

控制与决策

Control and Decision

基于改进细菌觅食算法的飞控系统多模态参数优化

边琦, 张梦寒, 王建平, 颜黎明, 马建

引用本文:

边琦, 张梦寒, 王建平, 颜黎明, 马建. 基于改进细菌觅食算法的飞控系统多模态参数优化[J]. *控制与决策*, 2022, 37(8): 1981–1988.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0139>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进多目标骨干粒子群算法的电力系统环境经济调度](#)

Economic emission dispatch of power system based on improved bare-bone multi-objective particle swarm optimization algorithm
控制与决策. 2022, 37(4): 997–1004 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1440>

[基于改进秃鹰搜索算法的同步优化特征选择](#)

Simultaneous feature selection optimization based on improved bald eagle search algorithm
控制与决策. 2022, 37(2): 445–454 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1025>

[双重驱动的果蝇优化算法及其在PID控制器中的应用](#)

Double drive fruit fly optimization algorithm and its application in PID controller
控制与决策. 2021, 36(9): 2225–2233 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0046>

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications
控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction
控制与决策. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

基于改进细菌觅食算法的飞控系统多模态参数优化

边琦, 张梦寒, 王建平, 颜黎明, 马建[†]

(长安大学汽车学院, 西安 710064)

摘要: 针对飞控系统参数优化过程中存在的解空间非凸性问题, 或由于多约束条件下导致的全局最优不可达问题, 提出一种基于改进细菌觅食算法的多模态参数优化方法. 采用基于格型准则的采样方法以尽可能广泛地搜索解空间, 并利用 K 均值聚类的小生境技术使得多个细菌种群能够分别搜索各自的区域, 以尽可能多地获得解空间中不同位置的可行解. 同时研究一种自适应深度搜索策略, 确保算法在整个寻优过程中的鲁棒性. 所提出算法可以在完成对系统优化的基础上, 探寻飞控系统中各参数本身的可行域及其在解空间中所处的位置, 也能够一定程度上揭示解空间本身的特性. 仿真结果验证了所提出算法可以有效地简化系统调参的过程, 更为快速地获得一个满足设计性能期望的飞控系统.

关键词: 启发式算法; 群智能优化; 细菌觅食算法; 飞控系统; 参数优化; 多模态优化

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0139

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 边琦, 张梦寒, 王建平, 等. 基于改进细菌觅食算法的飞控系统多模态参数优化[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1981-1988.

An improved bacterial foraging algorithm for multimodal parameter optimization of flight control system

BIAN Qi, ZHANG Meng-han, WANG Jian-ping, YAN Li-ming, MA Jian[†]

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: A multimodal parameter optimization method based on an improved bacterial foraging optimization (IBFO) algorithm is proposed to deal with the non-convexity problem in the solution space or the global optimal unreachable problem caused by multiple constraints in the process of parameter optimization of a flight control system. The sampling method based on the lattice criterion is used to search the solution space as widely as possible. The niche technology based on K -means clustering is used to make multiple populations search their own space respectively and obtain as many feasible solutions as possible in different regions of the solution space. At the same time, the adaptive depth search strategy is used to ensure the robustness of the algorithm in the whole optimization process. The proposed algorithm can explore the feasible region of each solution in the flight control system and the relationship between them. Also, the proposed algorithm can reveal the characteristics of the solution space to a certain extent. Finally, the simulation results show that the proposed algorithm can effectively simplify the process of system parameter tuning, and obtain a flight control system that meets the design performance expectations more conveniently.

Keywords: heuristic algorithm; swarm intelligence optimization; bacterial foraging algorithm; flight control system; parameter optimization; multimodal optimization

0 引言

新一代飞行器正向着智能化、多功能化的方向发展, 随着飞行器包线逐渐增大, 相应的飞控系统的参数设计也日趋复杂^[1]. 目前, 很多工程师在实际设计飞控系统的过程中, 都要面对具有内部隐含关系

的复杂系统参数的调节和优化问题^[2]. 然而通常情况下, 应用传统基于经验的参数调节方法对系统进行参数优化时, 很难做到对系统总体性能和各类条件约束的全方位兼顾. 同时, 考虑到飞控系统各通道、各参数间存在的内在耦合关系, 需要消耗大量时间兼顾和平

收稿日期: 2021-01-22; 录用日期: 2021-06-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62103061); 中国博士后科学基金项目(2019M660246); 陕西省自然科学基金研究计划项目(2021JQ-287, 2021JQ-252); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(300102220304).

责任编辑: 董久祥.

[†]通讯作者. E-mail: chd_edu@126.com.

衡所调节参数对系统各方面性能的影响. 即使是对于有经验的工程人员而言, 该过程往往也是费时费力的. 如何能够在尽可能节省人工、时间的条件下, 利用智能优化方法实现对飞控系统参数的快速、准确调节, 是目前研究工作中的热点问题^[3].

文献[4]研究了一种简化头脑风暴算法, 以对F/A-18自动飞控系统的参数进行优化, 通过分别构建飞控系统内、外环的性能指标函数, 由内至外结合系统时、频域响应特性进行控制参数优化. 文献[5]提出了一种基于改进遗传算法的自适应飞控系统参数优化方法, 通过构建染色体群的自适应交叉、变异算子实现对目标系统的动态优化. 文献[6]介绍了一种基于模糊神经网络与智能蜂群算法的飞行器参数优化方法, 通过构建基于系统动态响应和稳态误差的性能指标函数, 将基于模糊神经网络的方法应用于智能蜂群算法的参数更新. 文献[7]针对舰载机飞控系统的参数优化问题, 提出了一种基于企鹅优化算法的控制参数优化方法. 在此基础上, 文献[8-9]分别提出了基于Lévy随机游走和基于柯西变异的企鹅优化算法, 两种方法均能够通过改进算法中随机粒子的迭代过程对飞控系统各个子系统的相关参数进行优化.

可以看到, 目前绝大多数针对飞控系统进行智能参数优化的研究均着眼于通过各方面手段对算法的寻优性能和效率进行改进和提升, 以期获得最接近全局最优点的可行解. 然而, 对于具有复杂空气动力学耦合特性的多输入、多输出飞控系统而言, 很多时候在满足预先给定约束的条件下, 实际优化问题一般是非凸的, 最终往往存在不止一组可行解. 显然, 在这种情况下, 飞控系统参数的优化问题将转化为一类多模态、多解集的参数优化问题. 此时, 传统的通过求解目标函数单一极值以获得其所对应可行解的优化方法将具有很大的局限性.

细菌觅食算法通过模拟细菌种群的群体行为, 利用合作、竞争、学习等机制实现高级和复杂的功能, 目前已经广泛应用于函数优化问题、组合优化问题、自动控制等各个领域^[10-12]. 文献[13]结合细菌觅食算法和粒子群算法的优点, 研究了一种改进型的模糊C均值聚类(FCM)算法, 将其应用到多类图像分割中, 解决了传统FCM算法对初始聚类中心敏感的问题. 文献[14]针对传统K均值聚类算法中初值的敏感性以及易陷入局部最优解的缺陷, 提出了一种优化初始聚类中心的K均值聚类算法. 仿真结果表明, 上述方法的准确率和稳定性均优于传统聚类算法, 尤其适合处理复杂的优化问题. 文献[15]提出了一种基于遗传-细菌觅食组合算法的非线性模型优化方法,

该方法首先使用遗传算法进行全局搜索, 然后使用细菌觅食优化算法在该局部范围内执行局部搜索, 仿真结果表明所提出算法可以有效地均衡全局搜索和局部搜索, 并确保收敛性.

细菌种群在觅食过程中所特有的基于环境养分的趋化操作和基于区域信息素的群聚操作恰恰可以满足针对多模态优化问题求解时所涉及的自适应聚类搜索操作. 此外, 细菌种群在更新过程中所特有的繁殖及分散操作可以更好地确保算法在非凸解空间搜索过程中的鲁棒性. 因此, 本文研究一种改进细菌觅食算法(IBFO)以解决具有空气动力学耦合特性的飞控系统在复杂飞行条件下系统参数的调节和多模态优化问题. 首先针对目标系统从稳定性、可操作性、灵活性等多方面进行分析, 构建相应的飞控系统性能评价指标函数, 从而将系统参数的调节问题转化为对性能指标函数的多模态优化问题; 然后在对目标问题进行多模态优化的过程中, 为了确保初始化的染色体种群能够更均匀地分布于解空间中, 研究一种基于格型准则采样方法的低差异度细菌序列生成方法, 在寻优过程中, 为了使得算法能够充分利用不同解空间区域适应度的差异进行搜索, 利用细菌个体搜索觅食过程中的相互吸引和排斥特性使得相应的细菌种群能够尽可能广泛地搜索解空间, 同时通过研究基于K均值聚类算法的小生境技术, 使得多个细菌种群能够根据环境分别搜索各自周围的区域, 实现对飞控系统参数的多模态求解; 此外, 考虑到算法在迭代的过程中需要动态调整种群的搜索范围, 引入一种自适应深度搜索策略, 以确保算法在整个寻优过程中的鲁棒性; 最后, 对所优化飞控系统在不同强度外界紊流条件下进行仿真测试, 实验结果表明了所提出算法的有效性.

1 飞控系统多模态参数优化问题描述

本文以一种经典纵向飞控系统为研究对象, 结构如图1所示^[16].

图1中, 由俯仰角速率 q 的反馈构成升降舵通道的内环. 对于系统外环, 由高度变化率 \dot{h} 和飞机航迹角 γ 的反馈共同作用对飞机进行纵向航迹控制. 同时在动力系统控制通道, 通过迎角 α 和法向过载 n_z 的反馈对飞机进行姿态保持. 最终, 该系统的5个反馈通道(迎角、法向过载、高度变化率、航迹角和俯仰角速率)中所用到的控制增益 $k_1 \sim k_{10}$ 即为该飞控系统优化过程中所要确定的10个参数. 设计一个合格的纵向飞控系统, 需要考虑包括系统稳定性、可操作性、灵活性和自适应特性等在内的多个需求, 为了简

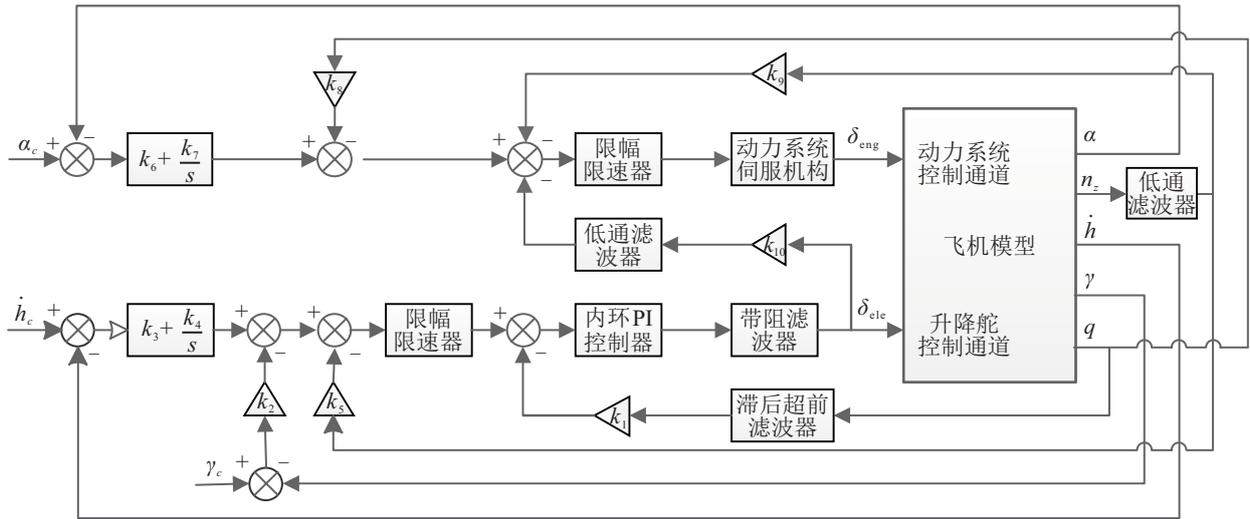


图1 纵向飞控系统结构

化设计流程,定义系统性能指标函数 J_c 如下:

$$J_c = [\omega_1 \ \omega_2 \ \omega_3 \ \omega_4] \cdot [J_1 \ J_2 \ J_3 \ J_4]^T + [\omega_5 \ \omega_6] \cdot [J_5 \ J_6]^T, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} J_1 &= \int t[\omega_{11} \ \omega_{12} \ \omega_{13}] \cdot [\xi_{\gamma_c} \ \xi_{\dot{h}_c} \ \xi_{\alpha_c}]^T dt, \\ J_2 &= \int [\omega_{21} \ \omega_{22} \ \omega_{23}] \cdot [\kappa_{\gamma_c} \ \kappa_{\dot{h}_c} \ \kappa_{\alpha_c}]^T dt, \\ J_3 &= \int [\omega_{31} \ \omega_{32} \ \omega_{33}] \cdot [\eta_{\gamma_c} \ \eta_{\dot{h}_c} \ \eta_{\alpha_c}]^T dt, \\ J_4 &= \int [\omega_{41} \ \omega_{42} \ \omega_{43}] \cdot [\nu_{\gamma_c} \ \nu_{\dot{h}_c} \ \nu_{\alpha_c}]^T dt, \\ J_5 &= \frac{1}{T} \int [\omega_{51} \ \omega_{52} \ \omega_{53} \ \omega_{54} \ \omega_{55}] \cdot [\epsilon_{\gamma} \ \epsilon_{\dot{h}} \ \epsilon_{n_z} \ \epsilon_q \ \epsilon_{\alpha}]^T dt, \\ J_6 &= \int [\omega_{61} \ \omega_{62}] \cdot [(\delta_{ele})^2 \ (\delta_{eng})^2]^T dt. \end{aligned} \quad (2)$$

可以看到, J_c 主要由两部分组成: $[J_1 \ J_2 \ J_3 \ J_4]^T$ 用来评估系统的动态性能, $[J_5 \ J_6]^T$ 用来评估系统的稳态性能. 设计过程的最终目的是通过调整系统参数 $k_i (i = 1, 2, \dots, 10)$, 使 J_c 尽可能地减小以满足所有给出的预设条件. 式(3)中: ω_{ij} 为构成 J_c 中相关元素的权重因子; ξ 、 κ 、 η 和 ν 分别为飞控系统各个控制通道的跟踪误差、超调百分比、上升时间和建立时间; γ_c 、 \dot{h}_c 和 α_c 分别为飞控系统的航迹角、高度变化率和迎角控制通道指令; ϵ 为系统5个输出状态量 α 、 n_z 、 \dot{h} 、 γ 和 q 在其平衡点附近的扰动偏差; $(\delta_{ele})^2$ 和 $(\delta_{eng})^2$ 为系统两个控制通道升降舵和油门的控制能量. 在仿真的过程中, 如果任何变量值超过了预定范围, 则其对应的权重因子也会立刻增大以使之尽快回到正常范围内.

2 经典细菌觅食算法

自经典细菌觅食算法被发现开始, 细菌的趋化性觅食行为便被研究人员所关注^[17-18]. 目前, 通过计算

机仿真模拟细菌觅食行为进行寻优的研究正逐渐展开, 越来越多基于细菌觅食的启发式算法被应用于工程优化的各个领域. 通常情况下, 细菌觅食策略一般包括群聚、趋化、繁殖和分散4个步骤, 下面分别予以说明:

1) 群聚. 在营养环境丰富的情况下, 细菌将释放信息素吸引其附近的其他细菌向其靠拢, 同时, 细菌个体之间也将保持一定距离避免相互距离过近. 细菌个体之间信号描述为

$$J_s = \sum_{l=1}^{G_i} \left[-\omega_{a1} \exp \left(-\omega_{a2} \sum_{d=1}^{D_{dim}} (b_{l,d} - b_{n,d})^2 \right) \right] + \sum_{l=1}^{G_i} \left[-\omega_{r1} \exp \left(-\omega_{r2} \sum_{d=1}^{D_{dim}} (b_{l,d} - b_{n,d})^2 \right) \right]. \quad (4)$$

其中: J_s 为细菌个体之间的信号函数; G_i 为第 i 个种群内的细菌个数; D_{dim} 为单个细菌所表示的信息维数; $b_{l,d}$ 和 $b_{n,d}$ 分别为第 l 和第 n 个细菌的第 d 维元素; ω_{a1} 、 ω_{a2} 、 ω_{r1} 和 ω_{r2} 为相应的权重系数, ω_{a1} 为细菌释放吸引信息素的程度, ω_{a2} 为吸引信号的广度, ω_{r1} 为细菌之间的排斥程度, ω_{r2} 为排斥的广度.

2) 趋化. 细菌在不同养分环境中表现出来的趋化性可以通过两步完成: 沿着当前方向前进, 或向任意随机方向旋转. 其中第 n 个细菌 b_n 在第 j 步的这种行为可以表示为

$$b_n(j+1) = b_n(j) + \lambda_n(j)\psi_n(j); \quad (5)$$

$$\begin{cases} \psi_n(j) = \psi_n(j-1), & J_{n,j+1} > J_{n,j}; \\ \psi_n(j) \in \mu_2, & J_{n,j+1} \leq J_{n,j}. \end{cases} \quad (6)$$

其中: $J_{n,j}$ 为 b_n 在第 j 步对应的目标函数值; λ_n 为移动步长; ψ_n 为方向向量, 用来确定该细菌的移动方

向; μ_2 为具有均匀分布的随机变量. 由式(5)和(6)可以看出: 细菌在移动的过程中如果总是能够从养分缺乏的区域向养分充足的区域移动, 则此时可保持移动方向不变, 否则其将进行随机方向的改变以尽可能脱离养分缺乏的区域.

3) 繁殖. 在一定次数的细菌群聚操作后, 整个种群将进行下一代繁殖操作, 在此期间, 每个细菌按其所属适应度值进行升序排列, 然后对适应度不佳的个体直接令其死亡, 而对于优秀个体则可以在其所处区域一分为二.

4) 分散. 为了避免整个种群在迭代过程中陷入局部最优, 分散操作将在一定代数的繁殖操作后进行. 根据一定的概率, 当某个细菌满足条件时其将被清除或转移到环境中的其他区域.

3 基于改进细菌觅食算法的多模态参数优化

为了提高细菌觅食算法对多模态优化问题进行寻优和搜索的效率, 在小生境技术的基础上, 对原算法进行相关改进, 使之能够更好地解决飞控系统的参数多模态优化问题. 相应算法的工作流程如下.

step 1: 初始化. 定义初始细菌种群的维数为 $N \times D$, 其中 N 为种群的细菌总数, D 为每个细菌个体所储存的信息维数(即待优化问题维数). 为了使所生成的细菌种群能够尽可能均匀地分布于解空间中以提高算法的搜索效率, 新生成细菌序列 B 由以下格型准则定义:

$$\begin{cases} B = b_1, b_2, \dots, b_N = L_D \cap [0, 1)^D, \\ L_D = \left\{ V = \sum_{j=1}^D z_j v_j, \text{ 使得 } z_j \in Z \right\}. \end{cases} \quad (7)$$

其中: Z 为整数集合, B 在区间 $[0, 1)^D$ 上具有低差异度细菌序列且随后将被投射到目标空间域中. b_1, b_2, \dots, b_N 为所生成的 N 个细菌序列, $V_1, V_2, \dots, V_N \in R^D$ 为实数域 R 上 N 个线性无关的向量. 第 i 个细菌个体 b_i 在第 j 层上的大小由方向向量 v_j 确定, 即 $b_i = jv_j$, 其中向量 v_j 满足 $nv_j = a$ 且 $a = (1, a, a^2 \bmod n)$. 与传统使用随机函数对解空间进行采样相比, 应用格型准则可以预先对高维解空间进行格型划分, 然后在每个子区域内按采样密度布点, 从而提高算法对解空间的搜索效率.

step 2: 分组. 整个种群将被分为若干小组以搜索各自对应的局部极值, 其中所应用的基于小生境技术的 K 均值聚类方法定义如下: 1) 细菌按其适应度值进行升序排列; 2) 定义两个阈值 ρ_1 和 σ_1 以设置可能

存在的极值点, 其中 ρ_1 用来寻找种群中的精英菌种, 其适应度值不超过全局最优菌种的 ρ_1, σ_1 为子种群的种群半径, 用来区分两个相邻种群的最近欧氏距离; 3) 在每步迭代中, 对于任意一个满足 2) 条件的细菌将被选为该子种群的中心, 以吸引其他在其附近的细菌; 4) 算法的目标为找到如下全局最优:

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{b_n \in S_i} \|b_i - b_n\|^2. \quad (8)$$

其中: b_i 为集合 S 的第 i 个局部最优, b_n 为属于 S_i 第 n 个细菌, k 为子种群个数, $\|\cdot\|$ 表示求解欧氏距离. 通过引入基于小生境技术的 K 均值聚类方法, 每一代细菌种群均划分为若干小组, 在每个小组中选出适应度较大的精英个体作为该类的优秀代表, 再在各个小组中以及不同小组之间进行信息交换. 该方法可以有效地针对多模态解空间进行寻优, 同时具有很好的全局寻优能力和收敛速度.

step 3: 群聚. 种群中的细菌在寻优过程中不仅应表现出个体行为, 同时也应具有集体行为: 根据所处环境的优劣表现出相互之间的吸引或排斥. 一方面当环境中资源富集时, 细菌将聚集在一起; 另一方面当环境资源贫乏时, 该区域的细菌密度会下降. 因此, 每个细菌应当向距离其最近的子种群移动, 同时根据其他细菌所释放的吸引或排斥信息素进行运动. 经过改进的第 n 个细菌在第 i 组的适应度函数为

$$\begin{cases} J_n = J_c(b_n) + J_s, \\ J_s = \sum_{l=1}^{G_i} \left[-\omega_{a1} \exp \left(-\omega_{a2} \sum_{d=1}^{D_{\text{dim}}} (b_{l,d} - b_{n,d})^2 \right) \right] + \\ \sum_{l=1}^{G_i} \left[-\omega_{r1} \exp \left(-\omega_{r2} \sum_{d=1}^{D_{\text{dim}}} (b_{l,d} - b_{n,d})^2 \right) \right]. \end{cases} \quad (9)$$

其中: J_n 为经过修正的细菌适应度, $J_c(b_n)$ 为由系统性能指标函数所计算得到的细菌 b_n 的原始适应度, J_s 为第 i 组的细胞间的相互作用信号, G_i 为第 i 组的容量, ω_{a1} 和 ω_{a2} 为吸引因子, ω_{r1} 和 ω_{r2} 为排斥因子.

step 4: 趋化. 由于每个细菌个体总是会向环境资源丰富的区域移动, 并远离资源贫乏的区域, 其在移动的过程中将进行游动或旋转的操作以调整自身运动方向向着资源更富集的方向移动. 考虑到多模态优化算法中每个细菌应该向距离其最近的子种群局部最优优点移动并完成搜索, 构建第 n 个细菌 b_n 在第 j 步的运动方程为

$$b_n(j+1) = b_n(j) + \lambda_n(j)\psi_n(j). \quad (10)$$

$$\begin{cases} \lambda_n(j) = \omega_\lambda \lambda_n(j-1) + \mu_1 (b_i(j) - b_n(j)), \\ J_{n,j+1} > J_{n,j}; \\ \lambda_n(j) = \lambda_0, J_{n,j+1} \leq J_{n,j}. \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \psi_n(j) = \psi_n(j-1), J_{n,j+1} > J_{n,j}; \\ \psi_n(j) \in \mu_2, J_{n,j+1} \leq J_{n,j}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: $J_{n,j}$ 为 $B_n(j)$ 的适应度; λ_n 为单次运动步长; ψ_n 为控制细菌运动方向的向量; ω_λ 为惯性权重, 以设置上一步运动距离对下一步的贡献; λ_0 为预设固定步长; b_i 为第 i 组子种群的局部最优粒子; μ_1 和 μ_2 为具有均匀分布的随机变量. 令 $j = j + 1$, 如果 $j < N_j$, 则再次执行 step 4, 否则进行细菌种群繁殖与分散操作.

step 5: 搜索范围调整. 在搜索初期, 较宽泛的搜索范围有助于发现更多潜在的可行解, 而在搜索后期, 逐渐缩小的目标区域则有助于提高算法的搜索精度. 因此, 为了在算法运动过程中能够平衡全局和局部搜索, 提出一种自适应深度搜索策略, 动态平衡细菌种群的搜索范围, 即

$$\begin{cases} R_u(m) = \max[\omega_u R_u(m-1), \bar{b}(m) + n] + \\ \max[\sigma_\lambda(m), \sigma_b(m)], \\ R_l(m) = \min[\omega_l R_l(m-1), \bar{b}(m) - n] - \\ \max[\sigma_\lambda(m), \sigma_b(m)]. \end{cases} \quad (13)$$

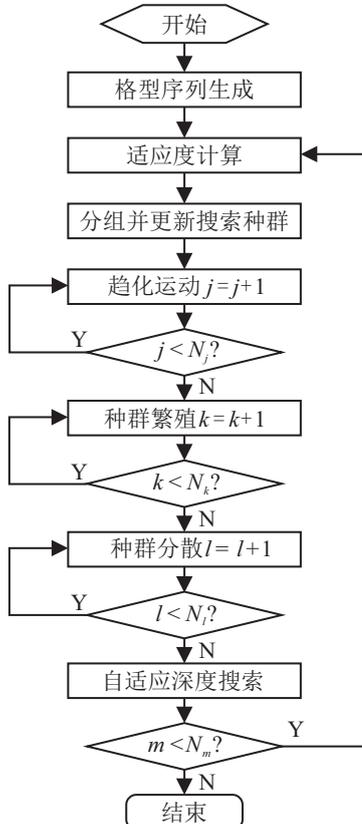


图2 改进细菌觅食算法的流程

其中: $R_u(m)$ 和 $R_l(m)$ 分别为细菌种群在第 m 次搜索时的上、下界, ω_u 和 ω_l 为相应的上、下界调整权重因子, $\bar{b}(m)$ 为种群个体间的平均欧氏距离, n 为当前子种群细菌个数, $\sigma_\lambda(m)$ 和 $\sigma_b(m)$ 分别为细菌搜索步长和空间分布的标准差. 通过引入基于细菌搜索步长和空间分布指标的自适应深度搜索策略, 可以在算法寻优过程中根据解局部空间细菌密度以及环境资源丰富程度动态调整细菌种群的搜索范围, 提高算法在整个寻优过程中的鲁棒性.

step 6: 下一步迭代. 当整个细菌种群完成此轮更新操作后, 令 $m = m + 1$, 如果未达到最大搜索次数 N_m , 即 $m < N_m$, 则返回 step 2, 否则迭代结束. 改进细菌觅食算法的流程如图2所示.

4 仿真实验与分析

为了验证所提出算法的性能, 将其与另外4种常用的多模态优化算法 AMPSO^[19]、 DMMCSA^[20]、 MMWOA^[21] 和 DLCSDE^[22] 进行比较. 4种算法的参数设置均在其相关参考文献中给出, 所提出算法的参数设置如表1所示.

表1 IBFO参数设置

参数	值	参数	值
N	100	ω_λ	0.8
D	10	ω_{a1}	0.1
N_j	30	ω_{a2}	0.2
N_k	10	ω_{r1}	0.1
N_l	10	ω_{r2}	10
N_m	100	ω_u	0.95
λ_0	0.1	ω_l	0.95

4.1 基于IBFO算法的收敛性能与精度仿真

为了验证所提出算法的收敛性能, 将其与其他4种算法的最优解收敛曲线进行100步迭代计算并对比, 结果如图3所示. 由图3可见: 1) 除MMWOA外所有算法均在前30步表现出快速收敛性, 且在搜索过程中各自所对应的目标函数值能够迅速从初期的 1×10^6 最终下降到 2×10^5 ; 2) 所提出算法具有最快的收敛速度, 且由于采用了格型准则对细菌序列进行生成, 初始种群能够更为均匀地分布于解空间, 算法的初始目标函数值在所有算法中也是最低的. 随后, 对所有算法进行30次仿真, IBFO与其他4种算法目标函数值的各项统计数据对比如表2所示. 由表2可以看出: 所提出算法无论在目标函数的寻优均值和最小值上, 还是在多次实验的方差上均具有最优的性能. 此外, 对5种算法的小样本数据进行 t 检验和 f 检验 (均取 $\alpha = 0.05$), 结果如表3所示. 可以看出, 5种算法的检验结果均为不拒绝原假设, 即其目标函数值分布均服从正态分布.

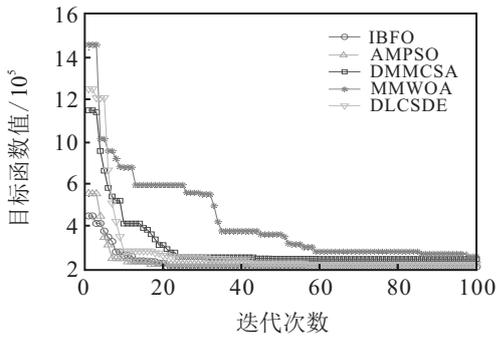


图3 IBFO与其他4种算法的目标函数值对比

表2 IBFO与其他4种算法的目标函数值对比

算法	均值	最小值	标准差
IBFO	2.129×10^5	2.065×10^5	5.235×10^2
AMPSO	2.352×10^5	2.203×10^5	7.159×10^2
DMMCSA	2.410×10^5	2.242×10^5	6.322×10^2
MMWOA	2.714×10^5	2.512×10^5	1.021×10^3
DLCSDE	2.591×10^5	2.364×10^5	9.584×10^2

表3 t检验和f检验结果

算法	t检验	f检验
IBFO	$h = 0, p = 0.805$	$h = 0, p = 0.769$
AMPSO	$h = 0, p = 0.864$	$h = 0, p = 0.522$
DMMCSA	$h = 0, p = 0.556$	$h = 0, p = 0.852$
MMWOA	$h = 0, p = 0.288$	$h = 0, p = 0.611$
DLCSDE	$h = 0, p = 0.459$	$h = 0, p = 0.732$

图4给出了应用所提出算法进行多次运算后最终所求最优目标函数值的概率分布情况. 由图4可见: 所提出算法的多次寻优结果呈近似正态分布, 且具有较小的离散度, 进一步表明了所提出算法运算的可靠性和稳定性.

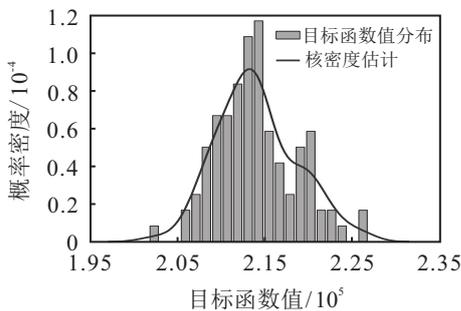


图4 IBFO的最终目标函数值分布

4.2 基于IBFO算法的求解性能仿真

图5和图6分别给出了应用IBFO获得的最终17组多模态解集的统计数据及其空间分布. 图5最终求得的17个小组的解分别按其适应度函数值进行升序排列, 每组最小值代表了本组的局部最优点. 图6小组规模表示了本组成员的数量, 而其分布表明了本组成员间的平均欧氏距离. 可以看出: 随着小组的平均

目标函数值上升, 各小组的适应度方差和规模都在逐渐下降, 表明了目标问题解空间的底部存在若干具有较大离散度的可行解区域. 然而, 在解空间的中上部, 可行解的区域逐渐缩小, 且难以寻找.

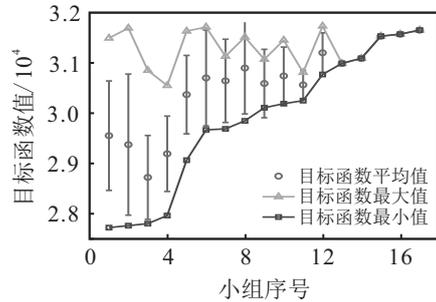


图5 IBFO获得的最终多模态解集的统计数据

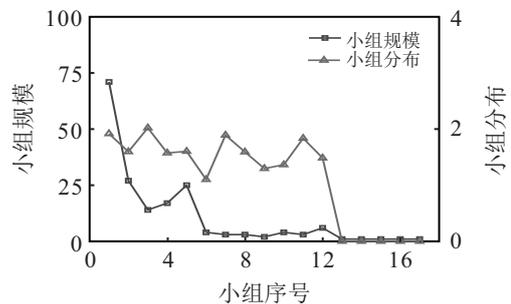


图6 IBFO获得的最终多模态解集的空间分布

4.3 基于IBFO算法的系统性能仿真

为了验证所提出算法对于飞控系统参数优化的有效性, 选取多模态解集中目标函数值最大的第17组可行解, 分别在轻度、中度、重度紊流条件下对飞控系统进行测试, 系统的6个状态量: 迎角 α 、航迹角 γ 、俯仰角速度 q 、俯仰角 θ 、法向过载 n_z 和高度变化率 \dot{h} , 在其平衡点附近的扰动如图7~图9所示. 飞控系统仿真过程中6个状态量的标准差如表4所示. 可以看出: 飞控系统在不同强度外界紊流扰动下均能保持稳定的工作状态, 所有状态量的扰动偏差均限定在合理范围内. 该仿真进一步表明了所提出算法对于飞控系统参数优化的有效性.

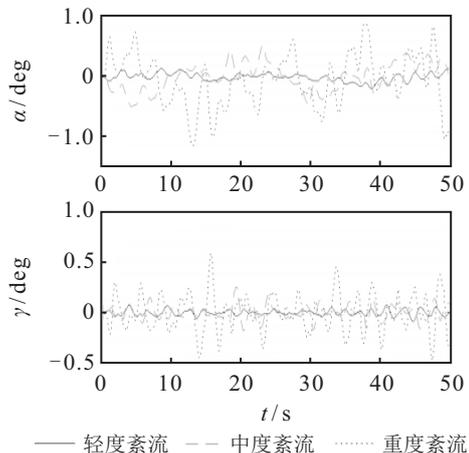


图7 迎角和航迹角在其平衡点附近的扰动

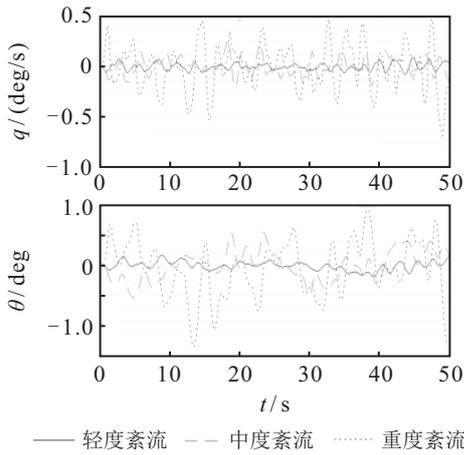


图8 俯仰角速度和俯仰角在其平衡点附近的扰动

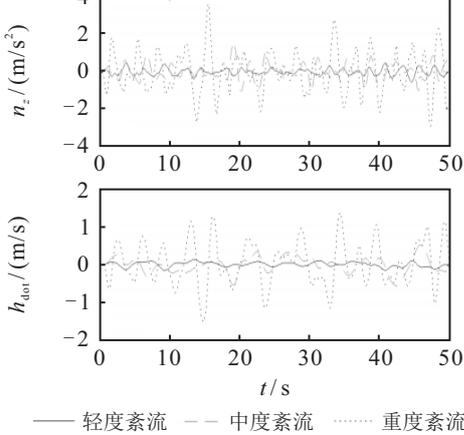


图9 法向过载和高度变化率在其平衡点附近的扰动

表4 飞控系统在外界紊流扰动下6个状态量的标准差

标准差	轻度紊流	中度紊流	重度紊流
σ_α	6.341×10^{-2}	1.857×10^{-1}	4.397×10^{-1}
σ_γ	2.899×10^{-2}	6.772×10^{-2}	1.878×10^{-1}
σ_q	3.417×10^{-2}	8.241×10^{-2}	2.275×10^{-1}
σ_θ	6.932×10^{-2}	2.202×10^{-1}	4.813×10^{-1}
σ_{n_z}	1.770×10^{-1}	4.138×10^{-1}	1.142×10^0
$\sigma_{\dot{h}}$	6.933×10^{-2}	2.217×10^{-1}	5.130×10^{-1}

5 结论

本文针对飞控系统的参数调节问题,提出了一种多模态参数优化算法以对目标问题解空间进行广泛探索,并力求获得尽可能多的可行解.在构建飞控系统性能评价指标和相应适应度函数的基础上,将系统相关参数的调节问题转化为对目标函数解空间的多模态优化问题.在研究并分析经典细菌觅食算法特点的基础上,提出了一种基于小生境技术的改进细菌觅食算法对目标问题进行求解.通过引入基于格型准则的采样方法,提高了算法种群的初始搜索效率.结合K均值聚类和细菌觅食过程中的相互吸引和排斥特性,实现了对目标问题解空间特性的探索及飞控系统参数的多模态优化.此外,引入一种自适应

深度搜索策略,以确保算法在整个寻优过程中的鲁棒性.最终所提出方法在完成对飞控系统参数多模态优化的基础上,揭示了目标空间中各解集本身的可行域及其在解空间中所处的位置.仿真实验验证了所提出算法的快速性和稳定性,同时应用所获得的参数解对飞控系统进行的抗外界紊流测试也表明了算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 于凤全,朱鹏.基于微分流形理论的飞行器控制参数优化[J].计算机仿真,2020,37(11):43-47.
(Yu F Q, Zhu P. Optimization of parameters of aircraft controller based on manifold theory[J]. Computer Simulation, 2020, 37(11): 43-47.)
- [2] 白俊杰,张坤,崔彦勇.飞机飞行控制系统参数多目标优化设计研究[J].航空计算技术,2014,44(2):91-94.
(Bai J J, Zhang K, Cui Y Y. Research on multi-objective optimal parameters design of aircraft flight control system[J]. Aeronautical Computing Technique, 2014, 44(2): 91-94.)
- [3] 凤丽洲,王友卫,韩琳琳,等.双重驱动的果蝇优化算法及其在PID控制器中的应用[J].控制与决策,2021,36(9):2225-2233.
(Feng L Z, Wang Y W, Han L L, et al. Double drive fruit fly optimization algorithm and its application in PID controller[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2225-2233.)
- [4] Li J N, Duan H B. Simplified brain storm optimization approach to control parameter optimization in F/A-18 automatic carrier landing system[J]. Aerospace Science and Technology, 2015, 42: 187-195.
- [5] Jia Y L, Yang X B. Optimization of control parameters based on genetic algorithms for spacecraft attitude tracking with input constraints[J]. Neurocomputing, 2016, 177: 334-341.
- [6] Ghosh Roy A, Peyada N K. Aircraft parameter estimation using hybrid neuro fuzzy and artificial bee colony optimization (HNFABC) algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 71: 772-782.
- [7] Deng Y M, Duan H B. Control parameter design for automatic carrier landing system via pigeon-inspired optimization[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 85(1): 97-106.
- [8] Dou R, Duan H B. Lévy flight based pigeon-inspired optimization for control parameters optimization in automatic carrier landing system[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 61: 11-20.
- [9] Yang Z Y, Duan H B, Fan Y M, et al. Automatic carrier landing system multilayer parameter design based

- on cauchy mutation pigeon-inspired optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 79: 518-530.
- [10] Bian Q, Nener B, Wang X M. A modified bacterial-foraging tuning algorithm for multimodal optimization of the flight control system[J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 93: 105274.
- [11] 姜建国, 周佳薇, 周润生, 等. 一种采用改进细菌觅食优化算法的图像增强方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(3): 461-466.
(Jiang J G, Zhou J W, Zhou R S, et al. Image enhancement method based on improved bacteria foraging optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2015, 30(3): 461-466.)
- [12] 杨文强, 邓丽, 牛群, 等. 改进型细菌觅食算法及多货叉仓库调度应用[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 321-327.
(Yang W Q, Deng L, Niu Q, et al. Improved bacterial foraging algorithm and application of warehousing scheduling with multi-shuttles[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 321-327.)
- [13] 刘志鹏, 胡亚琦, 张卫卫. 自适应细菌觅食的FCM聚类优化算法研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(6): 144-148.
(Liu Z P, Hu Y Q, Zhang W W. Research on FCM clustering optimization algorithm for self-adaptive bacterial foraging[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(6): 144-148.)
- [14] 闫婷, 谢红薇. 混合细菌觅食和粒子群的K-means聚类算法[J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(6): 59-62.
(Yan T, Xie H W. Novel K-means clustering algorithm combining particle swarm optimization and bacterial foraging[J]. Microelectronics & Computer, 2016, 33(6): 59-62.)
- [15] 李亚品, 邹德旋, 段纳. 基于遗传-细菌觅食组合算法的非线性模型优化[J]. 电子科技, 2019, 32(5): 16-20.
(Li Y P, Zou D X, Duan N. Optimization of nonlinear model based on GA-BFO combination algorithm[J]. Electronic Science and Technology, 2019, 32(5): 16-20.)
- [16] Bian Q, Nener B, Wang X M. A quantum inspired genetic algorithm for multimodal optimization of wind disturbance alleviation flight control system[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(11): 2480-2488.
- [17] 刘璐, 单梁, 戴跃伟, 等. 非线性动态自适应旋转角的量子菌群算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2137-2144.
(Liu L, Shan L, Dai Y W, et al. Nonlinear notation angle for dynamic adaptation in quantum bacterial foraging optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2017, 32(12): 2137-2144.)
- [18] 徐志丹. 趋磁性细菌多目标优化算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(5): 829-834.
(Xu Z D. Magnetotactic bacteria multi-objective optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2016, 31(5): 829-834.)
- [19] Zhang X W, Liu H, Tu L P. A modified particle swarm optimization for multimodal multi-objective optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 95: 103905.
- [20] Luo W J, Lin X, Zhu T, et al. A clonal selection algorithm for dynamic multimodal function optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 50: 100459.
- [21] Li H, Zou P, Huang Z G, et al. Multimodal optimization using whale optimization algorithm enhanced with local search and niching technique[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2019, 17(1): 1-27.
- [22] Liu Q X, Du S Z, Wyk V B J, et al. Double-layer-clustering differential evolution multimodal optimization by speciation and self-adaptive strategies[J]. Information Sciences, 2021, 545: 465-486.

作者简介

边琦(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事控制分配与参数优化等研究, E-mail: qi_bian@163.com;

张梦寒(1996—), 女, 硕士生, 从事电机故障诊断的研究, E-mail: zhangmenghan1111@163.com;

王建平(1997—), 男, 硕士生, 从事新能源汽车技术的研究, E-mail: chdwjp@163.com;

颜黎明(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事电动汽车电驱动系统等研究, E-mail: ylm@chd.edu.cn;

马建(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事新能源汽车技术、交通运输工程等研究, E-mail: chd_edu@126.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)