

文章编号: 1000-8055(2010)08-1849-06

自适应中心变异差分进化算法及其在涡轮叶型优化设计中的应用

池元成, 方杰, 饶大林, 蔡国飙
(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 为了更好地求解多维复杂函数优化问题, 提出了自适应中心变异差分进化算法(SCDE), 并以低温火箭发动机多级氧涡轮叶片的高精度气动型面优化设计为例进行了验证. 使用商业软件进行三维叶片几何造型和单通道流场分析, 计算得到涡轮效率作为优化设计评价指标. 最终得到了合理的优化结果, 涡轮效率相比初始设计提高了 5.25%.

关 键 词: 差分进化; 自适应; 中心变异; 涡轮叶片; 气动优化

中图分类号: TP301.6; V231.3 **文献标识码:** A

Self adaptive center mutation differential evolution and its application to shape optimization design of a turbine blade

CHI Yuan cheng, FANG Jie, RAO Da lin, CAI Guo biao
(School of Astronautics,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: A self adaptive center mutation differential evolution (SCDE) was developed for the high dimension complex optimization problems, and applied to the high fidelity aerodynamic optimization design of the multi-stage oxidizer turbine blade shapes for cryogenic rocket engines. Performances of design candidates were evaluated by the turbine efficiency based on three-dimensional airfoil geometry design and single-channel flow analysis using commercially available CAD (computer aided design) and CFD (computational fluid dynamics) packages. The reasonable solution is finally achieved, namely, turbine efficiency of the optimal design is 5.25% higher than that of the original one.

Key words: differential evolution; self adaptive; center mutation; turbine blade; aerodynamic optimization

随着在火箭发动机部件的气动设计中对高精度计算流体仿真技术和工具的日益广泛使用, 需要相应地研发具有更高效率的设计优化方法. 鉴于实际工程问题的复杂性、约束性、非线性、多极值、建模困难等特点, 寻求一种适合于大规模分布并行、具有智能特征的优化算法已经成为一个主要研究目标和引人注目的研究方向.

差分进化(differential evolution, 简称 DE)^[1] 算法作为基于群体演化算法的重要分支之一, 最早是由 Storn R 和 Price K 于 1995 年提出. DE 通过父代个体间的简单数学组合来产生不同的候选个体, 再通过比较个体间函数适应值的优劣关系确定候选个体是否取代父代个体. 现已证实, DE 较其他现有的进化算法是有效的、鲁棒的^[2]. 由于

DE 简单易实现、可调参数少,并在国际进化优化计算竞赛中表现优异^[3],因此在很多领域的复杂优化问题求解中实现了应用^[4-6].

然而,在求解多维复杂优化问题时,DE 会出现陷入局部最优、收敛速度较慢等缺点.为了提高 DE 的性能,很多研究者对算法进行了改进.文献[7]引入了三角法变异算子,使得变异后的试验向量波动较为稳定,且能够有效逃离局部最优解;文献[8]的算法中(jDE)提出了自适应控制参数设置,即每个个体拥有自己的控制参数,且随着算法的迭代一起进化;文献[9]提出了基于反向学习策略(OBL)的 DE,即利用 OBL 增加种群多样性,以便能够加快搜索;文献[10]结合文化算法(cultural algorithms)提出了求解约束优化问题的文化 DE.在这些研究的基础上,本文通过引入中心变异算子和自适应参数化处理,提出了一种适用于复杂多维优化问题的自适应中心变异差分进化算法(self adaptive center mutation differential evolution,简称 SCDE),并将其应用于低温火箭发动机多级氧涡轮叶片的高精度气动型面优化设计^[11],以提高涡轮效率.

1 自适应中心变异差分进化算法

DE 算法基于父代个体间的差异,经变异、交叉和选择产生子代.根据在搜索空间内随机选取的两个个体向量的差值与第三个随机选取的个体向量的加权求和来实现群体变异,然后通过比较由交叉算子生成的个体和相应父代个体的函数值优劣来保存优秀个体,如此反复迭代,不断进化.

1.1 差分进化算法

定义在一个 D 维搜索空间内,存在种群数为 N_p 的个体 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, N_p$; 此时,变异个体 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 通过下式产生

$$V_i^{t+1} = X_{r_1}^t + F_c \cdot (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) \quad (1)$$

式中下标 r_1, r_2 和 r_3 是异于 i 且互不相同的 $[1, N_p]$ 之间的整数; F_c 为缩放比例因子; t 为当前迭代步数.式(1)中,第一项称为基向量,第二项称为差向量.

父代个体 X_i 和变异个体 V_i 依据交叉概率 C_r 生成实验个体 $U_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{iD})$

$$u_{ij}^{t+1} = \begin{cases} v_{ij}^{t+1}, & \text{if } (\text{rand}(j) \leq C_r) \\ x_{ij}^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\text{rand}(j)$ 是 $[0, 1]$ 之间的均匀随机分布数.

对于最小化问题,交叉后个体 U_i^{t+1} 和父代个体 X_i^t 依据下式进行选择操作,生成子代个体 X_i^{t+1}

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} U_i^{t+1}, & \text{if } (F(U_i^{t+1}) \leq F(X_i^t)) \\ X_i^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中 F 为优化问题的目标函数.

上述过程称为标准版本的 DE,并表示为 DE/rand/1/bin,其他的变种可以参阅文献[12].

1.2 自适应中心变异差分进化算法

基于 DE 所具有的良好性能,本文通过分析变异和交叉在其工作过程中的作用,提出了自适应中心变异差分进化(SCDE)算法的概念.

首先,DE 算法中差分向量的方向具有很大的随机性,虽然会在一定程度上提高全局搜索能力,但也减缓了 DE 算法的收敛速度.因此,这里给出另一种形式的变异算子,称为中心变异算子.即每次产生的变异个体都是围绕着当前代群体的中心.该变异算子的具体形式定义如下:

$$V_i^{t+1} = Z + \alpha \cdot (X_{r_b}^t - X_{r_1}^t) + (1 - \alpha) \cdot (X_{r_b}^t - X_{r_2}^t) \quad (4)$$

其中 X_{r_b} 是三个随机个体中的最优个体; X_{r_1} 和 X_{r_2} 是其余两个随机个体; Z 是群体的中心; α 为缩放比例因子.

公式(4)说明,对于每一个变异个体,它的产生依据已经选取的 3 个个体的适应值大小关系,从群体中心出发向着最优个体 X_{r_b} 方向靠近.这时差向量的方向就是指向 X_{r_b} 的方向,从而使得改进的变异算子不仅保留了一定程度的随机性,而且还加入了一定程度的确定性指导.

此外,对于缩放比例因子 α 采用了较为随机的策略,其形式如下:

$$\alpha_i = \begin{cases} 0.5 \cdot \text{rand}(), & \text{if } (F_{r_1} < F_{r_2}) \\ 1 - 0.5 \cdot \text{rand}(), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\text{rand}() \sim U(0, 1)$, F_{r_1} 和 F_{r_2} 是个体 X_{r_1} 和 X_{r_2} 的函数值.由式(4)和式(5)可知,当 X_{r_1} 优于 X_{r_2} 时,搜索方向趋于 X_{r_b} 和 X_{r_1} 所在的区域;否则,应往 X_{r_b} 和 X_{r_2} 所在的区域进行搜索.这使得算法能有更好的效率去寻找较优解.

对于交叉概率 C_r 则是根据算法的迭代周期及每个个体的函数值的情况适当地各自调整其大小,使算法更能符合问题本身的特征,其方法为

$$C_{ii} = \begin{cases} \max \left\{ \left| \frac{F_i - F_{r_b}}{F_i - F_{\min}} \right|, \left| \frac{F_i - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \right| \right\}, & \text{if } (F_i > F_{r_b}) \\ \min \left\{ \left| \frac{F_i - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \right|, \left| \frac{F_{r_b} - F_i}{F_{\max} - F_{\min}} \right| \right\}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中 C_{ii} 是个体的交叉概率, F_i 和 F_{r_b} 是个体 X_i 和 X_{r_b} 的函数值, $F_{\min}$ 和 $F_{\max}$ 是当前代群体中最优和最劣的个体的函数值. 式(6)表明, 当 $F_i > F_{r_b}$ 时, 应增大交叉概率, 以便在新产生的实验个体中变异个体 V_i 所占的分量更多, 相应的调整策略是: 通过比较 F_i 在当前代群体内所占的比重和 F_{r_b} 相对 F_i 的比重, 选择其中比例值较大者作为目标个体的交叉概率值; 而当 $F_i \leq F_{r_b}$ 时, 则应减小交叉概率, 使得在实验个体 U_i 中含有个体 X_i 的成份较多, 相应的调整策略是: 通过比较 F_i 在当前代群体内所占的比重和 F_{r_b} 与 F_i 的相似程度, 选择其中的较小者作为目标个体的交叉概率值. 这种方法, 根据迭代过程中个体之间的函数值关系有效调节实验个体的组成成分, 从而提高算法的搜索性能.

最后, 给出 SCDE 的实现流程, 如图 1 所示.

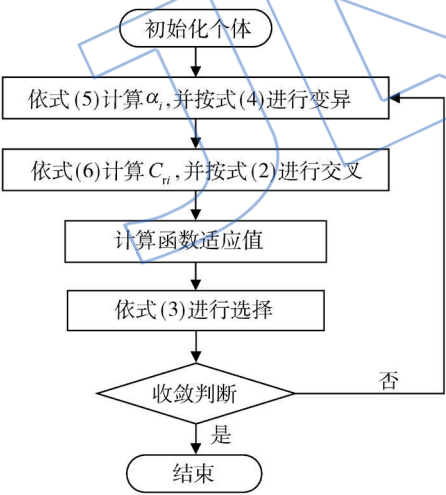


图 1 SCDE 算法的流程图
Fig. 1 Flow chart of the SCDE

1.3 算法测试

为了对 DE 和 SCDE 进行性能比较, 采用了 3 种 Benchmark 函数, 其具体表示如下.

1) Rosenbrock 函数(单模态)

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100 \cdot (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

2) Rastrigin 函数(多模态)

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i) + 10]$$

3) Griewank 函数(多模态)

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D (x_i)^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

且有 $\min f_1(1, 1, \dots, 1) = 0$, $\min f_2(0, 0, \dots, 0) = 0$, $\min f_3(0, 0, \dots, 0) = 0$.

为了实验的公平性, 令 DE 和 SCDE 的种群数 $N = 100$, 对 3 个测试函数独立运行 30 次, 最大迭代次数为 2000, 且 $D = 30$. 对于 DE, $F_c = 0.5$, $C_r = 0.9$. 实验结果如表 1 所示.

表 1 测试结果

Table 1 Results of experiments

函数	DE		SCDE	
	平均值	标准差	平均值	标准差
f_1	15.56	14.33	0.039 2	0.016 9
f_2	163.75	14.86	26.55	2.39
f_3	0	0	0	0

表 1 列出了 DE 和 SCDE 对 3 个测试函数分别运行 30 次后的平均值和标准差. 实验结果表明, 对于高维复杂优化问题, SCDE 的搜索能力有了较大的提升.

2 涡轮叶型优化设计

2.1 气动设计仿真

由于火箭发动机氧涡轮为直叶栅结构, 因此叶身成型主要可以通过将二维基准叶型进行径向拉伸来实现. 而为了开展气动优化设计, 就需要建立相关叶片的参数化几何模型.

根据工程单位的要求, 在叶型改进设计中不对静叶作改动, 同时保持叶高不变. 所以, 本研究只对涡轮的两级动叶在半叶高截面处的二维叶型进行参数化造型. 如图 2 所示, 对于一级动叶, 安装角固定, 叶片设计成完全对称, 吸力面型线由入口直线、出口直线和样条曲线三段构成, 压力面型线则由一条样条曲线构成, 其中样条曲线由端点和中点共三个点控制, 在曲线的各连接点处满足二阶连续; 对于二级动叶, 叶片设计成非对称, 安装角约为 90° , 吸力面和压力面型线均由样条曲线构成. 对喷嘴和其他各级静叶的二维基准叶型根据已有的型面离散设计点拟合生成. 将这些二

维叶型及其流场计算平面进行径向拉伸,并参照已有的叶高设计进行相应的柱面或锥面剪裁处理,得到计算用的涡轮叶片的三维几何模型,如图 3 所示。

对涡轮流场计算域主要采用四面体非结构网格进行划分。为了减少在规则区域的计算量、同时保证网格节点在交界面的一一对应,对流场的进、出口计算域采用三棱柱网格进行划分。涡轮流场的计算网格总数约为 96 万。计算网格如图 4 所示。

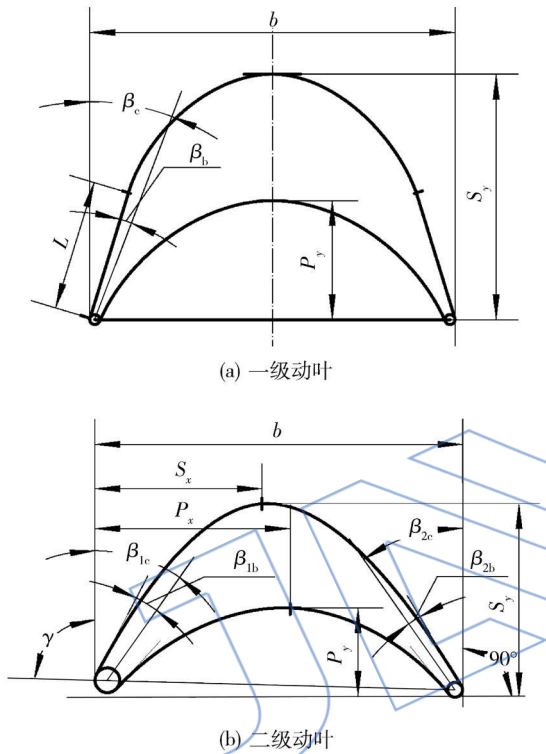


图 2 两级叶片造型参数示意

Fig. 2 Two dimensional blade profile and design parameters

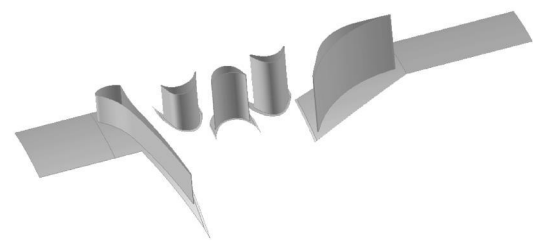


图 3 涡轮叶片的三维几何模型

Fig. 3 Three dimensional turbine blades and flow path surfaces

使用 Fluent 软件进行涡轮的三维流场分析,流体定义为热力计算得到的燃气工质,湍流模型

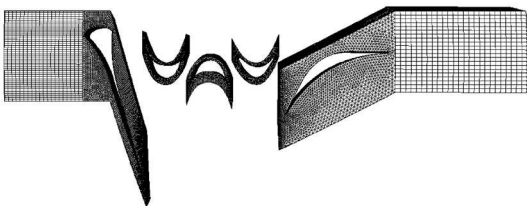


图 4 计算网格

Fig. 4 Computational grid

采用标准 $k-\epsilon$ 两方程模型,计算精度取为二阶精度。

2.2 优化问题定义

涡轮叶型气动优化设计问题的数学模型定义如下：

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{X}} \quad & F = \eta(\mathbf{X}) \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{X}_{\text{low}} \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{X}_{\text{up}} \\ & \mathbf{X} \in \{\text{设计变量}\} \end{aligned} \tag{7}$$

其中设计变量 $\mathbf{X}$ 为图 2 中所示的 16 个控制动叶叶型生成的几何参数; $\mathbf{X}_{\text{low}}$ 和 $\mathbf{X}_{\text{up}}$ 则分别为设计变量的上、下限; 优化目标 F 为涡轮效率 η

$$\eta = \frac{N_t}{W_{\text{lad}}} \tag{8}$$

式中 N_t 为涡轮有效功率, W_{lad} 为涡轮绝热功

$$W_{\text{lad}} = \frac{\kappa}{\kappa - 1} R T_0 \left[1 - \frac{1}{\delta^{(\kappa - 1)/\kappa}} \right] \cdot \dot{m} \tag{9}$$

式中 κ 为等熵指数, R 为燃气气体常数, T_0 为燃气入口总温, δ 为涡轮压比, $\dot{m}$ 为涡轮流量。

2.3 优化设计流程

为了减少计算用时,加速优化进程,涡轮叶型气动优化设计主要在航天推进仿真中心的计算平台上开展了分布并行运算。各计算节点的配置均为 Intel Core Duo E6600 2.4GHz CPU 和 DDR II 667 2GB 内存;节点之间采用千兆以太网交换机进行联接。在软件支持方面,控制端节点采用 iSIGHT 软件^[13]的集成模块作为流程控制界面,通过运行 SCDE 程序产生新的设计点,借助 Automate 软件实现对其他节点的远程调用和数据交换;各计算节点仿真用的商业软件(包括 ProE, Gambit 和 Fluent 等软件)都通过调用相应的脚本文件完成自动运行,并且利用 Fluent 软件的并行计算模块还实现了各节点的双线程处理。

3 优化结果及分析

运用上述的方法,经过气动优化设计后,氧涡

轮效率提升了 5.25%, 有效功率改进了 11.4%, 其总体性能得到了改善.

图 5 分别比较了优化前后涡轮两级动叶在半叶高截面的叶型. 可以看出, 两级动叶的轴向宽度均减小, 叶盆和叶背的扰度同时增大, 型线曲率也相应增大, 但叶型进口角和弯角则相对减小; 二级动叶后缘的相关参数均已达到给定边界值, 叶型最大厚度有所减小, 非对称性更加明显.

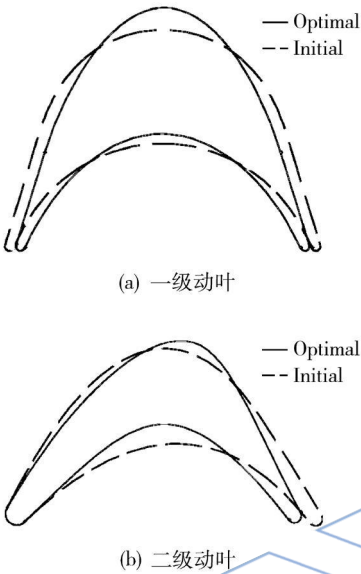


图 5 优化前后涡轮两级动叶在半叶高截面的叶型比较
Fig. 5 Comparison of blade profiles

图 6 和图 7 分别给出了优化前后涡轮一级动叶栅的叶片表面参数和气动流场截面参数分布的

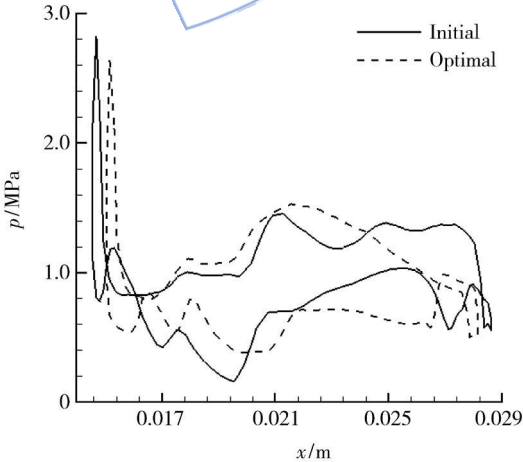


图 6 优化前后一级动叶在半叶高截面的表面静压比较

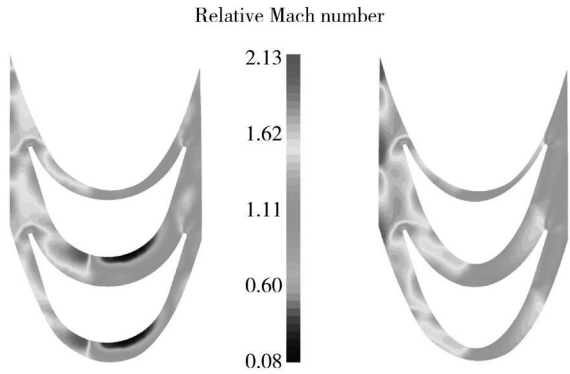


图 7 优化前后一级动叶栅流场在半叶高截面的相对马赫数分布比较

Fig. 7 Comparison of relative frame Mach number contours at midspan for 1st stage blade

情况. 优化后的一级动叶栅绕流的正攻角减小, 同时叶型弯角和气流转折角也都有所减小, 使得一级动叶表面的扩压段相应减小, 叶盆和叶背的平均压力差略有变大. 另一方面, 原有的附面层大范围分离的现象得到明显改善, 仅在叶顶部分由于子午截面扩张的综合影响而出现了局部的分离涡.

图 8 和图 9 分别给出了优化前后涡轮二级动叶栅的叶片表面参数和气动流场截面参数分布的对比情况. 优化后的二级动叶栅扰流的负攻角增大, 使得叶盆和叶背上游的压力都有显著提高. 此外, 由于叶型弯角和气流转折角的减小、以及流通截面的变化, 气流在通道下游加速位超声速, 原有的扩压段消失, 附面层相应减薄, 叶盆和叶背的平均压力差略有变大.

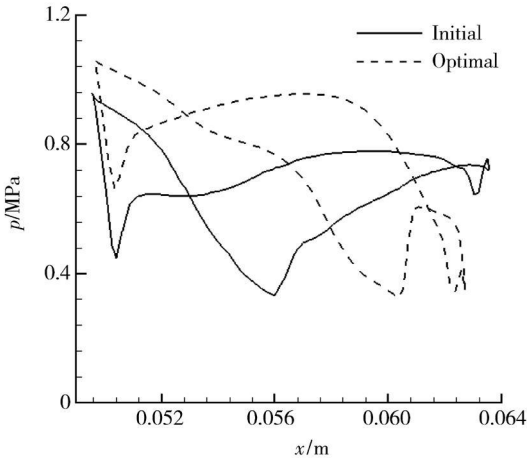


图 8 优化前后二级动叶在半叶高截面的表面静压比较
Fig. 8 Comparison of midspan pressure envelope for 2nd stage blade

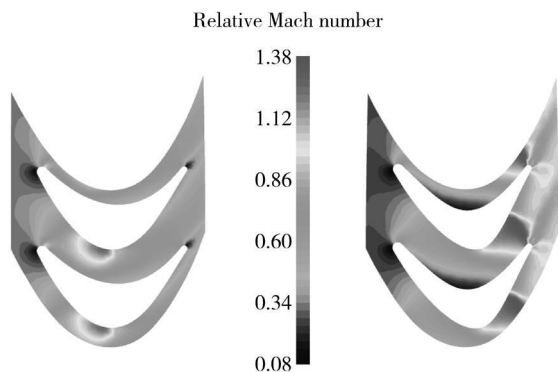


图 9 优化前后二级动叶栅流场在半叶高截面的
相对马赫数分布比较

Fig. 9 Comparison of relative frame Mach number
contours at midspan for 2nd stage blade

4 结 论

随着在气动设计中对高精度计算流体仿真的日益广泛使用, 多维、复杂、不可微、甚至没有确切函数表达式等情形在火箭发动机部件的优化设计领域是较为普遍的. 为此, 本文提出了针对上述问题的自适应中心变异差分进化(SCDE)算法, 并将其成功用于低温火箭发动机多级氧涡轮叶型气动优化设计, 使涡轮效率提高了 5.25%. 结果表明, SCDE 是一种适用于火箭发动机部件的复杂优化设计问题的全局群智能演化算法.

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] // Proceeding of IEEE Conference on Evolutionary Computation. Nagoya: IEEE, 1996: 842-844.
- [3] Price K. Differential evolution vs. the functions of the 2nd ICEO [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Indianapolis: IEEE, 1997: 153-157.
- [4] Babu B V, Angira R. Modified differential evolution (MDE) for optimization of nonlinear chemical processes [J]. Computers and Chemical Engineering, 2006, 30: 989-1002.
- [5] 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.
- [6] 宋立明, 罗常, 李军, 等. 基于全局气动优化方法的跨声速叶栅气动优化 [J]. 航空动力学报, 2008, 23(6): 1019-1023.
- SONG Liming, LU O Chang, LI Jun, et al. Aerodynamic optimization of transonic cascade using global aerodynamic optimization method [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(6): 1019-1023. (in Chinese)
- [7] Fan H Y, Lampinen J. A trigonometric mutation approach to differential evolution[J]. Journal of Global Optimization, 2003, 27: 105-129.
- [8] Brest J, Greiner S, Boskovic B, et al. Self-adapting control parameters in differential evolution: a comparative study on numerical benchmark problems[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2006, 10(6): 646-657.
- [9] Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Opposition based differential evolution[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 64-79.
- [10] Becerra R L, Coello C A C. Cultured differential evolution for constrained optimization[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2006, 195: 4303-4322.
- [11] Fang J, Cheng C Y, Rao D L, et al. Shape optimal design of a turbine blade using swarm intelligence algorithm[C] // Proceeding of the 59th International Astronautical Congress. Glasgow: [s. n.], 2008.
- [12] Das S, Abraham A, Chakraborty U K, et al. Differential evolution using a neighborhood based mutation operator [J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2009, 13(3): 526-553.
- [13] Koch P N, Evans J P, Braun R, et al. Interdigitiation for effective design space exploration using iSIGHT [J]. Journal of Structural and Multidisciplinary Optimization, 2002, 23(2): 111-126.