

基于改进果蝇算法的涡轴发动机状态变量模型建立方法

贾伟州¹, 谢寿生¹, 彭靖波¹, 王磊¹, 刘云龙²

(1. 空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038; 2. 空军石家庄飞行学院, 石家庄, 050073)

摘要 针对拟合法在航空发动机小偏差状态变量模型建立中受系统模态及模型阶次的限制,提出一种基于改进果蝇优化算法(MICFOA)建立小偏差状态变量模型的方法。首先,将该方法分为 2 个子过程:先优化系统矩阵和输入矩阵并找到最优结果,再对输出矩阵和传输矩阵优化;同时根据状态变量模型与非线性模型动态响应一致构造了不受变量值域影响的适应度函数。其次,在果蝇优化算法(FOA)中引入协同子种群策略和混沌映射策略来增强迭代寻优中种群多样性,引入自适应调整策略来平衡全局搜索与局部搜索的关系,避免算法早熟收敛。最后应用上述方法建立了涡轴发动机小偏差状态变量模型,并设计了 LQ/ H_∞ 抗扰控制器。仿真结果表明:MICFOA 相比 FOA 能提高 5~10 个数量级的精度,且所建模型与非线性模型吻合一致,具有良好的动静态性能。

关键词 航空发动机;状态变量模型;混沌映射;改进果蝇算法;LQ/ H_∞ 抗扰控制器

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.02.003

中图分类号 V233.7;TP18 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)02-0013-08

State Variable Model Establishment of Turbo-Shaft Engine SVM Based on Improved Fruit Fly Algorithm

JIA Weizhou¹, XIE Shousheng¹, PENG Jingbo¹, WANG Lei¹, LIU Yunlong²

(1. Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Shijiazhuang Flying College of PLA Air Force, Shijiazhuang 050073, China)

Abstract: Aimed at the problems that the fitting method is limited by the system model and the model order in establishing a small deviation state variable model of aircraft engine, a method based on multiple-improved-chaotic fruit fly optimization algorithm (MICFOA) is proposed. Firstly, the method is divided into two sub-processes; first thing is to optimize the system matrix, input matrix, and to find the optimal results, and then is to optimize the output matrix and the transfer matrix. Simultaneously, work is done according to the principle that the SVM's dynamic response is consistent with the nonlinear model's, fitness functions are constructed that are unaffected by the variable value domain. Secondly, synergistic sub-population strategy and chaos mapping strategy are introduced into FOA to improve the diversity of fruit fly populations by using the adaptive adjustment strategy introduced to balance the relationship between global search and local search to avoid premature convergence. Finally this method is used to establish a turbo-shaft engine's SVM, and to design LQ/ H_∞ disturbance-rejection controller. The simulation results show

收稿日期: 2018-07-12

基金项目: 国家自然科学基金(51606219;51506221)

作者简介: 贾伟州(1993—),男,河北沧州人,硕士,主要从事航空发动机推进系统综合控制研究。E-mail:jwz1434@163.com

引用格式: 贾伟州, 谢寿生, 彭靖波, 等. 基于改进果蝇算法的涡轴发动机状态变量模型建立方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(2): 13-20. JIA Weizhou, XIE Shousheng, PENG Jingbo, et al. State Variable Model Establishment of Turbo-Shaft Engine SVM Based on Improved Fruit Fly Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(2): 13-20.

that MICFOA can improve the accuracy of 5-10 orders of magnitude compared with FOA, the SVM has good dynamic and static performance, and the newly built model is consistent with the nonlinear model.

Key words: aircraft engine; state variable model; chaos map; modified fruit fly optimization algorithm; LQ/ H_∞ disturbance-rejection controller

随着基于模型的现代多变量控制理论在航空发动机控制方法、性能优化和故障诊断等方面的深入研究,如何获得精确的发动机模型至关重要^[1]。而基于线性系统理论的某个稳态点的小偏差状态变量模型(State Variable Model, SVM)在现代航空发动机多变量控制方面发展较成熟且广泛应用^[2]。

目前建立 SVM 的方法主要有偏导数法^[3-4]和拟合法^[5-6]。前者对系统某一控制变量或状态变量作小扰动时,会强制其他控制变量和状态变量不变,而实际任何状态变量或控制变量的小扰动均会引起其他状态变量的变化,因而偏导数法的建模误差较大。后者精度虽高于前者,但需要求解微分方程。且若模型阶次较高,所得解析式复杂,适用性降低。针对以上问题,文献[6]改进了最小二乘拟合法,降低了解析式的复杂度,能够适应高阶系统,但却难以提取特征数据点;文献[7]为避免求解复杂的微分方程,提出了自寻优求解法,虽克服了偏导数法精度低及拟合法拟合公式复杂等问题,但在模型阶次较高时需对每个矩阵元素反复调整,效率较低;文献[8]采用拟合辨识法提高了拟合计算效率,但该方法都是基于对线性方程组的直接拟合,更适合线性化程度较高的模型;文献[9]利用遗传算法高效并行、随机搜索的特点,建立了精度较高的涡扇发动机小偏差状态变量模型,但该方法未对遗传算法进行针对性改进,故易收敛于局部最优解。

作为一种新兴的全局最优化算法^[10],果蝇优化算法在调整参数少、收敛速度快和全局寻优精度高等方面更具有优势^[11]。为进一步改善果蝇优化算法早熟收敛,提高其稳定性,本文对果蝇优化算法进行了针对性改进。采用改进的果蝇优化算法建立的小偏差状态变量模型具有较高建模精度,可不受上述方法的阶次和模态限制,对高阶系统的建模比偏导数和最小二乘法更有优势。

1 发动机模型

某型涡轴发动机在稳态工作点的增量式状态变量模型表示如下:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta \dot{n}_g \\ \Delta \dot{n}_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta n_g \\ \Delta n_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \Delta W_f \\ \begin{bmatrix} \Delta n_g \\ \Delta n_p \\ \Delta p_3 \\ \Delta T_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ c_{31} & c_{32} \\ c_{41} & c_{42} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta n_g \\ \Delta n_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ d_3 \\ d_4 \end{bmatrix} \Delta W_f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\Delta n_g, \Delta n_p, \Delta p_3, \Delta T_4, \Delta W_f$ 分别为燃气涡轮转速、动力涡轮转速、压气机出口压力、高压涡轮出口温度和供油量相对稳态工作点的偏差百分比。

在地面标准条件某稳态工作点,对涡轴发动机的非线性部件级模型作 $\delta W_f = 1\%$ 的阶跃(其他幅值扰动下同理),记录系统的输出参数直到系统回到新的稳态工作点,以此作为非线性动态响应数据。

由于涡轴发动机的工作过程是连续的动态过程;供油量是连续的控制量,且为时间的连续函数,而改进的果蝇算法求解的是静态问题,故须将此过程离散化:

记系统控制输入为: $\mathbf{u}_g = \delta W_f$,则系统输出:

$$\mathbf{y}_g(k\tau) = \begin{bmatrix} \Delta n_g(k\tau) & \Delta n_p(k\tau) & \Delta p_3(k\tau) & \Delta T_4(k\tau) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: k 为采样时刻; τ 为采样步长; $\Delta n_g(k\tau), \Delta n_p(k\tau), \Delta p_3(k\tau)$ 和 $\Delta T_4(k\tau)$ 为相应参数的增量。

由于参数的量值范围不同,直接建模会有计算误差,故须将非线性动态响应数据归一化:

记系统输入的归一化矩阵为 $\mathbf{H} = 1/\delta W_f$,则系统输入归一化为:

$$\tilde{\mathbf{u}} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{u} = 1 \quad (2)$$

系统输出的归一化等价于作系统输入 $\tilde{\mathbf{u}}$ 的阶跃响应:

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{y}_g(k\tau) = \begin{bmatrix} \Delta \tilde{n}_g(k\tau) & \Delta \tilde{n}_p(k\tau) & \Delta \tilde{p}_3(k\tau) & \Delta \tilde{T}_4(k\tau) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:带 \sim 变量为归一化后参数,矩阵内4个变量为当供油量阶跃时,非线性模型的系统输出。

2 改进果蝇优化算法

果蝇优化算法^[10](FOA)是根据果蝇觅食行为推演出来的全局优化算法。果蝇敏锐的嗅觉能够对空气中各种气味进行超强的感知和搜索;进而在食物周围利用优越的视觉寻找食物和同伴,最终找到目标。在 FOA 整个迭代寻优中,所有个体向上一

代中最优个体学习,并在该个体的附近随机寻优。若上一代最优个体不是全局最优,极易使算法陷入局部寻优和早熟,致使优化性能变差。为此,作以下改进。

2.1 协同子种群策略

高种群多样性表明种群具有良好的搜索能力,有助于远离局部极值点,减少早熟的提前产生,但过高的种群多样性又易导致算法收敛速度减缓;低种群多样性可加速种群的收敛速度,但在早期的迭代进化中又易导致种群陷入提前收敛。故合理地控制种群多样性可平衡种群的感知和搜索。为此引入协同子种群策略来弥补果蝇飞行中因收敛速度的提高而损失的种群多样性。

协同子种群策略:

1) 果蝇种群中同时存在多个子种群(通常设定为 4~10 个^[12]),每个子种群独立且同步对可行域空间进行感知搜索全局最优解;

2) 多子种群具有相同子种群规模;

3) 每一代多子种群个体同时参与全局最优解的判定。

2.2 自适应调整策略

在 FOA,每代果蝇飞行最优位置的更新是基于随机步长,这很难使果蝇按照先在大范围搜索最优区域,再在最优区域小范围内寻优飞行,易导致果蝇种群飞越全局最优位置。为平衡全局与局部搜索,提高果蝇寻找全局最优解的概率,引入自适应调整系数 μ 及自适应步长 l_x, l_y :

$$\mu = \frac{g_{\max}}{g_{\max} + g + 1}$$

$$l_x = \min\{|\mathbf{X}_{\text{axis}}^i - \mathbf{X}_{\min}|, |\mathbf{X}_{\text{axis}}^i - \mathbf{X}_{\max}|\} \quad (4)$$

$$l_y = \min\{|\mathbf{Y}_{\text{axis}}^i - \mathbf{Y}_{\min}|, |\mathbf{Y}_{\text{axis}}^i - \mathbf{Y}_{\max}|\}$$

式中: g_{\max} 为最大迭代次数; g 为当前迭代次数; $(\mathbf{X}_{\text{axis}}^i, \mathbf{Y}_{\text{axis}}^i)$ 为协同子种群初始位置。

2.3 混沌映射策略

在 FOA 中,种群位置 (x_i, y_i) 采用均匀分布随机化的启发式方法计算,当求解复杂非线性或多模型问题时,此计算方式的效果并不好。为进一步提高算法搜索过程中的全局种群混沌特性,在 2.1 节的基础上,考虑到混沌映射的遍历性,引入基于 Cat 映射^[13](Arnold 变换)的 2 阶混沌摄动机制的参数 α 和 β ,其定义描述为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{k+1} \\ \beta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & a \\ b & ab+1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \beta_k \end{bmatrix} \bmod 1, k=0,1,\dots \quad (5)$$

式中: $0 < \alpha_k, \beta_k < 1$ 且为实数, a, b 为正整数。

Cat 映射是在有限区域内反复折叠,拉伸变换

的混沌方法,当满足 $\begin{vmatrix} 1 & a \\ b & ab+1 \end{vmatrix} = 1$ (即 $a = b = 1$) 时, Cat 映射为保面积/可逆/无吸引子混沌映射。

2.4 适应度函数

依据 SVM 与非线性模型的动态响应一致的原则,设定适应度函数为 SVM 动态响应与非线性动态响应归一化数据差值平方的时间积分。其建立具体分为 2 个子过程:先优化系统矩阵和输入矩阵并找到最优结果;再对输出矩阵和传输矩阵优化。

以优化系统矩阵和输入矩阵为例,矩阵元素 $a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, \dots, a_{n_1}, a_{n_2}, b_1, b_2$ 为被优化参数,其组成的参数组为一个果蝇个体 (X, Y) ,同时设定输出矩阵为适维单位阵,传输矩阵为适维全零阵;如此, SVM 的输出就只有 n_g 和 n_p 。则优化系统矩阵和输入矩阵的适应度函数为:

$$J_{AB} = \sum_{k=0}^N [(\Delta n_{g,l}(k\tau) - \tilde{\Delta n}_g(k\tau))a_1]^2 + \sum_{k=0}^N [(\Delta n_{p,l}(k\tau) - \tilde{\Delta n}_p(k\tau))a_2]^2 \quad (6)$$

$$a_1 = \frac{\tilde{\Delta n}_g(N\tau)}{\Delta n_p(N\tau)}, a_2 = 1$$

式中: N 为总的采样时刻; $\Delta n_{g,l}(k\tau)$ 与 $\Delta n_{p,l}(k\tau)$ 为 W_f 作 1% 阶跃时模型的输出; a_1 与 a_2 为使 J 不受变量值域的影响而设定的输出归一化系数。

同理,优化输出矩阵和传输矩阵的适应度函数为:

$$J_{CD} = \sum_{k=0}^N [(\Delta p_{3,l}(k\tau) - \tilde{\Delta p}_3(k\tau))a_3]^2 + \sum_{k=0}^N [(\Delta T_{4,l}(k\tau) - \tilde{\Delta T}_4(k\tau))a_4]^2 \quad (7)$$

$$a_3 = \frac{\tilde{\Delta p}_3(N\tau)}{\Delta T_4(N\tau)}, a_4 = 1$$

式中: $\Delta p_{3,l}(k\tau), \Delta T_{4,l}(k\tau), a_3$ 和 a_4 的意义与式(6)相同。

2.5 算法流程

Step1 初始化参数,包括种群规模 $\text{size}p$,最大迭代次数 g_{\max} ,协同子种群数目 m ,混沌参数 α_0 和 β_0 ,混沌协同子种群初始位置 $(\mathbf{X}_{\text{axis}}^i, \mathbf{Y}_{\text{axis}}^i), 1 \leq i \leq m$ 。其中:

$$\mathbf{X}_{\text{axis}}^i = \mathbf{X}_{\min} + (\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_{\min}) \cdot \text{rand}() \quad (8)$$

$$\mathbf{Y}_{\text{axis}}^i = \mathbf{Y}_{\min} + (\mathbf{Y}_{\max} - \mathbf{Y}_{\min}) \cdot \text{rand}()$$

Step2 嗅觉搜索。综合 2.2 节和 2.3 节,给出子种群 i 中果蝇个体搜索的方向和距离。其中, $1 \leq j \leq \text{size}p, 0 \leq g \leq g_{\max}$ 。

$$\mathbf{X}_g^{i,j} = \mathbf{X}_{\text{axis}}^i + \mu l_x \alpha_{k+1} \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_g^{i,j} = \mathbf{Y}_{\text{axis}}^i + \mu l_y \alpha_{k+1}$$

Step3 计算子种群 i 中果蝇个体与原点的之间的距离 $D_g^{i,j}$,并计算味道浓度判定值 $S_g^{i,j}$ 。

$$\begin{aligned} D_g^{i,j} &= \text{sqrt}\{(\mathbf{X}_g^{i,j})^2 + (\mathbf{Y}_g^{i,j})^2\} \\ S_g^{i,j} &= 1/D_g^{i,j} \end{aligned} \quad (10)$$

Step4 输入发动机模型,计算混沌协同子种群中果蝇个体的味道浓度值 \mathbf{S} (即适应度值 $\mathbf{J}_g^{i,j}$),所有混沌协同子种群的果蝇均参与全局最优浓度值的判定,找出全局最优的果蝇个体。

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \text{function}(\mathbf{S}_g^{i,j}) \\ \text{best}\mathbf{S}_g &= \min(\min(\mathbf{S})) \end{aligned} \quad (11)$$

Step5 记录当前一代混沌协同子种群中的全局最优味道浓度 $\text{best}\mathbf{S}_g$ 及全局最优果蝇个体的坐标 (i, j_g) 。

$$\begin{aligned} [i_g, j_g] &= \text{find}(\mathbf{S} = \text{best}\mathbf{S}_g) \\ \mathbf{X}_{\text{axis}}^i &= \mathbf{X}_{g_g}^{i,j_g} \\ \mathbf{Y}_{\text{axis}}^i &= \mathbf{Y}_{g_g}^{i,j_g} \end{aligned} \quad (12)$$

Step6 视觉飞行。混沌协同子种群果蝇飞向全局最优果蝇 $(\mathbf{X}_{g_g}^{i,j_g}, \mathbf{Y}_{g_g}^{i,j_g})$;同时,经过新一轮的混沌映射更新的果蝇混沌协同群体,根据适应度值将重新与原群体混合,用适应度值较小的新个体替换原个体,此时位置坐标更新为 $(\mathbf{X}_{g+1}^i, \mathbf{Y}_{g+1}^i)$ 。

Step7 判断适应度值是否满足算法停止条件。若满足,结束优化过程,即得到全局最优解及相应优化参数;否则,转到 **Step8**。

Step8 迭代寻优,令 $g = g + 1$,重复执行 **Step2** ~ **Step5**,直到满足算法停止条件;得到的全局最优果蝇个体 $(X_{\text{best}}, Y_{\text{best}})$ 所包含的元素即为优化参数的全局最优解。

3 仿真实验验证

3.1 算法性能测试

为更好地覆盖不同数学特征和规模的测试函

数,选取具有低维/高维、单峰/多峰等特征的6个标准函数^[14],对MICFOA的性能进行仿真验证,如表1所示,其中: $[a, b]^D$ 表示函数寻优空间维数为 D 且 $x_i \in [a, b], i = 1, 2, \dots, D$ 。仿真环境:CPU 2.70 GHz, 1.96 G, Windows 8.1, MATLAB R2014a。

考虑到不同文献对智能算法测试时采用的测试参数有差别,故本文在保持通用参数相同(最大迭代次数 $g_{\text{max}} = 1\ 000$,种群规模 $\text{size}p = 100$)的基础上,其他参数采用参考文献中最优的参数设置。为验证该算法的有效性,将其与标准的FOA进行对比。其中, MICFOA的协同子种群 $m = 5, \alpha_0 = \beta_0 = 0.7$ ^[15]。

表2给出了相同测试条件下6个测试函数独立运行50次的结果,表中BEST, WORST, MEAN, STD和TIME分别为最优值,最差值,平均值,标准差和平均运行时间;MEAN反应了算法整体能达到的精度和收敛速度;STD反应了算法优化的稳定性和鲁棒性。图1为2种算法对测试函数随机运行一次的优化收敛过程。

由表2可知,①性能指标:MICFOA对 $f_1 \sim f_6$ 的最优值,最差值,平均值和标准差均明显优于FOA;②平均运行时间:除 f_2 外, MICFOA对其他测试函数的平均运行时间比FOA略长。值得一提的是Rastrigin函数,其为一个多峰函数,有很多个局部极小值点和局部极大值点,对一般算法有很强的欺骗性,极易使算法陷入局部最优,而MICFOA却用很少的迭代次数求得精度较高的全局最优解。

由图1可知,①收敛速度:除对 f_5 无太大优势以外, MICFOA对其他几个测试函数都能在50次内就收敛到理论的最优值;②收敛精度: MICFOA对 $f_1 \sim f_6$ 的收敛精度明显优于FOA,能提高5~10个数量级。

表1 测试函数

函数	表达式	特征	解空间	全局极值	目标精度
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$	单峰	$[-100, 100]^{10}$	0	10^{-9}
Quadric	$f_1 = \sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^D x_j)^2$	单峰	$[-10, 10]^{15}$	0	10^{-9}
Schwefel's problem2.22	$f_3 = \sum_{i=1}^D X_i + \prod_{i=1}^D x_i $	单峰	$[-20, 20]^{10}$	0	10^{-5}
Rastrigin	$f_4 = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	多峰	$[-100, 100]^{10}$	0	10^{-9}
Griewank	$f_5 = 1/4\ 000 \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	多峰	$[-100, 100]^{15}$	0	10^{-5}
Ackley	$f_6 = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D x_i^2}) - \exp(\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	多峰	$[-50, 50]^{10}$	0	10^{-5}

表 2 2 种算法的结果比较

Algorithm	Type	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
FOA	BEST	4.563 9e-05	0.002 9	0.021 2	5.872 2e-04	5.792 3e-06	0.008 8
	WORST	4.885 8e-05	0.004 0	0.022 0	0.004 8	6.272 7e-06	0.009 2
	MEAN	4.723 1e-05	0.003 7	0.021 7	0.004 3	6.031 9e-06	0.008 9
	STD	7.283 9e-07	2.835 7e-04	1.935 0e-04	7.570 3e-04	9.880 5e-08	9.764 4e-05
	TIME	0.281 2	0.838 3	0.324 0	0.308 1	0.399 9	0.356 3
MICFOA	BEST	1.396 3e-11	5.814 2e-11	7.757 7e-06	4.424 0e-10	4.847 4e-06	2.319 3e-06
	WORST	4.510 0e-11	2.477 2e-10	1.884 6e-05	1.781 2e-09	5.144 1e-06	3.625 4e-06
	MEAN	2.561 0e-11	1.503 3e-10	1.313 8e-05	1.010 1e-09	5.011 6e-06	2.812 8e-06
	STD	8.026 4e-12	4.228 5e-11	2.225 1e-06	2.496 8e-10	6.319 4e-08	3.108 9e-07
	TIME	0.337 1	0.548 6	0.342 8	0.368 7	0.508 9	0.376 2

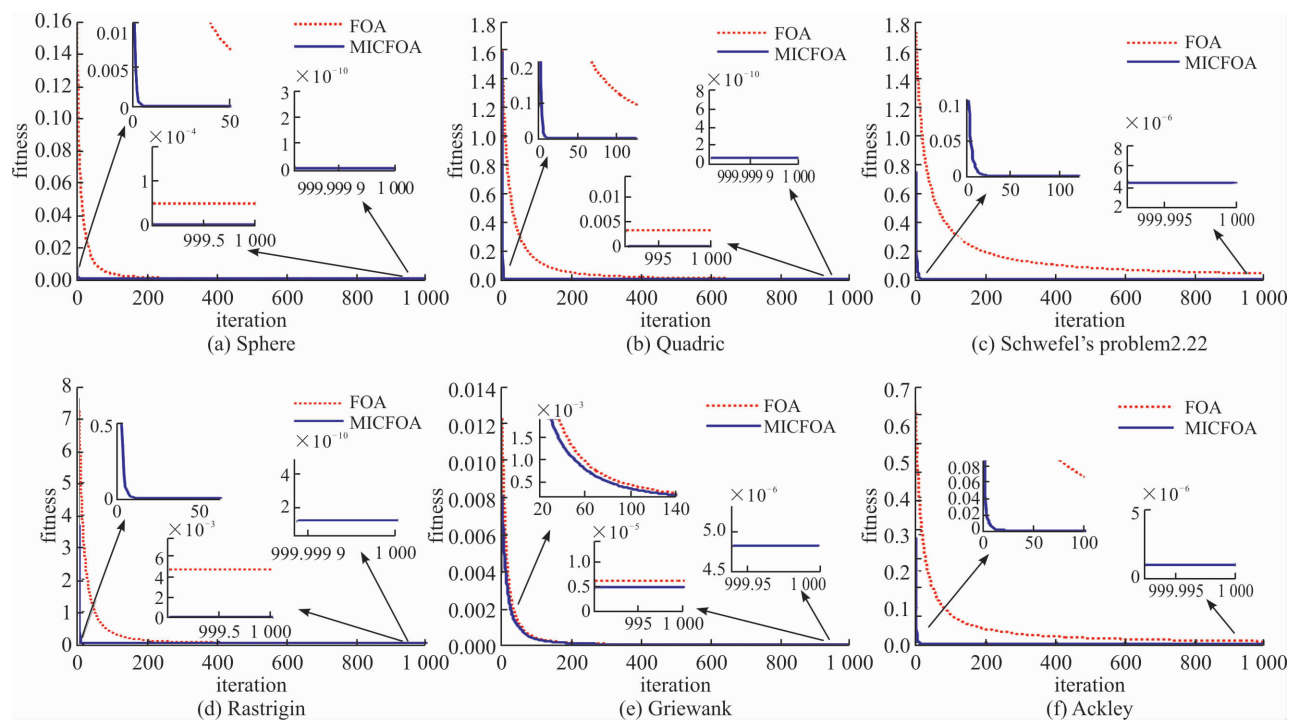


图 1 6 个函数算法优化收敛过程

考虑到 f_5 是典型难处理非线性多模态函数,有很多个局部极小值点,只有在原点才取得全局最优解,一般算法很难找到全局最优解,注重算法辨别搜索方向和能力的性能。故以 f_5 为例,给出 MICFOA 在不同迭代次数,5 个子种群对寻优空间 $[a, b]^D$ 中某一维(取第 1 维)的搜索分布,如图 2 所示。每个协同子种群各由 20 个果蝇个体组成且由不同的形状表示。

由图 2 可知,随着迭代次数增加,种群越来越向全局最优解集中,其原因是:该算法采用协同子种群策略和混沌映射策略,两者均可改善种群多样性,平

衡全局搜索与局部搜索之间的关系,提高果蝇跳出局部找到全局最优解的概率。

图 3 给出了 MICFOA 单子种群对寻优空间 $[a, b]^D$ 中 D 维的最优搜索飞行路线图,其中 f_5 为 15 维,曲线交汇处为种群初始位置区域,红星处为函数各维搜索到的最优值。其直观描述了应用改进策略的单子种群搜索收敛到全局最优解的最优飞行路线。

综上, MICFOA 的收敛速度、收敛精度和收敛稳定性较 FOA 均得到提升,且不必受系统模态及模型阶次的限制。

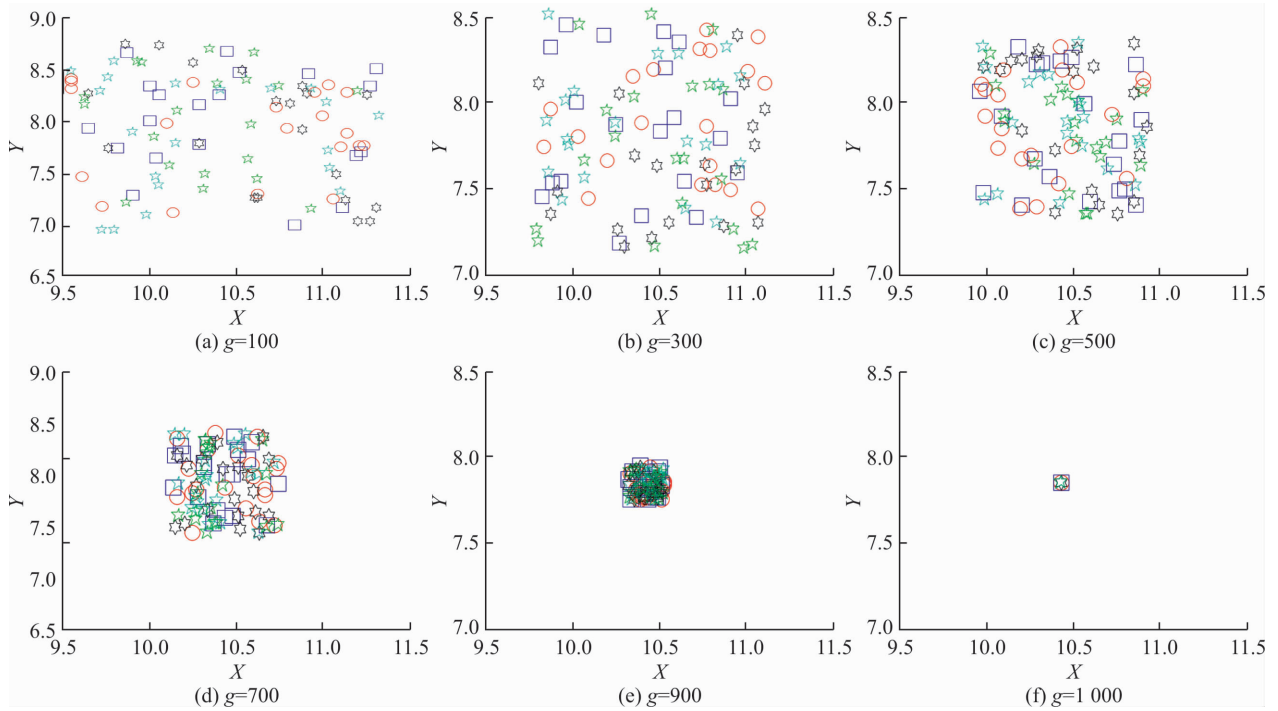


图2 不同迭代次数下,对 f_5 第 1 维的果蝇搜索分布

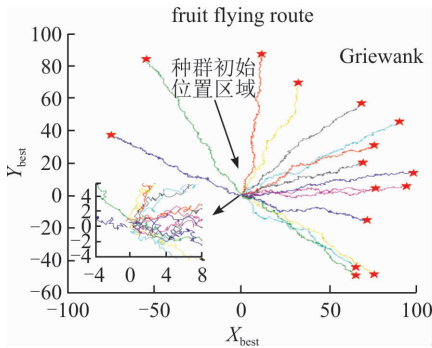


图3 单种群对 f_5 函数 D 维参数的最优搜索飞行曲线

3.2 发动机模型验证

应用 MICFOA 建立涡轴发动机不同工作点的状态变量模型。限于篇幅,以 2 个稳态工作点为例,以涡轴发动机相同稳定工作点的 $\delta W_f = 1\%$ 的非线性实验数据作为对比。求解过程中,设置寻优空间为 $[-10, 10]^6$, 采样步长为 $\tau = 20 \text{ ms}$, 最大迭代次数 $g_{\max} = 1000$, 种群规模 $\text{size} p = 100$, 协同子种群数 $m = 5, \alpha_0 = \beta_0 = 0.7$ 。

1) 以稳态点 $W_f = 80\% W_{f,d}$ 为例,对涡轴发动机非线性部件级模型的 f_f 作阶跃幅值 $\delta W_f = 1\%$ 的仿真。参照第 1 节,对数据处理后,运用 MICFOA 可求得其状态变量模型矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} -1.422 & 9 & 0 \\ -0.964 & 5 & -0.114 & 7 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1.744 & 4 \\ 1.300 & 5 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0.080 & 8 & 0.076 & 5 \\ 0.086 & 1 & -0.202 & 6 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.422 & 3 \\ 0.293 & 7 \end{bmatrix}$$

其线性模型与非线性模型的供油量阶跃响应曲线见图 4;最优个体适应度值曲线见图 5;适应度函数 $J_{AB} = 0.006729, J_{CD} = 0.005380$ 。

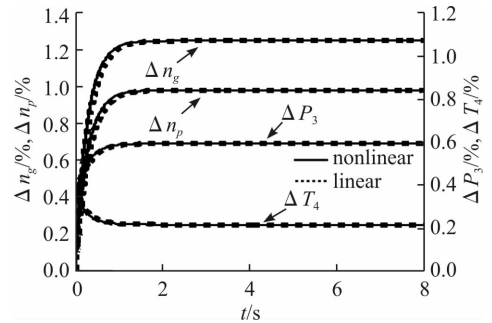


图4 供油量 1% 阶跃响应(80%设计点状态)

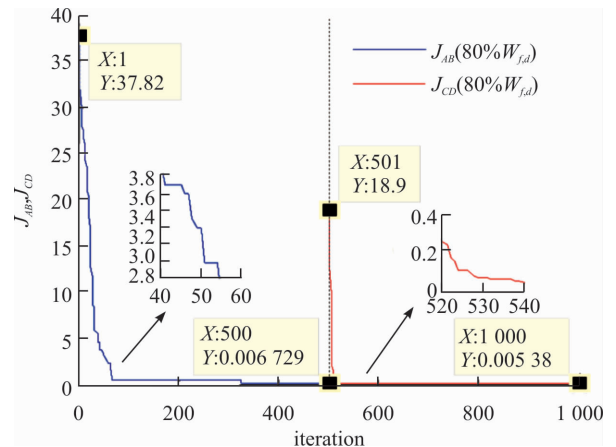


图5 最优个体适应度值曲线(80%设计点状态)

2) 以稳态点 $W_f = 60\% W_{f,d}$ 为例,同理得到系统的状态变量模型矩阵,其线性模型与非线性模型的供油量阶跃响应曲线见图 6。最优个体适应度值

曲线见图 7;适应度函数值 $J_{AB} = 0.004\ 381, J_{CD} = 0.003\ 149$ 。

$$A = \begin{bmatrix} -2.608\ 7 & 0 \\ -0.328\ 0 & -2.990\ 3 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1.527\ 3 \\ 1.516\ 4 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0.167\ 0 & 0.284\ 0 \\ 0.075\ 5 & -0.447\ 6 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.285\ 6 \\ 0.456\ 3 \end{bmatrix}$$

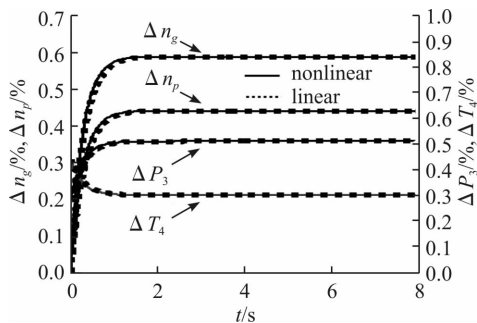


图 6 供油量 1% 阶跃响应 (60% 设计点状态)

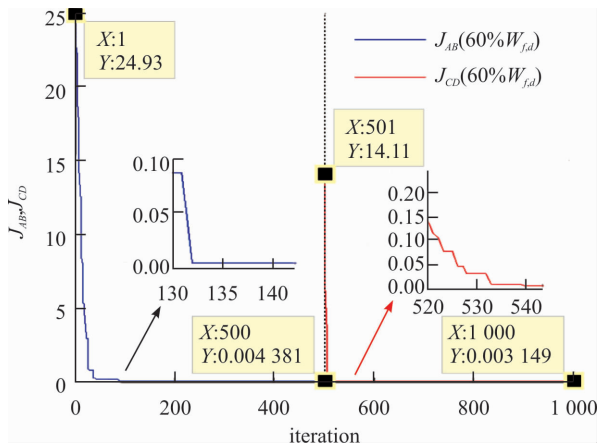


图 7 最优个体适应度值曲线 (60% 设计点状态)

由图 4~7 可知,采用 MICFOA 建立涡轴发动机状态变量模型取得了良好效果,对于不同的工作点,对比本文建立的状态变量模型与非线性模型,无论是稳态过程还是动态响应都基本吻合一致,表明该方法建模精度较高。

为进一步验证模型的有效性,选取 $W_f = 80\%$ $W_{f,d}$ 的状态变量模型,按照相关文献中的方法^[16-17],增加干扰信号和系统噪声的影响,设计 LQ/ H_∞ 抗扰控制器。设计过程中需选择状态和输入的加权矩阵 Q, R ,以便构成文献[16]的输出方程,再根据系统的动态性能调整 γ 值。经调试选取 $Q = \text{diag}([1, 1, 400, 400])$, $R = I, \gamma = 0.3$,求得 LQ/ H_∞ 的状态反馈控制律:

$$K = [-1.952\ 6, -3.734\ 9, 15.828\ 6, 12.225\ 2]$$

在 5 s 时对模型增加幅值 1% 的干扰,系统响应曲线如图 8 所示。由图 8 可看出系统取得良好的动静态性能,当干扰信号为阶跃信号时,能迅速抑制干

扰的影响,使系统回到原来的稳定状态。

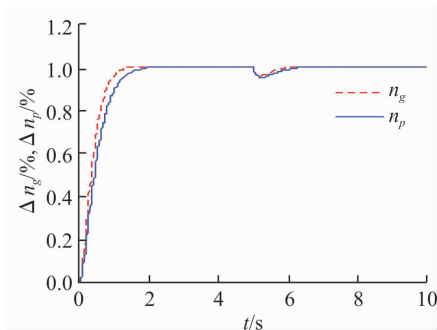


图 8 闭环阶跃响应

4 结论

利用果蝇优化算法在调整参数、收敛速度和全局寻优精度方面的优势,提出一种引入协同子种群策略、自适应调整策略和混沌映射策略的 MICFOA 算法。函数测试对比表明该改进算法的有效性。应用 MICFOA 建立的涡轴发动机状态变量模型,与非线性部件级模型进行阶跃响应对比,基本吻合一致,具有较高的建模精度;最后利用该模型设计 LQ/ H_∞ 抗扰控制器,模型取得良好的动静态性能;该方法由于不必求解复杂微分方程,故其克服了拟合法在系统模态或模型阶次较高时适用性降低的问题。由于该方法的一些初始参数采用相关文献的最优设定,至于是否存在更优的参数组合需要后续进一步研究。

参考文献 (References):

- [1] 袁春飞,姚华. 基于卡尔曼滤波-遗传算法的航空发动机性能诊断[J]. 推进技术, 2007(S1): 104-108.
YUAN C F, YAO H. Development of Kalman Filter and Genetic Algorithm for Aero-Engine Performance Diagnostics[J]. Journal of Propulsion Technology, 2007(S1): 104-108. (in Chinese)
- [2] 樊思齐,李华聪,樊丁. 航空发动机控制[M]. 西安:西北工业大学出版社,2008.
FAN S Q, LI H C, FAN D. Aero-Engine Control[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2008. (in Chinese)
- [3] SUGIYAMA N. Derivation of ABCD System Matrices from Nonlinear Dynamic Simulation of Jet Engines [Z]. AIAA-923319, 1992.
- [4] 姚华. 航空发动机全权限数字电子控制系统[M]. 北京:航空工业出版社,2014.
YAO H. Full Authority Digital Electronic Control System for Aero-Engine[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2014. (in Chinese)

- [5] 冯正平,孙健国. 航空发动机小偏差状态变量模型的建立方法[J]. 推进技术, 2001, 22(1): 54-57.
FENG Z P, SUN J G. Modeling of Small Perturbation State Variable Model for Aeroengines[J]. Journal of Propulsion Technology, 2001, 22(1): 54-57. (in Chinese)
- [6] 胡宇,杨月诚,张世英,等. 基于改进拟合法的涡扇发动机状态变量模型建立方法[J]. 推进技术, 2013, 34(3): 405-410.
HU Y, YANG Y C, ZHANG S Y, et al. Establishment of Turbofan Engine State Variable Model Based on Improved Fitting Method[J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(3): 405-410. (in Chinese)
- [7] 周文祥,单晓明,耿志东,等. 自寻优求解法建立涡轴发动机状态变量模型[J]. 航空动力学报, 2008, 23(12): 2314-2320.
ZHOU W X, SHAN X M, GENG Z D, et al. Establishment of State Space Model of Turboshift Engine with Self-Optimized Method[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(12): 2314-2320. (in Chinese)
- [8] 张海波,杨小龙,林一晖. 一种求取发动机状态变量模型的改进拟合法[J]. 航空动力学报, 2011, 26(8): 1907-1913.
ZHANG H B, YANG X L, LIN Y H. An Improved Method of Identification for Aero-Engine's State Variable Model[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(8): 1907-1913. (in Chinese)
- [9] 李秋红,孙健国. 基于遗传算法的航空发动机状态变量模型建立方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(2): 427-431.
LI Q H, SUN J G. Aero-Engine State Variable Modeling Based on the Genetic Algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(2): 427-431. (in Chinese)
- [10] PAN W. A New Fruit Fly Optimization Algorithm; Taking the Financial Distress Model as an Example [J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(1): 69-74.
- [11] 吴小文,李擎. 果蝇算法和5种群智能算法的寻优性能研究[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(4): 17-20.
WU X W, LI Q. Research of Optimizing Performance of Fruit Fly Optimization Algorithm and Five Kinds of Intelligent Algorithm [J]. Fire Control and Command Control, 2013, 38(4): 17-20. (in Chinese)
- [12] YUAN X F, DAI X S, ZHAO J G, et al. On a Novel Multi-Swarm Fruit Fly Optimization Algorithm and Its Application[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 233(1): 260-271.
- [13] 谢国波,苏本卉. 一种新的基于混沌的彩色图像加密算法[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(9): 324-327.
XIE G B, SU B H. A New Chaos-Based Color Image Encryption Algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(9): 324-327. (in Chinese)
- [14] ZHANG Y W, CUI G M, WU J T, et al. A Novel Multi-Scale Cooperative Mutation Fruit Fly Optimization Algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 114: 24-35.
- [15] MITIC M, VUKOVIC N, PETROVIC M, et al. Chaotic Fruit Fly Optimization Algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89: 446-458.
- [16] 廖光煌,李秋红,卢晨昊,等. 涡轴发动机 LQ/ H_∞ 抗扰控制方法[J]. 航空动力学报, 2012, 27(9): 2140-2146.
LIAO G H, LI Q H, LU C H, et al. Disturbance Rejection Control Method for Turboshift Engines Based on LQ/ H_∞ [J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(9): 2140-2146. (in Chinese)
- [17] 秦艳平,李斌,梁俊龙,等. 面向控制的燃油调节器动态特性研究[J]. 火箭推进, 2012, 38(5): 7-12.
QIN Y P, LI B, LIANG J L, et al. Control-Oriented Research on Dynamic Characteristics of Fuel Regulator [J]. Journal of Rocket Propulsion, 2012, 38(5): 7-12. (in Chinese)

(编辑: 姚树峰)