

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2021.270

# 基于运动试验平台的 MOEA/D 改进洗出算法仿真及试验

刘伟超, 王 辉

(中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300)

**摘要:** 洗出算法参数的调整很大程度上影响其性能, 针对目前经典洗出算法应用于飞行模拟器时参数调整的不足, 提出一种基于 MOEA/D 多目标优化的改进洗出算法。将人体感知误差、洗出位移、模拟加速度误差作为优化目标, 以运动空间为限制条件, 采用基于分解的多目标优化算法对洗出算法参数进行同步寻优, 并利用模糊隶属度函数得到最优解。为验证其有效性, 建立飞行模拟器运动试验平台, 将采用不同优化方法的洗出算法应用其中进行对比分析。仿真及试验结果表明, 改进洗出算法归位反应时间最短, 相位延迟降低 3.5 s, 稳定性提高 30%, 且修正了感觉峰值, 优化了 54.6% 的工作空间, 实现了模拟器在模拟极限运动时有足够的运动空间和更高的动感逼真度。

**关键词:** 洗出算法; MOEA/D 多目标优化; 人体感知; 运动试验平台; 动感逼真度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2023)01-125-012

## Simulation and experiments of MOEA/D improved washout algorithm based on motion test platform

LIU Weichao, WANG Hui

(School of Aircraft Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, P. R. China)

**Abstract:** The parameter adjustment of the washout algorithm greatly affects its performance. To address the shortcomings of the current classical washout algorithm when it is applied to flight simulators, an improved washout algorithm based on MOEA/D multi-objective optimization was proposed. Taking the human perception error, washout displacement and simulation acceleration error as the optimization objectives, and using the motion space as the restriction condition, the parameters of the washout algorithm were optimized synchronously by adopting the multi-objective optimization algorithm based on decomposition, and the optimal solution was obtained by using the fuzzy membership function. In order to verify the effectiveness of the improved algorithm, a flight simulator motion test platform was established and the washout algorithms with different optimization methods were applied to the platform for comparative analysis. Simulation and experimental results show that the improved algorithm had the shortest return reaction time. Moreover, the phase delay was reduced by 3.5 s, the stability increased by 30%, the sensory peak value was corrected, and the workspace was optimized by 54.6%, so that the simulator has enough movement space and higher dynamic fidelity when simulating extreme motion.

收稿日期: 2021-09-27 网络出版日期: 2022-03-23

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)。

Supported by the Jointly Project Funded by State Natural Fund Committee and China Civil Aviation Administration (U1733128).

作者简介: 刘伟超(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事飞行仿真技术与智能控制研究, (E-mail) 1365922554@qq.com。

通信作者: 王辉, 男, 教授, 主要从事飞行仿真与流体传动及控制方向研究, (E-mail) mike-simon2000@163.com。

**Keywords:** washout algorithm; MOEA/D multi-objective optimization algorithm; human perception; motion test platform; dynamic fidelity

洗出算法是一种在受限于模拟器空间限制的情况下将飞行器产生的力和角速度转化为模拟器运动的驱动算法。经过多年的发展,对于洗出算法的研究逐渐成熟。董彦良等人对经典 Washout 滤波器进行了设计和分析,实现了良好的洗出效果<sup>[1]</sup>。同时,许多学者对洗出算法的结构进行了优化:文献[2-3]对增益自适应洗出算法进行了研究。比较成熟的模糊逻辑洗出算法由 Asadi 等<sup>[4-6]</sup>提出。文献[7-10]将模糊逻辑等智能控制方法应用到洗出算法,有效改善了相位延迟问题。文献[11-12]对输入信号进行了预处理,避免了平台运动超限。但以上的改进方法计算量较大,运行结果不够稳定,存在实际应用不够广泛的问题。

经典洗出算法结构简单、响应速度快、易于维护,目前经典洗出算法被广泛的应用于商用飞行模拟器中。但是,经典洗出算法参数固定,性能受其参数影响较大,为了提高逼真度可以对其参数进行调整。王小亮等<sup>[13]</sup>利用遗传算法实现了对经典洗出算法的参数的优化,但采用的是单目标遗传算法,评价指标过于单一,不能够得到综合指标下的最优参数。Asadi 等<sup>[14-15]</sup>在洗出算法参数选择时,将感觉误差以及总的位移量作为评价指标,采用遗传算法以及粒子群算法对参数进行了优化,但目标函数是多个指标的加和的形式,进行单目标优化,并没有进行归一化处理,由于各指标的量纲不同会导致优化结果的不准确,难以实现参数的同步优化。另外,以上大多数对洗出算法的研究均采用仿真的方式验证其有效性,例如罗竹辉等用仿真软件建立并分析了洗出算法的优化模型<sup>[11]</sup>,均缺少实验环境验证洗出的实际效果。

针对以上问题,笔者提出以下方案对洗出算法进行改进优化:

1) 针对目前对洗出算法的优化研究均采用仿真的方式验证其有效性,建立了飞行模拟器运动试验平台,将洗出算法数字化处理,利用 LabVIEW 实现试验平台上位机的设计;

2) 不同于目前通常所采用的单目标优化算法对经典洗出进行的优化,提出应考虑人体感知误差、模拟加速度误差和洗出线位移等多个评价指标,采用 MOEA/D 多目标优化算法,结合模糊隶属度函数对 pareto 最优解集进行寻优,实现对洗出算法参数的同步优化;

3) 以运动试验平台的物理空间为限制条件,对洗出算法的参数进行同步优化,将优化的结果应用于飞行模拟器运动试验平台中,与单目标优化洗出算法以及经典洗出算法进行仿真和试验对比。

## 1 运动系统试验平台总体设计

飞行员的运动感觉、本体感觉和部分触觉信息可以通过运动平台产生的惯性运动来提供。依据此原理对飞行模拟器运动试验平台进行了设计。飞行模拟器运动试验平台是以 Stewart 机构为运动平台,由上位机位姿的实时解算和下位机实时输出位姿提供运动感觉 2 部分组成(图 1)。工作原理为:首先通过飞行驾驶员的操纵获取飞机在体坐标系下的运动参数,经过坐标转换得到惯性坐标系的飞机姿态信号,由改进洗出算法运算得出运动平台的实时位姿信号,然后将运动平台的位姿进行实时运动学反解,最后将信号输入到运动平台中驱动平台运动,从而使飞行驾驶员产生动感。

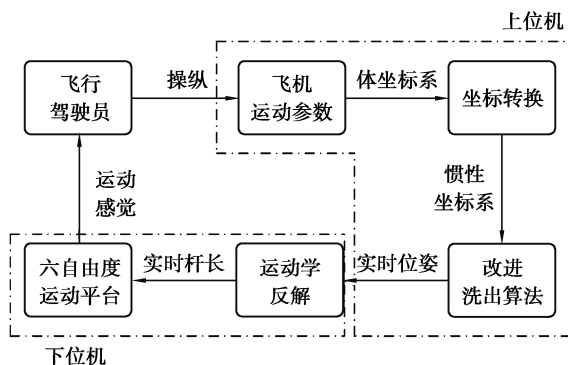


图 1 飞行模拟器运动试验平台工作流程

Fig. 1 Workflow of flight simulator motion test platform

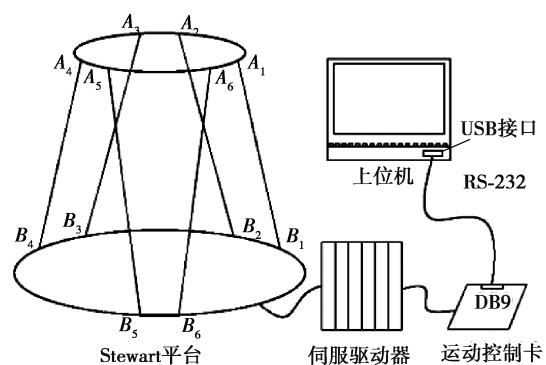


图 2 运动试验平台硬件

Fig. 2 Hardware of motion test platform

运动试验平台的硬件组成主要有 Stewart 平台、伺服电动缸、伺服驱动器、运动控制卡、串口数据线和计算机等,如图 2 所示。其中上位机与下位机采用 RS-232 异步串行的通讯方式,波特率为 115 200 bit/s;起始位:1 位;数据位:8 位;停止位:1 位;奇偶校验:无。运动试验平台主要工作参数如表 1 所示。

表 1 运动试验平台主要工作参数

Table 1 Main working parameters of motion test platform

参数名	量值	参数名	量值
纵向位移/mm	170	最大俯仰角/(°)	±15
横向位移/mm	170	最大滚转角/(°)	±14
垂向位移/mm	190	最大偏转角/(°)	±16
电缸行程/mm	200	—	—

## 2 洗出算法 MOEA/D 多目标优化

为了改善经典洗出算法参数调整较为复杂以及通常采用试错方法的弊端,采用基于分解的多目标优化方法,对经典洗出算法的重要参数进行同步优化,使洗出效果达到最优。

### 2.1 洗出算法与人体感知模型

#### 2.1.1 洗出算法

经典洗出算法(图 3)主要由比例环节(SCALE)、坐标转换矩阵( $L_{IS}$ 、 $T_{IS}$ )、高通滤波环节、低通滤波环节、倾斜协调模块(TILT COORD)、角速度限幅模块(RATE LIMIT)等组成。输入信号为机体坐标系飞机的线加速度  $a_{AA} = [a_{AAx} \ a_{AAy} \ a_{AAz}]^T$  和角速度  $\omega_{AA} = [\omega_{AAx} \ \omega_{AAy} \ \omega_{AAz}]^T$ ,输出信号为动平台质心的位置矢量  $s = [s_x \ s_y \ s_z]^T$  和空间角矢量  $\beta = [\beta_x \ \beta_y \ \beta_z]^T$ 。经典洗出算法 3 个通道为:加速度高通通道、倾斜协调通道、角速度高通通道。

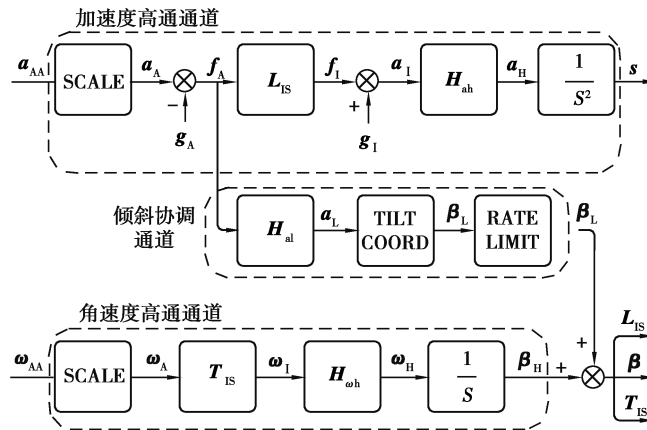


图 3 洗出算法流程

Fig. 3 Washout the algorithm flow

其中,加速度高通滤波器的一般形式为

$$H_{ah} = \frac{s^3}{(s + \omega_m)(s^2 + 2\omega_{ah}\xi_{ah}s + \omega_{ah}^2)}, \quad (1)$$

式中: $\omega_m$  为一阶截止频率, $\omega_{ah}$ 为加速度高通滤波器截止频率, $\xi_{ah}$ 为滤波器阻尼比。

倾斜协调通道中的低通滤波器的一般形式为

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

式中： $\omega_{al}$ 为加速度低通滤波器截止频率， $\xi_{al}$ 为加速度低通滤波器阻尼比。

角速度高通滤波器的一般形式为

$$H_{oh} = \frac{s^2}{(s^2 + 2\omega_{oh}\xi_{oh}s + \omega_{oh}^2)}, \quad (3)$$

式中： $\omega_{oh}$ 为角速度高通滤波器截止频率， $\xi_{oh}$ 为角速度高通滤波器阻尼比。

### 2.1.2 人体感知模型

人体前庭系统中半规管可以感知旋转运动，耳石能够感知到比力  $f$ ，即外力下的加速度  $a$  与重力加速度  $g$  的矢量和<sup>[16]</sup>。

耳石模型传递函数为

$$G_{OTO} = \frac{k(\tau_A s + 1)}{(\tau_L s + 1)(\tau_S s + 1)}, \quad (4)$$

式中： $k$ 为常数， $\tau_A$ 、 $\tau_L$ 、 $\tau_S$ 为耳石模型的相关系数。

半规管模型的传递函数为

$$G_{SCC} = \frac{T_L T_A s^2}{(T_L s + 1)(T_S s + 1)(T_A s + 1)}, \quad (5)$$

式中： $T_L$ 、 $T_S$ 、 $T_A$ 为半规管模型的相关系数。

## 2.2 MOEA/D 多目标优化算法

基于分解的多目标算法 MOEA/D 将一个多目标优化问题分解为若干个标量优化子问题，并同时对它们进行优化。由于分解操作的存在，该方法在保持解的分布性方面有着很大优势。通过分析相邻问题的信息来优化，能在避免陷入局部最优的同时使计算简单(图 4)。

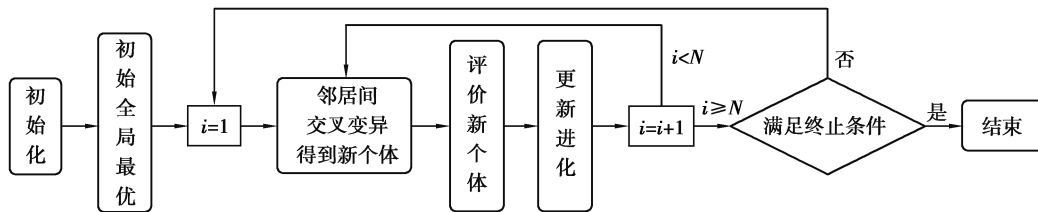


图 4 MOEA/D 多目标优化算法流程

Fig. 4 Process of MOEA/D multi-objective optimization algorithm

首先进行初始化。初始化操作包括：初始种群大小  $N$ 、初始种群 Population 以及种群对应的目标函数值数组  $F$ 、目标函数数目  $M$ ，均匀分布的权重向量数组  $\lambda$ 、每 1 个权重向量的邻居个数  $T$ 、生成邻居索引数组  $B$ 、精英种群  $E$ 。然后取  $F$  中的最优值组成初始全局最优数组  $z$ ，在数组  $B$  中随机选取 2 个邻居序号进行种群索引，经过子代变异和多项式变异后得到新个体  $y$ 。之后进行评价与更新，其内容包括：1) 更新全局最优数组  $z$ ；2) 采用切比雪夫聚合方法更新相邻解；3) 更新精英种群  $E$ 。最后判断终止条件。MOEA/D 多目标优化算法的最终输出为用于保存 pareto 最优解的精英种群  $E$ 。

### 2.3 目标函数

将人体感觉误差作为优化模型的主要目标。同时，为了节省运动平台的工作空间，将平台的位移与旋转角度作为洗出算法优化的评价标准之一。根据经验可知，过于节省平台的工作空间也会出现模拟加速度误差的变化差异过大的现象。这里以纵向( $x$  方向)加速度高通通道和倾斜协调通道为例，对加速度高通滤波器截止频率  $\omega_{ahr}$  和加速度低通滤波器截止频率  $\omega_{alr}$  寻优的过程加以介绍，角速度高通滤波器的截止频率的优化过程类似，就不再赘述。

为了综合评价洗出算法的性能，选取 3 个性能指标：人体感知误差  $e_{ef}$ 、模拟加速度误差  $e_f$  和洗出线位移  $x$ ，如图 5 所示。其函数表达式如下所示。

$$L[e_{ef}] = G_{OTOx}(L[f_{Ar}](1 - H_{ahr}) - L[f_{Ar}L_{IS}]H_{ahr}), \quad (6)$$

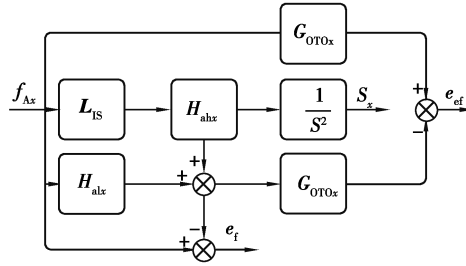


图 5 评价指标原理图

Fig. 5 Schematic diagram of evaluation index

$$L[e_f] = L[f_{Ax}] (1 - L_{IS} H_{ahx} - H_{alr}) \tag{7}$$

$$L[x] = L[f_{Ax}] L_{IS} H_{ahx} \frac{1}{S^2}, \tag{8}$$

式中:  $L$  为拉普拉斯变换。  $f_{Ax}$  为纵向比力。

目标函数如下所示

$$\begin{cases} f_1 = \min\left(\int_0^t e_{ef}^2 dt\right), \\ f_2 = \min(\text{std}(e_t^2)), \\ f_3 = \min\left(\int_0^t x^2 dt\right), \end{cases} \tag{9}$$

式中  $\text{std}$  代表标准差的计算。

### 2.4 多目标同步优化

进行优化前,对初始参数进行赋值。设输入的纵向( $x$  方向)比力  $f_{Ax}$  为 1~5 s 时间内值是 1 的方波信号,总时长  $t$  为 10。设置 MOEAD 多目标优化算法初始参数值:算法种群大小  $N=105$ ;最大迭代次数  $G=700$ ;邻域大小  $T=10$ 。

变量设置为

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5] = [\omega_{ahx} \ \omega_{mrx} \ \omega_{alr} \ \xi_{ahx} \ \xi_{alr}], \tag{10}$$

则目标函数为

$$\begin{cases} f_1(\mathbf{X}), \\ f_2(\mathbf{X}), \\ f_3(\mathbf{X}). \end{cases} \tag{11}$$

约束条件设置:为了满足平台运动空间的要求,洗出线位移  $x \in [-0.17, 0.17]$ ;设置  $\omega_{mrx} = 1, \xi_{ahx} = 1, \xi_{alr} = 1$ , 将  $\omega_{ahx}, \omega_{alr}$  作为待优化变量,且为了保证平台在规定时间内完成动作,需要满足  $\omega_{ahx} \in [1.5, 4], \omega_{alr} \in [1, 4]$ 。

寻优过程是将人体感知误差  $f_1$ 、模拟加速度误差  $f_2$  和位移行程  $f_3$  三个相互制约的指标作为优化目标,不断修正最优前端面,最终得到 pareto 最优解集(图 6)。

### 2.5 模糊隶属度函数

获得 Pareto 解集后引入模糊隶属度函数表示各个目标的满意度。模糊隶属度函数的定义如下

$$u_{ij} = \begin{cases} 1, & f_{ij} \leq f_j^{\min} \\ \frac{f_j^{\max} - f_{ij}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}}, & f_j^{\min} < f_{ij} < f_j^{\max}, \\ 0, & f_{ij} \geq f_j^{\max} \end{cases} \tag{12}$$

式中:  $u_{ij}$  为 pareto 解集中第  $i$  个解的第  $j$  个目标函数的

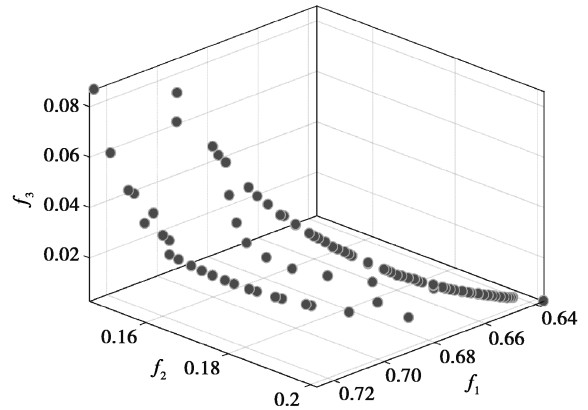


图 6 Pareto 最优解集

Fig. 6 Pareto solution set

满意度,  $f_j^{\min}$  为第  $j$  个目标函数在所有解中的最小值,  $f_j^{\max}$  为第  $j$  个目标函数在所有解中的最大值,  $f_{ij}$  为第  $i$  个解的第  $j$  个目标函数的值。

对于每个解, 用式(13)求其标准化满意值

$$\mu_i = \frac{\sum_{j=1}^M u_{ij}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M u_{ij}}, \quad (13)$$

式中  $\mu_i$  为第  $i$  个解的标准化满意值。标准化满意值最大的解就是最优折中解。

## 2.6 仿真与分析

通过优化算法得出的最优截止频率的值为:  $\omega_{ah,x} = 3.5 \text{ rad/s}$ ,  $\omega_{al,x} = 3.46 \text{ rad/s}$ 。与文献[17]中采用单目标优化算法的洗出算法以及文献[1]中应用经典洗出算法进行对比分析。

以纵向模式进行仿真, 设置输入加速度为在 2 s 时变为  $0.5 \text{ m/s}^2$  的阶跃信号。输入角速度在仿真时间内设置为 0, 仿真时间为 10 s。仿真结果如图 7~11 所示。

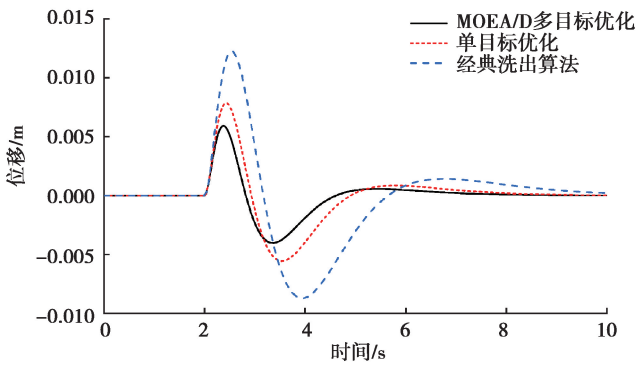


图 7 洗出位移曲线

Fig. 7 Curve of washout displacement

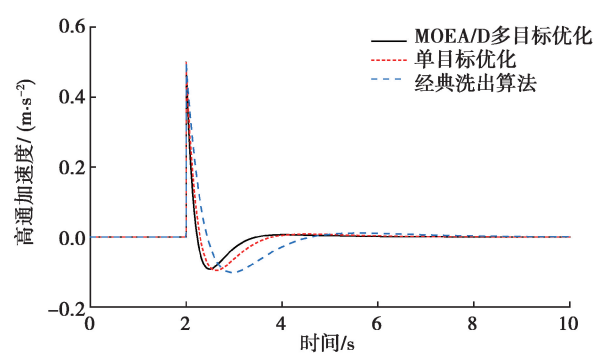


图 8 高通加速度曲线

Fig. 8 Curve of high pass acceleration

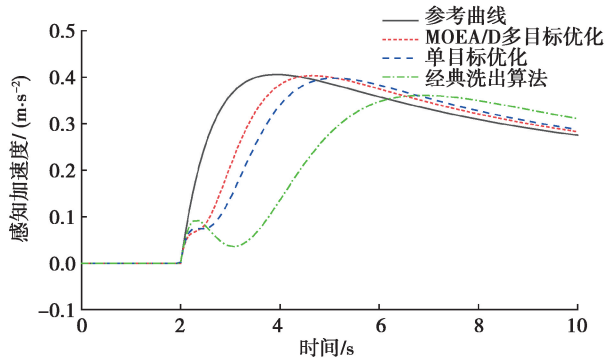


图 9 感知加速度曲线

Fig. 9 Curve of perceived acceleration

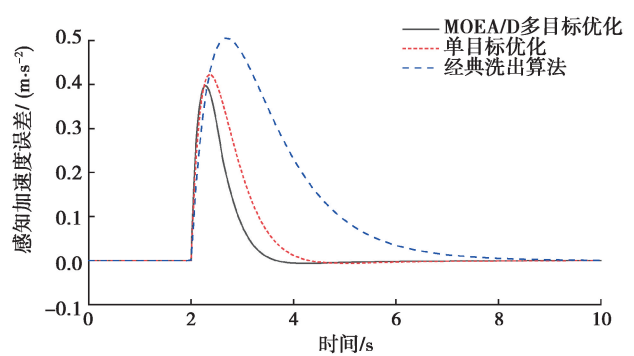


图 10 感知加速度误差曲线

Fig. 10 Curve of perceived acceleration error

在采用不同方法对洗出算法进行优化时, 其具体的参数对比如表 2 所示。由图 7 可知, 在模拟同一加速度信号时采用 MOEA/D 优化后的洗出算法所需的位移量最小, 且能够更快速的回到初始位置, 准备下一次的动作。另外由图 8 可知, MOEA/D 优化后的洗出算法高通加速度曲线的稳定时间更短, 相比于单目标优化洗出和经典洗出, 稳定性分别提升了 20% 和 30%。

由图 9 可知, MOEA/D 优化洗出算法的感觉峰值延迟, 相比于单目标优化洗出和经典洗出分别减少了 0.9 s 和 2.4 s, 且消除了感觉峰值误差。由图 10 可以得出, 2 种优化算法将误差峰值从  $0.5 \text{ m/s}^2$  分别降低到了  $0.42 \text{ m/s}^2$  和  $0.39 \text{ m/s}^2$ , 比力误差均方根由  $0.26 \text{ m/s}^2$  分别降到了  $0.190 5 \text{ m/s}^2$  和  $0.163 1 \text{ m/s}^2$ , 同时误差

稳定时间也得到了缩减。

由图 11 表明 MOEA/D 优化洗出算法在没有产生错误暗示的前提下倾斜协调反应更加迅速。由图 12 可知,三者均未超过人体角速度感知阈值 0.062 8 rad/s,不会产生错误暗示。

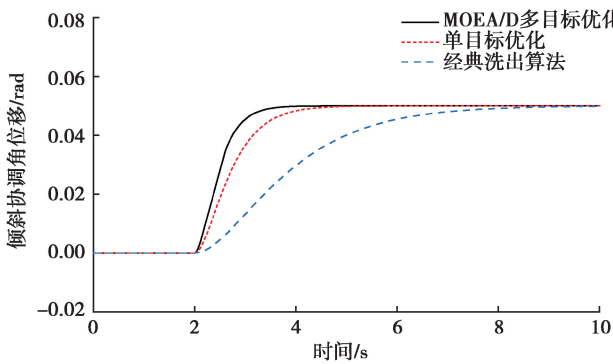


图 11 倾斜协调角位移曲线

Fig. 11 Curve of TILT COORD angle

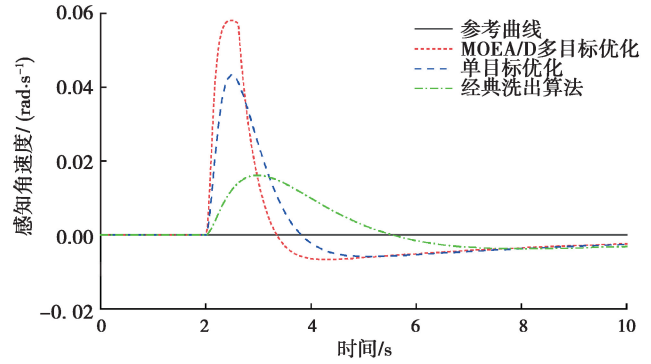


图 12 感知角速度

Fig. 12 Perceived angular velocity

表 2 采用不同方法优化洗出算法性能比较

Table 2 Comparison of the performance of washing out algorithms with different methods

采用方法	极限位移/m	高通加速度稳定时间/s	感觉峰值延迟/s	感觉峰值误差/(m·s <sup>-2</sup> )	感知比力误差峰值/(m·s <sup>-2</sup> )	比力误差均方根/(m·s <sup>-2</sup> )
未经优化	0.012 2	5.0	3.2	0.040	0.50	0.260 0
单目标优化	0.007 8	4.0	1.7	0.003	0.42	0.190 5
MOEA/D 多目标优化	0.005 8	3.5	0.8	0.000	0.39	0.163 1

### 3 模拟器运动试验平台上位机设计

#### 3.1 洗出算法数值化实现

在计算机上数值化实现 MOEA/D 改进洗出算法的重点是将改进洗出算法中高、低通滤波器的传递函数转化成差分方程的形式。采用双线性变换方法,将传递函数转换为 Z 变换形式,再根据 Z 变换推导出差分方程表达式,从而得到相应的实际输出信号。整体的方式流程如图 13 所示。

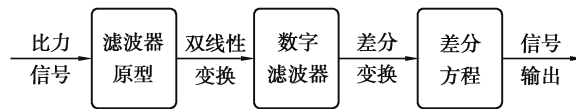


图 13 数值化流程

Fig. 13 Process of numerical

以纵向加速度低通滤波器的数值化方法为例,其他滤波器数值化方法类似,不再赘述。洗出算法加速度低通滤波器通常采用二阶低通滤波器

$$H_{alr} = \frac{a_{Lr}(s)}{f_{Ar}(s)} = \frac{\omega_{alr}^2}{(s^2 + 2\omega_{alr}\xi_{alr}s + \omega_{alr}^2)} \quad (14)$$

通过双线性变换进行离散化处理,其公式为

$$s = \frac{2}{T} \cdot \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}} \quad (15)$$

得到离散域的传递函数为

$$H(z) = \frac{a_{Lx}(z)}{f_{Ax}(z)} = \frac{\text{num}(1)z^2 + \text{num}(2)z + \text{num}(3)}{\text{den}(1)z^2 + \text{den}(2)z + \text{den}(3)} \quad (16)$$

经过差分变换可以得到差分方程

$$a_{Lx}(k) = -\text{den}(2)a_{Lx}(k-1) - \text{den}(3)a_{Lx}(k-2) + \text{num}(1)f_{Ax}(k) + \text{num}(2)f_{Ax}(k-1) + \text{num}(3)f_{Ax}(k-2) \quad (17)$$

上式中的参数取值为

$$\text{mun}(1) = \frac{\omega_{alr}^2 T^2}{4 + 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2}, \quad (18)$$

$$\text{mun}(2) = \frac{2\omega_{alr}^2 T^2}{4 + 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2}, \quad (19)$$

$$\text{mun}(3) = \frac{\omega_{alr}^2 T^2}{4 + 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2}, \quad (20)$$

$$\text{den}(1) = 1, \quad (21)$$

$$\text{den}(2) = \frac{-8 + 2\omega_{alr}^2 T^2}{4 + 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2}, \quad (22)$$

$$\text{den}(3) = \frac{4 - 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2}{4 + 4\omega_{alr} T + \omega_{alr}^2 T^2} \quad (23)$$

以上则完成了对洗出算法中低通滤波器的数值化。

### 3.2 LabVIEW 平台洗出算法实现

洗出算法的 3 个滤波通道需要并行计算。利用 LabVIEW 平台的并行化处理机制,将洗出算法的 3 个滤波通道进行数值化实现。基于 LabVIEW 的上位机系统程序框架如图 14 所示。将解算出来的位姿数据通过 LabVIEW 中的 VISA 写入模块以串口通讯的方式发送给下位机平台,使六自由度平台执行相应的位姿指令。同时下位机平台实时反馈运动平台的运动状况,达到监控的目的。

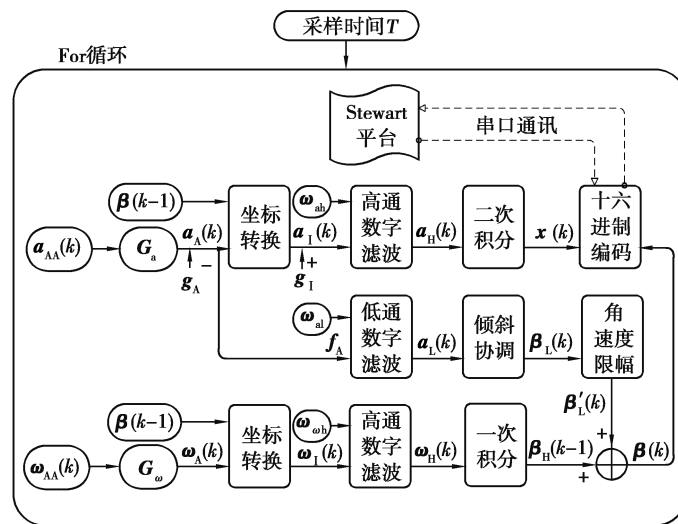


图 14 上位机系统程序框架

Fig. 14 Upper computer system framework

上位机系统的输入量主要包括:1) 系统采样时间  $T$  (可调节全局变量);2) 加速度比例环节  $G_a$ 、角速度比例环节  $G_\omega$  (均为可调节全局变量);3) 加速度高通滤波器截止频率  $\omega_{ah}$ 、加速度低通滤波器截止频率  $\omega_{al}$ 、角速度高通滤波器截止频率  $\omega_{\omega h}$  (均为可调节全局变量);4)  $t = kT$  时刻的加速度  $a_{AA}(k)$ 、角速度  $\omega_{AA}(k)$  (初值为 0);5)  $t = (k-1)T$  时刻角位移信号  $\beta(k-1)$ 。

上位机系统输出量主要包括: $t = kT$  时刻的线位移信号  $s(k)$ 、角位移信号  $\beta(k)$ 。经过浮点数十六进制



编码,通过串口通讯的方式输出到下位机运动平台。

系统从输入到输出之间的变换策略主要包括:加速度高通通道比例环节的增益策略、坐标转换方法、积分策略、倾斜协调策略以及角速度限幅方法等。下面以纵向( $x$  方向)倾斜协调通道中的策略与方法为例,进行推导。

输入加速度信号首先经过增益策略(式(24)),然后经过低通数字滤波器(式(17)),再经过倾斜协调策略(式(25)),最后通过角速度限幅方法输出限制过的角位移。其中角速度限幅方法包括对倾斜角度求导(式(26))、角速度限幅(式(27))、Trapezoid Rule 数值积分(式(28))。

$$a_{Ax}(k) = G_{ax} a_{AAx}(k), \quad (24)$$

$$\beta_{Lx}(k) = -\arcsin(a_{Lx}(k) \times 9.8), \quad (25)$$

$$\omega_{Lx}(k) = \frac{1}{T} [\beta_{Lx}(k) - \beta_{Lx}(k-1)], \quad (26)$$

$$\omega'_{Lx}(k) = \begin{cases} 0.0628 & (\omega_{Lx}(k) > 0.0628), \\ \omega_{Lx}(k) & (-0.0628 \leq \omega_{Lx}(k) \leq 0.0628), \\ 0.0628 & (\omega_{Lx}(k) \leq -0.0628), \end{cases} \quad (27)$$

$$\beta'_{Lx}(k) = \beta'_{Lx}(k-1) + \frac{T}{2} [\omega'_{Lx}(k-1) + \omega'_{Lx}(k)]. \quad (28)$$

以上即完成了对倾斜协调通道的数值化实现,其他通道同理。在程序设计的过程中的重要参数变量,如截止频率 $\omega_{ah}$ 、 $\omega_{al}$ 、 $\omega_{\omega h}$ 和采样时间 $T$ 以及比例环节 $G_a$ 、 $G_\omega$ 等,均为全局变量,可作为对洗出算法进行优化改进的重要参数接口。通过优化这些重要参数可以实现将上位机系统灵活应用于不同规格的模拟器。

## 4 试验与分析

### 4.1 试验过程

试验应用基于 LabVIEW 的飞行模拟器运动试验平台上位机系统程序对运动试验平台的实际运行情况和改进洗出算法在运动试验平台上的洗出效果进行验证。下位机的运动平台采用 ACE6-75-200 六自由度平台(图 15)。运动试验平台上位机产生实时位姿信号,通过 RS-232 异步串行通讯将实时位姿信号发送到下位机中,使六自由度平台复现运动信号的动感效果。同时,下位机实时回传 6 个私服电缸的杆长数据实现实时监控。



图 15 六自由度运动平台

Fig. 15 DOF motion platform

选用一段噪声信号来模拟飞机的纵向加速度信号,输入到上位机系统程序中进行试验分析。输入纵向加速度信号(图 16)持续时长 10 s,角速度信号输入为 0。当输入的纵向加速度信号经上位机系统中的高通数字滤波器和低通数字滤波器处理之后,能够分别得到加速度高通信号和加速度低通信号。为了分析洗出效果,三者的信号对比如图 17 所示。同时,运动试验平台系统能够实时计算出相对应的线位移信号和角位移信号如图 18、19 所示。当输入信号为图 15 时,六自由度运动试验平台实时的各个杆长数据如图 20 所示。

以 1、4 杆的杆长变化情况作为对比,在输入相同的纵向加速度信号的条件下,比较分别采用 MOEA/D 多目标优化洗出算法、单目标优化洗出算法和经典洗出算法时,飞行模拟器运动试验平台杆长的实时变化情况,如图 21 所示。

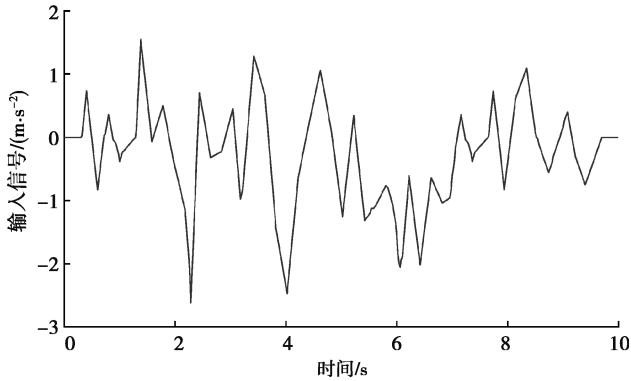


图 16 输入信号  
Fig. 16 Input signal

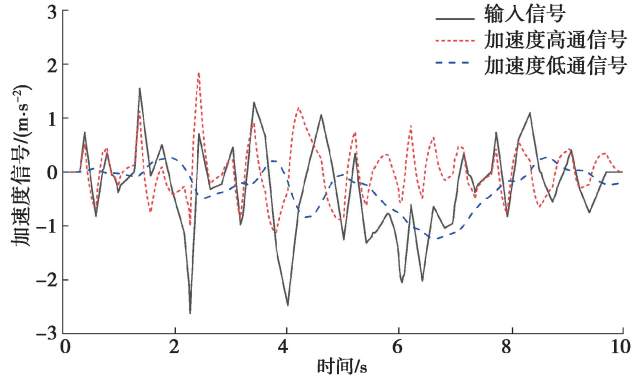


图 17 信号对比曲线  
Fig. 17 Curve of signal comparison

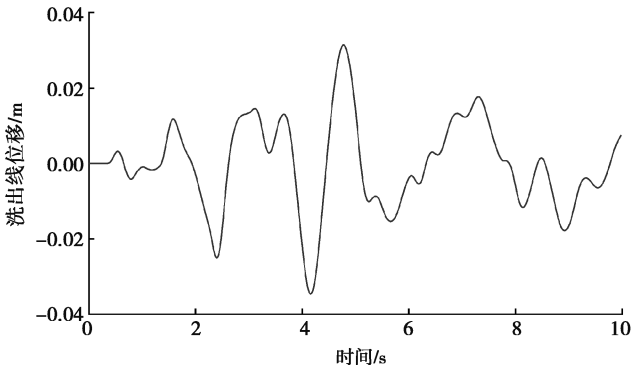


图 18 线位移信号  
Fig. 18 Displacement signal

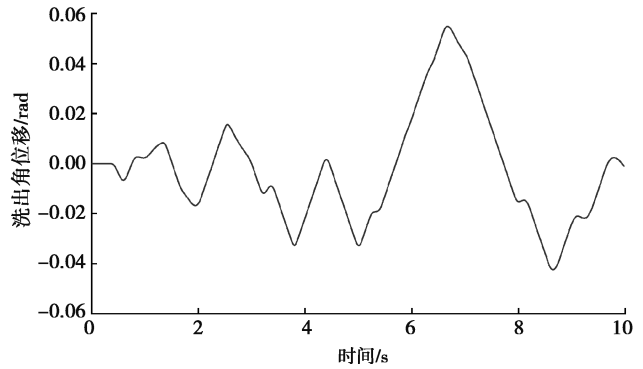


图 19 角位移信号  
Fig. 19 Angular signal

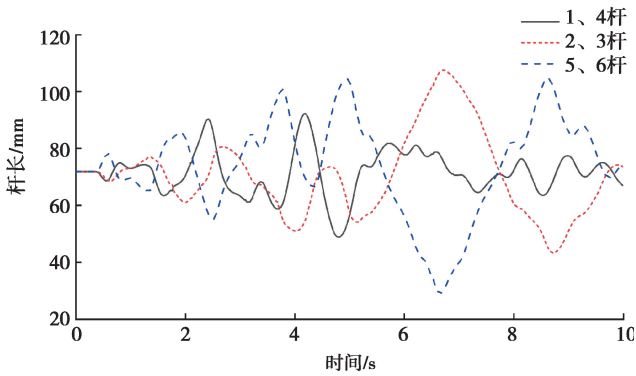


图 20 杆长数据  
Fig. 20 Data of length

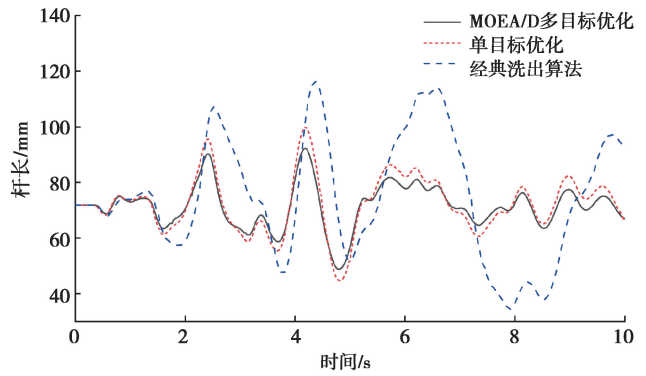


图 21 1、4 杆长对比曲线  
Fig. 21 Contrast curve of 1, 4 length

#### 4.2 试验结果分析

由图 17 中输入信号与滤波后的信号比较可见,通过滤波将飞机的加速度信号分为高频和低频信号,其中低频信号从宏观上跟随着输入信号的变化,该频段信号将转换为平台的倾斜动作(图 19)。高频信号则表达出了输入信号变化的高频部分,且该频段信号将转化为平台的平移动作(图 18)。高频信号与低频信号的和,可以近似的表达出原始输入信号。表明飞行模拟器运动试验平台实际运行的洗出过程合理、有效。

1、4 杆的初始杆长为 71.8 mm,由图 21 可知,基于 MOEA/D 多目标优化洗出算法得出的杆长曲线最接近于其初始杆长,其极限杆长为 92 mm;相比于 MOEA/D 多目标优化洗出算法,单目标优化洗出算法得出的杆长曲线在杆长变化的高频部分与初始杆长偏离的更大,其极限杆长为 98 mm。经典洗出算法得出的杆长曲线与初始杆长偏离最大,其极限杆长为 116.3 mm;这意味着,基于 MOEA/D 多目标优化洗出算法相比于单目标优化洗出算法和经典洗出算法,在提供更加逼真的动感的同时,分别节省了 22.9%、54.6%的平台工作空间。

## 5 结 论

1)对于大多数洗出算法的研究均缺少实验环境验证其洗出的实际效果,笔者对飞行模拟器运动试验平台进行了设计与开发,并将优化后的洗出算法应用于试验平台中。利用数值化方法,在 LabVIEW 平台上对运动试验平台系统进行搭建,并且预留了对洗出算法进行优化改进的重要参数接口,具有可移植性,经试验证明洗出效果良好。

2)针对飞行模拟器洗出算法采用的不同方案,仿真结果表明 MOEA/D 多目标优化洗出算法相比于单目标优化算法和经典洗出算法归位时间更短,感觉幅值更加贴近参考值,感觉相位延迟分别减少 1.5 s 和 3.5 s,稳定性分别提升 12.5%和 30%。试验结果表明,改进算法增加了模拟逼真度的同时,优化了 54.6%的平台工作空间。MOEA/D 改进洗出算法可以使飞行模拟器在模拟极限运动时有更充足的运动空间并且能够产生更逼真的动感。详细叙述了运动平台中洗出算法的应用过程,未来无论是对于洗出算法的优化研究还是在运动平台开发方面,均可以在此基础上进行研究。

### 参考文献:

- [1] 董彦良,许彩霞,唐建林,等. 6 自由度平台的 Washout 滤波器设计及试验研究[J]. 机械工程学报, 2010, 46(3): 53-58.  
Dong Y L, Xu C X, Tang J L, et al. Design and test research of washout filter for 6-DOF platform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(3): 53-58.(in Chinese)
- [2] 杨宇,黄其涛,韩俊伟. 基于并联机构运动范围的自适应洗出算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(12): 2716-2720.  
Yang Y, Huang Q T, Han J W. Adaptive washout algorithm based on the parallel mechanism motion range[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(12): 2716-2720.(in Chinese)
- [3] 高健. 飞行模拟器动感模拟系统逼真度研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.  
Gao J. Research on fidelity of motion cueing system in flight simulator[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese)
- [4] Asadi H, Mohamed S, Nahavandi S. Incorporating human perception with the motion washout filter using fuzzy logic control[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(6): 3276-3284.
- [5] Asadi H, Mohammadi A, Mohamed S, et al. Adaptive translational cueing motion algorithm using fuzzy based tilt coordination[C]//ICONIP 2014: Neural Information Processing. Springer, 2014: 474-482. DOI:10.1007/978-3-319-12643-2\_58.
- [6] Asadi H, Mohammadi A, Mohamed S, et al. Adaptive washout algorithm based fuzzy tuning for improving human perception[C]//ICONIP 2014: Neural Information Processing. Springer, 2014: 483-492. DOI:10.1007/978-3-319-12643-2\_59.
- [7] 王辉,朱道扬,傅孝靖. 飞行模拟器洗出算法优化设计及仿真[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 418-423,429.  
Wang H, Zhu D Y, Fu X J. Optimization design and simulation of washout algorithm for flight simulator[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(2): 418-423,429.(in Chinese)
- [8] Zhu D Y, Duan S L, Fang D. Development of cueing algorithm based on "closed-loop" control for flight simulator motion system[J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2019, 24(5): 376-382.

- [9] 王辉, 张保峰. 飞行模拟器新型倾斜协调体感算法应用分析[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(5): 19-26.  
Wang H, Zhang B F. Application analysis of a novel tilted coordination body sense algorithm for flight simulator[J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(5): 19-26.(in Chinese)
- [10] 王辉, 李儒周. 基于模糊控制的飞行模拟器洗出算法优化[J]. 机床与液压, 2019, 47(2): 107-112,152.  
Wang H, Li R Z. Optimization of washout algorithm for flight simulator based on fuzzy control[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(2): 107-112,152.(in Chinese)
- [11] 罗竹辉, 魏燕定, 周晓军, 等. 六自由度平台车辆运动模拟器变输入洗出算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, 47(2): 238-243.  
Luo Z H, Wei Y D, Zhou X J, et al. Research on variable input washout algorithm for Stewart platform vehicle simulator[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2013, 47(2): 238-243.(in Chinese)
- [12] 郭盛, 刘焯磊, 曲海波, 等. 飞行模拟器洗出算法的改进及实现[J]. 北京交通大学学报, 2014, 38(1): 117-121.  
Guo S, Liu Y L, Qu H B, et al. An improved washout algorithm and it's realization for the flight simulator[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2014, 38(1): 117-121.(in Chinese)
- [13] 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 X L, Li L, Zhang W H. Parameters optimization of the classical washout algorithm in locomotive driving simulator[J]. China Railway Science, 2008, 29(5): 102-107.(in Chinese)
- [14] Asadi H, Mohamed S, Nelson K, et al. Human perception-based washout filtering using genetic algorithm[C]//ICONIP 2015: Neural Information Processing. Springer, 2015: 401-411. DOI:10.1007/978-3-319-26535-3\_46.
- [15] Asadi H, Mohammadi A, Mohamed S, et al. A Particle Swarm Optimization-based washout filter for improving simulator motion fidelity[C]//2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), October 9-12, 2016, Budapest, Hungary.IEEE, 2016: 001963-001968.
- [16] 刘江. 飞行环境下人体运动感知初步研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.  
Liu J. A preliminary study on human motion perception in flight environment[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018. (in Chinese)
- [17] 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 H, Lyu X S. An improved firefly algorithm and its application in washout optimization[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 306-314.(in Chinese)

(编辑 郑洁)