

华东区域中尺度集合预报系统的改进及 2020 年梅雨期降水试验

谭燕^{1,2}, 黄伟^{1,2}, 杨玉华^{1,2}, 张旭^{1,2}, 陈葆德^{1,2}

1. 中国气象局上海台风研究所, 上海 200030

2. 中国气象局台风数值预报重点实验室, 上海 200030

摘要 考虑区域模式预报中不确定性的各种来源, 分别引入初始场误差、侧边界误差和模式误差构建新一代华东区域中尺度集合预报系统, 并对 2020 年梅雨期降水开展为期一个月的集合预报试验。通过不同时空尺度典型个例的分析可以看出, 所选取的随机物理倾向扰动方案中的参数具备一定的通用性, 且在参数调优中加强随机过程的影响, 系统中低层的风场和湿度场有明显的反馈, 集合系统的离散度得到较大改善, 对预报的影响大小依次为: 格点方差、随机扰动场的去相关空间和随机扰动场的去相关时间。一个月的梅雨期降水评估结果显示: 集合系统升级后对各时次各量级的降水 TS 评分均有所提升, 但仍然存在着降水强度偏大的问题; 从概率预报的角度来看, 系统升级后, 对中大到雨预报的准确率和可信度提升明显, 对强降水事件的描述更准确; 形势场的检验结果表明, 系统的预报偏差问题得到了部分程度地改善, 对大气中低层风场、湿度场和地面变量的预报效果较好。相比原华东区域中尺度集合预报系统, 升级后的系统, 其整体优势可概括为: 预报误差减小、集合离散度明显增加, 降水预报的能力在各时段各量级均有提升, 其中物理过程的不确定性对于捕捉强降水事件有明显的影 响, 使得系统的预报可信度增加。

关键词 中尺度集合预报, 随机物理倾向扰动, 梅雨, 性能分析

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2203.21097

Improvement of the Mesoscale Ensemble Forecast System in East China and the Precipitation Experiment in 2020 Meiyu Season

TAN Yan^{1,2} HUANG Wei^{1,2} YANG Yuhua^{1,2} ZHANG Xu^{1,2} CHEN Baode^{1,2}

1. Shanghai Typhoon Institute, CMA, Shanghai 200030

2. Key laboratory of Numerical Modeling for Tropical Cyclone, CMA, Shanghai 200030

Abstract Considering the various sources of uncertainty in regional model forecasts, the initial condition uncertainty (IC), lateral boundary condition uncertainty (BC), model uncertainty (PHY) are introduced to construct a new generation of East China regional mesoscale ensemble forecast system (SWARMS-ENV2). Experiments were carried out during 2020 Meiyu season. By selecting typical cases to adjust the parameters of the stochastically perturbed parameterization tendency (SPPT), it is found that the selection of parameters have certain universality, and the influence of the random process is strengthened, the wind field and humidity field of low level in the system have obvious feedback, the ensemble spread could be improved. The influence of the three parameters on the forecast were as follows: the variance in gridpoint space, the spatial length scale (or spatial decorrelation) and temporal

收稿日期 2021-06-10; 网络预出版日期

作者简介 谭燕, 女, 1980 年出生, 副研究员, 主要从事集合预报研究。E-mail: tany@typhoon.org.cn

通讯作者 黄伟, 主要从事数值天气预报研究。E-mail: huangw@typhoon.org.cn

资助项目 国家重点研发计划(2017YFC150190X), 国家自然科学基金项目(41975133), 华东区域气象科技协同创新基金(QYHZ201801)

Funded by the National Key Research and Development Program of China (2017YFC150190X), National Natural Science Foundation of China (Grant 41975133), East China Regional Meteorological Science and Technology Collaborative Innovation Fund (Grant QYHZ201801)

decorrelation time. Comparing the new version of SWARMS-ENV2 with the SWARMS-ENV1, it can be seen that the RMSE of SWARMS-ENV2 is reduced and the ensemble spread is obviously increased, the precipitation forecast capability is improved in all forecast period for different magnitude of precipitation, whether it is TS score or the results of probability forecast scores, and the uncertainty of physical process has an obvious influence on heavy precipitation events, and the forecast reliability of the system is improved.

Keywords Mesoscale ensemble forecast, SPPT, Meiyu, Performance analysis

1 引言

经过近半个世纪的发展,集合预报的研究已经从全球大尺度数值预报扩展到中尺度区域数值预报,甚至更小尺度的对流尺度数值预报(Clark et al.,2009,Kain et al.,2013)。模式的时空分辨率更为精细,集合扰动的技术也更为全面,集合预报已经逐步从研究领域向业务预报部门推广应用,并取得了良好的应用成效(Schwartz et al.,2015,Swinbank et al.,2016)。而这其中,短期的中尺度区域集合预报是这十多年来从研究领域向应用领域转化的热点,虽然国内外的研究成果颇丰,但却很难取得重大的根本性的进展(Hacker et al.,2011; Jankov et al., 2017)。难点可能有两方面的原因:其一是与区域集合预报关注的预报对象有关,因为区域模式更多地关注中小尺度高影响天气的发生发展,而这类天气过程的空间尺度小,生命史短并且移动迅速,且伴随着强烈的突发性和转折性,同时与大尺度环境场之间还存在着复杂的相互作用,其物理和动力的机制较为复杂(孙建华等, 2013),此外,中小尺度天气系统还会受到如地形等局地环境因素的影响(Volker et al.,2008),所以要想全面地认知这类高影响天气的本质仍然需要时间。其二来自集合方法本身,我们知道,集合预报研究的核心问题即集合扰动方法的研究,当今成熟的集合扰动方法是针对大尺度的天气过程提出,以大尺度的斜压不稳定理论为基础,有着明确的物理含义(Buizza et al., 2005),而对中小尺度的天气对象而言,其动力过程是以对流不稳定为主,误差增长和发展的方式与大尺度过程截然不同(Mass et al., 2002;Grimit and Mass,2002),对一种尺度适合的扰动方法对其它尺度并不一定适合,这就使得构造合理的集合扰动难度增大,以至于现有的各类扰动方案是否同样适用于中小尺度天气过程至今仍没有统一答案。近十年来,大量的研究来探讨初始误差、模式误差,以及侧边界条件的重要性问题,评估各类扰动方案在区域集合预报系统中的作用(Ha et al., 2015; 刘畅等,2018),业务应用上也取得了很好的效果,例如:美国空军的中尺度集合预报系统(The U.S. Air Force Weather Agency's mesoscale ensemble, Hacker et al., 2011)采用 45-/15km 单向嵌套构建 10 个集合成员,测试各类不同的扰动方案,发现通过集合后,其效果明显优于控制预报,且任意一种集合扰动方法所构建的集合预报均比直接降尺度全球集合的效果好,其中初始场的扰动会对 12h 之内地面要素的预报有显著影响;采用随机物理扰动方案,会比多物理参数化组合的效果好,后者的影响主要体现在边界层附近;当同时结合多种随机物理扰动方案时,效果最优。同样的,在分辨率为 13km 的北美快速更新集合系统(North American RAP Ensemble, Jankov et al.,2017)和分辨率为 15km 的 GRAPES 中尺度集合预报系统中(张涵斌等,2014; Xu et al.,2020)也开展了类似的工作。此外,对于区域模式所面临的侧边界条件的不确定性问题,已有的研究大都表明,有必要对集合成员的侧边界进行扰动(Nutter et al., 2004a,b; Hohenegger and Schär,2007; Hohenegger et al., 2008; Saito et al.,2012)。其中最直接的方法即从全球集合预报或较大尺度的集合预报中获取侧边界资料,为较小尺度的集合预报各成员提供侧边界条件,如 Nutter 等(2004a,b)采用该方法发现侧边界条件的扰动能够迅速地传遍整个嵌套区域,从而改善区域集合的离散度;Hohenegger 等

78 (2008)后续指出：随着预报时效的延长，侧边界扰动的影
79 响可以叠加到初始场的扰动上，从而改善集合系统的
预报性能。

80 整体而言，当综合地考虑各类不确定性的来源，集合系
81 统的离散度会增加，对强降水和地面变量的预报能力
82 会显著提升。然而，在各类扰动方案的比较研究中，
83 Hamill and Whitaker(2011)也指出：增加
84 的各类误差，在一些情况下，不仅会抑制集合离散度
85 的发散，还会使得集合平均的误差增大，效果适得其
86 反。总的来说，怎样结合各类扰动方法，构建一个有
87 效的中尺度集合预报系统，与模式系统自身有着密切
的关系。如何针对区域数值预报中的不确定性构建有
效的区域集合扰动方法，初始误差、模式误差、以及
侧边界条件的作用如何考虑，以及他们相对于模式分
辨率和天气系统时空尺度的配置等，仍然是值得深入
研究的问题，也是集合预报技术在业务应用中的关键
点。

88 华东区域中尺度集合预报系统(SWARMS-ENV1)自
89 2010年在华东区域气象中心投入业务应用，主要用于
90 支撑3-5天的短期预报。在常年的应用和检验中，发
91 现SWARMS-ENV1也存在着大多数集合预报系统的
92 通病之一，即系统发散度不足(Stensurd et al.,1999;
Buizza et al.,2005; Romine et al., 2014)，从而使得
集合预报系统不能有效地体现预报的不确定性，使用
效果往往达不到预期。

93 SWARMS-ENV1采用增长模繁殖向量来表征初始场
94 的不确定性；同时通过数值试验，最终选取3类积云
95 对流参数化方案(Kain-Fritsch new方案、Betts-
96 Miller-Janjic方案和Grell-Devenyi ensemble
97 方案)、2类地表参数化方案(Monin-Obukhov方案
98 和Monin-Obukhov(Janjic)方案)以及2类边界层
99 方案(MYJ方案和YSU方案)进行优化组合，最终形
100 成21个集合成员。短期集合预报常用上述多物理参
101 数化方案的组合来表征模式的不确定性，一方面，因
102 各种参数化方案之间的差异性较大，可增加集合的
103 离散度，有助于提升预报技巧(Berner et al., 2011,
104 2015)，但另一方面，该方法在理论和实际应用上也
105 存在着明显的缺点。Knutti等(2013)的研究明确
106 指出：从统计学的角度看，集合预报所添加的小扰
107 动应满足随机变量的统计特征，即变量之间是相互
108 独立且满足一定的概率密度分布，集合预报所表征
的预报不确定性是随机的预报误差随时间演化的结
果，而多物理参数化方案并不符合这一前提，不同的
物理参数化方案之间的物理假定、触发机制、概念模
型等均存在差异，不同方案也有各自不同的气候特
征和系统性的误差分布特征(Jankov et al.,2017)，
从而导致系统偏差或成员聚类(Johnson et al., 2011)
。此外，要发展和运维多套物理参数化方案也要耗费
大量的资源，目前，各大数值预报中心所采用的主
流模式扰动技术均为随机物理扰动方案，(Palmer et
al.,2009,Charron et al.,2010,Bouttier et al.,2012,
Weisheimer et al.,2014, Zhou et al. 2017)因此，
随着现今随机物理扰动方案受到越来越多的关注，
有必要进行新的尝试。

109 中国气象局上海数值预报模式系统(CMA-SH9)于
110 2015年底完成升级，无论是对高低空形势场预报还
111 是降水预报，其预报性能均得到明显改善(徐同等，
112 2016)，这为中尺度集合预报系统的升级提供了优
113 良的基础。本文希望以CMA-SH9的初始场作为控制
114 预报，并在此基础上开展中尺度集合预报试验：一
115 方面充分地利用全球集合预报的信息来构造区域集
116 合的初始扰动和侧边界扰动，从而整体上提升区域
117 集合预报系统的预报精度；另一方面针对集合离散
118 度偏低的现象，开展随机物理倾向扰动方案的参数
119 优化试验，确定适合模式配置的最优参数，最大可
能地表征模式的不确定性，从而提高集合系统离散
度；并最终通过批量试验来全面地评估集合预报系
统升级前后的预报能力。本文的结构安排如下：第
二部分介绍华东区域中尺度集合预报系统的概况以
及本文所进行的集合试验的设计和检验所用的资料；
第三部分评估为期一个月的梅雨期试验结果；第四
部分简要给出典型个例的降水预报；最后为小结与
讨论。

120 2 集合预报系统与资料

121

122 2.1 集合预报系统介绍

123 SWARMS-ENV1 (以下简称V1) 于2010年建成并投入业务使用, 系统的主要特点可以概
124 括为: 采用增长模繁殖法和多种物理参数化方案的组合, 构建21个集合预报成员, 预报范围
125 如图1中虚线区域所示, 模式水平格点数为159×159, 水平分辨率15km, 垂直方向27层, 控制
126 预报的初始场使用ADAS (ARPS Data Analysis System, Brewster, K, 1996) 提供的分析场, 侧
127 边界条件为NCEP 全球预报系统 (Global Forecast System, GFS) 的预报场, 侧边界条件每6
128 小时更新一次, 每日00 UTC和12 UTC启动, 进行120小时预报, 结果每小时输出一次。

129 升级后的华东区域中尺度集合预报系统 (SWARMS-ENV2, 以下简称 V2), 其预报范围
130 如图 1 所示, 控制预报的初始场同中国气象局上海数值预报模式系统 (CMA-SH9), 侧边界通
131 过降尺度 NCEP 全球集合预报系统 (Global Ensemble Forecast System, GEFS) 的控制预报获取,
132 模式水平格点数为 760×600, 水平分辨率为 9km, 垂直方向 51 层。模式选用 Thompson 双参数
133 云微物方案、RRTMG 长短波辐射参数化以及 Yousei University scheme (YSU) 边界层参数化
134 方案。模式通过 ADAS 客观分析系统和复杂云分析技术实现对观测资料的同化, 目前 ADAS
135 同化的观测资料主要包括常规探空观测和地面自动气象站观测, 后者包括常规地面观测
136 (SYNOP)、船舶观测 (SHIP)、机场地面报 (METAR)、浮标 (BUOY)、飞机观测 (AMDAR)
137 等; 同时模式利用复杂云分析技术对新一代天气雷达 (China new generation weather radar,
138 CINRAD, 李柏等, 2013) 的 SA、SB、SC 波段雷达的反射率进行同化。表 1 给出升级前后华
139 东区域中尺度集合系统的基础配置情况。

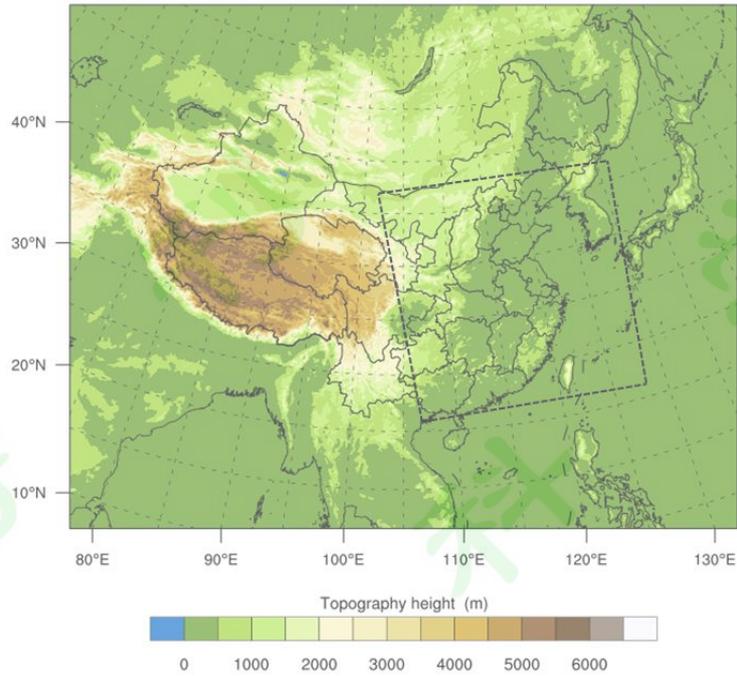
140 采用动力降尺度方法来获取集合预报的初始扰动场, 是一种直接且简单有效的方法
141 (Bowler 2009; Montani et al., 2011, Kühnlein et al., 2014), 当今一些中尺度集合预报系统(COSMO-
142 LEPS,MOGREPS)也均有所采用, 其模式分辨率从 9km-25km 不等, 甚至有研究直接将其用于
143 更高分辨率的对流尺度模式中 (Peralta, 2012)。GEFS 采用集合卡尔曼滤波 (EnKF) 方法 (Zhou
144 et al. 2017) 来表征大气初始时刻预报的不确定性, 同时引入随机物理倾向扰动来表征模式的不
145 确定性, 生成 21 个集合成员。V2 的集合初始扰动生成分为三个步骤: 第一步, 通过动力降尺
146 度方法直接将 GEFS 全球集合预报系统的初值场和预报场插值到区域模式的分辨率和范围, 从
147 而形成区域模式积分所需的初始场和侧边界条件。第二步, 计算降尺度后各集合成员 (Vi) 与
148 控制预报 (Vc) 的差, 从而形成各变量的扰动场 (Pi), 如公式 (1) 所示, 其中扰动变量包括:
149 风场、气压场、温度场和湿度场; 第三步, 将 CMA-SH9 同化后的分析场 (Va) 作为 V2 的控
150 制预报, 在其基础上, 将 (1) 式得到的扰动场与其进行融合, 从而形成新的集合初始扰动场
151 (Vpi)。在这个过程中, 由于初始扰动和侧边界条件均来自 GEFS, 也从一个侧面避免了两者
152 之间的不协调、激发虚假波动等问题 (Caron, 2013)。

$$153 \quad P_i = V_i - V_c \quad (1)$$

$$154 \quad V_{pi} = V_a + P_i \quad (2)$$

155 上式中, V 表示各物理量, Vi 表示直接动力降尺度得到的各成员的物理量场, Vc 为
156 GEFS 全球集合控制预报降尺度后的初始场, Pi 是各物理量的扰动场, Va 为 CMA-SH9 同化
157 后的分析场 (同时也是 V2 控制预报的初值场), Vpi 为融合以后新的集合初始场, i=
158 (1,2,...N) 为集合成员序号, N=20, 为集合成员数。

159



160
161
162
163
164
165
166

图 1 第一代中尺度集合预报系统（黑虚线）与扩展区域后第二代中尺度集合预报系统的预报范围
Fig.1 Horizontal domain for the SWARMS-ENV1 (black and dashed) and expanded domain of the SWARMS-ENV2

表 1 华东区域中尺度集合预报系统

Table 1 The setup of regional ensemble forecast system

版本	分辨率	格点数	预报时效	成员数	控制预报初值	控制预报侧边界	初值扰动	侧边界扰动	模式扰动
V1	15km	121×121	120h	21	ADAS 分析场	GFS 预报场	增长模繁殖法	无	多物理参数化组合
V2	9km	760×600	120h	21	ADAS 分析场	GEFS 控制预报的预报场	动力降尺度 NCEP 全球集合预报初值	NCEP 全球集合预报驱动	全随机物理倾向扰动方案

167
168
169
170
171
172
173
174
175

2.2 随机物理倾向扰动方案（SPPT）的优化

模式物理过程的倾向项用于表征不能被数值模式解析的次网格物理过程的总体效应，这类过程包含辐射、微物理、深对流、浅对流和边界层过程。Buizza 等（1999）首次提出将随机扰动加入模式物理过程的倾向项中来体现次网格物理过程的不确定性，即随机物理倾向扰动方案（Stochastically Perturbed Parameterization Tendencies, SPPT），Berner 等（2015）在前人的基础上（Palmer et al.,2009），将该方案引进至 WRF 模式中，并在实际业务预报中取得了较好的效果（Sanchez et al.,2016; Kevin et al.,2020）。

SPPT方案中的扰动项 X'_{phys} 可用公式（3）表示，式中 X_{phys} 表示温度、纬向风、经向风和

176 湿度的倾向, $r(x, y, t)$ 是一个与时间与空间相关的随机扰动场, 每个格点上的随机数满足均值
 177 为0, 方差为 σ^2 的高斯分布, 且 $|r| \leq 1$ 。

178
$$X'_{phys} = r(x, y, t)X_{phys} \quad (3)$$

179 将随机扰动场 $r(x, y, t)$ 通过二维傅里叶展开, 得到:

180
$$r(x, y, t) = \sum_{k=-K/2}^{K/2} \sum_{l=-L/2}^{L/2} r_{k,l}(t) \exp(2\pi i(\frac{kx}{X} + \frac{ly}{Y})) \quad (4)$$

181 上式中 K, L 为纬向和经向的波数, t 为积分时间; 谱系数 r 则可以通过一个一阶自回归过
 182 程 (AR1) 来描述, 即公式 (5)

183
$$r_{k,l}(t + \Delta t) = \left(1 - \frac{\Delta t}{\tau}\right) r_{k,l}(t) + g_{k,l} \varepsilon_{k,l}(t) \quad (5)$$

184 其中,
$$g_{k,l} = \left\{ \frac{\sigma_{k,l}^2 [1 - (1 - \frac{\Delta t}{\tau})^2]}{2 \sum_k \sum_l \exp(-8\pi k \rho_{k,l}^2)} \right\}^{\frac{1}{2}} \exp(-4k\pi \rho_{k,l}^2) \quad (6)$$

185 通过上述一系列的数学变换, 可以看到, SPPT 方案中有三个参数会影响到随机扰动场的
 186 形态, 即格点方差 (σ^2 , 下文记作 A)、随机扰动场的去相关时间 (τ , 下文记作 T) 和随机扰
 187 动场的去相关空间 (k , 下文记作 L)。已有学者对 SPPT 方案中的各参数在不同天气尺度背景
 188 下对预报变量所起的作用进行研究 (Bouttier et al., 2012; 袁月等, 2016; 闵锦忠等, 2018; 徐
 189 致真等, 2019), 但研究成果很大程度上依赖于所研究的动力系统, 至今仍没有明确的结论,
 190 因此仍然需要根据具体的模式配置和关注的预报对象进行大量的适应性试验。

191 本文选取两个典型个例, 一是 2019 年 11 月 23 日-25 日强降温个例, 其影响系统的水平尺
 192 度相对较大, 约有上百 km; 一是 2020 年 6 月 15 日-17 日强降水个例, 其影响系统为水平尺度
 193 200km 内的中尺度涡; 这两类天气发生的季节不同, 影响系统的特征尺度也存在差异, 上述三
 194 个参数对预报的影响如何? 参数值的选取是否具有一定的通用性? 它们之间怎样的配置可以
 195 最大程度地表征 V2 模式误差的不确定性? 为了回答上述问题, 设计表 2 的敏感性试验, 其中
 196 参考试验 REF 的参数取默认值, A, T 和 L 为单一要素的敏感性试验, PHY 为同时调整三参数
 197 的试验, 试验中初始场和侧边界条件均不做扰动, 取两倍的方差作为临界振幅值; 需要说明的
 198 是, 由于计算资源的限制, 表 2 中各试验的集合成员数均为 9。

200 表 2 随机物理倾向扰动方案 (SPPT) 的优化试验

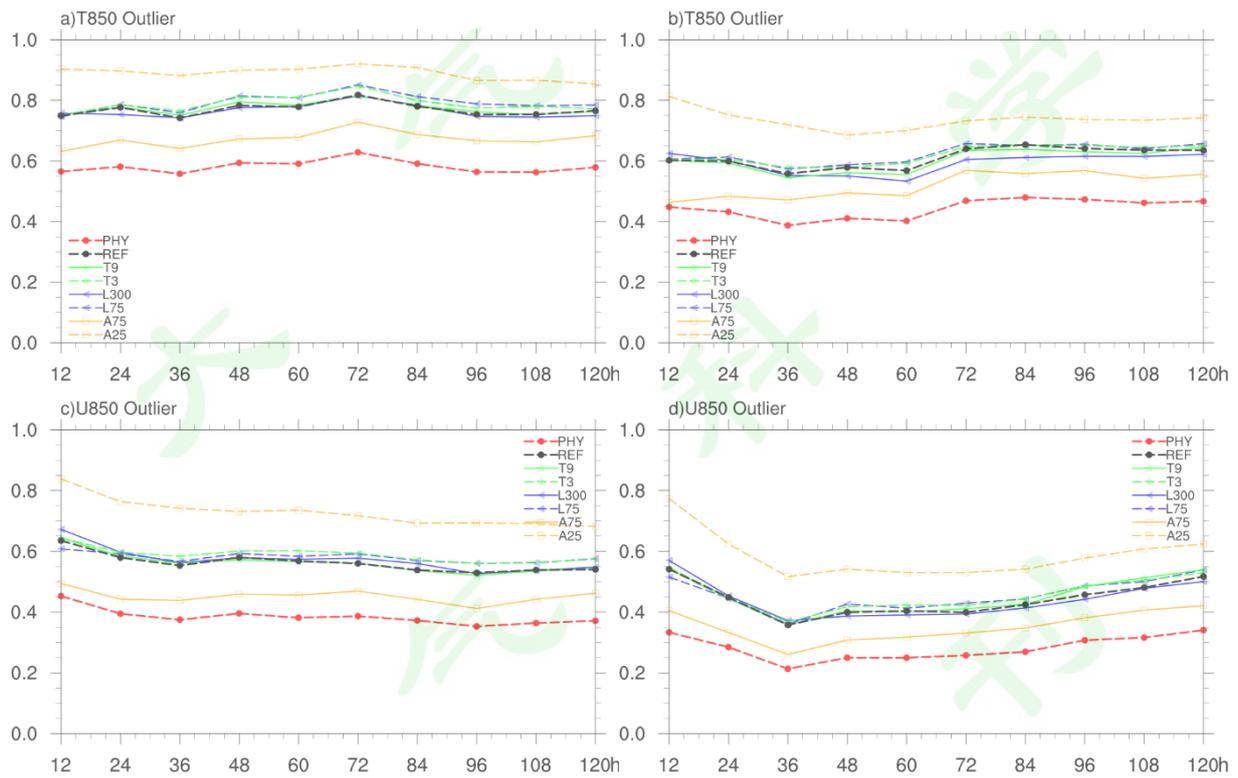
201 Table 2 Sensitive experiment of stochastic parameters

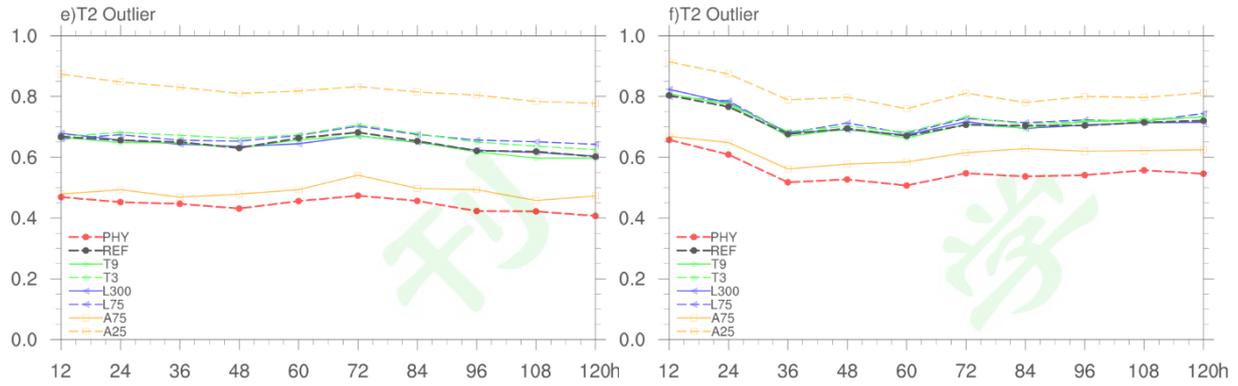
	格点 方差	去相关 时间(s)	去相关 空间(km)
REF	0.5	21600	150
A25	0.25	21600	150
A75	0.75	21600	150
T3h	0.5	10800	150
T9h	0.5	43200	150
L75	0.5	21600	75
L300	0.5	21600	300
PHY	0.75	43200	300

202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217

图 2 给出表 2 各组试验离群值的时序图，这里选取 850hPa 温度场，850hPa 纬向风场和 2m 温度场进行分析，试验中成员数取 $n=9$ ，则理想的离群值即为 $0.2 (2/(n+1))$ ，越接近理想值则说明系统的可信度越高。可以看到对于不同季节，不同尺度的天气个例，三个敏感参数的表现一致，说明这些参数具有较好的代表性和通用性。它们之间对预报的相对作用各不相同，对格点方差 (A) 进行改变后，各预报变量均出现了较大的变化，增加方差会系统性的降低离群值，反之，则增加了离群值，说明方差的增加使得集合系统的离散度随之增加，从而使得成员间的差异性增大，反映出更多预报的不确定性。随机扰动场的去相关空间 (L) 和随机扰动场的去相关时间 (T) 的改变，对预报的影响较小，与参考预报的结果相差不大，其影响远远小于方差改变带来的影响；但仔细分析也会发现，在夏季个例中，当增加 L 和延长 T 时，也会微弱地降低离群值，在一定程度上改进预报的可信度；三个参数对预报的影响大小依次为： $A>L>T$ 。当 PHY 试验根据模式自身的配置，合理调整 SPPT 方案中参数的阈值，并将其进行合理地组合后，在整个预报阶段，系统的离群值与理想的离群值最为接近，说明增强模式中随机物理过程的作用，更能有效地提高集合系统整体的可信度和预报能力。

218
219





220 图 2 850hPa 温度、850hPa 纬向风速和 2m 温度离群值时间序列图 (a,c,e 为冬季个例, b,d,f 为夏季个例)
 221 Fig. 2 Time series of outlier for 850hPa temperature, 850hPa zonal wind and 2-m temperature. (a,c,e for winter
 222 case, b,d,f for summer case.)
 223
 224

225 同时, 上述变量集合平均的均方根误差随时间的变化 (图略) 曲线也反映出: 在整个预报
 226 时段, 各组试验集合平均的预报误差均小于控制预报; 其中对格点方差进行调整, 各变量的预
 227 报误差在预报初期就有较明显下调, 且随着预报时效的延长, 集合平均相对于控制预报改进的
 228 幅度更为显著; 相对而言, 改变扰动的空间尺度和时间尺度, 两组误差曲线的走势较为接近,
 229 集合平均对控制预报的改进幅度较小。从变量上看, 850hPa 纬向风场的误差减少最为明显, 其
 230 次是 850hPa 温度和 2m 温度。

231 连续分级概率评分 (Continuous Ranked Probability Score, CRPS) 可以量化预报变量的累计
 232 概率分布函数 (CDF) 与观测值 Heaviside 函数之间的差异 (Hersbach, 2000), 可用于评估集
 233 合预报与确定性预报的预报准确率, CRPS 越小表示预报准确率越高, 理想情况下 CRPS 等于
 234 零。

$$235 \quad CRPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{x=-\infty}^{x=\infty} [F_i^x(x) - F_i^o(x)]^2 dx \quad (7)$$

236 公式 (7) 中, $F_i^x(x)$ 为预报累计概率, $F_i^o(x)$ 为观测累计概率。i=1,...,N, N 为总类别数。
 237

238 CRPS 的时序图如图 3 所示, 参数间的调整会引起 CRPS 不同程度的变化。总的来说: 对
 239 不同的变量, 减小方差 A, 会增加 CRPS, 反之则会减小 CRPS, 改变 A 所引起 CRPS 的变化
 240 幅度最为明显; 改变扰动场的去相关空间 L 和去相关时间 T, 在不同的预报时刻, 两组试验的
 241 CRPS 曲线在参考预报附近上下波动, 其变化幅度均较小。当合理地将参数进行配置后, CRPS
 242 值会明显降低, 这与图 2 的结论一致。注意到不同变量的 CRPS 也有差别: 850hPa 温度的 CRPS
 243 变化区间为 0.2-0.7, 850hPa 纬向风的变化范围在 0.5-1.2, 2m 温度的 CRPS 在 1.4-2.1 范围内
 244 波动, 这反映出模式对各变量的预报准确度也存在着差异。同时注意到: 冬夏个例之间, SPPT
 245 各参数间的影响趋势相似, 但从预报的准确度上看, 变量之间却存在差异: 对于 850hPa 的温
 246 度和纬向风冬季个例整体 CRPS 变化区间小于夏季个例, 反映出模式对冬季个例中低层的预报
 247 准确度更高; 而 2m 温度的预报, 夏季的 CRPS 评分低于冬季, 说明系统对夏季 2m 温度的预
 248 报技巧更高。

249 从上述典型个例的试验及评估结果可见, SPPT 方案中参数的选取具有一定的通用性, 当
 250 根据模式自身的配置来合理调整参数的阈值, 可以强化随机过程的影响, 对预报起到正效果;
 251 为此将试验得到的最优方案引入到 V2 中, 以最大程度地表征 V2 模式误差的不确定性。
 252

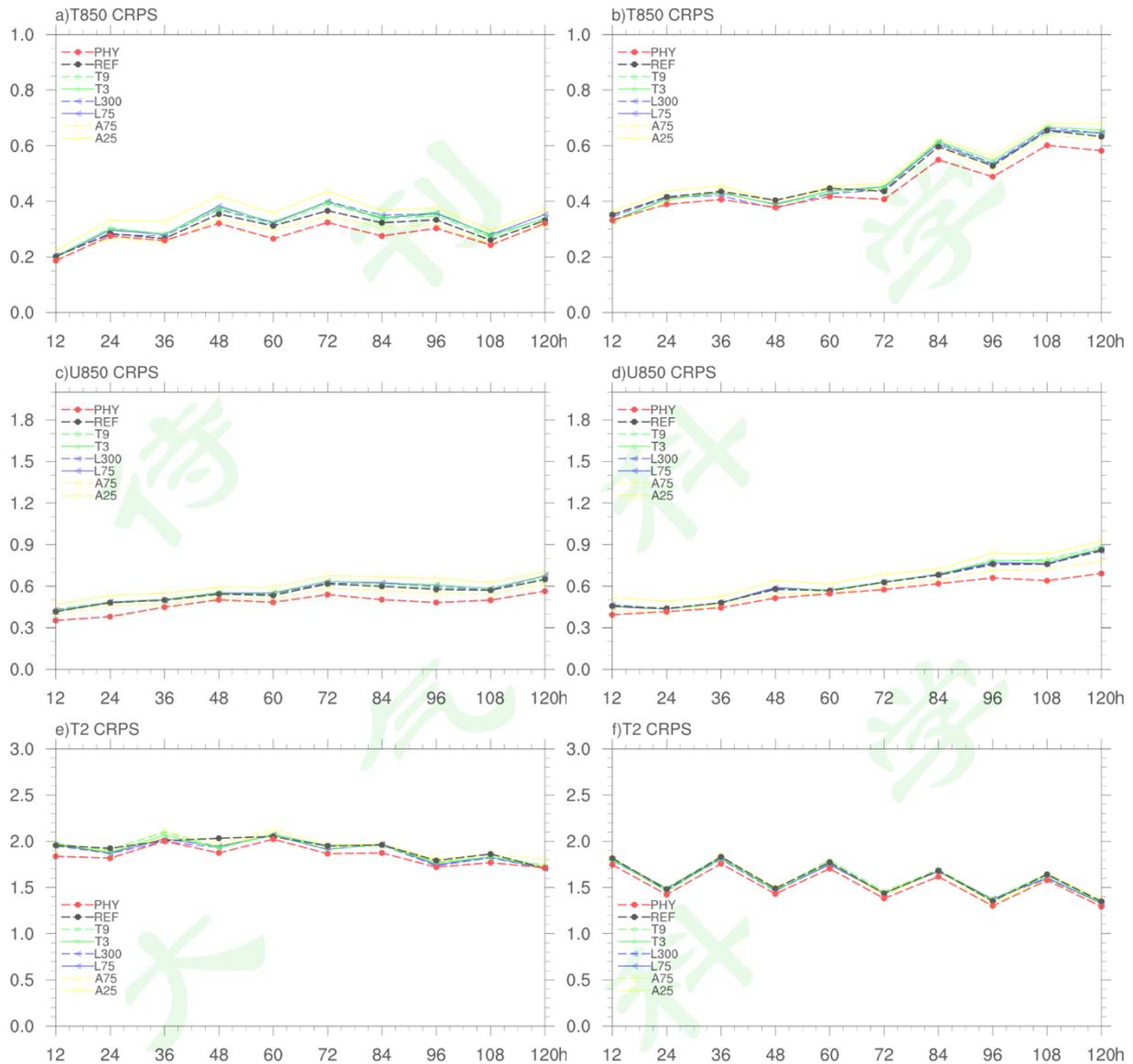


图3 同图2, 为CRPS时间序列图(a,c,e分别为冬季个例, b,d,f为夏季个例)

Fig. 3 Same as Fig.2, but for CRPS. (a,c,e for winter case, b,d,f for summer case.)

2.3 资料

本文降水预报检验使用图1中 SWARMS-ENV1 范围内的全国加密自动站资料, 该区域内有效站点数超过 20000 个; 同时, 地面和高空变量的检验使用同化后的格点分析场资料。需要说明的是, 文中 V1 与 V2 的比较部分, 为了比较的公正性, 即将 V2 的变量值插值到 V1 的区域进行, 其中水平插值方法为双线性插值, 垂直插值方法为线性插值, 检验统一为 V1 区域。

3 2020 年梅雨期预报性能分析

梅雨是我国汛期重要的天气气候系统, 2020 年夏季江淮流域经历了一次典型的梅雨季, 梅雨呈现出入梅早、出梅晚、梅雨期长、雨区范围广、累计雨量大、强降水过程多的特点(刘芸芸和丁一汇, 2020), 一些学者从观测事实出发, 对这次超强梅雨的形成原因做了探讨分析(陈

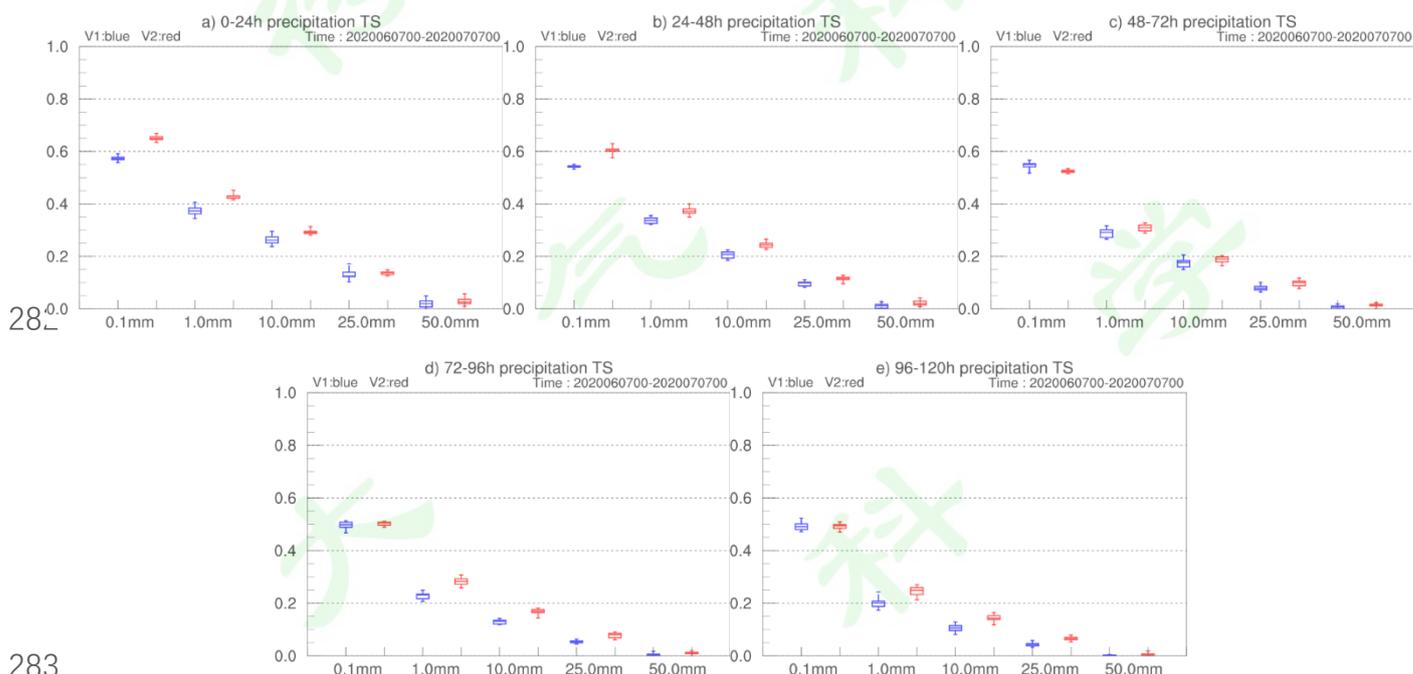
270 涛等, 2020; 张芳华等, 2020)。基于上述典型个例的试验结果, 选取此次梅雨季作为研究对
271 象, 试验时间为 2020 年 6 月 7 日至 7 月 7 日, 通过对比分析 V1 和 V2 的强降水预报情况, 从
272 而加深对系统现有预报能力的认识, 也为后续对 V2 的进一步改进提供科学依据。

273

274 3.1 降水预报评分

275 3.1.1 TS/Bias 评分检验

276 图 4 给出系统升级前后一个月的梅雨试验的降水 TS 评分, 图中蓝色为 V1 的结果, 红色
277 为 V2 的结果。整体而言, TS 评分随着预报时效的延长呈下降趋势, 对于不同预报时效各量级
278 的降水预报, V2 较 V1 均有大幅度改善。具体来说, 对于有无降水的预报, V2 在 2 天之内的
279 预报改善显著, TS 评分整体能维持在 0.6 以上, 但之后的预报技巧不及 V1, 略微下降至 0.5 左
280 右; 但降水一旦发生, V2 对降水落区和强度的描述则更为准确, 表现为在各时次各量级的 TS
281 评分均有所提高。



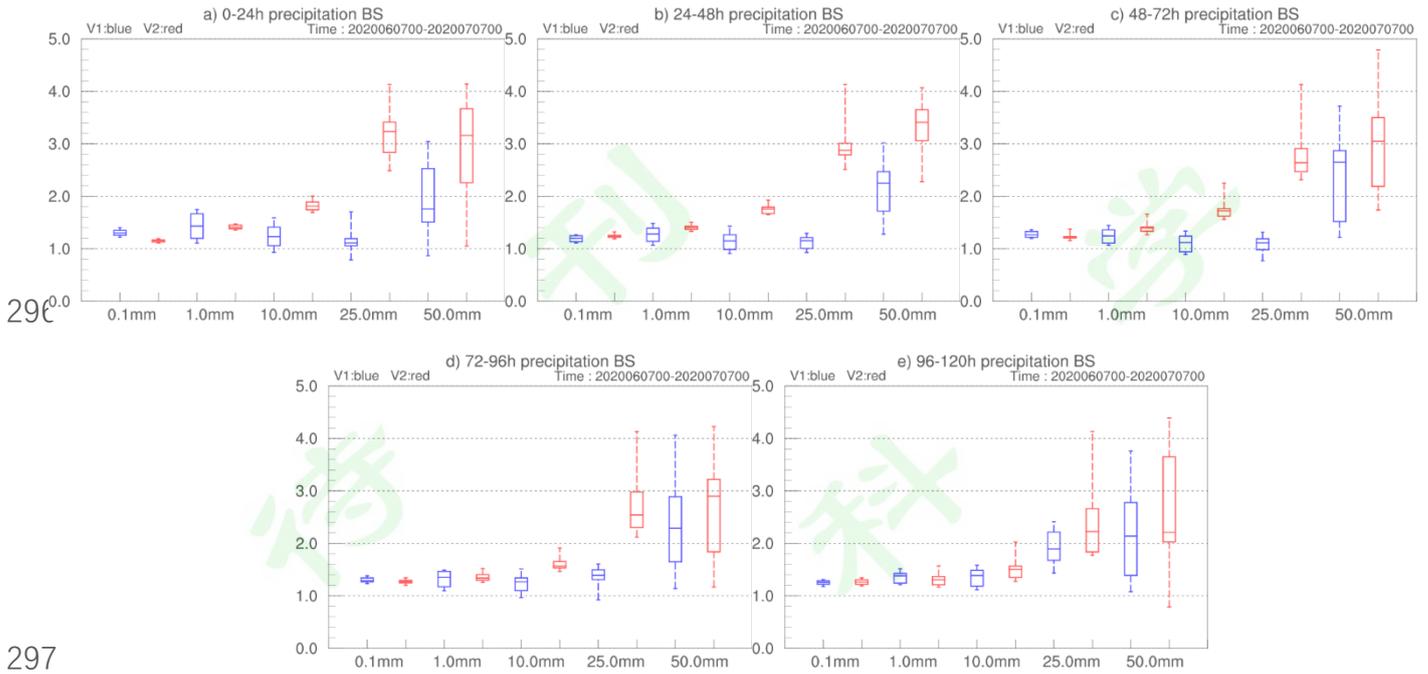
283 图 4 24h 累计降水的 TS 评分 (横坐标为降水量级, 蓝色为 V1, 红色为 V2)

284 Fig. 4 Treat Score for 24h accumulated precipitation. (The abscissa is the precipitation level, blue is V1 and red is
285 V2)

286

287
288 与此同时, 从预报偏差的对比结果看 (图 5), 两个系统的 Bias 评分均大于 1, 说明均存
289 在着对各降水量级过度预报的趋势, V1 在预报时效 96h 之内对大雨及以下量级的预报偏差变
290 化幅度较小, 基本维持在 1.5 上下, 对暴雨量级的预报, 预报偏差明显增加; V2 的偏差在中雨
291 以下量级与 V1 相当, 但对于更大量级的降水, 偏差则尤为突出。空报率则从另一个侧面来评
292 估模式预报的准确性, 它衡量的是预报将发生的事件中有多少比例在实况中并没有发生, 计算
293 发现, V2 的空报率相比于 V1, 在有无降水和小雨量级的预报中, 各时次的空报率下降明显;
294 中到大雨的量级, V2 的空报率大于 V1 (图略)。

295



299

297

298 图 5 24h 累计降水的 Bias 评分（横坐标为降水量级，蓝色为 V1，红色为 V2）

299 Fig. 5 Bias Score for 24h accumulated precipitation. (The abscissa is the precipitation level, blue is V1 and red is
300 V2)

301

302 3.1.2 Brier 技巧评分

303 Brier 技巧评分，即 BSS (Brier, 1950) 给出概率预报相对于参考预报的改进程度，取值在
304 $(-\infty, 1]$ 之间，其值越大越好，评分为 1 即表示完美的概率预报。下式中 BS 为 Brier 评分，
305 $BS_{reference}$ 为参考预报的 Brier 评分，这里选取试验期间 1 个月的平均观测概率作为参考预
306 报， p_i 为预报概率， o_i 为观测概率。

307

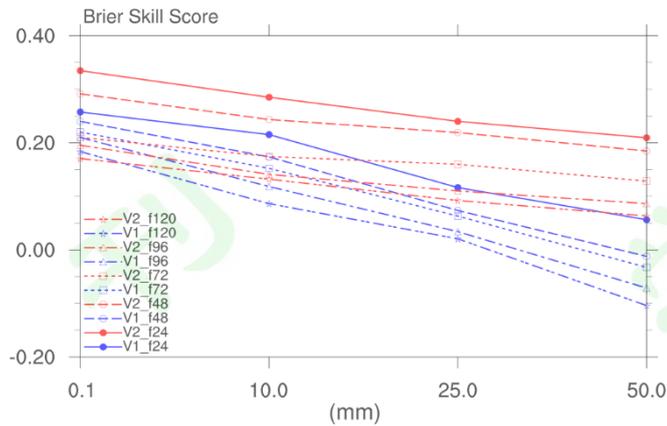
$$BSS = \frac{BS - BS_{reference}}{0 - BS_{reference}} = 1 - \frac{BS}{BS_{reference}} \quad (8)$$

308

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - o_i)^2 \quad (9)$$

309

310 图 6 给出系统升级前后不同预报时效、各降水量级的 BSS 评分，图中蓝色为 V1 结果，红
311 色为 V2 结果。由图可见，BSS 评分各时次走势相近，整体而言，相同的预报时效，随着降水
312 量级的增加，评分逐渐降低；同时相同的降水量级，随着预报时效的延长，评分也呈下降趋势。
313 其中，V1 对大雨 ($<25.0\text{mm}$) 及以下量级的 BSS 为正值，说明相对于参考预报，V1 对于大雨
314 及以下量级的预报有正技巧；但随着降水强度的进一步加大和预报时效的延长，BSS 有负值出
315 现，说明预报技巧有所下降，其中 V1 对于 50.0mm 以上的强降水，除 24h 外，各预报时次均
316 缺乏预报能力。反之，V2 的 BSS 曲线对不同的降水量级在各预报时效均为正值，说明相对于
317 参考预报，整体上 V2 的概率预报更有参考性；同时 V2 的 BSS 普遍高于 V1，反映出 V2 的预
318 报准确率较 V1 均有不同程度的改进。此外，随着降水量级的增加，两组 BSS 曲线间的差别也
逐渐扩大，反映出 V2 对强降水的概率预报准确率和可信度较 V1 改善幅度更显著。

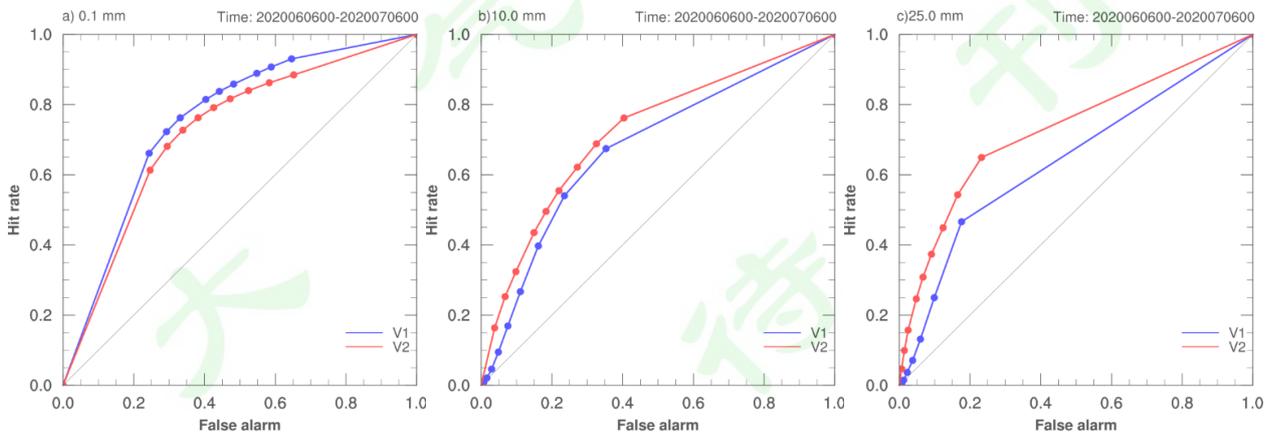


319
320 图 6 24h 累计降水的 Brier Skill Score (横坐标为降水量级, 蓝色为 V1, 红色为 V2)

321 Fig. 6 Brier Skill Score for 24h accumulated precipitation. (The abscissa is the precipitation level, blue is V1 and
322 red is V2)

323
324 3.1.3 ROC 曲线

325 相对作用特征 (Relative Operating Characteristic, ROC) 的原理是将信号探测理论应用到数值
326 天气预报的二分类要素预报的检验中, ROC 曲线是对概率预报系统的分级概率分别计算命
327 中率与假警率, 用以判断系统的预报准确率 (Harvey et al.,1992), 在 ROC 曲线中, 曲线位于
328 对角线左上方则可认为系统是具备预报能力 (Mason and Mimmack,2002), 图中对角线可视为
329 技巧线。由于主要关注集合预报系统在 3 天以后的降水预报, 这里给出新旧两个系统 120 小时
330 预报时效对不同降水量级的 ROC 曲线 (图 7), 在其他预报时段结果类似 (图略)。由图可
331 见, 无论是升级之前还是升级之后的系统, 其曲线均位于对角线上方, 反映出系统具备了一定的
332 预报能力; 同时, ROC 曲线与对角线所包含的面积, 可用 ROC 面积表示, 这也是衡量系统
333 预报准确率的另一种方式, 从图中可以看到, 随着降水量级的增加, ROC 面积呈现逐渐减小的
334 趋势。具体到各个降水量级, 两个系统对各个分级概率的命中率和假警率变化趋势一致, 即
335 随着概率临界值的增加, 命中率和假警率也随之增加; 对有无降水的预报 (图 7a), V1 的 ROC
336 面积大于 V2, 反映出 V1 对有无降水的预报准确率更高; 当降水量级增加到中雨 (图 7b),
337 情况则相反, V2 的 ROC 面积大于 V1, 相比于有无降水的情况, 相同概率临界值的假警率普
338 遍大幅降低; 大雨量级的 ROC 评分与中雨类似 (图 7c), V2 的得分高于 V1, 且两者的差别更
339 为显现, 说明对于较大量级的降水预报, V2 的预报准确率更高, 这一结果与 3.1.2 的结果一致。



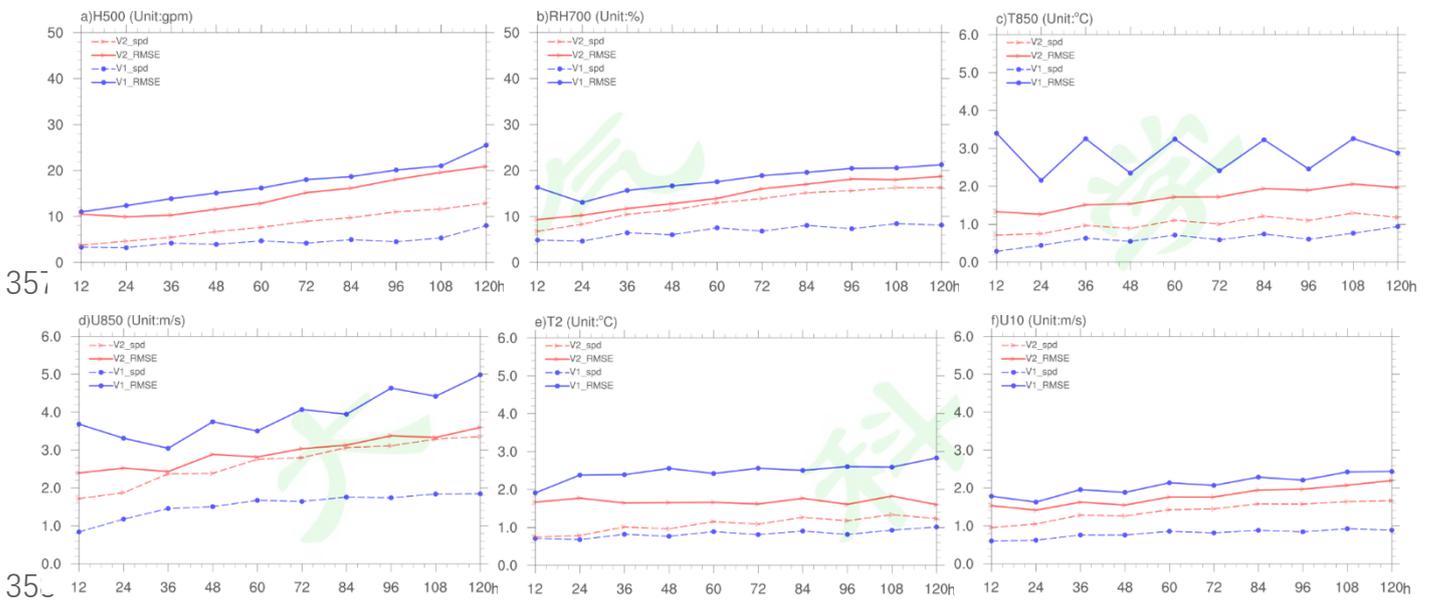
340
341 图 7 不同量级 24h 累计降水的 ROC 图表 (预报时效: 120 小时)

342 Fig.7 ROC diagram for different precipitation levels. (Forecast lead-time: 120h)

343 3.2 形势场预报

344 3.2.1 均方根误差-离散度关系

345 常用集合平均的均方根误差与集合离散度的关系来探讨集合系统的可信度。对于一个完美
 346 的集合系统而言，集合离散度可以反应出随流型变化的预报的不确定性，因此，集合离散度与
 347 误差随时间应有相同的振幅和增长率。许多集合系统的发散度都偏低，即表现为预报的不确定
 348 性远大于离散度，从而导致预报过度自信（Buizza et al., 2005, 2009），图 8 给出系统升级前后
 349 对不同预报变量的集合离散度与均方根误差的变化曲线，两者越接近则说明集合系统的可信度
 350 越高。总体上看，V2 系统各个变量大部分时次的预报误差均较 V1 有大幅降低，同时离散度稳
 351 步提高，即两者之间的差值在缩小；而相对而言，V1 系统对各变量的预报，一方面预报误差
 352 较大，另一方面离散度也维持在低位，很难随着预报时效的延长而得到发展，致使两者的差值
 353 较大。具体到每个变量，改善最为明显的是 850hPa 纬向风场，其次是 700hPa 相对湿度和 10m
 354 纬向风场。同时从 RMSE 的曲线上可见，V1 系统对 850hPa 的温度和纬向风的预报存在波动的
 355 现象，即有日变化的抖动，这种现象在 V2 系统中得到缓解，反映出预报更趋于稳定。
 356



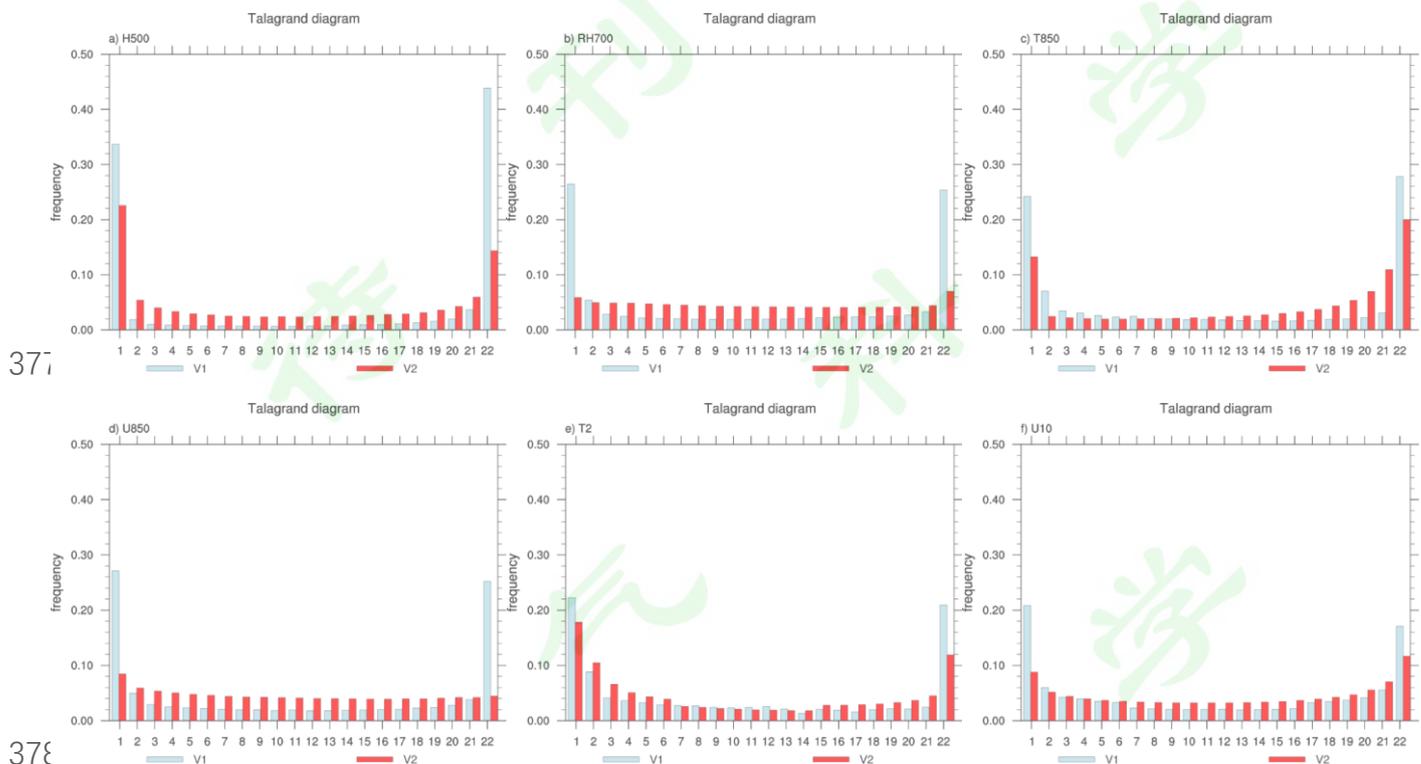
357 图 8 集合平均均方根误差与集合离散度的时序图 (a. 500hPa 位势高度、b.700hPa 相对湿度、c. 850hPa 温
 360 度、d.850hPa 纬向风、e.2m 温度、f.10m 纬向风)

361 Fig.8 Time series of the RMSE of ensemble mean and the ensemble spread. (a. 500hPa geopotential height, b.
 362 700hPa relative humidity, c. 850hPa temperature, d. 850hPa U, e. 2m temperature and f. 10m U)

364 3.2.2 Talagrand 分布

365 Talagrand 图表是评估集合预报系统常用的工具（Talagrand et al.,1997;Hamill and
 366 Colucci,1997），用于检查观测落在排序后的集合成员预报的相对区间的频数。一个可信的集合
 367 预报系统，能较好地表征预报的不确定性，从统计意义上说，观测落在集合成员间的频数是相
 368 同的，Talagrand 图表则表现为相对平坦的分布。图 9 给出集合系统对各预报变量 120 小时的
 369 Talagrand 分布，根据 21 个集合成员，可以计算得到观测频率的最优值，即 1/22 (0.045)，当
 370 各区间的数值越接近这个最优频率，说明系统成员间的等效性一致，整体性能越好。整体上看，
 371 V1 的各变量均呈现出明显的 U 型分布，反应出系统的离散度不足，特别是位势高度场，整个
 372 垂直层自上而下表现一致，各层的最大频率均超过 0.4，其中 500hPa 位势高度场的最大频率接

373 近 0.438；对比各预报变量，发现 V2 对系统的改进最为显著的是 700hPa 相对湿度、850hPa 纬
 374 向风场和 10m 纬向风场，从图表中可以看到，各区间的频率分布平坦，与最优频率接近，这一
 375 结果与图 8 的结果一致；对其他变量，V2 的分布虽依然呈现出 U 型分布，但整体分布形态有
 376 所缓解，频率大值区较 V1 均有下降，说明系统离散度不足的问题有一定程度的改善。

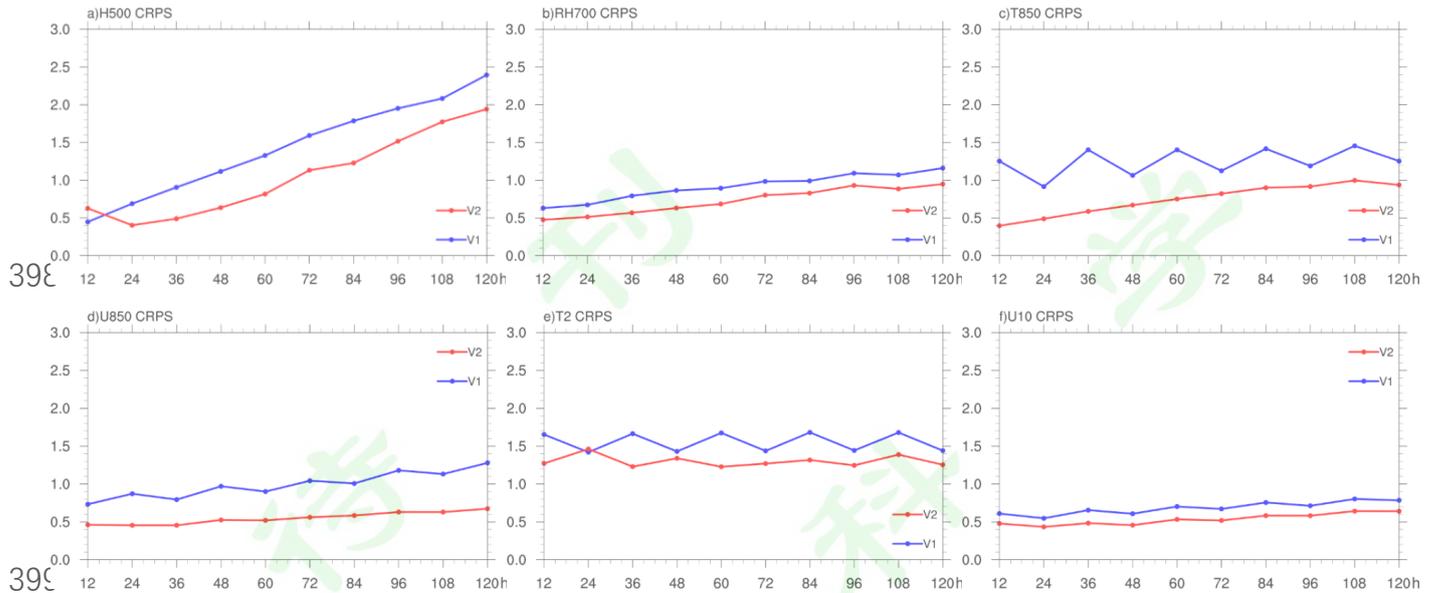


377
 378 图 9 预报 120h 各变量 Talagrand 分布 (a. 500hPa 位势高度、b. 700hPa 相对湿度、c. 850hPa 温度、d.
 379 850hPa 纬向风、e. 2m 温度、f.10m 纬向风)

380
 381 Fig. 9 Talagrand diagram for variables at forecast lead-time at 120 hours. (a. 500hPa geopotential height, b. 700hPa
 382 relative humidity, c. 850hPa temperature, d. 850hPa U, e.2m temperature, and f. 10m U)

383
 384 3.2.3 CRPS 评分

385 进一步从概率预报的角度来检验系统升级前后的预报能力，图 10 给出了各变量 CRPS 随
 386 时间的变化曲线。由图可见，系统升级后，整体的 CRPS 均呈现出明显的下降趋势，说明系统的
 387 整体预报能力有所提升。对不同的变量，预报能力各异，其改进的幅度也存在差别。具体而
 388 言，CRPS 值变化幅度最大的是 500hPa 的位势高度场（图 10a），随着预报时效的延长，V1 的
 389 CRPS 呈单调递增的趋势，变化区间为 0.5-2.4，V2 除前 24h 降低，其它时次的变化趋势与 V1
 390 相似，但 CRPS 的绝对数值上有大约 0.5 的降幅。此外，改进幅度显著的还有 850hPa 的温度和
 391 纬向风，36h 温度的 CRPS 值从 1.4 降低至 0.6，120h 纬向风的 CRPS 值从 1.3 降低至 0.65，改
 392 进幅度均在 50% 以上。此外，对于温度的预报，无论是大气中低层 850hPa（图 10c）还是地面
 393 2m 的温度（图 10e），V1 的 CRPS 呈现波动的趋势，V2 为相对平滑的曲线，这与其他变量一
 394 致，说明 V2 预报的连续性和一致性更好。CRPS 的绝对数值大小，也反映出系统对各变量的
 395 预报准确性，V2 对中低层纬向风的 CRPS 各时次均在 0.5 附近，RH700 和 T850 的 CRPS 也控
 396 制在 0.4-1.0 范围内，说明系统对上述变量的预报能力优于 H500 和 T2，这也与前文的结论一
 397 致。



399

399

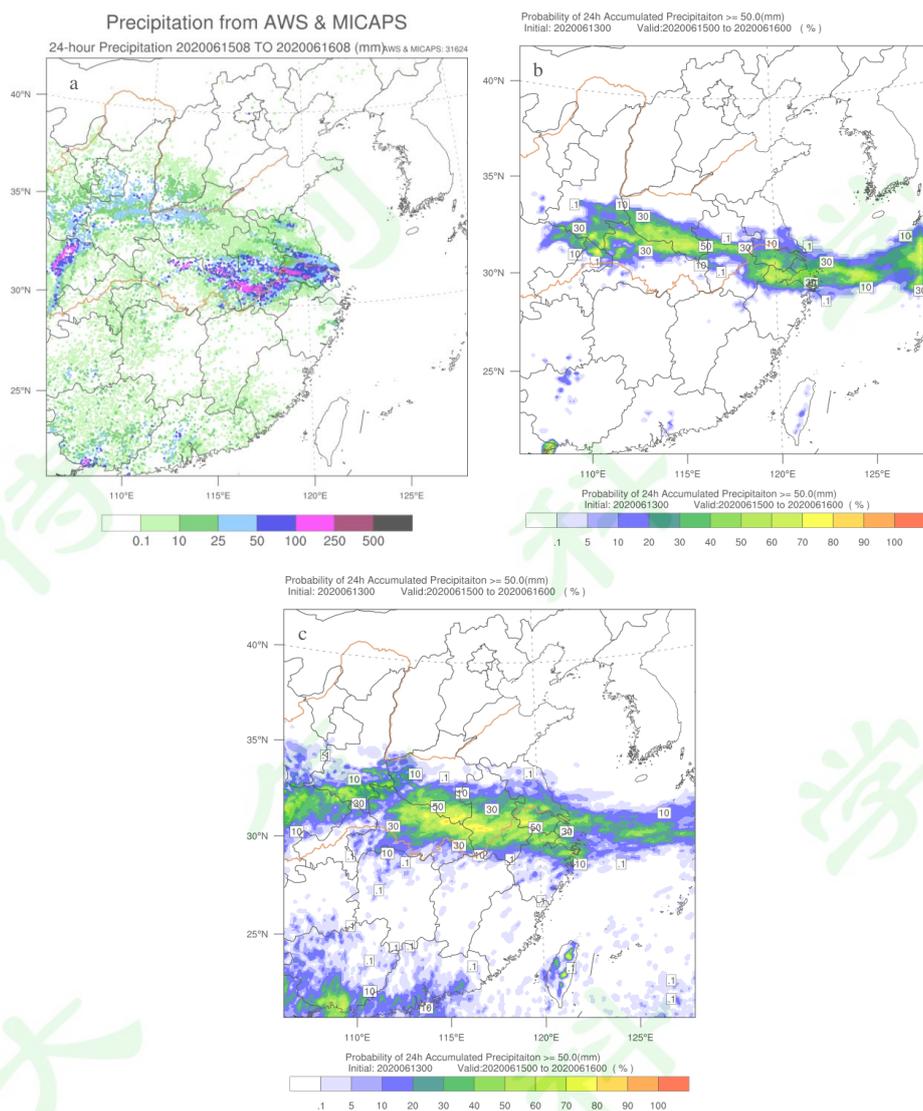
400 图 10, 同图 9, 为 CRPS
401 Fig.10 Same as Fig.9, but for CRPS.

402

403 4 2020 年 6 月 15 日-16 日梅雨降水

404 基于全国自动站资料绘制 2020 年 6 月 15 日 00 时至 16 日 00 时 24h 累计降水量(图 11a),
405 关注安徽省中部和南部、江苏省南部及上海这一范围的强降水, 各站累计雨量普遍在
406 100~150mm; 从天气分析可知(图略), 这次过程的环流背景为典型的江淮梅雨配置: 欧亚大
407 陆的中高纬地区, 呈现两槽一脊的形势; 地面天气图上, 长江沿岸和四川盆地为静止锋, 其中
408 中国东部地区的静止锋与中低空切变线位置较重合, 给长江下游沿岸带来持续性的暴雨。为了
409 了解华东区域中尺度集合预报系统在中后期对强降水的预报能力, 分析 6 月 13 日 00 时起报, 系
410 统 72h 大于 50mm 的降水概率预报(图 11b-c)。从预报的雨带位置上看, V1 的强降雨带主体位
411 于长江以北, 降水中心概率约 50%-70%, 但相比实况的强降水落区, 预报略微偏北, 以致安徽
412 中部的强降雨带出现断裂, 且安徽南部地区出现漏报; V2 的强降雨带整体组织性较好, 从空间分
413 布上看, 从河南南部、安徽省中南部至上海一线均呈现出连续的降水, 可以看到其中有两个强
414 降水中心, 其一位于江苏省西南部, 出现暴雨的概率 >70%; 另一个位于安徽省中南部、豫鄂
415 交界地区, 出现暴雨的概率更高(局部地区达到 80% 以上), 而且与实况的强降水中心更为吻
416 合。

417



418

419 图 11 24h 累计降水 (单位: mm) 和大于 50mm 的降水概率

420 (a:2020 年 6 月 15 日 00 时至 16 日 00 时; b:V1 大于 50mm 的降水概率; c:同 b, 为 V2)

421 Fig.11 24h accumulated precipitation (Units: mm) and the probability over 50mm.

422 (a:2020061500UTC-2020061600UTC; b:The probability over 50mm of V1; c:same as b, but for V2)

423

424 5 小结与讨论

425 本文通过考虑区域模式预报中不确定性的各种来源, 分别引入初始场误差、侧边界误差和
426 模式误差来构建新一代的华东区域中尺度集合预报系统(SWARMs-ENV2), 并从提高集合系统
427 离散度的角度出发, 对 SPPT 方案的参数进行优化; 将新旧系统开展 2020 年为期一个月的梅
428 雨期降水试验, 得到如下结论:

429 (1) 通过对 SPPT 方案中参数的敏感性试验证实了所调优的参数具备一定的通用性。对预
430 报的影响大小依次为: 格点方差、随机扰动场的去相关空间和随机扰动场的去相关时间。根据
431 模式的自身配置, 合理调整三个参数的阈值, 从而强化物理过程的随机效应, 通过对大气中低
432 层的风场、湿度场的影响, 可以有效地提高集合系统整体的可信度和预报能力。

433 (2) 梅雨期降水试验的评估结果表明：升级后的华东区域中尺度集合预报系统在各时次
434 各量级的降水 TS 评分均有所提升，但仍然存在着降水强度偏大的问题。

435 (3) 综合各类降水概率预报的评估结果可见：系统升级后对中到大雨预报的准确率和可
436 信度提升明显，对强降水事件的描述更准确。

437 (4) 形势场的检验结果表明，SWARMS-ENV2 各变量的分布表现出不同的特征：系统对
438 大气中低层风场、湿度场和 2m 温度的预报效果有明显改进，但对形势场的预报仍存在一定的
439 预报偏差。相比 SWARMS-ENV1，系统升级后，其整体性能明显提升，其优势可概括为：系统
440 预报误差的降低，离散度的增加，即系统整体的预报可信度增加；从用户的角度而言，对一些
441 关键过程，预报的可提示性增加，产品的可用度提高。

442
443

444 参考文献 (References)

445 Berner J, Ha S.Y, Hacker J.P, et al. 2011. Model uncertainty in a mesoscale ensemble prediction system: Stochastic
446 versus multiphysics representations[J]. Mon. Wea.Rev.,139:1972-1995.
447 doi: <https://doi.org/10.1175/2010MWR3595.1>

448 Berner J, Fossell K R, Ha S.Y, et al..2015. Increasing the skill of probabilistic forecasts: understanding performance
449 improvements from model-error representations[J]. Mon. Wea.Rev., 143:1295-1320.
450 doi: <https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00091.1>

451 Bowler, N. E and Mylne K. R. 2009. Ensemble transform Kalman filter perturbation for a regional ensemble
452 prediction system[J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 135: 757-766.
453 doi: <https://doi.org/10.1002/qj.404>

454 Bouttier F, Benoit Vie, Nuissier .O and Raynaud L. 2012.Impact of stochastic physics in a convection-permitting
455 ensemble[J]. Mon. Wea.Rev.,140:3706-3721.dio:10.1175/MWR-D-12-00031.1

456 Brewster, K., 1996: Application of a Bratseth analysis scheme including Doppler radar data. Preprints, 15th Conf. on
457 Weather Analysis and Forecasting, Norfolk, VA, Amer. Meteor. Soc., 92-95.

458 Brier,G.W. 1950.Verification of forecasts expressed in terms of probability[J]. Mon. Wea.Rev,78:1-3.
459 doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1950\)078<0001:VOFEIT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1950)078<0001:VOFEIT>2.0.CO;2)

460 Buizza R., Miller M, and Palmer T. N, 1999. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF
461 ensemble prediction system[J]. Quart. J.Roy.Meteor.Soc., 125:2887-2908. <https://doi.org/10.1002/qj.49712556006>

462 Buizza R, Houtenkamer P.L, Toth Z, et al. 2005. A comparison of the ECMWF, MSC, and NCEP global ensemble
463 prediction systems[J]. Mon. Wea.Rev.,133:1076-1097.
464 doi: <https://doi.org/10.1175/MWR2905.1>

465 Caron J F. 2013. Mismatching perturbations at the lateral boundaries in limited-area ensemble forecasting: A case
466 study[J]. Mon Wea Rev.,141:356-374. doi: <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00051.1>

467 Charron, M., G. Pellerin, L. Spacek, P. L. Houtekamer,N. Gagnon,H. L. Mitchell, and L. Michelin, 2010: Toward
468 random sampling of model error in the Canadian ensemble prediction system. Mon.Wea. Rev., 138, 1877-1901,
469 doi:10.1175/2009MWR3187.1.

470 Clark, A. J., W. A. Gallus Jr., M Xue, et al. 2009. A comparison of precipitation forecast skill between small
471 convection-allowing and large convection-parameterizing ensembles. Wea. Forecasting, 24, 1121-
472 1140,doi:10.1175/2009WAF2222222.1

473 陈涛, 张芳华, 于超, 等。2020. 2020 年 6-7 月长江中下游极端梅雨天气特征分析[J]. 气象, 46(11):1415-
474 1426. Chen T, Zhang F H, Yu C, et al,2020.Synoptic analysis of extreme Meiyu precipitation over Yangtze River

475 Basin during June-July 2020[J]. Meteor Mon(in Chinese),46(11):1412-1426. doi: 10.7519/j.issn.1000-
476 0526.2020.11.003

477 Grit E P and C Mass.2002. Initial result of a mesoscale short-range ensemble forecasting system over the Pacific
478 northwest [J]. Wea Forecasting., 17: 192-205. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-
479 0434\(2002\)017<0192:IROAMS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(2002)017<0192:IROAMS>2.0.CO;2)

480 Ha, S, Berner J, and Snyder C, 2015. A comparison of model error representations in mesoscale ensemble data
481 assimilation [J]. Mon. Wea. Rev., 143: 3893–3911. doi:10.1175/MWR-D-14-00395.1

482 Hacker J P, HA S Y, Snyder C, et al. 2011. The U.S.Air Force Weather Agency’s mesoscale ensemble: Scientific
483 description and performance results [J].Tellus,63A: 625-641. doi: 10.1111/j.1600-0870.2010.00497.x

484 Hamill, T.M, and Colucci S.J. 1997: Verification of Eta-RSM short-range ensemble forecasts [J]. Mon. Wea.Rev.,
485 129:1312-1327. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1997\)125<1312:VOERSR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1997)125<1312:VOERSR>2.0.CO;2)

486 Hamill T.M, and Whitaker J S. 2011. What constrains spread growth in forecasts initialized from ensemble Kalman
487 filters?[J]. Mon. Wea. Rev.,133:2132-3147. doi: <https://doi.org/10.1175/2010MWR3246.1>

488 Harvey,L.O., Hammond Jr. K. R, Lusk,C.M et al.,1992. The application of signal detection theory to weather
489 forecasting behavior[J]. Mon. Wea.Rev.,120:863-883. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-
490 0493\(1992\)120<0863:TAOSDT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1992)120<0863:TAOSDT>2.0.CO;2)

491 Hohenegger, C., and Schär C. 2007. Predictability and error growth dynamics in cloud-resolving models[J]. J. Atmos.
492 Sci., 64:4467–4478 . doi: <https://doi.org/10.1175/2007JAS2143.1>

493 Hohenegger, C, Walser A, Langhans W, and Schär C. 2008. Cloud-resolving ensemble simulations of the August
494 2005 Alpine flood[J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 134: 889–904. doi:<https://doi.org/10.1002/qj.252>

495 Jankov I, Berner J, Beck J, et al. 2017. A performance comparison between multiphysics and stochastic approaches
496 within a North American RAP ensemble [J]. Mon. Wea.Rev.,145:1161-1179. doi:[http://dx.doi.org/10.1175/mwr-d-
497 16-0160.1](http://dx.doi.org/10.1175/mwr-d-16-0160.1)

498 Johnson A., Wang X, Xue M, et al. 2011. Hierarchical cluster analysis of a convection –allowing ensemble during
499 the Hazardous Weather Testbed Spring Experiment, PAART II:Ensemble clustering over the whole experiment
500 period[J]. Mon. Wea.Rev.,139: 3694-3710. doi: <https://doi.org/10.1175/MWR-D-11-00016.1>

501 Kain J S , MC Coniglio, J Correia et al. 2013: A feasibility study for probabilistic convection initiation forecasts
502 based on explicit numerical guidance. Bull. Amer. Meteor. Soc., 94,1213-1225,doi:10.1175/BAMS-D-11-00264.1.

503 Kevin M.L, Ryan D.T, and Yang S C. 2020. Evaluation of stochastic perturbed parameterization tendencies on
504 convective-permitting ensemble forecasts of heavy rainfall events in New York and Taiwan[J]. Wea. Forecasting.
505 35:5-24. doi: <https://doi.org/10.1175/WAF-D-19-0064.1>

506 Knutti R, Masson D, and Gettelman A, 2013. Climate model genealogy: Generation CMIP5 and how we got there[J].
507 Geophys. Res. Lett., 40: 1194–1199. <https://doi.org/10.1002/grl.50256>

508 Kühnlein C, Keil C, Craig G.C et al. 2014. The impact of downscaled initial condition perturbations on convective-
509 scale ensemble forecast of precipitation [J]. Quart. J.Roy.Meteor.Soc., 140: 1552-
510 1562. <https://doi.org/10.1002/qj.2238>

511 李柏, 古庆同, 李瑞义, 等。2013. 新一代天气雷达灾害性天气检测能力分析及其未来发展[J]. 气象, 39 (3) :
512 265-280. Li B, Gu Q T, Li R Y, et al, 2013. Analyses on disastrous weather monitoring capability of CINRAD and
513 future development. (in Chinese).39(3):265-280. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2013.03.001

514 刘畅, 闵锦忠, 冯宇轩, 等。2018. 不同模式扰动方案在风暴尺度集合预报中的对比试验研究[J]. 气象学报,
515 76(4): 605-619. Liu C, Min J Z, Feng Y X, et al, 2018. Comparison of different model perturbation schemes on
516 storm-scale ensemble forecast. Acta Meteorologica Sinica(in Chinese).76(4):605-619. doi: [10.11676/qxxb2018.019](https://doi.org/10.11676/qxxb2018.019)

517 刘芸芸, 丁一汇, 2020. 2020 年超强梅雨特征及其成因分析[J]. 气象, 46(11):1393-1404. Liu YY, Ding Y H, 2020.
518 Characteristics and possible cause for extreme Meiyu in 2020[J]. Meteor Mon(in Chinese), 46(11):1393-1404.
519 DOI:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.11.001

520 Mason, S.J. and Mimmack G.M. 2002. Comparison of some statistical methods of probabilistic forecasting of ENSO.
521 J. Climate. 15:8-29. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2002\)015<0008:COSSMO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2002)015<0008:COSSMO>2.0.CO;2)

522 Mass, C. F., D. Ovens, K. Westrick, and B. A. Colle, 2002: Does increasing horizontal resolution produce better
523 forecasts? The results of two years of real-time numerical weather prediction in the Pacific Northwest. Bull. Amer.
524 Meteor. Soc., 407–430. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2002\)083<0407:DIHRPM>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2002)083<0407:DIHRPM>2.3.CO;2)

525 闵锦忠, 刘畅, 王世璋等。2018. 随机物理倾向扰动在风暴尺度集合预报重点的影响研究[J]. 气象学报,
526 76(4):590-604. Min J Z, Liu C, Wang S Z et al. 2018. Impact of stochastically perturbed parameterization tendencies
527 on storm-scale ensemble forecast[J]. Acta Meteorologica Sinica(in Chinese), 76(4):590-
528 604. doi:10.11676/qxxb2018.018.

529 Montani A., Cesari D, Marsigli C, et al, 2011. Seven years of activity in the field of mesoscale ensemble forecasting
530 by the COSMO-LEPS system: Main achievements and open challenges[J] Tellus, 63A: 605–624.
531 <https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2010.00499.x>

532 Nutter P, Stensrud D, Xue M. 2004a. Effects of coarsely resolved and temporally interpolated lateral boundary
533 conditions on the dispersion of limited-area ensemble forecasts.[J]. Mon Wea Rev., 132: 2358-2377.
534 doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<2358:EOCRAT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<2358:EOCRAT>2.0.CO;2)

535 Nutter P, Xue M, Stensrud D. 2004b. Application of lateral boundary condition perturbations to help restore
536 dispersion in limited-area ensemble forecasts[J]. Mon Wea Rev., 132: 2378-2390. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<2378:AOLBCP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<2378:AOLBCP>2.0.CO;2)

537

538 Palmer T.N, Buizza R, Doblas-Reyes F, et al., 2009. Stochastic parameterization and model uncertainty. ECMWF
539 Tech. Memo 598, 42pp

540 Peralta C., Bouallègue Z. B, Theis S. E, et al., 2012. Accounting for initial condition uncertainties in COSMO-DE-
541 EPS [J]. J. Geophys. Res., 117: D07108, doi: 10.1029/2011JD016581

542 Romine, G. S, Schwartz C. S, Berner J, et al., 2014. Representing forecast error in a convection-permitting ensemble
543 system[J]. Mon. Wea. Rev., 142: 4519–4541. doi: <https://doi.org/10.1175/MWR-D-14-00100.1>

544 Saito K, Seko H, Kunii M et al., 2012. Effect of lateral boundary perturbations on the breeding method and the local
545 ensemble transform Kalman filter for mesoscale ensemble prediction[J]. Tellus, 64 :1-4.
546 <https://doi.org/10.3402/tellusa.v64i0.11594>

547 Sanchez C., Williams K.D, and Collins M, 2016. Improved stochastic physics schemes for global weather and climate
548 models[J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 142: 147-159.
549 <https://doi.org/10.1002/qj.2640>

550 Schwartz, C.S, G.S Romine, R.A Sobash. et al, 2015. NCAR'S experimental real-time convection-allowing ensemble
551 prediction system[J]. Wea Forecasting, 30, 1645-1654, doi:10.1175/WAF-D-15-0103.1

552 Stensrud, D. J., Brooks H. E, Du J, et al. 1999. Using ensembles for short-range forecasting[J]. Mon. Wea. Rev., 127:
553 433–446. doi: [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1999\)127<0433:UEFSRF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1999)127<0433:UEFSRF>2.0.CO;2)

554 Swinbank R, Kyouda M, Buchanan P, et al., 2016: The TIGGE project and its achievements[J]. Bull. Amer. Meteor.
555 Soc., 49-68. doi:10.1175/BAMS-D-13-00191.1

556 孙建华, 赵思雄, 傅慎明, 等。2013. 2012 年 7 月 21 日北京特大暴雨的多尺度特征[J]. 大气科学, 37(3):
557 705-718. Sun J H, Zhao S X, Fu S M. et al., 2013. Multi-scale characteristics of record heavy rainfall over Beijing

558 area on July 21,2012[J].Chinese Journal of Atmospheric Sciences.(in Chinese),37(3):705-
559 718.doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2013.12202

560 Talagrand O., Vautard R, and Strauss B. 1997. Evaluation of probabilistic prediction systems. Proc. ECMWF
561 Workshop on predictability, Reading, United Kingdom, ECMWF, 1-25.

562 Volker W, Behrendt A, Bauer H S, et al. 2008.The convective and orographically induced precipitation study: A
563 research and development project of the World Weather Program for Improving Quantitative Precipitation
564 Forecasting in low-mountain regions[J]. Bull Amer Meteor Soc,89(10):1477-1486. doi:10.1175/2008BAMS2367.1

565 Weisheimer, A., S. Corti, T. N. Palmer, and F. Vitart, 2014: Addressing model error through atmospheric stochastic
566 physical parametrizations: Impact on the coupled ECMWF seasonal forecasting system. Philos. Trans. Roy. Soc.
567 London, A372, 20130290, <https://doi.org/10.1098/rsta.2013.0290>.

568 徐同, 李佳, 杨玉华, 等。2016. SMS-WARMS V2.0 模式预报效果检验[J].气象, 42: 1176-1183. Xu T,Li J,
569 Yang Y H, et al. 2016.Verification of SMS-WARMS V2.0 model forecast results.[J]. Meteor Mon, (in Chinese),
570 42(10):1176-1183. dio:10.7519/j.issn.1000-0526.2016.10.002.

571 徐致真, 陈静, 王勇, 等。2019. 中尺度降水集合预报随机参数扰动方法敏感性试验[J]. 气象学报, 77(5):
572 849-868. Xu Z Z, Chen J, WANG Y, et al. Sensitivity experiments of a stochastically perturbed parameterizations
573 (SPP) scheme for mesoscale precipitation ensemble prediction. Acta Meteorologica Sinica, (in Chinese),77(5):849-
574 868. dio:10.11676/qxxb2019.039.

575 Xu Zhizhen, Chen Jing, Jin Zheng, et al, 2020. Assessment of the forecast skill of multistochastic methods with the
576 GRAPES regional ensemble prediction system in the east Asian monsoon region[J]. Wea. Forecasting, 35:1145-
577 1171.doi: <https://doi.org/10.1175/WAF-D-19-0021.1>

578 袁月, 李晓莉, 陈静, 等。2016.GRAPES 区域集合预报系统模式不确定性的随机扰动技术研究[J].气象, 42
579 (10):1161-1175.Yuan Y,Li X L,Chen J, et al.2016. Stochastic parameterization toward model uncertainty for the
580 GRAPES mesoscale ensemble prediction system [J]. Meteor Mon,(in Chinese),42(10): 1161-1175.dio:
581 10.7519/j.issn.1000-0526.2016.10.001.

582 张涵斌, 陈静, 智协飞, 等。2014. GRAPES 区域集合预报系统应用研究[J]. 气象, 40(9): 1076-1087.Zhang
583 H B, Chen J, Zhi X F, et al.2014. Study on the application of GRAPES regional ensemble prediction system[J].
584 Meteor Mon,(in Chinese), 40(9):1076-1087.dio:10.7519/j.issn.1000-0526.2014.09.005.

585 张芳华, 陈涛, 张芳, 等。2020. 2020年6-7月长江中下游地区梅汛期强降水的极端性特征[J]. 气象, 46(11):1405-
586 1414. Zhang F H, Chen T, Zhang F, et al, 2020. Extreme feature of severe precipitation in Meiyu period over the
587 middle and lower reaches of Yangtze River Basin in June-July 2020 [J]. Meteor Mon, (in Chinese),46(11):1405-1414.
588 doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.11.002

589 Zhou X, Y. Zhu, D. Hou et al.,2017. Performance of the New NCEP Global Ensemble Forecast System in a Parallel
590 Experiment[J].Weather and Forecasting, 32(5):1989-2004. <https://doi.org/10.1175/WAF-D-17-0023.1>