

基于样本差异度的基本概率指派生成方法

蒋雯, 陈运东, 汤潮, 吴翠翠, 罗宇

(西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072)

摘要: 提出一种基于样本差异度的基本概率指派(BPA)生成方法. 建立三角模糊数模型, 根据所提出的差异度函数计算模型和待测样本的差异度, 生成初始BPA. 为了消除干扰影响, 对初始BPA进行冲突阈值判别并进行相应的冲突消解, 使得传感器在受到干扰等情况下也可输出合理的BPA. 鸢尾花分类实验表明, 所提出的方法简单实用, 具有较强的干扰消除能力.

关键词: 模糊数; 基本概率指派; 证据理论; 分类

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Determination of basic probability assignment based on sample difference degree

JIANG Wen, CHEN Yun-dong, TANG Chao, WU Cui-cui, LUO Yu

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: JIANG Wen, E-mail: jiangwen@nwpu.edu.cn)

Abstract: A method of generating basic probability assignment(BPA) based on sample difference degree is proposed. The triangle fuzzy number models are established, and the proposed difference degree function is used to calculate the difference between the models and the sample under test to generate the initial BPA. In order to eliminate interference effects, the distance between the evidences is calculated, and conflicts are resolved according to the distance calculated and the threshold. In this way, it can output reasonable BPA under the condition of interference and so on. The iris data classification test shows that the proposed method is simple and practical, and has strong ability of interference elimination.

Keywords: fuzzy number; basic probability assignment; evidence theory; classification

0 引言

D-S 证据理论具有直接表达不确定和不知道的能力, 满足比概率论更弱的条件, 在信息融合领域得到了广泛的应用. 运用证据理论的难点在于基本概率赋值函数(BPA)的构造. 近年来, 国内外虽然围绕此问题展开了充分的研究^[1-6], 但至今尚未得到公认的解决方案.

总体而言, BPA 的生成可分为两大类: 一类是根据专家的经验进行设定; 另一类是根据已知的数据, 建立适当的数学模型生成 BPA. 由于各个专家在知识结构、研究领域等方面的不同, 第一类方法生成的 BPA 一般会出现较高的冲突, 如何为专家分配适当的权重、对冲突证据进行处理是第一类方法面临的主要挑战, 因此该方法一般在无法得到必要的数据支持的

情况下使用. 第二类方法因具有数学理论清晰、说服力强和较为客观等优点, 已逐渐成为研究的热点. 本文生成 BPA 的方法属于第二类方法, 由已知数据生成三角模糊数模型, 根据新提出的差异度函数计算待测样本和三角模糊数的差异度, 并生成初始 BPA. 此外, 由于干扰的普遍存在, 传感器所采集的数据必然存在干扰, 这将会严重影响信息融合的效果. 为了消除干扰影响, 本文提出在 BPA 生成阶段对初始生成的 BPA 进行冲突判别, 并根据判别的结果进行冲突消解, 以实现最终输出合理 BPA 的效果. 在前期工作中^[7]提出了一种基于冲突系数和证据距离的传感器动态可信度确定方法, 本文在该方法的基础上, 设置了干扰阈值: 如果传感器的冲突大于阈值, 则使用折扣系数法对初始 BPA 进行冲突消解, 给冲突较大的证据体以

收稿日期: 2013-12-10; 修回日期: 2014-05-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61104214); 西北工业大学基础研究基金项目(JC20120235); 西北工业大学研究生创业种子基金项目(Z2014130).

作者简介: 蒋雯(1974—), 女, 副教授, 博士, 从事信息融合、智能信息处理等研究; 陈运东(1984—), 男, 硕士生, 从事信息融合的研究.

较小的支持率;反之,直接对初始BPA进行融合.这样便较好地解决了混杂在目标数据中的干扰问题.

1 基础理论

1.1 D-S 证据理论^[9-10]

设 θ 是变量 X 的所有可能值的穷举集合,且 θ 中的元素是互斥的,称 θ 为 X 的一个识别框架.

定理 1 基本概率赋值(BPA).在识别框架 θ 上,若函数 $m:2^\theta \rightarrow [0,1]$ 满足

$$(i)m(\emptyset) = 0, (ii) \sum_{A \subseteq \theta} m(A) = 1, \quad (1)$$

则称 m 为框架 θ 上的基本概率指派(BPA).其中: $m(A)$ 表示证据对命题 A 的支持程度,如果 $m(A) > 0$,则称 A 为焦元.

定理 2 D-S 证据理论合成规则.对于 $\forall A \subseteq \theta$,识别框架 θ 上的有限个mass函数 m_1, m_2, \dots, m_n 的Dempster合成规则为

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cap \dots = A} m_1(A_i)m_2(B_j)m_3(C_l)\dots, \quad (2)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \cap \dots = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)m_3(C_l)\dots. \quad (3)$$

定理 3 证据距离^[8].假设识别框架 θ 上的焦元数为 n , n_k 和 n_t 分别是其第 k 个和第 t 个焦元,定义第 i 条证据体 m_i 与第 j 条证据体 m_j 之间的距离为

$$x_{ij} = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)^T \underline{D}(m_i - m_j)}, \quad (4)$$

其中: \underline{D} 是 n 阶矩阵, \underline{D} 中的元素 D_{kt} 为

$$D_{kt} = \frac{|n_k \cap n_t|}{|n_k \cup n_t|}. \quad (5)$$

1.2 模糊集理论

定理 4 隶属度.在论域 U 上,对于给定的模糊子集 A ,论域上的任一 x 隶属于 A 的程度用 $\mu_A(x)$ 表示,记为

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1], x \mapsto \mu_A(x) \in [0,1]. \quad (6)$$

定理 5 三角模糊数.若一个模糊数的隶属函数满足如下关系式,则称这个模糊数为三角模糊数:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{\omega(x-a)}{b-a}, & 0 \leq a \leq x \leq b; \\ \omega, & x = b; \\ \frac{\omega(c-x)}{c-b}, & b \leq x \leq c; \\ 0, & \text{other.} \end{cases} \quad (7)$$

其中:如果 $\omega = 1$,则该模糊数为正则三角模糊数,记为 $\tilde{A} = (a, b, c; 1)$;如果 $\omega \in [0,1)$,则该模糊数为广义三角模糊数,记为 $\tilde{A} = (a, b, c; \omega)$.

2 一种新的基本概率指派生成方法

2.1 样本差异度

为了反映样本与目标模型之间的差异性,本节提出一种新的样本差异度计算方法.将表示目标模型和样本值的三角模糊数归一化到区间 $[0,1]$ 之间,得到标准三角模糊数 \tilde{A}, \tilde{a}_0 .分别计算这两个三角模糊数相对于基准模糊数 $\tilde{A}_0 = (0, 0, 0; 1), \tilde{A}_1 = (1, 1, 1; 1)$ 的左右平均面积 $S_{L(\tilde{A})}, S_{L(\tilde{a}_0)}, S_{R(\tilde{A})}, S_{R(\tilde{a}_0)}$.左边平均面积越大,该模糊数越靠近 \tilde{A}_1 ,右边平均面积越大,该模糊数越靠近 \tilde{A}_0 ,即左右平均面积可以准确地表示一个三角模糊数在区间 $[0,1]$ 的位置和状态信息,所以 \tilde{A}, \tilde{a}_0 左右平均面积的差异和反映了样本与模型之间的差异度.

设经归一化的三角模糊数表示如下:1)目标模型三角模糊数 $\tilde{A} = (a, b, c; \omega)$;2)样本值三角模糊数 $\tilde{a}_0 = (a_0, a_0, a_0; 1)$;3)左基准三角模糊数 $\tilde{A}_0 = (0, 0, 0; 1)$;4)右基准三角模糊数 $\tilde{A}_1 = (1, 1, 1; 1)$.其中: $\omega \in [0,1]$; $0 \leq a \leq b \leq c \leq 1$; \tilde{A} 的左边隶属度曲线为 $g_1(x)$,反函数为 $g_1^{-1}(x)$,右边隶属度曲线为 $g_2(x)$,反函数为 $g_2^{-1}(x)$.设 $g_1(x)$ 与模糊数 $(0, 0, 0; \min(1, \omega))$ 构成的面积为左邻面积 S_{LN} ; $g_2(x)$ 与模糊数 $(0, 0, 0; \min(1, \omega))$ 构成的面积为左远面积 S_{LP} ; $g_2(x)$ 与模糊数 $(1, 1, 1; \min(1, \omega))$ 构成的面积为右邻面积 S_{RN} ; $g_1(x)$ 与模糊数 $(1, 1, 1; \min(1, \omega))$ 构成的面积为右远面积 S_{RP} . $S_{LN}, S_{LP}, S_{RN}, S_{RP}$ 如图1所示,则有

$$S_{LN} = \int_0^\omega g_1^{-1}(x)dx, \quad (8)$$

$$S_{LP} = \int_0^\omega g_2^{-1}(x)dx, \quad (9)$$

$$S_{RN} = \int_0^\omega (1 - g_2^{-1}(x))dx, \quad (10)$$

$$S_{RP} = \int_0^\omega (1 - g_1^{-1}(x))dx. \quad (11)$$

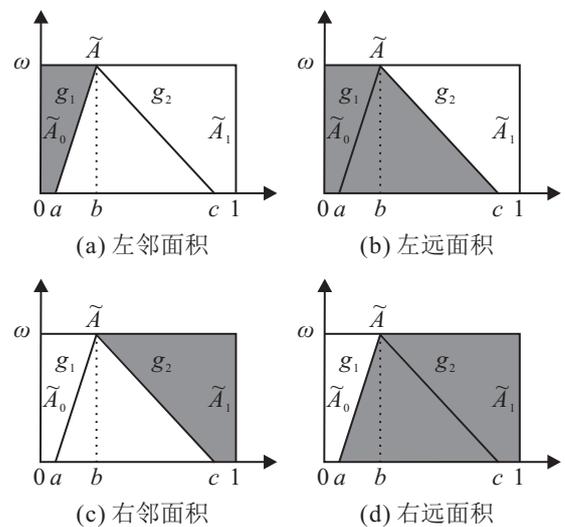


图1 三角模糊数与基准模糊数构成的面积

由图1(a)与图1(b)构成的左边平均面积为

$$S_L = \frac{S_{LN} + S_{LP}}{2}; \quad (12)$$

由图1(c)与图1(d)构成的右边平均面积为

$$S_R = \frac{S_{RN} + S_{RP}}{2}. \quad (13)$$

目标模型 \tilde{A} 与样本值 \tilde{a}_0 的左右平均面积差异之和反映了样本与模型之间的差异度, 计算差异度的公式为

$$\text{difa} = |S_{L(\tilde{A})} - \omega S_{L(\tilde{a}_0)}| + |S_{R(\tilde{A})} - \omega S_{R(\tilde{a}_0)}|. \quad (14)$$

2.2 新的BPA生成方法步骤

对于论域 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, x_i 各属性可表示为 $x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}$, a 为待识别样本, a 各属性可表示为 a_1, a_2, \dots, a_k . x_i 类用于建立模型的 m 个样本为

$$Y^i = (y^{i_1}, y^{i_2}, \dots, y^{i_m}).$$

其中: Y^i 为 k 行 m 列的矩阵, $Y^i(j, :)$ 表示其第 j 行, 即 x_i 类各样本的 j 属性值. \tilde{A}_{ij} 表示 x_i 类的 j 属性所对应的三角模糊数模型. 利用本文方法生成BPA的步骤如图2所示.

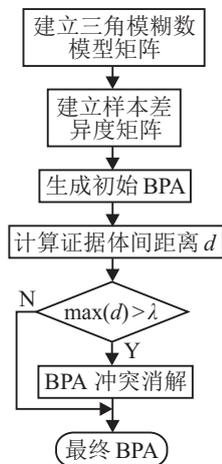


图2 本文BPA生成方法流程

Step 1 根据样本值建立论域上各类别中每一种属性的三角模糊数模型 $\tilde{A}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}; 1)$. 其中

$$a_{ij} = \min(Y^i(j, :)), \quad (15)$$

$$b_{ij} = \frac{\sum(Y^i(j, :))}{m}, \quad (16)$$

$$c_{ij} = \max(Y^i(j, :)), \quad (17)$$

于是 x_i 各属性的三角模糊数模型可表示为

$$T_i = (\tilde{A}_{i1}, \tilde{A}_{i2}, \dots, \tilde{A}_{ik}).$$

同理可以求出每一类中各属性的三角模糊数模型, 得到一个 n 行 k 列的三角模糊数矩阵

$$T = (T_1, T_2, \dots, T_n)'$$

其中: 矩阵 T 的每一列为论域上不同类别、同一属性的各三角模糊数模型, 取 $T(:, j)$ (T 矩阵的第 j 列) 列各三角模糊数的相交部分构成广义三角模糊数. 两个正规三角模糊数生成的广义三角模糊数 $\tilde{C} = (a_2, b_3, c_1; \omega)$ 的示意图如图3所示. 当相交部分不是三角

形时, 按照文献[6]中构建的广义三角模糊数模型方法进行处理, 论域中的 n 个类别可构建 $2^n - n - 1$ 个广义三角模糊数, 不相交的记为 $(0, 0, 0; 0)$. 同理对 T 的每一列做同样的处理, 得到矩阵 $T'' = (T_1, T_2, \dots, T_{(2^n-1)})'$.

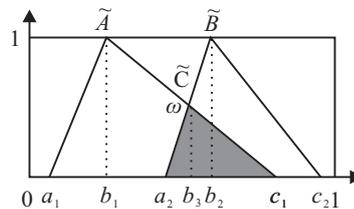


图3 广义模糊数的生成

待识别样本 a 的第 m 个属性值 $a_m (1 \leq m \leq k)$ 转化成三角模糊数可表示为

$$\tilde{a}_m = (a_m, a_m, a_m; 1).$$

同理, 将 a 各属性转化为三角模糊数, 得到 a 的三角模糊数矩阵

$$\tilde{a} = (\tilde{a}_1, \tilde{a}_2, \dots, \tilde{a}_k),$$

其中 \tilde{a} 为 1 行 k 列的三角模糊数矩阵. 将 T'' 与 \tilde{a} 合并为一个矩阵, 得到关于模型和待识别对象的增广矩阵

$$T' = (T_1, T_2, \dots, T_{(2^n-1)}, \tilde{a})'$$

为了将 T' 中的每个三角模糊数都统一到区间 $[0, 1]$ 内, 需要将 T' 归一化. 由于 T' 的每一列代表不同类别下的同一属性值, 而本文的思路是对待识别对象按属性进行隶属度分配后再融合, 需要按属性对 T' 进行归一化. 归一化的方法是取矩阵 T' 每一列中最大数值的 k (k 一般取大于 1 的合适值) 倍除该列的每一个值 (三角模糊数高度不归一化), 将各三角模糊数归一化到 0 与 1 之间, 记为 T_a .

Step 2 求样本和模型的差异度. 求出 T_a 中各三角模糊数的左右平均面积, 并据此计算 T_a 前 $2^n - 1$ 行各三角模糊数和待测样本 \tilde{a}_0 的样本差异度, 得到 $2^n - 1$ 行 k 列的样本差异度矩阵 difa .

Step 3 求相似度矩阵, 生成初始BPA. 对差异度矩阵 difa 中元素 $\text{difa}(i, j)$ 取指数函数

$$\text{sim}(i, j) = \omega_{ij} \cdot e^{-r \cdot \text{difa}(i, j)}. \quad (18)$$

在 ω_{ij} 一定的情况下, 差异度越大, 计算结果越小, 它反映了样本与目标模型的匹配程度, 所以该公式可以作为样本关于目标模型的相似度矩阵 sim . 对相似度矩阵各列分别归一化, 得到样本隶属于目标模型的隶属度, 即初始BPA. 其中 r 为差异度系数, 用于调整样本的隶属度差异, 一般取大于 1 的值. 由于 $\exp(-5) = 0.0067$ 已经非常小了, 在式 (18) 中可以认为相似度近似为零, 故 r 取值还应满足 $0 \leq r \cdot \min(\text{difa}(i, j)) \leq 5$. ω_{ij} 为 $T_a(i, j)$ 对应的三角模糊数高度. 可以看出, 对于不相交的三角模糊数模型, 由式 (18) 计算的结果为 0.

Step 4 计算各证据体间的距离. 为了计算出证据间的冲突程度, 由证据体距离公式(4)和(5)得到 $k \times k$ 的证据体距离矩阵 d .

Step 5 判定是否需要冲突进行消解. 设定冲突阈值 λ , 计算矩阵 d 的各行均值 \bar{d}_i , 并进行归一化, 得到矩阵 \bar{d} . 其中 $0 \leq \lambda \leq 1$ 为设定的冲突阈值, 0 表示没有冲突, 1 表示完全冲突. 由于相互冲突的证据体可使 D-S 证据理论的融合结果变差, 甚至得到完全相悖的结论, 人们总是希望降低证据间的冲突. 考虑到冲突的普遍存在性, 同时注意到 $\lambda = 0.5$ 是冲突由弱变强的中间线, 冲突阈值一般在 $0 \sim 0.5$ 之间, 并根据实际情况取值. 如果有 $\max(\bar{d}) \leq \lambda$, 则证据间的冲突小于阈值, 说明冲突在可接受的范围内, 可直接对初始 BPA 进行融合得到最终结果; 否则需按 Step 6 进行调整.

Step 6 运用折扣系数法对冲突证据进行调整^[7], 如果干扰较为强烈, 超过阈值 λ , 则此时证据间存在较大冲突, 直接融合得到的结果可信度显著下降, 甚至与真实情况完全相悖. 因此, 为了提高干扰情况下的信息融合效果, 必须在初始 BPA 的基础上对冲突进行消解后才能运用证据理论合成规则进行融合. 消解冲

突的步骤如下:

1) 构造比较矩阵 P . 在计算得到的证据体距离矩阵 d 的各行均值 \bar{d}_i 的基础上, 按如下公式构造比较矩阵的元素

$$P(i, j) = \bar{d}_i / \bar{d}_j. \quad (19)$$

2) 对证据体进行折扣并利用证据理论融合规则融合. 求出比较矩阵 p 的最大特征值对应的特征向量 ω_i , 取 ω_i 的绝对值得到 ω_j , 并除以向量 ω_j 中元素的最大值进行归一化, 得到折扣系数 ω . 通过折扣系数对证据体进行折扣得到最终的 BPA, 利用证据理论合成规则对该 BPA 进行融合即得到最终结果.

3 算例分析

3.1 对鸢尾花数据的识别

本文以经典的鸢尾花数据集为基础, 数据集中鸢尾花有 3 个种类, 分别是 Iris-setosa, Iris-versicolor 和 Iris-virginica, 简称 S, C, V. 每类鸢尾花有 4 个属性, 即萼片长度 (SL)、萼片宽度 (SW)、花瓣长度 (PL) 和花瓣宽度 (PW). 该数据有 S, C, V 各 50 个样本, 本文在 3 个种类中各随机抽取 25 个样本, 建立三角模糊数模型如表 1 所示.

表 1 由 75 组数据建立的鸢尾花三角模糊数模型

Item	Attributes			
	SL	SW	PL	PW
S	(4.3, 5.024, 5.7; 1)	(3, 3.4875, 4.4; 1)	(1, 1.47, 1.9; 1)	(0.1, 0.25, 0.5; 1)
C	(4.9, 6.056, 7; 1)	(2, 2.776, 3.2; 1)	(3.3, 4.288, 4.9; 1)	(1, 1.33, 1.5; 1)
V	(4.9, 6.656, 7.7; 1)	(2.2, 2.916, 3.8; 1)	(4.5, 5.7, 6.9; 1)	(1.5, 2.0, 2.5; 1)
SC	(4.9, 5.4048, 5.7; 0.4367)	(3, 3.107, 3.3; 0.219)	(0, 0, 0; 0)	(0, 0, 0; 0)
SV	(4.9, 5.4776, 5.7; 0.33)	(3, 3.2844, 3.8; 0.583)	(0, 0, 0; 0)	(0, 0, 0; 0)
CV	(4.9, 6.266, 7; 0.78)	(2.2, 2.83, 3.2; 0.877)	(4.5, 4.765, 4.9; 0.22)	(0, 0, 0; 0)
SCV	(4.9, 5.4776, 5.7; 0.33)	(3, 3.1, 3.3; 0.22)	(0, 0, 0; 0)	(0, 0, 0; 0)

取差异度系数 $r = 19$, 归一化系数 $k = 1.2$, 阈值 $\lambda = 0.2$, 对于 S 类数据 (5.1, 3.5, 1.4, 0.2), 可以得到各属性的 BPA 如表 2 所示.

表 2 各属性的 BPA

Item	Attributes			
	SL	SW	PL	PW
S	0.4712	0.4665	0.8674	0.8965
C	0.0165	0.0027	0	0
V	0.0023	0.0185	0	0
SC	0.1878	0.1118	0	0
SV	0.1406	0.2755	0	0
CV	0.0209	0.0077	0.0087	0
SCV	0.1506	0.1173	0.1239	0.1035

利用证据理论将各属性 BPA 进行融合, 可得

$$\begin{aligned} m(S) &= 0.9970, m(C) = 0.0002, m(V) = 0.0003, \\ m(SC) &= 0.0008, m(SV) = 0.0014, \\ m(CV) &= 0.0001, m(SCV) = 0.0002. \end{aligned}$$

识别结果以非常高的概率指向 S 类. 参数设置同上, 由同样的方法对该 150 个样本进行测试, 此时计算

得出的证据间冲突系数介于 $0.2 \sim 0.4$ 之间. 由于阈值 $\lambda = 0.2$, 计算出的结果都是经过冲突消解的, 结果显示: 对 S 类的识别率是 100%, 50 个样本全部正确识别; 对 C 类的识别率是 96%, 正确识别 48 个样本; 对 V 类的识别率是 96%, 正确识别 48 个样本. 对 150 组数据的综合识别率是 97.33%, 略高于文献[5]的综合识别率 96%. 如果取阈值 $\lambda = 0.5$, 其他参数同上, 此时的计算结果即是没有冲突消解的, 对 S 类和 C 类的识别结果与上文相同, 但对 V 类只正确识别了 46 个样本, 综合识别率是 96%, 说明该方法对冲突的消解是有效的, 其中分类不正确的数据为 (5.9, 3.2, 4.8, 1.8), (6.7, 3.0, 5.0, 1.7), (6.0, 2.2, 5.0, 1.5), (6.3, 2.8, 5.1, 1.5). 分析数据可以看出, 识别错误的 4 组数据中, 都至少有 3 个以上的属性发生了偏移, 更接近其他类别. 考虑到使用的是生物体数据, 而生物存在基因突变和环境因素等不确定性影响, 应是数据产生了变异. 而本文采用的抗干扰算法对分类结果的优化说明, 该方法可以在一定程度上消除数据变异产生的影响.

3.2 强干扰条件下对鸢尾花数据的识别

为了检测本文方法在高冲突情况下对目标的识别情况, 仍以鸢尾花数据为基础, 在该数据上叠加随机噪声. 由表 1 可以看出, 150 组数据中萼片长度 (SL) 最大相差 3.4, 在 0~3.4 之间随机产生 150 个数据, 加到 150 个样本的萼片长度 (SL) 上进行识别, 识别率是 96.7%. 同时, 逐渐在其他属性上增加干扰, 可以得到识别结果如表 3 所示.

表 3 鸢尾花在干扰下的识别情况 (random)

Attributes				Recognition / %
SL	SW	PL	PW	
0~3.4				96.7
0~3.4	-0.8~0			96.7
0~3.4	-0.8~0	0~7		84
0~3.4	-0.8~0	0~7	0~0.8	57.3

从表 3 可以看出, 即使有 3 个采集属性值的传感器受到干扰, 依然有 84% 的识别率, 而在 4 个传感器同时受到干扰的情况下, 依然可以对 57.3% 的鸢尾花进行分类, 该结果表明了本文方法的优越性. 本文方法与文献[5]一样, 具有显著的小样本下的数据处理能力, 如表 4 所示 ($r = 5, k = 1.2, \lambda = 0.2$).

表 4 不同样本容量 (scale) 下的识别能力 %

Scale	Items			Total
	S	C	V	
1	96	94	78	89.33
2	100	90	98	96
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	100	94	92	95.33
25	100	96	92	96

3.3 对不同种类蠓虫数据的识别

为了克服单一数据集的局限性, 本文选取了常用的蠓虫触长翅长数据集再次对本文方法进行了验证. 已知 6 个 apf 类, 9 个 af 类蠓虫触长 (AL)、翅长 (WL) 数据, 则根据该 15 种数据建立的蠓虫属性三角模糊数模型如表 5 所示.

表 5 由 15 组数据建立的蠓三角模糊数模型

Item	Attributes	
	AL	WL
apf	(1.14, 1.2267, 1.3; 1)	(1.86, 1.9267, 2; 1)
af	(1.24, 1.4133, 1.56; 1)	(1.64, 1.8044, 2.08; 1)
apf & af	(1.24, 1.2822, 1.3; 0.2433)	(1.86, 1.9029, 2; 0.6427)

现有 3 个未分类的蠓虫数据样本, 按照上文方法, 取差异度系数 $r = 7$, 归一化系数 $k = 1.2$, 阈值 $\lambda = 0.2$, 可以得到 (1.24, 1.8), (1.28, 1.84) 属于 apf 类, (1.4, 2.04) 属于 af 类. 这与运用支持向量机和 BP 算法的结果一致.

4 结 论

本文提出了一种计算三角模糊数间差异度的方法, 并由此生成了初始 BPA. 该方法结合了证据理论

和模糊集理论的优点, 具有较好的识别效果. 考虑到干扰的普遍存在, 计算了各证据体距离, 并根据冲突阈值在生成 BPA 的初始阶段即对干扰进行消解. 通过算例可知, 该方法简洁有效, 理论基础扎实, 具有一定的抗干扰性能, 同时具有显著的小样本下的数据处理能力.

参考文献 (References)

- [1] Jiang Wen, Deng Yong, Peng Jinye. A new method to determine BPA in evidence theory[J]. J of Computers, 2011, 6(6): 1162-1167.
- [2] Jiang Wen, Duanmu Dejie, Fan Xin, et al. A new method to determine basic probability assignment under fuzzy environment[C]. Int Conf on Systems and Informatics. Yantai: IEEE Computer Society, 2012: 758-762.
- [3] Donghyok Suh, Juhye Yook. A method to determine basic probability assignment in context awareness of a moving object[J]. Int J of Distributed Sensor Networks, 2013: 1-7.
- [4] Wen Jiang, Zhenjian Li, Jia Jia, et al. Evaluating e-commerce system security using fuzzy multi-criterion decision-making[C]. 2013 IEEE the 7th Int Conf on Semantic Computing. California: IEEE Computer Society, 2013: 438-443.
- [5] 康兵义, 李娅, 邓勇, 等. 基于区间数的基本概率指派生成方法及应用[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1093-1096. (Kang B Y, Li Y, Deng Y, et al. Determination of basic probability assignment based on interval numbers and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1093-1096.)
- [6] 肖建于, 童敏明, 朱昌杰, 等. 基于广义三角模糊数的基本概率赋值构造方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2): 430-434. (Xiao J Y, Tong M M, Zhu C J, et al. Basic probability assignment construction method based on generalized triangular fuzzy number[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2012, 33(2): 430-434.)
- [7] 蒋雯, 张安, 邓勇. 信息融合中传感器可信度的动态确定及应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(7): 1138-1140. (Jiang W, Zhang A, Deng Y. Dynamic determination of sensor credibility in data fusion and its application[J]. J of Harbin Institute of Technology, 2010, 42(7): 1138-1140.)
- [8] Anne-laure Jousselme, Dominic Grenier, Eloi Bosse. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2: 91-101.
- [9] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(6): 324-340.
- [10] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. USA: Princeton University Press, 1976: 78-103.

(责任编辑: 闫妍)