

# 改进多元宇宙算法在航空发动机不暖机模型修正中的应用\*

钱仁军<sup>1,2</sup>, 李本威<sup>1</sup>, 宋汉强<sup>2</sup>, 武晓龙<sup>3</sup>, 张 贇<sup>1</sup>

1. 海军航空大学 航空基础学院, 山东 烟台 264001;
2. 中国人民解放军 92728 部队, 上海 200436;
3. 海军驻沈阳地区第二军事代表室, 辽宁 沈阳 110043)

**摘要:** 航空发动机不暖机会产生性能损失, 此时原有发动机模型已经不能准确表达发动机性能, 因此, 需要利用模型修正技术对原有的发动机模型进行修正, 以获得发动机不暖机情况下的数学模型。提出了一种改进多元宇宙优化算法 (Multi-verse optimization, MVO), 并将其应用于发动机不暖机模型的修正研究。在常规MVO算法基础上, 修改虫洞机制公式, 解决解区间偏离0轴较远时寻优计算易陷入局部最优的问题, 并引入混沌思想, 通过混沌化初始宇宙和在每一代最优宇宙附近区域内进行混沌搜索, 增强了算法的全局搜索能力。将改进后的算法应用于发动机模型的修正研究, 并将常规MVO, 改进MVO, 粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 和遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 四种算法的修正结果进行了对比。结果表明: 修正后发动机不暖机模型精度得到很大提高, 其中推力误差仅为0.07%, 能够满足舰载机起飞动力学模型输入条件的精度要求; 改进MVO算法对发动机模型的修正效果优于常规MVO算法, 且相比PSO和GA, 改进MVO修正效果同样更优。

**关键词:** 涡扇发动机; 暖机; 模型修正; 多元宇宙优化算法; 虫洞机制公式; 混沌

中图分类号: V231.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2022) 05-200222-10

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.200222

## Application of Improved Multi-Verse Optimization Algorithm in Model Correction of Aero-Engine with Unheating

QIAN Ren-jun<sup>1,2</sup>, LI Ben-wei<sup>1</sup>, SONG Han-qiang<sup>2</sup>, WU Xiao-long<sup>3</sup>, ZHANG Yun<sup>1</sup>

1. Aviation Foundation College, Naval Aviation University, Yantai 264001, China;
2. Unit 92728 of PLA, Shanghai 200436, China;
3. The Second Military Representative Office of the Navy in Shenyang, Shenyang 110043, China)

**Abstract:** The original engine model cannot accurately express the engine performance due to the engine performance loss caused by unheating. Therefore, it is necessary to use the model correction technology to modify the original engine model to obtain the mathematical model of the engine with unheating. An improved multi-verse optimization algorithm is proposed, which is applied to correct the model of engine with unheating. On the basis of the conventional multi-verse optimization algorithm, the wormhole mechanism formula is modified to

\* 收稿日期: 2020-04-13; 修订日期: 2020-07-24。

基金项目: 国家自然科学基金 (51505492); 泰山学者建设工程专项经费。

作者简介: 钱仁军, 博士生, 研究领域为发动机状态监控与健康评估。

通讯作者: 李本威, 博士, 教授, 研究领域为发动机性能监测与健康评估。

引用格式: 钱仁军, 李本威, 宋汉强, 等. 改进多元宇宙算法在航空发动机不暖机模型修正中的应用[J]. 推进技术, 2022, 43(5): 200222. (QIAN Ren-jun, LI Ben-wei, SONG Han-qiang, et al. Application of Improved Multi-Verse Optimization Algorithm in Model Correction of Aero-Engine with Unheating [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(5):200222.)

solve the problem that the calculation is easy to fall into the local optimum when the solution range deviates from the 0 axis far away. And the chaos is introduced. The global search ability of the algorithm is enhanced by the chaotic initialization universe and the chaotic search in the region near the optimal universe of each generation. The improved algorithm is applied to the study of engine model correction, and the correction results of conventional MVO, improved MVO, PSO and GA are compared. The results show that the accuracy of the model of the engine with unheating is greatly improved after correction, and the thrust error is only 0.07%, which can meet the input accuracy requirements of the carrier aircraft take-off dynamics model. The results also show that the improved MVO algorithm is better than the conventional MVO algorithm. Compared with PSO and GA, the results of model correction by improved MVO are better as well.

**Key words:** Turbofan engine; Heating; Model correction; Multi-verse optimization algorithm; Formula of wormhole mechanism; Chaos

## 1 引言

舰载机在起动成功后,需先进行暖机操作,即将发动机高压转子转速保持在一定转速,并维持一段时间,然后再将发动机由慢车运行到最大状态。已有研究表明,发动机不暖机直接运行到全加力状态,相比暖机后叶尖间隙有所增大<sup>[1]</sup>。由于叶尖间隙的增大,发动机部件做功能力下降,涡轮后温度提前达到限制值,为了防止超温,燃油流量会被限制,导致发动机性能下降。台架试验数据也证明,发动机不暖机直接运行到全加力状态,燃油流量低于正常值,性能上出现推力损失。此时,原有的发动机模型已经不能准确表达发动机的性能。因此,需要利用模型修正技术对原有的发动机模型进行修正,以获得发动机不暖机情况下的数学模型。修正后的发动机模型能够为舰载机起飞动力学提供输入条件,为紧急情况下发动机不暖机对舰载机起飞安全的影响研究提供技术支持。

得益于较成熟的发动机设计体系和丰富的试车数据,国外学者在很早就开始了对航空发动机模型修正技术的研究,其中 Stamatis 等<sup>[2]</sup>在美国机械工程师协会上最早提出了利用发动机实测数据修正部件特性,从而使模型的输出与发动机真实截面参数相一致。国内学者基于这一思想,进行了不同方法的修正技术研究。董楨等<sup>[3]</sup>运用粒子群算法实现了涡轴发动机部件特性的自动修正及更新,有效提高了发动机模型的精度。潘鹏飞等<sup>[4]</sup>基于遗传算法研究了航空发动机部件特性的修正技术。朱正琛等<sup>[5-6]</sup>对微分进化算法进行了改进,并采用改进后的算法对发动机部件特性进行了修正。王永华等<sup>[7]</sup>在粒子群算法基础上加入熵判别,并将其应用在涡扇发动机模型修正中。

多元宇宙优化算法(Multi-verse optimization, MVO)是 Seyedali Mirjalili 基于物理中的多维理论和宇宙间的相互作用,于 2015 年提出的一种新型自然式启发算法<sup>[8]</sup>。它能够有效平衡全局寻优与局部搜索之间的关系,具有调节参数少、全局寻优能力强、收敛速度快等特点,逐渐被应用于解决各种优化问题<sup>[9]</sup>。Zhao 等<sup>[10]</sup>采用 MVO 算法优化山东省年度电力预测模型参数,并将优化结果与最小二乘法、粒子群算法(PSO)和果蝇算法(FOA)进行比较,结果表明 MVO 算法具有显著的优越性;Faris 等<sup>[11]</sup>采用 MVO 算法训练多层感知器(MLP)神经网络,并与遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)、差分进化算法(DE)、萤火虫算法(FF)和布谷鸟搜索算法(CS)等五种启发式算法进行了比较,研究表明,MVO 算法具有很强的竞争力,在避免局部最优和收敛速度方面,在大多数数据集上都优于其他训练算法,验证了该算法的优越性。

MVO 算法通过白洞/黑洞隧道和虫洞公式更新优化变量,但是在解区间偏离 0 轴较远的情况下,迭代初期虫洞会失去更新作用,寻优计算易陷入局部最优。本文修改了虫洞机制公式,并在此基础上引入混沌思想,提高了算法在任意解区间的全局搜索能力。将改进后的算法应用于发动机模型的修正研究,利用发动机不暖机情况下全加力状态的实测数据,修正发动机的部件特性,获得发动机的不暖机模型,并将常规 MVO,改进 MVO,PSO 与 GA 四种算法的修正结果进行对比。

## 2 基于改进 MVO 算法的发动机模型修正技术

### 2.1 航空发动机数学模型

模型修正是建立在发动机数学模型基础上进行的,本文以某型混合排气涡扇发动机为例,在部件特

性的基础上建立发动机部件级数学模型。根据涡扇发动机的气路结构和各截面之间的气动热力学关系,划分计算截面如图 1 所示。

沿着发动机的进气流路,通过气体动力学和工程热力学分别对各部件进行建模。完成发动机各部件的计算后,需要建立发动机稳态工作过程中满足各部件共同工作关系的控制方程,即发动机稳定工作时应满足的各截面质量流量连续和各转动部件功率平衡等基本条件<sup>[12]</sup>。其对应的共同工作方程分别为:

根据高压涡轮进口流量连续,引出流量平衡方程

$$(W_{a3} + W_{fb} - W_{g4})/W_{g4} = 0 \quad (1)$$

根据低压涡轮进口流量连续,引出流量平衡方程

$$(W_{a22} + W_{fb} - W_{g5})/W_{g5} = 0 \quad (2)$$

压气机和高压涡轮同轴,应满足功率平衡,引出功率平衡方程

$$(L_{TH} - L_{CH})/L_{CH} = 0 \quad (3)$$

风扇和低压涡轮同轴,也应满足功率平衡,引出功率平衡方程

$$(L_{TL} - L_{CL})/L_{CL} = 0 \quad (4)$$

混合室入口内涵与外涵处静压平衡,引出静压平衡方程

$$(p_6 - p_{16})/p_6 = 0 \quad (5)$$

尾喷口的计算面积与实际面积平衡,引出面积平衡方程

$$(A_8 - A'_8)/A'_8 = 0 \quad (6)$$

式(1)~(6)中: $W_{a22}$ 和 $W_{a3}$ 分别为风扇和压气机出口空气流量, $W_{fb}$ 是燃烧室燃油流量, $W_{g4}$ 和 $W_{g5}$ 分别为高压涡轮和低压涡轮进口燃气流量, $L_{CL}$ 和 $L_{CH}$ 分别为风扇和压气机计算功率, $L_{TL}$ 和 $L_{TH}$ 分别为低压涡轮和高压涡轮计算功率, $p_6$ 和 $p_{16}$ 分别为混合室入口内涵与外涵的静压, $A_8$ 和 $A'_8$ 为尾喷口的理论计算面积和

实际面积。

上述 6 个共同工作方程结合各部件气动热力学计算方程就构成了发动机的稳态模型,因此模型求解问题转化为 6 个共同工作方程组成的非线性方程组求解问题<sup>[13]</sup>。对该非线性方程组求解,需要先给出 6 个初猜值,在初猜值的基础上进行迭代计算。本文根据发动机的调节规律,选定风扇转速、风扇压比函数、压气机压比函数、涡轮前温度、低压涡轮流量和高压涡轮流量作为初猜值,利用牛顿-拉夫森法对该非线性方程组进行迭代求解,当残差满足要求,认为结果收敛,模型求解完成。

### 2.2 发动机不暖机模型修正

发动机不暖机情况下,其部件结构相对于正常暖机的发动机叶尖间隙有所增大,进而改变了发动机的输出性能。对应在特性线上表现为工作点有所偏移,其本质就是间隙增大导致的部件特性变化。部件特性是发动机部件级模型的基础,特性数据是否符合发动机的真实情况,直接关系到发动机模型的准确性<sup>[14]</sup>。因此,本文通过修正发动机正常情况下的部件特性数据来获得发动机不暖机数学模型。

建立特性数据修正因子,对发动机部件特性进行修正,以风扇特性中的流量修正因子为例,其特性修正的数学表达式为

$$W_{act,a22} = x_1 \cdot W_{a22} \quad (7)$$

式中 $W_{act,a22}$ 为发动机风扇的真实流量, $W_{a22}$ 为风扇原特性数据中流量值, $x_1$ 为修正因子。

在发动机特性图上,除去发动机的高低压转子转速,共有 12 个部件特性参数。在发动机模型的初猜值中,已经有风扇和压气机的压比、高低压涡轮流量这 4 个部件特性参数,因此,本文选定风扇流量和效率、压气机流量和效率、低压涡轮焓降和效率、高压涡轮焓降和效率共 8 个部件特性参数进行修正,其修正因子记为 $X=[x_i], i=1, 2, \dots, 8$ 。发动机模型修正方法就是通过计算出合适的修正因子 $X$ ,从而使得模型的输出参数与实测性能参数误差最小,其本质是一个多参数优化问题,采用优化算法予以求解。结

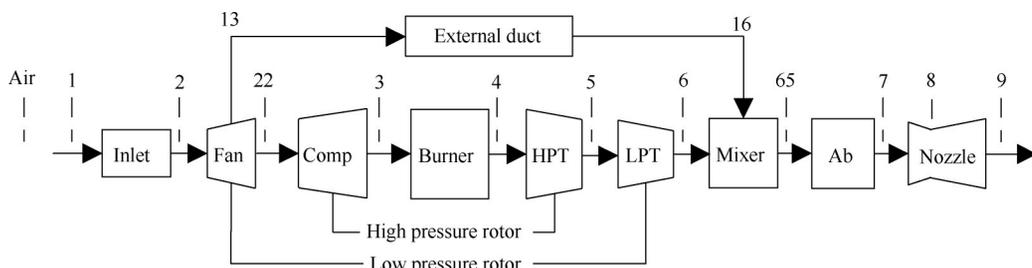


Fig. 1 Structure diagram of turbofan engine

合代表发动机性能的目标参数构建出修正方法的目标函数为

$$\min F(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^m \left( \frac{Y_{\text{cal},j} - Y_{\text{act},j}}{Y_{\text{act},j}} \right)^2 \quad (8)$$

式中  $Y_{\text{cal},j}$  为发动机数学模型输出参数计算值,  $Y_{\text{act},j}$  为发动机性能参数实际测量值,  $m$  为选择实测性能参数的个数。根据该发动机台架测量数据类型, 选出其中的截面性能参数有风扇出口压力  $p_{22}$ , 压气机出口压力  $p_3$ , 压气机出口温度  $T_3$ , 涡轮后温度  $T_6$ , 涡轮后压力  $p_6$ , 燃油流量  $W_f$  和推力  $F_N$ , 本文以此作为目标函数的计算参数。

### 2.3 改进多元宇宙优化算法

#### 2.3.1 常规多元宇宙算法

多元宇宙理论认为, 宇宙中有不止一次的大爆炸, 每一次大爆炸都会导致一个宇宙的诞生<sup>[15]</sup>。“多元”一词指的是除了我们所生活的宇宙之外, 其他宇宙的存在, 且多个宇宙之间可以相互作用。多元宇宙优化算法的主要灵感来源于宇宙学中的三个概念: 白洞、黑洞和虫洞。所有宇宙都处于膨胀状态, 每个宇宙都有一个膨胀率, 膨胀率越高的宇宙出现白洞的可能性就越大, 膨胀率越低的宇宙出现黑洞的可能性越大。物体通过白洞/黑洞隧道在不同的宇宙间移动, 且所有宇宙都可能通过虫洞与最优宇宙相连, 并随机转移物体。

MVO 算法通过白洞/黑洞隧道和虫洞对初始宇宙进行循环迭代, 其中宇宙代表着问题的可行解, 宇

$$x_i^j = \begin{cases} X_{\text{gbest},j} + P_{\text{TDR}} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l \right) & r_3 < 0.5 \\ X_{\text{gbest},j} - P_{\text{TDR}} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l \right) & r_3 \geq 0.5 \\ x_i^j & r_2 < P_{\text{WEP}} \\ & r_2 \geq P_{\text{WEP}} \end{cases} \quad (11)$$

式中  $r_2, r_3$  和  $r_4$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $X_{\text{gbest},j}$  为当前最优宇宙  $X_{\text{gbest}}$  的第  $j$  个参数,  $b_j^u$  和  $b_j^l$  分别为第  $j$  个参数的上边界和下边界。  $P_{\text{WEP}}$  为虫洞存在的概率,  $P_{\text{TDR}}$  为旅行距离率, 其数学表达式为

$$P_{\text{WEP}} = P_{\text{WEP},\min} + l \cdot \left( \frac{P_{\text{WEP},\max} - P_{\text{WEP},\min}}{L} \right) \quad (12)$$

$$P_{\text{TDR}} = 1 - \frac{l^{\nu\tau}}{L^{\nu\tau}} \quad (13)$$

式中  $P_{\text{WEP},\max}$  和  $P_{\text{WEP},\min}$  分别为  $P_{\text{WEP}}$  的最大值和最小值,  $l$  为当前迭代次数,  $L$  为最大迭代次数,  $\tau$  是  $P_{\text{TDR}}$  的调节系数, 可以是常数, 也可以是随着迭代变化的自适应值, 一般情况下以算法提出过程中的默认值为准, 取值为 6。算法的概念模型如图 2 所示, 图中宇

宙中的物体代表解的分量, 宇宙的膨胀率代表解的适应度值。对于  $d$  维优化问题, 创建一组随机宇宙  $U$ 。

$$U = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中  $n$  是宇宙数量,  $d$  是宇宙内物体数量,  $x_i^j$  是第  $i$  个宇宙的第  $j$  个物体。

在迭代过程中, 对每个宇宙的膨胀率进行计算, 并根据宇宙的膨胀率通过轮盘赌机制制造白洞/黑洞隧道。轮盘赌机制保证了膨胀率高的宇宙具有较大的概率生成白洞, 膨胀率低的宇宙具有较大的概率生成黑洞。物体在不同宇宙之间通过白洞/黑洞隧道传输的机制对应数学表达式为

$$x_i^j = \begin{cases} x_i^j, r_1 < NI(U_i) \\ x_k^j, r_1 \geq NI(U_i) \end{cases} \quad (10)$$

式中  $U_i$  表示第  $i$  个宇宙,  $NI(U_i)$  为第  $i$  个宇宙的归一化膨胀率, 是指在所有宇宙膨胀率  $f(U_i)$  的基础上进行归一化之后, 宇宙  $U_i$  所对应归一化之后的膨胀率,  $r_1$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $x_i^j$  表示第  $i$  个宇宙的第  $j$  个参数,  $x_k^j$  为第  $k$  个宇宙的第  $j$  个参数, 第  $k$  个宇宙是由轮盘赌选出的白洞宇宙。

为了维持宇宙的多样性, 同时提高宇宙的膨胀率, 单个宇宙和最优宇宙之间由虫洞来随机运输物体穿过空间。这种虫洞机制的表达公式为

宙的膨胀率  $NI(U_1) > NI(U_2) > \cdots > NI(U_n)$ 。

#### 2.3.2 改进虫洞机制公式

原有的虫洞机制公式(11)中参数  $x_i^j$  的更新, 本质上就是在参数  $x_i^j$  的取值范围  $[b_j^l, b_j^u]$  内, 随机产生一个数:  $(b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l$ , 再将其乘以旅行距离率  $P_{\text{WEP}}$ , 然后作用于当前最优宇宙  $X_{\text{gbest},j}$ 。在算法的提出和应用过程中, 优化变量  $x_i^j$  的取值范围大多是对称的, 即  $b_j^u + b_j^l = 0$ , 或者取值范围的区间偏离 0 轴不远, 其具体表现如图 3(a) 和图 3(b) 所示, 但是如图 3(c) 所示偏离 0 轴较远的解区间取值范围并没有予以考虑。

旅行距离率  $P_{\text{TDR}} = 1 - \frac{l^{\nu\tau}}{L^{\nu\tau}}$ ,  $\tau$  取值为 6, 令  $L =$

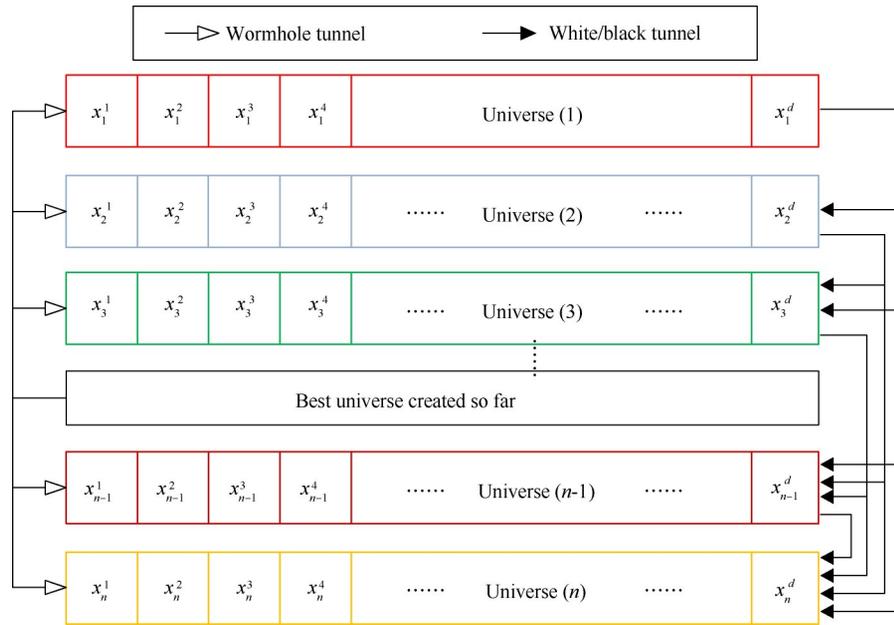


Fig. 2 Conceptual model of the MVO algorithm

100, 绘制旅行距离率  $P_{TDR}$  随迭代次数  $l$  的变化情况如图 4 所示。

从图 4 中可以看出, 在算法的迭代初期,  $P_{TDR}$  的取值较大, 以迭代前期 25% 为例, 区间内  $P_{TDR}$  取值均大于 0.2。当优化变量的取值范围出现如图 3(c) 所示

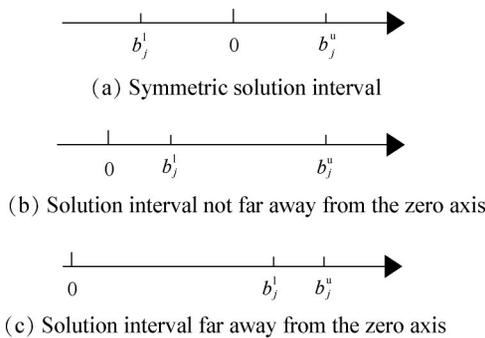


Fig. 3 Structure diagram of optimization variable value range

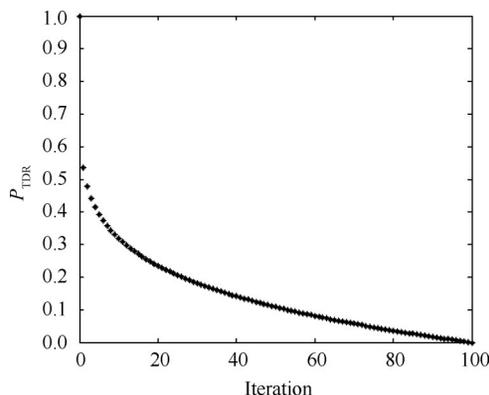


Fig. 4 Change of travel distance rate with the number of iterations

解区间偏离 0 轴较远的情形, 虫洞机制公式 (11) 中随机产生的绝对位置  $(b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l$  乘以  $P_{TDR}$ , 再作用于当前最优宇宙  $X_{gbest,j}$ , 更新后得到的参数  $x_j^i$  会超出区间范围  $[b_j^l, b_j^u]$ , 此时虫洞公式就失去了对参数的全局更新作用。以  $b_j^l = 1, b_j^u = 1.1$  和  $P_{TDR} = 0.2$  为例, 可以得到  $(b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l \in [1, 1.1], X_{gbest,j} \in [1, 1.1]$ , 进而可以得到虫洞公式更新后的情况

$$\begin{cases} X_{gbest,j} + P_{TDR} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l \right) > b_j^u \\ X_{gbest,j} - P_{TDR} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l \right) < b_j^l \end{cases} \quad (14)$$

在原算法中, 变量更新后如果超出边界则直接赋值为边界值, 即

$$\begin{cases} x_j^i = b_j^u & \text{if } x_j^i > b_j^u \\ x_j^i = b_j^l & \text{if } x_j^i < b_j^l \end{cases} \quad (15)$$

此时, 虫洞在算法迭代过程中已经无法发挥其更新变量和探索全局的作用, 算法搜索易陷入局部最优, 原算法中的虫洞机制公式明显不适用图 3(c) 所示的解区间偏离 0 轴较远的情形。

原算法对虫洞作用的定位就是保证算法迭代过程中参数能够不断进行对外探索更新, 只是在表达过程中采用的随机值是绝对位置  $(b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + b_j^l$ , 导致解区间偏离 0 轴较远时, 参数经虫洞更新后会超出边界。本文基于原算法的设计思想, 改进虫洞机制公式, 将绝对位置修改为相对位置, 即  $[b_j^l, b_j^u]$  中某一随机值相对于解区间中点的位置。改进后的虫洞机制公式为

$$x_i^j = \begin{cases} X_{\text{gbest},j} + P_{\text{TDR}} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + \frac{b_j^l - b_j^u}{2} \right) & r_3 < 0.5 \\ X_{\text{gbest},j} - P_{\text{TDR}} \left( (b_j^u - b_j^l) \cdot r_4 + \frac{b_j^l - b_j^u}{2} \right) & r_3 \geq 0.5 \end{cases} \quad \begin{matrix} r_2 < P_{\text{WEP}} \\ r_2 \geq P_{\text{WEP}} \end{matrix} \quad (16)$$

当解区间为对称区间,即  $b_j^u + b_j^l = 0$ ,改进后的虫洞公式与原算法中的虫洞公式(11)一样;当解区间偏离0轴较远,改进后的虫洞机制公式能够克服算法陷入局部最优的问题,提高算法的搜索精度。

### 2.3.3 引入混沌思想

为了进一步提高改进后算法的全局探索能力,本文引入混沌思想,在算法初始宇宙和每次迭代过程中加入混沌理论。混沌是近年来为提高算法探索水平而常用的数学方法之一。在大多数具有随机行为的元启发式算法中,都存在随机性成分,混沌具有相似的随机性,但具有更好的动力学和统计特性<sup>[16-19]</sup>,这种动态混合能够保证所生成候选解的多样性。由于混沌的遍历性和随机性,将混沌策略应用到优化算法的搜索过程中能够有效避免局部最优的停滞,提高全局搜索的质量<sup>[20]</sup>。

部分学者已经尝试将混沌理论与MVO算法相结合,从而提高算法的搜索能力。Sayed等<sup>[21]</sup>利用混沌理论修改了MVO算法中的旅行距离率公式,提出了一种基于混沌理论和MVO的混沌多元宇宙算法(CMVO),与常用的优化算法相比,所提出的CMVO算法在求解有约束和无约束问题时均具有优越性。Ewees等<sup>[22]</sup>利用混沌理论修改了MVO算法虫洞公式中的随机数  $r_4$ ,同样提出一种混沌多元宇宙算法(CMVO),且验证了Logistic映射是提高MVO性能的最佳混沌映射。

区别于现有的混沌多元宇宙算法,本文将混沌映射应用于MVO算法的初始宇宙,并在迭代过程中添加混沌搜索,以此来提高算法的全局探索能力。

#### (1)改进初始宇宙

在混沌理论中存在多种映射关系,本文选择Logistic映射作为改进算法的混沌计算公式,其数学表达式为

$$Z: x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (17)$$

式中  $Z$  表示混沌变量,  $\mu$  为控制参量,当  $\mu = 4$  时混沌变量  $Z$  处于全混沌状态。给  $Z$  赋一个初值  $x_0$ ,便可产生一个序列  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_m, \dots$ ,这个序列就是一个混沌变量。该序列一直迭代下去可不重复地遍历混沌范围。

以  $[0, 1]$  之间  $d$  个随机数作为混沌变量  $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_d]$  各分量的初值,通过Logistic映射产生  $d$  个具有混沌特性的序列。再将序列映射到优化变量的搜索区域,就可以得到  $d$  维混沌宇宙  $U$ 。将该方法产生的混沌宇宙作为MVO算法开始阶段的初始宇宙,取代现有的随机初始宇宙,定义为混沌初始宇宙。

#### (2)增加混沌搜索

对每次迭代过程中的当前最优宇宙进行混沌搜索,在最优宇宙附近  $R$  范围内产生  $K$  个混沌宇宙,计算其膨胀率,并与最优宇宙进行比较。若混沌宇宙膨胀率优于最优宇宙,则用其代替当前最优宇宙进行下一轮迭代。此处产生的混沌宇宙区别于算法开始阶段的混沌初始宇宙,该处的混沌宇宙是当前最优宇宙结合随机混沌宇宙产生的,其数学表达式为

$$x_i^j = X_{\text{gbest},j} + \text{Rate} \cdot r x_i^j, \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (18)$$

式中  $X_{\text{gbest},j}$  为当前最优宇宙的第  $j$  个参数,  $r x_i^j$  为随机产生的第  $i$  个混沌宇宙第  $j$  个参数,  $\text{Rate}$  为范围比例系数,控制混沌搜索范围。  $x_i^j$  为最优宇宙附近一定范围内的第  $i$  个混沌宇宙的第  $j$  个参数。

针对  $d$  维最小值为最优解的优化问题  $f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_d), x_j \in [b_j^l, b_j^u]$ ,改进MVO算法具体步骤概述如下:

步骤1:基于混沌理论初始化宇宙  $U$ ,以  $[0, 1]$  之间  $d$  个随机数作为混沌变量  $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_d]$  各分量的初值,通过逻辑映射产生  $d$  个具有混沌特性的序列,再将序列映射到优化变量的搜索区域,获得  $d$  维混沌初始宇宙  $U$ 。

步骤2:采用优化问题目标函数的计算值作为宇宙的膨胀率,比较所有宇宙的膨胀率  $f(U_i)$ ,获得当前最优宇宙  $X_{\text{gbest}}$ 。

步骤3:对当前最优宇宙进行混沌搜索,在最优宇宙附近  $R$  的范围内产生  $K$  个混沌宇宙,并计算每个混沌宇宙膨胀率,如果存在某个混沌宇宙膨胀率  $f(X_i) < f(X_{\text{gbest}})$ ,则更新最优宇宙  $X_{\text{gbest}}$ 。

步骤4:判断算法是否达到最大迭代次数,如果没有达到,执行步骤5,如果达到则执行步骤6。

步骤 5:通过白洞/黑洞隧道和改进的虫洞机制更新宇宙  $U$ ,并返回执行步骤 2。

步骤 6:算法结束,得到最优宇宙  $X_{gbest}$  及其膨胀率  $f(X_{gbest})$ 。

改进的 MVO 算法流程图如图 5 所示。

当优化问题为最大值为最优解时,需要将目标函数转换为最小值为最优解,此时算法的计算流程不用额外调整。

### 2.4 运用改进 MVO 算法修正发动机模型

将修正因子作为一个 8 维宇宙,将修正方法目标函数计算值作为迭代宇宙的膨胀率,运用改进 MVO 算法对修正因子进行优化迭代,计算出目标函数的最优解,得到发动机数学模型的最优修正因子,其具体流程如图 6 所示。图中膨胀率  $f(U_i)$  和  $f(X_i)$  计算流程相同,均为图 6 右半部分虚框所示。

## 3 实验结果与分析

由于发动机不暖机对舰载机的主要影响体现在起飞安全上,而起飞阶段发动机的状态处于全加力状态,因此,本文选择发动机不暖机情况下全加力状态作为模型修正求解的状态。设置 MVO 算法参数如

下:设置宇宙数为 30,混沌搜索宇宙数为 15,终止条件为迭代次数达到 100 次。将同一台发动机在同一次试车过程中暖机与不暖机的全加力状态实测性能进行对比,得到发动机暖机与不暖机两种情况下的性能偏差。将发动机数学模型输入条件中大气环境设置为发动机测试时的环境,并计算出发动机性能参数。将未修正的模型输出值与发动机不暖机情况下整机性能实测值进行对比,得到模型修正前的相对误差。运用常规 MVO 算法、改进 MVO 算法、PSO 算法和 GA 算法分别对发动机模型进行修正,得到模型修正后目标参数相对误差,结果如表 1 所示。

表中暖机与不暖机性能偏差是同一台发动机在暖机与不暖机两种情况下的实测性能对比,从中可以看出,涡轮后总温  $T_6$  偏差最小,这也证实了不暖机会使得部件间隙发生变化,导致效率、流量、压比等部件特性发生变化,发动机提前进入限温,燃油流量被限制,进而产生推力损失。修正前的发动机模型是通过部件法建立的通用模型,由于在建模过程中对发动机进行的诸多假设和简化处理,使得所建模型与真实发动机性能之间存在一些差异,加上不暖机与暖机本身存在的性能偏差,因此模型性能参数计算值与发动机不暖机实测性能相对误差较大。

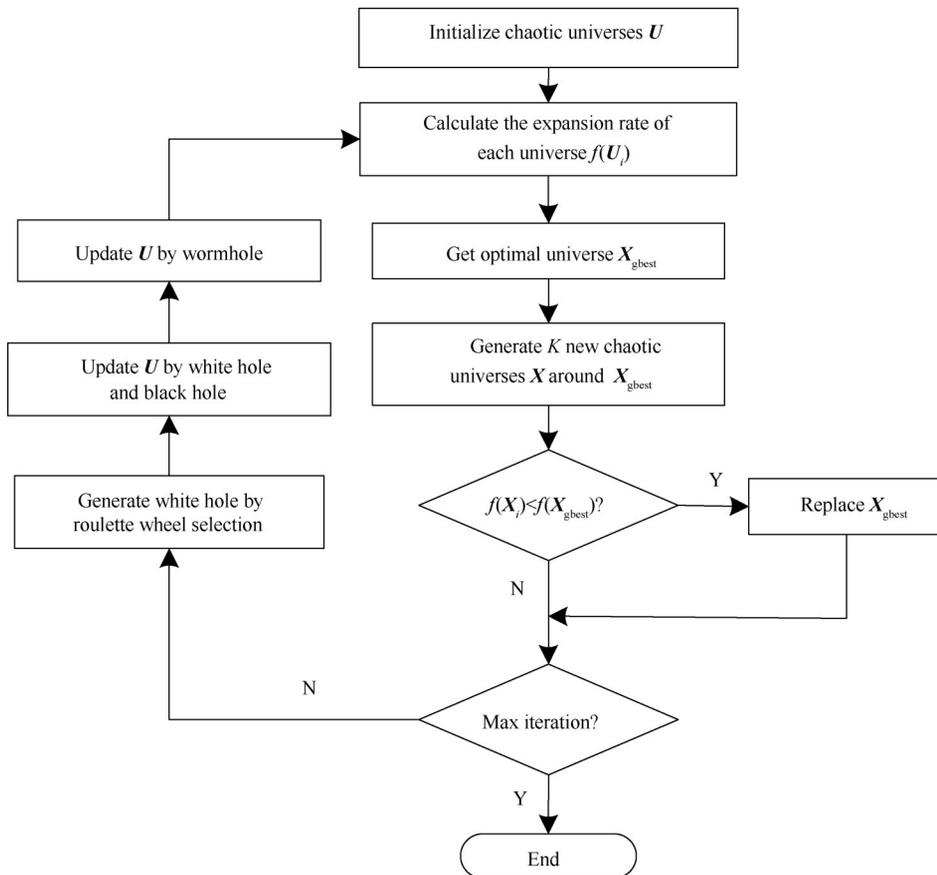


Fig. 5 Flow chart of improved MVO algorithm

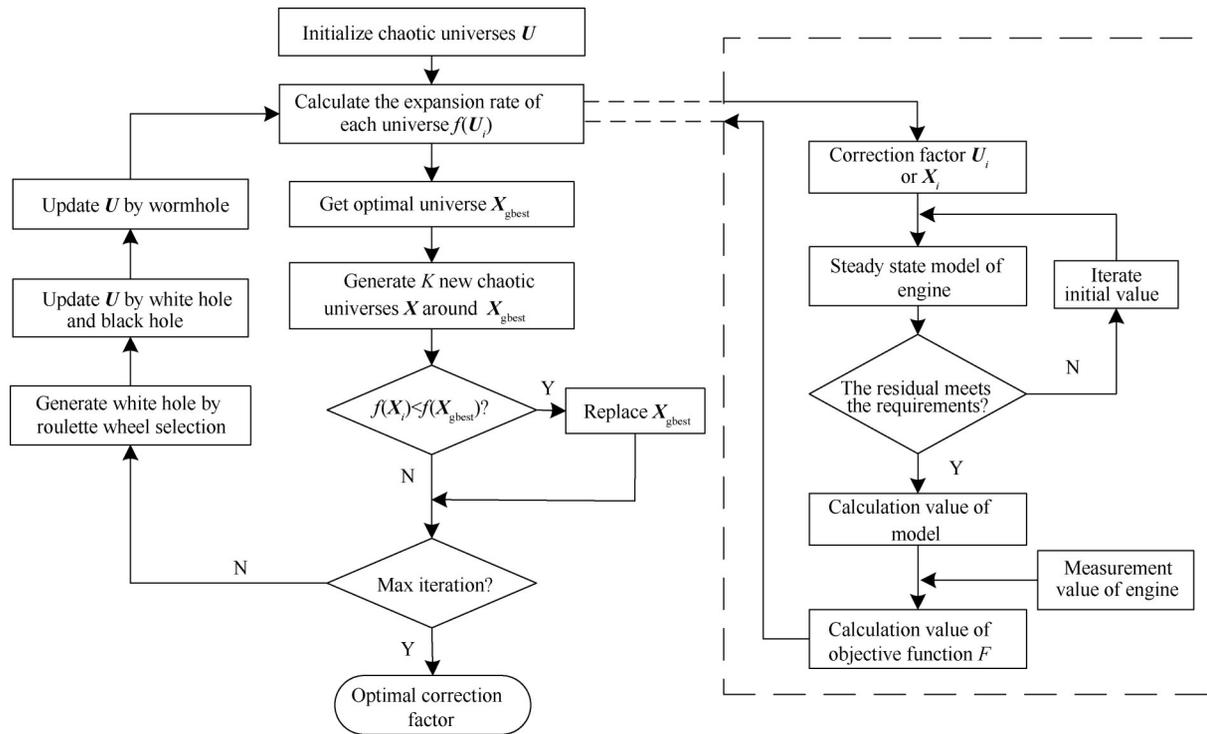


Fig. 6 Flow chart of using improved MVO algorithm to modify engine model

Table 1 Correction results of model for engine with unheating

Performance parameter	Performance deviation between heating and unheating/%	Relative error before correction/%	Relative error after correction by conventional MVO/%	Relative error after correction by improved MVO/%	Relative error after correction by PSO/%	Relative error after correction by GA/%
$p_{22}$	1.56	1.61	0.23	0.19	0.20	0.20
$p_3$	2.61	4.05	-0.11	-0.01	-0.01	-0.01
$T_3$	0.79	3.78	0.10	-0.17	0.10	-0.45
$p_6$	4.77	2.06	-0.77	-0.43	-0.77	-1.39
$T_6$	-0.14	-4.99	-1.56	-0.53	-1.16	-0.91
$F_N$	3.77	9.43	1.07	0.07	0.16	0.32
$W_f$	4.13	8.21	-2.62	-1.87	-2.62	-2.05
Mean absolute error	2.54	4.47	0.92	0.47	0.72	0.76

由于发动机模型是高度非线性和强耦合模型，在修正过程中会经常出现某一目标参数偏差减小但是导致另一目标参数偏差增大的情况。因此，本文利用目标参数绝对误差的平均值作为评价发动机模型修正效果指标。从表 1 中可以看出，改进 MVO 算法修正后模型绝对误差平均值为 0.47%，最大相对误差为 1.87%，相比修正前模型精度明显提高，其中推力误差仅为 0.07%，能够满足舰载机起飞动力学模型输入条件的精度要求。

对比常规 MVO 和改进 MVO 的修正结果，可以看出，改进算法修正结果优于常规 MVO 算法，这是因为求解的修正因子解区间范围属于偏离 0 轴较远的区

间范围，以效率修正因子为例，其区间范围是 [0.9, 1]，导致常规 MVO 在计算过程中易陷入局部最优。从优化结果来看，常规 MVO 和改进 MVO 优化结果差异较大，且常规 MVO 计算结果绝对误差平均值大于 PSO 和 GA，因此认为常规 MVO 计算结果陷入了局部最优。两种算法修正后  $p_{22}$  和  $p_3$  的误差均较小，这是因为风扇和压气机的压比都是发动机模型的初猜值，而修正过程中发动机不暖机模型的初猜值取值参考了不暖机台架实测值。因此，尽管常规 MVO 算法修正模型陷入局部最优，但是关于  $p_{22}$  和  $p_3$  的误差结果依然较好。对比改进 MVO, PSO 和 GA 三种算法的修正结果，可以看出，改进 MVO 修正结果的绝对误

差平均值和相对误差最大值均低于 PSO 和 GA 算法, 因此, 改进 MVO 算法计算效果要优于 PSO 和 GA 算法。

将表 1 中常规 MVO 和改进 MVO 修正结果各性能参数的相对误差绘制如图 7 所示。从图 7 中可以看出, 与修正前的模型相比, 修正后的模型各性能参数误差得到很大改善, 且性能参数不像修正前模型那样存在明显的单个参数误差较大的情况。

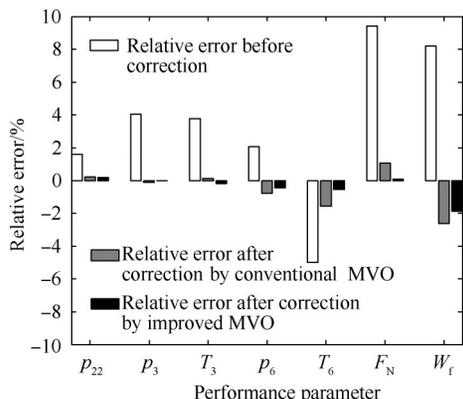


Fig. 7 Relative error before and after correction

将常规 MVO 和改进 MVO 修正计算结果各性能参数的绝对误差分布绘制成箱线图, 如图 8 所示。从图中可以看出, 常规 MVO 和改进 MVO 算法修正结果的误差最大值、中位数和最小值均优于修正前, 且改进后的算法相比常规算法精度提高更为明显。修正后的发动机不暖机模型目标参数最大误差不超过 2%, 能够满足工程应用需求。

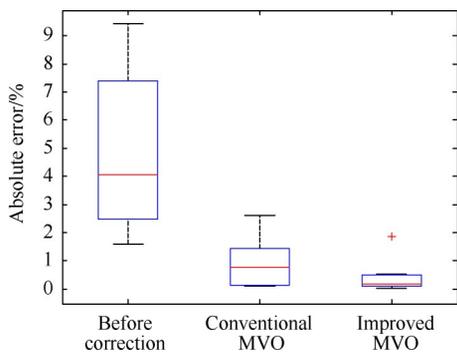


Fig. 8 Absolute error distribution before and after correction

将改进 MVO, PSO 和 GA 修正结果各性能参数的相对误差和绝对误差分布绘制如图 9 和图 10 所示, 从图 9 可以看出, 改进 MVO 修正后各性能参数相对误差均低于 PSO 和 GA 算法, 从图 10 可以看出, 改进 MVO 修正结果的误差分布要更优, 其中误差最大值

和中位数均低于 PSO 和 GA, 验证了改进后 MVO 算法在修正发动机模型时的先进性。

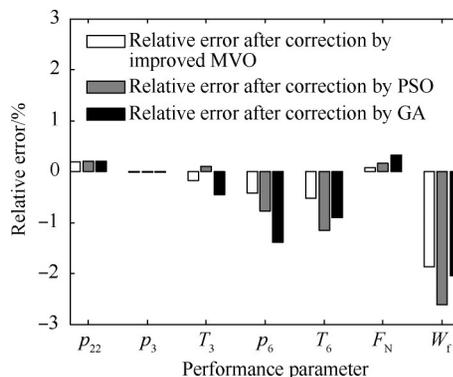


Fig. 9 Relative error after correction by different algorithms

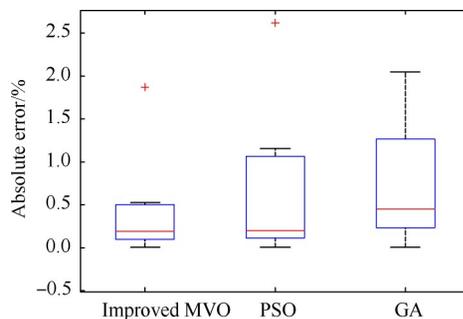


Fig. 10 Absolute error distribution after correction by different algorithms

### 4 结 论

本文在常规 MVO 算法基础上, 通过修改虫洞机制公式和引入混沌思想, 增强了算法的全局探索能力, 并将改进后的 MVO 算法应用于涡扇发动机不暖机模型的修正研究, 结果表明:

(1) 与修正前相比, 修正后的发动机不暖机模型精度得到很大提高。修正前模型绝对误差平均值为 4.47%, 其中最大误差为 9.43%, 运用改进 MVO 算法修正后, 模型绝对误差平均值为 0.47%, 最大误差为 1.87%, 相比修正前模型精度提高明显, 其中推力误差仅为 0.07%, 能够满足舰载机起飞动力学模型输入条件的精度要求。

(2) 改进 MVO 算法对发动机模型的修正效果优于常规 MVO 算法。常规算法修正模型绝对误差平均值为 0.92%, 而改进算法修正模型绝对误差平均值为 0.47%, 且常规 MVO 修正结果的误差最大值、中位数和最小值均大于改进 MVO 算法修正结果。改进后的算法相比常规算法在模型修正后精度提高更为

明显。

(3)相比 PSO 和 GA 算法,改进 MVO 在修正发动机模型后精度提高更明显。PSO 和 GA 算法修正结果的绝对误差平均值分别为 0.72% 和 0.76%,均大于改进 MVO 算法。且 PSO 和 GA 算法修正结果的误差最大值和中位数也都大于改进 MVO,验证了改进后 MVO 算法在修正发动机模型时的先进性。

**致谢:**感谢国家自然科学基金、泰山学者建设工程专项经费的资助。

## 参考文献

- [ 1 ] 钱仁军,李本威,宋汉强,等. 暖机对涡扇发动机加速过程中压气机叶尖间隙影响分析[J]. 推进技术, 2020, 41(5): 1144-1151. (QIAN Ren-jun, LI Ben-wei, SONG Han-qiang, et al. Effects of Heating of Turbine on Turbofan Engine Compressor Tip Clearance During Acceleration Process[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2020, 41(5): 1144-1151.)
- [ 2 ] Stamatis A, Mathioudakis K, Papailiou K D. Adaptive Simulation of Gas Turbine Performance[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1990, 112(2): 168-175.
- [ 3 ] 董 楨,周文祥,潘慕绚,等. 涡轴发动机部件特性修正及更新方法[J]. 航空发动机, 2018, 44(6): 11-16.
- [ 4 ] 潘鹏飞,李秋红,任冰涛,等. 基于遗传算法的航空发动机部件特性修正[J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(5): 690-694.
- [ 5 ] 朱正琛,李秋红,王 元,等. 基于微分进化算法的航空发动机模型修正[J]. 航空发动机, 2016, 42(1): 53-58.
- [ 6 ] 朱正琛. 涡轴发动机模型修正及控制方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2016.
- [ 7 ] 王永华,杨欣毅,苏 珉,等. 熵判别粒子群优化算法在发动机模型修正中的应用[J]. 航空动力学报, 2013, 28(1): 74-81.
- [ 8 ] Seyedali Mirjalili, Seyed Mohammad Mirjalili, Abdolreza Hatamlou. Multi-Verse Optimizer: A Nature-inspired Algorithm for Global Optimization [J]. *Neural Computing and Applications*, 2016, 27(2): 495-513.
- [ 9 ] Fathy Ahmed, Rezk Hegazy. Multi-Verse Optimizer for Identifying the Optimal Parameters of PEMFC Model[J]. *Energy*, 2018, 143: 634-644.
- [ 10 ] Zhao Hui-ru, Han Xiao-yu, Guo Sen. DGM (1,1) Model Optimized by MVO (Multi-Verse Optimizer) for Annual Peak Load Forecasting[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 30(6): 1811-1825.
- [ 11 ] Faris H, Aljarah I, Mirjalili S. Training Feedforward Neural Networks Using Multi-Verse Optimizer for Binary Classification Problems[J]. *Applied Intelligence*, 2016, 45(2): 322-332.
- [ 12 ] 骆广琦,桑增产,王如根,等. 航空燃气涡轮发动机数值仿真[M]. 北京:国防工业出版社, 2007.
- [ 13 ] 尹大伟. 航空发动机模型求解算法及性能寻优控制中的参数估计研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2011.
- [ 14 ] 潘率诚,李刚团,丁朝霞,等. 基于部件特性的航空发动机性能模型修正[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2016, 29(6): 26-29.
- [ 15 ] Barrow John D, Davies Paul C, Harper C L. Science and Ultimate Reality: Quantum Theory, Cosmology, and Complexity [M]. London: Cambridge University Press, 2004.
- [ 16 ] Yang Li-jiang, Chen Tian-lun. Application of Chaos in Genetic Algorithms [J]. *Communications in Theoretical Physics*, 2002, 38(8): 168-172.
- [ 17 ] Tsai S W, Chuang L Y, Yang C H. An Improved Particle Swarm Optimization with Double-bottom Chaotic Maps for Numerical Optimization[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2012, 219(1): 1-20.
- [ 18 ] Alatas B, Akin E, Ozer A. Chaos Embedded Particle Swarm Optimization Algorithms [J]. *Chaos Solitons and Fractals*, 2009, 40(4): 1715-1734.
- [ 19 ] Saremi S, Mirjalili S, Lewis A. Biogeography-Based Optimization with Chaos[J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 25(5): 1077-1097
- [ 20 ] 唐贤伦. 混沌粒子群优化算法理论及应用[D]. 重庆:重庆大学, 2007.
- [ 21 ] Sayed Gehad Ismail, Darwish Ashraf, Hassanien Aboul Ella. A New Chaotic Multi-Verse Optimization Algorithm for Solving Engineering Optimization Problems[J]. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 2018, 30(2): 293-317.
- [ 22 ] Ewees Ahmed A, El Aziz Mohamed Abd, Hassanien Aboul Ella. Chaotic Multi-Verse Optimizer-Based Feature Selection [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31: 991-1006.

(编辑:张 贺)