

高维多目标优化问题融入决策者偏好的集合进化优化方法

巩敦卫,王更星,孙晓燕

(中国矿业大学信息与电气工程学院,江苏徐州 221116)

摘要: 高维多目标优化问题普遍存在且非常重要,但是,已有的解决方法却很少.本文提出一种有效解决该问题的融入决策者偏好的集合进化优化方法,该方法首先基于决策者给出的每个目标的偏好区域,将原优化问题的目标函数转化为期望函数;然后,以原优化问题的多个解形成的集合为新的决策变量,以超体积和决策者期望满足度为新的目标函数,将优化问题转化为2目标优化问题;最后,采用多目标集合进化优化方法求解,得到满足决策者偏好且收敛性和分布性均衡的 Pareto 优化解集.将所提方法应用于4个基准高维多目标优化问题,并与其他2种方法比较,实验结果验证了所提方法的优越性.

关键词: 进化优化;高维多目标优化;决策者偏好;期望函数;降维

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2014)05-0933-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.015

Set-Based Evolutionary Optimization Algorithms Integrating Decision-Maker's Preferences for Many-Objective Optimization Problems

GONG Dun-wei, WANG Geng-xing, SUN Xiao-yan

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: Many-objective optimization problems are common and important in real-world applications, previous theories and methods suitable for them, however, are few so far. We presented a set-based many-objective evolutionary optimization algorithm with integrating a decision-maker's preferences to effectively solve the problems above in this study. In the proposed method, each objective function of the original optimization problem was first transformed into a desirability function based on preference areas given by the decision-maker over it; thereafter, the optimization problem was further transformed into a bi-objective optimization one by taking such indicators as hyper-volume and the decision-maker's satisfaction as two new objectives in which a set formed by multiple solutions of the original optimization problem is as the new decision variable; finally, the transformed bi-objective optimization problem was solved by using a set-based evolutionary optimization algorithm to obtain a Pareto optimal set which meets the decision-maker's preferences and balances the convergence and the distribution. The proposed method was applied to four benchmark many-objective optimization problems and compared with the other methods. The experimental results showed its advantages.

Key words: evolutionary optimization; many-objective optimization; decision-maker's preferences; desirability function; dimensionality reduction

1 引言

实际优化问题通常包含多个目标,且这些目标之间相互冲突. Farina 等^[1]把目标多于3个的优化问题,称为高维多目标优化问题.这类问题非常普遍,如地下水管设计^[2]、背包^[3],以及电路元件布局^[4]等.本文考虑的优

化问题描述为:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) &= (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})) \\ \text{s.t. } \mathbf{x} &\in S \subset R^n \end{aligned} \quad (1)$$

式中: \mathbf{x} 为 n 维决策向量, S 为 \mathbf{x} 的可行域; $f_i(\mathbf{x}), i=1, 2, \dots, m$ 为第 i 个目标函数, m 为目标函数的个数,且 $m > 3$.

求解高维多目标优化问题时,不能得到一个在所有目标上都最优的解,而只能得到问题的 Pareto 优化解集或非被占优解集.解决高维多目标优化问题的最终目的,是找到一个或几个满足决策者偏好的非被占优解.为此,需要引入反映决策者偏好的信息,这涉及到决策者偏好的嵌入方式.总体上讲,有 3 种偏好信息嵌入方式^[5],分别是交互法、后验法,以及先验法.

采用交互法嵌入决策者偏好,需要决策者参与整个优化过程,容易导致决策者疲劳,也加强了来自决策者的作用;采用后验法嵌入决策者偏好,需要基于某种方法得到问题的 Pareto 优化解集,或者提供决策者完整的 Pareto 前沿,因此,除了需要很大的计算量之外,还可能产生大量决策者不喜欢的优化解,从而增加决策者的评价负担;采用某种优化方法求解之前,需要引入决策者偏好以引导优化方向,从而在决策者感兴趣的区域产生 Pareto 优化解集.因此,通过先验法嵌入决策者偏好,并用于求解高维多目标优化问题,往往能够得到满足决策者偏好的优化解集.本文即采用决策者偏好的先验嵌入方式.

除了决策者偏好嵌入的方式之外,偏好的表现形式也很重要.目前,有多种偏好表现形式,如:参考点^[6]、参考方向^[7],以及偏好区域^[8]等.通过先验法表示决策者的偏好区域,能够提供决策者感兴趣的 Pareto 前沿,从而缩小搜索空间,因此,本文通过偏好区域表达决策者偏好.

求解高维多目标优化问题时引入决策者偏好,只是改变了目标函数的表达形式,而没有改变目标函数的个数.也就是说,引入决策者偏好之后的问题仍然是高维多目标优化问题.求解高维多目标优化问题存在以下难点^[9]:(1)在高维多目标空间中,需要搜索更多的 Pareto 优化解,才能逼近问题的真实 Pareto 前沿,因此,增加了问题求解的复杂性;(2)对优化方法的分布性提出了更高的要求,从而增加了问题求解的难度;(3)优化问题的 Pareto 前沿无法可视化.因此,寻求有效的方法解决高维多目标优化问题,是十分必要的.

如果采用合适的方法,将目标函数缩减为 2 或 3 个,甚至一个,那么,就可以利用已有的方法高效地求解该问题,此即高维多目标优化问题的目标缩减方法求解.大多数目标缩减方法^[10-12]得到的目标函数(集),要么是原目标函数集的子集,要么是对原目标函数集加权形成的一个新的目标函数.也就是说,缩减后的目标函数(集)不能脱离原目标函数集.这样一来,当目标函数很多,而冗余目标很少时,缩减后的目标函数(集)也可能很大.

本文的贡献主要体现在:(1)给出通过目标区域表达决策者对高维多目标偏好的方法,使得原优化问题

的目标函数能够转化为期望函数;(2)提出以超体积和决策者期望满足度为新的目标函数的目标转化方法;(3)通过基准优化问题,验证所提方法的有效性.

2 目标函数向期望函数的转化

2.1 决策者偏好的表现形式

本小节借鉴偏好参考点和偏好区域的思想,通过优化问题目标函数所在区域的子集,表示决策者的偏好,因此,称该子集为决策者的偏好区域.记第 i 个目标函数所在的区域为 $[f_i^{\min}, f_i^{\max}]$,其中, f_i^{\min} 和 f_i^{\max} 分别为该目标函数的最小值和最大值;此外,记决策者对第 i 个目标的偏好区域为 $[\alpha_i, \beta_i]$,其中, α_i 和 β_i 分别为决策者对该目标偏好区域的下限和上限,且有 $f_i^{\min} \leq \alpha_i < \beta_i \leq f_i^{\max}$.

对于问题(1)的所有 m 个目标,如果决策者均有明确的偏好,那么,偏好区域可以表示为:

$$\Omega = \prod_{i=1}^m [\alpha_i, \beta_i] \quad (2)$$

特别的,当决策者对某个(些)目标的偏好为一个点时,有:

$$\alpha_i = \beta_i \quad (3)$$

此时的偏好区域在这些目标上退化为一个偏好(参考)点;当决策者对第 p 个目标的偏好区域不确定,或者其偏好区域是 $[f_p^{\min}, f_p^{\max}]$ 时,可以认为决策者在目标空间的第 p 个分量上不加限制,假设这样的目标有 m' 个,那么,偏好区域可以表示为:

$$\Omega = \prod_{i=1, i \neq p}^{m-m'} [\alpha_i, \beta_i] \times \prod_p^{m'} [f_p^{\min}, f_p^{\max}] \quad (4)$$

因此,决策者的偏好区域有多种表示形式.

当决策者的偏好区域与 Pareto 前沿相交时,那么,寻找该交集对应最优解集的子集;否则,将偏好区域看成目标空间中一个很大的偏好(参考)点,寻找最优解集的一个子集,使得该子集在目标空间与偏好区域最接近.

2.2 目标函数的期望函数

本文采用 Harrington^[13]提出的单边期望函数,对目标函数转化,使得转化后的目标函数能够反映决策者对不同目标的偏好,从而将任一目标函数值映射到值域为(0,1]的期望值.对于第 i 个目标函数,单边期望函数的数学表示为:

$$d_i(f_i(\mathbf{x})) = e^{-e^{-(a_i + b_i f_i(\mathbf{x}))}}, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

由式(5)可知,为了确定具体的期望函数,需要先给出 a_i 和 b_i 的值.为此,记 $d_i^{\min}(f_i(\mathbf{x}))$ 和 $d_i^{\max}(f_i(\mathbf{x}))$ 分别为期望函数的最小值和最大值,在实际应用中,通常取 $d_i^{\min}(f_i(\mathbf{x})) = 0.01$ 和 $d_i^{\max}(f_i(\mathbf{x})) = 0.99$ ^[14].此外,偏好区域的上限 β_i 和下限 α_i 分别映射到期望函数的两个边界值 0.01 和 0.99,由此,可以得到 2 组数据,分别

为 $(\alpha_i, 0.99)$ 和 $(\beta_i, 0.01)$. 利用文献[14]的方法可以求得任何一个目标函数的期望函数.

当偏好区域退化为一个偏好(参考)点时,即式(3),为了便于确定期望函数,首先,将该偏好(参考)点扩展为偏好区域 $[\alpha_i + \Delta_i, \alpha_i - \Delta_i]$,其中, Δ_i 为一个参数,且 $\Delta_i \ll \alpha_i$;再按照上面的方法,确定期望函数.

基于式(2)(3)和(4)表示的决策者偏好区域和式(5)的期望函数,优化问题(1)能够表示为如下优化问题:

$$\begin{aligned} \min -d(f(\mathbf{x})) &= -d_1(f_1(\mathbf{x})), d_2(f_2(\mathbf{x})), \dots, d_m(f_m(\mathbf{x})) \\ \text{s.t. } \mathbf{x} &\in S \end{aligned} \quad (6)$$

比较式(1)和(6)可知:2个优化问题的目标函数个数相同,这使得高维多目标优化问题求解存在的局限性,并没有因为问题的目标函数向期望函数转化而消除,这说明,采用合适的方法,对期望函数转化,以降低问题求解的复杂度,是十分必要的.

3 期望函数的转化

本节将以期望函数为目标函数的高维多目标优化问题转化,使得转化后优化问题的目标函数个数远少于原优化问题,且期望得到的 Pareto 前沿具有如下 2 个特性:(1)尽可能的满足决策者的偏好,鉴于期望指标融入了所有期望函数的信息^[13],因此,将其作为转化后优化问题的目标函数;(2)具有好的逼近和分布性能,鉴于超体积能够反映 Pareto 前沿的逼近和分布性能,转化后优化问题应该包含超体积测度,此外,由于问题(6)的目标函数值域为 $(0, 1)$,因此,计算超体积时参考点选为 $(1, 1, \dots, 1)$. 由于超体积的计算复杂度高,本文采用文献[11]提出的 Monte Carlo 模拟近似方法,计算优化问题的超体积.

记由优化问题(1)的若干解形成的集合为 \mathbf{X} ,以 \mathbf{X} 作为转化后优化问题的决策变量. 问题(1)转化为如下优化问题:

$$\begin{aligned} \max F_1(\mathbf{X}) &= \lambda \left(\bigcup_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \{z \mid d(f(\mathbf{x})) < z < d(f(\mathbf{x}_{\text{ref}}))\} \right) \\ F_2(\mathbf{X}) &= \max_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \sqrt{\prod_{i=1}^m d_i(f_i(\mathbf{x}))} \\ \text{s.t. } \mathbf{X} &\in \mathcal{P}(S) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\mathcal{P}(S)$ 为 S 的幂集; $\lambda(\cdot)$ 为勒贝格测度; \mathbf{x}_{ref} 为参考点,对应的目标函数值为 $(1, 1, \dots, 1)$.

4 转化后优化问题的进化求解

4.1 集合个体比较

集合 Pareto 占优关系的定义,即定义 1,采用文献[15]提出的方法.

定义 1 对于问题(7)的 2 个解 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2 \in \mathcal{P}(S)$,且 $\mathbf{X}_1 \neq \mathbf{X}_2$,

(1)如果对于 $\forall k \in \{1, 2\}$,有 $F_k(\mathbf{X}_1) \geq F_k(\mathbf{X}_2)$,且 $\exists k' \in \{1, 2\}$,使得 $F_{k'}(\mathbf{X}_1) > F_{k'}(\mathbf{X}_2)$,那么,称 \mathbf{X}_1 占优 \mathbf{X}_2 ,记为 $\mathbf{X}_1 \succ_{\text{par}} \mathbf{X}_2$;

(2)如果 $\exists k' \in \{1, 2\}$,使得 $F_{k'}(\mathbf{X}_1) \geq F_{k'}(\mathbf{X}_2)$,且 $\exists k'' \in \{1, 2\}$,使得 $F_{k''}(\mathbf{X}_1) \leq F_{k''}(\mathbf{X}_2)$,那么,称 \mathbf{X}_1 和 \mathbf{X}_2 互不占优,记为 $\mathbf{X}_1 \parallel_{\text{par}} \mathbf{X}_2$.

利用定义 1,可将进化种群的集合个体进行非被占优排序. 容易知道,在进化种群中,有可能存在多个集合个体具有相同 Pareto 序值的情况.

考虑集合个体 \mathbf{X} ,不失一般性,假设 \mathbf{X} 包含原优化问题的 l 个解,记为 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l)$, d_i 和 d 分别为集合个体内的解 \mathbf{x}_i 和集合个体 \mathbf{X} 与决策者偏好区域的距离,定义如下:

定义 2 集合个体与决策者偏好区域的距离

记 a_{ij} 为反映集合个体内的解 \mathbf{x}_i 是否在第 j 个目标偏好区域内的标志变量,其表达式为:

$$a_{ij} = \begin{cases} 0 & \alpha \leq f_j(\mathbf{x}_i) \leq \beta_j \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

当第 j 个目标的偏好区域为一个点时,按照第 2.2 节的方法,对点进行扩展处理,那么:

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m \left(\frac{a_{ij} \min(|f_j(\mathbf{x}_i) - \alpha_j|, |f_j(\mathbf{x}_i) - \beta_j|)}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \right)^2} \quad (9)$$

这样一来,集合个体 \mathbf{X} 与偏好区域的距离为:

$$d = \sum_{i=1}^l d_i \quad (10)$$

由式(10)可知, d 值越小,该集合个体越接近决策者的偏好区域. 因此,通过距离 d ,能够对具有相同序值的集合个体进一步比较.

4.2 集合进化策略

(1)集合个体选择

采用规模为 2 的联赛选择. 利用定义 1 对集合个体进行排序,选择非支配个体作为优胜集合个体;当两个集合个体无法比较时,利用定义 2 比较其 d 值,值较小的作为优胜集合个体;若 d 值相等,则随机选择 1 个集合个体作为优胜集合个体.

(2)集合个体交叉

鉴于个体编码的特殊性,设计集合个体交叉策略时,不仅要考虑集合个体之间的交叉,还需考虑集合个体内部的交叉,具体策略如下:

集合个体之间的交叉. 假设每个集合个体的规模 $N=6$,图 1(a)所示为进化集合个体 \mathbf{X}_1 和 \mathbf{X}_2 之间的单点交叉.

集合个体内部的交叉. 假设原优化问题的决策变量 $n=8$,且选定进化集合个体 \mathbf{X} 中的两个决策变量,也即原

优化问题的两个解 x_1 和 x_2 进行单点交叉,如图 1(b)所示.这里采用单点交叉是为了便于图示,实际操作中可以采用任意一种交叉方式,本文采用模拟二进制交叉.

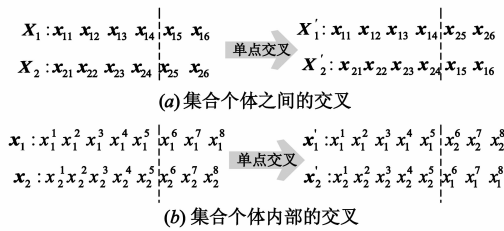


图1 集合个体的交叉策略

(3) 集合个体变异

对进化集合个体内的每个解,采用传统的方法,实施相同的变异操作.所有传统的基于解的变异策略,如高斯变异和多项式变异,均可用于该操作.

(4) 集合个体替代

采用 $(\mu + \mu)$ 替代策略,将父代种群和经过基于集合的遗传操作产生的临时种群合并,利用 4.1 节提出的集合个体比较方法,得到合并后种群集合个体的全序关系,从中选取 μ 个优势集合个体,构成下一代种群.

4.3 算法描述

算法思想:首先,在种群进化之前,决策者提供对每个目标的偏好区域,将原优化问题的目标函数转化为期望函数;然后,以超体积和决策者期望满足度为新的目标函数;最后,采用多目标集合进化优化方法求解.此外,对合并种群排序首先采用定义 1,当某些集合个体序值相等时,采用定义 2.

图 2 是本文算法流程,其中,灰色部分是本文所提

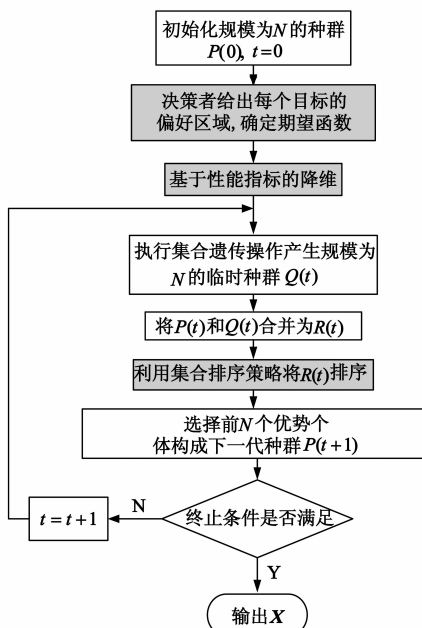


图2 算法流程

方法.从流程图可以直观看出,本文方法的显著特点是对原优化问题的目标函数的两次转化.

5 在基准高维多目标优化问题的应用

为了验证所提方法的有效性,将所提方法与如下 2 种方法比较:第 1 种方法由文献[16]提出,该方法是基于集合进化的高维多目标进化优化方法,以超体积作为评价优化解性能的指标,但是,没有嵌入决策者偏好;第 2 种方法在 NSGA-II^[17] 框架下,嵌入与所提方法相同的先验偏好,但是,没有对高维多目标优化问题降维.为了便于表达,所提方法用 PSEA 表示,第 1 种方法用 STD 表示,第 2 种方法用 PGA-2 表示.本文实验均在 NSGA-II 框架下运行.

5.1 优化问题

基准数值函数优化问题 DTLZ1、DTLZ2、DTLZ3,以及 DTLZ7^[18] 的 Pareto 前沿包含了多种形式,如连续和非连续,凹和凸,以及单峰和多峰,因此,将所提方法与对比方法应用于以上 4 个基准数值函数优化问题,并比较它们的性能.各优化问题目标函数的个数分别取 5、10,及 20;决策变量的维数为 $n = k + m - 1$,DTLZ1 中 k 的取值为 5,DTLZ2 和 DTLZ3 中 k 的取值为 10,DTLZ7 中 k 的取值为 20;决策变量的取值范围均为 $[0, 1]$.

5.2 参数设置

对于 PGA-2,种群规模取 100,采用规模为 2 的联赛选择、模拟二进制交叉,以及多项式变异;方法 PSEA 和 STD 的种群规模,以及个体包含原优化问题解的个数均取 10.集合个体之间的交叉采用单点交叉,集合个体内部的交叉和变异操作分别采用模拟二进制交叉和多项式变异;3 种方法均采用相同的交叉和变异概率,分别为 0.9 和 0.1,交叉和变异操作的分布系数均为 20;最大进化代数 T_{\max} 可以由决策者任意确定,这里设置 $T_{\max} = 100$.每种方法均独立运行 20 次,记录实验结果,并求取这些实验结果的平均值.

5.3 性能指标

采用如下 2 个性能指标比较不同方法的性能:

(1) 最大超体积,简称 H 测度,某方法所得 Pareto 前沿的超体积越大,该前沿越逼近真实的 Pareto 前沿.

(2) 期望指标^[15],简称 D 测度,某方法所得 Pareto 优化解集的期望指标值越大,该解集越能满足决策者偏好,见式(7)中的 $F_2(X)$.

5.4 实验结果与分析

实验分为如下 2 组:第 1 组统计期望指标值随进化代数增加的变化,以及优化解在目标空间和期望空间的前沿,以验证所提方法能够找到满足决策者偏好的优化解集;第 2 组比较不同方法的超体积和非被占优解随代数增加所占的比例,以验证所提方法的有效性.

(1)不同方法所得优化解满足决策者偏好的程度
对 STD 方法得到的优化解,嵌入与所提方法相同的
的决策者偏好,采用期望函数转化后,统计 D 测度值随

进化代数数的变化.实验结果如图 3 所示,图中,横坐标表
示进化代数;纵坐标表示 D 测度值.

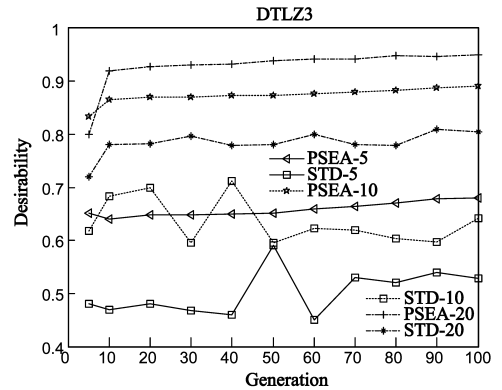
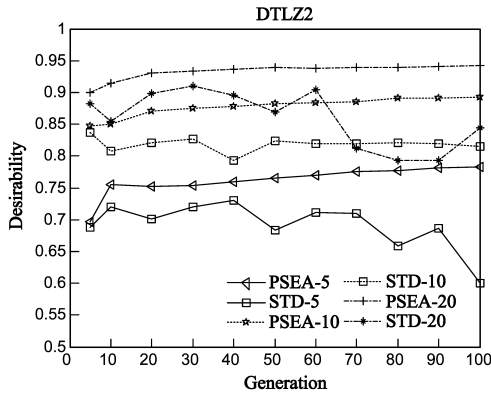
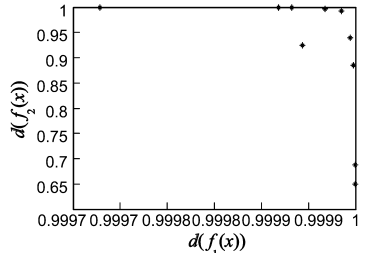
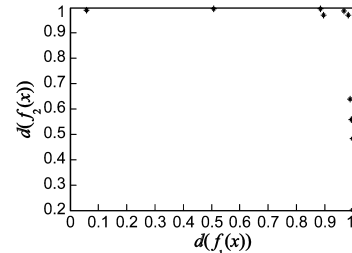
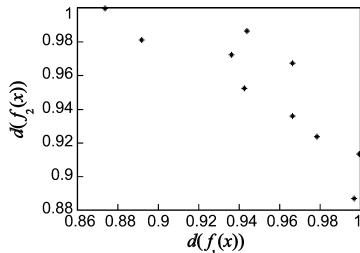
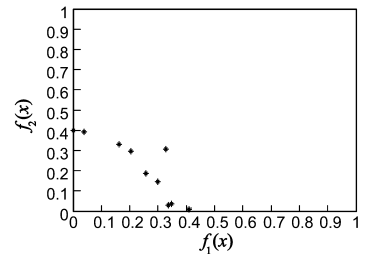
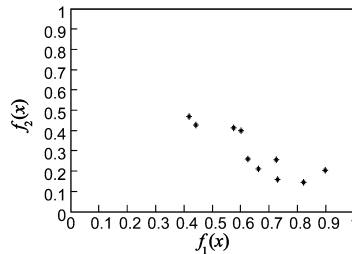
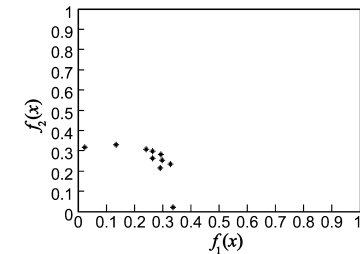


图3 不同方法的D测度随进化代数的变化

由图 3 可以看出:(1)对于相同的进化代数,所提方
法的 D 测度值均优于 STD;(2)所提方法的 D 测度值随
着进化代数的增加呈上升趋势,且维持在较高的水平;
而 STD 的 D 测度值比较随机.

同的偏好区域[0.2,0.5];(b)假定决策者事先给出的 2
个目标具有不同的偏好区域, $f_1(x)$ 的偏好区域为[0.6,
0.9], $f_2(x)$ 的偏好区域为[0.2,0.5];(c)假定决策者在这
2 个目标上均没有明确的偏好或偏好于整个目标区
域,因此 2 个目标具有相同的偏好区域,均为[0.01,
0.99].图 4 中每组的第 1 幅图和第 2 幅图分别是 Pareto
优化解在目标空间和期望空间的分布情况.

为便于可视化,图 4 给出优化问题 DTL2 包含 2 个
目标函数时,所提方法得到的问题(1)和(7)的 Pareto 前
沿,图中,(a)假定决策者事先给出的 2 个目标具有相



(a) 2 个目标的偏好区域均为[0.2,0.5]

(b) $f_1(x)$ 的偏好区域为[0.6,0.9], $f_2(x)$ 的偏好区域为[0.2,0.5]

(c) 2 个目标的偏好区域均为[0.01,0.99]

图4 所提方法得到的问题(1)和(4)的Pareto前沿

由图 4 可以看出:(1)除了图(a)的 3 个解和图(b)
的 2 个解之外,其余的解都在决策者偏好区域内;(2)所
提方法得到的 Pareto 前沿对应的优化解包含个别被占
优解,这是因为,所提方法仅考虑个体,即原优化问题
解集的占优关系,而没有进一步区分包含在个体中不
同优化解的性能;(3)虽然大部分优化解在决策者偏好
区域内,但是,没有覆盖整个偏好区域.这是因为,所提
方法将反映逼近性能的超体积作为选择优势个体的准

则之一.

(2)不同方法的超体积和非被占优解随代数增加
所占的比例

本组实验分为如下 2 部分:第 1 部分比较所提方法
与另外 2 种方法的超体积,如图 5 所示;第 2 部分比较
所提方法与 PGA-II 的非被占优解随代数增加所占的
比例,图 6 中,横坐标是进化代数;纵坐标是非被占优解所
占的比例.

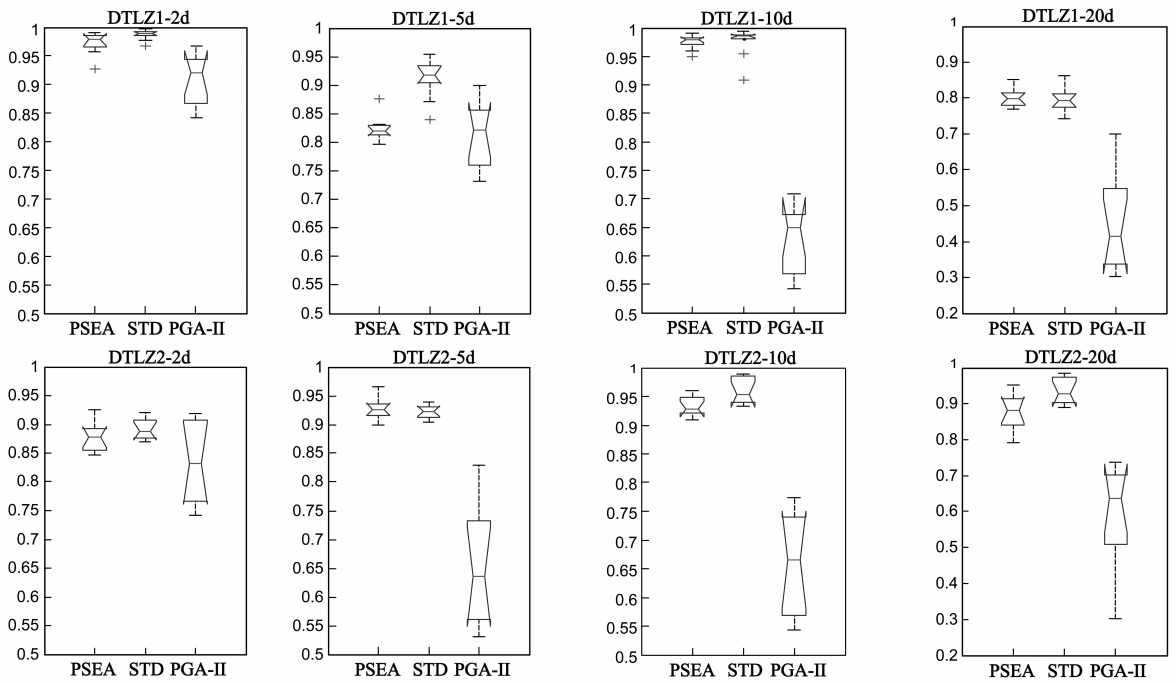


图5 不同方法得到的Pareto前沿的H测度箱图

由图5可以看出:(1)除了2与10目标DTLZ1,以及2与5目标DTLZ2,所提方法得到的H测度与STD无明显差异之外,对于其他优化问题,STD得到的H测度显著优于所提方法;(2)对于所有优化问题,所提方法的超体积均优于PGA-2.

由图6可以看出,(1)对于相同的进化代数,所提方法得到的非被占优解所占的比例明显小于PGA-2,这说明,所提方法能够增大Pareto优化解集的选择压力;(2)PGA-2得到的非被占优解所占的比例均大于0.5,这说明,对于高维多目标优化问题,PGA-2维持Pareto优化

解的选择压力非常有限;(3)随着进化代数的增加,这2种方法得到的非被占优解所占的比例变化不大,这说明,每种方法引导种群进化的动力基本不随进化代数而变化.

通过以上实验结果与分析,可以得到如下结论:(1)所提方法能够得到偏好区域内或接近偏好区域的Pareto优化解集;(2)所提方法解决高维多目标优化问题时,能够提高最优解的选择压力,并得到收敛性和期望性均衡的Pareto优化解集.

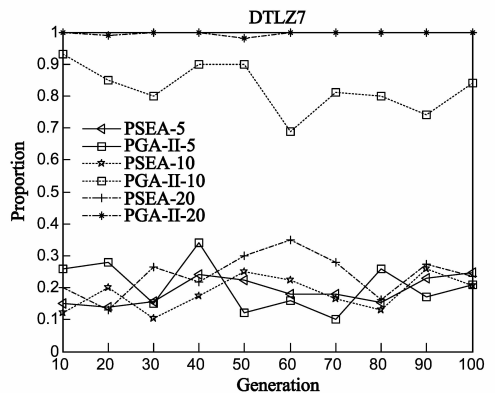
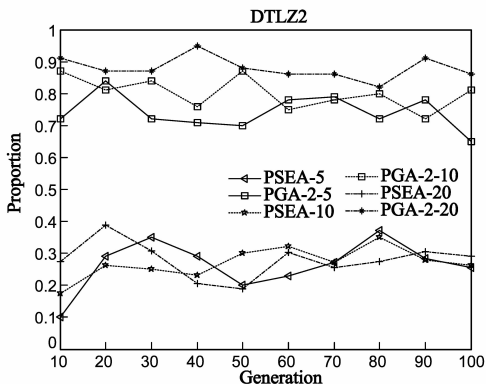


图6 不同方法得到的非被占优解所占的比例

6 结束语

高维多目标优化问题是一类普遍存在且非常重要的优化问题.本文提出一种用于解决该问题的融入决

策者偏好的集合进化优化方法.该方法采用区域表示决策者的偏好,基于此确定期望函数,实现原优化问题的目标函数向期望函数的转化;以原优化问题的多个解形成的集合为新的决策变量,以超体积和决策者期

望满足度为新目标函数,将优化问题转化为 2 目标优化问题;采用多目标集合进化优化方法求解,得到满足决策者偏好且收敛性和分布性均衡的 Pareto 优化解集。

实验结果表明,通过在目标函数中嵌入决策者偏好,并对目标函数转化,能够体现决策者偏好的同时,大大降低了问题求解的难度,是解决高维多目标优化问题的有效途径。

需要指出的是,决策者的偏好也可以采用其他形式表示,如偏好多面体或偏好点,此时,得到的体现决策者偏好的转化后优化问题模型,与本文有很大区别;此外,设计合适的集合进化策略,也将有利于提高 Pareto 优化解集的性能。这是需要进一步研究的问题。

参考文献

- [1] Farina M, Amato P. On the optimal solution definition for many-criteria optimization problems [A]. Proceedings of NAFIPS-FLINT International Conference[C]. Piscataway N J: IEEE Press, 2002. 232 – 238.
- [2] Reed P M, Kollat J B. Multi-period many-objective groundwater monitoring design given systematic model errors and uncertainty[J]. Advances in Water Resources, 2012, 35(1): 55 – 68.
- [3] 万寿红, 梁肖, 等. 一种新的解决组合优化问题的自适应柯西进化规划 ACEP[J]. 电子学报, 2011, 39(2): 375 – 377.
WAN Shou-hong, LIANG Xiao, et al. A novel self-adaptive Cauchy evolutionary programming for combinatorial optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(2): 375 – 377. (in Chinese)
- [4] YUAN Zhaohui, SUN shilei, WANG Gaofeng. Efficient scheme for path recognition from integrated circuit layout[J]. Chinese Journal of Electronics, 2010, 19(4): 618 – 630.
- [5] 杨咚咚, 焦李成, 公茂果, 余航. 求解偏好多目标优化的克隆选择算法[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 14 – 33.
Yang D D, Jiao L C, Gong M G, Yu H. Clone selection algorithm to solve preference multi-objective optimization[J]. Journal of Software, 2010, 21(1): 14 – 33. (in Chinese)
- [6] Luque M, Miettinen K, et al. Incorporating preference information in interactive reference point methods for multiobjective optimization[J]. Omega, 2009, 37(2): 450 – 462.
- [7] Deb K, Kumar A. Interactive Evolutionary Multi-objective Optimization and Decision-making Using Reference Direction Method[R]. KanGAL Technical Report No. 2007001, Indian Institute of Technology Kanpur, India, 2007.
- [8] 蒲保兴, 杨路明, 谢东. 嵌入用户偏好区域的多目标优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30(1): 144 – 147.
Pu B X, Yang L M, Xie D. Multi-objective optimization algorithm embedded by user preference region[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2009, 30(1): 144 – 147. (in Chinese)
- [9] Singh H K, Isaacs A, Ray T. A Pareto corner search evolutionary algorithm and dimensionality reduction in many-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, 15(4): 539 – 556.
- [10] Jaimes A L, et al. Objective space partitioning using conflict information for many-objective optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 6238: 657 – 666.
- [11] Murata T, Taki A. Examination of the performance of objective reduction using correlation-based weighted-sum for many objective knapsack problems[A]. Proceedings of 10th International Conference on Hybrid Intelligent Systems[C]. Atlanta, GA: IEEE Press, 2010. 175 – 180.
- [12] Lindroth P, et al. Approximating the Pareto optimal set using a reduced set of objective functions[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 207(3): 1519 – 1534.
- [13] Harrington J. The desirability function[J]. Industrial Quality Control, 1965, 21(10): 494 – 498.
- [14] Wagner T, Trautmann H. Integration of preference in hypervolume-based multiobjective evolutionary algorithms by means of desirability functions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(5): 688 – 701.
- [15] 巩敦卫, 季新芳, 等. 基于集合的高维多目标优化问题的进化算法[J]. 电子学报, 2014, 42(1): 77 – 78.
Gong Dunwei, Ji Xinfang, et al. Solving many-objective optimization problems using set-based evolutionary algorithms[J]. Acta Electrical Sinica, 2014, 42(1): 77 – 78. (in Chinese)
- [16] Bader J, Brockhoff D, Welten S, Zitzler E. On using populations of sets in multiobjective optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5467: 140 – 154.
- [17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182 – 197.
- [18] Deb K, Thiele L, Laumanns M, Zitzler E. Scalable Test Problems for Evolutionary Multiobjective Optimization[R]. TIK – Technical Report No. 112, Institut für Technische Informatik und Kommunikationsentze, ETH Zurich, 2001.

作者简介



巩敦卫 男, 1970 年 3 月出生于江苏铜山, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 智能优化与控制, 基于搜索的软件工程。
E-mail: dwgong@vip. 163. com

王更星 女, 1989 年 8 月出生于河南开封, 硕士研究生, 主要研究方向: 多目标进化优化理论与应用。
E-mail: geng8659@163. com