

智能化军用雷达目标识别关键问题探讨

田西兰^{1,2}, 李川¹, 王凤^{1,2}, 孙瑞^{1,2}, 刘丽莎^{1,2}

- (1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088;
2. 孔径阵列与空间探测安徽省重点实验室, 安徽合肥 230088)

摘要: 随着人工智能等前沿技术的迅速发展和战场环境的日趋复杂,智能化军用雷达目标识别的需求愈加迫切。本文结合国内外目标识别的发展趋势和深度学习算法在雷达目标识别中的应用研究,从实装应用的角度出发,探讨了军用雷达智能化目标识别各处理环节的关键问题,分别在层次化目标识别策略设计、目标稳健特征提取与特性自学习以及决策模型设计等方面开展了较为全面、深入的分析,论述了未来应用研究中的重要方向,给智能化目标识别设计提供参考。

关键词: 人工智能; 雷达目标识别; 特征自学习; 层次化识别

中图分类号:TN959 文献标志码:A 文章编号:1672-2337(2021)05-0534-05

Discussion on Key Problems in Intelligent Military Radar Target Recognition

TIAN Xilan^{1,2}, LI Chuan¹, WANG Feng^{1,2}, SUN Rui^{1,2}, LIU Lisha^{1,2}

- (1. The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China;
2. Key Laboratory of Aperture Array and Space Application, Hefei 230088, China)

Abstract: With the rapid development of artificial intelligence and the increasingly complex battlefield environment, the demand of intelligent military radar target recognition is becoming more and more urgent. From the view of real application, combined with the development trend of target recognition at home and abroad and the deep learning algorithm in radar target recognition application research, the key problems in each processing step are discussed in this paper. Hierarchical target recognition strategy design, robust target features extraction and feature self-learning, as well as the decision model design are comprehensively and deeply analyzed. The important directions of future application research are discussed, which provides a reference solution.

Key words: artificial intelligence; radar target recognition; feature self-learning; hierarchical recognition

0 引言

目标识别是决定武器系统作战效能的核心技术之一,以目标与环境相互作用的结果为输入,以先进机器学习算法为手段,从宽窄带特性数据中获得对目标本原特征的描述,完成对目标属性的判定。目标识别输入由目标自身特性、环境特性、雷达工作参数共同决定。根据基础环境自适应调整雷达工作模式及参数是保证识别输入的广度、深度与精确度的关键。在此基础上,多维度挖掘高可分、强泛化的目标特性表征方法,进行高维特征融合判决,是雷达目标识别在实战中发挥有效作用的关键所在。

随着战场探测识别手段日益多样化、复杂化,

作战过程中的对抗日趋激烈化,战场环境日趋复杂。更广域的环境感知与更深度的目标特性感知之间的矛盾日益突出。如何自主地对基础环境进行分类识别,使传感器更高效地匹配环境特性的获取并输出其中的显著性目标;如何自主地对重要目标进行关键特征的精准激励,高效完成目标的细粒度识别直接支撑后续的情报分析,是智能化目标识别需要面临的首要问题。本文结合目标识别的技术发展趋势与实装应用需求探讨军用雷达智能化目标识别在各处理环节的关键问题,为智能算法落地实装提供参考方案。

1 雷达目标识别发展需求及关键问题

作为新一代雷达的核心性能表征,目标识别

已成为军事智能的竞争高地。美国国防高级研究计划局(DARPA)、美国导弹防御局(MDA)等连续资助开展一系列雷达目标识别创新课题研究,研究人员针对不同雷达数据特性采用相应的机器学习算法实现目标特征的自动提取^[1-4]。国内理论研究以西安电子科技大学、国防科技大学、北京理工大学^[5-6]等院校为主,多集中于目标精细特性分析及先进机器学习算法在雷达目标识别中的应用研究。其中,空军工程大学的冯存前团队提出利用弹道目标微动特征和 RCS(Radar Cross Section)序列统计特征相结合的弹道目标智能分类算法^[7]。国防科学技术大学的夏靖远针对雷达目标信号序列数据特征,采用受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)实现雷达高分辨距离像(High Resolution Range Profile, HR-RRP)目标自动识别^[8]。目前大部分雷达目标智能化识别的研究还处于理论研究阶段,然而如何将深度学习技术有效应用到实战装备的讨论与研究并不多见。

实装应用研究层面,以中国电科 38 所、14 所等为代表的雷达整机研究所为主,在防空、反导、对海处理等领域均有一定的成功应用^[9-10]。整体来讲,新一代军用雷达目标识别呈现输入特性数据大规模化、识别类型精细化、特征计算高效化的趋势。军事应用的高保密、强偶发、非合作等特性使得军用雷达目标识别具有典型的“大数据、小样本”特性,经典的数据分析挖掘算法难以直接应用,军用雷达目标识别实装应用时面临以下挑战:

1) 数据层面,高保密、非合作带来真值难以标定、测量数据质量相对较低的问题,偶发性带来样本分布稀疏、测量特性不完备的问题。

2) 特征层面,经典特征多适用于特定场景,未知场景中最优特征向量组合难以确定,特征的泛化性弱,导致识别系统推广性弱。

3) 决策层面,多为基于知识库及规则的粗粒度决策,决策结果的模糊性与不确定性较强,系统的连续学习能力较弱。

4) 应用层面,识别场景、识别任务与应用平台多样,智能化识别架构各异,实装推进效率较低。

针对上述问题,结合军用雷达目标识别发展趋势,在数据层、特征层、决策层梳理出亟待解决的关键问题:

1) 更精准的特性数据感知:特性数据是在线目标识别的输入信息,也是离线特性分析的基础,决定了原始测量信息的广度与深度。因此,数据层需关注在线特性数据的精准获取,以及离线实测数据中未标定数据的有效利用问题。

2) 更稳健的特征提取:特征是多维度的目标特性表征,反映特性挖掘的深度与可信度,在一定程度上决定了不同目标之间的可分性。经典特征多由测量数据分析计算获得,多与雷达工作参数、应用场景及观测视角耦合。因此,在特征层应关注稳健的特征提取方法,并提升特征的泛化能力。

3) 更自主的决策方法:决策器输出目标的属性及类别。经典的分类识别模型多基于数据驱动的方式建模,需要大规模的标注样本进行训练;不同类别的特征进行决策时结果的一致性弱,甚至冲突;在遇到陌生样本及应用场景时推广能力较弱。因此,在决策层应关注多元特征的一致性决策与决策模型的自学习能力提升。

2 智能化军用雷达目标识别设计

2.1 层次化目标识别策略设计

目标精准识别的前提是获取精细的目标特性信息。在线应用时,同时探测到的目标数量众多,对雷达资源需求巨大。在保证基本跟踪性能的基础上如何分配雷达资源,对重点关注目标进行针对性的特性激励是智能化军用雷达目标识别需要解决的第一个问题。如图 1 所示为层次化目标识别处理架构,基于在线获取的目标基础特征,如速度、高度、距离、航向、机动性等进行威胁等级的初步计算,对所有探测到的目标进行排序,仅对高威胁的目标进行精细特征的激励,对于极小威胁的目标释放雷达资源。在此基础上,基于获取的精细目标特性信息完成特征提取、分类与判决;更新之前的探测目标威胁等级排序,并对新的高威胁目标进行更为精细特征的激励、提取与判决,对弱威胁目标释放雷达资源。重复上述过程,直至遍历所有的探测目标。基于这种识别策略,逐层筛选重点关注目标进行精细识别及确认,在最优化雷达资源利用的前提下实现对观测目标的精准识别。

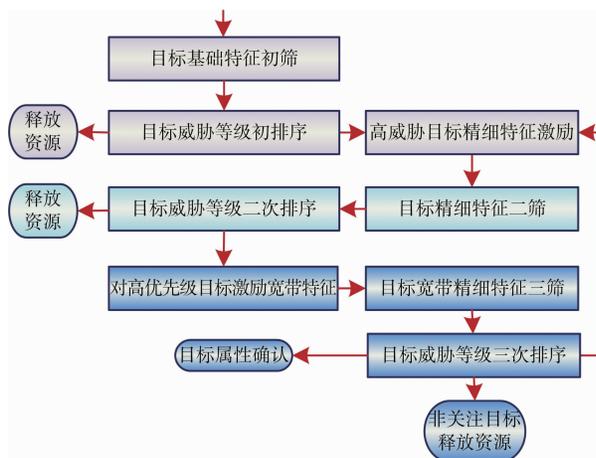


图 1 层次化目标识别处理架构

2.2 目标稳健特征提取与特性自学习

目标特征反映空/时/频/极化域的目标特性,经典的特征提取方法总结如下:

1) RCS 序列统计特征: RCS 反映目标的后向散射能力,与目标材质、结构、尺寸及雷达自身的频段相关。通常基于 RCS 序列提取其位置特征、散布特征、分布特征以及变换特征。能够进行粗粒度的尺寸区分以及姿态稳定性判别。一般不需要单独发射识别波形,判决结果的准确性与数据率相关。

2) 微动特征:反映目标局部运动引起的微多普勒效应,与平动相比,能够据此反演目标的精细化的微运动周期、结构甚至尺寸。例如进行飞机目标的直升机、螺旋桨、喷气式等的动力类型判决,以及支撑弹道目标自旋、进动、章动等精细化微动识别并直接支撑真假弹头的识别。一般需要单独发射识别波形,对于重频、驻留时间等的雷达工作参数需求较高。

3) 宽带一维距离像特征提取:反映目标沿观测视线方向强散射点的分布情况,对目标姿态角、目标出现在空间的位置、距离以及接收机增益均较为敏感。带宽越高,反映目标的特征越精细。

4) 宽带 ISAR (Inverse Synthetic Aperture Radar) 图像特征提取:反映目标在距离-多普勒成像平面的投影,通常表现为稀疏的散射中心的分布。由于目标的非合作性,平动分量在成像中易引起距离向模糊,微动分量易引起方位向模糊。成像条件较为苛刻,对雷达工作参数的需求也较高,支持目标的轮廓提取与高精度径向尺寸估计。

5) 极化特征:反映目标基本结构单元的特点,并对电假目标的判定有一定的支撑作用,多由极化散射矩阵获取极化不变量以及典型的主极化-交叉极化通道的相对关系进行目标结构及属性的判定,对于雷达天线的需求较高。

上述各特征的适用场景及所支撑的分类识别任务不一。因此,当雷达目标识别面临的应用场景发生变化时,各特征的泛化能力有待提升。近年来,以深度学习为代表的先进机器学习算法在民用光学图像处理、语音识别等领域获得了巨大的成功。随着装备实测数据的不断积累与高精度电磁特性仿真软件的持续优化,深度学习神经网络算法模型在雷达目标识别中应用变得可行^[11]。

基于深度神经网络的特征自学习根据学习目的可分为三大类:

1) 目标特征的泛化能力提升:传统的目标特征表征与提取维度有限,以飞机目标识别为例,将一维特性信息经时频分析变换到时频二维空间,实现雷达特征的图像化,再采用 CNN 的视觉特征提取机制实现目标雷达特性的深层次提取,并对卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 的结构进行针对性优化,即强化对微动响应强的节点,弱化对杂波及噪声响应强的节点,进行目标特征的自学习,实现特征的泛化能力提升。采用的基础卷积神经网络结构如图 2 所示,包括卷积层、池化层、全连接层、输出层四类。卷积神经网络的三个特性:局部连接、权重共享以及汇聚,使其具有一定程度的平移、缩放和旋转不变性。除此之外,可以通过正则化等技术来缓解神经网络在训练过程中容易出现的过拟合问题,也可通过数据增强技术解决雷达目标样本数量过少的问题。

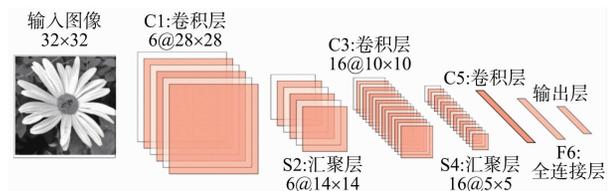


图 2 卷积神经网络基本结构

2) 多模态特征的关联与迁移:不同特性的特性表征维度的互补性可以支撑不同特征的关联、迁移与联合表征。以一维距离像特征与微动特征的协同关联为例,一维距离像特征反映目标的结构特性,微动特征反映目标的局部运动特性,两者结合有助于提升分类识别的精细度。采用多头注意力机制模型 (Multi-Head Attention Mecha-

nism, MHAM)进行并行计算,将不同维度的雷达特征数据的自注意力进行整合,关注不同任务的多个方面并覆盖多种语义信息,允许网络在不同的表示子空间里提取到互相关联的特征信息。同时通过降低特征数据的维度来减少整体计算资源的消耗,可更有效地捕获特征间全局依赖关系。具体计算公式如下所示,其中 Q, V, K 分别为注意力参数, W 为 Q, V, K 的线性变换参数, $Attention$ 为自注意力计算公式, $Concat$ 为多头注意力的合并公式。

$$\begin{aligned} MultiHead(Q, V, K) = \\ Concat(head_1, \dots, head_n)W^O \\ head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V) \end{aligned} \quad (1)$$

3) 时间序贯信息的上下文关联关系挖掘:目标在观测时间内特性表征随着时间的变化而变化,例如弹头目标多呈现稳定姿态,弹体目标则呈现无序翻滚。循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)结构如图3所示,其通过使用带自反馈的神经元,能够处理任意长度的时序数据,更适用于挖掘上下文的关联关系。该模型的变种,长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)可良好解决不同识别任务中对历史信息的取舍问题。

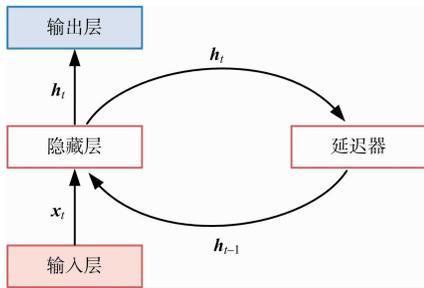


图3 循环神经网络基本结构

2.3 决策模型设计

目标识别的本质为对给定的特征向量进行类别及属性的判定,最终的判决结果由输入特征向量与分类器共同决定。目前装备应用中,以监督式分类器为主,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器、K-近邻、多层感知机(Multi-layer Perceptron, MLP)等均有很多成功的应用案例。针对军用雷达目标识别的“大数据、小样本”特性,以及连续学习需求,决策器设计层面需要加强如下方面的应用研究:

1) 半监督分类器设计:实际获取的目标识别样本集合多数表示为

$$\{(x_1, y_1) \quad (x_2, y_2) \quad \dots \quad (x_l, y_l), \\ x_{l+1} \dots x_{l+u}\} \quad (2)$$

式中, x 为输入特征向量,规模为 l 的数据准确标定,大规模的数据(规模为 u)的真值未知。采用半监督分类器设计的思想,在分类器学习阶段将未标定样本引入学习集合进行同步优化,提升分类器的准确性与泛化性。目前多数的半监督学习方法往往对有限的已标定样本和大量的未标定数据进行强的分布假设。如何结合识别任务自身特性优化半监督分类器模型设计方法,实现分类识别算法的快速收敛是值得关注的方向。

2) 增量式分类器模型设计:军用雷达目标识别能力应随着投入运行时间的增加同步进行识别性能的迭代提升。针对小样本陌生目标的识别与分类器连续学习需求,开展增量学习在雷达目标识别中的应用研究,在保证已有能力的前提下,结合半监督/无监督学习对新样本进行增量学习提取新特性知识,提升分类识别的准确性及对新类别的识别能力,应对装备识别能力的稳健在线提升起到直接支撑的作用。

3) 重点目标知识图谱构建:对军用目标的目标类型、本征特征、特征事件等建立关联关系图谱。基于测量数据或先验完成实体、关系、属性、事件等的知识抽取,并结合特性数据知识进行知识融合,经知识加工后形成知识图谱。在智能化军用雷达目标识别应用研究中,基于仿真与实测特性数据建立结构化数据源,构建特性图谱,结合识别规则、应用场景特点、任务需求等支撑目标意图推理,是值得深入研究的方向。

4) 类脑多模态融合识别模型:多元感知信息融合识别是军用雷达目标识别发展的重要趋势。在处理数据冗余且信息不完备的感知数据时,类脑信息融合为我们提供了新的思路。大脑对所获取的信息按照一定的学习方式整合,根据记忆中的经验知识去估计判断,对获取的信息进行评判并更新记忆。类脑智能通过借鉴人脑神经结构、信息处理机制和认知行为机制,以计算建模为手段,通过软硬件协同实现的机器智能^[12-13]。构建类脑多模态融合识别处理架构,实现多元感知信息的高效融合应是智能化雷达目标识别的重要目标。

5) 基于环境认知的目标识别决策闭环:当前装备应用中,识别结果与前端信息处理多呈开环状态。发展基于战场环境实时感知认知的目标检测-跟踪-识别一体化处理技术,设计高效的各处理环节的交互增益机制,实现战场环境的实时感知与识别决策结果实时闭环,是军用雷达智能化目标识别发展的必然。

4 结束语

目前,加速推进军事智能化已成为国家级战略导向。作为军事智能的典型例子,智能化军用雷达目标识别仍面临数据层面、特征层面、决策层面的一系列挑战。本文从实际装备应用的角度探讨智能化目标识别的关键问题,为人工智能相关技术落地军事应用提供参考。

参考文献:

- [1] BYI M F, DEMERS J T, RIETMAN E A. Using a Kernel Adatron for Object Classification with RCS Data[J]. arXiv, 2010(5):1-17.
- [2] SEHGAL B, SHEKHAWAT H S, JANA S K. Automatic Target Recognition Using Recurrent Neural Networks[C]// 2019 International Conference on Range Technology (ICORT), Balasore, India: IEEE, 2019:1-5.
- [3] SAGAYARAJ M J, JITHESH V, ROSHANI D. Comparative Study Between Deep Learning Techniques and Random Forest Approach for HRRP Based Radar Target Classification[C]//2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (IC-AIS), Coimbatore, India: IEEE, 2021:385-388.
- [4] AVADHANI A, CHAUDHARI S, GACHERIA P, et al. Inverse Synthetic-Aperture Radar (ISAR) Images Recognition Using Deep Learning[C]// 2020 Advanced Computing and Communication Technologies for High Performance Applications (ACCTHPA), Cochin, India: IEEE, 2020:293-298.
- [5] 陈志仁, 顾红, 苏卫民, 等. 改进的支持向量机低分辨率雷达目标分类算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(11):2456-2462.
- [6] 张学峰, 王鹏辉, 冯博, 等. 基于多分类器融合的雷达高分辨距离像目标识别与拒判新方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(2):348-356.
- [7] 李江, 冯存前, 王义哲, 等. 基于深度学习的弹道目标智能分类[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(6):1226-1234.
- [8] 夏靖远. 基于深度学习网络的雷达目标识别技术研究

[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2016.

- [9] 夏鹏, 田西兰. 面向微动特性获取的雷达波形设计[J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(1):14-20.
- [10] 王曙光, 田西兰. 一种窄带雷达舰船目标分类的决策方法[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(2):159-162.
- [11] 蔺美青, 蔡轶. 无源雷达目标识别的神经网络模型构建[J]. 雷达科学与技术, 2019, 17(5):557-563.
- [12] 赵欣怡, 宗群, 张睿隆, 等. 类脑智能技术在无人系统上的应用[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(1):1-12.
- [13] 汪霜玲, 黄松华, 易侃, 等. 类脑智能及其在下一代指挥信息系统中应用[J]. 指挥信息系统与技术, 2018, 9(5):25-30.

作者简介:



田西兰 女, 1981年生, 山东新泰人, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达目标识别、军事智能、机器学习。



李川 男, 1965年生, 河南潢川人, 研究员, 主要研究方向为人工智能、雷达系统。



王凤 女, 1991年生, 吉林公主岭人, 博士, 工程师, 主要研究方向为雷达目标识别。



孙瑞 男, 1991年生, 安徽合肥人, 博士, 工程师, 主要研究方向为目标智能识别。



刘丽莎 女, 1993年生, 陕西韩城人, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为目标识别。