

基于IC-SOR-DEN的无人机空战意图识别

王昱¹, 李硕¹, 孟光磊¹, 谭丞志^{1,2}

(1. 沈阳航空航天大学 自动化学院, 沈阳 110136; 2. 成都飞机工业有限责任公司 设计部, 成都 610092)

摘要: 在高度复杂且对抗激烈的空战环境中, 无人机意图评估方法普遍面临融合规则主观性强、忽视相关属性时间关联性、缺陷信息处理手段不足的挑战。针对这些问题, 提出了一种融合缺陷信息修正与主客观规则的动态证据网络方法。首先, 着眼于连续型变量在时间维度上的强关联性, 模块化构建了一个时空融合的证据网络模型。然后, 通过引入长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)轨迹预测技术建立缺陷证据修正机制, 显著提升信息的准确性和完整性。最后, 基于统计计算的方法设计客观规则, 并结合主观经验, 构建全面且可靠的主客观规则库。基于上述改进进行4组不同方法的实战仿真试验, 结果证实所提出的缺陷信息修正、主客观规则、“时-空”动态融合等机制在提升意图识别结果的精确度和可信性方面具有显著优势。

关键词: 意图识别; 证据修正; 主客观规则; 时空融合; 证据网络

中图分类号: V279; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1248.2025.05.008

UAV air combat intention recognition based on IC-SOR-DEN

WANG Yu¹, LI Shuo¹, MENG Guanglei¹, TAN Chengzhi^{1,2}

(1. College of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China; 2. Design Department, Chengdu Aircraft Industrial Co., Ltd., Chengdu 610092, China)

Abstract: In the highly complex and intensely adversarial air combat environment, current unmanned aerial vehicle intention assessment methods generally face challenges such as strong subjectivity of fusion rules, ignoring the time correlation of relevant attributes, and insufficient defect information processing means. To address these issues, this paper proposes a dynamic evidence network method that integrates defect information correction and subjective and objective rules. Firstly, focusing on the strong correlation of continuous variables in the time dimension, a spatiotemporal fusion evidence network model was modularly constructed. Subsequently, by introducing the LSTM trajectory prediction technology, a defect evidence correction mechanism was established, which significantly improved the accuracy and integrity of information. Finally, objective rules were designed based on statistical calculation methods, and combined with subjective experience, a library of subjective and objective rules was constructed. Based on the above improvements, simulation experiments were conducted. The results confirm that the proposed mechanism of defect information correction,

收稿日期: 2024-11-15 修回日期: 2025-01-03 接受日期: 2025-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(项目编号: 62373261, 61906125); 辽宁省高校基本科研基金项目(项目编号: LJ232410143020, LJ212410143047)。

作者简介: 王昱(1980—), 女, 辽宁沈阳人, 副教授, 博士, 主要研究方向为机器推理、智能决策, E-mail: wangyu@sau.edu.cn。

subjective and objective rules, and dynamic fusion have significant advantages in improving the accuracy and credibility of intention recognition results.

Key words: intention recognition; evidence correction; subjective and objective rules; spatiotemporal fusion; evidence network

随着人工智能技术的不断发展,目标意图识别逐渐成为现代空战中至关重要的一环。迅速而准确地判断目标的位置、速度及其潜在的决策动向可以帮助我方提前做好攻防准备,提高作战效率和胜率,而任何微小的迟疑都可能错失战机。然而,在高速的动态作战环境中,战场态势瞬息万变,目标的出现和隐藏变得异常快捷,导致敌方战机的各种行为特征、通信信号等信息难以捕捉,常陷入一种不完备的状态。与此同时,技术层面的挑战更复杂,使得当前对于空战目标意图识别的研究仍处于相对匮乏和滞后的情况。

现有的意图识别^[1-2]方法主要有专家系统^[3-5]、神经网络^[6-8]、贝叶斯推理^[9-11]、证据理论^[12-13]等。仲照华等^[1]利用全源分析系统(all source analysis, ASAS)的方法开展机载监视应用系统的分析和捕获工作,能够精确地识别敌方意图,但该方法主要依靠专家经验,易产生因主观偏差带来的识别误差,影响作战效果。李乐民等^[3]设计了空中目标战术意图识别模型(multivariate long short-term memory-fully convolutional networks, MLSTM-FCN),通过提取数据局部复杂特征和时序特征,提高了意图识别的准确率,然而该模型存在识别效果需要依靠数据可靠性的不足。Meng等^[7]将贝叶斯网络节点定义为意图识别目标数据的外部特征,采用贝叶斯优化算法构建空战意图识别模型,未考虑到意图识别是一个连续的过程,数据之间在不同时刻也存在一定的关联,影响了意图识别结果的准确性。

综上,本文提出了一种基于缺陷信息修正与主客观规则融合的动态证据网络(Informa-

tion correction-subjective and objective rules-dynamic evidence network, IC-SOR-DEN)方法,来解决不完备信息环境下无人机空战连续目标意图识别问题。

1 意图识别影响因素分析

空战中无人机通常具有出色的机动性,能够快速做出转向、爬升和俯冲等机动动作,从而迅速改变位置形成有利的攻击态势或躲避敌方攻击,其作战意图将伴随态势变化而呈现多变性。因此,目标意图识别可以看成从战飞机动动作和性能两大因素出发的连续意图评估过程,意图识别影响因素如图1所示。

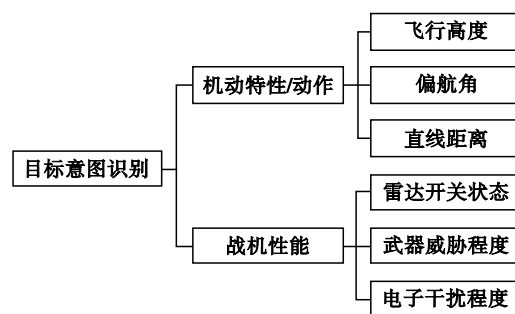


图1 意图识别影响因素

其中,飞行高度、偏航角与目标的直线距离为定量信息,雷达开关状态、武器威胁程度及电子干扰程度为定性信息,可在空战中分别由陀螺仪或激光传感器及经验信息获取。

2 基于IC-SOR-DEN的意图识别

本文提出的基于IC-SOR-DEN的动态证据推理方法框架如图2所示,主要包括3个基本部分:信息预处理、证据网络模型建立及推

理结果输出。其中,信息预处理环节主要负责对传感器收集到的信息进行缺陷判别及修正,并进行网络推理所需的信度结构转换。证据网络模型建立则考虑到对战过程中目标意图的变化是一个连续的过程,因此对定量信息模块采用兼顾相邻两个时间片信息的动态融合方式进行建模。同时,为避免定量信息突变导致的仅凭借先验知识构建的规则在复杂对抗

环境下过于绝对的问题,采用基于统计计算^[14]的方法,并通过构建轨迹库统计机动信息建立客观规则。而对由无人机性能决定的定性信息则采用专家知识和先验知识主观推理建立主观规则库。最终的推理结果则是采用证据推理的相关数学运算^[15](扩展、合成、消元及概率测度计算等)输出。

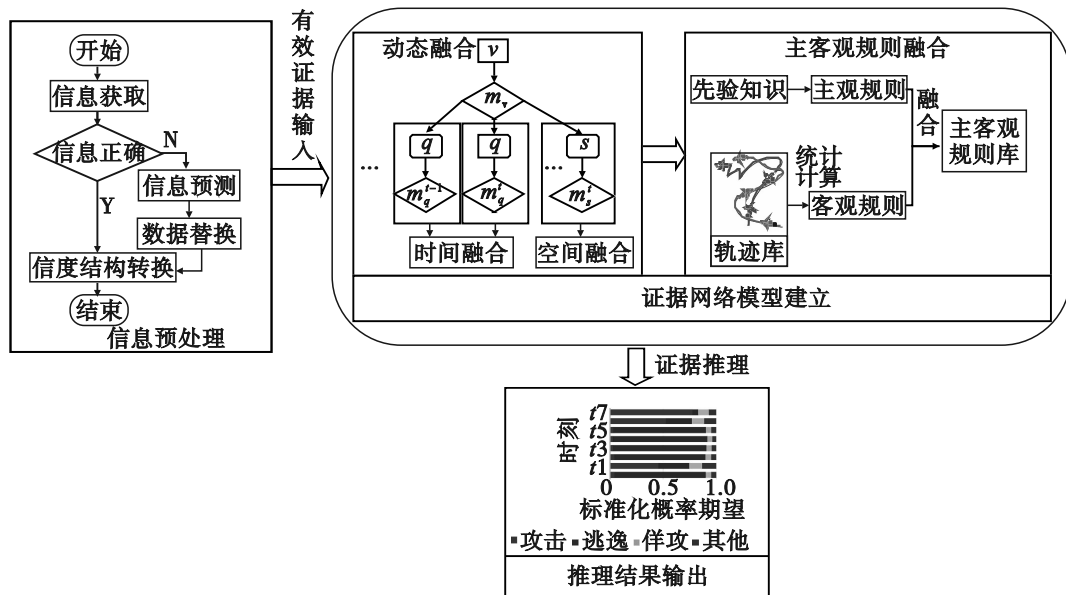


图2 基于IC-SOR-DEN的动态证据推理方法框架

2.1 基于证据修正的信息预处理

考虑到由于传感器信号失灵等因素会导致搜集到的定量目标信息出现数据错误、缺失等状况,引入LSTM神经网络构建轨迹预测模型,通过预测数据替换缺陷信息的方式进行缺陷证据修正。在此基础上将有效证据经隶属度函数转换为信度。而对于定性信息则采用模糊语言进行等级表述后转为证据结构形式,具体方法详见前期工作^[15]。

2.2 时空融合动态证据网络模型构建

高对抗过程中,目标战机的飞行高度、偏航角、直线距离均为时序属性特征,在对此类信息进行融合以确定上层节点状态时,仅使用单一时刻数据往往缺乏合理性。为此,本文基于“时-空”动态融合的思想,将机动动作节点

设计为由连续两时刻下的机动特性进行时间融合获取,同时将其对应的意图节点设计为由连续两时刻下的机动动作经过时间融合获取,在此基础上结合武器威胁、雷达状态、电子干扰与意图节点间的空间融合结果,构建模块化“时-空”融合动态证据网络模型,如图3所示。

图3中,由于时间融合需要的定量证据信息可来源于真实对战轨迹,而空间融合部分的定性证据信息往往由无人机性能确定,因此,该证据网络模型既可看成由客观与主观两个部分变量融合,也可看成是由时间和空间信息的动态融合。模型中涉及到的各节点变量的识别框架及含义如表1所示。

其中,依据目标无人机飞行轨迹特点划分

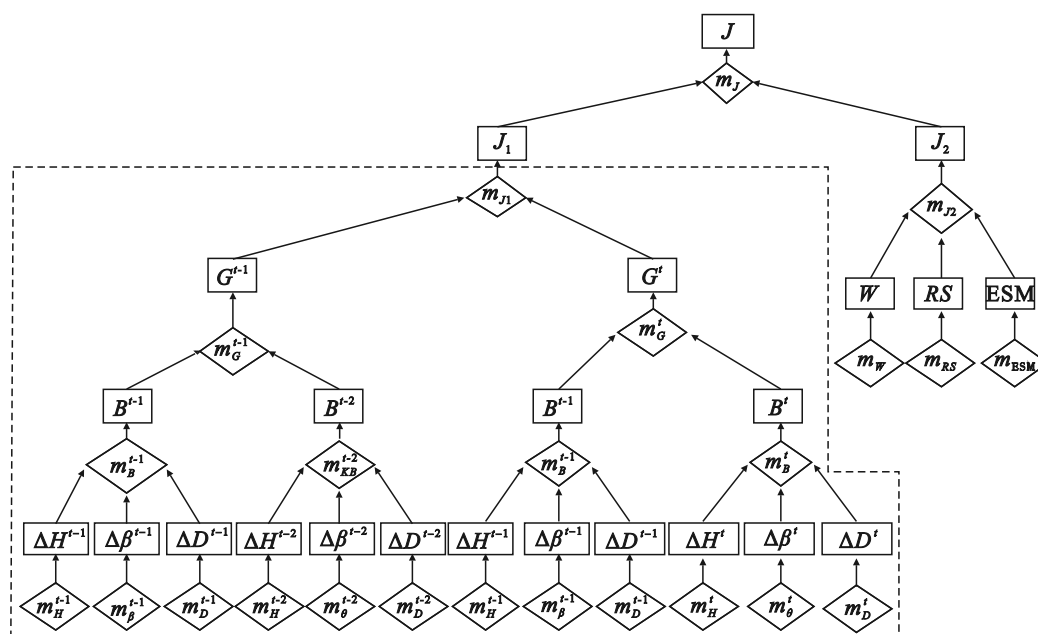


图 3 模块化“时-空”融合动态证据网络模型

表 1 节点变量识别框架及含义

节点变量	识别框架	含义
ΔH	[低, 中, 高]	前后时刻飞行高度差
$\Delta\beta$	[小, 大]	前后时刻偏航角差
ΔD	[近, 远]	前后时刻直线距离差
W	[低, 中, 高]	武器威胁程度
RS	[关, 开]	雷达状态
ESM	[低, 高]	电子干扰系统程度
B	$B_1 - B_{12}$	12 种机动特性
G	$G_0 - G_6$	7 种机动动作
J, J_1, J_2	[攻击, 逃逸, 佯攻, 其他]	意图及子意图

出 12 种机动特性和 7 种机动动作。12 种机动特性(B)具体为: B_1 为转弯靠近俯冲、 B_2 为转弯靠近平飞、 B_3 为转弯靠近爬升、 B_4 为转弯远离俯冲、 B_5 为转弯远离平飞、 B_6 为转弯远离爬升、 B_7 为靠近俯冲、 B_8 为靠近平飞、 B_9 为靠近爬升、 B_{10} 为远离俯冲、 B_{11} 为远离平飞、 B_{12} 为远离爬升。而目标机动动作(G)由两个时刻下的基础机动特性融合而成: G_0 为追逐、 G_1 为高强势回旋、 G_2 为低强势回旋、 G_3 为防御性桶滚、 G_4 为防御性盘旋下降、 G_5 为 S 形转弯(蛇形机动)、 G_6 为其他机动。

2.3 主客观推理规则库构建

本文基于数据类型的不同(定量和定性)提出了主客观规则融合的证据推理规则库构建方法,在定量证据节点信息($\Delta H, \Delta\beta, \Delta D$)与其上层节点(B)之间采用历史数据的统计计算构建客观规则库,而对于其他节点间的融合规则采用基于先验知识的主观设计方式。

2.3.1 基于统计计算的客观规则库生成

通过设置不同初始态势下的对抗场景,利用前期工作构建的 DDPG 空战对抗模型^[15]生成攻击、逃逸、复杂 3 类典型意图下的 20 条仿真轨迹和 1 000 个目标机动特性属性样本点。

在此基础上引入参考值的概念,针对各样本点进行信度分配计算。参考文献[14]提出的相关计算思路设计步骤如下:

1) 将表 1 中与客观规则有关的证据变量表示为 $x, x = \{\Delta H, \Delta\beta, \Delta D\}$, 将轨迹属性样本数据集表示为

$$S = \{x_i, y_i, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

式中: x_i 为轨迹属性数据; i 为 x 的样本个数; y_i 为 x_i 在其识别框架下的信度分配。

2) 确定每个属性 x 的参考值为

$$A^x = \{A_j^x | j = 1, 2, \dots, d\} \quad (2)$$

式中: 参考值 A_j^x 的初始值根据专家知识给出; d 为属性 x_i 的参考值个数。

3) 对于某一特定的属性样本值 x_i , 通过式(3)计算其关于参考值 A^x 的相似度分布。

$$M_i(x_i) = \{(A_j^x, a_{ij} | i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, d)\}$$

$$a_{ij} = \frac{A_{j+1}^x - x_i}{A_{j+1}^x - A_j^x}$$

$$a_{i,j+1} = 1 - a_{ij}$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, d, A_j^x \leq x_i \leq A_{j+1}^x \quad (3)$$

$$a_{i,1} = 1, a_{i,j} = 0, j \neq 1, x_i < A_1^x$$

$$a_{i,d} = 1, a_{i,j} = 0, j \neq d, x_i > A_d^x$$

式中: a_{ij} 为属性值 x_i 与参考值 A_j^x 的匹配度。

4) 计算集合 S 中各变量所有样本 x_i 在各属性参考值下对于其上层节点各机动特性 B_i 的匹配度, 得到 12 个投点结果。其中, $\eta_d = \sum_{i=1}^n a_{i,j}$ 。

属性 x_i 在 B_i 上的投点统计表如表 2 所示。

表 2 属性 x_i 在 B_i 上的投点统计表

x_i	A_1^x	...	A_d^x
1	$a_{1,1}$...	$a_{1,d}$
⋮	⋮	...	⋮
n	$a_{n,1}$...	$a_{n,d}$
总计	η_1	...	η_d

各定量属性变量的值在其识别框架下的信度分配具体为 $\{a_{n,1}, a_{n,2}, \dots, a_{n,d}\}$, 其中: n 为该属性值投点的个数; d 为该属性值设定的参考值的个数。然后, 将每个定性属性变量的 12 个

机动特性 (B_i) 以统计表格形式整理、合并为所有机动特性下的投点统计表。样本在机动战术下的投点统计表如表 3 所示, 其中 $\delta_n = \sum_{j=1}^d \eta_j^{B_i}$ 。

表 3 样本在机动战术下的投点统计表

M_i	A_1^x	...	A_d^x	总计
B_1	$\eta_1^{B_1}$...	$\eta_d^{B_1}$	δ_1
⋮	⋮	...	⋮	⋮
B_{12}	$\eta_1^{B_{12}}$...	$\eta_d^{B_{12}}$	δ_n

5) 通过计算表 3 即获取 12 种不同 B_i 下, 各属性值在对应识别框架下信度分配 $\{\eta_1^{B_i}, \dots, \eta_d^{B_i}\}$, 最后将整合的识别框架下的总信度分配按式(4)计算得到最终的分配比。

$$p_o^{B_i} = \frac{\eta_o^{B_i}}{\delta_n} \quad (4)$$

易知, $\sum_{o=1}^d p_o^{B_i} = 1$ 。通过整理分析同一机动特性各变量在识别框架下的信度分配结果, 最终获取客观数据统计的变化规律, 即客观规则库。

按照上述步骤, 分别对 $\Delta H, \Delta\beta, \Delta D$ 进行客观数据处理, 得到 3 种客观数据的投点统计。根据统计结果提取规则, 完成其信度分配。 $\Delta H, \Delta\beta, \Delta D$ 与机动特性 (B_i) 节点间的部分客观规则库如表 4 所示(共 12 条客观规则)。

表 4 客观规则库

序号	条件	[机动特性 B , 信度 η] 信任区间
1	$\Delta H=0, \Delta\beta=0, \Delta D=0$	[1, 0.6][2, 0.15] [8, 0.05][11, 0.05] [0.9, 1] [1, 2, 8, 11], 0.15]
2	$\Delta H=0, \Delta\beta=0, \Delta D=1$	[4, 0.7][5, 0.15] [11, 0.05] [0.9, 1] [4, 5, 11], 0.1]
3	$\Delta H=0, \Delta\beta=1, \Delta D=0$	[1, 0.1][2, 0.05] [7, 0.55][8, 0.1] [11, 0.05] [0.9, 1] [1, 2, 7, 8, 11], 0.15]
4	$\Delta H=0, \Delta\beta=1, \Delta D=1$	[4, 0.05][5, 0.05] [10, 0.6][11, 0.15] [0.9, 1] [4, 5, 10, 11], 0.15]

2.3.2 基于先验知识的主观规则库生成

定性节点间的融合规则主要依靠先验知识分析与提炼。通过查阅大量文献并咨询专家,针对表 1 中定性属性节点进行了关联性分析并基于变量识别框架,构建主观规则库。

首先通过分析机动特性(B_i)之间的关联,构建其与机动动作(G_i)节点间的主观规则库,共有 144 条规则,部分主观规则如表 5 主观规

则库 1(部分)所示。然后,通过分析机动动作(G_i)之间的联系,构建其与目标意图 J_i 的主观规则库共有 49 条规则,列出 5 条规则如表 6 主观规则库 2(部分)所示。最后,通过分析定性证据信息之间的关联构建的其与目标意图节点 J_2 间的主观规则库 3,共有 12 条规则,列出 4 条规则,如表 7 主观规则库 3(部分)所示。

表 5 主观规则库 1(部分)

序号	条件	[机动动作 G , 信度 α]	信任区间
1	B_1, B_2	$[0, 0.7][6, 0.2][\{0, 6\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
2	B_1, B_2	$[0, 0.6][2, 0.2][6, 0.1][\{0, 2, 6\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
3	B_1, B_3	$[0, 0.2][2, 0.6][6, 0.1][\{0, 2, 6\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
4	B_1, B_5	$[6, 1]$	$[0.6, 0.8]$
5	B_1, B_6	$[3, 0.7][6, 0.2][\{3, 6\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$

表 6 主观规则库 2(部分)

序号	条件	[意图 J , 信度 γ]	信任区间
1	$G_1=0 G_2=0$	$[0, 0.7][3, 0.2][\{0, 3\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
2	$G_1=0 G_2=1$	$[0, 0.7][3, 0.2][\{0, 3\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
3	$G_1=0 G_2=2$	$[0, 0.7][3, 0.2][\{0, 3\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
4	$G_1=0 G_2=3$	$[1, 0.1][2, 0.7][3, 0.1][\{1, 2, 3\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$
5	$G_1=0 G_2=6$	$[2, 0.7][3, 0.2][\{2, 3\}, 0.1]$	$[0.9, 1]$

将客观规则库和主观规则库 1、2、3(部分)合并,共同形成无人机空战意图识别的总体规则库。

3 仿真试验

假设在某次一对一空战中,敌我双方无人

机战况胶着,急需分析敌机意图,以便于我方做出决策,双方对抗轨迹的复杂意图场景如图 4 所示。将敌机飞行轨迹上的位置点①~⑧设为推理时刻,可见,前 2 个时刻敌机位置在我机前方,不具备攻击条件,处于劣势,随后敌机以蛇形机动拉长双方战机距离,摆脱我方追击,最后采取低强势回旋机动牺牲高度向我方靠近,转为进攻。

从图 4 对抗轨迹中每隔 1s 提取图 3 中意图识别所需定量证据节点信息(为测试方法在不完备信息下的有效性,分别将 t_3 、 t_7 和 t_8 时刻的部分信息进行缺陷处理,设置为错误和缺失),结合由专家经验给出的定性证据信息,进行证据推理。同时,为证实本文所提方法的有效性及其优越

表 7 主观规则库 3(部分)

序号	条件	[意图 I , 信度 σ]	信任区间
1	$W=0 RS=0 ESM=0$	$[0, 0.2][1, 0.25][2, 0.2][3, 0.2][\{0, 1, 2, 3\}, 0.15]$	$[0.9, 1]$
2	$W=0 RS=0 ESM=1$	$[0, 0.1][1, 0.45][2, 0.1][3, 0.2][\{0, 1, 2, 3\}, 0.15]$	$[0.9, 1]$
3	$W=0 RS=1 ESM=0$	$[0, 0.2][1, 0.2][2, 0.25][3, 0.2][\{0, 1, 2, 3\}, 0.15]$	$[0.9, 1]$
4	$W=1 RS=0 ESM=0$	$[0, 0.25][1, 0.2][2, 0.2][3, 0.2][\{0, 1, 2, 3\}, 0.15]$	$[0.9, 1]$

性,针对本文的3处改进,设置4组对比试验,方法机制运用情况及符号定义如表8所示。

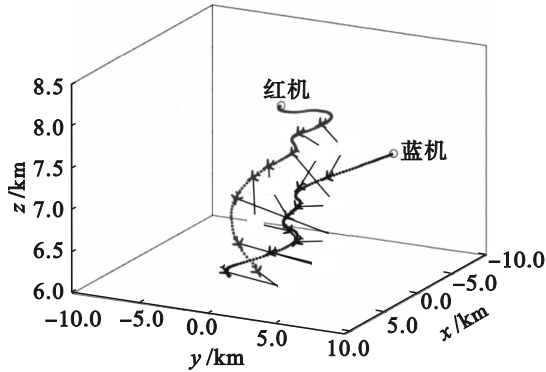


图4 复杂意图场景

表8 运用情况及符号定义

机制	方法			
	IC-SOR-DEN	A	B	C
缺陷信息修正	√		√	√
动态融合	√	√	√	
主客观规则库	√	√		

经仿真获取4种方法的目标意图识别结果如图5所示。

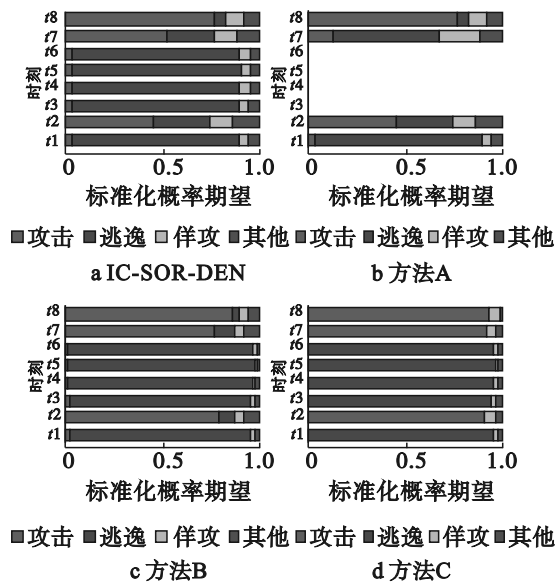


图5 4种方法的目标意图识别结果

由图5可知,本文所提方法推理结果为: t_1 时刻约90%逃逸; t_2 时刻约50%攻击和30%佯

攻; t_3-t_6 时刻均约为90%逃逸, t_7 时刻约50%攻击和30%逃逸; t_8 时刻约为80%攻击,目标意图识别结果与图4对抗过程分析一致,意图识别正确。与之相比,缺少缺陷信息修正的方法A在 t_1 、 t_2 时刻意图识别结果与本文方法一致,但 t_3-t_6 时刻由于信息缺失无法识别意图, t_7 时刻信息突变使得此意图识别结果与实际有较大偏差。而缺少客观规则库的方法B虽然主要意图识别结果与本文方法一致,但在 t_2 、 t_7 时刻攻击与逃逸意图转换突然,缺少中间过程,与实际不相符。缺少动态融合和客观规则库的方法C的实验结果较方法B在 t_2 、 t_7 时刻的意图转换更突然,同样具有主要意图过于绝对,不符合实际的问题。综合4组实验结果,本文针对空战目标意图识别问题的3项改进机制均合理有效,在不完备信息的高对抗环境下能够给出持续准确的推理结果。

4 结论

为了实现在缺陷信息下的连续意图识别,解决现有推理规则主观性较强、模型固化缺乏时间因素考量等问题,提出一种基于缺陷信息修正与主客观规则融合的动态证据网络方法,并通过复杂意图下的仿真实验验证了该方法的有效性。主要结论如下:

- 1)针对信息不完备引起的信息缺陷时刻对目标意图识别错误的问题,提出了利用目标轨迹预测机制进行缺陷数据插补的方法,确保了连续推理结果持续有效。
- 2)考虑定量证据信息在时间维度的关联性,建立模块化基于“时-空”动态融合机制的证据网络模型,降低了由单一时刻证据进行推理导致的目标意图识别信度偏差。
- 3)提出了基于统计计算的客观规则设计方法,并结合主观经验共同构建推理规则库,解决了单纯利用先验知识建立推理规则而主观性较强导致的推理结果较片面的问题。

参考文献:

- [1] 仲照华,李光,郭鸿滨,等.支持单人制机组运行的机载监视应用系统[J].航空电子技术,2020,51(1):1-8.
- [2] Cherniakov M, Hoare E G, Gashinova M, et al. Recognition of objects in orbit and their intentions with space-borne sub-THz inverse synthetic aperture radar [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2024,18(4):564-576.
- [3] 李乐民,宋亚飞,王鹏,等.一种基于全卷积神经网络的空中目标战术意图识别模型[J].空军工程大学学报,2024,25(5):98-106.
- [4] 王科,李成海,宋亚飞,等.面向空中目标意图识别的时空Transformer模型设计[J].西北工业大学学报,2024,42(4):753-763.
- [5] 刘文兵,雷钰,李广飞,等.基于Bi-LSTM和多头自注意力的空战目标意图识别模型[J].航空科学技术,2024,35(10):86-94.
- [6] 王姝佳,肖秦琨,华瑾,等.基于注意力机制的Bi-GRU战场目标意图判别[J].计算机仿真,2024,41(4):27-32.
- [7] Meng G L, Zhao R N, Wang B, et al. Target tactical intention recognition in multi-aircraft cooperative air combat [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2021, 2021(1):9558838.
- [8] 白杨,范成礼,付强,等.基于BiLSTM-Attention和动态贝叶斯网络的防空目标智能意图预测方法[J].系统工程理论与实践,2024,44(11):3738-3747.
- [9] Ma S D, Zhang H Z, Yang G Q. Target threat level assessment based on cloud model under fuzzy and uncertain conditions in air combat simulation [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 67:49-53.
- [10] 杨锐,杨继龙,刘晓凡,等.基于动态序列贝叶斯网络的空地协同作战意图识别[J].指挥控制与仿真,2024,46(3):75-85.
- [11] 李智,齐莹莹,王莉.基于DBN和证据网络的目标威胁评估方法研究[J].航天电子对抗,2022,38(2):38-43.
- [12] 尹东亮,黄晓颖,吴艳杰,等.基于云模型和改进D-S证据理论的目标识别决策方法[J].航空学报,2021,42(12):324768.
- [13] 张晨浩,周焰,蔡益朝,等.空中目标作战意图识别研究综述[J].现代防御技术,2024,52(4):1-15.
- [14] 赵蕊蕊,孙建彬,游雅倩,等.动态ER Rule分类器构建与应用[J].系统工程理论与实践,2022,42(8):2258-2276.
- [15] 王昱,谭丞志,梁宵,等.基于ECMDA-EN的空战目标威胁评估[J].沈阳航空航天大学学报,2023,40(5):38-49.

(责任编辑:刘划 英文审校:郑学东)