

非合作通信中调制识别算法研究进展

黄知涛¹, 杨杰¹, 王翔¹, 崔轩², 王永芳²

1. 国防科技大学, 电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 长沙 410073

2. 中国人民解放军海军东海舰队, 宁波 315000

摘要 概述了非合作通信中调制识别技术的概念、内涵;介绍了经典调制识别算法和智能调制识别算法的基本原理与处理流程,分析了每类算法的优势以及存在的问题;针对现有调制识别算法存在的问题,探讨了非合作通信中调制识别算法的发展方向。

关键词 非合作通信;调制识别;特征提取;最大似然;深度学习

调制识别技术诞生于20世纪60年代^[1],最初被应用于军事领域,尤其在电子战战场上,调制识别技术发挥着巨大作用^[2]。除此之外,调制识别技术也被频谱监管机构广泛用于电磁频谱的监测、管理^[3]。调制识别技术多用于非合作通信中,以获取非合作方信号的调制方式为目标^[4]。在军用领域中,可依据目标信号的调制方式辅助实现相互识别或者进行电子对抗^[5];在民用领域中,可据此信息进行电磁频谱的管控。近年来,软件无线电技术^[6]逐渐兴起,推动了信号调制技术的快速发展^[7]。软件无线电技术借助强大的硬件平台,运用软件编程实现复杂的信号调制以及信号参数的灵活设置,对调制识别技术带来了巨大挑战^[3]。

为应对这些挑战,近年来一些新方法不断被引入调制识别领域中^[8-9]。在介绍非合作通信中调制识别技术概念、内涵的基础上,对经典调制识别算法进行了总结;阐述了基于深度学习的智能调制识别算法的基本原理,并分析了各类算法的优缺点;在分析两大类调制

识别算法的基础上,探讨了调制识别领域的发展方向 and 亟待解决的问题。

1 非合作通信中调制识别技术

1.1 非合作通信模式

非合作通信模式^[10]与合作通信模式相对。所谓合作通信模式,即通信的双方是处于合作模式的,双方对于通信信号的调制方式、信号参数进行预先约定,且双方均已知约定的信号调制方式、信号参数。在该条件下,发送方、接收方均可利用这些已知信息进行发送和接收信息,双方的通信系统均可实现一定程度的稳健性增益。合作通信模式的目标是使双方实现稳定的通信。

与之相对,非合作通信模式是指除了通信双方之外的第三方在未经通信双方授权的情况下,接入到合作通信系统中^[11],且此过程对于合作通信的双方没有影

收稿日期:2018-10-29;修回日期:2018-12-11

基金项目:国家自然科学基金项目(61401490)

作者简介:黄知涛,教授,研究方向为通信信号处理、模式识别和人工智能,电子信箱:huangzhitao@nudt.edu.cn;杨杰(共同第一作者),硕士研究生,研究方向为调制识别、深度学习,电子信箱:13701350272@163.com

引用格式:黄知涛,杨杰,王翔,等.非合作通信中调制识别算法研究进展[J].科技导报,2019,37(4):55-62;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2019.04.010

响。由此可见,当处于非合作通信模式时,未经授权的第三方没有对信号调制方式和信号参数与通信双方进行预先约定,即第三方对于发送方的信号调制方式和信号参数是未知的。非合作通信模式下的第三方的目标即在没有先验信息的条件下,实现对发送方信号的检测、识别、参数估计、解调^[5]。

1.2 调制识别技术

调制识别是非合作通信中的重要一环^[12]。图1为非合作接收机示意图。非合作方的调制信号经过传输信道进入非合作接收机,信号将会受到信道中环境噪声和接收机本身产生的噪声影响,信号中会掺杂噪声。为了判断接收机接收到的信号是非合作方的调制信号还是环境噪声,非合作接收机中加入了信号检测模块。如果信号检测模块检测到调制信号,则对调制信号进行预处理,常规的预处理包括滤波、信号参数估计、载波同步、位同步等。调制信号经过预处理后,即可进行调制识别和参数估计,由此可得到信号调制方式和信号参数。利用这些信息可对非合作方通信进行干扰,或者对信号进行解调,以挖掘出有用的情报^[13]。

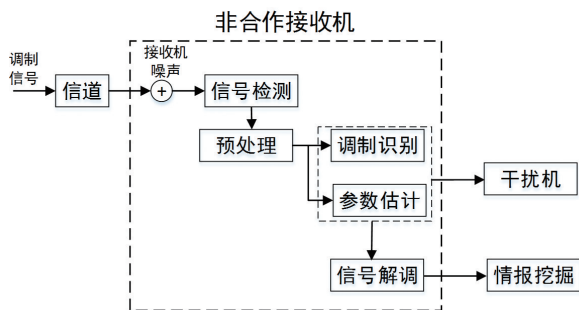


图1 调制识别技术在非合作通信中的应用
Fig. 1 Application of modulation recognition technology in non-cooperative communication

由此可见,调制识别技术的目标信号是经过接收机信号检测模块和预处理模块处理的非合作方调制信号;调制识别技术的技术手段是首先确定一个信号调制方式的集合,此集合设定的标准是集合应包含应用场景下的信号调制方式的全部种类,根据集合包含的调制方式,确定对目标信号的具体处理方法,判定目标信号调制方式的判别规则;调制识别技术的最终目标是为干扰机实施干扰、信号解调以及情报挖掘等后续非合作通信任务提供必要信息^[14]。

2 经典调制识别算法

经典调制识别算法(图2)主要分为两大类:基于决策理论的最大似然(maximum likelihood, ML)假设检验方法和基于特征提取(feature based, FB)的模式识别方法。

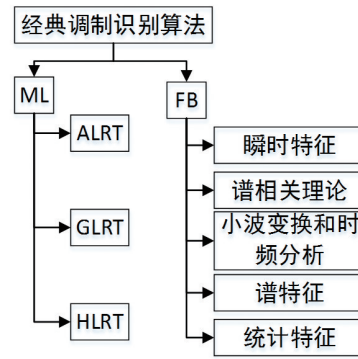


图2 经典调制识别算法
Fig. 2 Classical modulation recognition algorithm

2.1 基于决策理论的最大似然假设检验方法

2.1.1 研究现状

通常运用基于决策理论的最大似然假设检验方法(即ML算法),实现调制识别的思路如下。

第一步,根据信号模型的统计特性推导出似然函数,通过似然函数衡量待识别信号与每一种候选调制方式的相似程度。实际应用中,为了降低计算量和适应非合作通信环境,一般会对似然函数进行相应改进^[15]。第二步,通过对比待识别信号与每一种候选调制方式的相似程度,判断待识别信号的调制方式。一类判断方法是设置一个合适的阈值,将通过似然函数构建的检验统计量与阈值进行比较,从而形成判断信号调制方式的准则^[16]。但是,此类方法阈值的设置需要多次尝试、优化,且阈值对信号参数和环境的适应能力较低。因此,实际应用中,一般采用最大似然的方法(图3)。在计算通过似然函数构建的检验统计量之后,选取值最大的检验统计量所对应的候选调制方式为判断结果。此方法易实现,且不需要精心设计阈值^[17]。

按照在计算似然函数时对未知参数处理方式的不同,基于决策理论的最大似然假设检验方法可以分为3类:平均似然比检测(average likelihood ratio test, ALRT)、广义似然比检测(generalized likelihood ratio

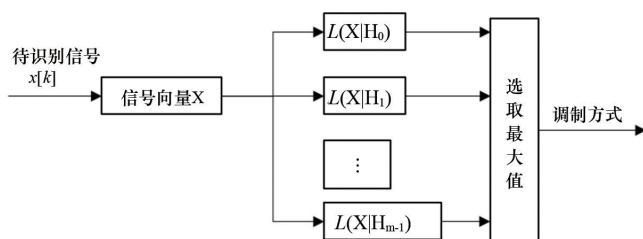


图3 基于决策理论的最大似然假设检验方法流程

Fig. 3 Flow chart of maximum likelihood hypothesis testing method based on decision theory

test, GLRT)和混合似然比检测(hybrid likelihood ratio test, HLRT)^[18]。

2.1.2 优缺点分析

ML算法的主要思想是借助概率论和贝叶斯理论,根据信号的调制方式实现对信号的分类,即实现调制方式的识别。虽然从贝叶斯估计的意义上来说,ML算法的分类结果是最优的,但是在具体实现时,ML算法存在一定的困难,其原因:一是此类算法需要的先验信息较多,需要在进行调制方式识别之前,对信号进行较多参数的估计。在调制方式未知的情况下,对信号参数的估计存在一定的困难;二是一般来说,ML算法的计算量相对其他种类的算法要大,其原因主要是会有一些参数难以估计,只能按照未知参数处理。如果不考虑未知参数,直接对ML算法进行简化,则会使得识别效果变差。

2.2 基于特征提取的模式识别方法

基于特征提取的模式识别方法主要组成部分是特征提取和模式识别(图4)。特征提取是通过对信号进行一定的变换和处理,将待识别信号转换到某种变换域上。在此变换域上,不同调制方式的信号具有可分性,即此种特征可以将不同调制方式的信号区分开来。模式识别是利用提取到的特征,运用一定的分类器,对特征进行分类,以最终实现调制方式的识别。

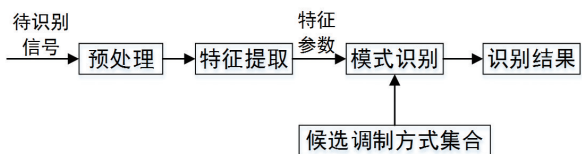


图4 基于特征提取的模式识别方法流程

Fig. 4 Flow chart of the method based on feature extraction

2.2.1 研究现状

假设检验方法和基于特征提取的模式识别方法

(即FB算法)是运用特征提取方法实现调制识别的算法,识别效果较好,学界研究成果较多。按照提取特征的不同,FB算法可以分为以下5类。

1) 基于信号瞬时特征量的调制识别方法。

基于信号瞬时特征量的信号调制识别最早由 Liedtek^[19]、Nandi 和 Azzouz^[20-22]提出,通过提取信号的瞬时幅值、瞬时频率和瞬时相位中的特征参数,分类器采用比较简单的阈值判决理论的方式区分信号调制类型。对这3个时域参数进行分析,可以识别AM、DSB、SSB、FM、CW、ASK、FSK、PSK等调制样式。

基于信号瞬时特征量的调制识别方法特征提取简单、计算量小^[23],但是由于瞬时特征量受信道噪声影响比较严重,此类算法对要求待识别的信号信噪比不能太低(一般来说,信噪比不能低于10 dB)。该算法对基本的模拟调制信号和数字调制信号都能识别,但是不能识别MQAM、MSK、APSK等调制样式。

2) 基于谱相关理论的调制识别方法。

由于信号变换域特征往往与时域的噪声不相关,一些变换域的特征提取方法能有效抑制噪声在特征参数提取时的误差。对于通信信号,其基带信号即传输的码元一般可以看作是随机的,因此在调制识别算法发展之初,学界认为基带信号被调制之后的调制信号是平稳随机信号^[24]。但是,1987年,Gardner^[25-27]提出,不能简单地将调制识别问题中的调制信号看作是平稳随机信号,事实上调制信号是循环平稳信号,可以运用循环平稳信号的相关理论对调制信号进行分析;并由此推导出不同调制方式的相关功率谱密度函数具有不同的特征,利用这个特征进行调制识别。朱德君等^[28]对谱相关函数进行了研究,并将其应用到调制识别问题上,提出了基于谱相关函数的调制识别方法。韩国栋等^[29]利用信号的谱相关的特征参数实现了ASK、FSK、PSK、MSK等信号的调制分类。吕杰等^[30]利用谱相关函数对调制信号进行分析,提出了与之相关的5种识别特征,利用决策树作为分类器实现了6种调制方式的识别。

调制信号的循环相关特征具有很好地识别能力,但循环谱估计需要完成的运算量远远大于相同频率分辨率的功率谱估计。因此,此类算法在具体应用时有一定的困难。

3) 基于小波变换和时频分析的调制识别方法。

Delprat等^[31]利用小波提取信号的瞬时频率,对提取

的特征量选择合适的分类器进行识别。Ho 等^[32]对 MPSK 和 MFSK 信号直接用 Haar 小波进行变换,取模后进行中值滤波,利用滤波后的方差特征来区分这两类信号;根据小波变换幅度的峰值数确定 MPSK 的阶数 M ,对于 MFSK 的阶数,可以首先对识别信号进行小波变换,然后由其直流电平数即可得到 MFSK 的阶数。

Zhao 等^[33]运用 Wigner-Ville 分布的方法,实现了对信号瞬时频率的估计,借助基于瞬时频率的特征,实现了对数字调相信号、数字调频信号、模拟调频信号的识别。但是此类方法也存在一定的问题:一是小波变换以及时频变换,这两者对于信号的相位突变信息提取难度较大,需要信号的信噪比较高,低信噪比的信号则难以实现其检测;二是此类算法要求基带信号在被调制之前不能进行成形滤波,如果经过成形滤波,则此类算法不能实现调制方式的识别。

4) 基于谱特征的调制识别方法。

范海波等^[34]直接对中频信号进行处理,首先计算出信号的平方、四次方,然后通过傅里叶变换得到平方谱、四次方谱,同理通过计算得到功率谱和包络谱。利用这 4 种变换谱,再进行特征提取,得到一组对噪声较为稳健的特征,最终实现了对 12 种调制方式的识别,包括数字调幅、调频、调相信号、模拟调幅、调频信号等。这种方法最大的优点是可适应低信噪比以及不需要先验信息。

但是基于上述 4 个谱特征无法识别 2ASK 和 4ASK 信号、UQPSK 和 BPSK 信号、16QAM 和 QPSK 信号等。这是因为 ASK 信号的功率谱中都有单根谱线;对于 UQPSK 信号,其平方谱有单频谱线,四次方谱中也有单频谱线,与 BPSK 的情况相同。因此,此方法不能将其与 BPSK 分开;16QAM 信号的四次方谱中有单根谱线,无法和 QPSK 区分。

5) 基于信号统计量的调制识别方法。

利用信号的高阶统计量可以对线性调制信号进行分类,用于调制分类的统计特征包括高阶矩、高阶累积量和循环累积量^[35-37]。基于信号统计量的方法,即高阶矩和高阶累积量,此类方法的优点是计算量小,而且实现难度低^[38],但是也存在一定的缺陷,即对定时同步有一定的依赖性,如果得到的基带信号质量不高,会造成识别效果下降。针对此问题,一种解决方法是应用循环累积量的方法,可直接对中频信号进行处理,对于定

时同步的要求比基于高阶累积量的方法低一些。Swami 等^[35]和 Dobre 等^[36]分析了 BPSK、QPSK 和 8PSK 的矩和累积量。Dobre 等^[2]对 BPSK、QPSK、8PSK 和 16PSK 的高阶矩和高阶累积量进行了总结。

2.2.2 优缺点分析

基于统计模式的调制识别方法在工程实践中应用较多,相关理论经过前人研究相对较成熟,可利用的理论工具丰富;对于较为简单的调制方式,可设计出稳健的识别特征。在特定条件下,识别效果逼近理论最优算法。但是此方法适应能力较差,严重依赖人工设计特征。当面对层出不穷的复杂信号体制和调制方式时,人工难以设计出稳健的识别特征,或者人工设计特征的研究周期较长。

3 基于深度学习的智能调制识别算法

近年来,深度学习在计算机视觉、自然语言处理、语音识别和信息检索等领域得到广泛应用,并且在各种机器学习基准测试中不断刷新历史记录^[38]。为了克服经典调制识别算法存在的缺陷,无线通信领域的研究人员已将深度学习应用到认知无线电领域^[39-41]。实验表明:当使用较简单的卷积神经网络时,即可实现有效的识别特征自动提取,并且可得到优于经典调制识别算法的识别效果^[39]。

3.1 研究现状

图像识别问题、语音识别问题与调制识别问题一样,都是典型的模式识别问题。基于三者之间的共性,调制识别的一个固有思路是将调制识别问题转化为图像识别问题^[42]或者语音识别问题,然后借助于后两者的优势算法工具解决调制识别问题。借助深度学习这一强大的算法工具,图像识别和语音识别领域在短时间内实现了巨大突破。因此,基于深度学习的智能调制识别算法应运而生,目前此算法有两个思路,即将调制识别问题转化为图像识别问题或者语音识别问题,然后借助深度学习实现调制识别。

3.1.1 基于图像识别网络模型的调制识别算法

基于图像识别网络模型的调制识别算法的基本思路是将调制识别问题转化为图像识别问题^[43],然后利用深度学习中的图像识别网络模型解决调制识别问题^[44]。其算法流程如图 5 所示,整个流程与一般深度学

习网络模型流程类似,需要首先对模型进行训练,然后对未知信号进行调制方式的识别。两者不同的地方有

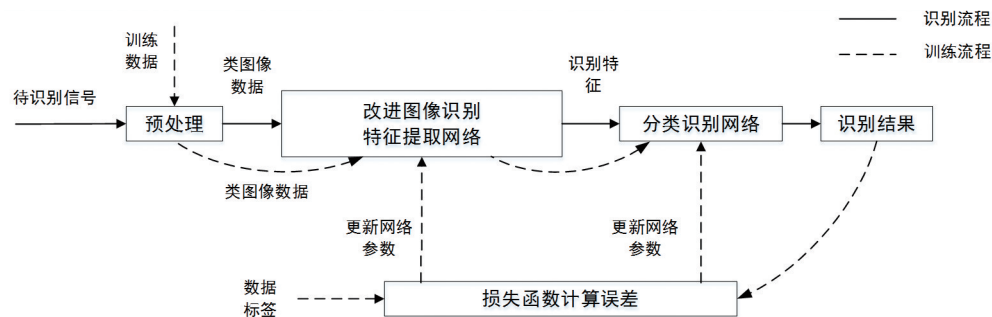


图5 基于图像识别网络模型的调制识别算法流程

Fig. 5 Flow chart of modulation recognition algorithm based on image recognition network model

一是此算法流程需要对输入信号进行预处理,主要任务是将信号转化为类图像数据,即类似于图像的二维数据^[45],例如时频图^[41]、循环谱^[46]等,此过程遵循的原则是尽量保留信号全部信息,减少信息损失,或者转化后的类图像数据之间存在一定差别,但差别可区分应用场景内的调制方式。这样做的目的是方便利用图像识别网络模型对数据进行处理。此外,此预处理过程可包括基带化、滤波等常规信号预处理。

二是此算法流程一般采用改进的图像识别网络模型,由于由信号转化而来的类图像数据与一般图像之间存在一定差别,一般对图像识别模型进行一定的改进,使其适应于类图像数据。

3.1.2 基于语音识别网络模型的调制识别算法

基于语音识别网络模型的调制识别算法的基本思

路是将调制识别问题转化为语音识别问题^[39],然后利用深度学习中的图像识别网络模型解决调制识别问题。算法流程如图6所示,整个流程与基于图像识别网络模型的调制识别算法流程类似,需要先对模型进行训练,训练完成之后即可对未知信号进行调制方式的识别。但不同的是,基于语音识别网络模型的调制识别算法在预处理过程中将信号转化为类语音数据^[47],例如频谱^[48]、包络谱等,其目的是利用语音识别网络对信号进行处理;类似地,类语音数据与语音数据仍然存在一定差异,故一般对语音识别模型进行一定的改进,使其适应于类语音数据^[39, 49]。

3.2 优缺点分析

基于深度学习的智能调制识别算法优点是可实现信号特征的自动智能提取,彻底摒弃人工设计特征的

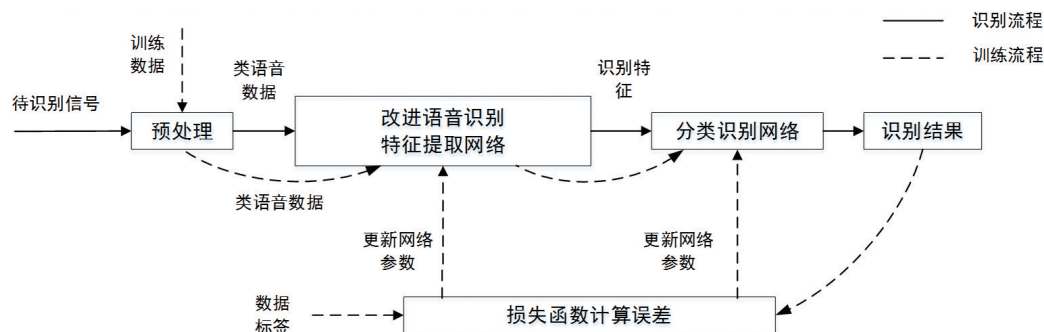


图6 基于语音识别网络模型的调制识别算法流程图

Fig. 6 Flow chart of modulation recognition algorithm based on speech recognition network model

被动式发展思路。对于复杂的调制方式,经典方法难以识别,基于深度学习的智能调制识别算法通过训练过程,可自动实现对复杂调制方式的识别特征提取,突破了经典调制识别方法的瓶颈。

基于深度学习的智能调制识别算法缺点是:由于深度学习技术是由数据驱动的,其存在固有拟合问题;且调制信号参数变化范围非常大,用于网络训练的数据难以实现对所有参数的遍历;基于深度学习的智能调制识别算法泛化能力较弱,虽然对训练数据参数范围内的信号识别效果较好,但是对此范围外的信号识别效果较差。

4 结论

经过近半个世纪的发展,经典调制识别技术已经比较成熟,但是经典调制识别算法也遇到了适应性较差等瓶颈。深度学习被应用到调制识别领域,催生了基于深度学习的智能调制识别算法。基于深度学习的智能调制识别算法借助深度学习强大的特征智能自主提取能力和优秀的分类器,成功地突破了调制识别领域的瓶颈。但是基于深度学习的智能调制识别算法存在深度学习所固有的泛化能力较弱以及对数据依赖严重的问题。因此,基于深度学习的智能调制识别算法的发展可能包括:增强算法的泛化能力,解决算法对信号参数敏感的问题;减少对数据的依赖,实现小样本训练;借助专用计算设备,实现工程化。

参考文献(References)

- [1] Weaver C S, Cole C A, Krumland R B, et al. The automatic classification of modulation types by pattern recognition[R]. Palo Alto: Stanford University California Stanford Electronics Labs, 1969.
- [2] Dobre O A, Abdi A, Bar-Ness Y, et al. Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends[J]. IET Communications, 2007, 1(2): 137-156.
- [3] Avci E, Avci D. A novel approach for digital radio signal classification: Wavelet packet energy-multiclass support vector machine (WPE-MSVM)[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 2140-2147.
- [4] Xu J L, Su W, Zhou M. Likelihood-ratio approaches to automatic modulation classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2011, 41(4): 455-469.
- [5] Wu H C, Saquib M, Yun Z. Novel automatic modulation classification using cumulant features for communications via multipath channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(8): 3098-3105.
- [6] Xu J L, Su W, Zhou M C. Software-defined radio equipped with rapid modulation recognition[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(4): 1659-1667.
- [7] Ramkumar B. Automatic modulation classification for cognitive radios using cyclic feature detection[M]. IEEE Press, 2009.
- [8] Ali A, Yangyu F, Liu S. Automatic modulation classification of digital modulation signals with stacked autoencoders[J]. Digital Signal Processing, 2017, 71: 108-116.
- [9] Zhou Q, Lu H, Jia L, et al. Automatic modulation classification with genetic backpropagation neural network[C]//Evolutionary Computation. Piscataway NJ: IEEE, 2016: 4626-4633.
- [10] Xiang F, Li J. A hierarchical digital modulation classification algorithm for adaptive wireless communication systems[J]. Wireless Personal Communications, 2006, 39(3): 321-326.
- [11] Liang W U, Hua J, Cui W L. Modulation classification using cyclostationarity test and support vector machine[J]. Journal of Applied Sciences, 2013, 31(6): 593-600.
- [12] 罗利春. 无线电侦察信号分析与处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
Luo Lichun. Radio reconnaissance signal analysis and processing[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003.
- [13] Azzouz E E, Nandi A K. Automatic identification of digital modulation types[J]. Signal Processing, 1995, 47(1): 55-69.
- [14] Swami A, Sadler B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. IEEE Transactions on communications, 2000, 48(3): 416-429.
- [15] Panagiotou P, Anastasopoulos A, Polydoros A. Likelihood ratio tests for modulation classification[C]//Century Military Communications Conference Proceedings. Piscataway NJ: IEEE, 2000(2): 670-674.
- [16] Huan C Y, Polydoros A. Likelihood methods for MPSK modulation classification[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(234): 1493-1504.
- [17] Wei W, Mendel J M. Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations[J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(2): 189-193.
- [18] Hameed F, Dobre O A, Popescu D C. On the likelihood-based approach to modulation classification[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(12): 5884-5892.
- [19] Liedtek F F. Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters[J]. Signal Processing, 1984, 6(4): 311-323.
- [20] Nandi A K, Azzouz E E. Automatic analogue modulation recognition[J]. Signal Processing 1995, 46(2): 211-222.

- [21] Nandi A K, Azzouz E E. Automatic identification of digital modulation types[J]. *Signal Processing*, 1995, 47(1): 55–69.
- [22] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1998, 46(4): 431–436.
- [23] 谭正骄, 施继红, 胡继峰. 基于随机森林的低阶数字调制识别算法研究[J]. *通信技术*, 2018, 51(3): 527–532.
Tan Zhengjiao, Shi Jihong, Hu Jifeng. Low-order digital modulation recognition algorithm based on random forest[J]. *Communications Technology*, 2018, 51(3): 527–532.
- [24] Gardner W, Franks L. Characterization of cyclostationary random signal processes[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1975, 21(1): 4–14.
- [25] Gardner W, Brown W, Chen C K. Spectral correlation of modulated signals: Digital modulation(Part II)[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1987, 35(6): 595–601.
- [26] Gardner W A, Spooner C M. Cyclic spectral analysis for signal detection and modulation recognition[C]//*Military Communications Conference*. Piscataway NJ: IEEE, 1988: 419–424.
- [27] Gardner W. Spectral correlation of modulated signals: Part I: Analog modulation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1987, 35(6): 584–594.
- [28] 朱德君. 谱相关理论在电子侦察中的应用[J]. *电子对抗*, 1995, 1(2): 43–57.
Zhu Dejun. Application of spectral correlation theory in electronic reconnaissance[J]. *Electronic Warfare*, 1995, 1(2): 43–57.
- [29] 韩国栋, 蔡斌, 邬江兴. 调制分析与识别的谱相关方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2001, 23(3): 34–36.
Han Guodong, Cai Bin, Wu Jiangxing. Spectral correlation method for modulation recognition[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2001, 23(3): 34–36.
- [30] 吕杰, 张胜付, 张克, 等. 移动通信信号自动调制识别的谱相关方法[J]. *电讯技术*, 1999(2): 9–14.
Lv Jie, Zhang Shengfu, Zhang Ke, et al. Automatic modulation recognition of mobile communication signals using spectral correlation approach[J]. *Telecommunication Engineering*, 1999(2): 9–14.
- [31] Delprat N, Escudié B, Guillemain P, et al. Asymptotic wavelet and Gabor analysis: Extraction of instantaneous frequencies [J]. *IEEE transactions on Information Theory*, 1992, 38(2): 644–664.
- [32] Ho K C, Prokopiou W, Chan Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform[J]. *IEEE Proceedings—Radar, Sonar and Navigation*, 2000, 147(4): 169–176.
- [33] Zhao Z J, Shang J N. A new method for modulation type recognition based on the time frequency representations[C]//*The 6th International Conference on Signal Processing*. Piscataway NJ: IEEE, 2002, 1: 208–211.
- [34] 范海波, 杨志俊, 曹志刚. 卫星通信常用调制方式的自动识别[J]. *通信学报*, 2004, 25(1): 140–149.
Fan Haibo, Yang Zhijun, Cao Zhigang. Automatic recognition for common used modulations in satellite communication[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2004, 25(1): 140–149.
- [35] Swami A, Sadler B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. *IEEE Transactions on communications*, 2000, 48(3): 416–429.
- [36] Dobre O A, Bar-Ness Y, Su W. Higher-order cyclic cumulants for high order modulation classification[C]//*Military Communications Conference*. Piscataway NJ: IEEE, 2003, 1: 112–117.
- [37] Dai W, Wang Y, Wang J. Joint power estimation and modulation classification using second-and higher statistics[C]//*Wireless Communications and Networking Conference*. Piscataway NJ: IEEE, 2002, 1: 155–158.
- [38] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436.
- [39] 胡宗恺, 熊刚. 一种改进的认知无线电调制识别方法研究[J]. *通信技术*, 2018, 51(5): 1036–1040.
Hu Zongkai, Xiong Gang. Modified modulation recognition method for cognitive radio[J]. *Communications Technology*, 2018, 51(5): 1036–1040.
- [40] O'Shea T J, Corgan J, Clancy T C. Convolutional radio modulation recognition networks[C]//*International conference on engineering applications of neural networks*. Aberdeen: Springer, 2016: 213–226.
- [41] Migliori B, Zeller-Townson R, Grady D, et al. Biologically inspired radio signal feature extraction with sparse denoising autoencoders[J/OL]. [2018–08–31]. <https://arxiv.org/pdf/1605.05239.pdf>
- [42] 张永乐. 基于CNN架构的通信信号调制模式分类识别研究[D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2018.
Zhang Yongle. Research on classification and recognition of communication signals modulation mode based on CNN architecture[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2018.
- [43] 裴禹豪, 曲毅, 李锦明, 等. 基于 AlexNet 网络的 MPSK 与 MQAM 类信号的调制识别[J]. *激光杂志*, 2018, 39(10): 75–78.
Pei Yuhao, Qu Yi, Li Jinming, et al. Modulation recognition of MPSK and MQAM signals based on AlexNet[J]. *Laser Journal*, 2018(10): 75–78.
- [44] Zhang M, Diao M, Guo L. Convolutional neural networks for automatic cognitive radio waveform recognition[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 11074–11082.
- [45] Zhang H, Sun H. Automatic modulation classification using

- stacked sparse auto-encoders[C]//2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing. Piscataway NJ: IEEE, 2017: 248–252.
- [46] Li J, Qi L, Lin Y. Research on modulation identification of digital signals based on deep learning[C]//IEEE International Conference on Electronic Information and Communication Technology. Piscataway NJ: IEEE, 2017: 402–405.
- [47] West N E, ÓShea T. Deep architectures for modulation recognition[C]//IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks. Piscataway NJ: IEEE, 2017: 1–6.
- [48] Fu J, Zhao C, Li B, et al. Deep learning based digital signal modulation recognition[C]//The Proceedings of the Third International Conference on Communications, Signal Processing, and Systems. Hohhot: Springer, 2015: 955–964.
- [49] Yang G Q, Yang G Q. Modulation classification based on extensible neural networks[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017: 1–10.

A Survey of modulation recognition algorithms in non-cooperative communication

HUANG Zhitao¹, YANG Jie¹, WANG Xiang¹, CUI Xuan², WANG Yongfang²

1. State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China
2. East Sea Fleet, People's Liberation Army Navy of China, Ningbo 315000, China

Abstract Based on a comprehensive study of the modulation recognition algorithm in the non-cooperative communication, this paper reviews the current research status of the communication signal classical modulation recognition algorithm and the intelligent modulation recognition algorithm based on the deep learning. The concept and the connotation of the modulation recognition technology in the non-cooperative communication are explained, focusing on the basic principle and the processing flow of the classical modulation recognition algorithm and the intelligent modulation recognition algorithm, the advantages and disadvantages of each kind of algorithms are analyzed, and the future development direction of the modulation recognition algorithm in the non-cooperative communication are discussed.

Keywords non-cooperative communication; modulation recognition; feature extraction; maximum likelihood; deep learning ●



(责任编辑 王丽娜)