

文章编号: 1001-0920(2006)06-0680-05

基于多元模糊规划的微粒群优化算法

汪镭, 康琦, 吴启迪

(同济大学电子与信息工程学院, 上海 200092)

摘要: 在微粒群的静态多元规划模式的基础上, 考虑到多元最优值对群体寻优的引导因子间的比例在寻优过程中不能进行动态自适应调整, 因而将模糊逻辑引入对微粒群的多元规划引导, 提出了一种用于自适应动态规划的模糊微粒群算法模式, 并以最优和次最优分布信息的模糊规划为例, 进行了微粒群多元模糊规划模式的设计和数值仿真。仿真结果表明, 该算法模式较静态多元规划模式具有更好的总体收敛性能。

关键词: 微粒群算法; 多元最优信息; 模糊规划

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Multi-optimum Fuzzy Programming Based Particle Swarm Optimization

WANG Lei, KANG Qi, WU Qi-di

(Electronics and Information Institute, Tongji University, Shanghai 200092, China Correspondent: KANG Qi, E-mail: kangqi_kz@hotmail.com)

Abstract: In particle swarm optimization, although falling into local optimums can be avoided by introducing the information of multi-optimum distribution state into the particle swarm movement, the performance of the algorithm is limited because the programming proportion factor of multi-optimum cannot be dynamically adjusted in the optimization process. A kind of fuzzy strategy based on double-variable and single-dimensional fuzzy control structure is proposed and used to the dynamic programming of particle swarm multi-optimum. Simulation results show that this kind of fuzzy multi-optimum programming mode has better general convergence performance than traditional PSO algorithm and the static multi-optimum programming mode.

Key words: Particle swarm optimization; Multi-optimum; Fuzzy programming

1 引言

微粒群算法是一类新型的具有群体智能特征的启发式全局优化技术, 由Kennedy等人^[1]于1995年提出, 其基本思想来源于对鸟群简化社会模型的研究及行为模拟。算法中, 每个个体被视为寻优空间中的没有质量和体积的微粒, 并以一定的速度飞行。其运动速度受到自身和群体的历史运动状态信息的影响, 不断对其速度和位置进行调整, 在个体与群体的协调运动中, 逐步逼近寻优目标。

该算法自提出之后, 由于其概念简明、实现方

便, 迅速得到了国际演化计算研究领域的认可^[2,3], 并在如电力系统优化、工程优化、机器人控制、交通规划、工业生产优化以及计算机和通信等领域^[4-7]取得了较为成功的应用。同时, 在算法的自适应性、参数选择与优化、群体组织与进化以及混合算法等方面, 作了许多改进的探索和仿真^[8-11], 得到了较为丰富和系统的结果。

本文在作者先前所提出的微粒群多元最优信息规划模式^[11]的基础上, 针对算法中存在的多元最优之间的关系不能进行动态调节的问题, 将模糊控制

收稿日期: 2005-04-15; 修回日期: 2005-08-26

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(70531020); 国家自然科学基金项目(70271035; 60104004); 上海市启明星计划项目(03QG14053); 国家973计划子项目(2002CB312202)。

作者简介: 汪镭(1970—), 男, 江苏无锡人, 副教授, 从事智能自动化系统等研究; 吴启迪(1947—), 女, 浙江永嘉人, 教授, 博士生导师, 从事智能自动化系统的理论与应用、系统工程、计算机集成制造系统等研究。

思想引入微粒群寻优中, 构造了一种用于自适应动态规划的模糊微粒群算法模式, 并以最优和次最优分布信息的模糊规划为例, 进行了微粒群模糊规划引导器的设计和数值仿真

2 微粒群算法描述

微粒群算法是一种基于迭代模式的优化算法, 最初被用于连续空间的优化. 在连续空间坐标系中, 设微粒群体规模为 N , 其中每个微粒在 D 维空间中的坐标位置可表示为 $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$, 微粒 $i (i = 1, \dots, N)$ 在第 $d (d = 1, \dots, D)$ 维子空间中的飞行速度 v_{id} 按下式进行调整:

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 \text{rand}_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{gd} - x_{id}), \quad (1a)$$

$$\begin{cases} v_{id} = v_{\max}, & \text{if } v_{id} > v_{\max}; \\ v_{id} = -v_{\max}, & \text{if } v_{id} < -v_{\max}. \end{cases} \quad (1b)$$

其中: p_{gd} 是整个微粒群的历史最佳位置记录, 其与当前微粒的位置之差被用于改变当前微粒向群体最优值运动的增量分量, 并进行了一定程度的随机化; p_{id} 是当前微粒的历史最佳位置记录, 它与当前微粒的位置之差也被用于该微粒的方向性随机运动设定; c_1, c_2 为加速常数; ω 为惯性权重

微粒则通过

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

调整自身的位置

在整个寻优过程中, 各微粒的适应值取决于所选择的目标函数值, 并且各微粒受其自身和群体的历史运动状态的影响, 通过式(1)和式(2)调整速度和位置, 使得微粒群在整体上逐渐逼近最优目标

3 微粒群多元规划模式

为了避免上述基本微粒群算法陷入局部最优, 并更有效地解决高维多峰函数优化问题, 作者在文献[11]中提出了一种新的微粒群算法模式——微粒群多元最优信息规划模式. 该算法模式的思想是将多元最优信息分布状态分析的思路引入微粒群的运动规划. 具体方法是在微粒群算法寻优中, 除当前微粒的历史位置外, 引入 M 个群体最优值来对当前微粒的运动进行多元规划, 微粒的运动速度可根据下式:

$$v_{id} = \omega v_{id} + \sum_{k=1}^M c_k \text{rand}_k() (p_{k,id} - x_{id}) \quad (3)$$

进行调整.

微粒的位置更新策略仍采用基本算法中的模式, 即采用式(2)进行位置调整

式(3)中, $p_{k,id}$ 表示在整个群体中排列第 k 的最优值, c_k 表示 M 个群体最优信息对群体寻优的引导因子(或称多元最优信息的规划系数), $\text{rand}_k()$ 表示

与其相匹配的随机量. 在这样的运动模式中, 虽然速度计算中增加了一定程度的多元最优值比较和规划求和计算量, 但以此为代价却增强了其避免陷入局部最优的能力

尽管将多元最优信息分布状态知识引入对微粒群的总体运动规划, 可以有效地避免算法陷入局部最优, 并在一定程度上提高了算法的整体收敛性能. 但在这种模式(静态多元最优信息规划模式, 简称 SM PPSO)下, 算法寻优过程中的多元最优值对群体寻优的引导因子之间的比例直接影响到算法的性能. 该比例需事先确定, 不能动态调节, 即规划系数 c_k 不能根据优化的效果进行动态调整. 如果不能得到较好的初始比例设置, 算法很难得到好的寻优结果. 只有事先经过大量实验得到理想的规划系数之后, 才能保证算法的整体收敛性能. 因此, SM PPSO 算法的自适应能力较差

针对该问题, 希望引入某种智能化方法, 以实现任意给定规划系数 c_k 的初始值, 在运算过程中对多元最优信息之间的关系系数进行动态规划, 即根据当前的寻优效果在线实时调节规划策略(规划系数 c_k), 自适应地协调微粒本身和群体运动之间的关系, 提高算法的整体收敛性能. 于是, 作者就产生了运用模糊控制对微粒群多元优化信息进行的自适应动态规划的思路

4 基于多元模糊规划的微粒群算法描述

Shi 等人^[10]通过设计模糊系统进行动态自适应调整微粒群算法的惯性权重, 取得了较好的效果. 本文通过设计一个模糊系统进行微粒群多元最优信息的实时规划与控制, 使其能够在对当前寻优效果进行模糊评价的基础上, 利用各元最优信息影响微粒群算法寻优效果的已有经验, 自适应调节各元最优信息对整个微粒群体寻优的规划系数, 实现多元最优信息对微粒群运动的自适应规划引导

在具体的微粒群多元模糊自适应规划实施中, 以最优和次最优分布信息的模糊动态规划为例, 采用如图 1 所示的单变量增量式控制方式, 设计一种具有两输入一维结构的微粒群模糊规划引导器

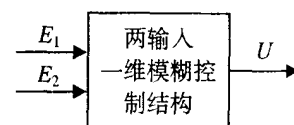


图 1 两输入一维模糊控制结构

4.1 模糊规划引导器设计

本文定义的算法中, 各元最优信息对微粒群运动的影响取决于各微粒当前离的模糊信息来决定各

元最优信息对当前微粒运动的模糊引导规划输出在设计多元最优信息模糊引导器中, 将上述各距离信息作为模糊引导器的输入, 经过一定的智能模糊规则处理, 输出模糊引导变量, 然后经反模糊化得到各元最优信息之间的动态规划系数比值关系

这里, 定义各微粒当前所处位置与各元最优信息值所在位置之间距离的每一维坐标分量为 $E_{k, id}$ $= p_{k, id} - x_{id}$, 则

$$v_{id} = w v_{id} + \sum_{k=1}^M \text{rand}_k() c_k E_{k, id} \quad (4)$$

本文采用了基于二元模糊最优规划的动态步长增量计算模式 方程(4)中 $M = 2, p_{1, id}$ 和 $p_{2, id}$ 为整个群体当前的最优和次最优值, 通过 $E_{1, id}$ 和 $E_{2, id}$ 对算法寻优性能影响的历史经验, 制定相应的模糊规则, 对微粒群的二元最优信息引导模式进行自适应动态规划

在二元最优信息的模糊引导模式下, 得到的输出变量为: 二元最优信息引导因子之间的比值变化模糊量 $\Delta c_1/c_2$; 该模糊系统的输入变量为 $E_{1, id}$ 和 $E_{2, id}$ 的模糊值

在对输入和输出变量的模糊化过程中, 对输入变量 $E_{1, id}$ 和 $E_{2, id}$ 以及输出变量 $\Delta c_1/c_2$, 选择相同的模糊词集: 负大(NB)、负中(NM)、负小(NS)、零(O)、正小(PS)、正中(PM)和正大(PB), 用集合表示为: (NB, NM, NS, O, PS, PM, PB). 输入输出变量的隶属度函数示意图如图 2 所示 图中, (c_{+a}, c_{+b}) 和 (c_{-a}, c_{-b}) 以及 $(c_{ia}, c_{ib}), i = 0, 1, \dots, 4$, 表示相应隶属度函数的边界值

微粒当前位置与群体最优位置和次最优位置

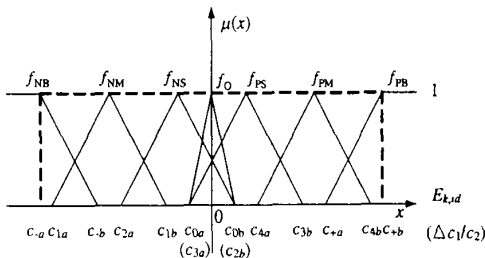


图 2 输入输出变量的隶属函数示意图

表 1 多元最优信息的动态模糊调整规则 (输出为 $\Delta c_1/c_2$)

E_2	E_1						
	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
NB	PS	PS	NM	NS	NS	O	PS
NM	PM	PS	NS	NS	NS	O	PS
NS	PB	PM	O	NM	O	PS	PM
O	PB	PB	PM	O	PM	PB	PB
PS	PB	PB	O	NM	PS	PS	PB
PM	PM	PS	O	NS	O	PM	PB
PB	PS	O	NS	NS	NS	PB	PB

之间的距离在一定程度上能够反映微粒的寻优特性 根据经验, 设计出如表 1 所示的 49 条多元最优信息的动态模糊调整规则

最终的多元最优信息规划系数比值关系的动态调整由规则库输出经反模糊化后得到

4.2 基于多元模糊规划的微粒群算法流程

基于多元模糊规划的微粒群算法(MFPSO) 流程框图如图 3 所示, 具体流程如下:

Step 1: 采用文献[11]中算法的初始化方式对区域和微粒群进行初始化

Step 2: 对每个微粒计算目标函数值, 并以此来评价每个微粒的适应度

Step 3: 在所得到的各微粒适应度中, 计算每个微粒的当前最优位置 p_{best} , 并将所有微粒的当前最优位置进行比较与排序, 确定前 M 个最优位置, 并重新设置这些最优信息的索引号

Step 4: 检测微粒当前位置与最优位置以及次最优位置之间的距离信息 E_1 和 E_2 , 并将 E_1 和 E_2 作为模糊规划引导器的输入, 进行模糊推理 通过解模糊化输出二元最优信息引导因子之间的比值变化模糊量 $\Delta c_1/c_2$, 得到此时的 c_1/c_2 , 同时得到 c_1 和 c_2

Step 5: 判断微粒是否进入最优邻域内, 并根据相应的规则调整微粒的速度和位置 若没有进入最优邻域, 根据方程(4)和(2)调整微粒的速度和位

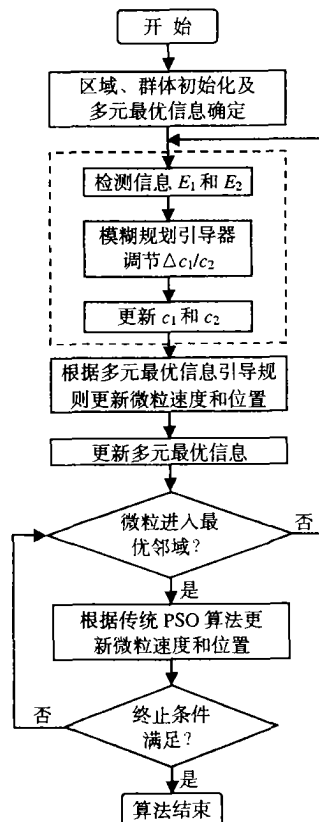


图 3 MFPSO 算法流程框图

置; 若进入最优邻域, 根据方程(1)和(2)调整微粒的速度和位置

Step6: 检查终止条件(通常为达到最大迭代次数或者足够好的适应值) 或者最优解停滞不再变化 若上述条件满足, 终止迭代; 否则返回 Step2

算法核心为流程框图中虚线部分, 即对信息 E_1 和 E_2 的检测、模糊规划引导处理以及 c_1 和 c_2 的动态更新, 使得算法能够在寻优过程中动态调整微粒受最优信息的影响因子. 该过程体现了微粒群优化信息的模糊自适应规划引导

5 仿真实验

本文针对检验函数(Rosenbrock 函数) 对所提算法模式进行了仿真验证, 实验中采用了不对称的初始化分布模式 Rosenbrock 函数描述如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i-1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], \quad x_i \in [-100, 100]$$

此函数的全局最优值 0 在 $x_i = 1$ 时取得 设定不对称初始化区域为(15, 30).

在仿真计算中, 针对 10 维、20 维和 30 维的 Rosenbrock 函数分别进行 1 000 次、1 500 次和 2 000 次最小值寻优计算 基本参数设置为: 群体规模为 80, $v_{max} = x_{max}$, $k_1 = 0.4$, $k_2 = 0.9$

输入变量 $E_{1, id}$ 和 $E_{2, id}$ 的各隶属度函数边界设置为:

- NB(-100, -50), NM(-60, -20),
- NS(-30, 5), O(-5, 5), PS(-5, 30),
- PM(20, 60), PB(50, 100);

输出变量 $\Delta c_1/c_2$ 的各隶属度函数边界设置为:

- NB(-0.1, -0.04), NM(-0.045, -0.015),
- NS(-0.025, 0.005), O(-0.005, 0.005),
- PS(-0.005, 0.025), PM(0.015, 0.045),
- PB(0.04, 0.1).

除了参数 c_1 与 c_2 , 在相同的参数设置下, 将本文算法(MFPSO) 与文献[11] 中静态多元最优信息规划算法和[9, 10]中的算法进行100次比较实验, 所

表 2 Rosenbrock 函数平均最优值结果比较

维 循环 数 次数	SPSO ^[9]	FPSO ^[10]	SMPPSO ^[11]
10 1 000	36 294.5	15 816.5	8 023.39
20 1 500	87 280.2	45 999.9	32 824.5
30 2 000	205 559	124 418	53 848.9
维 循环 数 次数	MFPSO $c_1/c_2(0) = 0.2$	MFPSO $c_1/c_2(0) = 2.5$	MFPSO $c_1/c_2(0) = 1$
10 1 000	6 001.68	6 089.67	5 359.49
20 1 500	13 725.46	13 559.04	12 982.12
30 2 000	30 971.57	32 315.75	29 388.29

得结果如表 2 所示(表中给出了在不同的 c_1/c_2 初始设置($c_1/c_2(0)$) 下MFPSO 的平均寻优结果).

图 4 中(a)和(b)分别描绘了在不同的 c_1/c_2 初始设置($c_1/c_2(0)$) 下, 微粒群寻优过程中二元最优信息引导因子之比 c_1/c_2 的典型变化动态图

图 5 给出了算法在不同的 c_1/c_2 初值下得到的典型最优值进化曲线

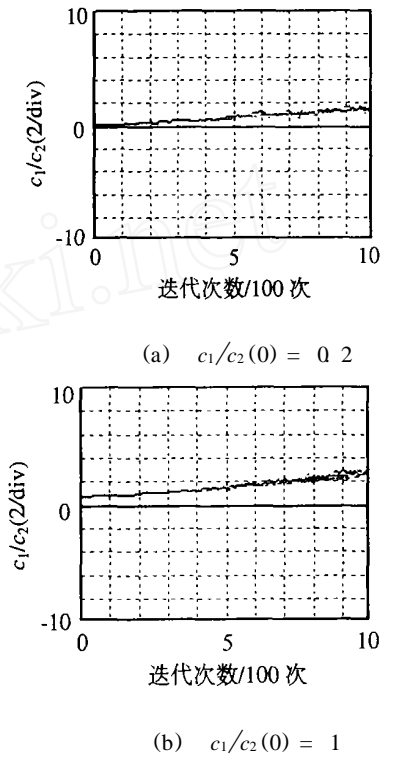


图 4 c_1/c_2 的典型变化动态图

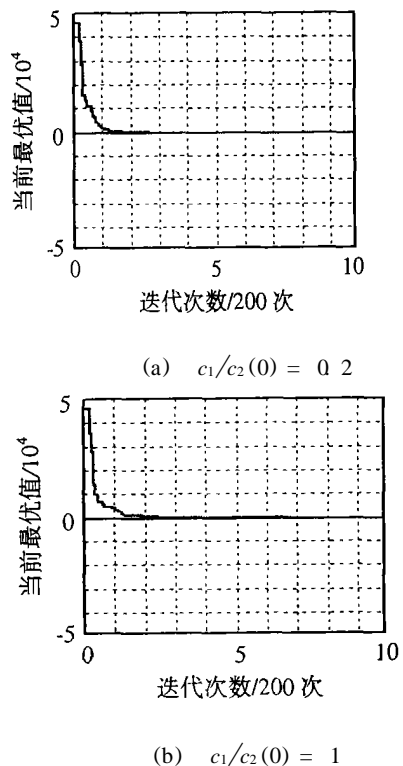


图 5 MFPSO 算法典型最优值进化曲线

6 仿真结果分析

由仿真结果可知,二元最优信息的规划比例经模糊动态调整之后,总体寻优效果有了较大的提高,并且算法的寻优性能受参数 c_1 与 c_2 的初始值的影响较小,即使当设置次最优信息较最优信息有更强的吸引子($c_1/c_2(0) < 1$)时,算法仍能够通过模糊自适应调整得到较好寻优性能。这充分证明了本文算法较传统算法、文献[10]的模糊自适应算法以及文献[11]的静态多元最优信息规划算法具有更大的优越性。

微粒群寻优中二元最优信息引导因子之比 c_1/c_2 的典型变化动态图(图4)反映了微粒群优化信息的动态规划引导特性,并且 c_1/c_2 的变化动态受其初值的影响较小,并最终调整到2.5左右。这与文献[11]中SMPPSO得到的 $c_1/c_2 = 2.5$ 为理想的设置是一致的,也充分说明了本文所提出的模糊规划模式具有很好的自适应寻优特性。从图5中所示的典型最优值进化曲线可以看出,算法在不同的 c_1/c_2 初值下具有极其相似的特性,并最终收敛到较好的范围,这也验证了算法受 c_1/c_2 初值影响较小、算法自适应性较好的结论。

7 结 语

本文在静态多元规划模式的基础上,将模糊逻辑引入对微粒群的规划引导,克服了算法受规划系数 c_k 初始设置的影响,提高了算法的自适应能力和整体寻优性能。本文进行的数值仿真结果证明了所提算法的有效性。将此方法用于其他类型的寻优问题,相应的模糊规则要根据所给问题的具体特征加以调整,以达到最佳的收敛效果。作者认为,模糊理论在具有智能特征的微粒群算法寻优模式中的应用方法值得探讨,以用来进一步提高算法的收敛模式和动态、稳态性能。

参考文献(References)

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [A]. *Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks* [C]. Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948
- [2] Eberhart R C, Shi Y. Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources [A]. *Proc of Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway: IEEE, 2001: 81-86
- [3] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. *控制与决策*, 2003, 18(2): 129-134
(Xie X F, Zhang W J, Yang Z L. Overview of Particle Swarm Optimization [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(2): 129-134)
- [4] Esm in A, Lambert-Torres G, Zambroni de Souza A C. A Hybrid Particle Swarm Optimization Applied to Loss Power Minimization [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2005, 20(2): 859-866
- [5] Xia W J, Wu Z M, Zhang W, et al. Applying Particle Swarm Optimization to Job-shop Scheduling Problem [J]. *Chinese J of Mechanical Engineering*, 2004, 17(3): 437-441
- [6] Gaing Z L. A Particle Swarm Optimization Approach for Optimum Design of PD Controller in AVR System [J]. *IEEE Trans on Energy Conversion*, 2004, 19(2): 384-391
- [7] Sousa T, Silva A. Particle Swarm Based Data Mining Algorithms for Classification Tasks [J]. *Parallel Computing*, 2004, 30(5-6): 767-783
- [8] Zhang L P, Yu H J, Hu S X. Optimal Choice of Parameters for Particle Swarm Optimization [J]. *J of Zhejiang University*, 2005, 6(6): 528-534
- [9] Shi Y, Eberhart R C. Empirical Study of Particle Swarm Optimization [A]. *Proc of the Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway: IEEE, 1999: 1945-1950
- [10] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization [A]. *Proc of Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway: IEEE, 2001: 101-106
- [11] 汪镭, 康琦, 吴启迪. 基于多元最优信息规划的微粒群优化算法[J]. *控制与决策*, 2004, 19(12): 1364-1367.
(Wang L, Kang Q, Wu Q D. Multi-optimum Information Programming Based Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(12): 1364-1367.)

2006 中国控制与决策学术年会(18thCDC)会议通知

由《控制与决策》编辑委员会主办,中国航空学会自动控制专业分会、中国自动化学会应用专业委员会、中国系统仿真学会仿真方法与建模专业委员会、中国人工智能学会智能控制与管理专业委员会协办,河北工业大学承办的2006中国控制与决策学术年会(18thCDC),定于2006年7月27日~30日在天津和承德举行。真诚地邀请论文作者到会宣讲论文并参加学术研讨,同时也欢迎对本会感兴趣的非论文作者参加会议。有关事宜详见<http://www.kzyjc.net>, <http://cdc.hebut.edu.cn>。