

文章编号: 1001-0920(2006)08-0863-05

一种信息不完全确定的多准则分类决策方法

王 坚 强

(中南大学 商学院, 长沙 410083)

摘 要: 针对准则权系数信息不完全确定和准则值信息不完全且有训练集的多准则分类决策问题, 提出一种基于证据推理的分类方法。该方法在对训练集分类的基础上, 结合不完全确定的准则权系数信息等建立非线性规划模型; 然后利用遗传算法和单纯形法联合求解优化模型, 得出准则权系数和分类效用阈值等参数, 进而求出每一方案的效用值; 最后与分类的效用阈值进行比较, 得到方案集的分类。应用实例说明了该方法的有效性和可行性。

关键词: 多准则分类决策; 证据推理; 信息不完全确定; 遗传算法; 单纯形法

中图分类号: C934

文献标识码: A

A Multi-criteria Classification Approach with Incomplete Certain Information

WANG Jian-qiang

(School of Business, Central South University, Changsha 410083, China. E-mail: jqwang@csu.edu.cn)

Abstract: For a kind of multi-criteria classification problems with reference set, in which the information on the criteria weights is incomplete certain and criteria values is incomplete, a method based on evidential reasoning is proposed. Using classification to the reference set and incomplete certain information on weights, a nonlinear programming model is developed. Then by using genetic algorithms and simplex method to solve the nonlinear programming models, the optimal criteria weights, utility thresholds of categories and other parameters are obtained. And utility of the alternatives is computed by using interpolation. Classification is performed through the comparison of the utilities of the alternatives to the utility thresholds of categories. Finally, an example shows the feasibility and availability of the method.

Key words: Multi-criteria classification decision making; Evidential reasoning; Incomplete certain information; Genetic algorithms; Simplex method

1 引 言

分类问题是现实生活和理论研究中重要的一类多准则决策问题。目前, 已有一些多准则分类决策方法^[1,2], 如 ELECTRE TRI, UTADIS, MHDIS 等。在 ELECTRE TRI 及其改进方法中^[3,4], 准则值是确定的, 而准则权系数或者完全确定, 或者完全通过训练集推导得出。在 UTADIS 和 MHDIS 中^[5,6], 准则值是确定的, 而准则权系数和分类效用阈值等参数则利用训练集建立的线性规划模型得到。由于现实世界的复杂性和人们认识的局限性, 往往只能获得被

选方案的不完全信息。

Yang 运用基于证据推理的递归算法, 解决了准则值不完全的多准则决策问题^[7]。但该方法要求权系数是确定且完全的, 这在实际决策中很难做到。对于定量和定性准则, 决策者需要根据自己的经验转换成属于确定等级的信任度, 如果对训练集进行排序或分类, 则可能产生相互矛盾的情况。另外, 文献[7]方法只能用于排序, 不能用于分类决策。针对这种情况, 本文提出一种基于证据推理的信息不完全确定的有训练集的分类方法, 以解决此类问题。

收稿日期: 2005-04-07; 修回日期: 2005-08-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(70572060); 教育部博士点基金项目(20040533057); 湖南省社会科学基金项目(05YB74)。

作者简介: 王坚强(1963—), 男, 湖南湘潭人, 教授, 博士, 从事决策理论与应用、信息管理等研究。

2 准则权系数的不完全确定信息

在实际决策中, 决策者很难准确给出准则权系数的确定值, 或者不能对准则间的重要程度进行两两比较, 进而不能由 AHP, ANP, CHP 等方法确定准则权系数, 但通常能以不完全确定信息的形式给出准则权系数间的关系, 如某一准则的权系数在某一区间内变化; 一个准则比另一准则更重要; 几个准则的权系数确定, 而其他准则的权系数未知等. 在此假定准则权系数的不完全确定信息可以是线性不等式和线性等式的形式, 它可分为以下 3 类:

- 1) $\{\omega A_{1i} \omega > b, \omega > 0, b > 0\}$;
- 2) $\{\omega A_{1i} \omega < b, \omega > 0, b > 0\}$;
- 3) $\{\omega A_{1i} \omega = b, \omega > 0, b > 0\}$.

其中: A_{1i} 是一个 $l \times t$ 矩阵, $\omega = \{\omega, \omega_2, \dots, \omega_t\}^T$. 上述 3 类不完全确定信息是不完全信息、不确定信息、部分确定信息的扩展

3 信息不完全确定的训练集的多准则分类方法

设有 m 个被选方案, 记为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, 有 t 个准则 C_1, C_2, \dots, C_t , 每一方案在后 $t - r$ 个准则下有 p 个评价等级 $\{H_1, H_2, \dots, H_p\}, H_1 > H_2 > \dots > H_p$. 方案 $a_l (l = 1, 2, \dots, m)$ 在前 r 个准则 $C_i (i = 1, 2, \dots, r)$ 下, 评价是定量或定性准则, 其值设为 a_{li} . 则在准则 $C_i (i = r + 1, \dots, t)$ 的值有下列形式:

$$S(C_i(a_l)) = (H_n, \beta_{n,i}(a_l)),$$

$$n = 1, 2, \dots, p, i = r + 1, \dots, t$$

决策者根据自己的偏好对一部分方案(训练集) $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 进行分类, 设分为 q 类, 记为 D_1, D_2, \dots, D_q , 且各类之间有严格的偏好关系, 即 $D_1 > D_2 > \dots > D_q$. 准则的权系数信息不完全确定, 记准则权系数不完全确定信息的集合为 G , 确定 A 中所有方案的分类

不妨设准则均为效益型准则, 对于非效益型准则, 将其转化为效益型准则. 设 a_{li} 在 H_j 中的信任度为 $\beta_{j,i}(a_{li})$. $\beta_{j,i}(a_{li})$ 是待确定的值, 有下列性质:

- 1) $\beta_{j,i}(a_{li}) \in [0, 1]$;
- 2) 当 $x > y$ 时, 有 $\beta_{j,i}(x) > \beta_{j,i}(y), k = 1, 2, \dots, p$.

3.1 方案的准则值集成

将各方案在准则下的值看作证据, 对于确定的准则权系数 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_t)$ 和确定的信任度值, 利用基于证据推理的算法将方案的准则值按下列方式集成^[7]:

令 H 表示由于准则值未知所产生的没有指定

到任何一个等级的信任度

$$m_{j,i}(a_l) = \omega \beta_{j,i}(a_l),$$

$$m_{H,i}(a_l) = 1 - \prod_{j=1}^p m_{j,i}(a_l) = 1 - \prod_{j=1}^p \omega \beta_{j,i}(a_l).$$

对于每个等级 H_j , 有

$$m_{j,l(i+1)}(a_l) = K_{l(i+1)}(a_l) [m_{j,l(i)}(a_l)m_{j,i+1}(a_l) + m_{H,l(i)}(a_l)m_{j,i+1}(a_l) + m_{j,l(i)}(a_l)m_{H,i+1}(a_l)]$$

对于 H , 有

$$m_{H,l(i+1)}(a_l) = K_{l(i+1)}(a_l)m_{H,l(i)}(a_l)m_{H,i+1}(a_l).$$

取初始值

$$m_{j,l(1)}(a_l) = m_{j,1}(a_l), m_{H,l(1)}(a_l) = m_{H,1}(a_l),$$

$$K_{l(i+1)}(a_l) = \left[1 - \prod_{i=1}^p \prod_{j=1}^p m_{i,l(i)}(a_l)m_{j,i+1}(a_l) \right]^{-1},$$

$$i = 1, 2, \dots, t - 1, j = 1, 2, \dots, p.$$

利用上述递归算法, 可得方案 a_l 在等级 H_j 下的信任度

$$\beta_j(a_l) = \frac{1 - \beta_H(a_l)}{1 - m_{H,l(i)}(a_l)} m_{j,l(i)}(a_l),$$

$$j = 1, 2, \dots, p. \tag{1}$$

其中 $\beta_H(a_l) = \prod_{i=1}^t \omega \left(1 - \prod_{j=1}^p \beta_{j,i}(a_l) \right)$ 为未知的准则值产生的信任度

3.2 效用值的集成

设等级 H_j 的效用值为 $u(H_j)$, 决策者给出各等级效用值的不完全确定信息集合为 Ω . 由上一步得到的 $\beta_j(a_l)$ 和 $\beta_H(a_l)$ 是权系数 $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_t\}$ 的非线性函数, 分别记为 $\beta_j(a_l, \omega)$ 和 $\beta_H(a_l, \omega)$.

方案 a_l 的集成效用值定义为^[7]

$$u(a_l, \omega) = \prod_{j=1}^p \beta_j(a_l, \omega) u(H_j).$$

其中 $\beta_j(\alpha, \omega)$ 是方案 a_l 估计在 H_j 的下界, 而上界为 $\beta_j(a_l, \omega) + \beta_H(a_l, \omega)$.

不妨设 $u(H_1) > u(H_2) > \dots > u(H_p)$, 则最小集成效用值和最大集成效用值分别为

$$u_{\min}(a_l, \omega) = \prod_{j=1}^{p-1} \beta_j(a_l, \omega) u(H_j) + (\beta_p(a_l, \omega) + \beta_H(a_l, \omega)) u(H_p),$$

$$u_{\max}(a_l, \omega) = (\beta_1(a_l, \omega) + \beta_H(a_l, \omega)) u(H_1) + \prod_{j=2}^p \beta_j(a_l, \omega) u(H_j). \tag{2}$$



3.3 信息不完全确定的多准则分类决策模型的构建

设分类 D_1, D_2, \dots, D_q 效用的阈值为 $U_1 > U_2 > \dots > U_q = 0$ 对于 B 中每一方案 b_i , 有

$$\begin{cases} b_i \in D_1 \Leftrightarrow u_{\min}(b_i, \omega) \geq U_1, \\ b_i \in D_2 \Leftrightarrow U_2 \leq u_{\min}(b_i, \omega), u_{\max}(b_i, \omega) < U_1, \\ \vdots \\ b_i \in D_k \Leftrightarrow U_k \leq u_{\min}(b_i, \omega), u_{\max}(b_i, \omega) < U_{k-1}, \\ \vdots \\ b_i \in D_q \Leftrightarrow u_{\max}(b_i, \omega) < U_{q-1}. \end{cases} \quad (4)$$

式(4)对 A 中每个方案都成立 引入两类差错控制变量, 则式(4)可表示为

$$\begin{cases} u_{\min}(b_i, \omega) - U_1 + \sigma^+(b_i) \geq 0, b_i \in D_1; \\ \vdots \\ u_{\max}(b_i, \omega) - U_{k-1} - \sigma^-(b_i) < 0, b_i \in D_k; \\ u_{\min}(b_i, \omega) - U_k + \sigma^+(b_i) \geq 0, \\ \vdots \\ u_{\max}(b_i, \omega) - U_{q-1} - \sigma^-(b_i) < 0, b_i \in D_q \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\sigma^+(x) \geq 0, \sigma^-(x) \leq 0, \delta$ 为一小的正数

为确定准则权系数 分类阈值和 $\beta_{j,i}(x_{ij})$, 建立优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min Z = & \sum_{b_i \in D_1} \sigma^+(b_i) + \dots + \sum_{b_i \in D_k} (\sigma^+(b_i) + \sigma^-(b_i)) + \dots + \sum_{b_i \in D_q} \sigma^-(b_i); \\ \text{s.t.} & \\ & u_{\min}(b_i, \omega) - U_1 + \sigma^+(b_i) \geq 0, b_i \in D_1; \\ & \vdots \\ & u_{\max}(b_i, \omega) - U_{k-1} - \sigma^-(b_i) < 0, b_i \in D_k; \\ & u_{\min}(b_i, \omega) - U_k + \sigma^+(b_i) \geq 0, \\ & \vdots \\ & u_{\max}(b_i, \omega) - U_{q-1} - \sigma^-(b_i) < 0, b_i \in D_q; \\ & \sum_{j=1}^p \beta_{j,i}(b_{ij}) = 1, l = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, r; \\ & x = y, \sum_{j=1}^k \beta_{j,i}(x) = \sum_{n=1}^k \beta_{j,i}(y), \\ & k = 1, 2, \dots, p, i = 1, 2, \dots, r; \\ & \omega \in G; \\ & 1 = u(H_1) > u(H_2) > \dots > u(H_p) > 0; \\ & (u(H_1), u(H_2), \dots, u(H_p)) \in \Omega; \\ & \omega = 1; \\ & U_1 > U_2 > \dots > U_{q-1} > 0; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \omega > 0, \sigma^+(b_i) \geq 0, \sigma^-(b_i) \leq 0, i = 1, 2, \dots, n; \\ & \beta_{j,i}(b_{ij}) \geq 0, \\ & l = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, p. \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)为一非线性规划模型, 其中 $u_{\min}(b_i, \omega)$ 和 $u_{\max}(b_i, \omega)$ 是由式(2)和(3)确定的

3.4 模型求解方法

在非线性规划模型(6)的约束条件中, 函数 $\beta_j(a_i, \omega)$ 是通过递归方法得到的, 无法用确定的函数表示, 因此无法采用传统优化方法来求解

从前面的讨论可知, 对于确定的准则权系数和确定的 $\beta_{j,i}(b_{ij})$ 值, 利用 3.1 节中方法可得到确定的 $\beta_j(a_i, \omega)$ 值 由式(2)和(3)知, 此时非线性规划模型(6)变成一个线性规划问题, 可以利用单纯形法来求解 为此, 本文采用遗传算法和单纯形法联合求解非线性规划模型(6), 利用惩罚策略, 通过构造罚函数惩罚不可行解, 将约束问题转为无约束问题 在遗传算法中, 每代种群都保持部分不可行解, 从而可从可行域和不可行域两边搜索找到最优解^[8] 其算法流程如图 1 所示

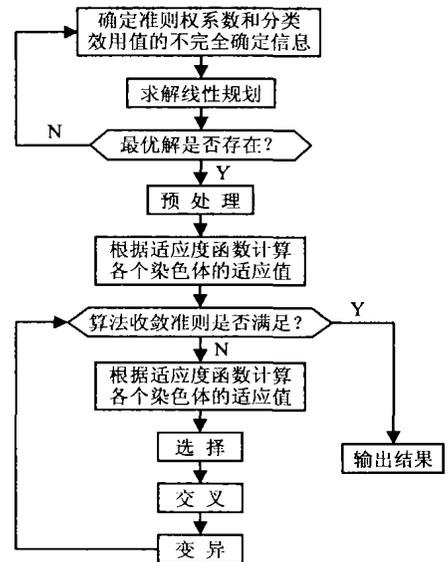


图 1 遗传算法流程

求解算法的关键环节设计如下:

(1) 初始值的选择

通过求解下列线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min & 0; \\ \text{s.t.} & \\ & \sum_{j=1}^p \beta_{j,i}(b_{ij}) = 1, \\ & l = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, r; \\ & x = y, \sum_{j=1}^k \beta_{j,i}(x) = \sum_{j=1}^k \beta_{j,i}(y), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &k = 1, 2, \dots, p, i = 1, 2, \dots, r; \\
 &\omega \in G; \\
 &\beta_{j,i}(b_{ij}) = 0, \\
 &i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, p.
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

确定其最优解为遗传算法的初始解 如果模型(7)的最优解不存在, 则说明决策者给出的准则权系数的不完全确定信息存在矛盾, 需要重新调整, 调整后再继续

(2) 预处理

采用实数编码, 将 $t - 1$ 个权系数和 $\beta_{j,i}(b_{ij})$ ($l = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, p$) 构成一个染色体; 另一个权系数由 $\omega = 1 - \omega - \omega - \dots - \omega_1$ 计算得到 这样可保证经过交叉、变异等运算, 权系数之和仍为 1.

(3) 根据适应度函数计算种群的适应值

为了防止早熟现象, 本文不是直接根据目标函数值来确定染色体的适应度, 而是在目标函数的基础上进行某种变换而得到适应度函数 $F(x) = g(f(x))$, 其中 f 是目标函数, g 是将目标函数值转换成一个非负数, F 是相对的适应度 在图 1 中调用目标函数 $f(x)$, 即转入图 2 的处理 适应度函数采用

$$\begin{aligned}
 F(\text{pos}) = &2 - P_s + 2(P_s - 1)(\text{pos} - 1) / (N_{\text{ind}} - 1).
 \end{aligned}$$

其中: pos 是对染色体 x 的目标函数值 $f(x)$ 经过降序排列后的位置; P_s 为选择压力, 可取 $[1, 1, 2, 0]$ 之间的数; N_{ind} 为种群的大小^[8].

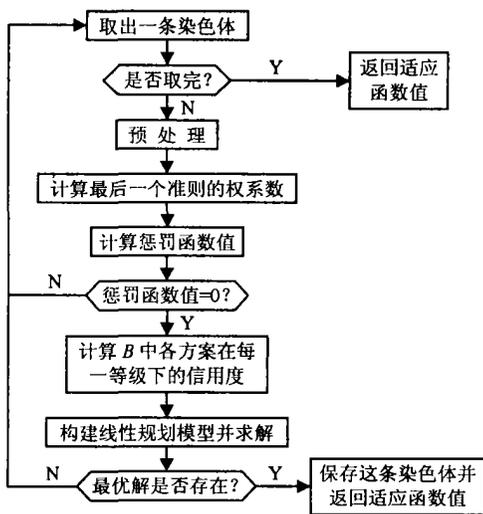


图 2 目标函数值计算流程

(4) 算法的收敛条件

根据是否找到搜索结果和是否超出指定的迭代次数而定 如果找到搜索结果, 即可得到权系数和各等级的效用阈值以及其他参数的值

(5) 遗传算子

根据适应度来复制下一代的染色体 这里选择算子采用 S U S (Stochastic Universal Sampling), 交叉算子采用算术交叉, 变异算子采用非均匀变异, 使之能较好地搜索原个体附近的微小区域

(6) 目标函数的计算流程

首先从传进来的种群中取出一条染色体, 计算出权系数 ω , 这样就有一组权向量和 $\beta_{j,i}(b_{ij})$ ($l = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, p$); 然后求出是否满足线性规划(7) 约束条件的惩罚量, 当惩罚量为 0 时, 将权向量和 $\beta_{j,i}(b_{ij})$ 代入基于证据推理的递归子程序, 按式(1) 求出训练集中的 $\beta_j(b_i, \omega)$ 和 $\beta_H(b_i, \omega)$. 由此建立关于 $u(H_i)$ ($i = 1, 2, \dots, p$), U_k ($k = 1, 2, \dots, q$), $\sigma^+(b_i)$ 和 $\sigma^-(b_i)$ ($l = 1, 2, \dots, n$) 的线性规划模型 求解该线性规划模型, 如果最优解不存在, 则取下一条染色体; 如果最优解存在, 则返回目标函数值, 保存这条染色体并返回适应度函数, 由适应度函数判断算法收敛条件是否满足 当惩罚量不为 0 时, 说明为不可行解 令求出的适应度加上这个惩罚量, 继续进行运算, 从而达到从可行域和不可行域两边搜索最优解的目的

利用上述算法求解模型(6) 可得到最优解和最优值, 如果最优值不为 0, 则说明决策者给出的分类结果与模型得到的分类结果不一致, 决策者应根据具体情况确定是否需要调整分类结果 利用上述算法得到模型(6) 的最优解可能不唯一, 需要在对其进行灵敏度分析的基础上, 找出最适合决策者偏好的解

3.5 灵敏度分析与分类

设 $\epsilon > 0$ 是一个小的正数, 模型(6) 的最优值为 Z^* . 对于每一 ω ($k = 1, 2, \dots, t$), 分别求解目标函数为 $\max \omega$ 和 $\min \omega$, 约束条件为模型(6) 中约束条件加上

$$\begin{aligned}
 &\sigma_{b_i D_1}^+(b_i) + \dots + \sigma_{b_i D_k}^+(b_i) + \\
 &\sigma_{b_i D_q}^-(b_i) + \dots + \sigma_{b_i D_q}^-(b_i) < Z^* + \epsilon
 \end{aligned}$$

约束的非线性规划模型, 得到 ω ($k = 1, 2, \dots, t$) 的变化区间 对其进行分析, 找到最适合决策者偏好的解

通过线性插值或样条插值, 得到方案 a_l 的前 r 个准则值在各评价等级下的信任度 $\beta_{j,i}(a_{li})$; 然后利用式(2) 和(3), 确定 a_l 在最优解下的最大效用值和最小效用值; 最后利用式(4) 与分类阈值进行比较, 确定方案的分类 如果按式(4) 不能分类, 则计算 a_l 的平均效用值, 将平均效用值与分类阈值进行比较,

确定方案的分类

4 应用实例

在某个伙伴选择问题中, 盟主经过初步筛选, 确定了 12 个被选企业 $a_1 \sim a_{12}$ 根据企业的生产能力 (C_1), 指定产品的报价 (C_2), 企业文化的相融性 (C_3), 联合开发新产品的能力 (C_4) 4 个准则, 对这些企业进行评价, 以选出合适的伙伴 准则权系数的不完全确定信息为: $\omega_1 [0.35, 0.42], \omega_2 [0.28, 0.32], \omega_3 [0.15, 0.25], \omega_4 [0.1, 0.2], \omega_1 > \omega_2 > \omega_3 > \omega_4$ 其中 C_1 和 C_2 是定量准则, C_3 和 C_4 是定性准则, C_4 的评价等级 $H = \{H_1, H_2, H_3, H_4, H_5\} = \{\text{非常好, 好, 一般, 差, 非常差}\}$, C_3 的评价等级为 $\{H_{1,4}, H_{2,4}, H_{3,4}\} = \{\text{一致, 可兼容, 有冲突}\}$. 企业的准则值如表 1 所示

表 1 被选企业的准则值

a	生产能力	产品报价	企业文化相融性	联合开发新产品能力
a_1	4 800	60	有冲突	$(H_4, 0.2)$ $(H_5, 0.7)$
a_2	3 000	30	可兼容	$(H_3, 0.8)$
a_3	3 600	35	一致	$(H_1, 0.8)$ $(H_2, 0.1)$
a_4	2 000	50	可兼容	$(H_2, 0.9)$ $(H_3, 0.1)$
a_5	3 200	40	有冲突	$(H_3, 0.5)$ $(H_4, 0.4)$
a_6	4 600	38	可兼容	$(H_2, 0.8)$ $(H_1, 0.1)$
a_7	3 800	50	可兼容	$(H_1, 0.8)$ $(H_2, 0.1)$
a_8	4 000	40	一致	$(H_2, 0.3)$ $(H_3, 0.6)$
a_9	3 500	30	可兼容	$(H_1, 0.6)$ $(H_2, 0.3)$
a_{10}	2 800	58	有冲突	$(H_2, 0.5)$ $(H_3, 0.4)$
a_{11}	4 600	42	可兼容	$(H_1, 0.3)$ $(H_2, 0.6)$
a_{12}	4 000	36	一致	$(H_1, 0.8)$ $(H_2, 0.2)$

决策者根据自己的经验, 给出各语言评价等级的效用值之差应不小于 0.15, 语言评价等级“一般”的效用值应不小于 0.5, 语言评价等级“非常好”的效用值应大于 0.95. 决策者将 8 个方案分为两类:

$D_1, D_2 (D_1 > D_2), a_3, a_6, a_8 \in D_1, a_1, a_2, a_4, a_5, a_7$

D_2 . 试确定其余企业所属类别

根据式(6) 建立模型, 利用 3.4 节中算法求解优化模型所得结果如下: 准则最优权系数为: 0.384 9, 0.305 3, 0.154 3, 0.155 5; 各等级的效用值为:

0.977 0, 0.786 4, 0.552 1, 0.298 0, 0.073 3; 后 4 个方案的最小效用值为: 0.828 6, 0.601 9, 0.836 7, 0.898 5; 其相应的最大效用值为: 0.842 8, 0.720 9, 0.851 2, 0.898 6; 分类阈值为: 0.818 4; 方案的分类为: $a_9, a_{11}, a_{12} \in D_1, a_{10} \in D_2$

如果决策者给出的分类为: $a_3, a_6 \in D_1, a_1, a_2, a_4, a_5, a_7, a_8 \in D_2$, 则计算得到准则最优权系数为: 0.379 2, 0.305 1, 0.136 1, 0.179 5; 各等级的效用值为: 0.982 8, 0.772 9, 0.541 0, 0.304 1, 0.091 1; 后 4 个方案的最小效用值为: 0.829 9, 0.649 9, 0.839 2, 0.899 6; 其相应的最大效用值为: 0.846 4, 0.674 8, 0.850 7, 0.899 6; 分类阈值为: 0.844 2; 方案的分类为: $a_{11}, a_{12} \in D_1, a_9, a_{10} \in D_2$

如果决策者给出的分类为: $a_3 \in D_1, a_1, a_2, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8 \in D_2$, 则计算得到准则最优权系数为: 0.366 4, 0.287 4, 0.162 8, 0.183 3; 各等级的效用值为: 0.991 5, 0.829 1, 0.524 3, 0.319 6, 0.119 1; 后 4 个方案的最小效用值为: 0.833 8, 0.612 0, 0.841 2, 0.923 6; 其相应的最大效用值为: 0.849 8, 0.633 0, 0.857 3, 0.923 6; 分类阈值为: 0.878 5; 方案的分类为: $a_{12} \in D_1, a_9, a_{10}, a_{11} \in D_2$

通过灵敏度分析和对表 1 中数据的分析, 可知上述结果是合理的

在本例中, a_3 的效用值 $>$ a_6 的效用值 $>$ a_8 的效用值. 随着分类的改变, 待分类方案的分类也可能变化. 上述分类结果恰好说明了这一点, 即分类结果反映了决策者的偏好.

5 结 论

本文针对权系数信息不完全确定、准则值不确定且不完全、有训练集的多准则分类决策问题, 利用证据理论建立了优化模型, 采用遗传算法和单纯型法联合求解该优化模型, 并讨论了其实现过程. 该方法充分反映了决策者的偏好, 能满足决策者给出不完全确定信息的准则权系数的要求, 且准则值的信息可以不确定和不完全. 实际应用表明, 本文方法操作性较强, 能够运用于经济管理中的相应决策问题.

参考文献(References)

[1] Jacquet Lagreze E, Siskos Y. Preference Disaggregation: 20 Years of MCDA Experience [J]. *European J of Operational Research*, 2001, 130(2): 233-245

[2] Zopounidis C, Doumpos M. Multicriteria Classification and Sorting Methods: A Literature Review [J]. *European J of Operational Research*, 2002, 138(2): 229-246

(下转第 878 页)

参考文献(References)

- [1] Chen Y Y, Leitmann G, Xiong Z K. Robust Control Design for Interconnected Systems with Time-varying Uncertainties [J]. *Int J Control*, 1991, 54 (4): 1457-1477.
- [2] Liu X P, Huang G S. Global Decentralized Robust Stabilization for Interconnected Uncertain Nonlinear Systems with Multiple Inputs [J]. *Automatica*, 2001, 37 (5): 1435-1442.
- [3] Xie S L, Lie L H. Decentralized Global Robust Stabilization of a Class of Interconnected Minimum-phase Nonlinear Systems [J]. *Systems & Letters*, 2000, 41 (2): 251-263.
- [4] Jiang Z P. Decentralized Disturbance Attenuating Output-feedback Trackers for Large-scale Nonlinear Systems [J]. *Automatica*, 2002, 38(5): 1407-1415.
- [5] Arslan G, Basar T. Decentralized Risk-sensitive Controller Design for Strict-feedback Systems [J]. *Systems & Letters*, 2003, 50(2): 383-393.
- [6] Tong S, Li H, Chen G. Adaptive Fuzzy Decentralized Control for a Class of Large-scale Nonlinear Systems [J]. *IEEE Trans SM C-Part B*, 2004, 34(1): 770-775.
- [7] Wu H S. Decentralized Adaptive Robust Control for a Class of Large-scale Systems Including Delayed State Perturbations in the Interconnections [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 2002, 47(10): 1745-1751.
- [8] 谢立, 何星. 随机非线性时滞大系统的输出反馈分散镇定 [J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 825-830 (Xie Li, He X. Decentralized Output Feedback Stabilization for Large-scale Stochastic Nonlinear System with Time Delays [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 825-830)
- [9] Polycarpou M M. Stable Adaptive Neural Control Scheme for Nonlinear Systems [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 1996, 41(3): 447-451.
- [10] Hale J K, Lunel S M. *Introduction to Functional Differential Equations* [M]. New York: Springer-Verlag, 1993.
- [11] Wang D, Huang J. Neural Network-based Adaptive Dynamic Surface Control for a Class of Uncertain Nonlinear Systems in Strict-feedback Form [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 2005, 16(1): 195-202.

(上接第 867 页)

- [3] Mousseau V, Slowinski R. Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples [J]. *J of Global Optimization*, 1998, 12(2): 157-174.
- [4] An Ngo The, Mousseau V. Using Assignment Examples to Infer Category Limits for the ELECTRE TRI Method [J]. *J of Multi-criteria Decision Analysis*, 2002, 11(1): 29-43.
- [5] Beuthe M, Scannella G. Comparative Analysis of UTA Multicriteria Methods [J]. *European J of Operations Research*, 2001, 130(2): 246-262.
- [6] Zopounidis C, Doumpos M. Multi-group Discrimination Using Multi-criteria Analysis: Illustrations from the Field of Finance [J]. *European J of Operational Research*, 2002, 139(2): 371-389.
- [7] Yang J B. Rule and Utility Based Evidential Reasoning Approach for Multiattribute Decision Analysis under Uncertainties [J]. *European J of Operational Research*, 2001, 131(1): 31-61.
- [8] 玄光男, 程润伟. *遗传算法与工程设计* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004 (Gen M S, Cheng R W. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004)

(上接第 872 页)

- [2] Bobick A, Wilson A. A State-based Technique for the Summarization and Recognition of Gesture [A]. *Proc of Int Conf on Computer Vision* [C]. Cambridge, Britain, 1995: 382-388.
- [3] Isard M, Blake A. Condensation-conditional Density Propagation for Visual Tracking [J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [4] Nummiaro K, Koller M E, Van G L. Object Tracking with an Adaptive Color-based Particle Filter [A]. *Proc of the Symposium for Pattern Recognition of the DAGM, LNCS 2449* [C]. Switzerland: September, 2002: 353-360.
- [5] Olson T, Brill F. Moving Object Detection and Event Recognition Algorithms for Smart Cameras [A]. *Proc of DARPA Image Understanding Workshop* [C]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1997: 159-175.
- [6] Friedman N, Russell S. Image Segmentation in Video Sequences: A Probabilistic Approach [A]. *Proc of the 13th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence* [C]. San Francisco, 1997: 175-181.
- [7] Coraluppi S, Grimmer D. Intra-ping Timing Issues in Multistatic Sonar Tracking [A]. *Proc of the 7th Int Conf on Information Fusion* [C]. Stockholm, 2001: 510-517.