

# 复杂系统评估指标的量化技术及权重分配

唐伟勤<sup>1,2</sup>

(1.华中科技大学 管理学院,湖北 武汉 430074;2.中南财经政法大学 安全科学与管理学院,湖北 武汉 430073)

摘 要:许多传统的关于指标量化技术提出的公式,在很多情况下,其指标值不能达到固定的值或区间,因此量化后的指标值不能等于1或0。为了克服这一缺陷,提出了一组新的量化公式,这组公式有较广泛的应用面,对于任意一组给定的指标值都能使量化后的至少一个指标值达到1或0。同时,传统的指标权重的确定方法主要有客观赋权法和主观赋权法,客观赋权法确定的权重优势与分目标的实际重要程度相悖,而主观赋权法又存在一定的主观随意性。提出了基于关联度的权重求法和基于满意度的权重求法两种新方法,避免了两类赋权法的缺憾。

关键词:指标量化技术;指标属性;关联度;满意度

中图分类号:F224.0

文献标识码:A

文章编号:1001-7348(2009)03-0116-03

## 0 引言

在复杂系统多指标评估中,指标是反映对象之间关系的指示量<sup>[1]</sup>,其原始数据一般来源于系统的各种渠道的统计资料,通常有以下4个特点:①指标不同,且量纲大都也不同;②不同指标之间,数量级大小相差悬殊;③同一指标的数据大小参差不齐,且大部分是离乱的,有明显的随机性;④多数数据有一定的灰色度,甚至出现短缺、虚假等现象。而不同量纲、不同数量级之间不便于比较,或者难以得到正确的比较结果。因此,为保证建立模型的质量、系统分析的正确结果以及决策的效果,对收集来的各指标的原始数据必须进行数据变换和处理(即量化),使其消除量纲、增强可比性、弱化随机性、初步显示出规律性。

## 1 复杂系统评估指标的量化

### 1.1 多指标的复杂系统模型

考虑如下复杂系统多指标评估问题:

$$(MOP)\max f(x)=(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$$

$$s.t. x \in X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$$

具体表示为:

$$A = \begin{matrix} & f_1 & f_2 & \dots & f_n \\ \begin{matrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_m \end{matrix} & \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

其中 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为方案集(对象空间), $D=\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 为指标集(属性空间), $a_{ij}=f_j(x_i), i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$ , 为方案 $x_i$ 在指标 $f_j$ 下的属性值, $A=(a_{ij})_{m \times n}$ 为指标值矩阵。

### 1.2 复杂系统评估指标类型

一般来说,指标的类型(属性)包括效益型、成本型、固定型、区间型、偏离型和偏离区间型6种。效益型属性是指标越大越好的属性,成本型属性是指标越小越好的属性,固定型属性是指标值越接近某固定值 $\alpha_j$ 越好的属性,区间型属性是指标值越接近某固定区间 $[q_1^j, q_2^j]$ (包括落入该区间)越好的属性,偏离型属性是指标值越偏离某固定值 $\beta_j$ 越好的属性,偏离区间型属性是指标值越偏离某区间 $[p_1^j, p_2^j]$ 越好的属性。记 $M=\{1, 2, \dots, m\}$ 为对象集的下标集合, $N=\{1, 2, \dots, n\}$ 为指标集的下标集合, $N_t(t=1, 2, \dots, 6)$ 分别表示效益型、成本型、固定型、区间型、偏离型和偏离区间型指标的下标集合,则有:

$$N = \bigcup_{t=1}^6 N_t$$

### 1.3 复杂系统评估指标量化方法的改进

对于上述6种不同属性的指标,其规范化方法(或量化技术)有很多,文献[2]中提出3组公式,但实际上,这3组公式均存在着不合理性,以第一组公式(公式(1)-(4))为例:

$$z_{ij} = \frac{\max_i |a_{ij} - \alpha_j| - |a_{ij} - \alpha_j|}{\max_i |a_{ij} - \alpha_j| - \min_i |a_{ij} - \alpha_j|}, i \in M, j \in N_3 \quad (1)$$

收稿日期:2007-07-12

作者简介:唐伟勤(1971-),女,湖北武汉人,华中科技大学管理学院博士研究生,中南财经政法大学安全科学与管理学院讲师,研究方向为安全生产管理、应急管理。

$$z_{ij} = \frac{\max_i \max_j \{a_{ij} - q_1^j, q_2^j - a_{ij}\} - \min_i \max_j \{a_{ij} - q_1^j, q_2^j - a_{ij}\}}{\max_i \max_j \{a_{ij} - q_1^j, q_2^j - a_{ij}\} - \min_i \max_j \{a_{ij} - q_1^j, q_2^j - a_{ij}\}}$$

$$i \in M, j \in N_4 \quad (2)$$

$$z_{ij} = \frac{|a_{ij} - \beta_j| - \min_i |a_{ij} - \beta_j|}{\max_i |a_{ij} - \beta_j| - \min_i |a_{ij} - \beta_j|} \quad i \in M, j \in N_5 \quad (3)$$

$$z_{ij} = \frac{\max_i \{p_1^j - a_{ij}, a_{ij} - p_2^j\} - \min_i \max_i \{p_1^j - a_{ij}, a_{ij} - p_2^j\}}{\max_i \max_j \{p_1^j - a_{ij}, a_{ij} - p_2^j\} - \min_i \max_i \{p_1^j - a_{ij}, a_{ij} - p_2^j\}} \quad i \in M, j \in N_6 \quad (4)$$

公式(1)-(4)依次代表固定型、区间型、偏离型、偏离区间型指标的量化方法。对于固定型和区间型指标,只有当指标值  $a_{ij}$  等于固定值  $a_j$  且落入固定区间  $[q_1^j, q_2^j]$  时,才被认为是最好的属性值,量化后的指标值  $z_{ij}=1$ ,这一点在环境质量综合评价中体现得非常明显。而偏离型和偏离区间型指标则刚好相反,  $a_{ij}=\beta_j, a_{ij} \in [p_1^j, p_2^j] \Rightarrow z_{ij}=0$ ,但在很多情况下,指标值不能达到固定的值或区间,因此量化后的指标值不能等于 1 或 0。而上述公式(1)-(4),对于任意一组给定的指标值,都能使量化后的至少一个指标值达到 1 或 0,原因在于分子或分母中的最大值或最小值都来源于给定的指标值,当指标值恰好为最大值或最小值时,量化后的指标值就为 1 或 0。因此,为体现一般性,最大值(上限)和最小值(下限)不能产生于给定的指标值内部,而应该由专家或根据经验给出。对于固定型和固定区间型指标,超过上限或下限的指标值量化后均为 0,而对于偏离型和偏离区间型指标,超过上限或下限的指标值均为 1。另外,所有的 6 个公式均没有考虑分母可能取零的情形,而实际上,当分母取零时,根据指标属性的含义,它们的取值不仅存在而且是有差异的。设已知上限为  $p$ ,下限为  $q$ ,下面给出较合理的量化公式:

$$z_{ij} = \begin{cases} 0 & a_{ij} < q \\ \frac{a_j - a_{ij}}{a_j - q} & a_{ij} \in [a_j, q] \\ 1 & a_{ij} = a_j \\ \frac{a_{ij} - a_j}{p - a_j} & a_{ij} \in (a_j, p) \\ 0 & a_{ij} > p \end{cases} \quad i \in M, j \in N_3 \quad (5)$$

$$z_{ij} = \begin{cases} 0 & a_{ij} < q \\ \frac{q_1 - a_{ij}}{a_j - q} & a_{ij} \in [q_j, q_1^j] \\ 1 & a_{ij} \in [q_1^j, q_2^j] \\ \frac{a_{ij} - q_2^j}{p - a_j} & a_{ij} \in [q_2^j, p] \\ 0 & a_{ij} > p \end{cases} \quad i \in M, j \in N_4 \quad (6)$$

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & (a_{ij} < q) \\ \frac{\beta_j - a_{ij}}{\beta_j - q} & a_{ij} \in [q, \beta_j] \\ 0 & a_{ij} = \beta_j \\ \frac{a_{ij} - \beta_j}{p - \beta_j} & a_{ij} \in [\beta_j, p] \\ 1 & a_{ij} > p \end{cases} \quad i \in M, j \in N_5 \quad (7)$$

$$z_{ij} = \begin{cases} 1 & (a_{ij} < q) \\ \frac{p_1^j - a_{ij}}{p_1^j - q} & a_{ij} \in [q, p_1^j] \\ 0 & a_{ij} \in [p_1^j, p_2^j] \\ \frac{a_{ij} - p_2^j}{p - p_2^j} & a_{ij} \in [p_2^j, p] \\ 1 & a_{ij} > p \end{cases} \quad i \in M, j \in N_6 \quad (8)$$

显然,这样一组量化公式克服了文献[3]中公式的局限,适用于任意给定的指标值。

## 2 权重的分配

权重向量  $W$  是复杂系统评估中不能回避的另一个重要参数,对各指标赋权的合理与否直接关系到决策结果的可靠性。目前,指标权重的确定方法主要有主观赋权法和客观赋权法<sup>[9]</sup>。主观赋权法是根据各指标的主观重视程度进行赋权的一类方法,如专家调查法、二项系数法、层次分析法(AHP)等;客观赋权法是根据各个指标根据一定的规则进行自动赋权的一类方法,如主成分分析法、熵技术法、多目标规划法等。在上面的权重分配法中,各分目标的轻重程度主要是由人的主观价值观来决定的。因此,客观赋权法确定的权重优势与分目标的实际重要程度相悖;而主观赋权法又存在一定的主观随意性,专家组对各分目标之间的比较、评分也存在较大工作量,最后确定的权重也是折中、调和的产物,很难人人满意。下面给出两种能避免两类赋权法缺憾的方法。

### 2.1 基于关联度的权重求法

设待选的方案为  $m$  个,影响各方案综合评价值的分目标为  $n$  个。用  $x_{ij}$  表示方案  $i$  的第  $j$  个分目标值,则  $m$  个方案的  $n$  个分目标值构成矩阵  $X=(x_{ij})_{m \times n}$ 。

(1)利用前面的量化技术得到消除量纲后的新矩阵  $X'=(x'_{ij})_{m \times n}$ ,从矩阵  $X'$  各列中选出最大值,得到最优对象:

$$S_0^+ = (x_{0^+1}, x_{0^+2}, \dots, x_{0^+n})$$

(2)从其各列中选出最小值,得到最劣对象:

$$S_0^- = (x_{0^-1}, x_{0^-2}, \dots, x_{0^-n})$$

(3)计算各方案与最优对象、最劣对象在各分目标的关联系数,得:

$$\zeta_{0^+i}(j) = \frac{\min_i \min_j \Delta_{0^+ij} + 0.5 \max_i \max_j \Delta_{0^+ij}}{\Delta_{0^+ij} + 0.5 \max_i \max_j \Delta_{0^+ij}}$$

$$\zeta_{0^-i}(j) = \frac{\min_i \min_j \Delta_{0^-ij} + 0.5 \max_i \max_j \Delta_{0^-ij}}{\Delta_{0^-ij} + 0.5 \max_i \max_j \Delta_{0^-ij}}$$

其中  $\Delta_{0^+ij} = |x'_{0^+j} - x'_{ij}|$ ,  $\Delta_{0^-ij} = |x'_{0^-j} - x'_{ij}|$  ( $i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n$ )

若指标为收益性指标或成本性指标(其它的 4 类指标较为复杂,在此不一一讨论),则有  $\min_i \min_j \Delta_{0^+ij} = \min_i \min_j \Delta_{0^-ij} = 0, \max_i \max_j \Delta_{0^+ij} = \max_i \max_j \Delta_{0^-ij} = 1$ 。

故此时:

$$\zeta_{0_i}(j) = \frac{0.5}{\Delta_{0_{ij}} + 0.5} = \frac{1}{2\Delta_{0_{ij}} + 1}$$

$$\zeta(j) = \frac{0.5}{\Delta_{0_{ij}} + 0.5} = \frac{1}{2\Delta_{0_{ij}} + 1}$$

(4)模型的建立与分析。 $\zeta_{0_i}(j)$ 愈大,表示待评方案与最优方案在分目标 $j$ 上的关联系数愈大, $\zeta_{0_i}(j)$ 则相反,其值愈小,表示待评方案与最优方案在分目标 $j$ 上的关联系数愈大。

设 $n$ 个分目标的权重向量为 $w=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ (待定),则 $f(w) = \sum_{j=1}^n w_j^2 [1 - \zeta_{0_i}(j)]^2 + \sum_{j=1}^n w_j^2 \cdot \zeta_{0_i}^2(j)$ 。对应着方案 $i$ 离最优方案与最劣方案的加权距离的平方和。从距离的意义讲, $f_i(w)$ 应越小越好。由此建立下列多目标规划模型:

$$\min f(w) = (f_1(w), f_2(w), \dots, f_m(w))^T$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n w_j = 1 \\ w_j \geq 0, j=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad \text{s.t.} \begin{cases} \min \sum_{i=1}^m f_i(w) \\ \sum_{i=1}^n w_j = 1 \\ w_j \geq 0, j=1, 2, \dots, n \end{cases}$$

由于 $f_i(w) \geq 0 (i=1, 2, \dots, m)$ ,故上述多目标规划可归结为单目标规划:

构造拉格朗日函数:

$$F(w, \lambda) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w_j^2 \{ [1 - \zeta_{0_i}(j)]^2 + \zeta_{0_i}^2(j) \} - \lambda (\sum_{j=1}^n w_j - 1)$$

令

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial w_j} = 2w_j \sum_{i=1}^m \{ [1 - \zeta_{0_i}(j)]^2 + \zeta_{0_i}^2(j) \} - \lambda = 0 \\ \frac{\partial F}{\partial \lambda} = \sum_{j=1}^n w_j - 1 = 0 \end{cases}$$

此线性方程组的系数行列式为:

$$d = \begin{vmatrix} 2u_1 & 0 & \dots & 0 & -1 \\ 0 & 2u_2 & \dots & 0 & -1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 2u_n & -1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix} = \prod_{i=1}^n u_j \sum_{i=1}^n \frac{1}{u_i}$$

式中  $u_i = \sum_{j=1}^n \{ [1 - \zeta_{0_i}(j)]^2 + \zeta_{0_i}^2(j) \}$

$d \neq 0$ ,故原方程组一定有解。

求解方程组得  $w_j = \frac{1}{u_j \sum_{i=1}^n \frac{1}{u_i}}$ ,由此可得各指标的权重。

### 2.2 基于满意度的权重求法

下面所考虑的无信息多指标决策模型同 1.1, 其指标加权向量为:  $W=(w_1, w_2, \dots, w_m)^T, W^T W=1, W \geq 0$ 。W 为未知,仍记规范化后的决策矩阵为  $z=(z_{ij})_{m \times n}$ ,方案  $x_i$  的综合评价值为:  $d_i = \sum_{j=1}^m w_j z_{ij}, i=1, 2, \dots, m$ 。

综合评价理想值和负理想值分别为  $d_i^+, d_i^-$ , 用单目标

优化模型定义为:

$$(M_1) \begin{cases} \max d_i^+ = \sum_{j=1}^n w_j z_{ij} \\ \text{s.t.} \sum_{j=1}^n w_j z_{ij} = 1 \\ w_i \geq 0 \end{cases} \quad (M_2) \begin{cases} \min d_i^- = \sum_{j=1}^n w_j z_{ij} \\ \text{s.t.} \sum_{j=1}^n w_j z_{ij} = 1 \\ w_j \geq 0 \end{cases}$$

$\mu_i$  为方案  $x_i$  的满意度,若

$$\mu_i = \frac{d_i}{d_i^+ - d_i^-} \quad i=1, 2, \dots, m$$

显然满意度  $\mu_i$  越大越好,为综合评价方案  $x_1, x_2, \dots, x_m$ ,建立如下多目标优化模型:

$$(M_3) \begin{cases} \max \mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m) \\ \text{s.t.} W^T W = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

( $M_3$ )显然是非线性多目标规划模型,目前这方面的算法很多,如 STEM 法、SEMOP 法、Geffrion 法等<sup>[4]</sup>,以下探索其解析解法。由于各决策方案之间是公平竞争的,不存在任何偏好关系,可采用等权的线性权和法将其转化为下列单目标最优化模型:

$$(M_4) \begin{cases} \max \sum_{i=1}^m \mu_i \\ \text{s.t.} W^T W = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

$$\text{又 } \sum_{i=1}^m \mu_i = \sum_{i=1}^m \frac{d_i}{d_i^+ - d_i^-} = \sum_{i=1}^m \frac{d_i}{d_i^+ - d_i^-} = \sum_{i=1}^m \frac{1}{d_i^+ - d_i^-} d_i = \sum_{i=1}^m k_i \sum_{j=1}^m$$

$$w_j z_{ij} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n k_i w_j z_{ij} \circ$$

其中  $k_i = \frac{1}{d_i^+ - d_i^-}$  为常数,将目标函数写成向量形式:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n k_i w_j z_{ij} = \sum_{i=1}^m k_i d_i = K^T D(W)$$

其中

$$K^T = (k_1, k_2, \dots, k_m)$$

$$D(W) = (d_1, d_2, \dots, d_m)^T = ZW$$

为求解该单目标模型,作 Lagrange 函数:

$$L(W, \lambda) = K^T ZW = \lambda (W^T W - 1)$$

令  $\frac{\partial L}{\partial W} = 0$ ,得  $Z^T K + 2\lambda W = 0$ 。

联立  $W^T W = 1$ ,且  $W \geq 0$  解得:

$$W = \frac{Z^T K}{\sqrt{K^T Z Z^T K}} \quad \lambda = -\frac{1}{2} \sqrt{K^T Z Z^T K}$$

如果要得到归一化权向量,则有  $\bar{W} = \frac{W}{E_{m1}^T W}$ ,其中  $E_{m1}^T = (1, 1, \dots, 1)$ 。

由此得各指标的权重。

### 3 结论

指标的量化技术及权重的分配是复杂系统评估过程