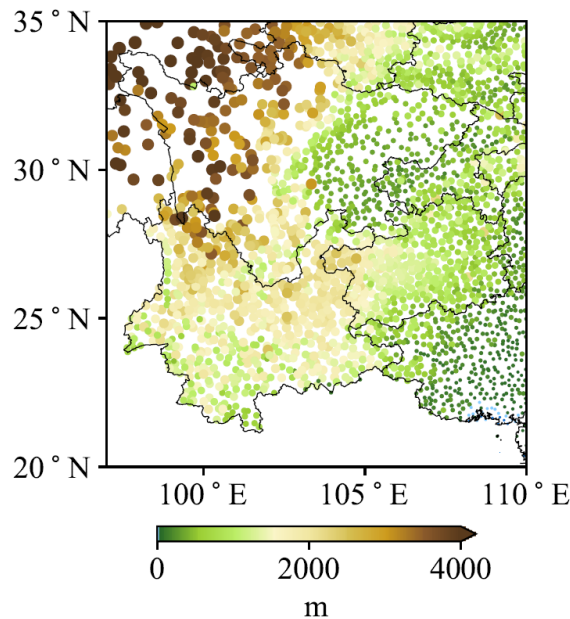


图 4.1 西南地区 2513 个地面自动观测站（圆点）分布图，填色为站点高度（单位：m）

Figure 4.1 Geographical distribution of 2513 surface automatic weather stations (dots) over Southwest China, the color represents the height of the station (unit: m).

在使用考核自动站观测资料前，根据任芝花等（2010）的方法对站点小时降水资料质控。因为研究目标区域内的观测站点分布不均匀，每个站之间的距离不同，所以利用 Cressman 插值方法将不均匀的站点降水插值到均匀分布的格点上。为了匹配 ECMWF-HRES 模式的空间分辨率，插值得到的观测降水格点资料空间分辨率为 $0.125^\circ \times 0.125^\circ$ ，逐小时观测降水相加为 3 小时分辨率降水，时间分辨率与模式预报数据对应。还利用热带气旋最佳路径数据集去掉与热带气旋相关的强降水事件，该数据集由中国气象局上海台风所提供，该套资料包含了热带气旋的编号、中心最低气压、中心经纬度、2 分钟平均近中心最大风速等。2009–2016 年

时间分辨率为 6 h, 2017–2019 年时间分辨率为 3 h。

4.3 方法

4.3.1 强降水事件及其雨带的挑选标准

首先筛选强降水时段, 再根据降水的连续性, 确定强降水事件。检验模式对强降水事件、强降水事件的主要雨带以及主要雨带的强中心预报情况。

为了挑选出具有代表性的降水事件, 即降水强度较强并且影响范围大的降水事件, 事件筛选步骤主要包括以下步骤:

(1) 将 3 h 分辨率的观测降水, 基于八象限连通域法, 标记以 1 mm 为阈值的雨带, 降水值小于 1 mm 的格点标记为 0。在 3 h 降水时段内先挑选出面积最大的雨带, 如果这个面积最大的雨带的降水最大值 ≥ 20 mm, 即最大值满足中国气象局的 3 h 暴雨标准, 将这个雨带记为 A_{max} , 雨带的格点数为 N_1 。

(2) 第 2 章中的西南地区站点 3 小时降雨量的较强降水阈值的中位数为 3 mm, 将 3 mm 定义为雨带中的强降水阈值, A_{max} 中 > 3 mm 的格点数定义为 N_3 。

(3) 强降水时段不仅需要降水面积大, 也需要强降水格点在雨带里所占的比例大, 定义强降水比例 (ratio) 为 N_3 与 N_1 的比, ratio 越高代表强度越强。将 N_3 和 ratio 分别从小到大的顺序排序, 如果 N_3 和 ratio 都高于各自的第 75 百分位, 这个 3 h 的降水定义为强降水时段。 N_3 的第 75 百分位值为 563, ratio 的第 75 百分位值为 0.658, 据此挑选出 227 个强降水时段。图 4.2 a 为 N_3 与 ratio 分布的热力图, 西南地区出现最多的是 N_3 数为 200–400, ratio 为 0.5–0.6 的雨带。 N_3 达 600, ratio 达 0.6 的雨带占有所有雨带的比例仅为 5%左右 (图 4.2 b)。图 4.2 表明当格点数和 ratio 阈值为第 75 百分位数时, 不在挑选雨带数量的敏感区。王彬雁 (2020) 的研究将四川地区 24 小时降水主体阈值选取约为 2–4 mm, 其结果与本研究结果类似。

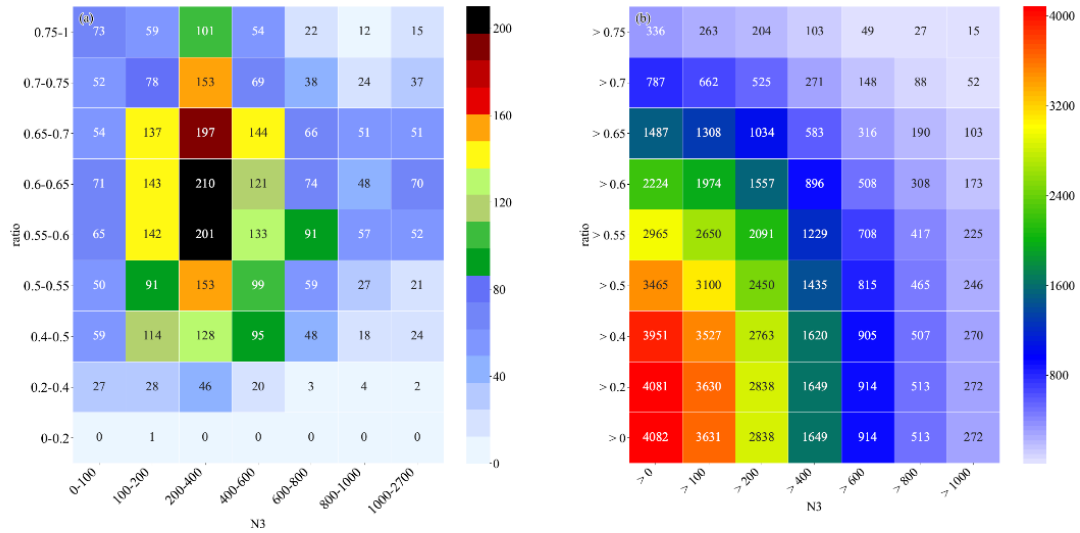


图 4.2 (a) 雨带中超过强降水阈值的格点数 (N3) 与强降水比例 (ratio) 分布的热力图, (b) N3 与 ratio 累积分布的热力图

Figure 4.2 (a) Heatmap of N3 (the grid number of rain belts exceeding the threshold of heavy rainfall) and ratio (the ratio of heavy rainfall), (b) Heatmap of the cumulative distribution of N3 and ratio.

(4) 因为降水是一个连续的过程, 一些强降水时段属于同一个降水过程。从第 (3) 步得到的强降水时段, 按照汪汇洁 (2014) 的方法, 将强降水时段连接为强降水事件, 最后再通过主观订正, 确定强降水事件的开始和结束时刻。因为热带气旋会影响西南地区强降水事件 (Xiao 和 Chen, 2010; 康岚 等, 2013), 而本研究暂时不讨论台风, 所以采用中国气象局上海台风所提供的热带气旋最佳路径数据集去掉热带气旋相关的降水事件。最后挑选出 114 个强降水事件。

(5) 挑选每个事件的主要雨带, 基于 MODE 方法 (Davis 等., 2006) 卷积平滑该强降水事件的累计观测降水, 其卷积半径为 5。降水影响区域的阈值为累积观测降水最大值的 1/15, 小于该阈值的格点降水值记为 0。最后将格点数最大的雨带选取为主要雨带, 如示意图 4.3。

(6) 主要雨带强中心的阈值定义为主要雨带的观测值从小到大排序的第 90 百分位的降雨量值。

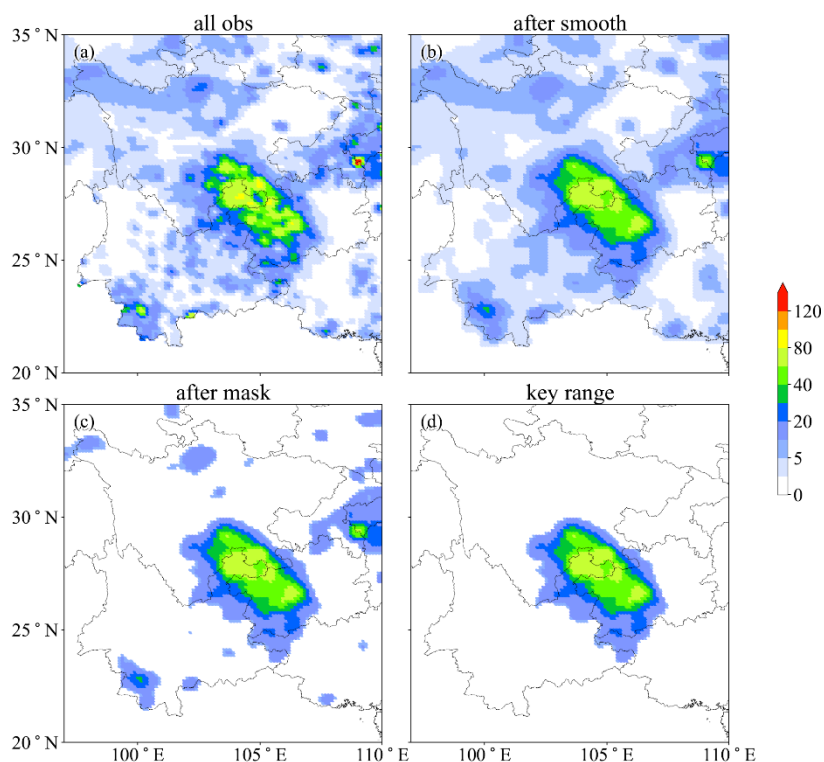


图 4.3 强降水事件的主要雨带的选取示意图：(a) 为一个强降水事件的累积观测降水分布，(b) 为经过卷积平滑后的降水分布，(c) 为经过阈值判定后的降水分布，(d) 为最后得到的该强降水事件的主要雨带（单位：mm）

Figure 4.3 Schematic diagram of selecting the key rain belt of the heavy rainfall event: (a) the observed cumulative precipitation of the heavy rainfall event, (b) the precipitation after convolution and smoothing, (c) the precipitation after threshold determination, (d) the key rain belt of the heavy rainfall event (unit: mm).

4.3.2 雨带偏差诊断方法

SAL 方法由 Wernli 等 (2008) 提出，可以检验基于空间特征的模式预报能力。这个方法分别从降水结构 S ，降水强度 A 和降水位置 L 三个空间预报特征来评估模式的预报性能。

在 SAL 的计算中，涉及到降水结构 S ，降水强度 A 和降水位置 L 三个量的计算。首先介绍降水强度 A 的计算方法，在研究区域 D 内共有 N 个格点， R_{ij} 表示为某个格点上的降水值，先计算观测场（模式场）研究区域 D 内的所有格点降水相加，然后计算 D 内的降水平均值。 R_{mod} 为模式的值， R_{obs} 为观测的值。

$$D(R) = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in D} R_{ij} \quad \dots (4.1)$$

$$A = \frac{D(R_{mod}) - D(R_{obs})}{0.5[D(R_{mod}) + D(R_{obs})]} \quad \dots (4.2)$$

A 的范围为 $[-2,2]$, $A > 0$ 表示评估区域 D 内模式高估了平均降水量, $A < 0$ 表示评估区域内模式低估了平均降水量。A 的绝对值越大表示预报偏差越大, $A=0$ 时表示模式与观测的平均降水量相同, 强度无偏差。

$$L = L_1 + L_2 \quad \dots (4.3)$$

$$L_1 = \frac{|x(R_{mod}) - x(R_{obs})|}{d} \quad \dots (4.4)$$

$$R_n = \sum_{(i,j) \in R_n} R_{ij} \quad \dots (4.5)$$

$$r = \frac{\sum_{n=1}^M R_n |x - x_n|}{\sum_{n=1}^M R_n} \quad \dots (4.6)$$

$$L_2 = 2 \frac{|r(R_{mod}) - r(R_{obs})|}{d} \quad \dots (4.7)$$

降水位置 L 表示模式预报雨带与观测雨带的位置差异。由式 4.3 可知, L 由两部分组成, 第一部分 L_1 是模式预报场与观测场的重心偏差距离, 第二部分 L_2 是整个降水区域的质心与各个雨带的质心的平均距离, d 表示区域 D 的两个边界点之间的最大距离。此方法中的雨带确定是根据 Davis 等 (2006) 的研究结果, 雨带阈值 $R^* = fR^{max}$, 按照之前的研究, $f=1/15$ 划分出的雨带与主观观察的雨带最为接近 (Wernli 等., 2008)。 R^{max} 表示整个降水区域 D 的最大值, R_n 表示各雨带降水量的和, x_n 表示单个雨带质心坐标, R 是各雨带的质心位置与整个降水场质心位置的加权平均。L 的范围为 $[0,2]$, L 越大表示雨带位置预报偏差越大。

$$V_n = \frac{\sum_{(i,j) \in R_n} R_{ij}}{R_n^{max}} = \frac{R_n}{R_n^{max}} \quad \dots (4.8)$$

$$V(R) = \frac{\sum_{n=1}^M R_n V_n}{\sum_{n=1}^M R_n} \quad \dots (4.9)$$

$$S = \frac{V(R_{mod}) - V(R_{obs})}{0.5[V(R_{mod}) + V(R_{obs})]} \quad \dots (4.10)$$

降水结构 S 分为降水范围和降水峰值两个部分讨论, R_n^{max} 和 R_n 同 L 中的定义。S 的取值范围为 $[-2,2]$, 当 $S > 0$ 时, 表示模式降水预报范围偏大或降水个体峰值预报偏小。当 $S < 0$ 时, 表示模式降水预报范围偏小或降水个体峰值预报偏

大。当 S 的绝对值越大，表示模式预报结果的结构偏差越大。

4.3.3 强降水背景环流客观分类

影响西南地区降水的高空系统有南亚高压、西风槽以及副热带高压等，低层的影响系统有低空急流、低涡和切变线等（Xiao 和 Chen, 2010; 马力, 2012），高空的系统范围较低层范围大。已有的对降水事件分类研究多用某一个层次的特征或者同时考虑多个层次的特征（蒋兴文 等, 2008; He 等., 2017; Tang 等., 2021; Davenport 等., 2021），分类效果有待进一步提高。本研究使用特征树思想进行分类，先基于特征 1 进行分类，特征 1 为对流层中高层的 200 hPa 和 500 hPa 的位势高度，范围为 17–40°N, 90–115°E，再在特征 1 分类的结果基础上，再基于特征 2 进行分类，特征 2 为 700 hPa 的 U 和 V 风场以及 850 hPa 的水汽通量，范围为 20–35°N, 95–110°E 的。具体的分类方法采用谱聚类（Tang 等., 2021）。由于每个事件开始和维持时间不同，分类时统一使用降水事件开始时刻的物理量场，并且对变量进行标准化处理，去除量纲的影响。

分类数目由 Calinski-Harabaz index (CHI) (Caliński 和 Harabasz, 1974)、Davies-Bouldin Index (DBI) (Davies 等., 1979) 以及相关系数的评估结果来确定。

CHI 定义式为：

$$CHI = \frac{tr(B_k)m-k}{tr(W_k)k-1} \quad \dots (4.11)$$

其中 m 为训练样本数， k 是类别个数， B_k 是类别之间的协方差矩阵， W_k 是类别内部数据协方差矩阵， tr 为矩阵的迹。CHI 分数越大，表示每类自身越紧密，类与类之间越分散。即 CHI 的值越大，分类数目的结果越好。

DBI 定义式为：

$$DBI = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{i \neq j} \left(\frac{s_i + s_j}{d_{ij}} \right) \quad \dots (4.12)$$

其中 n 是类别个数， s_i 是第 i 个类别的中心，即类别 i 中所有的点到中心的平均距离， d_{ij} 是类别 i 与类别 j 的质心之间的距离。DBI 分数越小，意味着类内

距离越小，类间距离越大。即 DBI 的值越小，分类数目的结果越好。

因为 CHI 和 DBI 是根据某些相似度评估分类结果，属于同一类的成员比不同类的成员更相似。为了确定不同类别降水的差异，基于客观分数的分类结果，再计算每个类别之间的相似度。相似度是衡量变量之间线性相关性大小的一个指标，其值介于 1 和-1 之间，绝对值越大表示相关性越强，相似度越高。相似度的计算如公式 4.13 所示：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}} \quad \dots (4.13)$$

其中，X 和 P 分别代表一类降水的特征变量，上划线表示特征量的平均值。通过相似度的计算后，确定最终的环流分类结果。

4.4 强降水事件的时间分布及其雨带的特征

本章采用 4.3.1 中的方法，根据观测降水的范围和强度，共挑选出 114 个强降水事件。这些事件的时间分布如图 4.4 所示，2020 年发生的降水事件次数最多，2018 年发生次数最少。从月份分布情况来看，6 月发生的次数最多，最多发生在 2020 年 6 月，有 11 次强降水事件，4 月发生强降水的次数最少。

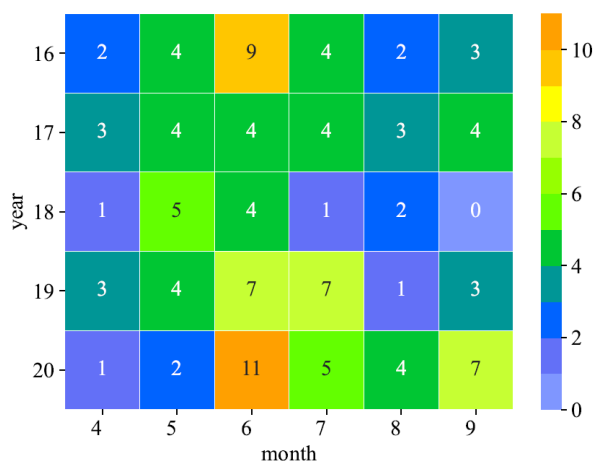


图 4.4 强降水事件的时间分布特征

Figure 4.4 Temporal distribution of the heavy rainfall events.

强降水事件开始和结束时间基本集中于下午到傍晚，开始时间的峰值为 1200 UTC，次数达 35 次，结束时间峰值在 0600 UTC，次数达 32 次（图 4.5 a）。降水

持续时间的峰值集中在 40–50 h，持续时间为 15–30 h 发生次数也较多，在所有的降水事件中，最短的持续时间为 15 h，最长的持续时间为 96 h（图 4.5 b）。强降水事件中最大雨强的均值接近第 50 百分位值，均在 150 mm 左右，其中有两个强降水事件最大雨强超过了 350 mm（图 4.5 c）。对影响面积发现，均值略大于第 50 百分位值，都在 3000 个格点左右，影响面积最大的格点数约为 7000 个格点（图 4.5 d）。图 4.5 表明挑选的 114 个降水事件强度大，影响范围广，值得研究数值模式对这些事件的预报技巧。

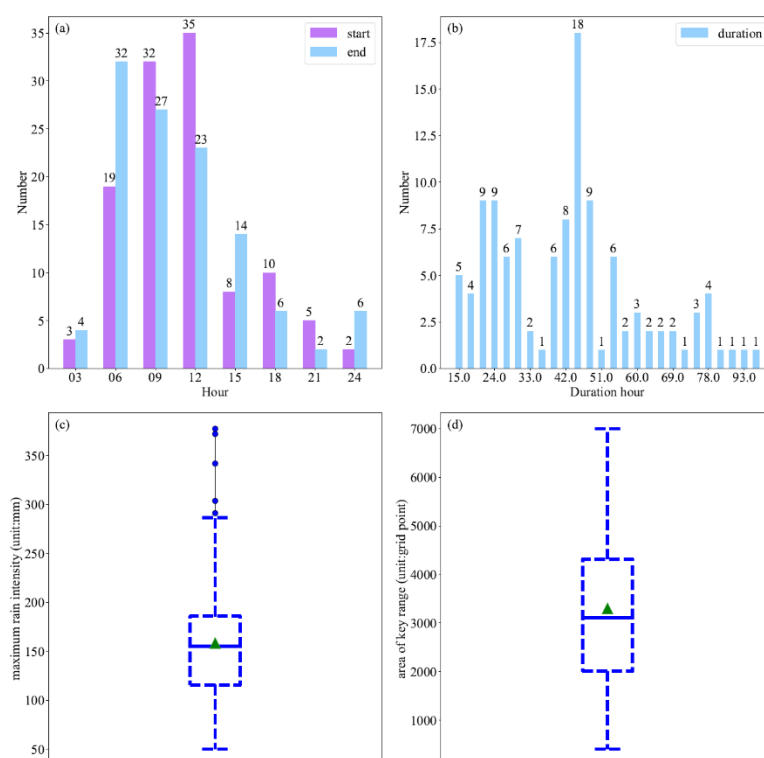


图 4.5 强降水事件统计特征图，强降水事件的 (a) 开始和结束的时间 (UTC)，(b) 事件持续时间，(c) 最大雨强，(d) 主要雨带的面积，绿色三角形表示平均值，蓝短实线表示中位数，图中长方形的上下两端分别代表 75% (Q3) 和 25% (Q1)，上下两端直线顶端分别为 $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$ 、 $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$ ，圆圈为离群值

Figure 4.5 Statistical characteristics of heavy rainfall events, (a) start and end time (UTC), (b) duration, (c) maximum intensity of precipitation, and (d) area of the key rain belt. The green triangle is the mean value and the short blue line is the median value, the upper and lower extremes of the rectangle are 75% (Q3), 25% (Q1), the upper and lower whiskers are $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$, $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$, the circles are outliers.

4.5 强降水事件的雨带偏差特征

首先利用 SAL 方法评估模式对西南地区的强降水事件的预报能力(图 4.6)。对于西南地区的强降水事件,模式预报基本高估降水的强度,观测值大于模式预报值的事件数在预报时效 0–24 h、24–48 h 和 48–72 h 分别为 3、6 和 4,占比都小于 6%。A 的值基本分布在区间 0–0.5,表明模式预报的降水量大部分大于观测降水量的 0–0.25。降水结构 S 的评估结果表明,S 数值集中分布在范围-0.5–0.5。S>0 的情况约为 60%,表明有 60%的事件中预报降水峰值偏小或预报范围偏大。偏差最大的降水事件,S 的绝对值基本在 1.0 左右。而对于位置 L,随着预报时效的增加,雨带的位置偏差在增加。0–24 h 的大部分事件 L 值都小于 0.1,大于 0.3 的事件有 7 个(图 4.6 a)。而 A 和 S 随预报时效的变化不大。

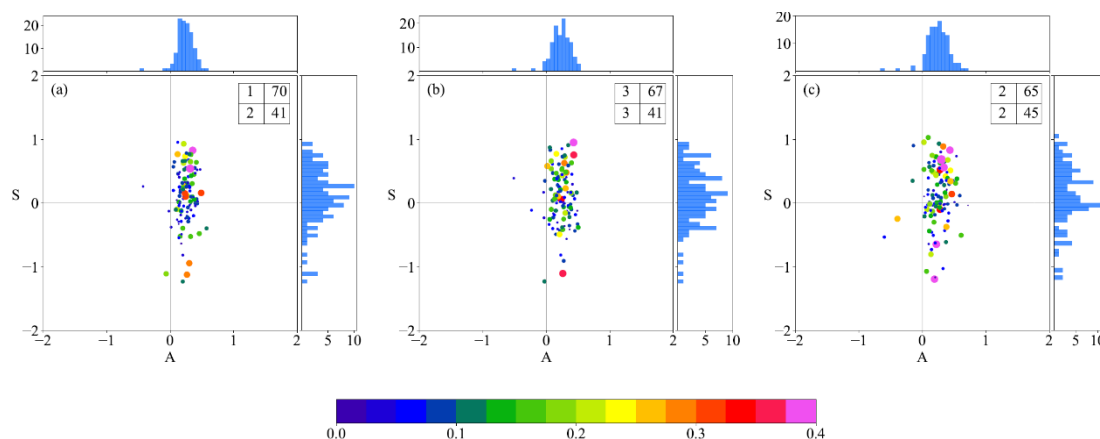


图 4.6 ECMWF-HRES 模式对强降水事件的不同预报时效的 SAL 检验结果, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h。上侧的柱状图表示强度评估 A 的分布, 右侧的柱状图表示结构评估 S 的分布, 图中右上角的框表示每个象限对应的事件数目

Figure 4.6 Distribution of SAL for heavy rainfall events by ECMWF-HRES model, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h. The upper histogram shows the distribution of the intensity A, and the right histogram shows the distribution of the structure S. The box in the upper right corner of the subgraph represents the number of events corresponding to each quadrant.

下面分析模式对强降水事件的主要雨带预报能力。对比图 4.6, 图 4.7 中模式低估主要雨带平均降水量的事件占比增加, 约为 25%左右。随着预报时效的增加, 分别低估了 25、32 和 32 个强降水事件的主要雨带强度。在降水结构方面, S>0 的情况约为 50%, 表明有 50%的事件中对主要雨带的预报峰值偏小或预报

范围偏大，比整个强降水事件的预报评估结果占比偏小。而对于雨带位置 L 来说，0–24 h 内大部分的值都小于 0.1，与对整个强降水事件的结果相似（图 4.7 a）。 A 随预报时效的变化也不大。已有研究表明对于西南地区的暴雨个例，数值模式预报的范围偏大，强度偏强，位置预报较好（徐同等，2019；王彬雁等，2020）。肖红茹等（2013）发现 ECMWF-HRES 模式对主雨带强度、降水中心强度预报也易偏弱，但主雨带范围预报易偏大，与我们的结论相似。模式降水预报的范围较大可能是导致西南地区空报频率高的原因之一。

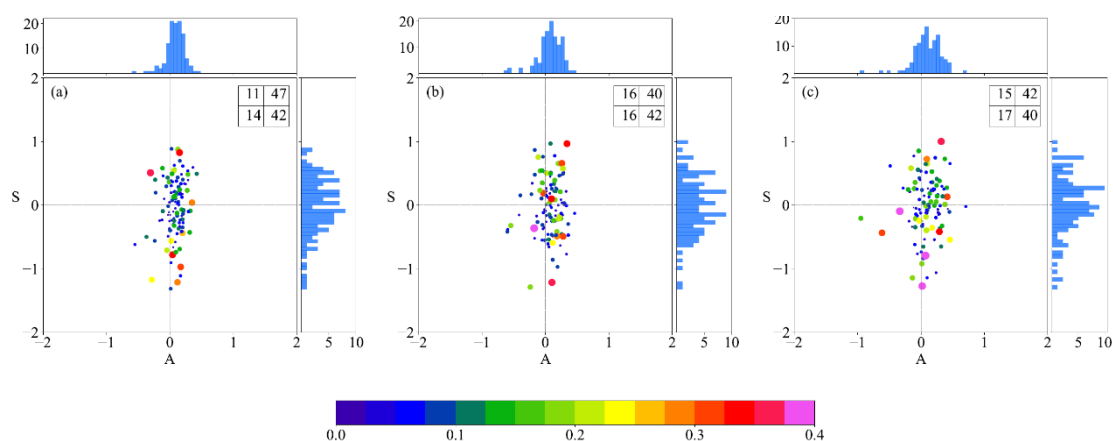


图 4.7 同图 4.6，但为强降水事件的主要雨带，(a) 0–24 h，(b) 24–48 h，(c) 48–72 h

Figure 4.7 As in Figure 4.6, but for the key rain belt of heavy rainfall events, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h.

在数值预报中，强降水中心的强度预报一直是个难题（Zhang 等., 2018），从图 4.8 可看出，模式对约 50% 的强降水事件中的强降水中心的降水强度预报偏弱，这与西南地区整个强降水事件以及主要雨带的评估结果差异较大（图 4.6，图 4.7）。对于结构 S 来说，大约 50% 的事件可能因为是预报的范围较大或者峰值偏小而导致 $S > 0$ ，原因待进一步分析。对于位置 L ，强中心的位置预报偏差大于主要雨带的偏差。对比主要雨带的结果来说， $L > 0.2$ 的事件个数增加。强降水中心一般与中尺度对流系统相关，而中尺度对流系统造成的强降水预报难度较大，可能是导致强中心预报误差较大的原因。

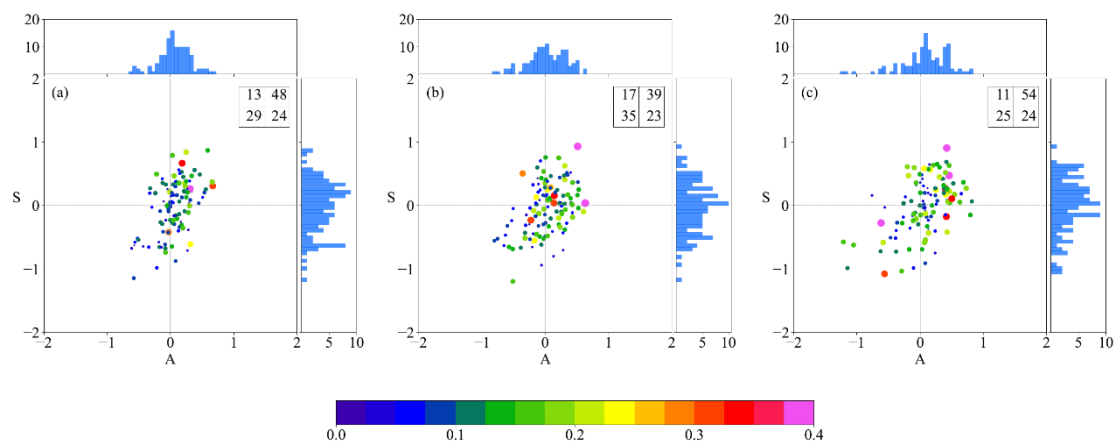


图 4.8 同图 4.6, 但为主要雨带的强中心, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h

Figure 4.8 As in Figure 4.6, but for the strong center of the key rain belts, (a) 0–24 h, (b) 24–48 h, (c) 48–72 h.

进一步分析了模式对强中心的结构 S 预报误差的具体形成原因。图 4.9 为强中心结构 S 预报偏差的原因, $S > 0$ 在 0–48 h 占比约为 50%, 在 48–72 h 为 57%。 $S > 0$ 可能因为是预报的范围较大或者峰值偏小, $S > 0$ 主要原因是由于降水的峰值预报偏小且预报范围偏大, 其次是预报降水范围偏大造成的 (图 4.9 a, c, e)。 $S < 0$ 的主要原因是降水预报峰值偏大且预报范围偏小, 而仅预报峰值偏大是造成 $S < 0$ 的次要原因, 占比接近 40%。仅预报范围偏小在 $S < 0$ 情况中所占的比例最低 (图 4.9 b, d, f)。通过以上分析表明, 西南地区的强中心降水结构预报偏差主要还是由降水峰值和范围的预报偏差共同导致的事件比例高于 46%, 即大部分事件的预报峰值和范围的预报偏差都是比较显著的, 并不是单独由峰值或者范围偏差单一误差造成。

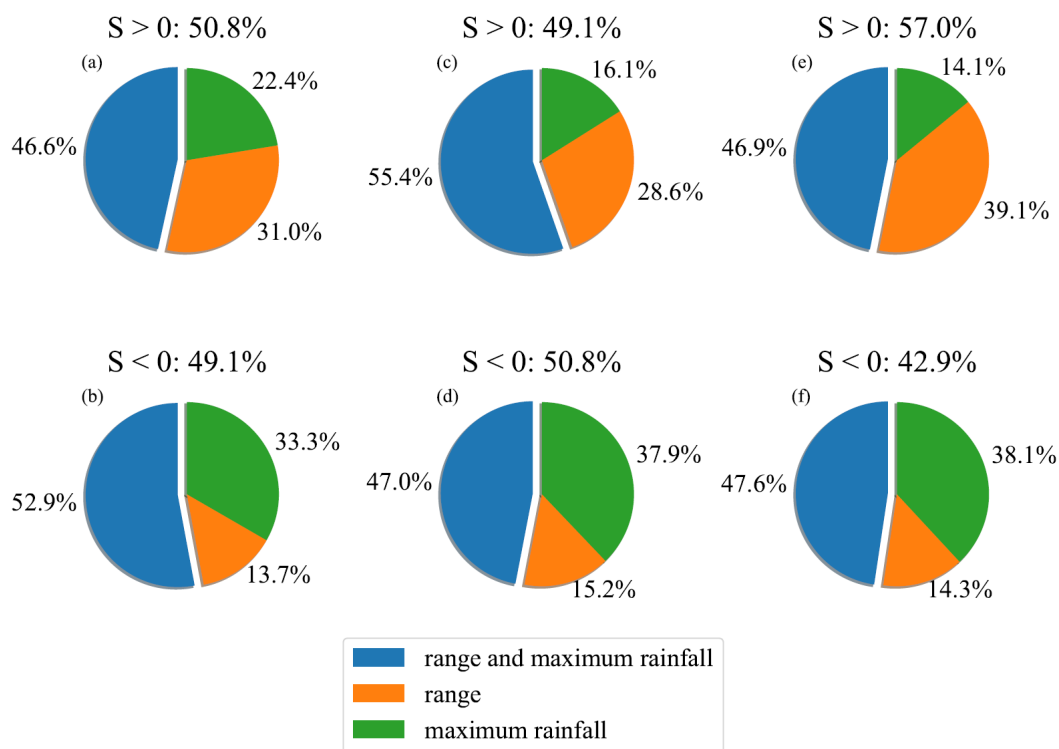


图 4.9 强降水事件的强中心结构 S 预报偏差的原因分布，蓝色代表因为范围和峰值共同偏差导致的结构偏差比例，橘色代表因为仅范围偏差导致的结构偏差比例，绿色代表因为仅峰值偏差导致的结构偏差比例，(a-b) 0–24 h，(c-d) 24–48 h，(e-f) 48–72 h

Figure 4.9 The structure bias of the strong center of the key rain belts. Blue represents the proportion of bias due to both range and maximum rainfall, while orange and green represent the proportion due to range only and maximum rainfall only, respectively. (a-b) 0–24 h, (c-d) 24–48 h, (e-f) 48–72 h.

4.6 强降水事件的天气型分类

为了研究模式对不同环流背景下强降水事件预报能力的异同，首先利用谱聚类方法，基于特征 1（对流层中高层的 200 hPa 和 500 hPa 的位势高度，范围为 17–40°N, 90–115°E）对强降水事件进行分类。为了综合考虑 CHI 和 DBI 分数，对 CHI 和 DBI 进行标准化处理，再给予两个分数各一半的权重，得到的分数为 Normalized score (NS)，NS 的值越高，代表分类结果越好。表 4.1 是分类数目为 2–9 的评分结果，结果是分类数目为 6 时的客观评分最高。

表 4.1 不同分类数（2-9 类）的强降水事件评分

Table 4.1 Scores of heavy rainfall events with different classification numbers (2-9 categories) based on feature 1.

类别数目	CHI	DBI	NS
2	119.032	0.895	0.5
3	112.128	1.002	0.53
4	95.573	1.143	0.52
5	80.844	1.33	0.56
6	76.944	1.428	0.61
7	65.418	1.458	0.54
8	63.988	1.435	0.51
9	58.243	1.475	0.5

对分为 6 类后的强降水事件进行相似度计算,在此计算相似度所用的变量即范围为 17-40°N, 90-115°E 的 200 hPa 和 500 hPa 位势高度。各类之间的相关系数如图 4.10 所示,类之间的相关系数差异较大,如类 1 和类 2 相关系数为 0.98,类 1 与类 6 的相关系数为 0.31。前五种类别之间的相似度较高,前五类与第六类的相关系数较低。因为高层的环流相似度较大,在此将相关系数大于 0.9 的类别归为同一大类。经过特征 1 分类和相似度计算后,将所有强降水事件先分为 2 类 (A 类和 B 类)。

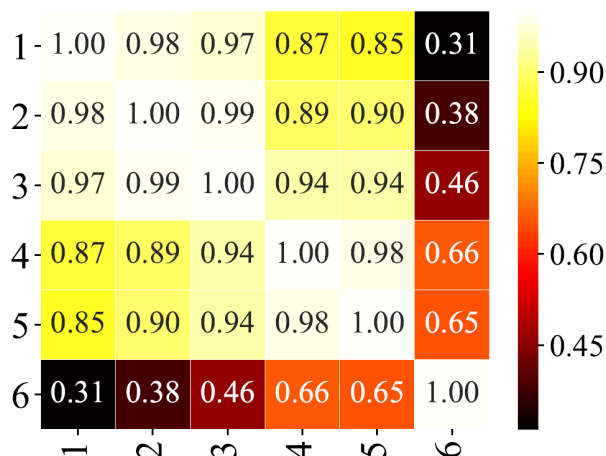


图 4.10 基于特征 1 分类后的 6 类强降水之间的相关系数

Figure 4.10 Correlation coefficients between 6 types of classified heavy rainfall events based on feature 1.

图 4.11 的黑色实线框为特征 1 的变量计算范围，虚线框为西南地区。经过特征 1 分类后，A 类事件数目为 100，B 类数目为 14，A 类的占比远大于 B 类。A 类 200 hPa 的特征在中国上空总高纬度基本为平直气流，500 hPa 上青藏高原南侧有槽的活动（图 4.11 a, c），西南地区位于槽前正涡度平流区与暖平流区，低槽的活动为此处强降水的发生提供了动力与热力条件，副热带高压脊点位于海南岛。B 类 200 hPa 上南亚高压控制中国南方，南亚高压在高空产生的辐散为西南地区的降水提供动力条件偏强（图 4.11 b），B 类 500 hPa 上在西南地区北部受短波槽影响，槽后西北气流引导冷空气进入西南地区，为局地对流的发展和降水的产生提供有利条件，中国东部地区为高压脊控制（图 4.11 d），与短波槽影响，形成明显的“东高西低”环流形势。

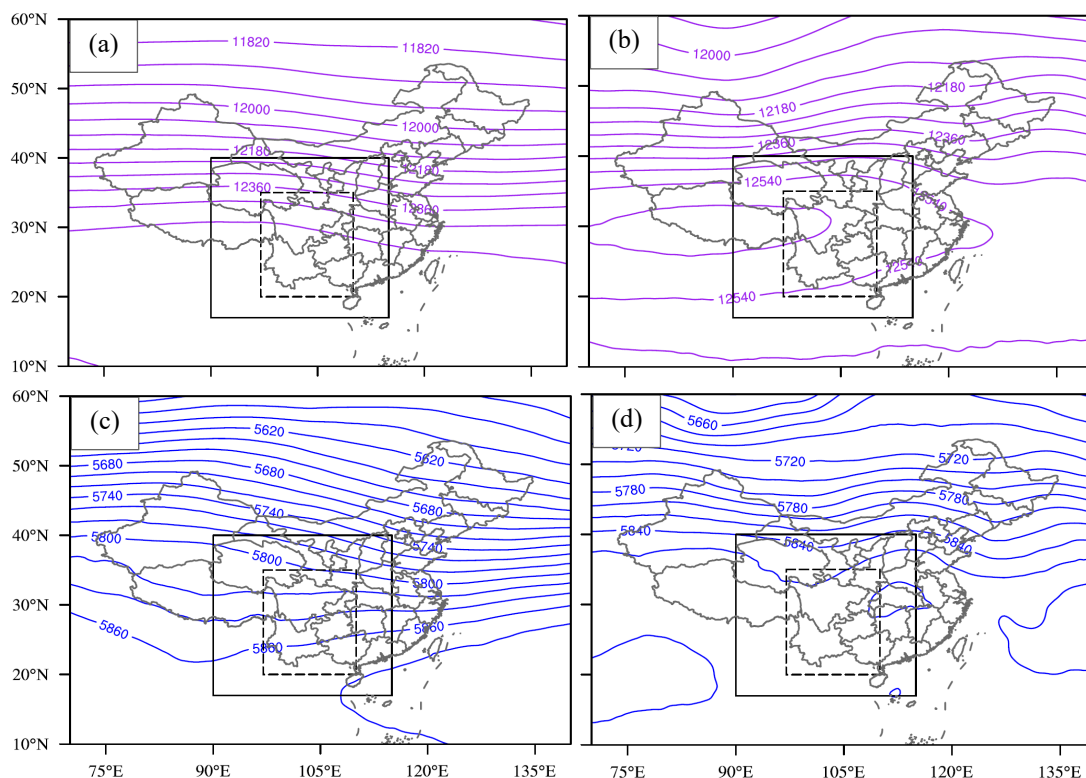


图 4.11 A 类和 B 类强降水事件的平均位势高度场，(a) A 类 200 hPa 位势高度场和 (c) 500 hPa 位势高度场，(b) B 类 200 hPa 位势高度场和 (d) 500 hPa 位势高度场（单位：gpm），黑色实线框为特征 1 变量的范围，虚线框为西南地区

Figure 4.11 Mean geopotential height of heavy rainfall events, (a) at 200 hPa and (c) at 500 hPa for A, (b) at 200 hPa and (d) at 500 hPa for B (unit: gpm), the black solid rectangle is the range of feature 1, and the dotted rectangle is Southwest China.

A 和 B 两类降水再根据特征 2（700 hPa 的风场 U 和 V 以及 850 hPa 的水汽通量）分类。由表 4.2 和表 4.3 可知，经过特征 2 分类后，A 类分为 5 类，B 类分为 2 类时，客观分类的分数表现最好。计算 7 类降水的相关系数，结果表明不同类的相关系数都小于 0.9（图 4.12）。西南地区的强降水事件最后分为 A 和 B 两个大类，A 有 5 个小类，B 有 2 个小类，共 7 个小类。西南地区的强降水事件分为 7 类，其中 A1 个数为 19，占比为 16.6%；A2 个数为 26，占比为 22.8%；A3 有 22 个事件，占比为 19.2%；A4 类有 19 个事件，占比为 16.6%；A5 类有 14 个事件，占比为 12.2%。B1 类有 7 个事件，占比为 6%；B2 类的个数与 B1 相同，也有 7 个事件（强降水事件的具体信息见附录）。

表 4.2 同表 4.1, 但为 A 类降水基于特征 2 的分类结果

Table 4.2 As in Table 4.1, but for the classification results of A based on feature 2.

类别数目	CHI	DBI	NS
2	27.834	1.819	0.5
3	20.725	1.919	0.5
4	17.851	1.982	0.55
5	15.147	2.046	0.61
6	13.79	1.922	0.29
7	13.02	1.935	0.30
8	12.175	1.93	0.26
9	11.384	1.953	0.29

表 4.3 同表 4.1, 但为 B 类降水基于特征 2 的分类结果

Table 4.3 As in Table 4.1, but for the classification results of B based on feature 2.

类别数目	CHI	DBI	NS
2	3.302	1.8	0.74
3	2.892	1.452	0.42
4	5.052	1.147	0.5
5	3.484	1.31	0.40
6	2.762	1.568	0.49
7	2.451	1.24	0.19
8	1.91	1.355	0.20
9	1.561	1.268	0.09

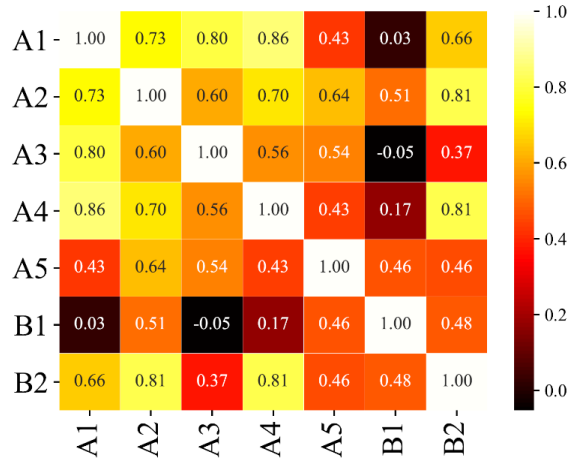


图 4.12 同图 4.10，但为基于特征 2 分类后的不同类别降水之间的相关系数

Figure 4.12 As in Figure 4.10, but for the correlation coefficient between different types of heavy rainfall events based on feature 2.

4.7 不同类型强降水事件预报偏差及其环流特征

每一类强降水事件的主要雨带小时平均降水量空间分布如图 4.13 所示，A1、A3 和 B1、B2 的降水中心较强，A3 和 B2 大值区范围最大。A3 的大值区域位于贵州和广西的交界处，B2 的降水中心位于四川盆地东部和重庆地区。A1 类的降水大值中心位于重庆地区，B1 类的大值区位于四川盆地，分布与 B2 相似，但是 B1 类降水的强度和范围小于 B2 类。A2、A4 和 A5 类的降水大值区较为分散。

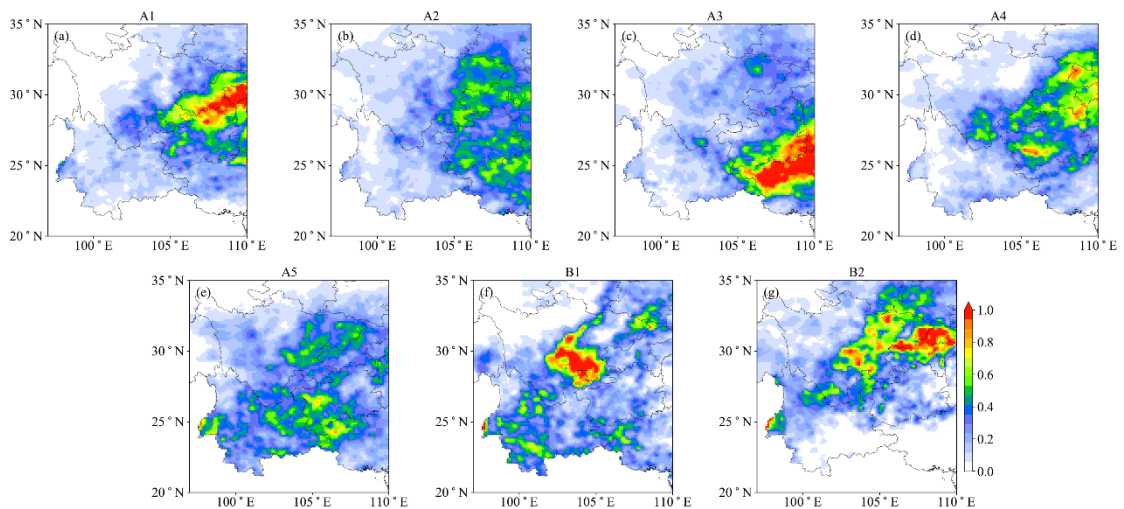


图 4.13 7类强降水事件的主要雨带小时平均降水量分布 (单位: mm), 上面为 A 类, 下面为 B 类

Figure 4.13 Averaged hourly precipitation in the key rain belts of 7 types of heavy rainfall events (unit: mm), upper panel is for A, bottom panel is for B

模式对每一类强降水事件的主要雨带的空间预报能力有何差异? 图 4.14 给出了不同类型强降水主要雨带的 SAL 评分, A1 类、A2 类和 A4 类的结构 (S) 误差分布较为分散, A3 类结构 (S) 的均值和中位数大于 0, 随着预报时效的增加, 误差逐渐增加。A5 类和 B1 类的结构 (S) 基本小于 0, 表示降水预报范围偏小或降水个体峰值预报偏大, 且 A5 类的结构 (S) 偏差在 7 类事件中最大。B 类事件里, B1 的结构 (S) 误差大于 B2 类 (图 4.14 a)。

对于强度 A, 预报高估了大部分强降水事件的强度 (A), 平均数与中位数的数值较为接近, 预报的准确率基本随着预报时效的增加而降低。在 7 类强降水事件中, A2 类的降水强度 (A) 预报的偏差最大, A5 类的强度 (A) 预报偏差最小, B1 和 A4 类的 72 h 以内偏差分布相对比较集中。B2 类的强度 (A) 预报准确率小于 B1 类, 可能是因为 B2 类事件的降水面积和强度大于 B1 类, 预报难度更大造成 (图 4.14 b)。对于位置 (L) 的预报, 其预报准确率也基本随着预报时效的增加而降低。A1 类和 A2 类的位置 (L) 预报准确率最低, A3 类和 A4 类的位置 (L) 预报准确率最高, 而 B2 类的位置 (L) 预报误差分布较 B1 类分散 (图 4.14 c)。

将强降水事件分类后再评估结果发现, A 类的结构 (S) 和位置 (L) 的预报误差大于 B 类, A 类的强度 (A) 预报误差小于 B 类。

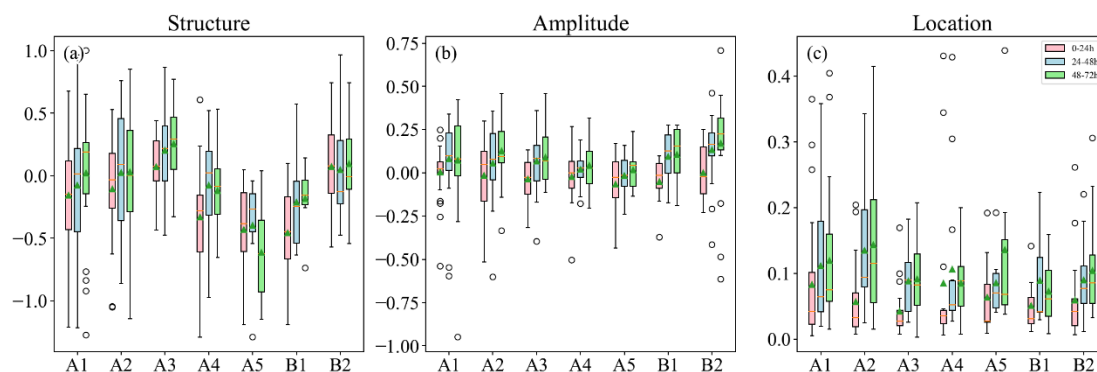


图 4.14 7 类强降水事件的主要雨带 SAL 评分的箱型图, (a) 结构 S, (b) 强度 A, (c) 位置 L, 绿色三角形表示分数平均值, 黄短线表示中位数, 图中长方形的上下两端分别代表 75% (Q3) 和 25% (Q1), 上下两端直线顶端分别为 $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$ 、 $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$, 圆圈为离群值

Figure 4.14 Boxplots of SAL distributions for each type of key rain belt of heavy rainfall events, (a) Structure S, (b) Intensity A, (c) Location L. The green triangle is the mean value and the short yellow line is the median value, the upper and lower extremes of the rectangle are 75% (Q3), 25% (Q1), the upper and lower whiskers are $Q3+1.5 \times (Q3-Q1)$, $Q1-1.5 \times (Q3-Q1)$, the circles are outliers.

下面进一步分析每一类降水的环流背景特征, 以及不同预报时效的环流特征预报情况。A1 类的降水中心位于研究区域的东部, 主要在重庆和贵州的北部地区 (图 4.13 a)。图 4.15 为 A1 类降水的环流特征以及模式的环流预报, 200 hPa 上南亚高压控制 25°N 以南的东亚和南亚地区, 东伸到 125°E (图 4.15 a)。在 500 hPa 上, 西南地区受短波槽影响, 槽线位于四川中部, 副热带高压位于海上, 588 dagpm 线靠近陆地。短波槽与副高之间的位置对应 700 hPa 上的低空西南急流, 低空急流向西、向南分别可追溯至印度半岛与中南半岛, 为强降水的产生提供了水汽与能量, 降水区所在的重庆与贵州北部恰位于槽线前侧、低空急流左侧, 短波槽与低空急流的相互作用, 又为强降水的产生提供了动力条件。低空急流预报的不确定性可能影响降雨预报的准确率 (Squitieri 和 Gallus, 2016)。ECMWF-HRES 的预报结果 (图 4.15 b, c, d), 整体上对南亚高压和副热带高压的强度预报较弱, 范围偏小, 而低层的水汽和急流预报偏强。南亚高压、副热带高压预报时效越长, 其预报范围越偏小; 低层的急流和水汽通量预报则是预报时效越长, 其强度越强, 误差增加。这可能是预报普遍高估 A1 类事件降水强度的原因。

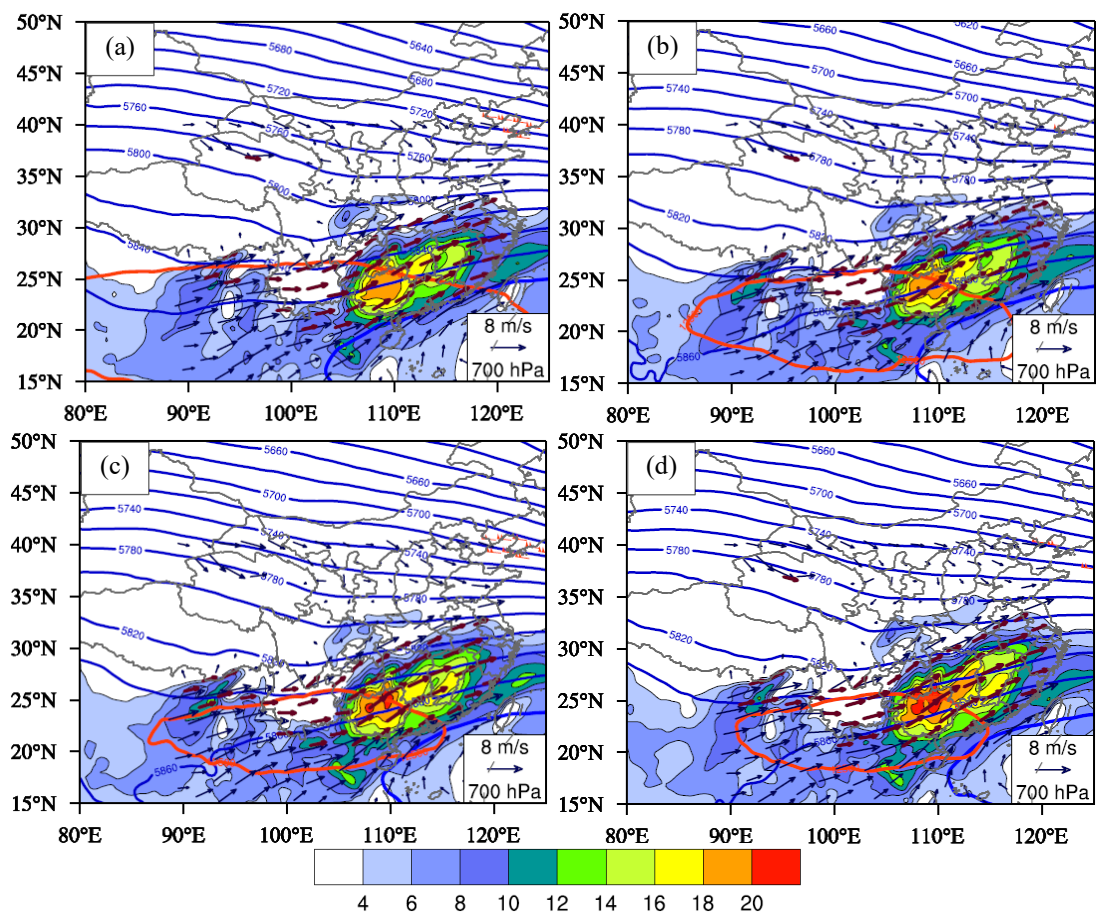


图 4.15 A1 类的环流背景图，红色风杆为 200 hPa 风速 $\geq 40 \text{ m s}^{-1}$ ，红色实线为 12500 gpm 的等值线，黑色箭头为 700 hPa 的风速，棕色箭头为 700 hPa 风速 $\geq 8 \text{ m s}^{-1}$ ，蓝色实线为 500 hPa 的位势高度场（单位：gpm），粗蓝实线为 5880 等值线，阴影为 850 hPa 水汽通量（单位： $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$ ），(a) ERA5，(b) 0–24 h，(c) 24–48 h，(d) 48–72 h

Figure 4.15 Circulation of A1, the red bar is the wind $\geq 40 \text{ m s}^{-1}$ at 200 hPa, the red solid line is the 12500 gpm at 200 hPa, the black arrow is the wind, the brown arrow is speed $\geq 8 \text{ m s}^{-1}$ at 700 hPa, the solid blue line is the geopotential height at 500 hPa (unit: gpm), thick blue solid line is the 5880 gpm, water vapor flux at 850 hPa (shaded, unit: $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$), (a) ERA5, (b) 0–24 h, (c) 24–48 h, (d) 48–72 h.

A2 类事件的降水中心也位于研究区域的东部，但是强降水中心比较分散，降水强度小于 A1 类事件（图 4.13 b）。ERA5 再分析场的南亚高压弱于 A1 类（图 4.16 a），且南亚高压的位置更偏南，主体位于青藏高原以南，200 hPa 有高空急流较弱，范围也较小。500 hPa 上的副热带高压主要控制南海和中南半岛，但其西伸到 95°E ，在青藏高原上和西南地区西部有小槽活动。这一类降水大值区域

分布在盆地东部、广西和贵州交接处（图 4.13 b）。模式在西南地区的风速预报偏大，导致水汽输送偏强，A2 类事件的强度预报也大多数偏强（图 4.16 b,c,d），但是其水汽通量弱于 A1 类的水汽通量，因此，A2 的降水强度比 A1 类弱。同 A1 类相同是，模式对 A2 类的南亚高压和副热带高压的预报强度偏弱，范围偏小。

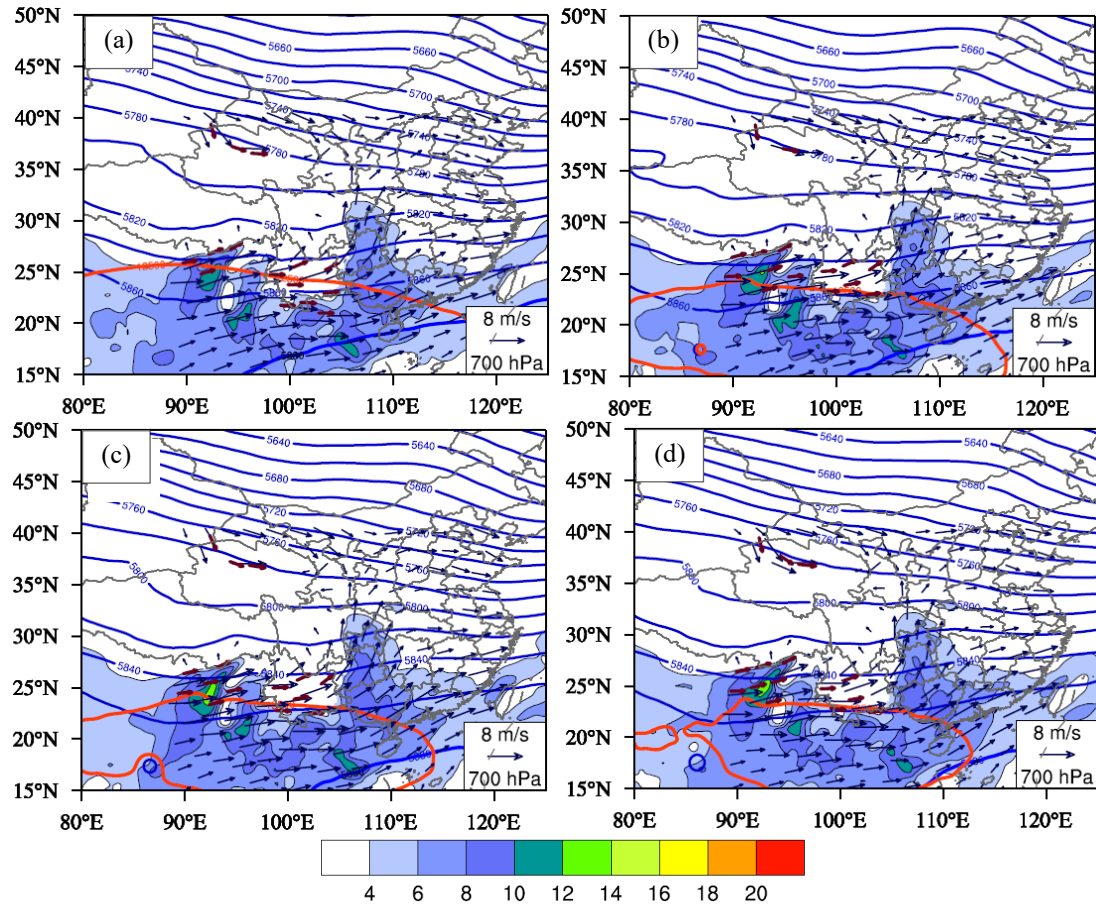


图 4.16 同图 4.15，但为 A2 类

Figure 4.16 As in Figure 4.15, but for A2.

A3 类事件的强降水范围是 7 类中最大的，降水中心在研究区域东南部的贵州南部和广西北部（图 4.13 c）。200 hPa 南亚高压的主体在青藏高原以南，只有云南和广西南部在其控制下，中纬度地区是较为平直的气流，有较弱的高空急流。500 hPa 上，副热带高压控制西太平洋和南海，未影响大陆，且与 A1 和 A2 类比，其位置更偏东偏南。青藏高原东部地区有小槽活动。在 700 hPa 上，冷空气从中纬度低槽后部沿东北风南下，与西南暖湿气流在西南地区交汇。这一类的水汽通量大值区比 A1 和 A2 类偏南，因此，此类事件的降水中心也更偏南，降水大值区位于贵州和广西的交界处，大值区范围较大且强度较强。模式对 A3 类的

降水预报结构(S)的误差较大,但是强度(A)和位置(L)相对较好(图4.14),整体来说,在对A3类降水的预报中,72小时内模式的预报结果差异较小(图4.17 b, c, d)。

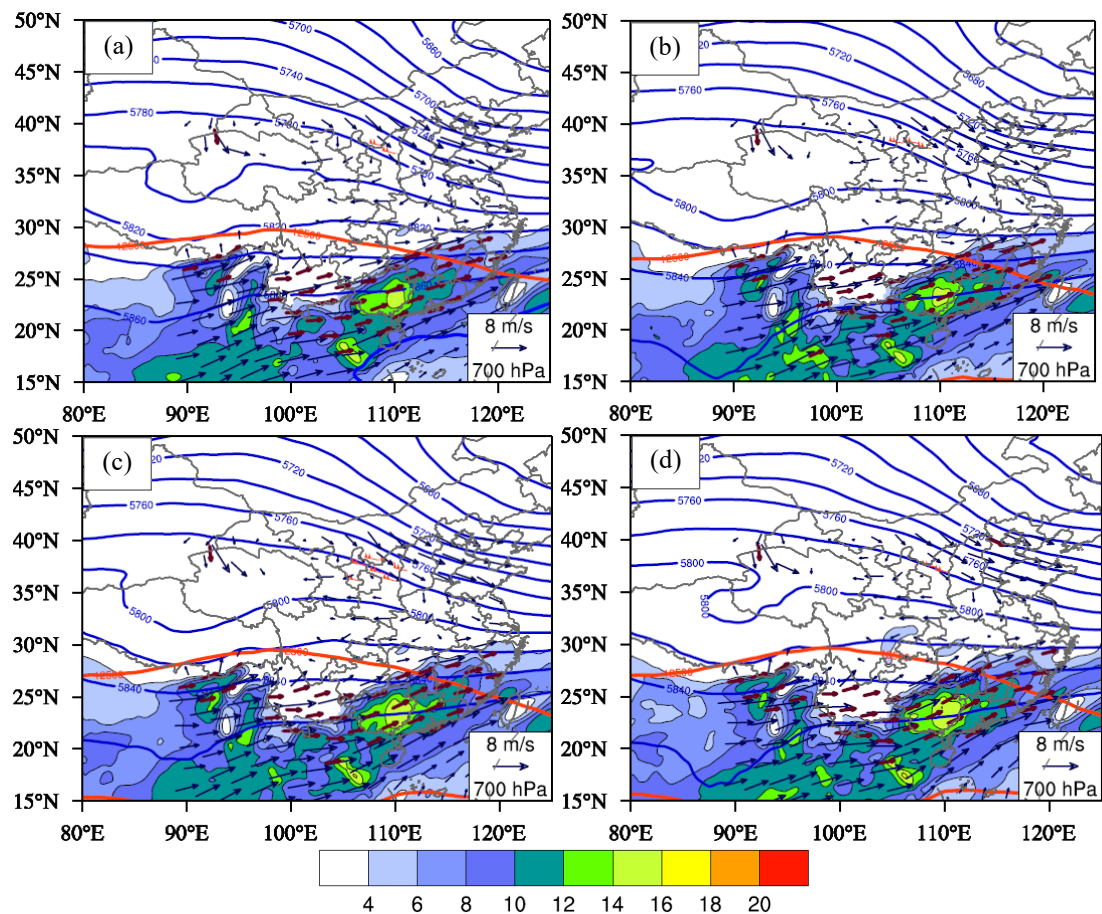


图 4.17 同图 4.15, 但为 A3 类

Figure 4.17 As in Figure 4.15, but for A3.

A4 类事件的降水中心较分散,降水强度较弱,降水中心主要在研究区域东北部(图 4.13 d)。200 hPa 上,在中纬度地区有强的大范围高空急流,南亚高压也控制了青藏高原大部分地区,中国南方也在南亚高压的控制下,其主体已经西伸到太平洋上。与前 3 类不同的是,此类过程的南亚高压已经北抬。500 hPa 上,副热带高压已西伸到 105°N,控制了长江以南的大部分地区,西南地区位于副热带高压的西侧,青藏高原上有低槽活动,这些大尺度条件有利于在西南地区产生降水。水汽有两个来源,分别来自西南和东南两个方向,西南方向可追溯至孟加拉湾,东南方向可追溯至南海,两支水汽通道汇聚于贵州和重庆地区,最大的水汽通量区位于贵州和重庆地区,属于副热带高压西侧的降水。A4 类的强度

(A) 和位置 (L) 预报误差较小, 结构 (S) 的预报误差较大 (图 4.14)。0–24 h 模式预报的低空急流范围预报偏小, 可能导致其结构误差较大的原因 (图 4.18 a, b)。

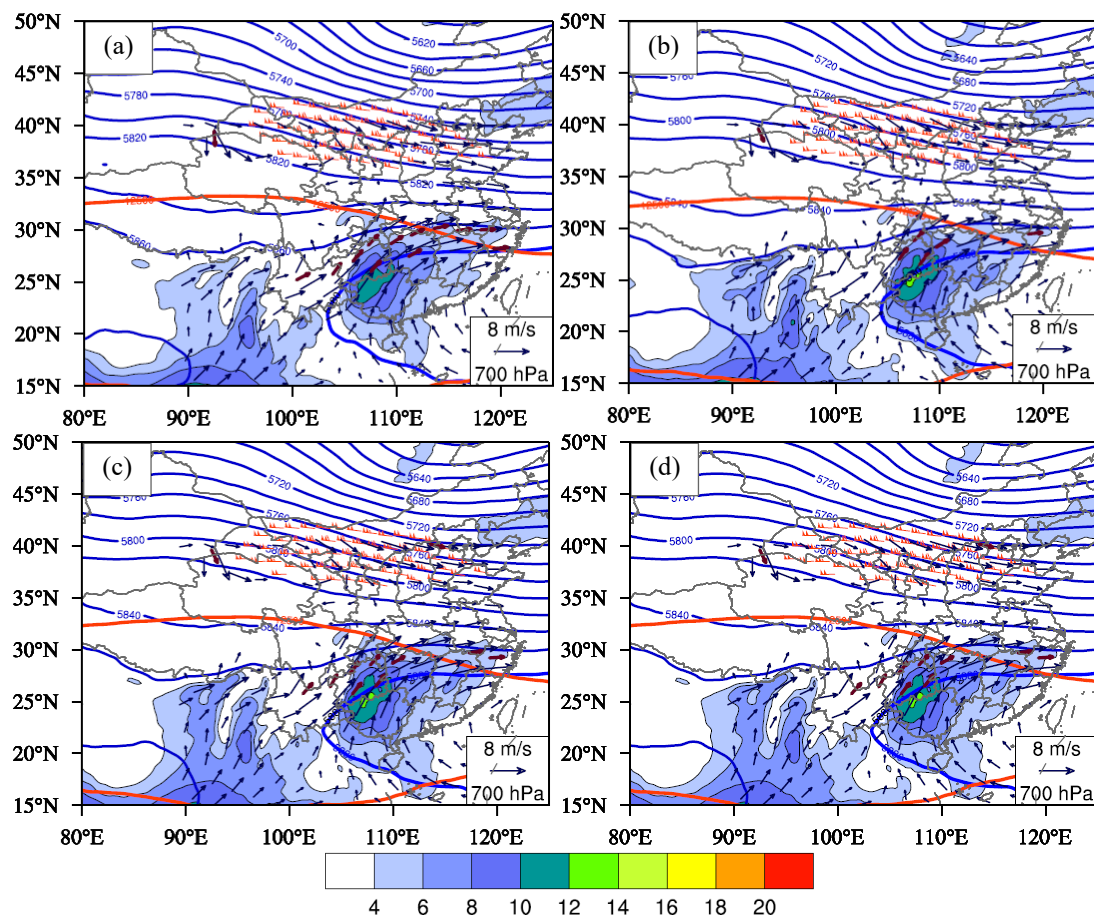


图 4.18 同图 4.15, 但为 A4 类

Figure 4.18 As in Figure 4.15, but for A4.

A5 类事件的降水中心较分散, 降水强度也较弱, 与 A2 类相似, 但是降水中心主要在研究区域的南部 (图 4.13 d)。200 hPa 上南亚高压与 A4 类相似。与前面 4 类降水相比, A5 类的 500 hPa 副热带高压东退到远离大陆的西太平洋, 没有明显的低槽活动, 大尺度动力条件较弱, 低层的水汽输送也是 A 类中最弱的一类。这一类的降水强度小于其他类的降水。模式预报的 700 hPa 的风速大于 ERA5 再分析场 (图 4.19 b, c, d), 可能是导致模式高估了降水峰值的主要原因, 此外, 这一类降水预报的结构 (S) 基本小于 0, 可能是预报降水范围比观测降水区域偏小或者是预报的峰值较大。

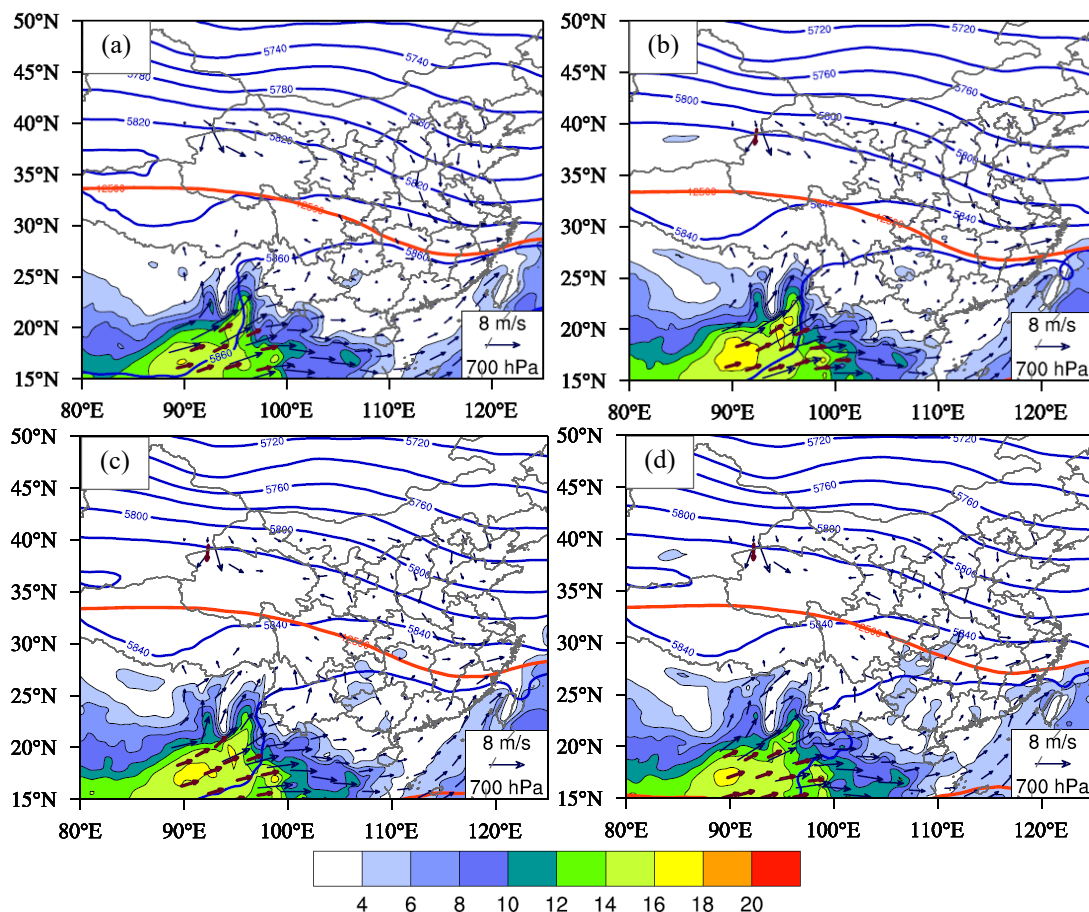


图 4.19 同图 4.15, 但为 A5 类

Figure 4.19 As in Figure 4.15, but for A5.

B 类和 A 类的高空天气系统差异显著。B1 类强降水事件，南亚高压的控制范围进一步扩大，40°N 以南被其控制，但无明显的高空急流（图 4.20 a）。500 hPa 上，西南地区处于槽前，华北地区为高压脊控制，形成了“东高西低”的较稳定环流形势。700 hPa 东南暖湿气流活跃，向北输送暖湿空气，在槽前形成了水汽通量大值区。模式对这一类降水预报的强度预报准确率较低（图 4.14 b），在 0–48 h 预报时效内，西南地区上空的槽预报偏强，位置偏南，48 h 后低槽的位置和强度预报偏差都增加（图 4.20）。在 48–74 h 的预报时效内，模式预报的整体环流形势预报误差较大，700 hPa 上风速的预报偏低，这个预报时效内的降水预报的强度（A）和位置（L）偏差最大（图 4.12）。低槽和低空急流的预报误差可能是导致这类事件的降水预报准确率偏低的主要原因。

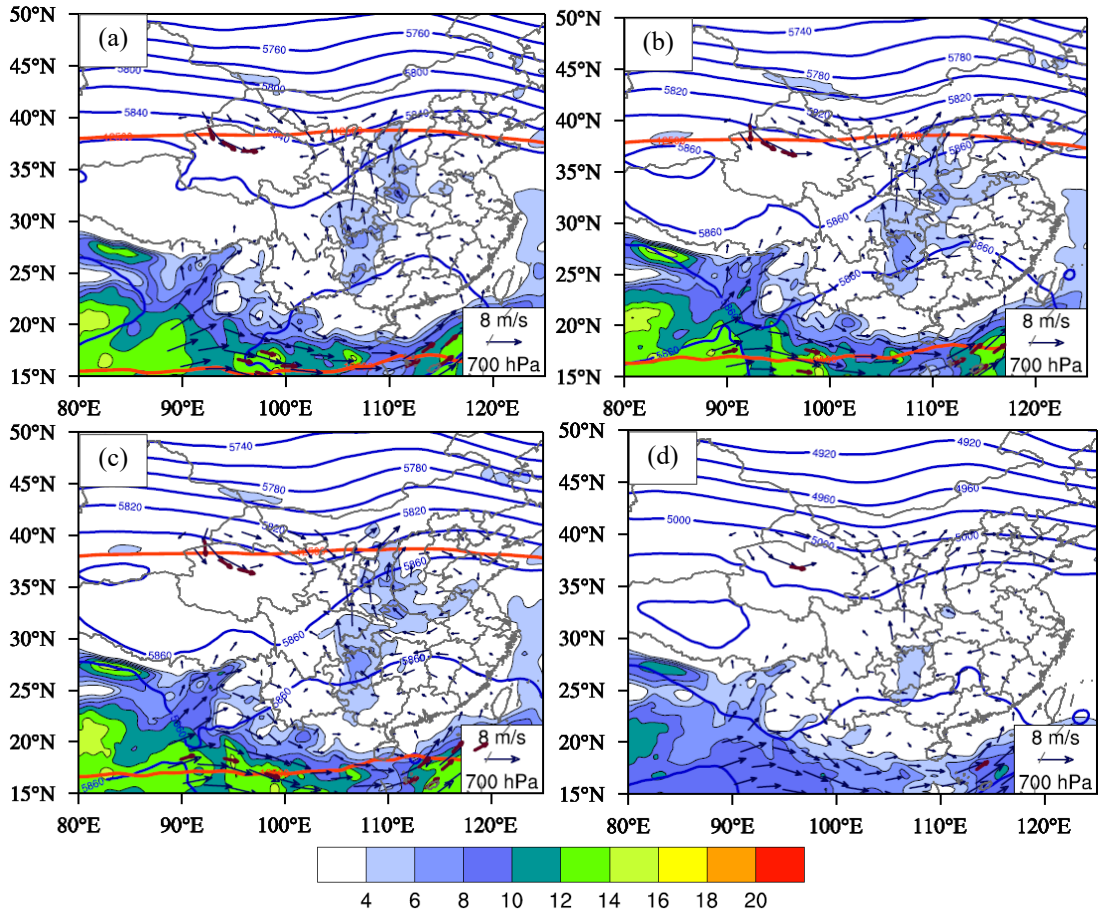


图 4.20 同图 4.15, 但为 B1 类

Figure 4.20 As in Figure 4.15, but for B1.

B2 类事件的强降水范围比 B1 类大, 有多个强降水中心, 最强的中心在四川盆地东部和重庆 (图 4.13 e)。200 hPa 上, 南亚高压的控制范围与 B1 类相似, 但是在中国的西北地区有较强的高空急流, 中纬度的斜压性更强。500 hPa 上, 中纬度地区的环流经向度较大, 中国的西部为低槽, 而东部地区为高压脊, 副热带高压西伸控制中国东部, 且与中纬度高压脊打通, 形成了比 B1 类更明显的“东高西低”的环流形势 (图 4.21 a)。低层的西南气流沿副热带高压的西边缘将水汽输送到四川盆地。以上分析表明 B2 类的水汽和动力条件更充足, 因此降水范围比 B1 大, 强中心更多。对于 B2 类降水, 预报偏差基本随着预报时效的增加而增加 (图 4.14), 模式预报的大陆高压误差较大, 且预报低层急流和水汽输送的强度偏大, 可能是导致降水预报误差的重要原因 (图 4.21 b, c, d)。

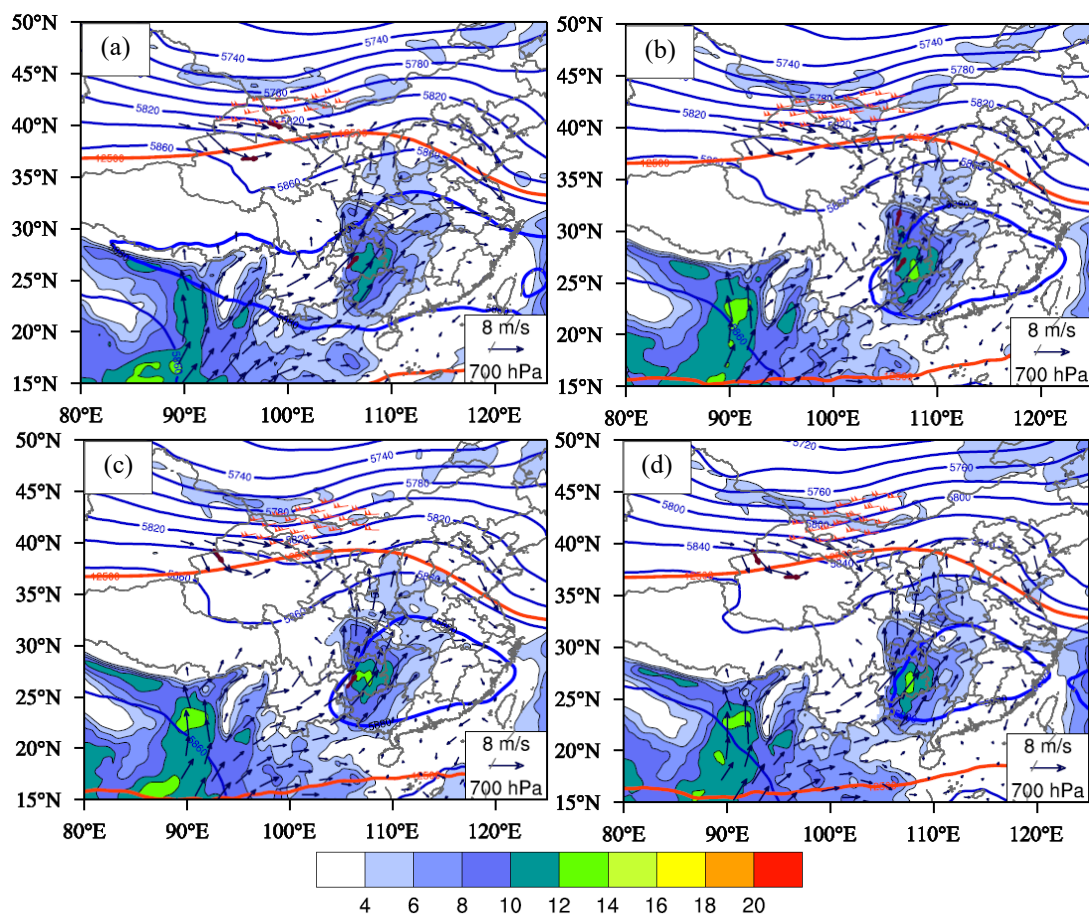


图 4.21 同图 4.15, 但为 B2 类

Figure 4.21 As in Figure 4.15, but for B2.

4.8 本章小结

本章利用自动站降水观测资料、ECMWF-HRES 模式及 ERA5 再分析资料, 首先基于观测资料挑选强降水事件, 然后对 ECMWF-HRES 模式在西南地区 5 年 (2016–2020 年) 4–9 月强降水事件的预报进行了综合评估, 再分类讨论了每一类降水事件的预报技巧, 并分析了模式对 7 类强降水事件环流背景的预报情况。主要结论如下:

(1) 根据本章的定义共挑选出研究区域的 114 个强降水事件, 使用 SAL 方法对降水预报空间分布特征准确度进行了评估。结果表明模式在 0–72 h 的预报时效内, 在强度 (A) 方面, 基本高估强降水事件的平均降水强度, 高估 75% 主要雨带的平均强度, 高估 50% 事件的强中心平均强度。在结构 (S) 方面, 对于 60% 的强降水事件结构 (S) 误差为预报峰值偏小或预报范围偏大, 而对于主要

雨带和强中心，基本是 50% 的事件预报峰值偏小或预报范围偏大。在位置 (L) 方面，主要雨带的偏差大于强中心的偏差。

(2) 利用强降水事件开始时刻的特征 1 (对流层中高层的 200 hPa 和 500 hPa 的位势高度) 和特征 2 (700 hPa 的风场以及 850 hPa 的水汽通量)。采用谱聚类分类方法，基于树特征分类思想，将强降水事件分为 A 和 B 两大类，其中 A 和 B 分别包括 5 小类和 2 小类。A1 类的主要雨带的大值中心位于重庆地区，A3 的大值区域位于贵州和广西的交界处，A2、A4 和 A5 的大值区域分布较为分散，B 类的大值区域在四川盆地，B2 类的强度和范围都超过 B1 类。A 类的结构 (S) 和位置 (L) 的预报误差大于 B 类，A 类的强度 (A) 预报误差小于 B 类。

(3) 对于不同类型的强降水事件，降水的落区和强度主要由南亚高压、副热带高压、低槽和低空急流的强度和位置决定，模式预报降水的误差也主要来自于这些系统的预报误差。B 类和 A 类的对流层中高层天气系统差异显著，A 类的南亚高压和副热带高压位置明显偏南，A 类降水主要由低槽和急流的位置和强度决定，而 B 类降水副热带高压控制中国东部，其位置决定了降水的落区，因此，B 类的结构 (S) 和位置 (L) 的预报误差相对 A 类小。大部分事件的低空急流预报偏强，导致预报的降水强度偏强。

本章评估了 ECMWF-HRES 模式对西南地区强降水的预报能力，主要定量诊断模式对主要雨带和雨带强中心预报不确定性的特征，并且利用天气形势客观分类的方法，将强降水分类典型的 7 类，揭示了不同类型降水事件的主要环流特征和关键的影响系统。

第5章 西南地区强降水时段的预报偏差及其关键天气因子

5.1 引言

本研究的第4章根据天气形势对西南地区强降水事件进行了分类, 结果发现A类中各类降水事件的降水强度和大值区位置差异差异大, A1类和A3类的强度较大, 主要雨带分别位于重庆地区、贵州与广西交界处, A2、A4和A5类的强度较小, 大值区域分布都较为分散。B1和B2类事件降水强度都大, 且大值落区相似, 主要为四川盆地, 预报员常用的数值天气预报模式对四川盆地强降水(即B类强降水事件)预报偏差都较大(杨康权等, 2013; 屠妮妮等, 2020; 丛芳等, 2021), 所以本章将针对B1和B2类, 研究数值天气预报模式中影响降水预报中的关键天气因子。

虽然前人的研究分析了数值天气预报模式在西南地区预报偏差的成因(Yuan等, 2020; 谢漪云和王建捷, 2021), 和西南地区降水预报不确定性(符娇兰等, 2016; 王毅等, 2017), 但针对数值预报模式系统中影响降水预报的天气系统和环境因子的预报误差特征的研究仍较少。因此, 本章将基于B1和B2类事件降水的强降水时段, 使用集合预报资料分析数值模式对于这两类降水预报技巧的异同, 探究数值预报模式对这两类天气型降水预报中的关键天气因子, 深入分析导致预报偏差的原因。

5.2 资料和方法

本章也采用了第4章介绍的考核自动站逐小时降水观测数据和ERA5再分析资料, 站点降水观测数据用于评估降水预报的技巧, ERA5再分析资料用于分析强降水事件的环流背景。

本章采用ECMWF全球集合预报系统(Ensemble Prediction System, EPS)的产品, 该产品的数据可从TIGGE网站获取。ECMWF EPS每天有两个起报时次(0000 UTC和1200 UTC), 每个起报时次有50个扰动成员, 最长预报时效为360小时, 预报结果的空间水平分辨率为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$, 时间分辨率为6小时, 9个垂直气压层(50 hPa, 200 hPa, 250 hPa, 300 hPa, 500 hPa, 700 hPa, 850 hPa,

925 hPa 和 1000 hPa) 和地面层的数据。为了将观测降水的时空分辨率与预报场匹配, 使用 Cressman 插值方法将集合预报的地面降水插值到 $0.125^{\circ} \times 0.125^{\circ}$ 的格点, 逐小时站点观测降水相加为 6 小时分辨率降水。其他物理变量插值到 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的格点上, 对应 ERA5 再分析资料的空间分辨率。

5.2.1 强降水时段个例概况

在第 4 章中, 根据雨带的范围和强度, 挑选出 227 个 3 小时强降水时段, 再通过降水的时空连续性将强降水时段确定为强降水事件, 共挑选出 114 个强降水事件。并根据降水事件的高空和低空环流背景将强降水事件分为两大类 A (5 小类) 和 B (2 小类), 第 4 章的分析表明, A 类降水主要由低槽和急流的位置和强度决定, 而 B 类降水副热带高压控制中国东部, 其位置决定了降水的大值区域在四川盆地。因为本章所用的集合预报降水资料时间分辨率为 6 h, 所以强降水时段也采用 6 h 进行讨论。B1 类和 B2 类强降水事件分别有 8 个和 13 个 6 h 强降水时段, 本章中每一个 6 h 强降水时段为一个个例。图 5.1 是 B1 和 B2 的所有强降水时段个例的累积降水, 黑色方框为关键区。B1 类雨带呈现带状分布, 大值中心位于四川盆地西部, B2 类的大值中心为四川盆地中东部。因为 B2 中的个例 190718-24 UTC、190722-18 UTC、190723-06 UTC 和 190914-06 UTC 的雨带主体不在降水关键区, 所以在本章暂不讨论。因为 TIGGE 网站无 B1 类个例 160814-06 UTC 和 B2 类个例 170806-12 UTC 的数据, 暂不讨论这两个个例。经过筛选后, 本章研究的 B1 和 B2 类各有 7 个个例, 如表 5.1 所示, 表中的时间均为 6 h 强降水个例结束时刻的世界时。

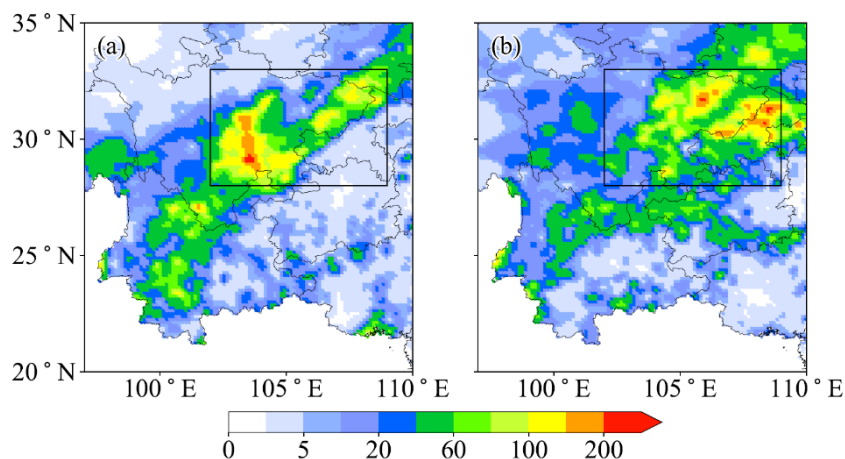


图 5.1 强降水个例的总降水量（单位：mm），（a）B1 类，（b）B2 类，黑色方框为降水关键区

Figure 5.1 The total precipitation of two types (unit: mm), (a) B1, and (b) B2, the black rectangle represents the precipitation key region.

表 5.1 强降水个例列表（YYMMDD-HH, UTC）

Table 5.1 List of 6 h heavy precipitation (YYMMDD-HH, UTC)

B1			
160713-24 (1)	160714-06 (2)	160726-24 (3)	180802-24 (4)
200823-24 (5)	200830-18 (6)	200830-24 (7)	
B2			
190722-06 (8)	190728-24 (9)	190914-24 (10)	200715-24 (11)
200716-06 (12)	200725-06 (13)	200725-24 (14)	

5.2.2 集合敏感性分析方法

集合敏感性分析（Ensemble Sensitivity Analysis, ESA）方法是一种应用于集合成员预报结果的统计方法，能根据一定数目的集合成员，定量给出评估的预报量与大气状态变量的相关性（Ansell 和 Hakim 2007; Hakim 和 Torn, 2008; Torn, 2010）。此方法已经广泛应用于降水、气旋等诊断分析（Lynch 和 Schumacher, 2014; Du 和 Chen, 2019; Tu 等., 2022），该方法的优点是能找到主观分析中不

易发现的相关关系。本章应用 ESA 诊断方法揭示关键降水时段中的影响因子。为了扩大个例的集合预报成员数,选取 4 个最短起报时间的集合预报成员,组成个例预报新集合,新集合有 200 个成员 (Zhang 等., 2018; Shen 等., 2020)。再使用 SAL 方法客观评估所有成员的雨带位置、结构和强度预报技巧,选出新集合的好成员与坏成员。好坏成员的判定标准是:分别均一化 S、A 和 L 分数,三个分数相加得到分数最低(即预报技巧最好)的 4 个成员为好成员,分数最高(即预报技巧最差)的 4 个成员为坏成员。最后 B1 和 B2 类降水的好成员集合各有 4×7 (28) 个样本,这些集合样本用于研究对降水预报起关键作用的大气要素。本文计算了降水关键区内的平均 6h 累积降水与好成员集合中各个大气变量之间的相关性,研究对降水预报起重要作用的天气系统和环境条件因子。Pearson 相关系数是衡量两组变量之间线性相关性大小的一个指标,其值介于 -1 和 1 之间,绝对值越大表示相关性越强。Pearson 相关系数的计算公式见公式 4.13。其中, P 代表关键区域 6h 平均降水, X 为某格点上某大气物理变量(如:位势高度、风速等), n 是集合样本数 ($n=28$), 上划线表示集合平均量。在双尾显著性检验下,假设 28 个成员的发生概率相等,相关系数绝对值大于 0.361 代表通过 95%置信度区间的显著相关。

5.3 强降水时段的降水预报评估

图 5.2 和图 5.3 为 B1 和 B2 类个例降水关键区的 SAL 评分,左上角为该个例结束时刻的世界时 (YYMMDD-HH)。对于 B 类降水预报,ECMWF 集合预报基本低估降水强度, $S > 0$ 的情况占比较大, $S > 0$ 主要是因为预报降水雨带峰值偏小。B1 和 B2 类个例大部分集合成员的 $A < 0$, 即低估降水强度,其中集合成员全部低估 B1 类个例 5 和 6 的强度(图 5.2), B1 类个例 3 的位置偏差最大。B2 类的雨带位置预报偏差大于 B1 类,个例 8、11 和 12 的位置偏差较大(图 5.3), B2 的强度预报比 B1 类更偏弱。

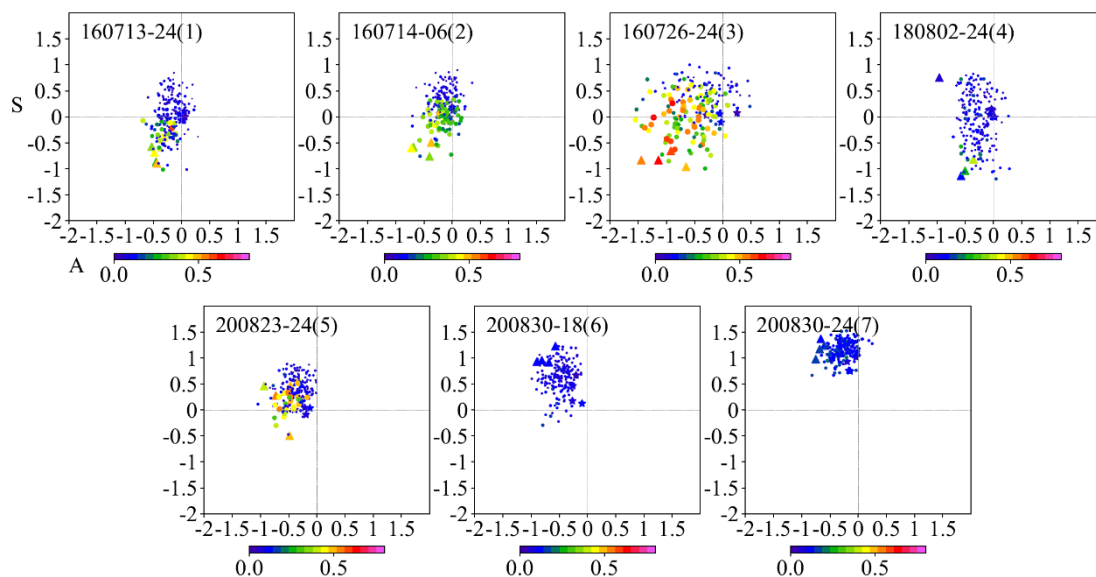


图 5.2 集合预报成员对 B1 类个例的 SAL 分布，横纵坐标分别代表降水结构 S，降水强度 A，点的颜色代表位置 L 的分数，三角形代表坏成员，五角星代表好成员

Figure 5.2 Distribution of SAL scores for B1. The abscissa and ordinate represent intensity and structure, respectively. The color of the point represents position L, triangles represent bad members and pentagons represent good members.

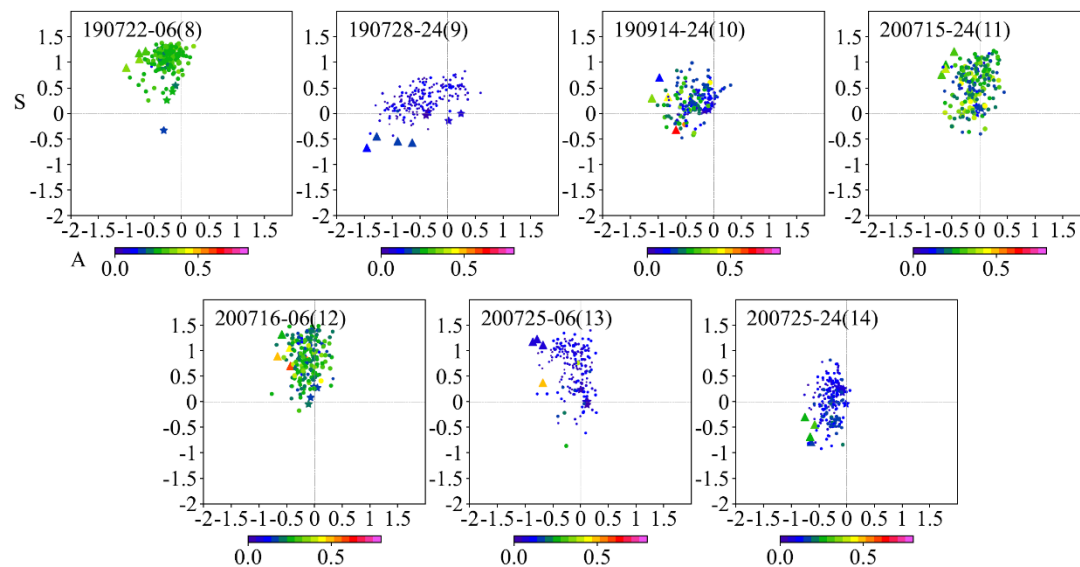


图 5.3 同图 5.2，但为集合预报成员对 B2 类个例的 SAL 检验统计分布

Figure 5.3 As in Figure 5.2, but for SAL scores of B2.

构建的好成员和坏成员的集合，用于对比集合成员对两类降水的不同表现。通过图 5.4 进一步对比观测与好坏成员的降水分布可以看出，B1 类的好成员降

水强度和落区与观测十分接近，坏成员强度和范围整体偏差较大，雨带位置偏差较小（图 5.4 a–c）。B2 类有两个大值中心，一个位于四川东部，一个位于重庆，B2 类的好成员仅预报出四川东部的大值区域，漏报重庆地区的大值中心，好成员也低估降水强度，雨带的位置偏差较大，预报的大值区位于观测区域的西北边，坏成员则是没有预报出强降水中心的强度和范围（图 5.4 d–f）。

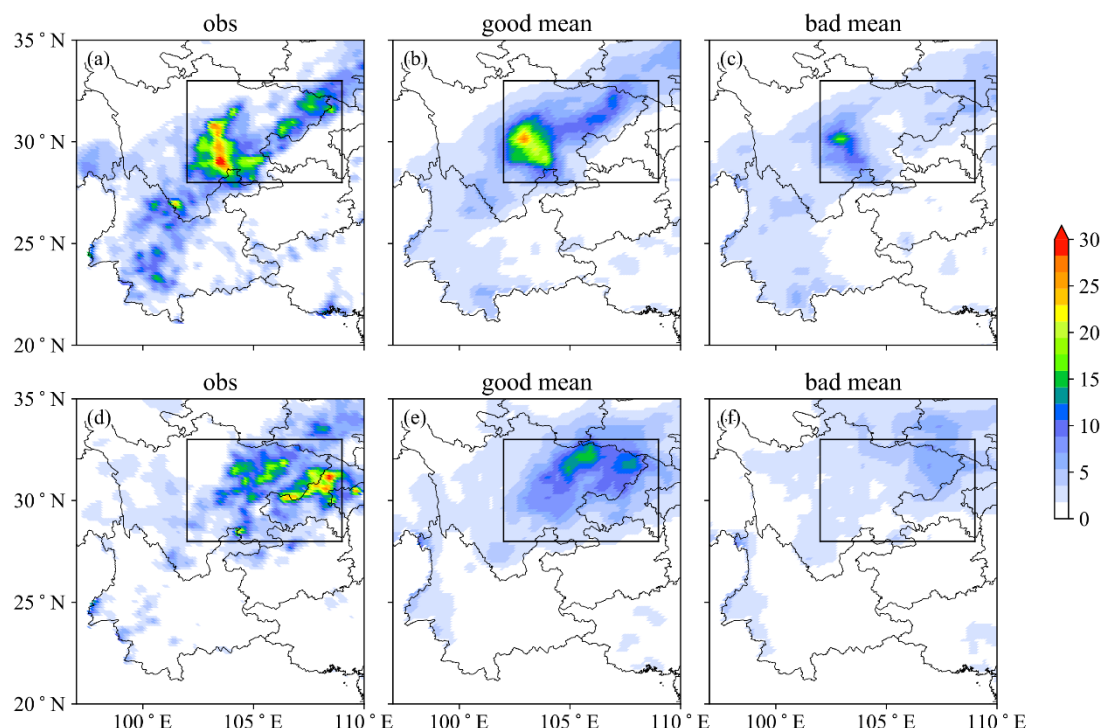


图 5.4 B1 和 B2 类个例的平均雨量分布（单位：mm），(a) B1 类观测，(b) B1 类好成员，(c) B1 类坏成员，(d) B2 类观测，(e) B2 类好成员，(f) B2 类坏成员

Figure 5.4 Distribution of average rainfall of B1 and B2 (unit: mm), (a) observation of B1, (b) good members of B1 (c) bad members of B1, (d) observation of B2, (e) good members of B2, (f) bad members of B2.

图 5.5 为 B1 和 B2 类所有个例的观测累积降水分布与好坏成员的对比图，进一步给出了集合预报对个例的预报情况。好成员在位置和结构的预报方面与观测更相似，但也低估雨带中心的强度，可能是由于全球集合预报分辨率太粗（Gopalakrishnan 等., 2011; Kumar 等., 2016），对尺度相对较小的中尺度对流系统的预报难度大，造成强中心强度低估。B2 类好集合成员位置偏北偏西，坏成员的位置偏差更大，更偏北偏西。ECMWF-HRES 和西南区域模式都对西南地

区东部强降水个例预报位置易偏北偏西，或者范围偏小（符娇兰 等，2014；丛芳 等，2021）。

下面将应用 ESA 方法和好坏成员对比方法，揭示强降水个例预报中不同大气环流系统或者变量场的作用。首先计算个例开始时刻的大气各变量与关键区内的 6h 累积降水的相关系数，再通过对比好、坏成员与 ERA5 数据，分析影响强降水事件预报准确率的关键系统。

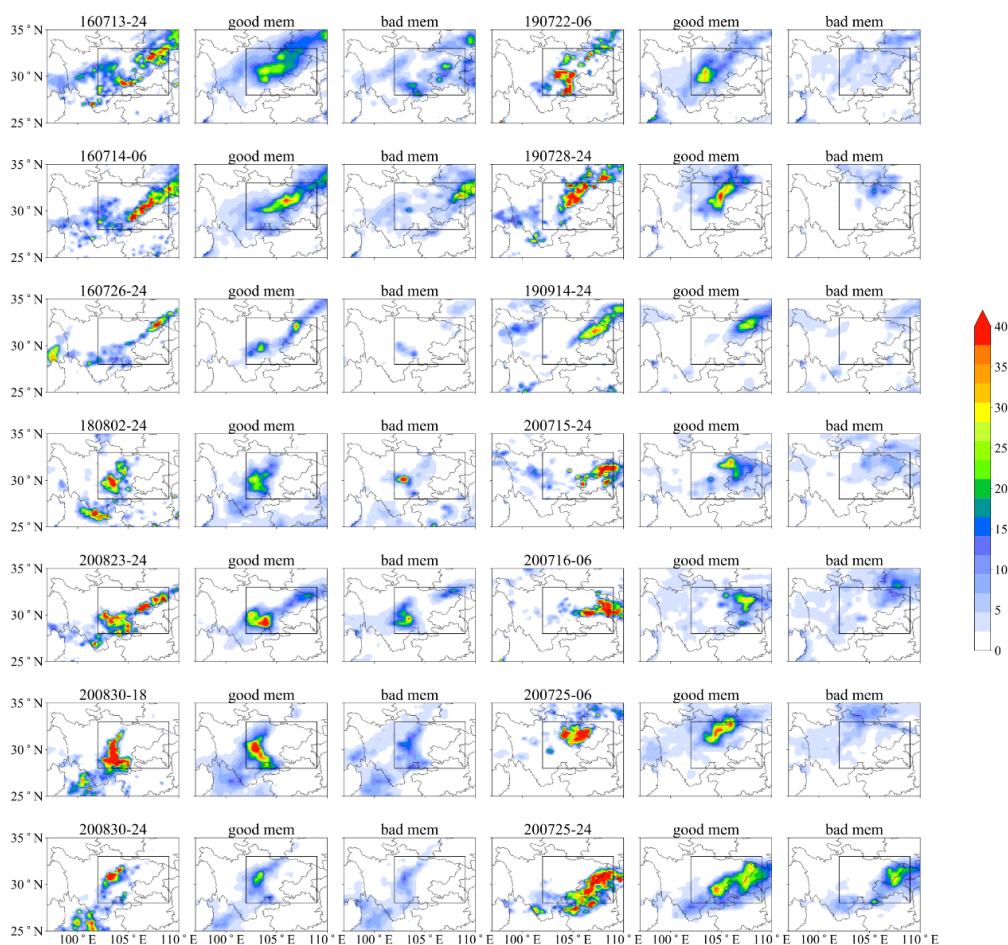


图 5.5 B1 和 B2 类个例的 6 h 累积降水分布（单位：mm），第一列为 B1 类观测，第二列为 B1 类好成员，第三列为 B1 类坏成员，第四列为 B2 类观测，第五列为 B2 类好成员，第六列为 B2 类坏成员

Figure 5.5 6 h cumulative precipitation of B1 and B2 (unit: mm), the first column is the observation of B1, the second column is the good members of B1, the third column is the bad members of B1, the fourth column is the observation of B2, the fifth column is the good members of B2, and the sixth column is the bad members of B2.

5.4 影响 B1 类降水预报的关键天气因子分析

B1 类降水与好成员集合位势高度场的相关系数分布如图 5.6 所示，200 hPa 上南亚高压与降水关键区的正相关系数最大（图 5.6 a），500 hPa 上降水关键区北边存在一低槽，关键区降水预报与其负相关系数最大，表明关键区北部的位势高度场对 B1 类降水预报非常敏感。在对流层低层关键区为低涡，关键区降水与 700 hPa 和 850 hPa 上关键区的位势高度场呈现大范围负相关分布，负相关最大值出现在关键区的东部。结合低层位势高度场分析，当低涡预报位置和强度预报技巧越高，B1 类关键区强降水的预报结果越好（图 5.6 c, d）。

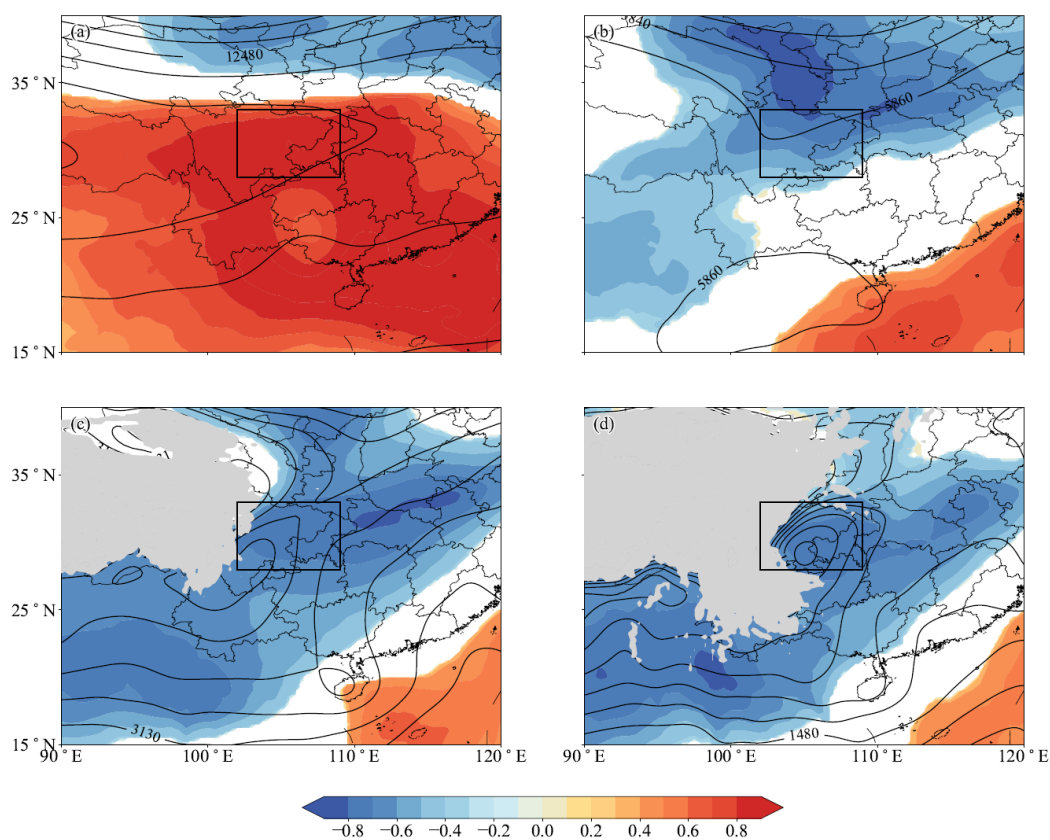


图 5.6 B1 类降水关键区与集合预报中好成员的 (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa 位势高度的相关系数，黑色实线为集合成员的平均位势高度场（单位：gpm）。填色为通过 95% 置信度检验的相关系数。

Figure 5.6 The correlation coefficient between the average precipitation over the key area of B1 and the geopotential height of good members at (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa, the black solid line is the average geopotential height of good members (unit: gpm). The shading is the correlation coefficient that passed the 95% confidence test.

进一步分析集合成员与 ERA5 的位势高度场对比结果 (图 5.7), 发现坏成员在相关系数大值区的误差大于好成员与 ERA5 的误差。200 hPa 关键区的南部为相关系数大值区, 好成员预报南亚高压有明显的负误差, 坏成员预报的位势高度误差比好成员大 (图 5.7 a, e), 预报的南亚高压明显偏弱。500 hPa 上集合成员对关键区北侧的槽预报出现负偏差, 模式预报的槽偏弱, 坏成员预报槽的负偏差更大 (图 5.7 b, e), 在第 4 章中 ECMWF-HRES 对槽的预报误差与好成员对槽的预报误差相似 (图 4.20), 西南地区上空的槽预报偏强, 位置偏南。在 700 hPa 和 850 hPa, 好成员与 ERA5 的低涡位置与强度基本相似, 坏成员预报的低涡强度太弱, 集合成员在关键区右边的位势高度场形态差异较大 (图 5.7 c, d)。以上结果说明对于 B1 类降水来说, 高层的南亚高压、中层关键区北边的槽以及低层低涡的强度和位置预报对 B1 类降水的预报至关重要, 模式对于中层关键区北边的槽预报准确度较低。

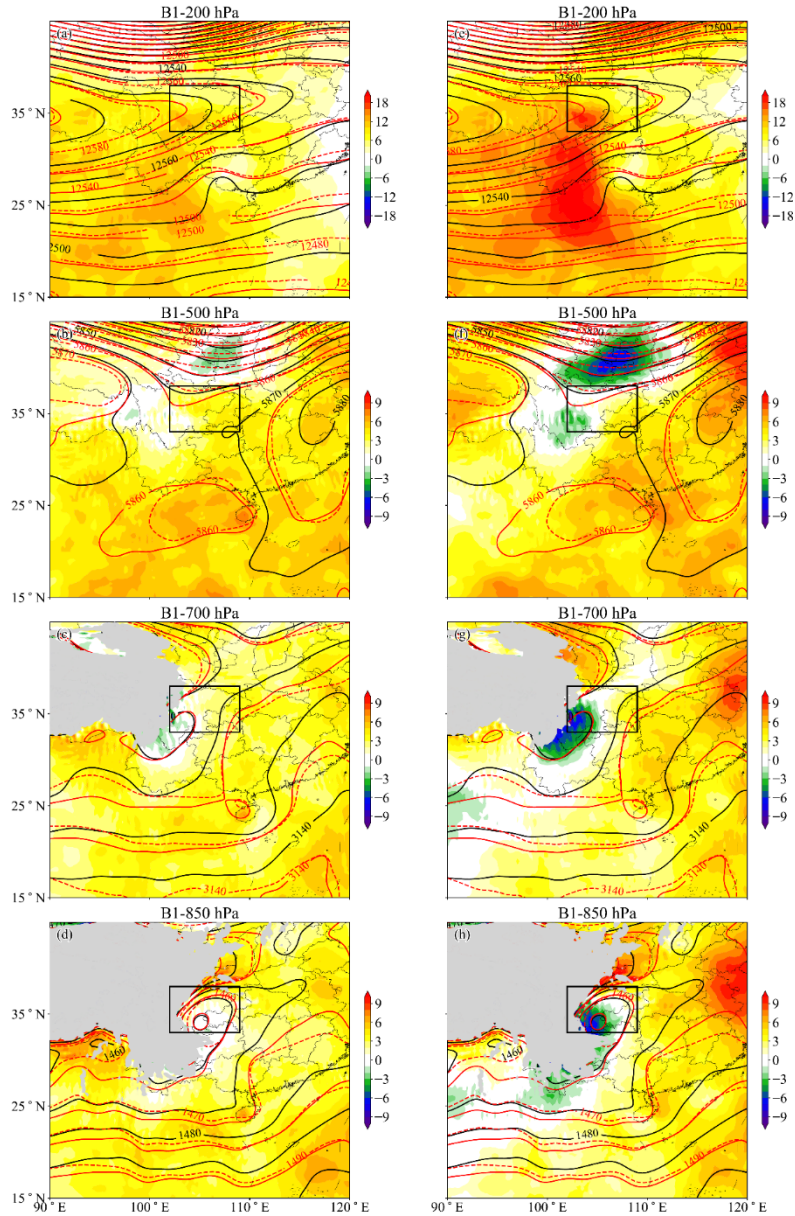


图 5.7 B1 类 ERA5 与好、坏成员的位势高度场对比 (填色, 单位: gpm), ERA5 减去好成员的差 (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa, ERA5 减去坏成员的差 (e) 200 hPa, (f) 500 hPa, (g) 700 hPa, (h) 850 hPa, 黑色实线为 ERA5 的合成位势高度, 红色实 (虚) 线为好 (坏) 成员的平均位势高度

Figure 5.7 The geopotential height difference between ERA5 and ensemble members of B1 (shading, unit: gpm), ERA5 minus good members at (a) 200 hPa, (b) 500 hPa, (c) 700 hPa, (d) 850 hPa, and ERA5 minus bad members at (e) 200 hPa, (f) 500 hPa, (g) 700 hPa, (h) 850 hPa, the black solid line is the composite geopotential height of ERA5, the red solid (dotted) line is the mean geopotential height of the good (bad) members.

因为低层的风对降水的形成比较重要，因此，分析 700 hPa 和 850 hPa 风速与关键区降水预报之间的相关表现。图 5.8 表明 700 hPa 和 850 hPa 关键区东南部和西南部的偏南风，以及关键区北部的偏北风的风速呈正相关关系。风速的相关系数分布表明，来自南方的风和来自四川盆地北缘的东北风的准确预报，是准确预报关键区域强降水的重要影响要素。陈栋等（2007）指出强西南暖湿气流绕过青藏高原进入四川盆地，弱西南暖湿气流绕过云贵高原进入四川盆地东部，在高原东部形成强辐合区，导致局地暴雨的发生发展。暖湿的西南气流与北边的冷空气在西南地区汇聚，有利于 B1 类强降水的发生。

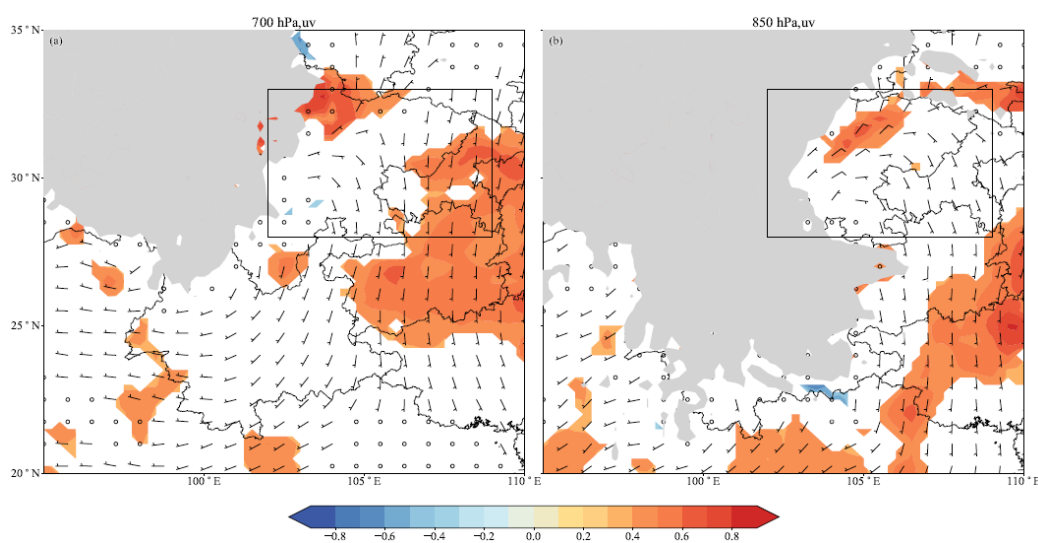


图 5.8 B1 类降水关键区与风速的 Pearson 相关系数，(a) 700 hPa，(d) 850 hPa，填色为通过 95%置信度检验的相关系数

Figure 5.8 The Pearson correlation coefficient between the key area of B1 precipitation and the wind speed, (a) at 700 hPa, (d) at 850 hPa, and the shading is the correlation coefficient that passed the 95% confidence test.

从图 5.9 分别为好、坏成员风场与 ERA5 相互对比的结果。好成员与 ERA5 风速误差在 700 hPa 上，预报的围绕地形的风速较小，在 850 hPa 上，好成员预报的来自北方的冷空气风速小于 ERA5，关键区南部的预报南风速度大于 ERA5，风速误差最大值在降水关键区中的偏北风区域，与 ERA5 风速差最大达 3 m s^{-1} 。在 850 hPa 上数值模式的风速预报误差主要在降水关键区。坏成员与 ERA5 相互对比，在降水关键区及其周围的风速预报都偏小，风速差最大达 5 m s^{-1} （图 5.9

b, d), 700 hPa 上误差最大的中心在关键区南北边缘外, 而 850 hPa 上最大误差是关键区的偏北风。总体来看, 在关键区及其周围地区, 好成员比坏成员的预报风速大, 更接近 ERA5 再分析场。结合图 5.8 的相关性分析, 关键区东南部及其南侧的偏南风, 以及四川盆地北缘东北风的准确预报是准确预报降水的关键因子。

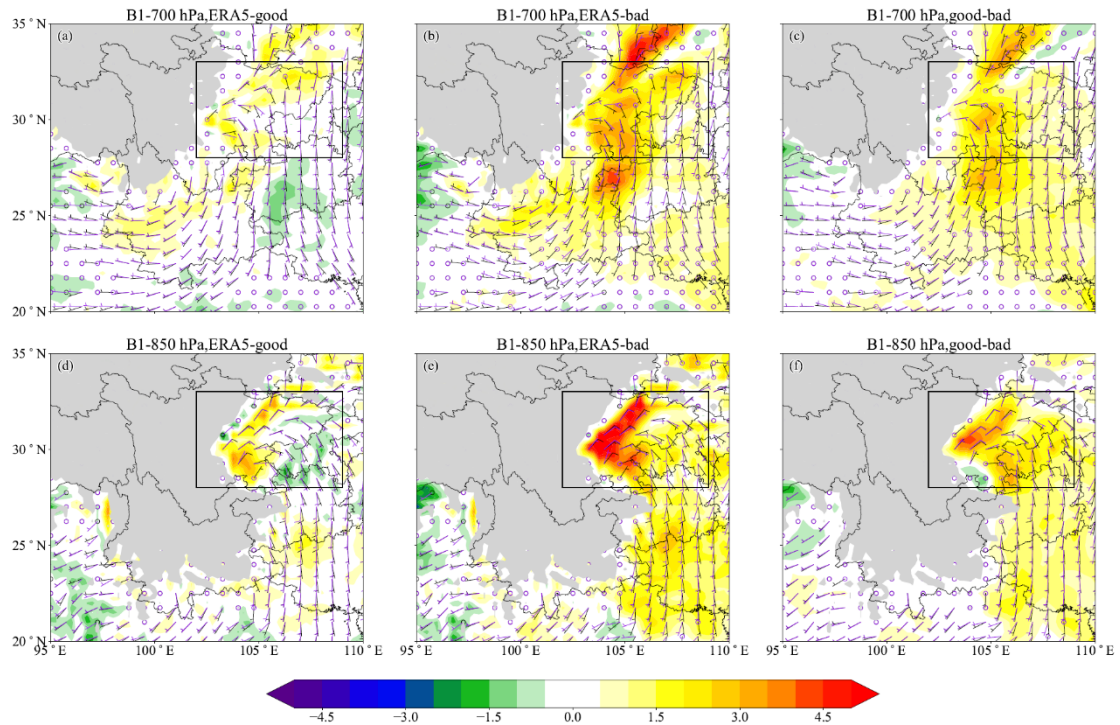


图 5.9 B1 类 (a) 700 hPa 和 (d) 850 hPa 的 ERA5 与好成员的风对比, 黑 (紫) 色风杆为 ERA5 (好成员), 填色是 ERA5 风速减去好成员风速 (单位: m s^{-1}), ERA5 与坏成员在 (b) 700 hPa 和 (e) 850 hPa 的风对比, 黑 (紫) 色风杆为 ERA5 (坏成员), 填色是 ERA5 风速减去坏成员风速 (单位: m s^{-1}), (c) 700 hPa 和 (f) 850 hPa 的好成员与坏成员的风对比, 黑 (紫) 色风杆为好 (坏) 成员, 填色是好成员风速减去坏成员风速 (单位: m s^{-1})

Figure 5.9 Wind speed difference between ERA5 and good members of B1 at 700 hPa (a), 850 hPa (c), black (purple) wind barbs: wind bar of ERA5 (good members). Shading: ERA5 minus good members (unit: m s^{-1}). The wind speed difference between ERA5 and bad members of B1 at 700 hPa(b), 850 hPa (d), black (purple) wind barbs: wind bars of ERA5 (bad members). Shading: ERA5 minus bad members (unit: m s^{-1}).

Wang 等 (2013) 指出大量暖湿水汽在高原大地形强迫下, 高原南侧边缘的绕流作用增强, 使得低空西南急流频发。对于本章研究的强降水个例, 700 hPa 都出现了急流。急流为强降水提供了较好的水汽、能量以及动力条件。低空急流的不确定性可能较显著的影响降水关键区的降雨预报准确率 (Squitieri 和 Gallus, 2016)。因此, 分析低空急流预报偏差有利于分析降水落区及强度预报偏差产生的原因。根据符娇兰等 (2014) 对西南地区急流的定义, 急流定义为在 700 hPa 层次, 风速大于 8 m s^{-1} , 风向为 111.5° – 247.5° 的风。

从图 5.10 可以看出, 好成员预报的低空急流与 ERA5 再分析场实况的低空急流更接近, 而坏成员预报低空急流的误差较大, 基本漏报, 即使报出低空急流, 其预报的位置也存在较大误差。好成员中, 个例 1 在关键区南部的低空急流被漏报, 其他个例低空急流的范围预报偏小。总体来看, 低估急流的范围或漏报急流个例的集合成员基本都低估雨带的降水强度。

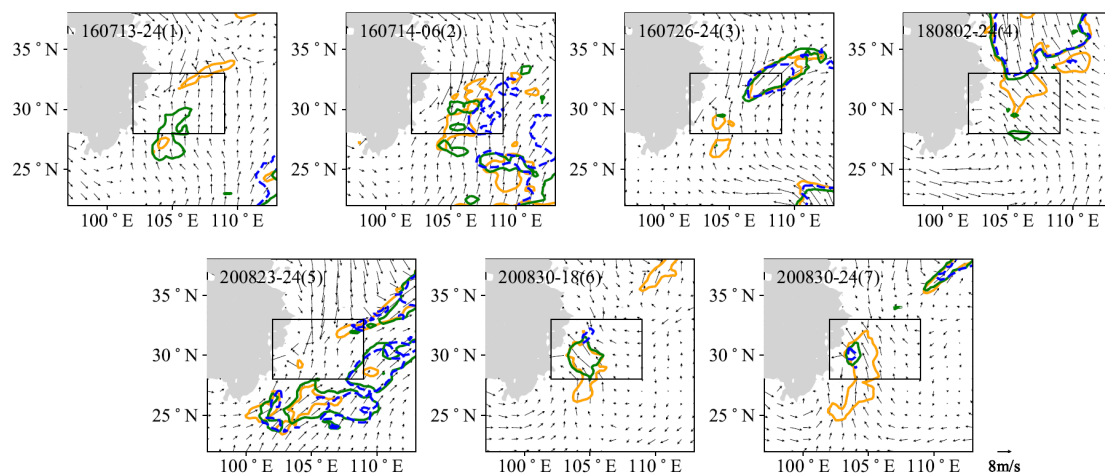


图 5.10 B1 类 700 hPa 急流 (风速 $\geq 8 \text{ m s}^{-1}$) 的分布, 黄色实线为 ERA5, 绿色实线为好成员, 蓝色虚线为坏成员

Figure 5.10 Distribution of low level-jet for B1. The orange line is low-level jet of ERA5, green solid line is low-level jet of good members, blue dashed line is low-level jet of bad members.

在讨论急流预报误差的基础上, 考虑到低空急流对水汽输送的重要作用, 进一步分析模式对于整层可降水量(PW)和水汽通量与水汽通量散度的预报表现。PW 最大值位于四川盆地西部 (图 5.11 a), 好成员的 PW 高值区超过 60 mm (图

5.11 b), 与强降水中心分布一致 (图 5.2), 而坏成员的 PW 则相对较小 (图 5.11 c)。好成员与 ERA5 在关键区的分布较相似, 但是关键区西南部即 B1 类雨带的中心的 PW 差异较大, 达到 6 mm。好成员与坏成员差异最大的地方也在关键区西南部, 差异约为 3–6 mm。B1 类有两个水汽通量散度大值区, 一个位于四川盆地的西南部, 另一个位于四川盆地东北部, 四川盆地西南部的的水汽通量散度大值中心形成了 PW 大值中心, 也对应关键区的强降水中心。对比发现 ERA5 在 850 hPa 的水汽辐合强度大于集合预报成员, 好成员的辐合强度大于坏成员 (图 5.12)。好成员预报的位于降水大值区的水汽通量与 ERA5 相似, 坏成员对于水汽通量散度和水汽通量的预报不足, 导致降水预报误差较大。水汽在关键区西南部的辐合弱于 ERA5 再分析场, 主要与数值模式的低空急流预报偏弱相关 (图 5.10)。

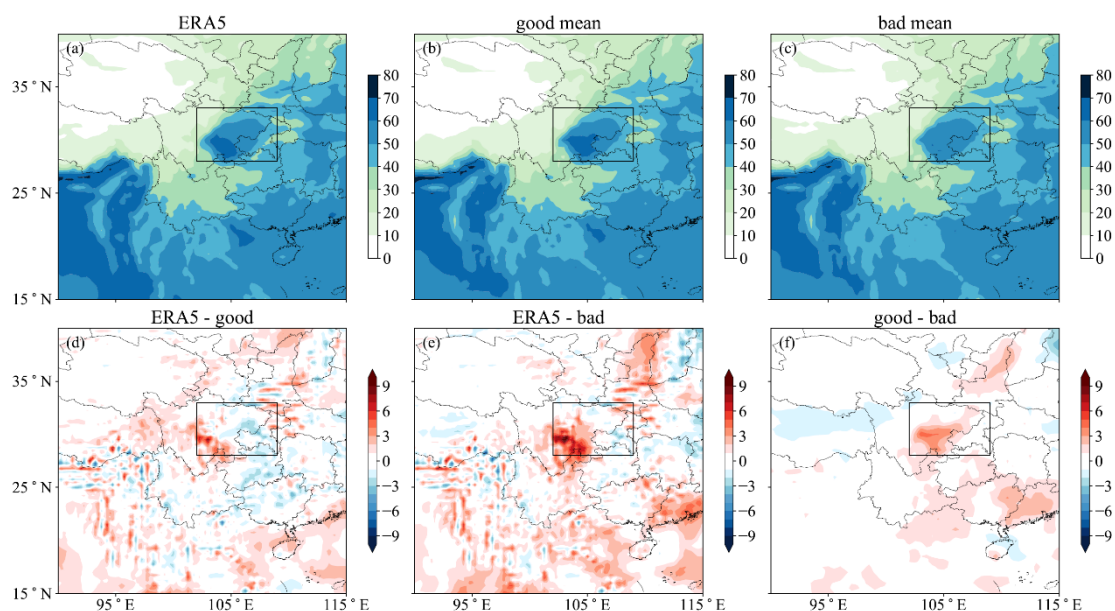


图 5.11 B1 类降水 (a) ERA5, (b) 好成员, (c) 坏成员的整层可降水量分布 (单位: mm), 和 (d) ERA5 减好成员, (e) ERA5 减坏成员, (f) 好成员减坏成员的整层可降水量差异 (单位: mm)

Figure 5.11 Distribution of precipitable water of B1 (unit: mm), (a) ERA5, (b) good members, (c) bad members, difference of precipitable water between ERA5 and ensemble members, (d) ERA5 minus good members, (e) ERA5 minus bad members, (f) good members minus bad members.

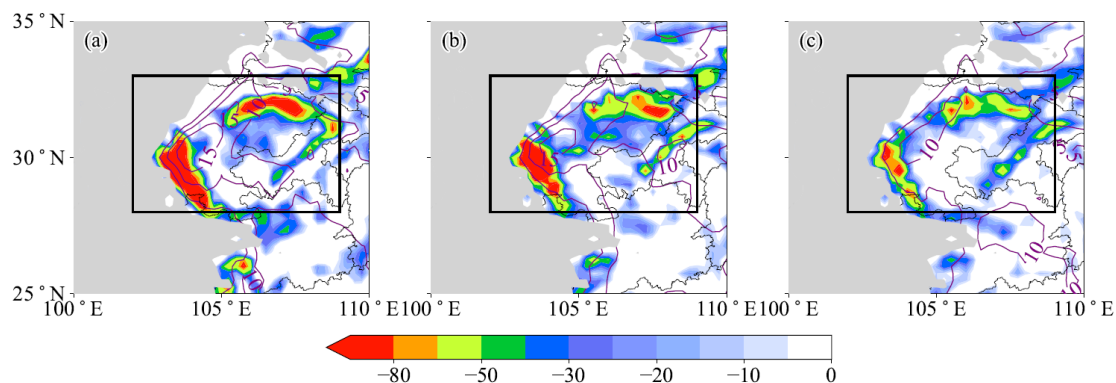


图 5.12 B1 类降水 850 hPa 水汽通量与水汽通量散度的分布，(a) ERA5，(b) 好成员，(c) 坏成员，彩色阴影为水汽通量散度（单位： $10^{-8} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-3}$ ），紫线为水汽通量（单位： $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$ ）

Figure 5.12 Distribution of water vapor flux and water vapor flux divergence for B1 at 850 hPa, (a) ERA5, (b) good members, (c) bad members, the shading is the water vapor flux divergence (unit: $10^{-8} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-3}$), the purple line is the water vapor flux (unit: $10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$).

5.5 影响 B2 类降水预报的关键天气因子分析

图 5.13 为 B2 类降水关键区与好成员集合的位势高度相关系数，200 hPa 最大正相关系数出现在南亚高压区域，南亚高压与强降水事件预报高度相关，500 hPa 上，关键区北部为低槽，关键区内的降水预报与其上游的西北部的位势高度场为正相关，Pearson 相关系数达 0.6。低层相关系数最大值出现在关键区的东部和北部，与 B1 类不同，B2 类降水在 500 hPa 最相关的是关键区上游的位势高度场，并且低层关键区的低涡不是相关系数大值区，而是主要在关键区东部和东北部的中国东部地区，表明低涡对 B2 类降水预报不敏感，可能是由于低涡在 B2 类中是稳定的系统，其变化小。

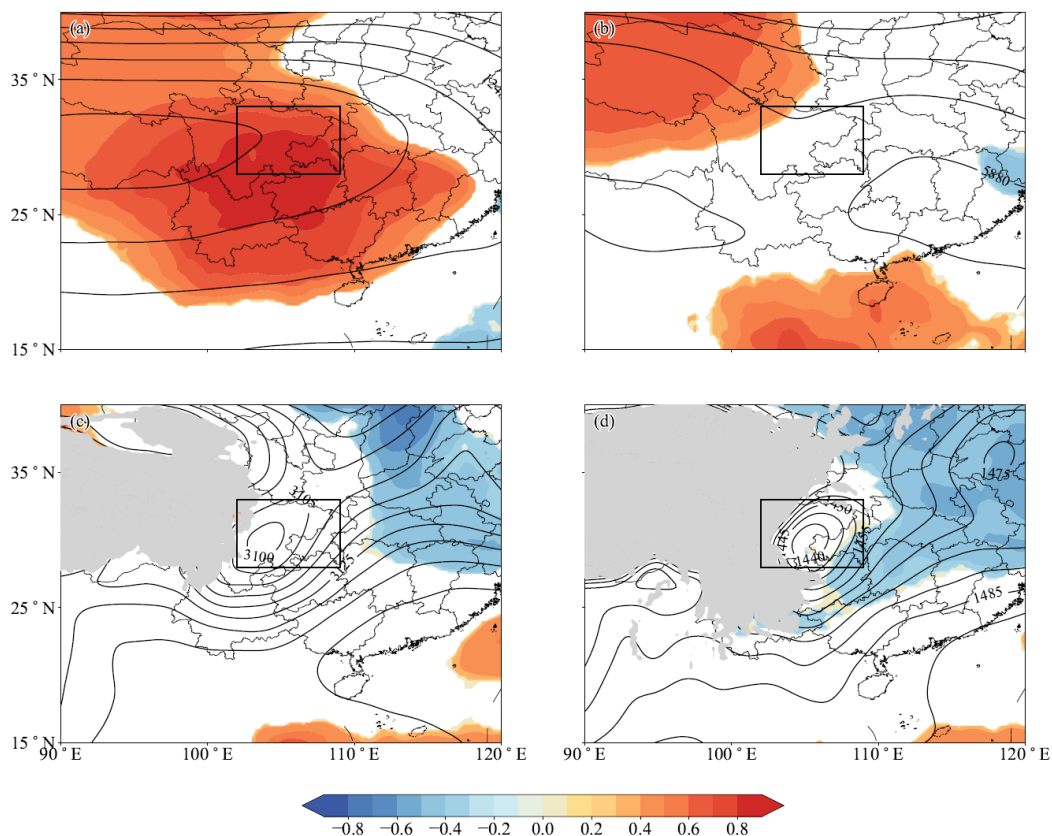


图 5.13 同图 5.6, 但为 B2 类降水关键区与好成员的位势高度场的相关系数

Figure 5.13 As in Figure 5.6, but for the Pearson correlation coefficient between the average precipitation over key area of B2 and the geopotential height of good members.

根据图 5.14 可知, 对于 B2 类降水, 与 ERA5 分析场对比, 集成员对 200 hPa 南亚高压在关键区东边位势高度的强度预报偏弱, 而坏成员的预报误差更大。500 hPa 上, 好成员预报的副热带高压范围比 ERA5 再分析场的范围小, 坏成员预报关键区副热带高压更加偏小偏弱, 西风带低槽偏弱, ECMWF-HRES 模式也有预报副热带高压范围偏小的误差 (图 4.21)。好成员预报的位于关键区的低涡与 ERA5 相似, 坏成员预报的低涡明显偏弱。上述结果表明, 对于 B2 类的降水预报, 数值模式对南亚高压和副热带高压的预报基本为偏弱, 副热带高压的范围预报偏小, 对于低层位于华北地区的高压脊和四川盆地低涡的预报也偏弱。

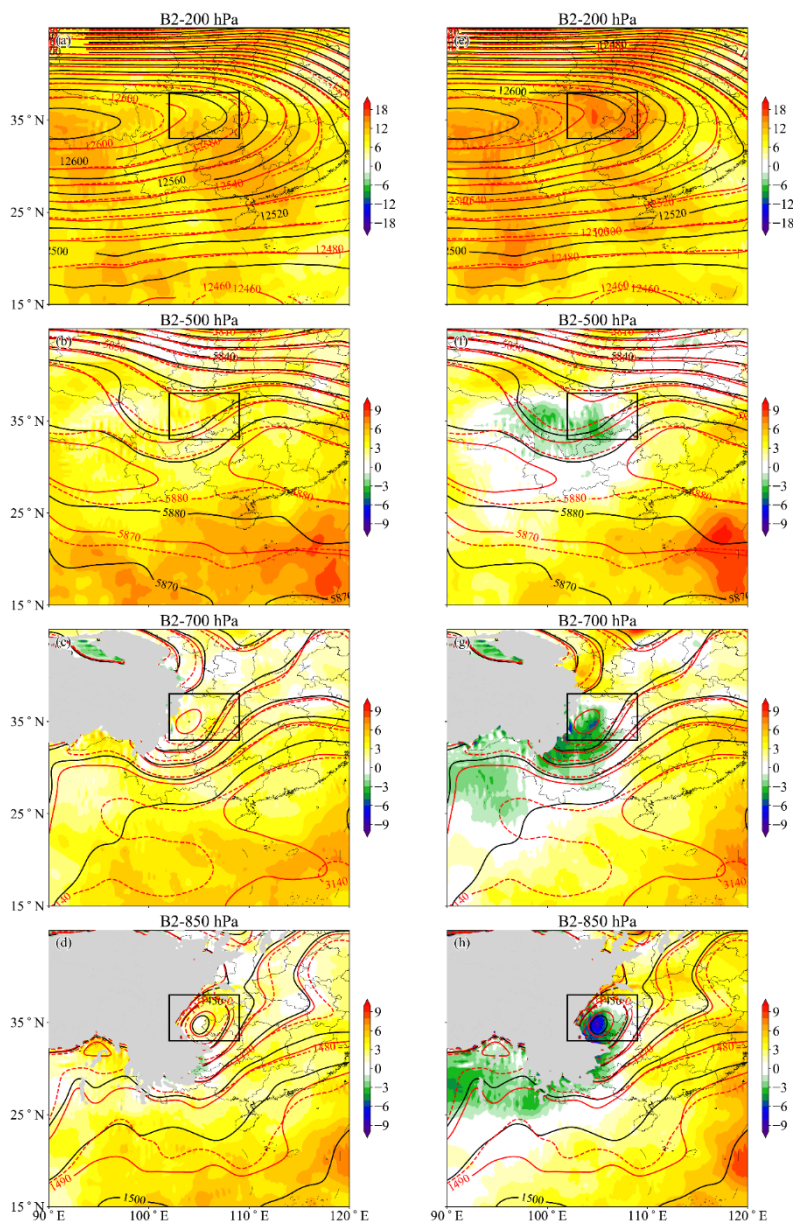


图 5.14 同图 5.7，但为 B2 类降水 ERA5 位势高度场与好、坏成员的对比

Figure 5.14 As in Figure 5.7, but for the geopotential height difference between ERA5 and ensemble members of B2.

从 B2 类降水与低层风速大小预报的相关系数（图 5.15）来看，B2 类关键区在 700 hPa 中出现的正负相关区域，表明这类降水预报对 700 hPa 的西南风和东北风更为敏感，正相关系数区域位于关键区的西北地区，与关键区东部的风速为负相关，敏感性分析中的偶极子经常与边界或者天气系统的位移敏感性有关（Bednarczyk 和 Ancell, 2015）。在 850 hPa 四川盆地为气旋式风场，降水预报与关键区内以及关键区以南的中国西南地区的风速为较强的正相关（图 5.16）。

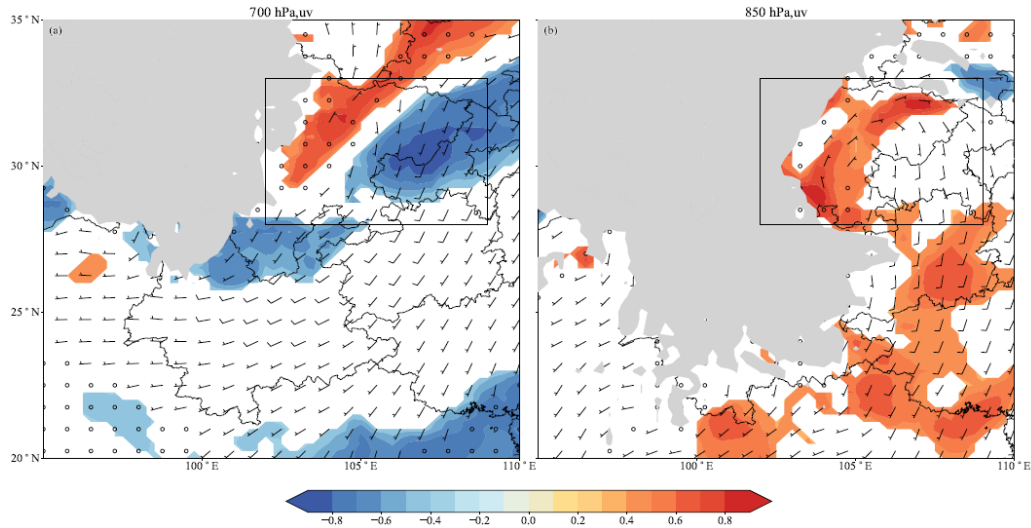


图 5.15 同图 5.8，为 B2 类降水关键区与风场的相关系数。

Figure 5.15 As in Figure 5.8, but for Pearson correlation coefficient between the key area of B2 precipitation and wind.

对于 B2 类降水，在 700 hPa 的关键区西南部，集合成员预报的风速大于 ERA5，与风速负相关区对应（图 5.16）。ECMWF-HRES 的预报对 B2 类在西南地区南部存在风速预报偏大的情况（图 4.21），好成员预报的南风较强可能是导致预报雨带偏北、偏西的原因。在降水关键区，好成员与 ERA5 的风向偏差较小，而坏成员与 ERA5 风向偏差较大，特别是在重庆地区风向差异更大。谢漪云和王建捷（2021）发现 GRAPES-MESO 模式在云贵高原南、东南侧预报的低层西南风偏强，在盆地特殊地形影响下形成气旋式风场预报偏差，加强低层气旋性涡旋发展和水汽汇聚。对于 B2 类降水预报，好、坏成员预报的风速差异最大的区域在关键区的北边界附近，正好在四川盆地的北缘附近，因此，对于这一类降水，需要多关注地形边缘风的预报。

对比 B1 类和 B2 类的低空急流和降水预报，B1 类中低空急流的强度和范围小于 B2 类。在图 5.18 中发现，集合成员对于低空急流北边界预报的略偏北、偏西，可能是导致雨带的位置更偏北、偏西的原因，例如，个例 9、11、12、13 和 14。对于 B2 类来说，如果模式预报的低空急流超过了再分析场的西北边界，那么模式预报的降水位置容易偏北、偏西。

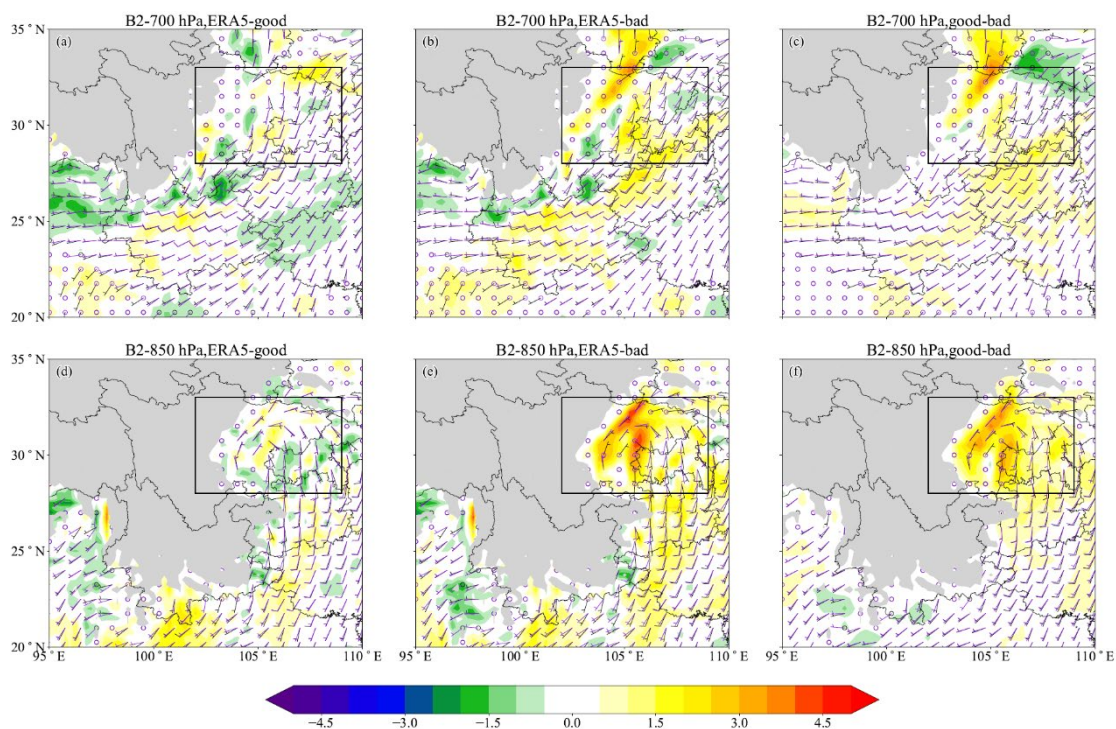


图 5.16 同图 5.9, 但为 B2 类降水 ERA5 风速与集合成员的对比

Figure 5.16 As in Figure 5.9, but for the wind speed difference between ERA5 and ensemble members of B2.

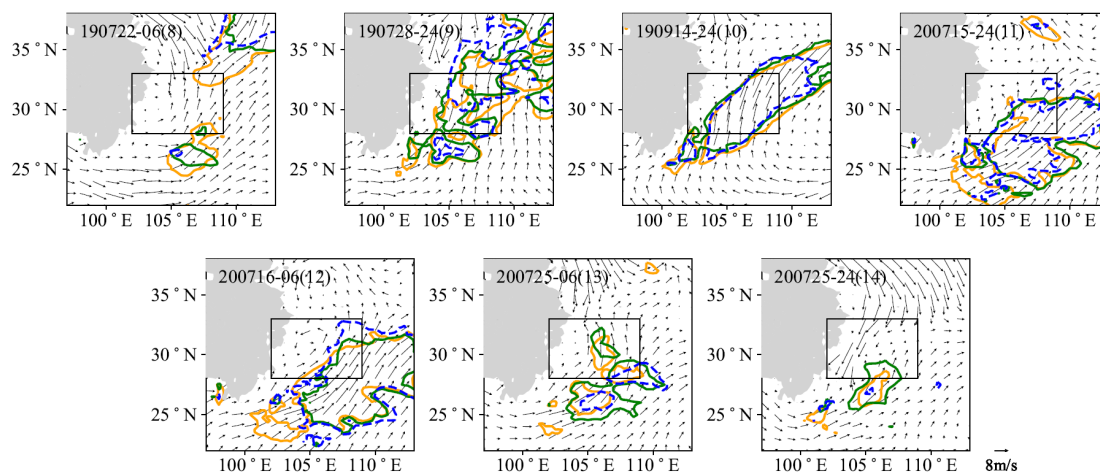


图 5.17 同图 5.10, 但为 B2 类低空急流的分布

Figure 5.17 As in Figure 5.10, but for the low-level jet of B2.

B2 类的 PW 的强度和范围大于 B1 类, 最大值超过 70 mm (图 5.18)。集合成员对于四川中东部的预报差异最大, ERA5 在四川中部的 PW 大于集合成员, 但是 ERA5 在四川东北部和重庆地区的 PW 值小于好成员, 可能是因为预报的西

南急流偏强偏北，导致更多的水汽向北边输送，从而导致雨带预报偏西偏北，特别是坏成员在关键区北部的PW高于ERA5，对应坏成员预报的雨带更偏北偏西。而好坏成员对于PW的差异是在盆地东部和重庆地区，表明模式对于B2类的PW分布预报误差较大。好、坏成员在关键区中的PW差异最大区域对应降水大值区（图5.1b）。

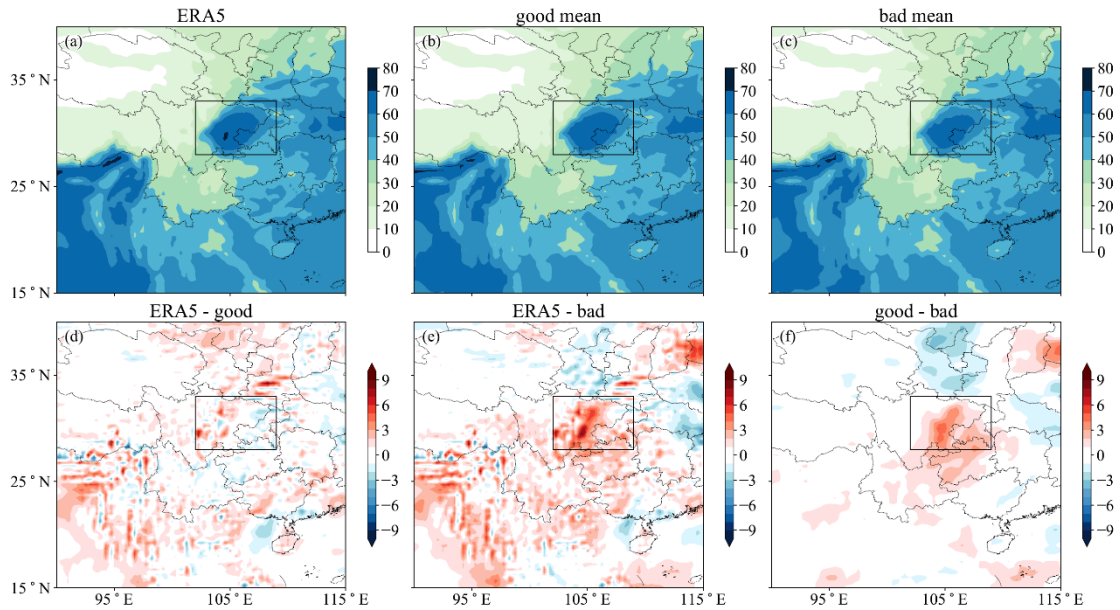


图 5.18 同图 5.11，但为 B2 类降水整层可降水分布

Figure 5.18 As in Figure 5.11, but for precipitable water of B2.

从图 5.19 a 可见，B2 类在降水关键区在关键区有两个水汽通量散度大值区，位于四川东北部和东部。水汽通量最大值位于贵州地区，达 $20 \times 10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$ 。集合成员漏报四川东部的水汽通量散度大值区，这可能是导致盆地东部雨带的强度预报较小的原因，坏成员的水汽通量散度和水汽通量分布与好成员相似，在贵州地区水汽通量最大达 $15 \times 10^{-2} \text{ kg s}^{-1} \text{ m}^{-2}$ ，但大值区和水汽通量大值区数值小于 ERA5 再分析场和好成员。在重庆与四川交界的地方，好成员的水汽通量散度高于 ERA5。

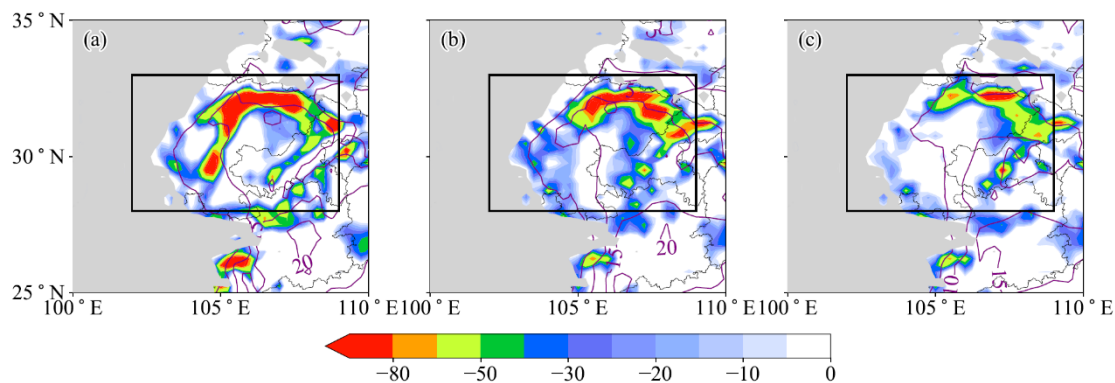


图 5.19 同图 5.12, 但为 B2 类降水的 850 hPa 水汽通量与水汽通量散度的分布

Figure 5.19 As in Figure 5.12, but for distribution of water vapor flux and water vapor flux divergence of B2 at 850 hPa.

5.6 本章小结

在第 4 章研究的基础上, 本章首先评估 ECMWF 的全球集合预报产品对西南地区 B 类强降水事件中的强降水时段的预报技巧, 然后通过集合敏感性分析方法和好、坏成员对比, 分析数值天气预报模式对于这两类降水预报技巧的异同, 研究各不同层次的大气变量、天气系统对关键区内降水预报的影响。得到的主要结论如下:

(1) 在预报技巧方面, 集合成员整体低估 B1 和 B2 类强降水时段的降水强度。利用集合成员的 SAL 评分, 客观选出好、坏成员, 发现好成员对 B1 类雨带位置和结构的预报偏差较小; 好成员仅预报出 B2 类四川东部的大值区, 漏报重庆地区的大值区, 预报雨带位置较观测偏北、偏西, 而坏成员的雨带结构、位置和强度预报技巧都较低。

(2) 对于 B 类事件的强降水时段, 对流层高层南亚高压、中层关键区北部的槽和副热带高压以及低空急流和低涡的预报偏差共同作用造成数值模式预报降水误差。对低层关键区的风速和风向预报偏差, 影响了水汽预报偏差, 导致模式低估降水中心强度。

(3) B1 类降水预报对高层南亚高压、关键区中层北部的槽和低涡的预报更敏感, B2 类降水预报对南亚高压、关键区中层上游位势高度场、关键区低层东部的高压脊的预报更敏感。模式对于 B1 类降水中层位于关键区北部低槽预报偏

弱, 预报从盆地东北部进入盆地的东北风速较低, 低估低空急流的范围或漏报急流。模式对 B2 类南亚高压和副热带高压的预报基本为偏弱, 副热带高压的范围预报偏小, 对于低层位于华北地区的高压脊和四川盆地低涡的预报也偏弱。B2 类预报从盆地东北部进入盆地的东北风速和从盆地南边沿地形绕流进入四川盆地的西南风速偏大, B2 类的急流范围大于 B1 类, 预报的低空急流北边界更偏西、偏北, 导致雨带位置预报偏西、偏北。

本章结果表明, 在南亚高压控制下的西南地区 B1 和 B2 类强降水, 数值模式对复杂地形区的风向和风速的预报误差较大。造成数值天气预报模式预报误差的原因很多, 需要将数值预报技术研发与机理分析结合, 提高对强降水预报的理解。

第6章 结论和讨论

6.1 全文总结

由于中国西南地区地形的特殊性和天气的复杂性,数值天气预报模式对其降水预报的偏差较大,尤其对强降水预报偏差更大,研究数值天气预报模式的预报偏差特征和主要影响因子对实际业务预报工作具有重要意义。本文利用ECMWF-HRES模式中短期预报结果、地面自动站观测降水、ECMWF、JMA和NCEP中心的全球集合预报产品以及ECMWF的ERA5再分析资料,首先检验2015–2018年3–9月的ECMWF-HRES模式对中国范围内站点气候背景的各等级降水预报能力,其次基于ECMWF、JMA和NCEP中心的全球集合模式预报结果,分别建立2017年暖季全国和西南地区的6小时降水预报模型,提升模式预报产品的效果。此后基于ERA5再分析资料,探讨ECMWF-HRES模式对西南地区2016–2020年4–9月不同环流背景的强降水事件雨带强度、位置及结构的预报偏差特征。最后,利用ECMWF的全球集合预报模式数据,揭示数值天气模式预报中造成西南地区强降水偏差的关键天气因子。本论文的主要结论如下:

(1) 利用SEEPS方法获得了中国2411个站点的3h和6h不同等级降水的阈值,此方法获得的阈值分布考虑了站点的气候特征,统计得到的误差分布对预报的指导将更有意义。根据以上方法获得的站点阈值划分出站点的弱、中等和较强降水,并检验ECMWF-HRES模式对中国区域不同等级降水预报能力。模式的晴雨预报评分总体上是预报时效越短预报效果越好,在长江中下游地区预报技巧最高,华南和西南地区预报技巧低于中国东部的其他地区。对于较强降水的空报、漏报呈现区域的特征,中国东部地区的较强降水漏报频次较高,北方较强降水的漏报率大于南方,西南地区的较强降水空报频次较多,较强降水空报率在西部地区、黄淮流域、和内蒙古地区等地较高。模式对弱降水和中等降水预报量偏多,对较强降水预报量偏少,对河套、华北、黄淮和西南地区的各量级降水预报误差都较大。

(2) 利用2017年4–9月ECMWF、JMA和NCEP中心的全球集合预报模式的控制预报成员资料与中国国家站地面逐小时降水观测资料,采用BMA方法

建立预报时效为 0–72 h 的中国区域和西南地区 6 h 降水预报模型。全国预报模型的确定性预报在晴雨预报 ETS、误差 MAE 降水方面相对三个模式成员均有提升，南方站点的提升更显著。BMA 模型提供的概率性预报，预警站点较强降水的能力高于单个成员模式，随着预报时效的增加，BMA 模型的最优 F1 评分比 ECMWF 模式的 F1 评分高 4%–9%。预警能力在中部地区最高，在西南地区和华南沿海地区相对较低。西南地区预报模型随着预报时效增加，模型对模式成员晴雨预报 ETS 的提升从 0.1 变为 0.04，模型降低西南地区东北部站点降水量预报误差的能力高于该区域西南部站点的预报，特别是显著降低了 ECMWF 在云南地区、JMA 在四川盆地、NCEP 在贵州和重庆站点的降水量预报误差。模型对较强降水预警能力提升最大站点在四川盆地。针对站点的降水事件，BMA 模型提供的预报结果也优于三个模式成员。

(3) 针对模式预报技巧低的西南地区，根据雨带的范围和强度，采用客观标准挑选出 2016–2020 年 4–9 月的 114 个强降水事件，并研究这些事件的雨带预报空间偏差特征。ECMWF-HRES 模式基本高估强降水事件的平均降水强度，高估 75% 主要雨带的平均强度，高估 50% 主要雨带的强中心平均强度。但是，对于 60% 强降水事件峰值的预报偏小或范围的预报偏大，50% 的主要雨带和强中心峰值的预报偏小或范围的预报偏大。主要雨带的位置偏差大于强中心的位置偏差。采用谱聚类分类方法，基于树特征分类思想，根据降水事件的高空和低空环流背景将强降水事件分为两大类 A (87.8%，5 小类) 和 B (12.2%，2 小类)，对于不同类型的强降水事件，降水的落区和强度主要由南亚高压、副热带高压、低槽和低空急流的强度和位置决定，A 类和 B 类的对流层中高层天气系统差异显著。A 类的南亚高压和副热带高压位置明显偏南，降水主要由低槽和急流的位置和强度决定。B 类降水副热带高压控制中国东部，其位置决定了降水的落区，降水大值区域在四川盆地。A 类的降水结构和位置的预报误差大于 B 类，A 类的降水强度预报误差小于 B 类。

(4) 进一步研究 B 类强降水事件的关键时段中不同层次的大气变量与关键区内降水预报的相关性，揭示影响降水预报的天气系统的模式预报误差。对流层高层南亚高压、关键区北部低槽和副热带高压以及低空急流和低涡的预报偏差共

同造成数值天气模式预报降水误差。对低层风速和风向预报偏差,影响了水汽预报的偏差,导致模式低估降水中心强度。B1 类降水预报对南亚高压、中层北部低槽和低涡的预报更敏感,B2 类降水预报对南亚高压、中层位于关键区上游的位势高度场、低层位于关键区东部的位势高度场敏感。模式对 B1 类降水中位于中层北部低槽预报偏弱,预报从四川盆地东北部进入四川盆地的东北风速较低,易低估低空急流的范围或漏报低空急流。模式对 B2 类南亚高压和副热带高压的预报基本为偏弱,副热带高压的范围预报偏小,对于低层位于华北地区的高压脊和四川盆地低涡预报也偏弱,从四川盆地东北部进入四川盆地的东北风速和从四川盆地南边沿地形绕流进入四川盆地的西南风速预报偏大,B2 类的急流范围大于 B1 类,预报的低空急流北边界更偏西、偏北,导致雨带位置预报偏西、偏北。

6.2 讨论和展望

本文聚焦于中国西南地区降水预报的偏差特征,分析不同环流背景的强降水事件的预报误差特征,利用集合敏感性分析加深对于影响降水预报的关键因子的认识。但还存在一些问题有待进一步探讨:

1. 本文对 ECMWF-HRES 模式对中国区域的预报技巧做了系统的分析与评估,目前选择分析的模式都是国外的数值天气模式预报产品,虽然我们国家从国家级到省市级都在应用,但是中国自主研发的数值天气预报系统 GRAPES 也已经进行了多年的业务化应用,且 GRAPES-MESO 的空间分辨率更高,针对西南地区的复杂地形,可以更好的讨论和分析 GRAPES 对复杂地形区、关键过程的预报能力,未来可进一步针对中国已经进行业务化的国家级数值天气模式的预报产品进行预报评估。

2. 本文建立了 BMA 预警模型,多模式集成方法对不同的区域提高效果不同,以后的研究可以继续讨论提高效果不显著的区域。此外,极端降水事件也越来越引起人们的重视,如何利用概率预报结果预警极端降水也是一个值得研究的问题。

3. 已经有研究开始利用深度学习等方法,例如, Davenport 和 Diffenbaugh (2021) 采用神经网络模型,使用海平面气压和 500 hPa 位势高度场作为输入变

量对美国中西部极端降水环流进行训练分类,并利用分层相关性等方法对该地区降水变化的成因进行分析。基于本文的研究,之后可以结合影响预报的关键因子,针对不同环流背景的降水训练预报模型。

4. 在本文已有研究的基础上,利用更高分辨率的数值模拟试验进行中尺度特征及暴雨形成机制的更深入研究,研究西南地区降水影响的机制,以及模式的各种物理过程对强降水预报中的影响。

参考文献

- 白爱娟, 刘晓东, 刘长海. 青藏高原与四川盆地夏季降水日变化的对比分析[J]. 高原气象, 2011, 30(4): 852-859.
- 曹萍萍, 肖递祥, 王佳津, 等. SWCWARMS 及 ECMWF 模式对四川盆地暖区型和斜压锋生型暴雨预报检验分析[J]. 高原山地气象研究, 2018, 38(1): 9.
- 曹越, 赵琳娜, 巩远发, 等. ECMWF 高分辨率模式降水预报能力评估与误差分析[J]. 暴雨灾害, 2019, 38(3): 10.
- 陈栋, 李跃清, 黄荣辉. 在“鞍”型大尺度环流背景下西南低涡发展的物理过程分析及其对川东暴雨发生的作用[J]. 大气科学, 2007, 31(2): 17.
- 陈贵川, 谌芸, 张勇, 等. “12.7.21”西南涡极端强降雨的成因分析[J]. 气象, 2013(12): 1529-1541.
- 陈昊明, 李普曦, 赵妍. 千米尺度模式降水的检验评估进展及展望[J]. 气象科技进展, 2021, 11(3): 10.
- 陈婕. 云南夏季降水事件诊断分析[D]. 兰州大学, 2017.
- 陈静, 陈德辉, 颜宏. 集合数值预报发展与研究进展[J]. 应用气象学报, 2002, 13(4): 11.
- 陈静, 李川, 谌贵珣. 低空急流在四川“9.18”大暴雨中的触发作用[J]. 气象, 2002, 28(8): 6.
- 陈良吕, 杜钦. SWC-WARMS 在重庆地区的降水预报性能分析[J]. 高原山地气象研究, 2016, 36(3):6.
- 谌芸, 曹勇, 孙健, 等. 中央气象台精细化网格降水预报技术的发展和思考[J]. 气象, 2021, 47(6): 16.
- 陈忠明, 闵文彬, 崔春光. 西南低涡研究的一些新进展[J]. 高原气象, 2004(z1): 5.
- 丛芳, 龙柯吉, 王佳津, 等. 结合 SAL 方法的四川盆地暴雨过程检验及订正方法[J]. 中低纬山地气象, 2021, 45(5): 6.
- 戴加洗. 青藏高原气候[M]. 青藏高原气候, 1990.
- 代刊, 曹勇, 钱奇峰, 等. 中短期数字化天气预报技术现状及趋势[J]. 气象, 2016, 42(12): 11.
- 范可, 琚建华. 位涡诊断在云南夏季强降水预报中的应用[J]. 高原气象, 2004, 23(3): 7.

- 符娇兰, 代刊. 基于 CRA 空间检验技术的西南地区东部强降水 EC 模式预报误差分析[J]. 气象, 2016, 42(12): 9.
- 符娇兰, 宗志平, 代刊, 等. 一种定量降水预报误差检验技术及其应用[J]. 气象, 2014, 40(7): 796-805.
- 傅慎明, 孙建华, 赵思雄, 等. 梅雨期青藏高原东移对流系统影响江淮流域降水的研究[J]. 气象学报, 2011, 69(4): 581-600.
- 公颖. SAL 定量降水预报检验方法的解释与应用[J]. 暴雨灾害, 2010, 29(2).
- 郭荣芬, 鲁亚斌, 李燕, 等. ” 伊布都” 台风影响云南的暴雨过程分析[J]. 高原气象, 2005, 24(5): 8.
- 何光碧, 张利红, 屠妮妮. 区域中尺度模式对西南地区一次强降水过程的预报分析[J]. 高原山地气象研究, 2014, 34(2):7.
- 何光碧. 高原东侧陡峭地形对一次盆地中尺度涡旋及暴雨的数值试验[J]. 高原气象, 2006, 25(3): 12.
- 胡德强, 陆日宇, 苏秦, 等. 盛夏四川盆地西部地区降水年际变化及其对应的环流异常[J]. 大气科学, 2014, 38(1): 8.
- 江吉喜, 范梅珠. 夏季青藏高原上的对流云和中尺度对流系统[J]. 大气科学, 2002, 26(2): 8.
- 蒋兴文, 王鑫, 李跃清, 等. 近 20 年四川盆地大暴雨发生的大尺度环流背景[J]. 长江流域资源与环境, 2008, 17(A01):6.
- 康岚, 郝丽萍, 罗玲, 等. 1002 号台风对四川盆地大暴雨的影响分析[J]. 热带气象学报, 2013(1): 8.
- 李国平, 孙建华, 王晓芳. 中国西南山地突发性暴雨特征与机理研究的新进展[J]. 气象科技进展, 2021, 11(4): 7.
- 李明, 袁凯, 翟红楠. 一种面向对象的强降水精细化预报质量检验方法及应用[J]. 暴雨灾害, 2017, 36(1): 5.
- 李跃清, 张晓春. ” 雅安天漏” 研究进展[J]. 暴雨灾害, 2011, 30(4): 289-295.
- 刘凑华, 牛若芸. 基于目标的降水检验方法及应用[J]. 气象, 2013, 39(6): 681-690.
- 刘富明, 杜文杰. 夏半年青藏高原对我国天气的影响: 触发四川盆地暴雨的高原涡的形成和东移[M]. 北京: 科学出版社, 1987: 123-134.

- 刘建国, 谢正辉, 赵琳娜, 等. 基于 TIGGE 多模式集合的 24 小时气温 BMA 概率预报[J]. 大气科学, 2013, 27(1):11.
- 刘帅, 王建捷, 陈起英, 等. GRAPES_GFS 模式全球降水预报的主要偏差特征[J]. 气象学报, 2021, 79(2): 27.
- 罗亚丽, 孙继松, 李英, 等. 中国暴雨的科学和预报: 改革开放 40 年研究成果[J]. 气象学报, 2020, 78(3): 32.
- 吕晓娜, 牛淑贞, 袁春风, 等. SWAN 中定量降水估测和预报产品的检验与误差分析[J]. 暴雨灾害, 2013, 32(2): 9.
- 马力. 四川天气预报手册[M]. 四川天气预报手册, 2012.
- 麦子, 傅慎明, 孙建华. 近 16 年暖季青藏高原东部两类中尺度对流系统(MCS) 的统计特征[J]. 气候与环境研究, 2020, 25(4): 14.
- 茅懋, 戴建华, 李佰平, 等. 不同类型强对流预报产品的目标对象检验与分析评价[J]. 气象, 2016, 42(4): 9.
- 缪强, 刘波, 袁立新. 青藏高原天气系统与背风坡浅薄天气系统耦合相互作用的特征分析[J]. 高原山地气象研究, 1999, 9(003): 18-22.
- 潘留杰, 薛春芳, 张宏芳, 等. 三种高分辨率格点降水预报检验方法的对比[J]. 气候与环境研究, 2017, 22(1): 14.
- 彭贵康, 柴复新, 曾庆存. "雅安天漏"研究 I:天气分析[J]. 大气科学, 1994, 18(004):466-475.
- 彭新东, 程麟生. 高原东侧低涡切变线发展的个例数值研究:I. 分析和诊断[J]. 兰州大学学报(自科版), 1992, 28(2): 163-168.
- 普贵明, 鲁亚斌, 周国莲, 等. 2007 年云南 7 次强降水过程的分析研究[J]. 气象科学, 2008, 28(6): 6.
- 任芝花, 赵平, 张强, 等. 适用于全国自动站小时降水资料的质量控制方法[J]. 气象, 2010, 36(7): 123-132.
- 邵远坤, 沈桐立, 游泳, 等. 四川盆地近 40 年来的降水特征分析[J]. 西南农业大学学报, 2005, 27(6): 749-749.
- 沈学顺, 陈起英, 孙健, 等. 中央气象台全球中期数值预报业务系统的发展[J]. 气象, 2021, 47(6): 10.

- 苏爱芳, 吕晓娜, 崔丽曼, 等. 郑州"7.20" 极端暴雨天气的基本观测分析[J]. 暴雨灾害, 2021, 40(5): 10.
- 苏翔, 康志明, 庄潇然, 等. 2020 年梅雨期暴雨雨带预报不确定性分析[J]. 气象, 2021, 47(11): 11.
- 汤欢, 傅慎明, 孙建华, 等. 一次高原东移 MCS 与下游西南低涡作用并产生强降水事件的研究[J]. 大气科学, 2020, 44(6): 16.
- 屠妮妮, 何光碧, 衡志炜, 等. 三种数值模式对四川省汛期降水预报性能的检验[J]. 高原山地气象研究, 2020, 40(4): 9.
- 屠妮妮, 衡志炜, 吴蓬萍, 等. SWCWARMS 模式及 GRAPES 模式对西南区域降水预报检验对比分析[J]. 高原山地气象研究, 2015, 35(4): 9.
- 王彬雁, 陈朝平, 丛芳, 等. MODE 方法在西南区域模式降水预报检验中的应用[J]. 高原山地气象研究, 2020, 40(2): 5.
- 王彬雁, 陈朝平, 黄楚惠. SAL 方法在四川降水预报检验中的应用[J]. 干旱气象, 2020.
- 王夫常, 宇如聪, 陈昊明, 等. 我国西南部降水日变化特征分析[J]. 暴雨灾害, 2011, 30(2): 5.
- 王新敏, 栗晗. 多数值模式对台风暴雨过程预报的空间检验评估[J]. 气象, 2020, 46(6): 12.
- 王毅, 何立富, 代刊, 等. 集合敏感性方法在高原涡和西南涡引发暴雨过程中的应用[J]. 高原气象, 2017, 36(5): 12.
- 汪汇洁. 我国南方暖季持续性暴雨的多尺度特征及机理研究[D]. 中国科学院大学, 2014.
- 吴哲红. 一次西南地区暴雨的不稳定性诊断分析[D]. 南京信息工程大学, 2007.
- 肖逸祥, 杨康权, 俞小鼎, 等. 四川盆地极端暴雨过程基本特征分析[J]. 气象, 2017, 43(10): 11.
- 肖红茹, 王灿伟, 周秋雪, 等. T639, ECMWF 细网格模式对 2012 年 5~8 月四川盆地降水预报的天气学检验[J]. 高原山地气象研究, 2013(1): 6.
- 谢漪云, 王建捷. GRAPES 千米尺度模式在西南复杂地形区降水预报偏差与成因初探[J]. 气象学报, 2021, 79(5): 18.
- 熊秋芬. GRAPES_Meso 模式的降水格点检验和站点检验分析[J]. 气象, 2011.
- 徐同, 杨玉华, 李佳, 等. SMS-WARMS V2.0 模式对中国西南地区降水预报能力的客观检验[J]. 气象, 2019, 45(8): 10.

- 徐祥德, 陈联寿. 青藏高原大气科学试验研究进展[J]. 应用气象学报, 2006, 17(6): 17.
- 徐祥德, 陶诗言, 王继志, 等. 青藏高原-季风水汽输送”大三角扇型”影响域特征与中国区域旱涝异常的关系[J]. 气象学报, 2002, 60(3): 257-266.
- 杨康权, 张琳, 肖递祥, 等. 四川盆地西部一次大暴雨过程的中尺度特征分析[J]. 高原气象, 2013, 32(2): 357.
- 姚秀萍, 包晓红, 刘俏华, 等. 近 10a 高原切变线研究进展综述[J]. 暴雨灾害, 2021, 40(6): 8.
- 叶笃正. 夏季青藏高原上空热力结构、对流活动和与之相关的大尺度环流现象[J]. 大气科学, 1988, 12(s1): 1-12.
- 尤红, 王曼, 曹中和, 等. 0604 号台风”碧利斯”持久不消及造成云南暴雨成因分析[J]. 应用海洋学学报, 2008, 27(2): 256-261.
- 尤红, 周泓, 李艳平, 等. 0906 号台风”莫拉菲”大范围暴雨过程诊断分析[J]. 暴雨灾害, 2011(01): 46-52.
- 于波, 林永辉. 引发川东暴雨的西南低涡演变特征个例分析[J]. 大气科学, 2008, 32(1): 14.
- 宇如聪, 李建. 中国大陆日降水峰值时间位相的区域特征分析[J]. 气象学报, 2016, 74(1): 13.
- 郁淑华, 滕家谟, 何光碧. 高原地形对四川盆地西部突发性暴雨影响的数值试验[J]. 大气科学, 1998, 22(3): 5.
- 张宏芳, 潘留杰, 杨新. ECMWF、日本高分辨率模式降水预报能力的对比分析[C]//气象. 2014: 9.
- 张静, 孙羨. 2020 年 8 月 10 14 日四川盆地一次持续性暴雨过程特征及成因分析[J]. 高原山地气象研究, 2021, 41(3): 8.
- 张腾飞, 李燕. 一次低涡切变影响云南大雨过程分析[J]. 气象科技, 2004(z1): 7.
- 张秀年, 段旭. 低纬高原西南涡暴雨分析[J]. 高原气象, 2005, 24.
- 赵宁坤, 张秀年, 孙俊奎, 等. 高分辨率区域模式降水预报在云南的检验[J]. 暴雨灾害, 2021, 40(1): 9.
- 赵思雄, 傅慎明. 2004 年 9 月川渝大暴雨期间西南低涡结构及其环境场的分析[J]. 大气科学, 2007, 31(6): 17.
- 郑婧, 许爱华, 孙素琴, 等. 高空西北气流下特大暴雨的预报误差分析及思考[J]. 气象, 2018, 44(1): 14.

- 宗志平, 陈涛, 徐珺, 等. 2012 年初秋四川盆地两次西南涡暴雨过程的对比分析与预报检验 [J]. 气象, 2013.
- 宗志平, 张小玲. 2004 年 9 月 2~6 日川渝持续性暴雨过程初步分析[J]. 气象, 2005, 31(5): 37-41.
- Ancell B, Hakim G J. Comparing adjoint-and ensemble-sensitivity analysis with applications to observation targeting [J]. Monthly Weather Review, 2007, 135(12): 4117-4134.
- Bauer P, Thorpe A, Brunet G. The quiet revolution of numerical weather prediction [J]. Nature, 2015, 525(7567): 47-55.
- Bao X, Zhang F. Impacts of the mountain-plains solenoid and cold pool dynamics on the diurnal variation of warm-season precipitation over northern China[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2013, 13(14): 6965-6982.
- Bednarczyk C N, Ancell B C. Ensemble Sensitivity Analysis Applied to a Southern Plains Convective Event[J]. Monthly Weather Review, 2015, 143(1):230-249.
- Bentzien S, Friederichs P. Generating and calibrating probabilistic quantitative precipitation forecasts from the high-resolution nwp model cosmo-de [J]. Wea Forecasting, 2012, 27(4): 988-1002.
- Bremnes J B. Probabilistic forecasts of precipitation in terms of quantiles using nwp model output [J]. Monthly Weather Review, 2004, 132(1): 338-347.
- Brill K F, Mesinger F. Applying a general analytic method for assessing bias sensitivity to biasadjusted threat and equitable threat scores [J]. Weather and Forecasting, 2009, 24(6): 1748-1754.
- Calinski T, Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis[J]. Communications in Statistics-theory and Methods, 1974, 3(1): 1-27.
- Cao Z, Zhang D L. Analysis of missed summer severe rainfall forecasts [J]. Weather and Forecasting, 2016, 31(2): 433-450.
- Casaretto G, Dillon M E, Salio P, et al. High-resolution nwp forecast precipitation comparison over complex terrain of the sierras de córdoba during relampago-cacti [J]. Weather and Forecasting, 2022, 37(2): 241-266.

- Casati B, Dorninger M, Coelho C A, et al. The 2020 international verification methods workshop online: Major outcomes and way forward [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2022, 103(3): E899-E910.
- Chakraborty, Arindam. The skill of ecmwf medium-range forecasts during the year of tropical convection 2008 [J]. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(10): 3787-3805.
- Chen H, Yuan W, Li J, et al. A possible cause for different diurnal variations of warm season rainfall as shown in station observations and trmm 3b42 data over the southeastern tibetan plateau [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2012, 29(1): 193-200.
- Chien F C, Liu Y C, Jou B J D. Mm5 ensemble mean forecasts in the taiwan area for the 2003 mei-yu season [J]. *Weather and forecasting*, 2006, 21(6): 1006-1023.
- Christopher, Bailey, Michael, et al. Precipitation and temperature forecast performance at the weather prediction center [J]. *Weather and forecasting*, 2014, 29(3): 489-504.
- Clark A J, Gallus W A, Chen T C. Comparison of the diurnal precipitation cycle in convection resolving and non-convection-resolving mesoscale models [J]. *Monthly Weather Review*, 2007, 135(10): 3456-3473.
- Cui B, Toth Z, Zhu Y, et al. Bias correction for global ensemble forecast [J]. *Weather and Forecasting*, 2012, 27(2): 396-410.
- Danard M B, Holl M M, Clark J R. Fields by correlation assembly—a numerical analysis technique [J]. *Monthly Weather Review*, 1968, 96(3): 141-149.
- Davenport F V, Duffenbaugh N S . Using Machine Learning to Analyze Physical Causes of Climate Change: A Case Study of U.S. Midwest Extreme Precipitation[J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, 48(15).
- Davies D L, Bouldin D W . A Cluster Separation Measure[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, PAMI-1(2):224-227.
- Davis C, Brown B, Bullock R. Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: Methodology and application to mesoscale rain areas[J]. *Monthly Weather Review*, 2006, 134(7): 1772-1784.
- Davis C A, Manning K W, Carbone R E, et al. Coherence of warm-season continental rainfall in

- numerical weather prediction models [J]. *Monthly Weather Review*, 2003, 131(11): 2667-2679.
- Ding Y H. Summer monsoon rainfall in China [J]. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 1992, 70(1).
- Doswell C A, Davies-Jones R, Keller D L. On summary measures of skill in rare event forecasting based on contingency tables [J]. *Weather Forecasting*, 2013, 5(4): 576-585.
- Du Y, Chen G. Heavy rainfall associated with double low-level jets over southern China. part ii: Convection initiation [J]. *Monthly Weather Review*, 2019, 147(2): 543-565.
- Ebert E E, McBride J L. Verification of precipitation in weather systems: Determination of systematic errors [J]. *Journal of Hydrology*, 2000, 239(1-4): 179-202.
- Ebert E E, Damrath U, Wergen W, et al. Supplement to the wgne assessment of short-term quantitative precipitation forecasts [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2003, 84(4): 492-492.
- Ebert E E. Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation [J]. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(10): 2461-2480.
- Eckel F A, Walters M K. Calibrated probabilistic quantitative precipitation forecasts based on themrf ensemble [J]. *Weather and Forecasting*, 1998, 13(4): 1132-1147.
- Erickson, Michael, J. Impact of bias-correction type and conditional training on bayesian model averaging over the northeast united states. [J]. *Weather Forecasting*, 2012, 27(6): 1449- 1469.
- Ferro C A, Stephenson D B. Extremal dependence indices: Improved verification measures for deterministic forecasts of rare binary events [J]. *Weather and Forecasting*, 2011, 26(5): 699-713.
- Fraley C, Raftery A E, Gneiting T. Calibrating multimodel forecast ensembles with exchangeable and missing members using bayesian model averaging [J]. *Monthly Weather Review*, 2010, 138 (1): 190.
- Gagne, John D, McGovern, et al. Machine learning enhancement of storm-scale ensemble probabilistic quantitative precipitation forecasts. [J]. *Weather Forecasting*, 2014.
- Gilleland E, Ahijevych D A, Brown B G, et al. Verifying forecasts spatially [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2010, 91(10): 1365-1376.

- Gochis D, Schumacher R, Friedrich K, et al. The great colorado flood of september 2013 [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2015, 96(9): 1461-1487.
- Gopalakrishnan S G, Goldenberg S, Quirino T, et al. Toward improving high-resolution numerical hurricane forecasting: Influence of model horizontal grid resolution, initialization, and physics [J]. *Weather Forecasting*, 2011, 27(3): 647-666.
- Grams, Jeremy, S., et al. The use of a modified ebert–mcbride technique to evaluate mesoscale model qpf as a function of convective system morphology during ihop 2002. [J]. *Weather Forecasting*, 2006.
- Haiden T, Rodwell M J, Richardson D S, et al. Intercomparison of global model precipitation forecast skill in 2010/11 using the seeps score [J]. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(8): 2720-2733.
- Hakim G J, Torn R D. Ensemble synoptic analysis [M]. Boston, MA: American Meteorological Society, 2008: 147-161.
- Hamill, Thomas M. Verification of tige multimodel and ecmwf reforecast-calibrated probabilistic precipitation forecasts over the contiguous united states* [J]. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(7): 2232-2252.
- Hamill T M, Scheuerer M. Probabilistic precipitation forecast postprocessing using quantile mapping and rank-weighted best-member dressing [J]. *Monthly Weather Review*, 2018, 146(12).
- Hamill T M, Whitaker J S, Wei X. Ensemble reforecasting: Improving medium-range forecast skill using retrospective forecasts [J]. *Monthly Weather Review*, 2004, 132(6): 1434-1447.
- Hapuarachchi H, Wang Q J, Pagano T C. A review of advances in flash flood forecasting [J]. *Hydrological Processes*, 2011, 25(18): 2771-2784.
- Harris D, Foufoula-Georgiou E, Droegemeier K K, et al. Multiscale statistical properties of a highresolution precipitation forecast [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 1997, 2(4): 406-418.
- He H, Zhang F. Diurnal variations of warm-season precipitation over northern china [J]. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(4): 1017-1025.
- Herman G R, Schumacher R S. Extreme precipitation in models: An evaluation [J]. *Weather and*

- Forecasting, 2016: WAF-D-16-0093.1.
- Herman G R, Schumacher R S. Money doesn't grow on trees, but forecasts do: Forecasting extreme precipitation with random forests [J]. *Monthly Weather Review*, 2018, 146(5): 1571-1600.
- Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. The ERA5 global reanalysis[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2020, 146(730): 1999-2049.
- He Z, Zhang Q, Bai L, et al. Characteristics of mesoscale convective systems in central East China and their reliance on atmospheric circulation patterns[J]. *International Journal of Climatology*, 2017, 37(7):3276-3290.
- Hill A J, Schumacher R S. Forecasting excessive rainfall with random forests and a deterministic convection-allowing model [J]. *Weather and Forecasting*, 2021, 36(5): 1693-1711.
- Hong J S. Evaluation of the high-resolution model forecasts over the taiwan area during gimex [J]. *Weather and forecasting*, 2003, 18(5): 836-846.
- Hu X, Yuan W, Yu R, et al. The evolution process of warm season intense regional rainfall events in yaan [J]. *Climate Dynamics*, 2020, 54(7): 3245-3258.
- Huang L, Luo Y. Evaluation of quantitative precipitation forecasts by TIGGE ensembles for south China during the presummer rainy season[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2017, 122(16): 8494-8516.
- Huang Y, Cui X. Moisture sources of torrential rainfall events in the sichuan basin of china during summers of 2009–13 [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2015, 16(4): 1906 - 1917.
- Ji L, Zhi X, Zhu S, et al. Probabilistic precipitation forecasting over east asia using bayesian model averaging [J]. *Weather and Forecasting*, 2019, 34(2).
- Jung T, Miller M, Palmer T. Diagnosing the origin of extended-range forecast errors [J]. *Monthly Weather Review*, 2010, 138(6): 2434-2446.
- Kacan K G, Lebo Z J. Microphysical and dynamical effects of mixed-phase hydrometeors in convective storms using a bin microphysics model: Melting [J]. *Monthly Weather Review*, 2019, 147(12).
- Kniffka A, Knippertz P, Fink A H, et al. An evaluation of operational and research weather forecasts for southern west africa using observations from the dacciwa field campaign in [J]. *Quarterly*

- Journal of the Royal Meteorological Society, 2019, 146(728).
- Kober K, Craig G C, Keil C, et al. Blending a probabilistic nowcasting method with a high-resolution numerical weather prediction ensemble for convective precipitation forecasts [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2012, 138(664).
- Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Larow T E. Improved weather and seasonal climate forecasts from multi-model superensemble [J]. Science, 1999, 285(5433): 1548-1550.
- Kumar, Prashant, Ojha, et al. Performance of weather research and forecasting model with variable horizontal resolution. [J]. Theoretical Applied Climatology, 2016.
- Lackmann, Gary M. The south-central u.s. flood of may 2010: Present and future* [J]. Journal of Climate, 2013, 26(13): 4688-4709.
- Lavers D A, Ingleby N B, Subramanian A C, et al. Forecast errors and uncertainties in atmospheric rivers [J]. Weather and Forecasting, 2020, 35(4): 1447-1458.
- Li D, Sun J, Fu S, et al. Spatiotemporal characteristics of hourly precipitation over central eastern china during the warm season of 1982–2012 [J]. International Journal of Climatology, 2016, 36 (8): 3148-3160.
- Li H, Wang X, Zhang K, et al. A neural network-based approach for the detection of heavy precipitation using gnss observations and surface meteorological data [J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2021, 225: 105763.
- Li S, Robertson A W. Evaluation of submonthly precipitation forecast skill from global ensemble prediction systems [J]. Monthly Weather Review, 2015, 143(7): 2871-2889.
- Li W, Gao X, Hao Z, et al. Using deep learning for precipitation forecasting based on spatio-temporal information: a case study [J]. Climate Dynamics, 2022, 58(1): 443-457.
- Liu J, Xie Z. Bma probabilistic quantitative precipitation forecasting over the huaihe basin using tigre multimodel ensemble forecasts [J]. Monthly Weather Review, 2014, 142(4): 1542-1555.
- Luo H, Yanai M. The large-scale circulation and heat sources over the tibetan plateau and surrounding areas during the early summer of 1979. part ii: Heat and moisture budgets [J]. Mon. Wea. Rev, 1984, 112(5).
- Luo L, Tang W, Lin Z, et al. Evaluation of summer temperature and precipitation predictions from

- ncep cfsv2 retrospective forecast over china [J]. *Climate dynamics*, 2013, 41(7): 2213-2230.
- Lynch S L, Schumacher R S. Ensemble-based analysis of the may 2010 extreme rainfall in tennessee and kentucky [J]. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(1): 222-239.
- Marzban C, Sandgathe S. Cluster analysis for object-oriented verification of fields: A variation [J]. *Monthly Weather Review*, 2008, 136(3): 1013-1025.
- Mason I. Dependence of the critical success index on sample climate and threshold probability [J]. *Aust. Meteor. Mag*, 1989, 37: 75-81.
- Matsueda M, Nakazawa T. Early warning products for severe weather events derived from operational medium-range ensemble forecasts [J]. *Meteorological Applications*, 2015, 22(2): 213-222.
- Meng, Zhiyong, Yu, et al. Key synoptic-scale features influencing the high-impact heavy rainfall in beijing, china, on 21 july 2012 [J]. *Tellus*, 2016.
- Moore B J, Mahoney K M, Sukovich E M, et al. Climatology and environmental characteristics of extreme precipitation events in the southeastern united states [J]. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(3): 718-741.
- Nielsen E R, Schumacher R S. Using convection-allowing ensembles to understand the predictability of an extreme rainfall event [J]. *Monthly Weather Review*, 2016, 144(10): 3651-3676.
- 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 [J]. *Meteorological Applications*, 2013, 20(2).
- Novak D R, Bailey C, Brill K F, et al. Precipitation and temperature forecast performance at the Weather Prediction Center[J]. *Weather and Forecasting*, 2014, 29(3): 489-504.
- Pappenberger F, Buizza R. The skill of ecmwf precipitation and temperature predictions in the danube basin as forcings of hydrological models [J]. *Weather Forecasting*, 2009, 24(3): 749-766.
- Piersante J O, Schumacher R S, Rasmussen K L. Comparison of biases in warm-season wrf forecasts in north and south america [J]. *Weather and Forecasting*, 2021.

- Pinto J O, Grim J A, Steiner M. Assessment of the high-resolution rapid refresh model's ability to predict mesoscale convective systems using object-based evaluation [J]. *Weather Forecasting*, 2014, 30(4): 892-913.
- Qian W, Lin X. Regional trends in recent precipitation indices in china [J]. *Meteorology Atmospheric Physics*, 2005, 90(3-4): 193-207.
- Qiao X, Wang S, Schwartz C S, et al. A method for probability matching based on the ensemble maximum for quantitative precipitation forecasts [J]. *Monthly Weather Review*, 2020, 148(8): 3379-3396.
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles[J]. *Monthly Weather Review*, 2005, 133(5):p.1155-1174.
- Reynolds, Carolyn A, Satterfield, et al. Using forecast temporal variability to evaluate model behavior [J]. *Monthly weather review*. Robinson T E, Businger S. A novel method for modeling lowest-level vertical motion [J]. *Weather and Forecasting*, 2019, 34(4): 943-957.
- Robinson T E, Businger S. A Novel Method for Modeling Lowest-Level Vertical Motion[J]. *Weather and Forecasting*, 2019, 34(4):943-957.
- Rodwell M J, Richardson D S, Hewson T D, et al. A new equitable score suitable for verifying precipitation in numerical weather prediction [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2010, 136(650): 1344-1363.
- Rodwell M J, Magnusson L, Bauer P, et al. Characteristics of occasional poor medium-range weather forecasts for europe [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(9): 1393- 1405.
- Rossa A, Nurmi P, Ebert E. Overview of methods for the verification of quantitative precipitation forecasts[M]//*Precipitation: Advances in measurement, estimation and prediction*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008: 419-452.
- Schaefer J T. The critical success index as an indicator of warning skill [J]. *Weather and Forecasting*, 1990, 5(4): 570-575.
- Scheuerer M, Hamill T M. Statistical postprocessing of ensemble precipitation forecasts by fitting censored, shifted gamma distributions [J]. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(11): 4578-

4596.

- Schumacher R S, Johnson R H. Characteristics of us extreme rain events during 1999–2003 [J]. *Weather and Forecasting*, 2006, 21(1): 69-85.
- Schumacher R S, Clark A J, Xue M, et al. Factors influencing the development and maintenance of nocturnal heavy-rain-producing convective systems in a storm-scale ensemble [J]. *Monthly Weather Review*, 2013, 141(8): 2778-2801.
- Sharma S, Siddique R, Balderas N, et al. Eastern us verification of ensemble precipitation forecasts [J]. *Weather and Forecasting*, 2017, 32(1): 117-139.
- Shen Y, Du Y, Chen G. Ensemble sensitivity analysis of heavy rainfall associated with three mcs coexisting over southern china [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(2): e2019JD031266.
- Sloughter J M L, Raftery A E, Gneiting T, et al. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using bayesian model averaging [J]. *Monthly weather review*, 2007, 135(9): 3209-3220.
- Sokolova M, Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks[J]. *Information processing & management*, 2009, 45(4): 427-437.
- Squitieri B J, Gallus W A. WRF Forecasts of Great Plains Nocturnal Low-Level Jet-Driven MCSs. Part I: Correlation between Low-Level Jet Forecast Accuracy and MCS Precipitation Forecast Skill[J]. *Weather & Forecasting*, 2016, 31(4).
- Stensrud D J, Yussouf N. Reliable probabilistic quantitative precipitation forecasts from a shortrange ensemble forecasting system [J]. *Weather and Forecasting*, 2007, 22(1): 3-17.
- Stephenson, David B. Use of the "odds ratio" for diagnosing forecast skill [J]. *Weather Forecasting*, 2000, 15(2): 221-232.
- Stephenson D B, Casati B, Ferro C, et al. The extreme dependency score: A non-vanishing measure for forecasts of rare events [J]. *Meteorological Applications: A journal of forecasting, practical applications, training techniques and modelling*, 2008, 15(1): 41-50.
- Strauch M, Bernhofer C, Koide S, et al. Using precipitation data ensemble for uncertainty analysis in swat streamflow simulation [J]. *Journal of Hydrology*, 2012, 414(none): 413-424.
- Su X, Yuan H, Zhu Y, et al. Evaluation of tigde ensemble predictions of northern hemisphere

- summer precipitation during 2008–2012 [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2014, 119 (12): 7292-7310.
- Sun J, Zhang F. Impacts of mountain–plains solenoid on diurnal variations of rainfalls along the mei-yu front over the east China plains[J]. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(2): 379-397.
- Swinbank R, Kyouda M, Buchanan P, et al. The tigg project and its achievements [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2016, 97(1): 150311135550006.
- Tang Y, Huang A, Wu P, et al. Drivers of summer extreme precipitation events over East China[J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, 48(11): e2021GL093670.
- Tao S Y, Chen L X. A review of recent research on the east asian summer monsoon in china [M]. *Monsoon Meteorology*, 1987.
- Thompson P D. How to improve accuracy by combining independent forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 1977, 105(2): 228-229.
- Torn, Ryan D. Diagnosis of the Downstream Ridging Associated with Extratropical Transition Using Short-Term Ensemble Forecasts[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 2010, 67(3):817-833.
- Tu C C, Chen Y L, Lin P L, et al. Analysis and simulations of a heavy rainfall event associated with the passage of a shallow front over northern taiwan on 2 june 2017 [J]. *Monthly Weather Review*, 2022, 150(3): 505-528.
- Wang B. Rainy season of the asian–pacific summer monsoon [J]. *Journal of Climate*, 2002, 15(4): 386-398.
- Wang D, Zhang Y, Huang A. Climatic features of the south-westerly low-level jet over southeast china and its association with precipitation over east china [J]. *Asia-pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 2013, 49(3): 259-270.
- Wernli, Heini, Paulat, et al. Sal—a novel quality measure for the verification of quantitative precipitation forecasts [J]. *Mon.wea.rev.*, 2008.
- Wilson J W, Roberts R D. Summary of convective storm initiation and evolution during ihop: Observational and modeling perspective [J]. *Mon.wea.rev.*, 2006, 134(134): 23-47.
- Wilson L J, Bearegard S, Raftery A E, et al. Calibrated surface temperature forecasts from the

- canadian ensemble prediction system using bayesian model averaging [J]. *Monthly Weather Review*, 2007, 135(4): 1364-1385.
- Xiao H, Chen J. Numerical study of one plateau vortex moving eastward affecting heavy rainfall in sichuan [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 2010.
- Xie P, Arkin P A. Global precipitation: A 17-year monthly analysis based on gauge observations [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc*, 2001.
- Yu D, Chen G. Heavy rainfall associated with double low-level jets over southern china. part i: Ensemble-based analysis [J]. *Monthly Weather Review*, 2018, 146(11).
- Yu R, Zhou T, Xiong A, et al. Diurnal variations of summer precipitation over contiguous china [J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(1): 223-234.
- Yu R, Li J, Yuan W, et al. Changes in characteristics of late-summer precipitation over eastern china in the past 40 years revealed by hourly precipitation data [J]. *Journal of Climate*, 2010, 23(12): 3390-3396.
- Yu R, Li J, Yuan W, et al. Changes in characteristics of late-summer precipitation over eastern china in the past 40 years revealed by hourly precipitation data [J]. *Journal of Climate*, 2010, 23(12): 3390-3396.
- Yuan W, Hu X, Li Y. Evaluation of the hourly rainfall in the ecmwf forecasting over southwestern china [J]. *Meteorological Applications*, 2020, 27(4).
- Zhang M, Meng Z. Impact of synoptic-scale factors on rainfall forecast in different stages of a persistent heavy rainfall event in South China[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2018, 123(7).
- Zhao L, Bai X, Qi D, et al. BMA probability quantitative precipitation forecasting of land-falling typhoons in south-east China[J]. *Frontiers of Earth Science*, 2019, 13(4): 758-777.
- Zheng Y, Xue M, Li B, et al. Spatial characteristics of extreme rainfall over china with hourly through 24-hour accumulation periods based on national-level hourly rain gauge data [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2016, 33(11): 1218-1232.
- Zhou B, Zhai P, Niu R. Comparative assessment of two objective forecast models for cases of persistent extreme precipitation events in the yangtze–huai river valley in summer 2016 [J].

Weather and Forecasting, 2018, 33(1): 221-238.

Zhou T, Yu R, Chen H, et al. Summer precipitation frequency, intensity, and diurnal cycle over china: A comparison of satellite data with rain gauge observations [J]. Journal of Climate, 2008, 21(16): 3997-4010.

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 [J]. Monthly Weather Review, 2015, 143(9): 3628-3641.

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

附录 2016-2020 年西南地区强降水事件列表

类别	开始时间 (YYMMDD)	结束时间 (YYMMDD)	持续时间 (hour)	主要雨带 格点数	雨带最大值 (mm)
	16041509	16041600	15	2503	50.3
	17040812	17040909	21	2500	60
	17041612	17041803	39	4493	84.4
	19040921	19041103	30	2712	59.1
	18051606	18051721	39	3906	177.4
	19041900	19042018	42	4078	110.7
	19042709	19042806	21	2894	68.9
	16060121	16060212	15	3219	124.8
	20061209	20061306	21	2197	115.4
A1	16061806	16061912	30	3989	133.5
	19060712	19060909	45	3838	166.7
	19062018	19062215	45	5663	155.3
	20062309	20062409	24	3581	131.6
	20071809	20072015	54	8612	178.7
	16071721	16072009	60	6757	198.9
	19070812	19070915	27	4140	241.9
	20061712	20061812	24	4448	112.5
	20062609	20062806	45	4227	286.7
	20071612	20071806	42	7715	257.2
	16041612	16041800	36	5051	116.5
	17042000	17042106	30	5288	84.5
	18040406	18040603	45	4883	104.6
	16051215	16051306	15	2670	172.1
	16051312	16051506	42	7043	81.5
	17050118	17050312	42	4286	125.7
	17051321	17051506	33	5111	122.8
	18050806	18050912	30	5143	103.4
A2	19051109	19051209	24	2851	72
	19052409	19052512	27	2965	142.1
	20051912	20052009	21	2467	105.4
	16060412	16060506	18	544	149
	16061012	16061303	63	6195	151.6
	17052112	17052315	51	7090	116.8
	19060409	19060512	27	5286	142.3
	20052306	20052515	57	8408	159.7
	20060106	20060212	30	6200	96.4
	17090815	17091106	63	9256	129.3

	20090915	20091009	18	3608	99.2
	16070409	16070609	48	6663	168.6
	17070203	17070400	45	6076	181.6
	18070106	18070406	72	6355	223.6
	19062612	19062906	66	7238	116.6
	19071106	19071412	78	7818	377.5
	19090812	19091106	66	8227	236.1
	20061509	20061709	48	5394	195.9
	20042121	20042212	15	1680	62.2
	16050515	16050715	48	4402	148.4
	16061406	16061612	54	7472	175.7
	17060306	17060506	48	6656	163.9
	18052518	18052709	39	7881	167.4
	18052809	18053106	69	6296	166.5
	18061309	18061506	45	5075	123
	19050509	19050715	54	5915	122.1
	19052612	19052712	24	3418	133.8
	19061009	19061306	69	6926	155.2
A3	20060212	20060306	18	2548	121.5
	20060409	20060509	24	2283	237.8
	20060712	20060812	24	5390	115.6
	17062809	17070200	87	6757	291.3
	17081309	17081415	30	3857	261.2
	19062218	19062309	15	2869	162.9
	20081006	20081312	78	7871	372.2
	16083112	16090112	24	2408	120.7
	19061609	19061712	27	6138	125.9
	19070518	19070709	39	5432	252.1
	19070712	19070809	21	6336	105.2
	20070906	20071115	57	8079	268.9
	17051012	17051209	45	5391	88.5
	17060809	17061006	45	5031	137.2
	18060306	18060500	42	7197	106.3
	18061715	18061906	39	3314	164.5
	20091512	20091709	45	7114	253.1
A4	16062218	16062506	60	5519	338.5
	16062615	16062709	18	2646	84.5
	16062909	16070106	45	7654	152
	16092518	16092615	21	1648	124.7
	17070806	17071012	54	6487	213.5
	17090412	17090609	45	8782	116.9
	17091812	17092012	48	5780	174.5

附录 2016-2020 年西南地区强降水事件列表

	17092612	17092809	45	5552	187.7
	20062909	20063009	24	3663	162.6
	20090503	20090709	54	8148	175.4
	20091312	20091409	21	4934	153.5
	20092209	20092406	45	5599	158.4
	18052109	18052218	33	5096	172.8
	20092012	20092115	27	3994	69
	18060909	18061306	93	7778	244.8
	16052112	16052415	75	9298	194.1
	16060518	16060712	42	4710	130.1
	16090815	16091015	48	6541	135.7
	16091709	16092118	105	6970	139.3
	17071015	17071321	78	3835	197.1
A5	17083112	17090206	42	4921	121.4
	20063018	20070209	39	7470	167
	20082412	20082509	21	2846	105.7
	20091112	20091309	45	7158	159.6
	17061309	17061612	75	8633	190.6
	17070409	17070712	75	8950	237.8
	19080412	19080612	48	6931	201.1
	19090612	19090809	45	4615	201.5
	16071312	16071518	54	8287	165.4
	16072609	16072706	21	2773	70.5
	16081403	16081506	27	3743	105.3
B1	18080218	18080415	45	7068	127.8
	18082106	18082306	48	7764	154.2
	20082209	20082406	45	5769	177
	20082906	20083118	60	6286	303.8
	17080612	17080918	78	8888	177.2
	19071806	19071912	30	5446	87.4
	19072112	19072306	42	7484	196.7
B2	19072806	19073006	48	7260	166.8
	19091206	19091600	90	6531	175.4
	20071509	20071609	24	2926	166.7
	20072409	20072606	45	6412	216.4

致 谢

时间过得很快，转眼就是我来到北京的第五年，博士研究生阶段在这个夏天就要结束。在这五年里，从怀北镇到华严里，我认识了许多人，也需要向许多人表达感谢。

首先非常感谢我的导师，孙建华研究员，很幸运能加入孙老师课题组，在课题组里度过了4年有意义的求学时光。感谢孙老师对我科研工作的悉心指导，对我博士论文所付出的精力与心血。孙老师学识渊博、治学严谨、求真务实，为我今后步入工作树立了良好的榜样。

感谢杨新林师兄，从数据处理到博士论文的选题、结构和写作，师兄对我博士论文每项工作都给予了毫无保留的指导，全心全意帮助我完成论文。谢谢师兄对我博士期间科研和生活的帮助，师兄为人真诚、热情、纯粹，是我不断学习的榜样。

感谢赵思雄老师、傅慎明老师、卫捷老师、张元春师姐、汪汇洁师姐、田付友师兄和徐广阔师兄对我科研工作的建议，谢谢你们的帮助。感谢赵琳娜老师、冉令坤老师、郑飞老师、赵天保老师、陈明轩老师、罗亚丽老师、郑永光老师、闵敏老师、孙继明老师、孟智勇老师、李俊老师、王劲松老师、张鹏老师和韩威老师在论文开题、中期、答辩中提出的宝贵意见。感谢孙鹏宇老师、付建建老师、张予老师、闫元老师和赵芹老师，她们为我博士阶段的学习和生活提供了很大的帮助。

感谢课题组的刘瑞鑫、鲁蓉、杨如意、麦子、姜立智、马若赟、张敬萍、孟亚楠、马铮、汤欢、杨雯婷、魏倩和付亚男，谢谢你们的帮助。感谢孙畅和申冬冬，谢谢你们为我留下的美好回忆。感谢好友魏瑶、吴瑶和谢艳清，谢谢你们一直与我同在。感谢遇见的所有人。

感谢我的男朋友任广辉同学，很高兴能和你认识，并成为很好的朋友。谢谢你对我的支持、帮助与鼓励。

最后感谢我的家人们，尤其是我的父母，谢谢你们支持我的所有决定，因为你们，我一直乐观看待生活，面对困难永不妥协。

本论文受到国家重点研发计划项目“西部山地突发性暴雨形成机理及预报理论方法研究（编号：2018YFC1507200）”和气象联合基金项目“长江中游地区复杂下垫面对强风暴触发与演变过程的影响及机理（编号：U2142202）”共同资助，特此感谢。

刘翠

2022年5月

作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果

作者简历:

2013年9月——2017年6月,在成都信息工程大学大气科学学院获得学士学位。

2017年9月——2022年6月,在中国科学院大气物理研究所攻读博士学位。

学术论文发表情况:

Liu C, Sun J, Yang X, et al. Evaluation of ECMWF Precipitation Predictions in China during 2015–18[J]. *Weather and Forecasting*, 2021, 36(3): 1043-1060.

参加的研究项目:

国家重点研发计划项目,西部山地突发性暴雨形成机理及预报理论方法研究(编号:2018YFC1507200)

气象联合基金项目,长江中游地区复杂下垫面对强风暴触发与演变过程的影响及机理(编号:U2142202)

获奖情况:

2021-2022 学年大气所“三好学生”