

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20220319

# 粒子群优化极限学习机模型在河南省 干旱预测中的应用

白浩男<sup>1</sup>, 张玉田<sup>2</sup>, 李琼芳<sup>1,3</sup>, 韩幸焱<sup>1</sup>, 杜 尧<sup>1</sup>, 和鹏飞<sup>1</sup>, 周正模<sup>1</sup>

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 江苏省水文水资源勘测局泰州分局, 江苏 泰州 225300; 3. 长江保护与绿色发展研究院, 江苏 南京 210098)

**摘要:** 干旱预测是提高防旱抗旱能力的重要非工程措施。在评价不同时间尺度标准化降水蒸散指数( $S_{SPEI}$ )对河南省干旱识别能力的基础上,以能有效表征河南省干旱状况的 $S_{SPEI}$ 为模型输出,以基于信息变化率和条件互信息的特征变量选择方法(ICR-CMIFS)筛选得到的河南省主要致旱气候系统指数为模型输入,构建了基于粒子群算法优化极限学习机(PSO-ELM)的干旱预测模型,通过对比该模型与标准极限学习机(ELM)、差分进化算法优化极限学习机(DE-ELM)模型的干旱预测结果,验证 PSO-ELM 模型在河南省干旱预测中的适用性。结果表明, $S_{SPEI-3}$ 能有效识别河南省典型干旱事件,从时间和空间上可较准确地反映河南省干旱状况;ICR-CMIFS 筛选出的河南省主要致旱气候系统指数为西太平洋副高面积指数和 NINO 指数;PSO-ELM 模型能较准确地预测河南省干旱,且预测精度优于 DE-ELM 模型和标准 ELM 模型,在河南省干旱预测中具有较好的适用性。

**关键词:** 干旱预测;河南省;标准化降水蒸散指数;气候系统指数;PSO-ELM

**中图分类号:** [TV11] **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)02-0001-06

## 1 概况

河南省地处中国的中部内陆区域,整个省界贯穿于北纬 $31^{\circ}23'$ ~ $36^{\circ}22'$ 、东经 $110^{\circ}21'$ ~ $116^{\circ}39'$ 之间,位于暖温带、亚热带和半湿润带的过渡地区,受过渡带季风气候的影响,水旱灾害频繁,具有长旱骤涝、旱涝交错、旱灾范围广等特点<sup>[1]</sup>。河南省降水时空分布不均且年内、年际变化较大<sup>[1]</sup>,多年平均降水量约为 748.2 mm,年降水量在 350~1 100 mm 范围内波动,汛期降水量约占年总降水量的 54%~87%。河南省为我国最大的粮食产区之一,频发的旱灾严重制约了河南省社会经济的发展,同时影响着我国的粮食安全。统计资料显示<sup>[2-4]</sup>,1951~2009 年河南省累计旱灾受灾面积为 $95.8 \times 10^4 \text{ km}^2$ ,年平均受灾、成灾面积分别占全省耕地面积的 21.8%、13.7%。以 1961 年为例,该年旱灾受灾率、成灾率分别为 51.1%、41.6%,而粮食单产、总产的减产率分别为 20.7%、

21.5%。因此,准确高效地预测河南省干旱已刻不容缓。研究表明,海温与大气环流的相互作用造成水汽输送异常,最终导致河南省干旱发生,其中厄尔尼诺事件(EL NINO)是影响河南省气候变化的主要因素<sup>[5,6]</sup>。尽管气候系统指数可作为干旱预测模型的输入变量<sup>[7]</sup>,但到目前为止,尚无研究将气候系统指数用于河南省干旱预测。鉴此,本文以河南省为例,以基于信息变化率和条件互信息的特征变量选择方法筛选出的研究区主要致旱气候系统指数作为自变量,以能准确识别河南省典型干旱事件的 $S_{SPEI-3}$ 为因变量,构建 PSO-ELM 模型预测河南省干旱,研究结果可为河南省防旱减灾提供技术支撑,亦为其他地区干旱预测提供参考。

## 2 研究数据与研究方法

### 2.1 数据来源

本文基础资料来源于中国气象数据网

收稿日期: 2022-02-23, 修回日期: 2022-05-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(41961134003, 51879069)

作者简介: 白浩男(1997-),男,硕士研究生,研究方向为水文物理规律模拟及水文预报, E-mail: 649845176@qq.com

通讯作者: 李琼芳(1966-),女,博士、教授,研究方向为水文物理规律模拟及水文预报, E-mail: qfli@hhu.edu.cn

(<http://data.cma.cn>),选取河南省15个气象站点1961~2019年共计59年的月降水量和月平均温度数据,站点位置见图1。从中国气象局国家气候中心网站(<http://cmdp.ncc-cma.net/cn/index.htm>)收集了1961~2019年共计59年的130项气候系统指数逐月资料,包括海温指数、大气环流指数及其他指数。数据发布前均通过了一致性与可靠性检验。

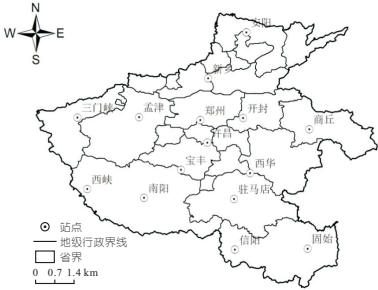


图1 河南省气象站点分布

Fig. 1 Distribution of meteorological station in Henan Province

## 2.2 研究方法

### 2.2.1 标准化降水蒸散发指数

标准化降水蒸散发指数( $S_{SPEI}$ )<sup>[8]</sup>不仅综合考虑了对降水和蒸散发的响应,还可从不同时间尺度进行计算。采用Thornthwaite方法<sup>[9]</sup>计算潜在蒸散发量,该方法在温度的基础上,同时考虑了热量和日照时数的影响,适于多种气候条件<sup>[10]</sup>;采用3参数log-logistic概率分布对降水和潜在蒸散发的差值序列进行正态化处理。

log-logistic概率分布的累积函数为:

$$F(x) = \{1 + [\alpha/(x - \gamma)]^\beta\}^{-1} \quad (1)$$

式中, $\alpha$ 、 $\gamma$ 分别为形状参数、位置参数。

对累积概率密度进行标准化,公式为:

$$P = 1 - F(x) \quad (2)$$

当 $P \leq 0.5$ 时,  $w = \sqrt{-2\ln(P)}$ ;

$$S_{SPEI} = w - \frac{c_0 + c_1 w + c_2 w^2}{1 + d_1 w + d_2 w^2 + d_3 w^3} \quad (3)$$

当 $P > 0.5$ 时,  $w = \sqrt{-2\ln(1 - P)}$ ;

$$S_{SPEI} = -\left(w - \frac{c_0 + c_1 w + c_2 w^2}{1 + d_1 w + d_2 w^2 + d_3 w^3}\right) \quad (4)$$

式中, $c_0 = 2.515\ 517$ 、 $c_1 = 0.802\ 853$ 、 $c_2 = 0.010\ 328$ 、 $d_1 = 1.432\ 788$ 、 $d_2 = 0.189\ 269$ 、 $d_3 = 0.001\ 308$ 。

$S_{SPEI}$ 干旱等级划分阈值见文献<sup>[11]</sup>。

利用15个气象站点的59年降水和气温数据,计算得到不同时间尺度的 $S_{SPEI}$ 值,通过与《中国水旱灾害防御公报》中记录的研究区实际典型干旱事件对比,筛选出适用于研究区时间尺度的 $S_{SPEI}$ 。

### 2.2.2 基于信息变化率及条件互信息的致旱气候系统指数筛选

基于信息变化率及条件互信息的特征变量选择方法(ICR-CMIFS)<sup>[12]</sup>通过信息变化率的概念量化了待选因子携带的有效信息量,参数数学意义明确,能同时甄别与干旱存在线性、非线性关系的关键致旱因子。计算信息变化率 $\lambda$ 的计算公式可表示为:

$$\lambda = \frac{MI(c; f_i | S)}{MI(c; f_i; S)} \quad (5)$$

式中, $c$ 为输出量; $f_i$ 为集合中的任意一个待选因子; $S$ 为已入选的因子集合; $MI(c; f_i | S)$ 为当前入选因子集 $S$ 条件下,输出量 $c$ 与当前待选因子 $f_i$ 的条件互信息值; $MI(c; f_i; S)$ 为输出量 $c$ 、当前待选因子 $f_i$ 和当前已入选因子集 $S$ 的联合互信息值。

ICR-CMIFS算法的具体步骤参考文献<sup>[13]</sup>。

本文通过查阅近十年来影响研究区干旱成因分析的相关文献<sup>[14,15]</sup>,初步筛选出影响研究区干旱的气候系统指数组成待选因子集。在此基础上,将初步筛选的气候系统指数作为输入因子,在河南省具有较好适用性的 $S_{SPEI-3}$ 作为输出量,采用ICR-CMIFS筛选得到河南省主要致旱气候系统因子。

### 2.2.3 PSO-ELM模型的构建

利用粒子群算法(PSO)对极限学习机(ELM)的初始输入权值和阈值进行优化,以预测值与实测值均方误差作为适应度函数,通过不断更新迭代最终得到最优的输入权值和阈值。

基于粒子群算法优化极限学习机(PSO-ELM)模型的构建思路为将ELM的一组权值与阈值视为PSO算法的种群中的一个个体,通过PSO算法的种群迭代和寻优,找到符合适应度要求的个体,该个体对应的权值与阈值即为最佳参数。具体模型流程见图2。

### 2.2.4 基于PSO-ELM模型的干旱预测

以ICR-CMIFS筛选得到的研究区主要致旱气候系统指数为自变量输入,以 $S_{SPEI-3}$ 为因变量输出,PSO-ELM模型训练期设置为1963~2002年,共计40年;测试期设置为2003~2019年,共计17年。

PSO-ELM模型的参数设置主要包括两部分:①ELM神经网络的参数设置;②智能算法PSO的参数设置。具体情况如下。

(1)对于ELM模块:①激励函数选择“sig”函数;②在1~100范围内对隐含层神经元个数进行

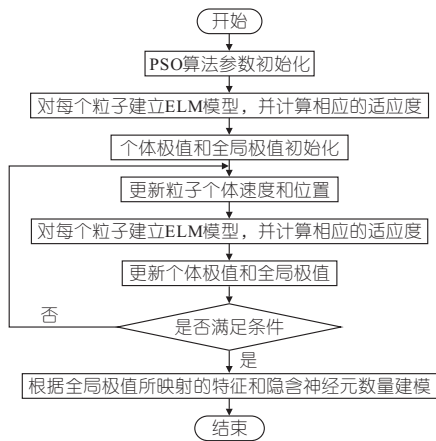


图 2 PSO-ELM 模型流程

Fig. 2 Flow chart of PSO-ELM model

不断调试,最终确定最优的隐含层神经元个数为 70;③ELM 的初始权值采用随机生成方式进行确定,初始权值数目主要取决于隐含层神经元的数目和输入神经元的数目。

(2)对于 PSO 模块,设定加速常数  $c_1$ 、 $c_2$  均为 2,粒子的种群规模为 50,最大迭代次数为 150,边界条件处理如下:最大速度  $v_{max}$  设为 0.4,由于粒子群算法是用来优化极限学习机 ELM 的权值和阈值,因此适应度函数设置为预测值与实际值均方误差。

为了检验 PSO-ELM 模型在研究区干旱预测的适用性,同时采用差分进化算法优化的 ELM 和标准 ELM 模型预测河南省干旱程度。其中 DE-ELM 中 ELM 模块和标准 ELM 模型的参数设置与 PSO-ELM 中 ELM 模块参数相同,DE 模块中设定种群规模大小为 50,缩放因子  $F$  为 0.4,交叉概率  $C_r$  为 0.3,最大迭代次数为 150。

### 2.2.5 模型的性能评价指标

为定量评价 PSO-ELM 模型的预测精度,利用相关系数( $C_{CORR}$ )、均方根误差( $R_{RMSE}$ )、纳什效率系数( $E_{NS}$ ) 3 个指标对模型在干旱预测中的性能进行评价,其中,相关系数  $C_{CORR}$  越接近 1 时,表明两个变量的相关性越高;均方根误差  $R_{RMSE}$  越小表明预测值与真实值的偏差越小,预测效果越好;纳什效率系数  $E_{NS}$  的取值范围为负无穷至 1, $E_{NS}$  越接近 1 表明模型的可信度越高。

## 3 结果与分析

### 3.1 $S_{SPEI}$ 在河南省干旱评价中的适用性

根据 2006~2019 年《中国水旱灾害防御公报》<sup>[16]</sup>,统计自 2006 年以来河南省的典型干旱事件,并与  $S_{SPEI-3}$ 、 $S_{SPEI-6}$ 、 $S_{SPEI-12}$  的计算结果进行比较,从时间匹配性上分析  $S_{SPEI}$  的适用性。以

$S_{SPEI} \leq -0.5$  的持续时间表征干旱历时, $S_{SPEI}$  的最小值表示干旱峰值, $S_{SPEI}$  最小值对应的干旱等级代表干旱强度,结果见表 1。由表 1 可知,典型干旱事件共有 7 次,其中  $S_{SPEI-3}$  识别出研究区同时期干旱 6 次,识别率达 85%,且  $S_{SPEI-3} \leq -0.5$  的持续时间与实际情况最接近; $S_{SPEI-6}$ 、 $S_{SPEI-12}$  分别仅识别出同时期干旱 3、1 次,对典型干旱事件的识别能力相对较差。

表 1  $S_{SPEI}$  与实际干旱事件对比统计

Tab. 1 Comparison between  $S_{SPEI}$  and actual drought events

干旱事件	$S_{SPEI} \leq -0.5$ 的时间	$S_{SPEI}$ 最小值	旱情等级
2006 年:夏伏旱和秋旱	$S_{SPEI-3}$ :2006 年 8 月~2006 年 12 月	-0.91	轻旱
	$S_{SPEI-6}$ :无	无	无旱
	$S_{SPEI-12}$ :2006 年 9 月~2006 年 12 月	-0.78	轻旱
2007 年 1~3 月:冬春旱	$S_{SPEI-3}$ :无	无	无
	$S_{SPEI-6}$ :无	无	无
	$S_{SPEI-12}$ :无	无	无
2008 年:春旱	$S_{SPEI-3}$ :2008 年 1 月~2008 年 3 月	-1.36	中旱
	$S_{SPEI-6}$ :2008 年 1 月~2008 年 3 月	-1.15	中旱
	$S_{SPEI-12}$ :无	无	无旱
2008 年 12 月~2009 年 2 月:冬春连旱	$S_{SPEI-3}$ :2008 年 11 月~2009 年 1 月	-1.25	中旱
	$S_{SPEI-6}$ :无	无	无旱
	$S_{SPEI-12}$ :无	无	无旱
2010 年 10 月~2011 年 2 月:冬春连旱	$S_{SPEI-3}$ :2010 年 11 月~2011 年 2 月	-1.78	重旱
	$S_{SPEI-6}$ :无	无	无旱
	$S_{SPEI-12}$ :无	无	无旱
2012 年 6 月:夏旱	$S_{SPEI-3}$ :2012 年 5 月~2012 年 7 月	-1.36	中旱
	$S_{SPEI-6}$ :2012 年 5 月~2012 年 11 月	-1.31	中旱
	$S_{SPEI-12}$ :无	无	无旱
2013 年 8 月~2014 年 4 月:秋旱、冬春连旱	$S_{SPEI-3}$ :2013 年 8 月~2014 年 2 月	-1.38	中旱
	$S_{SPEI-6}$ :2013 年 8 月~2014 年 2 月	-1.55	重旱
	$S_{SPEI-12}$ :2013 年 8 月~2013 年 4 月	-1.43	中旱

选取干旱较严重的 2009、2014 年进一步验证  $S_{SPEI-3}$  的空间适用性。2008 年 12 月~2009 年 2 月上旬河南省东部、北部平原冬麦主产区(周口市、开封市、商丘市、安阳市)降水量偏少 80% 以上;基于各气象站点计算结果绘制该时期河南省干旱空间分布图(图 3(a)),发现  $S_{SPEI-3}$  能较准确地识别主要干旱区。2014 年 6 月起,河南省中西部(南阳市、宝丰市)和北部部分地区(新乡市)持续高温,平均降雨量较多年同期均值偏少 60%,发生了严重的气象干旱;由 2014 年 8 月河南省  $S_{SPEI-3}$  空间分布(图 3(b))可知, $S_{SPEI-3}$  同样有效

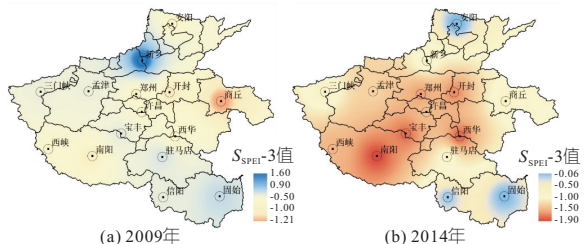


图 3 典型干旱事件  $S_{SPEI-3}$  空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of  $S_{SPEI-3}$  of typical drought events

捕捉了此次干旱中西部及北部部分地区干旱较为严重的特征。相关研究表明,河南省以短周期干旱为主,呈现出明显的季节性动态演变特征,短时间尺度的  $S_{SPEI}$  在识别季节性干旱的动态演变方面表现更好<sup>[17]</sup>。此外,路金强等<sup>[18]</sup>研究表明,短时间尺度  $S_{SPEI}$  更能反映环流指数对河南省季节性干旱的影响。综上所述,  $S_{SPEI-3}$  能从时间和空间上较为准确地反映河南省的干旱状况,具有良好的适用性。因此,本文选取  $S_{SPEI-3}$  表征河南省干旱情况,开展后续研究。

### 3.2 河南省关键致旱气候系统指数

选取  $S_{SPEI-3}$  表征河南省干旱状况,并以  $S_{SPEI-3}$  为输出量筛选研究区关键致旱因子。根据相关文献<sup>[14,15]</sup>,初步筛选出研究区 25 项致旱气候系统指数见表 2。由于天气系统和环流场具有较大的时间和空间尺度,导致气候系统指数对研究区干旱影响具有一定的滞后性,因此设置提前期最长为 24 个月,故本文用于筛选关键致旱因子的待选因子集共包含 600(24×25)个气候系统指数。

表 2 研究区初始致旱气候系统指数

Tab. 2 Candidate drought-causing climate system indexes in study area

编号	气候系统指数	编号	气候系统指数
C1	NINO 1+2 区海表温度距平指数	C14	西风漂流区海温指数
C2	NINO 3 区海表温度距平指数	C15	黑潮区海温指数
C3	NINO 3.4 区海表温度距平指数	C16	类 ENSO 指数
C4	NINO 4 区海表温度距平指数	C17	暖池型 ENSO 指数
C5	冷舌型 ENSO 指数	C18	热带印度洋海温偶极子指数
C6	热带北大西洋海温指数	C19	副热带南印度洋偶极子指数
C7	热带南大西洋海温指数	C20	西太平洋副高面积指数
C8	印度洋暖池面积指数	C21	西太平洋副高强度指数
C9	印度洋暖池强度指数	C22	西太平洋副高脊线位置指数
C10	西太平洋暖池面积指数	C23	西太平洋副高西伸脊点指数
C11	西太平洋暖池强度指数	C24	北大西洋涛动指数
C12	大西洋海温三极子指数	C25	北极涛动指数
C13	亲潮区海温指数		

将 ICR-CMIFS 算法的两个参数  $\epsilon$ 、 $\delta$  分别设定为 0.5、0.05,前者是为了防止联合互信息值较大的变量被提前剔除的特殊情况,后者表示在待选致旱气候系统指数对输出量的贡献度不足 5% 时不再继续。表 3 为由 ICR-CMIFS 算法筛选出的按贡献度从高到低排序的关键致旱气候系统指数,其中下标表示提前期。

表 3 基于 ICR-CMIFS 算法筛选的致旱气候系统指数

Tab. 3 Drought-causing climate system indexes selected based on ICR-CMIFS algorithm

气候系统指数	$C_{20_{21}}$	$C_{10}$	$C_{14_{16}}$	$C_{15}$	$C_{10_{20}}$	$C_{7_{22}}$	$C_{11_2}$	$C_{18_{24}}$
互信息值/贡献度 $\lambda$	1.598 0*	0.069 6	0.065 8	0.061 2	0.060 0	0.059 8	0.059 5	0.056 9

注: \* 表示 ICR-CMIFS 算法中第一个入选变量为与输出量的互信息值最大的待选变量,不计算贡献度;  $C_{20_{21}}$  对应的数值为最大互信息值,剩余致旱气候系统指数对应数值为贡献度。

由表 3 可知,研究区致旱气候系统指数与  $S_{SPEI-3}$  互信息值最大的为西太平洋副高面积指

数,剩余气候系统指数中 NINO 1+2 区海表温度距平指数对  $S_{SPEI-3}$  的贡献度最大。ENSO 能影响降水,而降水是导致研究区干旱的主要因素,且河南省春季降水日数与 NINO 1+2 区指数相关性较显著<sup>[7,14]</sup>,这与本文筛选出的致旱气候系统指数相符合。

### 3.3 基于 PSO-ELM 的河南省干旱预测

以筛选得到的气候系统指数为自变量,以  $S_{SPEI-3}$  为因变量,采用 PSO-ELM 模型开展河南省干旱预测,并与 DE-ELM 和标准 ELM 模型预测结果进行对比。分别计算了 3 种模型在训练期和测试期的  $C_{CORR}$ 、 $R_{RMSE}$ 、 $E_{NS}$ ,可知 PSO-ELM、DE-ELM、ELM 模型在训练期的评价结果均优于测试期,未出现过拟合现象,表明预测模型结构合理可靠。在测试期内 PSO-ELM 模型的  $C_{CORR}$ 、 $R_{RMSE}$ 、 $E_{NS}$  的预测效果均最好,其次为 DE-ELM。标准 ELM 模型的训练期与预测期的评价指标相差较大,表明其不适用于研究区的干旱预测。

PSO-ELM、DE-ELM、标准 ELM 模型预测得到的  $S_{SPEI-3}$  值与计算得到的  $S_{SPEI-3}$  值的时间序列对比见图 4。结合模型性能评价结果可知,在所有模型中,PSO-ELM 模型预测值与计算值匹配性最好,训练期、测试期的  $E_{NS}$  分别达 0.664 2、0.447 1;其次为 DE-ELM 模型,  $E_{NS}$  分别为 0.473 0、0.313 9;两种模型  $S_{SPEI-3}$  预测结果与实际  $S_{SPEI-3}$  情况较符合。标准 ELM 模型的  $S_{SPEI-3}$  预测值与计算值偏差较大,其预测能力相对较差。

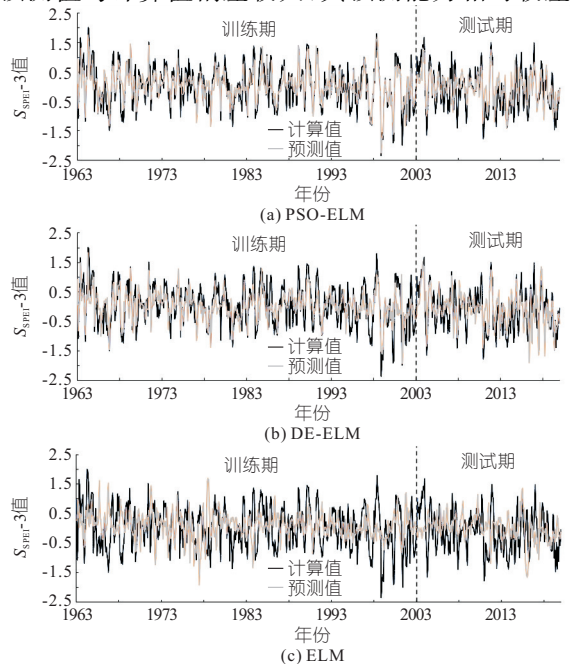


图 4 不同模型  $S_{SPEI-3}$  预测值与计算值对比结果

Fig. 4 Comparison between predicted values and observed values of  $S_{SPEI-3}$  of different models

PSO-ELM 与 DE-ELM 模型的预测值与计算值的回归分析见图 5。其中,  $R^2$  代表预测值与观测值的拟合优度,  $R^2$  越大且回归线梯度越接近 1 时, 模型的预测效果越好。由图 5 可知, 3 种模型中 PSO-ELM 模型的梯度为 0.78,  $R^2$  为 0.513 75; DE-ELM 模型的梯度为 0.66,  $R^2$  为 0.351 50, 略低于 PSO-ELM 模型; ELM 模型的梯度和  $R^2$  均远低于另外两种模型, 拟合能力较差。综上所述, PSO-ELM 模型预测能力最优, 其次为 DE-ELM 模型, ELM 模型预测能力最差。

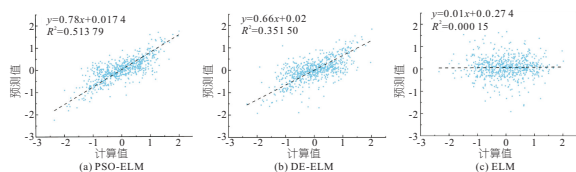


图 5 不同模型  $S_{SPEI-3}$  预测值与计算值拟合结果

Fig. 5 Fitting result of predicted values and observed values of  $S_{SPEI-3}$  of different models

为了进一步分析模型对干旱预测的可靠性, 对 3 种模型的预测结果分别计算相应的干旱历时和干旱烈度, 评估历时和烈度相较于真实值的相对误差。其中将  $S_{SPEI} \leq -0.5$  的月份定义为干旱月, 干旱历时为干旱月数的总和, 干旱烈度为  $S_{SPEI}$  的负值之和。结果表明, 3 种模型中标准 ELM 模型对  $S_{SPEI-3}$  的干旱历时与干旱烈度预测效果最差, 干旱历时与干旱烈度的相对误差分别为  $-35.1\%$ 、 $-62.2\%$ 。PSO-ELM、DE-ELM 模型在干旱历时和干旱烈度方面的预测能力均较强, PSO-ELM 分别低估了  $2.6\%$ 、 $30.5\%$ , 而 DE-ELM 模型分别低估了  $7.0\%$ 、 $-37.7\%$ 。总体而言, DE-ELM 模型的预测精度不及 PSO-ELM 模型。

综上所述, 未经算法优化的标准 ELM 模型不适用于河南省的干旱预测, 因气候系统指数与干旱事件之间的关系复杂<sup>[19]</sup>, ELM 模型在面对主要致旱气候系统指数与干旱事件之间的复杂关系时, 其对隐含层参数随机赋值的过程容易导致过拟合或不拟合问题<sup>[20]</sup>。其他以气候因子为 ELM 预测模型输入的研究也得到了相似结论<sup>[21]</sup>。PSO-ELM 和 DE-ELM 模型采用智能算法优化了 ELM 模型的隐含层参数, 明显提升了 ELM 模型的预测能力。PSO 算法与 DE 算法均基于群体进化机制, PSO 更注重每次迭代中当前最优解对种群的影响, DE 算法对模型参数依赖度较高, 在搜索最优解过程中种群多样性较差, 会出现过早收敛或停滞的现象, 二者表现的差异取决于具体问题<sup>[22]</sup>。本文 PSO-ELM 模型表现优于 DE-ELM 模型, 更适用于河南省干旱预测。

## 4 结论

a.  $S_{SPEI-3}$  能从时间和空间上较准确地反映河南省的干旱状况, 相比  $S_{SPEI-6}$ 、 $S_{SPEI-12}$ , 对河南省干旱事件的识别能力最强。

b. 基于 ICR-CMIFS 的致旱气候系统指数筛选得到了西太平洋副高面积指数和 NINO 指数, 为河南省主要的致旱气候系统因子。

c. PSO-ELM 模型能较准确地预测河南省的干旱状况, 与 DE-ELM 和标准 ELM 相比, PSO-ELM 模型在河南省干旱预测中具有较好的适用性。

## 参考文献:

- [1] 史本林, 朱新玉, 胡云川, 等. 基于 SPEI 指数的近 53 年河南省干旱时空变化特征[J]. 地理研究, 2015, 34(8): 1547-1558.
- [2] 朱业玉, 潘攀, 匡晓燕, 等. 河南省干旱灾害的变化特征和成因分析[J]. 中国农业气象, 2011, 32(2): 311-316.
- [3] 河南省水利厅. 河南水利辉煌五十年[M]. 郑州: 黄河水利出版社, 2000.
- [4] 河南统计年鉴编委会. 河南统计年鉴(1978-2009)[M]. 北京: 中国统计出版社, 2010.
- [5] 付建建. 海温对东亚夏季风年代际及冬季风年际变异的影响[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2009.
- [6] 陈家栋, 田宏伟, 黄进, 等. 1970-2019 年河南省年内降水分配非均匀性的时空演变[J]. 水土保持通报, 2021, 41(3): 342-349.
- [7] 董亮, 陆桂华, 吴志勇, 等. 基于大气环流因子的西南地区干旱预测模型及应用[J]. 水电能源科学, 2014, 32(8): 5-8.
- [8] 曹永强, 路洁, 李玲慧. 基于 SPEI 指数的辽宁省多尺度旱涝特征分析[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2021, 19(2): 210-220.
- [9] TRAJKOVIC S. Temperature-based approaches for estimating reference evapotranspiration[J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2005, 131(4): 316-323.
- [10] 周丹, 张勃, 沈彦俊. 潜在蒸散量估算方法对干旱侦测指数计算的影响[J]. 中国农业气象, 2014, 35(3): 258-267.
- [11] VICENTE-SERRANO S M, BEGUERiA S, LÓPEZ-MORENO J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index [J]. Journal of climate, 2010, 23(7): 1696-1718.
- [12] LI Q, HAN X, LIU Z, et al. A novel information changing rate and conditional mutual information-based input feature selection method for artificial intelligence drought prediction models [J]. Climate dynamics, 2022; 58: 3405-3425.
- [13] 刘振男. 中长期干旱预测研究: 以云贵高原为例 [D]. 南京: 河海大学, 2019.

