

基于DERF2.0模式的安徽省冬小麦主产区秋种期旱涝预测

段春锋^{1,2*}, 程智¹, 刘俊杰¹

¹安徽省气候中心, 安徽 合肥

²安徽省大气科学与卫星遥感重点实验室, 安徽 合肥

Email: *dcf118@126.com

收稿日期: 2021年8月3日; 录用日期: 2021年8月31日; 发布日期: 2021年9月7日

摘要

基于安徽省冬小麦主产区25个气象站的观测资料、国家气候中心第二代月动力延伸预测模式DERF2.0和NCEP再分析环流资料,利用统计降尺度技术和多模式集合技术建立多个方法集成的安徽省冬小麦主产区秋种期旱涝预测模型,研制旱涝预测检验方法,并检验评估不同方法的旱涝预测性能。结果表明:利用模式直接输出(DMO)降水产品预测秋种期旱涝的技巧较低,几乎无法预测出区域旱涝异常。完全预报法(PP)和模式输出统计法(MOS)利用了预测技巧更高的环流要素信息,分别基于再分析和模式的环流场建立旱涝预测方法,其预测技巧比DMO预测有明显提高,其中MOS方法的预测技巧更高。多方法集成预测可以有效改善单一预测方法的预测性能。等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均、基于多元回归的超级集成的预测技巧均高于MOS,其中基于多元回归的超级集成的预测技巧最高。该方法将多个统计方法和动力模式相结合,为秋种期旱涝预测提供了一种思路,可以为关键农事季节气候预测服务提供技术参考。

关键词

旱涝, DERF2.0, 统计降尺度, 气候预测

Drought and Flood Prediction of Autumn Planting Period in Anhui Main Winter Wheat Producing Areas Based on DERF2.0 Model

Chunfeng Duan^{1,2*}, Zhi Cheng¹, Junjie Liu¹

¹Anhui Climate Center, Hefei Anhui

²Atmospheric Science and Satellite Remote Sensing Key Laboratory of Anhui Province, Anhui Meteorological Institute, Hefei Anhui

*通讯作者。

文章引用: 段春锋, 程智, 刘俊杰. 基于 DERF2.0 模式的安徽省冬小麦主产区秋种期旱涝预测[J]. 气候变化研究快报, 2021, 10(5): 442-452. DOI: 10.12677/ccrl.2021.105052

Email: *dcf118@126.com

Received: Aug. 3rd, 2021; accepted: Aug. 31st, 2021; published: Sep. 7th, 2021

Abstract

Based on the observation data from 25 meteorological stations of main winter wheat producing areas in Anhui, the national climate center second generation forecasting mode system DERF2.0 data and NCEP reanalysis circulation data, drought and flood forecasting model of main winter wheat producing areas in Anhui was established by using statistical downscaling and multi-model ensemble. The prediction test methods of drought and flood were developed, and the prediction performance of historical forecasts of different methods was evaluated. The results showed that the prediction skill of model direct output for the drought and flood during autumn planting period was very low and it was almost impossible to predict the regional drought and flood anomalies. Perfect prediction (PP) and model output statistics (MOS) have certain advantages in the score compared with the model direct output prediction. PP and MOS were established based on analysis and mode again circulation field by using forecasting skills higher information circulation elements. The prediction performance of MOS is best among the three statistical downscaling methods. Multi-method ensemble can improve the prediction performance of a single method. Equal weight average, normalized weight average based on historical prediction performance and super ensemble prediction score based on multiple regression are higher than MOS. Super-integrated prediction performance based on multiple regression is the best among the three multi-method ensemble methods. This method combines multiple statistical methods and dynamic model, and provides a new method for drought/flood prediction in the autumn planting period. It can provide the technical reference for climate prediction of key farming seasons.

Keywords

Drought and Flood, Derf2.0, Statistical Downscaling, Climate Prediction

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在全球变暖的背景下, 极端天气气候事件频发重发, 使得气象灾害及其衍生灾害频繁发生, 给社会经济发展和人民生命财产安全带来严重的影响[1]。旱涝是影响最大、损失最重的气象灾害。因此, 如何对关键时期的旱涝形势进行有效预测, 是气候预测需要解决的重要问题。随着气候模式预测水平的不断提高, 气候模式预测产品已经逐步用到旱涝预测服务中, 对于决策者和用户合理制定应对措施和规划具有重要的价值。

国内外学者对旱涝预测已有大量研究, 取得长足进步。其研究主要在气象旱涝、水文旱涝和农业旱涝预测方法方面。旱涝预测方法主要分为三类: 1) 统计预测方法。统计预测法是用数理概率统计方法分析历史旱涝演变的统计规律, 通过建立数学模型预测未来旱涝程度[2]。早期主要为线性统计方法, 但是线性拟合难以准确预测未来旱涝, 基于非线性系统理论的旱涝预测方法应运而生, 主要有灰色系统理论[3]、小波分析理论[4]、马尔可夫模型[5]、支持向量机模型[6]、神经网络模型[7]等等。2) 物理因子预测

方法。物理因子预测方法是通过分析旱涝预报量与前期环流、海温等预报因子的关系,找出旱涝的前兆信号,利用数学方法构建具有一定物理意义的旱涝预测模型,实现旱涝预测[8]。主要预报方法有多元回归模型[9]、最优子集回归[1],经验正交函数[10]、奇异值分解[11]等等。本质上也是统计预测方法,但相对单纯的统计预报方法,所选预报因子是建立在科学分析的基础上,具有相对明确的物理含义[12]。3) 动力模式预测方法。随着天气预报技术的提高,数值预报方法越来越多地被应用在旱涝预报中,是目前旱涝短期和中期预报中比较成熟的一种手段[2]。近年来随着海气耦合模式水平的提高,动力模式逐渐成为旱涝气候预测的主流手段,并在旱涝气候预测中得到应用。研究表明气候模式产品对旱涝趋势预测有一定的适用性[13][14][15][16]。如何降低动力模式的预报误差对提高旱涝预测性能十分重要,目前主要方法有降尺度技术、模式订正技术、多模式集合技术[17]。

近年来,安徽省尤其是沿淮淮北秋季旱涝灾害频发,给农业生产造成严重影响[18][19][20]。旱涝预测对于提前做好灾害风险防范和降低旱涝灾害损失十分重要。本文以安徽省秋种期旱涝等级为预测对象,基于国家气候中心第二代月动力延伸预测模式(DERF2.0)回报数据,利用统计降尺度技术和多模式集合技术建立多个方法集成的安徽省冬小麦主产区秋种期旱涝预测模型,研制旱涝预测检验方法,并检验评估历史回报的预测性能。为安徽省秋种期气象服务提供科技支撑,有助于减少旱涝损失,保障粮食安全和社会经济发展。

2. 资料与方法

2.1. 观测和模式资料

观测资料包括安徽省 77 个气象站建站至 2015 年的逐日降水量、气温、日照时数、风速和相对湿度数据,来源于安徽省气象信息中心。环流要素资料采用 NCEP/NCAR 再分析资料和 DERF2.0 模式历史回报资料。DERF2.0 为国家气候中心第二代月动力延伸预测模式业务系统,目前已经业务运行[21]。DERF2.0 回报资料是基于逐日资料计算的 5 天滑动集合平均数据,其预报时间长度 53 天。NCEP/NCAR 再分析资料分辨率为 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$, DERF2.0 模式资料的分辨率为 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$,使用双线性插值将模式资料插值为与再分析资料相同的分辨率。为了满足实际气候预测业务需要,选择基于超前 5 天起报的模式预测产品开展秋种期旱涝预测。受模式回报资料长度限制,模型预测检验时段为 1983~2015 年。

2.2. 秋种期旱涝等级

安徽省冬小麦主产区在沿淮淮北,是秋种期气象服务的重点区域。沿淮淮北秋种期时段为 10 月中旬~11 月上旬。根据气象行业标准《小麦干旱灾害等级》[22]和安徽省农业气象业务规定[23],利用秋种期冬小麦水分亏缺率(Q),将旱涝等级划分为重旱、中旱、轻旱、正常、涝。具体划分标准为: $Q \geq 90\%$ 为重旱; $Q \geq 70\%$ 且 $Q < 90\%$ 为中旱; $Q \geq 10\%$ 且 $Q < 70\%$ 为轻旱; $Q > -120\%$ 且 $Q < 10\%$ 为正常; $Q \leq -120\%$ 为涝。重旱、中旱、轻旱、正常、涝等级对应的旱涝指数依次为-3, -2, -1, 1 和 2。

利用沿淮淮北气象站点逐日降水量、气温、日照时数、风速和相对湿度等观测资料,根据水分亏缺率公式和旱涝等级划分标准计算获得 1961~2015 年每个站逐年旱涝等级序列。沿淮淮北共有 25 个气象站,部分年份因观测资料缺失,旱涝等级数据不足 25 站。

2.3. 检验评估方法

为检验和比较不同预测方法的效果,采用分级评分、鼓励预报异常的原则,制定了一种兼顾趋势和量级预测准确性的分级评分检验方法。冬小麦秋种期旱涝预测产品检验评分根据实况和预测的旱涝等级的对应情况进行判定,单站评分满分均为 100 分,根据预测与实况的等级差异逐级扣分,具体见五级检验评分制单站评分表(表 1)。

Table 1. Five-grade test score for drought/flood prediction of winter wheat in autumn planting period**表 1.** 冬小麦秋种期旱涝预测五级检验评分制单站评分表

预测 \ 实况	重旱	中旱	轻旱	正常	涝
重旱	100	80 + 10	60	20	0
中旱	80 + 10	100	80	40	0
轻旱	60	80	100	60	20
正常	0	40	60	100	60
涝	0	0	20	60	100

区域多站平均预测评分 Pg 计算公式为:

$$Pg = \frac{\sum_i^n Pgi}{n} \quad (1)$$

式中: Pgi 为根据表 1 得到的单站预测评分, n 为参加评分的总站数。

3. 秋种期旱涝变化特征分析

图 1(a)给出了 1961~2015 年冬小麦秋种期沿淮淮北不同旱涝等级对应的站数。可以看出, 55 年中有 44 年发生了不同程度的旱涝, 表明沿淮淮北秋种期旱涝容易发生。多数年份区域内各站点旱涝等级差异明显, 甚至出现多种旱涝等级共存的情况。但每一年均能够找到某一种旱涝等级站点数占多数, 将占多数站点的旱涝等级作为区域旱涝等级。从区域旱涝等级时间演变(图 1(b))来看, 1961~2015 年沿淮淮北区旱涝等级没有明显的变化趋势, 但年代际差异明显。2002~2010 年旱涝等级以干旱为主, 2011 年以来旱涝等级以正常为主。

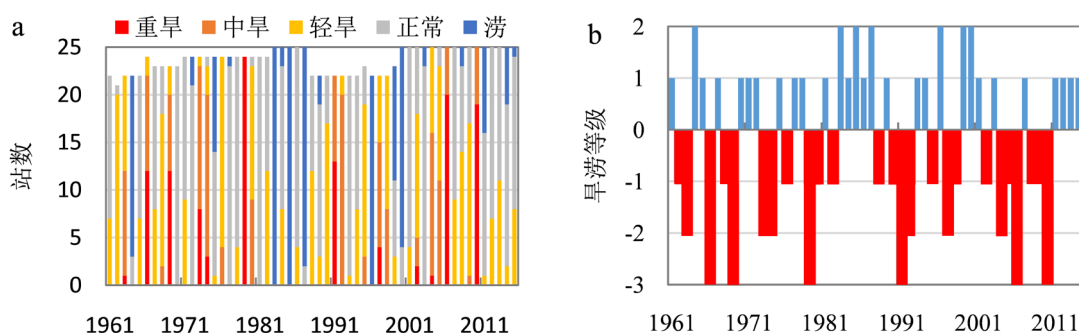


Figure 1. Number of sites corresponding to different drought and flood grades (a) in Yanhuai and Huaibei during the autumn planting period from 1961 to 2015 and temporal evolution of regional drought and flood grades (b) (-3 represents severe drought, -2 represents moderate drought, -1 represents light drought, 1 represents normal, 2 represents waterlogging, the same below)

图 1. 1961~2015 年秋种期沿淮淮北不同旱涝等级对应的站点数(a)及区域旱涝等级时间演变(b) (-3 表示重旱, -2 表示中旱, -1 表示轻旱, 1 表示正常, 2 表示涝, 下同)

4. 秋种期旱涝预测模型建立

4.1. 模式直接输出(DMO)预测方案

模式直接输出(DMO)预测方案是将模式直接输出的气象要素场插值到站点上, 由气象要素直接计算得到旱涝等级的预测方案。水分亏缺率的计算需要降水量和作物需水量, 由于计算作物需水量需要的气象要素较多, 模式产品没有提供; 降水在水分亏缺率中起着主要贡献, 因此 DMO 方案将秋种期旱涝趋

势预测转为降水趋势预测。

首先, 建立秋种期旱涝等级与降水距平百分率的对应关系。1961~2015 年沿淮淮北旱涝等级站次与降水量距平百分率有非常好的对应关系。从旱涝等级站次与降水量距平百分率分级统计(图 2)来看, 重旱、中旱、轻旱、正常、涝对应站次峰值的降水距平百分率分别是-98%至-94%、-86%至-82%、-46%至-42%、-24%至 84%、94%至 98%。相邻的 2 个旱涝等级均有一定的重叠。根据重叠区交叉点, 判断旱涝等级与降水距平百分率(Ra)对应关系为: $Ra \leq -90\%$ 为重旱, $-90\% < Ra \leq -70\%$ 为中旱, $-70\% < Ra \leq -20\%$ 为轻旱, $-20\% < Ra \leq 80\%$ 为正常, $80\% < Ra$ 为涝。

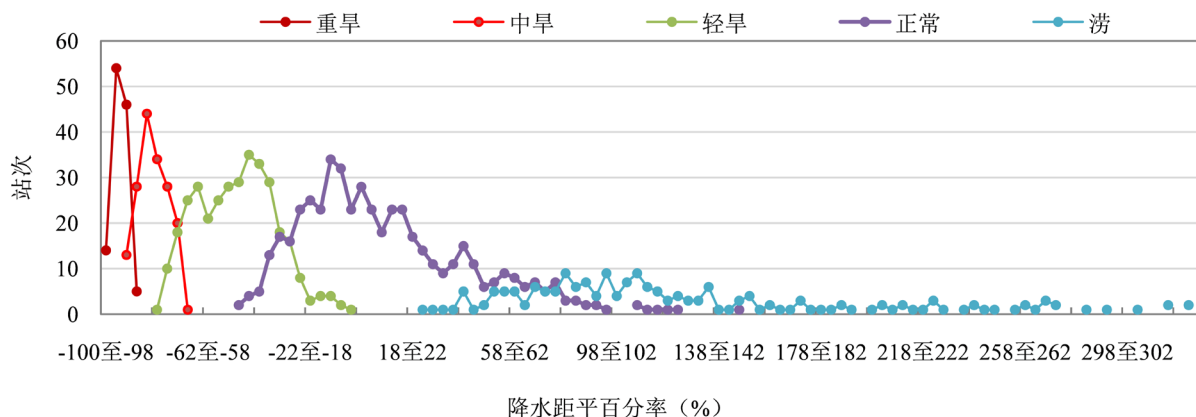


Figure 2. Statistical chart for classification of drought and flood grade stations and precipitation anomalies percentage in Yanhuai and Huaibei from 1961 to 2015

图 2. 1961~2015 年沿淮淮北旱涝等级站次与降水量距平百分率分级统计图

第二, 分析基于降水趋势的旱涝预测可行性。基于秋种期实际的降水距平百分率, 按照旱涝等级与降水距平百分率对应关系, 获得逐年各站的旱涝等级预测。通过计算旱涝趋势分级预测评分, 1961~2015 年多年平均 94.3 分, 除 2007 年外均在 80 分以上。表明利用降水距平百分率预测旱涝是可行的。

最后, 利用 DERF2.0 模式直接输出降水量计算逐年各站的降水距平百分率, 根据旱涝等级与降水距平百分率的对应关系, 预测秋种期旱涝等级。

4.2. 完全预报法(PP)预测方案

完全预报法(PP)预测方案是假定模式预报完全正确, 根据旱涝等级与再分析大气环流的统计关系, 利用模式环流预测秋种期旱涝等级。主要步骤为: 计算历史旱涝等级与 NCEP/NCAR 再分析资料的同期相关, 确定相关显著区域; 选取再分析资料与模式回报资料相关显著区域的重合部分作为环流关键区, 并将关键区内各格点的模式环流场回报资料序列作为环流预报因子; 基于再分析资料的环流预报因子和旱涝历史资料, 采用最优子集回归法建立预测模型, 结合模式环流预测进行旱涝等级预测。在确定预报因子时, 为避免小尺度空间信息的干扰, 仅保留相关系数超过 0.05 显著性水平且空间范围大于 16 个网格点的连片区域。

基于 PP 法建模方案, 首先对影响秋种期旱涝的环流关键区进行普查, 将旱涝等级与 NCEP 环流高相关区(填图)以及模式预测高技巧区(灰点)进行叠加(图 3), 可以较为方便的挑选出代入 PP 法降尺度模型的关键区。挑选出 7 个关键区, 分别为: ① 200 hPa 120°~130°E 和 31°~40°N 的高度场; ② 500 hPa 120°~130°E 和 26°~35°N 的高度场; ③ 200 hPa 106°~125°E 和 -28°~18°N 的高度场; ④ 200 hPa 115°~133°E 和 26°~30°N 纬向风场; ⑤ 200 hPa 115°~135°E 和 38°~48°N; ⑥ 850 hPa 101°~120°E 和 -15°~9°N 纬向风场; ⑦ 850 hPa 105°~120°E 和 31°~38°N 纬向风场。关键区基础上形成环流预报因子。关键区①、②高度场上的东北亚显

显著正相关区, ④、⑤、⑦纬向风场上, 高层北部正相关, 南部负相关, 低层负相关, 配置。可能反映了东亚大槽偏弱、副热带高压偏北, 有利于暖湿气流北上影响, 有利于降水偏多, 不利于干旱发生, 反之, 副高偏南, 东亚大槽偏强, 冷空气偏强, 有利于降水偏少和干旱的发生。③、⑥反映了印度洋东部印度尼西亚以南, 位势高度负相关, 北侧西风异常, 有利于 Hadley 环流上升偏强, 可能通过 Hadley 环流影响沿淮淮北上空异常上升, 有利于降水偏多, 反之, 有利于干旱发生。在形成以上初选关键区的基础上, 采取逐年“去一法”交叉建模的方式建模, 得到 1983~2015 年的 PP 法降尺度预测结果。

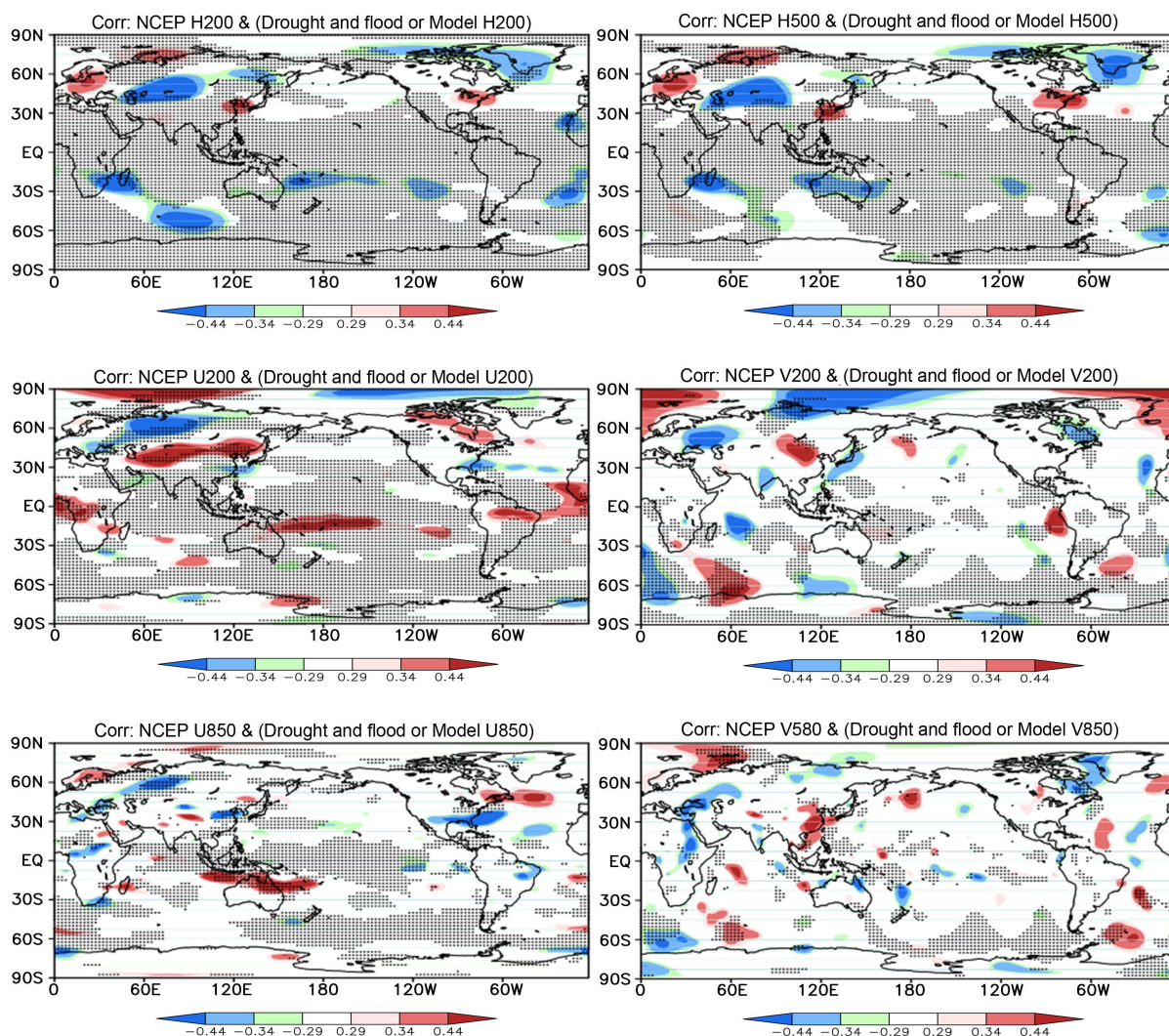


Figure 3. The distribution of significant correlation between NCEP/NCAR reanalysis data and regional drought and flood grades (color shadow) and DERF2.0 data (point) from 1983 to 2015

图 3. 1983~2015 年 NCEP/NCAR 再分析资料与同期区域旱涝等级(彩色阴影图)和 DERF2.0 回报资料(点图)显著相关分布图

4.3. 模式输出统计法(MOS)预测方案

模式输出统计法(MOS)预测方案为根据旱涝等级与模式输出环流的统计关系, 预测秋种期旱涝等级。与 PP 法不同, MOS 法利用模式环流场建模, 而不考虑再分析资料的环流关键区。主要步骤为: 计算历史旱涝等级与模式回报资料的同期相关, 确定相关显著区域; 选取旱涝等级与再分析资料相关显著区域

的重合部分作为环流关键区，并将关键区内各格点的模式环流场回报资料序列作为环流预报因子；基于模式回报资料的环流预报因子和旱涝历史资料，采用最优子集回归法建立预测模型，结合模式环流预测进行旱涝等级预测。

基于 MOS 法建模方案，首先对影响秋种期旱涝的环流关键区进行普查，将旱涝等级与与模式预测环流(填图)高相关区及其与 NCEP 环流高相关区(灰点)进行叠加(图 4)，可以较为方便的挑选出代入 PP 法降尺度模型的关键区。挑选出 6 个关键区，分别为① 200 hPa 130°~150°E 和 52°~60°N 的高度场；② 200 hPa 150°~185°E 和-32°~22°N 的高度场；③ 500 hPa 157°~175°E 和-35°~22°N 的高度场；④ 500 hPa 140°~160°E 和 51°~60°N 高度场；⑤ 200 hPa 162°~185°E 和-20°~11°N；⑥ 850 hPa 166°~180°E 和-25°~15°N 纬向风场。在形成以上初选关键区的基础上，采取逐年“去一法”交叉建模的方式建模，得到 1983~2015 年的 MOS 法降尺度预测结果。

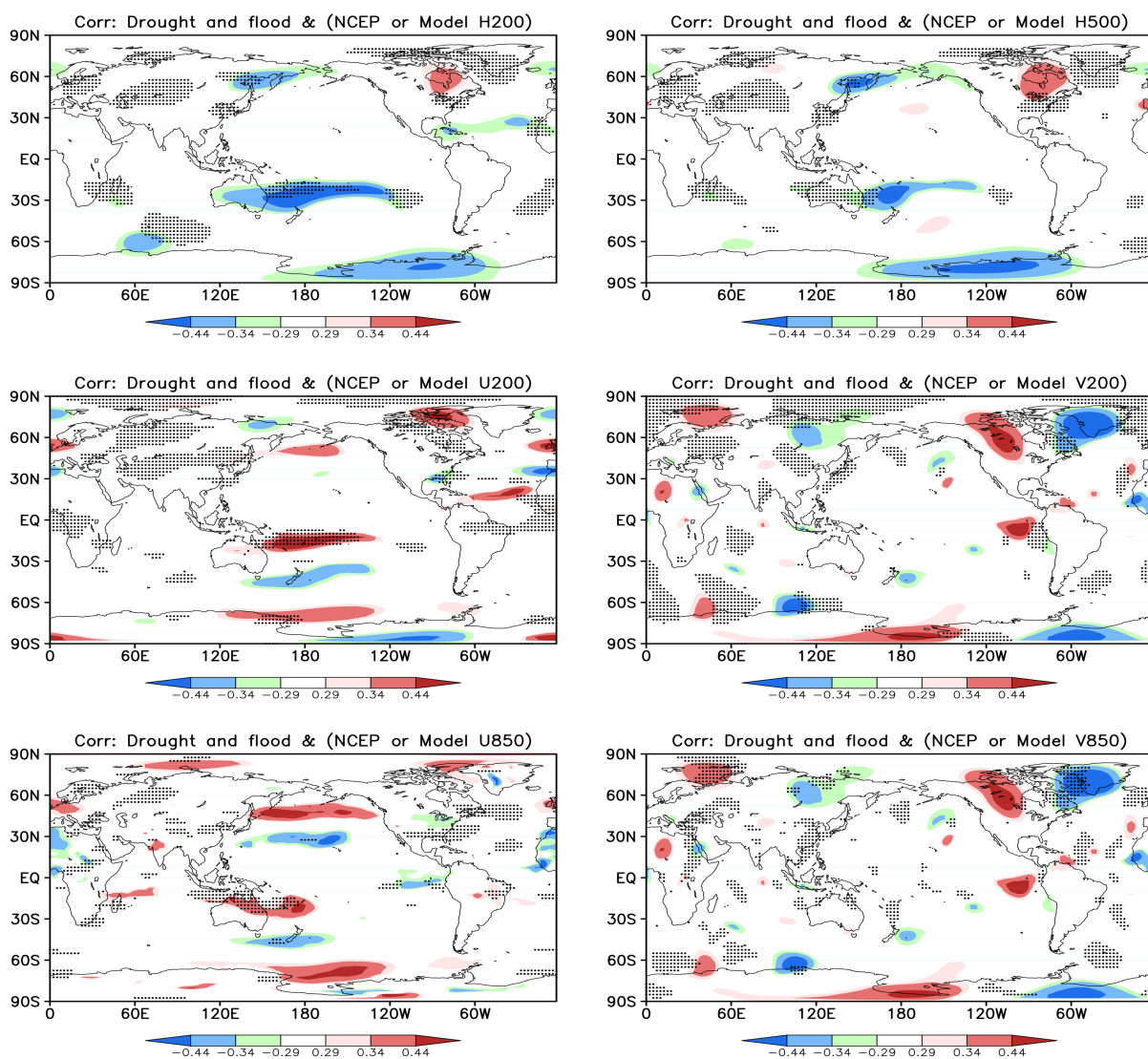


Figure 4. The distribution of significant correlation between regional drought and flood grades and NCEP/NCAR reanalysis data (color shadow) and DERF2.0 data (point) from 1983 to 2015

图 4. 1983~2015 年区域旱涝等级与同期 NCEP/NCAR 再分析资料(彩色阴影图)和 DERF2.0 回报资料(点图)的显著相关分布图

4.4. 多方法集成

通过对比模式直接输出(DMO)、完全预报法(PP)、模式输出统计法(MOS)等降尺度方案的历史预测性能, 建立 DMO、PP、MOS 多方法集成的秋种期旱涝预测模型。技术路线如图 5。

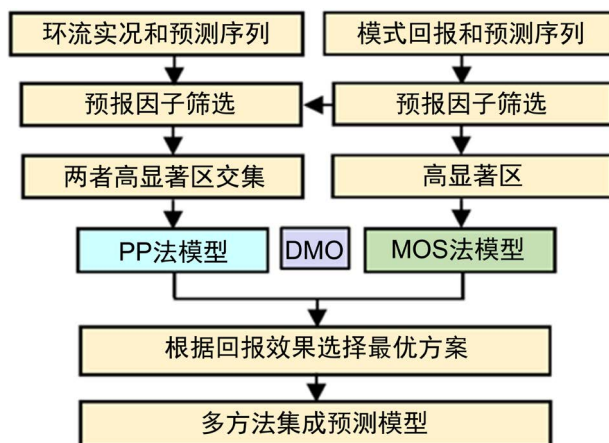


Figure 5. Technical flow of DMO, PP and MOS multimethod ensemble drought and flood prediction model in autumn planting period

图 5. DMO、PP、MOS 多个方法集成的秋种期旱涝预测模型的技术流程

将 DMO、PP、MOS 三种方法的预测结果进行集成优化。主要流程: 首先, 利用等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均和基于多元回归的超级集成等方案对 DMO、PP、MOS 预测结果进行集成; 等权重平均是指不考虑集合成员(DMO、PP、MOS)之间的技巧差异, 赋予所有成员相同的权重。基于多元回归的超级集成是指考虑到不同集合成员的预报技巧有高低之分, 基于多元线性回归赋予集合成员不同权重的集合方法。基于历史预测性能的归一化加权平均是根据不同集合成员历史旱涝预测评分的归一化系数赋予集合成员不同权重的集合方法。第二, 采用“去一”法循环交叉检验, 对比不同多模型集成方案历史回报的预测性能, 选取出最优多方法集成方案。

5. 秋种期旱涝预测性能检验

为了便于评价不同预测方案的预测技巧, 计算了持续性预报的分级预测评分。持续性预报是基于秋种期前一个滑动月(9月11日至10月10日)降水距平百分率, 按照旱涝等级与降水距平百分率对应关系, 获得逐年各站的旱涝等级预测。1983~2015年区域多站平均 P_g 为 63.1 分。

由图 6 可见, 基于 DERF2.0 模式直接输出降水的旱涝预测方案(DMO)对安徽省冬小麦主产区秋种期区域旱涝等级的预测值与实况值 1983~2015 年时间相关系数为 0.08。由于模式无法预测降水异常能力较弱, 导致 DMO 对旱涝预测能力较弱, 几乎无法报出区域旱涝异常, 33 年中预测 19 年为正常年份, 12 年为轻旱。1983~2015 年区域平均预测评分 P_g 为 67.5 分, 比持续性预测提高 7%。33 年中 24 年 P_g 大于 60 分, 11 年大于 80 分。

由图 7 可见, PP 法对秋种期区域旱涝等级的预测值与实况值 1983~2015 年时间相关系数为 0.23, 明显大于 DMO, 区域旱涝等级完全一致有 11 年。1983~2015 年区域平均预测评分 P_g 为 71.5 分, 比持续性预测提高 13%。33 年中 25 年 P_g 大于 60 分, 13 年大于 80 分。

由图 8 可见, MOS 法对秋种期区域旱涝等级的预测值与实况值 1983~2015 年时间相关系数为 0.63, 明显大于 DMO 和 PP, 区域旱涝等级完全一致有 13 年。1983~2015 年区域平均预测评分 P_g 为 75.9 分, 比持续性预测提高 20%。33 年中 29 年 P_g 大于 60 分, 13 年大于 80 分。

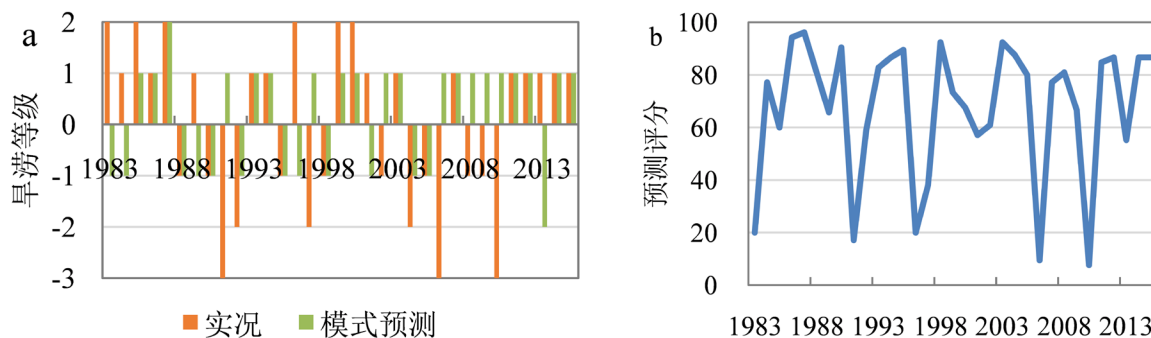


Figure 6. Time evolution of regional drought/flood grades, DMO-based prediction (a) and its prediction score (b) from 1983 to 2015

图 6. 1983~2015 年区域旱涝等级和基于 DMO 方法的旱涝等级预测(a)及其预测评分(b)的时间演变

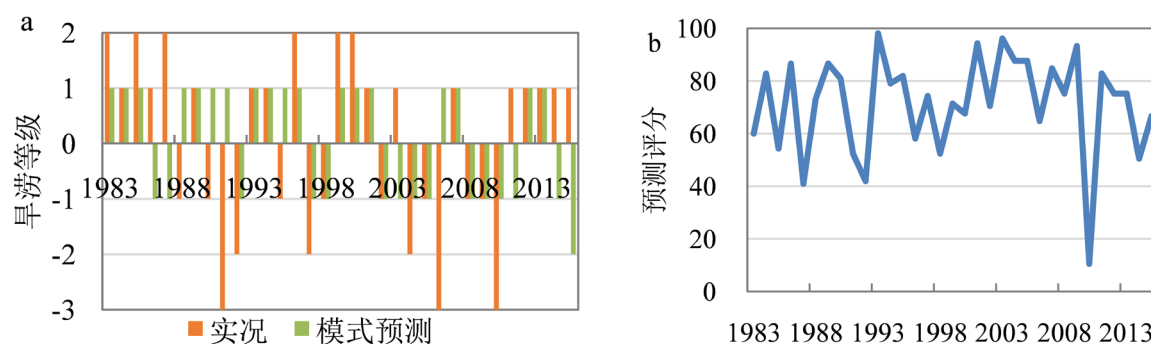


Figure 7. Time evolution of regional drought/flood grades, PP-based prediction (a) and its prediction score (b) from 1983 to 2015

图 7. 1983~2015 年区域旱涝等级和基于 PP 方法的旱涝等级预测(a)及其预测评分(b)的时间演变

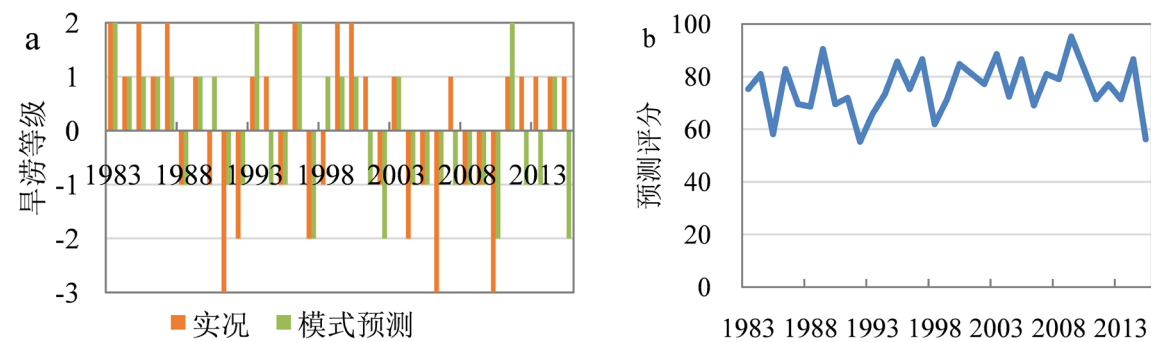


Figure 8. Time evolution of regional drought/flood grades, MOS-based prediction (a) and its prediction score (b) from 1983 to 2015

图 8. 1983~2015 年区域旱涝等级和基于 MOS 方法的旱涝等级预测(a)及其预测评分(b)的时间演变

利用等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均、基于多元回归的超级集成等方案对 DMO、PP、MOS 预测结果进行集成；采用“去一”法循环交叉检验，等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均、基于多元回归的超级集成 1983-2015 年区域平均预测评分 P_g 分别为 76.1、76.2 和 77.7 分，均高于 DMO、PP、MOS 的预测评分。表明多方法集成的预测评分均优于单一预测方法。由图 9 可见，基于多元回归的超级集成方案预测性能最佳，预测评分比持续性预测提高 23%，对区域旱涝等级的预测值与实况值时间相关系数为 0.63，区域旱涝等级完全一致有 13 年。33 年中 30 年 P_g 大于 60 分，14 年大于 80 分。

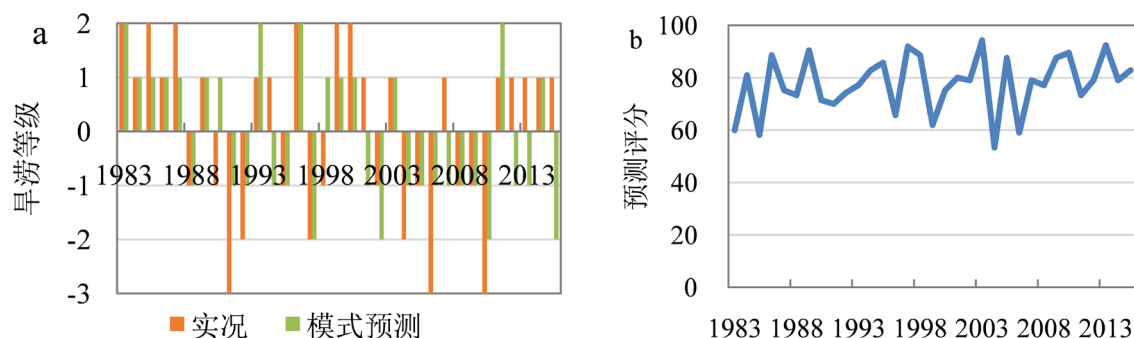


Figure 9. Time evolution of regional drought/flood grades, super ensemble prediction based on multiple regression (a) and its prediction score (b) from 1983 to 2015

图 9. 1983~2015 年区域旱涝等级和基于多元回归的超级集成方案的旱涝等级预测(a)及其预测评分(b)的时间演变

进一步分析各种方法预测评分的标准差,标准差越小,表示预测评分越稳定。1983~2015 年 DMO、PP、MOS 的预测评分标准差分别是 26.0、18.6 和 9.8 分,等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均、基于多元回归的超级集成方案的预测评分标准差分别是 13.2, 13.2 和 10.7 分,表明 MOS 预测性能最为稳定,其次是基于多元回归的超级集成。

6. 结论

基于安徽省冬小麦主产区 25 个气象站的观测资料、国家气候中心第二代月动力延伸预测模式业务系统 DERF2.0 和 NCEP 再分析环流资料,利用统计降尺度技术和多模式集合技术建立了 DMO、PP、MOS 三个方法集成的安徽省冬小麦主产区秋种期旱涝预测模型,研制了旱涝预测检验方法,并检验评估了不同方法历史回报的预测性能。主要结论如下:

安徽省沿淮淮北冬小麦秋种期容易发生旱涝,1961~2015 年有 80% 的年份出现旱涝。1961~2015 年沿淮淮北区域旱涝等级没有明显的变化趋势,但年代际差异明显,2002~2010 年以干旱为主,2011~2015 年以正常为主。

利用模式直接输出(DMO)降水产品预测秋种期旱涝的技巧较低,无法预测出区域旱涝异常。PP 法和 MOS 法利用了预测技巧更高的环流要素信息,分别基于再分析和模式环流场建立预测方程,其结果与模式直接输出预测相比在相关系数、分级评分上具有明显的优势。模式输出统计降尺度预测方法的预测性能最好,且预测性能稳定。

多方法集成预测可以有效改善单一预测方法的预测性能。等权重平均、基于历史预测性能的归一化加权平均、基于多元回归的超级集成的预测技巧均高于 MOS,其中基于多元回归的超级集成的预测技巧最高。该方法将多个统计方法和动力模式相结合,为秋种期旱涝预测提供了一种思路,可以为关键农事季节气候预测服务提供技术参考。

基金项目

中国气象局创新发展专项(CXFZ2021Z011)和气象预报业务关键技术的发展专项(YBGJXM(2017)05)。

参考文献

- [1] 柯宗建,王永光,贾小龙,高辉,颜京辉. 中国区域秋季旱涝特征预测[J]. 高原气象, 2010, 29(5): 1345-1350.
- [2] 邹仁爱,陈俊鸿. 干旱预报的研究进展评述[J]. 灾害学, 2005, 20(3): 112-116.
- [3] 李俊伟. 浅谈灰色系统理论在旱涝预测中的应用[J]. 广东水利水电, 2004(6): 39-41.

- [4] 朱益民, 孙旭光, 陈晓颖. 小波分析在长江中下游旱涝气候预测中的应用[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2003, 4(6): 90-93.
- [5] 罗党, 林培源, 李钰雯. 基于灰色残差马尔可夫模型的郑州市旱涝灾害预测[J]. 华北水利水电学院学报, 2015, 36(5): 1-4, 9.
- [6] 滕卫平, 俞善贤, 胡波, 胡丰成. SVM 回归法在汛期旱涝预测中的应用研究[J]. 浙江大学学报(理学版), 2008, 35(3): 343-347, 354.
- [7] 徐宗焕, 张容焱, 谢庆荣. 福建春季旱涝灾害 BP 神经网络预测模型[J]. 自然灾害学报, 2009, 18(4): 104-109.
- [8] 陈菊英. 中国旱涝的机理分析和长期预报技术研究[M]. 北京: 气象出版社, 2010.
- [9] 李永康, 陈方维, 马开玉, 陆菊中. 长江中下游夏季特大旱涝预测研究[J]. 水科学进展, 2000, 11(3): 266-271.
- [10] 田红, 徐敏, 李树, 陈晓红. 安徽省伏旱特征及预报研究[J]. 高原气象, 2006, 25(4): 731-736.
- [11] 周后福, 方茸, 张建军, 钱玉萍. 基于 SVD 和修正 Z 指数的汛期旱涝预测及其应用[J]. 气候与环境研究, 2010, 15(1): 64-72.
- [12] 段春锋, 徐敏, 程智, 罗连升. DERF2.0 模式对月尺度西太平洋副热带高压预测能力评估[J]. 气象, 2017, 43(10): 1267-1277.
- [13] 杨杰, 龚志强, 赵俊虎, 许遐祯. 基于模式误差分布特征的中国夏季旱涝预测可信度研究[J]. 物理学报, 2014, 63(14): 149202.
- [14] 丁婷, 陈丽娟. 东北地区夏季旱涝的环流型及动力气候模式解释应用[J]. 高原气象, 2015, 34(4): 1119-1130.
- [15] Yuan, F., Ma, M., Ren, L., Shen, H., Li, Y., Jiang, S., *et al.* (2016) Possible Future Climate Change Impacts on the Hydrological Drought Events in the Weihe River Basin, China. *Advances in Meteorology*, 2016, Article ID: 2905198. <https://doi.org/10.1155/2016/2905198>
- [16] Wu, X., Ding, Y. and Ye, C. (2013) Diagnostic Analysis of Persistent Drought/Flood Events in Summer over the Two-Lake Region of China. *Journal of Tropical Meteorology*, 19, 264-275.
- [17] 贾小龙, 赵振国, 李维京, 陈丽娟, 高辉, 王永光, 等. 我国短期气候预测技术进展[J]. 应用气象学报, 2013, 24(6): 641-655.
- [18] 唐宝琪, 延军平, 曹永旺, 刘永林. 安徽省气候变化特征与旱涝区域响应[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2016, 55(5): 127-134.
- [19] 朱国良, 严韬, 秦粮朋, 蒋跃林, 甘瑞杰. 安徽省旱涝受灾时空特征及与降水关系研究[J]. 安徽农业大学学报, 2020, 47(6): 971-978.
- [20] 张强, 孙鹏, 程辰, 孔冬冬. ENSO 影响下安徽省旱涝灾害及农业生产损失时空变化特征[J]. 水资源保护, 2016, 32(6): 6-18.
- [21] 吴统文, 宋连春, 刘向文, 李巧萍, 梁潇云, 程彦杰, 等. 国家气候中心短期气候预测模式系统业务化进展[J]. 应用气象学报, 2013, 24(5): 533-543.
- [22] 霍治国, 刘荣花, 姜燕, 李世奎, 毛飞, 柏秦凤. QX/T81-2007 小麦干旱灾害等级[S]. 北京: 气象出版社, 2017.
- [23] 于波, 鲍文中, 吴必文, 马晓群. 安徽农业气象业务服务手册[M]. 北京: 气象出版社, 2013.