

军事目标评估中多属性决策方法综述

周 鹏¹, 王东风², 翟世勋¹, 马增琛¹

¹北方自动控制技术研究所, 山西 太原

²中国人民解放军94654部队, 江苏 南京

收稿日期: 2025年10月29日; 录用日期: 2025年11月27日; 发布日期: 2025年12月3日

摘 要

军事目标评估是现代作战指挥决策的重要组成部分, 多属性决策方法为解决复杂目标评估问题提供了有效手段。本文根据多属性决策方法的计算原理特点, 将其分为线性加权方法、非线性评估方法和数据驱动方法三类, 系统梳理了各类方法在军事目标评估中的理论基础、技术特点和应用实践, 分析了从传统线性计算到非线性、智能化学习的技术演进脉络, 总结了层次分析法、模糊综合评价、深度学习等典型方法在威胁评估、价值评估等场景中的应用与发展, 为推进军事目标评估方法的科学选择和技术发展提供参考依据。

关键词

军事目标评估, 多属性决策, 威胁评估, 深度学习, 层次分析法

A Review of Multi-Attribute Decision-Making Methods for Military Target Assessment

Peng Zhou¹, Dongfeng Wang², Shixun Zhai¹, Zengchen Ma¹

¹North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan Shanxi

²The 94654 Unit of the People's Liberation Army of China, Nanjing Jiangsu

Received: October 29, 2025; accepted: November 27, 2025; published: December 3, 2025

Abstract

Military target assessment is an essential component of modern operational command and decision-making, and multi-attribute decision-making methods provide effective means for solving complex target evaluation problems. Based on the computational principles and characteristics of multi-attribute decision-making methods, this paper categorizes them into three types: linear weighted methods, nonlinear evaluation methods, and data-driven methods. It systematically reviews

文章引用: 周鹏, 王东风, 翟世勋, 马增琛. 军事目标评估中多属性决策方法综述[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(12): 14-28. DOI: 10.12677/csa.2025.1512318

the theoretical foundations, technical characteristics, and practical applications of each category in military target assessment, analyzes the technical evolution from traditional linear computation to nonlinear and intelligent learning approaches, and summarizes the applications and development of typical methods such as Analytic Hierarchy Process (AHP), fuzzy comprehensive evaluation, and deep learning in scenarios including threat assessment and value assessment. This work provides reference for advancing the scientific selection and technological development of military target assessment methods.

Keywords

Military Target Assessment, Multi-Attribute Decision-Making, Threat Assessment, Deep Learning, Analytic Hierarchy Process

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

现代作战呈现出信息化、智能化的显著特征，战场环境复杂多变，作战节奏不断加快。在此背景下，需要快速准确地完成目标威胁评估、价值评估等任务，并在评估基础上实现火力分配、打击决策等后续作战行动。军事目标评估作为作战指挥控制系统的核心环节，需要综合考虑目标的能力、意图、距离、速度等多个属性特征，在时间和资源约束下做出科学合理的评估。多属性决策方法为处理此类多目标、多准则的复杂评估问题提供了重要的理论支撑和技术途径。

从计算原理角度分析，军事目标评估中应用的多属性决策方法大致可分为三类：模型驱动的线性加权方法通过构建属性权重和线性组合实现多属性信息融合，具有计算简便、结果可解释的优点，层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 等是其典型代表；模型驱动的非线性评估方法能够处理属性间的复杂关联关系，逼近理想解法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS)、D-S 证据理论 (Dempster-Shafer Evidence Theory, D-S) 等属于此类；数据驱动方法通过数据驱动的方式实现端到端的智能评估，在处理高维复杂数据和动态环境适应方面展现出显著优势，强化学习、深度学习等是其主要形式。

目前，国内外学者在军事目标评估的多属性决策方法研究中取得了丰富成果。早期研究主要集中在线性加权方法的应用和改进，如 AHP 和 CRITIC (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation, CRITIC) 在威胁评估中的权重确定等，这类方法因其计算透明、结果可解释而得到广泛应用。随着问题复杂度的提升，非线性方法逐渐得到重视，模糊理论、灰色系统理论被引入以处理不确定性和复杂关联关系。近年来，随着人工智能技术的快速发展，数据驱动方法凭借强大的建模能力和自适应特性在军事目标评估领域得到广泛关注，特别是在动态环境下的实时评估和智能决策方面展现出良好的应用前景。然而，现有研究多侧重于单一方法的改进或特定场景的应用，缺乏对不同类型多属性决策方法在军事目标评估中应用规律和发展趋势的系统分析。因此，本文将多属性决策方法分为模型驱动和数据驱动两大类，从模型驱动的线性加权方法、模型驱动的非线性评估方法到数据驱动方法，系统梳理各类方法的理论基础、技术演进和应用特点，分析其优势与局限，并展望未来发展趋势，为军事目标评估方法的选择和创新提供参考。

2. 模型驱动的线性加权方法

线性加权方法属于模型驱动的多属性决策方法，在军事目标评估领域具有重要的理论价值和实践意

义。该类方法以线性加权组合为核心,通过为各评估属性分配相应权重,实现多维信息的有效融合。其计算过程直观透明,结果易于理解和解释,为指挥决策提供了可靠的数学支撑。根据权重确定的信息来源和计算机制,线性加权方法主要可分为专家判断类、数学分析类,每类方法都体现了不同的决策理念和技术路径。

2.1. 专家判断类方法

专家判断类方法依据专家经验和知识确定指标权重。早期研究曾采用专家直接打分或德尔菲共识法,但专家打分法过于依赖个体专家水平且难以系统化[1],德尔菲法虽可通过多轮问卷达成专家共识,但耗时长且不直接输出权重[2]。AHP 因其坚实的数学理论基础逐渐成为主流,该方法通过构建层次结构模型,采用两两比较的方式量化专家判断,并通过一致性检验保证权重的合理性。传统 AHP 使用 1~9 标度的精确数值难以充分表达专家判断的模糊性和不确定性。为此,研究者逐步将评估语言从精确数值拓展到模糊表达。文献[3]将指标重要性语言从精确数拓展到三角模糊数,通过 CVF (Cross-Validation Fuzzy) 优化的双权重模糊层次分析法评估战斗数据质量,显著优于传统方法;文献[4]进一步将三角模糊数拓展到区间 2 型梯形模糊数,引入上下隶属函数和不确定性覆盖区,更好地描述了不确定信息。

模糊扩展增强了 AHP 对不确定性的处理能力,但该方法仍存在主观性过强的问题,完全依赖专家判断容易受个人偏好影响。为了平衡主观经验与客观数据,研究者通常将 AHP 与数学分析类方法组合使用。文献[5]针对空间目标威胁评估主观性强的问题,通过熵权法从客观数据中提取权重信息修正 AHP 的主观权重,使权重分配更加合理;文献[6]将 CRITIC 法与 AHP 结合用于空域辐射源威胁评估,弥补了主观方法的不足;文献[7]基于群组 AHP 和改进熵权法,通过多位专家共同评估降低个体主观偏好的影响,并结合熵权法的客观权重给出主客观组合权重,降低了评估结果对专家知识背景的依赖。

上述方法获得的权重仅考虑了评估指标相对于目标层的重要程度,并未考虑指标间的相互影响和关联关系。实际作战中,不同威胁指标往往存在复杂的因果关系和反馈效应,例如目标速度与距离的变化会相互影响威胁程度。基于此,文献[8]提出基于网络层次分析法(Alytic Network Process, ANP)的相对威胁度评估模型,通过超矩阵刻画指标间的网络关联关系,将我方侦察、防御能力纳入评估体系,更全面地反映威胁态势。ANP 作为 AHP 在网络结构下的扩展,能够处理指标间存在相互依赖和反馈的复杂评估场景。

2.2. 数学分析类方法

数学分析类方法通过信息论、统计学等数学理论从实际数据中客观计算指标权重,与专家判断类方法依赖主观经验不同,该类方法基于数据驱动、结果可复现、完全客观。

熵权法源于 Shannon 信息论,因其坚实的理论基础和较强的客观性,已成为数学分析类方法的核心代表。该方法的基本思想是:指标的信息熵越低,表明其离散程度越大、提供的信息量越多,因此应赋予更高权重。单纯的客观赋权会忽略专家经验和作战常识,为了平衡客观性与主观知识,研究者通常将熵权法与主观方法组合使用。文献[9]将信息熵与 AHP 结合应用于低空慢速小目标威胁评估,通过客观权重与主观权重融合,提升了无人机等低空慢速小目标(Low-altitude Slow-speed Small targets, LSS)目标的威胁识别能力;文献[10]针对海面目标属性关联复杂、主观决策缺乏客观依据的问题,采用熵权法与灰色关联法混合构建评估模型,实现了基于有限指标数据的合理排序。

熵权法在客观赋权方面表现优异,但战场环境中的信息往往具有模糊性和不确定性,传统熵权法处理精确数值的能力难以满足实际需求。针对这一问题,模糊熵权法被提出并快速发展。文献[11]基于客观熵权法和模糊集对分析方法,将熵的概念引入模糊环境下的权重确定,实现了战场坦克多目标威胁的模

糊评估；文献[12]进一步将博弈论、区间直觉模糊熵与证据推理方法结合，通过最小化不同权重确定方法间的偏差来优化指标权重，消除了数据敏感性问题，在复杂的空战环境中降低了威胁评估的不确定性。文献[13]针对群目标威胁评估中多武器系统协同作战场景，采用区间直觉模糊熵确定未知属性权重，在属性权重和决策者权重完全未知时仍能客观确定权重，有效处理了复杂多决策者场景。

熵权法仅考虑指标的离散程度，未能反映指标间的关联和冲突关系，容易导致相关指标重复赋权而产生信息冗余。基于此，CRITIC 被提出，该方法通过对比强度和冲突性同时确定权重，为高变异性且与其他指标低相关的指标分配更高权重。传统 CRITIC 法假设指标间为线性相关，在实际战场中许多指标关系呈现非线性特征，这一假设限制了其适用性。针对这一局限，文献[14]提出改进的 CRITIC 方法，通过修正对比强度和冲突性的计算方式，产生了更稳定有效的权重分配；文献[15]将异质 CRITIC 方法应用于多目标三支威胁评估，处理混合异质信息并考虑属性相关性，通过自适应风险规避系数构建基于评估值不确定性的动态调整机制，相比传统方法显示出更好的高威胁目标判别能力。

常见的线性加权方法，其原理、特点以及优、缺点如表 1 所示。

Table 1. Linear weighting methods
表 1. 线性加权方法

算法	原理	特点	优点	缺点
层次分析法(AHP)	构建层次结构，两两比较量化专家判断	系统化专家经验，有一致性检验	理论基础坚实，结果可解释性强	主观性强，依赖专家水平
网络层次分析法 (ANP)	超矩阵刻画指标间网络关联关系	处理指标相互依赖和反馈	考虑指标间复杂关联	建模难度大，矩阵维度高
熵权法	基于信息熵，离散度大权重高	完全客观的数据驱动	客观性强，结果可复现	忽略专家经验和先验知识
CRITIC 法	对比强度和冲突性确定权重	同时考虑变异性 and 关联性	避免相关指标信息冗余	对指标间非线性关系建模能力弱

3. 模型驱动的非线性评估方法

非线性评估方法同样属于模型驱动的多属性决策方法，通过非线性关系建模和不确定性推理，突破了线性加权方法的局限，能够处理指标间的复杂关联和战场环境的模糊不确定性。该类方法不再局限于简单的线性组合，而是采用距离测度、模糊推理、概率融合等多种非线性机制实现目标评估，更贴近实际作战中的复杂决策过程。根据评估机制的不同，非线性评估方法可分为距离测度类、模糊推理类、信息融合类和关联分析类四个主要分支，分别从不同角度解决军事目标评估中的非线性和不确定性问题。

3.1. 距离测度方法

距离测度类方法基于“理想解”思想进行目标评估，通过计算评估对象与理想状态之间的距离或相似度确定优劣排序。

逼近理想解法和多准则优化与妥协解法(VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje, VIKOR)是其中最具代表性的方法，前者追求与正理想解最近、与负理想解最远，后者则同时考虑群体效用最大化和个体遗憾最小化[16][17]。传统方法在处理战场不确定信息时存在局限，难以有效表达指挥员的模糊判断和传感器的不精确测量。为此，直觉模糊集理论被引入距离测度方法中，能够同时表示隶属度、非隶属度和犹豫度，更贴近军事决策的复杂性[18]。文献[19]进一步提出区间值直觉模糊 TOPSIS 方法，采用余弦函数熵确定权重，并引入泊松分布处理时间序列，实现了多时段动态融合的威胁评估，使近期

观测数据获得更高权重,符合战场态势快速变化的实际需求。

模糊扩展增强了不确定性处理能力,但单一距离测度方法仍存在不足——TOPSIS 仅考虑几何距离而忽略了序列相似性,灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)虽能体现发展趋势一致性但对距离不敏感。基于此,方法融合成为重要研究方向。文献[20]将改进的 GRA-TOPSIS 相结合,采用灰色关联度和灰色关联深度的极大熵模型确定权值,并根据指标间关联度和解耦阈值修正权重,克服了指标间耦合性问题;文献[21]提出直觉模糊 TOPSIS 与变权 VIKOR 的混合方法,针对防空目标的静态属性和动态属性采用不同处理策略,变权理论的引入使得指标重要性能够根据目标状态动态调整——当指标值偏离正常区间时自动增大其权重,这种“惩罚型”变权机制能够快速响应突发威胁。传统排序方法只能给出目标的相对优先级,无法明确区分高威胁、低威胁和不确定目标,难以直接支撑火力分配决策。为此,文献[22]将三支决策理论与直觉模糊 TOPSIS 相结合,通过构建损失函数矩阵将评估结果划分为优先打击域、待定观察域和低威胁域,实现了从“排序”到“分类”的转变,为火力分配和资源调度提供了更精细的决策依据。

3.2. 模糊推理方法

模糊推理方法通过模糊集理论和规则推理机制处理军事目标评估中的不确定性信息。与第一章线性加权方法侧重属性加权组合不同,该类方法强调基于模糊规则的非线性推理过程,能够处理“威胁较高”“距离很近”等难以精确量化的定性判断。近年来的研究主要集中在模糊综合评价方法的改进、云模型理论的应用以及与其他智能方法的融合创新上。

模糊综合评价通过建立评价因素集、评语集和模糊关系矩阵,利用合成算子进行多层次评判,是最经典的模糊推理方法。传统方法在隶属函数确定上主观性较强,且难以同时处理支持信息和反对信息。基于此,研究者引入直觉模糊集理论进行改进,通过同时考虑隶属度和非隶属度来刻画指标的双重不确定性。文献[23]将直觉模糊集应用于地面作战目标威胁评估,实现了不同类型指标的统一表达;文献[24]基于直觉模糊逻辑构建的推理系统能够同时处理定量和定性因素,提升了防空火力分配决策的准确性。在合成算子改进方面,文献[19]提出区间值直觉模糊加权算子,采用泊松分布方法确定时间序列权重,实现了多时刻态势信息的有效聚合。

云模型理论由李德毅院士提出,通过期望 Ex、熵 En、超熵 He 三个数字特征统一表达概念的随机性与模糊性。与传统模糊集仅处理模糊边界不同,云模型能够同时刻画模糊性和随机波动,为军事目标评估提供了更符合人类认知不确定性特点的数学工具。文献[25]在空战目标威胁评估中首次系统应用云模型理论,通过贝叶斯修正优化隶属云图,特别适合电磁干扰、低能见度等不确定信息条件;文献[26]将云模型应用于空战仿真,实现了无需精确数据的定性定量转换,有效处理了信息不完全场景。云模型与其他方法的融合也取得重要进展。文献[27]提出改进的高斯云模型结合群组 AHP 法,在装备保障体系能力评估中展现出良好适应性;文献[28]提出的加权云动态贝叶斯网络模型,融合灰色关联系数和证据推理,实现了超视距空战中的实时威胁评估。

单一方法在处理复杂评估任务时存在局限,混合智能方法通过融合不同推理机制的互补优势成为重要研究方向。如前文所述,云模型与贝叶斯网络、灰色关联的结合已展现出良好效果。深度学习与模糊推理的融合也受到关注,前者擅长自动特征提取但缺乏不确定性表达能力,后者善于处理语言变量但缺乏自学习机制,两者结合可实现特征学习与不确定性推理的优势互补。文献[12]进一步结合区间直觉模糊集、博弈论和证据推理,通过博弈论确定最优权重、证据推理进行动态融合,实现了多时刻目标信息的综合评估。

3.3. 信息融合方法

信息融合方法通过概率论、证据理论等数学工具实现多源异构信息的综合推理,与线性方法基于加

权组合的思路不同,该类方法能够处理信息间的冲突、不完备性和动态演化特征,为复杂战场环境下的目标评估提供了更强的鲁棒性。D-S 证据理论和贝叶斯网络是其中最具代表性的两类方法。

D-S 证据理论为多源信息融合提供了严格的数学框架,在军事目标识别和威胁评估中得到广泛应用。文献[29]将 D-S 证据理论应用于红外/毫米波双模目标识别系统,通过融合不同传感器的识别结果提高了分类准确率。传统组合规则在处理高冲突证据时存在严重缺陷,当不同传感器给出矛盾结论时会产生反直觉结果。针对这一问题,文献[30]提出基于证据相关性和不确定性度量的改进方法,通过评估证据可信度修正融合结果;文献[31]将强化学习引入证据融合过程,通过在线学习算法根据冲突程度动态调整融合策略,显著优于传统固定规则方法。尽管冲突处理能力得到增强,但战场环境中传感器观测往往具有模糊性和不精确性,难以用精确概率表达。文献[32]将模糊集理论引入证据融合框架,建立了基于不确定性信息的空战威胁评估模型,给出了动态态势信息的信度转换方法,在保证评估精度的同时简化了计算复杂度;文献[33]进一步将深度学习与模糊证据理论结合,使用长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)处理时序数据并通过生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)增强数据质量,基于模糊推理生成动态融合权重,显著提升了有人/无人机协同作战场景中的目标意图识别能力。

贝叶斯网络通过因果概率图模型实现不完全信息下的推理,在军事目标威胁评估中展现出良好的适用性。静态贝叶斯网络无法处理目标状态随时间演化的动态特性。文献[34]引入动态贝叶斯网络进行防空威胁评估,通过引入时间维度实现不同时刻目标特征的关联推理,克服了静态评估的局限性;文献[35]针对空间目标异常行为评估问题,融合形态特征提取与轨道参数分析,通过贝叶斯网络实现多源信息的概率推理,有效识别了异常机动目标的威胁程度。针对观测数据的模糊性和不完备性问题,研究者将模糊理论引入贝叶斯框架。文献[36]提出模糊动态贝叶斯网络,使用模糊数表达概率参数,能够量化不确定性随时间的传播过程,获得风险评估的概率区间和最可能值;文献[37]将模糊影响图应用于作战结果预测,识别 24 个关键影响因素,通过模糊概率推理实现宏观态势预测,为军事战略制定提供决策支持。文献[38]进一步将变分推理引入贝叶斯框架用于机动目标跟踪,通过实时更新模型参数实现快速自适应,在弹道导弹防御等应用中展现出优于传统方法的跟踪性能。近年来,贝叶斯网络与深度学习的融合成为重要研究方向,通过神经网络增强特征提取能力的同时保留概率推理的可解释性。

3.4. 关联分析方法

关联分析方法通过度量评估对象属性序列之间的相似性和关联程度进行目标评估。与模糊推理侧重不确定性表达、信息融合侧重多源数据综合不同,该类方法强调从数据序列的几何形态、变化趋势和属性间的依赖关系中提取评估信息,在样本量少、先验知识不足的条件下仍能有效工作。灰色关联分析和粗糙集理论是其中最具代表性的两类方法。

灰色关联分析(GRA)源于邓聚龙教授创立的灰色系统理论,其核心思想是根据序列曲线几何形状的相似程度来判断联系的紧密程度。传统灰色关联分析仅考虑序列的几何相似性,而忽略了与理想解的距离远近,容易出现关联度相近目标难以有效区分的情况。基于此,研究者通常将其与距离测度方法结合使用。文献[10]针对海面目标属性关联复杂的特点,采用熵权法与灰色关联法混合构建评估模型。

粗糙集理论由波兰学者 Pawlak 于 1982 年提出,其最显著的优势在于无需提供先验知识即可实现属性约简——在保持分类能力不变的前提下,识别并删除冗余属性。在军事目标评估中,现代传感器系统往往产生大量高维数据,粗糙集理论为降维提供了数学工具。文献[39]采用信息熵与粗糙集相结合的方法,利用信息熵选择权重最大的属性替代决策属性,通过决策识别矩阵实现属性约简;粗糙集与其他智能方法的融合也展现出良好前景,文献[40]将其与支持向量机结合用于超视距空战威胁评估,形成了“粗糙集约简 + 机器学习”的组合模式。

常见的非线性评估方法，其原理、特点以及优、缺点如表 2 所示。

Table 2. Nonlinear evaluation methods
表 2. 非线性评估方法

算法	原理	特点	优点	缺点
逼近理想解法 (TOPSIS)	计算与正负理想解的距离	基于理想解的距离测度	计算简便，几何意义直观	仅考虑距离忽略趋势相似性
VIKOR	群体效用最大化和个体遗憾最小化	妥协解排序方法	平衡多方利益，考虑更全面	参数选择影响结果稳定性
模糊综合评价	基于模糊关系矩阵的多层次评判	模糊规则推理	处理定性语言判断	隶属函数确定主观性强
云模型	期望、熵、超熵统一表达模糊性和随机性	定性定量转换	符合人类认知不确定性特点	需要大量专家知识确定参数
D-S 证据理论	基于信任函数的多源信息融合	处理不确定和冲突证据	严格数学框架，可量化不确定性	高冲突证据下融合效果差
贝叶斯网络	因果概率图模型	不完全信息下的概率推理	可解释性强，支持动态推理	需要先验概率，计算复杂
灰色关联分析 (GRA)	序列曲线几何相似度判断	少样本弱先验	数据要求低，适合小样本	对距离远近不敏感
粗糙集	自动识别和删除冗余属性	无需先验知识降维	识别冗余属性，保持分类能力	对离散化敏感

4. 数据驱动方法

数据驱动方法通过数据驱动的自动学习机制，实现了从人工特征设计到端到端智能建模的转变。该类方法能够自动从历史数据中提取复杂的非线性模式，在处理高维数据、动态环境和实时评估方面展现出显著优势，为军事目标评估的智能化提供了新的技术途径。根据算法的发展阶段和技术特点，数据驱动方法可分为传统机器学习算法、非时序深度学习算法和时序深度学习算法三个主要分支，体现了从浅层学习到深层特征提取、从静态建模到动态时序建模的技术演进。

4.1. 传统机器学习算法

传统机器学习算法通过从历史数据中自动学习特征与决策之间的映射关系，实现军事目标评估的智能化。与线性方法依赖权重组合、非线性方法基于规则推理不同，该类方法采用数据驱动的建模思路，能够自动发现复杂非线性模式，在处理高维数据和动态环境时展现出显著优势。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林和极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)是其中最具代表性的三类算法，分别代表了核方法、集成学习和快速神经网络的技术路径。

支持向量机作为基于统计学习理论的监督学习方法，通过最大间隔原则和核技巧实现小样本条件下的高精度分类。尽管文献[40]已将其与粗糙集结合应用于超视距空战威胁评估，但 SVM 在军事领域的改进应用仍持续发展。针对空战目标威胁评估中权重确定主观性强的问题，文献[41]提出基于回归型支持向量机的评估模型，利用 SVM 的非线性映射能力实现威胁等级预测，克服了传统加权法的局限性。传统 SVM 在参数选择和多分类任务中存在明显不足。针对参数优化问题，文献[42]提出混合差分演化和自适应粒子群优化的 SVM 方法，通过智能算法自动搜索最优参数，在穿透植被目标识别中取得优异性能。更重要的发展方向是 SVM 与深度学习的融合，文献[43]提出的卷积自编码器-SVM 混合架构将深度特征提

取能力与 SVM 的分类能力相结合,在合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像目标识别中展现出强鲁棒性。

随机森林作为集成学习的代表性算法,通过构建多棵决策树并采用投票机制输出结果,天然具备抗过拟合和抗噪声能力。其特征重要性分析功能为军事目标评估中的关键因素识别提供了量化手段。文献[44]针对低空空域鸟类与无人机的识别难题,基于雷达轨迹数据利用随机森林实现了准确分类。尽管随机森林在特征工程方面表现优异,但其在时序建模和原始图像处理方面存在短板,当前研究主要聚焦于发展加权随机森林和在线随机森林,以及构建与深度学习融合的混合架构。

极限学习机作为单隐层前馈神经网络的快速学习算法,通过随机初始化输入层权重并基于广义逆矩阵理论直接计算输出权重,显著缩短了训练时间,在实时性要求高的军事决策场景中具有显著优势。文献[45]针对空中目标威胁评估提出基于改进麻雀搜索算法的核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)框架,采用核方法替代传统 ELM,无需手动调整隐藏层神经元数量,在小样本条件下仍保持良好性能。在雷达高分辨距离像目标识别领域,文献[46]提出的堆叠自编码器-极限学习机(Stacked Autoencoder-Extreme Learning Machine, SAE-ELM)混合架构,利用深度特征提取与快速分类相结合,在三种飞机目标识别任务中准确率达到 95.01%,训练时间仅为传统方法的五分之一。传统 ELM 因随机权重导致结果不稳定。针对这一局限,文献[47]将智能优化算法引入 ELM 网络参数调整,使威胁评估性能得到提升;文献[48]将萤火虫群优化算法与 ELM 结合应用于空战目标威胁评估,通过仿真验证了方法的有效性。

单一机器学习算法难以全面应对复杂战场环境,将传统机器学习算法与不确定性推理方法融合已成为重要趋势。文献[1]提出的自适应模糊威胁评估方法,通过专家调查自动生成模糊规则并结合机器学习实现近实时自适应,有效解决了传统模糊系统规则集指数增长和难以适应威胁行为变化的问题。深度学习与不确定性推理的融合也取得了重要进展[49]。从数据驱动与知识驱动的对比视角看,最佳实践是构建知识与数据联合驱动的混合智能系统,在威胁评估中采用模糊规则进行初步筛选,再用机器学习算法进行精细化评估;在目标识别中利用专家知识设计特征工程,再用深度学习自动优化特征表示。

4.2. 非时序深度学习算法

传统机器学习算法虽然实现了数据驱动建模,但仍需依赖人工特征工程,在处理原始图像、雷达回波等高维非结构化数据时存在局限。深度学习算法通过构建多层非线性变换实现端到端学习,能够自动从原始数据中提取层次化特征表示,在军事目标识别、威胁评估等任务中展现出突破性优势。深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)和卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是其中最具代表性的两类架构,分别代表了生成式深度学习和视觉特征提取的技术路径。

深度置信网络作为生成式深度学习的代表,通过无监督预训练和有监督微调的两阶段学习机制,在小样本条件下的雷达信号处理和 SAR 图像识别中展现出独特优势。文献[50]提出基于注意力机制的循环时序受限玻尔兹曼机用于雷达高分辨距离像序列识别,在 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition)数据集上实现了 94.48%的识别准确率。文献[51]提出引导重构和加权范数约束深度置信网络用于 SAR 目标识别,通过生成一维图像特征降低维度,在有限训练样本下保持了良好性能。尽管深度置信网络在特征学习方面表现优异,但其训练效率较低且对超参数敏感,近年来逐渐被卷积神经网络及其变体所取代[52][53]。

卷积神经网络凭借局部连接、权值共享和平移不变性等特性,在 SAR 图像目标识别、红外目标检测和雷达信号处理等军事应用中取得了突破性进展。在 SAR 自动目标识别方面,文献[54]提出轻量级全卷积神经网络,在 MSTAR 军用车辆分类任务中实现了 99.92%的标准条件准确率而相比 ResNet 减少 98%

参数量。文献[55]通过层级相关传播算法解决了卷积神经网络可解释性问题,可视化输入 SAR 图像中对识别决策贡献的区域。红外目标检测方面,文献[56]开发的紧凑型全卷积网络仅包含 13 万参数,相比基线方法提高 19.54%检测性能。文献[57]针对红外弱小目标检测提出 HMCNet 混合架构,集成多尺度融合模块增强局部特征,在IRSTD-1k数据集上实现了优异的背景抑制性能[58][59]。

除了 DBN 和 CNN 这两类经典架构外,研究者还探索了多种混合深度架构以适应复杂的军事应用场景。文献[60]将去噪扩散概率模型与图注意力网络相结合应用于空中目标意图识别,通过处理高维态势信息实现了 98.73%的识别准确率,展现了混合架构在复杂态势理解中的优势。深度强化学习将深度神经网络与强化学习相结合,在动态对抗决策问题中展现出独特优势。文献[61]提出基于深度强化学习的防空武器目标分配方法,利用深度 Q 网络处理多阶段目标分配优化问题,通过端到端学习实现了从态势感知到火力分配的智能决策,在动态对抗环境中表现出良好的适应性。

军事深度学习应用面临三大实际约束:因保密和作战安全导致的训练数据受限、战术平台上的计算资源限制以及指挥决策对可解释性的要求。针对数据稀缺问题,迁移学习和元学习方法展现出良好前景。文献[62]通过深度迁移学习在小训练集条件下实现军事目标高精度识别,仅重新训练最后三层 CNN 层同时迁移其他层的先验知识。文献[63]提出元迁移学习方法 MetraSAR 用于跨任务跨域 SAR 目标识别,元训练阶段基础学习器提取任务特定信息而元学习器捕获可泛化的学习经验。针对计算资源限制,轻量化网络架构成为重要研究方向。文献[64]提出 SMCA- α -YOLOv5 替换 Focus 模块为 Stem 块并用 MobileNetV3 重新设计骨干网络,在仅 101.4 万参数条件下实现 98.4% mAP,参数量减少 85.52%。文献[65]开发 YOLO-E 轻量级算法通过高效多尺度卷积显著降低参数量,适合无人平台部署。

生成对抗网络为解决军事数据稀缺提供了新途径。文献[66]将 EfficientDet 与生成对抗网络结合用于城市反恐场景中的军事目标识别,GAN 扩充不足的训练样本,在无人车辆平台上验证了更高的检测速度。文献[67]提出 DH-GAN (Double-Header GAN)采用双鉴别器和高频通滤波器专门生成反映真实图像高频特征的仿真 SAR 图像,扩充 CNN 识别所需数据集。深度学习与不确定性推理融合也是重要趋势。文献[33]提出基于深度学习和模糊折扣加权的信息融合方法用于目标意图识别,深度网络输出不确定信息后应用模糊折扣加权操作和 D-S 证据理论,在军事对抗环境中产生更可靠的融合结果。文献[49]将证据理论与深度学习结合用于目标分类,在模式模糊时进行谨慎的集合值分类而非强制单一类别判断,有效处理了深度模型参数量大、易过拟合的局限性。

4.3. 时序深度学习算法

传统机器学习算法和非时序深度学习算法虽然在特征提取和非线性建模方面表现出色,但在处理军事目标的动态行为序列时存在明显局限——它们难以有效捕捉目标状态随时间演化的时序依赖关系。空战目标的机动轨迹、雷达信号的时序特征、战场态势的动态演变等都具有显著的时序相关性,需要模型具备记忆历史信息并预测未来趋势的能力。时序学习算法通过引入循环连接和门控机制实现对序列数据的建模,能够从历史观测中提取时序模式并进行动态推理,在目标轨迹预测、意图识别、威胁态势演化等任务中展现出独特优势。长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)是最具代表性的两类架构,分别通过复杂门控和简化结构实现了长期依赖学习和计算效率的平衡。

循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)作为最早的时序学习方法,通过隐状态的循环连接实现历史信息传递,但在处理长序列时面临梯度消失问题。针对这一局限,长短期记忆网络引入遗忘门、输入门、输出门三个门控单元和细胞状态,使关键信息能够在多个时间步之间传递而不经非线性变换,有效缓解了梯度消失问题。在导弹轨迹预测领域,文献[68]提出基于 LSTM 与 1DCNN (One-Dimensional

Convolutional Neural Network, 1DCNN)融合的方法, 通过 LSTM 捕捉弹道轨迹的长期依赖特征, 对不同再入类型成功完成轨迹预测任务。在意图识别方面, 文献[69]将双向 LSTM 与注意力机制结合用于空战战术意图识别, 利用双向传播同时捕获历史和未来时刻的信息, 显著提升了意图识别准确率。雷达信号识别是 LSTM 的另一重要应用场景, 文献[70]将 LSTM 与残差网络结合用于雷达有源干扰识别, 在低信噪比条件下展现出强大的抗噪能力; 文献[71]提出基于注意力机制的堆叠 LSTM 网络处理雷达高分辨距离像序列, 通过堆叠多个 LSTM 层实现更深层次特征提取, 收敛速度显著加快。

LSTM 在军事目标评估中取得显著成效, 但其三门结构带来的参数冗余限制了在资源受限平台上的部署。门控循环单元作为 LSTM 的简化变体, 将三个门简化为重置门和更新门, 在保持时序建模能力的同时减少了约 25%的参数量。文献[72]提出双向门控循环单元-注意力机制(Bidirectional Gated Recurrent Unit with Attention mechanism, BiGRU-Attention)模型用于空中目标作战意图预测, 通过特征预测模块实现提前预测敌方作战意图, 为指挥决策争取了宝贵时间。文献[73]提出横向混合神经网络架构, 根据数据特性分类处理, GRU 处理机动数据的准确率显著高于传统神经网络, 混合模型在数据缺失情况下仍能保持较高准确率。

标准 LSTM 和 GRU 采用单向信息流动, 无法充分利用未来时刻的上下文信息。基于此, 双向机制和注意力增强成为重要改进方向。文献[74]提出 1DCNN-BiLSTM 架构用于空中目标作战意图识别, 采用时间滑动窗口分割策略处理长序列数据, 利用 1DCNN 提取并降维, 双向长短期记忆网络(Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM)前后向层分别捕获历史和未来依赖关系, 在不同噪声水平和目标姿态角度下均保持稳定性能。这些改进方法通过双向信息流和注意力机制, 使模型能够更全面地理解目标行为为的上下文特征。

循环网络在时序建模方面表现优异, 但其串行处理特性限制了并行计算能力。Transformer 架构凭借自注意力机制实现了完全并行处理, 在保持高准确率的同时大幅提升了计算效率。文献[75]首次将 Transformer 应用于机载雷达多目标跟踪, 利用自注意力机制解决多目标与多量测的匹配问题, 针对传感器漏检情况引入虚拟量测重新建立数据关联模型。Transformer 的核心优势在于不需要提前知晓目标运动模型等先验信息, 且并行计算特性使其训练效率显著提升, 在复杂多目标场景中表现出色。

时序网络与其他深度学习方法的融合代表了军事目标评估技术的最新发展方向。文献[76]提出 TD3 (Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient)-LSTM 算法, 将双延迟深度确定性策略梯度与长短期记忆网络结合, 利用 LSTM 从高维空战态势中提取时序特征, 在多种对抗场景中验证了算法的有效性。在时空图神经网络融合方面, 文献[77]提出时空图编码器-解码器框架(Spatiotemporal Graph Encoder-Decoder, STGED), 结合图神经网络与循环神经网络, 采用基于图的注意力机制进行空间编码, 利用 RNN 进行时间编码, 实现了高精度的战术网络状态预测。

常见的数据驱动方法, 其原理、特点以及优、缺点如表 3 所示。

Table 3. Data-driven methods

表 3. 数据驱动方法

算法	原理	特点	优点	缺点
支持向量机 (SVM)	寻找最优分类超平面最大化间隔	基于核函数的分类器	理论基础坚实, 泛化能力强	核函数和参数选择困难
随机森林	构建多棵决策树集成投票	集成学习方法	不易过拟合, 可输出特征重要性	模型可解释性较弱
极限学习机 (ELM)	随机输入权重解析计算输出	单隐层前馈网络	训练速度快	随机初始化导致稳定性差

续表

深度神经网络(DNN)	多层全连接非线性变换	深层全连接架构	非线性建模能力强	参数量大易过拟合
深度置信网络(DBN)	无监督预训练加有监督微调	生成式深度学习	预训练可利用无标签数据	训练效率低
卷积神经网络(CNN)	局部连接和权值共享	自动提取层次化特征	对图像等空间数据处理能力强	网络结构设计需要经验
长短期记忆网络(LSTM)	门控单元控制信息流动	处理序列的循环网络	缓解梯度消失, 捕捉长期依赖	三门结构参数多计算慢
门控循环单元(GRU)	简化为两门的循环结构	LSTM 的简化变体	结构简单训练更快	对极长序列建模能力有限
Transformer	自注意力机制并行计算	非循环序列建模	并行训练效率高	位置编码设计影响性能

5. 总结与展望

5.1. 方法回顾与对比

本文从计算原理角度系统梳理了军事目标评估中应用的多属性决策方法, 将其分为模型驱动的线性加权方法、模型驱动的非线性评估方法和数据驱动方法三大类。线性加权方法以 AHP、熵权法、CRITIC 等为代表, 通过权重线性组合实现评估, 具有计算透明、结果可解释的优势。虽然 ANP 等方法在一定程度上可处理指标关联, 模糊方法可处理不确定性, 但受线性组合机制约束, 在处理高度非线性关系和复杂交互作用时仍存在局限; 非线性评估方法引入模糊推理、概率融合、关联分析等机制, 能够有效处理不确定信息和复杂关联关系, 但对专家知识和数据质量依赖较强; 数据驱动方法通过数据驱动的自动学习实现智能评估, 在处理高维数据和动态环境方面表现突出, 但面临数据稀缺、可解释性不足等挑战。三类方法各有优势和局限, 在实际应用中需要根据任务特点、数据条件和决策需求合理选择。三类方法的详细对比分析如表 4 所示。

Table 4. Application analysis of multi-attribute decision-making methods in military target assessment

表 4. 多属性决策方法在军事目标评估中的应用分析

算法	原理	特点	优点	缺点
支持向量机(SVM)	寻找最优分类超平面最大化间隔	基于核函数的分类器	理论基础坚实, 泛化能力强	核函数和参数选择困难
随机森林	构建多棵决策树集成投票	集成学习方法	不易过拟合, 可输出特征重要性	模型可解释性较弱
极限学习机(ELM)	随机输入权重解析计算输出	单隐层前馈网络	训练速度快	随机初始化导致稳定性差
深度神经网络(DNN)	多层全连接非线性变换	深层全连接架构	非线性建模能力强	参数量大易过拟合
深度置信网络(DBN)	无监督预训练加有监督微调	生成式深度学习	预训练可利用无标签数据	训练效率低
卷积神经网络(CNN)	局部连接和权值共享	自动提取层次化特征	对图像等空间数据处理能力强	网络结构设计需要经验
长短期记忆网络(LSTM)	门控单元控制信息流动	处理序列的循环网络	缓解梯度消失, 捕捉长期依赖	三门结构参数多计算慢
门控循环单元(GRU)	简化为两门的循环结构	LSTM 的简化变体	结构简单训练更快	对极长序列建模能力有限
Transformer	自注意力机制并行计算	非循环序列建模	并行训练效率高	位置编码设计影响性能

5.2. 共性问题与发展趋势

当前军事目标评估的多属性决策方法研究呈现以下发展趋势:

(1) 方法融合成为主流趋势。单一方法难以全面应对复杂战场环境,主客观组合赋权、GRA-TOPSIS 融合、深度学习与证据理论结合等混合方法不断涌现,体现了优势互补的发展理念。

(2) 不确定性处理能力亟需增强。战场环境的信息不完备、模糊性和对抗性给目标评估带来巨大挑战。模糊推理、证据理论、贝叶斯方法等不确定性处理技术与机器学习的融合,是提升评估鲁棒性的重要方向。

(3) 智能化与可解释性需要平衡。深度学习等智能方法在特征提取和模式识别方面优势明显,但其黑箱特性制约了在高风险决策中的应用。构建知识与数据联合驱动的混合智能系统,在提升智能化水平的同时保证决策过程的可理解性,是当前研究的重点。

综上所述,军事目标评估的多属性决策方法正朝着融合化、智能化、可解释化方向发展。未来研究应在深化方法融合创新、增强不确定性处理能力、保证决策可解释性等方面持续突破,为现代作战指挥决策提供更加科学可靠的技术支撑。

参考文献

- [1] Tuncer, O. and Cirpan, H.A. (2023) Adaptive Fuzzy Based Threat Evaluation Method for Air and Missile Defense Systems. *Information Sciences*, **643**, Article 119191. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119191>
- [2] Bajjani-Gebara, J., Hopkins, D., Wasserman, J., Landoll, R. and Keller, M. (2025) Modification of the Adjustment Disorder New Module20 (ADNM-20) for Use in Military Environments (ADNM-20-MIL): A Delphi and Pilot Study. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, **34**, e70021. <https://doi.org/10.1002/mp.70021>
- [3] Wang, J., Pan, C. and Zhang, Q. (2025) Double Weighted Combat Data Quality Evaluation Method Based on CVF Optimized FAHP. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 2516. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-87266-3>
- [4] Sam'an, M., Dasril, Y. and Muslim, M.A. (2021) The New Fuzzy Analytical Hierarchy Process with Interval Type-2 Trapezoidal Fuzzy Sets and Its Application. *Fuzzy Information and Engineering*, **13**, 391-419. <https://doi.org/10.1080/16168658.2021.1952760>
- [5] 李智强, 王少成, 柴华, 等. 基于 AHP 和熵权法组合赋权的空间目标威胁评估方法[J]. 信息工程大学学报, 2024, 25(6): 751-756.
- [6] 刘涛, 刘宇畅, 胡文权, 等. 基于 CRITIC-VIKOR 的空域辐射源威胁目标评估[J]. 电子信息对抗技术, 2024, 39(6): 6-14.
- [7] 强裕功, 宋贵宝, 刘铁, 等. 基于组合赋权逼近理想解法的岸-海联合防空目标威胁评估[J]. 兵工自动化, 2024, 43(5): 60-65.
- [8] 高杨, 李东生. 基于 ANP 指标权重的相对威胁度评估模型[C]//中国指挥与控制学会. 第三届中国指挥控制大会论文集(下册). 北京: 国防工业出版社, 2015: 314-318.
- [9] 王光源, 李浩民, 祝大程, 等. 基于熵权法-灰色关联法的海面目标威胁度评估[J]. 指挥控制与仿真, 2023, 45(4): 57-61.
- [10] 赵焯南, 杜伟伟, 陈铁健, 等. 基于集对分析的坦克多目标威胁评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(6): 108-112.
- [11] 苏倩, 钟元芾, 曹志钦, 等. 基于作战态势和改进 CRITIC-TOPSIS 的目标威胁评估模型[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(8): 2343-2352.
- [12] 宋宝军, 冯卉, 林畅宏. 基于直觉模糊距离测度和 VIKOR 的反导系统作战效能评估[J]. 弹箭与制导学报, 2021, 41(6): 118-123.
- [13] 奚之飞, 徐安, 寇英信, 等. 基于改进 GRA-TOPSIS 的空战威胁评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(2): 388-397.
- [14] 靳崇, 孙娟, 王永佳, 等. 基于直觉模糊 TOPSIS 和变权 VIKOR 的防空目标威胁综合评估[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(1): 172-180.
- [15] 孔德鹏, 常天庆, 郝娜, 等. 地面作战目标威胁评估多属性指标处理方法[J]. 自动化学报, 2021, 47(1): 161-172.

- [16] 麻士东, 韩亮, 龚光红, 等. 基于云模型的目标威胁等级评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(2): 150-153+179.
- [17] 汪涛, 周文雅, 郭继唐, 等. 改进高斯云模型及其在装备保障体系能力评估中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(5): 1673-1681.
- [18] 杨爱武, 李战武, 徐安, 奚之飞, 常一哲. 基于加权动态云贝叶斯网络空战目标威胁评估[J]. 飞行力学, 2020, 38(4): 87-94.
- [19] 王昱, 章卫国, 傅莉, 等. 基于不确定性信息的空战威胁评估方法[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(2): 299-305.
- [20] 曲宗华, 魏春岭. 一种空间目标异动威胁评估的贝叶斯网络模型[J]. 航天控制, 2023, 41(4): 67-76.
- [21] 杨远志, 周中良, 刘宏强, 等. 基于信息熵和粗糙集的空战目标威胁评估方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(10): 2071-2077.
- [22] 杨爱武, 李战武, 徐安, 等. 基于 RS-CRITIC 的空战目标威胁评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(12): 2357-2365.
- [23] 郭辉, 徐浩军, 刘凌. 基于回归型支持向量机的空战目标威胁评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(1): 123-126.
- [24] 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.
- [25] 宋波涛, 许广亮. 基于 LSTM 与 1DCNN 的导弹轨迹预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(2): 504-512.
- [26] 滕飞, 刘曙, 宋亚飞. BiLSTM-Attention: 一种空中目标战术意图识别模型[J]. 航空兵器, 2021, 28(5): 24-32.
- [27] 邵正途, 许登荣, 徐文利, 等. 基于 LSTM 和残差网络的雷达有源干扰识别[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(2): 416-423.
- [28] 张一凡, 张双辉, 刘永祥, 等. 基于注意力机制的堆叠 LSTM 网络雷达 HRRP 序列目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(10): 2775-2781.
- [29] 李文娜, 张顺生, 王文钦. 基于 Transformer 网络的机载雷达多目标跟踪方法[J]. 雷达学报, 2022, 11(3): 469-478.
- [30] 吴冯国, 陶伟, 李辉, 等. 基于深度强化学习算法的无人机智能规避决策[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(6): 1702-1711.
- [31] Luo, R., Huang, S., Zhao, Y. and Song, Y. (2021) Threat Assessment Method of Low Altitude Slow Small (LSS) Targets Based on Information Entropy and AHP. *Entropy*, **23**, Article 1292. <https://doi.org/10.3390/e23101292>
- [32] Zhao, R., Yang, F., Ji, L. and Bai, Y. (2021) Dynamic Air Target Threat Assessment Based on Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Sets, Game Theory, and Evidential Reasoning Methodology. *Mathematical Problems in Engineering*, **2021**, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2021/6652706>
- [33] Kong, D., Chang, T., Wang, Q., Sun, H. and Dai, W. (2018) A Threat Assessment Method of Group Targets Based on Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Multi-Attribute Group Decision-Making. *Applied Soft Computing*, **67**, 350-369. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.03.015>
- [34] Krishnan, A.R., Kasim, M.M., Hamid, R. and Ghazali, M.F. (2021) A Modified CRITIC Method to Estimate the Objective Weights of Decision Criteria. *Symmetry*, **13**, Article 973. <https://doi.org/10.3390/sym13060973>
- [35] Gao, Y. and Lyu, N. (2024) A New Multi-Target Three-Way Threat Assessment Method with Heterogeneous Information and Attribute Relevance. *Mathematics*, **12**, Article 691. <https://doi.org/10.3390/math12050691>
- [36] Gao, Y., Li, D. and Zhong, H. (2020) A Novel Target Threat Assessment Method Based on Three-Way Decisions under Intuitionistic Fuzzy Multi-Attribute Decision Making Environment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **87**, Article 103276. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.103276>
- [37] Fan, C., Fu, Q., Song, Y., Lu, Y., Li, W. and Zhu, X. (2022) A New Model of Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy Weighted Operators and Their Application in Dynamic Fusion Target Threat Assessment. *Entropy*, **24**, Article 1825. <https://doi.org/10.3390/e24121825>
- [38] Yin, Y., Zhang, R. and Su, Q. (2023) Threat Assessment of Aerial Targets Based on Improved GRA-TOPSIS Method and Three-Way Decisions. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **20**, 13250-13266. <https://doi.org/10.3934/mbe.2023591>
- [39] Chen, D.F., Feng, Y. and Liu, Y.X. (2015) Threat Assessment for Air Defense Operations Based on Intuitionistic Fuzzy Logic. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, **8**, 743-753.
- [40] Ma, S.D., Zhang, H.Z. and Yang, G.Q. (2017) Target Threat Level Assessment Based on Cloud Model under Fuzzy and Uncertain Conditions in Air Combat Simulation. *Aerospace Science and Technology*, **67**, 49-53. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2017.03.033>
- [41] Li, Y.B., Chen, J., Ye, F. and Liu, D. (2016) The Improvement of DS Evidence Theory and Its Application in IR/MMW

- Target Recognition. *Journal of Sensors*, **2016**, 1-15. <https://doi.org/10.1155/2016/1903792>
- [42] Wang, Y., Liu, D.S., Yang, Y., *et al.* (2023) Target Identity Fusion Method Based on Improved DS Evidence Theory. 2023 3rd International Conference on Electronic Information Engineering and Computer, Shenzhen, 17-19 November 2023, 451-458.
- [43] Huang, F.H., Zhang, Y., Wang, Z.Q., *et al.* (2021) A Novel Conflict Management Method Based on Uncertainty of Evidence and Reinforcement Learning for Multi-Sensor Information Fusion. *Entropy*, **23**, Article 1222. <https://doi.org/10.3390/e23091222>
- [44] Zhang, Z., Wang, H.F., Geng, J., *et al.* (2022) An Information Fusion Method Based on Deep Learning and Fuzzy Discount-Weighting for Target Intention Recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **109**, Article 104610. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104610>
- [45] Wang, Y., Sun, Y., Li, J. and Xia, S. (2012) Air Defense Threat Assessment Based on Dynamic Bayesian Network. 2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012), Yantai, 19-20 May 2012, 721-724. <https://doi.org/10.1109/icsai.2012.6223112>,
- [46] Guo, X.X., Ji, J., Khan, F., *et al.* (2021) A Novel Fuzzy Dynamic Bayesian Network for Dynamic Risk Assessment and Uncertainty Propagation Quantification in Uncertainty Environment. *Safety Science*, **141**, Article 105285. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105285>
- [47] Xia, J.Y., Pi, Z.Y. and Fang, W.G. (2021) Predicting War Outcomes Based on a Fuzzy Influence Diagram. *International Journal of Fuzzy Systems*, **23**, 984-1002.
- [48] Wang, J.X., Wang, X., Chen, Y.Y., *et al.* (2025) Model Adaptive Kalman Filter for Maneuvering Target Tracking Based on Variational Inference. *Electronics*, **14**, Article 1908. <https://doi.org/10.3390/electronics14101908>
- [49] Zhai, S.J. and Jiang, T. (2015) A New Sense-through-Foliage Target Recognition Method Based on Hybrid Differential Evolution and Self-Adaptive Particle Swarm Optimization-Based Support Vector Machine. *Neurocomputing*, **149**, 573-584. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.08.017>
- [50] Deng, Y. and Deng, Y. (2022) A Method of SAR Image Automatic Target Recognition Based on Convolution Auto-Encode and Support Vector Machine. *Remote Sensing*, **14**, Article 5559. <https://doi.org/10.3390/rs14215559>
- [51] Liu, J., Xu, Q.Y. and Chen, W.S. (2021) Classification of Bird and Drone Targets Based on Motion Characteristics and Random Forest Model Using Surveillance Radar Data. *IEEE Access*, **9**, 160135-160144. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3130231>
- [52] Song, R.Q., Liu, B.L., Xue, S.Q., *et al.* (2023) Air Target Threat Assessment: A Kernel Extreme Learning Machine Based on a Multi-Strategy Improved Sparrow Search Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, **2023**, 1-14 <https://doi.org/10.1155/2023/1315506>
- [53] Zhao, F., Liu, Y., Huo, K., Zhang, S. and Zhang, Z. (2018) Radar HRRP Target Recognition Based on Stacked Autoencoder and Extreme Learning Machine. *Sensors*, **18**, Article 173. <https://doi.org/10.3390/s18010173>
- [54] Cao, Y., Kou, Y., Xu, A. and Xi, Z. (2021) Target Threat Assessment in Air Combat Based on Improved Glowworm Swarm Optimization and ELM Neural Network. *International Journal of Aerospace Engineering*, **2021**, 1-19. <https://doi.org/10.1155/2021/4687167>
- [55] Tong, Z., Xu, P. and Denœux, T. (2021) An Evidential Classifier Based on Dempster-Shafer Theory and Deep Learning. *Neurocomputing*, **450**, 275-293. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.03.066>
- [56] Zhang, Y., Gao, X., Peng, X., Ye, J. and Li, X. (2018) Attention-Based Recurrent Temporal Restricted Boltzmann Machine for Radar High Resolution Range Profile Sequence Recognition. *Sensors*, **18**, Article 1585. <https://doi.org/10.3390/s18051585>
- [57] Wang, J., Liu, J., Ren, P. and Qin, C.X. (2020) A SAR Target Recognition Based on Guided Reconstruction and Weighted Norm-Constrained Deep Belief Network. *IEEE Access*, **8**, 181712-181722. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3025379>
- [58] Qin, C.H., Song, X.C. and Chen, H. (2020) Radar Behavior Classification Based on DBN. 2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), Chongqing, 11-13 December 2020, 1169-1173. <https://doi.org/10.1109/itaic49862.2020.9339195>
- [59] Zhang, L.L., Cheng, B.Z. and Lin, F. (2022) Hyperspectral Anomaly Detection via Fractional Fourier Transform and Deep Belief Networks. *Infrared Physics & Technology*, **125**, Article 104314. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2022.104314>
- [60] Yu, J.M., Zhou, G.Y., Zhou, S.B., *et al.* (2021) A Lightweight Fully Convolutional Neural Network for SAR Automatic Target Recognition. *Remote Sensing*, **13**, Article 3029. <https://doi.org/10.3390/rs13153029>
- [61] Zang, B., Ding, L.L., Feng, Z.P., *et al.* (2021) CNN-LRP: Understanding Convolutional Neural Networks Performance for Target Recognition in SAR Images. *Sensors*, **21**, Article 4536. <https://doi.org/10.3390/s21134536>

- [62] d'Acremont, A., Fablet, R., Baussard, A. and Quin, G. (2019) CNN-Based Target Recognition and Identification for Infrared Imaging in Defense Systems. *Sensors*, **19**, Article 2040. <https://doi.org/10.3390/s19092040>
- [63] Chen, Y., Li, L. and Liu, X. (2025) HMCNet: Hybrid State Space Model and CNN for Infrared Small Target Detection. *Remote Sensing*, **17**, Article 452.
- [64] Fan, M.M., Tian, S.Q., Liu, K., *et al.* (2021) Infrared Small Target Detection Based on Region Proposal and CNN Classifier. *Signal, Image and Video Processing*, **15**, 1927-1936. <https://doi.org/10.1007/s11760-021-01936-z>
- [65] Geng, Z., Yan, H., Zhang, J. and Zhu, D. (2021) Deep-Learning for Radar: A Survey. *IEEE Access*, **9**, 141800-141818. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3119561>
- [66] Cao, B., Xing, Q.H., Li, L.Y., *et al.* (2025) An Air Target Intention Data Extension and Recognition Model Based on Deep Learning. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 13894. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-98438-6>
- [67] Fu, Q., Fan, C.L. and Heng, Y. (2023) Air Defense Intelligent Weapon Target Assignment Method Based on Deep Reinforcement Learning. *Proceedings of the 7th International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence*, New York, 18-20 January 2023, 157-161.
- [68] Yang, Z., Yu, W., Liang, P.W., *et al.* (2018) Deep Transfer Learning for Military Object Recognition under Small Training Set Condition. *Neural Computing and Applications*, **31**, 6469-6478. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3468-3>
- [69] Zhang, Y.K., Guo, X.S., Leung, H. and Li, L. (2023) Ross-Task and Cross-Domain SAR Target Recognition: A Meta-Transfer Learning Approach. *Pattern Recognition*, **138**, Article 109402. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109402>
- [70] Du, X.L., Song, L.K., Lv, Y.N., *et al.* (2022) A Lightweight Military Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5. *Electronics*, **11**, Article 3263. <https://doi.org/10.3390/electronics11203263>
- [71] Sun, Y., Wang, J.Z., You, Y., *et al.* (2025) YOLO-E: A Lightweight Object Detection Algorithm for Military Targets. *Signal, Image and Video Processing*, **19**, Article No. 241. <https://doi.org/10.1007/s11760-024-03808-8>
- [72] Zhuang, X.N., Li, D.G., Wang, Y., *et al.* (2024) Military Target Detection Method Based on EfficientDet and Generative Adversarial Network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **132**, Article 107896. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107896>
- [73] Oghim, S., Kim, Y., Bang, H., Lim, D. and Ko, J. (2024) SAR Image Generation Method Using DH-GAN for Automatic Target Recognition. *Sensors*, **24**, Article 670. <https://doi.org/10.3390/s24020670>
- [74] Teng, F., Song, Y., Wang, G., Zhang, P., Wang, L. and Zhang, Z. (2021) A GRU-Based Method for Predicting Intention of Aerial Targets. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2021**, Article 6082242. <https://doi.org/10.1155/2021/6082242>
- [75] Wang, Y.H., Wang, J., Fan, S.P., *et al.* (2023) Quick Intention Identification of an Enemy Aerial Target through Information Classification Processing. *Aerospace Science and Technology*, **132**, Article 108005. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2022.108005>
- [76] Zhang, C.H., Zhou, Y., Li, H., *et al.* (2023) Combat Intention Recognition of Air Targets Based on 1DCNN-BILSTM. *IEEE Access*, **11**, 134504-134516. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3337640>
- [77] Liu, J., Albrethsen, J., Goh, L., Yau, D. and Lim, K.H. (2024). Spatial-Temporal Graph Representation Learning for Tactical Networks Future State Prediction. *2024 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Yokohama, 30 June - 5 July 2024, 1-8. <https://doi.org/10.1109/ijcnn60899.2024.10650266>