

一种结合自适应局部搜索的粒子群优化算法^{*}

肖 丽¹ 张 伟^{1,2} 张元清¹

(重庆教育学院计算机与现代教育技术系 重庆 400067)¹ (重庆大学计算机科学与工程学院 重庆 400044)²

摘 要 本文提出一种结合自适应局部搜索的混合粒子群优化算法。该方法在粒子群优化算法的全局搜索过程中,使用能根据当前种群搜索状态自适应地调整局部搜索空间大小的局部搜索算法加强其局部搜索能力。采用了著名的基准函数对算法的性能进行测试,并与其他已有算法进行了比较。结果表明,这种混合粒子群优化算法能获得更高的搜索成功率和质量更好的解,特别在高维复杂函数优化上具有很强的竞争力。

关键词 粒子群优化, 局部搜索, 函数优化

Particle Swarm Optimization with Adaptive Local Search

XIAO Li¹ ZHANG Wei^{1,2} ZHANG Yuan-Qing¹

(Department of Computer and Modern Education Technology, Chongqing Education College, Chongqing 400067)¹

(Department of Computer Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)²

Abstract In this paper, a hybrid particle swarm optimization algorithm combined with adaptive local search method is proposed. During the global searching process, the adaptive local search operator which can vary the size of the local search area adaptively in response to the current state of the population is used to enforce the local search ability of particle swarm optimization. The performance of the hybrid algorithm is validated on several famous benchmark functions, and the results show that this method can achieve higher success ratio and better solution quality on most selected functions, especially it is a promising way for complex functions optimization with high dimensions.

Keywords Particle swarm optimization, Local search, Function optimization

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一类基于群智能的随机全局优化技术,主要用于解决连续函数优化问题,自1995年由Kennedy和Evberhart提出后,受到各领域学者们的广泛关注,目前已经成功应用到复杂优化问题、神经网络训练、工业系统优化等领域^[1~3]。但是和其他进化计算技术一样,PSO在解决多峰函数和高维函数时由于计算量过大,优化性能受到限制。此外,由于受随机振荡现象的影响,PSO在全局最优值附近需要较长的搜索时间才能最终达到收敛,搜索精度不高。

局部搜索算法是基于贪婪思想利用邻域函数进行搜索的,具有很强的局部搜索能力,方法实现简单。但它的搜索性能在很大程度上依赖于初始解,容易陷入局部极值,而使算法丧失全局优化能力。

在本文中,我们对规范的PSO算法进行改进,提出一种结合自适应局部搜索的混合粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization Combined with Adaptive Local Search, PSOALS)。该算法在搜索过程中,根据当前种群的搜索状态和迭代次数自适应地调整局部搜索空间大小,充分地利用了PSO强大的全局优化能力和局部搜索精确的局部搜索能力。在典型基准函数上的实验结果显示,所提出的PSOALS算法能获得更高的搜索成功率和质量更好的解,并加快收敛速度,特别在高维复杂函数优化问题上表现了极大的竞争力。

1 粒子群优化算法

PSO算法模拟鸟集群觅食的行为,通过鸟之间的集体协作使群体达到最优目的。在PSO中,表示问题潜在解的集合称为种群,每个潜在解被称为一个粒子(particle),每个粒子以其几何位置和速度向量表示。在进化过程中,每个粒子与其它粒子进行信息交换,根据自身的“经验”和相邻粒子群的最佳“经验”来决定自己的飞行。

在一个 D 维的搜索空间中,有 m 个粒子组成一个种群。其中第 i 个粒子表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,代表 D 维解空间中的一个点,相应的飞行速度也是一个 D 维向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。根据目标函数计算得到的适应度衡量粒子位置的优劣,记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,整个种群迄今为止搜索到的最优位置为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。在标准PSO中,每个粒子的位置按如下公式进行更新^[4]:

$$V_{id} = w * v_{id} + c_1 * rand_1 * (p_{id} - x_{id}) + c_2 * rand_2 * (p_{gd} - x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (2)$$

其中, $i=1,2,\dots,m, d=1,2,\dots,D$;参数 w 称为惯性因子,是非负数;非负常数 c_1 和 c_2 称为学习因子,分别调节受群体认知和个体认知的影响程度; $rand_1$ 和 $rand_2$ 是 $(0,1)$ 区间的随机数。一个常量 V_{max} 被用于限制粒子的最大飞行速度,根据

^{*}中国博士后科学基金一等资助项目(No. 20060390175),重庆市科委自然科学基金资助项目(No. CSTC, 2005BB2286),重庆市教委资助项目(No. kj051501)。肖 丽 硕士,主要研究方向为神经网络与计算智能;张 伟 教授,博士后,主要研究方向为信息安全、计算智能与数据挖掘;张元清 讲师,主要研究方向为自动控制、计算智能。

问题人为设定。

文[5]研究了惯性因子 w 对优化性能的影响,发现较大的 w 有利于跳出局部极小,而较小的 w 有利于算法收敛,因此提出了自适应调整 w 策略,即随着迭代的进行,线性地减小 w 的值。

Maurice Clerc 提出用收缩因子 K 修改的 PSO,无须使用 $V_{\max}$,从而减少了大量的反馈作用^[6]。这种方法的速度更新公式为:

$$V_{id} = K(v_{id} + c_1 * rand_1 * (p_{id} - x_{id}) + c_2 * rand_2 * (p_{gd} - x_{id})) \quad (3)$$

其中收缩因子

$$K = 2 / |2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|, \varphi = c_1 + c_2, \text{且 } \varphi > 4。$$

Carlisle 和 Dozier 研究了 PSO 算法中各种参数的影响,选择了一组较为合理的参数(c_1 为 2.8, c_2 为 1.3,种群大小为 30),形成规范的 PSO 算法^[7]。

2 基于自适应局部搜索的粒子群算法 PSOALS

PSOALS 算法结合 PSO 强大的全局优化和局部搜索精确的能力,在一定程度上弥补了 PSO 局部搜索能力弱,搜索精度低的缺点。PSOALS 在规范的 PSO 算法的执行中,间隔一定迭代步数对每个粒子实施一次自适应局部搜索,将粒子确定在附件的局部极值点。若在局部搜索过程中,搜索到满足终止条件的解,则整个算法成功结束,否则再开始新一轮 PSO 进化。

2.1 自适应局部搜索

在 PSO 搜索的初级阶段,当前最优解离全局最优解的区域较远,此时局部搜索就需要在一个较大的邻域中搜索,以便能够找到更好的解。而在搜索后期,PSO 已经搜索到接近或含有全局最优位置的区域时,局部搜索算法就需要精细地搜索一个较小的邻域,这样会提高搜索全局最优解的效率和精确度。

基于以上因素,同时为了避免算法陷入局部最优,本文提出一种自适应局部搜索策略,根据当前种群的搜索状态自适应地调整局部搜索邻域的大小,所采用的邻域函数定义为分别对当前解的每一维分量添加一个随机数:

$$x'_{di} = x_{di} + \varepsilon \quad (4)$$

其中 x_{di} 是当前解, x'_{di} 是 x_{di} 的邻域解, ε 称为修正量,是区间 $(-\delta, \delta)$ 内的一个随机实数。 δ 的大小随迭代步数和当前最优解的适应值而改变:

$$\delta = \alpha * \frac{|fitness(P) - fitness(P_g)|}{iter} \quad (5)$$

其中 $fitness(P_g)$ 是当前最优解 P_g 的适应值, $fitness(P)$ 为当前种群所有粒子的平均适应值, $iter$ 即为 PSO 的当前迭代次数, α 为一给定实数。

2.2 PSOALS 算法流程

PSOALS 算法流程如下:

Step1: 设置参数: $LSiter \max$, $Iter \max$, $Interval$, L , $Popsiz$, $X_{\max}$ 等;

Step2: 在搜索空间 $[-X_{\max}, X_{\max}]$ 上随机产生大小为 $Popsiz$ 的初始种群;

Step3: 初始化 P_i 为 X_i , P_g 为适应值最小的粒子的位置;

Step4: 对种群中的每个粒子进行以下操作:

Step4.1: 根据公式(2)和(3)更新 X_i 和 V_i ;

Step4.2: 判断是否满足自适应局部搜索条件 $\text{mod}(iter, Interval) = 0$, 若满足,则继续以下操作,否则跳转至 Step4.9;

Step4.3: 以粒子的当前位置 X_i 为初始解 X^{new} , 令局部搜

索最优解 $X^{best} = X^{new}$;

Step4.4: 根据公式(4)和(5)生成 X^{new} 的 L 个邻域解,选出邻域解中的最好解 X^{N-best} ;

Step4.5: 判断 X^{N-best} 是否满足算法终止条件,若满足,则终止算法,以 X^{N-best} 为结果输出;否则,继续以下步骤;

Step4.6: 令 $X^{new} = X^{N-best}$ 。如果 X^{N-best} 优于 X^{best} ,则令 $X^{best} = X^{N-best}$;

Step4.7: 重复 Step4.4~Step4.6,直到局部搜索迭代次数超过预先所设定的最大次数,即 $LSiter > LSiter \max$;

Step4.8: 令 $X_i = X^{best}$,以 X^{best} 替换粒 i 子的当前位置;

Step4.9: 更新 P_i 和 P_g ;

Step5: 判断是否满足算法终止条件,若满足则终止算法输出结果 P_g , 否则以新的种群返回 Step4。

3 实验及结果

为了验证所提出的混合算法 PSOALS 的性能,我们在著名测试函数^[8,9]上开展了广泛的实验,并与标准的 PSO 算法 (SPSO)^[4]、惯性权重线性下降的 PSO 算法 (LDW)^[5] 以及规范的 PSO 算法 (CPSO)^[7] 进行比较。为了消除初值的影响,我们对每个测试函数实施了 200 次试验后取平均值,PSO 算法种群大小均为 30,最大迭代次数 $Iter \max$ 设为 500。算法的终止条件设置为满足 $|fitness(P_g) - GM| < Goalerror$ 或者迭代步数 $iter > Iter \max$, GM 和 $Goalerror$ 分别是函数的理论最小值和所设定的优化精度。在 LDW 算法中,取 $c_1 = c_2 = 2.0$,惯性权重 w 初值为 0.9,线性减小至 0.4,在 SPSO 算法中,我们取 $c_1 = c_2 = 2.0$, $w = 0.6$ 。PSOALS 算法中的局部搜索参数设置为: $Interval = 60$, $L = 10$, $LSiter \max = 5$, α 取设定精度的倒数。所有算法均在 Matlab6.5 下编程实现。

表 1 中列出了实验所使用的测试函数以及对应的理论最优值和优化精度。表 2 中列出了每个测试函数的收敛成功率、平均最优适应值以及目标函数平均计算次数。从表中可以看出,在 4 个测试函数上,PSOALS 算法在收敛成功率和解的质量上的总体性能优于其它算法,特别是在高维函数优化上表现尤其出色。由于自适应局部搜索需要额外的计算开销,PSOALS 算法的目标函数平均计算次数略大于 CPSO,但在多数情况下换取了更高的优化成功率和质量更好的解。在 2 维的 Griewank 函数优化中,PSOALS 算法稍微逊色于 CPSO 算法,但仍不差于 SPSO 算法和 LDW 算法。LDW 算法几乎在所有的实验中表现都是最差的。

表 1 测试函数

函数名	函数表达式	理论最小值	维数	设定精度
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x_i \leq 100$	0	2	10^{-7}
			10	10^{-7}
			30	10^{-4}
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2), x_i \leq 30$	0	2	10^{-7}
			10	10
			30	100
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10), x_i \leq 5.12$	0	2	10^{-7}
			10	10
			30	100
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, x_i \leq 600$	0	2	10^{-7}
			10	10^{-1}
			30	10^{-1}

表2 各测试函数的收敛成功率、平均最优解和目标函数平均计算次数

函数	维数	成功率				平均最优适应值				目标函数平均计算次数			
		PSOALS	CPSO	LDW	SPSO	PSOALS	CPSO	LDW	SPSO	PSOALS	CPSO	LDW	SPSO
Sphere	2	1	1	1	1	5.0326e-8	5.2274e-8	5.5687e-8	5.1439e-8	3745.2	2363.1	7543.2	2085.7
Rosenbrock	2	1	1	0.17	0.99	3.4354e-8	5.4289e-8	1.4027	6.2413e-8	12626.6	7234.2	14697	7937.8
Rastrigin	2	1	1	0.96	1	5.1248e-8	5.0243e-8	0.049789	4.8429e-8	4357.5	2876.3	9014.1	2720.3
Griewank	2	0.76	0.81	0.43	0.65	1.5031e-3	1.1285e-3	4.7131e-3	2.6257e-3	15867.4	8395.4	13637.2	9466.3
Sphere	10	1	1	0.78	1	8.0052e-8	8.4394e-8	1.4602e-7	8.1946e-8	9415.3	5848.6	14745.1	10524.7
Rosenbrock	10	0.91	0.88	0.58	0.67	16.0814	15.419	145.98	75.526	7579.2	4967.4	13778	9589
Rastrigin	10	0.97	0.94	0.63	0.90	9.5042	9.6478	11.104	9.7112	8359.7	5517.3	13786	8412.9
Griewank	10	0.82	0.07	0.45	0.63	0.09461	198.67	0.1497	0.1241	12443.2	14551	14306	11109.7
Sphere	30	1	0.52	0	0	9.2182e-5	0.13404	215.97	41.725	14295.2	13134	15000	15000
Rosenbrock	30	0.86	0.57	0	0	105.02	3791.7	56709	15799	14124.7	11183	15000	15000
Rastrigin	30	0.97	0.93	0.09	0.31	98.412	99.359	149.86	131.64	8051.3	6151	14898	14223
Griewank	30	0.96	0.86	0	0	0.09658	0.1497	2.7319	1.4109	11214.3	8613.2	15000	15000

结论 本文提出了一种新的粒子群和自适应局部搜索相结合的混合优化算法 PSOALS,该算法利用 PSO 的全局优化能力寻找最优解的大致位置,在迭代过程中,间隔性地引入能根据当前种群的搜索状态自适应调整邻域大小的局部搜索,加强了粒子的局部搜索能力。实验结果表明,与传统 PSO 算法相比较,PSOALS 的性能是有效可靠的,尤其在高维函数上明显优于其它方法。

参考文献

- 1 Van Den Bergh F, Engelbrecht A P. Training Product Unit Networks Using Cooperative Particle Swarm Optimizers[A]. In: Proceedings of the third Genetic and Evolutionary Computation Conference[C], San Francisco, USA, 2001. 126~131
- 2 Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58~73
- 3 杨维,李歧强. 粒子群算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87~92
- 4 Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C], Piscataway, NJ, IEEE Press, 1998. 69~73
- 5 Shi Y H, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[A]. In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C], Piscataway, NJ, IEEE Service Center, 1999. 1945~1950
- 6 Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[A]. In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C], Piscataway, NJ, IEEE Press, 1999. 1951~1957
- 7 Carlisle A, Dozier G. An off-the-shelf PSO[A]. In: Proceedings of the Workshop on Particle Swarm Optimization[C], Indianapolis, 2001. 1~6
- 8 Fan Shu-Kais, Liang Yun-Chia, Zahara E. Hybrid Simplex Search and Particle Swarm Optimization for the Global Optimization of Multimodal Functions[J]. Engineering Optimization, 2004, 36(4): 401~418
- 9 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004

(上接第 137 页)

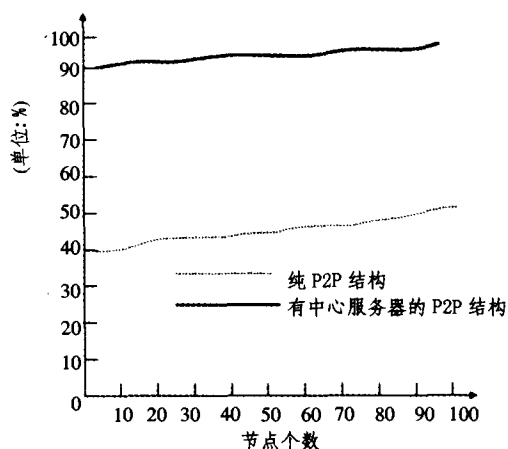


图7 对话连接成功的百分率

结论 本文主要对视频会议中媒体流组播树的生成和维护算法进行了研究。由于 P2P 网中节点的是平等的、动态的,因此在算法中引入了投标-招标机制;根据当前 Internet 的特点,对于媒体流的传输采用了局域网内 IP 层组播、不同子网间 IP 层单播的应用层组播的传输方法。此算法可以应

用在视频直播、视频监控等领域,可以减轻服务器的负担,提高系统的同时在线用户规模和服务质量。

参考文献

- 1 Castaldi M, Inverardi P, Afsharian S. A Case Study in Performance, Modifiability and Extensibility Analysis of a Telecommunication System Software Architecture. In: IEEE Proceedings MASCOT'02, October 2002
- 2 Zhang Meng, Luo Jian-Guang, Zhao Li, et al. A Peer-to-Peer Network for Live Media Streaming - Using a Push-Pull Approach. MM'05, Singapore, 2005
- 3 Deshpande H, Bawa M, Garcia-Molina H. Streaming live media over peers; [Tech. Rep]. 2001-31, CS Dept., Stanford University, 2001
- 4 Veloso E, Almeida V, Meira W, et al. A Hierarchical Characterization of a Live Streaming Media Workload. In: Proceedings of the SIGCOMM Internet Measurement Workshop, Marseille, France, Nov. 2002
- 5 Pianese F, Keller J, Biersack E W. PULSE. A Flexible P2P Live Streaming System. In: Proc. 9th IEEE Global Internet Symposium, 2006
- 6 范圣印. 基于领域本体和智能协作的对等流媒体系统研究: [北京航空航天大学博士论文]. 2005
- 7 罗杰文. Peer to Peer (P2P) 综述. <http://www.intsci.ac.cn/users/luojw/papers/review.htm>. 2005-11-3
- 8 Flenner R, Abbott M. Java P2P 技术内幕. 人民邮电出版社, 2003