声共振混合器加速度的控制策略优化研究*

李典¹黄青山²田亮²张典¹

(1. 青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061; 2. 中国科学院青岛生物能源与过程研究所 青岛 266101)

摘 要:针对声共振混合器加速度控制精度问题,提出了一种改进麻雀算法(ISSA)优化的径向基函数神经网络(RBFNN)PID加速度控制方法。首先通过阶跃响应曲线辨识出加速度模型,进而通过引入 Tent 混沌初始化种群和 线性动态惯性权重优化发现者位置等对麻雀搜索算法进行改进,然后将 ISSA 用于 RBFNN 参数的优化,最后将优化 后的 RBFNN-PID应用于加速度的仿真测试,并与其他算法进行比较。仿真结果证明,开发的 ISSA 收敛速度和寻优 能力要优于其他算法,用 ISSA 优化 RBFNN-PID 加速度控制,能够有效抑制系统超调量,提高系统控制速度、精度和 稳定性。实验结果表明,与对比算法相比,基于 ISSA 优化的 RBFNN-PID 加速度控制系统展现出更优越的控制性能 与自适应能力,对声共振混合器加速度控制具有较大的实用价值。

关键词: 声共振混合器;麻雀算法;径向基函数神经网络;加速度控制

中图分类号: TP183; TP273; TN802 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8

Study on acceleration control strategy in resonant acoustic mixer

Li Dian^1 Huang $\mathbf{Qingshan}^2$ Tian Liang^2 Zhang Dian^1

(1. College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China;

2. Qingdao Institute of Bioenergy and Bioprocess Technology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266101, China)

Abstract: Given the control accuracy problem of the resonant acoustic mixer's acceleration, a radial basis function neural network (RBFNN) PID optimized by an improved sparrow search algorithm (ISSA) method is proposed to control acceleration. Firstly, the acceleration model is identified through the step response curve. Secondly, the sparrow search algorithm is enhanced by introducing a Tent chaos initializing population and a linear dynamic inertial weight method for updating the discoverer's position. Thirdly, ISSA is then applied to optimize the parameters of the RBFNN. Finally, the optimized RBFNN-PID is employed for the simulation test of acceleration and compared with other traditional algorithms. The simulation results show that the convergence speed and optimization ability of the developed ISSA are superior to other algorithms. It is found that the RBFNN-PID acceleration control optimized by ISSA can effectively suppress system overshoot and improve system control speed, accuracy, and stability. Experimental results show that, compared with the comparison algorithms, the RBFNN-PID acceleration control system optimized by ISSA demonstrates superior control performance and adaptive capability, providing a great practical value for the acceleration control of the resonant acoustic mixer.

Keywords: resonant acoustic mixer; sparrow search algorithm; radial basis function neural network; acceleration control

0 引 言

声共振混合(resonant acoustic mixing,RAM)是一种 能够同时满足混合均匀性、效率和严格安全性要求的新技 术^[1],具有在多个领域应用的巨大潜力,包括混合含能材 料、共晶材料^[2]、纳米材料等,典型例子如石墨烯和碳纤维 等纳米材料的混合、锂电池正极材料包覆^[3]、制药生产^[4]、 机械催化^[5]和化妆品生产。基于声共振混合技术的声共振 混合器相对于传统混合器,具有低剪切力、短混合时间、整 场性、原位混合和易清洁等优势,能提供更好混合效果。声 共振混合器加速度对于混合效果具有重要影响^[6-7],因此研 究声共振混合器加速度控制具有重要意义。

常见的声共振混合器加速度控制大多采用比例-积分-微分(proportional-integral-differential, PID)控制^[8]。PID

收稿日期:2024-11-11

^{*}基金项目:山东省自然科学基金(ZR2021MF023)项目资助

控制器中的比例、积分和微分系数这 3 个控制参数的合理 设置是实现加速度精确控制的关键。对于复杂的系统,往 往需要进行多次试验和调整才能达到较好的控制效果^[9], 而且 PID 控制参数调整不当可能导致系统出现较大的震 荡和稳定性问题,导致较大的超调现象。随着对声共振混 合器影响混合效果的各种因素深入研究,科研人员和生产 企业对声共振混合器的加速度控制效果要求也越来越高, 而声共振混合器加速度由于振动电机的工作原理、共振现 象、混合材料特性、外部干扰及复杂的系统耦合等因素,具 有非线性、多干扰和时变特性。因此传统 PID 控制在一定 程度上已不能满足要求,尤其是对于分段加速度控制、负载 条件变化或加速度值要求比较精确的场景。因此亟需探索 自适应能力强、抗干扰性能好的控制算法来快速、精确、在 线的整定 PID 参数,这是解决声共振混合器加速度精确控 制问题的关键。

目前,针对 PID 参数优化的研究取得了显著进展^[10-11]。 其中,基于径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)优化 PID 控制的研究已引起广 泛关注。与其他神经网络相比,径向基函数神经网络具有 泛化能力高、结构简单、参数易调整、噪声容限大、学习速度 快等优点,被认为更适合实时控制任务。但传统 RBFNN 的参数如中心矢量、基宽度和权重的设定大多依赖人工经 验或随机生成,存在优化效果有限的问题,制约了其进一步 应用和控制精度的提升。

为了解决 RBFNN 参数优化问题,许多学者开展了研究^[12-15],其中基于元启发式算法优化神经网络参数的方法 得到了广泛关注^[13-15]。其中,麻雀算法(sparrow search algorithm,SSA)是一种结构简单、寻优效果良好的算法,其 于 2020 年首次提出^[16],是一种非常有前途的算法,已被证 明在收敛性、搜索精度和工程优化应用中的稳定性方面优 于所评估的备选方案^[17]。

然而,SSA 有时易陷入局部最优解。为此研究者提出 了多种改进策略以提高其全局寻优能力和收敛性能^[18]。 例如,刘维莎等^[19]在常规 SSA 中引入佳点集初始化策略和 黄金正弦更新策略,解决了 SSA 易陷入局部最优的问题, 提高了收敛速度和精度。李斌等^[20]利用 Tent 混沌映射、 自适应正余弦策略和 Levy 飞行策略对 SSA 进行优化,提 出了改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm,ISSA)。Zhang等^[21]使用混沌 SSA 在随机配置 的网络中优化正则化参数和比例因子,显著提高了其网络 性能。Ouyang等^[22]将随机反向学习策略引入到 SSA 中, 以增加搜索方法的灵活性,并将改进的 SSA 应用于机器人 的路径规划。Li等^[23]等提出了一种改进的混沌 SSA,用于 未知载荷机器人操作器的参数识别。因此,改进 SSA 具有 巨大优势和应用前景。然而,迄今为止将改进 SSA 应用于 RBFNN-PID 控制并结合实际工程需求的研究仍较少,尤 其是未见其在声共振混合器加速度智能控制领域的研究。

本文提出了基于改进麻雀算法优化的 RBFNN 整定 PID 参数的控制算法。将 ISSA 算法应用于 RBFNN 参数 择优,使用择优后的 RBFNN 可对 PID 参数进行在线调整, 以实现对声共振混合器加速度的精准控制。通过 MATLAB/Simulink 平台仿真验证,证明了该方法的可行 性;同时将 ISSA-RBFNN-PID 与经典 PID、RBFNN-PID、 SSA-RBFNN-PID 和灰狼算法(grey wolf optimization algorithm,GWO)优化的 RBFNN-PID 控制器进行控制效 果对比,发现 ISSA-RBFNN-PID 在减少超调量、缩短调节 时间以及消除稳态误差方面均表现最佳。此外,在声共振 混合器实验装置上的实验进一步验证了该控制策略的有效 性和优越性。本文研究不仅为声共振混合器的智能控制开 辟了新的技术路径,还验证了 ISSA-RBFNN-PID 在复杂控 制系统中的实际应用价值,具有重要的理论意义和工程应 用价值。

1 声共振混合器加速度模型建立

1.1 声共振混合器加速度控制系统

本文中, 声共振混合器是一种由直流无刷振动电机驱 动的多质体振动系统, 其负载体加速度由输入电压决定。 声共振混合器的加速度控制系统结构图由图1所示。



图 1 声共振混合器的加速度控制系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of acceleration control system of resonant acoustic mixer

由图 1 可知,在声共振混合器加速度控制系统中,加速度传感器用于测量负载体加速度,产生的 4~20 mA 模

拟信号通过模/数转换电路转换为数字信号,随后传送至 可编程控制器(programmable logic controller, PLC),进而 传送到上位机,并通过 LabVIEW 进行控制算法计算,生成 控制量并返回 PLC。数/模转换电路将控制电压信号传输 到电机控制器的输入端,从而控制振动电机转子的转速, 最终控制了负载体加速度。

在声共振混合器运行过程中,加速度具有非线性、时 变性和多干扰特性。因为在不同的负载和频率条件下,振 动电机具有非线性特性;此外,混合器具有多种共振频率; 并且在振动过程中,物料在容器中的上下运动会导致施加 在混合器上的力发生变化;而且 PLC 控制电路中存在控制 信号的延迟与抖动、电磁和环境噪声干扰以及传感器反馈 的滞后,这些会导致加速度表现出复杂的非线性、多干扰 性和时变特性。

1.2 加速度模型建立

在仿真阶段,一个可靠的数学模型可以促进控制系统 的设计与优化,便于系统性能分析、智能控制算法设计和 参数优化^[24-25]。因此,建立声共振混合器加速度的数学模 型是实现其加速度控制优化的基础。常用的建模方法包 括机理分析建模和测试分析建模。由于声共振混合器系 统是一种结构复杂的机电系统,加速度具有非线性、多干 扰性和时变特性,利用机理分析精确建立声共振混合器的 加速度模型非常困难,因此本文先采用测试分析建模法建 立模型。测试分析建模方法包括阶跃响应法、相关分析法 和频率法等,其中阶跃响应法因实验简单而被广泛应用。 因此,本研究选择阶跃响应法为一台声共振混合器加速度 建立一个近似的数学模型。

阶跃响应法需要采集加速度的阶跃响应曲线。由于加速度越高,混合时间越短,混合效率越高,60~80G是声 共振混合器常用的工作区间^[7,26],其中G=9.81 m/s²,因 此,本文选取75G的加速度作为输出,从而确保在工作范 围内的较佳工艺参数下对系统进行测试和建模。由PLC 输出给电机驱动器的输入电压范围为0~5V。通过实验 测试可得,75G的输出加速度所需的输入电压大概是 1.068V。因此,利用PLC对声共振混合器施加1.068V 的阶跃电压信号,并采集负载体的加速度值,绘制出了负 载体加速度随时间变化的曲线,其结果如图2所示。



在确定被控对象加速度传递函数形式的模型时,首先 要确定传递函数的结构。对于闭环控制,并不要求精度很 高的被控对象模型,因此,加速度传递函数可以由一个 *n* 阶传递函数模型来表示,如式(1)所示。

$$G(s) = \frac{K}{s^{n} + a_{0}s^{n-1} + \cdots + a_{n-2}s + a_{n-1}}$$
(1)

式中:G(s)为传递函数,K 为系统增益;a_{n-1} 为系数;n 为 模型阶数;s 为复变量。

进而确定声共振混合器加速度传递函数模型的阶数 和参数,将声共振混合器加速度阶跃响应的数据导入 MATLAB系统辨识工具箱对参数进行识别^[27],辨识出不 同阶数的模型,其对应拟合精度如表1所示。

表1 不同阶数模型精度

Table 1	Different order models'	accuracy	%

阶数	一阶	二阶	三阶	四阶	五阶	六阶
拟合精度	72.38	86.56	88.67	88.71	89.11	88.73

由表 1 可知, 三阶模型比二阶模型精度提高了 2.11%, 三阶模型与四阶至六阶模型精度差在 0.44%之 内。由于低阶模型结构简单、计算量小, 但拟合精度较低; 而高阶的模型拟合精度高, 但结构复杂、计算量大, 且从三 阶到六阶模型, 模型阶数的进一步增加并没有带来拟合精 度的显著改善。

所以在模型精度和复杂性之间找到平衡,选择三阶模型,因此声共振混合器数学模型如式(2)所示。

$$G(s) = \frac{2\ 710}{s^3 + 7.\ 003s^2 + 28.\ 01s + 38.\ 32} \tag{2}$$

在仿真阶段,式(2)用来代表声共振混合器加速度在 输入电压下的响应特性,从而辅助控制算法的设计与 优化。

2 基于改进 SSA 算法优化的 RBFNN-PID 控制器 设计

2.1 RBFNN-PID 介绍

RBFNN 通常由 3 层构成:输入层、隐藏层和输出层, 其结构如图 3 所示。



RBFNN 的输入向量为 $x = [x_i]^T$, i = 1, 2, 3, ..., n, 隐含层径向基向量为 $h = [h_i]^T$, j = 1, 2, 3, ..., m。本文 采用高斯基函数作为激活函数,因此隐含层第 j 个神经元 的输出可表示为式(3):

$$h_{j} = \exp\left(-\frac{\parallel \mathbf{x} - \mathbf{c}_{j} \parallel^{2}}{2b_{j}^{2}}\right)$$
(3)

式中: $c_j = [c_{1j}, c_{2j}, c_{3j}, \dots, c_{nj}]^T$ 是第 j 个神经元高斯基 函数中心的坐标向量; b_j 为该神经元的基宽, 且 $b_j > 0$ 。

网络的输出如式(4)所示。

 $y_m(k) = w^T h = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m$ (4) 式中: $y_m(k)$ 为 k 时刻 RBF 网络的输出; w_m 为隐含层第 m 个神经元到输出层的映射权值。RBFNN 的性能指标函 数为:

$$J = \frac{1}{2} (y(k) - y_m(k))^2$$
(5)

式中:y(k)为 k 时刻被控系统的输出值。RBFNN 的中心 矢量、基宽及权值参数基于梯度下降法进行迭代更新。

Jacobian 矩阵即为对象的输出对控制输入变化的灵敏 度信息,其可如下:

$$\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \approx \frac{\partial y_m(k)}{\partial \Delta u(k)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{ij} - x_1}{b_j^2}$$
(6)

式中: $\Delta u(k)$ 为 k 时刻的控制增量; $x_1 = \Delta u(k)$ 。

本文采用增量式 PID 控制器。RBFNN 调整 PID 参数 标准为:

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^{2}$$
⁽⁷⁾

式中:r(k)为 k 时刻被控系统的输入值,并且其比例系数 K_p、积分系数 K_i和微分系数 K_d的调整采用梯度下降法 进行调整。

2.2 标准 SSA 算法

在 SSA 中,所有种群都具有一个重要的位置属性,该 属性贯穿于麻雀整个觅食过程。觅食过程可以抽象为"发 现者-跟随者-预警者"模型,其中发现者倾向于基于其自身 的较高适应度发挥领导作用。发现者的位置更新如式(8) 所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{pmatrix} X_{i,j}^{t} \cdot \exp(\frac{-i}{a \cdot d_{\max}}), & R < S \\ X_{i,j}^{t} + C \cdot L, & R \ge S \end{cases}$$
(8)

式中: d_{max} 为最大迭代次数;t代表第t次迭代;i为第i个 麻雀;j为维度; $X_{i,j}^{t}$ 表示第i个麻雀在迭代t时的第j个 维度的值;a是介于[0,1]之间的随机数;C是服从标准正 态分布的随机数;L是j维的单位行向量;R和S分别为预 警值和安全值。当预警值低于安全值时,表示麻雀群处于 安全状态;相反,如果预警值超过安全值,则可能存在威 胁,麻雀群需迁移至安全区域。跟随者的位置更新如 式(9)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} C \cdot \exp(\frac{X_{worst}^{t} - X_{i,j}^{t}}{i^{2}}), & i > n/2\\ X_{p}^{t+1} + |X_{i,j}^{t} - X_{p}^{t+1}| \cdot A^{+} \cdot L, & i \leq n/2 \end{cases}$$
(9)

式中: X'_{uorse} 为在第t 次迭代时适应度最低的位置; X'_{ρ} 为 第t+1 次迭代时由发现者控制的适应度最优的麻雀位置; $A^{+} = A^{T} (AA^{T})^{-1}$,其中A 是一个只包含 1 和一1 元素的t维行向量。预警者的位置更新如式(10)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^{t} + b \cdot | X_{i,j}^{t} - X_{best}^{t} |, & f_{i} > f_{b} \\ X_{i,j}^{t} + K \frac{| X_{i,j}^{t} - X_{best}^{t} |}{(f_{i} - f_{w}) + \mu}, & f_{i} = f_{b} \end{cases}$$
(10)

式中: X_{best}^{i} 是在第 t 代适应度最高的麻雀位置;b 是服从于标准正态分布的随机数;K 是介于[-1,1]之间的随机数; f_i, f_b, f_w 分别表示局部最优解、全局最优解和全局最差解; μ 是趋近于 0 的常数。

SSA 算法具有寻优能力强、收敛速度快等优点,但容易陷入局部最优,导致无法获得全局最优解。为了解决 SSA 的这些缺陷,本文描述了一种改进 SSA 的优化方法。 在该方法中,本文提出了两个主要的重要策略,即 Tent 混 沌映射策略和线性动态惯性权重调整方法。对原 SSA 的 改进是在 SSA 的两个过程中进行的,即种群的初始化和发 现者位置更新过程。

2.3 改进 SSA 算法

1)Tent 混沌映射策略。SSA 算法的初始种群通过随 机生成,这使得种群质量可能不稳定。采用 Tent 混沌映 射进行种群初始化可以增强初始解的多样性,从而有利于 算法优化。因此,使用 Tent 混沌映射策略生成麻雀的初 始种群,其表达式如式(11)所示。

$$x_{i+1} = \begin{cases} \frac{x_i}{u}, & 0 \leq x_i < u\\ \frac{1-x_i}{1-u}, & u \leq x_i < 1 \end{cases}$$
(11)

式中: x_i 为第k次的映射值;u是一个位于[0,1]之间的数,当u=0.5时,序列的分布相对均匀,并且对不同参数的分布密度近似一致。

2)线性动态惯性权重调整方法。由于传统麻雀搜索算法存在局限性,本文在更新发现者位置公式中加入了线性动态惯性权重因子ω,以扩展算法的搜索范围,降低陷入局部最优的风险,从而提高搜索精度。线性动态惯性权重因子ω的更新公式为:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{T_{\max}}t$$
(12)

式中: T_{max} 为最大迭代次数, ω_{max} 为最大权值, ω_{min} 为最小 权值。通常 ω_{max} =0.8, ω_{min} =0.5。因此,加入权重因子 ω 的发现者更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^{t} \cdot \exp(\frac{-i}{a \cdot d_{\max}}), & R < S \\ \\ X_{i,j}^{t} + \omega \cdot C \cdot L, & R \ge S \end{cases}$$
(13)

• 33 •

(15)

本文将算法的适应度函数设置为平均绝对误差(mean absolute error, MAE)^[28],函数值越小代表算法的精确度越高,其表达式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |e_i|$$
(14)

 $e_i = y_i - y_{mi}$

式中:n 为采样次数,y; 为系统第 i 次采样时刻的真实输出,y_{mi} 为系统第 i 次采样时刻的 RBFNN 输出,e_i 为第 i 次采样时刻的误差。

2.4 优化的加速度控制器结构

基于 ISSA 算法优化的 RBFNN-PID 控制器的结构如 图 4 所示。



Fig. 4 Controller structure

由图 4 可知,首先,ISSA 算法利用加速度模型对 RBFNN的初始参数进行优化,以此提高 RBFNN 在线整 定 PID 控制器参数的性能。然后,RBFNN 采用优化后的 网络参数,对系统中输入与输出的误差信息进行计算处 理,不断调整网络自身参数,并对 PID 控制器比例、积分、 微分参数进行在线调整。

3 ISSA 算法优化 RBFNN-PID 性能测试

ISSA 优化 RBFNN-PID 的步骤如图 5 所示。



为了验证 ISSA 在优化 RBFNN-PID 方面的有效性, 将 ISSA 与 SSA 和 GWO 算法优化的 RBFNN-PID 进行仿 真比较,比较结果如表 2 和图 6 所示。

表 2 3 种算法的测试结果

Table 2Test results of three algorithms

算法	最小 MAE
GWO	0.694 92
SSA	0.199 49
ISSA	0.063 56





从表 2 中可知,3 种算法中 ISSA 的 MAE 最小,即精 度最高,所以通过 ISSA 优化的 RBFNN 逼近性能要优于 GWO和 SSA 优化的 RBFNN 逼近性能。

由图 6 可知,GWO 迭代次数为 23 时可收敛,SSA 在 第 29 次时其迭代才完成收敛,而 ISSA 在第 17 次迭代时 就完成了收敛,且具有更小的适应度值。图 6 的对比结果 充分表明了 ISSA 相较于 SSA 和 GWO 收敛速度更快且收 敛精度更高。ISSA 更接近理论值的最优解,且总体求解 效率是对比算法中最高的,表明 ISSA 有较强的局部探索 能力和全局寻优能力,证明了种群初始化和发现者位置更 新策略改进的有效性。

4 加速度控制仿真结果与实验分析

4.1 仿真结果与分析

本文利用 MATLAB(2019b)/Simulink 平台对提出的 加速度控制方法进行仿真验证。RBFNN 采用 3-5-1 的结 构,网络的 3 个输入参数为 $\Delta u(k)$ 、r(k)和 y(k),学习速率 设为 $\eta = 0.3$,动量因子设为 $\alpha = 0.16$, $\beta = 0.05$ 。将 ISSA 算法种群个体数量设置为 60,最大迭代次数设置为 50。 PID 参数初始值分别设为 $K_{\rho} = 0.008$ 、 $K_i = 0.001 8$ 和 $K_d = 0.000 8$ 。系统输入信号为 r(t) = 75 G,仿真时间为 40 s,在 20 s 时将目标值由 75 G 改变为 70 G。并且将 ISSA 优化的 RBF-PID 算法与 SSA-RBF-PID、GWO-RBF-PID、RBF-PID 以及经典 PID 进行加速度控制效果比较,获 得的控制器仿真性能指标参数如表 3 所示,系统响应曲线 如图 7 所示。

表 3 控制器仿真性能指标参数

Table 3 Index parameters of controller

cimulation northrmane	Δ

	目标值	超调量	调节时间	稳态误差
		$\sigma/\sqrt[]{0}$	t_s/s	e_{ss}/G
—————————————————————————————————————	75	16.04	7.072	0.000 48
至典 PID	70	1.085 7	1.339	0.000 26
RBF-PID	75	12.76	5.14	0.000 27
	70	0.857	1.464	0.000 064
CWO DDE DID	75	6.827	3.894	0
GWO-KDF-FID	70	1.057	1.215	0
CCA DDE DID	75	5.733	4.579	0
SSA-KDF-FID	70	0.9714	1.34	0
ISSA DDE DID	75	0.2	2.398	0
ISSA-RBF-PID	70	0.414	0.903	0



图 7 仿真系统输出曲线 Fig. 7 Output curves of simulation system

从表 3 和图 7 仿真结果可知,在目标值为 75 G 时,经 典 PID 的超调量高达 16.04%,显著大于其他控制方法;相 比之下,ISSA-RBFNN-PID 的超调量仅为 0.2%,几乎可以 忽略不计,表明其对超调的抑制能力最强。在目标值为 70 G 时,各控制器的超调量均显著降低,但 ISSA-RBFNN-PID 仍表现最佳,仅为 0.414%。ISSA-RBFNN-PID 的调 节时间在两种目标值下均表现出明显优势。目标值为 75 G 时,其调节时间仅为 2.398 s,比经典 PID 和 SSA-RBFNN-PID 分别缩短了 66.1%和 47.6%。在目标值为 70 G 时,ISSA-RBFNN-PID 的调节时间为 0.903 s,优于所 有其他方法,展现了快速响应的能力。ISSA-RBFNN-PID 在两种目标值下的稳态误差均为 0,优于经典 PID 和 RBFNN-PID,也与 GWO-RBFNN-PID 和 SSA-RBFNN-PID 表现一致。这表明,ISSA-RBFNN-PID 在精确跟踪目 标值方面表现卓越。

为了验证本文算法的抗干扰性能,当系统输入信号

r(*t*)=70 G 时,在 20 s 的时候加入值为 5 G 阶跃扰动信号,在 40 s 的时候加入值为-5 G 阶跃扰动信号。加入干扰的仿真效果图如图 8 所示。



图 8 仿真系统抗干扰输出曲线

Fig. 8 Output curves of simulation system with anti-interference

从图 8 的抗干扰仿真结果可以看出,ISSA-RBFNN-PID 算法在受到干扰后的恢复时间仅为 0.9 s,为所有算法 中最短,展现了其优异的动态恢复能力。与其他算法相 比,ISSA-RBFNN-PID 能更快速有效地消除干扰,迅速达 到稳定状态,同时产生的误差更小,表现出更高的控制精 度。因此,在复杂环境下,本文提出的 ISSA-RBFNN-PID 算法能够更出色地实现对声共振混合器加速度的精准 控制。

整体来看,ISSA 优化的 RBFNN-PID 控制器在性能上 实现了全面均衡发展,具备超快的响应速度、极小的超调 量与稳态误差以及卓越的抗干扰能力,展现了显著的控制 优势,远超其他控制器。

4.2 实验结果与分析

为了验证 ISSA-RBFNN-PID 控制算法在实物上的有效性,基于 LabVIEW 软件搭建了声共振混合器实验平台,如图 9 所示。



由图 9 可知, 声共振混合器实验平台主要由声共振混 合器、加速度传感器、直流无刷振动电机、直流无刷振动电 机控制器、PLC 和上位机组成。加速度传感器产生的加速 度信号经 PLC 采集上传至 LabVIEW,完成对信号的采集 工作,最后由计算机实现对声共振混合器的实时控制与状态监测。

本次实验采样时间是 0.015 s,阶跃响应持续时间是 20 s,在 0 s 输入阶跃值为 75 G 的输入信号,得到的控制器 实验性能指标参数如表 4 所示,实验曲线如图 10 所示。

表 4 控制器实验性能指标参数

 Table 4
 Index parameters of controller

experimental performance

拔쎜鬼	目标值/	超调量	调节时间	稳态误差
22 前 奋	G	σ / $\%$	t_s/s	e_{ss}/G
PID	75	6.93	5.31	1.25
RBF	75	3.9	4.965	1.382
GWO	75	3.1	3.795	1.162
SSA	75	1.82	4.35	1.216
ISSA-RBF-PID	75	1.47	2.64	0.64



由图 10 和表 4 可知,当给定的加速度期望值为 75 G 时,传统 PID 控制加速度曲线的调节时间为 5.31 s,超调 量为 6.93%,稳态误差为 1.25 G,达到稳态时间较长,超调 量较大,且稳态误差较大;ISSA-RBFNN-PID 控制效果优 于其他算法,与传统 PID 控制相比,超调量减少 78.79%, 调节时间缩短 50.28%,稳态误差减少 48.8%,超调量大幅 降低,调节时间显著减少,响应速度加快,稳定误差减少。 由上述可知,使用 ISSA-RBFNN-PID 控制效果极佳。

为了验证本文算法在切换加速度时的控制性能,在0s 输入阶跃值为70G的输入信号,持续时间是40s,同时在 在20s时将输入信号值由70G改变为50G。得到的控制 器实验曲线如图11所示。

由图 11 可知,在期望值为 70 G 时,经典 PID 的超调 量最高,达到 6.486%,显著高于其他控制器。ISSA-RBFNN-PID 的超调量为 1.706%,相较经典 PID 减少了 73.7%,相较 SSA-RBFNN-PID 略高,但仍在较低水平。 当加速度期望值切换为 50 G 时,经典 PID 的超调量还是



图 11 切换加速度期望值的系统输出曲线



最高,为9.92%,表现出对切换加速度值时的适应性较差。 ISSA-RBFNN-PID的超调量最小,仅为1.892%,相较经典 PID减少了80.9%,相较GWO-RBFNN-PID减少了 71.7%,相较SSA-RBFNN-PID减少了36.4%。

在目标值为 70 G 时, ISSA-RBFNN-PID 的调节时间 最短,为 1.71 s,反映了其快速响应能力。经典 PID 和 RBF-PID 的调节时间较长,分别为 5.85 s 和 6.21 s,响应 速度较慢。GWO-RBFNN-PID 和 SSA-RBFNN-PID 的调 节时间分别为 2.565 s 和 3 s,性能介于两者之间。在目标 值为 50 G 时, ISSA-RBFNN-PID 再次表现出最短的调节 时间,仅为 1.615 s,比 SSA-RBFNN-PID 缩短了 11.5%, 相比经典 PID 缩短了 74.3%。

当目标值从 70 G 切换至 50 G 时,传统 PID 的稳态误 差高达 3.486 G,显现出较差的稳态控制精度。这主要由 于加速度具有非线性、多干扰以及时变特性,导致传统固 定参数 PID 难以有效适应加速度指令的变化。相比之下, ISSA-RBFNN-PID 的稳态误差显著降低,在目标值为 70 G 和 50 G 时的稳态误差分别为 0.889 G 和 0.835 9 G,展现 出更高的稳态控制精度,同时能够更有效地应对加速度的 非线性、多干扰和时变特性所带来的挑战。

5 结 论

本文针对声共振混合器加速度非线性、多干扰和时变 性问题,提出了一种基于 ISSA 算法优化的 RBFNN-PID 控制策略。首先,利用 RBFNN 方法解决经典 PID 不能在 线调整 K_p 、 K_i 和 K_a 参数问题;其次,利用 ISSA 算法去优 化 RBFNN 初始参数,提高 RBFNN 的整体性能;最后,用 优化后的 RBFNN 实时调整 PID 控制器参数,得到了最佳 的控制效果。仿真和实验结果均表明,采用 ISSA 优化的 RBFNN-PID 控制器,在无需精确设置 K_p 、 K_i 和 K_a 参数 的情况下,能够有效控制声共振混合器加速度。该控制器 在系统稳定性、控制精度以及响应速度方面均表现出显著 优势。本文提出的控制策略无需构建复杂、精确的系统模 型,适用于复杂工况下的声共振混合器加速度控制系统。 通过 ISSA 优化的 RBFNN-PID 控制,为 PLC 提供了在线 自整定 RBFNN-PID 最佳的网络初始参数,以实现更小的 超调量、更短的调节时间,并提高加速度控制精度。该策 略为声共振混合器提供了更为精确的高级控制算法,可促 进其产业化进程,并为今后的实际应用奠定了坚实的理论 基础。

参考文献

- [1] TANAKA R, TAKAHASHI N, NAKAMURA Y, et al. Verification of the mixing processes of the active pharmaceutical ingredient, excipient and lubricant in a pharmaceutical formulation using a resonant acoustic mixing technology[J]. RSC Advances, 2016, 6(90): 87049-87057.
- [2] RUESCH M D, POWELL M S, SATIJA A, et al. Burning rate and flame structure of cocrystals of CL-20 and a polycrystalline composite crystal of HMX/AP[J]. Combustion and Flame, 2020, 219: 129-135.
- [3] KIM Y J, RAJAGOPAL R, KANG S, et al. Novel dry deposition of LiNbO₃ or Li₂ZrO₃ on LiNi_{0.6}Co_{0.2}Mn_{0.2}O₂ for high performance all-solidstate lithium batteries [J]. Chemical Engineering Journal, 2020, 386: 123975.
- FREY K A, BAKER H, PURCELL D K, et al. Use of resonant acoustic mixing technology for ultra-low-dose blending in a single-step mixing process [J]. Pharmaceutical Research, 2024, 41(1): 1-19.
- [5] LENNOX C B, BORCHERS T H, GONNET L, et al. Direct mechanocatalysis by resonant acoustic mixing(RAM)[J]. Chemical Science, 2023, 14(27): 7475-7481.
- [6] CLAYDON A J, PATIL A N, GAULTER S, et al. Determination and optimisation of Resonant Acoustic Mixing(RAM) efficiency in Polymer Bonded eXplosive (PBX) processing [J]. Chemical Engineering and Processing-Process Intensification, 2022, 173: 108806.
- [7] OSORIO J G, MUZZIO F J. Evaluation of resonant acoustic mixing performance[J]. Powder Technology, 2015, 278: 46-56.
- [8] 曾庆林, 王爽, 王晨, 等. 一种自适应的共振式超高 效混合机控制系统[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(3): 20-23,27.

ZENG Q L, WANG S, WANG CH, et al. An adaptive control system for resonant super-efficient mixer [J]. Automation & Instrumentation, 2021, 36(3): 20-23,27.

[9] 陈国荣,南宫自军,刘博.面向动态特性指标的机电 伺服系统 PID 设计方法[J].振动工程学报,2024, 37(10):1767-1774.

CHEN G R, NANGONG Z J, LIU B. Design method

of PID control for electromechanical servo system based on dynamic characteristics requirements [J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37 (10): 1767-1774.

- [10] 郑楠,王惠明,张元良,等.基于 OS-ELM 与模糊 PID 的自适应打磨头控制系统[J].电子测量技术, 2023,46(13):1-7.
 ZHENG N, WANG H M, ZHANG Y L, et al. Adaptive grinding head control system based on OS-ELM and fuzzy PID[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13):1-7.
- [11] 章海亮, 聂训, 黄招娣. 基于麻雀搜索算法优化的模 糊 PID 控制方法研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(4): 141-148.
 ZHANG H L, NIE X, HUANG ZH D. Research on fuzzy PID control method based on Sparrow search algorithm optimization [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(4): 141-148.
- [12] 刘轲,张冉,崔志斌,等. 云模型优化径向基函数神 经网络算法研究[J]. 河南科技大学学报(自然科学版),2023,44(5):49-55,7.
 LIU K, ZHANG R, CUI ZH B, et al. Research on cloud model optimization radial basis function neural network algorithm[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2023, 44(5):49-55,7.
- [13] 王浩.麻雀搜索算法在 PID 控制系统中的应用研究[D].天津:天津理工大学,2022.
 WANG H. Application of sparrow search algorithm in PID control system[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2022.
- [14] 冯旭刚,黄鹏辉,张泽辰,等. 基于 GA-模糊 RBF 的 发电机组滑模自抗扰控制[J]. 仪器仪表学报,2023, 44(8): 319-328.
 FENG X G, HUANG P H, ZHANG Z CH, et al. Sliding mode active disturbance rejection control for generator sets based on GA-fuzzy RBF[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(8): 319-328.
- [15] WANG G H, FENG D, TANG W L. Electrical impedance tomography based on grey wolf optimized radial basis function neural network [J]. Micromachines, 2022, 13(7): 1120.
- [16] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [17] GAI J B, ZHONG K Y, DU X J, et al. Detection of gear fault severity based on parameter-optimized deep

第 48 卷

belief net-work using sparrow search algorithm[J]. Measurement, 2021, 185: 110079.

[18] 乐明皓, 李凌. 多策略融合的改进麻雀搜索算法及其 AGV路径规划应用[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7): 129-139.

> LE M H, LI L. Improved sparrow search algorithm with multi strategy fusion and application in AGV path planning [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 129-139.

[19] 刘维莎,石荣亮,周其锋,等.基于改进麻雀搜索算 法分数阶 PI 的 PMSM 调速策略[J].电子测量技术, 2024,47(11):78-85.

> LIU W S, SHI R L, ZHOU Q F, et al. Speed regulation strategy of PMSM based on fractional order proportional integral with improved sparrow search algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(11): 78-85.

[20] 李斌,杨润,舒洋.改进麻雀搜索算法在 PMSM 匝间 短路中应用研究[J]. 电子测量与仪器学报,2024, 38(7):224-235.

LI B, YANG R, SHU Y. Application of improved sparrow search algorithm in PMSM inter-turn short-circuit[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 224-235.

- [21] ZHANG C L, DING S F. A stochastic configuration network based on chaotic sparrow search algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 220: 106924.
- [22] OUYANG C T, ZHU D L, WANG F Q. A learning sparrow search algorithm [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021(1): 3946958.
- [23] LI X J, GU J A, SUN X H, et al. Parameter identification of robot manipulators with unknown payloads using an improved chaotic sparrow search algorithm [J]. Applied Intelligence, 2022, 52: 10341-10351.

- [24] XU J C, LI X P, CHEN R Z, et al. Modeling and control analysis of electric driving system considering gear friction based on dual-inertia system[J]. Journal of the Franklin Institute, 2023, 360(5): 3633-3656.
- [25] DANG C L, WANG Y H, JIANG Z H, et al. Model predictive control for Vienna rectifier with constant frequency based on inductance parameters online identification[J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361(7): 106795.
- [26] ANDERSON S R, AM ENDE D J, SALAN J S, et al. Preparation of an energetic-energetic cocrystal using resonant acoustic mixing [J]. Propellants, Explosives, Pyrotechnics, 2014, 39(5): 637-640.
- [27] 郝文彬,冯天玉,黄世明,等. 基于模糊 PID 控制的 烘干房温度控制设计[J]. 中国农机化学报,2021, 42(12):101-106.
 HAO W B, FENG T Y, HUANG SH M, et al. Temperature control design of drying room based on fuzzy PID control[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(12): 101-106.
- [28] 刘威,郭直清,姜丰,等.协同围攻策略改进的灰狼 算法及其 PID 参数优化[J].计算机科学与探索, 2023,17(3):620-634.
 LIU W, GUO ZH Q, JIANG F, et al. Improved grey wolf optimizer based on cooperative attack strategy and its PID parameter optimization [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2023, 17(3): 620-634.

作者简介

李典,硕士研究生,主要研究方向为检测技术与智能 装置。

E-mail:372188471@qq. com

张典(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为 数字信号处理、仿生机器人控制等。

E-mail:zhangdian@qust.edu.cn