

# 融合蜂群行为的量子进化算法

刘 振, 刘文彪

(海军航空大学岸防兵学院, 山东 烟台 264001)

**[摘要]** 为提高量子进化算法的收敛精度和收敛速度,以人工蜂群算法为基本进化框架,提出一种融合蜂群行为的量子进化算法. 将采用相位编码的量子进化种群划分为量子开采种群、量子跟随种群以及量子侦察种群,在每个种群内模拟蜜蜂觅食行为寻优,其中量子开采种群采用混沌扰动搜索,量子跟随种群采用柯西变异操作进化. 同时对所有种群个体采用量子染色体的两步旋转更新方法,并进行自适应的动态变异操作. 利用基准测试函数进行仿真,与相关方法对比分析可知,所提出的算法在大部分的函数上都表现出较好的性能,能有效提高全局收敛性能.

**[关键词]** 量子进化算法,蜂群,混沌,变异,旋转

**[中图分类号]** TP18 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)02-0063-07

## Bee-Behaved Colony Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm

Liu Zhen, Liu Wenbiao

(College of Coastal Defense Force, Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** In order to promote the convergence precision and speed of quantum-inspired evolutionary algorithm, a new bee-behaved quantum-inspired evolutionary algorithm is proposed based on the framework of ABC algorithm. The whole population can be encoded with phase and can be divided into three populations, which are named as quantum employed population, quantum onlooker population and quantum scout population. Every sub-population can work in term of bee behaviors, quantum employed population perform the chaos search and the quantum onlooker population can perform the Cauchy mutation. Every individual in the population can be rotated in two steps, and dynamic mutation operation can also act on every individual. Simulation results of benchmark functions show that the proposed algorithm performs well on most of functions and can get better convergence results.

**Key words:** quantum-inspired evolutionary algorithm, bee colony, chaos, mutation, rotation

量子进化算法(quantum-inspired evolutionary algorithm, QEA)是一种基于自然生物机制启发的随机搜索和优化方法<sup>[1]</sup>,由于该进化算法采用量子编码,增加了种群进化过程中的多样性,具有较好的鲁棒性以及通用性,目前已得到广泛的应用<sup>[2-3]</sup>. 文献[4]提出一种自适应量子进化算法,使得旋转角依据个体之间的汉明距离自适应变化. 文献[5]提出一种双链量子遗传算法用于约束优化问题,利用两个染色体分别表示可行解和不可行解,并给出了3种进化步长. 文献[6]提出多粒度量子遗传算法的概念,突破了以往量子染色体旋转单一的缺点.

从当前量子进化算法的改进可以看出,利用多种算法的有效融合可明显提高量子进化算法的收敛性能. 文献[7]将量子进化算法和差分进化算法有效结合起来;文献[8-9]将量子进化算法和免疫克隆算法进行融合,用以扩展量子进化算法的寻优能力;文献[10]将量子进化算法与引力算法相结合,用于求解二进制编码优化问题. 研究发现,人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)由于能够充分模拟蜂群的觅食行为<sup>[11]</sup>,并依据种群结构对蜜蜂个体进行分工,因而寻优效率较高,求解结果也较为稳定<sup>[12-13]</sup>. 在蜂群算法中维持有开采蜜蜂、跟随蜜蜂以及侦察蜜蜂,通过几种不同类型的蜜蜂独立进行搜索,并通过蜜蜂舞蹈的

收稿日期:2018-01-26.

基金项目:国家自然科学基金(51605487)、国家自然科学基金(61174031).

通讯联系人:刘振,博士,讲师,研究方向:智能进化理论及其在先进火控中的应用. E-mail: hylz1008@126.com

方法进行信息融合,从而对待优化问题进行寻优.

为有效提高量子进化算法的寻优性能,本文将人工蜂群算法融入到量子进化算法中,充分利用两种优化算法的优势,提出一种蜂群行为的量子进化算法(bee-behaved colony quantum-inspired evolutionary algorithm, BCQEA). 以人工蜂群算法为基本的进化框架,将个体采用量子编码,整个量子进化种群分为量子开采种群、量子跟随种群和量子侦察种群,3 个种群中的个体分别模拟人工蜂群中不同职能蜜蜂的寻优行为,进行协同进化,并对量子进化种群中的个体采用两步旋转方法,利用自适应的变异方式提高量子种群的多样性.

## 1 算法基本思想

为提高量子进化算法的进化性能,受人工蜂群算法的启发,模拟蜂群觅食行为,提出一种具有蜂群行为的量子进化算法,其基本思想可概述为:

(1) 采用量子编码对待优化问题. 由于人工蜂群算法适用于优化连续问题,因此对量子染色体可考虑采用基于相位的编码方法.

(2) 整个进化种群可依据人工蜂群算法的思想划分为量子开采种群、量子跟随种群及量子侦察种群. 量子开采种群利用混沌搜索方法寻找新个体;量子跟随种群利用柯西变异对量子蜜源(量子个体解)在局部范围内搜索较优解;对于连续迭代次数  $iter$  内未找到更优的量子开采个体转化为量子侦察个体,同时量子开采个体放弃其对应的量子蜜源.

(3) 从当前所采用的量子旋转方法可以看出,所有个体往往采用同样的旋转角,使得进化种群多样性降低. 文献[6]对上述两种方法进行了推广,提出不同个体采用相应的动态旋转角,即多粒度的方法. 本文在文献[6]的基础上,提出一种两步旋转方法,第一步利用多粒度旋转方法对整个种群个体进行旋转,第二步根据量子开采种群和量子跟随种群的进化情况进行二次旋转,同时在整个种群中采用动态的自适应变异方式.

## 2 蜂群行为量子进化算法运行过程

### 2.1 种群初始化方法

采用基于相位的编码方式初始化种群<sup>[8]</sup>. 随机产生初始规模为  $2N$  的量子进化种群,其中开采种群和跟随种群规模均为  $N$ ,则令:

$$z_j^{k+1} = \eta z_j^k (1 - z_j^k), \quad (1)$$

式中,  $\eta=4$ . 当  $j=1, 2, \dots, L$ , 产生  $L$  个初始混沌变量;当  $k=1$  时,初始产生量子个体  $q_1$ ;同理,当  $j=1, 2, \dots, 2N-1$  时,产生另外  $2N-1$  个个体,从而构成初始的量子开采种群和量子跟随种群. 假设初始化后的个体为  $q_k = [\theta_{k1}, \theta_{k2}, \dots, \theta_{kL}]$ , 其中,  $\theta_{jk} = 2\pi \cdot z_j^k (j=1, 2, \dots, 2N-1; k=1, 2, \dots, L)$ , 利用这种方法将量子比特的取值限制在  $[0, 2\pi]$  范围内.

### 2.2 量子开采种群的扰动搜索方法

在量子开采种群中,对执行混沌精细搜索的量子个体  $q_i(t) = [q_{i1}(t), q_{i2}(t), \dots, q_{iL}(t)] (i=1, 2, \dots, N)$ , 令

$$q_{ij}^k(t) = l_j - z_j^k (u_j - l_j), \quad (2)$$

式中,  $j=1, 2, \dots, L$ ;  $u_j$  和  $l_j$  表示  $q_{ij}(t)$  的取值范围.

当寻找到更优状态时,将个体由混沌空间变换到原有解空间,若在  $iter/2$  迭代次数内,全局最优值未发生变化,则停止混沌搜索,进行混沌精细搜索<sup>[14]</sup>. 令  $l_j' = q_{ij}^* - \psi(u_j - l_j)$ ,  $u_j' = q_{ij}^* + \psi(u_j - l_j)$ , 其中  $q_{ij}^*$  表示全局最优解,  $\psi \in (0, 0.5)$ . 为保证变量在缩放过程中的正确性,若  $l_j' < l_j$ , 则令  $l_j^{*+1} = l_j'$ ; 若  $u_j' < u_j$ , 则令  $u_j' = u_j$ ; 并对最优混沌

变量进行重新定义,即  $z_j^* = \frac{q_{ij}^* - l_j'}{u_j' - l_j'}$ , 按照下式进行混沌搜索:

$$c_j^k = (1 - \beta) z_j^* + \beta z_j^k, \quad (3)$$

式中,  $\beta = 1 - \left(\frac{k-1}{k}\right)^\omega$ ,  $\omega=2$ , 则可得:

$$c_j^{k+1} = \eta c_j^k (1 - c_j^k). \quad (4)$$

当在  $iter/2$  迭代次数内,寻找到的全局最优值不改变,则精细搜索停止,并将该个体存于量子侦察种群中,同时量子开采个体放弃该蜜源。

### 2.3 量子跟随种群选择个体操作

跟随蜜蜂通常采用贪婪方式选择较优蜜源,往往会导致选择压过大,使得算法陷入局部极值。为有效保证种群持续进化,提高种群寻优能力,在本文中采用动态的自适应柯西变异。对于量子个体  $a_i(t)$ ,进行柯西变异后的个体表示为:

$$a_{ij}^m(t) = a_{ij}(t) + \sigma_{ij}^m(t) \cdot \delta_j(t), \quad (5)$$

式中,  $\sigma_{ij}^m(t) = \sigma_{ij}(t) \exp(\tau_1 \cdot \eta_i(t) + \tau_2 \cdot \eta_{ij}(t))$ ,  $\eta_i(t)$  和  $\eta_{ij}(t)$  均为常数,且均服从高斯分布,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $j = 1, 2, \dots, L$ ,  $\tau_1 = \frac{1}{\sqrt{2N}}$ ,  $\tau_2 = \frac{1}{\sqrt{2\sqrt{N}}}$ ,  $\sigma_{ij}(0) = 3\sqrt{N}$ 。

变异概率可设置为:

$$p_m(t) = p_m \exp(1 - t/T_{\max}), \quad (6)$$

式中,  $T_{\max}$  表示最大循环迭代次数。量子跟随种群利用自适应的动态柯西变异,在局部范围内对个体进行寻优。

### 2.4 量子侦察种群随机初始化操作

在人工蜂群算法中,当开采蜜蜂所对应的蜜源在一定迭代次数  $iter$  后,蜜源质量不能够得以提高,则开采蜜蜂放弃该蜜源,且开采蜜蜂转化为侦察蜜蜂。故在融合蜂群行为的量子进化算法中,当量子开采种群的个体在迭代次数  $iter$  内,其适应值不再提高后,重新产生个体,将该个体存入量子侦察种群中,新个体按照式(1)产生。

### 2.5 量子染色体两步旋转

针对当前量子染色体大多采用固定旋转角的不足,为有效提高种群进化性能,保证进化过程中种群的多样性,本文提出一种量子染色体的两步旋转机制。第一步采用多粒度的量子旋转机制,将整个量子进化种群(包括量子开采种群、量子跟随种群以及量子侦察种群)进行旋转。多粒度旋转角可以设置如下:

$$\theta_i = \begin{cases} c \cdot (f_i - f_{\min}) / (\bar{f} - f_{\min}), & f_{\min} \neq \bar{f}; \\ c, & f_{\min} = \bar{f}. \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $c \in [0.01\pi, 0.05\pi]$ , 通常设置为常数;  $\bar{f}$  为种群平均适应度;  $f_{\min}$  为适应度最小值。

多粒度旋转虽然从种群内部对不同的个体采用了不同的旋转角度,增加了进化的多样性,加快了收敛的速度,但个体不同基因位置的旋转角度不同,且优良个体的旋转角过大,在加快收敛速度的同时也导致种群多样性的丢失,势必会破坏优良个体的基因连锁关系。因此可考虑进行二次调整,即在量子个体进行多粒度旋转以后,依据量子开采种群和量子跟随种群的进化情况进行第二步旋转,对于量子开采种群的二次旋转角设置为:

$$\theta_i^e = \begin{cases} c \cdot \left( \frac{\bar{f}^e}{\bar{f}^h} \frac{f_{\max}^e - f_i^e}{f_{\max}^e - f_{\min}^e} \right)^{(1-t/T_{\max})}, & f_{\max}^e \neq f_{\min}^e; \\ c, & f_{\max}^e = f_{\min}^e. \end{cases} \quad (8)$$

对于量子跟随种群的二次旋转角设置为:

$$\theta_i^h = \begin{cases} c \cdot \left( \frac{\bar{f}^h}{\bar{f}^e} \frac{f_{\max}^h - f_i^h}{f_{\max}^h - f_{\min}^h} \right)^{(1-t/T_{\max})}, & f_{\max}^h \neq f_{\min}^h; \\ c, & f_{\max}^h = f_{\min}^h. \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $\bar{f}^e$  和  $\bar{f}^h$  分别为量子开采种群和量子跟随种群的平均适应度;  $f_{\max}^e$  和  $f_{\min}^e$  为量子开采种群的最大和最小适应度;  $f_{\max}^h$  和  $f_{\min}^h$  为量子跟随种群的最大和最小适应度。

### 2.6 量子染色体自适应变异操作

为提高算法的多样性及算法的收敛性能,避免算法陷入局部的极值,对量子个体引入自适应的变异操

作,其中第  $i$  个染色体变异概率为:

$$p_m(i) = p'_m \left( \frac{f_{\max} - f_i}{f_{\max} - f_{\min}} \right)^{(1-1/T_{\max})}. \quad (10)$$

## 2.7 算法流程

本文所提出的融合蜂群行为的量子进化算法步骤为:

步骤 1 初始化参数信息,包括量子开采种群和量子跟随种群的种群规模  $N$ ,算法的运行迭代次数  $T_{\max}$ ,染色体长度  $L$ ,以及  $iter$ 、 $c$ 、 $p_m$  和  $p'_m$  等参数,按照式(1)产生初始种群;

步骤 2 量子开采种群按照 2.2 节的方法进行混沌扰动操作,用以产生新的量子开采蜜源,并对混沌搜索前后个体适应度,保留较优个体;

步骤 3 判断是否出现量子侦察个体,若出现则量子开采蜜蜂放弃该蜜源,该量子开采个体成为量子侦察个体,并随机初始化量子侦察个体对应的蜜源;

步骤 4 量子跟随种群依据式(5)对个体采用柯西变异操作,产生新的量子跟随蜜源;

步骤 5 在量子开采蜜源和量子跟随蜜源中,选择最优的  $N$  个个体构成量子开采蜜源;

步骤 6 采用两步旋转方法,依据式(7)对进化种群进行多粒度旋转,利用式(8)和式(9)分别对量子开采种群和量子跟随种群进行二次旋转;

步骤 7 对所有的量子染色体,利用式(10)对个体进行自适应动态变异操作;

步骤 8 判断算法是否满足收敛条件,满足收敛条件则算法结束输出,否则转步骤 2.

## 3 仿真实验与分析

为了验证算法的收敛性能和有效性,本文选取基准函数进行了大量的仿真分析,选取的函数如下:

$$f_1(x) = \left( 4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3} \right) x_1^2 + x_1 x_2 + (-4 + 4x_1^2) x_2^2, \quad x_i \in [-3, 3];$$

$$f_2(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2, \quad x_i \in [-2.048, 2.048];$$

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad n=2, x_i \in [-5.12, 5.12];$$

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i] \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_2 + i], \quad x_i \in [-10, 10];$$

$$f_5(x) = 418.9829n - \sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{|x_i|}), \quad n=30, x_i \in [-500, 500];$$

$$f_6(x) = 10n + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)], \quad n=30, x_i \in [-5.12, 5.12];$$

$$f_7(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right), \quad n=30, x_i \in [-600, 600];$$

$$f_8(x) = -20 \left( -0.02 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e, \quad n=30, x_i \in [-30, 30];$$

$$f_9(x) = 1 - \left[ \exp\left(-0.5 \sum_{i=1}^n x_i^2\right) \right], \quad n=30, x_i \in [-600, 600];$$

$$f_{10}(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left( \sum_{i=1}^n \frac{i}{2} x_i \right)^2 + \left( \sum_{i=1}^n \frac{i}{2} x_i \right)^4, \quad n=30, x_i \in [-5.12, 5.12];$$

$$f_{11}(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - i)^2, \quad n=30, x_i \in [-30, 30];$$

$$f_{12}(x) = x_i^2 + 100000 \sum_{i=2}^n x_i^2, \quad n=30, x_i \in [-10, 10].$$

在 Matlab 7.0 语言环境下进行编程,计算机配置为: Intel(R) Pentium4 CPU 3.00 GHz. 量子开采种群和量子跟随种群规模  $N=100$ ,  $T_{\max}=1000$ ,  $L=50$ ,  $iter=100$ ,  $c=0.05\pi$ ,  $p_m=0.1$ ,  $p'_m=0.25$ .



### 3.1 与 QEA 和 ABC 算法对比

采用本文提出的 BCQEA 算法与文献[1]提出的基本量子进化算法(QEA)、文献[11]提出的基本人工蜂群算法(ABC)对  $f_1 \sim f_4$  函数进行仿真对比分析. 各种算法独立运行 20 次,统计结果如表 1 所示.

表 1 BCQEA 与 QEA 和 ABC 对比结果

Table 1 Comparison results with BCQEA, QEA and ABC

函数	维数		QEA	ABC	BCQEA	函数	维数		QEA	ABC	BCQEA
$f_1$	2	Mean	-0.99	-1.01	-1.01	$f_3$	2	Mean	$3.17 \times 10^{-2}$	$2.09 \times 10^{-2}$	$7.43 \times 10^{-5}$
		Std	$3.16 \times 10^{-2}$	$4.55 \times 10^{-2}$	$7.62 \times 10^{-3}$			Std	$9.13 \times 10^{-3}$	$8.12 \times 10^{-3}$	$5.38 \times 10^{-5}$
$f_2$	2	Mean	$2.85 \times 10^{-1}$	$3.41 \times 10^{-1}$	$6.25 \times 10^{-4}$	$f_4$	2	Mean	$-1.78 \times 10^2$	$-1.66 \times 10^2$	$-1.85 \times 10^2$
		Std	$6.72 \times 10^{-3}$	$8.74 \times 10^{-3}$	$2.47 \times 10^{-5}$			Std	$8.14 \times 10^{-1}$	$2.52 \times 10^{-1}$	$6.76 \times 10^{-2}$

从表 1 可以看出,BCQEA 算法的收敛效果优于 QEA 和 ABC 算法,显示出改进后算法的良好性能. 统计结果表明,本文算法所得解的稳定性和求解质量都优于 QEA 和 ABC,具有良好的跳出局部极值能力. 从仿真结果可以看出,利用本文算法在优化几个低维函数时,表现出良好的性能.

为了充分进行对比分析,给出  $f_2$  和  $f_3$  函数的收敛曲线如图 1(a) 和(b)所示. 从仿真结果可以看出,BCQEA 算法能以相对较快的收敛速度取得更优的收敛效果,收敛曲线也充分验证了表 1 的统计结果,从而证明了本文算法的优越性.

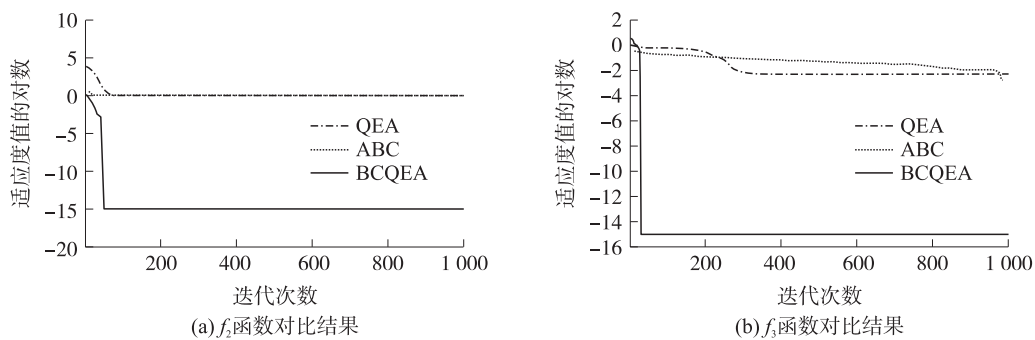


图 1 低维基准函数的仿真对比结果

Fig. 1 Comparison of simulation results for low dimension benchmark functions

### 3.2 与改进的 QEA 和改进的 ABC 算法对比

文献[7]提出的混合量子进化算法(HQEA)将局部优化算法 DE 融入到 QEA,利用 DE 的局部优化能力提升 QEA 的全局收敛性能. 文献[15]提出的混沌蜂群算法(CABC3)利用混沌搜索机制,提升 ABC 算法的全局寻优能力. 这两种算法与本文提出的 BCQEA 思想相近. 本文将蜂群行为引入量子进化算法,利用混沌搜索机制和变异机制,提升量子开采蜜蜂和跟随蜜蜂的局部寻优能力,并利用量子旋转机制提高算法的全局寻优能力. 采用本文提出的 BCQEA 算法与 HQEA 算法和 CABC3 算法(其中 CABC3 采用 Logistic map)对  $f_5 \sim f_8$  函数进行仿真分析. 各算法独立运行 20 次,统计结果如表 2 所示. 从表 2 可以看出,利用几种改进的优化算法都能寻找到较优的全局解,显示出几种改进进化算法的优越性.

表 2 BCQEA 与 HQEA 和 CABC3 的对比结果

Table 2 Comparison results with BCQEA, HQEA and CABC3

函数	维数		HQEA	CABC3	BCQEA	函数	维数		HQEA	CABC3	BCQEA
$f_5$	30	Mean	$7.10 \times 10^{-2}$	$2.78 \times 10^{-3}$	$1.94 \times 10^{-3}$	$f_7$	30	Mean	$5.24 \times 10^{-7}$	$2.78 \times 10^{-6}$	$7.10 \times 10^{-5}$
		Std	$2.86 \times 10^{-3}$	$4.70 \times 10^{-3}$	$8.25 \times 10^{-4}$			Std	$1.93 \times 10^{-6}$	$4.70 \times 10^{-6}$	$2.86 \times 10^{-6}$
$f_6$	30	Mean	$3.27 \times 10^{-11}$	$6.23 \times 10^{-11}$	$2.41 \times 10^{-11}$	$f_8$	30	Mean	$8.73 \times 10^{-13}$	$3.41 \times 10^{-12}$	$5.44 \times 10^{-13}$
		Std	$6.45 \times 10^{-11}$	$5.37 \times 10^{-12}$	$7.07 \times 10^{-12}$			Std	$2.52 \times 10^{-13}$	$8.74 \times 10^{-13}$	$6.13 \times 10^{-14}$

为了充分进行对比分析,将  $f_7$  和  $f_8$  函数的仿真收敛曲线进行对比,如图 2 所示. 从图 2 的收敛曲线可以看出,利用 3 种算法都能较快地收敛到全局最优,本文算法的收敛效果优于 HQEA 和 CABC3,但收敛速度低于 CABC3,主要是因为本文除了利用混沌扰动搜索方法以外,还进行了量子染色体的两步旋转,在增强全局和局部寻优的基础上,增加了系统的开销,故算法的运行复杂性略有增加.

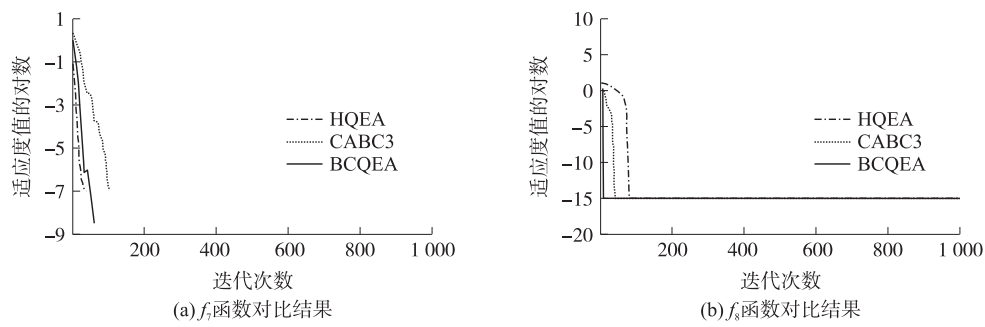


图 2 高维基准函数的仿真对比结果

Fig. 2 Comparison of simulation results for high dimension benchmark functions

3.3 参数影响对比

3.3.1 量子开采种群扰动搜索对算法的影响

为验证量子开采种群中扰动搜索对本文算法进化机制的影响,将不采用 2.2 节混沌搜索的算法标记为  $BCQEA_{wcs}$ . 选择  $f_9 \sim f_{10}$  函数进行仿真分析,算法独立运行 20 次,统计结果如表 3 所示.

如果在量子开采种群中不采用混沌操作对个体进行进化,量子开采种群会变为随机产生个体的操作过程,从而损失寻优的方向性,导致收敛时间过长,且损失种群多样性,易收敛到局部的极值.

为了更清晰地比较说明,给出如图 3 所示的  $f_9$  函数的收敛曲线对比图. 从图 3 的收敛曲线可以看出,利用本文的算法能够快速收敛到最优解,当不采用混沌搜索机制后,种群的多样性将降低,算法的搜索方向不明确,需要的迭代次数较多.

表 3 混沌搜索对本文算法影响对比结果

Table 3 Influence of chaos search for the proposed algorithm

函数	维数		$BCQEA_{wcs}$	BCQEA
$f_9$	30	Mean	$4.55 \times 10^{-2}$	$6.16 \times 10^{-4}$
		Std	$3.28 \times 10^{-3}$	$3.58 \times 10^{-5}$
$f_{10}$	30	Mean	$5.07 \times 10^{-5}$	$3.41 \times 10^{-7}$
		Std	$6.14 \times 10^{-6}$	$2.95 \times 10^{-7}$

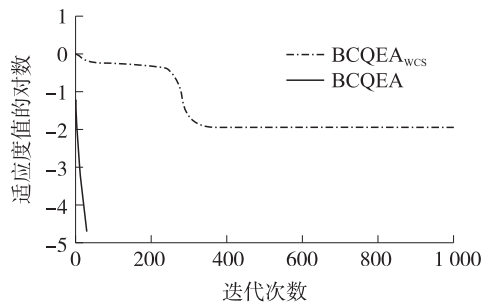


图 3 开采种群对算法影响仿真对比结果

Fig. 3 Simulation results for the influence of employed colony

3.3.2 量子跟随种群的柯西变异操作对算法的影响

在基本蜂群算法中,跟随蜜蜂一般采用随机贪婪方式选择优良解,过大的选择压导致易收敛到局部极值. 本文提出利用全局搜索能力较强的柯西变异操作对所有个体进行一次变异操作,增强算法全局的寻优能力. 将未采用柯西变异后的算法标记为  $BCQEA_{wcm}$ ,以  $f_{11}$  函数为仿真对象,算法独立运行 20 次,统计结果如表 4 所示.

从统计结果可以看出,利用本文的方法在搜索效果上优于  $BCQEA_{wcm}$ ,无论是取得的最优值,还是均值和标准差,都能取得更优的效果,但采用柯西变异会使算法的运行时间略有增加.

3.3.3 两步旋转机制对算法的影响

为了验证本文提出的两步旋转机制对算法性能的影响,将采用固定旋转角的本文算法标记为  $BCQEA_{FR}$  (其中固定旋转角设置为  $0.05\pi$ ),只采用多粒度旋转的方法标记为  $BCQEA_{MR}$ ,以  $f_{12}$  函数为例进行仿真对比分析,统计结果如表 5 所示.

表 4 柯西变异对比结果

Table 4 Comparison results of cauchy mutation

算法	Best	Mean	Std	T/s
$BCQEA_{wcm}$	$9.17 \times 10^{-4}$	$5.34 \times 10^{-3}$	$4.34 \times 10^{-4}$	14.38
BCQEA	$6.73 \times 10^{-5}$	$4.19 \times 10^{-4}$	$5.12 \times 10^{-5}$	17.67

表 5 两步旋转机制对算法的影响对比结果

Table 5 Comparison results of two step roation

算法	Best	Mean	Std	T/s
$BCQEA_{FR}$	$1.37 \times 10^{-5}$	$5.24 \times 10^{-4}$	$3.76 \times 10^{-5}$	6.52
$BCQEA_{MR}$	$7.10 \times 10^{-6}$	$3.61 \times 10^{-5}$	$4.39 \times 10^{-6}$	6.78
BCQEA	$5.42 \times 10^{-8}$	$1.73 \times 10^{-6}$	$9.45 \times 10^{-7}$	11.21

从表 5 可以看出,利用固定旋转角的方法在时间上具备优势,算法运行速度较快,但其他几个性能指标,无论是最优值、均值和标准差,均劣于其他方法,而本文算法具有最优的收敛效果,但运行时间较

长.这主要是因为本文算法采用了两步旋转方法,从而取得了较好的收敛效果,但由于两步旋转占用了较多的系统开销,增加了算法的运行时间.

## 4 结语

本文提出一种融入蜂群行为的量子进化算法,以人工蜂群算法为基本的进化框架,使得量子个体能够模拟蜜蜂觅食的行为,在全局范围内寻优;同时提出一种两步旋转方法,首先依据多粒度旋转方法对整个种群进行第一次旋转,然后利用种群内部信息对量子开采种群和量子跟随种群分别根据本身寻优情况进行二次旋转,同时利用动态的变异方式对种群个体进行变异.利用基准函数进行了仿真验证分析,经对比分析,本文的算法收敛效果有明显提高.

### [参考文献](References)

- [1] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. IEEE trans on evolutionary computation, 2002, 6(6): 580-593.
- [2] LUCIAO R S, RICARDO T, MARLEY M V. Quantum inspired evolutionary algorithm for ordering problems[J]. Expert systems with applications, 2017, 67(1): 71-83.
- [3] LU T C, Yu G R. An adaptive population multi-objective quantum-inspired evolutionary algorithm for multi-objective 0/1 knapsack problems[J]. Information sciences, 2013, 243: 39-56.
- [4] QU Z J, LIU X H, ZHANG X W. Hamming-distance-based adaptive quantum-inspired evolutionary algorithm for network coding resources optimization[J]. The journal of China universities of posts and telecommunications, 2015, 22(3): 92-99.
- [5] KONG H P, LI N, SHEN Y Z. Adaptive double chain quantum genetic algorithm for constrained optimization problems[J]. Chinese journal of aeronautics, 2015, 28(1): 214-228.
- [6] XING H L, LIU X, JIN X, et al. A multi-granularity evolution based quantum genetic algorithm for QoS multicast routing problem in WDM networks[J]. Computer communications, 2009, 32(2): 386-393.
- [7] WANG L, LI L P. An effective hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm for parameter estimation of chaotic systems[J]. Expert systems with applications, 2010, 37(2): 1279-1285.
- [8] 李盼池, 宋考平, 杨二龙. 基于相位编码的混沌量子免疫算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(3): 375-380.  
LI P C, SONG K P, YANG E L. Chaos quantum immune algorithm based on phase encoding[J]. Control theory and applications, 2011, 28(3): 375-380. (in Chinese)
- [9] JIAO L C, LI Y Y, GONG M G, et al. Quantum-inspired immune clonal algorithm for global optimization[J]. IEEE trans on system, man, cybernetics; B, cybernetics, 2008, 38(5): 1234-1253. (in Chinese)
- [10] HOSSEIN N P. A quantum-inspired gravitational search algorithm for binary encoded optimization problems[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2015, 40(1): 62-75.
- [11] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. Applied soft computing, 2008, 8(1): 687-697.
- [12] YUAN X H, WANG P T, YUAN Y B, et al. A new quantum inspired chaotic artificial bee colony algorithm for optimal power flow problem[J]. Energy conversion and management, 2015, 100(1): 1-9.
- [13] PAN Q K. An effective co-evolutionary artificial bee colony algorithm for steel making-continuous casting scheduling[J]. European journal of operational research, 2016, 250: 702-714.
- [14] 杨海东, 鄂加强. 自适应变尺度混沌免疫优化算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10): 1069-1074.  
YANG H D, E J Q. An adaptive chaos immune optimization algorithm with mutative scale and its application[J]. Control theory and applications, 2009, 26(10): 1069-1074. (in Chinese)
- [15] BILAL A. Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization[J]. Expert systems with applications, 2010, 37(8): 5682-5687.

[责任编辑: 严海琳]