

基于蝙蝠优化BP-PID算法的精准施肥控制系统研究

朱凤磊¹ 张立新^{1,2} 胡雪^{1,3} 赵家伟^{1,2} 张雄业¹

(1. 石河子大学机械电气工程学院, 石河子 832003; 2. 石河子大学兵团能源发展研究院, 石河子 832003;
3. 农业农村部西北农业装备重点实验室, 石河子 832003)

摘要: 水肥一体化技术在棉花、小麦、番茄等大田农作物种植场景中的应用逐渐增多。当前能够快速有效调整大田农作物水肥一体化系统中肥料流量的控制算法研究较为有限。由于水肥一体化系统存在时变性、滞后性与非线性特点,常见的PID与BP-PID控制算法无法获得预期的控制效果。为此设计一种基于蝙蝠算法(BA)优化的BP神经网络PID控制器。通过采用BA对BP神经网络的初始权值进行优化,加快了BP神经网络的自学习速度,实现对水肥一体化系统中肥料流量的快速精准控制,从而降低了超调量、提高了响应速度。同时,基于STM32单片机搭建了水肥一体化流量调节测试平台,并对该控制器的性能进行了试验验证。结果表明,与常规PID控制器和基于BP神经网络的PID控制器相比,所设计的控制器具有较高的控制精度和鲁棒性,降低了由时滞性、非线性等因素引起的影响。平均最大超调量为4.78%,平均调节时间为41.24 s。特别是在施肥流量为0.6 m³/h时,控制器表现出最佳的综合控制性能,达到了精准施肥的效果。

关键词: 大田水肥一体化; 控制系统; 蝙蝠优化; BP神经网络

中图分类号: S232.3; TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S1-0135-09

Precision Fertilizer Application Control System Based on BA Optimization BP-PID Algorithm

ZHU Fenglei¹ ZHANG Lixin^{1,2} HU Xue^{1,3} ZHAO Jiawei^{1,2} ZHANG Xiongye¹

(1. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003, China

2. Bingtuan Energy Development Institute, Shihezi University, Shihezi 832003, China

3. Key Laboratory of Northwest Agricultural Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shihezi 832003, China)

Abstract: The application of water-fertilizer integration technology in cotton, wheat, tomato and other field crops planting scenarios is gradually increasing. However, the current research on control algorithms that can quickly and effectively adjust the fertilizer flow in the water-fertilizer integration system for field crops is relatively limited. The water-fertilizer integration system has the characteristics of time-varying, hysteresis and nonlinearity, and the common PID and BP-PID control algorithms cannot obtain the expected control effect. To solve these problems, a BP neural network PID controller based on bat algorithm (BA) optimization was designed. By using BA to optimize the initial weights of the BP neural network, the self-learning speed of the BP neural network was accelerated to achieve fast and accurate control of the fertilizer flow rate in the water-fertilizer integration system, which reduced the amount of overshooting and improved the response speed. At the same time, a water-fertilizer integration flow regulation test platform was built based on STM32 microcontroller, and the performance of the controller was experimentally verified. The results showed that compared with the conventional PID controller and the BP neural network-based PID controller, the designed controller had higher control accuracy and robustness, and reduced the effects caused by time lag, nonlinearity and other factors. The average maximum overshoot was 4.78% and the average regulation time was 41.24 s. Especially when the fertilizer application flow rate was 0.6 m³/h, the controller showed the best comprehensive control performance and achieved the effect of precise fertilizer application.

Key words: field water fertilization; control system; BA optimization; BP neural network

收稿日期: 2023-05-20 修回日期: 2023-09-01

基金项目: 国家科技创新 2030-“新一代人工智能”重大项目(2022ZD0115804)、国家自然科学基金项目(52065055)、新疆维吾尔自治区重大科技专项(2022A02012-4)和兵团科技合作计划项目(2022BC004)

作者简介: 朱凤磊(1999—),男,硕士生,主要从事物联网智能调控系统技术研究,E-mail: 13371285089@163.com

通信作者: 张立新(1967—),男,教授,博士生导师,主要从事智能水肥调控系统研究,E-mail: Zh12001730@126.com

0 引言

水肥一体化技术由于能够全程对作物精准供水、供肥,从而定期量化水分和养分,降低了劳动力成本,大大提高了农业种植的效率,因此在现代农业种植中被广泛使用^[1-2]。然而,水肥一体化控制系统中施肥流量的调控过程存在传输管道的容积延迟问题,这导致系统存在时变性、滞后性与非线性特点^[3-5]。传统 PID 控制应用在水肥一体化控制中,其精准调控方面仍然存在较大问题^[3]。因此如何在大田农作物种植中,在施肥过程中快速有效的调控水肥流量,是当今水肥一体化技术的一个研究热点^[6-7]。

许多新兴算法和理论的出现,为传统 PID 控制带来了更有效的提升方法。曹梦龙等^[8]研究了改进蝗虫优化算法在模糊神经网络 PID 控制中的应用,将改进的蝗虫算法与模糊神经 PID 结合来优化神经网络超参数以及实现控制参数自整定,解决了传统模糊神经控制 PID 算法易出现网络参数调整不合适导致控制效果差的问题。杜学武等^[9]在对模糊控制规则优化时寻优存在影响计算效率以及控制精度等问题,研究了改进蝙蝠算法的模糊 PID 规则优化,提高了控制精度与计算效率。将智能优化算法与 PID 技术相结合,从而提升传统 PID 系统性能,可以有效解决控制系统中精准控制的问题。众多的学者研究了优化算法的普适场景,但对水肥一体化控制系统这种存在时变性与非线性的特殊场景研究较少,缺少能够进行快速优化复杂非线性系统的控制算法。

蝙蝠算法(BA)是一种新型启发式算法,它模仿蝙蝠的回声定位行为进行全局优化。现阶段蝙蝠优化被用来解决许多复杂优化问题,张科学等^[10]利用蝙蝠算法优化 BP 网络参数选择的随机性,避免了传统的 BP 神经网络易达到局部最优的缺点,提高了算法快速性与准确性。基于以上学者研究,本文设计一种基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制算法,将蝙蝠优化 BP 神经网络算法应用在 PID 控制技术上以提升优化复杂非线性系统的速度,能够对大田农作物水肥一体化系统的肥料流量进行快速有效的调整,降低流量调节过程中系统时滞性、非线性等因素的影响。

1 水肥一体化系统结构组成

水肥一体化系统采用了肥水共同输送的方式,即将水和肥料混合后进行输送灌溉,以实现肥料在土壤中更均匀的分布^[11]。图 1 所示为大田农作物

水肥一体化系统结构图。大田农作物水肥一体化系统由蓄水池、抽水泵、过滤器、流量计、储肥罐、软管泵、控制中心、无线电动阀、滴灌带等部分组成,调控装置主要由抽水泵、软管泵、流量传感器、无线电动阀等器件组成,可通过相应无线电动阀的开闭来实现灌溉或者灌溉施肥同时进行,出口连接田间滴灌带,构成大田农作物水肥控制系统。

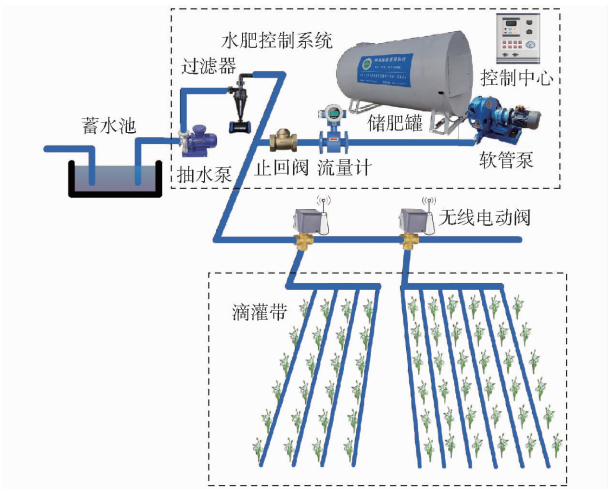


图 1 水肥一体化精准控制系统结构图
Fig. 1 Water and fertilizer integration precision control system structure diagram

在大田农作物水肥一体化控制系统中,灌溉主管道和液态肥输出管道上装有止回阀,以防止灌溉水和肥液的倒流。施肥泵连接流量计,用于监测供给的液态肥流量,并通过采集已施肥数据计算储肥罐中剩余的液态肥存储量^[12]。开启无线电动阀后,大田农作物水肥一体化控制系统可独立进行灌溉。软管泵通过供电使其内部的转子旋转,软管的压缩和回弹使泵吸入和压出肥料,从而实现同时进行灌溉和施肥。控制中心采用 STM32F103ZET6 单片机写入 BA 优化 BP 神经网络 PID 控制算法。该算法以设定的施肥流量作为期望值,流量计采集到的实际流量作为反馈值。当流量计检测到与设定值的偏差时,大田农作物水肥一体化系统通过改变软管泵变频器的频率来精确调节出口处的施肥流量,以实现更加精准的施肥效果^[13-15]。

为有效解决大田农作物水肥一体化系统精准施肥的问题,首先需要获得施肥系统的数学模型,根据大田农作物施肥特性和系统的复杂程度,选择一惯性加延迟环节的传递函数描述精准施肥控制系统的数学模型^[16],即

$$G(s) = \frac{Ke^{-\tau s}}{Ts + 1}$$

(1)

式中 K ——增益系数
 τ ——延迟时间

T ——时间常数

s ——复频率

将施肥流量的期望值作为开环系统的输入,采样时间间隔为 1 s,获得流量变化的数据。采用一阶近似方法,在 Matlab 软件中对数据进行拟合,得到系统的增益系数 K 为 1、延迟时间 τ 为 6 s、时间常数 T 为 3.63,便获得了大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统的数学模型。

2 基于 BA 优化的 BP-PID 控制器设计

2.1 常规 PID 控制器设计

常规 PID 控制是目前过程控制中应用最为广泛的策略之一,其由比例、积分、微分 3 个单元相互配合组成^[17]。PID 控制器结构如图 2 所示。

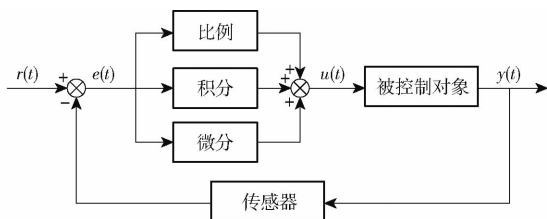


图 2 PID 控制器结构图

Fig. 2 Structure diagram of PID controller

在控制器中,设定值 r 与测量值 y 相减得到偏差 e ,控制算法根据偏差 e 的情况,给出控制量 u 并作用于受控对象,以此来纠正和调节控制系统的响应。控制量 u 具体表示为

$$u(t) = K_p \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (2)$$

式中 K_p ——比例系数

T_i ——积分时间常数

T_d ——微分时间常数

式(2)是连续 PID 控制算法表达式,但是在实际的大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统中,偏差 e 需要通过采样获得,因此需要将式(2)进行离散化。假设采样周期为 T_1 ,一共进行 k 次采样,可得

$$\int_0^t e(t) dt \approx T_1 \sum_{j=0}^k e(j) \quad (3)$$

$$\frac{de(t)}{dt} \approx \frac{e(kT_1) - e((k-1)T_1)}{T_1} = \frac{e_k - e_{k-1}}{T_1} \quad (4)$$

式中 $e(j)$ ——采样时刻为 j 时的误差

e_k ——第 k 次采样时刻的输入偏差

其中式(3)为积分部分,式(4)为微分部分;代入式(2)中,可得 PID 控制算法表达式为

$$u(k) = K_p e_k + K_i \sum_{j=0}^k e_j + K_d (e_k - e_{k-1}) \quad (5)$$

式中 K_i ——积分系数 K_d ——微分系数

常规 PID 控制分为位置式和增量式两种,位置式 PID 控制常用于电动液压伺服阀,而大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统中被控对象为驱动软管泵的电机,适合采用增量式 PID 控制。本文选用增量式 PID 控制方式,并将连续时间 t 离散化,假定 k 为当前采样时刻,根据式(5)可递推得到

$$u(k-1) = K_p e_{k-1} + K_i \sum_{j=0}^{k-1} e_j + K_d (e_{k-1} - e_{k-2}) \quad (6)$$

将式(5)与式(6)相减得到

$$\Delta u(k) = K_p (e_k - e_{k-1}) + K_i e_k + K_d (e_k - 2e_{k-1} + e_{k-2}) \quad (7)$$

因此控制量 $u(k)$ 可表示为

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (8)$$

PID 控制器的 K_p 、 T_i 、 T_d 参数整定是水肥一体化精准施肥控制系统设计的核心部分,采用 Cohen-Coon 法初步整定,整定公式为

$$\begin{cases} K_p = \frac{T}{K\tau} \left(\frac{4}{3} + \frac{\tau}{4T} \right) \\ T_i = \tau \left(\frac{32 + \frac{6\tau}{T}}{13 + \frac{8\tau}{T}} \right) \\ T_d = \tau \left(\frac{4}{11 + \frac{2\tau}{T}} \right) \end{cases} \quad (9)$$

控制对象的数学模型如式(1)所示,将相应参数代入式中,得到 $K_p = 1.71$, $K_i = \frac{K_p}{T_i} = 0.18$, $K_d = K_p T_d = 2.86$ 。

PID 控制在线性系统控制领域中技术成熟、应用普遍,但也存在不足,例如当被控对象具有复杂的非线性特性,则难以建立精确的数学模型,且由于对象和环境的不确定性,往往难以达到令人满意的控制效果^[18]。

2.2 基于 BP 神经网络的 PID 控制器设计

BP 神经网络 PID 控制是针对上述问题而提出的一种控制策略。由于 BP 神经网络有着很强的非线性拟合能力,并且能以任意精度逼近任意非线性连续函数,这就使其有能力解决复杂的非线性系统,可用于优化 PID 控制。因此把 PID 控制和 BP 神经网络相结合,根据 PID 控制的 K_p 、 K_i 、 K_d 3 个参数相互配合、相互制约的特点,利用 BP 神经网络对非线性函数的映射能力,使大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统具有自适应性,可自动调节控制参数,适应被控过程的变化,提高控制性能和可靠性,能有效地改善 PID 控制在复杂非线性系统中的局限性。

其控制流程如图 3 所示。

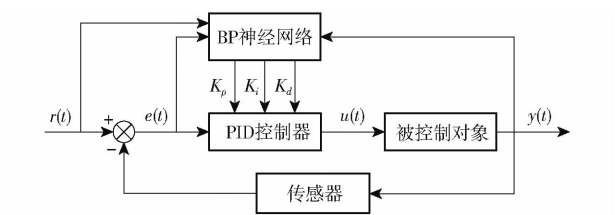


图 3 基于 BP 神经网络的 PID 控制器结构图
Fig. 3 Structure of PID controller based on BP neural network

BP 神经网络算法包括样本输入信号正向传播和误差的反向传递两个过程。正向传播时,输入样本数据经隐含层传到输出节点,然后经非线性变换,产生相应输出信号,如果真实结果与预测结果不一致,会进入误差的反向传播过程^[19]。误差的反向传播是将输出误差经隐含层逐层反向传至输入层,并将误差分配给各层,通过每层接收的误差信号作为调整各单元权值的依据。通过调整输入节点和隐层节点、隐层节点与输出节点的联接强度和阈值,使误差顺着梯度下降,通过反复的训练学习,得到最小误差下所对应的网络参数。本文采用 4-5-3 样式的 BP 神经网络结构,即 4 个输入层、5 个隐含层和 3 个输出层,4 个输入层分别对应期望设定值 $r(k)$ 、实际输出值 $y(k)$ 、偏差值 $e(k)$ 和偏置项,3 个输出层分别对应 PID 的 K_p 、 K_i 、 K_d 。

神经网络输入层神经元的输入即为输出

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad (j = 1, 2, \dots, M) \tag{10}$$

式中 M ——神经网络输入层变量个数

M 可根据被控对象的复杂程度调整,本文中输入层变量分别为期望值、实际值、误差和网络阈值^[20]。隐含层神经元的输入、输出分别为

$$t_i^{(2)} = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} \tag{11}$$

$$O_i^{(2)}(k) = f(t_i^{(2)}(k)) \quad (i = 1, 2, \dots, Q) \tag{12}$$

式中, Q 为隐含层神经元个数,为简化系统的复杂程度,加快学习速度,本文将其设置为 5, $w_{ij}^{(2)}$ 表示隐含层第 i 个神经元与输入层第 j 个神经元之间的权值,使用 Sigmoid 函数的神经网络中可以任意精度逼近连续函数,因此隐含层的变换函数选择正负对称的 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \tag{13}$$

输出层神经元输入、输出分别为

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \tag{14}$$

$$O_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)) \quad (l = 1, 2, 3) \tag{15}$$

式中, $w_{li}^{(3)}$ 表示输出层第 l 个神经元与输入层第 i 个

神经元之间的权值,输出层的 3 个输出分别对应 PID 控制器的 3 个可调参数 K_p 、 K_i 、 K_d 。由于 K_p 、 K_i 、 K_d 不能为负,所以输出层神经元的变换函数取非负的 Sigmoid 函数

$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \tag{16}$$

为保证系统的实时性,采用在线学习的方法,以误差的二次方为性能指标,因此选择性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 \tag{17}$$

采用梯度下降法调整 BP 神经网络各层的权值,在 E 的负梯度方向进行调整。并且为了提高收敛速度,加入以 α 为惯性因子的惯性项,即

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) \tag{18}$$

式中 η ——学习速率

$\Delta w_{li}^{(3)}(k)$ ——修正输出层的权系数

根据链式法则可得

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_l^{(3)}(k)} \frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} \tag{19}$$

经过化简与近似,最终得到输出层第 l 个神经元与隐含层第 i 个神经元之间的权值在学习后的调整量为

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k) \tag{20}$$

其中

$$\delta_l^{(3)} = e(k) \operatorname{sgn} \left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \right) \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \cdot g'(net_l^{(3)}(k)) \quad (l = 1, 2, 3) \tag{21}$$

同理可得隐含层第 i 个神经元与输入层第 j 个神经元之间的权值调整量为

$$\Delta w_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \quad (i = 1, 2, \dots, Q) \tag{22}$$

$$\delta_i^{(2)} = f'(net_i^{(2)}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \tag{23}$$

式(20)和式(22)为传统 BP 神经网络 PID 控制器的网络各层权值系数调整量的计算式,在 PID 控制器中加入 BP 神经网络算法能够实现 PID 参数的动态调整,利用 BP 神经网络的自适应学习能力在线实时调整 PID 控制参数,能够有效提升节水灌溉施肥系统的稳定性^[21]。

BP 神经网络 PID 是一种利用自身学习能力对系统参数进行整定的控制技术。然而,该算法在对网络的权值和阈值进行调整时,采用的是负梯度方向的算法,导致其在训练过程中收敛速度较慢,影响了 BP-PID 控制算法在实际应用过程中的响应速

度^[22]。

2.3 基于 BA 优化 BP-PID 控制器的设计

蝙蝠优化算法是一种新型仿生元启式搜索优化方法,其基于蝙蝠飞行时利用回声进行定位的特征,模拟蝙蝠的定位声波寻找优化问题的最优解^[23]。该算法具有速度快、参数少等特点,被广泛地应用于各种优化问题中。在蝙蝠优化算法中,首先从 d 维搜索空间中的一个随机位置开始启发式搜索,然后以固定的频率、不同的波长和音强搜索猎物。在搜索过程中,蝙蝠会根据距离自动调整波长的大小,以便更好地接近猎物^[24]。搜索结束后,会更新每只蝙蝠的飞行速度和空间位置,并计算目标函数的适应度值。速度的更新公式为

$$f_i=f_{\min}+(f_{\max}-f_{\min})\beta \tag{24}$$

式中 f_i ——蝙蝠个体 i 在搜索时的脉冲频率
 β ——介于 $[0,1]$ 间的随机数
 $f_{\min}、f_{\max}$ ——脉冲频率最小值和最大值

每次迭代过后,音强和频率会根据脉冲响度衰减系数和脉冲频度增加系数进行更新计算。

空间位置的更新公式为

$$v_i^{(t+1)}=v_i^{(t)}+(z_i^{(t)}-z^{(*)})f_i \tag{25}$$

$$z_i^{(t+1)}=z_i^{(t)}+v_i^{(t+1)} \tag{26}$$

式中 $v_i^{(t)}、v_i^{(t+1)}$ ——蝙蝠个体 i 在 t 和 $t+1$ 时刻的飞行速度
 $z_i^{(t)}、z_i^{(t+1)}$ ——蝙蝠个体 i 在 t 和 $t+1$ 时刻的位置
 $z^{(*)}$ ——全局最优位置

在进行局部搜索时,选取当前位置最优解进行随机搜索,蝙蝠位置的更新方式为

$$x_n=x_o+\varepsilon A^{(t)} \tag{27}$$

式中 x_o ——当前最优解
 x_n ——产生的新解
 ε —— $[-1,1]$ 之间的一个随机数
 $A^{(t)}$ —— t 时刻全部蝙蝠响度的平均值

随着迭代的增加,为了更好地精确定位目标蝙蝠,会逐渐减小响度 A_i ,同时增大脉冲发射率 r_i ,更新方式为

$$A_i^{(t+1)}=\alpha A_i^{(t)} \tag{28}$$

$$r_i^{(t+1)}=r_i^{(0)}(1-e^{-\gamma t}) \tag{29}$$

式中 α ——响度衰减系数
 γ ——脉冲发射频率增加系数
 $r_i^{(0)}$ ——第 i 只蝙蝠的最大脉冲发射频率
当 $0<\alpha<1、\gamma>0$ 时,有 $t\rightarrow\infty,A_i^{(t+1)}\rightarrow0,r_i^{(t)}\rightarrow r_i^{(0)}$ 。

本文针对 BP 神经网络存在收敛速度慢和易陷入局部最小值等缺陷,利用蝙蝠算法的搜索能力和快速收敛速度的优势,对 BP 神经网络的权重进行

优化,从而获得了新的控制方法,提升优化非线性控制系统的速度^[25]。基于 BA 优化 BP-PID 控制器结合了蝙蝠算法(BA)、反向传播神经网络(BP)和比例-积分-微分(PID)控制来优化一个参数 PID 控制器,进一步改进了 BP 神经网络的性能,其结构如图 4 所示。

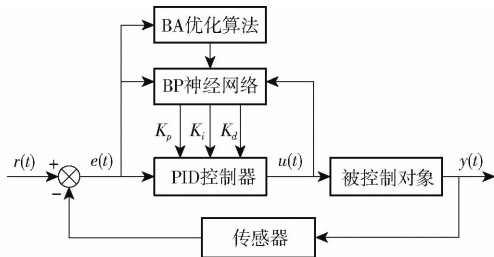


图 4 基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制器结构图
Fig.4 Structure diagram of BP neural network PID controller based on BA optimization

基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制器由 3 部分构成,分别为 BA 优化算法、BP 神经网络和常规的 PID 控制器。常规 PID 控制器根据输入参数 r 和输出参数 y 之间的 e 以及参数 $K_p、K_i、K_d$,通过控制算法得到控制器输出 u ,再由控制对象的传递函数得到系统的输出 y ,从而实现 PID 控制器直接对受控对象的闭环控制。

迭代过程中,需要通过适应度函数来计算每个个体的适应度,然后对个体的优劣进行评价。ITAE 指标具有快速、平稳、超调低的优点,被大多数文献采用,因此本文将其引入到精准施肥控制系统的性能评价中,作为控制器的一个重要参考指标,同时作为 BA 优化算法的适应度函数。ITAE 准则即时间乘以绝对误差积分最小准则,可以表示为

$$E=\int_0^{\infty} t|e(t)|dt \tag{30}$$

公式(30)为连续控制系统的数学模型,但由于计算机采用的是数字采样控制,因此公式(30)中的积分部分和微分部分无法识别,需要对其进行离散化处理。将采样时刻点离散化,以 T_2 作为采样的周期, k 作为采样的序号,ITAE 函数的离散公式为

$$E=\sum_{k=0}^n |e(kT_2)|kT_2T_2 \tag{31}$$

将上述 BA 代替传统 BP 算法的梯度下降法,用于 BP 神经网络的参数优化过程,搜索 BP 神经网络的全部权值,并将其作为 BA 个体的编码信息^[26]。这样不仅避免了梯度下降法求导造成的计算量大的问题,而且减小了陷入局部极小的风险。BA 以 ITAE 为目标函数对 BP 神经网络的初始权值进行迭代寻优,进而得到在给定的迭代次数中的最佳权值。

综上所述,本文设计的基于 BA 优化的 BP 神经

网络算法流程如图 5 所示。

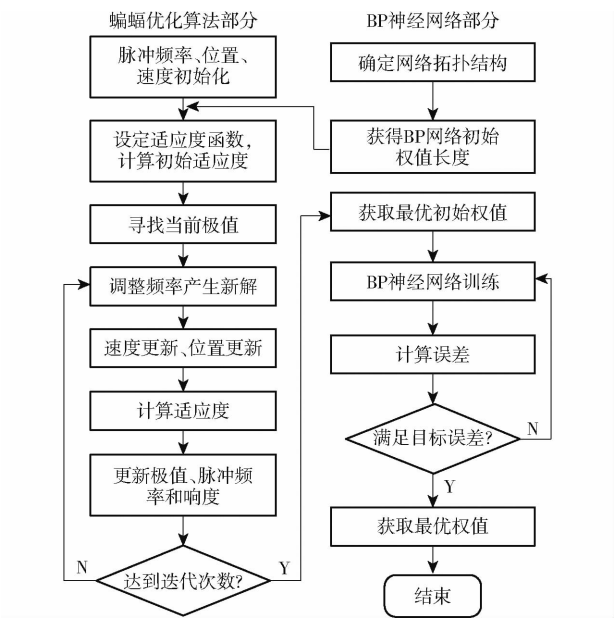


图 5 基于 BA 优化的 BP 神经网络算法流程图
Fig.5 Algorithm flowchart of BP neural network based on BA optimization

3 仿真结果与验证

在仿真试验中使用常规 PID 控制、基于 BP 神经网络的 PID 控制 (BP-PID 控制) 和基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制 (BA-BP-PID 控制) 3 种不同的控制方法在 Matlab 软件中进行仿真,并设置采样周期为 1 ms,系统延迟时间为 11 s。

常规 PID 控制:根据 2.1 节常规 PID 控制器设计中求得的参数,取 $K_p=1.71$, $K_i=0.18$, $K_d=2.86$, 输入阶跃信号进行仿真。

BP 神经网络的 PID 控制:对于 BP 神经网络 PID,根据 2.2 节选择神经网络的结构为 4-5-3,并将学习速率 η 设置为 0.28,惯性因子 α 设置为 0.04,加权系数初始值取区间 $[-1.0,1.0]$ 上的随机数。由于可调参数 K_p 、 K_i 、 K_d 均取非负的 Sigmoid 函数,其值在 $(0,1)$ 之间。

基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制:BA-BP 神经网络 PID 控制器首先设置算法参数,其中 BP 神经网络参数设置与上述构建 BP 神经网络的 PID 控制一致,BA 部分将种群个数 n 设置为 50, A 设置为 0.25, r 设置为 0.5, $f_{\min}$ 设置为 0, $f_{\max}$ 设置为 1, α 设置为 0.9, γ 设置为 0.9;利用上述算法参数初始化种群,找到最优极值,更新后进行迭代寻优。通过 BA 连续优化这些初始权值以获得最佳权值,并且将最佳权值输入到 BP 神经网络中以用于自学习调整。

图 6 为 BA 优化算法最优个体适应度迭代寻优过程,同时也是稳态性能指标 ITAE 的变化曲线,经

过 1 000 次迭代,得到最优个体适应度。

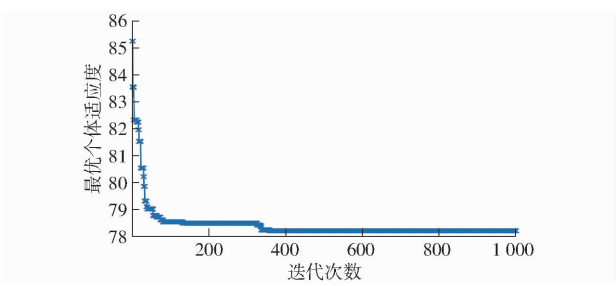


图 6 最优个体适应度迭代寻优过程图
Fig.6 Optimal individual adaptation value iterative optimization search process diagram

由图 6 可以看出,BA 优化算法开始后,随着迭代次数的增加,适应度 ITAE 逐渐趋于稳定且具有跳出局部最优解的能力。大概在迭代 360 次时,ITAE 趋于稳定,控制器的控制参数不断趋近于一个最优解。

为了更直观进行对比,将单位阶跃信号作为输入信号,增加上升时间、峰值时间、调节时间、最大超调量 4 种瞬态性能指标进行对比,仿真时间为 50 s,3 种控制器的单位阶跃响应对比仿真结果如图 7 所示,4 种瞬态性能指标如表 1 所示。

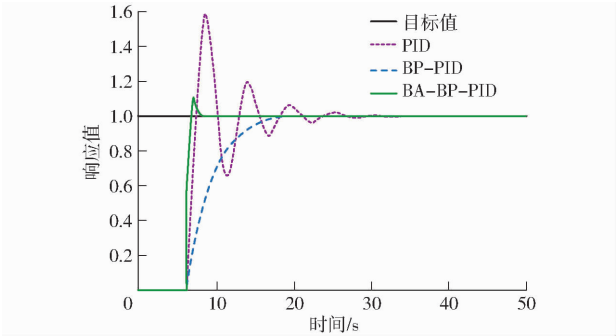


图 7 单位阶跃响应下 3 种控制器仿真曲线
Fig.7 Simulation curves of three controllers under unit step response

表 1 不同控制器性能指标				
Tab.1 Performance index of different controllers				
控制器	上升时间/ 峰值时间/ 调节时间/ 最大超调			
	s	s	s	量/%
PID	7.41	8.58	20.14	58.71
BP-PID	21.14	27.83	14.91	1.04
BA-BP-PID	6.65	7.03	7.39	10.11

从图 7 可看出,BA-BP-PID 算法最先到达目标值,上升时间最短,且很快使整体响应趋于稳定,虽然相较于 PID 算法其上升时间区别不大,但 PID 算法产生了较大的振荡和超调,BA-BP-PID 算法性能上整体优势明显;BA-BP-PID 算法相较于 BP-PID 算法虽然产生了一些超调量,但 BP-PID 算法较长的上升时间、峰值时间与调节时间使得其

整体性能下降,劣于 BA-BP-PID 算法。

由表 1 可知,PID 算法的 4 种瞬态性能指标均不如 BA-BP-PID 算法,在超调量方面,虽然 BP-PID 算法超调量为 1.04%,优于 BA-BP-PID 算法的 10.11%,但其上升时间与峰值时间均远大于 BA-BP-PID 算法,分别相差 14.49 s 与 20.8 s。通过 Matlab 软件仿真分析可得,BA-BP-PID 算法能够兼顾响应速度与控制过程的稳定性,整体性能优越。

4 试验验证与分析

4.1 试验装置及系统设计

为了比较在实际大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统中 3 种控制算法的控制速度、控制稳定性等特性,验证 BA-BP-PID 算法的实用性能,本文利用实际农田环境中进行水肥一体化精准施肥的执行部件搭建了相应的流量调节试验平台,流量计通过 RS-485 串行总线与计算机和控制系统进行交互,比较测试不同的控制策略。

采用 STM32F103ZET6 单片机作为水肥一体化精准施肥控制系统的控制元件,通过编程软件 Keil μ Vision4 进行程序编写;采用软管泵作为液态肥输送装置,其最大输送流量为 $1\text{ m}^3/\text{h}$,额定功率为 1.5 kW ,额定电压为 380 V ;采用额定功率为 2.2 kW 、输出频率为 $0\sim 400\text{ Hz}$ 、额定电压为 380 V 的变频器;采用 LDG-MIK 型电磁流量计,其精度为 0.5% ;采用阿尔泰公司的 USB3100 型数据采集器,总采样速度 20 kS/s ,12 位分辨率,具有单端 8 通道模拟量输入,4 路可编程 I/O,1 路 32 位计数器,4K 点 FIFO 的 AD 缓存,可满足实时采集试验中所需要的数据,并将模拟信号转换为数字信号,供计算机进行进一步的处理。流量调节测试平台如图 8 所示。



图 8 流量调节测试平台

Fig. 8 Flow regulation test platform

STM32F103ZET6 单片机根据控制量有针对的对系统进行控制,分别写入本文研究的控制算法与两种用于对比的控制算法,电磁流量计信号由 I/O 口接收,由 STM32F103ZET6 单片机计算,然后转换成可变电压信号,以确定瞬时流速;变频器的输出频率相应调整,最终改变混合罐出口的肥料流量。操作过程中,混合罐中液体体积保持在 50 L 。

4.2 试验结果分析

由于施肥流量由大田农作物的需肥量确定,不同大田农作物的需肥量不同,因此依次将混合罐出口处软管泵流量设置为 0.3 、 0.6 、 $0.8\text{ m}^3/\text{h}$,以适应不同农作物对肥料流量的需求,进而对 3 种控制器性能进行测试。试验结果如图 9~11 所示,3 种控制器性能指标如表 2~4 所示。

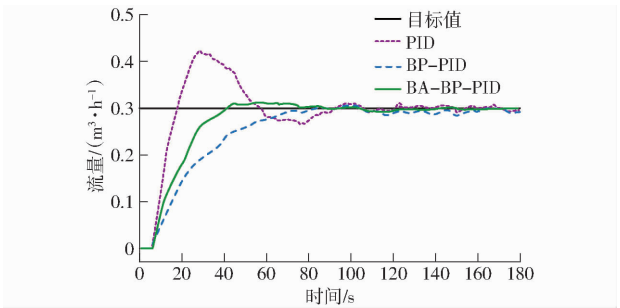


图 9 施肥流量为 $0.3\text{ m}^3/\text{h}$ 时 3 种控制器的调控曲线

Fig. 9 Regulation curves of three controllers when fertilizer application flow rate was $0.3\text{ m}^3/\text{h}$

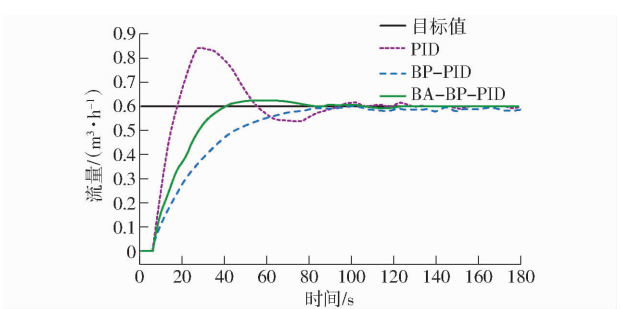


图 10 施肥流量为 $0.6\text{ m}^3/\text{h}$ 时 3 种控制器的调控曲线

Fig. 10 Regulation curves of three controllers when fertilizer application flow rate was $0.6\text{ m}^3/\text{h}$

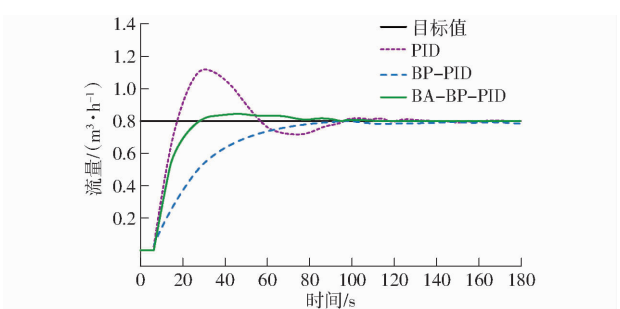


图 11 施肥流量为 $0.8\text{ m}^3/\text{h}$ 时 3 种控制器的调控曲线

Fig. 11 Regulation curves of three controllers when fertilizer application flow rate was $0.8\text{ m}^3/\text{h}$

综合分析图 9~11 与表 2~4 的结果,可以看出 3 种控制器的性能在不同的施肥流量下有所变化,常规 PID 控制器在 3 种施肥流量下都具有最快的上升时间,但超调量较大,均超过 38% ,并且流量有较大的波动,不能快速达到期望值;BP 神经网络 PID 控制器在 3 种施肥流量下的试验结果差距较大,在不同施肥流量下表现出不同的控制效果,虽然其在 3 种施肥流量下最大超调量低于基于 BA 优化的 BP

表 2 施肥流量为 0.3 m³/h 时 3 种控制器的瞬态性能指标

Tab.2 Comparison of transient performance indexes of three controllers at fertilizer application flow rate of 0.3 m³/h

控制器	上升时间/	峰值时间/	调节时间/	最大超调
	s	s	s	量/%
PID	17.97	29.02	82.85	41.30
BP-PID	86.12	101.20	65.87	3.56
BA-BP-PID	41.08	57.04	36.88	4.51

表 3 施肥流量为 0.6 m³/h 时 3 种控制器的瞬态性能指标

Tab.3 Comparison of transient performance indexes of three controllers at fertilizer application flow rate of 0.6 m³/h

控制器	上升时间/	峰值时间/	调节时间/	最大超调
	s	s	s	量/%
PID	17.67	30.13	89.56	40.18
BP-PID	95.93	99.83	68.43	2.83
BA-BP-PID	40.64	56.52	36.34	3.98

表 4 施肥流量为 0.8 m³/h 时 3 种控制器的瞬态性能指标

Tab.4 Comparison of transient performance indexes of three controllers at fertilizer application flow rate of 0.8 m³/h

控制器	上升时间/	峰值时间/	调节时间/	最大超调
	s	s	s	量/%
PID	18.17	30.68	85.36	38.87
BP-PID	99.22	100.10	67.88	2.06
BA-BP-PID	28.63	44.58	50.51	5.87

神经网络 PID 控制,但其上升时间、峰值时间与调节时间均长于基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制,并且抗干扰能力与鲁棒性较差;基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 控制器在 3 种施肥流量下的抗干扰能力更强,不仅可以更快地达到期望值,而且响应时间较短。

因此,从 3 种常用的施肥流量下的试验结果可以看出,基于 BA 优化的 BP 神经网络 PID 算法控制

下的大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统性能上整体优于 PID 算法控制与 BP 神经网络 PID 控制,能够兼顾响应速度与控制过程的稳定性,具有良好的鲁棒性,满足了实际应用中的控制需求,为非线性时滞系统的控制提供了一种可行的方法。

5 结论

(1)本文研究了大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统,并在 BP 神经网络 PID 自适应控制的基础上引入了蝙蝠优化算法,通过蝙蝠算法对 BP 神经网络的权值进行优化,每个个体通过适应度函数调整频率产生新解,并计算个体适应度(ITAE)。根据最佳个体的速率不断更新网络的权值,加快 BP 神经网络的自学习速度,提高了算法的响应速度,从而实现了对大田农作物水肥一体化精准施肥控制系统的更佳控制效果。

(2)为了验证所提出的控制算法的优越性,进行了精准施肥流量调节试验。搭建的试验台可以实时监控水肥一体化精准施肥控制系统中的施肥流量。在设置施肥泵流量为 0.3、0.6、0.8 m³/h 的情况下,系统平均最大超调量为 4.78%,平均调节时间为 41.24 s。特别是在施肥流量为 0.6 m³/h 时,调节时间最短,最大超调量也最小,分别为 36.34 s 和 3.98%。结果表明,基于蝙蝠算法优化的 BP 神经网络 PID 控制算法能够在最短时间内将大田农作物水肥一体化施肥流量调节到期望值,并且具有较小的超调量。特别是在水肥一体化系统施肥流量为 0.6 m³/h 时效果最好,不仅可以更快地逼近控制目标,而且响应时间较短,表明本文提出的算法能够在水肥一体化系统这种具有非线性特征的控制系统中提高控制器的决策水平。

参 考 文 献

[1] 朱德兰,阮汉铨,吴普特,等. 水肥一体机肥液电导率远程模糊 PID 控制策略[J]. 农业机械学报,2022,53(1):186-191. ZHU Delan, RUAN Hancheng, WU Pute, et al. Strategy on remote fuzzy PID control for fertilizer liquid conductivity of water fertilizer integrated machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):186-191. (in Chinese)

[2] 王鹏宇,徐庆,宋继田,等. 智能化蔬菜大棚节水灌溉控制系统设计[J]. 现代农业装备,2022,43(4):29-32. WANG Pengyu, XU Qing, SONG Jitian, et al. Design of intelligent farmland water-saving irrigation control system[J]. Modern Agricultural Equipments,2022,43(4):29-32. (in Chinese)

[3] 李建军,许燕,张冠,等. 基于 BP 神经网络预测和模糊控制的灌溉控制器设计[J]. 机械设计与研究,2015,31(5):150-154. LI Jianjun, XU Yan, ZHANG Guan, et al. Optimizational design of irrigation controller based on BP neural network prediction and fuzzy control[J]. Machine Design & Research,2015,31(5):150-154. (in Chinese)

[4] 熊钦,肖丽萍,蔡金平,等. 基于物联网的果园药水肥一体化控制系统设计与实现[J]. 中国农机化学报,2023,44(3):73-81. XIONG Qin, XIAO Liping, CAI Jinping, et al. Design and implementation of integration of medicine, water and fertilizer control system based on Internet of Things in orchard[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2023,44(3):73-81. (in Chinese)

[5] 王庆华,周晶,侯俊才. 基于变论域模糊 PID 的水肥控制策略研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版),2023,51(11):144-154.

- WANG Qinghua, ZHOU Jing, HOU Juncai. Irrigation and fertilizer control strategy based on variable domain fuzzy PID[J]. Journal of Northwest A&F University(Natural Science Edition), 2023, 51(11): 144-154. (in Chinese)
- [6] 刘炳铄, 兰鹏, 魏珉, 等. 轻简水肥一体化系统设计与实现[J]. 节水灌溉, 2021(2): 75-79.
LIU Bingshuo, LAN Peng, WEI Min, et al. Design and implementation of a simple water and fertilizer integration system[J]. Water Saving Irrigation, 2021(2): 75-79. (in Chinese)
- [7] LI Yang, ZHAO Ji, JI Shijun. Thermal positioning error modeling of machine tools using a bat algorithm-based back propagation neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 97(5): 2575-2586.
- [8] 曹梦龙, 马俊林. 改进蝗虫优化算法在模糊神经网络 PID 控制中的研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(20): 74-80.
CAO Menglong, MA Junlin. Research on improved grasshopper optimization algorithm in PID control of fuzzy neural networks[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(20): 74-80. (in Chinese)
- [9] 杜学武, 张明新, 沙广涛, 等. 基于改进蝙蝠算法的模糊 PID 规则优化研究[J]. 计算机工程, 2020, 46(8): 305-312.
DU Xuewu, ZHANG Mingxin, SHA Guangtao, et al. Research of fuzzy PID rule optimization based on improved bat algorithm[J]. Computer Engineering, 2020, 46(8): 305-312. (in Chinese)
- [10] 张科学, 吴永伟, 何满潮, 等. 基于蝙蝠算法优化的 BP 神经网络煤层冲击危险性智能综合评价研究[J]. 现代隧道技术, 2023, 60(2): 38-46.
ZHANG Kexue, WU Yongwei, HE Manchao, et al. Research on the intelligent comprehensive evaluation of coal seam impact risk based on the BP neural network optimized by the bat algorithm[J]. Modern Tunnelling Technology, 2023, 60(2): 38-46. (in Chinese)
- [11] 孔令英, 余欣. 新疆节水灌溉与农业绿色治理协调发展研究[J]. 石河子大学学报(哲学社会科学版), 2022, 36(4): 32-39.
KONG Lingying, YU Xin. Research on the collaborative development of agricultural green governance and water-saving irrigation in Xinjiang[J]. Journal of Shihezi University(Philosophy and Social Sciences), 2022, 36(4): 32-39. (in Chinese)
- [12] 袁建平, 施一萍, 蒋宇, 等. 改进的 BP 神经网络 PID 控制器在温室环境控制中的研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(4): 19-24.
YUAN Jianping, SHI Yiping, JIANG Yu, et al. Research on improved BP neural network PID controller in greenhouse environment control[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(4): 19-24. (in Chinese)
- [13] 王华东, 王大羽. 蝙蝠算法优化神经网络的无线传感器网络数据融合[J]. 激光杂志, 2015, 36(4): 164-168.
WANG Huadong, WANG Dayu. Wireless sensor network data fusion based on bat algorithm optimizing neural network[J]. Laser Journal, 2015, 36(4): 164-168. (in Chinese)
- [14] 邵继业, 谢昭灵, 杨瑞. 基于 GA-PSO 优化 BP 神经网络的压缩机气阀故障诊断[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(5): 781-787.
SHAO Jiye, XIE Zhaoling, YANG Rui. Fault diagnosis of compressor gas valve based on BP neural network of a particle swarm genetic algorithm[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2018, 47(5): 781-787. (in Chinese)
- [15] 李锋, 樊玉和, 梁辉. 基于改进 BP 神经网络 PID 控制器温室温湿度控制研究[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(5): 908-913, 986.
LI Feng, FAN Yuhe, LIANG Hui. Research on temperature and humidity control of PID controller based on improved BP neural network[J]. Computer & Digital Engineering, 2021, 49(5): 908-913, 986. (in Chinese)
- [16] MENG Zihao, ZHANG Lixin, WANG Huan, et al. Research and design of precision fertilizer application control system based on PSO-BP-PID algorithm[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1395.
- [17] DENG Bo, SHI Yaoyao. Modeling and optimizing the composite prepreg tape winding process based on grey relational analysis coupled with BP neural network and bat algorithm[J]. Nanoscale Research Letters, 2019, 14(1): 296.
- [18] 孙文峰, 刘海洋, 王润涛, 等. 基于神经网络整定的 PID 控制变量施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 55-64, 94.
SUN Wenfeng, LIU Haiyang, WANG Runtao, et al. Design and experiment of PID control variable application system based on neural network tuning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 55-64, 94. (in Chinese)
- [19] 王秀康, 邢英英, 张富仓. 膜下滴灌施肥番茄水肥供应量的优化研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 141-150.
WANG Xiukang, XING Yingying, ZHANG Fucang. Optimal amount of irrigation and fertilization under drip fertigation for tomato[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 141-150. (in Chinese)
- [20] 曾雄飞. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的 PID 控制算法[J]. 电子设计工程, 2022, 30(11): 69-73, 78.
ZENG Xiongfei. The PID control algorithm based on particle swarm optimization optimized BP neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(11): 69-73, 78. (in Chinese)
- [21] 王一建, 谢振宇, 张鹏, 等. 磁轴承 BP 神经网络 PID 控制算法研究[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(4): 177-180, 213.
WANG Yijian, XIE Zhenyu, ZHANG Peng, et al. Research on BP neural network PID control algorithm for magnetic bearing[J]. Machine Building & Automation, 2023, 52(4): 177-180, 213. (in Chinese)

[16] ZHAO Zhan,LI Yaoming,LIANG Zhenwei,at al. DEM simulation and physical testing of rice seed impact against a grain loss sensor[J]. Biosystems Engineering,2013,116(4):410-419.

[17] YI He,ANDREW E B,ALI H. Coupling CFD-DEM with dynamic meshing;a new approach for fluid-structure interaction in particle-fluid flows[J]. Powder Technology,2018,325(1):620-631.

[18] DAI Fei, SONG Xuefeng, ZHAO Wuyun, et al. Motion simulation and test on threshed grains in tapered threshing and transmission device for plot wheat breeding based on CFD-DEM[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2019,12(1):66-73.

[19] 戴飞. 胡麻脱粒物料分离清选机理与关键技术研究[D]. 兰州:甘肃农业大学,2020.
DAI Fei. Study on the separating-cleaning mechanism and key technology of flax threshing material[D]. Lanzhou:Gansu Agricultural University, 2020. (in Chinese)

[20] 戴飞,赵武云,付秋峰,等. 双风道风筛式胡麻脱粒物料分离清选机参数优化与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(7):83-92.
DAI Fei, ZHAO Wuyun, FU Qiufeng, et al. Parameter optimization and experiment on double duct system of air-screen separating and cleaning machine for flax threshing material[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(7):83-92. (in Chinese)

[21] JOSEPHINE M B,KINGSLY AMBROSE R P,CASADA M E,et al. Applications of discrete element method in modeling of grain postharvest operations[J]. Food Engineering Reviews,2014,6(4):128-149.

[22] ISTVAN O,FERENC S. Extension of silo discharge model based on discrete element method[J]. Journal of Mechanical Science and Technology,2015,29(9):3789-3796.

[23] WANG Jinwu,ZHOU Wenqi,TIAN Liquan, et al. Virtual simulation analysis and verification of seed-filling mechanism for dipper hill-drop precision direct rice seeder[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2017,10(6):77-85.

[24] MA Licheng, WEI Lubin, PEI Xinyu, et al. CFD-DEM simulations of particle separation characteristic in centrifugal compounding force field[J]. Powder Technology,2019,343(1):11-18.

[25] WANG Shuyan,LI Haolong,WANG Ruichen,et al. Effect of the inlet angle on the performance of a cyclone separator using CFD-DEM[J]. Advanced Powder Technology,2018,30(2):227-239.

[26] 瞿江飞,赵武云,赵一鸣,等. 全喂入胡麻脱粒清选机的设计与试验[J]. 浙江农业学报,2022,34(4):831-840.
QU Jiangfei, ZHAO Wuyun,ZHAO Yiming,et al. Design and experiment of full feed flax threshing and cleaning machine[J]. Zhejiang Agricultural Journal,2022,34(4):831-840. (in Chinese)

[27] 史瑞杰,戴飞,赵武云,等. 全喂入式胡麻脱粒机的设计与试验[J]. 中国农业大学学报,2019,24(8):120-132.
SHI Ruijie, DAI Fei, ZHAO Wuyun, et al. Design and test of full-feed flax thresher[J]. Journal of China Agricultural University,2019,24(8):120-132. (in Chinese)

(上接第 143 页)

[22] 侯小秋,李丽华. 基于 BP 神经网络辨识的预测滤波 PID 控制[J]. 黄河科技学院学报,2023,25(5):26-31.
HOU Xiaoqiu, LI Lihua. Predictive filtering PID control based on BP neural network Identification[J]. Journal of Huanghe S&T College,2023,25(5):26-31. (in Chinese)

[23] 赵永杰,张强,潘德法,等. 基于蝙蝠算法优化的 BP 神经网络估算工质沸点温度[J]. 自动化与仪器仪表,2022(4):75-79.
ZHAO Yongjie, ZHANG Qiang, PAN Defa, et al. BP neural network based on bat algorithm optimizationto estimate the boiling point temperature of working medium[J]. Automation & Instrumentation,2022(4):75-79. (in Chinese)

[24] 吕石磊,范仁杰,李震,等. 基于改进蝙蝠算法和圆柱坐标系的农业无人机航迹规划[J]. 农业机械学报,2023,54(1):20-29,63.
LÜ Shilei, FAN Renjie,LI Zhen, et al. Track planning of agricultural UAV based on improved bat algorithm and cylindrical coordinate system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(1):20-29,63. (in Chinese)

[25] YAN Hongying, CHU Jizheng. RFID positioning algorithm based on BA optimization[C]//2020 5th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), 2020:854-858.

[26] 郭贝,任金霞. 基于蝙蝠算法优化 BP 神经网络的特征点匹配[J]. 制造业自动化,2019,41(8):68-70,80.
GUO Bei, REN Jinxia. Optimization of BP-based feature point matching based on bat algorithm[J]. Manufacturing Automation,2019,41(8):68-70,80. (in Chinese)