

文章编号: 1000-8055(2008)01-0174-05

基于遗传算法的航空发动机多目标 优化 PID 控制

李 玥, 孙健国

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 提出采用多目标遗传算法, 对航空发动机 PID 控制器参数进行优化设计. 使用先进多目标遗传算法 NSGA2 对航空发动机 PID 控制器进行参数整定. 针对某型航空发动机在飞行包线内的飞行状态进行控制器参数的优化选取, 仿真结果表明, 与传统手动试凑调节 PID 控制器参数进行比较, 转速阶跃响应过程的性能指标得到了很好的优化, 获得了令人满意的优化效果.

关 键 词: 航空、航天推进系统; 多目标优化; 遗传算法; PID 控制; 航空发动机

中图分类号: V231.7

文献标识码: A

Multiobjective optimization of aeroengine PID control based on multiobjective genetic algorithms

LI Yue, SUN Jian2guo

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Multiobjective genetic algorithms were applied to the parameter optimization of aeroengine proportional integral derivative (PID) controller. The PID controller parameters of aeroengine were optimized by multiobjective genetic algorithms NSGA2. In this paper the controller parameters of an aeroengine was optimized, and the simulation results indicate that compared with the traditional optimization method, the speed controller system shows good dynamic and stable performance. The result is satisfactory.

Key words: aerospace propulsion system; multiobjective optimization; genetic algorithm; proportional integral derivative (PID) control; aeroengine

航空发动机具有很强的非线性性, 它是由多个功能部件组成的复杂的气动热力学系统, 其控制系统的性能优化问题属于复杂的多目标优化问题. 由于多目标优化问题的各个目标函数之间往往存在相互竞争的关系, 其中一个目标函数的优化效果得到改善, 通常要以其它目标函数优化效果的退化作为代价, 所以它往往得不到唯一的最优解, 而是一组不受其它解支配且内部不存在相

互支配关系的无支配解集. 对于这样的多目标优化问题, 传统优化算法和简单的单目标遗传算法很难使其获得令人满意的优化效果. 基于上述原因, 如果想要较好地解决多目标优化问题, 就需要一种能够不断优化特定问题无支配前沿的优化算法, 多目标遗传算法就是为解决这一问题而产生的.

目前, 国内外广泛采用传统工业过程调节 PID 控制器参数的方法, 对航空发动机 PID 控制

收稿日期: 2007-01-08; 修订日期: 2007-04-23

基金项目: 国家自然科学基金(50576033); 航空科学基金(04C52019)

作者简介: 李玥(1982), 女, 北京人, 硕士生, 主要从事发动机优化控制研究.

器进行参数整定^[1]. 传统的方法虽然能够使系统获得较好的品质, 但是这种整定工作不仅需要熟练的技巧, 而且往往相当费时, 更重要的是当被控对象特性发生变化时, PID 控制器不具备相应的自适应能力. 针对这些问题, 长期以来, 人们一直在寻求 PID 控制器参数的自动整定技术. 鉴于多目标遗传算法的众多优势, 以及具有不断优化当前最优解集的能力, 本文采用多目标遗传算法来解决这一优化问题, 实现 PID 控制器参数的自动整定, 并使系统获得令人满意的控制效果.

1 多目标遗传算法

从 20 世纪 80 年代首次提出用多目标遗传算法解决多目标优化问题以来^[2], 国际上的众多学者对其相关理论与应用进行了大量的研究, 提出了各种多目标遗传算法^[37]. 进入本世纪以后, 各国学者不断对早期的多目标遗传算法进行研究与改进, 提出了一系列新型的多目标遗传算法^[89], 取得了更加出色的优化效果. 下面首先简要阐述多目标遗传算法的基本思想, 然后着重介绍一种国际上比较先进的多目标遗传算法 NSGA2⁰.

1.1 多目标遗传算法的基本思想

多目标遗传算法的基本流程与单目标遗传算法基本相同, 一般来说, 其遵循这样一个基本流程: 首先, 按照一定的编码方式随机初始化具有一定个体数目的种群, 然后分别计算每个个体所对应的各个目标函数值. 如果不满足既定的优化性能指标, 则进入新一代的优化过程. 在每一代优化过程中, 首先对每一个体进行适值分配(Fitness assignment), 即将每个个体向量形式的目标函数值标量化为一个单一的适应度值, 然后按照这一适应度值选择一定数目的个体, 并按照一定的概率对其进行交叉、变异等遗传操作, 从而形成新的子代种群. 接下来, 重新计算子代种群中每个个体的目标函数值, 并将子代个体插入到父代个体中, 形成新的父代种群. 这一过程循环执行, 直到满足优化指标为止.

由此可见, 多目标遗传算法和单目标遗传算法的最大区别就在于选择过程前的适值分配. 多目标遗传算法必需采用一定的算法将向量形式的目标函数值标量化为单个适应度函数值, 其选取将直接影响算法的收敛速度以及最终能否找到最优解. 因此, 不同的多目标遗传算法也着力对这一过程进行研究与改进, 以尽可能提高整个算法的搜索效率. 下面就介绍一种国际上比较先进的多

目标遗传算法.

1.2 一种新型多目标遗传算法 NSGA2⁰

2000 年, 印度学者 Srinivas 和 Deb 提出了一种名为 NSGA2⁰ (Non2dominated sorting genetic algorithm2⁰) 的多目标遗传算法. 相对于以前的多目标遗传算法, NSGA2⁰ 在保证计算量更小的同时, 采用了一种更加合理的适值分配方法. 在保持种群多样性、防止优秀个体流失方面, NSGA2⁰ 也提出了全新的解决方案.

NSGA2⁰ 的适值分配过程分为两个步骤: 首先, NSGA2⁰ 采用一种名为快速无支配性排序(Fast nondominated sort) 的算法对整个种群进行排序. 这种排序方法根据种群中每一个体的无支配程度, 将整个种群划分为多个无支配前沿, 每个无支配前沿中的个体具有相同的无支配性. 经过这一过程, 种群中的每一个体都得到了一个对应于其无支配程度的序号, 初步标识了个体间的优劣. 接下来, 为了进一步区分个体间的优劣, NSGA2⁰ 采用了密度估计(Density estimation) 的方法来评估种群在指定个体处的密集程度, 这一方法保证了在整个搜索过程中兼顾种群的多样性. 显然, 在指定个体处种群的分布越稀疏, 越有利于保持种群的多样性. 最后, 将以上两种方法所得的数值相结合, 即得到每个个体对应的最终适应度函数值, 从而完成了适值分配过程. 为了评估种群中任意两个个体间的优劣, NSGA2⁰ 还定义了一种比较运算符. 其评价准则为: 对于不同无支配前沿中的个体, 无支配程度序号低的个体为优, 如果两个个体属于同一无支配前沿, 那么密度估计值较大的个体为优. 这样就保证整个算法在不断搜索最优解集的同时, 兼顾了种群的多样性. 此外, NSGA2⁰ 还引入了 Elitism 的概念, 在每一代将子代所有个体插入父代进行混合后再进行无支配性排序, 较好地避免了父代优秀个体的流失. 结合上述措施, 在每一代计算整个种群的目标函数值, 经过适值分配过程, 采用二元锦标赛选择方法得到所需的交配池, 然后对其进行交叉、变异等遗传操作, 即可生成新的种群.

以上算法表明, NSGA2⁰ 采取的各种有利措施, 使得整个算法更加完善, 具有更加优越的优化性能.

2 航空发动机多目标优化 PID 控制

本文所进行的优化工作中以涡扇发动机非线

性部件级模型为被控对象,控制量为主燃油流量 W_{fm} ,被控制量为低压转子转速 n_1 或高压转子转速 n_2 ,采用数字 PID 控制器对发动机模型转速进行控制.基于多目标遗传算法的优化控制系统的构成如图 1 所示.

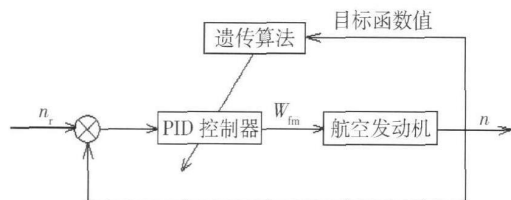


图 1 基于多目标遗传算法的参数优化 PID 控制系统框图

Fig. 1 Optimization of PID controller parameters based on mult2objective genetic algorithms

优化工作的任务就是采用多目标遗传算法 NSGA2^[10] 求解发动机在指定工作状态下的 PID 控制器参数,使得在优化所得控制器参数的作用下,转速阶跃响应过程的上升时间 T_r 、超调量 R_p 和调节时间 $3s$ 的组合达到最优.显然,这三个性能指标具有明显的相互竞争关系,单目标优化会导致其中一个目标性能得到改善的同时其它性能指标明显退化,这样的优化效果肯定是不理想的,因此希望通过多目标优化使多个性能指标同时得到优化,以取得综合最优的控制效果.考虑到微分环节对高频噪声的抑制能力很差,会对发动机产生不良控制效果,我们选取微分系数为 0,实际采用了 PI 控制.

- 下面是关于算法的几点说明:
- (1) 初始化.采用浮点数编码方式随机初始化 PI 控制器的两个待优化参数 K_p, K_i .
 - (2) 目标函数的确定.种群中的每一个体对应一组 PI 控制器参数,将每一个体所对应的多个待优化参数带入发动机模型,对其进行 PI 控制.发动机转子转速接受阶跃输入,选取转速阶跃响应过程的上升时间 T_r 、超调量 R_p 和调节时间 $3s$ 作为每一个体的目标函数值,并依照经验要求这三个目标函数值满足以下条件: $3r [6 s, R [5\%, 3s [8 s$.算法中对于超出约束范围的目标函数值均赋了一个较大的数值.本次优化工作的任务是 minimized 三个目标函数值.
 - (3) 遗传操作过程.选择过程采用了竞赛规模为 2 的锦标赛选择法,并采用了浮点式交叉和变异.
- 基于 NSGA2^[10] 的航空发动机 PID 控制器参

数优化的主流程如图 2 所示.

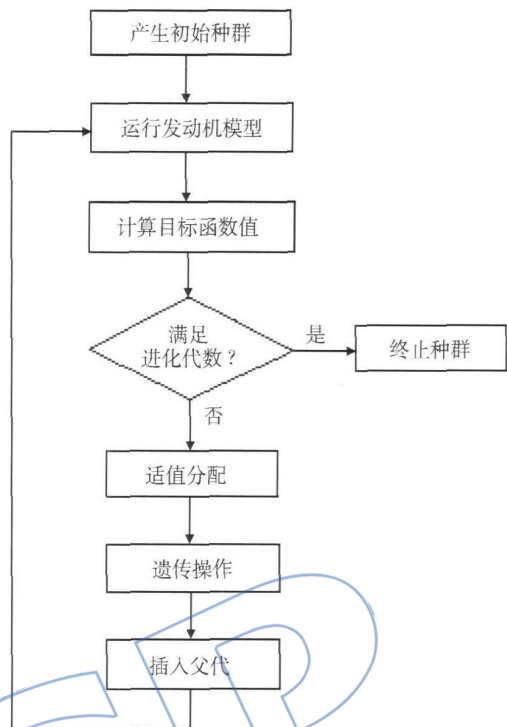


图 2 基于 NSGA2^[10] 的航空发动机 PID 控制器参数优化主流程图

Fig. 2 Mainframe of optimization of aeroengine PID controller parameters based on NSGA2^[10]

设定算法的进化代数为 50,种群大小为 100,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,针对发动机在飞行包线内的飞行状态进行 PI 控制器参数的优化选取.

先以 $H = 0, Ma = 0$,发动机中间状态为例.在当前飞行状态下,控制量为主燃油流量 W_{fm} ,被控制量为低压转子转速 n_1 ,利用设定好的 NSGA2^[10] 算法对控制器参数进行优化选取,算法结束,终止种群中每一个体所对应的三个目标函数值都得到了很好的收敛.权衡三个目标函数的重要性,在终止种群中选出一组最优的控制器参数 $K_p = 11.012130, K_i = 1.952398$,图 3 即为在这组控制器参数作用下低压转子转速 n_1 和主燃油流量 W_{fm} 的阶跃响应曲线, n_1 响应过程的三个目标函数值分别为 $T_r = 0.66 s, R_p = 0, 3s = 1.94 s$.可以看出,NSGA2^[10] 算法不仅使三个目标函数都得到了很好的优化,也避免了 W_{fm} 的大幅变化与振荡.

图 4 给出了第 1 代和第 50 代种群所对应的目标函数值的分布,其中每一条折线对应种群中的一个个体,折线的三个折点分别对应于三个目标函数值 $T_r, R_p, 3s$.可以看出,第 1 代种群分布十

分散乱,有些个体对应着很大的目标函数值,而当算法运行到第 50 代时,各个目标函数值都得到了很好的收敛.图 5 给出了初始种群和终止种群所对应的个体分布.可以看出,初始种群中的个体散乱分布于一个较大的区域内,而当算法结束时,个体分布已经集中到了最优解所存在的区域内.

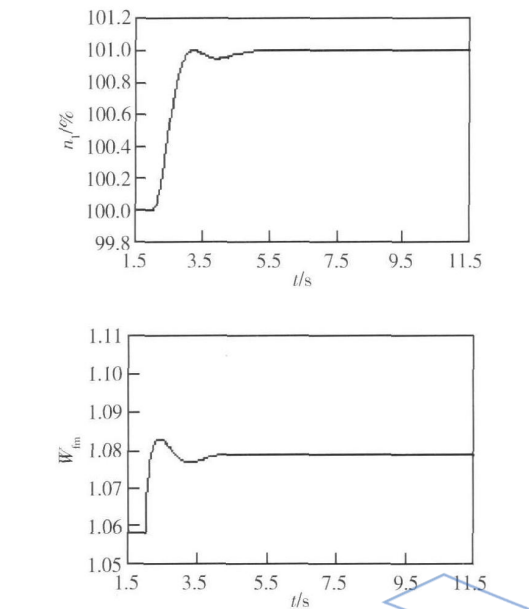


图 3 NSGA2 优化参数的系统响应过程
($H=0$, $Ma=0$)
Fig. 3 System response with controller parameters optimization based on NSGA2
($H=0$, $Ma=0$)

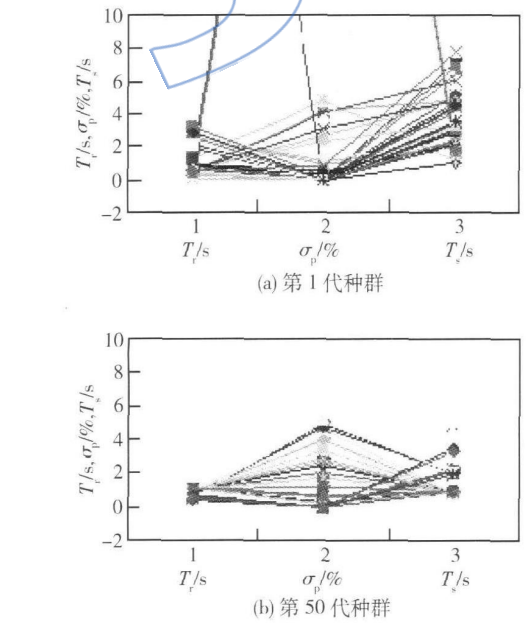


图 4 目标函数值分布
Fig. 4 Distribution of objective functions

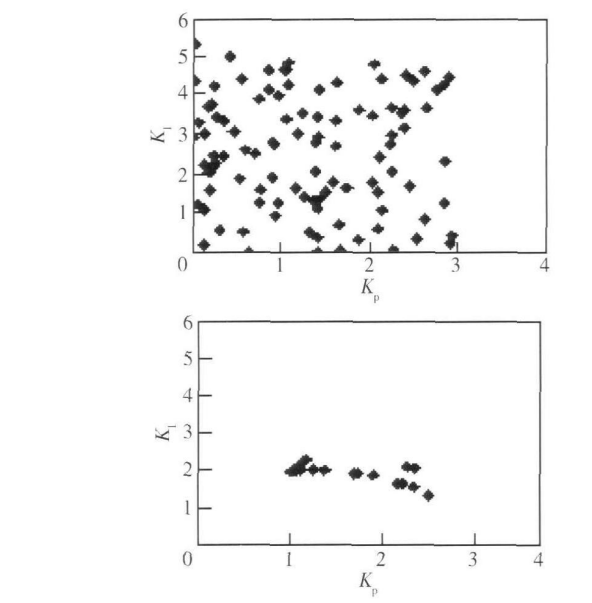


图 5 初始种群和终止种群的个体分布
Fig. 5 Distribution of initial population and last population

再以高空情况 $H=10\text{ km}$, $Ma=0.8$, 发动机处于中间状态为例.在当前飞行状态下,控制量为燃油流量 W_{fm} ,被控制量为高压转子转速.在终止种群中选择最优个体 $K_p=2.0$, $K_i=2.226\ 292$, n_2 和 W_{fm} 的阶跃响应曲线如图 6 所示,响应过程的三个目标函数值分别为 $T_r=1.02\text{ s}$, $R_p=0.233\ 403\%$, $3_s=0.7\text{ s}$.同样可以看出,三个目

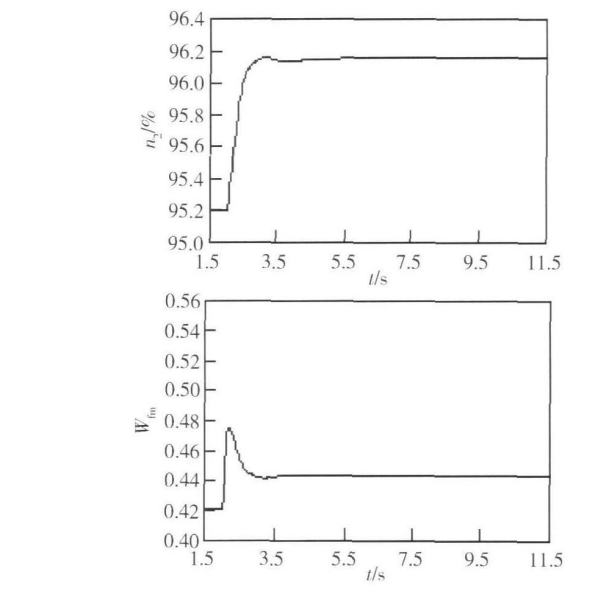


图 6 NSGA2 优化参数的响应过程
($H=10\text{ km}$, $Ma=0.8$)
Fig. 6 System response with controller parameters optimization based on NSGA2
($H=10\text{ km}$, $Ma=0.8$)

标函数都获得了很好的优化效果, W_m 也获得了较好的动态过程. 限于篇幅, 本次优化工作不再给出种群所对应的目标函数和个体分布图.

3 结 论

本文将多目标遗传算法应用于航空发动机 PID 控制器参数系统的优化设计, 实现了航空发动机多目标优化控制. 从仿真结果可以看出, 使用多目标遗传算法 NSGA2 优化得到的最优参数对发动机进行控制, 在地面和高空飞行状态下, 转速的阶跃响应过程都表现出了很好的动态特性和稳态特性, 三个目标函数同时得到了很大程度上的优化, 获得了最优的综合控制效果. 由此可见, 即使对于航空发动机这种非线性性极强的大型复杂控制系统, 多目标遗传算法也能获得很好的优化效果. 因此, 研究和探索多目标遗传算法对于需要进行多目标优化的大型复杂系统具有重要意义.

参考文献:

- [1] 孙健国. 面向 21 世纪航空动力控制展望 [J]. 航空动力学报, 2001, 16(2): 972102.
SUN Jianguo. Prospects of aeroengine control development in the early time of the 21st century [J]. Journal of Aerospace Power, 2001, 16(2): 972102.
- [2] 王小平, 曹立明. 遗传算法理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [3] Horn J, Nafpliotis N. Multiobjective optimization using the niched pareto genetic algorithm [R]. IlliGAL Report 93005, Illinois Urbana, Champaign: Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois, 1993, 6.
- [4] Fonseca C M, Fleming P J. Multiobjective genetic algorithms made easy: Selection, sharing and mating restriction [R]. Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, IEE, 1995.
- [5] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 222248.
- [6] Zitzler E, Thiele L. An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach [R]. Technical Report 43, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich, Switzerland: May 1998.
- [7] Knowles J D, Corne D W. The pareto archived evolution strategy: A new baseline algorithm for multiobjective optimization [C]. M Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, Washington, USA: [s. n.], 1999.
- [8] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multiobjective optimization: NSGA2 [C]. M Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference. Paris, France: [s. n.], 2000.
- [9] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm [R]. Technical Report 103, Computer Engineering and Networks Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, Gloriastrasse 35, CH28092 Zurich, Switzerland: May 2001.