

改进的混合粒子群算法

杨久红, 王小增

(嘉应学院 电子信息工程学院, 广东 梅州 514018)

摘 要: 为了能够有效避免搜索过程陷入局部最优, 从而增强全局搜索能力, 提出一种基于模拟退火的粒子群算法. 算法中引入遗传算法中常用的轮盘赌选择算子, 能在早期抑制部分超级粒子对种群的控制, 增加了群体的多样性. 通过测试函数的比较表明, 混合算法能很好地保持种群多样性, 具有良好的计算精度和全局寻优能力.

关键词: 轮盘赌; 收敛因子; 模拟退火; 粒子群

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)05-0170-04

Improved Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm

YANG Jiu-hong, WANG Xiao-zeng

(Department of Electronics and Information Engineering, Jiaying University, Meizhou 514018, China)

Abstract: On the basis of simulated annealing, a particle swarm algorithm was put forward to enhance the ability of global searching. The algorithm combines with the roulette wheel selection operator, which provides a mechanism to restrain the predominating of super particles in early stage and can effectively avoid the premature problem. Variety experiments are conducted on several test functions taken from the literature. The simulation results show that the algorithm has better probability of finding global optimum and mean best value and has faster convergence and maintains the population diversity in the process of evolution.

Key words: roulette wheel selection; convergence factor; simulated annealing; particle swarm

1 引言

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 自 1995 年提出以来, 只经过了短短几年时间的发展, 就引起了国外学术界及工程技术人员极大关注. 2001 年出版的 J. Kennedy 与 R. Eberhart 合著的《群体智能》将群体智能的影响进一步扩大, 随后关于粒子群优化算法的研究报告和研究成果大量涌现, 继而掀起了国外研究热潮, 其思想源于对鸟群捕食行为的研究^[1-2]. PSO 算法具有可调整参数少、计算简单、易于实现、收敛速度快、鲁棒性好等优点, 在函数寻优、神经网络训练和模糊系统控制等领域中均取得了良好的效果. 但是 PSO 算法在后期收敛速度慢, 容易陷入局部极值从而导致早熟现象^[3-4]. 因此, 本文在研究基本 PSO 算法的基础上,

提出一种改进的粒子群算法 (IMPSO)——引入轮盘赌选择算子的模拟退火粒子群算法. 通过标准函数的测试, 混合算法具有较快的全局收敛速度和搜索能力, 能比较有效的避免早熟问题.

2 基本粒子群算法 (PSO)

粒子群算法是一类全局随机优化算法, 利用粒子间的相互作用发现解空间中满足条件的解^[4]. 在 PSO 算法中, 粒子群在一个 d 维空间中搜索, 其中的每一个粒子为问题的一个解.

PSO 算法步骤如下:

S1: 随机初始化种群中各微粒的位置和速度;

S2: 根据事先定义好的适应度函数来评价每个粒子的适应度;

S3: 将当前各微粒的位置和适应值存储在各个

收稿日期: 2011-09-20; **修回日期:** 2011-10-26

基金项目: 广东省教育部产学研结合项目 (CXY2010010); 广东省梅州市自然科学基金资助项目 (2011KJY04)

微粒的 pbest 中,将所有 pbest 中的最优值存储在 gbest 中;

S4:按公式(1)更新粒子的速度和位置;

$$\begin{aligned} v_{i,j}(t+1) &= wv_{i,j}(t) + c_1 r_1 \lfloor p_{i,j} - x_{i,j}(t) \rfloor \\ &+ c_2 r_2 d \lfloor p_{g,j} - x_{i,j}(t) \rfloor \\ x_{i,j}(t+1) &= x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \\ j &= 1, 2, \dots, d \end{aligned} \quad (1)$$

S5:对每个粒子,如果其适应值比其经过的最好位置好,则更新其最好位置;

S6:比较所有粒子的 pbest 和 gbest,更新 gbest;

S7:如果满足运算精度或者迭代次数,则算法结束,否则更新粒子的速度和位置,继续搜索。

3 改进策略

3.1 引入轮盘赌选择算子

在 PSO 算法中,每一次迭代 $p_{g,j}$ 是直接由当前具有最好适应值的粒子决定的,容易出现早熟收敛问题.为了能够较好地保持群体的多样性,针对 PSO 算法中停止进化微粒的产生方法进行改进,引入轮盘赌选择算子(Roulette Wheel Selection),以抑制超级粒子的早期控制作用,避免早熟现象发生。

轮盘赌选择算子是由 Holland 提出的,基本原理是个体适应度按比例转换为选择的概率,按个体所占的比值在一圆盘上进行比例划分,每次转动圆盘后待圆盘停止后指针停靠扇区对应的个体为选中的个体^[5-7]。

设群体大小为 n ,个体 i 的适应度变换函数为 $F_i = e^{-(f(p_i) - f(p_g))/t}$,则轮盘赌的算法为:

S1:计算个体 i 的总适应度值:

$$\sum_{i=1}^n F_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

S2:计算每个个体 i 被选中遗传到下一代群体的概率:

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

S3:计算个体的累积概率以构造一个轮盘。

$$\sum_{j=1}^i P_j \quad (j = 1, 2, \dots, i) \quad (4)$$

S4:使用模拟赌盘操作,产生一个 $[0, 1]$ 内的随机数 r ,若 $\sum_{j=1}^{i-1} P_j \leq r < \sum_{j=1}^i P_j$,选择个体 i 进入子代种群;

S5:重复步骤(S4) n 次,得到的个体构成新一代

种群。

3.2 引入模拟退火思想

由于 PSO 算法后期粒子趋向同一化,用所有微粒的当前位置与全体最好位置相同时算法停止作为收敛准则是有缺陷的.模拟退火算法是一个全局最优算法,具有并行性,在退火过程中不但接收好的解,而且以一定概率接收不好的解,这种概率受温度参数的控制,大小随着温度的下降而减小^[8-9].将模拟退火的思想应用到具有轮盘赌和收敛因子的粒子群算法当中,利用模拟退火具有概率突变的特性,能够跳出局部最优解,使改进后的算法具有较强的全局寻优能力。

3.3 改进后的算法步骤

S1:随机初始化种群中各微粒的位置和速度;

S2:根据事先定义好的适应度函数 F_i 来评价每个粒子的适应度;

S3:将当前各微粒的位置和适应值存储在各个微粒的 p_i 中,将所有 pbest 中的最优值存储在 p_g 中;

$$S4: \text{确定初始温度 } T_0 = \frac{f(p_g)}{\ln 5};$$

S5:确定当前温度下各 p_i 的适配值:

$$TF(p_i) = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad (5)$$

S6:引入轮盘赌选择算子从所有 p_i 中确定全局最优的某个替代值 p'_g ,根据式(6)更新粒子的速度和位置;

$$\begin{aligned} v_{i,j}(t+1) &= v_{i,j}(t) + c_1 r_1 \lfloor p_{i,j} - x_{i,j}(t) \rfloor + \\ &+ c_2 r_2 d \lfloor p_{g,j} - x_{i,j}(t) \rfloor \\ x_{i,j}(t+1) &= x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \\ j &= 1, 2, \dots, d \end{aligned} \quad (6)$$

S7:计算各微粒新的目标值,更新各微粒的 p_i 和 p_g 值;

S8:进行退温操作, $t_{k+1} = \lambda t_k$ 其中 λ 为退火常数;

S9:如果满足运算精度或者迭代次数,则算法结束;否则转到 S5,继续搜索。

4 实验及分析

4.1 参数选取的原则

参数是影响算法性能和效率的关键,对于不同的优化问题,取得最优解的参数设置往往不完全相同。

(1) 种群规模

种群规模 n 在一定范围内越大,搜索能力和可靠性越强,同时计算时间也会增加.超出这个范围, n 的增长对寻优不再有明显的作用.当 n 很小时,容易陷入局部最优.一般文献中 n 大都取 20 到 50 左右^[10].

(2) 学习因子

c_1 、 c_2 是控制粒子向自我历史经验和群体最优个体学习的因子,反映粒子群之间的信息交流,起到平衡局部搜索与全局探索能力.

当 $c_1=0, c_2 \neq 0$ 时,粒子自身没有认知能力,会使粒子过多的在局部范围徘徊,从而陷入局部最优.

当 $c_1 \neq 0, c_2=0$ 时,粒子间没有信息共享,会使粒子过早的收敛到局部最小值,得到解的几率非常小.

通常设 $c_1=c_2=2$,后来 Clerc 推导出 $c_1=c_2=2.05$,也有研究试验得出 $c_1=2.8, c_2=1.3$ ^[11].一般要求 $c_1+c_2>4$.

(3) 随机数参数

随机数参数 r_1 和 r_2 是 0 至 1 之间的随机数.一般由编程语言的相应随机数函数产生,可以设置为相同值或不同值.

(4) 最大速度

最大速度 $V_{\max}$ 决定了粒子在一次迭代中最大的移动距离. $V_{\max}$ 较大时,全局搜索能力增强,但粒子容易飞过最好解. $V_{\max}$ 较小时,局部搜索能力增强,但容易陷入局部最优.一般将 $V_{\max}$ 设定为每维变量的取值范围,初始设定后保持不变.

(5) 迭代终止条件

终止条件通常是具体的优化问题来决定,一般为最大迭代次数或计算精度.

4.2 实验及分析

为了测试本文提出的改进粒子群算法(IMP-SO)的性能,本文选择 5 个经典测试函数进行仿真.并与基本粒子群算法(PSO)、模拟退火粒子群算法(SAPSO)、带收敛因子粒子群算法(CFPSO)进行比较,测试函数如表 1 所示.其中 Step 函数只有一个最小值,且不连续;Rastrigrin 函数是具有大量局优点的复杂多峰函数,在 $x_i=0$ 时达到全局极小值; Griewank 函数是可变维数的多峰函数,在 $x_i=0$ 时达到全局极小值;Quartic 函数是带有噪声的四次方程,全局最小值在 $(0, \dots, 0)$; Ackley 函数是具有大量局优点的多峰函数.

表 1 测试函数

简称	函数名	维数	初值范围	最小值
f_1	Rastrigrin	30	$[-100, 100]$	0
f_2	Griewank	30	$[-600, 600]$	0
f_3	Step	30	$[-100, 100]$	0
f_4	Ackley	30	$[-32, 32]$	0
f_5	Quartic	30	$[-1.28, 1.28]$	0

实验环境: CORE i3 CPU, 4G 内存, Windows 7 操作系统, Matlab 2009a 编程环境.

参数选取: 粒子群规模 $N=20$, 学习因子 $c_1=2.05, c_2=2.05$, 最大迭代次数 $M=400$, 维数 $D=30$, 实验结果如表 2 所示.

表 2 各测试函数最优值

	IMPSO	CFPSO	PSO	SAPSO
f_1	50.3406830328	67.0156613587	83.8932287554	70.6676706177
f_2	0.0371445998	0.066625866	0.0513532824	0.0374052478
f_3	0	2.0000000000	1.0000000000	3.0000000000
f_4	1.1097231105	1.2869259433	1.3615901896	1.8480840026
f_5	0.7632982906	0.5571662472	0.6750152977	1.065369698

从表 2 的实验结果来看,对于 $f_1 \sim f_4$ 函数, IMPSO 算法所得到的最优值比其他 3 种算法更接近全局最优点,对于 f_5 函数比 CFPSO 稍差一些,说明 IMPSO 算法的稳定性较好,计算精度高,特别对于 f_3 函数 IMPSO 算法求得的目标函数最优值明显优于其他 3 种算法.

5 个基准测试函数进化曲线如图 1 所示.

从实验结果来看,文中提出的 IMPSO 算法由于算法之初要计算轮盘赌选择算子,收敛速度慢于其他 3 种算法,但后期收敛速度快于其他 3 种算法,特别是对 f_3, f_4 函数优势更明显.分别观察各个函数的迭代曲线,发现 4 种算法对于 f_5 函数的优化效果没有明显区别,从 f_1 来看,4 种算法都陷入了局部最优.

5 结束语

文中通过引入轮盘赌选择算子和收敛因子对基本粒子群算法进行改进,然后与模拟退火算法相结合,形成新的混合粒子群算法.分别运用 5 个基准测试函数对标准粒子群算法、模拟退火算法、带收敛因子粒子群算法和本文算法进行仿真实验对比,结果

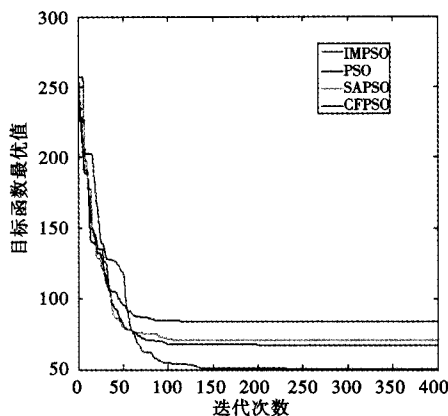
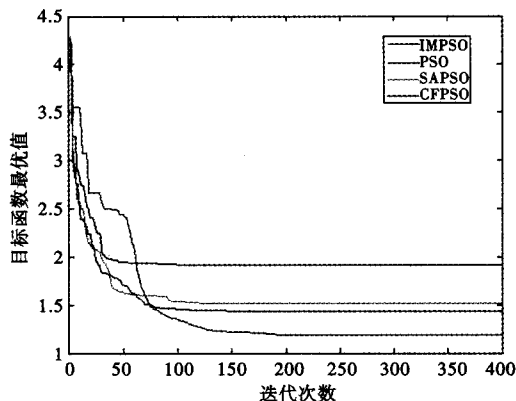
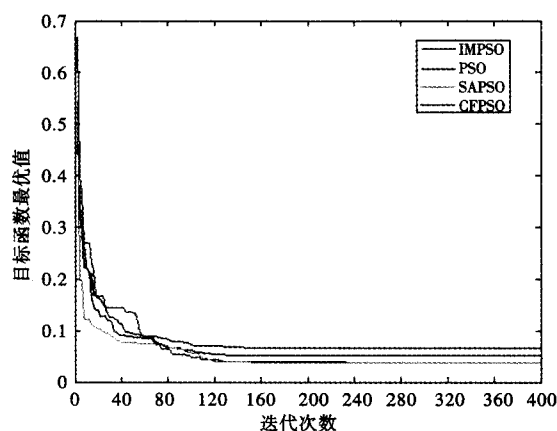
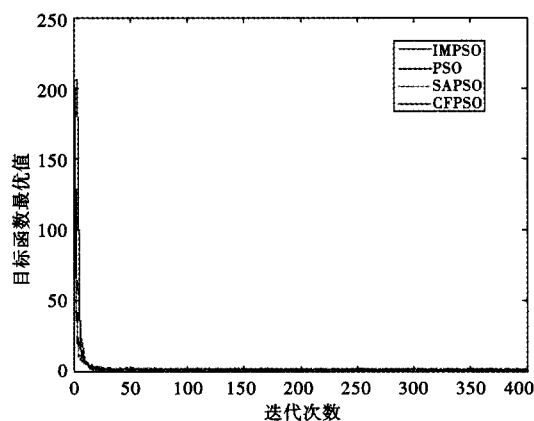
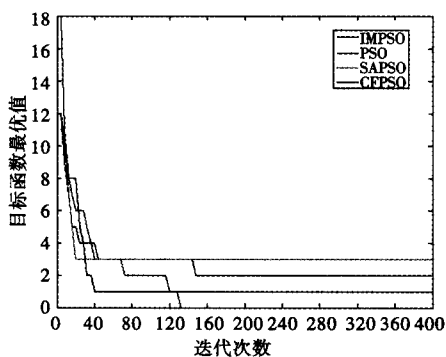
(a) f_1 函数进化曲线(d) f_4 函数进化曲线(b) f_2 函数进化曲线(e) f_5 函数进化曲线

图1 5个函数最优值进化曲线

(c) f_3 函数进化曲线

表明 IMPSO 算法在一定程度上克服了 PSO 算法容易陷入局部最优的缺点,计算精度、收敛速度和寻优能力优于与之相对比的 3 种算法。实验结果验证了算法的有效性。

参考文献:

- [1] 裴胜玉, 周永权, 罗淇方. 求解约束优化问题的混合粒子群算法[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(4): 5-8.
- [2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization

[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.

- [3] Van den Bergh F. Particle swarm weight initialization in multilayer perceptron artificial neural networks [C] // Development and Practice Artificial Intelligence Techniques, Durban: IEEE, 1999: 41-45.
- [4] Eberhart R, Y Shi. Particle swarm optimization: development, applications and resources[J]. IEEE Int conf on evolutionary Computation, 2001: 81-86.
- [5] 任斌, 丰镇平. 改进遗传算法与粒子群优化算法及其对比分析[J]. 南京师范大学学报, 2002(2): 14-19.
- [6] 连志刚, 焦斌. 一种混合搜索的粒子群算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(10): 1404-1409.
- [7] 任子晖, 王坚. 加速收敛的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(2): 201-205.
- [8] Clerc M. The Swarm and the Queen: Towards a Deterministic and Adaptive Particle Swarm Optimization[C] // Proceedings of the Congress of Evolutionary Computation, Washington: IEEE, 1999: 1951-1957.

(下转第 177 页)

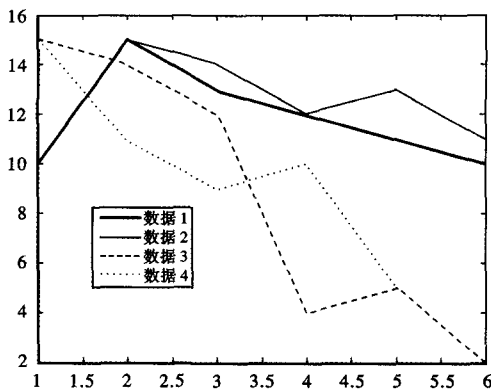


图2 某银行金融数据按月汇总情况

5 结束语

本文在数据清理后将模型基于 SPSS Clementine 数据挖掘平台,进行基于传统的 Apriori 算法的数据挖掘构架来进行某银行金融管理的数据挖掘.在进行实验的过程中反复调整支持度与可信度发现本文中提出的数据前期准备的一些列工作将对数据挖掘模型的有效性大大提高.将训练的模型结论与实际的情况进行比较发现该模型的关联准确率为 72%这个数字较大多数研究者的成果有了一定的提高.

参考文献:

[1] 李艳美, 张卓奎. 基于贝叶斯网络的数据挖掘方法

[J]. 计算机仿真, 2008(02): 117-119.

- [2] 林锦贤, 沈钧毅. 教育管理数据仓库系统分析[J]. 福州大学学报: 自然科学版, 1999, 27(6): 14-17.
- [3] 许国英. 论本科教学质量的控制[J]. 黑龙江高教研究, 2004, 23(5): 83-84.
- [4] 张庆利, 李文斐. 浅谈提高本科教学质量[J]. 高教探索, 2003, 19(1): 27-27.
- [5] 罗尧成, 陈敬良, 姚俭. 我国高校课程与教学改革三十年: 历程、经验与瞻望[J]. 中国高教研究, 2009, 24(2): 11-14.
- [6] 狄浩林. 基于成绩信息管理系统的高校教务管理研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2006
- [7] 杨王黎, 吴雅娟, 王丽侠. 成绩分析与试卷质量评价系统的设计与实现[J]. 大庆石油学院学报, 2002, 26(2): 60-6.
- [8] 冯亚丽, 伊三泉, 吴凯, 等. 基于 WEB 的成绩管理信息系统的安全性策略[J]. 大庆石油学院学报, 2004, 28(6): 77-78.
- [9] 赵松, 孙立鏊. Apriori 算法的改进[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2007, 29(5): 94-97.
- [10] 曾波. 一种基于单事务项集组合的频繁项集挖掘算法[J]. 计算机科学, 2008, 35(1): 196-197.
- [11] 胡钢锋, 李德毅, 陈桂生, 韩明畅. 一种网络化数据挖掘方法研究[J]. 微电子学与计算机. 2006. 09.

作者介绍:

刘丽峰 女, (1970—), 硕士, 副教授. 研究方向为人工智能与数据挖掘.

(上接第 173 页)

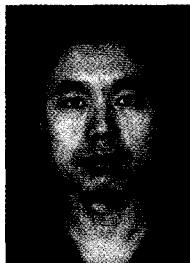
[9] 张盛意, 蔡之华, 占志刚. 基于改进模拟退火的遗传算法求解 0-1 背包问题[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(2): 61-64.

[10] 龚纯, 王正林. 精通 MATLAB 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.

作者简介:



杨久红 女, (1973—), 工程师, 硕士, 副教授. 研究方向为 BP 神经网络、智能优化算法.



王小增 男, (1973—), 博士研究生, 副教授. 研究方向为机械结构疲劳、断裂、可靠性分析、力学性能分析.