

雷达辐射源个体识别综述

史亚^{*①} 张文博^② 朱明哲^② 王磊^② 徐胜军^①

^①(西安建筑科技大学信息与控制工程学院 西安 710055)

^②(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘要: 雷达辐射源个体识别通过提取个体特征来辨识雷达个体,是电子对抗领域的热点研究方向。近年来随着深度学习的飞速发展及其在各领域的成功应用,基于深度学习的雷达辐射源个体识别成为焦点。虽然研究多年,成果丰富,但目前尚缺少关于该方向全面、细致的综述。基于此,该文从雷达辐射源个体特征机理分析、基于手工特征的识别方法、基于深度学习的识别方法以及数据集构建4个方面着手,对雷达辐射源个体识别开展系统的综述工作,并对当前现状和未来方向进行总结与展望,旨在推动雷达辐射源个体识别理论和方法研究的新发展。

关键词: 辐射源个体识别; 个体特征; 机理分析; 深度学习; 数据集

中图分类号: TN974

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)06-2216-14

DOI: 10.11999/JEIT210161

Specific Radar Emitter Identification: A Comprehensive Review

SHI Ya^① ZHANG Wenbo^② ZHU Mingzhe^② WANG Lei^② XU Shengjun^①

^①(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

^②(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Specific radar emitter identification distinguishes each radar emitter based on the extracted individual features, which is crucial for electronic countermeasures. With the rapid development of deep learning, specific radar emitter identification using deep learning architecture draws great attention recently. Despite many years of research and rich achievements, there is still lack of a comprehensive review about specific radar emitter identification at present. Therefore, a systematic review is provided in this paper from four aspects: (1) the mechanism analysis of identification; (2) the handcrafted feature-based identification methods; (3) the deep learning-based identification methods; (4) and the testing datasets. Finally, the current status and the future directions are summarized, aiming at promoting the new development of specific radar emitter identification.

Key words: Specific emitter identification; Individual feature; Mechanism analysis; Deep learning; Dataset

1 引言

辐射源个体识别,又称为特定辐射源识别(Specific Emitter Identification, SEI),其通过对截获的电磁信号进行外部特征测量来获取个体特征,继而根据情报库实现对感兴趣无线电辐射源个体的唯一识别^[1-6]。SEI在电子情报、电子支援措

施、认知无线电、无线网络身份认证等领域均有重要应用,可大致分为雷达辐射源个体识别和通信辐射源个体识别两类^[2],本文仅关注前者,实则在方法论上二者可以相互借鉴。雷达辐射源个体识别是电子对抗领域的研究热点,它对雷达信号进行特征分析与分类识别,从而区分不同的雷达个体,为电子对抗系统在复杂环境中进行威胁分析和告警提供有力支撑。

SEI始于20世纪60年代,国外起步较早^[1,7-9],国内从20世纪90年代开始展开研究^[10,11]。雷达辐射源个体识别属于雷达辐射源识别(Radar Emitter Recognition, RER)的高级任务^[6,11-13],而RER还包括调制类型识别和波形识别^[13-19]。个体识别更大的挑战是:当辐射源类型、参数相同时(如同一流水

收稿日期: 2021-02-25; 改回日期: 2022-04-21; 网络出版: 2022-04-26

*通信作者: 史亚 shiyaworld@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61803293, 61501357, 61301286, 61203137), 陕西省自然科学基金基础研究计划(2019JQ760)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61803293, 61501357, 61301286, 61203137), The Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province of China (2019JQ760)

线生产的同型号、同批次的不同雷达)仍能被正确区分,这正是“identification”与“recognition”的微妙差异。SEI的关键问题可概括为:(1)个体特征的产生机理;(2)个体特征提取;(3)分类识别。其中,机理分析为特征提取提供指南,特征提取则决定着整个系统的性能优劣。雷达辐射源个体识别系统如图1所示。

随着雷达技术的不断发展,早期基于脉冲描述字、脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)等传统特征的个体识别方法已无法适应复杂的电磁环境,因此各种新特征、新方法应运而生。文献[17,18]对RER技术的研究现状进行了综述,但对个体识别的综述不够全面。文献[4,6,14,16,20,21]的相关章节对雷达辐射源个体识别的研究现状进行了较详细的总结,但止于2013年。更重要的是,自2016年周东青等人[22]将深度学习[23]引入RER领域后,近5年来基于深度学习的RER和SEI方法备受青睐,但尚缺综述论文(而通信辐射源个体识别方向已有较新颖的综述[24])。因此,针对雷达辐射源个体识别问题,本文从个体特征机理分析、基于手工特征的识别方法、基于深度学习的识别方法和数据集构建4个方面着手开展系统、全面的文献综述工作,并进行总结与展望,期冀推动雷达辐射源个体识别理论和方法研究的进一步发展。需要说明的是,关于雷达信号的降噪、分选可参考文献[6,25],本文不予展开。此外,与最新发表的“辐射源指纹特征提取方法述评”[26]一文相比,本文的不同之处在于:(1)聚焦于雷达辐射源个体识别问题,个体特征提取方法的归类方式更简洁;(2)还涉及分类器、融合识别以及用于性能验证的数据集构建方法,更加系统化;(3)对基于深度学习的雷达辐射源个体识别方法进行了详细的展开,并给出了评述。

2 个体特征机理分析

个体特征只有具备唯一性、独立性和稳定性等特性[1,4],才不容易受发射信号波形、有意调制类型、复杂电磁环境、接收机性能等影响。自20世纪80年代起,脉内无意调制(Unintentional Modulation On Pulse, UMOP)被普遍认为是个体特征的产生机理[3,4,7,10,14,27-33]。UMOP属于雷达发射机的固有属性,是由发射管、功放等发射机关键器件产生

的寄生调制,无法避免、消除和伪造,而调制形式和调制量对于不同发射机又有差异,从而使得个体识别成为可能[27]。因此,目前的机理分析工作主要基于UMOP而展开。

辐射源信号从生成到被截获的整个过程与很多因素有关,但附加在信号上的无意调制本质上只和发射机有关。基于此,现有方法主要从发射机的结构着手,先建立关键器件的简化模型,进而通过数学建模将机理与特征关联起来,由此指导个体特征的提取。文献[3]将功放视为非线性动力学系统,利用相空间分析法区分雷达个体。文献[4]分别对发射机的磁控管和功放进行数学或物理建模分析,推导出了自激指数、频推系数等特征。文献[27]将UMOP分为脉内无意调幅(Unintentional Amplitude MOP, UAMOP)和脉内无意调相(Unintentional Phase MOP, UPMOP)两类,并定性地认为UPMOP更稳定。文献[14]将发射机的相位噪声(简称相噪)视为产生UMOP的主要因素,其通过分析发射机频率合成器和射频放大链的相噪特性得出:相噪的外在表现形式为包络起伏、载频漂移等,故而提取了包络、载频均值与方差等作为个体特征。文献[20,34]将发射机振荡器的相噪建模为正弦信号,继而对含不同相噪的雷达信号进行双谱分析以寻找个体差异。在文献[34,35]的基础上,文献[6]深入分析了模糊函数与相噪之间的对应关系。此外,发射机在发射有用信号的同时还不可避免地会输出各种独特且稳定的杂散信号,也是产生UMOP的因素之一[35,36]。

无意调制是多种因素的综合效应,所以为了降低机理研究难度,上述方法通常先简化雷达发射机的结构,并假设发射机各关键器件相互独立[14],而相位噪声也简单地建模为正弦信号。可以说,现有研究成果都是对个体特征产生机理的近似分析,并且与特征提取方法之间的关联性不够强[6]。很多文献都是通过实验结果来验证个体特征的有效性[4],而即使实验结果能够表明个体差异的存在,也无法完全证明这种差异就是来自所构建的机理分析模型。随着雷达技术的发展,以发射机为研究对象而开展的机理分析工作越来越难,从而导致以机理分析为依据的个体特征提取工作也变难,因此亟需转变机理研究思路。所截获的雷达信号本身包含了个体差异的全部有用信息[28],因此将复杂的发射机作为“黑盒子”而深度挖掘信号本身所蕴含的个体差异信息,不失为一条可行途径。虽然该思路弱化了个体特征机理的物理本质,但已经证明能够进一步提升个体识别性能;正是基于此,基于深度学习的雷达辐射源个体识别方法日益流行。

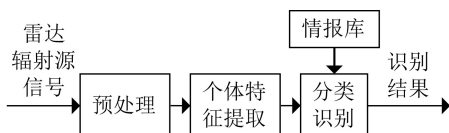


图1 雷达辐射源个体识别系统框图

3 基于手工特征的雷达辐射源个体识别

在深度学习流行之前^[37], 手工特征提取和分类器设计是解决模式识别问题的两大基本步骤。本节从手工特征提取、分类器和融合识别3个方面阐述基于手工特征的雷达辐射源个体识别研究进展。

3.1 手工特征提取

(1)时域特征。雷达辐射源信号的UAMOP曲线(或称为瞬时幅度、包络)、脉内无意调频(Unintentional Frequency MOP, UFMOP)曲线(或称为瞬时频率)和UPMOP曲线(或称为瞬时相位)均为时域特征。文献[21,31,38]指出, 信号的瞬时幅度、瞬时频率和瞬时相位富含个体差异信息, 所以可作为无意特征。文献[38]分别对UFMOP曲线和UPMOP曲线进行了类内类间可分性分析, 对比结果表明UPMOP特征更优。文献[39]提取了UAMOP曲线和UPMOP曲线对雷达信号进行聚类分析。文献[40]先利用贝塞尔曲线对UPMOP曲线进行平滑降噪, 然后采用深度学习实现个体识别。文献[41]对民航2次雷达数据进行分析, 结果表明UAMOP曲线和UFMOP曲线的前后沿具有稳定性, 并且UFMOP特征的判别能力优于UAMOP特征。文献[42]将信号的瞬时频率波形和瞬时幅度波形作为个体特征, 进而通过模板分段寻优与匹配实现个体识别。文献[8]通过分析脉冲前沿的频率结构而提取了频率偏差曲线特征, 其属于UFMOP特征。文献[43]先通过瞬时频率估计获取信号的频率漂移曲线, 提取该曲线的几何特征后用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)完成分类。文献[14,20]将载频均值与方差或载频偏移值作为个体特征。从机理角度而言, 发射机频率源的制作工艺存在偏差, 不同雷达的载频稳定度不尽相同, 因此载频差异可用于区分雷达个体^[14]。

从性能上来说, UPMOP曲线特征最优, UFMOP次之。从特征获取的难易程度而言, UPMOP曲线特征需首先建立相位观测模型^[38], UFMOP特征需利用频率估计算法精确估计瞬时频率或载频, 而UAMOP曲线特征虽易受大气传播效应和噪声影响但获取相对容易^[27], 所以使用较多。文献[30]将包络的上升/下降时间、上升/下降角度、上升与下降交点、顶降时间、UFMOP曲线及其回归线等拼接后作为个体特征, 并利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和线性判别分析进行降维。文献[14]提出一种利用Morlet小波分层提取信号包络的方法, 并将每层包络的上升沿、下降沿、顶降和脉宽作为个体特征。包络的上升沿较为稳定^[41], 不易受多径影响, 因此可只选取包络上升

沿和部分脉顶(统称为包络前沿)作为个体特征。文献[44,45]将包络前沿作为初级特征, 利用深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)^[44]或深度强化学习^[45]提取高级特征。文献[46]对包络前沿进行2次特征提取, 从而得到高阶矩特征。包络的前后沿或上升/下降沿包含雷达开关机时的瞬态信息, 因此也可视为瞬态特征。

(2)频域特征。频谱和功率谱^[6,31]是最常用的频域特征, 但不能有效区分有意调制和无意调制^[31]。文献[31]提取了频域分布密度特征, 其在零频附近聚集且关于零频呈非对称性, 性能优于频谱和功率谱。无意调制同样会破坏频谱的对称性, 所以文献[47]先用快速傅里叶变换(Fourier Transform, FT)求得频谱, 继而将频谱左右两部分之间的欧氏距离、互相关和偏度作为个体特征, 由此区分单频、线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)和二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)信号。文献[48]将频谱作为初级特征, 利用1维卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)同时实现深层特征提取与分类。

考虑发射机器件的非理想性和相噪, 文献[14]将高阶统计量方法引入辐射源识别中。其中, 双谱最为常用, 它的两个自变量均为谱频率, 所以属于频域特征。文献[14]利用非参数法估计双谱, 并对比了两类实测信号双谱的幅度谱、对角切片、能量幅度与频率等特征之间的差异。文献[49]将信号的双谱幅度谱看作图像, 对其向量化后再利用层次极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)自动学习特征, 实现了对4类有意调制类型的识别。双谱幅度谱是2维特征, 为降低冗余性可进一步提取1维特征^[14,20,34,50-52], 或进行2维数据压缩^[53-55]。文献[50]沿平行于双谱主对角或次对角的直线路径积分而得到对角积分双谱特征; 文献[51]提取了双谱的正、反对角切片作为个体特征, 并利用PCA进行降维。对角切片或对角积分会损失很多有用的谱信息, 因此文献[34,20]按围线路径积分提取了围线积分双谱的波形熵、能量熵、围线双谱均值作为个体特征。文献[52]提出了双谱-拉东变换(Bispectrum-Radon Transform, BRT), 即沿任意角度的直线路径求积分, 然后设计了降噪自编码器(Denoising Auto-Encoder, DAE)与受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine, RBM)混合的深度神经网络模型。文献[53]采用2维局部保持投影对双谱进行2维压缩后输入CNN模型, 文献[54,55]则取双谱第1象限的幅度和相位输入至对抗网络, 均能减轻深度模型的计算开销。考虑无意调制的周期性和

信号的循环平稳性, 文献[36]将循环平稳理论引入SEI中以捕捉更多的信号细节。为了降低运算量, 文献[36]提取了谱频率为0的1维循环谱切片(即循环谱零频切片)作为个体特征, 在仿真和实测数据上均获得了较优的结果。结合高阶统计量, 文献[50]进一步提出了基于循环双谱的RER方法。

(3)时频域特征。时频分析从时间和频率两个角度对信号进行刻画, 在RER中占据重要地位。文献[27]利用魏格纳-威利分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)和乔伊-威廉斯分布(Choi-Williams Distribution, CWD)对多种调制信号进行脉内细微特征分析。文献[29]对正弦信号、LFM信号和多分量信号分别进行了短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)、小波变换(Wavelet Transform, WT)和WVD分析, 由此所得的窗口傅里叶脊、小波脊和WVD对信号的脉内细微特征具有良好的分辨能力。文献[56,57]先用STFT获取信号的2维时频表示, 再通过随机投影和PCA联合降维^[56]或能量累积量计算^[57]获得1维特征, 最后由深度学习实现分类。信号的时频表示也可视为图像, 从而将时频分析与图像处理、机器学习结合起来。文献[13]先获取信号的STFT图像(可看作初级特征), 进而用尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)提取尺度特征和位置特征作为SVM的输入; 文献[58,59]利用深度学习从信号的STFT图像中提取特征。与STFT相比, WT属于多分辨分析方法。文献[14]采用Harr小波提取LFM, BPSK等4类有意调制信号的脉内特征; 文献[60]将Morlet小波时频图作为初级特征, 然后输入至深度学习模型中。小波包变换对信号的高低频都进行分解, 所以对频率成分的刻画更为精细。文献[33,61]将小波包分解的系数作为个体特征; 文献[62]先对信号进行多层小波包分解, 进而计算各系数的能量作为特征。

STFT, WT和小波包变换的时频聚集性有限, 文献[63]利用同步压缩变换(SynchroSqueezing Transform, SST)提升时频图的能量聚集性, 其首先对信号的STFT进行SST, 然后提取了瞬时频率和能量特征, 进而利用深度学习实现个体识别。此外, 双线性时频分析也能获得更高的时频聚集性, 典型代表包括WVD和Cohen类。WVD具有理想的时频分辨率, 但存在严重的交叉项干扰。通过优化Cohen类的核函数能够在抑制交叉项的同时保持较高的分辨率, 代表方法包括平滑伪WVD(Smoothing Pseudo WVD, SPWVD), CWD、改进的B分布(Modified B Distribution, MDB)等^[50]。文献[50]

提取了信号SPWVD的各阶Rényi熵作为特征向量, 采用SVM对各种调制信号进行分类。文献[64]先分别沿时间轴、频率轴和时频2维平面对CWD进行条纹状或块状划分, 基于各子块的能量提取了熵、峰度、偏度等构成信号特征。文献[50]将信号的MDB看作图像, 提取了中心矩、伪Zernike矩和局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)直方图作为特征。

近年来, 模糊函数(Ambiguity Function, AF)特征在RER中受到较多关注。对信号进行AF变换, 可获得其在时延和频偏2维平面上的联合表示^[6]。针对分选问题, 文献[65]提取了AF主脊切面的旋转角、重心和惯性半径构成特征向量。单频信号的AF能量主要集中于频偏为0、正负两倍载频的位置, 因此文献[35]提取了AF零频偏切片(Zero-Doppler-slice of AF, AF0)作为个体特征。进一步, 文献[6]提出了AF代表性频偏切片(Representative-Doppler-slice of AF, AFR)特征, 其性能优于AF0特征但频偏位置需通过搜索获得。考虑噪声影响, 文献[66]提出了基于导数约束平滑的AF最大能量切片波形提取算法, 并将波形的对称系数与AF最大能量角度作为特征。文献[67,68]将AF切片作为初级特征, 继而利用深度学习实现分类。

较之FT, WT等基于特定基分解的方法, 稀疏时频分析旨在从过完备的时频原子库中选取与信号内在结构最匹配且尽量少的原子表示信号, 自适应能力较强。文献[69]构造了多尺度Spectrum原子库, 利用匹配追踪获得最佳原子并将其关键参数作为信号特征。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)则无需预设基函数或原子库, 能够完全根据信号的自身特点分解信号。利用EMD可以先将给定信号分解为若干固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 然后对每个IMF进行希尔伯特变换, 由此可得希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)。文献[70]将雷达信号各IMF的能量作为神经网络的输入; 文献[71]从信号的HHT时频图中分别提取了主成分、相关系数、熵和深度特征, 然后利用SVM评价各种特征的性能。针对EMD存在的端点效应、模态混叠等问题, 进一步发展出了固有时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)和变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)等方法。文献[72]先用ITD进行信号分解与重构, 继而将重构信号的样本熵作为个体特征; 文献[32,73]利用VMD提取信号特征。

对于上述时频域识别方法有如下评述:

(1) 一些方法只开展了调制类型识别实验, 未进行个体识别实验。但是, 时频特征对信号的描述更为全面, 能够发掘体现个体差异的细节信息, 所以这些方法理论上适用于SEI问题。

(2) 较之时域特征和频域特征, 时频域特征与个体识别机理之间的关联度不够紧密。但就识别性能而言, 时频域特征往往更优, 这得益于其良好的信号表示能力。该结论进一步印证了前文观点, 即弱化机理分析而从信号本身着手深挖有用信息是可行的。

(3) 辐射源信号的时频表示可视为图像, 从而可以自然而然地借鉴图像处理、计算机视觉等领域的特征提取方法, 尤其是为深度学习的引入提供了坚实基础。

(4) 其他特征。本节最后简要介绍一些上述特征之外的特征, 统称为其他特征。辐射源信号包括正常工作部分和开机瞬态部分^[4,6], 前文主要基于信号的正常工作部分提取特征。发射机的开机瞬间包含无意辐射特征, 可提取脉冲的上升时间、上升角度、曲线面积、峰值功率、偏度、峰度、标准差、熵、分形维等作为个体特征^[14,30,74]。基于这些瞬态特征, 文献[74]对比了多种判别分析算法的性能。文献[4]基于发射机模型推导出自激指数和频推系数特征; 文献[3,4]基于非线性动力学提取了相空间特征; 文献[75]基于分形理论提取了盒维数等特征。

为方便参考, 表1汇总了本文介绍的所有手工特征提取方法。实际应用中, 需结合各种特征提取方法的适用场景来选取合适的特征。时域特征(尤

其是包络)通常适用于中、高信噪比及辐射源个数较少的情形, 频域及时频域特征通常不受此限制, 稳定性优于时域特征。瞬态特征、分形特征等其他特征的稳定性较难保证, 较少单独使用。时域及频域特征的硬件实现简单、高效, 因此更适用于实时系统。各种时频特征能够从不同的视角感知雷达个体间的差异, 较难预先判断哪种特征具有绝对优势。在当前复杂的电磁环境下, 单一特征的判别能力通常有限, 而特征的多样性则为系统后端进行多特征融合识别奠定了基础。还需要特别指出的是, 对于RER问题而言, 将1维时间序列信号直接作为深度模型输入的方法比较少见, 更普遍且有效的做法是“手工特征+深度学习模型”。因此, 本节也是第4节的预备知识。

3.2 分类器

不论是有意调制识别、SEI还是其他分类任务, 很多分类器都可以共用。因此, 本节只简要梳理RER中常用的分类器, 更全面的总结见文献[6,14,16,76]。文献[16]将RER技术的发展分为3个阶段, 其中第1阶段主要采用模板匹配法。文献[8,20,42]采用了“波形曲线特征+模板匹配”的方法, 文献[77]提取了雷达信号的5维个体特征或射频、脉宽等传统特征, 然后用模板匹配、K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)或神经网络进行分类。20世纪90年代初正值神经网络的第2次高潮, RER技术由此迈入第2阶段。文献[77]分别设计了4层和3层的网络对17类辐射源进行个体识别; 随后, 文献[78]将PRI、射频和脉宽3种特征作为3层感知器的输入。与国外基

表1 雷达辐射源信号手工特征提取方法汇总

特征域	手工特征	代表文献(年份: 参考文献编号)
时域	UAMOP曲线、瞬时幅度波形、包络	2005: [39]; 2011: [36]; 2013: [21]; 2015: [42]; 2016: [41]
	UFMOP曲线、瞬时频率波形、UPMOP曲线	2004: [30]; 2005: [39]; 2012: [38]; 2013: [21]; 2015: [42]; 2016: [41]; 2020: [40]
	频率偏差曲线、频率漂移曲线	1993: [8]; 2018: [43]
	载频均值与方差/偏移值、频谱	2005: [14]; 2011: [6]; 2012: [20]; 2020: [48]
	功率谱密度、频域分布密度、频谱非对称特征	2011: [6]; 2016: [31]; 2017: [47]
频域	双谱能量幅度与频率、双谱幅度谱及其截面	2005: [14]; 2019: [49]
	双谱对角切片/对角积分/围线积分/拉东变换	2008: [34]; 2012: [20]; 2015: [51]; 2019:[50]; 2020: [52]
	双谱2维降维、双谱第1象限、循环谱(双谱)	2011: [36]; 2018: [53]; 2019: [50]; 2020: [54,55]
时频域	短时傅里叶变换、小波变换、小波包变换	2003: [29]; 2005: [14,61]; 2010: [33]; 2017: [56]; 2018: [13,57,58,60]; 2019: [59,62]
	同步压缩变换、双线性时频分布(Cohen类)	1994: [27]; 2003: [29]; 2019:[50]; 2020: [63,64]
	模糊函数	2008: [65]; 2009: [35]; 2011: [6]; 2017: [67]; 2018: [66]; 2020: [68]
	稀疏时频分析、经验模态分解	2009: [69]; 2012: [70]; 2019: [71]
其他	固有时间尺度分解、变分模态分解	2019: [72]; 2020: [32,73]
	包络瞬态特征及其相关特征	2004: [30]; 2005:[14]; 2010: [46]; 2018: [45]; 2020: [44,74]
	自激指数、频推系数、相空间特征、分形特征	2007: [3]; 2008: [4]; 2017: [75]

本同步,肖先赐^[28]于1991年指明了神经网络在电子对抗方向的应用前景。早期主要采用“传统特征+神经网络”的方法,如文献^[79]将PRI、射频和脉宽参数输入至模糊自适应共振理论映射网络;文献^[80]将PRI、射频和脉宽的区间值作为向量神经网络的输入;基于传统特征,文献^[81]还利用极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)算法对50类雷达信号进行分类。受限于传统特征本身的表征能力,该阶段的分类算法难以充分发挥优势。接着,RER技术进入“脉内特征+各种分类器”的第3阶段。鉴于脉内特征良好的表示能力,文献^[41,47]采用KNN作为分类器;文献^[70]将IMF特征作为径向神经网络的输入。20世纪90年代中后期开始,统计机器学习蓬勃发展,因此基于SVM^[6,13,14,16,33,35,43,50,71],ELM^[49,82]等分类器的RER方法成为近十年的主流。随着神经网络的再次复兴,基于深度学习的RER方法于2016年兴起,本文认为当前RER技术已进入“脉内特征+深度学习”的第4阶段,详见第4节。

3.3 融合识别

雷达信号的不同特征具有不同的表示能力,不同分类器的决策能力也不同,这为多特征、多分类器融合奠定了基础。决策层融合利用了不同分类器之间的决策差异,如文献^[14]利用D-S(Dempster-Shafer)证据理论组合多个神经网络的结果;文献^[60]先将提取的深度特征送入不同核函数下的SVM,然后进行线性组合;文献^[82]提出基于自适应权值的多个概率SVM或概率ELM的组合方法。特征层融合主要利用不同特征表示之间的互补性,如文献^[30]将瞬态特征和UFMOP曲线特征直接串联;文献^[6]分别利用典型相关分析(Canonical Correlation

Analysis, CCA)、判别CCA、多集CCA和多集判别CCA提取两特征集或多特征集的相关特征,对雷达信号的模糊函数切片特征进行融合。此外,还有一种介于特征层融合和决策层融合之间的核层融合方法^[83,84],其理论基础是多核学习(Multiple Kernel Learning, MKL),当各基核对应于不同特征时便可将MKL视为一种融合工具。文献^[83]率先将MKL引入雷达辐射源个体识别中,针对信号的时域、频域和时频域特征先分别构建基核,然后利用多核SVM实现融合识别。文献^[84]将MKL和CCA相结合,提出了基于融合核CCA的雷达辐射源融合识别方法。融合识别是提升SEI系统性能的有效途径之一,不同融合方式可以相互结合以充分发挥各自的优势,从而获得更加可靠、鲁棒的识别结果。

4 基于深度学习的雷达辐射源个体识别

深度学习可以实现不同层次的特征表示和知识抽象^[23],已成功应用于计算机视觉^[37]、雷达目标识别^[85]、通信信号识别^[24,53]等领域。对雷达辐射源个体识别而言,如果将基于现有机理分析方法所提取的UMOP特征输入深度网络,经过层层学习不断增强其特征表示能力进而提升识别性能,则有望弱化个体特征产生机理与提取方法之间的关联度,从而降低机理分析的难度。因此,基于深度学习的雷达辐射源个体识别成为最近5年的研究热点。本节针对24篇代表性文献进行归纳总结,脉络如图2所示。下面分别介绍基于深度RBM/自编码器(Auto-Encoder, AE)网络、基于卷积网络和基于对抗网络的RER(含个体识别)方法。

4.1 基于深度RBM/AE网络的方法

AE以重构输入为目标,由1个输入层、1个隐

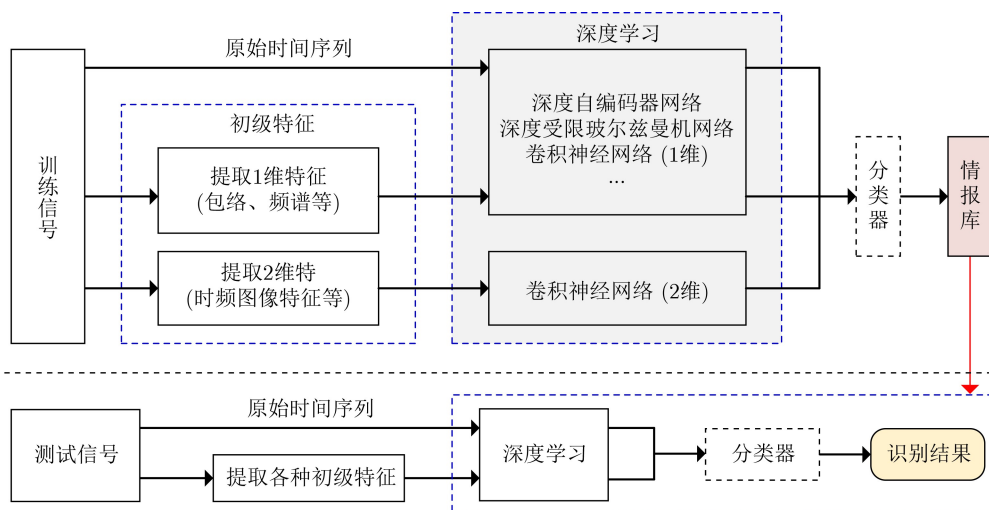


图2 基于深度学习的雷达辐射源识别方法示意图

层和1个输出层组成^[37],增加隐层数量即可得深度自编码器网络(Deep Auto-encoder Network, DAN)。RBM由1个可见层和1个隐层构成,堆叠多个RBM即可得DBN。DBN和DAN对输入数据进行层层抽象,最终可获得压缩或低维的特征表示,因此他们常被用作特征提取器。文献[22]最先将DBN用于调制类型识别,其将辐射源信号直接作为DBN的输入,并添加了Softmax输出层,从而同时实现了特征提取与分类。虽然算法性能得以验证,但仍需探讨的是原始时间序列直接作为网络输入是否合适。针对雷达辐射源个体识别,文献[44]将包络前沿作为DBN的输入。包络特征有明确的机理支撑,再借助DBN则理论上可以挖掘出其包含的个体差异信息。文献[44]不仅测试了算法的识别率,还对输入、第1~2个隐层输出的类别可分性进行了可视化对比,所得结果很好地呼应了理论推断。因此,以3.1节的手工特征作为初级特征并利用DBN或DAN提取深度特征,已成为目前的主流方案之一。文献[68]将模糊函数主脊切片作为初级特征,用DBN实现调制类型识别;文献[52]将BRT特征先输入至DAE,然后再经过两层RBM,最后由逻辑斯蒂层实现分类;文献[56]将信号的STFT图像作为初级特征,经降维和向量化后送入堆叠自编码器网络(Stacked Auto-encoder Network, SAN)提取高级特征,最后由逻辑回归分类器完成分类识别;文献[57]将STFT的能量累积量特征作为强化DBN(Reinforced DBN, RDBN)模型的输入,对8种有意调制类型进行分类;文献[60]提出“WT+堆叠DAE”的调制类型识别方法;文献[63]提出“SST+SAN”的个体识别方法。可见,这些方法大多采用时频特征作为初级特征。如前所述,虽然很多时频特征背后的机理支撑不够明确,但在DBN, DAN等深度学习模型的“努力”下辐射源个体间的差异信息能够被进一步放大。因此,从雷达信号本身出发不断增强个体差异的研究思路切实可行。

4.2 基于卷积网络的方法

卷积神经网络(CNN)起源于最早的LeNet-5模型,目前已经在结构设计、模型训练、应用等方面取得了丰富的成果^[37]。相比之下,近年来DAN, DBN等模型的进展比较缓慢。CNN最初用于2维图像,之后衍生出针对1维信号的1D-CNN模型,在RER中均有应用(本文中CNN针对2维数据)。文献[86]先将射频、脉宽和PRI特征分别经过3个并列的1维卷积-池化模块,拼接后再经过2个全连接层,最后接至输出层,对67种雷达类型进行了分类,属于1D-CNN模型。文献[45]提出了基于深度强化学习的雷达辐

射源个体识别方法,其将包络前沿作为初级特征, Q函数用设计的1D-CNN(含2个卷积层、2个池化层和3个全连接层)进行拟合。文献[48]将频谱特征输入至由2个卷积层、1个池化层和2个全连接层组成的1D-CNN模型来实现个体识别,并对比了原始时间序列作为网络输入时模型的性能,结果表明直接将时间序列作为网络输入的方法不可行。文献[87]以原始时间序列为输入,设计了基于注意力机制的1D-CNN模型。文献[48]与[87]的实验结果相互对立,本文将在后文予以讨论。文献[67]将模糊函数切片作为初级特征,输入至由5个卷积层、3个池化层和2个全连接层组成的1D-CNN模型。文献[88]设计了具有3个卷积层、3个池化层和2个全连接层的1D-CNN模型,分别将包络、频谱、功率谱、循环谱零频切片、模糊函数切片等个体特征输入所设计的网络。这些1D-CNN模型的主要区别是卷积层、池化层和全连接层的数量不同。

雷达辐射源信号的时频表示可视作图像,从而可以直接设计CNN模型。该策略无需先将2维特征向量化或切片化,从而较好地保留了时频特征的空间结构信息。文献[58]针对STFT的实部和实虚部双通道分别搭建了两种CNN模型对8种调制类型进行分类。文献[89]将信号的STFT谱作为初级特征,先利用第1个CNN模型和显著性检测方法获得STFT谱的显著图,然后将显著图输入至另一个结构相同的CNN模型。文献[89]尝试从认知的角度解译CNN模型:即使两类信号的STFT谱极为相似,他们的显著图差异仍肉眼可见,从而利用分类。文献[15]设计与LeNet-5相似的CNN模型,并采用新的Cohen类核函数计算信号的时频特征,对其滤波和二值化处理后作为CNN的输入。除了将时频表示作为初级特征,还可以先将1维特征变形为图像后再使用CNN,如文献[90]将射频、脉宽和PRI特征转化为图像。此外,文献[91]则将雷达脉冲的波形当作图像,即相当于通过拍摄原始时间序列来创建图像数据集,然后设计了含4个卷积层、2个池化层和3个全连接层的CNN模型实现个体识别,实质等同于将原始时间序列作为初级特征。

本节最后对不同深度学习模型相结合的RER方法进行简要介绍,如将CNN与DAE、长短时记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络等联合起来以提升性能。文献[59]将STFT向量化特征先输入至DAE,接着将DAE的输出向量重新调整为矩阵形式后作为CNN的输入,实现对几种调制类型的识别。其中, DAE的主要作用是对STFT进行降噪处理。LSTM擅长分析时间序列^[23,37],文献[40]

将信号的UPMOP曲线作为初级特征, 然后设计了LSTM与1D-CNN并行的网络结构用于辐射源个体识别。

4.3 基于对抗网络的方法

上述基于深度学习的RER方法普遍假设训练样本充足, 但实际上往往会遇到小样本问题, 因此还需考虑小样本情形下的辐射源深度特征学习和识别方法。生成式对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)能够通过生成器和判别器之间的对抗博弈来生成新数据, 因此可用于数据扩增而缓解小样本问题^[92]。文献^[93]将信号的双谱直方图作为初级特征, 然后利用信息最大化GAN(Information maximizing GAN, InfoGAN)实现通信辐射源个体识别; 该文献是GAN模型用于小样本条件下辐射源识别问题的初步尝试, 还有待深入研究。受对抗思想的启发, 文献^[54]提出了基于对抗式共享-私有网络(Adversarial Shared-Private Network, ASPN)的SEI方法, 其出发点是: 辐射源信号包含所有辐射源之间共享的公共特征和每个辐射源各自私有的个体特征两部分, 但个体特征容易淹没在公共特征中。ASPN由1个共享子卷积网络和1个私有子卷积网络组成, 其采用正交约束和对抗式训练将个体特征从输入信号中完全剥离出来, 从而用于区分辐射源个体。接着, 文献^[55]又提出与ASPN相似的判别对抗网络模型, 旨在将辐射源信号中包含的有意调制信息和无意调制信息完全区分开来。文献^[54,55]巧妙地将深度模型与辐射源个体特征的机理联系起来, 颇具独创性。

为方便参考, 表2汇总了本文介绍的基于深度学习的雷达辐射源个体识别方法, 且有如下评述:

(1) 卷积网络因引入了局部感受野、权值共享、池化等机制而更容易训练, 并且可以根据实际需求灵活调整网络层数。综合考虑训练效率和深度特征的代表能力, 卷积神经网络无疑是RER中的主流模型, 比基于深度RBM/AE网络的方法具有更广泛的适用性。

(2) 本节24篇文献中针对个体识别的文献为

表2 基于深度学习的雷达辐射源个体识别方法汇总

深度模型	代表文献(年份: 参考文献编号)
深度RBM网络	2016: [22]; 2018: [57]; 2019: [44]; 2020: [52,68]
深度AE网络	2017: [56]; 2018: [60]; 2020: [63]
1维卷积网络	2017: [67]; 2018: [45,86]; 2020: [48,87,88]
2维卷积网络	2018: [15,58,90]; 2020: [89,91]
混合深度网络	2019: [59]; 2020: [40]
对抗网络	2020: [54,55,93]

14篇, 其余为有意调制类型识别。在“初级特征+深度学习”的RER框架下, 无论是个体识别还是调制类型识别, 利用深度学习能够挖掘出辐射源个体之间的细微差异或有意调制方式之间的差异, 目的不同但方法相通, 故本节对二者未做严格区分。

(3) 以原始时间序列作为网络输入的相关文献有4篇^[22,48,87,91], 其中文献^[48]为对比反例, 文献^[91]将时间序列转化为波形图像。本文认为, 即使采用深度学习也较难直接从雷达脉冲信号中挖掘出细微的个体差异信息。因此, 对于雷达辐射源个体识别而言, 以UMOP特征作为初级特征更为合理, 识别系统同时依靠手工提取的初级特征和学习到的高级特征来提升性能。需要指出的是, LSTM本身擅长处理时间序列, 所以“原始时间序列+LSTM”的方法则值得继续研究。

5 雷达辐射源个体识别数据集现状

从获取方式来看, 现有的个体识别数据集主要包括计算机模拟和实验室/外场实测两大类。由于领域的特殊性, 雷达辐射源个体识别没有公开的标准数据集可用, 因此本文对这两大类数据集仅做简要说明。

5.1 计算机模拟数据集

机理分析模型是生成模拟数据集的主要依据。文献^[4]根据所建立的发射机功放模型构造了两个功放作为待区分的辐射源个体, 并在相同激励下加入强度不同的高斯白噪声以获得各种信噪比条件下的观测样本。相位噪声可建模为正弦函数, 因此文献^[34-36,40,51]将相噪加至各种调制信号而生成个体识别数据集。文献^[43]将辐射源开机启动时温度变化所引起的频率漂移建模为复指数函数, 生成3个辐射源的仿真数据开展实验。文献^[38]根据建立的信号输出模型和相位观测模型生成实验数据, 文献^[44]基于假设的脉冲包络函数生成实验数据。这些数据集构建方法与第2节阐述的特征机理密切相关, 易于实现且无硬件成本。但是, 仿真条件过于简单化和理想化, 不能很好地契合真实场景中存在的各种复杂情形^[12]。

5.2 实验室/外场实测数据集

在完全相同的采集条件下, 文献^[4]在微波暗室实验室采集了4个辐射源的数据。信号发生器用来模拟雷达辐射源, 故文献^[20,40,43,63,75,89]均利用信号发生器获取实验数据。此外, 文献^[32]采集了同一生产线生产的4个固态雷达功放的数据。在实验室环境下, 数据采集平台易于搭建, 采集条件和采集数量均可控, 从而有利于克服客观因素的影响而聚焦于发射信号本身, 有助于机理研究和个体

特征的差异分析。但是,实验室环境偏理想化,且辐射源个数较少,难以体现真实电磁环境的复杂性。国防科技大学的研究团队^[21,38,41,72]和西安电子科技大学的研究团队^[6,35,36,63,83,84,88,89]采用外场实测的2次雷达数据开展实验,该数据便于获取且数据量较大,可以充分验证UMOP特征的唯一性和稳定性。近年来,广播式自动相关监视(Automatic Dependent Surveillance-Broadcast, ADS-B)技术受到大力推广,文献^[12,48,52]采集了ADS-B信号开展实验。除民用数据外,文献^[32,45,91]利用军用数据进行实验。文献^[14,31,42,44,46,61,74]也采用实测数据验证个体识别方法的性能,但文献中未明确是在实验室还是外场获取的数据。外场数据最契合真实环境,所以最能够用于个体识别性能的验证,而联合使用模拟和实测数据则可以更加全面地验证方法性能。由于实测数据集的私有性及篇幅原因,本文未给出具体的实验性能对比,但各特征域下代表性手工特征的性能对比可直接参考文献^[6,35,83,88]。目前,基于深度学习的个体识别方法之间尚缺系统性的实验对比。

6 结束语

6.1 当前现状

当前,电子对抗环境日趋复杂,雷达辐射源个体识别研究面临的挑战主要体现在以下方面:

(1)雷达新技术的发展必然导致围绕雷达发射机而进行的机理研究工作难度加大。弱化机理与个体特征之间的关联度,以雷达信号本身为研究对象,运用各种信号处理方法提取个体特征,并结合深度学习进一步挖掘个体差异信息是目前的主流策略,既绕开了瓶颈局限,也达到了提升个体识别性能的目的。

(2)基于深度学习的雷达辐射源个体识别是近年来SEI领域的研究热点,但对于深度特征的可解释性研究不足。将深度学习引入SEI,一方面期望降低机理研究难度,更重要的是如果能够对通过深度学习所获取的个体差异信息从认知角度予以解释,无疑能够突破SEI机理研究困境。

(3)SEI系统在非合作方式下训练样本有限,但现有的数据集几乎没有考虑实际中常见的小样本和不平衡问题。文献^[93]尝试利用GAN模型缓解小样本问题,文献^[12]提出了一种新的平衡机制克服不平衡问题,都取得了初步成功,有待继续研究。

6.2 未来展望

基于当前研究现状,未来雷达辐射源个体识别技术将沿着以下几个方面继续发展:

(1)随着数据量的积累以及深度学习方法、可

解释性研究的不断深入,基于深度学习的雷达辐射源个体识别还有很大研究空间。例如,考虑效率和实时性需求,如何设计更高效、轻量的深度模型;如何将人工智能领域广义的模型可解释性^[94]迁移至SEI领域具体的模型可解释性,进而建立可解释性与个体可区分性机理之间的联系。这些方向都值得深入研究和探讨,从而完善深度学习在SEI领域的应用。

(2)小样本、不平衡条件下雷达辐射源信号的深度特征学习和分类尚处于起步阶段。文献^[95]对小样本学习问题进行了详尽的综述,我们可以借鉴一些现有方法,如GAN及其各种变体、孪生网络等,让SEI系统在合作和非合作方式下均能够利用深度学习提升识别性能。

(3)从技术层面考虑,简单性和实用性对于SEI系统的运行余部署至关重要,因此传统的“手工特征+分类器”的个体识别方法以及多特征融合识别的方法仍值得继续关注,而不是唯深度学习不用。

参考文献

- [1] TALBOT K I, DULEY P R, and HYATT M H. Specific emitter identification and verification[J]. *Technology Review Journal*, 2003, 1(1): 113-133.
- [2] LIU Mingwei and DOHERTY J. Nonlinearity estimation for specific emitter identification in multipath channels[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(3): 1076-1085. doi: [10.1109/TIFS.2011.2134848](https://doi.org/10.1109/TIFS.2011.2134848).
- [3] CARROLL T L. A nonlinear dynamics method for signal identification[J]. *Chaos*, 2007, 17(2): 023109. doi: [10.1063/1.2722870](https://doi.org/10.1063/1.2722870).
- [4] 许丹. 辐射源指纹机理及识别方法研究[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学, 2008.
XU Dan. Research on mechanism and methodology of specific emitter identification[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2008.
- [5] WILEY R G. ELINT: The Interception and Analysis of Radar Signals[M]. Boston: Artech House, 2006.
- [6] 王磊. 雷达辐射源个体识别的方法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2011.
WANG Lei. On methods for specific radar emitter identification[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2011.
- [7] DE YOUNG D, DAHLBURG J, BEVILACQUA R, et al. The U. S. naval research laboratory: Fulfilling the Roosevelts' vision for American naval power (1923-2005)[R]. NRL/MR/1001--06-8951, 2006.
- [8] LANGLEY L E. Specific emitter identification (SEI) and classical parameter fusion technology[C]. WESCON '93, San

- Francisco, USA, 1993: 377–381. doi: [10.1109/WESCON.1993.488465](https://doi.org/10.1109/WESCON.1993.488465).
- [9] 刘博. 辐射源个体识别技术的发展现状及应用建议[J]. 电子信息技术, 2019, 34(4): 40–43. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2019.04.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2019.04.008).
- LIU Bo. Development and application suggestion on technology of specific emitter identification[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2019, 34(4): 40–43. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2019.04.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2019.04.008).
- [10] 刘刚. 雷达指纹分析的基本理论探讨[J]. 电子对抗, 2002(6): 1–6.
- LIU Gang. Basic discussion on radar fingerprint analysis[J]. *Electronic Warfare*, 2002(6): 1–6.
- [11] 周一宇, 安玮, 郭福成, 等. 电子对抗原理与技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014: 235.
- ZHOU Yiyu, AN Wei, GUO Fucheng, *et al.* Principles and Technologies of Electronic Warfare System[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2014: 235.
- [12] ZHAO Shiqiang, ZENG Deguo, WANG Wenhai, *et al.* Mutation grey wolf elite PSO balanced XGBoost for radar emitter individual identification based on measured signals[J]. *Measurement*, 2020, 159: 107777. doi: [10.1016/j.measurement.2020.107777](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107777).
- [13] LIU Shaokun, YAN Xiaopeng, LI Ping, *et al.* Radar emitter recognition based on SIFT position and scale features[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018, 65(12): 2062–2066. doi: [10.1109/TCSII.2018.2819666](https://doi.org/10.1109/TCSII.2018.2819666).
- [14] 张国柱. 雷达辐射源识别技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学. 2005.
- ZHANG Guozhu. Research on emitter identification[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2005.
- [15] QU Zhiyu, MAO Xiaojie, and DENG Zhi'an. Radar signal intra-pulse modulation recognition based on convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 43874–43884. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2864347](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2864347).
- [16] 张葛祥. 雷达辐射源信号智能识别方法研究[D]. [博士学位论文], 西南交通大学, 2005.
- ZHANG Gexiang. Intelligent recognition methods for radar emitter signals[D]. [Ph. D. dissertation], Southwest Jiaotong University, 2005.
- [17] 周志文, 黄高明, 陈海洋, 等. 雷达辐射源识别算法综述[J]. 电讯技术, 2017, 57(8): 973–980. doi: [10.3969/j.issn.1001-893x.2017.08.020](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-893x.2017.08.020).
- ZHOU Zhiwen, HUANG Gaoming, CHEN Haiyang, *et al.* An overview of radar emitter recognition algorithms[J]. *Telecommunication Engineering*, 2017, 57(8): 973–980. doi: [10.3969/j.issn.1001-893x.2017.08.020](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-893x.2017.08.020).
- [18] 姜秋喜, 潘继飞, 陈晟. 雷达辐射源识别相关技术综述[J]. 电子对抗, 2012(2): 1–6.
- JIANG Qiuxi, PAN Jifei, and CHEN Sheng. Overview of radar emitter identification techniques[J]. *Electronic Warfare*, 2012(2): 1–6.
- [19] ZHANG Ming, DIAO Ming, GAO Lipeng, *et al.* Neural networks for radar waveform recognition[J]. *Symmetry*, 2017, 9(5): 75. doi: [10.3390/sym9050075](https://doi.org/10.3390/sym9050075).
- [20] 蒋鹏. 雷达信号细微特征分析与识别[D]. [博士学位论文], 哈尔滨工程大学, 2012. doi: [10.7666/d.Y2236429](https://doi.org/10.7666/d.Y2236429).
- JIANG Peng. Subtle characteristic analysis and recognition of radar signals[D]. [Ph. D. dissertation], Harbin Engineering University, 2012. doi: [10.7666/d.Y2236429](https://doi.org/10.7666/d.Y2236429).
- [21] 韩韬. 脉冲信号辐射源个体识别技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学, 2013. doi: [10.7666/d.D675555](https://doi.org/10.7666/d.D675555).
- HAN Tao. Research on the techniques of specific emitter identification for pulse signals[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2013. doi: [10.7666/d.D675555](https://doi.org/10.7666/d.D675555).
- [22] 周东青, 王玉冰, 王星, 等. 基于深度限制波尔兹曼机的辐射源信号识别[J]. 国防科技大学学报, 2016, 38(6): 136–141. doi: [10.11887/j.cn.201606022](https://doi.org/10.11887/j.cn.201606022).
- ZHOU Dongqing, WANG Yubing, WANG Xing, *et al.* Radar emitter signal recognition based on deep restricted Boltzmann machine[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2016, 38(6): 136–141. doi: [10.11887/j.cn.201606022](https://doi.org/10.11887/j.cn.201606022).
- [23] LECUN Y, BENGIO Y, and HINTON G. Deep Learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444. doi: [10.1038/nature14539](https://doi.org/10.1038/nature14539).
- [24] RIYAZ S, SANKHE K, IOANNIDIS S, *et al.* Deep learning convolutional neural networks for radio identification[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(9): 146–152. doi: [10.1109/MCOM.2018.1800153](https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1800153).
- [25] 国强. 雷达信号分选理论研究[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- GUO Qiang. Research on the Theory of Radar Signal Sorting[M]. Beijing: Science China Press, 2010.
- [26] 孙丽婷, 黄知涛, 王翔, 等. 辐射源指纹特征提取方法述评[J]. 雷达学报, 2020, 9(6): 1014–1031. doi: [10.12000/JR19115](https://doi.org/10.12000/JR19115).
- SUN Liting, HUANG Zhitao, WANG Xiang, *et al.* Overview of radio frequency fingerprint extraction in specific emitter identification[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(6): 1014–1031. doi: [10.12000/JR19115](https://doi.org/10.12000/JR19115).
- [27] 魏东升, 巫胜洪, 唐斌. 雷达信号脉内细微特征的研究[J]. 舰船科学技术, 1994(3): 23–30.
- WEI Dongsheng, WU Shenghong, TANG Bin. Research on subtle features of radar signals[J]. *Ship Science and Technology*, 1994(3): 23–30.
- [28] 肖先赐. 电子侦察中的关键技术[J]. 电子对抗, 1991(4): 1–6.
- XIAO Xianci. Key technologies in electronic reconnaissance[J]. *Electronic Warfare*, 1991(4): 1–6.
- [29] 解文斌. 脉冲信号的特征分析和辐射源识别研究[D]. [硕士学位论文], 国防科学技术大学, 2003.
- XIE Wenbin. The research of pulse signal features and emitter identification[D]. [Master dissertation], National

- University of Defense Technology, 2003.
- [30] KAWALEC A and OWCZAREK R. Specific emitter identification using intrapulse data[C]. IEEE 1st European Radar Conference, Amsterdam, Netherlands, 2004: 249–252.
- [31] RU Xiaohu, HUANG Zhitao, LIU Zheng, *et al.* Frequency-domain distribution and band-width of unintentional modulation on pulse[J]. *Electronics Letters*, 2016, 52(22): 1853–1855. doi: [10.1049/el.2016.0733](https://doi.org/10.1049/el.2016.0733).
- [32] GOK G, ALP Y K, and ARIKAN O. A new method for specific emitter identification with results on real radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 3335–3346. doi: [10.1109/TIFS.2020.2988558](https://doi.org/10.1109/TIFS.2020.2988558).
- [33] 余志斌. 基于脉内特征的雷达辐射源信号识别研究[D]. [博士学位论文], 西南交通大学, 2010. doi: [10.7666/d.y1689336](https://doi.org/10.7666/d.y1689336).
YU Zhibin. Study on radar emitter signal identification based on intra-pulse features[D]. [Ph. D. dissertation], Southwest Jiaotong University, 2010. doi: [10.7666/d.y1689336](https://doi.org/10.7666/d.y1689336).
- [34] CHEN Taowei, JIN Weidong, and LI Jie. Feature extraction using surrounding-line integral bispectrum for radar emitter signal[C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Hong Kong, China, 2008: 294–298. doi: [10.1109/IJCNN.2008.4633806](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2008.4633806).
- [35] 李林, 姬红兵. 基于模糊函数的雷达辐射源个体识别[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2546–2551. doi: [10.3724/SP.J.1146.2008.01406](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2008.01406).
LI Lin and JI Hongbing. Specific emitter identification based on ambiguity function[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(11): 2546–2551. doi: [10.3724/SP.J.1146.2008.01406](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2008.01406).
- [36] LI Lin and JI Hongbing. Radar emitter recognition based on cyclostationary signatures and sequential iterative least-square estimation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 2140–2147. doi: [10.1016/j.eswa.2010.07.155](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.07.155).
- [37] 山世光, 阚美娜, 刘昕, 等. 深度学习: 多层神经网络的复兴与变革[J]. 科技导报, 2016, 34(14): 60–70. doi: [10.3981/j.issn.1000-7857.2016.14.007](https://doi.org/10.3981/j.issn.1000-7857.2016.14.007).
SHAN Shiguang, KAN Meina, LIU Xin, *et al.* Deep learning: The revival and transformation of multi layer neural networks[J]. *Science & Technology Review*, 2016, 34(14): 60–70. doi: [10.3981/j.issn.1000-7857.2016.14.007](https://doi.org/10.3981/j.issn.1000-7857.2016.14.007).
- [38] 叶浩欢, 柳征, 姜文利. 考虑多普勒效应的脉冲无意调制特征比较[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(11): 2654–2659. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00400](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00400).
YE Haohuan, LIU Zheng, and JIANG Wenli. A comparison of unintentional modulation on pulse features with the consideration of Doppler effect[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(11): 2654–2659. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00400](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00400).
- [39] LIU Jun, LEE J P Y, LI Lingjie, *et al.* Online clustering algorithms for radar emitter classification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(8): 1185–1196. doi: [10.1109/TPAMI.2005.166](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.166).
- [40] 秦鑫, 黄洁, 王建涛, 等. 基于无意调相特性的雷达辐射源个体识别[J]. 通信学报, 2020, 41(5): 104–111. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020084](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020084).
QIN Xin, HUANG Jie, WANG Jiantao, *et al.* Radar emitter identification based on unintentional phase modulation on pulse characteristic[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(5): 104–111. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2020084](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2020084).
- [41] RU Xiaohu, YE Haohuan, LIU Zheng, *et al.* An experimental study on secondary radar transponder UMOP characteristics[C]. The 13th European Radar Conference, London, UK, 2016: 314–317.
- [42] 陈沛铂, 李纲. 应用动态时间规整算法实现雷达辐射源个体识别[J]. 信号处理, 2015, 31(8): 1035–1040. doi: [10.3969/j.issn.1003-0530.2015.08.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0530.2015.08.021).
CHEN Peibo and LI Gang. Applying dynamic time warping algorithm to specific radar emitter identification[J]. *Journal of Signal Processing*, 2015, 31(8): 1035–1040. doi: [10.3969/j.issn.1003-0530.2015.08.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0530.2015.08.021).
- [43] ZHAO Y, WU L, ZHANG J, *et al.* Specific emitter identification using geometric features of frequency drift curve[J]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, 2018, 66(1): 99–108. doi: [10.24425/119063](https://doi.org/10.24425/119063).
- [44] 徐宇恒, 程嗣怡, 董晓璇, 等. 基于DBN特征提取的雷达辐射源个体识别[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2020, 20(6): 91–96,108. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2019.06.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2019.06.014).
XU Yuheng, CHENG Siyi, DONG Xiaoxuan, *et al.* Radar specific emitter identification based on DBN feature extraction[J]. *Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2020, 20(6): 91–96,108. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2019.06.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2019.06.014).
- [45] 冷鹏飞, 徐朝阳. 一种深度强化学习的雷达辐射源个体识别方法[J]. 兵工学报, 2018, 39(12): 2420–2426. doi: [10.3969/j.issn.1000-1093.2018.12.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1093.2018.12.016).
LENG Pengfei and XU Chaoyang. Specific emitter identification based on deep reinforcement learning[J]. *Acta Armamentarii*, 2018, 39(12): 2420–2426. doi: [10.3969/j.issn.1000-1093.2018.12.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1093.2018.12.016).
- [46] 王宏伟, 赵国庆, 王玉军. 基于脉冲包络前沿高阶矩特征的辐射源个体识别[J]. 现代雷达, 2010, 32(10): 42–45,49. doi: [10.3969/j.issn.1004-7859.2010.10.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-7859.2010.10.010).
WANG Hongwei, ZHAO Guoqing, and WANG Yujun. Specific emitter identification based on higher order moment of the envelope's front edge[J]. *Modern Radar*, 2010, 32(10):

- 42–45,49. doi: [10.3969/j.issn.1004-7859.2010.10.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-7859.2010.10.010).
- [47] RU Xiaohu, LIU Zheng, HUANG Zhitao, *et al.* Evaluation of unintentional modulation for pulse compression signals based on spectrum asymmetry[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(4): 656–663. doi: [10.1049/iet-rsn.2016.0248](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0248).
- [48] XIAO Yao and WEI Xizhang. Specific emitter identification of radar based on one dimensional convolution neural network[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1550(3): 032114. doi: [10.1088/1742-6596/1550/3/032114](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1550/3/032114).
- [49] CAO Ru, CAO Jiuwen, MEI Jianping, *et al.* Radar emitter identification with bispectrum and hierarchical extreme learning machine[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(20): 28953–28970. doi: [10.1007/s11042-018-6134-y](https://doi.org/10.1007/s11042-018-6134-y).
- [50] 胡德秀, 赵拥军, 陈世文, 等. 雷达辐射源信号分析与处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019.
- HU Dexiu, ZHAO Yongjun, CHEN Shiwen, *et al.* Signal Analysis and Processing of Radar Emitter[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019: 165.
- [51] 哈尔滨工业大学. 一种基于相位噪声无意调制特征的雷达辐射源识别方法[P]. 中国专利, 201510263140.2, 2015.
- Harbin Institute of Technology. Radar radiation source identification method based on phase noise unintentional modulation characteristic[P]. China Patent, 201510263140.2, 2015.
- [52] ZHOU Yipeng, WANG Xing, CHEN You, *et al.* Specific emitter identification via bispectrum-radon transform and hybrid deep model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020: 7646527. doi: [10.1155/2020/7646527](https://doi.org/10.1155/2020/7646527).
- [53] DING Lida, WANG Shilian, WANG Fanggang, *et al.* Specific emitter identification via convolutional neural networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2591–2594. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2871465](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2871465).
- [54] CHEN Peibo, GUO Yulan, LI Gang, *et al.* Adversarial shared-private networks for specific emitter identification[J]. *Electronics Letters*, 2020, 56(6): 296–299. doi: [10.1049/el.2019.3207](https://doi.org/10.1049/el.2019.3207).
- [55] CHEN Peibo, GUO Yulan, LI Gang, *et al.* Discriminative adversarial networks for specific emitter identification[J]. *Electronics Letters*, 2020, 56(9): 438–441. doi: [10.1049/el.2020.0116](https://doi.org/10.1049/el.2020.0116).
- [56] 周志文, 黄高明, 高俊, 等. 一种深度学习的雷达辐射源识别算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2017, 44(3): 77–82. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.014).
- ZHOU Zhiwen, HUANG Gaoming, GAO Jun, *et al.* Radar emitter identification algorithm based on deep learning[J]. *Journal of Xidian University*, 2017, 44(3): 77–82. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.014](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2017.03.014).
- [57] WANG Xuebao, HUANG Gaoming, ZHOU Zhiwen, *et al.* Radar emitter recognition based on the energy cumulant of short time Fourier transform and reinforced deep belief network[J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 3103. doi: [10.3390/s18093103](https://doi.org/10.3390/s18093103).
- [58] KONG Mingxin, ZHANG Jing, LIU Weifeng, *et al.* Radar emitter identification based on deep convolutional neural network[C]. International Conference on Control, Automation and Information Sciences, Hangzhou, China, 2018: 309–314. doi: [10.1109/ICCAIS.2018.8570480](https://doi.org/10.1109/ICCAIS.2018.8570480).
- [59] 叶文强, 俞志富, 张奎. 基于DAE+CNN辐射源信号识别算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(12): 3815–3818. doi: [10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0409](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0409).
- YE Wenqiang, YU Zhifu, and ZHANG Kui. Recognition algorithm of emitter signal based on DAE+CNN[J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(12): 3815–3818. doi: [10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0409](https://doi.org/10.19734/j.issn.1001-3695.2018.07.0409).
- [60] 黄颖坤, 金炜东, 余志斌, 等. 基于深度学习和集成学习的辐射源信号识别[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(11): 2420–2425. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.11.05](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.11.05).
- HUANG Yingkun, JIN Weidong, YU Zhibin, *et al.* Radar emitter signal recognition based on deep learning and ensemble learning[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(11): 2420–2425. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.11.05](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.11.05).
- [61] 柳征, 姜文利, 周一宇. 基于小波包变换的辐射源信号识别[J]. 信号处理, 2005, 21(5): 460–464.
- LIU Zheng, JIANG Wenli, and ZHOU Yiyu. Emitter signals recognition based on wavelet packet transform[J]. *Signal Processing*, 2005, 21(5): 460–464.
- [62] CAO Yang, BAI Jinliang, LI Hongbo, *et al.* Deep representation method for radar emitter signal using wavelet packets decomposition[J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(19): 6282–6286. doi: [10.1049/joe.2019.0256](https://doi.org/10.1049/joe.2019.0256).
- [63] ZHU Mingzhe, FENG Zhenpeng, ZHOU Xianda, *et al.* Specific emitter identification based on synchrosqueezing transform for civil radar[J]. *Electronics*, 2020, 9(4): 658. doi: [10.3390/electronics9040658](https://doi.org/10.3390/electronics9040658).
- [64] SEDDIGHI Z, AHMADZADEH M R, and TABAN M R. Radar signals classification using energy-time-frequency distribution features[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2020, 14(5): 707–715. doi: [10.1049/iet-rsn.2019.0331](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2019.0331).
- [65] 普运伟, 金炜东, 朱明, 等. 雷达辐射源信号模糊函数主脊切面特征提取方法[J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(2): 133–137. doi: [10.3321/j.issn:1001-9014.2008.02.012](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-9014.2008.02.012).
- PU Yunwei, JIN Weidong, ZHU Ming, *et al.* Extracting the main ridge slice characteristics of ambiguity function for radar emitter signals[J]. *Journal of Infrared and Millimeter*

- Waves*, 2008, 27(2): 133–137. doi: [10.3321/j.issn:1001-9014.2008.02.012](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-9014.2008.02.012).
- [66] 许程成, 周青松, 张剑云, 等. 导数约束平滑条件下基于模糊函数特征的雷达辐射源信号识别方法[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1663–1668. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018).
XU Chengcheng, ZHOU Qingsong, ZHANG Jianyun, *et al.* Radar emitter recognition based on ambiguity function features with derivative constraint on smoothing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(7): 1663–1668. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018).
- [67] 西北工业大学. 一种基于深度学习的雷达辐射源类别识别方法[P]. 中国专利, 201711145195.9, 2017.
Northwestern Polytechnical University. Radar radiation source class identification method based on deep learning[P]. China Patent, 201711145195.9, 2017.
- [68] 董鹏宇, 王红卫, 陈游, 等. 基于模糊函数主脊切片和深度置信网络的雷达辐射源信号识别[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2020, 21(2): 84–90. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.013).
DONG Pengyu, WANG Hongwei, CHEN You, *et al.* A recognition method of radar emitter signals based on SVD of MRSAF and DBN[J]. *Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2020, 21(2): 84–90. doi: [10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.013).
- [69] 朱明, 金炜东, 胡来招. 一种基于Spectrum原子的雷达辐射源信号识别方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(1): 188–191. doi: [10.3724/SP.J.1146.2007.01167](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2007.01167).
ZHU Ming, JIN Weidong, and HU Laizhao. A novel method for radar emitter signals recognition based on spectrum atoms[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(1): 188–191. doi: [10.3724/SP.J.1146.2007.01167](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2007.01167).
- [70] ZHU Bin and JIN Weidong. Radar emitter signal recognition based on EMD and neural network[J]. *Journal of Computers*, 2012, 7(6): 1413–1420. doi: [10.4304/jcp.7.6.1413-1420](https://doi.org/10.4304/jcp.7.6.1413-1420).
- [71] ZHOU Zhiwen, ZHANG Jingke, and ZHANG Taotao. Specific emitter identification via feature extraction in Hilbert-Huang transform domain[J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2019, 82: 117–127. doi: [10.2528/PIERM19022502](https://doi.org/10.2528/PIERM19022502).
- [72] LI Tianqi, ZHANG Yu, and YANG Xiaojing. An ITD-based method for individual recognition of secondary radar radiation source[C]. The 8th International Conference on Communications, Signal Processing, and Systems, Urumqi, China, 2019: 769–777. doi: [10.1007/978-981-13-9409-6_91](https://doi.org/10.1007/978-981-13-9409-6_91).
- [73] HE Boxiang and WANG Fanggang. Cooperative specific emitter identification via multiple distorted receivers[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 3791–3806. doi: [10.1109/TIFS.2020.3001721](https://doi.org/10.1109/TIFS.2020.3001721).
- [74] GUO Shanzeng and TRACEY H. Discriminant analysis for radar signal classification[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(4): 3134–3148. doi: [10.1109/TAES.2020.2965787](https://doi.org/10.1109/TAES.2020.2965787).
- [75] WU Longwen, ZHAO Yaqin, WANG Zhao, *et al.* Specific emitter identification using fractal features based on box-counting dimension and variance dimension[C]. IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Bilbao, Spain, 2017: 226–231. doi: [10.1109/ISSPIT.2017.8388646](https://doi.org/10.1109/ISSPIT.2017.8388646).
- [76] FERNÁNDEZ-DELGADO M, CERNADAS E, BARRO S, *et al.* Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 3133–3181. doi: [10.5555/2627435.2697065](https://doi.org/10.5555/2627435.2697065).
- [77] WILLSON G B. Radar classification using a neural network[C]. Proceedings of the SPIE 1294, Applications of Artificial Neural Networks, Orlando, USA, 1990: 200–210. doi: [10.1117/12.21170](https://doi.org/10.1117/12.21170).
- [78] ROE A L. Artificial neural networks for ESM emitter identification-an initial study[C]. IEE Colloquium on Neural Networks for Systems: Principles and Applications, London, UK, 1991: 4/1–4/3.
- [79] GRANGER E, RUBIN M A, GROSSBERG S, *et al.* A What-and-Where fusion neural network for recognition and tracking of multiple radar emitters[J]. *Neural Networks*, 2001, 14(3): 325–344. doi: [10.1016/S0893-6080\(01\)00019-3](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(01)00019-3).
- [80] SHIEH C S and LIN C T. A vector neural network for emitter identification[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2002, 50(8): 1120–1127. doi: [10.1109/TAP.2002.801387](https://doi.org/10.1109/TAP.2002.801387).
- [81] CHEN Wenbin, FU Kun, ZUO Jiawei, *et al.* Radar emitter classification for large data set based on weighted-xgboost[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(8): 1203–1207. doi: [10.1049/iet-rsn.2016.0632](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2016.0632).
- [82] 张文博. 多类别智能分类器方法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2014. doi: [10.7666/d.D551835](https://doi.org/10.7666/d.D551835).
ZHANG Wenbo. Research on intelligent classifiers for multi-class classification[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2014. doi: [10.7666/d.D551835](https://doi.org/10.7666/d.D551835).
- [83] 史亚, 姬红兵, 朱明哲, 等. 多核融合框架下的雷达辐射源个体识别[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(10): 2484–2490. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.01698](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.01698).
SHI Ya, JI Hongbing, ZHU Mingzhe, *et al.* Specific radar emitter identification in multiple kernel fusion framework[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(10): 2484–2490. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.01698](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.01698).
- [84] SHI Ya and JI Hongbing. Kernel canonical correlation analysis for specific radar emitter identification[J].

- Electronics Letters*, 2014, 50(18): 1318–1320. doi: [10.1049/el.2014.1458](https://doi.org/10.1049/el.2014.1458).
- [85] 贺丰收, 何友, 刘准钊, 等. 卷积神经网络在雷达自动目标识别中的研究进展[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 119–131. doi: [10.11999/JEIT180899](https://doi.org/10.11999/JEIT180899).
- HE Fengshou, HE You, LIU Zhunga, *et al.* Research and development on applications of convolutional neural networks of radar automatic target recognition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 119–131. doi: [10.11999/JEIT180899](https://doi.org/10.11999/JEIT180899).
- [86] SUN Jun, XU Guangluan, REN Wenjuan, *et al.* Radar emitter classification based on unidimensional convolutional neural network[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2018, 12(8): 862–867. doi: [10.1049/iet-rsn.2017.0547](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2017.0547).
- [87] WU Bin, YUAN Shibo, LI Peng, *et al.* Radar emitter signal recognition based on one-dimensional convolutional neural network with attention mechanism[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 6350. doi: [10.3390/s20216350](https://doi.org/10.3390/s20216350).
- [88] 高欣宇, 张文博, 姬红兵, 等. 新型雷达辐射源识别[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(6): 1171–1179. doi: [10.11834/jig.190375](https://doi.org/10.11834/jig.190375).
- GAO Xinyu, ZHANG Wenbo, JI Hongbing, *et al.* New radar emitter identification method[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(6): 1171–1179. doi: [10.11834/jig.190375](https://doi.org/10.11834/jig.190375).
- [89] ZHU Mingzhe, FENG Zhenpeng, and ZHOU Xianda. A novel data-driven specific emitter identification feature based on machine cognition[J]. *Electronics*, 2020, 9(8): 1308. doi: [10.3390/electronics9081308](https://doi.org/10.3390/electronics9081308).
- [90] CAIN L, CLARK J, PAULS E, *et al.* Convolutional neural networks for radar emitter classification[C]. IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference, Las Vegas, USA, 2018: 79–83. doi: [10.1109/CCWC.2018.8301627](https://doi.org/10.1109/CCWC.2018.8301627).
- [91] WANG Xuebao, HUANG Gaoming, MA Congshan, *et al.* Convolutional neural network applied to specific emitter identification based on pulse waveform images[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2020, 14(5): 728–735. doi: [10.1049/iet-rsn.2019.0456](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2019.0456).
- [92] 王坤峰, 左旺孟, 谭营, 等. 生成式对抗网络: 从生成数据到创造智能[J]. 自动化学报, 2018, 44(5): 769–774. doi: [10.16383/j.aas.2018.y000001](https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.y000001).
- WANG Kunfeng, ZUO Wangmeng, TAN Ying, *et al.* Generative adversarial networks: From generating data to creating intelligence[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(5): 769–774. doi: [10.16383/j.aas.2018.y000001](https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.y000001).
- [93] GONG Jialiang, XU Xiaodong, and LEI Yingke. Unsupervised specific emitter identification method using radio-frequency fingerprint embedded InfoGAN[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 2898–2913. doi: [10.1109/TIFS.2020.2978620](https://doi.org/10.1109/TIFS.2020.2978620).
- [94] RAS G, XIE Ning, VAN GERVEN M, *et al.* Explainable deep learning: A field guide for the uninitiated[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2022, 73: 329–396. doi: [10.1613/jair.1.13200](https://doi.org/10.1613/jair.1.13200).
- [95] LU Jiang, GONG Pinghua, YE Jieping, *et al.* Learning from very few samples: A survey[J]. arXiv: 2009.02653, 2020.
- 史 亚: 女, 1985年生, 博士, 讲师, 研究方向为机器学习、雷达辐射源识别。
- 张文博: 男, 1985年生, 博士, 副教授, 研究方向为人工智能、辐射源识别。
- 朱明哲: 男, 1982年生, 博士, 副教授, 研究方向为非平稳信号处理。
- 王 磊: 男, 1979年生, 博士, 副教授, 研究方向为信号处理、机器学习、雷达对抗等。
- 徐胜军: 男, 1976年生, 博士, 副教授, 研究方向为视觉感知、人工智能与自动化系统等。

责任编辑: 余 蓉