

# 基于NSGA II算法分布度改进的ATREX 发动机性能优化方法研究<sup>\*</sup>

黄 晨<sup>1</sup>, 徐 蒙<sup>1,2</sup>, 刘智远<sup>1,2</sup>, 赵 巍<sup>1,2</sup>, 徐建中<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院工程热物理研究所, 北京 100190;  
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 为使飞行轨迹上膨胀式空气涡轮冲压发动机 (Air Turbo Ramjet Expander, ATREX) 推力满足飞行器要求, 同时比冲为对应推力下的最优值, 基于改进分布度的NSGA II算法建立了以推力、比冲为优化目标的ATREX多目标优化模型。本文首先提出了基于个体优化目标间直线距离的筛选函数, 改善了NSGA II算法优化结果的分布度; 然后基于改进的NSGA II算法建立了ATREX性能多目标优化模型, 获得了地面状态发动机推力、比冲最优解。在优化结果分布度接近前提下, 与基于原NSGA II算法建立的ATREX性能多目标优化模型对比, 基于改进NSGA II算法建立的优化模型所需初始种群个数及迭代时间均下降30%左右。

**关键词:** 膨胀式空气涡轮冲压发动机; 变比热; 化学平衡方法; 多目标遗传算法; 变工况

**中图分类号:** V231.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2019) 11-2420-08

**DOI:** 10.13675/j.cnki. tjjs. 180795

## Research on Air Turbo Ramjet Expander Performance Optimization Based on Diversity Improved NSGA II Algorithm

HUANG Chen<sup>1</sup>, XU Meng<sup>1,2</sup>, LIU Zhi-yuan<sup>1,2</sup>, ZHAO Wei<sup>1,2</sup>, XU Jian-zhong<sup>1,2</sup>

(1. Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** In order to make the Air Turbo Ramjet Expander (ATREX) meets thrust requirements of the aircraft along the flight path, and at the same time the engine specific impulse is optimal under the corresponding thrust, an ATREX multi-object optimization model is built based on the diversity improved NSGA II algorithm, the engine specific impulse and thrust are selected as the optimization goal. During the modeling process, first, the searching function based on linear distance of individual optimized targets is proposed to improve the distribution of the NSGA II optimization results; then, the ATREX performance multi-object optimization model is built based on the improved NSGA II algorithm, the optimal ATREX thrust and impulse are obtained at sea level static condition. When the distribution of the optimization results is close, compared to the ATREX multi-object optimi-

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2018-12-19; 修订日期: 2019-04-18。

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFB0901402); 国家自然科学基金 (51776198)。

作者简介: 黄 晨, 博士, 工程师, 研究领域为组合动力发动机总体技术。E-mail: huangchen@iet.cn

通讯作者: 赵 巍, 博士, 副研究员, 研究领域为发动机气动热力学。E-mail: zhaowei@iet.cn

引用格式: 黄 晨, 徐 蒙, 刘智远, 等. 基于NSGA II算法分布度改进的ATREX发动机性能优化方法研究[J]. 推进技术, 2019, 40(11): 2420-2427. (HUANG Chen, XU Meng, LIU Zhi-yuan, et al. Research on Air Turbo Ramjet Expander Performance Optimization Based on Diversity Improved NSGA II Algorithm [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2019, 40(11): 2420-2427.)

zation model built based on the NSGA II, the initial population number and the convergence speed of the optimization model built based on the improved NSGA II are reduced by about 30%.

**Key words:** Air Turbo Ramjet Expander; Variable specific heat; Chemical equilibrium method; Multi-objective genetic algorithm; Off-design condition

## 1 引言

膨胀式空气涡轮冲压发动机(Air Turbo Ramjet Expander)是一种预冷型高速动力,可用作两级入轨飞行器第一级动力装置<sup>[1-2]</sup>。为明确该类发动机性能特点使其在工作包线内发挥最佳性能,研究学者针对关键循环参数对发动机性能影响开展了相关工作<sup>[3-6]</sup>。而在实际应用中,发动机性能优化必须满足飞行器需求。为保证飞行任务的顺利完成,通常在飞行轨迹的起飞、爬升或跨声速加速点等关键任务点明确给出推力要求。仅以发动机推力为优化目标能够满足飞行器正常工作的基本需求,但所获得比冲并非对应推力下最优解。若将发动机推力、比冲同时作为优化目标,采用多目标优化方法对发动机关键性能进行优化,不仅所获得发动机性能能够满足推力需求,而且比冲为对应推力下的最优值。

近年来,多目标遗传算法以其多方向和全局搜索特性,被运用于动力系统的多目标优化求解问题中。陈湘等<sup>[7]</sup>基于遗传算法建立了燃气涡轮发动机循环优化模型,通过合理设置适应度值将以单位推力、耗油率为优化目标的多目标优化问题转化为单目标优化。李立君等<sup>[8]</sup>将NSGA II算法运用于双轴混排涡扇发动机总体方案优化设计中,获得了发动机约束方程解空间内的分布均匀的Pareto最优解集,可为发动机设计者提供决策依据。Adel等<sup>[9]</sup>在满足飞行器动力需求前提下,运用遗传算法对三种布局形式的涡桨发动机进行优化设计分析,并从Pareto最优解集中获得了两套可行方案,研究人员指出目前所采用方法适合用于涡桨发动机前期方案设计,在后期深入研究中有必要根据详细设计准则引入基于梯度的混合遗传算法增强优化设计的全局性。Miranda等<sup>[10]</sup>将多目标遗传算法运用于无预冷ATREX发动机循环参数优化选取中,分析了涡轮膨胀比与换热器热载荷、风扇压比与发动机推力及比冲的耦合关系,提出了无预冷ATREX发动机循环参数选取准则。Atashkari等<sup>[11]</sup>将改进的多目标遗传算法运用于涡轮发动机性能多目标优化分析中,认为采用多目标优化方法对循环进行优化有助于发现优化目标与变量之间的热力学关系。

从以上研究可看出,研究人员通常将多目标遗传算法运用于发动机循环参数选取中,若将该算法运用于发动机变工况性能寻优,则必须在算法中考虑发动机部件匹配关系。ATREX发动机是一种组合动力,相对于常规涡轮发动机具有系统匹配复杂、调节变量较多的特点,优化模型求解时间将增加3~5倍。此时若能够改善优化结果的分布度,则仅需较少种群个体即可实现对最优前沿面的全面覆盖,减少算法迭代时间,提升效率。NSGA II算法由Deb等提出,采用精英保留策略及非支配排序方式保证种群的多样性及最优解分布的均匀性<sup>[12-13]</sup>,然而NSGA II算法容易同时淘汰或保留拥挤距离接近的个体,不利于种群分布均匀性的保持<sup>[14-15]</sup>。本文提出了基于个体优化目标间直线距离的筛选函数,改进了NSGA II算法优化结果的分布度;基于改进的NSGA II算法,建立了ATREX发动机变工况性能多目标优化方法,能够更为快速地获得发动机对应推力下的最大比冲。

## 2 优化算法

ATREX发动机采用燃料驱动涡轮带动压气机压缩空气,涡轮与压气机排气在燃烧室中掺混燃烧,经尾喷管喷出产生推力,发动机热力循环结构简图如图1所示。

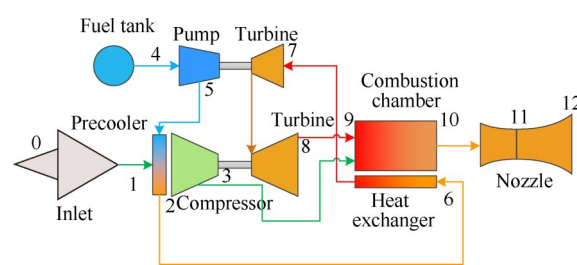


Fig. 1 ATREX cycle schematic diagram

在本文仿真中,选取地面状态为发动机设计点,关键部件设计点性能选取如表1所示。

本文将选用NSGA II算法建立ATREX发动机变工况性能多目标优化模型,为改进算法分布度,对NSGA II算法中非支配排序函数进行改进。

### 2.1 拥挤距离计算缺陷

NSGA II算法通过快速非支配排序方法确定种

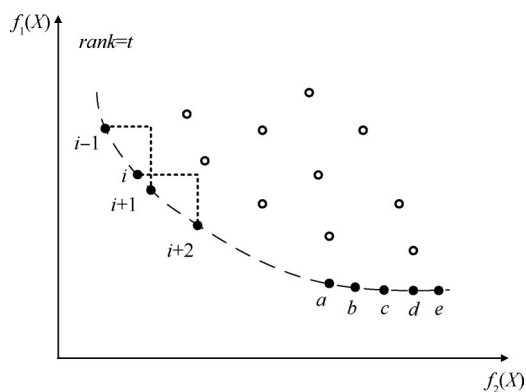
**Table 1** Components on design performance

| Parameters                                            | Value |
|-------------------------------------------------------|-------|
| Precooler heat exchange effectiveness <sup>[16]</sup> | 0.85  |
| Compressor pressure ratio                             | 4     |
| Compressor isentropic efficiency                      | 0.86  |
| Turbine inlet temperature/K                           | 1200  |
| Turbine expansion ratio                               | 3.69  |
| Turbine isentropic efficiency                         | 0.80  |
| Combustion chamber outlet temperature/K               | 2300  |

群中个体的非支配层级(Non-domination rank)与拥挤距离(Crowding Distance),引入精英保留策略决定进入下一次迭代的种群个体,改善算法鲁棒性与收敛速度。根据相关文献可知,个体间拥挤距离的本质为两两相邻的个体在  $m$  个优化方向上的欧几里德距离之和,求解公式为

$$I(i) = \sum_{k=1}^m \frac{f(i+1)_k - f(i-1)_k}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \quad (1)$$

式中  $I$  为种群个体  $i$  的拥挤距离,  $f_k$  为第  $k$  个优化方向上的目标函数值。根据相关文献可知<sup>[14-15]</sup>,该种算法在精英保留阶段存在缺陷,图2为  $k=2$  时个体间拥挤距离的示意图,从图中可看出  $i$  与  $i+1$  拥挤距离接近,被淘汰与被保留概率相当,同理  $b, c, d$  三个个体被淘汰与被保留概率相当,而从下一代种群分布均匀性方面考虑,  $i$  与  $i+1$  仅需保留一个,  $b, c, d$  可同时保留或同时淘汰  $b$  与  $d$ 。

**Fig. 2** Shortage in NSGA II crowding distance function

## 2.2 算法改进

由于本文以 ATREX 发动机推力、比冲为优化目标进行多目标优化,将以优化目标个数  $m=2$  为例说明算法的改进过程。

根据上文分析,在拥挤距离计算方法中仅考虑个体在  $m$  方向上的欧几里德距离,并未考虑个体间的直线距离,从图3中可看出,在  $rank=1$  层级中分布较为稠密的  $i, i+1$  及  $a, b, c, d, e$  各点到本层级中其余各

点的最小直线距离同样较小,因此本文拟在精英保留策略中加入基于个体优化目标间直线距离的筛选函数,从而改善优化结果的分布度。

$$L = \sqrt{(f_1(X_1) - f_1(X_2))^2 + (f_2(X_1) - f_2(X_2))^2} \quad (2)$$

针对 ATREX 发动机推力、比冲进行优化时,可将式(2)写为

$$L = \sqrt{(I_{sp}(X_1) - I_{sp}(X_2))^2 + (F(X_1) - F(X_2))^2} \quad (3)$$

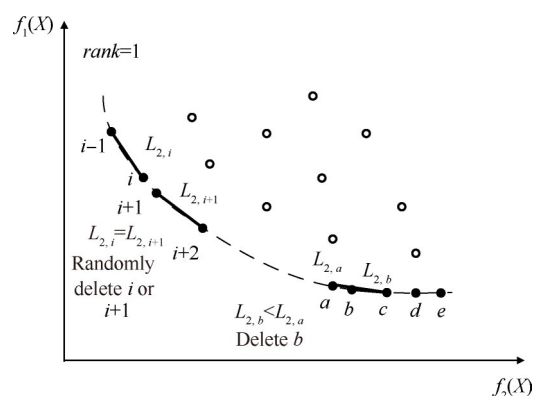
在优化过程中发现,NSGA II 算法优化过程接近收敛时,个体的支配层级通常为1,仅对  $rank=1$  层级下个体进行筛选即可改善算法分布度。算法改进步骤如下:

(1) 判断  $rank=1$  中个体数  $N_{rank=1}$ , 当  $N_{rank=1} > 3$  时,根据式(2)计算所有个体与其余个体的直线距离  $L$ ,从中选取最大直线距离  $L_{\max}$ ,根据公式  $L_{\text{avg}} = L_{\max} / (N_{rank=1} - 1)$  获得个体间的平均距离  $L_{\text{avg}}$ ;若  $N_{rank=1} \leq 3$  则无需进行筛选。

(2) 统计  $rank=1$  中每个个体与其余个体的最小直线距离  $L_{\min,i}$  ( $i=1 \dots N_{rank=1}$ ), 从中挑选  $L_{\min,i} < L_{\text{avg}}$  的个体,并将  $L_{\min,i}$  相等的个体分为一组。

(3) 依据第二小直线距离  $L_{2,i}$  对  $L_{\min,i}$  相等的一组个体进行筛选,  $L_{2,i}$  最小的个体直接被淘汰,若  $L_{2,i}$  相等则随机选取个体进行淘汰。

以图3中的  $i, i+1$  及  $a, b$  为例,  $L_{2,i} = L_{2,i+1}$  随机删除  $i$  或  $i+1$ ,  $L_{2,i}$  明显大于  $L_{2,b}$  删除  $b$ ,能够有效解决2.1节中所述问题。

**Fig. 3** Screening method based on individual line distance

在非支配排序与拥挤距离计算过程中加入筛选函数将增加算法复杂度,但所消耗时间相对于 ATREX 发动机变工况迭代求解模型所需时间可基本忽略。

选用多目标问题测试函数 ZDT1, ZDT2, ZDT3 和 ZDT4<sup>[17]</sup> 对算法优化结果的收敛度及分布度改善程度

进行校验与分析,ZDT1,ZDT2,ZDT3 和 ZDT4 函数如表 2 所示。

采用世代距离 (Generational Distance) 作为算法收敛度的定量评价准则<sup>[13]</sup>,世代距离  $GD$  为计算所得 Pareto 边界与真实最优边界的趋近程度,表达式为

$$GD = \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^n d_i^p \right)^{1/p} \quad (4)$$

式中  $N$  为 Pareto 边界中的个体数,  $d_i$  为个体与实际最优边界的最小欧几里德距离,  $GD$  取值越小代表优化所得 Pareto 最优解越接近真实最优解,算法收敛度越好。

选用空间评价方法 (Spacing Metric) 对优化结果分布度进行评价<sup>[13]</sup>,函数定义式为

$$\Delta = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2} \quad (5)$$

式中

$$d_i = \min_j (|f_1^i(X) - f_1^j(X)| + |f_2^i(X) - f_2^j(X)|) \\ (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

式中  $\bar{d}$  是所有  $d_i$  的平均值,  $\Delta$  取值越小, Pareto 边界上个体分布越均匀。

校验过程中设置参数如下:种群规模  $N=100$ ,进化代数  $Step=300$ ,交叉概率  $\delta_c=0.9$ ,变异概率  $\delta_m=0.1$ ,每个函数进行 20 次实验测试,统计优化结果  $GD$  与  $\Delta$  的最大、最小以及平均值。所得结果如表 3 所示。

从表 3 可看出,加入基于个体优化目标直线距离的筛选函数后,两种算法优化结果收敛性指标  $GD$  值相当,而改进算法所得优化结果空间分布度得到明显改善,ZDT1 函数  $\Delta_{ave}$  值减小 33.04%,ZDT2 函数  $\Delta_{ave}$  值减小 37.17%,ZDT3 函数  $\Delta_{ave}$  值减小 15.53%,ZDT4 函数  $\Delta_{ave}$  值减小 25.95%,其中 ZDT3 函数的 Pareto 最优解为非连续。由此可知,当测试函数优化结果 Pareto 前沿面为连续时,改进算法能够提升优化结果的分布度 25% 以上。以上优化结果验证了所提出筛选函数能够有效改进 NSGA II 算法优化结果的分布度,下文将结合 ATREX 发动机变工况性能求解模型进一步说明改进算法在 ATREX 发动机性能寻优中的

Table 2 Test function

| Test problems | Objective functions                                                               | Constraints/features                                                   |
|---------------|-----------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|
| ZDT1          | $f_1(X_1) = X_1$                                                                  |                                                                        |
|               | $g(X_2, \dots, X_m) = 1 + 9 \sum_{i=2}^m X_i / (m - 1)$                           | $m=30; 0 \leq X_i \leq 1$                                              |
|               | $f_2(f_1, g) = 1 - \sqrt{f_1/g}$                                                  | Pareto convex                                                          |
| ZDT2          | $f_1(X_1) = X_1$                                                                  |                                                                        |
|               | $g(X_2, \dots, X_m) = 1 + 9 \sum_{i=2}^m X_i / (m - 1)$                           | $m=30; 0 \leq X_i \leq 1$                                              |
|               | $f_2(f_1, g) = 1 - (f_1/g)^2$                                                     | Pareto concave                                                         |
| ZDT3          | $f_1(X_1) = X_1$                                                                  |                                                                        |
|               | $g(X_2, \dots, X_m) = 1 + 9 \sum_{i=2}^m X_i / (m - 1)$                           | $m=10; 0 \leq X_i \leq 1$                                              |
|               | $f_2(f_1, g) = g(1 - \sqrt{f_1/g} - (f_1/g) \sin(10\pi f_1))$                     | Discontinuity                                                          |
| ZDT4          | $f_1(X_1) = X_1$                                                                  |                                                                        |
|               | $g(X_2, \dots, X_m) = 1 + 10(m - 1) + 9 \sum_{i=2}^m (X_i^2 - 10 \cos(4\pi X_i))$ | $m=10; 0 \leq X_i \leq 1; i=1;$<br>$-5 \leq X_i \leq 5, i=2, \dots, m$ |
|               | $f_2(f_1, g) = 1 - \sqrt{f_1/g}$                                                  | Pareto convex                                                          |

Table 3 Test function optimization results comparison

| ZDT1     |         |                  |          | ZDT2             |          | ZDT3             |          | ZDT4             |          |
|----------|---------|------------------|----------|------------------|----------|------------------|----------|------------------|----------|
|          | NSGA II | Improved NSGA II | NSGA II  | Improved NSGA II | NSGA II  | Improved NSGA II | NSGA II  | Improved NSGA II |          |
| GD       | Max     | 0.000967         | 0.000941 | 0.000547         | 0.000551 | 0.000765         | 0.000812 | 2.127991         | 2.508788 |
|          | Min     | 0.000677         | 0.000685 | 0.000451         | 0.000462 | 0.000640         | 0.000653 | 0.265927         | 0.181607 |
|          | Ave     | 0.000831         | 0.000839 | 0.000495         | 0.000497 | 0.000711         | 0.000722 | 0.931673         | 0.933982 |
| $\Delta$ | Max     | 0.007169         | 0.005726 | 0.008793         | 0.005299 | 0.009746         | 0.009959 | 0.030953         | 0.020488 |
|          | Min     | 0.005066         | 0.003397 | 0.005472         | 0.003257 | 0.006197         | 0.005081 | 0.010396         | 0.006037 |
|          | Ave     | 0.006334         | 0.004241 | 0.006672         | 0.004192 | 0.008028         | 0.006781 | 0.015160         | 0.011226 |

作用。

3 优化模型建立及算例分析

给定飞行条件下,基于改进 NSGA II 算法建立 ATREX 发动机变工况性能多目标优化模型。

3.1 优化变量及优化目标

优化过程中,优化变量  $X^*$  为 ATREX 发动机压气机特性插值参数  $\beta_c$ , 物理转速  $n$  及涡轮前温度  $T_{t_4}$ ; 发动机推力、比冲为优化目标。

通过物理转速  $n$  与压气机特性插值参数  $\beta_c$  可从压气机特性图中插值获得压气机压比、效率及流量, 当  $\beta_c=0$  时, 压气机工作点位于喘振边界;  $\beta_c=100\%$  时, 压气机工作点位于堵塞边界。发动机物理转速过高容易导致压气机稳定工作裕度下降、转子许用应力超出材料许用应力极限等问题; 而物理转速过低则会造成压气机作用能力下降、发动机推力与比冲过低等问题, 因此选取发动机物理转速  $n$  变化范围为  $[60\%, 100\%]$ 。ATREX 发动机通过高温燃料蒸气驱动涡轮, 具有小体积流量特点难以冷却, 涡轮前最高温度设定为  $1200\text{K}$ ; 过低的涡轮入口温度将导致燃气做功能力较差, 涡轮折合转速易超出特性范围, 选取涡轮入口温度下限为  $700\text{K}$ 。其中, 压气机插值参数对应尾喷管喉部面积, 物理转速对应燃料流量, 涡轮前温度对应燃料泵压比。优化变量取值范围具体如表 4 所示。

| Table 4 Range of design variables |              |               |                    |
|-----------------------------------|--------------|---------------|--------------------|
| Parameters                        | $\beta_c/\%$ | $n/\%$        | $T_{t_4}/\text{K}$ |
| Ranges                            | $[0\sim100]$ | $[60\sim100]$ | $[700\sim1200]$    |

3.2 建模方法

基于工质变比热与热化学平衡方法建立 ATREX 发动机变工况模型, 通过 NASA 多项式拟合<sup>[18]</sup> 获得不同状态下工质焓、熵值, 采用基于最小吉布斯自由能的热化学平衡方法计算燃烧反应后的高温燃气组分及温度。

ATREX 发动机变工况建模方法如文献[16]中所述, 采用压气机、涡轮变工况特性如图 4 所示。

飞行状态给定, 对 ATREX 发动机变工况性能进行优化需满足发动机正常工作约束条件, 该问题为带有约束条件的多目标优化问题。求解过程中约束条件包括, 等式约束条件: 压气机、燃料泵与涡轮功率平衡, 压气机、涡轮出口压力平衡, 预冷器中燃空比与压气机、涡轮流量之比平衡, 预冷器中空气流量与压气

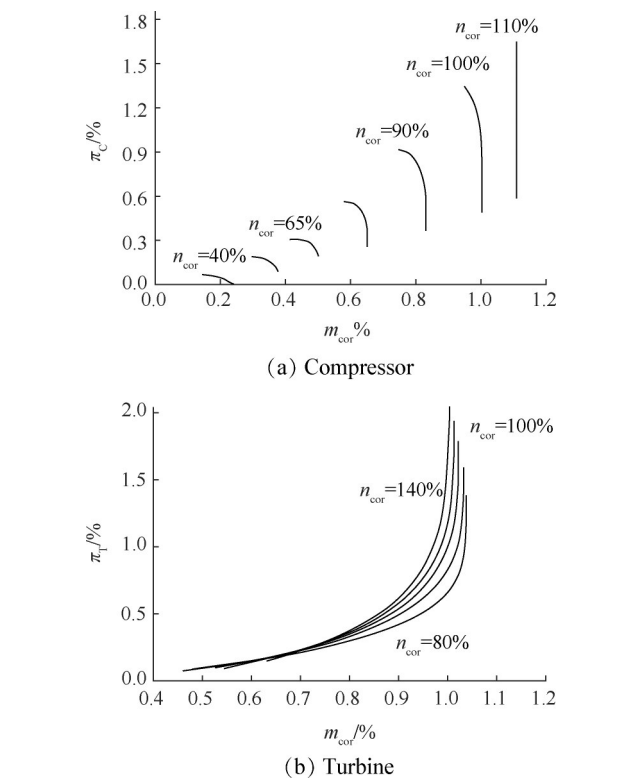


Fig. 4 Compressor and turbine off-design characteristics

机流量平衡; 及不等式约束条件: 压气机出口不超温。若优化过程中要求发动机推力或比冲大于一定值, 可将该条件作为不等式约束。具体形式如下所示

$$\begin{cases} W_t \eta_m - (W_c + W_p) = 0 \\ p_3 - p_8 = 0 \\ f_{IHE} - \frac{m_t}{m_{c,air}} = 0 \\ m_{IHE,air} - m_{c,air} = 0 \\ T_{lim} - T_{c,out} \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中  $W_c, W_t, W_p$  为压气机、涡轮及燃料泵输出功率,  $\eta_m$  为机械效率;  $p_3, p_8$  分别为压气机、涡轮出口压力;  $f_{IHE}$  为预冷器中燃空比,  $m_{c,air}, m_t$  为压气机、涡轮流量,  $m_{IHE,air}$  为预冷器中空气流量;  $T_{lim}$  为压气机部件材料最大允许工作温度, 需根据压气机材料许用应力要求选取。

本文将 ATREX 发动机变工况性能求解模型嵌入 NSGA II 算法中, 构成混合求解的 ATREX 发动机变工况性能多目标优化模型。以压气机工作点 (包括插值参数  $\beta_c$  与转速  $n$ )、涡轮前温度作为优化变量 (即种群个体) 输入性能求解模型, 涡轮特性插值参数  $\beta_t$ , 预冷器内燃空比及空气流量、燃料泵压比在性能求解模型中进行迭代以满足等式与不等式约束, 对始终无法满足约束的种群个体实施惩罚性输出, 在筛选过程中将优先被淘汰 (优化步骤如图 5 所示)。

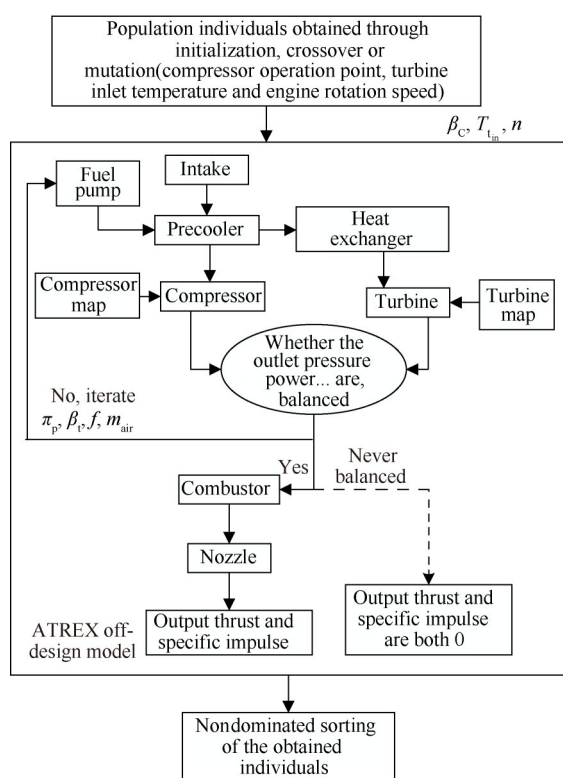


Fig. 5 ATREX multi-objective optimization model iterative method

### 3.3 结果分析

为使计算结果能够覆盖给定状态下发动机推力、比冲的最优解,同时减少迭代次数缩短计算收敛时间,设置初始种群中个体数  $N=80$ ,迭代次数  $Step=30$ 。根据相关文献可知,交叉运算是产生新个体的主要方法,决定遗传算法的全局搜索能力,交叉概率取值过低将导致个体直接复制到下一代使遗传搜索陷入停滞;变异有利于增加个体种群的多样性,但变异概率取值过高将导致算法趋近于随机搜索难以收敛,因此本文设置算法交叉概率  $\delta_c=0.9$ ,变异概率  $\delta_m=0.1$ 。仿真所采用计算机CPU为 i7-3770K,主频为 3.50GHz。

基于改进 NSGA II 算法所建立 ATREX 发动机变工况性能优化方法能够改善优化结果的分布度,相对于原 NSGA II 算法仅需较少的初始种群个数即能够实现最优解的均匀覆盖,节省计算时间,提升优化效率。本文采用对比分析方法,说明改进 NSGA II 算法对 ATREX 发动机推力、比冲最优解分布度的改进。

图6为两种算法所得最优解对应压气机工作点在压气机特性图上的分布,从图中可看出两种算法最优解所对应压气机工作点分布区域基本一致,说明改进 NSGA II 算法运用于 ATREX 发动机多目标寻优能够获得稳定的最优解。

图7为初始种群个数均为80时,改进算法与原

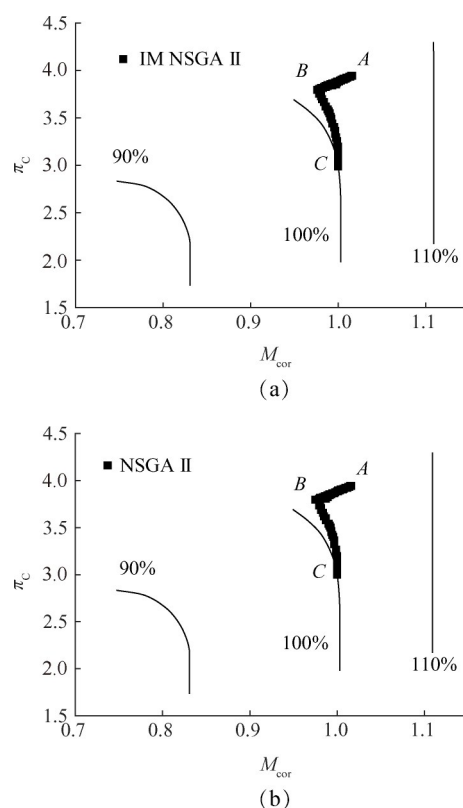


Fig. 6 Compressor operating points of the optimal results distribution comparison between the improved NSGA II and NSGA II

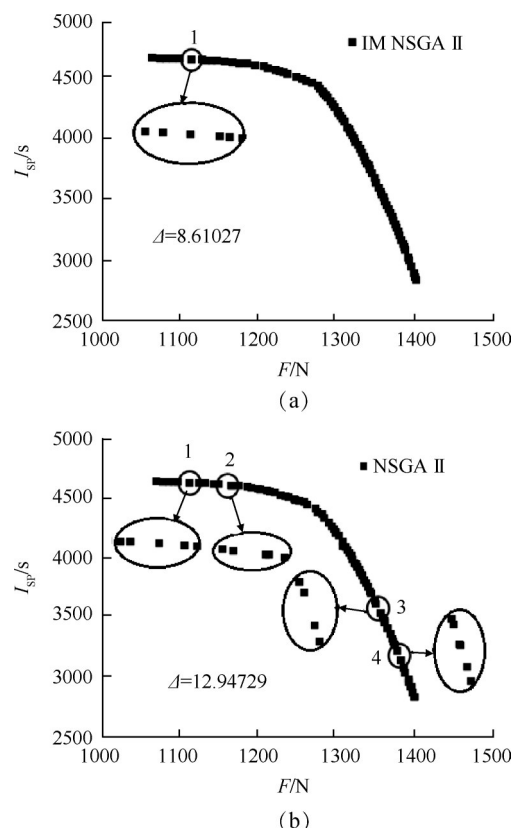


Fig. 7 Pareto front distribution comparison between the improved NSGA II and NSGA II

算法优化结果分布度的对比。通过改进算法所得优化结果 $\Delta=8.61$ ,而原算法优化结果 $\Delta=12.95$ ,从图 7 可看出,改进算法所得优化结果仅存在一处明显间断,而原算法优化结果存在 4 处明显间断。说明将改进的 NSGA II 算法运用于 ATREX 发动机变工况性能多目标优化同样能够改善优化结果的分布度,在初始种群个数相同前提下对最优前沿面的覆盖更加均匀。

根据式(5)可知,增大初始种群个体数能够改善优化结果的分布度,但算法迭代时间相应增加。逐步增加原算法初始种群个数与改进算法进行对比,种群个体数增加步长取为 10,同时考虑到遗传算法本身的随机性,对初始种群个数相同的算例各计算 10 次,统计优化结果 $\Delta$ 值的最大、最小、平均值及不同初始种群算例求解所需时间,结果如表 5 所示。

从该表中可看出,当原算法初始种群数为 80 时,

优化结果 $\Delta$ 最大、最小及平均值均大于改进算法,随着 NSGA II 算法初始种群个数的增加优化结果 $\Delta$ 值下降,当初始种群个数增至 120 时所得优化结果 $\Delta$ 值与改进算法相比最大值仅高 2.74%,最小值减小 6.73%,平均值减小 0.35%,其优化结果在最优前沿面分布均匀度与改进算法初始种群数为 80 时相当。从 ATREX 变工况性能求解模型调用次数与求解时间可看出,当初是种群个数为 80 时,调用发动机变工况性能求解模型 2360 次,两种算法迭代时间为 3h46min;而当原算法初始种群个数增至 120 时,性能求解模型调用次数增至 3540,所需时间为 5h42min。

根据以上分析可知,改进算法在初始种群个体数为 80 时所获得优化结果分布度与原算法初始种群个体数为 120 时相当,由于种群个体数的减少,改进算法收敛所需时间较原算法减少约 33.3%。

Table 5 ATREX performance optimization results comparison

|           | N   | $\Delta$ |          |          | ATREX off-design model run times | Convergence time       | Convergence time comparison/% |
|-----------|-----|----------|----------|----------|----------------------------------|------------------------|-------------------------------|
|           |     | Max      | Min      | Ave      |                                  |                        |                               |
| NSGA II   | 80  | 13.44132 | 10.61143 | 12.15067 | 2360                             | 3 hours and 46 minutes | 100                           |
|           | 90  | 13.17900 | 9.21697  | 10.92983 | 2610                             | 4 hours and 10 minutes | 110.6                         |
|           | 100 | 10.98741 | 8.58106  | 10.02358 | 2950                             | 4 hours and 39 minutes | 123.5                         |
|           | 110 | 10.43239 | 8.24140  | 9.23721  | 3200                             | 5 hours and 6 minutes  | 135.4                         |
|           | 120 | 9.90870  | 6.95571  | 8.40734  | 3540                             | 5 hours and 42 minutes | 151.3                         |
| IM NSGAII | 80  | 9.64462  | 7.45803  | 8.43715  | 2360                             | 3 hours and 42 minutes | 100                           |

4 结 论

本文提出了改进 NSGA II 算法优化结果分布度的筛选函数,并基于改进的 NSGA II 算法建立了 ATREX 发动机变工况性能优化模型,获得以下结论:

(1)在 NSGA II 算法非支配排序与拥挤距离计算函数中加入基于个体优化目标间直线距离的筛选函数,能够有效改善优化结果分布度。当 ZDT 测试函数 Pareto 最优解为连续时,改进 NSGA II 算法能够使优化结果分布度改善 25% 以上。

(2)当优化结果分布度相当时,通过改进 NSGA II 算法建立的 ATREX 性能优化模型对比基于原算法建立的 ATREX 性能优化模型,所需初始种群个数及迭代时间均减少 30% 左右。

致 谢:感谢国家重点研发计划项目、国家自然科学基金的资助。

参考文献:

[ 1 ] Sato T, Tanatsugu N, Naruo Y, et al. Development

Study on Air Turbo Ramjet [J]. *Acta Astronautica*, 2000, 47(11): 799-808.

[ 2 ] Isomura K, Omi J, Murooka T. A Feasibility Study of an ATREX Engine at Approved Technology Levels [R]. *AIAA* 2001-1836.

[ 3 ] Snyder C A. A Parametric Study of a Gas-Generator Air-turbo Ramjet(ATR)[R]. *NASA TM-88808*, 1986.

[ 4 ] Bossard J A, Thomas M E. The Influence of Turbomachinery Characteristics on Air Turbo Rocket Engine Operation[R]. *AIAA* 2000-3308.

[ 5 ] Isomura K, Omi J. A Comparative Study of an ATREX Engine and a Turbo Jet Engine[R]. *AIAA* 2001-3239.

[ 6 ] Christensen K. Air Turborocket/Vehicle Performance Comparison [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 1999, 15(5): 706-712.

[ 7 ] 陈 湘, 蔡元虎, 陈玉春. 基于遗传算法的燃气涡轮发动机循环优化[J]. *机械设计与制造*, 2005, (12): 45-46.

[ 8 ] 李立君, 尹泽勇, 乔渭阳. 基于多目标遗传算法的航空发动机总体性能优化设计[J]. *航空动力学报*, 2006, 21(1): 13-18.

- [9] Adel G, Tayeb B. Optimization Design of Turboprop Engine Using Genetic Algorithm[J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2009, 25(6): 1345–1350.
- [10] Miranda I R, Villace V F, Paniagua G. Modeling, Analysis, and Optimization of the Air Turbo Rocket Expander Engine [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2012, 29(6): 1266–1273.
- [11] Atashkari K N, Zadeh N, Pilechi A, et al. Thermodynamic Pareto Optimization of Turbojet Engine Using Multi-Objective Genetic Algorithms [J]. *International Journal of Thermal Sciences*, 2005, 31(2): 1061–1071.
- [12] Deb K, Meyarivan T. A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182–197.
- [13] 郑金华. 多目标遗传算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [14] 黄超, 胡德敏, 余星. 一种基于向量空间模型的NSGA II改进算法[J]. *微小型计算机系统*, 2015, 36(2): 391–396.
- [15] 文诗华, 郑金华. NSGA II中一种改进的分布性保持策略 [J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(33): 49–53.
- [16] 黄晨, 项效镭, 张彬彬, 等. 膨胀式空气涡轮火箭发动机最大状态调节规律与性能分析[J]. *工程热物理学报*, 2016, 37(10): 2070–2075.
- [17] Deb K. Multi-Object Genetic Algorithms: Problem Difficulties and Construction of Test Problems[J]. *Evolutionary Computation*, 1999, 7(3): 205–230.
- [18] Gordon S, McBride B J. Computer Program for Calculation of Complex Chemical Equilibrium Compositions and Applications[R]. *NASA RP-1311*, 1994.

(编辑:梅 瑛)