鲁棒多目标线性规划模型及混合遗传算法*

王 君
(天津财经大学 商学院, 天津 300222)

摘 要: 针对目标函数系数和约束条件系数均在椭球扰动集下的不确定多目标线性规划,提出了椭球扰动集下的鲁棒多目标线性规划问题。基于每个目标均需获得鲁棒解的假设下给出了定理及证明,以此把原问题转换为具有二阶锥约束的确定性多目标优化问题。设计了一种混合策略求解算法,整体流程采用多目标遗传算法,局部采用 SOCP 优化软件 Sedumi 进行计算,从而获得不确定多目标线性规划的鲁棒解集,并通过数值算例验证了该算法的有效性。

关键词: 多目标线性规划; 鲁棒优化; 二阶锥规划; 椭球扰动; 混合策略算法
中图分类号: TP301 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2013)09-2633-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.09.019

Model and hybrid genetic algorithm for robust multi-objective linear programming

WANG Jun
(*School of Business*, *Tianjin University of Finance & Economics*, *Tianjin* 300222, *China*)

Abstract: Aiming at solving the uncertain multi-objective linear programming (MOLP) with the coefficients under the ellipsoidal disturbance in objective functions and constrain conditions, this paper proposed a robust MOLP problem under the ellipsoidal disturbance. Based on the assumption that all objective functions needed to acquire the robust solutions, it proposed the theorem and proof. Therefore, converted the original uncertain MOLP to the deterministic MOLP constrained with second-order cone. Then, it designed the mixed strategy algorithm, in which the overall process was multi-objective genetic algorithm and calculated the local optimization by SOCP software Sedumi, to obtain the robust solution set. A numerical example demonstrates the effectiveness of the algorithm.

Key words: multi-objective linear programming; robust optimization; second-order cone programming(SOCP); ellipsoidal disturbance; mixed strategy algorithm

0 引言

多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)作为处理多个决策目标同时优化的模型,在现实的生产决策中具有广泛的应用。自从基于进化理论的智能优化算法成功解决了多目标优化的数值计算问题之后,MOP 即成为学者研究的热点[1],被广泛应用于生产决策[2]、工程设计[3]、物流配送[4]等问题,而且提出了遗传算法[5]、粒子群算法[1]、蚁群算法[6]等来求解 MOP 模型。但这些算法的前提均需目标函数和约束条件的系数是确定的参数。然而在实际的决策环境中,由于数据采集不可避免地存在测量误差、数据信息不完全、模型的近似处理等因素,模型中的相关参数往往是不确定的。处理不确定优化问题的方法包括随机规划、模糊规划和鲁棒优化。随机规划要求不确定的参数要服从一定的概率分布,模糊规划需要建立不确定参数的隶属度函数。鲁棒优化仅要求参数的不确定集合是闭集且有界,对参数数据的要求更为放松,因此是研究不确定优化的一个较好的方法。

鲁棒优化问题由 Soyster 于 1973 年首次提出,假定不确定的参数在没有概率分布的情况下,寻求对于不确定输入具有良好性能的解[7]。鲁棒解的定义是在最坏不确定情况下使目标函数最优的解,其特点是对于任何一个具体的情况,鲁棒解仅是近似最优解,但是对于所有不确定情况来说,其是最优的[8]。鲁棒优化方法近些年来已经成为研究热点,并广泛应用于各种决策问题[9,10]。

本文针对多目标线性规划,提出其鲁棒问题,考虑参数在椭球不确定集内扰动的情形,把参数不确定的模型转换为具有确定参数的多目标优化模型,即约束条件中含有二阶锥约束的确定性模型。这类含有二阶锥约束的规划问题称为二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP),具有广泛的应用前景[11]。研究含有二阶锥约束的多目标规划问题具有重要的实际意义,而国内外对此类多目标二阶锥规划研究很少。文献[12]对鲁棒多目标线性规划模型给出了转换为确定性模型的方法,并给出了解存在的充分条件,然而没有给出具体的求解算法。文献[13]在求解双层规划中采用的是一种上层为遗传算法、下层为非内部连续化算法的混合求解策略,该算法为求解多目标问题提供了一个很好的思路。目前求解单目标 SOCP 已经有了成熟的算法和相应的软件,但是它们不能直接用来求解多目标 SOCP。因此,本文基于以上研究成果,针对多目标

收稿日期: 2013-01-06; **修回日期**: 2013-02-25 **基金项目**: 国家社科基金资助项目(11CGL102);天津财经大学科研发展基金资助项目(Q1208);国家教育部人文社科青年项目(13YJC630195);天津市科技发展战略研究计划项目
作者简介:王君(1983-),男,天津人,博士,主要研究方向为智能优化、物流工程(woosuny@163.com).

SOCP,设计了一种具有混合策略的求解算法,整体流程采用多目标遗传算法,局部采用 SOCP 优化软件进行计算,最后通过数值算例验证了算法的有效性。

1 鲁棒多目标线性规划模型

1.1 定义

基于不确定多目标规划中每个目标均需获得鲁棒解的前提下,考虑式(1)的多目标线性规划(multi-objective linear programming,MOLP):

$$\min\ y=(c_1^{\mathrm{T}}x,c_2^{\mathrm{T}}x,\cdots,c_w^{\mathrm{T}}x)$$
$$\text{s.t.}\quad Ax\geqslant b \tag{1}$$

其中:$x\in\mathrm{R}^n$ 为决策变量,$c_k\in\mathrm{R}^n,k\in\{1,2,\cdots,w\}$,$A\in\mathrm{R}^{m\times n}$、$b\in\mathrm{R}^m$ 为给定的参数。

模型式(1)可等价转换为

$$\min_{x,t_1,t_2,\cdots,t_w}(t_1,t_2,\cdots,t_w)$$
$$\text{s.t.}\quad c_k^{\mathrm{T}}x\leqslant t_k,k\in\{1,2,\cdots,w\}$$
$$Ax\geqslant b \tag{2}$$

定义 1 设 $c_k^*=(c_{kj}^*)\in\mathrm{R}^n,k\in\{1,2,\cdots,w\}$,$A^*=(a_{ij}^*)\in\mathrm{R}^{m\times n}$,$b^*=(b_i^*)\in\mathrm{R}^m$ 为给定数据,记 A 和 A^* 的第 i 个行向量为 a_i^{T} 和 $(a_i^*)^{\mathrm{T}}$。假定 $P_{0k}\in\mathrm{R}^{n\times n},k\in\{1,2,\cdots,w\}$,$P_i\in\mathrm{R}^{(n+1)\times n},i\in\{1,2,\cdots,m\}$ 为给定的尺度变换。令

$$\mu:=\{(c_1,c_2,\cdots,c_w,A,b)\mid c_k=c_k^*+P_{0k}u_{0k},$$
$$\|u_{0k}\|_2\leqslant 1,k\in\{1,2,\cdots,w\};\begin{pmatrix}a_i\\b_i\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}a_i^*\\b_i^*\end{pmatrix}+P_iu_i,$$
$$\|u_i\|_2\leqslant 1,i\in\{1,2,\cdots,m\}\} \tag{3}$$

那么,μ 为以已知点 $(c_1^*,c_2^*,\cdots,c_w^*,A^*,b^*)$ 为扰动中心的椭球扰动集。记

$$F:=\{(x,t_1,t_2,\cdots,t_w)\mid Ax\geqslant b,c_k^{\mathrm{T}}x\leqslant t_k,k\in$$
$$\{1,2,\cdots,w\},(c_1,c_2,\cdots,c_w,A,b)\in\mu\} \tag{4}$$

称
$$\min_{x,t_1,t_2,\cdots,t_w}\{(t_1,t_2,\cdots,t_w)\mid(x,t_1,t_2,\cdots,t_w)\in F\} \tag{5}$$

为模型式(2)对应的鲁棒模型,称为鲁棒多目标线性规划(robust MLP,RMLP);称 F 为式(5)的鲁棒可行集。

1.2 定理及证明

定理 1 参数在扰动集 μ 下的 RMOLP 等价于以下数据确定的多目标二阶锥规划(multi-objective SOCP,MOSOCP)

$$\min_{x,t_1,t_2,\cdots,t_w}(t_1,t_2,\cdots,t_w)$$
$$\text{s.t.}\quad \|P_{0k}^{\mathrm{T}}x\|_2\leqslant-(c_k^*)^{\mathrm{T}}x+t_k,k\in\{1,2,\cdots,w\}$$
$$\left\|P_i^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\right\|_2\leqslant(a_i^*)^{\mathrm{T}}x-b_i^*,i\in\{1,2,\cdots,m\} \tag{6}$$

证明 首先,由 $c_k^{\mathrm{T}}x\leqslant t_k$ 可知,对 $\forall k\in\{1,2,\cdots,w\}$,有

$$0\leqslant\min_{u_{0k}}\{t_k-c_k^{\mathrm{T}}x\mid\|u_{0k}\|_2\leqslant 1\}=$$
$$t_k-(c_k^*)^{\mathrm{T}}x+\min_{u_{0k}}\{-(P_{0k}u_{0k})^{\mathrm{T}}x\mid\|u_{0k}\|_2\leqslant 1\}=$$
$$t_k-(c_k^*)^{\mathrm{T}}x+\min_{u_{0k}}\{-(P_{0k}x)^{\mathrm{T}}u_{0k}\mid\|u_{0k}\|_2\leqslant 1\}=$$
$$t_k-(c_k^*)^{\mathrm{T}}x-\|P_{0k}^{\mathrm{T}}x\|_2$$

移项后即得到模型式(6)的第一个约束条件。

然后,由 $Ax\geqslant b$ 可知,对 $\forall i\in\{1,2,\cdots,m\}$,有

$$0\leqslant\min_{u_i}\{a_i^{\mathrm{T}}x-b_i\mid\|u_i\|_2\leqslant 1\}=$$
$$\min_{u_i}\left\{\begin{pmatrix}a_i\\b_i\end{pmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\middle|\ \|u_i\|_2\leqslant 1\right\}=$$
$$\min_{u_i}\left\{\begin{pmatrix}a_i^*\\b_i^*\end{pmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}+(P_iu_i)^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\middle|\ \|u_i\|_2\leqslant 1\right\}=$$
$$(a_i^*)^{\mathrm{T}}x-b_i^*+\min_{u_i}\left\{\left(P_i^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\right)^{\mathrm{T}}u_i\middle|\ \|u_i\|_2\leqslant 1\right\}=$$
$$(a_i^*)^{\mathrm{T}}x-b_i^*-\left\|P_i^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\right\|_2$$

移项后即得到模型式(6)的第二个约束条件。

综上,式(1)在椭球扰动集 μ 下的不确定问题就转换为式(6)所表示的确定性 MOSOCP。

2 MOSOCP 求解方法

对 RMOLP 问题进行等价转换,得到的是数据确定的 MOSOCP 问题。由于 SOCP 应用十分广泛,目前已有很多成熟的算法进行求解(主要分为内点算法和重构算法两大类),而且已开发出很多软件(如 Sedumi、SDP T3、CPLEX 等)。但是,它们只是用来求解具有单个目标的 SOCP 问题,对于包含多个决策目标的 MOSOCP 问题还很少有人研究其求解方法。

智能优化算法由于其较优的全局搜索能力和对问题类型较低的要求,目前已经成功地解决了多目标优化问题。因此,针对 MOSOCP 问题,采用多目标遗传算法并结合 SOCP 优化软件的混合算法进行求解。

2.1 多目标模型的转换

采用优化软件首先要把多目标问题转换为单目标问题,即把模型式(6)转换为

$$\min_{x,t_1,t_2,\cdots,t_w}t_l$$
$$\text{s.t.}\quad t_k\leqslant T_k,k\in\{1,2,\cdots,l-1,l+1,l+2,\cdots,w\}$$
$$\|P_{0k}^{\mathrm{T}}x\|_2\leqslant-(c_k^*)^{\mathrm{T}}x+t_k,k\in\{1,2,\cdots,w\}$$
$$\left\|P_i^{\mathrm{T}}\begin{pmatrix}x\\-1\end{pmatrix}\right\|_2\leqslant(a_i^*)^{\mathrm{T}}x-b_i^*,i\in\{1,2,\cdots,m\} \tag{7}$$

模型式(7)中,T_k 是给定的参数,在首次采用优化软件计算时,T_k 可以设定为较大的数,确保式(7)存在可行解,以便得到初始种群。然后,对初始种群进行交叉、变异、选择操作,实现种群的进化,最后得到 Pareto 解集。

2.2 初始种群的生成

选择不同的目标函数,式(6)到式(7)的转换就不相同。对以不同目标函数转换后的式(7)采用优化软件进行计算,得到一部分初始解,然后以这部分初始解为基础,对式(7)的参数进行变换,计算得到其他的初始解。具体步骤如下:

a)分别令 $l=1,2,\cdots,w$,采用 SOCP 优化软件计算模型式(7),得到 w 个初始个体,分别编号为 $1,2,\cdots,w$。

b)取 $t_k^{\min}=\min\{t_k^{(l)}\mid l\in\{1,2,\cdots,w\}\},k\in\{1,2,\cdots,w\}$,$t_k^{\max}=\max\{t_k^{(l)}\mid l\in\{1,2,\cdots,w\}\},k\in\{1,2,\cdots,w\}$。其中,$t_k^{(l)}$ 表示个体 l 的变量 t_k 的值。

c)令 $k^*=1,\eta=1$。

d)取 $T_{k^*}=t_{k^*}^{\min}+\dfrac{\eta(t_k^{\max}-t_k^{\min})}{\lceil\mathrm{popSize}/w\rceil}$,取 $T_k,k\in\{1,2,\cdots,w\}\wedge k\neq k^*$ 为充分大的正数 $\overline{T}$。随机选择一个 k^{**},使得 $k^{**}\in\{1,2,\cdots,w\}\wedge k^{**}\neq k^*$,然后以 $t_{k^{**}}$ 为目标函数,采用优化软件计算式(7),得到一个新个体。其中,popSize 表示种群规模。

e)判断是否达到种群规模,如果是则结束;否则,继续步骤 f)。

f)判断 $\eta = \lceil \text{popSize}/w \rceil - 1$ 是否成立,如果是,令 $\eta = 1$, $k^* = \text{mod}(k^* + 1, w)$,转步骤 d);否则,令 $\eta = \eta + 1$,转步骤 d)。其中,mod( )表示取余运算。

2.3　交叉算子

随机在父代种群中选择两个个体 p 和 q,即 $p, q = \text{rand}[1, \text{popSize}]$,得到交叉后的子代个体 p' 对应的式(7)的优化参数为

$$\begin{cases} T_{k^*}^{(p')}\{s+1\} = \alpha t_{k^*}^{(p)}\{s\} + (1-\alpha) t_{k^*}^{(q)}\{s\}, \alpha = \text{rand}[0,1], k^* = \text{rand}[1,w] \\ T_k^{(p')}\{s+1\} = \max\{t_k^{(p)}\{s\}, t_k^{(q)}\{s\}\}, k \in \{1,2,\cdots,w\} \wedge k \neq k^* \end{cases}$$

其中:$\{s\}$ 表示进化到第 s 代;p'、p 和 q 代表种群中的个体编号。

经过个体的交叉,确定了式(7)的约束条件中的参数 T_k。下一步,除 t_{k^*} 外,随机选择一个决策变量 $t_{k^{**}}$ 作为目标函数,即 $k^{**} \in \{1,2,\cdots,w\} \wedge k^{**} \neq k^*$,然后采用优化软件计算式(7),得到交叉后的子代个体 p'。

2.4　变异算子

随机在父代种群中选择一个个体 p,即 $p = \text{rand}[1, \text{popSize}]$,得到变异后的子代个体 p' 对应的式(7)的优化参数为

$$\begin{cases} T_{k^*}^{(p')}\{s+1\} = t_{k^*}^{(p)}\{s\} + \varepsilon, k^* = \text{rand}[1,w] \\ T_k^{(p')}\{s+1\} = t_k^{(p)}\{s\}, k \in \{1,2,\cdots,w\} \wedge k \neq k^* \end{cases}$$

其中,ε 是一个放松的参数,即把一个不等式约束放松,其余不变。确定了式(7)的约束条件中的参数 T_k 后,同样随机选取 $t_{k^{**}}, k^{**} \in \{1,2,\cdots,w\} \wedge k^{**} \neq k^*$ 作为目标函数,然后采用优化软件计算式(7),得到变异个体 p'。

2.5　选择算子

种群的选择操作采用基于 Pareto 排序和拥挤度的度量方法[14],并采用 $t_1, t_2, \cdots, t_w$ 进行计算,即 $\text{fit}_1(t) = (\text{rank}(t), \text{Crowding-distance}(t))$,第一项表示 Pareto 占优的层级关系,$\text{rank}(t^1) < \text{rank}(t^2)$ 表示解 t^1 占优 t^2。第二项是拥挤距离,描述了在同一 rank 中解 t 与相邻两个解的距离,距离越大表示该解越好。在进行选择操作时,对所有父代种群、交叉得到的子代种群和变异得到的子代种群的个体按照第一关键字是 rank 升序、第二关键字是 Crowding-distance 降序的方式进行排序,然后选择前 popSize 个个体进入下一代。

2.6　算法的复杂度分析

算法的空间复杂度主要取决于种群的存储,包括父代种群、子代的交叉和变异种群。保存父代种群的空间复杂度为 $O(\text{popSize} \cdot (w+1))$,保存子代交叉种群的空间复杂度为 $O(\text{popSize} \cdot \text{P}_{\text{crossover}} \cdot (w+1))$,保存子代变异种群的空间复杂度为 $O(\text{popSize} \cdot P_{\text{mutation}} \cdot (w+1))$。其中,$P_{\text{crossover}}$ 和 P_{mutation} 分别代表交叉和变异概率。所以,算法总的空间复杂度为 $O(\text{popSize} \cdot (1 + P_{\text{crossover}} + P_{\text{mutation}}) \cdot (w+1))$。

算法的时间复杂度主要取决于种群进化中的交叉、变异和选择操作,因此可以忽略多目标模型的转换与初始种群的生成。记用 SOCP 软件计算一次的时间复杂度为 O_{socp}。每代交叉操作的时间复杂度主要取决于对修改后模型的计算,即 $O(\text{popSize} \cdot P_{\text{crossover}} \cdot O_{\text{socp}})$。同理,每代变异操作的时间复杂度为 $O(\text{popSize} \cdot P_{\text{mutation}} \cdot O_{\text{socp}})$。每代选择操作的时间复杂度主要取决于对种群的排序,如果采用快速排序法,其复杂度为 $O(2\text{popSize} \cdot \log_{2\text{popSize}})$。记进化代数为 $I_{\text{iteration}}$,那么算法总的时间复杂度为

$$I_{\text{iteration}} \cdot (O(\text{popSize} \cdot P_{\text{crossover}} \cdot O_{\text{socp}}) + O(\text{popSize} \cdot P_{\text{mutation}} \cdot O_{\text{socp}}) + O(2\text{popSize} \cdot \log_{2\text{popSize}})) \approx I_{\text{iteration}} \cdot O(\text{popSize} \cdot (O_{\text{socp}} + 2 \cdot \log_{2\text{popSize}}))$$

从上式可以看出,算法的计算时间主要取决于迭代次数、种群数量和 SOCP 优化软件所采用的优化算法的复杂度。

3　数值算例及计算

3.1　算例及转换

考虑如下具有椭球扰动的不确定性多目标线性规划问题

$$\min(c_1^{\text{T}} x, c_2^{\text{T}} x)$$
$$\text{s.t.} \quad Ax \geqslant b$$

其中:c_1、c_2、A、b 属于椭球扰动集 μ。μ 表示如下:

$$\mu = \{(c_1, c_2, A, b) \mid c_k = c_k^* + P_{0k} u_{0k}, \| u_{0k} \|_2 \leqslant 1,$$
$$k \in \{1,2\}; \begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i^* \\ b_i^* \end{pmatrix} + P_i u_i, \| u_i \|_2 \leqslant 1,$$
$$i \in \{1,2,3\}\}$$

给定数据如下:

$$C^* = \begin{pmatrix} (c_1^*)^{\text{T}} \\ (c_2^*)^{\text{T}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -4 & -5 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$A^* = \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ -1.25 & -0.75 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}, b^* = \begin{pmatrix} -200 \\ -200 \\ 150 \end{pmatrix}$$

在区间[0,0.4]内随机产生的尺度变换如下:

$$P_{01} = \begin{pmatrix} 0.3259 & 0.3623 \\ 0.0508 & 0.3654 \end{pmatrix}, P_{02} = \begin{pmatrix} 0.1676 & 0.1525 \\ 0.3547 & 0.1682 \end{pmatrix},$$

$$P_1 = \begin{pmatrix} 0.1135 & 0.0193 \\ 0.0877 & 0.0957 \\ 0.0177 & 0.2809 \end{pmatrix}, P_2 = \begin{pmatrix} 0.0031 & 0.2444 \\ 0.1632 & 0.0966 \\ 0.2610 & 0.1281 \end{pmatrix},$$

$$P_3 = \begin{pmatrix} 0.0415 & 0.2142 \\ 0.0659 & 0.3534 \\ 0.2666 & 0.3391 \end{pmatrix}$$

那么,根据定理 1,将原问题转换为以下确定性模型:

$$\min_{x_1, x_2, t_1, t_2} (t_1, t_2)$$
$$\text{s.t.} \quad \left\| P_{01}^{\text{T}} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \right\|_2 \leqslant 4x_1 + 5x_2 + t_1$$
$$\left\| P_{02}^{\text{T}} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \right\|_2 \leqslant -x_1 + t_2$$
$$\left\| P_1^{\text{T}} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ -1 \end{pmatrix} \right\|_2 \leqslant -x_1 - x_2 + 200$$
$$\left\| P_2^{\text{T}} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ -1 \end{pmatrix} \right\|_2 \leqslant -1.25x_1 - 0.75x_2 + 200$$
$$\left\| P_3^{\text{T}} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ -1 \end{pmatrix} \right\|_2 \leqslant -x_2 - 150$$

3.2　计算结果分析

根据第 2 章的算法,通过 MATLAB 编程,SOCP 优化软件采用 Sedumi 1.1R3,在 Inter Pentium Dual T2410 CPU 2 GHz,1 GB 内存,Windows XP SP3 的主机上运行。外层的多目标遗传算法 NSGA-Ⅱ的参数设置如下:种群规模 100,进化代数 30,交叉概率 0.8,变异概率 0.2。由于 t_1 和 t_2 取值太大没有实际意义,因此为了目标函数计算的有界性,在计算时增加了约束 $t_1, t_2 \leqslant 4000$。

计算结果如图 1 所示。该图描绘了由 t_1 和 t_2 给出的 Pareto 前沿,Pareto 解的数量为 100,计算时间为 5266.90 s。Pareto 解的逼近性和分散性性能指标 GD-metric 和 SS-metric[15] 随进化代数的变化如图 2、3 所示。由于优化软件 Sedumi 的优化效果很好,经过一次进化,得到的解就是真正 Pareto 前沿中的点,所以逼近性指标在生成初始解时就达到最优,而且在进化过程中始终保持最优。分散性指标随着进化代数的增加大体上有减小的趋势,说明进化后得到的 Pareto 解分散更为均匀。如果对分散性性能要求不高,在实际的计算中可以设置较小的进化代数就能得到很好的 Pareto 解集。

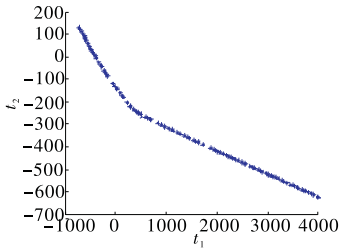

图1 计算得到的Pareto前沿

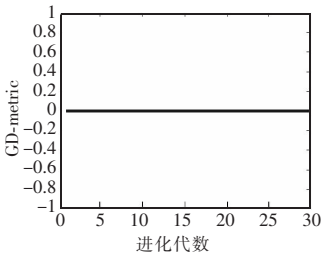

图 2 GD-metric 随进化代数变化

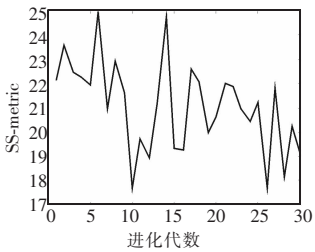

图 3 SS-metric 随进化代数变化

4 结束语

在实际决策过程中应用多目标规划模型时往往很难精确给出参数的确定数值,而目标函数一般来说对于优化模型的参数扰动十分敏感,决策者用不准确的参数计算规划模型时会面临较大的风险。因此,本文基于多个决策目标需要同时决策且均需获得鲁棒解的前提假设下,引入鲁棒多目标线性规划的定义,对椭球扰动集下的不确定模型转换为具有二阶锥约束的确定性模型,并提出了基于智能优化和 SOCP 优化软件集成的混合策略求解方法,通过数值算例验证了该算法的有效性。该算法的设计思路对于求解含有锥约束的多目标优化问题具有很好的借鉴作用。

参考文献:

[1] COELLO C A C. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation,2004,8(3):256-279.

[2] YAGMAHAN B, YENISEY M M. Ant colony optimization for multi-objective flow shop scheduling problem[J]. Computers & Industrial Engineering,2008,54(3):411-420.

[3] 丁力平,谭建荣,冯毅雄,等. 基于 Pareto 蚁群算法的拆卸线平衡多目标优化[J]. 计算机集成制造系统,2009,15(7):1406-1413.

[4] JOZEFOWIEZ N, SEMET F, TALBI E G. An evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with route balancing[J]. European Journal of Operational Research,2009,195(3):761-769.

[5] 谢涛,陈火旺,唐立山. 多目标优化的演化算法[J]. 计算机学报,2003,26(8):997-1003.

[6] 张勇德,黄莎白. 多目标优化问题的蚁群算法研究[J]. 控制与决策,2005,20(2):170-174.

[7] SOYSTER A L. Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming[J]. Operations Research,1973,21(5):1154-1157.

[8] BEN-TAL A, NEMIROVSKI A. Robust optimization-methodology and applications[J]. Mathematical Programming,2002,92(3):453-480.

[9] SUNGUR I, ORDONEZ F, DESSOUKY M. A robust optimization approach for the capacitated vehicle routing problem with demand uncertainty[J]. IIE Transactions,2008,40(5):509-523.

[10] BURKE E K, De CAUSMAECKER P, De MAERE G, *et al*. A multi-objective approach for robust airline scheduling[J]. Computers & Operations Research,2010,37(5):822-832.

[11] LOBO M S, VANDENBERGHE L, BOYD S, *et al*. Applications of second-order cone programming[J]. Linear Algebra and its Applications,1998,284(1-3):193-228.

[12] 阎爱玲,修乃华. 不确定信息多目标线性优化的鲁棒方法[J]. 数学的实践与认识,2012,42(6):243-252.

[13] 李砚,杜纲. 椭球不确定集下的鲁棒线性双层规划[J]. 系统工程,2011,29(11):96-100.

[14] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, *et al*. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-Ⅱ[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.

[15] KNOWLES J, CORNE D. On metrics for comparing nondominated sets [C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 2002:711-716.

(上接第 2615 页)

4 结束语

随着新兴媒体逐渐地融入人们的日常生活,网络舆论影响力也在不断加大,有效地筛选出真正的网络意见领袖成为一项具有现实意义的任务。本文针对网络用户谈论的主题变化频繁、难以预先构造文本倾向性判定训练集的问题,提出了一种意见领袖识别中的倾向性判定方法,进而建立考虑帖子倾向性的意见领袖识别模型。该模型是建立在 IDPM 基础上的,并引进了考虑帖子倾向性的有效系数。相对于没有考虑帖子倾向性的 IDPM_NOSEN 方法和使用非相关训练集的 IDPM_SEN_UNRE 方法,其前 50 名意见领袖发现的平均准确率分别提高了 10.97% 和 5.45%,这说明了本文方法能够有效地提高意见领袖识别的正确率。

参考文献:

[1] 陈然. 网络论坛舆论领袖筛选方法初探[D]. 武汉:华中科技大学,2009.

[2] 刘建明. 舆论传播[M]. 北京:清华大学出版社,2001.

[3] 樊兴华,赵静,方滨兴,等. 影响力扩散概率模型及其用于意见领袖发现研究[J]. 计算机学报,2013,36(2):360-367.

[4] HUANG X J, ZHAO J. Sentiment analysis for Chinese text[J]. Communications of CCF,2008,4(2).

[5] LIU H Y, ZHAO Y Y, QIN B, *et al*. Target extraction and sentiment classification[C]//Proc of the 10th Chinese National Conference on Computational Linguistics. 2009.

[6] WILSON T, WIEBE J, HWA R. Recognizing strong and weak opinion clauses[J]. Computational Intelligence,2006,22(2):73-99.

[7] 樊兴华,王鹏,周鹏. 一种基于扩展的两步文本倾向性分析方法[J]. 计算机工程与应用,2012,48(1):162-165,169.

[8] 樊兴华,孙茂松. 一种高性能的两类中文文本分类方法[J]. 计算机学报,2006,29(1):124-131.

[9] FAN Xing-hua, NIE Jian-yun. Link distribution dependency model for document retrieval[J]. Journal of Information & Computational Science,2009,6(3):1553-1564.