

基于改进模糊置信规则的意图识别方法

王海滨* 关欣 衣晓 李双明
(海军航空大学 烟台 264001)

摘要: 针对传统意图识别方法只能处理某种类型不确定性信息的不足, 该文结合模糊集和DS证据理论优势提出一种模糊置信规则库(BRB)信息处理方法。首先在置信规则前提部分改进了前提属性的连接关系, 根据数据集统计分布特点设计了模糊集分割, 选取Cauchy型分布作为隶属度函数, 较好地避免置信规则无法被有效激活进而导致系统无有效输出问题; 其次融合处理辨识框架内不同类别的置信分布, 建立规则权重和特征权重优化模型, 构建了特征空间与类别空间之间的输入输出关系; 在此基础上, 计算未知意图数据在相应规则模糊域的匹配度和激活度, 采用置信度最大原则进行识别决策。通过实验验证、参数敏感性分析及结果分析、时间复杂度分析, 表明该方法可以获得比其他识别方法更高的正确率, 尤其是在小样本条件下更能体现出该方法的有效性和可靠性。

关键词: 意图识别; 置信规则库; 证据推理; 模糊集

中图分类号: TP182;TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2023)03-0941-08

DOI: 10.11999/JEIT211405

An Intention Recognition Method Based on Fuzzy Belief-Rule-Base

WANG Haibin GUAN Xin YI Xiao LI Shuangming
(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Considering the deficiency that traditional intention recognition methods can only deal with certain types of uncertain information, a new information processing method of fuzzy Belief-Rule-Base (BRB) is proposed, which combines the advantages of fuzzy sets and Dempster-Shafer (DS) theory. Firstly, the connection relation of premise attributes is improved in the premise part of confidence rules, and fuzzy set segmentation is designed according to the statistical distribution characteristics of data sets. Cauchy distribution is selected as membership function to avoid the problem that confidence rules could not be activated effectively, which would lead to no effective output of the system. Secondly, the confidence distribution of different categories in the identification framework is fused, and the optimization model of rule weight and feature weight is established, and the input-output relationship between feature space and category space is constructed. On this basis, the matching degree and activation degree of the unknown intention data are calculated, and the recognition decision is made using the maximum confidence principle. Through experimental verification, sensitive parameter and interpretation of result, time complexity analysis, compared with other methods, the fuzzy belief-rule-base shows high accuracy rate, and effectiveness and reliability under the condition of small samples.

Key words: Intention recognition; Belief-Rule-Base(BRB); Evidential Reasoning (ER); Fuzzy sets

1 引言

目标的意图反映了战场实体中作战人员的思维因素, 意图的背后是战场中不同层次作战人员的兴趣所指或期望, 它从行动上反映了敌人的作战目

的^[1]。意图识别最早用于战场上对敌目标的攻击、伪装、掩护等各种行为意图的判断, 目的就是通过对搜集相关信息进而掌握敌目标活动规律来估计可能采取的行动^[2,3]。对于目标意图识别, 可以根据目标的进攻能力、速度、航向等, 推断出敌各类目标的可能行为^[4,5]。由于在复杂环境中受外界干扰以及各类传感器自身性能的限制, 所获取的信息一般具有很大的不确定性, 将导致难以进行准确的意图识别。随着计算机技术和信息处理技术的发展, 利用信息系统辅助进行意图识别已经成为辅助决策的一项重要内容。

收稿日期: 2021-12-01; 改回日期: 2022-04-18; 网络出版: 2022-04-25

*通信作者: 王海滨 hesonwhb@163.com

基金项目: 国防科技卓越青年人才基金(2017-JCJQ-ZQ-003), 泰山学者工程专项经费(ts201712072)

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

目标意图识别是多传感器信息融合中态势估计的重要内容,需要以传感器获取目标的运动状态和身份信息为基础判断目标可能的意图。由于多个传感器信息表现形式多样,且由于复杂环境的影响,导致信息存在不确定性。对于目标意图识别,主要有贝叶斯(Bayesi)推理、贝叶斯(Bayes)网络、DS (Dempster-Shafer)证据理论等方法。传统的处理不确定性的方法往往只能处理某种特定的不确定性,基于概率理论的贝叶斯方法偏重于处理定量信息,需要大量的历史数据来确定先验分布,无法很好利用定性知识,同时Bayes方法只能处理概率不确定性,无法很好地处理模糊不确定性。DS证据理论是由Dempster^[6]最早提出不满足可加性的“概率”及相关模型,并由其学生Shafer^[6]将该模型进一步丰富和完善,最终形成了一套完整的能对多种不确定信息进行建模和推理的理论框架,DS证据理论涵盖证据的表示、证据的组合以及证据在辨识框架上的运算等内容,其中Dempster组合规则是反映证据联合作用的最基本法则。由于Dempster组合规则满足交换律和结合律,因此很容易推广到多个证据的融合应用中。Chi等人^[7]提出的模糊规则分类系统(Fuzzy Rule-Based Classification System, FRBCS)已经成为处理分类问题的有效工具之一,其推理过程采用平均加权策略,决策方法采用“单赢”策略,但不能处理不完备的信息,受样本噪声影响较大。为了有效利用带有各种不确定性的定量信息和主观知识,实现复杂决策问题的建模, Yang等人^[8]提出基于证据推理(Evidential Reasoning, ER)算法的置信规则库推理算法(belief Rule-base Inference Methodology using the Evidential Reasoning approach, RIMER)。RIMER是在DS证据理论、决策理论、模糊理论和产生式规则库的基础上发展起来的。文献^[9]将置信规则库(Belief-Rule-Base, BRB)应用于目标意图识别,利用BRB表示意图识别中所需专家知识和相关信息,最后进行推理识别。文献^[9]提出了一种置信规则分类系统(Belief Rule-Based Classification System, BRBCS),可以看作FRBCS在DS理论框架下的扩展,该方法能够结合置信结构和模糊集的各自优势,实现基于数据驱动的置信规则库建模,但不能处理特征信息缺失的问题。本文将BRBCS应用于目标意图识别,在此基础上构建基于模糊置信规则的意图识别方法,同时引入特征权重,充分利用训练数据来映射特征空间和类空间的不确定联系,有效降低噪声数据对意图识别结果的影响,提高系统的可解释性。

2 模糊置信规则结构

基于模糊置信规则的意图识别方法包括置信规则库(BRB)和证据推理(Evidential Reasoning, ER)两大部分。其中BRB构建了特征空间和类别空间之间的输入输出关系,而ER则提供了基于BRB对输入样本进行分类的推理机制。

2.1 IF-THEN规则

基于IF-THEN规则的专家系统一般可以描述为^[10-12]

$$R = \langle \mathbf{x}, \mathbf{A}, \mathbf{D}, F \rangle \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x} = \{x_i, i = 1, 2, \dots, M\}$ 表示前提属性构成的集合,且每个前提属性从一组有限集 $\mathbf{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_M\}$ 中取值; $A_i = \{A_{i,j}, j = 1, 2, \dots, J_i = |A_i|\}$ 表示由 x_i 的参考值组成的集合。由 x_i 和 A_i 可以定义一系列的前提条件,代表所研究问题的基本状态,之间可采用“ \wedge ”或者“ \vee ”连接,“ \wedge ”表示逻辑“与”的关系,“ \vee ”表示逻辑“或”的关系; $\mathbf{D} = \{D_j\}$, $j = 1, 2, \dots, N$ 表示由识别结果组成的集合, D_j 可以用来表示一种意图或一个结论; F 表示一个逻辑函数,用来反映前提属性与评价结果之间的关系。

利用逻辑“与”来进行前提属性的连接^[13,14],其中第 k 条规则可描述为

$$R_k : \text{If } A_1^k \wedge A_2^k \wedge \dots \wedge A_{M_k}^k, \text{ Then } D_k \quad (2)$$

2.2 模糊置信规则

假设一个意图识别问题由 M 个特征属性,且有 N 类模式,那么一条模糊规则可以表示为^[15]

$$R^k : \text{if } (x_1 \text{ is } A_1^k) \wedge (x_2 \text{ is } A_2^k) \wedge \dots \wedge (x_M \text{ is } A_M^k), \\ \text{then } C^k = \{(\omega_1, \beta_1^k), (\omega_2, \beta_2^k), \dots, (\omega_N, \beta_N^k)\} \quad (3)$$

规则权重为 θ_k , 属性权重为 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M$ ($0 \leq \delta_m \leq 1$), $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ 为模式特征向量, $\mathbf{A}^k = (A_1^k, A_2^k, \dots, A_M^k)$ 为前提属性部分,每一个 A_m^k 均为模糊集,属于第 m 个特征属性的模糊分割为 $\{A_{m,1}, A_{m,2}, \dots, A_{m,n_m}\}$ 。 β_n^k 为查询模式属于 ω_n 类的置信度。

2.3 改进的模糊置信规则

由于各类传感器测量、存储或传输等因素的限制,会经常导致意图识别模式数据库中的数据在某些特征上是不完备的情况^[16-18],在此种情况下,若采用上述置信规则结构在处理意图识别时将会出现在缺失特征上的模式匹配度都为0,进而在加权乘性规则下,计算出的总匹配度为0,这将会导致置信规则库中的所有规则均不能被激活,也就无法输出有效的意图识别结果。这主要是由于对于模糊置信规则,传统的方法均是采用合取关系“ \wedge ”实现,从逻辑上来讲,即表示逻辑“与”的关系,这

种逻辑关系带来的问题是，当前提属性有一个不满足约束条件时，就会出现相应的规则无法被激活，进而导致无有效输出的情况。

为了避免出现这种问题，可以将置信规则中各个前提属性的连接关系设置为析取，即“ \vee ”，表示逻辑“或”的关系，这样在模糊置信规则的前提条件部分，就达成了只要前提属性满足一个约束条件就会有规则被激活的目的，不会由于某个前提属性值的单一原因导致系统无有效输出。

根据以上思路，提出一种基于析取命题的模糊置信规则为

$$R^k : \text{if } (x_1 \text{ is } A_1^k) \vee (x_2 \text{ is } A_2^k) \vee \dots \vee (x_M \text{ is } A_M^k), \\ \text{then } C^k = \{(\omega_1, \beta_1^k), (\omega_2, \beta_2^k), \dots, (\omega_N, \beta_N^k)\} \quad (4)$$

规则权重为 θ^k ($0 \leq \theta^k \leq 1$), $k = 1, 2, \dots, K$, 描述了规则 R^k 的可信度, 属性特征权重为 $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M$ ($0 \leq \delta_m \leq 1$), 描述了不同特征在决定分类结果时的重要性差异, 其中 A_m^k 为模糊集, 每个属性模糊划分集为 $\{A_{m,1}, A_{m,2}, \dots, A_{m,n_m}\}$, β_n^k ($n = 1, 2, \dots, N$) 是第 k 条规则分配给类别 ω_n 的置信度。在置信规则结构中的结论部分, 当 $\sum_{n=1}^N \beta_n^k = 1$ 时, 表示第 k 条规则是完整的, 当 $\sum_{n=1}^N \beta_n^k < 1$ 时, 表示第 k 条规则是不完整的, 此时 $1 - \sum_{n=1}^N \beta_n^k$ 用来表示该规则对于结果的全局不确定度。

3 改进的模糊置信规则意图识别

对于模糊置信规则库而言, 主要由4个部分组成, 分别是前提部分、结论部分、规则权重以及特征权重。对于前提部分, 主要是确定规则的数量、模糊隶属度函数的选取, 对于结论部分主要是研究置信结构、规则权重以及特征权重相关问题。改进模糊置信规则意图识别算法流程如图1所示。

3.1 模糊集数量设定

在基于模糊置信规则的意图识别方法中, 模糊集数量的设定是实现模糊置信规则前提部分的基础性环节。在无先验知识的情况下, 大多数文献主要基于主观划分模糊集数量, 这种方法随意性较大, 同时也会对分类结果产生较大影响。从理论上而言, 分类正确率并非总是随模糊集数量的增加而提高, 对于特征数目较多的数据集而言, 如果训练样本数量少, 过多的模糊集数量设定可能导致生成的模糊置信规则可靠度降低, 进而降低整体分类性能。本文采用数据驱动策略实现目标意图识别, 因此根据数据集统计分布特点进行模糊集分割, 具体实现上将特征属性出现的次数与设定的阈值相比较后选取属性特征分割点, 进而确定模糊集数量。

3.2 模糊隶属度函数选取

在模糊集中需要确定隶属函数, 对于意图识别元素属于模糊集的隶属度是客观存在的, 虽然从表层看似隶属度是主观的, 但实际上, 从目标不同意图的差异之间确实是存在中介过渡的, 这样便在客观上对隶属度进行了某种限定, 进而使得隶属度的选取要具有客观规律。

论域 X 上的模糊集合 A 由隶属函数 $\mu_A(x)$ 来表征, $\mu_A(x)$ 可在闭区间 $[0, 1]$ 上取值。对于任意的 $x \in X$, 都有唯一确定的隶属函数 $\mu_A(x) \in [0, 1]$ 与其对应。本文通过对目标意图识别数据的统计分析, 选择Cauchy型分布作为隶属度函数, 并根据实验确定较符合实际的参数。假设第 i 个特征属性的模糊区域划分为如图2所示, 共分为5个模糊集划分, $A_i^1, A_i^2, A_i^3, A_i^4, A_i^5$, 覆盖数据区间为 $[x_i^-, x_i^+]$ 。

3.3 结论部分置信结构

要实现基于模糊置信规则的目标意图识别, 首要任务就是要基于训练数据集构建描述特征空间与类别空间之间的输入输出关系的置信规则库。

在置信规则结构中, 结论部分采用置信分布形式。设每个样本有 M 个特征, 第 k 条规则为 R^k , 前提部分为 $A^k = (A_1^k, A_2^k, \dots, A_M^k)$, 训练样本子集为 S^k , 类标签集为 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$, 训练样本为 x_i ($i = 1, 2, \dots, |S^k|$), 其与不同前提部分 A^k 的匹配度为

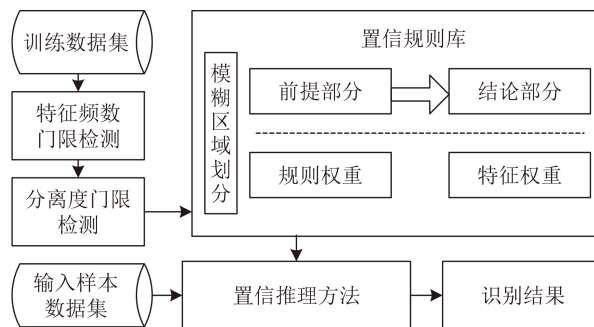


图1 改进模糊置信规则意图识别算法流程图

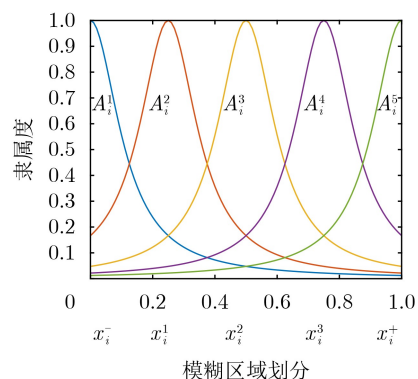


图2 基于Cauchy分布隶属度函数的模糊区域划分

$$\mu_{A^k}(x_i) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mu_{A_m^k}(x_{im}) \quad (5)$$

当训练样本的类别具有最大匹配度时作为规则的结论部分。辨识框架是基于模糊置信规则建模和推理的基础。将类别集合 $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$ 视为辨识框架, S^k 代表分配给前提模糊区域 A^k 的训练样本集。对于训练样本 $x_i \in S^k$, 其类别 $\text{Class}(x_i) = \omega_m$ 可以看作支持 ω_m 为相对应规则结论部分的一个证据。在DS理论框架下, 这个证据可以解释为 ω_m 分别进行置信分配, 将剩余置信分配给辨识框架 Ω , 用来表征全局不确定性。可以将这个证据用式(6)的mass函数 m_i^k 来表示

$$\left. \begin{aligned} m_i^k(\{\omega_m\}) &= \mu_{A^k}(x_i), \quad \omega_m \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\} \\ m_i^k(\Omega) &= 1 - \mu_{A^k}(x_i) \\ m_i^k(A) &= 0, \quad \forall A \in 2^\Omega \setminus \{\Omega, \{\omega_m\}\} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, $0 < \mu_{A^k}(x_i) \leq 1$ 。

为了得到前提部分 A^k 对应的结论部分, 可以将mass函数基于Dempster组合规则进行融合。规则 R^k 的结论部分中各个类别的置信度为

$$\left. \begin{aligned} \beta_n^k &= m^k(\{\omega_n\}), \quad n = 1, 2, \dots, N \\ \beta_\Omega^k &= m^k(\Omega) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中, β_Ω^k 表示未分配给任一单独类别的置信度。

3.4 规则权重和特征权重的优化模型

在置信规则结构中, 每条规则的初始权重为 θ^k , 需要估计的规则权重参考值的个数为 K , 每条规则的初始权重并不是下一步证据推理算法进行计算时的规则权重。特征权重 δ_m 反映了前提属性特征对于规则的结论部分影响的相对程度。如果前提属性特征所对应的权重较大, 则对于规则结论部分影响更大。

对于ER算法的输出结果应该与每条置信规则保持一致, 即

$$S = \{(D_n, \beta_n), n = 1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

使用置信规则库进行推理的结果 $\hat{f}(\cdot)$ 可按照式(9)计算, 即

$$\hat{f}(\cdot) = \sum_{n=1}^N u(D_n) \beta_n \quad (9)$$

则均方差可以表示为

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (f(t) - \hat{f}(t))^2 \quad (10)$$

其中, $f(\cdot)$ 表示真实的观测数据; $\hat{f}(\cdot)$ 表示推理结果; T 表示训练数据集中数据个数。

将规则权重和特征权重作为优化模型的决策变量, 将均方差作为优化目标, 可以定义目标函数为

$$f(\theta_k, \delta_m) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E_t \quad (11)$$

对于任意一个训练样本, 如果系统识别结果正确, 则 $E_t = 0$, 如果系统识别结果错误, 则 $E_t = 1$, 则优化目标模型可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \min f(\theta_k, \delta_m) &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E_t \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} 0 \leq \theta_k \leq 1 \\ 0 \leq \delta_m \leq 1 \\ \sum_{m=1}^M \delta_m = 1 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

对于目标优化问题, 有多种方法可以实现, 本文采用Rainer Storn与KennethPrice^[8]提出的差分进化算法(Differential Evolution algorithm, DE)作为优化引擎, 可以将式(12)作为差分进化算法的目标函数, 进而获得全局最优解, 且实现相对简单。

3.5 推理方法

设 $y = (y_1, y_2, \dots, y_M)$ 表示要识别的未知意图数据, 则可以得到未知意图在规则 R^k 模糊域 A^k 上的匹配度为

$$\mu_{A^k}(y) = \sum_{m=1}^M \mu_{A_m^k}(x_m) \quad (13)$$

其中, $\mu_{A_m^k}(\cdot)$ 为前提模糊集 A_m^k 的隶属度函数。设 Q' 表示置信规则库中被所有输入样本激活的规则集合, 即

$$Q' = \{R^k \mid \mu_{A^k}(y) \neq 0, k = 1, 2, \dots, Q\} \quad (14)$$

在置信结论部分, 根据 $\mu_{A^k}(y)$ 的值来判断规则是否被激活, 其主要取决于两个因素: 匹配度 $\mu_{A^k}(y)$ 和规则权重 θ^k 。 $\mu_{A^k}(y)$ 是未知意图与置信规则前提部分相似程度的表征, 而 θ^k 则是置信规则稳定程度的表征。令 α^k 表示输入样本 y 对于规则 R^k 的激活度, 对于激活度 α^k 定义为

$$\alpha^k = \frac{\mu_{A^k}(y) \theta^k}{\sum_{q=1}^{Q'} \mu_{A^q}(y) \theta^q}, R^k \in Q' \quad (15)$$

从本质上而言, 激活度能在被激活规则的结论部分对输入样本 y 分类的有效性进行表征。在模糊置信规则框架下, 利用Shafer折扣算子对被激活的置信规则进行折扣运算, 在折扣中必须考虑激活度因素对于被激活规则结论部分的影响, 进而得到

$$\left. \begin{aligned} m^{\alpha^k}(\omega_n) &= \alpha^k \cdot \beta_n^k \\ m^{\alpha^k}(\Omega) &= 1 - \alpha^k + \alpha^k \cdot \beta_{\Omega}^k \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

采用通过Dempster组合规则对mass函数进行融合，除 $m^{\alpha^k}(\omega_n) \neq 0$ 和 $m^{\alpha^k}(\Omega) \neq 0(k = 1, 2, \dots, K', n = 1, 2, \dots, N)$ 外，其他元素的基本概率赋值都为零，对于 K' 个组合规则的解析表达式可以写成

$$m(\omega_n) = J \left(\prod_{k=1}^{K'} (m_{n,k} + m_{\Omega,k}) - \prod_{k=1}^{K'} m_{\Omega,k} \right) \quad (17)$$

$$m(\Omega) = J \prod_{k=1}^{K'} m_{\Omega,k} \quad (18)$$

$$J = \left[\sum_{n=1}^N \left(\prod_{k=1}^{K'} (m_{n,k} + m_{\Omega,k}) \right) - (N-1) \prod_{k=1}^{K'} m_{\Omega,k} \right]^{-1} \quad (19)$$

采用置信度最大原则进行识别决策，即识别结果表示为

$$\omega = \arg \max_{\omega_n} \{m(\omega_n), m(\Omega)\} \quad (20)$$

4 仿真实验

为了对比验证本文所提意图识别方法的合理性

和有效性，引入了文献[8]中的意图识别实例进行对比分析。根据传感器系统测得的空中目标信息进行意图识别，主要利用目标的5个属性信息，分别是方位角、距离、水平速度、航向角和雷达发射截面积，对于目标意图分为侦察(Recon)、监视(Surveil)、攻击(Attack)以及掩护(Cover)4类。目标各属性边界数据如表1所示。

4.1 算法实现

意图识别是在小样本条件下进行的，诸如神经网络等算法需要大量的样本才能实现对于算法的训练，这就使需要大量样本数据的算法受到限制，本文提出的基于模糊置信规则的意图识别方法能在小样本条件下进行工作，弱化了对于数据样本的数量限制需求。将数据集分为训练数据集和测试数据集，为了对合理确定特征域的模糊划分数量，根据数据点的统计分布特性来进行模糊集划分，假设某特征属性出现的次数 $f(H_i)$ 大于设定阈值 $n\delta$ ，则选择该数据点为分割点，否则放弃该数据点，表2给出了属性模糊划分方法得出的数据分割点，对应的参数设置为 $\delta = 0.04$ ，分离度检测门限 $\lambda = 0.15$ 。

建立模糊置信规则库，首先需要确定规则的数量，算法基于最大隶属度原则进行前提条件组合。对于训练样本 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ ， x_i 对应为第 i 个特征属性的测量值，选取Cauchy型分布隶属度函数

表 1 目标各属性边界数据

目标	方位角(°)	距离(km)	水平速度(m/s)	航向角(°)	雷达反射截面积(m ²)	意图
1	48.6	281	250	202	3.0	Recon
2	241.2	120	280	52	1.7	Cover
3	240.0	110	300	50	2.1	Cover
4	174.0	290	272	350	5.2	Attack
5	168.0	260	215	260	6.8	Recon
6	139.5	215	320	324	2.8	Attack
7	138	210	300	310	1.2	Attack

表 2 属性模糊划分的数据分割点

序号	属性1分割点	属性2分割点	属性3分割点	属性4分割点	属性5分割点
1	0.0039	0.0740	0.2224	0.0110	0.0634
2	0.0062	0.1098	0.2668	0.1132	0.1248
3	0.0241	0.8034	0.3857	0.5055	0.1683
4	0.5518	0.9321	0.5046	0.7235	0.1995
5	0.9950	—	0.6383	0.9661	0.2616
6	—	—	0.7594	—	0.3217
7	—	—	0.9359	—	0.8718
统计	5	4	7	5	7

进行特征域上的划分, 遍历 x_i 隶属于第 i 个特征域的模糊集合 $A_i = \{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{ij}\}$ 的隶属度, 其中 j 为模糊集的个数, 根据最大隶属度原则, 取每个特征上最大隶属度相应的组合为一条置信规则前提条件, 这个过程也同时确定了该规则所包含的样本。算法对于样本数据进行遍历后, 可以得到11条置信规则前提条件。根据前提条件组合 A^k 所包含的训练样本子集 S^k , 可以计算样本 x_i 与前提部分 A^k 的匹配度 $\mu_{A^k}(x_i)$ 。在证据理论框架下, 将 S^k 中样本生成的证据, 利用Dempster组合规则融合后得到规则 R^k 的结论部分置信度 β_n^k 。采用差分进化算法(DE)实现规则权重 θ^k 和特征权重 δ_m 的优化。通过计算未知目标在规则 R^k 模糊域 A^k 上的匹配度 $\mu_{A^k}(y)$, 结合规则权重 θ^k 进而得到规则 R^k 的激活

度 α^k 。利用Dempster组合规则对激活的置信规则进行组合后, 采取最大置信度原则即可得到最终识别结果。

4.2 参数敏感性及结果分析

为了验证算法的有效性, 采用数据集进行验证, 数据集分为训练集和测试集, 其中训练集包括4类意图共100个样本, 测试集共20个样本。算法中可调节的参数包括频数检测门限 δ 、分离度检测门限 λ 、Cauchy分布参数 ϕ 和 γ 。针对训练和测试数据集给出相应的参数设置, 然后通过仿真分析参数变化对识别结果的影响。令 $0.03 \leq \delta \leq 0.07$, 变化步长为0.0025, $0.1 \leq \lambda \leq 0.5$, 变化步长为0.05, 设置 $\phi = 30$, γ 为正偶数, 令 $\gamma = 2$ 。根据以上参数设置, 可以得到如图3的目标意图识别的仿真结果。

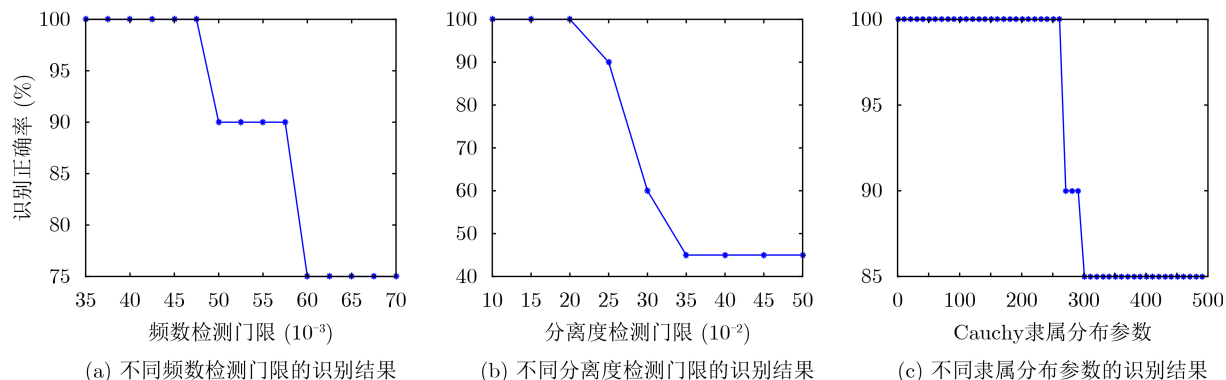


图3 频数检测门限与分离度检测门限对识别结果的影响

从图3(a)和图3(b)可以看出, 频数检测门限 δ 和分离度检测门限 λ 对意图识别结果正确率有着较大影响, 当频数检测门限设置满足 $0.035 \leq \delta \leq 0.045$, 分离度检测门限设置满足 $0.1 \leq \lambda \leq 0.2$, 可以达到100%的正确率。随着频数检测门限 δ 和分离度检测门限 λ 的增大, 识别正确率降低。这主要是由于门限值的增大将会使划分点数量减少, 进而模糊置信规则数量降低, 不能实现精准对意图识别系统进行建模, 导致识别正确率下降。图3(c)是Cauchy隶属分布参数对识别结果的影响, 从图中可以看出, 意图识别结果对Cauchy隶属分布参数不敏感, 即使Cauchy隶属分布参数设置较大, 也能保持较高的识别正确率, 这主要是因为Cauchy隶属度函数自身所具有的优势, 相较于三角隶属度函数, Cauchy隶属度函数更能体现出数据的分布特性, 能够更好地对数据进行模糊域的划分。

为了验证算法的稳健性, 通过B-折交叉验证(B-fold Cross-Validation, B-CV)方法进行多次测试, 对于每次测试随机选取训练数据和测试数据, 各类

算法的意图识别正确率如表3所示, 通过对比分析发现, 支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、基于C4.5的多分类系统(BAGC4.5)、扩展BRB(Extended Belief Rule Base, EBRB)算法的正确率分别为57%, 87%, 89%, 文献[8]基于BRB-ER的意图识别方法得到的平均准确率为93.5%。这主要是由于在无先验知识的条件下, EBRB算法在每个属性的模糊域划分数量均相同, BRB-ER算法对于置信规则的数量设置相对固定, 不能适应不同数据集的特点而导致正确率偏低。SVM, BAGC4.5是典型的基于数据的机器学习算法, 其主要在学习样本满足一定数量的条件下才具有较好的效果。而本文算法在Cauchy隶属分布参数、频数检测门限等设置较为合理的情况下, 均能达到100%的识别正确率, 进而证明了本算法在处理小样本数据识别问题上的优势。

表3 各类算法的识别正确率对比(%)

SVM	BAGC4.5	EBRB	BRB-ER	本文
57	87	89	93.5	100

4.3 时间复杂度分析

算法的时间复杂度直接影响着算法的推广应用,尤其对于实时性要求比较高的工程应用场景更是如此。实验中,通过不同参数设置得到模糊划分数,

进而分析算法的时间复杂度。数值实验基于MATLAB R2016软件平台,在Intel Core i5-8250处理器上运行。表4给出了在不同的模糊域划分数条件下,算法分别在训练阶段和测试阶段的平均运行时间。

表4 算法在训练阶段与测试阶段运行时间对比

模糊域划分数	模糊置信规则数量	训练运行时间(s)	测试运行时间(s)	识别正确率(%)
[4,3,4,5,4]	11	0.0251	2.6E-3	100
[4,2,4,4,4]	10	0.0200	5.4E-4	100
[3,2,2,3,3]	7	0.0163	3.9E-4	90
[1,2,2,2,2]	4	0.0144	3.5E-4	75

通过对表4的结果进行分析可以看出,算法在训练阶段和测试阶段的运行时间主要取决于模糊置信规则的数量,规则数量越多,则需要越长的时间进行样本训练,从而对于一个样本的测试也要更长的时间。模糊域划分数越多,则模糊置信规则数越多,模糊域划分数除了与频数检测门限等参数有关,还与数据集的大小有关,但并不是无限制增加的。总之,随着模糊域划分数量的增多,模糊置信规则数会增多,进而导致算法复杂度在一定程度上增加。

5 结束语

意图识别需要以多传感器提供的信息为基础判断目标的可能意图,但受传感器本身性能和环境影响,所接收的信息存在诸多不确定性,表现为模糊性、不完备性、不精确性等,而传统处理不确定性信息的方法往往只能处理某种特定的不确定性。针对不确定信息条件下的目标意图识别问题,本文提出改进的模糊置信规则意图识别方法主要包括置信规则库(BRB)和证据推理(ER)两大部分,在置信规则前提部分对前提属性的连接关系进行了改进,采取析取逻辑关系,较好地避免置信规则无法被有效激活进而导致系统无有效输出问题,在意图识别算法实现上,根据数据集统计分布特点设计了模糊集分割方法,能够在无先验知识的条件下基于数据驱动对置信规则库进行建模,实现对输入样本的意图识别。由仿真实验结果可以看出,本文提出的意图识别方法相较于其他方法可以获得更高的识别正确率、识别效率以及识别稳定性。目标意图识别不仅受环境、目标以及传感器等多种因素的影响,而且与具体应用场景密切相关,呈现出意图推理识别层次化特点,如何基于目标实体状态、事件、时序规则、序列协作关系等信息条件下进行目标意图的层次化识别,将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 王闯,李松,姜浩博,等. 防空反导智能战场态势估计研究[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(3): 7-13,21. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03).
WANG Chuang, LI Song, JIANG Haobo, et al. Research on intelligent battlefield situation assessment of air defense and anti-missile[J]. *Fire Control & Command Control*, 2020, 45(3): 7-13,21. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2020.03).
- [2] 王海旺,史红权,赵晓哲. 目标意图识别方法综述[C]. 2020中国系统仿真与虚拟现实技术高层论坛论文集,北京,2020: 186-188. doi: [10.26914/c.cnkihy.2020.037680](https://doi.org/10.26914/c.cnkihy.2020.037680).
WANG Haiwang, SHI Hongquan, and ZHAO Xiaozhe. A summary of target intention identification methods[C]. 2020 China System Simulation and Virtual Reality Technology High-level Forum, Beijing, China, 2020: 186-188. doi: [10.26914/c.cnkihy.2020.037680](https://doi.org/10.26914/c.cnkihy.2020.037680).
- [3] 高杨,李东生,程泽新. 无人机分布式集群态势感知模型研究[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(6): 1271-1278. doi: [10.11999/JEIT170877](https://doi.org/10.11999/JEIT170877).
GAO Yang, LI Dongsheng, and CHENG Zexin. UAV Distributed swarm situation awareness model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(6): 1271-1278. doi: [10.11999/JEIT170877](https://doi.org/10.11999/JEIT170877).
- [4] ZHOU Tongle, CHEN Mou, WANG Yuhui, et al. Information entropy-based intention prediction of aerial targets under uncertain and incomplete information[J]. *Entropy*, 2020, 22(3): 279. doi: [10.3390/e22030279](https://doi.org/10.3390/e22030279).
- [5] 李伟生,王三民,王宝树. 基于计划识别的态势估计方法研究[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 532-536.
LI Weisheng, WANG Sammin, and WANG Baoshu. Study of situation assessment method based on plan recognition theory[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(3): 532-536.
- [6] JIAO Lianmeng, PAN Quan, DENCEUX T, et al. Belief rule-based classification system: Extension of FRBCS in belief functions framework[J]. *Information Sciences*, 2015, 309: 26-49. doi: [10.1016/j.ins.2015.03.005](https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.03.005).

- [7] CHI Zheru, YAN Hong, and PHAM T. Fuzzy Algorithms with Applications to Image Processing and Pattern Recognition[M]. Singapore: World Scientific Publishing Co, 1996.
- [8] YANG Jianbo, LIU Jun, WANG Jin, *et al.* Belief rule-based inference methodology using the evidential reasoning approach—RIMER[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2006, 36(2): 266–285. doi: [10.1109/TSMCA.2005.851270](https://doi.org/10.1109/TSMCA.2005.851270).
- [9] 赵福均, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于置信规则库和证据推理的空中标意图识别方法[J]. *电光与控制*, 2017, 24(8): 15–19, 50. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.004).
ZHAO Fujun, ZHOU Zhijie, HU Changhua, *et al.* Aerial target intention recognition approach based on belief-rule-base and evidential reasoning[J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, 24(8): 15–19, 50. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.004).
- [10] CHANG Leilei, ZHOU Zhijie, YOU Yuan, *et al.* Belief rule based expert system for classification problems with new rule activation and weight calculation procedures[J]. *Information Sciences*, 2016, 336: 75–91. doi: [10.1016/j.ins.2015.12.009](https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.12.009).
- [11] ZHOU Zhijie, HU Guanyu, HU Changhua, *et al.* A survey of belief rule-base expert system[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 51(8): 4944–4958. doi: [10.1109/TSMC.2019.2944893](https://doi.org/10.1109/TSMC.2019.2944893).
- [12] UTKIN L V. An imprecise extension of SVM-based machine learning models[J]. *Neurocomputing*, 2019, 331: 18–32. doi: [10.1016/j.neucom.2018.11.053](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.11.053).
- [13] XUE Junjie, ZHU Jie, XIAO Jiyang, *et al.* Panoramic convolutional long short-term memory networks for combat intension recognition of aerial targets[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 183312–183323. doi: [10.1109/ACCESS.2020.3025926](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025926).
- [14] 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).
- [15] 张肃, 程启月, 解瑶, 等. 不确定空情信息条件下的意图识别方法[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2008, 9(3): 50–53. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2008.03.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2008.03.012).
ZHANG Su, CHENG Qiyue, XIE Yao, *et al.* A method of inference intention with uncertain aerial information[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2008, 9(3): 50–53. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2008.03.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2008.03.012).
- [16] AFSHAR S, MOSLEH M, and KHEYRANDISH M. Presenting a new multiclass classifier based on learning automata[J]. *Neurocomputing*, 2013, 104: 97–104. doi: [10.1016/j.neucom.2012.10.005](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.10.005).
- [17] ZHUANG Jinhui, YE Jifeng, CHEN Nannan, *et al.* Extended belief rule-base optimization base on clustering tree and parameter optimization[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 12533–12544. doi: [10.1109/ACCESS.2021.3051001](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3051001).
- [18] DEL AMO A, MONTERO J, FERNANDEZ A, *et al.* Spectral fuzzy classification: an application[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2002, 32(1): 42–48. doi: [10.1109/TSMCC.2002.1009135](https://doi.org/10.1109/TSMCC.2002.1009135).
- 王海滨: 男, 副教授, 博士生, 研究方向为态势认知与智能信息处理。
关欣: 女, 教授, 博士, 研究方向为信息融合。
衣晓: 男, 教授, 博士, 研究方向为信息融合。
李双明: 男, 博士生, 研究方向为目标识别技术。

责任编辑: 余蓉