

基于粒子群算法的遗传算法研究*

王文义¹ 秦广军² 王若雨³

(中原工学院计算机系 郑州 450007)¹ (郑州大学信息工程学院 郑州 450052)²

(河南电力职工大学网络信息中心 郑州 450051)³

摘要 针对传统遗传算法存在的早熟收敛和易陷入局部最优解的问题,提出了一种基于粒子群算法的遗传算法,其原理是用粒子群算法来构造变异算子和进行种群分割。通过对三个典型多峰值函数的优化来评估算法性能。实验结果表明,该算法能很好地保持种群的多样性和克服早熟现象,显著提高遗传算法的收敛速度。

关键词 遗传算法,粒子群算法,变异算子,种群多样性,早熟收敛

Research on Genetic Algorithm Based on Particle Swarm Algorithm

WANG Wen-Yi¹ QIN Guang-Jun² WANG Ruo-Yu³

(Dept. of Computer Science, Zhongyuan Institute of Technology, Zhengzhou 450007)¹

(Information Engineering College of Zhengzhou University, Zhengzhou 450052)²

(Network and Information Center, Henan University of Electric Power and Workers, Zhengzhou 450051)³

Abstract Premature convergence and weak local optimization are two key problems existing in the conventional genetic algorithm. To overcome the shortcomings, this paper proposes an improved genetic algorithm based on the particle swarm algorithm. The basic principle is that a new mutation operator is constructed and population is divided into parts. Three typical multimodal values functions are optimized and evaluate the efficiency of the algorithm. The experimental results show, the improved genetic algorithm can not only maintain effectively the polymorphism in the colony and avoid premature, but also greatly improve the convergent speed.

Keywords Genetic algorithm, Particle swarm algorithm, Mutation operator, Population diversity, Premature convergence

在遗传算法(GA; Genetic Algorithm)的应用中,存在着由于基因缺失容易陷入局部最优解和后期收敛速度慢的问题。由于群体是有限的,进化后期,当某个模式在种群中占有优势时,传统的遗传机制会进一步强化这种优势,破坏种群的多样化,导致搜索区域迅速集中,过早收敛到局部最优解。

传统遗传算法的全局收敛理论是以进化代数无限大为前提的,其实际应用价值不高。变异算子有助于增加种群的多样性,但过大或过小的变异概率却会严重影响搜索过程,加之变异操作的无方向制导会使变异得到的个体因适应度低而被淘汰。因此,如何在有限种群规模和有限的代数内,利用变异操作来保持种群多样性成为研究的热点。诸如 CHC 算法^[1]、变异概率可变的自适应遗传算法(AGA)^[2]、大变异算子^[3]、进化稳定策略^[4]等算法虽然取得了一定的效果,但仍然没有摆脱变异算子的随机性和盲目性。

本文借鉴粒子群算法(PSO; Particle Swarm Algorithm)的思想,提出一种改良的变异算子和种群分割策略。该策略的关键是用粒子群算法的进化公式来代替传统 GA 中的变异算子(称为 PSO 变异算子),让变异算子根据从个体到当前最优解的距离来自动调整变异幅度和方向,并让个体总是在当前最优解附近完成变异来避免变异的盲目性;把种群分为相互重叠的多个子种群分别进化,以保持种群的多样性和避免变异算子陷入局部最优解。在 PSO 变异算子和种群分割共同作用下,可有效解决传统 GA 存在的不足。

1 PSO 算法概述

由美国普渡大学的 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的粒子群算法(PSO),是受鸟群和鱼群群体运动的行为方式启发而提出的一种具有代表性的群集智能方法。PSO 算法中,在 D 维空间 m 个粒子组成粒子群,每个粒子都是 D 维搜索空间中的一个可能解。粒子在解空间中运动,并根据粒子自身迄今最优解和全种群迄今最优解动态调整进化速度和方向。

第 i 个粒子在 D 维空间中的飞行参数如下:

坐标: $Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iD})$; 速度: $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$;

历史最优位置: $L_i = (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{iD})$;

粒子群的所有粒子在 D 维空间中的历史最优坐标为: $L_g = (l_{g1}, l_{g2}, \dots, l_{gD})$;

粒子在飞行过程中根据 L_i 和 L_g 按公式①调整速度和位置:

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (l_{id}(t) - y_{id}(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (l_{gd}(t) - y_{id}(t)) \\ y_{id}(t+1) = y_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{cases} \quad (1)$$

式中 t 为进化代数, $d(1 \leq d \leq D)$ 为维数; c_1, c_2 为 $[0, 2]$ 上的常数,称为权重因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 上的随机数,每次计算时都重新产生。

* 基金项目:国家自然科学基金“基于自适应搜索的快速运动(编号:60075006)。王文义 教授,主要研究方向为高性能计算与并行处理技术;秦广军 硕士研究生,研究方向为并行处理技术与算法。

传统 GA 的所有个体在竞争过程中相互共享信息,所以整个种群是均匀的在向最优区域移动,这种共享机制和个体间的相互淘汰容易导致种群多样性的丧失;PSO 算法则是通过个体之间的协作来寻找最优解的,只有群体的最优位置单向的传递信息给其它粒子,并且个体之间不直接共享信息,使整个搜索更新过程总是跟随当前最优解进行,这显然有利于维护种群的多样性。传统 GA 的个体不具有记忆功能,每个个体只反映其目前状态,进化幅度和方向不能适时调整;PSO 算法的个体(粒子)则具有记忆功能,可根据历史信息和当前状态来控制进化幅度和方向,在多数情况下,粒子都能更快地收敛于最优解。

2 基于粒子群算法的遗传算法(PSOGA)思想和实现

传统的变异算子是对群体中的部分个体实施随机变异,与历史状态和当前状态无关,也不考虑与最优解的距离。在进化初期,这有助于局部搜索和增加种群的多样性;在进化后期,群体已基本趋于稳定,变异算子反而会破坏这种稳定。变异概率过大会使遗传模式遭到破坏,过小又会使搜索过程缓慢甚至停滞不前。针对该问题,本文引入粒子群算法,改进种群分割^[5-8]策略,用粒子群算法重构变异算子。

与 GA 不同,PSO 算法的优点在于个体之间是协作而不是竞争,这使得它可以很好的维护种群多样性。种群分割正是模拟了 PSO 算法的这一特点,将 GA 算法的种群分成大小不同的若干个子种群,它们等价于 PSO 算法中的粒子。子种群之间可以相互部分覆盖,其目的是为了在这些子种群间隐含的进行信息交换,避免因分割而造成无联系的进化孤岛。覆盖使各子种群相互协作、并行进化,而竞争只发生在相邻两个子种群中被覆盖的小区域内。

2.1 种群分割

设总进化代数数为 T ,当前进化到第 t 代时,总种群为 $\Pi_t = \{x_1^t, \dots, x_i^t, \dots, x_n^t\}$, ($1 \leq i \leq n$), n 为种群规模,且对于任意 $1 \leq i < j \leq n$, 都有 $x_i^t \leq x_j^t$ 成立,即 Π_t 有序。记 x_i^t 的约束条件为 S , 则 S 中满足 $x' < x''$ 的任意 x', x'' 组成有序对 (x', x'') , 在 Π_t 中满足 $x' \leq x_i^t \leq x''$ ($1 \leq i \leq n$) 的所有 x_i^t 组成子种群 π , 相邻子种群可以部分覆盖,这个覆盖部分占两个窗口中互异个体总数的比例称为覆盖因子 α ($0 < \alpha < 0.1$)。子种群可以是均匀的,也可以是不均匀的,这可以通过构造一张有序对表来进行控制。

带有覆盖的种群分割策略,有利于保持种群的多样性,同时也可避免在进化后期陷入某个局部区域。当进化相邻的下一个窗口时,已经计算出的最优解可能已不再是最优,这时就需要重新对它加以修订。加之处在覆盖区域内的个体在相邻两个窗口内会被计算两次,所以对因子 α 的选取应尽可能的小(通常限定在较小的区域 $(0, 0.1)$ 内),以尽量减少修订所带来的额外操作。

2.2 重构变异算子(PSO 变异算子)

所谓变异算子的重构,就是用 PSO 公式作为变异算子,让个体依据自身迄今最优解和子种群内迄今最优解以及个体进化的速度三者来决定变异方向和幅度,使个体在进化过程中可以将其进化史作为导向标。

用 x_i^t 代替 PSO 中的 y_{id} 值,用 Π_t 中第 i 位上的历史最优 f_{\max}^i 对应的 x_{\max}^i 代替 PSO 中的 l_{id} , 用子种群的历史最优 F_{\max}^j (j 为该粒子团在子种群中的位置)对应的 X_{\max}^i 代替 g_{id} , 用 x_{\max}^i 的累计差的算术平均 Δx_{\max}^i 来代替 v_{id} 。 x_{\max}^i 的累积差由

公式②计算:

$$\Delta x_{\max,t}^i = \left[\sum_{k=2}^t (x_{\max,k}^i - x_{\max,k-1}^i) \right] / t = \Delta x_{\max,t-1}^i + (x_{\max,t}^i - x_{\max,t-1}^i) / t \quad (2)$$

则 PSO 变异算子为公式③:

$$\begin{cases} \Delta x_{\max,t+1}^i = \Delta x_{\max,t}^i + c_1 \cdot r_1 \cdot (x_{\max}^i - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (X_{\max}^i - x_i^t) \\ x_{i+1}^t = x_i^t + \Delta x_{\max,t+1}^i \end{cases} \quad (3)$$

公式③的第一部分通过权重因子 c_1, c_2 和随机数 r_1, r_2 以及信息反馈 x_{\max}^i, X_{\max}^i 预测了变异的幅度和方向;第二部分则具体实施了变异操作。因此,PSO 变异操作具备了自学习能力,在变异之前的预测,也使变异操作不再是简单的随机变异,而是提高个体对进化环境适应能力的变异。

2.3 算法的伪码描述

PSOGA 算法的伪码描述:

```

{ 初始化参数;
  P0 = 按约束条件随机产生 n 个个体;
  对 P0 排序; //PSO 变异算子要求种群有序
  分割 P0;
  初始化 fmaxi, Fmaxi, xmaxi, Δxmaxi, Xmaxi;
  While 中止条件不满足时
  { 收集子种群中的最优解 Xmaxi;
    While 小于子种群数目时
    { 取子种群;
      评估子种群内个体;
      选择子种群内最优解;
      While 小于子种群内个体数目时
      { 选择算子;
        交叉算子;
        PSO 变异算子;
      }
    }
    对子种群内个体排序; //PSO 变异算子要求种群有序
  }
  输出全局最优解和局部最优解;
}
    
```

3 算法性能分析

为了分析该算法的性能,从文[9]中选取了如下④、⑤、⑥三个典型函数:

六峰值驼背函数

$$\begin{cases} f_1(x, y) = (4 - 2.1x^2 + x^4/3)x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2 \\ -3 \leq x \leq 3 \quad -2 \leq y \leq 2 \end{cases}$$

求最小值

De Jong 函数

$$F_2 \begin{cases} f_2(x_1, x_2) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 \\ -2.048 \leq x_i \leq 2.048, (i=1, 2) \end{cases}, \text{求最小值} \quad (5)$$

RosenBrock 函数

$$\begin{cases} f_2(x_1, x_2) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 \\ -2.048 \leq x_i \leq 2.048, (i=1, 2) \end{cases}, \text{求最大值} \quad (6)$$

上述三个函数是遗传算法中常用的标准测试函数,它们各具特点。函数④有六个局部极小值,一个全局最小值,可以检测算法逃离局部最优值的能力;函数⑤是一个病态函数,仅有一个全局极小点,但难以进行全局最小化;函数⑥有一个全局极大点和局部最大点,并且极易陷入局部最大点。

设计了两组实验来评估本文算法的性能,每组都重复进行了 50 次,最大进化代数取 500,初始种群规模为 50,覆盖因子 α 取值 0.01,权重因子 c_1, c_2 取值 2,计算精度为 10^{-4} 。通过对收敛次数和平均收敛代数(指在多次重复实验中,收敛趋于稳定且取到极值时的最小进化代数的均值)的测量来比较两种算法的性能。在实验中,PSOGA 和 SGA 都采用实数编码,选择算子和交叉算子也都采用简单遗传算子。

3.1 实验 1

使用 PSO 变异算子,子种群数目为 5,采用均匀分割,目的是测试 PSO 变异算子与种群分割策略的性能。实验结果如表 1 所示。

表 1 两种算法的进化代数对比

函数	收敛次数		平均收敛代数	
	PSOGA	SGA	PSOGA	PSOGA
六峰值驼背函数	49	41	35.2	242.1
DeJong 函数 2	50	36	51.4	276.5
RoseBrock 函数	50	43	41.0	182

实验结果表明,PSOGA 的收敛性能和搜索能力比 SGA 有很大提高,加速比最大可到 9.61,最小也有 4.4。由于采用了平均收敛代数指标来衡量算法的性能,表中的收敛代数比首次搜索到最优解时的代数要大出许多。在 50 次重复实验中,有几例甚至不超过 10 代就能首次搜索到最优解。

3.2 实验 2

在实验 1 的基础上,让 SGA 也均匀分割,单独测试 PSO 变异算子,实验结果见表 2。

表 2 PSO 变异算子的性能测试

函数	收敛次数		平均收敛代数	
	PSOGA	SGA	PSOGA	PSOGA
六峰值驼背函数	50	44	34.0	180.0
DeJong 函数 2	50	40	48.8	203.5
RoseBrock 函数	49	43	42.3	137

从表中数据可以看出,PSO 变异算子比传统变异算子性能要高出许多,三个函数几乎都能取到最优解。

对表 2 和表 1 进行比较,发现 SGA 由于使用了本文的种

(上接第 97 页)

险值列表,最终得到实验进行期间网络安全态势演化图,如图 4 所示。图中结点表示网络在所处时刻的安全风险程度值。从整个网络安全态势图中,可以看出整个局域网在一个月时间内的安全状况。在第 12、18、24 天,网络安全风险值较大,表示攻击行为对网络安全威胁程度大;而在第 6 天,网络安全风险值较小,网络遭受攻击少,安全状况良好。

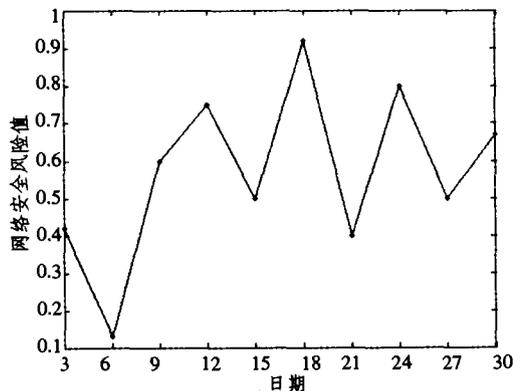


图 4 网络安全态势演化图

结论 采用粗糙集理论进行网络安全态势感知的方法具有能够度量各网络安全要素重要性、量化单个网络攻击行为或某些网络攻击行为组合对网络安全状况影响的特点,有利

群分割策略,其性能得到了明显提升,平均收敛代数显著下降;PSOGA 则趋于稳定,两张表得出的数据基本一致。

两组实验结果表明,本文所提算法在改善收敛速度、克服早熟收敛方面有较好的表现,并且在增强局部搜索能力方面也有明显的改进。

结束语 本文将 PSO 算法的思想引入 SGA 算法,提出了一种改进的遗传算法新方案 PSOGA。新方案的核心是采用有覆盖的种群分割和 PSO 变异算子,前者是从维护种群多样性的角度来避免早熟收敛,后者则是从避免传统变异算子的随机性和盲目性的角度来克服早熟收敛,提高收敛效率。初步实验结果表明,PSOGA 算法达到了预期效果。

未来的工作,仍需进一步分析 PSO 变异算子的性能和数学性质,对于覆盖因子 α 和子种群数目对算法性能的影响也需要作进一步的实验和分析。

参考文献

- Eshelma I. J. The CHC adaptive search algorithm: How to have safe search when engaging in non-traditional genetic recombination. In: Foundation of Genetic Algorithm. Morgan Kaufmann Publishers, 1991. 265~283
- Srinivas M, Patnaik L. M. Adaptive probabilities of crossover and mutations in Gas. IEEE Trans. On SMC, 1994, 24(4): 656~667
- 马钧水,刘贵忠,贾玉兰. 改进遗传算法搜索性能的大变异操作. 控制理论与应用, 1998, 15(3): 404~407
- 苏小红,杨博,王亚东. 基于进化稳定策略的遗传算法. 软件学报, 2003, 14(11): 1863~1868
- 蒙祖强,蔡自行. 一种基于超群体的并行遗传算法. 计算机工程与应用, 2001, 21: 28~30
- 林焰,郝聚民,纪卓尚,戴寅生. 隔离小生境遗传算法研究. 系统工程学报, 2000, 15(1): 86~91
- 丁永生. 计算智能-理论、技术与应用. 北京: 科学出版社, 2004
- Skinner B T, Nguyen H T, Liu D K. Performance study of a multi-eme parallel genetic algorithm with adaptive mutation. In: 2nd international conference on autonomous rebots and agents, 2004
- 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用. 北京: 国防工业出版社, 1999

于将网络安全态势感知结果清楚直观地表示出来,方便网络管理员及时掌握网络安全状况并做出合理决策。但目前该领域的研究刚刚起步,利用粗糙集理论进行网络安全态势感知方法还存在一定的局限性。诸如粗糙集理论按等价关系进行分类,其准确性尚需完善,更高效的粗糙集属性约简算法也有待进一步深入研究。

参考文献

- Bass T. Intrusion Detection System and Multisensor Data Fusion [J]. Communications of the ACM, 2000, 43(4): 99~105
- Batsell S B, Rao N S, Shankar M. Distributed Intrusion Detection and Attack Containment for Organizational Cyber Security [EB/OL]. <http://www.ioc.ornl.gov/projects/documents/containment.pdf>
- Shifflet]. A Technique Independent Fusion Model for Network Intrusion Detection. In: Proceedings of the Midstates Conference on Undergraduate Research in Computer Science and Mathematics, 1(3): 13~19
- 蔡忠闯,管晓宏,邵萍,等. 基于粗糙集理论入侵检测新方法 [J]. 计算机学报, 2003, 26(3): 361~366
- 陈秀真,郑庆华,管晓宏,等. 基于粗糙集理论的主机安全评估方法 [J]. 西安交通大学学报, 2004, 38(12): 1228~1231
- 王旭仁,许榕生,王彦丽. 基于 Rough Set 理论的安全审计日志分析 [J]. 计算机科学, 2004, 31(10): 109~111
- Pawlak Z. Rough Sets [J]. International Journal of Computer and Information Science, 1982, 11: 341~356
- 王国胤. 粗糙集理论与知识获取 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2001. 5: 23~55
- 张文修,吴伟志. 粗糙集理论介绍和研究综述 [J]. 模糊系统与数学, 2000, 14(4): 1~11
- Roesch M, Green C. Snort Users Manual [M]. <http://www.snort.org/docs/snortman-ja.pdf>. 2006
- Endsley M R. Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems [J]. Human Factors, 1995, 37(1): 32~64