

文章编号: 1000-6788(2009)01-0159-09

废弃物网络系统容量扩张模型及算法

何波¹, 杨超², 任鸣鸣²

(1. 重庆大学经济与工商管理学院, 重庆 400044; 2. 华中科技大学管理学院, 武汉 430074)

摘要 随着城市固体废弃物产生量的增长, 原有的废弃物网络系统将不能满足需求, 需要新建处理站以扩张网络系统处理能力. 建立了多阶段网络容量扩张的双目标规划模型, 其中一个目标是最小化总的建设费用, 另一个目标是最小化处理站所产生的负效用. 设计了基于随机贪心算法的不可行解修补策略和邻域启发式算法, 提出了一种混合多目标进化算法来求解模型. 实例说明了模型的有效性. 通过和加权法比较证明了混合多目标进化算法有很好的搜索能力.

关键词 多目标优化; 选址; 容量扩张; 废弃物

中图分类号 TP18; C934

文献标识码 A

Hybrid multi-objective genetic approach for solid wastes network capacity expansion problems

HE Bo¹, YANG Chao², REN Ming-ming²

(1. College of Economics & Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. School of Management, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract With the increasing production of solid wastes, the old network system for solid wastes may not meet the demand. So, new landfills are needed to promote the network system's capacity for solid wastes. In this paper, a bi-objective programming model for multi-phase landfill location problems is proposed. One objective is to minimize the total cost of opening and operating, the other objective is to minimize negative effect produced by landfills. We present a hybrid multi-objective genetic algorithm to solve this problem. The multi-objective genetic algorithm featured with a random greedy algorithm designed to repair the infeasible solutions and local heuristic is applied to find the Pareto optimal solutions. The computation results show the proposed programming model and algorithm are effective approach for the problems.

Keywords multi-objective optimization; location; capacity expansion; solid wastes

1 引言

随着经济的快速增长和人民消费水平的日益提高, 产生的城市固体废弃物也大量增加. 中国已成为世界最大的废弃物产生地. 预计到 2030 年, 中国每年的固体废弃物数量还将增长 150%. 从 2004 年的 1.9 亿吨增

收稿日期: 2007-06-23

资助项目: 国家自然科学基金 (70471042; 70601011); 教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-06-0653)

作者简介: 何波 (1977-), 男, 湖南长沙人, 博士, 重庆大学博士后, 讲师, 主要从事物流和供应链等方面的研究.
Email: heboo@163.com.

长到 2030 年的 4.8 亿吨. 废弃物的快速增长对社会、经济和环境的影响是显著的. 中国在今后 20 年大约要建设 1400 座垃圾填埋场^[1]. 目前我国很多城市面临着废弃物填埋场的容量不能满足增长的需求, 如武汉硚口区, 由于运输路线的安排不合理, 新建的填埋场对沿途和附近居民造成了不良影响^[2].

对于核电站、填埋场、化工厂之类的设施, 确定其选址需要考虑多个相互冲突的目标, 因此这类设施被称为 obnoxious facility (令人讨厌的设施)^[3]. Erkut 和 Neuman 针对垃圾处理站、核电站、化工厂这类设施, 最早提出建立多目标规划模型^[4]. Caruso 针对固体废弃物处理系统的构建, 提出了一个多目标混合整数规划模型, 考虑了建设成本和环境成本, 提出了一种启发式算法求解^[5]. Melachrinoudis 等对有容量限制的填埋场选址问题, 考虑到废弃物的增长因素, 提出了一个动态多目标混合整数规划模型, 采用加权法求解^[6]. Giannikos 建立了有害废弃物处理站选址和运输的多目标模型, 然后利用目标规划求解^[7]. 以上的文献提出了不同的目标函数, 都是通过加权法将多目标优化转化成单目标优化问题求解. 加权法的缺陷在于: 1) 权重或偏好不易获得; 2) 多个目标之间的量纲不一致, 不便于处理. 3) 即使通过变权法, 将多个目标集成起来还是无法找到不是在凸包边界上的解. 多目标优化问题与单目标优化问题最主要的区别在于多目标优化的解绝大多数时候不是唯一的, 而是存在一个最优解集合, 集合中的元素称为 Pareto 最优解或非劣解 (nondominated solutions).

最近, Haluk 等针对平面上 (可以在平面上的任意位置建设设施) 的令人讨厌的设施选址问题, 提出一个双目标优化模型, 一个目标是 minimized 运输成本, 另一个目标是最大化设施和离它最近的产生区之间的距离, 提出了一种粒子群算法求解, 从而求得一组非劣解^[8]. 本文与文献 [8] 的不同之处在于, 我们研究的是离散设施选址, 也就是备选地址是网络上的结点. 对于令人讨厌的这类设施, 这是合理的, 因为备选地要符合相关的环境法规, 不能在平面上的任意地方建处理站. 这样就增加了一些约束条件, 也增加了求解问题的难度. 而文献 [8] 只考虑了单阶段的情形, 本文考虑了多阶段的情形, 随着废弃物的增长, 原有的废弃物网络系统将无法满足需求, 需要对其进行容量扩张. 通过定义一个负效用函数, 将处理站对附近居民产生的不良影响用负效用值衡量. 建立了一个多阶段双目标纯整数规划模型, 最小化总成本和处理站对居民产生的负效用. 通过设计修补操作, 对非可行解进行修补, 设计邻域启发式算法确定产生区的分配, 本文提出了一种混合多目标进化算法, 能有有效的求得一组非劣解.

2 问题及模型

如果处理站建立在居民区附近, 可能会对周围居民的健康带来危害, 也会对周围的商业, 如房地产等带来负面影响, 而离居民区过远, 又会导致运输费用的增加. 作为决策者的政府部门, 既要考虑成本因素, 又要考虑民众的意愿. 因此需要在这两个目标之间权衡 (trade-off), 得到两者之间的权衡关系, 这就需要采用多目标优化方法. 由于现阶段我国很多城市面临着废弃物的快速增长, 做规划的时候往往缺乏长期考虑, 导致处理站不能满足需求, 如果一次建好所有的处理站, 则将导致有的处理站闲置, 造成资金的浪费; 如果不事先做好规划, 到了每个阶段再建站, 则可能出现适合建站的位置被占用, 而且不能较好的做出资金预算. 考虑到时间因素, 我们将整个周期划分成多个阶段, 建立一个多阶段双目标纯整数规划模型, 在使得每个阶段的产生的废弃物都能得到处理的情形下, 获得成本和负效用之间的权衡关系, 确定在何时、何处建立处理站, 哪些处理站负责哪些产生区的废弃物.

2.1 模型假设

在建立模型之前, 我们给出以下的假设

- 1) 各个备选地已经过相关环境方面的论证和评价, 符合相关环保政策和法规.
- 2) 每个废弃物产生区也就是居民区. 居民区人口越多, 废弃物产生得也越多.
- 3) 废弃物的运输费用与距离成简单的线性关系.
- 4) 各种成本都折现到最开始的规划阶段. 都是在每个规划阶段的开始建站.
- 5) 由于处理站的寿命比规划期长, 因此在规划期内不考虑处理站的关闭.

2.2 参数和决策变量定义

模型参数如下:

$i \in I$: 废弃物产生点的下标; $j \in J$: 处理站的下标;

$t \in T$: 规划阶段的下标; J_o : 可以新建的处理站的集合;

J_c : 已有的处理站的集合; $J = J_c \cup J_o$: 所有处理站的集合;

H_i^t : t 阶段废弃物产生点 i 的居民数, $H_i^t = (1 + \sigma)^{t-1} H_i^1$;

σ : 规划期间的人口增长率; β^t : t 阶段每人每天产生的废弃物数量;

D_i^t : t 阶段废弃物产生点 i 每天的废弃物数量, $D_i^t = H_i^t \beta^t$;

F_j^t : t 阶段建立处理站 j 的成本; C_j : 处理站 j 的容量;

α^t : t 阶段单位废弃物的单位距离的运费; d_{ij} : 废弃物产生点 i 到处理站 j 的距离;

决策变量定义如下: $X_j^t = \begin{cases} 1 & \text{如果在 } t \text{ 阶段建立处理站 } i \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$

$Z_{ij}^t = \begin{cases} 1 & \text{如果在 } t \text{ 阶段由处理站 } j \text{ 回收产生点 } i \text{ 废弃物} \\ 0 & \text{如果} \end{cases}$

2.3 数学模型

文献 [8] 是用处理站和产生区之间的距离来衡量负效用 (undesirable effects). 这种方式有两个缺点: 一是将所有产生区 (居民区) 同等对待, 实际上处理站产生的负效用对有不同人口的居民区显然是不同的. 因此我们把每个居民区的人口作为权重, 进行加权. 二是只考虑了距离, 实际上不同规模的处理站所产生的负效用是不同的, 因此我们考虑了处理站的容量. 处理站对居民产生的负效用与居民区和处理站之间距离成反比, 与处理站的容量成正比. 于是得到第一个目标如公式 (2). 公式 (2) 表示所有建立的处理站对居民产生的负效用. 其中 r, q 为参数, 反映了相应系数对效用的影响程度. 可以事先通过测算来标定. 另一个目标考虑总成本最小. 数学模型 P1 如下:

$$\min \sum_t \sum_{j \in J_o} F_j^t X_j^t + \sum_t \sum_{j \in J} \sum_i \alpha^t D_i^t Z_{ij}^t d_{ij} \quad (1)$$

$$\min \sum_t \sum_i H_i^t \sum_{j \in J} \frac{(C_j X_j^t)^q}{(d_{ij})^r} \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \sum_{j \in J} Z_{ij}^t = 1, \forall i \in I, t \in T \quad (3)$$

$$Z_{ij}^t \leq \sum_{\tau=1}^t X_j^\tau, \forall i \in I, j \in J_o, t \in T \quad (4)$$

$$\sum_i D_i^t Z_{ij}^t \leq \sum_{\tau=1}^t C_j X_j^\tau, \forall j \in J_o, t \in T \quad (5)$$

$$\sum_i D_i^t \leq \sum_{j \in J} \sum_{\tau=1}^t C_j X_j^\tau, \forall t \in T \quad (6)$$

$$\sum_t X_j^t \leq 1, \forall j \in J_o, t \in T \quad (7)$$

$$X_j^t \in (0, 1), \forall j \in J, t \in T \quad (8)$$

$$Z_{ij}^t \in (0, 1), \forall i \in I, j \in J, t \in T \quad (9)$$

上式是一个多阶段双目标整数规划模型.

目标函数式 (1) 为最小化总成本, 包括建立处理站的费用以及运输费用. (2) 式为最小化产生的负效用. (3) 式确保在每个阶段每个产生点只运往一个处理站. (4) 式表示只有当在 t 阶段或之前建立了处理站 j , 才能在 t 阶段由处理站 j 接收产生点 i 的废弃物. (5) 为处理站的容量约束, 表示 t 阶段处理站 j 所接收的废

弃物数量不能超过其容量. (6) 确保 t 阶段或之前建立的处理站容量之和满足需求. (7) 式为确保在规划期间在 j 地最多建立一个处理站. (8),(9) 式为变量的取值范围.

3 混合多目标进化算法

由于多目标进化算法能够处理大型搜索空间并且能够通过一次优化运行求得众多非劣解, 近 10 年来取得了非常成功的应用^[9-10], 特别是在车辆路径^[11]、生产调度^[12]、作业车间调度^[13] (jobshop scheduling) 等方面. 而在离散设施选址和容量扩张方面, 未见相关文献. 算法在以上应用时, 都是针对具体问题设计了特别的表示方式和遗传操作, 因此无法用来求解我们的问题. 我们设计编码、不可行解修复策略、邻域启发式算法、选择、交叉、变异等操作, 构成多目标进化算法来求解.

3.1 编码

以往求解多阶段问题的算法, 多采用 0-1 编码^[14-15], 这种方式编码, 要求的空间比较大, 从而降低了搜索效率. 如果有 $|T|$ 个周期, $|J|$ 个备选地, 则需要 $|T| \times |J|$ 个基因构成一条染色体. 本文采用整数编码, 则只需 $|J|$ 位基因, $|J|$ 为候选地址的个数. 其中用不为 0 的整数表示在相应位置建站的阶段, 0 表示相应的位置不建站. 这种编码方式大大降低了存储空间, 同时也提高了求解速度. 图 1 表示有 7 个候选建站地址, 第 1 阶段建立处理站 2, 第 2 阶段建立处理站 1、3, 第 4 阶段建立处理站 5、7. 随机产生 N 条染色体构成一个种群.

处理站	1	2	3	4	5	6	7
建站阶段	2	1	2	0	4	0	4

图 1 一条染色体的构成

3.2 染色体可行化操作

由于随机产生的染色体和经过交叉、变异后的染色体可能会不满足约束 (6). 也就是要确保待建和已建的处理站的容量之和满足每一个阶段产生的废弃物数量. 研究表明对于许多组合优化问题来说, 修补不可行或非合法的染色体相对比较容易而且效果比采用罚函数法和抛弃法要好^[16], 因此我们设计随机贪心算法, 对每一阶段在满足需求的情况下, 尽可能少的建立处理站, 从而对不满足约束 (6) 的染色体进行修补使其成为可行的染色体, 给出伪代码如下, 其中符号的含义和前面的解释一致.

Step 1 $t = 1$, chrom 为一个染色体, $U = \emptyset$

Step 2 if $t \leq |T|$

$capacity(t) = 0$; $D^t = \sum_i D_i^t$; 随机产生一个整数 $j \in J$, 且 $j \notin U$; $chrom(j) = t$; $U = U \cup j$;

if $t \neq 1$

$capacity(t) = capacity(t) + capacity(t-1) + C_j$ %因为现阶段的空间是待建的和已建的处理站

else

% 的容量之和

$capacity(t) = capacity(t) + C_j$

end

转step3

else

结束

end

Step 3 if $capacity(t) - C_j \geq D^t$

$capacity(t) = capacity(t) - C_j$; $chrom(j) = 0$;

$t = t + 1$;

elseif $capacity(t) \geq D^t$

$t = t + 1$;

end

转step2

3.3 适应度赋值

我们设计以下启发式算法 H1 计算目标函数 (1) 和 (2) 的值, 进行适应度赋值操作. 染色体中非 0 的基因位表示状态为“开”的处理站, 为 0 的基因表示状态为“关”的处理站. 为了便于说明, 定义以下符号:

$$N_1 = \{i | \text{没有指派的产生区}\}, T_j = \text{处理站 } j \text{ 已满足的需求量}, S = \{j | \text{状态为“开”的处理站}\},$$

其它符号和前文中定义的一致.

步骤 1 初始化, 令 $N_1 = I, T_j = 0, \forall j \in J$.

步骤 2 对每个 $i \in N_1$, 令 $set_i = \{j | Max_capacity_t - T_j \geq a_i, \forall j \in J\}$ 为包含所有状态为“开”的且有足够容量为产生区 i 服务的处理站.

步骤 3 查找处理站 $j_{i^*}, \forall j_{i^*} \in set_i$ 满足 $C_{ij_{i^*}} \leq C_{ij_i}, \forall j_i \in set_i$.

步骤 4 将产生区 i 指派给处理站 j_{i^*} 并调整处理站 j_{i^*} 的可用容量. 令 $N_1 = N_1 / \{i\}, T_{j_{i^*}} = T_{j_{i^*}} + a_i$. 如果 $N_1 \neq \emptyset$, 转步骤 2, 否则转步骤 5.

步骤 5 对每个状态为“开”的处理站 j , 如果 $T_j = 0$, 则计算总成本时, 添加一个大的惩罚值.

步骤 6 计算出总成本.

完成以上步骤后, 可以确定每个废弃物产生区被指派到哪个处理站, 计算出目标函数 (2) 的值.

3.4 选择操作

本文采用 Deb 提出的快速非劣排序法来求出非劣解集合^[17]. 其主要思想是: 根据 Pareto 解的概念, 将种群中的每一个解与其它解比较, 求得一个 Pareto 解集. 这样的解集称为第一 Pareto 最优前沿, 记为 F_1 . 如果将第一 Pareto 最优前沿暂时去掉, 继续按 Pareto 解的概念进行比较, 从而可得到第二 Pareto 最优前沿 F_2 . 依此类推, 可以求得第三, 第四 Pareto 最优前沿等等, 最后得到求得排序的 Pareto 最优前沿 $\{F_1, F_2, \dots\}$. 本文采用竞赛的方式选择染色体, 其算法流程如下:

1) 从种群中随机选择两个个体, 记为 p_1 和 p_2 .

2) 比较 p_1 和 p_2 , 选择其中处于占优的 Pareto 最优前沿 $\{F_1, F_2, \dots\}$ 的个体; 如果 p_1 和 p_2 处于同一个 Pareto 最优前沿, 则选择拥挤程度小的个体.

3.5 交叉和变异操作

采用单点交叉和单点变异.

3.6 多目标进化算法流程

算法流程如下:

步骤 1 产生初始种群 P_0 , 使用修复操作使得种群中的每条染色体可行, 令 $t = 1, P_t = P_0$, 设置进化代数 $Maxgen$, 种群大小 N , 交叉率、变异率.

步骤 2 使用启发式算法 H1 计算 P_t 的适应度, 进行选择、交叉、变异、修补操作等操作得到子种群 Q_t .

步骤 3 将 P_t 和子种群 Q_t 合并, 得到新种群 R_t .

步骤 4 对新种群 R_t 采用快速非劣排序法, 得到 P_{t+1} .

步骤 5 $t = t + 1$, 判断是否满足结束条件, 如果否, 转步骤 2; 否则结束, 输出结果.

4 实例分析

根据我们在河南省巩义市调研的数据, 有 10 个备选处理站的位置坐标以及建站的容量、成本如表 1 所示. 由于建立处理站的成本与地理位置有关, 因此成本不同. 30 个废弃物产生点的坐标及人口如表 2 所示. 整个规划期从 2005 年到 2030 年, 划分成 6 个阶段. 根据世界银行的数据, 预计 2005 年, 人均废弃物产生量为 1.0 kg/天, 2010 年为 1.1 kg/天, 2015 年为 1.2kg/天, 2020 年为 1.3kg/天, 2025 年为 1.4 kg/天, 2030 年为 1.5 kg/天, 该市 2003 年的人口自然增长率为 4.1 ‰, 不妨假设在规划期间都是这个增长率. 令 $\alpha = 1$ 元/km/t.

表 1 处理站的位置、容量和建设成本

No.	横坐标	纵坐标	容量 (吨)	成本 (万元)	No.	横坐标	纵坐标	容量 (吨)	成本 (万元)
1	8.58	30.25	200	600	6	25.97	40.89	200	850
2	32.36	28.59	300	580	7	40.57	45.65	200	700
3	9.58	6.51	200	700	8	25.23	20.25	300	700
4	37.54	19.31	400	900	9	42.04	18.97	400	880
5	20.14	53.21	300	550	10	16.08	21.71	300	580

表 2 产生点的位置及人口

No.	横坐标	纵坐标	人口 (万人)	No.	横坐标	纵坐标	人口 (万人)
1	15.69	3.80	1.2	16	18.61	31.99	1.1
2	18.67	14.28	0.3	17	12.8	41.71	2.6
3	12.6	9.13	1.4	18	7.13	37.98	2.2
4	7.43	11.27	2.1	19	15.78	46.81	3.7
5	5.08	5.43	1.9	20	5.69	37.24	0.5
6	11.14	10.85	1.0	21	33.51	16.72	3.2
7	28.62	20.00	2.7	22	40.38	9.07	1.6
8	24.86	29.39	2.2	23	45.29	7.87	2.2
9	33.42	35.85	1.5	24	39.51	13.92	0.6
10	27.23	21.9	2.9	25	42.82	46.24	1.8
11	37.32	27.23	2.2	26	39.28	42.90	2.9
12	46.37	36.36	2.1	27	40.68	48.38	1.4
13	14.93	32.6	1.1	28	27.30	36.77	1.7
14	18.07	43.38	2.7	29	30.59	38.45	2.1
15	9.77	40.5	1.4	30	28.43	41.33	2.3

我们用 Matlab7.0 编制程序, 其中的参数: 种群大小为 40; 交叉率为 0.9; 变异率为 0.05. 进化代数 150. 运行 5 次, 将得到的非劣解合并, 结果如表 3 所示. 图 2 反映了 26 个非劣解构成的近似 Pareto 最优前沿, 同时反映了两个目标函数之间的关系. 在这些点构成的近似 Pareto 最优前沿上有以下性质:

性质 随着总成本的增加, 产生的负效用将减少; 随着总成本的减少, 产生的负效用将增加.

因此, 决策者可以根据一定的成本测算产生的负效用; 或者根据给定的负效用, 得到预计的总成本; 使用边际分析, 求得边际成本的最大效用改善. 限于篇幅, 以第 2 个非劣解 2011011000 为例进行解释, 如表 4 所示.

为了更好的表示算法进化过程, 我们将其中 1 次运行中不同代时得到的非劣解用图 3 表示. 其中 “+” 表示第 1 代时得到的解, “o” 表示进化到第 100 代时得到的非劣解, “*” 表示进化到第 150 代时得到的非劣解. 从图中可以看出, 随着进化代数的推进, 得到的解不断逼近 Pareto 最优前沿. 为了衡量算法的收敛性, 进化率定义如下 [18]: $pr^{(n)} = \frac{nondom_indiv^{(n)} - dominating_nondom_indiv^{(n-1)}}{nondom_indiv^{(n-1)}}$. $pr^{(n)}$ 是第 n 代的进化率; 分子表示被第 n 代所占优的第 $n-1$ 代的非劣解个数, 分母表示第 n 代的非劣解个数. 我们计算出平均进化率如图 4 所示. 到了 100 代左右, 平均进化率就已经很小了. 随着进化代数的增加, 进化率减小. 算法收敛, 找到新的改善的非劣解的几率也就越来越小.

表 3 计算结果

非劣解	总费用 (万元)	负效用	非劣解	总费用 (万元)	负效用
1011011000	10100	28199	5021010000	11585	19538
2011011000	10194	27602	5010010010	11688	18535
0011011000	10248	24430	5110100000	12055	18013
0011012000	10422	23546	5020010010	12103	17923
0012011000	10689	23005	5120100000	12420	17401
0010011010	10747	22815	2150100000	12915	17351
1011010000	10780	22611	1010005010	13394	16965
2011010000	10874	22014	1020005010	13640	16353
0010012010	10916	21931	1020500010	14121	16214
3011010000	10980	21406	0030106010	14593	16187
0011015000	11074	20782	6030100010	14738	15868
5011010000	11228	20150	5020100001	15330	15584
3010010010	11440	19791	2050100001	15559	15535

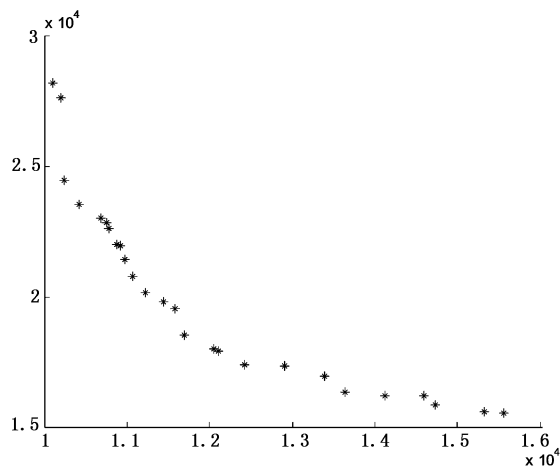


图 2 近似 Pareto 最优前沿

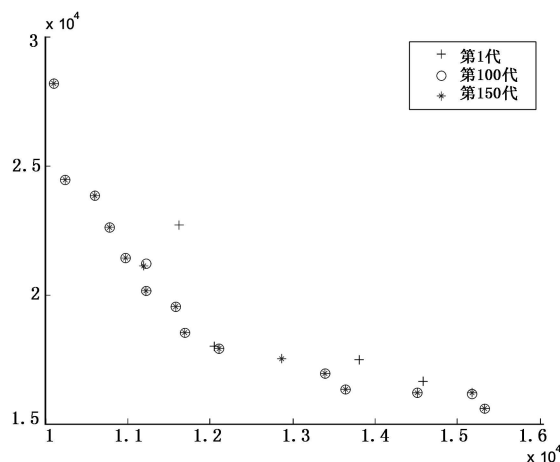


图 3 不同代时得到的解

表 4 第 2 个解的具体含义

	新建处理站	已有的处理站	处理站 (负责的产生点)
第 1 阶段	3,4,6,7	无	3(1,2,3,4,5,6);4(7,10,11,21,22,23,24); 6(8,9,13,14,15,16,17,18,19,20,28,29,30); 7(12,25,26,27)
第 2 阶段	1	3,4,6,7	1(13,15,16,17,18,20);3(1,2,3,4,5,6);4(7,10,11,21,22,23,24); 6(8,9,14,19,28,29,30);7(12,25,26,27)
第 3 阶段	不建	1,3,4,6,7	同第 2 阶段
第 4 阶段	不建	1,3,4,6,7	同第 2 阶段
第 5 阶段	不建	1,3,4,6,7	同第 2 阶段
第 6 阶段	不建	1,3,4,6,7	同第 2 阶段

加权法是常用的求解多目标优化问题的方法之一. 通过给目标赋予不同的权重, 加权后将目标函数转化成单目标后求解. 由于两个目标的量纲不一致, 而且数量级别相差较大, 首先需要将其进行规范化处理.

设 F_1^*, F_2^* 分别为目标函数式 (1) 和 (2) 的最优值, 则模型 $P1$ 转化成以下形式 $P2$:

$$\min \omega_1 \frac{\sum_t \sum_{j \in J_0} F_j^t X_j^t + \sum_t \sum_{j \in J} \sum_i \alpha^t D_i^t Z_{ij}^t d_{ij}}{F_1^*} + \omega_2 \frac{\sum_t \sum_i H_i^t \sum_{j \in J} \frac{(C_j X_j^t)^q}{(d_{ij})^r}}{F_2^*}$$

s.t. 约束 (3) - (9)

$$\omega_1 + \omega_2 = 1$$

$$\omega_1, \omega_2 \geq 0$$

如果不断调整权重, 同时保证权重之和为 1, 则可以求得一组非劣解^[19]. 以 0.1 为步长变化权重, 即 ω_1 从 0, 0.1, 0.2, 0.3, \dots , 1.0; 相应的 ω_2 为 1.0, 0.9, 0.8, 0.7, \dots , 0.0, 因此, 在这 11 组权重组合下得到 11 个非劣解. 我们使用常用的优化软件 Lingo8.0 求解 $P2$. Lingo8.0 对于整数规划采用的是分支定界法求解. 由于模型是 NP 难问题, 对其中某些权重组合, 使用 Lingo8.0 很长时间也无法求得最优解, 只能得到近似最优解. 构成近似 Pareto 最优前沿. 表 5 是不同的权重组合下得到的非劣解.

图 5 比较了两种方法得到的近似 Pareto 最优前沿. 近似 Pareto 最优前沿越靠近理想点越好, 图 5 直观表示了多目标进化算法得到的近似 Pareto 最优前沿要更靠近理想点, 因此要好于加权法得到的近似 Pareto 最优前沿. 从求解速度看, 运行 5 次多目标进化算法共用了 1066s; 用 Lingo8.0 求解 11 组整数规划模型, 共用了 84590s, 是多目标进化算法的 79.4 倍. 因此混合多目标进化算法在保证求解质量的同时, 能够快速的求解问题, 是一种很好的算法.

表 5 加权法得到的非劣解

ω_1	ω_2	总费用	负效用	ω_1	ω_2	总费用	负效用
0.0	1.0	18114.21	14649.49	0.6	0.4	11983.27	19425.07
0.1	0.9	17618.66	14987.23	0.7	0.3	11349.45	21234.13
0.2	0.8	16250.90	15407.96	0.8	0.2	11131.25	22111.28
0.3	0.7	15065.85	15738.64	0.9	0.1	10202.41	27968.83
0.4	0.6	14451.93	16081.61	1.0	0.0	10161.97	36796.45
0.5	0.5	12436.61	18492.39				

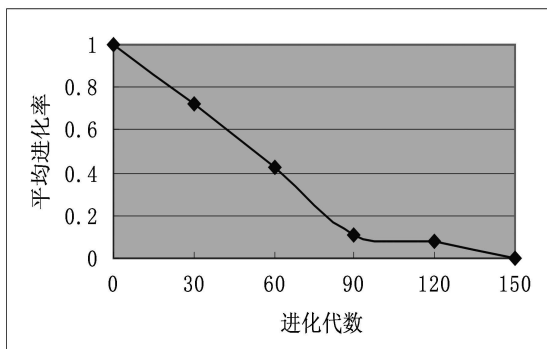


图 4 平均进化率

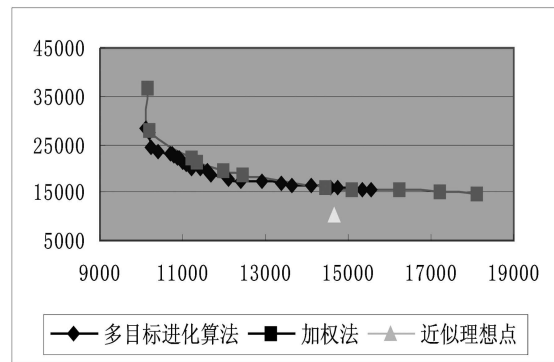


图 5 两种方法得到的近似 Pareto 最优前沿

5 结论

随着废弃物产生量的增加, 原有的废弃物网络系统面临容量扩张问题. 本文建立了一个多阶段双目标的纯整数规划模型来解决废弃物网络容量扩张问题. 由于本问题是 NP-hard 问题, 随着问题规模的增加, 求解时间将指数级增加, 甚至无法求解. 我们设计了一种混合多目标进化算法, 算法采用了整数编码方式, 设计了修补策略和邻域启发式算法, 能够快速有效的求解问题. 实例分析证明了模型的可行性. 通过与加权法进

行比较,说明本文的算法能够获得较好质量的解,有很好的求解性能和应用前景.

参考文献

- [1] 中国固体废弃物管理: 问题和建议 [R]. 世界银行, 2005.
Solid wastes management in China: Problem and suggestions[R]. World Bank, 2005.
- [2] 彭岚, 段明明, 武成. 奋力“突围”江城垃圾出路何在 [N]. 楚天金报, 2007-05-03.
Peng L, Duan M M, Wu C. Where is the way out of garbage in Wuhan[N]. Chutian Golden News, 2007-05-03.
- [3] ReVelle C S, Eiselt H A. Location analysis: A synthesis and survey[J]. European Journal of Operational Research, 2005, 165: 1-19.
- [4] Erkut E, Neuman S. Analytical models for locating undesirable facilities[J]. European Journal of Operational Research, 1989, 40: 275-291.
- [5] Caruso C, Colorni A, Paruccini M. The regional urban solid waste management system: A modeling approach[J]. European Journal of Operational Research, 1993, 70(1): 16-30.
- [6] Melachrinoudis E, Min H, Wu X. A multiobjective model for the dynamic location of landfills[J]. Location Science, 1995, 3(3): 143-166.
- [7] Giannikos I. A multiobjective programming model for locating treatment sites and routing hazardous wastes[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 104: 333-342.
- [8] Yapicioglu H, Smith A E, Dozier G. Solving the semi-desirable facility location problem using bi-objective particle swarm[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177: 733-749.
- [9] Deb K. Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms [M]. Chichester: Wiley, 2001.
- [10] 谢涛, 陈火旺, 康立山. 多目标演化的优化算法 [J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 997-1003.
Xie T, Chen H W, Kang L S. Evolutionary algorithms of multi-objective optimization problem[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(8): 997-1003.
- [11] Tan K C, Chew Y H, Lee L H. A hybrid multi-objective evolutionary algorithm for solving truck and trailer vehicle routing problems[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 172: 855-885.
- [12] Loukil T, Teghem J, Fortemps P. A multi-objective production scheduling case study solved by simulated annealing[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 179: 709-722.
- [13] 夏蔚军, 吴智铭. 基于混合微粒群优化的多目标柔性 Job-shop 调度 [J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 137-141.
Xia W J, Wu Z M. Hybrid particle swarm optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problems[J]. Control and Decision, 2005, 20(2): 137-141.
- [14] Hyun J K, Gerald W E. A genetic algorithm-based heuristic for the dynamic integrated forward/reverse logistics network for 3PLs [J]. Computers & Operations Research, 2007, 34: 346-366.
- [15] Hokey M, Chang S K, Hyun J K. The spatial and temporal consolidation of returned products in a closed-loop supply chain network [J]. Computers & Industrial Engineering, 2006, 51: 309-320.
- [16] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
Xuan G N, Cheng R W. Genetic Algorithms and Engineering Optimization[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.
- [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] Tan K C, Lee T H, Khor E F. Evolutionary algorithm with dynamic population size and local exploration for multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5 (6): 565-588.
- [19] 岳超源. 决策理论与方法 [M]. 北京, 科学出版社, 2003.
Yue C Y. Decision Theory and Methods[M]. Beijing: Science Press, 2003.