

基于 ISCSO-BP-PID 的 SMB 组分纯度模糊解耦控制方法研究^{*}

李 凌 陈玉环

(沈阳化工大学信息工程学院 沈阳 110142)

摘要: 针对模拟移动床色谱分离系统中存在的强耦合、多变量、非线性和时滞等问题,提出了一种基于改进沙猫群优化算法的 BP 神经网络自调整 PID 参数的模拟移动床组分纯度模糊解耦控制方法。该方法首先通过模糊解耦消除了 A、B 组分纯度控制回路之间的耦合,然后结合改进的沙猫群优化算法和 BP 神经网络,实现了 PID 参数的自适应调整,从而有效控制 A、B 组分的纯度。在改进的沙猫群优化算法中,引入了 Cubic 混沌映射来初始化沙猫种群,以提高种群分布的均匀性;在搜索猎物阶段加入了可变螺旋搜索策略,使沙猫群拥有更多的搜索路径来调整自身位置;同时,融合了麻雀搜索算法的警戒机制,以加速算法的收敛速度。通过对 12 个 CEC2022 测试函数进行验证,证明了改进沙猫群优化算法的有效性。仿真结果表明,所提方法不仅能够有效消除 A、B 组分纯度控制回路间的耦合效应,而且在各个实际应用场景中均展现出卓越的性能。与传统的 PID 控制方法相比,在流量突变情况下,调节时间分别缩短了 75.40% 和 77.57%,超调量分别减少了 91.84% 和 81.96%。该方法具备较强的抗干扰能力和良好的鲁棒性,显著改善了整个系统的控制性能。

关键词: 模拟移动床;模糊解耦;沙猫群优化算法;Cubic 混沌映射;可变螺旋搜索策略

中图分类号: TP18;TN05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on fuzzy decoupling control method of SMB component purity based on ISCSO-BP-PID

Li Ling Chen Yuhuan

(College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China)

Abstract: Aiming at the problems of strong coupling, multivariate, nonlinearity, and time delay in the simulated moving bed chromatographic separation system, a fuzzy decoupling control method for simulated moving bed component purity based on the self-tuning PID parameters of BP neural network with an improved sand cat swarm optimization algorithm is proposed. First, fuzzy decoupling is used to eliminate the coupling between the purity control loops of components A and B. Then, combined with the improved sand cat swarm optimization algorithm and BP neural network, the adaptive adjustment of PID parameters is realized, thereby effectively controlling the purity of components A and B. In the improved sand cat swarm optimization algorithm, the Cubic chaotic map is introduced to initialize the sand cat population to improve the uniformity of population distribution; the variable spiral search strategy is added in the prey search phase to enable the sand cat swarm to have more search paths to adjust its position; simultaneously, the alert mechanism of the sparrow search algorithm is integrated to accelerate the convergence speed of the algorithm. The effectiveness of the improved sand cat swarm optimization algorithm is verified by 12 CEC2022 test functions. The simulation results show that the proposed method can not only effectively eliminate the coupling effect between the purity control loops of components A and B, but also demonstrates excellent performance in various real-world application scenarios. Compared to traditional PID control methods, the proposed approach reduced the settling time by 75.40% and 77.57%, and decreased the overshoot by 91.84% and 81.96% under flow rate fluctuation conditions. This method possesses strong anti-interference ability and good robustness, and improves the control performance of the entire system.

Keywords: simulated moving bed; fuzzy decoupling; sand cat swarm optimization algorithm; Cubic chaotic map; variable spiral search strategy

0 引 言

模拟移动床(simulated moving bed, SMB)色谱分离技

术因其高效、低耗、绿色无污染等优点,已广泛应用于医疗、生物、化工等领域。然而,SMB 的运行过程中涉及多个操作变量,需要设计多个控制回路来完成系统控制任务,这些

回路之间常存在严重的耦合效应。文献[1]采用前馈解耦方法对温度和湿度系统进行解耦,但该方法对系统模型的准确性要求较高,而 SMB 系统中难以获得精确的数学模型。文献[2]研究了具有时滞和强耦合的非线性水轮机调节系统的模糊解耦预测控制,尽管在处理时滞和非线性方面表现良好,但其复杂度较高,难以在实际 SMB 系统中实现。文献[3]利用偏最小二乘法消除 SMB 输入和输出变量之间的耦合,但该方法在处理多变量强耦合系统时表现有限,且对数据质量和数量要求较高。鉴于现有方法的不足,本文提出采用模糊规则对模拟移动床 A、B 组分纯度控制回路进行解耦。这种方法利用操作人员的经验和系统参数的简单测试,无需精确的数学模型或复杂计算即可构成模糊解耦所需的信息。研究表明,采用模糊规则解耦方法对 SMB 纯度控制回路进行解耦,不仅具有良好的解耦能力,而且简单易行。

近年来,随着智能控制技术的迅猛发展,基于智能优化算法的反向传播(back propagation, BP)神经网络自调整比例积分微分(proportional-integral-derivative, PID)参数控制方法在工业过程控制中得到了广泛应用。智能优化算法,如粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法、遗传算法(genetic algorithm, GA)和灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法,以其优越的全局搜索能力和优化效率,成为当前的研究热点。例如,文献[4]提出了一种基于 PSO 优化的 BP-PID 控制算法,显著提高了碾米机组系统的控制精度;文献[5]提出了一种基于 GA 优化的 BP 神经网络结合传统 PID 控制的自适应控制器,提升了 Boost 电路的动态性能和抗干扰能力;文献[6]提出了一种基于改进 GWO 的 BP 神经网络自调整 PID 参数控制方法,在聚合酶链式反应仪的温度调节中表现优异。尽管这些方法在实验中表现良好,但在实际应用中仍面临挑战,包括控制器参数调节不够精确、响应速度慢以及对操作条件变化的鲁棒性不足。具体问题包括算法收敛速度较慢、易陷入局部最优和控制精度不足等,这些问题使得在复杂工况下满足控制需求变得更加困难。

鉴于现有方法在 SMB 系统控制中的局限性,本文提出了一种基于改进沙猫群优化(improved sand cat swarm optimization, ISCSO)算法的 BP 神经网络自调整 PID 参数(ISCSO-BP-PID)的模糊解耦控制方法。为了全面验证该方法的实际应用效果,设计了 4 种主要控制场景进行仿真验证:正常情况、流量突变、阀门故障和随机噪声,并与 PID 控制、BP-PID 控制、PSO-BP-PID 控制和 GA-BP-PID 控制进行对比分析。实验结果表明,ISCSO-BP-PID 控制器在各个场景下均表现出卓越性能,尤其在超调量、调节时间和鲁棒性等关键指标上具有显著优势,验证了其在复杂控制任务中的有效性和优越性。

1 SMB 机理模型的建立及求解

1.1 色谱柱模型

利用一般速率理论建立色谱柱的模型,具体表达如式(1)~(6)所示。

$$\frac{\partial c_i}{\partial t} + F \frac{\partial q_i}{\partial t} + u \frac{\partial c_i}{\partial x} = D \frac{\partial^2 c_i}{\partial x^2} \quad (1)$$

传质方程:

$$\frac{\partial q_i}{\partial t} = -k_f(q_i - q_i^*), i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中, $q_i^* = f(c_1, \dots, c_n)$ 。

边界条件:

$$c_i(0, t) = \phi_i(t) \quad (3)$$

$$\left. \frac{\partial c_i}{\partial x} \right|_{x=L} = 0 \quad (4)$$

初始条件:

$$c_i(x, 0) = c_i^0 \quad (5)$$

$$q_i(x, 0) = q_i^0 \quad (6)$$

式中: F 为相比, D 为轴向扩散系数, L 为色谱柱长度, q_i 和 c_i 分别为组分 i 在固相和液相中的浓度, u 为液体流速, $\phi_i(t)$ 为边界条件函数, q_i^* 为组分 i 达到吸附平衡时的浓度, k_f 为传质系数, x 和 t 分别为柱长度和时间微元。

1.2 进出口物料平衡模型

各口的流量守恒关系如式(7)所示。

$$\begin{cases} Q_1 = Q_4 + Q_D \\ Q_2 = Q_1 - Q_E \\ Q_3 = Q_2 + Q_F \\ Q_4 = Q_3 - Q_R \end{cases} \quad (7)$$

式中: Q_D 、 Q_E 、 Q_F 、 Q_R 分别表示流动相、提取液、进料和提余液的流量, Q_1 、 Q_2 、 Q_3 、 Q_4 分别表示第 1、2、3、4 区的流量。

1.3 吸附等温线模型

Langmuir 吸附等温线在 SMB 分离过程中被广泛应用,其形式如式(8)所示。

$$q_i^* = \frac{N_i K_i c_i}{1 + K_A c_A + K_B c_B}, i = A, B \quad (8)$$

式中: N_i 和 K_i 分别表示组分 i 的平衡常数和饱和吸附因子。

1.4 流量比

通过引入流量比 m_j , 可以把需要操作的变量转换为流量比的形式,转换公式如式(9)所示。

$$m_j = \frac{Q_j T_{switch} - \epsilon V}{(1 - \epsilon)V} \quad (9)$$

式中: m_j 为 j 区流量比, Q_j 为 j 区流量, V 是色谱柱体积, ϵ 是孔隙率, T_{switch} 是切换时间。

1.5 模型求解

本文采用线上求解法对上述偏微分方程组进行离散

化。一阶偏导数项采用五点偏心逆风格式近似,如式(10)所示,二阶偏导数项则采用五点中心格式近似,如式(11)所示。离散化后,将偏微分方程组转化为常微分方程组,并利用 Matlab 的求解函数获得其数值解。

$$\frac{\partial c_i}{\partial x_k} = \frac{-c_i(x_{k-3}) + 6c_i(x_{k-2}) - 18c_i(x_{k-1}) + 10c_i(x_k) + 3c_i(x_{k+1})}{12\Delta x}$$

(10)

$$\frac{\partial^2 c_i}{\partial^2 x_k} = \frac{-c_i(x_{k-2}) + 16c_i(x_{k-1}) - 30c_i(x_k) + 16c_i(x_{k+1}) - c_i(x_{k+2})}{12\Delta x^2}$$

(11)

式中: k 为网格点。

2 数据集的构建及系统辨识

2.1 数据集的构建

在构建数据集时,为避免色谱柱压力升高,将 Q_1 固定为 2.38 mL/min。SMB 分离过程的性能参数定义如式(12)所示,模型参数如表 1。根据表 2 中的流量范围,求解 m_2 和 m_3 ,并将其作为数据集的输入。通过求解机理模型,获取产品分离纯度,以此作为数据集的输出。上述步骤循环运行 500 次,即可得到一个包含 500 组样本的数据集。接下来,对这组数据进行系统辨识。

$$P_E = \frac{100c_E^A}{c_E^A + c_E^B}, P_R = \frac{100c_R^B}{c_R^A + c_R^B}$$

(12)

式中: P_E 为提取液中 A 组分的纯度, P_R 为提余液中 B 组分的纯度,下标 E 和 R 分别表示提取口和提余口。

表 1 SMB 分离体系的模型参数

Table 1 Model parameters for the SMB separation system	
模型参数	数值
构型	2/2/2/2
色谱柱长/cm	10
色谱柱直径/cm	1
A 组分的亨利系数	4.5
B 组分的亨利系数	3
切换时间/s	480
进料浓度/(g·L ⁻¹)	4.5
区带 1 流量/(mL·min ⁻¹)	2.38

表 2 用于生成数据集的各输入参数的范围和步长
Table 2 Ranges and steps of input parameters for dataset generation

输入参数	范围	步长
区带 2 流量/(mL·min ⁻¹)	1.74~2.376	1.5
区带 3 流量/(mL·min ⁻¹)	1.884~2.556	1.6

2.2 系统辨识

本文采用预测误差法对两入两出的 SMB 数据进行辨识,得到的辨识模型如式(13)所示^[7]。图 1 和 2 分别展示

了 P_E 和 P_R 的输出拟合曲线,其中 P_E 的拟合精度为 93.43%, P_R 的拟合精度为 85.05%。

$$G(S) = \begin{bmatrix} \frac{0.125\ 882s + 0.000\ 156}{s^2 + 0.007\ 08s + 4.335 \times 10^{-5}} & \frac{0.032\ 5s + 0.004\ 749}{s^2 + 0.091\ 3s + 7.25 \times 10^{-5}} \\ \frac{0.008\ 429s + 0.007\ 12}{s^2 + 0.61s + 6.25 \times 10^{-6}} & \frac{0.089\ 63s + 0.000\ 007\ 2}{s^2 + 0.209\ 25s + 5.208 \times 10^{-5}} \end{bmatrix}$$

(13)

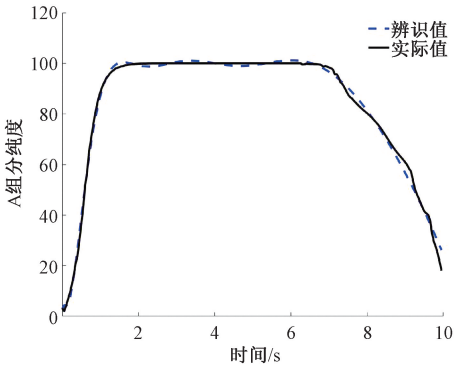


图 1 P_E 的输出拟合曲线
Fig. 1 Fitted curve of P_E output

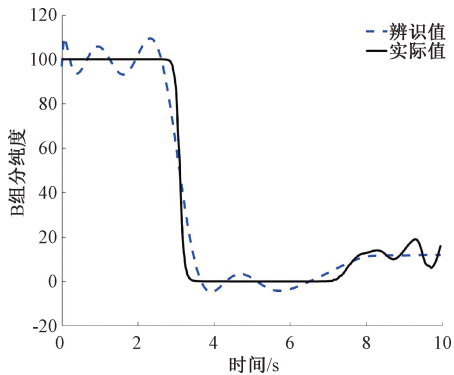


图 2 P_R 的输出拟合曲线
Fig. 2 Fitted curve of P_R output

3 系统耦合特性分析及模糊解耦控制器设计

3.1 系统耦合特性分析

在 SMB 系统中, m_2 和 m_3 的变化对 P_E 和 P_R 的影响是一个复杂的多变量耦合问题。由于系统的耦合性,单独调整一个流量比可能同时影响两个纯度指标^[8]。例如,增大 m_2 可能会延长目标组分在吸附剂上的停留时间,从而提高 P_E ,但也可能导致更多非目标组分进入提余液,从而降低 P_R 。

3.2 模糊解耦控制器设计

为了实现解耦控制,本文采用模糊逻辑设计控制器,使得每个控制变量主要影响一个目标输出,从而实现 m_2 和 m_3 对 P_E 和 P_R 的独立控制。所提出的模糊解耦控制方案的结构框图如图 3 所示。

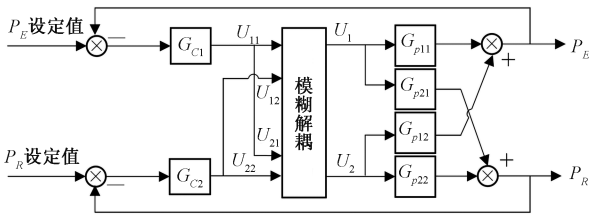


图 3 模糊解耦控制方案结构框图

Fig. 3 Block diagram of the fuzzy decoupling control scheme

由于控制回路中的两个模糊解耦器在设计原理上相似,下面以 P_E 解耦控制器的设计为例进行介绍,其输入信号分别为 P_E 和 P_R 控制器的输出信号。

1) 模糊变量设计及隶属度函数选择

假设模糊控制器的输入变量为 U_{11} 和 U_{12} , 输出变量为 U_1 (即控制量)。这些变量的论域均为 $[-6, 6]$, 语言变量包括 NB(负大)、NM(负中)、NS(负小)、ZE(零)、PS(正小)、PM(正中)、PB(正大), 所有变量均采用对称三角形隶属度函数。

2) 模糊规则设计及解模糊

在本文所设计的模糊解耦控制系统中,模糊控制器的主要作用是实现系统的解耦。根据实际系统的响应特性,制定模糊规则,旨在使控制量对其主要输出的影响最大,对其他输出的影响最小。具体思路如下:当 P_E 低于设定值时,系统需要通过调整 m_2 来提高 P_E 。如果仅通过增大 m_2 控制量 (U_{11}) 来调节,则 U_{11} 增大, U_1 增大, m_2 增大。然而,由于耦合关系,如果此时 m_3 控制量 (U_{12}) 也增大,则

P_R 可能会高于设定值。根据 SMB 调节原理,模糊控制器 U_1 应进一步增大,以确保在平衡两者的基础上, P_E 和 P_R 都达到设定值。基于上述思路及实际控制需求,建立了如表 3 所示的模糊控制规则,这些规则均基于专家知识或系统数据分析,以优化系统的控制性能和稳定性。为了获取准确的控制量,本文采用重心法作为解模糊方法。

表 3 P_E 解耦控制器的模糊规则表Table 3 Fuzzy rule table for the P_E decoupling controller

U_{12}	U_{11}						
	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NM	NM	NS	ZE
NM	NB	NB	NM	NM	NS	ZE	PS
NS	NB	NB	NS	NS	ZE	PS	PM
ZE	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
PS	NM	NS	ZE	PS	PS	PB	PB
PM	NS	ZE	PS	PM	PM	PB	PB
PB	ZE	PS	PM	PM	PB	PB	PB

利用模糊解耦法对系统进行解耦后,原系统可以被视为两个相互独立的单输入单输出系统。由于常规控制器对 SMB 的控制效果不佳,因此本文中的控制器 G_{C1} 和 G_{C2} 均采用了 ISCSO-BP-PID 控制器。图 4 展示了在 Simulink 中搭建的系统仿真图,图 5 所示为 ISCSO-BP-PID 控制模型, BP 神经网络的功能主要通过 Simulink 中的 S 函数模块实现。接下来将介绍本文所使用的控制算法。

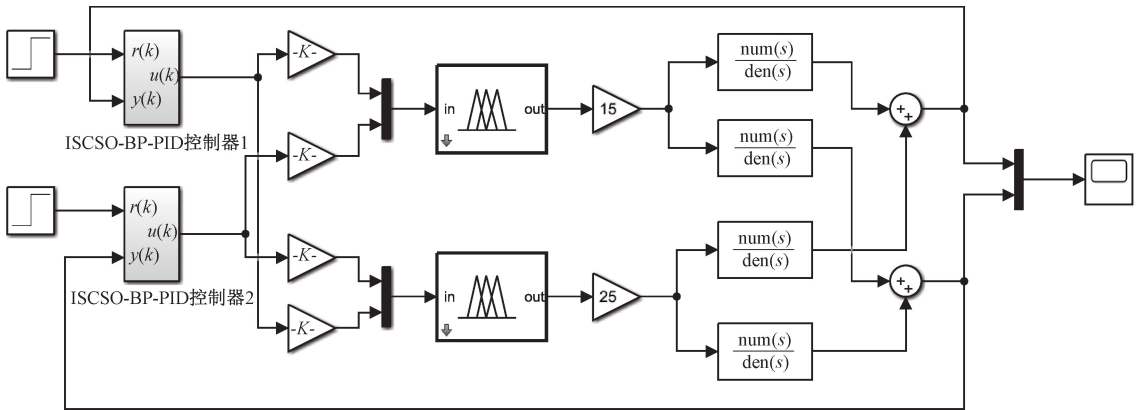


图 4 控制系统仿真结构图

Fig. 4 Simulation structure diagram of the control system

4 SMB 纯度控制回路分析

4.1 沙猫群算法简介

1) 种群初始化

沙猫群优化 (sand cat swarm optimization, SCSO) 算法^[9]的种群初始化公式如式(14)所示。

$$x_{ij} = lb_j + rand \cdot (ub_j - lb_j) \quad (14)$$

式中: $rand$ 是介于 $0 \sim 1$ 之间的随机数, x_{ij} 是第 i 个沙猫的第 j 维变量, ub_j 和 lb_j 分别为第 j 维变量的上界和下界。

2) 搜索与攻击猎物

在算法中,沙猫的听觉灵敏度值 r_G 的范围为 $0 \sim 2$,其更新公式如式(15)所示。

$$r_G = s_M(1 - t/iter_{max}) \quad (15)$$

$$r = r_G \times rand \quad (16)$$

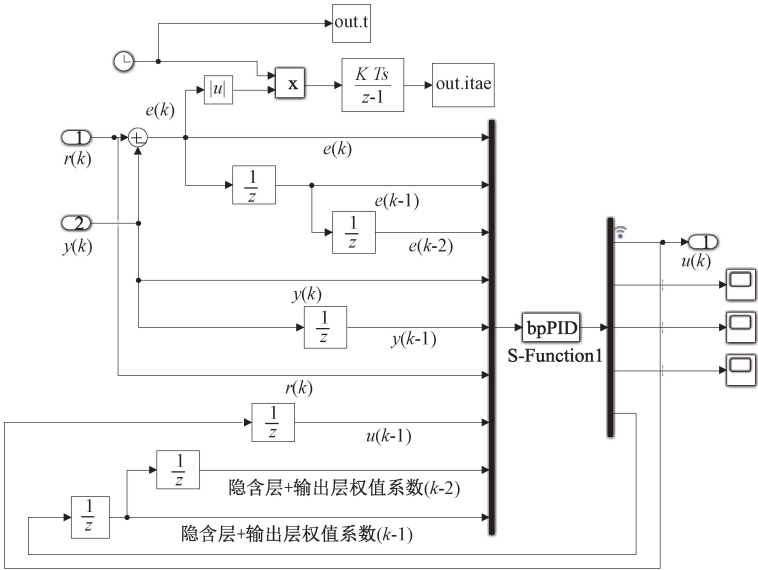


图 5 ISCSO-BP-PID 控制器的内部封装结构

Fig. 5 Internal packaging structure of the ISCSO-BP-PID controller

式中: s_M 是沙猫的最大灵敏度, 设为 2, $iter_{max}$ 是最大迭代次数, t 是当前迭代次数, r 是每只沙猫的灵敏度范围。

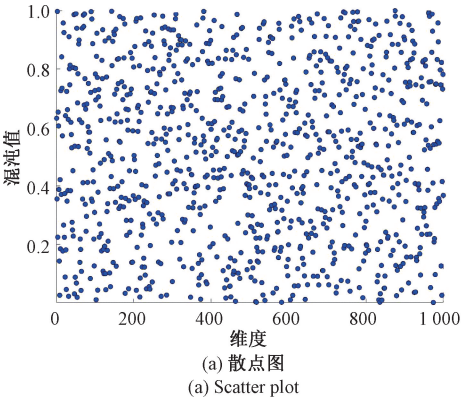
沙猫根据平衡参数 R 的取值来决定是进行搜索还是攻击猎物, 如式(17)所示。

$$R = 2 \times r_G \times rand - r_G \quad (17)$$

当 $|R| \leq 1$ 时, 沙猫处于攻击行为; 当 $|R| > 1$ 时, 沙猫处于搜索行为。这两种行为的数学模型如下所示:

$$\begin{cases} X_r = |rand \cdot X_b(t) - X_c(t)| \\ X(t+1) = X_b(t) - X_r \cdot \cos(\theta) \cdot r, |R| \leq 1 \end{cases} \quad (18)$$

$$X(t+1) = r \cdot [X_{bc}(t) - rand \cdot X_c(t)], |R| > 1 \quad (19)$$



式中: $X_b(t)$ 为当前最佳位置, $X_c(t)$ 为当前位置, θ 为 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间的随机角度, $X_{bc}(t)$ 为当前最佳候选位置。

4.2 算法改进

1) Cubic 混沌映射

Cubic 混沌映射具有良好的混沌特性, 其表达式如式(20)所示^[10]。设置迭代次数为 1 000, 初值为 $x_0 = 0.3$ 和 $\rho = 2.595$ 。图 6(a)和(b)分别展示了利用随机初始化和 Cubic 混沌映射初始化所生成的混沌序列散点图和分布直方图。图 7(a)和(b)分别展示了利用 Cubic 混沌映射初始化生成的混沌序列散点图和分布直方图。

$$x_{n+1} = \rho x_n (1 - x_n^2) \quad (20)$$

式中: ρ 是控制参数, $x_n \in (0, 1)$ 。

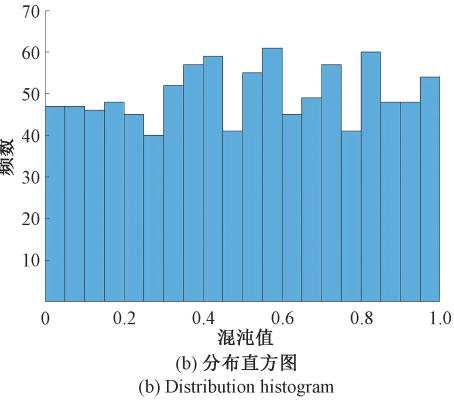


图 6 随机初始化生成的混沌序列散点图和分布直方图

Fig. 6 Scatter plot and distribution histogram of the chaotic sequence generated by random initialization

由图 6 和 7 可知, 使用 Cubic 混沌映射作为初始化方式时, 更多个体分布在搜索空间的边界区域附近。这表明, Cubic 混沌映射能够扩展寻优区域, 增加种群的多样性

和复杂性。

2) 可变螺旋搜索策略

初始 SCSO 算法在搜索猎物阶段的公式如式(19)所

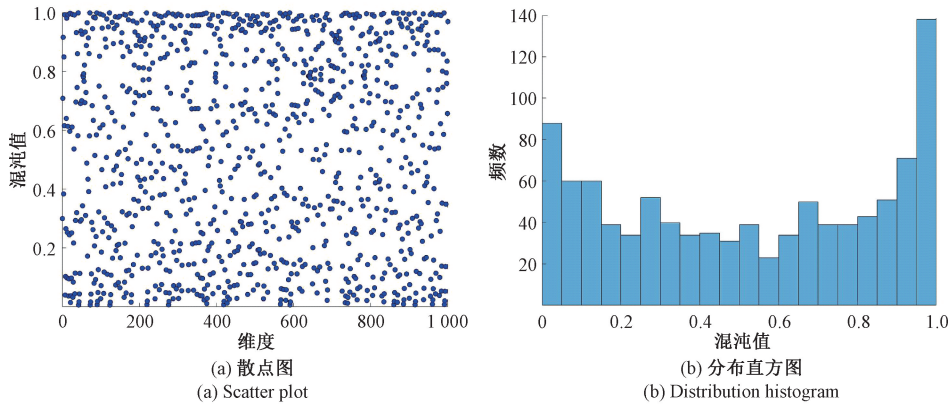


图 7 Cubic 混沌映射初始化生成的混沌序列散点图和分布直方图

Fig. 7 Scatter plot and distribution histogram of the chaotic sequence generated by Cubic chaos mapping initialization

示。在此基础上,加入了如式(21)所示的可变螺旋搜索策略因子,将参数 z 设计为自适应变量,动态调整沙猫群搜索猎物的螺旋形状,从而扩展了沙猫群探索未知区域的能力。改进后的沙猫位置更新公式如式(22)所示,螺旋搜索图如图 8 所示^[11]。

$$z = e^{k \cdot \cos(\pi \cdot (1 - (t / \text{iter}_{\max})))} \quad (21)$$

$$X(t+1) = e^{z \cdot l} \cdot \cos(2\pi l) \cdot r \cdot [X_{bc}(t) - \text{rand} \cdot X_c(t)], |R| > 1 \quad (22)$$

其中, $l = 0.01(X_{bc}(t) - X_b(t))$

式中: z 为螺旋搜索因子, k 为变化系数,取值为 5, l 为步长控制参数。

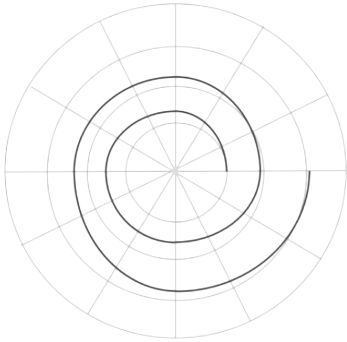


图 8 螺旋搜索示意图

Fig. 8 Schematic diagram of spiral search

3) SSA 的警戒者行为

通过融合麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[12]的警戒机制,可以显著提升 SCSO 算法的收敛速度。随机选择种群内 20% 的沙猫作为警戒者,其数学表达式如式(23)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \times |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \times \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (23)$$

式中: t 是当前迭代次数, β 是步长控制参数, ϵ 是一个极

小的常数, $X_{i,j}$ 是第 i 只沙猫在第 j 维中的位置, X_{best} 和 X_{worst} 分别代表当前全局最优和最差位置, f_i 是当前沙猫个体的适应度值, f_g 和 f_w 分别是当前全局最优和最差适应度值, K 是介于 $[-1,1]$ 之间的随机数。

4.3 ISCSO-BP-PID 控制策略

在 SMB 系统的纯度控制中,传统的 PID 控制方法通常不适用,因为 SMB 系统的复杂非线性特性和时滞效应使 PID 控制难以提供足够的精确度和响应速度。相比之下,BP 神经网络通过自学习来优化 PID 参数,有效克服了这些问题^[13]。为了避免陷入局部最优解,本文引入了 ISCSO 算法来优化 BP 神经网络的惯性系数(α)、学习率(η)和网络初始权值($w_{ij}^{(2)}$ 、 $w_{ji}^{(3)}$),其取值范围分别为 $[0.01, 0.99]$ 、 $[0.01, 0.99]$ 、 $[-1, 1]$ 和 $[-1, 1]$ 。控制逻辑框架的基本结构如图 9 所示。

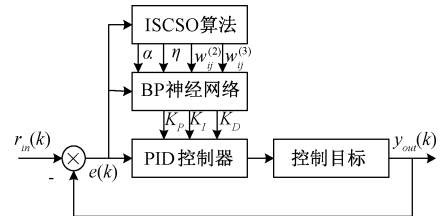


图 9 ISCSO-BP-PID 控制策略

Fig. 9 ISCSO-BP-PID control strategy

控制器由 ISCSO-BP 神经网络和增量式 PID 控制器两部分组成,其中,增量式 PID 控制式为:

$$u(k) = u(k-1) + K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (24)$$

式中: $e(k) = r_{in}(k) - y_{out}(k)$,其中 $y_{out}(k)$ 和 $r_{in}(k)$ 分别表示系统的实际输出和预期输出。

BP 神经网络采用 3 层前馈结构,包括输入层、隐含层和输出层,节点数分别为 4、5 和 3。输入层接收采样得到的 $e(k)$ 、 $e(k) - e(k-1)$ 、 $e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$ 和常数 1,隐含层进行特征处理,输出层提供 PID 控制器的 3 个参数 K_p 、 K_i 和 K_D 。改进后的 BP 神经网络结构如

图 10 所示。

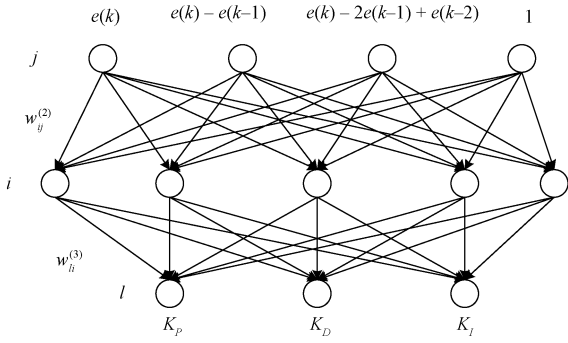


图 10 改进后的 BP 神经网络结构图

Fig. 10 Diagram of the improved BP neural network structure

在下列公式中,上标(1)、(2)和(3)分别表示输入层、隐含层和输出层。输入层的输入为:

$$O_j^{(1)} = x_{k-j} = e(k-j) (j = 0, 1, \dots, M-1) \quad (25)$$

$$O_M^{(1)} \equiv 1 \quad (26)$$

式中: M 为输入层神经元的数量。

隐含层的输入 $net_i^{(2)}$ 和输出 $O_i^{(2)}$ 为:

$$net_i^{(2)}(k) = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)}(k) \quad (27)$$

$$O_i^{(2)}(k) = f[net_i^{(2)}(k)] (i = 0, 1, \dots, Q-1) \quad (28)$$

$$O_Q^{(2)}(k) \equiv 1 \quad (29)$$

式中: $w_{ij}^{(2)}$ 为隐含层的加权系数, Q 为隐含层神经元的数量, $f(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数。 $f(\cdot)$ 的计算公式如下:

$$f(x) = \tan h(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (30)$$

输出层的输入为:

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q w_{li}^{(3)} O_i^{(2)}(k) \quad (31)$$

式中: $w_{li}^{(3)}$ 为输出层的加权系数。

输出层的输出为:

$$O_0^{(3)}(k) = K_p(k) = g(net_0^{(3)}(k))$$

$$O_1^{(3)}(k) = K_I(k) = g(net_1^{(3)}(k)) \quad (32)$$

$$O_2^{(3)}(k) = K_D(k) = g(net_2^{(3)}(k))$$

式中: $g(\cdot)$ 为非负的 Sigmoid 函数。 $g(\cdot)$ 的计算公式如下:

$$g(x) = \frac{1}{2}(1 + \tan h(x)) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (33)$$

BP-PID 的性能指标函数为 SMB 系统目标纯度与实际纯度之间的均方误差:

$$E(k) = \frac{1}{2}(r_{in}(k) - y_{out}(k))^2 \quad (34)$$

当使用梯度下降法对 BP-PID 模型进行求解时,权值 $w_{ij}^{(2)}$ 和 $w_{li}^{(3)}$ 的更新公式如下所示:

$$\begin{cases} \Delta w_{li}^{(3)}(k+1) = \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k) + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k) \\ \delta_i^{(3)} = e(k+1) \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}\right) \times \\ \frac{\partial u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} g'[\operatorname{net}_i^{(3)}(k)] (l = 0, 1, 2) \\ \Delta w_{ij}^{(2)}(k+1) = \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) + \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = f'[\operatorname{net}_i^{(2)}(k)] \sum_{l=0}^2 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) (i = 0, 1, \dots, Q-1) \end{cases} \quad (35)$$

式中: $f'[x] = [1 - f^2(x)]/2$, $g'[x] = g(x)[1 - g(x)]$ 。

适应度函数:

$$J = r_{in}(k) - y_{out}(k) \quad (36)$$

基于 ISCSO 的 BP-PID 控制策略算法步骤如图 11 所示。

5 系统仿真

本文实验均在 Windows 10 操作系统、搭载 Intel Core i5 处理器和 8 GB 内存的计算机上完成,编程软件为 Matlab R2021a。根据 PID 控制器原理,通过试凑法确定了 PID 控制器的参数。其中, P_E 的 PID 参数设置为 15、150、0, P_R 的 PID 参数设置为 25、175、0。在仿真实验中, PID 参数均采用上述预设值。模糊参数调整原理与 PID 参数调试类似,依照经验公式和试凑法对模型进行不断调试。最终确定 P_E 模糊解耦器的量化因子为 0.179 和 0.001,比例因子为 15; P_R 的量化因子为 0.001 和 0.025,比例因子为 25。

5.1 ISCSO 的性能测试

选取 CEC2022 基准测试函数验证 ISCSO 算法的有效性。将测试结果与蜣螂优化(dung beetle optimizer, DBO)算法^[14]、基于减法平均的优化(subtraction-average-based optimizer, SABO)算法^[15]、鹈鹕优化算法(pelican optimization algorithm, POA)^[16]、哈里斯鹰优化(harris hawks optimization, HHO)算法^[17]以及原始 SCSSO 算法进行比较,各算法参数按照原文设置。每种算法独立运行 30 次,基准函数维度 D 为 20,种群大小为 30,迭代次数为 1 000。使用平均值、标准差、平均排名和显著性水平为 0.05 的 Wilcoxon 符号秩检验来分析算法性能,结果如表 4 所示。其中,“>”、“≈”和“<”分别表示 ISCSO 算法优于、近似于和劣于其他算法。

由表 5 可知,ISCSO 算法在 CEC2022 测试函数中的性能排名第 1,表现出更好的收敛精度。具体来说,在测试函数 f_5 和 f_{10} 上, DBO 算法具有最佳的寻优性能;在测试函数 f_7 上, POA 表现最佳;在测试函数 f_8 上, HHO 算法的寻优性能最佳,且与 ISCSO 算法的结果无显著性差异;在其余 8 个测试函数上, ISCSO 算法均取得了最佳结果。综上所述,与其他算法相比, ISCSO 算法能够找到更高精度

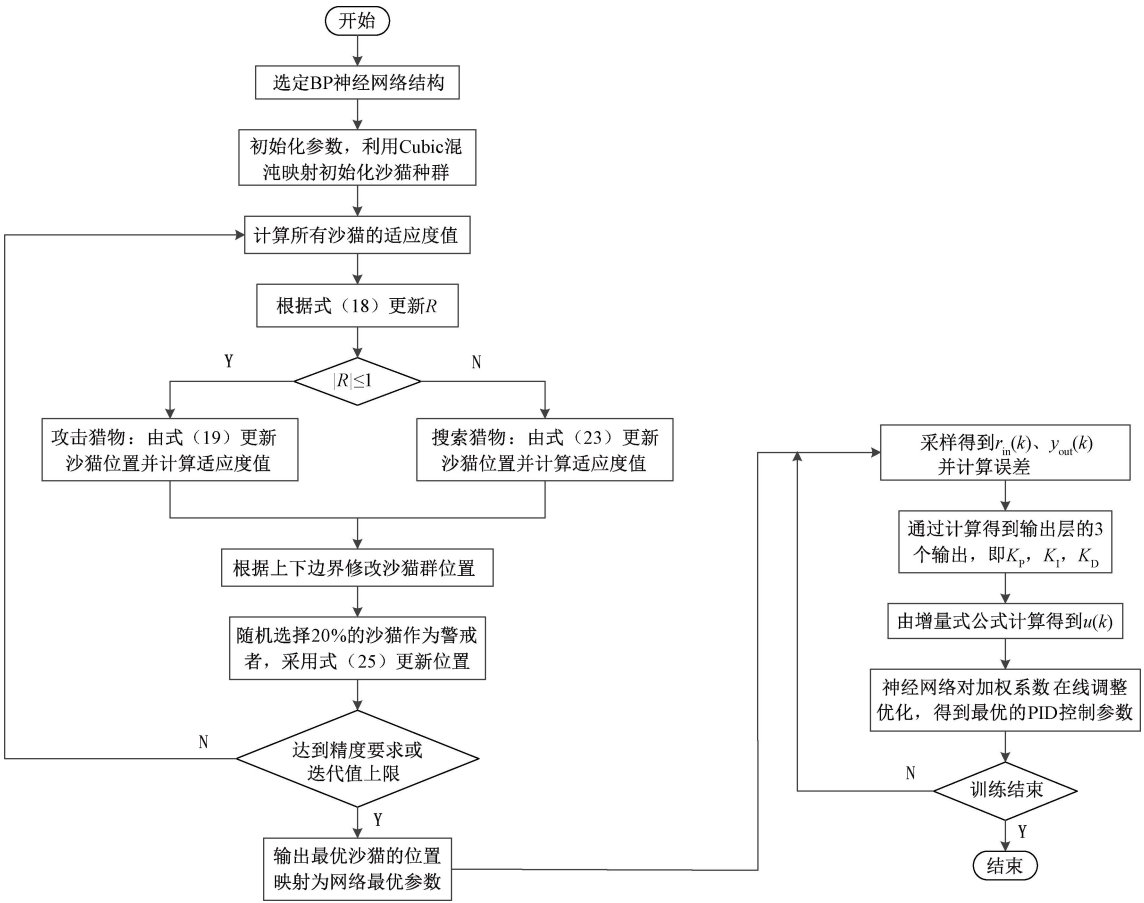


Fig. 11 Flowchart of the ISCSO-BP-PID algorithm

表 4 CEC2022 测试函数寻优结果

Table 4 Optimization results of CEC2022 test functions

函数	指标	DBO	SABO	POA	HHO	SCSO	ISCSO
f_1	平均值	2.36×10^4	2.96×10^4	8.38×10^3	1.06×10^4	1.19×10^4	6.40×10^2
	标准差	9.00×10^3	5.00×10^3	3.35×10^3	4.70×10^3	3.59×10^3	1.29×10^3
f_2	平均值	4.97×10^2	6.32×10^2	6.84×10^2	4.92×10^2	5.87×10^2	4.56×10^2
	标准差	7.10×10^1	9.06×10^1	1.77×10^2	4.50×10^1	7.25×10^1	1.07×10^1
f_3	平均值	6.35×10^2	6.43×10^2	6.50×10^2	6.60×10^2	6.48×10^2	6.35×10^2
	标准差	8.52×10^0	1.45×10^1	1.03×10^1	9.12×10^0	1.27×10^1	1.47×10^1
f_4	平均值	9.08×10^2	9.50×10^2	8.86×10^2	8.87×10^2	8.89×10^2	8.83×10^2
	标准差	2.87×10^1	1.69×10^1	1.17×10^1	1.29×10^1	2.29×10^1	1.57×10^1
f_5	平均值	1.78×10^3	2.28×10^3	2.22×10^3	2.95×10^3	2.30×10^3	2.21×10^3
	标准差	3.61×10^2	5.83×10^2	3.08×10^2	3.49×10^2	3.49×10^2	2.77×10^2
f_6	平均值	8.23×10^4	9.98×10^6	7.41×10^5	1.49×10^5	1.00×10^6	7.26×10^3
	标准差	1.63×10^5	1.17×10^7	2.12×10^6	7.89×10^4	1.79×10^6	5.77×10^3
f_7	平均值	2.13×10^3	2.22×10^3	2.11×10^3	2.17×10^3	2.14×10^3	2.12×10^3
	标准差	3.74×10^1	6.57×10^1	3.39×10^1	5.30×10^1	4.18×10^1	4.93×10^1
f_8	平均值	2.29×10^3	2.37×10^3	2.27×10^3	2.26×10^3	2.29×10^3	2.27×10^3
	标准差	6.81×10^1	8.77×10^1	6.53×10^1	5.64×10^1	6.94×10^1	5.69×10^1

续表 4

Continuation Table 4

函数	指标	DBO	SABO	POA	HHO	SCSO	ISCSO
f_9	平均值	2.50×10^3	2.67×10^3	2.54×10^3	2.50×10^3	2.55×10^3	2.48×10^3
	标准差	2.86×10^1	6.43×10^1	3.15×10^1	1.05×10^1	4.53×10^1	5.90×10^{-4}
f_{10}	平均值	2.94×10^3	6.01×10^3	4.07×10^3	3.72×10^3	3.32×10^3	3.71×10^3
	标准差	8.90×10^2	1.61×10^3	1.15×10^3	6.75×10^2	1.20×10^3	8.11×10^2
f_{11}	平均值	2.94×10^3	5.02×10^3	4.89×10^3	3.12×10^3	4.54×10^3	2.88×10^3
	标准差	7.81×10^1	8.10×10^2	8.72×10^2	2.55×10^2	8.17×10^2	1.33×10^2
f_{12}	平均值	3.02×10^3	3.08×10^3	3.04×10^3	3.12×10^3	3.03×10^3	2.99×10^3
	标准差	5.72×10^1	7.75×10^1	6.19×10^1	1.30×10^2	4.49×10^1	4.69×10^1
平均排名		2.75	5.42	3.58	3.67	4.08	1.5
最终排名		2	6	3	4	5	1
$>/\approx/<$		7/3/2	10/2/0	8/4/0	9/3/0	7/5/0	~

的解,尤其在处理复杂特征函数时具有显著优势。

5.2 组分纯度控制回路加入干扰后解耦效果对比

为了验证加入模糊解耦后系统的解耦效果,分别在 20 s 和 10 s 时调整了解耦系统 and 无解耦系统中 P_E 和 P_R 的目标纯度,观察两组分的纯度变化是否存在耦合。仿真结果如图 12 所示。

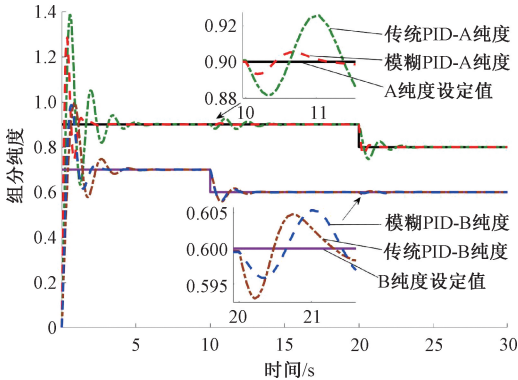


图 12 系统加入干扰后解耦效果对比

Fig. 12 Comparison of decoupling effects after introducing disturbance into the system

从图 12 可以看出,在 10 s 时, P_R 控制器接收到控制信号,将 P_R 的目标纯度从 70% 调整至 60%; 在 20 s 时, P_E 控制器接收到控制信号,将 P_E 的目标纯度从 90% 调整至 80%。与传统 PID 控制相比,使用模糊 PID 控制时, P_E 和 P_R 控制系统能够迅速到达稳态,其超调量分别减少了 63.24% 和 41.88%。各项性能指标如表 5 所示。

5.3 SMB 组分纯度控制效果对比

为了验证本文提出的控制方法在实际应用中的有效性,设计了四种主要的实际控制场景进行仿真验证: 正常情况、流量突变、阀门故障和随机噪声。在每种场景下,比较了 PID 控制、BP-PID 控制、PSO-BP-PID 控制^[4]、GA-BP-PID 控制^[5] 和 ISCSO-BP-PID 控制的效果。这些算法

表 5 系统控制性能指标

Table 5 System control performance metrics

参数	控制算法	超调量/%	调节时间/s
P_E	传统 PID	2.04	2.22
	模糊 PID	0.75	0.48
P_R	传统 PID	1.17	0.37
	模糊 PID	0.68	0.35

分别代表了传统控制方法和优化算法在处理复杂控制任务时的应用效果。各优化算法的基本参数设置为: 种群数量为 100, 最大迭代次数为 100。各算法的具体参数按照原文设定。对于传统 BP-PID 控制器, 设定 $\alpha = 0.02, \eta = 0.1, \omega_{ij}^{(2)}$ 和 $\omega_{ii}^{(3)}$ 的初始值在 $[-1, 1]$ 之间随机取值。

1) 正常情况

设定 A、B 组分的目标纯度分别为 90% 和 70%, 仿真时间为 20 s。各算法控制器的 P_E 和 P_R 控制响应曲线分别如图 13 和 14 所示, 3 种优化算法的参数寻优性能如图 15 和 16 所示。

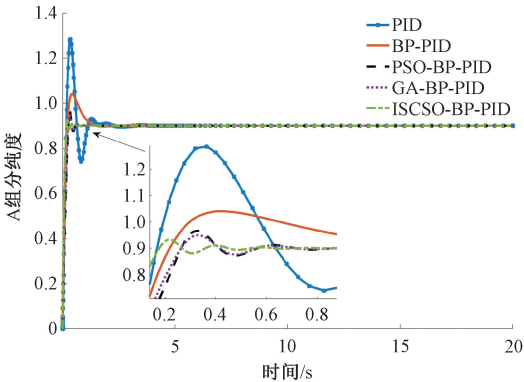


图 13 正常情况下 P_E 的控制仿真图

Fig. 13 Control simulation diagram of P_E under normal conditions

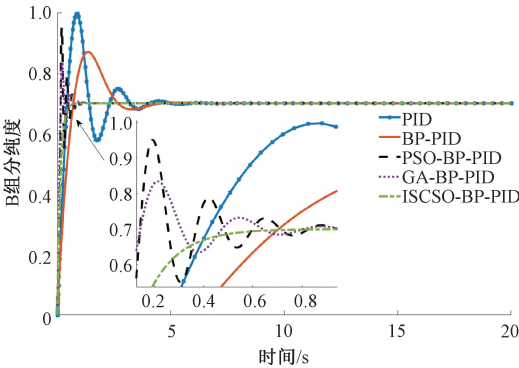


图 14 正常情况下 P_R 的控制仿真图

Fig. 14 Control simulation diagram of P_R under normal conditions

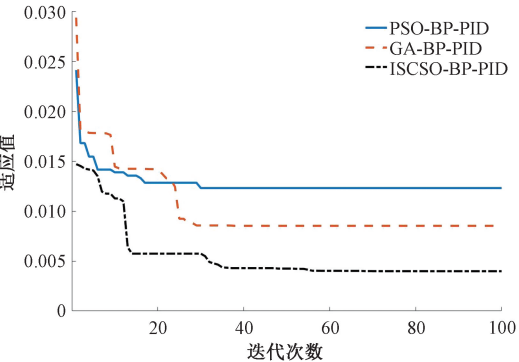


图 15 P_E 控制回路中适应度函数控制曲线对比

Fig. 15 Comparison of fitness function control curves in the P_E control loop

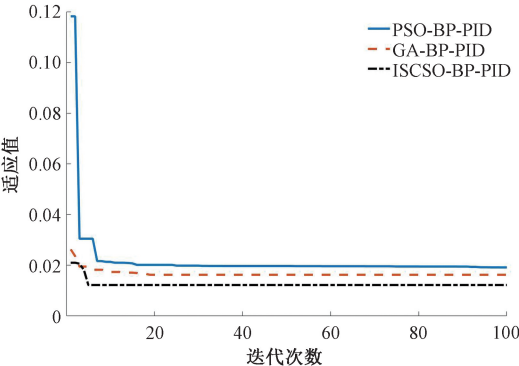


图 16 P_R 控制回路中适应度函数控制曲线对比

Fig. 16 Comparison of fitness function control curves in the P_R control loop

从图 13~16 可以看出,相比于传统的 PID 和 BP-PID 控制方法,3 种智能控制策略在各种性能指标上均有显著改善。与其他两种智能控制策略相比,ISCSO-BP-PID 控制器能够更快地收敛到最优解,并且在超调量和调节时间上表现出显著优势。这表明该算法在系统平稳运行时具备卓越的控制性能。仿真结果见表 6。

2) 流量突变

在实际生产中,突发流量变化可能由操作调整、设备

表 6 仿真结果分析

Table 6 Analysis of simulation results			
参数	控制算法	超调量/%	调节时间/s
P_E	PID	42.76	2.28
	BP-PID	15.55	2.25
	PSO-BP-PID	7.29	0.91
	GA-BP-PID	5.50	0.89
	ISCSO-BP-PID	3.70	0.85
P_R	PID	42.30	5.96
	BP-PID	24.19	4.70
	PSO-BP-PID	35.51	1.52
	GA-BP-PID	18.82	1.47
	ISCSO-BP-PID	0	0.75

故障、供料条件变化或外部环境因素引起。为了评估不同控制算法在 SMB 系统中的应对性能,本研究设计了针对突发流量变化的仿真实验。实验模拟了流量在第 10 s 突然发生变化的情况,导致流量比突然增加了 2。为了在 Simulink 中模拟这种突发流量变化,将突变信号叠加到控制器的输出上。各算法控制器的 P_E 和 P_R 响应曲线分别如图 17 和 18 所示,3 种优化算法的参数寻优性能如图 19 和 20 所示。

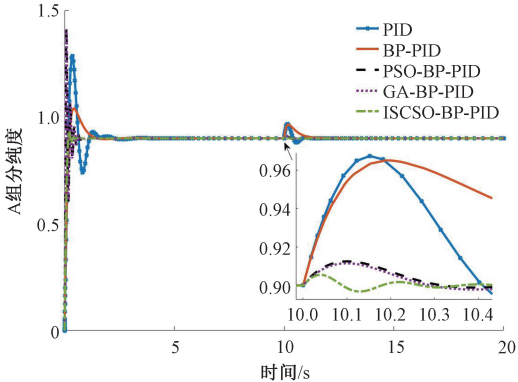


图 17 流量突变情况下 P_E 的控制仿真图

Fig. 17 Control simulation diagram of P_E under flow rate disruption

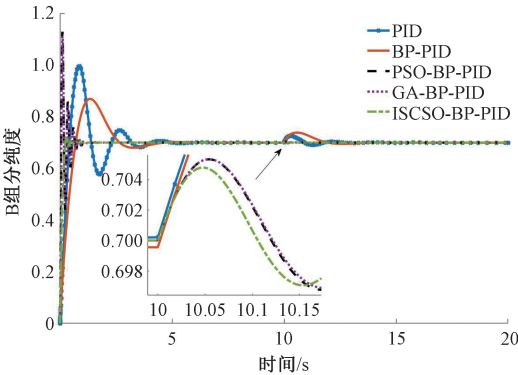


图 18 流量突变情况下 P_R 的控制仿真图

Fig. 18 Control simulation diagram of P_R under flow rate disruption

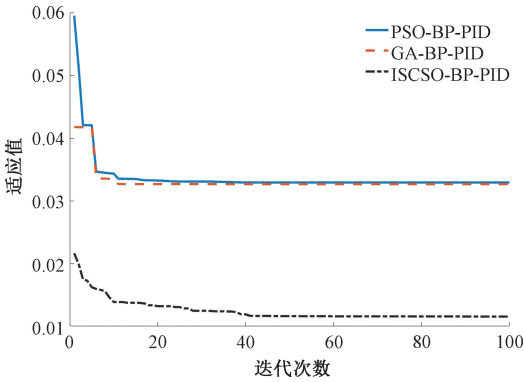


图 19 P_E 控制回路中适应度函数控制曲线对比
Fig. 19 Comparison of fitness function control curves in the P_E control loop

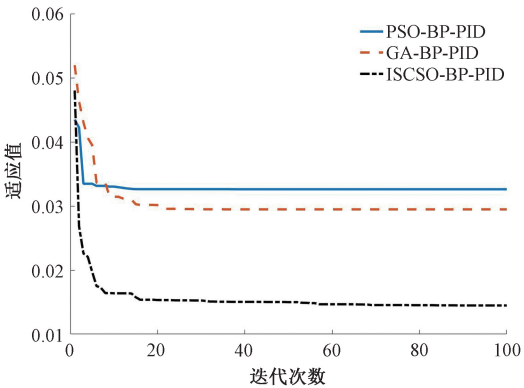


图 20 P_R 控制回路中适应度函数控制曲线对比
Fig. 20 Comparison of fitness function control curves in the P_R control loop

从图 17~20 可以看出,ISCSO-BP-PID 控制器在流量突变情况下表现最佳,其超调量最低且调节时间最短。这表明 ISCSO-BP-PID 控制器能更有效地控制系统响应,显著减少超调,并在流量突变后迅速稳定在设定值附近。该控制器在面对流量突变时能够快速调整并恢复系统稳定,展现出极强的鲁棒性和适应能力。仿真结果如表 7 所示。

3) 阀门故障

为了评估控制系统对流量阀门间歇性故障的响应能力,本实验模拟了阀门在第 5 s 突然发生间歇性故障的情况,导致流量比在正常和异常之间反复变化。在 Simulink 中,生成了一个周期为 5 s、幅值为 2 的脉冲信号,以模拟阀门故障引起的流量比变化。脉冲信号的宽度为 50%,表示故障持续时间,并将其叠加到控制器的输出上。各算法控制器的 P_E 和 P_R 响应曲线分别如图 21 和 22 所示,3 种优化算法的参数寻优性能如图 23 和 24 所示。

为了全面评估控制系统在阀门故障情况下的性能,本研究采用了超调量和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)作为关键指标,以反映系统的动态响应和稳态性能。

表 7 仿真结果分析

Table 7 Analysis of simulation results

参数	控制算法	超调量/%	调节时间/s
P_E	PID	7.48	1.26
	BP-PID	7.22	1.61
	PSO-BP-PID	1.39	0.41
	GA-BP-PID	1.28	0.39
	ISCSO-BP-PID	0.61	0.31
P_R	PID	3.77	2.72
	BP-PID	5.52	3.36
	PSO-BP-PID	0.77	0.85
	GA-BP-PID	0.76	0.83
	ISCSO-BP-PID	0.68	0.61

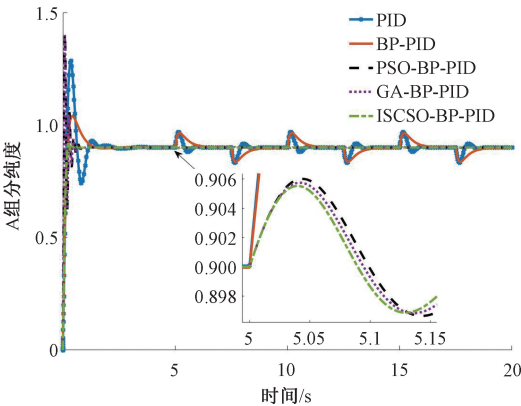


图 21 阀门故障情况下 P_E 的控制仿真图
Fig. 21 Control simulation diagram of P_E under valve fault

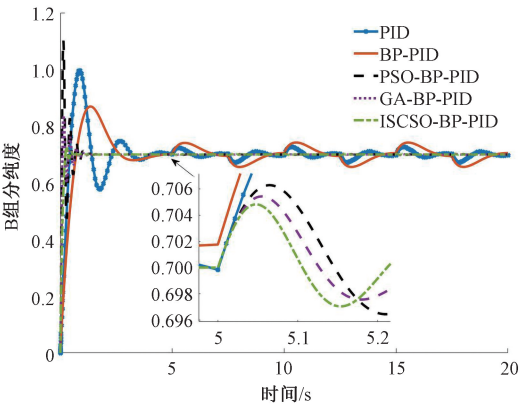


图 22 阀门故障情况下 P_R 的控制仿真图
Fig. 22 Control simulation diagram of P_R under valve fault

表 8 展示了不同控制方法在阀门故障情况下的超调量和 MAE 数据对比。结果表明,ISCSO-BP-PID 控制器在阀门故障时表现最佳,其超调量最小,能够迅速且平稳地恢复到设定值,避免明显过冲。同时,其 MAE 值也最低,说明故障后系统输出能快速接近设定值,误差波动较小。相比

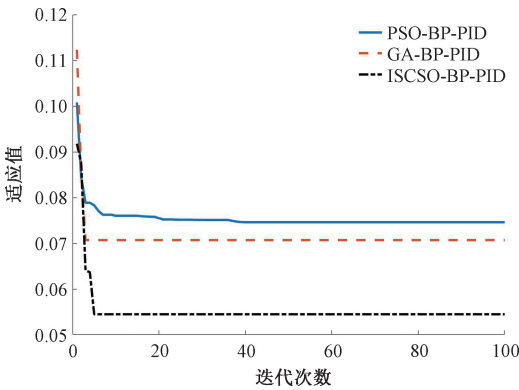


图 23 P_E 控制回路中适应度函数控制曲线对比

Fig. 23 Comparison of fitness function control curves in the P_E control loop

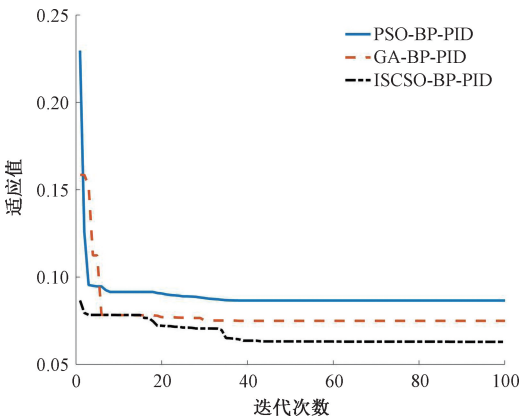


图 24 P_R 控制回路中适应度函数控制曲线对比

Fig. 24 Comparison of fitness function control curves in the P_R control loop

之下,其他控制方法在处理阀门故障时的超调量和 MAE 表现较差。这表明,ISCSO-BP-PID 控制器在突发故障时提供了更精确和稳定的控制。

表 8 仿真结果分析

Table 8 Analysis of simulation results

参数	控制算法	超调量/%	MAE/%
P_E	PID	7.58	8.71
	BP-PID	7.12	3.89
	PSO-BP-PID	0.67	0.51
	GA-BP-PID	0.64	0.47
	ISCSO-BP-PID	0.61	0.38
P_R	PID	3.41	8.50
	BP-PID	5.84	5.52
	PSO-BP-PID	0.90	0.60
	GA-BP-PID	0.77	0.36
	ISCSO-BP-PID	0.68	0.32

4)随机噪声

在 SMB 系统中,精确控制流量对于保持组分纯度至关重要。为了模拟流量计量误差或管道流动不稳定对 P_E 和 P_R 的影响,可以在流量输入中加入随机噪声信号。在 Simulink 中,使用 Band-Limited White Noise 模块生成随机噪声信号,并叠加到控制器的输出上。该模块生成的噪声信号具有有限带宽,更真实地模拟了实际系统中的随机干扰。主要参数设置为:功率谱密度为 0.1,采样间隔为 0.1。这种方法能够有效模拟实际操作中可能遇到的随机干扰,从而评估不同控制方法在噪声环境下的性能。各算法控制器的 P_E 和 P_R 响应曲线分别如图 25 和 26 所示,3 种优化算法的参数寻优性能如图 27 和 28 所示。

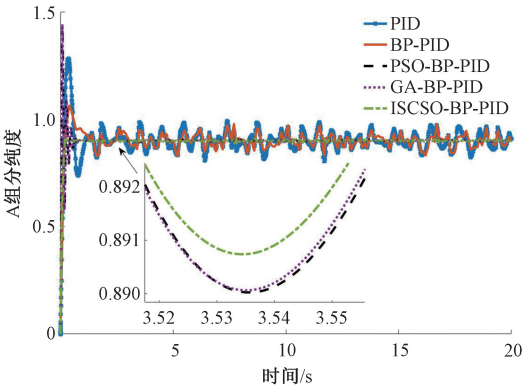


图 25 噪声干扰下 P_E 的控制仿真图

Fig. 25 Control simulation diagram of P_E under noise interference

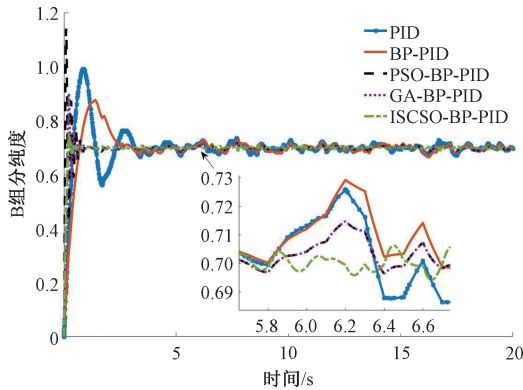


图 26 噪声干扰下 P_R 的控制仿真图

Fig. 26 Control simulation diagram of P_R under noise interference

在白噪声干扰下,本研究全面评估了不同控制方法在 SMB 系统中的表现。评价指标包括超调量、均方误差 (mean squared error, MSE)和方差,分别反映系统响应的稳定性、控制精度及噪声抑制能力。表 9 展示了不同控制方法在噪声环境下的超调量、MSE 和方差。结果表明,ISCSO-BP-PID 控制器在这 3 项指标上均表现优异,明显优于其他方法。该控制器在白噪声环境下的表现最佳,系统响应稳定,控制精度高,并且具有强大的噪声抑制能力。

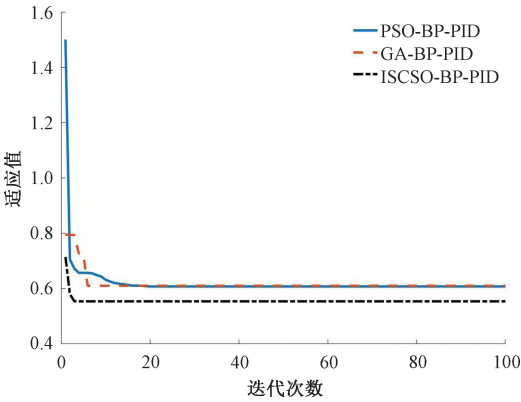


图 27 P_E 控制回路中适应度函数控制曲线对比
Fig. 27 Comparison of fitness function control curves in the P_E control loop

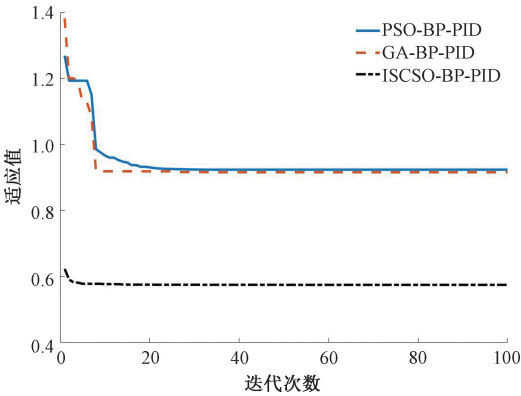


图 28 P_R 控制回路中适应度函数控制曲线对比
Fig. 28 Comparison of fitness function control curves in the P_R control loop

表 9 仿真结果分析

Table 9 Analysis of simulation results

参数	控制算法	超调量/	MSE/	方差/
		%	%	%
P_E	PID	9.57	1.80	1.79
	BP-PID	7.77	1.85	1.81
	PSO-BP-PID	1.60	0.18	0.18
	GA-BP-PID	1.59	0.18	0.18
	ISCSO-BP-PID	1.47	0.14	0.14
P_R	PID	3.65	5.31	1.79
	BP-PID	4.19	5.09	1.81
	PSO-BP-PID	2.12	0.14	0.14
	GA-BP-PID	2.12	0.18	0.18
	ISCSO-BP-PID	0.89	0.12	0.11

6 结 论

针对 SMB 色谱分离过程中 A、B 组分纯度控制回路之

间的耦合效应以及传统控制器的局限性,提出了一种基于 ISCSO-BP-PID 的 SMB 组分纯度模糊解耦控制方法。通过仿真实验验证了该算法的有效性,为提高 SMB 色谱分离系统的控制性能提供了一种切实可行的方案。目前,该方法已在仿真环境中进行了测试,接下来将着手进行实物实验,以验证其实际可行性和实用价值。

参考文献

[1] 张坤鳌,常云磊. 基于模糊灰狼 PID 的发酵仓解耦控制系统研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 19-23. ZHANG K AO, CHANG Y L. Research on decoupling control system of fermentation bin based on fuzzy gray wolf PID algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(7): 19-23.

[2] ZHANG ZH, WANG B, MA T, et al. Fuzzy decoupling predictive functional control for nonlinear hydro-turbine governing systems with mechanical time delay of the hydraulic servo system[J]. Journal of Vibration and Control, 2022, 29: 1292-1306.

[3] SHANG M, LUO J. The tapio decoupling principle and key strategies for changing factors of Chinese urban carbon footprint based on cloud computing[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18(4): 2101.

[4] LI Q, ZHOU J, ZHANG Y, et al. Control system of rice whitening unit based on BP-PID controller optimized by PSO algorithm[J]. Food and Machinery, 2023, 36(11): 91-96.

[5] WANG Q S, XI H Y, DENG F J, et al. Design and analysis of genetic algorithm and BP neural network based PID control for boost converter applied in renewable power generations [J]. IET Renewable Power Generation, 2022, 16(7): 1336-1344.

[6] 张涛,王亚刚,李开言. PCR 仪器的 IGWO-BP 神经网络 PID 控制[J]. 控制工程, 2023, 30(5): 822-829. ZHANG T, WANG Y G, LI K Y. The IGWO-BP neural network PID control of PCR instrument[J]. Control Engineering of China, 2023, 30(5): 822-829.

[7] 邓家璧,李凌. 模拟移动床分离过程的模型预测控制方法研究[J]. 计算机与应用化学, 2017, 34(6): 447-452. DENG J B, LI L. Research on model predictive control of simulated moving bed separation process[J]. Computers and Applied Chemistry, 2017, 34(6): 447-452.

[8] 张家刘,李正权. 基于改进鲸鱼算法优化模糊控制的开关电源[J]. 电子测量技术, 2024, 47(1): 87-92. ZHANG J L, LI ZH Q. Optimization of fuzzy control for switching power supply based on improved whale algorithm[J]. Electronic Measurement Technology,

- 2024, 47(1): 87-92.
- [9] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: A nature-inspired algorithm to solve global optimization problems [J]. Engineering with Computers, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [10] FENG J H, ZHANG J, ZHU X SH, et al. A novel chaos optimization algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76:17405-17436.
- [11] 司书千, 窦震海, 王梓辰, 等. 基于螺旋搜索机制的行星搜索算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(18): 80-85.
- SI SH Q, DOU ZH H, WANG Z CH, et al. Planet search algorithm based on spiral search mechanism [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18): 80-85.
- [12] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海: 东华大学, 2020.
- XUE J K. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique [D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [13] 杨静宜, 白向伟. 基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪 [J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(1): 166-172.
- YANG J Y, BAI X W. Visual feedback tracking of sorting robot based on PSO-BP neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(1): 166-172.
- [14] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79 (7): 7305-7336.
- [15] TROJOVSKY P, DEGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: A new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Biomimetics, 2023, 8(2): 149.
- [16] TROJOVSKY P, DEGHANI M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications [J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.
- [17] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.

作者简介

李凌(通信作者), 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为复杂系统建模优化与控制方法研究。

E-mail: lengleng0604@163.com

陈玉环, 硕士研究生, 主要研究方向为模拟移动床控制与优化方法研究。