

激光与光电子学进展

基于特征提取的人工智能调制格式识别算法研究现状

覃国津, 迟楠*

复旦大学信息科学与工程学院通信科学与工程系电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200433

摘要 随着信息领域不断发展, B5G/6G 时代接踵而来, 数字通信发展迈入更新、更快的阶段。为了适应更高速的通信、更多样的信道, 不同的调制格式应运而生, 被应用于不同环境。在不同时间、不同信道中改变调制格式, 有利于最大化信道利用率。然而, 发射端改变的调制格式对于接收机而言是未知的, 这不利于不同通信子系统之间的连接, 从而影响构建大型的空天地海一体化通信网络, 自动调制格式识别算法将成为破局关键。由于人工智能算法在信号处理和基于特征的分类方面具有很大优势, 因此基于特征提取的人工智能分类算法在调制格式识别领域拥有巨大的研究价值和实用价值。介绍了几种基于特征提取、人工智能分类的识别方法, 并对其在通信领域的应用进行了分析、探讨和总结。

关键词 调制格式识别; 特征提取; 人工智能; 神经网络

中图分类号 TN911.3

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221055

Review on Artificial Intelligence Modulation Format Recognition Algorithm Based on Feature Extraction

Qin Guojin, Chi Nan*

The Ministry of Education Key Laboratory of Electromagnetic Wave Information Science, Department of Communication Science and Engineering, College of Information Science and Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China

Abstract With the information field continuously evolving, B5G and 6G have been introduced, and the development of digital communication has entered a stage of faster updates. To adapt to higher-speed communication and more diverse channels, different modulation formats have been proposed and applied in different environments. The purpose of changing modulation format in different time and channels is to maximize the channel utilization. However, the modulation format changed at the transmitter is unknown to the receiver, which does not facilitate the connection between different communication subsystems, thus affecting the construction of a large-scale air-space-ground-sea integrated communication network. Therefore, modulation format recognition may be key to solving this problem. Because artificial intelligence (AI) has great advantages in signal processing and classification based on feature extraction, modulation format recognition based on feature extraction combined with AI classification algorithm has great research and practical value. This study introduces several methods based on feature extraction and AI and analyzes, discusses, and summarizes their application in the communication field.

Key words modulation format recognition; feature extraction; artificial intelligence; neural network

1 引言

在未来 6G 大型通信一体化网络中, 水下、陆基、空基、天基等通信网络的调制格式可能并不相同, 其意义是能够最大化信道利用率、提升通信速率、提高通信质量。构建智能通信网, 接收端的自动调制格式识别技术就尤为重要。因此, 自动调制格式识别在大型通信

网络中应用前景非常广阔, 应用需求也越来越大。自动调制格式识别将在民用和商用通信系统中实现多样化、强适应性的信息传输; 在军事方面, 未知通信系统中准确识别出采用的调制格式, 将为信息识别、干扰拦截等提供有力的支撑^[1]。

传统的调制格式识别方法主要分为两大类型: 一类是基于概率统计、假设检验的方法^[2], 主要使用贝叶

收稿日期: 2022-03-21; 修回日期: 2022-04-29; 录用日期: 2022-05-26; 网络首发日期: 2022-06-26

基金项目: 国家自然科学基金杰青项目(61925104)、国家自然科学基金重点项目(62031011)、鹏城实验室项目(PCL2021A14)

通信作者: *nanchi@fudan.edu.cn

斯概率模型和似然比假设检验标识识别问题。基于似然比判决理论属于早期的识别方法,有平均似然比检验^[3]、广义似然比检测^[4]、混合似然比检验^[5]。这一类方法的缺点也很明显,例如计算复杂度高,需要过多的先验知识、更多的细节分析来设置正确判决阈值。另一类是基于特征提取的方法^[6],主要包含特征提取和分类识别 2 个子模块。相较于前一种方法,基于特征提取的调制格式识别方法具有容易实现,不需要过多的人为控制,可以在没有任何先验知识的情况下完成等优点。人工智能在过去十多年中已经成功用于预

测、分类、模式识别、数据挖掘等领域。在最新研究中,可见光室内立体定位技术也成功利用神经网络提高了定位精度^[7]。将人工智能与基于特征提取的调制格式识别中的分类模块结合起来,非常具有应用价值。

2 调制格式识别系统与算法概述

2.1 基于特征提取的人工智能调制格式识别系统

基于特征提取的人工智能调制格式识别(MFR)系统构架如图 1 所示,展示了在通信系统中实现调制格式识别系统的过程。

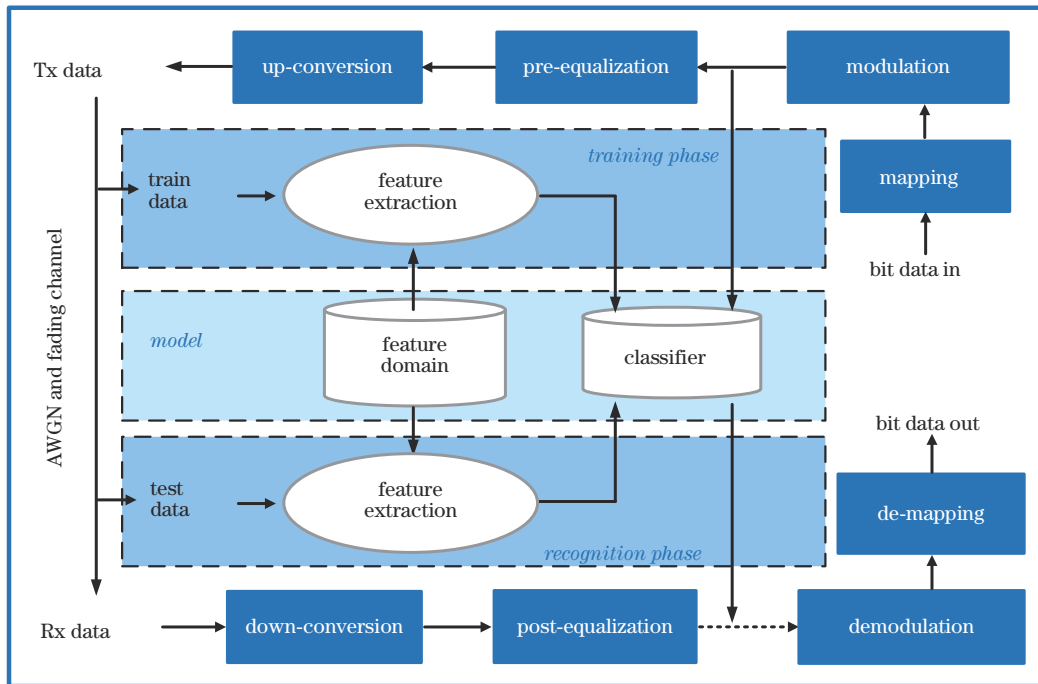


图 1 基于特征提取的人工智能调制格式识别方法的系统构架

Fig. 1 System architecture of artificial intelligence modulation format recognition based on feature extraction

在通信系统的发射端,数据经过映射、调制、预均衡和上变换,得到适合信道环境传输的发射信号;信号经过信道衰减和噪声污染后,在接收端被接收和同步,并经过对应的下变换、后均衡、解调、解映射,得到恢复信号。

调制格式识别系统分为 2 个阶段:训练阶段和识别阶段。训练阶段在发射端,对发射信号进行预处理,用特征域提取特征,输入人工智能分类器中训练分类,得到训练好的分类器。识别阶段在接收端,对接收信号进行预处理,用特征域提取特征,输入训练好的人工智能分类器中识别分类。得到识别分类结果后,可将调制格式应用于信号解调。

2.2 基于特征提取的人工智能调制格式识别算法模块

由于易于实现、无需先验知识、人为控制较少等优点,基于特征提取的人工智能分类算法是当前调制格

式识别的主流模式^[8]。从算法结构来看,基于特征提取的人工智能调制格式识别算法主要分为 2 个子模块过程:特征提取模块和分类模块。信号特征需从特征域选择提取,关注直接对接收波形处理并提取特征的特征域方法。根据处理结果的维度等特性,提出将特征域方法分为数字统计域、一维变换域、时域监测方法、二维变换域 4 类。利用人工智能分类器完成分类和识别有利于减少人为干预、实现识别系统的自动化。经典的人工智能分类器包含支持向量机(SVM)机器学习分类器,人工神经网络(ANN)、卷积神经网络(CNN)等神经网络分类器。

现有研究为 2 个子模块下的算法提供丰富的选择,调制格式识别算法可以是其中任意匹配的特征与分类器的组合,十分灵活。因此,综述也从特征提取和分类处理 2 个维度展开,对该算法的研究总结与回顾框架如图 2 所示。

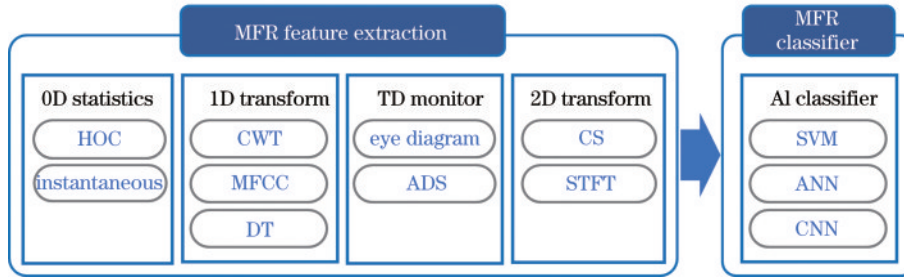


图 2 基于特征提取的人工智能调制格式识别方法的算法模块

Fig. 2 Algorithm module of artificial intelligence modulation format recognition based on feature extraction

3 基于特征域对调制信号的特征提取

在特征提取方面,时域、频域、其他变换域、时频域等不同维度的特征陆续得到应用。例如,对于时域信号采样,可以得到带有统计特征的累积量、瞬时量、直方图等,对时域直接检测信号可以得到眼图特征;将时域信号作傅里叶变换、小波变换、梅尔倒谱变换、循环谱变换、短时傅里叶变换等,可以得到频域、时频域等多维特征,将其分为 4 类展开描述。

3.1 数字统计域的特征提取

1) 高阶累积量

基于高阶累积量(HOC)特征提取的调制格式识别算法是一类经典而有效的算法,对幅度、频率、相位信号都具有区分能力。2000年,Swami等^[9]提出的基于高阶累积量的数字调制识别算法利用功率归一化后信号的四阶累积量 C_{40} 、 C_{42} 作为分类特征,实现了对脉冲幅度调制(PAM)、相移键控(PSK)和正交幅度调制(QAM)信号以及调制阶数的区分。2012年,Sherme^[10]利用高阶累积量作为特征参数,结合人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)分类器,在低信噪比的情况下仿真实现了2FSK、4FSK、4ASK、8ASK、2PSK、4PSK、8PSK、8QAM、16QAM、32QAM、64QAM等11种含阶数的调制信号识别。Li^[11]针对2ASK(BPSK)、4ASK、2FSK、4FSK、QPSK、8PSK、16QAM等7种调制信号,利用4个高阶累积量组合而成的特征参数 $f_1 = |C_{40}|/|C_{42}|$, $f_2 = |C_{41}|/|C_{42}|$, $f_3 = |C_{41}|^2/|C_{20}|$, $f_4 = |C_{42}|$,结合SVM训练分类实现了调制格式识别,当信噪比 > -1 dB时,识别准确率可达94%。2021年,贾子欣^[12]通过分析信号的高阶累积量特征,利用高阶累积量组合构造的3个特征参数 $f_1 = |C_{63}|^3/|C_{42}|^3$, $f_2 = |C_{40}|/|C_{21}|^2$, $f_3 = |C_{42}|/|C_{21}|^2$,对QPSK,8PSK,16QAM等3种调制格式的单信号和同频同调制的混合信号进行区分,实现了在信噪比 > 5 dB时,识别率可达95%的高效调制格式识别。2022年,田伟光^[13]利用信号的四阶、六阶、八阶累积量构造多个特征参数,仿真实现了信噪比0 dB下,2ASK、2FSK、BPSK、QPSK、16QAM、OFDM等6种常用调制格式的有效识别。调制信号之间的累积量差异需通

过实验研究与总结。

对不同的调制信号而言,某些高阶累积量有明显差异,利用简单的决策、SVM或ANN就可能实现分类。同时,高阶累积量在调制格式识别中具有高信噪比效果。大部分信号都是非高斯分布,一般具有非0的高阶累积量;而高斯白噪声大于2阶的累积量为0,因此将接收信号经过累积量计算处理后,可以不受噪声影响。在实际应用中需截断信号,在有限长的信号采样数据中计算高阶累积量的估值。截断长度为 N 的接收信号 $r[n]$, $n = 1, 2, \dots, N$ 的 m 阶累积量^[10]为

$$C_{pq} = \text{cum}(\underbrace{r[n], \dots, r[n]}_{p \text{ terms}}, \underbrace{r^*[n], \dots, r^*[n]}_{q \text{ terms}}), \quad (1)$$

式中: $\text{cum}()$ 为联合累积分布函数,累积量阶数 $m = p + q$ 。例如,常用的高阶累积量有:

$$\begin{aligned} C_{40} &= \text{cum}(r[n], r[n], r[n], r[n]) = m_{40} - 3m_{20}^2, \\ C_{41} &= \text{cum}(r[n], r[n], r[n], r^*[n]) = m_{41} - 3m_{21}m_{20}, \\ C_{42} &= \text{cum}(r[n], r[n], r^*[n], r^*[n]) = m_{42} - |m_{20}|^2 - 2|m_{21}|^2, \end{aligned} \quad (2)$$

式中: m_{pq} 为接收信号的自相关矩:

$$m_{pq} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r^{p-q}[n] r^{*q}[n]. \quad (3)$$

2) 瞬时量

1998年,Nandi^[14]代表性地提出利用瞬时幅度、频率和相位特征识别不同的低阶数字信号。2014年,El-Khoribi^[15]选择中心归一化瞬时振幅的功率谱密度和中心归一化瞬时相位差绝对值平均作为特征,结合ANN仿真实现了2ASK、2FSK、4ASK、4FSK、2PSK、4PSK、DPSK、16QAM等8种调制格式的分类。2018年,董雪^[16]通过瞬时振幅特征、瞬时频率特征等共6个特征,仿真实现了2ASK、4ASK、FM、FSK、2PSK、MSK等8种调制格式识别,在信噪比 > 10 dB时,平均准确率可达96%。2021年,陈观业^[17]在前人研究的基础上提出将原始IQ信号转化为瞬时幅度和相位的调制信号数据,结合一维卷积神经网络和长短期记忆网络的深度学习分类器,提高了10种数字和模拟信号的识别准确率,在信噪比为0 dB以上准确率达到了93.21%。

瞬时特征是瞬时振幅、瞬时相位、瞬时频率等信号

特征,代表一种在短时间内对时域信号采样统计并分析信号由于调制引起不同变化的方法,简要介绍瞬时特征中的两种振幅特征。

接收信号的中心归一化瞬时振幅绝对值标准差^[15]为

$$\sigma_{aa} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{A_n(i) > \alpha_r} A_{cn}^2(i) - \left(\frac{1}{N_s} \sum_{A_n(i) > \alpha_r} |A_{cn}(i)| \right)^2}, \quad (4)$$

式中: $A_{cn}(i)$ 为经过中心归一化处理后的在 $t = i/f_s$ ($i = 1, 2, \dots, N_s$) 时间处的振幅值, f_s 为采样频率; α_r 为 $A_n(i)$ 的统计阈值; N_s 为每一接收信号的采样点数; $A_{cn}(i) = A_n(i) - 1 = A(i) \left[\left(\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} A(i) \right) - 1 \right]$ 。

这一特征可能对区分 ASK 等振幅维度调制的信号有效。例如, 2ASK 与 4ASK 经过中心归一化处理后的振幅值关于零轴对称分布, 再取绝对值后分别有一个和两个值, 得到的标准差理论值分别为零和大于零。

中心归一化瞬时振幅的功率谱密度的最大值^[16]为

$$\gamma_{\max} = \max |DFT(A_{cn}(i))|^2 / N_s, \quad (5)$$

式中: DFT 为信号的离散傅里叶变换。这是一个针对信号包络的振幅特征, 用来区分携带和不携带振幅调制变化的信号。FSK、PSK、MSK、FM 信号是恒包络信号, 不含有振幅调制信息, 所以 γ_{\max} 值非常小; 8QAM 和 4ASK 信号携带振幅调制信息, γ_{\max} 值大于零, 但二者的 σ_{aa} 参数值不同。

3.2 一维变换域的特征提取

1) 连续小波变换

1999 年, Hong 等^[18] 利用连续小波变换来提取信号中的瞬态特性, 以此为特征来区分 QAM、PSK、FSK 调制格式, 当信噪比 > 5 dB 时, 识别准确率约为 97%。2010 年, Hassan 等^[19] 从连续小波变换 (CWT) 中提取高阶矩 (HOM) 作为特征集并用主成分分析法从中选择最佳子集, 以此训练 ANN 对不同阶数的 FSK、ASK、PSK 和 QAM 调制格式分类; 当信噪比不低于 3 dB 时实现了较高精度、较宽信噪比范围的识别。2020 年, 唐作栋等^[20] 提出利用新的小波特征, 结合改进的深度神经网络实现了调制格式识别, 实验结果表明: 当信噪比低至 0 dB 时, 最低识别率超过 95%、平均识别率超过 98%。2021 年, 闫文康等^[21] 受到前人构造时域幅值熵、功率谱熵的方法启发, 通过计算调制信号的小波变换熵值, 实现了调制格式的分类, 再通过高阶累积量实现了调制阶数的区分, 最终完成了 BPSK、QPSK、8PSK、2FSK、4FSK、16QAM、32QAM、16APSK、32APSK 等 9 种调制格式的识别, 在低信噪比下也取得良好效果。小波变换也具有受噪声影响低的特点, 在一定程度上能够解决低信噪比情况下识别不准确的问题。

连续小波变换是一种局部变换、研究局部特性的分析法, 能够同时表征时间和频率域上信号的局部特

征, 具有多分辨的特点。其应用意义: 1) 并非所有的信号部分都包含相同量的信息, 信号的不同部分可能包含不同量的信息; 2) 当信号在时间和频率上被局部噪声污染时, 只影响少部分系数^[18]。对连续信号 $s(t)$, 连续小波变换把基本小波函数作位移 τ 后, 在不同尺度 a 下与信号作内积, 得到的 CWT 为

$$\begin{aligned} \text{CWT}(a, \tau) &= \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \varphi_{a, \tau}^*(t) dt = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{a}} s(t) \varphi^*[(t - \tau)/a] dt, \quad (6) \end{aligned}$$

式中: $\varphi(t)$ 为母小波; $\varphi^*(\cdot)$ 为原函数的共轭函数, Hassan^[19] 使用 Harr 小波作为母小波:

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T/2 \\ -1, & -T/2 \leq t \leq T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (7)$$

对发射基带信号 $s(t)$, 其带通信号复包络为

$$\tilde{s}(t) = \sqrt{s} C_i \exp[i(\omega_i t + \varphi_i)] g_{T_s}(t - iT_s), \quad (8)$$

式中: s 为平均信号功率; $g_{T_s}(t)$ 为脉冲成形函数; T_s 为单符号时长; N 为离散信号的观测数目。给出 CWT 的幅度^[19]:

$$|\text{CWT}(a, \tau)| = \frac{4S_i \sqrt{s}}{\sqrt{a}(\omega_c + \omega_i)} \sin^2 \left[(\omega_c + \omega_i) \frac{aT_s}{4} \right], \quad (9)$$

式中: S_i 为第 i 个符号的振幅, $S_i = |C_i| = \sqrt{A_i^2 + B_i^2}$; C_i 为复振幅, $C_i = A_i + iB_i$; ω_c 为载波角频率。

2) 梅尔频率倒谱系数与离散变换域

2015 年, Keshk 和 El-Naby 等^[22] 结合离散变换域和语音识别领域的梅尔频率倒谱系数 (MFCC) 组成特征向量, 训练 SVM 和 ANN 分类器, 最终在正交频分复用 (OFDM) 系统中实现了对 BPSK、QPSK、8PSK、16PSK、64PSK 等 5 种调制格式较高正确率的自动识别, 即完成了对 OFDM 子载波中 MPSK 信号的调制阶数识别。2016 年, 张海川等^[23] 继续研究基于 MFCC 序列的 OFDM 子载波的调制格式识别方法, 发现并利用不同调制格式下 MFCC 序列的平均标准偏差和平均变化率的差异作为区分 OFDM 子载波调制信号的特征参数, 最终实现了对低阶子载波调制方式 4QAM、QAM 和 2PSK、4PSK 的识别, 同时采用递归降价的方法识别高阶子载波调制方式 64QAM、256QAM 和 8PSK、16PSK。

MFCC 通过分离信号的谱成分来获得与信号相关的信息, 计算过程如下^[23]。首先, 对接收信号 $x(n)$ 进行汉明窗 $h(n)$ 加窗处理, 并进行分帧, 每帧采样点数为 N ; 然后, 对每一帧信号作离散傅里叶变换 (DFT) 得到线性频谱 $X(k)$:

$$X(k) = \sum_{n=1}^N x(n) h(n) \exp\left(-\frac{i2\pi kn}{N}\right), 1 \leq k \leq N. \quad (10)$$

线性频谱通过由 L 个滤波器组成的梅尔滤波器组模块,并对滤波器输出能量作对数处理得到对数梅尔频谱 $S(l)$:

$$S(l) = \text{lb} \left[\sum_{k=1}^N |X(k)|^2 H_l(k) \right], 0 \leq l \leq L. \quad (11)$$

进一步将对数梅尔频谱经过离散余弦变换(DCT)得到梅尔倒谱系数(MFCC):

$$c_g = \sum_{l=0}^{L-1} S(l) \cos \left[\frac{\pi(l+0.5)g}{L} \right], 0 \leq g \leq G, \quad (12)$$

式中: c_g 为第 g 个 MFCC 序列; G 为 MFCC 序列的个数。DFT 变换、DCT 变换等离散变换(DT)均可作为 MFCC 提取的域^[22]。采用的 DCT 是一种具有良好能量压缩特性的 DT。

3.3 时域监测方法的特征提取

1) 眼图

眼图是示波器上扫描数字信号所得的码元波形重叠后形成的“眼睛”图像,包含了丰富的信息。眼图在对信号周期扫描后,其中包含的数字波形上升和下降时间、眼睛张开形状也体现了数字信号整体的特征。CNN 具有特征提取和学习能力,可以从图像处理的角度处理眼图中原始形式的像素值。

2017 年, Wang 等^[24]提出利用 CNN 对眼图提取特征并完成格式调制识别和光信噪比(OSNR)的估计。在 VPI 光学仿真软件上建立传输系统,模拟产生信噪比 10~25 dB 的 4 种广泛使用的光信号 4PAM、RZ-DPSK、NRZ-OOK、RZ-OOK。在接收端经过光电转换和同步采样后,采用示波器专用的眼图生成模块将数字信号转换为眼图。在无需知道眼图具体参数的条件下实现了宽 OSNR 范围内的 4 种常用调制格式 100% 精度识别。2019 年, 查雄等^[25]将信号的矢量图和 IQ 路眼图作为特征输入到多端 CNN 中,实现 8 种卫星通信常用的信号识别。仿真结果表明:在无频偏时,8 种信号的识别准确率在信噪比为 0 dB 时可以达到 80% 以上,但算法性能受频偏影响较大。

2) 异步延时采样

基于异步延时采样(ADS)方法在光通信网络时域监测技术的研究中受到不少学者的关注^[26],并有研究把这一方法同时应用到异构光纤网络 OSNR 监测和调制格式识别中。异步延时采样方法指按照比信号比特率低得多的采样率对信号波形幅度进行采样,且每次采样还有一个恒定时延。

2012 年, Khan 等^[27]从一维异步振幅直方图(AAH)中提取特征,将 AAH 统计数值组成一维特征向量,训练 ANN 分类器,当信噪比不低于 12 dB 的情况下,对 RZ-OOK、NRZ-DPSK、ODB、RZ-DQPSK、RZ-QPSK、NRZ-16QAM 等 6 种广泛使用的调制格式识别精度超过 99%。

AAH 的缺点在于采样只用一个抽头,缺乏区分信号不同数据速率所必需的时间、斜率信息,即不能区分

数据速率。2013 年, Khan^[28]又将相同采样频率不同采样时刻的一组样本对形成异步延时抽头点图(ADTP),类似于二维异步直方图统计,并输入 ANN 中训练,在 RZ-OOK、PM-RZQPSK、PM-NRZ-16QAM 等 3 种调制格式识别的基础上,实现了不同速率的识别,识别精度超过 99.7%。

双通道采样需 2 个高成本的高带宽采样器。2015 年, Khan^[26]又使用称为异步单通道采样(ASCS)方法,只需单通道采样就可以获得类似于 ADTP 的双通道样本对,对 NRZ-OOK、NRZ-DPSK、RZ-DPSK 等 3 种调制格式完成了调制格式识别,识别精度分别超过 98.46%。

3.4 二维变换域的特征提取

1) 循环谱图

不同调制格式信号通常具有不同的循环谱特性,循环谱(CS)包含着与定时参数相关的相位和频率信息,可以通过提取相应谱峰的位置信息来获得不同调制信号的特征。同时,信号与加性高斯白噪声、平稳干扰没有谱相关性,使得循环谱方法具有一定的抗噪性能^[29],且基于 CNN 的图像处理方法已经被证明能够很好地提取空间数据特征,据此设计调制识别算法。对非平稳复信号 $x(t)$ 的循环谱变换^[30],可表示为

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) \exp(-i2\pi f\tau) d\tau, \quad (13)$$

式中: τ 为时间变量; f 为频率变量; $R_x^\alpha(t)$ 为信号 $x(t)$ 的循环自相关函数:

$$R_x^\alpha(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t) x^*(t-\tau) \exp(-i2\pi\alpha t) dt, \quad (14)$$

式中: α 为循环频率; f 为信号频率; $x^*(\cdot)$ 为原函数的共轭函数。

2018 年, Li 等^[31]将信号的循环谱图采用低秩表示算法去噪,结合 CNN 训练分类进行调制格式识别,并提出一种稀疏滤波准则提高模型的泛化能力,最终仿真实现了 BPSK、QPSK、2FSK、4FSK、MSK、AM、FM 等 7 种调制信号高精度、高稳健的分类效果。2020 年, 李晨等^[32]提出了一种基于循环谱和 CNN 架构网络的调制识别算法,实现了 2ASK、4ASK、2FSK、4FSK、2PSK、4PSK、16QAM、32QAM、AM、FM、PM 等 11 种调制信号识别,当低信噪比为 0 dB 时,识别准确率较高,达到 95%,同时使用的样本量小,具有极快的训练速度、更大的应用潜力。2021 年, 林心桐等^[33]提出基于红绿蓝(RGB)循环谱二维图像和 CNN 的调制格式识别方法,通过计算获取 AM-SSB、AM-DSB、WBFM、BPSK、CPFSK、GFSK、PAM4、QPSK、8PSK、16QAM、64QAM 调制格式的 IQ 信号的三维循环谱图,将三维循环谱转换为 RGB 二维循环谱图,输入一种计算复杂度较低的 CNN 分类器中完成了 11 种调制类型的分类。这种分类方法识别准确率较高,又具有较低的计算复杂度。

2) 短时离散傅里叶变换

不同调制信号频率随时间的变化特性也不同,这在 MFCC 和 CWT 特征提取中也有所体现。短时离散傅里叶变换(STFT)是一种混合时频分析方法,其将频域变化随时域展开,有利于将不同调制格式的信号频率随时间变化的特征展露出来。接收信号 $x(t)$ 的观测采样 $x(n) = x(t)|_{t=n/f_s}$ 通过时域窗函数后,每一帧信号经过快速傅里叶变换(FFT),就得到频率 f 和离散时间帧 m 处的离散傅里叶变换(DFT)系数 $X(f, m)^{[34]}$,可表示为

$$X(f, m) = \sum_{n=mK+1}^{mK+J} x(n)\omega(n-mK) \exp[-i2\pi(f/J)(n-mK)], \quad (15)$$

式中: $\omega(\cdot)$ 为长度为 J 的窗函数; K 为窗函数的位移; $|X(f, m)|^2$ 为 $x(n)$ 的混合时频 STFT 功率谱图。

2019年, Zeng 等^[34]利用 STFT 将一维数字信号转换为二维谱图,每个信号由 128 个时域采样点组成,帧长为 40 个采样点,时间窗采用 90% 重叠的 Hanning 窗,使用基于 CNN 的调制识别框架,对 BPSK、QPSK、8PSK、16QAM、64QAM、BFSK、CPFSK、PAM4、WB-FM、AM-SSB、AM-DSB 等 11 种调制格式实现了高精度的识别效果。2020年,李红光等^[35]对非合作通信中跳频信号进行 STFT 和魏格纳-维尔分布(WVD)联合时频变换得到二维时频图,通过二维维纳滤波降噪,然后分割重置,最后输入 CNN 训练并完成 8 种调制格式识别,在信噪比为 -4 dB 时,平均识别准确率可达 92.54%,但是算法计算复杂度较大。这些研究体现了时频特征结合更加紧密、提取特征更加丰富的趋势。

4 基于人工智能的特征分类处理

机器学习分类算法,例如 K 最邻近法(KNN), K

均值聚类算法(K-means),基于密度的噪声应用空间聚类算法(DBSCAN),支持向量机(SVM)等,具有良好的分类能力,无需人为找到分类界限,且具有良好的泛化能力、稳健高效的优势。其中,SVM 是调制格式识别的分类器中最常使用的机器学习算法。

而 ANN、CNN 等不同类型的神经网络算法,无需确定决策顺序,只要输入特征参数具有足够差异,就能够从复杂、不易察觉的数据中建立起具有一定稳健性的训练模型,完成分类,并得出较为精确的结果。但神经网络容易受到过拟合、欠拟合、局部梯度下降算法等问题的制约,训练成本大、速度慢,在算法上仍需进行优化和调教。机器学习和神经网络算法统称为人工智能算法。

4.1 基于 SVM 的分类处理

一般来说,支持向量机(SVM)是二分类器,在多维特征空间中构建最优分离超平面将两类数据点分开,是一种有监督的机器学习分类方法。在调制格式识别系统中,一个信号由一个特征向量表征,一个特征向量对应特征空间中的一个数据点,特征向量由提取的多个特征值排列而成。

二分类 SVM 组合成多分类 SVM,可以解决多分类问题。可用于调制格式分类识别的 SVM 有 3 种类型的结构,如图 3 所示。图 3(a)被称为 1-VS-All SVM,每个 SVM 单独从所有类中分出一个类。图 3(b)被称为 1-VS-Rest SVM,按次序排列的 SVM 依次从剩余类中分出一个类。Keshk 等^[22]结合 MFCC 特征向量使用 1-VS-Rest SVM,完成了 OFDM-MPSK 调制格式阶数的识别。图 3(c)被称为二叉树 SVM,每个 SVM 都将剩余类分出两个类,直至每个类中只包含一种调制格式的信号。Sherme^[10]使用二叉树 SVM,输入多个高阶累积量、瞬时量作为特征向量,按照 FSK、PSK、ASK、QAM 的顺序依次分开完成分类。

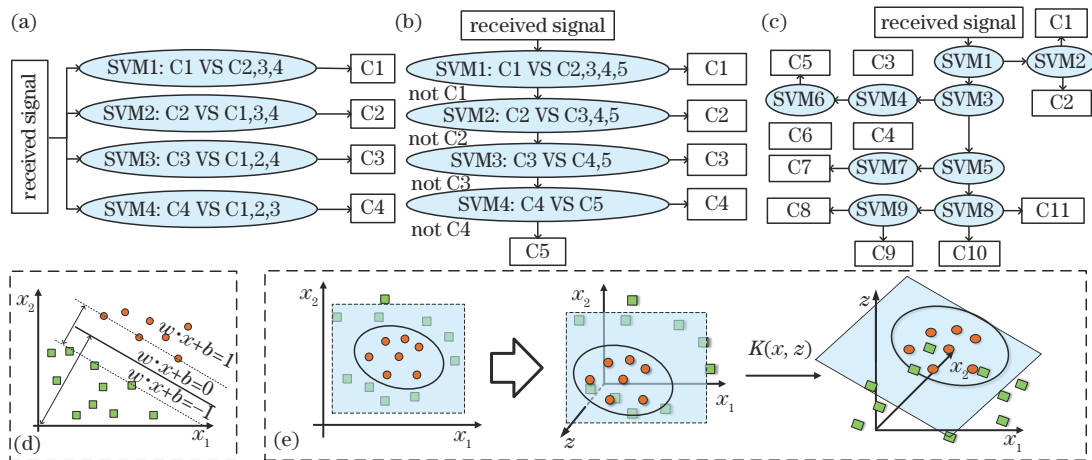


图 3 调制格式分类中使用的 SVM。(a)1-VS-All SVM; (b)1-VS-Rest SVM^[22]; (c)二叉树 SVM^[10]; (d)线性可分情况; (e)非线性可分情况^[11]

Fig. 3 Three SVM structures used in modulation format classification. (a) 1-VS-All SVM; (b) 1-VS-Rest SVM^[22]; (c) binary tree SVM^[10]; (d) linear and separable; (e) nonlinear and separable^[11]

从已发表的著作中看出,在设计数字信号调制格式识别系统的过程中,对数字信号分类次序和结构的合理安排,能够使用更少的 SVM 得到更精准、更稳健、更高效的分类识别效果。

在线性可分情况下, SVM 的工作机理如图 3(d) 所示。但在非线性可分情况下,即在特征空间无法用超平面将数据点分开时,利用核函数 $K(\cdot)$ 将数据点映射到更高维空间,即从相似空间转换到可控空间,其中存在超平面分离,就能够完成分类,如图 3(e) 所示。Li^[11] 使用二叉树 SVM,构造了高阶累积量的特征向量,映射到高维空间中,解决了低维空间中样本不可分割的问题,实现了性能简单高效、具有良好泛化能力的调制格式识别。

4.2 基于 ANN 的分类处理

ANN 或多层感知机 (MLP) 由于对非线性关系的映射有强大的学习能力,由于较为简单、容易实现而被广泛应用于调制格式识别与分类问题。ANN 一般由多个全连接层组成,包括一个输入层、一个或多个隐藏层、一个输出层,每一层由多个神经元节点组成,相邻层的节点互相连接,用权值矩阵传递影响。深层神经网络 (DNN) 作为 ANN 的一个分支,由于其强大的分析能力,在近几年的研究中也逐渐受到广泛关注。

2010 年, Hassan 等^[19] 从组合的 CWT-HOM 特征子集中选择最佳子集输入 ANN 用于训练和分类, ANN 采用弹性反向传播算法更新权值,采用的算法结构如图 4 所示,实现了宽信噪比范围内对不同阶数的 FSK、ASK、PSK 和 QAM 调制格式识别。2012 年,

Khan 等^[27] 将 AAH 统计数值组成一维特征向量输入 ANN 用于训练和分类。网络结构中, 80 节点的输入层由直方图 bin 数量决定, 隐层节点数通过增量构造法优化到 38 个, 输出层节点数对应 6 种分类调制格式, 最终实现了光信号中广泛使用的调制格式高精度识别。2015 年, Keshk 等^[22] 将长度为 26 或 52 的 MFCC 系数输入 MLP 前馈神经网络训练, 在 AWGN 和衰落信道中实现 5 种阶数的 OFDM-PSK 调制信号的高准确率识别。2019 年, 查雄等^[36] 提出并实现了基于循环神经网络解决卫星通信调制格式识别与解调, 由 4 个长短时记忆 (LSTM) 层提取特征, 3 个全连接层用于识别, 2 个全连接层用于解调。特征提取完全由神经网络来实现, 实验结果表明: 在信噪比为 0 dB 时, 对 5 种卫星通信信号的识别准确率可达 70% 以上, 但也有训练时间较长、对训练资源需求较高的缺点。由于有监督学习需要大量有标签训练样本, 而在实际场合大多无法满足数量要求, 2020 年, 苟泽中等^[37] 利用 LSTM 和残差联合神经网络实现小样本自动提取特征, 提出数据驱动模型的半监督学习方法, 提高小样本条件下信号识别准确率。实验结果表明: 半监督的联合神经网络识别准确率提升了 3%~20%, 且小样本条件下的性能提升了 60%, 当信噪比为 0 dB 时, 对 11 种调制信号的平均识别准确率可达 92%。2020 年, 唐作栋等^[20] 提出利用新的小波特征, 结合改进的深度神经网络 (DNN) 实现了调制格式识别, 在信噪比低至 0 dB 时, 最低识别率超过 95%、平均识别率超过 98%, 进一步提升了在低信噪比条件下的识别能力。

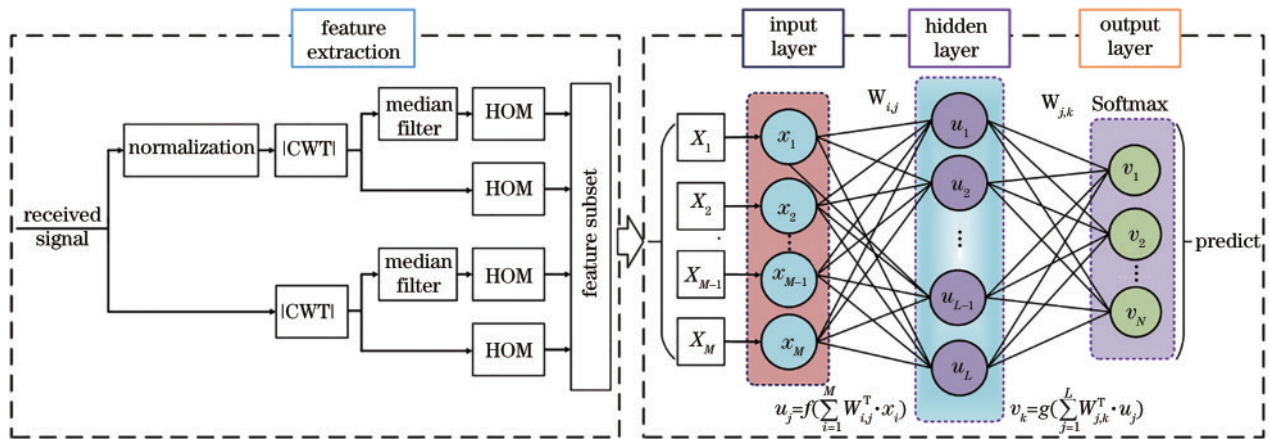


图 4 使用 ANN 结合 CWT 和 HOM 实现格式调制识别原理图^[19]

Fig. 4 Principle diagram of modulation format recognition using ANN combined with CWT and HOM^[19]

人工神经网络由浅层向深层发展、结构由简单向复杂发展、网络类型由单一向联合发展,其意义是通过神经网络就能完成更多特征提取的任务,从而减少在特征提取预处理中的人为操作。另外,低信噪比下的高识别准确率、实现相同识别效率的训练样本由大变小,既是趋势,也是挑战。

4.3 基于 CNN 的分类处理

CNN 在从图像处理角度提取空间数据特征方面展示了显著的效果。现如今 CNN 已被广泛用于调制格式识别^[34]。CNN 一般由输入层、卷积层、展平层、全连接层和输出层组成。输入层可以是单通道的灰度图或三通道 RGB 图。卷积层是 CNN 的核心,又由多

个卷积层和池化层组合而成。卷积层用于提取特征，池化层用于下采样保留特征和减少计算量，再经过特征展平层和全连接层输出分类结果。总结了用

CNN 处理眼图、循环谱图、短时傅里叶变换谱图来进行调制格式识别的案例，使用的 CNN 算法流程如图 5 所示。

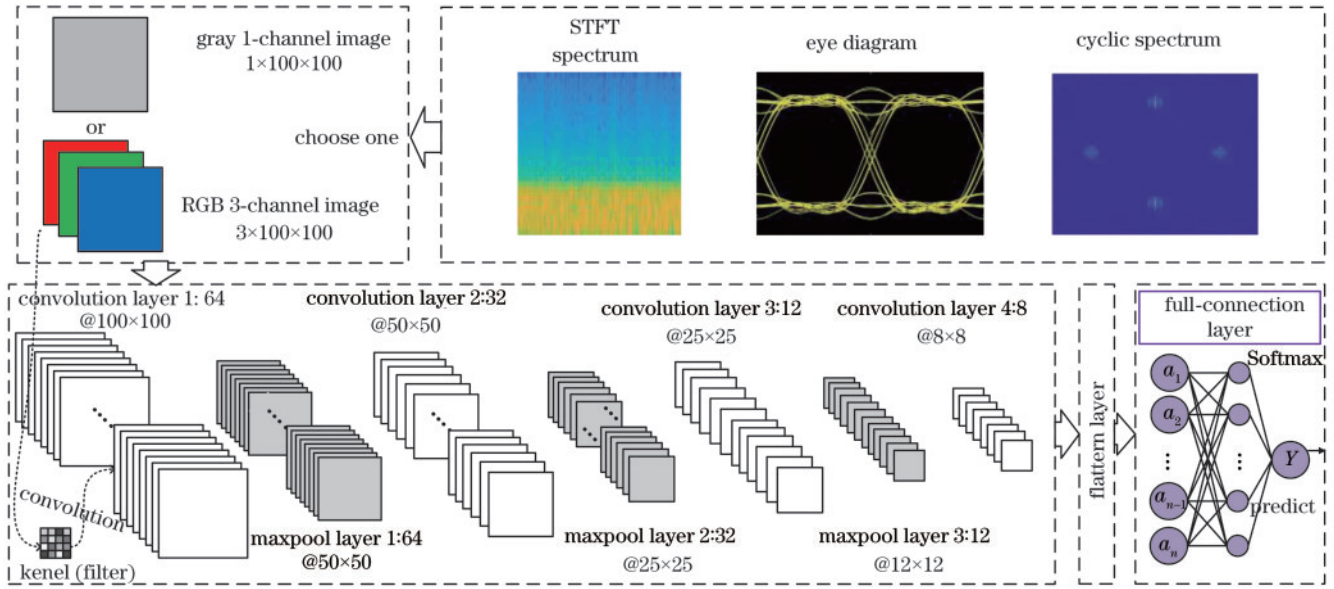


图 5 使用 CNN 结合 STFT 谱图^[34]、眼图^[24]、循环谱图^[31]实现格式调制识别的原理图

Fig. 5 Principle diagram of modulation format recognition based on CNN combined with STFT spectrum^[34], eye diagram^[24] and cyclic spectrum^[31]

2017年, Wang等^[24]对4种常用光调制信号进行光纤传输仿真, 获取在单个信噪比下每种调制格式100张28 pixel×28 pixel的眼图, 用以输入CNN中训练分类, 实现了宽信噪比范围下100%的高识别准确率。对比实验结果表明: 与决策树、SVM、ANN、KNN等4种算法相比, CNN具有最佳的分类效益。2018年, Li等^[31]将去噪循环谱图输入CNN中进行无监督训练, 实现了对7种包含数字和模拟调制信号的分类。训练好的CNN模型具有非常好的泛化能力, 准确率高, 对噪声稳健性好。2019年, Zeng等^[34]用单个信噪比下每种调制格式1000张100 pixel×100 pixel×3 pixel的STFT谱图训练CNN, 在宽信噪比-18~20 dB内, 实现了对11种调制信号的识别, 调制格式范围广, 识别准确率高且泛化能力强。2020年, 李红光等^[35]将滤波降噪、分割重置的STFT和WVD联合时频变换的二维图像输入CNN训练, 虽然计算复杂度较大, 但在低信噪比(-4 dB)时, 平均识别准确率可达92.54%。2020年, 李晨等^[32]提出基于循环谱和一种CNN架构网络的调制格式识别算法, 在低信噪比(0 dB)时, 对11种调制信号的识别准确率可达95%, 同时使用的样本量小, 具有极快的训练速度、更大的应用潜力。2022年, 向建^[38]提出一种基于并联门控循环单元(GRU)神经网络和CNN的数字信号识别方法, 验证了并联网对识别准确率进一步提高的可能性。

CNN 由于对二维图像具有处理能力而被广泛关注, 将来对 CNN 在调制格式识别领域的研究可以从输

入二维图像特征和网络本身复杂性展开, 以期用更少量的样本实现更宽的信噪比范围、更高的识别准确率、更强的泛化能力。

5 结 论

基于特征提取的调制格式识别方法容易实现、人为控制少等优点, 结合人工智能的分类算法, 具有操作便捷、识别精度高、识别范围广等优点。特征提取和基于特征的分类是调制格式识别的两个过程, 现有算法为两个模块提供了丰富的选择。特征提取的人工智能调制格式识别方法总结如表 1 所示。

表 1 基于特征提取的人工智能调制格式识别方法总结
Table 1 Conclusion of methods of artificial intelligence modulation format recognition based on feature extraction

| Feature | Dimension | Classifier | Convenience | Complexity |
|---------------|-----------|------------|-------------|------------|
| HOC | 0 | SVM/ANN | Common | Low |
| Instantaneous | 0 | SVM/ANN | Common | Low |
| CWT | 1 | SVM/ANN | Low | Common |
| MFCC | 1 | SVM/ANN | Low | Common |
| ADS | 1 or 2 | ANN/CNN | Low | Common |
| Eye Diagram | 2 | CNN | High | High |
| CS | 2 | CNN | High | High |
| STFT | 2 | CNN | High | High |

从现有的几种特征提取方法和人工智能分类方法角度进行了简单的介绍和对比。有的特征精简具体,

可用结构较为简单的分类器;有的特征长而丰富,需用较为复杂的神经网络分类器进一步提取。特征与特征之间可互为补充,例如数字统计方法可以用于时域信号,还可应用于变换域的信号。神经网络分类器中的网络结构也可以联合使用,提升网络结构的复杂度换取更好的性能。所提的基于特征提取的人工智能调制格式分类方法都有很好的效果,各种方法有不同的优势,需根据系统自身的需求和条件,考虑特征提取、分类算法的计算复杂度和识别精度,进行合理选择。近年来,CNN 由于兼具对二维图像特征提取和强大的分析能力而受到广泛关注。未来通信网络更趋灵活,调制格式信号群会更加多样化,对调制格式识别算法的发展也提出了更高的要求。在调制格式识别特征提取方面要求能提取更加丰富的特征;在分类算法方面要求更强的分析能力和更精准的分类性能,从而为构建未来通信网络提供良好的支撑作用。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] Xu J L, Su W, Zhou M C. Likelihood-ratio approaches to automatic modulation classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2011, 41(4): 455-469.
- [3] Beidas B F, Weber C L. Modulation classification of MFSK signals using the higher-order correlation domain [C]//Proceedings of the Military Communications Conference, November 5-8, 1995, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 1995: 186-191.
- [4] Ho K C, Hong L. Likelihood method for BPSK and unbalanced QPSK modulation classification[J]. Proceedings of SPIE, 2001, 4395: 155-162.
- [5] Hong L, Ho K C, et al. Modulation classification of BPSK and QPSK signals using a two element antenna array receiver[J]. 2001 MILCOM Proceedings Communications for Network-Centric Operations: Creating the Information Force, 2001, 1: 118-122.
- [6] Hsue S Z, Soliman S S. Automatic modulation classification using zero crossing[J]. IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing), 1990, 137(6): 459-464.
- [7] 赵黎, 韩中达, 张峰. 基于神经网络的可见光室内立体定位研究[J]. 中国激光, 2021, 48(7): 0706004.
Zhao L, Han Z D, Zhang F. Research on stereo location in visible light room based on neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(7): 0706004.
- [8] Zhao Z, Yang A Y, Guo P, et al. A modulation format identification method based signal amplitude sorting and ratio calculation[J]. Optics Communications, 2020, 470: 125819.
- [9] Swami A, Sadler B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(3): 416-429.
- [10] Sherme A E. A novel method for automatic modulation recognition[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(1): 453-461.
- [11] Li S P, Chen F C, Wang L. Modulation recognition algorithm of digital signal based on support vector machine[C]//2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), May 23-25, 2012, Taiyuan, China. New York: IEEE Press, 2012: 3326-3330.
- [12] 贾子欣, 赵润卓. 基于特征提取的单: 混信号调制识别研究[J]. 计算机与网络, 2021, 47(14): 70-73.
Jia Z X, Zhao R Z. Research on modulation recognition of single and mixed signals based on feature extraction[J]. Computer & Network, 2021, 47(14): 70-73.
- [13] 田伟光, 李华圣, 沈振惠, 等. 基于高阶累积量的数字调制信号检测与识别方法[J]. 中国无线电, 2022(2): 56-58.
Tian W G, Li H S, Shen Z H, et al. Digital modulation signal detection and identification methods based on high-order cumulants(HOC)[J]. China Radio, 2022(2): 56-58.
- [14] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals[J]. IEEE Transactions on Communications, 1998, 46(4): 431-436.
- [15] El-Khoribi R A, Shoman M A I, Mohammed A G A. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network in cognitive radio[J]. International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS), 2014, 3(3): 132-136.
- [16] 董雪. 基于瞬时信息及谱特征的调制方式自动识别[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
Dong X. Automatic recognition of modulation signals based on instantaneous information and spectral features [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.
- [17] 陈观业, 侯进, 张姬. 基于瞬时幅度和相位的深度学习调制识别[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(11): 197-204.
Chen G Y, Hou J, Zhang J. Deep learning modulation recognition based on instantaneous amplitude and phase [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(11): 197-204.
- [18] Hong L, Ho K C. Identification of digital modulation types using the wavelet transform[C]//IEEE Military Communications. Conference Proceedings (Cat. No.99CH3 6341), October 31-November 3, 1999, Atlantic City, NJ, USA. New York: IEEE Press, 1999: 427-431.
- [19] Hassan K, Dayoub I, Hamouda W, et al. Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural networks in wireless systems[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010(1): 532898.
- [20] 唐作栋, 龚晓峰, 雒瑞森. 一种小波特征与深度神经网络结合的信号制式识别算法[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(5): 902-909.
Tang Z D, Gong X F, Luo R S. A signal modulation recognition method based on wavelet feature and depth neural network[J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42(5): 902-909.

- [21] 闫文康, 闫毅, 范亚楠, 等. 基于小波变换熵值及高阶累积量联合的卫星信号调制识别算法[J]. 空间科学学报, 2021, 41(6): 968-975.
Yan W K, Yan Y, Fan Y N, et al. A modulation recognition algorithm based on wavelet transform entropy and high-order cumulant for satellite signal modulation[J]. Chinese Journal of Space Science, 2021, 41(6): 968-975.
- [22] Keshk M E H M, El-Naby M A, Al-Makhlasy R M, et al. Automatic modulation recognition in wireless multi-carrier wireless systems with cepstral features[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 81(3): 1243-1288.
- [23] 张海川, 雷迎科. 基于 MFCC 的 OFDM 信号子载波调制方式识别方法[J]. 火箭与制导学报, 2016, 36(6): 166-170.
Zhang H C, Lei Y K. Subcarrier modulation recognition based on MFCC for OFDM signal[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2016, 36(6): 166-170.
- [24] Wang D S, Zhang M, Li Z, et al. Modulation format recognition and OSNR estimation using CNN-based deep learning[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(19): 1667-1670.
- [25] 查雄, 彭华, 秦鑫, 等. 基于多端卷积神经网络的调制识别方法[J]. 通信学报, 2019, 40(11): 30-37.
Zha X, Peng H, Qin X, et al. Modulation recognition method based on multi-inputs convolution neural network[J]. Journal on Communications, 2019, 40(11): 30-37.
- [26] Khan F N, Yu Y, Tan M C, et al. Experimental demonstration of joint OSNR monitoring and modulation format identification using asynchronous single channel sampling[J]. Optics Express, 2015, 23(23): 30337-30346.
- [27] Khan F N, Zhou Y D, Lau A P T, et al. Modulation format identification in heterogeneous fiber-optic networks using artificial neural networks[J]. Optics Express, 2012, 20(11): 12422-12431.
- [28] Khan F N, Zhou Y D, Sui Q, et al. Non-data-aided joint bit-rate and modulation format identification for next-generation heterogeneous optical networks[J]. Optical Fiber Technology, 2014, 20(2): 68-74.
- [29] Fehske A, Gaedert J D, Reed J H. A new approach to signal classification using spectral correlation and neural networks[C]//First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, November 8-11, 2005, Baltimore, MD, USA. New York: IEEE Press, 2005: 144-150.
- [30] Roberts R S, Brown W A, Loomis H H. Computationally efficient algorithms for cyclic spectral analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1991, 8(2): 38-49.
- [31] Li R D, Li L Z, Yang S Y, et al. Robust automated VHF modulation recognition based on deep convolutional neural networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(5): 946-949.
- [32] 李晨, 杨俊安, 刘辉. 基于循环谱和 ELM-LRF 的调制识别算法[J]. 舰船电子对抗, 2020, 43(1): 52-57, 95.
Li C, Yang J N, Liu H. Modulation recognition algorithm based on cyclic spectrum and ELM-LRF[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2020, 43(1): 52-57, 95.
- [33] 林心桐, 张琳, 吴志强, 等. 基于卷积神经网络与循环谱图的调制识别方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021, 19(4): 617-622.
Lin X T, Zhang L, Wu Z Q, et al. Modulation recognition method based on convolutional neural network and cyclic spectrum images[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(4): 617-622.
- [34] Zeng Y, Zhang M, Han F, et al. Spectrum analysis and convolutional neural network for automatic modulation recognition[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 929-932.
- [35] 李红光, 郭英, 睦萍, 等. 基于时频特征的卷积神经网络跳频调制识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(10): 1945-1954.
Li H G, Guo Y, Sui P, et al. Frequency hopping modulation recognition of convolutional neural network based on time-frequency characteristics[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(10): 1945-1954.
- [36] 查雄, 彭华, 秦鑫, 等. 基于循环神经网络的卫星幅相信号调制识别与解调算法[J]. 电子学报, 2019, 47(11): 2443-2448.
Zha X, Peng H, Qin X, et al. Satellite amplitude-phase signals modulation identification and demodulation algorithm based on the cyclic neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(11): 2443-2448.
- [37] 苟泽中, 许华, 郑万泽, 等. 基于半监督联合神经网络的调制识别算法[J]. 信号处理, 2020, 36(2): 168-176.
Gou Z Z, Xu H, Zheng W Z, et al. Semi-supervised joint neural network based recognition algorithm of modulation signal[J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36(2): 168-176.
- [38] 向建, 高勇. 基于 GRU-CNN 并联神经网络的自动调制识别[J]. 电讯技术, 2021, 61(11): 1339-1343.
Xiang J, Gao Y. Automatic modulation recognition based on GRU-CNN parallel neural network[J]. Telecommunication Engineering, 2021, 61(11): 1339-1343.