



国防科技大学学报

Journal of National University of Defense Technology

ISSN 1001-2486, CN 43-1067/T

《国防科技大学学报》网络首发论文

题目：空中目标意图识别研究进展与展望
作者：隋金坪，王义涛，史红权，刘振，刘晓康，陈行军
收稿日期：2025-04-22
网络首发日期：2026-05-19
引用格式：隋金坪，王义涛，史红权，刘振，刘晓康，陈行军. 空中目标意图识别研究进展与展望[J/OL]. 国防科技大学学报.
<https://link.cnki.net/urlid/43.1067.T.20260519.1142.004>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

doi: 10.11887/j.issn.1001-2486.25050005

空中目标意图识别研究进展与展望

隋金坪¹, 王义涛^{1*}, 史红权¹, 刘振², 刘晓康³, 陈行军¹

(1. 海军大连舰艇学院 作战软件与仿真研究所, 辽宁 大连 116016; 2. 国防科技大学 电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 3. 大连理工大学 软件学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 空中目标意图识别作为空战态势认知的核心环节, 其重要性及挑战性日益凸显, 相关研究也成为当前态势认知技术领域重要研究方向之一。然而, 现有文献中缺乏对这一领域的系统梳理和总结, 从一定程度限制了该领域的研究与发展。本文系统梳理该领域研究现状与发展脉络, 将既有研究成果分为基于概率推理、基于认知推理、基于传统机器学习以及基于深度学习四类方法并进行定性及定量比较。同时, 还重点分析了无人机意图识别和集群意图识别这两个新兴子领域的发展趋势, 并总结了当前的研究方向与思路。最后, 对上述方法进行对比分析, 揭示了各方法的优势与局限性, 并在此基础上对未来研究方向提出了展望。

关键词: 空中目标作战意图; 群组作战意图; 意图识别; 概率推理; 认知推理; 机器学习; 深度学习

中图分类号: E919

文献标志码: A

Research progress and prospects in aerial target intent recognition

SUI Jinping¹, WANG Yitao^{1*}, SHI Hongquan¹, LIU Zhen², LIU Xiaokang³, CHEN Xingjun¹

(1. Operational Software and Simulation Institute, Dalian Naval Academy, Dalian 116016, China;

2. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

3. School of Software Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: As a core component of air combat situation awareness, air target intent recognition has increasingly highlighted its importance and challenges, and related research has become one of the key research directions in the current field of situation awareness technology. However, existing literature lacks systematic sorting and summarization of this field, which has to some extent restricted the research and development in this area. This paper systematically reviewed the current research status and development context of the field, dividing existing research results into four categories: probabilistic reasoning based, cognitive reasoning based, traditional machine learning based, and deep learning based methods, and conducting qualitative and quantitative comparisons. Meanwhile, it focused on analyzing the development trends of two emerging subfields: UAV intent recognition and swarm intent recognition, and summarized their current research directions and ideas. Finally, a comparative analysis of the above methods revealed their advantages and limitations. On this basis, prospects for future research directions were put forward.

Keywords: aerial target combat intent; group combat intent; intent recognition; probabilistic reasoning; cognitive reasoning; machine learning; deep learning

在军事指挥领域, 对敌方作战意图识别^[1]通常简称为作战意图识别或意图识别, 具体是指通过对战场内各种传感器感知到的信息进行综合处理分析, 实现判断、预测或解释敌方的作战设想、作战打算、作战计划的过程^[2]。及时准确地对敌

方意图进行识别是各级指挥员进行指挥决策的重要依据, 直接关系到我方作战部署与调整, 也是制敌获胜的关键要素之一。本质上, 作战意图属于指挥员的抽象思维活动, 无法直接观测^[3]。然而, 作战行动通常是在明确的意图驱使下而有

* 收稿日期: 2025-04-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62401602)

第一作者: 隋金坪 (1990—), 男, 吉林敦化人, 助理研究员, 博士, E-mail: suijinping13@alumni.nudt.edu.cn

* **通信作者:** 王义涛 (1972—), 男, 辽宁庄河人, 研究员, 博士, 博士生导师, E-mail: yitao_wang_dl@163.com

引用格式: 隋金坪, 王义涛, 史红权, 等. 空中目标意图识别研究进展与展望[J]. 国防科技大学学报,

Citation: Sui Jinping, Wang Yitao, Shi Hongquan, et al. Research progress and prospects in aerial target intent recognition[J]. Journal of National University of Defense Technology,

目的、有计划地展开，作战意图是从认知域向行动域的具体映射，因此，作战行动与作战意图的强关联性可用于作战意图的推测^[4]。

作战意图识别按物理域可分为海战场^[5]、陆战场^[6]、空战场^[2]等目标意图识别^[7]。进一步地，各物理域仍可细分，如海面^[8]、水下、空中^[9]等。而按战争规模大小又可分为战略、战役和战术^[10]意图识别，其中战争规模越大，对应的意图越抽象，识别难度也越高。从意图识别技术本身而言，各物理作战域的目标意图识别技术并没有本质区别，其背后基本原理是一致的。由于空中作战力量在现代战争中至关重要，且空中目标因具有速度快、机动灵活而意图不易被人脑快速识别等特点，针对敌方空中目标意图战术识别已成为意图识别相关研究的主要方向^[11]。

随着现代战争不断发展^[12]，战场环境逐渐恶化，空中目标作战意图识别正面临前所未有的挑战，主要体现在两个方面：i.从识别方看，战场作战数据剧增背景下敌方意图挖掘更加困难^[13]。随着芯片、传感、数据采集等技术不断成熟，各类型传感器被广泛使用，多战域、多角度、多模态、多源数据被广泛采集。数据量的加剧、多源信息的冲突给敌方意图识别带来挑战；ii.从被识别方看，作战意图隐蔽性增强^[14]。战场传感器能力的不断提升导致作战参与方趋向将作战行动突然化、隐蔽化。同时，武器装备性能的提升也能够支撑敌方在更短时段内切换作战行动来隐蔽真实意图。

客观来讲，作战双方的持续博弈推动着意图识别技术向前快速发展，从上世纪初战机出现开始到今天，空中目标意图识别研究者从规则推理、概率推断、机器学习等多维度对问题进行了探索，推动着意图识别技术的不断发展。然而，这些工作仍比较分散，缺乏较为系统的梳理与总结。虽然已有综述工作^[2]对相关问题也进行了一定总结，但这些综述仍不够全面，特别是在深度学习及集群意图识别等新兴领域的总结仍不够充分。

本文旨在总结分析空中目标作战意图识别基本概念与原理的基础上，系统回顾国内外相关领域的代表性研究成果，特别是重点分析以深度学习为代表的最新前沿技术，以及分析空中目标意图识别工作在无人机、集群目标意图识别等新领域呈现的新技术特点及新趋势。

1 基本概念和相关工作

1.1 空中目标意图识别的基本概念

本质上，空中目标意图识别就是对时序序列数据进行分析与挖掘，实现识别战术意图的过程。其数学模型可概括为学习一种从目标特征空间向意图空间的映射关系 $f()$ ，具体的公式描述如下：

$$y = f(x_s, x_t), \text{ 其中 } y \in Y, x_s \in X_s, x_t \in X_t \quad (1)$$

其中， $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 代表意图空间， $X_s = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 为目标属性特征空间， $X_t = \{\{x_1, \dots, x_{t_1}\}, \dots, \{x_1, \dots, x_{t_n}\}\}$ 代表目标时序状态特征空间。

当前，主流研究方法基本将空中目标意图识别问题视为一个对时间序列数据的模式识别过程，求解思路可大概分为四个环节：即目标特征与意图空间构建、目标特征预处理、意图识别模型构建和训练以及意图识别模型验证，如图 1 所示。

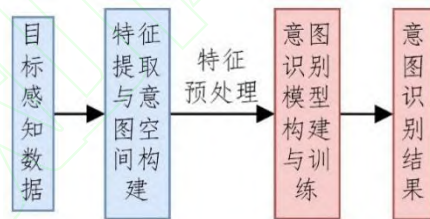


图 1 空中目标意图识别过程

Fig.1 Air target intent recognition process

1.2 空中目标意图识别的目标特征和意图空间

作为模式识别领域的一个重要分支，意图识别要求事先确立一个明确且精确的识别框架。因此，确定目标特征与定义意图空间成为了实现高效意图识别的关键步骤。

1.2.1 目标特征

在执行不同任务时，目标会表现出不同的状态特征，这表明目标的状态与目标意图之间存在潜在的映射关系。为了准确识别目标的意图，需要精确提取和分析那些能够有效反映目标战术动作及其潜在意图的特征参数。因此，确定合适的目标特征对识别目标意图至关重要。

如图 2 所示，依据特征获取的角度不同，可将特征大体分为环境特征、目标属性特征以及目标状态特征^[15]。其中，环境特征是指影响作战行动的外部条件特征，目标属性特征是指描述目标固有特性的特征，目标状态特征指的是描述空中目标当前运动和操作状态的各种参数。这三类特

征共同构成了目标特征空间——即由环境、属性和状态等多维度、可量化的特征变量所组成的、用于描述空中目标行为与状态的多维向量空间。需要注意的是，这些特征数据既包括可从战场直接观测的，也包括非战场直接获取的数据，如情报数据。现有研究工作的目标特征空间均涉及上述三部分，但在具体使用的特征数量和种类上有所不同，文献^[2]对典型工作使用的目标特征空间进行了总结。

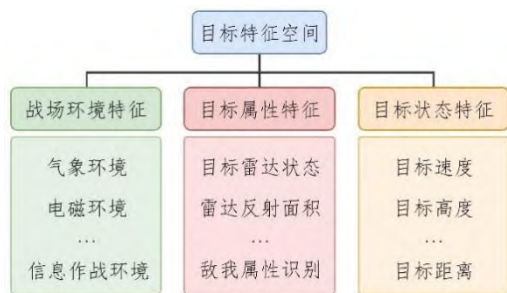


图2 典型空中目标特征空间

Fig.2 Typical air target feature space

1.2.2 目标特征的预处理

目标特征具有多样性和多量纲性，这要求在意图识别前需对目标特征数据进行适当的预处理，以消除不同量纲的影响，并将非数值型数据转换为数值型数据，从而构建可用于模型输入的数据集，主要步骤如下：

1)数值型时序数据：针对飞行状态、雷达反射面积等数值型时序数据，为了消除不同量纲带来的影响以及加速网络训练过程，通常采用最大最小归一化方法。具体公式为

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

其中， x 为目标某一状态属性的时序集合， x_{min} 和 x_{max} 分别代表该属性值的最小和最大界限， x' 则是归一化后的结果。

2)非数值型数据：战场环境特征、目标的敌我属性、雷达状态等属于非数值型数据，必须将其转化为数值形式。主要做法为，当某个状态为开时设置为1，否则为0。如目标的雷达状态为开时，则为1，目标的雷达状态为关时，则为0。

1.2.3 意图空间

意图空间指目标所有可能出现的意图构成的集合。由于不同背景下常见的目标意图种类有限，因此目前并没有一个统一适用的意图空间定义。针对不同的环境、目标及事件，通常需要经

验丰富的专家根据具体情况来定制化地定义意图空间。如在空中作战环境中，意图空间可能被定义为包括侦察、攻击、防御和撤离等具体作战意图；而在海上监控场景下^[5]，其意图空间则可能被定义为侦察、监视、攻击、掩护等相关活动。本文总结了一些任务中的典型意图空间，如表1所示。

表1 典型空中目标意图空间

Tab.1 Typical air target intent space

背景	意图空间
空中战斗机	攻击、突防、监视、侦察、佯攻、撤退、电子干扰
空中无人机 ^[6]	攻击、突防、监视、侦察、佯攻、撤退、电子干扰
水面舰艇防空 ^[5]	攻击、侦察、掩护、监视、其他
潜艇对空识别 ^[7]	攻击、搜潜、驱离、巡逻

1.3 空中目标意图识别任务的定位

空中目标意图识别是许多相关任务的基础，对敌方或潜在威胁源意图的精确理解能够显著提升我方响应效率及决策精准度。

1.3.1 空中目标意图在作战过程中的定位

在现代战争中，理解敌方的作战意图对于制定有效的对抗策略至关重要。无论是空战还是其他形式的军事行动，快速而准确地分析并响应敌方动向都是决定胜负的关键因素之一。例如在观察-判断-决策-行动（observation, orientation, decision, action, OODA）环中，目标意图识别介于“观察（observation）”和“决策（decision）”之间，是指挥员通过观察得到的战场数据做出作战计划并执行的承前启后的一环，它直接关系到后续行动计划的有效性。而美国(joint directors of laboratories model, JDL)提出的信息融合模型（包括“目标评估-态势评估-影响评估-过程评估4级处理过程”）中^[2]，同样将敌方意图视为态势评估重要一步，是影响评估的重要前提。

1.3.2 目标意图识别在轨迹预测中的定位

传统的轨迹预测方法主要依赖于目标的历史飞行数据，通过基于如气动力参数、速度倾角和控制变量等关键因素，并结合初始状态估计进行积分外推，以实现轨迹预测^[18]。然而，对于防御方而言，这类未考虑目标未来机动行为的方法所能预测的时间窗口较为有限，难以满足实际防御作战的需求。相比之下，通过推断目标的飞行

意图来降低未来机动不确定性的方法，在民航轨迹预测^[19]及飞航导弹拦截^[20]等多个领域得到了广泛认可和应用。如图3所示，基于意图识别进行轨迹预测可以产生更加长期和精确的轨迹结果。

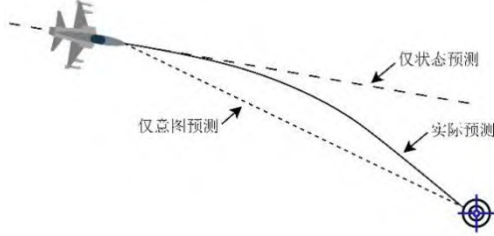


图3 轨迹预测示意图

Fig.3 Trajectory prediction diagram

2 空中目标意图识别方法

根据识别思路的差异，现有空中目标意图识别方法可以分为基于概率推理的方法、基于规则推理的方法、基于传统机器学习的方法和基于深度学习的方法，如图4所示。

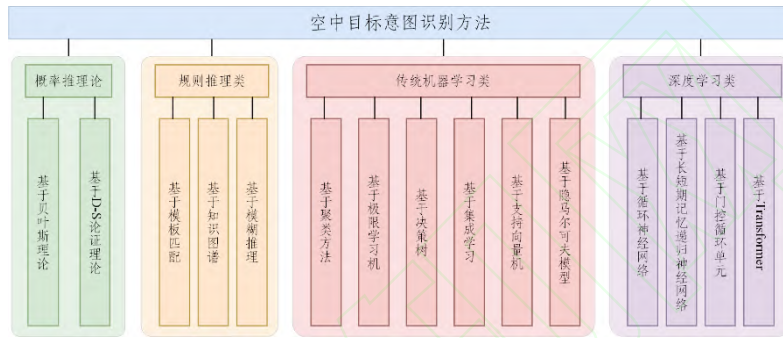


图4 空中目标意图识别方法发展脉络及分类

Fig.4 Overview of intention recognition method

2.1 基于概率推理的空中目标意图识别方法

概率推理因能在不确定性和不完全信息条件下进行有效的决策和预测，故在空中目标意图识别任务中得到了广泛应用。本节从贝叶斯理论和D-S证据理论两个概率理论出发，介绍基于概率推理的空中目标意图识别方法。

2.1.1 基于贝叶斯网络方法

贝叶斯网络 (Bayesian network, BN) 是贝叶斯理论的重要应用形式，本质是一种用有向无环图表示的概率图模型，其中节点代表不同的变量

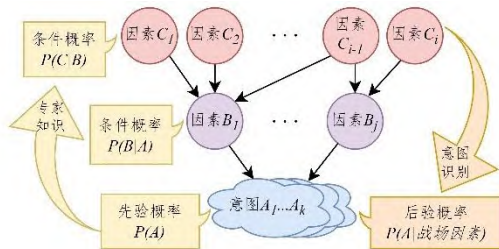


图5 基于贝叶斯网络的空中目标意图推理过程

Fig.5 Combat intention reasoning process based on Bayesian networks

或因素。通过计算相关概率进行不确定性推理和决策制定。

基于贝叶斯网络的意图识别本质是求解以战场事件为证据的目标意图后验概率^[21]，主要推理过程如图5所示。具体地，将不同的目标特征、潜在变量以及意图本身作为贝叶斯网络中的节点，而将节点之间不确定的关系作为边，通过结合样本数据与领域专家的先验知识，可以推理得到不同意图的概率，从而确定空中目标意图。基于贝叶斯网络的意图识别方法可主要分为基于静态贝叶斯网络、动态贝叶斯网络两类，如图6所示。

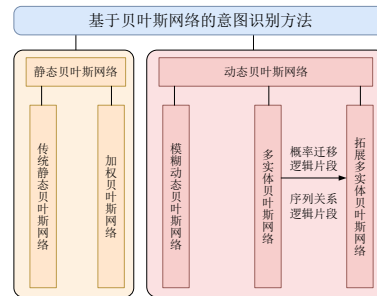


图6 基于贝叶斯网络的意图识别方法分类

Fig.6 Classification of intention recognition methods based on Bayesian networks

1) 静态贝叶斯网络：朱波等^[21]根据专家知识

或经验通过确定节点及状态、明确节点关系、分配节点概率等主要步骤提出并构建了用于空中目标意图识别的贝叶斯网络，然而这种贝叶斯网络并未考虑到不同属性因子之间的重要程度，这会导致在证据消息传播过程中更新后验概率的结果与现实情况有所偏差。针对上述问题，李香亭^[22]进一步提出了加权贝叶斯网络（weighted Bayesian network, WBN），根据事件重要程度为属性分配权值，突出对事件影响较大的元素作用，使得预测结果更贴近实际情况。

2) 动态贝叶斯网络：静态贝叶斯网络难以表示目标特征中存在的时间动态关系，因此，部分学者引入了动态贝叶斯网络（dynamic Bayesian network, DBN）用于空中目标意图识别。卞泓斐^[23]等在贝叶斯网络结构中引入时间连接，结合军事专家的领域知识，构建了初始网络和状态转移矩阵，提出了目标威胁评估的动态贝叶斯网络模型，实现了空中目标意图动态识别。

尽管经典动态贝叶斯网络取得了一定成效，但它需要依赖于明确的概率分布和状态转移矩阵。然而，实际的空战场环境复杂多变，存在大量的模糊信息，这些难以用精确的概率来表示。为了解决这些缺陷，一种引入模糊逻辑的贝叶斯方法被提出，即模糊动态贝叶斯网络^[24]（fuzzy dynamic Bayesian network, FDBN）。郑柯^[10]利用模糊集合理论和隶属函数对网络节点变量进行模糊化处理，将观测数据模糊化得到的隶属度再利用隶属度-概率转化公式转化为概率值输入贝叶斯网络中，解决了混合多种类型信息的空中目标意图识别问题。

随着战场环境的发展，复杂的不确定性关系日益增多，为了解决贝叶斯网络在处理这些复杂关系时逐渐暴露出的局限性，王昊冉等^[25]进一步提出了多实体贝叶斯网络（multi-entities Bayesian network, MEBN）。该方法结合了贝叶斯推理与一阶谓词逻辑，将复杂问题分解为多个较为简单的知识片段，并根据一致性约束条件组合这些 MEBN 片段以构建规则库，再基于此规则库实现战术意图的推理和判断。

然而，在防空作战场景中，MEBN 方法难以精确刻画目标行动随时间的动态变化以及不同行动之间的序列逻辑，因此在描述规则知识的概率转移关系和序列关系方面仍然存在一定的局限性。为此，杨雨田等^[26]在 MEBN 的基础上引入了概率迁移逻辑片段（PT-MFrag）和序列关系逻辑片段（SR-MFrag）的概念，进而提出扩展多实体贝叶

斯网络（extended multi-entities Bayesian network, EMEBN）。该方法能有效地对多个敌方目标在连续时刻下的战术意图进行推理。

方法总结：基于贝叶斯网络的意图识别方法能结合样本数据与专家知识处理不确定信息，通过不断更新网络参数适应战场变化，进行作战意图的不确定性推理。然而，该方法在目标因素的选取和条件概率的确定上过度依赖样本数据与专家知识，在实际复杂多变且充满不确定性的战场环境中，可能存在数据获取困难、专家知识存在局限性等问题，使模型缺乏灵活性与适应性。

2.1.2 基于 D-S 证据理论方法

尽管基于贝叶斯网络的意图识别方法取得一定效果，但其对于先验概率准确性要求高且依赖性强。作为贝叶斯理论的一种延伸，D-S 证据理论具有对先验信息依赖较少等优势，因此，基于 D-S 证据理论的意图识别方法成为另一类主要方法之一^[27]。

D-S 证据理论（dempster-shafer evidence theory）是一种不确定性推理理论，以识别框架表示所有可能的命题或假设，通过基本概率分配函数（basic probability assignment, BPA）对不同证据进行量化，利用 Dempster 组合规则融合多源证据，计算信任函数和似然函数得到命题的信任区间，其特点是采用“区间估计”描述不确定性信息。

基于 D-S 证据理论的意图识别方法首先选取影响目标意图识别的各态势因素，并通过计算从信息源得到的态势因素对某类意图的支持程度，建立基本概率分配函数，然后基于 Dempster 组合规则实时地组合新时刻证据，计算新时刻下对该类意图的信任区间，从而实现目标作战意图的推理。基于 D-S 证据理论的目标意图识别过程如图 7 所示。

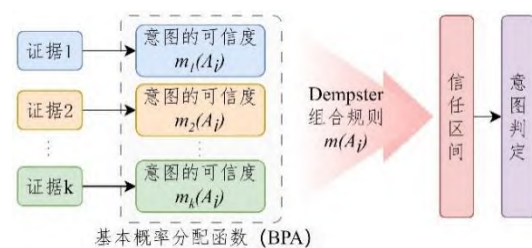


图 7 基于 D-S 证据理论的目标意图识别过程

Fig.7 Combat intention reasoning process based on D-S evidence theory

根据方法改进方向的不同，基于 D-S 证据理论的目标意图方法可进一步划分为基于基础 D-S 证据理论、改进 D-S 证据理论、融合 D-S 证据理

论三类方法，如图 8 所示。

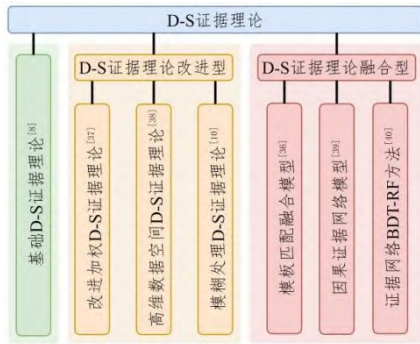


图 8 基于 D-S 证据理论的意图识别方法分类

Fig.8 Classification of intent recognition methods based on D-S evidence theory

1) 基础 D-S 证据理论：冷画屏等^[8]构建了目标实时特征量与已知意图模式特征分量的相似度计算模型，并将该相似度转化为 D-S 证据理论中的基本概率分配函数，运用 Dempster 组合规则组合各实时证据，实现了目标意图的序贯识别。

2) 改进 D-S 证据理论：基础 D-S 证据理论在目标意图识别中未考虑态势因素的影响，且未区分证据源的优先级、可靠性和重要性。针对这一局限性，孙亮等^[28]提出基于加权平均值的目标意图识别方法，从态势因素对目标意图的贡献角度进行考量并作出相应决策。这种方法将多证据源分解为两两证据，对每对证据进行加权调整和组合，以反映不同证据源的权重，最终获得多证据加权融合结果。这种改进加权的 D-S 证据理论方法能够综合各因素对目标意图的贡献，有效降低证据组合过程中的冲突，从而更有效地识别目标意图。

在战场环境中，用于目标战术意图识别的目标状态要素复杂多样，属于高维数据空间范畴，低维数据空间的相似度函数无法满足海战场多属性分析的需求。孙越林等^[29]针对这一问题，采用高维数据空间（每个状态由 $N \geq 3$ 个状态值组成）进行战场多属性分析，利用高维空间相似度计算模型来度量目标状态对其意图的支持程度，并结合 D-S 证据理论对各时序的支持度进行组合，形成了对目标战术意图的序贯识别，为解决目标战术意图识别提供了一种新方法。

随着战场环境复杂性的增加，D-S 证据理论在计算效率方面的劣势逐渐凸显。陈致远等^[9]针对这一问题，结合直觉模糊集对 BPA 进行修正与融合，解决了潜在的计算量爆炸问题。

3) 融合 D-S 证据理论：为克服 D-S 证据理论本身的局限性以及应对实际应用场景的复杂性，

一些学者尝试引入其他理论与 D-S 证据理论进行融合，从而克服 D-S 证据理论的缺陷。

夏曦^[27]采用了 D-S 证据理论结合模板匹配的方法，构建了涵盖目标及计划、事件关系等信息的模板。通过将实时获取的目标数据与模板进行比对匹配，依据证据理论来确定各事件对意图的支持程度，随后运用 Dempster 组合规则对证据进行融合，最终达成对目标意图的识别。张瑜等^[30]基于结构因果模型，利用证据网络处理不确定性的优势构建因果证据网络模型，在 D-S 证据理论框架下，通过 d-分离检验确定网络结构，生成条件信度表作为网络参数。并生成条件信度表作为网络参数。运用联结树推理算法与 D-S 证据理论相结合的方式进行推理，计算出目标属性与意图之间的因果效应，从而实现了空中目标意图的识别。ZHANG 等^[31]提出了一个由混合意图识别（HIR）模型和干预检索（IR）模型构成的框架，该框架结合了证据网络和 BDT-RF 方法，利用 D-S 证据理论来构建 BPA，从而生成不确定性数据集。在 HIR 模型中，对证据进行融合以识别意图。通过证据结构中的干预算子对样本属性实施干预，由 IR 模型检索数据，并对比干预前后的意向分布来计算因果效应，进而实现了对目标意图的识别与因果分析。

方法总结：D-S 证据理论无需先验概率，对条件的需求比贝叶斯理论更“弱”，具有直接表达“不确定”和“不知道”的能力，因而具有更强的灵活性，能够有效降低数据中信息不确定性的影响。但基于 D-S 证据理论的意图识别方法仍然需要依赖专家经验知识建立概率分配函数，且证据组合结果对基本概率分配函数的变化极为敏感，因而证据组合过程的客观性仍有欠缺。此外，证据组合规则要求各个证据相互独立，这在一定程度上限制了 D-S 证据理论的使用范围。

2.2 基于规则推理的空中目标意图识别方法

规则推理是一种利用明确的逻辑规则和先验知识进行决策与推断的方法。它通过一组预定义的规则集处理输入数据，从而作出决策。基于规则推理的空中目标意图识别方法可主要分为基于模板匹配、基于知识图谱和基于模糊推理的目标意图识别方法。

2.2.1 基于模板匹配方法

模板（template）^[27]是依据专家经验定义或知识提取工具提取的某些重要态势的先验模型，其

结构反映了各要素间关系的抽象框架，常用于实际中多源信息融合。模板匹配(template matching)的核心是通过预定义的态势模板与实际观测数据进行结构化比对，量化匹配程度从而推断目标意图。

基于模板匹配进行意图识别方法的思路是首先依照作战规则、专家经验、敌方惯常战法等预先创建态势模板知识库，然后观测敌方行为并结合知识库中的态势模板展开分析，构建特定态势假设的数据结构，最后计算敌方行动序列与特定态势模板结构的匹配程度，当该匹配度高于预设门限时，相应特定态势模板结构就能用于解释目标作战意图。

夏曦等^[27]提出了基于模板匹配的态势觉察、态势理解及未来态势预测三级态势功能模型。该模型中的模板具体包含目标及计划、事件关系等信息，利用先验知识筛选模板、建立模式并对比相似度，同时引入D-S证据理论解决信息不完整、不精确和不确定等问题，增强了对复杂战场情况的适应性，一定程度上提高了意图识别的准确性和可靠性。然而，现实中由于战场目标数量庞大、属性复杂，因此在态势模板构建与匹配环节时通常出现缺乏合理分层和有效策略、匹配效率低等问题。针对这些问题，吉祥^[32]结合了聚类思想，通过改进K-means算法，引入先验知识选取初始聚类中心，提升分群效果算法的战场目标分群方法，并将目标分群的结果作为态势模板建立的前提，为模板匹配提供初始数据，构建了行动级、战术级、战役级和战略级四层模板。在模板匹配阶段，将战场事件与态势模板按从低到高的意图层次依次匹配，并引入支持度概念改进匹配结果，从而实现对敌方作战意图的准确识别，节省了搜索时间、提高了匹配效率。

在复杂多变的战场环境下，现有方法对动态变化的情况处理能力不足，难以实时准确地识别目标意图。为进一步提升空中目标机动识别的准确性和实时性，姚佩阳等^[33]提出基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)的方法，该方法对目标跟踪产生的飞行轨迹进行机动序列提取作为测试模板，运用DTW算法与参考模板匹配识别机动类型，相比传统隐马尔可夫算法，在低训练样本条件下识别率更高且时间更短，实现了目标跟踪与机动识别的有效结合。

对于空中目标的意图识别涉及众多影响因素，敌方可能有干扰和欺骗手段，获取的信息也具有不确定性，实时识别空中目标意图具有一定的难

度。陈黎等^[14]提出一种融合动态贝叶斯网络和模板匹配的方法，该方法利用动态贝叶斯网络，综合实时感知信息、专家知识和历史数据推理目标当前作战行动，预测可能的行动序列，再通过态势模板匹配预测目标作战意图，并采用D-S证据融合处理不确定性。仿真结果表明，该方法能有效解决意图预测问题，提升实时识别准确率。

方法总结：基于模板匹配的作战意图推理方法关键在于态势模板的建立，其根据敌方历史作战活动提取出敌方的作战实体信息，并从敌方的作战事件信息抽象出对应的事件，包括事件的作用实体和被作用实体，以及产生的结果状态和作战意图。该方法的准确率依赖于历史作战态势数据的可信度，并且在现实作战环境下，还必须考虑武器装备数据、地理环境、作战知识条例手册、军事专家经验、地图数据及气象信息等要素，因此要构建一个切实可行的态势评估系统，仍需进行大量的工程实践。

2.2.2 基于知识图谱方法

知识图谱(knowledge graph, KG)本质是一种揭示语义关系的语义网络，其以结构化的形式描述客观世界中概念、实体及其关系。基于知识图谱推理敌方作战意图需要将获取到的战场数据输入到已构建的知识图谱中，知识图谱会根据自身的语义关联和逻辑规则，对输入的数据进行分析和处理。通过查询图谱中已有的实体、关系和属性等信息，推理出敌方作战的目标特征、行为模式、作战力量以及作战行动类型等关键信息，这些信息就是目标意图识别和推理的重要依据。

Hu等^[34]构建了空中目标飞行活动图谱和空中目标作战意图图谱，并构建事件图谱用于揭示事件之间的演化规律和模式，实现对空中目标作战意图的分析和判断；张红利等^[14]结合可能性理论解决知识图谱在处理不确定性信息时的局限性，首先通过知识图谱判断目标特征信息所属的具体等级和类型，再利用可能性分布计算目标各行为意图的可能性，最终实现对目标行为意图的快速准确识别。龚诚等^[35]将知识图谱嵌入学习技术应用于目标意图识别，通过知识图谱嵌入学习获取实体和关系隐含的语义信息，构建了目标意图知识图谱，利用目标意图识别模型计算预测目标对意图的概率分数，实现对目标作战意图的智能识别。

方法总结：基于知识图谱的意图识别方法能将数据转化为机器可理解的知识，它可通过结构

化语义网络,提取状态特征信息为意图识别中的推理提供支撑,并能快速提取行为模式和关联实体等目标特征信息,进而挖掘潜在意图逻辑。然而,知识图谱的效能受构建质量影响,在动态战场中难以实时捕捉不确定性信息,且对实体属性的完备性要求较高,而战场数据往往存在碎片化、异构性问题,这在一定程度上限制了此类方法的实际应用范围。因此,实际应用需结合其他技术,通过多源数据融合和专家经验优化,以提升意图识别的可靠性和实战适配性。

2.2.3 基于模糊推理方法

模糊推理(fuzzy inference)本质是通过预定义的模糊规则库与实时数据特征进行逻辑演绎,将传感器数据转换为模糊语义变量,并基于敌方历史交战数据和专家经验构建模糊规则库,通过推理引擎解模糊化计算规则激活权重,最终合成目标意图的概率化表达,量化命题可信度以实现意图推断。这种方法能够有效处理观测数据中的不确定性和模糊性,为复杂战场环境下的目标意图识别提供了一种灵活且可靠的解决方案。

雷英杰等^[36]提出了一种基于直觉模糊推理的威胁评估方法,针对联合防空作战中的空天来袭目标威胁评估问题,设计了 Gauss 型隶属度函数和非隶属度函数,构建了 7 级威胁量化模型和多重多维推理规则。

基于直觉模糊推理的意图识别方法的隶属度函数设计高度依赖专家知识,未充分考虑作战环境中目标特征参数的动态不确定性。为了解决该问题,张肃等^[37]针对不确定空情信息条件下的意图识别问题,提出基于区间数灰色关联分析的识别模型,通过定义区间数与实数的距离公式,结合模糊聚类分析计算基准特征值,构建了方位角、距离、速度等多属性融合模型,能够有效区分侦察、攻击、突防等作战意图。

现有的静态属性评估方法虽能刻画目标瞬时威胁,却难以捕捉动态行为模式与战术意图的关联性。为此,部分学者开始融合目标运动学特征与战术行为分析,尝试构建更具预测性的识别框架。PEKHUIFO 等^[38]提出了基于交互多模型(interacting multiple model, IMM)和模糊推理的混合方法,通过分析飞行剖面特征,构建 Mamdani 型模糊系统,实现对武器投放可能性和飞行轨迹一致性的推断。

在小样本、高噪声的实战数据以及缺乏历史数据的场景下,规则库更新滞后问题尤为突出。

徐建平等^[39]针对缺乏大量先验知识情况下的目标意图推理问题,引入了非直接观测到的航向变化趋势特征参数,结合速度、高度、距离等状态信息以及专家知识,构建了包含 28 条推理规则的 Mamdani 模糊推理系统,实现了空中目标意图识别。王海滨等^[4]提出改进型模糊置信规则库方法,通过融合模糊集与 D-S 证据理论,构建了析取式规则结构,采用 Cauchy 型隶属函数优化模糊分割,引入差分进化算法优化规则权重,解决了小样本条件下的规则激活难题,并构建了数据驱动的意图识别框架,通过分析数据集统计特性自组织模糊集分割,在无先验知识条件下构建置信规则库,实现对输入样本意图的动态推理。

方法总结:模糊推理通过建立隶属函数与推理规则模拟人类认知决策过程,在意图识别中既可以处理速度、方位等定量参数,又能整合战术经验等定性知识,能够处理不确定性、模糊语义解析及非线性映射,将连续型观测数据转化为可解释的规则化知识,并生成具有置信度评估的意图假设,为动态战场环境下的意图推理提供决策支持。然而,其效能受限于规则库的完备性与参数优化能力。复杂战场中目标行为具有强时变性,传统模糊推理易受规则更新滞后、隶属函数固化等问题制约,同时推理准确性依赖专家知识质量,存在主观偏差风险。

2.3 基于传统机器学习的空中目标意图识别方法

机器学习本质是一种数据驱动方法,基于特定的算法模型,从大量数据中自动分析和挖掘潜在规律,随着数据的不断输入和模型的训练优化,而逐步提升自身性能,最终具备能够针对不同任务做出准确的预测、分类或决策的能力。相对于基于概率推理的方法和基于规则推理的方法,机器学习在空中目标意图识别任务中拥有更强大的建模能力和新场景适应能力。本节主要从基于聚类方法、基于极限学习机方法、基于决策树方法、基于集成学习方法、基于支持向量机方法和基于隐马尔可夫模型方法六个主要代表性方向来介绍基于传统的机器学习的空中目标意图识别方法。

2.3.1 基于聚类方法

聚类(clustering)是一种无监督的机器学习方法,其核心思想是根据数据之间的相似性或距离关系,将未标注的数据自动划分为若干个类别(簇),使得同一簇内的数据具有较高的相似性,

而不同簇之间的数据差异较大。该方法的主要特点包括：无需依赖标注数据、能够揭示数据内在结构、具备较强的灵活性与可扩展性，适用于多类型、高维度的数据分析场景。在目标意图识别任务中，聚类方法通常以数据驱动的方式构建“目标特征空间—行为模式—意图语义”之间的映射关系。首先通过特征工程提取目标的运动参数、时空轨迹、交互行为等关键属性，形成可用于聚类的特征向量；随后应用聚类算法对这些特征向量进行分组，将具有相似行为模式的目标归为一类，每一类代表一种潜在的意图类别。最终，通过分析各簇的特征和上下文信息，可以实现对目标战术意图的非监督推导。基于聚类方法尤其适用于缺乏先验知识和标签信息的动态空战环境，何艳等^[40]针对航迹数据标注成本高的问题，提出基于航迹形状约束的半监督 K-means 改进算法，通过曲线拟合提取直线或圆形航迹特征，利用形状参数约束聚类中心选择，实现航迹意图识别。陈谋等^[41]为解决空战信息不确定性，采用区间数表示传感器采集的信息，提出了基于最近邻层次聚类的空战意图博弈预测框架，通过标准化处理方位角、速度等五维特征构建相似距离度量，采用动态边界划分与全局最近邻查找实现意图群体划分，结合博弈论构建支付矩阵求解纳什均衡，有效解决了不确定信息下无人机意图分类边界模糊问题。

方法总结：非全监督通过数据内在结构挖掘实现意图特征的自组织映射，简化了缺乏标注数据的战场环境，使得对战场态势的理解更为清晰，减少了在大规模数据集中进行搜索和匹配的时间，提高了态势估计系统的效率。但聚类方法对初始聚类中心的选择敏感，对于复杂数据集聚类效果可能不佳，且难以处理高维数据，随着战场环境的变化和新数据的引入，算法需要不断地进行调整和维护。因此，尽管基于非全监督方法在意图识别领域具有一定的创新性和有效性，但在算法的鲁棒性、适应性、效率和可扩展性等方面仍需进一步的研究和改进。

2.3.2 基于极限学习机方法

极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是一种单隐层前馈神经网络，其核心特点是随机初始化输入层到隐层的权重和偏置，并通过解析解直接计算输出层权重，无需迭代优化。ELM 通过对输入输出数据的学习，建立一种快速有效的映射关系，从而实现对目标的分类或预测。如图

9 所示，在意图识别中，ELM 利用这种快速学习和良好泛化的能力，对与意图相关的数据进行建模分析。

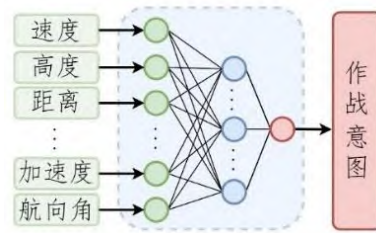


图 9 基于极限学习机的作战意图推理过程

Fig.9 Combat intent reasoning process based on extreme learning machine

针对空战威胁的实时感知需求，ELM 凭借其良好的泛化性能以及极快的学习能力，在动态意图识别中展现出独特优势。

王永坤等^[42]通过专家知识提取影响目标威胁度的关键态势因子，利用 ELM 算法对威胁感知的输入输出数据进行建模，构建智能感知推理模型，该算法能够实现在线学习，适用于实时性要求高的场景。

方法总结：EML 具有学习速度快、泛化能力强、实时性好的优势，适用于空中目标威胁感知这类需要快速响应和实时预测的应用场景，但在意图推理和态势感知这类复杂问题上，ELM 的泛化能力可能受限，面对未知或变化的数据分布时，ELM 可能无法保证其准确高效的性能。在实际应用中，ELM 需要额外的调整和优化以满足特定的任务需求。

2.3.3 基于决策树方法

决策树 (decision tree) 是一种基于树结构进行决策的监督学习算法。它通过对数据特征的不断划分，构建出一棵决策树，每个内部节点表示一个特征上的测试，分支代表测试输出，叶节点代表分类结果。其本质是通过对数据特征的递归划分，寻找最优的分类规则，以实现对目标数据的分类和预测。在意图识别中，决策树依据所选取的与意图相关的特征，构建决策流程，从而判断目标的意图类别。

Meng 等^[43]提出了一种基于决策树的多机协同空战目标战术意图识别方法。该方法通过支持向量机提取低相关度特征中的攻击意图，避免了局部优化和降低数据维数，结合动态贝叶斯网络分析机动占位特征、雷达模型识别静默渗透状态以及威胁评估模型推断敌方攻击倾向，最终利用 C4.5 决策树对 12 类战术意图进行分类，可以容

忍缺失数据以应对不完全信息，并可以通过剪枝来降低模型的复杂度，在不完整不确定信息和小样本上具有良好的性能。

方法总结：决策树方法在意图识别中具有强解释性、可容忍数据缺失以及高效处理小样本的优势，通过剪枝策略可以有效控制过拟合、提升模型泛化能力。然而，决策树处理复杂非线性关系的能力有限，可能忽略特征间潜在交互作用，在高度动态的空战场景中需依赖多模型协同增强鲁棒性，决策树的树结构深度与分类精度之间也存在着权衡关系，过浅会导致欠拟合，过深则增加计算开销，在实际应用中，需要根据具体的任务需求和数据特点，合理优化决策树模型的复杂度，以达到最佳的识别效果。

2.3.4 基于集成学习方法

集成学习 (ensemble learning) 是一种通过构建并结合多个基学习器来提升模型性能的机器学习方法，其核心思想是通过融合多个学习器的预测结果，降低单一模型的偏差或方差，从而提高整体模型的泛化能力和稳定性。在意图识别领域，集成学习将不同的学习算法结合起来，利用它们在不同方面的优势，对意图相关数据进行更全面、准确的分析和判断。

部分学者为了突破单一模型的性能瓶颈，通过集成学习的异质模型协同优化，实现了空战意图的多维度特征融合。

赵捍东等^[5]针对舰艇防空决策中空中目标攻击意图的模糊分类问题，提出基于异质集成学习器的预判方法，融合极限学习机、决策树、Skohonen 神经网络和 LVQ 神经网络构建多分类系统，通过集成修剪剔除低效基分类器并采用“线下训练-线上调用”策略优化计算效率，很好地满足了精度和实时性要求。

王磊等^[44]针对复杂战场环境下意图识别概率提升的需求，提出基于 XGBoost 决策树集成模型与 Dempster-Shafer 证据理论融合的方法，通过并行梯度提升树处理多维特征数据，结合时序证据合成实现意图概率的动态修正，提高了目标真实意图识别概率。

随机森林 (random forest) 是一种集成学习方法，它由多个决策树组成，通过构建并结合多个随机生成的决策树来进行分类和预测，利用多个决策树的投票或平均结果，降低单一决策树的过拟合风险，提高模型的泛化能力和稳定性。在意图识别中，如图 10 所示，随机森林通过对大量与

意图相关的数据进行训练，多个决策树从不同角度对数据进行分析，综合得出最终的意图识别结果。

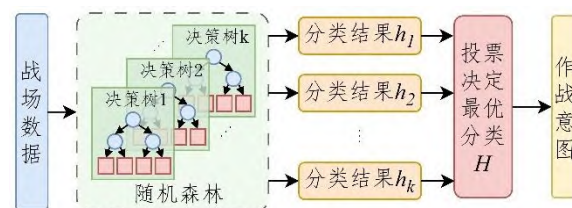


图 10 基于随机森林的作战意图推理过程

Fig.10 Combat intention reasoning process based on random forest

面对战场数据的异构性与高噪声挑战，部分学者利用随机森林的多决策树集成特性，通过投票机制实现抗干扰的意图识别。

胡智勇等^[45]针对智能化战争中目标意图识别的重要性，提出了一种基于随机森林算法的识别方法，通过集成学习构建多棵随机决策树进行意图分类，使用留一法交叉验证优化参数。该方法展现出抗噪声性强、高维数据处理能力突出及训练效率高的优势。程强等^[46]针对复杂作战环境下传统方法难以有效处理空中目标意图识别的问题，提出基于随机森林的识别方法，通过构建多决策树集成模型，利用基尼指数分裂节点处理含噪声、特征缺失的雷达数据，结合袋外误差评估和预剪枝策略优化模型泛化能力，使模型在不同场景下都能保持较好的适应性，对数据异常值和缺失值表现出较强的容忍度。

方法总结：集成学习方法通过异质模型的互补优势，在保持高维数据处理能力的同时，对噪声数据和特征缺失具有较强容忍度，其分布式训练机制适应大规模战场数据分析需求，且通过正则化策略有效避免过拟合。但是，集成学习器由多种不同的学习器组成，这增加了模型的复杂性，在实际部署时需要更多的资源进行维护和优化，同时，集成学习模型在训练数据上表现良好，但在实际应用中，模型在面对与训练数据分布不同的未知数据上的泛化能力仍需进一步研究。

2.3.5 基于支持向量机方法

支持向量机 (support vector machine, SVM) 是一种基于统计学习理论的监督学习算法，其核心思想是通过构造最优分类超平面实现类别间隔最大化。在非线性可分场景中，SVM 借助核函数将原始特征映射到高维空间，从而寻找线性可分的决策边界。在意图识别领域，SVM 通过训练数据学习特征与意图类别间的非线性映射关系，利

用核技巧捕捉高维特征的非线性交互规律，最终基于决策函数输出意图分类结果。

晋庆^[47]提出基于贝叶斯优化算法 (Bayesian optimization algorithm, BOA) 的 SVM 参数优化方法，通过构建贝叶斯网络模型学习数据分布，优化 SVM 的惩罚因子和核参数，显著提升了在群组协同行为意图识别中的运算效率与分类精度。

Yang 等^[48]设计了面向超视距空战的级联 SVM 分层识别架构，将目标航迹分解为机动元、战术机动和战术意图三个层次，通过逐层特征映射与分类，将高维复杂问题转化为多个低维子问题，在保证识别精度的同时，有效解决了特征信息维度和训练样本数量较大时的收敛性和时效性难以保证的问题，实现了多维度在线精准识别。

吴广宇等^[49]针对常用参数寻优算法优化支持向量机时无法同时保证识别准确性和快速性的问题，采用麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 对 SVM 的惩罚参数 C 和核参数进行寻优，利用 SSA 的群体智能特性，通过发现者-加入者-警戒者协同机制平衡探索与开发，避免陷入局部最优，基于 SSA-SVM 所建立的空中目标意图识别模型能够实现快速准确的空中目标意图识别。

方法总结：SVM 在意图识别中兼具非线性处理能力与小样本泛化优势，使其在空中目标意图识别场景中具有显著应用价值。然而，SVM 的性能高度依赖参数选择与核函数类型，传统优化方法存在计算复杂度高、易陷入局部最优等问题。近年来，结合智能优化算法的改进方法有效提升了参数寻优效率，但动态战场环境下的实时性与自适应能力仍需进一步增强。

2.3.6 基于隐马尔可夫模型方法

隐马尔可夫模型 (hidden Markov model, HMM) 是一种基于双重随机过程的统计模型，由隐含状态序列和可观测序列构成，通过状态转移概率和观测发射概率描述时序数据的动态特性，具有能够有效处理数据的时序关联性和不确定性

2.4 基于深度学习的空中目标意图识别方法

深度学习 (deep learning) 是一种新兴的、基于人工神经网络的机器学习方法，其核心是通过多层非线性变换从数据中自动提取高层次的特征表示。和传统机器学习的方法相比，基于深度学

的优势。如图 11 所示，在空中目标意图识别任务中，HMM 可以通过将目标行为的潜在意图定义为隐含状态，将传感器采集的运动参数作为观测序列，利用维特比算法解码观测序列对应的隐含状态，实现对目标意图的动态推理。

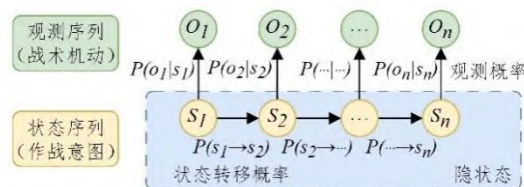


图 11 基于隐马尔可夫模型的作战意图推理过程

Fig.11 Combat intention reasoning process based on hidden Markov model

针对空中目标战术意图的时序演化特性，部分学者通过 HMM 的状态转移概率建模，构建了空战行为链的动态推理框架。

童奇等^[50]基于 HMM 提出了一种战术机动识别方法，该方法通过构建包含 13 种机动类型的 HMM 模型库，利用 Baum-Welch 算法学习模型参数，结合改进的前向后向算法实现对超视距空战中目标航迹的动态识别；余晓洁等^[51]将多属性决策与 HMM 结合，通过隶属度函数量化目标运动参数，构建包含低、中、高威胁等级的 HMM，利用维特比算法解码观测序列，实现威胁等级的动态识别，能够有效抑制量测噪声干扰；宋雅楠^[52]设计了基于 HMM 的空中目标意图识别仿真平台，针对攻击、规避、逃逸三种典型意图，采用了左-右型状态转移结构划分意图阶段，分别构建四状态 HMM，通过极大似然估计学习模型参数，并利用高斯分布近似发射概率，完成对目标距离、水平进入角及速度的离散化处理，实现了对空中战场敌方动态意图的实时推理。

方法总结：虽然 HMM 能够适用于战场环境中对目标行为意图的实时分析，但其性能高度依赖于训练数据的完整性和代表性。因此，在面对高不确定性和快速变化的战场环境时，基于 HMM 的空中意图识别方法并不推荐使用。

习的方法擅长处理更加复杂更加高维的任务。空中目标意图识别的数据具有时序性、多维性等特点^[15]，而深度学习方法具有强大的高维数据表征能力^[53]，因此近年来基于深度学习的方法在空中目标意图识别领域得到了广泛的应用，其基本推理过程如图 12 所示。

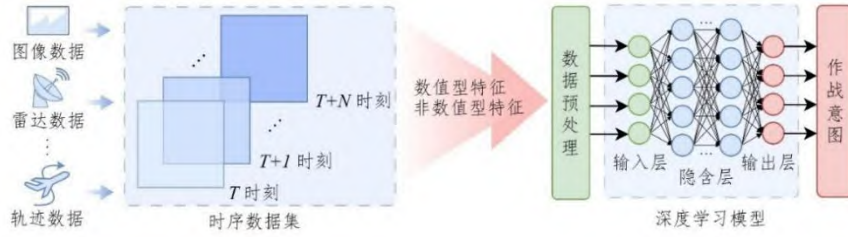


图 12 基于深度学习的作战意图推理过程

Fig.12 Combat intention reasoning process based on deep learning

当前基于深度学习的空中目标意图识别方法主要包括基于循环神经网络、基于长短期记忆网

络、基于门控循环单元、基于 Transformer 等，如图 13 所示。

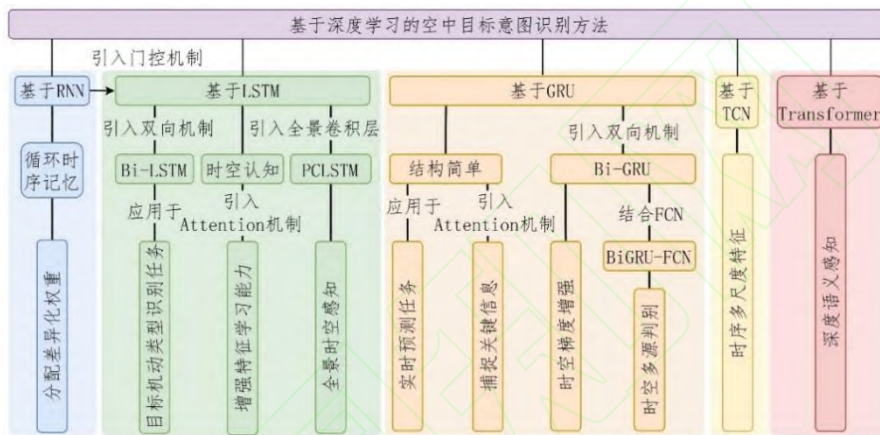


图 13 空中目标意图识别的深度学习方法

Fig.13 Deep learning method for airborne target intent recognition

2.4.1 基于循环神经网络的方法

循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 是一类以序列数据为输入，在序列的演进方向进行递归且所有循环单元按链式连接的递归神经网络，能够在内部维护一个状态，从而捕捉时间序列数据中的动态特性。RNN 的核心思想是利用序列中前后元素的依赖关系，通过循环连接来传递信息，使得网络能够记忆前面的信息并用于后续的计算。在空战目标意图识别工作中使用 RNN 处理序列数据，信息能在网络中循环，实现对信息的存储和处理，更好地理解上下文内容。

在基于 RNN 的应用研究中，吴南方^[54]提出了一种基于 RNN 的意图识别方法，特别针对现代战场环境下敌方编队集群的行为模式分析。该方法首先对特定战术意图下的通信行为进行了定义，并据此构建了行为事件库。为了进一步提高识别的精确度，该研究引入 Attention 机制对 RNN 的输出结果分配差异化权重。实验验证了基于 Attention 机制的循环神经网络能够有效地识别出集群的战术意图。

方法总结：尽管 RNN 网络能够处理可变长度的序列数据，捕捉序列中的长时间依赖关系，但其存在一些局限性，例如 RNN 一次只能处理一个时间步长，后一步必须等前一步处理完才能继续运算，导致在空中目标意图识别任务中 RNN 难以进行大规模训练。同时 RNN 处理长序列数据会出现梯度爆炸，记忆丢失等问题，对意图识别的准确度造成负面影响。

2.4.2 基于长短期记忆递归神经网络的方法

长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 是 RNN 的一种改进型，通过引入门控机制来解决标准 RNN 在处理长序列数据时遇到的梯度消失和梯度爆炸问题。在作战意图识别中，往往需要对被识别的敌方目标进行一段较长时间的观测，LSTM 通过遗忘门和输入门捕捉时序敌方目标数据中的长期趋势和依赖关系，提供更准确的意图识别结果。

张大永等^[55]结合前馈深度神经网络和 LSTM，通过设计基础指标学习器并利用交叉熵加权组合

构建训练评价指标的模型。钱钊等^[56]则利用 LSTM 学习仿真推演平台生成的数据，建立敌方空中目标作战意图识别模型。欧微等^[57]基于 LSTM 构建了战场目标意图智能识别模型的基本框架。李战武等^[15]提出的结合 LSTM 和注意力机制的空战目标意图识别方法。

双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory, BiLSTM)能够同时利用历史和未来信息，提高了模型对序列数据的理解能力。吴家湖等^[58]采用 BiLSTM 架构在高速运动目标(如战斗机)的转弯机动类型识别中表现出色。丁鹏等^[59]基于 BiLSTM-Attention 设计了武器目标分配模型，通过实验证明引用双向循环机制和注意力机制对于模型性能提升具有有效性。Tan 等^[60]基于 BiLSTM 结合注意力机制的网络设计了意图识别方法，可以通过长短期记忆神经网络中的门控思维模拟人脑的遗忘机制和记忆机制。注意机制可以通过计算神经网络在不同时间输入的特征向量对应的特征状态权重，突出在识别结果中占比较大的特征状态，从而使意图识别方法表现出更好的性能。

全景卷积长短期记忆网络(PCLSTM)是 Xue 等^[61]针对空中目标作战意图识别问题提出的一种深度学习方法。由于数值型目标特征之间没有固定的位置关系，因此各类空中目标特征之间是松耦合特征。针对情报信息的松耦合特征设计全景卷积层，全景卷积核在很小的时间范围内通过覆盖所有维度信息获得时间感受野的本质特征。该网络由 4 个全景卷积模块、2 个 LSTM 模块和 1 个全连接模块组成，在仿真实验中显示出更好的准确率。

方法总结：利用 LSTM 对空中作战目标特征进行训练，可以高效捕捉敌方目标时序数据中的长期趋势及依赖关系。此外，引入注意力机制，进一步提升了模型捕捉长期依赖关系的能力，增强了 LSTM 的表达能力和准确率。双向长短期记忆网络(BiLSTM)突破了单向信息处理的局限，同时利用历史信息与未来时刻信息判断当前输入，显著提高模型对序列数据的理解能力。

2.4.3 基于门控循环单元的方法

门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)具有与 RNN 相似的递归结构，能够处理时间序列数据的“记忆功能”。相比于 LSTM 网络，GRU 在性能上相似，但结构更简单，这使得 GRU 在计算量上更为高效。在现实作战环境中，战术意图

识别是一项需要快速响应的实时序列预测任务。特别是在移动设备或嵌入式系统中进行意图识别时，可能会遇到计算资源有限或需要模型压缩的情况。GRU 因其更快的训练速度、更小的模型、更低的计算复杂度以及更高的参数效率成为更优选择。在相关研究工作中，Teng 等^[62]针对传统意图识别方法难以处理时序数据和隐含的长期依赖问题，利用 GRU 网络的门控机制来捕捉和学习目标的时序行为特征，并通过仿真实验展示了其在动态变化的战场环境中对敌方空中目标的意图进行有效预测的能力。Teng 等^[63]提出使用双向门控循环单元与注意力机制(BiGRU-Attention)模型进行区分攻击意图和佯装意图，为战场环境中的战术意图识别提供了一种新的有效工具。

此外，将 GRU 与全卷积网络(FCN)结合，可以同时学习空战意图时序数据的长期变化趋势，并提取数据内部的细节变化规律。宋亚飞等^[11]设计了一种 GRU-FCN 深度学习模型来实现空中目标意图识别，并且针对该模型提出了一种空中目标意图识别的代价敏感改进策略，提高了模型的可靠性。丁鹏等^[64]提出了一种结合了 FCN 和 BiGRU 的空中目标意图识别方法，通过 FCN 提取目标的空间特征，并利用 BiGRU 捕捉时序依赖性，以提高意图识别的准确性，该方法能够有效地处理多源数据。Wang 等^[65]提出了 STABC-IR 方法，该方法基于 BiGRU 和 CRF，并引入了空时注意力机制。通过分析目标的空间位置和时间行为有效地识别空中目标的意图，在处理复杂的空中目标行为数据时具有较高的识别准确率和鲁棒性。

方法总结：GRU 是一种高效的递归神经网络结构，适用于处理时间序列数据。通过简化的结构和门控机制，提高计算效率，此外，GRU 和其他神经网络结合能够有效提升对空中目标意图识别的准确率。这些特性使 GRU 成为空中目标意图识别任务中一个很有前景的方向。

2.4.4 基于 Transformer 的方法

Transformer 在 2017 年由 Vaswani 等首次提出^[66]，是首个完全使用注意力机制的网络。其中的自注意力结构和多头注意力机制使得该模型能够同时关注来自不同位置的信息，增强了模型的表达能力和处理复杂数据的能力。

王科等提出了一种基于 Transformer 的空中目标意图识别方法(temporal-spatial transformer, TST)^[67]，该模型利用其内在的注意力机制更有

效地处理高维态势数据,提升意图识别的准确率。此外,王科等人还提出了一种具有较强自适应调节能力的轻量级 Transformer 模型,命名为 TransATIR^[68]。TransATIR 利用神经架构搜索算法(neural architecture search, NAS)的优势,能够从战场态势数据中提取深层特征信息,实现对目标真实意图的快速准确识别。通过神经结构搜索自动构建一个最优化的空中目标意图识别神经网络模型。作者采用深度卷积从时间序列中独立提取时空信息,解决了处理长序列时模型计算复杂度显著增加的问题。这种方法旨在解决传统空中目标意图识别模型过于依赖人工经验进行参数设置的问题,以及结构复杂和缺乏自适应调节能力的局限性。

方法总结:Transformer 架构可以扩展到更多层或更宽的模型,这有助于捕获空中作战意图中更复杂的特征。与传统 RNN 相比,Transformer 可以并行处理序列的所有元素,训练效率高。以上研究表明,Transformer 在复杂战场态势分析中具有巨大潜力。

尽管基于深度学习的方法在特征提取、非线性建模和泛化能力等方面具有显著优势,但当前仍存在模型训练时间较长、高质量数据获取困难等不足。例如,Transformer 虽然在长序列建模中表现优异,但其训练依赖大量高质量标注数据,在涉及敌方敏感信息时,因目标具有“非合作”特性,相关数据难以获取,严重影响模型训练效果;而 LSTM 或 RNN 类模型虽适用于时序特征提取,却存在训练耗时长、易出现梯度消失等问题,导致推理速度较慢,难以满足空战场景下的实时响应要求。

2.5 无人机意图识别相关研究

随着智能无人技术的不断进步,无人系统在现代军事应用中的广泛部署正逐步重塑传统的战争形态。因此,近年来无人机意图识别相关研究也逐渐成为一个新兴的研究课题。

与有人机等传统的空中目标意图识别相比,无人机意图识别面临更大的挑战。无人机不仅能够从大量数据中获取并利用空战相关信息进行自主学习,还具有高隐蔽性和宽广的飞行高度范围等特点。这些因素使得无人机具有更高的操作灵活性和不可预测性,增加了对其意图进行准确辨识的复杂性。

Di 等^[69]研究了小数据集条件下的威胁评估建模问题。首先通过有人/无人机作战场景,进行

特征选择和数据预处理。然后提出了一种基于改进 BIC 评分的威胁评估建模方法。最终将得到的模型应用于连接树算法用于计算威胁概率;陈侠等^[70]提出了一种小波神经网络用于解决无人机目标威胁评估问题,通过分析目标类型、目标速度、目标干扰能力、目标航向角、目标高度、目标距离 6 个影响因素进行目标威胁评估。仿真结果表明小波神经网络用于无人机威胁评估可以有效克服 BP 神经网络和 PSO 算法的一些缺陷;刘钻东等^[16]提出了一种基于长短时记忆网络的空战目标意图预测模型,针对非完备信息,采用分层方法建立特征集,编码空战信息为时序特征,封装专家经验为标签,并联合三次样条插值算法和平均值填充法修补空战数据,使用 Adam 优化算法训练模型,实现了预测无人机空战目标意图。

2.6 群组目标意图相关研究

编队作战是空中作战的主要模式,通过各单元间的协同合作能够执行更为复杂的任务,同时有效分散风险并提升整体作战效能。与单体空中目标相比,群组目标显示出更强的破坏力和更高的稳定性,从而构成更大的威胁。因此,对集群目标意图的准确识别已成为一个极为重要且充满挑战的新兴研究领域。

与单体空中目标的意图识别相比,群组目标识别的态势分析更为复杂,不仅需解析多样的队形与潜在意图,还因群组意图更具隐蔽性而增加了判断难度。此外,它涉及从个体到编队及其协同关系的多层次解析。因此,如何有效地整合不同群组要素以进行潜在信息的深度挖掘,是实现群组目标意图识别的关键所在。

薛锡瑞等^[71]提出了一种基于群组协同规则和具有明确速度定义的综合奥恩斯坦-乌伦贝格运动过程推导的马尔可夫桥接分布的无人机集群运动模型;杜沁龙等^[72]提出基于态势图序列的意图识别方法处理集群空中识别,将智能群体信息转化为态势图序列,训练识别模型以降低对智能体数量的敏感程度,提高模型对环境变化的适应能力;李洋军等^[73]提出一种针对集群目标的数据和知识双驱动作战意图识别方法。首先采用知识驱动方法对集群目标作战意图进行预识别,设计了战斗机、强击机、轰炸机、侦察机和直升机共五种较常见类型空战目标的意图模板。针对集群数据,进行集群特征提取,利用数据驱动模型处理目标数据信息,对知识模型的意图进行预识别向量预测残差。

另外一些研究者则将群组进行拆分，由个体的元意图逐步过渡到群组意图。乔殿峰等^[74]提出了基于群目标状态信息、作战规则和编队队形构建的多实体分层贝叶斯网络（multi-entity hierarchical Bayesian networks, MEHBN）来动态推理意图。先由原始证据推理得到元意图，再层层序列推理得到总意图，将群目标特定战术意图下群体内各实体的个体行为序列进行统计挖掘后，抽取与特定战术意图相对应的实体作战规则，结合 MEHBN 模型实现意图的推理映射。

此外，还有部分研究者关注到空中群组意图识别任务中存在的样本不平衡问题，并针对该问题进行分析和研究。马钰棠等^[75]针对样本不平衡情况下空中群组意图识别问题，提出了一种基于注意力机制的双向门控循环单元网络空中群组意图识别方法。通过双向循环机制提取空中群组目标时序特征的深层信息，并利用注意力机制为深层信息分配权值，以提高网络捕捉更具区分度特征的能力。

3 分析和对比

3.1 公开数据集及其验证方法

空中目标意图识别的数据由于其敏感性及其重要性，相关数据集往往不便于公开。本文仍总结了一些可用于研究目的的公开数据集，此外本文对当前不同工作验证方法进行了整理分析。

3.1.1 评价指标及验证方式

在空中目标意图识别任务中，其评价指标和机器学习中的分类指标类似，包含：损失值(Loss)，准确率 (Accuracy)，精确率 (Precision)，召回率 (Recall)，F1 分数 (F1-score)。此外少部分工作将模型产生的交叉熵 Loss 值也一种评价指标^[76]。

目前，许多工作使用公开或私有实测数据集验证，该数据集往来源于真实空中场景^[76]或者物理模拟场景^[77]，这种方式能够直接评估算法在现实世界中的适用性和有效性，这是目前较为普遍的验证方式。然而，在空中目标意图识别领域，数据获取过程常受到严格限制，同时，也存在数据的完整性差、噪声大等问题，如表 2 所示。

表 2 空中目标意图识别验证方式

Tab.2 Air target intention recognition verification mode

验证方式	优势	不足
------	----	----

基于实测数据 ^[76-77]	真实可靠	存在噪声难以获取
基于模拟仿真 ^[31,65]	获取容易	部署效果可能不佳

利用仿真软件生成的数据进行验证可以克服真实数据获取的限制，并允许研究人员控制实验变量以测试特定假设或算法性能，这是大多数工作^[31,65]采用的验证方式。然而，仿真模型的准确性至关重要，若未能捕捉到所有关键因素，即使在仿真中表现优异的算法，在实际部署时也可能无法达到预期效果。此外，采用其他意图识别领域（如自动驾驶、行人意图分析等）的时间序列数据集进行验证也是一种折中方案，旨在验证意图识别方法。由于其他时间序列数据特性与意图识别任务数据特性不一致，可能导致模型验证存在一些偏差，因此通常作为辅助验证方式。

3.1.2 公开数据集

当前空中目标意图识别数据集可以被公开获取的主要有 3 个，如表 3 所示。

表 3 部分公开空中目标意图识别数据集

Tab.3 Public dataset for aerial target intention recognition

数据集名称	数据维度	意图空间
ACMI 数据集 ^[76]	10500x12x12	撤退、侦察、攻击、干扰、警戒、突防、佯攻
2015 研究生数学建模数据集 ^[45-46,78]	12x38x7	侦察、攻击、掩护、监视、其他
Teng et al 数据集 ^[62]	10000x12x16	撤退、侦察、攻击、干扰、警戒、突防、佯攻

(Air Combat Maneuvering Instrumentation, ACMI) 数据集是一个公开数据集^[76]，由空战领域专家对标签进行了精细校正。该数据集共包含 10 500 个样本，其中 8 400 个为训练样本，2 100 个为测试样本。该数据集包含了 12 种不同目标特征以及 7 种不同类型的空中目标意图。

2015 年全国研究生数学建模竞赛的 A 题提供了一个数据集，该数据集包含了 7 个属性，以及对应 5 种目标意图。目前已有若干研究工作，例如^[45-46,78]直接使用或扩展应用了该数据集进行验证分析。

Teng 等通过仿真系统构建了空天飞行器交战实验数据集^[62]。每个样本收集了敌方空中目标连续 12 帧的状态特征，构建了总计 10 000 个样本，包括 8 000 个训练样本和 2 000 个测试样本。

目标特征空间涵盖了飞行速度、飞行高度、方位角、干扰状态等 16 种不同的属性。该数据集意图与 ACMI 数据集保持一致。

这些数据集在样本规模、特征维度和意图类别方面各有不同，为空战智能识别方法的研究提供了基础支撑。然而，它们普遍面临诸如数据分布理想化、特征覆盖不全面、样本数量有限以及缺乏真实作战背景等问题，难以完全满足复杂战场环境下高性能模型训练的需求。研究者可考虑引入数据增强技术（如特征扰动、样本合成）和先进的样本生成方法，（如基于 GAN 或 VAE 的数据生成），有效提升数据规模与质量，进一步缓解单一数据源所带来的分布偏差、样本不平衡及场景覆盖不全等问题，从而为空战意图识别模型的优化与实战应用提供更有力的数据支撑。

3.2 不同方法的对比与分析

本文从准确率、可解释性、泛化性、推理时间、硬件需求五个角度对不同类型的方法进行了总结和分析，其结果如表 4 所示。

表 4 典型空中目标意图识别方法性能对比
Tab.4 Comparison of typical airborne target intention recognition methods

方法	目标数据要求	准确率	可解释性	泛化性	推理时间	硬件需求
概率推理	结构化	较差	较好	一般	一般	一般
规则推理	结构化	差	好	差	快	一般
机器学习	结构化	较好	一般	较好	较慢	较高
深度学习	结构化&非结构	好	差	好	CPU 慢 GPU 快	高

不同的方法在目标意图识别场景中各有优劣。需要综合考虑应用场景的具体需求，包括数据可用性、计算资源、性能要求和解释性需求等因素，选择最合适的方法或设计创新的组合策略。基于概率推理的方法在空中目标意图识别中展现出较好的准确性和可解释性，但其性能依赖于对数据分布的假设以及足够的数据量来计算所需的统计量。在面对复杂场景或数据稀缺的情况下往往难以取得理想的效果；基于规则推理的方法虽具有高度可解释性，但其性能很大程度上依赖于人工经验和领域知识的积累。在应对复杂多变的场景时往往表现出较差的适应性和泛化能力。然而，由于其推理过程的透明性和规则的显性表示，这类方法在需要高可信度的场景中仍具有重要价值；

基于传统机器学习的方法具有强大的灵活性和适应性。这类方法能够从数据中自动学习复杂的模式和关系而无需依赖严格的先验假设或显式的规则定义。与传统概率推理方法相比，机器学习方法通常对数据分布的假设更为宽松，但随着模型复杂度的增加，其可解释性往往会显著降低；基于深度学习的方法在处理结构化与非结构化数据方面表现出显著优势，能够有效整合多源数据输入，并对复杂的数据关系进行自主建模。这类方法是空中目标意图识别领域的研究重点，然而，深度学习的“黑盒”特性导致其可解释性较差，同时对计算资源的高需求也限制了其应用范围。

4 空中目标意图识别尚存问题及未来方向

尽管近年来随着智能、自主、无人装备的逐步使用，空中目标意图识别技术得到广泛研究，但仍存在几个开放问题尚未得到妥善解决，同时也是未来该领域的主要发展方向，主要包括：

1) 识别模型可信度不够。空中目标行动敏捷、火力迅猛，其意图实现更加高效，作战节奏明显加快，留给我方战术意图感知、验证以及修正的时间极短，我方须实时地对意图进行感知。因此，需要确保感知的高可信赖性，否则误判风险代价难以承受。然而，现有战术意图感知方法普遍是基于深度学习等“黑箱模型”展开的，这一类方法在感知结果的可信赖方面存在严重局限性。未来可重点从模型可解释性增强、多源异构信息融合验证等角度，提升模型的可信度，例如引入贝叶斯推理、因果推理机制或构建基于知识引导的混合增强智能模型，以实现更稳健和可解释的意图识别。

2) 战场开放特性考虑不足。随着各国集群作战相关研究持续投入，战场动态开放特性被继续扩大，具体表现在适配空中目标集群作战的新装备、新载荷、新战法、新协同模式、新任务等不断产生与应用，这导致持续有新的集群战术意图产生。然而，当前基于深度学习的意图感知模型的感知能力固化，无法适应战场的开放特性。未来可能会沿着两个方向取得突破，一方面基于历史语义知识、规则等构建意图识别大语言模型，提升意图识别的准确性；另一方面设计具备持续学习与增量更新能力的开放型感知框架，并结合小样本学习、元学习及知识蒸馏等技术，提升模型对新型战术意图的快速适应与泛化识别能力。

3) 集群意图研究不足。随着集群作战模式的日益成熟,空中目标集群作战成为主要作战模式之一。在遂行作战任务时,需要群内个体密切协作与配合,因此集群内任务分工、协同模式、协同关系通常十分复杂。然而,现实中可直接被观测的仅为个体行动数据,而集群级战术意图隐藏在最抽象、最隐蔽的上层,这是导致目标集群战术意图难以被轻易感知的根本原因。大部分现有战术意图感知技术对集群内各机间的协同关联关系挖掘能力偏弱,对集群级意图特征提取能力不强,无法建立可用于集群意图感知的“个体行动——集群意图”映射。未来可探索基于多智能体图神经网络、层次化注意力机制或群体行为建模等方法,构建从个体行为到群体意图的多层次推理框架,以增强对复杂协同结构和集群意图的表达到解析能力。

4) 现有技术在计算效率方面能力不足。当前以深度模型为代表的空中目标意图识别方法在算力需求以及模型训、用效率方面均与节奏快变的战场环境不匹配,这严重限制了现有方法在战场的广泛使用。因此,轻量化的识别模型将成为未来主要研究方向之一。

5) 各技术缺乏统一的数据集及评价标准。当前大部分工作仍依靠私有数据集或仿真数据集进行方法验证,缺乏一个公开的数据集和统一的比较标准,相关工作无法进行性能的横向比较,这严重制约了空中目标意图识别研究工作的发展。未来可构建统一的数据标准、评估体系及方法共享平台,从而促进不同技术路线之间的横向对比与协同发展。

5 结论

本文对当前的空中目标意图识别的工作进行详细的调研与梳理,从概率推理、认知推理、传统机器学习以及深度学习四个角度分别进行介绍,此外本文还介绍无人机和群组意图识别两个新兴领域的研究。本文充分介绍了当前该领域的研究现状,并讨论其优缺点。最后讨论了该领域上尚存问题和未来研究方向。

参考文献 (References)

[1] NOBLE D F. Schema-based knowledge elicitation for planning and situation assessment aids[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19(3): 473-482.

[2] 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.

ZHANG C H, ZHOU Y, CAI Y C, et al. A review of air target operational intention recognition research[J]. Modern Defence Technology, 2024, 52(4): 1-15. (in Chinese)

[3] 刘金星.作战意图分解及其粒度模型[J].电光与控制,2022,29(9): 1-5.

LIU J X. Combat intention decomposition and its granularity model[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(9): 1-5. (in Chinese)

[4] 王海滨,关欣,衣晓,等.基于改进模糊置信规则的意图识别方法[J].电子与信息学报,2023,45(3): 941-948.

WANG H B, GUAN X, YI X, et al. An intention recognition method based on fuzzy belief-rule-base[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(3): 941-948. (in Chinese)

[5] 赵捍东,马焱,张玮,等.舰艇对空中来袭目标意图的预判方法[J].中国舰船研究,2018,13(1): 133-139.

ZHAO H D, MA Y, ZHANG W, et al. Method for prejudging intention of warship to attack air target[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2018, 13(1): 133-139. (in Chinese)

[6] 姚亚宁.基于轨迹预测的地面目标意图识别技术研究[D].太原:中北大学,2021.

YAO Y N. Research on anticipated recognition technology of ground attacking target based on trajectory prediction[D]. Taiyuan: North University of China, 2021. (in Chinese)

[7] 姚庆锴,柳少军,贺筱媛,等.战场目标作战意图识别问题研究与展望[J].指挥与控制学报,2017,3(2): 127-131.

YAO Q K, LIU S J, HE X Y, et al. Research and prospect of battlefield target operational intention recognition[J]. Journal of Command and Control, 2017, 3(2): 127-131. (in Chinese)

[8] 冷画屏,吴晓锋,胡剑光,等.海上目标战术意图序贯识别技术研究[J].系统工程与电子技术,2008,30(3): 462-465.

LENG H P, WU X F, HU J G, et al. Study on sequential recognition technique of marine targets' tactical intentions[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(3): 462-465. (in Chinese)

- [9] 陈致远, 沈堤, 余付平, 等. 基于空域协同的空中目标综合识别方法[J]. 现代防御技术, 2022, 50(3): 61-77.
- CHEN Z Y, SHEN D, YU F P, et al. Air target comprehensive identification method based on airspace coordinating measures[J]. Modern Defence Technology, 2022, 50(3): 61-77. (in Chinese)
- [10] 郑柯. 融合航迹特征的空中目标意图识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2023.
- ZHENG K. Research on air target intention recognition method based on fusion of track features [D]. Xi'an: Xidian University, 2023. (in Chinese)
- [11] 丁鹏, 宋亚飞. 代价敏感的空中目标意图识别方法[J]. 航空学报, 2023, 44(24): 328551.
- DING P, SONG Y F. A cost-sensitive method for aerial target intention recognition[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(24): 328551. (in Chinese)
- [12] 黄长强. 未来空战过程智能化关键技术研究[J]. 航空兵器, 2019, 26(1): 11-19.
- HUANG C Q. Research on key technology of future air combat process intelligentization[J]. Aero Weaponry, 2019, 26(1): 11-19. (in Chinese)
- [13] 张红利, 吉琳娜, 杨风暴. 基于多属性可能性网络的目标行为意图识别[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(2): 129-135.
- ZHANG H L, JI L N, YANG F B. Target behavior intention recognition based on multi-attribute possibility network[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(2): 129-135. (in Chinese)
- [14] 陈黎, 李芳芳, 邹长虹. 基于动态贝叶斯网络和模板匹配的空中目标意图识别[J]. 现代防御技术, 2023, 51(2): 62-70.
- CHEN L, LI F F, ZOU C H. Intension recognition of air-defense target based on dynamic Bayesian network and template matching[J]. Modern Defence Technology, 2023, 51(2): 62-70. (in Chinese)
- [15] 李战武, 李双庆, 彭明毓, 等. 基于注意力机制改进的 LSTM 空战目标意图识别方法[J]. 电光与控制, 2023, 30(3): 1-7.
- LI Z W, LI S Q, PENG M Y, et al. An air combat target intention recognition method based on LSTM improved by attention mechanism[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(3): 1-7. (in Chinese)
- [16] 刘钻东, 陈谋, 吴庆宪, 等. 非完备信息下无人机空战目标意图预测[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(5): 704-717.
- LIU Z D, CHEN M, WU Q X, et al. Prediction of unmanned aerial vehicle target intention under incomplete information[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2020, 50(5): 704-717. (in Chinese)
- [17] 康澜. 空中目标意图识别方法研究[J]. 智能物联技术, 2023, 6(3): 13-17.
- KANG L. Research on air target intention recognition method[J]. Technology of IoT & AI, 2023, 6(3): 13-17. (in Chinese)
- [18] WU Y, YU H Y, DU J P, et al. An aircraft trajectory prediction method based on trajectory clustering and a spatiotemporal feature network[J]. Electronics, 2022, 11(21): 3453.
- [19] YEPES J L, HWANG I, ROTE A M. New algorithms for aircraft intent inference and trajectory prediction[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2007, 30(2): 370-382.
- [20] BERG R. Estimation and prediction for maneuvering target trajectories[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1983, 28(3): 294-304.
- [21] 朱波, 方立恭, 张小东. 基于贝叶斯网络的空中目标意图识别方法[J]. 现代防御技术, 2012, 40(2): 109-113.
- ZHU B, FANG L G, ZHANG X D. Intention assessment to aerial target based on Bayesian network[J]. Modern Defence Technology, 2012, 40(2): 109-113. (in Chinese)
- [22] 李香亭. 态势估计中目标意图识别的研究与实现[D]. 太原: 中北大学, 2012.
- LI X T. The research and implementation of situation assessment in the target intention recognition [D]. Taiyuan: North University of China, 2012. (in Chinese)
- [23] 卞泓斐, 杨根源. 基于动态贝叶斯网络的舰艇防空作战威胁评估研究[J]. 兵工自动化, 2015, 34(6): 14-19.
- BIAN H F, YANG G Y. Threat assessment on ship air defense based on dynamic Bayesian network[J]. Ordnance Industry Automation, 2015, 34(6): 14-19. (in Chinese)
- [24] 杨海燕, 韩城, 张帅文. 基于 FDBN 的空中目标威胁评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(1): 29-33.
- YANG H Y, HAN C, ZHANG S W. Research of aerial target threat assessment based on fuzzy

- dynamic Bayesian network[J]. *Fire Control & Command Control*, 2019, 44(1): 29-33. (in Chinese)
- [25] 王昊冉, 老松杨, 白亮, 等. 基于 MEBN 的战术级空中目标意图识别[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(10): 133-138.
- WANG H R, LAO S Y, BAIL, et al. Tactical air target intention recognition based on multi-entities Bayesian network[J]. *Fire Control & Command Control*, 2012, 37(10): 133-138. (in Chinese)
- [26] 杨雨田, 杨杰, 李建国. 基于 EMEBN 的空中目标战术意图识别方法[J]. *火力与指挥控制*, 2022, 47(5): 163-170.
- YANG Y T, YANG J, LI J G. Research on air target tactical intention recognition based on EMEBN[J]. *Fire Control & Command Control*, 2022, 47(5): 163-170. (in Chinese)
- [27] 夏曦. 基于模板匹配的目标意图识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- XIA X. The study of target intent assessment method based on the template-matching [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
- [28] 孙亮, 于雷, 黄文卿, 等. 改进加权 D-S 证据理论在目标意图预测中的应用[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2009, 10(1): 17-22.
- SUN L, YU L, HUANG W Q, et al. Application of dempster-shafer evidence theory to target intention prediction[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2009, 10(1): 17-22. (in Chinese)
- [29] 孙越林, 包磊. 基于 D-S 证据理论的海战场目标战术意图识别技术研究[J]. *舰船电子工程*, 2012, 32(5): 48-51.
- SUN Y L, BAO L. Study on recognition technique of targets' tactical intentions in sea battlefield based on D-S evidence theory[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2012, 32(5): 48-51. (in Chinese)
- [30] 张瑜, 邓鑫洋, 李明烜, 等. 基于证据网络因果分析的空中目标意图识别[J]. *航空学报*, 2022, 43(S1): 726896.
- ZHANG Y, DENG X Y, LI M D, et al. Air target intention recognition based on evidence-network causal analysis [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43 (S1): 726896. (in Chinese)
- [31] ZHANG Y, HUANG F H, DENG X Y, et al. Air target intention recognition and causal effect analysis combining uncertainty information reasoning and potential outcome framework[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2024, 37(1): 287-299.
- [32] 吉祥. 基于聚类分群与模板匹配的态势估计方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2016.
- JI X. Study of situation assessment techniques based on clustering and matching[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016. (in Chinese)
- [33] 姚佩阳, 周旺旺, 张杰勇, 等. 基于动态时间规整的空中目标机动识别[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(9): 15-18, 24.
- YAO P Y, ZHOU W W, ZHANG J Y, et al. Aerial target maneuvering recognition based on dynamic time warping[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(9): 15-18, 24. (in Chinese)
- [34] HU R J, LIU H Y, GE L. Target intention discrimination method of event evolutionary knowledge enhancement[J]. *ITM Web of Conferences*, 2022, 47: 02027.
- [35] 龚诚, 衣军波, 蔡林恭, 等. 基于知识图谱嵌入学习的目标意图智能识别方法[J]. *舰船电子工程*, 2023, 43(1): 32-35, 40.
- GONG C, YI J B, CAI L G, et al. Intelligent recognition method of target intention based on knowledge graph embedded learning[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2023, 43(1): 32-35, 40. (in Chinese)
- [36] 雷英杰, 王宝树, 王毅. 基于直觉模糊推理的威胁评估方法[J]. *电子与信息学报*, 2007(9): 2077-2081.
- LEI Y J, WANG B S, WANG Y. Techniques for threat assessment based on intuitionistic fuzzy reasoning [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007(9): 2077-2081. (in Chinese)
- [37] 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.
- ZHANG S, CHENG Q Y, XIE Y, 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. (in Chinese)
- [38] FOO P H, NG G W, NG K H, et al. Application of intent inference for air defense and conformance monitoring[J]. *Journal of advances in information fusion*, 2009, 4(1): 3-26.
- [39] 徐建平, 张立凡, 韩德强. 基于模糊推理的空中目标意图识别[J]. *指挥信息系统与技术*,

- 2020, 11(3): 44-48.
- XU J P, ZHANG L F, HAN D Q. Air target intention recognition based on fuzzy inference[J]. *Command Information System and Technology*, 2020, 11(3): 44-48. (in Chinese)
- [40] 何艳, 王运锋. 基于历史航迹特征的飞行意图识别[J]. *现代计算机*, 2019(29): 29-34.
- HE Y, WANG Y F. Flight intention recognition based on historic track characteristics[J]. *Modern Computer*, 2019(29): 29-34. (in Chinese)
- [41] 陈谋, 孙雷, 王玉惠, 等. 基于最近邻层次聚类分析的空战目标意图博弈预测方法: CN115719112A[P]. 2023-02-28.
- CHEN M, SUN L, WANG Y H, et al. Air combat target intention game prediction method based on nearest neighbor hierarchical clustering analysis [P]. 2023-02-28. (in Chinese)
- [42] 王永坤, 郑世友, 邓晓波. 基于极限学习机的目标智能威胁感知技术[J]. *雷达科学与技术*, 2020, 18(4): 387-393.
- WANG Y K, ZHENG S Y, DENG X B. Intelligent threat perception of aerial target based on extreme learning machine[J]. *Radar Science and Technology*, 2020, 18(4): 387-393. (in Chinese)
- [43] 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.
- [44] WANG L, LI S Z. Tactical intention recognition of aerial target based on XGBoost decision tree[J]. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*, 2018, 9(2): 148-152.
- [45] 胡智勇, 刘华丽, 龚淑君, 等. 基于随机森林的目标意图识别[J]. *现代电子技术*, 2022, 45(19): 1-8.
- HU Z Y, LIU H L, GONG S J, et al. Target intention recognition based on random forest[J]. *Modern Electronics Technique*, 2022, 45(19): 1-8. (in Chinese)
- [46] 程强, 许诚, 白金辉, 等. 基于随机森林的空中目标意图识别方法[J]. *数字技术与应用*, 2024, 42(5): 187-189.
- CHENG Q, XU C, BAI J H, et al. Air target intention recognition method based on random forest[J]. *Digital Technology & Application*, 2024, 42(5): 187-189. (in Chinese)
- [47] 晋庆. 基于支持向量机的群组协同行为意图识别[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- JIN Q. Intention recognition of group cooperative behavior based on support vector machine[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018. (in Chinese)
- [48] YANG Z, SUN Z X, PIAO H Y, et al. Online hierarchical recognition method for target tactical intention in beyond-visual-range air combat[J]. *Defence Technology*, 2022, 18(8): 1349-1361.
- [49] 吴广宇, 史红权, 邱楚楚. 基于SSA-SVM的空中目标意图识别方法[J]. *舰船电子工程*, 2022, 42(3): 29-34.
- WU G Y, SHI H Q, QIU C C. Intention recognition method of air target based on SSA-SVM[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2022, 42(3): 29-34. (in Chinese)
- [50] 童奇, 李建勋, 童中翔, 等. 基于机动识别的空战意图威胁建模与仿真[J]. *现代防御技术*, 2014, 42(4): 174-184.
- TONG Q, LI J X, TONG Z X, et al. Air combat intention threat modeling and simulation based on maneuver recognition[J]. *Modern Defence Technology*, 2014, 42(4): 174-184. (in Chinese)
- [51] 余晓洁, 魏嵩, 盛佳恋, 等. 基于HMM的低空目标航迹威胁识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2023, 45(5): 1399-1408.
- YU X J, WEI S, SHENG J L, et al. Threat identification for low-altitude target track based on HMM[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(5): 1399-1408. (in Chinese)
- [52] 宋雅楠. 基于隐马尔可夫模型的目标意图识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- SONG Y N. Target intention recognition based on hidden Markov model[D]. Xi'an: Xidian University, 2021. (in Chinese)
- [53] 姚庆锴, 柳少军, 贺筱媛, 等. 基于深度学习的空中任务识别方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(9): 2227-2231.
- YAO Q K, LIU S J, HE X Y, et al. Research of air mission recognition method based on deep learning[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(9): 2227-2231. (in Chinese)
- [54] 吴南方. 基于循环神经网络的集群意图识别方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- WU N F. Research on cluster intention recognition method based on recurrent neural network[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2019. (in Chinese)

- [55] 张大永, 杨镜宇, 吴曦. 兵棋推演空中任务智能预测方法研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(1): 212-220.
- ZHANG D Y, YANG J Y, WU X. Research on intelligent prediction method of wargaming air mission[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(1): 212-220. (in Chinese)
- [56] 钱钊, 刘钦, 鹿瑶, 等. 基于长短时神经网络的目标意图识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022, 20(11): 1156-1162.
- QIAN Z, LIU Q, LU Y, et al. Identification of target's combat intention based on Long Short Term Memory network[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022, 20(11): 1156-1162. (in Chinese)
- [57] 欧微, 柳少军, 贺筱媛, 等. 战场对敌目标战术意图智能识别模型研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(9): 10-14, 19.
- OU W, LIU S J, HE X Y, et al. Study on the intelligent recognition model of enemy target's tactical intention on battlefield[J]. Computer Simulation, 2017, 34(9): 10-14, 19. (in Chinese)
- [58] 吴家湖, 熊华, 宗睿, 等. 基于循环神经网络的目标转弯机动类型识别[J]. 广东工业大学学报, 2020, 37(2): 67-73.
- WU J H, XIONG H, ZONG R, et al. Target turning maneuver type recognition based on recurrent neural networks[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2020, 37(2): 67-73. (in Chinese)
- [59] 丁鹏, 宋亚飞, 夏智权. 意图驱动的防空武器-目标动态分配方法[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(12): 17-26.
- DING P, SONG Y F, XIA Z Q. Intention driven dynamic weapon-target allocation method for air defense[J]. Fire Control & Command Control, 2023, 48(12): 17-26. (in Chinese)
- [60] TAN B, LI Q N, ZHANG T L, et al. The research of air combat intention identification method based on BiLSTM + attention[J]. Electronics, 2023, 12(12): 2633.
- [61] 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.
- [62] TENG F, SONG Y F, WANG G, et al. A GRU-based method for predicting intention of aerial targets[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021(1): 6082242.
- [63] TENG F, GUO X P, SONG Y F, et al. An air target tactical intention recognition model based on bidirectional GRU with attention mechanism[J]. IEEE Access, 2021, 9: 169122-169134.
- [64] 丁鹏, 宋亚飞. 基于 FCN-BiGRU 的空中目标意图识别方法[J]. 航空兵器, 2023, 30(5): 57-65.
- DING P, SONG Y F. An approach to air target intention recognition based on FCN-BiGRU[J]. Aero Weaponry, 2023, 30(5): 57-65. (in Chinese)
- [65] WANG S Y, WANG G, FU Q, et al. STABC-IR: an air target intention recognition method based on bidirectional gated recurrent unit and conditional random field with space-time attention mechanism[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(3): 316-334.
- [66] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of 31st Conference on Neural Information Processing System, 2017.
- [67] 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.
- WANG K, LI C H, SONG Y F, et al. Design on temporal-spatial Transformer model for air target intention recognition[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2024, 42(4): 753-763. (in Chinese)
- [68] WANG K, SONG Y F, XU Y F, et al. A novel automated neural network architecture search method of air target intent recognition[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2025, 38(6): 103295.
- [69] DI R H, GAO X G, GUO Z G, et al. A threat assessment method for unmanned aerial vehicle based on Bayesian networks under the condition of small data sets[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018(1): 8484358.
- [70] 陈侠, 乔艳芝. 基于小波神经网络的无人机目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(8): 66-69, 74.
- CHEN X, QIAO Y Z. Air target threat assessment based on wavelet neural network[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(8): 66-69, 74. (in Chinese)
- [71] 薛锡瑞, 黄树彩, 韦道知. 基于桥接分布的

无人机集群作战意图推断[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(10): 2679-2688.

XUE X R, HUANG S C, WEI D Z. Operational intention inference of UAV cluster based on bridging distributions[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(10): 2679-2688. (in Chinese)

[72] 杜沁龙, 霍鑫, 郑凯, 等. 基于态势图序列的多智能群体意图识别[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 2941-2949.

DU Q L, HUO X, ZHENG K, et al. Intention recognition for multiple agents based on situation map sequence[J]. Control and Decision, 2024, 39(9): 2941-2949. (in Chinese)

[73] 李洋军, 黄琦龙, 杨力, 等. 数据和知识双驱动空中集群目标作战意图识别[J]. 兵工学报, 2025, 46(2): 137-146.

LI Y J, HUANG Q L, YANG L, et al. Combat intention recognition of air cluster targets driven by data and knowledge[J]. Acta Armamentarii, 2025, 46(2): 137-146. (in Chinese)

[74] 乔殿峰, 梁彦, 马超雄, 等. 多域作战下的群目标意图识别与预测[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(11): 3403-3412.

QIAO D F, LIANG Y, MA C X, et al. Recognition and prediction of group target intention in multi-domain operations[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(11): 3403-3412. (in Chinese)

[75] 马钰棠, 孙鹏, 张杰勇, 等. 样本不平衡下的空中群组意图识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(12): 3747-3755.

MA Y T, SUN P, ZHANG J Y, et al. Air group intention recognition method under imbalance samples[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(12): 3747-3755. (in Chinese)

[76] TENG F, SONG Y F, GUO X P. Attention-TCN-BiGRU: an air target combat intention recognition model[J]. Mathematics, 2021, 9(19): 2412.

[77] WANG Z C, CHEN J Y, WANG J J, et al. Intention recognition of UAV swarm with data-driven methods[J]. Aerospace Systems, 2023, 6(4): 703-714.

[78] 魏蔚, 王公宝. 基于径向基神经网络的侦察目标意图识别研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(10): 37-40, 110.

WEI W, WANG G B. Detection and recognition of

air targets by unmanned aerial vehicle based on RBF neural network[J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(10): 37-40, 110. (in Chinese)