基于混合概率的新型小波变异量子粒子群算法

胡　皞,常　军,巩文龙,刘文波
(苏州科技学院,江苏 苏州 215011)

摘　要:量子粒子群算法(QPSO)具有全局寻优能力不强,且容易陷入局部最优的缺陷,因此,针对这个问题,提出了一种基于混合概率的新型小波变异量子粒子群(M-WMQPSO)算法的改进算法。该算法首先在粒子进化方程中引入高斯分布,采用混合概率分布进化方程取代标准 QPSO 进化方程,以此来提高算法的寻优能力。接着,为了更好地提高算法的全局寻优能力,改善算法容易陷入局部最优的缺陷,在粒子进化过程中以一定的概率对粒子进行新型小波变异处理,增加粒子种群的多样性,避免了粒子在寻优过程中陷入局部最优,从而实现算法全局寻优的目的。最后,采用六个典型测试函数对该改进算法的性能进行验证。测试结果表明,改进算法的寻优能力和避免局部最优能力都有很大提高。

关键词:量子粒子群算法;混合概率;小波;局部最优;全局最优
中图分类号:TP301　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1673-629X(2016)01-0078-04
doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.01.016

A New Particle Swarm Optimization Algorithm of Wavelet Mutation Quantum-behaved Based on Mixed-probability

HU Hao, CHANG Jun, GONG Wen-long, LIU Wen-bo
(Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215011, China)

Abstract: Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm has defects that the capability of global optimization is not strong and is easy to fall into the local optimum. To solve this problem, an improved quantum-behaved particle swarm optimization is presented by introducing Gaussian distribution into the evolution equation, and the evolution equation of QPSO is substituted by mixed probability distribution evolution equation, and some particles were mutated in a definite probability by wavelet during evolution to increase the diversity of the particle population, avoiding the optimization process into local optimization, and improve the capability of global optimization. Finally, six typical test functions are employed to verify the improved method. The results show that the optimization capability and the ability to avoid local optimum of improved algorithm have been improved effectively.

Key words: quantum-behaved particle swarm optimization; mixed probability; wavelet; local optimization; global optimization

0　引　言

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)[1]是一种群智能优化算法,其思想来源于对鸟群觅食过程的模拟,通过个体间的竞争与合作,产生群体智能指导优化搜索。该算法具有无需导数信息,计算简单,且易于实现等优点,可用于解决大量非线性、不可微和多峰值的复杂问题优化,因而已在软件开发、通信技术、资源分配等众多领域得到了广泛应用[2-7]。但是,由于在粒子群算法中,粒子的运动状态由速度和位置所决定,并且随着不断的演化,粒子的运动轨迹是固定不变的,同时,粒子的移动速度在演化中也会受到一定的约束,这些导致粒子的搜索范围是一个有限的并且逐渐缩小的区域,不能覆盖整个可行解空间,这就可能越过目标全局最优位置,而陷入局部最优。分析也证明 PSO 算法并不能以全概率 1 收敛到全局最优位置[8]。

于是,孙俊[9]根据量子物理基本理论,从量子力学的角度提出了一种具有量子行为的粒子群算法(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)[10]。QPSO 算法具有控制参数少,操作简便,能保证粒子概率 1 全局收敛,并且寻优性能大大优于标准 PSO 算法。但是,与大多数算法一样,在迭代后期由于

收稿日期:2015-04-07　　**修回日期**:2015-07-10　　**网络出版时间**:2016-01-04
基金项目:江苏省自然科学基金项目(BK20141180);江苏省结构工程重点实验室开放课题(ZD1405)
作者简介:胡　皞(1989-),男,硕士研究生,研究方向为桥梁健康监测、人工智能优化算法;常　军,博士,硕士生导师,研究方向为桥梁健康监测、智能优化技术。
网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160104.1505.030.html

粒子的聚集性,QPSO 算法也存在早熟收敛现象。

针对这个问题,文中提出一种基于混合概率分布的,并在粒子进化过程中加入小波变异处理的改进 QPSO 算法。通过测试函数仿真结果表明,提出的改进算法的寻优能力和计算效率都取得了令人满意的结果,并且由于加入变异处理,算法的全局寻优能力也得到了增强,有效地避免了粒子陷入局部最优问题。

1　QPSO 算法原理

在孙俊等提出的 QPSO 算法中,粒子的状态不再由粒子的位置和速度决定,而是通过粒子运动的波函数描述,建立 δ 势阱,并求解对应的定态薛定谔方程[11],得到粒子在空间某一位置的概率密度函数,进而确定位置的分布函数,应用蒙特卡洛方法,得到粒子状态进化方程:

$$p_{i,j}(t)=\varphi_j(t)\cdot P_{i,j}(t)+[1-\varphi_j(t)]\cdot G_j(t) \quad (1)$$

$$X_{i,j}(t+1)=p_{i,j}(t)\pm\alpha\cdot|C_j(t)-X_{i,j}(t)|\cdot \ln[1/u_{i,j}(t)] \quad (2)$$

其中

$$C(t)=(C_1(t),C_2(t),\cdots,C_n(t))=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}P_i(t)=\left(\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}P_{i,1}(t),\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}P_{i,2}(t),\cdots,\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}P_{i,n}(t)\right) \quad (3)$$

式中,p 为粒子在进化迭代过程中的吸引子;P 为粒子当前最优值;G 为粒子全局最优值;X 为粒子的当前位置;C 为平均最优位置;M 为粒子群体数;φ 和 u 均为(0,1)上均匀分布的随机数;参数 α 为压缩-扩张因子[12-13];t 为粒子当前迭代次数。

尽管量子粒子群算法的各方面性能均优于粒子群算法,但是量子粒子群算法与粒子群算法具有相同弊病,就是在迭代搜索寻优过程中全局搜索能力降低的同时群体多样性也不断减少,粒子密集堆积,搜索空间变得越来越小,粒子失去活力只会在小范围内来回徘徊,进化停滞,粒子群最终搜寻的最优解很有可能是局部最优,出现早熟的趋势。因此如何增强粒子群在进化搜索中后期的全局搜索能力,成为改进量子粒子群算法的关键。

2　基于混合概率的 QPSO 原理

从标准 QPSO 算法的粒子进化方程可以看出,原来的进化方程中使用单一的概率分布函数,现在考虑使用混合概率分布函数。一维的时候,QPSO 算法的粒子进化方程为:

$$X(t+1)=p(t)\pm\frac{L(t)}{2}\ln[1/u(t)] \quad (4)$$

$$u(t)\sim U(0,1)$$

式中,第二项是一个双指数分布的随机项。将该式表示成更一般的形式:

$$X(t+1)=p(t)\pm A(t) \quad (5)$$

式中,$A(t)$ 为一随机序列,并且收敛到 0,这样,便可以保证 $X(t)$ 能依概率收敛到 $p(t)$。QPSO 算法中,$A(t)$ 是服从双指数分布的。

现将 $A(t)$ 假定为以下形式:

$$A(t)=a(t)+b(t) \quad (6)$$

式中,$a(t)$ 和 $b(t)$ 是两个服从不同概率分布的随机序列。孙俊等曾提出,令 $a(t)$ 和 $b(t)$ 分别服从高斯分布和双指数分布。具体地,分别规定:

$$a(t)=\pm\alpha|p(t)-X(t)|\cdot\ln[1/u(t)] \quad (7)$$

$$b(t)=\beta|C(t)-X(t)|\cdot \mathrm{Rn}(t) \quad (8)$$

式中,$u(t)$ 服从区间(0,1)内的均匀分布;$\mathrm{Rn}(t)$ 服从标准高斯分布;参数 α 和 β 称为收缩-扩张系数。

这样粒子的进化方程便可以写成:

$$X(t+1)=p(t)\pm\alpha|p(t)-X(t)|\cdot\ln\left[\frac{1}{u(t)}\right]+\beta|C(t)-X(t)|\cdot \mathrm{Rn}(t) \quad (9)$$

而扩展到 N 维搜索空间中,粒子的进化方程为:

$$X_{i,j}(t+1)=p_{i,j}(t)\pm\alpha|p_{i,j}(t)-X_{i,j}(t)|\cdot\ln\left[\frac{1}{u_{i,j}(t)}\right]+\beta\left|\begin{matrix}C_{i,j}(t)-\\X_{i,j}(t)\end{matrix}\right|\cdot \mathrm{Rn}(t) \quad (10)$$

上式即为基于混合概率的 QPSO 算法(Mixed-probability based Quantum-behaved Particle Swarm Optimization,M-QPSO)的粒子进化方程,通过测试函数表明,M-QPSO 算法提高了粒子的寻优能力,收敛速度相对于标准 QPSO 也得到了提高。但是同标准 QPSO 算法一样,算法仍容易出现早熟,粒子容易停滞在一些局部极值点,局部收敛问题仍没有得到很好的改善。

3　新型小波变异原理

由于小波具有变化幅度小、有波动的特性,微调能力强;其两个控制参数平移因子和尺度因子可以根据不同情况将小波进行平移和缩张,适应性和可变性强。Ling S H 等[14]将突变小波函数因子用于改进粒子群算法,提出一种混合小波变异粒子群算法。高东慧等[15]改进了突变粒子的吸引中心,提出一种改进小波变异粒子群算法。上述对粒子群算法的改进收到了一定效果,但依然无法避免粒子群算法自身轨道式进化,搜索空间受限的缺陷。尽管如此,小波变异改进粒子群算法为小波变异用于量子粒子群算法提供了可能。于是,文中提出一种新型小波变异方法,即利用小波变异代替收缩-扩张系数 α 来提高搜索进化进程中的全

局搜索能力,增加粒子群的多样性,帮助粒子群跳出局部最优。

文中将采用复 Morlet 小波[16]实部作为变异因子,复 Morlet 小波函数实部的时域表达式为:

$$\varphi_{c,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{c}}\varphi\left(\frac{x-b}{c}\right) = \frac{1}{\sqrt{c}}\exp\left(\frac{-(x-b)^2}{2c^2}\right)\cos\left(\omega_0\frac{x-b}{c}\right) \quad (11)$$

式中,c 为尺度因子;b 为平移因子;ω_0 为小波中心圆频率,一般取 $\omega_0 = 5$。

由于变异不涉及时频转化,故令 $b = 0$,则公式(11)简化为:

$$\varphi_{c,0}(x) = \frac{1}{\sqrt{c}}\varphi\left(\frac{x}{c}\right) = \frac{1}{\sqrt{c}}\exp\left(\frac{-x^2}{2c^2}\right)\cos\left(\frac{\omega_0 x}{c}\right) \quad (12)$$

定义尺度 c 的计算公式为:

$$c = \exp(-\ln(\sigma)\cdot\left(1-\frac{t}{T}\right)^{\tau} + \ln(\sigma)) \quad (13)$$

式中,σ 为 c 的上限最大值;τ 为形状参数。

小波变异进程如下,设在每次迭代更新中每个粒子以概率 q 突变,$q \in (0,1)$,变异公式为:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) + \varphi_{c,0}(x)\cdot|C_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)| \quad (14)$$

式中,x 取 $-2.5c$ 到 $2.5c$ 的均匀分布随机数,即 $x \in U(-2.5c, 2.5c)$。

小波函数的小幅值波动使得在变异公式中可以同时扮演收缩-扩张系数 α 和势阱 δ 的角色,且不定向的随机波动能增大粒子群全局搜索能力,有利于避免陷入局部最优,优化算法收敛于全局最优。

4 基于混合概率的新型小波变异量子粒子群算法

为了提高 QPSO 算法的寻优性能,并改善 QPSO 算法全局搜索能力差,容易陷入局部最优的缺陷,文中提出基于混合概率的新型小波变异量子粒子群算法(Mixed-probability based New Wavelet Mutation Quantum-behaved Particle Swarm Optimization,M-WMQPSO),也就是在采用混合概率分布进化方程替代标准 QPSO 进化方程的基础上,再在粒子进化过程中加入新型小波变异,以一定的概率对粒子进行变异处理。通过变异,可以改变粒子群的前进方向,使粒子进入其他新的区域进行搜索,增加粒子种群的多样性,避免粒子停留在一些局部极值点,从而增强粒子的全局搜索能力。M-WMQPSO 算法的具体步骤如下:

步骤 1:确定粒子种群规模 M,维数 D,并初始化粒子的位置;

步骤 2:计算每个粒子的适应值,并更新粒子当前最优位置 $P_i(t)$ 和全局最优位置 $G(t)$;

步骤 3:根据公式(10)更新每个粒子的位置,产生新的粒子种群;

步骤 4:生成随机数 $r \in (0,1)$,若 $r < p_m$,根据式(14)对粒子进行变异;

步骤 5:判断算法是否满足最大迭代数,若没有返回步骤 2;

步骤 6:输出全局最优位置 G,算法结束。

5 测试函数分析

文中分别使用 Sphere 函数、Rosenbrock 函数、Griewank 函数、Ackley 函数、Schwefel 函数、Ellipse 函数这六个具有代表性的测试函数进行测试(见图 1)。仿真中,采用种群规模 20,维数分别取 10,最大迭代次数为 1 000,标准 QPSO 中收缩-扩张因子 α 的值随迭代次数从 1.0 到 0.5 线性减小。对于 M-WMQPSO 中,参数 α 固定为 0.6,参数 β 随迭代次数从 0.9 到 0.4 线性减小,形状参数 τ 取值为 5,突变概率 q 设为 0.05,σ 取值为 100 000。

分别运用标准 QPSO 算法、M-QPSO 算法、WMQPSO 算法和 M-WMQPSO 算法进行测试,粒子位置的搜索区间与初始化区间见表 1,具体测试结果见表 2。

文中所选测试函数中,Sphere 函数为一非线性且图像对称的单峰函数,主要用与检验算法的寻优精度;Rosenbrock 函数、Schwefel 函数和 Ellipse 函数主要用于检验算法的寻优能力;Griewank 函数和 Ackley 函数都为多峰函数,具有大量的局部最优点,所以算法很容易陷入局部最优,所以一般用于检验算法抵抗局部最优能力[17]。

从上述测试函数运算结果和算法的寻优曲线可以看出,M-WMQPSO 算法的识别结果明显优于标准 QPSO 算法、M-QPSO 算法和 WMQPSO 算法。特别 Griewank 函数和 Ackley 函数两个多峰函数的测试结果明显优于其他算法,这说明改进算法的跳出局部最优能力得到了很大提高。而其余测试函数的结果也表明,M-WMQPSO 算法的寻优性能和收敛精度也是最好的,因此,M-WMQPSO 算法的性能均较 QPSO 算法、M-QPSO 算法和 WMQPSO 算法有所改进。

6 结束语

文中在标准 QPSO 算法的基础上,首先对进化方程进行改进,引入高斯变量,使 QPSO 算法进化方程从基于单一概率分布改进为基于混合概率分布,改进后算法的寻优性能得到了提高。

表 1　测试函数相关信息

测试函数	函数表达式	搜索区间	初始化区间	最优值
Sphere 函数	$f(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i^2$	[-100,100]	(50,100)	0
Rosenbrock 函数	$f(x) = \sum_{i=1}^{n} [100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	[-30,30]	(15,30)	0
Griewank 函数	$f(x) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^{n} (x_i - 100)^2 - \prod_{i=1}^{n} \cos(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}) + 1$	[-600,600]	(300,600)	0
Ackley 函数	$f(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	[-32,32]	(16,32)	0
Schwefel 函数	$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert + \prod_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert$	[-10,10]	(5,10)	0
Ellipse 函数	$f(x) = \sum_{i=1}^{n} 10^{\frac{4(i-1)}{n-1}} x_i^2$	[-5,5]	(2.5,5)	0

表 2　测试函数的测试结果

测试函数	粒子群数	维数	迭代次数	QPSO	M-QPSO	WMQPSO	M-WMQPSO
Sphere	20	10	1 000	1.95E-42	1.65E-44	1.94E-45	8.66E-51
Rosenbrock	20	10	1 000	91.75	65.81	54.72	27.96
Griewank	20	10	1 000	9.67E-2	7.34E-2	6.92E-2	1.12E-2
Ackley	20	10	1 000	11.15	4.81	5.67	2.05
Schwefel	20	10	1 000	6.09E-21	1.81E-25	2.49E-25	1.99E-31
Ellipse	20	10	1 000	3.01E-43	3.99E-56	3.48E-46	5.99E-57

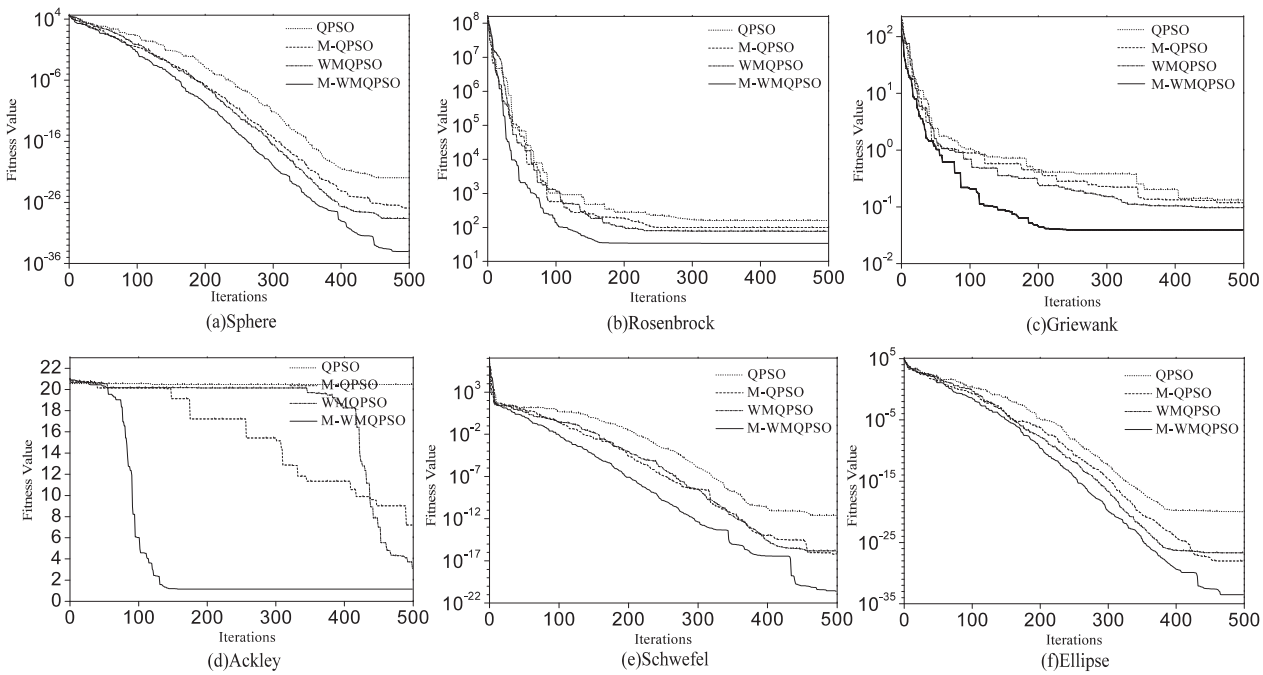

图 1　测试函数寻优曲线

针对算法容易陷入局部最优的问题,接下来利用小波变异代替收缩-扩张系数 α 得到变异公式,在进化过程中,根据一定的概率,对粒子进行变异,通过改变粒子群的前进方向,使粒子进入其他新的区域进行搜索,避免粒子停留在一些局部极值点,从而提高搜索进化进程中的全局搜索能力,增加粒子种群的多样性,帮助粒子群中陷入局部最优的粒子跳出局部最优。

通过典型测试函数的仿真结果分析表明,M-WMQPSO 算法的寻优性能和避免局部最优能力都得到了提高,因此基于混合概率分布和小波变异的改进方法是有效的。

M-WMQPSO 算法的不足之处是,由于加入了小波变异处理,这使得算法的控制参数过多,如何减少控

(下转第 85 页)

6　结束语

文中方法能在提高图像的亮度的同时保持图像颜色基本上不偏离,适合增强光照不均或有部分暗区域的真彩色图像,不适合雨雾图像。下一步将继续寻找更有效的频域内调整函数,并且研究能适合范围更广的彩色图像增强的方法。

参考文献:

[1] 刘　刚. MATLAB 数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社,2010.

[2] 陈守刚. 基于直方图均衡化的彩色图像增强研究[J]. 重庆三峡学院学报,2011,27(3):74-77.

[3] Hanmandu M,Jha D. An optimal fuzzy system for color image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2006,15(10):2956-2966.

[4] 韩丽娜,耿国华. 基于小波变换的真彩图像降噪与增强[J]. 计算机工程,2010,36(12):224-225.

[5] Seow M J,Asari V K. Homomorphic processing system andratio rule for color image enhancement[C]//Proceedings of the IEEE international joint conference on neural networks. Budapest,Hungray:IEEE,2004:2507-2511.

[6] Seow M J,Asari V K. Ratio rule and homomorphic filter for enhancement of digital color image[J]. Neurocomputing,2006,69:954-958.

[7] Jobson D J,Rahman Z U,Woodell G A. The statistics of visual representation[C]//Proceeding of SPIE visual information. Washington:SPIE Press,2002:25-35.

[8] 张亚飞,谢明鸿. 基于 HSI 和局部同态滤波的彩色图像增强算法[J]. 计算机应用与软件,2013,30(12):303-307.

[9] 张亚飞,谢明鸿. 基于分块 DCT 同态滤波的彩色图像增强算法[J]. 计算机工程与设计,2013,34(5):1752-1756.

[10] 韩丽娜,熊　杰,耿国华,等. 利用 HSV 空间的双通道同态滤波真彩图像增强[J]. 计算机工程与应用,2009,45(27):18-20.

[11] 焦竹青,徐保国. 基于同态滤波的彩色图像光照补偿方法[J]. 光电子·激光,2010,21(4):602-605.

[12] 焦竹青,徐保国. HSV 变换和同态滤波的彩色图像光照补偿[J]. 计算机工程与应用,2010,46(30):142-144.

[13] 郑晓东,王永强,许增补,等. 基于同态滤波彩色图像亮度不均校正方法[J]. 微计算机信息,2009,25(12-1):114-116.

[14] 刘燕君,刘　奇. 基于同态滤波与直方图均衡化的超声图像增强[J]. 中国组织工程研究与临床康复,2011,15(48):9031-9034.

[15] 周西柳,章　洁. 基于聚类余弦变换的图像增强算法研究[J]. 计算机仿真,2012,29(2):216-219.

(上接第 81 页)

制参数可成为进一步改进该算法的一个目标。

参考文献:

[1] Kennedy J,Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE international conference on neural networks. [s. l.]:IEEE,1995:1942-1948.

[2] 温　涛,盛国军,郭　权,等. 基于改进粒子群算法的 Web 服务组合[J]. 计算机学报,2013,36(5):1031-1046.

[3] 温　勇,王　美. 基于粒子群算法的无线传感网络部署的研究[J]. 计算机技术与发展,2013,23(4):202-205.

[4] 田宏伟,解　福,倪俊敏. 云计算环境下基于粒子群算法的资源分配策略[J]. 计算机技术与发展,2011,21(12):22-25.

[5] 潘丽姣,吴红英. 混沌逃逸粒子群优化算法在 WSN 覆盖优化中的应用[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2014,26(2):177-181.

[6] 顾晓燕,孙力娟,郭剑,肖甫. 一种有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2011,23(2):214-219.

[7] 梁正友,支成秀. 基于离散粒子群优化算法的网格资源分配研究[J]. 计算机工程与科学,2007, 29(10) 77-78.

[8] Clerc M,Kennedy J. The particle swarm-explosion,stability,and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(1):58-73.

[9] 孙　俊. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡:江南大学,2009.

[10] Yang S Y,Wang M,Jiao L C. A quantum particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE congress on evolutionary computation. Portland,OR,US:IEEE Press,2004:320-324.

[11] Schrödinger E. An adulatory theory of the mechanics of atoms and molecules[J]. Phys Rev,1926,28(6):1049-1070.

[12] Shi Y H,Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of the IEEE international conference on evolutionary computation. Piscataway,NJ:IEEE Press,1998:69-73.

[13] Shi Y H,Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]//Proc of congress on evolutionary computation. Seoul,Korea:IEEE Service Center,2001:101-106.

[14] Ling S H,Iu H H C,Chan K Y,et al. Hybrid particle swarm optimization with wavelet mutation and its industrial applications[J]. IEEE Transactions on Systems,Man and Cybernetics,Part B:Cybernetics,2008,38(3):743-763.

[15] 高东慧,董平平,田雨波,等. 一种改进的小波变异粒子群优化算法[J]. 计算机工程,2012,38(21):145-147.

[16] 罗光坤. Morlet 小波变换理论与应用研究及软件实现[D]. 南京:南京航空航天大学,2007.

[17] 丁　颖. 量子粒子群算法的改进及其在认知无线电频谱分配中的应用[D]. 南京:南京邮电大学,2013.

基于混合概率的新型小波变异量子粒子群算法

万方数据 WANFANG DATA 文献链接

作者： 胡皞， 常军， 巩文龙， 刘文波， HU Hao， CHANG Jun， GONG Wen-long， LIU Wen-bo
作者单位： 苏州科技学院,江苏 苏州,215011
刊名： 计算机技术与发展 ISTIC
英文刊名：
年，卷(期)： 2016(1)

引用本文格式：胡皞.常军.巩文龙.刘文波.HU Hao.CHANG Jun.GONG Wen-long.LIU Wen-bo 基于混合概率的新型小波变异量子粒子群算法[期刊论文]-计算机技术与发展 2016(1)