

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.04.003

## 基于改进灰狼优化算法的涡扇发动机性能/喷流噪声 综合优化控制研究

刘 渊<sup>1</sup>, 黄向华<sup>2</sup>, 孙庆彪<sup>2</sup>, 赵晓春<sup>2</sup>

(1. 中国航发湖南动力机械研究所, 株洲, 412000;

2. 南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏省航空动力系统重点实验室, 南京, 210016)

**摘要:** 为保证整个飞行过程中满足噪声适航标准和飞行器的安全性, 需要按照最严苛的噪声要求进行发动机设计, 并留有很大的安全裕度, 因而导致发动机的性能潜力未能得到发挥。本文对传统灰狼算法进行了改进, 提出自适应概率变异策略, 在优化过程中调整狩猎模式, 提升了算法的全局搜索能力; 基于该算法开展涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优控制研究, 根据不同飞行需求对航空发动机性能进行优化, 获得最佳控制量, 在满足安全性和噪声指标的同时, 提高发动机的性能。仿真结果表明, 改进后的算法具有更好的全局寻优性能, 最大推力模式下可提升推力 13.45%, 最小油耗模式可降低油耗 3.19%, 最低涡轮前温度模式可降低涡轮前温度 2.07%。

**关键词:** 航空宇航推进系统与工程; 涡扇发动机; 喷流噪声; 灰狼优化算法; 性能寻优控制

**中图分类号:** V235.13 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)04-0532-08

## Integrated Optimization Control of Performance and Jet Noise of Turbofan Engine Based on Improved Grey Wolf Optimization Algorithm

LIU Yuan<sup>1</sup>, HUANG Xianghua<sup>2</sup>, SUN Qingbiao<sup>2</sup>, ZHAO Xiaochun<sup>2</sup>

(1. Hunan Power Machinery Research Institute of AVIC, Zhuzhou, 412000, China;

2. Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System, College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

**Abstract:** In order to meet the airworthiness standards and safety requirements of civil aviation aircraft within the full flight envelope, the engine needs to be designed with a large safety margin to meet the most stringent noise requirements. Therefore, the engine performance potential cannot be taken full use of. A self-adaptive mutation strategy is proposed to improve the traditional gray wolf algorithm. Along with the adjustment of optimization mode during the optimization process, the global optimization performance is improved. Integrated optimization control of performance and jet noise is studied based on the improved grey wolf optimization algorithm according to different flight requirements. The control variable is optimized to improve the engine performance while guaranteeing the safety and noise limits. Simulation results show that the thrust is increased by 13.45% under the maximum thrust mode, the fuel assumption is reduced by 3.19% under the least fuel consumption mode, and the temperature of the turbine is reduced by 2.07% under the lowest turbine inlet temperature mode.

**Key words:** aerospace propulsion systems and engineering; turbofan engine; jet noise; grey wolf optimization algorithm; performance seeking control

**基金项目:** 江苏省普通高校研究生科研创新计划(KYLX16\_0357)资助项目; 国家自然科学基金(51576097)资助项目。

**收稿日期:** 2020-06-19; **修订日期:** 2020-07-09

**通信作者:** 黄向华, 女, 教授, 博士生导师, E-mail: xhhuang@nuaa.edu.cn。

**引用格式:** 刘渊, 黄向华, 孙庆彪, 等. 基于改进灰狼优化算法的涡扇发动机性能/喷流噪声综合优化控制研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 532-539. LIU Yuan, HUANG Xianghua, SUN Qingbiao, et al. Integrated optimization control of performance and jet noise of turbofan engine based on improved grey wolf optimization algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 532-539.

民航客机在执行飞行任务过程中产生了大量噪声,对工作人员和乘客的健康造成了极大的威胁。美国国会于1971年通过了联邦航空规章的新章程——FAR Part36<sup>[1]</sup>,对飞机噪声辐射做出了严格限制,未满足该章程的第三阶段要求的协和飞机已经停飞,诸如安70、伊尔76等大型运输机因不满足噪声适航条例而影响了国外市场的运营。中国民用航空总局也于2002年颁布了《航空器型号和适航合格审定噪声规定》<sup>[2-3]</sup>,对飞机用途、载重量、发动机种类和数目等标准不同的飞机在不同飞行阶段产生的噪声做出了详细的限制。民航客机产生的噪声主要可以分为飞机机体噪声和发动机噪声<sup>[4-5]</sup>,其中发动机噪声占据主要部分。对于涡扇发动机来说,主要的噪声源有4个:风扇/压气机噪声源、燃烧噪声源、涡轮噪声源和喷流噪声源<sup>[6]</sup>。通常情况下,喷流噪声和风扇噪声在涡扇发动机运行过程产生的噪声中占据比重最大。为了满足日益严格的国内外噪声适航审定标准,研发人员需要在飞机设计过程中对喷流噪声进行考量,而降低喷流噪声的同时往往会对发动机的推力等性能参数造成负面影响。

航空发动机性能寻优控制<sup>[7-9]</sup>可以根据不同飞行需求对航空发动机性能进行优化,从而获得最佳控制量,并根据飞行任务达到提高发动机性能的目的。航空发动机性能寻优控制在数学上可以归结为一类约束优化问题,优化算法的性敛性和计算速度对性能寻优控制的结果影响很大。传统的随机梯度下降优化算法、线性规划算法只能寻得局部最优解,而群体智能优化算法具有优秀的全局优化搜索能力,适用于类似涡扇发动机这样大规模、高度非线性及无解析表达式的性能优化问题。2014年, Mirjalili 等<sup>[10]</sup>提出了灰狼优化(Grey wolf optimization, GWO)算法,该算法通过模仿灰狼的社会等级制度和猎食行为搜索全局最优解。具有需调整的参数少、收敛速度快等优点。传统GWO算法容易出现早熟收敛,因而在解决复杂优化问题时陷入局部最优解的风险,张新明等<sup>[11]</sup>提出一种强化狼群等级制度的灰狼优化算法,增强了GWO在解决复杂优化问题时的全局搜索能力。本文采用佳点集理论对初始种群进行了构造,并提出自适应概率变异策略,对种群多样性进行调节,降低陷入局部最优解的风险,通过在优化过程中调整狩猎模式提升算法的收敛速度,达到兼顾寻优精度与效率的目的。

对于民航客机来说必须保证航空发动机在全飞行包线内安全稳定运行,在进行发动机控制系统设计时保留了很大的安全裕度。喷流噪声辐射与发动机工作状态存在强耦合关系,噪声辐射的大小

与发动机工作状态直接相关。为了满足严苛的噪声指标要求,从降低喷流噪声的角度出发调整发动机控制量,将会影响到发动机推力、耗油率等性能量的变化,因而需要针对不同飞行任务和工况,综合发动机推力、安全性和噪声辐射等指标进行性能寻优。受限于喷流噪声预测方法的研究以及机载发动机控制器计算能力不足等问题,国内外尚未开展将喷流噪声作为主要考量对象的性能寻优控制研究。本文开展基于改进灰狼算法的涡扇发动机性能寻优控制,在传统不超温、不超转、不喘振约束的基础上引入喷流噪声约束,在满足噪声限制要求的同时充分发挥发动机的性能潜力。

## 1 涡扇发动机/喷流噪声综合模型

为开展涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优控制研究,本文首先建立涡扇发动机性能/喷流噪声综合模型,如图1所示,综合模型由涡扇发动机模型和喷流噪声模型组成。其中,发动机为双转子分开排气的大涵道比涡扇发动机,采用经典的部件法建模,其输入为燃油量和风扇进口导叶角度;噪声模型的输入为攻角、测量距离和指向角,以及发动机内外涵的喷流速度、温度、面积和流量。部件特性数据由 GasTurb 软件获得,使用经典的牛顿拉普森法进行平衡方程的求解。

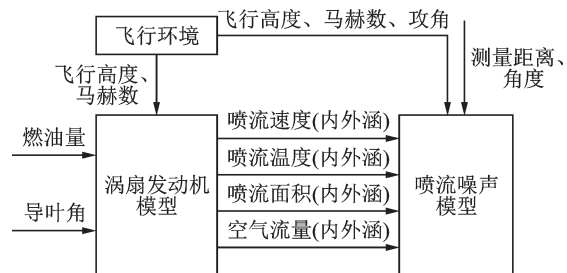


图1 涡扇发动机/喷流噪声综合模型结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of integrated model of turbofan engine and jet noise

根据对涡扇发动机喷流噪声特征的分析,可以将内外涵分开排气的涡扇发动机喷流流场分为喷流核心、充分掺混区、外环剪切层和内环剪切层4个区域,如图2所示,Fluent喷流流场的仿真结果如图3所示。计算时首先分别根据环境条件4个区域的噪声,然后根据噪声叠加计算公式,计算出喷流噪声总声压级。

喷流噪声模型采用ST2JET算法,是一种半经验模型方法,相较于传统的CFD方法,该方法在具有足够精度的同时,计算负担大大减少,可以实现根据发动机状态参数实时计算喷流噪声辐射大小,基于该模型进行优化算法的开发更为高效。

喷流噪声辐射大小主要受喷流速度、密度、飞

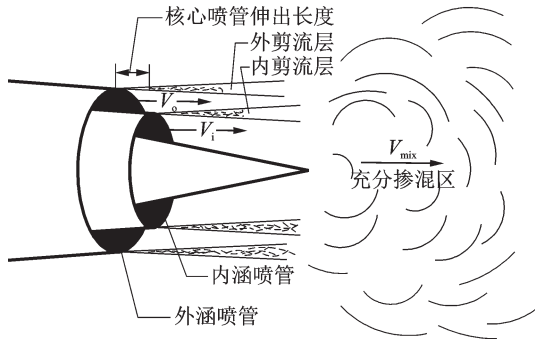


图2 喷流流场分区图

Fig.2 Partition of jet flow field

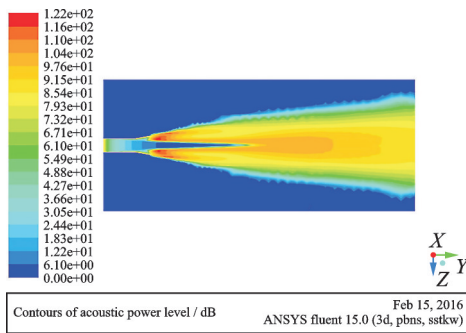


图3 喷流噪声分布图

Fig.3 Distribution of jet noise

行速度、指向角和大气环境参数的影响,以充分掺混区为例,该区域的声功率级基本计算公式为

$$\text{PWL}_m = C_m + 10N_m \log\left(\frac{V_m}{c_{\text{amb}}}\right) + 10\omega_m \log\left(\frac{\rho_m}{\rho_{\text{amb}}}\right) - 20\log[(1 + Ma_m \cos\theta_{c,m})^2 + 0.09Ma_m^2] + \text{SUP}_m \quad (1)$$

式中: $C_m$ 为充分掺混区噪声系数, $N_m$ 为充分掺混区速度指数, $V_m$ 为内外涵掺混喷流速度, $c_{\text{amb}}$ 为环境声速, $\omega_m$ 为充分掺混区密度指数, $\rho_m$ 为内外涵掺混喷流密度, $\rho_{\text{amb}}$ 为大气密度, $Ma_m$ 为喷流速度马赫数, $\theta_{c,m}$ 为充分掺混区噪声声源位置与噪声观测点修正指向角, $\text{SUP}_m$ 为波瓣形喷管带来的降噪修正。

充分掺混区噪声各指向角对应总声压级基本计算公式为

$$\text{UOL}_m = \text{PWL}_m + 10\log(A_{j,m}/R_{c,m}^2) + 10\log(D(\theta'_{c,m})) \quad (2)$$

式中: $A_{j,m}$ 为内外涵道总理想喷流面积; $10\log(A_{j,m}/R_{c,m}^2)$ 为噪声传播过程中声衰减项; $10\log(D(\theta'_{c,m}))$ 为指向性函数,可通过经验函数表查表得出。

根据声压级叠加计算方法,将喷流噪声的4个分量按对数规律叠加起来即可得到总声压级

$\text{UOL} =$

$$10\log(10^{0.1\text{UOL}_m} + 10^{0.1\text{UOL}_o} + 10^{0.1\text{UOL}_i} + 10^{0.1\text{UOL}_{\text{spr}}}) \quad (3)$$

式中:下标m、o、i、spr分别表示充分掺混区噪声、外涵剪切层噪声、内涵剪切层噪声和尾椎分离噪声。

上述噪声模型中待定参数的选取参考了美国ANOPP(Aircraft noise prediction program)中所选取的数值,并通过部分典型工况下CFD所得噪声结果,对上述系数进行了修正。将发动机部件级模型的稳态仿真结果与GasTurb所得结果进行对比,以发动机推力、耗油率、低压轴转速和涡轮前温度这4个典型状态为例,其误差均在1%以内,可以认为所建立的稳态模型仿真精度满足要求。将噪声模型仿真结果与国外相近结构发动机试验结果进行对比分析,如Posey等<sup>[12]</sup>以分开排气式尾喷管为研究对象进行了噪声测量实验,在全指向角范围内,本模型仿真结果与试验结果误差在5 dB范围内,变化趋势一致,也验证了本文模型的精度。

## 2 自适应变异概率综合灰狼优化算法

### 2.1 灰狼优化算法

灰狼算法将群体分为 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 和 $w$ 四个等级的群体,分别对应历史最优解、次优解、第三优解和剩余个体,通过模拟狼群包围和攻击的狩猎行为完成优化。假设灰狼种群 $X$ 中有 $N$ 只灰狼个体,每个灰狼个体的位置表示为 $x^i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i]$ ,其与猎物的距离为 $E = |M \cdot X_p(t) - x^i(t)|$ ,其中 $M$ 为调节因子, $X_p(t)$ 为猎物的位置, $t$ 为当前迭代次数, $x^i(t)$ 表示灰狼个体第 $t$ 次迭代时的位置,则灰狼的位置更新方式为 $x^i(t+1) = X_p(t) - Q \cdot E$ , $Q$ 为收敛调节因子。实际计算中,由于猎物所代表的全局最优解不可知,因而将 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 狼对应的解作为寻优方向,当任意一个个体距离 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 狼距离最近时,越接近最优解,此时该个体的位置更新方式为

$$x^i(t+1) = \frac{x_\alpha^i(t+1) + x_\beta^i(t+1) + x_\sigma^i(t+1)}{3} \quad (4)$$

式中: $x_\alpha^i(t+1)$ 、 $x_\beta^i(t+1)$ 、 $x_\sigma^i(t+1)$ 分别为以代表历史最优解的 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 狼为猎物时个体第 $t+1$ 时刻的位置更新。

在上述过程中 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $w$ 狼的等级特性体现得并不明显,且由于 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 狼的位置信息对于其他个体的位置更新起着绝对的引导作用,容易使得整个狼群过早聚集与群体当前最优位置的某一邻域内,从而陷入局部最优<sup>[13]</sup>,为解决上述问题,本文采用了一种强化狼群等级制度的方法(GWO

based on strengthening the hierarchy of wolves, GWOSH)。引入两种位置更新模式,分别为自主探索模式和跟随狩猎模式。跟随狩猎模式即传统的 GWO 算法的位置更新方法,灰狼个体的位置更新状况只取决于等级高于自身的灰狼的位置,而当个体处于自主探索模式时,灰狼个体综合评估自身当前位置和等级高于自身的灰狼位置进行位置更新。

计  $DF^i(t) \in [0, 1]$  为第  $i$  头灰狼在  $t$  时刻的决策因子,每次执行强化灰狼优化算法时,随机生成一个  $[0, 1]$  区间内的随机数  $r^i(t)$ ,若  $r^i(t) \leq DF^i(t)$ ,则采用自主探索模式,反之则采用跟随狩猎模式。显然等级越高的灰狼个体,其自主能动性越强,这种等级制度在实现团体高效捕杀猎物中发挥着至关重要的作用,为了强化该等级制度,提升算法的寻优效率,需要保证等级越高的灰狼个体具有更高的采用自主探索模式的概率,即  $DF_\alpha^i(t) > DF_\beta^i(t) > DF_\sigma^i(t) > DF_w^i(t)$ ,一种可行的决策因子计算方法为

$$DF^i(t) = \frac{L - S^i(t)}{L - 1} \quad (5)$$

式中: $L$  为狼群分级数; $S^i(t)$  为灰狼个体所处等级对应系数,如对于分为  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $w$  四个等级的狼群中的  $\beta$  狼, $L = 4, S_\beta^i(t) = 2$ ,则  $DF_\beta^i(t) = 0.67$ 。

通过上述强化狼群等级制度的方法,增强算法的全局搜索能力,降低陷入局部最优的风险,同时提高了算法的效率。

由上述可知,参数  $Q$  和  $M$  的调节为算法提供了搜索能力和移动方向,当  $|Q| > 1$  和  $|M| > 1$  时,狼群包围圈扩大,全局搜索能力较强;当  $|Q| < 1$  和  $|M| < 1$  时,狼群包围圈减小,局部搜索能力较强, $Q$  随着  $t$  的增加逐渐减小, $|Q| < 1$  的概率逐渐增加,所以全局搜索能力逐渐降低,容易陷入局部最优解。

GWO 算法的收敛能力取决于收敛调节因子  $Q$  的大小

$$Q = 2qr_1 - q \quad (6)$$

式中: $r_1$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数; $q$  为收敛调节系数, $q \in [0, 2]$ 。 $q$  决定了  $Q$  的取值,当  $q \in (1, 2]$  时, $|Q| > 1$  的概率较大,此时 GWO 算法为全局搜索模式;当  $q \in [0, 1)$  时, $|Q| < 1$  的概率较大,此时 GWO 算法为局部搜索模式。当  $q$  随迭代次数的增加从 2 线性递减到 0 时,GWO 算法在迭代结束前开展全局搜索和局部搜索的概率相同,这样 GWO 算法容易陷入局部最优解,本文提出采用非线性收敛调节系数计算方法

$$q = 2 \left[ 1 - \left( \frac{t}{t_{\max}} \right)^2 \right] \quad (7)$$

假设最大迭代次数为 100,如果使用非线性收

敛调节系数的计算方法,当迭代次数达到 70 时, $q$  的值为 1,局部搜索能力开始增强,从 1 到 70 都是全局搜索能力较强,使用该方法可以有效地改善 GWO 算法全局收敛能力较弱的问题。

### 2.2 基于佳点集理论的初始种群构造

初始种群的分布情况对群体智能优化算法的优化效果有很大影响,初始种群的多样性越强,算法优化出的结果越趋近于全局最优解。GWO 算法的初始种群构造方法是在变量范围内随机取值,无法保证初始种群的多样性。经证明,基于数论中的佳点集理论<sup>[14]</sup>产生的佳点序列比随机序列更加均匀,即在  $s$  维空间  $H$  中均匀取点,作含  $N$  个点的佳点集,  $P_n(i) = \{ \{r_1 * i\}, \{r_2 * i\}, \dots, \{r_s * i\} \}, i = 1, 2, \dots, N$ ,其中  $r_k$  取  $r_k = \left\{ 2 \cos \frac{2\pi k}{p} \right\}, 1 \leq k \leq s, p$  是满足  $\frac{(p-s)}{2} \geq s$  的最小素数, $\{a\}$  表示  $a$  的小数部分。所以本文使用佳点集理论构造 GWO 算法的初始种群以保证种群多样性。

以本文研究的优化问题为例,待优化控制量为燃油量  $W_f$  和风扇进口导叶角  $\theta_{IGV}$ ,  $W_f$  变化范围是  $0 \sim 2.2 \text{ kg/s}$ ,  $\theta_{IGV}$  变化范围是  $-20^\circ \sim 20^\circ$ ,分别使用随机法和佳点集法构造初始种群,如图 4 所示,佳点集分布更加均匀,具有更好的多样性,而且只要种群内个体数目和取值范围一定,佳点集分布效果是相同的,可以保证用于寻优的初始种群分布更加稳定,为算法的全局搜索奠定基础。

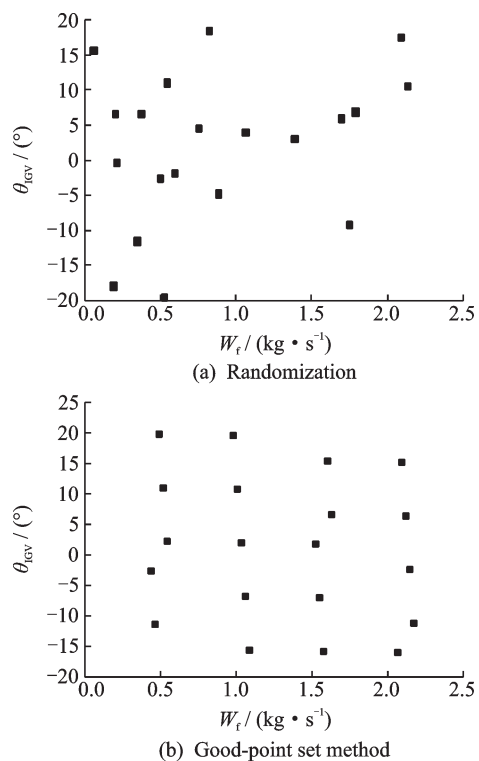


图 4 随机法与佳点集法构造初始种群对比图  
Fig.4 Comparison between initial populations generated by randomization and good-point set method

### 2.3 自适应概率变异策略

针对GWO算法容易陷入局部最优解的缺点,本文提出引入自适应概率变异策略,通过优化后期种群分布多样性,使算法跳出局部最优。变异概率计算方式为

$$P = \frac{D - 0.5}{5D} \left( \frac{t}{t_{\max}} \right)^2 \quad (8)$$

式中 $D$ 为灰狼个体维度。

随着迭代次数的增加,变异概率逐渐增大,当迭代次数趋近于最大迭代次数时,达到最大变异概率 $(D - 0.5)/(5D)$ ,最大变异概率随着灰狼个体维度的增加而增加,相当于在求解优化复杂度较高的问题时,增加变异概率以增加后期种群多样性。

在GWO算法的求解过程中 $\alpha$ 狼的位置就是当前迭代次数下计算出的最优解,所以当 $\alpha$ 狼的位置连续多代没有变化时,说明算法陷入了局部最优,虽然有一定概率扩大包围圈和变异,但是可能需要更多的迭代次数才能算出全局最优解,可以自适应的增加变异概率来增加种群多样性,自适应变异概率 $P_{\text{self}}$ 计算方法为

$$P_{\text{self}} = \begin{cases} P\omega^{t_w-2} & t_w > 3 \\ P & t_w = 0 \\ 0.9 & P_{\text{self}} > 0.9 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\omega$ 为变异增长速率,是大于1的常数; $t_w$ 为实时更新的 $\alpha$ 狼位置不变的迭代次数,当 $t_w > 3$ 时, $P_{\text{self}}$ 以指数形式增长,当某一代计算出更优的 $\alpha$ 狼位置后,把 $P_{\text{self}}$ 置为当前迭代次数的变异概率。灰狼个体变异方法为

$$X_e^{t+1} = l + r_3(u - l) \quad r_3 < P_{\text{self}} \quad (10)$$

式中: $X_e$ 为变异后个体, $r_3$ 是 $[0, 1]$ 范围内的随机向量, $u$ 和 $l$ 分别为灰狼个体取值范围的上下界。

### 2.4 算法验证

为了评估基于自适应变异概率的综合灰狼优化(Adaptive mutation probability comprehensive GWO, AMPC-GWO)算法的全局寻优能力和鲁棒性,本文选取3个标准测试函数对AMPC-GWO算法、GWO算法和遗传算法(GA)进行测试。

(1) Sphere function

$$\min f_1(x) = x_1^2 + x_2^2 \quad -10 < x_i < 10, i = 1, 2 \quad (11)$$

当 $x_1 = x_2 = 0$ 时, $f_1(x)$ 取得全局最小值为0。

(2) Six hump camel function

$$\min f_2(x) = \left( 4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3} \right) x_1^2 + x_1 x_2 + (-4 + 4x_2^2) x_2^2 \quad -3 \leq x_1 \leq 3, -2 \leq x_2 \leq 2 \quad (12)$$

当 $x_1 = 0.0898, x_2 = -0.7126$ 或 $x_1 = -0.0898, x_2 = 0.7126$ 时, $f_2(x)$ 取得全局最小值为 $-1.0316$ 。

(3) Easom's function

$$\min f_3(x) = -\cos(x_1)\cos(x_2)e^{-[(x_1-\pi)^2+(x_2-\pi)^2]} \quad -100 \leq x_i \leq 100 \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

当 $x_1 = x_2 = \pi$ 时, $f_3(x)$ 取得全局最小值为 $-1$ 。

3种算法的基本参数设置相同,其中:种群大小为20、迭代次数为100。为了避免算法随机性对寻优效果的影响,对每个标准测试函数独立计算100次,分别记录每个算法寻优结果的最优值、最差值、平均值和方差。寻优结果如表1所示。

表1 AMPC-GWO算法、GWO算法和GA算法在3个标准测试函数上寻优效果对比表

Table 1 Optimization results of AMPC-GWO, GWO and GA applying for three standard test functions

| 标准测试函数             | AMPC-GWO | GWO         | GA         |             |
|--------------------|----------|-------------|------------|-------------|
| $f_1(x) = 0$       | 最优值      | 0           | 0          | 2.842 2E-14 |
|                    | 最差值      | 0           | 0          | 6.412 2E-10 |
|                    | 平均值      | 0           | 0          | 8.022 9E-11 |
|                    | 方差       | 0           | 0          | 4.499 5E-20 |
| $f_2(x) = -1.0316$ | 最优值      | -1.031 607  | -1.031 606 | -1.031 610  |
|                    | 最差值      | -1.031 536  | -1.031 494 | -1.031 475  |
|                    | 平均值      | -1.031 606  | -1.031 540 | -1.031 580  |
|                    | 方差       | 7.633 9E-10 | 8.170 6E-9 | 4.484 1E-9  |
| $f_3(x) = -1$      | 最优值      | -0.999 988  | -0.999 557 | -0.999 980  |
|                    | 最差值      | -0.997 285  | -0.991 389 | -0.994 937  |
|                    | 平均值      | -0.999 179  | -0.995 415 | -0.999 165  |
|                    | 方差       | 6.646 9E-7  | 1.032 3E-5 | 1.778 7E-6  |

对于第一种标准函数,AMPC-GWO算法和GWO算法都找到了全局最优解,寻优效果优于GA算法;对于第二种和第三种函数,AMPC-GWO算法寻优结果平均值相对于GWO算法和GA算法更接近全局最优解,且方差最小,证明AMPC-GWO算法的全局寻优能力和鲁棒性优于GWO算法和GA算法。

## 3 基于AMPC-GWO算法的性能寻优控制研究

### 3.1 涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优的约束优化问题的数学模型

在某一飞行高度 $H$ 和飞行马赫数 $Ma$ 下,发动机的工作状态由控制量唯一确定,可以将带有发动机的数学模型描述为

$$y = f(u) \quad (14)$$

式中: $y = [F, \text{sfc}, n_1, n_h, T_4, SM, UOL, \dots]$ , $y$ 中各项分别表示发动机推力、耗油率、低压相对转速、高压相对转速、涡轮前温度、风扇喘振裕度和总喷流噪声声压级 $\dots$ ; $u = [W_t, \theta_{IGV}]$ , $u$ 中各项分别表示主

燃油量和风扇进口导叶角角度。

涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优问题可以描述为:在涡扇发动机性能/噪声耦合模型的基础上,在线估计推力、外场噪声、耗油率和喘振裕度等不可测量值,对发动机进行性能寻优,针对不同的飞行状态和设计目标,制定相应的控制计划,保证发动机稳定工作的同时获得噪声/性能综合最优。

涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优控制可以描述为约束优化问题,其性能指标为

$$\max(\min) f(\mathbf{u}) \quad (15)$$

约束条件为

$$\begin{cases} (u_i)_{\min} \leq u_i \leq (u_i)_{\max} & i = 1, 2, \dots, m \\ g_j(\mathbf{u}) \leq 0 & j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (16)$$

式中:约束条件第一项为限制待优化参数的取值范围,第二项为待优化参数需要满足的约束条件,本文仅进行稳态寻优,未进行动态寻优,对控制量的增量没有进行限制。在确定约束条件的时候,尽量限制优化问题解的可行域,为后续优化问题求解的快速性和精确性奠定基础。

本文将开展最大推力模式、最小耗油率模式和最低涡轮前温度模式的性能寻优控制研究,在传统不超温、不超转和不喘振的约束中加入喷流噪声总声压级约束。

最大推力模式是一种以推力最大为寻优目标的性能寻优控制模式,即调节燃油量和风扇导叶角,使推力达到最大值,其目标函数为

$$\max F \quad (17)$$

最小油耗模式通过优化算法调节燃油量和风扇导叶角,在保证推力不变的前提下以最小油耗为寻优目标,寻得该飞行状态下的最小油耗。相对于最大推力模式,最小油耗模式需要保证推力不变,这是一个强等式约束,可以通过罚函数的方法把这项约束加入到目标函数中

$$\min \text{sfc} + \eta(F - F_d) \quad (18)$$

最低涡轮前温度模式通过优化算法调节燃油量和风扇导叶角,在保证推力不变的前提下以最低涡轮前温度为寻优目标,寻得该飞行状态下的最低涡轮温度,延长发动机寿命。最低涡轮前温度模式也需要保证推力不变,通过罚函数的方法把这项约束加入目标函数中

$$\min T_4 + \eta(F - F_d) \quad (19)$$

在涡扇发动机性能/喷流噪声综合寻优控制研究中,需要考虑的约束主要包括:(1)适航噪声指标、机场噪声指标和机舱噪声指标;(2)控制量可行区域限制;(3)控制器功率、执行机构最大值最小值限制;(4)发动机安全稳定工作对状态量的限制,防止超温、超转和进喘。因而约束条件可描述为

$$\begin{aligned} W_{f\min} &\leq W_f \leq W_{f\max} \\ \theta_{IGV\min} &\leq \theta_{IGV} \leq \theta_{IGV\max} \\ n_{l\min} &\leq n_l \leq n_{l\max} \\ n_{h\min} &\leq n_h \leq n_{h\max} \\ T_4 &\leq T_{4\max} \\ SM &\geq SM_{\min} \\ UQL &\leq UOL_{\lim} \end{aligned} \quad (20)$$

式中  $UOL_{\lim}$  为适航条例对于噪声的限制。采用优化算法,可以得到最优性能指标所对应控制规律。

### 3.2 最大推力模式仿真结果

在飞行高度为 0 km、马赫数为 0.2、攻角为  $30^\circ$ 、噪声观测距离为 540 m 的条件下,设置初始燃油量为 1.61 kg/s,初始导叶角为  $0^\circ$ ,此时低压轴转速为 100%,分别使用 AMPC-GWO 算法、GWO 算法和 GA 算法对燃油量和风扇导叶角进行搜索,3 种算法基本参数设置如下:种群大小为 20、迭代次数为 100。最大推力模式寻优效果如图 5 所示,图中推力使用设计点参数进行了归一化处理,GA 算法寻得的最优解为 0.966 3,AMPC-GWO 算法寻得的最优解为 0.967 5,GWO 算法寻得的最优解为 0.966 7,3 种算法的寻优结果都满足上述约束条件。在相同的迭代次数下,AMPC-GWO 算法寻得的推力最大,相对初始点推力 0.852 8 增加了 13.45%,可以认为该算法更加适合最大推力模式的性能寻优控制。

最大推力模式控制量和部分状态量变化如表 2 所示,表中参数根据设计点参数进行了归一化处理。对于 AMPC-GWO 算法寻优结果,燃油量增加了 0.155 49 kg/s,相当于初始点的 15.1%,导叶角增加了  $11.936 45^\circ$ 。该模式通过增加燃油量和风扇导叶角获得更大的推力,燃油量的增加导致了发动机高低压轴转速同时增加,风扇导叶角的增加导致低压轴转速相对降低,高压轴转速相对升高,在两个控制量的综合作用下,高压轴转速上升较快,达到了转速约束边界;转速增加也导致了喷流噪声总声压级的增加,在噪声限制的约束下满足噪声要求;其他限制量也都满足约束条件。

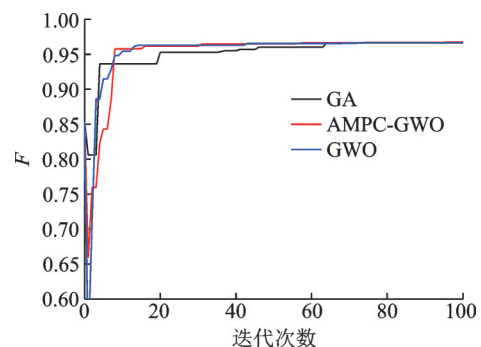


图5 最大推力模式寻优效果

Fig.5 Optimization results under the largest thrust mode

表2 最大推力模式AMPC-GWO算法寻优发动机控制量和部分状态量变化

Table 2 Changes of controls and state parameters after optimization under the largest thrust mode by using AMPC-GWO

| 状态量 | 燃油量<br>$W_f/(kg \cdot s^{-1})$ | 风扇导叶角<br>$\theta_{IGV}/(^{\circ})$ | 涡轮前温度<br>$T_4/\%$ | 风扇喘振裕度<br>$SM/\%$ | 高压轴转速<br>$n_h/\%$ | 喷流噪声总声压级 UOL/ $\%$ |
|-----|--------------------------------|------------------------------------|-------------------|-------------------|-------------------|--------------------|
| 优化前 | 1.030 27                       | -5.124 89                          | 101.166           | 0.310 48          | 100.332 60        | 0.955 11           |
| 优化后 | 1.185 76                       | 6.811 56                           | 106.913           | 0.279 61          | 104.993 90        | 0.985 91           |
| 变化量 | 0.155 49                       | 11.936 45                          | 5.747             | -0.030 87         | 4.661 29          | 0.030 80           |

### 3.3 最小油耗模式仿真结果

在飞行高度 11 km、马赫数 0.8、攻角  $0^{\circ}$ 、噪声观测距离 540 m、初始燃油  $0.625 \text{ kg/s}$  和初始导叶角  $0^{\circ}$  的情况下,此时低压轴转速为 95%,油门杆角度为  $40^{\circ}$ ,使用 AMPC-GWO 算法、GWO 算法和 GA 算法对燃油量和风扇导叶角进行搜索,3 种算法基本参数设置如下:种群大小为 20、迭代次数为 100。最小油耗模式寻优效果如图 6 所示,GA 算法寻得的最优解为  $1.690 67 \text{ kg}/(\text{N} \cdot \text{s})$ ,GWO 算法寻得的最优解为  $1.664 72 \text{ kg}/(\text{N} \cdot \text{s})$ ,AMPC-GWO 算法寻得的最优解为  $1.652 37 \text{ kg}/(\text{N} \cdot \text{s})$ 。在相同的迭代次数下,AMPC-GWO 算法寻得的耗油率最小,相对初始点耗油率  $1.706 89 \text{ kg}/(\text{N} \cdot \text{s})$  降低了 3.194 1%,可以认为该算法更加适合最小油耗模式的性能寻优控制。

最小耗油模式控制量和部分状态量变化如表 3 所示,表中参数根据设计点参数进行了归一化处理。以寻优效果最好的 AMPC-GWO 算法为例,

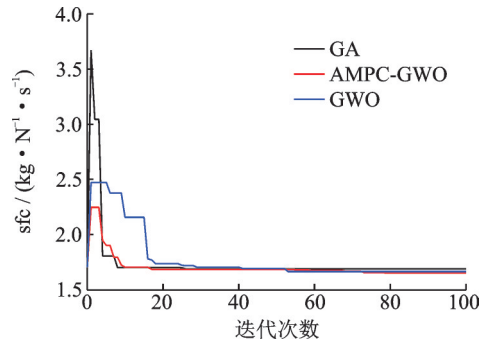


图6 最小油耗模式寻优效果

Fig.6 Optimization results under the least fuel consumption mode

燃油量降低了  $0.012 81 \text{ kg/s}$ ,即初始燃油量的 3.225 0%,导叶角增加了  $0.142 82^{\circ}$ ,推力基本保持初始推力不变,偏差在 0.03% 以内,由于推力约束是强等式约束,在寻优过程中,其他被限制量都没有达到约束边界。

表3 最小油耗模式AMPC-GWO算法寻优发动机控制量和部分状态量变化

Table 3 Changes of controls and state parameters after optimization under the least fuel consumption mode by using AMPC-GWO

| 状态量 | 燃油量<br>$W_f/(kg \cdot s^{-1})$ | 风扇导叶角<br>$\theta_{IGV}/(^{\circ})$ | 涡轮前温度<br>$T_4/\%$ | 推力<br>$F/\%$ | 低压轴转速<br>$n_l/\%$ | 喷流噪声总声压级 UOL/ $\%$ |
|-----|--------------------------------|------------------------------------|-------------------|--------------|-------------------|--------------------|
| 优化前 | 0.399 95                       | 7.7                                | 97.184            | 23.432       | 95.036 81         | 80.533             |
| 优化后 | 0.387 14                       | 7.842 82                           | 95.043            | 23.433       | 96.303 36         | 80.338             |
| 变化量 | -0.012 81                      | 0.142 82                           | -2.141            | 0.001        | 1.266 55          | -0.195             |

### 3.4 最低涡轮前温度模式仿真结果

假定飞行状态与 3.3 节相同,使用 AMPC-GWO 算法、GWO 算法和 GA 算法对燃油量和风扇导叶角进行搜索,最低涡轮前温度模式寻优效果如图 7 所示。GA 算法寻得的最优解为 0.956 3,GWO 算法寻得的最优解为 0.957 5,AMPC-GWO 算法寻得的最优解为 0.951 7,在相同的迭代次数下,AMPC-GWO 算法寻得的涡轮前温度最低,相对初始点温度 0.971 8 降低了 2.068 3%,可以认为该算法更加适合最低涡轮前温度模式的性能寻优控制。

最低涡轮前温度模式控制量和部分状态量变化如表 4 所示,表中参数使用设计点参数进行了归一化处理。以寻优效果最好的 AMPC-GWO 算法为例,燃油流量降低了  $0.012 09 \text{ kg/s}$ ,相当于初始

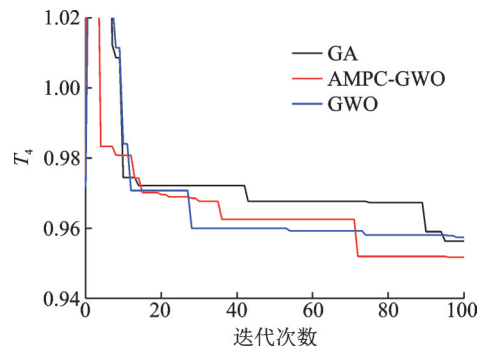


图7 最低涡轮前温度模式寻优效果

Fig.7 Optimization results under the lowest turbine inlet temperature mode

状态燃油流量的 3.022 8%,导叶角增加了  $0.137 81^{\circ}$ ,推力基本保持初始推力不变,偏差在 0.036% 以内,其他被限制量也都满足约束条件。

表4 最低涡轮前温度模式AMPC-GWO算法寻优发动机控制量和部分状态量变化

Table 4 Changes of controls and state parameters after optimization under the lowest turbine temperature mode by using AMPC-GWO

| 状态量 | 燃油量<br>$W_f/(kg \cdot s^{-1})$ | 风扇导叶角<br>$\theta_{IGV}/(^{\circ})$ | 风扇喘振裕<br>度SM/% | 推力<br>$F/\%$ | 涡轮前温度<br>$T_4/\%$ | 低压轴转速<br>$n_l/\%$ | 喷流噪声总声压<br>级UOL/% |
|-----|--------------------------------|------------------------------------|----------------|--------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| 优化前 | 0.399 95                       | 7.7                                | 26.423         | 23.432       | 97.18             | 95.036 81         | 80.533            |
| 优化后 | 0.387 86                       | 7.837 81                           | 26.501         | 23.434       | 95.17             | 95.995 09         | 80.349            |
| 变化量 | -0.012 09                      | 0.137 81                           | 0.078          | 0.002        | -2.01             | 0.958 28          | -0.184            |

## 4 结 论

针对因考虑噪声限制及安全性等问题导致涡扇发动机性能潜力未能得到足够发挥的问题,对涡扇发动机性能/喷流噪声系统进行了综合性能寻优控制的研究。为提高优化收敛精度和速度,提出了一种基于自适应变异概率的综合灰狼优化算法(AMPC-GWO),标准测试函数测试结果表明AMPC-GWO算法的全局寻优性能和鲁棒性优于GWO算法和GA算法。将3种算法引入发动机的性能寻优控制,在通用的约束条件中加入喷流噪声约束,优化结果表明AMPC-GWO算法的优化性能优于GWO算法和GA算法,在使用AMPC-GWO算法后,涡扇发动机在满足喷流噪声限制的情况下,在最大推力模式下可提升推力13.45%,最小油耗模式可降低油耗3.19%,最低涡轮前温度模式可降低涡轮前温度2.07%。

### 参考文献:

- [1] DE F. Airworthiness: An introduction to aircraft certification and operations[M]. [S. l.]: Butterworth-Heinemann, 2016.
- [2] 中国民用航空总局. 航空器型号和适航合格审定噪声规定[S]. 北京:中国民用航空总局公报, 2007. Civil Aviation Administration of China. Aircraft type and noise regulations for airworthiness certification [S]. Beijing: Bulletin of the Civil Aviation Administration of China, 2007.
- [3] 中国民用航空总局. 中国民用航空器适航管理[S]. 北京:中国民用航空总局航空器适航司, 1994. Civil Aviation Administration of China. Chinese civil aircraft airworthiness management [S]. Beijing: Aircraft Airworthiness Department of Chinese Civil Aviation Administration, 1994.
- [4] PENDLEY R. Recent advances in the technology of aircraft noise control[J]. Journal of Aircraft, 1976, 13(7): 513-519.
- [5] 龙双丽, 聂宏, 薛彩军, 等. 民用飞机起落架气动噪声数值仿真[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(6): 786-791. LONG Shuangli, NIE Hong, XUE Caijun, et al. Aerodynamic noise simulation of commercial aircraft landing gear [J]. Journal of Nanjing University of

Aeronautics & Astronautics, 2012, 44(6): 786-791.

- [6] 穆宁. 航空声学[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1993. MU Ning. Aeronautical acoustic [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 1993.
- [7] LI Y, ZHANG H, ZHANG T. Establishment and application in performance seeking control of an on-board adaptive aero-engine model considering nonlinear remainders[J]. J Propul Technol, 2016, 37(1): 172-180.
- [8] ZHOU J, SHI R, ZHANG Q, et al. Performance seeking control of turbo shaft engine with variable inlet guide vanes [J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(10): 2371-2375.
- [9] 刘楠, 黄金泉. 应用改进粒子群算法的涡轴发动机性能寻优[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(3): 303-308. LIU Nan, HUANG Jinquan. Performance seeking of turbo-shaft engines based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 45(3): 303-308.
- [10] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [11] 张新明, 涂强, 康强, 等. 强化狼群等级制度的灰狼优化算法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(5): 879-889. ZHANG Xinming, TU Qiang, KANG Qiang, et al. GWO based on strengthening the hierarchy of wolves [J]. Data Acquisition and Processing, 2017, 32(5): 879-889.
- [12] POSEY J, NORUM T, BROWN M. Jet noise from ultrahigh bypass turbofan engines [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2002, 111(5): 2448-2461.
- [13] ZHU A, XU C, LI Z, et al. Hybridizing grey wolf optimization with differential evolution for global optimization and test scheduling for 3D stacked SoC [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(2): 317-328.
- [14] 陈义雄, 梁昔明, 黄亚飞. 基于佳点集构造的改进量子粒子群优化算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(4): 1409-1414. CHEN Yixiong, LIANG Ximing, HUANG Yafei. Improved quantum particle swarm optimization based on good-point set [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(4): 1409-1414.