

文章编号:1000-8055(2013)02-0372-07

大涵道比涡扇发动机循环参数优化算法研究及应用

曹铭栋, 王占学, 蔡元虎, 刘增文
(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710072)

摘 要: 针对多约束条件与多优化变量的大涵道比涡扇发动机循环参数优化问题, 提出了自适应三次变异差分进化算法, 运用多个 Benchmarks 多峰函数对算法进行验证, 并将该算法与大涵道比涡扇发动机性能计算程序相结合, 对多约束条件下的循环参数进行了优化。计算结果表明: 自适应三次变异差分进化算法比传统差分进化算法收敛精度更高、收敛速度更快, 大幅度提高了大涵道比涡扇发动机循环参数优化效果, 适合解决大涵道比涡扇发动机循环参数优化问题。

关 键 词: 差分进化; 自适应; 三次变异; 循环参数; 优化

中图分类号: V231.1; TP301.6

文献标志码: A

Research and application of cycle parameter optimization algorithm for high bypass ratio turbofan engine

CAO Ming-dong, WANG Zhan-xue, CAI Yuan-hu, LIU Zeng-wen

(School of Engine and Energy,
Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: To investigate the high bypass ratio turbofan propulsion cycle optimization utilizing the multi-constraints and multi-optimization variables, a self-adaptive three times variation differential evolution (STTVDE) was developed and verified by the Benchmarks multi-peak functions. The turbofan propulsion cycle parameters with multi-constraint parameters were optimized by incorporating STTVDE with the aero-engine performance program. The results demonstrate that the convergence precision of STTVDE is higher and the convergence speed of STTVDE is faster in comparison with differential evolution (DE). Besides, applying STTVDE, the efficiency of cycle parameter optimization is improved markedly. Therefore, the proposed method is considered as a promising method for turbofan propulsion cycle parameter optimization.

Key words: differential evolution; self-adaptive; three times variation;
cycle parameter; optimization

在大涵道比涡扇发动机总体设计中, 循环参数优化问题一直是关注的重点之一。良好的循环参数匹配能有效降低发动机耗油率, 提高发动机

的经济性与市场竞争力。因此, 开展大涵道比涡扇发动机循环参数优化研究具有很高的实际意义。然而, 实际优化问题的多约束、非线性、多极值等

收稿日期: 2012-03-02

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20130131.0829.201302.372_018.html

基金项目: 国家自然科学基金(51176156); 工信部民用飞机专项科研项目(MJ-D-2011-10)

作者简介: 曹铭栋(1985—), 男, 重庆江津人, 博士生, 主要从事发动机总体设计研究。

特点使其建模复杂、求解困难。因此,寻找一种优化速度快、效率与计算精度高的优化算法,已经成为大涵道比涡扇发动机循环参数优化问题的一个重要研究方向。

作为群体演化算法重要分支之一的差分进化(differential evolution, DE)算法根据遗传算法发展而来,最早由 Storn 和 Price 于 1995 年提出^[1]。根据 DE 算法在实际工程中的运用,现已证明 DE 算法和其他进化算法相比,具有更高的计算精度与鲁棒性^[2],并且 DE 算法结构简单、可调参数少,比较容易实现。由于 DE 算法在国际进化算法中的突出表现,已经在很多复杂领域的优化问题中得到了运用^[3-6]。

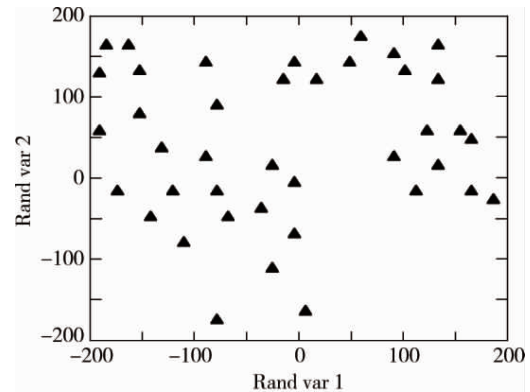
但是,DE 算法在求解多维优化问题时容易陷入局部最优,而且收敛速度慢。为了提高 DE 算法计算性能,需要结合其他优化算法的优点对 DE 算法中的差分进化算子进行改进。文献[7]针对差分矢量的缩放因子 F 和交叉概率 C_r 两参数的影响,提出了模糊自适应差分进化算法。文献[8]将缩放因子 F 由固定值变为随机函数,减少了调整参数。文献[9]引入了基于种群平均信息熵的种群初始化方法,提高了初始种群变量的多样性。本文在这些研究基础上,提出了自适应的三次变异差分进化算法(self-adaptive three times variation differential evolution, STTVDE),并将该算法运用到航空发动机循环参数优化中,以达到降低发动机设计点耗油率的目的。

1 自适应三次变异差分进化算法

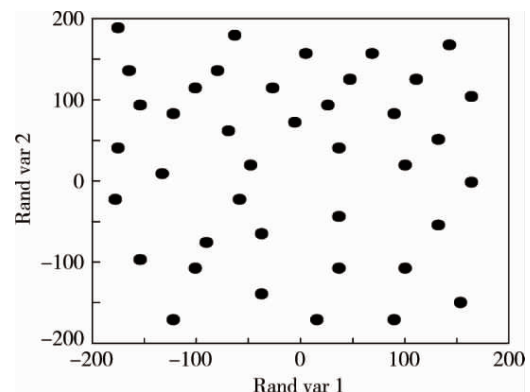
在 DE 算法的基础上,STTVDE 算法为了克服 DE 算法的早收敛问题,通过引入三次变异算子,提高了优化后期种群的多样性,从而跳出局部最优解。

同时,STTVDE 算法变量初始化方法采用基于种群熵的种群初始化策略^[9],该方法能提高初始种群变量的多样性,有利于在整个空间中搜索全局最优解,加快算法收敛速度。图 1(a)是随机初始化变量分布图,图 1(b)是基于平均熵的初始化变量分布图。从图中可以看出基于平均熵的初始化方法能使初始变量较为均匀的分布在搜索空间中。

对于差分进化变异算子,本文选择从种群中随机选择 4 个个体与种群中适应度最好的个体进行差分进化操作。该方法具有较强的局部搜索能力,较高的计算精度,能很快地收敛到优化解,并



(a) 随机初始化结果



(b) 基于平均熵的初始化结果

图 1 不同初始化方法对种群多样性的影响

Fig. 1 Effect of different initialization methods on population diversity

且能保证种群个体的多样性。差分变异方程如下

$$x_m = x_{g_{best}}^s + F \cdot [(x_{s1}^s - x_{s2}^s) + (x_{s3}^s - x_{s4}^s)] \quad (1)$$

式中 $x_{g_{best}}^s$ 为当代种群中适应度最高的个体; $x_{s1}^s, x_{s2}^s, x_{s3}^s, x_{s4}^s$ 为 4 个互不相同的个体; F 为缩放因子,取值为 $(0, 1.2]$ 。在差分变异操作以后还需要对差分变异操作产生的 x_m 个体与父本个体进行交叉操作生成实验个体 x_i^{s+1} ,该个体中各基因编码交叉操作遵循如下准则

$$x_{ij}^{s+1} = \begin{cases} x_{mj}^s & \text{rand} \leq C \\ x_{ij}^s & \text{rand} > C \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (2)$$

式中 $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 之间的均匀随机数; j 表示第 j 个变量即基因值; D 为维数。该方法能够保证实验个体中至少有一位由 x_m 贡献,而其他位则由交叉概率 C 决定。本文采用基于“贪婪”选择策略的差分选择方法,将交叉生成的实验个体 x_i^{s+1} 与父本个体进行适应度比较,只有当实验个体 x_i^{s+1} 的适应度值优于父本个体时,才能进入下一代种群中。在差分进化后期,随着迭代步数的增加,种群

多样性降低,种群中各个体趋于同一优化值,优化算法容易陷入局部最优解.为了增加种群个体的多样性,此时引入变异算子.算法进行全局搜索时,采用均匀变异,该方法使搜索点可以在整个搜索空间内自由的移动,从而增加种群的多样性.其变异方程为

$$x'_k = U_{\min}^k + r'(U_{\max}^k - U_{\min}^k) \quad (3)$$

式中 $U_{\min}^k$ 为 k 位基因编码的取值下限, $U_{\max}^k$ 为 k 位基因编码的取值上限, r' 为 $[0,1]$ 之间的随机数.局部搜索时,采用增加随机扰动的高斯变异方法,该方法重点搜索原个体附近的某个局部区域,其变异方程为

$$x_k^s = x_k^s(1 + 0.5\eta) \quad (4)$$

式中 η 为服从 Gauss(0,1) 分布的随机变量^[10].

对于交叉概率 C ,本文运用交叉概率随迭代次数增加而减小的时变交叉概率方法,使得算法在初始阶段拥有较高的全局搜索能力,加快收敛速度;在后期提高算法的局部搜索能力,增加计算精度.设 $C_{\min}$ 为最小交叉概率, $C_{\max}$ 为最大交叉概率, $M_{\max}$ 为最大迭代次数,则时变交叉概率可以写为

$$C = C_{\min} + \frac{C_{\max} - C_{\min}}{M_{\max}} \quad (5)$$

由于 STTVDE 算法中变异次数的增加,算法引入精英保留策略,该策略能防止由于变异操作造成的优良个体丢失,从而缩短优化迭代步骤与时间.最后,给出 STTVDE 算法设计方法如下:

Step 1 按基于种群熵的种群初始化方法初始化种群规模 N_p .

Step 2 计算种群中各个体的适应度值,求出最佳适应度值以及最优个体 $x_{g\text{best}}^g$.

Step 3 按式(5)计算当前的交叉概率 C .

Step 4 判断迭代是否达到最大迭代次数或收敛.若是则退出;否则执行下一步.

Step 5 若种群中最优个体适应度值保持 30 次不变,种群中个体按式(3)进行变异操作,若变异后的个体适应度优于种群中的最优个体,则替

换掉种群中的最优个体.

Step 6 按式(1)、式(2)进行差分进化算法,生成新一代的种群 N_p^{g+1} ,同时运用精英保留策略保留最优个体.

Step 7 若种群中最优个体适应度值保持 30 次不变,种群中个体按式(4)进行变异操作,若变异后的个体适应度优于种群中的最优个体,则替换掉种群中的最优个体.

Step 8 $g = g + 1$,返回 step 2.

2 STTVDE 算法性能测试

为了验证本文提出的算法的有效性,下面通过 4 个典型的 Benchmarks 函数进行测试并与 DE 算法进行比较分析,其中 f_1 为 Sphere 单峰二次函数; f_2 为 Rosenbrock 函数,该函数是一个非突、病态函数; f_3 为 Rastrigin 多峰函数,在区间内存在 $10n$ 个局部最小值点; f_4 为 Schwefel's 多峰函数,存在大量局部极小值点^[11].

$$f_1 = \sum_{i=1}^{10} x_i^2 \quad -100 \leq x_i \leq 100 \quad (6)$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^{10} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad -2.048 \leq x_i \leq 2.048 \quad (7)$$

$$f_3 = \sum_{i=1}^{10} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad (8)$$

$$f_4 = \sum_{i=1}^{10} (-x_i \cdot \sin \sqrt{|x_i|}) \quad -500 \leq x_i \leq 500 \quad (9)$$

实验参数设置如下:函数维数为 10 维,种群规模设为 100,最大进化代数 3000,最小交叉概率 $C_{\min}$ 为 0.8,最大交叉概率 $C_{\max}$ 为 1.0,算法采用实数编码;对于 DE 算法, F 为 0.5, C 为 0.9. 各实验函数分别运算 30 次求其平均值与标准差值.实验测试结果见表 1.

表 1 测试结果

Table 1 Results of experiments

函数	DE 算法		STTVDE 算法		理论值
	平均值	标准差	平均值	标准差	
f_1	0.008	0.005	5.38×10^{-59}	1.70×10^{-60}	0
f_2	0.354	0.067	1.22×10^{-12}	3.08×10^{-18}	0
f_3	2.624	1.763	1.71×10^{-14}	4.84×10^{-15}	0
f_4	-2059.1	138.3	-4188.1	1.12	-4189.83

表1给出了DE算法与STTVDE算法对4个典型的Benchmarks函数优化结果,实验测试结果表明,STTVDE算法对于多维多峰函数优化问题,其搜索能力与精确程度都比DE算法有较大幅度的提高。

3 航空发动机循环参数优化

3.1 优化问题定义

大涵道比涡扇发动机设计点通常确定在飞机爬升段末端,优化问题主要是使发动机在设计点工作状态下耗油率最低。发动机巡航状态设定在高度为10668m,马赫数为0.74,同时发动机巡航推力不小于飞机巡航所需推力(标准天),起飞推力不小于飞机最大所需起飞推力(热天为30℃,高度为0m,马赫数为0.23, $N_1=100\%$),发动机非设计点部件特性图采用大涵道比涡扇发动机部件通用特性图。发动机内部引气方式和各截面编号,如图2所示,从高压压气机出口分别引空气流量的12%冷却高压涡轮导向器,引空气流量的6%冷却高压涡轮转子,外涵道向大气环境漏气1%,增压级后向外涵道漏气1%。

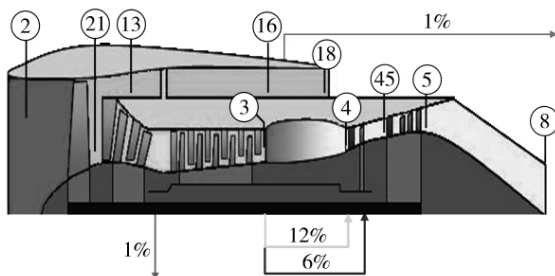


图2 发动机引气图

Fig.2 Air bleed of the engine

同时,发动机其他参数满足所需的约束条件。由此,大涵道比涡扇发动机循环参数优化问题的数学模型定义如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & s_{fc} = f(x) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} g(x_k) \leq 0 & x_{kl} \leq x_k \leq x_{ku} \\ h(r_i) \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 x_k 为优化变量, x_{ku}, x_{kl} 分别为优化变量的上下限; $h(r_i)$ 为约束参数方程。

3.2 优化约束参数

3.2.1 起飞推力与巡航推力

起飞推力与巡航推力是通过飞机约束任务

分析得到的,该参数直接影响到发动机设计是否满足飞机性能要求。本文引用CFM56-5-A1发动机的巡航推力与最大起飞推力作为推力约束条件。

3.2.2 进气道进口直径

考虑到发动机尺寸以及飞机飞行条件下的进排气系统安装阻力的影响,进气道直径应限制在一定范围内。同时,为了防止进气道发生气流阻塞,进气道喉部直径要使一元流喉部的马赫数不超过0.8,因此喉部通过的发动机最大换算流量就与该处极限马赫数相对应,喉部直径 D_{th} 可通过下式计算^[12]:

$$D_{th} = \left[\frac{4}{\pi} \frac{m_{co, \max} \sqrt{T_{sls}}}{p_{sls}} \times \frac{1}{\dot{m}_{fp} (Ma_{th} = 0.8)} \right]^{1/2} \quad (11)$$

式中 $m_{co, \max}$ 为不同飞行状态下所需的发动机最大换算流量,该值与飞机飞行包线有关; T_{sls} 为海平面静温; p_{sls} 为海平面静压; $\dot{m}_{fp}$ 表示质量流量。考虑到进气道对下游气流的气动与机械影响,还应留出4%的安全裕度^[13]。因此,进气道直径为1.04倍的 D_{th} 。

3.2.3 涡轮前温度与低压涡轮进口温度

较高的涡轮前温度 T_{t4} 有利于提高发动机性能,但是较高的涡轮前温度使涡轮转子承受更大的机械与热应力,同时增加了涡轮冷却系统复杂度。考虑到低压涡轮材料以及冷却情况,涡轮前温度与低压涡轮进口温度都应限制在一定范围内。

3.2.4 涡轮温度膨胀比

涡轮温度膨胀比定义为涡轮出口温度与进口未冷却温度之比,该值间接反映了涡轮前后压强膨胀比。在实际工程中,考虑到涡轮设计与制造能力以及压气机与涡轮之间的匹配关系,高低压涡轮膨胀比不可能过高,一般单级涡轮温度膨胀比最小值选择在0.85~0.89之间^[14]。对大涵道比涡扇发动机而言,高压涡轮一般为1~2级,温度膨胀比最小值在0.7225~0.89之间,低压涡轮一般为4~5级,温度膨胀比最小值在0.4437~0.6274之间。

3.2.5 发动机质量

根据大量统计数据得到了发动机质量与设计点涵道比、起飞推力之间的函数关系^[15],发动机质量可通过下式估算得到

$$m_e = 0.084 F_{to}^{1.1} e^{-0.045\alpha} \quad (12)$$

式中 F_{to} 为起飞推力, α 为发动机设计点涵道比。

3.3 优化算例

本文选取的优化参数为发动机设计点涵道比、风扇外涵压比、低压内涵压比、高压压气机压比、风扇进口质量流量。选取的约束参数有最小巡航推力、最大起飞推力、燃烧室出口温度、高压压气机出口温度、低压涡轮进口未冷却温度、高压涡轮温度膨胀比、低压涡轮温度膨胀比、进气道进口直径、发动机质量。优化参数与约束参数的取值见表 2 与表 3。

表 2 设计点优化参数取值范围

Table 2 Range of optimization design point parameters

变量名	最小值	最大值
涵道比	3	8
风扇外涵压比	1.4	1.8
低压内涵压比	2	5
高压压气机压比	7	15
燃烧室出口温度/K	1250	1600
风扇进口质量流量/(kg/s)	100	200

表 3 约束参数

Table 3 Constrained parameters

变量名	限制值
1 最小巡航推力/daN	≥ 2227
2 最大起飞推力/daN	≥ 11134
3 燃烧室出口温度/K	≤ 1600
4 高压压气机出口温度/K	≤ 850
5 低压涡轮进口未冷却温度/K	≤ 1250
6 高压涡轮温度膨胀比	≥ 0.75
7 低压涡轮温度膨胀比	≥ 0.6
8 进气道进口直径/m	≤ 1.735
9 发动机质量/kg	≤ 3000

3.4 优化算例结果

为了验证算法的有效性,将 STTVDE 算法与 DE 算法对大涵道比涡扇发动机循环参数优化效果进行比较。为了比较的公平性,将两种算法的种群规模设置为 150,最大迭代次数设为 2000。

图 3 至图 8 是优化变量随迭代次数变化趋势,图 9 是不同算法下目标变量随迭代次数变化趋势。表 4 是在约束参数条件下得到的优化结果与 DE 算法优化结果进行比较,从表中可以看出

STTVDE 算法的结果要优于 DE 算法结果。

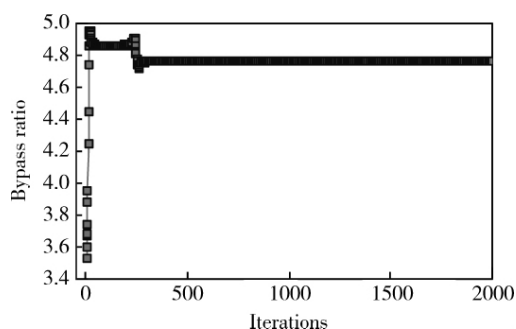


图 3 涵道比随迭代次数变化

Fig. 3 Iterative history of bypass ratio

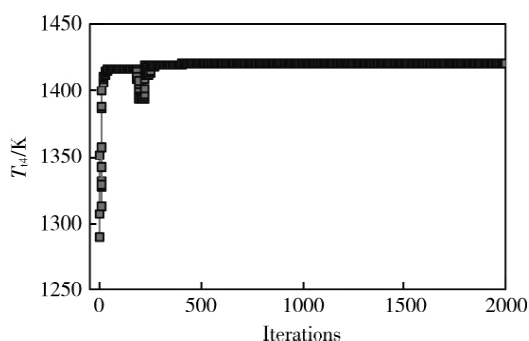


图 4 T_{t4} 随迭代次数变化

Fig. 4 Iterative history of T_{t4}

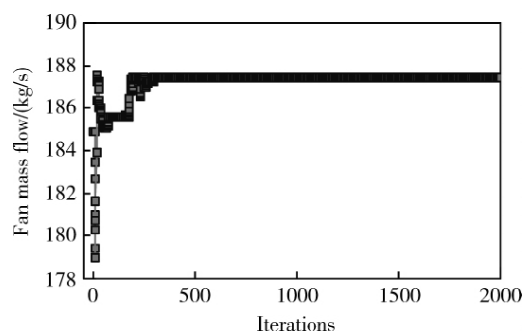


图 5 风扇进口质量流量随迭代次数变化

Fig. 5 Iterative history of fan mass flow

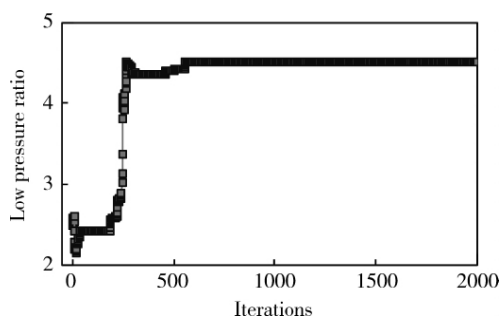


图 6 低压内涵压比随迭代次数变化

Fig. 6 Iterative history of low pressure ratio

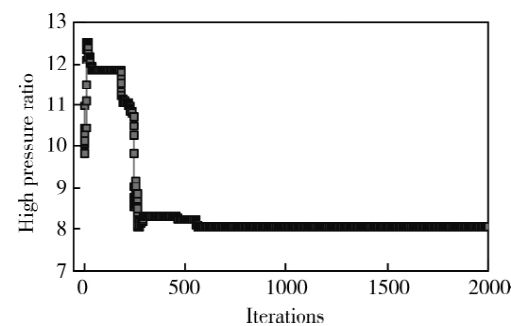


图 7 高压压气机压比随迭代次数变化
Fig. 7 Iterative history of high pressure ratio

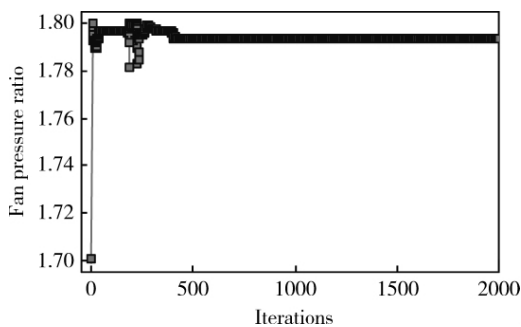


图 8 风扇外涵压比随迭代次数变化
Fig. 8 Iterative history of fan pressure ratio

图 9 给出了 DE 算法与 STTVDE 算法对大涵道比涡扇发动机设计点耗油率优化效果比较,

从图中可以看出大涵道比涡扇发动机循环参数优化问题实际为多峰、多极值函数优化问题. 传统 DE 算法全局搜索能力较弱, 最终收敛到了局部最优解, STTVDE 算法引入了三次变异算子, 全局搜索能力增强, 优化效果优于 DE 算法. 虽然 DE 算法的收敛步数要少于 STTVDE 算法, 但 STTVDE 算法在相同迭代次数下搜索的最优值要优于 DE 算法, 从而说明 STTVDE 算法收敛速度快于 DE 算法.

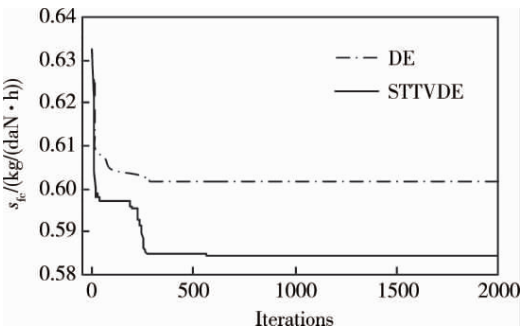


图 9 DE 算法与 STTVDE 算法耗油率
随迭代次数变化

Fig. 9 Iterative history of s_{fc} based on DE and STTVDE

表 4 优化结果

Table 4 Results of optimization

		DE 算法	STTVDE 算法
1	设计点涵道比	4.96	4.77
2	设计点低压内涵压比	2.06	4.52
3	设计点高压压气机压比	12.47	8.05
4	设计点风扇外涵压比	1.786	1.793
5	设计点涡轮前温度/K	1406.38	1420.85
6	设计点总增压比	25.67	36.39
7	设计点高压涡轮温度膨胀比	0.750	0.761
8	设计点低压涡轮温度膨胀比	0.715	0.656
9	设计点 T_3 /K	667.50	740.78
10	设计点 T_{45} /K	968.63	1005.18
11	起飞状态 T_3 /K	773.41	849.99
12	起飞状态 T_4 /K	1599.99	1599.99
13	起飞状态 T_{45} /K	1118.13	1145.07
14	进气道进口直径/m	1.735	1.735
15	发动机质量/kg	2386.75	2407.11

续表

		DE 算法	STTVDE 算法
16	设计点推力/daN	3 196.16	3 205.73
17	设计点风扇质量流量/(kg/s)	187.44	187.43
18	起飞推力/daN	11 134.03	11 134.05
19	起飞耗油率/(kg/(daN·h))	0.473	0.450
20	起飞风扇质量流量/(kg/s)	465.51	465.50
21	巡航耗油率最优值/(kg/(daN·h))	0.603	0.584
22	收敛步数	470	760

4 结 论

针对 DE 算法求解多维复杂优化问题容易陷入局部最优问题,本文在 DE 算法基础上,引入了三次变异算子、种群熵初始变量法以及精英保留策略,由此建立了自适应三次变异差分算法。最后,将该算法运用到了航空发动机循环参数优化设计计算中,优化结果表明:STTVDE 算法具有较强的全局搜索能力,以及较快的收敛速度,可以有效地解决该类问题,为实际工程运用与决策提供了理论依据。

参考文献:

- [1] Storn R, Price K. Differential evolution: a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces[R]. Berkeley: International Computer Science Institute, TR-95-012, 1995.
- [2] Storn R, Price K. Minimizing the real functions of the ICEC 96 contest by differential evolution[C]//Proceedings of IEEE Conference on Evolutionary Computation. Nagoya: IEEE, 1996: 842-844.
- [3] Price K. Differential evolution vs. the functions of the 2nd ICEO[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Indianapolis: IEEE, 1997: 153-157.
- [4] Chen Y, Yang S, Nie Z. Synthesis of uniform amplitude thinned linear phased arrays using the differential evolution algorithm [J]. Electromagnetics, 2007, 27(5): 287-297.
- [5] Fan H Y, Lampinen J. A trigonometric mutation approach to differential evolution[J]. Journal of Global Optimization, 2003, 27(5): 105-129.
- [6] Chiou J P, WANG Fengsheng. A hybrid method of differential evolution with application to optimal control problems of a bioprocess system[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 1998: 627-632.
- [7] LIU Junhong, Lampinen J. A fuzzy adaptive differential evolution algorithm[C]//Proceedings of IEEE Region10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering. Beijing: IEEE, 2002: 606-611.
- [8] Babu B V, Angira R. Modified differential evolution (MDE) for optimization of non-linear chemical processes [J]. Computers and Chemical Engineering, 2006, 30(6/7): 989-1002.
- [9] 吴亮红, 王耀南, 周少武, 等. 双群体伪并行差分进化算法研究及其应用[J]. 控制理论与运用, 2007, 24(3): 453-458.
WU Lianghong, WANG Yaonan, ZHOU Shaowu, et al. Research and application of pseudo parallel differential evolution algorithm with dual subpopulations[J]. Control Theory and Applications, 2007, 24(3): 453-458. (in Chinese)
- [10] 吴亮红, 王耀南, 袁小芳, 等. 自适应二次变异差分进化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 898-902.
WU Lianghong, WANG Yaonan, YUAN Xiaofang, et al. Differential evolution algorithm with adaptive second mutation[J]. Control and Decision, 2006, 21(1): 898-902. (in Chinese)
- [11] 杨智, 陈志堂, 范正平, 等. 基于改进粒子群优化算法的 PID 控制器整定[J]. 控制理论与运用, 2010, 27(10): 1345-1352.
YANG Zhi, CHEN Zhitang, FAN Zhengping, et al. Tuning of PID controller based on improved particle-swarm optimization[J]. Control Theory and Applications, 2010, 27(10): 1345-1352. (in Chinese)
- [12] Goldsmith E L, Swddon J. Practical intake aerodynamic design[M]. Washington D C: AIAA Education Series, 1993.
- [13] Mattingly J D, Hesser W H, Pratt D T. Aircraft engine design [M]. 2nd ed. Reston VA: AIAA Education Series, 2005.
- [14] Mattingly J D. Element of gas turbine propulsion[M]. New York: McGraw-Hill International Edition, 1996.
- [15] Raymer D P. Aircraft design: a conceptual approach[M]. Washington DC: AIAA Education Series, 1992.