

基于粒子群优化小波神经网络模型的 春玉米生育阶段干旱预测

曹秀佳^{1,2}, 谷 健^{1,3}, 马宁宁¹, 刘泳圻⁴, 王子豪^{1,2}, 尹光华^{1*}

(1.中国科学院 沈阳应用生态研究所, 沈阳 110016; 2.中国科学院大学, 北京 100049;
3.辽宁省农业科学院 耕作栽培研究所, 沈阳 110161; 4.沈阳农业大学, 沈阳 110016)

摘 要:【目的】为更好地开展区域性作物生长季气候干旱预测, 指导春玉米高效节水补灌生产。【方法】采用皮尔逊相关系数方法选取了与干旱指数最相关的因子, 利用阜新市阜蒙县 1965—2019 年逐日气象数据, 探索建立了粒子群算法优化的小波神经网络模型 (PSO-WNN), 将春玉米不同生育阶段的水分亏缺指数结果进行对比验证模型精度, 并利用模型模拟预测未来 5 a 干旱发生情况。【结果】通过模型验证, 春玉米 5 个生育阶段 (播种—出苗阶段、出苗—拔节阶段、拔节—抽雄阶段、抽雄—乳熟阶段、乳熟—成熟阶段) 的均方根误差 (RMSE) 分别为 0.041 9、0.017 4、0.048 1、0.029 7、0.042 1, 决定系数 R^2 分别为 0.840 2、0.985 3、0.899 0、0.957 5、0.917 7, 且预测结果与实际干旱等级相符。【结论】文中构建的模型适用于阜新地区春玉米干旱预测, 未来 5 a 该地区春玉米在播种—出苗阶段可能无旱或轻旱, 出苗—拔节阶段可能发生中旱甚至特旱, 生育后期干旱程度逐渐减弱, 拔节—抽雄和抽雄—乳熟两个阶段出现轻旱概率较高, 乳熟—成熟阶段出现干旱的概率较低, 程度较小, 表明未来几年该地区春玉米生产应该更多关注出苗—拔节阶段的旱情。

关 键 词: 干旱预测; 小波神经网络; 春玉米; 作物水分亏缺指数

中图分类号: S423

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2020531

OSID:



曹秀佳, 谷健, 马宁宁, 等. 基于粒子群优化小波神经网络模型的春玉米生育阶段干旱预测[J]. 灌溉排水学报, 2021, 40(3): 125-133.

CAO Xiujia, GU Jian, MA Ningning, et al. Predicting Droughts in Growth Season of Spring Maize with the Wavelet Neural Networks using Particle Swarm Optimization Training[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(3): 125-133.

0 引 言

【研究意义】干旱是我国主要气象灾害之一, 根据中国气象局发布的《中国气候公报》统计, 近年来全国范围内干旱受灾面积在总受灾面积中占比最大。以辽宁省为例, 在 1965—2019 年几乎每年都会旱情发生。阜新市位于辽宁省西部, 该区域属半干旱气候区, 是辽宁省粮食主要生产基地之一, 受旱灾情况较为严重, 素有“十年九旱”之称^[1]。如何准确的预测旱灾发生情况, 并相应地采取抗旱措施, 是农业生产中一项重要的研究课题。

【研究进展】农业干旱常用的界定指数有作物水分亏缺指数、土壤相对湿度指数等, 其中, 作物水分亏缺指数 (Crop Water Deficit Index, *CWDI*) 是通过某一阶段内作物需水量与供水量之差占同期作物需水量的比值来表征作物受旱情况, 从水分供需角度诊断作物是否缺水, 能够较为真实描述土壤、植物和气象 3 方面的综合影响。张艳红等^[2]认为该指数作为干旱监测指标计算简便, 且能较好反映干旱发生与演变情况。李秀芬等^[3]选取全国 18 个代表性气象台站的资料研究得出作物水分亏缺指数在东北春玉米主产区对玉米干旱的识别正确率在 75%以上。严峻^[4]将辽宁省 5 个农业气候相似区域共 52 个站点水分亏缺指数与历史记录比较, 发现水分亏缺指数划分的干旱等级与历史灾情描述相符。许多学者利用这一指数进行作物的干旱特征研究, 如黄晚华等^[5]分析了湖南春玉米, 代立芹等^[6]分析了河北省春玉米和夏玉米, 张淑杰等^[7]、董秋婷等^[8]、高晓蓉等^[9]研究了东北地区春玉米的干旱特征及时空变化, 另有学者对夏玉米^[10]、

收稿日期: 2020-09-20

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目 (2017YFD0300704, 2018YFD0300301); 辽宁省“兴辽英才计划”青年拔尖人才项目 (XLYC1907106); 辽宁省博士启动计划项目 (2019-BS-259); 中国博士后基金项目 (2018M641708)

作者简介: 曹秀佳 (1995-), 女, 河北张家口人。硕士研究生, 主要从事节水灌溉理论与技术研究。E-mail: 2571227559@qq.com

通信作者: 尹光华 (1972-), 男, 甘肃天水人。研究员, 博士, 主要从事农田生态系统水循环与高效节水农业研究。E-mail: ygh006@163.com

水稻^[11]、冬小麦^[12]、葡萄^[13]等作物的干旱特征进行了分析。但是作物水分亏缺指数所需要的气象数据获取难度较高,数据处理和计算过程复杂^[14],利用模型对干旱进行预测,可以提高预测速率和精度,提前获知某一时间段干旱可能发生情况,以便及时制定预防措施。

对于哪种模型能够较为准确地预测干旱指数,目前还没有统一的定论。针对不同的研究区域,预测效果不同。常用的干旱预测模型有马尔科夫链模型、灰色模型、人工神经网络等。其中,BP神经网络是前馈神经网络,将预测值向前传递,误差向后传递,可以较好模拟系统与因素之间的复杂关系,具有自适应、自学习的优点^[15],但是还有训练时间长,容易陷入局部最小值的缺点^[16]。小波变换可以提取信号特征信息,将复杂信号分解成不同频段的信号^[17],结合二者优点的小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN),能够更好地进行预测,已经得到广泛应用,如应用于风力发电预测^[18],负荷预测^[19],地面电阻预测^[20]等,干旱预测相关研究有降水量预测^[21]、SPI值预测^[22]等。但是小波神经网络中权重和小波平移因子等是随机产生的,需要多次试验才能获得最优值,因此可以通过粒子群算法进行优化,加快收敛速度,提高模型准确度^[23]。

【切入点】农作物生长季发生旱情是粮食减产的最重要影响因素^[24-25]。玉米作为粮食作物,干旱会影响其蒸腾作用^[26],还会影响叶片气孔导度和胞间CO₂浓度导致光合速率的变化^[27],进而影响株高和叶面积的生长发育^[28]。由于春玉米不同生育阶段对于水分的敏感程度不同,受干旱的影响也存在显著差异^[29],同等干旱胁迫程度下,玉米营养生长后期及生殖生长阶段对水分亏缺的响应更为敏感,受旱更易造成植株永久损伤导致减产^[30]。因此对不同生育阶段进行干旱预测能够为生产实践提供更具有针对性的参考。然而,目前对于作物生长季干旱预测的研究多以月^[31]、旬^[32]为尺度或者专注某一关键生育期^[33],对于不同生育阶段的干旱预测研究较少,无法准确地预测某一阶段的干旱严重程度,因而其结果对春玉米的生产指导意义不强。

【拟解决的关键问题】本文以辽宁省春玉米生产典型区域——辽西的阜新蒙古族自治县(简称阜蒙县)为例,利用长期逐日气象数据计算各生育阶段水分亏缺指数并划分干旱等级。选取与干旱指数最相关的因子,建立粒子群算法优化的小波神经网络模型,以均方根误差、决定系数和平均相对误差验证模型的可行性。然后,利用构建的模型对阜蒙县2020—2024年干旱发生情况进行预测。研究结果对于春玉米灌溉用

水的精准化管理、农业节水减灾、稳产增产等具有重要意义。

1 研究方法

1.1 研究区概况

选取辽宁省春玉米重要产区阜蒙县为研究区域,该区域地处41°41′—42°34′N, 121°01′—122°26′E之间,属于温带大陆性季风气候,雨热同期,多年平均降水量493.1 mm,年内分布极为不均,春旱、伏旱、秋旱频繁发生。多年平均气温7.2℃,多年平均日照时间为2 865.5 h,年际累计蒸发量为1 847.6 mm,作物生育期平均气温为20.2℃,≥10℃积温天数为169 d。

1.2 数据来源

选取阜蒙县1965—2019年逐日气象数据资料,主要包括降水、最高温度、最低温度、平均温度、风速、日照时间、平均水汽压、平均相对湿度。资料来源于中国气象数据网-国家气象科学数据中心(<http://data.cma.cn>)。

1.3 研究方法

1.3.1 水分亏缺指数

将春玉米生长季划分为播种—出苗、出苗—拔节、拔节—抽雄、抽雄—乳熟、乳熟—成熟5个生育阶段,多年生育阶段平均值参考文献《基于作物水分亏缺指数的辽宁省玉米干旱时空变化特征分析》^[4]的计算结果,依据中华人民共和国气象行业标准《北方春玉米干旱等级》(QX/T 259—2015)^[34]计算作物水分亏缺指数。水分亏缺具有累计效应,使得作物干旱发生时间具有一定的滞后性,所以生育阶段内某1天的水分亏缺指数为该日向前推50 d,每10天为1个时间单位的累计水分亏缺指数的加权平均值,某生育阶段水分亏缺指数是生育阶段内每天水分亏缺指数的平均值。计算结果所在干旱等级划分区间(表1)对应的干旱等级即该生育阶段的干旱等级。

1.3.2 最相关气象因子的选取方法

采用皮尔逊相关性分析,选取出与干旱最相关的气象因子,作为模型的输入数据。相关系数的绝对值越接近1,因子间相关性越强。

1.3.3 小波神经网络模型

本文所选用的小波神经网络是将BP神经网络中隐含层的激励函数替换为连续可导的小波函数,对数据进行预测,采用3层网络结构,包括输入层、隐含层、输出层,上下层之间实现全连接,同一层神经元之间无连接^[35]。隐含层神经元数目通过试错法确定,激活函数选用Morlet母小波基函数^[36]。

表 1 水分亏缺指数干旱等级划分

Table 1 Grades of drought based on K_{CWDI}

等级	水分亏缺指数 (K_{CWDI} ,%)				
	播种—出苗	出苗—拔节	拔节—抽雄	抽雄—乳熟	乳熟—成熟
无旱	$K_{CWDI} \leq 45$	$K_{CWDI} \leq 50$	$K_{CWDI} \leq 35$	$K_{CWDI} \leq 35$	$K_{CWDI} \leq 50$
轻旱	$45 < K_{CWDI} \leq 60$	$50 < K_{CWDI} \leq 65$	$35 < K_{CWDI} \leq 50$	$35 < K_{CWDI} \leq 45$	$50 < K_{CWDI} \leq 60$
中旱	$60 < K_{CWDI} \leq 70$	$65 < K_{CWDI} \leq 75$	$50 < K_{CWDI} \leq 60$	$45 < K_{CWDI} \leq 55$	$60 < K_{CWDI} \leq 70$
重旱	$70 < K_{CWDI} \leq 80$	$75 < K_{CWDI} \leq 85$	$60 < K_{CWDI} \leq 70$	$55 < K_{CWDI} \leq 65$	$70 < K_{CWDI} \leq 80$
特旱	$K_{CWDI} > 80$	$K_{CWDI} > 85$	$K_{CWDI} > 70$	$K_{CWDI} > 65$	$K_{CWDI} > 80$

1.3.4 粒子群算法

粒子群算法是模仿群鸟觅食的原理寻找群体最优值^[37]，假设在一个 D 维的目标搜索空间，有 m 个粒子组成一个群体，每个粒子的位置 X_i 就是一个潜在解，将 X_i 代入目标函数就可以计算出其适应值，根据适应值的大小衡量其优劣。多次迭代下，粒子位置不断更新，寻找到整个群体经历过的最好位置，即最优值。迭代终止条件根据具体问题设定，一般达到设定最大迭代次数或搜索到满足目标函数最小容许误差的最优位置。通过该算法寻找小波神经网络的最优权重和阈值，能够提高模型的准确度，减小模型误差。

1.3.5 基于粒子群优化小波神经网络模型

基于粒子群优化小波神经网络模型是通过粒子群算法优化小波神经网络模型的参数，提高模型效率。优化后的模型流程见图 1，具体步骤：

第一步：输入水分亏缺指数和相关气象因子数据，对数据进行归一化处理。

第二步：将小波神经网络需要确定的参数映射为粒子位置，对粒子群进行初始化，通过多次迭代寻找全局最优值，如果误差小于允许值或者达到最大迭代次数，则进行下一步，如果没有，则更新粒子位置和飞行速度继续寻找最优值。

第三步：将全局最优值设置为神经网络参数进行拟合测试和误差检验，如果测试结果符合准确度要求，则将全局最优值确定为网络最优参数，如果不符合要求，则重复第二步继续寻找全局最优值。

第四步：利用构建好的模型进行未来 5 a 的水分亏缺指数预测。

1.3.6 评价验证指标

本文选用平均相对误差 (MRE)、均方根误差 ($RMSE$)、决定系数 (R^2) 指标评估模型预测准确度，用稳定度指标 (PSI) 评估模型稳定性。 MRE 、 $RMSE$ 值越接近 0， R^2 越接近 1，模型准确度越高。 $PSI < 0.1$ 时模型稳定性很高，0.1~0.2 为一般， > 0.2 时稳定性差。计算式为：

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{[(y_i - \hat{y}_i)/y_i]^2}}{N}, \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}}, \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (3)$$

式中： y_i 为第 i 个实际值； $\hat{y}_i$ 为第 i 个预测值； $\bar{y}$ 为平均实际值； N 为实际值或预测值的个数。

$$PSI = \sum_{i=1}^n (A_i - E_i) \times \ln(A_i/E_i), \quad (4)$$

式中： A_i 为实际值在第 i 个区间占比； E_i 为预测值在第 i 个区间占比； n 为区间个数。本文中根据实际值四分位数划分成 4 个区间。

1.3.7 数据处理

采用 Excel 2016 软件对数据进行统计处理和计算；采用 SPSS 21 进行相关性分析和单因素方差分析，显著性水平为 0.05；利用 MATLAB 2019b 建立模型。

表 2 不同生育阶段与水分亏缺指数最相关气象因子

Table 2 The most relevant meteorological factor to K_{CWDI} in different growth stages	
生育阶段	最相关气象因子
播种—出苗	相对湿度、最高温度、降水
出苗—拔节	风速、降水、日照时间
拔节—抽雄	风速、相对湿度、最高温度
抽雄—乳熟	相对湿度、风速、最高温度
乳熟—成熟	相对湿度、降水、风速

2 结果与分析

2.1 模型建立

计算不同生育阶段的水分亏缺指数，通过相关性分析选取与干旱指数最相关的气象因子（表 2）作为模型输入变量，建立粒子群优化小波神经网络模型，将 1965—2014 年数据用于训练，约占总数据的 90%，2015—2019 年数据用于测试，约占总数据的 10%。利用水分亏缺指数历史数据和最相关气象因子进行网络训练和测试，对输入输出样本进行设计。

第 1 个输入样本为 1965—1969 年预测因子，输出为 1974 年水分亏缺指数。

第 2 个输入样本为 1966—1970 年预测因子，输

出为 1975 年水分亏缺指数。

.....

第 46 个输入样本为 2010—2014 年预测因子，输出为 2019 年水分亏缺指数。

模型训练好后用 2011—2019 年数据预测 2020—2024 年水分亏缺指数。

需要设置的参数分为小波神经网络参数和粒子群算法参数，小波神经网络参数中隐含层神经元通过试错法确定数目为 6，网络结构为 4-6-1。初始权值和小波平移因子、伸缩因子由粒子群算法结果确定，数目取决于神经网络结构。粒子群算法参数中，设置最大迭代次数为 50，允许误差为 0.001，粒子群规模为 30，学习因子一般取值均为 2，惯性因子为 0.6~0.8，粒子速度和初始位置分别为 $[-0.1, 0.1]$ $[-4, 4]$ 之间的随机数。

2.2 模型检验

2.2.1 模型对比分析

分别利用 BP 神经网络、小波神经网络和粒子群优化小波神经网络对不同生育阶段的水分亏缺指数进行预测的平均相对误差检验结果见表 3，可以看出，3 种模型的误差大小为：BP>WNN>PSO-WNN，即粒子群优化小波神经网络模型的预测误差最小，准确度最高，因此，可选用该模型进行预测。

表 3 不同模型预测结果平均相对误差

模型	播种— 出苗	出苗— 拔节	拔节— 抽雄	抽雄— 乳熟	乳熟— 成熟
BP	17.13	20.73	23.74	13.64	24.18
WNN	12.77	11.0	12.43	14.51	12.51
PSO-WNN	6.65	1.58	6.07	5.60	6.25

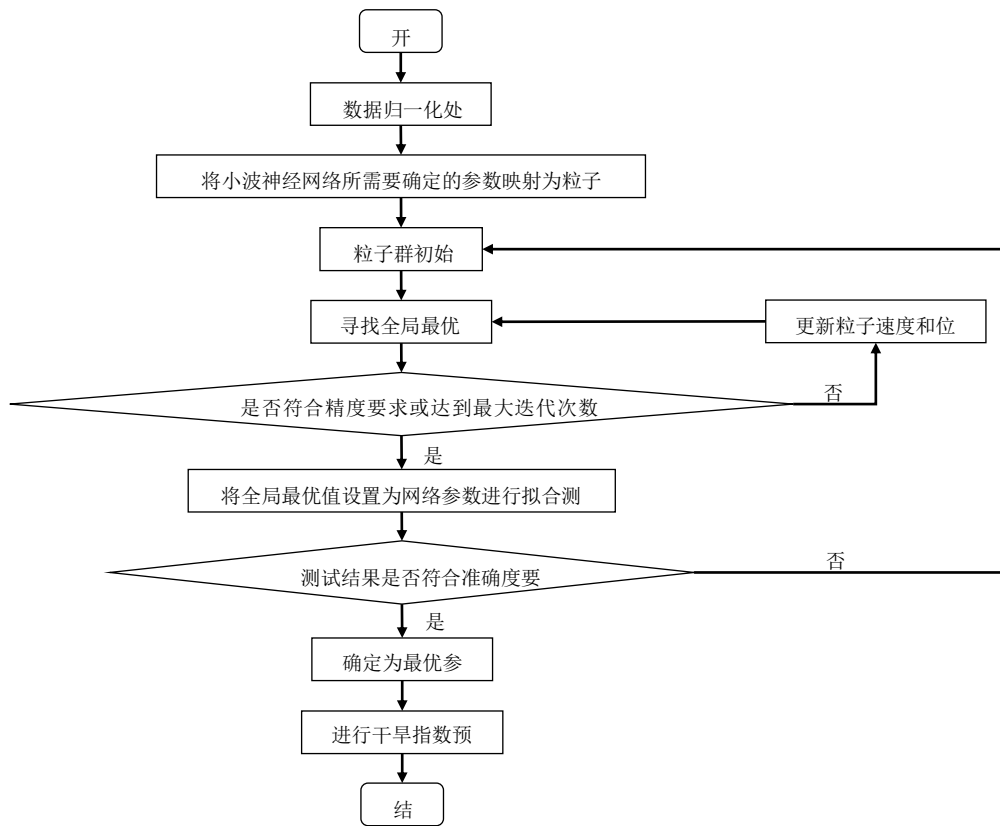


图 1 粒子群优化小波神经网络模型流程

Fig.1 Flow chart of PSO-WNN

2.2.2 测试结果分析

对测试样本输出结果进行误差检验（表 4），可知各年不同生育阶段预测结果与实际值的绝对差值均在 10%以内，相对误差范围在 0~14.22%，误差变化范围较大的原因可能是气象数据年际间存在变化，使得水分亏缺指数呈现波动性，模型预测有一定的难度，因此相对误差较不稳定。但是无异常值出现且干旱等级一致。模型对在 40%以下和 80%以上的干旱指数预测

误差较小，对极端值的预测没有出现过低估计或过高估计。出苗—拔节阶段预测误差最小，准确度最高， R^2 值达 0.985 3， $RMSE$ 为 0.017 4， MRE 为 0.015 8；播种—出苗阶段预测误差最大，准确度相对最低， R^2 值为 0.840 2， $RMSE$ 为 0.041 9， MRE 为 0.066 5。 PSI 计算结果为 0.088，小于 0.1，可认为模型稳定性较好。通过单因素方差分析可知，不同生育阶段之间的误差没有显著性差异，表明生育阶段对水分亏缺指数无显著影响，即该模型可应用于不同生育阶段的干旱预测。

表 4 不同生育阶段预测结果与实际值对比

Table 4 Comparison with forecast results and actual values in different growth stages

年份	类别	播种—出苗	出苗—拔节	拔节—抽雄	抽雄—乳熟	乳熟—成熟
2015	实际值/%	61.16	62.35	51.06	43.82	68.98
	预测值/%	61.15	62.14	54.56	39.92	65.82
	相对误差/%	0.30	0.33	6.85	8.89	4.58
2016	实际值/%	40.36	60.27	35.91	49.73	32.54
	预测值/%	41.45	61.16	35.50	47.55	33.18
	相对误差/%	2.71	1.49	1.15	4.38	1.95
2017	实际值/%	69.22	95.52	79.62	73.46	62.64
	预测值/%	65.22	92.86	70.09	77.37	67.85
	相对误差/%	5.77	2.78	11.97	5.33	8.31
2018	实际值/%	52.91	82.08	51.93	32.49	50.70
	预测值/%	47.49	84.78	53.06	29.52	57.82
	相对误差/%	10.24	3.29	2.18	9.13	14.04
2019	实际值/%	45.11	90.15	40.87	36.59	34.06
	预测值/%	51.53	90.15	37.51	36.69	37.88
	相对误差/%	14.22	0.00	8.22	0.28	2.39
R^2		0.840 2	0.985 3	0.899 0	0.957 5	0.917 7
RMSE		0.041 9	0.017 4	0.048 1	0.029 7	0.042 1
MRE/%		6.65	1.58	6.07	5.60	6.25

表 5 未来 5 a 预测结果

Table 5 Forecast results for the next five years

年份	播种— 出苗	出苗— 拔节	拔节— 抽雄	抽雄— 乳熟	乳熟— 成熟
2020	42.06	96.85	44.90	38.48	51.23
	无旱	特旱	轻旱	轻旱	轻旱
2021	45.07	74.84	44.52	38.46	50.91
	轻旱	中旱	轻旱	轻旱	轻旱
2022	40.40	100	48.66	36.63	46.08
	无旱	特旱	轻旱	轻旱	无旱
2023	43.11	72.08	46.83	37.27	31.56
	无旱	中旱	轻旱	轻旱	无旱
2024	48.14	37.45	48.01	34.75	45.31
	轻旱	无旱	轻旱	无旱	无旱

2.3 预测结果

利用训练好的模型预测 2020—2024 年干旱情况，将结果进行干旱等级划分，结果如表 5。根据预测结果，严重旱情主要集中在出苗—拔节阶段，在 2020 年和 2022 年可能会出现特旱，特旱会使幼苗整株萎蔫，不可恢复，甚至整株枯死。2021 年和 2023 年有可能发生中旱，可能会导致叶片变软卷曲，影响光合作用，从而影响植株生长和发育，应当提前采取预防措施，以免对玉米产生不可逆的伤害，引起减产甚至绝产。其他生育阶段多为轻旱或者无旱，拔节到乳熟阶段对水分较为敏感，轻旱可能会影响产量形成^[38]。播种—出苗阶段需水量较少，抗旱性较强，轻旱可以

促进玉米植株根系生长^[39]，乳熟—成熟阶段相较拔节—抽雄期对干旱不敏感^[40]，实际生产中需要及时关注生长情况，适当进行补充灌溉。

表 6 1965—2019 年不同级别干旱数目

Table 6 Number of drought grades in 1965—2019

干旱 等级	播种— 出苗	出苗— 拔节	拔节— 抽雄	抽雄— 乳熟	乳熟— 成熟
无旱	21	9	4	23	46
轻旱	29	15	13	15	2
中旱	5	13	24	11	7
重旱	0	7	7	5	0
特旱	0	11	7	1	0

对 1965—2019 年水分亏缺指数进行干旱等级划分，统计不同等级干旱数目（表 6），将预测结果加入历史数据组成新的时间序列，计算 2 组序列不同干旱等级占比，进行单因素方差分析，差异均不显著，可以认为预测结果与历史趋势相近。目前可以得到验证的是 2020 年播种—出苗和出苗—拔节阶段，已经发生的干旱状况与预测结果一致。根据降雨情况（表 7），播种—出苗阶段没有降水，但是播种前土壤墒情较好，该阶段需水量也较少，所以苗情较好，没有发生干旱，与预测结果一致；出苗—拔节阶段虽然有少量降雨，但是该阶段需水量较大，难以提供给玉米充足的水分，植株性状出现萎蔫甚至整株枯死，达到特旱等级，证明了预测结果的可靠性。因此，可建议参考预测结果，制定相应预防措施。

表 7 2020 年播种—拔节阶段降雨量

Table 7 Precipitation during sowing-jionting stage in 2020

日期	0516	0522	0523	0531	0609	0610	0613	0703	0705
降水量/mm	12.8	8.3	7.2	22.3	3.2	4.0	7.0	26.4	2.7

3 讨论

干旱受到来自地面、海洋、大气等多因素的影响,他们之间的关系通常是非线性的,其相关性在不同生育阶段有所差异。本文中平均相对湿度、风速、最高温度、降水等因子与指数的相关性较强。皮尔逊相关性分析是对数量关系的分析,其结果的不相关不代表二者内部机理没有关系。降水通过影响空气相对湿度和土壤湿度进而影响气孔导度和根系水分吸收,拔节—抽雄和抽雄—乳熟 2 个阶段一般在 7、8 月,降水量较大,此时降水不再是春玉米生长的限制因子,相对湿度、最高温度、风速等通过作用于蒸散,进而影响作物的干旱情况,这种作用超过了降水变化产生的影响。

本文建立了粒子群算法优化的小波神经网络模型,与 BP 神经网络相比,小波神经网络模型的 R^2 更高以及 RMSE 和 MRE 值更低,与 Lei 等^[41]研究结论基本一致,是因为小波神经网络在预测波动性的非线性时间序列方面更为有效。将小波函数作为激活函数,改善了 BP 神经网络,并保持模型结构不变,使得模型便于操作。PSO-WNN 比小波神经网络模型预测准确度更高,原因是粒子群算法与小波神经网络结合,优化了模型参数,提高了收敛速度和准确度。于泉等^[42]也证明了这一结论。粒子群优化小波神经网络模型应用于春玉米不同生育阶段干旱预测是一种新的尝试,预测结果准确度较高,证明该方法可以应用于作物干旱预测。

阜新地区是辽宁省春玉米重要产区,实现春玉米稳产高产至关重要,生育期水分需求和供应情况对产量有着重要影响。春玉米全生育期需水量为 435~600 mm^[43],而该地区生育期降水量在 203.8~737.9 mm,平均 408.3 mm,难以满足生长需求,干旱发生频率较高,已得到许多学者的验证^[44-46]。不同生育阶段需水量存在显著差异,且降水年际波动大,生育期内分配不均匀,即使生育期内降水总量满足生长要求,某些生育阶段也会无法提供足够水分发生干旱。本文预测结果为 2020—2024 年出苗—拔节阶段旱情最为严重,出现特旱概率较大,拔节—抽雄出现轻旱概率较大,乳熟—成熟阶段无旱概率较大,其他生育阶段为无旱或轻旱。一些学者对东北地区近 50—60 a 春玉米不同生育阶段干旱发生时空特征进行了分析,结果不尽相同。杨晓晨等^[44]利用 1961—2012 年气象数据计

算春玉米生长季的干旱危险指数,认为苗期干旱风险降低,后期干旱增强,夏旱日益严重。仁宗悦等^[48]通过计算 1958—2017 年春玉米生长季水分盈亏指数,得出出苗—拔节阶段水分亏缺严重,但是乳熟—成熟阶段出现特旱概率较大的结论。董秋婷等^[8]研究了 1960—2007 年气象数据并计算作物水分亏缺指数,认为 7、8 月降水量能够满足玉米生长需求,4—6 月、9 月旱情严重。Zhao 等^[49]分析了 1960—2018 年东北地区 70 个气象站降水资料认为 2—4 月干旱主要集中在辽宁西南部,5—9 月干旱强度中心向东北移动。本文结论与上述一致的是出苗—抽雄阶段干旱发生概率较高,程度较严重,有学者认为辽西地区春玉米生育后期干旱风险较高,本文得出的结论则是未来 5 a 生育后期干旱严重程度较低。可能是因为阜蒙县气象数据显示近几年 8 月降水量最多,抽雄—成熟阶段水分供给基本能够满足春玉米生长需求,未来 5 a 可能干旱程度较轻,而从长期趋势看依然可能出现严重干旱。因此,根据具体地区进行具体分析,准确预测干旱发生情况,为实际生产提供参考显得至关重要。

本文主要针对阜新地区春玉米的干旱预测,还需要在我国其他气候类型区和农作物上进行进一步的模型验证研究,以确定该模型对于具有不同气候的地区和农作物是否同样适用。

4 结论

1) 本文建立了粒子群优化小波神经网络模型,对阜新地区春玉米不同生育阶段水分亏缺指数预测,模型准确度较高,根据预测结果划分的干旱等级均与实际相符,能够用于作物水分亏缺指数预测,可为预防干旱提供依据。

2) 根据预测,未来 5 a 春玉米在播种—出苗阶段出现无旱或轻旱频率较高,出苗—拔节阶段旱情在整个生育期最为严重,甚至可能出现特旱;拔节—抽雄阶段出现轻旱可能性较大,抽雄—乳熟阶段多为轻旱或无旱,乳熟—成熟阶段出现旱情概率较低,多为无旱。出苗—拔节阶段出现中重度旱情的概率较高,因此,可以提前制定相应节水灌溉措施防旱减灾。

参考文献:

- [1] 温克刚. 中国气象灾害大典 辽宁卷[M]. 北京: 气象出版社, 2005.
WEN Kegang. China meteorological disasters dictionary · Liaoning

- volume[M]. Beijing: China Meteorological Press, 2005.
- [2] 张艳红, 吕厚荃, 李森. 作物水分亏缺指数在农业干旱监测中的适用性[J]. 气象科技, 2008, 36(5): 596-600.
ZHANG Yanhong, LYU Houquan, LI Sen. Applicability of crop water deficit index in agricultural drought monitoring[J]. Meteorological Science and Technology, 2008, 36(5): 596-600.
 - [3] 李秀芬, 马树庆, 姜丽霞, 等. 两种常用的春玉米干旱等级指标在东北区域的适用性检验[J]. 气象, 2017, 43(11): 1 420-1 430.
LI Xiufen, MA Shuqing, JIANG Lixia, et al. Applicability test of two common indexes for spring maize drought grade in northeast China[J]. Meteorological Monthly, 2017, 43(11): 1 420-1 430.
 - [4] 严俊. 基于作物水分亏缺指数的辽宁省玉米干旱时空变化特征分析[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2018.
YAN Jun. Analysis of spatio-temporal variations of maize drought in Liaoning province based on crop water deficit index[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2018.
 - [5] 黄晚华, 杨晓光, 曲辉辉, 等. 基于作物水分亏缺指数的春玉米季节性干旱时空特征分析[J]. 农业工程学报, 2009, 25(8): 28-34.
HUANG Wanhua, YANG Xiaoguang, QU Huihui, et al. Analysis of spatio-temporal characteristic on seasonal drought of spring maize based on crop water deficit index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(8): 28-34.
 - [6] 代立芹, 李春强, 康西言, 等. 河北省玉米生长季干旱特征及成因分析[J]. 生态环境学报, 2020, 29(4): 763-770.
DAI Liqin, LI Chunqiang, KANG Xiyan, et al. The drought characteristics of maize in Hebei province, China[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2020, 29(4): 763-770.
 - [7] 张淑杰, 张玉书, 孙龙戩, 等. 东北地区玉米生育期干旱分布特征及其成因分析[J]. 中国农业气象, 2013, 34(3): 350-357.
ZHANG Shujie, ZHANG Yushu, SUN Longyu, et al. Analysis of distributional characteristics and primary causes of maize drought in Northeast China[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2013, 34(3): 350-357.
 - [8] 董秋婷, 李茂松, 刘江, 等. 近 50 年东北地区春玉米干旱的时空演变特征[J]. 自然灾害学报, 2011, 20(4): 52-59.
DONG Qiuting, LI Maosong, LIU Jiang, et al. Spatio-temporal evolution characteristics of drought of spring maize in northeast China in recent 50 years[J]. Journal of Natural Disasters, 2011, 20(4): 52-59.
 - [9] 高晓容, 王春乙, 张继权, 等. 近 50 年东北玉米生育阶段需水量及早涝时空变化[J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 101-109.
GAO Xiaorong, WANG Chunyi, ZHANG Jiquan, et al. Crop water requirement and temporal-spatial variation of drought and flood disaster during growth stages for maize in Northeast during past 50 years[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(12): 101-109.
 - [10] 曹言, 王杰, 李尤亮, 等. 基于作物水分亏缺指数的云南省夏玉米不同生育期干旱时空特征分析[J]. 灌溉排水学报, 2019, 38(8): 97-106.
CAO Yan, WANG Jie, LI Youliang, et al. The spatial and temporal characteristics of drought during summer maize at different growth stages in Yunnan province based on crop water deficit index[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2019, 38(8): 97-106.
 - [11] 李闯, 刘艳伟, 符娜, 等. 基于作物水分盈亏指数的昆明水稻生长季干旱特征及成因分析[J]. 干旱地区农业研究, 2016, 34(3): 186-192.
LI Chuang, LIU Yanwei, FU Na, et al. Cause analysis and drought characteristics during rice growing season in Kunming based on crop water deficit index[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2016, 34(3): 186-192.
 - [12] 王连喜, 胡海玲, 李琪, 等. 基于水分亏缺指数的陕西冬小麦干旱特征分析[J]. 干旱地区农业研究, 2015, 33(5): 237-244.
WANG Lianxi, HU Hailing, LI Qi, et al. Analysis on drought characteristics of winter wheat in Shaanxi Province based on crop water deficit index[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2015, 33(5): 237-244.
 - [13] 李雅善, 李华, 王华, 等. 基于作物水分亏缺指数的宁夏酿酒葡萄干旱时空差异分析[J]. 自然灾害学报, 2014, 23(4): 203-211.
LI Yashan, LI Hua, WANG Hua, et al. Spatiotemporal difference analysis of drought on wine grape in Ningxia based on crop water deficit index[J]. Journal of Natural Disasters, 2014, 23(4): 203-211.
 - [14] 马树庆, 李秀芬. 东北地区玉米干旱业务指标体系及其适用性[J]. 中国农学通报, 2019, 35(29): 25-31.
MA Shuqing, LI Xiufen. Maize drought in northeast China: meteorological service index system and its applicability[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2019, 35(29): 25-31.
 - [15] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
 - [16] ISMAIL A, JENG D S, ZHANG L L. An optimised product-unit neural network with a novel PSO-BP hybrid training algorithm: Applications to load-deformation analysis of axially loaded piles[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(10): 2 305-2 314.
 - [17] DONG Y, FU Z, PENG Y, et al. Precision fertilization method of field crops based on the Wavelet-BP neural network in China[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 246: 118735.
 - [18] CHITSAZ H, AMJADY N, ZAREIPOUR H. Wind power forecast using wavelet neural network trained by improved Clonal selection algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 89: 588-598.
 - [19] WANG H T. Typical building thermal and thermal load forecasting based on wavelet neural network[J]. Procedia Computer Science, 2020, 166: 529-533.
 - [20] ANDROVITSANEAS V P, ALEXANDRIDIS A K, GONOS I F, et al. Wavelet neural network methodology for ground resistance forecasting[J]. Electric Power Systems Research, 2016, 140: 288-295.
 - [21] 杜懿, 龙铠豪, 王大洋, 等. 基于机器学习方法的安徽省年降水量预测[J]. 水电能源科学, 2020, 38(7): 5-7, 41.

- DU Yi, LONG Kaihao, WANG Dayang, et al. Annual precipitation prediction in anhui province based on machine learning[J]. Water Resources and Power, 2020, 38(7): 5-7, 41.
- [22] BELAYNEH A, ADAMOWSKI J, KHALIL B, et al. Long-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models[J]. Journal of Hydrology, 2014, 508: 418-429.
- [23] DENG Y, XIAO H, XU J, et al. Prediction model of PSO-BP neural network on coliform amount in special food[J]. Saudi Journal of Biological Sciences, 2019, 26(6): 1 154-1 160.
- [24] ZHANG J. Risk assessment of drought disaster in the maize-growing region of Songliao Plain, China[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 2004, 102(2): 133-153.
- [25] WANG Y, LV J, WANG Y, et al. Drought risk assessment of spring maize based on APSIM crop model in Liaoning province, China[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020, 45: 101483.
- [26] 张智郡, 刘海军, 张立伟, 等. 玉米生理生态指标及产量对不同生育期水分亏缺的响应[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(4): 9-17.
- ZHANG Zhijun, LIU Haijun, ZHANG Liwei, et al. Responses of physiological and growth traits and the yield of maize to water deficit occurring at different growth stages[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(4): 9-17.
- [27] SONG X, ZHOU G, HE Q, et al. Stomatal limitations to photosynthesis and their critical Water conditions in different growth stages of maize under water stress[J]. Agricultural Water Management, 2020, 241: 106330.
- [28] 郝卫平. 干旱复水对玉米水分利用效率及补偿效应影响研究[D]. 北京: 中国农业科学院研究生院, 2013.
- HAO Wei-ping. Influence of water stress and rewatering on maize WUE and compensation effects[D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2013.
- [29] 窦超银, 于景春, 于秀琴. 干旱胁迫对辽西半干旱区玉米生长和产量的影响[J]. 灌溉排水学报, 2013, 32(4): 84-87.
- DOU Chaoyin, YU Jingchun, YU Xiuqin. Effects of drought stress on the growth and yield of maize in semi-arid area of West Liaoning[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2013, 32(4): 84-87.
- [30] 袁宏伟, 蒋尚明, 杨继伟, 等. 基于生理生态指标的玉米受旱胁迫响应规律研究[J]. 节水灌溉, 2019(5): 5-10.
- YUAN Hongwei, JIANG Shangming, YANG Jiwei, et al. The response regularity of maize under drought stress based on physiological indexes[J]. Water Saving Irrigation, 2019(5): 5-10.
- [31] TIAN Y, XU Y P, WANG G. Agricultural drought prediction using climate indices based on Support Vector Regression in Xiangjiang River basin[J]. Science of the Total Environment, 2018, 622-623:710-720.
- [32] 史印山, 顾光芹. 用相似释用方法制作小麦生育期逐旬气候预测[J]. 气象科技, 2013, 41(2): 389-393.
- SHI Yinshan, GU Guang-in. Similar interpretation method used in climate prediction in wheat growing season[J]. Meteorological Science and Technology, 2013, 41(2): 389-393.
- [33] 李俐, 许连香, 王鹏新, 等. 基于条件植被温度指数的夏玉米生长季干旱预测研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 139-147.
- LI Li, XU Lianxiang, WANG Pengxin, et al. Drought forecasting during maize growing season based on vegetation temperature condition index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1):139-147.
- [34] 北方春玉米干旱等级. QX/T 259—2015[S].
- Drought grade of spring maize in northern China. QX/T 259—2015[S].
- [35] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. Neural Networks, IEEE Transactions on, 1992, 3(6): 889-898.
- [36] WANG Y, HAN L, LIU W, et al. Study on wavelet neural network based anomaly detection in ocean observing data series[J]. Ocean Engineering, 2019, 186: 106129.
- [37] REN C, AN N, WANG J, et al. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization: A case study of wind speed forecasting[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 56: 226-239.
- [38] CAI F, ZHANG Y, MI N, et al. Maize (*Zea mays* L.) physiological responses to drought and rewatering, and the associations with water stress degree[J]. Agricultural Water Management, 2020, 241: 106379.
- [39] 齐健, 宋凤斌, 刘胜群. 苗期玉米根叶对干旱胁迫的生理响应[J]. 生态环境, 2006, 15(6): 1 264-1 268.
- QI Jian, SONG Fengbin, LIU Shengqun. Some physiological response of roots and leaves of *zea mays* seedling to drought-stress[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2006, 15(6): 1 264-1 268.
- [40] 孙成凡, 张志亮, 郑彩霞, 等. 间作模式下玉米干旱胁迫响应研究[J]. 灌溉排水学报, 2019, 38(Supp.1): 32-35.
- SUN Chengfan, ZHANG Zhiliang, ZHENG Caixia, et al. Response of maize to drought stress under intercropping mode[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2019, 38(Supp.1): 32-35.
- [41] LEI L, WEI C, YU X, et al. A comprehensive evaluation method for indoor air quality of buildings based on rough sets and a wavelet neural network[J]. Building and Environment, 2019, 162: 106296.
- [42] 于泉, 孙瑶. 基于粒子群优化小波神经网络的行程时间预测[J]. 交通运输研究, 2020, 6(2): 40-47, 59.
- YU Quan, CHEN Yao. Travel time prediction based on particle swarm optimization wavelet neural network[J]. Transport Research, 2020, 6(2): 40-47, 59.
- [43] 钟兆站, 赵聚宝, 郁小川, 等. 中国北方主要旱地作物需水量的计算与分析[J]. 中国农业气象, 2000, 21(2):1-4,52.
- ZHONG Zhaozhan, ZHAO Jubao, YU Xiaochuan, et al. Calculation and analysis on water requirements of major crops in Northern China[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2000, 21(2): 1-4, 52.
- [44] 杨晓晨, 明博, 陶洪斌, 等. 中国东北春玉米区干旱时空分布特征及其对产量的影响[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(6): 758-767.

- YANG Xiaochen, MING Bo, TAO Hongbin, et al. Spatial distribution characteristics and impact on spring maize yield of drought in Northeast China[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(6): 758-767.
- [45] 葛岩, 李超, 褚丽妹, 等. 基于修正 Z 指数辽西北地区干旱时空特性分析[J]. 灌溉排水学报, 2013, 32(5): 133-136.
- GE Yan, LI Qu, CHU Limei, et al. Temporal and spatial analysis on drought events in northwest of Liaoning based on adjusted Z-index[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2013, 32(5): 133-136.
- [46] 魏新光, 王铁良, 刘春成, 等. 基于组合模型的辽宁省玉米水分盈亏量时空分布特征研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 193-202.
- WEI Xinguang, WANG Tieliang, LIU Chuncheng, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of maize water budget based on combined model in Liaoning province[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 193-202.
- [47] 任宗悦, 刘晓静, 刘家福, 等. 近 60 年东北地区春玉米旱涝趋势演变研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2020, 28(2):179-190.
- REN Zongyue, LIU Xiaojing, LIU Jiafu, et al. Evolution of drought and flood trend in the growth period of spring maize in Northeast China in the past 60 years[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2020, 28(2): 179-190.
- [48] ZHAO Z Y, WANG H R, YU C, et al. Changes in spatiotemporal drought characteristics over northeast China from 1960 to 2018 based on the modified nested Copula model[J]. Science of The Total Environment, 2020, 739: 140328.

Predicting Droughts in Growth Season of Spring Maize with the Wavelet Neural Networks Using Particle Swarm Optimization Training

CAO Xiuji^{1,2}, GU Jian^{1,3}, MA Ningning¹, LIU Yongqi⁴, WANG Zihao^{1,2}, YIN Guanghua^{1*}

(1. Institute of Applied Ecology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Tillage and Cultivation Research Institute, Liaoning Academy of Agricultural Science, Shenyang 110116, China; 4. Shenyang Agricultural University, Shenyang 110016, China)

Abstract: 【Background】 Drought is the most common natural hazard occurring more frequently over the recent years, due to climate change, and could have calamitous impact on agriculture. In northeast China, damage caused by long-lasting and frequent droughts is especially severe and has been in increase over the past years. Forecasting drought occurrence in plant growth season is hence important to safeguard agricultural production. **【Objective】** This paper is to present and test a model for drought forecast in efforts to offer a guidance to water-saving irrigation for spring maize in the northeast of China. **【Method】** The Pearson correlation coefficient method was used to select the factors that impact the drought index most, based on daily meteorological data measured from 1965-2019 at Fumeng county in Fuxin City of Liaoning province. We then forecasted the crop water deficit index at different growth stages with the wavelet neural network model using the particle swarm optimization. **【Result】** The root mean square error (RMSE) of the drought forecasted by the model at sowing-seedling, seedling-jointing, jointing-tasseling, tasseling-milking, and milking-maturity stages was 0.041 9, 0.017 4, 0.048 1, 0.029 7 and 0.042 1 respectively, and their associated determination coefficient was 0.840 2, 0.985 3, 0.899 0, 0.957 5 and 0.917 7 respectively. These were consistent with the ground-truth data, proving that the model is suitable for drought forecast in these areas. There were no or only mild droughts in the sowing-seedling stage, but moderate or even extreme drought may occur during the seedling-jointing stage. As the crop grew, the occurrence of severe drought became increasingly unlikely especially in the milking-maturity stage, although mild drought might still occur in the jointing-tasseling and tasseling-milking stages. **【Conclusion】** The spring maize in the studied area is most prone to drought during the seedling-jointing stage, and our results are of significance to precision irrigation, mitigating detrimental impact of droughts on agricultural production.

Key words: drought forecast wavelet neural network; spring maize; crop water deficit index

责任编辑: 韩 洋