DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2020.01.017

改进遗传算法及性能测试

尚宇晴,左钱,王腾,李亦民,夏津 (上海机电工程研究所,上海 201100)

摘 要:为解决标准遗传算法处理复杂系统时易陷入局部最优及稳定性差的问题,通过复制优
 等个体进行选择,根据种群适应度采用了精英保留原则的交叉、变异运算,得到种群最优个体,通过权威测试函数对比修改后遗传算法与标准遗传算法的性能。结果显示,修改后的遗传算法具有更快的收敛速度和更好的稳定性,最优解不会陷入局部最值中。
 关键词:遗传算法;性能测试;权威函数;适应度
 中图分类号:TP301.6 文献标志码:B 文章编号:1671-5276(2020)01-0060-05

Improved Genetic Algorithm and Performance Test

SHANG Yuqing, ZUO Qian, WANG Teng, LI Yiming, XIA Jin

(Shanghai Institute of Mechamical and Electrical Engineering, Shanghai 201100, China)

Abstract: The standard genetic algorithm is used to deal with complex system, its stability property is poor. To solve the problem, the superior individuals is selected. The crossover and mutation operation of elitist reservation principle is used to obtain the final optimal population according to the fitness of the population. The performance of the modified genetic algorithm is compared with one of the standard genetic algorithm by the authoritative test function. The results show that the convergence rate of the modified genetic algorithm is faster and its stability is better, so optimal solution is not fall into the local maximum value.

Keywords: genetic algorithm; performance test; authoritative function; fitness

0 引言

遗传算法(genetic algorithm, GA)是由自然界生物遗 传进化准则"物竞天择、适者生存"得到的启发而进行的 计算机模拟研究。由美国 Michigan 大学的 HOLLAND 教 授创造的一种基于 Mendel 生物遗传与 Darwin 进化机制 的能解算复杂体系最优解的优化技术[1-2]。1967年, BAGLEY率先在论文中使用"遗传算法"这一概念^[3]。20 世纪70年代,DE Jong运用遗传算法理论进行数值函数最 优值的求解尝试。20世纪80年代 GOLDBERG 概括总结 得出遗传算法的基本结构布局。遗传算法是借用生物遗 传学的观点^[4],从待解决的问题中可能存在解的一个种 群开始,通过选择、交叉、变异等遗传操作提高个体的适应 度,进化种群,从而得出最佳个体。其中每个个体表现性 是由各自携带的基因类型而决定的。多个个体组成一个 种群,而各个体的最佳程度通过适应度来评价,并将其适 应度作为后续遗传操作的依据。标准遗传算法采用赌轮 选择机理,每个个体被选择的概率与其各自适应度的大小 有关,适应度越高被选中的几率越大,以便后续采用固定 数值的交叉、变异概率算子进化种群。

由于标准遗传算法采用赌轮选择及固定交叉、变异算 子使得种群易于出现早熟现象及稳定性差现象。早熟现 象即为算法在寻找最优解的过程中过早陷入系统的局部 最优中,且很难跳出局部困局寻找到全局最优解。故本文 对标准的遗传算法进行改进,在选择操作时,将部分较优 个体直接复制留下,剩余个体随机选择且只留下随机选择 的两个个体中适应度较好的个体;对于交叉变异操作,采 用了动态自适应的交叉、变异概率。交叉、变异概率的大 小与种群适应度的大小有关。最后,利用权威检测函数对 改进前后的遗传算法进行对比,通过实验结果显示,改进 后的遗传算法收敛性及稳定性大大高于标准遗传算法,且 改进后的遗传算法不会出现早熟现象。

1 改进遗传算法具体方案

1.1 改进选择算子

采用常规的轮盘赌选择法,每个个体被选中的概率与 其适应度高低成正比。适应度越高的个体被选中的机会 越大,但由于选择操作过程中的随机性,可能导致最优个 体未被选择,而适应度较差的个体可能多次被选中,无法 实现遗传算法的优胜劣汰的原则,而且在种群进化一定代 数后,因种群中的个体适应度很相近,若再采用轮盘赌选 择种群时会导致种群进化停滞。故现改进种群的选择操 作,在进行选择个体时,先将种群个体按照适应度的大小 进行排序^[5],取位于优势位置前 1/4 的个体直接选择复制 于下一代,新种群剩余 3/4 的个体进行随机选择。具体方 式为随机选择两个个体,比较其适应度大小,选择两者中 较优个体。这样操作大大提高了适应度,较高个体占据了

第一作者简介:尚宇晴(1994—),女,安徽人,工程师,硕士研究生,研究方向为机械及 matlab 编程。

种群的比例且不失种群的多样性,使得遗传算法更高效实用。

1.2 改进交叉与变异算子

遗传算法中的交叉概率 P_e 和变异概率 P_m 对算法的 收敛性有很大的影响^[6-7]。 P_e 、 P_m 值较大易于产生新的 个体,但过大使得个体的基因易于破坏,可能会改变适应 度较高个体的基因,从而使得原本适应度较高的个体适应 度变差,不易于种群的进化;而 P_e 、 P_m 过小不易产生新的 个体,可能无法保证种群的多样性。根据种群进化的特 点,在进化的初期,种群平均适应度普遍偏低,需要产生较 多的新个体以便快速地寻找到最佳个体。在进化的后期, 种群平均适应度普遍偏高,个体很接近于最佳个体,若再 采用较大的交叉、变异概率会使得适应度高的个体特征被 破坏。故采用固定的交叉、变异概率不利于根据种群的实 际情况而进行进化种群。

现对标准遗传算法中固定的交叉、变异概率进行改进,采用动态自适应的交叉、变异概率值进行进化^[8-9]。 在进化的前期,种群的差异性很大,即种群适应度的方差 较大,故可通过增大交叉概率 P_e 保证种群的多样性,而 此时种群在进化过程无需变异概率 P_m 很高,以保证种 群在进化过程的高效性;在进化的后期,种群差异较小, 种群适应度很接近,即种群适应度的方差较小,为了找到 全局最优解、避免种群寻优陷入局部最值中,应使得种群 的变异概率 P_m 提高,以便获得不同的个体,而此时由于 个体很接近,种群进化的交叉概率 P_e 无需过高。故可根 据种群在进化过程适应度的变化特点,利用方差来满足 种群进化过程前后期对交叉、变异概率值的不同要求。 现引入了 S 型增长曲线 sigmoid 函数,函数图形如图 1 所 示,从图中可以明显看出该函数的非线性,其表达式如式 (1)所示。



sigmoid 函数当自变量>0时,值域为[0.5,1)。当自变 量为0时,函数值为0.5;当自变量趋于10时,该函数值趋 于1,且该函数呈现明显的非线性:在自变量>0的情况 下,自变量较小时,斜率较大;随着自变量增加,函数斜率 减小。故可利用 sigmoid 函数的非线性,结合遗传算法进 化特点与 sigmoid 函数值域情况,编制进化过程中的交叉

概率公式如式(2),变异概率公式如式(3)所示。

$$P_{m} = 2 \left(\frac{1}{1 + e^{\frac{-k_{2}}{k_{1} \times D_{x+1}}}} - 0.5 \right) \left(P_{m \max} - P_{m \min} \right) + P_{m \min} \quad (3)$$

其中: P_e, P_m 为需要进行交叉、变异操作个体的交叉、变异 概率; $P_{e,\max}, P_{m,\max}$ 为该个体所在种群最大交叉、变异概率; $P_{e,\min}, P_{m,\min}$ 为该个体所在种群最小交叉、变异概率; k_2 的 取值根据 sigmoid 函数的特点可选为 10, k_1 的取值可根据 需要解决的实际问题自行定义,用于修饰种群的方差。交 叉概率 P_e 和变异概率 P_m 根据种群适应度方差的改变而 作动态的自适应调整。在进化初期,种群个体差异性较大 即种群适应度的方差较大,故交叉概率 P_e 较大、变异概率 P_m 较小,种群通过较大的交叉概率增加种群的多样性;在 进化后期,种群个体差异性较小即种群适应度的方差较 小,故交叉概率 P_e 较小、变异概率 P_m 较大,种群通过较高 的变异概率产生新个体。

从公式中可以看出,不同代个体的交叉、变异的概率 并不相同,它们的交叉、变异概率与种群适应度紧密相关。 个体的交叉、变异概率根据种群适应度的变化作动态的自 适应调节。

2 算法的收敛性(精英保留)

在遗传算法中,通过交叉、变异操作产生新的个体,随 着群体的进化会产生越来越多的优良个体,但由于选择、 交叉及变异操作的随机性会使得当前最优个体有可能被 破坏,而这种情况对进化是不利的,影响算法的运行效率 与收敛性。故为了确保种群在进化过程的收敛性, DE Jong博士针对遗传算法提出精英选择(elitist selection or elitism)策略,也称精英保留(elitist preservation)策 略^[10-11]。该策略的思想是迄今出现的最优个体,且不进 行交叉、变异操作直接复制到下一代中。精英个体是迄今 为止所有个体中适应度最高的个体,该个体所代表的特征 就是解决问题的最优解,而采用精英保留策略可以很大程 度上改善算法的收敛性,能够确保最优个体的特征在进化 的过程中不会被破坏。RUDOLPH 已经从理论上证明了 采用精英保留策略可以保证算法的全局收敛性。其中,遗 传算法流程图如图 2 所示。

3 性能测试

3.1 常见的测试函数

常见的测试函数很多^[4,12],本文通过 Rastrigin 函数、 shubert 函数及 schaffer 函数这 3 个典型测试函数对改进 后的遗传算法进行检测。从函数的三维图可以看出这 3 个函数都存在很多的局部最值,若算法存在早熟现象的 话,很容易收敛于这些局部最值中且停止进化。故可以通 过此 3 个函数对改进后的遗传算法与标准遗传算法的收 敛性及稳定性进行比较并测试改进后的遗传算法的性能。



3个测试函数的表达式如表1所示。

	表 1 测试函数表达式
函数名	函数表达式及变量取值范围
Rastridin 函数	$20+x^2+y^2-10(\cos 2\pi x+\cos 2\pi y), -4 \le x, y \le 4$
shubert 函数	$ \{ \sum_{i=1}^{5} i \cos \left[(i+1)x+i \right] \} \{ \sum_{i=1}^{5} i \cos \left[(i+1)y+i \right] \} , -10 \leq x, y \leq 10 $
schaffer 函数	$0.5 - \frac{\sin^2(\sqrt{x^2 + y^2}) - 0.5}{[1 + 0.001(x^2 + y^2)]^2}, -4 \le x, y \le 4$

1) Rastrigin 函数

Rastrigin 函数有许多局部最小值,但该函数只有1个 全局最小值在(0,0)点处取得,其对应最小函数值为0,对 于其他异于点(0,0)的 Rastrigin 函数值均>0。Rastrigin 函数的三维图如图3所示。



图 3 Rastrigin 函数三维图

2) shubert 函数

shubert 函数为复杂函数,存在 760 个局部极小值,只 有在点(-1.42513,-0.80032)处取得全局最小值为 -186.34。shubert 函数的三维示意图如图 4 所示。



图 4 shubert 函数三维图

3) schaffer 函数

schaffer 函数有无数个极大值点,只有在点(0,0)处取 得全局最大值,其最大值为1。且函数在最大值周围存在 一圆脊,它们的取值均为0.990283,故很容易陷入此局部 极小值中。schaffer 函数的三维示意图如图5所示。



图 5 schaffer 函数三维图

3.2 测试结果

对于标准遗传算法采用轮盘赌进行选择、0.9 的交叉 概率和 0.3 的变异概率进行编程。对于改进后的遗传算 法交叉概率范围为 0.9~0.5,其中 $P_{e_{min}} = 0.9$ 、 $P_{e_{min}} = 0.5$; 变异概率范围为 0.2~0.001,其中 $P_{m_{max}} = 0.2$ 、 $P_{m_{min}} = 0.001$;用改进后的遗传算法与标准遗传分别对 Rastrigin 函数、shubert 函数及 schaffer 函数 3 个函数寻找最值。为 了使实验具有说服力,每种算法分别对每个函数实验 15 次,每次实验均随机产生 50 个种群个体进化 40 代,得出 每代最佳个体的适应值随进化代数的变化曲线图,其中个 体的适应度即为每个个体对应的函数值,从而通过实验结 果比较改进前后遗传算法的差距并得出改进后遗传算法 的性能。

1) Rastrigin 函数测试结果

标准算法与改进后的算法均随机产生 50 个种群个体 进化 40 代,每代最佳个体的适应值随进化代数的变化曲 线如图 6、图 7 所示。图 6 为标准遗传算法的进化过程,图 7 为改进后的遗传算法的进化过程。改进前后算法均仿 真 15 次,观察 15 次算法寻优过程。

从 Rastrigin 函数的三维图可以看出,函数在最优值附



近有很多小峰值且最优值很接近于全局最优值,若算法不

具备很好的收敛性,会在最优解附近停滞,极易收敛于局 部最优值中。从实验仿真结果可以看出,虽然标准遗传算 法寻找到的最优值很接近于全局最优值,但根据此函数的 特点可以看出该算法非收敛该函数的全局最优值,而是寻 找到 Rastrigin 函数最优值附近小峰值的局部最优值。而 改进后的算法寻找最优值均为0与该函数最优值一致,且 多次仿真均在进化20代时趋于稳定,说明改进后的遗传 算法具有很好的全局收敛性且收敛速度较快,而且具有很 好的稳定性。

2) shubert 函数

两种算法均循环 15 次,每次循环随机产生的 50 个种 群个体进化 40 代,其中每代最佳个体的适应值随进化代 数的变化曲线图如图 8、图 9 所示,图中每条曲线代表一 次算法的寻优过程。图 8 为标准遗传算法的进化过程,图 9 为改进后的遗传算法的进化过程。



从 shubert 函数的三维图可以看出,该函数有无数个 极小值,且每个最小值都是很高的峰值,对于检测算法是 否具有全局收敛性具有很好的权威性,若算法的进化不能 实现全局搜索,进化过程中个体易陷入局部最值中。通过 实验最佳个体适应度值随进化代数的曲线图可以看出,标



图 9 改进后遗传算法的进化过程

准遗传算法 15 次的进化结果,寻找到的最优解并不收敛, 结果停滞在不同的值,而改进后的遗传算法 15 次的仿真 最终结果均收敛于 shubert 函数的全局最优解值-186.34, 且均在进化 35 代左右趋于稳定。结果表明标准遗传算法 存在早熟现象,对于复杂问题并不能很好地寻找到全局最 优,而改进后的遗传算法具有很好的收敛性,不会陷入局 部最优。

3) schaffer 函数

改进前后两种算法均循环 15 次,每次循环随机产生 50 个种群个体然后进化 40 代,其中每代最佳个体的适应 值随进化代数的变化曲线图如图 10、图 11 所示。图中每 条曲线代表一次算法的寻优过程。图 10 为标准遗传算法 的进化过程,图 11 为改进后的遗传算法的进化过程。



图 11 改进后遗传算法的进化过程

从 schaffer 函数的三维图可以看出,该函数有无数个 极大值,且存在于最优点(0,0)周围一圈,无论算法从任 何方向进行进化至最优值均会通过此圆脊,若函数进化能 力有限会很容易收敛至局部最值 0.990 283 而停止进化至 全局最优值 1。从实验结果可以看出,标准遗传算法多次 进化收敛于局部最值 0.990 283,说明标准遗传算法存在 早熟现象。而改进后的遗传算法在进化>35 代之后均收 敛于全局最优值 1。

从3个权威检测函数可以看出标准遗传算法[13-14]对

于处理复杂问题存在很大的局限性,而改进后的遗传算法 均能快速准确地寻找到全局最优值,能够很好地处理求解 复杂问题。

4 结语

本文通过改变遗传算法中选择、交叉、变异3个算子 对标准遗传算法进行改进,并利用 Rastrigin 函数、shubert 函数及 shaffer 函数3个典型测试函数对改进的遗传算法 与标准遗传算法进行比较,实验结果表明,标准算法对于 处理较复杂问题存在很大的局限性,而改进后的遗传算法 具有更快的收敛速度和更好的稳定性,比标准遗传算法更 易快速寻找全局最优解而且不易陷入局部最优中。

参考文献:

- [1] 郑立平,郝忠孝. 遗传算法理论综述[J]. 计算机工程与应用, 2003,21:50-53,96.
- [2] 马永杰,云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012(4):1201-1206,1210.
- [3] 袁桂霞.改进的交叉算子在遗传算法中的研究及应用[J]. 江 苏广播电视大学学报,2011(5):54-57.
- [4] 梁芳. 遗传算法的改进及其应用[D]. 武汉:武汉理工大学, 2008.
- [5] 曹道友. 基于改进遗传算法的应用研究[D]. 合肥:安徽大

(上接第 39 页)

由图 9 可知,曲线有周期性的变化,周期大约为 2.5 s, 这说明小齿轮转过一个齿大约需要 2.5 s。由图 10 可知, 当小齿轮模数由 90 mm 变化到 110 mm 时,小齿轮的均载 系数呈现先增加后减小的趋势,即小齿轮的模数在从 90 mm 增加到 100 mm 的过程中,均载系数是变大的,而小 齿轮的模数在由 100 mm 增加到 110 mm 的过程中的时候, 小齿轮的均载系数呈现变小的趋势。

4 结语

对自升式海洋平台升降装置齿轮齿条进行了动力学 分析并研究了小齿轮的均载系数随着载荷、压力角、模数 变化的变化情况后,对各种情况的变化规律总结如下:

1) 在小齿轮的载荷由 12000 kN 增加到 36000 kN 的 过程中,随着升降载荷的变大,小齿轮的均载系数有变小 的趋势,均载系数在 1.074~1.082 之间变化。因此升降系 统吨位越大,升降平台运行越稳定。

2)在小齿轮压力角由 25°变化到 29°的过程中,随着 小齿轮压力角的变大,小齿轮的均载系数有变小的趋势, 均载系数在 1.067~1.082 之间变化。因此在可供选择的 压力角范围内,选择较大的压力角。

3)在小齿轮模数由90mm增加到110mm的过程中,随着小齿轮模数的变大,均载系数呈现出先增大然后减小的趋势。总体来说,模数对于小齿轮的均载性能影响不大。 参考文献.

[1] 吕涛,徐长航,陈国明,等. 自升式海洋平台升降装置齿轮齿

学,2010.

- [6] 邝航宇,金晶,苏勇. 自适应遗传算法交叉变异算子的改进 [J]. 计算机工程与应用,2006,12:93-96,99.
- [7] 叶菁,张莹,阮一文.一种改进型交叉算子和自识别高变异算
 子新型遗传算法的研究[J].福州大学学报(自然科学版),
 2009(6):808-811,817.
- [8] 黄江波,付志红. 基于自适应遗传算法函数优化与仿真[J]. 计算机仿真,2011(5):237-240.
- [9] 卢厚清,陈亮,宋以胜,等.一种遗传算法交叉算子的改进算法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2007(3):250-253.
- [10] 梁兴建, 詹志辉, 谭伟, 等. 基于最优保留策略的改进遗传算 法[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(11): 3985-3990.
- [11] 朱凤龙. 遗传算法"早熟"现象的探究及改进策略[D]. 重 庆:西南大学,2010.
- [12] 曹道友,程家兴. 基于改进的选择算子和交叉算子的遗传算 法[J]. 计算机技术与发展,2010(2):44-47,51.
- [13] 田延硕. 遗传算法的研究与应用[D]. 成都:电子科技大学, 2004.
- [14] 金芬. 遗传算法在函数优化中的应用研究[D]. 苏州:苏州 大学,2008.

收稿日期:2018-12-17

条结构优化设计分析[J]. 机械强度, 2015, 37(6): 1106-1112.

- [2] KAHRAMAN A.Planetary gear train dynamics [J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1994, 116(3): 714-720.
- [3] BODAS A, KAHRAMAN A. Influence of carrier and gear manufacturing errors on static load sharing behavior of planetary [J]. JSME International Journal, 2004, 47(3):908-915.
- [4] SINGH A, KAHRAMAN A, LIGATA H. Internal gear strains and load sharing in planetary transmissions: Model and experiments [C]. USA. New York: ASME, Proceedings of the ASME 2007 International Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, 2007: 1-12.
- [5] 陆俊华,朱如鹏,靳广虎. 行星传动动态均载特性分析[J]. 机 械工程学报,2009,45(5):85-90.
- [6] 孙智民, 沈允文, 王三民. 星型齿轮传动系统定常吸引子共振 现象的研究[J]. 中国机械工程, 2002, 13 (15): 1332-1336.
- [7] 方宗德, 沈允文, 黄镇东. 2K-H 行星减速器的动态特性[J]. 西北工业大学学报, 1990, 8(4): 361-371.
- [8] 叶福民,朱如鹏,鲍和云. 非等模数非等压力角 NGW 型行星 齿轮系优化设计研究[J]. 机械科学与技术, 2011,30(3): 351-354.
- [9] 肖正明,秦大同,尹志宏. 多级行星齿轮系统耦合动力学分析 与试验研究[J]. 机械工程学报,2012,48(23):51-58.
- [10] 盛冬平,朱如鹏,靳广虎,等. 双排行星齿轮系统的静态均载 特性行为[J]. 中南大学学报(自然科学版),2015 (10): 3637-3645.
- [11] 徐长航,苑思敏,陈国明,等. 自升式海洋齿轮齿条升降装置 动力学行为分析[J]. 石油机械,2013,41(7):49-53.

收稿日期:2018-09-03