

利用区间分析的空间信息智能分发决策

夏 宇^{1,2,3} 朱欣焰²

(1 江西师范大学鄱阳湖湿地与流域研究教育部重点实验室,南昌市紫阳大道 99 号,330022)

(2 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉市珞喻路 129 号,430079)

(3 江西师范大学地理与环境学院,南昌市紫阳大道 99 号,330022)

摘 要:分析了经典多属性决策方法 TOPSIS 应用于空间信息的决策问题的局限性:缺乏求解空间信息的决策属性的理想解的方法,且难以获取空间信息的决策属性的效用度。针对该问题,引入区间分析的方法,对 TOPSIS 方法进行了扩展,提出了基于 E-TOPSIS 方法的分发决策算法。实验结果表明,基于 E-TOPSIS 方法能很好地进行空间信息智能分发决策。

关键词:区间分析;智能分发;多属性决策;效用度
中图分类号:P208

空间信息是国家的重要的基础性和战略性信息资源^[1]。目前的空间信息分发一般都是通过查询与下载的方式完成。分发模式存在以下问题:① 用户不能按任务的需求一次得到多种类型的信息,需分多次获取不同种类的信息;② 对于不同兴趣的用户,只要提供的查询条件相同,系统都返回相同的结果,不能反映不同用户的个性化需求;③ 对于用户的兴趣和需求,不能被系统“理解”,也就不能向用户提供主动的分发服务。

随着空间信息应用的深入,“以最方便快捷的方式、给最需要的人、提供最需要的服务”^[2]的智能化服务方式成为人们日益迫切的需求。空间信息分发决策是空间信息智能分发亟需解决的关键问题之一。

经典决策方法 TOPSIS 适合于解决传统数据的多属性决策问题^[3]。然而,由于现实世界中多属性决策问题的复杂性,属性数据不仅涉及各种数值型数据,而且涉及区间数、模糊数、直觉模糊数、区间直觉模糊数等复杂型数据,而 TOPSIS 方法不能适应于这些数据类型的数据。对 TOPSIS 方法进行改进使之适应于更多数据类型的数据是一种可行的途径^[4-6]。

为使 TOPSIS 方法能适应于区间数据类型的

多属性决策问题,代表性的改进方法分为两类:① 以文献[5]为代表,通过区间运算将 TOPSIS 方法扩展到区间属性的决策问题,但所求理想解的属性值是点类型的,因而这种方法简单,但不具有普适性;② 以文献[6]为代表的 I-TOPSIS 方法,决策属性局限在不确定型区间数据。总之,在现有的针对区间属性的 TOPSIS 改进方法中,由于没有顾及区间数的差异,缺乏适应空间信息智能分发决策问题的方法。

1 决策问题模型

决策问题一般是可以通过数学的方法和手段抽象成模型,而得以解决的方案选择或规划设计的问题^[7]。因此,决策问题的解决需要一定的准则,当需要解决的准则为多个时,就是多准则决策。多准则问题分为多目标决策与多属性决策两类^[8]。多属性决策问题最基本的数学模型可以描述为: $DR\{f(S)\}$, S 是决策变量; $\theta = \{S_i\}_{i=1}^s$ 是备选方案集; $f(S)$ 是决策属性的向量函数,由 s 个单属性函数 $f_i(S) |_{i=1}^s$ 组成,表示方案 S 在第 i 个属性 x_i 下的属性值;属性权重为 $w_i |_{i=1}^s$; DR 是依据 $f(S)$ 的决策规则。多属性决策问题可用决策

收稿日期:2013-04-18。

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012BAH35B03);江西省教育厅科技计划资助项目(GJJ12189);国家自然科学基金资助项目(41101369)。

矩阵表达如下:

$$F = (\alpha_{ji})_{t \times s} \quad (1)$$

式中, α_{ji} 是方案 S_j 在属性 x_i 下的属性值, 即 $\alpha_{ji} = f_i(S_j)$ 。

2 空间信息智能分发决策

空间信息智能分发决策问题中, 待分发的信息集 $S = \{S_{c(i)}\}_{i=1}^t$ 为备选方案集, 而决策属性集为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, 属性权值向量为 $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s)$, 分发决策即为从备选方案集中选择满意解的过程。

2.1 E-TOPSIS 方法

TOPSIS 是文献[9]提出的求解多属性决策问题的经典方法, 却难以适应于区间数等复杂决策属性的多属性决策。而目前对 TOPSIS 方法在适应区间数的决策问题进行的改进, 由于没有顾及区间数据的差异, 因而不能适应空间信息的智能分发决策问题。

在多属性决策问题中, 存在两种不同类型的区间数: ① 不确定型区间数, 包括由于主客观条件的限制而不能获取数据的精确值, 只能得到其所在的区间观测值, 如采样测量得到的数据在一定范围内存在着误差, 数据的观测值可表示为区间数; 由于事物的某些变化特征, 不能通过准确的数值型数据来表示, 而通过区间数来描述, 如全天的湿度变化、人体脉压的变化等; ② 覆盖型区间数, 这种区间数不是由事物的不确定性产生, 而是由事物属性的覆盖特征产生, 如遥感影像的地理经度范围、纬度范围、光谱范围等。

目前, TOPSIS 的改进方法实际上仅适合于不确定型区间数, 而对于覆盖型区间数则不适应。由于多属性决策中空间数据的决策属性的区间覆盖特征, 其属性值是难以效益化的, 而传统的数值型数据的理想解通过属性值的效益化求解, 区间属性数据则一般是将属性值视为服从区间上均匀分布的随机变量, 再通过效益化来求解。各种数值型数据的效用度分布示意图如图 1 所示。

数值型属性包括成本型和固定型等 6 种属性^[10], 从图 1 可见, 各种数值型属性的效用度随属性值而变化, 都可通过转化为效益型数据以求得理想解。

区间属性数据由于存在一定的宽度, 区间数之间关系较为复杂, 不存在统一的距离度量方法与序关系, 因而其效用度分布的描述则困难得多。以属性值为 $A_1 = [0, 0.1]$, $A_2 = [0.1, 0.2]$,

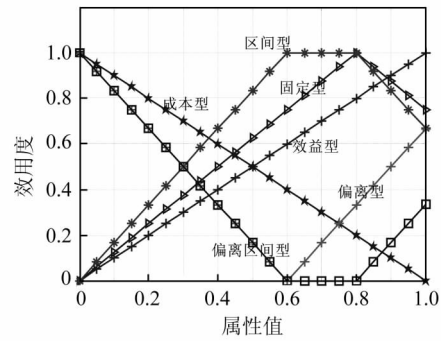


图 1 各种数值型属性数据的效用度分布示意图
Fig. 1 Schematic Distribution of Utility Degree of Numeric Attributes

..., $A_{10} = [0.9, 1.0]$ 等区间数为例, 采用基于可能度的区间数序关系法^[11], 可得属性值的序关系为 $A_{10} > A_9 > A_8 > A_7 > A_6 > A_5 > A_4 > A_3 > A_2 > A_1$, 图 2 为两类区间属性数据效用度分布的示意图。

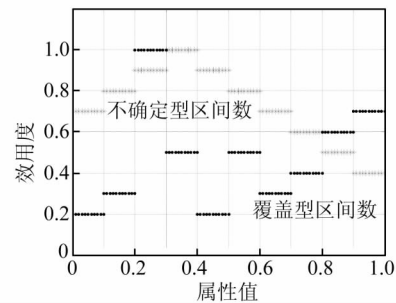


图 2 各种区间属性数据的效用度分布示意图
Fig. 2 Schematic Distribution of Utility Degree of Interval Attributes

图 2 中不确定型区间数的理想解为 A_4 , 而覆盖型区间数的理想解为 A_3 , 虽然效用度都为 1, 然而不确定型区间数的效用度随着与理想解的几何距离的增大而下降, 而覆盖型区间数的效用度和与理想解的几何距离没有显见的函数关系, 而造成这种现象的原因可归结为两类区间数的本质特征——事物的不确定性与属性覆盖特征。

为使 TOPSIS 方法适应于空间数据的决策属性数据的多属性决策, 需解决空间数据的决策属性的理想解的获取和空间数据的决策属性的效用度的计算问题。

本文提出的 E-TOPSIS 方法具体步骤如下。

1) 建立决策矩阵。

首先, 空间信息内容的形式化。空间信息内容可表达为 $S_c = \{X, D\}$, 其中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $x_i (i = 1, \dots, s)$ 为决策属性; $D = (D_1, D_2, \dots, D_s)$, D_i 为 S_c 在 x_i 下的属性值; 则对于 $S =$

$\{S_{c(i)}\}_{i=1}^t$, 下标集记为 $S_{id} = \{c(j)\}_{j=1}^t, \forall c(j) \in S_{id}, \exists S_{c(j)} = \{X, D_{(j)}\}$ 。

其次,构造决策矩阵:

$$F = (\gamma_{ji})_{t \times s} \quad (2)$$

式中, F 为方案集关于决策属性集的决策矩阵; γ_{ji} 为方案 $S_{c(j)}$ 在决策属性 x_i 下属性值。

2) 求理想解和负理想解。

首先,用户偏好模型记为 $\{C_u, R_u\}$, 其中 $C_u = \{X, W, V\}$, 式中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_s)$, $V = (V_1, V_2, \dots, V_s)$, $V_i = \{< I_{i,g}, s_{i,g} > | g=1, 2, \dots, m_i\}$, $I_{i,g}$ 为属性 x_i 的区间变量 Z_i 根据观测样本的上限和下限对样本空间进行非均匀分割的子区间, $s_{i,g}$ 为区间变量 Z_i 在子区间 $I_{i,g}$ 上的分布特征值; $R_u = \{r_i | i=1, 2, \dots, n\}$, 式中 $r_i | i=1, 2, \dots, n$ 为产生式规则。则对于用户集 $\Omega = \{u_1, \dots, u_r\}, \forall u_i \in \Omega, C_{u(i)} = \{X, W_{(i)}, V_{(i)}\}, R_{u(i)} = \{r_i | i=1, 2, \dots, n_i\}$ 。

其次,计算待分发信息集的理想解与负理想解:

$$A^* = (A_1^*, A_2^*, \dots, A_s^*) \quad A^0 = (A_1^0, A_2^0, \dots, A_s^0) \quad (3)$$

式中, A^* 为备选方案的理想解, A^0 为备选方案的负理想解, A_i^* 为 x_i 的理想解, A_i^0 为 x_i 的负理想解, $i=1, 2, \dots, s$; 设 C_u 中, 每个非均匀分割的子区间 $I_{i,g}$ 对应的区间数为 $I'_{i,g}$, 则 $A_i^* = I'_{i,g} = [I'_{i,g}^-, I'_{i,g}^+]$, iff $s_{i,g}^* = 1 \quad A_i^0 = I''_{i,g} = [I''_{i,g}^-, I''_{i,g}^+]$, iff $s_{i,g}^0 = 0$ 其中, A_i^* 为属性 x_i 的理想解, $I'_{i,g}$ 为属性 x_i 的非均匀分割子区间 $I_{i,g} (g=1, 2, \dots, m_i)$ 对应的效用度最大的区间数, $I'_{i,g}^-$ 和 $I'_{i,g}^+$ 分别为该区间数的下限和上限, 此时子区间记为 $I_{i,g}^*$, $s_{i,g}^*$ 为子区间 $I_{i,g}^*$ 对应的分布特征值; A_i^0 为属性 x_i 的负理想解, $I''_{i,g}$ 为属性 x_i 的效用度最小的区间数, $I''_{i,g}^-$ 和 $I''_{i,g}^+$ 分别为该区间数的下限和上限, 此时子区间为 $I_{i,g}^0$, $s_{i,g}^0$ 为子区间 $I_{i,g}^0$ 对应的分布特征值^[12]。

3) 求效用度。理想解和负理想解的特征距离的计算式为:

$$d_j^* = \|\gamma_j - A^*\|, d_j^0 = \|\gamma_j - A^0\| \quad (4)$$

式中, $\|\gamma_j - A\| = \sum_{i=1}^s \omega_i \times M(A_i, D_i)$,

$$M(A, B) = \begin{cases} 1 - \max_{I_g \cap B \neq \emptyset} \{s_g\}, & A \cap B \neq \emptyset \\ 1, & A \cap B = \emptyset \end{cases}$$

d_j^* 为方案 $S_{c(j)}$ 与理想解的特征距离, d_j^0 为方案 $S_{c(j)}$ 与负理想解的特征距离, γ_j 为方案 $S_{c(j)}$ 在各个属性 $x_i (i=1, 2, \dots, s)$ 的属性值向量; A^* 为备选方案的理想解; ω_i 是属性 x_i 的权值, A_i^* 为属性 x_i 的理想解, D_i 为方案 $S_{c(j)}$ 在属性 x_i 的属性

值, A 为方案的正理想解和负理想解, A_i 为属性 x_i 的正理想解和负理想解, B 为区间属性值。

备选方案效用度的计算:

$$\mu_j = d_j^0 - d_j^* \quad (5)$$

式中, μ_j 为方案 S_j 的效用度。因此, 效用度可通过式(4)~式(5)求得, 综合以上两式, 效用度的计算可简化为:

$$\mu_j = \sum_{i=1}^s (\omega_i \times \text{Uti}(A_i^*, D_i)) \quad (6)$$

$$\text{Uti}(A_i^*, D_i) = \begin{cases} \max_{I_{i,g} \cap D_i \neq \emptyset} \{s_{i,g}\}, & A_i^* \cap D_i \neq \emptyset \\ 0, & A_i^* \cap D_i = \emptyset \end{cases};$$

ω_i 是属性 x_i 的权值; A_i^* 为属性 x_i 的理想解; D_i 为方案 $S_{c(j)}$ 在属性 x_i 的属性值。

根据效用度 μ_j 值, 可得大于或等于给定阈值 ($C_j \geq T_r$) 的方案为满意解。

2.2 基于 E-TOPSIS 的分发决策算法

对于空间信息集 $S = \{S_{c(i)}\}_{i=1}^t$, 依据 $C = \{C_{u(i)}\}_{i=1}^r$ 计算效用度, 阈值为 $T_r, \forall u_i \in \Omega, S_{c(j)} \in S$, 满足效用度大于或等于给定阈值 T_r 的结果为 $R = \{< u_i, c(j) > | \mu(S_{c(j)}, C_{u(i)}) \geq T_r, u_i \in \Omega, c(j) \in S_{id}\}$; 因此, 通过 E-TOPSIS 分发决策方法, 可以得到分发候选对集 R 。对于 R , 利用 $R_{u(i)} = \{r_k\}_{k=1}^{n_i}$ 进行修正, 得到满足用户需求规则的分发决策结果集 $\{< u_i, c(j) > | \mu(S_{c(j)}, C_{u(i)}) \geq T_r, R_{u(i)}, u_i \in \Omega, c(j) \in S_{id}\}$ 。可见, 空间信息智能分发决策由两个阶段完成: ① 通过 E-TOPSIS 方法得到分发候选集; ② 通过结果修正得到用户需求的分发决策结果集。通过上述步骤, 建立基于 E-TOPSIS 的分发决策算法如下。

输入: 空间信息集 $S = \{S_{c(i)}\}_{i=1}^t$, 用户集 $\Omega = \{u_i\}_{i=1}^r$

输出: 需要分发的信息和用户集 $\{(u_i, S_{res(i)})\}_{i=1}^r$

1) 对于每个用户 $u_i, 1 \leq i \leq r$

$$\text{UPM}_{(i)} = \{C_{u(i)}, R_{u(i)}\}, 1 \leq i \leq r$$

2) 对于每个 i 从 1 到 r

执行步骤 3)~步骤 5)

3) if $\exists C_{u(i)}$, 用 $C_{u(i)}$ 进行效用度估计

对于每个 j 从 1 到 t

$$\text{Uti}(S_{c(j)}, C_{u(i)}) = \sum_{k=1}^s (\omega_k \times M(V_k, D_k))$$

(其中, D_k 为 $S_{c(j)}$ 在属性 x_k 的属性值; V_k 是属性 x_k 的分布特征; ω_k 是属性 x_k 的权值)

候选集 $S_{sec}(i) = \text{UtFilter}_{C_{u(i)}} \wedge T_r(S)$ (其中, T_r 为效用度估计的经验阈值)

else

$S_{sec}(i) = S$, 执行步骤 4)

4) if $\exists R_{u(i)}$, 执行结果修正

候选集 $S_{res}(i) = \text{Revision}R_{u(i)}(S_{sec}(i))$

else

$S_{res}(i) = S_{sec}(i)$, 保存 u_i 与待分发的信息 $S_{res}(i)$

5) 输出结果集 $\{(u_i, S_{res}(i)) \mid i=1,2,\dots,r\}$

3 实验分析

本文采用 NORAD 的 SGP4/SDP4 模型, 根据 HJ-1A/B 等卫星星历生成实验元数据。基于 E-TOPSIS 算法实现空间信息的分发决策, 具体求解过程如下。

1) 建立方案集关于属性集的决策矩阵。

实验数据内容可以表达为二元组的形式, 其中, 决策属性为地理经度、地理纬度、影像获取时间、光谱范围、地面分辨率, 参与算例分析的元数据 12 条。如:

$S_{c(1)} = \{ \langle x_1, [114.25, 115.53] \rangle, \langle x_2, [27.68, 28.60] \rangle, \langle x_3, [20110316, 20110316] \rangle, \langle x_4, [0.43, 0.52] \rangle, \langle x_5, [30.00, 30.00] \rangle \}$ 等。

将待分发的数据 $S_{c(1)}, S_{c(2)}, \dots, S_{c(12)}$ 作为方

$A^* = ([115.50, 116.50] \quad [28.00, 30.00] \quad [20110415, 20110601] \quad [0.5, 0.8] \quad [2.3, 3.5])$

$A^0 = ([118.00, 120.00] \quad [34.00, 35.00] \quad [20110620, 20110620] \quad [14.5, 15.0] \quad [30, 50])$

3) 求备选方案的效用度。

通过式(6)计算效用度的结果见表 1 所示。

表 1 实验数据对于 $C_{u(a)}$ 的效用度

Tab. 1 Utility Degree of Samples for $C_{u(a)}$

$S_{c(i)}$	$S_{c(1)}$	$S_{c(2)}$	$S_{c(3)}$	$S_{c(4)}$	$S_{c(5)}$	$S_{c(6)}$
	0.80	0.87	0.78	0.82	0.55	0.80
$\mu(S_{c(i)}, C_{u(a)})$	$S_{c(7)}$	$S_{c(8)}$	$S_{c(9)}$	$S_{c(10)}$	$S_{c(11)}$	$S_{c(12)}$
	0.85	0.79	0.79	0.50	0.70	0.37

若阈值为 0.6, 可得大于阈值的方案, 即与用户需求相关的候选数据集为 $S_{c(1)}, S_{c(2)}, S_{c(3)}, S_{c(4)}, S_{c(6)}, S_{c(7)}, S_{c(8)}, S_{c(9)}, S_{c(11)}$; 若阈值取经验值 0.8, 则与用户需求相关的候选数据集为 $S_{c(1)}, S_{c(2)}, S_{c(4)}, S_{c(6)}, S_{c(7)}$; 候选集再根据用户偏好模型的修正表达, 得到分发决策结果集为 $S_{c(1)}, S_{c(2)}, S_{c(4)}, S_{c(6)}, S_{c(7)}$ 。

经检验, 分发决策结果集符合用户需求。事实上, 由于空间信息的决策属性难以效益化(或成本化), 传统的 TOPSIS 方法无法得到空间信息分发决策结果集。传统 TOPSIS 效益化的目标是为了得到符合用户需求的理想解, 而 E-TOPSIS 方法改变了传统效益化的思路, 通过求解各个决策属性的非均匀分割子区间对应的效用度最大的区间数来获取理想解, 从而达到实现空间信息分发决策的目的。

案集, x_1, x_2, \dots, x_5 作为决策属性, 建立决策矩阵。

$$F = (\gamma_{ji})_{12 \times 5}$$

其中, $\gamma_{11} = [114.25, 115.53]$, $\gamma_{12} = [27.68, 28.60]$, \dots , $\gamma_{121} = [102.51, 103.84]$, $\gamma_{122} = [29.96, 30.89]$, \dots , $\gamma_{125} = [30.00, 30.00]$ 。

2) 建立理想解与负理想解。

通过用户查询过程建立的用户偏好模型记为 $\{C_{u(a)}, R_{u(a)}\}$, 其中, $C_{u(a)} = \{X, W, V\}$, $X = (x_1, \dots, x_5)$, $W = (w_1, \dots, w_5) = (0.29, 0.29, 0.17, 0.17, 0.07)$, $V = (V_1, \dots, V_5) = (\{ \langle [114.00, 115.00], 0.59 \rangle, \dots \}, \{ \langle [28.00, 30.00], 1.00 \rangle, \dots \}, \{ \langle [20110400, 20110415], 0.50 \rangle, \dots \}, \dots)$; $R_{u(a)} = \{r; \text{if } \langle \text{FileSize} \leq 1M \rangle, \text{ then } \langle \text{Not Delivery} \rangle\}$ 。

建立待分发信息集的理想解与负理想解; 取非均匀分割子区间对应的分布特征值最大的属性值组成的区间数向量为理想解, 分布特征值最小的属性值组成的区间数向量为负理想解, 可得一组理想解和负理想解为:

4 结语

空间信息智能分发决策是多学科交叉融合形成的学术前沿, 本文为适应多属性决策中空间信息的决策属性的特点, 提出了 E-TOPSIS 方法, 与传统的 TOPSIS 方法相比, 本文提出的方法存在两点不同: ① 理想解的获取方法, 由各属性的非均匀分割子区间对应的效用度最大的区间数组成; ② 备选方案效用度的计算方法, 该方法中的备选方案与理想解的距离度量为候选方案各属性值与理想解的各属性值对应的子区间特征值的加权距离。在此基础上, 提出了基于 E-TOPSIS 方法的空间信息的智能分发决策算法, 从而实现适应空间信息特点的智能分发决策。下一步将结合数据的空间特性与任务的需求, 从更深层语义理解用户需求, 以实现空间信息的智能分发。

参考文献

- [1] 李德仁, 王艳军, 邵振峰. 新地理信息时代的信息化测绘[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(1): 1-7
- [2] 柳林, 李德仁, 李万武, 等. 从地球空间信息学的角度对智慧地球的若干思考[J]. 武汉大学学报·信

- 息科学版, 2012, 37(10):1 248-1 251
- [3] Li Peiyue, Wu Jianhua, Qian Hui. Groundwater Quality Assessment Based on Rough Sets Attribute Reduction and TOPSIS Method in a Semi-arid Area, China[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2012, 184(8): 4 841-4 854
- [4] Jin H, Young P. Extension of the TOPSIS Method for Decision Making Problems Under Interval-valued Intuitionistic Fuzzy Environment [J]. Applied Mathematical Modeling, 2011, 35(5):2 544-2 556
- [5] Jahanshahloo G, Hosseinzadeh F, Izadikhah M. An Algorithmic Method to Extend TOPSIS for Decision-making Problems with Interval Data[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 175(2): 1 375-1 384
- [6] Silvio G. Interval TOPSIS for Multicriteria Decision Making [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2 486:56-63
- [7] 张全. 复杂多属性决策研究 [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2008
- [8] 徐玖平, 吴巍. 多属性决策的理论与方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006
- [9] Hwang C, Yoon K. Multiple Attributes Decision Making: Methods and Applications [M]. Berlin Heidelberg, Springer, 1981
- [10] 刘树林. 多属性决策理论方法与应用研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1997
- [11] Gisella F, Roberto G, Silvia M. Note on Ranking Fuzzy Triangular Numbers[J]. International Journal of Intelligent Systems, 1998, 13(7): 613-622
- [12] 夏宇. 面向空间信息智能分发的用户偏好模型研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2009

第一作者简介: 夏宇, 博士, 副教授, 研究方向为空间信息服务。
E-mail: geoxy@126.com

Intelligent Spatial Information Delivery Decision-Making by Using Interval Analysis

XIA Yu^{1,2,3} ZHU Xinyan²

(1 Key Laboratory of Poyang Lake Wetland and Watershed Research, Ministry of Education, Jiangxi Normal University, 99 Ziyang Road, Nanchang 330022, China)

(2 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(3 School of Geography and Environment, Jiangxi Normal University, 99 Ziyang Road, Nanchang 330022, China)

Abstract: The classical TOPSIS methods have their limitations when they are applied to spatial information. First, they lack methods for an ideal solution for decision-making attributes in spatial information. Second, they do not provide the utility degree for decision-making attributes. To solve these two problems, TOPSIS is extended by introducing interval analysis, and hence the E-TOPSIS-based algorithm for delivery decision-making is proposed. Experiments indicate that the E-TOPSIS-based algorithm is quite competent with intelligent spatial information delivery decision-making.

Key words: interval analysis; intelligent delivery; multiple attribute decision making; utility degree

About the first author: XIA Yu, Ph. D., associate professor. He majors in spatial information service.
E-mail: geoxy@126.com