

正态随机噪声环境下遗传算法的 动态适应度评价

李军华,黎 明,陈 昊,伍家驹

(南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室,江西南昌 330063)

摘 要: 在大量实际应用问题进化优化的适应度评价都受到了噪声的干扰. 本文研究了正态随机噪声对适应度评价的影响机理,对比分析了正态随机噪声环境下不同适应度评价方法的性能. 本文提出了一种多次评价一次采样的动态适应度评价方法,该方法在种群更新过程中,重新评价上一代种群,可以降低伪优个体(劣个体)的生存周期,抑制随机噪声对优胜劣汰机制的影响. 实验结果也表明总采样次数相同的情况下,新方法的性能优于一次评价一次采样和一次评价多次采样方法.

关键词: 遗传算法; 噪声环境; 适应度评价

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2019)03-0649-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.03.019

Dynamic Fitness Evaluation of Genetic Algorithms in Normal Random Noisy Environments

LI Jun-hua, LI Ming, CHEN Hao, WU Jia-ju

(Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition,
Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: In many practical applications of evolutionary optimization, the fitness evaluation is subject to noise. In this paper, the effect of normal random noise on fitness evaluation is studied, and the performance of different fitness evaluation methods is compared and analyzed. A dynamic fitness evaluation method is proposed. In the process of population regeneration, the method evaluates all surviving individuals again, reduces the survival period of the pseudo-superior individuals (the inferior individuals), and restrains the interference with noise on the survival of the fittest. Experimental results show that the proposed method has better performance than the method of one evaluate and one sampling or one evaluate and multiple sampling at the same total number of sampling.

Key words: genetic algorithm; noisy environment; fitness evaluation

1 引言

实际问题求解的环境往往非常复杂,不确定的环境因素、样本的随机性和人为因素等都可能导致优化问题处在噪声环境下^[1]. 进化算法是基于生物进化和信息遗传机理的优化技术,对目标函数的解析性几乎没有要求^[2-4],适用于不确定环境下优化问题的求解^[5-7].

近来,噪声环境下的进化优化受到越来越多的关注^[8,9].

由于噪声干扰了个体的适应度评价,破坏了进化过程的优胜劣汰机制,抑制噪声对适应度评价的影响,可以改善算法的搜索能力. 重采样方法对个体的适应度进行多次采样,以平均值作为个体的最终适应度,降低了噪声方差,有效抑制了噪声的影响程度,但是大量增加了计算成本^[10,11]. Fitzpatrick^[12]认为当种群规模很大时,噪声对个体的影响可以由另一个相似个体得到补偿,从而降低噪声的影响.

Siegmund^[13]根据进化的不同阶段分配适应度采样次数,减少在早期进化阶段的计算开销. Siegmund^[14]和

Bo Liu^[15]根据个体的优劣程度自适应调整个体的采样次数,给优秀的个体分配更多的计算资源. Pietro 等^[16]通过计算个体适应度标准差检测噪声强度,在高噪声强度区域增加采样次数,在低噪声强度区域减少采样次数. Branke^[17]通过相邻个体适应度的估计新个体的适应度.

在噪声环境下,适应度函数中包含随机噪声,使得适应度函数不能真实反映个体的实际能力.一个优秀个体可能评价为劣,并可能被错误地淘汰;相反,一个劣质的个体可以评价为优,从而可以允许继续生存和繁殖下去,从而误导遗传算法的选择操作.一个劣个体的保留时间越长,算法在错误的方向搜索的时间越长,从而使搜索迷失方向,降低了算法的全局搜索性能^[18].

为降低伪优个体(劣个体)在进化种群中的生存周期,当父代个体与子代个体同时竞争生存机会时,本文提出多次评价一次采样的评价方法,在种群更新过程中,重新评价幸存的父代个体的适应度,还原伪优父代个体的真实适应度,恢复进化过程中的优胜劣汰机制,提高算法的搜索性能.

2 正态随机噪声环境下的函数优化问题

考虑正态随机噪声对函数优化的影响,建立的噪声环境下函数优化模型如下:

$$f_{\sigma}(X) = f(X) + k \times \delta_x, \delta_x \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

式中, $f_{\sigma}(X)$ 是噪声干扰后的函数值, $f(X)$ 是原始的多模态函数值, 则 δ_x 为服从均值为 0, 方差为 σ^2 的高斯噪声, k 为噪声的强度.

2.1 正态随机噪声对遗传算法的影响

以函数最大化问题为例. 图 1 为无噪声干扰的函数优化适应度曲线示意图, 图中 X_1, X_2 为函数的两个解, $f(X_1) > f(X_2)$.

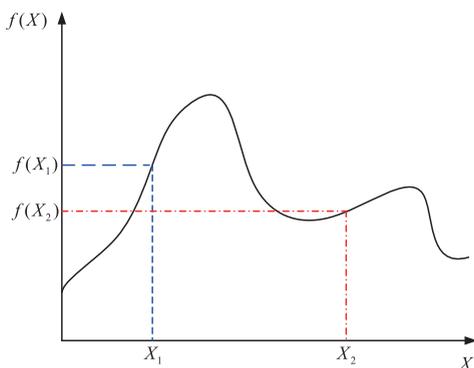


图1 函数优化示意图

有噪声干扰时, $f_{\sigma}(X_1) = f(X_1) + k \times \delta_1$, 其概率分布如图 2 中 $p(f_{\sigma}(X_1))$, $f_{\sigma}(X_2) = f(X_2) + k \times \delta_2$, 其概率分布如图 2 中 $p(f_{\sigma}(X_2))$.

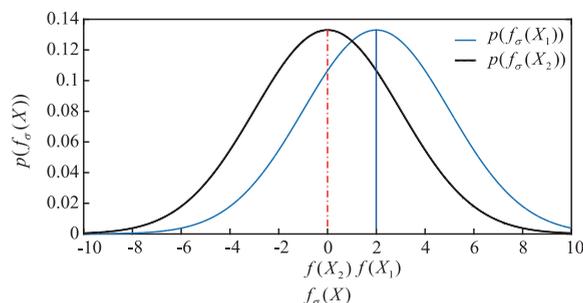


图2 噪声干扰适应度评价示意图

记 $X_1 > X_2$ 为 X_1 优于 X_2 . 即无噪声干扰时, $X_1 > X_2$ 的概率为 $P(X_1 > X_2) = 1$.

有噪声干扰时, 若 δ_1 与 $\delta_2 \sim N(0, \sigma^2)$ 且相互独立, 有 $(\delta_1 - \delta_2) \sim N(0, 2\sigma^2)$, 则 $X_1 > X_2$ 的概率为:

$$\begin{aligned} P_{\sigma}(X_1 > X_2) &= P(f_{\sigma}(X_1) > f_{\sigma}(X_2)) \\ &= P((\delta_1 - \delta_2) > \frac{f(X_1) - f(X_2)}{k}) \quad (2) \end{aligned}$$

若 X_1 和 X_2 两个个体进行确定性竞争, 则无噪声干扰时, $P(X_1 > X_2) = 1$. 有噪声干扰时, X_1 保留到下一代种群的概率为小于 1. 即噪声影响了进化算法的选择操作, 降低了算法的搜索性能.

2.2 正态随机噪声环境下的适应度评价

为了分析正态随机噪声对适应度评价的影响, 将适应度评价分为目标函数采样和适应度计算两个过程. 其中, 获取 $f_{\sigma}(X)$ 的值是一次采样过程, 将一个或多个采样值转化为个体的适应度是适应度计算过程.

(1) 一次评价一次采样 (One evaluation and One sample, OO)

传统的进化算法的适应度评价方法采用的是一次评价一次采样方法, 这种方法对一个个体的目标函数采样一次, 适应度评价一次. Fitzpatrick^[14]的大种群规模采用的就是这种适应度评价方法. 具体如式(3)所示.

$$f_{\sigma}^{OO}(X) = f(X) + k \times \delta, \delta \sim N(0, \sigma^2) \quad (3)$$

式中, $f_{\sigma}^{OO}(X)$ 是噪声环境下 X 的适应度, $f(X)$ 是确定环境下 X 的适应度, δ 是评价个体时的采样噪声, 服从均值为 0, 方差为 σ^2 的正态分布.

(2) 一次评价多次采样 (One evaluation and Multi samples, OM)

重采样采用的就是一次评价多次采样方法, 这种方法对每个个体的适应度只评价一次, 评价过程对目标函数采样多次. 具体如式(4)所示.

$$f_{\sigma}^{OM}(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(X) + k \times \delta_i), \delta_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (4)$$

式中, $f_{\sigma}^{OM}(X)$ 是噪声环境下 X 的适应度, $f(X)$ 是确定环境下 X 的适应度, δ_i 是第 i 次的采样噪声, 服从均值为 0, 方差为 σ^2 的正态分布, N 是采样次数. 一次评价多次

采样方法将噪声的标准差降低为 $\frac{\sigma}{\sqrt{N}}$.

(3) 多次评价一次采样 (Evaluation every generation and One sample, EO)

多次评价一次采样方法对一个个体的适应度每代重新评价一次, 每次评价对目标函数采样一次. 一个个体只评价一次, 一个劣的个体一旦被误判为优, 它在种群中会保留很长的时间, 误导算法的搜索时间也就更长. 当父代个体与子代个体同时竞争生存机会时, 多次评价一次采样方法对噪声环境下幸存个体的适应度进行重新评价, 则劣的个体多次评价为优的几率很小, 可以将它从种群中淘汰. 具体如式 (5) 所示.

$$f_{\sigma}^{\text{EO}}(X, t) = f(X) + k \times \delta(t), \delta(t) \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

式中, $f_{\sigma}^{\text{EO}}(X, t)$ 是噪声环境下 X 在 t 时刻的适应度, $f(X)$ 是确定环境下 X 的适应度, $\delta(t)$ 是 t 时刻的采样噪声, 服从均值为 0, 方差为 σ^2 的正态分布.

2.3 三种适应度评价方法的对比分析

2.3.1 OO 和 OM 评价方法的对比

假设无噪声干扰时, $f(X_1) > f(X_2)$, 且令 $f(X_1) - f(X_2) = \Delta > 0$.

采用 OO 评价方法时, 噪声环境下 $X_1 > X_2$ 的概率为:

$$\begin{aligned} P_{\sigma}^{\text{OO}}(X_1 > X_2 | f(X_1) > f(X_2)) &= P(f_{\sigma}^{\text{OO}}(X_1) > f_{\sigma}^{\text{OO}}(X_2)) \\ &= P((\delta_1^{\sigma} - \delta_2^{\sigma}) > -\Delta/k) \end{aligned} \quad (6)$$

采用 OO 评价方法时, 噪声环境下 $X_2 > X_1$ 的概率为:

$$\begin{aligned} P_{\sigma}^{\text{OO}}(X_2 > X_1 | f(X_1) > f(X_2)) &= P(f_{\sigma}^{\text{OO}}(X_2) > f_{\sigma}^{\text{OO}}(X_1)) \\ &= P((\delta_1^{\sigma} - \delta_2^{\sigma}) < -\Delta/k) \end{aligned} \quad (7)$$

因此, 噪声环境下, 采用 OO 评价方法时, 正确和错误判断优劣关系的概率差为:

$$\begin{aligned} &P_{\sigma}^{\text{OO}}(X_1 > X_2 | f(X_1) > f(X_2)) - \\ &P_{\sigma}^{\text{OO}}(X_2 > X_1 | f(X_1) > f(X_2)) \\ &= P(\Delta/k > (\delta_1^{\sigma} - \delta_2^{\sigma}) > -\Delta/k) \end{aligned} \quad (8)$$

同理, 噪声环境下, 采用 OM 评价方法时, 正确和错误判断优劣关系的概率差为

$$\begin{aligned} &P_{\sigma}^{\text{OM}}(X_1 > X_2 | f(X_1) > f(X_2)) - \\ &P_{\sigma}^{\text{OM}}(X_2 > X_1 | f(X_1) > f(X_2)) \\ &= P(\Delta/k > (\delta_1^{\sigma/\sqrt{N}} - \delta_2^{\sigma/\sqrt{N}}) > -\Delta/k) \end{aligned} \quad (9)$$

在同等条件下, $(\delta_1^{\sigma} - \delta_2^{\sigma})$ 和 $(\delta_1^{\sigma/\sqrt{N}} - \delta_2^{\sigma/\sqrt{N}})$ 的概率分布分别如图 3 中虚线和实线所示.

由图 3 可知, OM 评价方法时, 正确和错误判断 X_1 与 X_2 优劣关系的概率差为实线下整个阴影部分的面积. OO 评价方法时, 正确和错误判断优劣关系的概率差为虚线下的阴影部分的面积. 对比可知, OM 评价方

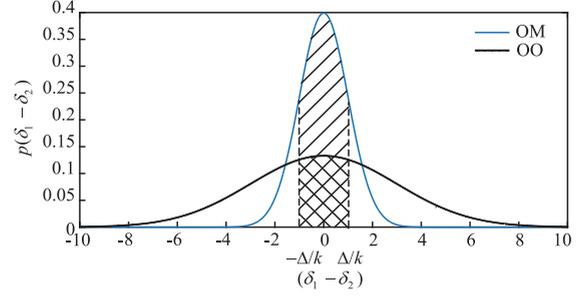


图3 OO和OM评价方法对比

法相对于 OO 评价方法能更好的反映个体的优劣关系, 降低了噪声的影响.

2.3.2 EO 和 OM 评价方法的对比

对比 EO 和 OM 评价方法对种群最优解更新的影响. 记第 t 代种群为 $\text{POP}(t)$, 令 X_1^* 和 X_2^* 为 $\text{POP}(t)$ 和 $\text{POP}(t+1)$ 的最优解, 并且 $|f(X_1^*) - f(X_2^*)| = \varepsilon > 0$.

(1) EO 评价方法

采用 EO 评价方法时, 当父代个体与子代个体存在竞争时, 需要对上一代的个体重新评价, 因此,

$$f_{\sigma}^{\text{EO}}(X_1^*(t+1)) = f(X_1^*) + k \times \delta_1^*(t+1),$$

$$f_{\sigma}^{\text{EO}}(X_2^*(t+1)) = f(X_2^*) + k \times \delta_2^*(t+1).$$

$\delta_1^*(t+1)$ 和 $\delta_2^*(t+1)$ 都是 $t+1$ 代的采样噪声, 因此, $\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1) \sim N(0, 2\sigma^2)$.

采用 EO 评价方法时, 最优解正确更新 (即 $f(X_1^*) < f(X_2^*)$) 的概率为:

$$\begin{aligned} &P_{\sigma}^{\text{EO}}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) < f(X_2^*)) \\ &= P((\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1)) > -\varepsilon/k) \end{aligned} \quad (10)$$

采用 EO 评价方法时, 最优解错误更新 (即 $f(X_1^*) > f(X_2^*)$) 的概率为:

$$\begin{aligned} &P_{\sigma}^{\text{EO}}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) > f(X_2^*)) \\ &= P((\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1)) > \varepsilon/k) \end{aligned} \quad (11)$$

因此, 采用 EO 评价方法时, 正确和错误更新最优解的概率差为:

$$\begin{aligned} &P_{\sigma}^{\text{EO}}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) < f(X_2^*)) - \\ &P_{\sigma}^{\text{EO}}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) > f(X_2^*)) \\ &= P(\varepsilon/k > (\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1)) > -\varepsilon/k) \end{aligned} \quad (12)$$

(2) OM 评价方法

OM 评价方法不需要对上一代的个体重新评价, 因此, $f_{\sigma}^{\text{OM}}(X_1^*) = f(X_1^*) + k \times \delta_1^*$, δ_1^* 是 X_1^* 的采样噪声. 由于选择算子的作用, δ_1^* 是已经存在的比较大的一个值. 而 $f_{\sigma}^{\text{OM}}(X_2^*(t+1)) = f(X_2^*) + k \times \delta_2^*(t+1)$, $\delta_2^*(t+1)$ 都是在第 $t+1$ 代的采样噪声, 因此, $\delta_2^*(t+1) \sim N(0, \sigma^2/N)$.

采用 OM 评价方法时, 最优解正确更新 (即 $f(X_1^*) < f(X_2^*)$) 的概率为:

$$P_{\sigma}^{OM}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) < f(X_2^*)) = P((\delta_2^*(t+1)) > \delta_1^* - \varepsilon/k) \quad (13)$$

采用 OM 评价方法时,最优解错误更新(即 $f(X_1^*) > f(X_2^*)$)的概率为:

$$P_{\sigma}^{OM}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) > f(X_2^*)) = P((\delta_2^*(t+1)) > \delta_1^* + \varepsilon/k) \quad (14)$$

因此,采用 OM 评价方法时,正确和错误更新最优解的概率差为:

$$P_{\sigma}^{OM}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) < f(X_2^*)) - P_{\sigma}^{OM}(X_2^* > X_1^* | f(X_1^*) > f(X_2^*)) = P(\delta_1^* + \varepsilon/k > \delta_2^*(t+1) > \delta_1^* - \varepsilon/k) \quad (15)$$

在同等条件下,EO 评价时 $(\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1))$ 概率分布分别如图 4 中虚线所示,OM 评价时 $\delta_2^*(t+1)$ 的概率分布如图 4 中实线所示, δ_{eq} 为两条曲线在右边的交点对应的噪声值。

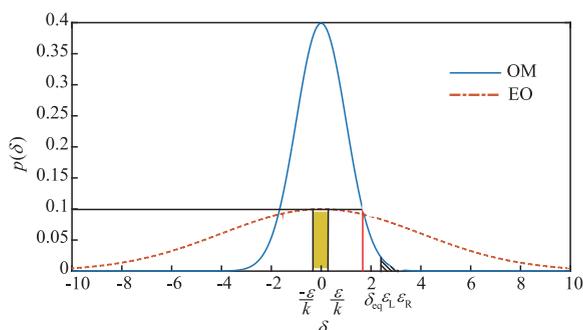


图4 OM和EO评价方法对比

图 4 中,采用 EO 评价方法时,正确和错误更新最优解的概率差为 $[-\varepsilon/k, \varepsilon/k]$ 区间的阴影区域. 采用 OM 评价方法时,正确和错误更新最优解的概率差为 $[\varepsilon_L, \varepsilon_R]$ 区间的阴影区域,其中, $\varepsilon_R = \delta_1^* + \varepsilon/k$ 和 $\varepsilon_L = \delta_1^* - \varepsilon/k$.

由图 4 可知,当 $\delta_1^* = \delta_{eq}$, ε/k 非常小时,有:

$$P(\delta_1^* + \varepsilon/k > \delta_2^*(t+1) > \delta_1^* - \varepsilon/k) = P(\varepsilon/k > (\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1)) > -\varepsilon/k).$$

由于选择算子的作用,有:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P(\delta_1^* > \delta_{eq}) = 1.$$

所以,

$$P(\varepsilon/k > (\delta_2^*(t+1) - \delta_1^*(t+1)) > -\varepsilon/k) > P(\delta_1^* + \varepsilon/k > \delta_2^*(t+1) > \delta_1^* - \varepsilon/k).$$

即 EO 评价方法时的正确和错误更新最优解的概率差大于 OM 评价方法时的,表明 EO 方法的全局探索能力优于 OM 方法,能有效改善正态随机噪声环境下遗传算法的搜索性能。

3 实验

为了比较分析正态随机噪声环境下不同适应度评

价方法的性能,选择父代个体和子代个体竞争的遗传算法. 本文采用确定性排挤遗传算法(Deterministic Crowding Genetic Algorithm, DCGA)和元胞遗传算法(Cellular Genetic Algorithm, CGA)优化不同噪声强度和方差下单模和多模测试函数. 算法采用实数编码、混合交叉算子、一致变异算子。

为对比不同适应度评价方法的性能,定义了全局极值区域收敛概率、最优解平均收敛精度以及目标采样总数三个指标。

定义 1 全局极值区域收敛概率,独立运行 GA 优化 NOP 问题 N 次, k_g 是 GA 搜索到全局极值区域^[6]的次数,以 P_g 表示 GA 搜索到全局极值区域的概率,且 $P_g = k_g/N (k_g \leq N)$ ^[6].

定义 2 平均收敛精度,独立运行 GA 优化 NOP 问题 N 次, $f_1^*, f_2^*, \dots, f_N^*$ 是每次优化的最优解,以 E_{avg} 表示 GA 的平均收敛精度,且 $E_{avg} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |f(x^*) - f_i^*|$.

定义 3 目标采样总数, N_s 每次评价的采样次数, M 个体每代适应度评价次数, G 是算法迭代次数. 以 N_{sg} 表示目标采样总数,且 $N_{sg} = N_s \times M \times G$.

3.1 测试函数

本文所用测试函数如表 1 所示。

3.2 实验结果与分析

(1) 全局极值区域收敛概率实验结果

3 维 f_1 函数仅有一个最优解 $(0,0,0)$, 且 $f(0,0,0) = 1$. 实验中选择 $\alpha = 0.005$, 最大的局部最优值为 0.954281, 是典型的单极值多模函数. 3 维 f_2 函数仅有一个最优解 $(0,0,0)$, 且 $f(0,0,0) = 0$, 次最优极值为 0.0148. 若算法搜索到的最优解优于局部最优值, 则认为算法搜索到全局极值区域。

图 5 为噪声强度不同时, DCGA 和 cGA 优化 3 维 f_1 函数 50 次的全局极值区域收敛概率. 其中, 图 5(a) 为 DCGA 的实验结果, 图 5(b) 为 cGA 的实验结果. 图中 OO1 表示与 OM 和 EO 方法的种群规模相同的一次评价一次采样方法, OO2 表示与 OM 和 EO 方法的目标采样总数相同的一次评价一次采样方法。

由图 5 可知, 随着噪声强度的上升, 全部算法的全局极值区域收敛概率变差. 相同噪声条件下相同算法采用 OO2 的性能优于 OO1, 这也验证了大种群规模能降低噪声的影响^[10]. 目标采样总数相等时, EO 评价方法的性能优于相同条件下 OO2 和 OM 评价方法。

图 6 为噪声标准差不同时, DCGA 和 cGA 优化 3 维 f_1 函数 50 次的全局极值区域收敛概率折线图. 其中, 图 6(a) 为 DCGA 的实验结果, 图 6(b) 为 cGA 的实验结果。

表 1 测试函数

序号	函数名	函数特性	函数表达式	决策变量取值范围
f_1	Schaffer's F6 Function	多模	$f_1(x_1, x_2, \dots, x_N) = 0.5 - \frac{\sin^2\left(\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2}\right) - 0.5}{\left(1 + \alpha \sum_{i=1}^N x_i^2\right)^2}$	$-10 \leq x_i \leq 10$
f_2	Griewank Function	多模	$f_2(x_1, x_2, \dots, x_N) = 1 + \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{4000 - \prod_{i=1}^N \cos(x_i/\sqrt{i})}$	$-600 \leq x_i \leq 600$
f_3	Needle Function	多模	$f_3(x_1, x_2, \dots, x_N) = \frac{a}{\left(b + \sum_{i=1}^N x_i^2\right)^2} + \left(\sum_{i=1}^N x_i^2\right)^2$	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$
f_4	CEC2013 F1 Function ^[19]	单模	$f_4(z_1, z_2, \dots, z_N) = \sum_{i=1}^N z_i^2 + f_1^*, z = x - o$	$-100 \leq x_i \leq 100$
f_5	CEC2013 F6 Function ^[19]	多模	$f_5(z_1, z_2, \dots, z_N) = \sum_{i=1}^N (100(z_i^2 - z_{i+1})^2 + (z_i - 1)^2) + f_6^*$ $z = M_1 \left(\frac{2.048(x - o)}{100} \right) + 1$	$-100 \leq x_i \leq 100$
f_6	CEC2013 F10 Function ^[19]	多模	$f_6(z_1, z_2, \dots, z_N) = \sum_{i=1}^N \frac{z_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^N \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1 + f_{10}^*$ $z = \Lambda^{100} M_1 \frac{600(x - o)}{100}$	$-100 \leq x_i \leq 100$

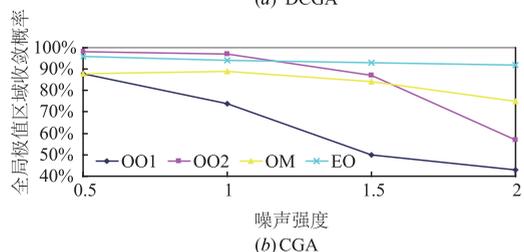
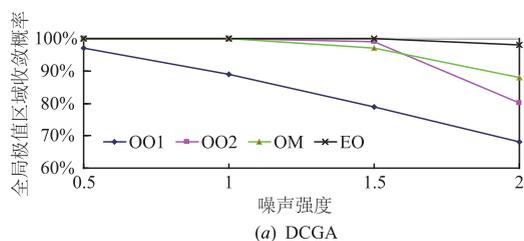


图5 噪声强度不同时优化 f_1 的全局极值区域收敛概率

图 7 为噪声标准差不同时, DCGA 和 cGA 优化 3 维 f_2 函数 50 次的全局极值区域收敛概率折线图. 其中, 图 7(a) 为 DCGA 的实验结果, 图 7(b) 为 cGA 的实验结果. 由于相同噪声条件下相同算法采用 OO2 的性能优于 OO1, 因此, 图 7 的实验中并没有与 OO1 进行对比.

由图 6 和图 7 可知, 随着噪声标准差的上升, 全部案例的全局极值区域收敛概率总体变差. OO2、OM 和

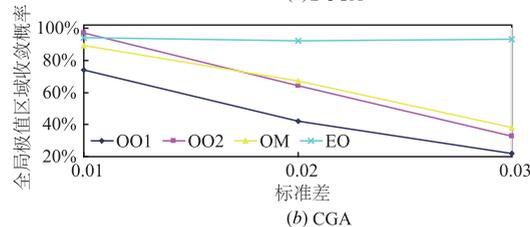
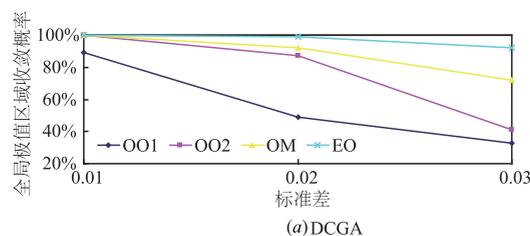


图6 噪声标准差不同时优化 f_1 的全局极值区域收敛概率

EO 评价方法的性能优于 OO1. 采样总数相等时, EO 评价方法的性能优于 OO2 和 OM 评价方法.

(2) 平均收敛精度实验结果

实验中 f_1 函数的参数 $\alpha = 0.005$, f_2 函数的参数 $a = 5, b = 0.036$. 表 2 为不同噪声方差时平均收敛精度实验结果.

由表 2 可知, 随着噪声方差的增大, 所有算法的平均收敛精度总体变差. 相同条件下, EO 评价方法的平均收敛精度总体优于 OO2 和 OM 评价方法.

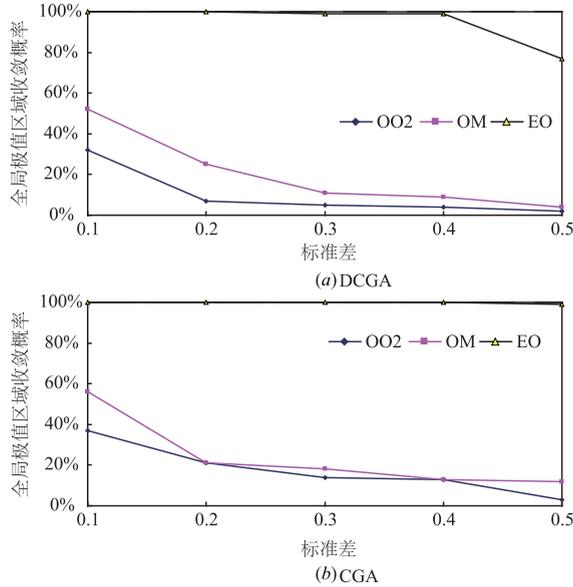


图7 噪声标准差不同时优化 f_2 的全局极值区域收敛概率

表 2 不同噪声方差时优化测试函数的平均收敛精度

测试函数/ (维数)	算法	噪声 强度	噪声 标准差	适应度评价方法		
				OO2	OM	EO
$f_1/(3)$	DCGA	1	0.01	0.0042	0.0049	0.0017
			0.02	0.0131	0.0112	0.0048
			0.03	0.0323	0.0204	0.0134
	cGA	1	0.01	0.0039	0.0069	0.0035
			0.02	0.0205	0.0192	0.0047
			0.03	0.0331	0.0310	0.0049
$f_2/(3)$	DCGA	1	0.1	0.0211	0.0158	0.0026
			0.2	0.0374	0.024	0.0051
			0.3	0.0486	0.0324	0.0066
			0.4	0.0611	0.0345	0.0087
			0.5	0.0626	0.0502	0.0110
	cGA	1	0.1	0.0192	0.015	0.0029
			0.2	0.0266	0.0251	0.0034
			0.3	0.033	0.029	0.0034
			0.4	0.0403	0.0317	0.0027
			0.5	0.048	0.0338	0.0037
$f_3/(3)$	DCGA	1	0.5	1025.36	914.43	862.42
			1	1229.96	1049.06	953.86
			1.5	1437.64	1168.72	1144.942
			2	1803.5	1291.26	1321.18
			2.5	2214.89	1445.18	1390.18
			3.5	2819.61	1606.74	1487.29
			4	3253.53	1749.33	1597.14
	cGA	1	0.5	3555.75	2020.96	1544.25
			1	945.77	884.01	795.51
			1.5	1089.29	1012.83	831.93
			2	1233.59	1108.71	862.46
			2.5	1339.81	1192.44	911.78
			3.5	1547.97	1326.27	977.67
			4	1820.71	1370.54	1181.45

续表

测试函数/ (维数)	算法	噪声 强度	噪声 标准差	适应度评价方法		
				OO2	OM	EO
$f_4/(10)$	DCGA	10	0.1	4.85	5.80	4.30
			0.2	8.48	9.50	6.82
			0.3	12.11	12.48	8.95
			0.4	15.78	14.32	10.92
			0.5	17.45	15.53	13.40
			0.6	21.39	18.47	13.95
	cGA	10	0.1	4.02	3.69	3.76
			0.2	7.51	6.69	6.32
			0.3	10.48	9.78	8.08
			0.4	13.63	11.39	10.06
			0.5	16.35	13.54	11.64
			0.6	18.93	16.51	12.32
$f_5/(5)$	DCGA	10	0.1	0.87	0.62	0.53
			0.2	1.19	0.91	0.71
			0.3	1.43	1.26	0.89
			0.4	2.14	1.77	0.91
			0.5	1.94	1.89	1.36
			0.6	2.67	2.17	1.22
	cGA	10	0.1	1.44	0.70	0.66
			0.2	1.65	1.06	0.59
			0.3	2.29	1.27	0.47
			0.4	2.07	2.05	0.73
			0.5	2.17	2.48	0.62
			0.6	3.08	2.26	0.92
$f_6/(10)$	DCGA	10	0.1	14.77	13.85	13.54
			0.2	21.13	19.97	17.78
			0.3	26.40	22.96	22.16
			0.4	30.95	27.91	23.34
			0.5	34.34	30.15	26.97
			0.6	36.38	32.66	27.38
	cGA	10	0.1	13.49	13.04	10.66
			0.2	20.25	19.12	13.91
			0.3	23.55	22.86	16.56
			0.4	30.69	25.93	19.25
			0.5	32.72	31.49	21.13
			0.6	37.44	33.29	21.82

4 结论

在噪声环境下,个体适应度中包含了随机噪声,影响了遗传算法优胜劣汰机制,降低了算法的优化性能.本文将个体的适应度评价过程细分为两个过程,提出了一种新的适应度评价方法来,在种群更新过程中个体之间相互竞争时,重新评价所有竞争个体的适应度,降低劣个体继续保留在种群中的几率,降低噪声的影响.2.3节对比分析了不同适应度评价方法之间的区别.

实验结果也表明:(1)算法搜索性能随着噪声的强度和方差的增大而降低;(2)在种群规模相同条件下,相对于OO方法,OM和EO评价方法能有效地提高算法的性能;(3)在目标函数采样次数相同条件下,EO评

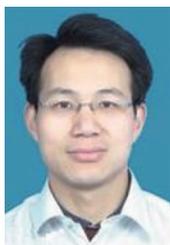
价方法优于 OO 和 OM。

本文后续将从以下方向进行研究:方向一为改进噪声环境下的个体适应度评价方法,尽量维护进化过程中的优胜劣汰机制,提高遗传算法的综合性能;方向二为改进遗传算法的遗传算子、种群更新策略,提高算法的抗干扰能力。

参考文献

- [1] 李德毅,刘常昱,杜鹃,等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报,2004,15(11):1583-1594.
Li De-yi, Liu Chang-yu, Du Yi, et al. Artificial intelligence with uncertainty[J]. Journal of Software, 2004, 15(11): 1583-1594. (in Chinese)
- [2] 黎明,鲁方波,陈昊. 基于多层信念空间的文化算法研究[J]. 电子学报,2015,43(5):888-894.
Li Ming, Lu Fang-bo, Chen Hao. Cultural algorithm based on multi-layer belief space[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(5): 888-894. (in Chinese)
- [3] 郑金华,喻果,贾月. 基于权重迭代的偏好多目标分解算法解决参考点对算法影响的研究[J]. 电子学报,2016,44(1):67-76.
Zheng Jinhua, Yu Guo, Jia Yue. Research on MOEA/D based on user-preference and alternate weight to solve the effect of reference point on multi-objective algorithms[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(1): 67-76. (in Chinese)
- [4] 张宇山,郝志峰,黄翰,林智勇. 进化算法首达时间分析的停时理论模型[J]. 计算机学报,2015,38(8):1582-1591.
Zhang Yu-shan, Hao Zhi-feng, Huang Han, Lin Zhiyong. A stopping time theory model of first hitting time analysis of evolutionary algorithms[J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(8): 1582-1591. (in Chinese)
- [5] Arnold D V, H G Beyer. A comparison of evolution strategies with other direct search methods in the presence of noise [J]. Computational Optimization & Applications, 2003, 24(1): 135-159.
- [6] 郝海青,马航,庄健. 新型复杂进化全局优化算法的研究[J]. 电子学报,2013,41(4):704-709.
Hao Hai-qing, Ma Hang, Zhuang Jian. The study of a new complex system evolutionary algorithm for global optimal problems[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 704-709. (in Chinese)
- [7] 何宏,谭永红. 一种基于动态遗传算法的聚类新方法[J]. 电子学报,2012,40(2):254-259.
He Hong, Tan Yong-hong. A novel clustering method based on dynamic genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(2): 254-259. (in Chinese)
- [8] 李军华,黎明. 噪声环境下多模态函数优化的遗传算法[J]. 电子学报,2012,40(2):327-330.
Li Jun-hua, Li Ming. Genetic algorithm for multi-modal function optimization in noisy environments[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(2): 327-330. (in Chinese)
- [9] Shim V, Tan K C, Chia J, et al. Multi-objective optimization with Estimation of distribution algorithm in a noisy environment [J]. Evolutionary Computation, 2013, 21(1): 149-177.
- [10] H Greiner. Robust optical coating design with evolution strategies [J]. Applied Optics, 1996, 35(28): 5477-5483.
- [11] G Gopalakrishnan, B Minsker, D Goldberg. Optimal sampling in a noisy genetic algorithm for risk-based remediation design [J]. Journal of Hydroinformatics, 2003, 5(1): 11-25.
- [12] J M Fitzpatrick, J J Greffentette. Genetic algorithms in noisy environments [J]. Machine Learning, 1988, 3(2-3): 101-120.
- [13] F Siegmund, A H C Ng, K Deb. Hybrid dynamic resampling for guided evolutionary multi-objective optimization [A]. Proceedings of Evolutionary Multi-Criterion Optimization [C]. Guimarães, Portugal: Springer International Publishing, 2015. 366-380.
- [14] F Siegmund, A H C Ng, K Deb. A comparative study of dynamic resampling strategies for guided evolutionary multi-objective optimization [A]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Cancun, Mexico: IEEE, 2013. 1826-1835.
- [15] Bo Liu, Qingfu Zhang, Francisco V Fernández, et al. An efficient evolutionary algorithm for chance-constrained bi-objective stochastic optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(6): 786-796.
- [16] A Di Pietro, L While, L Barone. Applying evolutionary algorithms to problems with noisy, time-consuming fitness functions [A]. Congress on Evolutionary Computation [C]. San Diego, CA, USA: IEEE, 2004. 1254-1261.
- [17] J Branke, C Schmidt, H Schmeck. Efficient fitness estimation in noisy environment [A]. Proceedings of Genetic & Evolutionary Computation [C]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 2001. 243-250.
- [18] D V Arnold, H G Beyer. A general noise model and its effects on evolution strategy performance [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(4): 380-391.
- [19] J J Liang, B-Y Qu, P N Suganthan, et al. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2013 Special Session and Competition on Real-Parameter Optimization [R]. Zhengzhou China: Computational Intelligence Laboratory, Zhengzhou University, 2013.

作者简介



李军华 男,1974 年生于江西莲花,教授,主要研究方向为进化计算、智能信息处理。
E-mail: jhlee126@126.com



黎明 男,1965 年生于江西南昌,教授,博士生导师,主要研究方向为进化计算、图像处理。



陈昊 男,1982 年生于山东平度,副教授,主要研究方向为智能进化算法及应用,模式识别与人工智能。



伍家驹 男,1951 年生于江西南昌,教授,主要研究方向为电子变压器电感器优化设计的可视化算法。