

# 基于改进遗传算法的船舶阻力优化

查乐, 朱仁传, 周华伟

(上海交通大学, 海洋工程国家重点实验室, 高新船舶与深海开发装备协同创新中心, 上海 200240)

**摘要:** 对于工程实践中的单目标优化问题, 简单遗传算法存在着二进制编码空间不能完全覆盖全部遗传空间、适宜的遗传算子难以确定、局部寻优能力差以及出现“早熟收敛”现象等一系列问题。为了改善上述问题, 浮点数编码方式、隔离小生境技术、遗传算子确定的自适应方法、组合优化方法等一系列方法被提出。结合上述提及的改进方法, 提出一种在寻优中后期保证种群多样性的方法, 并建立起种群多样性对变异概率影响的反馈机制, 从而来改善遗传算法跳出局部最佳的能力。最后使用测试函数对改进的遗传算法进行验证, 并将改进的遗传算法应用于船舶阻力优化。

**关键词:** 自适应遗传算法; 种群多样性; 组合优化

## 1 引言

遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[1]</sup>是由 Goldberg 和 Holland 提出的一种基于自然选择和基因遗传学原理的全局寻优算法, 该算法为一种不需要对目标函数进行求导的启发式算法。随着遗传算法的发展, 在使用其处理一些复杂问题时会出现收敛速度慢、早熟收敛以及稳定性差等问题。这些问题出现的根本原因是遗传算法实质上属于一种通用的随机并行搜索算法, 为了改善这些问题, 一些研究者<sup>[2-5]</sup>开始提出许多方法对简单遗传算法进行改进, 这些改进的算法包括小生境遗传算法、自适应遗传算法以及组合优化算法等。

在船舶的初步设计阶段, 需要完成船舶主要要素的确定、主机选型、船体型线的生成、总布置等。传统的设计方法耗时较长、效率较低, 仅仅得到一个满足各种约束性能较好的设计方案。为了改善传统设计的不足, 许多船舶研究者开始将最优化技术与船型变换方法以及 CFD 数值评估技术相结合, 以船舶的航行性能等为目标对船舶进行优化设计。本文针对简单遗传算法(SGA)在应用中存在的问题提出改进方法形成保证种群多样性的改进遗传算法(IGA), 并将这种改进的遗传算法运用到船舶优化设计过程中。

## 2 自适应遗传算法的改进

### 2.1 编码方式的选择

在使用遗传算法解决实际问题时，通常无法直接处理问题空间的参数，必须把问题空间的参数转化成可进行遗传操作的染色体或个体，这一过程被称作编码。目前常用的编码方式有二进制编码和浮点数编码两种编码方式，二进制编码指种群中个体由一系列二进制数组成的二进制字符串进行表示。二进制编码存在的最大问题是二进制编码空间的点为离散点并不能完全覆盖问题空间中的所有点。而采用浮点数进行编码可以实现浮点编码空间中的点与问题空间中的点一一对应，同时采用浮点数进行编码可以省去编码、解码的时间。由于在船型优化过程中，一般选择的设计变量较多，且变量是连续变化的而不是一系列的离散值，故本文中改进的遗传算法采用浮点数编码方法。

### 2.2 自适应交叉概率的确定

设问题空间有  $n$  个参数，则使用  $n$  个依次排列的浮点数串  $X_i^T = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$  表示种群中的个体，其中  $X_i^T$  中的下标  $i$  表示种群中的第  $i$  个个体，上标  $T$  表示种群进化到了第  $T$  代。本次改进遗传算法采用均匀交叉算子，其交叉策略是对种群按照适应度选择的两个个体  $X_i^T$  和  $X_j^T$ ，对其每一个参数均按照交叉概率进行交叉操作，对第  $k$  个参数的具体交叉操作如下：

$$\begin{cases} \begin{cases} x_k^i = \alpha x_k^i + (1-\alpha)x_k^j \\ x_k^j = \alpha x_k^j + (1-\alpha)x_k^i \end{cases} & \text{random} \leq P_C \\ \begin{cases} x_k^i = x_k^i \\ x_k^j = x_k^j \end{cases} & \text{random} > P_C \end{cases} \quad (1)$$

其中， $\alpha$  表示  $0 \sim 1$  的随机数，交叉概率  $P_C$  的选择直接影响了遗传算法的收敛速度，当交叉概率过大时，新的个体产生的速度就过快；当交叉概率过小时，遗传算法收敛的速度将过慢。所以，如何选择合适的交叉概率是遗传算法的难题之一，针对不同的优化问题我们需要选择不同的交叉概率，本次 IGA 的交叉概率将按照如下的方法自适应确定：

$$P_C = \begin{cases} P_{C1} & f_i \geq f_{avg}, f_j \geq f_{avg} \\ P_{C2} & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

其中， $P_{C1}$  和  $P_{C2}$  取为 0.4 和 0.8， $f$  为个体的适应度， $f_{avg}$  为种群的平均适应度，其实质为当两个被选择的个体的适应度均大于种群的平均适应度时，发生交叉操作的可能性将减小，其目的是为了保证适应度大的个体的存活率。

### 2.3 自适应变异概率的确定

本次改进的遗传算法采用  $\text{jump}$  和  $\text{creep}$  两种变异算子，对个体  $X_i^T$  的每个参数，两个算子的具体操作如下：

$$\begin{aligned} x_k' &= x_k^i + 2(\alpha - 0.5)x_k^{interval} & random \leq P_{jump} & \quad jump \\ x_k' &= x_k^i + \beta x_k^{interval} / M & random \leq P_{creep} & \quad creep \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\alpha$  表示 0~1 的随机数,  $x_k^{interval}$  表示第  $k$  个参数的变化区间,  $\beta$  为  $\pm 1$ ,  $M$  为一个很大的正整数, 在本次遗传算法中  $M$  取为 10000。两个遗传算子中 **jump** 表示参数大范围的跳动, 而 **creep** 则表示参数小范围的移动。变异概率保证了种群跳出局部最优解的能力, 当变异概率过小时, 种群跳出局部最优解的能力差, 当变异概率过大时, 遗传算法的随机性则过大, 当其大到一定程度时, 遗传算法退化为随机搜索算法。在本次改进的遗传算法中变异概率根据种群进化的代数以及种群的多样性程度自适应确定, 其确定方式如下:

$$P_{jump} = \frac{\alpha_1}{N_{pop} \times N_{param}} + \frac{\alpha_2 \times (I - I_{restart})}{N_{pop} \times MAX_{gen} \times N_{param}} + \frac{\alpha_3 \times \beta}{N_{pop} \times F_{diversity} \times N_{param}}; \quad P_{creep} = \lambda \times P_{mutate} \quad (4)$$

其中,  $N_{pop}$  表示种群的个体数;  $N_{param}$  表示个体的参数个数;  $MAX_{gen}$  表示设置的种群进化的最大代数;  $F_{diversity}$  为表征种群多样性的函数;  $I_{restart}$  为种群中部分个体重新赋值的代数,  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  为三个待确定参数, 本次取为 1.0、2.5、2.0, 也可以按照具体的优化问题进行修改;  $\beta$  为与设置的表征种群多样性最小值相关  $MIN_{diversity}$  的参数, 在本次改进的遗传算法中  $MIN_{diversity}$  取为 0.01,  $\beta$  取为 0.05;  $\lambda$  为 **creep** 变异概率与 **jump** 变异概率的相关性参数, 本次取为 2。下面介绍表征种群多样性函数的计算方法:

$$F_{diversity} = \sum_{i=1}^{N_{pop}} \left( \sqrt{\sum_{k=1}^{N_{param}} \left( \frac{x_k^i - x_k^{best}}{x_k^{interval}} \right)^2} \right) / (N_{pop} \times N_{param}) \quad (5)$$

其中  $x_k^{best}$  为种群中最佳个体的第  $k$  个参数, 该种群多样性表征函数的实质是种群中每个个体到最佳个体之间的距离之和除以种群个体数以及每个个体的参数个数, 当  $F_{diversity}$  越小我们认为种群多样性越差。通过种群多样性表征函数, 本次改进的遗传算法建立起了种群多样性对变异概率的反馈机制, 种群多样性越小则变异概率越大。

### 3 组合优化算法的改进

#### 3.1 与粒子群算法相结合的组合优化算法

一些研究者<sup>[5]</sup>在遗传算法的改进策略中均提到了精英保留策略, 其具体步骤为: 如果进化的下一代群体的所有个体的适应值均小于当代记录的最佳个体适应值, 则将当代记录的最佳个体直接复制到下一代。精英保留策略仅仅是将记录的最佳个体直接复制到下一代, 而没有对下一代的种群个体产生其他任何影响。粒子群优化算法<sup>[6]</sup>的基本思想是粒子群中每一颗粒子随自身惯性向前移动的同时向粒子群中最佳个体移动一定的距离, 并且向该粒子本身记录的最佳位置移动一定的距离。借鉴粒子群算法的思想, 我们在选择、交叉以及变异的遗传操作结束后, 将遗传算法下一代的部分个体以一定的概率向种群当前记录的最佳个体移动一定的距离, 并保证移动的总个体数不超过设定的阈值, 具体步骤如下:

$$\begin{aligned} x_k' &= x_k^i + \alpha(x_k^{best} - x_k^i) & random \leq P_{move}, N_{move} \leq N_{MAX} \\ x_k' &= x_k^i & else \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $\alpha$  表示 0 到 1 的随机数,  $x_k^{best}$  为种群中最佳个体的第  $k$  个参数,  $P_{move}$  为个体向当前最佳个体移动的概率, 本次改进遗传算法取为 0.5,  $N_{MAX}$  为设置的个体向最佳个体移动的最大个数, 本次设置为  $0.3N_{pop}$ 。通过对最佳个体的应用, 将大大改善遗传算法本身的收敛速度, 由于收敛速度过快必然导致种群多样性的快速丧失, 为了保证在进化过程中的种群多样性, 将采用以下的方法进行改善。

### 3.2 种群多样性的保证

本次改进的遗传算法为了保证算法在进化过程中种群的多样性, 当种群多样性的表征函数  $F_{diversity}$  小于事先设置的阈值  $MIN_{diversity}$  后, 将对种群中的部分个体进行重新赋值, 我们将当前种群记录的最佳个体复制到重新赋值种群的第一个个体之中。具体步骤如下:

$$X_i' = \begin{cases} X_{best}^T & i = 1 \\ X_i^T & 2 \leq i \leq N_N \\ new & i > N_N \end{cases} \quad (7)$$

其中  $N_N$  为设置的不重新赋值的个体数量, 在本次改进的遗传算法中取为  $0.3N_{pop}$ 。此种改进方法的实质是当种群的多样性缺失到一定程度时, 我们将种群中记录的最佳个体以及部分个体外的其它个体全部重新赋值, 从而使种群的多样性瞬间得以增大。

## 4 改进遗传算法的验证

下面我们使用常用的测试函数 Schaffer 对改进的遗传算法进行验证, Schaffer 函数的公式见(8), 其中  $D$  为函数的维数, 二维 Schaffer 函数图像如图 1。

$$f(x) = 0.5 + \left( \sin^2 \left( \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2} \right) - 0.5 \right) / \left( 1.0 + 0.001 \left( \sum_{i=1}^D x_i^2 \right) \right)^2 \quad (8)$$

从图 2 可知 Schaffer 函数相反数在(0,0)处有最大函数值 0, 下面我们取二维 Schaffer 函数的相反数作为适应度评估函数, 自变量( $x_1, x_2$ )的变化区间分别为( $-10 \leq x_1 \leq 10, -10 \leq x_2 \leq 10$ ), 简单遗传算法以及改进的遗传算法的寻优过程如图 3 以及图 4 所示。

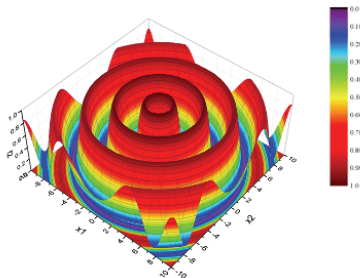


图 1 二维 Schaffer 函数

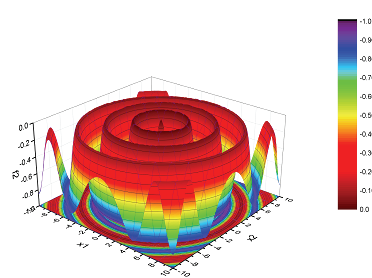


图 2 二维 Schaffer 函数相反数

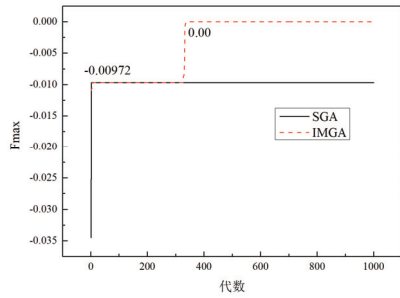


图3 最大适应值变化

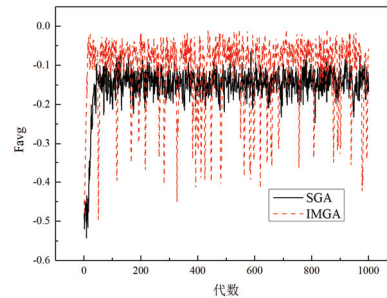


图4 平均适应值变化

简单遗传算法的寻优结果为  $f(1.86645, 2.52318) = -0.009716$ ，改进的遗传算法寻优结果为  $f(0, 0) = 0$ 。从图3可知，简单遗传算法在刚进行几代后就收敛到某一局部最优解，并且在后续寻优过程中并未跳出该局部最优解，改进的遗传算法同样在几代后收敛到了某一局部最优解的范围，但是在第340代跳出了该局部最优解的范围并最终收敛到全局最优解。从图4可知，简单遗传算法在进行30代寻优后出现种群多样性过小的现象从而导致寻优无法跳出局部最优解，而改进的遗传算法则在整个寻优过程中一直保持着较好的多样性。

## 5 基于改进遗传算法的阻力优化

本次船舶阻力优化的对象选择 DTMB5415 船模，船型变换方法采用改进的 Lackenby 变换<sup>[7]</sup>，变换公式如(10)，其中  $x$  为归一化的船长， $g(x)$ 表示在  $x$  处船体横剖面向  $x$  方向移动的距离，该变换方法主要调整船舶在船长方向的变化趋势。取4个变量的变化范围是  $-0.01 \leq \alpha_1 \leq 0.01$ ,  $0.25 \leq \alpha_2 \leq 0.33$ ,  $-0.005 \leq \alpha_3 \leq 0.0025$ ,  $-0.31 \leq \alpha_4 \leq -0.27$ ，阻力计算通过 NM 理论<sup>[8]</sup>进行计算，目标函数根据傅汝德数等于 0.3 和 0.4 处的阻力以 0.6、0.4 的权重进行线性加权来确定。

$$g(x) = \begin{cases} \alpha_1 \left[ 0.5 \left( 1 - \cos 2\pi \frac{x-0.05}{\alpha_2-0.05} \right) \right]^1, & 0.05 \leq x \leq \alpha_2 \\ -\alpha_1 \left[ 0.5 \left( 1 - \cos 2\pi \frac{x-\alpha_2}{\alpha_2-0.48} \right) \right]^1, & 0.05 \leq x \leq \alpha_2 \\ \alpha_3 \left[ 0.5 \left( 1 - \cos 2\pi \frac{|x|-0.05}{|\alpha_4|-0.05} \right) \right]^1, & \alpha_4 \leq x \leq -0.05 \\ -\alpha_3 \left[ 0.5 \left( 1 - \cos 2\pi \frac{|x|-|\alpha_4|}{|\alpha_4|-0.48} \right) \right]^1, & -0.48 \leq x \leq \alpha_4 \end{cases} \quad (9)$$

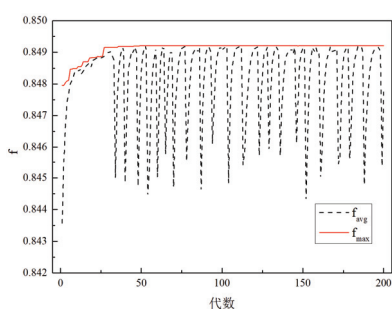


图5 寻优过程

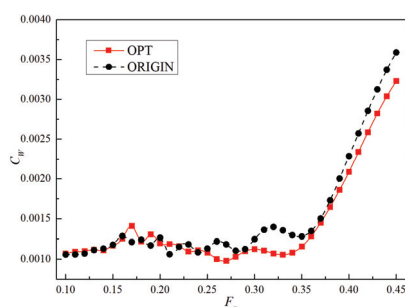


图6 寻优船型与原始船型阻力对比

最终寻优结果为  $\alpha_1=0.01$ ,  $\alpha_2=0.25$ ,  $\alpha_3=0.0025$ ,  $\alpha_4=-0.31$ , 寻优过程如图5所示, 优化船和原始船的阻力对比如图6所示。从图5可知, 在整个寻优过程中多样性保持良好, 由于寻优结果收敛到了各变量变化范围的阈值, 说明本次自变量变化范围较小, 将变化范围设置较小的目的是为了保证曲面的光顺性。从图6可知, 在参数较小的变化范围内寻优得到的优化船的阻力较原始船型的阻力在大部分航速时为低。

## 6 结语

本研究提出的改进遗传算法(IGA)采用浮点数进行编码, 在确定交叉概率和变异概率时引入自适应的概念, 建立了种群多样性对变异概率的反馈机制, 借鉴粒子群算法中对种群最佳个体的应用提出了遗传算法和粒子群算法的组合优化算法, 并提出一种策略保证了种群在整个优化过程中的多样性。最后使用改进的遗传算法对船舶进行了阻力优化, 在自变量较小的变化范围内得到了较好的优化结果。

## 参 考 文 献

- 1 Goldberg D E, Holland J H. Genetic algorithms and machine learning[J]. Machine learning, 1988, 3(2): 95-99.
- 2 Zhang J, Chung H S H, Lo W L. Clustering-based adaptive crossover and mutation probabilities for genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(3): 326-335.
- 3 Vasconcelos J A, Ramirez J A, Takahashi R H C, et al. Improvements in genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on magnetics, 2001, 37(5): 3414-3417.
- 4 Abdoun O, Abouchabaka J. A comparative study of adaptive crossover operators for genetic algorithms to resolve the traveling salesman problem[J]. arXiv preprint arXiv:1203.3097, 2012.
- 5 李欣. 自适应遗传算法的改进与研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2008.
- 6 Eberhart R, Kennedy J. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the IEEE international conference on neural networks. 1995, 4: 1942-1948.
- 7 Kim H, Yang C, Noblesse F. Hull form optimization for reduced resistance and improved seakeeping via practical designed-oriented CFD tools[C]//Proceedings of the 2010 Conference on Grand Challenges in

Modeling & Simulation. Society for Modeling & Simulation International, 2010: 375-385.

- 8 Noblesse F, Huang F, Yang C. The Neumann–Michell theory of ship waves[J]. Journal of Engineering Mathematics, 2013, 79(1): 51-71.

## Optimization of hull resistance based on improved genetic algorithm

ZHA Le, ZHU Ren-chuan, ZHOU Hua-wei

(State Key Laboratory of Ocean Engineering, Collaborative Innovation Center for Advanced Ship and Deep-Sea Exploration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** For the single-objective optimization problem in practical engineering, the simple genetic algorithm has a series of problems such as the binary coding space cannot completely cover the entire genetic space, the suitable genetic operators are difficult to determine, the local optimization ability is poor, and prone to premature convergence. In order to improve the above problems, the paper proposes a method to ensure population diversity in the middle and late stages of optimization, and establishes a feedback mechanism for the influence of population diversity on mutation probability, so as to improve the ability of the genetic algorithm to jump out of the local optimal solution. Finally, the improved genetic algorithm is verified by a test function, and the improved genetic algorithm is applied to the ship resistance optimization.

**Key words:** Adaptive Genetic Algorithm; Population diversity; combinatorial optimization.