

粒子群优化算法的发展与展望

李 宁^{1,2}, 付国江¹, 库少平¹, 陈明俊¹

(武汉理工大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430070; 2 华中科技大学 控制科学与工程系, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 对粒子群优化算法的产生背景、基本算法、改进算法、研究热点及应用领域作了简要的综述, 并对其发展方向作了展望。

关键词: 粒子群优化算法; 人工生命; 群智能; 演化计算

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A

1 引 言

粒子群优化算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出^[1], 算法模拟鸟群飞行觅食的行为, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优。与遗传算法类似, 它也是基于群体迭代, 但没有交叉、变异算子, 群体在解空间中追随最优粒子进行搜索。PSO 的优势在于简单容易实现, 同时又有深刻的智能背景, 既适合科学研究, 又特别适合工程应用^[2]。

2 粒子群优化算法

2.1 产生背景

复杂适应系统 CAS (Complex Adaptive System) 理论于 1994 年正式提出^[3], CAS 中的成员称为主体。主体有适应性, 它能够与环境及其他主体进行交流, 并且根据交流的过程中“学习”或“积累经验”改变自身结构和行为。整个系统的演变或进化包括: 新层次的产生; 分化和多样性的出现; 新的、更大的主体的出现等, 都基于此。CAS 有 4 个基本特点: 首先, 主体是主动的、活的实体; 其次, 个体与环境及其他个体的相互影响、相互作用, 是系统演变和进化的主要动力; 再次, 将宏观和微观有机地联系起来; 最后, 系统引入了随机因素。PSO 源于对 1 个 CAS 鸟群社会系统的仿真研究, 也包含这 4 个基本特点。

如何利用生物技术研究计算问题是人工生命研究的重要方向, 现已有了很多源于生物现象的计算技巧, 如人工神经网络和遗传算法等。“群智能”是对社会型生物系统的模拟, 目前计算智

能领域有 3 种基于群智能的算法: 蚁群算法、文化算法和 PSO。

2.2 基本 PSO 算法介绍

PSO 初始化为一群随机粒子, 然后通过迭代找到最优解。每次迭代, 粒子通过跟踪 2 个“极值”: 粒子本身所找到的最优解 PBest 和群体找到的最优解 GBest 来更新自己。PSO 算法数学表示如下^[2]:

设搜索空间为 D 维, 总粒子数为 n 。第 i 个粒子位置表示为向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$; 第 i 个粒子的历史最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 其中 P_g 为所有 P_i ($i=1, \dots, n$) 中的最优; 第 i 个粒子的位置变化率为向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行变化:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= w \times v_{id}(t) + \\ &\varphi_1 \times \text{rand}() \times [P_{id}(t) - x_{id}(t)] + \\ &\varphi_2 \times \text{rand}() \times [P_{gd}(t) - x_{id}(t)] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \\ 1 \leq i \leq n \quad 1 \leq d \leq D \end{aligned} \quad (2)$$

式中, φ_1 和 φ_2 为正常数, 称为加速因子; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 间随机数; w 称惯性因子, w 较大适于大范围探查, w 较小适于小范围开挖。迭代中位置 x_i 和速度 v_i 超过边界则取边界值。

粒子群初始位置和速度随机产生, 然后按式 (1) 和 (2) 进行迭代, 直至找到满意的解。目前, 常用的 PSO 将全体粒子群分成若干个有部分粒子重迭的相邻子群 (Local 版), 粒子根据邻居子群内历史最优 P_i 调整位置。

Eberhart 等随后又提出了 PSO 的离散二进制版^[4]。

2.3 算法收敛性分析

因为引入了随机量的原因, PSO 的收敛性分析一直是研究的难点。Clerc 对式 (1) 和 (2) 中的参数进行了初步分析^[5], 尽管有明显缺陷, 但仍具有重要意义。

$$\text{首先, 定义: } P_{id} \leftarrow \frac{\varphi_1 P_{id} + \varphi_2 P_{gd}}{\varphi_1 + \varphi_2},$$

式 (1) 简化成:

$$V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + \varphi(P_{id}(t) - x_{id}(t)) \quad (3)$$

其中, $\varphi = \varphi_1 + \varphi_2$ 。进一步简化系统, 假设 P_{gd} 、 φ 不变, 且解空间仅一维, 研究一个粒子, 则式 (1)、(2) 式可变为状态方程的形式:

$$\begin{cases} v(t+1) = v(t) + \varphi(p - x(t)) \\ x(t+1) = x(t) + v(t+1) \end{cases} \quad (4)$$

P 和 φ 是常数, 通过对状态转移矩阵 (4) 的稳定性分析, 即可得出粒子运动稳定性的约束条件。其结论如下:

当式 (1) 和式 (2) 中参数满足约束条件:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= K \times [v_{id}(t) + \\ &\varphi_1 \times \text{rand}() \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + \\ &\varphi_2 \times \text{rand}() \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t))] \end{aligned} \quad (5)$$

$$K = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad \varphi = \varphi_1 + \varphi_2 > 4$$

时, 在假设条件下粒子运动轨迹稳定。

在此基础上, Bergh^[6]做了进一步分析, 研究随机性对粒子轨迹的影响, 在 Lebesgue 和 Borel 测度空间上对收敛性做了分析。

3 PSO 算法的发展

3.1 PSO 参数改进与优化

基本 PSO 的参数是固定的, 在对某些函数优化上的精度较差, 采用文献 [5] 给出的约束后, 性能得到了一定提高。

Shi 提出惯性因子 w 线性递减的改进算法^[7], 使算法在搜索初期有着较大探索能力, 而在后期又能得到较精确的结果, 一定程度上提高了算法性能。2001 年 Shi 又提出了自适应模糊调节 w 的 PSO^[8], 在对单峰函数的处理中取得了良好的效果, 但无法推广。

Bergh 通过使粒子群中的最佳粒子 GBest 始终处于运动状态^[9], 得到了保证收敛到局部最优的 GCPSO, 但其性能并不佳。

3.2 粒子群拓扑结构改进

在提出 Local 版之后, Kennedy 等又进一步研究粒子群的拓扑结构, 分析粒子间的信息流, 提出了一系列的拓扑结构^[9], 并作实验研究, 如图 1 所示。除静态拓扑结构外, 也有研究者提出动态粒子群拓扑结构。

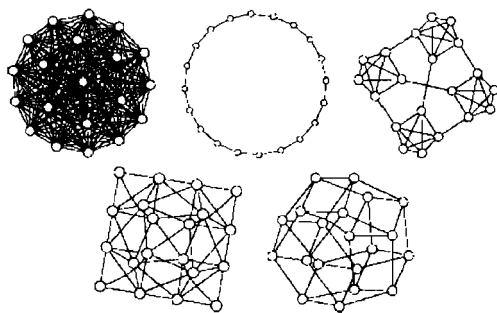


图 1 几种粒子群的拓扑结构图

3.3 PSO 混合算法

PSO 和其他优化算法的结合是改进研究的热点。

Angeline^[10]将选择算子引入 PSO 中, 选择每次迭代后的较好粒子复制到下一代, 以保证每次迭代的粒子群都具有较好的性能, 这种算法对某些单峰函数效果良好。

Lophbjerg^[11]在粒子群每次迭代后, 按几率在粒子间交换各维, 通过交叉来生成更优秀的粒子, 算法对某些多峰函数效果较好。

Higashi^[12]等人分别提出了自己的变异 PSO 算法, 基本思路均是希望通过引入变异算子跳出局部极值点的吸引, 从而提高算法的全局搜索能力, 得到较高的搜索成功率。

高鹰^[13]等人则引入免疫机制的概念, 提高粒子群的多样性和自我调节能力, 以增强粒子的全局搜索能力。

Baskar^[14]、Bergh^[7]等人各自提出了自己的协同 PSO 算法, 通过使用多群粒子分别优化问题的不同维、多群粒子协同优化等办法来对基本算法进行改进尝试。

Al-kazemi^[15]所提出的 Multi-Phase PSO 在粒子群中随机选取部分个体向 GBEST 飞, 而其他个体向反方向飞, 以扩大搜索空间。

除以上的混合算法之外, 还出现了量子 PSO、模拟退火 PSO、耗散 PSO、自适应 PSO 等混合改进算法, 也有采取 PSO 与基于梯度的优化方法相结合的办法。

以上改进算法各有优缺点,它们引入了一些新的参数,在改进算法性能的同时也一定程度上增加了算法的复杂性。

4 PSO算法的应用

4.1 神经网络的训练

PSO用于神经网络的训练中,主要包含3个方面:连接权重、网络拓扑结构及传递函数、学习算法^[16]。每个粒子包含神经网络的所有参数,通过迭代来优化这些参数,从而达到训练的目的。

与BP算法相比,使用PSO训练神经网络的优点在于不使用梯度信息,可使用一些不可微的传递函数。多数情况下其训练结果优于BP算法,而且训练速度非常快。

4.2 参数优化

PSO已广泛应用于各类连续问题和离散问题的参数优化。例如,在模糊控制器的设计、机器人路径规划、信号处理和模式识别等问题上均取得了不错的效果^[3]。

4.3 组合优化

许多组合优化问题中存在序结构如何表达以及约束条件如何处理等问题,离散二进制版PSO不能完全适用。

研究者们根据问题的不同,提出了相应问题的粒子表达方式,或通过重新定义式(1)和式(2)中的“+”和“×”算子来解决不同问题。目前,已提出了多种解决TSP、VRP以及车间调度等问题的方案^[17]。

4.4 其他应用

除了以上领域外,PSO在多目标优化、自动目标检测、生物信号识别、决策调度、系统辨识以及游戏训练等方面也取得了一定的成果^[18-19]。

5 PSO算法的展望

2004年IEEE TRANSACTION ON EVOLUTIONARY COMPUTATION出版了SPECIAL ISSUE ON PSO,卷首语中指出了当前研究的几个主要方向及热点^[19]:

(1)算法分析。PSO在实际应用中被证明是有效的,但目前还没有给出收敛性、收敛速度估计等方面的数学证明,已有的工作还远远不够。

(2)粒子群拓扑结构。不同的粒子群邻居拓扑结构是对不同类型社会的模拟,研究不同拓扑结构的适用范围,对PSO算法推广和使用有重要意义。

(3)参数选择与优化。参数 w 、 φ_1 、 φ_2 的选择分别关系粒子速度的3个部分:惯性部分、社会部分和自身部分在搜索中的作用。如何选择、优化和调整参数,使得算法既能避免早熟又能比较快速地收敛,对工程实践有着重要意义。

(4)与其他演化计算的融合。如何将其它演化的优点和PSO的优点相结合,构造出有特色有实用价值的混合算法是当前算法改进的一个重要方向。

(5)算法应用。算法的有效性必须要在应用中才能体现,广泛地开拓PSO的应用领域,也对深化研究PSO算法非常有意义。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [A]. Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IV [C]. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995. 1942-1948.
- [2] Eberhart R C, Shi Y. Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources [A]. Proc. Congress on Evolutionary Computation 2001 [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001. 81-86.
- [3] [美] 米歇尔·沃尔德罗. 复杂——诞生于秩序与混沌边缘的科学[M]. 北京: 三联书店, 1997.
- [4] Kennedy J, Eberhart R C. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm [A]. Proceedings of the World Multiconference on Systems, Cybernetics and Informatics [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1997. 4104-4109.
- [5] Maurice G, Kennedy J. The Particle Swarm - Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space [J]. IEEE TRANSACTION ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2002, 6(1): 58-73.
- [6] Van den Bergh F. An Analysis of Particle Swarm Optimizers [D]. Department of Computer Science, University of Pretoria, South Africa, 2002.
- [7] Shi Y, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer [A]. Proceedings of the 1998 Conference of Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998. 69-73.
- [8] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization [A]. Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001. 101-106.
- [9] Mendes R, Kennedy J. The Full Informed Particle Swarm: Simpler, Maybe Better [J]. IEEE TRANS-

- ACTION ON EVOLUTIONARY COMPUTATION
2004 8(3): 204–210
- [10] Angeline P J. Using Selection to Improve Particle Swarm Optimization [A]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 1999: 84–89
- [11] Lophjerg M, Rasmussen T K, Klink T. Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulations [A]. Third Genetic and Evolutionary Computation Conference [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001
- [12] Higashi N, Iba H. Particle Swarm Optimization with Gaussian Mutation [A]. Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 2003: 72–79
- [13] 高 鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2004 40(6): 4–6
- [14] Baskar S, Suganthan P N. A Novel Concurrent Particle Swarm Optimization [A]. Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 2004: 792–796
- [15] Buthaini A I, Kazemi M. Multi-Phase Particle Swarm Optimization [D]. Computer Engineering in the Graduate School, Syracuse University, USA, 2002
- [16] Eberhart R C, Shi Y. Evolving Artificial Neural Networks [A]. Proceeding of International Conference on Neural Networks and Brain [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 1998: 5–13
- [17] 李 宁, 邹 彤, 孙德宝. 带时间窗车辆路径问题的粒子群算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2004 24(4): 131–135
- [18] Hu X, Shi Y and Eberhart R C. Recent Advance in Particle Swarm [A]. Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway NJ: IEEE Press, 2004: 90–97
- [19] Eberhart R C, Shi Y. Guest Editorial Special Issue on Particle Swarm Optimization [J]. IEEE TRANSACTION ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2004 8(3): 201–203

Development and Prospect of a Particle Swarm Optimization Algorithm

Li Ning Fu Guojang Ku Shaoping Chen Mingjun

Abstract Particle Swarm Optimization Algorithm is a stochastic optimization technique based on swarm intelligence. It has the advantages of easy realization with a few parameters to be adjusted. It is especially popular in engineering application. The background, basic algorithm, improved algorithms, research hot issues and the application fields are analyzed and the prospect is discussed.

Key words Particle Swarm Optimization; artificial life; swarm intelligence; evolutionary computation

Li Ning Lect.; School of Computer Science and Technology, WUT, Wuhan 430070, China

[编辑: 刘美玲]