

知识辅助的空中目标综合识别

崔艺涵¹, 梁彦^{1*}, 宋欠欠^{1,2}, 张会霞¹, 王帆¹

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710129; 2. 中电二十七研究所光电系统部, 河南郑州 450047)

摘要: 现代战场环境日益复杂, 随着空中机载装备技术的升级, 海量多源异构传感器数据不可避免地出现信息不一致、不完备问题。传统面向机载多源传感器量测数据的融合处理方法忽略传感特征间的相关性, 单依赖物理传感器的数据驱动形成封闭识别系统。考虑到专家认知、领域参数、属性规则等知识能以专家经验、规则约束等辅助认知形式在目标综合识别的模型构建、推理识别等环节起到指导作用, 本文提出一种知识辅助的空中目标类型综合识别方法, 利用上述知识, 首先构建典型空中目标特征军事作战知识图谱, 提取关键特征参数、识别规则阈值等建立目标辨识框架关联关系模型; 然后在特征级识别、决策级识别层分别构建数据基本信任指派与证据冲突可信度; 此外, 针对证据出现高冲突情况制定时域融合规则, 引入历史数据重构调整数据时序融合权重因子; 最后在静态推理与动态融合下分层实现异构多源传感器的置信类型综合识别。本文在典型空中目标类型识别任务下识别准确率优于现有算法, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 目标综合识别; 时序融合; 空中目标; 知识辅助; 置信规则分类

基金项目: 国家自然科学基金(No.61873205)

中图分类号: V19; TP3

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)09-2961-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230440

Knowledge Assisted Integrated Identification of Aerial Targets

CUI Yi-han¹, LIANG Yan^{1*}, SONG Qian-qian^{1,2}, ZHANG Hui-xia¹, WANG Fan¹

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710129, China;

2. Department of Optoelectronic Systems, The 27th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou, Henan 450047, China)

Abstract: With the increasing complexity of modern battlefield environment and the upgrading of aviation equipment technology, massive multi-source heterogeneous sensor data inevitably appear inconsistent and incomplete problems. Traditional multi-sensor fusion method ignores sensor features correlation, and forms a closed data-driven recognition system of sensors. Whereas expert cognition, domain experience, attribute rules and other knowledge can instruct model construction and inference recognition of comprehensive target recognition in the form of expert experience, rule constraints and so on, this paper presents a method of knowledge assisted integrated identification of aerial targets. First of all, a military combat knowledge map of typical aerial target features is constructed, and key feature parameters are extracted to establish a target identification framework model. Then data basic trust assignment and evidence conflict credibility are constructed at recognition and decision recognition level respectively. Besides, time-domain fusion rules for high-conflict evidence is formulated to adjust timing fusion weights by using historical data. Finally, type recognition of multi-sensor is hierarchically realized through static reasoning and dynamic fusion. This study recognition accuracy is better than the existing algorithms in typical aerial target recognition tasks, demonstrating the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: target identification fusion; sequential fusion; aerial target; multiple knowledge; belief rule-based classification key word

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.61873205)

1 引言

现代战场环境日益复杂,目标的准确识别成为掌握战场态势、精确打击、打赢战争的重要前提,具有重要的军事价值^[1,2]。随着现代空中机载装备技术的升级,受传感器性能差异及复杂体系对抗环境干扰等因素影响^[3],海量多源异构信源数据不可避免地出现信息不精确、不一致、不完全、不可靠问题^[4],降低了目标综合识别系统的快速、准确识别能力,难以为指挥员提供可靠的战场感知战略信息支持。

由于空中目标机动能力强、识别探测环境干扰高、机载传感器调配组合多,信息化空中作战中目标综合识别任务呈现多层次、多因素、强实时等特性^[5]。传统面向机载多源传感器的融合处理方法由物理传感器组成封闭自主识别系统,难以适应开放且动态变化的复杂作战环境与任务需求^[6]。此外,多源信息融合中目标综合识别系统往往过度依赖传感时序传感数据,缺乏专家认知、领域经验、作战实体、属性规则等多种信息知识支撑,不易摆脱统计规律,系统整体可解释性不足^[7]。

针对空中目标综合识别信源多样、特征多变、实体多类、任务多种的挑战,国内外学者利用DS(Dempster-Shafer reasoning)、贝叶斯、粗糙集理论、神经网络、深度学习等方法均开展了不同方面的研究。单传感器信源特征提取及识别中,文献[8]针对非合作目标识别提出一种基于测地线流式核的雷达目标高分辨距离像鲁棒识别方法实现数据降噪,提高识别准确率;文献[9]采用生物启发变换算法提取图像的仿生启发特征;文献[10]利用卷积神经网络处理目标的SAR成像信息,完成了复杂运动舰船目标的识别。文献[11]在小样本条件下提出基于数据增强和加权辅助分类生成对抗网络的雷达目标识别算法;针对数据的不确定性问题,文献[12]基于粗糙集对含有噪声、不准确数据建模与推理,实现目标识别与分类;文献[13]利用训练样本先验静态信息对模糊密度自适应动态赋值;针对综合识别知识引入问题,文献[14]通过构建置信识别模型,利用BRB(Belief-Rule-Based)表示目标识别中所需的专家知识与相关信息。文献[15]在知识模型的基础上提出了基于知识推理的电磁目标识别通用架构及流程。这些方法大多旨在解决异构数据融合中数据不一致、不完备问题,缺乏领域经验知识以及多源动静特征数据的综合利用。而这些知识在一定程度上反映了人的分析与识别特性,在目标综合识别中能够以规则约束、模糊划分等辅助认知形式起到一定指导作用,增强识别结果的可解释性与可信性。

基于上述分析,本文提出一种知识辅助的空中目标类型综合识别方法,研究创新点如下所示:

(1)建立了一种知识、异构传感识别数据交互推理的空中目标类型综合推理识别架构。通过提取作战实体参数、要素军事作战知识图谱中战斗机、预警机等典型空中目标特征知识,以参数特征、规则经验等形式构建空中目标特征与类型辨识框架关联关系模型,提升识别辨识框架可信性。

(2)基于异构多源传感器特征划分,构建了一种多任务、多粒度驱动的分层推理识别机制。考虑到信息化空中作战中识别任务多层次、多因素等特性,识别中从特征级到决策级按传感器相关性及功能相似性划分聚类,通过分层融合拆解高维推理识别任务,避免直接融合导致信源融合组合爆炸及系统数据处理不及时,从而提升识别效率。

(3)提出了一种复杂不确定多源信息融合的权重自适应调整机制,设计了一种具有稳定时序动态自适应权重调整方法。对信源权重及推理机制实现可信动态调整,在一定程度上可以化解多信源平台在复杂环境下因空中目标机动能力强、作战意图多变使得系统识别信息可用性不足的困境,增强识别结果的可信性。

2 知识辅助的空中目标综合识别

空中目标类型综合识别中,算法快速准确实现识别是系统的基础与核心,考虑到作战条件、任务需求复杂,本文利用领域实体属性、作战条例、专家经验等知识辅助空中目标综合识别,在数据融合中以专家参数、规则模板等形式增强识别中的不完善、不精确数据,以提升识别效率与准确性。

为发挥先验知识规则与数据协同的综合优势,实现多特征、多知识规则输入的可信识别,本文提出一种知识辅助的空中目标类型综合识别方法,研究框架如图1所示。首先,利用空中目标综合识别传感器特性、实体知识、专家语义模板等领域及模型知识构造的知识图谱,建立目标特征与辨识框架关联关系模型,获得基于置信规则与知识的多辨识框架、单特征目标特征数据区间及隶属关系模糊划分;其次,在时序下设计多源异构传感器分层置信识别推理融合流程,基于领域规则知识构造数据连续/离散特征基本信任指派,实现基本置信指派融合;然后,度量单特征识别结果证据冲突程度及可信度,实现多信源融合的权重关系重构;此外,考虑到多证据系统时序识别动态调整需求,制定时域融合规则并引入历史数据,调整时序融合权重因子化解证据冲突,增强数据信息融合能力,最终实现知识辅助下静态推理与动态融合的异构多源传感器分层置信综合识别。

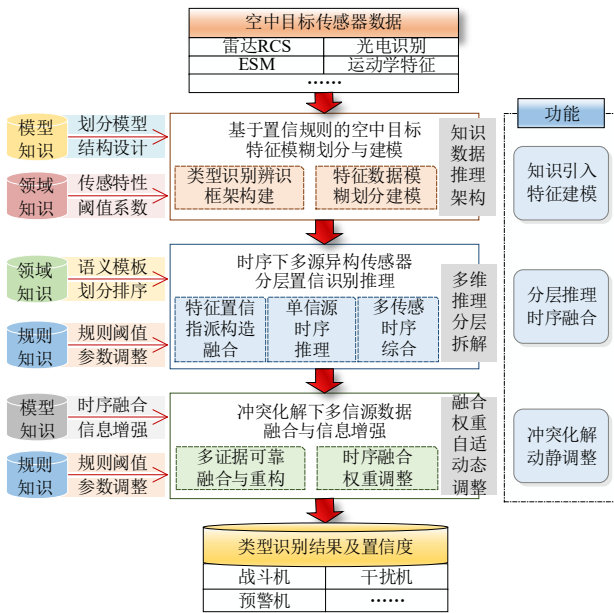


图1 知识辅助的空中目标类型识别框架图

2.1 空中目标知识与先验数据库构建

考虑到识别模型、识别规则等多种知识是目标类型综合识别的基本支撑,本文研究将其中涉及的知识分为三类:模型知识、规则知识、领域知识。

2.1.1 模型知识描述

不同的空中目标探测识别任务中,机载多源异构传感器综合识别系统积累了大量空中目标识别模型知识,如传感器自身物理量测特性、目标典型量测统计分布等,这些组成了机载多源异构传感器综合识别系统模型知识。空中目标类型识别需要对飞机类型如战斗机、预警机、轰炸机、干扰机等实体实现判别,不同机载传感器由于自身探测性能差异,常应用于多种识别任务^[16],如常规雷达、光电传感器、电子支援措施ESM(Electronic Warfare Support Measure)、等,其中探测识别传感器特征以雷达RCS(Rich Communication Suite)、HRRP(High Range Resolution Profile)、光电特征、ESM脉宽、脉冲间隔、脉冲频率、运动学特征等为主。这些由不同实体目标属性知识构建的模型知识,在识别目标类型时具有一定通性,可以单独/组合辅助综合识别环节建立具有合理依据的识别映射关系。

2.1.2 规则知识描述

由于空中目标机动能力强、速度快,实现空中动目标快速、有效的识别是综合识别任务的核心。规则知识利用空中作战条例,通过目标机动模式划分、识别阈值条件判定、历史-当前证据融合规则确定、冲突约束边界制定等方式可以构建目标身份属性的有效判定约束。设辨识框架 Ω 为{战斗机 ω_1 ,轰炸机 ω_2 ,干扰机 ω_3 ,预警机 ω_4 } ,表1列举了一种空中目标典型运动模式识别

表1 空中目标运动模式识别规则

规则序号	运动模式	规则描述
1	直线运动	IF 目标(直线运动) THEN 目标可能是 $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4\}$
2	俯冲	IF 目标(俯冲) THEN 目标可能是 $\{\omega_1, \omega_2\}$
3	转弯	IF 目标(转弯) THEN 目标可能是 $\{\omega_1, \omega_2\}$
4	掉头	IF 目标(掉头) THEN 目标可能是 $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$
5	绕点飞行	IF 目标(绕点飞行) THEN 目标可能是 $\{\omega_3, \omega_4\}$

规则。

2.1.3 领域知识描述

上述模型及规则知识主要由动目标的实体特性提取组成,而领域知识是综合识别任务中辅助识别系统及指挥员应用参考的专家经验、调整参数等相关知识集合,通过专家语义模糊划分、阈值调参设置等方式明确识别任务流程、划分语义模糊隶属关系、消解证据冲突折扣判决,优化综合识别流程的各个环节,提高系统识别准确率^[17]。

作战实体紧密关联战场作战平台如各类型战机、平台搭载装备等,本研究基于实验室已构建的国内外5 800多种作战实体参数、要素知识军事作战知识图谱,构建一种领域知识数据库,为实现综合识别基本置信指派、折扣证据冲突化解等环节提供判决依据,如图2所示。在图谱中选取战斗机、预警机、干扰机等典型空中目标,提取目标特征知识建立空中目标综合识别实体目标领域知识参数表,包括目标类型、型号及典型传感识别特征。由于传感器探测值常被多种因素随机影响,如雷达RCS的探测值与目标方位、目标姿态等因素强相关,可依据工程中的数据累积分析其典型统计分布得到相应区间值,符合典型区间分布。一些领域知识参数如表2所示。

2.2 知识辅助的空中目标综合识别

鉴于传统目标综合识别方法缺乏知识综合利用,

表2 空中目标运动模式识别规则

类型	战斗机	预警机	干扰机
型号	F-15	E-2T	EC130H
RCS/(db/nf)	10~15	20~25	20~25
HRRP/db	0~40	70~100	90~135
雷达频率/MHz	8 000~20 000	4 000~10 000	8 000~12 000
雷达脉宽/ μ s	6~9	4~7	8~10
最大高度/m	18 300	16 000	11 000
最大速度/km/h	3 100	600	650

本文提出一种知识辅助的空中目标类型综合识别方法,首先基于知识与先验数据库,面向不同目标识别任务进行不同辨识框架的特征选择;然后通过静态推理和动态融合两环节实现多源异构传感器分层置信识别;最后针对高冲突证据通过修改组合规则修正证据源、确定证据源折扣系数实现多信源数据时序融合与信息增强。

2.2.1 空中目标特征辨识框架关联建模

空中目标综合识别首先需要建立完备的辨识框架.考虑到传统方法缺乏对知识的分类利用,本文构建知识辅助下空中目标类型识别辨识框架,如图2所示,旨在说明构建目标辨识框架时各环节利用不同的知识/先验数据库可以增强整体的辨识完整性。

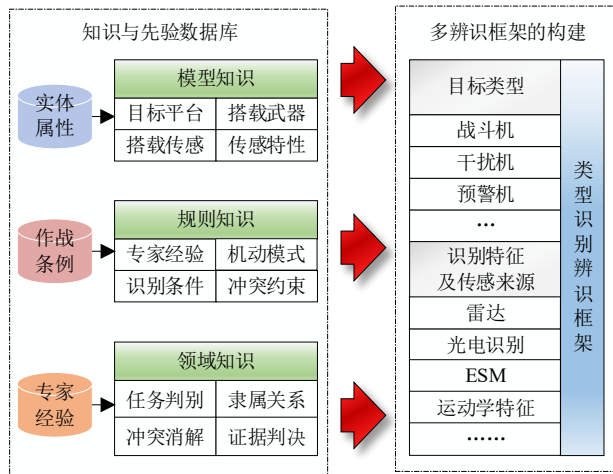


图2 知识辅助下空中目标类型识别辨识框架构建

首先,不同实体目标属性知识指导下分析场景中目标平台、搭载武器、搭载传感及传感器探测特性等,在识别环节的前期建立合理的识别映射关系,形成综合识别模型知识数据库;其次,空中战场识别背景中空中目标机动能力强,基于作战条例的知识,通过分析目标机动模式、判定识别阈值条件、确定历史-当前证据融合规则、制定冲突约束边界等,形成空中目标规则知识数据库,建立动目标的综合识别判定依据;此外,专家经验辅助明确识别任务流程、划分语义模糊隶属关系、消解异构多源证据间冲突并折扣判决等,形成指导综合识别各环节的领域知识数据库,优化不确定数据的分类融合环节,提高识别准确率.在此数据库的知识辅助下,可以构建基于雷达、光电识别、ESM、运动学特征等传感器及特征的目标类型识别辨识框架.该框架可根据实际知识引入的情况以及传感器利用情况灵活变化。

2.2.2 多源异构传感器分层置信识别推理

本节提出一种知识辅助下的空中目标分层置信推

理识别算法,算法流程分为静态推理识别和动态融合增强两个阶段,算法如图3所示。

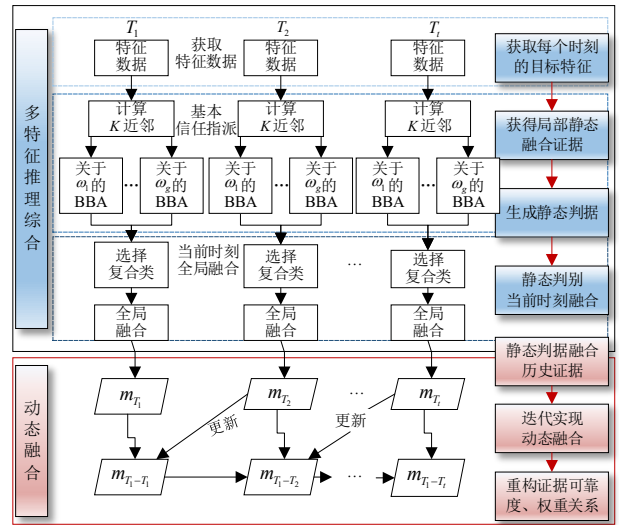


图3 空中目标时序多特征推理算法流程图

2.2.2.1 静态推理识别阶段

首先根据多传感器数据预处理的目标特征向量构造相关类别基本置信指派.针对连续型、离散型两类特征数据,本文分别构造基本置信指派,以期得到更加合理的单源识别结果。

(1)连续型特征向量基本置信指派构造

由于信源信息存在不确定性、目标类别的概率密度函数以及先验概率难以获取,传统目标识别在证据框架下往往采用硬划分方式可能导致目标身份属性误分,对一些不精确程度较大的观测样本利用复合类分类,可以如实准确反映样本局部不精确性.此外,本文考虑到识别时间动态演化需求,在基本置信指派构造的同时将输出结果在时域增强。

设定目标类别辨识框架 $\Omega = \{\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_m\}$, 目标 x_i 与第 j 近邻 x_j 的距离为 d_{ij} , $\bar{\omega}_k$ 为全集 Ω 中除去 ω_k 元素的集合. 提取信源目标特征数据与基于规则知识构建的样本训练库进行比对,计算待识别样本数据与类别辨识框架目标 x_i 的 K 个近邻的距离. 假设目标 x_i 的一个近邻 x_j 属于类别 ω_k , 设置目标与其各个近邻之间的距离接受阈值为 $d_{ta}^{\omega_k}$, 拒绝阈值为 $d_{tr}^{\omega_k}$, 其中 $d_{ta}^{\omega_k} < d_{tr}^{\omega_k}$, 每个基本置信指派由两个子基本置信指派构成,如表3所示。

表3 子基本信任指派构造

焦元	子基本信任指派 $m_1(\cdot)$	子基本信任指派 $m_2(\cdot)$
ω_k	$f_1(d_{ij}, d_{ta}^{\omega_k})$	0
$\bar{\omega}_k$	0	$f_2(d_{ij}, d_{tr}^{\omega_k})$
Ω	$1 - f_1(d_{ij}, d_{tr}^{\omega_k})$	$1 - f_2(d_{ij}, d_{tr}^{\omega_k})$

表 3 中,子基本信任指派的构造需满足以下条件:

- ① x_i 属于 ω_k 的概率函数 $f_1(\cdot)$ 应是单调递减函数,且处于 $[0, 1]$ 之间;
- ② x_i 属于 ω_k 补集的概率函数 $f_2(\cdot)$ 应是单调递增函数,且处于 $[0, 1]$ 之间;
- ③ 若 $d_{ij} \leq d_{ta}^{\omega_k}$, 则 $f_1(\cdot) \geq 0.5$;
- ④ 若 $d_{ij} > d_{ta}^{\omega_k}$, 则 $f_2(\cdot) \geq 0.5$.

上述条件支持以下 sigmoid 函数满足基本置信指派构造:

$$f_1(d_{ij}, d_{ta}^{\omega_k}) \triangleq \frac{1}{1 + e^{\lambda_j(d_{ij} - d_{ta}^{\omega_k})}} \quad (1)$$

$$f_2(d_{ij}, d_{tr}^{\omega_k}) \triangleq \frac{1}{1 + e^{-\lambda_j(d_{ij} - d_{tr}^{\omega_k})}} \quad (2)$$

确定相关参数时,首先在训练样本空间计算类别 ω_k 中所有样本与其 M 个近邻间的平均距离,然后由 ω_k 中所有平均距离的平均值 \bar{d}^{ω_k} 确定 $d_{ta}^{\omega_k}$ 、 $d_{tr}^{\omega_k}$ 和 λ_j .

$$\bar{d}^{\omega_k} = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \|x_i^k - x_{i,j}^k\| = \frac{1}{MN_k} \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^M \|x_i^k - x_{i,j}^k\| \quad (3)$$

其中, N_k 是训练样本 ω_k 的数目, x_i^{ω} ($i=1, \dots, N_k$) 是 ω_k 的训练样本, $x_{i,j}$ ($j=1, \dots, M$) 是 x_i^{ω} 的 M 个最近邻, \bar{d}^{ω_k} 越大,则 λ_j 越小,一般取 $\lambda_j = (\bar{d}^{\omega_k})^{-1}$, $d_{ta}^{\omega_k}$ 和 $d_{tr}^{\omega_k}$ 的值一般取 \bar{d}^{ω_k} 的倍数.

(2) 离散型特征向量基本置信指派构造

运动学属性中最大速度、最大高度的数据特征类型一般为离散型,因此上述基本置信指派构造方法不再适用. 本节以目标运动模式特征识别为例构造离散型特征数据基本置信指派,流程如下所示.

① 目标运动模式提取. 首先对信源目标运动轨迹探测的目标轨迹数据分段处理,包括快速粗略分段及回溯精细分段;然后基于长短时记忆网络(LSTM)进行分类器构造与训练;最后利用训练好的网络对各个目标轨迹片段识别,得到识别结果.

② 基本置信指派构造. 基于领域知识确定指派构造关联对象. 利用运动模式的人工经验规则知识,综合专家置信度语义评估构造基本置信指派.

③ 基本置信指派融合. 将步骤②得到目标的运动模式基本置信指派,与运动模式识别结果融合获得最终基本信任概率值. 目标的运动模式含义、运动类型概率值、识别结果及规则示意表如表 4 所示.

设目标类型辨识框架 $\Omega \{ \omega_1(\text{战斗机}), \omega_2(\text{轰炸机}), \omega_3(\text{电子干扰机}), \omega_4(\text{预警机}), \omega_u(\text{未知类}) \}$, $P_{Rule_j}^{\omega_i}$ 为类别 ω_i 在运动模式识别规则 $Rule_j$ 的基本概率赋值. 基于上述规则知识,各运动模式基本置信指派概率赋值满足如下公式:

表 4 运动模式含义、识别结果及概率、知识示意表

代表含义	目标类型概率值	识别结果	识别规则
直线运动(LM)	P_{LM}	$m(LM)$	$Rule_1$
爬升(CM)	P_{CM}	$m(CM)$	$Rule_2$
俯冲(DM)	P_{DM}	$m(DM)$	$Rule_3$
转弯(TM)	P_{TM}	$m(TM)$	$Rule_4$
掉头(UTM)	P_{UTM}	$m(UTM)$	$Rule_5$
绕点飞行(FAD)	P_{FAD}	$m(FAD)$	$Rule_6$
未知运动(UM)	P_{UM}	$m(UM)$	$Rule_7$

$$\sum_{j=1}^{i=1} P_{Rule_j}^{\omega_i} = 1 \quad (4)$$

利用加权法对基本信任指派进行融合,定义目标不同运动模式的类型概率向量 P_{motion} , $P_{Rule_j}^{\omega_i}$ 为类别 ω_i 在运动模式识别规则 $Rule_j$ 的先验概率,融合结果为 $M(\omega_i)$, 其中:

$$P_{motion} = [P_{LM}, P_{CM}, P_{DM}, P_{TM}, P_{UTM}, P_{FAD}, P_{UM}]$$

$$P_{Rule}^{\omega_i} = [P_{Rule_1}^{\omega_i}, P_{Rule_2}^{\omega_i}, P_{Rule_3}^{\omega_i}, P_{Rule_4}^{\omega_i}, P_{Rule_5}^{\omega_i}, P_{Rule_6}^{\omega_i}, P_{Rule_7}^{\omega_i}]$$

$$M(\omega_i) = P_{motion} \times P_{Rule}^{\omega_i} \quad (5)$$

2.2.2.2 动态融合增强阶段

由于BKNN等传统方法在识别分类时仅针对当前证据分类,未考虑历史证据对识别结果的指导作用属于静态判别. 本文引入历史证据,与当前静态推理识别结果综合,实现时域的特征融合识别与增强. 随着时间累积,引入证据贯序融合的证据可信度衰减模型,动态修正调整历史与当前证据权重关系,提升证据可靠度. 动态推理识别流程分为权重确定、加权融合及反馈更新三阶段.

设目标特征 N 个,第 S 特征在 t 时刻下的识别结果为 m_{ts} , $s=1, 2, \dots, N$; $t=1, 2, \dots, T$.

(1) 权重确定阶段,读取单特征历史时刻基本置信指派证据集,构建历史数据库. 随时间推移传感器的目标探测信息积累提升证据可信度,依据文献[18]提出的可信度时间衰减模型确定权重,定义如下:

系统在 t_i 时刻的证据 m_i 在 t_j ($t_j > t_i$) 时刻的动态可信度为,其中, λ ($\lambda > 0$) 为可信度衰减因子,通常取值范围为 $0 < \lambda < \ln 2$.

$$R_{ij} = e^{-\lambda(t_j - t_i)} \quad (6)$$

(2) 加权融合阶段,利用式(6)计算权重后根据式(7)对历史时刻证据进行修正,基于DS组合规则对当前证据以及修正证据融合. 证据修正公式如下:

$$\begin{cases} m'(A) = \alpha \cdot m(A), A \neq \Omega \\ m'(\Omega) = 1 - \sum_{\substack{A \in 2^\Omega \\ A \neq \Omega}} m'(A) \end{cases} \quad (7)$$

其中, $m'(\cdot)$ 是 $m(\cdot)$ 修正后的证据, α 是 $m(\cdot)$ 的可靠度,又被称为折扣因子. 当 $\alpha=1$ 时即证据完全可靠时,折扣

因子将对原始证据不起作用. 当 $\alpha=0$ 时即证据完全不可靠, 原始证据折扣后将为全集证据即 $m(\Omega)=1$, 认为该证据不提供任何有价值的信息, 与其他证据融合时对结果不产生任何影响.

(3) 反馈更新阶段, 经上步融合可得当前时刻目标身份属性识别结果, 将其反馈至历史数据库更新, 可为下一时刻识别结果判定作历史识别结果参考.

2.2.3 多信源数据时序融合与信息增强

多源传感器信息融合推理识别中, DS 是经典融合方法之一, 而它在面对高冲突证据结果时可能与真实情况相悖. 为解决此问题, 许多学者对 DS 组合规则进行改进, 一种是对组合规则修改, 但是修改后的规则无法满足原始规则交换律、结合律等特性; 另一种是对证据源进行修正, 确定证据源折扣系数后加权进行融合, 该方法在处理高冲突证据融合问题上具有广泛应用, 可以实现多传感器目标综合推理识别的高冲突化解. 基于证据折扣法的多传感器融合识别流程主要分为两阶段: 证据折扣因子求解与证据修正与修正证据融合. 具体步骤如下:

(1) 证据不一致性度量. 通过 Pignistic 概率距离对单特征证据计算两两距离, 依据证据冲突系数计算公式度量证据间冲突, 从而获得证据的不一致程度. 其中, Pignistic 概率距离计算如下所示:

设 m 为辨识框架 Ω 上的 Mass 函数, A_i 是 Ω 上的一个子集, 则关于 A_i 的 Pignistic 概率函数 $\text{Bet} P_m$ 计算如下, 其中 $m(\phi) \neq 1$,

$$\text{Bet} P_m(A_i) = \sum_{A \subseteq \Omega, A_i \in A} \frac{1}{|A|} \frac{m(A)}{1 - m(\phi)} \quad (8)$$

其中, $|A|$ 是 A 的子集的基数, 将 $\text{Bet} P_m$ 扩展到辨识框架 Ω 的幂集 2^Ω 上, 计算如下式所示:

$$\text{Bet} P_m(A) = \sum_{A_i \in A} \text{Bet} P_m(A_i) \quad (9)$$

设 m_1, m_2 为辨识框架 Ω 的两个 Mass 函数, $\text{Bet} P_{m_1}, \text{Bet} P_{m_2}$ 为两个证据的 Pignistic 概率函数, m_1 与 m_2 之间 Pignistic 概率距离计算如下所示:

$$\text{difBet} P_{m_1}^{m_2} = \max_{A \subseteq \Omega} \left\{ \left| \text{Bet} P_{m_1}(A) - \text{Bet} P_{m_2}(A) \right| \right\} \quad (10)$$

其中, $\text{difBet} P_{m_1}^{m_2}$ 是证据 m_1 与 m_2 的 Pignistic 概率距离. m_1 与 m_2 之间的冲突计算如下所示:

$$k_{12} = \sum_{B \cap C = \phi} m_1(B) m_2(C) \quad (11)$$

Hamacher-T-conorm 融合规则可对证据间的相似性进行描述, 如下所示:

$$\text{Dism} P_{m_2}^{m_1}: T \left(\text{dism} P_{m_2}^{m_1}, \text{conf} P_{m_2}^{m_1} \right) = \frac{\text{dism} P_{m_2}^{m_1} + \text{conf} P_{m_2}^{m_1}}{1 + \text{dism} P_{m_2}^{m_1} \cdot \text{conf} P_{m_2}^{m_1}} \quad (12)$$

其中, $\text{dism} P_{m_2}^{m_1}$ 是证据 m_1 与 m_2 的 Pignistic 概率距离, $\text{conf} P_{m_2}^{m_1}$ 是基于 Pignistic 转换概率的冲突系数. 本文用证据冲突系数 k 来代替 $\text{conf} P_{m_2}^{m_1}$, $\text{difBet} P_{m_1}^{m_2}$ 是证据 m_1 与 m_2 的 Pignistic 概率距离. m_1 与 m_2 之间的冲突计算如下所示:

$$\text{dist}_{12} = \frac{\text{difBet} P_{m_1}^{m_2} + k_{12}}{1 + \text{difBet} P_{m_1}^{m_2} \cdot k_{12}} \quad (13)$$

(2) 证据相似度计算. 设任意证据 m_i 与 m_j 的 Pignistic 概率距离为 difBet_{ij} , 证据相似度 S_{ij} 计算如下:

$$S_{ij} = 1 - \text{dist}_{ij} \quad (14)$$

(3) 证据支持度矩阵计算. 证据间相似度越大表示证据受彼此支持程度越大, 证据支持度 Sup_i 计算如下, 式中, N 代表证据个数, $i, j = 1, 2, \dots, N$:

$$\text{Sup}_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N S_{ij} \quad (15)$$

权重系数联合估计函数构造. 将每个证据的权重系数设为 $w_i, i = 1, 2, \dots, n$, 据此构造证据权重系数联合估计函数如下所示:

$$\lambda w_i = w_1 \text{sup}_{1i} + w_2 \text{sup}_{2i} + \dots + w_n \text{sup}_{ni} \quad (16)$$

上式可简化为 $\lambda \mathbf{w} = \mathbf{S} \mathbf{w}$, 求解矩阵 \mathbf{S} 的模最大特征值, 其对应的特征向量即为权重向量, 即 $\lambda_{\max} \mathbf{w} = \mathbf{S} \mathbf{w}$. 求解权重向量后, 对权重向量归一化处理, 将权重最大证据源权重置为 1, 其它证据相对权重计算如下式所示:

$$w'_i = w_i / \max(w) \quad (17)$$

(4) 证据修正. 基于上述权重向量, 将其作为证据折扣因子进行证据修正, 修正规则如下:

$$\begin{cases} m'_i(A) = w_i m_i(A), A \neq \Omega \\ m'_i(\Omega) = 1 - \sum_{\substack{A \in 2^\Omega \\ A \neq \phi}} m'_i(A) \end{cases} \quad (18)$$

(5) 证据融合. 将修正后证据利用 DS 证据组合规则进行融合以得到多传感器的融合识别结果.

3 仿真分析

3.1 仿真参数设置

本节对第 2 节提出的多元知识辅助的空中目标可信识别算法进行仿真验证, 仿真平台为 MATLAB R2020b. 识别的仿真传感器设置如表 5 所示, 数值区间参数详见表 2.

表 5 仿真参数设置

传感器类型	探测特征	目标真值
雷达	RCS	F-15 战斗机
ESM	雷达频率	
光电传感器	光电特征	
运动特征	最大速度	

由于空中目标实体型号较多,本文选取几种典型目标实体以验证方法可行性. 设辨识框架为战斗机、预警机、电子干扰机三类;仿真验证样本数据为雷达 RCS、ESM 频率、光电、最大速度 4 种;待识别目标真实标签为战斗机 F-15. 仿真基于上文目标特征库数值特征区间正态随机生成仿真数据,在工业部门的测试要求下,单特征仿真验证中,每种特征生成数据 100 组,基于 2 折法,50 组作为训练数据,50 组作为测试数据,满足 K 值选取在 5~25 的要求.

3.2 单特征仿真验证分析

(1) 本文算法实验

经过仿真,单特征对目标类型的仿真识别结果如图 4 所示.

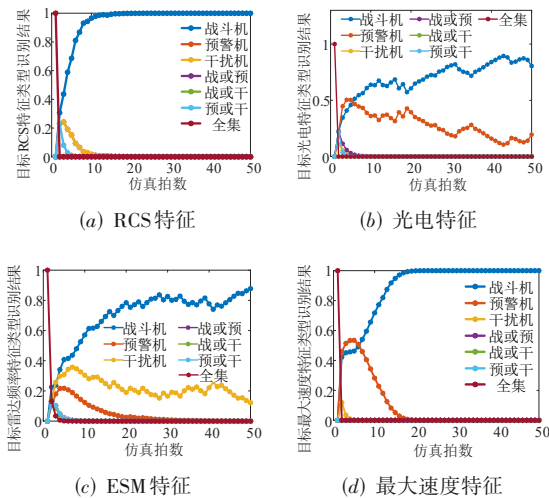


图 4 基于本文算法的空中目标多种特征类型识别结果

如图 4 所示,由于初始数据量、信息不足,识别高置信结果往往为全集或复合类,仅利用单特征难以清晰划分各类目标,因此复合类概率输出提升;而随着时间累积、数据持续输入,采用“瞻前顾后”的时序识别策略,单类分类信息越来越明确,识别概率越来越高,最终达到平稳高置信值状态. 这说明本文方法前期以复合类输出的方式避免了只输出高置信单类可能导致的识别错误. 在有效信息输入时,也可以保证输出可信单类置信结果.

(2) 对比算法实验

本节采用典型目标识别贝叶斯算法^[19],以对比本文方法有效性及优势. 以空中目标类型识别为例,输入数据参数及真值设置与上文仿真实验相同. 基于动态贝叶斯目标识别算法仿真结果如图 5 所示.

贝叶斯算法中的目标分类属于硬划分,当目标类型特征区间存在交叠就可能将分类结果概率赋予某一类. 因此该方法在辨识特征模糊不精确时可能误

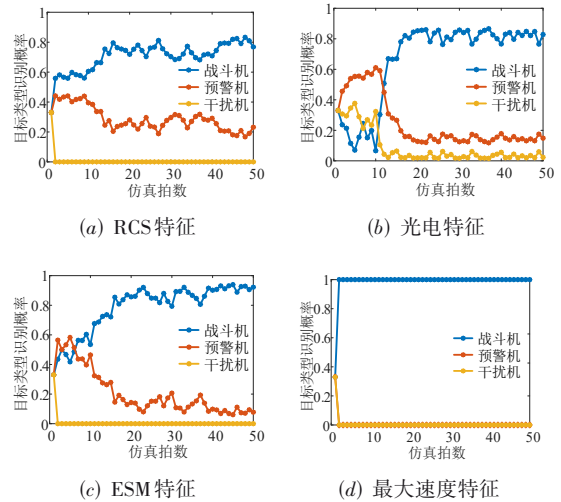


图 5 基于动态贝叶斯的空中目标多种特征类型识别结果

分,如图 5(c)、(d) 所示. 前 10 拍仿真结果如按最大置信概率输出则会误分. 另外,利用目标最大高度特征类型识别时,算法前 10 拍对战斗机与预警机出现概率均分,认为战斗机与预警机概率等可能;而本文算法在目标划分不清时以复合类形式输出概率,经时间累积真实目标概率不断上升最终趋于稳定,能够将“等可能”情况区分,单类得到平稳高置信值. 充分验证了广义信度分类算法较贝叶斯分类在具有不确定性的特征分类问题中的优越性.

为比对动态贝叶斯及本文算法识别准确率,本节针对上述 5 种信源特征 50 拍识别结果开展统计,仿真结果如表 6 所示,可以看到本文分类算法明显具有明显准确率优势.

表 6 动态贝叶斯识别算法与本文分类算法识别率对比

传感器识别特征	广义信度分类	动态贝叶斯网络
雷达 RCS	0.999 9	0.790 0
光电特征	0.989 6	0.825 7
ESM-雷达频率	0.999 9	0.860 0
最大速度	0.999 9	0.999 9

3.3 多传感器目标综合识别仿真验证

多传感器目标综合识别仿真验证中,设目标类型辨识框架 Ω 为 $\{A: \text{Fighter}, B: \text{Warning}, C: \text{Jammer}\}$. 采用 9 种识别特征(雷达 RCS 特征、雷达 HRRP 特征、发动机回波调制特征、光电特征、ESM-载频特征、ESM-脉宽特征、ESM-脉冲间隔特征、运动最大高度特征、运动最大速度特征)对应的置信 Mass 函数作为识别系统输入. 各个特征对目标类型识别的 Mass 函数如表 7 所示, $m(\Omega)=1$.

表7 九组传感器识别特征Mass函数

编号	A	B	C	A,B	A,C	B,C	Ω
1	0.65	0.05	0.25	0	0.05	0	0
2	0.55	0.1	0	0	0.35	0	0
3	0	0.6	0.1	0	0	0.3	0
4	0.55	0.1	0	0	0.35	0	0
5	0.75	0.1	0	0	0.15	0	0
6	0.7	0.15	0	0	0.15	0	0
7	0	0.75	0.1	0	0	0.15	0
8	0.65	0.13	0	0	0.22	0	0
9	0	0.7	0.1	0	0	0.2	0

由上表得出,第3条证据、第7条证据以及第9条证据以超过0.5的概率支持类型B,而其他6条证据均已较大概率支持类型A,因此第3、7、9属于异常证据,是仿真实例中添加的干扰证据.本文利用经典DS证据组合规则^[20]、改进DS方法^[21]、最大决策距离MD(Max distance)方法、直接决策距离DD(Direct distance)^[22]方法、修正系数方法^[23]对表7的Mass函数进行融合对比实验,融合结果如表8、表9所示.

表8 不同方法的多传感器综合融合结果1

类别	A	B	C	A,B
经典DS	0	0.115 2	0.884 8	0
改进DS	0.992 4	0.000 3	0.007 1	0
MD方法	0.998 7	0.000 1	0.001 1	0
DD方法	0.997 2	0.000 1	0.002 6	0
修正系数	0.981 3	0.001 2	0.014 6	0
本文方法	0.999 1	0.000 1	0.000 6	0

表9 不同方法的多传感器综合融合结果2

方法	A,C	B,C	Ω	分类结果
经典DS	0	0	0	{C}
改进DS	0.000 2	0	0	{A}
MD方法	0.000 1	0	0	{A}
DD方法	0.000 1	0	0	{A}
修正系数	0.002 9	0	0	{A}
本文方法	0.000 2	0	0	{A}

对9组Mass函数进行融合时,由于Dempster组合规则在面对证据高冲突问题时会出现融合错误的情况,最终利用该算法融合出的结果支持类型{C}.然而其它四种方法最终支持的目标识别结果都为类型{A},其中本文中的方法对这9组Mass函数融合出的结果支持类型{A}的概率为0.999 1,比其它对比方法高.验证了本文方法的优势与有效性.

4 结论

本文主要对知识辅助下的传感器空中目标类型识别问题进行了深入研究.研究结论如下:

(1)建立一种知识、异构传感识别数据交互推理的综合识别架构:通过引入领域实体属性、作战条例、专家经验等多种知识,构建空中目标综合识别知识图谱,建立目标特征与辨识框架关联关系模型,获得多传感、多目标识别输入的数据模糊关系描述与置信融合判决准则.

(2)提出一种权重自调整策略:利用历史识别信息重构组合权重关系,设计了一种具有稳定时序迭代动态融合的系统自适应权重调整方法.

(3)提出基于异构多源传感器特性划分的分层识别推理机制,实现单传感器特征到多传感器综合识别.通过典型仿真场景、对比算法验证了所提方法的有效性.

空中目标类型综合识别是战场作战态势的辨识基础,在未来智能化、知识化作战的背景下,多元知识的引入方式、构造建模等研究内容还应在未来的工作中考虑更多有效的方法.

参考文献

- [1] BOONPOONGA A, CHOMDEE P, BURINTRAMART S, et al. Simple estimation of late-time response for radar target identification[J]. Radio Science, 2017, 52(6): 743-756.
- [2] MAO Y, YANG Y, HU Y X. Research into a multi-variate surveillance data fusion processing algorithm[J]. Sensors, 2019, 19(22): 4975.
- [3] CHEN G, LIU Z G, YU G, et al. A new view of multisensor data fusion: Research on generalized fusion[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 5471242.
- [4] GENG X J, LIANG Y, JIAO L M. Multi-frame decision fusion based on evidential association rule mining for target identification[J]. Applied Soft Computing, 2020, 94: 106460.
- [5] JIAO L M, DENOEU X T, PAN Q. A hybrid belief rule-based classification system based on uncertain training da-

- ta and expert knowledge[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(12): 1711-1723.
- [6] XUE J J, ZHU J, XIAO J Y, et al. Panoramic convolutional long short-term memory networks for combat intension recognition of aerial targets[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 183312-183323.
- [7] GENG X J, LIANG Y, JIAO L M. EARC: Evidential association rule-based classification[J]. *Information Sciences*, 2021, 547: 202-222.
- [8] 杨威, 李玮杰, 刘永祥, 等. 基于测地线流式核的雷达目标高分辨距离像鲁棒识别方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(3): 527-536.
YANG W, LI W J, LIU Y X, et al. Radar target recognition method for HRRP based on geodesic flow kernel[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(3): 527-536. (in Chinese)
- [9] 余伶俐, 易倩, 金鸣岳, 等. 面向仿射目标识别的几何与仿生融合特征提取方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(6): 1607-1618.
YU L L, YI Q, JIN M Y, et al. Geometry and bionic fusion feature extraction method for affine target recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(6): 1607-1618. (in Chinese)
- [10] 张云, 化青龙, 姜义成, 等. 基于混合型复数域卷积神经网络的三维转动舰船目标识别[J]. *电子学报*, 2022, 50(5): 1042-1049.
ZHANG Y, HUA Q L, JIANG Y C, et al. Recognition of 3D rotating ship based on Mix-CV-CNN[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(5): 1042-1049. (in Chinese)
- [11] 朱克凡, 王杰贵, 刘有军. 小样本条件下基于数据增强和 WACGAN 的雷达目标识别算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(6): 1124-1131.
ZHU K F, WANG J G, LIU Y J. Radar target recognition algorithm based on data augmentation and WACGAN with a limited training data[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(6): 1124-1131. (in Chinese)
- [12] ZHANG P F, LI T R, WANG G Q, et al. Multi-source information fusion based on rough set theory: A review[J]. *Information Fusion*, 2021, 68: 85-117.
- [13] 付耀文, 黎湘, 庄钊文. 一种自适应模糊密度赋值的决策层融合目标识别算法[J]. *电子学报*, 2004, 32(9): 1433-1435.
FU Y W, LI X, ZHUANG Z W. A decision level fusion algorithm for target recognition with fuzzy densities determined adaptively[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(9): 1433-1435. (in Chinese)
- [14] LIU J D, ZHOU C, HUANG J. Techniques for aerial target recognition based on belief rule base and evidential reasoning[C]//2020 International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction (ICHCI). Piscataway: IEEE, 2020: 304-309.
- [15] 王鹏, 王韩, 张君毅. 一种基于知识推理的电磁目标识别方法[J]. *无线电通信技术*, 2023, 49(3): 541-546.
WANG P, WANG H, ZHANG J Y. A method for electromagnetic target recognition based on knowledge reasoning[J]. *Radio Communications Technology*, 2023, 49(3): 541-546. (in Chinese)
- [16] 司凌云, 强文文, 李港, 等. 基于对比学习的航海雷达目标检测方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(7): 1791-1802.
SI L Y, QIANG W W, LI G, et al. Marine radar object detection method based on contrastive learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(7): 1791-1802. (in Chinese)
- [17] 张鑫鑫, 王冲, 徐晔, 等. 基于领域知识图谱的卫星故障辅助诊断与处置方法[J]. *上海航天*, 2023, 40(3): 151-158.
ZHANG X X, WANG C, XU Y, et al. Auxiliary diagnosis and disposal methods for satellite faults based on domain knowledge graph[J]. *Aerospace Shanghai*, 2023, 40(3): 151-158. (in Chinese)
- [18] SONG Y F, WANG X D, LEI L, et al. Credibility decay model in temporal evidence combination[J]. *Information Processing Letters*, 2015, 115(2): 248-252.
- [19] 但波, 高山, 戢治洪. 基于多特征多分类器的海面舰船目标识别技术[J]. *舰船电子工程*, 2020, 40(8): 49-53.
DAN B, GAO S, JI Z H. Sea surface ship target recognition technology based on multiple features and multiple classifiers[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2020, 40(8): 49-53. (in Chinese)
- [20] RISTIC B, SMETS P. Target identification using belief functions and implication rules[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(3): 1097-1103.
- [21] 徐孙庆, 耿俊豹, 魏曙寰, 等. 一种改进的 D-S 冲突证据合成方法[J]. *火力与指挥控制*, 2019, 44(10): 84-88.
XU S Q, GENG J B, WEI S H, et al. An improved D-S conflicting evidence combination method[J]. *Fire Control & Command Control*, 2019, 44(10): 84-88. (in Chinese)
- [22] 赵洁, 薛瑞, 唐德玉. 决策距离修正下的弱决策证据合成方法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 1-15.
ZHAO J, XUE R, TANG D Y. Combination method of

weak decision-making evidence based on decision distance correction[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 1-15. (in Chinese)

- [23] 宋香鹏, 肖建于, 吴克凤, 等. 解决冲突证据合成问题的改进D-S证据理论算法[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版), 2021, 39(2): 180-186.

SONG X P, XIAO J Y, WU K F, et al. Improved D-S evidence theory algorithm for solving conflict evidence combination problem[J]. Journal of Hubei Minzu University (Nature Science Edition), 2021, 39(2): 180-186. (in Chinese)

作者简介



崔艺涵 女, 1997年出生, 安徽铜陵人. 西北工业大学自动化学院博士研究生. 主要研究方向为多源信息融合与目标综合识别.

E-mail: cuiyihan@mail.nwpu.edu.cn



梁彦 男, 1971年出生, 河南新乡人, 2001年毕业于西北工业大学自动控制系, 获工学博士学位. 西北工业大学自动化学院教授、博士生导师, 主要研究方向为复杂动态系统建模与估计、大数据分析机器学习、多源信息融合与智能感知.

E-mail: liangyan@nwpu.edu.cn