

基于动态距离阈值的并行微粒群优化

张捷^{1,2}, 封俊红¹

(1 广州大学 松田学院信息科学与工程系, 广东 增城 511370; 2 西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 通过给标准微粒群引入动态距离阈值, 将微粒分为最佳位置附近、平均位置附近和其他 3 类, 形成 3 个子种群. 让最佳位置附近的微粒进行集中式细搜索, 让平均位置附近的微粒进行一般搜索, 让其他微粒进行分散式粗搜索, 合理地平衡了粗搜索和细搜索的矛盾, 使得在微粒多样性保持基本稳定的情况下, 实现了收敛速度的提高. 采用并行算法来加快计算速度, 也可以保持群体的多样性, 易于跳出局部最优. 通过仿真实验证实了这种算法是既能增加收敛性又能提高微粒的多样性.

关键词: 微粒群; 优化; 动态距离阈值; 多样性; 并行

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)07-0078-04

The Parellel Particle Swarm Optimization Based on Dynamic Distance Threshold

ZHANG Jie^{1,2}, FENG Jun-hong¹

(1 Information Science and Engineering Department, Sontan College of Guangzhou University, Zengcheng 511370, China;

2 School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Through introducing dynamic distance threshold to standard PSO, the particles are divided into three categories of the vicinity of the best position, the vicinity of the average position and the other position, which are formed three Sub-species. The first category execute concentrated search, the second category do general search and the third category do scatter search, which reasonably balance the contradiction of coarse search and detailed search. This bring about that convergence speed is improved under the circumstance of keeping fundamental stable condition in particle diversity. The parallel algorithm is used to speed up calculating speed, to keep the particle diversity and to jump out local optimization. The simulating experiments have certified that the algorithm can improve not only the convergence but also the particle diversity.

Key words: PSO; optimization; dynamic distance threshold; diversity; parallel

1 引言

微粒群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种群体智能优化算法^[1-2], 群体中的每个个体都可以从其他成员的发现和飞行经历中获益, 从而提高群体的效率. 但 PSO 算法在解决函数优化问题时, 容易陷入局部最优, 出现过早收敛的问题. 而对大多数复杂问题, 有很多很多局部最优, 标准微粒群算法就很容易被欺骗而走到局部最优解^[3-4].

文中通过引入动态距离阈值, 使得大约一半的

微粒在群体最佳位置附近搜索, 其余在其他位置搜索, 可以在保持群体的多样性的同时, 增加收敛速度, 合理平衡了分散粗搜索和集中细搜索的矛盾. 采用并行算法来加速计算, 多种群的分别搜索可以保持整个群体的多样性, 防止早熟现象的发生.

2 标准粒子群算法

假设优化一个含有 d 个变量的连续函数, 其搜索空间就应该为 d 维. 第 i 个微粒的位置和速度分别表示为: $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}]$ 和 $V_i = [v_{i,1},$

$v_{i,2}, \dots, v_{i,d}$]. 第 k 次迭代时微粒的最佳位置为 $(Pbest)P_i = [p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,d}]$, 群体的最佳位置 $(Gbest)P_g = [p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,d}]$. 每次迭代中, 种群中的粒子按照如下公式更新位置和速度:

$$v_{i,j}(k+1) = w \cdot v_{i,j}(k) + c_1 \cdot U(0,1) \cdot (p_{i,j}(k) - x_{i,j}(k)) + c_2 \cdot U(0,1) \cdot (p_{g,j}(k) - x_{i,j}(k)) \quad (1)$$

$$x_{i,j}(k+1) = x_{i,j}(k) + v_{i,j}(k+1) \quad (2)$$

式中, 参数 w 是惯性权系数, 是粒子保持上次速度的能力, c_1, c_2 为加速系数, 分别表示跟踪个体最优和全局最优的程度, $U(0,1)$ 表示 $0 \sim 1$ 之间服从均匀分布的随机数.

式(1)中对速度的更新分为三部分, 第一部分为惯性部分, 反映微粒当前速度的影响; 第二部分为认知模式, 反映微粒本身记忆的影响; 第三部分为社会模式, 反映群体信息的影响, 体现微粒间的信息共享. 微粒在这三部分作用下不断调整速度和位置, 从而找到问题的最优解.

3 惯性权系数的作用和影响

式(1)中有三个参数, c_1 和 c_2 在文献[1]中建议使用整数 2, 因为可以使社会部分和认知部分平均为 1. 而惯性权系数 w 反映微粒当前速度的影响, 联系微粒当前的状态, 起到平衡全局和局部搜索的能力. 合理控制与平衡算法的全局搜索和局部改良能力对于找到问题的最优解至关重要^[5]. 较大的惯性权系数有利于跳出局部极小点, 便于全局搜索, 而较小的惯性权系数则有利于对当前搜索区域进行精确局部搜索, 便于算法收敛.

不同的惯性权系数会得到不同的效果, Shi 和 Eberhart 在早期的研究中提出将惯性因子 w 进行线性递减^[5-6], 提出 $w(k) = w_{\max} - k(w_{\max} - w_{\min})/k_{\max}$ 调整公式, 其中 k 为进化代数; Chatterjee 等提出非线性惯性权系数^[7], 提出 $w(k) = (w_{\max} - w_{\min}) * [(k_{\max} - k)/k_{\max}]^n + w_{\min}$ 调整公式.

既然惯性权系数有着调整和平衡全局搜索和局部搜索的能力, 因此可以在不同时段动态修改其数值, 使得达到预想的目标. 上面提出的几个调整公式也主要是通过迭代的不断进行, 最优解会不断改善从而减小其惯性权系数, 使得开始时进行粗搜索最后进行局部细搜索达到寻优目的. 但是, 并没有考虑微粒的多样性和每个微粒的惯性权系数应该不同, 使得迭代一些代后, 几乎剩余几个甚至一个微粒在

迭代.

4 动态距离阈值的并行 PSO 算法

4.1 距离计算

微粒间距离使用最常用的欧几里德距离. 设两个微粒 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}\}$ 与 $X_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd}\}$ 的距离为

$$\sqrt{(x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 + \dots + (x_{id} - x_{jd})^2}$$

式中, d 为变量的维数.

要判断微粒是否在群体最佳位置附近, 可以先设定距离阈值 $L = (x_{\max} - x_{\min})/2$, 在以后每一次迭代后, 修改距离阈值 L 为每个微粒到群体最佳位置距离的平均值. 由于每一次迭代后, 到最佳位置距离的平均值会有所不同, 可能一会变大, 一会变小, 也可能不变, 因此, 距离阈值 L 是动态变化的, 是随着迭代的进行不断修改的. 这样做既符合每次迭代的具体实际情况, 而且可以保证一半左右的微粒在最佳位置附近搜索, 平衡了微粒的多样性和算法的收敛性.

4.2 算法思想

标准 PSO 算法的过早收敛容易产生局部最优的缺点, 原因之一就是随着迭代的进行, 微粒最终都朝着群体最佳位置移动, 最后大多数都集中在群体最佳位置的附近, 很多距离最佳位置相当小(如小于 10^{-6}), 几乎成为同一微粒, 微粒的多样性变得特别小, 到最后会变成接近 0. 因此, 增加多样性必然是克服此缺点行之有效的途径. 依据概率理论, 在平均位置的概率最大, 因此, 可以让微粒的移动尽量远离平均位置来达到离散型的目的, 从而增加多样性.

对 PSO 的算法思想进行分析, 标准 PSO 是让所有微粒向着个体最佳和群体最佳的位置不断移动, 个体最佳也是向着群体最佳位置不断移动, 归根结底就是向着个体最佳位置不断移动, 从而实现全局寻优的目的. 同时 PSO 算法的搜索, 主要起作用的微粒还是在最佳位置附近搜索的微粒, 在最佳位置之外搜到最佳位置的相对几率较小. 因此, 可以将微粒分为两类, 最佳位置附近的和最佳位置之外的. 为了合理平衡集中搜索和分散搜索, 可以让一些微粒在群体最佳位置附近进行集中搜索, 让另一些微粒在其他位置进行分散搜索. 同时, 依据惯性权系数的作用, 大的惯性权系数会增加全局分散粗搜索, 小的惯性权系数会增加局部的集中细搜索, 可以同时动态调整惯性权系数, 达到实际需求. 具体可以让在当前群体最佳位置附近的微粒, 通过减小惯性权系

数来减慢搜索速度,最多不能超过微粒总数的一半,剩余的微粒在其他空间搜索,通过增大惯性权系数来加大搜索速度.具体分为以下三种情况分为三种情况:

情况 1:如果产生的新位置与当前群体最佳位置的距离小于距离阈值,说明新位置在群体最佳位置附近,说明是优良位置,因此接受此位置,使用 $w = w - U(0, w - w_{\min})$ 减少惯性权系数,使得其限制在 $[w_{\min}, w]$ 之内,其中 $w_{\min}$ 为限制的惯性权系数的最小值.

情况 2:如果新位置与平均位置的距离小于距离阈值,说明在平均位置附近,从离散型上考虑,此位置不利于微粒多样性,应该让其尽快跑到其他位置,因此加大惯性权系数,让惯性权等于限制的最大值.

情况 3:除了情况 1 和情况 2 之外的情况,即新位置不在最佳位置附近,也不在平均位置附近,可以不修改惯性权系数,或者让其取 $w_{\min}$ 和 $w_{\max}$ 的平均值,使其继续按原来速度稳定移动.

按这三种情况进行移动,不仅保证了群体最佳位置的优良微粒得到接受和保留,而且多样性得到保证,使得收敛性提高的同时,保证了多样性不会下降到很小.

4.3 并行化处理

由 4.2 节可知,整个种群可以分为 3 类,这样可以将种群分为 3 个子种群,如果让每个子种群在自己的群内进行搜索,这样就形成了三个最佳位置,不同的子种群跟随不同的最佳个体.同时,让每个子种群在一个子进程上执行,群体间信息的共享采用主进程来实现,主进程和子进程并行执行,达到不同子种群的并行 PSO 算法.

具体模型可以采用孤岛模型(Island Model)^[8-9],在孤岛模型中,允许将个体发送给任何其他子种群.本文将其进行改进,让每个子种群的进程都只和主进程进行通信,各子进程将自己负责的子种群的最佳微粒和最佳值发送给主进程,主进程对接收到的最佳值进行比较,将形成的整个群体的最佳位置和最佳值广播给每个子进程,子进程用接收到的整个群体的最佳值来替换最差值,这样可以起到遗传算法中的优胜劣汰.为了减少通信时间,可以减少主进程和子进程的通信,可以采用两种策略.第一种是进行固定次数迭代后再通信,第二种是在满足一定条件时再进行通信.第一种策略比较简单易行,但是在迭代后期可能固定次数迭代后最佳值根本没

有变化或变化很小,引起无效通信,浪费通信时间.本文采用的第二种策略是在第一种策略基础上进行的改进,当子群体最佳值比主进程的整个群体最佳值优良时才进行发送,同时接受主进程的群体最佳值,判断是否有其他子种群的最佳值更优.为了弥补在当前子群体多次找不到更优的个体而其它子种群找到了,可以增加在进行固定次数后接收主进程广播的群体最佳值.

4.4 算法步骤

Step1:在搜索空间内随机初始化种群中各微粒的位置和速度.

Step2:评价所有微粒,产生个体最优 Pbest,进而产生全局最优 Gbest.

Step3:将全体微粒依据 4.2 节划分为 3 个子种群,即最佳位置附近,平均位置附近和其他三个.由每个子种群所有微粒得到子种群的 Lbest.然后对每个子种群分别进行下列操作.

Step4:对每个子种群分别使用式(1)和式(2)更新速度和位移;此时式(1)中的 $p_{g,j}(k)$ 表示当前个体所在子种群的群体最佳位置,不是全体微粒的最佳位置;计算新位置与子种群 Gbest 的距离,如果小于距离阈值,则判断 Gbest 空间位置中微粒是否超过子种群微粒总数的一半.如没是,使用 $w = w - U(0, w - w_{\min})$ 来修改惯性权系数,否则转 Step5.

Step5:计算微粒到自己所在子种群平均位置的距离,判断是否在中心位置之内,如果是,使用 $w = w_{\max}$ 修改惯性权系数,否则转 Step6.

Step6:使用 $w = (w_{\min} + w_{\max})/2$ 修改惯性权系数,其中 $w_{\min}, w_{\max}$ 分别为 w 的下界和上界.

Step7:计算微粒到自己所在子种群最佳位置的平均值,作为下次迭代的距离阈值返回.

Step8:评价子种群中所有微粒,产生子种群个体最优 Pbest,进而产生子种群群体最优 Lbest.

Step9:若该进程的最优 Lbest 优于主进程全局最优 Gbest,则发送 Lbest 到主进程,同时接收主进程的 Gbest,判断是否有更优的,若有,则用其替换子种群中最差的.

Step10:判断是否到达迁徙周期,如果到达,则执行 Step10.1 到 Step10.4,否则转 Step11.

Step10.1:主进程将接收到的各子进程的 Lbest 比较得到全局最优 Gbest;

Step10.2:将全局最优 Gbest 广播到各子进程;

Step10.3:各子进程将接收到的 Gbest 和接收前 Lbest 进行比较,若 Gbest 更优,则用其替换此子

种群中的最差个体.

Step10.4:转 Step3 循环.

Step11 若终止条件满足,输出最优解 Gbest 和最优值,否则转 Step4 循环.

5 仿真实验

5.1 测试函数

采用 4 个著名的 benchmarks 问题来进行测试,4 个测试函数都取 30 维.分别采用线性惯性权系数 PSO(标记为 LPSO),非线性惯性权系数 PSO(标记为 NLPSO)和本文提出的基于动态距离阈值的并行微粒群优化(标记为 PDPSO)3 种 PSO 方法进行测试比较.三种 PSO 种群大小都设置为 30,惯性权系数设置在 [0.2,1.2]闭区间内,加速系数 c_1 、 c_2 均取 2.

(1) Sphere 函数: $f(X) = \sum_{i=1}^n x_i^2, |x_i| \leq 100;$

(2) Rosenbrock 函数: $f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], |x_i| \leq 30;$

(3) Rastrigrin 函数: $f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10], |x_i| \leq 5.12;$

(4) Schwefel's Problem 2.22: $f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|, |x_i| \leq 10$

5.2 仿真试验结果

三种 PSO 都预先设定 2 000 次迭代,分别独立运行 30 次,对取所得的最佳值的平均值和标准偏差进行比较;分别计算多样性,取 50 次独立运行的平均值进行比较.5 个测试函数的平均值和标准差如表 1 所示.

表 1 2 000 次迭代测试函数对 3 种 PSO 的仿真结果

函数名	PDPSO		LPSO		NLPSO	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
Sphere	9.3289e-8	3.1245e-07	4.387 7	0.743 9	1.087 6	2.858 0
Rosenbrock	3.762 6	0.432 6	6.592 7	2.018 5	5.844 2	0.850 3
Rastrigrin	3.872 1	0.365 3	5.052 0	0.455 1	4.596 7	0.085 6
Schwefel's Problem	1.0216e-05	2.4862e-06	2.4476e-05	3.3583e-05	3.239 3	0.275 4

由表 1 可知,对 Sphere 函数和 Schwefel's Problem 而言,2 000 次迭代后,本文提出的 PDPSO 已经快接近理论最优值,明显比线性惯性权系数 LPSO 和非线性惯性权系数 NLPSO 收敛速度快,标准差也十分小,说明对随机初值和操作的依赖程度小,即离线鲁棒性好.对 Rosenbrock 函数而言,在 2 000 次迭代后都均未达到理论最优值,但 PDPSO 很明显更接近最佳值,平均值和标准差都小的多,明显有较好的收敛性和鲁棒性.对 Rastrigrin 函数而言,平均值要比 LPSO 和 NLPSO 小,标准差比 NLPSO 大,比 LPSO 小.

总的来说,从仿真结果可以看到,本文提出的基于动态距离阈值的并行 PSO 算法 PDPSO 在收敛精度、稳定性和鲁棒性方面优于 LPSO 和 NLPSO,而且收敛速度快,能够满足工程实际要求.

6 结束语

从算法思想和实验仿真,都能够看出基于动态距离阈值的并行 PSO 有很好的收敛性和群体多样性,既能保持群体的多样性,又能加快收敛速度.提

出的动态距离阈值既符合实际微粒运动的规律,又可以平衡分散粗搜索和集中细搜索;采用并行计算既可以减少计算时间,又可以在一定程度上跳出局部最优.

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, 1995:1942-1948.

[2] 郭建涛,王宏远.基于粒子群算法的跳频信号参数盲估计[J].微电子学与计算机,2009,26(7):164-167.

[3] 张雯,杨春明,罗雪春.改进的粒子群优化算法[J].微电子学与计算机,2007,24(2):70-74.

[4] 蒋秀洁,袁兆强,黄景光.基于 DPSO 的改进 AO* 算法在大型复杂电子系统最优序贯测试中的应用[J].计算机学报,2008,31(10):1835-1840.

[5] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [C]// Evolutionary Computation Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, 1998:69-73.

(下转第 85 页)

算法. 基于数字签名的算法如果数字签名泄密则可能被伪造, 基于水印的算法由于水印的嵌入和提取而改变了视频的内容, 因此作为呈堂供物不再被接受. 为解决以上这些难题, 我们提出了一种有效的视频认证算法, 该算法能够检测出多种视频篡改攻击. 所提出的算法计算视频中所有相邻帧的相对相关信息, 并把这些信息映射到一个非线性的 SVM 分类超平面上, 来确定视频是否已被篡改. 在一个包含 640 个已篡改和未篡改的视频延拓数据库上对该算法进行了验证, 结果表明所提算法的分类准确率为 99.0%.

参考文献:

- [1] Zude Zhou, Youan Xiao. A new kind of self-certified proxy digital signature scheme[C]// 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. China, Wuhan, 2008: 766-769.
- [2] Xiangjun Xin, Gang Li, Wei Li. Digital signature scheme with a(t, l) threshold subliminal channel based on RSA signature scheme[C]// 2008 International Conference on Computational Intelligence and Security. China, Suzou, 2008: 342-346.
- [3] Ivan Jaramillo, Eduardo Romero, Karen Ortega, et al. Authentication and digital signature USB device for telemedicine applications[C]// Proceedings of the 7th International Caribbean Conference on Devices, Circuits and Systems. Mexico, 2008: 1-5.
- [4] Wang Dajinn, Chang Yinchuan, Lin Yinting, et al. H.264 video authentication based on semi-fragile watermarking [C]// 2008 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. China: Harbin, 2008: 659-662.
- [5] Leung H, Chen Siyue. Chaotic watermarking for video authentication in surveillance applications[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(5): 704-709.
- [6] Gaetano Giunta, Stefano Chessa, Roberto Di Pietro, et al. Mobile application security for video streaming authentication and data integrity combining digital signature and watermarking techniques[C]// IEEE 65th Vehicular Technology Conference. Ireland: Dublin, 2007: 634-638.
- [7] Xiamu Niu, Ang Li, Changyin Liang. Video authentication and tamper detection based on cloud model[C]// Proceedings of the Third International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. China: Shanghai, 2007.
- [8] Vapnik VN, The nature of statistical learning theory[M]. Berlin: Springer Verlag, 1995.
- [9] Minghu Ha, Qiming Niu, Aibing Ji. Support vector machine learning from positive and unlabeled samples[C]// Proceedings of the Third International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering. China: Xiamen, 2008: 978-982.
- [10] Corneliu Lazar, Adrian Burlacu. Image features detection using phase congruency and its application in visual servoing[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing. Romania: Cluj-Napoca, 2008: 47-52.

作者简介:

杜昌钰 男, (1967-), 副教授, CFF 高级会员. 研究方向为信息安全.

(上接第 81 页)

- [6] Shi Y, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE World Congress on Evolutionary Computation. Washington, 1999: 1945-1950.
- [7] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers and Operations Research, 2004, 33(3): 859-871.
- [8] Barry Wilkinson, Michael Allen. 并行程序设计[M]. 陆鑫

达, 译. 北京: 机械工业出版社, 2006: 314-317.

- [9] 黄芳, 樊晓平. 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(2): 175-179.

作者简介:

张捷 男, (1974-), 博士研究生, 讲师. 研究方向为智能计算、模式识别.

封俊红 女, (1975-), 硕士研究生, 讲师. 研究方向为专家系统.