

文章编号: 1001-0920(2013)08-1173-05

基于几何投影的多目标优化降维方法

苏远平, 徐立鸿

(同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘要: 实际优化问题中可能包含很多目标, 这些目标并不都是相互冲突的, 有些目标是相互冗余的, 因此实际的 Pareto 前沿面的维数比目标空间的维数要少. 为了提高进化算法的效率, 减少计算量, 提出一种基于几何投影的方法来实现多目标优化问题的降维. 首先通过辨别 Pareto 前沿在二维坐标面上的投影形状, 寻找投影区的边界曲线; 然后根据投影区的面积和边界曲线的单调性来计算目标之间的冲突度. 数值仿真表明了该方法的有效性.

关键词: 降维; 几何投影; 冗余目标; 冲突度

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Dimensionality reduction based on geometric projection for many-objective optimization

SU Yuan-ping, XU Li-hong

(College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China. Correspondent: XU Li-hong, E-mail: xulhk@163.com)

Abstract: There can be a large number of objectives in a certain optimization problem, but not all objectives are necessarily in conflict with each other, while some objectives are redundant. The true dimensionality of the Pareto front is less than the original number of objectives. Such redundant objectives can be removed from the set of objectives without loss of the structure of the Pareto front to improve computation and convergence. An approach based on geometric projection is proposed for dimensionality reduction. In this approach, the Pareto front can be mapped to a 2-dimensional coordinate plane which consists of the two arbitrary objectives in the original set of objectives, and the borderline can be identified. The conflict degree between the two objectives can be calculated by calculating the area of the projection and analyzing the monotonicity of the borderline curve. Simulation results show the effectiveness of the approach.

Key words: dimensionality reduction; geometric projection; redundant objectives; conflict degree

0 引言

目前, 基于进化计算的多目标优化研究遇到了一个极大的困难: 随着目标数量的增加, 在搜索过程中种群的大多数个体过早地变成非支配解, 从而失去了足够的选择压力来驱动种群朝着真实的 Pareto 前沿推进. 在一些多目标优化问题中某些目标之间是非冲突的, 而构成最优 Pareto 前沿的目标个数将少于目标总数. 这些不影响最优 Pareto 前沿结构的目标一般称为冗余目标, 可以从原始目标集中删除. Deb^[1-2]和 Brockhoff^[3-5]等最早提出了对含有大量目标的多目标优化问题进行降维的思想, 希望能够找到那些冗余目标, 并将其从原始目标集中删除以促进进

化过程的收敛. 基于这种思想, 近年来人们相继提出了多种多目标优化的降维方法^[6-7], 并取得了较好的效果, 但其缺点是种群中的个体需满足高斯分布以计算目标之间的相关性. 在某些情况下这种要求往往难以满足, 从而导致降维方法的失效. 考虑到 Pareto 前沿在本质上是一个多维空间的超曲面, 其在二维坐标平面上的投影与构成二维坐标的两个目标之间的冲突性存在一定的联系, 因此可以采用基于 Pareto 前沿几何投影的方法来实现多目标优化问题的降维而不受个体形态的约束.

1 Pareto 前沿几何投影与目标冲突性分析

一个多目标优化问题可以表示为 $P(m, n)$, m 为

收稿日期: 2012-04-11; 修回日期: 2012-10-11.

基金项目: 国家863计划项目(2012AA10A507); 国家自然科学基金项目(61174090).

作者简介: 苏远平(1977-), 男, 博士生, 从事进化计算、农业设施温室控制的研究; 徐立鸿(1960-), 男, 教授, 博士生导师, 从事进化计算、农业设施温室控制等研究.

目标个数, n 为目标函数的自变量维数, 并令 $M = \{1, 2, \dots, m\}$, $N = \{1, 2, \dots, n\}$, 则优化问题 P 的 m 个目标函数可表示为

$$\max F = \{X \in D | f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)\}. \quad (1)$$

其中

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in D,$$

$$D = \{x_{i \min} \leq x_i \leq x_{i \max}, i \in N\}.$$

令 F_i, F_j 分别为目标 i, j 的值域, 即 $F_i \in F_i, F_j \in F_j$.

引理 1 若 P 中所有目标函数满足 $f_i : D \rightarrow F_i$ 为单映射, 则在平面 $F_i \rightarrow F_j$ 中存在映射 $g : F_i \rightarrow F_j$, 使得 $F_i \leq g(F_j)$.

证明 由于 $F_i = f_i(X), F_j = f_j(X)$ 在 D 中有

定义且为单映射, 则有 $X = f_i^{-1}(F_i) = f_j^{-1}(F_j)$, 即

$$f_i^{-1}(F_i) - f_j^{-1}(F_j) = 0. \quad (2)$$

于是存在一闭集 U_{ij} 使得任意 $(F_j, F_i) \in U_{ij}$ 满足式 (2). 令 $F_i^* = g(F_j^*)$ 为集合 U_{ij} 的边界曲线, 则对于任意 $(F_j, F_i) \in U_{ij}$ 有 $F_i \leq g(F_j)$. \square

显然, 曲线 g 的单调性反映了两个目标 F_j, F_i 之间在 D 中变化趋势的冲突性. 当对 F_j, F_i 两个目标进行优化时, 其 Pareto 前沿面必然在曲线 $F_i^* = g(F_j^*)$ 的所有非支配段. 图 1 中: 上行 ((a)~(c))、中间 ((d)~(f))、下行 ((g)~(i)) 分别反映了 3 种情况下单变量目标函数 f_1 和 f_2 的 Pareto 前沿、闭集 U_{12} 及其边界曲线 $F_2^* = g(F_1^*)$. 图 1(b) 的阴影区域为闭集 U_{12} , 图 1(e) 和图 1(h) 的闭集 U_{12} 为一条曲线. 它们的 Pareto 前沿如图 1(c)、图 1(f)、图 1(i) 所示.

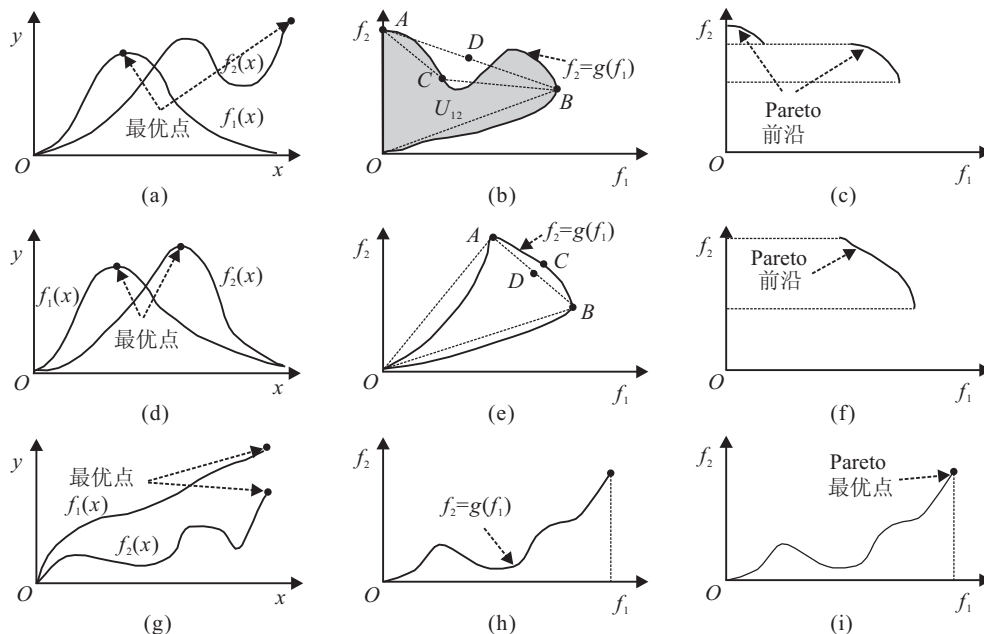


图 1 Pareto 前沿投影形状

在第 3 种情况下 (图 1 中下行), 两个目标在定义域内同时取得最大值, 其最优 Pareto 前沿为一个点, 即最优点. 尽管对两目标优化时最优 Pareto 前沿在曲线 $F_i^* = g(F_j^*)$ 的非支配段, 但在 3 个及以上多目标优化时, Pareto 前沿在二维坐标平面上的投影可能覆盖整个闭集 U_{ij} . 若 U_{ij} 中所有元素都在曲线 $F_i^* = g(F_j^*)$ 上, 则 Pareto 前沿在 $F_i \rightarrow F_j$ 坐标平面上的投影为一条曲线, 如图 1(e) 所示; 否则为一闭区域, 如图 1(b) 所示. 显然, 曲线 $F_i^* = g(F_j^*)$ 的单调性及其包含闭区域的面积反映了目标 F_i 和 F_j 的冲突程度. 投影面积越大, 两目标越冲突, 目标对 Pareto 前沿的结构影响越大. 曲线 $F_i^* = g(F_j^*)$ 的单调递减区域越大, 目标越冲突; 反之两目标越相容. 令 U'_{ij} 为 P 的 Pareto 前沿在二维坐标平面 $F_i \rightarrow F_j$ 上的投影, 则

有 $U'_{ij} \subseteq U_{ij}$, 且 $A(U'_{ij}) \leq A(U_{ij})$, 其中 $A(\cdot)$ 为闭集的面积. 随着进化过程的收敛, Pareto 在二维坐标平面上的投影区域也可能越来越小, 即构成 Pareto 前沿只是 U_{ij} 的一个较小子集, 如图 1(i), 尽管 U_{ij} 为一条非单调的曲线, 但其 Pareto 最优只是曲线中的一个点. 在 3 个及以上目标优化的情况下, 最优 Pareto 前沿在二维坐标平面上的投影也只是 U_{ij} 边界曲线的一部分. Pareto 前沿越收敛, 其在二维坐标平面上的投影面积 $A(U'_{ij})$ 越小. 若令 U_{ij}^{opt} 为最优 Pareto 前沿面在二维坐标平面上的投影, 则有 $A(U_{ij}^{opt}) \leq A(U'_{ij})$.

推论 1 若两个目标 F_j, F_i 在闭集 U_{ij} 中非冲突, 则在 U'_{ij} 中也非冲突.

一个多目标优化问题 P 的最优 Pareto 前沿结构主要由冲突目标来决定, 其维数等于冲突目标数 z ,

且 $z \leq m$. 而目标集中的冗余目标对最优 Pareto 前沿的结构不产生影响. 令 $G^d(U_{ij}^{\text{opt}-d})$ 和 $G^e(U_{ij}^{\text{opt}-e})$ 分别表示闭集 U_{ij} 中 d 维和 e 维最优 Pareto 前沿面, 且 $d < e$. 根据几何投影理论, 存在 $A(G^d(U_{ij}^{\text{opt}-d})) < A(G^e(U_{ij}^{\text{opt}-e}))$, 其中 $A(\cdot)$ 为最优 Pareto 前沿的面积, 且 $U_{ij}^{\text{opt}-d} \subseteq U_{ij}$, $U_{ij}^{\text{opt}-e} \subseteq U_{ij}$, 表示最优 Pareto 前沿面在二维坐标平面上的投影, 则有 $A(U_{ij}^{\text{opt}-d}) < A(U_{ij}^{\text{opt}-e})$. 因此两个目标 F_j 和 F_i 若在 $G^e(U_{ij}^{\text{opt}-e})$ 上非冲突, 则在 $G^d(U_{ij}^{\text{opt}-d})$ 上也非冲突, P 的最优 Pareto 前沿面实际维数将小于 e .

几何投影多目标降维方法是从 P 中最高维开始把 Pareto 前沿面投影到一个由两个目标构成的二维坐标平面中, 通过计算其投影区面积和分析边界曲线的单调性来确定两个目标之间的冲突程度. 若两目标非冲突即相容, 则可以把其中一个目标视为冗余目标, 并从原始目标集中删除.

2 降维过程

实现降维最关键的问题是准确确定投影区的形状, 不同类型的投影形状对应于不同的目标关系. 对投影区的识别方法可按照如下步骤进行.

2.1 投影形状辨识

首先用任意一种 MOEA 算法对全目标进行一次多目标优化, 从而得到一个 Pareto 解集, 并寻找投影区的边界曲线. 边界曲线由左曲线段、右曲线段和上曲线段构成, 如图 1(e) 所示, 其中 OA 为左曲线段, AB 为上曲线段, BO 为右曲线段. 为便于公式表达, 将图 1 中坐标轴变量 f_1 用 x 表示, f_2 用 y 表示. 辨识的方法是在坐标系中, 首先寻找投影区的最高点 $A(x_A, y_A)$ 和最右点 $B(x_B, y_B)$, 过原点作直线 $y = kx$ ($k = y_A/x_B$), 把投影区分为两部分, 并把投影点分为两个集合, 一个是上集合 UpperSet, 在直线之上的投影点被放入该集合中; 另一个是下集合 DownSet, 在直线之下的投影点被放入这个集合中, 每一个曲线段由 10 个点连接而成. 以左曲线段为例, 边界曲线的辨识方法按以下步骤实现:

Step 1: 以最高点 A 的纵坐标为长度, 把纵轴分成 10 个等分空间.

Step 2: 取每一等分空间中的最左点作为构成左曲线段在这一等分空间中的连接点, 并放入曲线点集合 CurveSet 中. 若第 i 等分空间中没有投影点, 则在该等分空间中插入一个曲线连接点, 其中连接点的坐标取为相邻上下等分空间连接点坐标的平均值, 即

$$x_i = 0.5(x_{i-1} + x_{i+1}), y_i = 0.5(y_{i-1} + y_{i+1}).$$

Step 3: 从下到上, 依次连接曲线点集合 CurveSet 中的所有点.

右曲线段的辨识按照同样的方法进行, 不同的是应以最右点 B 的横坐标为长度, 把横轴分成 10 个等分空间, 取每一等分空间的纵坐标最小的点作为曲线的连接点. 在坐标平面中寻找一点 $F(x_A, y_B)$ 作为参考原点, 以 $(x_B - x_A)$ 为长度把横轴分成 10 个等分空间, 取每一等分空间中相对于参考原点纵坐标最大的点作为曲线的连接点, 其他步骤与左曲线段相同.

2.2 冲突度计算

Pareto 前沿面在二维坐标平面上的投影 U'_{ij} 的面积 $A(U'_{ij})$ 越大, 所构成二维坐标平面的两个目标 F_i 、 F_j 越冲突. 尽管投影面积的计算非常困难, 但可以根据两个特殊点 (即最高点 A 与最左点 B) 来近似估计. 用直线连接 O 、 A 、 B 三点并构成一个三角形, 则三角形的面积为 $S_{\triangle AOB}$. 当 $\angle AOB = 0$ 时, 左曲线段与右曲线段重合; $\angle AOB$ 越大且 AB 曲线段越长, 意味着两个目标越冲突. 若投影区中 AB 曲线段不存在, 则说明 Pareto 前沿在二维坐标平面上的投影为一条曲线. 曲线的单调性决定了两个目标的冲突程度. $S_{\triangle AOB}$ 和 $\angle AOB$ 可按以下方式计算:

$$S_{\triangle AOB} = 0.5OA \times OB \times \sin(\angle AOB),$$

$$\angle AOB = \arctan(y_A/x_A) - \arctan(y_B/x_B). \quad (3)$$

令 $C(x_C, y_C)$ 为 AB 曲线段的中点, $D(x_D, y_D)$ 为 A 和 B 点之间连接直线的中点, 如图 1(b) 所示. 于是三角形 $\triangle ACB$ 的面积 $S_{\triangle ACB} = 0.5AC \times AB \times \sin(\angle ACB)$. 其中 $D(x_D, y_D)$ 和 $\angle ACB$ 可按以下方式计算:

$$\angle ACB = \arctan\left(\frac{y_B - y_C}{x_B - x_C}\right) - \arctan\left(\frac{y_A - y_C}{x_A - x_C}\right),$$

$$x_D = x_A + 0.5(x_A - x_B),$$

$$y_D = \frac{y_A - y_B}{x_A - x_B}(x_D - x_A) + y_A. \quad (4)$$

则投影区的面积可按 $S = S_{\triangle AOB} - kS_{\triangle ACB}$ 近似计算. 其中: 当 $y_C > y_D$ 时, $k = -1$; 当 $y_C < y_D$ 时, $k = 1$. 曲线单调性的分析可由相邻两个曲线段连接点的直线斜率近似确定. 每一条曲线共有 10 条连接直线构成. 曲线中的单调增区域和单调减区域的大小可由连接直线斜率的正、负个数来确定. 令 k_1 表示曲线单调减区域的大小, σ 为目标的冲突度, 并由下式计算:

$$\sigma = \frac{2S}{y_A \times x_B} \cdot k_2 + \frac{k_1}{10(3 - k_2 - 1)}. \quad (5)$$

其中

$$k_2 = \begin{cases} 1, & AB \text{ 曲线段存在;} \\ 0, & AB \text{ 曲线段不存在.} \end{cases}$$

并且若 $\sigma > 1$, 则取 $\sigma = 1$. 冲突度 σ 越大, 目标之间越冲突. 当 $\sigma = 1$ 时, 表示两个目标 F_i 、 F_j 完全冲突,

都是构成 Pareto 前沿的关键目标; 当 $\sigma = 0$ 时, 表示目标 F_i 、 F_j 完全相容, 其中一个是冗余目标, 可以从原始目标集中删除而不会对 Pareto 前沿的结构造成任何影响. 为了实现多目标优化的降维, 对影响 Pareto 前沿结构较小的目标可以视为冗余目标, 因此取 $\sigma \leq 0.2$ 时, 认为两个目标是相容的, 即它们在定义域 D 中 80% 的区域具有相同的单调递增性.

2.3 移除冗余目标

对所有目标按照前两步进行两两比较, 建立每个目标的冗余集 S_i 及其对应的冲突度集合. 把所有与这个目标相互冗余的其他目标都放入该冗余集中. 统计每个目标在所有冗余集中出现的次数, 并计算目标的冲突度总和. 次数最大的目标可以认定为冗余目标而被移除. 但如果这些具有相同最大次数的目标之间本身是相容的, 并且在所有冗余集中没有其他目标与这些目标相容, 则保留冲突度最大的目标, 而将其余冗余目标移除. 如果在所有冗余集中还有其他目标与这些目标相容, 则将出现次数最多的目标全部从冗余集中移除. 优化目标集减少一个或多个目标, 如果没有目标相容 (即每个冗余集中最多只含有一个目标), 则停止移除, 最后得到冲突目标集 $U = \{i = 1, 2, \dots, m, \cup S_i\}$.

2.4 基于几何投影降维方法的步骤

基于几何投影降维的步骤描述如下.

Step 1: 设置迭代次数 $t = 0$ 以及过程参数. 目标集用 $\mathfrak{R} = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示.

Step 2: 对目标集 \mathfrak{R} 中所有目标随机初始化种群, 并运行一次 MOEA, 从而获得一个种群 P_t .

Step 3: 目标冲突性分析, 即辨识 Pareto 前沿在二维坐标平面上投影的形状, 并计算目标之间的冲突度.

Step 4: 在所有目标的冗余集中, 统计每个目标出现的次数, 并把出现次数最多的目标从目标集中移除. 直到所有冗余集 S 中的目标数小于或等于 1, 从而获得冲突目标集 U ; 否则设置 $t = t + 1$, 并返回 Step 2.

3 数值仿真实验

为验证本文所提出的多目标降维方法的可行性及其性能, 这里引入 DTLZ5(I, M)^[8] 和 WFG3^[9] 测试问题, 其中前一个问题 Deb 在早期的研究中已做了详细的降维分析. 同时引入 NSGA-II^[10] 作为优化方法, 并采用实数编码方式, 其参数设置如表 1 所示. 所有算法采用 Matlab 语言编程, 计算机配置为 AMD Athon(tm)64×2、主频 1.8 GHz、内存 1 G. 为便于分析, 用 f_i - f_j 表示由第 i 个和第 j 个目标构成的二维坐标平面.

表 1 过程参数设置

参数	取值
种群规模	100
循环代数	100
交叉概率	0.9
变异概率	0.1
交叉分布指数	20
变异分布指数	20

3.1 WFG3 测试问题

WFG 系列测试问题由 Huband 等^[9] 提出. 取目标数 $M = 3$, 决策变量数 $n = 10$, 形状函数 h_m 采用凸函数, 且 $A_1 = 1, A_2 = 0$. 该多目标优化问题的 Pareto 前沿在三维空间中是一条单调的曲线. 其中: f_3 与 f_1 、 f_2 两个目标相冲突; f_1 和 f_2 则完全相容, 其中一个目标可以视为冗余目标, 从原始目标集中删除后不会影响 Pareto 前沿的结构.

图 2 为 Pareto 前沿在 f_1 - f_2 坐标平面上的投影. 它呈现出一条单调递增的曲线特性, 即目标 f_1 和 f_2 在决策变量定义域中具有完全相同的单调性, 在优化过程中不会相互影响. 采用基于几何投影的降维方法只需运行一次 NSGA-II 便可确定原始目标集的关键目标, 如表 2 所示. 共连续运行 10 次多目标降维算法, 最小时间花销为 9.0186 s, 最大时间花销为 10.2196 s.

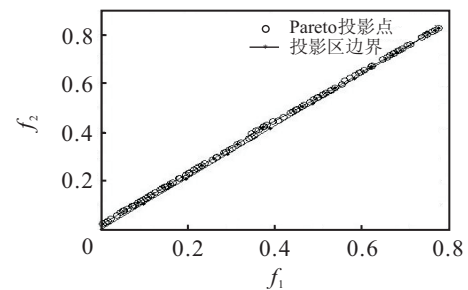


图 2 Pareto 前沿在 f_1 - f_2 平面上的投影

表 2 WFG3 10 次运行结果分析

序号	迭代次数	关键目标	运行时间/s
1	1	f_2, f_3	9.6324
2	1	f_2, f_3	9.8032
3	1	f_2, f_3	9.2354
4	1	f_2, f_3	10.2196
5	1	f_2, f_3	9.9254
6	1	f_2, f_3	9.6184
7	1	f_2, f_3	9.5216
8	1	f_2, f_3	9.3242
9	1	f_2, f_3	9.7174
10	1	f_2, f_3	9.0186

3.2 DTLZ5(I, M) 问题

Deb 等为了分析含有大量目标问题的降维研究, 构建了 DTLZ5(I, M) 测试问题. 这类测试问题的目标

数可以任意定义. 其中: I 为 Pareto 前沿的实际维数, M 为测试问题的原始目标数. DTLZ5 系列问题一般其 Pareto 前沿维数要比实际维数更小. 它的一般形式可参见文献 [8]. 这里设定 $M = 10, I = 5$, 决策变量个数 $n = 10$.

按照上述设置的 NSGA-II 运行参数, 执行一次 NSGA-II 算法以得到一个初步的 Pareto 前沿面. 按照几何投影的方法将 Pareto 前沿面投影到各个二维坐标平面上. DTLZ5(5,10) 多目标优化问题 Pareto 前沿的实际维数为 5, 而 $f_6 \sim f_{10}$ 这 5 个目标为关键目标, 其他目标与 f_6 相容. Pareto 前沿在由相容的两个目标构成的二维坐标平面上的投影, 其边界曲线具有较好的单调递增性, 而且 Pareto 前沿越收敛, 基于几何投影的降维方法在一次 MOEA 运行中确定的冗余目标数越多, 整个降维问题所需的时间将越少. 目标越冲突, 则投影区边界曲线的 AB 段呈现的单调递减性越明显. 图 3 和图 4 分别反映了 DTLZ5(5,10) 相容目标和冲突目标之间的 Pareto 前沿投影特性.

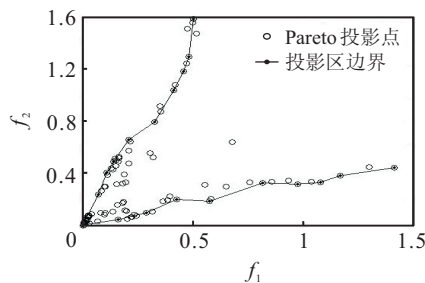


图 3 Pareto 前沿在 f_1 - f_2 平面上的投影

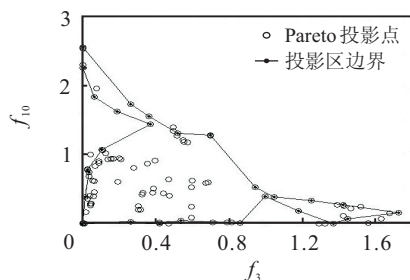


图 4 Pareto 前沿在 f_3 - f_{10} 平面上的投影

表 3 DTLZ5(5,10)10 次运行结果分析

序号	迭代次数	关键目标	运行时间/s
1	2	$f_4, f_6 \sim f_{10}$	29.5532
2	2	$f_4, f_6 \sim f_{10}$	28.7436
3	3	$f_4, f_6 \sim f_{10}$	29.7799
4	2	$f_6 \sim f_{10}$	27.8994
5	2	$f_6 \sim f_{10}$	29.5635
6	3	$f_6 \sim f_{10}$	29.6448
7	2	$f_6 \sim f_{10}$	29.2411
8	4	$f_4, f_6 \sim f_{10}$	32.0794
9	2	$f_6 \sim f_{10}$	29.4378
10	3	$f_4, f_6 \sim f_{10}$	29.9243

连续运行 10 次多目标降维算法, 每一次都能寻找到优化问题的关键目标. 如表 3 所示, 10 次运行中

共有 5 次在冲突目标集中出现了 4 号目标, 即在运行过程中 4 号目标和 6 号目标被认为是冲突的. 其主要原因是: 一方面 4 号与 6 号目标并不是完全相容的; 另一方面是因个体多样性不佳而导致投影点分布不均匀所造成的. 从图 3 中可以看出, 大多数投影点主要集中的零点附近. 显然, 要提高基于几何投影降维的准确性, 首先需要改善 MOEA 的多样性性能. 尽管如此, 降维结果中却不会丢失关键目标.

4 结 论

通过数值仿真验证, 本文提出的基于几何投影的多目标优化降维方法是一种寻找关键目标的有效途径. 它不要求种群中的个体满足高斯分布, 只需根据 Pareto 前沿在二维坐标平面上投影的面积和边界曲线单调性来判别目标之间的冲突性. 但这种方法对于个体在种群中分布的均匀性和多样性比较敏感. 在分布均匀性较差的情况下, 利用该方法来判别目标之间的冲突性往往会导致错误的结果, 从而影响了多目标优化问题的降维效果. 后期的研究将是改进这种方法, 使之在个体分布均匀性缺失的情况下能够准确判别目标之间的冲突性.

参考文献(References)

- [1] Deb K, Saxena D K. Searching for Pareto-optimal solutions through dimensionality reduction for certain large-dimensional multi-objective optimization problems[C]. Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver, 2006: 3353-3360.
- [2] Saxena D K, Deb K. Non-linear dimensionality reduction procedures for certain large-dimensional multiobjective optimization problems: Employing correntropy and a novel maximum variance unfolding[C]. Proc of Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Matsushima, 2007: 772-787.
- [3] Brockhoff D, Zitzler E. Dimensionality reduction in multi-objective optimization with(partial) dominance structure preservation: Generalized minimum objective subset problems[R]. Zurich: Computer Engineering and Networks Laboratory, 2006.
- [4] Brockhoff D, Zitzler E. Are all objectives necessary? On dimensionality reduction in evolutionary multi-objective optimization[C]. Proc of the 9th Int Conf on Parallel Problem Solving From Nature. Reykjavik, 2006, 4193: 533-542.
- [5] Brockhoff D, Zitzler E. Objective reduction in evolutionary multi-objective optimization: Theory and applications[J]. Evolutionary Computation, 2009, 17(2): 135-166.