

基于遥感多参数和 IPSO - WNN 的冬小麦单产估测

王鹏新^{1,2} 李明启^{1,2} 张悦^{1,2} 刘峻明³ 朱健^{1,2} 张树誉⁴

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农机作业监测与大数据应用重点实验室, 北京 100083;

3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 4. 陕西省气象局, 西安 710014)

摘要: 冬小麦是我国的主要粮食作物之一。为进一步准确地估测冬小麦产量,以陕西省关中平原为研究区域,选取冬小麦主要生育期与水分胁迫和光合作用等密切相关的条件植被温度指数(VTCI)、叶面积指数(LAI)和光合有效辐射吸收比率(FPAR)作为遥感特征参数,采用改进的粒子群算法优化小波神经网络(IPSO - WNN)以改善梯度下降方法易陷入局部最优的缺陷,并构建冬小麦产量估测模型。结果表明,IPSO - WNN模型的决定系数 R^2 为0.66,平均绝对百分比误差(MAPE)为7.59%,相比于BPNN($R^2=0.46$, MAPE为11.80%)与WNN($R^2=0.52$, MAPE为9.80%),IPSO - WNN能够进一步提高模型的精度、增强模型的鲁棒性。采用灵敏度分析的方法探究对冬小麦产量影响较大的输入参数,结果发现,抽穗-灌浆期的 FPAR 对冬小麦产量影响最大,其次拔节期的 VTCI、抽穗-灌浆期和乳熟期的 LAI 以及返青期和拔节期的 FPAR 对冬小麦产量的影响较大。通过 IPSO - WNN 输出获取冬小麦综合监测指数 I , 构建 I 与统计单产之间的估产模型以估测关中平原冬小麦单产,结果显示,估测单产与统计单产之间的 R^2 为 0.63, 均方根误差(RMSE)为 505.50 kg/hm², 相比于前人的研究较好地解决了估产模型存在的“低产高估”的问题,因此,本文基于 IPSO - WNN 构建的估产模型能够较准确地估测关中平原冬小麦产量。

关键词: 冬小麦; 产量估测; 粒子群优化; 小波神经网络; 遥感多参数

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)01-0154-10

OSID:



Yield Estimation of Winter Wheat Based on Remotely Sensed Multi-parameters and IPSO - WNN

WANG Pengxin^{1,2} LI Mingqi^{1,2} ZHANG Yue^{1,2} LIU Junming³ ZHU Jian^{1,2} ZHANG Shuyu⁴

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Machinery Monitoring and Big Data Application, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China

3. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

4. Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an 710014, China)

Abstract: Wheat is one of the major food crops in China. To further estimate the yield of winter wheat accurately, Guanzhong Plain in Shaanxi Province was used as the study area, vegetation temperature condition index (VTCI), leaf area index (LAI) and fraction of photosynthetically active radiation (FPAR), which were closely related to water stress and photosynthesis at the main growth stage were selected as remotely sensed characteristic parameters, and the improved particle swarm optimized wavelet neural network (IPSO - WNN) was used to improve the shortcomings of gradient descent method which tended to fall into local optimum and construct winter wheat yield estimation model. The results showed that the IPSO - WNN model had a coefficient of determination (R^2) of 0.66 and a mean absolute percentage error (MAPE) of 7.59%. Compared with the BPNN ($R^2=0.46$, MAPE was 11.80%) and WNN ($R^2=0.52$, MAPE was 9.80%), the IPSO - WNN can further improve the accuracy of the yield estimation and enhance the robustness of the model. It was explored by sensitivity analysis that the input parameters had a strong influence on winter wheat yield, and it was found that FPAR at the heading - filling stage had the greatest effect on winter wheat yield, followed by VTCI at the jointing stage, LAI at the heading - filling and milk maturity stages and FPAR at the green-up and jointing stages. The I index

of winter wheat was obtained from IPSO - WNN output, and a yield estimation model between I and statistical yield was constructed to estimate the yield of winter wheat in the Guanzhong Plain. The results showed that the R^2 between estimated yield and statistical yield was 0.63 and root mean square error (RMSE) was 505.50 kg/hm², and the problem of “low yield and high estimation” of the yield estimation model was solved. Therefore, the yield estimation model constructed based on IPSO - WNN can estimate the yield of winter wheat in the Guanzhong Plain more accurately.

Key words: winter wheat; yield estimation; particle swarm optimization; wavelet neural network; remotely sensed multi-parameters

0 引言

及时有效地对小麦进行大范围的长势和产量信息监测对于确保我国粮食安全具有重要意义。与传统监测方式相比,遥感技术具有监测范围广、准确、实时的优势,为农作物产量估测提供了科学有效的手段^[1-2]。目前常用的基于遥感信息的作物产量估测方式主要有:经验模型法、机理模型法和半经验半机理模型法等^[3]。相较于另外两种估产方法,经验模型法不需要输入大量参数,通过建立作物单产与遥感参数之间的统计关系进行估产,是一种简便的大范围作物单产估测方法^[3-4]。根据输入遥感参数的数量可将经验统计估产模型分为单参数估产模型和多参数估产模型^[5-6]。目前,通过遥感图像不同波段信息计算的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)已被用于作物长势监测及产量的估测。此外,与光合作用、植被生长状况密切相关的光合有效辐射吸收比率(Fraction of photosynthetically active radiation, FPAR)和叶面积指数(Leaf area index, LAI)等生物物理参数也被广泛用于作物产量的估测^[7-8]。然而,上述指标主要用于反映作物的生长状况,作物产量还受温度、土壤水分的影响。相关研究表明,冬小麦受水分胁迫程度不仅影响冬小麦的生长发育,更会影响冬小麦叶片的光合作用,因此与产量的增减密切相关^[9]。因此,如何表达水分胁迫对作物生长发育的影响对作物长势监测及产量估测具有重要意义。王鹏新团队^[10-11]在 NDVI 和地表温度(Land surface temperature, LST)的散点图呈三角形区域分布的基础上,提出了用于近实时表征作物受到水分胁迫程度的条件植被温度指数(Vegetation temperature condition index, VTCI),目前已成功地应用于陕西省关中平原干旱监测和作物产量的估测。

相较于线性回归统计模型只能表达输入参数与产量之间的简单线性关系,机器学习方法能学习并存储大量的输入-输出模式的映射关系,因此被更多地用于监测作物长势和单产估测^[12-14]。小波分析

可以将时间序列分解到时间频域内,是对非稳态、不连续时间序列进行量化分析的有效工具^[15],其用于作物估产具有明显的优势。小波神经网络^[16-17](Wavelet neural network, WNN)结合了小波分析和神经网络自学习的优势,是一种典型的机器学习算法,其在反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)的基础上进一步改进并广泛用于时间序列预测^[18]、故障检测^[19]等领域,但随着对 WNN 方法的不断探究,发现 WNN 在优化过程中采用的梯度下降方法易陷入局部最优解,导致模型精度较低。粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法易找到全局最优解,为解决非线性优化问题提供了较为可靠的方法,但标准的 PSO 算法后期优化能力较差,改进粒子群优化(Improved PSO, IPSO)算法通过调整 PSO 中的参数变化方式,能较好地避免陷入局部最优值,在多维空间搜索并进行微调^[20]。因此,采用 IPSO 优化 WNN 进行长势监测和产量估测研究,可以较好地解决 WNN 中的优化算法易陷入局部最优的问题,并增强模型对时序特征数据的处理能力,进一步提升模型性能^[21]。

了解不同参数对农作物产量的影响至关重要,这有助于提供决策支撑,提高农业的可持续性。文献[22]通过随机森林方法识别了 LAI 与 VTCI 参数在玉米各个生育时期对产量的相对重要性,但并未就 LAI 与 VTCI 参数在玉米不同生育时期对产量的影响进行探讨。文献[23]采用卷积神经网络方法,分析了不同遥感植被参数在冬小麦产量估测上的表现,但并未构建多参数估产模型以及探究各参数对冬小麦产量的影响。目前大多数估产模型忽略或简化了不同参数在作物不同生育时期的相对重要性,对不同参数在不同生育时期对产量的影响尚未探讨和量化。因此,为从不同输入参数中捕获对目标向量(产量)有价值的特征,并提升对产量和输入变量关系的理解,本研究将灵敏度分析的方法纳入估产模型,以捕获冬小麦的关键生长阶段和关键参数。

考虑到传统研究存在不足以及冬小麦产量与其受水分胁迫程度密切相关,本文选取与冬小麦水分胁迫及长势信息密切相关的 VTCI、LAI 和 FPAR 作

为遥感特征参数,进行如下探究:采用 IPSO 优化 WNN 以提高模型的精度,增强模型的鲁棒性,并与 BPNN 和 WNN 比较,验证 IPSO 优化 WNN 方法的有效性;采用灵敏度分析的方法探究 IPSO - WNN 中不同输入参数在冬小麦不同生育时期对产量的影响;构建基于 IPSO - WNN 的多参数冬小麦估产模型。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

关中平原位于陕西省中部地区(图 1),是我国主要的粮食生产基地,地理位置为 $106^{\circ}22' \sim 110^{\circ}24' \text{ E}$ 和 $33^{\circ}57' \sim 35^{\circ}39' \text{ N}$,总面积达 $36\,000 \text{ km}^2$,位于秦岭和渭北北山之间,处于半湿润与半干旱气候之间典型的温带过渡地带,气候为温带大陆性季风气候,年降水量为 $500 \sim 700 \text{ mm}$,平均温度为 $6 \sim 13^{\circ}\text{C}$ 。关中平原地势相对平坦,光照条件较好,土壤肥力和水分得以保存,便于农作物的耕作,为玉米和小麦的种植提供了良好的地理条件。关中平原在灌区以冬小麦和夏玉米的轮作为主,旱作区以冬小麦的种植为主。冬小麦主要在 10 月耕种,次年 6 月收获。根据冬小麦实际生长情况,将 3 月上旬至 3 月中旬划分为冬小麦返青期,3 月下旬至 4 月中旬划分为拔节期,4 月下旬至 5 月上旬划分为抽穗-灌浆期,5 月中旬至 5 月下旬划分为乳熟期^[11]。

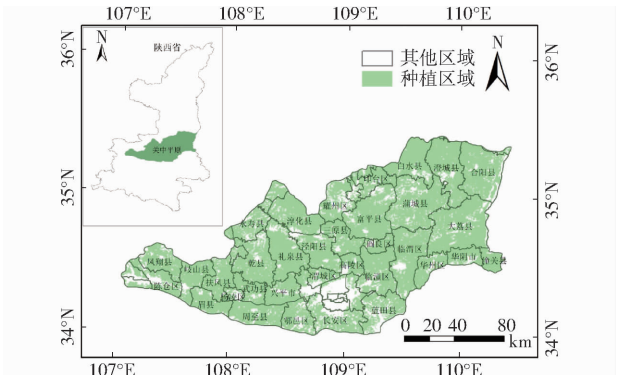


图 1 研究区域及农作物种植区域

Fig. 1 Location of study area and crop planting area

1.2 数据来源与处理

1.2.1 数据来源

本研究采用的遥感数据包括关中平原 2011—2020 年每年 3—5 月 Aqua - MODIS 的日地表温度产品 (MYD11A1)、日地表反射率产品 (MYD09GA)、叶面积指数和光合有效辐射吸收比率产品 (MCD15A3H)以及地表覆盖类型产品 (MCD12Q1);采用的 2011—2020 年县级小麦单产数据来自陕西省各市统计局发布的统计年鉴。本研究选取关中平原 2011—2020 年 24 个县的小麦生育时期尺度的

VTCI、LAI 和 FPAR 及冬小麦单产数据开展相关研究。

1.2.2 冬小麦种植区域

采用 Terra 和 Aqua 卫星上的 MODIS 传感器获取的三级土地覆盖类型产品中的 2021 年 MCD12Q1 产品进行冬小麦种植区域的提取。该产品的空间分辨率为 500 m ,包含 5 种不同的土地覆盖分类方案。本研究采用根据国际地圈生物圈计划 (IGBP) 生成的产品,其包含 17 个植被类型,选取作物种植区域类型,利用 MODIS 重投影工具 (MRT) 将 MCD12Q1 产品进行地图投影转换,并与研究区域行政边界进行矢量图叠加,提取冬小麦种植区分布图(图 1)。

1.2.3 VTCI 数据生成

基于 Aqua - MODIS 的日地表温度产品和日地表反射率产品(空间分辨率为 $1\,000 \text{ m}$,时间分辨率为 1 d)计算生成 VTCI。采用 MRT 对原始数据进行投影转换、重采样、影像拼接和裁剪等预处理,获取关中平原每年的日 LST 和日 NDVI 产品。通过最大值合成的方法,分别生成旬时间尺度的 LST 和 NDVI 的最大值合成产品;基于多年某一旬的 LST 和 NDVI 最大值合成产品,采用最大值合成法生成多年旬的 LST 和 NDVI 的最大值合成产品;基于多年某一旬的 LST 的最大值合成产品逐像素取最小值,获取多年旬尺度的 LST 最大-最小值合成产品。通过多年旬尺度 LST 和 NDVI 最大值合成产品确定研究区域 VTCI 的热边界,通过多年旬尺度 NDVI 最大值合成产品和多年旬尺度 LST 最大-最小值合成产品确定 VTCI 的冷边界,以此计算旬时间尺度的 VTCI^[10,24],公式为

$$VT_{CI} = \frac{LST_{\max}(NDVI_i) - LST(NDVI_i)}{LST_{\max}(NDVI_i) - LST_{\min}(NDVI_i)} \quad (1)$$

其中 $LST_{\max}(NDVI_i) = a + bNDVI_i$ (2)

$$LST_{\min}(NDVI_i) = a' + b'NDVI_i \quad (3)$$

式中 VTCI——条件植被温度指数

$NDVI_i$ ——研究区域内某一像素的 NDVI

$LST(NDVI_i)$ ——研究区域内某一像素的 NDVI 值为 $NDVI_i$ 时的地表温度

$LST_{\max}(NDVI_i)$ ——研究区域内当 NDVI 值等于 $NDVI_i$ 时所有像素中的地表温度的最大值,也称作热边界

$LST_{\min}(NDVI_i)$ ——研究区域内当 NDVI 值等于 $NDVI_i$ 时所有像素中的地表温度的最小值,也称作冷边界

$a、b、a'、b'$ ——待定系数,由研究区域 NDVI 和 LST 的散点图近似获得

根据冬小麦主要生育期的划分结果,将每个生育时期内 VTCI 逐像素取平均值作为对应该生育时期的 VTCI;依据关中平原县(区)的冬小麦种植区分布图,逐像素取各县域所包含像素的平均值作为该县该生育时期的 VTCI。

1.2.4 LAI 与 FPAR 数据生成

选取研究区域 MODIS MCD15A3H 进行 LAI 与 FPAR 的提取, MCD15A3H 产品的空间分辨率为 500 m,时间分辨率为 4 d。由于云层或大气等因素的影响,原始 MODIS 的 LAI 与 FPAR 时间序列数据在某些时间段存在数据的骤降问题,并不能直接反映实际的 LAI 与 FPAR 的变化规律,因此,采用上包络线 Savitzky - Golay (S - G) 滤波对 LAI 和 FPAR 进行平滑去噪处理,使 LAI 和 FPAR 更符合冬小麦的实际生长情况^[25]。VTCI 与 FPAR 的范围均为 0 ~ 1,为使 LAI 与 VTCI 和 FPAR 具有相同的取值范围,对 S - G 滤波后的 LAI 进行归一化处理。基于多年的 LAI 和 FPAR 时间序列数据通过最大值合成法生成每年 3—5 月旬尺度的 LAI 和 FPAR,根据生育时期的划分结果,将生育时期内多个旬的 LAI 和 FPAR 逐像素取最大值作为各生育时期的 LAI 和 FPAR,分别计算各个县域内所包含像素的 LAI 和 FPAR 的平均值作为当年该县该生育时期 LAI 和 FPAR。

经计算处理后的 LAI 和 FPAR 的空间分辨率为 500 m, VTCI 的空间分辨率为 1 000 m,由于 LAI 和 FPAR 与 VTCI 的空间分辨率不一致,本研究使用最近邻的方法将所有 VTCI 图像重采样至空间分辨率 500 m。经处理过后的 VTCI、LAI 和 FPAR 的范围为 0 ~ 1,而关中平原县级冬小麦单产数据在 2 000 ~ 6 000 kg/hm² 之间,故将单产数据进行归一化至 0 ~ 1 之间。

1.3 研究方法

1.3.1 技术路线

本研究技术路线如图 2 所示,采用 2011—2020 年的 MODIS 数据产品,包括日反射率产品 (MYD09GA)、日 LST 产品 (MYD11A1)、4 d 的 LAI 与 FPAR 产品 (MCD15A3H)。通过上述介绍的计算方式生成各县域 VTCI、LAI 和 FPAR,经预处理后每个样本的特征值包括每个县域 3 个遥感参数、4 个生育时期的变量,共 12 个特征值。以一维张量的形式输入 BPNN、WNN 和 IPSO - WNN 进行训练,采用归一化后的关中平原冬小麦县域产量值作为每个样本的标签值。通过训练、测试和对比得出最优模型,

进行输入参数的灵敏度分析,并通过神经网络的输出获取冬小麦长势综合监测指数 I 。基于 I 与冬小麦的统计单产进行回归建模,估测关中平原冬小麦产量,并进行产量时空分布分析。

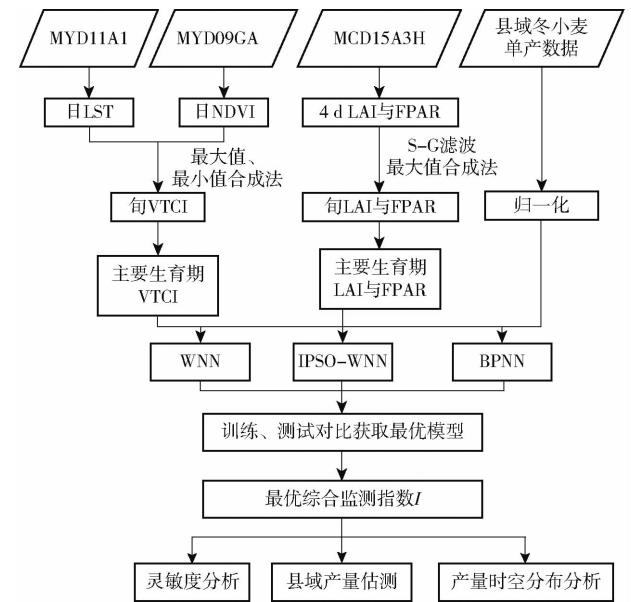


图 2 技术路线图

Fig. 2 Technology roadmap

1.3.2 WNN 模型原理

WNN 网络架构以 BPNN 拓扑结构为基础,替换 BPNN 的激活函数为小波函数,并引入伸缩因子与平移因子。WNN 一般包含输入层、隐含层和输出层,其拓扑结构如图 3 所示。图中 $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 与 y 为 WNN 的输入和输出; w_{ij} 和 w_{jk} 为网络连接权值, a_j 和 b_j 分别表示第 j 个隐含层节点的伸缩因子与平移因子。当输入参数为 x_i 时 ($i = 1, 2, \dots, m$), 隐含层输出为

$$h_j = g \left(\frac{\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad (4)$$

式中 h_j ——隐含层第 j 个节点的输出值

m ——输入层节点个数

g ——小波基函数

采用的 Morlet 母小波函数公式为

$$g(x) = \cos(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (5)$$

输出层节点数 k 为 1, 输出层计算公式为

$$y_k = \sum_{j=1}^n w_{jk} h_j \quad (6)$$

式中 y_k ——输出层第 k 个节点的输出值

n ——隐含层节点数

1.3.3 IPSO - WNN 模型建立

在 PSO 算法中,搜索空间中的粒子位置表示问题的解,粒子位置的改变由它的速度决定。该算法

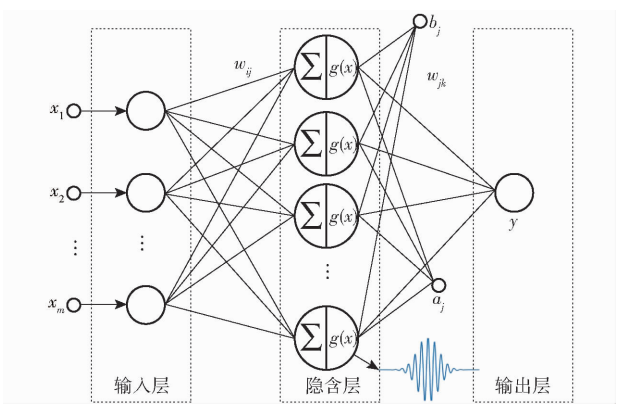


图 3 WNN 模型网络架构
Fig.3 Framework of WNN model

可具体描述为:粒子群在一个 d 维空间中搜索,由 K 个粒子组成种群 Z ,表示为 $Z = (z_1, z_2, \dots, z_K)$,第 i 个粒子位置和速度分别为 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 、 $V_i = (v_1, v_2, \dots, v_d)$,在解空间中粒子每次迭代通过粒子个体最优解 p_{best} 和全局最优解 g_{best} 来优化和更新位置和速度^[19],公式为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \tag{7}$$

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (X_{p_{best}} - X_i^t) + c_2 r_2 (X_{g_{best}} - X_i^t) \tag{8}$$

式中 $X_{p_{best}}$ ——当前粒子所经历的最佳位置
 $X_{g_{best}}$ ——整个粒子群经历的最佳位置
 $c_1、c_2$ ——学习因子
 $r_1、r_2$ ——0~1 之间的随机数
 ω ——惯性权重
 t ——当前迭代次数

标准的 PSO 算法在优化过程中种群多样性和算法收敛速度之间存在矛盾,IPSO 通过调整 PSO 中的参数的变化来平衡算法的全局搜索和局部搜索能力,因此,本研究引入了惯性权重非线性递减的 IPSO 方法^[20],其惯性权重在迭代过程中随迭代次数改变,计算公式为

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \tan\left(\frac{t}{t_{\max}} \frac{\pi}{4}\right) \tag{9}$$

随着迭代次数的变化,惯性权重发生变化。在算法前期粒子惯性权重变化较大,粒子位置变化较大,更适合全局搜索,在算法后期惯性权重变化较小,粒子位置变化较小,更适合局部搜索,因此,通过调整惯性权重的变化使粒子更易寻找出全局最优解。

IPSO-WNN 在网络反向传播过程通过 IPSO 的各个粒子在其解空间内搜索并确定 WNN 的各个参数最优值,将优化后的全局最优粒子位置的各个值逐一赋给 WNN 对应的参数。每个粒子的维数为 WNN 的权值数加上隐含层的伸缩因子数与平移因

子数,对于结构为 $m-n-q$ 的 WNN,粒子维度为

$$D = mn + nq + 2n \tag{10}$$

在粒子优化过程中一般采用均方误差作为适应度函数

$$E = \frac{1}{p} \left[\sum_{j=1}^p (u_j - \hat{u}_j)^2 \right] \tag{11}$$

式中 u_j ——第 j 个样本的真实标值
 $\hat{u}_j$ ——第 j 个样本的输出值
 p ——迭代一次传入神经网络的样本数量

输入遥感参数表示为生育时期尺度的时间序列, X 为 {返青期,拔节期,抽穗-灌浆期,乳熟期},3 个遥感参数 (VTCI、LAI、FPAR) 以一维张量的格式输入,大小为 12×1 。将 2011—2020 年 VTCI、LAI、FPAR 和单产时间序列随机划分为 8:2,分别用于模型的训练和测试,对网络多次训练后发现最优网络架构为 12-11-1。

1.3.4 模型的精度评价与灵敏度分析

选取决定系数 (Coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 评估模型的准确性,同时为评估 IPSO-WNN 模型的鲁棒性,采用 5 折交叉验证法对模型进行验证。

采用逐步灵敏度分析方法探索并量化每个输入参数对产量影响的相对重要性。该方法每次从输入数据集中去除一个变量,以去除该变量后模型输出的 RMSE 或 R^2 的变化评估该变量的重要性^[26-28],若一个变量对输出的影响显著时,去除该变量后模型的 RMSE 或 R^2 会有较大的变化。

2 结果与分析

2.1 IPSO-WNN 与 WNN、BPNN 性能对比

为验证 IPSO-WNN 的性能,对 BPNN、WNN 和 IPSO-WNN 进行训练测试。图 4 为 3 种模型的训练损失曲线,可以看出,BPNN 网络模型的表现最差,在迭代至 15 次左右时陷入局部最优解,且在迭代的过程中误差出现了多次振荡,该现象不利于网络对数据的学习训练。WNN 在优化过程中未出现振荡情况,但在迭代至 30 次时也陷入局部最优。IPSO-WNN 最终训练的均方误差损失均低于 BPNN 与 WNN,相同的迭代次数误差损失最小,这是因为 IPSO 算法在解空间中不局限于一点而是同时处理一群点,且通过调整惯性权重 ω ,能较好地避免陷入局部极小值,在重复试验中需要 50~60 次的迭代即可达到较为满意的精度。

通过对比测试集 R^2 、RMSE 和 MAPE (表 1),发

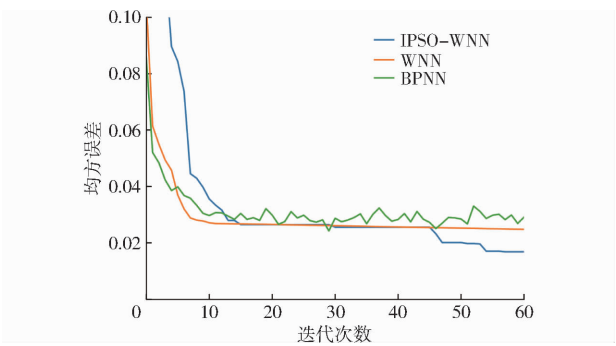


图 4 BPNN、WNN 与 IPSO - WNN 的训练损失曲线
Fig.4 Training loss curves of BPNN, WNN and IPSO - WNN

现 BPNN 模型的精度最低,WNN 测试集在 BPNN 的基础上 R^2 提高 0.06, RMSE 降低 0.01, MAPE 降低 2 个百分点,表明 WNN 引入小波函数、伸缩因子和平移因子能在一定程度缓解模型陷入局部最优的情况,并提高模型性能。WNN 与 BPNN 整体精度仍低于 IPSO - WNN,因为神经网络中的梯度下降优化算法在求解时易陷入局部最优,导致其在模拟作物产量与输入数据之间的关系方面具有局限性。采用 IPSO 优化 WNN,在 WNN 的基础上 R^2 提高 0.14, RMSE 下降 0.02, MAPE 下降 2.21 个百分点,表明通过引入 IPSO 优化 WNN 可以改善梯度下降优化算法易陷入局部最优的缺陷,突破自身优化算法的限制,进一步提高 WNN 模型精度。

表 1 BPNN、WNN 和 IPSO - WNN 模型的精度比较
Tab.1 Accuracy comparison of BPNN, WNN and IPSO - WNN models

方法	R^2	RMSE	MAPE/%
BPNN	0.46	0.14	11.80
WNN	0.52	0.13	9.80
IPSO - WNN	0.66	0.11	7.59

基于 5 折交叉进一步验证 IPSO - WNN 模型的鲁棒性,结果显示,在 5 个子集中 R^2 的范围为 0.45 ~ 0.70,均值为 0.55,相比于 BPNN (0.32 ~ 0.46) 与 WNN (0.31 ~ 0.55),整体精度较高,未出现较大波动,表明 IPSO - WNN 模型具有较好的鲁棒性,采用 IPSO 优化 WNN 在县域尺度上进行单产估测具有可行性,较 BPNN 与 WNN 具有显著的优越性。

2.2 输入参数灵敏度分析

为探究冬小麦不同生育时期的不同输入参数对模型估产精度的影响,验证模型对决定冬小麦产量的特征识别能力,采用逐步灵敏度分析来评估各输入参数在决定产量方面的相对重要性。输入变量包括 4 个生育时期的 3 个参数,以 12 个变量(参数)作为输入时模型对测试集的 R^2 为 0.66,每次去除一

个变量后的测试集 R^2 如图 5 所示。结果表明,当去除拔节期的 VTCI 时, R^2 下降了 0.11,相较于其他生育时期的 VTCI 下降较为明显。这是因为拔节期是冬小麦根、茎、叶生长的主要阶段,对土壤中水分的吸收利用最为迫切。当去除抽穗-灌浆期或乳熟期的 LAI 时, R^2 均下降 0.12,这是因为冬小麦产量的形成与干物质的积累密切相关,冬小麦绿叶的正常光合作用是干物质的重要来源之一,特别是从抽穗-灌浆期到乳熟期。该阶段的 LAI 能较好地反映这一时期植物的生长状态和光合作用能力,对冬小麦产量的形成和收获前产量的预测具有重要意义。以上发现与前人的研究结果一致,即抽穗-灌浆期和乳熟期的 LAI 在冬小麦产量估算中发挥着关键的作用,拔节期的 VTCI 与小麦产量密切相关^[27],这也表明,IPSO - WNN 估产方法能较好地识别冬小麦的关键生育时期的关键参数。

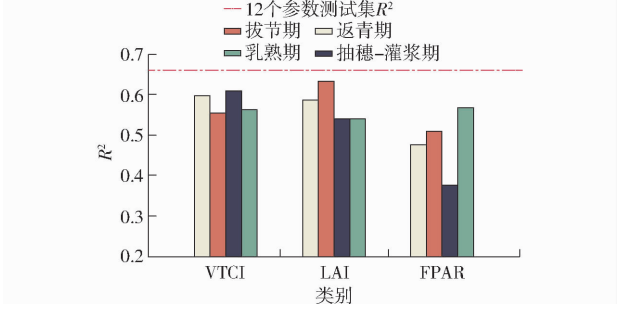


图 5 输入参数灵敏度分析结果
Fig.5 Results of sensitivity analysis of input parameters

分别去除冬小麦返青期、拔节期和抽穗-灌浆期的 FPAR,精度均低于 LAI 与 VTCI 同一时期精度,表明冬小麦前 3 个生育时期的 FPAR 对产量的影响大于 VTCI 与 LAI,尤其是去除冬小麦抽穗-灌浆期的 FPAR 后, R^2 下降最大,为 0.28。抽穗-灌浆期是冬小麦增加粒重、提高产量和品质的关键时期,这一时期冬小麦绿叶的光合作用对干物质的积累和产量的收获有重要影响,这一时期的 FPAR 相比于 LAI 更能充分地表征冬小麦在这一生育时期的光合作用能力。此外,去除返青期的 FPAR 后, R^2 下降 0.18,高于拔节期和乳熟期。返青期是冬小麦苗期的最后一个生长阶段,这一阶段小麦光合作用的状况决定着冬小麦的成穗数,充分的光合作用可以促进冬小麦根部的茁壮成长,为冬小麦的高质高产奠定基础。

综上,抽穗-灌浆期的 FPAR 对冬小麦产量的影响最大,拔节期的 LAI 对冬小麦产量的影响最小。其次拔节期的 VTCI、抽穗-灌浆期和乳熟期的 LAI、返青期和拔节期的 FPAR 对冬小麦产量的影响较大,基于 IPSO - WNN 的估产方法能较好地识别冬小麦关键生育时期的关键参数。

2.3 IPSO - WNN 单产估测模型精度

鉴于 IPSO - WNN 无论在精度和鲁棒性方面都具有较好的优越性,且可以识别与产量相关的关键特征,本文基于 IPSO - WNN 模型的输出获取关中平原冬小麦长势综合监测指数 I ,并构建关中平原冬小麦单产估测的线性回归模型,以评估模型在县域尺度的估测精度。通过线性回归模型得出关中平原 2011—2020 年各县估测单产公式为

$$Y = 4\,335.19I + 2\,218.03 \quad (12)$$

将统计单产与估测单产进行回归分析,如图 6 所示,分析可知统计单产与估测单产大致分布在 1:1 线上,二者决定系数 R^2 为 0.63, RMSE 为 505.50 kg/hm²,MAPE 为 8.79%,结果表明,统计单产与估测单产具有显著相关性,基于长势综合监测指数 I 能够较为精准地估测关中平原冬小麦产量,IPSO - WNN 在长势信息与产量的非线性关系拟合方面具有较强的能力。由产量分布直方图可得,统计单产与估测单产都主要分布在 4 500 kg/hm² 左右,统计单产中高于 5 000 kg/hm² 以及低于 4 000 kg/hm² 样本数量较少。当统计产量高于 5 000 kg/hm² 时,模型估测精度有明显的下降趋势,原因可能是由于高产量样本较少导致样本分布不均,模型针对这种不平衡的样本分布进行学习,学习到的高产量特征较少,使模型更倾向于估测中等产量,从而产生“高产低估”现象。当产量低于 4 000 kg/hm² 时,尽管样本数量较少,但模型 RMSE 为 423.44 kg/hm²,平均绝对误差为 338.27 kg/hm²,未出现较大偏差,结果表明,样本的分布不均并未导致估产模型对于低产量样本出现系统性的高估或低估倾向,尽管神经网络模型需要大量的训练样本,但本文提出的模型在

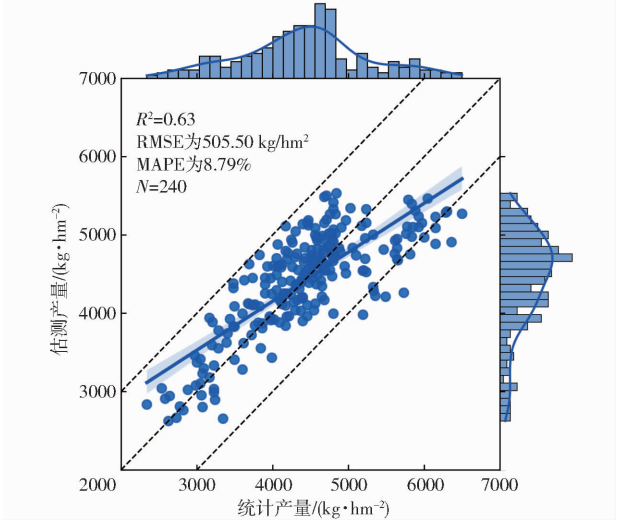


图 6 估测单产与统计单产间的回归分析
Fig. 6 Regression analysis of estimated yields and statistical yields

低产量样本较少时仍表现出较好的性能,相对于前人的研究^[27],该模型较好地解决了“低产高估”的问题。

2.4 关中平原冬小麦产量时空分布

基于 IPSO - WNN 得出的综合监测指数 I ,逐像素估测关中平原 2011—2021 年冬小麦产量(图 7)。从空间特征上,关中平原西部产量最高,中部次之,东部最低。关中平原各县冬小麦产量主要集中在 3 500 ~ 4 500 kg/hm²,中部地区与西部地区是主要的粮食产区,包含主要的产粮大县,平均产量分布在 4 000 ~ 6 000 kg/hm²,东部地区平均产量分布在 3 500 ~ 4 000 kg/hm²,低于西部和中部地区。从年际变化可以看出,产量估测总体上呈现出年际波动,稳定上升趋势。在 2011—2021 年期间,2013 年与 2019 年的冬小麦产量最低,2015 年、2020 年与 2021 年冬小麦产量较高。2013 年陕西省发生了较为严重的干旱灾害导致小麦减产,该年该地区的平均降水量显著低于其他年份。2018 年在播种冬小麦期间,关中平原地区出现了连续多日的降水,导致冬小麦普遍晚播,在 2019 年冬小麦生长期又出现了气温较高导致的阶段性干旱现象,因此,晚播和阶段性的干旱影响了 2019 年冬小麦产量,导致 2019 年冬小麦产量较低。2015 年、2020 年及 2021 年在冬小麦生长季内雨水适中,温度气候适宜,产量较高,估测结果与实际结果相符。

3 讨论

采用 IPSO 优化 WNN 的方法构建冬小麦产量估测模型,相对于 WNN 与 BPNN,能在一定程度上缓解梯度下降引发的陷入局部最优的问题,能提升模型的精度、增强模型的鲁棒性,通过灵敏度分析的方法探究了不同参数在不同生育时期与冬小麦产量的相关性,较好地识别了决定冬小麦产量的不同生育时期的关键参数。相对于张悦等^[29]采用小波变换和数据同化构建的加权参数估产模型(决定系数 $R^2 = 0.5$),该方法过程简单,且精度较高($R^2 = 0.63$),但也缺少估产过程的可解释性。相对文献[27]的研究,该方法在其基础上引入 FPAR 参数,进一步地考虑冬小麦生长过程不同参数对其产量的影响。但本研究同时也忽略了影响冬小麦产量的其他因素,例如气象、温度。对于神经网络模型而言,与作物长势密切相关的输入参数越多,模型精度可能越高,未来可以进一步引入与冬小麦单产相关性较大的其他因素,使模型学习到更多与产量相关的特征,进一步提高模型估测精度。

机器学习模型通常需要大量的训练数据以达到更好的拟合效果,但较少数量的低产量样本并未影

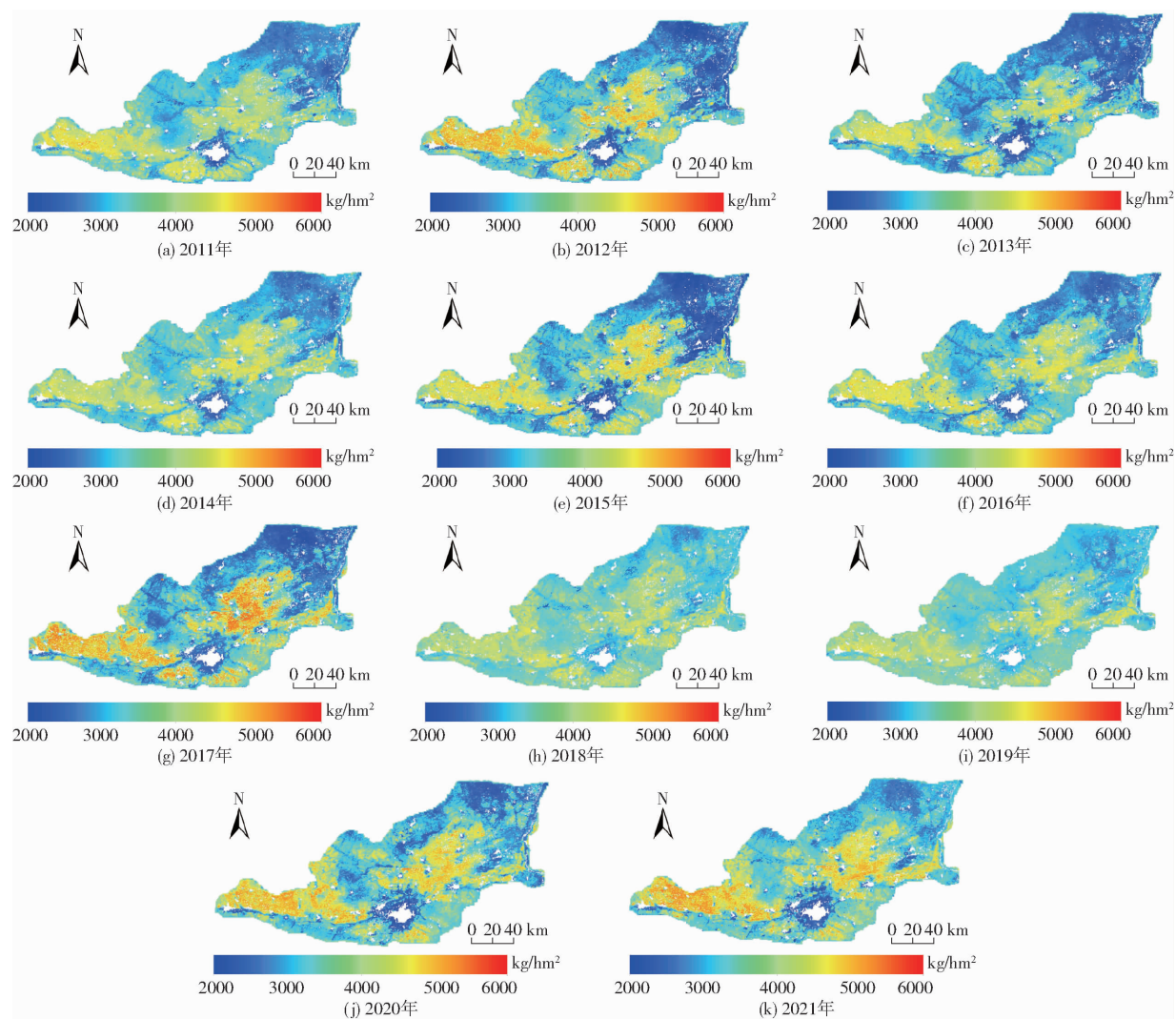


图 7 关中平原单产估测结果

Fig.7 Yield estimation results in Guanzhong Plain

响本文估产模型对低产量的估测精度,相对于前人的研究较好地解决了“低产高估”的问题,但也同样出现了“高产低估”的问题,因此,未来可以考虑采用回归数据增强算法进一步提升高产样本数量,使样本分布更加平衡,或通过使用适应小样本学习的方法进一步改善模型的学习过程以解决尚存的“高产低估”问题。

4 结论

(1)采用 IPSO 优化 WNN 的方法进行冬小麦产量估测,相比于 BPNN 与 WNN,采用 IPSO 优化 WNN 能进一步缓解梯度下降优化算法易陷入局部

最优的缺陷,提高模型的精度,增强模型的鲁棒性。

(2)采用灵敏度分析的方法,探究决定冬小麦产量的关键性参数,抽穗-灌浆期的 FPAR 参数对冬小麦的产量影响最大,其次拔节期的 VTCL、抽穗-灌浆期和乳熟期的 LAI 以及返青期和拔节期的 FPAR 与冬小麦产量有着较强的相关性。

(3)通过 IPSO - WNN 构建的冬小麦单产估测模型,能较好地解决估产模型普遍存在的“低产高估”问题。对关中平原进行逐像素的冬小麦产量估测,在空间分布上冬小麦产量结果符合关中平原西高东低的产量分布特征。从年际变化可以看出,产量呈现出年际波动,总体呈上升趋势。

参 考 文 献

[1] ZHANG Z, LI Z Y, CHEN Y, et al. Improving regional wheat yields estimations by multi-step-assimilating of a crop model with multi-source data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 290: 107993.

[2] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247 - 260.

SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agriculture remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247 - 260. (in Chinese)

- [3] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277–293.
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277–293. (in Chinese)
- [4] 杨鹏, 吴文斌, 周清波, 等. 基于作物模型与叶面积指数遥感影像同化的区域单产估测研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 130–136.
YANG Peng, WU Wenbin, ZHOU Qingbo, et al. Assimilating remotely sensed LAI into GIS-based EPIC model for yield assessment on regional scale[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 130–136. (in Chinese)
- [5] TUNCA E, KOKSAL E S, CETIN S, et al. Yield and leaf area index estimations for sunflower plants using unmanned aerial vehicle images[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2018, 190(11): 682.
- [6] SON N T, CHEN C F, CHEN C R, et al. Prediction of rice crop yield using MODIS EVI–LAI data in the Mekong Delta, Vietnam[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(20): 7275–7292.
- [7] 王鹏新, 王婕, 田惠仁, 等. 基于遥感多参数和门控循环单元网络的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 207–216.
WANG Pengxin, WANG Jie, TIAN Hui ren, et al. Yield estimation of winter wheat based on multiple remotely sensed parameters and gated recurrent unit neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 207–216. (in Chinese)
- [8] 任建强, 陈仲新, 周清波, 等. MODIS 植被指数的美国玉米单产遥感估测[J]. 遥感学报, 2015, 19(4): 568–577.
REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, ZHOU Qingbo, et al. MODIS vegetation index data used for estimating corn yield in USA[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(4): 568–577. (in Chinese)
- [9] 马雅丽, 郭建平, 栾青, 等. 持续性水分胁迫对冬小麦光合特性及产量的影响[J]. 气象, 2022, 48(10): 1303–1311.
MA Yali, GUO Jianping, LUAN Qing, et al. Effects of persistent water stress on photosynthetic characteristics and yield of winter wheat[J]. Meteorological Monthly, 2022, 48(10): 1303–1311. (in Chinese)
- [10] 王鹏新, 龚健雅, 李小文. 条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2001, 26(5): 412–418.
WANG Pengxin, GONG Jianya, LI Xiaowen. Vegetation temperature condition index and its application for drought monitoring[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2001, 26(5): 412–418. (in Chinese)
- [11] 王蕾, 王鹏新, 李俐, 等. 基于 VTCI 和分位数回归模型的冬小麦单产估测方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 167–173, 166.
WANG Lei, WANG Pengxin, LI Li, et al. Winter wheat yield estimation method based on quantile regression model and remotely sensed vegetation temperature condition index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 167–173, 166. (in Chinese)
- [12] WANG Y M, ZHANG Z, FENG L W, et al. Combining multi-source data and machine learning approaches to predict winter wheat yield in the conterminous United States[J]. Remote Sensing, 2020, 12(8): 1232.
- [13] BIAN C F, SHI H, WU S, et al. Prediction of Field-Scale wheat yield using machine learning method and multi-spectral UAV data[J]. Remote Sensing, 2022, 14(6): 1474.
- [14] MARTINEZ-FERRER L, PILES M, CAMPS-VALLS G. Crop yield estimation and interpretability with Gaussian processes[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 18(12): 2043–2047.
- [15] 卢晓宁, 曾德裕, 黄玥, 等. 四川省伏旱及驱动因子尺度分析[J]. 农业工程学报, 2019, 35(9): 138–146.
LU Xiaoning, ZENG Deyu, HUANG Yue, et al. Multi-scale analysis of drought and its driving factors in Sichuan[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(9): 138–146. (in Chinese)
- [16] ZHANG J, WALTER G G, MIAO Y B, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1485–1497.
- [17] CHEN Y H, YANG B, DONG J W. Time-series prediction using a local linear wavelet neural network[J]. Neurocomputing, 2006, 69(4–6): 449–465.
- [18] 邝先验, 罗会超, 钟蕊, 等. 基于天牛须小波神经网络的公交到站时间预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(1): 110–117.
KUANG Xianyan, LUO Huichao, ZHONG Rui, et al. Bus arrival time prediction based on aspen whisker wavelet neural network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(1): 110–117. (in Chinese)
- [19] 荆鹏辉, 韩朝阳, 艾永乐, 等. 基于粒子群优化小波神经网络的光伏阵列故障检测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(9): 860–865.
JING Penghui, HAN Chaoyang, AI Yongle, et al. Fault detection of photovoltaic arrays based on particle swarm optimization wavelet neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(9): 860–865. (in Chinese)
- [20] CHATTERJEE A, SIARRY P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(3): 859–871.
- [21] 朱志峰, 张海宁. 改进 PSO 优化的小波神经网络在压力传感器温度补偿中的研究[J]. 仪表技术与传感器, 2022(8): 122–126.
ZHU Zhifeng, ZHANG Haining. Research on improved PSO optimized wavelet neural network in temperature compensation of pressure sensor[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(8): 122–126. (in Chinese)

[22] 王鹏新, 齐璇, 李俐, 等. 基于随机森林回归的玉米单产估测[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 237 – 245.
WANG Pengxin, QI Xuan, LI Li, et al. Estimation of maize yield based on random forest regression[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 237 – 245. (in Chinese)

[23] 刘峻明, 周舟, 和晓彤, 等. 基于 NDWI 和卷积神经网络的冬小麦产量估测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 273 – 280.
LIU Junming, ZHOU Zhou, HE Xiaotong, et al. Winter wheat yield estimation method based on NDWI and convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 273 – 280. (in Chinese)

[24] 孙威, 王鹏新, 韩丽娟, 等. 条件植被温度指数干旱监测方法的完善[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 22 – 26.
SUN Wei, WANG Pengxin, HAN Lijuan, et al. Further improvement of the approach to monitoring drought using vegetation and temperature condition indexes from multi-years remotely sensed data[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(2): 22 – 26. (in Chinese)

[25] 王鹏新, 荀兰, 李俐, 等. 基于时间序列叶面积指数傅里叶变换的作物种植区域提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 207 – 215.
WANG Pengxin, XUN Lan, LI Li, et al. Crop cultivation an extraction of planting areas of main crops based on Fourier transformed characteristics of time series leaf area index products[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 207 – 215. (in Chinese)

[26] MA Y C, ZHANG Z, KANG Y H, et al. Corn yield prediction and uncertainty analysis based on remotely sensed variables using a Bayesian neural network approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 259: 112408.

[27] TIAN H R, WANG P X, TANSEY K, et al. A deep learning framework under attention mechanism for wheat yield estimation using remotely sensed indices in the Guanzhong Plain, PR China[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102375.

[28] GEVREY M, DIMOPOULOS I, LEK S. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models[J]. Ecological Modelling, 2003, 160(3): 249 – 264.

[29] 张悦, 王鹏新, 陈弛, 等. 基于双变量同化和交叉小波变换的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 170 – 179.
ZHANG Yue, WANG Pengxin, CHEN Chi, et al. Estimation of winter wheat yield based on bivariate assimilation and cross-wavelet transform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 170 – 179. (in Chinese)

(上接第 75 页)

[19] 牛康, 周利明, 苑严伟, 等. 勺链式马铃薯排种器自补种系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(增刊): 76 – 83.
NIU Kang, ZHOU Liming, YUAN Yanwei, et al. Design and experiment on automatic compensation system of spoon-chain potato metering device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.): 76 – 83. (in Chinese)

[20] 徐陶. 大蒜种子机械物理特性及其测试方法的研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2017.
XU Tao. Study on mechanical properties and testing methods of garlic seeds[D]. Zibo: Shandong University of Technology, 2007. (in Chinese)

[21] 张波屏. 现代种植机械工程[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997.

[22] 侯加林, 王后新, 牛子儒, 等. 大蒜取种装置取种清种性能离散元模拟与试验[J]. 农业工程学报, 2019, 35(24): 48 – 57.
HOU Jialin, WANG Houxin, NIU Ziru, et al. Discrete element simulation and experiment of picking and clearing performance of garlic seed-picking device[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(24): 48 – 57. (in Chinese)

[23] 侯加林, 黄圣海, 牛子儒, 等. 双鸭嘴式大蒜正头装置调头机理分析与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 87 – 96.
HOU Jialin, HUANG Shenghai, NIU Ziru, et al. Mechanism analysis and test of adjusting garlics upwards using two duckbill devices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 87 – 96. (in Chinese)

[24] 耿爱军, 栗晓宇, 侯加林, 等. 自动定向大蒜播种机的设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(11): 17 – 25.
GENG Aijun, LI Xiaoyu, HOU Jialin, et al. Design and experiment of automatic directing garlic planter[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11): 17 – 25. (in Chinese)

[25] 侯加林, 方立志, 李玉华, 等. 基于电容检测技术的蒜种鳞芽扶正装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 63 – 72.
HOU Jialin, FANG Lizhi, LI Yuhua, et al. Design and test of garlic clove orientation device based on capacitive detection technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 63 – 72. (in Chinese)

[26] LAI Q H, SUN K, YU Q, et al. Design and experiment of a six-row air-blowing centralized precision seed-metering device for *Panax notoginseng*[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(2): 111 – 122.

[27] 侯加林, 李超, 娄伟, 等. 大蒜联合收获机浮动式夹持装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 137 – 145.
HOU Jialin, LI Chao, LOU Wei, et al. Design and test of floating clamping device for garlic combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 137 – 145. (in Chinese)