

均匀搜索粒子群算法

吴晓军^{1,2}, 杨战中², 赵 明²

(1. 陕西师范大学计算机科学学院, 陕西西安 710062;

2. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 针对基本粒子群优化算法容易陷入局部最优解的问题, 本文定义了 PSO 粒子搜索中心的概念, 并对其随机状态下粒子搜索中心在全局最优解与局部最优解之间的概率密度进行了计算, 在此基础上提出了粒子搜索中心在两个最优解之间均匀分布的均匀搜索粒子群算法, 并通过 7 个 Benchmark 函数与基本 PSO 算法进行了对比实验及算法分析, 实验分析结果表明, 均匀搜索粒子群算法在函数优化尤其非均匀多峰值函数优化中具有更好的收敛速度及稳定性.

关键词: 粒子群算法; 优化算法; 均匀搜索

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-1261-06

A Uniform Searching Particle Swarm Optimization Algorithm

WU Xiao-jun^{1,2}, YANG Zhan-zhong², ZHAO Ming²

(1. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi 710062, China;

2. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: It is well known that the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm easily falls into the local optimal solution. In this paper, we defined a concept of PSO particle-search center, and analyzed the probability density of the center between global and local optimal solutions in random state. A uniform searching particle swarm optimization (UPSO) algorithm whose particle-search center uniformly distributed between local and global optimal solutions is proposed based on that analysis. By analyzing the comparative experiments between UPSO and PSO algorithm with seven benchmark functions, we found that the UPSO and its improved algorithms are more stable and can improve the convergence efficiency in function optimization, especially in non-uniformly multimodal function optimization.

Key words: particle swarm optimization; optimization algorithm; uniform search

1 引言

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是由 Eberhart 和 Kennedy 等人于 1995 年提出的一种基于种群的并行全局优化算法, 它源于对鸟群群体协作的捕食行为模拟, 通过种群间个体的协作, 引导整个群体向可能解的方向移动^[1~3]. PSO 算法参数较少, 概念简单且容易实现, 可用于解决大量的非线性、不可微和多峰值等的复杂优化问题^[2], 近年来在科学和工程领域, 如函数优化、神经网络训练、模式分类和模糊系统控制等领域获得了广泛的应用.

目前, 对 PSO 算法的研究主要通过可理解的解的收敛性分析以克服 PSO 算法的早熟收敛, 提高算法的

稳定性. 具体来说包括两个方面, 一方面针对算法自身的特性展开研究, 包括参数选择以及粒子的行为分析, 如文献[4]通过实验给出了 PSO 算法参数的建议值, 文献[5]则通过数学证明给出了 PSO 算法收敛性的参数 w 、 h_1 、 h_2 的选择原则; 另外一方面通过不断增加种群的多样性抑制算法的早熟收敛, 包括解决粒子间的冲突和聚集、分析微粒和种群最优位置之间的距离^[6]、种群随机多代初始化以及对 PSO 算法位置更新函数的多样性改造等^[7].

本文结合粒子群搜索的随机行为分析, 提出了均匀搜索粒子群算法 (Uniform Search Particle Swarm Optimization, UPSO), 并通过实验对其性能进行了验证.

2 PSO 算法

2.1 基本粒子群优化算法

基本 PSO 算法是一个随机优化方法,它将 D 维空间上的潜在的解描述为没有质量和体积的粒子,并在解空间中以一定的速度“飞行”.每一个粒子都由适应度函数来评价当前位置的优劣.在迭代的过程中,除速度之外,每个粒子记忆自身已经寻得的最优位置以及粒子群或者其有限的邻居所找到的最优位置,并通过位置更新公式跟踪这两个极值进行空间搜索.

PSO 位置更新公式最早由 Kennedy 和 Eberhart^[1]提出,并经过 Shi 等人的改进^[8],形成了目前为广大学者普遍接受的形式.设在 D 维空间上存在 m 个粒子,则在时刻 t ,粒子 i 在某分量上的位置依式(1)更新.

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + h_1r_1(t)[p_i(t) - x_i(t)] + h_2r_2(t)[p_g(t) - x_i(t)] \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; w 为惯性系数; r_1 和 r_2 是从 $U(0,1)$ 分布的独立随机变量;学习因子 h_1 和 h_2 为非负常数; $v_i \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 是由用户设定的约束速度的常数. Eberhart 和 Shi 建议学习因子 h_1, h_2 取 1.49618, 惯性系数 w 取 0.7298^[4]. 迭代终止条件为预设的最大迭代次数或(和)预定的最小适应度阈值.若 p_g 为整个粒子群的最优位置,则上述算法也被称为全局版 PSO.若 p_g 为第 i 个粒子的有限个相邻粒子搜索到的最优位置,则上述算法称为局部版 PSO,一般情况下局部版 PSO 较全局版 PSO 具有更好的收敛稳定性.

2.2 改进的粒子群算法

自从 PSO 算法提出以来,在改善 PSO 算法性能方面已经展开了大量的研究工作.文献[9]采用模糊规则动态修改 w 值,使算法自适应地调整全局系数,兼顾了搜索效率和搜索精度.但在 PSO 算法中, w 的调整范围受制于 h_1, h_2 的选择,尤其对于许多复杂的非线性优化问题,试图通过自适应调整一个全局系数提高搜索精度的余地是有限的^[10];吕振肃^[11]等人根据粒子群适应度方差作为全局最优化变异条件,提出自适应变异的粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization with Adaptive Mutation, AMPSO);Ratnaweera 等^[12]在自组织算法的基础上给出了一种变异操作随时间变化的自适应层次 PSO 算法(Self-organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer, HPSO),提高了搜索性能,但是, HPSO 算法发生变异的条件是粒子速度为 0,即消除了速度公式中的惯性部分,使得粒子不能有效地逃出局部极值点;周雅兰^[13]等提出一种基于分布估计的离散粒子群优化算法(Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Estima-

tion of Distribution, EDPSO),引入分布估计中的概率模型对粒子进化过程进行筛选,接受优解,拒绝劣解,提高了进化速度,同时降低了粒子群对劣解的接受能力;高芳^[14]等提出一种新型多步式位置可选择更新粒子群优化算法(Novel Multi-Step Position-Selectable Updating Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO-MP),将标准粒子群算法中速度的单步更新公式分解成三步更新并择优选取,细化了粒子的搜索轨迹;谢晓峰等^[15]根据耗散结构的自组织性提出了耗散 PSO(Dissipative Particle Swarm Optimization, DPSO),该算法构造了一个开放的耗散系统,它通过附加噪声,持续为粒子群引入负熵,从而使粒子群不断进化;尽管这些改进算法极大的提高了 PSO 算法的性能,但均以基本的 PSO 算法为基础.

3 PSO 粒子搜索中心及概率密度分析

3.1 粒子搜索中心

Kennedy 和 Clerc 在非随机性的条件下,通过理论分析证明,利用式(1)进行位置更新的粒子,最终会收敛到一个稳定的位置 p_c ^[16].

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = p_c = \frac{h_1 r_1}{h_1 r_1 + h_2 r_2} p_i + \frac{h_2 r_2}{h_1 r_1 + h_2 r_2} p_g \quad (2)$$

本文将 p_c 定义为粒子的搜索中心.由式(1)、式(2)可变换为式(3)

$$v_i(t+1) = (h_1 r_1 + h_2 r_2)[p_c - x_i(t)] \quad (3)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

由式(3)可知,在基本的 PSO 算法迭代的过程中启发式信息来源于搜索中心 p_c ,它是粒子“假定的”最优解的位置.

文献[5]的研究指出,确定状态下粒子的搜索轨迹是一个螺线,而惯性系数 w 以及学习因子 h_1, h_2 的选取影响着粒子搜索轨迹的形状.为了便于观察,考虑确定状态,设式(1)中参数如下:

$$r_1 = r_2 = 1, w = 0.95, h_1 = h_2 = 0.05, p_i = (0, 0),$$

$$p_g = (10, 0), x(0) = (10, 8), v(0) = (0, -10)$$

此时在二维空间上粒子优化过程的轨迹如图 1 所示,其搜索轨迹为一个螺线,搜索中心位于(5,0)点,即螺线的极点.

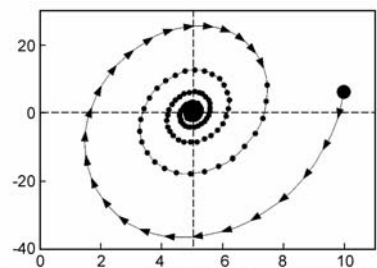


图1 2-D空间上粒子的搜索路径与搜索中心

3.2 粒子搜索中心的概率密度

在 PSO 算法优化的过程中,搜索中心提供了粒子向更优解移动的启发式信息,它控制着解的移动方向,是算法收敛于最优解的关键.在 r_1, r_2 随机取值的条件下,粒子的每一次移动中均“假定”的搜索中心 p_c 也会发生随机变化,因此研究 p_c 的在随机状态下的分布规律有助于理解 PSO 算法的优化机制.设 $p_i \neq p_g, h_1 r_1 + h_2 r_2 \neq 0$,由式(2)可得式(4)

$$\frac{p_c - p_i}{p_g - p_i} = \frac{h_2 r_2 (p_g - p_i)}{(h_1 r_1 + h_2 r_2)(p_g - p_i)} = \frac{h_2 r_2}{h_1 r_1 + h_2 r_2} \quad (4)$$

在 r_1, r_2 为确定值的状态下,粒子的搜索中心位于 p_i 和 p_g 之间;考虑 r_1, r_2 为独立的均匀分布的随机变量,令 $h = h_1/h_2, p_i = 0, p_g = 1, X, Y$ 代表随机变量 r_1, r_2 ,则有

$$Z' = \frac{Y}{Y + hX} \quad (5)$$

计算式(5)的联合概率密度函数,如式(6)

$$f_{Z'}(z') = \begin{cases} \frac{h}{2(1-z')^2}, & 0 \leq z' \leq \frac{1}{1+h} \\ \frac{1}{2hz'^2}, & \frac{1}{1+h} \leq z' \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)可知, z' 并不服从均匀分布,且在 $1/(1+h)$ 处取得极大值.图 2 为当 h 取不同值时的概率密度函数的图形.

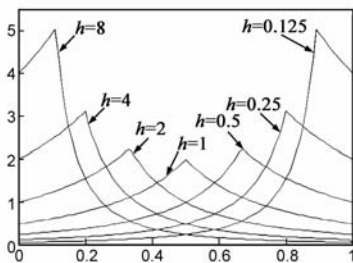


图2 概率密度函数-h图形

3.3 粒子搜索概率分析

基本 PSO 算法的搜索中心位于 p_i 与 p_g 之间,不服从均匀分布,且在 $1/(h+1)$ 处具有最高的概率密度.参数 h_1 与 h_2 的选取能够控制搜索中心在 p_i, p_g 之间的分布状态.但如何确定这种分布状态,即参数 h_1, h_2 的选取没有严格的理论研究并缺乏有效的指导.根据 Eberhart 和 Shi 的建议, h_1, h_2 取相同的值,即 $h = 1$,这种取值隐含了一个假设,即最优解在 $(p_i + p_g)/2$ 处最有可能存在,但在实际应用中这种假设未必成立.

考虑以间隔 Δx 将 p_i 与 p_g 划分,落在相同间隔内的粒子视为相等.设共有 n 个粒子具有相同局部最优与全局最优,位置更新后,根据式(6)进行计算, k 个粒子落在 Δx 所在间隔内的概率为:

$$P(x) = C_n^k (f(x)\Delta x)^k = \begin{cases} C_n^k \left[\frac{h \cdot \Delta x}{2(1-x)^2} \right]^k, & 0 \leq x \leq \frac{1}{1+h} \\ C_n^k \left(\frac{\Delta x}{2hx^2} \right)^k, & \frac{1}{1+h} \leq x \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

由式(7),概率在 $x = 1/(h+1)$ 的邻域内取得最大值.

$$\max(P(x)) = C_n^k \left[\frac{(1+h)^2 \Delta x}{2h} \right]^k \quad (8)$$

可见,在解的搜索的过程中,具有相同的两个极值点的解在 $x = 1/(h+1)$ 的 Δx 邻域内具有相对于其它点更高的搜索概率.这种不均匀的分布对于 PSO 的效率存在一定的影响,在优化的过程中,尤其是普遍存在的多峰值函数优化中,大量的粒子具有相同的局部最优 p_i 与全局最优 p_g ,式(8)说明,在 $x = 1/(h+1)$ 的邻域内的搜索概率会大大增加,进而导致更多的解具有相同的全局与局部最优,降低了粒子的多样性,影响了算法的稳定性.

根据 Eberhart 和 Shi 的建议 $h = 1$,在这种状态下,式(8)相对于 h 的其他取值更接近均匀分布.

4 均匀搜索粒子群算法

均匀搜索粒子群算法是一种搜索中心 p_c 在 p_i, p_g 间均匀分布的 PSO 算法.

对式(3)进行变换,可得位置更新式(9)

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= wv_i(t) + c[rp_i(t) + (1-r)p_g(t) - x_i(t)] \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1) \end{aligned} \quad (9)$$

其中 r 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数, c 为学习系数.

显然,式(9)所描述的算法在 p_i, p_g 之间具有相同的概率密度.设 $p_i \leq p_g$,则搜索中心的概率密度函数如式(10)

$$f(x) = \begin{cases} 1, & p_i \leq x \leq p_g \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

以式(9)代替式(1)的粒子群算法称为均匀搜索粒子群算法(UPS0).很显然,式(9)较式(1)减少了一个参数.

UPS0 算法可以替代基本的 PSO 算法与其它算法进行结合.或以 UPS0 算法替代基本 PSO 算法,得到其改进后的相应的 UPS0 算法.如基于 HPSO 的 HUPS0 算法,基于 DPSO 的 DUPSO 算法等.

5 实验结果与分析

5.1 参数设置及 Benchmark 函数选择

为了比较 UPS0 与 PSO 算法的收敛速度和全局搜索能力,本文选择 PSO 及其改进的算法 DPSO、HPSO 与

UPSO、以及以 UPSO 代替 PSO 而形成的 DUPSO、HUPSO 算法进行对比实验. 表 1 列出了算法实验参数的选择. 对于基本的 PSO 算法选择文献[4]推荐的参数 $w = 0.78, h_1 = h_2 = 1.5$; 对于 UPSO 算法, 经过多次实验选择 $c = 1.3, w = 0.78$. DPSO 与 HPSO 算法选用文献[12, 15]中默认的参数.

表 1 实验参数选择

参数 算法	w	$h_1 = h_2$	参数 算法	w	c
PSO	0.78	1.5	UPSO	0.78	1.3
DPSO	0.78	1.5	DUPSO	0.78	1.3
HPSO	0.78	1.5	HUPSO	0.78	1.3

本文引入了 PSO 以及遗传算法 (Genetic algorithm, 简称 GA) 算法, 常用的 6 个 Benchmark 优化函数进行实验, 并根据函数性质分为单极小点 (单峰值) 和多个极小点 (多峰值) 两大类.

表 2 列出了本文采用的 7 个 Benchmark 函数的定义、类型、取值范围和全局最优解. $f_1 \sim f_3$ 是单峰值函数, 其中 Rosenbrock 是一个比较复杂的单峰值函数, 其全局最小值位于一个平滑的、弯曲路径上的谷底, 由于该函数比较特殊, 一般情况下很难获得最优解, 通常用来评价优化算法的性能^[12]. 函数 $f_4 \sim f_6$ 是典型的非线性多峰值函数, 这些函数具有大量的极值点, 是衡量优化算法的重点.

表 2 Benchmark 函数原型

Function	Name	Search space	Minimum
$f_1 = 10^6 x_1^2 + \sum_{i=2}^n x_i^2$	Tablet	$(-100, 100)^N$	0
$f_2 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	Quadric	$(-100, 100)^N$	0
$f_3 = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2) + (x_i - 1)^2)$	Rosenbrock	$(-50, 50)^N$	0
$f_4 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	Rastrigin	$(-5.12, 5.12)^N$	0
$f_5 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i^2) - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	Griewank	$(-300, 300)^N$	0
$f_6 = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} \cdot [\sin(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}) + 1]$	Schaffer	$(-100, 100)^N$	0
$f_7 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i^2) + 10)$	Rastrigin*	$(-5.12, 5.12)^N$	0

在 3.1 节对 PSO 的讨论中, 当 $h = 1$ 时, 隐含着一个假设, 即, 在全局最优与局部最优的中间位置出现最优解的可能性最大. 尽管一般的优化问题均不满足这个假设, 但对于特定的具有均匀分布极小值的函数如 Rastrigin、Griewank 则有可能满足这种状况, 本文后续的实验也表明具有均匀分布极小值的函数, PSO 算法具有

更好的优化效率. 因此, 对算法评价也有必要结合多峰值函数的极小值分布特征进行讨论.

图 3 是 3-D 多峰值函数极小值在 2-D 空间的分布示意图 (其中图 3(a)、(b)、(d) 的极值点在 + 的中心). 由图可见, Rastrigin 函数的极小值完全均匀分布, Griewank 函数的极小值分布也具有一定的均匀性, Schaffer 函数的极小值非均匀分布. 为了进一步研究极小值非均匀分布函数对 PSO 以及 UPSO 算法优化性能的影响, 本文以 Rastrigin 为基础构造了 Rastrigin* 函数 (表 2 中的 f_7), 具有非均匀的极值分布.

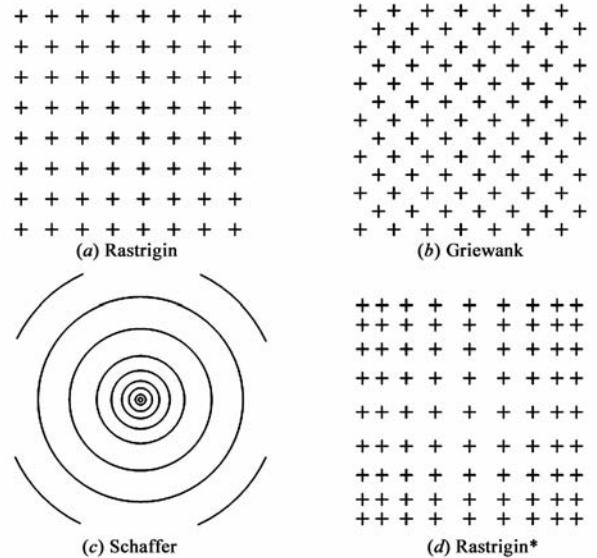


图 3 4 个多峰值函数的极小值示意图

实验结合 Benchmark 函数的特点, 将其分为单峰值函数、均匀分布多峰值函数、非均匀分布多峰值函数三个类别进行研究; 对每一个函数, 维数设置为 30, 粒子规模为 100, 分别利用以 PSO 为基本算法的 PSO、DPSO、HPSO (本文简称 PSO_s) 以及以 UPSO 为基本算法的 UPSO、DUPSO、HUPSO (本文简称 UPSO_s) 迭代 6000 次进行优化, 并独立运行 50 次, 计算在每一次迭代上最优解的平均值, 最后绘制最小值-迭代次数曲线并进行比较分析.

5.2 实验结果及分析

单峰值函数、均匀多峰值函数、非均匀多峰值函数的实验结果如下.

图 4 是 3 个单峰值函数 Tablet、Quadric、Rosenbrock 优化实验的结果. 在 Tablet 函数优化中, UPSO 迭代 510 次便获得了函数的最优解, 而 PSO 则需要 1140 次, DUPSO 则需要 2640 次; 其它算法均未找到最优解. 在 Quadric 函数优化中 UPSO 在 1830 次迭代后获得了最优解, 其它算法未获得最优解. 由图 4(a)、(b), 考察算法的优化能力, UPSO_s 算法均获得了较 PSO_s 算法更好的性能.

Rosenbrock 是非常复杂的单峰值函数, 虽然仅有一个极小值, 但它却位于一条连续的、弯曲的脊线的底

部,图 4(c)的实验结果表明,UPSO 算法获得了显著的优化性能,而其它算法差别不大,在细微的差别中,仍

然存在 DUPSO 优于 DPSO,HUPSO 优于 HPSO 的结果.

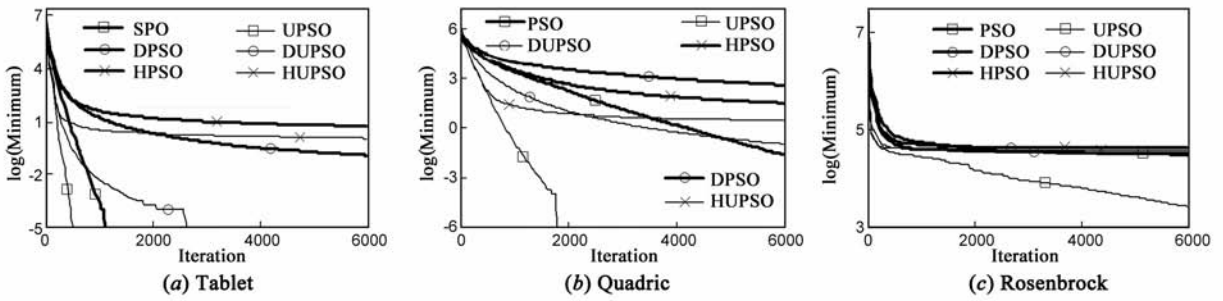


图4 30-D单峰值适应度函数下算法收敛性

可见,在单峰值函数的优化中,以 UPSO 为基础的算法能够获得更好的优化性能.

结果.

图 5 是具有均匀分布极小值的函数 Griewank、Rastrigin 的实验结果.均匀分布极小值函数表现出比较复杂的实验结果.在 Griewank 函数的优化中,HPSO 表现了最好的优化性能.HPSO 优于 HUPSO,DPSO 优于 DUPSO,UPSO 优于 PSO,并且差异较为明显.而在 Rastrigin 函数的优化中,尽管 DUPSO 与 HUPSO 均优于 DPSO 以及 HPSO,但 UPSO 较 PSO 性能下降显著.

由图 6(a)对函数 Schaffer 的实验结果表明,尽管 UPSO 较 PSO 获得的性能改进不明显,但以 UPSO 为基本算法的 DUPSO 获得了最为显著的性能,同时以 UPSO 为基本算法的 UPSO、HUPSO 以及 DUPSO 均获得了较对应算法 PSO、HPSO、DPSO 更好的算法效率与精度.图 6(b)是函数 Rastrigin* 的实验结果.DUPSO 以及 HUPSO 均获得了较 DPSO 及 HPSO 更为优良的优化性能,尤其 DUPSO 算法在迭代 1980 次后获得了函数的最小值.UPSO 较 PSO 性能有所提高,但不明显.

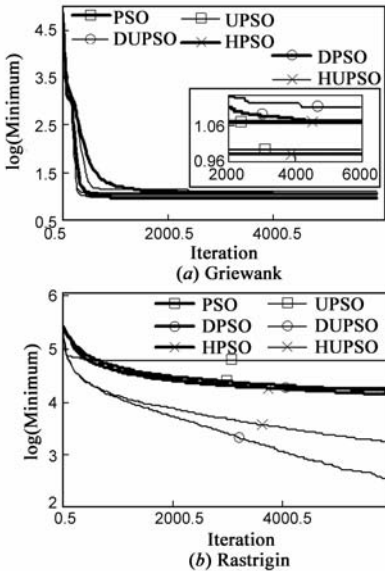


图5 30-D均匀多峰值适应度函数下算法收敛性

原因在于,由于所有的粒子具有相同的全局最优值,当迭代开始时,个体的极小值更趋向于函数的极小值,因此导致的大量粒子具有相同的个体极小值;又由于优化函数极小值均匀分布,使得全局极小值与局部极小值之间存在新的极小值的可能性变大,满足 3.3 节的假设.因此,对均匀极值函数的优化,PSO 更符合函数的特征,算法的实验结果也表现出更加复杂的特点.

非均匀多峰值函数的实验说明,以 UPSO 为基础的算法能够改善算法的性能.同时,与均匀分布多峰值函数比较,以 UPSO 为基础的算法实验结果更加稳定一致,且性能更优.

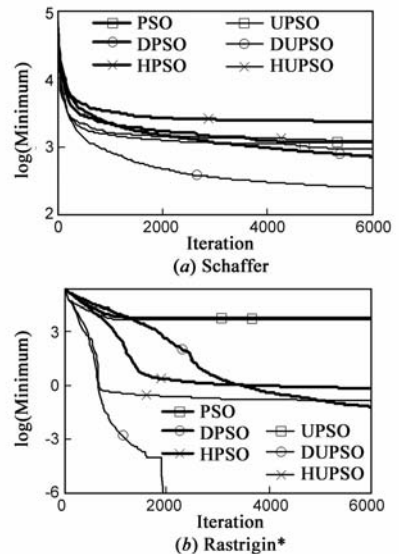


图6 30-D非均匀多峰值适应度函数下算法收敛性

6 结论

本文通过对基本 PSO 算法的研究,定义了搜索中心的概念,并且计算了搜索中心在全局最优解与局部最优解之间的分布密度函数,指出其搜索的不均匀性能够导致粒子聚集,使得算法的全局搜索能力下降.进

实际应用中的问题多数为非均匀多峰值函数的优化,因此对非均匀多峰值函数优化性能是研究的重点.图 6 是非均匀多峰值函数 Schaffer 及 Rastrigin* 的实验

而提出了在全局最优解与局部最优解之间具有均匀搜索密度的均匀搜索粒子群算法 UPSO。

本文通过对 6 个经典 Benchmark 函数及一个改进的函数进行实验并对比研究表明,基于均匀搜索思想改进后的 UPSOs 算法在单峰值以及非均匀多峰值函数的优化中较基本的 PSOs 算法具有更好的收敛速度,在摆脱局部极值、提高收敛精度等方面均具有明显的优势。

较 PSO 算法,以 UPSO 为基础的算法在函数尤其非均匀多峰值函数的优化中具有更好的收敛速度和算法稳定性,此外 UPSO 算法减少了一个学习因子 h 和一个随机变量 r ,简化了算法,提高了效率。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. Proc IEEE International Conference on Neural Networks[C]. USA: IEEE Press, 1995. 1942 - 1948.
- [2] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[A]. Proc Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science[C]. Nagoya, Japan: IEEE Press, 1995. 39 - 43.
- [3] Eberhart R C, Simpson P K, Dobbins R W. Computational Intelligence PC Tools[M]. Boston, MA: Academic Press Professional, 1996.
- [4] Shi Y, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization[A]. Proc 7th Annual Conference on Evolutionary Programming[C]. Washington DC: IEEE Press, 1998. 591 - 600.
- [5] Bergh F D, Engelbrecht A P. A study of particle swarm optimization particle trajectories[J]. Information Science, 2006, 176(8): 937 - 971.
- [6] Kazemibal, Mohanck. Multi-phase generalization of the particle swarm optimization algorithm[A]. Proc the 2002 Congress on Evolutionary Computation[C]. Honolulu: IEEE Computer Society, 2002. 489 - 497.
- [7] 张长胜, 孙吉贵, 欧阳丹彤. 一种自适应离散粒子群算法及其应用研究[J]. 电子学报, 2009, 37(2): 299 - 304.
Zhang C S, Sun J G, Ouyang D T. A self-adaptive discrete particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(2): 299 - 304. (in Chinese)
- [8] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. Proc IEEE International Conference on Computation Intelligence[C]. Anchorage: IEEE Press, 1998. 69 - 73.
- [9] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[A]. Proc IEEE International Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Computer Society, 2001. 101 - 106.
- [10] 胡旺, 李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2007, 18(4): 861 - 868.
Hu W, Li Z S. A simpler and more effective particle swarm

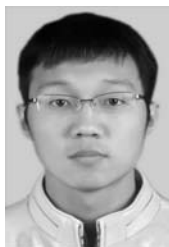
optimization algorithm[J]. Journal of Software, 2007, 18(4): 861 - 868. (in Chinese)

- [11] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416 - 420.
Lü Z S, Hou Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416 - 420. (in Chinese)
- [12] Ratnaweera A, Halgamuge S, H Watson. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Trans, 2004, 8(3): 240 - 255.
- [13] 周雅兰, 王甲海, 印鉴. 一种基于分布估计的离散粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2008, 36(6): 1242 - 1248.
Zhou Y L, Wang J H, Yin J. A discrete particle swarm optimization algorithm based on estimation of distribution[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(6): 1242 - 1248. (in Chinese)
- [14] 高芳, 崔刚, 吴智博, 杨孝宗. 一种新型多步式位置可选择更新粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 529 - 534.
Gao F, Cui G, Wu Z B, Yang X Z. A novel multi-step position-selectable updating particle swarm optimization algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 529-534. (in Chinese)
- [15] Xie X F, Zhang W J, Yang Z L. A dissipative particle swarm optimization[A]. Proc the 2002 Congress on Evolutionary Computation[C]. Honolulu: IEEE Computer Society, 2002. 1456 - 1464.
- [16] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: Explosion stability and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58 - 73.

作者简介



吴晓军(通信作者) 男, 1970 年生, 陕西凤翔人, 陕西师范大学计算机科学学院副教授, 西北工业大学自动化学院副教授. 研究方向为模式识别与智能系统, 嵌入式系统.
E-mail: wythe@snnu.edu.cn



杨战中 男, 1988 年生, 山东省菏泽市人, 西北工业大学自动化学院硕士研究生. 研究方向为模式识别与智能系统, 系统工程.

赵明 男, 1986 年生, 黑龙江省鹤岗市人, 西北工业大学自动化学院硕士研究生. 研究方向为模式识别与智能系统, 系统工程.