

多项目交互组合选择模型的改进粒子群优化研究*

罗淑娟** 白思俊

(西北工业大学管理学院,西安 710072)

摘要:为解决多项目之间发生交互作用时的项目选择和组合优化问题,在已有优化模型的基础上,提出改进的粒子群算法,利用种群间跳跃改进的方法增强了粒子的搜索性能,并通过聚类 and 干涉的方法,防止算法陷入局部最优,有效求解多目标优化模型,最后利用算例分析证明模型和算法的有效性。

关键词:项目组合;粒子群算法;聚类;跳跃改进

中图分类号:F273 文献标识码:A doi:10.16507/j.issn.1006-6055.2016.01.032

Researches on Improved PSO Considering Interdependencies of Multi-project Portfolio Selection *

LUO Shujuan** BAI Sijun

(School of Management, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract: An improved particle swarm optimization algorithm is proposed to solve the existing project portfolio selection model in order to select projects and accomplish portfolios. The jump improved operation is used to enhance the searching ability of particles. A cluster and disturbance operation is utilized to solve the multiple objective optimization model in order to prevent the searching algorithm from falling into local optimization. The analysis of numerical results is proposed to illustrate the effectiveness of the model and algorithm.

Key words: project portfolio; particle swarm algorithm; cluster; jump improved operation

1 引言

项目组合是指由特定组织发起,为了增加组织效益而统一协调的一组项目,这些候选项目在资源分配上存在着相互竞争的关系^[1]。资源、人力和设备的约束造成并行开发无法实现,这就要求决策者根据约束条件,选择最优的项目组合方案以寻求项目效益的最大化。Harry Markowitz^[2]提出了均值-方差方法以解决项目组合问题,在现代项目组合理论中起到了至关重要的作用,它帮助规避风险的投资者构建最优的投资组合,并且权衡考虑回报和风险。该方法在风险一定的时候最大化回报,并且在回报一定的时候最小化风险,这属于多目标优化问题。然而,有时候收益不仅取决于项目本身,还取决于项目之间的交互作用,通常有资源交互、收益交互和风险交互等等。交互项目组合的整体收益、资源和风险不能简单等效于单个项目的加和,而是由项目之间的交互来决定的。

现在,有许多启发式的算法可用于解决复杂的

项目组合选择问题。例如,Chang 等^[3]提出的基于约束均值-方差模型的遗传算法、禁忌搜索和模拟退火算法,Mansini 等^[4]提出的启发式平均绝对偏差算法,Grazia^[5]提出的项目组合优化模型基于最大化收益、最小化风险和最小限制进行局部搜索,主要是禁忌搜索。这些论文在处理项目选择问题时没有考虑到项目之间的交互作用,2004年,Schmidt 等^[6]指出,项目之间存在人员、收益、风险和资源的交互作用。随后,Rabbani 等^[7]建立了考虑项目交互的多目标优化模型,并用粒子群算法获得了帕累托前沿。Lean Yu 等^[8]考虑了两两之间的项目交互,建立多层次项目组合选择模型,并利用遗传算法证明了模型的有效性。Stummer 等^[9]提出了三个项目交互的组合模型,在项目收益和资源消耗函数中加入了影响量的函数,使交互过程中的很多结构以及约束条件变得十分复杂,增加了求解的难度。Rerez F 等^[10]和 Cruz L 等^[11]针对复杂的项目交互的组合模型提出了采用启发式的算法来求解,然而所求结果还是会陷入局部最优中。

为解决交互模型与约束条件复杂的问题,并防止算法陷入局部最优,本文在多项目交互组合优化模型的基础上,提出了改进的粒子群算法,利用跳跃

2015-06-24 收稿,2015-09-01 接受,2016-02-25 网络发表

* 国家自然科学基金(71172123),航空科学基金(2012ZG53083)资助

** 通讯作者,E-mail:luosj@mail.nwpu.edu.cn

改进提高了粒子的搜索性能,并提出了聚类思路使其从储备集中获得非劣解以防止算法陷入局部最优,有效求解多目标优化模型,并利用算例验证模型和算法的有效性。

2 交互项目组合选择模型设计

假设有 M 个候选项目,要在满足所有约束的条件下选出最好的项目组合。每个项目实施过程分为 T 个阶段。决策变量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_l)$ 。

$$x_m = \begin{cases} 1, & m \text{ is selected} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

2.1 目标函数

假设项目型组织通过项目组合的某些属性例如现金流、质量、风险等来评估所选择的项目组合的优劣,并且这些属性在项目间存在交互作用,有正交互也可能有负交互,当所选的项目中包含某些项目(包括3个或者3个以上项目)时,交互作用发生。假设在阶段 k ,对于属性 q 具有交互作用的项目组合为 $\{U_1^{q,k}, \dots, U_{h_q^k}^{q,k}\}$ (按照组合中包含项目的个数从小到大排列),共有 h_q^k 个组合。这些组合对应的决策变量 x 的值分别为 $x^1, x^2, \dots, x^{h_q^k}$,分别对应 $z_1^{q,k}, \dots, z_{h_q^k}^{q,k}$ 个发生交互作用的项目个数,交互作用值分别为 $a_1^{q,k}, a_2^{q,k}, \dots, a_{h_q^k}^{q,k}$ 。

引入一个高斯函数 $f(j)$ 来判别某一交互作用是否发生,当项目组合 x 包含 $U_j^{q,k} (j=1, \dots, h_q^k)$,则 $f(j) = 1$,否则 $f(j) = 0$,其中 x_α 表示真实发生交互作用决策向量。若在项目池中前三个项目发生交互作用,则 $x_\alpha = [1, 1, 1, \dots]$ 。

$$f(j) = \begin{cases} 1, & \frac{x_\alpha^T x^j}{Z_j^{q,k}} = 1 \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (2)$$

在考虑交互作用的项目组合情况下,在各个阶段属性 q 的总值为

$$c_q^k(x) = \sum_{i=1}^l c_i^{k,q} x_i + \sum_{i=1}^{h_q^k} f(i) a_i^{q,k} \quad (3)$$

式中, $c_q^k(x)$ 表示属性 q 在阶段 k 的总值。式子的第一部分是每个项目在 k 阶段的属性 q 的值的简单相加,第二部分通过一个高斯函数表示了阶段 k 时所有交互作用对属性 q 的影响总量。

出于某些考虑,项目型组织可能会给不同阶段的属性赋予不同的权重,此时

$$c_q(x) = \sum_{k=1}^T w_{q,k} c_q^k(x) \quad (4)$$

式中, $w_{q,k}$ 是属性 q 在第 k 阶段的权重。如果考虑到上一阶段的资源没有用完可以转移到下一阶段,而转移过程中有一定损耗或者收益,如资金就有利息收益,此时 $w_{q,k} = (1 + rate_q(k))^{-(k-1)}$, $rate_q(k)$ 是资金在 k 阶段的利率。

2.2 约束条件

假设各个资源在每个阶段都更新一次, $c_i^{k,v}$ 是项目 i 在第 k 阶段对资源 v 的消耗量, $a_i^{v,k}$ 是资源 v 在阶段 k 的交互作用值。则该资源约束表达式为

$$c_v^k(x) \leq R_{v,k} \quad (5)$$

式中, $c_v^k(x)$ 是所选择的项目组合在阶段 k 对资源 v 的消耗总量, $R_{v,k}$ 表示资源上限。当资源可以由上一阶段转移到下一阶段时:

$$c_v^k(x) \leq (R_{v,k-1} - c_v^{k-1}(x))(1 + rate_v(k-1)) + R_{v,k} \quad (6)$$

3 基于改进 PSO 的模型求解方法

3.1 多目标 PSO

针对粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的改进主要是解决单目标优化的问题,还有一些学者希望利用 PSO 来解决多目标优化问题^[12]。将解决单目标优化转化成为多目标优化,必须重新定义一个引导粒子来获得一组非劣解(帕累托前沿)。在多目标 PSO 中,选择合适的局部引导粒子就可以保证优化解的收敛性和多样性。Hu 和 Eberhart^[13]提出了一个动态邻域 PSO,每次仅优化一个目标,采用一个类似词典排序的方法。Fieldsend 和 Signh^[14]提出了非约束的方法将非劣解储存在支配树中,然而这种方法很难从一系列帕累托优解中找到合适的局部引导粒子。Mostaghim 和 Teich^[12]提出 sigma 方法,可寻找种群中每个粒子的合适局部引导粒子,局部引导粒子根据 sigma 的值被明确安排给特定的粒子,提高了粒子的多样性和收敛性,但是仍然不够接近帕累托前沿。在多目标问题中,使用存档技术能够直接提高 PSO 的性能。2003 年 Bartz 等^[15]提出一种增强的存档技术,保证了在多目标算法中保持最优非劣解。

3.2 改进 PSO

在项目组合研究中,利用传统的方法解决单目标优化问题时,只存在一个全局的最优解。然而,在多目标优化问题中,相互矛盾的问题需要优化,在优化的过程中同时会存在项目间的交互作用。因此,将存在多个帕累托前沿和邻近的非劣解,每个非劣

解都可能是全局最优解,从而要保存当前粒子的位置信息。根据在多目标问题中粒子的搜索行为,一个粒子的 $pbest$ 通常是它当前所处的位置,因此 $pbest$ 对于引导粒子找到新的非劣解并无裨益。本文提出一种基于粒子群跳跃改进机制和比例分配操作的方法来处理多目标优化问题,旨在从非劣解储备集中实现大范围搜索并维持非劣解的多样性,增强粒子的搜索能力。

3.2.1 干涉操作

根据 PSO 的搜索行为, $gbest$ 是将粒子引向全局最优的主导粒子,但是当粒子寻找更好的解的时候会陷入局部最优。事实上,几代之后,粒子会聚集到几个群集,甚至是一个群集。

为了使粒子搜索出更加合适的解并且扩展未搜索的解空间,本文提出了一种干扰操作,该操作是一种类似突变的遗传策略,从 m 个粒子中随机选择 $k(1 \leq k \leq N)$ 维飞行向量,其中 m 等于干扰率与种群数量的乘积,并把噪声引入到飞行向量中。在几代之后,粒子会重新聚集到几个群集,就需要重新增加干扰。为了确保快速高效地找到非劣解,并且防止粒子陷入到局部搜索,在改进的 PSO 中提出线性变化的惯性权重来保证干扰率。在此次试验中,干扰率 rn 设置在 $[0.1, 0.3]$ 之间, $x_{i,j}$ 表示当前解, $lb(x_{i,j})$ 和 $ub(x_{i,j})$ 分别表示粒子的下界与上界,干扰操作如式(7)所示。

$$\begin{aligned}
 & \text{if } rn < 0.5 \\
 & \quad x_{i,j} = x_{i,j} - [x_{i,j} - lb(x_{i,j})] \times rn \\
 & \text{else} \\
 & \quad x_{i,j} = x_{i,j} + [ub(x_{i,j}) - x_{i,j}] \times rn \\
 & \text{end}
 \end{aligned} \tag{7}$$

3.2.2 非劣解储备集

储备集控制器的作用是决定是否把当前解存入储备集,流程如下:

- 1) 如果当前非劣解储备集为空,当前的非劣解 N_s 将被存入储备集中,如图 1(a)。
- 2) 如果新的 N_s 并不比非劣解储备集中的个体更优,则不将此解加入到储备集中,如图 1(b)。
- 3) 如果在非劣解储备集中没有比 N_s 更好的解存在,则将 N_s 放入非劣解储备集中,如图 1(c)。
- 4) 如果在非劣解储备集中存在的解并不比 N_s 更优,那么这个解就会被移出劣解集,如图 1(d)。

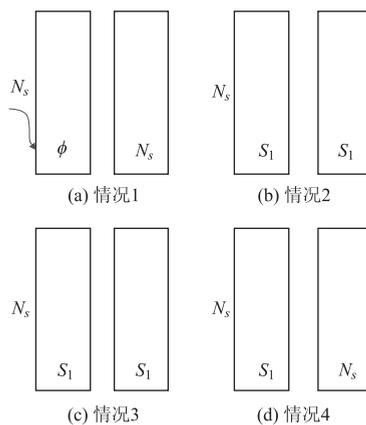


图 1 储备集控制器可能情况

3.2.3 粒子群跳跃改进

在本文中,外部储备集中存储着过去的最优位置 $pbest_i$ 和全局最优位置 $gbest$,但是粒子的搜索能力会被 $pbest_i$ 和 $gbest$ 限制,因此粒子会陷入局部最优。为了解决这个问题,本文提出在非劣解储备集中采取跳跃改进来拓宽粒子搜索面,以既维持粒子的解的多样性,又不会减弱 PSO 的收敛速度。

在跳跃改进机制中包含两个操作,一个是向内跳跃,另一个是向外跳跃。向内跳跃的作用是增强在已知搜索区域的搜索深度。向外跳跃可以增强搜索未知区域的能力。一般来说,PSO 具有较强的深度搜索能力,但是扩展搜索能力较弱。因此,需要在非劣解储备集中随机地选取两个解,并通过公式产生新的搜索向量。跳跃改进如图 2 所示,其中 c_1 和 c_2 代表从储备集中随机选取的两个成员,这两个成员被当作是搜索向量。两个对于未知空间的搜索向量 O_{c1} 和 O_{c2} 是通过式(8)、(9)获得的,其中 α_1 和 α_2 是 $0 \sim 1$ 的随机值。向外跳跃操作如附录中伪代码 1 所示。基于粒子搜索的向外跳跃可以防止搜索陷入局部最优。

$$O_{c1} = c_1 + \alpha_1(c_1 - c_2) \tag{8}$$

$$O_{c2} = c_2 + \alpha_2(c_1 - c_2) \tag{9}$$

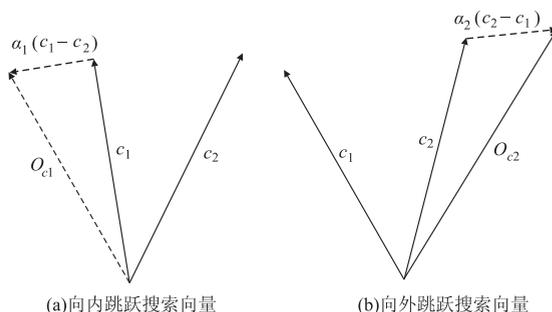


图 2 跳跃改进机制

3.2.4 聚类

存档中的解更新完毕后,会存在一些非劣解具备相似的解特性。把他们全部保存下来会占据存档中的大量空间,同样会影响帕累托前沿的分布。本文采用聚类的方法从非劣解储备集中筛选非劣解来解决这个问题。每个粒子设定聚类半径为 r ,然后选定一个粒子作为聚类中心,如果在搜索中有其他粒子落在此粒子半径为 r 的范围内,则将其剔除。

多维目标解空间的聚类半径 r 定义如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} d((f_i^{\min}, f_{i+1}^{\max}), (f_i^{\max}, f_{i+1}^{\min}))}{2k} \quad (10)$$

其中, k 是当前非劣解的数量, n 是目标解的数量, $d(\cdot)$ 是欧式距离(在目标领域衡量), f_i^{\max} 和 f_i^{\min} 分别表示当前非劣解中最大最小的第 i 个目标解。图3是二维目标解空间聚类操作的例子。其中存档中的解是最终解集,保证了种族的多样性。聚类操作如附录中伪代码2所示。文中,式(9)的作用是确保可以获得均匀分布的帕累托前沿。在解空间中,聚类的半径越大,就可以剔除越相似的解。采用聚类的方式,增加了粒子之间的距离,避免保留相似的粒子。

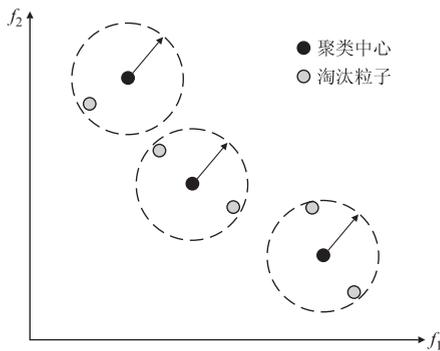


图3 聚类操作图例

3.2.5 搜索中 $Pbest$ 的重定义

多目标优化问题中粒子的搜索行为常表现为粒子的 $pbest$ 只是其当前位置。这样就存在一个无用的引导解,如式(11)所示,式中的 $x_{i,j}$ 与式(7)中的相同。为解决这种问题,本文提出了一种 $pbest$ 重定义办法,如附录中伪代码3所示。

$$pbest_{i,j}(g) - x_{i,j}(g) = 0 \quad (11)$$

3.2.6 比例分布

为了增强粒子对于解的搜索能力并保证非劣新解的多样性,引导粒子必须独立分布。如果在搜索区域只有很少的非劣解,那么设置更多的粒子在这个解空间来扩大搜索。反之,如果在一个搜索区域

有很多满足条件的解($gbest$),则减少这个区域搜索粒子的数量,从而避免产生过多相似解。

比例分配机制如图4所示。在圈中的数字表示它们的排序,定义两个储备集中粒子之间的距离为 d 。然后,我们可以通过以下四步获得 $gbest$:

1) 储备集中粒子将根据相对位置排序(图4)。

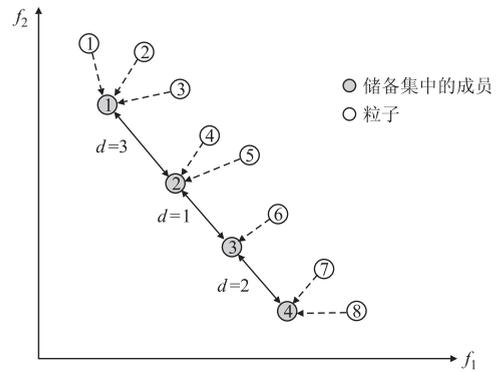


图4 粒子的引导分布

2) 计算解空间储备集中粒子 i 的密度参数 D_i , 其中 i 代表每个成员的排列顺序,密度参数 D_i 的计算方法为式(12)。其中, n 是储备集中粒子的数量, X_i 表示 i 的坐标。密度参数 D_i 的计算结果如图4, 比如 $D_1 = 3$ 、 $D_2 = 2$ 、 $D_3 = 1.5$ 、 $D_4 = 2$ 。

$$D_i = \begin{cases} \frac{\text{distance}(X_i, X_{i-1}) + \text{distance}(X_i, X_{i+1})}{2}, & \text{if } i \neq 1 \text{ and } i \neq n \\ \text{distance}(X_i, X_{i-1}), & \text{if } i = n \\ \text{distance}(X_i, X_{i+1}), & \text{if } i = 1 \end{cases} \quad (12)$$

3) 图4中,每个储备集中粒子可以看作引导粒子($gbest$),被引导的粒子数在式(13)中定义,用 $GbestN_i$ 表示,其中 i 是每个储备集中粒子的排序数。在式(13)中, D_i 为密度参数, ps 表示粒子的数量。图4中, ps 为8。所以 $GbestN_1$ 为 $3 \times 8 / (3 + 2 + 1.5 + 2) = 3$ 。在比例分布机制中,所有 $GbestN_i$ 的总和必须等于粒子的数量。定义所有 $GbestN_i$ 的总和为 N_{gb} 。在这个过程中要确保 $N_{gb} = N_p$ 。

$$GbestN_i = \text{integer} \left(\frac{D_i^* ps}{\sum_{i=1}^n D_i} \right) \quad (13)$$

4) 根据式(13)被归档成员引导的粒子,结果如图7所示。比例分布的伪代码如附录中的伪代码4所示。

未改进的PSO算法会造成粒子的非均匀分布,但是比例分布机制可以给出本代粒子到下代粒子的遗传方向,增强粒子的搜索能力,并且保证新非劣解

的多样性。基于 PSO 解决多目标优化问题流程如附录中伪代码 5 所示。

4 实例分析

本文选择 12 个候选项目来进行多目标项目组合选择的实验。对于决策者而言,在项目选择过程中,考虑的约束条件为现金流、销售量、研发资金和研发人员的需求。实验中涉及的项目分为两个阶段,每个阶段的收益要求和资源最大消耗限制如表 1 所示,项目在每个阶段的收益和资源参数如表 2 所示。

表 1 最小收益要求和最大资源消耗限制

类别 (单位)	现金流 (百万美元)	销售量 (百万美元)	研发资金 (百万美元)	研发人员 (人)
阶段 1	≥0.9	≥30	≤1	≤136
阶段 2	≥1.2	≥30	≤1.1	≤136

表 2 各个项目的资源和收益参数

项目	现金流 (百万美元)		销售量 (百万美元)		研发经费 (百万美元)		研发人员 (人)	
	阶段 1	阶段 2	阶段 1	阶段 2	阶段 1	阶段 2	阶段 1	阶段 2
	A	0.4	0.35	10	8	0.10	0.05	12
B	0.0	0.00	0	0	0.06	0.07	18	18
C	0.2	1.10	17	17	0.30	0.25	30	10
D	0.0	0.00	5	6	0.10	0.14	22	25
E	0.0	0.00	0	1	0.05	0.20	3	36
F	0.2	0.20	4	4	0.07	0.08	12	6
G	0.0	0.40	0	14	0.10	0.18	16	16
H	1.1	1.20	22	17	0.35	0.20	48	24
I	0.0	0.20	0	5	0.10	0.19	20	28
J	0.5	0.40	12	7	0.19	0.10	16	5
K	0.6	0.20	2	13	0.1	0.08	12	14
L	0.1	0.10	10	15	0.2	0.22	21	30

假设项目间有 3 个交互作用,如果项目 A ~ C 同时被选择,则项目组合的研究经费在两阶段都分别降低 20 万美元;如果项目 D ~ F 同时被选择,则项目组合的研究经费在两个阶段分别减少 15 万和 13 万美元;如果项目 H ~ J 同时被选择,则项目组合的研究经费分别降低 10 万和 12 万美元。现金流和开发经费能够以 4% 的利率从上一阶段转移到下一阶段。

其中约束条件如表 1 所示,与此同时,需要考虑的目标优化要求为:总现金流最大化,总销售量最大化和总成本最小化,根据在前文提出的考虑交互作用的多目标组合优化模型和改进粒子群优化算法,求解该组合选择问题,并得到满足条件的帕累托前沿如表 3 所示。为了证明改进粒子群算法和多项目交互模型的有效性,采用相同的约束和目标的模型,

并使用多目标遗传算法求解该模型的 pareto 解,如表 4 所示。

表 3 考虑交互作用的项目组合选择模型的 Pareto 前沿

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	1	1
2	0	1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0
3	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	1
4	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1
6	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1
7	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1
8	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1
9	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
10	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1

表 4 不考虑交互作用的项目组合选择模型的 Pareto 前沿

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0
2	1	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0
3	1	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0
4	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
5	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
6	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0
7	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1
8	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1
9	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1
10	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0

为了更加直观地比较考虑交互作用和不考虑交互作用情况下,利用改进粒子群算法对于模型求解的有效性和收敛性,分别求得的 pareto 解的现金流总量、研发经费总量和研发人员总量的对比图如图 5 所示。从图中可以得出在考虑项目间交互作用的情况下,利用文中提到算法求得的解的 pareto 前沿面在相同约束和目标的情况下明显优于不考虑项目间交互的 pareto 前沿面,为决策者的投资决策提供了有力的依据。

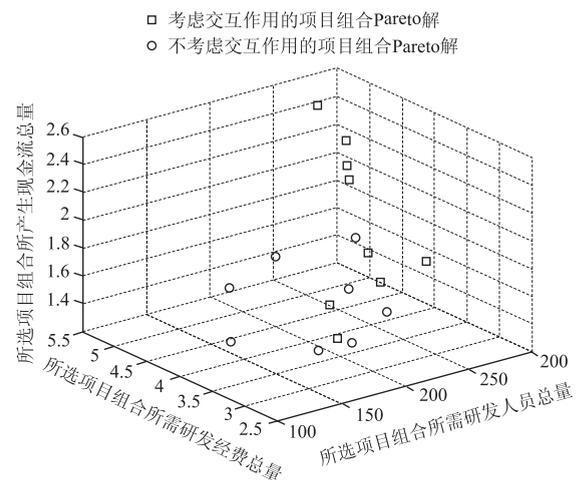


图 5 在考虑交互和不交互情况下目标的对比图

5 结束语

项目之间的交互作用及其在交互作用下的组合优化问题被认为是项目管理中一项非常重要的研究课题,良好的项目组合有利于合理配置组织内部的资源、技术和财务等主导要素,进而更加有力地促进组织的持续发展,提高核心竞争力。

本文提出改进的多项目交互项目组合模型,在考虑多目标的同时,还考虑了资源从一个阶段到另一个阶段流动。在求解线性多目标优化模型的过程中,通过改进 PSO 算法,利用种群间跳跃改进的方法增强了粒子的搜索性能,并提出了聚类和干涉的方法,防止算法陷入局部最优,比例分布保证了粒子的多样性,避免产生过多的相似解,从而有效求解多目标优化模型,并利用算例证明了模型和算法的有效性。

针对此类研究,以后将主要从以下三个方面展开工作。第一,由于在实际情况下,很多约束资源难以量化,考虑将模糊理论引入到多项目交互作用模型中;第二,对于协同要素在整个项目选择中的影响力量化问题,提出一种协同评估的方法;第三,针对优化算法的收敛性,更加有效、精确地评估所得解的优良程度及其在实际项目选择中的应用效果。

参考文献

- [1] PLATJE A, SEIDEL H, WADMAN S. Project and portfolio planning cycle: Project-based management for the multiproject challenge[J]. International Journal of Project Management, 1994, 12: 100-106.
- [2] SANJIV D, HARRY M, JONATHAN S, et al. Portfolio Optimization with Mental Accounts[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2008, 45(2): 311-334.
- [3] PRAKASH A J, CHANG C, PACTWA T E. Selecting a portfolio with skewness[J]. Journal of banking and finance, 2003, 27(7): 1375-1390.
- [4] MANSINI R, OGRYCZAK W, GRAZIA S M. Conditional value at risk and related linear programming models for portfolio optimization[J]. Annals of Operations Research, 2007, 152(1): 227-256.
- [5] KELLERER H, MANSINI R, GRAZIA S M. Selecting Portfolios with Fixed Costs and Minimum Transaction Lots[J]. Annals of Operations Research, 2000, 99(1-4): 287-304.
- [6] SCHMIDT D. Private Equity, Stock and Mixed Asset-Portfolios: A Bootstrap Approach to Determine Performance Characteristics, Diversification Benefits and Optimal Portfolio Allocations[J]. Social Science Electronic Publishing, 2004, 127(1): 78-85.
- [7] RABBANI M, ARAMOON B M, BAHARIAN K G. A multi-objective particle swarm optimization for project selection problem[J]. Expert Systems With Applications, 2010, 37(1): 315-321.

- [8] YU L, WANG S, WEN F, et al. Genetic Algorithm-Based Multi-Criteria Project Portfolio Selection[J]. Annals of Operations Research, 2012, 197(1): 71-86.
- [9] STUMMER C, HEIDENBERGER K. Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2003, 50(2): 175-183.
- [10] PEREZ F, GOMEZ T. Multiobjective project portfolio selection with fuzzy constraints[J]. Annals of Operations Research, 2014, 156(1): 1-23.
- [11] CRUZ L, FERNANDEZ, GOMEZ C, et al. Many-Objective Portfolio Optimization of Interdependent Projects with 'a priori' Incorporation of Decision-Maker Preferences[J]. Applied Mathematics & Information Sciences, 2014, 8: 1517-1531.
- [12] MOSTAGHIM S, TEICH J. Covering Pareto-optimal Fronts by Subswarms in Multi-objective Particle Swarm Optimization[C]. Congress on Evolutionary Computation, 2004: 1404-1411.
- [13] HU X., EBERHART R. Multiobjective Optimization using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization, Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation[C]. IEEE, 2002: 1677-1681.
- [14] FIELDSEND J E, SINGH S. A Multi-Objective Algorithm based upon Particle Swarm Optimization, an Efficient Data Structure and Turbulence[J]. UK Workshop on Computational Intelligence, 2002, 10: 37-44.
- [15] BARTZ B T, LIMBOURG P, MEHNEN J, et al. Particle swarm optimizers for Pareto optimization with enhanced archiving techniques[C]. In Proceedings of the IEEE congress on evolutionary computation, 2003: 1780-1787.

附录

伪代码 1: 向外跳跃

If 跳跃粒子数不够

从非劣解储备集中随机选取 c_1

从非劣解储备集中随机选取 c_2

用公式(7)和(8)产生新的 O_{c1} 和 O_{c2}

EndIf

伪代码 2: 聚类

为非劣解储备集中的每个粒子设定一个独特的编号
计算聚类半径 r

For 在非劣解储备集中的每个粒子根据他们的编号

把他们放在粒子空间并形成聚类中心

If 粒子坐落在聚类中心粒子的半径中

移除这个粒子

EndIf

EndFor

伪代码3:搜索中 Pbest 的重定义

For 每个粒子
 计算在储备集中所用粒子的距离
 把储备集中最近的粒子分配给 *pbest*
EndFor

伪代码4:比例分布操作

在选定的坐标下,排序非劣解储备集中的粒子和成员
计算非劣解储备集中的密度参数
配置非劣解储备集中相应的粒子和成员
计算 N_{gb} 和 N_p
While $N_{gb} \neq N_p$
 If $N_{gb} < N_p$
 极大 $GbestN_i$ 的值减 1
 If $N_{gb} > N_p$
 If $N_{gb} < N_p$
 极小 $GbestN_i$ 的值加 1
EndIf

结束 While,给出 $Gbest$ 值

伪代码5:基于改进 PSO 解决多目标优化问题流程
初始化粒子的速度,位置,全局最优粒子 ($gbest$),
过去最优粒子 ($pbest$) 和非劣解储备集

While 没有满足停止条件

 For 每个粒子

1. 更新粒子位置并为干涉操作添加高斯白噪声。
2. 利用粒子支配关系更新非劣解储备集。
3. 在非劣解储备集中采用跳跃操作,并利用支配关系更新非劣解储备集。
4. 在非劣解储备集中执行聚类操作。
5. 通过非劣解储备集,选定 $Pbest$
6. 通过非劣解储备集中和比例分布操作,选定 $Gbest$

 EndFor

EndWhile

End

(上接第 75 页)

最大段装药量耦合装药结构模型模拟和实际对比中,相同装药量下模拟爆破振动数值比实测数值稍大,反之,相同振速情况下,数值模拟的最大段装药量比实际偏小。

3)不同间距下现场微差爆破作业最大段允许装药量值可参考萨道夫斯基公式和 LS-DYNA 软件模拟预测数值的平均值确定。

参考文献

- [1]陈震,王希勇,吕小军,等. 基坑开挖卸载对下部地铁的作用分析[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2012,35(4):508-512.
- [2]李平,杨挺,刘汉龙,等. 基坑开挖中既有下穿地铁隧道隆起变形分析[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2011,12(5):480-485.
- [3]张海龙. 边坡开挖对铁路隧道的影响分析[J]. 水利与建筑工程学报,2011,9(2):73-76.
- [4]赵东平,王明年,贾玲利. 路堑边坡开挖对邻近既有隧道影响研

究[J]. 岩土力学,2009,30(5):1399-1402.

- [5]JIANG Nan,ZHOU Chuanbo. Blasting vibration safety criterion for a tunnel liner structure[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2012,32(6):52-57.
- [6]SHIN J H,MOON H G,CHAE S E. Effect of blast-induced vibration on existing tunnels in soft rocks[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2011,26(1):51-61.
- [7]刘敦文,宋广晨,褚夫蛟,等. 隧道爆破开挖对邻近隧道安全影响的数值分析[J]. 安全与环境学报,2014,14(2):64-68.
- [8]钟东旺,吴亮,余刚. 邻近隧道掘进爆破对既有隧道的影响[J]. 炸与冲击,2010,30(5):456-462.
- [9]申玉生,高波,王志杰,等. 复线隧道施工爆破对既有隧道结构的影响[J]. 地下空间与工程学报,2009,5(5):980-984.
- [10]叶宗毅. 既有铁路扩堑石方控制爆破施工技术[J]. 铁道工程学报,2010,136(1):87-90.
- [11]TB100003-200,铁路隧道设计规范[S]. 北京:中国铁道出版社,2005.
- [12]GB6722-2014,爆破安全规程[S]. 北京:中国标准出版社,2015.