基于自适应拥挤网格的多目标粒子群算法

刘衍民^{1,2} 邵增珍³ 赵庆祯²

(遵义师范学院数学系 遵义 563002)¹ (山东师范大学管理与经济学院 济南 250014)² (山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250014)³

摘 要 粒子群算法求解多目标问题极易收敛到伪 Pareto 前沿(等价于单目标优化问题中的局部最优解),并且收敛 速度较慢。鉴于此,提出一种基于自适应拥挤网格的多目标粒子群算法(ACG-MOPSO)。其特点包括:利用自适应网 格和拥挤距离确定外部存档中粒子的密度,并利用密度信息维持外部存档的规模;利用外部存档中非劣解的密度和拥 挤距离信息确定全局最优粒子,提升粒子向 Pareto 前沿收敛的概率。模拟结果表明该算法在求解多目标问题上要优 于其它算法。

关键词 多目标,粒子群算法,自适应拥挤网格 中图法分类号 TP301 文献标识码 A

Multi-objective Particle Swarm Optimizer Based on Adaptive Crowding Grid

LIU Yan-min^{1,2} SHAO Zeng-zhen³ ZHAO Qing-zhen² (Department of Math,Zunyi Normal College,Zunyi 563002,China)¹ (School of Management and Economics,Shandong Normal University,Jinan 250014,China)²

(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)³

Abstract Multi-Objective Particle Swarm Optimizers(MOPSOs) easily converge to a false Pareto front(i. e., the equivalent of a local optimum in single objective optimization), and converge slowly. So, we proposed a multi-objective PSO based on adaptive crowding grid(ACG-MOPSO for short). The proposed algorithem has the following characteristic; a-daptive crowding grid was used to define the diversity of particles in the external archive to keep the size of the external archive, and the global best particle was assigned by the informations of density and crowding distance to improve the probability of flying to Pareto front, Simulation results show that the ACG-MOPSO algorithm is able to find better so-lutions compared with other algorithms.

Keywords Multi-objective, Particle swarm optimizer, Adaptive crowding grid

1 引言

粒子群算法(Particle swarm optimizer, PSO)^[1]是一种基 于种群的进化算法。由于它操作简单,收敛速度快,许多学者 提出将 PSO 用来求解多目标问题(Multi-objective PSO, MOPSO)。目前大多 MOPSO 算法用外部存档来保存搜索到 的非劣解,采用随机选择^[2]、Sigma 法^[3]等来选择粒子群优化 算法的全局最优粒子,但是,随机选择方法有利于提升种群的 多样性,不易于收敛到真实的帕累托前沿,Sigma 法会增加早 熟收敛的概率。Sierra 和 Coello^[4]一种新的 MOPSO 算法 (OMOPSO),该算法将种群分成若干个子群,每个子群采用 不同的变异因子以提升种群的探索能力。Li^[5]提出了非占优 排序粒子群算法(NSPSO),在这个算法中采用外部存档来保 存非劣解。文献[6]合并了帕累托占优(Pareto dominance)的 概念,并且采用外部存档(External Archive)控制器来存储和 决定每一代中哪些粒子将会成为非劣解的成员,这些成员将 被用来引导其它粒子的飞行。文献[9]通过评估非劣解集中 粒子密度估计信息的自适应网格算法来删除非劣解集中品质 差的多余粒子。以上所提到的 MOPSO 算法在全局最优粒子 的选择、全局和局部搜索能力的平衡问题上都存在不足。鉴 于此,本文通过用自适应网格和拥挤距离来估计粒子的密度, 以限制外部存档的规模和指导全局最优粒子的选取,提出了 一种基于自适应拥挤网格的多目标粒子群算法(MOPSO based on adaptive crowding grid, ACG-MOPSO), 以提升 PSO 求解多目标问题的效率。

2 基于自适应拥挤网格的多目标粒子群算法

2.1 外部存档

粒子群算法在每一次迭代都产生一组非劣解,类似于文献[6],在算法运行中,应用外部存档来存储每一代产生的非 劣解。最初外部存档是空的,随着迭代的进行,每一代所产生的非劣解更新了外部存档。每个非劣解将与当前存档文件中

到稿日期:2010-05-25 返修日期:2010-10-09 本文受山东省科技攻关项目(2009GG10001008)和遵义科技攻关项目[2008]21号资助。 刘衍民(1978-),男,博士,讲师,主要研究方向为运筹学理论、进化计算,E-mail:yanmin7813@163.com;邵增珍(1976-),男,博士生,讲师,主 要研究方向为计算智能、人工社会;赵庆祯(1943-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为运筹学理论、进化计算、物流工程。 存在的非劣解逐一比较。由于外部存档中的个体间没有优先 关系,很难得到个体间关于 Pareto 优先关系的偏序信息,个 体的密度信息就成为选择 Gbest(The global best particle)的 主要依据。因此 Archive 集中粒子的密度信息是算法搜索到 多样性好的非劣解集的基础,也是 Pareto 最优解搜索的主要 依据。

随着迭代的进行,外部存档的规模逐渐增加,其计算复杂 度为 O(kMN²),其中 M 是迭代次数;k 是目标个数;N 是种 群规模。如果不对外部存档规模进行控制,将极大地增加计 算复杂度。通常采用的限制外部存档规模的方法有拥挤距离 (Crowding distance)方法^[6],但这种方法计算复杂度较高。 本文基于自适应网格来估计外部存档中粒子的密度和拥挤距 离信息,以维持外部存档的规模;同时,通过对外部存档中非 劣解的密度和排序的估计来确定全局最优粒子。

2.2 自适应网格的构建

自适应网格的构建过程如下:m 维目标空间被分成 $K_1 \times K_2 \times K_3 \times \cdots \times K_m$ 网格,这样每个网格的第 i 维目标宽度 d_i 的宽度按式(1)计算。

$$d_i = \frac{\max_{x \in X} f_i(x) - \min_{x \in X} f_i(x)}{K_i}$$
(1)

式中, d_i 表示第 i 维目标宽度; $f_i(x)$ 表示第 i 维目标函数值; K_i 表示第 i 维目标的划分数;x 是决策变量。这里为了研究 方便,每个粒子所在网格的位置用"Home"表示。

为了研究方便,令

$$F_i^{\max} = \max_{x \subset X} f_i(x)$$
 (2)
 $F_i^{\min} = \min_{x \subset X} f_i(x)$ (3)

假设每一次迭代新产生的粒子 $a = (a_1, a_2, \dots, a_m)$,则此 时粒子 a 在目标空间的位置,按式(4)和式(5)来确定。

$$t_i = s_i - F_i^{\min}$$
 $i = 1, 2, \cdots, m$ (4)

$$p_i = \mod(t_i, d_i) + 1 \quad i = 1, 2, \cdots, m$$
 (5)

式中,mod(x, y)表示 x/y后的整数部分。图1给出了有两个 目标的目标划分示意图。其中粒子 a 所在的网格为(3,4);点 c 的坐标为(F_{1}^{max}, F_{2}^{max})。按照此方法,每一次迭代就能确定 在每个网格中所含有的粒子数,也就确定了每个网格中非劣 解的密度。



图 1 自适应网格的构建

2.3 基于自适应网格的密度和拥挤距离估计

根据式(1)可以把目标空间划分成若干个网格,然后根据 式(2)-式(5)可以计算出每个网格内所包含的非劣解个数, 将一个网格内非劣解的个数作为分布密度。图2给出了 *m*= 2,*K_i*=5(*i*=1,2)时的密度估计过程,其中・表示粒子,不包 含任何粒子网格的密度为0。



2.4 外部存档的限制和 Gbest 的选取

2.4.1 外部存档规模限制

对于外部存档中的非劣解,粒子的密度值越低,选择的概 率就越大,以保证解的分布多样性和算法的全局搜索能力^[6]。 而在具有相同密度的非劣解中,每个非劣解与最接近的真实 的帕累托解间的欧式距离越小意味着该解与真实的帕累托前 沿最接近,从而说明该非劣解越优被保留的机会越大。因此, 为了对外部存档进行限制,应用下面的等式来确定。

$$D_{i} = \begin{cases} 1 - \frac{V_{G}}{N(i,t)}, & \text{if } N(i,t) > V_{G} \\ 0, & \text{if } N(i,t) \leqslant V_{G} \end{cases}$$

$$\tag{6}$$

式中,D表示在迭代时刻t,粒子i的密度; V_c 表示在每个格子内的理想粒子数,它的取值由种群规模和目标空间的格子规模来决定;N(i,t)表示在迭代时刻t,粒子i所在的格子拥有的粒子总数。这里D是在[0,1]之间取值。

对于同一网格内,远离真实的 Pareto 前沿的那些非劣 解,将劣于同一网格内的其它粒子。因此,引入网格内粒子拥 挤距离(式(7))来评价同一网格内非劣解的好坏。

$$s_i^t = \| Pos_i^t - Pos_{from}^t(i) \|$$
 (7)
式中, s_i^t 表示在迭代时刻 t ,粒子 i 与最接近的真实的 Pareto

解间的欧式距离; Posⁱ表示在迭代时刻 t, 粒子 i 的位置; Posⁱfront(i)表示在迭代时刻 t, 与粒子 i 最接近的真实的帕累托 解。图 3 给出了网格内的拥挤距离。



图 3 网格内粒子拥挤距离

为了防止外部存档中的非劣解过度膨胀,增加计算复杂 度,每间隔 T代,根据 Di, si和式(8)删除非劣解。

$$P_i^t = \frac{S_i^t}{\sum_{i \in \mathcal{S}_i^t} \times D_i^t} \times D_i^t \tag{8}$$

式中,P:表示在迭代时刻t,外部存档中粒子i被删除的概率; G表示在目标空间中,同一个格子内所包含的粒子。式(8)表 示在迭代时刻t,密度较高并且远离最近的真实帕累托解的那 些粒子将有较高的删除概率。在算法运行过程中,给定一个 [0,1]之间的随机数r,当P>r时,粒子i将被删除。

但是,值得注意的是,如果按照上述概率删除外部存档中的非劣解,极端情况是将有大量的粒子被删除。因此,这里我 们给出一个删除比例 C < [0,1],因此,在迭代时刻 t,有较高 的删除概率的那些粒子按照式(9)进行删除。注意 C 的取值 大小取决于用户的偏好,在本文中,我们取 C=0.3。 $N_{remove}^t = C \times |M^t|$

(9)

式中, $N_{tensore}$ 表示被删除的粒子; $|M^t|$ 表示根据式(8)所删除的粒子数。

2.4.2 学习样本的选取

全局最优粒子(Gbest)的选取

PSO 算法在求解单目标问题时,每次迭代产生一个全局 最优粒子;而在求解多目标问题时,在每次迭代过程中,产生 一组非劣解,在众多的非劣解中,无法确定哪一个非劣解是最 优的。鉴于此,本文提出用自适应拥挤网格来选取 Gbest 以 提升粒子向真实帕累托前沿飞行的概率。Gbest 选取规则如 下:

Gbest(t) = {G|G= find(min(P_i)), $i \subset Arc(t)$ } (10) 式中,Gbest(t)表示在迭代时刻 t 的全局最优粒子;Arc(t)表 示在迭代时刻 t,外部存档中的粒子; P_i (见式(8))表示在迭代 时刻 t,外部存档中粒子 i 被删除的概率; find(A)表示寻找元 素 A 所对应的位置。式(10)说明了,密度最小并且与最近的 真实帕累托解间的欧式距离最小的粒子将被选作全局最优粒 子。如果有多个相同的最小值,则随机取任意一个。

粒子自身最优位置(Pbest)的更新

在文献[7]中,作者总结了一些 Pbest 的更新策略。我们 在文献[6]所提策略的基础上,提出 Pbest 的选择策略,即为 了充分利用每个粒子的历史信息,当粒子的 Pbest 连续 N 代 没有得到提升时更新 Pbest,在本文中 N=5。算法 1 给出了 当前粒子 *i* 的 Pbest 更新过程。

算法 1

If *pbest*_i dominates x_i then *count*=*count*+1

Else if x_i dominates $pbest_i$ then $pbest_i = x_i$

Else if $pbest_i$ and x_i are nondominated with each other

If rand < 0.5, $pbest_i = x_i$, Else count = count + 1 End

2.5 ACG-MOPSO 算法

结合上述策略,采用全局版本粒子群算法(GPSO)对粒 子的速度和位置进行更新。

 $\vec{v}_{i}(t) = \vec{v}_{i}(t-1) + \varphi_{1} \cdot r_{1}(\vec{p}_{i} - \vec{x}_{i}(t-1)) + \varphi_{2} \cdot r_{2}(\vec{p}_{g} - \vec{x}_{i}(t-1))$ $\vec{x}_{i}(t-1)$ $\vec{x}_{i}(t) = \vec{x}_{i}(t-1) + \vec{v}_{i}(t)$ (11)

算法 2 给出了 ACG-MOPSO 算法的伪代码。

算法 2

Initialize positions and associated velocities of all particles While(*fitcount*<Max_FES) &&(*k*<*iteration*)

Construct adaptive crowding grid

For each particle(i=1;ps)

Select an exemplar from external archive

Update pbest, velocity and position

Evaluate the fitness values of the current particle i

End for

End while

3、实验结果及其分析

3.1 检测函数及算法的参数设置

为了测试 ACG-MOPSO 算法,选取 3 个检测函数: ZDT1,ZDT2 和 ZDT3,它们的表达式收集在文献[4,5]中。 每个检测函数含有两个目标函数和 30 个变量。与本文提出 的算法进行比较的 3 种算法分别为:MOPSO^[6],OMOPSO^[4] 和 NSPSO^[5]。所有算法的迭代次数为 200,存档规模为 100, 粒子规模为 100,其它参数设置与各种算法提出时所用参数 一致。本文提出的算法中 $K=100, V_G=4$ 。

3.2 实验结果

3.2.1 收敛特征图

图 4 给出了各种算法在检测函数上的帕累托前沿图,该 图是各种算法独立运行 10 次中最好的结果, f_1 和 f_2 表示目 标函数值。可以看出 ACG-MOPSO 算法在所有的检测函数 上几乎都能收敛到真实的帕累托前沿。同时,为了检测算法 的运行效率,利用 I_H (Hypervolume Indicator)^[8]指标进行度 量,该指标的优势在于它能同时度量算法产生的 Pareto 解的 多样性和收敛到真实 Pareto 前沿的程度。注意, I_H 越大意味 着算法产生的 Pareto 解越好。图 5 给出了不同算法的 I_H 评 价指标盒装统计图(10 次独立实验),其中 1 表示 MOPSO 算 法;2 表示 OMOPSO 算法;3 表示 NSPSO 算法;4 表示 ACG-MOPSO 算法。可以看出 ACG-MOPSO 算法在检测函数 ZDT1,ZDT2 和 ZDT3 上,都获得了最大值,说明本文提出的 算法获得了较好的非劣解。



3.2.2 VG 对算法的影响

(a) ZDT1函数

为了测试 V_G 对算法的影响,在 ZDT1,ZDT2 和 ZDT3 函 数上,独立运行 30 次 ACG-MOPSO 算法,取评价指标 I_H 的 平均值,这里粒子规模为 100,K=100, V_G =1,2,3,4,5,6,7, 8。表1给出了不同参数的运行结果,从表1可以看出参数 V_G 对算法有一定的影响, V_G 过大或过小时算法运行较差。

(h) ZDT2函数

图 5 不同算法的 I_H

(c) 2DT3函数

表1 不同参数对应的 I_H

VG	1	2	3	4	5	6	7	8
ZDT1	0.07	0.12	0.59	0,82	0.52	0.52	0.45	0.46
ZDT2	0.17	0.35	0.60	0.85	0.73	0.43	0.28	0.33
ZDT3	0.29	0.43	0.79	0.76	0.69	0.53	0.42	0.36

结束语 本文提出的基于自适应拥挤网格多目标粒子群 算法,相比经典的多目标进化算法具有更好的性能。通过典 型测试函数对 ACG-MOPSO 算法处理 Pareto 前沿为凸、凹、 不连续、多峰以及目标空间中解分布不均匀等问题的能力进 (下转第 291 页)

- [4] Kong H, Wang L, Teoh E K, et al. Generalized 2D principal component analysis for face image representation and recognition[J]. Neural Networks, 2005, 18(5/6): 585-594
- [5] Kong Hui, Wang Lei, Teoh EK, et al. A Framework of 2 D Fisher Discriminant Analysis: Application to Face[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2005). Washington D. C, USA, June 2005,2,1083-1088
- [6] Zhao W. Discriminant Component Analysis for Face recognition.
 [C] // Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain; Sept. 2000,2;818-821
- [7] Vicente M A, Hoyer P O, Hyvarinen A. Equivalence of Some Common Linear Feature Extraction Techniques for Appearancebased Object Recognition Tasks [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(5):896-900
- [8] Song Jia-dong, Li Xiao-juan, Xu Peng-fei, et al. Global face recognition framework based on symmetrical 2DPLS by two sides plus LDA[C]// Proceedings of the 2nd International Workshop on Education Technology and Computer Science. Wuhan, China: Mar, 2010, 2:60-64

(上接第 262 页)

行了测试。结果表明,ACG-MOPSO 算法在处理这类优化问题时,在非劣解的多样性以及收敛性方面取得了满意的效果。 下一步的研究方向是把该算法应用于解决多目标离散优化问题以及解决实际问题。

参考文献

- Kennedy, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]// IEEE International Conference on Neural Networks, Piscata-way. 1995:1942-1948
- [2] Coello C A C, Lechuag M S. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization [C] // IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway. New Jersey, 2002; 1051-1056
- [3] Mostaghim S, Teich J. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) [C] // IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis, 2003;26-33

(上接第 277 页)

- [5] Qi Heng, Li Ke-qiu, Shen Yan-ming, et al. An effective solution for trademark image retrieval by combining shape description and feature matching [J]. Pattern Recognition, 2010, 43 (6): 2017-2027
- [6] Kennedy G J, Orbach H S, Loffler G. Global shape versus local feature: An angle illusion[J]. Vision Research, 2008, 48 (11): 1281-1289
- [7] Gheorghiu E, Kingdom F A A. The spatial feature underlying the shape-frequency and shape-amplitude after-effects [J]. Vision Research, 2007, 47(6):834-844
- [8] Prescott J W, Zhang Dong-qing, Wang J Z, et al. Temporal analysis of tumor heterogeneity and volume for cervical cancer treatment outcome prediction: preliminary evaluation[J]. J Digit Imaging, 2010, 23(3); 342-57
- [9] Kezele I, Descoteaux M, Poupon C, et al. Spherical wavelet transform for ODF sharpening [J]. Med Image Anal, 2010, 14 (3):332-342
- [10] Yang X Y, Shi Y, Chen L H, et al. The Lifting Scheme for

- [9] Draper B A, Baek K, Bartlett M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003,99:115-137
- [10] Yang Wan-kou, Wang Jian-guo, Ren Ming-wu, et al. Fuzzy 2-Dimensional FLD for Face Recognition[J]. Journal of Information and Computing Science, 2009, 4(3):233-239
- [11] 边肇祺,张学工. 模式识别(第二版)[M]. 北京:清华大学出版 社,2000:1-338
- [12] Kw K C, Pedry W. Face recognition using a fuzzyfisher classifier[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10):1717-1732
- [13] He X, Cai D, Liu H, et al. Locality preserving indexing for document representation[C]//Proceedings of the 27th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'04). Sheffield, UK, July 2004: 96-103
- [14] Ray Kumar S, Ghoshal J. Approximate Reasoning Approach to Pattern Recognition[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 77(2): 125-150
- [15] 张道强,陈松灿. 高维数据降维方法[J]. 中国计算机学会通讯, 2009,5(8):15-22
- [4] Sierra M R. Improving PSO-based multi-objective optimization using crowding, mutation and e-dominance[C] // Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Guanajuato, Mexico, 2005, 505-519
- [5] Li X. A non-dominated sorting particle swarm optimizer for multi-objective optimization [C] // Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2003:37-48
- [6] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8: 256-279
- [7] Sierra M R, Coello C A C. Multi-Objective Particle Swarm Optimizers: A Survey of the State-of-the-Art [J]. International Journal of Computational Intelligence Research, 2006, 2(3): 287-308
- [8] Zitler E. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications [D]. Zurich, Switzerland: Swiss Federal Inst. Technol, 1999
- [9] 杨俊杰,周建中,方仍存.基于自适应网格的多目标粒子群优化 算法[J].系统仿真学报,2008,21(20):5843-5847

Wavelet Bi-Frames: Theory, Structure, and Algorithm[J]. IEEE Trans on image processing, 2010, 19(3): 612-624

- [11] Unser M, van de Ville D. Wavelet Steerability and the Higher-Order Riesz Transform[J]. IEEE Trans on image processing, 2010,19(3):636-652
- [12] Feng G C, Yuen P C. Multi cues eye detection on gray intensity images[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(5):1033-1046
- [13] 刘向东,陈兆乾. 人脸识别技术的研究[J]. 计算机研究与发展, 2004,41(7):1075-1080
- [14] Bruneli R, Poggio T. Face recognition: Features versus templates
 [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(10): 1042-1052
- [15] Hafed Z M, Levine M D. Face recognition using the discrete cosine transform[J]. International Journal of Computer Vision, 2001,43(3):167-188
- [16] Zhang Yan-kun, Liu Chong-qing, A Novel Face Recognition Method Based on Linear Discriminant Analysis[J]. Journal Infrared Millimeter and Waves, 2003, 22(5): 327-330