

线性递减的粒子群优化算法

林伟民,周宁宁

(南京邮电大学 计算机与软件学院,江苏 南京 210003)

摘要:粒子群优化算法(PSO)是一种仿生类的全局优化算法,它借助记忆与反馈机制完成了寻优搜索。该算法受到了鸟类觅食活动的启发而得,其基本思想源于对鸟类简化社会模型的研究及行为模拟,其中的每个个体充分利用自身与群体的智能,不断地调整学习,最终得到满意解。该算法常用于求解非线性问题、组合优化问题等。因其具有易理解,易实现,控制参数少,收敛速度快等优点,该算法一经提出就吸引了广泛的关注,逐渐成为一个新的研究热点。然而粒子群优化算法也有些不足,如搜索精度不高,易早熟以及易陷入局部极值等。而且算法在搜索后期也有产生振荡现象的可能,使得算法收敛起来会较慢。所以,文中就粒子群在迭代后期所出现的振荡现象进行了研究,并作出改进,提出了一种飞行时间单调递减的粒子群优化算法。新算法改善了算法的寻优能力,减小了粒子在寻优过程中的振荡现象。

关键词:粒子群;优化;振荡现象

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)10-0067-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.10.016

A Particle Swarm Optimization Algorithm of Linear Decreasing

LIN Wei-min, ZHOU Ning-ning

(College of Computer and Software, Nanjing University of Posts & Telecommunications,
Nanjing 210003, China)

Abstract: Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is a global optimization algorithm of bionics, with the help of memory and feedback mechanism to complete the search for optimum. The algorithm is inspired by the foraging birds. The basic idea is the result of the study on birds simplified social model and behavior simulation, each of these individuals makes full use of their own and the collective intelligence, constantly adjusts learning, finally gets satisfied solution. The algorithm is often used to solve nonlinear problem, combinatorial optimization problem and so on. Because of the advantages which is easy to understand and implement, with less control parameters and fast convergence speed, the algorithm is attracted widespread attention since proposing, gradually becoming a new research hotspot. However, there exists a premature convergence, particle swarm optimization algorithm is easy to fall into local optimum and search accuracy of inherent defects, and the algorithm may appears oscillation phenomenon in the late iterations, algorithm's convergence speed is slow. Therefore, based on particle swarm in the late iterations of iterative phenomenon is studied and improved, design a flight time linear decreasing particle swarm optimization algorithm. The new algorithm improves the searching capability, reduces the particle in the oscillation phenomenon in the process of optimization.

Key words: particle swarm; optimization; oscillation phenomenon

0 引言

粒子群优化算法是于1995年由Eberhart和Kennedy两人一起提出的一种新的优化算法^[1]。该算法的基本思想是受鸟类群体捕食过程的模拟以及仿真所得出的研究结果的启示,这种仿真算法是通过研究生物学家Hepper的建模结果得出。从模型当中,一群鸟要飞往一块栖息地,鸟被这一栖息地所吸引,模型中的

鸟群都是知道具体的地点的,但在现实生活中,鸟群根本就不可能知道食物所在的具体位置。因此,Kennedy就意识到鸟群之间是可以共享信息的,这样一来,它们每个个体都可以按照某种规则来评估自己的适应值,每个个体都假定能记住自己当前所搜索到的最佳位置 pbest,此外还可以记住它们这个群体当中目前所搜索到的最佳位置 gbest。鸟群就依靠这两个变量不断调

收稿日期:2013-12-06

修回日期:2014-03-13

网络出版时间:2014-07-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170322)

作者简介:林伟民(1987-),男,硕士,研究方向为图像分割;周宁宁,博士,副教授,CCF会员,研究方向为虚拟现实、图像处理、计算机视觉。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140728.1226.040.html>

整自身位置,最终找到食物所在地。

粒子群优化算法是一种智能优化算法^[2],是函数优化的有效工具,具有全局优化能力。自从诞生以来,PSO 算法已经广泛地应用到模糊控制优化^[3]、信号处理^[4]、图像处理^[5]、电力系统优化^[6]等领域。但算法本身还是存在一些缺点,如精度较低、易陷入局部极值^[7]、在搜索后期可能会出现振荡现象,影响了算法收敛的速度。为解决粒子群的上述缺点,许多学者对粒子群优化算法进行了研究并提出了改进的措施,一般都是关于拓扑结构、算法的参数设置以及进化公式的改进,还有一些则是结合了其他一些算法的优点来提高粒子群算法的优越性。最具代表性的几种 PSO 算法有:线性递减 PSO 算法、多环拓扑结构的 PSO 算法、带压缩因子的 PSO 算法、混沌粒子群优化、自适应 PSO 算法等。这些算法虽然都能对粒子群的一些缺点进行改进,但对于振荡现象的改进却不是很明显。针对粒子群优化算法在搜索过程中所出现的振荡现象,文中对算法的公式进行了研究,提出了一种新的算法:飞行时间单调递减的 PSO 算法。改善了算法的寻优能力,提高了算法的效率。

1 粒子群算法的原理

在粒子群优化算法中,优化问题的每个可行解都被看成是搜索空间的一只鸟,且粒子本身无重量和体积可言,每个粒子在解空间中飞行,并由速度决定其方向和距离。PSO 算法先在可行解空间中随机初始化一群粒子,生成初始种群,之后由目标函数确定一个适应值。接着在每一代粒子群中,粒子会跟踪两个极值,一个是粒子本身找到的最优值 pbest,另一个则是整个粒子群所找到的最优值 gbest。通过粒子追随当前的最优粒子在解空间中搜索,并经过逐代搜索,最后找到最优解。

假设有 m 个粒子在一个 D 维搜索空间中,粒子就可看作是其中的一个向量, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 代表了 D 维搜索空间里粒子 i 所在的位置, $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 代表了粒子 i 迭代过程中的速度。可以设定粒子 i 到目前为止所找到的最佳位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ($i = 1, 2, \dots, m$),所有粒子中最佳位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ ($i = 1, 2, \dots, m$)。可以通过以下公式来分析粒子群算法:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_1 (p_i - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (p_g - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, D$; t 为算法的当前迭代次数; c_1 和 c_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 上的随机数。

式(1)和式(2)组成的算法称为基本粒子群算法。

$$v_{ij}(t+1) = w * v_{ij}(t) + c_1 r_1 (p_i - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (p_g - x_{ij}(t)) \quad (3)$$

其中, w 被称为惯性权重^[8]。

标准粒子群优化算法由式(2)和式(3)组成。从社会角度^[9]来分析以下 PSO 算法。式(3)由三部分组成,第一部分为粒子的惯性速度项,后两项分别为自我认知项和社会认知项。惯性速度项体现了粒子的记忆功能; c_1 表示粒子自身经验的认知能力,调节粒子飞向自身位置方向的前进步长; c_2 表示粒子社会经验的认知能力,调节粒子向全局最优位置前进的步长;惯性因子 w ,控制着前一速度对当前速度的影响,它可以对算法的全局搜索能力和局部搜索能力进行调节, w 值增大时,全局搜索能力也跟着变强,局部搜索能力也相应减弱,否则,结果就会与之相反。

2 改进的粒子群优化算法

粒子群优化算法也可以从邻近粒子的定义的不同分为两类^[10]:全局模式的 PSO 算法以及局部模式的 PSO 算法。两种粒子群算法的差异就在于粒子的领域位置不同。全局版本中,粒子跟踪的两个极值分别为自身最优位置和群体最优位置,而局部版本中,粒子跟踪拓扑领域中整个粒子群的最优位置。其中,全局版本的 PSO 算法收敛较快,缺点是很容易陷入局部最优值,而局部版本的 PSO 算法可找到更优的解,但速度不如全局版本的快。文中所提到的算法就属于全局版本粒子群算法。

关于粒子群算法的改进,方法种类非常繁多,并且取得了优异的成果。这些改进的策略以及方法虽然各不相同,但大体上也都是针对粒子群算法的两个缺陷进行改进的。一是粒子群算法极易陷入局部最优值,经过多次迭代都无法跳出,从而导致搜索不到全局最优解。二是粒子群算法的收敛速度较慢。基于粒子群算法这两方面的缺点,国内外的研究者提出了大量的改进方法来克服这些缺点,大部分粒子群优化算法的改进思路都是针对公式的优化^[11]、策略的优化^[12]、参数的改进^[13]和种群规模的改进^[14]等。

粒子群算法主要是利用个体的局部最优位置和群体的全局最优位置来不断地更新自身的信息,算法分析和实用起来都比较简单方便,速度也很快。但粒子在寻找最优解的过程中,也会在最优解附近产生振荡现象。即使改进了惯性因子和学习因子,振荡现象依旧难以避免。而且所得到的解很有可能是局部最优解。公式(2)可以看作: $x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) * 1$ 。

在粒子群算法中,粒子每次更新自己的位置信息

时,飞行时间选择的都是 1。而在算法的起始阶段,粒子离最优位置较远,所需飞行的时间要偏长些,而到了后期,粒子离最优位置较近,所以所需的时间又偏短些,如果还是一直保持原来那种状态飞行,那就有越过最优位置的可能,进而造成振荡现象的产生。所以在标准粒子群算法(2)中,把飞行时间固定为 1 是很不合适的,它会降低算法的搜索效率。由上述分析可以看出:飞行时间应该是随着迭代次数线性递减的,所以综上分析对公式提出新的改进。

$$x_{ij}(t + 1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t + 1) * T \quad (4)$$

$$T_i = T_{\max} - \frac{T_{\max} - T_{\min}}{it_{\max}} * t \quad (5)$$

其中, T 为粒子飞行所用的时间,区域为 $(0, 1)$; T_{\max} 为粒子飞行的最长时间; T_{\min} 为粒子飞行所用的最短时间; t 为算法的当前迭代次数; it_{\max} 为粒子的最大迭代次数。

算法的基本步骤如下:

(1) 初始化: 设定最大迭代次数 T_{\max} , 随机初始化粒子群和粒子的飞行速度, 把粒子当前位置赋值给个体最优值 $pbest$, 通过比较找出最优的 $pbest$ 赋值给全局最优值 $gbest$;

(2) 评价每个粒子的适应度: 根据适应值函数计算粒子的适应度值, 如果当前值优于 $pbest$, 则将该值存储到 $pbest$ 中。如果本次迭代所搜索到的最优值优于 $gbest$, 则把本次迭代所搜索到的最优值存储到 $gbest$ 中;

(3) 用进化公式更新粒子: 在每一次迭代中, 都会根据式(1)和式(4)来更新粒子的速度和位置;

(4) 结束判断: 每结束一次迭代看看算法迭代的次数有没有达到最大迭代值或者优化的结果是否已经

达到了设定的最小的误差, 如果其中有一个条件得到满足, 就退出迭代, 这样就可以得到最优位置和最优解, 否则, 转到第(2)步继续执行。

算法流程图如图 1 所示。

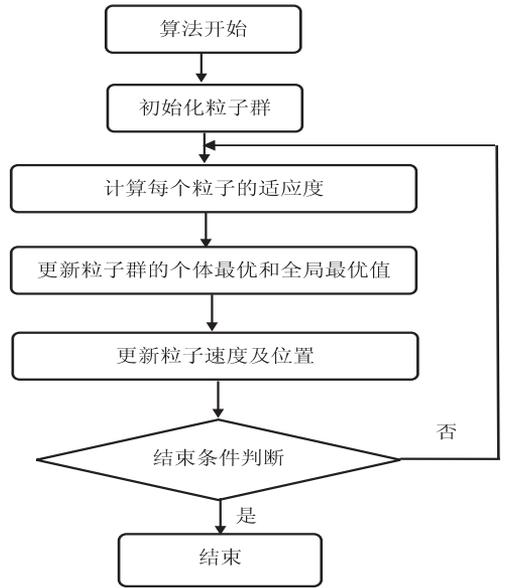


图 1 PSO 算法流程图

3 算法测试

文中对 Sphere, Rosenbrock, Griewank, Rastrigin 四个函数进行测试。相关的函数参数如表 1 所示。参数设置: $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, $c_1 = c_2 = 2$, $it_{\max} = 1\ 000$, $T_{\max} = 0.9$, $T_{\min} = 0.05$, $N = 30$, $V_{\max} = X_{\max}$; 在基于压缩因子 PSO 算法中, $c_1 = c_2 = 2.05$ 。算法的测试平台为 Matlab7.12, 运行次数为 20 次。表 2 中的平均迭代次数和迭代次数范围都是基于这运行的 20 次进行比较的。

表 1 测试函数

函数名	函数表达式	维数	变量范围	最优值	目标值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	10	$[-100, 100]^n$	0	$1e^{-5}$
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2)$	10	$[-30, 30]^n$	0	100
Griewank	$f_3(x) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	10	$[-5.12, 5.12]^n$	0	$1e^{-1}$
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	10	$[-600, 600]^n$	0	10

表 2 测试函数优化结果

算法	f_1			f_2			f_3			f_4		
	平均迭 代次数	迭代次 数范围	收敛 次数									
LDWPSO	486	457 ~ 534	20	64	33 ~ 131	16	394	370 ~ 439	12	168	121 ~ 228	8
压缩因子 PSO	451	381 ~ 520	20	29	21 ~ 37	19	318	224 ~ 710	13	177	108 ~ 296	11
飞行时间单调递减 PSO	249	234 ~ 254	20	31	22 ~ 43	19	198	162 ~ 247	14	144	102 ~ 218	13

从表 2 中可以看出:考虑函数 f_1 , 三种 PSO 算法的收敛次数都同为 20 次, LDWPSO 算法的平均迭代次数是 486, 压缩因子 PSO 算法的平均迭代次数为 451, 而飞行时间单调递减的 PSO 算法的平均迭代次数是 249, 明显比前两种粒子群优化算法迭代的次数少。对于函数 f_2 , LDWPSO 算法的平均迭代次数是 64, 压缩因子 PSO 算法是 29, 而飞行时间单调递减的 PSO 算法是 31, 跟压缩因子的差不多。对于函数 f_3 , 三种粒子群算法的平均迭代次数分别为 394、318、198, 飞行时间单调递减的 PSO 算法的平均迭代次数较少。对于 f_4 函数来说, 三种算法的平均迭代次数分别为 168、177、144, 飞行时间单调递减的 PSO 算法的平均迭代次数依旧最少。所以, 通过以上分析可以看出, 与带压缩因子的粒子群算法和 LDWPSO 算法相比, 飞行时间单调递减的 PSO 算法的效果明显较好。综述, 飞行时间单调递减的 PSO 算法减少了振荡现象的产生, 改善了算法的寻优能力。

4 结束语

文中把飞行时间单调递减的思路引入到粒子群算法中, 主要依据这样的理论: 在算法的起始阶段, 粒子离最优位置较远, 所需飞行的时间要偏长些, 而到了后期, 粒子离最优位置较近, 所以所需的时间又偏短些, 如果依旧保持原来的状态继续朝前飞行, 则就越过最优位置的可能性, 进而就会产生振荡现象。引入之后便能比较合理地控制不同位置时飞行所需时间, 从而使算法的效率更高。算法测试结果表明了飞行时间单调递减的粒子群算法减少了振荡现象, 提高了算法的效率。

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y. Swarm intelligence [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2001.

[2] Engelbrecht A P. Fundamentals of computational swarm intelligence [M]. New York: Wiley, 2009.

[3] Das Sharma K, Chatterjee A, Rakshit A. A hybrid approach for design of stable adaptive fuzzy contrllers employing Lyapunov theory and particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(2): 329-342.

[4] Sun Jun, Fang Wei, Xu Wenbo. A quantum-behaved particle swarm optimization with diversity-guided mutation for the design of two-dimensional IIR digital filters [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2010, 57(2): 141-145.

[5] Gao Hao, Xu Wenbo, Sun Jun, et al. Multilevel thresholding for image segmentation through an improved quantum-behaved particle swarm algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 934-946.

[6] Voumvoulakis E M, Hatzigiorgiou N D. A particle swarm optimization method for power system dynamic security control [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(2): 1032-1041.

[7] Li Changhe, Yang Shengxiang. An adaptive learning particle swarm optimizer for function optimization [C]//Proc of IEEE congress on evolutionary computation. Trondheim: IEEE, 2009: 381-388.

[8] Shi Yuhui, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [C]//Proceedings of the IEEE international conference on evolutionary computation. Anchorage, AK: IEEE, 1998: 69-73.

[9] 曾建潮, 介倩, 崔志华. 微粒群算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[10] Eberhart R C, Shi Yuhui. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [C]//Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation. Seoul: IEEE, 2001: 81-86.

[11] 杨亚平, 谭瑛, 曾建潮. 二次微粒群算法及其参数选择 [J]. 计算机仿真, 2007, 24(1): 174-177.

[12] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation. Anchorage: IEEE, 1999: 84-89.

[13] 孙书芳, 张家海, 徐林. 一种新型自适应 PSO 算法 [J]. 科教文汇, 2007(14): 196-197.

[14] 许永峰, 张书玲. 带组织的粒子群优化算法—OPSO [J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(2): 234-236.

[15] New York ACM Press, 2001: 285-295.

[11] 邓爱林, 朱扬勇, 施伯乐. 基于项目评分预测的协同过滤推荐算法 [J]. 软件学报, 2003, 14(9): 1621-1628.

[12] Kolb D A. Learning style inventory technical manual [M]. Boston: McBer & Co, 1974.

[13] Larkin-Hein T, Bundy D D. Research on learning style: application in the physics and engineering classroom [J]. IEEE Transactions on Education, 2001, 44(3): 276-281.

[14] 布卢姆. 教育目标分类学: 第一分册 (认知领域) [M]. 上海: 华东师范大学出版社, 1986.

(上接第 66 页)

推荐算法 [J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(9): 1532-1538.

[8] 黄创光, 印鉴, 汪静, 等. 不确定近邻的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机学报, 2010, 33(8): 1369-1377.

[9] 吴发青, 贺棵, 夏薇薇, 等. 一种基于用户兴趣局部相似性的推荐算法 [J]. 计算机应用, 2008, 28(8): 1981-1985.

[10] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]//Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web.

线性递减的粒子群优化算法

作者: [林伟民](#), [周宁宁](#), [LIN Wei-min](#), [ZHOU Ning-ning](#)
作者单位: [南京邮电大学 计算机与软件学院, 江苏 南京, 210003](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014(10)

引用本文格式: [林伟民](#). [周宁宁](#). [LIN Wei-min](#). [ZHOU Ning-ning](#) [线性递减的粒子群优化算法](#) [期刊论文] - [计算机技术与发展](#) 2014(10)