
基于 S2S 模式的湖南汛期延伸期强降雨过程的集成预测方法研究

毛承敏^{1,3,4}, 张剑明^{1,4}, 曾宇星^{1,4}, 赵辉^{1,4}, 汤亦豪^{1,4}, 彭嘉栋^{1,2,4*}

1 湖南省气候中心, 长沙 410000

2 吐鲁番市气象局, 吐鲁番 838000

3 怀化市气象局, 怀化 418000

4 湖南省气象防灾减灾重点实验室, 长沙 410000

*通讯: 彭嘉栋, 14865976@qq.com

2022 年气候预测与气候应用技术论坛

摘 要

每年长江中游地区都有成千上万的人受到强降水的威胁,造成严重的人员伤亡和经济损失。然而,对该地区强降水过程的预测,特别是次季节到季节的强降水预测,仍然具有一定难度。为了更好地预测该地区的强降水过程,我们研究了从次季节到季节预测(S2S)模式中的单一模式(中国气象局(CMA)、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)和美国国家环境预报中心(NCEP))的释用办法和多模式释用方法,用来预测湖南省汛期(4-8月)的强降水过程。通过强降水过程评分规则分析了原始模式、单模式释用和多模式释用方法对强降水过程的预测性能。结果表明,多模式释用在延伸期(未来11-30天)的预测得分为75.1,比原始模式和三个单模式释用平均得分分别高9.8分和6.7分。对于空报率和漏报率,多模式释用的空报率为33.9%,比原始和单模式释用的分别低4.7%和3.4%。多模式释用的漏报率为5.4%,比原来和单模式释用的分别少8.6%和2.9%。

关键字: S2S 模式、强降水过程、最优阈值、多模式释用

2022年气候预测与气候应用

引言

S2S (Sub-seasonal to Seasonal) 预测研究项目是由 WMO 下属的世界天气研究计划 (World Weather Research Program, WWRP) 和世界气候研究计划 (World Climate Research Program, WCRP) 联合建立, 在天气到气候的次季节多时间尺度预报预测业务里, 将数值天气预报应用到短期气候预测之中, 这是天气预报到季节预测的关键接口, 从而连接起中长期天气预报到季节预测之间的缝隙^[1]。

近年来, 得益于模式和同化技术的不断发展, 以及集合方法的不断优化, S2S 模式的预报技巧已经得到了显著提高。例如, 美国国家环境预报中心 (National Center for Environment Prediction, NCEP) 则为 44d; 欧洲中期天气预报中心 (European Center for Medium Weather Forecast, ECMWF) 的预测技巧更高, 可以达到 46d^[2]。中国气象局 (CMA) S2S 数据中心对提升我国全球预报预测服务能力也有帮助^[3], 并积极参与到 S2S 国际合作的交流中, 展开我国的次季节尺度预测研究工作^[4], 先后发展了不同版本的气候系统模式^[5-8], 以便逐渐实现业务应用^[9], 目前 CMA 模式的预测时效是 60d。

近几年, 国内外学者分别对降水和气温^[10]、寒潮^[11]以及东亚地区夏季的气候变化过程^[12]和澳大利亚夏季风异常^[13]在次季节尺度上的预报进行了综合评估。此外, Bombardi 等^[14]采用了 S2S 研究项目中的三个全球模型验证了南美、东亚和澳大利亚北部雨季开始和结束日期的次季节预报能力; 赵崇博、任宏利等人^[15]对 S2S 模型 BCC_CSM1.2 进行了全面评估。这些研究都表明 S2S 预报具有一定的可靠性, 但进行熟练的预报还存在一定的难度^[16]。

同时一些研究^[17-20]表明, S2S 各模式的延伸期降水定性和定量预测技巧均随预报月份的改变而变化。其中, 定性预测技巧在主汛期尤其是盛夏时期高于其他时段, 但定量预测技巧却在盛夏最低。仅从定性预测技巧来看, 在次季节尺度内, CMA 和 BoM 则分别是次季节尺度内 5 月和 6-9 月极端降水预测效果最好的模式^[21]。

湖南汛期降雨频繁, 易引发山洪、泥石流以及城市内涝等自然灾害。且每年汛期湖南均存在 1 至 3 段雨水集中期, 期间降水过程间隔时间短、雨量集中强度大, 易引发流域性洪水。次季节-季节尺度预测能够延长强降水过程的预见期, 是政府部门从被动应对灾害转为主动减灾的一个关键预测时段, 对于提升气象服务能力, 筑牢防灾减灾的第一道防线至关重要。由于 S2S 是对全球范围的次季节-季节预测, 对湖南这一特定区域的预测仍存在一定程度的偏差, 特别是单一模式的预测稳定性不足。综上, 本文基于 CMA、ECMWF 和 NCEP 等 S2S 模式产品, 对湖南汛期延伸期 (11-30 天) 降水过程进行预测效果检验评估, 在此基础上开展

单模式预测订正及多模式集成预测方法研究,具有重要的科学意义和广泛的社会应用价值。

1. 资料与方法

1.1 资料

本文 S2S 模式包括: 中国气象局(CMA)、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)和美国国家环境预报中心(NCEP)。表 1 显示了各预报中心的模式信息,包括预报时效、分辨率、集合样本和预报频率。CMA 的预测周期为 60d, 水平分辨率为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$, 集合样本为 4 个, 预测频率为每天 1 次。ECMWF 的可预测期为 46 天, 水平分辨率为 16km (15 天内) 和 32km (15 天以上), 集合样本为 51 个, 预报频率为每周 2 次。NCEP 的可预测周期为 44 天, 水平分辨率为 $\sim 1^{\circ} \times 1^{\circ}$, 集合样本为 16 个, 预测频率为每天 1 个 (表 1)。

表 1 预报中心 S2S 模式数据信息

S2S 模式名称	时效(d)	分辨率(水平)	实时预报	
			运行次数	集合数
CMA(babj)	0-60	$\sim 0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$	1/日	4
ECMWF(ecmf)	0-46	Tco639(16km) Tco319(32km)	2/周	51
NCEP(kwbc)	0-44	$\sim 1^{\circ} \times 1^{\circ}$	1/日	16

注: \sim 表示分辨率约为。

本文采用资料选取上述三家模式 2017 年至 2020 年期间 4 月至 8 月日降水预报数据。同时, 站点观测资料选取 2017 年至 2020 年湖南省 96 个国家站 4 月至 8 月日降水观测资料。将三家模式预测的降水数据分别与湖南省这 4 年每年 4 月至 8 月的日降水量实况进行匹配分析, 计算强降水过程的预测得分。

1.2 方法

将数值模式预报降水的网格数据通过双线性插值法插值到湖南省 96 个国家站站点。然后将预报的降水数据分别与湖南省 2017 年至 2020 年 4 月至 8 月的日降水量实况进行匹配分析, 计算强降水过程的预测得分, 以检验和评估模式的预测能力。

单站强降水标准是: 日降水量 $\geq 10\text{mm}$ 算 1 个强降水日, 否则视为无强降水。全省强降水过程按照单日有 6 个以上站点 (包括 6 站) 出现强降水日, 且持续 1 天以上来判定, 分为短过程和长过程两种。短过程是指持续时间在 2 天及以下的

过程，长过程是指持续时间在 3 天及以上的过程。

1.2.1 强降水过程预测的评分规则

短过程统计时段是预报时段初日的前一天起至预报时段终日的后一天止；预报降水过程为 1 天时，短过程统计时段（共 3 天，含预报过程前后各 1 天，下同）内任意单日出出现强降水日站数多于 6 站（含 6 站），视为该过程预报正确，降水过程评分记为 100 分，否则为空报，记 0 分。当预报降水过程为 2 天时，短过程统计时段（共 4 天）内任意单日出出现强降水日站数多于 6 站（含 6 站），视为该过程预报正确，发生日只要在预报时段内，降水过程评分记为 100 分，若发生日仅在前后所跨时段内时，降水过程评分记为 70 分；短过程统计时段内未出现 6 站以上（含 6 站）降水的视为空报，记 0 分。

长过程统计时段即是预报时段，即预报时段初日起至预报时段终日止；长过程统计时段内，出现强降水日站数多于 6 站（含 6 站）的天数大于等于该预报时段的 $1/3$ 天数（预报时段天数出现小数时进行四舍五入处理）时，视该过程预报正确，降水过程评分记为 100 分，否则为空报，记 0 分。

预报有降水以外的时段均视为预报无降水时段，该时段内，连续的逐日全省 6 站以上（含 6 站）出现强降水日，视为漏报一次降水过程。

强降水过程预报质量 P_{r0} 评分评定计算公式为：

$$P_{r0} = \frac{\sum_{i=1}^r P_i}{N + N_f} \quad (1)$$

其中， P_i 为预报正确的降水过程评分， r 为预报正确的降水过程次数， N_f 为漏报的降水过程次数， N 为预报有降水过程的次数。

具体评分规则如下：

$$P_{r0}(ARI_AVG) = \frac{P_{rA1-5} + P_{rA6-10} + P_{rA11-15}}{3} \quad (2)$$

其中， P_{rA1-5} 是在短期预报时段（1-5 天）对未来某一时期强降雨过程的预测得分， P_{rA6-10} 是在中期预报时段（6-10 天）的预测得分， $P_{rA11-15}$ 是在长期预报时段（11 天以上）的预测得分。而 $P_{r0}(ARI_AVG)$ 是模型在未来某个时期的平均预测得分。

需要特别注意的是，如果在某个提前期有多个预测样本，则以每个样本的平

均分作为 P_{RA1-5} 的值, P_{RA6-10} 和 $P_{RA11-15}$ 也一样。

1.2.2 单模式检验方法

将模式预测的降水内插到本站, 通过公式 (1)、(2) 计算各模式在不同预报时段的预测得分, 即为单模式的原始预测得分 (简称原始得分)。

由于模式预测降水大都存在一定的系统性偏差, 因此通过调节强降水日的阈值来对单模式的预测结果进行订正。具体方法如下: 以 1mm 为间距, 分别取 6 至 15mm 来判定强降水日, 使用强降水量过程评分规则, 选择评分最高评分的阈值来判定模式预测的强降水过程 (以下简称: 最优阈值法)。然后通过式 (1) 和 (2) 计算得到各模式在不同预报时段的预测得分, 即为单个模式释用预测评分 (简称释用得分)。

1.2.3 多模式释用检验方法

将某一天超过各模式最佳阈值的日降水量确定为单一模式的强降水日, 定义为 P_i , 赋值为 1 (若不超过, 则将 P_i 赋值为 0)。根据各模式在不同预报时段释用得分的分数, 确定各模式在不同预报时段的权重系数, 得到多模式综合强降水日 P_d 。

多模式集成强降水日 P_d 的计算公式如下:

$$P_d = \frac{\frac{W_{CMA1}}{N_{1-5}} \sum_{i=1}^5 P_i + \frac{W_{CMA2}}{N_{6-10}} \sum_{i=6}^{10} P_i + \frac{W_{CMA3}}{N_{11-15}} \sum_{i=11}^{15} P_i + \frac{W_{NCEP1}}{N_{1-5}} \sum_{i=1}^5 P_i + \frac{W_{NCEP2}}{N_{6-10}} \sum_{i=6}^{10} P_i + \frac{W_{NCEP3}}{N_{11-15}} \sum_{i=11}^{15} P_i + \frac{W_{ECMWF1}}{N_{1-5}} \sum_{i=1}^5 P_i + \frac{W_{ECMWF2}}{N_{6-10}} \sum_{i=6}^{10} P_i + \frac{W_{ECMWF3}}{N_{11-15}} \sum_{i=11}^{15} P_i}{W_{CMA1} + W_{CMA2} + W_{CMA3} + W_{NCEP1} + W_{NCEP2} + W_{NCEP3} + W_{ECMWF1} + W_{ECMWF2} + W_{ECMWF3}} \quad (3)$$

其中, N_{1-5} 为每个模型在短期预测 (1-5 天) 的预测样本数, N_{6-10} 为中期预测 (6-10 天) 的预测样本数, N_{11-15} 为长期预测 (11-15 天) 的预测样本数。

W_{CMA1} 、 W_{CMA2} 和 W_{CMA3} 、 W_{NCEP1} 、 W_{NCEP2} 、 W_{NCEP3} 、 W_{ECMWF1} 、 W_{ECMWF2} 和 W_{ECMWF3} 分别代表 CMA、NCEP 和 ECMWF 模型在不同预报时段 (1-5 天、6-10 天和 11-15 天) 的权重系数。

当 $P_d \geq 0.5$ 时, 确定为综合强降水日; 否则, 确定该日无强降水。然后, 用公式 (1) 计算不同预报时段多模式集成的预报得分, 即多模式集成的预报得分 (简称集成得分)。

1.2.4 空报率与漏报率判断方法

空报是指对应时间内模式预报有强降水过程而实况没有强降水过程。空报率 (FAR) 是指空报次数除以预报次数。漏报是指对应时间内模式没有预报强降水过

程而实况出现了强降水过程。漏报率 (PO) 是指漏报次数除以实况强降水过程次数。

表 2 空报与漏报

		预报次数	
		正确	错误
实况次数	正确	Na	Nf
	错误	Nb	--

$$FAR = \frac{Nb}{Na + Nb} \quad (3)$$

$$PO = \frac{Nf}{Na + Nf} \quad (4)$$

2. 结果分析

2.1 单模式检验

2.1.1 单模式原始预测评分

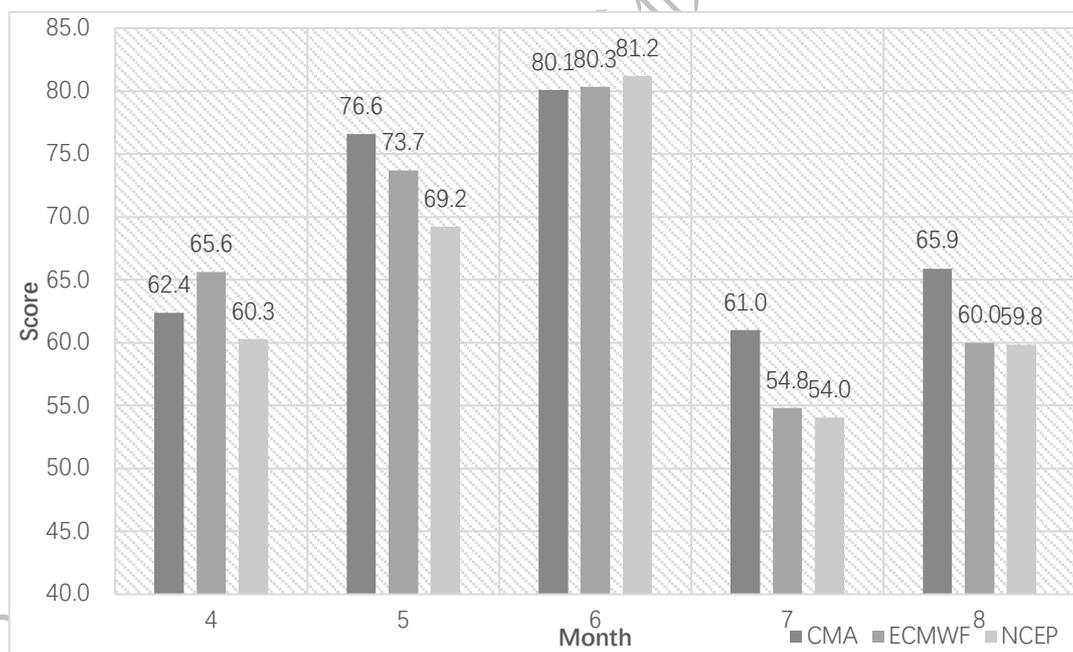


图 1 模式原始评分

各模式强降水过程预报质量在 5-6 月相对较高, 其中 5 月平均为 73.2, 6 月平均分为 80.5, 这可能与这段时间湖南降水比较集中有关。4 月、7 月和 8 月评分相对较低, 其中 7 月最低为 56.6。

从各模式的平均分来看, 4-8 月 CMA 评分最高为 69.2, 其次为 ECMWF 的 66.9, NCEP 的 64.9 最低。

2.1.2 单模式释用预测评分

基于 CMA、ECMWF 和 NCEP 模式预测数据与实况降水数据，根据强降水过程评分规则，选择不同阈值进行分析，各家模式 4 至 8 月各月的评分情况如表 3 至表 5，可以发现 CMA 模式对湖南省 4-8 月延伸期强降水的最优阈值分别为 7mm、7mm、6mm、14mm、6mm；ECMWF 模式对湖南省 4-8 月延伸期强降水的最优阈值分别为 8mm、7mm、6mm、6mm、6mm；NCEP 模式对湖南省 4-8 月延伸期强降水的最优阈值分别为 6mm、6mm、9mm、6mm、6mm。

综上所述，模式预测降水较实况降水有系统性的偏低，导致最优阈值大都低于实况强降水过程判别阈值（10mm），且随着阈值的上升，整体评分呈下降的趋势。

表 3 CMA 模式分月不同阈值评分结果

	6mm	7mm	8mm	9mm	10mm	11mm	12mm	13mm	14mm	15mm
4 月	64.48	64.50	63.34	63.14	62.37	63.70	62.16	61.70	57.56	57.03
5 月	79.15	79.92	79.13	77.38	76.56	75.65	74.85	74.23	71.23	69.27
6 月	81.92	80.80	79.85	79.90	80.07	80.35	79.77	77.99	77.39	76.34
7 月	62.64	61.31	60.99	61.14	60.98	61.27	61.44	62.65	63.23	62.26
8 月	72.24	69.47	68.24	67.63	65.90	66.75	66.31	65.86	63.49	61.44

表 4 ECMWF 模式分月不同阈值评分结果

	6mm	7mm	8mm	9mm	10mm	11mm	12mm	13mm	14mm	15mm
4 月	66.58	65.00	67.11	66.97	65.60	66.18	66.55	65.63	66.32	67.01
5 月	77.32	77.67	74.18	73.23	73.69	75.50	74.18	75.01	73.30	71.31
6 月	84.18	82.51	82.14	81.21	80.33	79.41	78.74	78.84	76.53	76.90
7 月	58.32	56.62	53.38	53.18	54.81	53.43	52.82	53.76	53.76	52.85
8 月	65.53	61.23	60.30	60.79	60.00	62.64	56.06	50.79	55.37	55.15

表 5 NCEP 模式分月不同阈值评分结果

	6mm	7mm	8mm	9mm	10mm	11mm	12mm	13mm	14mm	15mm
4 月	61.73	60.28	60.68	60.02	60.28	58.83	57.26	56.75	56.25	55.51
5 月	74.94	71.4	70.94	70.91	69.20	68.14	68.54	67.49	65.99	65.08
6 月	81.36	82.28	82.61	82.63	81.18	76.92	79.03	76.32	74.84	75.05
7 月	60.01	59.97	57.52	58.06	54.04	54.63	53.31	51.69	52.35	50.72

基于最优阈值对 CMA、ECMWF 和 NCEP 模式的强降水过程预测进行解释订正，各模式释用评分无论是预测未来 11-20 天还是 21-30 天，其表现均优于模式原始评分，就整个 11-30 天的延伸期而言，CMA 和 NCEP 模式均提升了约 5.4 分，但 ECMWF 模式下降了约 4.1 分，这可能与 ECMWF 模式的样本数过少有关，ECMWF 模式的最优阈值具有偶然性（表 6）。

表 6 延伸期强降水过程评分

	11-20 天	21-30 天	延伸期平均
CMA 原始	63.26	66.66	64.96
CMA 释用	68.28	72.37	70.32
EC 原始	71.18	64.14	67.66
EC 释用	64.25	62.81	63.53
NCEP 原始	67.04	59.08	63.06
NCEP 释用	69.21	67.66	68.44

2.2 多模式释用检验

根据最优阈值法，分析了各模式在不同起报时间预测未来 1-30 天强降水过程得分。结果发现，起报时间越临近，预测评分越高。对于不同起报时间，起报时间提前 1-5 天的预测得分最高，平均为 70.2 分，其次是 6-10 天，为 69.5 分，11-15 天最低，为 67.8 分。对于不同的模式，CMA 的预测得分最高，平均为 71.6 分，其次是 NCEP，为 68.4 分，ECMWF 最低，为 67.5 分（表 7）。

表 7 模式释用评分

模式名称	提前 1-5 天预测	提前 6-10 天预测	提前 11 天以上预测	平均分
CMA	70.87	72.44	71.54	71.62
NCEP	70.61	66.99	67.52	68.37
ECMF	69.16	69.07	64.26	67.50

因此，考虑不同模式在不同起报时间的预测性能，在判定多模式集成的强降水日的过程中，分别将 CMA、NCEP 和 ECMWF 赋值为 1、0.8 和 0.6，将提前 1-5 天、6-10 天和 11-15 天的预测分别赋值为 1、0.8 和 0.6，两者相乘即得到各模式在不同起报时间的权重系数（表 8）。

表 8 模式预测降水日概率

	CMA3.0	NCEP	ECMF
提前 1-5 天预测	1	0.8	0.6
提前 6-10 天预测	0.8	0.64	0.48

提前 11 天以上预测	0.6	0.48	0.36
-------------	-----	------	------

根据表 6，用公式(1)和(3)计算了不同预报时段的多模式集成对暴雨过程的预报得分。结果表明，在未来 11-20 天的延长期内，综合得分为 77.4 分，高于各模式的原始得分和释用得分。未来 21-30 天的延长期的综合得分是 72.8，也高于各模式的原始和释用得分。而整个延长期的平均得分是 75.1，也高于各模式的原始和释用得分（图 2）。

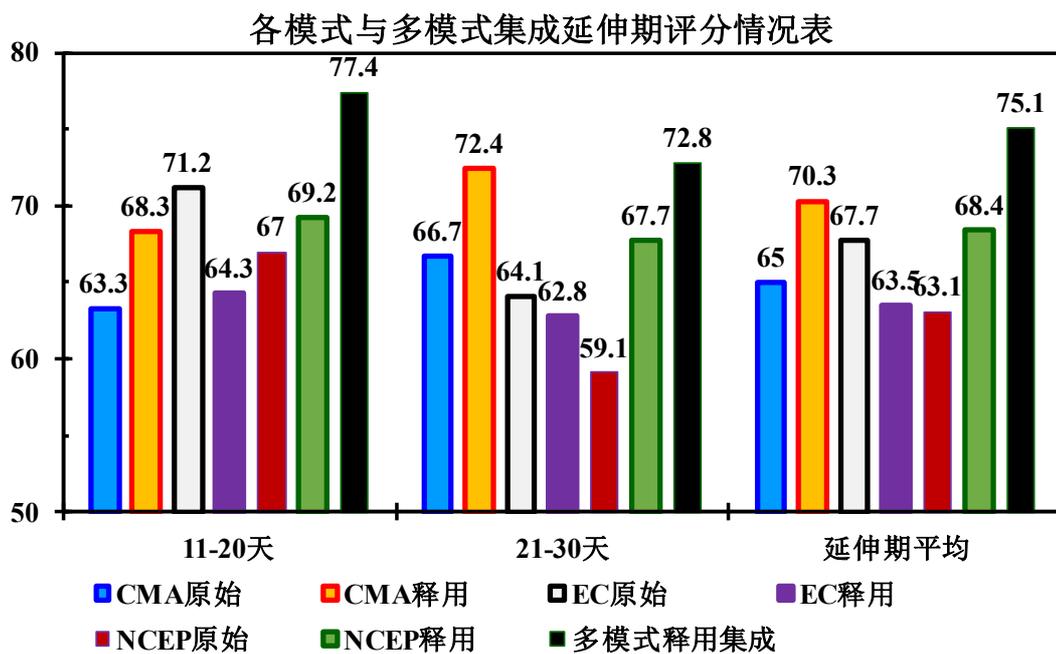


图 2 模式评分与集成评分对比

具体说明，CMA、ECMWF 和 NCEP 对未来 11-20 天的强降水过程预报的原始评分分别为 63.3、71.2 和 67.0，平均为 67.2 分。释用评分分别为 68.3、64.3 和 69.2，平均为 67.3 分，略高于原分数。多模式释用得分是 77.4 分，比三个模式平均的原始评分和释用评分分别提高 10.2 分和 10.1 分。

CMA、ECMWF 和 NCEP 对未来 11-20 天的强降水过程预报的原始评分分别为 66.7、64.1 和 59.1 分，平均为 63.3 分；释用评分分别为 72.4、62.8 和 67.7 分，平均为 67.6 分，较原始评分提高 4.3 分。多模式释用得分是 72.8 分，比三个模式平均的原始评分和释用评分分别提高 9.5 分和 5.2 分。

CMA、ECMWF 和 NCEP 在整个延伸期 11-30 天的强降水过程预测原始评分分别为 65.0、67.7 和 63.1 分，平均为 65.3 分；释用评分分别为 70.3、63.5 和 68.4 分，平均为 67.4 分，较原始评分提高 2.1 分。多模式释用得分是 75.1 分，比三个模式平均的原始评分和释用评分分别提高 9.8 分和 6.7 分。

2.3 空报率和漏报率检验

空报率和漏报率也是检验模式预测性能的一个重要指标。

表9 空报与漏报 (%)

空报与漏报	模式	CMA	CMA	ECMWF	ECMWF	NCEP	NCEP	原始	释用	多模式
		原始	释用	原始	释用	原始	释用	平均	平均	释用
空报率		37.2%	34.8%	38.7%	37.9%	39.9%	39.0%	38.6%	37.2%	33.9%
漏报率		8.0%	6.2%	16.9%	8.7%	17.1%	10.0%	14.0%	8.3%	5.4%

检验发现, CMA、ECMWF 和 NCEP 原始的空报率分别为 37.2%、38.7%和 39.9%, 平均为 38.6%; 单模式释用的平均空报率分别为 34.8%、37.9%和 39.0%, 平均为 37.2%, 较原始空报少 1.4%; 多模式释用的空报率为 33.9%, 分别比原始和释用少 4.7%和 3.3%。

CMA、ECMWF 和 NCEP 原始的漏报率分别为 8.0%、16.9%和 17.1%, 平均为 14.0%。单模式释用的漏报率分别为 6.2%、8.7%和 10.0%, 平均为 8.3%, 比原始漏报率少 5.7%。多模式释用的漏报率为 5.4%, 比原始和释用分别低 8.6%和 2.9% (表 8)。

3. 结论与讨论

3.1 结论

本文首先根据湖南省降水的特点, 定义了强降水过程及其预测评分规则。基于次季到季预报 (S2S) 模式中三个模式 (CMA、ECMWF 和 NCEP) 的预测数据 (2017-2020 年) 和湖南 96 个国家级气象站的观测日降水数据, 从 4-8 月逐月评估各模式的预报质量, 并根据强降水过程的评分规则选择各月的最佳阈值。然后, 在单模式释用 (最优阈值法) 得分的基础上, 制定不同模式在不同预报主导时间预测强降水日所对应的加权系数, 得到多模式综合强降水日, 同时根据强降水过程的评分规则, 得出多模式释用的预测得分。最后, 通过定义空报率和漏报率, 分析了不同方法的空报率和漏报率。主要结论如下:

各模式对 5-6 月的强降水过程的预报质量相对较高, 6 月的最高分是 80.5 分。4 月、7 月和 8 月的原始分值相对较低, 7 月的最低分值为 56.6 分。各个模式的平均得分, CMA 的得分最高, 其次是 ECMWF 和 NCEP。

不管是预测未来 11-20 天还是 21-30 天, 每个模式的释用分数都比原来的高。对于整个 11-30 天的延长期, CMA 和 NCEP 都增加了约 5.4 分, 但 ECMWF 减少了约 4.1 分。这可能与 ECMWF 模式的样本较少有关, 导致了最佳阈值的偶然性。

延伸期的 11-20 天和 21-30 天，多模式释用得分分别为 77.4 分和 72.8 分，均高于各模型的原始得分和单模式释用得分。而整个延长期的多模式释用得分是 75.1 分，比三个模型的原始得分和单模式释用得分的平均值分别高 9.8 分和 6.7 分。

多模式释用的空报率为 33.9%，比原始方法和单模式释用方法分别低 4.7% 和 3.3%。同样，多模式释用的预测漏报率为 5.4%，比原始方法和调整方法分别低 8.6% 和 2.9%。

3.2 讨论

本研究的主要目的是建立一个相对稳定的强降水过程预报方法，尽可能地为政府防灾减灾提供服务。但需要指出的是，延伸期强降水的预测是一项非常复杂的问题。以本研究为例，仍有很多地方需要改进。其中包括以下几个方面：

(1) 强降水过程的评分规则只分析了强降水过程的时间范围，而没有考虑空间分布。这将带来很大的局限性，使预测结果不能完全满足需求。

(2) 虽然考虑了各模式不同起报时间的预报质量，即起报时间越近，模式预报得分越高，给予的权重系数越大，但多模式释用方法中使用的权重系数的确定仍有很多主观因素。今后仍有必要采用不同的方法来获得权重系数的最优方案。

2022 年气候预测与
应用气象论坛

参考文献

- [1]WMO. Sub-seasonal to Seasonal prediction research implementation plan[EB/OL]. (2013-12) [2019-12-31].
- [2]CMA. S2S Models[EB/OL]. (2018-1-5) [2019-12-31].
- [3]胡争光, 魏丽, 薛峰, 等. 世界气象中心(北京)全球预报服务共享平台设计与实现[J]气象科技, 2019, 47(4).
- [4]齐艳军, 容新尧. 次季节-季节预测的应用前景与展望[J]. 气象科技进展, 2014, 4(3).
- [5]Wu T W, YuRC, ZhangF, et al. The Beijing Climate Center atmospheric general circulation model: Description and its performance for the present-day climate[J]. *Climate Dyn*, 2010, 34.
- [6]Wu T. A mass-flux cumulus parameterization scheme for large-scale models: Description and test with observations[J]. *Climate Dyn*, 2012, 38.
- [7]Wu T W, LiWP, JiJJ, et al. Global carbon budgets simulated by the Beijing Climate Center climate system model for the last century[J]. *J GeophysRes*, 2013, 118.
- [8]吴统文, 宋连春, 李伟平, 等. 北京气候中心气候系统模式研发进展-在气候变化研究中的应用[J]. *气象学报*, 2014, 72(1).
- [9]胡星, 张志强, 张强, 王洁. 国家气象信息中心(北京)次季节-季节(S2S)预测数据分析与应用[J]. *气象科技*, 2020, 48(6).
- [10]TIAN, D., WOOD, E. F. and YUAN, X. CFSv2-based sub-seasonal precipitation and temperature forecast skill over the contiguous United States. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(3).
- [11]LI, Q. P., YANG, S., WU, T. W., et al. Sub-seasonal dynamical prediction of east Asian cold surges. *Weather and Forecasting*, 2017, 32(4)
- [12]LIANG, P., LIN, H. Sub-seasonal prediction over East Asia during boreal summer using the ECCO monthly forecasting system. *Climate Dynamics*, 2017(50).
- [13]ARSHALL, A. G., HENDON, H. H. Subseasonal prediction of Australian summer monsoon anomalies. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(24).
- [14]BOMBARDI, R. J., PEGION, K. V., KINTER, J. L., et al. Sub-seasonal predictability of the onset and demise of the rainy season over monsoonal regions. *Frontiers in Earth Science*, 2017, 5.
- [15]赵崇博, 任宏利, 吴捷, 等. BCC_CSM12 次季节 - 季节(S2S)预报历史回报的综合检验评价报告[R]. 北京: 中国气象局气候研究开放实验室, 2016.
- ZHAO Chongbo, REN Hongli, WU Jie, et al. Comprehensive evaluation reports of BCC_CSM12 S2S. Beijing: Laboratory for Climate Studies, China Meteorological Administration, 2016. (in Chinese)

-
- [16]林倩, 陈杰, 李威, 李翔泉. 水资源与水电工程科学国家重点实验室(湖北 武汉) S2S 次季节到季节预报对全球降水预报的性能评价[J]. 水资源研究, 2019, 8(6).
- [17] Rashid H A, Hendon H H, Wheeler M C, et al. Prediction of the Madden-Julian oscillation with the POAMA dynamical prediction system. *Climate Dyn.*, 2011, 36(3-4).
- [18] Vitart F. Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 2014, 140(683).
- [19] Kim H M, Webster P J, Toma V E, et al. Predictability and prediction skill of the MJO in two operational forecasting systems. *J. Climate*, 2014, 27(14).
- [20] Neena J M, Lee J Y, Waliser D, et al. Predictability of the Madden-Julian Oscillation in the Intraseasonal Variability Hindcast Experiment (ISVHE). *J. Climate*, 2014, 27(12).
- [21] 庞轶舒等. 四川气候中心(成都) S2S 模式对四川汛期极端降水的预测技巧分析[J]. 气象, 2021, 47(5).

2022年气候预测与气候应用技术论坛