DOI: 10.3901/JME.2021.20.254

改进鲸鱼优化算法及涡轮盘结构优化*

曾念寅 宋丹丹 李寒 闫成 尤延铖
(厦门大学航空航天学院 厦门 361005)

摘要: 涡轮盘是航空发动机的核心零件,通过智能优化算法对涡轮盘结构进行优化,降低涡轮盘质量,有助于提升推重比。研究并改进了新型鲸鱼优化算法对涡轮盘截面进行结构尺寸优化。改进的鲸鱼优化算法中创新引入差分变异策略,交叉操作和常规变异策略以增强鲸鱼优化算法跳出局部最优解的能力。特别地,以改进的鲸鱼优化算法(Decomposition evolution based whale optimization algorithm, DEWOA)为例对 Isight 平台进行二次开发,与 Isight 平台中的五种算法和基本鲸鱼优化算法就八个单目标测试函数进行了对比,在均值和方差等指标验证了改进算法的稳定性和寻优性能。而且,将结合改进鲸鱼优化算法的 Isight 优化模块组件与有限元分析方法在 Isight 平台中集成为全自动化优化流程,对航空发动机涡轮盘进行结构优化,并与其他四种算法的涡轮盘结构优化结果进行对比。实验结果表明改进的鲸鱼优化算法对涡轮盘减重达 26.09%,超过自适应模拟退火算法减重比 2.24%,超过多岛遗传算法减重比 5.29%,超过鲸鱼优化算法减重比 1.94%,落后于指针自动优化算法减重比 0.39%,但改进的鲸鱼优化算法收敛速度更快,达到最优解的代价更小,表明了改进鲸鱼优化算法在工程实际问题上的实用性和通用性。

关键词: 涡轮盘; 结构优化; Isight 平台; 减重; 改进鲸鱼优化算法

中图分类号: V232

Improved Whale Optimization Algorithm and Turbine Disk Structure Optimization

ZENG Nianyin SONG Dandan LI Han YAN Cheng YOU Yancheng
(School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract: As one of the core parts of aero engine, the structure of turbine disk can be optimized through intelligent algorithms to improve thrust-weight ratio of the engine. An improved whale optimization algorithm (decomposition evolution based whale optimization algorithm, DEWOA) is proposed to optimize the structure of a turbine disk section. The proposed algorithm is innovatively integrated with differential mutation, crossover operation and conventional mutation to enhance the ability of basic whale optimization algorithm so as to jump out of the local optimum. In particular, the proposed algorithm is embedded in Isight platform, compared with five algorithms and basic whale optimization algorithm in the Isight on eight benchmark functions. The relevant results of mean and variance show the stability and the ability to find the optimal solution of DEWOA. Moreover, a fully automated optimization process is built in Isight on optimization module components chosen DEWOA and finite element analysis method to optimize the structure of a turbine disk. The results are compared with other algorithms as in the compared benchmark functions. Experimental results show that the improved whale optimization algorithm can reduce the weight of the turbine disk by 26.09%, which exceeds the weight reduction ratio of the adaptive simulated annealing algorithm by 2.24%, exceeds the weight reduction ratio of the multi-island genetic algorithm by 5.29%, and exceeds the weight reduction ratio of the whale optimization algorithm by 1.94%. It lags behind the pointer automatic optimization algorithm with a weight reduction ratio of 0.39%, but the improved whale optimization algorithm converges faster and the cost of reaching the optimal solution is lower, which shows the practicality and versatility of the improved whale optimization algorithm in practical engineering problems.

Key words: turbine disk; structure optimization; Isight; loss weight; improved whale optimization algorithm

* 国家自然科学基金(62073271, 52005421)、中央高校基本科研业务费(20720190009)、福建省科技计划对外合作(201910003)和福建省自然科学基金(2020J05020)资助项目。20210105 收到初稿, 20210731 收到修改稿

0 前言

鲸鱼优化算法是一种新型群体智能优化算法,于 2016 年由澳大利亚学者 MIRIALILI 等提出^[1]。该算法模拟座头鲸捕食猎物的行为,通过鲸鱼种群个体搜索,包围和攻击猎物实现优化过程的搜索。鲸鱼优化算法具有原理简单,参数设置少和较强的全局搜索能力的优点,已被用于风电功率预测^[2],盲源分离^[3]和无线传感器网络覆盖优化^[4]等。为了改善鲸鱼优化算法早熟收敛,陷入局部最优解的弊端,许多学者做了大量研究。如反向学习机制与鲸鱼算法的结合^[5-6],莱维飞行策略的加入^[7-10]和混沌机制的引入^[11]。同时,结合混沌机制的鲸鱼优化算法还被应用于特征选择^[12],多输入多输出阵列雷达的合成^[13]和光伏电池的参数估计^[14]等各种实际工程问题^[15-17]。但目前鲸鱼优化算法仍存在停滞和通用性差的问题。

发动机是飞行器的核心,涡轮盘是发动机的核心零件之一。降低涡轮盘的重量,可以降低发动机的重量,从而提高推重比。同时,较高推重比的发动机也具有经济性,因此,涡轮盘的减重优化设计是十分必要的。而对涡轮盘进行结构优化设计,是涡轮盘减重的有效途径^[18]。金赛英等^[19]基于 Isight 平台,利用自适应模拟退火算法优化技术(Adaptive simulated annealing, ASA)和下降单纯形法(Downhill simplex, DOWN)优化技术结合的方法对多辐板轮盘进行了减重优化。罗莉等^[20]基于 Isight 平台,利用多岛遗传算法对发动机转子轮盘实现了轻量化开发。陈铁锋等^[21]通过试验设计和序列二次规划法在 Isight 平台上实现了轮盘减重。LI 等^[22]基于 ANSYS WORKBENCH 平台,利用序列二次规划法实现了轮盘静态和动态优化减重。KASINA 等^[23]基于 ANSYS WORKBENCH,利用目标优化设计方法对轮盘实现了减重设计。GUTZWILLER 等^[24]采用遗传算法对涡轮盘进行了形状优化,以实现涡轮盘轻量化的改进设计。

为了实现涡轮盘的全自动化结构优化,采用 Isight 平台作为分析工具。Isight 平台是一个全自动化流程优化设计平台,可以集成各 CAD 设计软件和 CAE 分析软件,使得工程人员可以使用自己熟悉的软件进行建模和有限元分析,并且平台中自带 12 种单目标优化算法,可以实现全自动化的优化过程。但这些算法提出时间较早,随着智能优化算法的盛行,这些算法的局限性开始凸显出来。

因此,为了克服 Isight 自带优化算法的局限性,并加强鲸鱼优化算法跳出局部最优解,寻找全局最优解的寻优能力。本文提出一种改进的鲸鱼优化算法,并将其加入 Isight 的优化模块组件中。在相关单目标测试函数上,改进的鲸鱼优化算法相比于 Isight 优化模块组件中已有的算法表现出了优异的性能。同时由于算法已经内嵌入平台中,通过对某涡轮盘进行结构优化,使得涡轮盘重量减轻的案例验证了算法的实用性和通用性。

1 差分变异鲸鱼优化算法

1.1 基本鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是一种仿生算法,其模拟鲸鱼独特的捕食方式和行为。鲸鱼通过泡泡网行为捕食猎物,包括螺旋更新位置搜索阶段和收缩包围猎物阶段。数学抽象化为一个猎物位置对应一个最优解,鲸鱼在 d 维空间中搜索猎物,鲸鱼的位置表示为 $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_d)$,鲸鱼在种群中通过某种交流机制更新自己所在的位置朝猎物移动,最终到达猎物位置即最优解位置,这种交流机制抽象化为鲸鱼优化算法。

初始时,鲸鱼位置随机,由于对猎物的位置没有先验知识,当前最优个体的位置被假定为猎物位置,所有鲸鱼个体朝当前最优个体包围,鲸鱼个体更新位置如式(1)所示。

$$\mathbf{x}(t+1)=\mathbf{x}_c(t)-A|\mathbf{C}\mathbf{x}_c(t)-\mathbf{x}(t)| \quad (1)$$

式中, t 代表当前迭代次数, $\mathbf{x}_c(t)$ 代表领导者位置, $\mathbf{x}(t)$ 代表当前要更新的个体的位置, $\mathbf{x}(t+1)$ 代表当前要更新的个体更新后的位置, A 和 C 为相应系数,如式(2)、(3)所示

$$A=2ar-a \quad (2)$$

$$C=2r \quad (3)$$

式中, r 为[0,1]间随机数, a 在[2,0]间随迭代次数线性递减,又被称为缩放因子,迭代后期 a 的减小使得更新后的鲸鱼位置更接近当前最优个体位置。

当 $|A| \leq 1$ 时,鲸鱼种群在当前最优个体的带领下向猎物移动。当 $|A| > 1$ 时,鲸鱼在当前随机个体带领下搜索猎物,式(1)中的 $\mathbf{x}_c(t)$ 由任一鲸鱼个体的位置代替。同时,鲸鱼个体有自己独特的捕食方式—泡泡网捕食,这一行为被模型化为螺旋更新鲸鱼个体位置,如式(4)所示。

$$\mathbf{x}(t+1) = \exp(bl) \cos(2\pi l) |\mathbf{x}^*(t) - \mathbf{x}(t)| + \mathbf{x}^*(t) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{x}^*(t)$ 为当前最优个体位置, b 为常数, 通常取 1, 为控制螺旋形状的参数, l 通常在 $[-1,1]$ 随机取值。

在整个狩猎过程中, 鲸鱼个体改变自身位置的公式如式(5)、(6)所示

$$\mathbf{x}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{x}_c(t) - A|\mathbf{Cx}_c(t) - \mathbf{x}(t)| & p \leq 0.5 \\ \exp(bl) \cos(2\pi l) |\mathbf{x}^*(t) - \mathbf{x}(t)| + \mathbf{x}^*(t) & p > 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_c(t) = \begin{cases} \mathbf{x}^*(t) & |A| \leq 1 \\ \mathbf{x}_r(t) & |A| > 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中, p 为 $[0,1]$ 间随机数, $\mathbf{x}_r(t)$ 为当前种群中任意选择的个体。

鲸鱼优化算法实现步骤如下。

(1) 种群初始化。

(2) 计算每个个体适应度值, 找出最优个体 $\mathbf{x}^*$ 及其位置。

(3) 计算随机数 p , 如果 $p > 0.5$, 根据式(4)更新种群个体位置。

(4) 如果 $p \leq 0.5$, 根据式(2)计算 A 值, 如果 $|A| \leq 1$, $\mathbf{x}_c(t) = \mathbf{x}^*(t)$, 根据式(1)更新种群个体位置。

(5) 如果 $|A| > 1$, $\mathbf{x}_c(t)$ 在当前种群中随机选择, 根据式(1)更新种群个体位置。

(6) 修正超出搜索空间的个体。

(7) 是否满足停止准则, 是则停止, 否则转到步骤(2)。

1.2 结合差分进化的鲸鱼优化算法

为了增加鲸鱼个体种群的多样性, 在鲸鱼个体向最优个体前进搜寻时, 加入差分变异策略和交叉操作产生新的解个体。

差分变异策略是差分进化算法独特的变异策略, 具体指种群中的随机两个个体的差分向量缩放后和第三个个体的合成形成新的个体, 如式(7)所示。

$$\mathbf{u}_{i,j}(t+1) = \mathbf{x}_{r1,j}(t) + (\mathbf{x}_{r2,j}(t) - \mathbf{x}_{r3,j}(t))F \quad (7)$$

式中 i 代表种群中的第 i 个个体, j 代表个体的第 j 维变量, $\mathbf{x}_{r1,j}(t)$, $\mathbf{x}_{r2,j}(t)$ 和 $\mathbf{x}_{r3,j}(t)$ 代表在种群中随机选择的三个互不相同的个体, $\mathbf{u}_{i,j}(t+1)$ 为变异载体, F 为缩放因子, 通常在 $[0,2]$ 取值, 此处取 0.6。

变异后, 进行交叉操作, 个体以一定概率接受变异载体, 否则根据鲸鱼算法步骤(4)更新鲸鱼个体

位置, 具体公式如式(8)所示

$$\mathbf{x}_{i,j}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{x}_{c,j}(t) - A|\mathbf{Cx}_{c,j}(t) - \mathbf{x}(t)| & rand \leq CR \\ \mathbf{x}_{i,j}(t) + (\mathbf{x}_{r2,j}(t) - \mathbf{x}_{i,j}(t))F & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{x}_{c,j}(t)$ 为当前最佳个体的第 j 维位置, $rand$ 为 $[0,1]$ 间随机数, CR 为交叉概率, 此处取 0.8。

在鲸鱼优化算法步骤(4)中, 如果 $|A| \leq 1$, 计算 $rand$, 如果 $rand \leq CR$, 鲸鱼个体仍按原步骤(1)更新个体位置, 否则鲸鱼个体按照公式(7)更新种群个体位置。

在鲸鱼个体更新完种群所有个体位置后, 加入常规变异策略使得鲸鱼个体有一定跳出局部最优解的能力。将种群个体三等分, 在第二种群中变异一定比例的个体, 变异比例默认为 0.1。整体算法流程图如图 1 所示。

图 1 差分进化鲸鱼优化算法流程图

1.3 Isight 优化模块二次开发

Isight 平台的基础架构为用户专门提供了一个插件框架, 来满足用户需求。这些插件都必须通过专门的 Java 接口来实现交互, 但其自带的 SDK 生

成器允许外部可执行程序被打包为 Java 软件包。通过 C 语言编写改进的鲸鱼优化算法,采用读写文件的方式与 Isight 平台交互,编译生成外部可执行程序,利用 SDK 生成器打包成 Jar 包加入 Isight 库中,实现与其他自带算法相同的功能。为了验证算法的性能,所提出算法与其他自带算法就八个单目标测试函数做了对比比较。Isight 加入差分变异鲸鱼优化算法图示见图 2,可更改种群大小,评价次数和变异比例。

图 2 嵌入差分进化鲸鱼优化算法的 Isight 优化组件

2 标准测试函数优化结果与讨论算例

函数优化算例主要包括一个单峰函数,四个多峰函数和三个旋转多峰函数,主要内容与具体公式如表 1 所示。其中,Isight 初始点设置在全局最优附近一个单位范围之内,同一测试函数不同算法初始点相同,其中多岛遗传算法,鲸鱼优化算法和改进的鲸鱼优化算法不需要初始点。

Isight 优化组件自带算法中,有 5 个常用单目标优化算法,分别是自适应模拟退火算法(Adaptive simulated annealing, ASA)、下降单纯形法(Downhill simplex, DOWN)、多岛遗传算法(Multi-island genetic algorithm, MIA)、序列二次规划法(Non-linear programming by quadric lagrangian, NLPQL)和指针自动优化算法(Pointer automatic optimizer, POINTER),括号中均为在 Isight 优化组件中的名称,在此选取这些常用算法作为对比算法。其中,指针自动优化算法由于结合了四种优化技术,在大量工作中受到采用并被实践证明了其有效性^[25-30]。

表 1 标准测试函数具体内容

公式	搜索空间	全局最优值	维度 D
$f_1 = \sum_{i=1}^D i x_i^4 + \text{rand}$	$[-1.28, 1.28]$	0	10
$f_2 = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos 2\pi x_i + 10)$	$[-5.12, 5.12]$	0	10
$f_3 = \sum_{i=1}^D (y_i^2 - 10 \cos 2\pi y_i + 10), y_i = \begin{cases} x_i & x_i < 0.5 \\ \frac{\text{round}(x_i)}{2} & x_i \geq 0.5 \end{cases}$	$[-5.12, 5.12]$	0	10
$f_4 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$	$[-600, 600]$	0	10
$f_5 = \frac{\pi}{D} \{10 \sin^2(\pi y_i) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_D - 1)^2\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4), y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1), u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$	$[-50, 50]$	0	10
$f_6(x) = 418.9828D - \sum_{i=1}^D z_i, z_i = \begin{cases} t \sin(\sqrt{ t_i }) & t_i < 500 \\ 0 & t_i \geq 500 \end{cases}$ 其中 $t = y' + 420.96, y = M * (x' - 420.96), M$ 为正交矩阵	$[-500, 500]$	0	10
$f_7 = \sum_{i=1}^D (z_i^2 - 10 \cos(2\pi z_i) + 10), z = (M * x')', M$ 为正交矩阵	$[-5.12, 5.12]$	0	10
$f_8 = \sum_{i=1}^D (z_i^2 - 10 \cos(2\pi z_i) + 10), z_i = \begin{cases} x_i & x_i < 0.5 \\ \frac{\text{round}(x_i)}{2} & x_i \geq 0.5 \end{cases}$ $z = (Mx')', M$ 为正交矩阵	$[-5.12, 5.12]$	0	10

对于每个测试函数, 每个算法运行 10 次, 十次最优解箱型图如图 3、4 所示, 横轴为各算法名称, 其中鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm, WOA)。由表 2 中可以看出八个函数中 DEWOA 取得了 7 个最优平均解, 且在单个函数的十次运行中, 得

到的方差也较小, 说明算法较为稳定。从箱线图来看, DEWOA 的箱线图都处于窗口底部, 且异常点较少, 进一步说明了算法跳出局部最优, 寻找全局的能力, 以及相比于其他算法的优越性, 尤其在多峰函数和旋转多峰函数这样的复杂函数上效果更加明显。

图 3 7 种算法在测试函数上的十次结果最优解的箱线图

图 4 7 种算法在测试函数上的十次结果最优解的箱线图

表 2 7 种优化算法在八个测试函数上的结果对比

函数名	指标	自适应模拟退火算法	下降单纯形法	多岛遗传算法	序列二次规划法	指针自动优化算法	鲸鱼优化算法	差分进化鲸鱼优化算法
f_1	平均值	0.003 8	43.949 1	0.015 4	45.489 1	0.010 3	$3.354 1 \times 10^{-4}$	$7.867 4 \times 10^{-5}$
	方差	0.001 9	0.211 4	0.009 2	20.056 5	0.018 1	$4.522 6 \times 10^{-4}$	$7.112 6 \times 10^{-5}$
f_2	平均值	0.019 1	9.949 6	6.937 1	9.949 9	1.219 9	0	0
	方差	0.015 8	0	3.438 6	$1.872 4 \times 10^{-15}$	2.625 5	0	0
f_3	平均值	0.119 4	9	6.649 4	10	8.4	0	0
	方差	0.312 0	0	1.561 2	0	0.699 2	0	0
f_4	平均值	0.169 1	$2.109 4 \times 10^{-15}$	0.042 0	$1.138 4 \times 10^{-6}$	0.124 6	0	0
	方差	0.057 4	$4.157 7 \times 10^{-31}$	0.031 8	$2.232 1 \times 10^{-22}$	0.241 1	0	0
f_5	平均值	$1.748 4 \times 10^{-4}$	4.044 8	$5.056 5 \times 10^{-6}$	$4.034 4 \times 10^{-7}$	0.156 0	0.002 1	$2.725 5 \times 10^{-5}$
	方差	$1.114 5 \times 10^{-4}$	0	$6.340 6 \times 10^{-6}$	$5.580 3 \times 10^{-23}$	0.264 0	0.002 6	$2.684 6 \times 10^{-5}$
f_6	平均值	$1.664 9 \times 10^{-3}$	$3.900 3 \times 10^3$	$1.360 2 \times 10^3$	$4.058 6 \times 10^3$	$1.590 7 \times 10^3$	96.529 6	0.001 3
	方差	487.719 7	0	203.674 5	0	443.611 8	305.101 3	0.002 0
f_7	平均值	18.947 9	12.934 5	18.810 1	81.391 7	12.437 1	5.738 3	0
	方差	5.894 4	$3.744 9 \times 10^{-15}$	3.940 0	$1.498 0 \times 10^{-14}$	1.890 6	18.146 0	0
f_8	平均值	9.788 0	32.250 0	20.200 1	69.750 0	9.600 0	2.845 7	0
	方差	4.000 3	0	7.020 5	0	2.170 5	8.998 8	0

3 某涡轮盘的结构优化

3.1 涡轮盘的参数化建模

在 UG 中对某涡轮盘进行参数化建模，得到以下结构参数。轮缘半径 $R_1=237$ mm，盘心半径 $R_2=83$ mm，轮缘宽度 $W_1=40$ mm，轮毂宽度 $W_2=100.0$ mm，轮缘高度 $H_1=7.5$ mm，轮毂高度 $H_2=29.75$ mm，辐板内侧厚度 $W_3=15.0$ mm，辐板

外侧厚度 $W_4=13.00$ mm，辐板外半径 $R_3=210.0$ mm，辐板内半径 $R_4=180.0$ mm，简化对称模型如图 5 所示。为了保证优化过程中尺寸变化改变模型形状，建模时需对各线段进行全约束处理。同时，为了将 UG 集成到 Isight 平台中，实现尺寸变量变化引起的模型形状变化，利用 UGOPEN API，采用 C++编译构建 UG 二次更新程序，使得优化变量改变后模型能自动改变并生成供 Patran 有限元分析的模型文件。

图 5 涡轮盘二维参数化模型

3.2 涡轮盘的有限元分析

在 Patran 中进行有限元分析，工作转速为

1 349.3 rad/s。计算中采用 $\frac{1}{24}$ 涡轮盘扇区模型进行有限元分析，在轮盘扇段两剖面处施加循环对称约束，轮毂处施加轴向和周向位移约束。根据圣维南原理，叶片和轮缘产生的离心力等效为均布载荷加载在轮缘底部，大小为 131.85 MPa。轮盘两侧温度载荷梯度表达式由经验公式得到，如式(9)所示

$$T = 300 + 300 \times (R^3 - R_2^3) / (R_1^3 - R_2^3) \quad (9)$$

式中， R 表示径向位置坐标， R_1 和 R_2 分别为轮缘半径和盘心半径， T 表示该位置坐标下的温度，整体温度沿径向非线性分布，轮缘温度最高，为 600 °C，轮心温度最低，为 300 °C。涡轮盘温度分布图如图 6 所示。材料为 GH4169，密度为 8 240 kg/m³，其他材料参数见表 3。

表 3 材料参数

温度/°C	弹性模量/Pa	泊松比	体积模量/Pa	剪切模量/Pa	热膨胀系数
200	1.92×10^{11}	0.3	1.6×10^{11}	$7.384 6 \times 10^{10}$	10^{-5}
400	1.8×10^{11}	0.3	1.5×10^{11}	$6.923 1 \times 10^{10}$	10^{-5}
600	1.65×10^{11}	0.3	1.375×10^{11}	$6.346 2 \times 10^{10}$	10^{-5}

图 6 涡轮盘截面温度分布图/°C

在 Patran 中划分网格，添加载荷和约束，设置材料后，提交 Nastran 进行分析，然后在 Patran 中导入分析结果，输出各节点周向和径向应力，同时输出质量。过程中得到自动生成的 PCL 语言编写的驱动文件，考虑到优化过程中节点的变化，修改 PCL 驱动文件中添加载荷和约束的固定位置节点，使得载荷和约束位置点在优化过程中不变。

3.3 Isight 全自动化优化流程

在 Isight 平台软件中集成优化模块组件，UG 二次更新程序组件和有限元分析计算组件。其中，UG 二次更新程序组件和有限元分析计算组件均由 .bat 批处理程序集成，UG 二次更新程序组件由 .exe 可执行程序组成，有限元分析计算组件由 .ses 驱动文件组成。同时在优化模块组件中选择改进的鲸鱼优化算法。种群大小 50，变异比例 0.1，最大评价次数 500，设置优化变量，约束条件和目标变量。Isight 集成各软件后图示如图 7 所示。

图 7 Isight 全自动化优化流程

考虑到涡轮部件和其他部件的配合，同时满足构建完整涡轮的参数条件，设计变量选取如式(10)，其余设计变量优化过程中保持不变。根据轮盘设计准则的要求，选取最大径向应力和最大周向应力为

约束条件, 优化目标为涡轮盘体积最小, 即质量最小。根据上述分析, 涡轮盘结构优化数学模型建立如(10)所示

$$\begin{aligned} & \min V(x) \\ & \text{find } x = (W_2, H_2, W_3, W_4, R_3, R_4)^T \\ & \text{s. t. } \begin{cases} 80.0 \leq W_2 \leq 100.0 \\ 15.0 \leq H_2 \leq 40.0 \\ 15.0 \leq W_3 \leq 19.0 \\ 12.0 \leq W_4 \leq 17.0 \\ 202.0 \leq R_3 \leq 210.0 \\ 150.0 \leq R_4 \leq 180.0 \\ \sigma_{rmax} < [\sigma_r] \\ \sigma_{\theta max} < [\sigma_\theta] \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $V(x)$ 为体积, σ_{rmax} 为最大径向应力, $[\sigma_r]$ 为最大许用径向应力; $\sigma_{\theta max}$ 为最大周向应力, $[\sigma_\theta]$ 为最大许用周向应力。

在 Isight 中, 处理约束的方法为惩罚法, 惩罚函数公式如式(11)所示

$$\begin{aligned} & \text{penalty} = 1\,000 * \text{sum}(\text{violation}^2), \\ & \text{violation} = \begin{cases} 0 & (\sigma_{\max} - [\sigma]) \leq 10^{-6} \\ \sigma_{\max} - [\sigma] & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $\sigma_{\max}$ 和 $[\sigma]$ 一一对应, 当 $\sigma_{\max}$ 为 σ_{rmax} 时, $[\sigma]$ 为 $[\sigma_r]$, 反之亦然。

表 4 为各变量经过不同优化算法后的优化结果, 其中下降单纯形法和序列二次规划法得到的解均为不可行解, 表中未列出优化后结果。从表中可以看出, 优化目标为扇区体积时指针自动优化算法效果最好, 其次是差分进化鲸鱼优化算法。但指针自动优化算法与差分进化鲸鱼优化算法结果相差不大, 仅相差 0.39%, 涡轮盘重量仅相差 0.18 kg。所有算法均对涡轮盘有减重效果, 其中, 改进的鲸鱼优化算法对涡轮盘减重达到 26.09%, 超过自适应模拟退火算法减重比 2.24%, 超过多岛遗传算法减重比 5.29%, 超过鲸鱼优化算法减重比 1.94%, 落后于指针自动优化算法减重比 0.39%。

表 4 涡轮盘减重优化结果对比

变量	优化前	优化后				
		自适应模拟退火算法	多岛遗传算法	指针自动优化算法	鲸鱼优化算法	差分进化鲸鱼优化算法
轮毂宽度 W_2/mm	100.00	80.50	87.95	87.40	85.70	88.20
轮毂高度 H_2/mm	29.75	19.94	15.80	15.00	15.00	15.00
辐板内侧厚度 W_3/mm	15.00	16.38	17.40	16.89	17.34	16.89
辐板外侧厚度 W_4/mm	13.00	12.77	14.91	12.68	13.19	12.86
辐板内半径 R_4/mm	180.00	156.41	155.11	150.00	153.54	150.00
辐板外半径 R_3/mm	210.00	209.24	208.33	210.00	208.76	210.00
最大径向应力/MPa	685.914 0	679.416 7	665.638 0	678.934 4	666.29	679.92
最大周向应力/MPa	689.606 3	789.159 9	788.242 1	780.595 3	789.34	781.81
扇区体积/ mm^3	234 544.42	178 587.34	185 745.64	172 437.23	177 874.92	173 318.33
轮盘质量/kg	46.38	35.32	36.73	34.10	35.18	34.28
最优解评价次数	—	495	440	458	216	362
减重百分比(%)	—	23.85	20.8	26.48	24.15	26.09
与 DEWOA 差距(%)	—	-2.24	-5.29	+0.39	-1.94	—
减重排序	—	4	5	1	3	2

图 8 是五种算法的历史结果图和收敛图, 包括一幅五种算法的收敛结果对比图。历史结果图是 500 次评价得到的 500 个解中可行解的散点图。收敛结果对比图来自 Isight 平台中显示为提升的解个

体。从图中可以看出, 多岛遗传算法, 鲸鱼优化算法和改进的鲸鱼优化算法包含的可行解较多, 主要原因是这三种算法是基于种群的优化算法, 天然的并行性使得同一代的种群个体存在趋同性。从收敛

结果对比图来看,改进的鲸鱼优化算法收敛速度更快,能在较短评价次数(较短时间)内达到较小的优化目标值,从另一方面说明了改进鲸鱼优化算法在实际工程问题中的可行性和通用性。同时可以发现基本鲸鱼优化算法在非常短的时间内收敛到了一个局部最优值,而改进的鲸鱼优化算法在基本鲸鱼优

化算法基础上加入了差分进化操作从而增强了其跳出局部最优解的能力。

改进的鲸鱼优化算法优化前后径向应力和周向应力如图9所示。总体来说,改进的鲸鱼优化算法在涡轮盘减重优化中以较小的代价找到了满足约束的较小可行解。

图8 涡轮盘减重优化结果对比

图9 差分变异鲸鱼优化算法优化前后轮盘对比图

4 结论

本文提出了一种改进的鲸鱼优化算法,通过八个测试函数验证其有效性,进而应用到涡轮盘减重优化中,具体内容如下。

(1) 改进的鲸鱼优化算法加入了差分变异策略,交叉操作和常规变异策略,以提高鲸鱼优化算法跳出局部最优解的能力。对 Isight 优化平台进行二次开发嵌入改进的鲸鱼优化算法,与 Isight 优化组件中的五种优化算法和基本鲸鱼优化算法就八个单目标测试函数进行对比,试验结果表明了改进鲸鱼优化算法得到了更小的目标函数值,且稳定性更好,方差较小。

(2) 搭建 Isight 涡轮盘全自动优化流程,包括 UG 二次更新程序模块,Patran 和 Nastran 有限元分析模块和优化组件模块。改进的鲸鱼优化算法与五种优化算法和基本的鲸鱼优化算法在涡轮盘减重优

化中进行了对比,其中,序列二次规划法和下降单纯形法没有找到满足约束的可行解,改进的鲸鱼优化算法对涡轮盘减重达到 26.09%,超过自适应模拟退火算法减重比 2.24%,超过多岛遗传算法减重比 5.29%,超过鲸鱼优化算法减重比 1.94%,落后于指针自动优化算法减重比 0.39%。但改进的鲸鱼优化算法在更短时间内达到收敛,代价更小。总体表明了改进的鲸鱼优化算法在工程应用问题上的实用性和通用性。

参考文献

- [1] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95(95): 51-67.
 - [2] 岳晓宇,彭显刚,林俐. 鲸鱼优化支持向量机的短期风电功率预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(2): 146-150.
- YUE Xiaoyu, PENG Xiangang, LIN Li. Short-term wind power forecasting based on whales optimization algorithm

- and support vector machine[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2020, 32(2): 146-150.
- [3] 褚鼎立, 陈红, 宣章健. 基于改进鲸鱼优化算法的盲源分离方法[J]. 探测与控制学报, 2018, 40(5): 76-81.
CHU Dinli, CHEN Hong, XUAN Zhangjian. Blind source separation based on improved whale optimization algorithm[J]. Journal of Detection & Control, 2018, 40(5): 76-81.
- [4] 宋婷婷, 张达敏, 王依柔, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的 WSN 覆盖优化[J]. 传感技术学报, 2020, 33(3): 415-422.
SONG Tingting, ZHANG Damin, WANG Yirou, et al. WSN. Coverage optimization based on improved whale optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(3): 415-422.
- [5] ELAZIZ M A, OLIVA D. Parameter estimation of solar cells diode models by an improved opposition-based whale optimization algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 171: 1843-1859.
- [6] ALAMRI H S, ALSARIERA Y A, ZAMLI K Z. Opposition-based whale optimization algorithm[J]. Advanced Science Letters, 2018, 24(10): 7461-7464.
- [7] ZHOU Y Q, LING Y, LUO Q F. Levy flight trajectory-based whale optimization algorithm for global optimization[J]. IEEE Access, 2017, 5: 6168-6186.
- [8] SUN Y J, WANG X L, CHEN Y H, et al. A modified whale optimization algorithm for large-scale global optimization problems[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 114: 563-577.
- [9] ABDEL-BASSET M, ABDEL-FATAH L, SANGAIAH A K. An improved Levy based whale optimization algorithm for bandwidth-efficient virtual machine placement in cloud computing environment[J]. Cluster Computing, 2018, 22: 8319-8334.
- [10] ABDEL-BASSET M, EI-SHAHAT D, SANGAIAH A K. A modified nature inspired meta-heuristic whale optimization algorithm for solving 0-1 knapsack problem[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2017, 10(1): 1-20.
- [11] GAGANPREET K, SANKALAP A. Chaotic whale optimization algorithm[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2018, 3: 275-284.
- [12] ISMAIL S G, ASHRAF D, ELLA H A. A new chaotic whale optimization algorithm for features selection[J]. Journal of Classification, 2018, 35: 300-344.
- [13] YUAN P L, GUO C J, ZHENG Q, et al. Sidelobe suppression with constraint for MIMO radar via chaotic whale optimization[J]. Electronics Letters, 2018, 54(5): 311-313.
- [14] OLIV D, AZIZ M A E, HASSANIEN A E. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm[J]. Applied Energy, 2017, 200: 141-154.
- [15] PRASAD D, MUKHERJEE A, MUKHERJEE V. Transient stability constrained optimal power flow using chaotic whale optimization algorithm[J]. Handbook of Neural Computation, 2017: 311-332.
- [16] PRASAD D, MUKHERJEE A, SHANKAR G, et al. Application of chaotic whale optimization algorithm for transient stability constrained optimal power flow[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2017, 11(8): 1002-1013.
- [17] SUN W Z, WANG J S. Elman neural network soft-sensor model of conversion velocity in polymerization process optimized by chaos whale optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2017, 5: 13062-13076.
- [18] 郭中泽, 张卫红, 陈裕泽. 结构拓扑优化设计综述[J]. 机械设计, 2007, 24(8): 1-6.
GUO Zhongze, ZHANG Weihong, CHEN Yuze. An overview on the topological optimization design of structures[J]. Journal of Machine Design, 2007, 24(8): 1-6.
- [19] 金赛英, 陈铁锋. 航空发动机多辐板轮盘结构优化[J]. 现代制造技术与装备, 2017(8): 29-31.
JIN Saiying, CHEN Tiefeng. Multi-web disk structure optimization for aircraft engine[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2017(8): 29-31.
- [20] 罗莉, 黄大永, 陈亚龙, 等. 航空发动机轮盘参数化结构优化[J]. 计算机辅助工程, 2017, 26(2): 7-13.
LUO Li, HUANG Dayong, CHEN Yalong, et al. Parameterized structural optimization on aero-engine turbine disk[J]. Computer Aided Engineering, 2017, 26(2): 7-13.
- [21] 陈铁锋, 金赛英. 基于 Isight 的民用航空发动机轮盘优化设计[J]. 现代制造技术与装备, 2017(6): 67-70.
CHEN Tiefeng, JIN Saiying. Optimization design of the aircraft engine disk based on Isight software[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2017(6): 67-70.
- [22] LI J, FAN N, ZHAO X C. Combined static and dynamic optimization of a turbine disk[C]//American Society of Mechanical Engineers. Canada: Montreal. 2014: 14-20.
- [23] KASINA L, KOTUR R, GNANASUNDARAM G. Minimum Weight Design of Aero Engine Turbine Disks[C]//ASME 2015 Gas Turbine India Conference. India: Hyderabad, 2015: 2-3.
- [24] GUTZWILLER D P, TURNER M G. Rapid low fidelity turbomachinery disk optimization[J]. Advances in

- Engineering Software, 2010, 41(5): 779-791.
- [25] 高琨鹏, 陈兵, 徐旭. 基于 PNS 算法的高超声速内转式进气道优化设计[J]. 推进技术, 2017, 38(5): 998-1007.
- GAO Kunpeng, CHEN Bing, XU Xu. Optimization design of hypersonic inward turning inlet based on SSPNS algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(5): 998-1007.
- [26] 刘辉, 蔡仲昌, 曹华夏, 等. 基于 iSIGHT 平台的车辆动力传动系统联轴器刚度优化研究[J]. 兵工学报, 2012, 33(2): 227-231.
- LIU Hui, CAI Zhongchang, CAO Huaxia, et al. The optimization study on the stiffness of coupling in vehicle powertrain based on iSIGHT platform[J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(2): 227-231.
- [27] 陈云海, 王芳丽, 何巍, 等. 复合材料飞艇吊舱结构优化方法研究[J]. 机械设计与制造工程, 2020, 19(8): 56-60.
- CHEN Yunhai, WANG Fangli, HE Wei, et al. Research on the structural optimization method of a composite airship nacelle[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2020, 19(8): 56-60.
- [28] 杨旭, 刘莹, 乔鑫. 隐式参数化发动机舱盖结构轻量化研究[J]. 汽车实用技术, 2018, 273(18): 187-190.
- YANG Xu, LIU Ying, QIAO Xin. Research on light weight of implicit parametric engine hood structure[J]. Automobile Applied Technology, 2018, 273(18): 187-190.
- [29] 马天飞, 崔泽飞, 佟静. 基于 Isight 和 AMESim 的液压减振器关键参数集成优化[J]. 汽车工程, 2015, 37(1): 97-101.
- MA Tianfei, CUI Zefei, TONG Jing. Integrated optimization of the key parameters of hydraulic shock absorber based on Isight and AMESim software[J]. Automotive Engineering, 2015, 37(1): 97-101.
- [30] 贾腾飞, 张洪信, 赵清海, 等. 基于 Isight 与 Cruise 耦合计算的汽车传动比优化[J]. 机械制造, 2017, 55(10): 104-107.
- JIA Tengfei, ZHANG Hongxin, ZHAO Qinghai, et al. Automobile transmission ratio optimization based on coupling calculation of Isight and Cruise[J]. Machinery, 2017, 55(10): 104-107.
-
- 作者简介:** 曾念寅, 男, 1986 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为智能系统与计算, 计算/人工智能及其应用。
E-mail: zny@xmu.edu.cn
- 宋丹丹, 女, 1997 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为智能优化算法, 结构优化。
E-mail: songdandan@stu.xmu.edu.cn
- 李寒, 男, 1996 年出生, 博士研究生。主要研究方向为智能优化算法, 深度学习。
E-mail: hanliy@stu.xmu.edu.cn
- 闫成(通信作者), 男, 1992 年出生, 博士, 助理教授。主要研究方向为拓扑与多学科设计优化。
E-mail: yanchengmail@xmu.edu.cn
- 尤延铨, 男, 1981 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为高超声速空气动力学, 推进系统概念和设计。
E-mail: yancheng.you@xmu.edu.cn