

基于NSGA-II算法的ATR发动机PI控制器 多目标优化方法研究*

焦昱翔^{1,2}, 赵庆军^{2,3,4}, 任三群², 蔡伟东^{2,3}, 许诚¹, 赵巍^{2,3}

(1. 华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 北京 102206;

2. 中国科学院工程热物理研究所, 北京 100190;

3. 中国科学院大学 航空宇航学院, 北京 100190;

4. 中国科学院分布式冷热电联供系统北京市重点实验室, 北京 100190)

摘要: 为了使空气涡轮火箭发动机(ATR)从慢车快速、稳定和准确地加速到最大状态,以ATR发动机燃气发生器流量和尾喷管喉部面积为控制变量,采用快速非支配排序遗传算法(NSGA-II算法)建立了发动机控制器参数多目标优化方法。将超调量、稳态误差、上升时间及误差积分值四个指标以加权的形式作为目标函数,引入执行机构超调惩罚机制,建立了PI控制器参数Pareto最优解集,完成了ATR发动机从慢车加速到最大状态的动态过程仿真。结果表明,将双回路多个控制性能指标以加权的组合形式作为目标函数,可以获得均匀分布的Pareto前沿;联合应用多目标优化方法和基于熵权法的优劣解距离法(TOPSIS),能够在双回路耦合下获得满足设计要求的ATR发动机动态特性,极大地缩短了人工整定控制器参数的时间;在加速过程中,多目标优化方法将涡轮膨胀比上升时间作为目标函数之一,与尾喷管面积开环控制动态过程相比,可以使涡轮膨胀比更早到达目标值,共同工作线远离喘振边界。

关键词: 空气涡轮火箭发动机; 动态过程; PI控制器; 参数优化; 遗传算法

中图分类号: V438 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2024) 02-2302037-09

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2302037

1 引言

空气涡轮火箭发动机(Air turbo-rocket, ATR)是一种涡轮基组合发动机,控制变量较多,包括燃气发生器流量、燃气发生器压力、加力燃油量、尾喷管喉部面积、尾喷管出口面积、氧燃比等,工程上一般采用PID控制方法。由于ATR发动机在加速时需要同时调节燃气发生器流量和尾喷管喉部面积控制参数,保证发动机可以快速、安全和稳定的运行,采用传统的PID控制器人工整定方法难度大,难以获得最优的动态响应,因此需要一种自动整定控制器参数的方法。

机器学习^[1]是一门源于人工智能和统计学的学科,被广泛应用于航空航天领域。一般将机器学习大致分为5种:符号主义、联结主义、进化主义、贝叶

斯主义和类推主义。遗传算法作为进化主义主算法,努力避开问题的局部解,并尝试获得全局最优解。苏伟生等^[2]采用遗传算法对发动机单变量及双变量PI控制器参数进行优化,将误差量及控制量加权作为目标函数,优化效果好,具有一定的动态解耦效果。曹志松等^[3]采用混合遗传算法进行航空发动机PID控制器参数整定,该算法优化效果优于常规遗传算法和单纯形算法。李玥等^[4]采用NSGA-II(Non-dominated sorted genetic algorithm-II)算法优化PID控制器参数,将转速阶跃响应的上升时间、超调量和调节时间作为目标函数,在地面和高空状态下获得了很好的动态特性和稳态特性。李学斌^[5]采用多目标遗传算法对航空发动机PID控制器参数进行参数整定,综合考虑了系统超调量、稳定时间和ITAE

* 收稿日期: 2023-02-20; 修订日期: 2023-05-14。

基金项目: 国家科技重大专项(J2019-III-0001-0044; J2019-II-0016-0037)。

作者简介: 焦昱翔, 硕士生, 研究领域为航空发动机总体性能。

通讯作者: 赵巍, 博士, 研究员, 研究领域为航空发动机气动热力学。E-mail: zhaowei@iet.cn

引用格式: 焦昱翔, 赵庆军, 任三群, 等. 基于NSGA-II算法的ATR发动机PI控制器多目标优化方法研究[J]. 推进技术, 2024, 45(2): 2302037. (JIAO Y X, ZHAO Q J, REN S Q, et al. Multi-objective optimization method of ATR engine PI controller based on NSGA-II algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(2): 2302037.)

性能指标,最终获得了满意的动态性能。Montazeri等^[6]采用遗传算法对最小最大燃油控制器参数进行优化,发动机响应时间与油耗通过加权的形式将问题转化为单目标优化问题,最终验证了遗传算法对单轴涡喷发动机的有效性。Liu等^[7]提出了一种基于混乱遗传算法(mGA)的关联学习遗传算法(LLGA),用于优化燃气涡轮发动机的最大-最小燃油控制器性能,实现了发动机在地面条件从慢车工况加速到设计转速的控制参数整定,优化后的响应时间缩短了6.7%,油耗基本不变。Li等^[8]将遗传算法应用于动态问题,设计了一种基于遗传算法的在线优化控制器(DOOC),在线改变控制器参数,并且简化发动机模型进行了地面和非补燃状态下的联合仿真。在整个飞行包线范围内,加速过程的推力平均增加了8.1%。

通过以上研究可以看出,研究人员对控制器参数整定研究通常是改进优化算法或设计不同的目标函数两种方式,且大多数是针对航空发动机燃油控制回路进行参数整定。本文针对人工整定ATR发动机多回路PI控制器难的问题,联合应用NSGA-II算法与TOPSIS(Technique for order preference by similarity to ideal solution)多属性决策方法,开展ATR发动机控制器参数多目标优化方法的研究。

2 优化算法

NSGA算法是由Srinivas和Deb于20世纪90年代初期提出,该方法能解决任意数目的目标问题,并且能够求最大和最小的问题。Deb于2002年对NSGA算法进行了改进,提出了NSGA-II算法^[9],一种快速的非劣性排序方法:定义了拥挤距离估计某个点周围的解密度取代适应值共享,改善了算法的鲁棒性与收敛速度^[10],已成为进化多目标优化领域的基准算法之一。

2.1 目标函数的确定

对于NSGA-II算法来说,目标函数 J 的设计是关键的一环。空气涡轮火箭发动机PI控制器参数优化可以看作是一个函数优化问题,而优化的对象就是控制系统品质。衡量一个控制系统的指标有三个方面:快速性、稳定性和准确性。为了防止超调量过大,一般将超调量 σ 作为 J 的一项,权值为 ω_1 ;为了实现动态过程的快速性,将 J 中加入上升时间 t_r ,权值为 ω_2 ;为了实现控制系统的准确性,将 J 中加入稳态误差 e_{ss} ,权值为 ω_3 ;为了获得满意的动态过程特性,将 J 中加入时间乘绝对误差积分准则 L_{ITAE} ,权值为 ω_4 ;引入执行机构的超调惩罚机制,若执行机构产生超调,则将执行机构超调 δ 作为 J 的一项, ω_5 为罚系数。其中

$$L_{ITAE} = \int_0^t |e(t)| dt \quad (1)$$

$$J = \omega_1 \sigma + \omega_2 t_r + \omega_3 e_{ss} + \omega_4 L_{ITAE} + \omega_5 \delta \quad (2)$$

2.2 TPOSI方法^[11]

因为NSGA-II算法的优化结果——Pareto前沿是一组最优解组成的解集,从解集中选出对于决策者来说最优的解是一个多属性决策问题。Hwang等^[12]开发的TOPSIS又称优劣解距离法,是一种多属性决策方法。它的基本思想是,通过一定的计算,评估任何一个个体距离正理想解和负理想解的欧氏距离。如果一个个体距离正理想解越近,距离负理想解越远,就认为这个个体是最优的。在标准化决策矩阵后引入熵权法,属性的熵权为TOPSIS方法提供了偏好信息,通过计算每个属性的得分从而获得最优解。基于熵权法的TOPSIS法的具体计算方法可参考文献[13]。

2.3 优化流程

(1)随机产生初始种群,经过选择交叉变异形成子代种群。

(2)将两个种群合并形成新的种群,经过快速非支配排序和精英策略算则算法选取合适的个体组成新的父代种群,进行选择交叉变异形成新的子代种群。

(3)重复步骤(2)直到迭代次数达到设置的遗传代数,获得Pareto前沿数据。

(4)将Pareto前沿数据转化为决策矩阵,将矩阵正向化和标准化。

(5)确定正理想解和负理想解,在计算个体与正理想解、负理想解的欧式距离时引入熵权法,最后获得每个属性的归一化得分,取最大值作为最优解。

3 基于遗传算法的控制器参数整定及分析

3.1 控制回路设计

本文ATR发动机动态模型参考文献[14],分别在燃气发生器和燃烧室出口设置容积室,采用显式欧拉法求解转速微分方程和容积微分方程,获得燃气发生器出口压力和燃烧室出口压力,从而求出压气机压比与涡轮膨胀比,即可确定发动机状态。采用化学平衡方法获取发动机内化学反应后温度及工质组分,通过NASA多项式计算发动机各截面工质热物性。发动机控制原理见图1,控制变量有燃气发生器流量 W_f ,尾喷管喉部面积 A_5 ,尾喷管出口面积 A_9 ,加力燃油量 W_{fAB} ,燃气发生器压力 p_G 。

本文采用分散控制方法,控制回路结构如图2所示,具有结构简单、设计难度小、易于维护且有良好的鲁棒性能的特点。为了使发动机实现所需要的流

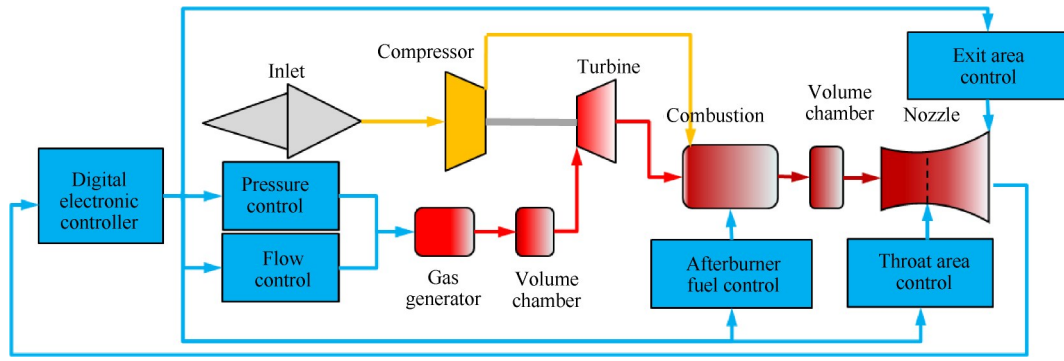


Fig. 1 ATR engine control principle schematic

量以及在该流量下的最大推力,在尾喷管喉部和出口分别布置同步环和执行机构,使喉部和出口面积能够独立调节。将发动机控制系统分为两个闭环子系统以及三个开环子系统:

(1) 转速控制回路,采用比例和积分控制, N_R 作为期望转速与反馈转速 N 形成误差,以电信号形式传递给PI控制器,控制器输出电流信号 I_{W_f} ,通过燃气发生器流量执行机构来控制燃气发生器流量 W_f ,经过限幅和限速后输入发动机模型,将计算得出的转速 N 通过传感器反馈回去与期望值形成误差。

(2) 涡轮膨胀比控制回路,采用比例和积分控制, π_{TR} 作为期望膨胀比与反馈膨胀比 π_T 形成误差,以电信号形式传递给PI控制器,控制器输出电流信号 I_{A_8} ,通过尾喷管喉部面积执行机构来控制喉部面积 A_8 ,经过限幅和限速后输入发动机模型,将计算得出的涡轮膨胀比 π_T 通过传感器反馈回去与期望值形成误差。

(3) 尾喷管出口面积采用开环控制,使发动机稳定后出口气体完全膨胀,推力最大。

(4) 加力燃油量采用开环控制,燃烧室出口温度上限定为 2 200 K,控制燃油量不得超过该上限,且控制器有余气系数控制逻辑,使燃气温度不超过 2 200 K。

(5) 燃气发生器压力采用开环控制,使压力适应燃气发生器流量变化的需求。

设计目标为超调小于 0.5%,稳态误差小于 0.1%,上升时间小于 4 s 和执行机构无超调。限制条件包括燃气发生器流量最大增量、燃气发生器流量的最大输入值、尾喷管喉部面积的最大输入值、压气机喘振边界和燃烧室出口温度上限。尾喷管喉部面积变化范围为 [60%, 100%],初值为 76%。

3.2 控制器性能优化

3.2.1 优化变量及优化目标

本文选用增量式PI控制,控制器模型见式(3),

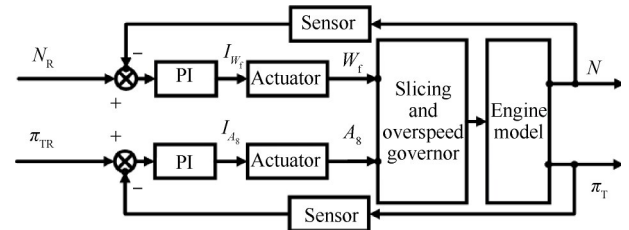


Fig. 2 Control circuit

(4), 增量式PI控制的积分系数 K_i 反应响应的速度,比例系数 K_p 反应对超调量的限制。因为有两个控制回路,所以优化变量为 $K_{p1}, K_{i1}, K_{p2}, K_{i2}$ 。

$$W_f(k) = K_{p1}(e(k) - e(k-1)) + K_{i1}e(k) \quad (3)$$

$$A_8(k) = K_{p2}(e(k) - e(k-1)) + K_{i2}e(k) \quad (4)$$

式中 W_f 为燃气发生器流量, A_8 为尾喷管喉部面积, e 为被控量误差。

为了保证ATR发动机可以快速、稳定和准确地从第一个典型工况过渡到第二个典型工况,需要设计出合适的目标函数。现有的研究大多数是单回路控制器性能的优化^[15],即使是多回路控制系统,也仅仅优化燃油控制回路性能^[16],较少考虑其他回路的性能。本文优化2个控制回路性能,目标函数如式(5),(6)。

$$J_1 = \omega_1 \sigma_1 + \omega_2 t_{r1} + \omega_3 e_{ss1} + \omega_4 L_{ITAE_1} + \omega_5 \delta_1 \quad (5)$$

$$J_2 = \omega_1 \sigma_2 + \omega_2 t_{r2} + \omega_3 e_{ss2} + \omega_4 L_{ITAE_2} + \omega_5 \delta_2 \quad (6)$$

式中 J_1, J_2 分别为燃气发生器流量控制回路和喉部面积控制回路的目标函数; σ_1, σ_2 分别表示转速、涡轮膨胀比超调量; t_{r1}, t_{r2} 分别表示转速、涡轮膨胀比上升时间; e_{ss1}, e_{ss2} 表示转速、涡轮膨胀比稳态误差; L_{ITAE_1}, L_{ITAE_2} 分别表示转速控制回路、涡轮膨胀比控制回路的时间乘绝对误差积分准则; δ_1, δ_2 分别表示燃气发生器流量、尾喷管喉部面积超调量。因为 L_{ITAE} 的值是以时间为权值的误差的累加,一般在数值上远远大于其他性能指标,为了扩大其他指标的影响能力, ω_1 取 0.4, ω_2 取 0.199 99, ω_3 取 0.4, ω_4 取 0.000 01, 令 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$ 。为了使超调惩罚机制实际有

效^[17], ω_5 一般要远大于其他权值,取 $\omega_5=100$ 。

3.2.2 仿真及结果分析

选取地面慢车 65% 转速为加速仿真起始点,此时推力为 12% 设计值。以 100% 转速及最大推力为终点,尾喷管出口始终完全膨胀,动态过程步长为 2 ms。在转速达到 87% 后 0.9 s 接通加力^[18],加力燃油量从 0 增加到预期值共需 2 s,控制规律为

$$W_{IAB} = at + m_0, W_{IAB} < W_{IAB1} \quad (7)$$

式中 m_0 为初始加速时刻发动机稳态工况下所对应的加力燃油量; t 为物理时间; W_{IAB} 为 t 时刻加力燃油量; W_{IAB1} 为发动机在转速 100% 时达到最大推力所对应的加力燃油量,当加力燃油量达到 W_{IAB1} 时,则保持稳定;加力燃油的增量 $a=0.4679$,仅需 2 s 即可达到预期加力燃油量。

遗传算法种群个数 $pop=30$,每个个体包含四个优化变量,初始个体的每个变量在固定范围内随机取值,取值范围如表 1,该范围根据经验确定;迭代次数 $X=60$;采用二元锦标赛法,每次比较两个个体的适应度和拥挤度;交叉分布指数为 20;变异分布指数为 20;优化变量的取值范围见表 1。仿真所采用计算机 CPU 为 i7-11700,主频 2.5 GHz,仿真时间为 19.5 h。

如图 3 所示,为 NSGA-II 算法优化结果,每一条直线都代表一个个体,直线的 2 个端点分别代表 2 个

Table 1 Range of optimized variable values

K_{p1}	K_{p2}
[0, 1]	[0, 0.1]
K_{i1}	K_{i2}
[0, 1]	[0, 0.1]

控制回路的目标函数,从图 3(a)~(d)可以看出在第 5 代时,种群还处在比较杂乱的状态,两个回路的性能较差。在 10 代以后,可以发现此时的种群相比第 5 代已经有了相当程度的收敛,种群不再显得杂乱。在第 30 代时,可以发现 J_1 与 J_2 有了明显的降低,此时种群个体对应的目标值已经收敛在一定的范围内,最佳区域已经形成,并且 J_1 与 J_2 存在对抗关系。在第 60 代时,种群的分布度得到进一步改善,种群逐渐向边界汇聚,单回路性能有一定的提升,但伴随着另一个回路性能的降低,因为需要兼顾两个目标函数值,所以单个目标的改善并不是必要的,经过验证,遗传代数选择 30 代不仅可以获得满意解,也极大地缩短了优化时间。

选择 30 代时的 Pareto 前沿作为最优解集,如图 4 所示。因为目标函数是将多个描述控制器性能的指标以加权的形式组合起来的,目标函数最小值是加权之后的最小值,并不是每个性能指标的最小值。故处理 Pareto 前沿数据,得出 $\sigma_1, \sigma_2, t_{r1}, t_{r2}, e_{ss1}, e_{ss2}, \delta_1$ 和 δ_2 这 8 个属性的最优解集,由于最优解集中 δ_1 和 δ_2

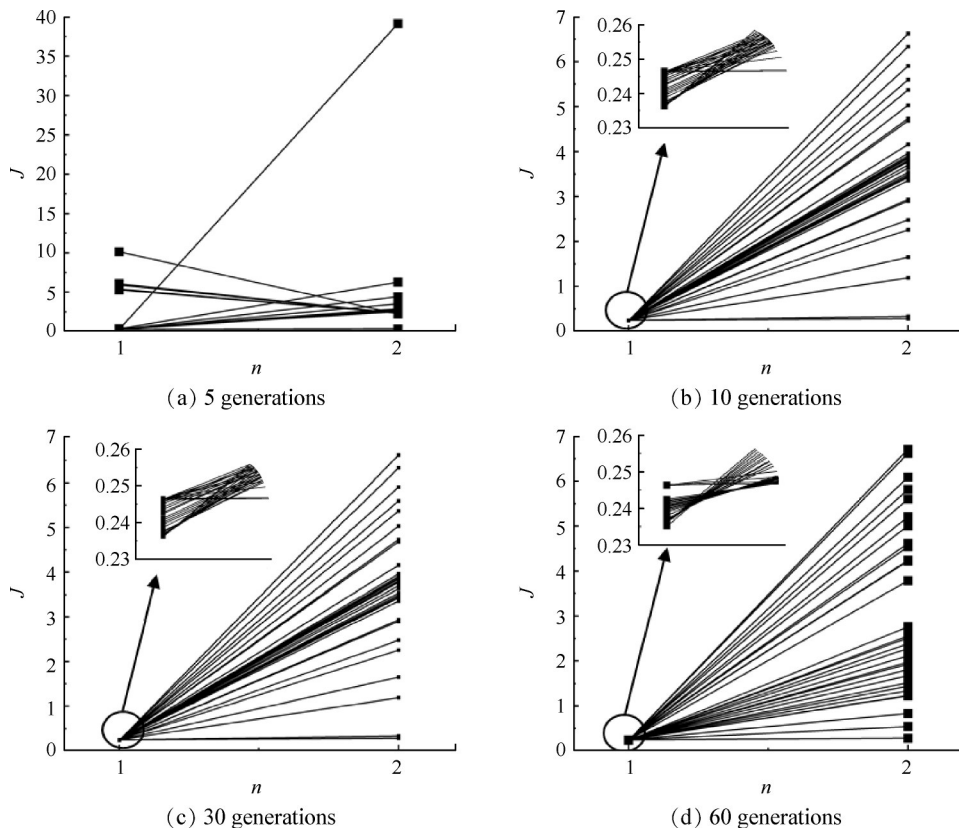


Fig. 3 Optimized result of population distribution

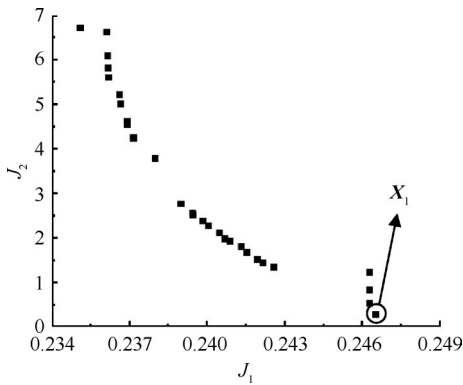


Fig. 4 Pareto frontier

均为0,故在决策过程中,不需要讨论这两个属性,部分数据如表2所示。

采用TOPSIS方法进行多属性决策,根据表2构建30×6的决策矩阵,在引入熵权法后获得每个属性的权值,如表3所示。经过多属性决策后,获得每个个体的得分如表2所示,选择得分最大的个体1作为最终的满意解。该解的数据为 $X_1=[K_{p1}, K_{i1}, K_{p2}, K_{i2}]=[0.303\ 2, 0.069\ 1, 0.005\ 0, 0.004\ 9], [\sigma_1, \sigma_2, t_{r1}, t_{r2}, e_{ss1}, e_{ss2}, \delta_1, \delta_2]=[0.001\ 124, 0.082\ 111, 2.424, 1.092, 0.082\ 111, 0.000\ 04, 0, 0]$ 。

从表3可以看出,因为 e_{ss2} 和 σ_2 的权重比较大,相比其他属性权重大很多,并且组成了目标函数 J_2 ,说明 J_2 的权重相比 J_1 要大很多,也就是说优化 J_2 更加重要,图3的种群分布情况也可以说明这一点, J_1 基本收敛在小范围内,而 J_2 收敛在一个很大的范围,在满足各性能指标的情况下减小 J_2 ,即使 J_1 有一定程度的增加,此时的收益也是非常可观的。因此,采用熵权法赋予各属性权重是合理的。

结合图4可以看出,基于熵权法的TOPSIS法进行多属性决策是沿着Pareto前沿向右下方选择了 J_2

最小的解 X_1 ,实际上就是以 J_2 越小越好,以此参数为例,绘制了控制系统的最优动态响应。由于未采用多目标优化方法时, A_8 仅采用开环控制,开环控制规律如式(8),为了研究多目标优化方法的优势,故在燃气发生器流量控制回路参数不变的情况下,将多目标优化方法与尾喷管喉部面积开环控制动态过程做对比,如图5所示。本文的转速、尾喷管喉部面积、推力以及共同工作线相关数据均采用归一化处理。

$$A_8 = at + A_{80}, A_8 \leq A_{8D} \quad (8)$$

式中 A_{80} 初始加速时刻发动机稳态工况下所对应的尾喷管喉部面积; t 为物理时间; A_8 为 t 时刻尾喷管喉部面积; A_{8D} 发动机在转速100%时达到最大推力所对应的尾喷管喉部面积,当尾喷管喉部面积达到 A_{8D} 时,则保持稳定;增量 $a=3.24 \times 10^{-6}$,保证与闭环控制的尾喷管喉部面积控制时间相同。

从图5可以看出,优化后的控制器性能整体较好,图中 M 表示压气机折合流量。根据表2数据,个体1为最优解,超调量远小于0.5%,稳态误差远小于0.1%,转速上升时间仅有3.37s,动态响应迅速。因为引入了执行机构超调惩罚机制,一旦出现超调会造成目标函数值过大而使个体被淘汰,所以执行机构动态响应最终没有出现超调。

从图5(a)~(d)可以看出两种方法在刚开始加速时,燃气发生器流量曲线几乎重合,并且以最大变化速率增大,燃气发生器压力也随流量表现出相同的现象。由于转速达到87%后0.9s接通加力,所以两种方法的加力燃油量在3s前都是0,3s后才开始增加。可以看出两种方法的燃气发生器流量、燃气发生器压力、加力燃油量变化曲线非常相近,只有尾喷管喉部面积变化曲线相差较大,在低转速时,呈现相反的变化趋势。在图5(d)中,初始尾喷管喉部面积

Table 2 Part of the optimal solution set

Sample	$\sigma_1/\%$	t_{r1}/s	$e_{ss1}/\%$	$\sigma_2/\%$	t_{r2}/s	$e_{ss2}/\%$	Score
1	0.001 124	3.370	0.001 455	0.082 111	1.134	0.000 040	0.138 420
2	0.000 242	2.732	0.000 904	6.169 105	1.166	0.004 971	0.014 150
3	0.000 817	3.322	0.001 151	1.108 562	1.134	0.000 532	0.012 888
4	0.000 596	3.134	0.000 408	3.444 159	1.146	0.002 637	0.012 887
5	0.001 058	3.368	0.001 290	0.126 287	1.134	0.000 050	0.112 924
6	0.000 494	3.220	0.000 928	2.469 011	1.134	0.001 602	0.006 719
...

Table 3 Entropy weight

Property	σ_1	t_{r1}	e_{ss1}	σ_2	t_{r2}	e_{ss2}
Entropy weight	0.121 9	9.08×10^{-4}	0.045 3	0.387 2	9.26×10^{-5}	0.444 5

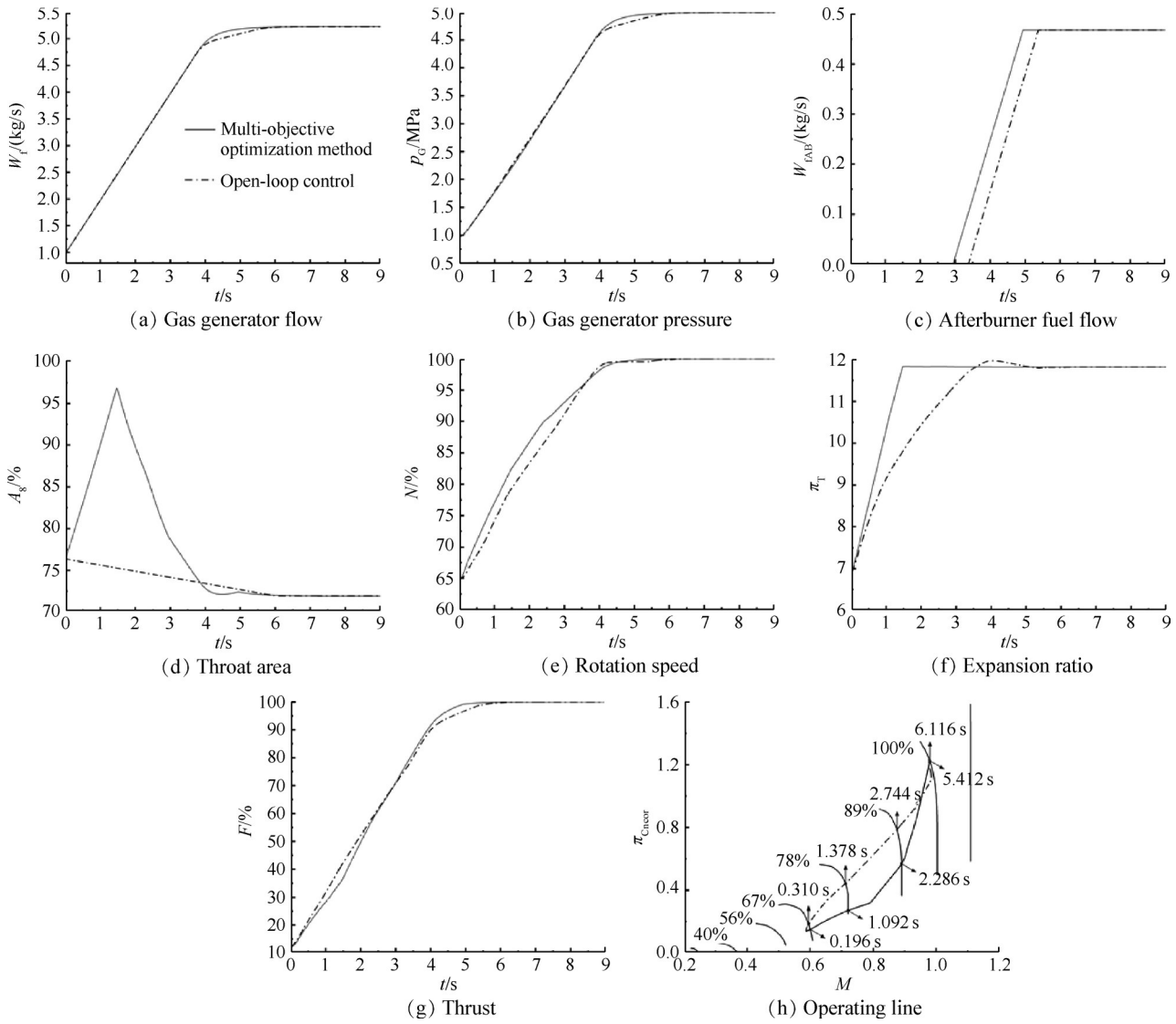


Fig. 5 Comparison of multi-objective optimization method and open-loop control of nozzle throat area ($H=0 \text{ km}, Ma=0$)

要大于满转速时的尾喷管喉部面积,这是因为压气机工作点在 65% 转速时靠近堵塞边界,100% 转速时靠近喘振边界引起的。如图 6 为不同转速时尾喷管喉部面积随压气机工作点位置(β_c)的变化规律。将压气机所有转速线等分为 100 个点,工作点位置用 β_c 表示, $\beta_c=0$ 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。可以看出,压气机工作点越靠近堵塞边界,尾喷管喉部面积越大,反之,则越小。将 65% 转速且压气机工作点靠近堵塞边界与 100% 转速且压气机工作点靠近喘振边界的两种工作状态相比,发现前者的尾喷管喉部面积要明显大于后者,这也解释了在加速过程中,高转速相比低转速时所需要的尾喷管喉部面积更小的现象。

由于采用多目标优化方法时,尾喷管喉部面积控制曲线比较复杂,尤其是低转速时,尾喷管喉部面

积需要先增大后减小,这会增加执行机构的设计难度。相比 A_s 开环控制方法,从图 5(e)~(h) 可以看出,采用多目标优化方法时的涡轮膨胀比上升更快,达到最大推力的时间减少了 16%,共同工作线要更远离

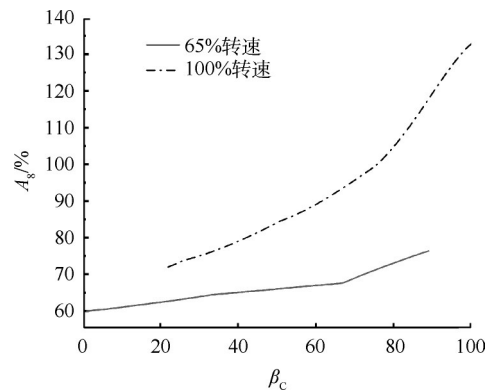


Fig. 6 Variation law of nozzle throat area with β_c at different rotational speeds

喘振边界,这是因为在发动机加速时,涡轮膨胀比期望值一般比起始点大,所以在加速初期受期望值的影响,多目标优化方法与开环控制相比,尾喷管喉部面积一般较大,通流能力更强,这也导致了涡轮膨胀比上升更快,共同工作线远离喘振边界,避免了加速初期由于燃气发生器流量上升过快而尾喷管喉部面积较小出现压气机喘振导致加速失败。而 A_8 开环控制,对涡轮膨胀比的调节只能单方向进行,无自动纠偏能力,涡轮膨胀比上升速度较慢,并且出现超调。

根据图5,解释采用多目标优化方法时多变量同时调节的耦合影响,为了实现转速从65%加速到100%,燃气发生器流量持续增加,使得转速上升,在0~3s内未接通加力,由于在低转速时涡轮膨胀比期望值总是高于测量值,所以控制器会使喉部面积持续增加,实现涡轮膨胀比升高,仅用了1.5s左右使得涡轮膨胀比达到期望值,而此时燃气发生器流量还

在增加,转速也在升高,涡轮膨胀比也会继续升高,一旦超出期望值,控制器就会使尾喷管喉部面积减小,抵消了燃气发生器流量增加对涡轮膨胀比的影响,使涡轮膨胀比稳定在目标值附近,减小了超调量。直到3s后,加力燃油量开始增加,理论上为避免尾喷管喉部面积出现雍塞,喉部面积应该增大,但此时喉部面积依旧在减小,只是减小趋势出现一定程度的缓解,这是因为加力接通后尾喷管喉部出现一定程度的雍塞,导致燃烧室室压升高,涡轮膨胀比降低,但由于此时转速依旧在升高,加力对涡轮膨胀比的影响不足以抵消转速升高所造成的影响,此时测量的涡轮膨胀比还是高于期望值,所以尾喷管喉部面积减小。

在飞行包线内选取不同的点进行仿真,仿真结果表明,本文的控制器参数多目标优化方法在包线内是适用的,且优化效果良好。下面给出一组高空($H=11\text{ km}, Ma=0.8$)仿真曲线如图7所示。

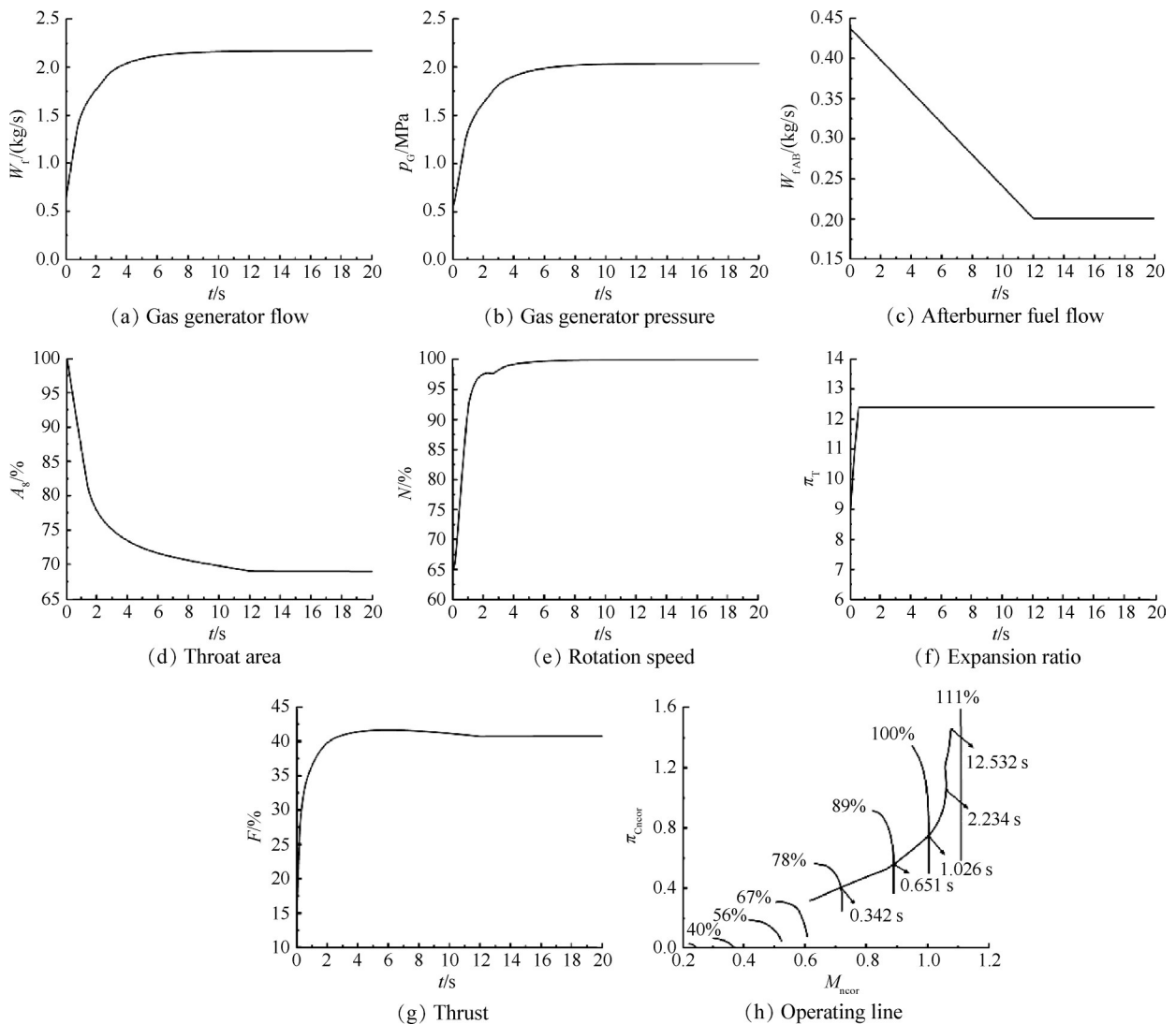


Fig. 7 Comparison of multi-objective optimization method and open-loop control of nozzle throat area ($H=11\text{ km}, Ma=0.8$)

采用多目标优化方法整定控制器参数,可以获得满足设计要求的控制效果,极大地缩短了人工整定时间。但每获得一个目标函数值都需要完成整个动态过程,所以要想获得优化后的结果,需要迭代动态模型次数较多,对动态模型的计算速度要求较高。将多个性能指标以加权的形式组合成目标函数,权值只能根据经验来确定,权值会影响到优化时间与优化效果,且选取的性能指标也需要根据具体情况来确定。

4 结 论

本文采用NSGA-II算法建立了ATR发动机控制器参数多目标优化方法,可以同时优化两个控制回路性能,分别对地面和高空条件下进行了仿真,得到以下结论:

(1)NSGA-II算法所得出的Pareto前沿分布较为均匀,解的质量较优,表明将多个性能指标以加权的形式组合起来,并将每个回路的性能组合都作为目标函数是可行的。

(2)联合应用多目标优化方法和基于熵权法的TOPSIS法,可以在控制系统双回路耦合的影响下获得满足设计要求的ATR发动机动态特性,极大地缩短了人工整定控制器参数的时间。

(3)在发动机加速过程中,多目标优化方法将涡轮膨胀比上升时间作为优化目标之一,与尾喷管开环控制动态过程相比,可以使涡轮膨胀比更早达到目标值,转速加速更快,压气机获得的功越多,共同工作线远离喘振边界。

致 谢:感谢国家科技重大专项的资助。

参考文献

- [1] 李旭然,丁晓红. 机器学习的五大类别及其主要算法综述[J]. 软件导刊, 2019, 18(7): 4-9.
- [2] 苏伟生,李王月,孙健国,等. 基于遗传算法的航空发动机PI控制器参数优化方法[J]. 航空动力学报, 2005, 20(6): 1078-1082.
- [3] 曹志松,朴 英. 基于混合遗传算法的航空发动机PID控制参数寻优[J]. 航空动力学报, 2007, 22(9): 1588-1592.
- [4] 李 玥,孙健国. 基于遗传算法的航空发动机多目标优化PID控制[J]. 航空动力学报, 2008, 23(1): 174-178.
- [5] 李学斌. 基于多目标遗传算法的航空发动机PID控制器参数优化[J]. 航空发动机, 2009, 35(1): 23-26.
- [6] MONTAZERI-GH M, JAFARI S. Evolutionary optimization for gain tuning of jet engine min-max fuel controller [J]. Journal of Propulsion and Power, 2011, 27(5): 1015-1023.
- [7] LIU Y F, JAFARI S, NIKOLAIDIS T. Advanced optimization of gas turbine aero-engine transient performance using linkage-learning genetic algorithm: part I, building blocks detection and optimization in runway-science direct [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 34(4): 526-539.
- [8] LI J, FAN D, SREERAM V. Optimization of aero engine acceleration control in combat state based on genetic algorithms [J]. International Journal of Turbo and Jet-Engines, 2012, 29(1): 29-36.
- [9] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [10] 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 C, XU M, LIU Z Y, 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.)
- [11] 胡 杰,鲍 帆. 基于组合赋权-TOPSIS模型的机场运行效率评价[J/OL]. 系统仿真学报, 2022, DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.2022.
- [12] HWANG C L, YOON K. Multiple attribute decision making methods and applications: a state-of-art survey [M]. New York: Springer-Verlag, 1981.
- [13] 李元斌,孙有朝,李龙彪. 改进熵权逼近理想解排序法的航空发动机限寿件模糊风险评估[J]. 中国机械工程, 2018, 29(10): 1135-1140.
- [14] 赵 巍,刘 蕾,胡 斌,等. 空气涡轮火箭发动机起动过程推进剂供应及尾喷管面积变化规律研究[J]. 固体火箭技术, 2021, 44(2): 179-187.
- [15] LIU Y F, JAFARI S, NIKOLAIDIS T. Advanced optimization of gas turbine aero-engine transient performance using linkage-learning genetic algorithm: part II, optimization in flight mission and controller gains correlation development [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(4): 568-588.
- [16] 张 乾. 多目标遗传算法及其在发动机控制系统设计中的应用[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2005.
- [17] 陈宇寒,肖玲斐,卢彬彬. 融合蜂群优化航空发动机自适应PID控制[J]. 控制工程, 2019, 26(2): 229-235.
- [18] 姚 华,张天宏. 航空发动机控制系统技术设计[M]. 北京: 科学出版社, 2017.

(编辑:梅 瑛)

Multi-objective optimization method of ATR engine PI controller based on NSGA-II algorithm

JIAO Yuxiang^{1,2}, ZHAO Qingjun^{2,3,4}, REN Sanqun², CAI Weidong^{2,3}, XU Cheng¹, ZHAO Wei^{2,3}

(1. School of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Institute of Engineering Thermophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3. School of Aeronautics and Astronautics, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

4. Beijing Key Laboratory of Distributed Combined Cooling Heating and Power System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: In order to accelerate the Air Turbo-Rocket engine (ATR) from the idle to the maximum state rapidly, stably and accurately, a multi-objective optimization method for engine controller parameters was established by using Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm-II (NSGA-II) with the gas generator flow and nozzle throat area as controlled variables. Taking the overshoot, steady-state errors, rise time and integral of absolute error as objective function in a weighted form, the overshoot penalty mechanism of actuator was introduced, and the Pareto optimal solution set of PI controller parameters was established. The simulation of the dynamic process of ATR engine acceleration from the idle to the maximum state was completed. The results show that the evenly distributed Pareto frontier can be obtained by combining multiple control performance indexes in the form of weighting as the objective function. The combined application of multi-objective optimization method and Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) method based on entropy weight method can obtain the dynamic characteristics of ATR engine that meet the design requirements under the double-loop coupling, which greatly shorten the time of manual setting controller parameters. In the acceleration process, the multi-objective optimization method takes the rise time of turbine expansion ratio as one of the objective functions. Compared with the dynamic process of nozzle area open-loop control, the turbine expansion ratio can reach the target value earlier, the common work line is far away from the surge boundary.

Key words: Air turbine rocket engine; Dynamic process; PI controller; Parameter optimization; Genetic algorithm

Received: 2023-02-20; **Revised:** 2023-05-14.

Foundation items: National Science and Technology Major Project of China (J2019-III-0001-0044; J2019-II-0016-0037).

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2302037

Corresponding author: ZHAO Wei, E-mail: zhaowei@iet.cn