基于多层感知机模型的稻麦双变量精准施肥机排肥策略

施印炎¹,辛亚鹏¹,汪小旵¹,郑恩来¹,沈 d^2 ,张 昭3

(1. 南京农业大学工学院,南京 210031; 2. 农业农村部南京农业机械化研究所,南京 210014; 3. 中国农业大学信息与电气工程学院,北京100083)

摘 要:变量施肥是实施精准农业的重要技术途径,转速、开度双重调节的外槽轮式变量施肥方式是稻麦轮作区作物施 肥的典型方式。针对目前变量施肥机控制系统响应速度慢、预测模型不准确,引起排肥量误差大、成效不显著的问题, 该研究基于自主研制的稻麦双变量精准施肥机,运用数理统计和机器学习方法,提出一种基于多层感知人工神经网络的 排肥量预测模型,并对其有效性和适用性进行验证。通过分析莱维飞行算法 (levy flight algorithm, LFA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)和多层感知器神经网络模型 (multilayer perceptron, MLP)的算法机理,结合开度-转速双 变量排肥方法,构建 LFA-PSO-MLP 排肥量预测模型;引入开度-转速-排肥量关系模型,利用归一化、正则化等方式改 善算法结构,开展参数优化和模型训练,并对比 MLP 和 PSO-MLP 模型,得到 LFA-PSO-MLP 排肥量最优预测模型;构 建 ILMP(inverse LFA-PSO-MLP)预测模型作为施肥机的神经网络模型,根据目标排肥量快速计算所需开度和转速。试 验结果表明: LFA-PSO-MLP模型在拟合 50次左右收敛, 拟合 500次后的 R²值为 0.999, 平均相对误差 (MAPE) 为 1.83%,均优于其他两种模型。LMP验证集验证试验中,预测值和验证值比的平均相对误差为 2.47%,田间试验的预测 值和实测值比的平均相对误差为 3.49%; ILMP 验证试验中,转速预测的平均相对误差为 1.82%, 目标排肥量与实际排 肥量比的最大相对误差为7.22%,平均排肥精度达到93.92%,施肥机排肥效果较好。所提模型能够在保证排肥量预测精 度的同时提升运算效率,实现快速、精准、高效的变量施肥,改善生态效益和经济效益。 关键词:算法;粒子群;莱维飞行;多层感知器神经网络;双变量排肥策略

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202408134

中图分类号: S224.21; S149 文献标志码: A 文章编号: 1002-6819(2025)-10-0051-10

施印炎, 辛亚鹏, 汪小旵, 等. 基于多层感知机模型的稻麦双变量精准施肥机排肥策略[J]. 农业工程学报, 2025, 41(10): 51-60. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202408134 http://www.tcsae.org

SHI Yinyan, XIN Yapeng, WANG Xiaochan, et al. Research on fertilizer application strategy for rice-wheat dual-variable precision fertilizer applicator based on MLP[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(10): 51-60. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202408134 http:// www.tcsae.org

0 引 言

水稻、小麦等粮食作物在生产过程中对常量和微量 元素的需求量在不同区域、尺度、时期下不完全相同, 因此按需变量施肥技术在现代农业发展进程中应运而生, 为推动精准农业可持续发展提供了一种有效的技术途 径^[1]。变量施肥技术能够根据作物生长状况、土壤条件 和环境等因素精准确定每个区域或单元的施肥量需求, 最大限度地提高施肥效率和作物产量[2-3]。外槽轮式变量 施肥作为长江中下游稻麦轮作区作物种植常用的典型基 肥、追肥作业方式^[4-6],为避免其单一变量控制的缺点, 如开度变化导致肥料碰撞溅射,或转速变化导致排肥脉 动变化等,将开度和转速设置为排肥量调节的双重变量, 以提高外槽轮式排肥器排肥调节的准确性和稳定性。

实现排肥量精准调节的关键在于对排肥器的开度和 转速做快速、科学、合理、有效的控制^[7]。排肥器开度、 转速和排肥量之间存在非线性关系^[8],三者的关系模型 较为复杂,但是排肥量预测对于高效生产、成本节约、 环境保护、资源设置优化以及农业决策等均有较大裨益^[9], 所以基于排肥器开度和转速的排肥量预测模型构建成为 农业科学研究的重点内容之一。现有预测模型的构建方 法主要是统计模型[10]、机器学习[11]、深度学习[12]和基 于 GIS 与遥感技术的空间预测^[13]。其中,统计模型方法 简单易懂、适应性强,但受限于自身的模型特征,不能 很好地表达非线性关系;机器学习方法对复杂数据和非 线性关系的处理效果普遍较好,但需要大量数据作为支 撑, 目计算时间较长: 深度学习方法在处理复杂特征和 关系的能力更强,但需要的数据规模庞大,且计算时间 相比机器学习普遍更长,效率较低;空间预测方法可以 综合运用多种数据进行建模,但获取数据成本较高。

贾海峰等[14]运用云计算技术分析玉米土壤养分含量 关系,利用优化神经网络技术建立与分析玉米土壤养分 施肥模型,研究表明构建的 FCM-OLS-RBF (fuzzy Cmeans, ordinary least squar, radial basis function) 施肥量预

收稿日期: 2024-08-18 修订日期: 2024-12-13

基金项目: 江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(23)3029); 中央高校 基本科研业务费专项资金资助(YDZX2024033);国家重点研发计划项目 (2023YFD200100204);国家重点研发计划项目(2023YFD2000305-04) 作者简介:施印炎,博士,副教授,研究方向为农业机械化及其自动化、 电动农机装备与农业机器人技术。Email: shiyinyan@njau.edu.cn

测模型与传统 RBF 模型相比精度明显提高,预测性能更 好;杨烁楠等^[15]以6种环境信息作为辅助,借助 OK(ordinary kriging)、RF(random forest)、RFRK (random forest with residual kriging)三种预测模型对土 壤有机质空间分布进行预测,划分施肥分区,以此制定 施肥方案,结果表明三种模型对土壤有机质的预测效果 基本一致;黄珍等^[16]基于神经网络模型构建玉米精准施 肥模型,提出结合 BP(back propagation)神经网络的施 肥算法,对土壤养分含量和玉米产量进行分析研究,结 果表明,结合 BP神经网络的精准施肥模型的预测相对 误差在 0.1%左右,有较高的预测精度;张季琴等^[17-18] 基于灰狼算法和广义回归神经网络提出 GWO-GRNN

(grey wolf optimization, generalized regression neural network)排肥量预测模型,通过三种固体肥料颗粒开展 排肥试验,并与现有 DE-GRNN(differential evolution) 模型进行对比,结果表明 GWO-GRNN 模型的收敛速度 更快,运行时间更短,且对三种肥料颗粒的预测模型决 定系数均在 0.99 以上,具有较高的预测效率; 巩海亮^[19] 提出了基于归一化植被指数的玉米中耕变量施肥预测调 控模型,分析玉米冠层 NDVI (normalized difference vegetation index),引入自适应三次指数预测算法得出 NDVI 预测值,再结合施肥优化算法,实现对施肥量的 调控,结果表明该模型可以较好地完成区域施肥量的实 时计算。可以看出,现有研究主要集中在对作物种植目 标施肥量预测模型的关注,且大多是针对单变量的目标 控制方法。针对稻麦变量施肥机排肥量预测,尤其是开 度和转速双变量调控的研究较少,无法满足稻麦精确变 量施肥的要求。

为此,本文以课题组前期研制的外槽轮式稻麦双变 量精准施肥机^[7,20]为基础,结合莱维飞行算法(levy flight algorithm, LFA)和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法,提出一种经 LFA 优化与 PSO 寻优的 MLP(multilayer perceptron)前馈神经网络模型, 配合近地光谱检测等技术,对稻麦双变量精准施肥机的 排肥量做正、反向预测,并进行试验验证,以提高排肥效 率,改善施肥机的作业精度,提高作业性能。

1 整体结构与工作原理

1.1 整体结构

前期课题组自主研发的稻麦双变量精准施肥机的整 机结构如图1所示,主要由传感器、车载计算机、测控 系统、排肥系统、行走系统和各配合装置等部分组成。 施肥机整体采用轴分段式设计,设置排肥器8个,以4 个为一组共配备独立系统2组,工作幅宽各1m,可以 分别调整开度和转速。同组的排肥器由同一施肥传动轴 带动,为控制转速,在传动轴的一端连接无刷直流行星 减速电动机;为控制开度,将丝杆螺母由2相4线行星 减速步进电动机进行驱动。直流电动机额定功率为 100w,减速后的额定转速为100r/min,扭矩为12N·m; 步进电动机额定扭矩为29.4 N·m。整机的作业幅宽为 2m,适用于小地块作业;排肥器由阻塞轮、排肥槽轮、排肥轴、排肥盒以及落种壳等部件组成^[21],排肥槽轮外径为58mm,排肥口直径为41mm。施肥机上配有蓄电池组,为工作部件供电。



1.排肥口 2.机架总体 3.直流行星减速电动机 4.行星减速步进电动机 5.肥料 箱 6.控制箱 7.排肥器 8.排肥管

1.Fertilizer Discharge Port 2.Overall Frame 3.DC Planetary Gear Reduction Motor 4.Planetary Gear Reduction Stepper Motor 5.Fertilizer Box 6.Control Box 7.Fertilizer Discharge Tube

图1 稻麦双变量精准施肥机

Fig.1 Rice-wheat dual-variable precision fertilizer applicator

1.2 工作原理

双变量精准施肥机工作原理如图2所示。





近地光谱传感器检测作物冠层归一化植被指数 (NDVI),将数据传输给车载计算机,后者启动变量施 肥专家决策系统,结合当前行进速度和位置信息,依据 内嵌的 Raun 施肥模型实时生成目标排肥量,并发送给 ILMP 模型作为参数输入。ILMP 模型根据目标排肥量对 排种器的开度-转速参数组合做实时计算,将其处理为控 制指令,并通过无线串口发送给控制器,调节排肥执行 机构(电机),同时传感器在线采集排肥器转速、开度 信息,形成对稻麦精准变量施肥的闭环控制。

2 基于 LFA-PSO-MLP 算法的排肥量预测模型

2.1 粒子群优化算法原理

粒子群优化算法^[22-23](particle swarm optimization, PSO)中的每个粒子代表一个潜在解,并在解空间中迭 代移动。在迭代过程中,粒子的移动受到个体最优力和 社会最优力的影响。粒子的速度和位置根据这两种力进 行更新,直到达到停止条件。

对于第 i 个粒子, 其速度更新公式为

 $\mathbf{v}_{i}^{(t+1)} = \omega \cdot \mathbf{v}_{i}^{(t)} + c_{1} \cdot r_{1} \cdot (P_{i}^{(t)} - \mathbf{x}_{i}^{(t)}) + c_{2} \cdot r_{2} \cdot (P_{g}^{(t)} - \mathbf{x}_{i}^{(t)})$ (1) 式中 $\mathbf{v}_{i}^{(t+1)}$ 是第 $i \land h$ 起子在下一次迭代中的速度; $\mathbf{v}_{i}^{(t)}$ 是 第 $i \land h$ 起子在当前迭代中的速度; ω 是惯性权重; c_{1} 和 c_{2} 分别代表个体学习因子和社会学习因子; r_{1} 和 r_{2} 是 [0, 1] 的随机数; $P_{i}^{(t)}$ 是第 $i \land h$ 起子在当前迭代中的个体最优 位置; $P_{g}^{(t)}$ 是整个粒子群在当前迭代中的全局最优位置; $\mathbf{x}_{i}^{(t)}$ 是第 $i \land h$ 粒子在当前迭代中的位置。

根据新的速度,第*i*个粒子的位置*x_i*在每一次迭代 更新中变化如下:

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(t+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(t)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(t+1)}$$
(2)

式中x^(t+1)是第i个粒子在下一次迭代中的位置。

尽管粒子群算法自身的全局优化能力较强,但该算 法对粒子数量、惯性权重和加速系数等参数较敏感,候 选解在拟合过程中易剧烈抖动或陷入局部最优解;同时 算法特性导致粒子间信息共享过于密集,这也会使粒子 群在局部聚集,陷入局部最优。本文引入莱维飞行算法 优化粒子的移动策略,以提高粒子在搜索空间中移动的 随机性和多样性,增强全局搜索和寻优能力。

2.2 莱维飞行算法原理

莱维飞行算法^[24-25](levy flight algorithm, LFA) 模拟动物在搜索过程中的随机性和长距离跳跃的特性搜索空间并找到最优解。

莱维飞行算法通过莱维分布产生随机步长,其长尾 性质的概率密度函数为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{1}{x})^{\frac{1}{\beta}}}$$
(3)

式中 σ 为尺度参数; β 为形状参数。

根据生成的随机步长更新当前位置,更新公式为

$$\boldsymbol{x}_{new} = \boldsymbol{x}_{old} + \alpha \cdot Levy \tag{4}$$

式中 x_{new} 是粒子的新位置; x_{old} 是粒子的当前位置;a是 控制步长的缩放参数;*Levy*是具有长尾特性的概率分布。

通过结合 LFA 算法的随机游走特性和 PSO 算法的 群体智能特性,可以有效改善粒子的移动策略,使粒子 的移动方式更加随机化和多样化,脱离只依赖当前速度 和加速度的传统移动方式,改善算法的搜索能力,使其 在拟合过程中快速收敛,不仅能够大幅减小粒子移动时 的剧烈抖动,还可降低算法陷入局部最优解的可能性, 增强算法的全局搜索能力,提高算法解决复杂问题时的 鲁棒性和适应性。

2.3 多层感知器前馈神经网络模型原理

多层感知器^[26-29](multilayer perceptron, MLP)前馈 神经网络算法通过尝试模拟神经元之间的连接和信息传 递过程,实现对数据的学习和预测。

假设有一个单层的 MLP,其中有一个输入层和一个 输出层。输入层有 n 个神经元,输出层有 m 个神经元。 每个神经元都与上一层的每个神经元相连,则输入层到 隐藏层的计算中,对于第 j 个隐藏层神经元,输入的加 权求和计算式为

$$z_{j} = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} \cdot x_{i}^{'} + b_{j}$$
(5)

式中 z_j 是隐藏层神经元的输入加权求和; w_{ij} 是输入层与 隐藏层之间的权重; x_i 是输入层的第i个神经元的输出; b_i 是隐藏层神经元的偏置。

将加权求和结果应用到激活函数 ƒ(z_j),便得隐藏层 神经元的输出为

$$a_j = f(z_j) \tag{6}$$

隐藏层到输出层的计算中,对于输出层的每个神经 元 *k*,输入的加权求和计算式为

$$z_k = \sum_{j=1}^m w_{jk} \cdot a_j + b_k \tag{7}$$

式中 z_k 是输出层神经元的输入加权求和; w_{jk} 是隐藏层与输出层之间的权重; a_j 是隐藏层的第j个神经元的输出; b_k 是输出层神经元的偏置。

最后,将加权求和结果应用于输出层的激活函数, 得到输出层神经元的输出。从单一隐藏层拓展到多个隐 藏层,其过程为从输入层到隐藏层,以及隐藏层之间各 自对输入做加权、偏置和通过激活函数生成本层输出, 再作为输入传递给各自的下一个结构层,最终得到输出 层的结果。MLP模型的网络结构如图3所示。



注: x[0]-x[3] 为 输 入 层 的 4 个 输 入 特 征 ; h[0]-h[4]、h [0]-h [4] 及 h [0]-h [4] 分别为各层前一个节点经线性组合输入与激活函数处理后生成 的输出; y 为模型的总输出。

Note: x[0]-x[3] represents the four input features of the input layer; h[0]-h[4], h[0]-h'[4], and h'[0]-h''[4] represent the outputs generated by the linear combination of inputs and the activation function processing of each layer's previous node, respectively; *y* represents the overall output of the model.

图 3 MLP 模型结构

Fig.3 Structure of multilayer perceptron (MLP)

2.4 LFA-PSO-MLP 排肥量预测模型构建

模型算法实现流程如图 4 所示,具体包括算法参数 设置、数据集准备、算法优化、模型优化和模型测试。 首先设置 LFA、PSO 和 MLP 各自的初始化参数,再将 训练集和测试集按照一定比例划分,并做数据归一化处 理,消除量纲影响,降低特征值的偏重性;更新 PSO 粒 子个体的特征参数,再运用 LFA 对粒子的位置和速度进 行更新,得出最佳预测参数,引入并训练 MLP 模型,加 入L2正则,提高模型泛化能力,避免模型过拟合,最终 得到排肥量最优预测模型。







3 排肥量标定试验

以长江中下游稻麦轮作区常用颗粒复合肥^[30-31]为对象,颗粒直径为 3.98 mm,其他物料特性参数如表 1 所示,在南京农业大学工学院智能化农业机械实验室进行排肥量标定试验(如图 5 所示),使用的排肥器为自研双变量排肥器^[21]。

3.1 试验条件

排肥口开度调节范围 20~45 mm,调节步长 5 mm; 排贮塘速调节范围 20~60 r/min,调节步长 5 r/min,共54 种 开度-转速组合,试验变量编码水平如表 2 所示,每组 试验时长 1 min,3 次重复,结果取平均值。

3.2 排肥量响应曲线与残差分布

运用 Design-expert10.0.1 软件分析试验数据,建立 排肥器开度-转速-排肥量关系模型,单因素影响曲线和 交互因素影响曲面如图 6 所示,外部学生化残差正态分 布如图 7 所示。

Table 1	Material characteristic parameters				
参数 Parameters	颗粒 Particle	槽车 Groo whe	论 地 ved Gr eel Gr	也面 ound	钢材 Steel
泊松比	0.24	0.4	7 0	.51	0.3
剪切模量/MPa	10.76	0.9	5 1.10	0×10 ²	7×10^{4}
密度/(×10 ³ kg·m ⁻³)	1.38	1.0	6 1	.25	7.80
拉枷力坐衣粉	名称 Name	颗粒- 颗粒 Partic le- partic le	颗粒-槽轮 Particle- grooved wheel	颗粒-地面 Particle-grou	颗粒- 钢材 nd Particle- steel
按照刀子参数	弹性恢复 因数	0.27	0.35	0.06	0.29
	动摩擦因 数	0.26	0.32	1.2	0.59
	静摩擦因 数	0.34	0.47	1.13	0.48

表1 物料特性参数



图 5 室内标定试验 Fig.5 Indoor calibration test site

表 2 试验变量编码水平表

Table 2	Experimental variable encoding level table				
编码值	排肥器开度	排肥器转速			
Coded value	Opening L/mm	Speed $N/(r \cdot min^{-1})$			
-1	20	20			
1	45	60			

3.2.1 排肥量响应曲线与曲面分析

从图 6 可以看出,排肥量随开度和转速的增大而增 大,其中排肥量最小值和最大值分别出现在开度和转速 的-1 和 1 水平,且转速对排肥量的影响大于开度;而开 度和转速的交互作用对排肥量的影响大于单因素的影响, 排肥量最小值和最大值分别出现在-1 和 1 的交互水平,为656.48 和 4 606.55 g/min。





3.2.2 外部学生化残差分析

外部学生化残差 (externally studentized residuals,

ESR) 是一种用于检测异常值的方法。在线性回归分析中 将残差除以标准误差,产生外部学生化残差,用以对异 常值进行检测。数据的外部学生化残差的绝对值大于 3 为异常值,小于 2 可用于分析。从图 7 中可看出,54 种 开度-转速组合产生的排肥量数据中有 3 组的残差绝对值 接近 3,其他 51 组数据的残差绝对值均处于 [0,2] 范围 内,说明标定试验效果较好,可作为排肥量标定参考。



图 7 外部学生化残差正态分布 Fig.7 Normal distribution of externally studentized residuals

4 LFA-PSO-MLP 模型的构建与参数优化

本文 LFA-PSO-MLP 模型算法的运行环境为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H CPU @ 2.40 GHz,内存 16 G,操作 系统为 64 位 Windows10,软件为 Visual-Studio-Code 1.88.1。根据 2.4 节方法初步建立 LFA-PSO-MLP 模型, 初始化参数方面,设置 PSO 中的粒子数量为 10,初始位 置为 [0.05, 0.05],最大迭代次数为 100; LFA 的莱维飞 行参数为 1.5,飞行步长范围为 [0,0.1],惯性权重为 1.0, 学习因子均为 1.0; MLP 的最小学习率为 0.001,最大迭 代次数为 500,训练得出的 *R*² 曲线如图 8 所示。 图 8 中,3 次训练得到的对应模型的 R² 出现上下波 动甚至跳出收敛域反转发散的情况,并且训练结束后得 到的 R² 值较小,没有达到预期要求。这是因为惯性权重、 学习率等相关初始化参数设置不合理,并且数据集缺乏 规范化等。为此,通过不断调节初始化参数以及引入归 一化、正则化等操作,得到 LFA-PSO-MLP 模型的 R² 递 进优化结果如图 9 所示。



Fig.8 Preliminary model of LFA-PSO-MLP

由图 9 可知,随着迭代次数逐步逼近 500,图 9a 至 图 9b 的 R^2 值逐渐上升但波动依旧较大,拟合不完全; 图 9c 至图 9d 在迭代 80 次左右快速收敛,但 R^2 值未逼 近 1,拟合程度不高;图 9e 至图 9f 在 50 代左右快速收 敛,且 R^2 值逼近 1,实现高度拟合,符合预期要求。



Fig.9 Progressive optimization process of R^2 of LFA-PSO-MLP model

5 模型对比

为了验证 LFA-PSO-MLP 算法的合理性和有效性, 本文将该模型与传统 MLP 模型、PSO-MLP 模型分别做 比较,从收敛性和拟合程度等方面进行模型分析和评价。

5.1 试验环境及参数设置

3种算法采用同一数据集进行训练与测试。采用 205组试验数据,以排肥器的开度和转速为特征变量, 排肥量为目标变量,以0.85:0.15设置训练集和测试集的 数量;初始化参数方面,设置 PSO 粒子数量为10,(若 其他模型中未出现则不设置),初始位置为[0.05,0.05], 最大迭代次数为100;设置 LFA 中的莱维飞行参数为2, 飞行步长范围为[0,0.01],惯性权重为0.5,学习因子均 为1.5;设置 MLP 的最小学习率为0.0001,正则化参数 为0.05,最大迭代次数为500。为避免与试验普遍效果 偏差较大的小概率事件影响对试验结果的判断,3种模 型各训练10次,每次均拟合500代,以出现次数比重极 大的模型为最终试验结果。若与普遍效果相差较大的结 果出现比例较大,则增加训练次数,确保模型训练的正 确性和非偶然性。

5.2 运行结果及分析

3种模型拟合过程中的 R² 收敛曲线如图 10 所示。





由图 10 可知, MLP 模型的 R² 在 100 代内缓慢收敛, 在 100~300 代快速收敛,并在 300 代后趋于 1; PSO-MLP 模型的 R² 在迭代中始终处于 [0.975, 1],但是波动 较大,难以稳定收敛,这是因为 MLP 的参数空间较大, 且存在多个局部最优解,此时 PSO 可能会在多个局部最 优解之间跳跃,引起 R² 波动;本文 LFA-PSO-MLP 模型 在迭代初始快速稳定收敛,0~50 次迭代内迅速收敛, 并在微小波动后趋于 1。

各模型训练 10 次的稳定拟合代数和迭代 500 次时的 *R*² 以及平均相对误差(MAPE)等如表 3 所示。

需要注意的是, MLP 模型在通过本数据集做的 10 次训练中均于拟合 500 代前达到最佳状态, 故 R² 和

MAPE 保持不变; 而 PSO-MLP 和 LFA-PSO-MLP 模型 在 10 次训练中均未在 500 代达到完全拟合。考虑在拟合 到 500 代时 2 种模型的测试精度均较高,而增加拟合代 数产生的时间代价远大于提升精度产生的收益,故本试 验设定拟合代数最高为 500。

表 3 模型训练的	R^2	和	MA	PE
-----------	-------	---	----	----

Table 3 R^2 and mean absolute percentage error obtained from model training

训练次数	M	1LP	PSO	-MLP	LFA-PS	SO-MLP
Number of training iterations	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE
1			0.992	2.87	0.998	1.93
2			0.993	2.79	0.999	1.80
3			0.989	2.99	0.998	1.83
4			0.995	2.80	0.998	1.89
5			0.987	3.08	0.999	1.77
6	0.943	13.01	0.989	3.02	0.999	1.80
7			0.991	2.94	0.998	1.84
8			0.988	2.99	0.998	1.84
9			0.99	2.96	0.999	1.79
10			0.992	2.92	0.998	1.84
均值			0.988	2.95	0.999	1.83
稳定拟合代数	3	00		/	5	50

5.2.1 模型的收敛性

图 10 中, MLP 模型经历了从初始缓慢收敛, 到拟 合 100 次后逐步加速收敛, 再到拟合 300 次后缓慢收敛 并趋于稳定的过程; PSO-MLP 模型的拟合曲线始终处于 波动状态, 难以达到收敛要求; 而 LFA-PSO-MLP 模型 经历了从初始快速波动式拟合, 再到拟合 50 次后缓慢收 敛并趋于稳定的过程。可见后者的响应速度、响应质量 与稳定性均优于前两者, 整体收敛表现更佳。

5.2.2 模型的拟合程度

表 3 中,在迭代 500 次结束后,MLP 模型的 R² 为 0.943,MAPE 为 13.01%,远大于其他两种模型;而后两 者虽然差别较小,但 LFA-PSO-MLP 的 R²比 PSO-MLP 减小了 0.011,MAPE 减小了 1.12%。结合二者拟合时的 波动状态,对比得出 LFA-PSO-MLP 的拟合程度优于 PSO-MLP,即从整体拟合表现来看,LFA-PSO-MLP 模型与其他两种模型相比拟合效果更佳。

综上所述,基于 LFA-PSO-MLP 的排肥量预测模型 在收敛性和拟合程度方面均优于其他两种模型,在排肥 量预测中具有更大的优势。因此本文采用 LFA-PSO-MLP 算法模型对基于排肥器开度和转速的排肥量预测模 型进行构建。

5.3 基于 LFA-PSO-MLP 的排肥量预测模型分析

在得出排肥量模型的最优参数后,建立基于排肥器 开度-转速的排肥量最优预测模型。为验证该预测模型的 实用性和泛化能力,本文选用未参加训练的15组验证集, 对预测模型做验证试验。计算模型的预测排肥量,并与 验证集的排肥量作比较,利用 MAPE 对模型的拟合程度 做进一步评价。验证值和预测值的对比数据如表4所示, 相对误差如图11 所示。

表4中,每个开度-转速组合对应的排肥量验证值和 预测值之差均有上下浮动,其最大相对误差为3.99%, 最小相对误差为0.48%,对应差值分别为69.86 g/min 和 6.93 g/min, 平均相对误差为 2.47%; 总体上预测数据与 验证数据的相对误差虽在 0.5%~4% 范围内波动, 但整 体波动并不明显。这说明 LMP 模型的预测精度较高, 效 果较好, 符合对基于排肥器开度和转速的排肥量预测的 要求,满足后续基于目标排肥量的开度-转速反向预测模 型 (inverse LFA-PSO-MLP) 的构建条件。

表 4 排肥量验证值与预测值的对比 Table 4 Comparison between validation and predicted values of fertilizer application amounts

序号 No.	开度 Opening <i>L</i> / mm	转速 Speed <i>N/</i> (r·min ⁻¹)	验证值 Verification value Q/ (g·min ⁻¹)	预测值 Predicted value <i>P/</i> (g·min ⁻¹)	相对误差 Relative error/%
1	23	23	1 020.438	1 034.406	1.37
2	23	33	1 390.638	1 419.156	2.05
3	23	43	1 751.322	1 821.186	3.99
4	23	53	2 151.618	2 213.298	2.87
5	23	63	2 504.772	2 595.048	3.6
6	35	23	1 435.152	1 428.222	0.48
7	35	33	2 044.548	2 003.796	1.99
8	35	43	2 627.13	2 559.702	2.57
9	35	53	3 212.91	3 156.564	1.75
10	35	63	3 829.41	3 721.314	2.82
11	43	23	1 866.858	1 824.606	2.26
12	43	33	2 642.034	2 556.012	3.26
13	43	43	3 415.578	3 322.296	2.73
14	43	53	4 182.63	4 065.072	2.81
15	43	63	4 911.174	4 791.09	2.45



图 11 验证值和预测值的相对误差 Fig.11 Relative error between validation and predicted values

6 基于目标排肥量的排肥器开度与转速反向预测 试验

为实现稻麦双变量精准施肥机检测、处理与实时控制一体化与自动化,针对光谱追肥检测系统与变量追肥决策系统等综合生成的目标排肥量,以LMP为基础模型,做排肥器开度与转速实时控制试验。运用Visual-Studio-Code 1.88.1软件,利用第5节LMP最优预测模型,编写基于目标排肥量的开度-转速反向预测模型(inverse LFA-PSO-MLP, ILPM)。

因以目标排肥量做开度-转速参数组合反向预测的结 果不唯一,需针对不同目标排肥量做 ILMP 预测的梯度 设计。参考文献 [21] 的方法,以转速优先控制策略为基 础,将不同目标排肥量区间做排肥器开度梯度适应设计, 每个区间对应一个开度,这样可以减少开度-转速参数组 合无规则变化,大幅减小模型计算量,同时减少排肥波 动,提高稳定性。为减小试验误差,以表4中9个验证 值数据为反向预测的试验数据基础,设计目标排肥量梯 度区间在[1000,2500)时,开度为23 mm; [2500,4000) 时开度为 35 mm; [4 000, 5 500)时,开度为 43 mm,进 行反向预测试验。

试验结果如表 5 所示,转速参考值与预测值相对误差最大为 2.52%,最小为 1.06%,平均相对误差为 1.82%, 这说明 ILMP 模型可以较好地处理基于目标排肥量准确 调节排肥器开度、转速组合的问题,为良好适配光谱追 肥检测系统与变量追肥决策系统,实现稻麦双变量精准 施肥机测控一体化做好理论基础。

表 5 ILMP 模型预测结果

		• •			
Та	ble 5 Result	t related to i	nverse predie	ction of the IL	MP model
序 号 No.	目标排肥量 Verification value <i>Q</i> / (g·min ⁻¹)	开度 Opening <i>L</i> /mm	转速参考值 Reference value N/ (r·min ⁻¹)	转速预测值 Predicted value N _p / (r·min ⁻¹)	相对误差 Relative error /%
1	1 020.438	23	23	23.53	2.30
2	1 390.638	23	33	32.48	1.58
3	1 751.322	23	43	43.96	2.23
4	2 151.618	23	53	54.01	1.91
5	2 627.13	35	43	42.39	1.42
6	3 212.91	35	53	53.64	1.21
7	3 829.41	35	63	64.59	2.52
8	4 182.63	43	53	54.12	2.11
9	4911.174	43	63	62.33	1.06

7 试验验证

为验证 LPM 和 ILMP 模型的有效性和可行性,在江苏省东台五烈现代农业示范园使用课题组自主研发的稻麦双变量精准施肥机开展试验验证,试验如图 12 所示。



图 12 排肥验证试验 Fig.12 Fertilizer distribution verification test

7.1 LFA-PSO-MLP 排肥量预测试验

设定施肥机的行进速度为1m/s,排肥器的开度范围 为[20~45 mm],转速范围为[20~60 r/min];使用的肥 料颗粒为南京正美实农化有限公司研制的复合肥料,进 行基于开度和转速双变量下,时长为1min的排肥试验 共10次,记录每次排肥试验的开度、转速和排肥量实测 值,并与LPM模型得出的排肥量预测值做对比,计算其 与实测值的相对误差。经排肥试验得到的排肥量实测值 和预测值以及相对误差如表6所示,LPM模型的排肥量 预测性能如图13所示。

表6中,在10种不同的开度-转速组合中,排肥量的实测值和预测值分别分布在1388.74~4137.22 g/min和1466.27~4094.76 g/min范围内,均达到正常的排肥标准。且实测值和预测值的最大相对误差为5.59%;最小相对误差为1.02%;整体的平均相对误差为3.49%,相对误差较小,说明预测精度较高。图13表明试验验证

的预测值与实际值均在排肥量的同一水平上下浮动,且 差值较小,说明模型能够很好地拟合实际排肥情况。

	表 6	排肥量的	り实	测值和	1预测值	直及其相关数	数据
Table 6	Mea	sured and	d pro	edicted	values	of fertilizer	distribution
		1	1.1		1 /*	1.4	

and their correlation data						
计心应旦	工由	转速组合	排肥量实测值	排肥量预测值	相对误差	
瓜沙庁 5	开度	Speed	Measured value	Predicted value	Relative	
INO.	Opening	combination	$/(g \cdot min^{-1})$	$/(g \cdot min^{-1})$	error/%	
1	25	30	1 388.74	1 466.27	5.59	
2	25	40	1 822.21	1 886.69	3.54	
3	25	50	2 330.98	2 276.31	2.35	
4	30	30	1 649.75	1 580.16	4.22	
5	30	40	2 207.43	2 101.32	4.81	
6	30	50	2 431.96	2 531.3	4.08	
7	40	30	2 269.11	2 173.96	4.19	
8	40	40	2 897.16	2 926.71	1.02	
9	45	40	3 347.4	3 210.62	4.09	
10	45	50	4 137.22	4 094.76	1.03	
	实测值 Measured value/(g·min ⁻¹) 5 1 5 2 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5	500 500 500 500 500 - - - - - - - - - - - - -	1 500 2 500 预测值	3 500 4 500)	
		L	sumated value/(g)			



7.2 inverse LFA-PSO-MLP 开度-转速预测试验

在验证 LMP 模型的可行性与有效性后,于园内进一步做搭载 ILMP 模型的施肥机排肥试验。本次试验中,施肥机以 1 m/s 的速度直线行走共 6 次,每次的作业面积为 180 m²,测量并记录每次的目标排肥量和经 ILMP 模型实时调节开度与转速后得到的实际排肥量,以相对误差为评价指标,评价搭载 ILMP 模型后施肥机的排肥效果,试验结果如表 7 所示。

表 7 搭载 ILMP 模型的施肥机排肥结果 Table 7 Fertilization results of the fertilizer applicator equipped

with the ILMP model							
试验序 号 Test No.	目标排肥 量 Target value/g	实际排肥量 Measured value /g	单位时间排肥量 Measured value per time/(g·min ⁻¹)	相对误差 Relative error /%			
1	5 612.93	5 260.72	3 507.15	6.70			
2	5 960.31	5 605.16	3 803.44	6.34			
3	5 821.91	5 428.03	3 752.02	7.26			
4	5 647.63	5 293.44	3 528.96	6.69			
5	6 064.18	5 655.98	3 770.65	7.22			
6	5777.36	5 645.73	3 763.82	2.33			

表 7 中, 施肥机的目标排肥量与实际排肥量的相对 误差普遍在 [6.34%, 7.26%] 区间内, 平均排肥精度为 93.92%, 精度较高,试验结果符合预期。这说明搭载 ILMP 模型的稻麦双变量精准施肥机的排肥效果较好, 能够满足排肥作业要求。

8 结 论

1) 通过分析莱维飞行算法(levy flight algorithm,

LFA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)的优化原理和多层感知器神经网络模型(multilayer perceptron, MLP)的构建机理,设计了嵌套算法技术路线,运用编程软件 Visual-Studio-Code 1.88.1 构建和优化了基于排肥器开度和转速的 LFA-PSO-MLP 排肥量预测模型以及基于目标排肥量的 inverse LFA-PSO-MLP 开度-转速预测模型。

2)对 MLP、PSO-MLP 和 LFA-PSO-MLP 三种模型 的训练结果进行分析,结果表明 LFA-PSO-MLP 的 R²在 迭代过程中可快速达到 0.999,平均相对误差为 1.83%, 均优于其他两种模型。开展验证集验证试验结果表明, 模型预测值与验证集的验证值平均误差为 2.47%; ILMP 模型的验证试验平均相对误差为 1.82%,预测精度高, 试验效果较好。

3)结合稻麦冠层归一化植被指数 (NDVI) 检测技术, 搭配多层感知机神经网络模型,构建稻麦双变量精准施 肥机实时测控一体化系统。LMP 田间试验中模型预测的 平均相对误差为 3.49%; ILMP 田间试验模型预测的平均 排肥精度为 93.92%。说明该预测模型可以较好地针对目 标排肥量快速、精准预测所需的开度和转速参数,完成 精准农业高效变量施肥作业,实现对肥料资源的优化利 用和对环境的保护,提升生态效益和经济效益。

[参考文献]

- 施印炎. 基于水稻光谱信息的离心式变量撒肥机的研制[D]. 南京:南京农业大学, 2018.
 SHI Yinyan. Design on Variable Fertilizer Spreader with Centrifugal Discs in Spectral Reflectance for Rice Field [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [2] 任灵杰,田敏,李江全,等,我国变量施肥技术的研究现状与发展分析[J]. 农机化研究,2023,45(10):10-15,23.
 REN Lingjie, TIAN Min, LI Jiangquan, et al. Research status and development analysis of variable fertilization technology in China[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2023, 45(10):10-15,23. (in Chinese with English abstract)
- [3] 陈金,赵斌, 衣淑娟, 等. 我国变量施肥技术研究现状与 发展对策[J]. 农机化研究, 2017, 39(10): 1-6.
 CHEN Jin, ZHAO Bin, YI Shujuan, et al. Research on present situation and the development countermeasures of variable rate fertilization technology in China[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(10): 1-6. (in Chinese with English abstract)
- [4] 施印炎,陈满,汪小旵,等.离心匀肥罩式水稻地表变量撒 肥机设计与试验[J].农业机械学报,2018,49(3):86-93,113.
 SHI Yinyan, CHEN Man, WANG Xiaofan, et al. Design and experiment of variable-rate fertilizer spreader with centrifugal distribution cover for rice paddy surface fertilization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3):86-93,113. (in Chinese with English abstract)
- [5] 梁宇超,汤智辉,纪超,等.外槽轮排肥器结构参数优化 与试验[J].农机化研究,2023,45(12):7-14.
 LIANG Yuchao, TANG Zhihui, JI Chao, et al. Optimization and experiment of structural parameters of outer groove wheel fertilizer drainer[J]. Journal of Agricultural Mechanization

Research, 2023, 45(12): 7-14. (in Chinese with English abstract)

- [6] 顿国强,刘文辉,杜佳兴,等.弧槽双螺旋式排肥器优化设 计与试验[J].农业机械学报,2022,53(10):118-125,174. DUN Guoqiang, LIU Wenhui, DU Jiaxing, et al. Optimal design and experiment of arc-groove double-spiral fertilizer discharge device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 118-125, 174. (in Chinese with English abstract)
- [7] 陈满,施印炎,汪小旵,等.基于光谱探测的小麦精准追 肥机设计与试验[J].农业机械学报,2015,46(5):26-32.
 CHEN Man, SHI Yinyan, WANG Xiaofan, et al. Design and experiment of variable rate fertilizer applicator based on crop canopy spectral reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5): 26-32. (in Chinese with English abstract)
- [8] YUAN J, LIU C, LI Y, et al. Gaussian processes based bivariate control parameters optimization of variable-rate granular fertilizer applicator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 70(1): 33-41.
- [9] 李井竹,刘秋菊,王仲英.基于改进 SSA 算法优化极限学 习机模型的土壤供肥量预测[J].中国农机化学报,2023,44(10):174-184.
 LI Jingzhu, LIU Qiuju, WANG Zhongying. Prediction of soil fertilizer for optimizing extreme learning machine based on improved SSA algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(10): 174-184. (in Chinese with
- English abstract)
 [10] 郑宏艳,刘书田,侯彦林,等.生态平衡施肥模型与肥料 效应函数模型关系研究[J].农业资源与环境学报,2014, 31(6): 500-505.

ZHENG Hongyan, LIU Shutian, HOU Yanlin, et al. Relationship of ecological balanced fertilization model and fertilizer effect function method[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2014, 31(6): 500-505. (in Chinese with English abstract)

- [11] 何修君. 基于机器学习的玉米产量预测模型研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2021.
 HE Xiujun. Research on Maize Yield Prediction Model Based on Machine Learning [D]. Changchun: Jilin Agricultural University, 2021. (in Chinese with English abstract)
- [12] 王学智. 基于深度学习的土壤温湿度预测相关技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
 WANG Xuezhi. Research on Related Technologies of Soil Temperature and Soil Moisture Prediction Based on Deep Learning [D].Changchun: Jilin University, 2022. (in Chinese with English abstract)
- [13] 安树杰.应用遥感与 GIS 的松材线虫病预测模型的研究[D]. 北京:北京林业大学,2006.
 AN Shujie. The Research on Predictive Model of Bursaphelenchus Xylophilus by RS and GIS [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [14] 贾海峰,李玥峤,黄帅,等.基于云计算与 RBF 神经网络 集成的玉米精准施肥模型研究[J].玉米科学,2023,31(6): 128-134.
 JIA Haifeng, LI Yueqiao, HUANG Shuai, et al. Research on

accurate fertilization model of maize based on cloud computing and RBF neural network[J]. Journal of Maize Sciences, 2023, 31(6): 128-134. (in Chinese with English abstract)

[15] 杨烁楠,李玉成,史杨,等.土壤有机质空间分布预测与草莓种

植分区施肥方案——以长丰县为例[J].农业资源与环境学 报,2024,41(03):585-591.

4-02-08]. YANG Shuonan, LI Yucheng, SHI Yang, et al. Prediction of spatial distribution of soil organic matter and fertilization plan for strawberry planting zones - a case study of changfeng county [J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2024,41(03):585-591. (in Chinese with English abstract)

- [16] 黄珍,刘涛.基于神经网络算法的精准施肥模型建立及仿 真分析[J].现代农业研究,2023,29(11):45-50.
 HUANG Zhen, LIU Tao. Establishment and simulation analysis of precision fertilization model based on neural network algorithm[J]. Modern Agricultural Research, 2023, 29(11):45-50. (in Chinese with English abstract)
- [17] 张季琴,刘刚,仁重义,等.基于 GWO-GRNN 的双变量 施肥系统排肥量预测模型构建[J]. 江苏农业科学,2023, 51(2): 210-217.
 ZHANG Jiqin, LIU Gang, REN Zhongyi, et al. Construction of fertilizer rate prediction model for bivariate fertilization system based on GWO-GRNN[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(2): 210-217. (in Chinese with English abstract)
- [18] 张季琴,刘刚,张东峰,等.固体颗粒肥变量撒施控制技术 研究现状与展望[J]. 江苏农业科学,2022,50(20): 69-77. ZHANG Jiqin, LIU Gang, ZHANG Dongfeng, et al. Research status and prospect on granular fertilizer variable-rate control technology[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2022, 50(20): 69-77. (in Chinese with English abstract)
- [19] 巩海亮. 基于 NDVI 的玉米中耕变量施肥实时预测调控系统研究[D].大庆:黑龙江八一农垦大学,2021.
 GONG Hailiang. Research on the Real-time Predictive Control System of Variable Fertilization in Corn Field Cultivation Based on NDVI [D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2021. (in Chinese with English abstract)
- [20] 施印炎,陈满,汪小旵,等. 稻麦精准追肥机执行机构的 设计与试验[J]. 华南农业大学学报, 2015, 36(6): 119-124. SHI Yinyan, CHEN Man, WANG Xiaofan, et al. Design and experiment of precision fertilizer applicator actuator of rice and wheat[J]. Journal of South China Agricultural University, 2015, 36(6): 119-124. (in Chinese with English abstract)
- [21] 施印炎,陈满,汪小旵,等. 稻麦精准变量施肥机排肥性能分析与试验[J]. 农业机械学报,2017,48(7):97-103.
 SHI Yinyan, CHEN Man, WANG Xiaofan, et al. Analysis and experiment of fertilizing performance for precision fertilizer applicator in rice and wheat fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):97-103. (in Chinese with English abstract)
- [22] 冯茜,李擎,全威,等.多目标粒子群优化算法研究综述
 [J]. 工程科学学报, 2021, 43(6): 745-753.
 FENG Xi, LI Qing, QUAN Wei, et al. Overview of multiobjective particle swarm optimization algorithm[J].
 Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(6): 745-753. (in Chinese with English abstract)
- [23] 马学森,谈杰,陈树友,等.云计算多目标任务调度的优化粒子群算法研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(8):
 133-143.

MA Xuesen, TAN Jie, CHEN Shuyou, et al. Research on optimal particle swarm optimization for multi-objective task scheduling in cloud computing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 133-143. (in Chinese with English abstract)

- [24] 兰少峰,刘升.布谷鸟搜索算法研究综述[J].计算机工程与设计,2015,36(4):1063-1067.
 LAN Shaofeng, LIU Sheng. Overview of research on cuckoo search algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(4):1063-1067. (in Chinese with English abstract)
- [25] 王庆喜,郭晓波. 基于莱维飞行的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2588-2591.
 WANG Qingxi, GUO Xiaobo. Particle swarm optimization algorithm based on levy flight[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(9): 2588-2591. (in Chinese with English abstract)
- [26] 张驰,郭媛,黎明.人工神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(11):57-69.
 ZHANG Chi, GUO Yuan, LI Ming. Review of development and application of artificial neural network models[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(11):57-69. (in Chinese with English abstract)
- [27] 晏福,徐建中,李奉书. 混沌灰狼优化算法训练多层感知器[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(4): 872-879.
 YAN Fu, XU Jianzhong, LI Fengshu. Training multi-layer perceptrons using chaos grey wolf optimizer[J]. Journal of

Electronics & Information Technology, 2019, 41(4): 872-879. (in Chinese with English abstract)

- [28] AHAKONYE C A L , ZAINUDIN A , SHANTO A J M , et al. A multi-MLP prediction for inventory management in manufacturing execution system[J]. Internet of Things, 2024, 26.
- [29] VAGHEFI E HOSSEINI S, PROROK B, et al. Geometricallyinformed predictive modeling of melt pool depth in laser powder bed fusion using deep MLP-CNN and metadata integration[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 119952-963.
- [30] 郭丽峰. 立式圆盘大豆排种器型孔优化设计与试验研究[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2014.
 GUO Lifeng. Optimal Design and Experimental Research on the Type Hole of Vertical Disk Soybean Seed Metering Device [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [31] SHI Y Y, CHEN M, WANG X C, et al. Efficiency analysis and evaluation of centrifugal variable-rate fertilizer spreading based on real-time spectral information on rice[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107505.

Research on fertilizer application strategy for rice-wheat dual-variable precision fertilizer applicator based on MLP

SHI Yinyan¹ , XIN Yapeng¹ , WANG Xiaochan¹ , ZHENG Enlai¹ , SHEN Cheng² , ZHANG Zhao³

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China;
 2. Nanjing Research Institute for Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China;
 3. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Variable fertilization is an important technical approach in implementing precision agriculture. The method of external groove wheel-type variable fertilization with dual regulation of speed and aperture is a typical operation method for crop production (planting) in rice-wheat rotation areas. In response to current issues with variable fertilizer applicators such as slow control system response, inaccurate prediction models, large fertilizer amount errors, and insignificant effectiveness, this study, based on a self-developed dual-variable precision fertilizer applicator for rice and wheat, proposed a method for constructing a fertilizer amount prediction model based on a multilayer perceptron artificial neural network using mathematical statistics and machine learning methods, and verified its effectiveness and applicability. By analyzing the algorithm mechanisms of the levy flight algorithm (LFA), particle swarm optimization (PSO), and multilayer perceptron (MLP) neural network models, and combining the dual-variable fertilization method of aperture-speed, a fertilizer amount prediction model based on LFA-PSO-MLP (LMP) was constructed. The model incorporated the aperture-speed-fertilizer amount relationship, improved algorithm structure through normalization, regularization, etc., conducted parameter optimization and model training, and compared the MLP and PSO-MLP models to obtain the optimal LFA-PSO-MLP fertilizer amount prediction model. Furthermore, an inverse LFA-PSO-MLP (ILMP) prediction model was constructed to quickly calculate the required aperture and speed based on the target fertilizer amount. Experimental results showed that the LFA-PSO-MLP model converged in about 50 iterations, with an R² value of 0.999 after 500 iterations and a mean absolute percentage error (MAPE) of 1.83%, which was better than the other two models. Validation tests of the LMP model yielded an average relative error of 2.47% between predicted and validation values, while field experiments showed an average relative error of 3.49% between predicted and measured values. For the ILMP model, the average relative error for rotation speed prediction was 1.82%, and in field experiments, the maximum relative error between target and actual fertilization rates was 7.22%, with an average fertilization accuracy of 93.92%. This indicated that the fertilizer applicator equipped with the ILMP model performed well in fertilizer application. The study demonstrated that the proposed model construction method can ensure the accuracy of fertilizer amount prediction while improving computational efficiency, achieving fast, precise, and efficient variable fertilization, and improving ecological and economic benefits.

Keywords: algorithm; particle swarm; levy flight; multilayer perceptron; dual-variable fertilization strategy