

基于正态云相似度的语言型多属性群决策方法

徐 聪 潘小东

(西南交通大学数学学院 成都 610031)

摘 要 在分析已有正态云模型相似性度量的不足的基础上,综合考虑正态云的形状相似度和位置相似度,提出了一种新的正态云相似性度量方法,并对其性质进行了证明。与已有方法相比,该方法具有很强的区分性。将提出的正态云相似性度量方法应用于语言型多属性群决策中,首先依据正态分布规律将语言变量转化为正态云;其次通过云加权算术平均算子 CWAA 实现信息集结;最后依据 VIKOR 排序方法,计算方案属性与最优云、最差云的综合相似度,以实现方案排序。通过算例分析了所提方法的可行性和有效性。

关键词 多属性群决策,语言变量,正态云,相似度

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.033

Linguistic Multi-attribute Group Decision Making Method Based on Normal Cloud Similarity

XU Cong PAN Xiao-dong

(School of Mathematics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract On the basis of analyzing the inadequacies of existed similarity measures between normal clouds, through synthetically considering the shape similarity and position similarity of normal clouds, this paper proposed a new similarity measure between normal clouds, and proved its characteristics. The comparison results with other methods demonstrate the stronger discrimination of the proposed method. The proposed normal cloud similarity measurement method was applied to the linguistic multi-attribute group decision. Firstly, the linguistic variables is transformed into a normal cloud according to the normal distribution law. Secondly, information aggregation is realized by means of cloud weighted arithmetic mean operator. Finally, according to the VIKOR method, the scheme is ranked by the comprehensive similarity of the optimal cloud and the worst cloud. The feasibility and validity of this method were analyzed through an example in this paper.

Keywords Multi-attribute group decision making, Linguistic variables, Normal cloud, Similarity

1 引言

随着社会经济的发展和环境复杂性的加剧,规划、战略等决策问题需要大量人员共同参与。在决策过程中,决策环境的复杂性以及决策者的局限性和主观性,使得决策者们难以用精确、定量的形式给出判断,而使用自然语言形式进行判断会更加直观和方便。因此,如何科学地表达和处理不确定语言信息已成为决策领域研究的重点。

目前,已有许多处理不确定语言的理论和方法,如扩展原理法^[1]、符号法^[2-3]、二元语义法^[4-5]等,但是这些方法在描述不确定语言时存在一些不足,即不能够同时刻画不确定中的随机性和模糊性。1995年,李德毅院士在概率论和模糊理论的基础上提出了云模型理论^[6-7],该理论实现了定性概念和定量表示之间的转换,能够同时刻画不确定中的随机性和模糊性。云模型理论在实际应用中(如数据挖掘^[8]、不确定知识的表达与转化^[9-10]和决策分析^[11]等领域)都涉及到云模型的相似性度量^[7]问题,因此,云模型相似性度量的优劣直接影响了

云模型的实际运用效果。

现有的云模型相似性度量主要包括以下几类方法。1)基于随机云滴的距离度量方法。例如,SCM^[7]算法从2个云图中随机选取若干个云滴,计算云滴之间所有排列组合的累计距离作为相关性的度量;但是排列组合的过程带来了过高的计算复杂度。IBCSC^[12]算法采用分段采样的方法对SCM算法进行了改进,提高了计算效率;但是仍面临计算精度不高和不利于大规模数据运算的问题。SM α ^[13]算法基于 α 截集计算两朵云的距离,通过计分函数计算相似度;但是计算结果依赖于云滴的数量,稳定性差。2)基于云模型数字特征的度量方法,如LICM算法^[14]等。这类方法将云模型的数字特征作为向量,利用向量夹角的余弦值度量2个云模型的相关性;然而多数情况下云模型的数字特征中期望值远远大于熵和超熵,这种相似性度量方法使熵和超熵的数字特征易被忽略,导致计算得到的相似度整体偏大,区分性较差。3)基于云模型的几何形状,如ECM算法^[15]、MCM算法^[15]、CFSM算法^[16]。这类方法通过期望曲线来反映云模型的“骨架”,以正

收到日期:2018-05-04 返修日期:2018-09-01 本文受国家自然科学基金项目(61473239)资助。

徐 聪(1992-),女,硕士生,主要研究方向为智能信息处理、云模型,E-mail:15503703326@163.com;潘小东(1979-),男,副教授,主要研究方向为模糊信息处理的数学基础理论,E-mail:xdpan1@163.com。

态云交叉面积作为衡量依据来度量云模型的相似性,这一方法解决了云滴选取随机性大、结果不稳定等问题。以上这些算法从不同角度刻画了数字特征对云模型相似性度量的影响,使得正态云模型间的相似性度量没有一个确定的标准。

根据以上分析,由于云滴具有随机性,基于云滴距离的相似性度量方法的计算结果不稳定;对于基于数字特征的云模型相似性度量方法,当 3 个数字特征相差较大时,其计算得到的相似度整体偏大,区分性较差,需要在特定的条件下应用;基于云模型的几何形状的相似性度量方法计算云模型的期望曲线的交点或者 2 个期望曲线的围合面积的过程较为复杂,而且不能准确地衡量超熵的影响。本文基于第三种度量方法,首先分析正态云相似性度量满足的基本准则,考虑同一论域内衡量云模型相似度的主要因素。由于云模型的相似性度量实际是概念内涵的相似性度量和概念外延的相似性度量,考虑到几何形状相似度反映了概念外延的相似度,空间位置接近度反映了概念内涵的相似度,本文充分考虑正态云模型的区间约束、 3σ 约束和超熵约束,提出了考虑正态云形状相似度和位置相似度的正态云相似性度量方法。其次,对其相似性度量的性质进行证明,并通过实验将所提方法与已有方法进行比较,以说明所提方法具有很强的区分能力。最后,从正态云相似性度量的角度考查候选方案与理想方案之间的相似程度,提出了基于正态云相似度的语言型多属性群决策方法。

2 云模型及相关概念

定义 1^[6] 设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, $C(Ex, En, He)$ 是 U 上的定性概念,若定量值 $x(x \in U)$ 是定性概念 C 的一次随机实现,服从以 Ex 为期望、 En'^2 为方差的高斯分布 $x \sim N(Ex, En'^2)$,其中, En' 又是服从以 En 为期望、 He^2 为方差的高斯分布 $En' \sim N(En, He^2)$ 的一次随机实现,进而 x 对 C 的确定度满足 $\mu(x) = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$,则 x 在论域 U 上的分布被称为高斯云。

定义 2^[17] 由 3 个参数 (Ex, En, He) 来表示云的数字特征的模型,被称为云模型 (Ex, En, He) 。其中,云的期望 Ex 表示云滴在论域空间分布的期望值,即最能够代表定性概念的点;云的熵 En 表示定性概念的不确定性度量,可以用来描述云的跨度,反映了云滴的离散程度;超熵 He 是熵的不确定性度量,可以用来描述云的厚度。正态云模型如图 1 所示。

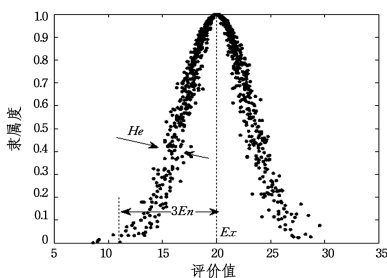


图 1 正态云模型(20,3,0.5)

Fig. 1 Normal cloud model (20,3,0.5)

向量 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)$ 满足 $\omega_i \in [0, 1] (i = 1, 2, \dots, n)$ 且, $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$,则由 CWAA 算子集结得到的结果仍然为一朵云,且有:

$$CWAA_w(A_1, A_2, \dots, A_n) = \left(\sum_{i=1}^n \omega_i Ex_i, \sqrt{\sum_{i=1}^n \omega_i En_i^2}, \sqrt{\sum_{i=1}^n \omega_i He_i^2} \right)$$

定义 3^[17] 若云滴 x 满足 $x \sim N(Ex, En'^2), En \neq 0, En' \sim$

$N(En, He^2)$,则 $y_H = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En+He^2)^2}}$ 为云的含熵期望曲线簇。其中, k 为可调参数,常规取值范围为 $[-3, 3]$,若 $k = 0$,则曲线簇退化为云模型的期望曲线 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2En'^2}}$ 。

图 2 中云滴外侧的曲线为 $k = 3$ 时的含熵期望曲线,称为最大含熵期望曲线。云滴内部居于中心的实线为 $k = 0$ 时的含熵期望曲线,称为正态云的标准期望曲线。可以发现:几乎所有的云滴都在标准期望曲线的附近波动,同时又不超出最大含熵期望曲线,这是由正态分布的“ 3σ 法则”保证的^[18]。云模型的含熵期望曲线簇直观地反映出了云的几何特征。

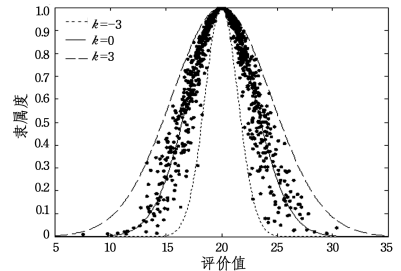


图 2 云(20,3,0.5)的含熵期望曲线

Fig. 2 Entropy expectation curve of cloud (20,3,0.5)

3 正态云相似度量方法

3.1 正态云相似度量时考虑的主要因素

云模型是从模糊性和随机性出发来研究自然语言的不确定性,利用 3 个数字特征^[6]来整体表示概念,因此,云模型的相似性度量实际上是概念内涵的相似性度量和概念外延的相似性度量。

正态云中的概念内涵是指概念评价包含的区间范围,即云的位置;概念外延是指概念的不确定性,即云的形状。如果云的位置和云的形状相同,那么概念的内涵和外延就是相同的,从而正态云也相同。因此,在构造正态云相似性度量时应考虑以下因素。

1) 云的形状

云模型的几何形状差异是由云模型的不确定度的差异导致的,即熵和超熵的大小带来的变化。云模型的几何形状中,熵描述的是云的跨度,表示某一概念的接受范围;超熵描述的是云的厚度,表示熵的不确定性。因此,两朵云的不确定性度量应从 En 和 He 两个参数入手。正态云的期望曲线反映了云滴的整体几何特性,即云的“骨架”^[18],几乎所有的云滴均在期望曲线的附近波动,同时又不超出最大含熵期望曲线。因此,考虑超熵约束,通过每朵云的期望曲线和最大含熵期望曲线来表示云的不确定度,如图 3 所示。图中实线分别为两

定理 1^[19] 设 $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为一组云,其对应的权重

朵云的期望曲线,虚线分别为两朵云的最大含熵期望曲线。对于正态云 C_1 , 设期望曲线与横坐标的围合区域面积为 S_1 , $\phi(z_1)$ 为标准正态分布概率密度函数, $z_1 = (x - E_{x_1})/E_{n_1}$, 则:

$$S_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{2\pi} E_{n_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi} E_{n_1}} \exp\left[-\frac{(x - E_{x_1})^2}{2E_{n_1}^2}\right] dx$$

$$= \sqrt{2\pi} E_{n_1} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(z_1) dx = \sqrt{2\pi} E_{n_1}$$

同理, C_1 的最大含熵期望曲线与横坐标的围合区域面积为: $\sqrt{2\pi}(E_{n_1} + 3He_1)$ 。正态云 C_2 的期望曲线与横坐标的围合区域面积为: $\sqrt{2\pi}E_{n_2}$; C_2 的最大含熵期望曲线与横坐标的围合区域面积为: $\sqrt{2\pi}(E_{n_2} + 3He_2)$ 。

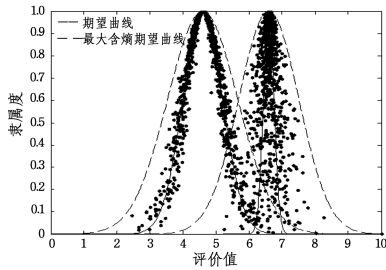


图3 云 $C_1(4.6, 0.60159, 0.1)$ 和 $C_2(6.6, 0.160159, 0.25)$ 标准期望曲线和最大含熵期望曲线

Fig. 3 Standard expectation curves and maximum entropy expectation curves of cloud $C_1(4.6, 0.60159, 0.1)$ and $C_2(6.6, 0.160159, 0.25)$

2) 云的位置

两朵云的位置差异是由云的移动而产生的,即期望值和熵的大小带来的变化,因此从 E_x 和 E_n 两个参数入手。如图4所示。云模型所在的位置与云模型的相似性度量有最直接的关系,由于正态云满足正态分布的“ 3σ 规则”^[18], 正态随机数有超过 99.73% 的云滴落入区间 $[E_x - 3E_n, E_x + 3E_n]$ 中,称在该区间以外的云滴为小概率事件,忽略这些云滴不影响云模型的整体特征。因此,从集合论思想出发,通过两朵云横坐标的总区间 l_2 和重叠区间 l_1 来表示两朵正态云的位置相似度。

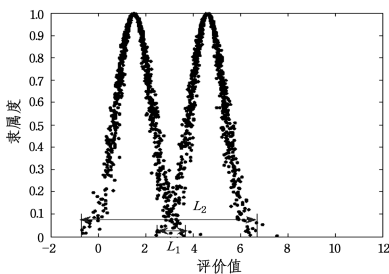


图4 正态云 $C_1(1.5, 0.7266, 0.1)$ 和 $C_2(4.6, 0.70159, 0.1)$

Fig. 4 Normal clouds $C_1(1.5, 0.7266, 0.1)$ and $C_2(4.6, 0.70159, 0.1)$

3.2 正态云相似性度量的准则

目前,很多学者对正态云的相似性度量进行了研究,主要从以下3个角度提出了云模型的相似性度量:1)基于随机云滴的距离度量方法;2)基于云模型数字特征的变换方法;3)基于云模型的几何形状度量方法。由于不同的考虑角度得到的结果相差很大,因此不能单纯地将各种正态云模型的相似性度量方法所得的值相比较,而应该遵从相同的评价标准。本文

在研究中注意到正态云模型的相似性度量不仅要考虑正态云相似性度量的关键因素,而且衡量标准应尽量符合人们的客观认识。因此,在度量正态云相似性时应考虑以下基本准则:

- 1) 符合人们的客观认识;
- 2) 同时考虑正态云相似性度量的必要因素,即正态云的位置和形状;
- 3) 相似性度量算法具有良好的区分能力。

3.3 新的正态云相似性度量方法

为了更好地度量正态云之间的相似程度,本文给出了一种新的相似性度量方法。

假设两朵正态云分别为 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, He_i)$ 和 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, He_j)$, 当两朵云的熵值差距越大时,两者的形状相似程度就越大。考虑云的期望曲线和最大含熵期望曲线,由于正态云 C_i 的期望曲线与横坐标围合区域的面积为 $\sqrt{2\pi}E_{n_i}$, 最大含熵期望曲线与横坐标围合区域的面积为 $\sqrt{2\pi}(E_{n_i} + 3He_i)$, 正态云 C_i 的期望曲线和横坐标围合区域的面积与最大含熵期望曲线和横坐标围合区域的面积之比,即为云的形状相似度。无论两朵云的形状度差异如何,两者之比都能反映两朵云在形状上的相似度。

定义4 设两朵正态云为 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, He_i)$ 和 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, He_j)$, 则

$$S_s(C_i, C_j) = \frac{\min((E_{n_i} + 3He_i)/E_{n_i}, (E_{n_j} + 3He_j)/E_{n_j})}{\max((E_{n_i} + 3He_i)/E_{n_i}, (E_{n_j} + 3He_j)/E_{n_j})} \quad (1)$$

为 C_i 和 C_j 的形状相似度(Shape based Cloud Model, SCM)。

假设两朵正态云分别为 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, He_i)$ 和 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, He_j)$, 当两朵云的期望的差距越大时,两者的位置相似程度就越大,同时考虑熵的作用和两朵云的区间约束。两朵云的横坐标的重叠区间长度为:

$$l_1 = \min(E_{x_i} + 3E_{n_i}, E_{x_j} + 3E_{n_j}) - \max(E_{x_i} - 3E_{n_i}, E_{x_j} - 3E_{n_j}) \quad (2)$$

如果 $l_1 \leq 0$, 则表示两朵云的位置相似度为 0。

两朵正态云横坐标区间的总长度为:

$$l_2 = \max(E_{x_i} + 3E_{n_i}, E_{x_j} + 3E_{n_j}) - \min(E_{x_i} - 3E_{n_i}, E_{x_j} - 3E_{n_j}) \quad (3)$$

l_1 与 l_2 之比即为两朵云的位置相似度。无论 l_1 和 l_2 的数值差异如何,两者之比都能反映两朵云在位置上的相似度,因此由式(2)和式(3)可以得到以下定义。

定义5 设两朵正态云为 $C_i(E_{x_i}, E_{n_i}, He_i)$ 和 $C_j(E_{x_j}, E_{n_j}, He_j)$, 则

$$S_p(C_i, C_j) = \frac{l_1}{l_2} \quad (4)$$

为 C_i 和 C_j 的位置相似度(Position based Cloud Model, PCM)。

定义6 设两朵正态云的位置相似度为 $S_p(C_i, C_j)$, 形状相似度为 $S_s(C_i, C_j)$, 则

$$S_c(C_i, C_j) = S_s(C_i, C_j) \times S_p(C_i, C_j) \quad (5)$$

为正态云 C_i 和 C_j 的相似度(Position and Shape based Cloud Model, PSCM)。 $S_c(C_i, C_j)$ 越大,表示两朵云的相似性越高; $S_c(C_i, C_j)$ 越小,表示两朵云的相似性越低。

定理 2 设两朵正态云为 $C_i(Ex_i, En_i, He_i)$ 和 $C_j(Ex_j, En_j, He_j)$, 则 C_i 和 C_j 的相似度 $S_c(C_i, C_j)$ 满足以下性质:

- 1) $0 \leq S_c(C_i, C_j) \leq 1$;
- 2) $S_c(C_i, C_j) = 1$ 当且仅当 $C_i = C_j$;
- 3) $S_c(C_i, C_j) = S_c(C_j, C_i)$ 。

证明: 1) 由于 $0 \leq S_p(C_i, C_j) \leq 1, 0 \leq S_s(C_i, C_j) \leq 1$, 因此 $0 \leq S_c(C_i, C_j) \leq 1$ 。

2) (充分性) 当 $S_c(C_i, C_j) = 1$ 时, $S_p(C_i, C_j) = 1$ 且 $S_s(C_i, C_j) = 1$ 。

由 $S_p(C_i, C_j) = 1$ 得到:

$$\min(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j) - \max(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j) = \max(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j) - \min(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j)$$

从而有:

$$\min(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j) + \min(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j) = \max(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j) + \max(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j)$$

进而:

$$\min(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j) = \max(Ex_i + 3En_i, Ex_j + 3En_j)$$

$$\min(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j) = \max(Ex_i - 3En_i, Ex_j - 3En_j)$$

得出: $Ex_i + 3En_i = Ex_j + 3En_j; Ex_i - 3En_i = Ex_j - 3En_j$ 。因此, $Ex_i = Ex_j, En_i = En_j$ 。

由 $S_s(C_i, C_j) = 1$, 得到 $\min((En_i + 3He_i)/En_i, (En_j + 3He_j)/En_j) = \max((En_i + 3He_i)/En_i, (En_j + 3He_j)/En_j)$, 则 $(En_i + 3He_i)/En_i = (En_j + 3He_j)/En_j$ 。又由 $En_i = En_j$ 得出 $He_i = He_j$ 。因此, $C_i = C_j$ 。

(必要性) 当 $C_i = C_j$ 时, $Ex_i = Ex_j, En_i = En_j, He_i = He_j$, 则 $S_s(C_i, C_j) = 1, S_p(C_i, C_j) = 1$, 因此 $S_c(C_i, C_j) = 1$ 。

3) 性质 3) 显然成立。

3.4 不同云相似度的比较

例 1 文献[15]给出了 3 朵云 $C_1(3, 3, 123, 2, 05), C_2(2, 3, 1)$ 和 $C_3(1, 585, 3, 556, 1, 358)$, 分别利用本文所提出的方法和文献[13-16]所提方法对 3 朵正态云的相似度进行计算, 计算结果如表 1 所列。

表 1 不同云相似度计算模型的比较(例 1)

Table 1 Comparison of different cloud similarity measurement models(example 1)

Similarity	LICM ^[14]	ECM ^[15]	MCM ^[15]	CFSM ^[16]	SM α ^[13]	PSCM
$S(C_1, C_2)$	0.9712	0.8728	0.7821	0.7790	0.8013	0.6040
$S(C_1, C_3)$	0.9438	0.8336	0.8983	0.7223	0.6924	0.6273
$S(C_2, C_3)$	0.9850	0.9138	0.8800	0.9035	0.8841	0.7864

由表 1 可知, PSCM 算法的计算结果中, C_2 和 C_3 的相似度最大(0.7864), C_1 和 C_2 的相似度最小(0.6040), 该结果与图 5 的直观表现一致, 而且本文方法简单, 区分性好。从客观认识分析, 夹角余弦 LICM 算法的计算结果几乎都接近 1, 不符合直观印象; 最大边界曲线 MCM 算法的计算结果中 C_1 和 C_3 的相似度最大, 与直观印象不符合。从相似性度量的考虑因素分析, 期望曲线 ECM 算法完全没有考虑超熵对云模型

的影响; 最大边界曲线 MCM 算法放大了超熵对云模型的影响; CFMSM 算法修正了正态云的期望曲线, 但在熵占优的情况下容易削弱超熵对相似度的影响, 导致计算结果不准确; SM α 算法利用计分函数获取正态云相似度, 由于云滴的随机性, 计分数值存在不稳定性, 容易使结果不准确。

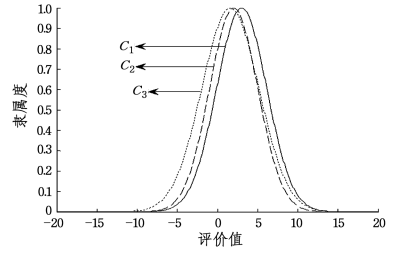


图 5 3 朵云的标准期望曲线(例 1)

Fig. 5 Standard expectation curves of three clouds(example 1)

例 2 文献[14]给出了 4 朵云 $C_1(1.5, 0.6266, 0.3390), C_2(4.6, 0.60159, 0.30862), C_3(4.4, 0.75199, 0.27676), C_4(1.6, 0.60159, 0.30862)$, 分别利用本文提出的方法和文献[13-16]的云相似度计算公式对 4 朵正态云的相似度进行计算, 计算结果如表 2 所列, 其中 NA 表示不存在。

表 2 不同云相似度计算模型的比较(例 2)

Table 2 Comparison of different cloud similarity measurement models(example 2)

Similarity	LICM ^[14]	ECM ^[15]	MCM ^[15]	CFSM ^[16]	SM α ^[13]	PSCM
$S(C_1, C_2)$	0.96	0.01	0.33	0.00	0.4753	0.0834
$S(C_1, C_3)$	0.97	0.04	0.37	0.01	0.5177	0.1409
$S(C_1, C_4)$	0.99	0.94	0.96	0.88	0.9677	0.9168
$S(C_2, C_3)$	0.99	0.86	0.95	0.79	0.9777	0.6630
$S(C_2, C_4)$	0.97	0.01	0.38	0.00	NA	0.0922
$S(C_3, C_4)$	0.98	0.04	0.37	0.01	0.5302	0.1523

由表 2 可知, PSCM 算法的计算结果中, C_1 和 C_4 的相似度最大(0.9168), 其次是 C_2 和 C_3 的相似度(0.6630), C_1 和 C_2 的相似度最小, 与图 6 的直观表现一致。从客观认识分析, 夹角余弦方法 LICM 的计算结果几乎都接近 1, 明显不符合客观印象; SM α 算法的计算结果中相似度最大的是 C_2 和 C_3 , 与直观印象不符合。从计算结果的区分性分析, LICM 算法、MCM 算法、ECM 算法、CFSM 算法的区分性较差, 都存在相似度相同的情况。

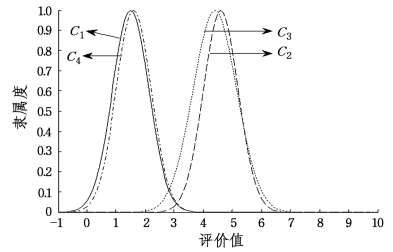


图 6 4 朵云的标准期望曲线(例 2)

Fig. 6 Standard expectation curves of four clouds(example 2)

3.5 基于正态云相似度的多属性群决策流程

基于正态云相似度的语言型多属性群决策问题中, 为了使排序结果更具稳定性, 将 VIKOR^[20] 排序方法引入到该流程中。假设方案集为 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_i\} (i \geq 2)$, 属性集为 $A =$

$\{a_1, a_2, a_3, \dots, a_j\} (j \geq 2)$ 且各属性相互独立, 专家集为 $E = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_t\} (t \geq 2)$, 属性权重向量为 $W = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_k\}$ 且满足约束条件 $\sum_{k=1}^n \omega_k = 1, \omega_k \geq 0$. 决策流程如下。

Step1 利用文献[19]的方法将语言评价信息转换为云模型。

Step2 基于专家云评价, 利用 CWAA 算子进行信息融合, 得到方案 x_i 中属性 a_j 的群体云评价 r_{ij} 。

Step3 计算属性 a_j 的最优云 $Y_j (\max E_j, \min En_j, \min He_j)$ 和最差云 $C_j (\min Ex_j, \max En_j, \max He_j)$; 计算群体云评价 r_{ij} 与最优云的相似度 S_{ij}^+ 和最差云的相似度 S_{ij}^- 。利用 $S_{ij}^* = \frac{S_{ij}^+}{S_{ij}^+ + S_{ij}^-} (i=1, 2, \dots, m)$ 计算方案 x_i 中属性 a_j 的综合相似度 S_{ij}^* 。

Step4 依据属性权重, 计算方案 x_i 中属性 a_j 的综合相

似度 S_{ij}^* 与属性权重 ω_j 的加权和 S_i, S_i 最大的方案即为最优方案。

4 算例

4.1 问题描述

某地发生化学品泄漏, 有 4 种应急方案 $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 可供选择, 选择的过程中有 4 个评价属性 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$, 属性权重为 $W = \{\omega_1 = 0.25, \omega_2 = 0.25, \omega_3 = 0.25, \omega_4 = 0.25\}$ 。聘请 20 名专家 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{20}\}$ 对上述突发事件进行决策, 这里专家权重均为 0.05。针对上述 4 种应急方案, 考虑 4 个评价属性独立地给出决策评价。决策专家利用以下七标度的语言评价集: $S\{VP, P, SP, F, SG, G, VG\} = \{\text{verypoor, poor, slightpoor, fair, slightgood, good, verygood}\}$ 。

决策信息如表 3 所列。

表 3 决策成员的评价信息

Table 3 Evaluation information of decision members

	x_1				x_2				x_3				x_4			
	a_1	a_2	a_3	a_4	a_1	a_2	a_3	a_4	a_1	a_2	a_3	a_4	a_1	a_2	a_3	a_4
e_1	VP	SG	VP	P	VG	G	F	VP	P	SP	VG	G	SG	VG	G	VP
e_2	VP	F	G	VP	F	VG	VP	SG	VG	F	VG	F	F	G	F	SG
e_3	SG	SG	VG	F	F	P	SP	F	VP	G	VG	VP	VG	G	VP	P
e_4	F	G	F	SP	F	F	VP	F	G	VG	P	P	G	VP	G	SG
e_5	F	G	P	SP	VG	F	F	SP	P	SG	VG	F	SG	G	G	P
e_6	VP	SG	F	SG	F	F	VP	G	VG	SP	P	VG	SP	G	VG	SG
e_7	P	G	SP	F	P	G	SG	VP	VP	P	P	F	P	SP	P	P
e_8	SP	SG	VP	SG	F	SP	VG	SP	VP	SP	F	F	SP	F	SG	SP
e_9	SP	SG	G	SG	VP	SP	SG	VP	SP	VG	VP	F	F	F	SG	SP
e_{10}	SG	SG	P	G	SP	P	P	F	G	VG	G	SG	F	G	F	SG
e_{11}	SG	VG	VG	G	P	VG	P	SP	SP	P	VP	F	SG	SG	F	P
e_{12}	SG	G	G	P	F	SP	VG	F	P	SP	P	VP	VG	SG	VG	P
e_{13}	F	VG	VP	G	VG	SG	SP	VP	G	P	VG	SG	G	F	VP	SP
e_{14}	VP	G	G	VP	SG	VP	F	SP	P	SP	G	P	VG	F	F	SG
e_{15}	G	F	SP	VP	SP	SG	F	SG	P	G	P	F	F	G	SG	SG
e_{16}	VP	G	F	F	VG	SP	P	SG	SG	G	F	G	SG	SG	P	SP
e_{17}	SG	SP	VG	VP	VP	VG	VG	G	F	SG	P	G	P	VG	VG	G
e_{18}	F	SG	VP	G	VP	SP	SP	F	F	F	G	VG	VG	F	G	G
e_{19}	G	G	SP	SG	P	P	F	G	SG	VG	VP	P	G	VG	VP	G
e_{20}	F	G	VP	P	P	VG	F	VP	G	P	P	P	F	F	VG	F

具体的决策过程如下。

Step1 利用文献[19]的云生成方法将语言评价信息转换为云模型。

七语言标度转化为以下 7 朵云: $VP(2, 1.775, 0.075), P(3.35, 1.593, 0.136), SP(4.31, 1.260, 0.247), F(5, 1.153, 0.282), SG(5.69, 1.260, 0.247), G(6.65, 1.593, 0.136), VG(8, 1.775, 0.075)$ 。

Step2 基于专家云评价, 利用 CWAA 算子进行信息融合, 得到方案 x_i 中属性 a_j 的群体云评价 r_{ij} , 聚集结果如表 4 所列。

表 4 聚集专家的云评价

Table 4 Cloud evaluation of gather expert

	a_1		a_2	
	a_3	a_4	a_3	a_4
x_1	(4.4360, 1.4340, 0.2131)	(6.1670, 1.4485, 0.2008)	(5.1665, 1.4198, 0.2113)	(4.5515, 1.4812, 0.1945)
x_2	(4.7855, 1.4991, 0.1967)	(5.2640, 1.4755, 0.1983)	(5.1665, 1.4198, 0.2113)	(4.4630, 1.4340, 0.2131)
x_3	(4.7675, 1.5427, 0.1729)	(5.4140, 1.4856, 0.1921)	(5.1665, 1.4198, 0.2113)	(4.9865, 1.4637, 0.2038)
x_4	(5.7515, 1.4399, 0.2096)	(5.1665, 1.4198, 0.2113)	(5.1665, 1.4198, 0.2113)	(4.7540, 1.4258, 0.2053)

Step3 计算方案 x_i 中属性 a_j 的综合相似度 S_{ij}^* , 如表 5 所列。

表 5 各属性的综合相似度

Table 5 Comprehensive similarity of each attribute

	a_1	a_2	a_3	a_4
x_1	0.3442	0.5783	0.4331	0.3783
x_2	0.4087	0.4658	0.4242	0.3475
x_3	0.4287	0.4907	0.4875	0.4246
x_4	0.5173	0.4369	0.5048	0.3883

Step4 计算方案 x_i 的总相似度 $S_i: S_1 = \omega_1 \times S_{11}^* + \omega_2 \times S_{12}^* + \omega_3 \times S_{13}^* + \omega_4 \times S_{14}^* = 0.4335; S_2 = \omega_1 \times S_{21}^* + \omega_2 \times S_{22}^* + \omega_3 \times S_{23}^* + \omega_4 \times S_{24}^* = 0.4116; S_3 = \omega_1 \times S_{31}^* + \omega_2 \times S_{32}^* + \omega_3 \times S_{33}^* + \omega_4 \times S_{34}^* = 0.4579; S_4 = \omega_1 \times S_{41}^* + \omega_2 \times S_{42}^* + \omega_3 \times S_{43}^* + \omega_4 \times S_{44}^* = 0.4618$ 。因此, 方案排序为: $x_4 > x_3 > x_1 > x_2$ 。

由此得出结论: 方案 x_4 最优。

4.2 结果分析

本文方法与文献[19]方法的对比分析结果如表 6 所列。由表 6 可知, 本文方法决策结果的最优方案是 x_4 , 最劣方案是 x_2 , 与文献[19]决策方法得到的结果一致, 说明了本文方法的有效性。其中, 文献[19]通过计分函数计算方案排序, 但

是由于云滴的随机性,对于 2 个正态云较接近的情况,其不能给出有效的排序;而本文结合 VIKOR 排序方法计算综合云模型与正负理想云模型的相似度,不仅能够有效区分较接近的云模型,而且确定的方案排序结果具有稳定性。

表 6 本文方法与文献[19]方法的对比分析结果

Table 6 Comparison analysis results of proposed method and ref. [19]'s method

方法		排序
本文方法	云相似度	$x_4 > x_3 > x_1 > x_2$
文献[19]的方法	计分函数	$x_4 > x_3 > x_1 > x_2$

综上所述,本文方法具有更有效、更准确的决策能力。

结束语 本文首先分析了现有的正态云相似度度量研究方法中存在的一些缺陷,在此基础上提出了一种新的正态云相似度度量方法,并通过数据对比验证了该方法符合客观认识,具有很好的相似区分性,并且满足相似度量的基本性质。最后将正态云相似度量应用于语言型多属性群决策中,依据正态分布规律将语言评价值转化为正态云模型,利用云加权算术平均算子实现正态云信息集结,通过计算方案的相似度实现方案排序。从实例分析可知,本文所提方法不仅具有很好的可操作性,而且有利于决策者做出最优决策。在此基础上对基于云模型的权值进行有效确定将是未来研究的工作重点。

参 考 文 献

- [1] DELGADO M, VERDEGAY J L, VILA M A. A Model for linguistic partial information in decision-making problem[J]. International Journal of Intelligent Systems, 1994, 9(4): 365-378.
- [2] FAN Z P, XIAO S H. The consistency and ranking method for comparison matrix with linguistic assessment [J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2002, 22(5): 87-91. (in Chinese)
樊治平,肖四汉. 基于自然语言符号表示的比较矩阵的一致性 & 排序方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(5): 87-91.
- [3] CHEN S M, HONG J A. Multicriteria linguistic decision making based on hesitant fuzzy linguistic term sets and the aggregation of fuzzy sets[J]. Information Sciences, 2014, 286: 63-74.
- [4] DONG Y C, LI C C, HERRERA, et al. Connecting the linguistic hierarchy and the numerical scale for the 2-tuple linguistic model and its use to deal with hesitant unbalanced linguistic information [J]. Information Sciences, 2016, 367: 259-278.
- [5] LIU P, CHEN S M. Multiattribute group decision making based on intuitionistic 2-tuple linguistic information [J]. Information Sciences, 2018, 430: 599-619.
- [6] 李德毅,杜鹤. 不确定性人工智能(第 2 版)[M]. 北京:国防工业出版社, 2014: 50-51.
- [7] ZHANG Y, ZHAO D N, LI D Y. The similar cloud and the measurement method [J]. Information and Control, 2004, 33(2): 129-132. (in Chinese)
张勇,赵东宁,李德毅. 相似云及其度量分析方法[J]. 信息与控制, 2004, 33(2): 129-132.
- [8] LI T Z, YANG X L. Risk Assessment Model for Water and Mud Inrush in Deep and Long Tunnels Based on Normal Grey Cloud Clustering Method[J]. Korean Society of Civil Engineers, 2018, 22(5): 1991-2001.
- [9] PENG B, ZHOU J M, PENG D H. Cloud model based approach

- to group decision making with uncertain pure linguistic information[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 32(3): 1959-1968.
- [10] PENG H G, WANG J Q. Cloud decision model for selecting sustainable energy crop based on linguistic intuitionistic information [J]. International Journal of Systems Science, 2017, 48(15): 3316-3333.
 - [11] LIU P D, LIU X. Multi-attribute Group Decision-Making Method Based on Cloud Distance Operators With Linguistic Information[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2017, 19(4): 1011-1024.
 - [12] CAI S B, FANG W, ZHAO J, et al. Research of interval-based cloud similarity comparison algorithm [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2011, 32(12): 2456-2460. (in Chinese)
蔡绍滨,方伟,赵靖,等. 基于区间的云相似度比较算法的研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(12): 2456-2460.
 - [13] XU X H, WANG P, CAI C G. Linguistic multiattribute large group decision-making method based on similarity measurement of cloud model [J]. Control and Decision, 2017, 32(3): 459-466. (in Chinese)
徐选华,王佩,蔡晨光. 基于云相似度的语言偏好信息多属性大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(3): 459-466.
 - [14] ZHANG G W, LI D Y, LI P, et al. A collaborative filtering recommendation algorithm based on cloud model [J]. Journal of Software, 2007, 18(10): 2403-2411. (in Chinese)
张光卫,李德毅,李鹏,等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2403-2411.
 - [15] LI H L, GUO C H, QIU W R. Similarity measurement between normal cloud models [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2561-2567. (in Chinese)
李海林,郭崇慧,邱望仁. 正态云模型相似度计算方法[J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2561-2567.
 - [16] GONG Y B, JIANG Y D, LIANG X C. Similarity measurement for normal cloud models based on fuzzy similarity measure [J]. Systems Engineering, 2015, 33(9): 133-137. (in Chinese)
龚艳冰,蒋亚东,梁雪春. 基于模糊贴近度的正态云模型相似度度量[J]. 系统工程, 2015, 33(9): 133-137.
 - [17] YAN Y, TANG Z M. Pertinence measurement of cloud model by using expectation-entropy curves [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2012, 40(10): 95-100. (in Chinese)
阎岩,唐振民. 基于含熵期望曲线的云模型相关性度量方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(10): 95-100.
 - [18] LI D Y, LIU C Y. Study on the universality of the normal cloud model [J]. Engineering Science, 2004, 6(8): 28-34. (in Chinese)
李德毅,刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. 中国工程科学, 2004, 6(8): 28-34.
 - [19] WANG J Q, LU P, ZHANG H Y, et al. Method of multi-criteria group decision-making based on Cloud aggregation operators with linguistic information [J]. Information Sciences, 2014, 274: 177-191.
 - [20] LIAO H C, XU Z S, ZENG X J. Hesitant fuzzy linguistic VIKOR method and its application in qualitative multiple criteria decision making [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 23: 1343-1355.