

用于异质信息的信任区间交互式多属性识别方法

李双明^{*①②} 关欣^① 衣晓^① 吴斌^①

^①(海军航空大学 烟台 264001)

^②(92941部队 葫芦岛 125001)

摘要: 为了解决混合类型数据与专家知识等异质信息的融合决策问题, 该文提出了基于信任区间的交互式多属性识别(BI-TODIM)方法。完善了混合类型数据的距离测度, 根据信任区间的构建定理和灰关联方法构建了未知目标混合类型数据的信任区间, 阐明了信任区间与直觉模糊数之间的等价关系, 创建了混合类型数据和专家知识的识别决策模型, 实现了特征层信息和决策层信息的统一表达; 分析了基于信度函数的逼近理想解(BF-TOPSIS)方法的反转现象及算法的复杂度, 定义了区间数的序关系, 提出了BI-TODIM识别决策方法, 及基于直觉模糊熵的未知权重计算方法。结合算例和目标识别案例, 验证了该文方法在解决排序反转和异质信息融合方面的有效性, 突出了该方法时间复杂度低、稳定性好、识别准确度高的优点。

关键词: 信任区间; 交互式多属性; 异质信息; 距离测度; 关联系数

中图分类号: TN911.7; TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1282-07

DOI: 10.11999/JEIT200038

A BI-TODIM Approach Used for Heterogeneous Information Fusion

LI Shuangming^{①②} GUAN Xin^① YI Xiao^① WU Bin^①

^①(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

^②(PLA Unit 92941, Huludao 125001, China)

Abstract: A the Iterative Multi-criteria Decision making based on Belief Interval (BI-TODIM) approach is proposed to solve the fusion decision problem of heterogeneous information with mixed type data and expert knowledge. According to the construction theorem of trust interval and grey relation method, the trust interval of mixed type data of unknown target is constructed. The equivalence relationship between trust interval and intuitionistic fuzzy number is clarified. The recognition decision model of mixed type data and expert knowledge is established. The unified expression of feature layer information and decision layer information is realized. The shortcomings of the Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution based on Belief Function (BF-TOPSIS) method are analyzed such as the inversion phenomenon and the complexity. To solve this problem, the order relation of interval numbers is defined, the BI-TODIM recognition decision method and the method of calculating unknown weight based on intuitionistic fuzzy entropy are proposed. The effectiveness of the proposed method in resolving ranking inversion and heterogeneous information fusion is verified by an example and a target identification case, which underlines low time complexity, good stability and high recognition accuracy.

Key words: Belief interval; Iterative multi-criteria; Heterogeneous information; Distance measure; Correlation coefficient

1 引言

异构数据类型包括实数、区间数、序列数、灰

数、三角模糊数、直觉模糊数及模糊语言术语等, 从数据融合的角度, 又可以分为特征层数据^[1-4]和决策层数据^[5]或二者的混合数据^[6]。由于传统决策方法在异构数据决策上的适用性受到限制, 为此有两种解决思路: 一是对传统决策方法进行改进^[1,4], 构建异类数据间的度量方法; 二是对将异构数据转化到同种数据类型^[5,6], 利用传统方法进行决策。多参数决策问题中的逼近理想解(TOPSIS)^[7]方法被公认为非常有效的决策方法, 但在实际应用会产生

收稿日期: 2020-01-09; 改回日期: 2020-10-23; 网络出版: 2020-12-07

*通信作者: 李双明 aminglishuang@126.com

基金项目: 国防科技卓越青年科学基金(2017-JCJQ-ZQ-003), 泰山学者工程专项经费(ts 201712072)

Foundation Items: The National Defense Science and Technology Excellence Youth Talent Fund (2017-JCJQ-ZQ-003), The Taishan Scholar Engineering Special Fund (ts 201712072)

排序反转现象^[8]。Dezert等人^[9]提出了基于信度函数的逼近理想解(BF-TOPSIS)方法,该方法同样也有排序反转的问题。基于前景理论的TODIM方法已经从处理确定数扩展到处理区间模糊数、直觉模糊数、区间直觉模糊信息及犹豫模糊等。但是当面临未知目标的数据类型与目标数据库不同构,且包含专家的决策信息时,如何实现异质信息的决策识别,是一个十分值得研究的问题,现有的文献对该问题的研究较少。本文尝试从同一准则的异构数据类型角度,并融合专家的经验知识,研究基于异质信息的目标融合识别问题。

2 异构数据距离

设数据库中的目标特征测量值类型为实数、区间数或序列数,未知目标在广义特征(由传感器测量信息和专家决策信息组成)上的取值类型为实数、区间数、序列数和直觉模糊数等4种数据类型,称传感器的特征参数测量值为特征层信息,专家的经验知识为决策层信息。在本文中,直觉模糊信息由专家经验直接给出。

定义1 实数与区间数的距离: 设实数 a 与区间数 $\bar{b} = [b^l, b^u]$, 则它们之间的距离可定义为

$$d(a, \bar{b}) = \left[\frac{1}{2} (|a - b^l|^p + |a - b^u|^p) \right]^{1/p} \quad (1)$$

定义2 区间数之间的距离: 设区间 $\bar{a} = [a^l, a^u]$ 与区间数 $\bar{b} = [b^l, b^u]$, 则它们之间的距离定义为

$$d(\bar{a}, \bar{b}) = \left[\frac{1}{2} (|a^l - b^l|^p + |a^u - b^u|^p) \right]^{1/p} \quad (2)$$

定义3 序列数之间的距离: 设存在两个序列数, 分别为 $\bar{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n\}$ 和 $\bar{b} = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n\}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$, a_i 和 b_i 分别为序列中的第 i 个取值, 且满足条件 $a_i \leq a_{i+1}, b_i \leq b_{i+1}$, 即两个序列按升序排列, 每个序列中的元素个数相同, 按式(3)定义两个等长升序列的距离

$$d(\bar{a}, \bar{b}) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |a_i - b_i|^p \right)^{1/p} \quad (3)$$

定义4 序列数与区间数之间的距离: 设有区间数据 $\bar{a} = [a^l, a^u]$ 和 $\bar{b} = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n\}, i = 1, 2, \dots, n$, b_i 为序列中的第 i 个取值, 它们之间的距离按式(4)定义

$$d(\bar{a}, \bar{b}) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (|a^l - b_i|^p + |a^u - b_i|^p) \right]^{1/p} \quad (4)$$

基于专家知识的直觉模糊数的隶属度表征已知信息或证据对目标的支持程度, 相反, 非隶属度表

征反对程度; 而传感器给出的为目标某特征属性上的测量值, 表征目标的外延性质, 因此需将异构传感器的测量值转化成对目标的支持或反对程度, 与直觉模糊数构成同种数据模式, 该部分见第3节和第4节。

3 信任区间的创建

考虑准则 C_j 及一个评价值向量 $\mathbf{s}_j \triangleq [S_{1j} \ S_{2j} \ \dots \ S_{Mj}]^T$, 其中 $S_{ij} \in \mathbb{R}$, 假设每个准则 C_j 为效益型, 辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_M\}$, 对于 Θ 中的任意一个命题 A_i , 按式(5)和式(6)定义其正证据支持和负证据支持^[9]

$$\text{Sup}_j(A_i) \triangleq \sum_{k \in \{1, 2, \dots, M\} | S_{kj} \leq S_{ij}} |S_{ij} - S_{kj}| \quad (5)$$

$$\text{Inf}_j(A_i) \triangleq - \sum_{k \in \{1, 2, \dots, M\} | S_{kj} \geq S_{ij}} |S_{ij} - S_{kj}| \quad (6)$$

令 $A_{\max}^j \triangleq \max_i \text{Sup}_j(A_i)$, $A_{\min}^j \triangleq \min_i \text{Inf}_j(A_i)$ 如果 A_{\max}^j 和 A_{\min}^j 都不为零, 则不等式(7)成立,

$$\frac{\text{Sup}_j(A_i)}{A_{\max}^j} \leq 1 - \frac{\text{Inf}_j(A_i)}{A_{\min}^j} \quad (7)$$

$\text{Sup}_j(A_i)$ 称为 A_i 的正支持, 衡量在准则 C_j 上 A_i 优势于其他备选方案的程度, $\text{Inf}_j(A_i)$ 称为 A_i 的负支持, 衡量在准则 C_j 上 A_i 劣势于其他备选方案的程度。区间 $[0, \text{Sup}_j(A_i)]$ 的长度则反映了 A_i 作为最优方案的最大支持程度, 即肯定程度; 区间 $[\text{Inf}_j(A_i), 0]$ 的长度则反映了 A_i 作为最优方案的最大反对程度, 即否定程度。

在准则 C_j 上选择方案 A_i 的信任区间为

$$\begin{aligned} & [\text{Bel}_{ij}(A_i), 1 - \text{Bel}_{ij}(\bar{A}_i)] \\ & \triangleq \left[\frac{\text{Sup}_j(A_i)}{A_{\max}^j}, 1 - \frac{\text{Inf}_j(A_i)}{A_{\min}^j} \right] \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\text{Bel}_{ij}(A_i) = \frac{\text{Sup}_j(A_i)}{A_{\max}^j}$ 表示对 A_i 的信任程度,

$\text{Bel}_{ij}(\bar{A}_i) = \frac{\text{Inf}_j(A_i)}{A_{\min}^j}$ 表示对 A_i 的不否定程度。

下面给出本文求解算法的流程示意图, 如图1所示, 对应内容具体见第4节和第5节。

4 决策模型的确立

4.1 创建特征层数据的信任区间

记第 l 个未知目标 A_l 的混合特征参数向量为 $\mathbf{X}_l = [x_{l1}, x_{l2}, \dots, x_{ln}]$, 目标数据库中第 i 个目标 R_i 的混合特征参数向量为 $\Theta_i = [\theta_{i1}, \theta_{i2}, \dots, \theta_{in}]$, $\theta_{ij} = \theta_{ij}^1 \otimes \theta_{ij}^2 \otimes \dots \otimes \theta_{ij}^k \otimes \dots \otimes \theta_{ij}^{n_{ij}}$, $\theta_{ij}^k (k = 1, 2, \dots, n_{ij})$ 表示目标 R_i 在特征参数 F_j 上的第 k 个取值, 计算第 l 个未知目标特征数据 x_{lj} 与目标数据库中特征参数 θ_{ij}^k 之间的距

离, 记为 $d_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)$, 采用区间值化的方法, 对得到的距离 d_{ij}^k 进行规范化处理, 得

$$D_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k) = \frac{d_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k) - \min_i \min_k \{d_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\}}{\max_i \max_k \{d_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\} - \min_i \min_k \{d_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\}} \quad (9)$$

根据灰关联方法^[3], 求解未知目标与数据库中目标在各特征参数上的灰关联系数

$$\xi_{li}(x_{lj}, \theta_{ij}^k) = \frac{\min_i \min_j \min_k \{D_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\} + \rho \cdot \max_i \max_j \max_k \{D_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\}}{D_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k) + \rho \cdot \max_i \max_j \max_k \{D_{ij}^k(x_{lj}, \theta_{ij}^k)\}} \quad (10)$$

式中, $\rho \in [0, 1]$ 为分辨系数, 一般取0.5。 $\xi_{li}(x_{lj}, \theta_{ij}^k)$ 表示在特征参数 j 上, 第 l 个未知目标 A_l 的测量值与目标数据库中第 i 个目标 R_i 的第 k 个工作模式的关联系数, 其值越大, 代表在特征参数 F_j 上, 未知目标 A_l 识别为目标 R_i 的可能性就越大。

根据第3节内容构造目标的信任区间, 对式(10)中的关联系数进行深层次不确定信息的挖掘, 记备选目标 R_i 在特征参数 F_j 上第 k 个工作模式上的信任区间为 $BP_{ij}^k = [\text{Bel}_{ij}^k(R_i), \text{Pl}_{ij}^k(R_i)]$, 在特征参数 F_j 上的信任区间向量记为 $\mathbf{BP}_{ij} = (BP_{ij}^1, BP_{ij}^2, \dots, BP_{ij}^{n_{ij}})$ 。

4.2 直觉模糊信息与信任区间的等价关系

对一个直觉模糊数 $\hat{a} = (\mu_a, v_a)$, 其犹豫度衡量直觉模糊信息的不确定性, 犹豫度越大, 直觉模糊信息描述的不确定性就越大, 同样地, 可以用 $[\mu_a, 1 - v_a]$ 描述直觉模糊信息, 表示隶属度的上限和下限, 图形表示见图2。

对于信任区间 $\text{BP} = [\text{Bel}(A), 1 - \text{Bel}(\bar{A})]$ 而言, 同样满足“ $0 \leq \text{Bel}(A) \leq 1, 0 \leq \text{Bel}(\bar{A}) \leq 1$, 且 $0 \leq \text{Bel}(A) + \text{Bel}(\bar{A}) \leq 1$ ”的约束条件, $\text{Bel}(A)$

表示对 A 的信任程度, 为信任程度的下限值, $\text{Bel}(\bar{A})$ 表示对 A 的拒绝程度, $1 - \text{Bel}(\bar{A})$ 表示不否定 A 的信任程度, 为信任程度的上限值, 图形表示见图3。所以, 本文认为以直觉模糊数表示的信息和以信任区间表示的信息具有等价关系, 即 $\text{Bel}(A) = \mu_a, \text{Pl}(A) = 1 - v_a$ 。

5 BI-TODIM融合识别方法

5.1 区间数的序关系

记 $\bar{x} = [x^l, x^u] = \{x | x^l \leq x \leq x^u\}$, 用 $\text{wid}(\bar{x}) \triangleq x^u - x^l, \text{rad}(\bar{x}) \triangleq \text{wid}(\bar{x})/2, \text{mid}(\bar{x}) \triangleq (x^l + x^u)/2$ 分别代表区间的宽度、半径和中点。

定义5 设区间内的点服从均匀分布, 记 $W \triangleq \text{wid}(\bar{x}) \text{wid}(\bar{y})$, 针对不同的情况, 可以得到比较关系的概率, 分别为

情况1: $x^l < x^u < y^l < y^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率 $P(\bar{x} < \bar{y}) = 1$;

情况2: $y^l < y^u < x^l < x^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率 $P(\bar{x} < \bar{y}) = 0$;

情况3: $x^l < y^l < x^u < y^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率

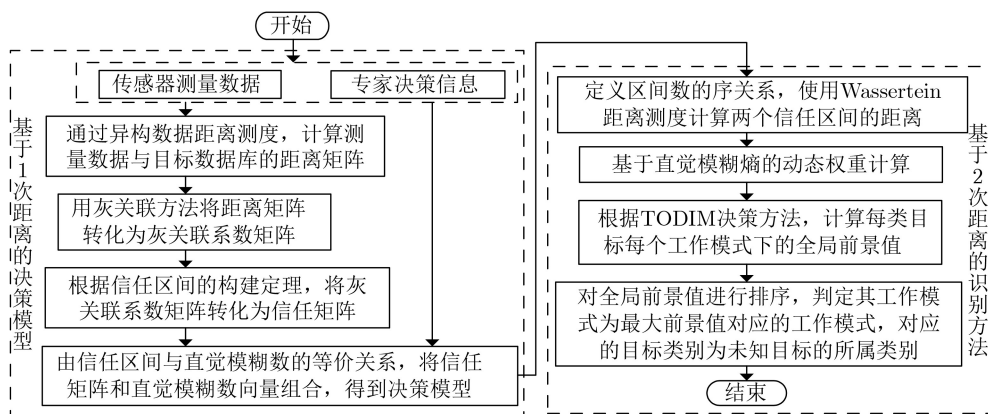


图1 算法流程示意图

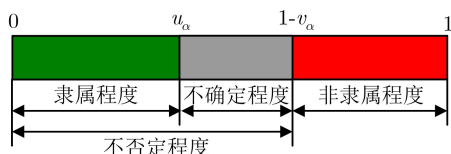


图2 直觉模糊信息的图形表示

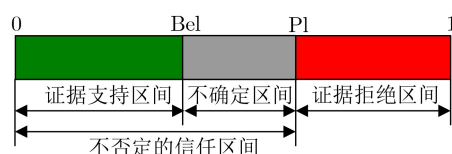


图3 信任区间的图形表示

$$P(\bar{x} < \bar{y}) = \frac{1}{W} [\text{wid}(a) \text{wid}(b) + \text{wid}(a) \text{wid}(c) + (\text{wid}(b)^2/2) + \text{wid}(b) \text{wid}(c)] \quad (11)$$

式中, $a \triangleq [x^l, y^l], b \triangleq [y^l, x^u], c \triangleq [x^u, y^u]$, 特别地, 当 $x^l = y^l$ 时, 有 $\text{wid}(a) \triangleq 0$, 当 $y^l = x^u$, 有 $\text{wid}(b) \triangleq 0$, 当 $x^u = y^u$, 有 $\text{wid}(c) \triangleq 0$;

情况4: $x^l < y^l < y^u < x^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率 $P(\bar{x} < \bar{y}) = \frac{1}{W} [\text{wid}(a) \text{wid}(b) + (\text{wid}(b)^2/2)]$, 其中, $a \triangleq [x^l, y^l], b \triangleq [y^l, y^u]$, 特别地, 当 $x^l = y^l$ 时, 有 $\text{wid}(a) \triangleq 0$;

情况5: $y^l < x^l < y^u < x^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率 $P(\bar{x} < \bar{y}) = \frac{1}{W} (\text{wid}(b)^2/2)$, 其中, $b \triangleq [x^l, y^u]$, 特别地, 当 $x^l = y^u$ 时, 有 $\text{wid}(b) \triangleq 0$;

情况6: $y^l < x^l < x^u < y^u, \bar{x} < \bar{y}$ 的概率 $P(\bar{x} < \bar{y}) = \frac{1}{W} (\text{wid}(b) \text{wid}(c) + (\text{wid}(b)^2/2))$, 其中, $b \triangleq [x^l, x^u], c \triangleq [x^u, y^u]$, 特别地, 当 $x^u = y^u$ 时, 有 $\text{wid}(c) \triangleq 0$;

定义6 对任意两个区间数 $\bar{x} = [x^l, x^u]$ 和 $\bar{y} = [y^l, y^u]$, 当且仅当 $x^l = y^l, x^u = y^u$ 时, $\bar{x} = \bar{y}$; 当 $\bar{x} \neq \bar{y}$ 时, 若 $P(\bar{x} < \bar{y}) \geq 0.5$ 时, 则有 $\bar{x} < \bar{y}$, 否则, $\bar{x} > \bar{y}$, 按此方式定义的“<”或“>”称作为区间数的序关系。

5.2 权重值确定

在我们的前期工作中, 已经研究了求解未知权重的直觉模糊熵方法。现直接给出权重的计算公式, 详细内容可参考文献[10]。

$$w_k = \frac{1 - H_k}{m - \sum_{k=1}^m H_k} \quad (12)$$

5.3 基于2次距离的识别方法

称决策模型中使用的距离为1次距离, 目的是完成数据的粗处理。在这里, 使用Wassertein距离测度^[11]计算两个信任区间 BP_{ij} 与 BP_{kj} 的距离 $d_W(BP_{ij}, BP_{kj})$, 称为2次距离, 目的是完成目标的精识别, 详细步骤如下。

设共有 p 个工作模式, 工作模式 $B_i(i = 1, 2, \dots, p)$ 在特征参数 $F_j(j = 1, 2, \dots, n)$ 的信任区间为 BP_{ij} , 模式 B_i 与模式 B_k 的之间的Wassertein距离为 $d_W(BP_{ij}, BP_{kj})$ 。

步骤1 按特征参数值遍历, 计算工作模式 B_i 对 $B_k(i \neq k)$ 关于特征参数 F_j 的优势度 Φ_{ik}^j , 计算式为

$$\Phi_{ik}^j = \begin{cases} d_W(BP_{ij}, BP_{kj}), & BP_{ij} > BP_{kj} \\ 0, & BP_{ij} = BP_{kj} \\ -r \cdot d_W(BP_{ij}, BP_{kj}), & BP_{ij} < BP_{kj} \end{cases} \quad (13)$$

式中, r 为损耗衰减系数, 表示决策者对损失规避的程度, r 的取值越大, 对损失规避的程度越小, 反之越大。

步骤2 根据特征参数的权重 w_j , 用GWA算子集成得到各工作模式之间的优势度 Φ_{ik}

$$\Phi_{ik} = \left[\sum_{j=1}^n w_j (\Phi_{ik}^j)^\lambda \right]^{\frac{1}{\lambda}} \quad (14)$$

式中, λ 为集成系数, 因为 Φ_{ik}^j 可能存在负的取值, 所以 λ 取值为奇数。

步骤3 按式(15)计算每类目标每个工作模式的全局前景值 η_i

$$\eta_i = \frac{\sum_{k=1}^m \Phi_{ik} - \min_i \left\{ \sum_{k=1}^m \Phi_{ik} \right\}}{\max_i \left\{ \sum_{k=1}^m \Phi_{ik} \right\} - \min_i \left\{ \sum_{k=1}^m \Phi_{ik} \right\}}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (15)$$

步骤4 对全局前景值 η_i 进行排序, 判定其工作模式为最大前景值对应的工作模式, 对应的目标类别为未知目标的所属类别。

6 仿真实验

6.1 算例分析

采用文献[9]中的算例5, 将本文方法与文献[9]中的BF-TOPSIS1/2/3方法进行对比验证, 取 $r = 2$, 验证结果见表1所示。从表1中的结果可知, BF-TOPSIS3方法出现了排序反转的问题, 其算法复杂度高出BF-TOPSIS1/2方法1个数量级; 本文方法在备选方案的排序是一致的, 算法复杂度上比BF-TOPSIS1/2方法降低了2个数量级, 有效地解决了BF-TOPSIS方法的排序反转和运行时间长的的问题^[9]。

6.2 与传统分类方法的比较

与KNN^[12](K Nearest Neighbor), LST-KSVC^[13](Least Squared Twin K-class Support Vector

表1 本文方法及BF-TOPSIS1/2的计算结果

排序方法	备选方案集	排序结果	运行时间(s)
本文方法		$A_1 \succ A_2 \succ A_4 \succ A_3$	0.003306
BF-TOPSIS1	$\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$	$A_1 \succ A_2 \succ A_4 \succ A_3$	0.663752
BF-TOPSIS2		$A_1 \succ A_2 \succ A_4 \succ A_3$	0.789059
BF-TOPSIS3		$A_2 \succ A_1 \succ A_4 \succ A_3$	21.255864

Classification), FGGCA^[14](Fuzzy Granular Gravitational Clustering Algorithm), WLTSVM^[15](Weighted Linear Loss Twin Support Vector Machine)等分类方法进行性能比较。在UCI公开数据库中抽取3组公开数据集(Iris, Wine, Glass)进行验证。本文方法的相关参数见第6.3节的设置, 5种方法的分类结果见表2所示。

本文对Iris的分类效果只优于KNN非类器, 与FGGCA(97.2%)的分类精度相当, 较LST-KSVC和WLTSVM低2%和1%; 对Wine的分类精度为96.2%, 高于KNN和LST-KSVC, 低于FGGCA和WLTSVM; 对Glass的分类精度最高, 而且显著地优于KNN, LST-KSVC和FGGCA的分类精度。表明本文方法在分类问题上能够取得令人十分满意的效果, 验证了本文方法的正确性。

6.3 异质信息目标识别融合仿真

以雷达辐射源信号识别^[16]为应用对象, 设目标数据库中共有5类雷达, 分别为 R_1, R_2, R_3, R_4 和 R_5 , 每类目标包括工作频率(RF)、脉冲重复周期(PRI)、脉冲宽度(PW)、相像系数(Cr)等4种特征参数, R_1 在每种特征参数上分别具有2, 3, 2和2种工作模式, 因此 R_1 共有 $2 \times 3 \times 2 \times 2 = 24$ 类工作模式, 以此类推, R_2, R_3, R_4 和 R_5 分别有 $4 \times 3 \times 2 \times 2 = 48, 2 \times 3 \times 3 \times 2 = 36, 4 \times 2 \times 2 \times 2 = 32$ 和 $2 \times 2 \times 2 \times 3 = 24$ 种工作模式。目标数据库工作模式的数据取值范围见表3所示。假设目标数据库中特征测量值类型依次为区间数、序列数、区间数、实数, 序列的长度设置为6, 目标数据库中从表3中的数据中随机产生。

表2 分类结果比较(%)

分类方法	数据集		
	Iris	Wine	Glass
KNN	95.33	72.47	74.29
LST-KSVC	99.27	94.27	65.76
FGGCA	97.22	97.10	93.65
WLTSVM	98.00	96.40	49.91
本文方案	97.10	96.20	94.70

表3 工作模式的数据取值范围

类别	特征参数			
	RF(MHz)	PRI(μ s)	PW(μ s)	Cr
R_1	[4940, 5160]	[3680, 3750]	[0.6, 1.2]	[0.3800, 0.4041]
R_2	[5420, 5520]	[3600, 3680]	[0.2, 0.5]	[0.6626, 0.6731]
R_3	[5100, 5420]	[3580, 3650]	[1.6, 2.0]	[0.1622, 0.2294]
R_4	[5160, 5220]	[3730, 3800]	[0.9, 1.4]	[0.6587, 0.6981]
R_5	[5520, 5620]	[3450, 3550]	[1.2, 1.5]	[0.7776, 0.8098]

从数据库中的工作模式中, 随机截取并叠加随机噪声, 经过混合属性变换处理产生未知目标的特征测量值, 并且包含有专家的经验知识。设有3个未知目标, 每个特征测量值类型都不相同, 具体地, 目标 A_1 的测量值类型依次为区间数、序列数、区间数、实数, 目标 A_2 的测量值类型依次为序列数、序列数、实数、区间数, 目标 A_3 的测量值类型依次序列数、序列数、区间数、区间数。专家的经验知识直接给出了对 R_i 类及其他类的直觉模糊数, 表征对该类的支持程度和否定程度。

参数设置: 损耗衰减系数 $r = 2$, 灰关联因子 $\rho = 0.5$, 集成系数 $\lambda = 1$, 距离参数 $p = 1$ 。

(1) 未知目标的单次识别结果分析: 随机选取未知目标1/2/3, 其工作模式序号分别为145, 10和52, 通过本文方法, 前景值按降序排列对应的工作模式分别为{145, 140, 144, 149, 147, 148, ..., 1, 8, 2, 18, 7, 11, 12}, {10, 7, 8, 2, 1, 11, 9, ..., 163, 156, 157, 158, 161, 160, 159}, {52, 50, 51, 49, 48, 46, 47, ..., 13, 6, 5, 20, 18, 19, 17}, 根据排序结果, 分别判决为 R_5 类、 R_1 类和 R_2 类, 各未知目标前景值的变化如图4所示。

从图4可知, 本文方法计算的前景值区分度高, 从前景值排序上, 可见本文方法识别决策结果准确。

(2) 未知目标的多次正确识别率分析: 进行1000次蒙特卡洛实验, 采用本文方法及BF-TOPSIS1方法, 分别在本文权重计算方法、等权重 $w_1 = (\frac{1}{5}, \frac{1}{5}, \frac{1}{5}, \frac{1}{5}, \frac{1}{5})$ 及权重 $w_2 = (\frac{2}{5}, \frac{0.5}{5}, \frac{1.5}{5}, \frac{0.5}{5}, \frac{0.5}{5})$ 上进行仿真, 识别决策的结果见表4所示。

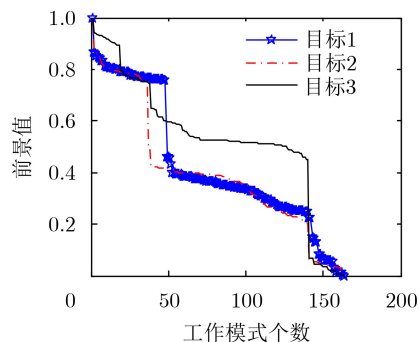


图4 未知目标1/2/3的前景值变化曲线

表4 参数1下识别结果的正确率(%)

目标	本文方法			BF-TOPSIS1方法		
	本文权重	权重1	权重2	本文权重	权重1	权重2
1	97.3	91.8	60.6	87.2	86.0	33.6
2	94.4	86.8	38.0	79.6	79.6	27.9
3	97.1	92.3	52.4	88.7	87.8	33.2

从表4可知，在权重设置方面，对两种方法而言，本文权重和权重1显著优于权重2的识别结果，本文权重略优于权重1的识别结果；本文方法在本文权重和权重1上的识别结果优于BF-TOPSIS1方法；两种方法在权重2上的识别结果都大幅降低，TOPSIS1方法的识别结果约为本文方法的50%，说明权重2的设置是不合理的。从仿真结果可以得到以下结论：本文的权重算法能够利用现有的数据信息对属性权重进行优化；对模型的参数进行合理的优化，能够提高识别精度；本文方法对权重的适应性要优于BF-TOPSIS1方法。

7 结束语

本文创造性的提出了用于传感器测量数据与专家经验知识的融合方法，可推广到特征层和决策层的多传感器多属性的融合识别领域，识别过程分成两个阶段：第1阶段为计算基于1次距离测度的目标信任区间，并结合专家的经验知识，形成识别决策模型，完成异构信息和专家经验知识的预处理；第2阶段为基于2次距离的结果决策，完成异质信息目标的融合识别。本文方法解决了BF-TOPSIS方法中备选方案排序翻转及决策效率低的不足，仿真实验表明本文方法有较高的识别效率、较高的识别精度及较高的识别稳定性。

参 考 文 献

- [1] YING Chengshuo, LI Yanlai, CHIN K, *et al.* A new product development concept selection approach based on cumulative prospect theory and hybrid-information MADM[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 122: 251–261. doi: [10.1016/j.cie.2018.05.023](https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.05.023).
- [2] 陈可嘉, 陈萍. 基于三参数区间灰数的TOPSIS决策方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2019, 41(1): 124–130. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.01.18](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.01.18).
CHEN Kejia and CHEN Ping. Decision making method of TOPSIS based on three-parameter interval grey numbers[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(1): 124–130. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.01.18](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.01.18).
- [3] 关欣, 孙贵东, 衣晓, 等. 基于关联系数靶心距的混合多属性识别[J]. *航空学报*, 2015, 36(7): 2431–2443. doi: [10.7527/S1000-6893.2014.0299](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2014.0299).
GUAN Xin, SUN Guidong, YI Xiao, *et al.* Hybrid multiple attribute recognition based on coefficient of incidence bull's-eye-distance[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(7): 2431–2443. doi: [10.7527/S1000-6893.2014.0299](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2014.0299).
- [4] LOURENZUTTI R and KROHLING R A. TODIM based method to process heterogeneous information[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 55: 318–327. doi: [10.1016/j.procs.2015.07.056](https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.056).
- [5] CHEN S, KUO Liwei, and ZOU Xinyao. Multiattribute decision making based on Shannon's information entropy, non-linear programming methodology, and interval-valued intuitionistic fuzzy values[J]. *Information Sciences*, 2018, 465: 404–424. doi: [10.1016/j.ins.2018.06.047](https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.06.047).
- [6] CHENG Jin, FENG Yixiong, LIN Zhiqiang, *et al.* Anti-vibration optimization of the key components in a turbo-generator based on heterogeneous axiomatic design[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 141: 1467–1477. doi: [10.1016/j.jclepro.2016.09.217](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.09.217).
- [7] 刁鹏飞, 王艳娇. 基于节点休眠的水下无线传感器网络覆盖保持分簇算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(5): 1101–1107. doi: [10.11999/JEIT170787](https://doi.org/10.11999/JEIT170787).
DIAO Pengfei and WANG Yanjiao. Coverage-preserving clustering algorithm for underwater sensor networks based on the sleeping mechanism[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(5): 1101–1107. doi: [10.11999/JEIT170787](https://doi.org/10.11999/JEIT170787).
- [8] PAVLICIC D. Normalization affects the results of MADM methods[J]. *Yugoslav Journal of Operations Research*, 2001, 11(2): 251–265.
- [9] DEZERT J, HAN Deqiang, and YIN Hanlin. A new belief function based approach for multi-criteria decision-making support[C]. *The 19th International Conference on Information Fusion*, Heidelberg, Germany, 2016: 782–789.
- [10] 李双明, 关欣, 赵静, 等. 一种参数区间交叉类型的目标识别方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(7): 1307–1316.
LI Shuangming, GUAN Xin, ZHAO Jing, *et al.* A methodology for target recognition with parameters of interval cross type[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(7): 1307–1316.
- [11] IRPINO A and VERDE R. Dynamic clustering of interval data using a Wasserstein-based distance[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(11): 1648–1658. doi: [10.1016/j.patrec.2008.04.008](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2008.04.008).
- [12] ACI M and AVCI M. K nearest neighbor reinforced expectation maximization method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 12585–12591. doi: [10.1016/j.eswa.2011.04.046](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.046).
- [13] NIE Qingfeng, JIN Lizuo, FEI Shumin, *et al.* Neural network for multi-class classification by boosting composite stumps[J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 949–956. doi: [10.1016/j.neucom.2014.07.039](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.07.039).
- [14] SANCHEZ M A, CASTILLO O, CASTRO J R, *et al.* Fuzzy granular gravitational clustering algorithm for multivariate data[J]. *Information Sciences*, 2014, 279: 498–511. doi: [10.1016/j.ins.2014.04.005](https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.04.005).

- [15] SHAO Yuanhai, CHEN Weijie, WANG Zhen, *et al.* Weighted linear loss twin support vector machine for large-scale classification[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 73: 276–288. doi: [10.1016/j.knosys.2014.10.011](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.10.011).
- [16] 黄颖坤, 金炜东, 葛鹏, 等. 基于多尺度信息熵的雷达辐射源信号识别[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(5): 1084–1091. doi: [10.11999/JEIT180535](https://doi.org/10.11999/JEIT180535).
- HUANG Yingkun, JIN Weidong, GE Peng, *et al.* Radar emitter signal identification based on multi-scale information entropy[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(5): 1084–1091. doi:

[10.11999/JEIT180535](https://doi.org/10.11999/JEIT180535).

李双明: 男, 1986年生, 博士, 主要研究方向为目标识别技术.

关 欣: 女, 1978年生, 博士, 教授, 主要研究方向为信息融合、电子对抗及智能计算.

衣 晓: 男, 1975年生, 博士, 教授, 主要研究方向为无线传感器网络, 多源信息融合.

吴 斌: 男, 1992年生, 博士, 主要研究方向为主要研究方向为无线传感器网络.

责任编辑: 陈 倩