

基于多智能体混沌鸟群算法的机构优化

吴冬梅^{1,2}, 郝凤鸣¹, 蒋国平^{1,2}

1. 南京邮电大学自动化学院人工智能学院, 江苏 南京 210023; 2. 江苏省物联网智能机器人工程实验室, 江苏 南京 210023

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61873326); 江苏省自然科学基金青年基金资助项目(BK20130873); 南京邮电大学科研项目(NY220216)

通信作者: 吴冬梅, wudm@njupt.edu.cn 收稿/录用/修回: 2020-08-18/2021-01-15/2021-03-29

摘要

平面四连杆机构是一种常见的传动机构, 对机构参数进行优化设计是获得最佳动力性能的重要途径. 为了解决这一机构参数优化问题, 提出了一种多智能体混沌鸟群算法(multi-agent chaos bird swarm algorithm, MACBSA). 该算法将多智能体系统中智能体的行动策略和混沌搜索机制引入鸟群算法的进化过程. 多智能体的竞争与合作机制可以提高个体学习与信息交互的能力, 增强群体内部的多样性和信息反馈; 而混沌搜索则能够帮助算法跳出局部最优. 最后, 该算法在4个标准函数中进行了测试, 并应用到四连杆机构参数优化问题, 实验结果表明与其他7种算法相比, 该算法在精度、收敛速度和鲁棒性等方面具有明显的优越性, 更适合解决此类机构优化问题.

关键词

多智能体混沌鸟群算法
多智能体系统
混沌搜索
Logistic映射
机构优化
中图分类号: TP18
文献标识码: A

Mechanism Optimization Based on Multi-agent Chaos Bird Swarm Algorithm

WU Dongmei^{1,2}, HAO Fengming¹, JIANG Guoping^{1,2}

1. College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

2. Jiangsu Engineering Laboratory for Internet of Things and Intelligent Robotics, Nanjing 210023, China

Abstract

Planar four-bar linkage is a common transmission mechanism. The optimal design of mechanical parameters is an important way to achieve the best dynamic performance. In this study, a multi-agent chaos bird swarm algorithm (MACBSA) is proposed to deal with the mechanical parameters' optimization problem. The proposed algorithm combines the action policy of agents in a multi-agent system and a chaos search strategy with an evolutionary process in a bird swarm algorithm (BSA). The competition and cooperation scheme between agents improves the information interaction and learning ability of individuals. It also enhances the diversity and information feedback within the swarm. In addition, the chaos search helps the algorithm break away from the local optimum. Lastly, the proposed algorithm is tested on four benchmark functions and then applied to optimizing the design of the planar linkage mechanism. Simulation results reveal that the algorithm has more advantages over seven other algorithms in precision, convergence speed, and robustness. It is more suitable for solving such mechanism optimization problems.

Keywords

multi-agent chaos bird swarm algorithm;
multi-agent system;
chaos search;
Logistic map;
mechanism optimization

0 引言

鸟群算法(bird swarm algorithm, BSA)是2015年提出的仿生群优化算法^[1]. 该算法是通过模拟鸟群的觅食行为、防御行为、飞行行为以及3种行为中的信息共享和交互机制设计的一种启发式迭代优化方法. 该算法结合了粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和差分进

化(differential evolution, DE)的优点, 具有参数少、易调节的优点. 相比遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群优化算法、人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)、蚁群算法(ant colony optimization, ACO)等, 该算法有良好的寻优精度和搜索能力, 优化性能方面有明显优势.

然而作为一种群仿生优化算法, 基本鸟群算法在解决部分多极值问题时也存在易陷入局部最优的困扰, 因此针

对算法的改进方法不断地被提出. 文[2]在鸟群算法中引入 Levy 飞行策略, 用 Levy 飞行模式初始化鸟群中个体位置, 拓展搜索空间, 提升了算法的整体优化性能. 文[3]同样将 Levy 飞行引入原始算法中, 与文[2]不同之处在于, 它将 Levy 飞行这种随机飞行模式用于更新鸟群中生产者位置, 交替进行短程搜索和偶尔的远程搜索, 另外飞行频率也由原来的固定频率调整为一个动态变化因子, 这些改进有效地提升了算法收敛速度, 但是算法稳定性有所降低, 计算时间也有所缩短. 文[4]采用 Levy 飞行模式初始化鸟群空间位置, 同时设计符合(0, 1)均匀分布的自适应惯性因子和线性调节学习系数, 寻优精度、搜索能力以及收敛性能都得到了显著提升.

为了使鸟群在警戒行为中更有针对性地向最优位置进化, 文[5]选取目前的最优个体而非随机个体作为目标个体; 为了克服生产者在飞行过程中因步长太大而导致的过度跳跃问题, 引入了步长加权平均的方法. 文[6]针对鸟群算法在处理高维复杂的优化问题时易陷入局部最优的问题, 提出了一种改进算法. 迭代过程中构造一个惯性粒子, 并将模糊推理一同引入鸟群的觅食过程, 使个体在觅食过程中能跳出局部的最优位置, 提高全局搜索和寻优的能力. 此外, 飞行过程中自适应地调整乞讨者跟随因子, 逐渐减小飞行状态中的生产者对乞讨者的影响, 有利于算法更好地进行局部搜索, 然后用 Tent 映射提高算法迭代后期鸟群中个体的多样性. 文[7]通过增加种群规模来提高算法准确率和稳定性, 设计了双鸟群优化算法, 之后加入混沌扰动进一步增强算法的搜索能力. 文[8]引入了(0, 1)均匀分布的随机惯性权重来平衡局部和全局搜索能力. 迁移策略被引入到鸟群的飞行过程, 引导鸟群个体向适应值更优的方位迁移, 提高算法收敛速度; 在迭代后期又加入变异策略, 当鸟群陷入局部最优时, 采用非均匀算子对鸟群位置进行扰动, 提高算法寻优精度^[9]. 文[10]在鸟群位置初始化时采用佳点集原理, 获得的鸟群位置在解空间分布更加均匀, 具有更好的遍历性; 然后设计了非线性自适应学习因子, 更好地平衡了局部搜索能力和全局搜索能力.

鸟群算法及其改进算法已被用于水库优化调度^[2]、动态能耗管理^[10]、负荷监测^[11]、模型参数估计^[9]、图像处理^[12]等问题. 由于该算法出现时间较晚, 无论算法优化性能还是应用领域均有较大研究空间. 为了进一步提升该算法收敛速、精度及稳定性, 本文提出了一种多智能体混沌鸟群算法 (multi-agent chaos bird swarm algorithm, MACB-SA) 来解决机构参数优化问题. 该算法从鸟群内部信息共享与交互机制出发, 加入多智能体结构与智能体位置更新策略, 多种信息交互机制能够增加算法的智能性; 此外针对群算法后期易陷入局部最优的缺陷, 在鸟群最优位置进行混沌搜索, 帮助算法脱离局部最优.

本文以平面四连杆机构的输出角偏差最小为优化目标, 建立四连杆机构的数学优化模型. 为了获得最佳的动力性能, 需要对平面四连杆机构中的原动件和从动件参数进行优化. 该问题是一个低维带约束的优化问题, 仿真结果表明本文的改进算法在求解此问题时具有可行性.

1 优化问题

问题描述: 平面连杆机构是系统中的常见机构类型, 其结构简单, 可以实现多种运动规律. 图 1 所示的平面连杆机构有 5 个独立参数, 连杆、摇杆和曲柄三杆长度分别为 a 、 b 、 d , 曲柄和摇杆角度为 φ 、 ψ .

假设已知机架 CD 长度为 c , 从动件摇杆的输出角运动规律符合式(1).

$$\psi = \psi_0 + \frac{2}{3\pi}(\varphi - \varphi_0)^2 \quad (1)$$

其中, φ_0 和 ψ_0 为曲柄和摇杆与机架间的初始角度, 也是机构在右侧极限位置时两杆与机架的夹角; 原动件曲柄的转角 $\varphi_0 \leq \varphi \leq \varphi_0 + \frac{\pi}{2}$, 连杆与摇杆的夹角即是传动角, 范围满足 $\frac{\pi}{4} \leq \theta \leq \frac{3\pi}{4}$.

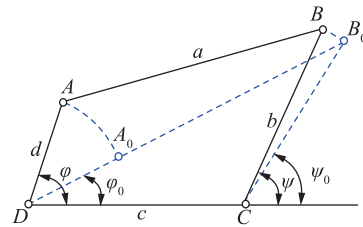


图 1 平面四连杆机构

Fig.1 Plane four-bar linkage

连杆机构动力学的优化问题, 一般选择压力角和传动角作为对机构进行运动分析的重要指标^[13-15]. 为了实现动力性能最优, 需要压力角最小化或传动角最大化. 本文通过优化连杆长度和摇杆长度实现这一目标, 以摇杆的理论输出角运动轨迹与实际输出角运动轨迹的偏差最小为评价指标来建立目标函数^[13, 15]:

$$\min f(X) = \sum_{i=0}^s (\psi_i - \psi_{si})^2, X \in \Omega \quad (2)$$

其中, $X = (a, b)$, a 和 b 分别代表连杆和摇杆的长度; ψ_i 是摇杆的理想输出角; ψ_{si} 是实际输出角. 要求的运动轨迹符合式(3).

$$\psi_i = \psi_0 + \frac{2}{3\pi}(\varphi_i - \varphi_0)^2 \quad (3)$$

$$\varphi_i = \varphi_0 + \frac{i}{s} \times \frac{\pi}{2}, i = 0, 1, \dots, s \quad (4)$$

s 为均匀分布在 $[\varphi_0, \varphi_0 + \frac{\pi}{2}]$ 内的散点数, i 为散点序号.

根据图 2 所示, 摇杆的实际输出角随曲柄角度 φ 而变化:

$$\psi_{si} = \begin{cases} \pi - \phi_i - \delta_i, & 0 < \varphi \leq \pi \\ \pi - \phi_i + \delta_i, & \pi < \varphi \leq 2\pi \end{cases} \quad (5)$$

其中, ϕ_i 是摇杆与轴 AC 连接线的夹角; δ_i 是机架与轴 AC 连接线的夹角.

$$\phi_i = \arccos \frac{r_i^2 + b^2 - a^2}{2r_i b} \quad (6)$$

$$\delta_i = \arccos \frac{r_i^2 + c^2 - d^2}{2r_i c}$$

$$r_i = \sqrt{d^2 + c^2 - 2dc \cos \varphi_i} \quad (7)$$

约束条件: 优化问题中传动角取值范围:

$$\cos \frac{3\pi}{4} \leq \cos \theta \leq \cos \frac{\pi}{4}$$

图3显示当曲柄与机架重合时, 传动角 θ 处在极限位置. 由图中各杆位置和余弦定理可知:

$$\begin{aligned} \cos \theta_{\max} &= \frac{a^2 + b^2 - (c+d)^2}{2ab} \geq \cos \frac{3\pi}{4} \\ \cos \theta_{\min} &= \frac{a^2 + b^2 - (c-d)^2}{2ab} \leq \cos \frac{\pi}{4} \end{aligned} \quad (8)$$

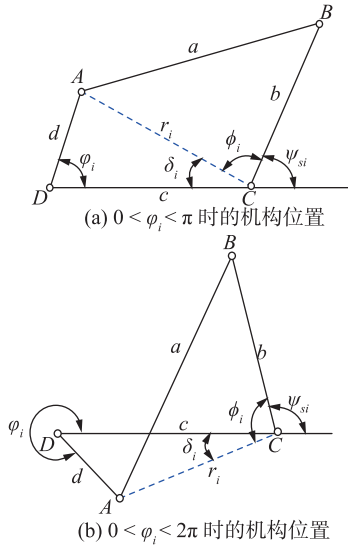


图2 机构摇杆的输出角

Fig.2 Output angle of rocker mechanism

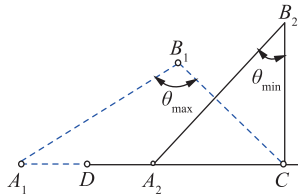


图3 传动角极限位置

Fig.3 Limit position of transmission angle

得到传动角对应的约束方程为

$$g_1(X) = a^2 + b^2 - (c+d)^2 + \sqrt{2}ab \geq 0 \quad (9)$$

$$g_2(X) = -a^2 - b^2 + (c-d)^2 + \sqrt{2}ab \geq 0 \quad (10)$$

根据机械原理, 四杆长度还应满足式(11)~式(15)的约束条件.

$$g_3(X) = a - d \geq 0 \quad (11)$$

$$g_4(X) = b - d \geq 0 \quad (12)$$

$$g_5(X) = a + b - c - d \geq 0 \quad (13)$$

$$g_6(X) = -a + b + c - d \geq 0 \quad (14)$$

$$g_7(X) = a - b + c - d \geq 0 \quad (15)$$

2 鸟群算法

2.1 鸟群算法

鸟群算法是一种从生物进化总结而来的仿生优化算

法. 根据鸟群的觅食、防御、飞行等行为进行模拟, 可以总结出5条进化规则^[1]:

- 1) 每只鸟可以随机地在防御和觅食行为之间自由转换.
- 2) 每只鸟在觅食过程中记录并更新关于食物的自身最优信息和种群最优信息. 这些信息被用于寻找新的食物源. 同时整个种群都可共享这些社会信息.
- 3) 在防御过程中, 每只鸟都试图向中心移动. 但是这一行为受到种群中个体相互竞争的影响. 警觉性高的鸟比警觉性低的鸟更容易接近中心位置.
- 4) 鸟群每隔一段时间就会飞向另外的地方. 鸟的身份可以在生产者和乞讨者中转化. 一般来讲, 最高警觉性的鸟会成为生产者, 而最低警觉性的鸟将会成为乞讨者. 警觉性在两者之间的鸟会随机地成为生产者或乞讨者.
- 5) 鸟群中的生产者积极觅食; 而乞讨者会随机地跟随生产者去觅食.

以上5条规则可以用数学公式来描述:

第 i 只鸟的当前位置用 x_i^t 表示, $x_i^t = [x_{i,1}^t, x_{i,2}^t, x_{i,3}^t, \dots, x_{i,d}^t]$, $i=1, 2, \dots, M$. M 为鸟群规模, D 是维数, t 表示当前迭代次数. 鸟群在觅食行为中利用下式更新位置:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + c_1 r_1 (p_i - x_i^t) + c_2 r_2 (g - x_i^t) \quad (16)$$

式中, c_1 和 c_2 均为非负常数; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 范围内的两个随机数; p_i 和 g 分别为第 i 只鸟的个体最优位置和整个鸟群的最优位置.

根据规则(3), 鸟群中的鸟都试图靠近中心区域, 但鸟与鸟之间存在竞争关系, 这些行为可以用式(17)~(19)表示:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + A_1 r_3 (\text{mean}_j - x_{i,j}^t) + A_2 r_4 (p_{k,j} - x_{i,j}^t) \quad (17)$$

$$A_1 = a_1 \times e \left(-\frac{\text{pFit}_i}{\text{sumFit} + \varepsilon} \times N \right) \quad (18)$$

$$A_2 = a_2 \times e \left(\frac{\text{pFit}_i - \text{pFit}_k}{\text{pFit}_k - \text{pFit}_i} \times \frac{N \times \text{pFit}_k}{\text{sumFit} + \varepsilon} \right) \quad (19)$$

其中, a_1, a_2 是 $(0, 2)$ 范围内的常数, pFit_i 表示第 i 只鸟的个体最优值, sumFit 表示 M 只鸟的最优值之和; ε 是一个计算机最小实数; mean_j 表示第 j 维位置平均值; r_3 是 $(0, 1)$ 之间的随机数, r_4 是 $(-1, 1)$ 之间的随机数; 另外, 注意 $k \neq i$.

根据规则(4), 每隔一段间隔 FQ , 鸟群会飞向另一个地点去觅食, 某些鸟会成为生产者, 另外一些会成为乞讨者, 生产者和乞讨者的位置分别根据式(20)和式(21)来更新:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^1 + r_5 x_{i,j}^t \quad (20)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{FL} r_6 (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (21)$$

r_5 是满足方差0, 均值1的高斯分布的随机数. r_6 是 $(0, 1)$ 之间的随机数, FL 代表乞讨者追随生产者去觅食, 取值范围为 $[0, 2]$.

2.2 算法改进方法分析

对已有的研究成果进行分析可以看出算法改进主要来自于3个方面: 第一, 从种群初始化方面提升鸟群位置分布的多样性; 第二, 对鸟群算法的关键参数进行调整; 第三, 改变鸟群的位置更新策略.

2.2.1 鸟群初始化

文[2]采用 Levy 飞行模式初始化鸟群位置, 由式(22)确定初始位置.

$$x_{i,j} = LB + (UB - LB) \times Levy(j) \quad (22)$$

式中, LB 和 UB 分别为解空间的下限和上限. Levy(j) 为随机步长, 由式(23)和式(24)确定.

$$Levy(j) = \lambda \times \frac{r_7 \times \delta}{|r_8|^{1/\beta}} \quad (23)$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin \frac{\pi\beta}{2}}{\Gamma(1+\beta) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (24)$$

其中, r_7, r_8 是 $[0, 1]$ 范围内的随机数, β 一般取 1.5.

另一种方法是利用佳点集构造初始鸟群^[10], 佳点集定义为 $P_n(k), G_D$ 为 D 维空间中的单位立方体. 如果 $r \in G_D$, 则 $P_n(k)$ 表示为

$$P(k) = \{ \{r_1^n \times k\}, \{r_2^n \times k\}, \dots, \{r_D^n \times k\} \}, 1 \leq k \leq n \quad (25)$$

其偏差满足 $\varphi(n) = C(r, \zeta)n^{\zeta-1}$, $C(r, \zeta)$ 是只与 r, ζ 有关的常数. ζ 是任意的正数, r 是佳点, 取 $r_k = \left\{ 2\cos\left(\frac{2\pi k}{p}\right), \right.$

$1 \leq k \leq D \}$, p 是满足 $(p-3) \mid 2 \geq D$ 的最小素数. 符号

$\{r_i^n \times k\}$ 表示 $r_i^n \times k$ 的小数部分.

2.2.2 关键参数

觅食行为的位置更新公式(16)中 c_1 为个体学习因子, c_2 为社会学习因子, 两个参数的取值关系到局部搜索能力和全局搜索能力的平衡. 它们在最初的鸟群算法中取值为常数, 后续研究中采用线性递减的策略^[4, 11], 如式(26)所示:

$$c_1 = c_{\max} + (c_{\min} - c_{\max}) \times \frac{t}{t_{\max}} \quad (26)$$

$$c_2 = c_{\min} + (c_{\max} - c_{\min}) \times \frac{t}{t_{\max}}$$

其中, c_{\max} 和 c_{\min} 为学习因子的上限和下限, 可以取 $c_{\max} = 2.5, c_{\min} = 0.5$. 文[10]进一步把线性因子调整为非线性自适应因子:

$$c_1' = c_{\max} + \frac{1}{2} \times (c_{\min} - c_{\max}) \left(\left(2 \times \frac{t}{t_{\max}} - 1 \right)^3 + 1 \right) \quad (27)$$

$$c_2' = c_{\min} + \frac{1}{2} \times (c_{\max} - c_{\min}) \left(\left(2 \times \frac{t}{t_{\max}} - 1 \right)^3 + 1 \right)$$

在保证算法迭代前期具有较强的全局搜索能力, 后期具有较强的局部搜索能力这一前提下, 缩小 c_1 和 c_2 之间的差值, 使得:

$$1) \text{ 当 } 0 \leq t \leq \frac{1}{2}t_{\max} \text{ 时, } c_1' < c_1, c_2' > c_2;$$

$$2) \text{ 当 } \frac{1}{2}t_{\max} < t \leq t_{\max} \text{ 时, } c_1' > c_1, c_2' < c_2.$$

文[8]在鸟群觅食过程中加入了惯性因子 w , 位置更新公式由式(16)变为式(28).

$$x_i^{t+1} = wx_i^t + c_1r_1(p_i - x_i^t) + c_2r_2(g - x_i^t) \quad (28)$$

惯性因子 w 取值范围为 $[0.4, 0.9]$. 当全局最优解 g 无变化时, $w = 0.4 + (0.9 - 0.4) \times \text{rand}(0, 1)$; 在其他情况下, $w = 0.9 \times \text{rand}(0, 1)$.

飞行行为中表征乞讨者跟随生产者的跟随因子 FL 在文[6]中做出了调整, 由固定正整数变为 $[FL_{\min}, FL_{\max}]$ 范围内的自适应数值, 具体由式(29)决定:

$$FL' = FL_{\min} + \frac{1}{2}(FL_{\max} - FL_{\min}) \times \left(\frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} \right)^2 + \frac{1}{2}(FL_{\max} - FL_{\min}) \times \left(\frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} \right) \quad (29)$$

2.2.3 位置更新策略

文[9]中迁移策略的基本原理是每只鸟对应一个迁移概率 λ_i :

$$\lambda_i = \frac{1}{2} \left(\cos \left(\pi y_i - \frac{\pi}{2} \right) + 1 \right) \quad (30)$$

其中, y_i 是归一化的适应度值. 当鸟对应的适应度值较低时, 迁移概率较大; 当鸟对应的适应度值较高时, 迁移概率较小, 因此可以保证鸟群更快地向适应度高的位置迁移.

针对一些复杂问题, 群算法在迭代后期易陷入局部最优. 文[9]加入了非均匀变异对鸟群位置进行扰动. 选取 $\text{rand}(D \times \alpha_1)$ 作为变异维度, α_1 是 $[0, 1]$ 间的固定值. 每个变异维度的位置按照式(31)~式(33)进行调整.

$$x_{i,b}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,b}^t + \text{rand}(0, 1) \times x_{i,b}^t + \alpha(t, |p_{i,b} - x_{i,b}^t|), & r = 0 \\ x_{i,b}^t + \text{rand}(0, 1) \times x_{i,b}^t - \alpha(t, |p_{i,b} - x_{i,b}^t|), & r = 1 \end{cases} \quad (31)$$

$$x_{i,b}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,b}^t + (x_{b,j}^t - x_{i,j}^t) \times FL \times \text{rand}(0, 1) + \alpha(t, |p_{i,b}^k - x_{i,b}^t|), & r = 0 \\ x_{i,b}^t + (x_{b,j}^t - x_{i,j}^t) \times FL \times \text{rand}(0, 1) - \alpha(t, |p_{i,b}^k - x_{i,b}^t|), & r = 1 \end{cases} \quad (32)$$

$$\alpha(t, |p_{i,b} - x_{i,b}^t|) = |p_{i,b} - x_{i,b}^t| \times (1 - r^{(1-\frac{1}{D})^\lambda}) \quad (33)$$

λ 为非均匀度参数, 一般取值 $\lambda \in [1, 5]$.

另外还可以改进觅食行为的位置更新策略^[6], 由式(16)变更为式(34):

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \omega_1 c_1 r_1 (p_i - x_i^t) + \omega_2 c_2 r_2 (g - x_i^t) + \omega_3 Mr_d(x_d^w - x_i^t) \quad (34)$$

其中, $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$, x_d^w 由个体最优位置及其对应的适应度值决定, 具体计算方法见文[6].

2.3 多智能体混沌鸟群算法

2.3.1 多智能体位置更新策略

多智能体系统 (multi-agent system, MAS) 是一种松散耦合的智能群结构^[16-18], 系统环境是智能体获取信息的外部条件, 一般构建为简单的格子结构, 如图 4 所示. 图中的多智能体系统是一个 3×3 的格子结构, 每个智能体占据一个格子空间, 其坐标用数组坐标表示为 $\{(1, 1), (1, 2), (1, 3), (2, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 1), (3, 2), (3, 3)\}$.

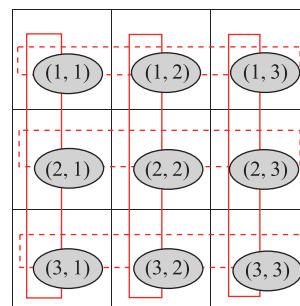


图 4 多智能体的格子结构

Fig.4 Lattice structure of multi-agent system

本文将多智能体系统的信息交互机制引入鸟群算法,系统外部环境等同于优化问题的解空间,格子总数相当于鸟群规模,每个智能体相当于鸟群中个体,存储鸟的位置信息.根据多智能体系统的信息交互机制,每个智能体与邻居智能体在局部环境中进行竞争与合作,主要原理解释如下:

计算每个智能体和所有邻居智能体的适应度值.假设智能体 x_β 是智能体 x_α 的邻居中具有最小适应度值的个体,如果智能体 x_α 的适应度值优于智能体 x_β 的适应度值,即满足:

$$f(x_\alpha) \leq f(x_\beta) \quad (35)$$

则 x_α 为优质智能体, x_α 的位置保持不变;否则 x_α 为劣质智能体.即使 x_α 是劣质智能体,它也会在保留自身部分位置信息的前提下融合优质智能体 x_β 的有用信息,产生新的智能体 x'_α ,由 x'_α 取代 x_α .

$$x'_\alpha = x_\beta + \text{rand}(-1, 1)(x_\beta - x_\alpha) \quad (36)$$

如此,加快智能体向适应度值减小的方向进化.

本文提出的改进算法为每个智能体分配 4 个邻居,智能体与 4 个邻居一同构成算法的局部环境.如果智能体 x_α 的坐标为 (i, j) ,4 个邻居的坐标定义为

$$N_\alpha = \{(i, j_1), (i_1, j), (i, j_2), (i_2, j)\} \quad (37)$$

其中,

$$i_1 = \begin{cases} i-1, & i \neq 1 \\ L_{\text{size}}, & i = 1 \end{cases}, i_2 = \begin{cases} i+1, & i \neq L_{\text{size}} \\ 1, & i = L_{\text{size}} \end{cases}$$

$$j_1 = \begin{cases} j-1, & j \neq 1 \\ L_{\text{size}}, & j = 1 \end{cases}, j_2 = \begin{cases} j+1, & j \neq L_{\text{size}} \\ 1, & j = L_{\text{size}} \end{cases}$$

每次迭代过程中,首先利用式(16)~式(21)更新智能体在解空间的位置,然后每个智能体在与邻居智能体竞争、合作后修正自身位置,再与种群中最优个体进行信息交换,这样便克服了多智能体系统中单个智能体有用信息传递的环境局限性和速度效率低的不足,加快了信息在多智能体系统中的流动,同时也提高了算法的收敛速度.

2.3.2 混沌搜索策略

混沌搜索策略已成功应用到猫群优化(cat swarm optimization, CSO)算法、灰狼优化(gray wolf optimization, GWO)算法和粒子群优化算法,通过改变初始种群的多样性来提高算法收敛性能^[19-23].

本文采用 Logistic 方程产生混沌序列:

$$z^{(n+1)} = \mu z^{(n)}(1 - z^{(n)}), n=0, 1, 2, \dots \quad (38)$$

其中, μ 为控制参数,取值为正数.如果 $z^{(n)} \in [0, 1]$,当 $\mu=4$ 时,混沌序列的遍历性最好,如图 5 所示.

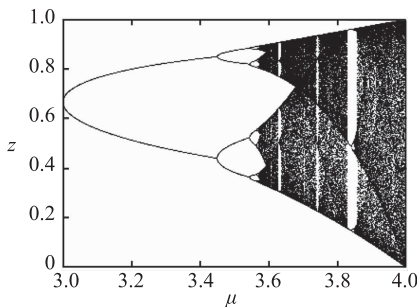


图5 当 $\mu \in [3, 4]$ 时的混沌序列演化曲线

Fig.5 Chaos sequence evolution curve when $\mu \in [3, 4]$

本文算法仅在全局最优智能体附近进行混沌搜索,全局最优智能体每一维映射 Logistic 方程的定义域内:

$$z_j^{(0)} = \frac{g_j - LB_j}{UB_j - LB_j}, j=1, 2, \dots, D \quad (39)$$

利用式(38)产生混沌序列 $(z_j^{(1)}, z_j^{(2)}, \dots, z_j^{(m)})$,再把混沌序列逆映射到解空间产生 m 个新智能体 $(g^{(1)}, g^{(2)}, \dots, g^{(m)})$,智能体在各维中的位置由式(40)决定.

$$g_j^{(n)} = LB_j + (UB_j - LB_j)z_j^{(n)}, n=1, 2, \dots, m \quad (40)$$

从全局最优智能体以及混沌映射产生的 m 个智能体中选择最优智能体.混沌搜索的引入进一步增强算法的搜索能力,可以一定程度上避免算法早熟.

2.3.3 改进算法

MACBSA 算法求解平面连杆机构优化问题的步骤可总结如下:

步骤 1 初始化设置多智能体环境中智能体的规模 M 、维数 D 、最大迭代次数 t_{max} 、各项参数等.

步骤 2 构造多智能体系统的格子结构,满足 $M=L_{\text{size}} \times L_{\text{size}}$,随机初始化多智能体的位置,分配其在系统环境中的坐标,根据式(2)计算各智能体的适应度值:

```
while  $i \leq M$ 
   $x_i = LB + (UB - LB) \times \text{rand}(1, D)$ 
  if  $x_i$  满足式(9)~式(15)的约束条件
     $i = i + 1$ ;
  end
end
```

步骤 3 根据式(16)~式(21)更新智能体位置.判断智能体的行为.如果飞行,则由式(20)和式(21)更新位置;如果觅食,则根据式(16)更新位置;如果警戒,则按照式(17)调整位置,具体过程如下:

```
if  $t$  不是 FQ 的整数倍
  if  $\text{rand} < \text{觅食概率}$ 
    式(16)更新位置;
  else
    式(17)更新位置;
  end
else
  式(20)和式(21)更新位置;
end
```

步骤 4 根据式(35)和式(36)进行智能体与邻居智能体间的竞争与学习操作,更新劣质智能体的位置.

步骤 5 计算各智能体对应的适应度值 f ,更新局部最优智能体 p_i 和全局最优的智能体 g .

步骤 6 按照式(38)~式(40)对全局最优智能体进行混沌映射.

步骤 7 评估由混沌序列逆映射获得的可行智能体 $(g^{(1)}, g^{(2)}, \dots, g^{(m)})$,计算适应度值 f .如果存在智能体 g^* ,使得 $f(g^*) < f(g)$,更新全局最优智能体位置,并用 g^* 替换鸟群中任意一个智能体 x_{rand} .

步骤 8 满足停止条件,结束算法,获取最优结果;否则转向步骤 3.

具体改进算法的流程图如图 6 所示.

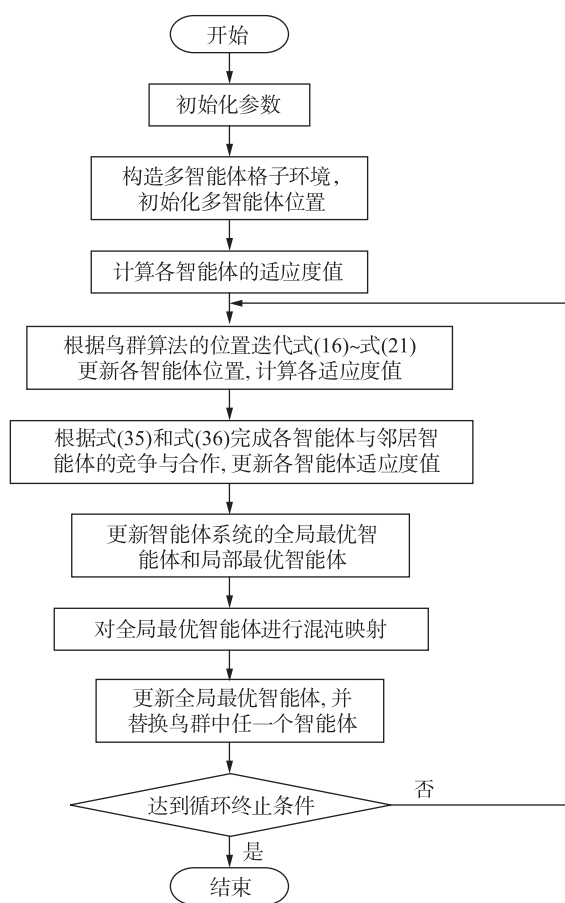


图6 多智能体混沌鸟群算法流程图
Fig.6 Flowchart of MACBSA

2.4 改进算法收敛性分析

鸟群算法是一种随机搜索算法, 因此本文根据随机算法收敛准则^[24]讨论改进算法的收敛性.

对于优化问题 $f(x)$, $x \in S$, 根据随机算法 G 第 k 迭代的结果为 x_k , 第 $k+1$ 次迭代结果为 $x_{k+1} = G(x_k, \varepsilon)$. 如果满足:

条件1 若 $f(G(x, \varepsilon)) \leq f(x)$ 且 $\varepsilon \in S$, 则有 $f(G(x, \varepsilon)) \leq f(\varepsilon)$.

条件2 若 $D \in S$, 则 $\nu(D) > 0$, 且 $\prod_{k=0}^{\infty} (1 - u_k(D)) = 0$, $u_k(D)$ 为第 k 次迭代后的解 x_k 在集合 D 上的概率测度.

定理1 如果函数 f 可测, 可行解空间 S 是 R^n 上可测

子集, 算法 G 同时满足条件1和条件2, 则有 $\lim_{k \rightarrow \infty} p(x_k \in S^*) = 1$, S^* 是最优解集合, 算法 G 全局收敛.

根据改进算法的迭代流程, 每次迭代时算法都要更新个体最优位置, 因此满足条件1; 每次迭代对全局最优智能体附近进行混沌搜索, 可知 $D \in S$, 有 $0 < \sum_{i=1}^M u_k(D) \leq 1$, $\prod_{k=0}^{\infty} (1 - u_k(D)) = \lim_{k \rightarrow \infty} \left(1 - \sum_{i=1}^M u_k(D)\right)^k = 0$, 即满足条件2, 因此提出的改进算法以概率1全局收敛.

2.5 改进鸟群算法的性能验证

为评估改进算法的性能, 将本文算法与其他7种群智能算法如文[11]算法、文[7]算法、混沌鸟群算法、自适应鸟群算法、BSA算法、PSO算法以及ACO算法应用到4个标准函数的测试中. 表1中的Sphere函数和Rosenbrock函数是单峰函数, Griewank函数和Rastrigin函数是多峰函数. 这些函数的全局最优值均为0. 利用上述算法进行仿真实验时, 种群规模都设置为36; 除Rosenbrock函数维数设置为2, 其他函数维数都设置为20, 最大迭代次数设置为100. 各算法的其他参数设定如表2所示. 所有仿真在Matlab 2018a, 配置Intel core i5-2450M CPU @ 2.50 GHz的电脑上进行.

图7所示为各函数在不同算法下的收敛曲线. 通过对图7进行分析可得到如下结论:

1) 针对Rosenbrock、Griewank和Rastrigin这三个函数而言, 利用本文提出的算法可以获得准确的全局最优值. 虽然利用文[11]算法、文[7]算法、混沌鸟群算法、自适应鸟群算法和BSA算法也可以找到Rastrigin函数和Griewank函数的全局最优, 但从它们的收敛曲线可以看出这些算法的寻优速度明显低于本文提出的算法.

2) 对于Sphere函数, 虽然经过100次迭代进化后, 各算法均没有收敛到真实的最优值, 但利用本文算法获得的最优适应度值最接近0, 表明该算法的最优解精度和收敛速度强于其他7种算法.

3) 图7中曲线的斜率也表明本文算法的收敛速度比其他算法快, 这是由于引入了多智能体系统中智能体与邻居智能体之间竞争与合作机制, 保证了种群更快地迁移到最优位置; 另外混沌搜索策略有效避免算法陷入局部最优的概率, 也有助于加快算法收敛.

综上, 本文的改进鸟群算法具有更优越的寻优精度、收敛速度和避免局部最优的能力.

表1 测试函数
Tab.1 Test functions

函数名	表达式	维数	边界条件	理论最优值
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	20	$[-100, 100]$	0
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{N-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	2	$[-2.048, 2.048]$	0
Griewank	$f(x) = \sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^N \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	20	$[-600, 600]$	0
Rastrigin	$f(x) = 10N + \sum_{i=1}^N [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)]$	20	$[-5.12, 5.12]$	0

表2 参数设置
Tab.2 Parameters setting

参数	本文算法	文[11]算法	文[7]算法	混沌鸟群算法	自适应鸟群算法	BSA 算法	PSO 算法	ACO 算法
学习因子 c_1, c_2	1.5	参见式(26)	1.5	1.5	参见式(27)	1.5	1.496 18	
a_1, a_2	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0		
觅食概率 P	[0.8, 1] 随机数	[0.8, 1] 随机数	[0.8, 1] 随机数	[0.8, 1] 随机数	[0.8, 1] 随机数	[0.8, 1] 随机数		
跟随系数 FL	[0.5, 0.9] 随机数	[0.5, 0.9] 随机数	[0.5, 0.9] 随机数	[0.5, 0.9] 随机数	[0.5, 0.9] 随机数	[0.5, 0.9] 随机数		
飞行频率 FQ	10	10	10	10	10	10		
种群规模 M 或多智能体结构 $L_{size} \times L_{size}$	6×6	36	36	36	36	36	36	36
混沌控制系数 μ	4		4	4				
混沌序列 m	20		20	20				
惯性权重 w							0.729 8	
信息素挥发系数								0.8
转移概率常数								0.2

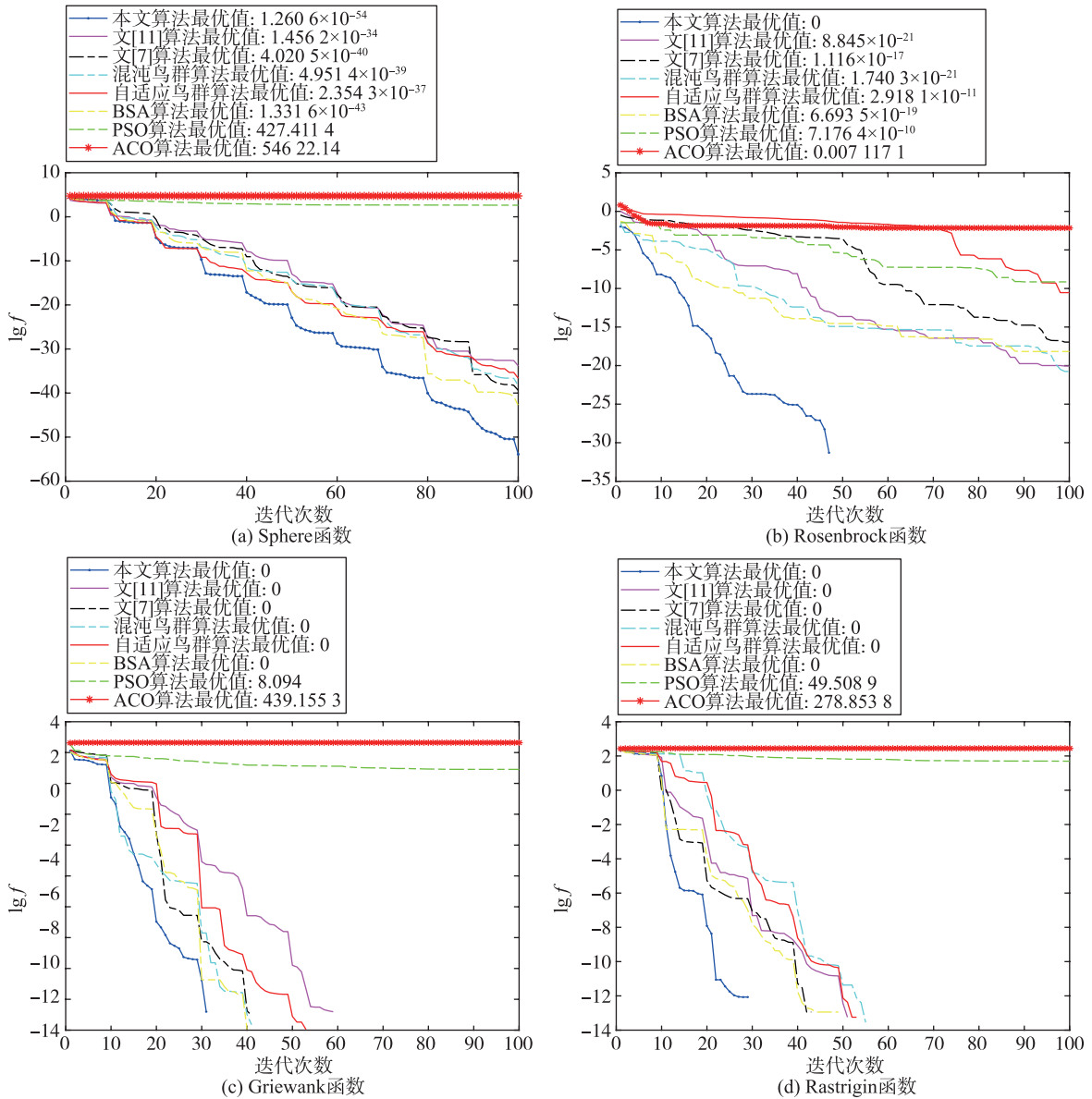


图7 基于不同算法的收敛曲线比较
Fig.7 Comparison of convergence curves by different algorithms

3 仿真实验及分析

本文以平面连杆机构为研究对象,采用多智能体混沌鸟群算法对机构两杆长度进行优化,以求获得最佳动力性能.由于四杆比例一定情况下存在多种长度组合,为方便起见,选择曲柄 AD 长度 $d=1$;机架 CD 长度 $c=5$.在 Matlab 平台仿真时,智能体系统的结构为 6×6 格子结构;多智能体个数 $M=36$;维数 $D=2$;最大迭代次数 $t_{\max}=10$;参数上限 $UB=[5, 5]$;参数下限 $LB=[1, 1]$;算法的其他仿真参数设置与表 2 相同.

利用上述 8 种优化算法对平面四连杆机构的连杆和摇杆两杆长度进行优化设计,同时控制各杆长度满足约束限制.图 8 为基于不同算法下目标函数的收敛特征曲线.图中的曲线表明,与文[11]改进算法、文[7]改进算法、混沌鸟群算法、自适应鸟群算法、BSA 算法、PSO 算法以及 ACO 算法相比,本文提出的算法收敛速度更快,获得最优解的精度更高.表 3 对应各算法获得的两杆最佳长度和最佳适应度值.

为了比较各算法在求解该优化问题时的性能,各算法独立运行 30 次,计算最优适应度值的平均值、最小值、最大值和标准差(见表 4).从表 4 可以看到,虽然每种算法获得的最小值都可以达到 0.007 6,但利用本文算法获得的其他指标如平均值、最大值和标准差均最小,说明算法的最优解精度、收敛性和鲁棒性明显优于其他几种算法,亦验证了本文算法在机构优化方面具有优越性.

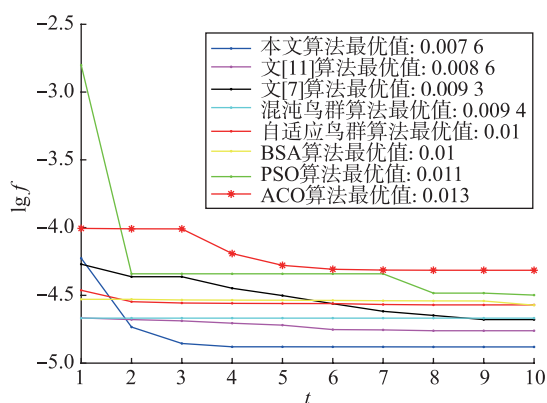


图 8 收敛曲线

Fig.8 Convergence curves

参考文献

- [1] Meng X B, Gao X Z, Lu L, et al. A new bio-inspired optimisation algorithm: Bird swarm algorithm[J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 2016, 28(4): 1-15.
- [2] 崔东文, 金波. 改进鸟群算法及其在梯级水库优化调度中的应用[J]. 三峡大学学报: 自然科学版, 2016, 38(6): 7-14.
Cui D W, Jin B. Improved bird swarm algorithm and its application to reservoir optimal operation[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2016, 38(6): 7-14.
- [3] 刘晓龙, 宁芊, 赵成萍, 等. 基于莱维飞行的鸟群优化算法[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(12): 194-197.
Liu X L, Ning Q, Zhao C P, et al. Bird swarm algorithm based on levy flight[J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(12): 194-197.
- [4] 杨文荣, 马晓燕, 边鑫磊. 基于 Levy 飞行策略的自适应改进鸟群算法[J]. 河北工业大学学报, 2017, 46(5): 10-16.
Yang W R, Ma X Y, Bian X L. Adaptive improved bird swarm algorithm based on Levy flight strategy[J]. Journal of Hebei University of

表 3 最佳参数

Tab.3 Optimal parameters

算法	f	a	b
本文算法	0.007 6	4.130 3	2.320 7
文[11]算法	0.008 6	4.289 6	2.299 5
文[7]算法	0.009 3	4.399 9	2.279 2
混沌鸟群算法	0.009 4	4.384 8	2.320 5
自适应鸟群算法	0.010 4	4.586 4	2.305 6
BSA 算法	0.010 3	4.562 6	2.279 6
PSO 算法	0.011 1	4.629 0	2.266 2
ACO 算法	0.013 4	4.610 8	2.279 1

表 4 统计结果

Tab.4 Statistical results

算法	平均值	最小值	最大值	标准差
本文算法	0.007 9	0.007 6	0.010 7	$7.212 4 \times 10^{-4}$
文[11]算法	0.009 4	0.007 6	0.012 1	0.001 5
文[7]算法	0.008 7	0.007 6	0.012 5	0.001 5
混沌鸟群算法	0.012 3	0.007 8	0.035 1	0.005 4
自适应鸟群算法	0.008 7	0.007 6	0.011 8	0.001 3
BSA 算法	0.009 3	0.007 6	0.012 7	0.001 3
PSO 算法	0.008 6	0.007 7	0.014 1	0.001 4
ACO 算法	0.011 2	0.009 6	0.014 5	0.001 4

4 结论

本文提出一种多智能体混沌鸟群算法来处理平面四连杆机构的参数优化问题.针对鸟群算法存在的易陷入局部最优的问题,本文在原算法基础上引入多智能体系统的格子结构和信息交互策略,利用多智能体和邻居间的竞争与合作机制校正自身位置,加快智能体向最优位置迁移;另外通过对全局最优智能体周围进行混沌扰动和搜索,降低算法陷入局部最优的概率.仿真结果表明该算法在精度、收敛速度以及稳定性方面表现出良好的性能,而且在处理低维带约束机构优化问题上具有可行性.下一步研究工作可以从以下方面展开: 1) 拓展本文提出的改进算法到多目标优化领域,如连杆机构作为众多机械装置的核心机构,在实际应用中需结合系统的整体设计要求,可能涉及多目标优化问题. 2) 针对特定类型的优化问题对鸟群算法进行改进,如超高维多极值函数优化和动态目标优化等问题.

- Technology, 2017, 46(5): 10-16.
- [5] 李延廷, 万仁霞. 一种改进算的鸟群算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(9): 79-84.
Li Y Y, Wan R X. An improved algorithm for bird swarm optimization[J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(9): 79-84.
- [6] 史旭栋, 高岳林. 一种改进的鸟群优化算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2018, 32(4): 177-185.
Shi X D, Gao Y L. Improved bird swarm optimization algorithm[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology (Natural Science Edition), 2018, 32(4): 177-185.
- [7] 吴军, 王龙龙. 基于双鸟群混沌优化的 Otsu 图像分割算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(12): 119-124.
Wu J, Wang L L. An Otsu image segmentation algorithm based on chaos optimization of two BSA[J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(12): 119-124.
- [8] 王进成, 高岳林. 基于改进的鸟群算法求解农产品冷链物流配送路径优化问题[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(25): 1-4.
Wang J L, Gao Y L. Optimization problem of cold chain logistics distribution path of agricultural products based on improved algorithm of bird swarm optimization[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2018, 46(25): 1-4.
- [9] 王建伟, 彭亦功. 引入迁移和变异策略的改进鸟群算法及其在参数估计中的应用[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2018, 44(4): 617-624.
Wang J W, Peng Y G. Improved bird swarm algorithm based on migration and mutation strategy and its application in parameter estimation[J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 44(4): 617-624.
- [10] 罗钧, 刘泽伟, 张平, 等. 基于非线性因子的改进鸟群算法在动态能耗管理中的应用[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3): 729-736.
Luo J, Liu Z W, Zhang P, et al. Application of improved bird swarm algorithm based on nonlinear factor in dynamic energy management[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(3): 729-736.
- [11] 王慧娟, 杨文荣, 杨庆新. 改进鸟群算法在家电负荷分解中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019(10): 140-144.
Wang H J, Yang W R, Yang Q X. Application of improved bird swarm algorithm in home appliance load decomposition[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019(10): 140-144.
- [12] 翁旭辉, 雷武虎, 任晓东. 基于双鸟群优化的高光谱图像非线性解混[J]. 应用光学, 2019, 40(6): 1059-1066.
Weng X H, Lei W H, Ren X D. Nonlinear unmixing of hyperspectral images based on double-bird flock optimization[J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(6): 1059-1066.
- [13] 余胜威. MATLAB 车辆工程应用实践[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014: 434-452.
Yu S W. Application of MATLAB in vehicle engineering[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014: 434-452.
- [14] 李兵, 李为宁, 宋扬扬, 等. 基于蚁群算法的双锅曲毫机的优化设计[J]. 茶叶科学, 2019, 39(1): 77-83.
Li B, Li W N, Song Y Y, et al. Optimal design of double-pan roasting machine based on ant colony algorithm[J]. Journal of Tea Science, 2019, 39(1): 77-83.
- [15] 李莹莹, 游敏, 徐建军. 基于 MATLAB 的曲柄摇杆机构优化设计[J]. 制造业自动化, 2016, 38(1): 102-105.
Li Y Y, You M, Xu J J. Optimization design of crank rocker structure under the given output angle constraint[J]. Manufacturing Automation, 2016, 38(1): 102-105.
- [16] 唐贤伦, 张衡, 李进, 等. 基于多 Agent 粒子群优化算法的电力系统经济负荷分配[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(10): 42-47.
Tang X L, Zhang H, Li J, et al. An economic load dispatch method of power system based on multi-agent particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(10): 42-47.
- [17] 唐贤伦, 李洋, 李鹏, 等. 多智能体粒子群优化的 SVR 模型预测控制[J]. 控制与决策, 2014, 29(4): 593-598.
Tang X L, Li Y, Li P, et al. Model predictive control based on SVR optimized by multi-agent particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2014, 29(4): 593-598.
- [18] Kumar R, Sharma D, Sadu A. A hybrid multi-agent based particle swarm optimization algorithm for economic power dispatch[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2011, 33(1): 115-123.
- [19] 胡鑫楠. 基于改进型混沌粒子群优化算法的 FIR 高通数字滤波器设计[J]. 计算机科学, 2019, 46(z1): 601-604.
Hu X N. FIR high pass digital filter design based on improved chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(z1): 601-604.
- [20] 黄伟建, 辛风俊, 黄远. 基于混沌猫群算法的云计算多目标任务调度[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6): 55-59.
Huang W J, Xin F J, Huang Y. Multi-objective task scheduling based on chaos cat swarm optimization in cloud computing[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(6): 55-59.
- [21] 段秀娟. 基于混沌粒子群优化 BP 神经网络的网络安全风险评估系统设计[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(16): 251-255.
Duan X J. Design of network security risk assessment system based on chaotic particle swarm optimization BP neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(16): 251-255.
- [22] Cai J J, Ma X Q, Li L X, et al. Chaotic particle swarm optimization for economic dispatch considering the generator constraints[J]. Energy Conversion & Management, 2007, 48(2): 645-653.

- [23] 张涛, 余利, 姚剑锋, 等. 基于改进多目标差分灰狼算法的配电网无功优化[J]. 信息与控制, 2020, 49(1): 78–86.
Zhang T, Yu L, Yao J F, et al. Reactive power optimization of distribution network based on improved multi-objective differential gray wolf optimization[J]. Information and Control, 2020, 49(1): 78–86.
- [24] Wets J B. Minimization by random search techniques[J]. Mathematics of Operations Research, 1981, 6(1): 19–30.

作者简介

吴冬梅(1983–), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师. 研究领域为智能优化算法及应用, 系统建模与仿真.
郝凤鸣(1996–), 女, 硕士生. 研究领域为智能优化算法, 深度学习.
蒋国平(1966–), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为复杂网络建模与控制, 混沌控制, 混沌信息处理.

(上接第 440 页)

- [17] 顾玮. 基于最小二乘法的系统参数辨识[J]. 办公自动化, 2017, 22(21): 39–41.
Gu W. Identification of system parameters based on least square method[J]. Office Informatization, 2017, 22(21): 39–41.
- [18] Giuseppe F. Frequency response estimation from impulse or step-like response by virtual experiments[J]. Asian Journal of Control, 2016, 18(4): 1289–1298.
- [19] 李闯, 王亚刚. 基于有无重复极点加滞后模型的参数辨识方法[J]. 信息与控制, 2020, 49(3): 315–322.
Li C, Wang Y G. Parameter identification method based on repetitive and non-repetitive pole plus delay model[J]. Information and Control, 2020, 49(3): 315–322.
- [20] 徐江华, 孙荣, 邵惠鹤. 大滞后过程的 PI 控制器整定[J]. 控制与决策, 2004, 19(1): 99–101.
Xu J H, Sun R, Shao H H. PI controller tuning for large dead-time processes[J]. Control and Decision, 2004, 19(1): 99–101.

作者简介

徐 闯(1996–), 男, 硕士生. 研究领域为系统辨识, 计算机应用等.
王亚刚(1967–), 男, 博士, 教授. 研究领域为系统辨识, 先进过程控制等.

(上接第 448 页)

- [25] 李小华, 徐波, 刘洋. 非线性扩展结构大系统自适应神经网络跟踪控制[J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1860–1866.
Li X H, Xu B, Liu Y. Adaptive neural network tracking control for a class of nonlinear largescale systems with expanding construction[J]. Control and Decision, 2016, 31(10): 1860–1866.
- [26] 韩京清. 自抗扰控制技术——估计补偿不确定因素的控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
Han J Q. Active disturbance rejection control technique – The technique for estimating and compensating the uncertainties[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008.
- [27] Ren B, San P P, Ge S S, et al. Adaptive dynamic surface control for a class of strict-feedback nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis[C]//American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2009. DOI: 10.1109/ACC.2009.5160295.

作者简介

张立鹏(1992–), 男, 硕士生. 研究领域为非线性系统的自抗扰控制.
李小华(1964–), 女, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为大系统分散鲁棒控制理论与应用, 非线性系统自适应智能有限时间控制及工业过程建模与优化控制等.
何志江(1963–), 男, 高级工程师. 研究领域为工业自动化工程项目建设.