

2-15-2024

Improved Multi-objective Swarm Algorithm to Optimize Wash-out Motion and its Simulation Experiment

Hui Wang

College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China, mike-simon2000@163.com

Le Peng

College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China, 2263017427@qq.com

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Improved Multi-objective Swarm Algorithm to Optimize Wash-out Motion and its Simulation Experiment

Abstract

Abstract: Addressing the issues such as signal loss, distraction, and bad wash-out effect caused by improper parameter selection in classic wash-out algorithms, an improved multi-objective artificial bee colony algorithm is proposed to optimize the filter parameters of the classical wash-out algorithm to improve the effect. For the problems in the initialization and local optimization of traditional swarm algorithm, Circle mapping and Pareto local optimization algorithm are introduced. The human perception error model, acceleration difference model, and displacement model are established, and the model function is used as the objective function, the parameters of the classical wash-out algorithm is optimized by the improved multi-objective artificial bee colony algorithm. A simulation model is established to simulate and verify the optimized wash-out algorithm, and a flight simulator motion test platform is applied to test and verify the algorithm. The results show that, with the optimized washout algorithm, the washout fidelity is effectively improved, the error peak is reduced, the phase delay is improved, and the motion space is saved.

Keywords

multi-objective optimization, artificial bee colony algorithm, wash-out algorithm, parameter optimization, dynamic fidelity

Recommended Citation

Wang Hui, Peng Le. Improved Multi-objective Swarm Algorithm to Optimize Wash-out Motion and its Simulation Experiment[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 436-448.

改进多目标蜂群算法优化洗出运动及仿真实验

王辉, 彭乐*

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

摘要: 针对经典洗出算法参数选择不当导致信号缺失, 引起失真, 影响洗出效果等问题, 提出一种改进的多目标人工蜂群算法, 利用该算法对经典洗出算法中的滤波器参数进行优化来改善洗出算法的洗出效果。针对传统蜂群算法初始化和局部优化中存在的问题, 引入Circle映射和Pareto局部优化算法; 建立人体感知误差模型、加速度差值模型、位移模型, 将模型函数作为目标函数, 用改进后的多目标人工蜂群算法对经典洗出算法进行参数优化; 建立仿真模型对优化后的洗出算法进行仿真验证, 应用飞行模拟器运动实验平台进行实验验证。结果表明: 经优化后的洗出算法, 洗出逼真度得到有效提升, 降低了误差峰值, 改善了相位延迟, 节省了运动空间。

关键词: 多目标优化; 人工蜂群算法; 洗出算法; 参数优化; 动感逼真度

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)02-0436-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1193

引用格式: 王辉, 彭乐. 改进多目标蜂群算法优化洗出运动及仿真实验[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 436-448.

Reference format: Wang Hui, Peng Le. Improved Multi-objective Swarm Algorithm to Optimize Wash-out Motion and its Simulation Experiment[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 436-448.

Improved Multi-objective Swarm Algorithm to Optimize Wash-out Motion and its Simulation Experiment

Wang Hui, Peng Le*

(College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Addressing the issues such as signal loss, distraction, and bad wash-out effect caused by improper parameter selection in classic wash-out algorithms, an improved multi-objective artificial bee colony algorithm is proposed to optimize the filter parameters of the classical wash-out algorithm to improve the effect. For the problems in the initialization and local optimization of traditional swarm algorithm, Circle mapping and Pareto local optimization algorithm are introduced. The human perception error model, acceleration difference model, and displacement model are established, and the model function is used as the objective function, the parameters of the classical wash-out algorithm is optimized by the improved multi-objective artificial bee colony algorithm. A simulation model is established to simulate and verify the optimized wash-out algorithm, and a flight simulator motion test platform is applied to test and verify the algorithm. The results show that, with the optimized washout algorithm, the washout fidelity is effectively improved, the error peak is reduced, the phase delay is improved, and the motion space is saved.

Keywords: multi-objective optimization; artificial bee colony algorithm; wash-out algorithm; parameter optimization; dynamic fidelity

收稿日期: 2022-10-10 修回日期: 2023-01-02

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助(U1733128)

第一作者: 王辉(1966-), 男, 教授, 博士, 研究方向为飞行仿真技术和流体传动及控制。E-mail: mike-simon2000@163.com

通讯作者: 彭乐(1997-), 男, 硕士生, 研究方向为飞行仿真技术和智能控制。E-mail: 2263017427@qq.com

0 引言

洗出算法是一种将输入的加速度信号(力信号)和角速度信号转化为线位移信号和角位移信号来驱动飞行模拟器平台运动,使飞行员获得较为逼真的运动体感算法。动感逼真度越高,洗出效果越好。由于经典洗出算法无法直接复现输入信号中的低频部分,为了对低频信号进行单独处理,需要借助滤波器对输入信号滤波,滤波器参数选择不同会严重影响其滤波结果,从而影响最终的洗出效果。针对洗出算法滤波器的优化方法主要有参数优化和结构优化2种。参数优化主要针对经典洗出算法结构中的滤波器参数进行优化,使其适应洗出算法的工作要求,获得较高的动感逼真度。这种方法操作简单,由于对算法结构本体未做改动,因此算法结构简单,运行效率高,算法洗出效果稳定可靠。结构优化常常与模糊控制等方法相结合,通过增加、调整算法结构来自适应滤出信号,虽然有很强的适应性且能取得很好的洗出效果,但复杂的控制策略和算法结构会影响洗出效率,容易出现洗出延迟现象,而且稳定性不强。

目前,群体智能优化算法逐步发展成优化经典洗出算法参数的有效工具。如王辉等^[1]针对萤火虫算法的不足做了改进,建立人体感知误差模型作为目标函数,对经典洗出算法参数进行优化,有效减少了信号缺失,但并未消除初始感觉峰值,平台归位时间长且平台运动占用空间大。王小亮等^[2]以洗出位移为目标函数,利用遗传算法优化经典洗出算法滤波器参数,平台运动空间得到节省。王辉等^[3]以人体感知误差模型为目标函数,利用基于引力搜索的人工鱼群算法优化洗出算法滤波器截止频率,减少了人体感知误差,但做不到洗出运动快速归位。刘伟超等^[4]采用多目标优化算法MOEA/D优化洗出算法,与单目标优化算法相比多目标优化算法优化的洗出算法有较大优势,由于未对MOEA/D算法的不足进行改进,也影响了

洗出效果。Karaboga^[5]提出人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm,ABC),该算法是智能优化算法的一个重要分支。它是一种广义的邻域搜索算法,控制参数少、框架简单、操作空间大、鲁棒性强、收敛快并且能较大程度地跳出局部最优。人工蜂群算法优化单目标问题有较强的优势,但实际问题大多是多目标优化问题,因此,针对多目标人工蜂群算法的研究是十分必要的。Hedayatzadeh等^[6]设计了多目标人工蜂群算法(multi-objective artificial bee colony algorithms, MOABC)用于求解多目标函数的优化问题。Mohammadi等^[7]将存储在外部档案中的非支配解作为食物源,并引入拥挤度概念。Akay^[8]提出3种多目标人工蜂群算法(A-MOABC/PD/、A-MOABC/NS和S-MOABC/NS),算法结果具有良好的分散性。单嫄等^[9]提出基于复数编码的多策略人工蜂群算法,增强了种群多样性。赵新秋等^[10]提出一种基于调节算子的多目标人工蜂群算法,增强了算法的开发能力。赵新秋等^[11]提出一种基于阈值搜索的多目标人工蜂群算法,提高了算法的收敛能力。张禹等^[12]提出了基于航空发动机管路智能布局的改进多目标人工蜂群算法,提高了算法搜索效率。万鹏飞等^[13]提出基于分解的多目标人工蜂群算法,提高了算法的搜索能力。上述学者针对多目标蜂群算法搜索效率、开发能力、搜索精度等均有不同的侧重改善,但未综合改进蜂群算法多个方面的不足。

本文利用Circle映射来优化初始化解空间,提高算法搜索效率和开发能力;引入Pareto局部优化算法(pareto local search algorithm, PLS)对Pareto非支配解集进行深度寻优,提高算法寻优精度和深度开发能力;提出一种基于Circle映射和PLS的多目标人工蜂群算法(MOABC based on circle mapping and pls, CPMOABC)优化洗出算法参数的方案,减少了经典洗出算法中的信号丢失和相位延迟,减小了感知误差,提高了动感逼真度,节省了平台运动空间。

1 标准多目标人工蜂群算法

1.1 基本原理

MOABC是基于Pareto占优的群智能寻优算法。其根据蜜蜂的觅食行为设计,算法中有3类蜜蜂:侦察蜂、雇佣蜂和观察蜂。侦察蜂负责全局搜索食物源,即所求问题的解;雇佣蜂负责在已知食物源周围进行邻域搜索,寻找更优解;观察蜂通过对比侦察蜂提供的食物源信息,比较每个食物源即解的质量好坏,来选择更好的食物源跟随。通过不断寻找更优解替代劣解,完成寻优目标^[14]。

1.2 MOABC的不足

MOABC算法初始种群的生成机制为

$$X_i^j = X_{\min}^j + r(0, 1)(X_{\max}^j - X_{\min}^j) \quad (1)$$

式中: X_i^j 为第*i*个解的第*j*维分量; $r(0, 1)$ 为0~1之间的随机任意值。

这种搜索方式偶然性强,开发能力弱。尤其在寻优后期,大多数个体已处于Pareto占优状态,收敛速度会明显变慢。

食物源评价机制为

$$F(X_i^j) = m/N \quad (2)$$

式中: m 为解 X_i^j 在当前种群中被其支配的解的个数; N 为当前解集所有解的数量。

可以看出评价方法仅考虑了 a 作为支配解的情况,未考虑其被支配的情况,评价标准过于片面,这种方法会造成寻优能力低下。

2 改进的多目标人工蜂群算法

2.1 改进方法

2.1.1 改进初始化策略

目前,用于仿生智能算法寻优的混沌映射一般有Tent映射、Logistic映射、Circle映射。Circle映射分散性好^[15],与完全随机生成种群相比,利用Circle映射可使生成的初始种群均匀遍布整个

搜索空间,增强算法的开发能力。Circle映射比其他映射也更加稳定,因此,选用Circle映射来初始化蜜蜂种群。其映射方法为

$$X_{i+1}^j = \text{mod}\left(X_i^j + 0.2 - \frac{1}{4\pi} \sin(2\pi \cdot X_i^j), 1\right) \quad (3)$$

式中: i 为第*i*个解; j 为解的维数; mod为求余函数。

2.1.2 改进食物源的评价机制

在当前解集中,食物源 a 支配其他食物源的数量越多则 a 在当前解集中越具优势;食物源 a ,在其周围支配它的食物源数量越多,该食物源优越性越低,如果继续在它周围寻优则找到更优食物源的概率会更小。本文结合上述规律和传统MOABC中的评价机制,设计综合食物源质量即解的好坏和支配度的食物源评价方法。食物源质量:

$$F(a) = m/N \quad (4)$$

式中: m 为当前种群中被解 a 支配的解的个数; N 为当前解集所有解的数量。

支配度:

$$D(a) = \sum_{x < a} S(x), a \in S \quad (5)$$

式中: $S(x) = |\{b | x < b \wedge b \in S\}|$ 。 $D(a)$ 表示所有支配食物源 a 的食物源总数,其值越小食物源 a 的质量越好。

最终确定食物源 a 的适应度:

$$f(a) = \frac{m}{N} + \frac{1}{D(a)} \quad (6)$$

某雇佣蜂被选择跟随的概率:

$$P(a) = \frac{f(a)}{\sum_{i=1}^N f(x_i)} \quad (7)$$

2.1.3 设计Pareto局部优化策略

为了提高算法的搜索精度,进一步提高算法的开发能力,引入帕累托局部优化算法(PLS),对外部存档中的精英群体进行深度寻优,对其选择机制、邻域搜索方法、接受标准、存档容量进行设计。规定算法每循环一次,PLS运行一次。

(1) 选择机制

对于外部存档(Archive), 本文用 O 表示。外部存档内某个处于非支配状态的解 \mathbf{a} , 如果其搜索次数未达到最大次数限制时未找到支配它的解, 则统计以其为球心的超球体内所包含的非支配解的数量 $N(\mathbf{a})$, 数量越少, 代表它的支配能力越强, 对其邻域寻优更有可能找到非支配解, 也可以使其 Pareto 前端更加稳定分散。

$$N(\mathbf{a}) = \{x \in O \mid |f_i(\mathbf{x}) - f_i(\mathbf{a})| \leq m, i = 1, 2, \dots, k\} \quad (8)$$

由最小 $N(x)$ 的非支配解构成集合:

$$A = \{x \mid \min\{N(x)\}, x \in O\} \quad (9)$$

若 A 中仅存在一个非支配解, 则对其邻域进行搜索。若 A 中 $N=0$, 则随机抽取一个非支配解, 对其邻域搜索。若 A 中存在多个非支配解, 即存在多个相同邻近非支配解数量的非支配解, 但是围绕在他们周围的非支配解位置不同, 计算解 \mathbf{a} 到集合 A 的平均欧氏距离:

$$D(\mathbf{a}) = \frac{\sum_{x \in \text{around}(\mathbf{a})} |f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{a})|}{N(\mathbf{a})}, \mathbf{a} \in A \quad (10)$$

为了尽可能保证非支配解的多样性和 Pareto 前沿的分散性, 选取距离最大的解集作为局部优化的解集:

$$A' = \{\mathbf{a} \in A \mid \max\{D(\mathbf{a})\}\} \quad (11)$$

(2) 邻域搜索方法

基于高斯变异的邻域搜索方法为

$$\mathbf{x}_G = \mathbf{a}(1 + N(0, 1)) \quad (12)$$

式中: \mathbf{x}_G 为经过高斯变异产生的新解; \mathbf{a} 为上一步在外部存档中选出的某个非支配解; $N(0, 1)$ 为期望为 0, 标准差为 1 的高斯分布随机产生的数。

(3) 接受标准

接受标准为 Pareto 占优。

(4) 设置外部存档最大容量

若外部存档数量超出最大容量限制, 则将外部存档中的所有非支配解按照其适应度值排序, 放弃排名靠后的个体。既保证了外部存档的精简,

也节省了算法运行时间。

2.2 CPMOABC 流程

CPMOABC 流程如图 1 所示, 主要步骤如下。

(1) 初始化蜜蜂种群, 蜜蜂个数 N , 侦察蜂和观察蜂各占一半, 根据式(2)初始化食物源位置, 根据 Pareto 占优原则初始化非支配种群, 并保存至外部存档。

(2) 派遣雇佣蜂: 在外部存档非支配解的指导下进行邻域搜索, 按照 Pareto 支配原则产生新解, 淘汰旧解。

(3) 根据式(6)计算所有解的适应度值, 根据式(7)计算跟随概率。

(4) 观察蜂根据跟随概率选择一个解, 依据 PLS 算法中的邻域搜索公式, 按照式(12)进行邻域搜索。

(5) 侦察蜂将搜索次数达到最大限制的解舍弃, 根据式(2)产生新解。

(6) 将目前找到的所有 Pareto 非支配解保存至外部存档, 并随算法进行不断更新。

(7) 外部存档经过 PLS 不断优化更新。

(8) 最终输出外部存档中的所有 Pareto 非支配解。

Pareto 局部优化算法流程如图 2 所示, 主要步骤如下。

(1) 根据式(8)~(11)选择要进行邻域搜索的非支配解。

(2) 根据式(12)产生新解。

(3) 判断步骤(2)产生的新解是否是 Pareto 非支配解, 如果是则保留, 并更新外部存档; 不是则淘汰。

(4) 判断外部存档容量是否超限, 如果超限则按照式(6)计算当前外部存档中所有解的适应度值, 按适应度值大小排序, 顺序删除适应度值低的解直至满足外部存档要求。

(5) 更新外部存档。

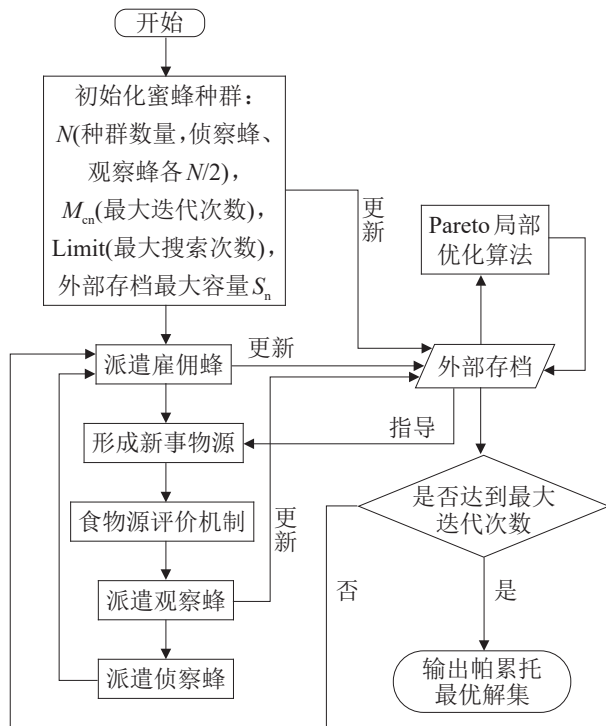


图1 CPMOABC 算法流程
Fig. 1 Process of MOABC

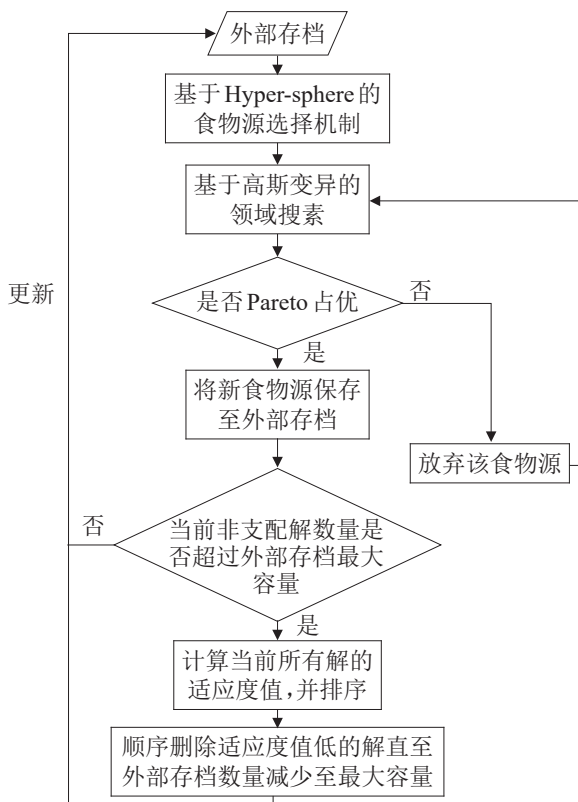


图2 PLS 流程
Fig. 2 Process of PLS

2.3 改进算法测试分析

2.3.1 测试函数

本文优化洗出运动所用的目标函数属于子函数少、有约束的、维度低的函数，因此，本文选用于子函数少、可调维度的 CF1 和 UF7 作为测试函数，CF1 为有约束函数，UF7 为无约束函数，它们的函数结构特点类似，适用于洗出算法。

无约束函数 UF7:

$$F(\mathbf{X}) = \begin{cases} f_1 = \sqrt[5]{x_1} + \frac{2}{|J_1|} \sum_{j \in J_1} y_j^2 \\ f_2 = 1 - \sqrt[5]{x_1} + \frac{2}{|J_2|} \sum_{j \in J_2} y_j^2 \end{cases} \quad (13)$$

$$J_1 = \{j | j = 2m - 1, m \in N^+ \text{ 且 } 2 \leq j \leq n\}$$

$$J_2 = \{j | j = 2m, m \in N^+ \text{ 且 } 2 \leq j \leq n\}$$

$$y_i = x_j - \sin\left(6\pi x_1 + \frac{j\pi}{n}\right), j = 2, 3, \dots, n$$

有约束函数 CF1:

$$F(\mathbf{X}) = \begin{cases} f_1(x) = x_1 + \frac{2}{|J_1|} \sum_{j \in J_1} \left(x_j - x_1^{0.5\left(1 + \frac{3(j-2)}{n-2}\right)}\right)^2 \\ f_2 = 1 - x_1 + \frac{2}{|J_2|} \sum_{j \in J_2} \left(x_j - x_1^{0.5\left(1 + \frac{3(j-2)}{n-2}\right)}\right)^2 \end{cases} \quad (14)$$

$$J_1 = \{j | j = 2m - 1, m \in N^+ \text{ 且 } 2 \leq j \leq n\}$$

$$J_2 = \{j | j = 2m, m \in N^+ \text{ 且 } 2 \leq j \leq n\}$$

约束条件:

$$f_1 + f_2 - a \left| \sin[N\pi(f_1 + f_2 + 1)] \right| - 1 \geq 0, N \in Z \text{ 且 } a \geq \frac{1}{2N}$$

2.3.2 评价指标

采用相关领域常用的反向世代距离 IGD (inverted generational distance) 和超体积 HV (hyper-volume) 指标评估改进 MOABC 算法的性能。

对于 IGD 指标，设 P 为由 Pareto 前沿组成的集合， Q 为 Pareto 最优解的参考集，该参考集从每个测试问题的 Pareto 前沿统一选择。集合 Q 由式 (13) 计算获取， a 与集合 Q 中点的最小欧氏距离为

$$d(a, Q) = \min_{x \in Q} \{ |f(a) - f(x)| \} \quad (15)$$

集合 P 与集合 Q 的平均距离为

$$D(P, Q) = \frac{\sum_{a \in Q} d(a, Q)}{|P|} \quad (16)$$

显然 IGD 越小说明算法性能越好。

对于 HV 指标, 首先定义 2 组 Pareto 最优解的近似解集 A 、 B , 然后通过比较 A 和 B 中的点所围成区域的超体积来决定算法性能, 显然超体积越大, 算法性能越好。

$$V_H(A, B) = \lambda(H(A, B)) \quad (17)$$

式中: λ 为勒贝格测度。

$$H(A, B) = \int_{R^M} 1_{H(A, B)}(Z) dz \quad (18)$$

2.3.3 测试结果分析

为使 2 个测试函数与洗出算法目标函数维度低的特点保持一致, 选取 2 个测试函数的参数 $m=2$ 、 $n=3$ 。种群大小设置为 $N=200$, 迭代次数为 2 000 次。局部优化时球体半径设置为 0.1, 规定 CF1 外部存档中的解不多于 25 个, UF7 外部存档中的解不多于 100 个。计算 HV 指标时, 设置参考点为 (2, 2)。

本文将 CPMOABC 与 MOABC、MOEA/D 算法进行对比。将每个算法运行 20 次后, CF1 的 Pareto 前沿分布如图 3 所示, 可以看出, 与其他算法相比, CPMOABC 的 Pareto 非支配解集分布更加均匀广泛, 对于多目标优化求解最优折中解的问题来说, CPMOABC 获得更具竞争力的最优折中解概率大幅增加。UF7 的 Pareto 前沿对比如图 4 所示, 可以看出, 与其他算法相比, CPMOABC 的非支配解集没有完全集中于右半部分, 分布更加均匀广泛, 具有良好的分散性, 说明该算法具有更好的开发能力。

表 1 为 IGD 指标的平均值, CPMOABC 拥有最小的 IGD 值, 具有最强的竞争力, 可以获得更好的解。表 2 为 HV 指标的平均值, CPMOABC 获得了更好的指标, 说明该算法具有更高的搜索精度, 其性能更占优势。

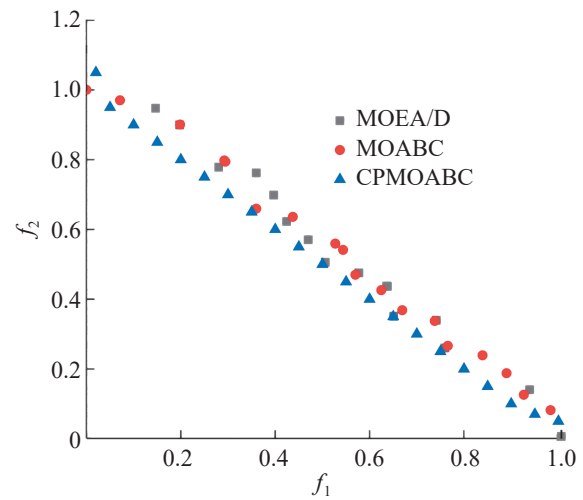


图3 CF1的 Pareto 前沿
Fig. 3 CF1's Pareto front

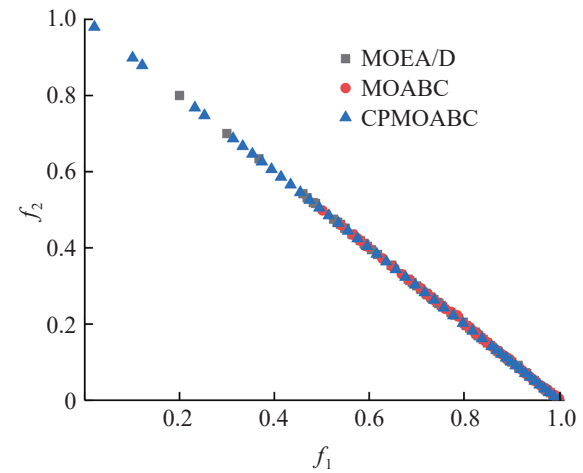


图4 UF7的 Pareto 前沿
Fig. 4 UF7's Pareto front

表1 IGD 指标均值
Table 1 Average of IGD indicators

算法	UF7	CF1
CPMOABC	0.068 2	0.009 3
MOABC	0.317 9	0.142 6
MOEA/D	0.083 3	0.033 6

表2 HV 指标均值
Table 2 Average of HV indicators

算法	UF7	CF1
CPMOABC	3.654 9	3.724 4
MOABC	3.236 9	3.339 3
MOEA/D	3.652 2	3.584 2

3 CPMOABC 优化洗出运动

3.1 经典洗出算法及仿真模型

经典洗出算法由高通加速度通道、低通加速度通道(倾斜协调通道)、高通角速度通道三个通道构成。每个通道通过滤波器对输入信号进行过滤、调节,得到每个通道的对应信号^[6]。

高通加速度通道滤波器采用三阶高通滤波器,其传递函数为

$$H_{ah} = \frac{s^3}{(s^2 + 2\omega_{ah}\zeta_{ah}s + \omega_{ah}^2)(s + \omega_m)} \quad (19)$$

式中: ω_{ah} 为高通加速度滤波器二阶截止频率; ω_m 为一阶截止频率; ζ_{ah} 为高通加速度滤波器阻尼。

低通加速度通道(倾斜协调通道)的滤波器传递函数为

$$H_{al} = \frac{\omega_{al}^2}{(s^2 + 2\omega_{al}\zeta_{al}s + \omega_{al}^2)} \quad (20)$$

式中: ω_{al} 为低通加速度滤波器截止频率; ζ_{al} 为低通加速度滤波器阻尼。

高通角速度通道滤波器传递函数为

$$H_{oh} = \frac{s^2}{(s^2 + 2\omega_{oh}\zeta_{oh}s + \omega_{oh}^2)} \quad (21)$$

式中: ω_{oh} 为角速度高通滤波器截止频率; ζ_{oh} 为角速度高通滤波器阻尼^[6]。

经典洗出算法原理如图5所示。

3.2 建立目标函数

由于运动平台纵向、横向和垂向的洗出原理大致相同,本文以纵向高通加速度通道和低通加

速度通道为例进行参数寻优,其他方向不再赘述。

引入人体感知模型,人体感知模型由耳石模型和半规管模型组成,其中,耳石模型是参考人体感知线性运动的耳石器官设计的,其表达式为

$$G_{OTO} = \frac{k(\tau_A s + 1)}{(\tau_L s + 1)(\tau_s s + 1)} \quad (22)$$

式中: k 为常量系数(无量纲); τ_A 、 τ_L 、 τ_s 为无量纲的固定系数。

半规管模型是参考人体感知旋转运动的半规管器官设计的,其表达式为

$$G_{SCC} = \frac{T_L T_A s^2}{(T_L s + 1)(T_s s + 1)(T_A s + 1)} \quad (23)$$

式中: T_L 、 T_A 、 T_s 为半规管模型的固定系数。

耳石模型和半规管模型均可看作带有通滤波器,一定范围内的信号会被过滤掉,即存在人体感知门限。

从人体感知逼真度、运动稳定性、平台空间节省率3个角度入手建立3个优化模型:人体感知误差模型、加速度差值模型、线位移模型,作为评价指标,其原理图如图6所示。图6中, f_{AX} 为输入的纵向比力信号; f_{IA} 为经过坐标变换后的比力,即静坐标系下的比力; g_1 为静坐标系下的重力加速度; a_{IA} 为静坐标系下的加速度信号; x 为输出的线位移; e_{ax} 为加速度差值,其为输入信号 f_{AX} 与经过滤波后得到的总信号之差; e_{ea} 为人体感知误差,其值是输入信号 f_{AX} 直接通过人体感知模型得到的结果与信号经过滤波后再通过人体感知模型得到的结果作差得到的。

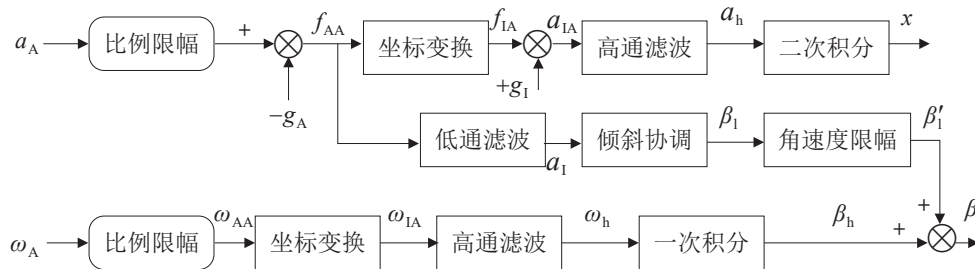


图5 经典洗出算法

Fig. 5 Classical wash-out algorithm

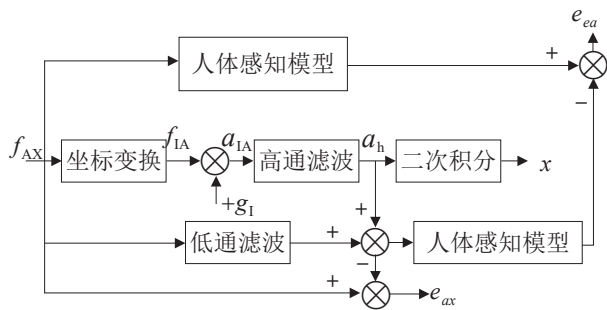


图6 目标函数
Fig. 6 Objective function

3.2.1 人体感知误差模型

洗出算法的一个重要作用就是让飞行员在运动模拟平台上获得真实飞机的运动体感。本文将输入信号一路通过洗出算法, 再将过滤后的总信号通过人体感知模型, 另一路直接通过人体感知模型, 最后将两路的输出信号作差得到人体感知误差 e_{ea} , 以上建立的模型即为人体感知误差模型。显然, 感知误差越小, 动感逼真度越高, 洗出效果越好。其数学表达式为

$$L[e_{ea}] = H_c [L(f_{AX}) - L(f_{AX} \cdot L_{IS} + g_1)] \quad (24)$$

式中: L 为拉普拉斯变换; H_c 为耳石模型传递函数; f_{AX} 为纵向比力; L_{IS} 为坐标转换矩阵; g_1 为静坐标系下的重力加速度, 取值 9.8。

3.2.2 加速度差值模型

过于节省平台空间和感知误差小化又会引起过滤后信号的波动较大, 因此, 将输入信号与过滤后的总信号作差, 得到加速度插值模型, 为减小信号波动, 将模型数字化后, 求其标准差, 追求稳定的差值变化。加速度差值数学表达式为

$$L[e_{ax}] = L(f_{AX}) - [L(f_{AX} \cdot L_{IS}) + L(f_{AX})H_{alx}] \quad (25)$$

式中: H_{alx} 为低通加速度滤波器传递函数。

3.2.3 洗出位移模型

为了在受限运动平台扩大输入信号适用范围, 节省平台的运动空间, 本文将洗出位移作为优化目标之一, 追求洗出位移的最小化:

$$L[x] = L(f_{AX} \cdot L_{IS} + g_1) \cdot H_{alx} \cdot \frac{1}{s^2} \quad (26)$$

最终得到目标函数:

$$\min y = F(x) = \begin{cases} f_1 = \int_0^t e_{ea}^2 dt \\ f_2 = \text{std}(e_{ax}^2) \\ f_3 = \int_0^t x^2 dt \end{cases} \quad (27)$$

3.3 求解目标函数

本文以纵向模式为例进行参数寻优, 其他方向的寻优工作基本相同, 本文不再叙述。设置初始参数, 规定种群大小 $N=500$; 最大迭代次数 $M_{cn}=1000$; 外部存档最大容量 $S_n=100$, PLS 算法流程中球体半径设为 0.2。

变量设置:

$$\mathbf{X} = (\omega_{ah}, \omega_m, \omega_{al}, \zeta_{ah}, \zeta_{al}) \quad (28)$$

由式(28)得目标函数:

$$\min y = F(\mathbf{X}) \quad (29)$$

约束条件: 实验平台空间有限, 故根据经验将横纵向的输入信号限制在 4.1 m/s^2 范围内, 洗出线位移 $x \in [-0.17, 0.17]$; 研究发现影响滤波器性能的主要是 ω_{ah} 和 ω_{al} , 故将其作为优化对象, 将其他变量设为常量, $\omega_m=1$, $\zeta_{ah}=1$, $\zeta_{al}=1$ 。依据经验, 为避免平台超限, 设置 $\omega_{ah} \in [1.5, 4]$, $\omega_{al} \in [1, 4]$, 带宽限制高通加速度通道为 2.5, 倾斜协调通道为 3。利用 MATLAB 实现算法运行, 得到 Pareto 最优解集如图 7 所示。

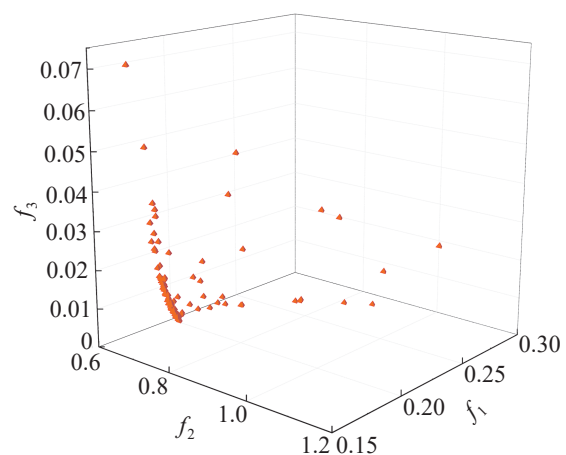


图7 Pareto 最优解集
Fig. 7 Pareto solution sets

3.4 模糊隶属函数

本文利用模糊隶属函数在 Pareto 最优解集中求解最优折中解。

由当前非支配解集计算模糊集合：

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & f_{ij} \leq f_j^{\min} \\ \frac{f_j^{\max} - f_{ij}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}}, & f_j^{\min} < f_{ij} < f_j^{\max} \\ 0, & f_{ij} \geq f_j^{\max} \end{cases} \quad (30)$$

式中： δ_{ij} 为当前 Pareto 非支配解集中第 i 个解的第 j 个目标的满意值； f_j^{\max} 为第 j 个目标函数在所有解中的最大值； f_j^{\min} 为第 j 个目标函数在所有解中的最小值； f_{ij} 为第 i 个解的第 j 个目标函数的值。计算模糊隶属度：

$$\delta_i = \frac{\sum_{j=1}^M \delta_{ij}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \delta_{ij}} \quad (31)$$

式中： δ_i 为所求目标满意值，其中的最大值就是最优折中解。

利用 CPMOABC 和模糊隶属度函数寻优得到的最优解，如表 3 所示。

表3 优化的滤波器参数
Table 3 Optimized filter parameters

方向	ω_{ah}	ω_{al}	ω_{oh}
纵向x	3.60	3.54	3.10
横向y	3.60	3.54	3.10
垂向z	3.11	—	2.05

4 优化洗出运动的仿真与实验

由于运动平台纵向、横向和垂向的洗出原理大致相同，本文以具有代表性的纵向模式为例进行仿真和实验，验证优化后的洗出算法的效果，其他方向不再赘述。

4.1 仿真分析

本文运用 MATLAB/simulink 模块进行仿真，首先输入一段如图 8 所示的方波信号，1~5 s 时值为 1，其他时间为 0，仿真时间 10 s，输入角速度

信号为 0，持续时间 10 s。为了验证 CPMOABC 的有效性，本文选择 2 种曾用于优化洗出算法参数的改进群智能算法作为对比，即极值优化萤火虫算法 (Extremal optimization firefly algorithm, EOFA) 和基于引力搜索的人工鱼群算法 (gravity search algorithm and artificial fish swarming algorithm, GSAFSA)，对洗出算法进行仿真分析，结果对比曲线如图 9~13 所示。

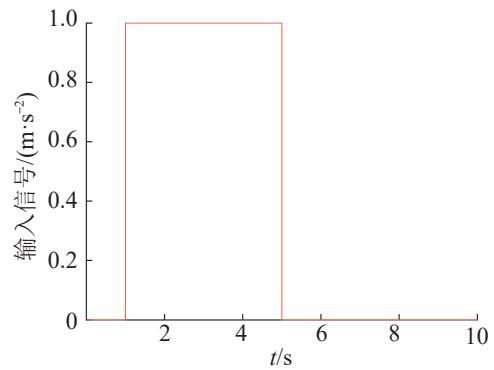


图8 输入信号

Fig. 8 Input signals

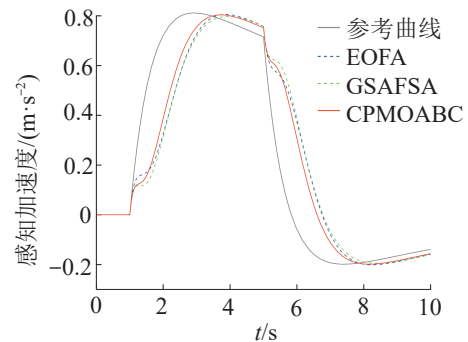


图9 感知加速度对比

Fig. 9 Comparison of perceived acceleration

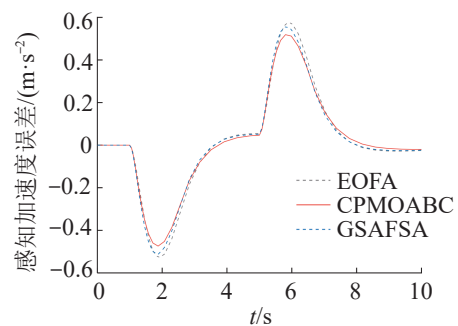


图10 感知加速度误差对比

Fig. 10 Comparison of perceived acceleration errors

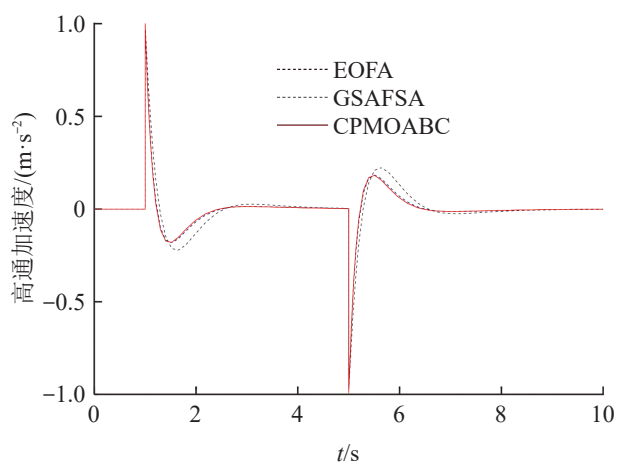


图 11 高通加速度对比
Fig. 11 Comparison of high pass acceleration

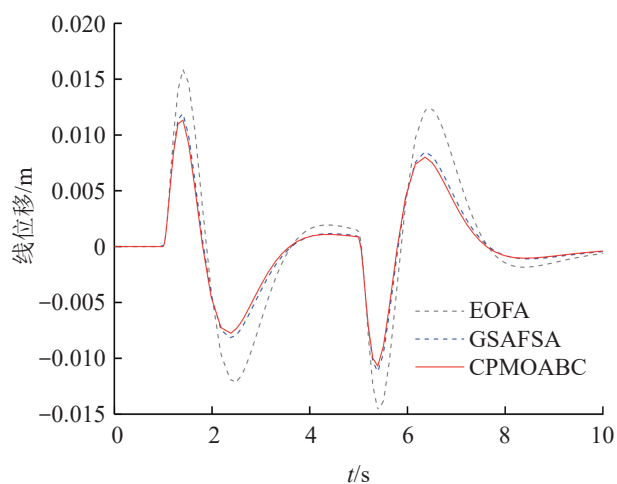


图 12 洗出位移对比
Fig. 12 Comparison of washout displacement

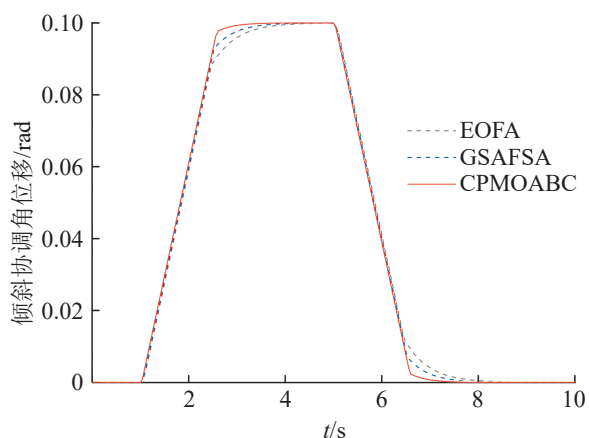


图 13 倾斜协调角位移对比
Fig. 13 Comparison of TILT COORD angle

由图 9 可知, CPMOABC 优化的洗出算法感觉峰值延迟分别减少 0.74 s 和 0.56 s, 有效避免了 EOFA 和经典洗出算法出现的初始感觉峰值误差。由图 10 可以看出, CPMOABC 优化的洗出算法, 加速度感知误差峰值分别降低了 0.06 m/s² 和 0.04 m/s², 而且感知误差的归零速度更快, 持续时间更短。由图 11 可以看出, CPMOABC 优化的洗出算法, 其高通加速度曲线归零速度更快, 更加稳定可靠, 稳定性分别提高 25% 和 30.6%。由图 12 可以看出, 在输入同一个测试信号的情况下, CPMOABC 优化的洗出算法洗出位移更小, 节省了受限平台运动空间, 而且能更快地回到原位, 准备下一步运动。由图 13 可以看出, 本文优化的洗出算法其倾斜协调通道反应更加快速且不会出现不真实暗示。

4.2 实验分析

本文为了检验 CPMOABC 优化的洗出算法在实际环境中的洗出质量, 分别将 EOFA、GSAFSA 和 COMOABC 优化的洗出算法应用于飞行模拟器运动实验平台的上位机中。本文采用由 Labview 开发设计的上位机环境, 利用其并行处理机制实现洗出算法的多通道实时洗出^[4]。下位机平台采用伺服电缸驱动的六自由度并联运动平台, 图 14 所示, 实时输出洗出算法洗出位姿。本文通过分析洗出运动过程各个液压杆的杆长变化, 比较 3 种改进方法的优缺点。



图 14 六自由度运动平台
Fig. 14 Six-freedom motion platform

本实验仍选用图 8 所示的一段方波信号作为输入信号，其 1~5 s 时值为 1，其他时间为 0，仿真时间 10 s。平台初始位置为(0, 0, 100)，初始杆长 71.88 mm，实验得到的杆长数据如图 15 所示。

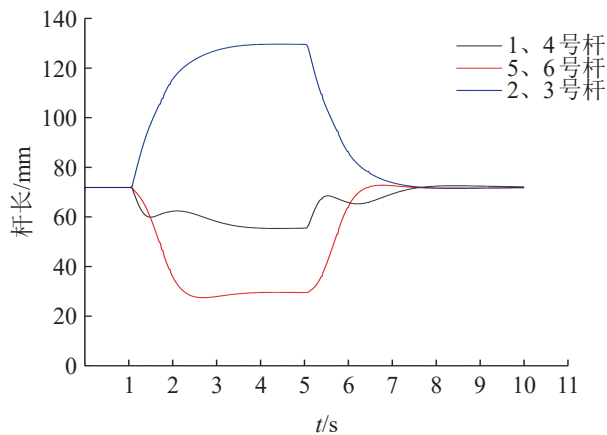


图 15 杆长数据
Fig. 15 Data of rod length

3 种算法在实验过程中 3 组杆长的变化曲线如图 16~18 所示。每组杆长的初始长度均为 71.88 mm，EOFA、GSAFSA 和 CPMOABC 优化洗出算法的极限杆长和伸缩量数据如表 4~6 所示，并基于最大杆长计算 CPMOABC 优化的洗出算法与其他 2 个算法相比节省的空间。经过分析发现 CPMOABC 优化的洗出算法的总伸缩量更小，在节省空间方面有较大优越性，相对节省空间最大达 28.9%。

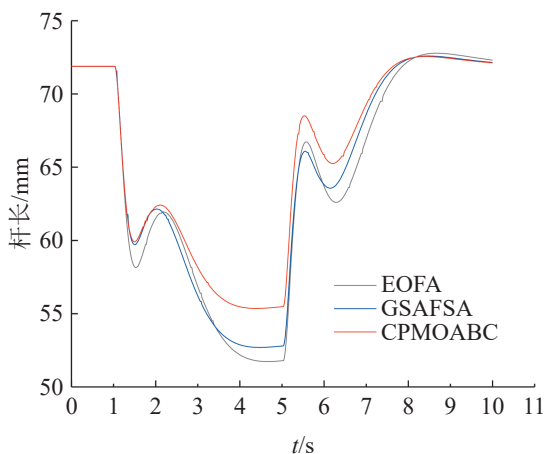


图 16 1 和 4 号杆长对比
Fig. 16 Comparison of 1 and 4 length

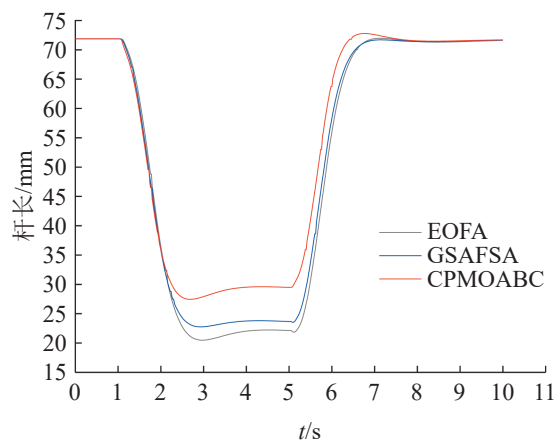


图 17 2 和 3 号杆长对比
Fig. 17 Comparison of 2 and 3 length

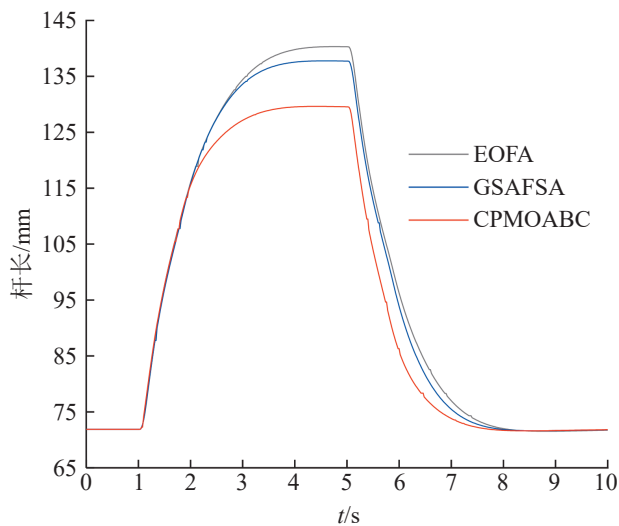


图 18 5 和 6 号杆长对比
Fig. 18 Comparison of 5 and 6 length

表 4 1 和 4 号杆数据对比
Table 4 Comparison of data of 1 and 4 rods

算法	max	min	伸缩量	节省空间/%
EOFA	72.783 8	51.732 3	21.051 5	23.2
GSAFSA	72.591 3	52.696 9	19.894 4	28.9
CPMOABC	72.555 0	55.358 4	17.196 6	

表 5 2 和 3 号杆数据对比
Table 5 Comparison of data of 2 and 3 rods

算法	max	min	伸缩量	节省空间/%
EOFA	71.967 5	20.489 4	51.478 1	20.6
GSAFSA	71.878 7	22.759 4	49.119 3	9.0
CPMOABC	72.781 7	27.457 6	45.324 1	

表6 5和6号杆数据对比

Table 6 Comparison of data of 5 and 6 rods

算法	max	min	伸缩量	节省空间/%
EOFA	140.313 0	71.525 9	68.787 1	15.6
GSAFSA	137.771 0	71.621 9	66.149 1	12.3
CPMOABC	129.630 0	71.605 9	58.024 1	

5 结论

针对MOABC中初始化分配不合理, 寻优精度低, 开发能力弱等问题, 提出基于Circle映射的初始化方案和新的食物源评价机制, 重新设计PLS。与文献[1, 3]采用的方法相比, CPMOABC有效降低了误差峰值; 相位延迟最多减少0.74 s; 稳定性最多提升30.6%。CPMOABC优化的洗出算法较大程度节省了平台运动空间, 与GSAFSA、EOFA相比, 最多节省28.9%的空间。本文采用改进后的多目标算法优化洗出算法, 与单目标算法相比优势明显, 为经典洗出算法的优化工作提供了新思路。

参考文献:

- [1] 王辉, 吕兴顺. 一种改进的萤火虫算法及在洗出优化中的应用[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(2): 306-314.
Wang Hui, Lü Xingshun. An Improved Firefly Algorithm and its Application in Washout Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 306-314.
- [2] 王小亮, 李立, 张卫华. 列车驾驶模拟器经典洗出算法的参数优化[J]. 中国铁道科学, 2008, 29(5): 102-107.
Wang Xiaoliang, Li Li, Zhang Weihua. Parameters Optimization of the Classical Washout Algorithm in Locomotive Driving Simulator[J]. China Railway Science, 2008, 29(5): 102-107.
- [3] 王辉, 阿迪娜. 改进鱼群算法在模拟机运动洗出优化中的应用[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(8): 265-272.
Wang Hui, A Dina. Application of Improved Fish Swarm Algorithm in Optimization of Simulator Motion Washout[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(8): 265-272.
- [4] 刘伟超, 王辉. 基于运动试验平台的MOEA/D改进洗出算法仿真及试验[J]. 重庆大学学报, 2023, 46(1): 125-136.
Liu Weichao, Wang Hui. Simulation and Experiments of MOEA/D Improved Washout Algorithm Based on Motion Test Platform[J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(1): 125-136.
- [5] Karaboga D. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization[R]. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [6] Ramin Hedayatzadeh, Bahareh Hasanizadeh, Reza Akbari, et al. A Multi-objective Artificial Bee Colony for Optimizing Multi-objective Problems[C]//2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering(ICACTION). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: V5-277-V5-281.
- [7] Seyed Alireza Mohammadi, Mohammad Reza Feizi Derakhshi, Reza Akbari. An Adaptive Multi-objective Artificial Bee Colony with Crowding Distance Mechanism[C]//The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP 2012). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 68-73.
- [8] Bahriye Akay. Synchronous and Asynchronous Pareto-based Multi-objective Artificial Bee Colony Algorithms[J]. Journal of Global Optimization, 2013, 57(2): 415-445.
- [9] 单娴, 杜学东. 基于复数编码的多策略人工蜂群算法[J]. 系统工程学报, 2018, 33(5): 597-605.
Shan Xian, Du Xuedong. Multi-strategy Artificial Bee Colony Algorithm Based on Complex Coding[J]. Journal of Systems Engineering, 2018, 33(5): 597-605.
- [10] 赵新秋, 段思雨, 马学敏. 基于调节算子的多目标人工蜂群算法[J]. 系统工程学报, 2021, 36(5): 602-611.
Zhao Xinqiu, Duan Siyu, Ma Xuemin. Multi-objective Artificial Bee Colony Algorithm Based on Regulation Operators[J]. Journal of Systems Engineering, 2021, 36(5): 602-611.
- [11] 赵新秋, 段思雨, 马学敏. 基于阈值搜索的多目标人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(8): 1793-1802.
Zhao Xinqiu, Duan Siyu, Ma Xuemin. A Multi-objective Artificial Bee Colony Based on Limit Search Strategy[J]. Control and Decision, 2020, 35(8): 1793-1802.
- [12] 张禹, 公健, 唐滋阳, 等. 基于改进多目标人工蜂群算法的航空发动机管路智能布局方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(4): 277-284.
Zhang Yu, Gong Jian, Tang Ziyang, et al. Method for Intelligent Aeroengine Pipeline Layout Based on Improved Multi-objective Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(4): 277-284.
- [13] 万鹏飞, 高兴宝. 一种解多目标优化问题的基于分解的人工蜂群算法[J]. 山东大学学报(理学版), 2018, 53(11): 56-66, 77.
Wan Pengfei, Gao Xingbao. Novel Artificial Bee Colony Algorithm Based on Objective Space Decomposition for Solving Multi-objective Optimization Problems[J].

- Journal of Shandong University(Natural Science), 2018, 53(11): 56-66, 77.
- [14] Karaboga D, Basturk B. On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [15] Xiang Xiaohan, Yan Xiaoming, Gao Chuyi, et al. A Circle Chaos Random Search Strategy Particle Swarm Optimization with Its Application[J]. Computers and Electrical Engineering, 2022, 102: 108219.
- [16] 刘伟超, 王辉. 飞行模拟器洗出算法多重滤波信号补偿优化研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(1): 137-145.
- Liu Weichao, Wang Hui. Research on Multiple Filter Signal Compensation for Washout Algorithm Optimization of Flight Simulator[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(1): 137-145.