

基于 Arnold 映射的改进粒子群算法

王峻慧

(重庆师范大学管理学院 重庆 400047)

摘要 粒子群算法是一种广受关注的启发式全局最优搜索算法。在分析现有的一些改进算法的基础上,提出了一种利用 Arnold 混沌映射和单维度扰动项的改进粒子群算法。算法通过改善单个粒子的搜索活力来增强粒子群的全局最优搜索能力。仿真测试表明,该算法能够较好地保持种群的多样性,粒子群优化性能有较大提高。

关键词 粒子群优化, Arnold 映射, 单维度扰动

Improved Particle Swarm Algorithm Based on Arnold Map

WANG Jun-hui

(School of Management, Chongqing Normal University, Chongqing 400047, China)

Abstract Particle swarm optimization is one of the heuristic global optimization algorithms, which has attracted vast attentions of researchers. Based on the analysis of the current improved algorithm, one improved algorithm was proposed in this paper, which employs Arnold chaotic map and one dimension disturbance term to improve the particle swarm algorithm. In the proposed algorithm, the researching ability of global optimization of particle swarm is enhanced through the improving of single particle. The simulation results show that the algorithm can keep the population's diversity better, and the performance of the particle swarm is increased notably.

Keywords Particle swarm optimization, Arnold map, One dimension disturbance

1 引言

粒子群优化(PSO)算法是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一类启发式搜索算法,该算法源于对鸟群捕食行为和鱼群觅食行为的研究,能够在并行搜索全局最优的过程中,不断更新搜索的记忆信息,以动态调整当前的搜索方向,不断向全局最优接近。该算法设计简单,容易实现,因此在工程优化领域得到了广泛的应用。但作为一种随机优化算法,粒子群算法不能确保一定能收敛到全局最优解,且存在易于过早局部最优、进化后期搜索精度不高、收敛速度变慢等问题。近年来,如何提高算法的搜索效率成为一个极受关注的研究方向^[2-12]。Clerc M. 提出了带约束因子的 PSO 算法^[3], Shi Y. 提出了模糊自适应惯性权重的 PSO 算法^[4], Natsuki 提出具有高斯变异的 PSO 算法^[5], 文献[6]提出一种随着进化代数的增加而线性减小惯性权重的算法,文献[7]提出了引入随机惯性权重的算法,文献[8]提出一种按指数形式递减的惯性权重改变的算法,文献[9]讨论了在算法中添加扰动项的算法,文献[11]提出一种动态改变惯性权重的粒子群算法,文献[12]提出了动态概率粒子群优化模型等。本文在 PSO 算法的各种改进的基础上,结合二维非线性 Arnold 混沌映射,提出了一种利用 Arnold 混沌映射调整学习因子和扰动项的改进粒子群算法,并通过不同典型测试函数的优化计算对算法进行了验证。结果表明,本文提出的算法能够较好地保持种

群的多样性,优化性能上有较大提高。

2 标准粒子群算法与 Arnold 映射

(1) 标准粒子群算法

在标准的粒子群优化算法中,假设目标搜索空间为 n 维实空间,粒子群体大小为 m ,依据 Eerhart 的带惯性权重因子的改进算法^[2],每个粒子的位置按下式进行迭代更新:

$$\begin{aligned} v_i^{k+1} &= \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_i - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g - x_i^k) \\ x_i^{k+1} &= x_i^k + v_i^{k+1} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $i=1, 2, \dots, m$, x_i^k 与 v_i^{k+1} 分别表示第 k 步进化时,第 i 的一个粒子在 n 维空间的位置与当前的飞行速度。 p_i 表示每个粒子自己目前为止所发现的最好位置,而 p_g 表示整个群体所发现的到目前为止的群体最优位置; ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子,而 r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数,为寻优搜索提供一定的随机性。

(2) Arnold 映射

Arnold 变换也称为猫映射,因为经常用一张猫脸演示而得名。它是 V. I. Arnold 在研究混沌遍历理论时提出的^[13,14],该映射的定义如下:

$$\begin{bmatrix} x_{n+1} \\ y_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \cdot A \cdot \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} \pmod 1 \quad (2)$$

(x_n, y_n) 的相空间限制在 $[0, 1] \times [0, 1]$ 内,由于矩阵 A 的行列式 $|A|=1$,因此 Arnold 映射是一个保面积映射,同时

到稿日期:2009-07-02 返修日期:2009-10-15

王峻慧(1966-),女,副教授,高级会计师,主要从事会计、粗糙集分析方面的研究。

也是一一映射,即将单位矩阵内的一点唯一地变换到另一点。该函数的两个 Lyapunov 指数分别为 $\lambda_1 = \ln((3+\sqrt{5})/2) > 0$, $\lambda_2 = \ln((3-\sqrt{5})/2) < 0$, 因此, Arnold 迭代产生的序列 $((x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_k, y_k), \dots)$ 将是混沌序列,具有伪随机特性和遍历特性,若将该序列引入到粒子群优化算法中,为算法提供适当的混沌因素,将有益于改善各粒子的搜索活力,以进一步增强粒子群的全局最优搜索能力。

为了提高算法的搜索性能,一些研究者对 PSO 算法进行了改进。为了使粒子群在进化过程中既能够快速收敛又不至于因丧失群体的多样性而过早陷入局部最优,文献[10]提出了一种按指数形式递减的惯性权重改变的算法,文[11]讨论了在算法中添加扰动项的算法等。在上述研究者的改进工作基础上,本文所提出的算法将利用 Arnold 混沌映射所产生的混沌序列,将动态调整惯性权重和随机扰动的策略融合一起,设计一种新颖的混沌粒子群优化算法。

2 基于 Arnold 映射和单一维度扰动的改进粒子群算法

基于 Arnold 映射的粒子群优化算法中,粒子的进化迭代按式(3)进行:

$$v_i^{k+1} = 0.95 \cdot a^k v_i^k + c_1^k r_1 (p_i - x_i^k) + c_2^k r_2 (p_k - x_i^k) + r_3 (R_n^1 - 0.5) \quad (3)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}$$

式中, $a \in [0.9, 1.0]$, 即惯性权重采用随迭代次数指数递减的方式改变,其改变曲线与模拟退火法的思想相近,初期速度较大,易于探索广阔的可行域,后期速度逐渐减小,有利于局部优化, a 的选择将通过试验获取,通过大量的对比测试与分析,发现 a 一般取在 $[0.9, 1.0]$ 之间较好。式(1)中的学习参数将随式(2)的迭代所产生的二维混沌序列动态调整, $c_1^k = x_k$, $c_2^k = y_k$, 这样即使随着进化代数的不断增加,也能较好地协调个体粒子最优与全局最优信息的影响度。 r_1, r_2, r_3 是 $[0, 1]$ 中的随机数,为算法提供一定的随机性。随机扰动项由 $r_3 (R_n^1 - 0.5)$ 产生,这里 R_n^1 表示一个 n 维的随机数,但仅有一个维度非 0,其余维度皆为 0,即扰动每次都是单一维度的,采用单一维度扰动相对于 n 维扰动似乎减少了随机扰动特性,但同时也减少了各方向在扰动时的耦合性,单项扰动可能慢一点,但很有效,在试验单项扰动时表现出很好的寻优调节能力,比 n 维同时扰动能更好地改善最优解的搜索质量。

3 算法性能测试与分析

为验证算法的优化性能,选取 PSO 算法常用的 4 个基准函数,对本文提出的混沌粒子群算法即式(3)进行了全局最优搜索性能测试。4 个常用的基准测试函数如下:

函数 1 Sphere 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^m x_i^2 \quad -100 \leq x_i \leq 100$$

函数 2 Rosenbrock 函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{m-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad -100 \leq x_i \leq 100$$

函数 3 Rastrigrin 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^m (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

函数 4 Griewank 函数

$$f_4(x) = 1/4000 \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1 \quad -100 \leq x_i \leq 100$$

这 4 个函数的最优值都是 0,有关上述 4 个测试函数的维数选取,搜索空间和目标最优值的选择如表 1 所列。

表 1 4 个测试函数的相关参数设定

函数	维数	搜索空间	目标最优值
Sphere 函数	30	$[-100, 100]^{30}$	0.0001
Rosenbrock 函数	30	$[-100, 100]^{30}$	30
Rastrigrin 函数	30	$[-5.12, 5.12]^{30}$	0.01
Griewank 函数	30	$[-100, 100]^{30}$	0.0001

为了综合评价本文算法的优劣,将采用两个通用的评价指标:1)平均最优值 f_{avg} ,即进行 M 次实验所得函数值的算术平均值;2)平均成功率 R ,即进行 M 次实验,其中 M_i 次实验搜索到的最优值小于目标最优值,则平均成功率 $R = M_i/M \times 100\%$ 。测试中,算法的粒子种群数均为 $m=20$,指数递减的参数 $a=0.99$, $c_1^k = x_k$, $c_2^k = y_k$ 由 Arnold 映射迭代得到,其初值为: $x_k=0.5, y_k=0.5$, 单项扰动 $r_3 (R_n^1 - 0.5)$ 由随机数发生器产生,最大迭代次数为 2000 次,且每步速度都以其上界作为约束, Sphere 函数、Griewank 函数和 Rosenbrock 函数上界为 100, Rastrigrin 函数为 5.12。每个函数测试 $M=30$ 次,然后计算平均值,测试平台是 matlab7.0,测试结果如表 2 所列。

表 2 针对 4 类基本测试函数的测试结果

	平均最优值 f_{avg}	M_s	平均成功率 R	平均每轮计算时间 (秒)
Sphere 函数	2.8839e-006	30	100%	2.376
Rosenbrock 函数	26.7331	30	100%	2.938
Rastrigrin 函数	0.2535	26	86.7%	2.750
Griewank 函数	1.4077e-007	30	100%	2.791

由表 2 可见,本文提出的改进算法对不同函数每次寻优的平均时间为 2 秒至 3 秒。通过引入 Arnold 混沌映射和单一维度扰动,增强了单个粒子的搜索性能,对 Sphere 函数、Griewank 函数和 Rastrigrin 函数表现出很好的寻优能力,而对 Rosenbrock 函数的寻优效果亦较好,表明本文提出的算法有较好的优化性能。

结束语 本文针对基本粒子群优化算法存在的早熟收敛问题,提出了一种利用 Arnold 混沌映射和单一维度扰动项的改进粒子群算法,算法涉及的参数由实验确定。在 matlab7.0 计算环境中,基于 4 个基本测试函数的仿真试验,验证了算法的有效性。但本文算法所涉及的混沌映射的参数和扰动维数的选择,尚需进一步研究。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [C]// Proc. IEEE, International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE Computational Intelligence Society, 1995:1942-1948
- [2] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proc. 6th Int. Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, 1995:39-43
- [3] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]// Proc. of the Congress of Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, 1999:1951-1957
- [4] Shi Y, Eberhart R. Fuzzy adaptive particle swarm optimization

[C]//Proc. of the Congress on Evolutionary Computation, Seoul, Korea, 2001;101-106

[5] Natsuki H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation [C]//Proc. of the Congress on Evolutionary Computation, Indianapolis, Indiana, 2003;72-79

[6] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [C]//IEEE World Congress on Computational Intelligence, Piscataway: IEEE Press, 1998;69-73

[7] Zhang L P, Yu H J, Hu S X. A new approach to improve particle swarm optimization [C]//Lecture Notes in Computer Science, Chicago: Springer Verlag, 2003;134-139

[8] Chen G M, Huang X B, Jia J Y, et al. Natural exponential inertia weight strategy in particle swarm optimization [C]//Proc. of 6th Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian:

IEEE Press, 2006;3672-3675

[9] 何庆元, 韩传久. 带有扰动项的改进粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(7):84-86

[10] 黄辉先, 陈资滨. 一种改进的粒子群优化算法 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19(21):4922-4925

[11] 任子晖, 王坚. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法 [J]. 计算机科学, 2009, 36(2):227-229

[12] 倪庆剑, 邢汉承, 张志政, 等. 动态概率粒子群优化模型及实验分析 [J]. 计算机科学, 2009, 36(2):222-226

[13] 郝柏林. 从抛物线谈起——混沌动力学引论 [M]. 上海: 上海科技教育出版社, 1993

[14] 舒斯特 H. 混沌学引论 [M]. 成都: 四川教育出版社, 1994

[15] 黄贤英, 张丽芳. 基于粒子群优化的模糊聚类算法 [J]. 重庆工学院学报: 自然科学版, 2008, 22(11):120-123

(上接第 239 页)

系检测方法非常成功。

表 4 D 取不同值时 RRisD 与 RRisCD 的性能

Experiment Name Value of D	RRisD			RRisCD		
	漏报率	误报率	归一化检测开销	漏报率	误报率	归一化检测开销
0	0.0609	0.0078	0.0992	0.0250	0.0295	0.1694
1	0.0681	0.0071	0.1029	0.0321	0.0217	0.1383
2	0.0715	0.0067	0.1045	0.0329	0.0167	0.1147
3	0.0745	0.0067	0.1076	0.0352	0.0135	0.1013
4	0.0749	0.0071	0.1097	0.0352	0.0131	0.0996
5	0.0741	0.0071	0.1089	0.0340	0.0121	0.0932
6	0.0749	0.0071	0.1097	0.0337	0.0114	0.0893
7	0.0745	0.0071	0.1093	0.0325	0.0110	0.0865
8	0.0730	0.0071	0.1078	0.0329	0.0110	0.0868
9	0.0734	0.0078	0.1117	0.0318	0.0110	0.0857
10	0.0738	0.0075	0.1103	0.0321	0.0107	0.0843

表 5 L 取不同值时 RRisL 与 RRisCL 的性能

Experiment Name Value of L	RRisL			RRisCL		
	漏报率	误报率	归一化检测开销	漏报率	误报率	归一化检测开销
1/4	0.0696	0.0085	0.1114	0.0688	0.0050	0.0932
1/5	0.0715	0.0078	0.1098	0.0707	0.0050	0.0951
1/6	0.0734	0.0075	0.1099	0.0734	0.0046	0.096
1/7	0.0734	0.0078	0.1117	0.0775	0.0050	0.1019
1/8	0.0745	0.0075	0.111	0.0802	0.0046	0.1028
1/9	0.0753	0.0071	0.1101	0.0817	0.0046	0.1043
1/10	0.0760	0.0071	0.1108	0.0836	0.0046	0.1062

(2) 从实验 RRisC, RRisD 和 RRisL 的结果可以看出, 本文使用的几个特征都取得了很好的效果。从 RRisD 与 RRisCD, 以及 RRisL 与 RRisCL 的结果对比中可以发现, 首字母大写特征非常成功, 这是因为在英语报道中, 表示名称(人名、地名及组织机构名)的单词的首字母通常都大写, 而名称是区分相似话题的关键信息。

(3) 从结果可以看到, 与首字母大写特征以及距离特征相比, 位置特征的性能稍微弱些, 我们认为这是由于话题的动态演化特性引起的^[10]。

结束语 本文认为为了得到高性能的报道关系检测系统, 必须充分挖掘报道内容中所包含的信息。基于此, 本文提出了基于关联词对动态抽取的报道关系检测方法。通过测试得出结论: 基于关联词对动态抽取的报道关系检测方法非常成功。从实验结果中可以看出, 关系约束起着非常重要的作用,

本文共采用了 3 个特征: 首字母大写特征、位置特征以及距离特征, 3 个特征都表现良好。进一步的研究工作包括: 定义更加准确地表达报道内容的关系约束, 探讨关联词对更加有效的利用方式。

参考文献

[1] Allan J, Lavrenko V, Malin D, et al. Detections, Bounds, and Timelines; Umass and tdt-3 [C]//Proceedings of Topic Detection and Tracking (TDT-3), 2000;167-174

[2] Josef K, Mohamad H, Robert P W. On Combining Classifiers [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(3):226-239

[3] Chen F, Farahat A, Brants T. Multiple Similarity Measures and Source-pair Information in Story Link Detection [C]//Proceedings of Human Language Technology Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, Boston, 2004;313-320

[4] Chen Y J, Chen H H. NLP and IR Approaches to Monolingual and Multilingual Link Detection [C]//Proceedings of the 19th International Conference on Computational Linguistics (COLING2002). Taipei, Taiwan, 2002;1-7

[5] Brown R D. Dynamic Stopwording for Story Link Detection [C]//Proceedings of Second International Conference on Human Language Technology Research, San Diego, California, 2002; 190-193

[6] Ferret O. Using Collocations for Topic Segmentation and Link Detection [C]//Proceedings of the 19th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2002). Taipei, Taiwan, 2002;260-266

[7] Farahat A, Chen F, Brants T. Optimizing Story Link Detection is not Equivalent to Optimizing New Event Detection [C]//Proceedings of the 41st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL03), 2003;232-239

[8] Chen F, Farahat A, Brants T. Story Link Detection and New Event Detection are Asymmetric [C]//Proceedings of Human Language Technology Conference (HLT-NAACL 2003), 2003;13-15

[9] 赵华, 赵铁军, 张姝, 等. 基于内容分析的话题检测研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(10):1740-1743

[10] 赵华, 赵铁军, 于浩, 等. 面向动态演化的话题检测研究 [J]. 高技术通讯, 2006, 16(12):1230-1235