

应用改进粒子群算法的涡轴发动机性能寻优

刘楠 黄金泉

(南京航空航天大学能源与动力学院, 南京, 210016)

摘要:基于涡轴发动机的非线性模型,采用阶跃响应法建立状态参数与控制量的线性关系——推进系统矩阵(Propulsion system matrix, PSM)。根据发动机安全工作要求以及执行机构物理性质得到优化约束条件,建立涡轴发动机最大输出功率模式和最小耗油率模式性能寻优问题的数学模型。提出一种新的基于距离的自适应惯性权重粒子群改进算法,对两种模式进行性能寻优。仿真结果表明,所提出的改进粒子群应用于发动机性能寻优具有较好的优化效果。

关键词:涡轴发动机;推进系统矩阵;粒子群优化算法;性能寻优

中图分类号: V233.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2013)03-0303-06

Performance Seeking of Turbo-Shaft Engines Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

Liu Nan, Huang Jinquan

(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: Based on the nonlinear model of a turbo-shaft engine, the propulsion system matrix (PSM) between the state parameters and the control variables is derived using the step response method. According to the safety requirement of the engine and the physical characteristics of the actuators, the constraint of optimization is established. The mathematic models of the maximum power mode and the minimum specific fuel consumption mode on performance seeking problems are derived. A new distance-based adaptive inertia weight particle swarm optimization (PSO) is proposed to performance seeking of the previous two modes. Simulation results show the improvement of the power and the decrease of the specific fuel consumption with the proposed PSO algorithm using the performance seeking control of the turbo-shaft engine.

Key words: turbo-shaft engine; propulsion system matrix(PSM); particle swarm optimization(PSO) algorithm; performance seeking

直升机对其动力系统要求的不断提高,本质上就是要求涡轴发动机具有更好的性能。然而,为了保证发动机工作过程中的安全稳定,在控制系统设计过程中会综合考虑各种可能影响安全工作的因素,为发动机留有较大的安全裕度,发动机性能未得到全部发挥^[1-2]。随着发动机先进数字控制系统的发展,能够实时控制发动机各状态参数,这就为

保证发动机安全稳定工作,从而进一步挖掘发动机潜力提供了可能。美国 AIAA 早在 20 世纪 80 年代就已开展了一系列的性能寻优控制的研究^[3-5],极大地提高了发动机的性能。

粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法是 1995 年 Kennedy 和 Eberhart 提出的一种基于模拟鸟群觅食的进化思想智能优化算

法^[6]。与遗传算法等其他进化算法相比,PSO 算法具有结构简单、收敛性好的优点,各国学者对其深入研究,提出多种改进算法^[7-8],并用于多种领域^[9-11]。

为了进一步挖掘涡轴发动机潜在性能,本文在涡轴发动机非线性模型的基础上建立推进系统矩阵(Propulsion system matrix, PSM),以发动机安全工作的物理性质得到约束条件,建立不同模式下的寻优数学模型。针对粒子群优化算法,提出一种新的基于距离的自适应惯性权重粒子群改进算法(Distance-based adaptive inertia weight-particle swarm optimization, DAIW-PSO),使用改进粒子群算法对发动机进行性能寻优。

1 涡轴发动机推进系统矩阵

发动机模型具有强非线性,直接对其寻优难度极大,往往需要建立发动机的线性模型^[12-14]。在线性模型的基础上,采取分段小范围线性化的思想,以一系列局部最优值来收敛至全局最优值方法避免直接对非线性模型寻优。在每个状态的小范围内,根据文献^[15],PSM 建立了发动机稳态点小范围内工作状态参数与控制量之间的线性关系。对供油量 WF 和导叶角 IGV 双变量的涡轴发动机非线性模型采用小阶跃响应法,建立 PSM 矩阵

$$\begin{bmatrix} \Delta \text{PNP} \\ \Delta \text{PNPC} \\ \Delta \text{PNG} \\ \Delta \text{PNGC} \\ \Delta \text{SMC} \\ \Delta T45 \\ \Delta Ne \\ \Delta \text{SFC} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \\ p_{31} & p_{32} \\ p_{41} & p_{42} \\ p_{51} & p_{52} \\ p_{61} & p_{62} \\ p_{71} & p_{72} \\ p_{81} & p_{82} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \text{WF} \\ \Delta \text{IGV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:PNP 为动力涡轮相对于设计点的物理转速百分比;PNPC 为动力涡轮相对设计点的换算转速;PNG 为燃气涡轮相对于设计点的物理转速百分比;PNGC 为燃气涡轮相对设计点的换算转速;SMC 为压气机喘振裕度;T45 为动力涡轮进口截面总温;Ne 为发动机输出功率;SFC 为发动机耗油率; Δ 表示参数增量。

2 优化目标及约束条件

根据 PSM 矩阵对控制量的要求、发动机物理执行机构对控制量的限制以及发动机的调节计划保证发动机安全稳定工作(如不超温,不超转)的限制,可以得到最大输出功率和最小耗油率两种优化

模式下各自的优化问题数学模型。

最大输出功率模式

$$\max \Delta Ne = p_{71} \cdot \Delta \text{WF} + p_{72} \cdot \Delta \text{IGV} \quad (2)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \Delta \text{WF}_{\min} \leq \Delta \text{WF} \leq \Delta \text{WF}_{\max} \\ \Delta \text{IGV}_{\min} \leq \Delta \text{IGV} \leq \Delta \text{IGV}_{\max} \\ \Delta \text{PNP} = 0 \\ \text{PNPC}_{\min} \leq \Delta \text{PNPC} + \text{PNPC}_0 \leq \text{PNPC}_{\max} \\ \text{PNG}_{\min} \leq \Delta \text{PNG} + \text{PNG}_0 \leq \text{PNG}_{\max} \\ \text{PNGC}_{\min} \leq \Delta \text{PNGC} + \text{PNGC}_0 \leq \text{PNGC}_{\max} \\ \text{SMC}_{\min} \leq \Delta \text{SMC} + \text{SMC}_0 \\ T45_{\min} \leq \Delta T45 + T45_0 \leq T45_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

最小耗油率模式

$$\min \Delta \text{SFC} = p_{81} \cdot \Delta \text{WF} + p_{82} \cdot \Delta \text{IGV} \quad (4)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \Delta \text{WF}_{\min} \leq \Delta \text{WF} \leq \Delta \text{WF}_{\max} \\ \Delta \text{IGV}_{\min} \leq \Delta \text{IGV} \leq \Delta \text{IGV}_{\max} \\ \Delta \text{PNP} = 0 \\ \text{PNPC}_{\min} \leq \Delta \text{PNPC} + \text{PNPC}_0 \leq \text{PNPC}_{\max} \\ \text{PNG}_{\min} \leq \Delta \text{PNG} + \text{PNG}_0 \leq \text{PNG}_{\max} \\ \text{PNGC}_{\min} \leq \Delta \text{PNGC} + \text{PNGC}_0 \leq \text{PNGC}_{\max} \\ \text{SMC}_{\min} \leq \Delta \text{SMC} + \text{SMC}_0 \\ T45_{\min} \leq \Delta T45 + T45_0 \leq T45_{\max} \\ \Delta Ne = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中下标 0 表示待优化点状态参数。

求解上述带约束的优化数学模型,可以得到发动机某一小范围最优工作点。通过对连续的小范围进行优化,使发动机收敛至最优工作点。

3 适应度函数

粒子群算法采用适应度函数来评价粒子种群的优劣,是决定种群淘汰与否的关键,它的设计体现了粒子群算法的最优目标。基本的粒子群算法只适用于无约束的优化过程,然而前述的优化问题带有线性约束,为了适应粒子群算法,采用基于惩罚函数的约束处理方法,将原适应度函数 $F(\mathbf{X})$ 和线性约束 $G_i(\mathbf{X}) (i=1, 2, \dots, l)$ 相结合,提出带有随机惩罚因子的新适应度函数 $H(\mathbf{X})$,从而把约束优化过程转化为无约束优化过程。

$$H(\mathbf{X}) = F(\mathbf{X}) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot G_i(\mathbf{X}) \quad (6)$$

式中: \mathbf{X} 为状态参数向量 $\mathbf{X} = (\Delta \text{WF}, \Delta \text{IGV})$; α_i , $i=1, 2, \dots, l$ 为随机惩罚因子,一般取一个较大的随机数。

4 基于距离的自适应惯性权重系数

标准粒子群(Standard particle swarm optimization, SPSO)算法优化过程中,每个种群粒子都会根据适应度在每一代进化中更新速度 \mathbf{V} 和粒子当前值 \mathbf{X} ,为了避免优化过程早熟,提前陷入局部搜索,扩展算法的搜索空间,平衡算法在全局和局部的搜索能力,文献[16]提出随迭代次数线性变化的惯性权重,如式(7,8)所示。惯性权重保持微粒运行的惯性,从而使算法具有搜索新区域的能力。

$$\mathbf{V}(k+1) = \omega(k) \cdot \mathbf{V}(k) + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{P}_{\text{best}} - \mathbf{X}(k)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{G}_{\text{best}} - \mathbf{X}(k)) \quad (7)$$

$$\omega(k) = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \cdot \frac{k_{\text{max}} - k}{k_{\text{max}}} + \omega_{\text{end}} \quad (8)$$

式中: c_1, c_2 为粒子加速系数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数; \mathbf{P}_{best} 为单个粒子最好适应度时的值; \mathbf{G}_{best} 为所有种群最好适应度的粒子值; k 为当前种群迭代次数; ω 为惯性权重系数; ω_{start} 为惯性权重初始值; ω_{end} 为惯性权重结束值; k_{max} 为种群最大迭代次数。

线性递减的惯性权重结构简单,易于计算,但是实际的优化过程往往是高度复杂的,随代数线性递减的策略不能正确反映实际问题。同时在一次迭代过程中,所有种群粒子都使用同一个惯性权重,忽略了种群粒子间的差异性。基于上述不足,本文提出了一种新的基于距离的自适应粒子群改进算法。

定义 1 粒子 \mathbf{X}_i 与最优粒子间的距离 D_i

$$D_i = \sqrt{(\mathbf{X}_i - \mathbf{G}_{\text{best}})^2 + (H(\mathbf{X}_i) - H(\mathbf{G}_{\text{best}}))^2} \quad (9)$$

该距离定义同时考虑了粒子位置因素和粒子适应度因素。

定义 2 所有粒子与最优粒子的平均距离 D_a

$$D_a = \frac{\sum_{i=1}^T D_i}{T} \quad (10)$$

式中 T 为种群数目。

定义 3 与最优粒子的最大距离 D_{max}

$$D_{\text{max}} = \max_{1 \leq i \leq T} (D_i) \quad (11)$$

$D_i > D_a$ 的粒子距离最优粒子已经较远,适应度相对于平均距离之内的粒子已处于劣势。为了使重新具有搜索能力,在更广阔的区域寻找最优解,使该粒子的惯性权重随其与 D_a 的远近线性增加,如式(12)所示,粒子距最优粒子越远,权重系数越大,就可保持之前的速度,扩展粒子搜索区域。

$$\omega_i^1 = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \cdot \frac{D_i - D_a}{D_{\text{max}} - D_a} + \omega_{\text{end}} \quad (12)$$

式(12)考虑了粒子间的距离差异性,为了更加真实反映进化过程,惯性权重还应包含进化代数的影响,如式(13)所示。

$$\omega_i^2 = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \cdot \left(\frac{k}{k_{\text{max}}} \right)^2 - 2 \cdot (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \cdot \frac{k}{k_{\text{max}}} + \omega_{\text{start}} \quad (13)$$

式中惯性权重采用了随进化代数非线性减小的策略^[17]。将式(12)和式(13)综合起来构成基于距离的自适应惯性权重,如式(14)所示。

$$\omega_i = \alpha^1 \omega_i^1 + \alpha^2 \omega_i^2 \quad (14)$$

式中: α^1 为距离影响因子, α^2 为进化代数影响因子,这里 α^1, α^2 均取 0.5。

$D_i > D_a$ 的粒子,粒子根据自身与最优粒子的距离,自适应地调整惯性权重。 $D_i < D_a$ 的粒子,沿用基本粒子群中的线性惯性权重策略。

5 算法验证

对于上述提出的 DAIW-PSO 算法,采用标准测试函数(表 1)与标准粒子群算法 SPSO 进行比较验证。算法中粒子种群取 50,粒子维数 $d=10$, $c_1=c_2=2$,迭代次数为 1 000,每个测试函数运行 100 次,运行结果如表 2 所示。

表 1 标准测试函数

函数	表达式	搜索空间	最大速度
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^d x_i^2$	$(-100, 100)$	100
Griewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^d x_i^2 - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$(-600, 600)$	600
Rastrigrin	$f_3 = \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$(-10, 10)$	10

表2 验证运算结果

函数	Sphere		Griewank		Rastrigrin	
	SPSO	DAIW-PSO	SPSO	DAIW-PSO	SPSO	DAIW-PSO
均值	7.785 5e-006	1.467 9e-006	0.256 4	0.220 3	15.291 4	13.466 8
方差	2.171 0e-009	1.120 4e-010	0.020 1	0.014 7	77.245 4	54.164 2

从表2中可以看出,重复运行100次DAIW-PSO算法优化结果的均值和方差明显小于SPSO算法,说明DAIW-PSO算法优化效果好于SPSO算法。对于每种标准测试函数,DAIW-PSO算法重复运行100次,每次都收敛至全局最优点,收敛的成功率为100%,算法具有很好的收敛性。

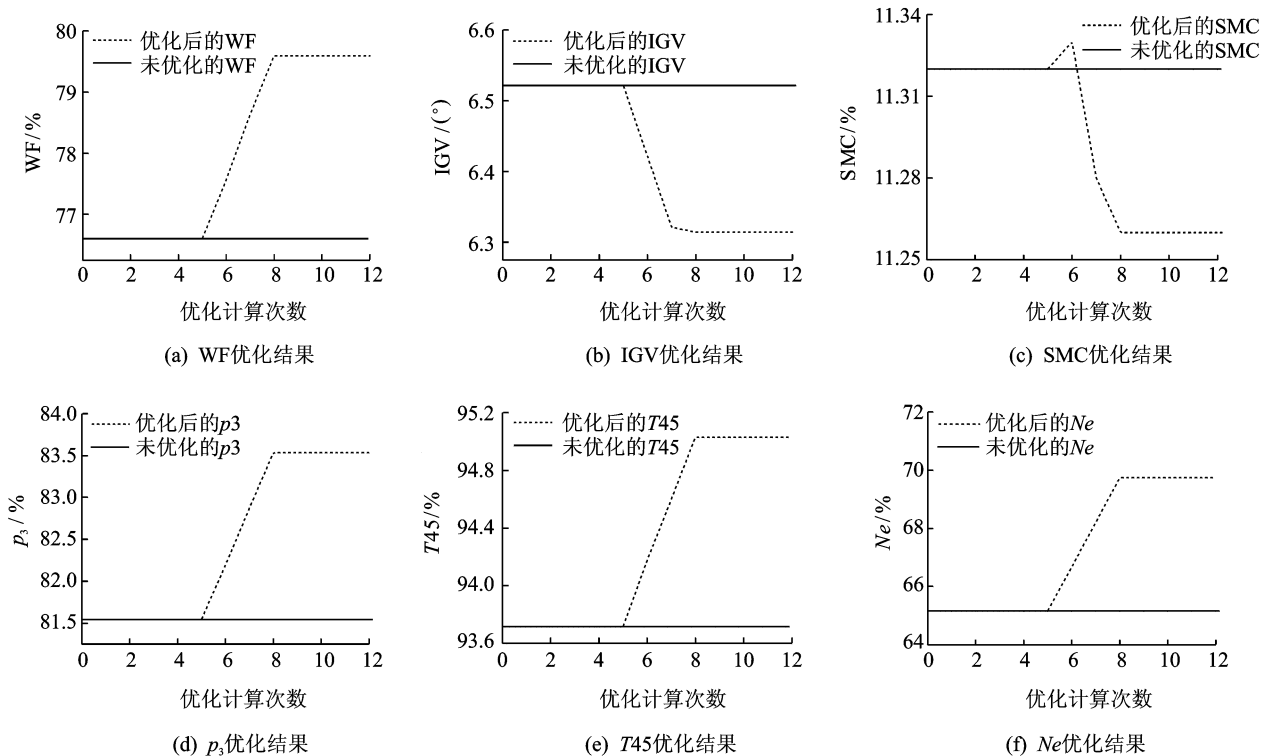
6 发动机优化仿真结果及分析

涡轴发动机稳定在待优化工作状态之后,采用DAIW-PSO优化方法对该状态进行性能优化。每一次优化计算都首先计算当前状态的PSM矩阵,建立优化模型;然后采用1000次迭代的DAIW-PSO优化方法求解该状态优化模型,得到供油量 ΔWF 和导叶角 ΔIGV ;最后,改变发动机的控制量,使发动机调整到优化后的工作状态。采用DAIW-PSO优化方法,对飞行包线内多个工作点在最大输出功率和最小耗油率两种模式下分别进行了仿真计算。

$H=500\text{ m}$, $Ma=0.1$, $PNG=95\%$ 状态下,最大输出功率模式优化仿真结果如图1所示,其中图(d)中 p_3 为压力机出口压力。

前5次发动机稳定运行在待优化工作点,从第5次起最大输出功率模式优化过程开始。寻优开始后,导叶角减小,供油量增加,输出功率增加。由于发动机自身特性,供油量增加,输出功率增加,喘振裕度降低,牺牲一定的喘振裕度来增加输出功率。当喘振裕度降至约束条件边界值时,没有多余的喘振裕度用来增加输出功率,从而优化过程结束,发动机稳定工作在优化后的工作点。输出功率优化后相对于优化前增加了9.36%。在仿真使用的主频为2.0 GHz的计算机上,每次优化所用时间由软件记录得到0.817 s,整个优化过程耗时2.451 s。对于直升机爬升等状态的几分钟甚至更长的工作时间来说,实时性是完全可以接受的。

在 $H=1000\text{ m}$, $Ma=0.3$, $PNG=95\%$ 状态下,最小耗油率模式优化仿真结果如图2所示。

图1 $H=500\text{ m}$, $Ma=0.1$ 最大输出功率模式优化仿真结果

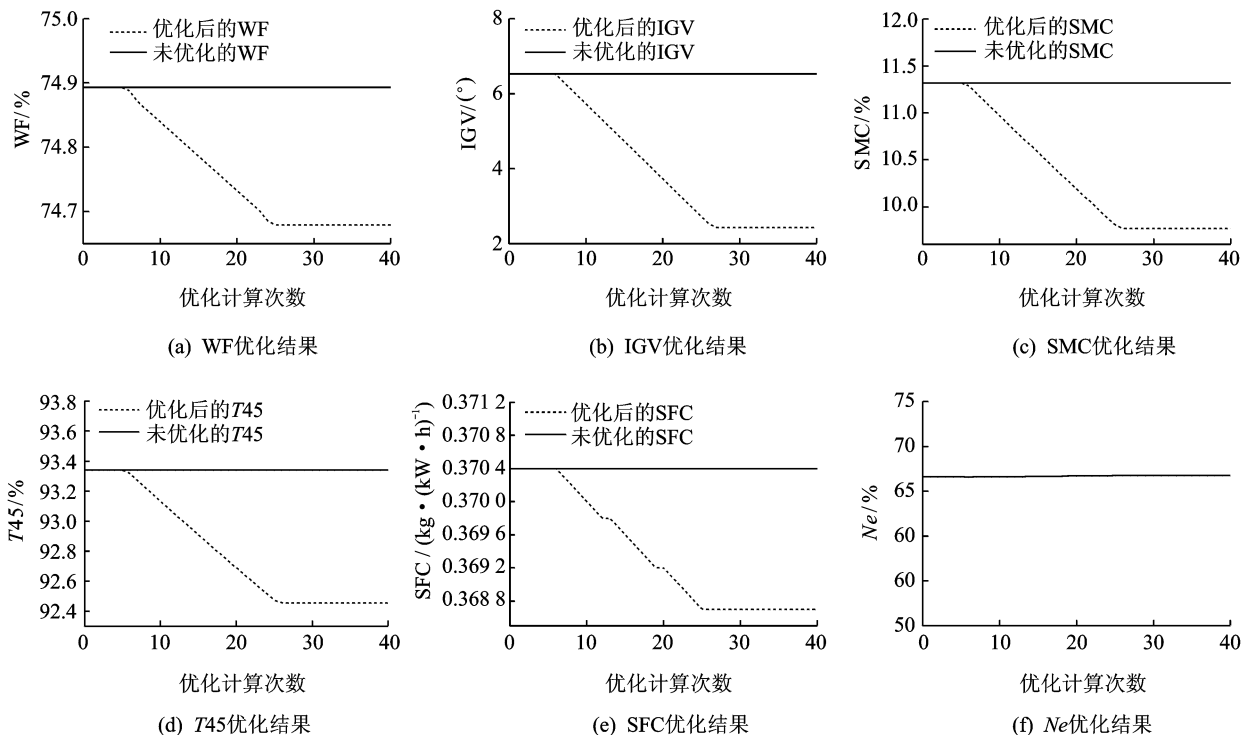


图 2 $H=1\ 000\ \text{m}, Ma=0.3$ 最小耗油率模式优化仿真结果

前 5 次发动机稳定运行在待优化工作点,从第 5 次起最小耗油率模式优化过程开始。寻优开始后,供油量减小,导叶角减小,在输出功率保持不变的状态下,耗油率不断降低。根据耗油率计算公式: $SFC=WF/Ne \cdot 3\ 600 \cdot 1\ 000 \cdot 100\%$,在保持输出功率 Ne 不变的同时降低耗油率,本质上是降低供油量。为了输出功率 Ne 保持不变,在供油量减小的同时减小导叶角,通过增加发动机流量来补偿供油量的减小造成的功率损失,同时也使得发动机的喘振裕度降低。当优化至 25 次时,喘振裕度已降至边界值,优化过程结束,发动机稳定运行在优化后的工作点。耗油率优化后相比优化前降低了 0.46%。在仿真使用的主频为 2.0 GHz 的计算机上,每次优化所用时间由软件记录得到 0.626 s,整个优化过程耗时 12.52 s。对于直升机巡航的几十分钟甚至更长的工作时间来说,实时性是完全可以接受的。

本文对飞行包线内多个工作点进行了优化仿真,表 3 为各工作点额定状态最大功率模式下的优化结果,表 4 为各工作点额定状态最小耗油率模式下的优化结果。

从表 3,4 可以看出,DAIW-PSO 算法应用于涡轴发动机模型,在最大输出功率和最小耗油率模

表 3 最大输出功率模式多点优化结果

H/m	Ma	额定输出功率/%	寻优输出功率/%	功率增加/%
0	0	63.99	70.68	11.75
500	0.1	65.17	70.68	9.36
500	0.2	65.35	69.74	7.01
1 000	0.1	63.38	71.48	9.37
1 000	0.2	65.15	71.69	9.35
2 000	0.1	59.31	68.24	4.74
2 000	0.2	61.03	72.86	9.39

表 4 最小耗油率模式多点优化结果

H/m	Ma	额定耗油率/ ($\text{kg} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$)	寻优耗油率/ ($\text{kg} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$)	耗油率降低/ %
0	0	0.400 4	0.399 2	0.30
200	0.1	0.394 2	0.392 5	0.43
500	0.1	0.387 2	0.384 5	0.70
500	0.3	0.381 6	0.379 0	0.68
1 000	0.1	0.381 1	0.380 0	0.29
1 000	0.3	0.370 4	0.368 7	0.46
2 000	0.1	0.375 0	0.373 1	0.51
2 000	0.2	0.369 0	0.367 0	0.54

式下进行性能寻优,功率增加明显,单位耗油率下降,具有较好的优化效果。

7 结束语

PSO算法是一种新型的基于进化思想的优化算法,其算法结构简单,控制参数少,优化性能好。通过分析其优化原理,采用所提出的一种新的基于距离的自适应惯性权重粒子群算法,对涡轴发动机进行性能寻优控制。仿真结果表明,在最大输出功率模式和最小耗油率模式下具有良好的优化效果,挖掘了发动机的潜在性能。

参考文献:

- [1] Chisholm J D. In-flight optimization of the total propulsion system[R]. AIAA-92-3744, 1992.
- [2] Orme J S, Gilyard G B. Subsonic flight test evaluation of a propulsion system parameter estimation process for F100 engine[R]. AIAA-93-3745, 1992.
- [3] Tich E J, Shaw P D, Berg D F. Performance-seeking control for cruise optimization in fighter aircraft[R]. AIAA-87-1929, 1987.
- [4] Mueller F D, Nobbs S G. Dual engine application of the performance seeking control algorithm [R]. AIAA-93-1822, 1993.
- [5] Gilyard G B, Orme J S. Performance-seeking control: program overview and future directions [R]. AIAA-93-3765-CP, 1993.
- [6] Kenne dy J, Elberhart R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Network. Perth, Australia;IEEE Piscataway, 1995: 1942-1948.
- [7] Bergh F, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225-239.
- [8] Ratnaweera A, Halgamuge S K. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.
- [9] Ho S L, Yang S Y, Ni G Z. An improved PSO method with application to multimodal function of inverse problems[J]. IEEE Transaction on Magnetics, 2007, 43(4): 1597-1600.
- [10] Bajpai P, Singh S N. Fuzzy adaptive particle swarm optimization forbidding strategy in uniform price spot market[J]. IEEE Transaction on Power System, 2007, 22(4): 2152-2160.
- [11] Lizzi L, Viani F, Massa A. Optimization of a spline-shaped UWB antenna by PSO[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2007, 6: 182-185.
- [12] 冯正平, 孙健国, 黄金泉. 一种建立航空发动机状态变量模型的新方法[J]. 航空动力学报, 1998, 13(4): 435-438.
Feng Zhengping, Sun Jianguo, Huang Jinquan. A new method for establishing a state variable model of aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power, 1998, 13(4): 435-438.
- [13] 黄伟斌, 黄金泉. 航空发动机故障诊断的机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2008, 23(3): 580-584.
Huang Weibin, Huang Jinquan. On board self-tuning model for aero-engine fault diagnostics[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(3): 580-584.
- [14] 鲁峰, 黄金泉, 余云峰. 航空发动机状态变量模型的QPSO寻优混合求解法[J]. 推进技术, 2011, 32(5): 722-727.
Lu Feng, Huang Jinquan, She Yunfeng. State space modeling based on QPSO hybrid method for aero-engines[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(5): 722-727.
- [15] 袁春飞, 孙健国, 熊智. 推进系统优化控制模式研究[J]. 航空动力学报, 2003, 19(1): 159-163.
Yuan Chunfei, Sun Jianguo, Xiong Zhi. A study of propulsion optimization control modes[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 19(1): 159-163.
- [16] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]// IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, AK; IEEE Piscataway, 1998: 69-73.
- [17] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(3): 859-871.

