

以度为规则的小世界粒子群算法

靳雁霞, 银 莉, 张晓闻, 张 鑫

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 针对粒子群算法快速收敛, 容易陷入局部最优的现象, 提出了一种以度为规则的小世界粒子群算法. 该算法将粒子群的分布引入小世界模型, 给小世界的随机连接赋予一个规则, 即将度最大的粒子和度最小的粒子进行连接, 使粒子之间充分交流, 避免了粒子之间信息交流不充分而出现的早熟收敛现象. 通过测试函数对其进行仿真实验, 实验结果表明, 以度为规则的小世界粒子群算法不易陷入局部最优, 能够更好地寻找最优解, 其性能优于传统的粒子群算法.

关键词: 粒子群; 小世界; 度; 多样性

中图分类号: TP 301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)10-0115-05

A Small-World Particle Swarm Optimization with a Rule of Degree

JIN Yan-xia, YIN Li, ZHANG Xiao-wen, ZHANG Xin

(School of Computer Science and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: For fast convergence and prone to premature phenomenon of particle swarm optimization, proposed a small-world particle swarm optimization with a Rule of degree. The particle swarm distributions use the model of small world network. Give a rule for small-world's random connection, the biggest degree connect to the smallest, making communication more effective between particles, avoiding rapid convergence and has a balance of diversity of particle swarm. Using the standard function to test it, the experimental results show that the particle swarm not easy to fall into local optimum and better finding optimal solution. A small-world particle swarm optimization with a rule of degree is better than the conventional particle swarm algorithm.

Key words: particle swarm; small-world; degree; diversity

1 引言

粒子群算法作为一种基于群体的优化算法, 不可避免地存在着优化算法的缺点, 比如, 容易陷入局部最优、种群多样性差等等. 针对以上问题, 王伟引入子群排斥机制, 提出了一种双层可变子群的动态粒子群优化算法^[1], 提高了种群的多样性, 使粒子群不容易陷入局部最优. 黄太安基于混合蛙跳算法的分组思想, 提出了一种蛙跳简化粒子群算法^[2], 保证了粒子之间的差异性, 有效提高了算法的收敛速度和收敛精度. 石松提出了一种层次环形拓扑结构的动态粒子群算法, 把粒子分配在动态的多环树中, 避

免了粒子陷入局部最优^[3].

1998 年, Watts 和 Strogetz 将小世界思想和网络模型相结合, 提出了小世界网络模型^[4]. 在 1999 年, Newman 和 Watts 通过随机化加边提出了 NW 小世界网络模型^[5], 并验证了小世界网络模型具有较高的聚集系数和较短的平均路径. 文献^[6]基于小世界网络模型, 提出了一种自适应的粒子群算法, 提高了粒子种群的多样性, 避免陷入局部最优. 文献^[7]将小世界网络模型和最优信任路径选择算法相结合, 简单易行, 具有记忆的性能, 但在离散粒子中, 易于陷入局部最优. 文献^[8]根据小世界网络模型, 提出了一种细粒度的拓扑结构, 为每个维度的群体

分配一个特定的粒子网络,既保持了种群的多样性,也提高了算法的全局搜索能力.受以上文献的启发,本文基于 NW 的小世界网络模型,提出了一种以度为规则的小世界粒子群算法,用度最大的粒子和度最小的粒子连接取代随机化加边,不断扩大粒子的邻域,增加粒子种群的多样性.

2 以度为规则的小世界粒子群算法

2.1 DRSW-PSO 算法思想

在本文中,NW 网络模型是按照如下方式构造的:首先将粒子初始化为一环行规则网络,每个粒子与其相邻的 k 个粒子相连接(一般 $k=2$),以概率 p 随机地选择一对节点并将其连接,但是,每两个节点之间最多只能有一条边相连,节点自身不能相连.通过调整 p 值的大小,实现网络拓扑结构的变换.如图 1 所示.

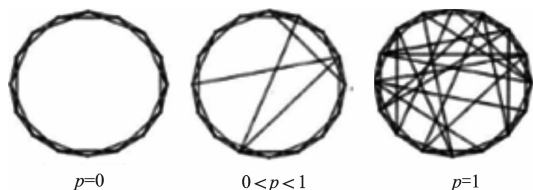


图 1 NW 小世界网络模型

粒子群算法在寻找最优值的过程中,收敛速度过快,导致许多粒子之间的信息得不到交流,将局部最优当做全局最优,会使粒子陷入局部最优.针对这一问题,将 NW 小世界网络模型和粒子群算法相结合,提出了一种以度为规则的小世界粒子群算法,图的平均度(AD)越大说明这个图中粒子与粒子之间的联系就越紧密,粒子之间的聚集程度比较大,所以通过平均度的大小来判断是否要连接粒子.将粒子的分布结构引用小世界网络模型,由于小世界网络具有较高的聚集系数和较短的平均路径,所以可以增加粒子之间的交流,促进粒子的信息共享.

对于 DRSW-PSO 算法来说,每个粒子学习的应该是和度最大的粒子连接的所有粒子的最优值,但是,在式(1)中,粒子学习的是全局最优值 p_g 的速度和方向,这就使得其他粒子寻优的信息丢失,导致粒子快速收敛于 p_g ,出现早熟现象.从这个现象来看,DRSW-PSO 算法设计用和度最大的粒子连接的所有粒子的最优值 $p_{\max}$ 来代替 p_g ,DRSW-PSO 新的速度更新公式定义如(3):

$$v_{ij}(t+1) = w v_{ij}(t) + c_1 r_1 (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (p_{\max,j}(t) - x_{ij}(t)) \quad (3)$$

在式(3)中,粒子种群的寻优能力有了进一步提高,避免了粒子种群陷于局部最优.通过使用阈值 AD_g ,来判断是否更新粒子的邻域结构,增加了种群的多样性.

在粒子群结构中,度是一个节点简单而又重要的概念.在粒子拓扑结构中,一个粒子的度定义为与它相连的粒子的数目.图中所有粒子结点的度的平均值称为图的平均度(AD).图的平均度越大说明这个图中粒子与粒子之间的联系就越紧密,粒子之间的聚集程度比较大.本文采用的 NW 小世界网络模型,将粒子之间的关系用矩阵来表示,两个粒子有连接时,值为 1,没有连接时,值为 0,使用 aver_DeD 来计算每个粒子的平均度,通过 sum(DED)来计算每一行(或者每一列)非零元素的个数,就可以知道粒子的度的大小.通过使用 if 语句,就可以将度最大的粒子和度最小的粒子连接起来.

本文 AD_g 阈值的设定是通过多次实验得出的,通过实验发现 p 值在 0.01 和 0.1 之间时粒子的分布比较均衡, p 值大于 0.1 时,粒子分布过于密集, p 值小于 0.01 时,粒子分布过于分散. p 值在 (0.01, 0.1) 区间内,粒子的平均度最大为 7,所以将 AD_g 的阈值设定为 7.阈值的设定可以避免无止境的改变粒子的结构,提高算法的效率.

2.2 DRSW-PSO 算法步骤

根据 DRSW-PSO 算法的基本思想,本文给出了算法的基本步骤,具体如下所示.

第一步:初始化粒子的速度和位置;

第二步:建立 NW 小世界网络模型;

第三步:计算每个粒子的位置和速度,判断平均度 AD 是否小于阈值 AD_g ;

第四步:将度最大的粒子和度最小的粒子进行连接;

第五步:根据式(3)和(2)更新粒子的速度和位置信息,计算适应值;

第六步:判断是否满足终止条件,满足则退出,否则返回第三步.

图 2 给出了 DRSW-PSO 的算法流程图.

3 DRSW-PSO 的仿真实验

3.1 基本的测试函数

为了能更好地检测算法的效率,采用了四个测试函数,单峰值函数 f_1 和 f_2 、多峰值函数 f_3 和 f_4 ,来对 PSO、ADPSO 和 DRSW-PSO 进行测试比较.通过实验的结果来观察在同一测试函数下算法的收

敛效率和搜索精度.

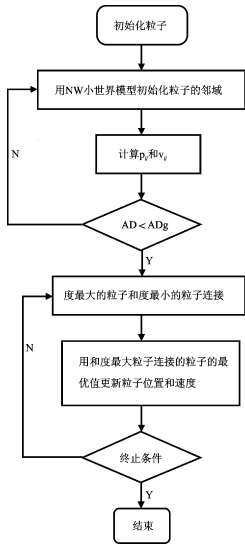


图2 DRSW-PSO 算法流程图

- (1) $F_1(x)$: Sphere 函数表达式及搜索范围
- $$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 (-100 \leq x_i \leq 100)$$
- Sphere 函数为比较简单的单模函数, 在 $\min(f_1) = f_1(0, 0, \dots, 0) = 0$ 时取得极小值 0.
- (2) $F_2(x)$: Rosenbrock 函数表达式及搜索范围
- $$F_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [(x_i - 1)^2 + 100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2]$$
- $(x_i \in [-2.048, 2.048])$
- Rosenbrock 函数是很难极小化单模函数. 在 $\min(f_2) = f_2(1, 1, \dots, 1) = 0$ 时取得极小值 0.
- (3) $F_3(x)$: Ackley 函数表达式及搜索范围
- $$F_3(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) (-32.768 \leq x_i \leq 32.768)$$
- Ackley 函数是连续型的多模函数, 在搜索空间中具有大量的局部极小值点, 当 $\min(f_3) = f_3(0, 0, \dots, 0) = 0$ 时取得全局最小值点.
- (4) $F_4(x)$: Rastrigrin 函数表达式及搜索范围
- $$F_4(x) = \sum_{i=0}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$$
- $(-10 \leq x_i \leq 10)$
- Rastrigrin 函数是一个复杂的多模函数, 在 $S = \{x_i \in (-5.12, 5.12), i = 1, 2, \dots, n\}$ 范围内大约存在 10n 个局部极小点, 在 $\min(f_4) = f_4(0, 0, \dots, 0)$

= 0 时达到全局极小值 0.

3.2 参数测试

实验中所选取的参数有:最大迭代次数 $\text{genmax}=1\ 000$, 惯性权重 $\omega=0.8$, 粒子规模 $\text{popsize}=30$. 经实验得到, 在改进的 DRSW-PSO 中, c_1, c_2 , 代表粒子分别向自身最优、度最大粒子连接的邻域最优的节点学习的随机数, 当 $c_1=1.8, c_2=1.6$ 时, 随机加边的概率 $p=0.05$ 时, 度的阈值 $\text{AD}_g=7$ 时, 取得的效果较好. 迭代结束条件为当进化次数大于最大迭代次数 genmax 时, 停止进化并输出实验结果.

3.3 仿真测试结果

为了便于考查不同算法的性能, 将传统的粒子群算法 PSO, 自适应动态邻居广义学习 ADPSO 算法和 DRSW-PSO 进行比较, 将每个算法独立运行 30 次, 记录并算出各个算法的最大值、最小值、平均值和平均时间. 具体实验结果如表 1 所示.

从表 1 可以看出, 改进的 DRSW-PSO 算法相比较传统的 PSO 算法和 ADPSO 算法具有更好的寻优能力. 从表中的最大值、最小值、平均值和方差可以看出, DRSW-PSO 在单峰函数和多峰函数中效果都比较明显. 在多峰函数 Ackley 和 Rastrigrin 中, 搜索空间中存在着许多最小值, 所以在传统的粒子群优化算法中, 容易陷入局部最优, 搜索不到更好的解, 在 DRSW-PSO 算法中, 根据小世界的思想, 给随机加边赋予一个规则, 将度最大的粒子和度最小的粒子进行连接, 然后将和度最大粒子连接的粒子的最优值作为全局最优值, 这样可以使粒子的寻优能力增强, 避免陷入局部最优. 对于单峰函数 Sphere 和 Rosenbrock 来说, 其优化效果也比较明显. Sphere 函数主要测试算法的寻优精度, 从表中可以看到, 具有 NW 小世界模型的粒子群优化算法, 其寻优能力远远高于 PSO 和 ADPSO. Rosenbrock 函数是一种极难寻找到最优值的函数, 其最优值位于狭长的滑道内, 而且很难提供方向信息, 以度为规则的 NW 小世界粒子群算法, 使粒子的搜索有了一定的方向性, 更容易寻找全局最优值.

为了进一步说明 DRSW-PSO 算法的优越性, 图 3~6 给出了 PSO, ADPSO 和 DRSW-PSO 应用于同一测试函数的曲线, 图 3~6 依次是 Rastrigrin 函数、Ackley 函数、Rosenbrock 函数和 Sphere 函数.

表 1 不同算法的运行结果

测试函数	算法	最大值	最小值	平均值	方差
f_1	PSO	1.05E+03	25.026 8	42.378	7.97E+03
	ADPSO	5.84E+03	11.656 3	49.754 7	1.22E+05
	DRSW-PSO	4.87E+03	2.86E-04	12.150 1	3.81E+04
f_2	PSO	1.71E+08	1.63E+04	1.34E+06	1.51E+14
	ADPSO	2.00E+08	4.25E+03	7.64E+05	9.64E+13
	DRSW-PSO	2.20E+08	1.30E+03	7.93E+05	1.10E+14
f_3	PSO	19.846 4	8.804 1	8.393 4	2.375 1
	ADPSO	20.126 6	6.404	6.568 1	1.532 2
	DRSW-PSO	19.98 34	0.016 3	0.168 6	1.768 6
f_4	PSO	3.76E+03	456.367 8	507.168 6	1.11E+05
	ADPSO	5.72E+03	269.282	305.235 2	1.22E+05
	DRSW-PSO	5.80E+03	251.112 5	290.243 4	9.83E+04

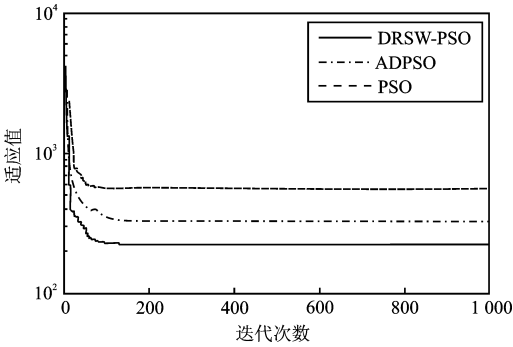


图 3 Rastrigrin 函数仿真对比

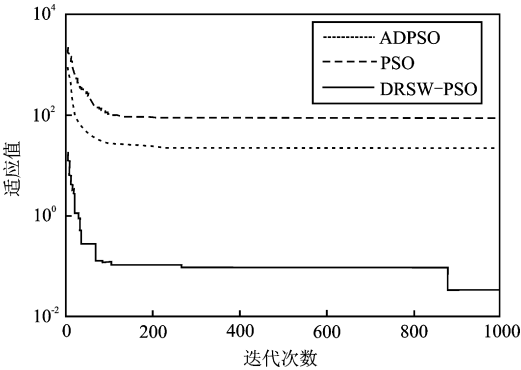


图 4 Ackley 函数仿真对比

从图 3~6 可以看出,传统的粒子群算法在寻优过程中,易于陷入局部最优,而且搜索精度也不高.以度为规则的小世界粒子群算法,以度的规则对粒子进行加边,取代了 NW 小世界模型粒子加边的随机性,使粒子的搜索更有目的和效率,这样不仅仅增加了粒子种群的多样性,而且更利于粒子寻找全局最优值,不易出现早熟收敛现象.

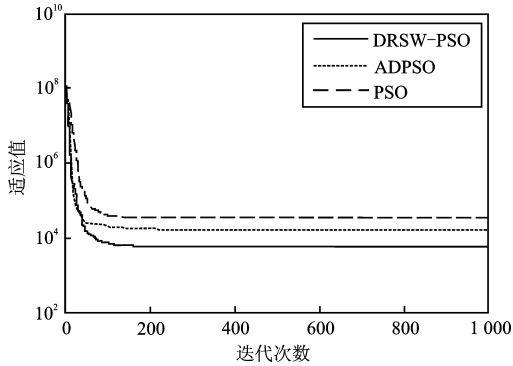


图 5 Rosenbrock 函数仿真对比

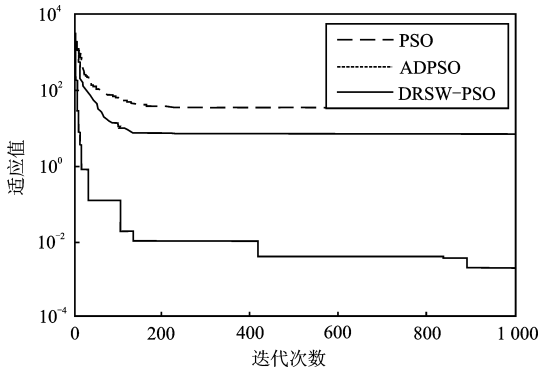


图 6 Sphere 函数仿真对比

4 结束语

本文基于 NW 小世界网络拓扑结构,提出了一种具有度规则的小世界粒子群算法,其特点是将小世界的随机连接赋予一定的规则,避免了粒子种群过早寻找到最优值,陷入局部最优的缺点.与 PSO,

ADPSO 粒子群算法做了对比,仿真的实验结果表明,提出的以度为规则的小世界粒子群算法能够避免粒子种群的聚集,出现早熟现象,维持粒子种群的多样性.在以后的学习中,应该把小世界模型应用于更多拓扑结构中,比如四类结构、金字塔结构等等,在这些模型中应用小世界的思想来优化粒子群算法.

参考文献:

- [1] 王伟,李枚毅,彭霞丹.一种双层可变子群的动态粒子群优化算法[J].小型微型计算机系统,2012,33(1):145-150.
- [2] 黄太安,生佳根,徐红洋,等.一种改进的简化粒子群算法[J].计算机仿真,2013,30(2):327-330.
- [3] 石松,陈云.层次环形拓扑结构的动态粒子群算法[J].计算机工程与应用,2013,49(8):1-5.
- [4] Watts DJ, Strogatz S. Collective dynamics of small-world networks[J]. Nature, 1998, 393(4):440-442.
- [5] Newman MEJ, Watts DJ. Renormalization group analysis of the small-world network model[J]. Phys Lett A, 1999, 263(4):341-346.
- [6] Ming Li, Wenqiang Du, Fuzhong Nian. An adaptive

particle swarm optimization algorithm based on directed weighted complex network[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014(4):1-7.

- [7] Guangquan Xu, Chao Xu. PSO-TPS: An optimal trust path selection algorithm based on particle swarm optimization in small world network[C]// Proceedings - 2nd International Conference on Cloud and Green Computing and 2nd International Conference on Social Computing and Its Applications, Xiangtan: IEEE, 2012:594-600.
- [8] 龚月娇,稽智源.自适应小世界粒子群优化算法[J].计算机工程与设计,2015,36(6):1598-1606.

作者简介:

靳雁霞 女,(1973-),博士,副教授.研究方向为智能优化算法、虚拟现实技术.

银莉(通讯作者) 女,(1991-),硕士研究生.研究方向为智能优化算法. E-mail:826082049@qq.com.

张晓闻 女,(1990-),硕士研究生.研究方向为智能优化算法.

张鑫 男,(1994-),硕士研究生.研究方向为智能优化算法.

(上接第 114 页)

- [3] 吴高峰,蒋玉明,杨林,等.基于 QoS 改进的 Min-Min 网络调度算法[J].微计算机信息,2009,25(27):110-112.
- [4] Venters W, Whitley E A. A critical review of cloud computing: researching desires and realities[J]. Journal of Information Technology, 2012, 27(3): 179-197.
- [5] 邓见光,赵跃龙,袁华强.一种多 QoS 目标约束的云计算任务调度策略[J].计算机应用研究,2016,33(8):1-6.
- [6] Pallis G. Cloud computing: the new frontier of internet computing[J]. IEEE Internet Computing, 2010, 14(5): 70-73.
- [7] YAN G, YU J, YANG X. Reliability-aware workflow scheduling strategy on cloud computing platform[J]. Journal of Computing Application, 2014, 34(3): 673-677.
- [8] 邓见光,赵跃龙,袁华强,等.一种成本驱动的云计算任务调度策略[J].江苏大学学报(自然科学版),2014,35(2):214-219.
- [9] 张腊,刘淑芬,韩璐.基于负载均衡的任务调度算法[J].吉林大学学报(理学版),2014,52(4):769-772.
- [10] 周发超,王志坚,叶枫.一种新型的云任务调度算法

研究[J].中国科学技术大学学报,2014,44(7):590-598.

- [11] Lai Li Yuan Jun, Tao Fei, et al. A study of optimal allocation of computing resources in cloud manufacturing systems [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 63(5-8): 671-690.
- [12] Hirai T, Masuyama H, Kasahara S, et al. Performance analysis of large-scale parallel-distributed processing with backup tasks for cloud computing [J]. Journal of Industrial and Management Optimization, 2014, 10(1): 113-129.
- [13] edersen J M, Riaz M T, Dubalski B, et al. Using latency as a QoS indicator for a global cloud computing services [J]. Concurrency and Computation Practice and Experience, 2013, 25(18): 2488-2500.

作者简介:

葛君伟 男,(1961-),博士,教授.研究方向为云计算以及软件体系架构. E-mail:gejw@cqupt.edu.cn.

王清玲 女,(1990-),硕士.研究方向为云计算.

方义秋 女,(1963-),博士,副教授.研究方向为云计算和软件架构.