基于风险加权的同构化区间型多属性决策新算法

周启海[1,2,3] 李 燕[1,2] 黄 涛[1,2,3] 韩在兴[1,2] 李余君[1,2]

(西南财经大学信息技术应用研究所 成都 610074)[1] (西南财经大学经济信息工程学院 成都 610074)[2]

(西南财经大学中国支付体系研究中心 成都 610074)[3]

摘 要 多属性决策问题的复杂性、决策因素影响的不确定和传统评判方法的局限性，使不确定决策因素的属性测度常常难以精确量化，往往只能用区间数进行大致估量。为了精确量化表征属性决策因素测度值不确定性，根据同构化基本原理与相似性科学相关理论及相关思想，针对区间型多属性决策问题提出了一种基于同构化多属性决策新方法的新算法。该新算法的主要特点是：1)提出了决策者风险偏好权重；2)采用了同构化风险测度三元组(拟下限相似度，风险程度，风险偏好值)，来精确量化决策过程中存在的风险程度以及决策者对此风险程度的偏好；3)生成了可描述各属性与决策目标关系的标杆方案；4)定义了方案相似度新概念；5)构造了风险加权相似度量算子(RWSMO)，来度量各决策方案与标杆方案之间风险加权相似度的大小；6)挑选出风险加权相似度最大的方案作为最优或满意方案。

关键词 区间型决策，同构化，多属性，风险加权相似度，标杆方案

中图法分类号 C934 **文献标识码** A

New Isomorphic Algorithm of Interval Multi-attributes Decision-making Based on Risk-weighted Similarity

ZHOU Qi-hai[1,2,3] LI Yan[1,2] HUANG Tao[1,2,3] HAN Zai-xing[1,2] LI Yu-jun[1,2]

(Research Institute of Information Technology Application, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)[1]

(School of Economic Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)[2]

(Research Center for China Payment System, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)[3]

Abstract With the complexity of multi-objective decision making, the indefinite of policy-making factor influence and the limitation of traditional judgment method, precisely measuring the attributes' values is very difficult frequently, so the attributes' values often can be only estimated approximately by using the interval number. For precisely quantify uncertainty, according to the isomorphic fundamental principles and the relative theories and the thought of the similar science, a new algorithm based on an isomorphism multi-objective decision-making new method was proposed. The new algorithm's main characteristics are: 1) propose the policy-maker risk preference weight; 2) use the isomorphism risk measure triad (Low limit similarity, Risk degree, Risk preference value) to precisely quantify the risk-degree existing in the decision-making process; 3) produce pole plan to describe the relationship between various attributes and the policy-making goal; 4) define the new concept—plan similarity; 5) construct risk-weighting similar measure operator (RWS-MO), to measure the risk-weighting similarity size between decision scheme and the pole plan; 6) pick out the plan with the maximum of risk-weighting similar measure (RWSM) as the optimum or satisfied plan.

Keywords Interval multi-attributes decision-making, Isomorphic, Multi-attributes, Risk-weighted similarity, Pole plan

1 引言

多属性决策问题是决策科学、系统工程、管理科学等领域的研究热点，在现实生活中也有着十分广泛而重要的运用。决策属性取单实值的多属性决策问题在目前已经研究得比较透彻了。但在实际应用中，由于信息的不完备性或属性自身的特点等，人们常常会遇到属性的取值为区间数的多属性决策问题。出于实践需要，区间型多属性决策问题近些年来逐渐受到一些学者的关注，文献[1-7]分别从不同的角度对区间型多属性决策问题进行了研究。一方面，属性的评测值的区间性，决定了决策过程中必然存在不确定性，使人们在不确定条件下进行决策时总会面临决策风险；另一方面，不同决策者对风险的偏好程度不同，又决定了对同一方案评估值可能不同，从而使人们的不确定条件决策风险可能加大。但已有的区间型多属性决策方法及其算法，尚鲜见深层考虑决策者风险偏好程度。

为此，本文根据同构化基本原理与相似性科学相关理论及相关思想，在区间型多属性决策方法及其算法研究中，对决

到稿日期：2008-01-29

周启海(1947－)，男，教授，博(硕)士生导师，主要研究方向为财经计算、算法研究与应用、同构化信息处理、计算几何等，E-mail：zhouqh@swufe.edu.cn；**李 燕**(1983－)，男，硕士研究生，主要研究方向为信息技术及管理；**黄 涛**(1972－)，男，博士生，讲师，主要研究方向为计算机应用；**韩在兴**(1985－)，男，硕士研究生，主要研究方向为数据分析及管理；**李余君**(1985－)，男，硕士研究生，主要研究方向为计算机应用。

策者风险偏好程度予以量化测度与算法刻画，并通过"同构化风险测度三元组(拟下限相似度，风险程度，风险偏好值)、风险加权相似度(RWSM)及其度量算子(RWSMO)、标杆方案"等新方法、新手段及其算法表征，来构造性描述和测控决策过程中的决策风险，进而优选出其风险加权相似度最接近 1 的待决策方案作为最优或满意方案。实证了本文决策方法与算法的可行性和实用性。

2 预备知识

本文所讨论的属性取值类型，既可为成本型(或称极小型，即越小越好)，也可为效益型(或称极大型，即越大越好)。

设 $A=\{A_1,A_2,\cdots,A_n\}$ 为待决策方案集，$U=\{u_1,u_2,\cdots,u_m\}$ 为属性集；$\tilde{v}_{ki}$ 表示方案 $A_k(k=1,2,\cdots,n)$，按属性 $u_i(i=1,2,\cdots,m)$ 进行测度所得到的区间值 $[v_{ki}^L,v_{ki}^R]$，并可由此而得其区间数决策矩阵 $\tilde{V}=[\tilde{v}_{ki}]_{n\times m}$。设属性 $u_1,u_2,\cdots,u_m$ 的专家权重值分别为 $\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m$，其中 $\omega_i\geqslant 0(i=1,2,\cdots,m)$，且 $\omega_1+\omega_2+\cdots+\omega_m=1$。

定义 1 假设 v_{0i} 为属性 $u_i(i=1,2,\cdots,m)$ 的最佳取值(即仅考虑属性 u_i 时，v_{0i} 为在集合 $\tilde{v}_{1i}\cup\tilde{v}_{2i}\cup\cdots\cup\tilde{v}_{ni}$ 内使决策目标达到最优或满意时的属性 u_i 取值)，则称方案 $(v_{01},v_{02},\cdots,v_{0m})$ 为标杆方案，记为 A_0。

集合 $\tilde{v}_{1i}\cup\tilde{v}_{2i}\cup\cdots\cup\tilde{v}_{ni}$ 所构成的总取值区间的最左端值、最右端值，分别用 v_i^L,v_i^R 表示；单区间值 $\tilde{v}_{ki}$ 的最左端值、最右端值，分别用 v_{ki}^L,v_{ki}^R 表示；其中，$k=1,2,\cdots,n$，而 $i=1,2,\cdots,m$。

2.1 偏离度算子群定义

(1)属性 u_i 的左偏离度算子，定义为

$\| u_i \dot{-} v_{0i} \|_L = v_{0i}-v_i^L,(i=1,2,\cdots,m)$

(2)属性 u_i 的右偏离度算子，定义为

$\| u_i \dot{-} v_{0i} \|_R = u_i^R-v_{0i},(i=1,2,\cdots,m)$

(3)属性 u_i 的最大偏离度算子，定义为

$\| u_i \| =\max(\| u_i \dot{-} v_{0i} \|_L, \| u_i \dot{-} v_{0i} \|_R),(i=1,2,\cdots,m)$

(4)方案 A_k 与标杆方案 A_0 关于成本(效益)型属性 u_i 的最小(大)偏离度算子，定义为

$\| \tilde{u}_{ki} \dot{-} v_{0i} \|_L = |u_{ki}^L - v_{0i}|$

(5)方案 A_k 与标杆方案 A_0 关于成本(效益)型属性 u_i 的最小(大)偏离度算子，定义为

$\| \tilde{v}_{ki} \dot{-} v_{0i} \|_R = |v_{ki}^R - v_{0i}|$

2.2 风险评价标度与决策者风险偏好测度

对于某一特定的决策者而言，对不同程度的风险都会表现出一定的偏好(这种偏好程度可能是基于决策者本人个性、客观环境或两者兼有)。据此，在进行决策前可让决策者对自身的风险偏好进行评估，构造决策者风险偏好表，如表 1 所示。表 1 中，在各风险评价标度体系中，各风险评价值所代表的风险程度随着下标的增大而增大。λ 值表示决策者对相应风险程度的偏好，λ 值越大表示决策者对相应的风险程度越偏好。上表中共有 P 个风险评估标度体系，位置越往下的风险评估标度体系中所含的风险评价级数越多，因而对风险的刻画越细腻。P 值的确定应根据决策者对风险的态度、项目对风险的敏感程度等实际情况决定。

表 1 决策者风险偏好表

风险评价标度	风险偏好程度
$R_2=\{r_1^2,r_2^2\}$	$W=\{\lambda_1^2,\lambda_2^2\},\lambda_1^2+\lambda_2^2=1,0\leqslant\lambda_1^2,\lambda_2^2\leqslant 1$
$R_3=\{r_1^3,r_2^3,r_3^3\}$	$W=\{\lambda_1^3,\lambda_2^3,\lambda_3^3\}\lambda_1^3+\lambda_2^3+\lambda_3^3=1\ 0\leqslant\lambda_1^3,\lambda_2^3,\lambda_3^3\leqslant 1$
⋮	⋮
$R_p=\{r_1^p,\cdots,r_p^p\}$	$W=\{\lambda_1^p,\cdots,\lambda_p^p\}\lambda_1^p+\lambda_2^p+\cdots+\lambda_p^p=1$ $0\leqslant\lambda_i^p\leqslant 1,i=1,2,\cdots,p$

定义 2 当属性 u_i 为成本(效益)型时，$1-\frac{\| \tilde{v}_{ki} \dot{-} v_{0i} \|_L}{\| u_i \|}$ 为方案 A_k 与标杆方案 A_0 关于属性 u_i 的相似度的上(下)限，记为 ℓ_{ki}^L.$(i=1,2,\cdots,m),(k=1,2,\cdots,n)$。

定义 3 当属性 u_i 为成本(效益)型时，$1-\frac{\| \tilde{v}_{ki} \dot{-} v_{0i} \|_R}{\| u_i \|}$ 为方案 A_k 与标杆方案 A_0 关于属性 u_i 的下(上)限相似度，记为 ℓ_{ki}^R。$(i=1,2,\cdots,m),(k=1,2,\cdots,n)$。

显然，方案 $A_k(k=1,2,\cdots,n)$ 与标杆方案 A_0 关于属性 u_i $(i=1,2,\cdots,m)$ 的相似度介于 ℓ_{ki}^L 与 ℓ_{ki}^R 之间。至于在两者之间的具体位置，用已有的信息无法精确地确定，这就意味着决策者在进行决策时要承担相应的决策风险。对此，如何进行有效的估计是区间型决策所讨论的要害问题之一。人们已经构造出了一些方法来解决此类决策问题(例如概率、模糊集、粗糙集、灰色理论等方法)，但本文试图从决策者对风险偏好的角度来讨论此问题。为此，特意使用同构化风险测度三元组(拟下限相似度，风险程度，风险偏好值)来刻画决策过程中存在的风险程度，以及决策者对相应风险程度的偏好：

当决策者认为相似度不小于某一值(拟下限相似度)时所承担的风险值(风险程度)，以及决策者对此风险程度的偏好(风险偏好值)，记此三元组中的拟下限相似度为 ℓ_j^{ki}，且 $\ell_j^{ki}=1-\frac{|v_j^{ki}-v_{0i}|}{\| u_i \|},(j=1,2,\cdots,p[k,i])$。其中，$p[k,i]$ 表示在刻画风险(由区间值 $\tilde{v}_{ki}$ 的不确定性而带来的风险)时所采用的风险评估标度体系中所包含的风险级别的个数。将区间 $\tilde{v}_{ki}$ 平分成 $p[k,i]-1$ 等分，此时会得到 $p[k,i]$ 个分割点(包含区间值 $\tilde{v}_{ki}$ 的左右端点)。当属性 u_i 为效益(成本)型时，将 $p[k,i]$ 个分割点按升(降)序进行排列。v_j^{ki} 表示此序列中的第 j 个点。例如，不妨设属性 u_i 为效益型。评测属性 u_i 时采用的是 0 到 1 的打分值，且方案 A_k 对属性 u_i 的评测值 $\tilde{v}_{ki}$ 为 $[0.4,0.6]$。显然 $v_{0i}=1$。假设所采用的风险评估标度为 $R_3=\{r_1^3,r_2^3,r_3^3\}$，则可以得到 3 个三元组 $(1-\frac{1-0.4}{1},r_1^3,\lambda_1^3)$，$(1-\frac{1-0.5}{1},r_2^3,\lambda_2^3)$ 以及 $(1-\frac{1-0.6}{1},r_3^3,\lambda_3^3)$。

对 $p[k,i]$ 值的确定，可按如下方法进行：

(1)求出区间 $\tilde{v}_{ki}$ 的长度 $c_{ki}=v_{ki}^R-v_{ki}^L$，令 $\max=\{c_{ki},i=1,2,\cdots,m;k=1,2,\cdots,n\}$，求出 $\sigma=\frac{\max}{p-1}$(p 为决策者风险偏好表中含风险级数最多的风险标度体系中所含风险级别的个数)；

(2)若区间 $\tilde{v}_{ki}$ 的长度 c_{ki} 能被 σ 整除，则 $p[k,i]=\frac{c_{ki}}{\sigma}+1$；若 c_{ki} 不能被 σ 整除，则 $p[k,i]=\left[\frac{c_{ki}}{\sigma}\right]+2$，其中符号 $[x]$ 表示取实数 x 的整数 $(i=1,2,\cdots,m)(k=1,2,\cdots,n)$。同时求出区间 $\tilde{v}_{ki}$ 的 $p[k,i]-1$ 等的 $p[k,i]$ 个等分点 $\{v_1^{ki},v_2^{ki},\cdots,v_{p[k,i]}^{ki}\}$(包括区间 $\tilde{v}_{ki}$ 的左右端点)。

定义 4 称$\sum_{j=1}^{p[k,i]}\lambda_j^{p[k,i]}\ell_j^{ki}$为方案$A_k$与标杆方案$A_0$关于属性$u_i$的风险加权相似度，记为$\ell_{ki}(k=1,2,\cdots,n)$ $(i=1,2,\cdots,m)$，显然$0\leqslant\ell_{ki}\leqslant1$。

定义 5 称$\sum_{i=1}^{m}\omega_i\ell_{ki}$为方案$A_k$与标杆方案$A_0$的风险加权相似度，记为$\ell_k(k=1,2,\cdots,n)$。

显然：$0\leqslant\ell_k\leqslant1$；当$\ell_k=1$时，风险加权相似程度最大；当$\ell_k=0$时，风险加权相似程度最小。

3 决策算法的构造

3.1 风险加权相似度量算子(RWSMO)

设 RWSMO：$\tilde{S}^m\to R$，其中$\tilde{S}^m$是由n个m维区间值向量所构成的集合。

$$\ell_k=RWSMO_{W,B}(\tilde{v}_{k1},\tilde{v}_{k2},\cdots,\tilde{v}_{km})=\sum_{i=1}^{m}\omega_i\ell_{ki}=\sum_{i=1}^{m}\omega_i\sum_{j=1}^{p[k,i]}\lambda_j^{p[k,i]}\ell_j^{ki}=\sum_{i=1}^{m}\omega_i\sum_{j=1}^{p[k,i]}\lambda_j^{p[k,i]}\left(1-\frac{|v_j^{ki}-v_{0i}|}{\|u_i\|}\right)$$

其中，$W=\{W_{ki}\mid k=1,2,\cdots,n,i=1,2,\cdots,m\}$，$W_{ki}=(\lambda_1^{p[k,i]},\lambda_2^{p[k,i]},\cdots,\lambda_{p[k,i]}^{p[k,i]})$为$\ell_1^{ki},\ell_2^{ki},\cdots,\ell_{p[k,i]}^{ki}$之间的决策者风险偏好权重向量。$B=(\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m)$为属性$u_1,u_2,\cdots,u_m$的专家权重向量。$\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m$分别为属性$u_1,u_2,\cdots,u_m$的权重值。$\tilde{v}_{ki}$表示方案$A_k(k=1,2,\cdots,n)$按属性$u_i(i=1,2,\cdots,m)$进行测度所得到的区间值。$v_{0i}$表示标杆方案$A_0$对属性$u_i(i=1,2,\cdots,m)$的取值。

3.2 决策算法

在构造算法之前，需要先做如下两方面的工作：

(1)确定各属性是成本型还是效益型，方法是：若属性u_i $(i=1,2,\cdots,n)$的取值与决策目标同向变动，则属性u_i为效益型，且不妨记$u_i=1$，以表示属性u_i为效益型；反之属性u_i为成本型，且记$u_i=0$。

(2)决策者对自身的风险偏好进行衡量，构造决策者风险偏好表。即决策者根据自身收益风险偏好构造p(p的具体值由决策者根据自身收益风险偏好决定)个数组，$\{\lambda_1^2,\lambda_2^2\}$，$\{\lambda_1^3,\lambda_2^3,\lambda_3^3\}$，$\cdots$，$\{\lambda_1^p,\cdots,\lambda_p^p\}$。

据此，可构造新算法如下：

算法 Decision_making

输入：

(1)各方案的属性值$\tilde{v}_k=(\tilde{v}_{k1},\tilde{v}_{k2},\cdots,\tilde{v}_{km})$，$k=(1,2,\cdots,n)$，其中$m$为属性的个数，$n$为方案的个数。共有$m\times n$个区间，记$v_{ki}^R$为区间$\tilde{v}_{ki}$的右端点值，记$v_{ki}^L$为区间$\tilde{v}_{ki}$的左端点值。

(2)$(u_1,u_2,\cdots,u_n)$。

(3)$\{\lambda_1^2,\lambda_2^2\}$，$\{\lambda_1^3,\lambda_2^3,\lambda_3^3\}$，$\cdots$，$\{\lambda_1^p,\cdots,\lambda_p^p\}$以及属性个数$m$值与方案个数$n$值。

输出：最优或满意决策方案

开始

步骤 1 分别求出集合$\tilde{v}_{1i}\cup\tilde{v}_{2i}\cup\cdots\cup\tilde{v}_{ni}$的右端点值及左端点值，分别标记为$v_i^R$，$v_i^L$，$(i=1,2,\cdots,n)$。

步骤 2 若$u_i=1$，则$v_{0i}=v_i^R$；若$u_i=0$，则$v_{0i}=v_i^L(i=1,2,\cdots,n)$，并求出其标杆方案$A_0=(v_{01},v_{02},\cdots,v_{0m})$。

步骤 3 按公式

$\|u_i\|=\max(\|u_i\dot{-}v_{0i}\|_L,\|u_i\dot{-}v_{0i}\|_R)=(v_{0i}-v_i^L,u_i^R-v_{0i})$ $(i=1,2,\cdots,m)$，求出各属性取值的最大偏离度$\|u_i\|$。

步骤 4 按如下方法求出值$p[k,i]$：(1)求出区间$\tilde{v}_{ki}$的长度$c_{ki}=v_{ki}^R-v_{ki}^L$，令$\max=\{c_{ki},i=1,2,\cdots,m;k=1,2,\cdots,n\}$。求出$\sigma=\frac{\max}{p-1}$($p$为决策者风险偏好表中含风险级数最多的风险标度体系中所含风险级别的个数)；(2)若区间$\tilde{v}_{ki}$的长度c_{ki}能被σ整除，则$p[k,i]=\frac{c_{ki}}{\sigma}+1$；若$c_{ki}$不能被$\sigma$整除，则$p[k,i]=\left[\frac{c_{ki}}{\sigma}\right]+2$，其中符号$[x]$表示取实数$x$的整数部分$(i=1,2,\cdots,m)(k=1,2,\cdots,n)$。同时求出区间$\tilde{v}_{ki}$的$p[k,i]-1$等份的$p[k,i]$个等分点(包括区间$\tilde{v}_{ki}$的左右端点)。当属性$u_i$为效益型即$u_i=1$时，区间$\tilde{v}_{ki}$的$p[k,i]-1$等份的$p[k,i]$个等分点按升序排列构成序列$v_1^{ki},v_2^{ki},\cdots,v_{p[k,i]}^{ki}$；当属性$u_i$为成本型即$u_i=0$时，区间$\tilde{v}_{ki}$的$p[k,i]-1$等份的$p[k,i]$个等分点，按降序排列构成序列$v_1^{ki},v_2^{ki},\cdots,v_{p[k,i]}^{ki}$。

步骤 5 按公式$\ell_j^{ki}=1-\frac{|v_j^{ki}-v_{0i}|}{\|u_i\|}$，$(j=1,2,\cdots,p[k,i])$求出方案$A_k(k=1,2,\cdots,n)$与标杆方案$A_0$关于属性$u_i$ $(i=1,2,\cdots,m)$的所有可能的拟下限相似度，并构造相应的二元组(ℓ_j^{ki}、风险偏好值)。其中$i=1,2,\cdots,m$；$k=1,2,\cdots,n$；$j=1,2,\cdots,p[k,i]$。

步骤 6 按公式$\ell_{ki}=\sum_{j=1}^{p[k,i]}\lambda_j^{p[k,i]}\ell_j^{ki}$求出方案$A_k$与标杆方案$A_0$关于属性$u_i$的风险加权相似度$(i=1,2,\cdots,m;\ k=1,2,\cdots,n)$。

步骤 7 按公式$\ell_k=\sum_{i=1}^{m}\omega_i\ell_{ki}(k=1,2,\cdots,n)$，求出方案$A_k$与标杆方案$A_0$的风险加权相似度。

步骤 8 对$\ell_k(k=1,2,\cdots,n)$进行有序化处理，选出其中风险加权相似度最接近 1 的方案，作为最优或满意决策方案。结束。

4 算例实证分析

把德才优秀的人才选拔到重要岗位的干部考核、选拔，是颇具代表性的多因素决策问题。假设某单位人力资源部的典型人才选拔案例[8]过程如下：

(1) 制定 6 项考核指标(即效益型属性)：思想品德(u_1)、工作态度(u_2)、工作作风(u_3)、文化水平和知识结构 (u_4)、领导能力(u_5)、开拓能力(u_6)；

(2) 民主测评、公正推荐：由群众对各候选人(含指定和自选候选人)的各项指标分别打分(限定最低为 0 分，满分为 10 分)；

(3) 测评数据统计初步处理：利用有关初选方法(例如低限得分最高的前 5 名，或者高限得分最高的前 5 名，或者高、低限得分均值最高的前 5 名)，从各候选人中确定 5 名入围候选人$A_k(k=1,2,\cdots,5)$；

(4) 由人力资源部从这 5 人中择优选拔 1 人出任新职。

一般说来，因群众对同一候选人所给出的考核指标值(属性值，即其得分)不尽相同，故经统计初步处理后的每位候选人(即个人方案)的各考核指标属性值，通常是以区间数形式$[a,b]$给出；其中$0\leqslant a\leqslant10$，$0\leqslant b\leqslant10$。

对此，可利用本文算法来处理其人才选拔案例：

(下转第 221 页)

结束语 本文提出了一种基于二代 bandelets 域的 BHMT 多尺度图像分割算法,这种算法利用了二代 bandelets 系数表示几何奇异性的优点,并用隐马模型对不同尺度间系数关系进行建模。对多种合成纹理图像和真实图像的分割实验,均得到了比较满意的分割结果。本文算法所需时间要大于 WHMT 算法,这是因为 bandelets 分解过程所需时间较长,而模型训练和应用模型进行分割所需的时间与 WHMT 算法相似。

参 考 文 献

[1] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. IEEE Transaction on Signal Process, 1998, 46(4): 886-902

[2] Choi H , Baraniuk R G . Multiscale image segmentation using wavelet domain hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(9): 1309-1321

[3] Fan G L, Xia X G. A joint multicontext and multiscale approach to Bayesian image segmentation[J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2001, 39(12): 2680-2688

[4] Sun Qiang, Gou Shui ping, Jiao Li cheng. A new approach to unsupervised image segmentation based on wavelet domain hidden Markov tree models[C]// ICIAR2004. Portugal: Porto, 2004: 41-48

[5] Po D D-Y, Do M N. Directional Multiscale Modeling of Images using the Contourlet Transform[J]// Statistical Signal Processing, 2003 IEEE Workshop on. 2003: 262-265

[6] Raghavendra B S, Bhat P S. Contourlet Based Multiresolution Texture Segmentation Using Contextual Hidden Markov Models// CIT 2004, LNCS 3356. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2004. 2004: 336-343

[7] 焦李成,谭山. 图像多尺度几何分析:回顾和展望. 电子学报, 2003, 31(12A): 43-50

[8] 沙宇恒,丛琳,孙强,等. 基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割. 红外与毫米波学报, 2005, 24(6)

[9] Pennec E L, Mallat S. Sparse Geometric Image Representations with Bandelets. IEEE Transactions on Images Processing, 2005, 14(4)

[10] Gabriel Peyr'e, St'ephane Mallat. Discrete Bandelets with Geometric Orthogonal Filters // Proceedings of ICIP. Palaisau Codex, France, September 2005

[11] 焦李成,孙强. 多尺度变换域图像的感知与识别进展和展望. 计算机学报, 2006, 29(2)

(上接第 200 页)

表 2 区间数决策矩阵 $\tilde{V}$ 案例

	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6
A_1	[7,9]	[7,8]	[7,8]	[8,10]	[7,9]	[8,9]
A_2	[8,9]	[9,10]	[7,9]	[7,8]	[7,8]	[8,9]
A_3	[7,8]	[7,9]	[7,9]	[9,10]	[6,7]	[7,9]
A_4	[7,9]	[7,8]	[9,10]	[7,8]	[6,8]	[7,9]
A_5	[7,9]	[7,9]	[7,10]	[7,8]	[7,8]	[7,9]

表 3 决策者风险偏好表

风险评价标度	风险偏好程度
$R_2=\{r_1^2, r_2^2\}$	$W=\{\lambda_1^2, \lambda_2^2\}=(0.4, 0.6)$
$R_3=\{r_1^3, r_2^3, r_3^3\}$	$W=\{\lambda_1^3, \lambda_2^3, \lambda_3^3\}=(0.2, 0.3, 0.5)$
$R_p=\{r_1^4, r_2^4, r_3^4, r_4^4\}$	$W=\{\lambda_1^4, \lambda_2^4, \lambda_3^4, \lambda_4^4\}=\{0.1, 0.2, 0.25, 0.45)$

表 4 决策者风险偏好度表

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
e_k	0.8215	0.8555	0.8085	0.8185	0.82725

第 1 步 利用各候选人(即个人方案)的考核指标属性值,可构成其区间数决策矩阵 $\tilde{V}$,如表 2 所示。

第 2 步 根据该单位人力资源部人才选拔条件可知,使表 2 中 6 个效益型属性的决策目标达到最优或满意的标杆方案,显然可得 $A_0=(u_1, u_2, \cdots, u_6)=(1, 1, \cdots, 1)$。

第 3 步 假设该单位人力资源部(即决策者)对自身的风险偏好进行衡量后,可构造出其决策者风险偏好表,如表 3 所示。

第 4 步 该单位人力资源部利用本文新算法 Decision_making,对此多属性决策问题进行人才选拔处理,并可得其决策者风险偏好度表,如表 4 所示。

第 5 步 从各候选人 A_i(i=1,2,…,5)中,选出其决策者风险偏好度最高者出任新职;因 $\ell_2>\ell_5>\ell_1>\ell_4>\ell_3$,故候选人 A_2 是最佳候选人,因而此人该出任新职。

此实例结果与其实际需求相吻合。

结束语 随着社会、经济、生态的不断发展,人们面对的社会、经济、生态问题日益复杂化,近年来日渐受不少研究者关注的多属性决策问题即是其中之一。多属性决策问题的复杂性、决策因素影响的不确定和传统评判方法的局限性,使不确定决策因素的属性测度常常难以精确量化,而往往只能用区间数进行大致估量。本文为了精确量化表征属性决策因素测度值不确定性,根据同构化基本原理与相似性科学相关理论及相关思想,针对区间型多属性决策问题提出了一种基于同构化多属性决策的"概念简明、思路自然,计算简便、意义明确、方法可行、结果可信"的新方法与新算法,为较好地反映和适应了决策者风险偏好程度及其影响的决策支持需求,提供了一种新尝试。

参 考 文 献

[1] 徐泽水. 求解不确定型多属性决策问题的一种新方法[J]. 系统工程学报, 2002, 17(2): 177-181

[2] Atanassov K. Operators over interval-valued intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 64 (2): 159-174

[3] Bustince H, Burillo P. Correlation of interval-valued intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 74 (2): 237-244

[4] 谭旭,高妍方,陈英武. 区间型多属性决策求解新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(7): 1082-1085

[5] 刘华文,姚炳学. 区间数多指标决策的相对隶属度法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(7): 903-905

[6] 徐泽水,达庆利. 区间型多属性决策的一种新方法[J]. 东南大学学报, 2003, 33 (4): 498-501

[7] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219

[8] 徐泽水. 几类多属性决策方法的研究[D]. 东南大学博士论文. 2003: 65