

基于改进 PSO 的综合运输网络管理多目标优化^①

邱玉琢, 陈森发

(东南大学系统工程研究所, 南京 210096)

摘要: 首先, 基于层次网络原则对综合运输网络管理优化问题进行了分析, 以运输距离区分不同的网络层次, 通过引入衔接时间, 将同一层次上各种运输方式子网络的竞争关系, 以及不同层次间各种运输方式子网络之间的协作关系模型化; 其次, 以网络运输强度和单位运量能源消耗最小化为目标, 建立了综合运输网络管理的多目标优化数学模型; 最后, 提出了一种改进的多目标粒子群优化算法, 得出了简化综合运输网络的 Pareto 最优前沿. 案例计算结果表明, 该算法能有效地找到分布均匀的多目标优化问题的 Pareto 前沿.

关键词: 综合运输网络管理; 层次网络; 多目标优化; 粒子群算法

中图分类号: U1; N941; TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2008)06-0043-08

0 引言

综合运输系统是由水路、铁路、公路、民航和管道 5 种运输方式的网络及其设施和运载工具所组成的, 并通过运用现代联合运输工程管理技术, 实现运输方式之间协调配合的复杂系统. 目前, 国内外的一些研究虽然已经认识到规划、建设和管理优化综合运输系统的必要性, 但大部分研究都是从综合运输系统的某一个子系统或者局部出发, 而忽略了子系统之间的相互联系和相互影响. 本文将综合运输网络看作一个整体, 同时考虑到目标的多样性和系统复杂性, 用智能优化方法来研究综合运输系统的多目标优化.

复杂系统与简单系统的本质区别是复杂系统具有涌现性. 作为涌现性的一个重要侧面, 层次性是资源分配网络的一个基本特性, 但层次性原则在运输网络建模中还未得到应有的重视. Nes 在这方面做了初步的工作^[1], 但忽略了不同运输方式子网络之间的衔接问题. 本文将明确地引入衔接时间的概念, 基于层次网络原则将综合运输系统中各种运输方式的竞争与协作关系模型化.

1 综合运输网络系统的多目标优化模型

在综合运输网络系统的优化过程中, 追求的是可持续发展的交通运输模式, 它既能使各种运输方式的资源结构配置合理, 促进社会经济发展, 满足交通运输需求, 又能最大限度地减少环境污染与能源消耗, 形成交通、经济、社会、环境相互作用的良性循环.

本文将综合运输网络视为层次性网络, 例如, 整个网络可分为全国性、省级和城市运输网络 3 个层次. 各层次主要是通过运输距离区分的. 每一个层次上的网络又是由包括各种运输方式的子网络所组成的, 如全国性运输网络包括长距离铁路干线网、国道、内河航道网、航空运输网等. 层次性的概念并不意味着一个给定的网络层次比另一个更重要, 而是基于这样的想法, 即如果对于不同的特别是通过运输距离划分的运输需求提供不同层

① 收稿日期: 2006-07-10; 修订日期: 2006-12-18.

基金项目: 教育部博士点基金资助项目(20060286005).

作者简介: 邱玉琢(1974—), 女(蒙古族), 内蒙古包头人, 博士生. Email: qyz_5@hotmail.com

次的网络,整个运输系统将运作得更好. 每一个层次有自己的特征,高层次的网络通常具有较低的网络密度,适宜于长距离运输. 低层次的网络通常具有较高的网络密度,适合于短途运输. 高、低层次网络之间的衔接需要花费一定的时间成本. 网络密度反映了运输网络的空间可达性,平均速度、单位运费和衔接时间反映了运输网络的广义时间可达性.

由于同一层次上各种运输方式子网络所提供的运输服务具有相似性,在某种程度上可以相互替代,因而它们之间存在竞争. 而接入和退出高层次的网络往往需要经过低层次的网络,低层次网络上服务的改善将会导致对高层次网络需求的增加,反过来高层次网络需求的增加也会导致对低层次网络上服务需求的增加,因而不同层次间存在联运的各运输方式子网络之间存在正反馈,彼此之间是协作的关系,其大小会受到衔接时间 t 的制约. 由经济发展水平(如,国内生产总值 Y) 决定的运输总需求、不同层次各种运输方式子网络的主要特性,如网络密度 ρ 、平均速度 v 、单位运费 c 以及衔接时间 t 等,将会影响某层、某种运输方式子网络所分担的货运量,而实现该运量也将造成一定的能源消耗或环境污染,为了简明,下文主要讨论能源消耗.

显然,某一层次 i 上某种运输方式子网络 j 所分担的货运量为

$$T_{ij} = F(Y, \rho, v, c, t), \quad i = 1, 2, \dots, s; \\ j = 1, 2, \dots, r \quad (1)$$

其中:层次 i 上网络 j 所分担的货运量与其自身网络特性的关系为 $\partial T_{ij}/\partial \rho_{ij} > 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial v_{ij} > 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial c_{ij} < 0$;层次 i 上网络 j 所分担的货运量与层次 i 上其它运输方式子网络 k 的特性的关系则为 $\partial T_{ij}/\partial \rho_{ik} < 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial v_{ik} < 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial c_{ik} > 0$, $k = 1, 2, \dots, r, k \neq j$;层次 i 上网络 j 所分担的货运量与和其在衔接的其他层次 h 上运输方式子网络 l 的特性的关系为 $\partial T_{ij}/\partial \rho_{hl} > 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial v_{hl} > 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial c_{hl} < 0$ 、 $\partial T_{ij}/\partial t_{hl,ij} < 0$, $t_{hl,ij}$ 是相应的衔接时间;层次 i 上网络 j 所分担的货运量与国内生产总值的关系为 $\partial T_{ij}/\partial Y > 0$.

某一层次 i 上某种运输方式子网络 j 实现货运量 T_{ij} 所消耗的能源为

$$E_{ij} = G(T_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, s, j = 1, 2, \dots, r \quad (2)$$

其中, $\partial E_{ij}/\partial T_{ij} > 0$.

交通发展要与经济社会发展相协调,必须降低运输强度,减少运输对外部环境的破坏,降低运输消耗系数. 运输强度即单位国内生产总值所产生的运输量,运输消耗系数即单位运输量所消耗的能源指标. 由于运输强度公式中各运输方式子网络实际上是按相同权重线性加权,而运输消耗系数公式中各运输方式子网络是按不同权重线性或非线性加权,两者在一定程度上是互相矛盾的. 于是,可以提出如下综合运输网络系统的多目标优化模型

$$\begin{cases} \min \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^s \frac{T_{ij}}{Y} \\ \min \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^s E_{ij} \\ \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^s T_{ij} \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \rho^{\min} \leq \rho \leq \rho^{\max}, v^{\min} \leq v \leq v^{\max}, c^{\min} \leq c \leq c^{\max}, t^{\min} \leq t \leq t^{\max}$$

其中 $(\cdot)^{\max}$ 和 $(\cdot)^{\min}$ 分别是各设计向量相应的上下界.

为使问题更简明,下面建立简化的包含两个层次 3 种运输方式的综合运输网络系统的多目标优化数学模型. 假设所研究的综合运输网络包括两个层次;不失一般性,低层次上只有短距离公路网 N_{11} ,高层次上则有长距离公路网 N_{21} 、长距离铁路网 N_{22} 和长距离水路网 N_{23} . N_{21} 与 N_{22} 、 N_{21} 与 N_{23} 之间存在竞争. 由于公路运输灵活方便,可以实现“门到门”的直达运输, N_{21} 和 N_{11} 不存在中转的问题. N_{22} (或 N_{23}) 通常无法实现“门到门”的直达运输,最后都需要 N_{11} 的辅助通过公-铁(或公-水)联运来实现“门到门”运输. 因此,整个公路网 N_1 (即 $N_{11} + N_{21}$) 所分担的货运量与 N_{22} (或 N_{23}) 的网络特性的关系取决于 N_{21} 和 N_{22} (或 N_{23}) 之间的竞争与公-铁(或公-水)联运的净效应. 同时,考虑到实际中 N_{23} 也需要 N_{22} 的辅助,即存在铁-水联运,因此 N_{23} 所分担的运量与 N_{22} 的特性的关系也取决于它们之间的竞争和铁-水联运的净效应. 由于在实际的综合运输网络统计中,通常不区分短距离和长距离公路网,因此本文在

下面的模型中只考虑整个公路网所分担的运量与铁路网和水路网特性的关系. 设 N_{11} 和 N_{22} 之间的衔接时间为 t_{12} , N_{23} 和 N_{11} 之间的衔接时间为 t_{13} . N_{11} 、 N_{21} 、 N_{22} 和 N_{23} 相应的网络密度分别为 ρ_{11} 、 ρ_{21} 、 ρ_{22} 和 ρ_{23} , 网络速度分别为 v_{11} 、 v_{21} 、 v_{22} 和 v_{23} , 单位运费分别为 c_{11} 、 c_{21} 、 c_{22} 和 c_{23} .

本文假设公路网 N_1 所分担的货运量为

$$T_1 = \left(\frac{\rho_{11}v_{11}}{c_{11}}\right)^{\theta_1} \left(\frac{\rho_{21}v_{21}}{c_{21}}\right)^{\alpha_1} \left(\frac{\rho_{22}v_{22}}{t_{12}c_{22}}\right)^{\alpha_2} \times \left(\frac{\rho_{23}v_{23}}{t_{13}c_{23}}\right)^{\alpha_3} Y^{\phi_1} \quad (4)$$

其中: $\phi_1 > 0$, 是 N_1 运量的产出弹性系数; θ_1 、 α_1 、 α_2 和 α_3 是 N_1 运量对 N_{11} 、 N_{21} 、 N_{22} 和 N_{23} 特性的弹性系数; θ_1 和 α_1 的符号取决于 N_1 运量中 N_{11} 和 N_{21} 所分担的相对份额及其对各自特性的弹性大小, α_2 (或 α_3) 的符号取决于 N_{21} 和 N_{22} (或 N_{23}) 之间的竞争与公-铁 (或公-水) 联运的净效应, 如果联运的效应大于竞争的效应, 则 α_2 (或 α_3) 大于零.

类似地, N_{22} 所分担的货运量

$$T_{22} = \left(\frac{\rho_{11}v_{11}}{c_{11}}\right)^{\theta_2} \left(\frac{\rho_{21}v_{21}}{c_{21}}\right)^{\beta_1} \left(\frac{\rho_{22}v_{22}}{t_{12}c_{22}}\right)^{\beta_2} \times \left(\frac{\rho_{23}v_{23}}{t_{13}c_{23}}\right)^{\beta_3} Y^{\phi_2} \quad (5)$$

其中: $\phi_2 > 0$, 是 N_{22} 运量的产出弹性系数; θ_2 、 β_1 、 β_2 和 β_3 是 N_{22} 运量对各子网络空间和时间可达特性的弹性系数, $\beta_2 > 0$. 考虑到公-铁联运, $\theta_2 > 0$, 而由于 N_{21} 和 N_{22} 之间的竞争效应, $\beta_1 < 0$. β_1 取决于 N_{22} 和 N_{23} 之间的竞争和铁-水联运的净效应, 如果竞争的效应大于联运的效应, 则 β_3 小于零.

同理, N_{23} 所分担的货运量

$$T_{23} = \left(\frac{\rho_{11}v_{11}}{c_{11}}\right)^{\theta_3} \left(\frac{\rho_{21}v_{21}}{c_{21}}\right)^{\gamma_1} \left(\frac{\rho_{22}v_{22}}{t_{12}c_{22}}\right)^{\gamma_2} \times \left(\frac{\rho_{23}v_{23}}{t_{13}c_{23}}\right)^{\gamma_3} Y^{\phi_3} \quad (6)$$

其中: $\phi_3 > 0$, 是 N_{23} 运量的产出弹性系数; θ_3 、 γ_1 、 γ_2 和 γ_3 是 N_{23} 运量对各子网络空间和时间可达特性的弹性系数; $\gamma_3 > 0$, $\theta_3 > 0$. γ_1 (或 γ_2) 取决于 N_{23} 和 N_{21} (或 N_{22}) 之间的竞争与公-水 (或铁-水) 联运的净效应, 如果联运的效应大于竞争的效应, 则 γ_1 (或 γ_2) 大于零.

将整个综合运输网络的能源消耗表示为

$$E = \mu_1 T_1 + \mu_{22} T_{22} + \mu_{23} T_{23} \quad (7)$$

其中, μ_1 、 μ_{22} 和 μ_{23} 分别反映了 N_1 、 N_{22} 和 N_{23} 上单位运输量所消耗的能源. 而且 $\mu_1 > 0$, $\mu_{22} > 0$, $\mu_{23} > 0$. 则相应的多目标优化问题为

$$\begin{cases} \min_{t_{11}, t_{21}, v_{22}, v_{23}, \rho_{11}, \rho_{21}, \rho_{22}, \rho_{23}, c_{11}, c_{21}, c_{22}, c_{23}, t_{12}, t_{13}} f_1 = \frac{T_1 + T_{22} + T_{23}}{Y} \\ \min_{v_{11}, c_{21}, v_{22}, v_{23}, \rho_{11}, \rho_{21}, \rho_{22}, \rho_{23}, c_{11}, c_{21}, c_{22}, c_{23}, t_{12}, t_{13}} f_2 = \frac{\mu_1 T_1 + \mu_{22} T_{22} + \mu_{23} T_{23}}{T_1 + T_{22} + T_{23}} \end{cases} \quad (8)$$

ρ_{11} 、 ρ_{21} 、 ρ_{22} 和 ρ_{23} , v_{11} 、 v_{21} 、 v_{22} 和 v_{23} , c_{11} 、 c_{21} 、 c_{22} 和 c_{23} , t_{12} 和 t_{13} 分别满足各自的约束条件.

2 多目标优化粒子群算法

Kennedy 和 Eberhart 提出的粒子群优化算法是进行多维搜索的分布式算法^[2]. 在仿真中, 每一个个体的行为受最好的局部或全局个体的影响, 允许个体从它们过去的经验中获益, 而其它方法如遗传算法则没有这种机制.

给定有 N 个粒子的一群体, 每一个粒子 i 代表解空间的 1 个候选解, 该粒子在 m 维解空间的位置表示为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$. 对于单目标优化问题, 该粒子从初始到当前迭代次数搜索产生的个体最优解为 $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}]$, 当前在该粒子邻域内的所有粒子的最优解为 $p_n = [p_{n1}, p_{n2}, \dots, p_{nm}]$, 则 Shi 和 Eberhart 提出粒子可根据以下公式来更新其速度和位置^[3]

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1 U_1 [0, 1] (p_i^t - x_i^t) + c_2 U_2 [0, 1] (p_n^t - x_i^t) \quad (9)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (10)$$

其中: $U_1 [0, 1]$ 和 $U_2 [0, 1]$ 是独立产生的 $[0, 1]$ 区间上均匀分布的随机数; $w = 0.4$; c_1 和 c_2 是学习因子.

已经有研究表明, 在求解多目标优化问题时多目标粒子群优化算法与遗传算法等是可竞争的^[4-6]. 将粒子群优化算法应用于多目标优化问题所要解决的关键问题是 p_i 和 p_n 的保存和选择, 其中比较有代表性的有 Hu 和 Eberhart 提出的动态邻域方法^[4] 以及 Coello 等提出的基于网格的

选择法^[5,6]. 网格选择法中 p_n 的选择采用了轮盘赌方法, 计算复杂性较高, 且由于引入了额外的随机性, 不能确保算法的收敛, 求解本文的多目标优化问题时, 容易陷入局部最优, 出现所谓的早熟收敛现象.

因此, 本文采用粒子群算法的收缩因子形式, 并提出引入距离和适应度加权因子, 以改进网格选择法. 具体而言, 是将公式(9) 改为收缩因子粒子群算法的紧凑形式^[7]

$$v_i^{t+1} = v_i^t + \phi(p_m^t - x_i^t) \quad (11)$$

$$\phi = c_1 + c_2$$

其中: $p_m = \frac{c_1 p_i^t + c_2 p_n^t}{\phi}$; $c_1 = U\left[0, \frac{\phi_{\max}}{2}\right]$; $c_2 = U\left[0, \frac{\phi_{\max}}{2}\right]$ 是在 $\left[0, \frac{\phi_{\max}}{2}\right]$ 区间上均匀分布的随机数; $\phi_{\max} = 4.1$.

Mendes, Kennedy 和 Neves^[8,9] 针对单目标优化粒子群算法提出

$$p_m^t = \frac{\sum w_i c_i p_i^t}{\sum w_i c_i}$$

$$c_i = U\left[0, \frac{\phi_{\max}}{n}\right]$$

其中: w_i 是邻域内粒子的适应度, 或者邻域内粒子与当前粒子的距离, 或者取为常数; n 是邻域内粒子的数量. 通过对典型函数的测试, Mendes, Kennedy 和 Neves 指出该方法更简单也更有效. 本文将该方法推广到多目标粒子群优化算法, 即

$$p_m^t = \frac{w_i c_i p_i^t + \sum_{j \in N^*} w_j c_j p_j^t}{\phi} \quad (12)$$

其中: $\phi = w_i c_i + \sum_{j \in N^*} w_j c_j$; $c_i = U\left[0, \frac{\phi_{\max}}{n^* + 1}\right]$; $c_j = U\left[0, \frac{\phi_{\max}}{n^* + 1}\right]$; $\phi_{\max} = 4.1$. N^* 为当前的 Pareto 非劣解集, n^* 是 Pareto 非劣解集所包含解的向量个数;

$w_i = \left\| f(p_i^t) - f(x_i^t) \right\| = \sqrt{\sum_{k=1}^m (f_k(p_i^t) - f_k(x_i^t))^2}$;
 $w_j = \left\| f(p_j^t) - f(x_i^t) \right\| = \sqrt{\sum_{k=1}^m (f_k(p_j^t) - f_k(x_i^t))^2}$,
 $j \in N^*$. 这使得 p_n 的选择过程大大简化, 同时通过对典型函数的测试, 算法的性能表现仍然很好, 具体结果见下文. 粒子的位置根据下式更新

$$x_i^{t+1} = x_i^t + k \cdot v_i^{t+1} \quad (13)$$

其中, $k = \frac{2}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|}$, $\phi > 4$. 通常取

$\phi = 4.1, k = 0.7298$. 为了克服粒子群算法早熟收敛的缺点, 本文引入紊流因子 t_b : $x_i^{t+1} = x_i^{t+1} + t_b x_i^{t+1[10]}$, 其中 $t_b = 0.07$. 主算法如下:

步骤1 初始化粒子群 for $i = 1$ to $N, t = 0$, 初始化 x_i^0, v_i^0 ;

步骤2 根据目标函数评价其中的每一个粒子; for $i = 1$ to N , 计算 $f(x_i^0)$; 将初始粒子群中的 Pareto 非劣解 \bar{x}^0 存入“仓库”;

步骤3 根据所产生的 Pareto 非劣解, 构造目标向量空间, 产生一个用单位超立方体划分的坐标系来定位粒子, 其中每个粒子的坐标即 $[f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_n(\bar{x})]$;

步骤4 初始化每个粒子的个体最优 for $i = 1$ to N , 令 $p_i^0 = x_i^0$;

步骤5 当最大循环次数未达到时, 进行下面的计算, 否则转步骤6

1) 用公式(11) 更新每一个粒子的速度, 再用公式(12) 更新每一个粒子的位置;

2) 防止粒子在搜索空间越界. 当1个决策变量越界时, 该决策变量取边界值, 同时速度乘以“-1”;

3) 根据目标函数重新评价每一个粒子. for $i = 1$ to N , 计算 $f(x_i^{t+1})$, 找出新的群体中的 Pareto 非劣解 \bar{x}^{t+1} ;

4) $\hat{x}^{t+1} = \bar{x}^{t+1} + t_b \bar{x}^{t+1}$, $t_b = 0.07$. 如果 $f(\hat{x}^{t+1})$ Pareto 优于 $f(\bar{x}^{t+1})$ 则用 \hat{x}^{t+1} 代替 \bar{x}^{t+1} , 如果 $f(\bar{x}^{t+1})$ Pareto 优于 $f(\hat{x}^{t+1})$ 则保留 \bar{x}^{t+1} , 否则, 在 \hat{x}^{t+1} 和 \bar{x}^{t+1} 中随机挑选一个作为 \bar{x}^{t+1} ;

5) 更新“仓库”和超立方体坐标系中的粒子. 将“仓库”中已有粒子 \bar{x}^t 从“仓库”中取出, 与 \bar{x}^{t+1} 放到一起, 根据它们的目标向量进行比较, 找出其中的 Pareto 非劣解, 将这些 Pareto 非劣解作为 \bar{x}^{t+1} 再放回到“仓库”中. 当“仓库”满的时候, 优先删除位于密度最大的超立方体中的粒子. 超立方体坐标系的边界根据需要自适应地变化, Knowles 和 Corne 证明自适应超立方体坐标系比小生境的计算成本更低^[11];

6) 更新 p_i^{t+1} : 如果 $\bar{f}(p_i^t)$ Pareto 优于 $\bar{f}(x_i^{t+1})$ 则保留当前个体最优, $p_i^{t+1} = p_i^t$; 如果 $\bar{f}(x_i^{t+1})$ Pareto

优于 $\bar{f}(p_i^t)$ 则用 x_i^{t+1} 代替 $p_i^t, p_i^{t+1} = x_i^{t+1}$; 否则, 如果 $\bar{f}(p_i^t)$ 和 $\bar{f}(x_i^{t+1})$ 中没有一个是 Pareto 占优的, 则在 x_i^{t+1} 和 p_i^t 中随机挑选一个来更新 p_i^{t+1} ;

7) $t = t + 1$;

步骤6 结束循环.

对于带约束的多目标优化问题, 当两个粒子在作比较的时候, 先检查约束条件. 如果两个粒子都是可行的, 则直接用 Pareto 占优来决定哪一个会胜出. 如果只有一个是可行的, 则可行的胜出. 如果两个都不可行, 则违反约束程度最小的粒子胜出.

采用 Coello, Pulido 和 Lechuga 提出的典型问题做测试对象^[6]

$$\max F = [f_1(x, y), f_2(x, y)]$$

其中

$$f_1(x, y) = -x^2 + y, f_2(x, y) = x/2 + y + 1$$

$$\text{s. t. } \frac{1}{6}x + y - \frac{13}{2} \geq 0, \frac{1}{2}x + y - \frac{15}{2} \geq 0,$$

$$5x + y - 30 \geq 0$$

粒子群粒子总数等于 100, “仓库”的大小也等于 100, 自适应网格划分参数为 30, 迭代次数为 5 000 次. 通过独立运行改进的算法 30 次, 计算每次实验的各种性能指标, 并与 Shi 和 Eberhart 报道的多目标优化遗传算法 NSGA-II 并列比较^[3], 结果如表 1 所示.

表1 多目标优化算法各种性能指标值的计算结果对照

Table I Performance index of multi-objective particle swarm optimization vs. NSGA-II

| 性能指标 | GD | | SP | | ER | |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | MOPSO | NSGA-II | MOPSO | NSGA-II | MOPSO | NSGA-II |
| 最小值 | 0.001 001 | 0.003 885 | 0.004 196 | 0.001 032 | 0.08 | 0.75 |
| 最大值 | 0.245 356 | 0.678 449 | 0.537 68 | 1.488 68 | 0.28 | 0.99 |
| 平均值 | 0.027 865 | 0.084 239 | 0.163 597 | 0.098 486 | 0.125 8 | 0.896 5 |
| 中位数 | 0.006 982 | 0.011 187 | 0.062 073 | 0.027 173 | 0.18 | 0.92 |
| 标准差 | 0.105 596 | 0.165 244 | 0.116 39 | 0.327 38 | 0.047 986 | 0.067 143 |

注: $GD = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n d_j^2}{n}}$, 其中 n 是所找到的 Pareto 非劣解集中解的向量数目, d_j 是在目标空间中各非劣解与全局 Pareto 最优解集中和其相距最近的向量的欧氏距离;

$SP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d - d_i)^2}{n - 1}}$, 其中 $d_i = \min_{i, j \in N, i \neq j} \|f(\bar{x}_i) - f(\bar{x}_j)\|$, d 是所有 d_i 的平均值;

$ER = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n}$, 如果所找到的第 i 个 Pareto 非劣解向量是 Pareto 最优解集中的则 $e_i = 0$, 否则 $e_i = 1$.

可以看出, 改进的多目标粒子群优化算法所产生的 Pareto 前沿^②与真实 Pareto 前沿基本吻合, 且最优解所对应的目标向量分布较为均匀, 错误率也较小.

3 应用实例

根据 2005 年《中国统计年鉴》中各地区的运输路线长度、国内生产总值和各运输方式货运量

数据, 将高速公路、一级公路和二级公路作为长距离公路网, 其他公路作为短距离公路网, 并将短距离公路、长距离公路、铁路、水路的货运速度和运费标定分别为 40 km/h、80 km/h、45 km/h、30 km/h 和 0.3 元/t·km、0.4 元/t·km、0.08 元/t·km、0.004 元/t·km, 公路和铁路、公路和水路的衔接时间标定分别为 1h、2h, 分别对 (4) ~ (6) 使用多元回归分析, 得到参数的具体数值如下表.

② 由 Pareto 最优解所对应的目标变量构成的集合称为该多目标问题的 Pareto 前沿.

表 2 参数值
Table 2 Parameter values

| | | | | | |
|----|------------|------------|------------|------------|----------|
| 参数 | θ_1 | α_1 | α_2 | α_3 | ϕ_1 |
| 取值 | 0.63 | -0.35 | 0.04 | -0.25 | 1.21 |
| 参数 | θ_2 | β_1 | β_2 | β_3 | ϕ_2 |
| 取值 | 0.19 | -0.54 | 0.83 | -0.40 | 1.14 |
| 参数 | θ_3 | γ_1 | γ_2 | γ_3 | ϕ_3 |
| 取值 | 0.10 | 0.38 | -0.21 | 0.68 | 0.39 |

根据董焰的研究,公路、铁路和水运每百吨千米所消耗的千克标准煤数, μ_1 、 μ_{22} 和 μ_{23} 标定为 8、1.5 和 1 千克标准煤/百吨千米^[12].

标定完参数,下面用改进的多目标粒子群优

化算法,求解江苏省综合运输网络优化模型.在这个简化的模型中,根据江苏省的实际路网状况,假定 N_{11} 、 N_{21} 、 N_{22} 和 N_{23} 的网络密度、网络速度和单位运费的具体取值范围如表 3.

表 3 综合运输网各层次的网络特性取值范围

Table 3 Value range of network characteristics of various levels of a comprehensive transportation network

| 路网 | 网络密度 / $\text{km} \cdot \text{km}^{-2}$ | | 网络速度 / $\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$ | | 单位运费 / $\text{元} \cdot (\text{t} \cdot \text{km})^{-1}$ | |
|----------|---|---------------|--|------------|---|------------|
| | ρ^{\min} | ρ^{\max} | v^{\min} | v^{\max} | c^{\min} | c^{\max} |
| N_{11} | 0.5 | 0.7 | 30 | 50 | 0.2 | 0.4 |
| N_{21} | 0.15 | 0.25 | 60 | 100 | 0.3 | 0.5 |
| N_{22} | 0.005 | 0.015 | 30 | 60 | 0.08 | 0.15 |
| N_{23} | 0.2 | 0.3 | 20 | 40 | 0.003 | 0.005 |

公路和铁路、公路和水路的衔接时间取值范围分别为 $0.5 \leq t_{12} \leq 1.5$ 小时、 $1 \leq t_{13} \leq 3$ 小时. 2004 年江苏国内生产总值 $Y = 15\ 512.35$ 亿元. 运用前面提出的改进的多目标粒子群优化算法,粒子群粒子总数等于 100,“仓库”大小等于 100,自适应网格划分参数为 30,迭代次数为 5 000,结果如图 1 所示.

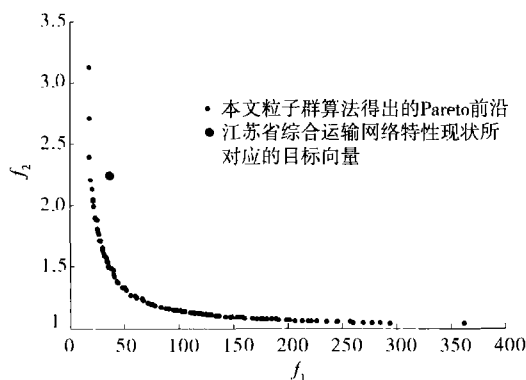


图 1 综合运输网络多目标优化管理问题的 Pareto 前沿
Fig. 1 Pareto front of multi-objective optimization design problem of a comprehensive transportation network

根据江苏省综合运输网络特性的现状值,计算得到的目标向量在 O 点,远离 Pareto 前沿,即江苏省综合运输网络的现状是在相同运输消耗系数的情况下,运输强度过大,或者在相同的运输强度情况下,运输消耗系数过大.而这些可能是由于铁路和水路货运速度较低,长距离公路网单位运费较高,或者公-水联运的衔接时间较长等造成的.因此,可以对设计变量进行相应地调整,使目标向量向 Pareto 前沿上 A、B 之间的区域移动.

表 4 给出了本文算法得到的 A、B 和 C 点所对应的设计变量值(Pareto 非劣解).在具体进行规划时,可以根据综合运输网络规划管理的侧重点进行定性分析.如果规划的侧重点是使单位运量所消耗的能源最小化,则可以朝靠近 B 点的方向调整,如提高铁路和水路货运的速度,降低长距离公路网的单位运费,同时提高水路网的单位运费,缩短公水联运的衔接时间等.如果侧重点是使运输强度最小化,则可以朝靠近 A 点的方向,对设计变量进行相应调整.

表4 有代表性的 Pareto 非劣解与江苏省综合运输网络特性的现状对比

Table 4 Representative Pareto non-dominated solutions vs characteristics status quo of comprehensive transportation network of Jiangsu province

| | v_{11} | v_{21} | v_{22} | v_{23} | ρ_{11} | ρ_{21} | ρ_{22} | ρ_{23} | c_{11} | c_{21} | c_{22} | c_{23} | t_{12} | t_{13} |
|----|----------|----------|----------|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| A点 | 30 | 99 | 48 | 25 | 0.5 | 0.23 | 0.015 | 0.238 5 | 0.4 | 0.5 | 0.08 | 0.005 | 1.2 | 1.3 |
| B点 | 30 | 100 | 60 | 40 | 0.5 | 0.24 | 0.015 | 0.270 2 | 0.4 | 0.3 | 0.08 | 0.005 | 1.3 | 1 |
| C点 | 30 | 100 | 60 | 31 | 0.5 | 0.25 | 0.015 | 0.250 8 | 0.4 | 0.5 | 0.08 | 0.005 | 1.3 | 1 |
| O点 | 40 | 80 | 45 | 30 | 0.57 | 0.19 | 0.015 7 | 0.237 3 | 0.3 | 0.4 | 0.08 | 0.004 | 1 | 2 |

4 结束语

本文将通常作为约束条件的能源消耗等因素直接作为优化目标,基于层次网络原则,提出了可持续发展的综合运输网络多目标优化模型.该模型通过引入综合运输网络中不可忽视的衔接时

间,分析了各运输方式子网络之间的相互影响及其竞争和协作关系.为了求解该多目标优化问题,文中提出了改进的多目标粒子群优化算法,该算法基于网络选择法,引入了距离权重和紊流因子.实际算例表明,改进的多目标粒子群优化算法得出的 Pareto 前沿分布均匀,能为规划者和使用者提供足够多的选择空间.

参考文献:

- [1] Nes R V. Design of Multimodal Transport Networks: A Hierarchical Approach[D]. Delft University Press, TRAIL Thesis Series No. T2002/5.
- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. 1942—1948.
- [3] Shi Yuhui, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]. Proceedings of the IEEE Congress of Evolutionary Computation, 1998. 69—73.
- [4] Hu X, Eberhart R C. Multiobjective Optimization Using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization[C]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2002. 1677—1681.
- [5] Coello C A C, Lechuga M S. MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization[C]. Proceedings of the IEEE Congress of Evolutionary Computation, 2002. 1051—1056.
- [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(3): 256—279.
- [7] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58—73.
- [8] Mendes R, Kennedy J, Neves J. Watch Thy Neighbor or How The Swarm Can Learn From Its Environment[C]. IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2003. 88—94.
- [9] Mendes R, Kennedy J, Neves J. The fully informed particle swarm: Simpler, maybe better[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204—210.
- [10] Fieldsend J E, Singh S. A multi-objective algorithm based upon particle swarm optimization, an efficient data structure and turbulence[A]. The 2002 U. K. Workshop on Computational Intelligence, 2002. 34—44.
- [11] Knowles J D, Corne D W. Approximating the nondominated front using the pareto archived evolution strategy[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149—172.
- [12] 董 焰主编. “十一五”综合运输发展思路研究[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2004. 45—49.

Dong Yan. Study on Thought of Comprehensive Transportation Development in the Eleventh Five-year Period[M]. Beijing: Science and Technology Press, 2004. 45—49. (in Chinese)

Multi-objective optimization of comprehensive transportation network management based on modified particle swarm algorithm

QIU Yu-zhuo, CHEN Sen-fa

Institute of System Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: First, the management optimization problem of comprehensive transportation network was analyzed in view of hierarchical network principle. The paper distinguished different network levels by transportation distance. The competition among sub-networks of various transportation modes on the same level and the cooperation of the sub-networks between different levels was modeled by the introduction of transferring time. Second, using minimal transportation intensity and minimal unit energy consumption of networks as objectives, a multi-objective optimization model of comprehensive transportation network was established. Finally, the Pareto front of a simplified comprehensive transportation network problem was also worked out with a modified particle swarm algorithm for multi-objective optimization. The results indicated that the algorithm could find the well-distributed Pareto front of the multi-objective optimization problem effectively.

Key words: comprehensive transportation network management; hierarchical network; multi-objective optimization; particle swarm algorithm