

基于 DBSCAN 的自适应 GSA 算法研究

秦 岭, 陶文雯

(南京工业大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 211816)

摘 要: 在万有引力搜索算法(GSA)的基础上,提出了基于 DBSCAN 的自适应万有引力搜索算法(DBAGSA). 算法在首次迭代过程中先通过聚类将种群划分对初始种群进行预处理,然后各子群中的个体再根据其适应度值和引力常数更新自己的速度、位置和引力质量值,并以自适应的方式更新最优解的信息. 通过聚类和自适应的方式提高万有引力搜索算法的搜索能力和收敛速度,并有效平衡其群居探测能力及局部搜索能力. 实验结果表明,改进后的万有引力搜索算法与标准 GSA 算法相比,收敛速度更快而且收敛精度更高.

关键词: GSA 算法;DBSCAN;自适应策略;启发式优化算法

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)12-0062-04

Adaptive Gravitational Search Algorithm Based on DBSCAN

QIN Ling, TAO Wen-wen

(College of Computer Science and Technology, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: In this paper, we provide an adaptive gravitational search algorithm based on DBSCAN. During iterations the initial population is clustered into certain number of groups, and then individuals in subgroups update velocity, position and mass values by their own fitness and gravitational constant values. Individuals adaptively update their information. Clustering and adaption are adopted to improve global search ability and convergence rate. What's more, it provides effective balance between exploration and exploitation. Experimental results show that better performance has been achieved with high convergence rate and better convergence accuracy by using the improved GSA.

Key words: GSA algorithm;DBSCAN;adaptive strategy;heuristic optimization algorithm

1 引言

GSA 算法是 2009 年由伊朗科学家根据牛顿万有引力定律中引力和质量的相互作用提出的. GSA 由于具有较快的收敛速度以及较好的全局搜索能力受到研究人员的广泛关注. 该算法提出后,研究人员在原始标准 GSA 算法上进行了一系列应用与改进的研究. 关于 GSA 的应用主要包括三类:一类是将其用于实际参数优化;一类是用于多目标函数在给定区域上的优化;另一类则是直接将原始 GSA 修改以适应具体应用场景. 基于标准 GSA 算法的改进主要包括与其他智能优化算法的结合、针对标准 GSA 中的主要参数进行改进、对标准 GSA 的算法流程进

行改进,以及对标准 GSA 的更新迭代过程增加新的操作算子等^[1-5].

GSA 算法主要存在的问题是如何平衡全局探测和局部开采,以及加快收敛速度和避免局部最优. 目前,虽然研究人员已经在局部搜索能力、收敛速度以及搜索精度方面对标准 GSA 进行改进,但是在有效平衡探测能力和开采能力方面仍存在不足. 本文首先介绍了通过 DBSCAN 聚类方法对初始种群进行预处理,然后通过自适应的方式迭代更新解的位置. 实验证明,该算法与标准 GSA 比在平衡探测和开采能力方面有更好的表现,收敛速度也更快.

2 万有引力搜索算法(GSA)

本节主要介绍文献[6]提出的万有引力搜索算法.

2.1 万有引力搜索算法理论

GSA 算法是基于物理学中牛顿万有引力定律提出的.“宇宙中任意两个粒子间都存在引力,这种引力与粒子质量的乘积成正比,与粒子间距离的平方成反比.”任意两个粒子之间的引力为

$$F = G(t) \cdot \frac{M \cdot m}{R^2} \quad (1)$$

式中, $G(t)$ 是关于初始引力常量 G_0 和时间 t 的函数, M 与 m 是两个粒子各自的质量, R 是两个粒子之间的欧氏距离.根据牛顿第二定律,质量为 M 的粒子作用于质量为 m 的粒子的产生的加速度为

$$a = G(t) \cdot \frac{m}{R^2} \quad (2)$$

式中,加速度 a 的方向由质量 m 的粒子指向质量 M 的粒子.

2.2 万有引力搜索算法

Esmat Rashedi 教授将 GSA 中的搜索粒子看成是空间中通过万有引力作用实现移动的实体,移动遵循牛顿力学运动规律.目标函数值 $f(x)$, $x \in R^D$ 定义为适应度值函数,大的适应度值对应大的惯性质量,万有引力会促使粒子朝着质量最大的粒子移动,从而逐步逼近较优解从而找到优化问题的最优解.标准万有引力搜索算法流程如图 1 所示.

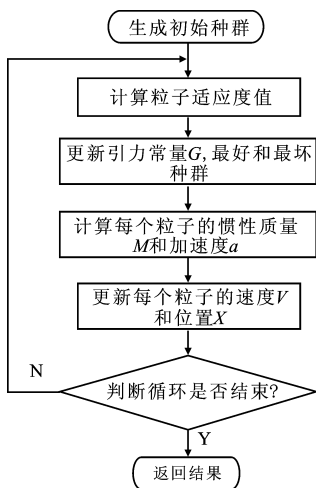


图1 标准 GSA 算法流程图

在 t 时刻,粒子 j 在 d 维上作用于粒子 i 上的分力的大小为

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \cdot \frac{M_{pi}(t) \cdot m_{qj}(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} \cdot (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (3)$$

考虑到计算复杂度和实际情况,式(3)中用 R 与一个极小常量 ϵ 的和替代 R^2 . M_{pi} 是粒子 i 的惯性质量, m_{qj} 是粒子 j 的惯性质量, x_j^d 是粒子 j 在 d 维上的位置, x_i^d 是粒子 i 在 d 维上的位置, $G(t)$ 在本算法中定义如下:

$$G(t) = G_0 \cdot e^{-\alpha T} \quad (4)$$

式中, G_0 是初始引力常量,一般由研究人员自行设定, α 是一个给定常量, t 是当前迭代次数, T 是算法总迭代次数.

为简化计算,将惯性质量进行归一化处理,处理后的质量计算公式如下:

$$M_i(t) = \frac{\frac{\text{fit}_i(t) - \omega(t)}{b(t) - \omega(t)}}{\sum_{j=1}^N \left(\frac{\text{fit}_j(t) - \omega(t)}{b(t) - \omega(t)} \right)} \quad (5)$$

式中, $\text{fit}_i(t)$ 和 $\text{fit}_j(t)$ 分别是 t 时刻时粒子 i 与 j 的适应度值, $\omega(t)$ 是 t 时刻时最差解, $b(t)$ 是 t 时刻时最优解.假设求解最大值问题, $\omega(t)$ 和 $b(t)$ 分别为

$$\omega(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} \text{fit}_j(t) \quad (6)$$

$$b(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} \text{fit}_j(t) \quad (7)$$

如果求解最小值问题,则情况就与之相反.于是, t 时刻粒子 i 在 d 维上受到的合力大小为

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in k_{\text{best}}, j \neq i}^N \text{rand}_j \cdot F_{ij}^d(t) \quad (8)$$

式中,为了尽量避免陷入局部最优解,增加一个介于 0 和 1 的随机数 rand_j 和一个随时间推移逐步减小的参数 k_{best} , k_{best} 初始值为种群粒子数.很据牛顿运动规律对粒子的运动状态进行更新,每次迭代后速度与位置变为

$$v_i^d(t+1) = \text{rand}_i \cdot v_i^d(t) + \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (9)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_{i+1}^d(t) \quad (10)$$

式中, rand_i 是介于 0 和 1 的随机数, $v_i^d(t)$ 和 $x_i^d(t)$ 分别是迭代更新前速度与位置的原始值.

3 基于 DBSCAN 的自适应 GSA 算法

3.1 DBSCAN 聚类算法

DBSCAN 是一种基于密度的空间聚类算法,该算法把簇定义为密度相连的点的最大集合,即将具有足够高密度的区域划分为簇,并可在噪声的空间数据库中发现任意形状的簇类.由于 DBSCAN 不需要提前知道形成簇的数量、聚类速度快而且适用于


```
12 else
13     best = max (fit)
14     if best > F_best
15         F_best = best
16     G_const(i,T), 更新引力常量;
17     update bsave, 更新当前最优解的位置信息;
18     Mass_Calculate, 更新质量信息;
19     A_Calculate(fit, flag_min),更新加速度值;
20     Ifo_Change(X,V,a,bsave),位置更新;
21     return F_best,返回当前最优值;
22
```

输出:
F_best: 最优解.
BChart: 最优解矩阵.

4 实验结果与分析

本文在 Benchmark 测试函数上对改进的 GSA 算法(DBAGSA)进行测试,并与标准万有引力搜索算法进行比较. 实验中测试函数的维数设为 30,最大迭代次数为 1 000,种群大小为 50. 图 3 是其中四组测试函数实验仿真对比图.

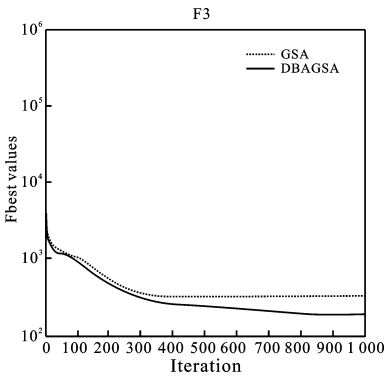
从图 3 中可以看出,DBAGSA 算法比标准 GSA 算法更快收敛至全局最优值附近,而且搜索到的最优值更接近全局最优值. 特别是求解函数 F3 和 F20 时,DBAGSA 算法明显优于标准 GSA 算法. DBAGSA 算法前期收敛速度较快,后期收敛精度较高. 综合仿真结果,本文提出的基于 DBSCAN 的自适应万有引力搜索算法提升了标准万有引力搜索算法的收敛速度和精度.

5 结束语

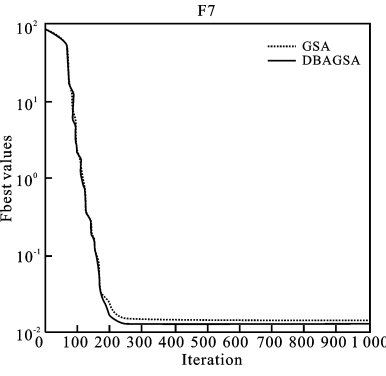
本文提出的基于 DBSCAN 的自适应 GSA 算法,通过引入聚类算法和自适应策略来处理标准 GSA 算法中存在的收敛速度慢、容易陷入局部最优值的问题. DBAGSA 算法在初始化种群后通过聚类算法将种群分成若干个子群,并在各个子群中使用自适应 GSA 算法搜索最优值,很好地降低了陷入局部最优值的概率,提高整体收敛速度. 实验表明,此算法对大部分函数具有很好的全局搜索能力.

参考文献:

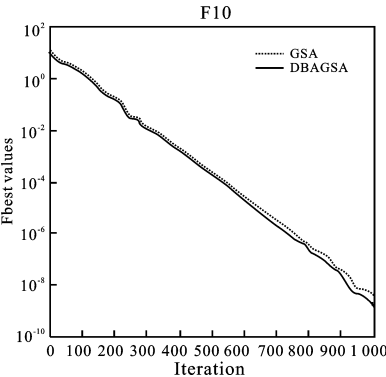
[1] Huiqin C, Sheng L, Zheng T, Hybrid Gravitational Search Algorithm with Random-key Encoding. Scheme Combined with Simulated Annealing[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2011,11(6):208-217.



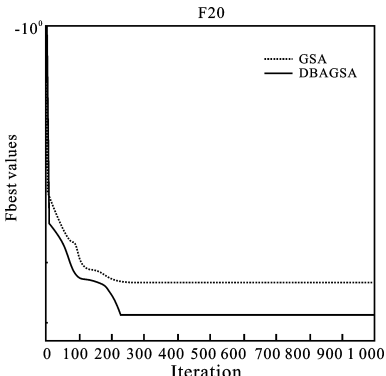
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3 GSA 和 DBAGSA4 组实验仿真对比图

(下转第 70 页)

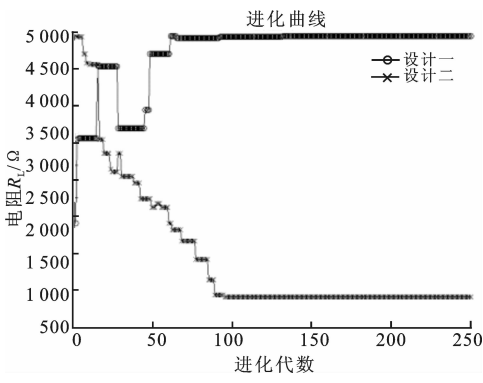


图 10 参数 R_D 的优化

6 结束语

共源级放大器是模拟集成电路中最基础也是最重要的电路. 通过对共源级放大器的基本工作原理进行分析, 建立了共源级放大器优化设计的数学模型, 并将遗传算法应用于共源级放大器电路的多目标设计优化中, 以此完成了对于低频增益、带宽、转换速率、电流等四个性能指标的多目标电路优化设计. 仿真实验结果表明遗传算法可以有效提高模拟集成电路设计的效率和准确性.

参考文献:

[1] Koza J R, Jessen Y, Keane M A, et al. Use of conditional developmental operators and free variables in automatically synthesizing generalized circuits using genetic programming [C] // Proceedings of the 2nd NASA/DOD Workshop on Evolvable Hardware. Washington DC, USA: IEEE, 2000: 5-15.

[2] Koza J R, Keane M A, Streeter M J. The importance of reuse and development in evolvable hardware [C] //

Proceedings of The 2003 NASA/Dod Conference on Evolvable Hardware. Chicago, USA: IEEE, 2003: 33-42.

[3] Koza J R, Keane M A, Streeter M J. Routine high-return human-competitive evolvable hardware [C] // Proceedings of the 2004 NASA/DoD Conference on Evolution Hardware. Seattle, USA: IEEE, 2004: 3-17.

[4] 赵曙光, 刘贵喜, 王军宁, 等. 基于自适应遗传算法的模拟电路自动设计方法 [J]. 电子学报, 2004, 32(4): 680-683

[5] 赵曙光, 刘贵喜, 杨万海. 利用自适应遗传算法实现模拟电路自动设计 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2003, 30(3): 298-301

[6] 唐守龙, 郑维山, 吴建辉. 一种新的 CMOS 混频器电路优化设计方法 [J]. 电路与系统学报, 2008, 13(2): 72-78.

[7] 郑维山, 彭艺频, 张萌, 等. 一种新的 CMOS 模拟单元电路设计方法 [J]. 应用科学学报, 2006, 25(2): 150-153.

[8] 毕查德. 拉扎维. 模拟 CMOS 集成电路设计 [M]. 陈贵灿, 程军, 张瑞智, 等译. 西安: 西安交通大学出版社, 2003.

作者简介:

张 瑛 男, (1980-), 博士, 副教授. 研究方向为射频与微波集成电路设计. E-mail: zhangying@njupt.edu.cn.

马凯学 男, (1973-), 教授, 博士生导师. 研究方向为在卫星通信、软件无线电、基于 CMOS, MEMS, GaAs MMIC, LTCC 等射频微波毫米波电路与系统设计及封装.

巴 京 男, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为模拟集成电路的智能优化设计.

张长春 男, (1980-), 副教授. 研究方向为无线和高速有线收发器相关的模数混合集成电路设计、射频集成电路设计及其它专用集成电路相关的设计.

张 翼 男, (1985-), 讲师. 研究方向为高速模数转换电路设计.

(上接第 65 页)

[2] Sombra A, Valdez F, Melin P, et al. A new gravitational search algorithm using fuzzy logic to parameter adaptation [C] // IEEE Congress on Evolutionary Computation. Cancun, Mexico: IEEE, 2013: 1068-1074.

[3] Amoozegar M, Rashedi E. Parameter tuning of GSA using DOE [C] // Computer and Knowledge Engineering (CCKE). Mashhad, Iran. 2014 4th International Econference on. IEEE, 2014: 431-436.

[4] Shams M, Rashedi E, Hakimi A. Clustered-gravitational search algorithm and its application in parameter optimization of a low noise amplifier [J]. Applied Mathematics & Computation, 2015, 258(6): 436-453.

[5] 赖丽萍, 聂瑞华, 汪疆平, 等. 基于 MapReduce 的改

进 DBSCAN 算法 [J]. 计算机科学, 2015, 9(S2): 396-399.

[6] Daniel J, Christian B, Thomas C. Analysis of Constraint Handling Methods for the Gravitational Search Algorithm [C] // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing, China: IEEE, 2014.

作者简介:

秦 岭 男, (1980-), 硕士, 讲师. 研究方向为从事计算机应用技术、计算机控制自动化等方向的研究.

陶文雯(通讯作者) 女, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为优化算法、机器学习. E-mail: 15251740828@163.com.