

文章编号: 1000-6893(2008)

广义证据理论及应用(2): 广义基本概率指派生成方法

邓勇^{1,4}, 蒋雯², 韩德强³

- (1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)
- (2. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072)
- (3. 西安交通大学 综合自动化研究所, 陕西 西安 710049)
- (4. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715)

Generalized Evidence Theory and Its Application (2): Methods to Determine Generalized Basic Probability Assignment

Deng Yong^{1,4}, Jiang Wen², Han Deqiang³

- (1. School of Electronics Information and Electric Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240)
- (2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)
- (3. Institute of Integrated Automation, Xi'an Jiao Tong University, Xi'an, 710049)
- (4. College of computer and information sciences, Southwest University, Chongqing, 400715)

摘要: 基本概率指派生成是证据理论应用的前提, 对证据理论的研究具有重要的意义。在广义证据理论框架下, 针对辨识框架不完整情况提出了一种强约束广义基本概率指派赋值方法; 强约束方法利用已有的样本数据的最小值、平均值和最大值生成类别的三角模糊数表示模型, 在确定待识别样本与表示模型相交值之后, 根据所提出的策略生成广义基本概率指派。与现有的生成方法相比, 所提出的方法可以生成空集不为零的广义基本概率指派赋值。该数值的大小反映了系统是开放世界的可能性。针对辨识框架完整情况提出了一种弱约束基本概率指派赋值方法。该方法在样本与表示模型之间不相交时, 也可以给出样本与模型相似性度量的数值, 根据所提出的策略生成弱约束的基本概率指派。用算例表明了所提出方法的有效性。

关键词: 广义证据理论; 广义基本概率指派; 目标识别; 模糊数; 相似性测度;

中图分类号: (TP391) **文献标识码:** A

Abstract: Determination of the basic probability assignment (BPA) is the first step to use evidence theory. How to determine BPA is still an open issue. Two methods, namely strong constrain method and weak constrain method, are proposed to deal with open world and close world respectively. In the framework of our generalized evidence theory, a strong constrain method to determination of generalized basic probability assignment (GBPA) is developed. In the presented strong constrain method, the minimum value, the average value and the maximum value are used to construct the representation model. The value of the crossing point between the sample and the representation model is used to generate GBPA according to the proposed strategy. Compared with existing methods, the new method can generate GBPA without the constrain that the empty set should be set zero. In addition, the value of the empty illustrates the possibility degree that the frame of discernment is not complete. The other contribution of the paper is that the weak constrain method is also presented to generate BPA in the close world. The weak constrain can determine the BPA even the sample does not cross with the representation model. However, the BPA of empty set is zero in close word based on our proposed weak constrain method. Some numerical examples are used to illustrate the efficiency of the proposed methods.

Key words: generalized evidence theory (GET); generalized basic probability assignment (GBPA); target recognition; fuzzy number; similarity measure

Dempster Shafer证据理论在不确定信息表示方面要优于概率论,一个主要的原因在于证据理论中的基本概率指派(Basic Probability Assignment,下文简称为BPA)是在辨识框架命题的幂集空间之上进行分配,这样就能够比仅仅只在单子集构成的基本事件空间上分配的概率表达更不确定的信息。特别地,当BPA只在辨识框架的单子集命题上进行分配时,BPA就转换为概率论中的概率,从这个角度来看,BPA是向下兼容概率的^[1,2]。

对概率论中基本事件空间中的事件,可以使用统计的方法确定概率的大小。但是如何确定BPA仍然是一个有待解决的问题,至今没有一个统一的方法。目前国内外在该方向已有一些研究工作,现有的BPA生成方法比较零散而没有形成一个完整的脉络予以归纳,至今在国内外文献中也未看到较为全面的综述性文章。我们通过对国内外该方向有代表性的研究工作进行简单归纳并综述如下:

对于现有BPA生成方法,根据在BPA生成过程中是否利用先验样本知识(比如已知样本的种类类型、种类数目等),可以将生成方法分为两类——非监督式和监督式。

在非监督式BPA生成方法中,根据在生成过程中是否经过其他方法的预处理,还可以进一步将该类方法细分为两类:直接式和间接式。直接式如Deneux提出的证据聚类(EVCLUS)方法^[3],其余的方法基本上都属于间接式。在间接式方法中,生成过程主要包括:首先,采用其他预处理方法得到非BPA结果,如模糊C均值聚类(FCM)、Kohonen网络等;接着,将上述结果转化为BPA结构。在该类方法中,最有代表性的是Boudraa^[4]和Rombaut等^[5]分别提出的基于FCM分类结果来确定像元BPA的方法,这两种方法都被用于多源医学图像融合分类和图像分割问题^[6],区别是前者假设直方图满足高斯函数分布。

监督式生成方法典型的几种有:(1)根据目标类型和环境加权系数确定BPA^[7]。(2)根据

目标速度和加速度获得BPA^[7]。(3)根据模式之间的相似度获得BPA:Denœux在给定训练样本和新样本后,计算新样本与其K个最近邻之间的相似度,并考虑训练样本的实际隶属度信息来估计新样本的BPA^[8,9];类似地,Mandler等^[10]通过计算训练样本与典型模式之间的距离来估计类内和类间距离的统计分布,根据统计分布来计算类条件概率,接着转化为BPA进行组合;Rogova提出通过计算分类结果与其典型模式之间的接近度来估计样本分类的BPA^[11]。(4)直接获取方法:在多分类器组合问题中,为了利用证据理论组合分类器的输出,Valin针对不同类型的分类器分别给出了不同的BPA生成方法^[12]。(5)基于混淆矩阵的方法:在模式识别问题中,分类器的混淆矩阵一般用于评估分类器的性能。在手写字符识别问题中,为了组合多分类器输出,Xu等对比分析了证据组合方法、加权平均法和投票法等,提出了根据分类器混淆矩阵来生成BPA的思想^[13];Parikh等对其算法进行了改进,提出了一种改进的混淆矩阵BPA生成方法^[14]。(6)比例差分证据获取方法:Zhu等提出的比例差分BPA生成方法(Proportional Difference Evidence Structure Constructing Scheme, PDESCS)并将其用于多源遥感图像融合分类^[15,16]。

受应用驱动,国内也有一些关于目标识别和多分类器组合等应用领域的BPA生成研究^[17-22],文献[23]从生物感知的角度讨论了BPA生成的途径。

通过对国内外在BPA生成方面的工作进行分析,我们认为有两个问题未能有效解决:第一个问题是现有的方法都没有考虑辨识框架不完整情况下的BPA生成。在应用证据理论实现信息融合时,理论上都是假设辨识框架是完整的,但实际情况并非如此。以目标识别系统为例,如敌方目标真实的辨识框架是{a,b,c,d},但由于保密等原因,系统只认识敌方a、b和c三种目标,对应的辨识框架为{a,b,c},在这种情况下系统不能识别出d目标。那么在这种情况下应该如何生成合理的BPA?这一问题未见有任何研究报导。

第二个问题是未能有效建立辨识框架下的命题的数学表示模型,特别是多子集命题的数学表示模型,这个问题直接导致生成的BPA不合理。比如,现有的方法都不能给出合理的分配给多子集命题的BPA。举例来说,若目标识别系统的辨识框架为{a,b,c},则现有方法自动生成的BPA结

收稿日期:2010-xx-xx;修订日期:2010-xx-xx(留编辑处理)
基金项目:国家重点基础研究发展规划(973)项目(2007CB311006),国家自然科学基金(60874105,60904099),教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-08-0345),上海市青年科技启明星计划(09QA1402900),航空科学基金(20090557004,20095153022),上海交通大学“晨星学者计划”资助(T241460612),西北工业大学学校科技创新基金(2008KJ02022),部委基金资助。

通讯作者:邓勇 E-mail: dengyong@sjtu.edu.cn

构一般是: $m\{a\}=t_1, m\{b\}=t_2, m\{c\}=t_3, m\{a, b, c\}=f(t_1, t_2, t_3)$ 。也就是BPA只在单子集上进行分配, 而无法确定多子集的BPA, 主观上认为它们数值为0, 比如本例中就有: $m\{a, b\}=m\{a, c\}=m\{b, c\}=0$, 虽然 $m\{a, b, c\} \neq 0$, 但是它的数值是根据分配给单子集的数值 t_1, t_2, t_3 进行变换来获得的, 而不是独立生成的。这样生成的BPA显然是不合理的: 证据理论的辨识框架可以使得其能够相对概率论的基本事件表示不确定更强的信息, 如果只能给出单子集的BPA, 那和概率论又有多大区别? 可以说, 现有的BPA生成方法未能够有效地发挥出证据理论本身的优势, 极大影响了融合系统的性能。

现有的相关工作对这两大问题研究的不足为深入研究BPA生成留下了广阔的空间。本文是系列论文的第2篇, 本文主要工作是在所提出的广义证据理论框架下, 提出了广义基本概率指派的生成方法, 新方法能够处理辨识框架不完整的情况, 且利用已有样本数据基于模糊数学建立了多命题表示模型, 为解决多子集命题的广义基本概率指派生成提供了一个新的途径。本文结构安排如下: 第1节给出简单介绍本文涉及的广义证据理论的一些基本理论和方法, 第2节提出辨识框架不完整情况下的广义基本概率指派生成方法。第3节提出辨识框架位置情况下的基本概率指派生成方法。第4节给出了一些算例来验证方法的有效性, 第5节是本文的小结。

1 广义证据理论

限于篇幅, 本节简单介绍一些所涉及的广义证据理论的一些内容, 详细内容可参考本系列论文的第1篇。

定义1 设 U 为开放世界的辨识框架, U 的幂集 2^U 构成命题集合, $\forall A \subset \Theta$, 如果函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$\sum_{A \subset U} m(A) = 1 \quad (1)$$

则称 m 为框架 U 上的广义基本概率指派(Generalized Basic Probability Assignment, GBPA)。GBPA与经典BPA的区别是没有 $m(\Phi)$ 等于0的限制, 空集也可以是焦元, 也可以是核的一部分。如果 $m(\Phi)$ 等于0, 则GBPA就退化为经典的BPA。

在GBPA基础上, 我们提出广义组合规则(Ge-

neralized combination rule, GCR)。

定义2 设 $\Phi_1 \cap \Phi_2 = \Phi$, 也即空集和空集的交集仍然是空集, 给定两个GBPA, 定义GCR为:

$$m(A) = \frac{(1 - m(\Phi)) \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C)}{1 - K} \quad (2)$$

$$K = \sum_{B \cap C = \Phi} m_1(B) m_2(C) \quad (3)$$

$$m(\Phi) = m_1(\Phi) m_2(\Phi) \quad (4)$$

$$m(\Phi) = 1 \quad \text{当且仅当} \quad K = 1 \quad (5)$$

2 强约束GBAP生成方法

本节首先提出基于模糊数学的多子集命题表示模型, 在此基础上, 提出一种强约束GBPA生成方法。

2.1 多子集命题的模糊数表示

如何建立多子集命题表示模型一直未能有效解决, 影响了BPA合理生成。本节提出一种多子集命题表示方法, 前提条件是系统具有一定的样本数据, 这在实际工程中通常能得到满足。

图1给出了一个三角模糊数 \tilde{A} , 其定义如下:

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \quad (5)$$

三角模糊数的示意图1所示。与正则模糊数相比, 推广模糊数能更好地度量不确定信息。一个扩展模糊数 $A = (a, b, c; w)$, 具有如下属性的隶属函数^[24]:

- (1) f 是一个从实数 R 到 $[0, w]$ 的连续映射, $0 \leq w \leq 1$;
- (2) 当 $x \in (-\infty, a]$ 时, $f(x) = 0$;
- (3) 在 $[a, b]$, f 是严格单调增;
- (4) 对 $x \in [b, c]$, $f(x) = w$, 其中 w 为常数, 且 $0 \leq w \leq 1$;
- (5) 在 $[c, d]$, f 是严格单调减;
- (6) 对 $x \in [d, +\infty]$, $f(x) = 0$ 。

其中, a, b, c 均是实数. 如果 $w = 1$, A 就是正三角模糊数. 图2给出了两个推广模糊数

$$A = (a_1, a_2, a_3, \omega_1), \quad 0 \leq \omega_1 \leq 1$$

$$B = (b_1, b_2, b_3, \omega_2), \quad 0 \leq \omega_2 \leq 1$$

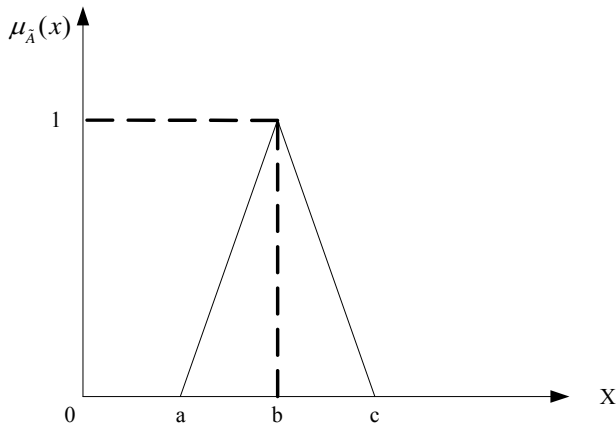


图1 三角模糊数示意图

Fig.1 Triangular membership function

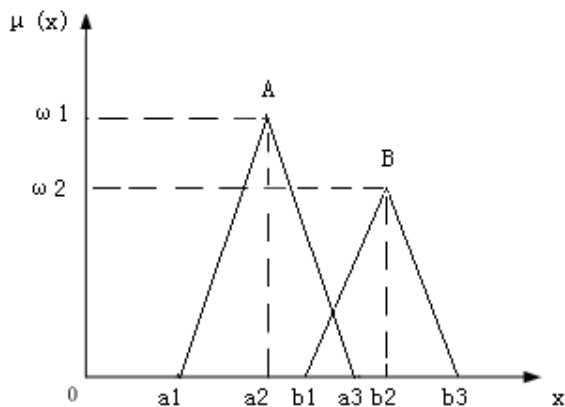


图2 类别属性三角模糊数示意图

Fig.2 Triangular membership function of the target property

在给定一定样本后, 针对样本的某一个属性, 可以确定该属性的最小值、最大值和平均值, 基于这三个属性值可以建立一个三角形模糊数来描述命题。为表述清晰, 这里以Iris data数据(<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris>)为例。Iris数据共150个样本, 每个样本有四个属性(比如花萼长度就是其中的一个属性)。这150个样本分为三个类别, 分别是Setosa、Versicolour和Virginica, 每个类别各有50个样本。图3给出Setosa类随机抽取30个样本后, 针对花萼长度这个属性生成的模糊三角形命题表示模型。构成该三角形的三个特征值分别是这30个样本的最小值、平均

值和最大值, 在本例中, 30个样本中花萼长度的最小值为4.3、平均值为5.1、最大值为5.8, 则构成了图2的三角形模糊数(4.3, 5.1, 5.8)。类似地, 图4给出了所有三个类别随机抽取30个样本生成的花萼长度属性的模糊三角形命题表示模型。

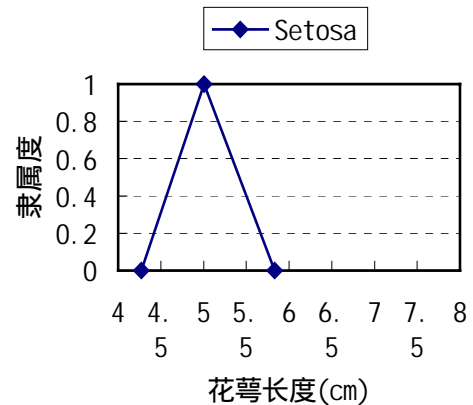


图3 Setosa的花萼长度三角形模糊数描述

Fig.3 Triangular fuzzy member representation of an attribute of object

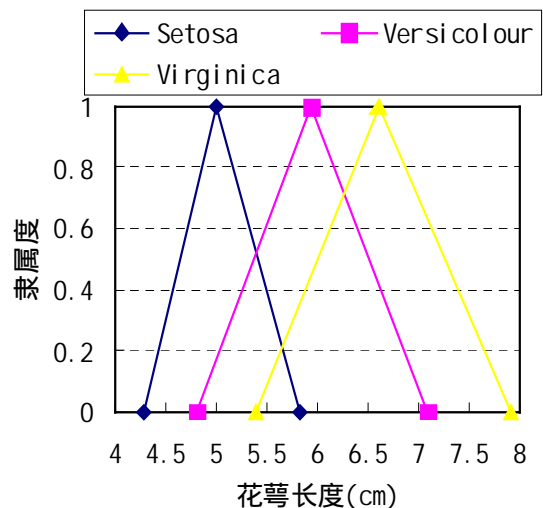


图4 三类鸢尾花花萼长度三角形模糊数描述

Fig.4 Triangular fuzzy member representation of an attribute of three objects

其中, 多子集命题可以用单子集命题三角形的交叠部分来表示, 这个交叠部分通常为一推广三角形模糊数(该类型模糊数的特点就是隶属度

的最大值不为1), 比如图5所示: 类别Setosa和Versicolour交叠部分就是一个推广三角形模糊数(可以表示为 $(4.8, 5.3, 5.8; 0.55)$), 其中, 0.55是该推广三角形模糊数的隶属度的最大值。正则三角形模糊数 $(4.3, 5.1, 5.8)$ 是推广三角形模糊数的特例, 比如图2的正则三角形模糊数 $(4.3, 5.1, 5.8)$ 可以表示为 $(4.3, 5.1, 5.8; 1)$ 这样的推广三角形模糊数形式); 类似地, Setosa、Versicolour和Virginica三个类别交叠部分也是一个推广三角形模糊数。

根据证据理论, 辨识框架为 $\{\text{Setosa}, \text{Versicolour}, \text{Virginica}\}$, 则其幂集的命题为 $\{\text{Setosa}\}$, $\{\text{Versicolour}\}$, $\{\text{Virginica}\}$, $\{\text{Setosa}, \text{Versicolour}\}$, $\{\text{Versicolour}, \text{Virginica}\}$, $\{\text{Setosa}, \text{Virginica}\}$, $\{\text{Setosa}, \text{Versicolour}, \text{Virginica}\}$ 和空集。

在图4中, 三个正则三角形模糊数(隶属度最高为1)分别表示命题 $\{\text{Setosa}\}$, $\{\text{Versicolour}\}$ 和 $\{\text{Virginica}\}$, 三个正则三角形模糊数两两相交生成的三个推广三角形模糊数分别表示命题 $\{\text{Setosa}, \text{Versicolour}\}$, $\{\text{Versicolour}, \text{Virginica}\}$ 和 $\{\text{Setosa}, \text{Virginica}\}$, 三个正则三角形模糊数共同相交的部分生成的推广三角形模糊数表示命题 $\{\text{Setosa}, \text{Versicolour}, \text{Virginica}\}$ 。图5表示了一个双子集命题和一个三子集命题。通过推广模糊数就可以建立辨识框架中各个命题(包括多子集命题)表示的数学模型。

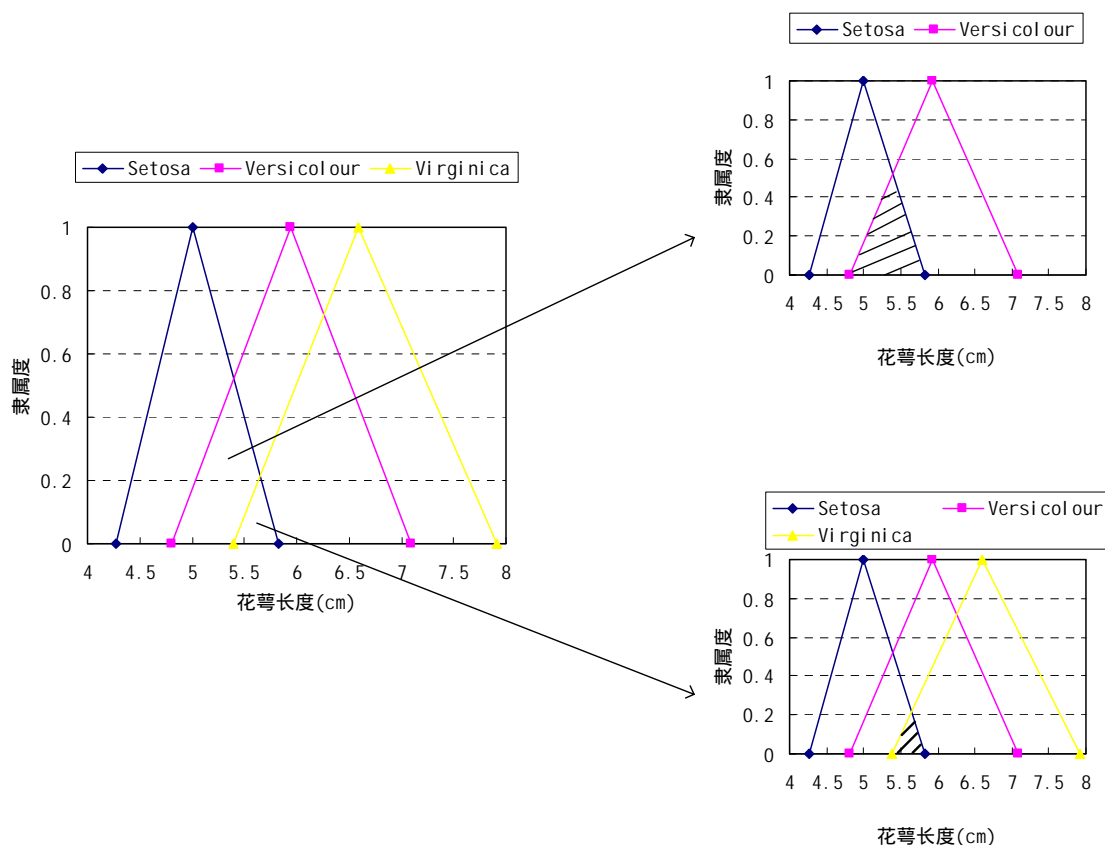


图5 多子集命题的推广三角模糊数表示

Fig.5 Representation of multi sets based on generalized fuzzy numbers

2.2 强约束GBPA生成方法

根据上节生成三角模糊数可以表示类别模型。本文强约束的思想是: 如果一个待识别样本没有在某类别的最小值和最大值之中的区间, 则

完全不认为该样本属于某一类目标。强约束GBPA生成策略如下:

当样本与某命题的三角模糊数表示模型相交时, 相交点的纵坐标即为该样本支持命题的GBPA。

当样本与多命题的三角模糊数表示模型相交时，纵坐标高点为该样本支持命题的GBPA，纵坐标低点为该样本支持多子集命题的GBPA。

当样本处于多个多命题的三角模糊数表示模型相交点时，纵坐标高点为该样本各个单子集命题的GBPA，纵坐标低点为该样本支持多子集命题的GBPA。

以上生成的GBPA如果累积之和超过1，则将它们归一化且设 $m(\Phi)$ 的值为0。如果累积之和未超过1，则生成 $m(\Phi)$ 。

$m(\Phi)$ 的生成准则是：当样本与所有命题表示的三角形模糊数没有相交时， $m(\Phi)=1$ 。当所有其他单子集命题和多子集命题的GBPA累加之和小于1时，将1减去所有命题的GBPA累加的值赋给 $m(\Phi)$ 。

上述几个准则确定了强约束条件下单子集、多子集以及空集的GBPA生成方法。第4节中的算例表示了强约束GBPA的生成方法。

3 弱约束GBPA生成方法

本节给出弱约束GBPA生成方法。弱约束生成可以在样本与表示模型之间没有交点时也可以生成GBPA，由于条件比强约束要弱，在确定辨识框架完整情况下使用弱约束GBPA生成方法可以使得数据具有一定的冗余度，在传感器受干扰导致证据高度冲突时也可以有效融合（详见系列论文第5篇）。在弱约束方法中，最关键的是确定样本与表示模型之间的相似性测度。关于模糊数相似性测度的研究很多，Chen等人提出了基于重心的方法，我们分析了该方法的缺陷，提出了基于惯性矩的推广三角模糊数相似性测度^[25]，具体的方法和应用可以参考文献^[25]，下面作一简单介绍。

回转半径是机械学上的概念，在图3中，面积 A 相对于 x 轴和 y 轴的转动惯量分别为：

$$I_x = \int_A y^2 dA, \quad I_y = \int_A x^2 dA$$

面积 A 相对于 x 轴的回转半径定义为 r_x ，并满足一下关系：

$$I_x = r_x^2 A$$

其回转半径定义为

$$r_x = \sqrt{\frac{I_x}{A}}$$

同理相对与 y 轴的回转半径为

$$I_y = r_y^2 A, \quad r_y = \sqrt{\frac{I_y}{A}}$$

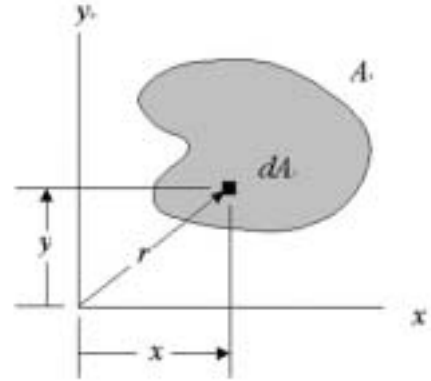


图6 转动惯量

Fig.6 The moment of inertia

以图2为例，假设有两个模糊数 A 和 B ，其中 $A = (a_1, a_2, a_3, \omega_1)$ ， $0 \leq a_1 \leq a_2 \leq a_3 \leq 1$ ， $0 \leq \omega_1 \leq 1$ ； $B = (b_1, b_2, b_3, \omega_1)$ ， $0 \leq b_1 \leq b_2 \leq b_3 \leq 1$ ， $0 \leq \omega_2 \leq 1$ 。基于回转半径的模糊数 A 和 B 之间的相似度 $S(A, B)$ 如公式所示：

$$S(A, B) = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^3 |a_i - b_i|}{3} \right] \times \left(1 - \left| \left(\frac{r_x^A}{r_y^A} - \frac{r_x^B}{r_y^B} \right) \right| \right)^{B(S_A, S_B)} \times \frac{\min(r_x^A, r_x^B)}{\max(r_x^A, r_x^B)} \quad (6)$$

其中

$$B(S_A, S_B) = \begin{cases} 1, & S_A + S_B > 0 \\ 0, & S_A + S_B = 0 \end{cases} \quad (7)$$

S_A ， S_B 分别是三角模糊数 A 和 B 的长度。

$$S_A = a_3 - a_1, S_B = b_3 - b_1 \quad (8)$$

在确定样本与模型之间相似性测度之后，将所有命题的相似性测度归一化就可以得到BPA了，因为是在辨识框架完整下， $m(\Phi)$ 强制设定为0。弱约束GBPA的生成策略归纳如下：

- 1) 基于推广模糊数确定样本与辨识框架中所有命题的相似性大小；
- 2) 样本与空集命题的相似性设定为0；
- 3) 归一化所有命题的相似性就可以得到命题的GBPA。

4 算例

本节将给出强约束和弱约束GBPA生成的算

例。

4.1 强约束生成方法

设系统有 n 个目标 T_1, T_2, \dots, T_n , 这些目标具有 m 个特征属性。设有 l 个学习样本, 则对目标 i 的第 j 个属性, 可以构建一个三角模糊数

$$V_{jl} = (V_{\min}^{jl}, V_{\text{avg}}^{jl}, V_{\max}^{jl})$$

其中, V_{\min}^{jl} 表示对第 j 个属性, l 个学习样本的最小值; V_{avg}^{jl} 表示对第 j 个属性, l 个学习样本的平均值; V_{\max}^{jl} 表示对第 j 个属性, l 个学习样本的最大值。类似地, 系统 n 个目标 T_1, T_2, \dots, T_n 可以建立 n 个三角模糊数。这些三角模糊数可能有重叠部分, 其重叠部分一般是推广模糊数。

这里选用鸢尾花 (iris) 数据来介绍强约束GBPA生成方法。在鸢尾花数据分类问题中, 有3种鸢尾花, 即Setosa(a)、Versicolor(b)和 Virginica(c)。Iris数据总共包含150个样本, a、b和c每个品种含有50个样本。Iris数据采集了鸢尾花的4个属性, 即花萼长度(SL)、花萼宽度(SW)、花瓣长度(PL)和花瓣宽度(PW)。

由于强约束生成方法主要用于辨识框架不完整情况, 在本实验中, 随机从a和c中的花萼长度(SL)这个属性中各选择了40个样本作为统计证据生成类别模型, 其中a的三角模糊数为(4.3, 5.04, 5.8), c的三角模糊数为(5.6, 6.72, 7.7), 本次实验中a和c有交叠部分 (图7)。实验选取4到8这个区间, 每隔0.1递增产生一个样本。实验结果如图7所示。

从图7可以看出:

当样本点处于a和c之外时, 比如样本点在4的位置, 由于和a、c均无相交, 系统认为 $m(a) = 0$; $m(c) = 0$; 所有的GBPA都分配给空集 Φ 。

当样本点右移, 跨入类别a时, $m(a)$ 的数值逐渐增大, 在5.0时最大, $m(a) = 0.98$; $m(\Phi) = 0.02$, 这说明系统认为样本是a的可能性很大, $m(\Phi)$ 数值很小表明此样本提示不在辨识框架的可能性很小。

当样本点继续右移, 跨入类别c时, 由于a和c相交叠, 此时生成了 $m(a, c)$ 的焦点。但由于数值较小, $m(\Phi)$ 数值很大。表明在这个区段的样本属于辨识框架外的可能性很大, 这是与实际情况相符合的, 我们未在图中生成b类的表示模型, 而b类的一本大多集中在这个区域; 换言之,

之, 在这个区域的一本属于b的可能性很大, 因为辨识框架不完整, 系统得出样本不属于a和c的可能性很大。

当样本点继续右移, 移出a类, 跨入类别c时, 由于样本不与类别a相交, 此时根据强约束生成的规则, $m(a) = 0$, 也就是认为样本不再可能属于a类。但 $m(c)$ 的数值逐渐增大, 在6.7附近达到最大值 $m(c) = 0.97$ 。此时 $m(\Phi) = 0.03$ 。这说明系统认为样本是c的可能性很大, $m(\Phi)$ 数值很小表明此样本提示不在辨识框架的可能性很小。

当样本点继续右移, 移出c类, 由于样本不与类别a和c相交, 系统认为 $m(a) = 0$; $m(c) = 0$; 所有的GBPA都分配给空集 Φ 。

从上面看出, 基于强约束的GBPA生成方法的结果是比较符合实际情况的。

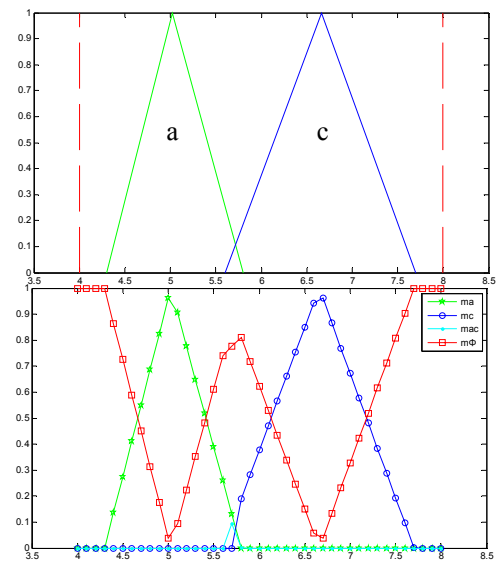


图7 属性花萼长度(SL)生成的 GBPA

Fig. 7 GBPA generated by the attribute SL

在另外一个实验中, 随机从a和c中的花瓣长度(PL)这个属性中各选择了40个样本作为统计证据生成类别模型, 其中a的三角模糊数为(1.0, 1.5, 1.9), c的三角模糊数为(4.8, 5.6, 6.8), 本次实验中a和c没有交叠部分 (图8)。实验选取0.5到8这个区间, 每隔0.1递增产生一个样本。实验结果如图8所示。本次实验结果与上次实验相类似, 不同之处在于: 由于a和c没有交叠部分, 始终有 $m(a, c) = 0$ 。

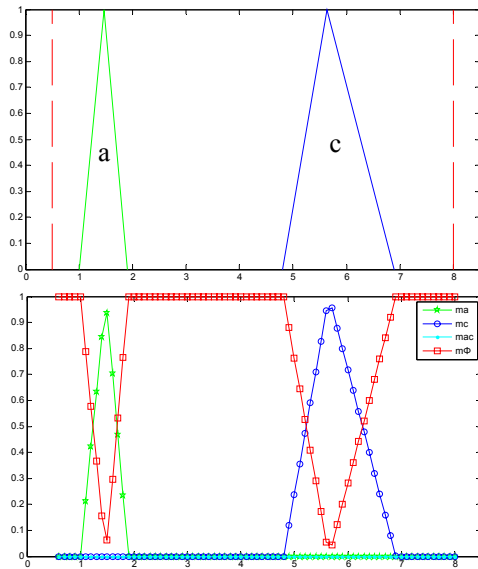


图 8 属性花萼长度(PL)生成的 GBPA

Fig. 8 GBPA generated by the attribute PL

4.2 弱约束生成方法

弱约束生成方法是确认系统属于封闭世界，也就是辨识框架完整的情况。仍然使用iris数据来说明本方法的应用。以鸢尾花花萼长度为例，构造出相应的三角模糊数，计算结果如表1所示；

可以看出，三个三角模糊数之间相互有交叠的区域，共构成四个推广模糊数，分别是： Δ_{ab} ， Δ_{bc} ， Δ_{ac} 和 Δ_{abc} 。加上本身的三个正则三角形： Δ_a ， Δ_b 和 Δ_c 。系统共有7个推广三角形模糊数。

如果收到一个样本，比如系统得到一个花萼长度的测量值，该数值为5.3。则可以把该数值看成一个特殊的推广三角模糊数（5.3，5.3，5.3，1），则该推广三角模糊数与其它7个三角模糊数之间的相似性计算结果如表（2）所示。对这些相似性进行归一化，就可以得到基本概率指派函数。

表 1 鸢尾花三个种类的花萼长度的三角模糊数值

Table 1 Triangular fuzzy numbers of three types of Iria data

	Setosa(a)	Versicolor(b)	Virginica(c)
SL	(4.30,5.03,5.80)	(4.90,6.01,7.10)	(5.40,6.68,7.90)

表 2 样本与表示模型之间的相似性

Table 2 Similarity measure between the sample and the representation models

推广三角形	相似性	归一化值
Δ_a	0.3337	0.3337
Δ_b	0.3165	0.3165
Δ_c	0.2816	0.2816
Δ_{ab}	0.0307	0.0307
Δ_{bc}	0.0052	0.0052
Δ_{ac}	0.0272	0.0272
Δ_{abc}	0.0052	0.0052

给出该样本完整的四个属性值为(5.3cm, 3.5cm, 1.3cm, 0.2cm)，基于弱约束方法所生成的GBPA如表3所示。由于是在封闭世界，使用经典Dempster组合规则融合的结果为：

$$m(a) = 0.8675 \quad m(b) = 0.0943$$

$$m(c) = 0.0128 \quad m(a, c) = 0.0254$$

最后基于信息融合的结果为该样本属于类别a。弱约束生成方法具有较大的鲁棒性，我们在实验中，用a、b和c的10个样本生成模型表示，用余下的120个样本进行验证，最坏情况下只有两例识别错误。这一方面说明基于信息融合的思路进行目标分类和识别是有效的，另外一方面也说明本文所提出的弱约束GBPA生成方法的有效性。

表 3 某样本四个属性值生成的 GBPA

Tab. 3 The GBPA of a sample with four attributes

	m(a)	m(b)	m(c)	m(a,b)	m(b,c)	m(a,c)	m(a,b,c)
SL	0.3337	0.3165	0.2816	0.0307	0.0052	0.0272	0.0052
SW	0.3164	0.2501	0.2732	0.0304	0.0481	0.0515	0.0304
PL	0.6699	0.2374	0.0884	0.000	0.000	0.0043	0.000
PW	0.6996	0.2120	0.0658	0.000	0.000	0.0226	0.000

5 结论

本文针对辨识框架不完整情况提出了一种强约束广义基本概率指派赋值方法；可以生成空集不为零的广义基本概率赋值，其中空集赋值的大小反映了辨识框架不完整的程度。如果系统确定是在辨识框架完整时，提出了一种弱约束广义基本概率指派赋值方法，根据所提出的策略生成弱约束的广义基本概率指派。用算例表明了所提出的广义基本概率指派生成方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[M]. NJ: Princeton University Press, 1976.
- [2] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [3] Deneux T., Masson M. VCLUS: evidential clustering of proximity data[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 95-109.
- [4] Boudraa A O., Bentabet A, Salzenstein F, et al., Dempster-Shafer's Basic Probability Assignment Based on Fuzzy Membership Functions[J]. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 2004, 4(1): 1-9.
- [5] Rombaut M., Zhu Y M. Study of Dempster-Shafer theory for image segmentation applications[J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(1): 15-23.
- [6] Zhu Y.M., Bentabet L., Dupuis O., et al. Automatic determination of mass functions in Dempster-Shafer

theory using fuzzy c-means and spatial neighborhood information for image segmentation[J]. Optical Engineering, 2002, 41(4): 760-770.

- [7] 何友, 王国宏, 陆大金等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [8] Deneux T. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1995, 25(5): 804-813.
- [9] Deneux T, Zouhal L M. Handling possibilistic labels in pattern classification using evidential reasoning[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 122(1): 47-62.
- [10] Mandler E, Schurmann J. Combining the classification results of independent classifiers based on the Dempster-Shafer theory of evidence[A], In Gelsema E, Kanal L. Pattern recognition and artificial intelligence[C]. North-Holland, 1988: 381-393.
- [11] Rogova G. Combining the results of several neural network classifiers[J]. Neural Networks, 1994, 7(4): 777-781.
- [12] Valin P, Rheume F, Tremblay C, et al. Comparative implementation of two fusion schemes for multiple complementary FLIR imagery classifiers[J]. Information Fusion, 2006, 7(2): 197-206.
- [13] Xu L, Krzyzak A, Suen C Y. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1992, 22(3): 418-435.
- [14] Parikh C R, Pont M J, Jones N B. Application of Dempster-Shafer theory in condition monitoring applications: A case study[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(8): 777-785.

- [15] Zhu H W, Basir O. A novel fuzzy evidential reasoning paradigm for data fusion with applications in image processing[J]. Soft Computing, 2006, 10(12): 1169-1180.
- [16] Zhu H W, Basir O. A scheme for constructing evidence structures in Dempster-Shafer evidence theory for data fusion[A]. Japan : In 5th IEEE international Symposium on Computational intelligence in Robotics and Automation[C]. 2003: 16-20.
- [17] 聂伟荣, 朱继南, 夏虹. D-S 证据理论在目标识别中的应用[J], 弹道学报, 2002, 14(4): 40-45.
- [18] 邓勇, 朱振福, 钟山. 基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 754-758.
- [19] 王俊林, 张剑云, 基于统计证据的 Mass 函数和 D-S 证据理论的多传感器目标识别[J], 传感技术学报, 2006, 19(3): 862-865.
- [20] 路艳丽, 雷英杰, 李兆渊, 一种 D-S 证据推理的 BPA 获取方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2007, 8(3): 39-43.
- [21] Han D. Q., Han C.Z., Yang Y., Multiple classifiers fusion based on weighted evidence combination[A], In the IEEE International Conference on Automation and Logistics[C], 2007: 2138-2143.
- [22] Deng Yong, Jiang Wen, Xu Xiaobin, et al., Determining BPA under uncertainty environments and its application in data fusion[J], Journal of Electronics (China) 2009, 26(1): 13-17.
- [23] 韩崇昭, 韩得强, 介婧, 从生物感知认识到系统工程方法论[J], 系统工程理论与实践, 2008(增刊): 75-93.
- [24] Chen S J, Chen S M. Fuzzy risk analysis based on similarity measures of generalized fuzzy numbers[J]. IEEE Transaction on Fuzzy Systems, 2003, 11(1): 45-56.
- [25] Deng Yong, Shi Wenkang, Du Feng, et al. A new similarity measure of generalized fuzzy numbers and its application to pattern recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(8): 875-883.

Tel: 021-34204492 13916297024

E-mail: dengyong@sjtu.edu.cn

doctordengyong@yahoo.com.cn

蒋雯 (1974 -) 女, 博士, 副教授, 硕士生导师。主要研究方向: 信息融合。

E-mail: jiangwen@nwpu.edu.cn

韩德强 (1980 -) 男, 博士, 讲师。主要研究方向: 信息融合、模式识别、图像处理。

E-mail: dehan@mail1.xjtu.edu.cn

作者简介:

邓勇 (1975 -) 男, 博士 (后), 教授, 博士生导师。上海交通大学晨星奖励计划 SMC 优秀学者, 入选教育部新世纪优秀人才支持计划和上海市青年科技启明星计划。主要研究方向: 信息融合、智能信息处理。