

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.S0.038

基于 IGWO 算法的冬小麦作物-土壤全氮含量一体化监测

田泽众^{1,2} 张瑶^{1,2} 张海洋^{1,2} 孙红^{1,2} 李民赞^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;

2. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为对冬小麦作物-土壤全氮含量进行一体化监测,提出一种基于改进灰狼优化算法(Improved grey wolf optimization algorithm, IGWO)的冬小麦作物-土壤全氮含量共同冠层高光谱特征波长选择方法。以河南省漯河市郾城区的40块拔节期冬小麦农田为研究区,通过采集冬小麦冠层反射光谱,结合实验室测定精确全氮含量,利用IGWO算法选择冬小麦作物-土壤共同特征波长。结果表明,相较于遗传算法(Genetic algorithm, GA)等其他仿生学优化算法,改进灰狼优化算法可以选择冬小麦作物-土壤共同冠层反射光谱特征波长。在随机森林(Random forest, RF)回归模型下,冬小麦作物和土壤全氮含量测试集的决定系数(Coefficient of determination, R^2)分别为0.788 8和0.753 4。与其他仿生学算法相比,IGWO选择的特征波长405、495、582、731、808 nm预测性能最佳,能够有效利用全谱信息且符合冬小麦生理特征。改进灰狼优化算法能够选择冬小麦作物-土壤共同的冠层反射光谱特征波长,实现对冬小麦作物-土壤全氮含量的较高精度估计,可作为估测田间冬小麦作物-土壤全氮含量的有效途径。

关键词: 冬小麦; 高光谱; 作物-土壤一体化监测; 全氮; 灰狼优化算法; 特征选择

中图分类号: TP79; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0304-06

Integrated Monitoring of Total Nitrogen Content in Winter Wheat Crop – Soil Based on Improved Grey Wolf Optimization Algorithm

TIAN Zezhong^{1,2} ZHANG Yao^{1,2} ZHANG Haiyang^{1,2} SUN Hong^{1,2} LI Minzan^{1,2}

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

2. Key Laboratory for Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to realize the integrated monitoring of winter wheat crop – soil total nitrogen content, a winter wheat crop – soil common canopy hyperspectral feature wavelength selection method was proposed based on improved grey wolf optimization algorithm (IGWO). Totally 40 winter wheat fields at nodulation stage in Luohe City, Henan Province were used as the study area, and the improved grey wolf algorithm was used to select the winter wheat common crop – soil feature wavelengths by collecting wheat canopy reflectance spectra and combining with precise total nitrogen values measured in the laboratory. The results showed that the improved grey wolf optimization algorithm can select the common winter wheat crop – soil canopy reflectance spectra feature wavelengths compared with other bionomics optimization algorithms such as genetic algorithm (GA). Under the random forest (RF) regression model, the coefficients of determination (R^2) of the crop and soil test sets were 0.788 8 and 0.753 4, respectively. Compared with other bionomics algorithms, the IGWO selected the feature wavelengths of 405 nm, 495 nm, 582 nm, 731 nm and 808 nm had the best prediction performance, these feature wavelengths can effectively use the full spectrum information and meet the physiological characteristics of winter wheat. The improved grey wolf optimization algorithm proposed can select the feature wavelengths of winter wheat crop – soil common canopy reflectance spectra to achieve a higher accuracy estimation of winter wheat crop – soil total nitrogen which can be an effective way to estimate winter wheat crop – soil total nitrogen content in the field.

Key words: winter wheat; hyperspectral; integrated crop – soil monitoring; total nitrogen; grey wolf optimization algorithm; feature selection

收稿日期: 2021-07-18 修回日期: 2021-09-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41801245)、广西创新驱动发展专项资金项目(桂科 AA18118037-3)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2021AC026)

作者简介: 田泽众(1996—),男,硕士生,主要从事农作物关键参数定量监测研究,E-mail: cautz@163.com

通信作者: 张瑶(1988—),女,副教授,主要从事农业定量遥感应用研究,E-mail: zhangyao@cau.edu.cn

0 引言

冬小麦是我国的主要粮食作物,有着极高的经济价值。氮是冬小麦体内最重要的元素之一,能够促进冬小麦根、茎、叶的生长^[1-2]。氮还是冬小麦蛋白质的重要组成成分,对作物的产量和品质有非常大的影响。传统测氮方法,需要将被测物带回实验室,耗费人力、时间且对农田作物具有破坏性。利用光谱分析技术能够无损、快速获得作物内部的物理结构与化学成分信息。目前应用光谱分析技术在农田全氮含量定量监测以及反演方面已开展了大量的研究^[3]。

然而现有研究多是针对作物或土壤等单一目标进行特征提取与全氮含量参数反演,针对作物、土壤共同光谱特征波长的选择以及农田作物-土壤全氮含量一体化监测的研究还相对较少。监测作物的氮含量能够帮助农业生产者及时获取作物的健康信息,监测土壤的氮含量可为农业生产者精准施肥提供依据。作物与土壤是一个完整的系统,土壤为作物供应所需的营养元素,作物的长势在一定程度上反映土壤营养元素含量的差异^[4]。BAUSCH 等^[5]在对玉米的研究中发现,植物氮含量和土壤无机氮含量具有强相关性,从而可以利用冠层反射光谱间接预测土壤无机氮含量。潘文超^[6]通过构建最优土壤调节指数(OSAVI)建立了棉花全生育期的土壤全氮含量与冠层反射光谱之间的估测模型。研究表明,土壤氮含量差异引起的长势差异最终反映在作物冠层光谱反射率的差异上,这使得利用作物冠层光谱信息实现作物-土壤一体化监测成为可能。

连续光谱数据提供了反映目标物特性的完整光谱信息,为增强农田作物、土壤全氮含量监测的深度与精度提供了可能性。然而波段的增多也伴随着信息的冗余以及数据处理难度的增加。因此如何从高光谱数据中剔除噪声和冗余,提取对目标物质具有显著影响的特征波段具有重要的意义。

受自然界生物行为的启发,可以解决复杂优化问题的群智能优化算法引起了人们的关注。MIRJALILI 等^[7]根据灰狼的捕食行为提出灰狼优化算法(Grey wolf optimization algorithm, GWO)。GWO 算法因其参数少、收敛快、全局搜索能力强等特点,已经被广泛应用于车间调度、图像处理、路径规划^[8]等问题。利用 GWO 算法进行作物营养、长势参数特征波长提取方面的研究尚未见报道。此外,现有 GWO 相关算法多是对原始算法灰狼位置更新方程或者种群初始化方法进行改进^[9-10], 还未有尝试从信息论的角度来提高 GWO 算法在特征选择中

的能力,即充分考虑特征与目标量的关系,特征与已选特征之间的冗余程度以及所选特征的信息代表能力等方面来综合优化 GWO 算法。

因此,本文提出一种基于信息论的改进灰狼优化算法(Improved grey wolf optimization algorithm, IGWO)。该方法将充分利用光谱特征信息以及 GWO 仿生学优势,在波段选择过程中,综合考虑光谱信息与全氮含量的相关程度,波长变量对全谱信息的代表能力以及已选波长之间的冗余程度作为狼群优胜劣汰的准则。以冬小麦为研究对象,利用 IGWO 算法筛选可同时反映冬小麦作物以及土壤全氮含量的特征光谱信息。并将所选的特征波长分别对冬小麦和土壤全氮含量进行预测。以期为冬小麦作物-土壤全氮含量一体化监测提供一种新的思路。

1 原理

1.1 灰狼优化算法

灰狼是群居生活的动物,严格遵守一套社会等级秩序。在本算法中,计算灰狼全部个体的适应度,根据适应度排序,前 3 个分别作为 α 狼、 β 狼和 δ 狼,其余作为 ω 狼,如图 1 所示。

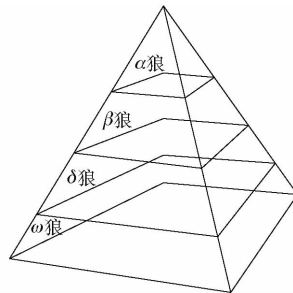


图 1 灰狼的社会等级制度

Fig. 1 Social hierarchy of grey wolves

1.1.1 灰狼包围猎物

在 N 维搜索空间内,由 M 只灰狼组成狼群 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_M\}$, 定义第 i 只灰狼的位置 $X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^N)$ 。灰狼确定自身与猎物的距离后,行进到猎物身边,计算式为

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (2)$$

其中 $A = 2ar_1 - a \quad (3)$

$$C = 2r_2 \quad (4)$$

式中 D ——灰狼与猎物之间的距离

t ——当前迭代次数

$X_p(t)$ ——猎物的位置

$X(t)$ ——灰狼的位置

$X(t+1)$ ——灰狼朝猎物移动后的位置

A, C ——系数

a ——收敛因子,随着迭代次数从 1 递减至 0

r_1, r_2 ——(0,1)之间的随机数

1.1.2 灰狼接近猎物

灰狼在 α 狼、 β 狼和 δ 狼的带领下接近猎物,在本算法中, α 就是问题的最优解, β 是问题的次优解, δ 是问题的更次解。狼群利用这 3 个解判断猎物的位置并更新全部灰狼的位置,不断逼近猎物。狼群内灰狼跟踪猎物的机制如图 2 所示。

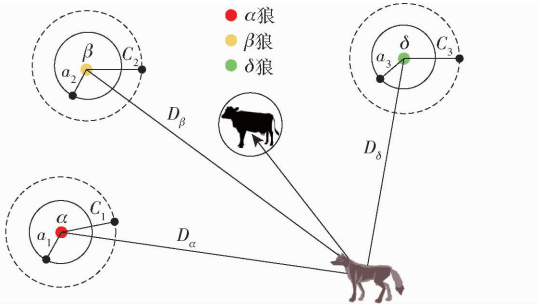


图 2 灰狼位置更新示意图

Fig. 2 Position updating schematic of grey wolves

灰狼个体跟踪猎物位置的数学模型为

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X_0| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X_0| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X_0| \end{cases} \quad (5)$$

式中 $D_\alpha, D_\beta, D_\delta$ —— α, β, δ 狼与狼群中个体的距离
 $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ —— α, β, δ 狼当前的位置
 C_1, C_2, C_3 ——系数
 X_0 ——当前灰狼的位置

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (6)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (7)$$

式(6)表示灰狼朝 α, β 和 δ 狼移动的距离,式(7)定义了灰狼位移后的新位置。

1.1.3 攻击与扩大搜索

为了模拟攻击猎物, a 逐渐减小,因此 A 也逐渐减少。如图 3 所示,当 $|A| < 1$ 时,灰狼的下一位置可以前进到与猎物之间的任意位置随即发动攻击。当 $|A| > 1$ 时,灰狼放弃此次攻击,寻找更优解。另一个随机参数 C ,其取值范围为(0,2),此参数在寻优过程中展示出灰狼的随机搜索行为。因为 C 是随机值,所以可以帮助灰狼在搜寻过程中跳出局部最优,尤其是当算法迭代进入后期时显得尤为重要。

1.2 改进灰狼优化算法

在机器学习的寻优问题中,适应度函数(Fitness function)的选取关系到算法的收敛速度以及能否找到最优解。通常以决定系数 R^2 和均方根误差

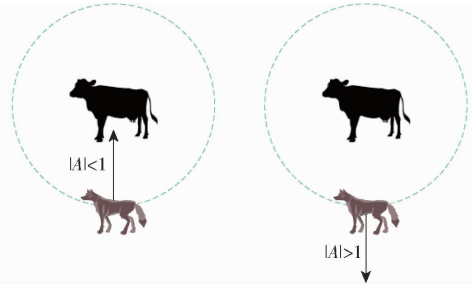


图 3 攻击猎物与扩大搜索

Fig. 3 Attacking prey and expanding search area

(RMSE)的比值作为适应度函数^[11]。虽然这样的适应度函数可以找到符合期望精度的最优解,但这只是从单纯的数学角度寻优,往往其结果存在选择的特征波长高度线性相关和无法反映作物实际生理特征的问题,并且特征选择结果对所有冬小麦不具有通用解释性。此外,这种适应度函数需要大量数据作为训练样本,计算成本较高^[12]。

为了更好地评价灰狼接近猎物位置的准确程度和弥补上述缺点,定义了一种由 4 个参数构成的适应度函数^[13-15]

$$y = \lambda \frac{Cov_{st} Cor_N}{Cor_{sr}} \quad (8)$$

其中

$$Cov_{st} = \frac{\sum_{i=1}^S \left(\sum_{j=1}^M Cov(H_i, H_j) \right)}{S} \quad (9)$$

$$Cor_N = \frac{\sum_{i=1}^S \frac{Cov(X_i, Y_N)}{\sqrt{Var(X_i) Var(Y_N)}}}{S} \quad (10)$$

$$Cor_{sr} = \frac{\sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^S \frac{Cov(X_i, X_j)}{\sqrt{Var(X_i) Var(X_j)}}}{S(S-1)/2} \quad (11)$$

式中 Cov_{st} ——选择的特征波长与全谱所有波长之间的协方差之和的平均值。 Cov_{st} 表示选择的特征波长代表全谱信息的能力, Cov_{st} 越大,选择的特征波长对于全谱的代表性越强

Cor_N ——选择的特征波长分别与冬小麦作物和土壤全氮含量的相关系数之和的平均值。 Cor_N 越大,选择的特征波长对冬小麦和土壤的全氮含量变化越敏感

Cor_{sr} ——选择的特征波长之间的相关系数之和的平均值。 Cor_{sr} 越小,选择的特征波长所含冗余信息越少

λ ——选择的特征波长与标准位置间隔之差的 Frobenius 范数的倒数。 λ 越小,选择的特征波长所处的位置越分散

- S ——选择的特征波长的数量
 M ——全谱所有波长的数量
 H ——波长反射率向量
 X ——特征波长向量
 Y_N ——全部样本的全氮含量向量
 Var ——变量的方差

根据以上定义, y 越大则表示灰狼越接近猎物, 并且可约束选择的特征波长的范围。使选择特征波长既能充分表示全谱信息, 又能减少特征波长之间的信息冗余。同时能够从相关性方面寻找与冬小麦作物和土壤氮积累相关的特征波段信息。 y 作为评价灰狼位置的指标, 在每次迭代完成后, 对狼群中所有个体重新进行评价, 评选出 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 ω 狼后再重复此过程直到迭代完成。IGWO 算法具体步骤如下:

(1) 初始化灰狼种群位置, 设置狼群规模和最大迭代次数。

(2) 根据式(8)计算群体所有灰狼适应度, 将适应度最大的前 3 个灰狼分别记为 α 狼、 β 狼和 δ 狼, 其余为 ω 狼。

(3) 更新参数 a 、 A 和 C , 根据式(5)计算每个灰

狼个体分别与 α 狼、 β 狼和 δ 狼的距离, 根据式(6)和式(7)更新每个灰狼个体的位置。

(4) 根据更新的位置信息重新计算全部灰狼的适应度, 将适应度最大的记为 α 狼, 以 α 狼所代表的位置信息作为最优解。

(5) 如果达到最大迭代次数, 输出最优解。如果未达到, 返回步骤(3)。

2 试验

2.1 试验区域

本试验在漯河市郾城区进行。试验采用随机区组设计, 4 个供试品种为矮抗 58 (A1)、周麦 27 (A2)、西农 509 (A3) 和豫麦 49-198 (A4), 4 个施氮水平为 N0 (施氮量 0 kg/hm²)、N1 (施氮量 120 kg/hm²)、N2 (施氮量 225 kg/hm²) 和 N3 (施氮量 330 kg/hm²), 施氮小区面积为 130 m², 不施氮小区面积为 50 m², 行距为 20 cm, 重复 3 次。采用机械播种方式, 氮肥基肥追肥比列为 6:4, 基肥于播种前施入, 追肥在拔节期施入, 磷、钾肥于播种期作为基肥一次施入, 其他栽培管理措施同一般高产田。田间小区如图 4 所示。

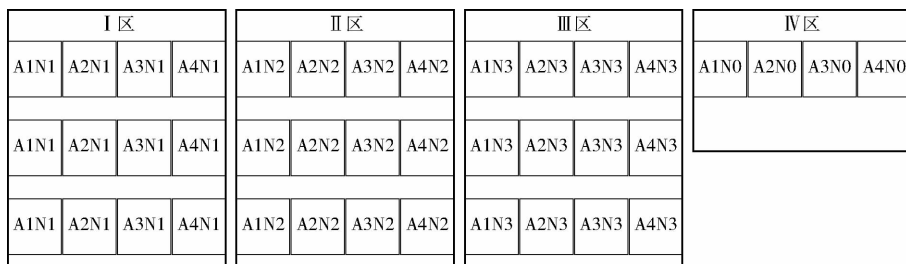


图 4 田间区块划分示意图

Fig. 4 Schematic of field plot division

2.2 小麦冠层光谱获取以及作物和土壤全氮含量测定

在小麦拔节期, 使用美国分析光谱仪器公司生产的 ASD FieldSpec 野外便携式高光谱仪对冬小麦冠层光谱进行测定。该仪器能在 350 ~ 2 500 nm 波长范围内连续测量, 采样间隔为 1.4 nm, 光谱分辨率为 3 nm, 视场角为 25°, 所有观测均选择在晴朗无风天气, 测定时间为 10:00—14:00。测量时, 光谱仪传感器探头垂直向下, 距冠层垂直高度约 1 m。每个小区内选取两处长势均匀的位置, 以 10 个光谱为 1 个采样间隔, 每次记录 20 个光谱, 以其平均值作为该小区的冠层光谱反射率。

光谱测量的同时, 在每个小区采集长势健康的冬小麦 10 株, 采集每个冬小麦下方 30 cm 深土壤样品 1 kg。剪取冬小麦叶片以及茎秆、叶鞘等部分。将所取土壤样品过筛, 分别将冬小麦和土壤样品放

入 105℃ 干燥箱中干燥, 对所有干燥样品标号记录, 采用凯氏定氮法测定所有样品的含氮量, 并记录试验结果。

2.3 群智能优化算法对比

使用灰狼优化算法、改进遗传算法^[16] (Improved genetic algorithm, IGA)、改进鲸鱼优化算法^[17] (Improved whale optimization algorithm, IWOA) 和改进灰狼优化算法对经过 Savitzky-Golay 平滑处理后的小麦冠层光谱反射数据进行特征波长选择, 添加一组不进行特征选择的全谱数据为对照, 同时验证 IGWO 算法进行特征选择相较全谱数据的优越性。

3 结果与分析

3.1 光谱数据预处理

使用 Kennard-Stone 算法对原始光谱数据进行分类, 训练集与验证比例为 3:1。为了降低光谱数

据噪声干扰,对原始光谱数据进行 Savitzky - Golay 平滑处理。Savitzky - Golay 滤波器是一种基于局部多项式最小二乘法拟合的滤波方法^[18]。这种滤波器最大的特点在于在滤除噪声的同时可以确保信号的形状、宽度不变^[19]。窗口点数设置为 5,多项式阶数设置为 2,处理后的光谱曲线如图 5 所示。

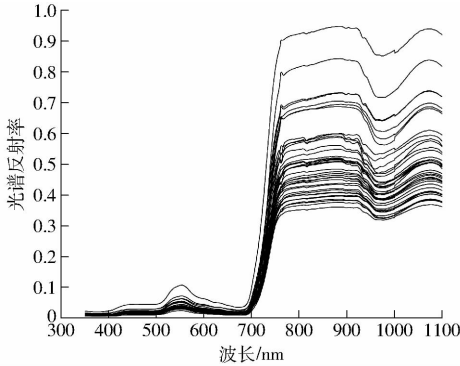


图 5 Savitzky - Golay 方法平滑处理后的光谱曲线

Fig. 5 Savitzky - Golay smoothly processed spectral curves

3.2 特征波长选择结果

使用各算法分别选择 5 个特征波长进行比较,结果如表 1 所示。为了更直观地展示这些特征波长所在的位置,将改进方法选择的特征波长标记在光谱反射率平均值曲线上,结果如图 6 所示。

表 1 不同算法选择的特征波长

Tab. 1 Feature wavelengths selected by different algorithms

方法	特征波长
灰狼优化算法(冬小麦)	404, 429, 432, 484, 486
灰狼优化算法(土壤)	392, 395, 458, 524, 557
改进遗传算法	384, 496, 643, 738, 803
改进鲸鱼优化算法	494, 586, 654, 847, 880
改进灰狼优化算法	405, 495, 582, 731, 808

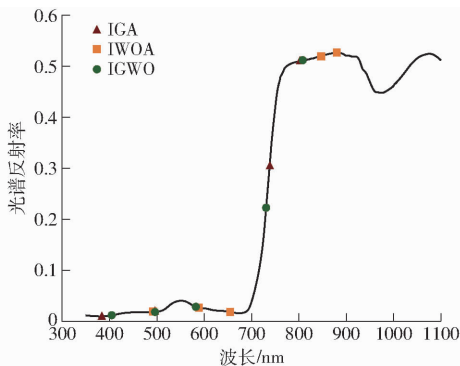


图 6 特征波长在反射率曲线上的位置

Fig. 6 Position of feature wavelength on reflectance curve

灰狼优化算法选择的特征波长密集分布于 392 ~ 557 nm 范围内,无法有效利用全谱的信息,而改进遗传算法、改进鲸鱼优化算法和改进灰狼优化算法选择的特征波长分布在全谱范围内。改进灰狼优化

算法选择的特征波长分别位于 405、495、582、731、808 nm 处。其中,405 nm 位于紫光区域,495 nm 位于蓝光与绿光的交界处,这两个位置经常用于构建反演作物全氮含量的光谱指数;582 nm 位于冬小麦光谱曲线的绿峰附近,当作物体内氮充足时,表现出叶绿素吸收蓝光和红光的能力增强^[20-21]。731 nm 位于冬小麦光谱曲线的红边,此位置光谱反射率急剧增加,红边^[22-24]被认为是与作物的各种理化参数紧密相关的重要位置。808 nm 位于光合作用的敏感区域^[25],反映了作物光合作用的强烈程度。

在随机森林回归模型下,使用特征波长数据预测测试集的冬小麦作物和土壤的全氮含量。采用决定系数 R^2 和均方根误差 (RMSE) 对预测结果进行评价。冬小麦作物和土壤的全氮含量的实际值与预测值的比较分别如图 7、8 所示。

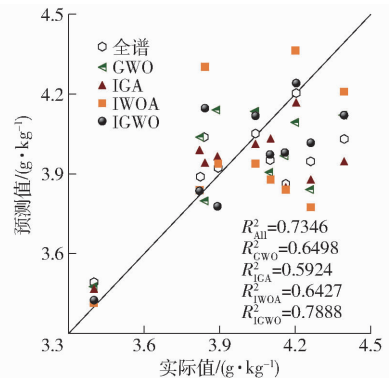


图 7 冬小麦作物全氮含量的实际值与预测值比较

Fig. 7 Comparison of actual and predicted values of wheat nitrogen

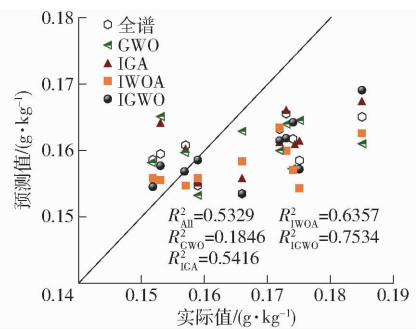


图 8 土壤全氮含量的实际值与预测值比较

Fig. 8 Comparison of actual and predicted values of soil nitrogen

3.3 预测效果

从图 7、8 可以发现,相较于改进遗传算法,改进鲸鱼优化算法和改进灰狼优化算法预测性能更好。这是因为灰狼优化算法与鲸鱼优化算法在迭代过程都设置了随机参数来扩大种群全局搜索能力^[26-28]。

未改进的灰狼优化算法仍然陷入局部最优,选择的特征波长集中在 392 ~ 557 nm 范围内,未利用到 557 nm 以后的光谱信息,所以其预测精度不佳。

改进遗传算法和改进鲸鱼优化算法虽然都实现了冬小麦作物-土壤的全氮含量一体化监测,但是其预测精度较低。

改进灰狼优化算法的预测精度最佳,在小麦测试集中 $R_{IGWO}^2 = 0.7888$, RMSE 为 0.1725 g/kg,在土壤测试集中 $R_{IGWO}^2 = 0.7534$, RMSE 为 0.0104 g/kg。改进灰狼优化算法的预测精度远高于其他算法,并且预测性能相较于使用全谱所有波长效果更好。改进灰狼优化算法选择的特征波长分布在 405、495、582、731、808 nm 处。这些特征波长分布于作物全氮含量敏感区域、红边区域和光合作用敏感区域,前人的研究已证明氮作为植物最重要的元素之一,作物体内氮含量的差异将会表现在这些区域的光谱反射率上^[29-30]。因此改进灰狼优化算法能够选择出与冬小麦作物和土壤全氮含量均敏感的特征波长,实现以冬小麦冠层光谱对冬小麦作物-土壤全氮含量一体化监测的目的。

4 结论

(1) 针对作物、土壤共同光谱特征波长的选择

以及农田冬小麦作物-土壤全氮含量一体化监测,本文提出了一种基于信息论的改进灰狼优化算法。试验结果表明改进灰狼优化算法在测试集预测冬小麦作物-土壤全氮含量的效果优于遗传算法等 3 种对比算法,同时相比使用全谱波长进行预测,其所用波长数量大幅减少且预测精度更高。

(2) 改进灰狼优化算法可避免陷入局部最优的缺点,并且选择的特征波长相较于遗传算法和鲸鱼优化算法更符合冬小麦作物的生理特征。改进灰狼优化算法在选择特征波长的同时,兼顾了降低特征波长之间共线性和增强特征波长代表全谱的能力,能够在红边和光合作用敏感区域等位置进行探索,选择出反映冬小麦作物和土壤全氮含量变化的特征波长。

(3) 测试集预测结果表明,改进灰狼优化算法可选择同时反映冬小麦作物和土壤全氮含量的光谱特征波长,达到对冬小麦作物-土壤全氮含量一体化监测的目的。在冬小麦和土壤全氮含量测试集的 R_{IGWO}^2 分别为 0.7888 和 0.7534, RMSE 分别为 0.1725 g/kg 和 0.0104 g/kg,两项评价指标均优于其他算法。

参 考 文 献

- [1] 李民赞, 韩东海, 王秀. 光谱分析技术及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [2] ZHANG Y, LI M, ZHENG L, et al. Spectral features extraction for estimation of soil total nitrogen content based on modified ant colony optimization algorithm[J]. Geoderma, 2019, 333: 23-34.
- [3] 姚云军, 秦其明, 张自力, 等. 高光谱技术在农业遥感中的应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2008, 24(7): 301-306. YAO Yunjun, QIN Qiming, ZHANG Zili, et al. Research progress of hyperspectral technology applied in agricultural remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(7): 301-306. (in Chinese)
- [4] 潘瑜春, 王纪华, 陆安祥, 等. 基于小麦长势遥感监测的土壤氮素累积估测研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 58-63. PAN Yuchun, WANG Jihua, LU Anxiang, et al. Estimation of soil nitrogen accumulation based on remotely-sensed monitoring of winter-wheat growth status[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 58-63. (in Chinese)
- [5] BAUSCH W C, DELGADO J, FARAHANI H, et al. Soil nitrogen estimation from corn canopy reflectance and soil electrical conductivity[C]// Conf. on Precision Agriculture, 2002.
- [6] 潘文超. 基于高光谱遥感的棉田土壤含氮量监测模型研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2009.
- [7] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [8] 刘二辉, 姚锡凡, 刘敏, 等. 基于改进灰狼优化算法的自动导引小车路径规划及其实现原型平台[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(11): 2779-2791. LIU Erhui, YAO Xifan, LIU Min, et al. AGV path planning based on improved grey wolf optimization algorithm and its implementation prototype platform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(11): 2779-2791. (in Chinese)
- [9] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 一种改进的灰狼优化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(1): 169-175. LONG Wen, CAI Shaohong, JIAO Jianjun, et al. An improved grey wolf optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 169-175. (in Chinese)
- [10] 王敏, 唐明珠. 一种新型非线性收敛因子的灰狼优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(12): 3648-3653. WANG Min, TANG Mingzhu. Novel grey wolf optimization algorithm based on nonlinear convergence factor[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(12): 3648-3653. (in Chinese)
- [11] XU H, CHEN C, ZHENG H, et al. AGA-SVR-based selection of feature subsets and optimization of parameter in regional soil salinization monitoring[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(12): 4470-4495.
- [12] 李爱国, 覃征, 鲍复民, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(21): 1-3.
- [13] 谢明文. 关于协方差、相关系数与相关性的关系[J]. 数理统计与管理, 2004, 23(3): 33-36.
- [14] 盛骤. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [15] 马开玉. 现代应用统计学[M]. 北京: 气象出版社, 2004.

- [58] 尹训俊, 郭晓林. 基于 5G 通信技术下的汽车无人驾驶技术探讨[J]. 汽车实用技术, 2020(12):15-17.
YIN Xunjun, GUO Xiaolin. Discussion vehicle driverless technology based on 5G communication technology[J]. Automobile Technology, 2020(12):15-17. (in Chinese)
- [59] 中国乡村之声. “5G+农业”将如何改变我们的未来[J]. 农家之友, 2019(6):20-21.
- [60] HSU C K, CHIU Y H, WU K R, et al. Design and implementation of image electronic fence with 5G technology for smart farms[C]//IEEE VTS Asia Pacific Wireless Communications Symposium, 2019:1-3.
- [61] 孙涛, 沈开基, 顾蔚, 等. 5G+物联网环境下智能金融场景应用的分析与建议[J]. 现代管理科学, 2021(2):104-111.
SUN Tao, SHEN Kaiji, GU Wei, et al. Analysis and suggestions of intelligent financial application in 5G+IoT environment [J]. Modern Management Science, 2021(2):104-111. (in Chinese)
- [62] 聂鹏程, 张慧, 耿洪良, 等. 农业物联网技术现状与发展趋势[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2021, 47(2):135-146.
NIE Pengcheng, ZHANG Hui, GENG Hongliang, et al. Current situation and development trend of agricultural Internet of Things technology[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture & Life Sciences), 2021, 47(2):135-146. (in Chinese)
- [63] 石静静, 宋旭光, 梁冰, 等. 空天地一体化在 5G+垂直行业中的应用研究[J]. 长江信息通信, 2021, 34(2):217-219.
- [64] 杨珺菲. 浅谈 5G 推动下的农业现代化发展现状与前景[J]. 南方农机, 2021, 52(3):13-15.
YANG Junfei. Analysis of the current situation and Prospect of agricultural modernization driven by 5G[J]. South Agricultural Machinery, 2021, 52(3):13-15. (in Chinese)
- [65] 马艳红. 5G 技术引领下的智慧果树林业探讨[J]. 农业工程技术, 2021, 41(3):45-46.
- [66] 杨浩. 浅谈 G 时代移动通信技术的安全性[J]. 科技经济导刊, 2021, 29(12):56-57.
- [67] 程云飞. 5G 移动通信技术安全问题[J]. 通信电源技术, 2020, 37(16):145-147.
CHENG Yunfei. Security issues of 5G mobile communication technology[J]. Telecom Power Technologies, 2020, 37(16):145-147. (in Chinese)
- [68] 黄宗伟. 5G 通信技术若干关键问题研究[J]. 信息通信, 2019(8):207-208.

(上接第 309 页)

- [16] YANG J, HONAVAR V. Feature subset selection using a genetic algorithm [J]. IEEE Intelligent Systems & Their Applications, 2002, 13(2):44-49.
- [17] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [18] PETER A G. General least-squares smoothing and differentiation by the convolution (Savitzky-Golay) method[J]. Analytical Chemistry, 1990, 62(6):570-573.
- [19] 蔡天净, 唐瀚. Savitzky-Golay 平滑滤波器的最小二乘拟合原理综述[J]. 数字通信, 2011(1):65-70, 84.
- [20] ZHANG Y, LI M Z, ZHENG L H, et al. Soil nitrogen content forecasting based on real-time NIR spectroscopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 124:29-36.
- [21] HAVLIN J L, TISDALE S L, NELSON W L, et al. Soil fertility and fertilizers: an introduction to nutrient management[M]. 7th Edition. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2004.
- [22] HORLER D N H, DOCKRAY M, BARBER J. The red edge of plant leaf reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 1983, 4(2):273-288.
- [23] GITELSON A A, MERZLYAK M N, LICHTENTHALER H K. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm[J]. J. Plant Physiology, 1996, 148(3-4):501-508.
- [24] FILELLA I, PENUELAS J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(7):1459-1470.
- [25] DAS R. Photovoltaic devices using photosynthetic protein complexes[D]. Massachusetts Institute of Technology, 2004.
- [26] 龙文, 伍铁斌. 协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10):1749-1757.
LONG Wen, WU Tiebin. Improved grey wolf optimization algorithm coordinating the ability of exploration and exploitation[J]. Control and Decision, 2017, 32(10):1749-1757. (in Chinese)
- [27] 钟明辉, 龙文. 一种随机调整控制参数的鲸鱼优化算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(12):68-73.
ZHONG Minghui, LONG Wen. Whale optimization algorithm based on stochastic adjustment control parameter[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(12):68-73. (in Chinese)
- [28] NASIRI J, KHIYABANI F M. A whale optimization algorithm (WOA) approach for clustering[J]. Cogent Mathematics & Statistics, 2018, 5(1):1483565.
- [29] LIU H, ZHU H, WANG P. Quantitative modelling for leaf nitrogen content of winter wheat using UAV-based hyperspectral data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(8-10):2117-2134.
- [30] WANG R, SONG X, LI Z, et al. Estimation of winter wheat nitrogen nutrition index using hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19):191-198.