

# 具有强开发能力的风驱动优化算法

任作琳 田雨波 孙菲艳

(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212003)

**摘要** 风驱动优化算法是一种新兴的基于群体的迭代启发式全局优化算法。针对风驱动优化算法易陷入局部最优值的问题,实现了 5 种带有不同变异策略的风驱动优化算法,这些变异策略分别是小波变异策略、混沌变异策略、非均匀变异策略、高斯变异策略以及柯西变异策略。应用不同变异策略的风驱动优化算法对不同维度的经典测试函数进行了仿真实验,并与粒子群优化算法进行了比较。实验结果表明,小波变异风驱动优化算法具有较强的开发能力,可有效跳出局部最优,其寻优速率、收敛精度及算法稳定性均优于粒子群优化算法、风驱动优化算法和其他改进算法。

**关键词** 风驱动优化算法,变异,全局优化

**中图分类号** TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.1.059

## Improved Wind Driven Optimization Algorithm with Strong Development Ability

REN Zuo-lin TIAN Yu-bo SUN Fei-yan

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

**Abstract** The wind driven optimization (WDO) algorithm is a population-based iterative heuristic global optimization algorithm. However, in order to deal with the problem that WDO algorithm is easily trapped into local optima, we introduced five WDO algorithms based on different mutation strategies. They are wavelet mutation strategy, chaotic mutation strategy, non-uniform mutation strategy, Gaussian mutation strategy and Cauchy mutation strategy. Different WDO mutation strategies were used to implement simulation experiments for several typical test functions and compared with particle swarm optimization (PSO) algorithm. Experiments show that the WDO with wavelet mutation (WDOWM) algorithm has a strong developing ability, which has capability to jump out of the local optima. The WDOWM algorithm is superior to the PSO algorithm, WDO algorithm and other improved WDO algorithms in terms of convergence rate, convergence accuracy and stability.

**Keywords** Wind driven optimization algorithm, Mutation, Global optimization

风驱动优化(Wind Driven Optimization, WDO)算法是由 Bayraktar Z 等人在 2010 年提出的一种基于群体的全局优化算法<sup>[1]</sup>。该算法基于对简化的空气质点受力运动模型的模拟,其核心是研究空气质点在大气中的受力运动情况,结合牛顿第二定律及理想气体状态方程,推导出空气质点在每次迭代中的速度和位置更新方程。相比于其他智能优化算法,该算法更新方程具有一定的物理意义,能够保证空气质点的全局“探索”能力与局部“开发”能力的平衡。WDO 在概念上易于理解,在实现上可调参数较少,越来越引起众多学者的关注。WDO 因其全局搜索能力较强、收敛速度较快、寻优效率较高、鲁棒性强,可以解决多维和多模态问题,也可以处理连续和离散优化问题等优点,被广泛地应用于电磁优化<sup>[2]</sup>、图像处理<sup>[3]</sup>、云资源调度分配<sup>[4]</sup>等多个领域。

传统的 WDO 算法存在易陷入局部最优、早熟收敛、后期种群多样性丧失等问题,而变异操作是群智能算法中种群多样性的产生机制之一<sup>[5]</sup>。为了探索开发能力较强的 WDO 算法,本文实现了 5 种带有不同变异策略的算法:小波变异风驱动优化(Wind Driven Optimization with Wavelet Mutation,

WDOWM)算法、混沌变异风驱动优化(Wind Driven Optimization with Chaotic Mutation, WDOCTM)算法、非均匀变异风驱动优化(Wind Driven Optimization with Non-Uniform Mutation, WDONUM)算法、高斯变异风驱动优化(Wind Driven Optimization with Gaussian Mutation, WDOGM)算法以及柯西变异风驱动优化(Wind Driven Optimization with Cauchy Mutation, WDOCM)算法,将 5 种不同变异策略的 WDO 算法分别对 7 个经典测试函数进行仿真实验,对比各变异策略实验结果,综合分析各算法性能指标,提出了一种具有较强开发能力的 WDO 算法——WDOWM 算法。实验表明,WDOWM 算法具有收敛速度快、寻优精度高、稳定性好、开发能力强的特点,同时能够保持全局“探索”能力与局部“开发”能力之间的平衡,改善了群体的多样性,增强了算法的实用性。

## 1 风驱动优化算法(WDO)

### 1.1 算法原理

地球大气成分和结构十分复杂,大气的任一微小部分(空

到稿日期:2014-12-16 返修日期:2015-03-20 本文受国家自然科学基金项目(61401179)资助。

任作琳(1991-),女,硕士生,主要研究方向为智能优化算法及其应用,E-mail:lebaishi\_2014@163.com;田雨波(1971-),男,博士,教授,主要研究方向为智能优化算法在电子学和电磁学中的应用;孙菲艳(1991-),女,硕士生,主要研究方向为智能信息处理与系统。

气微团)可以作为“点”来处理,称为空气质点<sup>[6]</sup>。根据非惯性坐标系中牛顿第二定律并结合理想气体状态方程,可以简化模型得出 WDO 算法<sup>[2]</sup>。WDO 算法中每一个空气质点代表一个候选解,通过速度更新方程和位置更新方程来开发解空间,引用大气动力学中“压力值”这一术语表示空气质点的适应度值。种群数为  $m$  的空气质点组成群体  $\{X_1, \dots, X_m\}$ , 其第  $i$  个解的位置通常表示为:  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ik}, \dots, x_{iN})$ ,  $N$  代表优化问题的维数,  $t$  代表当前迭代次数,  $x_{ik}$  ( $1 \leq k \leq N$ ) 表示在第  $t$  次迭代中第  $i$  个空气质点第  $k$  维的位置。空气质点位置更新方程为:

$$x_{ik}^{t+1} = x_{ik}^t + (u_{ik}^{t+1} \Delta t) \quad (1)$$

其中,  $x_{ik}^{t+1}$  表示更新后的空气质点位置,  $u_{ik}^{t+1}$  为更新后的空气质点速度。为了简化方程,令时间间隔  $\Delta t = 1$ 。WDO 算法空气质点速度更新方程为:

$$u_{ik}^{t+1} = (1 - \alpha) u_{ik}^t - g x_{ik}^t + [RT | \frac{1}{j} - 1 | (x_{i gbest} - x_{ik}^t)] + (\frac{C u_{i other dim}^t}{j}) \quad (2)$$

其中,  $u_{ik}^t$  表示在第  $t$  次迭代中第  $i$  个空气质点第  $k$  维的速度,  $\alpha$  为摩擦系数,  $g$  为重力加速度常数,  $RT$  和  $c$  为系数,  $x_{i gbest}$  为整个种群到目前为止搜索到的全局最优位置,  $u_{i other dim}^t$  表示在第  $t$  次迭代中第  $i$  个空气质点除  $k$  维以外的其他维度的速度,此速度的加入增强了 WDO 算法的鲁棒性,保证了算法探索能力和开发能力之间的平衡。  $j$  代表所有空气质点依据压力值(适应度值)的一个升序排列,  $j = 1$  时表示压力值最小,即适应度值最小,可认为  $j = 1$  时的压力值是空气质点迄今为止找到的最优解(个体最优解)。对于每一维的空气质点,其搜索位置范围可以根据具体问题进行设定,其更新速度也具有一定的范围,可以设置如下:

$$(u_{ik}^{t+1})' = \begin{cases} u_{max}, & \text{if } u_{ik}^{t+1} > u_{max} \\ -u_{max}, & \text{if } u_{ik}^{t+1} < -u_{max} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $(u_{ik}^{t+1})'$  为已经判断是否越界后的更新速度,  $u_{max}$  为速度最大值(边界值)。

由大气动力学知识可知,影响风吹动的力主要有 4 种,分别是:摩擦力、重力、气压梯度力、科里奥利力<sup>[6]</sup>。式(2)由 4 部分组成,第一部分是摩擦力对空气质点的影响,是空气质点对先前速度的“继承”。  $\alpha$  的大小决定了空气质点对当前速度继承的多少,表示空气质点对当前自身运动状态的信任。第二部分代表空气质点受重力的影响,是“自我认知”部分,表示空气质点本身的思考。重力使空气质点从当前位置按照常数  $g$  成比例向坐标中心靠近,避免了空气质点困在或跳出搜索边界,加快了收敛速度,反映为一个增强学习的过程。第三部分是空气质点对自身位置的“探测”部分,是气压梯度力对空气质点的影响。空气质点受气压梯度力的作用移向最优压力点(即全局最优位置),空气质点综合考虑自身以往的经历从而实现下一步行为的决策,进而使其全局探测能力有所提高。第四部分为“开发”部分,也可称为“社会认知”部分,此部分是科里奥利力(科氏力)对空气质点的影响。在搜索过程中空气质点结合同伴的经验进行适当的调整,不仅增强了空气质点之间信息的共享以及相互合作,同时也避免了算法陷入局部最优,使算法的开发能力有所提高。

WDO 算法通过跟踪两个极值来搜索解空间的最优值,一个为具有“自我认知能力”的个体最优值  $pbest$ ,即迄今为止

空气质点搜索到的最优解;另一个是具有“社会认知能力”的全局最优值,即迄今为止整个种群搜索到的最优解  $gbest$ 。全局最优空气质点  $gbest$  的性能和行为对算法最终性能有至关重要的影响。

为了描述方便、清晰,表 1 列出了风驱动优化算法中用到的各个术语。

表 1 风驱动优化算法相关术语及其描述

术语	描述
空气质点	一个独立的个体,其坐标值代表当前优化问题的候选解
群体	一群预定数量的空气质点
位置	空气质点的坐标,其可被映射到当前优化问题的维度上
速度	每次迭代中位置移动的变化量
压力	分配给空气质点的一个值,代表空气质点与所需设计性能的匹配程度,可与其它优化算法中的适应函数、成本函数以及罚函数进行类比
排列	根据压力值在每次迭代中对空气质点的排序

## 1.2 算法流程

风驱动优化算法的流程如下:

Step 1 初始化群体规模,设置最大迭代次数、相关参数 ( $\alpha, \gamma, RT, c$ )、搜索速度边界、搜索位置边界,定义压力函数(即适应函数)。

Step 2 随机初始化空气质点,随机分配起始速度和位置。

Step 3 计算当前迭代中空气质点的压力值(适应值),并按照压力值将种群重新排列。

Step 4 通过式(2)更新空气质点的速度。

Step 5 通过式(1)更新空气质点的位置。

Step 6 若未达到终止条件,则转 Step 3。

最后一次迭代过程中的压力值被记为最优结果。一般将终止条件设定为一个足够好的压力值(适应值)或达到一个预设的最大迭代代数。

## 2 不同变异策略的风驱动优化算法

若在 WDO 算法搜索过程中找到的个体最优值为局部最优值,则算法很容易陷入局部最优邻域,会出现早熟收敛现象,导致种群多样性降低,算法进入“进化停滞”状态。实验表明,WDO 算法在某些单峰函数和多峰函数优化问题上容易陷入局部最优值。通过增加变异算子,使空气质点位置更新后加入一个随机扰动,有可能使算法跳出当前局部陷阱,增加了算法在搜索空间寻找新的候选解的机会,从而保证所有空气质点在精英学习机制的前提下,使种群多样性有所提高,进而提高搜索到全局最优解的概率,加强算法的局部开发能力。

### 2.1 变异策略确定机制

选择不同的变异策略对 WDO 算法的改进影响重大,变异算子的确定主要依据以下 3 个准则:

①该变异算子在智能优化算法领域应用比较广泛,其有效性已在多种优化算法改进中得到证明。

②变异算子的选择以简单、易操作为准则。

③变异算子具有不同遍历性,搜索动力学特征有差异。

### 2.2 不同变异策略风驱动优化算法描述

基于对算法开发性能的探索,本文在 WDO 算法中加入不同的变异策略,借用“控制变量法”的思想将改进算法统一为一个通用模型,该模型框架的主要“变量”为变异因子。因模型仅有一项“变量”,故通过测试结果对比分析能更科学地、

直观地探索出发性能较优的改进 WDO 算法。其算法流程如图 1 所示,  $rand$  为  $[0,1]$  之间的均匀随机数, 设每个空气质点的变异概率为  $pm \in [0,1]$ , 在 WDO 算法每次位置更新后, 通过判断产生的均匀随机数是否小于变异概率来决定空气质点是否进行变异操作, 对进行变异操作后的质点判断其是否位置越界, 此过程视为变异后的筛选, 筛选后回归到基本 WDO 算法, 进入下一次迭代, 直到满足预设条件, 结束算法。特别需要指出, 混沌变异策略的变异条件是将空气质点按照适应度值进行排序, 前 50% 的优胜个体不进行变异操作, 后 50% 的非优胜个体进行混沌变异操作, 并未在流程图中具体体现。

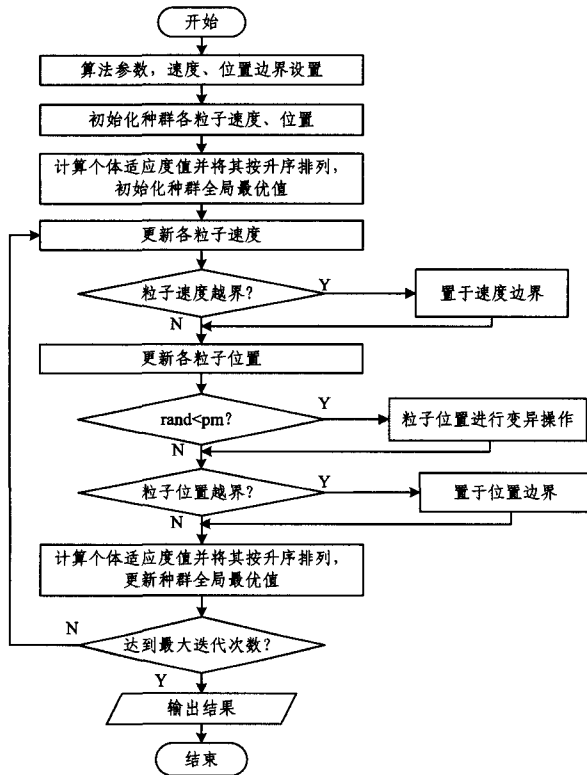


图 1 带有变异操作的风驱动优化算法流程

### 2.3 小波变异策略

文献[7]给出了基于小波变异的粒子群优化算法, 该改进算法证明小波变异功能可以实现粒子微调, 通过变异可以使粒子偏离当前位置从而获得更多的搜索信息。若算法满足变异条件, 将引用如下变异公式对 WDO 算法中的空气质点进行变异:

$$(x'_{ik})' = \begin{cases} x'_{ik} + \sigma \times (x'_{\max i} - x'_{ik}), & \sigma > 0 \\ x'_{ik} + \sigma \times (x'_{ik} - x'_{\min i}), & \sigma \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $(x'_{ik})'$  为进行小波变异后空气质点的位置,  $x'_{\min i}$  和  $x'_{\max i}$  分别表示该空气质点此次迭代搜索的位置下界和上界, 即  $x'_{ik} \in [x'_{\min i}, x'_{\max i}]$ ,  $\sigma$  为小波函数值, 在这里选择 Morlet 小波函数, 其计算公式如下:

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-\frac{(\frac{\varphi}{a})^2}{2}} \cos(5(\frac{\varphi}{a})) \quad (5)$$

如果  $\sigma (\sigma > 0)$  越接近 1, 则空气质点变异后的值越接近  $x'_{\max i}$ ; 反之, 若  $\sigma (\sigma < 0)$  越接近 -1, 则空气质点变异后的值越接近  $x'_{\min i}$ 。

由文献[7]可知式(5)中  $a = 1$  时, Morlet 小波函数的 99% 的能量都包含在  $[-2.5, 2.5]$  区间中, 所以式(5)中  $\varphi$  取值范围为  $[-2.5a, 2.5a]$  中的伪随机数。  $a$  为尺度参数, 其计算公式如下:

$$a = e^{-\ln(g) \times (1 - \frac{t}{T})^{\xi_{wm}} + \ln(g)} \quad (6)$$

其中,  $\xi_{wm}$  是单调递增函数的形状参数,  $g$  为  $a$  的上限值,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数。

### 2.4 混沌变异策略

混沌是自然界广泛存在的一种非线性现象, 具有随机性、遍历性、初始条件敏感性等特点, 已被广泛应用于随机优化问题中, 在局部寻优领域具有优越的性能[8]。混沌优化算法的基本思想就是把混沌变量线性映射到优化变量的取值区间, 然后利用混沌变量进行搜索[9]。混沌动力学模型种类繁多, 根据变异策略确定机制, 这里选用一种最为简单的一维非线性映射模型——Logistic 映射模型, 其迭代方程为:

$$(x'_k)' = \mu x'_k (1 - x'_k) \quad (7)$$

其中,  $\mu$  为控制参数, 当  $\mu = 4$  时, 系统处于完全混沌状态, Logistic 映射是  $[0, 1]$  区间上的满映射, 称式(7)产生的序列为混沌变量。

若算法满足变异条件, 将所需变异的空气质点按照式(8)映射为混沌变量:

$$c'_{ik} = \frac{x'_{ik} - x'_{\min i}}{x'_{\max i} - x'_{\min i}} \quad (8)$$

其中,  $x'_{\min i}$  为该空气质点此次迭代搜索的位置下界,  $x'_{\max i}$  为该空气质点此次迭代搜索的位置上界。将得到的混沌变量按照式(7)进行变异, 得到混沌变异后的空气质点  $(x'_k)'$ 。将变异后空气质点根据式(9)映射为位置向量:

$$(x'_k)'' = x'_{\min i} + c'_{ik} \cdot (x'_k)' \cdot (x'_{\max i} - x'_{\min i}) \quad (9)$$

即得到利用混沌变量进行搜索的优化变量  $(x'_k)''$ 。

### 2.5 非均匀变异策略

非均匀变异运算将克隆复制产生的新粒子进行不同幅度的变异, 使粒子得以不断进化[10]。非均匀变异运算的变异步长可以使算法在初期能均匀地搜索整个空间(迭代次数较少时), 随着算法的进行, 搜索半径依概率减小, 搜索主要集中在若干个局部狭小邻域中, 这样能够保证对当前最优解的精确定位而不会从当前邻域中“逃逸”, 非均匀变异工作原理如下:

$$(x'_k)' = \begin{cases} x'_k + \Delta(t, UB - x'_k), & r_{ik} < 0.5 \\ x'_k - \Delta(t, x'_k - LB), & r_{ik} \geq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $UB$  和  $LB$  分别为  $x'_k$  已搜索位置的上界和下界, 非均匀变异步长定义为  $\Delta(t, y) = y \cdot (1 - r_{ik}^{(1 - \frac{t}{T})^b})$ , 是一种自适应调节步长的变异算子,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数,  $b$  是决定对迭代次数依赖程度的系统参数,  $r_{ik}$  是  $[0, 1]$  间的均匀随机数。

### 2.6 高斯变异策略

高斯分布是一类在数学、物理及工程等领域都非常重要的概率分布, 在统计学的许多方面有着重大的影响力, 自然界中很多随机因素和影响都可以近似地用高斯分布(正态分布)来描述[11]。高斯变异就是在原有个体的状态上加一个服从高斯分布的随机向量, 均值为  $\mu$ 、方差为  $\sigma$  的一维高斯密度函数为:

$$f_g(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

其中 $-\infty < x < +\infty$ ,在已有的众多高斯变异研究中,通常选取 $\mu$ 为0, $\sigma$ 为1的标准高斯概率分布函数,高斯变异具体公式如下:

$$(x_k^i)' = x_k^i + \omega_g N(0,1) \quad (12)$$

其中, $N(0,1)$ 为正态分布高斯随机数, $\omega_g$ 为 $[0, f_g(0)]$ 中产生的均匀随机数。

## 2.7 柯西变异策略

柯西变异与高斯变异的原理基本相同,都是在需要变异的个体上增加一个服从其一维分布的随机变量,一维的柯西分布概率密度函数为:

$$f_c(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{t}{t^2 + x^2} \quad (13)$$

其中 $-\infty < x < +\infty$ ,式(13)中当 $t$ 取1时称为标准柯西分布。记 $C(0,1)$ 为标准柯西分布函数所产生的随机数。

柯西变异的具体公式如下:

$$(x_k^i)' = x_k^i + \omega_c C(0,1) \quad (14)$$

其中, $\omega_c$ 为 $[0, f_c(0)]$ 中产生的均匀随机数。文献[12]指出,柯西变异与高斯变异的优势在于其实现较为简单,可以加快收敛速度,可以有效地使算法跳出局部最优。

## 3 实验结果及性能分析

### 3.1 测试函数

为了探求具有较强开发能力的 WDO 优化算法,本文选择 7 个经典测试函数作为测试对象,7 个测试函数初始化信息如表 2 所列,其中函数  $f_1, f_2, f_3, f_4$  为单峰函数, Sphere 函数为较为简单的单峰函数,主要用来测试算法的寻优精度,考察算法的执行能力; Rosenbrock 函数也称为“香蕉函数”,是一个非凸的病态函数,其全局最优与局部最优之间有一条平滑、狭窄的抛物线形山谷,由于函数为优化算法提供的信息比较有限,因此大多数算法不能正确辨别搜索方向找到其最优解,此函数常用来评价算法的执行效率; Quadratic 函数和 Schwefel 函数均为单峰函数,这两个函数都可以用来检测算法的执行性能。函数  $f_5, f_6, f_7$  为多峰函数, Rastrigrin 函数是在 Sphere 函数的基础上增加了一个余弦函数来产生大量的局部极值点; Griewank 函数也具有很多局部极小值,两个多峰函数都因其局部极值点较多而不易优化,一般的算法都很难找到其全局最优值; Ackley 函数是经典多峰函数,通过增加余弦波来调整指数函数,有很多局部最优点。3 个多峰函数都用来测试算法跳出局部最优值的能力。

表 2 测试函数基本信息

函数名	表达式	搜索范围	最优适应度值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	$x_i \in [-100, 100]$	$\min(f_1(x)) = f_1(0, 0, \dots, 0) = 0$
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{N-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$x_i \in [-5, 5]$	$\min(f_2(x)) = f_2(1, 1, \dots, 1) = 0$
Quadratic	$f_3(x) = \sum_{i=1}^N ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	$x_i \in [-1.28, 1.28]$	$\min(f_3(x)) = f_3(0, 0, \dots, 0) = 0$
Schwefel	$f_4(x) = \sum_{i=1}^N  x_i  + \prod_{i=1}^N  x_i $	$x_i \in [-10, 10]$	$\min(f_4(x)) = f_4(0, 0, \dots, 0) = 0$
Rastrigrin	$f_5(x) = \sum_{i=1}^N [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$x_i \in [-5.12, 5.12]$	$\min(f_5(x)) = f_5(0, 0, \dots, 0) = 0$
Griewank	$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^N x_i^2 - \prod_{i=1}^N \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$x_i \in [-600, 600]$	$\min(f_6(x)) = f_6(0, 0, \dots, 0) = 0$
Ackley	$f_7(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$	$x_i \in [-32, 32]$	$\min(f_7(x)) = f_7(0, 0, \dots, 0) = 0$

### 3.2 实验设计及参数设置

本实验分为 3 组进行,每组实验分别用 WDO 算法、WDOWM 算法、WDOCTM 算法、WDONUM 算法、WDOGM 算法、WDOCM 算法和标准粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法这 7 种优化算法优化上述 7 个测试函数,7 种算法对每个测试函数优化时初代空气质点的速度信息、位置信息以及适应度值均相同,算法按照 Monte Carlo 规则独立运行 50 次,记录 50 次优化后的最优适应值(Best Fitness, BF)、平均最优适应值(Mean Best Fitness, MBF)及标准差(Standard Deviation, SD)。3 组实验的测试函数维数  $N$  分别选取 10、20、30,测试函数维数的增加会使函数搜索难度加大,更能考察算法寻优性能。

对于 3 组实验,每个算法的参数设置固定不变,依据实验经验,每个算法参数的设置都能发挥出其较优的搜索作用,具体参数设置如下:最大迭代次数  $T=200$ ,种群个数为 30,搜索范围如表 2 所列,不同测试函数最大搜索速度为相应搜索范围的 1%,基本 WDO 算法参数  $a=0.7, g=0.4, RT=4, c=$

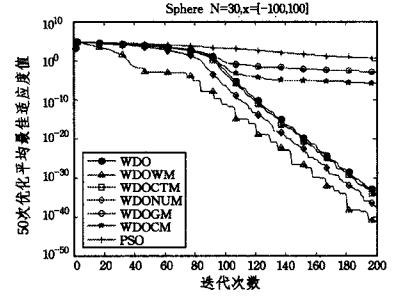
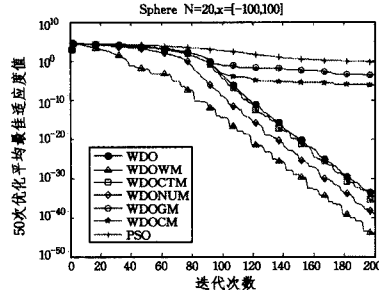
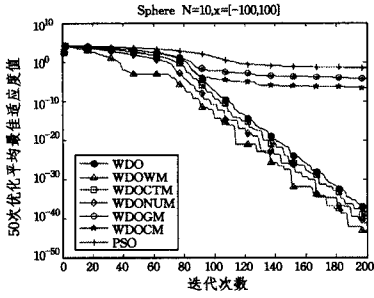
0.2,变异概率  $pm=0.2$ ; WDOWM 算法中  $\xi_{wm}=0.5, g=1000$ ; WDOCTM 算法中  $\mu=4$ ; WDONUM 算法中  $b=30$ ; 标准 PSO 算法设权重为 1,学习因子  $c_1=2.05, c_2=2.05$ 。实验仿真均在 MATLAB R2012b 环境下运行。

### 3.3 实验结果及分析

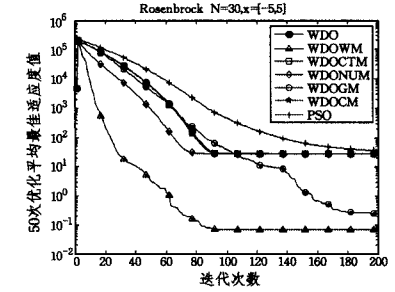
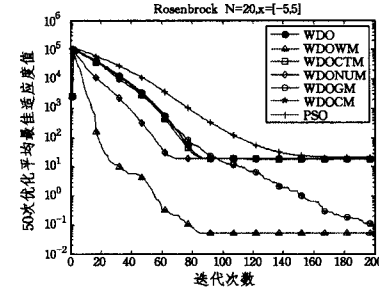
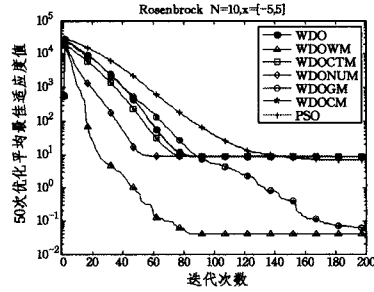
图 2 为不同 WDO 算法优化不同函数时 50 次 Monte Carlo 优化的平均最佳适应度值曲线,每个函数维数  $N$  分别取 10、20、30。表 3 为各组实验最优适应值、平均最优适应值及标准差结果对比。

为探究高开发能力的 WDO 算法,将从以下 3 个方面对实验结果进行性能分析:

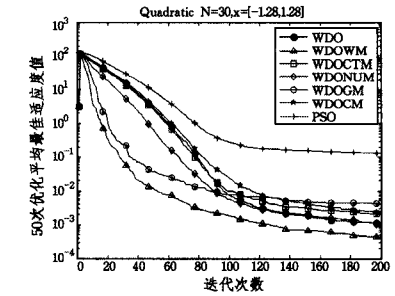
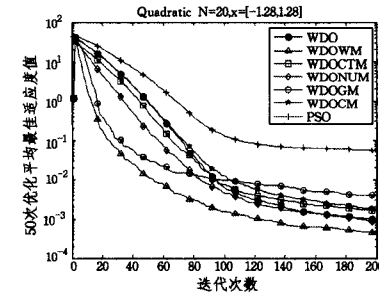
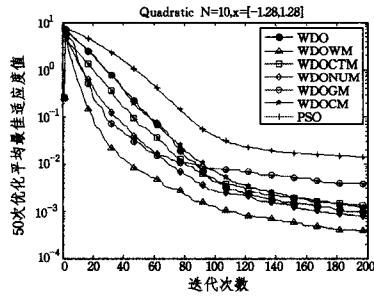
- ① 通过对比最优适应值和平均最优适应值分析算法的求解精度;
- ② 根据标准差评估算法稳定性,标准差越小算法稳定性越高;
- ③ 根据平均最佳适应度值曲线比较 7 种算法收敛速度。



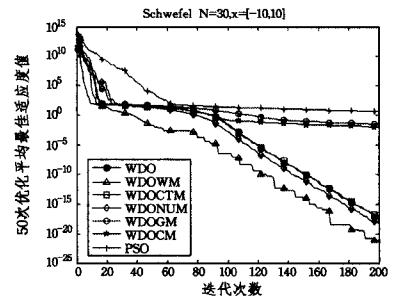
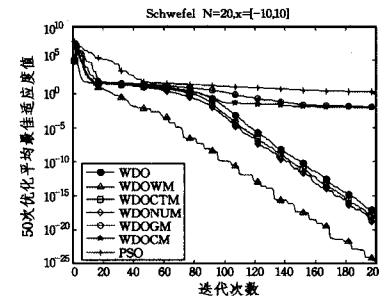
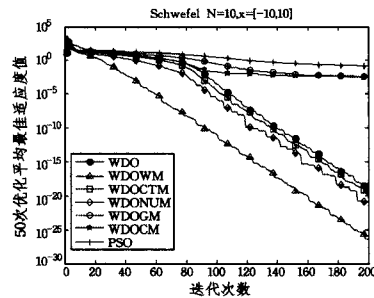
(a) Sphere 函数



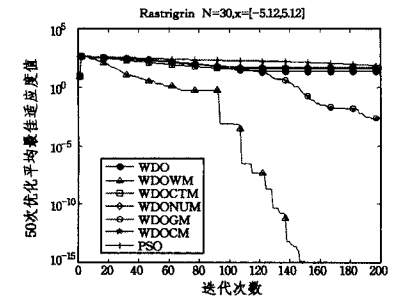
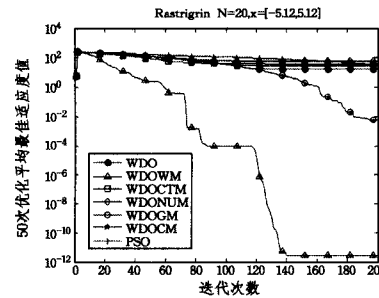
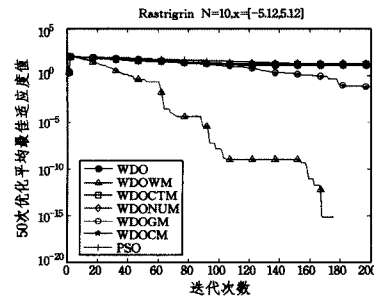
(b) Rosenbrock 函数



(c) Quadratic 函数



(d) Schwefel 函数



(e) Rastrigrin 函数

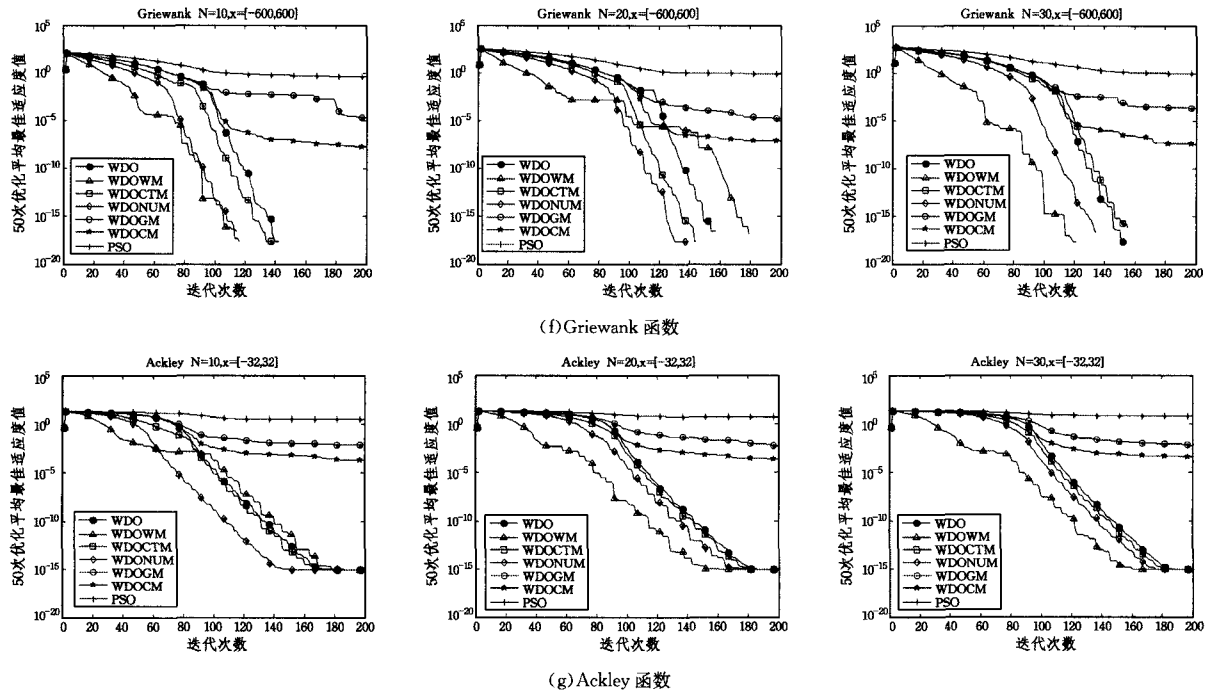


图2 不同WDO算法优化函数的平均最佳适应度值曲线

表3 仿真结果对比

函数	维数	测试指标	WDO	WDOWNM	WDOCTM	WDONUM	WDOGM	WDOCM	PSO
$f_1$	10	BF	2.586e-49	6.865e-61	1.326e-51	5.382e-57	7.078e-12	2.832e-13	0.008
		MBF	2.738e-39	5.513e-44	4.076e-40	4.729e-42	4.950e-05	1.787e-07	0.031
		SD	3.911e-40	<b>7.875e-45</b>	5.823e-41	6.755e-43	7.072e-06	2.431e-08	6.381
	20	BF	4.929e-44	2.836e-61	2.444e-48	5.472e-51	3.371e-11	5.517e-14	0.246
		MBF	1.234e-35	4.215e-45	8.581e-37	6.088e-40	2.447e-04	7.005e-07	0.621
		SD	4.426e-36	<b>6.021e-46</b>	1.226e-37	8.696e-41	2.648e-05	9.989e-08	0.007
	30	BF	3.728e-39	3.414e-63	2.004e-44	7.853e-47	1.184e-08	7.522e-12	1.452
		MBF	4.264e-35	7.064e-42	1.923e-35	4.164e-38	1.280e-03	1.487e-06	4.227
		SD	5.989e-36	<b>1.009e-42</b>	2.747e-36	5.948e-39	6.140e-04	8.070e-08	0.018
$f_2$	10	BF	8.119	3.337e-05	8.613	8.185	3.587e-08	8.480	0.092
		MBF	8.828	4.053e-02	8.853	8.794	5.620e-02	8.798	6.727
		SD	<b>4.541e-04</b>	4.563e-03	4.062e-03	1.312e-02	0.0064	0.0193	0.9479
	20	BF	18.781	5.320e-06	18.767	18.732	2.010e-05	18.752	13.918
		MBF	18.809	5.089e-02	18.810	18.809	0.103	18.924	21.175
		SD	<b>4.722e-05</b>	4.359e-02	1.164e-03	2.996e-04	1.480e-02	3.537e-03	0.2032
	30	BF	28.688	2.371e-06	28.695	28.703	2.173e-04	28.779	27.598
		MBF	28.728	6.724e-02	28.725	28.726	0.209	28.933	36.168
		SD	4.230e-03	<b>1.078e-04</b>	1.945e-03	8.138e-04	2.989e-02	3.221e-03	0.0144
$f_3$	10	BF	6.664e-05	1.241e-05	3.403e-04	1.340e-04	1.293e-04	1.232e-04	6.562e-04
		MBF	9.542e-04	3.973e-04	1.314e-03	7.684e-04	3.699e-03	1.157e-03	1.374e-02
		SD	3.462e-05	<b>3.111e-05</b>	9.994e-05	1.107e-04	1.351e-04	4.210e-05	1.119e-03
	20	BF	1.730e-04	1.021e-05	1.949e-04	1.299e-04	1.000e-04	4.248e-04	1.719e-02
		MBF	9.679e-04	4.632e-04	1.604e-03	8.821e-04	4.017e-03	1.699e-03	5.671e-02
		SD	5.118e-05	4.959e-05	<b>2.284e-05</b>	1.251e-04	3.689e-04	9.040e-05	5.645e-03
	30	BF	8.862e-05	1.363e-05	2.522e-04	5.370e-05	2.397e-04	5.958e-04	5.177e-02
		MBF	1.091e-03	4.328e-04	2.005e-03	1.021e-03	4.265e-03	2.357e-03	0.1302
		SD	6.437e-05	<b>2.200e-05</b>	<b>2.165e-05</b>	5.584e-05	4.535e-04	2.036e-04	6.089e-03
$f_4$	10	BF	1.004e-25	1.084e-30	4.835e-28	9.892e-29	1.946e-05	2.088e-07	0.0316
		MBF	9.778e-20	3.361e-27	1.439e-20	1.371e-21	4.023e-03	2.861e-03	0.1293
		SD	1.396e-20	<b>4.562e-27</b>	2.056e-21	1.959e-22	7.917e-04	3.151e-05	9.702e-03
	20	BF	1.483e-22	2.880e-30	3.179e-25	2.652e-27	2.175e-05	2.526e-07	0.5538
		MBF	3.691e-18	2.119e-25	3.080e-19	6.355e-20	1.212e-02	9.323e-03	2.0422
		SD	3.846e-19	<b>3.027e-26</b>	3.866e-20	9.076e-21	3.318e-03	1.324e-03	8.663e-02
	30	BF	1.205e-20	8.094e-32	3.479e-20	3.775e-25	2.053e-07	1.710e-06	1.4658
		MBF	3.375e-18	2.836e-22	3.706e-18	5.359e-19	2.923e-02	9.560e-03	4.7075
		SD	5.871e-19	<b>4.045e-23</b>	3.777e-19	7.221e-20	4.058e-03	1.159e-03	3.215e-02

(续表)

函数	维数	测试指标	WDO	WDOMM	WDOCTM	WDONUM	WDOGM	WDOCM	PSO	
$f_1$	10	BF	0	0	0	0	1.953e-14	3.490e-10	4.0727	
		MBF	12.7661	0	18.6440	20.0381	0.0710	17.3220	12.2539	
		SD	1.5630	0	2.6634	2.8625	0.0101	2.0024	1.8272	
	$f_5$	20	BF	0	0	0	0	2.900e-09	4.761e-10	9.2329
			MBF	15.6311	2.757e-12	40.8899	61.6204	0.0058	28.6946	36.6759
			SD	12.2310	3.939e-13	6.4100	7.3082	8.111e-04	4.5053	0.6806
		30	BF	0	0	0	0	2.147e-09	8.954e-09	24.4996
			MBF	22.1478	0	37.4993	48.7325	0.0023	22.3204	71.9890
			SD	3.1639	0	4.0648	6.9617	3.2586	3.1886	4.9554
$f_6$	10	BF	0	0	0	0	2.709e-10	4.773e-15	0.1164	
		MBF	0	0	0	0	1.935e-05	2.007e-08	0.4083	
		SD	0	0	0	0	1.393e-06	2.508e-09	0.0286	
	$f_6$	20	BF	0	0	0	0	3.502e-13	0	0.5234
			MBF	0	0	0	0	1.653e-05	5.977e-08	0.8104
			SD	0	0	0	0	2.348e-06	8.538e-09	9.028e-03
		30	BF	0	0	0	0	1.230e-09	2.109e-15	0.8604
			MBF	0	0	0	0	2.145e-04	3.349e-08	1.0293
			SD	0	0	0	0	3.064e-05	4.105e-08	1.061e-03
$f_7$	10	BF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	4.214e-07	4.529e-10	0.0844	
		MBF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	7.051e-03	2.037e-04	3.1112	
		SD	0	0	0	0	9.839e-04	2.462e-05	0.1116	
	$f_7$	20	BF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	2.823e-07	9.443e-08	2.5574
			MBF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	6.318e-03	2.689e-04	5.3492
			SD	0	0	0	0	1.813e-04	1.336e-06	0.2641
		30	BF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	4.822e-07	2.626e-07	4.3734
			MBF	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	8.881e-16	6.090e-03	4.091e-04	6.2627
			SD	0	0	0	0	7.915e-04	5.571e-05	0.2273

由上述仿真结果可以得出以下结论:

①由表3最优适应值和平均最优适应值可以看出,对于函数  $f_1$ 、 $f_4$ 、 $f_6$ 、 $f_7$ , WDOMM 算法、WDOCTM 算法以及 WDONUM 算法在寻优精度上均有 5 个数量级的提高,尤其在解决高维复杂化问题时表现出了较强的开发能力。对于函数  $f_2$  和  $f_5$ , WDOMM 算法和 WDOGM 算法可以找到较为满意的解,而其他算法因陷入早熟使搜索结果不理想。对于函数  $f_3$ , WDOMM 算法在求解精度上有一个数量级的提升。

②表3中标准差值反映出算法稳定性的信息,如表中加粗部分显示,稳定性最好的算法为 WDOMM 算法,PSO 算法稳定性最差。

③由图2可以看出,大部分改进算法加快了 WDO 算法的寻优速率,提高了算法的求解精度,得到了较为满意的结果。在相同迭代次数情况下,针对函数  $f_1$ 、 $f_4$ 、 $f_6$ 、 $f_7$  的不同维度的实验结果显示,增加高斯变异算子和柯西变异算子的 WDO 算法曲线趋于平缓,未对算法性能有明显提升,而其他改进算法几乎呈直线型下降。对于不同维度的函数  $f_2$  和  $f_5$ , WDO 算法、PSO 算法、WDONUM 算法、WDOCTM 算法以及 WDOCM 算法均出现了早熟收敛及算法陷入局部最优解的问题,而此时 WDOMM 算法和 WDOGM 算法可以保持较强的开发能力,种群多样性得以改善,算法可以成功跳出局部最优值,搜索到全局最优解。对于函数  $f_3$ , WDOMM 算法和 WDOGM 算法在较少的迭代次数内就可以取得较为满意的结果。

④WDO 算法是近几年提出的新型群智能优化算法,无论是从性能曲线显示还是从数值记录分析,WDO 算法性能都优于传统 PSO 算法。

⑤结合图2信息并综合表3指标,可以将7种算法的寻优性能作如下排序: WDOMM > WDONUM > WDOCTM > WDO > WDOCM > WDOGM > PSO。无论是从算法稳定性角度还是算法收敛速率和寻优精度角度来看,WDOMM 算法均

能表现出较强的开发能力,可以有效跳出局部最优值,适合在今后研究中加以推广。

**结束语** 针对风驱动优化算法存在诸如其他群智能优化算法的易陷入局部最优、早熟收敛等问题,提出了一种具有较强开发能力的改进算法——小波变异风驱动优化算法(WDOMM)。该算法在空气质点进行位置更新后依据变异概率选择性地对空气质点进行小波变异,同时本文将混沌变异策略、非均匀变异策略、高斯变异策略以及柯西变异策略分别引入风驱动优化算法,用7个测试函数对不同变异算子改进的算法进行测试。实验证明增加小波变异算子使 WDO 算法鲁棒性明显增强,WDOMM 算法丰富了种群多样性,该算法具有较强开发能力,能有效跳出局部最优邻域,同时保持了算法探索能力与开发能力之间的平衡。WDOMM 算法在寻优速率及求解精度上明显优于 PSO 算法、WDO 算法以及其他改进算法,该算法不仅求解质量高而且稳定性良好,适合在日后研究中加以推广,具有一定的实用价值。

### 参考文献

- [1] Bayraktar Z, Komurcu M, Werner D H. Wind Driven Optimization (WDO): A novel nature-inspired optimization algorithm and its application to electromagnetics[C] // 2010 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI). IEEE, 2010: 1-4
- [2] Bayraktar Z, Komurcu M, Bossard J A, et al. The wind driven optimization technique and its application in electromagnetics[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013, 61(5): 2745-2757
- [3] Bhandari A K, Singh V K, Kumar A, et al. Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(7): 3538-3560

(下转第305页)

- 崔超然, 马军. 一种结合相关性和多样性的图像标签推荐方法[J]. 计算机学报, 2013, 36(3): 654-663
- [3] Dharani T, Aroquiara I L. A survey on content based image retrieval[C]//2013 International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Mobile Engineering (PRIME). IEEE, 2013: 485-490
- [4] Wen Yu-feng, Zhou Ji-liu, Zhou Yang. Implementation of CBIR engine on the distributed environment[J]. Journal of Sichuan University(Natural Science Edition), 2007, 44(5): 995-999 (in Chinese)  
文字峰, 周激流, 周扬. 分布式计算环境下 CBIR 检索引擎的实现[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2007, 44(5): 995-999
- [5] Wang Tao, Hu Shi-min, Sun Jia-guang. Image Retrieval Based on Color-Spatial Feature[J]. Journal of Software, 2002, 13(10): 2031-2036 (in Chinese)  
王涛, 胡事民, 孙家广. 基于颜色-空间特征的图像检索[J]. 软件学报, 2002, 13(10): 2031-2036
- [6] Liu G H, Yang J Y. Content-based image retrieval using color difference histogram[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 188-198
- [7] Pass G, Zabih R. Histogram refinement for content-based image retrieval[C]//Proceedings 3rd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1996(WACV'96). IEEE, 1996: 96-102
- [8] Xiaoling W. A novel circular ring histogram for content-based image retrieval[C]//First International Workshop on Education Technology and Computer Science, 2009 (ETCS'09). IEEE, 2009: 785-788
- [9] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H, Saryzadi S. A simultaneous feature adaptation and feature selection method for content-based image retrieval systems[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 39(2): 85-94
- [10] Yu H, Li M, Zhang H J, et al. Color texture moments for content-based image retrieval[C]//2002 International Conference on Image Processing. 2002. IEEE, 2002: 929-932
- [11] Liu G H, Zhang L, Hou Y K, et al. Image retrieval based on multi-texton histogram[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2380-2389
- [12] Mandal M K, Aboulnasr T, Panchanathan S. Image indexing using moments and wavelets[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1996, 42(3): 557-565
- [13] Yap P T, Paramesran R. Content-based image retrieval using Legendre chromaticity distribution moments[J]. IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing, 2006, 153(1): 17-24
- [14] Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 687-699
- [15] Philbin J, Chum O, Isard M, et al. Object retrieval with large vocabularies and fast spatial matching[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007 (CVPR'07). IEEE, 2007: 1-8
- [16] Jegou H, Douze M, Schmid C. Hamming embedding and weak geometric consistency for large scale image search[M]//Computer Vision-ECCV 2008. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 304-317
- [17] Hua Xing-yan, Wu Zong-jia. Processing Method of Image Captured by Photo-electronic Theodolite Based on Gray System Theory[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2014, 35(6): 98-100 (in Chinese)  
花兴艳, 吴宗佳. 基于灰色系统理论的经纬仪噪声图像处理方法[J]. 四川兵工学报, 2014, 35(6): 98-100
- 
- (上接第 281 页)
- [4] Sun J, Wang X, Huang M, et al. A Cloud Resource Allocation Scheme Based on Microeconomics and Wind Driven Optimization[C]//2013 8th China Grid Annual Conference (China Grid). IEEE, 2013: 34-39
- [5] Wang An-long, He Jian-hua, Chen Song, et al. Research on QP-SO Algorithm of Double Core Disturbance[J]. Computer Engineering, 2014, 40(7): 193-196 (in Chinese)  
王安龙, 何建华, 陈松, 等. 双心扰动量子粒子群优化算法研究[J]. 计算机工程, 2014, 40(7): 193-196
- [6] Liu Shi-shi, Liu Shi-da. Atmospheric Dynamics (one) [M]. The second edition. Beijing: Peking University Press, 2011: 1-10 (in Chinese)  
刘式适, 刘式达. 大气动力学(上)[M]. 第二版. 北京: 北京大学出版社, 2011: 1-10
- [7] 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
- [8] Jia Dong-li, Zhang Jia-shu. Niche particle swarm optimization combined with chaotic mutation[J]. Control and Decision, 2007, 22(1): 117-120 (in Chinese)
- 贾东立, 张家树. 基于混沌变异的小生境粒子群算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(1): 117-120
- [9] Zhu Hong-qiu, Yang Chun-hua, Gui Wei-hua, et al. Particle Swarm Optimization with Chaotic Mutation[J]. Computer Science, 2010, 37(3): 215-217 (in Chinese)  
朱红求, 阳春华, 桂卫华, 等. 一种带混沌变异的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 215-217
- [10] Zhao Xin-chao, Liu Guo-li, Liu Hu-qiu, et al. Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Non-Uniform Mutation and Multiple Stages Perturbation[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(9): 2060-2061 (in Chinese)  
赵新超, 刘国莅, 刘虎球, 等. 基于非均匀变异和多阶段扰动的粒子群优化算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(9): 2060-2061
- [11] Mo Yuan-bin, Liu Fu-yong, Zhang Yu-nan. Artificial glowworm swarm optimization algorithm with Gauss mutation[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(1): 121-123 (in Chinese)  
莫愿斌, 刘付永, 张宇楠. 带高斯变异的人工萤火虫优化算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 121-123
- [12] Wang Shuai-qun, Ao-ri-ge-le, Gao Shang-ce, et al. New Strategy Based on Selection of Mutation Operator[J]. Computer Science, 2014, 41(9): 225-228 (in Chinese)  
王帅群, 敖日格乐, 高尚策, 等. 一种新的变异因子选择策略[J]. 计算机科学, 2014, 41(9): 225-228