

权重优化下基于证据推理的直觉模糊多属性决策

夏梦颐, 王应明

(福州大学 经济与管理学院 福建 福州 350116)

摘要:针对决策者给出属性权重系数的直觉模糊多属性决策问题,提出一种权重系数优化方法并通过证据推理有效融合各项决策数据。首先,用直觉模糊熵和直觉模糊相似度表示决策信息的客观性,利用熵权法融合公式对主观权重系数进行优化修正;其次,发挥证据推理方法的优越性,将各属性的直觉模糊信息进行融合得到每个方案的综合直觉模糊集;再次,运用一种新的记分函数对每个方案进行综合考量,排序得到最优方案;最后,结合算例验证该方法的有效性和可行性。

关键词:直觉模糊集;直觉模糊熵;直觉模糊相似度;证据推理;多属性决策

中图分类号: C934

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2021)02-0066-06

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2020181

0 引言

在对模糊集理论^[1]进行深入研究后,Atanassov^[2]提出了直觉模糊集(intuitionistic fuzzy set, IFS)概念,定义了隶属度、非隶属度和犹豫度来描述客观事物的模糊性和不确定性,为直觉模糊集理论的形成奠定了坚实的基础。因直觉模糊集具有良好的包容性及表达性,所以被广泛应用于多属性决策领域,例如航空军贸、应急决策、医疗诊断、人力资源等^[3-6]。

直觉模糊多属性决策问题中,属性权重对决策结果具有重大影响,其分配可分为两类情况。一是权重完全已知的情况,即属性权重是决策者主观给出的;梅晓玲^[7]构造新的记分函数并引入相似度概念,利用已知权重对动态直觉模糊决策问题中的方案进行加权集成并排序;李磊等^[8]依据最小化最大妥协度的决策准则,考虑含有决策主体权重的决策情景,给出个体偏好值的集结算法及决策方法。二是权重部分未知或完全未知的情况;汪峰等^[9]给出了一种改进的直觉模糊熵定义,通过建立非线性规划模型得到属性权重并利用协相关度对方案进行排序;张洋铭等^[10]采用投影法和直觉模糊熵确定权重信息,然后运用直觉模糊物元多属性决策方法进行实例分析。而在现实情况中,决策问题往往伴随着决策者的主观偏好和决策问题的客观条件,若单独考虑一方来确定属性权重分配,会使决策结果较为片面,不符合实际情况。

在决策信息集结方面,采用层次分析法、理想点法、选择法等方法处理直觉模糊决策信息存在一定的局限性,容易造成决策信息部分流失的问题。证据推理是由 Yang 等^[11]在证据理论的基础上提出的一种融合不确定信息的方法。因其能够很好保留整体决策信息的特点,在直觉模糊多属性决策领域被广泛运用。包甜甜等^[12]通过直觉模糊集统一不同类型的属性值,提出了一种基于前景理论和证据推理的混合多属性决策方法;代文锋等^[13]将证据推理方法运用于直觉模糊多属性群决策问题,弥补了现有直觉模糊信息融合的不足;刘文清等^[14]在对不完全信息进行补缺后,运用证据推理方法融合直觉模糊决策信息,选择最优方案。

综上所述,本文将在综合考虑属性客观性和决策者主观性的前提下,提出一种新的权重优化公式,对属性权重进行优化分配,使权重值更符合实际情况。其次,利用证据推理方法集结不确定性决策信息,再通过新的记分函数对方案进行排序。最后,用算例对比分析本文方法的可行性。

收稿日期:2020-06-12

基金项目:国家自然科学基金项目(61773123)。

作者简介:夏梦颐(1995—),女,硕士研究生,主要从事决策优化研究,E-mail:17816851134@163.com;通信作者:王应明(1964—),男,教授,主要从事决策优化研究,E-mail:ywang@fzu.edu.cn。

1 预备知识

1.1 直觉模糊集

直觉模糊集由模糊集发展而来,是模糊集发展的一个分支,能够很好地描述不确定信息。

定义 1^[2] 假设直觉模糊集 $\alpha = \{ \langle x, \mu_\alpha(x), \nu_\alpha(x) \rangle \mid x \in \Phi \}$, 该式的含义可表述为非空集合 Φ 中有元素 x 属于 α , 且其隶属度为 $\mu_\alpha(x)$, 非隶属度为 $\nu_\alpha(x)$, 犹豫度为 $\pi_\alpha(x) = 1 - \mu_\alpha(x) - \nu_\alpha(x)$, 其中 $\mu_\alpha: \Phi \rightarrow [0, 1], \nu_\alpha: \Phi \rightarrow [0, 1]$, 且必须满足 $0 \leq \mu_\alpha(x) + \nu_\alpha(x) \leq 1, \forall x \in \Phi$ 。 $\mu_\alpha(x)$ 和 $\nu_\alpha(x)$ 组成的有序对 $(\mu_\alpha(x), \nu_\alpha(x))$ 称为直觉模糊数。

定义 2^[1] 设 $\alpha = \{ \langle x, \mu_\alpha(x), \nu_\alpha(x) \rangle, x \in \Phi \}, \beta = \{ \langle x, \mu_\beta(x), \nu_\beta(x) \rangle, x \in \Phi \}$ 是两个直觉模糊集, 若 $\mu_\alpha(x) \geq \mu_\beta(x), \nu_\alpha(x) \leq \nu_\beta(x)$, 则 $\alpha \geq \beta$, 当且仅当 $\mu_\alpha(x) = \mu_\beta(x), \nu_\alpha(x) = \nu_\beta(x)$ 时, $\alpha = \beta$ 。

1.2 证据推理

证据推理由证据理论发展而来,克服了证据理论中存在的悖论现象,能够较好融合各类不确定信息并尽可能保留决策信息不流失,被广泛应用于多属性决策领域。

定义 3^[15] 设 Θ 为识别框架, 则函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足: 1) $m(\emptyset) = 0$; 2) $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ 。 m 为 Θ 上的基本可信度分配 (basic probability assignment, BPA), 简称 mass 函数, A 为 Θ 中的任意子集。其中, 使 $m(A) > 0$ 的 A 称为焦元。

定义 4^[16] 证据推理法中, 设有 n 个评价等级构成辨识框架 Θ , 记为 $\Theta = \{ H_n, n = 1, 2, \dots, N \}$; 各个属性是决策问题方案集中的证据, 记为 $e_i (i = 1, 2, \dots, I)$ 。 则证据 e_i 的评价结果可以表示为

$$S(e_i) = \{ (H_n, \beta_{n,i}), n = 1, 2, \dots, N, i = 1, 2, \dots, I, \quad (1)$$

其中: $\beta_{n,i}$ 表示表示证据 e_i 被评为等级 H_n 的置信度, 满足 $0 \leq \beta_{n,i} \leq 1$, 且 $\sum_{n=1}^N \beta_{n,i} \leq 1$ 。 当 $\sum_{n=1}^N \beta_{n,i} = 1$ 表示决策过程是完全确定的; 当 $\sum_{n=1}^N \beta_{n,i} < 1$ 表示决策过程存在不确定性, 可表示为 $\beta_{H,i} = 1 - \sum_{n=1}^N \beta_{n,i}$ 。

2 问题描述

假设某多属性决策有 m 个备选方案 $A = \{ A_i, i = 1, 2, \dots, m \}$, A_i 表示第 i 个备选方案。 每个方案都有 n 个决策属性 $C = \{ C_j, j = 1, 2, \dots, n \}$, C_j 表示第 j 个决策属性, 且决策者给出的 n 个属性的权重 $\omega = \{ \omega_j, j = 1, 2, \dots, n \}$, ω_j 表示属性 C_j 的重要程度, 且 $0 \leq \omega_j \leq 1, \sum_{j=1}^n \omega_j = 1$; 方案 A_i 对属性 C_j 的属性值以直觉模糊数表示为 $\langle \mu_j(A_i), \nu_j(A_i) \rangle$, 则相应的犹豫度表示为 $\pi_j(A_i) = 1 - \mu_j(A_i) - \nu_j(A_i)$, 相应的直觉模糊决策矩阵表示为

$$X = \begin{bmatrix} \langle \mu_1(A_1), \nu_1(A_1) \rangle & \langle \mu_2(A_1), \nu_2(A_1) \rangle & \cdots & \langle \mu_n(A_1), \nu_n(A_1) \rangle \\ \langle \mu_1(A_2), \nu_1(A_2) \rangle & \langle \mu_2(A_2), \nu_2(A_2) \rangle & \cdots & \langle \mu_n(A_2), \nu_n(A_2) \rangle \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \langle \mu_1(A_m), \nu_1(A_m) \rangle & \langle \mu_2(A_m), \nu_2(A_m) \rangle & \cdots & \langle \mu_n(A_m), \nu_n(A_m) \rangle \end{bmatrix} \quad (2)$$

3 决策方法

3.1 基于直觉模糊熵和相似度的属性权重优化

优化权重需要考虑两个部分, 一是决策者主观确定的权重, 二是属性自身客观确定的权重。 一般而言, 主观权重都是根据决策者经验或者环境条件直接给出的, 而客观权重由决策信息的具体情况决定。 在直觉模糊数的背景下, 可以通过直觉模糊熵和直觉模糊相似性两方面来综合考虑属性的客观权重。

直觉模糊熵是对直觉模糊集不确定性的定量描述, 用以衡量直觉模糊集的模糊程度。 直觉模糊熵越大,

说明该直觉模糊集不确定程度越高。张毛银等^[17]对比分析了现有计算直觉模糊熵方法存在的不足,利用核概念来描述隶属度与非隶属度之间产生的偏差,再结合犹豫度提出了一种新的直觉模糊熵计算方法。

$$E(C_j) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{e^{1-\eta_j(A_i)}(1-\eta_j(A_i)) + e^{\pi_j(A_i)}\pi_j(A_i)}{e^{1-\eta_j(A_i)} + e^{\pi_j(A_i)}}, \quad (3)$$

其中: $\eta_j(A_i) = |\mu_j(A_i) - \nu_j(A_i)|$ 表示直觉模糊数 $\langle \mu_j(A_i), \nu_j(A_i) \rangle$ 的核; $\pi_j(A_i) = 1 - \mu_j(A_i) - \nu_j(A_i)$ 表示直觉模糊数 $\langle \mu_j(A_i), \nu_j(A_i) \rangle$ 的犹豫度。由此可以得出属性 C_j 的直觉模糊熵为 $E(C_j)$ 。

直觉模糊相似度是对两个直觉模糊集相似性的定量描述,用以衡量直觉模糊集的相似程度。直觉模糊相似度越高,说明不同直觉模糊集越相似。Song 等^[18]对比发现已有的直觉模糊相似度测量方法会出现与直觉相反的结果,通过界定隶属度与非隶属度的上下界并结合犹豫度,提出了一种符合人们直觉判断的新的直觉模糊相似度测量方法。

$$T(C_\alpha, C_\beta) = \frac{1}{3m} \sum_{i=1}^m (2\sqrt{\mu_\alpha(A_i)\mu_\beta(A_i)} + 2\sqrt{\nu_\alpha(A_i)\nu_\beta(A_i)} + \sqrt{\pi_\alpha(A_i)\pi_\beta(A_i)} + \sqrt{(1-\mu_\alpha(A_i))(1-\mu_\beta(A_i))} + \sqrt{(1-\nu_\alpha(A_i))(1-\nu_\beta(A_i))}), \quad (4)$$

其中: $\alpha \neq \beta$, 表示比较两个不同属性的相似度,所以某个特定属性 C_j 的相似度需要将包含该属性的相似度比较进行结合,

$$T(C_j) = \frac{1}{n - 1_{\alpha=j, \beta \neq j}} \sum_{\alpha=j, \beta \neq j}^n T(C_\alpha, C_\beta). \quad (5)$$

结合已知的决策者给出的主观权重 $\omega = \{\omega_j, j = 1, 2, \dots, n\}$, 利用熵权法的基本思想,将直觉模糊熵、直觉模糊相似度和主观权重进行优化修正,得到综合权重 $\tilde{\omega}_j$,

$$\tilde{\omega}_j = \frac{1 - \omega_j E(C_j) + \omega_j T(C_j)}{\sum_{j=1}^n (1 - \omega_j E(C_j) + \omega_j T(C_j))}. \quad (6)$$

3.2 基于证据推理的直觉模糊信息融合

以直觉模糊决策矩阵 X 为基础,设直觉模糊等级集合^[12]为 $H = \{H_q, q = 1, 2\}$, 方案 A_i 对属性 C_j 的评价结果可表示为 $S(C_j(A_i)) = \{(H_q, \beta_{q,ij}), q = 1, 2\}$, 其中: $\beta_{1,ij} = \mu_j(A_i)$; $\beta_{2,ij} = \nu_j(A_i)$ 。若 $\mu_j(A_i) + \nu_j(A_i) = 1$, $\pi_j(A_i) = 1 - \mu_j(A_i) - \nu_j(A_i) = 0$, 则 $\beta_{H,ij} = 0$ 表示方案 A_i 对属性 C_j 的决策信息是确定的;若 $\mu_j(A_i) + \nu_j(A_i) < 1$, $\pi_j(A_i) = 1 - \mu_j(A_i) - \nu_j(A_i) \neq 0$, 则 $\beta_{H,ij} = 1 - \sum_{q=1}^2 \beta_{q,ij} = \pi_j(A_i)$ 表示方案 A_i 对属性 C_j 的决策信息存在不确定性。

$$m_{q,ij} = \tilde{\omega}_j \beta_{q,ij}, q = 1, 2, j = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$m_{H,ij} = 1 - \sum_{q=1}^2 m_{q,ij} = 1 - \tilde{\omega}_j \sum_{q=1}^2 \beta_{q,ij}, \quad (8)$$

$$\bar{m}_{H,ij} = 1 - \tilde{\omega}_j, \quad (9)$$

$$\tilde{m}_{H,ij} = \tilde{\omega}_j (1 - \sum_{q=1}^2 \beta_{q,ij}), \quad (10)$$

$$m_{H,ij} = \bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij}, \quad (11)$$

其中: $m_{q,ij}$ 表示方案 A_i 的属性 C_j 在等级 H_q 的基本概率分配; $m_{H,ij}$ 表示方案 A_i 中各属性融合后没有被分配的程度; $\bar{m}_{H,ij}$ 表示由权重产生的未知; $\tilde{m}_{H,ij}$ 表示由判断引起的未知。

结合证据推理融合公式,将所有属性对应的决策信息进行融合。

$$m_{q,i} = K [(\prod_{j=1}^n m_{q,ij} + \bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij}) - \prod_{j=1}^n (\bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij})], \quad (12)$$

$$\tilde{m}_{H,i} = K [\prod_{j=1}^n (\bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij}) - \prod_{j=1}^n \tilde{m}_{H,ij}], \quad (13)$$

$$\bar{m}_{H,i} = K \prod_{j=1}^n \tilde{m}_{H,ij}, \quad (14)$$

$$K = \left[\sum_{q=1}^2 \prod_{j=1}^n (m_{q,ij} + \bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij}) - \prod_{j=1}^n (\bar{m}_{H,ij} + \tilde{m}_{H,ij}) \right]^{-1}. \quad (15)$$

故可得到方案 A_i 的评价结果,表示为 $S(A_i) = \{ (H_q, \beta_{q,i}), q = 1, 2 \}$, 其中不确定性表示为 $\beta_{H,i}$,

$$\beta_{q,i} = \frac{m_{q,i}}{1 - \bar{m}_{H,i}}, \quad (16)$$

$$\beta_{H,i} = \frac{\tilde{m}_{H,i}}{1 - \bar{m}_{H,i}}. \quad (17)$$

将融合信息进行整理得到方案 A_i 的直觉模糊数为 $\langle \mu_i, \nu_i \rangle$, 其中: $\mu_i = \beta_{1,i}; \nu_i = \beta_{2,i}$ 。

3.3 基于新的记分函数的方案大小排序

直觉模糊数可以通过记分函数比较大小。在综合考虑隶属度、非隶属度和犹豫度三者的情况下,本文引用了一种新的记分函数计算方法^[19],较为客观合理地确定不同直觉模糊数的大小。记分函数越大,说明相应的直觉模糊数越优。

定义 5^[19] 设任意直觉模糊集 $\alpha = \{ \langle x, \mu_\alpha(x), \nu_\alpha(x) \rangle \mid x \in \Phi \}$, 称

$$\varphi(\alpha) = \frac{\exp(\mu_\alpha - \nu_\alpha + H_I \pi_\alpha)}{1 + \pi_\alpha^2} \quad (18)$$

为直觉模糊集的记分函数,其中:

$$H_I = HI; H = \frac{H(\mu_\alpha, \nu_\alpha) + H(\nu_\alpha, \mu_\alpha)}{2}; H(\mu_\alpha, \nu_\alpha) = \mu_\alpha \log_2 \frac{\mu_\alpha}{(\mu_\alpha + \nu_\alpha)/2} + (1 - \mu_\alpha) \log_2 \frac{1 - \mu_\alpha}{1 - (\mu_\alpha + \nu_\alpha)/2};$$

$$I = \begin{cases} 1, & \mu_\alpha > \nu_\alpha, \\ 0, & \mu_\alpha = \nu_\alpha, \\ -1, & \mu_\alpha < \nu_\alpha, \end{cases}$$

H 是直觉模糊交叉熵^[20],用来表示隶属度和非隶属度的交互情况。

将上述步骤得到的方案 A_i 的直觉模糊数为 $\langle \mu_i, \nu_i \rangle$, 通过此方法得到相应的记分函数 $\varphi(A_i)$, 比较大小,得出最优方案。

通过上述方法,本文的决策流程为步骤 1~4。

步骤 1 运用公式(3)~(5),分别计算出属性 C_j 直觉模糊熵 $E(C_j)$ 和直觉模糊相似度 $T(C_j)$ 。

步骤 2 结合已知的主观属性权重系数 $\omega = \{ \omega_j, j = 1, 2, \dots, n \}$, 运用公式(6)对主观权重系数进行优化修正,得到综合权重 $\tilde{\omega}_j$ 。

步骤 3 将直觉模糊数与证据推理模型相结合,运用公式(7)~(17)对不同属性的决策信息进行融合,得到方案 A_i 的直觉模糊数为 $\langle \mu_i, \nu_i \rangle$ 。

步骤 4 运用直觉模糊数的记分函数 $\varphi(\alpha)$ 确定方案 A_i 的大小,通过排序选出最优方案。

4 算例分析

假设某作战队伍需要购买一批武器进行战斗,有 3 家武器供应商提供了相应的武器方案 $A_i, i = 1, 2, 3$ 。武器购买专家主要从 3 个方面考察武器方案的优越性:突击能力 C_1 、反应能力 C_2 、机动能力 C_3 , 均用直觉模糊数表示考察结果。专家 A_1 的考察结果分别为 $C_1 = \langle 0.5, 0.3 \rangle, C_2 = \langle 0.6, 0.2 \rangle, C_3 = \langle 0.5, 0.1 \rangle$; 专家 A_2 的考察结果分别为 $C_1 = \langle 0.6, 0.1 \rangle, C_2 = \langle 0.5, 0.4 \rangle, C_3 = \langle 0.5, 0.3 \rangle$; 专家 A_3 的考察结果分别为 $C_1 = \langle 0.7, 0.2 \rangle, C_2 = \langle 0.6, 0.2 \rangle, C_3 = \langle 0.5, 0.2 \rangle$ 。其中,专家给出各属性权重为 $\omega = (0.3, 0.3, 0.4)$ 。

步骤 1 对属性权重进行优化,结合公式(3)~(5),先后计算出各属性的直觉模糊熵 $E(C_j), E(C_1) = 0.446, E(C_2) = 0.510, E(C_3) = 0.546$; 直觉模糊相似度 $T(C_j), T(C_1) = 0.978, T(C_2) = 0.986, T(C_3) = 0.985$ 。

步骤 2 根据公式(6)对各属性的直觉模糊数、直觉模糊相似度以及专家给出的主观权重进行整合,得

到综合权重 $\bar{\omega}_j = (0.327, 0.324, 0.349)$ 。

步骤3 利用证据推理对各个方案中的不同属性的评价信息进行融合,根据公式(7)~(17)计算得出各个方案的综合评价, $A_1 = \langle 0.595, 0.193 \rangle$, $A_2 = \langle 0.542, 0.312 \rangle$, $A_3 = \langle 0.616, 0.239 \rangle$ 。

步骤4 根据定义4给出的记分函数运算方法,计算出各个方案的记分函数,进行排序比较,选出最具有优越性的方案。解得, $\varphi(A_1) = 1.469$, $\varphi(A_2) = 1.239$, $\varphi(A_3) = 1.450$, $A_1 > A_3 > A_2$, 故 A_1 方案最优。

结合专家给出各属性权重为 $\omega = (0.3, 0.3, 0.4)$, 利用文献[14]的方法,得到三种方案的直觉模糊评价分别为 $A_1 = \langle 0.592, 0.184 \rangle$, $A_2 = \langle 0.577, 0.266 \rangle$, $A_3 = \langle 0.648, 0.186 \rangle$, 最后通过贴适度计算得到 $C(A_1) = 0.667$, $C(A_2) = 0.634$, $C(A_3) = 0.698$, 又因为贴适度越大,方案越优,故 A_3 方案最优。

两种方法的比较如表1所示。

表1 文献[14]方法与本文方法结果对比

Table 1 The result by method in literature [14] and by our method

方法	结果	方案排序
文献[14]方法	$A_1 = \langle 0.592, 0.184 \rangle, C(A_1) = 0.667$ $A_2 = \langle 0.577, 0.266 \rangle, C(A_2) = 0.634$ $A_3 = \langle 0.648, 0.186 \rangle, C(A_3) = 0.698$	$A_3 > A_1 > A_2$
本文方法	$A_1 = \langle 0.595, 0.193 \rangle, \varphi(A_1) = 1.469$ $A_2 = \langle 0.542, 0.312 \rangle, \varphi(A_2) = 1.239$ $A_3 = \langle 0.616, 0.239 \rangle, \varphi(A_3) = 1.450$	$A_1 > A_3 > A_2$

经过对比,发现本文方法得到结果与文献[14]方法得到结果存在差异,其主要原因有两点:一是文献[14]没有考虑权重的客观性,而是直接采用了文中的主观权重进行证据推理计算,使得运算结果出现偏差;二是文献[14]的方案排序方法是比较直觉模糊数的贴适度,其计算公式中缺少对直觉模糊数犹豫度的考量,无法表现排序的全面性,使得排序结果出现偏差。综上所述,本文方法从权重和排序两方面对解决直觉模糊多属性决策问题进行优化,所选方案更符合实际需求,更为客观合理。

5 结论

因直觉模糊集的兼容性,可以把不同类型的数据转化为直觉模糊数且不出现信息缺失的情况,所以直觉模糊多属性决策问题涵盖范围很广。本文提出了一种基于直觉模糊数和证据推理的多属性决策方法。该方法将直觉模糊熵、直觉模糊相似度以及主观权重相结合,通过熵权法优化修正属性权重,使各属性权重分配更为合理。其次,利用证据推理方法融合直觉模糊信息,避免信息缺失的情况。最后,引入一种新的记分函数,综合考虑方案的隶属度、非隶属度和犹豫度对方案进行排序,选择出最优方案。算例验证了本文方法的可行性,通过与其他方法的对比凸显了本文方法的优越性,在直觉模糊多属性决策领域具有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. Information and control, 1965, 8(3): 338-353.
- [2] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy sets and systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [3] 马文俊, 孙开畅, 颜鑫, 等. 水利工程应急方案直觉模糊多属性决策研究[J]. 水力发电, 2019, 45(2): 79-82.
MA W J, SUN K C, YAN X, et al. Study on intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making for EmergencyPlan of water conservancy projects[J]. Water power, 2019, 45(2): 79-82.
- [4] 谭吉玉, 朱传喜, 张小芝, 等. 基于海明距离和 TOPSIS 的直觉模糊数排序法[J]. 统计与决策, 2015(19): 94-96.
TAN J Y, ZHU C X, ZHANG X Z, et al. Ranking method of intuitionistic fuzzy numbers based on Hamming distance and TOPSIS[J]. Statistics & decision, 2015(19): 94-96.
- [5] 徐韧, 周鹏. 基于混合多属性交互式决策的航空军贸供应商选择[J]. 管理现代化, 2019(5): 80-82.
XU R, ZHOU P. Aviation military trade supplier selection based on hybrid multi-attribute interactive decision making[J]. Modernization of management, 2019(5): 80-82.

- [6] 王宝丽, 庞继芳, 胡运红. 确定分级的区间直觉模糊多属性群决策方法[J]. 郑州大学学报(理学版), 2019, 51(2): 78-83, 101.
WANG B L, PANG J F, HU Y H. A new multi-attribute group decision making method with interval-valued intuitionistic fuzzy evaluation information and certain sortings[J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition), 2019, 51(2): 78-83, 101.
- [7] 梅晓玲. 基于相似度的动态直觉模糊多属性决策方法[J]. 统计与决策, 2016, (15): 22-24.
MEI X L. Dynamic intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making method based on similarity[J]. Statistics & Decision, 2016(15): 22-24.
- [8] 李磊, 张曙阳. 共识条件下最小最大妥协的直觉模糊数集结方法研究[J]. 中国管理科学, 2020: 1-9.
LI L, ZHANG S Y. Aggregation method of intuitionistic fuzzy numbers with minimized maximal compromise under consensus condition[J]. Chinese journal of management science, 2020: 1-9.
- [9] 汪峰, 毛军军, 黄超. 基于熵和协相关度的直觉模糊多属性决策方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(12): 3456-3460, 3471.
WANG F, MAO J J, HUANG C. Multi-attribute decision-making method of intuitionistic fuzziness based on entropy and co-correlation degree[J]. Journal of computer applications, 2015, 35(12): 3456-3460, 3471.
- [10] 张洋铭, 陈云翔, 项华春, 等. 直觉模糊物元及其在权重信息未知多属性群决策中的应用[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(5): 150-156.
ZHANG Y M, CHEN Y X, XIANG H C, et al. Intuitionistic fuzzy matter-element and its application in multi-attribute group decision-making with unknown weight[J]. Journal of national university of defense technology, 2017, 39(5): 150-156.
- [11] YANG J B, SINGH M G. An evidential reasoning approach for multiple-attribute decision making with uncertainty[J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1994, 24(1): 1-18.
- [12] 包甜甜, 谢新连, 孟鹏鹏. 基于前景理论和证据推理的混合直觉模糊决策[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(2): 460-468.
BAO T T, XIE X L, MENG P P. Intuitionistic fuzzy hybrid multi-criteria decision making based on prospect theory and evidential reasoning[J]. Systems engineering-theory & practice, 2017, 37(2): 460-468.
- [13] 代文锋, 仲秋雁, 贺冬冬. 基于证据推理的直觉模糊多属性群决策方法[J]. 运筹与管理, 2017, 26(9): 1-6.
DAI W F, ZHONG Q Y, HE D D. Intuitionistic fuzzy multi-attribute group decision-making method based on evidential reasoning[J]. Operations research and management science, 2017, 26(9): 1-6.
- [14] 刘文清, 王应明, 蓝以信. 不完全信息下基于证据推理的直觉模糊多属性决策方法[J]. 统计与决策, 2018(15): 42-45.
LIU W Q, WANG Y M, LAN Y X. Intuitionistic fuzzy multi-attribute decision-making method based on evidential reasoning under incomplete information[J]. Statistics & decision, 2018(15): 42-45.
- [15] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. The annals of mathematical statistics, 1967, 38(2): 325-339.
- [16] YANG J B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties[J]. European journal of operational research, 2001, 131(1): 31-61.
- [17] 张毛银, 郑婷婷, 郑婉容. 基于指数加权的区间直觉模糊熵及其应用[J]. 计算机科学, 2019, 46(10): 229-235.
ZHANG M Y, ZHENG T T, ZHENG W R. Interval-valued intuitionistic fuzzy entropy based on exponential weighting and its application[J]. Computer science, 2019, 46(10): 229-235.
- [18] SONG Y F, WANG X D, QUAN W, et al. A new approach to construct similarity measure for intuitionistic fuzzy sets[J]. Soft computing, 2019, 23(6): 1985-1998.
- [19] 高建伟, 郭奉佳. 基于改进前景理论的直觉模糊随机多准则决策方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 317-324.
GAO J W, GUO F J. Intuitionistic fuzzy stochastic multi-criteria decision-making method based on modified prospect theory[J]. Control and decision, 2019, 34(2): 317-324.
- [20] 王坚强, 李婧婧. 基于记分函数的直觉随机多准则决策方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(9): 1297-1301, 1306.
WANG J Q, LI J J. Intuitionistic random multi-criteria decision-making approach based on score functions[J]. Control and decision, 2010, 25(9): 1297-1301, 1306.

An Attribute-aware Auxiliary Learning for Fine-grained Personality Inference

GAO Xiaoya, WANG Jingjing, LI Shoushan

(Faculty of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)

Abstract: In view of a large number of fine-grained personality categories, an attribute-aware auxiliary learning approach was proposed. Specifically, the fine-grained personality categories were assorted, and mapped into multiple coarse-grained personality attributes. Fine-grained personality inference was employed as the main task, and the personality-attributes mapping as the auxiliary task. The main task and the auxiliary task via auxiliary learning mechanism were jointly learned. Experimental results demonstrated the impressive effectiveness of the proposed approach to fine-grained personality inference over the state-of-the-art baselines.

Key words: fine-grained personality inference; big-5 personality traits; attribute-aware attention mechanism; auxiliary learning

(责任编辑:王浩毅 方惠敏)

(上接第 71 页)

Intuitionistic Fuzzy Multi-attribute Decision Making Based on ER with Weight Optimization

XIA Mengyi, WANG Yingming

(College of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: To deal with the intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making problem, in which decision makers gave attribute weight coefficients, a weight factor optimization method was proposed. And the decision data was effectively fused through evidence reasoning. Firstly, the intuitionistic fuzzy entropy and intuitionistic fuzzy similarity were used to represent the objectivity of decision-making information. Then, the entropy weight method was used to optimize the subjective weight coefficient. Secondly, the superiority of evidential reasoning method was used to fuse the intuitionistic fuzzy information of each attribute to obtain a comprehensive intuitionistic fuzzy set for each scheme. A new scoring function was used to comprehensively consider each scheme, and the optimal scheme was obtained by sorting. Finally, an example was given to verify the validity and feasibility of the method.

Key words: intuitionistic fuzzy set; intuitionistic fuzzy entropy; intuitionistic fuzzy similarity; evidential reasoning; multiple attribute decision making

(责任编辑:王浩毅 方惠敏)