

2-20-2021

An Improved Firefly Algorithm and its Application in Washout Optimization

Wang Hui

College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

Xingshun Lü

College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

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.

An Improved Firefly Algorithm and its Application in Washout Optimization

Abstract

Abstract: To improve the accuracy of the firefly algorithm (FA) and solve the problem of fixed iteration step of the algorithm and easy to fall into local optimum, an improved firefly algorithm is proposed, i.e., EOFA. *The EOFA algorithm combines the strong local search ability of extremal optimization algorithm with the strong search ability of firefly algorithm, and adopts the iterative step size of inverted s-type function to improve the optimization ability of the firefly algorithm.* The simulation results of function optimization test shows that the improved EOFA algorithm has better optimization performance than firefly algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm. The improved algorithm is applied to parameter optimization of washout algorithm, and satisfactory result is obtained.

Keywords

firefly algorithm, extremum optimization, wash out algorithm, perception error, parameter optimization

Recommended Citation

Wang Hui, Lü Xingshun. An Improved Firefly Algorithm and its Application in Washout Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 306-314.

一种改进的萤火虫算法及在洗出优化中的应用

王辉, 吕兴顺*

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

摘要: 为提高萤火虫算法精度, 解决该算法迭代步长固定易陷入局部最优等问题, 提出一种改进的萤火虫算法—极值优化萤火虫算法(Extremal Optimization Firefly Algorithm, EOFA)。EOFA是将极值动力学算法强大的局部搜索能力与萤火虫算法的强搜索性相结合, 采用倒S型函数的迭代步长, 提高萤火虫算法的寻优能力。函数寻优测试的仿真结果表明: 改进的EOFA相较于萤火虫算法以及粒子群算法都具有更好的寻优性能。将该改进算法应用洗出算法参数优化中, 得到了满意的效果。

关键词: 萤火虫算法; 极值动力学算法; 洗出算法; 感知误差; 参数优化

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 02-0306-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0226

An Improved Firefly Algorithm and its Application in Washout Optimization

Wang Hui, Lü Xingshun*

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

Abstract: To improve the accuracy of the firefly algorithm (FA) and solve the problem of fixed iteration step of the algorithm and easy to fall into local optimum, an improved firefly algorithm is proposed, i.e., EOFA. The EOFA algorithm combines the strong local search ability of extremal optimization algorithm with the strong search ability of firefly algorithm, and adopts the iterative step size of inverted s-type function to improve the optimization ability of the firefly algorithm. The simulation results of function optimization test shows that the improved EOFA algorithm has better optimization performance than firefly algorithm and particle swarm optimization (PSO) algorithm. The improved algorithm is applied to parameter optimization of washout algorithm, and satisfactory result is obtained.

Keywords: firefly algorithm; extremum optimization; wash out algorithm; perception error; parameter optimization

引言

Xin-She Yang 于 2008 年提出了一种新型仿生群智能优化算法——萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA), 该算法具有概念简单、流程清晰、参数少、搜索性强等优点, 一些研究也证明它比粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO), 遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 具有更强的寻

优能力^[1]。这使得 FA 刚被提出就成功的应用于多个领域, 如计算机网络、多目标优化、工程设计等^[2]。但是, FA 作为一种新型的仿生群智能优化算法, 仍旧处于研究阶段, 需要提高全局搜索性能和优化精度。文献[3]把 Levy 飞行引入迭代随机部分, 提高了算法的成功率。文献[4]在萤火虫算法中引入混沌序列, 得到了较好的最优解。文献[5]提出根据萤火虫间距离调节随机系数的方法,

收稿日期: 2019-05-24

修回日期: 2019-10-15

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项目(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。Email: 1294127743@qq.com

通讯作者: 吕兴顺(1993-), 男, 硕士, 研究方向为飞行仿真技术和智能算法与控制。Email: mike_simon2000@163.com

在收敛速度和寻优精度方面都得到了提高。

上述几种改进算法在一定程度上提高了算法的优化性能,同时也让算法变得更加复杂,增加了算法的运行时间,仍然存在一些不足之处。

洗出算法的参数优化问题是一个多目标、多约束的优化问题。文献[6]根据洗出算法原理,将传递函数作为目标函数,利用遗传算法进行参数优化,明显改善了洗出效果。文献[7]利用滤波参数与阶跃响应之间的关系,选择产生最优时域响应的滤波器参数,该方法平衡了复现加速度和运动空间的矛盾。文献[8]将人体前庭感官系统与模糊控制相结合,通过改变洗出算法结构对参数进行优化控制,提高了算法的稳定性和可靠性。

针对 FA 存在的不足,提出一种改进的萤火虫算法——极值优化萤火虫算法 (Extremal Optimization Firefly Algorithm, EOFA),即在 FA 的基础上融合进 EO (Extremal Optimization) 算法来加快其收敛速度并且提高求解精度,同时将 S 函数与步长相结合避免陷入局部最优,通过数值仿真测试其功能性。最后基于人体感知误差模型,建立传递函数的洗出算法优化目标模型,利用 EOFA 进行参数优化,将优化结果进行仿真分析,与其它算法进行对比,取得了良好的效果。

1 FA 和 EO 搜索算法

1.1 萤火虫智能算法

萤火虫智能算法是受萤火虫种群之间通过发光彼此吸引的生物现象的启发而研发出的一种智能搜索算法。它的数学算法模型为:

$$\text{相对亮度: } I_{ij}(r_{ij}) = I_i e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (1)$$

$$\text{相对吸引力: } \beta_{ij}(r_{ij}) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (2)$$

$$\text{笛卡尔距离: } r_{ij} = \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (3)$$

位置更新公式:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j(t) - x_i(t)) + \alpha \quad (4)$$

式中: I_{ij} 为个体的相对亮度; I_i 为个体的绝对亮度,

等于萤火虫 i 所处位置的目标函数值; γ 为光吸收系数,它的值对该算法的收敛速度有重要影响; β_0 为最大吸引力,一般取值为 1; t 为算法的迭代次数; \vec{x}_i 和 \vec{x}_j 分别为萤火虫 i 和 j 所处的空间位置; α 为迭代步长,取值为常数,一般可以取值 $\alpha \in [0,1]$ 。

1.2 EO 搜索算法

极值动力学优化(EO)算法是从 Bak-Sneppen 生物进化模型发展来的,因其收敛速度快,局部搜索能力强且无需参数调整被广泛应用^[9]。EO 算法实际上是对个体的自我调整,通过改变群体内适应度值最差的个体,从而使整体朝着最优的方向进化,大幅度提高了寻优的速度。以一个极小化优化问题为例,EO 算法的流程为:

(1) 随机设定一个体 $C = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 令当前找到的最优解为 C_{best} , 它的目标函数值为 $S(C_{\text{best}})$, 最初的 $C_{\text{best}} = C$, $S(C_{\text{best}}) = S(C)$;

(2) 对于个体 C , 计算 C 中每一项 $x_i, i=1, 2, \dots, n$ 的适应度函数值 λ_i ;

(3) 将计算得到的所有 λ_i 进行评价排序, 找到适应度值最小的 λ_k 和其对应的一项 x_k , x_k 即为最差一项;

(4) 在个体 C 的可行邻域内选取另一个体 C' , 强制最差一项 x_k 发生变化;

(5) 令 $C = C'$;

(6) 若 $S(C) \leq S(C_{\text{best}})$, 则令 $C_{\text{best}} = C$, $S(C_{\text{best}}) = S(C)$;

(7) 判断是否满足终止条件, 若不满足, 重复执行(2)~(6); 若满足直接跳出循环, 并返回最优个体 C_{best} 和最优目标函数值 $S(C_{\text{best}})$ 。

2 改进的萤火虫算法

在 FA 中, 由于搜索步长固定, 导致算法初期步长相对较小, 易陷入局部最优; 到了算法后期, 步长相对较大, 容易跳过最优点出现振荡现象。为了改善 FA 在此处的不足, 本文将动态步长并与

S 函数相结合，利用 S 函数在区间内递减，且前后期递减缓慢的特点，这样便满足了算法初期步长够长，后期步长较小的要求，从而避免陷入局部最优。

S 函数的表达式为：

$$y = k / (1 + e^{-ax}) \tag{5}$$

式中：a, r 为常数。令 $x = 1/t$ ，得到所需的倒 S 型函数，其表达式为：

$$y = k / (1 + e^{-r/t}) \tag{6}$$

倒 S 型函数的曲线如图 1 所示。由图 1 可知，随着 x 的增大，y 随之减小，且前期和后期减小速度较中期更慢。这样的改进策略可以更好的均衡算法的全局寻优能力和局部搜索能力。

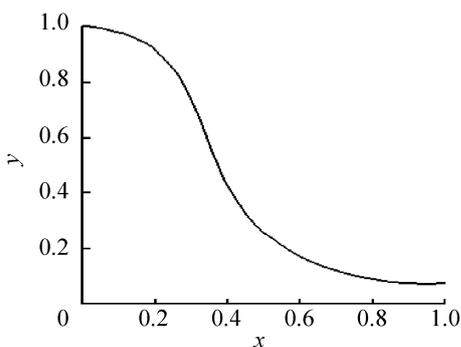


图 1 倒 S 型函数曲线
Fig. 1 Inverse S-shaped curve

为了提高 FA 的寻优能力，本文将 EO 算法引入到 FA 中，每迭代一次后进行一次局部搜索，强行改变适应度值最差的个体，使群体朝着最优方向

演化，在加强局部搜索能力的同时也提高了收敛速度，进而提高算法的寻优能力。

对于一个最小优化问题，EOFA 流程如下：

(1) 设置算法参数：种群大小 n ，最大吸引力 β_0 ，光吸收系数 γ ，迭代步长 α ，种群最大迭代次数 $MaxGeneration$ 或搜索精度；

(2) 随机初始化种群的位置 x_i ，根据该位置处的目标函数值确定各个萤火虫的绝对亮度 I_i 和吸引力 $\beta_{ij}^{[10]}$ ；

(3) 转向 EO 子程序进行萤火虫亮度更新，即对一定范围内的萤火虫亮度进行排序，找到亮度最差的个体，强制其向相邻的个体转变；

(4) 根据绝对亮度 I_i 的大小，决定萤火虫个体之间的相互吸引关系和移动关系；

(5) 根据如式(7)所示的全新的位置移动公式进行种群位置的更新，处在最优位置的萤火虫进行移动，并计算新的绝对亮度 I_i 和吸引力 β_{ij} ；

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j(t) - x_i(t)) + \alpha \cdot S(t) \tag{7}$$

(6) 判断是否达到最大迭代次数或者达到精度要求，若满足，则终止迭代；若不满足，则令 $t = t + 1$ ，转向(3)继续进行搜索。

为证实本文所提 EOFA 的有效性，在 MATLAB2014a 软件中进行数值仿真实验，分别选取 2 个单模测试函数和 2 个多模测试函数进行测试，并与 FA 和 PSO 算法进行比较，测试函数如表 1 所示。

表 1 测试函数
Tab. 1 Test functions

名称	函数	取值范围	最优值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	[-100,100]	0
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	[-30,30]	0
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i + 10)]$	[-5.12,5.12]	0
Griewank	$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	[-600,600]	0

EOFA 的参数设置为: 种群规模数 $n=50$, 最大迭代次数为 200, 最大吸引力系数 $\beta_0=1$, 光吸收系数 $\gamma=1$, 初始迭代步长 $\alpha=0.95$ 。FA 参数设置同 EOFA 参数一样。对于 PSO, 设置学习因子 $c_1=c_2=2$, 惯性权重系数从 $\omega_{\max}=0.9$ 到 $\omega_{\min}=0.4$ 呈线性递减。表 2 为测试函数优化 100 次的测试结果。

从表 2 的实验结果得出, 在相同的测试条件下, EOFA 寻优效果更好, 在所有的测试函数中, 函数的寻优值都是最佳, 误差也是最小; 同时改

进的算法对于单模测试函数和多模测试函数都有很好的寻优效果。其中单模测试函数主要测试算法的收敛速度, 而多模测试函数测试算法的局部搜索, 和跳出局部最优的能力的大小, 更加注重算法最终的收敛精度^[11]。本文分别以单模函数 Sphere 和多模函数 Griewank 为例进行测试分析, 其他测试函数结果不再赘述。

Sphere 和 Griewank 的优化曲线如图 2 和图 3 所示。

表 2 函数测试结果
Tab. 2 Results of single-mode test functions

函数	EO-FA		FA		PSO		运行次数
	平均值	方差	平均值	方差	平均值	方差	
f_1	1.53E-46	1.90E-45	2.95E-32	4.35E-23	9.07E-11	2.28E-9	100
f_2	8.176 587	15.836 5	18.947 32	28.425 4	51.989	62.20	100
f_3	21.175 47	5.032 4	27.826 94	6.652 73	30.647 21	7.456 4	100
f_4	0.000 25	0.001 35	0.020 11	0.012 36	0.025 04	0.026 01	100

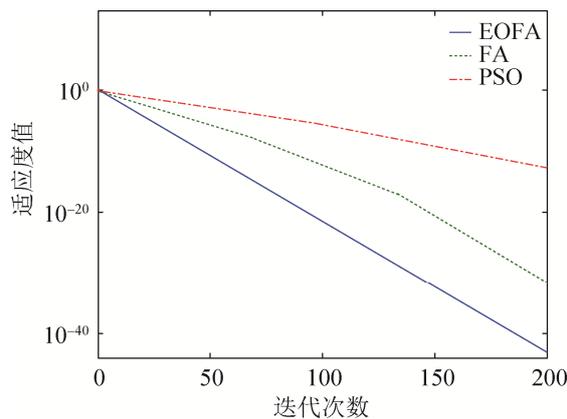


图 2 Sphere 函数优化曲线

Fig. 2 Optimization curves of Sphere function

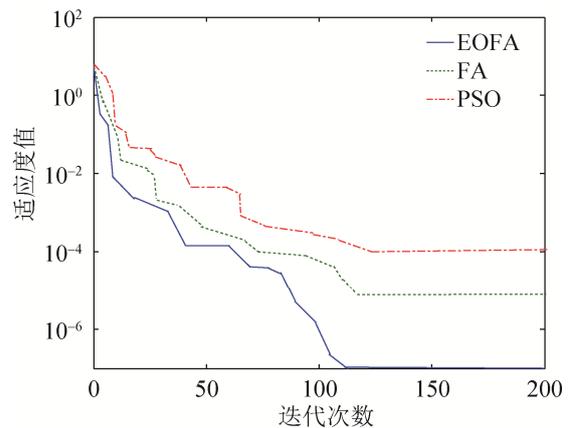


图 3 Griewank 函数优化曲线

Fig. 3 Optimization curves of Griewank function

结合图 2 的曲线和表 2 的数据可以分析出, 对于单模测试函数, EOFA 算法, 在收敛速度和误差精度上都比 FA 和 PSO 有明显的提高; 结合图 3 和表 2 的数据对于多模测试函数, 改进的算法相较于 FA 和 PSO 在优化结果的精度上有明显优势, 同时跳出局部最优的能力要好于 FA 和 PSO。

3 EOFA 的洗出算法参数优化

洗出算法的参数寻优是一个目标多样且约束

复杂的优化问题。在洗出算法中, 通过滤波器对输入信号的过滤和调整, 得到洗出信号, 从而模拟飞行器的运动, 因此各个滤波器自然截止频率 ω 的选取就变得十分重要, 故采用 EOFA 对其参数进行优化。

3.1 洗出算法和建模

经典洗出算法是由高通加速度通道、高通角速度通道和低通加速度通道 3 部分组成^[12]。其结

构如图 4 所示。通过对洗出算法的研究，并依据前人的设计经验，在 MATLAB 软件中的 simulink 模块里构建洗出算法仿真模块，模块图如图 5 所示。该图为纵向和俯仰 2 个方向的模块图，其中高通加速通道选用的是三阶滞后滤波器，其传递函数表达式为：

$$H_{ah} = \frac{s^3}{(s + \omega_m)(s^2 + 2\omega_{ah}\xi_{ah}s + \omega_{ah}^2)} \quad (8)$$

高通角速度通道选用的是二阶滞后滤波器，其传递函数表达式为：

$$H_{oh} = \frac{s^2}{s^2 + 2\omega_{oh}\xi_{oh}s + \omega_{oh}^2} \quad (9)$$

低通加速度通道则选用的是二阶滞后滤波器，其传递函数表达式为：

$$H_{ol} = \frac{\omega_{ol}^2}{s^2 + 2\omega_{ol}\xi_{ol}s + \omega_{ol}^2} \quad (10)$$

通过仿真分析，自然截止频率 ω 的取值并不是只影响洗出的单一结果，而是对运动范围，稳定性以及归位速度等同时产生影响，并且他们之间存在一定的矛盾性，是一个相互折中、相互妥协的过程，因此选择一组合适的参数来对输入信号进行洗出从而更好的模拟飞行运动，是洗出算法的优化方式之一。

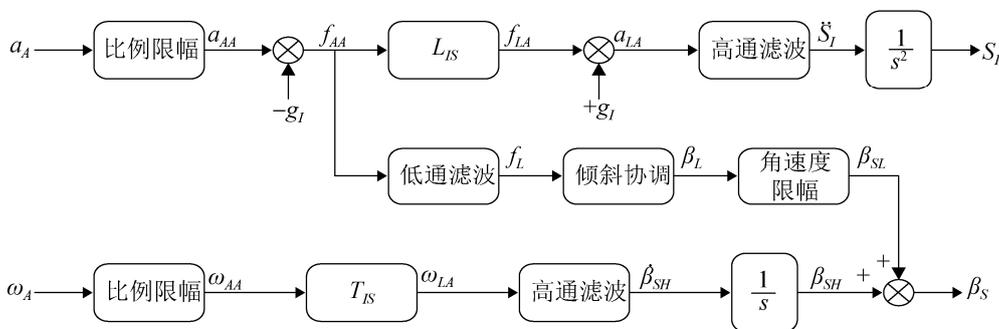


图 4 洗出算法结构图
Fig. 4 Washout algorithm structure

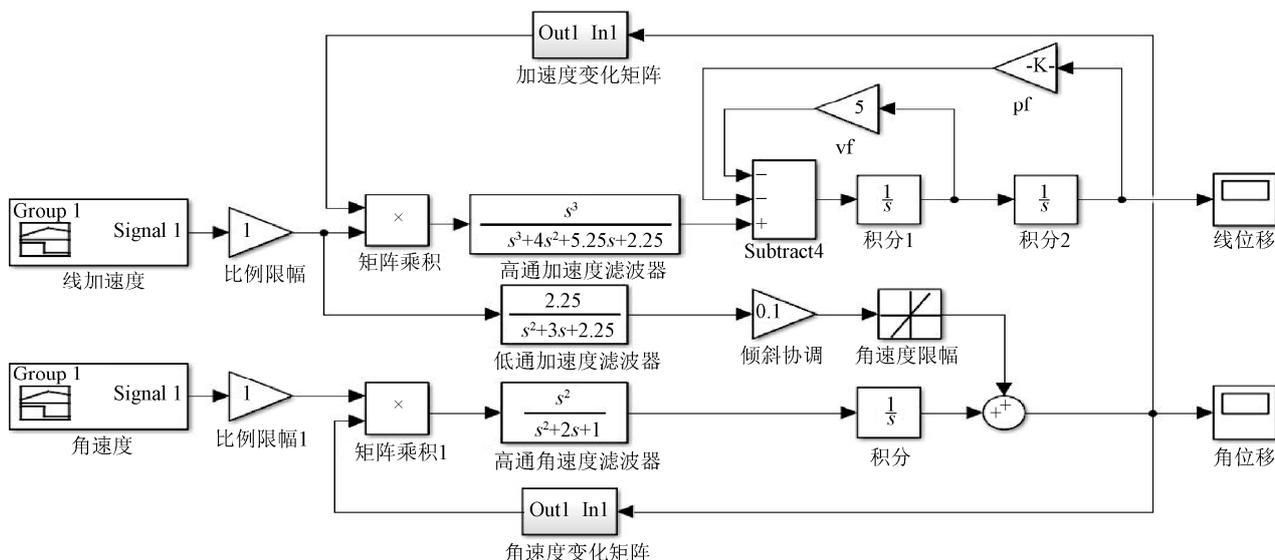


图 5 洗出算法仿真模块图
Fig. 5 Washout algorithm simulation module

3.2 建立目标函数

为了提高洗出算法的模拟逼真度,以人体感觉为中心建立优化模型。人体对运动的感知主要是由耳内的前庭系统决定的,前庭系统又是由半规管和耳石组成。其中半规管可以感知旋转运动,如滚转、俯仰和偏航运动的角速度,耳石感知到的加速度信号是外力下加速度与重力下加速度的矢量和^[13]。

基于最优控制洗出算法的原理,将飞行模拟器输入的信号经过洗出运算得到的结果,与经过前庭系统得到的感知结果进行比较,得到感知误差,其目的是使洗出后的人体感知系统感知到的信号和直接由人体前庭系统感知到的信号误差最小,以此来建立数学优化模型。以纵向即飞机的航向作为确定优化模型的例子,选取的优化目标是纵向的加速度误差和绕纵轴的滚转角速度误差。感知误差模型如图 6 所示。

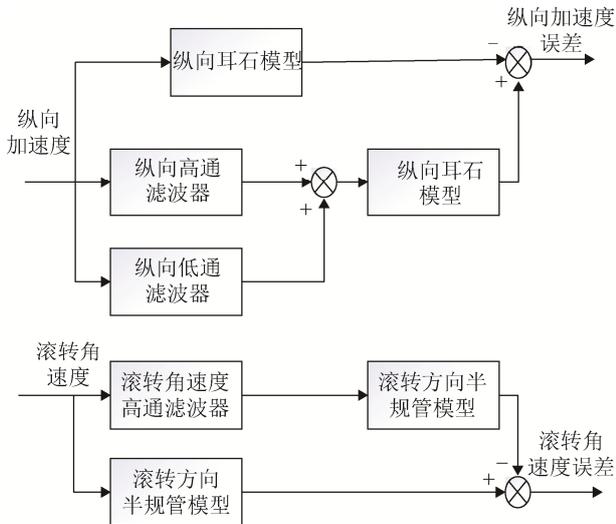


图 6 感知误差模型
Fig. 6 Perceive error model

输出纵向加速度误差、滚转角速度误差的数学模型分别是:

$$L[e_p(t)] = L[p(t)] \cdot F_{hp}(S) \cdot G(S)_v - L[p(t)] \cdot G(S)_v \quad (11)$$

式中: $L[e_p(t)]$ 为角速度误差函数; $L[p(t)]$ 为滚转角速度的拉氏变换; $F_{hp}(S)$ 为滚转角速度高通滤波

器传递函数; $G(S)_v$ 为半规管模型传递函数。

$$L[e_{ax}(t)] = \{L[a_x(t)] \cdot F_{hx}(S) + L[a_x(t)] \cdot F_{lx}(S)\} \cdot G(S)_o - L[a_x(t)] \cdot G(S)_o \quad (12)$$

式中: $L[e_{ax}(t)]$ 为加速度误差函数; $L[a_x(t)]$ 为纵向加速度的拉氏变换; $F_{hx}(S)$ 为高通滤波器传递函数; $F_{lx}(S)$ 为倾斜协调通道高通滤波器传递函数; $G(S)_o$ 为耳石模型传递函数。

设置输入为阶跃信号,根据拉氏变换得到均为 $1/s$ 。再依据拉氏变换与傅里叶变换的关系,令 $(f = j\omega, \omega$ 为模拟器仿真频率, j 虚轴的单位),化简, $L[e_{ax}(t)], L[e_p(t)]$ 的表达式,将化简结果作为待优化的目标函数。

$$\text{目标函数: } \begin{cases} \min(L[e_{ax}(z)]) \\ \min(L[e_p(z)]) \end{cases} \quad (13)$$

$$\text{设计变量: } Z = (z_1, z_2, z_3)^T \quad (14)$$

约束条件:

为防止倾斜协调角速度超过角速度感知门限被飞行员感知到,故倾斜协调的角速度应限制在 $3.6^\circ/s$,通过仿真验证, ω_{ol} 的取值应在 $[1, 4]$ 范围内;为确保在有限的时间内,平台能稳定的回到中立位置,同时也为下一次平台的模拟运动打好基础,通过仿真验证, ω_{ah}, ω_{oh} 的取值应在 $[1.5, 4.0]$ 范围内。

3.3 参数优化

将洗出算法感知误差优化数学模型以及约束条件代码化,并设置 EOFA 的基本参数:萤火虫种群数目 $n=50$,步长因子 α 取值 0.25,光吸收系数 β 取值 0.20,最优的萤火虫个体吸引度 γ 取值 1.0,算法的最大迭代次数 MaxG 的取值为 500。其寻优结果如表 3 所示。

表 3 EOFA 算法参数寻优结果
Tab. 3 EOFA parameters optimization results

运动方向	ω_{ah}	ω_{oh}	ω_{ol}
纵向	2.91	2.65	3.11
横向	2.91	2.65	3.11
垂向	2.49	—	1.62

4 仿真分析

为了验证优化后得到的参数对六自由度模拟运动平台逼真度的优化效果,在 simulink 模块中进行仿真验证,添加加速度信号,输入信号为一段方波信号,在 4 s 时加速度变为 4,稳定运动 6 s 后,在 10 s 时,加速度突变为 0,直到仿真结束;设置 3 个方向的角速度输入信号为 0,仿真运行时间设置为 20 s。为了进一步说明改进的算法对洗出算法参数优化的优势,同时应用遗传算法(GA)和 FA 算法在相同的条件下进行优化并仿真。因 3 个方向原理相同,本文仅以纵向为例进行分析。3 种算法的洗出位移曲线如图 7 所示。

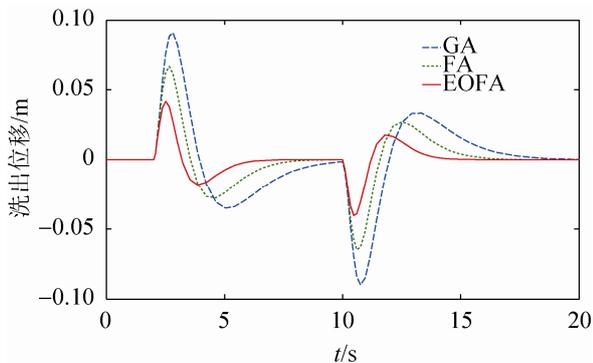


图 7 洗出位移曲线图
Fig. 7 Washout displacement curves

图 7 中,3 种算法优化后的洗出位移 EOFA 洗出的极限位移最小,意味着其优化后的参数在洗出中占用更小的运动空间就可以完成同样的飞行模拟运动,减少了大量的空间占比。同时 3 种算法中 EOFA 洗出后回到中位的速度最快,这样就可以更快的回到中立位置,为平台下一次的模拟运动做好更充分的准备,且回位准确,稳定。

图 8 为 3 种算法洗出倾斜角的曲线图。可以看出,EOFA 洗出的结果更加合理,更加接近倾斜协调持续加速度的过程。3 条倾斜角曲线都能达到了 0.2 rad 的峰值,不同的是 GA 和 FA 洗出倾斜角到达峰值的时间更晚,EOFA 更早到达峰值可以平稳运行;同样,在一次模拟运动结束时,EOFA 洗出

的倾斜角速度也更快的返回中立位置,为下一次运动提前做好准备了。

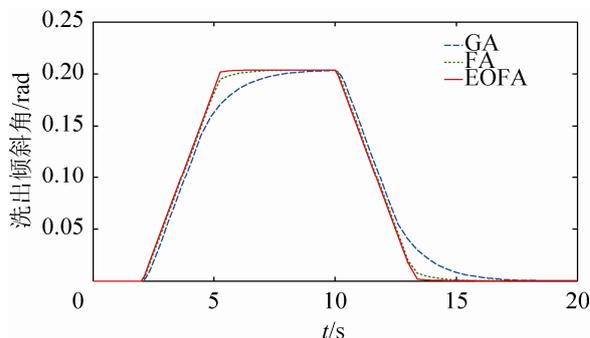


图 8 洗出倾斜角
Fig. 8 Washout tilt angle

图 9 为 3 种算法倾斜协调角速度的曲线图。可以看出,3 种算法都已超过了角速度限幅,部分洗出信号被限制,这是经典洗出算法在结构上存在的不足之处。EOFA 洗出的倾斜协调角速度较 GA 和 FA 洗出的结果更平稳,角速度突变的情况相对较小,不会对模拟器驾驶员产生额外的影响。

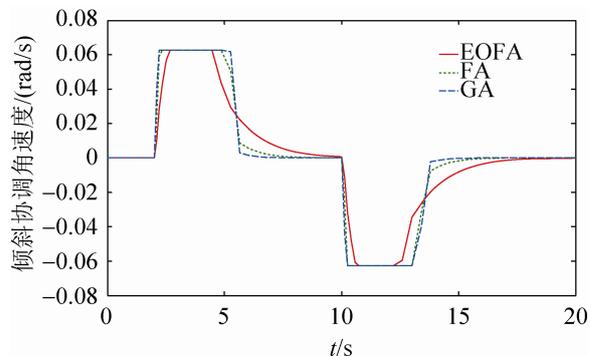


图 9 倾斜协调角速度
Fig. 9 Tilt coordination angular velocity

图 10 是感知加速度的曲线图,通过与实际感知加速度的对比,优化后的感知加速度与实际仍有误差,其中 EOFA 优化后的相位延迟最小,大约延迟 0.5 s,小于 FA 的 0.9 s 和 GA 的 1.5 s 的延迟误差,更接近实际感知,减少了虚假暗示,从而使运动模拟平台的动感逼真度提高。

图 11 是实际与洗出模拟感知角速度的曲线图,人体前庭系统对俯仰角速度的感知门限是

0.062 8 rad/s, GA 和 FA 洗出的模拟感知角速度的峰值均超过了这一门限, 会产生一定的感知误差, 而 EOFA 洗出的感知角速度的峰值为 0.058 6 rad/s, 没有超限, 不会产生感知误差; 虽然 3 种算法洗出结果都与实际感知有较大区别, 但误差率 EOFA 较另外 2 种算法降低了 10%~15%, 优化效果明显。

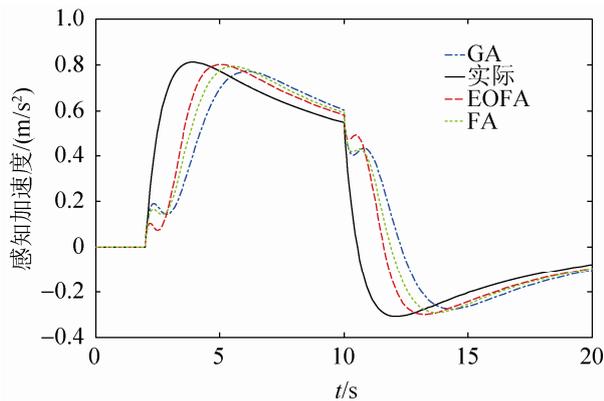


图 10 感知加速度
Fig. 10 Perception acceleration

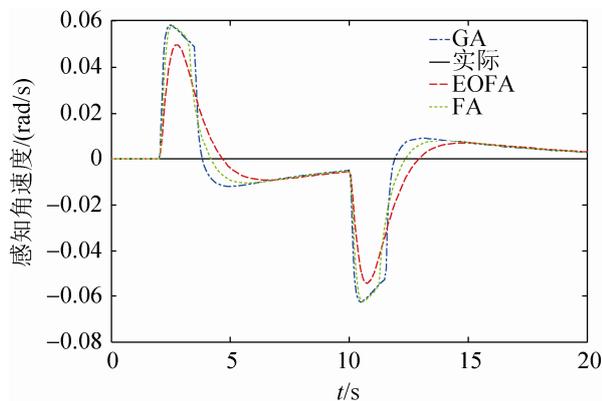


图 11 感知角速度
Fig. 11 Perceived angular velocity

5 结论

本文针对 FA 算法精度不高和算法迭代步长固定易陷入局部最优等问题, 提出了一种结合 EO 算法并应用倒 S 型函数迭代步长的 EOFA。该算法充分利用了 EO 算法的局部搜索能力, 并结合倒 S 型函数的迭代步长, 解决萤火虫算法易陷入局部最优等问题, 同时提高了算法的寻优精度。测试函数的仿真测试也表明 EOFA 在收敛能力和寻优精度上

的优势。最后将 EOFA 应用到洗出算法的参数优化中, 优化的结果让人满意。但随着 EO 算法的结合, 算法变得复杂, 运行时间变长, 这是 EOFA 的不足之处, 也是后面需要继续改进的地方。

参考文献:

- [1] Xin-She Yang. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms [M]. Beckington, UK: Luniver Press, 2008.
- [2] 赵玉新, Xin-She Yang, 刘利强. 新兴元启发式优化方法[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
Zhao Yuxin, Yang Xinshe, Liu Liqiang. Emerging Meta-heuristic Optimization Method[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [3] Yang X S. Firefly Algorithm, Levy Flights and Global Optimization[C]. Research and Development in Intelligent Systems XXVI 2010, 2010: 209-218.
- [4] Coelho L D S, Bernert D L D A. A Chaotic Firefly Algorithm Applied to Reliability-Redundancy Optimization[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2011). New Orleans LA, USA: IEEE, 2011: 517-521.
- [5] 董静. 萤火虫算法研究及其在水下潜器路径规划中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
Dong Jing. Research on Firefly Algorithm and its Application in Underwater Vehicle Path Planning[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013.
- [6] 王小亮. 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(5): 103-107.
Wang Xiaoliang. Parameter Optimization of the Classical Washing Algorithm for Train Driving Simulator[J]. China Railway Science, 2008(5): 103-107.
- [7] 杨宇. 飞行模拟器动感模拟关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
Yang Yu. Research on Key Technology of Flight Simulator Dynamic Simulation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.
- [8] 王辉, 朱道扬, 平凡. 基于模糊逻辑的高逼真度运动体感算法研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(3): 546-551, 558.
Wang Hui, Zhu Daoyang, Ping Fan. Based on Fuzzy Logic Algorithm of High Fidelity Motion Body Feeling Study[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(3): 546-551, 558.

- [9] 席亚东. 萤火虫算法的桥式吊车 PID 控制方法[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
Xi Yadong. Bridge Crane PID Control Method based on Firefly Algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [10] 张丽娜. 萤火虫算法研究及其在船舶运动参数辨识中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
Zhang Lina. Research on Firefly Algorithms and Their Application in Ship Motion Parameter Identification[D]. Harbin: Harbin University of Engineering, 2017.
- [11] 李珂, 王艳, 纪志成. 基于混合策略的入侵杂草算法的 FJSP 问题研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(5): 1918-1926.
Li Ke, Wang Yan, Ji Zhicheng. FJSP Problem of Hybrid Strategy Based Invasive Weed Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(5): 1918-1926.
- [12] 王辉, 万毅, 平凡. 飞行模拟器洗出算法的优化研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(29): 83-86, 94.
Wang Hui, Wan Yi, Ping Fan. Study on Optimization of Flight Simulator Washout Algorithm[J]. Science and Technology and Engineering, 2015, 15(29): 83-86, 94.
- [13] Hosman R, Van Der Vaart J C. Vestibular Models and Thresholds of Motion Perception. Results of Tests in a Flight Simulator[D]. Delft: Delft University of Technology, 1978.