

影像模糊环境下基于证据合成的冷链物流服务 供应商选择方法

鞠大伟

邮政科学研究规划院, 中国邮政集团有限公司邮政研究中心, 北京
Email: sxy880530@163.com

收稿日期: 2020年11月17日; 录用日期: 2020年12月15日; 发布日期: 2020年12月22日

摘要

针对评价信息为影像模糊数的冷链物流服务供应商选择问题, 本文基于证据理论提出了影像模糊多属性群决策方法。首先, 将决策者给出的影像模糊评价信息转化为证据信息, 并根据证据冲突程度的不同选择相应的证据融合规则, 对冷链物流服务供应商评价信息进行融合, 求得群体影像模糊决策矩阵。然后, 将传统灰色关联分析法拓展至影像模糊环境下, 以实现所有备选冷链物流服务供应商的排序及择优。最后, 通过算例分析说明所提出方法的可行性。

关键词

冷链物流服务供应商, 影像模糊集, 证据理论, 灰色关联分析

Selection Method of Cold Chain Logistics Service Suppliers Based on Evidence Combination under Picture Fuzzy Environment

Dawei Ju

Postal Research Center of China Post Group Co., Ltd., Postal Scientific Research and Planning Academy, Beijing
Email: sxy880530@163.com

Received: Nov. 17th, 2020; accepted: Dec. 15th, 2020; published: Dec. 22nd, 2020

Abstract

With respect to cold chain logistics service supplier selection problems in which the assessment values of attributes are denoted by picture fuzzy numbers, based on evidence theory, this paper

proposes a picture fuzzy multiple attribute group decision making method. Firstly, the picture fuzzy evaluation information is transformed into evidence information, and then according to the conflict degree of evidence, the corresponding evidence combination rule is determined to aggregate the evaluation values of cold chain logistics service suppliers and the group picture fuzzy decision matrix is constructed. Then, by extending the traditional grey relational analysis method into picture fuzzy environment, the ranking of all feasible cold chain logistics service suppliers is obtained and the best supplier is selected. Finally, the numerical example is provided to illustrate the feasibility of the proposed method.

Keywords

Cold Chain Logistics Service Supplier, Picture Fuzzy Set, Evidence Theory, Grey Relational Analysis

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着人们生活水平的不断提高,对消费品的品质要求越来越高,消费升级是冷链物流产业发展的机遇。冷链物流作为保障产品质量安全的重要手段,其发展更是受到政府的重视。《关于加快发展冷链物流保障食品安全促进消费升级的实施意见》的提出加快了完善冷链物流设施设备、鼓励冷链物流企业创新发展、提升冷链物流信息化水平等一系列具体要求,形成了全程温控等冷链物流服务体系,解决了冷链“断链”问题。作为冷链物流管理的重要内容之一,供应商选择决策的质量不仅影响制造商的业绩,还决定整个供应链的运作效率。国内外学者对冷链物流服务供应商选择的研究主要集中在供应商选择指标体系和供应商选择方法两个方面[1] [2] [3] [4]。但现有关于指标体系的研究更多侧重价格、数量、质量等静态指标,没有完全明确指出指标衡量的标准而难以应用到实际,且选择方法的研究缺乏针对性,过多使用定性评价方法,使评价掺杂了许多主观因素,结果不够准确。因此,如何快速有效地从众多备选供应商中选择到适合企业所需的供应商是冷链物流管理亟待解决的问题。

冷链物流服务供应商选择是一个典型的多属性群决策问题,其根据决策群体的知识、经验对备选供应商在每个指标上的表现进行评估和判断,并通过将单一个体的偏好进行汇总,集成群体判断,进而对所有备选供应商进行排序和择优。多属性群决策过程大致可分为以下四个阶段:评价信息的收集(确定决策者集、备选方案集、属性集、评价信息集)、评价信息的加工(对评价信息进行标准化、一致化、无量纲处理;确定属性权重和决策者权重)、评价信息的集结(选择集结方法)、备选方案的排序(选择决策方法)。基于此,国内外学者关于多属性群决策的研究主要聚焦于权重信息确定[5] [6]、评价信息集结[7] [8] [9]和方案排序及择优[10] [11] [12] [13] [14]三个方面。

考虑到冷链物流服务供应商选择过程中信息的不确定性和模糊性,本文采用影像模糊数表示每个供应商在各评价指标上的评价价值。针对评价信息为影像模糊数的冷链物流服务供应商选择问题,本文基于证据理论提出了影像模糊多属性群决策方法。首先,将决策者给出的影像模糊评价信息转化为证据信息,并根据证据冲突程度的不同选择相应的证据融合规则,对冷链物流服务供应商评价信息进行融合,求得群体影像模糊决策矩阵。然后,将传统灰色关联分析法拓展至影像模糊环境下,以实现所有备选冷链物流服务供应商的排序及择优。最后,通过算例分析说明所提出方法的可行性。

2. 理论基础

2.1. 影像模糊集

影像模糊集(Picture Fuzzy Set)是由 Cuòng 提出的新型模糊集[15]。影像模糊集是对经典模糊集的拓展,它包含支持、反对、中立等三个方面的隶属度,可以更全面地刻画不确定性信息。

定义 1 [15]: 设集合 X 为一给定的论域, 则其上的影像模糊集 P 可定义为:

$$P = \{ \langle \mu(x), \eta(x), \nu(x) \rangle \mid x \in X \}, \quad (1)$$

其中, $\mu(x) \in [0,1]$ 是 $x \in P$ 的支持隶属度, $\eta(x) \in [0,1]$ 是 $x \in P$ 的中立隶属度, $\nu(x) \in [0,1]$ 是 $x \in P$ 的反对隶属度, $\mu(x)$ 、 $\eta(x)$ 和 $\nu(x)$ 满足约束条件 $\mu(x) + \eta(x) + \nu(x) \leq 1$ 。同时, 对于 $x \in X$, $\pi(x) = 1 - \mu(x) - \eta(x) - \nu(x)$ 是 $x \in P$ 的拒绝隶属度。当 $\eta(x) = 0$ 时, 影像模糊集退化为直觉模糊集。为表示简便, 影像模糊数可表示为 $p = \langle \mu, \eta, \nu \rangle$, 其中, $\mu \in [0,1]$, $\eta \in [0,1]$, $\nu \in [0,1]$ 且 $\pi = 1 - \mu - \eta - \nu$ 。影像模糊数中的支持度, 反对度, 中立度和拒绝度分别表示了决策者在评价过程中支持、反对、中立和拒绝的不同态度。

定义 2 [16]: 对于影像模糊数 $p = \langle \mu, \eta, \nu \rangle$, 其得分函数与准确函数可分别定义为:

$$S(p) = \mu - \eta - \nu, \quad (2)$$

$$V(p) = \mu + \eta + \nu. \quad (3)$$

定义 3 [16]: 设 p_1 和 p_2 为任意两个影像模糊数, 则依据影像模糊数的得分函数与精确函数可对影像模糊数 p_1 和 p_2 进行排序:

- 1) 若 $S(p_1) < S(p_2)$, 则 $p_1 < p_2$ 。
- 2) 若 $S(p_1) > S(p_2)$, 则 $p_1 > p_2$ 。
- 3) 若 $S(p_1) = S(p_2)$, 则
 - a) 若 $H(p_1) < H(p_2)$, 则 $p_1 < p_2$,
 - b) 若 $H(p_1) > H(p_2)$, 则 $p_1 > p_2$,
 - c) 若 $H(p_1) = H(p_2)$, 则 $p_1 = p_2$ 。

2.2. 证据推理

证据信息是决策者根据自身的经验、知识等对命题的信任程度的判定。支持度、信度是决策者对命题看法的两个方面, 而决策者确定某一命题的支持度或信度的过程称为证据处理[17]。

定义 4 [17]: 对于某一命题, 所有可能的结果集合用 Θ 表示, 则任一命题都对应于 Θ 的一个子集, 称 Θ 为辨识框架。

若命题所有可能的结果有 N 个, 则可记为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 。 Θ 中所有可能集合可用幂集 2^Θ 来表示。

定义 5 [17]: 设 Θ 为辨识框架, 如果集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 满足:

- 1) $m(\emptyset) = 0$,
- 2) $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$,

则称函数 m 为辨识框架 Θ 上的基本概率分配, $\forall A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 称为基本信度或质量函数, 表示证据支持命题 A 发生的程度。若 $A \subseteq \Theta$ 且 $m(A) > 0$, 则称 A 为证据的焦点。

定义 6 [17]: 设 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为辨识框架 Θ 上的基本信度分配, $\forall A \in \Theta$, 则称由

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \tag{4}$$

所定义的函数 $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为 Θ 上的信度函数。 $Bel(A)$ 反映所有 A 的子集的信度总和。

定义 7 [17]: 设 Θ 为辨识框架, 对给定的基本信度分配 $m, \forall A \subseteq 2^\Theta, \forall A, B \subseteq \Theta$ 则

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B), \tag{5}$$

则称 $Pl(A)$ 为似真度函数, 包含了所有与 A 相容的那些命题集的基本信度, 表示不否定 A 的程度。

由以上定义 6 和 7 可知, 对 $\forall A \in \Theta$, 有 $Bel(A) < Pl(A)$, 即 $Pl(A)$ 是比 $Bel(A)$ 更宽松的一种估计。

定义 8 [17]: 设 $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为辨识框架 Θ 上的信度函数, 定义 $Dou: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$, 则有

$$Dou(A) = Bel(\bar{A}), \forall A \subseteq \Theta \tag{6}$$

则称 Dou 为 Bel 的怀疑度函数, $\forall A \subseteq \Theta, Dou(A)$ 称为 A 的怀疑度, 表示我们怀疑 A 的程度。 $Dou(\emptyset) = 1, Dou(\Theta) = 0$ 。对于 $\forall A \subseteq \Theta$, 称区间 $[Bel(A), Pl(A)]$ 为证据 A 的信任区间或称为证据的不确定区间。证据 A 的区间划分如图 1 所示。

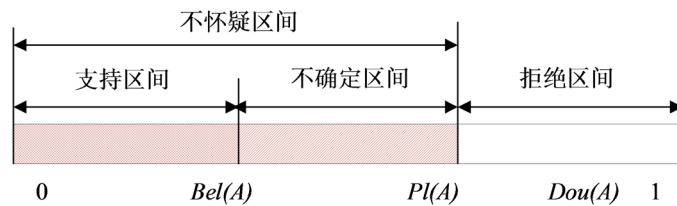


Figure 1. Interval partition of evidence A
图 1. 证据 A 的区间划分

Dempster 合成规则是证据理论的核心概念之一, 可应用于多源证据的融合, 其具体定义如下所示。

定理 1 [17]: 设 Bel_1 和 Bel_2 是同一识别框架 Θ 上的两个信度函数, m_1 和 m_2 分别是其对应的基本信度分配, 焦元分别是 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_l , 由下式定义的函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$:

$$m(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - K}, & A \neq \emptyset \end{cases} \tag{7}$$

为两个信度函数合成的 Dempster 法则。 K 表示证据间的冲突程度, 其确定方法为:

$$K = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j). \tag{8}$$

K 值越大说明证据之间的冲突越大。当 $K=1$, 则证据 m_1 和 m_2 为完全冲突。

定理 2 [17]: 设 $Bel_1, Bel_2, \dots, Bel_n$ 是同一识别框架 Θ 上的信度函数, m_1, m_2, \dots, m_n 是对应的基本信度分配, 如果 $Bel_1 \oplus Bel_2 \oplus \dots \oplus Bel_n$ 存在且基本信度分配 $m, \forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset$, 则有

$$m(A) = K_n \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n), \tag{9}$$

为多个信度函数合成的 Dempster 法则, 其中 $K_n = \left(\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_n(A_n) \right)^{-1}$ 。

Dempster 合成法则具有以下性质[17]:

- 1) 交换律: $m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1$ 。
- 2) 结合律: $(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 = m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3)$ 。
- 3) 同一性: 存在唯一的焦元 m_0 , 对所有的基本信度分配 m , 有 $m \oplus m_0 = m$ 。其中, $m_0: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 是空基本信度分配, 即 $m_0(\Theta) = 1$ 。
- 4) 极化性: $m_1 \oplus m_2 \succ m_1$ 。

3. 基于证据合成的影像模糊冷链物流服务供应商选择方法

证据理论在信息融合方面自其诞生得到了广泛的应用[18]-[23]。为描述群体评价意见的不确定性, 本文采用证据理论将决策者给出的影像模糊评价价值转化为证据信息, 并根据冲突程度选择相应的证据融合规则来进行集结, 进而对冷链物流服务供应商进行评价与选择。

3.1. 基于证据理论的影像模糊信息集成

冷链物流服务供应商选择问题通常包含多个评价对象和评价指标, 供应商的集合记为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 指标集合记为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。不同决策子群体的集合记为 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_K\}$ 。每个决策子群体包含了不同的人数, 第 k 个决策子群体的人数记为 S^k 。决策子群体 g_k 对于供应商 A_i 在指标 C_j 下的评价意见用影像模糊数表示: $p_{ij}^k = \langle \mu_{ij}^k, \eta_{ij}^k, \nu_{ij}^k \rangle$, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。其中, $\mu_{ij}^k = s_{ij}^{\mu k} / S^k$ 表示第 k 个决策子群体对供应商 A_i 关于指标 C_j 的支持程度, 即持支持意见的人数与第 k 个决策子群体人数的比值, $s_{ij}^{\mu k}$ 是第 k 个决策子群体中持支持意见人数, S^k 是第 k 个决策子群体的总人数; $\nu_{ij}^k = s_{ij}^{\nu k} / S^k$ 表示第 k 个决策子群体对供应商 A_i 关于指标 C_j 的反对程度, 即持反对意见的人数比, $s_{ij}^{\nu k}$ 是第 k 个决策子群体中持反对意见的人数; $\eta_{ij}^k = s_{ij}^{\eta k} / S^k$ 表示第 k 个决策子群体中对供应商 A_i 关于指标 C_j 的中性程度, 即持中性意见的人数比, $s_{ij}^{\eta k}$ 是第 k 个决策子群体中持中性意见的人数。此外, $\pi_{ij}^k = 1 - (\mu_{ij}^k + \eta_{ij}^k + \nu_{ij}^k)$ 表示第 k 个决策子群体中拒绝给出意见的人数比。

为集结影像模糊信息, 本文在将影像模糊信息转化为相应质量函数的基础上, 利用证据理论进行合成。首先, 根据评价群体的意见种类定义辨识框架为 $\Theta = \{Y, N, E\}$ 。其中, Y 代表支持意见, N 代表反对意见, E 代表放弃表达意见, 除此之外, 用 (Y, N) 代表持中性意见。其次, 将每个决策子群体所确定的影像模糊数 $p^k = \langle \mu^k, \eta^k, \nu^k \rangle$ 视为证据, 则其相应的质量函数可表示为:

$$m_k^p(Y) = \mu^k, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (10)$$

$$m_k^p(Y, N) = \eta^k, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (11)$$

$$m_k^p(N) = \nu^k, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (12)$$

$$m_k^p(E) = 1 - m_k^p(Y) - m_k^p(N) - m_k^p(Y, N), \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (13)$$

定义 9 [24]: 设 m 为 Θ 上的基本概率分配, R 是幂集 2^Θ 中的一个集类, A 是 Θ 上的一个子集, $\forall A \in R$, 则 Θ 上的 Pignistic 概率函数定义为:

$$BetP_m(x) = \sum_{x \subseteq A \subseteq R} m(A) \frac{|x \cap A|}{|A|}, \quad (14)$$

其中, $|A|$ 是 A 的势。根据定义 9, 求得每个影像模糊数对应的 Pignistic 概率函数。

定义 10: 设 $p_i = \langle \mu_i, \eta_i, \nu_i \rangle$ 和 $p_j = \langle \mu_j, \eta_j, \nu_j \rangle$ 为两个影像模糊数, m_i^p 和 m_j^p 为 $\Theta = \{Y, N, E\}$ 上 p_i 和 p_j 转化得到的质量函数, $BetP_{m_i^p}$ 和 $BetP_{m_j^p}$ 分别为 m_i^p 与 m_j^p 经 Pignistic 变换后的概率函数, 则 p_i 和 p_j 间的 Pignistic 概率距离定义为:

$$d(p_i, p_j) = \max_{A \in \Theta} \left\{ \left| \text{Bet}P_{m_i^p}(A) - \text{Bet}P_{m_j^p}(A) \right| \right\}. \quad (15)$$

Dempster 法则是证据理论中合成证据的主要依据，但该法则在合成冲突程度较大的证据时常会产生有悖于直觉的结果，所以面临较高冲突的证据合成时，采用带有权重修正的证据会有更好的表现。本文以不同证据间的 Pignistic 概率距离来衡量证据的差异程度，并进一步定义证据间的支持度。以此，将证据分为冲突和非冲突两类，并根据证据本身的确度计算不同证据的修正权重，最终通过 Dempster 法则对修正后的证据进行融合，确定所有群体的合成评价意见。

对于两个证据间的支持度以及多个证据间的一致性，本文给出以下定义。

定义 11: 对于同一命题，两个证据 m_i 和 m_j 之间的支持度定义为：

$$T(m_i^p, m_j^p) = 1 - d(m_i^p, m_j^p), \quad (16)$$

其中， $d(m_i^p, m_j^p)$ 是两证据间的 Pignistic 概率距离。

证据 m 的多义度 $AM(m)$ 是一种总体性的不确定性度量，其计算过程是将证据的质量函数通过 Pignistic 概率转换为概率分布，进而求取信息熵，其优点是计算简便且对证据体的变化较为敏感[25]。

定义 12 [25]: 设 Θ 为辨识框架， m 为质量函数，则证据 m 的多义度为：

$$AM(m) = - \sum_{\theta \in \Theta} \text{Bet}P_m(\theta) \log_2(\text{Bet}P_m(\theta)), \quad (17)$$

其中， $\text{Bet}P_m(\theta)$ 是 Pignistic 概率。

对于多个非冲突证据 m ，多义度 $AM(m)$ 越小，权重则越大；多义度 $AM(m)$ 越大，权重越小。结合多义度，非冲突证据的权重计算公式为：

$$w'_i = \exp\left(-\frac{AM(m_i)}{\sum_{i=1}^n AM(m_i)}\right), i = 1, 2, \dots, n. \quad (18)$$

对于多个冲突证据 m ，多义度 $AM(m)$ 越小，权重则越小，多义度 $AM(m)$ 越大，权重越大。结合多义度，冲突证据的权重计算公式为

$$w''_i = \left(1 - \frac{AM(m_i)}{\sum_{i=1}^n AM(m_i)}\right) \cdot \tau^{\frac{AM(m_i)}{\sum_{i=1}^n AM(m_i)} + 1}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (19)$$

其中，参数 τ 的取值范围在 $[0, 1]$ 内。

修正法则使证据合成结果更加合理和可信，但计算过程中也增加了计算的复杂度。为简化运算，本文在证据合成时，首先对证据进行相似度计算，得到相似度矩阵；然后通过比较矩阵中各个因素的相似度与设定阈值，将证据分为冲突与非冲突两类，并分别采用式(18)和(19)中的修正权重对相应证据进行修正；最后采用 Dempster 合成法则进行信息融合。

3.2. 基于影像模糊证据合成的冷链物流服务供应商选择

下面基于影像模糊证据合成方法，结合灰色关联分析法对冷链物流服务供应商进行评价，该评价方法主要包括以下 4 个过程：1) 将影像模糊数转化为质量函数；2) 将证据信息进行修正融合；3) 将质量函数转化为影像模糊数；4) 采用灰色关联分析法进行供应商排序与择优。具体步骤如下：

步骤 1. 利用式 (10)~(13) 将影像模糊决策矩阵 $P^k = (p_{ij}^k)_{m \times n}$ ($k = 1, 2, \dots, K$) 转化为证据矩阵 $M^k = (m_{ij}^k)_{m \times n}$ ($k = 1, 2, \dots, K$)，其中， $m_{ij}^k = [m_{ij}^k(Y), m_{ij}^k(Y, N), m_{ij}^k(N), m_{ij}^k(E)]$ 是影像模糊决策矩阵 P^k 中元素转化得到的证据行向量。

步骤 2. 确定概率函数矩阵 $B^k = (b_{ij}^k)_{m \times n}$ ($k=1,2,\dots,K$), 其中,
 $b_{ij}^k = [BetP_{m_{ij}^k}(Y), BetP_{m_{ij}^k}(Y, N), BetP_{m_{ij}^k}(N), BetP_{m_{ij}^k}(E)]$ 为行向量, $BetP_{m_{ij}^k}(Y)$, $BetP_{m_{ij}^k}(Y, N)$, $BetP_{m_{ij}^k}(N)$, $BetP_{m_{ij}^k}(E)$ 由式(14)确定。

步骤 3. 计算各决策子群体间的 Pignistic 概率距离矩阵 $D^{kl} = (d_{ij}^{kl})_{m \times n}$ ($k, l=1,2,\dots,K$), 其中,
 $d_{ij}^{kl} = d(m_{ij}^{Pk}, m_{ij}^{Pl})$ 为证据间的 Pignistic 距离, 由式(15)计算确定。

步骤 4. 计算各决策子群体与其他决策子群体的平均距离矩阵 $\bar{D}^k = (\bar{d}_{ij}^k)_{m \times n}$ ($k=1,2,\dots,K$), 其中

$$\bar{d}_{ij}^k = \frac{1}{K-1} \sum_{l=1, l \neq k}^K d_{ij}^{kl}, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; k=1,2,\dots,K. \quad (20)$$

步骤 5. 确定决策群体的综合距离矩阵 $\tilde{D} = (\tilde{d}_{ij})_{m \times n}$, 其中 $\tilde{d}_{ij} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \bar{d}_{ij}^k$ 。

步骤 6. 计算各证据的多义度 $AM(m_{ij}^k)$, 并依据证据矩阵 M^k 中各证据 m_{ij}^k 为冲突证据或非冲突证据的分类确定相应的修正权重 w_{ij}^k 。

$$AM(m_{ij}^k) = -\sum_{\theta \in \Theta} BetP_{m_{ij}^k}(\theta) \log_2(BetP_{m_{ij}^k}(\theta)), i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; k=1,2,\dots,K. \quad (21)$$

根据平均距离矩阵 \bar{D}^k 和综合距离矩阵 \tilde{D} , 将证据分为冲突证据和非冲突证据两类。若 $\bar{d}_{ij}^k < \tilde{d}_{ij}$, 则证据定义为非冲突证据, 若 $\bar{d}_{ij}^k > \tilde{d}_{ij}$, 则证据定义为冲突证据。修正权重 w_{ij}^k 依据证据矩阵 M^k 中各个证据 m_{ij}^k 的分类分别为非冲突证据权重 w_{ij}^{*k} 或冲突证据权重 w_{ij}^{nk} 。

当证据矩阵 M^k 中的证据 m_{ij}^k 为非冲突证据时, 其修正权重 w_{ij}^k 为:

$$w_{ij}^k = w_{ij}^{*k} = \exp\left(-\frac{AM(m_{ij}^k)}{\sum_{k=1}^K AM(m_{ij}^k)}\right), i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; k=1,2,\dots,K. \quad (22)$$

当证据矩阵 M^k 中的证据 m_{ij}^k 为冲突证据时, 其修正权重 w_{ij}^k 为:

$$w_{ij}^k = w_{ij}^{nk} = \left(1 - \frac{AM(m_{ij}^k)}{\sum_{k=1}^K AM(m_{ij}^k)}\right) \cdot \tau^{\frac{AM(m_{ij}^k)}{\sum_{k=1}^K AM(m_{ij}^k)} + 1}, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; k=1,2,\dots,K, \quad (23)$$

其中, 参数 τ 的取值范围在 [0, 1] 内, 本文 τ 取值为 0.1。

步骤 7. 根据修正权重 w_{ij}^k , 求得平均证据矩阵 $\bar{M} = (\bar{m}_{ij})_{m \times n}$, 其中,
 $\bar{m}_{ij} = [\bar{m}_{ij}(Y), \bar{m}_{ij}(Y, N), \bar{m}_{ij}(N), \bar{m}_{ij}(E)]$, $\bar{m}_{ij}(Y) = \sum_{k=1}^K w_{ij}^k m_{ij}^k(Y)$, $\bar{m}_{ij}(Y, N) = \sum_{k=1}^K w_{ij}^k m_{ij}^k(Y, N)$,
 $\bar{m}_{ij}(N) = \sum_{k=1}^K w_{ij}^k m_{ij}^k(N)$, $\bar{m}_{ij}(E) = \sum_{k=1}^K w_{ij}^k m_{ij}^k(E)$ 。

步骤 8. 由于原证据有 K 个, 故利用 D-S 合成规则对平均证据进行 $K-1$ 次自合成, 求得集成证据矩阵为 $\hat{M} = (\hat{m}_{ij})_{m \times n}$, 其中:

$$\hat{m}_{ij} = [\hat{m}_{ij}(Y), \hat{m}_{ij}(Y, N), \hat{m}_{ij}(N), \hat{m}_{ij}(E)], i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; \quad (24)$$

$$\hat{m}_{ij}(Y) = \frac{\sum_{A \cap B = Y, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n; \quad (25)$$

$$\hat{m}_{ij}(Y, N) = \frac{\sum_{A \cap B = (Y, N), k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n; \quad (26)$$

$$\hat{m}_{ij}(N) = \frac{\sum_{A \cap B = N, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset, k=1}^K \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n; \quad (27)$$

$$\hat{m}_{ij}(E) = \frac{\sum_{A \cap B = E, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset, k=1}^{K-1} \bar{m}_{ij}^k(A) \bar{m}_{ij}^k(B)}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n. \quad (28)$$

因此,求得群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{m \times n}$, 其中, $p_{ij} = \langle \mu_{ij}, \eta_{ij}, \nu_{ij} \rangle$, $\mu_{ij} = \hat{m}_{ij}(Y)$, $\eta_{ij} = \hat{m}_{ij}(Y, N)$, $\nu_{ij} = \hat{m}_{ij}(N)$ 。

步骤 9. 确定群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{m \times n}$ 的理想解 $p^+ = (p_1^+, p_2^+, \dots, p_n^+)$, 其中, $p_j^+ = \langle \mu_j^+, \eta_j^+, \nu_j^+ \rangle$, $\mu_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m}(\mu_{ij})$, $\eta_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m}(\eta_{ij})$, $\nu_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m}(\nu_{ij})$ 。

步骤 10. 计算群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{m \times n}$ 的元素与理想解 p^+ 之间的 Pignistic 距离矩阵 $D = (d_{ij})_{m \times n}$, 其中, $d_{ij} = d(p_{ij}, p_j^+)$ 为影像模糊数间的 Pignistic 距离, 可利用式(15)求得。

步骤 11. 计算冷链物流服务供应商 $A_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 在指标 $C_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 上的灰色关联系数:

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\min_i \min_j (d_{ij}) + \max_i \max_j (d_{ij})}{d_{ij} + \max_i \max_j (d_{ij})}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n. \quad (29)$$

步骤 12. 计算每个冷链物流服务供应商 $A_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 的关联度:

$$\varepsilon_i = \sum_{j=1}^n \varepsilon_{ij} w_j, i = 1, 2, \dots, m. \quad (30)$$

通过比较各备选冷链物流服务供应商的关联度选择最优供应商。关联度反应了冷链物流服务供应商与理想解的接近程度, 关联度越大说明该供应商与理想解越接近。

4. 算例分析

某地举办大型体育赛事, 为保证食品安全, 需要选择冷链物流服务供应商为赛事提供后勤保障。经过前期调研和谈判, 备选的冷链物流服务供应商一共有 4 家, 现组织由 4 个决策子群体组成的决策群体对这 4 家供应商进行评价与选择。经过分析, 选取以下 4 个因素作为评价指标: 生产能力(C_1), 企业信誉(C_2), 服务水平(C_3), 产品质量(C_4)。4 个决策子群体中的决策者分别就不同的供应商在各个指标下的表现, 给出支持, 反对, 持中和弃权 4 种评价意见。以统计的方法, 得到 4 个决策子群体给出的影像模糊信息, 如表 1 所示。

Table 1. Picture fuzzy decision matrices

表 1. 影像模糊决策矩阵

		C_1	C_2	C_3	C_4
D_1	A_1	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.2>
	A_2	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.4, 0.2>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.1>
	A_3	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.4>
	A_4	<0.4, 0.3, 0.2>	<0.1, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.3>

Continued

D_2	A_1	<0.4, 0.2, 0.2>	<0.4, 0.2, 0.1>	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.4>
	A_2	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.2, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.1, 0.2>
	A_3	<0.5, 0.2, 0.2>	<0.2, 0.3, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.2>
	A_4	<0.3, 0.2, 0.2>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.2>	<0.3, 0.1, 0.4>
D_3	A_1	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.2, 0.3, 0.4>
	A_2	<0.4, 0.1, 0.3>	<0.4, 0.1, 0.2>	<0.2, 0.2, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.3>
	A_3	<0.4, 0.2, 0.2>	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.1, 0.5>
	A_4	<0.2, 0.3, 0.4>	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.4, 0.1, 0.3>	<0.4, 0.1, 0.3>
D_4	A_1	<0.2, 0.2, 0.5>	<0.2, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.3>
	A_2	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.5, 0.2, 0.2>
	A_3	<0.4, 0.1, 0.3>	<0.4, 0.2, 0.3>	<0.2, 0.2, 0.5>	<0.3, 0.2, 0.4>
	A_4	<0.3, 0.2, 0.4>	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.3, 0.2, 0.3>	<0.4, 0.2, 0.3>

步骤 1. 为描述群体评价意见的不确定性, 本文基于证据理论利用式(10)~(13)将各决策子群体给出的影像模糊决策矩阵 $P^k = (p_{ij}^k)_{4 \times 4}$ (见表 1) 转化为证据矩阵 $M^k = (m_{ij}^k)_{4 \times 4}$ ($k = 1, 2, 3, 4$)。决策子群体 D_1 对应的证据矩阵 M^1 如下所示:

$$\begin{aligned}
 m_{11}^1 &= [0.4, 0.2, 0.3, 0.1], & m_{12}^1 &= [0.2, 0.3, 0.4, 0.1], & m_{13}^1 &= [0.4, 0.2, 0.3, 0.1], & m_{14}^1 &= [0.3, 0.2, 0.2, 0.3], \\
 m_{21}^1 &= [0.3, 0.2, 0.4, 0.1], & m_{22}^1 &= [0.3, 0.4, 0.2, 0.1], & m_{23}^1 &= [0.3, 0.2, 0.4, 0.1], & m_{24}^1 &= [0.4, 0.2, 0.1, 0.3], \\
 m_{31}^1 &= [0.2, 0.3, 0.4, 0.1], & m_{32}^1 &= [0.2, 0.3, 0.4, 0.1], & m_{33}^1 &= [0.4, 0.2, 0.3, 0.1], & m_{34}^1 &= [0.3, 0.2, 0.4, 0.1], \\
 m_{41}^1 &= [0.4, 0.3, 0.2, 0.1], & m_{42}^1 &= [0.1, 0.2, 0.4, 0.3], & m_{43}^1 &= [0.3, 0.2, 0.4, 0.1], & m_{44}^1 &= [0.4, 0.2, 0.3, 0.1].
 \end{aligned}$$

同理, 可以求得决策子群体 D_2 、 D_3 和 D_4 所对应的证据矩阵 M^2 、 M^3 和 M^4 。

步骤 2. 为了计算各决策子群体间的 Pignistic 概率距离, 利用式(14)计算概率函数矩阵 $B^k = (b_{ij}^k)_{4 \times 4}$ ($k = 1, 2, 3, 4$)。与证据矩阵 M^1 对应的概率函数矩阵 B^1 如下所示:

$$\begin{aligned}
 B_{11}^1 &= [0.5, 0.2, 0.4, 0.1], & B_{12}^1 &= [0.35, 0.3, 0.55, 0.1], & B_{13}^1 &= [0.5, 0.2, 0.4, 0.1], & B_{14}^1 &= [0.4, 0.2, 0.3, 0.3], \\
 B_{21}^1 &= [0.4, 0.2, 0.5, 0.1], & B_{22}^1 &= [0.5, 0.4, 0.4, 0.1], & B_{23}^1 &= [0.35, 0.3, 0.55, 0.1], & B_{24}^1 &= [0.5, 0.2, 0.2, 0.3], \\
 B_{31}^1 &= [0.35, 0.3, 0.55, 0.1], & B_{32}^1 &= [0.35, 0.3, 0.55, 0.1], & B_{33}^1 &= [0.5, 0.2, 0.4, 0.1], & B_{34}^1 &= [0.4, 0.2, 0.5, 0.1], \\
 B_{41}^1 &= [0.55, 0.3, 0.35, 0.1], & B_{42}^1 &= [0.2, 0.2, 0.5, 0.3], & B_{43}^1 &= [0.4, 0.2, 0.5, 0.1], & B_{44}^1 &= [0.5, 0.2, 0.4, 0.1].
 \end{aligned}$$

同理, 可以求得概率函数矩阵 B^2 、 B^3 和 B^4 。

步骤 3. 利用式(15)计算各决策子群体间的 Pignistic 概率距离矩阵 $D^{kl} = (d_{ij}^{kl})_{4 \times 4}$ ($k, l = 1, 2, 3, 4$)。

$$D^{12} = D^{21} = \begin{bmatrix} 0.10 & 0.35 & 0.15 & 0.20 \\ 0.05 & 0.10 & 0.10 & 0.05 \\ 0.25 & 0.10 & 0.10 & 0.10 \\ 0.20 & 0.20 & 0.20 & 0.15 \end{bmatrix}, \quad D^{13} = D^{31} = \begin{bmatrix} 0.10 & 0.15 & 0.10 & 0.25 \\ 0.15 & 0.20 & 0.10 & 0.20 \\ 0.25 & 0.15 & 0.10 & 0.15 \\ 0.20 & 0.30 & 0.15 & 0.10 \end{bmatrix},$$

$$D^{14} = D^{41} = \begin{bmatrix} 0.20 & 0.10 & 0.10 & 0.10 \\ 0.10 & 0.10 & 0.10 & 0.20 \\ 0.20 & 0.15 & 0.20 & 0.10 \\ 0.15 & 0.20 & 0.10 & 0 \end{bmatrix}, \quad D^{23} = D^{32} = \begin{bmatrix} 0.20 & 0.20 & 0.05 & 0.05 \\ 0.20 & 0.25 & 0 & 0.20 \\ 0.10 & 0.05 & 0 & 0.25 \\ 0.25 & 0.10 & 0.05 & 0.10 \end{bmatrix},$$

$$D^{24} = D^{42} = \begin{bmatrix} 0.30 & 0.30 & 0.05 & 0.10 \\ 0.15 & 0.10 & 0.20 & 0.20 \\ 0.15 & 0.15 & 0.10 & 0.20 \\ 0.20 & 0.10 & 0.10 & 0.15 \end{bmatrix}, \quad D^{34} = D^{43} = \begin{bmatrix} 0.10 & 0.10 & 0 & 0.15 \\ 0.05 & 0.15 & 0.20 & 0.10 \\ 0.05 & 0.10 & 0.10 & 0.05 \\ 0.05 & 0.10 & 0.05 & 0.10 \end{bmatrix}。$$

步骤 4. 利用式(20)计算各决策子群体与其他决策子群体的平均距离矩阵 $\bar{D}^k (k=1,2,3,4)$ 。

$$\bar{D}^1 = \begin{bmatrix} 0.13 & 0.20 & 0.12 & 0.18 \\ 0.10 & 0.13 & 0.10 & 0.15 \\ 0.23 & 0.13 & 0.13 & 0.12 \\ 0.18 & 0.23 & 0.15 & 0.08 \end{bmatrix}, \quad \bar{D}^2 = \begin{bmatrix} 0.20 & 0.28 & 0.08 & 0.12 \\ 0.13 & 0.15 & 0.10 & 0.15 \\ 0.17 & 0.10 & 0.07 & 0.18 \\ 0.22 & 0.13 & 0.12 & 0.13 \end{bmatrix},$$

$$\bar{D}^3 = \begin{bmatrix} 0.13 & 0.15 & 0.05 & 0.15 \\ 0.13 & 0.20 & 0.10 & 0.17 \\ 0.13 & 0.10 & 0.07 & 0.15 \\ 0.17 & 0.17 & 0.08 & 0.10 \end{bmatrix}, \quad \bar{D}^4 = \begin{bmatrix} 0.20 & 0.17 & 0.05 & 0.12 \\ 0.10 & 0.12 & 0.17 & 0.17 \\ 0.13 & 0.13 & 0.13 & 0.12 \\ 0.13 & 0.13 & 0.08 & 0.08 \end{bmatrix}。$$

步骤 5. 根据平均距离矩阵 $\bar{D}^k (k=1,2,3,4)$ ，求得决策群体的综合距离矩阵 \tilde{D} 。

$$\tilde{D} = \begin{bmatrix} 0.17 & 0.20 & 0.08 & 0.14 \\ 0.12 & 0.15 & 0.12 & 0.16 \\ 0.17 & 0.12 & 0.10 & 0.14 \\ 0.18 & 0.17 & 0.11 & 0.10 \end{bmatrix}。$$

步骤 6. 为了对决策者的评价信息进行集成，计算各证据的多义度 $AM(m_{ij}^k)$ ，并依据证据矩阵 M^k 中各证据 m_{ij}^k 为冲突证据或非冲突证据的分类确定相应的修正权重矩阵 $W^k (k=1,2,3,4)$ 。

首先，根据平均距离矩阵 \bar{D}^k 和综合距离矩阵 \tilde{D} ，将证据分为冲突证据和非冲突证据两类。若 $\bar{d}_{ij}^k < \tilde{d}_{ij}$ ，则证据定义为非冲突证据，若 $\bar{d}_{ij}^k > \tilde{d}_{ij}$ ，则证据定义为冲突证据。

然后，利用式(21)确定各个证据的多义度矩阵 $A^k (k=1,2,3,4)$ ：

$$A^1 = \begin{bmatrix} 1.83 & 1.86 & 1.83 & 2.04 \\ 1.83 & 1.89 & 1.83 & 1.95 \\ 1.86 & 1.86 & 1.83 & 1.99 \\ 1.86 & 1.95 & 1.83 & 1.83 \end{bmatrix}, \quad A^2 = \begin{bmatrix} 1.95 & 1.95 & 1.86 & 1.83 \\ 1.86 & 1.83 & 1.95 & 1.87 \\ 1.76 & 2.03 & 1.83 & 1.95 \\ 2.04 & 1.83 & 1.95 & 1.85 \end{bmatrix},$$

$$A^3 = \begin{bmatrix} 1.83 & 1.99 & 1.83 & 1.86 \\ 1.85 & 1.87 & 1.95 & 1.83 \\ 1.95 & 1.99 & 1.83 & 1.67 \\ 1.86 & 1.83 & 1.85 & 1.85 \end{bmatrix}, \quad A^4 = \begin{bmatrix} 1.75 & 1.95 & 1.83 & 1.99 \\ 1.99 & 1.99 & 1.83 & 1.76 \\ 1.85 & 1.83 & 1.76 & 1.83 \\ 1.83 & 1.99 & 1.99 & 1.83 \end{bmatrix}。$$

最后，利用式(22)和(23)确定修正权重矩阵 $W^k (k=1,2,3,4)$ ：

$$W^1 = \begin{bmatrix} 0.78 & 0.04 & 0.04 & 0.04 \\ 0.78 & 0.78 & 0.79 & 0.77 \\ 0.04 & 0.04 & 0.04 & 0.77 \\ 0.04 & 0.04 & 0.04 & 0.78 \end{bmatrix}, \quad W^2 = \begin{bmatrix} 0.04 & 0.04 & 0.04 & 0.79 \\ 0.04 & 0.79 & 0.77 & 0.78 \\ 0.79 & 0.77 & 0.78 & 0.04 \\ 0.04 & 0.79 & 0.04 & 0.04 \end{bmatrix},$$

$$W^3 = \begin{bmatrix} 0.78 & 0.77 & 0.78 & 0.04 \\ 0.04 & 0.78 & 0.77 & 0.04 \\ 0.77 & 0.04 & 0.78 & 0.05 \\ 0.78 & 0.79 & 0.78 & 0.78 \end{bmatrix}, \quad W^4 = \begin{bmatrix} 0.04 & 0.78 & 0.78 & 0.77 \\ 0.77 & 0.77 & 0.04 & 0.04 \\ 0.78 & 0.04 & 0.04 & 0.78 \\ 0.79 & 0.77 & 0.77 & 0.78 \end{bmatrix}.$$

步骤 7. 根据修正权重和各决策子群体的证据矩阵 $M^k = (m_{ij}^k)_{4 \times 4}$ ($k=1,2,3,4$), 求得平均证据矩阵 $\bar{M} = (\bar{m}_{ij})_{4 \times 4}$ 。

$$\begin{aligned} \bar{m}_{11} &= [0.35, 0.20, 0.35, 0.10], & \bar{m}_{12} &= [0.25, 0.20, 0.35, 0.20], & \bar{m}_{13} &= [0.30, 0.20, 0.40, 0.10], \\ \bar{m}_{14} &= [0.30, 0.20, 0.35, 0.15], & \bar{m}_{21} &= [0.30, 0.20, 0.35, 0.15], & \bar{m}_{22} &= [0.30, 0.26, 0.30, 0.14], \\ \bar{m}_{23} &= [0.24, 0.20, 0.40, 0.16], & \bar{m}_{24} &= [0.40, 0.15, 0.16, 0.29], & \bar{m}_{31} &= [0.43, 0.17, 0.24, 0.26], \\ \bar{m}_{32} &= [0.25, 0.25, 0.30, 0.30], & \bar{m}_{33} &= [0.30, 0.20, 0.40, 0.10], & \bar{m}_{34} &= [0.30, 0.20, 0.35, 0.15], \\ \bar{m}_{41} &= [0.26, 0.25, 0.39, 0.10], & \bar{m}_{42} &= [0.33, 0.20, 0.33, 0.14], & \bar{m}_{43} &= [0.35, 0.15, 0.30, 0.20], \\ \bar{m}_{44} &= [0.40, 0.17, 0.30, 0.13]. \end{aligned}$$

步骤 8. 利用式(24)~(28)的 D-S 合成规则对修正后的证据进行 3 次自融合, 获得集成证据矩阵 $\hat{M} = (\hat{m}_{ij})_{4 \times 4}$, 其元素为:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{11} &= [0.49, 0.01, 0.50, 0.00], & \hat{m}_{12} &= [0.31, 0.01, 0.67, 0.1], & \hat{m}_{13} &= [0.32, 0.01, 0.67, 0.00], \\ \hat{m}_{14} &= [0.40, 0.01, 0.59, 0.00], & \hat{m}_{21} &= [0.40, 0.01, 0.58, 0.01], & \hat{m}_{22} &= [0.49, 0.02, 0.48, 0.01], \\ \hat{m}_{23} &= [0.21, 0.01, 0.77, 0.00], & \hat{m}_{24} &= [0.86, 0.01, 0.07, 0.06], & \hat{m}_{31} &= [0.82, 0.01, 0.16, 0.00], \\ \hat{m}_{32} &= [0.39, 0.03, 0.57, 0.01], & \hat{m}_{33} &= [0.32, 0.01, 0.61, 0.00], & \hat{m}_{34} &= [0.40, 0.01, 0.58, 0.00], \\ \hat{m}_{41} &= [0.27, 0.02, 0.71, 0.00], & \hat{m}_{42} &= [0.48, 0.01, 0.50, 0.00], & \hat{m}_{43} &= [0.59, 0.01, 0.38, 0.01], \\ \hat{m}_{44} &= [0.68, 0.01, 0.32, 0.00]. \end{aligned}$$

由此, 可以构建群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{4 \times 4}$, 如表 2 所示。

Table 2. Group picture fuzzy decision matrix
表 2. 群体影像模糊决策矩阵

	C_1	C_2	C_3	C_4
A_1	<0.49, 0.01, 0.50>	<0.31, 0.01, 0.67>	<0.32, 0.01, 0.67>	<0.40, 0.01, 0.59>
A_2	<0.40, 0.01, 0.58>	<0.49, 0.02, 0.48>	<0.21, 0.01, 0.77>	<0.86, 0.01, 0.07>
A_3	<0.82, 0.01, 0.16>	<0.39, 0.03, 0.57>	<0.32, 0.01, 0.61>	<0.40, 0.01, 0.58>
A_4	<0.27, 0.02, 0.71>	<0.48, 0.01, 0.50>	<0.59, 0.01, 0.38>	<0.68, 0.01, 0.32>

步骤 9. 确定群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{4 \times 4}$ 的理想解:

$$p_1^+ = \langle 0.82, 0.01, 0.16 \rangle, \quad p_2^+ = \langle 0.49, 0.01, 0.48 \rangle, \\ p_3^+ = \langle 0.59, 0.01, 0.38 \rangle, \quad p_4^+ = \langle 0.86, 0.01, 0.07 \rangle.$$

步骤 10. 利用式(15)计算群体影像模糊决策矩阵 $P = (p_{ij})_{4 \times 4}$ 元素与理想解之间的 Pignistic 距离矩阵 $D = (d_{ij})_{4 \times 4}$, 如下所示:

$$D = \begin{bmatrix} 0.33 & 0.18 & 0.28 & 0.52 \\ 0.42 & 0.01 & 0.39 & 0.00 \\ 0.00 & 0.10 & 0.29 & 0.52 \\ 0.55 & 0.02 & 0.00 & 0.24 \end{bmatrix}.$$

步骤 11. 利用式(29)计算各备选供应商 $A_i (i=1,2,3,4)$ 在指标 $C_j (j=1,2,3,4)$ 下与理想解的灰色关联系数, 构成灰色关联系数矩阵 $\varepsilon = (\varepsilon_{ij})_{4 \times 4}$.

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} 0.62 & 0.75 & 0.66 & 0.52 \\ 0.57 & 0.97 & 0.59 & 1.00 \\ 1.00 & 0.84 & 0.66 & 0.52 \\ 0.50 & 0.96 & 1.00 & 0.70 \end{bmatrix}.$$

步骤 12. 利用式(30)计算每个冷链物流服务供应商 $A_i (i=1,2,3,4)$ 相对于理想解的关联度:

$$\varepsilon_1 = 0.62, \varepsilon_2 = 0.83, \varepsilon_3 = 0.69, \varepsilon_4 = 0.80.$$

关联度反应了冷链物流服务供应商与理想解的接近程度, 关联度越大说明该供应商与理想解越接近。按照关联度由大到小的顺序对所有备选冷链物流服务供应商进行排序, 排序结果为: $A_2 \succ A_4 \succ A_3 \succ A_1$ 。因此, A_2 为最优的冷链物流服务供应商, 说明了本文基于证据理论提出的多属性群决策方法的可行性。该方法为影像模糊环境下的冷链物流服务供应商选择提供了一个新的思路。

5. 结论

为了解决影像模糊环境下的冷链物流服务供应商选择问题, 本文基于证据理论提出了影像模糊多属性群决策方法。该方法首先在将影像模糊评价信息转化为证据信息的基础上, 根据证据冲突程度的不同选择相应的证据融合规则, 对冷链物流服务供应商评价信息进行融合, 求得群体影像模糊决策矩阵。然后, 基于群体影像模糊决策矩阵, 通过将传统灰色关联分析法拓展至影像模糊环境下, 求得所有备选冷链物流服务供应商的排序及择优。通过算例说明所提出方法的可行性, 为冷链物流服务供应商选择提供了一个新的思路。该方法也可推广到人员动态评价、服务质量评估及医疗诊断等领域, 具有比较广阔的应用前景和实用价值。

基金项目

教育部人文社会科学研究青年基金(19YJC630107)、对外经济贸易大学中央高校基本科研业务费专项资金资助(20YQ04)、对外经济贸易大学中央高校基本科研业务费专项资金资助(17QN01)。

参考文献

- [1] 邓余玲. 基于 AHP 的生鲜农产品冷链物流供应商选择[J]. 物流科技, 2017(4): 91-93.
- [2] 李东, 陈国宏. 农产品冷链物流供应商选择评价指标体系的构建[J]. 市场研究, 2019(6): 64-65.

- [3] 耿秀丽, 谷玲玲. 基于改进 ER 的生鲜冷链物流服务质量评估方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(5): 1460-1464.
- [4] 李梅, 吴冲, 胡建平. 基于动态直觉模糊 VIKOR 群决策的冷链供应商选择研究[J]. 华东交通大学学报, 2015, 32(5): 65-72.
- [5] 朱亚辉. 决策信息为区间二元语义的双向专家权重确定方法[J]. 计算技术与自动化, 2018, 37(3): 106-110.
- [6] 王泽林, 王应明. 权重信息完全未知的二维二元语义多属性群决策方法[J]. 控制与决策, 2019(9): 194-204.
- [7] Zhang, S. and Yu, D. (2014) Some Geometric Choquet Aggregation Operators Using Einstein Operations under Intuitionistic Fuzzy Environment. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, **26**, 491-500. <https://doi.org/10.3233/IFS-130924>
- [8] Garg, H. (2017) Some Robust Improved Geometric Aggregation Operators under Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Environment for Multi-Criteria Decision-Making Process. *Journal of Industrial & Management Optimization*, **13**, 47-47.
- [9] Ju, Y., Yang, S. and Liu, X. (2014) Some New Dual Hesitant Fuzzy Aggregation Operators Based on Choquet Integral and Their Applications to Multiple Attribute Decision Making. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, **27**, 2857-2868. <https://doi.org/10.3233/IFS-141247>
- [10] Zhou, H., Wang, J.Q. and Zhang, H.Y. (2018) Multi-Criteria Decision-Making Approaches Based on Distance Measures for Linguistic Hesitant Fuzzy Sets. *Journal of the Operational Research Society*, **69**, 661-675. <https://doi.org/10.1080/01605682.2017.1400780>
- [11] Tan, C. and Chen, X. (2013) Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Multicriteria Group Decision Making Based on VIKOR and Choquet Integral. *Journal of Applied Mathematics*, **2013**, Article ID: 656879. <https://doi.org/10.1155/2013/656879>
- [12] Meng, F. and Chen, X. (2015) Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Multi-Criteria Group Decision Making Based on Cross Entropy and 2-Additive Measures. *Soft Computing*, **19**, 2071-2082. <https://doi.org/10.1007/s00500-014-1393-7>
- [13] Xia, M. (2018) A Hesitant Fuzzy Linguistic Multi-Criteria Decision-Making Approach Based on Regret Theory. *International Journal of Fuzzy Systems*, **20**, 2135-2143. <https://doi.org/10.1007/s40815-018-0502-7>
- [14] Lourenzutti, R. and Krohling, R.A. (2016) A Generalized TOPSIS Method for Group Decision Making with Heterogeneous Information in a Dynamic Environment. *Information Sciences*, **330**, 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.10.005>
- [15] Cường, B.C. (2014) Picture Fuzzy Sets. *Journal of Computer Science & Cybernetics*, **30**, 409-420. <https://doi.org/10.15625/1813-9663/30/4/5032>
- [16] Garg, H. (2017) Some Picture Fuzzy Aggregation Operators and Their Applications to Multicriteria Decision-Making. *Arabian Journal for Science & Engineering*, **42**, 5275-5290. <https://doi.org/10.1007/s13369-017-2625-9>
- [17] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1993.
- [18] 张喆, 韩德强, 杨艺. 基于证据马尔可夫随机场模型的图像分割[J]. 控制与决策, 2017(9): 1607-1613.
- [19] 张亚杰, 王应明, 陈圣群. 基于前景理论和证据推理的双边匹配决策方法[J]. 系统科学与数学, 2017(3): 768-780.
- [20] 孙琳, 王延章. 基于知识元的多源竞争情报融合方法研究[J]. 情报杂志, 2017(11): 65-71.
- [21] Wu, J. (2017) The Expert Reliability and Evidential Reasoning Rule Based Intuitionistic Fuzzy Multiple Attribute Group Decision Making. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, **33**, 1067-1082. <https://doi.org/10.3233/JIFS-162436>
- [22] 朱卫东, 刘芳, 王东鹏. 科学基金项目立项评估:综合评价信息可靠性的多指标证据推理规则研究[J]. 中国管理科学, 2016(10): 141-148.
- [23] Liu, J.P., Liao, X.W. and Yang, J.B. (2015) A Group Decision-Making Approach Based on Evidential Reasoning for Multiple Criteria Sorting Problem with Uncertainty. *European Journal of Operational Research*, **246**, 858-873. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.027>
- [24] 徐选华, 范永峰. 改进的蚁群聚类算法及在多属性大群体决策中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(2): 346-349.
- [25] Jousselme, A.L., Liu, C. and Grenier, D. (2006) Measuring Ambiguity in the Evidence Theory. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part A Systems & Humans*, **36**, 890-903. <https://doi.org/10.1109/TSMCA.2005.853483>