

一种基于模糊学习子群的多目标粒子群算法

江勋林¹, 郭坚毅², 唐 建¹, 凌海风¹

(1. 解放军理工大学 工程兵工程学院, 南京 210007; 2. 南京军区 73602 部队, 南京 210007)

摘 要: 为提高多目标粒子群算法的局部搜索能力, 提出了一种模糊学习子群多目标粒子群算法 (FLSMOPSO)。在搜索过程中, 每个粒子模糊自适应学习生成不确定的 p 个粒子形成一个子群而不是只产生一个新粒子, 然后在其中选择模糊满意解作为其下一代新粒子。对四个典型测试函数的实验结果表明, 新算法比 NSGA II 和 MOPSO 两种经典多目标优化算法有显著的优越性。

关键词: 多目标粒子群算法; 模糊学习; 自适应子群

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2011)12-4492-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.12.024

Multi-objective particle swarm algorithm based on fuzzy-learning sub-swarm

JIANG Xun-lin¹, GUO Jian-yi², TANG Jian¹, LING Hai-feng¹

(1. Engineering Institute of Engineering Corp, PLA University of Science & Technology, Nanjing 210007, China; 2. No.73602 Unit, Nanjing Military Region, Nanjing 210007, China)

Abstract: To improve the local search ability of the MOPSO, this paper put forward a new fuzzy learning sub-swarm multi-objective particle swarm optimization (FLSMOPSO). In the searching process, each particle in the swarm could have linear regressive p particles by self-adaptive learning to form a sub-swarm rather than a single particle. Then selected a fuzzy satisfied solution particle as the new position of the particle. Comparative analysis to the two typical algorithm shows that the new algorithm have prominent advantages.

Key words: multi-objective particle swarm algorithm; fuzzy-learning; self-adaptive sub-swarm

粒子群算法 (PSO) 在解决多目标优化问题时, 维持着一个较大数量的种群, 可以较高的效率同时获得多个解, 再加上概念简单、实现容易等诸多优点, 使得多目标粒子群算法 (MOPSO) 成为近期研究的热点。而与此同时, 将模糊逻辑和粒子群算法结合, 用于解决多目标优化问题也成为粒子群算法研究的新的热点。例如在基于模糊偏好的多目标粒子群算法研究方面, 宋素萍^[1] 提出了基于多目标决策协调模型的粒子群算法; 麦雄发等人^[2] 提出了一种基于决策者偏好区域的多目标粒子群优化算法; 王丽萍等人^[3] 提出一种使用双极偏好引导粒子群向 Pareto 前端偏好区域进化的方法。在基于模糊聚类的多目标粒子群算法研究方面, Brouwer 等人^[4] 提出了一种改进的模糊 C-均值聚类算法, 并运用 PSO 算法来确定聚类矩阵; 黄贤英等人^[5] 提出了基于粒子群优化和模糊 C-均值聚类的模糊聚类算法; 王琳等人^[6] 提出了一种基于捕食—被捕食的粒子群优化模糊聚类算法。在模糊自适应的多目标粒子群算法研究方面, Niknam^[7] 提出了一种对惯性权重和学习因子进行自动调节的模糊自适应粒子群算法 (FAMPSO); Juang 等人^[8] 利用模糊集理论对粒子群优化算法参数进行自适应调整, 提出了一种自适应模糊粒子群算法 (AFPSO)。在模糊向导多目标粒子群算法研究方面, Liu 等人^[9] 引入同步粒子局部搜索 (SPLS) 和模糊全局最好位置 $f\text{-gbest}$, 提出了一种模糊多目标粒子群算法; 魏静萱^[10] 提出了一种粒子群优化方法与实数编码遗传算

法相结合的混合改进模糊粒子群算法; 于繁华等人^[11] 利用模糊理论中的隶属度函数和给定的最优解评估选取原则, 提出了一种适合求解约束型多目标优化问题的模糊粒子群算法 (FP-SO); Abido^[12] 在多目标粒子群算法中重新定义了全局最好和局部最好的概念, 并基于模糊理论选取最优折中解。

本文则针对 MOPSO 局部搜索能力较差的缺点, 进行利用模糊学习规则加强粒子群局部搜索能力的研究, 提出了基于模糊学习子群的多目标粒子群优化算法。

1 算法总体思路

算法改进的基本思路是: 在粒子群搜索过程中, 粒子的学习不是确定地学习一次, 而是不确定地学习 p 次产生 p 个粒子, 形成一个具有 p 个粒子的子群; 然后对 p 个粒子进行分析评价, 从中选取最优位置作为该粒子的新位置, 相应的速度作为当前最优速度, 并将 p 个粒子中所有互不支配的粒子与外部档案中的非劣解进行比对, 对外部档案进行维护。

设 S 和 A 分别为外部种群和非劣解档案, 模糊多目标粒子群算法总体流程如下:

- 随机产生一个初始进化群体 S_0 。
- 根据约束支配关系得到初始的外部档案 A_0 , 令进化代数 $t=0$ 。
- 初始化每个粒子的局部最优 $pbest[i]$ 和全局最优 $gbest[i]$ 。
- 迭代循环直到最大进化代数 g_{max} ;

收稿日期: 2011-06-15; 修回日期: 2011-07-18

作者简介: 江勋林 (1984-), 江西南康人, 硕士研究生, 主要研究方向为装备保障优化决策理论与应用 (biaohan_1984@sina.com); 郭坚毅 (1969-), 男, 工程师, 博士, 主要研究方向为机电一体化; 唐建 (1977-), 女, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为装备保障优化决策; 凌海风 (1972-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为装备保障信息化技术、装备保障优化决策理论与应用。

- (a) 自适应参数调整,主要包括惯性权重 ω 、学习因子 c_1 、 c_2 等;
- (b) 针对群中的每个粒子,模糊产生 p 个粒子;
- (c) 按约束支配关系对 p 个粒子进行比较,从其互不支配的粒子中以最大模糊满意度选择一个粒子作为该粒子的新位置,并对速度进行相应的更新,将所有互不支配的粒子与档案中的非劣解进行比较,对外部档案进行维护;
- (d) $t = t + 1$,转至步骤 d)。
- e) 算法结束。

图 1 为在搜索过程中,第 t 代某粒子产生 p 个粒子的示意图。由图 1 可见,经过模糊学习,可在当前粒子沿 Pareto 前端方向产生若干粒子,然后在其中选取最满意的粒子作为下一代进化的新位置。尤其在具有复杂约束条件(可行区域狭小或可行区域不连通)及有多个局部最小极值的多目标优化问题中,该方法能有效提高算法的多样性和覆盖率,避免局部收敛。

针对步骤(c),模糊产生具有 p 个粒子子群的方法是:按不同策略自适应调整粒子群学习参数,即以不同的学习参数引导粒子倾向于自身惯性运动、向全局向导或向自身最好学习的力度。该学习机制可用图 2 形象地表示。

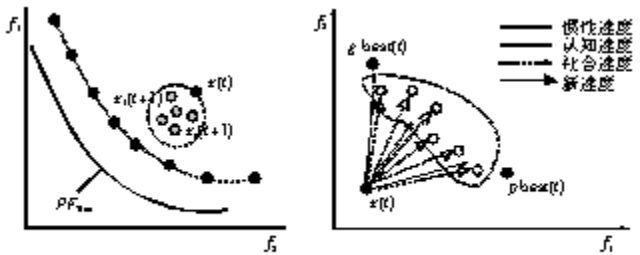


图 1 子群产生示意图 图 2 FLSMOPSO 粒子学习示意图

2 算法实现关键

2.1 模糊自适应子群的产生

在每一代进化过程中,需模糊自适应地调整惯性权重 ω 和学习因子 c_1 、 c_2 ,从而产生在粒子自身惯性运动、粒子个体最优和全局最优间得到最好平衡的新粒子。惯性权重 ω 在 $0 \sim 1.0$ 间取值,学习因子 c_1 和 c_2 在 $1.0 \sim 2.0$ 间取值。 ω 、 c_1 和 c_2 的隶属函数分别如图 3 和 4 所示。

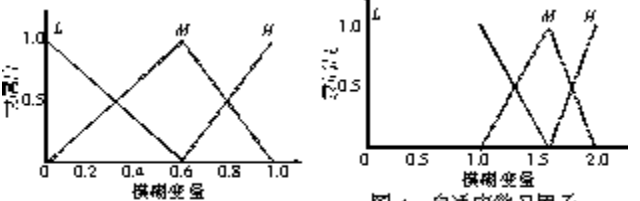


图 3 惯性权重 ω 的隶属函数

图 4 自适应学习因子 c_1 和 c_2 的隶属函数

模糊学习产生 p 个粒子的具体方法为:首先,利用标准粒子群算法速度、位置更新公式(式(1)和(2))生成第一个粒子^[13]。下一个粒子的产生以上一个粒子为基础,主要用于改善上次粒子学习的情况(图 5)。其中, $x_j(t)$ 表示当前产生的第 j 个粒子; d_j 表示该粒子与原粒子之间的距离; d_g 表示该粒子与全局向导 $gbest(t)$ 之间的距离; d_p 表示该粒子与个体最好之间的距离,其中距离的度量方法见式(3)。

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \tag{1}$$

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] \tag{2}$$

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^k (f_l(x_i) - f_l(x_j))^2} \tag{3}$$

其中: k 为总目标数,而 $f_l(x_i)$, $1 \leq l \leq k$ 为解 x_i 的各个子目标。将 d_j 、 d_g 和 d_p 进行比较,并根据其排序结果选择参数调整策略。参数调整的模糊规则如表 1 所示。

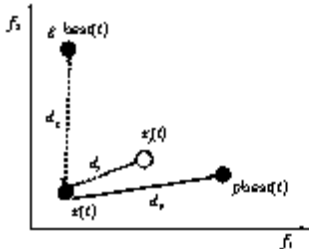


图 5 产生第 j 个粒子示意图

表 1 参数调整模糊规则		
序号	输入	输出
1	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$c_1 \uparrow, \omega \uparrow$
2	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$c_1 \uparrow, c_2 \downarrow$
3	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$c_1 \uparrow, \omega \uparrow$
4	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$c_1 \uparrow, c_2 \downarrow$
5	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$\omega \downarrow, c_1 \downarrow$
6	$d_g \geq d_j, d_g \geq d_p$	$\omega \downarrow, c_2 \downarrow$

惯性权重 ω 大小模糊调整的规则如下:

$$\begin{aligned} \text{if } \omega = L \text{ and } \omega \uparrow \text{ then } \omega = M \\ \text{if } \omega = L \text{ and } \omega \downarrow \text{ then } \omega = L \\ \text{if } \omega = M \text{ and } \omega \uparrow \text{ then } \omega = H \\ \text{if } \omega = M \text{ and } \omega \downarrow \text{ then } \omega = L \\ \text{if } \omega = H \text{ and } \omega \uparrow \text{ then } \omega = H \\ \text{if } \omega = H \text{ and } \omega \downarrow \text{ then } \omega = M \end{aligned} \tag{4}$$

c_1 、 c_2 模糊调整规则可参见式(4)中 ω 模糊调整的规则。

2.2 模糊 p best 选取

在步骤(b)中,每个粒子在进化的过程中可能产生 p ($p \geq 1$) 个粒子,对 p 个粒子以约束支配关系两两比较后可能有 q ($1 \leq q \leq p$) 个粒子是互不支配的,那么如何从这 q 个粒子中选取一个作为该粒子的新位置呢?在此,引用模糊满意解(最优折中解)的概念,以模糊满意度对这 q 个粒子进行排序,从中选取模糊满意度最高的粒子作为该粒子的新位置,相应的速度向量为该粒子的新速度。设 x_{ij} 为粒子 x_i 在第 j 代进化产生的粒子,应用模糊隶属度函数 u_i 来分别表示其各个目标函数对应的满意度,定义模糊隶属度函数为

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & f_{ij} \leq f_{i \min} \\ \frac{f_{i \max} - f_{ij}}{f_{i \max} - f_{i \min}} & f_{i \min} < f_{ij} \leq f_{i \max} \\ 0 & f_{ij} \geq f_{i \max} \end{cases} \tag{5}$$

其中: f_{ij} 为 x_{ij} 的第 i 个子目标值; $f_{i \max}$ 和 $f_{i \min}$ 分别表示整个进化过程中第 i 个子目标值的最大最小值。当 $u_i = 0$ 时,表示对某个目标函数值完全不满意;而当 $u_i = 1$ 时,表示对某个目标函数值完全满意。

取均值后的满意度值为

$$u = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k u_i \tag{6}$$

其中: k 为目标个数。对于产生的 q 个互不支配的粒子,具有最大 u 值的粒子即为当前模糊最满意的粒子。

3 实验与结果分析

3.1 测试函数和性能评价指标

ZDT1、ZDT3、ZDT4 和 ZDT6 函数是典型的非约束多目标问题的测试函数^[14]。其中 ZDT1 有一个凸的 Pareto 前端;ZDT3 有一个凸且不连续的 Pareto 前端,其决策变量空间也是非连续的;ZDT4 有一个凸的 Pareto 前端;ZDT6 有一个凹且不连续、不均匀的 Pareto 前端,越靠近 Pareto 前端解的密度越低。

算法性能主要从收敛性和分散性两方面进行评价。收敛性评价指标采用 Veldhuizen 等人^[15]提出的世代距离 GD (generational distance),分散性评价指标采用由 Zitzler 等人^[14]提出

的 SP(spacing),以及由 Veldhuizen 等人^[15]提出的 MS(maximum spread)。

3.2 测试结果分析

将所提出的 FLSMOPSO 与两种经典算法(NSGA II 和 MOPSO)进行对比分析,其源代码来自 <http://delta.cs.cinvestav.mx/~ccoelloBM00/EMOsoftware.html>。

在 MATLAB 7.8 环境下用上述四个测试函数对 FLSMOPSO 进行测试,参数选择如下:种群规模为 50,最大迭代次数为 1 000,外部档案规模为 100。学习因子 c_1 、 c_2 线性地由 2.0 下降到 1.0,惯性权重 ω 线性地由 0.9 下降到 0.4。

图 6 为各函数的典型仿真结果。表 2 为各方法关于测试函数的性能指标值比较。

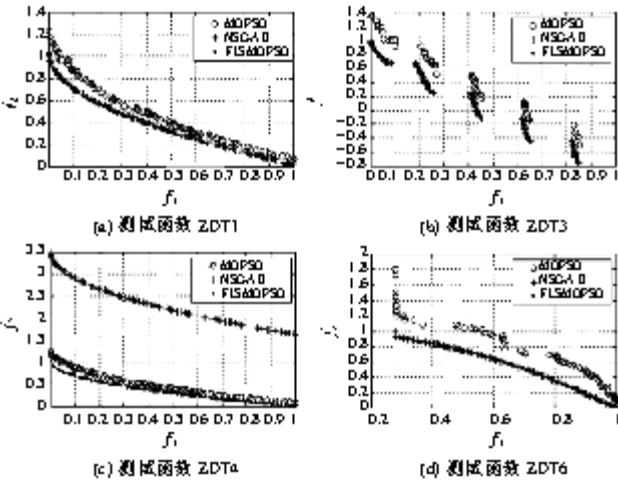


图 6 各算法对典型测试函数求解的 Pareto 前端分布
表 2 各算法关于 ZDT 系列测试函数的性能指标值比较

测试函数	CD				SP				MS			
	最优值	最差值	平均值	方差	最优值	最差值	平均值	方差	最优值	最差值	平均值	方差
ZDT1	FLSMOPSO	0.01E+00	1.00E-01	1.33E-01	9.9E-01	3.00E-01	3.00E-01	1.50E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01
	NSGA-II	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	MOPSO	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
ZDT3	FLSMOPSO	2.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	NSGA-II	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	MOPSO	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
ZDT4	FLSMOPSO	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	9.99E-01
	NSGA-II	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	MOPSO	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
ZDT6	FLSMOPSO	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	NSGA-II	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00
	MOPSO	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E-01	1.00E+00	9.99E-01	9.99E-01	1.00E+00

从图 6 来看,对于四个典型测试函数,FLSMOPSO 与 MOPSO 相比,无论在求解数量、解集的逼近性及解的分布性方面都有较大的优越性。FLSMOPSO 与 NSGA II 相比,对于 ZDT1、ZDT3 和 ZDT6 三个测试函数,仅用图形很难判断两种算法性能优劣;而对于 ZDT4 函数,FLSMOPSO 的优势非常明显,NSGA II 算法虽可求得分布均匀的非劣解集,但其解集不能逼近真正的 Pareto 前端。

进一步分析表 2,相对于 MOPSO,FLSMOPSO 无论在所求解数量、解集的逼近性、均匀性及宽广性方面都表现出明显的优越性,这与图形分析结果一致。相对于与 NSGA II,FLSMOPSO 对于测试函数 ZDT4 所表现出的优良性能非常明显,而对于 ZDT1、ZDT3 和 ZDT6 中的表现相当,各有优劣,但都在较为满意的取值范围内。其中,对于 ZDT1 和 ZDT3,FLSMOPSO 的多数性能度量指标都优于 NSGA II;对于 ZDT6,NSGA II 的 MS 指标值优于 FLSMOPSO。

由上述分析可知,本文提出的 FLSMOPSO 与 MOPSO 和 NSGA II 相比较,表现出较为明显的优越性。

4 结束语

为提高 MOPSO 的局部搜索能力,结合 MOPSO 搜索机制,提出了一种模糊学习子群多目标粒子群算法,即 FLSMOPSO。该算法根据模糊学习策略,在进化过程中,模糊地调整惯性权重和学习因子,学习 p 次产生 p 个粒子形成一个子群,并从中选取模糊最满意位置作为该粒子的新位置,相应的速度作为当前的最优速度;此外,还将其中所有互不支配的粒子与外部档案中的非劣解进行比对,对外部档案进行维护。利用常见的多目标优化测试函数对算法进行了实验,并与两种经典 MOPSO 和 NSGA II 算法进行了实验对比分析,计算机仿真与度量比较结果验证了 FLSMOPSO 算法的有效性和优越性。

参考文献:

[1] 宋素萍. 基于多目标决策协调模型的粒子群算法及其收敛性分析[J]. 郑州轻工业学院学报:自然科学版,2008,23(4):86-88.

[2] 麦雄发,李玲. 基于决策者偏好区域的多目标粒子群算法研究[J]. 计算机应用研究,2010,27(4):1301-1303,1348.

[3] 王丽萍,江波,邱飞岳. 基于多目标进化算法的协同设计冲突消除方法[J]. 计算机集成制造系统,2010,16(9):1836-1843.

[4] BROUWER R K, GROENWOLD A. Modified fuzzy C-means for ordinal valued attributes with particle swarm for optimization[J]. Fuzzy Sets and Systems,2010,161(13):1774-1789.

[5] 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.

[6] 王琳,罗可,罗永红. 基于捕食-被捕食粒子群优化的模糊聚类[J]. 计算机工程与应用,2008,44(35):129-131.

[7] NIKNAM T. A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem[J]. Applied Energy,2010,87(1):327-339.

[8] JUANG Y T, TUNG S L, CHIU H C. Adaptive fuzzy particle swarm optimization for global optimization of multimodal functions[J]. Information Sciences,2011,181(20):4539-4549.

[9] LIU Da-sheng, TAN K C, GOH C K, et al. A multiobjective memetic algorithm based on particle swarm optimization[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics,2007,37(1):42-50.

[10] 魏静莹. 解决单目标和多目标优化问题的进化算法[D]. 西安:西安电子科技大学,2009.

[11] 于繁华,杨威,张利彪. 基于模糊的多目标粒子群优化算法及应用[J]. 计算机仿真,2007,24(2):153-155.

[12] ABIDO M A. Multiobjective particle swarm optimization for environmental/economic dispatch problem[J]. Electric Power Systems Research,2009,79(7):1105-1113.

[13] SHI Yu-hui, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer. [C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. 1998:69-73.

[14] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000,8(2):173-195.

[15] Van VELDHIJZEN D A, LAMONT G B. On measuring multiobjective evolutionary algorithm performance[C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. 2000:204-211.